

จากแนวคิดสู่การปฏิบัติ : แนวทางการเลือกใช้ Covariance-Based SEM และ
Variance-Based SEM (Partial Least Square: PLS-SEM)
ในการวิเคราะห์สมการโครงสร้าง
Concept to Practice: Guideline for Choosing between Covariance-
Based SEM and Variance-Based SEM (Partial Least Square: PLS-SEM)
in Structural Equation Modeling

ปานิก เสนาริดดิไกร^{1*} และ แดนตี เจมส์²
Panik Senariddhikrai^{1*} and Danty James²

¹นักวิชาการอิสระ

โรงเรียนสาธิตนานาชาติ มหาวิทยาลัยมหิดล จ.นครปฐม ประเทศไทย

¹Freelance academician

²Mahidol University International Demonstration School, Nakhon Pathom, Thailand

วันที่ส่งบทความ : 24 ตุลาคม 2568 วันที่แก้ไขบทความ : 25 มิถุนายน 2569 วันที่ตอบรับบทความ : 26 มิถุนายน 2569

Received: 24 October 2025, Revised: 25 June 2026, Accepted: 26 June 2026

บทคัดย่อ

การวิเคราะห์สมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling: SEM) เป็นเครื่องมือสำคัญในการวิจัยเชิงปริมาณเพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝงและตัวแปรสังเกตได้ โดยมีสองแนวทางหลัก คือ สมการโครงสร้างที่เน้นการทดสอบทฤษฎีโดยใช้ความแปรปรวนร่วมเป็นฐาน (Covariance-Based SEM: CB-SEM) และสมการโครงสร้างที่เน้นการพัฒนาทฤษฎีโดยใช้ความแปรปรวนเป็นฐานหรือกำลังสองบางส่วนเป็นฐาน (Variance-Based SEM: VB-SEM หรือ Partial Least Squares SEM: PLS-SEM) -- มักนิยมเรียกเป็น วิธีกำลังสองบางส่วน (Partial Least Square: PLS) ซึ่งมีความแตกต่างกันทั้งในแนวคิดและกระบวนการวิเคราะห์ บทความนี้นำเสนอการเปรียบเทียบการวิเคราะห์สมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling: SEM) ด้วย CB-SEM และ VB-SEM (PLS-SEM) ผ่านโปรแกรม AMOS และ SmartPLS ตามลำดับ โดยใช้ตัวแบบการยอมรับเทคโนโลยี (Technology Acceptance Model: TAM) เป็นกรณีศึกษา โดยใช้ข้อมูลตัวอย่างจากเว็บไซต์ www.smartpls.com จำนวน 1,190 ตัวอย่าง และทำการสุ่มมา 100 ตัวอย่าง เพื่อให้สามารถใช้งานได้ในเวอร์ชันนักศึกษา (Student version) สำหรับโปรแกรม SmartPLS และใช้จำนวนตัวอย่างเท่ากันในโปรแกรม AMOS รวมถึงปรับเปลี่ยนตัวแบบเพื่อให้เหมาะสมกับจำนวนตัวอย่าง ผลการศึกษาพบว่า CB-SEM เหมาะสำหรับการยืนยันทฤษฎีและข้อมูลขนาดใหญ่ ในขณะที่ VB-SEM (PLS-SEM) มีความยืดหยุ่นสูง เหมาะกับข้อมูล

*ที่อยู่ติดต่อ E-mail address: paniksena@gmail.com

<https://doi.org/10.55003/scikmitl.2026.269621>

ขนาดเล็กและตัวแบบที่ซับซ้อน บทความนี้สรุปข้อดี ข้อจำกัดของแต่ละวิธี พร้อมข้อเสนอแนะสำหรับนักวิจัยในการเลือกใช้อย่างเหมาะสม

คำสำคัญ : สมการโครงสร้าง ตัวแบบการยอมรับเทคโนโลยี กำลังสองบางส่วน

Abstract

Structural Equation Modeling (SEM) is a quantitative analysis technique that is utilized to examine the relationship of factors to observed and unobserved variables (latent variable). Two major ways of conducting SEM are Covariance-Based SEM (CB-SEM) and Variance-Based SEM (VB-SEM), frequently referred to as Partial Least Squares (PLS). Both the approaches are based on different concepts and utilize different steps in the analysis process. This article conducts CB-SEM, through the AMOS program, and VB-SEM (PLS-SEM), through SmartPLS, using a case study of the Technology Acceptance Model (TAM), with a raw dataset provided from www.smartpls.com. The sample size is 1,190 and randomly 100 for the student version. In this case study, TAM was adapted for technical reasons with the same data and the same model. The findings reveal that CB-SEM is suitable for testing theoretical frameworks with a large dataset. In contrast, VB-SEM (PLS-SEM) is more suitable in cases with low samples or complex models. In conclusion, the article reveals the benefits and drawbacks of each methodology and provides some practical hints to help the researcher make the best choice for their work.

Keyword: Structural Equation Modeling, Technology Acceptance Model, Partial Least Squares

1. บทนำ

การวิเคราะห์สมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling: SEM) เป็นเทคนิคที่สำคัญในการศึกษาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุและรูปแบบปฏิสัมพันธ์ของตัวแปรในการวิจัยหลากหลายสาขา อาทิ สังคมศาสตร์ การจัดการ การศึกษา บริหารธุรกิจ ด้วยความนิยมของ SEM ที่เพิ่มขึ้นอย่างมากในทศวรรษที่ผ่านมา เนื่องจากความสามารถในการจัดการกับความซับซ้อนของตัวแบบและวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแฝง (Latent variables) ที่ไม่สามารถวัดได้โดยตรง

สมการโครงสร้างมีแนวทางหลัก 2 แนวทาง คือ 1) สมการโครงสร้างที่เน้นการทดสอบทฤษฎีโดยใช้ความแปรปรวนร่วมเป็นฐาน (Covariance-Based SEM: CB-SEM) และ 2) สมการโครงสร้างที่เน้นการพัฒนาทฤษฎีโดยใช้ความแปรปรวนเป็นฐานหรือกำลังสองบางส่วนเป็นฐาน (Variance-Based SEM หรือ

Partial Least Squares SEM: PLS-SEM) ซึ่งต่อไปนี้จะเรียกเป็น VB-SEM (PLS-SEM) (Rigdon et al., 2017)

