Applications of Structural Equation Modeling in Experimental Research[1]

Numchai Supparerkchaisakul[2]

Received: May 9, 2014 Accepted: June 10, 2014

Abstract

Structural equation modeling is an advanced and powerful statistical analysis technique that is capable of integrating both measurement and structural relationship models of theoretical constructs leading to more statistical power for investigating the variable relationships and providing more valid parameter estimates due to measurement error correction. Applications of this technique for experimental research could enhance the internal validity and statistical conclusion validity of the research. The strengths and advantages compared to other conventional multivariate analysis techniques were discussed including its capability of simultaneously analyzing multivariate relationships, more statistical power gained from coefficient disattenuation, its flexibility, and variety of methods to handle violating statistical assumption problems. Two types of model specification for analyzing experimental data are Multiple –Indicator Multiple-Cause (MIMIC) and Structured Mean Modeling (SMM). Both MIMIC and SMM have its own unique advantages and disadvantages. Decision making of choosing between these two modelings should be based on the appropriateness of research questions and the researcher's ability to analyze and interpret the results. For clear and practical objective views of comparing, hypothetical experimental research scenarios were raised to present the examples of analysis and result interpretation from these two modelings that were applied to substitute conventional multivariate statistics with structural equation modeling.

Keywords: Structural equation modeling, SEM, Experimental research, Latent variable, **M**ultiple group analysis.

[1] Academic article

[2] Lecturer of Behavioral Science Research Institute, Srinakharinwirot University
E-mail: numchai@g.swu.ac.th

การประยุกต์ใช้การวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างในงานวิจัยเชิงทดลอง[1]

นำชัย ศุภฤกษ์ชัยสกุล[2]

บทคัดย่อ

การวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างเป็นเทคนิคการวิเคราะห์ทางสถิติที่สามารถผนวกแบบจำลองการวัดตัวแปรทางทฤษฎีและแบบจำลองโครงสร้างความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรทางทฤษฎีไว้ในแบบจำลองเดียวกัน ทำให้การวิเคราะห์นี้มีอำนาจการทดสอบที่สูงกว่าในการศึกษาความสัมพันธ์ของตัวแปรและให้ค่าประมาณประชากรได้เที่ยงตรงมากกว่าเพราะมีการปรับแก้ด้วยความคลาดเคลื่อนในการวัด การนำมาประยุกต์ใช้วิเคราะห์ข้อมูลในงานวิจัยเชิงทดลองจะช่วยเพิ่มความเที่ยงตรงภายในและความเที่ยงตรงในการสรุปผลมากขึ้น บทความนี้จะอธิบายถึงข้อดีของการวิเคราะห์นี้ที่เหนือกว่าสถิติวิเคราะห์หลายตัวแปรแบบดั้งเดิม ทั้งความสามารถศึกษาโครงสร้างความสัมพันธ์ของตัวแปรหลายตัวได้พร้อมกัน อำนาจทดสอบทางสถิติที่เหนือกว่า รวมไปถึงความก้าวหน้า ความยืดหยุ่น และความหลากหลายในการแก้ปัญหาการละเมิดข้อตกลงเบื้องต้นของสถิติทั่วไป การกำหนดแบบจำลองสามารถทำได้ 2 แบบ คือ การกำหนดแบบจำลองให้ตัวแปรแฝงมีตัวแปรสาเหตุและตัวชี้วัดหลายตัว (MIMIC) และการกำหนดให้แบบจำลองมีโครงสร้างค่าเฉลี่ยของตัวแปร (SMM) ทั้งสองแบบล้วนมีข้อดี และข้อเสียที่แตกต่างกัน การเลือกใช้จึงขึ้นอยู่กับความเหมาะสมของวัตถุประสงค์ของงานวิจัย รวมทั้งความสามารถในการวิเคราะห์และอ่านแปลผลของผู้วิจัย เพื่อให้เห็นภาพในเชิงเปรียบเทียบที่ชัดเจนและเป็นรูปธรรมในเชิงปฏิบัติ ในบทความนี้ได้ยกกรณีตัวอย่างงานวิจัยเชิงทดลอง และนำเสนอตัวอย่างการวิเคราะห์และแปลผลแบบจำลองทั้งสองแบบที่นำมาประยุกต์ใช้ทดแทนการวิเคราะห์สถิติหลายตัวแปรแบบดั้งเดิม

คำสำคัญ: การวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้าง SEM งานวิจัยเชิงทดลอง ตัวแปรแฝง การวิเคราะห์พหุกลุ่ม

[1] บทความวิชาการ

[2] อาจารย์ประจำสถาบันวิจัยพฤติกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

e-mail: numchai@g.swu.ac.th

บทนำ

การวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling/SEM) เป็นเทคนิควิเคราะห์ทางสถิติที่ใช้ทดสอบว่าชุดตัวแปรที่ศึกษาในงานวิจัยมีโครงสร้างความสัมพันธ์เชิงสาเหตุเป็นไปตามที่กำหนดไว้ในแบบจำลองสมมติฐานหรือไม่อย่างไร การวิเคราะห์นี้สามารถใช้วิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรที่มีการวัดและเก็บข้อมูลเชิงประจักษ์จากกลุ่มตัวอย่างกับตัวแปรทางทฤษฎี (Construct) ที่ต้องการศึกษาในงานวิจัย แต่เนื่องจากตัวแปรทางทฤษฎีส่วนใหญ่เป็นตัวแปรที่มีลักษณะนามธรรมซึ่งไม่มีการดำรงอยู่ทางกายภาพที่จะสามารถรับรู้หรือวัดได้โดยตรง การศึกษาจึงต้องวัดทางอ้อมผ่านตัวแปรที่สามารถวัด สังเกต หรือเก็บข้อมูลได้เป็นรูปธรรมชัดเจน การวิเคราะห์ SEM จึงเรียกตัวแปรที่เก็บข้อมูลมาจริงนี้ว่าเป็น ตัวแปรสังเกต (Observed Variable) และเรียกตัวแปรทางทฤษฎีที่ไม่มีข้อมูลปรากฏอยู่ในแฟ้มข้อมูลที่จะวิเคราะห์ว่าตัวแปรแฝง (Latent Variable) แบบจำลองที่ใช้ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสองประเภทนี้คือแบบจำลองการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis/CFA) การวิเคราะห์ SEM ยังสามารถใช้ศึกษาโครงสร้างความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรทางทฤษฎีว่าจะเป็นไปตามที่กำหนดไว้ในสมมติฐานการวิจัยหรือไม่ แบบจำลองที่ใช้วิเคราะห์ความสัมพันธ์ลักษณะนี้คือแบบจำลองการวิเคราะห์อิทธิพล (Path Analysis)

จุดเด่นประการหนึ่งของการวิเคราะห์ SEM ก็คือความสามารถในการผนวกแบบจำลองทั้งสองประเภทนี้ไว้ในแบบจำลองเดียวกัน กลายเป็นแบบจำลองการวิเคราะห์อิทธิพลที่มีตัวแปรแฝง (Latent Variable Path Analysis) ซึ่งสามารถให้คำตอบได้พร้อมกันจากการวิเคราะห์ว่า งานวิจัยนั้นวัดตัวแปรทางทฤษฎีผ่านตัวแปรสังเกตได้เที่ยงตรง (Validity) มากน้อยเพียงใด และตัวแปรทางทฤษฎีที่ศึกษานั้นมีความสัมพันธ์เชิงสาเหตุกันอย่างไร ยิ่งไปกว่านั้น ยังสามารถกำหนดแบบจำลองการวิเคราะห์ให้สอดคล้องกับสมมติฐานการวิจัยได้หลากหลายและครอบคลุมทั้งการวิเคราะห์ข้อมูลที่เก็บมาเพียงแค่ช่วงเวลาเดียว (Cross-sectional data) และการวิเคราะห์ข้อมูลช่วงยาว (Longitudinal data) ที่มีการเก็บข้อมูลหลายครั้ง การวิเคราะห์ SEM จึงได้รับความนิยมในการนำไปใช้วิเคราะห์ข้อมูลงานวิจัยในปัจจุบัน (Raykov & Marcoulides, 2006)

แม้ว่าวัตถุประสงค์หลักของการวิเคราะห์ SEM คือการศึกษาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ แต่หลักฐานที่ได้จากการวิเคราะห์ข้อมูลเพียงลำพังยังไม่สามารถยืนยันหรือให้ข้อสรุปของความสัมพันธ์เชิงสาเหตุได้อย่างหนักแน่น (Schneider, Carnoy, Kilpatrick, Schmidt, & Shavelson, 2007) แบบแผนการวิจัยเชิงทดลองยังคงเป็นแบบแผนการวิจัยสำคัญที่สามารถศึกษาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของตัวแปรได้ชัดเจนและหนักแน่นมากที่สุด เพราะมีการควบคุมตัวแปรแทรกซ้อนต่างๆ ด้วยการจัดกระทำทางการวิจัยที่เกิดขึ้นจริง แตกต่างจากการศึกษาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุโดยใช้การวิเคราะห์สถิติหลายตัวแปร ซึ่งเป็นการควบคุมทางสถิติที่เป็นการสมมติตัวเลขในข้อมูลตามเงื่อนไขของตัวแปรที่ควบคุมโดยที่เงื่อนไขนั้นอาจจะไม่ได้เกิดขึ้นจริงเลยก็ตาม ตัวอย่างเช่น ถ้าอายุเป็นตัวแปรแทรกซ้อนที่ต้องการควบคุม ถ้าใช้วิธีควบคุมตัวแปรด้วยการจัดกระทำอย่างเช่นที่ใช้ในงานวิจัยเชิงทดลอง วิธีหนึ่งที่ใช้ควบคุมตัวแปรแทรกซ้อนคือการทำให้ตัวแปรมีค่าคงที่โดยพยายามหากลุ่มตัวอย่างที่มีอายุเดียวกันมาศึกษาทั้งในกลุ่มทดลองและกลุ่มควบคุม (Levin, 1999) แต่ถ้าใช้วิธีควบคุมทางสถิติ จะเป็นการสมมติในเชิงตัวเลขว่าถ้าเก็บ

ข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างที่มีอายุเดียวกัน ความสัมพันธ์ของตัวแปรที่วิเคราะห์น่าจะเป็นอย่างไร ทั้งที่แท้จริงแล้ว ข้อมูลที่เก็บและใช้วิเคราะห์นั้นไม่ได้มาจากกลุ่มตัวอย่างที่มีอายุเดียวกันตามเงื่อนไขที่สมมติเลยก็ตาม

แม้ว่าการวิเคราะห์ SEM จะไม่สามารถทดแทนแบบแผนการวิจัยเชิงทดลองในการศึกษาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุได้ แต่ถ้านำมาใช้ควบคู่กันก็จะยิ่งเป็นการเพิ่มความแข็งแกร่งให้กับงานวิจัย ทั้งในแง่ของความเที่ยงตรงภายใน (Internal validity) ที่จะได้จากแบบแผนการวิจัยเชิงทดลอง และความเที่ยงตรงในการสรุปผลทางสถิติ (Statistical conclusion validity) ที่จะได้จากการใช้การวิเคราะห์ SEM ซึ่งเป็นสถิติที่มีอำนาจทดสอบ (Power) สูงในกรณีที่มีหลายตัวแปร อย่างไรก็ดี งานวิจัยที่ใช้ทั้งแบบแผนการวิจัยเชิงทดลองและใช้การวิเคราะห์ SEM ยังมีอยู่น้อยมาก ส่วนใหญ่จะเป็นงานวิจัยเชิงสหสัมพันธ์ บทความนี้จึงมีจุดมุ่งหมายหลักเพื่อนำเสนอจุดแข็งและประโยชน์ในการนำการวิเคราะห์ SEM มาใช้วิเคราะห์ข้อมูลในงานวิจัยเชิงทดลอง ขนาดกลุ่มตัวอย่าง รายละเอียดการกำหนดแบบจำลอง กรณีตัวอย่างการวิเคราะห์ในงานวิจัยเชิงทดลอง รวมทั้งการแปลผลค่าสถิติที่สำคัญ

ประโยชน์ของการใช้การวิเคราะห์ SEM ในงานวิจัยเชิงทดลอง

สิ่งที่ทำให้การวิเคราะห์ SEM เป็นสถิติวิเคราะห์ที่มีความโดดเด่นแตกต่างจากสถิติวิเคราะห์หลายตัวไปทั่วไปก็คือ การวิเคราะห์ความสัมพันธ์หลายตัวแปร อำนาจทดสอบ และความสามารถในการวิเคราะห์ในกรณีที่มีการละเมิดข้อตกลงเบื้องต้น (Assumptions) รายละเอียดของจุดเด่นดังกล่าวเมื่อนำมาประยุกต์ใช้ในงานวิจัยเชิงทดลองมีดังนี้

การวิเคราะห์ความสัมพันธ์หลายตัวแปร

ลักษณะสำคัญของงานวิจัยเชิงทดลองคือ การจัดกระทำตัวแปรอิสระที่จะทดลอง (Manipulation) เพื่อให้กลุ่มตัวอย่างในกลุ่มทดลองและกลุ่มควบคุมได้รับค่าของตัวแปรอิสระที่แตกต่างกัน การควบคุมตัวแปรแทรกซ้อนอย่างเคร่งครัดและเป็นระบบ (Control) และการวัดผลตัวแปรตามเพื่อประเมินว่าตัวแปรอิสระที่ทดลองส่งผลต่อตัวแปรตามหรือไม่ (Observation) งานวิจัยเชิงทดลองหลายงานเลือกที่จะวัดผลตัวแปรตามในงานหลายตัว ด้วยความคิดที่ว่าตัวแปรอิสระที่ทดลองนั้นน่าจะส่งผลเชิงสาเหตุต่อตัวแปรตามมากกว่าหนึ่งตัว การศึกษาตัวแปรตามหลายตัวทำให้สามารถศึกษาปรากฏการณ์ได้รอบด้านและครอบคลุมมากกว่า รวมทั้งต้นทุนการวัดตัวแปรตามในการวิจัยเชิงทดลองนั้นต่ำกว่าต้นทุนการจัดกระทำตัวแปรอิสระที่จะทดลอง ดังนั้นเพื่อให้คุ้มค่าต่อการลงทุนลงแรงทำงานวิจัย การเพิ่มตัวแปรตามที่จะวัดผลย่อมคุ้มค่ากว่าที่จะทำการทดลองเดียวกันหลายครั้งเพื่อที่จะดูว่าตัวแปรที่ทดลองนั้นส่งผลต่อตัวแปรตามที่แตกต่างกันใดบ้าง นอกจากนี้การเพิ่มตัวแปรตามในการศึกษายังเป็นการเพิ่มโอกาสที่นักวิจัยจะค้นพบผลการทดลองมากกว่าที่จะศึกษาตัวแปรผลเพียงแค่ตัวเดียว (Stevens, 2009)

งานวิจัยเชิงทดลองที่ศึกษาตัวแปรผลหลายตัวแปรส่วนใหญ่ใช้สถิติวิเคราะห์ความแปรปรวนหลายตัวแปร (Multivariate Analysis of Variance/ MANOVA) ในการวิเคราะห์ว่าตัวแปรผลการทดลองที่ศึกษาหลายตัวนั้นจะแตกต่างไปตามกลุ่มที่ทดลองหรือไม่ ซึ่งเป็นสถิติที่มีอำนาจทดสอบสูงกว่าการวิเคราะห์ความแปรปรวนตัวแปรเดียว (Analysis of Variance/ ANOVA) และสามารถควบคุมความคลาดเคลื่อน จากการทดสอบสมมติฐานประเภทที่ 1 (Type I Error) ที่เพิ่มมากขึ้นอันเนื่องมาจากการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ย

หลายครั้งตามจำนวนตัวแปรตาม (Stevens, 2009; Tabachnick & Fidell, 2006) แต่เมื่อเปรียบเทียบกับการวิเคราะห์ SEM แล้วการวิเคราะห์ MANOVA ยังคงเป็นสถิติที่มีอำนาจทดสอบต่ำกว่าการวิเคราะห์ SEM (Bagozzi & Yi, 1989; Hancock, Lawrence, & Nevitt, 2000; Kano, 2001; McDonald et al., 2002)

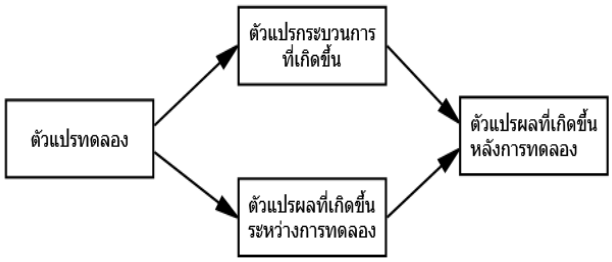
นอกเหนือจากเรื่องอำนาจทดสอบ การวิเคราะห์ SEM และ MANOVA ยังแตกต่างกันทั้งในธรรมชาติการมองบทบาทของชุดตัวแปรตามที่จะวิเคราะห์ แนวคิดรากฐานของการวิเคราะห์ MANOVA คือการนำเอาชุดตัวแปรตามมาประกอบสร้างเป็นตัวแปรประกอบเชิงเส้น (linear composite/L) ตามสมการ

$$L = a_1y_1 + a_2y_2 + \ldots + a_ky_k \qquad (1)$$

เมื่อ k คือ จำนวนตัวแปรตาม ตัวแปรประกอบเชิงเส้นถูกสร้างขึ้นโดยพยายามกำหนดให้น้ำหนัก (a_k) ของตัวแปรตามแต่ละตัวเป็นน้ำหนักที่ดีที่สุดที่จะทำให้แต่ละกลุ่มมีความแตกต่างกันมากที่สุดในค่าของตัวแปรประกอบเชิงเส้นที่สร้างขึ้น สำหรับงานวิจัยเชิงทดลอง ตัวแปรประกอบเชิงเส้นนี้สามารถตีความได้ว่าเป็นตัวแปรทางทฤษฎีที่เป็นผลจากตัวแปรที่ทดลอง เมื่อพิจารณาจากสมการ (1) จะเห็นได้ว่าตัวแปรทางทฤษฎีนี้มีบทบาทเป็นตัวแปรผลที่เกิดจากผสมของค่าตัวแปรตามร่วมกัน ตัวแปรตามแต่ละตัว จึงเป็นตัวชี้วัดของตัวแปรทางทฤษฎีที่มีบทบาทเป็นตัวแปรสาเหตุ (Causal indicator) (Bollen, & Bauldry, 2011; Klein, 2011) ตัวแปรทางทฤษฎีนี้ไม่ถือว่าเป็นตัวแปรแฝง (Latent variable) เพราะเป็นตัวแปรประกอบ (Composite) ที่เกิดจากคะแนนรวมของชุดตัวแปรตามโดยสมบูรณ์ที่ไม่มีความคลาดเคลื่อนในการวัด (Klein, 2011) ซึ่งแตกต่างจากตัวแปรแฝงในการวิเคราะห์ SEM ที่ชุดตัวแปรตามมีบทบาทเป็นตัวชี้วัดที่เป็นผล (Effect indicator) ที่เกิดขึ้นจากตัวแปรทางทฤษฎี

