

การนำโมเดลสมการโครงสร้างแบบ Partial Least Square (PLS) เพื่อนำไปใช้ในการวิจัยด้านการจัดการเทคโนโลยี: การทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบ

The Applications of Partial Least Square Structural Equation Modeling for Technology Management Research: A Systematic Literature Review

ศากุน บุญอิต^{1*}

Sakun Boon-itt^{1*}

Abstract

The purpose of this paper is to explore the application of Partial Least Square (PLS) used in technology management research. This systematic literature review aims to provide PLS trends of and the guidelines from previous studies. A systematic, comprehensive review of 155 studies from the technology management area from 2010 through 2020 was conducted. In this paper, the results from the data analysis are illustrated and discussed. These results summarize not only the trends of using PLS from 2010-2020 but also the guidelines for using PLS in data analysis. The findings of this review can be used as critical guidelines for future research in technology management.

Keywords: *Systematic Review, Partial Least Square Structural Equation Modeling, Technology Management*

¹สาขาการบริหารการปฏิบัติการ คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ กรุงเทพฯ 10200

¹Department of Operations Management Thammasat Business School, Bangkok 10200

ผู้ให้การติดต่อ (Corresponding e-mail: sboonitt@tu.ac.th)

รับบทความวันที่ 2 พฤษภาคม 2563 แก้ไขวันที่ 6 พฤศจิกายน 2564 รับลงตีพิมพ์วันที่ 9 พฤศจิกายน 2564

บทคัดย่อ

บทความวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อหาข้อค้นพบของการนำวิธี Partial Least Square (PLS) สำหรับโมเดลสมการโครงสร้างเพื่อใช้ในการวิจัยทางด้านการจัดการเทคโนโลยี การทบทวนงานวิจัยแบบเป็นระบบได้วิเคราะห์ข้อมูล (จำนวนงานวิจัย) และนำเสนอผลการวิจัยจากการวิเคราะห์เพื่อให้ทราบทิศทางของงานวิจัยที่ใช้เครื่องมือแบบ PLS อีกทั้งงานวิจัยนี้ยังเสนอแนวทางการใช้เครื่องมือ PLS ดังกล่าวสำหรับงานวิจัยในอนาคตต่อไป งานวิจัยชิ้นนี้ใช้การรวบรวมงานวิจัยแบบเป็นระบบ ทำการค้นหางานวิจัยในหัวข้อการจัดการเทคโนโลยี ตั้งแต่ปี 2010 - 2020 จำนวน 155 บทความ ผลการวิจัยแสดงในรูปแบบสมการของเส้นแนวโน้ม (Trendline) มีค่าความชันแบบบวก โดยค่าความชัน (Slope) เท่ากับ 0.78 แสดงให้เห็นแนวโน้มการใช้วิธี PLS เป็นในทิศทางบวกมีการเติบโตเพิ่มขึ้น อีกทั้งงานวิจัยนี้ได้รวบรวมการวิเคราะห์และผลการวิจัยของทั้ง 155 ชิ้น นำมารวบรวมเพื่อนำเสนอแนวทางการนำเอา PLS ไปใช้ให้ถูกต้อง งานวิจัยนี้เป็นประโยชน์อย่างยิ่งกับนักวิจัยเพื่อทำให้การนำเอา PLS ไปใช้มีความถูกต้องและผลการวิจัยเป็นที่น่าเชื่อถือมากขึ้น

คำสำคัญ: การทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบ โมเดลสมการโครงสร้างของวิธีกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน การจัดการเทคโนโลยี

บทนำ

ในปัจจุบันมีการนำเอาโมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling) มาใช้กันอย่างกว้างขวางในสาขาสังคมศาสตร์ รวมถึงการจัดการและบริหารธุรกิจและการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรม ซึ่งมีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง (Teo & Noyes, 2011) โมเดลสมการโครงสร้างที่นิยมใช้ดั้งเดิม คือ การวิเคราะห์ด้วยความแปรปรวนร่วม (Covariance-based) แต่ในปัจจุบันนักวิจัยได้เริ่มหันมาให้ความสนใจกับการทดสอบโมเดลสมการโครงสร้างแบบวิธีกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน หรือ Partial Least Squares Technique (PLS-SEM) อย่างไรก็ตาม นักวิจัยที่ใช้วิธีดังกล่าวยังขาดความเข้าใจอย่างชัดเจนถึงความแตกต่างของวิธีการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างในรูปแบบการวิเคราะห์ด้วยความแปรปรวนร่วม และ แบบ Partial Least Square (PLS) ซึ่งยังมีการใช้ที่ปะปนกัน ก่อให้เกิดข้อจำกัดในการวิเคราะห์ และการได้รับผลการวิจัยที่ไม่น่าเชื่อถือ จากการค้นคว้า พบว่า ยังไม่มีงานวิจัยที่รวบรวมงานในอดีตในส่วนของการใช้ PLS งานวิจัยนี้จึงเติมเต็มช่องว่างความรู้ โดยเฉพาะอย่างยิ่งช่องว่างความรู้ในส่วนของประโยชน์เชิงกระบวนการและวิธีการวิจัย (Methodological Contribution)

บทความวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อทบทวนงานวิจัยแบบเป็นระบบ (Systematic Literature Review) หรือ SLR ซึ่งจัดเป็นรูปแบบวิธีวิจัยในสาขาสังคมศาสตร์แบบหนึ่ง (Dewey & Drahota, 2016) รูปแบบการวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์หลักเพื่อรวบรวมงานวิจัยในอดีตอย่างเป็นระบบ และนำข้อมูลที่รวบรวมได้มาวิเคราะห์และนำเสนอข้อค้นพบที่น่าสนใจ เช่น แนวโน้ม การวิเคราะห์เนื้อหาจากงาน