จุดมุ่งหมายของการวิเคราะห์สมการโครงสร้างทั้งสองแนวทางนั้นมีความแตกต่างกัน โดย CB-SEM เน้นการตรวจสอบโครงสร้างตัวแบบและทดสอบสมมติฐานตามทฤษฎี ในขณะที่ VB-SEM (PLS-SEM) มุ่งเน้นการทำนายตัวแปรและประสิทธิภาพของตัวแบบในการพยากรณ์ การเลือกใช้วิธีใดวิธีหนึ่งจึงขึ้นกับจุดมุ่งหมายหรือวัตถุประสงค์ของการวิจัย ข้อจำกัดของข้อมูล และลักษณะของตัวแบบที่ศึกษา (Hair et al., 2011) เช่น ต้องการตรวจสอบทฤษฎีควรเลือกใช้เป็น CB-SEM แต่หากต้องการพัฒนาตัวแบบใหม่ควรเลือกใช้ VB-SEM (PLS-SEM)

อย่างไรก็ตาม มีข้อโต้แย้งว่าการเปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่าง CB-SEM และ VB-SEM (PLS-SEM) โดยตรง อาจนำไปสู่ความเข้าใจที่คลาดเคลื่อนได้ เนื่องจากทั้งสองเทคนิคมีพื้นฐานทางทฤษฎี สมมติฐาน และกระบวนการประมาณค่าที่แตกต่างกัน (Covariance-Based และ Variance-Based) การคาดหวังว่าตัวแบบเดียวกัน ต่างแนวคิดกัน ต่างวิธีการ จะให้ผลลัพธ์ที่เหมือนกันจึงอาจไม่เหมาะสม (Rigdon et al., 2017)

บทความนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อเสนอแนวทางเชิงปฏิบัติ (Practical guideline) สำหรับการเลือกใช้ CB-SEM และ PLS-SEM ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลและวัตถุประสงค์การวิจัยที่แตกต่างกัน และช่วยให้นักวิจัยและนักศึกษาระดับบัณฑิตศึกษาเข้าใจความแตกต่างระหว่าง CB-SEM และ VB-SEM (PLS-SEM) สามารถเลือกใช้วิธีที่เหมาะสมกับวัตถุประสงค์การวิจัยของตนได้ โดยในบทความนี้ใช้ตัวแบบการยอมรับเทคโนโลยี (Technology Acceptance Model: TAM) เป็นกรณีศึกษา ซึ่งเป็นแบบจำลองที่ได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางในการอธิบายปัจจัยที่ส่งผลต่อการยอมรับและการใช้เทคโนโลยีของผู้ใช้ พัฒนาระบบโดย Davis (1989)

2. ความแตกต่างเชิงทฤษฎีของ CB-SEM และ VB-SEM (PLS-SEM)

การวิเคราะห์สมการโครงสร้างเป็นเครื่องมือทางสถิติที่สำคัญในการศึกษาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝง (Latent variables) ซึ่งสามารถแบ่งออกได้เป็นสองแนวทางหลัก ได้แก่ CB-SEM และ PLS-SEM โดยทั้งสองแนวทางมีพื้นฐานทางทฤษฎี แนวคิด และการวิเคราะห์ที่แตกต่างกัน

CB-SEM มุ่งเน้นการยืนยันความถูกต้องของทฤษฎี (Theory confirmation) และอาศัยการประมาณค่าพารามิเตอร์จากความแปรปรวนร่วม (Covariance) โดยข้อตกลงเบื้องต้นต้องให้ข้อมูลมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) และมีขนาดตัวอย่างมากพอสมควร (Hair et al., 2011) นอกจากนี้ CB-SEM ยังเหมาะสำหรับแบบจำลองที่ใช้ตัวแปรสะท้อน (Reflective constructs) เนื่องจากอิงหลักการวัดค่าความพอดีของตัวแบบเชิงโครงสร้าง (Goodness of fit) เช่น พิจารณาค่า CFI และ RMSEA เป็นต้น

ในขณะที่ VB-SEM (PLS-SEM) มีรากฐานจากแนวคิดแบบการทำนาย (Prediction-oriented) ซึ่งให้ความสำคัญกับการอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรตาม (Dependent variables) มากกว่าการทดสอบความเหมาะสมของตัวแบบโดยรวม (Chin & Newsted, 1999; Hair et al., 2011) VB-SEM (PLS-SEM) ไม่จำเป็นต้องอาศัยการแจกแจงแบบปกติ และสามารถใช้ได้กับกลุ่มตัวอย่างขนาดเล็กหรืองานวิจัยที่เกี่ยวกับการพัฒนาตัวแบบ นอกจากนี้ยังสามารถประยุกต์ใช้กับตัวแปรเชิงก่อ (Formative

constructs) ได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Henseler et al., 2014) ซึ่ง CB-SEM สามารถวิเคราะห์ Formative ได้เช่นกัน แต่จะอยู่ในรูปของ Multiple Indicators and Multiple Causes model (MIMIC model)

3. แนวทางการเลือกใช้ CB-SEM หรือ VB-SEM (PLS-SEM)

การเลือกใช้ระหว่าง CB-SEM และ VB-SEM (PLS-SEM) ขึ้นอยู่กับวัตถุประสงค์ของงานวิจัยเป็นสำคัญ Hair et al. (2011) เสนอแนวทางการเลือกใช้เครื่องมือ SEM ดังนี้ หากวัตถุประสงค์หลักของงานวิจัยมุ่งเน้นการทำนาย (Prediction) หรือการสร้างแบบจำลองเบื้องต้น (Theory development) VB-SEM (PLS-SEM) จะเป็นเครื่องมือที่เหมาะสม เนื่องจากมีความยืดหยุ่นสูงและสามารถวิเคราะห์ตัวแบบที่ซับซ้อนได้แม้ในกลุ่มตัวอย่างขนาดเล็ก รวมถึงการทดสอบตัวแปรเชิงก่อร่วมอยู่ด้วย ในทางตรงกันข้าม หากวัตถุประสงค์ของการวิจัยคือการยืนยันหรือทดสอบทฤษฎี (Theory testing หรือ confirmation) โดยมีทฤษฎีรองรับอย่างชัดเจน และมีสมมติฐานที่ต้องการตรวจสอบอย่างแม่นยำ การใช้ CB-SEM จะมีความเหมาะสมมากกว่า โดยเฉพาะในกรณีที่ต้องการวิเคราะห์ค่าความพอดีของตัวแบบร่วมด้วย

อย่างไรก็ตาม Sarstedt et al. (2024) ชี้ให้เห็นว่าในหลายกรณีแนวทางการเลือกใช้ไม่ได้เป็นแบบตายตัว นักวิจัยสามารถใช้ CB-SEM และ VB-SEM (PLS-SEM) ควบคู่กันได้ โดยเฉพาะในกรณีที่ต้องการเปรียบเทียบผลลัพธ์จากทั้งสองวิธีเพื่อยืนยันความสอดคล้องของตัวแบบ ยิ่งไปกว่านั้น ความก้าวหน้าของโปรแกรมวิเคราะห์ข้อมูล เช่น AMOS และ SmartPLS ยังช่วยให้นักวิจัยสามารถใช้เครื่องมือทั้งสองแบบได้ง่ายยิ่งขึ้นภายใต้บริบทเดียวกัน

