

ประเภทของของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง *

TYPES OF STRUCTURAL EQUATION MODELING ANALYSIS

พงศ์ศิริ คำชันแก้ว

Pongsiri Kamkankaew

คณะบริหารธุรกิจ มหาวิทยาลัยนครเชียงใหม่

Faculty of Business Administration, North-Chiang Mai University, Thailand

Corresponding Author's Email: Kpongsiri85@gmail.com

วันที่รับบทความ : 16 เมษายน 2568; วันแก้ไขบทความ 28 เมษายน 2568; วันตอบรับบทความ : 1 พฤษภาคม 2568

Received 16 April 2025; Revised 28 April 2025; Accepted 1 May 2025

บทคัดย่อ

การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling: SEM) เป็นเทคนิคการวิเคราะห์ทางสถิติขั้นสูงที่มีบทบาทสำคัญยิ่งในการวิจัยเชิงปริมาณร่วมสมัย เนื่องจากความสามารถในการตรวจสอบความสัมพันธ์เชิงสาเหตุที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรแฝงและตัวแปรสังเกตได้ การทดสอบและพัฒนาทฤษฎี การจัดการกับความคลาดเคลื่อนในการวัด และการวิเคราะห์โมเดลที่มีโครงสร้างซับซ้อน บทความวิชาการนี้มุ่งนำเสนอภาพรวมของประเภทการวิเคราะห์ SEM ที่สำคัญสองประเภท ได้แก่ การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบอิงความแปรปรวนร่วม (Covariance-Based Structural Equation Modeling: CB-SEM) ซึ่งเน้นการทดสอบและยืนยันทฤษฎีโดยอาศัยการประเมินความสอดคล้องของโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์ และการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (Partial Least Squares Structural Equation Modeling: PLS-SEM) ซึ่งมีความยืดหยุ่นสูงกว่า มุ่งเน้นการทำนายและการอธิบายความแปรปรวน เหมาะสำหรับงานวิจัยเชิงสำรวจ การสร้างโมเดลใหม่ หรือเมื่อข้อมูลไม่เป็นไปตามข้อตกลงเบื้องต้นที่เข้มงวดของ CB-SEM โดย

Citation:



* พงศ์ศิริ คำชันแก้ว. (2568). ประเภทของของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง.

วารสารส่งเสริมและพัฒนาวิชาการสมัยใหม่, 3(3), 205-228.

Pongsiri Kamkankaew. (2025). Types Of Structural Equation Modeling Analysis.

Modern Academic Development and Promotion Journal, 3(3), 205-228.;

DOI: <https://doi.org/10.>

<https://so12.tci-thaijo.org/index.php/MADPIADP/>

บทความจะอธิบายถึงแนวคิดพื้นฐาน ลักษณะเด่น ข้อจำกัด เกณฑ์การพิจารณาเลือกใช้และลักษณะการนำไปประยุกต์ใช้ในการวิจัยของแต่ละประเภทเพื่อเป็นวรรณกรรมเทียบเคียงและแนวทางสำหรับนักวิชาการในการเลือกใช้เทคนิคการวิเคราะห์ SEM ให้เหมาะสมกับวัตถุประสงค์ ลักษณะของข้อมูลและเป้าหมายของงานวิจัยได้อย่างมีประสิทธิภาพ

คำสำคัญ: ประเภทการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง, CB-SEM, PLS-SEM

Abstract

Structural Equation Modeling (SEM) is an advanced statistical analysis technique playing a crucial role in contemporary quantitative research due to its capability to examine complex causal relationships between latent and observed variables, test and develop theories, manage measurement error, and analyze models with intricate structures. This academic article presents an overview of the two primary types of SEM analysis: Covariance-Based Structural Equation Modeling (CB-SEM), which emphasizes theory testing and confirmation by assessing the congruence between the model and empirical data, and Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM). PLS-SEM offers greater flexibility, focuses on prediction and explaining variance, and is suitable for exploratory research, new model development, or when data do not adhere to the stringent prerequisite assumptions of CB-SEM. The paper elaborates on the fundamental concepts, characteristics, limitations, selection criteria, and research application contexts for each type, serving as a comparative reference and guide for academics to effectively select the SEM technique that appropriately aligns with their research objectives, data characteristics, and overall research goals.

Keywords: Types of Structural Equation Modeling Analysis, CB-SEM, PLS-SEM

บทนำ

การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling: SEM) เป็นกระบวนการทางสถิติและเทคนิคการวิเคราะห์ทางสถิติขั้นสูงที่มีบทบาทสำคัญในวงการวิจัยเชิงปริมาณร่วมสมัย (อิศรัญ รินไธสง, 2568; Collier, 2020) เทคนิคนี้ได้รับการพัฒนาขึ้นเพื่อตอบสนองต่อความท้าทายในการทำความเข้าใจปรากฏการณ์ทางสังคมศาสตร์และพฤติกรรมศาสตร์ที่มีความซับซ้อน โดยนักวิจัยสามารถตรวจสอบและยืนยันความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ (Causal Relationships) ระหว่างชุดของตัวแปรที่ศึกษาได้อย่างเป็นระบบและครอบคลุมยิ่งขึ้น Whittaker & Schumacker, 2022) แกนหลักสำคัญของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างคือความสามารถในการผสมรวมหลักการของการวิเคราะห์องค์ประกอบ (Factor Analysis) ซึ่งมุ่งเน้นการระบุโครงสร้างของตัวแปรแฝง (Latent Variables) ที่ไม่สามารถสังเกต หรือทำการวัดได้โดยตรงเข้ากับการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ (Multiple Regression Analysis) ที่ใช้ในการประเมินอิทธิพลระหว่างตัวแปรต่าง ๆ (Anderson & Gerbing, 1988; Kline, 1998) การบูรณาการดังกล่าวส่งผลให้การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสามารถสร้างแบบจำลอง (Model) ที่สะท้อนโครงสร้างความสัมพันธ์อันซับซ้อนระหว่างตัวแปรแฝงและตัวแปรสังเกตได้ (Observed Variables) ซึ่งเป็นตัวชี้วัดของตัวแปรแฝงนั้นๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพและใกล้เคียงกับความเป็นจริงตามทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง (Yuan & Bentler, 2006)

โดยการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างนั้นมีบทบาทสำคัญต่อการขับเคลื่อนองค์ความรู้ทางวิชาการปรากฏชัดเจนในหลากหลายสาขาวิชา อาทิ จิตวิทยา สังคมวิทยา การจัดการ การตลาดและการศึกษา เป็นต้น เนื่องจากเป็นเครื่องมือที่ทรงพลังในการทดสอบและพัฒนาทฤษฎี (Theory Testing and Development) อย่างเป็นรูปธรรม (Bielby & Hauser, 1977; Kline, 2023) นักวิจัยสามารถใช้การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างเพื่อประเมินว่าแบบจำลองเชิงทฤษฎีที่เสนอนั้นมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ที่รวบรวมมาหรือไม่ (โกศล จิตวิรัตน์ นรพล จินันท์เดช ปิยะฉัตร จารุธีรศานต์ และอุไรวรรณ แยมเนียม, 2556; Hoyle, 2014) นอกจากนี้จุดเด่นที่สำคัญประการหนึ่งคือความสามารถในการจัดการกับความคลาดเคลื่อนในการวัด (Measurement Error) ซึ่งเป็นประเด็นปัญหาที่หลีกเลี่ยงได้ยากในการวิจัยทางสังคมศาสตร์ (อิศรัญ รินไธสง, 2568) โดยการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างยอมรับว่าตัวแปรสังเกตได้ที่ใช้เป็นตัวชี้วัดนั้นอาจมีความคลาดเคลื่อน และได้รวม

เอากลไกในการประเมินและควบคุมผลกระทบของความคลาดเคลื่อนดังกล่าวไว้ในกระบวนการวิเคราะห์ผ่านการแยกความแตกต่างระหว่างตัวแปรแฝงและตัวแปรสังเกตได้อย่างชัดเจนซึ่งช่วยเพิ่มระดับความน่าเชื่อถือและความแม่นยำของผลการวิเคราะห์ได้อย่างมีนัยสำคัญ (Lei & Wu, 2007)