วิจัยในอดีต เป็นต้น การวิจัยนี้แสดงให้เห็นถึงแนวโน้มการนำเอาโมเดลสมการโครงสร้าง แบบ PLS ไปใช้ในช่วงระยะเวลาที่แตกต่างกัน นอกจากนั้นผลการวิจัยที่เกิดจากการวิเคราะห์เนื้อหา (Content Analysis) จากงานวิจัย 155 ชิ้นในอดีตที่ได้นำโมเดลสมการโครงสร้างแบบ PLS ไปใช้ รวมถึงข้อแนะนำซึ่งจะเป็นประโยชน์กับนักวิจัยต่อไป

แนวคิดและหลักทฤษฎี

โมเดลสมการโครงสร้าง CB-SEM และ PLS-SEM

การใช้โมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling: SEM) เพื่อวิเคราะห์ข้อมูลในงานวิจัยด้านการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรมได้รับความนิยมมากขึ้น (Teo & Noyes, 2011) ตัวอย่างของงานวิจัยทางด้านการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรมที่ใช้ SEM เช่น Singh, Khamba, and Nanda (2017) ที่ได้ศึกษาการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรมในอินเดีย หรืองานวิจัยของ Colombo and Rabbiosi (2014) ที่ใช้โมเดลสมการโครงสร้างอธิบายกลไกอิทธิพลของความคล้อยคลึงทางเทคโนโลยีที่มีผลต่อการรับมาของนวัตกรรม การใช้เทคนิคการวิเคราะห์ SEM โดยส่วนใหญ่จะเกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันที่ต้องการทดสอบว่าตัวแปรสังเกตได้ (Observed Variable) ว่าสามารถใช้เป็นตัวชี้วัดของตัวแปรแฝง (Latent Variable) ได้หรือไม่ อีกทั้งยังใช้ในการทดสอบกรอบแนวคิดการวิจัยที่เกี่ยวข้องกับอิทธิพลของตัวแปรแฝงในรูปแบบของการทดสอบสมมติฐาน องค์ประกอบอะไรบ้าง โดยในภาพรวมมี 3 ส่วนที่สำคัญ (Sorooshian, 2017) ว่ามี ดังนี้

1. Factor Analysis - ส่วนที่มีการประมาณค่าของพารามิเตอร์ของ Indicator Variables (y_1 - y_3) ที่ใช้ในการวัดตัวแปรแฝง
2. Multiple Regression - ประมาณค่าพารามิเตอร์ (Beta) ของ $x \rightarrow y$ โดยมีการควบคุมตัวแปร Confounding Variables ที่เกี่ยวข้องกับ x และ y
3. Path Analysis - ประมาณค่าพารามิเตอร์ (Beta) ระหว่างตัวแปรในโมเดล เช่น Beta 1, Beta 2, Beta 3

ในภาพรวมแล้ว A “Full” Structural Equation Model ประกอบด้วย โมเดลการวัด (Measurement Model) และโมเดลโครงสร้าง (Structural Model) ซึ่งประกอบด้วย 3 ส่วนตามที่กล่าวไปแล้วข้างต้น ในส่วนของโมเดลการวัดจะเป็นส่วนที่นำเอาข้อมูลที่ได้จากการวัดผ่านตัวแปรสังเกตได้มาเป็นตัวแปรแฝงในรูป Psychological Constructs ในรูปของโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบ ในส่วนของโมเดลโครงสร้าง (The Structural Part) จะแสดงให้เห็นถึงการที่ตัวแปรแฝงส่งผลต่อกันอย่างไร ในรูปแบบของ Multiple Regression และ Path Analysis

อย่างไรก็ตาม การใช้เทคนิคโมเดลสมการโครงสร้างดังกล่าวส่วนใหญ่จะเป็นเทคนิคที่เกี่ยวข้องกับแนวทางการวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (Covariance-Based Approach, CB-SEM) ซึ่งโปรแกรมสำเร็จรูปที่ใช้ในการวิเคราะห์ เช่น LISREL AMOS MPLUS และ EQS เป็นต้น แนวทางการวิเคราะห์

ด้วยวิธี CB-SEM นั้น เน้นการเปรียบเทียบความกลมกลืนกันของเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของโมเดลทางทฤษฎี (Implied Matrix) กับเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของกลุ่มตัวอย่าง (Sample Matrix) อย่างไรก็ตาม ในปัจจุบันนักวิจัยได้เริ่มหันมาให้ความสนใจกับการทดสอบโมเดลสมการโครงสร้างแบบวิธีกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน หรือ (PLS-SEM) โปรแกรมสำเร็จรูปที่สามารถใช้กับเทคนิควิธีดังกล่าว เช่น PLS-Graph SmartPLS และ Visual PLS เป็นต้น