จากการทบทวนวรรณกรรม ผู้เขียนพบว่าการระบุวัตถุประสงค์ในงานวิจัยทั้งแบบ CB-SEM และ VB-SEM (PLS-SEM) มีความคล้ายกัน กล่าวคือ มิได้ระบุชัดเจนว่าเป็นการทดสอบทฤษฎี ทดสอบตัวแบบ หรือพัฒนาทฤษฎี พัฒนาตัวแบบ แต่มุ่งทดสอบความสัมพันธ์ของตัวแปรเป็นหลัก ซึ่งต้องยอมรับว่า CB-SEM เป็นแนวคิดหลักในการทดสอบ SEM ดังนั้น เมื่อนักวิจัยเลือกใช้ CB-SEM มักจะไม่อธิบายว่าทำไมถึงเลือกใช้เป็น CB-SEM แต่จะนำเสนอการทดสอบ Confirmatory Factor Analysis (CFA) แยกส่วนกันกับ SEM ในขณะที่ VB-SEM (PLS-SEM) จะวิเคราะห์ SEM เต็มรูปแบบในครั้งเดียว และนำเสนอค่าต่าง ๆ พร้อมกัน รวมถึงการชี้แจงเหตุผลในการเลือกใช้ VB-SEM (PLS-SEM) เช่น มีกลุ่มตัวอย่างน้อย ข้อมูลเป็น Non-normality หรือมีการทดสอบตัวแปรเชิงก่อ เป็นต้น ดังตัวอย่างการศึกษาของ Paul et al. (2016) ทำการศึกษาเรื่อง Prediction green product consumption using theory planned behavior and reasoned action โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อต้องการเปรียบเทียบ Theory of Reasoned Action (TRA) Theory of Planned Behavior (TPB) และ Extended TPB รวมถึงการทดสอบอิทธิพลทางตรงและอิทธิพลทางอ้อม หรือการศึกษาของ Tama et al. (2023) ทำการศึกษาเรื่อง An application of partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) to examining farmers' behavioral attitude and intention towards conservation agriculture in Bangladesh โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาทฤษฎีร่วมระหว่าง TAM และ Diffusion of Innovation (DOI) รวมถึงทดสอบตัวแบบการวัดทั้งแบบ Reflective และ Formative ร่วมกัน ซึ่งเห็นได้ว่าเป็นคุณลักษณะเฉพาะที่โดดเด่นของ VB-SEM (PLS-SEM)

4. ประสิทธิภาพในการประมาณค่าและการประเมินตัวแบบ

นอกจากความแตกต่างในทางทฤษฎีแล้ว งานวิจัยจำนวนมากยังได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพของ CB-SEM และ VB-SEM (PLS-SEM) ในแง่ของการประมาณค่าพารามิเตอร์และการประเมินความเหมาะสมของตัวแบบอีกด้วย Reinartz et al. (2009) พบว่า VB-SEM (PLS-SEM) ให้ค่าประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (Path coefficients) ที่ใกล้เคียงกับ CB-SEM ในกรณีที่ตัวแบบและข้อมูลมีลักษณะที่เหมาะสม ทั้งนี้ งานของ Sarstedt et al. (2016) ยังระบุว่า CB-SEM มีแนวโน้มที่จะเกิดอคติ (Bias) ในการประมาณค่าหากใช้กับกลุ่มตัวอย่างขนาดเล็ก ในขณะที่ VB-SEM (PLS-SEM) สามารถให้ผลลัพธ์ที่มีความเสถียรมากกว่าในบริบทดังกล่าว

อย่างไรก็ดี Rigdon et al. (2017) เตือนว่าการเปรียบเทียบเครื่องมือ SEM ไม่ควรพิจารณาเพียงแค่ค่าพารามิเตอร์เท่านั้น แต่ควรพิจารณาถึงวัตถุประสงค์ของงานวิจัยและโครงสร้างของตัวแบบควบคู่กันไป ในด้านการประเมินตัวแบบ CB-SEM จะใช้ค่าดัชนีความพอดีของตัวแบบ (Model fit indices) เช่น Comparative Fit Index (CFI), ค่าความคลาดเคลื่อนโดยเฉลี่ย (Root Mean Square Error of Approximation: RMSEA), RMR, GFI, AGFI และ Standardized Root Mean Square Residual (SRMR) เป็นเกณฑ์ในการประเมินคุณภาพของแบบจำลอง ขณะที่ VB-SEM (PLS-SEM) ใช้ตัวชี้วัดเชิงทำนาย เช่น R^2 , f^2 และ Q^2 เป็นหลัก

CB-SEM และ VB-SEM (PLS-SEM) ใช้การประเมินค่าความสอดคล้องของตัวแบบต่างกัน เนื่องจากมีจุดมุ่งหมายในการใช้งานและฐานปรัชญาที่ต่างกัน (Hair et al., 2024) โดย CB-SEM ให้ความสำคัญกับการประเมินว่าตัวแบบที่กำหนดมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์หรือไม่ โดยใช้ตัวชี้วัดที่หลากหลาย เช่น ค่าทางสถิติที่เปรียบเทียบตัวแบบกับตัวแบบอิสระ (Chi-Square: χ^2), RMSEA ที่ยอมรับได้มีน้อยกว่า 0.08, CFI และ Tucker-Lewis Index (TLI) ค่าควรมีมากกว่า 0.90 หรือ 0.95, ค่า SRMR ที่เหมาะสมควรมีน้อยกว่า 0.08 ซึ่งใช้ตัวชี้วัดเหล่านี้ในการประเมินความสอดคล้อง และเพื่อยืนยันทฤษฎีต้นแบบของตัวแบบ (Kline, R. B., 2016).