รวมทั้งการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างยังเอื้อให้นักวิจัยสามารถดำเนินการวิเคราะห์แบบจำลองที่มีโครงสร้างความสัมพันธ์ซับซ้อน (Complex Model Analysis) ซึ่งประกอบด้วยตัวแปรจำนวนมากและมีเส้นทางอิทธิพล (Pathways) เชื่อมโยงระหว่างกันหลายเส้นทาง (อัชมา ชื่นบุญ เสรี ชัดเข้ม และพุลพงศ์ สุขสว่าง, 2560; Maruyama, 1997; Stein, Morris & Nock, 2011) ความสามารถนี้มีความสำคัญอย่างยิ่งในการศึกษาปรากฏการณ์ที่เกี่ยวข้องกับปัจจัยหลายด้านและมีความเชื่อมโยงกันอย่างซับซ้อน เช่น พฤติกรรมผู้บริโภค หรือประสิทธิผลขององค์กรการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างยังเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการตรวจสอบคุณภาพของเครื่องมือวัด (สืปชาติ อันทะไชย, 2559) โดยเฉพาะอย่างยิ่งการประเมินความตรงเชิงโครงสร้าง (Construct Validity) และความเที่ยง (Reliability) ของมาตรวัดต่าง ๆ ที่ใช้ในการวิจัย (Harlow, 2023) อีกทั้งยังสนับสนุนการเปรียบเทียบแบบจำลองทางเลือก (Model Comparison) โดยอาศัยดัชนีวัดระดับความสอดคล้องของโมเดล (Model Fit Indices) ที่หลากหลาย เช่น Chi-square, CFI, TLI, RMSEA และ SRMR เพื่อช่วยให้นักวิจัยสามารถตัดสินใจเลือกแบบจำลองที่อธิบายข้อมูลเชิงประจักษ์ได้ดีที่สุด (Hoyle, 1995; Ullman & Bentler, 2012) อันนำไปสู่ข้อสรุปผลการวิจัยที่มีความหนักแน่นและน่าเชื่อถือทางวิชาการมากยิ่งขึ้น

บทความนี้มุ่งนำเสนอประเภทของของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง คือการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบ Covariance-Based Structural Equation Modeling (CB-SEM) และการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบ Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) เพื่อเป็นวรรณกรรมเทียบเคียงสำหรับนักวิชาการที่เลือกใช้การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง โดยบทความนี้เริ่มจากการนำเสนอความหมายของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง ความสำคัญของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง ลักษณะเด่นและข้อจำกัดของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง และประเภทของของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างตามลำดับ

ความหมายของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง

การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling: SEM) คือเทคนิคการวิเคราะห์ทางสถิติขั้นสูงที่ช่วยให้นักวิจัยสามารถตรวจสอบความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝง (Latent Variables) และตัวแปรสังเกตได้ (Observed Variables) ได้อย่างครอบคลุม (Kline, 1998; Bowen & Guo, 2011; Whittaker & Schumacker, 2022) อีกทั้ง อิศรัญฐ์ รินโธสง (2568) ได้เสนอว่าการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง เป็นเทคนิคที่ใช้ชุดโมเดลทางสถิติเพื่อประเมินความเที่ยงตรงระหว่างโมเดลเชิงทฤษฎีกับข้อมูลเชิงประจักษ์ที่เก็บจากกลุ่มตัวอย่าง โดยการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างผสมรวมหลักการของการวิเคราะห์องค์ประกอบ (Factor Analysis) และการวิเคราะห์ถดถอยพหุคูณ (Multiple Regression Analysis) เข้าด้วยกันจึงทำให้สามารถสร้างแบบจำลองที่ซับซ้อนและสะท้อนความเป็นจริงของปรากฏการณ์ทางสังคมศาสตร์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Mueller & Hancock, 2018) จากที่นำเสนอ นั้น จึงสามารถสรุปได้ว่า การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง เป็นเทคนิคการวิเคราะห์ทางสถิติขั้นสูงที่มุ่งเน้นการตรวจสอบความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างกลุ่มตัวแปรแฝงและตัวแปรที่สังเกตได้อย่างครอบคลุม โดยอาศัยชุดของโมเดลทางสถิติเพื่อประเมินความสอดคล้องระหว่างโครงสร้างความสัมพันธ์ตามทฤษฎีกับข้อมูลเชิงประจักษ์ที่รวบรวมได้ โดยในหัวข้อถัดไปจะนำเสนอความสำคัญของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง

ความสำคัญของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง

การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling: SEM) เป็นเครื่องมือทางสถิติที่ทรงพลังและมีความสำคัญอย่างยิ่งในการวิจัยเชิงปริมาณ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในสาขาวิชาที่ต้องการทำความเข้าใจความสัมพันธ์เชิงสาเหตุที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรต่าง ๆ ไม่ว่าจะเป็นตัวแปรที่สังเกตได้โดยตรงหรือตัวแปรแฝงที่ ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงความสำคัญของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง ดังนี้

1. การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างเพื่อทดสอบทฤษฎี โดยการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) เป็นเครื่องมือสำคัญในการทดสอบและพัฒนาทฤษฎีในหลายสาขาวิชา เช่น จิตวิทยา สังคมศาสตร์ และการจัดการ (สืบชาติ อันทะไชย, 2559; อิศรัญฐ์ รินโธสง, 2568) เนื่องจากการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) สามารถรวมการวิเคราะห์โมเดลเชิงเส้น (linear models) และโมเดลเชิงโครงสร้าง (structural models) ในการ

ทดสอบความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ (causal relationships) ระหว่างตัวแปรได้อย่างมีประสิทธิภาพ จึงทำให้สามารถตรวจสอบทฤษฎีได้อย่างละเอียดและแม่นยำมากยิ่งขึ้น (Maruyama, 1997; Hoyle, 2014)

2. การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) มีความสามารถในการจัดการกับความคลาดเคลื่อนในการวัด (Measurement Error) (Kline, 1998) ซึ่งเป็นหนึ่งในข้อได้เปรียบสำคัญของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) โดยสามารถในการจัดการกับความคลาดเคลื่อนในการวัดซึ่งเป็นปัญหาที่พบได้บ่อยในงานวิจัยทางสังคมศาสตร์และพฤติกรรมศาสตร์ (อิศริภุญช์ รินไธสง, 2568) การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) สามารถแยกแยะความแตกต่างระหว่างตัวแปรที่สังเกตได้ (observed variables) และตัวแปรแฝง (latent variables) ซึ่งช่วยลดผลกระทบของความคลาดเคลื่อนในการวัดและเพิ่มความน่าเชื่อถือของผลการวิจัย (กัลยา วินิชย์บัญชา, 2556)

3. การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) มีความสามารถในการวิเคราะห์โมเดลที่ซับซ้อนซึ่งมีหลายตัวแปรและหลายเส้นทาง (pathways) ที่เชื่อมโยงกัน (Anderson & Gerbing, 1988) การวิเคราะห์แบบนี้ช่วยให้ผู้วิจัยสามารถตรวจสอบและเปรียบเทียบโมเดลที่มีความซับซ้อนสูงซึ่งเป็นประโยชน์ต่อการศึกษาในเรื่องที่มีความหลากหลายและเชื่อมโยงกันอย่างซับซ้อน (Stein, Morris & Nock, 2011) เช่น การศึกษาพฤติกรรมผู้บริโภคหรือการจัดการองค์กร

4. การใช้การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) ในการตรวจสอบความเที่ยงและความตรง (Validity and Reliability) โดยการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างช่วยให้ผู้วิจัยสามารถตรวจสอบความเที่ยง (reliability) และความตรง (validity) ของเครื่องมือวัดได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Mueller & Hancock, 2018) โดยการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) สามารถวิเคราะห์และปรับปรุงความตรงเชิงโครงสร้าง (construct validity) และความเที่ยงเชิงภายใน (internal reliability) ของเครื่องมือวัดได้ซึ่งเป็นสิ่งสำคัญในการวิจัยที่ต้องการความน่าเชื่อถือและความถูกต้อง (Collier, 2020)