PLS-SEM เป็นวิธีการเทคนิคของโมเดลสมการโครงสร้างที่เน้นการประมาณค่าสูงสุดที่ใช้ในการอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรแฝงภายใน (Endogenous Construct) ที่เกิดขึ้นจากอิทธิพลของตัวแปรแฝงภายนอก (Exogenous Construct) หรือที่เรียกว่า ตัวแปรต้น การวิเคราะห์วิธี PLS-SEM มีความคล้ายคลึงกับการวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณโดยทั่วไป ที่มีวัตถุประสงค์หลักเพื่อศึกษาการพยากรณ์ความสัมพันธ์ (Ali, Rasoolimanesh, Sarstedt, Ringle, & Ryu, 2018; Cepeda-Carrion, Cegarra-Navarro, & Cillo, 2019) วิธีการประมาณค่าโมเดลสมการโครงสร้างวิธี PLS-SEM นั้น มีความแตกต่างกับเทคนิควิธีของ CB-SEM ซึ่งจะใช้หลักการภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum Likelihood Method) ที่เน้นการทดสอบและเปรียบเทียบความกลมกลืนของโมเดลที่พัฒนาขึ้นจากทฤษฎี เพื่อทำการยืนยันว่าสมมติฐานมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์มากน้อยเพียงใด วิธี CB-SEM จะทำการทดสอบความกลมกลืนกันของเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของโมเดลทางทฤษฎีกับเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของกลุ่มตัวอย่าง จากคำอธิบายข้างต้นนั้นจะพบว่า วิธี PLS-SEM มีความเหมาะสมกับงานวิจัยที่ต้องการค้นหา (Exploratory Research) เพื่อศึกษาความสัมพันธ์ของตัวแปรในกรอบแนวคิดการวิจัยที่มีความซับซ้อนมากกว่างานวิจัยที่ต้องการยืนยันอิทธิพลของตัวแปรที่อ้างอิงมาจากทฤษฎีเพียงเท่านั้น อาจเนื่องมาจากการพัฒนากรอบแนวคิดทางทฤษฎีหรือสมมติฐานนั้นยังไม่สามารถทำได้อย่างเพียงพอ เนื่องจากทฤษฎีที่นำมาสนับสนุนการพัฒนสมมติฐานมีน้อยเกินไป ดังนั้นองค์ความรู้ส่วนใหญ่ที่เกิดขึ้นจากการวิเคราะห์ด้วยวิธี PLS-SEM จึงมักเกิดขึ้นจากการวิเคราะห์ข้อมูลมากกว่าการเริ่มต้นการพัฒนากรอบแนวคิดที่อ้างอิงจากทฤษฎีเพื่อทำการยืนยันสมมติฐาน ดังนั้น จึงเหมาะสมอย่างยิ่งที่จะใช้วิธี PLS-SEM ในการวิจัยด้านการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรมในหัวข้อที่มีความทันสมัยและยังไม่มีทฤษฎีในการสนับสนุนการพัฒนารอบความคิดมากนัก เช่น หัวข้อ Reserve Innovation, Open Innovation, Big Data และ Internet of Things เป็นต้น อีกทั้งหัวข้อเหล่านี้ยังมีความซับซ้อนของอิทธิพลเชิงสาเหตุ (Causal Effect) และขนาดกลุ่มตัวอย่างที่ยังไม่สามารถเก็บได้ในจำนวนมากได้

การวิเคราะห์ด้วยวิธี CB-SEM นั้น ได้รับความนิยมมาอย่างต่อเนื่องจากอดีตสู่ปัจจุบัน เช่น งานวิจัยด้านการตลาด (Martínez-Cañas, Sáez-Martínez, & Ruiz-Palomino, 2012) การจัดการระบบข้อมูล (Chin & Todd, 1995) การจัดการซัพพลายเชน (Shah & Goldstein, 2006) อย่างไรก็ตาม ในปัจจุบันการวิเคราะห์ด้วยวิธี PLS-SEM ได้รับความนิยมมากขึ้น โดยเฉพาะในการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีข้อจำกัดและมีลักษณะของข้อมูลที่มีความผิดปกติของการกระจายตัว เช่น การกระจายตัวแบบไม่ปกติ หรืออาจมีขนาดของกลุ่มตัวอย่างขนาดเล็กจากอุปสรรคในการเก็บข้อมูล อาจรวมถึงความซับซ้อนของกรอบแนวคิดการวิจัยด้านสังคมศาสตร์ที่เพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง อย่างไรก็ตาม ยังมีนักวิชาการโต้แย้ง

การใช้เทคนิควิธี PLS-SEM สำหรับการวิจัยถึงจุดอ่อนและความไม่เหมาะสมในการวิเคราะห์ข้อมูล ซึ่งจำเป็นจะต้องมีการอธิบายข้อโต้แย้งดังกล่าวในวงวิชาการให้มากยิ่งขึ้น โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการวิจัยด้านการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรมที่กล่าวถึงวิธี PLS-SEM ไม่มากนัก

บทความนี้มีวัตถุประสงค์เพื่ออธิบายแนวทางการใช้เทคนิควิธี PLS-SEM สำหรับงานวิจัยด้านการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรม เนื่องจากยังมีความสับสนอย่างมากที่เกิดขึ้นในการเลือกใช้เทคนิค PLS-SEM และ CB-SEM โดยเฉพาะกับโจทย์การวิจัยที่มีความซับซ้อนมาก อีกทั้งยังแสดงตัวอย่างการใช้วิธี PLS-SEM ในการวิเคราะห์ข้อมูลประกอบการอธิบายแนวทางการใช้โมเดลสมการโครงสร้างแบบ PLS-SEM อย่างเหมาะสมสำหรับงานวิจัยด้านการจัดการเทคโนโลยี โดยบทความนี้ได้ทบทวนวรรณกรรมและสรุปงานในอดีตที่ใช้เทคนิค PLS-SEM

แนวทางการพิจารณาเลือกใช้ PLS-SEM

หลักการของโมเดลสมการโครงสร้างประกอบไปด้วยการวิเคราะห์โมเดลที่พัฒนาขึ้นจากทฤษฎี เพื่อเปรียบเทียบความกลมกลืนกันของเมทริกซ์กับข้อมูลเชิงประจักษ์ที่นำมาวิเคราะห์ เพื่อทำการทดสอบว่าผลที่ได้จากข้อมูลเชิงประจักษ์นั้นมีความสอดคล้องกับทฤษฎีมากน้อยเพียงใด โมเดลสมการโครงสร้างจะประกอบด้วยความสัมพันธ์ของตัวแปรต่าง ๆ ที่สัมพันธ์กัน ซึ่งตัวแปรบางชนิดนั้นเป็นตัวแปรแฝงที่ไม่สามารถถูกวัดได้โดยตรง จึงจำเป็นต้องมีตัวแปรที่สามารถสังเกตได้มาเป็นตัวแทนของตัวแปรแฝงนั้น สรุปได้ว่าโมเดลสมการโครงสร้างประกอบด้วยโมเดลย่อย 2 ชนิด ได้แก่ โมเดลการวัดที่แสดงการวัดของตัวแปรแฝงที่เกี่ยวข้อง และโมเดลโครงสร้าง ที่อธิบายความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปร

สำหรับโมเดลสมการโครงสร้างที่ใช้ส่วนใหญ่ในงานวิจัยด้านการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรมนั้น แนวคิดส่วนใหญ่จะเป็นแนวคิดที่ไม่สามารถวัดได้โดยตรง หรือเรียกอีกนัยหนึ่งว่าเป็นตัวแปรแฝง ที่มีความหมายแฝงจึงจำเป็นต้องอาศัยการวัดตัวแปรอื่นมาประกอบกันขึ้นเป็นตัวแปรดังกล่าว ตัวแปรแฝงทางด้านการจัดการเทคโนโลยี เช่น ตัวแปรนวัตกรรมการออกแบบ (Design Innovativeness) (Tabeau, Gemser, Hultink, & Wijnberg, 2017) หรือ ตัวแปรนวัตกรรมความยั่งยืนของเทคโนโลยีสารสนเทศ (Sustaining Innovation of Information Technology) อย่างไรก็ตามเนื่องจากบทความนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อแสดงให้เห็นถึงแนวทางการใช้ PLS-SEM ในการวิจัยด้านการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรม จึงไม่ได้ลงรายละเอียดของโมเดลสมการโครงสร้างมากนัก

ข้อแตกต่างประการหนึ่งที่เป็นข้อโต้แย้งถึงความเหมาะสมในการนำ PLS-SEM ไปใช้ในการวิเคราะห์ทางสถิติ ได้แก่ การวิเคราะห์ด้วยวิธี CB-SEM จะใช้ความแปรปรวนร่วมของตัวแปรนั้น ๆ (Common Factor Variance) มาพิจารณา ในขณะที่ PLS-SEM จะใช้การวิเคราะห์จากความแปรปรวนทั้งหมด (Total Variance) ที่รวมเอาความแปรปรวนเฉพาะที่ (Unique Variance) ซึ่งไม่สามารถอธิบายได้จากสหสัมพันธ์กับตัวแปรอื่น ๆ นำมาวิเคราะห์ด้วย อีกประการหนึ่ง CB-SEM จะคำนวณโครงสร้างส่วนเหลือ (Residual Structure) ในการกำหนดค่าของตัวแปรแฝง ในขณะที่ PLS-SEM จะใช้ค่าน้ำหนักของตัวแปรชี้วัดในการประมาณค่าตัวแปรแฝงนั้น ๆ จึงทำให้สามารถเกิดความโน้มเอียง

(Bias) ของการประมาณค่าเกิดขึ้นได้มากกว่าการรวมเอาค่าที่เกี่ยวข้องกับความผิดพลาดของการวัด (Measurement Error) มาร่วมด้วย อีกทั้งวิธีการวิเคราะห์ของ PLS-SEM ได้อ้างอิงทฤษฎีทางสถิติที่ลึกซึ้งน้อยกว่า โดยเฉพาะในส่วนของสถิติอ้างอิง (Inferential Statistics) แต่จะเลือกใช้วิธีการสุ่มตัวอย่างซ้ำจำนวนหลายครั้งในการประมาณค่า (Bootstrapping) โดยปราศจากการประมาณค่าด้วยภาวะน่าจะเป็นสูงสุด

ด้วยสาเหตุข้างต้น จึงมีความจำเป็นอย่างยิ่งที่นักวิจัยในสาขาการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรมจะต้องพิจารณาการเลือกใช้วิธี CB-SEM และ PLS-SEM อย่างเหมาะสมตามข้อสันนิษฐานของวิธีการทั้ง 2 วิธีดังกล่าว หากข้อสันนิษฐานในการใช้วิธี CB-SEM ไม่มีการโต้แย้ง นักวิจัยก็ควรเลือกใช้ CB-SEM ในการวิเคราะห์ข้อมูล เพราะเหตุว่า มีความเหมาะสมตามหลักการทางสถิติที่มากกว่า อย่างไรก็ตาม ถ้าข้อมูลไม่ผ่านข้อสันนิษฐานข้างต้นของการใช้ CB-SEM นักวิจัยควรพิจารณาการเลือกใช้วิธี CB-SEM หรือ PLS-SEM ด้วยความระมัดระวัง โดยมีเพียงกรณีเดียวที่นักวิจัยจะเลือกใช้ PLS-SEM ได้ก็ต่อเมื่อนักวิจัยได้พิจารณาแล้ว และพบว่ามิใช่ข้อดีของการใช้ PLS-SEM ที่มากกว่า เมื่อแนวทางการใช้ CB-SEM ไม่ผ่านข้อสันนิษฐานทั้งหมด แนวทางการเลือกใช้ PLS-SEM ในการวิเคราะห์ข้อมูลแบ่งออกเป็นสี่ประเด็นสำคัญ ประกอบด้วย วัตถุประสงค์การวิจัย ขนาดกลุ่มตัวอย่างและโมเดล ลักษณะข้อมูล ลักษณะของตัวแปรชี้วัด (Ali et al., 2018) ดังแสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 แนวทางการเลือกใช้ PLS-SEM

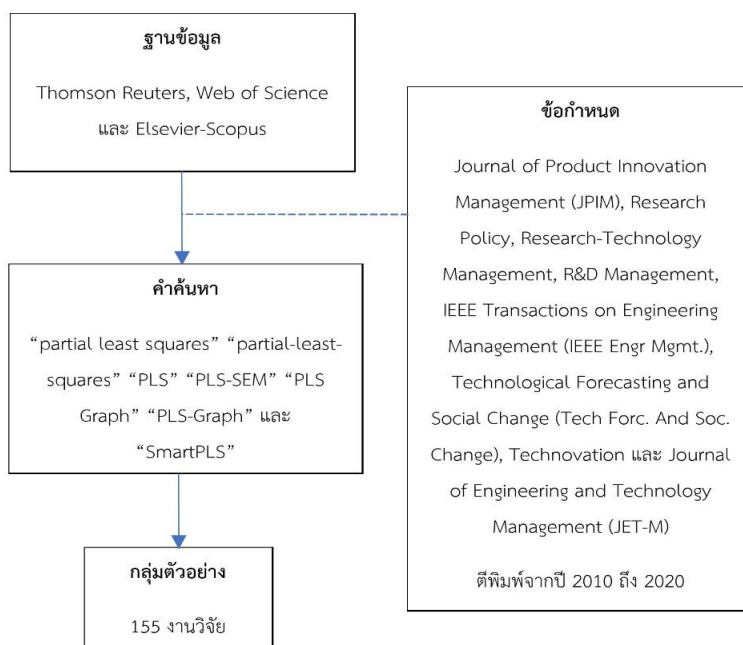
ประเด็น	ลักษณะงานวิจัย
วัตถุประสงค์การวิจัย	วิจัยแบบ Exploratory เพื่อต่อยอดทฤษฎี
ขนาดกลุ่มตัวอย่างและโมเดล	กลุ่มตัวอย่างขนาดเล็ก โมเดลมีความซับซ้อนมาก
ลักษณะข้อมูล	ไม่เป็นไปตามข้อสันนิษฐานของ Multivariate Normal Distribution หรือเป็นข้อมูลทุติยภูมิ
ลักษณะของตัวแปรชี้วัด	มีตัวแปรแบบ Formative Model