ในขณะที่ PLS-SEM เน้นการพยากรณ์และอธิบายตัวแปรในตัวแบบไม่เน้น Global fit ซึ่งใช้หลักการแบบ Variance-Based เน้นเพื่อการพยากรณ์และอธิบายความแปรปรวนของตัวแปร โดยค่าความสอดคล้องของตัวแบบ (Model fit evaluation) ที่ใช้พิจารณา ได้แก่ ค่า SRMR ที่เหมาะสมควรมีน้อยกว่า 0.08, ค่า R^2 และ f^2 ที่เหมาะสม คือ 0.02 น้อย 0.15 ปานกลาง และ 0.35 มาก, Predictive relevance (Q^2) > 0, 0.02 น้อย 0.15 ปานกลาง และ 0.35 มาก ซึ่งเว็บไซต์ www.smartpls.com ได้ระบุว่าตั้งแต่ Version 4.1.1.2 ไม่มีคำสั่งนี้แล้ว แต่แทนที่ด้วย Cross-Validated Predictive Ability Test (CVPAT) แทน (Ringle et al., 2024) โดยจะอยู่ภายใต้คำสั่ง PLSpredict ซึ่งมีใน Full version เท่านั้น ไม่มีใน Student version ดังนั้น ในตัวอย่างนี้จึงไม่มีผล Q^2 (CVPAT) เนื่องจากเป็นเวอร์ชันนักศึกษา

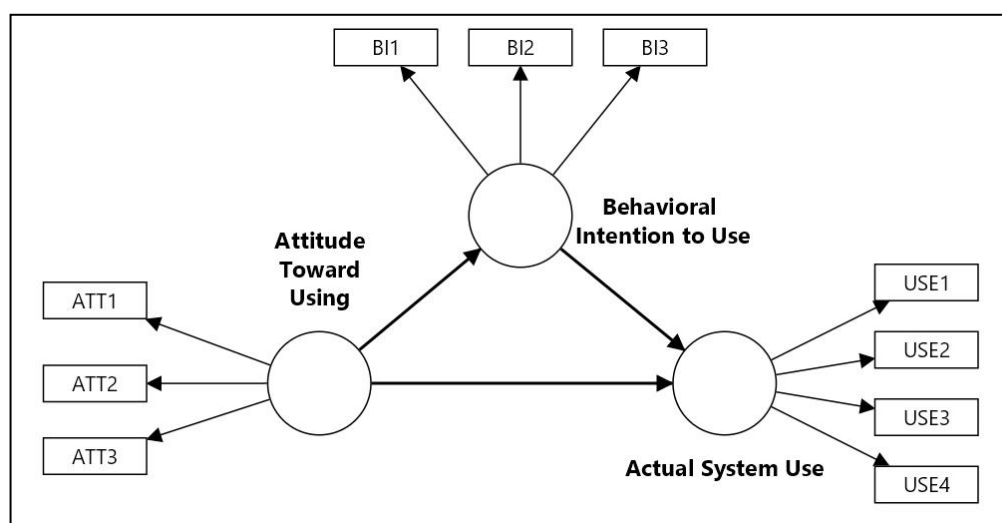
VB-SEM (PLS-SEM) จะเน้นผลของนัยสำคัญแต่ละตัวแปร เช่น ค่าน้ำหนักองค์ประกอบมากกว่า 0.70 (Outer loading), ค่าความแปรปรวนที่สกัดได้ (AVE) มากกว่า 0.50 หรือค่า Variance Inflation Factor (VIF) น้อยกว่า 5 เป็นต้น (Hair et al., 2012) นอกจากนี้ ยังมีประเด็นด้านขนาดตัวอย่าง โดย CB-SEM ต้องการขั้นต่ำ 150 ตัวอย่าง (Hair et al., 2010) หรือจำนวน 10 เท่าของตัวแปร (Schumacker & Lomax, 2004) หรือ 10 เท่าของพารามิเตอร์ (Kline, 2016) ในขณะที่ VB-SEM (PLS-SEM) นั้น Hair et

al. (2017) แนะนำการคำนวณสองประการ คือ 1) 10 เท่าตามจำนวนตัวชี้วัดเชิงก่อ (Formative indicators) หรือ 2) 10 เท่าของอิทธิพลเส้นทางตัวแบบสมการโครงสร้าง (Structural paths) จึงกลายเป็นอีกประเด็นที่สำคัญที่ทำให้การพิจารณาเลือกใช้ PLS-SEM มีมากขึ้น นอกจากนี้ Ezeugwa et al. (2022) แนะนำว่าวิธีคำนวณขนาดกลุ่มตัวอย่างแบบใช้วิธีอินเวิร์สสแควร์รูท (Inverse square root) เพื่อกำหนดจำนวนตัวอย่างขั้นต่ำสำหรับการวิเคราะห์ VB-SEM (PLS-SEM) โดยตั้งเงื่อนไขให้มีพลังทางสถิติร้อยละ 80 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 พบว่า วิธีดังกล่าวควรมีอย่างน้อยประมาณ 155 ตัวอย่าง เพื่อให้การประเมินความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรมีความน่าเชื่อถือ และลดผลกระทบจากความคลาดเคลื่อนในการวัดตัวแปรสังเกตได้มากที่สุด

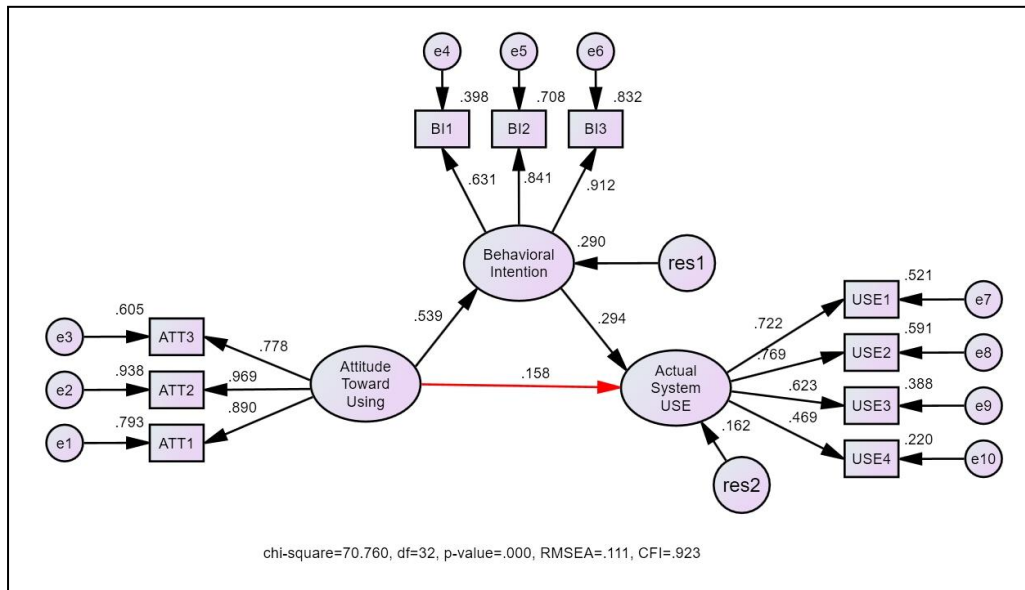
5. กรณีศึกษาตัวแบบการยอมรับเทคโนโลยี (TAM)

ตัวแบบการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) (SmartPLS, n.d.) เป็นตัวแบบที่ได้รับความนิยมในการศึกษาการยอมรับเทคโนโลยี ซึ่งในตัวอย่างกรณีศึกษานี้ทำการวิเคราะห์ด้วยโปรแกรม AMOS (CB-SEM) และ SmartPLS (VB-SEM (PLS-SEM)) โดยใช้ข้อมูลดิบ (Raw data) จากเว็บไซต์ www.smartpls.com

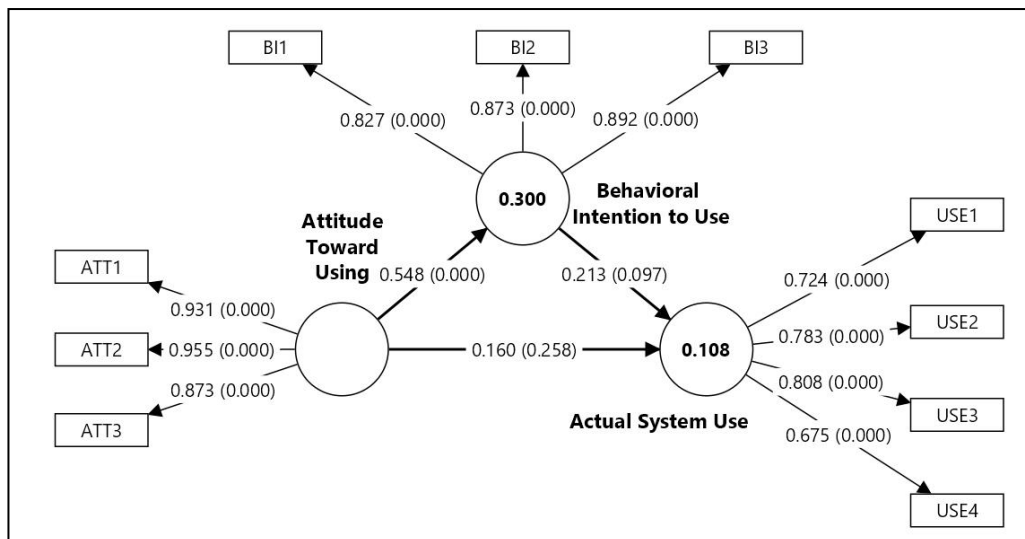
ข้อมูลต้นทางมีจำนวน 1,190 ตัวอย่าง แต่ด้วยเวอร์ชันนักศึกษาของ SmartPLS มีข้อจำกัดให้ใช้ฟรีด้วยจำนวน 100 ตัวอย่าง ดังนั้น ผู้เขียนจึงสุ่มข้อมูลมาจำนวน 100 ตัวอย่าง และทำการทดสอบด้วย AMOS และ SmartPLS ด้วยข้อมูลชุดเดียวกัน และด้วยเหตุผลด้านความเหมาะสมของจำนวนกลุ่มตัวอย่างสำหรับ CB-SEM ผู้เขียนขอปรับโมเดลให้เหมาะสมกับ 100 ตัวอย่าง โดยกำหนดให้มี 3 ตัวแปรแฝง 10 ตัวแปรสังเกตได้ (เพื่อให้สอดคล้องกับกฎ 10 เท่าของตัวแปรสังเกตได้ใน CB-SEM) ได้แก่ ตัวแปรทัศนคติ (Attitude) มี 3 ตัวแปรสังเกตได้, ตัวแปรพฤติกรรมความตั้งใจ (Behavioral intention) มี 3 ตัวแปรสังเกตได้ และตัวแปรการใช้งาน (USE) มี 4 ตัวแปรสังเกตได้ กรอบแนวคิดตัวแบบการยอมรับเทคโนโลยีปรับเปลี่ยนแสดงได้ดังรูปที่ 1 และผลการทดสอบทั้งสองโปรแกรมแสดงดังรูปที่ 2 และ 3 ตามลำดับ



รูปที่ 1. กรอบแนวคิดตัวแบบการยอมรับเทคโนโลยีปรับเปลี่ยน



รูปที่ 2. ผลการวิเคราะห์จาก AMOS (Coefficient)



รูปที่ 3. ผลการวิเคราะห์จาก SmartPLS [coefficeint (p-value)]

ผลการทดสอบเมื่อพิจารณาค่าความสอดคล้องของตัวแบบ พบว่า โปรแกรม AMOS (CB-SEM) มีการพิจารณาค่าความสอดคล้องของตัวแบบแบบภาพรวม ประกอบด้วย Chi-square, RMSEA, CFI และ SRMR ในขณะที่โปรแกรม SmartPLS ประกอบด้วย SRMR, d_ULS, d_G, Chi-square และ NFI เห็นได้ว่ามีค่า SRMR และค่า Chi-square ที่เหมือนกัน อย่างไรก็ตาม CB-SEM เน้นการพิจารณาภาพรวม ในขณะที่

ที่ VB-SEM (PLS-SEM) ไม่นิยมพิจารณาภาพรวมจะพิจารณารายตัวย่อยเป็นหลัก ซึ่งประกอบด้วย R^2 , f^2 และค่าน้ำหนัก (Factor loading)

ดังนั้น จากโปรแกรม AMOS จะพิจารณาจากภาพรวมทั้ง 4 เกณฑ์ข้างต้น พบว่า ยังไม่ผ่านเกณฑ์ โดยรายละเอียดแสดงดังตารางที่ 1 และ 2 ถ้าพิจารณาในมิตินี้ เราควรทำการปรับปรุงตัวแบบต่อไป ซึ่งสามารถทำได้ใน CB-SEM เท่านั้น ด้วยการพิจารณาค่าดัชนีปรับปรุง (Modification Indices: M.I) ในขณะที่จากโปรแกรม SmartPLS จะพิจารณาเกณฑ์รายตัวเป็นหลัก พบว่า มีทั้งผ่านและไม่ผ่านเกณฑ์ โดยรายละเอียดแสดงดังตารางที่ 1 และ 3 ผลลัพธ์ด้านอื่น ๆ พบว่า ทั้งค่าอิทธิพลและค่าน้ำหนักมีค่าใกล้เคียงกัน และสำหรับค่าอื่น ๆ ที่ไม่ได้นำเสนอในตาราง ผู้เขียนพิจารณาว่าเป็นค่าที่เกิดขึ้นจากการวิเคราะห์ที่ต่างกัน เช่น ค่าความเชื่อมั่นองค์ประกอบ (Composite Reliability: CR) ค่าความแปรปรวนเฉลี่ยที่สกัดได้ (Average Variance Extraction: AVE) หรือค่าความตรงเชิงจำแนก (Discriminant Validity) เนื่องจากใน CB-SEM จะทำการตรวจสอบค่าเหล่านี้ในตัวแบบการวัด (Measurement model หรือที่เรียกกันว่า CFA) แต่สำหรับ VB-SEM (PLS-SEM) นำเสนอค่าเหล่านี้ในครั้งเดียว ทั้งนี้ผู้เขียนขอเสนอผลการประเมินตัวแบบจำแนกเป็นตารางที่ 1 เปรียบเทียบระหว่างโปรแกรม ตารางที่ 2 ผลจาก AMOS และตารางที่ 3 ผลจาก SmartPLS