ความแตกต่างระหว่างตัวแปรประกอบกับตัวแปรแฝงเกี่ยวข้องกับการนิยามความหมายตัวแปรทางทฤษฎีผลการทดลองว่ามีบทบาทเป็นตัวแปรสาเหตุหรือเป็นตัวแปรผลของชุดตัวแปรที่วัด เพราะเหตุทำให้เกิดผล ไม่ใช่ผลทำให้เกิดเหตุ ดังนั้นถ้าผู้วิจัยคิดว่าเมื่อชุดของตัวแปรตามที่วัดมีการเปลี่ยนแปลงค่า ก็จะส่งผลให้ตัวแปรทางทฤษฎีผลการทดลองเปลี่ยนแปลงค่าตามไปด้วย แต่ในทางกลับกัน แม้ว่าตัวแปรทางทฤษฎีจะมีการเปลี่ยนแปลงค่า แต่ก็ไม่ได้ส่งผลให้ชุดตัวแปรตามเปลี่ยนแปลงค่าตามไปด้วย ตัวแปรทางทฤษฎีในกรณีนี้ก็จะเป็นตัวแปรประกอบ ซึ่งมีความเหมาะสมที่จะใช้การวิเคราะห์ MANOVA ตัวอย่างเช่น ถ้าการทดลองมุ่งหวังผลที่จะลดความเครียด ซึ่งวัดจากภาระค่าใช้จ่ายในครอบครัวและภาระงานในที่ทำงาน ความเครียดขึ้นอยู่กับค่าของสองตัวแปรนี้ ยิ่งกลุ่มตัวอย่างมีภาระค่าใช้จ่ายและภาระงานมากขึ้น ก็จะส่งผลให้มีความเครียดมากขึ้นด้วย แต่ในทางกลับกัน แม้ว่ากลุ่มตัวอย่างจะมีระดับความเครียดมากขึ้นหรือน้อยลง ก็ไม่จำเป็นว่าจะส่งผลให้ภาระค่าใช้จ่ายในครอบครัวและภาระงานมากขึ้นหรือน้อยลงตามไปด้วย ความเครียดในงานวิจัยนี้จึงเป็นตัวแปรประกอบที่สามารถใช้การวิเคราะห์ MANOVA ได้ ในทางตรงกันข้าม ถ้าความเครียดในงานนั้นวัดจากการตอบข้อคำถามที่ใช้มาตรวัดประเมินค่า (Rating scale) ที่ให้ผู้ตอบประเมินตนเองตามระดับความสอดคล้องกับความจริงของข้อความที่เกิดขึ้นกับตน ตั้งแต่ “จริงที่สุด” จนถึง “ไม่จริงเลย” การที่กลุ่มตัวอย่างจะตอบข้อคำถามแต่ละข้ออย่างไร ขึ้นอยู่กับระดับความเครียด

ที่มีอยู่ในตัว คะแนนการตอบข้อคำถามจึงเป็นผลของความเครียด ไม่ใช่สาเหตุ ดังนั้นการเปลี่ยนแปลงการตอบข้อคำถามที่ทำให้คะแนนเปลี่ยนแปลงไปคงเป็นไปไม่ได้ที่จะส่งผลให้ระดับความเครียดเปลี่ยนแปลงตามไปด้วย ในกรณีนี้ ความเครียดจึงเป็นตัวแปรแฝง ซึ่งสอดคล้องกับการวิเคราะห์ SEM มากกว่า การใช้การวิเคราะห์ MANOVA ในกรณีที่ตัวแปรผลทางทฤษฎีเป็นตัวแปรแฝงอาจให้ผลที่ผิดและคลาดเคลื่อนได้ (Cole, Maxwell, Arvey, & Salas, 1993)



ภาพประกอบ 1 ตัวแปรส่งผ่านในการวิจัยเชิงทดลอง

แม้ว่าการวิจัยเชิงทดลองส่วนใหญ่จะมุ่งประเมินผลของการทดลองจากตัวแปรผล แต่การตรวจสอบตัวแปรกระบวนการที่ทำให้ตัวแปรผลเกิดขึ้น หรือตัวแปรผลที่เกิดขึ้นระหว่างการทดลองซึ่งส่งผลต่อไปยังตัวแปรผลที่เกิดขึ้นท้ายสุด ก็มีความสำคัญที่งานวิจัยเชิงทดลองเริ่มหันมาศึกษามากขึ้น เพราะตัวแปรดังกล่าวจะเป็นคำตอบได้ว่าทำไมตัวแปรทดลองจึงส่งผลหรือไม่ส่งผลต่อตัวแปรผลที่ต้องการ (Russell, Kahn, & Altmaier, 1998; Stone-Romero, & Rosopa, 2010) ตัวแปรกระบวนการหรือตัวแปรผลที่เกิดขึ้นระหว่างตัวแปรทดลองกับตัวแปรผลท้ายสุดทางการวิจัยเรียกว่า ตัวแปรส่งผ่าน (Mediating variable) การวิเคราะห์ MANOVA ไม่สามารถวิเคราะห์ผลทางอ้อมของตัวแปรทดลองต่อตัวแปรผลผ่านตัวแปรส่งผ่านได้ การวิเคราะห์ที่สามารถให้คำตอบในประเด็นนี้ได้ชัดเจนก็คือการวิเคราะห์ SEM โดยใช้แบบจำลองการวิเคราะห์อิทธิพล

อำนาจทดสอบและความคลาดเคลื่อนในการวัด

ความสามารถในการผนวกเอาแบบจำลองการวัดตัวแปรแฝงและแบบจำลองการวิเคราะห์อิทธิพลไว้ในแบบจำลองเดียวกัน นอกเหนือจากจะทำให้สามารถศึกษาความสัมพันธ์เชิงการวัดและความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างของตัวแปรทางทฤษฎีได้พร้อมกันแล้ว ยังช่วยเพิ่มอำนาจทดสอบในการศึกษาอิทธิพลระหว่างตัวแปรทางทฤษฎีด้วย ทั้งนี้เพราะขนาดอิทธิพล (Effect size) จะมีค่ามากหรือน้อยขึ้นอยู่กับความเชื่อมั่น (Reliability) ในการวัดตัวแปร (Cohen, 1988)

$$ES = \frac{ESP}{\sqrt{\rho_{yy'}}} \qquad (2)$$

เมื่อ ES คือ ขนาดอิทธิพลที่วัดได้จากกลุ่มตัวอย่าง
ESP คือ ขนาดอิทธิพลของประชากร และ
$\rho_{yy'}$ คือ ความเชื่อมั่นในการวัดตัวแปร y

เนื่องจากนิยามความหมายของความเชื่อมั่นตามทฤษฎีการวัดแบบดั้งเดิม (Classical test theory) หมายถึง สัดส่วนความแปรปรวนของคะแนนแท้จริง (True scores) ต่อ ความแปรปรวนของคะแนนการวัด (Observed scores) (Crocker & Algina, 2006) ดังนั้นถ้าตัวแปรที่ศึกษาวัดมาโดยปราศจากความคลาดเคลื่อนในการวัด ความเชื่อมั่นจะมีค่าเท่ากับ 1 ค่าขนาดอิทธิพลที่วัดได้ก็จะเท่ากับค่าขนาดอิทธิพลของประชากร แต่ถ้าตัวแปรที่ศึกษา

มีความคลาดเคลื่อนในการวัด ค่าขนาดอิทธิพลที่วัดได้จะมีค่าน้อยกว่าค่าขนาดอิทธิพลที่แท้จริงของประชากร ดังนั้น ถ้าความเชื่อมั่นเพิ่มมากขึ้น ก็จะส่งผลให้ค่าขนาดอิทธิพลเพิ่มขึ้น ซึ่งจะส่งผลต่ออำนาจทดสอบท้ายสุด ความเชื่อมั่นจึงมีอิทธิพลทางอ้อมต่ออำนาจทดสอบ (Zimmerman & Williams, 1986)

ในกรณีที่ศึกษาขนาดอิทธิพลโดยใช้ค่าสหสัมพันธ์เป็นค่าประมาณของขนาดอิทธิพล (ρ_{xy}) ความคลาดเคลื่อนในการวัดของตัวแปรสาเหตุ ($\rho_{xx'}$) และตัวแปรผล ($\rho_{yy'}$) จะทำให้ค่าสหสัมพันธ์มีค่าต่ำลง (Crocker & Algina, 2006)

$$\rho_{xy} = \rho_{t_x t_y} \sqrt{\rho_{xx'} \rho_{yy'}} \qquad (3)$$

จากสมการ (3) ค่าความเชื่อมั่นในการวัดตัวแปรสาเหตุและตัวแปรผล ในงานวิจัยส่วนใหญ่มักจะมีค่าต่ำกว่า 1 เนื่องจากความคลาดเคลื่อนในการวัด ดังนั้นค่าสหสัมพันธ์ที่คำนวณได้ (ρ_{xy}) ก็จะน้อยกว่าค่าสหสัมพันธ์ที่แท้จริง ($\rho_{t_x t_y}$) ถ้าแก้สมการโดยย้ายข้างให้ค่าสหสัมพันธ์ที่แท้จริงมาอยู่ข้างซ้ายของสมการ ก็จะได้

$$\rho_{t_x t_y} = \frac{\rho_{xy}}{\sqrt{\rho_{xx'}} \sqrt{\rho_{xx'}}} \qquad (4)$$

สมการ (4) เป็นสมการที่ใช้ปรับแก้ให้ค่าสหสัมพันธ์ปราศจากความคลาดเคลื่อนในการวัด (Correction for attenuation) ตัวอย่างเช่น ถ้าค่าสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสาเหตุและตัวแปรผลที่คำนวณได้มีค่า .60 ในกรณีที่ตัวแปรทั้งสองมีค่าความเชื่อมั่นเท่ากับ .80 เมื่อแทนค่าในสมการ ค่าสหสัมพันธ์ที่ปรับแก้ให้ปราศจากความคลาดเคลื่อนในการวัดก็จะได้เท่ากับ .75 ซึ่งจะเป็นค่าที่มากขึ้นกว่าเดิมเพราะเป็นค่าประมาณสหสัมพันธ์ที่ไม่ถูกเจือปนด้วยความคลาดเคลื่อนในการวัดอีกต่อไป การวิเคราะห์ SEM ที่มีการประมาณค่าความคลาดเคลื่อนการวัดในแบบจำลอง จะทำให้ค่าสัมประสิทธิ์อิทธิพลระหว่างตัวแปรแฝงเป็นค่าอิทธิพลที่ปรับแก้ให้ปราศจากความคลาดเคลื่อนในการวัด (Schumacker & Lomax, 2010) ซึ่งจะมีค่ามากกว่าค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการวิเคราะห์ทั่วไปที่ไม่ได้นำข้อมูลเกี่ยวกับความคลาดเคลื่อนในการวัดไปคำนวณด้วย (Cohen, Cohen, Teresi, Machi, & Velez, 1990) เช่น การวิเคราะห์การถดถอย (Regression analysis) ซึ่งมีข้อตกลงเบื้องต้นว่า ตัวแปรที่วิเคราะห์ต้องไม่มีความคลาดเคลื่อนในการวัด เพราะจะทำให้ค่าประมาณสัมประสิทธิ์ถดถอยเป็นค่าที่ลำเอียง (Bias)

ความสามารถในการวิเคราะห์ในกรณีที่ละเมิดข้อตกลงเบื้องต้น

จุดเด่นอีกประการหนึ่งของการวิเคราะห์ SEM ก็คือ ความสามารถในการจัดการหรือแก้ไขปัญหาของการละเมิดข้อตกลงเบื้องต้นต่างๆ ของสถิติที่ต้องมีการประมาณค่าพารามิเตอร์ (Parametric statistics) ซึ่งส่วนใหญ่มักจะมีข้อตกลงเบื้องต้น 3 ข้อหลักก็คือ 1) การแจกแจงจะต้องเป็นโค้งปกติ (Normal distribution) 2) ความแปรปรวนจะต้องเท่ากันใน ทุกค่าของตัวแปรอิสระ (Homogeneity of variance) 3) ความคลาดเคลื่อนจะต้องเป็นอิสระและเป็นไปในลักษณะสุ่ม (Random errors) รายละเอียดของแต่ข้อตกลงเบื้องต้นที่สามารถใช้การวิเคราะห์ SEM แก้ปัญหาได้มีดังนี้

การแจกแจงแบบโค้งปกติ

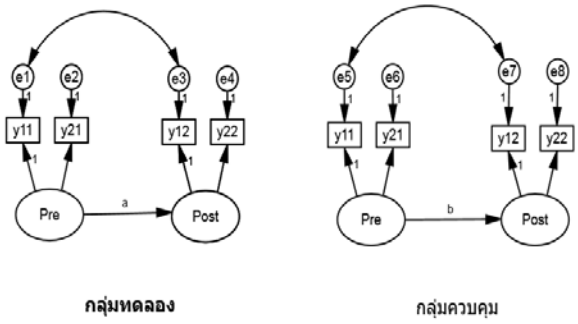
สถิติเชิงอนุมานที่ต้องใช้การแจกแจงในเชิงทฤษฎีของสถิติทดสอบในการทดสอบสมมติฐาน เช่น สถิติทดสอบ z, t, F มีข้อตกลงเบื้องต้นหลัก

ที่สำคัญเกี่ยวกับการแจกแจงของตัวแปรที่จะทดสอบว่าต้องเป็นโค้งปกติ การวิเคราะห์ SEM ก็มีข้อตกลงเรื่องนี้เช่นกัน เนื่องจากการประมาณค่าที่ใช้กันมากที่สุดในการวิเคราะห์นี้ก็คือการประมาณค่าแบบอาศัยความน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum Likelihood/ ML) ซึ่งมีข้อตกลงเบื้องต้นว่าชุดตัวแปรที่วิเคราะห์จะต้องมีการแจกแจงแบบโค้งปกติหลายตัวแปร (Multivariate normality) ถ้ามีการละเมิดจะส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการทดสอบสมมติฐานประเภทที่ 1 (type I error) สูงขึ้นกว่าปกติ (Stevens, 2009)

ทางแก้ไขของการละเมิดข้อตกลงเบื้องต้นนี้ในการวิเคราะห์ SEM มีหลายแนวทาง เช่น การแปลงคะแนนตัวแปรให้มีการแจกแจงแบบโค้งปกติ ซึ่งโปรแกรมสำเร็จรูป LISREL มีคำสั่งที่สามารถแปลงคะแนนให้กลายเป็นคะแนนปกติ (Normal scores) ที่จะช่วยให้การแจกแจงมีความเป็นโค้งปกติมากขึ้น หรืออาจจะเลือกใช้การประมาณค่าอื่นที่ไม่มีข้อตกลงเบื้องต้นว่าจะต้องมีการแจกแจงแบบโค้งปกติ เช่น การประมาณค่าแบบ ADF (Asymptotically Distribution Free) ซึ่งมีข้อจำกัดว่าจะต้องใช้จำนวนกลุ่มตัวอย่างที่มีขนาดใหญ่ประมาณ 1,000 ขึ้นไป จึงจะได้ค่าประมาณที่เที่ยงตรง หรือสามารถใช้วิธีประมาณค่าแบบ MLR (Maximum Likelihood with Robust Standard Errors) เพื่อให้ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานมีความแข็งแกร่งและทนทานต่อการละเมิดข้อตกลงเบื้องต้นนี้ ทางเลือกอีกทางหนึ่งในการแก้ปัญหาเรื่องนี้ก็คือการใช้วิธีการ Bootstrap ซึ่งวิธีการนี้จะถือว่ากลุ่มตัวอย่างที่เก็บมาเป็นประชากรเสมือน (Pseudo-population) แล้วสุ่มตัวอย่างซ้ำๆ กันหลายๆ ครั้ง และใช้การประมาณค่าที่ได้จากการสุ่มแต่ละครั้งมาสร้างช่วงความเชื่อมั่น (Confidence interval) เพื่อทดสอบนัยสำคัญ ซึ่งวิธีที่กล่าวมาข้างต้น โปรแกรมสำเร็จรูปที่ใช้วิเคราะห์ SEM เกือบทุกโปรแกรม สามารถดำเนินการได้ไม่ยุ่งยาก เพียงแค่กำหนดทางเลือก (Options) ในการวิเคราะห์ของโปรแกรมให้เหมาะสม

ความเท่ากันระหว่างกลุ่มของความแปรปรวน

ข้อตกลงเบื้องต้นที่สำคัญอีกข้อหนึ่งของสถิติที่ใช้เปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างค่าเฉลี่ยไม่ว่าจะเป็นการทดสอบ t หรือการวิเคราะห์ ANOVA ก็คือข้อตกลงที่เกี่ยวกับความเท่ากันระหว่างกลุ่มความแปรปรวนของตัวแปรที่จะทดสอบ ในกรณีที่มีตัวแปรที่จะเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยหลายตัว ข้อตกลงเบื้องต้นนี้ก็ขยายกลายเป็นความเท่ากัน ของเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม (Covariance matrices) สำหรับการวิเคราะห์ที่มีการนำตัวแปรร่วม (Covariate) มาใช้ปรับค่าเฉลี่ยก่อนที่จะเปรียบเทียบ เช่น การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (Analysis of Covariance/ ANCOVA) แบบตัวแปรเดียว และหลายตัวแปร (Multivariate Analysis of Covariance/ MANCOVA) ซึ่งเป็นการวิเคราะห์ที่ใช้แนวคิดการวิเคราะห์การถดถอยมาใช้ในการปรับค่าเฉลี่ยตามความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรร่วมกับตัวแปรตาม ข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับความเท่ากันระหว่างกลุ่มก็ขยายเพิ่มขึ้นอีกหนึ่งข้อ นอกเหนือจากความเท่ากันของความแปรปรวนแล้ว ยังจะต้องมีความเท่ากันระหว่างกลุ่มของค่าสัมประสิทธิ์ถดถอยที่ตัวแปรร่วมมีต่อตัวแปรตาม (Homogeneity of regression slopes) หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งก็คือ ขนาดความสัมพันธ์ของตัวแปรร่วมกับตัวแปรจะต้องเท่ากันทุกกลุ่ม ถ้าละเมิดข้อตกลงนี้ จะส่งผลทำให้เกิดความลำเอียงในการเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างกลุ่ม



ภาพประกอบ 2 แบบจำลองการวิเคราะห์พหุกลุ่ม: MANCOVA

การวิเคราะห์ SEM สามารถวิเคราะห์แบบจำลองเปรียบเทียบระหว่างกลุ่มได้พร้อมกัน (Multiple groups analysis) โดยใช้ข้อมูลเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของแต่ละกลุ่มแยกกันในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ ความยืดหยุ่นของการวิเคราะห์ SEM ก็คือ สามารถกำหนดเงื่อนไขความเท่าเทียมกันระหว่างกลุ่มในการทดสอบค่าสัมประสิทธิอิทธิพล ในแบบจำลองแล้วทดสอบเงื่อนไขนี้โดยพิจารณาจากผลต่างของค่าไคสแควร์ระหว่างแบบจำลองที่มีและไม่มีการกำหนดเงื่อนไขความเท่าเทียม ถ้าผลต่างไคสแควร์นี้มีนัยสำคัญที่ระดับองศาอิสระ (Degree of freedom/df) เท่ากับผลต่างของจำนวนองศาอิสระของแบบจำลองทั้งสอง แสดงว่ามีความแตกต่างระหว่างกลุ่มในเงื่อนไขที่กำหนด ดังนั้นถ้าทดสอบแล้วพบว่าความแปรปรวน เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม หรือค่าสัมประสิทธิ์ถดถอย แตกต่างกันระหว่างกลุ่ม ซึ่งเป็นการละเมิดข้อตกลงเบื้องต้นสำหรับการวิเคราะห์ทั่วไป แต่สำหรับการวิเคราะห์ SEM สามารถกำหนดให้แบบจำลองของแต่ละกลุ่มประมาณค่าสัมประสิทธิ์แยกกันในแต่ละกลุ่ม การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยตัวแปรสังเกตหรือตัวแปรแฝงระหว่างกลุ่มจะนำความแตกต่างนี้ปรับค่าสัมประสิทธิ์ต่างๆ ก่อนเปรียบเทียบความแตกต่าง