กล่าวโดยสรุป PLS-SEM จัดได้ว่าเป็นวิธีการวิเคราะห์ที่มีความยืดหยุ่นสูงเหมาะสำหรับการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างในการวิจัยด้านการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรม อย่างไรก็ตาม ดังแสดงในตารางที่ 1 การเลือกใช้วิธีการที่เหมาะสมจึงมีความจำเป็นอย่างยิ่งด้วยเช่นเดียวกัน เนื่องจากสาเหตุข้อโต้แย้งในส่วนของความถูกต้องของทฤษฎีทางสถิติ

วิธีดำเนินการวิจัย

งานวิจัยนี้ใช้วิธีการรวบรวมงานวิจัยแบบเป็นระบบ (Systematic Literature Review) ในส่วนนี้ได้ทบทวนงานวิจัยในอดีตด้านการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรม เพื่อให้เห็นภาพรวมในอดีต

จนถึงปัจจุบันถึงการนำเอาวิธี PLS-SEM มาใช้เพื่อทำการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง เนื่องจากวิธี PLS-SEM เป็นเครื่องมือวิเคราะห์ข้อมูลเชิงประจักษ์ การทบทวนครั้งนี้จึงคัดเลือกวารสารด้านการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรมที่ตีพิมพ์งานวิจัยเชิงประจักษ์ ผ่านการเก็บข้อมูลด้วยการวิจัยเชิงสำรวจ โดยได้คัดเลือกวารสารวิชาการระดับนานาชาติคุณภาพดีมากและเป็นที่ยอมรับจากฐานข้อมูล Thomson Reuters Web of Science และ Elsevier-Scopus จากนั้นจึงคัดเลือกในหมวดนวัตกรรมและการจัดการเทคโนโลยีโดยใช้เกณฑ์จากงานวิจัยของ Linton and Thongpapanl (2004) วารสาร 8 อันดับแรก ได้แก่ Journal of Product Innovation Management (JPIM), Research Policy, Research-Technology Management, R&D Management, IEEE Transactions on Engineering Management (IEEE Engr Mgmt.), Technological Forecasting and Social Change (Tech Forc. And Soc. Change), Technovation และ Journal of Engineering and Technology Management (JET-M) โดยทำการค้นคว้าในช่วงระยะเวลา 10 ปี (จากปี 2010 ถึง 2020) โดยคำค้นหาที่ใช้ประกอบด้วย “partial least squares” “partial-least-squares” “PLS” “PLS-SEM” “PLS Graph” “PLS-Graph” และ “SmartPLS” โดยมุ่งเน้นไปที่งานวิจัยที่ใช้ PLS-SEM สำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงประจักษ์เท่านั้น ไม่นับรวมบทความด้านเทคนิควิธีวิจัยที่ใช้ PLS-SEM โดยในภาพที่ 1 ได้แสดงการออกแบบงานวิจัยนี้ด้วยวิธีการรวบรวมงานวิจัยแบบเป็นระบบ



ภาพที่ 1 กระบวนการรวบรวมงานวิจัยแบบเป็นระบบ

ผลการวิจัยและการอภิปรายผล

งานวิจัยนี้มีจำนวนบทความวิจัยทั้งหมด 155 บทความที่ได้ใช้วิธี PLS-SEM รายละเอียดดังตารางที่ 2 ในช่วงเวลาตั้งแต่ปี 2010 - 2020 พบว่า การตีพิมพ์บทความที่ใช้ PLS-SEM มี 2 ช่วง ได้แก่ ช่วงปี 2010 - 2012 และ 2016 - 2019 (ภาพที่ 2) ชื่อนาส่งเกต คือ วารสารที่อยู่ในระดับดีเลิศ เช่น Journal of Product Innovation Management, R&D Management และ Research Policy มักจะไม่ตีพิมพ์บทความที่ใช้ PLS-SEM อาจเป็นได้ว่าวารสารเหล่านี้เป็นวารสารที่เน้นการทดสอบทฤษฎีที่เข้มข้น ไม่ใช่งานวิจัยในรูปแบบ Prediction-oriented and theory development โดยจะมีบทความที่ใช้ PLS-SEM อยู่ในช่วงแรก (ปี 2010 - 2013) ซึ่งตรงข้ามกับวารสารในระดับที่รองลงมาที่เปิดยอมรับในแนวทางของการพัฒนาทฤษฎี เช่น IEEE Engineering Management หรือ Technology Forecasting and Social Change วารสาร Technovation เป็นวารสารที่มีบทความวิจัยที่ใช้ PLS-SEM มากที่สุด เนื่องจาก เรื่องของ Technology และ Innovation ซึ่งเป็น Theme ของวารสารนี้ต้องการเน้นการทดสอบโมเดลที่มีความซับซ้อนหรือเป็นการทดสอบโมเดลที่เป็นในรูปแบบ Prediction เช่น งานวิจัยของ Bessonova and Gonchar (2019) ที่ต้องการศึกษาการตอบสนองต่อภาวะการแข่งขันในมุมมองของนวัตกรรม ในสถานะของผู้นำทางเทคโนโลยีที่แตกต่างกัน ซึ่งเป็นการศึกษาในรูปแบบของการพยากรณ์ในมุมมองทางทฤษฎี หรืองานวิจัยของ Samra, Zhang, Lynn, and Reilly (2019) ที่ทำการศึกษากลไกส่งผ่านระหว่างความสัมพันธ์ของความสามารถในการสื่อสารต่อผลกระทบของเหตุเร่งด่วนในการพัฒนาสินค้าใหม่ ซึ่งเป็นรูปแบบการศึกษาในแนวทาง Exploratory Research แนวทางนี้อาจจะได้รับความนิยมในการศึกษามากขึ้นเมื่อผู้วิจัยจะต้องศึกษาปรากฏการณ์ที่ยังเป็นสิ่งใหม่ ต้องค้นคว้า อย่างเช่นปรากฏการณ์ของ COVID-19 ดังตัวอย่างของ Farooq, Laato, and Islam (2020) ที่ใช้ PLS-SEM ทำการศึกษาผลกระทบของข้อมูลในรูปแบบ On-line ของการแยกตัวเพื่อป้องกันการแพร่ระบาดของ COVID-19 ที่มีต่อความเต็มใจในการแยกตัว เป็นต้น