ตารางที่ 1. เปรียบเทียบการประเมินตัวแบบ

ค่าความ สอดคล้อง ตัวแบบ	CB-SEM (AMOS)			VB-SEM (PLS-SEM) (SmartPLS)		
	เกณฑ์	ค่าที่ได้	ผลที่ได้	เกณฑ์	ค่าที่ได้	ผลที่ได้
Chi-square	$p \geq 0.05$	70.760, $p=0.000$	ไม่ผ่าน	-	127.416	ไม่พิจารณา
RMSEA	≤ 0.08	0.111	ไม่ผ่าน	-	-	-
CFI	≥ 0.95	0.923	ไม่ผ่าน	-	-	-
SRMR	≤ 0.08	0.0809	ไม่ผ่าน	≤ 0.08	0.092	ไม่ผ่าน
R^2	-	0.290-0.294	ไม่พิจารณา	0.02 =weak 0.15 =moderate 0.35 =strong	0.108-0.300	ผ่าน
f^2	-	-	-		0.020-0.428	ผ่าน
Q^2 (CVPAT)	-	-	-		n/a ¹	n/a
Factor loading (Outer loading)	≥ 0.30	0.469-0.9690	ผ่าน	≥ 0.7	0.675-0.955	ไม่ผ่าน 1 ตัว ²
CR	≥ 0.7	0.745-0.913	ผ่าน	≥ 0.7	0.836-0.943	ผ่าน
AVE	≥ 0.5	0.430-0.779	ไม่ผ่าน ³	≥ 0.5	0.561-0.847	ผ่าน

หมายเหตุ: ¹n/a คือ not available เนื่องจากเป็นเวอร์ชันนักศึกษา, ²ค่าที่ไม่ผ่านใน VB-SEM (PLS-SEM) อาจพิจารณาตามสาขาวิจัยที่ศึกษาเพิ่มเติม และ ³หากตัวแปรสังเกตได้มีค่าน้ำหนักน้อยกว่า 0.7 จะทำค่า AVE มีโอกาสไม่ผ่านเกณฑ์

ตารางที่ 2. ผลการประเมินตัวแบบจากโปรแกรม AMOS

ค่าความสอดคล้องตัวแบบ	CB-SEM (AMOS)		
	เกณฑ์	ค่าที่ได้	ผลที่ได้
Chi-square	$p \geq 0.05$	70.760, $p=0.000$	ไม่ผ่าน
RMSEA	≤ 0.08	0.111	ไม่ผ่าน
CFI	≥ 0.95	0.923	ไม่ผ่าน
SRMR	≤ 0.08	0.0809	ไม่ผ่าน
R ²	-	0.290-0.294	ไม่พิจารณา
Factor loading (Outer loading)	≥ 0.30	0.469-0.969	ผ่าน
CR	≥ 0.7	0.745-0.913	ผ่าน
AVE	≥ 0.5	0.430-0.779	ไม่ผ่าน ^๑

หมายเหตุ: ^๑หากตัวแปรสังเกตได้มีค่าน้ำหนักน้อยกว่า 0.7 จะทำค่า AVE มีโอกาสไม่ผ่านเกณฑ์

ตารางที่ 3. ผลการประเมินตัวแบบจากโปรแกรม SmartPLS

ค่าความสอดคล้องตัวแบบ	VB-SEM (PLS-SEM) (SmartPLS)		
	เกณฑ์	ค่าที่ได้	ผลที่ได้
Chi-square	-	127.416	ไม่พิจารณา
SRMR	≤ 0.08	0.092	ไม่ผ่าน
R ²	0.02 =weak 0.15=moderate 0.35=strong	0.108-0.300	ผ่าน
f ²		0.020-0.428	ผ่าน
Q ² (CVPAT)		n/a ^๑	n/a
Factor loading (Outer loading)	≥ 0.7	0.675-0.955	ไม่ผ่าน1ตัว ^๒
CR	≥ 0.7	0.836-0.943	ผ่าน
AVE	≥ 0.5	0.561-0.847	ผ่าน

หมายเหตุ: ^๑n/a คือ Not available เนื่องจากเป็นเวอร์ชันนักศึกษา และ ^๒ค่าที่ไม่ผ่านใน VB-SEM (PLS-SEM) อาจพิจารณาตามสาขาวิจัยที่ศึกษาเพิ่มเติม

ตารางที่ 4 และตารางที่ 5 ได้ทำการเปรียบเทียบค่าความตรงเชิงจำแนกระหว่าง SmartPLS กับ AMOS ด้วยการนำเสนอ 2 รูปแบบ คือ Forenell & Larcker ซึ่งเป็นแบบดั้งเดิมยังคงนิยมอยู่ และแบบ HTMT ซึ่งนิยมใช้ในปัจจุบันมากขึ้น โดยค่าเหล่านี้จะมีความแตกต่างกันระหว่าง CB-SEM และ VB-SEM (PLS-SEM) โดยที่ใน CB-SEM จะต้องวิเคราะห์แยกในขั้นตอนตัวแบบการวัดหรือมักเรียกกันแบบเข้าใจง่ายว่า ขั้นตอนการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน ในขณะที่ VB-SEM (PLS-SEM) ไม่มีการวิเคราะห์ตัวแบบ

การวัดแยก แต่เป็นการวิเคราะห์รวมในขั้นตอนสมการโครงสร้างเต็มรูปแบบแทน (ในโปรแกรม SmartPLS4 มีฟีเจอร์ (feature) PLS-SEM และ CB-SEM ให้เลือกวิเคราะห์)