5. การใช้การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) ในการเปรียบเทียบโมเดล (Model Comparison) ซึ่งการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) เป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการเปรียบเทียบโมเดลต่าง ๆ (Hoyle, 2014) โดยสามารถใช้เกณฑ์หลายประการ เช่น Chi-square, CFI, TLI, RMSEA และ SRMR เพื่อประเมินและเปรียบเทียบ

ความเหมาะสมของโมเดล (model fit) การเปรียบเทียบนี้ช่วยให้ผู้วิจัยสามารถเลือกโมเดลที่เหมาะสมที่สุดและทำให้การวิเคราะห์มีความน่าเชื่อถือมากยิ่งขึ้น (Kline, 2023)

กล่าวโดยสรุปการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างมีบทบาทสำคัญในการวิจัยเชิงปริมาณ โดยเป็นเครื่องมือที่ช่วยในการทดสอบและพัฒนาทฤษฎี ที่มีความสามารถในการจัดการกับความคลาดเคลื่อนในการวัดและสามารถวิเคราะห์โมเดลที่ซับซ้อนที่มีหลายตัวแปรและหลายเส้นทางที่เชื่อมโยงกันได้ นอกจากนี้การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) ยังช่วยในการตรวจสอบความเที่ยงและความตรงของเครื่องมือวัด รวมถึงการเปรียบเทียบโมเดลต่าง ๆ เพื่อเลือกโมเดลที่เหมาะสมที่สุด ทำให้การวิจัยมีความน่าเชื่อถือและถูกต้องมากยิ่งขึ้น โดยในหัวข้อถัดไปจะนำเสนอลักษณะเด่นและข้อจำกัดของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง

ลักษณะเด่นและข้อจำกัดของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง

การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างเป็นเทคนิคทางสถิติที่ได้รับความนิยมในวงการวิชาการ อย่างไรก็ตามการนำการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างมีทั้งจุดเด่นและข้อจำกัด ดังนี้

ลักษณะเด่นของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM)

1. การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) มีความสามารถในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแฝง ซึ่งเป็นตัวแปรที่ไม่สามารถวัดได้โดยตรง (Bielby & Hauser, 1977) แต่สามารถประมาณค่าผ่านตัวชี้วัด (indicators) ที่เกี่ยวข้อง การใช้การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) ช่วยให้นักวิจัยสามารถสร้างโมเดลที่ซับซ้อนและตรวจสอบความสัมพันธ์ที่ซ่อนอยู่ระหว่างตัวแปรแฝงได้อย่างแม่นยำ (Stein, Morris & Nock, 2011) การวิเคราะห์ประเภทนี้ช่วยให้การศึกษาเชิงลึกมีความน่าเชื่อถือและมีความครอบคลุมมากขึ้น

2. การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) ช่วยให้นักวิจัยสามารถทดสอบโมเดลทฤษฎีหลายโมเดลพร้อมกันได้ในครั้งเดียวซึ่งแตกต่างจากการวิเคราะห์ทางสถิติแบบเดิมที่ต้องทดสอบแต่ละสมมติฐานแยกกัน (Kline, 1998) การใช้การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) ทำให้สามารถพิจารณาความเหมาะสมของโมเดลทฤษฎีต่าง ๆ และเลือกโมเดลที่เหมาะสมที่สุดได้ในเวลาเดียวกัน กระบวนการนี้ช่วยลดความคลาดเคลื่อนและเพิ่มความแม่นยำในการวิเคราะห์ข้อมูล (อัชมา ชื่นบุญ เสรี ชัดเข้ม และพูลพงศ์ สุขสว่าง, 2560)

3. การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) มีความสามารถในการเปรียบเทียบโมเดลที่แตกต่างกันเพื่อหาความเหมาะสมที่ดีที่สุด (Collier, 2020) การใช้ตัวชี้วัดความเหมาะสม เช่น Chi-square, RMSEA, CFI และ TLI ทำให้นักวิจัยสามารถเปรียบเทียบและเลือกโมเดลที่มีความสอดคล้องกับข้อมูลมากที่สุดได้ กระบวนการนี้ช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือของผลการวิจัยและช่วยให้นักวิจัยสามารถเลือกโมเดลที่มีประสิทธิภาพสูงสุด (Kline, 2023)

4. การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) มีความสามารถในการจัดการกับข้อมูลที่มีความซับซ้อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ ไม่ว่าจะเป็นการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีความหลายตัวแปรหรือการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีการวัดในระดับต่าง ๆ (Mueller & Hancock, 2018) การใช้ SEM ช่วยให้นักวิจัยสามารถตรวจสอบและจัดการกับความซับซ้อนของข้อมูลได้อย่างมีระบบและแม่นยำจึงทำให้ผลการวิเคราะห์มีความน่าเชื่อถือและมีความถูกต้อง (Maruyama, 1997)

5. การใช้การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) ช่วยให้นักวิจัยสามารถตรวจสอบความเหมาะสมของโมเดลสมการโครงสร้างกับข้อมูลจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ (อิศรภรณ์ รินไธสง, 2568) การใช้ตัวชี้วัดต่าง ๆ ทำให้นักวิจัยสามารถประเมินความสอดคล้องของโมเดลและปรับแก้โมเดลเพื่อให้ได้ผลการวิเคราะห์ที่ตรงกับความเป็นจริงมากที่สุด กระบวนการนี้ช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือของผลการวิจัยและช่วยให้นักวิจัยสามารถสรุปผลที่ถูกต้องและมีความแม่นยำ (Yuan & Bentler, 2006)

ข้อจำกัดของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM)

1. ข้อจำกัดในการตั้งสมมติฐานและข้อจำกัดในการสร้างแบบจำลอง (Model Specification and Hypothesis Constraints) โดยการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) ต้องอาศัยการกำหนดสมมติฐานและการสร้างแบบจำลองที่มีความชัดเจนและแม่นยำ (Hoyle, 1995) อย่างไรก็ตามการกำหนดสมมติฐานที่ไม่ถูกต้องหรือการสร้างแบบจำลองที่ไม่เหมาะสมสามารถนำไปสู่ผลลัพธ์ที่ผิดพลาดได้ นอกจากนี้ยังมีความซับซ้อนในการระบุความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่เกี่ยวข้อง ทำให้การสร้างแบบจำลองในบางครั้งอาจไม่สามารถครอบคลุมปัจจัยทั้งหมดที่มีผลต่อผลลัพธ์ได้ (Bowen & Guo, 2011)

2. ความไวต่อการละเมิดสมมติฐานพื้นฐาน (Sensitivity to Assumption Violations) โดยการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) มีสมมติฐานพื้นฐานหลายประการ เช่น ความเป็นเส้นตรง ความสัมพันธ์ที่ไม่มีความอคติ (unbiased relationships) และการแจกแจงแบบปกติของตัวแปร (Maruyama, 1997) การละเมิดสมมติฐานเหล่านี้สามารถส่งผลกระทบต่อความถูกต้องและความเชื่อถือได้ของผลลัพธ์ การตรวจสอบและตรวจ

ประเมินสมมติฐานเหล่านี้จึงเป็นสิ่งจำเป็นก่อนที่จะทำการวิเคราะห์เพื่อให้มั่นใจได้ว่าผลลัพธ์ที่ได้มีความน่าเชื่อถือ (Lei & Wu, 2007)

3. ความซับซ้อนในการจัดการข้อมูลสูญหาย (Complexity in Handling Missing Data) การมีข้อมูลสูญหายเป็นปัญหาที่พบได้บ่อยในงานวิจัย การจัดการข้อมูลสูญหายในการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) มีความซับซ้อนและต้องใช้เทคนิคที่ถูกต้องเพื่อไม่ให้เกิดผลกระทบต่อผลลัพธ์ (Anderson & Gerbing, 1988) โดยเทคนิคที่นิยมใช้ เช่น การเติมข้อมูลสูญหาย (imputation) หรือการใช้วิธี Maximum Likelihood Estimation แต่การเลือกใช้เทคนิคที่ไม่เหมาะสมสามารถนำไปสู่ผลลัพธ์ที่ผิดพลาดได้ (Hoyle, 2014)