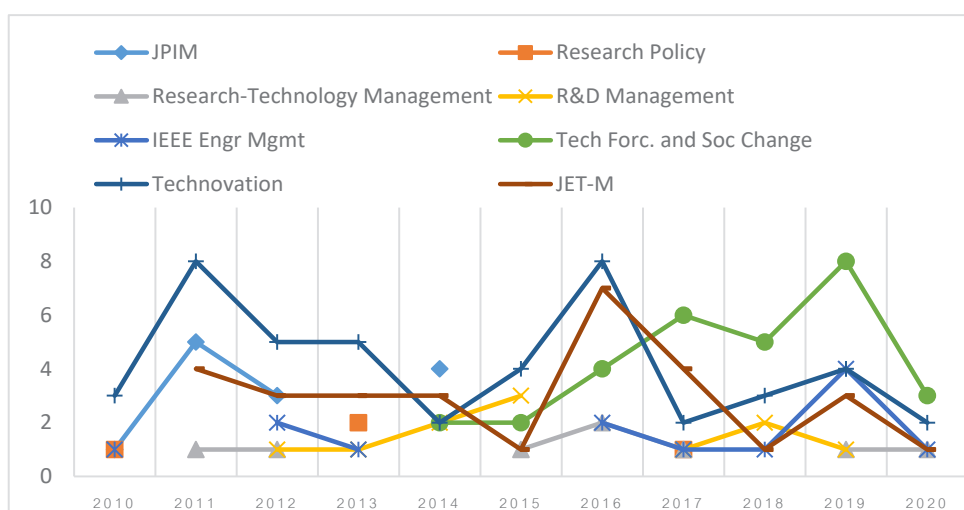
ตารางที่ 2 แสดงบทความที่ใช้วิธี PLS-SEM

วารสาร/ปี	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020*	รวม	ร้อยละ
JPIM	1	5	3		4							13	8.38
Research Policy	1			2				1				4	2.58
Research- Tech Management		1	1			1	2	1		1	1	8	5.16
R&D Management			1	1	2	3		1	2	1		11	7.09
IEEE Engr. Management	1		2	1			2	1	1	4	1	13	8.38
Tech Forc. and Soc Change					2	2	4	6	5	8	3	30	19.35

ตารางที่ 2

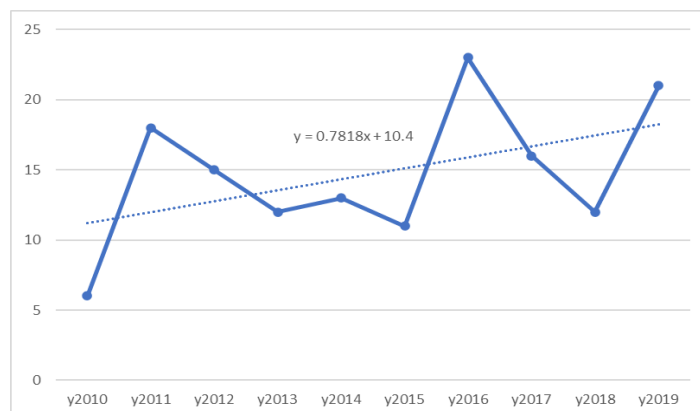
วารสาร/ปี	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020*	รวม	ร้อยละ
Technovation	3	8	5	5	2	4	8	2	3	4	2	46	29.67
JET-M		4	3	3	3	1	7	4	1	3	1	30	19.35
รวม	6	18	15	12	13	11	23	16	12	21	8	155	100.00

* ปี 2020 ถึงเดือนมิถุนายน



ภาพที่ 2 แนวโน้มการตีพิมพ์บทความที่ใช้ PLS-SEM ในแต่ละวารสาร (ปี 2010 - 2020)

จากการศึกษาจำนวนบทความในทุกวารสารที่ได้ทำการวิจัยและรวบรวม (ตารางที่ 2) พบว่า ในปี 2016 มีการตีพิมพ์บทความที่เกี่ยวข้องกับ PLS-SEM มากที่สุด และในปี 2010 มีการตีพิมพ์ในจำนวนน้อยที่สุด เมื่อลากเส้นแนวโน้ม (Trendline) ของจำนวนบทความที่ใช้ PLS-SEM ตั้งแต่ปี 2010 - 2019 (ตัดปี 2020 เนื่องจากยังไม่ครบปี) พบว่า เส้นแนวโน้มลากในรูปแบบเพิ่มขึ้น โดยมีสมการของเส้นแนวโน้ม คือ $y = 0.782x + 10.4$ โดยมีค่าความชันเป็นบวกเท่ากับ 0.782 แสดงถึงแนวโน้มของบทความที่ใช้ PLS-SEM ในภาพรวมจะเพิ่มขึ้น จากข้อมูลย้อนหลัง 10 ปี แสดงดังภาพที่ 3



ภาพที่ 3 จำนวนบทความตีพิมพ์ที่ใช้ PLS-SEM ในวารสาร (ปี 2010 - 2019)