จากภาพประกอบ 2 ซึ่งเป็นภาพแบบจำลองการวิเคราะห์พหุกลุ่ม (Multiple groups) เพื่อเปรียบเทียบระหว่างกลุ่มทดลองและกลุ่มควบคุม ตัวแปรที่วัดผลการทดลองมี 2 ตัว และแต่ละตัววัดสองครั้ง ตัวแปรที่วัดก่อนคือ y11 และ y12 ส่วนตัวแปรที่วัดหลังการทดลองคือ y21 และ y22 ในแบบจำลองนี้กำหนดให้ตัวแปรที่วัด 2 ครั้งเป็นตัวแปรสังเกตเพื่อวัดตัวแปรแฝงผลการทดลองที่วัดก่อน (Pre) และวัดหลังการทดลอง (Post) ถ้ามีการละเมิดข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับความเท่ากันระหว่างกลุ่มของค่าสัมประสิทธิ์ถดถอย ก็สามารถแก้ปัญหานี้ได้โดยกำหนดแบบจำลองให้แต่ละกลุ่มประมาณค่าสัมประสิทธิ์อิทธิพลนี้แยกกันระหว่างกลุ่มทดลอง (ค่าสัมประสิทธิ์ a) และกลุ่มควบคุม (ค่าสัมประสิทธิ์ b)

ความคลาดเคลื่อนจะต้องเป็นอิสระและเกิดขึ้นในลักษณะสุ่ม

ข้อตกลงเบื้องต้นเรื่องนี้เกี่ยวข้องกับความคลาดเคลื่อนที่เหลืออยู่จากการวิเคราะห์ (Errors or residuals) จะต้องเป็นอิสระจากกัน และเกิดขึ้นในลักษณะสุ่มหรือไม่สัมพันธ์กัน (Random or uncorrelated errors) การพบความสัมพันธ์ของความคลาดเคลื่อนจะมี 2 ลักษณะหลักก็คือ 1) ความสัมพันธ์ที่เกิดขึ้นระหว่างหน่วยตัวอย่าง 2) ความสัมพันธ์ที่เกิดขึ้นระหว่างตัวแปร ในกรณีแรกถ้าพบว่าความคลาดเคลื่อนเกิดขึ้นอย่างมีรูปแบบที่ชัดเจนระหว่างหน่วยตัวอย่างแต่ละหน่วย เช่น หน่วยตัวอย่างที่อยู่ในกลุ่มเดียวกันความคลาดเคลื่อนมีความสัมพันธ์มากกว่าหน่วยตัวอย่างที่อยู่คนละกลุ่ม ลักษณะเช่นนี้บ่งบอกถึงการละเมิดข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับความเป็นอิสระของคะแนนแต่ละคะแนน (independent observations) ซึ่งจะส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนประเภท 1 สูงขึ้นกว่าปกติ (Hox, 2010) ในกรณีที่สอง ถ้าพบว่าความสัมพันธ์

ระหว่างความคลาดเคลื่อนเกิดขึ้นอย่างมีรูปแบบระหว่างตัวแปรที่วิเคราะห์ จะส่งผลให้ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่คำนวณได้จากข้อมูลมีค่าสูงมากกว่าค่าสหสัมพันธ์ที่แท้จริง ทำให้การเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างกลุ่มเกิดความลำเอียงในทางบวก (Positively biased) ที่ทำให้พบความแตกต่างระหว่างกลุ่มสูงเกินกว่าความแตกต่างที่แท้จริง ซึ่งก็จะส่งผลทำให้ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 สูงขึ้นกว่าปกติในท้ายสุด (Cole, Maxwell, Arvey, & Salas, 1993; Russell, Kahn, & Altmaier, 1998)

สถิติวิเคราะห์ในกลุ่มของ MANOVA เป็นสถิติที่นำเอาข้อมูลเกี่ยวกับค่าสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเข้าไปคำนวณด้วย ซึ่งทำให้สถิติหลายตัวแปรนี้มีอำนาจทดสอบสูงกว่าสถิติเปรียบเทียบความแตกต่างตัวแปรเดียว เช่น ANOVA แต่ข้อดีข้อนี้กลายเป็นเหมือนดาบสองคมที่อาจส่งผลเสียด้วยเช่นกัน เพราะถ้าความคลาดเคลื่อนระหว่างตัวแปรสองตัวนั้นมีความสัมพันธ์กัน ค่าสหสัมพันธ์ที่ได้จากข้อมูลก็จะสูงกว่าค่าสหสัมพันธ์ที่แท้จริงของตัวแปร เพราะความสัมพันธ์ของความคลาดเคลื่อนคือความสัมพันธ์ที่สะท้อนถึงความสัมพันธ์เรื่องอื่นนอกเหนือจากความสัมพันธ์ที่แท้จริงระหว่างตัวแปรทั้งสอง เช่น ความสัมพันธ์ที่เกิดขึ้นอันเนื่องจากตัวแปรทั้งสองนั้นใช้วิธีการวัดเดียวกัน (Common method variance) (Cole, Maxwell, Arvey, & Salas, 1993) ส่งผลให้อำนาจทดสอบที่เพิ่มขึ้นที่ทำให้พบความแตกต่างระหว่างกลุ่ม ความแตกต่างที่พบอาจจะไม่ใช่ความแตกต่างที่แท้จริงของตัวแปรที่ศึกษา แต่อาจจะมาจากการใช้วิธีการวัดเดียวกัน

ในกรณีการวิเคราะห์ ANCOVA หรือ MANCOVA ก็เช่นเดียวกัน ถ้าการวิเคราะห์ใช้ตัวแปรผลที่วัดก่อน (Pretest) เป็นตัวแปรร่วมเพื่อควบคุมความแตกต่างระหว่างบุคคลในตัวแปรที่เกิดขึ้นก่อนการทดลอง ถ้าความคลาดเคลื่อนของตัวแปรที่วัดก่อน และวัดหลัง (Posttest) สัมพันธ์กันความสัมพันธ์นี้อาจจะสะท้อนถึงความสัมพันธ์ที่เกิดขึ้นจากการที่ใช้แบบวัดเดียวกันในการวัดทั้งสองครั้ง ส่งผลให้ค่าเฉลี่ยที่ปรับตามตัวแปรร่วม (Adjusted means) มีความลำเอียง เพราะค่าสหสัมพันธ์ที่นำมาปรับส่วนหนึ่งไม่ใช่ความสัมพันธ์ที่แท้จริงของตัวแปร แต่เป็นสัมพันธ์เพราะตัวแปรทั้งสองใช้แบบวัดเดียวกัน (Russell, Kahn, & Altmaier, 1998)

จุดเด่นอย่างหนึ่งของการวิเคราะห์ SEM คือ การระบุให้ค่าความคลาดเคลื่อนมีบทบาทเป็นตัวแปรแฝงตัวหนึ่งในแบบจำลอง และถ้าแบบจำลองมีทั้งตัวแปรสังเกตและตัวแปรแฝง ก็จะสามารถแยกความคลาดเคลื่อนออกเป็นสองประเภท คือ ความคลาดเคลื่อนในการวัดตัวแปรแฝง (Measurement errors) และความคลาดเคลื่อนของตัวแปรแฝงที่เหลืออยู่ที่ตัวแปรในแบบจำลองไม่สามารถอธิบายได้ (Structural errors) ดังนั้นถ้าในการวิเคราะห์ SEM มีการละเมิดข้อตกลงข้อนี้ การวิเคราะห์ก็สามารถปรับแบบจำลองให้ความคลาดเคลื่อนที่ละเมิดนี้มีความสัมพันธ์กันได้ ดังจะเห็นได้จากภาพประกอบ 2 ที่กำหนดให้ความคลาดเคลื่อนในการวัดของตัวแปร y11 และ y12 สัมพันธ์กันได้ ความสัมพันธ์ระหว่างความคลาดเคลื่อนก็จะเป็นเหมือนค่าสัมประสิทธิ์ค่าหนึ่งในแบบจำลองที่จะถูกนำไปพิจารณาด้วยในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์อื่น ซึ่งจะทำให้ค่าสัมประสิทธิ์ที่ประมาณค่ามีความเที่ยงตรงมากกว่าที่ไม่นำเอาความคลาดเคลื่อนที่สัมพันธ์กันนี้ไปพิจารณาด้วย ข้อดีอีกประการหนึ่งหากใช้การวิเคราะห์ SEM ในกรณีที่ละเมิดข้อตกลงเรื่องนี้ก็คือ ถ้าความคลาดเคลื่อนในแบบจำลองมีความสัมพันธ์กันที่มากจนส่งผลชัดเจน ความกลมกลืนของแบบจำลองที่ทดสอบนั้นก็จะยังไม่ดีมากหรืออาจส่งผลให้แบบจำลองไม่กลมกลืนเลย

ก็ได้ ซึ่งนั่นจะทำให้ผู้วิเคราะห์ตระหนักได้ว่าอาจจะมีการละเมิดข้อตกลงข้อนี้ แต่การวิเคราะห์ในกลุ่มของการเปรียบเทียบความแตกต่าง ไม่ว่าจะเป็น t-test, ANOVA, ANCOVA, MANOVA หรือ MANCOVA ถ้ามีการละเมิดข้อตกลงนี้ ผู้วิเคราะห์อาจจะไม่ทราบก็ได้ เพราะไม่สามารถตรวจสอบผลการวิเคราะห์ที่จะบ่งบอกได้ว่ามีการละเมิดข้อตกลงนี้เหมือนอย่างเช่นการวิเคราะห์ด้วย SEM

ขนาดกลุ่มตัวอย่างกับการวิเคราะห์ SEM ในงานวิจัยเชิงทดลอง

ข้อจำกัดของการวิเคราะห์ด้วย SEM ประการหนึ่งที่ควรให้ข้อสังเกตสำหรับนักวิจัยที่ต้องการนำ SEM ไปใช้ในงานวิจัยเชิงทดลองก็คือ ขนาดกลุ่มตัวอย่าง เนื่องจากการวิเคราะห์ SEM โดยทั่วไปมักใช้วิธีการประมาณค่าแบบ ML ที่มีข้อดีตรงที่ให้ค่าประมาณประชากรที่ไม่ลำเอียง (Unbiased) คงเส้นคงวา (Consistent) และมีประสิทธิภาพ (Efficient) ถ้าการประมาณค่านั้นเป็นไปตามข้อตกลงเบื้องต้น (Bollen, 1989) การประมาณค่านี้มีรากฐานมาจากทฤษฎีการแจกแจงโค้งปกติที่อาศัยความน่าจะเป็นสูงสุด (Normal theory maximum likelihood) ข้อดีอีกประการหนึ่งของวิธีการประมาณค่า ML ก็คือสามารถใช้ได้แม้ว่าจะมีกลุ่มตัวอย่างที่มีขนาดค่อนข้างเล็กเพียงแค่มากกว่าจำนวนตัวแปรที่วิเคราะห์เพียงเล็กน้อย แต่ข้อเสียก็คือ ถ้าละเมิดข้อตกลงเบื้องต้นการแจกแจงโค้งปกติหลายตัวแปร (Multivariate normality) ผลวิเคราะห์อาจจะบิดเบือนจนให้ข้อสรุปที่ผิดได้ (Bentler, & Yuan, 1999) ค่าสถิติที่ได้จากกลุ่มตัวอย่างขนาดเล็กขาดความแข็งแกร่ง (robust) และมีโอกาสที่จะละเมิดข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับการแจกแจงโค้งปกติได้ง่าย (Lee, & Song, 2004) อย่างไรก็ตาม การวิเคราะห์ SEM ก็สามารถใช้ในกลุ่มตัวอย่างที่มีขนาดเล็กได้ถ้าตัวแปรที่วิเคราะห์มีความเชื่อมั่น (Reliability) ที่ดี มีขนาดอิทธิพลที่ชัดเจน และแบบจำลองไม่ซับซ้อนจนเกินไป (Bearden, Sharma & Teel 1982; Bollen, 1990) หรือในกรณีที่ประชากรมีขนาดที่เล็กและมีจำนวนจำกัด (Barret, 2007) การใช้กลุ่มตัวอย่างที่มีขนาดเล็กเกินไปจะส่งผลให้มีปัญหาการประมาณค่าที่การคำนวณซ้ำๆ (Iteration) ไม่สามารถหาค่าที่ดีที่สุดได้ (Converge) หรือค่าประมาณที่ได้มีความผิดปกติ เช่น ค่าความแปรปรวนมีค่าเป็นลบ (Bentler, & Yuan, 1999; Wang, & Wang, 2012)

การคำนวณขนาดกลุ่มตัวอย่างในการวิเคราะห์ SEM เป็นเรื่องที่ซับซ้อนและยังไม่สามารถหาข้อสรุปที่สามารถใช้ได้ในทุกสถานการณ์ได้ (Muthén, & Muthén, 2002) เกณฑ์ที่นิยมใช้เพราะสะดวกและง่ายต่อการคำนวณก็คือการพิจารณาถึงขนาดของแบบจำลอง ซึ่งจะขึ้นอยู่กับ 1) จำนวนค่าสัมประสิทธิ์ที่ต้องประมาณค่า (q) กับ 2) จำนวนตัวแปร (p) ในแบบจำลอง แม้ว่าบางงานวิจัยจะพบว่าค่าสถิติไคแสควร์จากการวิเคราะห์ SEM จะมีความลำเอียงถ้าแบบจำลองมีจำนวนค่าสัมประสิทธิ์ที่ต้องประมาณค่าจำนวนมาก (Jackson, 2003) อัตราส่วนระหว่างขนาดกลุ่มตัวอย่างต่อจำนวนค่าสัมประสิทธิ์ที่ต้องประมาณค่า ($N:q$) ในกรณีที่ดีที่สุดก็คือ 20:1 หรืออย่างน้อยที่สุดก็คือ 10:1 (Klein, 2011) แต่บางงานวิจัยก็พบว่าจำนวนตัวแปรในแบบจำลองส่งผลกระทบต่อความลำเอียงของค่าสถิติไคสแควร์ไม่ใช่จำนวนค่าสัมประสิทธิ์ที่ประมาณค่า (Moshagen, 2012) ขนาดกลุ่มตัวอย่างต่อจำนวนตัวแปร ($N:p$) ที่มีผู้แนะนำไว้ต่ำสุดก็คือ 5:1 (Bentler, & Chou, 1987) หรือเกณฑ์ในทางปฏิบัติ (Rule of thumb) ซึ่งเป็นที่ยอมรับทั่วไปก็คือ 10:1 (Nunnally, & Bernstein, 1994) การกำหนดขนาดตัวอย่างโดยคำนวณจาก

อำนาจทดสอบ (Power) ก็เป็นอีกวิธีหนึ่งที่มีผู้เสนอแนะไว้หลายแนวทาง (Kim, 2005; MacCallum, Brown, & Sugawara, 1996; Muthén, & Muthén, 2002; Satorra, & Saris, 1985) แต่วิธีเหล่านี้ส่วนใหญ่จะค่อนข้างซับซ้อนและคำนวณได้ยากในทางปฏิบัติจนมีงานวิจัยอยู่น้อยมากที่นำมาใช้จริง (Barret, 2007)

แม้ว่าโดยส่วนใหญ่แล้ว งานวิจัยเชิงทดลองจะใช้กลุ่มตัวอย่างที่มีขนาดเล็กกว่างานวิจัยเชิงสหสัมพันธ์ แต่ก็ไม่ได้หมายความว่าการวิเคราะห์ SEM นั้นไม่เหมาะที่จะนำมาใช้วิเคราะห์ข้อมูลงานวิจัยเชิงทดลอง เพราะเมื่อชั่งน้ำหนักระหว่างข้อจำกัดเรื่องขนาดกลุ่มตัวอย่างกับความยืดหยุ่นในการวิเคราะห์รวมทั้งข้อดีอีกหลายประการ จึงเป็นเหตุผลหนึ่งที่นักวิชาการทางด้าน SEM หลายคนสนับสนุนให้ใช้การวิเคราะห์ SEM กับงานวิจัยเชิงทดลองมากขึ้น (Bagozzi, & Yi, 1989; Green, & Thompson, 2012; Hancock, 2004; Kano, 2001; Klein, 2011) อย่างไรก็ตาม คำแนะนำสำหรับงานวิจัยเชิงทดลองที่จะใช้การวิเคราะห์ SEM และมีขนาดกลุ่มตัวอย่างที่เล็กก็คือ 1) ตรวจสอบเพื่อให้มั่นใจว่าตัวแปรที่จะวิเคราะห์มีความเชื่อมั่นในระดับดี 2) มีจำนวนตัวแปรที่จะวิเคราะห์น้อย และมีอัตราส่วน *N:p* อย่างน้อย 5:1 ขึ้นไป 3) ตรวจสอบข้อตกลงเกี่ยวกับการแจกแจงโค้งปกติ เนื่องจากลุ่มตัวอย่างขนาดเล็กมีโอกาสที่จะละเมิดได้ง่าย และปัญหาเกี่ยวกับการประมาณค่าต่างๆ มักมาจากการละเมิดข้อตกลงข้อนี้ และถ้าตรวจสอบพบว่าละเมิด ควรหาทางแก้ไขก่อนที่จะวิเคราะห์ อาจจะใช้วิธีการ bootstrap (Nevitt, & Hancock, 2001) หรือเปลี่ยนไปใช้วิธีประมาณค่าแบบเบยส์ (Bayesian methods) (Lee, & Song, 2004) ซึ่งเป็นวิธีการที่ใช้ได้ผลดีแม้ว่าจะมีกลุ่มตัวอย่างที่มีขนาดเล็ก

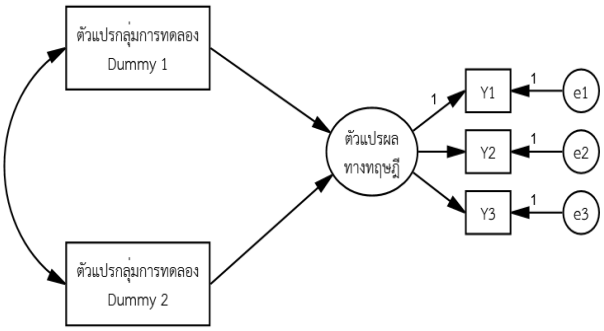
การกำหนดแบบจำลองการวิเคราะห์ SEM ในงานวิจัยเชิงทดลอง

การกำหนดแบบจำลองการวิเคราะห์ SEM เพื่อใช้วิเคราะห์ข้อมูลจากงานวิจัยเชิงทดลองสามารถกำหนดได้ 2 รูปแบบ คือ 1) การกำหนดแบบจำลองให้ตัวแปรแฝงมีตัวชี้วัดและตัวแปร สาเหตุหลายตัว (Multiple–Indicator Multiple-Cause/MIMIC) 2) การกำหนดให้แบบจำลองมีโครงสร้างค่าเฉลี่ยของตัวแปร (Structured Means Modeling/SMM) (Hancock, G. R., 2004) การกำหนดแบบจำลองทั้ง 2 แบบนี้แตกต่างกันตรงที่การกำหนดบทบาทของตัวแปรที่ใช้แบ่งกลุ่มการทดลองว่าให้มีบทบาทอย่างไร การกำหนดแบบจำลองแบบ MIMIC ตัวแปรกลุ่มการทดลองจะถูกกำหนดให้เป็นตัวแปรตัวหนึ่งในแบบจำลอง โดยการแปลงให้เป็นตัวแปรหุ่น (Dummy variable) ส่วนการกำหนดแบบจำลองแบบ SMM ตัวแปรกลุ่มการทดลองจะใช้ในการแยกข้อมูลเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมออกตามกลุ่มการทดลอง ดังนั้น ตัวแปรกลุ่มการทดลองจะไม่ปรากฏอยู่ในแบบจำลองอีกต่อไป รายละเอียดของการกำหนดแบบจำลองแต่ละประเภทมีดังนี้

การกำหนดแบบจำลองแบบ MIMIC

การกำหนดแบบจำลองแบบ MIMIC คือ การกำหนดแบบจำลองที่ให้ตัวแปรกลุ่มการทดลองปรากฏเป็นตัวแปรหนึ่งในแบบจำลองที่ชัดเจน และกำหนดให้ตัวแปรที่วัดผลของการทดลองเป็นตัวแปรสังเกตที่ใช้วัดตัวแปรแฝงที่สะท้อนถึงตัวแปรทางทฤษฎีที่เป็นผลของการทดลอง บทบาทของตัวแปรกลุ่มการทดลองนี้คือตัวแปรสาเหตุที่ส่งผลต่อตัวแปรแฝงผลการทดลอง เนื่องจากตัวแปรทดลองส่วนใหญ่จะอยู่ในรูปของตัวแปรแบ่งกลุ่มที่มีระดับการวัดเป็นเพียงแค่นามบัญญัติ (Nominal scale) ซึ่งตัวเลข