4. ข้อจำกัดในการวัดตัวแปรแฝง (Latent Variable Measurement Limitations) โดยตัวแปรแฝงในการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) จะถูกวัดผ่านตัวชี้วัดหลายตัว การเลือกและการกำหนดตัวชี้วัดที่ไม่เหมาะสมสามารถส่งผลกระทบต่อความถูกต้องของการวัดตัวแปรแฝง (Kline, 1998) นอกจากนี้การวัดตัวแปรแฝงยังต้องอาศัยการยืนยันความถูกต้อง (validation) ของเครื่องมือวัดที่ใช้ การไม่สามารถยืนยันความถูกต้องได้สามารถทำให้ผลลัพธ์ที่ได้ไม่น่าเชื่อถือ (Whittaker & Schumacker, 2022)

5. ความต้องการข้อมูลจำนวนมาก (Large Sample Size Requirement) โดยการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) มีข้อกำหนดเกี่ยวกับขนาดของตัวอย่างที่ใช้ในการวิเคราะห์เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่มีความแม่นยำและเชื่อถือได้ (Bielby & Hauser, 1977; Hoyle, 1995) การใช้ขนาดตัวอย่างที่ไม่เพียงพอสามารถนำไปสู่การประมาณค่าที่ผิดพลาดและผลลัพธ์ที่ไม่แน่นอน (Ullman & Bentler, 2012) นอกจากนี้การใช้ตัวอย่างขนาดใหญ่ยังต้องใช้ทรัพยากรและเวลาในการเก็บรวบรวมและวิเคราะห์ข้อมูลมากขึ้นซึ่งอาจเป็นข้อจำกัดในงานวิจัยบางประเภท (Harlow, 2023)

ตารางที่ 1 เปรียบเทียบลักษณะเด่นและข้อจำกัดของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM)

ลักษณะเด่น	ข้อจำกัด
1. ความสามารถในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแฝง	1. ข้อจำกัดในการตั้งสมมติฐานและข้อจำกัดในการสร้างแบบจำลอง
2. การทดสอบโมเดลทฤษฎีหลายโมเดลพร้อมกัน	2. ความไวต่อการละเมิดสมมติฐานพื้นฐาน
3. การวิเคราะห์ความเป็นไปได้ในการเปรียบเทียบโมเดล	3. ความซับซ้อนในการจัดการข้อมูลสูญหาย
4. การจัดการกับความซับซ้อนของข้อมูล	4. ข้อจำกัดในการวัดตัวแปรแฝง
5. การตรวจสอบความเหมาะสมของโมเดลสมการโครงสร้าง	5. ต้องการข้อมูลจำนวนมาก

กล่าวโดยสรุป การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) มีลักษณะเด่นหลายประการคือความสามารถในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแฝงซึ่งไม่สามารถวัดได้โดยตรงแต่สามารถประมาณค่าได้ผ่านตัวชี้วัดที่เกี่ยวข้อง นอกจากนี้ยังสามารถทดสอบโมเดลทฤษฎีหลายโมเดลพร้อมกันได้ในครั้งเดียวและเปรียบเทียบความเหมาะสมของโมเดลต่าง ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ อีกทั้งยังจัดการกับความซับซ้อนของข้อมูลได้ดี ทำให้การวิเคราะห์มีความน่าเชื่อถือและครอบคลุมมากขึ้น อย่างไรก็ตามการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) มีข้อจำกัดที่สำคัญคือ ความซับซ้อนในการตั้งสมมติฐานและการสร้างแบบจำลองที่ต้องอาศัยความแม่นยำ ความไวต่อการละเมิดสมมติฐานพื้นฐาน ความซับซ้อนในการจัดการข้อมูลสูญหาย ข้อจำกัดในการวัดตัวแปรแฝง และความต้องการข้อมูลจำนวนมากในการวิเคราะห์เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่เชื่อถือได้ ซึ่งทั้งหมดนี้อาจทำให้การวิเคราะห์และการตีความผลลัพธ์เป็นเรื่องท้าทายสำหรับนักวิจัย โดยในหัวข้อถัดไปจะนำเสนอประเภทของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง

ประเภทของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง

การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling: SEM) แบ่งออกเป็นสองประเภทหลัก คือ การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบ Covariance-Based

Structural Equation Modeling (CB-SEM) และการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบ Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) รายละเอียดดังนี้

Covariance Based Structural Equation Modeling (CB-SEM) โดยในขอบเขตของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) เป็นเทคนิคทางสถิติที่ใช้ในการตรวจสอบความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรที่สังเกตได้และตัวแปรแฝงนั้น Covariance-Based SEM (CB-SEM) ถือเป็นหนึ่งในแนวทางหลักที่มีลักษณะเฉพาะที่สำคัญดังต่อไปนี้

1. การสร้างแบบจำลองตัวแปรแฝง CB-SEM ถือว่าตัวแปรแฝงเป็นปัจจัยร่วม (common factors) ที่อธิบายความแปรปรวนร่วม (covariation) ระหว่างตัวแปรที่สังเกตได้ (observed variables) ที่เกี่ยวข้อง (Hoyle, 2014) ค่าของปัจจัยร่วมเหล่านี้ไม่เป็นที่ทราบแน่ชัดและไม่จำเป็นต้องใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของโมเดล กล่าวคือโดยทั่วไปแล้วปัจจัยร่วมไม่สามารถแสดงเป็นเพียงฟังก์ชันของข้อมูลในแบบจำลองได้ ส่วนหนึ่งของปัจจัยร่วมยังคงเป็นปริมาณที่ไม่แน่นอนซึ่งขึ้นอยู่กับกฎ แต่อาจมีค่าได้หลากหลายอย่างไม่สิ้นสุด (Lei & Wu, 2007)

2. การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม CB-SEM เน้นที่การวิเคราะห์เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของตัวแปรที่สังเกตได้เพื่อประเมินความถูกต้องของแบบจำลองทางทฤษฎีที่ระบุไว้ล่วงหน้าซึ่งจะระบุความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแฝงและตัวแปรที่สังเกตได้ รวมถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแฝงด้วยกันเอง (Stein, Morris & Nock, 2011)

3. ข้อกำหนดและข้อจำกัด CB-SEM มีข้อกำหนดและข้อจำกัดที่เข้มงวดกว่า เช่น การแจกแจงแบบปกติหลายตัวแปร ขนาดตัวอย่างที่ใหญ่ และข้อกำหนดเฉพาะเกี่ยวกับจำนวนตัวบ่งชี้ต่อตัวแปรแฝง ข้อจำกัดเหล่านี้ช่วยให้มั่นใจได้ถึงคุณสมบัติทางสถิติที่พึงประสงค์ของตัวประมาณค่า CB-SEM แต่ก็จำกัดความยืดหยุ่นในการใช้งานด้วย (Yuan & Bentler, 2006)

4. การประเมินแบบจำลอง CB-SEM ใช้การประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum Likelihood Estimation: ML) หรือวิธีการอื่นๆ ที่เกี่ยวข้องกันในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของโมเดลการประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุดมีจุดมุ่งหมายเพื่อค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่ทำให้ความน่าจะเป็นของการสังเกตข้อมูลภายใต้แบบจำลองที่เสนอมีค่าสูงสุด (Mueller & Hancock, 2018)

5. ลักษณะการนำไปใช้ในการวิจัย Covariance Based Structural Equation Modeling (CB-SEM) เป็นวิธีการที่พัฒนาขึ้นเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่ซับซ้อน (Whittaker & Schumacker, 2022) โดยมีการอ้างอิงจากการวัดค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของตัวแปรร่วมกัน (covariance) CB-SEM สามารถใช้ในการวิจัยเพื่อทดสอบทฤษฎีที่มีการกำหนดโครงสร้างความสัมพันธ์ที่ชัดเจนและเฉพาะเจาะจงระหว่างตัวแปรเชิงสาเหตุและผลลัพธ์ (กัลยา วิณิชย์บัญชา, 2556)