ในขณะเดียวกันจากผลการวิจัยมีเพียงประมาณ 10 บทความในช่วงปีต้น ๆ ที่ไม่ได้อ้างถึงเหตุผลของการใช้การวิเคราะห์ด้วย PLS-SEM สาเหตุประการหนึ่ง อาจมาจากแนวคิด PLS-SEM เป็นที่รู้จักยอมรับมากขึ้น อย่างไรก็ตาม งานวิจัยส่วนใหญ่ยังคงกล่าวถึงเหตุผลของการใช้ PLS-SEM เหตุผลเพราะการนำ PLS-SEM ไปใช้ยังไม่มีข้อสรุป และยังคงเป็นข้อถกเถียงว่าควรนำวิธีวิเคราะห์นี้ไปใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลหรือไม่

ในกลุ่มที่มีการอธิบายเหตุผลการนำ PLS-SEM ไปใช้ เหตุผลหลัก คือ ความซับซ้อนของโมเดลการวิจัย ทั้งในส่วนของการศึกษาโมเดลที่มีลำดับชั้นของสมมุติฐานมาก (Multi Hypotheses) เช่น การศึกษา Mediating และ Moderating Effects รวมถึงการที่มีลำดับของตัวแปรแฝงมากกว่า 1 ตัว หรือที่เรียกว่า Second-order Construct โดยเฉพาะโมเดลการวัดลำดับที่สองที่ทั้งสองลำดับเป็นตัวแปรประเภท Formative Model ดังตัวอย่างงานวิจัยของ Radošević and Yoruk (2013) เหตุผลลำดับต่อไปที่อ้างถึง คือ ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่มีจำนวนไม่เพียงพอ โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อต้องการวิเคราะห์โมเดลที่มีความซับซ้อน โดยงานวิจัยของ Williams and Nones (2009) ที่ทำการศึกษาระดับกลุ่มโครงการ มีจำนวนตัวอย่างเพียง 45 ตัวอย่าง ก็ได้ใช้วิธี PLS-SEM ในการวิเคราะห์ข้อมูล

จุดประสงค์ของการวิจัยที่ต้องการเพียงพยากรณ์ โดยไม่ได้ทำการยืนยันกรอบแนวคิดการวิจัย ก็เป็นสาเหตุหนึ่งที่มีการกล่าวอ้างกันมากในการใช้ PLS-SEM โดยเฉพาะงานวิจัยที่ต้องการวิเคราะห์หัวข้อที่มีความซับซ้อนและโมเดลที่มีความซับซ้อน โดยยังไม่มีทฤษฎีรองรับแนวคิดดังกล่าวมากนัก หรือที่นักวิจัยเรียกว่า “Construct Lower in Theoretical Development” ซึ่งเมื่อประกอบกับกลุ่มตัวอย่างที่มีขนาดน้อยจะทำให้อำนาจทางสถิติในการพยากรณ์ลดลง อีกทั้งการวิจัยประเภทนี้มีความเสี่ยงที่จะไม่สามารถหาความกลมกลืนของโมเดลทางทฤษฎีได้ ดังนั้นจึงมาใช้วิธี PLS-SEM แทนเพื่อใช้ในการพยากรณ์ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ เหตุผลอื่น ๆ ประกอบด้วย เช่น มีการใช้ตัวแปรแบบ Formative Construct และ Non-normal Distribution

จากผลการวิจัยโดยการเก็บข้อมูลทำการทบทวนงานวิจัยที่ตีพิมพ์ในวารสารวิชาการระดับนานาชาติที่เป็นที่ยอมรับในสาขาการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรม จากงานวิจัยทั้งหมดบทความนี้

ได้นำเสนอแนวทางและข้อเสนอแนะของการนำ PLS-SEM ไปใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล เป้าหมายสำคัญของการทบทวนงานวิจัยครั้งนี้เป็นการสรุปแนวปฏิบัติ เหตุผลต่าง ๆ ที่ได้รับรวบรวมจากงานวิจัยทั้ง 155 บทความ กลั่นกรองเป็นแนวทางและข้อเสนอแนะ ตาม 4 ประเด็นในการเลือกใช้วิธี PLS-SEM (อ้างถึงตารางที่ 1) ประกอบด้วย วัตถุประสงค์การวิจัย ขนาดกลุ่มตัวอย่างและโมเดล ลักษณะข้อมูล ลักษณะของตัวแปรชี้วัด ดังนี้

วัตถุประสงค์การวิจัยในการเลือกใช้วิธี PLS-SEM

วิธี PLS-SEM มีวัตถุประสงค์หลัก คือ การอธิบายส่วนเติมเต็มของโมเดลวิจัย โดยการพยากรณ์ตัวแปรภายนอกที่จะสามารถอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรภายในตัวอื่นได้ หรือกล่าวอีกนัยหนึ่ง PLS-SEM เป็นวิธีการที่มุ่งเน้นในการพยากรณ์ (Prediction-oriented) (Segarra-Oña, Peiró-Signes, Albors-Garrigós, & Miguel-Molina, 2017) ซึ่งจะแตกต่างจาก CB-SEM ที่เน้นในส่วนของการพิจารณาความกลมกลืนของโมเดลที่พัฒนาจากทฤษฎีและโมเดลจากข้อมูล โดยผลของวิธี CB-SEM จะเน้นการประมาณค่าของพารามิเตอร์ต่าง ๆ ในสมการโครงสร้าง การขาดการทบทวนหรือการพัฒนาโมเดลเพื่อการทดสอบโดยมีทฤษฎีที่ดีเป็นอีกปัญหาหนึ่งของการใช้ CB-SEM สิ่งที่น่ากังวล คือ ผลการวิเคราะห์แสดงว่า โมเดลมีความสอดคล้อง (Fit) ดี ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรมีนัยสำคัญ เป็นปัญหาที่เรียกว่า “Over Interpretation of Causal Relationships” ปัญหาจะเกิดเมื่อขาดทฤษฎีรองรับในการอธิบายที่เพียงพอในการพัฒนารอบแนวคิดการวิจัยหรือสมมุติฐาน การได้ผลการวิเคราะห์แบบบังเอิญ ไม่มีทฤษฎีมาอธิบายรองรับ กล่าวได้ว่า ได้ผลนัยสำคัญทางสถิติ แต่ขาดความมีนัยสำคัญทางทฤษฎีซึ่งสำคัญมาก ทั้งนี้ ยังรวมถึงการละเลยตัวแปรที่สำคัญในโมเดลไปด้วย (Omitted Variable) สิ่งนี้จะทำให้การประมาณค่าต่าง ๆ ผิดพลาด มีการสรุปที่ไม่ถูกต้องด้วยเช่นกัน การพัฒนาโมเดลและสมมุติฐานสำคัญมาก ด้วยเหตุผลดังกล่าวข้างต้น จึงทำให้วิธีการวิเคราะห์แบบ CB-SEM เหมาะกับโมเดลการวิจัยที่ได้ผ่านการพัฒนามาจากทฤษฎีแล้วหรือมีวัตถุประสงค์หลักในการยืนยันทางทฤษฎีมากกว่าการใช้ PLS-SEM ซึ่งจะมีวัตถุประสงค์ในการค้นหาความสัมพันธ์ของตัวแปรผ่านค่าการอธิบายความแปรปรวนที่มีต่อตัวแปรภายนอกได้มากกว่าการยืนยันกรอบแนวคิดทฤษฎีที่เหมาะสมในการใช้ CB-SEM มากกว่า