ค่าตัวแปรมีหน้าที่ในการแบ่งหน่วยตัวอย่างตามกลุ่มการทดลองต่างๆ การนำตัวแปรนี้ไปวิเคราะห์ร่วมกับตัวแปรอื่นในแบบจำลองเดียวกันจำเป็นต้องแปลงตัวแปรให้เป็นตัวแปรหุ่นที่มีค่าเพียงแค่ 0 และ 1 เช่นเดียวกันกับการวิเคราะห์ตัวแปรอิสระที่เป็นตัวแปรแบ่งกลุ่มในการวิเคราะห์การถดถอย ดังนั้นถ้าในงานวิจัยมีกลุ่มการทดลองมากกว่า 2 กลุ่ม ตัวแปรหุ่นที่จะปรากฏอยู่ในแบบจำลองก็จะมีจำนวนตัวแปรเท่ากับจำนวนกลุ่มลบหนึ่ง ตัวอย่างเช่น ถ้าในงานวิจัยมีกลุ่มการทดลอง 3 กลุ่ม ก็จะมีตัวแปรหุ่น ในแบบจำลองที่เป็นตัวแปรสาเหตุ 2 ตัว การสร้าง ตัวแปรหุ่นนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในกรณีที่งานวิจัยเชิงทดลองที่มีตัวแปรที่จะทดลองมากกว่าหนึ่งตัว (Factorial design) ได้เช่นกัน โดยใช้หลักการสร้างตัวแปรหุ่นและการกำหนดตัวเลขแทนแต่ละกลุ่มตามหลักและวิธีเดียวกันกับการวิเคราะห์ Two-way ANOVA โดยใช้การวิเคราะห์การถดถอย (Pedhazur, 1997)



ภาพประกอบ 3 แบบจำลองการวิเคราะห์แบบ MIMIC

ตัวอย่างเช่น จากภาพประกอบ 3 ถ้าในงานวิจัยนี้มีกลุ่มการทดลองทั้งหมด 3 กลุ่ม ก็จะมี ตัวแปรหุ่น 2 ตัว บทบาทของตัวแปรหุ่นจะเป็นตัวแปรสังเกตในแบบจำลอง เพราะถ้าตัวแปรกลุ่มการทดลองเป็นปัจจัยแบบคงที่ (Fixed factor) ซึ่งผู้วิจัยมุ่งศึกษาและสรุปผลเฉพาะกลุ่มทดลองในงานนั้นเท่านั้น ตัวแปรหุ่นจึงเป็นตัวแปรที่ใช้วัดตัวแปรกลุ่มการทดลองได้โดยไม่มีความคลาดเคลื่อนในการวัด ส่วนตัวแปร Y1, Y2, Y3 เป็นตัวแปรที่ผู้วิจัยวางแผนและเก็บข้อมูลเพื่อประเมินผลการทดลองโดยใช้เปรียบเทียบความแตกต่างของค่าเฉลี่ยระหว่างกลุ่มการทดลอง ตัวแปรเหล่านี้จึงมีบทบาท เป็นตัวแปรสังเกตในการวัดตัวแปรแฝงที่สะท้อนถึงตัวแปรผลทางทฤษฎี

ด้วยลักษณะการกำหนดแบบจำลองดังกล่าวข้างต้น แบบจำลองนี้จึงมีชื่อว่า “ตัวแปรแฝงที่มีตัวชี้วัดและตัวแปรสาเหตุหลายตัว” เพราะตัวแปรหุ่นที่มีหลายตัวจะเป็นตัวแปรสาเหตุที่ส่งผลต่อตัวแปรแฝงผลการทดลอง ซึ่งวัดมาจากชุดตัวแปรสังเกตที่ผู้วิจัยวางแผนไว้ว่าจะใช้เป็นตัวแปรประเมินผลการทดลองด้วยการเปรียบเทียบความแตกต่างของค่าเฉลี่ย ตัวแปรเหล่านี้จึงมีบทบาทเป็นตัวชี้วัดของตัวแปรแฝงผลทางทฤษฎีที่เกิดจากการทดลอง จุดที่แตกต่างอีกประการหนึ่งระหว่างการวิเคราะห์ความแปรปรวนกับการวิเคราะห์ SEM ด้วยแบบจำลอง MIMIC ก็คือ ค่าเฉลี่ยที่ใช้เปรียบเทียบในการวิเคราะห์ ANOVA, MANOVA คือ ค่าเฉลี่ยของตัวแปรสังเกต ซึ่งประกอบไปด้วยค่าเฉลี่ยของคะแนนแท้จริงของตัวแปร และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนในการวัด แต่การเปรียบเทียบในการวิเคราะห์ SEM นั้นเป็นการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของตัวแปรแฝงที่วัดผ่านตัวแปรสังเกตต่างๆ โดยดูจากค่าสัมประสิทธิ์อิทธิพลที่ตัวแปรหุ่นมีต่อตัวแปรแฝง ค่าสัมประสิทธิ์อิทธิพลนี้ก็คือผลต่างของค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงระหว่างกลุ่มที่ตัวแปรหุ่นนั้นให้ค่าเป็นเลข 1 กับกลุ่มที่ให้ค่าเป็นเลข 0 ตามทฤษฎีการวัดแบบดั้งเดิม ค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงเป็นค่าประมาณของค่าเฉลี่ยคะแนนที่แท้จริงที่สกัดเอาความคลาดเคลื่อนของการวัดให้อยู่ในระดับของตัวแปรสังเกตในแบบจำลอง (e1, e2, e3 ในภาพประกอบ 3) การเปรียบเทียบความแตกต่างด้วย

ค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงการวิเคราะห์ SEM จึงมีความเที่ยงตรงกว่าการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยตัวแปรสังเกตของการวิเคราะห์ ANOVA และ MANOVA

การกำหนดแบบจำลองแบบ SMM

การกำหนดแบบจำลองแบบ SMM คือ การกำหนดให้แบบจำลองที่วิเคราะห์มีโครงสร้างค่าเฉลี่ยของตัวแปร โดยปกติแบบจำลองที่วิเคราะห์ SEM จะมีเฉพาะค่าสัมประสิทธิ์ที่แสดงถึงโครงสร้างความแปรปรวนร่วม (Covariance structure) ระหว่างตัวแปรในแบบจำลอง ซึ่งประกอบด้วย ค่าความแปรปรวนและค่าสัมประสิทธิ์อิทธิพลของตัวแปร[1] การกำหนดแบบจำลองแบบ SMM ก็คือ การกำหนดให้แบบจำลองประมาณค่าสัมประสิทธิ์ที่สะท้อนถึงโครงสร้างค่าเฉลี่ย (Mean structure) ของตัวแปรในแบบจำลองด้วย ซึ่งก็คือค่า Intercept ตัวอย่างเช่น ถ้าผลวิเคราะห์สมการถดถอยเป็น

$$\hat{Y} = 23 + .60X; \bar{X} = 20, \bar{Y} = 35$$

ค่า Intercept ก็คือ

$$a = \bar{Y} - b(\bar{X}) \qquad (5)$$

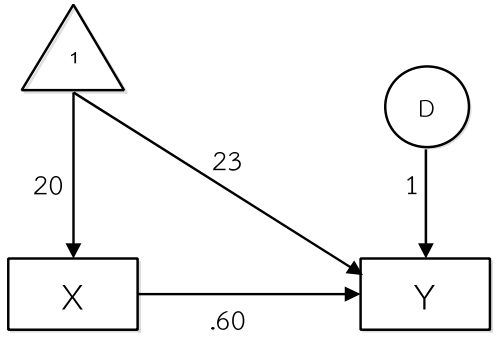
$$23 = 35 - .60(20)$$

จากสมการ (5) จะเห็นได้ว่า ค่า Intercept สะท้อนถึงค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระ X และตัวแปรตาม Y และถ้าแทนค่าตัวแปร X ด้วยค่าเฉลี่ยในสมการถดถอย

$$\bar{Y} = a + b(\bar{X}) \qquad (6)$$

$$35 = 23 + .60(20)$$

ค่าทำนายของตัวแปร Y จะเท่ากับค่าเฉลี่ยของตัวแปร Y ซึ่งจะเห็นได้ว่า ค่าเฉลี่ยของตัวแปรตามสามารถคำนวณจากค่า Intercept ค่าสัมประสิทธิ์ถดถอย และค่าเฉลี่ยของตัวแปรของตัวแปรอิสระ



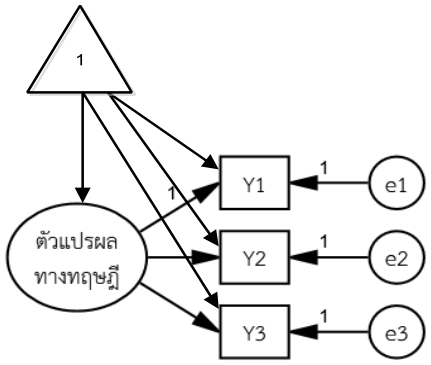
ภาพประกอบ 4 แบบจำลองการวิเคราะห์การถดถอยที่มีโครงสร้างค่าเฉลี่ยของตัวแปร

ภาพประกอบ 4 แสดงแบบจำลองการวิเคราะห์การถดถอยที่ให้มีโครงสร้างค่าเฉลี่ย ตัวแปรใหม่ในแบบจำลองที่แทนด้วยรูปสามเหลี่ยม คือ ตัวแปรค่าคงที่ (Constant variable) เพราะตัวแปรนี้แท้จริงแล้วไม่ใช่ตัวแปร แต่เป็นค่าคงที่ซึ่งหน่วยตัวอย่างทุกหน่วยจะมีค่าเดียวกันหมดก็คือ 1 ดังนั้น จึงมีเลข 1 อยู่ในรูปสามเหลี่ยม ตัวแปรในแบบจำลองใดก็ตามที่มีตัวแปรค่าคงที่เป็นตัวแปรอิสระเพียงแค่ตัวเดียว ค่าสัมประสิทธิ์ถดถอยของตัวแปรค่าคงที่ต่อตัวแปรก็คือค่าเฉลี่ยของตัวแปรตัวนั้น จากรูปจะเห็นว่าตัวแปรค่าคงที่เป็นตัวแปรอิสระเพียงตัวเดียวของตัวแปร X ดังนั้นค่าสัมประสิทธิ์ถดถอยของตัวแปรค่าคงที่ต่อตัวแปร X ซึ่งเท่ากับ 20 ก็คือค่าเฉลี่ยตัวแปร X แต่ถ้าตัวแปรตามในแบบจำลองมีตัวแปรอิสระอื่นนอกจากตัวแปรค่าคงที่ ค่าสัมประสิทธิ์ถดถอยของตัวแปรค่าคงที่ต่อตัวแปรตามตัวนั้นก็คือค่า Intercept ดังเช่นตัวแปร Y ในแบบจำลองที่มีตัวแปรอิสระ 2 ตัว คือ ตัวแปรค่าคงที่และตัวแปร X

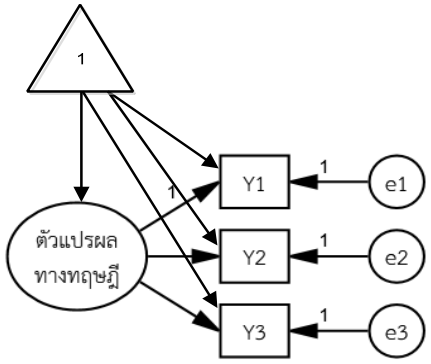
[1] เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมประกอบด้วย ค่าความแปรปรวนซึ่งเป็นสถิติที่บ่งบอกถึงความแตกต่างของคะแนนตัวแปร ใช้ประมาณค่าความแปรปรวนของตัวแปรในแบบจำลอง และค่าความแปรปรวนร่วมซึ่งเป็นสถิติที่บ่งบอกถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร ใช้ประมาณค่าสัมประสิทธิ์อิทธิพลระหว่างตัวแปรในแบบจำลอง

ดังนั้นค่าสัมประสิทธิ์ถดถอยของตัวแปรค่าคงที่ต่อตัวแปร Y จึงเท่ากับค่า Intercept ในสมการถดถอยที่มีตัวแปร X เป็นตัวแปรอิสระ

นอกจากนี้ เมื่อย้อนไปพิจารณาสมการ (6) ค่าเฉลี่ยตัวแปรตามคำนวณมาจาก 2 ส่วน ส่วนแรกคือค่า Intercept (a) ในสมการ ส่วนที่สองคือค่าสัมประสิทธิ์ถดถอย (b) สองส่วนนี้ถ้าตีความในแง่ของอิทธิพลทางตรง (Direct effect) และอิทธิพลทางอ้อม (Indirect effect) ส่วนแรกก็คือค่าอิทธิพลทางตรงของตัวแปรค่าคงที่ต่อตัวแปร Y ในภาพประกอบ 4 และส่วนที่สองก็คืออิทธิพลทางอ้อมของตัวแปรค่าคงที่ต่อตัวแปร Y ซึ่งคำนวณมาจากผลคูณของค่าอิทธิพลทางตรงของตัวแปรค่าคงที่ต่อตัวแปร X กับอิทธิพลทางตรงของตัวแปร X ต่อตัวแปร Y ดังนั้นจึงสรุปได้ว่า ค่าเฉลี่ยของตัวแปร Y ก็คือ อิทธิพลรวม (Total effect) ของตัวแปรค่าคงที่



กลุ่มทดลอง



กลุ่มควบคุม

ภาพประกอบ 5 แบบจำลองการวิเคราะห์แบบ SMM

จากแนวคิดการเพิ่มตัวแปรค่าคงที่เพื่อให้แบบจำลองมีโครงสร้างค่าเฉลี่ยของตัวแปร เมื่อนำมาใช้ร่วมกับเทคนิคการวิเคราะห์พหุกลุ่ม (Multigroup analysis) ของการวิเคราะห์ SEM ที่สามารถวิเคราะห์แบบจำลองได้พร้อมกันหลายกลุ่ม กลายมาเป็นหลักการกำหนดแบบจำลองแบบ SMM ที่แสดงในภาพประกอบ 5 บทบาทของตัวแปรค่าคงที่ในแบบจำลอง SMM ก็คือตัวแปรสาเหตุของทั้งตัวแปรสังเกตและตัวแปรแฝง การกำหนดแบบจำลอง SMM โดยให้มีตัวแปรค่าคงที่ ปรากฏอยู่ในแบบจำลองนั้นมีประโยชน์ในเชิงแนวคิดที่ระบุให้ผู้วิเคราะห์ทราบว่าการวิเคราะห์จะต้องมีการประมาณค่าเฉลี่ยและ Intercepts ในแบบจำลอง แต่ในทางปฏิบัติ การวิเคราะห์ข้อมูลแบบจำลอง SMM ด้วยโปรแกรมสำเร็จรูปปัจจุบัน ไม่จำเป็นจะต้องสร้างตัวแปรใหม่ในไฟล์ข้อมูลที่มีค่าคงที่เป็นเลข 1 ทุกหน่วยตัวอย่างเหมือนสมัยก่อน ถ้าต้องการจะให้แบบจำลองมีการประมาณค่า Intercepts ก็เพียงแค่ระบุคำสั่งเพิ่มเติมให้เหมาะสมในแต่ละโปรแกรม[2]

การวิเคราะห์โดยใช้แบบจำลอง SMM นั้นจะใช้การวิเคราะห์พหุกลุ่มที่จะต้องมีการแยกข้อมูลที่จะวิเคราะห์ออกตามกลุ่มที่วิเคราะห์ การตรวจสอบความแตกต่างระหว่างกลุ่มจะใช้วิธีการกำหนด

[2] ถ้าวิเคราะห์ด้วยโปรแกรม LISREL และเขียนคำสั่งด้วยภาษา SIMPLIS กำหนดให้แสดงค่าเฉลี่ยหรือ Intercepts โดยให้ตัวแปรค่าคงที่นี้เป็นตัวแปรอิสระของตัวแปรที่ต้องการประมาณค่าเฉลี่ยหรือ Intercepts ซึ่ง LISREL จะสงวนชื่อตัวแปรค่าคงที่นี้ว่า “CONST” ตัวอย่างเช่น จากภาพที่ 4 ถ้าต้องการประมาณค่า Intercept ของตัวแปร Y1 ก็สามารถเขียนคำสั่งเพิ่มว่า “Y1 = CONST” ถ้าวิเคราะห์ด้วยโปรแกรม AMOS ก็กดเมนู View แล้วเลือก Analysis Properties เลือก tab ของ Estimation แล้วเลือก “Estimate means and intercepts” สำหรับโปรแกรม Mplus เวอร์ชั่น 5 ขึ้นไป โปรแกรมจะประมาณค่าเฉลี่ยและ intercepts ทุกตัวแปรโดยอัตโนมัติ แต่ถ้าใช้เวอร์ชั่นที่ต่ำกว่า 5 ต้องระบุโดยเขียนคำสั่ง Analysis: Type = MEANSTRUCTURE

เงื่อนไขความไม่แปรเปลี่ยน (Noninvariant) หรือความเท่ากันระหว่างกลุ่ม (Equality constraints) ของค่าสัมประสิทธิ์ที่ต้องการทดสอบ แบบจำลองที่กำหนดเงื่อนไขความเท่ากันเรียกว่า แบบจำลองลดหลั่น (Nested model) เนื่องจากเป็นแบบจำลองที่มีค่าสัมประสิทธิ์ทุกค่าเหมือนกันกับแบบจำลองที่ไม่ได้กำหนดเงื่อนไข แตกต่างกันตรงที่การบังคับให้ค่าประสิทธิ์มีความเท่ากันระหว่างกลุ่ม จะทำให้จำนวนค่าสัมประสิทธิ์ที่ต้องประมาณค่าของแบบจำลองนั้นน้อยกว่าแบบจำลองที่ไม่ได้กำหนดเงื่อนไขแบบจำลองที่กำหนดเงื่อนไขจึงมีค่า df มากกว่าแบบจำลองที่ไม่ได้กำหนดเงื่อนไข การตรวจสอบผลทดสอบจะพิจารณาว่า ผลต่างของค่าไคสแควร์ ($\Delta\chi^2$) ระหว่างแบบจำลองที่กำหนดเงื่อนไขความเท่ากันกับแบบจำลองที่ไม่ได้กำหนดเงื่อนไข ถ้าผลต่างนี้มีนัยสำคัญที่การแจกแจงของไคสแควร์ ที่ระดับ df=ผลต่างของ df (Δdf) ระหว่างแบบจำลองทั้งสองก็แสดงว่าค่าสัมประสิทธิ์ที่กำหนดเงื่อนไขความเท่ากันนั้น แตกต่างกันระหว่างกลุ่มอย่างมีนัยสำคัญ การทดสอบมักเริ่มต้นจากการกำหนดเงื่อนไขความเท่ากันของค่าสัมประสิทธิ์ทั้งชุด (เช่น ค่าน้ำหนักองค์ประกอบทั้งหมดของตัวแปรแฝง) และเมื่อพบนัยสำคัญ จึงค่อยตรวจสอบว่าค่าสัมประสิทธิ์ค่าใดบ้างที่แตกต่างกันระหว่างกลุ่มโดยการกำหนดเงื่อนไขความเท่ากันทีละค่า