การใช้ CB-SEM จะเริ่มต้นด้วยการสร้างแบบจำลองเชิงทฤษฎีที่กำหนดเส้นทางความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร จากนั้นจึงทำการวิเคราะห์เพื่อประเมินความสอดคล้องระหว่างข้อมูลที่เก็บรวบรวมและแบบจำลองเชิงทฤษฎีดังกล่าว โดย CB-SEM สามารถช่วยให้ผู้วิจัยสามารถตรวจสอบความถูกต้องของโมเดลทฤษฎีโดยการทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร (Kline, 2023) นอกจากนี้ CB-SEM ยังสามารถใช้ในการตรวจสอบความเชื่อถือได้และความเที่ยงตรงของเครื่องมือวัดที่ใช้ในการเก็บรวบรวมข้อมูล รวมถึงการทดสอบผลกระทบทางตรงและทางอ้อมระหว่างตัวแปร (อิศริฐฐ์ รินโธสง, 2568)

6. จุดเด่นและข้อจำกัด โดยจุดเด่นหลักของ CB-SEM คือ การที่สามารถจัดการกับความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรได้อย่างแม่นยำ สามารถประเมินโมเดลการวัดและโมเดลโครงสร้างพร้อมกันจึงทำให้สามารถตรวจสอบความเที่ยงตรงของการวัดและความสอดคล้องของโมเดลทฤษฎีได้ในคราวเดียวกัน (Collier, 2020) นอกจากนี้ CB-SEM ยังมีความสามารถในการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่มีประสิทธิภาพและสอดคล้อง (Efficient and Consistent Parameter Estimation) เมื่อสมมติฐานของโมเดลถือว่าเป็นจริง ทำให้สามารถสรุปผลทางสถิติได้อย่างถูกต้อง นอกจากนี้ CB-SEM ยังมีการใช้ตัวชี้วัดความเหมาะสมของโมเดล (Model Fit Indices) เช่น ค่า Chi-square, RMSEA, CFI และ TLI ที่ช่วยในการประเมินความเหมาะสมของโมเดลและการปรับปรุงโมเดลได้อย่างเป็นระบบ (Whittaker & Schumacker, 2022)

อย่างไรก็ตาม CB-SEM ก็มีข้อจำกัดบางประการที่ควรพิจารณา คือความต้องการขนาดตัวอย่างที่ใหญ่พอสมควรเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่น่าเชื่อถือ ในกรณีที่มีขนาดตัวอย่างเล็ก การประมาณค่าพารามิเตอร์อาจไม่เสถียรและอาจนำไปสู่ผลลัพธ์ที่ผิดพลาดได้ นอกจากนี้ CB-SEM ยังมีข้อจำกัดในการจัดการกับข้อมูลที่มีการแจกแจงที่ไม่เป็นปกติ (Non-Normal Distribution) ซึ่งอาจทำให้ค่าพารามิเตอร์และตัวชี้วัดความเหมาะสมของโมเดลไม่แม่นยำ (Yuan & Bentler, 2006) นอกจากนี้ การใช้ CB-SEM ยังต้องการความรู้และความเชี่ยวชาญ

ในการตั้งสมมติฐานของโมเดลและการตีความผลลัพธ์ซึ่งอาจเป็นอุปสรรคสำหรับนักวิจัยที่มีประสบการณ์น้อย (Kamkankaew, Thanitbenjasith & Paukatong, 2025) อีกทั้ง CB-SEM ยังมีข้อจำกัดในการจัดการกับโมเดลที่มีความซับซ้อนมาก เนื่องจากการประเมินโมเดลที่มีหลายตัวแปรและเส้นทางความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนอาจทำให้การประมาณค่าพารามิเตอร์มีความซับซ้อนและต้องใช้เวลาในการประมวลผล (Mueller & Hancock, 2018)

กล่าวโดยสรุป CB-SEM เป็นเทคนิคที่มีประสิทธิภาพสำหรับการทดสอบและยืนยันทฤษฎีที่มีอยู่ เมื่อเป็นไปตามข้อกำหนดที่จำเป็น แนวทางนี้ช่วยให้สามารถอนุมานเชิงสถิติที่แข็งแกร่งและการประเมินความพอดีของแบบจำลอง (model fit) ได้ อย่างไรก็ตามข้อจำกัดของ CB-SEM อาจทำให้เกิดความท้าทายในการใช้งานจริง โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อต้องจัดการกับขนาดกลุ่มตัวอย่างขนาดเล็ก แบบจำลองที่ซับซ้อน หรือการละเมิดสมมติฐานทางสถิติ

Partial Least Square Based Structural Equation Modeling (PLS-SEM) เป็นวิธีการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างที่มีลักษณะเฉพาะหลายประการ ซึ่งทำให้แตกต่างจาก Covariance-Based Structural Equation Modeling (CB-SEM) ในหลายด้าน ดังนี้

1. การประมาณค่าด้วย Least Squares โดย PLS-SEM ใช้วิธีการประมาณค่าด้วย Partial Least Squares (PLS) ซึ่งเน้นการเพิ่มพูนความแปรปรวนที่อธิบายโดยตัวแปรตามในโมเดลโครงสร้าง (Chin, 1998) การใช้ PLS-SEM จึงมุ่งเน้นไปที่การทำนายและความสามารถในการอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรตามซึ่งทำให้วิธีนี้มีประสิทธิภาพสูงในกรณีที่ต้องการตรวจสอบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่ซับซ้อนและมีจำนวนตัวแปรน้อย (Wong, 2013)

2. การใช้ตัวแปร Composite โดย PLS-SEM ประมวลผลตัวแปรเป็น Composite โดยการสร้างตัวแปร Composite จากตัวแปรสังเกตที่มีการถ่วงน้ำหนักต่างกัน วิธีนี้ช่วยลดผลกระทบของความแปรปรวนแบบสุ่ม ทำให้ตัวแปร Composite มีความน่าเชื่อถือมากขึ้น และมีความสัมพันธ์ที่แข็งแกร่งกับตัวแปรตาม (Hair, Ringle & Sarstedt, 2013)

3. ข้อกำหนดเกี่ยวกับตัวอย่างข้อมูล โดย PLS-SEM มีความยืดหยุ่นสูงในด้านขนาดตัวอย่างข้อมูล โดยสามารถใช้ได้กับข้อมูลที่มีขนาดเล็กมากซึ่งตรงกันข้ามกับ CB-SEM ที่ต้องการข้อมูลที่มีขนาดใหญ่เพื่อให้ได้ผลการวิเคราะห์ที่ถูกต้อง (Sarstedt et.al, 2022) ดังนั้นการใช้งาน PLS-SEM จึงเหมาะสำหรับการวิจัยที่มีข้อจำกัดด้านตัวอย่างข้อมูล

4. การจัดการกับโมเดลที่ซับซ้อน โดย PLS-SEM สามารถจัดการกับโมเดลที่ซับซ้อนได้ดี โดยเฉพาะโมเดลที่มีตัวแปรหลายตัวและมีโครงสร้างซับซ้อน ทำให้วิธีนี้เหมาะสำหรับการ

วิจัยที่ต้องการตรวจสอบความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรต่างๆ และต้องการผลการวิเคราะห์ที่มีความสามารถในการทำนายสูง (Götz, Liehr-Gobbers & Krafft, 2009)

5. การประเมินค่าทางสถิติ โดย PLS-SEM ใช้วิธี Bootstrapping ในการประเมินค่าความแปรปรวนมาตรฐานของพารามิเตอร์ในโมเดล ทำให้สามารถประเมินค่าความเชื่อมั่นของผลการวิเคราะห์ได้อย่างแม่นยำ แม้ว่าจะมีขนาดตัวอย่างข้อมูลน้อยก็ตาม (Hair et.al, 2012)

6. ความยืดหยุ่นในการใช้ตัวแปรสังเกต โดย PLS-SEM ไม่ได้มีข้อกำหนดที่เข้มงวดเกี่ยวกับการกระจายตัวของตัวแปรสังเกต ทำให้สามารถใช้กับข้อมูลที่ไม่เป็นไปตามการกระจายตัวแบบปกติได้ ในขณะที่ CB-SEM ต้องการให้ตัวแปรสังเกตมีการกระจายตัวแบบปกติเพื่อให้ได้ผลการวิเคราะห์ที่ถูกต้อง (Monecke & Leisch, 2012)