ในขั้นตอนนี้เป็นส่วนที่สำคัญ เนื่องจากการวัดความเป็นองค์ประกอบในแต่ละองค์ประกอบ กล่าวคือ เพื่อตรวจสอบความตรงเชิงโครงสร้าง (Construct validity) ขององค์ประกอบว่าตัวชี้วัดแต่ละตัว นั้นมีความสัมพันธ์กันหรือไม่ มีความสัมพันธ์กันอย่างพอเพียงภายในองค์ประกอบเดียวกัน และไม่มี ความสัมพันธ์กันหรือสัมพันธ์กันน้อยต่างองค์ประกอบกัน เพื่อสะท้อนความเป็นองค์ประกอบของแต่ละตัว แปรอย่างชัดเจน (Tangpattanakit & Senariddhikrai, 2022)

สำหรับการแปลผล การนำเสนอด้วยวิธี Forenell & Larcker แสดงดังตารางที่ 4 ค่าในแนวทแยง คือ รากที่สองของความแปรปรวนเฉลี่ยที่สกัดได้ (Square root of AVE) นิยมนำเสนอด้วยตัวเอียงหรือ ตัวหนา และพิจารณาว่ามีค่ามากกว่าค่าสหสัมพันธ์องค์ประกอบหรือไม่ หากมากกว่าถือว่ามีความสามารถ จำแนกได้ดี แต่ถ้ามีค่าน้อยกว่าจะถือว่าไม่มีความสามารถในการจำแนก ในขณะที่ การแปลผลของวิธี HTMT แสดงดังตารางที่ 5 ให้พิจารณาว่ามีค่าน้อยกว่า 0.85 หรือไม่ หากมีค่าน้อยกว่าจะถือว่ามีความสามารถในการจำแนกได้ดี

ตารางที่ 4. ค่าความตรงเชิงจำแนกด้วยวิธี Forenell & Larcker ด้วย SmartPLS / AMOS

ตัวแปร	ATT	BI	USE
ATT	<i>0.921 / 0.804</i>	-	-
BI	0.548 / 0.379	<i>0.864 / 0.656</i>	
USE	0.276 / 0.539	0.300 / 0.317	<i>0.749 / 0.883</i>

หมายเหตุ: ค่าในแนวทแยงคือรากที่สองของความแปรปรวนเฉลี่ยที่สกัดได้

ตารางที่ 5. ค่าความตรงเชิงจำแนกด้วยวิธี HTMT ด้วย SmartPLS / AMOS

ตัวแปร	ATT	BI	PEOU
ATT	-	-	-
BI	0.615 / 0.368	-	-
PEOU	0.322 / 0.615	0.368 / 0.307	-

นอกจากนี้ การพัฒนาสมการโครงสร้างในอนาคต เช่น เทคนิคการประเมินสมรรถภาพการพยากรณ์ (Predictive validity tools เช่น CVPAT) และตัวแบบผสมแบบต่าง ๆ เป็นแนวโน้มสำคัญที่ช่วยให้การ วิเคราะห์มีประสิทธิภาพมากขึ้นและครอบคลุมทั้งการยืนยันทฤษฎีและการพยากรณ์ได้อย่างสมดุล (Sharma et al., 2023)

6. บทสรุปและข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาเปรียบเทียบระหว่าง CB-SEM และ VB-SEM หรือที่นิยมเรียกกันในชื่อ PLS-SEM พบว่า ทั้งสองเทคนิคมีจุดเด่นที่เหมาะสมกับวัตถุประสงค์การวิจัยที่แตกต่างกัน โดยที่ CB-SEM เหมาะกับ

การวิจัยเชิงยืนยัน (Confirmatory research) ที่ต้องการทดสอบทฤษฎีภายใต้ข้อตกลงที่เข้มงวด เช่น การแจกแจงเป็นปกติของข้อมูล และขนาดตัวอย่างที่เพียงพอ โดยสามารถตรวจสอบค่าดัชนีความสอดคล้องของตัวแบบ ได้อย่างชัดเจน (Hair et al., 2010) ในขณะที่ VB-SEM (PLS-SEM) เหมาะกับการวิจัยเชิงสำรวจ (Exploratory research) หรือการพยากรณ์ที่สามารถใช้กับตัวอย่างขนาดเล็ก และไม่มีข้อจำกัดมากเรื่องการแจกแจงข้อมูล โดยเน้นการอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรตาม (Hair et al., 2011; Sarstedt et al., 2014) นอกจากนี้ VB-SEM (PLS-SEM) ยังมีจุดแข็งในเรื่องการจัดการตัวแบบที่ซับซ้อน ซึ่ง CB-SEM ไม่รองรับโดยตรง (Rigdon et al., 2017) เช่น ตัวแปรเชิงก่อหรือตัวแปรแฝงกำกับ (Latent moderator variable)

แม้ว่าวิธีการทั้งสองจะมีแนวคิดพื้นฐานแตกต่างกัน แต่จากผลการเปรียบเทียบตัวแบบการยอมรับเทคโนโลยี พบว่า ผลลัพธ์ของค่าพารามิเตอร์หลักใกล้เคียงกัน ดังนั้นจึงไม่ควรมองว่าวิธีใดวิธีหนึ่งดีกว่ากัน แต่ควรใช้ให้เหมาะกับงานวิจัย นอกจากนี้ Sarstedt et al. (2024) เสริมว่าตัวแบบเดียวกัน ข้อมูลเดียวกัน อาจให้ผลลัพธ์ที่ต่างกันได้ ขึ้นอยู่กับ วิธีประมาณค่า สมมติฐานของวิธีที่ใช้ และชุดการตัดสินใจเชิงวิเคราะห์ของนักวิจัยในแต่ละแนวทาง ทำให้จำเป็นต้องรายงานวิธีการอย่างโปร่งใสและพิจารณาผลจากหลายวิธีเพื่อประเมินความมั่นคงของข้อสรุป

ดังนั้น ผู้เขียนขอเสนอแนวทางในการเลือกใช้โดยสรุปคือ หากต้องการทดสอบทฤษฎี และมีข้อมูลครบถ้วน ตัวแบบไม่ซับซ้อน และไม่มีการวิเคราะห์แบบตัวแปรเชิงก่อ แนะนำให้ CB-SEM เช่น AMOS, LISREL, Mplus หรือ JAMOVİ ต่างก็เป็นโปรแกรมวิเคราะห์สถิติในตระกูล CB-SEM แต่หากต้องการพยากรณ์ผลลัพธ์ ทดสอบตัวแบบที่ซับซ้อนขึ้น เช่น ตัวแปรเชิงก่อหรือตัวแปรแฝงกำกับ หรือมีข้อจำกัดเรื่องข้อมูล แนะนำให้ VB-SEM (PLS-SEM) เช่น SmartPLS, WarpPLS หรือ Adanco ต่างก็เป็นโปรแกรมวิเคราะห์สถิติในตระกูล VB-SEM (PLS-SEM)