การวิเคราะห์แบบจำลอง SMM จะเริ่มต้นจากการวิเคราะห์แบบจำลองสมมติฐานในกลุ่มรวมให้กลมกลืนก่อน จากนั้นใช้แบบจำลองที่กลมกลืนนี้ไปวิเคราะห์แบบจำลองพหุกลุ่มที่วิเคราะห์แบบจำลองนั้นในทุกกลุ่มพร้อมกัน โดยยังไม่ต้องกำหนดเงื่อนไขความเท่ากันใดใด (Unconstrained model) ปล่อยให้แบบจำลองของแต่ละกลุ่มต่างประมาณค่าสัมประสิทธิ์แยกกันอย่างอิสระ และต้องระบุให้แบบจำลองมีการประมาณค่าเฉลี่ยและ Intercepts ด้วย ในกรณีการวิเคราะห์พหุกลุ่มที่มีโครงสร้างค่าเฉลี่ย ปัญหาการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เพียงค่าเดียว (Identification) มีความซับซ้อนมากกว่าแบบจำลองที่ไม่มีโครงสร้างค่าเฉลี่ย เพื่อให้แบบจำลองในขั้นแรกนี้สามารถประมาณค่าออกมาเป็นค่าเดียวได้ มีทางเลือกที่ทำได้ 2 ทาง คือ 1) การกำหนดให้ค่าเฉลี่ยของตัวแปรแฝงแต่ละตัวมีค่าเป็น 0 ทุกกลุ่ม 2) การกำหนดให้ค่า Intercepts ของตัวแปรสังเกตตัวใดตัวหนึ่งของแต่ละตัวแปรแฝง ให้มีค่าเป็น 0 ทุกกลุ่ม ซึ่งส่วนใหญ่จะใช้ค่า Intercepts ของตัวแปรสังเกตที่ใช้กำหนดหน่วยการวัดของตัวแปรแฝง (Millsap, & Olivera-Aguilar, 2012) แบบจำลองนี้จึงเป็นแบบจำลองที่มีจำนวนค่าสัมประสิทธิ์ที่ต้องประมาณค่ามากที่สุดและมีค่า df น้อยที่สุด ถ้าผลการทดสอบพบว่าแบบจำลองนี้ มีความกลมกลืน แสดงว่าแบบจำลองที่ทดสอบมีความเท่าเทียมกันในเชิงรูปแบบความสัมพันธ์ของ ตัวแปร (Form invariance) แต่ถ้าแบบจำลองไม่กลมกลืน แสดงว่าการวัดตัวแปรแฝงที่จะเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยไม่มีความเท่าเทียมกัน และไม่ควรจะเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยอีกต่อไป (Klein, 2011)

เนื่องจากเป้าหมายหลักของการวิเคราะห์ SMM คือ การเปรียบเทียบความแตกต่างของค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝง ซึ่งการเปรียบเทียบจะสามารถแปลความหมายได้ก็ต่อเมื่อตัวแปรแฝงมีการวัดเท่าเทียมกัน (Measurement invariance) ระหว่างกลุ่ม ความเท่าเทียมกันของการวัดมีหลายระดับ[3] แต่ระดับที่ต่ำที่สุดที่จะทำให้สามารถแปลความหมายความ

[3] ระดับที่ 1 ความเท่าเทียมกันของรูปแบบความสัมพันธ์ของตัวแปร (Configural invariance) ระดับที่ 2 ความเท่าเทียมกันของค่าน้ำหนักองค์ประกอบ (Weak measurement invariance) ระดับที่ 3 ความเท่าเทียมกันของค่า intercepts ตัวแปรสังเกต (Strong measurement invariance) ระดับที่ 4 ความเท่าเทียม

แตกต่างของค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงได้ก็คือ ความเท่าเทียมกันของค่าน้ำหนักองค์ประกอบ ดังนั้นลำดับต่อไปของการวิเคราะห์ก็คือกำหนดเงื่อนไข ความเท่าเทียมกันของค่าน้ำหนักองค์ประกอบตัวแปรสังเกตทุกตัวของตัวแปรแฝง[4] ถ้าผลต่างไคสแควร์ไม่มีนัยสำคัญ ก็สามารถวิเคราะห์เพื่อทดสอบความเท่าเทียมในระดับต่อไปถ้าต้องการ หรือจะข้ามไปเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝง แต่ถ้าแบบจำลองไม่กลมกลืนก็ต้องวิเคราะห์เพื่อหาว่าค่าน้ำหนักองค์ประกอบของตัวแปรสังเกตใดบ้างที่แตกต่างกันระหว่างกลุ่ม ถ้าพบว่าค่าน้ำหนักองค์ประกอบทุก ตัวแปรสังเกตแตกต่างกันระหว่างกลุ่ม ก็ไม่ควรที่จะวิเคราะห์เพื่อเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝง เพราะอย่างน้อยที่สุดที่จะทำให้สามารถแปลความหมายของความแตกต่างค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงได้ ตัวแปรแฝงจะต้องมีความเท่าเทียมกันในการวัดบางส่วน (Partial measurement invariance) ที่ค่าน้ำหนักองค์ประกอบในการวัดตัวแปรแฝงอย่างน้อย 1 ค่าจะต้องเท่ากันระหว่างกลุ่ม (Byrne, Shavelson, & Muthén, 1989; Green, & Thompson, 2012; Klein, 2011)

เมื่อทดสอบความเท่าเทียมกันในการวัดตัวแปรแฝงระดับต่างๆ แล้ว ขั้นตอนสำคัญที่สุดในการวิเคราะห์ SMM คือการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝง ซึ่งก็คือการกำหนดให้แบบจำลองประมาณค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝง[5] เพื่อให้ค่าสัมประสิทธิ์ในแบบจำลองสามารถประมาณออกมาเป็นค่าเดียวกันได้ การวิเคราะห์จำเป็นต้องกำหนดเงื่อนไข 2 ข้อ คือ 1) กำหนดให้ค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงกลุ่มใดกลุ่มหนึ่งมีค่าเป็น 0 2) กำหนดให้ค่า Intercepts ตัวแปรสังเกตของตัวแปรแฝงอย่างน้อย 1 ตัวเท่ากันทุกกลุ่ม ในการกำหนดเงื่อนไขข้อที่ 1 ส่วนใหญ่งานวิจัยเชิงทดลองจะใช้กลุ่มควบคุมเป็นกลุ่มฐาน (Baseline group) ในการเปรียบเทียบ ดังนั้นกลุ่มนี้จึงมักถูกใช้กำหนดให้ค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงเป็น 0 สำหรับการกำหนดเงื่อนไขข้อที่ 2 ส่วนใหญ่จะกำหนดให้ค่า Intercepts ของตัวแปรสังเกตที่ใช้กำหนดหน่วยการวัดของตัวแปรแฝงให้เท่ากันทุกกลุ่ม ค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงของแต่ละกลุ่มที่ประมาณค่า ก็คือผลต่างของค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงระหว่างกลุ่มนั้นกับกลุ่มฐาน ถ้าค่าเฉลี่ยมีนัยสำคัญ แสดงว่าค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงผลการทดลองระหว่างกลุ่มทดลองกลุ่มนั้นกับกลุ่มควบคุมแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ถ้าค่าเฉลี่ยมีค่าบวก ก็แสดงว่ากลุ่มทดลองกลุ่มนั้นมีค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงสูงกว่ากลุ่มควบคุม[6]

กันของความคลาดเคลื่อนในการวัด (Strict measurement invariance) (Meredith, 1993; Widaman, & Reise, 1997)

[4] แม้ว่าค่าน้ำหนักองค์ประกอบ (Factor loading) เป็นคำที่มาจากการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ (Exploratory factor analysis/EFA) ซึ่งหมายถึงค่าสัมประสิทธิ์คะแนนมาตรฐาน แต่การกำหนดเงื่อนไขความเท่ากันในการวิเคราะห์ SEM คือความเท่ากันของค่าสัมประสิทธิ์คะแนนดิบ ในบทความเลือกใช้คำนี้เพราะเป็นคำที่นักวิจัยรู้จักกันทั่วไป มากกว่าคำว่า ค่าสัมประสิทธิ์อิทธิพลที่ตัวแปรแฝงมีต่อตัวแปรสังเกต

[5] ค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงภายนอก คือ ค่าเฉลี่ย (Means) หรือค่าสัมประสิทธิ์ในเมทริกซ์ Alpha ถ้าวิเคราะห์ด้วย LISREL ส่วนค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงภายใน คือ ค่า Intercepts ของตัวแปรแฝง หรือค่าสัมประสิทธิ์ในเมทริกซ์ Kappa ถ้าวิเคราะห์ด้วย LISREL

[6] ถ้าต้องการทดสอบสมมติฐานรวมว่าค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงเท่ากันทุกกลุ่มหรือไม่ ถ้าไม่เท่ากันจึงค่อยมาวิเคราะห์หาว่าค่าเฉลี่ยแตกต่างกันที่กลุ่มใด เหมือนเช่นการวิเคราะห์ ANOVA ที่เป็นการทดสอบสมมติฐานรวมก่อน แล้วจึงค่อยมาเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยภายหลัง (Post hoc) ก็สามารถเพิ่มขั้นตอนโดยการกำหนดเงื่อนไขในแบบจำลองให้ค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงเท่ากันทุกกลุ่ม ผลต่างไคสแควร์ระหว่างแบบจำลองที่มีและไม่มีเงื่อนไข ก็คือสถิติทดสอบนัยสำคัญสมมติฐานรวมข้อนี้

การเลือกใช้การวิเคราะห์ระหว่างแบบจำลอง MIMIC และ SMM

ความแตกต่างระหว่างการกำหนดแบบจำลองแบบ MIMIC และ SMM ก็เหมือนกันกับความแตกต่างระหว่างการวิเคราะห์เพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างของค่าเฉลี่ยโดยใช้การวิเคราะห์ความแปรปรวนกับการวิเคราะห์การถดถอย การกำหนดแบบจำลองแบบ MIMIC เหมือนกันกับการใช้การวิเคราะห์การถดถอยที่ต้องแปลงตัวแปรกลุ่มการทดลองให้เป็นตัวแปรหุ่นและใส่ตัวแปรนี้เข้าไปในสมการถดถอย และตรวจสอบความแตกต่างของค่าเฉลี่ยโดยดูจากค่าสัมประสิทธิ์ถดถอยของตัวแปรหุ่นว่ามีนัยสำคัญหรือไม่ ค่าสัมประสิทธิ์นี้ก็คือผลต่างของค่าเฉลี่ยระหว่างกลุ่มที่ให้ค่าเป็นเลข 1 และ 0 ในตัวแปรหุ่น การกำหนดแบบจำลองแบบ SMM ก็เหมือนกับการใช้การวิเคราะห์ t-test และ ANOVA ที่จะมีการแบ่งกลุ่มตัวอย่างออกเป็นกลุ่มตามการทดลอง มีการประมาณค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของแต่ละกลุ่มแยกกัน และตรวจสอบความแตกต่างโดยดูจากผลต่างของค่าเฉลี่ยคล้ายคลึงกับการวิเคราะห์ t-test และ ANOVA เพียงแต่ในการวิเคราะห์ SMM ผลต่างค่าเฉลี่ยนี้เป็นผลต่างของค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝง ซึ่งก็คือค่าสัมประสิทธิ์ Intercepts ของตัวแปรแฝงในกลุ่มทดสอบ

เมื่อเปรียบเทียบในแง่ของความง่ายและสะดวกต่อการวิเคราะห์ การกำหนดแบบจำลองแบบ MIMIC จะง่ายและสะดวกกว่าการกำหนดแบบจำลองแบบ SMM เพราะเพียงแค่เพิ่มตัวแปรหุ่นเข้าไปในแบบจำลองก็สามารถวิเคราะห์ได้แล้ว ไม่ต้องกำหนดเงื่อนไขให้ค่าสัมประสิทธิ์ใดใด การอ่านแปลผลก็ตรงไปตรงมามากกว่าการวิเคราะห์แบบ SMM ในขณะที่การกำหนดแบบ SMM ผู้วิเคราะห์จะต้องมีความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับหลักของการวิเคราะห์พหุกลุ่มของ SEM รวมทั้งคำสั่งที่จะใช้กำหนดเงื่อนไขความเท่ากันของค่าสัมประสิทธิ์ที่จะทดสอบ การอ่านแปลผลการวิเคราะห์ก็มีความยากและซับซ้อนมากกว่า จำนวนกลุ่มที่ต้องการเปรียบเทียบก็เป็นประเด็นหนึ่งที่ควรพิจารณาในการเลือกใช้แบบจำลอง SMM ทั้งนี้เพราะยิ่งถ้ามีกลุ่มที่ต้องการเปรียบเทียบมากขึ้น ความยุ่งยากและซับซ้อนของการวิเคราะห์และการตีความหมายก็จะยิ่งมากตามไปด้วย โดยเฉพาะถ้าวิเคราะห์แล้วพบว่าค่าสัมประสิทธิ์ที่เกี่ยวข้องกับการวัดตัวแปรแฝงมีความแตกต่างกันระหว่างกลุ่ม เช่น ค่าน้ำหนักองค์ประกอบ (Factor loadings) ก็ต้องเพิ่มการวิเคราะห์เพื่อหาให้ได้ว่าค่าน้ำหนักองค์ประกอบของตัวแปรสังเกตใดบ้างที่แตกต่างกันและแตกต่างกันระหว่างกลุ่มใด ดังนั้นในกรณีที่มีหลายกลุ่ม การวิเคราะห์ด้วยแบบจำลอง MIMIC จะง่ายต่อการวิเคราะห์มากกว่า

อย่างไรก็ตาม ความง่ายและสะดวกของการวิเคราะห์แบบ MIMIC นี้ก็แลกมาด้วยข้อตกลงเบื้องต้นที่เพิ่มขึ้นอีกหนึ่งข้อ ซึ่งก็คือ การวัดตัวแปรแฝงผลการทดลองที่จะเปรียบเทียบนั้นจะต้องมีความเท่ากันระหว่างกลุ่มอย่างเคร่งครัดทุกค่าสัมประสิทธิ์ที่เกี่ยวข้องกับการวัดตัวแปรแฝง (Strict measurement invariance) ข้อตกลงเบื้องต้นนี้เปรียบเหมือนกับข้อตกลงในเรื่องความเท่ากันของเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของทุกกลุ่มในการวิเคราะห์ MANOVA ทั้งนี้เพราะการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ทั้งหลายในแบบจำลอง MIMIC ใช้ข้อมูลเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของกลุ่มรวม ดังนั้นถ้าค่าสัมประสิทธิ์ที่เกี่ยวข้องกับการวัดตัวแปรแฝงซึ่งได้แก่ ค่าน้ำหนักองค์ประกอบ ค่าเฉลี่ย ค่า Intercepts และค่าความคลาดเคลื่อน (Errors) ของตัวแปรสังเกตแตกต่างกันระหว่างกลุ่ม การใช้เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของกลุ่มรวมในการ

ประมาณค่าสัมประสิทธิ์ก็จะเกิดความลำเอียง แตกต่างจากการวิเคราะห์แบบ SMM ที่ใช้เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของแต่ละกลุ่มแยกกัน อย่างไรก็ตาม ถ้าการวัดตัวแปรแฝงยังพอที่จะมีความเท่ากันในบางส่วน เช่น ค่าน้ำหนักองค์ประกอบของตัวแปรสังเกตบางตัวของตัวแปรแฝงมีความเท่ากันระหว่างกลุ่ม ก็ยังพอที่จะแปลความหมายได้ว่าการวัดตัวแปรแฝงของกลุ่มต่างๆ นั้นมีความเท่าเทียมกันในระดับหนึ่ง (Byrne, Shavelson, & Muthén, 1989; Klein, 2011) การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝง ถ้าพบว่าต่างกันก็ยังพอตีความได้ว่าความแตกต่างนั้นเกิดขึ้นจากตัวแปรที่ทดลอง ไม่ใช่เกิดจากการวัดตัวแปรแฝงที่แตกต่างกันระหว่างกลุ่ม ค่าสัมประสิทธิ์ที่ประมาณค่าจากการใช้เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมแยกกันแต่ละกลุ่มก็จะมีความเที่ยงตรงกว่าที่จะใช้ของกลุ่มรวม

ปัญหาที่สืบเนื่องมาจากข้อตกลงเกี่ยวกับความเท่าเทียมกันในการวัดตัวแปรแฝงของการวิเคราะห์ MIMIC ก็คือ ถ้ามีการละเมิด ตัวแปรแฝงของแต่ละกลุ่มถูกวัดมาแตกต่างกัน การวิเคราะห์ด้วยแบบจำลอง MIMIC จะไม่สามารถตรวจสอบการละเมิดนี้ได้โดยตรง ไม่มีค่าสถิติใดใดในผลการวิเคราะห์ที่จะบ่งบอกการละเมิดข้อตกลงนี้ได้ แตกต่างจากการวิเคราะห์ด้วย SMM ที่การตรวจสอบข้อตกลงนี้เป็นขั้นตอนของกระบวนการวิเคราะห์ที่จะต้องทำก่อนที่จะวิเคราะห์เพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างของค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝง ดังนั้นถ้าพบความแตกต่างในค่าสัมประสิทธิ์บางส่วน ก็สามารถกำหนดแบบจำลองให้แต่ละกลุ่มประมาณค่าสัมประสิทธิ์ที่แตกต่างกันแยกกัน โดยยกเลิกเงื่อนไขที่บังคับให้ค่าสัมประสิทธิ์นั้นเป็นตัวเลขตัวเดียวกันในทุกกลุ่ม การวิเคราะห์ด้วยแบบจำลอง SMM จึงสามารถตรวจสอบและจัดการกับปัญหาการละเมิดข้อตกลงนี้ได้ดีกว่าการวิเคราะห์แบบ MIMIC การเลือกใช้แบบจำลองแบบใดระหว่าง MIMIC และ SMM ในการวิเคราะห์ข้อมูลงานวิจัยเชิงทดลองจึงอยู่ที่ผู้วิเคราะห์ที่จะต้องประเมินตนเองว่ามีความเข้าใจในหลักการวิเคราะห์พหุกลุ่ม SEM หรือไม่ จำนวนกลุ่มที่จะเปรียบเทียบมีจำนวนมากจนทำให้การวิเคราะห์และแปลผลของการวิเคราะห์ SMM ยุ่งยากและซับซ้อนเกินไปหรือไม่ มีโอกาสหรือไม่ที่การวัดหรือแบบวัดตัวแปรจะมีความลำเอียงหรือแตกต่างกันระหว่างกลุ่ม เช่น ข้อคำถามบางข้ออาจจะมีการใช้ข้อความที่ทำให้คนกลุ่มหนึ่งเข้าใจไปอย่างหนึ่ง และอีกกลุ่มหนึ่งก็เข้าใจไปคนละอย่าง ถ้าเป็นเช่นนั้นการใช้แบบจำลองแบบ SMM ก็ดูจะเป็นทางเลือกที่เหมาะสมกว่า

ตาราง 1 สรุปเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างการวิเคราะห์ด้วยแบบจำลอง MIMIC กับ SMM