7. ลักษณะการนำไปใช้ในการวิจัย โดยการวิเคราะห์แบบ PLS-SEM เหมาะสำหรับการวิเคราะห์ที่ต้องการความยืดหยุ่นสูง เช่น การวิเคราะห์โมเดลที่มีตัวแปรแฝงที่ถูกระบุในลักษณะของโครงสร้างเชิงเส้นตรงที่มีความซับซ้อนหรือมีตัวแปรอิสระจำนวนมาก (Sarstedt, Ringle & Hair, 2021) การใช้ PLS-SEM จะช่วยให้การวิเคราะห์สามารถจัดการกับตัวแปรเหล่านี้ได้ง่ายขึ้น เนื่องจากสามารถประมาณค่าพารามิเตอร์ในแต่ละขั้นตอนย่อย ๆ ได้ (Monecke & Leisch, 2012) อีกทั้ง PLS-SEM มีข้อดีในการจัดการกับข้อมูลที่ไม่เป็นไปตามการกระจายปกติ และข้อมูลที่มีขนาดตัวอย่างน้อยกว่า CB-SEM จึงเหมาะกับการวิจัยที่มีข้อจำกัดทางด้านข้อมูล (Ringle et.al, 2020)

8. จุดเด่นและข้อจำกัดของ PLS-SEM โดยมีจุดเด่นคือ ความสามารถในการรองรับการวิเคราะห์โมเดลที่มีความซับซ้อนสูงซึ่ง PLS-SEM สามารถใช้ในการวิเคราะห์โมเดลที่มีความซับซ้อนสูง มีตัวแปรแฝงหลายตัวและมีเส้นทางสาเหตุหลายเส้นทาง และสามารถทำการทำนายและอธิบายตัวแปรแฝงได้ดี (Hair, Ringle & Sarstedt, 2013) โดย PLS-SEM เน้นการอธิบายและทำนายค่าตัวแปรแฝงจากตัวแปรสังเกตซึ่งมีประโยชน์ในการศึกษาที่ต้องการคำตอบในเชิงทำนายและการอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรผลลัพธ์ (Hair et.al, 2021)

สำหรับข้อจำกัดคือ พารามิเตอร์ที่ได้จาก PLS-SEM อาจมีความเอนเอียงเมื่อเทียบกับ CB-SEM โดยเฉพาะในกรณีที่ขนาดตัวอย่างมีจำนวนไม่เพียงพอ และการตีความผลลัพธ์จาก PLS-SEM ต้องระมัดระวัง เนื่องจากมีการใช้สมมติฐานที่แตกต่างจาก CB-SEM การตรวจสอบความถูกต้องของโมเดลจึงต้องพิจารณาจากหลายมิติ (Hair et.al, 2021; Sarstedt et.al, 2022)

กล่าวโดยสรุป PLS-SEM เป็นวิธีการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างที่มีความยืดหยุ่นสูงและเหมาะสำหรับการวิจัยที่ต้องการตรวจสอบความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรต่าง ๆ และมีข้อจำกัดด้านขนาดตัวอย่างข้อมูล การใช้งาน PLS-SEM ช่วยให้สามารถทำนายและอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรตามได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ตารางที่ 2 เปรียบเทียบประเภทของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM)

คุณลักษณะ	Covariance-Based SEM (CB-SEM)	Partial Least Squares SEM (PLS-SEM)
การสร้างแบบจำลองตัวแปรแฝง	พิจารณาตัวแปรแฝงเป็นปัจจัยร่วม (Common Factors) ที่อธิบายความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรที่สังเกตได้	สร้างตัวแปร Composite จากตัวแปรสังเกตที่มีการถ่วงน้ำหนักต่างกัน
การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม	เน้นการวิเคราะห์เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของตัวแปรที่สังเกตได้โดยใช้วิธีการประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุด (ML)	ใช้วิธีการประมาณค่าด้วย Partial Least Squares (PLS) เพื่อเพิ่มพูนความแปรปรวนที่อธิบายโดยตัวแปรตาม
ข้อกำหนดและข้อจำกัด	ต้องการการแจกแจงแบบปกติหลายตัวแปร ขนาดตัวอย่างที่ใหญ่	มีความยืดหยุ่นสูงในด้านขนาดตัวอย่าง ใช้ได้กับข้อมูลที่มีขนาดเล็ก
การประเมินแบบจำลอง	ใช้การประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุด (ML) หรือวิธีการอื่นๆ ที่เกี่ยวข้อง	ใช้วิธี Bootstrapping ในการประเมินค่าความแปรปรวนมาตรฐานของพารามิเตอร์
การจัดการกับโมเดลที่ซับซ้อน	มีข้อจำกัดในการจัดการกับโมเดลที่มีความซับซ้อนมาก	สามารถจัดการกับโมเดลที่ซับซ้อนได้ดี
การใช้ตัวแปรสังเกต	ต้องการตัวแปรสังเกตที่มีการกระจายตัวแบบปกติ	ไม่มีข้อกำหนดที่เข้มงวดเกี่ยวกับการกระจายตัวของตัวแปรสังเกต

คุณลักษณะ	Covariance-Based SEM (CB-SEM)	Partial Least Squares SEM (PLS-SEM)
การนำไปใช้ในการวิจัย	ใช้ในการทดสอบทฤษฎีที่มีการกำหนดโครงสร้างความสัมพันธ์ที่ชัดเจนและเฉพาะเจาะจง	เหมาะสำหรับการวิจัยที่ต้องการความยืดหยุ่นสูงและการทำนายความสัมพันธ์ที่ซับซ้อน
จุดเด่น	จัดการกับความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรได้อย่างแม่นยำ สามารถตรวจสอบความเที่ยงตรงของการวัดและความสอดคล้องของโมเดลทฤษฎีได้พร้อมกัน	รองรับการวิเคราะห์โมเดลที่มีความซับซ้อนสูง และการทำนายและอธิบายตัวแปรแฝงจากตัวแปรสังเกตได้ดี
ข้อจำกัด	ต้องการขนาดตัวอย่างที่ใหญ่ และการจัดการกับข้อมูลที่มีการแจกแจงไม่เป็นปกติ	พารามิเตอร์อาจมีความเอนเอียงเมื่อขนาดตัวอย่างไม่เพียงพอ การตีความผลลัพธ์ต้องระมัดระวัง

อย่างไรก็ตามเมื่อนักวิจัยต้องการสร้างแบบจำลองใหม่ที่ไม่เคยมีทฤษฎีได้อธิบายปรากฏการณ์มาก่อน การเลือกใช้การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบ Covariance-Based Structural Equation Modeling: CB-SEM) หรือการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบ Partial Least Squares Structural Equation Modeling: PLS-SEM) จำเป็นต้องพิจารณาจากลักษณะและเป้าหมายของการวิจัย โดยทั่วไป CB-SEM มักถูกเลือกใช้เมื่อต้องการทดสอบทฤษฎีหรือแบบจำลองที่มีอยู่แล้ว เนื่อง CB-SEM ต้องการสมมติฐานที่แข็งแกร่งเกี่ยวกับการกระจายตัวของข้อมูลและความเป็นไปได้ในการวัดตัวแปรแฝงที่ถูกกำหนดโดยตัวแปรสังเกตการณ์ (Collier, 2020) อย่างไรก็ตามเมื่อไม่มีทฤษฎีหรือแบบจำลองที่ชัดเจนรองรับปรากฏการณ์ที่กำลังศึกษา การใช้ PLS-SEM จะเหมาะสมกว่า เนื่องจาก PLS-SEM ไม่ต้องการสมมติฐานที่เข้มงวดเกี่ยวกับการกระจายตัวของข้อมูลและสามารถจัดการกับตัวแปรสังเกตการณ์ที่มีความซับซ้อนและไม่สามารถวัดได้โดยตรง (Chin, 1998; Sarstedt et.al, 2022) นอกจากนี้ PLS-SEM ยังมีความยืดหยุ่นในการจัดการกับขนาดตัวอย่างที่น้อย