สุดท้ายนี้นำเสนอตารางการเปรียบเทียบประเด็นต่าง ๆ เป็นแนวทางการเลือกใช้ระหว่าง CB-SEM กับ VB-SEM (PLS-SEM) แสดงดังตารางที่ 6 แนวทางการเลือกใช้ SEM โดยหวังเป็นอย่างยิ่งว่าบทความนี้จะเป็นประโยชน์ในเชิงวิชาการต่อนักศึกษา อาจารย์ และนักวิชาการที่สนใจวิเคราะห์ SEM ทุกท่าน รวมถึงคุณประโยชน์ในด้านการศึกษา SEM ในอนาคตต่อไป

ตารางที่ 6. แนวทางการเลือกใช้ SEM

ประเด็น	CB-SEM	VB-SEM (PLS-SEM)
จุดประสงค์	ทดสอบทฤษฎี	พัฒนา/ สำรวจตัวแบบ
ขนาดตัวอย่าง	จำนวนมาก (150 ขึ้นไป)	10 เท่าของอิทธิพลเส้นทางตัวแบบ
ข้อมูลมีการแจกแจงเป็นปกติ	จำเป็น	ไม่จำเป็น
ค่าความสอดคล้องของตัวแบบ	จำเป็น	ไม่เน้น overall แต่เน้นผลการพยากรณ์ และ inner/ outer ตัวแบบ

เอกสารอ้างอิง (References)

- Chin, W. W., & Newsted, P. R. (1999). Structural equation modeling analysis with small samples using partial least squares. In R. H. Hoyle (Ed.), *Statistical strategies for small sample research* (pp. 307-341). SAGE.
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340.
<https://doi.org/10.2307/249008>
- Ezeugwa, B., Talukder, M. F., Amin, M. R., Hossain, S. I., & Arslan, F. (2022). Minimum sample size estimation in SEM: Contrasting results for models using composites and factors. *Data Analysis Perspectives Journal*, 3(4), 1-7.
https://scriptwarp.com/dapj/2022_DAPJ_3_4/Ezeugwa_etal_2022_DAPJ_3_4_MinSampleSizeCompsFactors.pdf
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate data analysis* (7th ed.). Pearson, New York.
- Hair, J. F., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2011). PLS-SEM: Indeed a silver bullet. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 19(2), 139-152.
<https://doi.org/10.2753/MTP1069-6679190202>
- Hair, J. F., Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Mena, J. A. (2012). An assessment of the use of partial least squares structural equation modeling in marketing research. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 40, 414-433.
<https://doi.org/10.1007/s11747-011-0261-6>
- Hair, J. F., Jr., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2017). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (2nd ed.). SAGE.
- Hair, J. F., Sarstedt, M., Ringle, C. M., Sharma, P. N., & Liengaard, B. D. (2024). Going beyond the untold facts in PLS-SEM and moving forward. *European Journal of Marketing*, 58(13), 81-106. <https://doi.org/10.1108/EJM-08-2023-0645>
- Henseler, J., Dijkstra, T. K., Sarstedt, M., Ringle, C. M., Diamantopoulos, A., Straub, D. W., Ketchen, D. J., Hair, J. F., Hult, G. T. M., & Calantone, R. J. (2014). Common beliefs and reality about PLS: Comments on rönkkö and evermann (2013). *Organizational Research Methods*, 17(2), 182-209. <https://doi.org/10.1177/1094428114526928>
- Kline, R. B. (2016). *Principles and practice of structural equation modeling* (4th ed.). Guilford Press.
- Paul, J., Modi, A., & Patel, J. (2016). Predicting green product consumption using theory of planned behavior and reasoned action. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 29, 123-134. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2015.11.006>

- Reinartz, W. J., Haenlein, M., & Henseler, J. (2009). An empirical comparison of the efficacy of covariance-based and variance-based SEM. *International Journal of Research in Marketing*, 26(4), 332-344. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2009.08.001>
- Rigdon, E. E., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2017). On comparing results from CB-SEM and PLS-SEM: Five perspectives and five recommendations. *Marketing ZFP*, 39(3), 4-16. <https://doi.org/10.15358/0344-1369-2017-3-4>
- Ringle, C. M., Wende, S., & Becker, J.-M. (2024). *Blindfolding*. SmartPLS Documentation. <https://www.smartpls.com/documentation/algorithms-and-techniques/blindfolding>
- Sarstedt, M., Ringle, C. M., Smith, D., Reams, R., & Hair, J. F. (2014). Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM): A useful tool for family business researchers. *Journal of Family Business Strategy*, 5(1), 105-115. <https://doi.org/10.1016/j.jfbs.2014.01.002>
- Sarstedt, M., Hair, J. F., Ringle, C. M., Thiele, K. O., & Gudergan, S. P. (2016). Estimation issues with PLS and CBSEM: Where the bias lies!. *Journal of Business Research*, 69(10), 3998-4010. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.06.007>
- Sarstedt, M., Adler, S. J., Ringle, C. M., Cho, G., Diamantopoulos, A., Hwang, H., & Liengard, B. D. (2024). Same model, same data, but different outcomes: Evaluating the impact of method choices in structural equation modeling. *Journal of Product Innovation Management*, 41(6), 1100-1117. <https://doi.org/10.1111/jpim.12738>
- Schumacker, R. E., & Lomax, R. G. (2004). *A beginner's guide to structural equation modeling* (2nd ed.). Lawrence Erlbaum Associates.
- Sharma, P. N., Liengard, B. D., Hair, J. F., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2023). Predictive model assessment and selection in composite-based modeling using PLS-SEM: extensions and guidelines for using CVPAT. *European Journal of Marketing*, 57(6), 1662-1677. <https://doi.org/10.1108/EJM-08-2020-0636>
- SmartPLS. (n.d.). *Sample projects: TAM*. <https://www.smartpls.com/documentation/sample-projects/tam>
- Tama, R. A. Z., Hoque, M. M., Liu, Y., Alam, M. J., & Yu, M. (2023). An application of partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) to examining farmers' behavioral attitude and intention towards conservation agriculture in Bangladesh. *Agriculture*, 13(2), Article 503. <https://doi.org/10.3390/agriculture13020503>
- Tangpattanakit, J., & Senariddhikrai, P. (2022). The role of confirmatory factor analysis (CFA) in structural equation Modeling (SEM). *Journal of Management Sciences Kasetsart University*, 1(2), 99-110. (in Thai). <https://kuojs.lib.ku.ac.th/index.php/jmsku/article/view/5185>