การวิเคราะห์ด้วยแบบจำลอง MIMIC	**การวิเคราะห์ด้วยแบบจำลอง SMM**
• ใช้หลักการวิเคราะห์การถดถอยด้วยตัวแปรหุ่น	• ใช้หลักการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ย t-test, ANOVA
• ตัวแปรกลุ่มนำมาสร้างเป็นตัวแปรหุ่น	• ตัวแปรกลุ่มนำมาแยกเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม
• มีแบบจำลองและค่าสัมประสิทธิ์เดียว	• มีหลายแบบจำลองและค่าสัมประสิทธิ์ตามจำนวนกลุ่ม
• การวัดตัวแปรแฝงต้องเท่าเทียมกันอย่างเคร่งครัดทุกค่าสัมประสิทธิ์ (Strict measurement invariance)	• การวัดตัวแปรแฝงต้องเท่าเทียมกันอย่างน้อยบางส่วน (Partial measurement invariance)
• ไม่สามารถตรวจสอบผลการละเมิดข้อตกลงเกี่ยวกับความเท่าเทียมในการวัดตัวแปรแฝงจากผลวิเคราะห์	• สามารถตรวจสอบผลการละเมิดข้อตกลงเกี่ยวกับความเท่าเทียมในการวัดตัวแปรแฝงจากผลวิเคราะห์
• ขั้นตอนการวิเคราะห์น้อยกว่า	• ขั้นตอนการวิเคราะห์มากกว่า
• ไม่สามารถทดสอบความเท่าเทียมระหว่างกลุ่มได้	• สามารถทดสอบความเท่าเทียมระหว่างกลุ่มโดยกำหนดเงื่อนไขของแบบจำลอง
• มีค่าสัมประสิทธิ์ที่จะประมาณค่าน้อยกว่า เพราะไม่ต้องประมาณค่าเฉลี่ยและ intercepts	• มีค่าสัมประสิทธิ์ที่จะประมาณค่ามากกว่า เพราะต้องประมาณค่าเฉลี่ยและ intercepts
• ปัญหาการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เพียงค่าเดียว (identification) น้อยกว่า	• ปัญหาการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เพียงค่าเดียว (identification) มากกว่า ต้องกำหนดเงื่อนไขแบบจำลองให้ถูกต้องและเหมาะสม ถ้ากำหนดผิด ค่าสัมประสิทธิ์ที่ประมาณค่าก็ผิดตามไปด้วย
• แบบจำลองกลมกลืนง่ายกว่า เพราะความแตกต่างระหว่างกลุ่มถูกกลบรวมเป็นเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมเดียว	• แบบจำลองกลมกลืนยากกว่า เพราะแยกเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมแต่ละกลุ่ม ซึ่งแบบจำลองทุกกลุ่มจะต้องกลมกลืน แบบจำลองในภาพรวมจึงจะกลมกลืน
• ถ้าต้องการจับคู่เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยให้ครบทุกกลุ่ม (Pairwise) ต้องสร้างตัวแปรหุ่นและวิเคราะห์ใหม่	• สามารถจับคู่เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยให้ครบทุกกลุ่ม (Pairwise) ได้โดยกำหนดเงื่อนไขความเท่าเทียมของค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝง
• ผลต่างค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงดูจากค่าสัมประสิทธิ์อิทธิพลของตัวแปรหุ่น	• ผลต่างค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงดูจากค่าเฉลี่ยหรือค่า intercepts ตัวแปรแฝงของกลุ่มทดลอง
• การอ่านแปลผลง่ายและตรงไปตรงมามากกว่า	• การอ่านแปลผลยากและซับซ้อนกว่า

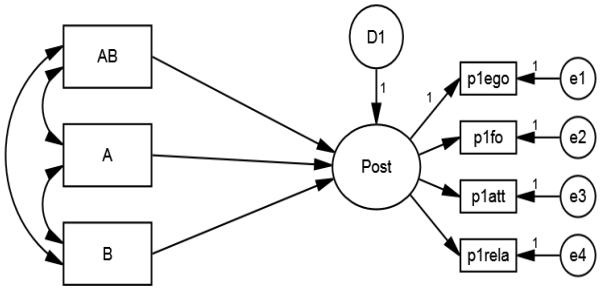
กรณีตัวอย่างการวิเคราะห์

เพื่อให้เห็นภาพการวิเคราะห์ที่ชัดเจน และเป็นรูปธรรม จึงขอยกกรณีสมมติงานวิจัยเชิงทดลองที่ศึกษาประสิทธิผลของโครงการพัฒนาความพร้อมในการรับผิดชอบครอบครัวของนักศึกษาชายในสถาบันการศึกษาแห่งหนึ่ง ตัวแปรทดลองในงานวิจัยนี้ก็คือโครงการฝึกอบรมซึ่งแบ่งออกเป็น 4 กลุ่ม ได้แก่ 1) กลุ่มที่ฝึกเฉพาะทักษะที่เกี่ยวข้องกับสัมพันธภาพและความรับผิดชอบ 2) กลุ่มที่ฝึกเฉพาะจิตลักษณะที่สำคัญต่อความรับผิดชอบครอบครัว เช่น ลักษณะมุ่งอนาคตควบคุมตน เจตคติต่อความรับผิดชอบครอบครัว 3) กลุ่มที่ฝึกทั้งทักษะและจิตลักษณะ ซึ่งถือเป็นกลุ่มทดลองเต็มรูปแบบ และ 4) กลุ่มควบคุม คือ กลุ่มที่ไม่ได้รับการฝึกใดใด แต่ละกลุ่มมีนักศึกษา

เข้าร่วมกลุ่มละ 100 คน ตัวแปรที่ใช้วัดผลการทดลองมีทั้งหมด 4 ตัว คือ เอกลักษณ์แห่งตน (ego) ลักษณะมุ่งอนาคตควบคุมตน (fo) เจตคติที่ดีต่อความรับผิดขอบครอบครัว (att) และทักษะสัมพันธภาพ (rela) ซึ่งมีการวัดทั้งหมด 3 ครั้ง คือ ก่อนการฝึก (pre) หลังการฝึก (p1) และระยะติดตามผลหลังฝึกเสร็จ 2 เดือน (p2) คำถามหลักของงานวิจัยนี้ก็คือ โครงการพัฒนานี้ได้ผลหรือไม่ ถ้าได้ผล วิธีการฝึกแบบใดจะส่งผลดีที่สุด การวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อตอบคำถามนี้ทำได้หลายรูปแบบ เพื่อให้เห็นภาพในเชิงทางเลือกของการใช้การวิเคราะห์ SEM แทนการวิเคราะห์สถิติหลายตัวแปรแบบดั้งเดิม จะขอนำเสนอตัวอย่างการวิเคราะห์ SEM เพื่อทดแทนการวิเคราะห์สถิติหลายตัวแปรแบบดั้งเดิมที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลงานวิจัยเชิงทดลอง ซึ่งได้แก่ การวิเคราะห์ MANOVA การวิเคราะห์ MANCOVA และการวิเคราะห์อิทธิพล[7]

การวิเคราะห์ MANOVA

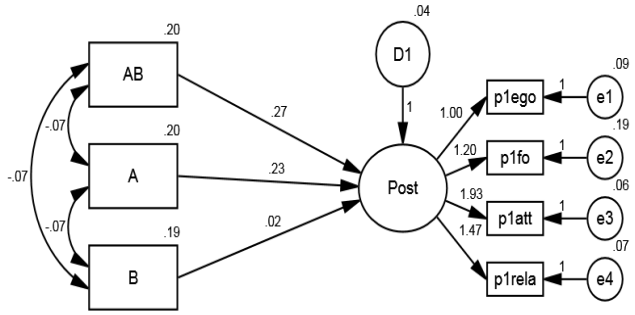
กรณีตัวอย่างงานวิจัยนี้สามารถใช้การวิเคราะห์ MANOVA เพื่อตอบคำถามการวิจัยว่าหลังจากผ่านการฝึกแล้ว นักศึกษาที่ได้รับการฝึกจะมีตัวแปรผลทั้ง 4 ตัวนี้สูงกว่านักศึกษาที่ไม่ได้รับการฝึกหรือไม่ อย่างไร การวิเคราะห์ SEM ที่ให้คำตอบใกล้เคียงกับการวิเคราะห์ MANOVA ในกรณีนี้ก็คือการวิเคราะห์โดยให้ตัวแปรผลทั้ง 4 ตัวนี้เป็นตัวแปรสังเกตที่สะท้อนถึงตัวแปรแฝงทางทฤษฎีที่เป็นผลจากการได้รับการฝึก ซึ่งตัวแปรแฝงนี้อาจจะตีความได้ว่าเป็นความพร้อมในการรับผิดชอบครอบครัว



ภาพประกอบ 6 แบบจำลองการวิเคราะห์ MIMIC: MANOVA

จากภาพประกอบ 6 ซึ่งเป็นแบบจำลองการวิเคราะห์ MIMIC เพื่อใช้ทดแทนการวิเคราะห์ MANOVA ในการวิเคราะห์นี้ให้ตัวแปรที่ใช้วัดผลหลังการฝึก (p1) ทั้ง 4 ตัวเป็นตัวแปรสังเกตในการวัดตัวแปรแฝงความพร้อมในการรับผิดชอบครอบครัว (Post) ส่วนตัวแปรสังเกต AB, A, B เป็นตัวแปรหุ่นที่ใช้แทนกลุ่มการทดลอง ตัวแปร AB แทนกลุ่มที่ได้รับการฝึกทั้งทักษะและจิตลักษณะ ตัวแปร A แทนกลุ่มที่ได้รับการฝึกเฉพาะทักษะ และตัวแปร B แทนกลุ่มที่ได้รับการฝึกเฉพาะจิตลักษณะ สำหรับกลุ่มควบคุมนั้น ไม่ต้องสร้างเป็นตัวแปรหุ่นในแบบจำลอง เพราะเป็นกลุ่มฐานที่จะใช้เปรียบเทียบกับกลุ่มทดลองทั้ง 3 กลุ่ม ซึ่งก็คือกลุ่มที่มีค่าตัวแปรหุ่นทั้งสามตัวเป็น 0

[7]เนื่องจากเนื้อที่อันจำกัดของบทความ จึงจะนำเสนอเฉพาะผลวิเคราะห์และการอ่านแปลผล ไม่สามารถอธิบายถึงการเขียนคำสั่งวิเคราะห์ของโปรแกรมต่างๆ ได้ ซึ่งผู้เขียนตั้งใจไว้ว่าจะเขียนแยกเป็นอีกบทความหนึ่งที่อธิบายวิธีเขียนคำสั่งวิเคราะห์แบบจำลองต่างๆ ทั้งแบบ MIMIC และ SMM ด้วยโปรแกรม LISREL, AMOS, และ Mplus ในโอกาสต่อไป



ภาพประกอบ 7 ค่าสัมประสิทธิ์คะแนนดิบผลการวิเคราะห์ MIMIC: MANOVA

ผลการทดสอบแบบจำลองในภาพที่ 7 ปรากฏว่าแบบจำลองมีความกลมกลืนดี (χ^2 =101.79, df=11, p=.51, GFI=.98, RMSEA<.01,CFI=1.00, TLI=1.00) ค่าน้ำหนักองค์ประกอบ (ค่าสัมประสิทธิ์อิทธิพลมาตรฐานที่ตัวแปรแฝงมีต่อตัวแปรสังเกต) มีค่าอยู่ระหว่าง .55-.88 (p < .05) แสดงว่าตัวแปรสังเกตทั้ง 4 ตัวนี้วัดตัวแปรแฝงร่วมกันตัวเดียวกัน ค่าสัมประสิทธิ์อิทธิพลของตัวแปรหุ่นที่มีนัยสำคัญ (p < .05) ได้แก่ ค่าสัมประสิทธิ์อิทธิพล AB=.27 และ A=.23 ตามลำดับ แสดงว่า นักศึกษาชายที่ได้รับการฝึกทั้งทักษะและจิตลักษณะมีค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงความพร้อมในการรับผิดชอบครอบครัวสูงกว่ากลุ่มที่ไม่ได้รับการฝึก .27 คะแนน กลุ่มที่ได้รับการฝึกเฉพาะทักษะสูงกว่ากลุ่มที่ไม่ได้รับการฝึก .23 คะแนน ส่วนกลุ่มที่ได้รับการฝึกเฉพาะจิตลักษณะอย่างเดียวนั้น มีค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงสูงกว่ากลุ่มควบคุมเพียงแค่ .02 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่าการฝึกเฉพาะจิตลักษณะอย่างเดียวนั้นไม่ได้ผล

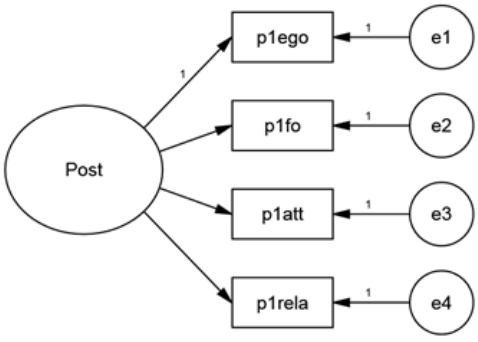
ถ้าต้องการรายงานผลการทดลองในรูปของขนาดอิทธิพลมาตรฐาน (Standardized effect size) ก็สามารถคำนวณได้จากสูตร (Hancock, 2001)

$$\hat{d} = \frac{|\gamma|}{\sqrt{\sigma^2 \eta}} \qquad (7)$$

เมื่อ γ คือ ค่าสัมประสิทธิ์อิทธิพลคะแนนดิบของตัวแปรสาเหตุต่อตัวแปรแฝงภายใน

และ $\sigma^2 \eta$ คือ ค่าความแปรปรวนของตัวแปรแฝงภายใน

จากผลวิเคราะห์ สามารถคำนวณขนาดอิทธิพลมาตรฐานของกลุ่มที่ได้รับการฝึกทั้งทักษะและจิตลักษณะ (AB) ได้ 1.12 (.27/.24) สามารถแปลความหมายได้ว่า นักศึกษาที่ได้รับการฝึกทั้งทักษะและจิตลักษณะมีค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงความพร้อมในการรับผิดชอบครอบครัวสูงกว่ากลุ่มที่ไม่ได้รับการฝึก 1.12 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแปรแฝง โคเฮน (Cohen. 1988) ได้เสนอแนะการตีความค่าขนาดอิทธิพลมาตรฐานไว้ 3 ระดับ คือ ถ้ามีค่า .20 ถือว่ามีขนาดเล็ก .50 ถือว่ามีขนาดกลาง และ .80 ถือว่ามีขนาดใหญ่ ดังนั้นการฝึกทั้งทักษะและจิตลักษณะมีขนาดอิทธิพลขนาดใหญ่ต่อความพร้อมในการรับผิดชอบครอบครัว



ภาพประกอบ 8 แบบจำลองการวิเคราะห์ SMM: MANOVA

ภาพประกอบ 8 แสดงแบบจำลองการวิเคราะห์นี้ในกรณีที่ใช้การกำหนดแบบจำลองแบบ SMM ถ้าตัดตัวแปรค่าคงที่ (รูปสามเหลี่ยม) จะเห็นได้ว่าแบบจำลองนี้แท้จริงแล้วก็คือแบบจำลองการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันหลายกลุ่มที่มีโครงสร้างค่าเฉลี่ยของตัวแปร (Multiple group confirmatory factor analysis with structured means) ในแบบจำลองนี้จะไม่มีตัวแปรกลุ่มการทดลองปรากฏอยู่อีกต่อไป แต่ถูกนำไปใช้ในการแบ่งกลุ่มสร้างเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของแต่ละกลุ่มแยกกัน ดังนั้นการวิเคราะห์ด้วยวิธีนี้ในกรณีตัวอย่างก็คือการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน 4 กลุ่มพร้อมกัน และประมาณค่าเฉลี่ยของตัวแปรในแบบจำลองด้วย การวิเคราะห์ SEM ที่มีการประมาณค่าเฉลี่ยด้วยนั้นจะทำให้มีค่าสัมประสิทธิ์ที่ต้องประมาณค่าหลายค่า และเพื่อให้แบบจำลองนี้สามารถประมาณค่าสัมประสิทธิ์เพียงค่าเดียวได้ (Identified model) ดังนั้นการวิเคราะห์นี้จึงกำหนดให้ค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงผลการทดลองมีค่าเป็น 0 ในทุกกลุ่ม ผลการวิเคราะห์แรกตามแบบจำลอง SMM ภาพประกอบ 8 คือแบบจำลองที่ไม่ได้กำหนดเงื่อนไขความเท่ากันของค่าสัมประสิทธิ์ใด (Unconstrained model) ให้แต่ละกลุ่มย่อยประมาณค่าสัมประสิทธิ์แยกกัน ผลปรากฏว่าแบบจำลองนี้มีความกลมกลืนดี (χ^2 =6.03, *df*=8, *p*=.64, RMSEA<.01, CFI=1.00, TLI=1.00)

การวิเคราะห์ต่อมาคือการกำหนดเงื่อนไขความเท่ากันของค่าน้ำหนักองค์ประกอบ ผลปรากฏว่าผลต่างไคสแควร์นั้นมีนัยสำคัญ ($\Delta\chi^2$ =17.26, Δdf=9, *p*=.04, RMSEA=. 03, CFI=. 96, TLI = .94) แสดงว่ามีค่าน้ำหนักองค์ประกอบในการวัดตัวแปรแฝงบางค่าที่แตกต่างกันระหว่างกลุ่ม หลังจากตรวจสอบแล้วพบว่าค่าน้ำหนักองค์ประกอบที่แตกต่างก็คือค่าน้ำหนักองค์ประกอบของตัวแปรทักษะสัมพันธภาพ (Rela) ดังนั้นจึงกำหนดให้แบบจำลองให้ค่าน้ำหนักองค์ประกอบของลักษณะมุ่งอนาคตควบคุมตน (fo) และเจตคติที่ดีต่อความรับผิดชอบครอบครัว (att) เท่ากันทุกกลุ่ม ผลปรากฏว่าผลต่างระหว่างแบบจำลองนี้กับแบบจำลองที่ไม่ได้กำหนดเงื่อนไขความเท่าเทียมใดใด ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ ($\Delta\chi^2$ = 12.45, Δdf = 6, *p* = .05) และเมื่อกำหนดเงื่อนไขเพิ่มเติมให้ตัวแปรสังเกตทั้งสองมีค่า Intercepts เท่ากันระหว่างกลุ่ม เมื่อเทียบกับแบบจำลองที่กำหนดเงื่อนไขให้ค่าน้ำหนักองค์ประกอบของตัวแปรสังเกตสองตัวนี้เท่ากัน ผลต่างไคสแควร์ไม่มีนัยสำคัญ ($\Delta\chi^2$ = 7.86, Δdf=6, *p* = .25) แสดงว่าตัวแปรแฝงมีความเท่าเทียมในการวัดบางส่วน ซึ่งเพียงพอต่อการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝง

หลังจากทดสอบแล้วว่าตัวแปรแฝงมีความเท่าเทียมกันในการวัดระหว่างกลุ่ม ลำดับต่อไปก็คือการวิเคราะห์เพื่อทดสอบความแตกต่างของค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงระหว่างกลุ่ม[8] โดยระบุให้แบบจำลองประมาณค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงด้วยการกำหนดให้กลุ่มใดกลุ่มหนึ่งมีค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงเป็น 0 ซึ่งในการวิเคราะห์นี้กำหนดให้เป็นกลุ่มควบคุม ส่วนกลุ่มอื่นๆ ให้ประมาณค่าเฉลี่ยตามปกติ ค่าเฉลี่ยที่ประมาณค่านี้จะเป็นผลต่างค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงระหว่างกลุ่มนั้นกับกลุ่มควบคุม ผลวิเคราะห์นั้นแบบจำลองมีความกลมกลืนดี (χ^2 = 23.46, *df* = 17, *p* = .14,

[8] ผลทดสอบสมมติฐานภาพรวมจากการกำหนดเงื่อนไขให้ค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงเท่ากันทุกกลุ่มพบว่า มีค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงอย่างน้อยหนึ่งกลุ่มที่แตกต่างกัน ($\Delta\chi^2$ =31.09, Δdf=3, *p* < .01) ถ้าต้องการได้หลักฐานทางสถิตินี้ ก็สามารถเพิ่มขั้นตอนการวิเคราะห์นี้ได้ แต่เนื่องจากเนื้อที่จำกัดของบทความ การนำเสนอผลวิเคราะห์จึงข้อข้ามขั้นตอนนี้ไป

RMSEA=.05, CFI=.96, TLI=.94) ค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงที่มีนัยสำคัญคือค่าเฉลี่ยของกลุ่มที่ฝึกทั้งทักษะ และจิต (AB)= .26 (p<.01) และกลุ่มที่ฝึกเฉพาะทักษะ (A)=.22 แสดงว่ากลุ่มที่ได้รับการฝึกทั้งสองแบบ และกลุ่มที่ฝึกเฉพาะทักษะจะมีค่าเฉลี่ยความพร้อมสูงกว่ากลุ่มที่ไม่ได้รับการฝึก .26 และ .22 คะแนน ตามลำดับ