กว่า CB-SEM และมีความสามารถในการทำนายและสร้างแบบจำลองที่มีโครงสร้างซับซ้อนกว่าได้ดีขึ้น โดย PLS-SEM เน้นการเพิ่มความสามารถในการอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรสังเกตการณ์ ทำให้เป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการสร้างทฤษฎีหรือแบบจำลองใหม่ๆ ที่ยังไม่มีที่ยืนยันทางทฤษฎีชัดเจน (Monecke & Leisch, 2012) ด้วยความสามารถในการจัดการกับตัวแปรสังเกตการณ์ที่มีโครงสร้างซับซ้อนและการกระจายตัวที่ไม่เป็นปกติ PLS-SEM จึงสามารถให้ผลลัพธ์ที่มีความน่าเชื่อถือและแม่นยำมากขึ้นในกรณีที่ข้อมูลไม่สอดคล้องกับสมมติฐานที่ใช้ใน CB-SEM (อิศรัญฐ์ รินไธสง, 2568) ดังนั้นนักวิจัยที่ต้องการสำรวจและสร้างแบบจำลองใหม่ในสภาพแวดล้อมที่ข้อมูลและทฤษฎียังไม่ชัดเจน ควรพิจารณาใช้ PLS-SEM เป็นหลักเพื่อตอบสนองต่อความซับซ้อนและความไม่แน่นอนของข้อมูลที่ศึกษา (Götz, Liehr-Gobbers & Krafft, 2009; Hair, Ringle & Sarstedt, 2013)

ในทางกลับกันแล้วเมื่อนักวิจัยต้องการทดสอบทฤษฎีหรือแบบจำลองที่มีอยู่แล้ว โดยทบทวนวรรณกรรมเพื่อพัฒนาสมมติฐานการวิจัยมาแล้ว การเลือกใช้ CB-SEM มักจะเหมาะสมในกรณีที่นักวิจัยต้องการตรวจสอบความสอดคล้องของแบบจำลองเชิงทฤษฎีกับข้อมูลเชิงประจักษ์ (Whittaker & Schumacker, 2022) เนื่องจาก CB-SEM เน้นการประเมินความพอดีของแบบจำลอง (Model Fit) และสามารถให้ค่าประมาณของพารามิเตอร์ที่มีความเที่ยงตรงสูงกว่าเมื่อสมมติฐานของการแจกแจงเป็นไปตามข้อกำหนด (Kline, 2023) การใช้ CB-SEM ยังเหมาะสมกับการศึกษาที่มีการกำหนดสมมติฐานที่ชัดเจนและมีตัวแปรแฝงหลายตัว ทั้งนี้เมื่อนักวิจัยพบว่าข้อมูลที่มีอยู่มีการกระจายตัวไม่เป็นปกติ (Non-normal Distribution) หรือมีขนาดตัวอย่างน้อย (Small Sample Size) การเลือกใช้ PLS-SEM จะสามารถจัดการกับแบบจำลองที่มีความซับซ้อนและมีตัวแปรแฝงที่สร้างขึ้นจากตัวชี้วัดเชิงรวม (Composite Indicators) ได้ดีกว่า (Sarstedt, Ringle & Hair, 2021)

ตารางที่ 3 การเลือกใช้ Covariance-Based Structural Equation Modeling (CB-SEM) และ Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) สำหรับการวิจัย

ประเด็น	Covariance-Based Structural Equation Modeling (CB-SEM)	Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)
วัตถุประสงค์การวิจัย	ทดสอบทฤษฎีหรือแบบจำลองที่มีอยู่แล้ว	สร้างแบบจำลองใหม่ที่ไม่มีทฤษฎีหรือแบบจำลองที่ชัดเจน
สมมติฐานเกี่ยวกับการกระจายตัวของข้อมูล	ต้องการสมมติฐานที่แข็งแกร่งเกี่ยวกับการกระจายตัวของข้อมูล	ไม่ต้องการสมมติฐานที่เข้มงวดเกี่ยวกับการกระจายตัวของข้อมูล
การวัดตัวแปรแฝง	ตัวแปรสังเกตการณ์ที่วัดได้โดยตรงกำหนดตัวแปรแฝง	สามารถจัดการกับตัวแปรสังเกตการณ์ที่ซับซ้อนและวัดได้โดยอ้อม
วัตถุประสงค์การวิจัย	ทดสอบทฤษฎีหรือแบบจำลองที่มีอยู่แล้ว	สร้างแบบจำลองใหม่ที่ไม่มีทฤษฎีหรือแบบจำลองที่ชัดเจน
สมมติฐานเกี่ยวกับการกระจายตัวของข้อมูล	ต้องการสมมติฐานที่แข็งแกร่งเกี่ยวกับการกระจายตัวของข้อมูล	ไม่ต้องการสมมติฐานที่เข้มงวดเกี่ยวกับการกระจายตัวของข้อมูล
การวัดตัวแปรแฝง	ตัวแปรสังเกตการณ์ที่วัดได้โดยตรงกำหนดตัวแปรแฝง	สามารถจัดการกับตัวแปรสังเกตการณ์ที่ซับซ้อนและวัดได้โดยอ้อม
ขนาดตัวอย่าง	ต้องการขนาดตัวอย่างที่มากกว่า	สามารถจัดการกับขนาดตัวอย่างที่น้อยกว่า
การประเมินแบบจำลอง	เน้นการประเมินความพอดีของแบบจำลอง (Model Fit)	เน้นการเพิ่มความสามารถในการอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรสังเกตการณ์
การทำนายและสร้างแบบจำลอง	เน้นการตรวจสอบความสอดคล้องของแบบจำลองเชิงทฤษฎีกับข้อมูลเชิงประจักษ์	มีความสามารถในการทำนายและสร้างแบบจำลองที่มีโครงสร้างซับซ้อนกว่า

ตารางที่ 3 การเลือกใช้ Covariance-Based Structural Equation Modeling (CB-SEM) และ Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) สำหรับการวิจัย (ต่อ)

ประเด็น	Covariance-Based Structural Equation Modeling (CB-SEM)	Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)
การจัดการกับข้อมูลที่ไม่สอดคล้องกับสมมติฐาน	ผลลัพธ์อาจไม่น่าเชื่อถือถ้าข้อมูลไม่สอดคล้องกับสมมติฐาน	สามารถให้ผลลัพธ์ที่มีความน่าเชื่อถือและแม่นยำมากขึ้นในกรณีที่ข้อมูลไม่สอดคล้องกับสมมติฐาน
ความยืดหยุ่น	น้อยกว่า	มีความยืดหยุ่นมากกว่า
การสร้างทฤษฎีใหม่	ไม่เหมาะสม	มีประสิทธิภาพในการสร้างทฤษฎีหรือแบบจำลองใหม่

ตารางที่ 4 จุดเด่นและข้อจำกัดของ Covariance-Based Structural Equation Modeling (CB-SEM) และ Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)

ประเด็น	Covariance-Based Structural Equation Modeling (CB-SEM)	Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)
จุดเด่น	- เหมาะสำหรับการทดสอบทฤษฎีที่มีอยู่แล้ว - ให้ค่าประมาณพารามิเตอร์ที่แม่นยำกว่าเมื่อข้อมูลเป็นปกติ	- เหมาะสำหรับการสร้างแบบจำลองใหม่ - ยืดหยุ่นในการจัดการกับข้อมูลที่ซับซ้อนและไม่เป็นปกติ - สามารถจัดการกับขนาดตัวอย่างที่เล็กกว่าได้

ข้อจำกัด	- ไม่ยืดหยุ่นเท่า PLS-SEM เมื่อข้อมูลไม่เป็นไปตามสมมติฐาน - ต้องการขนาดตัวอย่างที่ใหญ่กว่า	- ให้ค่าประมาณพารามิเตอร์ที่แม่นยำน้อยกว่า CB-SEM เมื่อข้อมูลเป็นปกติ - ไม่เน้น Model Fit มากนัก
----------	--	--