ถ้าต้องการรายงานขนาดอิทธิพลมาตรฐานก็สามารถคำนวณจากสูตรในสมการ (7) ได้ แต่เนื่องจากการวิเคราะห์ SMM เป็นการวิเคราะห์แยกกลุ่ม ดังนั้นค่าความแปรปรวนของตัวแปรแฝงในสมการ (7) ควรคำนวณมาจากการถ่วงน้ำหนักด้วยขนาดกลุ่มตัวอย่างแต่ละกลุ่มตามสูตรในสมการ (8) (Hancock, 2001)

$$\sigma^2\eta = \frac{n_1\sigma^2\eta_1 + \ldots + n_k\sigma^2\eta_k}{n_1 + \ldots + n_k} \qquad (8)$$

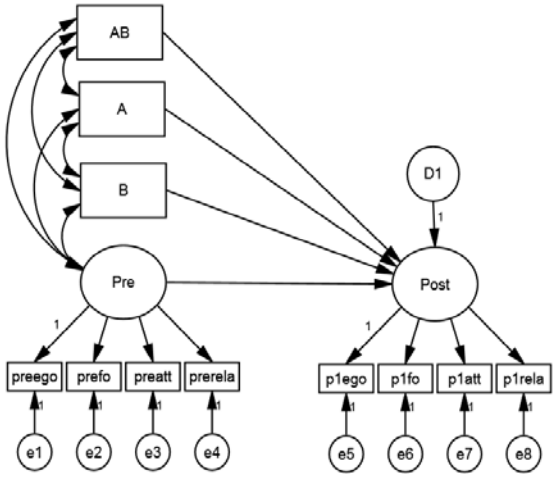
ซึ่งสามารถคำนวณขนาดอิทธิพลมาตรฐานของกลุ่มที่ได้รับการฝึกทั้งทักษะและจิตลักษณะ (AB) ได้ 1.30 (.26/.20)

เนื่องจากผลต่างค่าเฉลี่ยระหว่างกลุ่มควบคุมของกลุ่มที่ฝึกทั้งสองแบบและกลุ่มที่ฝึกเฉพาะทักษะมีค่าใกล้เคียงกันมาก จึงน่าสนใจว่าค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงระหว่างกลุ่มที่ฝึกทั้งสองแบบกับที่ฝึกเฉพาะทักษะแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญหรือไม่ การวิเคราะห์เพื่อตอบคำถามนี้ ถ้าใช้การวิเคราะห์ด้วย MIMIC จะต้องวิเคราะห์โดยสร้างตัวแปรหุ่นใหม่ให้กลุ่มที่เป็นกลุ่มฐาน (กลุ่มที่มีค่าเป็น 0 ในทุกตัวแปรหุ่น) เป็นกลุ่มใดกลุ่มหนึ่งระหว่างกลุ่มที่ฝึกทั้งสองแบบหรือกลุ่มที่ฝึกเฉพาะทักษะ แต่ถ้าใช้การวิเคราะห์ SMM สามารถวิเคราะห์ได้เลยโดยกำหนดเงื่อนไขให้ค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงเฉพาะกลุ่มที่ฝึกทั้งสองแบบและกลุ่มที่ฝึกเฉพาะทักษะเท่ากัน ผลต่างไคสแควร์ระหว่างแบบจำลองก่อนหน้านี้กับแบบจำลองที่กำหนดเงื่อนไข ถ้ามีนัยสำคัญ ก็แสดงว่าค่าเฉลี่ยระหว่างสองกลุ่มนั้นแตกต่างกัน ผลวิเคราะห์พบว่าผลต่างไคสแควร์ไม่มีนัยสำคัญ ($\Delta\chi^2$ =.53, Δdf=1, p<.47) ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าการฝึกทั้งทักษะและจิตลักษณะช่วยพัฒนาความพร้อมในการรับผิดชอบครอบครัวของนักศึกษาไม่แตกต่างจากการฝึกทักษะเพียงอย่างเดียว

การวิเคราะห์ MANCOVA

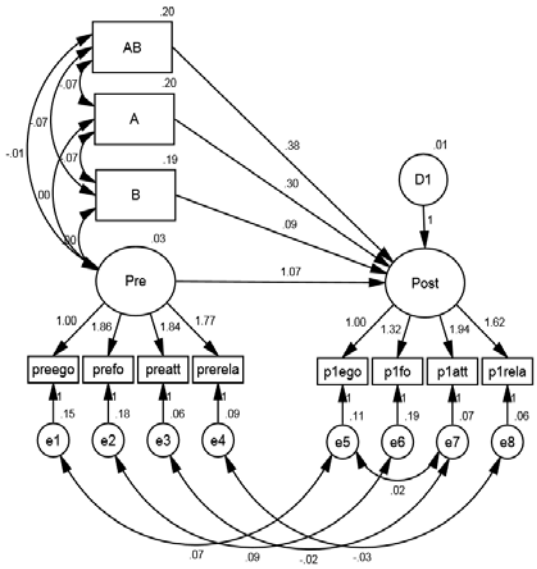
การวิเคราะห์ MANCOVA ในกรณีตัวอย่างงานวิจัยนี้ แตกต่างจากการวิเคราะห์ด้วย MANOVA ตรงที่การใช้ตัวแปรร่วม (Covariates) ในการควบคุมก่อนที่จะเปรียบเทียบความแตกต่าง ในกรณีที่ใช้ SEM วิเคราะห์เพื่อจุดประสงค์เดียวกัน ประโยชน์และข้อดีที่ได้จากการวิเคราะห์ SEM ที่เหนือกว่าการวิเคราะห์ MANCOVA ตามปกติก็คือ ตัวแปรร่วมที่จะใช้ควบคุมสามารถนำมาเป็นตัวแปรแฝงในแบบจำลองได้เช่นเดียวกันกับตัวแปรผลการทดลอง เนื่องจากการวิเคราะห์ MANCOVA ใช้หลักของสมการถดถอยในการปรับค่าเฉลี่ยตามค่าตัวแปรร่วม ดังนั้นจึงมีข้อตกลงเบื้องต้นที่ได้มาจากการวิเคราะห์การถดถอยก็คือ ตัวแปรอิสระต้องปราศจากความคลาดเคลื่อนในการวัด ตัวแปรอิสระในสมการถดถอยของการวิเคราะห์ ANCOVA และ MANCOVA ก็คือตัวแปรร่วม ดังนั้นถ้าตัวแปรร่วมมีความคลาดเคลื่อนในการวัด ก็จะส่งผลให้การปรับค่าเฉลี่ยคลาดเคลื่อนด้วยเช่นกัน รวมทั้งยังส่งผลต่ออำนาจการทดสอบด้วย เนื่องจากถ้าตัวแปรร่วมยิ่งมีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามมากขึ้น อำนาจทดสอบของสถิติ ANCOVA และ MANCOVA ก็จะมากขึ้นด้วย ดังที่ได้อธิบายไว้ในตอนต้นแล้วว่าความคลาดเคลื่อนในการวัดจะมีผลเจือจางขนาดความสัมพันธ์ของตัวแปรให้น้อยลง ดังนั้นการวิเคราะห์ให้ตัวแปรร่วมเป็นตัวแปรแฝงที่ปรับแก้ด้วยความคลาดเคลื่อนในการวัด จึงส่งผลให้

การวิเคราะห์ด้วย SEM มีอำนาจทดสอบสูงกว่าการวิเคราะห์ MANCOVA เช่นกัน



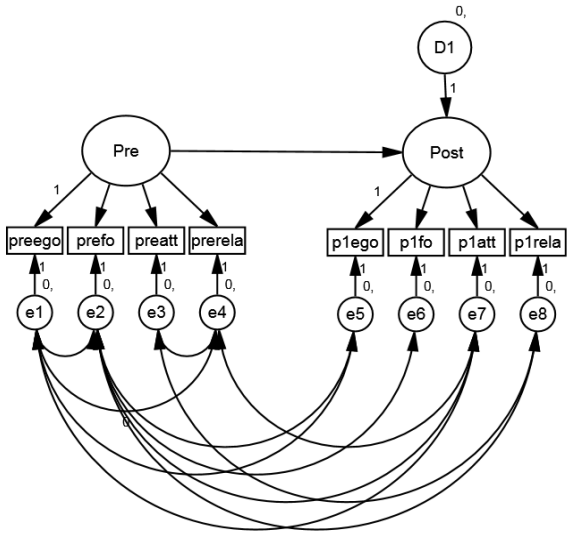
ภาพประกอบ 9 แบบจำลองการวิเคราะห์ MIMIC: MANCOVA

แบบจำลองการวิเคราะห์ MIMIC ที่จะใช้แทนการวิเคราะห์ด้วยวัตถุประสงค์ของ MANCOVA แสดงไว้ในภาพประกอบ 9[9] จะเห็นได้ว่า ตัวแปรผลที่วัดก่อนการทดลองทั้ง 4 ตัวนี้มีบทบาทเป็นตัวแปรสังเกตในการวัดตัวแปรแฝงความพร้อมในการรับผิดชอบครอบครัวก่อนการฝึก และมีบทบาทเป็นตัวแปรสาเหตุที่ส่งผลต่อตัวแปรแฝงความพร้อมในการรับผิดชอบครอบครัวหลังการฝึก เช่นเดียวกันกับตัวแปรหุ่นกลุ่มการทดลองทั้ง 3 ตัว ผลการวิเคราะห์ปรากฏว่าแบบจำลองสมมติฐานนี้ยังไม่กลมกลืน (χ^2 =154.11, df=37, p<.01, RMSEA=.15, CFI=.79, TLI=.69) ดังนั้นจึงปรับแบบจำลองโดยให้ความคลาดเคลื่อนในการวัดมีสัมพันธ์กัน เนื่องจากความคลาดเคลื่อนในการวัดนี้มาจากตัวแปรเดียวกันที่วัดมาจากแบบวัดเดียวกัน ต่างกันที่วัดคนละช่วงเวลา ดังนั้นจึงเป็นไปได้ที่ความคลาดเคลื่อนเหล่านี้จะสัมพันธ์กันอันเนื่องมาจากการใช้แบบวัดเดียวกัน (Byrne, Shavelson, & Muthén, 1989) หลังจากปรับแบบจำลองแล้ว แบบจำลองมีความกลมกลืนอยู่ในระดับที่ยอมรับได้ (χ^2 =47.80, df=32, p=.04, RMSEA=.06, CFI=.97, TLI=.95) ค่าสัมประสิทธิอิทธิพลคะแนนดิบของตัวแปรหุ่น AB, A, B เท่ากับ .38, .30, .09 ตามลำดับ มีเพียงอิทธิพลของตัวแปรหุ่น B เท่านั้นที่ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ (p > .05) สังเกตว่าค่าสัมประสิทธิ์ที่บ่งบอกถึงผลต่างค่าเฉลี่ยของตัวแปรแฝงหลังการฝึกระหว่างกลุ่มทดลองทั้งสองกลุ่มกับกลุ่มควบคุม สูงกว่าผลต่างค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงในแบบจำลองการวิเคราะห์ SEM แบบ MANOVA ก่อนหน้านี้ ทั้งนี้ก็เนื่องเพราะในแบบจำลองนี้มีตัวแปรที่วัดก่อนการฝึกเป็นตัวแปรร่วมที่ใช้ปรับค่าเฉลี่ยก่อนที่จะเปรียบเทียบ จึงทำให้ผลต่างค่าเฉลี่ยสูงขึ้นกว่าเดิม



ภาพประกอบ 10 ค่าสัมประสิทธิ์คะแนนดิบผลการวิเคราะห์ MIMIC: MANCOVA

[9] ด้วยข้อจำกัดของโปรแกรม LISREL ตัวแปรภายนอกจะเป็นตัวแปรสังเกตหรือตัวแปรแฝงก็ได้ แต่ต้องเป็นประเภทเดียวกันหมด ไม่สามารถมีทั้งสองประเภทผสมกันเหมือนเช่นในแบบจำลองนี้ได้ เพราะถ้ามีตัวแปรแฝง ตัวแปรภายนอกทุกตัวต้องนิยามผ่านเมทริกซ์ Lambda-x เดียวกัน ดังนั้นทางแก้ในการวิเคราะห์แบบจำลองนี้ด้วย LISREL ต้องกำหนดตัวแปรแฝงขึ้นมา 3 ตัวตามตัวแปรหุ่น แต่ละตัวมีตัวแปรสังเกตเป็นตัวแปรหุ่นเพียงตัวเดียว และกำหนดให้ความคลาดเคลื่อนในการวัดของตัวแปรหุ่นแต่ละตัว



ภาพประกอบ 11 แบบจำลองการวิเคราะห์ SMM: MANCOVA

ภาพประกอบ 10 แสดงแบบจำลองการวิเคราะห์ SMM จะเห็นได้ว่าแบบจำลองนี้ต่างจากแบบจำลอง MIMIC ตรงที่ไม่มีตัวแปรหุ่นอยู่ในแบบจำลอง และเส้นที่ลากความสัมพันธ์ระหว่างความคลาดเคลื่อนของการวัดมีหลายเส้นมากกว่าแบบจำลอง MIMIC ที่เป็นเช่นนี้เพราะการวิเคราะห์แบบ SMM เป็นการวิเคราะห์ทุกกลุ่มย่อยพร้อมกัน ดังนั้นความกลมกลืนของแบบจำลองทั้งหมดจะมาจากความกลมกลืนของแบบจำลองของทุกกลุ่มย่อย ดังนั้นการที่แบบจำลองจะกลมกลืนได้ แบบจำลองทุกกลุ่มย่อยก็ต้องกลมกลืนด้วยการวิเคราะห์โดยพยายามปรับแบบจำลองให้กลมกลืนในกรณีนี้ซึ่งมีกลุ่มย่อยทั้งหมด 4 กลุ่ม มีค่าสัมประสิทธิ์ที่ต้องประมาณมากกว่า จึงทำได้ยากกว่าแบบจำลอง MIMIC ที่ใช้เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมและแบบจำลองรวมทุกกลุ่ม ซึ่งทำให้ความแตกต่างระหว่างกลุ่มถูกกลบรวมกันไปหมด ดังนั้นการปรับแบบจำลองนี้ให้กลมกลืนจึงต้องปรับโดยเพิ่มเส้นความสัมพันธ์ระหว่างความคลาดเคลื่อนมากกว่าแบบจำลอง MIMIC จึงจะทำให้แบบจำลองกลมกลืน

แบบจำลองในภาพประกอบ 10 ซึ่งเป็นแบบจำลองที่ไม่ได้กำหนดเงื่อนไขความเท่าเทียมกันใดใด มีกลมกลืนกับข้อมูลดี (χ^2 =77.19, *df*=76, *p*=.08, RMSEA=.05, CFI=.97, TLI=.94) เมื่อกำหนดเงื่อนไขให้ค่าน้ำหนักองค์ประกอบทุกค่าเท่ากัน ปรากฏว่าผลต่างไคสแควร์มีนัยสำคัญทางสถิติ ($\Delta\chi^2$ = 41.91, Δdf=18, *p*<.01) แสดงว่ามีค่าน้ำหนักองค์ประกอบบางค่าที่ไม่เท่ากันระหว่างกลุ่ม เมื่อตรวจสอบความแตกต่างของน้ำหนักองค์ประกอบก็พบว่า ค่าน้ำหนักองค์ประกอบในการวัดตัวแปรแฝงก่อนการฝึกนั้นแตกต่างกันระหว่างกลุ่มทุกค่า แต่สำหรับตัวแปรแฝงหลังการฝึก ค่าน้ำหนักที่แตกต่างก็คือค่าน้ำหนักองค์ประกอบของตัวแปรทักษะสัมพันธภาพ เมื่อกำหนดเงื่อนไขให้ค่าน้ำหนักองค์ประกอบอื่นของตัวแปรแฝงหลังการฝึกเท่ากันระหว่างกลุ่ม ผลปรากฏว่าผลต่างไคแสควร์ไม่มีนัยสำคัญ ($\Delta\chi^2$ =6.87, Δdf=9, *p*=.33) เมื่อกำหนดเงื่อนไขให้ค่า Intercepts ของตัวแปรสังเกตทั้งสองเท่ากันระหว่างกลุ่ม ผลต่างไคสแควร์ไม่มีนัยสำคัญเช่นกัน ($\Delta\chi^2$ =7.28, Δdf=6, *p*=.30) แม้ว่าผลการวิเคราะห์จะบ่งบอกว่าการวัดตัวแปรแฝงความพร้อมก่อนที่จะฝึกไม่มีความเท่าเทียมกันในการวัด แต่ตัวแปรแฝงตัวนี้เป็นตัวแปรที่ใช้เพื่อเป็นตัวแปรร่วม ไม่ใช่ตัวแปรที่จะใช้เปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างกลุ่มทดลองและกลุ่มควบคุม ส่วนตัวแปรผลหลังการฝึกก็มีความเท่าเทียมในการวัดตัวแปรแฝงบางส่วน ดังนั้นจึงไม่มีปัญหาในการแปลความหมายในเชิงเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงผลการฝึก

หลังจากที่วิเคราะห์ความเท่าเทียมในส่วนการวัดตัวแปรแฝงที่จะเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยแล้ว ลำดับต่อไปก็คือการวิเคราะห์ความเท่าเทียมกันในส่วนความสัมพันธ์เชิงโครงสร้าง ความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างสำคัญที่ควรทดสอบความเท่าเทียมกัน

ก่อนที่จะทดสอบค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงก็คือค่าสัมประสิทธิ์อิทธิพลที่ตัวแปรแฝงความพร้อมก่อนการฝึกมีต่อตัวแปรแฝงความพร้อมหลังการฝึก เนื่องจากความเท่าเทียมในเงื่อนไขข้อนี้เป็นข้อตกลงเบื้องต้นในการวิเคราะห์ ANCOVA และ MANCOVA ที่ค่าสัมประสิทธิ์ถดถอยที่ตัวแปรร่วมมีต่อตัวแปรตามจะต้องเท่ากันทุกกลุ่ม (Homogeneity of regression slopes) ผลวิเคราะห์โดยกำหนดเงื่อนไขนี้พบว่า ผลต่างของค่าไคสแควร์ไม่มีนัยสำคัญ ($\Delta\chi^2$ =6.38, Δdf=3, p=.09) แสดงว่าค่าสัมประสิทธิ์อิทธิพลนี้เท่ากันในทุกๆ กลุ่ม การแปลผลความแตกต่างค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงจึงสามารถอ่านผลวิเคราะห์จากแบบจำลองนี้ได้ ค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงความพร้อมหลังการฝึกของกลุ่มที่ฝึกทั้งทักษะและจิตลักษณะ (AB) กลุ่มที่ฝึกทักษะอย่างเดียว (A) และกลุ่มที่ฝึกจิตลักษณะอย่างเดียว (B) เท่ากับ .49, .31, .12 ตามลำดับ และทุกค่าเฉลี่ยมีนัยสำคัญ ($p < .05$) ทุกค่า แสดงว่า หลังจากควบคุมความพร้อมในการรับผิดชอบครอบครัวก่อนการฝึก การฝึกไม่ว่าจะใช้รูปแบบใดส่งผลให้ความพร้อมในการรับผิดชอบครอบครัวหลังการฝึกดีกว่ากลุ่มที่ไม่ได้รับการฝึก และเมื่อกำหนดเงื่อนไขเพื่อตรวจสอบว่าค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงระหว่างกลุ่มที่ฝึกทั้งทักษะและจิตลักษณะกับกลุ่มที่ฝึกทักษะอย่างเดียว จะแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญหรือไม่ ผลปรากฏว่า กลุ่มที่ฝึกทั้งสองแบบมีค่าเฉลี่ยความพร้อมหลังการฝึกสูงกว่ากลุ่มที่ฝึกทักษะอย่างเดียวอย่างมีนัยสำคัญ ($\Delta\chi^2$ = 4.58, Δdf = 1, p = .03)

ผลวิเคราะห์นี้ให้ข้อสรุปที่แตกต่างจากผลวิเคราะห์ MANOVA ก่อนหน้านี้ ความแตกต่างของผลทั้งสองนี้เป็นไปเช่นเดียวกันกับผลวิเคราะห์ MANOVA กับ MANCOVA เนื่องจากการวิเคราะห์ MANOVA เป็นการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยดั้งเดิมที่ได้จากการวัด (Observed means) ในขณะที่การวิเคราะห์ MANCOVA เป็นการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยที่ปรับตามตัวแปรร่วม (Adjusted means) ผลวิเคราะห์ที่พบความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญก็เนื่องมาจากการปรับให้แต่ละกลุ่มมีความเท่าเทียมของตัวแปรร่วม ซึ่งก็คือ ความพร้อมก่อนการฝึกก่อนที่จะเปรียบเทียบความแตกต่างของค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝง ความแตกต่างของค่าเฉลี่ยตัวแปรแฝงความพร้อมหลังการฝึกที่พบว่ามีนัยสำคัญระหว่างกลุ่มที่ฝึกจิตลักษณะอย่างเดียวกับกลุ่มควบคุม และระหว่างกลุ่มที่ฝึกทั้งสองแบบกับกลุ่มที่ฝึกทักษะอย่างเดียว จากผลวิเคราะห์เดิมที่ไม่พบว่ามีนัยสำคัญเป็นผลที่ได้มาจากอำนาจทดสอบทางสถิติที่เพิ่มมากขึ้นอันเนื่องมาจากการใช้สถิติที่มีการปรับหรือควบคุมตัวแปรร่วม

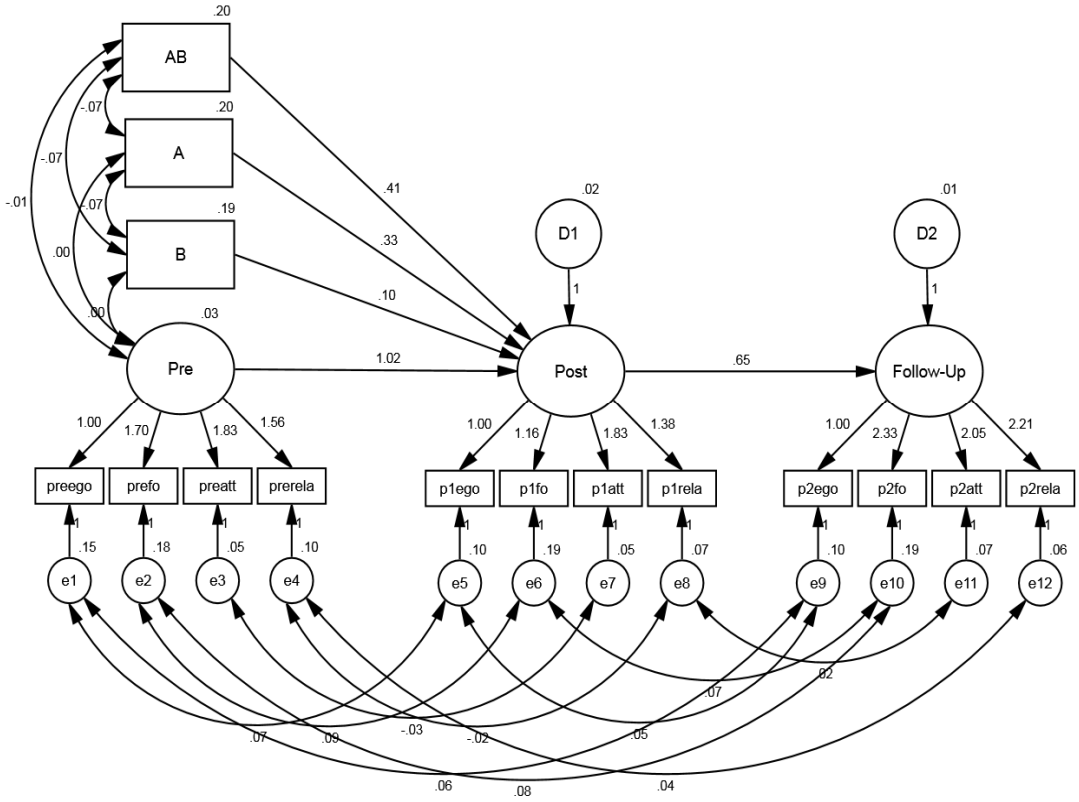
การวิเคราะห์อิทธิพล (Path Analysis)

การวิเคราะห์อิทธิพลถูกนำมาใช้ในงานวิจัยเชิงทดลองมากที่สุดก็คือในกรณีที่ผู้วิจัยต้องการศึกษาบทบาทของตัวแปรส่งผ่าน (Mediator) ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเหตุกับตัวแปรผล ซึ่งส่วนใหญ่มี 2 ลักษณะ คือ ลักษณะแรกที่ตัวแปรส่งผ่านเป็นตัวแปรเชิงกระบวนการของการทดลอง หรือเป็นตัวแปรที่ต้องเกิดขึ้นก่อนที่จะเกิดตัวแปรผลของการทดลอง ลักษณะที่สองคือตัวแปรส่งผ่านเป็นตัวแปรผลของการทดลองที่จะส่งต่อผลการทดลองไปยังตัวแปรผลที่วัดเพื่อติดตามผล ผลอิทธิพลทางอ้อมของตัวแปรทดลองที่มีต่อตัวแปรผลที่วัดในระยะท้ายสุด สามารถแปลความได้ถึงความคงทนของการทดลองที่ยังคงส่งผลต่อไปถึงตัวแปรผลท้ายที่สุด ในกรณีตัวอย่างงานวิจัยนี้จะใช้การวิเคราะห์อิทธิพลเพื่อศึกษาบทบาทของตัวแปรส่งผ่านในลักษณะที่สอง คือ ตัวแปรส่งผ่านเป็นตัวแปร

ผลที่ทันทีหลังการฝึก และตัวแปรผลท้ายสุดคือตัวแปรผลที่วัดหลังการฝึกเสร็จสิ้น 1 เดือน

กรณีการวิเคราะห์นี้จะแตกต่างจากสองกรณีก่อนหน้านี้ตรงที่วัตถุประสงค์ของการวิเคราะห์ที่ไม่ใช่การเปรียบเทียบความแตกต่างของค่าเฉลี่ยตัวแปรผลระหว่างกลุ่มทดลองกับกลุ่มควบคุม แต่เป็นวัตถุประสงค์ที่ต้องการจะศึกษาถึงอิทธิพลทางอ้อมของตัวแปรทดลองมากกว่า ดังนั้นในกรณีการวิเคราะห์นี้ จึงไม่เหมาะที่จะใช้แบบจำลองการวิเคราะห์แบบ SMM เพราะจะนำเอาตัวแปรกลุ่มการทดลองมาแยกข้อมูลออกเป็นกลุ่มและกำหนดแบบจำลองย่อยตามกลุ่ม ซึ่งถ้าทำเช่นนั้นจะไม่สามารถประมาณค่าอิทธิพลทางอ้อมของตัวแปรทดลองนี้ได้ ในกรณีนี้จึงเหมาะที่จะใช้แบบจำลอง MIMIC มากกว่า

แบบจำลองที่วิเคราะห์ก็คือแบบจำลอง MANCOVA ก่อนหน้านี้มาขยายต่อโดยเพิ่มตัวแปรแฝงผลการฝึกที่วัดในระยะหลังการทดลอง 1 เดือน ทำให้ตัวแปรผลที่เกิดขึ้นทันทีหลังการฝึก เป็นตัวแปรที่คั่นอยู่ตรงกลางระหว่างอิทธิพลของตัวแปรทดลองกับตัวแปรผล ทำหน้าที่ส่งผ่านอิทธิพลของตัวแปรการทดลองไปสู่ตัวแปรผลในท้ายสุด



ภาพประกอบ 12 ค่าสัมประสิทธิ์คะแนนดิบแบบจำลองการวิเคราะห์ MIMIC: Path analysis

ผลวิเคราะห์แบบจำลองในภาพประกอบ 11 มีความกลมกลืนข้อมูลดี (χ^2 =84.59, df=72, p=.15, RMSEA=.04, CFI=.99, TLI=.98) เมื่อเพิ่มตัวแปรแฝงความพร้อมในการรับผิดชอบครอบครัวที่วัดระยะติดตามผล ค่าอิทธิพลที่ตัวแปรหุ่นกลุ่มที่ฝึกเฉพาะจิตลักษณะอย่างเดียว (B) กลับมีนัยสำคัญ (p < .05) และเมื่อพิจารณาค่าอิทธิพลทางอ้อมแล้วตัวแปรการทดลองกลุ่มที่ฝึกทักษะและจิตลักษณะ

(AB) กลุ่มที่ฝึกทักษะอย่างเดียว (A) และกลุ่มที่ฝึกจิตลักษณะอย่างเดียว (B) มีค่าอิทธิพลทางอ้อมต่อตัวแปรความพร้อมที่วัดหลังการฝึก 1 เดือน .27, .21, .07 ตามลำดับ ซึ่งมีนัยสำคัญทุกค่า ($p < .05$) ดังนั้นจึงสรุปได้ว่า ผลการฝึกทั้งสามกลุ่มนี้มีผลทางอ้อมต่อความพร้อมในการรับผิดชอบครอบครัวของนักศึกษาชายหลังจากโครงการเสร็จสิ้นแล้ว 1 เดือน

บทสรุป

บทความนี้ได้อธิบายถึงประโยชน์และจุดที่เหนือกว่าสถิติหลายตัวแปรทั่วไปของเทคนิควิเคราะห์ SEM ไม่ว่าจะเป็นความสามารถในการวิเคราะห์โครงสร้างความสัมพันธ์ของตัวแปรหลายตัวได้พร้อมกัน การผนวกแบบจำลองการวัดและความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างของตัวแปรแฝงไว้ในแบบจำลองเดียวกันทำให้สามารถที่จะวัดตัวแปรทางทฤษฎีได้เที่ยงตรงมากขึ้น ความสัมพันธ์หรืออิทธิพลที่ศึกษาในแบบจำลองเป็นค่าประมาณที่ปรับแก้ในเรื่องของความคลาดเคลื่อนในการวัดไปแล้ว ทำให้ได้ขนาดความสัมพันธ์หรืออิทธิพลที่มากขึ้นกว่าเดิม ส่งผลให้อำนาจทดสอบทางสถิติเพิ่มมากขึ้นด้วย รวมทั้งความสามารถในการตรวจสอบและแก้ปัญหาการละเมิดข้อตกลงเบื้องต้นได้หลากหลายวิธี ดังนั้น ถ้านำเอามาประยุกต์ใช้วิเคราะห์ข้อมูลในงานวิจัยเชิงทดลองที่มีจุดเด่นในการศึกษาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุได้อย่างหนักแน่นและรัดกุม จะยิ่งทำให้สามารถตอบคำถามหลักของงานวิจัยได้ครอบคลุมละเอียด ลึกซึ้ง และเที่ยงตรงมากขึ้นกว่าเดิม

การนำ SEM มาวิเคราะห์ข้อมูลในงานวิจัยเชิงทดลองสามารถกำหนดแบบจำลองได้ 2 แบบ คือ แบบจำลอง MIMIC และ SMM ทั้งสองแบบต่างมีข้อดีและข้อเสียที่แตกต่างกัน ข้อดีของแบบจำลอง MIMIC คือ ความง่ายในการกำหนดแบบจำลองวิเคราะห์ และอ่านแปลผล แต่ก็แลกมาด้วยข้อตกลงเบื้องต้นว่าการวัดตัวแปรแฝงในแบบจำลองของแต่ละกลุ่มย่อยจะต้องเท่าเทียมกัน ส่วนข้อดีของแบบจำลอง SMM ก็คือความยืดหยุ่นในการกำหนดและปรับแบบจำลอง สามารถกำหนดแบบจำลองเพื่อตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นความเท่าเทียมในการวัดตัวแปรแฝงได้โดยตรง ซึ่งเป็นจุดอ่อนที่แบบจำลอง MIMIC ไม่สามารถทำได้ อย่างไรก็ดีความยืดหยุ่นนี้ก็นำมาด้วยความยุ่งยากและซับซ้อนในการวิเคราะห์ แบบจำลองจะกลมกลืนยากกว่าแบบจำลอง MIMIC เพราะใช้ข้อมูลเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของแต่ละกลุ่มแยกกัน มีค่าสัมประสิทธิ์ที่ต้องประมาณมากกว่า และแบบจำลองในภาพรวมทุกกลุ่มจะกลมกลืนได้ก็ต่อเมื่อแบบจำลองในกลุ่มย่อยๆ ต้องกลมกลืนด้วย การตัดสินใจเลือกใช้แบบจำลองใดระหว่าง MIMIC และ SMM จึงขึ้นอยู่กับการประเมินของผู้วิจัยว่าแบบจำลองใดจะสามารถให้คำตอบของงานวิจัยที่ตรง ครบ และเหมาะสมกว่ากัน รวมทั้งการประเมินความสามารถของตนเองในการอ่านแปลผลการวิเคราะห์ที่ซับซ้อนกว่าของแบบจำลอง SMM ผู้เขียนมุ่งหวังว่าบทความนี้จะสามารถให้ความรู้และความเข้าใจแนวคิดพื้นฐานของการวิเคราะห์ กระตุ้นแรงจูงใจให้เกิดพลังและความกระตือรือล้นในการนำไปประยุกต์ใช้กับงานวิจัยเชิงทดลองทางพฤติกรรมศาสตร์และสังคมศาสตร์ต่อไป

เอกสารอ้างอิง

Bagozzi, R. P., & Yi, Y. (1989). On the use of structural equation models in experimental designs. *Journal of Marketing Research*, 26, 271-284

Barret, P. (2007). Structural equation modeling: Adjudging model fit. *Personality and Individual differences*, 42, 815-824

Bearden, W. O., Sharma, S., & Teel, J. E. (1982). Sample size effects on chisquare and other statistics used in evaluating causal models. *Journal of Marketing Research*, 19(Nov.), 425–430

Bentler, P.M. and Chou, C. (1987) Practical issues in structural modeling. *Sociological Methods and Research*, 16, 78–117

Bentler, P. M., & Yuan, K.-H. (1999). Structural equation modeling with small samples: Test statistics. *Multivariate Behavioral Research*, 34(2), 181-197

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

Bollen, K. A. (1990). Overall fit in covariance structure models: Two types of sample size effects. *Psychological Bulletin*, 107(2), 256–259

Bollen, K. A., & Bauldry, S. (2011). Three Cs in measurement models: Causal indicators, composite Indicators, and covariates. *Psychological Methods* 16(3): 265–284

Byrne, B. M., Shavelson, R. J., & Muthén, B. (1989). Testing for the equivalence of factor covariance and mean structures: The issues of partial measurement invariance. *Psychological Bulletin* 105(3): 456–466

Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2nd ed.). New Jersey: Lawrence Erlbaum

Cohen, J., Cohen, P., Teresi, J., Marchi, M., & Velez, C. M. (1990). Problems in the measurement of latent variables in structural equation models. *Applied Psychological Measurement* 14(2): 183–196

Cole, D. A., Maxwell, S. E., Arvey, R., & Salas, E. (1993). Multivariate groups comparisons of variable systems: MANOVA and structural equation modeling. *Psychological Bulletin* 114(1): 174–184

Crocker, L. M., & Algina, J. (2006). *Introduction to classical and modern test theory* (3rd ed.). Ohio: Cengage Learning

Green, S. B., & Thompson, M. S. (2012). A flexible structural equation modeling approach for analyzing means. In R. H. Hoyle (Eds), *Handbook of structural equation modeling* (pp.380-392). New York: The Guilford Pres

Hancock, G.R. (2001). Effect size, power, and sample size determination for structured means modeling and mimic approaches to between-groups hypothesis testing of means on a single latent construct. *Psychometrika* 66(3): 378–388

Hancock, G. R. (2004). Experimental, quasi-experimental, and nonexperimental design and analysis with latent variables. In D. Kaplan (Eds), *The Sage handbook of quantitative methodology for the social sciences* (pp.317-334). California: Sage Publications

Hancock, G. R., Lawrence, F. R., & Nevitt, J. (2000). Type I error and power of latent mean methods and MANOVA in factorially invariant and noninvariant latent variable systems. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal* 7: 534–556

Hox, J. J. (2010). *Multilevel analysis: Techniques and applications* (2nd ed.). New York: Routledge

Jackson, D. L. (2003). Revisiting sample size and number of parameter estimates: Some support for the N:q hypothesis. *Structural Equation Modeling*, 10, 128–141

Kano, Y. (2001). Structural equation modeling for experimental data. In R. Cudeck, S. Du Toit & D. Sörbom (Eds), *Structural equation modeling: Present and future-A Festschirft in honor of Karl Jöreskog* (pp.381-402). Illinois: Scientific Software International

Klein, R. (2011). *Principles and practice of structural equation modeling* (3rd ed.). New York: The Guilford Press

Lee, S. Y., & Song, X. Y. (2004). Evaluation of the Bayesian and maximum likelihood approaches in analyzing structural equation models with small sample sizes. *Multivariate Behavioral Research*, 39(4), 653-686

Levin, I. P. (1999). *Relating statistics and experimental design: An introduction*. Iowa: Sage Publications

McDonal, R. A., Seifert, C. F., Lorenzet, S. J., Given, S., & Jaccard, J. (2002). The effectiveness of methods for analyzing multivariate factorial data. *Organizational Research Methods* 5(3): 255–274

Meredith, W. (1993). Measurement invariance, factor analysis, and factorial invariance. *Psychometrika* 58: 525–543

Millsap, R. E., & Olivera-Aguilar, M. (2012). Investigating measurement invariance using confirmatory factor analysis. In R. H. Hoyle (Eds), *Handbook of structural equation modeling* (pp.380-392). New York: The Guilford Press

Moshagen, M. (2012). The model size effect in SEM: Inflated goodness-of-fit statistics are due to the size of covariance matrix. *Structural Equation Modeling*, 19, 86–98

Muthén, L.K. and Muthén, B. (2002.) How to use a Monte Carlo study to decide on sample size and determine power. *Structural Equation Modeling*, 9, 599–620

Nevitt, J., & Hancock, G. R. (2012). Performance of bootstrapping approaches to model test statistics and parameter standard error estimation in structural equation modeling. *Structural Equation Modeling*, 8, 353–377

Nunnally, J.C. & Bernstein, I. H. (1994) Psychometric Theory. (3rd ed.). New York: McGraw-Hill

Pedhazur, E. J. (1997). *Multiple regression in behavioral research: Explanation and prediction.* (3rd ed.). Texas: Harcourt Brace

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

Russell, D. W., Kahn, J. H., & Altmaier, E. M. (1998). Analyzing data from experimental studies: A latent variable structural equation modeling approach. *Journal of Counseling Psychology* 45(1): 18–29

Schneider, B., Carnoy, M., Kilpatrick, J., Schmidt, W. H., & Shavelson, R. J. (2007). *Estimating causal effects using experimental and observational designs*. Washington: American Educational Research Association

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

Stevens, J. P. (2009). *Applied multivariate statistics for the social sciences* (5th ed.). New York: Routledge.

Stone-Romero, E. F., & Rosopa, P. J. (2010). Experimental tests of mediation models: Prospects, problems, and some solutions. *Organizational Research Methods* 14(4): 631–646

Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2006). *Using multivariate statistics* (5th ed.). Northridge, CA: Harper Collins College Publishers.

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

Widaman, K. F. & Reise, S. P. (1997). Exploring the measurement invariance of psychological instruments: Applications in substance abuse domain. In K. J. Bryant & M. Windle (Eds), *The science of prevention: Methodological advance from alcohol and substance abuse research* (pp.281-324). Washington, DC: American Psychological Association

Zimmerman, D. W. & Williams, R. H. (1986). Notes on the reliability of experimental measures and the power of significance tests. *Psychological Bulletin* 100(1): 123–124