ดังนั้นการเลือกใช้ CB-SEM หรือ PLS-SEM ขึ้นอยู่กับวัตถุประสงค์ของการวิจัยและลักษณะของข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา นักวิจัยควรพิจารณาว่าการศึกษาของตนเน้นการตรวจสอบความพอดีของแบบจำลองหรือการทำนายค่าตัวแปรตาม รวมถึงสมมติฐานการแจกแจงของข้อมูลและขนาดตัวอย่างที่มีอยู่เพื่อให้การวิเคราะห์และผลการวิจัยมีความน่าเชื่อถือและสอดคล้องกับวัตถุประสงค์ที่กำหนดไว้

สรุป

การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling: SEM) เป็นเทคนิคการวิเคราะห์ทางสถิติขั้นสูงที่ผสานหลักการของการวิเคราะห์องค์ประกอบและการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ เพื่อตรวจสอบความสัมพันธ์เชิงสาเหตุที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรแฝงและตัวแปรสังเกตได้ ซึ่งมีบทบาทสำคัญในการทดสอบและพัฒนาทฤษฎี จัดการความคลาดเคลื่อนในการวัด และวิเคราะห์โมเดลที่ซับซ้อน การวิเคราะห์นั้นแบ่งออกเป็นสองประเภทหลัก ได้แก่ การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบอิงความแปรปรวนร่วม (Covariance-Based SEM: CB-SEM) ซึ่งเน้นการทดสอบและยืนยันความสอดคล้องของโมเดลเชิงทฤษฎีกับข้อมูลเชิงประจักษ์ โดยมีข้อกำหนดที่เข้มงวดเกี่ยวกับลักษณะข้อมูลและขนาดตัวอย่าง และการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (Partial Least Squares SEM: PLS-SEM) ซึ่งมุ่งเน้นการทำนายและความสามารถในการอธิบายความแปรปรวน มีความยืดหยุ่นสูงกว่าในด้านข้อกำหนดข้อมูลและขนาดตัวอย่างเหมาะสำหรับการสำรวจ พัฒนาทฤษฎี หรือเมื่อเป้าหมายหลักคือการทำนาย การเลือกระหว่าง CB-SEM และ PLS-SEM จึงขึ้นอยู่กับวัตถุประสงค์ของการวิจัย ลักษณะของข้อมูล และเป้าหมายในการวิเคราะห์ว่าเป็นไปเพื่อการยืนยันทฤษฎีหรือการสร้างและทำนายแบบจำลอง

เอกสารอ้างอิง

- โกศล จิตวิรัตน์, นรพล จินันท์เดช, ปิยะฉัตร จารุธีรศานต์, และอุไรวรรณ แยมเนียม. (2556). การวิเคราะห์และนำเสนอผลการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างพหุระดับด้วยโปรแกรม Mplus. *วารสารสมาคมนักวิจัย*, 18(2), 70-74.
- กัลยา วิณิชย์บัญชา. (2556). *การวิเคราะห์สมการโครงสร้าง (SEM)*. กรุงเทพฯ: ห้างหุ้นส่วนจำกัดสามลดา.
- สืบชาติ อันทะไชย. (2559). *แบบจำลองสมการโครงสร้างทางการตลาด*. กรุงเทพฯ: โอ.เอส.พรินติ้ง เฮาส์.
- อัชฌา ชื่นบุญ, เสรี ชัดเข้ม, และพูลพงศ์ สุขสว่าง. (2560). กำลังการทดสอบและอิทธิพลร่วมของตัวแปรแฝงในการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบไม่เป็นเส้นตรง ระหว่างวิธี LISREL-PI วิธี LMS และวิธี PLS-PI. *วารสารวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา*, 15(1), 125-129.
- อิศรภรณ์ รินโธสง. (2568). *การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสำหรับการวิจัยทางพฤติกรรมศาสตร์และสังคมศาสตร์*. สงขลา: บริษัท นีโอพ้อยท์ (1995) จำกัด
- Anderson, J. C., & Gerbing, D. W. (1988). Structural equation modeling in practice: A review and recommended two-step approach. *Psychological bulletin*, 103(3), 411.
- Bielby, W. T., & Hauser, R. M. (1977). Structural equation models. *Annual review of sociology*, 3, 137-161.
- Bowen, N. K., & Guo, S. (2011). *Structural equation modeling*. Oxford University Press.
- Chin, W. W. (1998). The partial least squares approach to structural equation modeling. *Modern methods for business research*, 295(2), 295-336.
- Collier, J. (2020). *Applied structural equation modeling using AMOS: Basic to advanced techniques*. Routledge.

- Götz, O., Liehr-Gobbers, K., & Krafft, M. (2009). Evaluation of structural equation models using the partial least squares (PLS) approach. In *Handbook of partial least squares: Concepts, methods and applications* (pp. 691-711). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Hair Jr, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., Danks, N. P., Ray, S., & Ray, S. (2021). An introduction to structural equation modeling. *Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) using R: a workbook*, 1-29.
- Hair, J. F., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2013). Partial least squares structural equation modeling: Rigorous applications, better results and higher acceptance. *Long range planning*, 46(1-2), 1-12.
- Hair, J. F., Sarstedt, M., Pieper, T. M., & Ringle, C. M. (2012). The use of partial least squares structural equation modeling in strategic management research: a review of past practices and recommendations for future applications. *Long range planning*, 45(5-6), 320-340.
- Harlow, L. L. (2023). Structural equation modeling. In *The essence of multivariate thinking* (pp. 183-201). Routledge.
- Hoyle, R. H. (Ed.). (1995). *Structural equation modeling: Concepts, issues, and applications*. Sage.
- Hoyle, R. H. (Ed.). (2014). *Handbook of structural equation modeling*. Guilford Publications.
- Kamkankaew, P., Thanitbenjasith, P., & Paukatong, T. (2025). The Impact of Entrepreneurship, Marketing Capability, and Business Innovation on Soft Power Competitive Advantage in the Textile and Garment Industry in Thailand. *Journal for Developing the Social and Community*, 12(1), 175-198.
- Kline, R. B. (1998). *Structural equation modeling*. New York: Guilford, 33.
- Kline, R. B. (2023). *Principles and practice of structural equation modeling*. Guilford publications.

- Lei, P. W., & Wu, Q. (2007). Introduction to structural equation modeling: Issues and practical considerations. *Educational Measurement: issues and practice*, 26(3), 33-43.
- Maruyama, G. (1997). *Basics of structural equation modeling*. Sage.
- Monecke, A., & Leisch, F. (2012). semPLS: structural equation modeling using partial least squares. *Journal of statistical software*, 48, 1-32.
- Mueller, R. O., & Hancock, G. R. (2018). Structural equation modeling. In *The reviewer's guide to quantitative methods in the social sciences* (pp. 445-456). Routledge.
- Ringle, C. M., Sarstedt, M., Mitchell, R., & Gudergan, S. P. (2020). Partial least squares structural equation modeling in HRM research. *The international journal of human resource management*, 31(12), 1617-1643.
- Sarstedt, M., Hair, J. F., Pick, M., Liengaard, B. D., Radomir, L., & Ringle, C. M. (2022). Progress in partial least squares structural equation modeling use in marketing research in the last decade. *Psychology & Marketing*, 39(5), 1035-1064.
- Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hair, J. F. (2021). Partial least squares structural equation modeling. In *Handbook of market research* (pp. 587-632). Cham: Springer International Publishing.
- Stein, C. M., Morris, N. J., & Nock, N. L. (2011). Structural equation modeling. In *Statistical human genetics: Methods and protocols* (pp. 495-512). Totowa, NJ: Humana Press.
- Ullman, J. B., & Bentler, P. M. (2012). *Structural equation modeling*. Handbook of psychology, second edition, 2.
- Whittaker, T. A., & Schumacker, R. E. (2022). *A beginner's guide to structural equation modeling*. Routledge.

Wong, K. K. K. (2013). Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) techniques using SmartPLS. *Marketing bulletin*, 24(1), 1-32.

Yuan, K. H., & Bentler, P. M. (2006). 10 structural equation modeling. *Handbook of statistics*, 26, 297-358.