ตัวอย่างของงานวิจัยที่ใช้วิธีการ PLS-SEM ในการค้นหาหรือขยายขอบเขตของโมเดลการวิจัยทางด้านการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรม เช่น งานวิจัยของ Santos-Vijande, López-Sánchez, and Rudd (2016) ที่มีวัตถุประสงค์ในการศึกษาเพื่อค้นหาโอกาสเพื่อขยายแนวคิดทฤษฎีที่ใช้ในการอธิบายความสำเร็จของการพัฒนารูปแบบการบริการใหม่ (New Service Development) ซึ่งเป้าหมายหลักของงานวิจัยนี้เพียงเพื่อศึกษาค้นหาโมเดลที่เหมาะสมในการอธิบายความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของความร่วมมือระหว่างพนักงานและสมรรถนะของการพัฒนาบริการใหม่ผ่านค่าแสดงความสามารถในการพยากรณ์ตัวแปรแฝงภายใน เช่น ค่า Coefficient of Determination (R^2) และค่า Cross-validated Redundancy (Q^2) จากตัวแปรภายนอก (Exogenous Variables) ซึ่งได้แก่ ความร่วมมือของพนักงานที่มีผลต่อตัวแปรภายใน (Endogenous Variables) เช่น สมรรถนะของการพัฒนาบริการใหม่ ผ่านกลไกตัวแปรส่งผ่าน (Mediating Variables) เช่น การใช้ทรัพยากรการปฏิบัติการและ

ทรัพยากรด้านบุคคล หรือตัวอย่างงานวิจัยของ Basri (2019) ที่ทำการศึกษาความสัมพันธ์ของการจัดการความรู้ที่เป็นตัวแปร Moderating Variable ของความสัมพันธ์ระหว่างระบบการจัดการข้อมูล และทรัพยากรด้านเทคนิคที่มีผลต่อสมรรถนะการดำเนินงานขององค์กรในประเทศซาอุดีอาระเบีย ซึ่งเป็นงานวิจัยในลักษณะขยายขอบเขตหรือการอธิบายส่วนเพิ่มของกรอบการวิจัย ดังนั้น วิธี PLS-SEM จึงมีความเหมาะสมมากกว่า CB-SEM เนื่องจากงานวิจัยนี้ไม่มีการยืนยันทฤษฎีใด เพียงแต่เป็นการค้นหา กลไกของความสัมพันธ์ของตัวแปรต่าง ๆ เท่านั้น

ขนาดกลุ่มตัวอย่างและความซับซ้อนของโมเดลวิจัยในการเลือกใช้วิธี PLS-SEM

ภายใต้วิธีการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) จำนวนของขนาดตัวอย่างขนาดเล็กสามารถส่งผลต่อความผิดพลาดในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของสมการโครงสร้าง รวมถึงความผิดพลาดของการตรวจสอบความกลมกลืนของโมเดลได้ โดยทั่วไปขนาดของ Sample ที่นำมาวิเคราะห์ SEM จะขึ้นกับจำนวนของตัวแปรสังเกตได้ (Observed Variables) สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวปกติ (Normal Distributed Data) Bentler and Chou (1987) แนะนำว่าสำหรับการวิเคราะห์แบบ CB-SEM อัตราส่วนที่เหมาะสม คือ 5 ต่อ 1 ตัวแปรสังเกตได้ ก็เพียงพอสำหรับโมเดลที่มีตัวแปรแฝงที่สัมพันธ์กัน ไม่ซับซ้อน ถ้าให้เป็นที่ยอมรับมากขึ้น Nunnally and Bernstein (1967) แนะนำว่า อัตราส่วน 10 ต่อ 1 ตัวแปรสังเกตได้ จัดว่าเป็นขอบเขตด้านล่าง (Lower Bound) สำหรับจำนวนที่เหมาะสมของขนาดของตัวอย่าง Kline (2011) แนะนำว่าจำนวนขนาดตัวอย่าง 200 ชุด สามารถวิเคราะห์ SEM ได้ อย่างไรก็ตาม เมื่อโมเดลมีความซับซ้อน โดยเฉพาะมีจำนวนตัวแปรแฝงมาก มีจำนวนเส้นความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรมาก มีการทดสอบ Interaction หรือ Mediation Analysis ก็ควรจะมีจำนวนตัวอย่างที่มากขึ้นตามความซับซ้อนของโมเดล ขนาดของตัวอย่างจะมีผลต่อ Fit Indices ในส่วนที่เกี่ยวข้องกับขนาดตัวอย่าง ที่น่าสนใจประเด็นหนึ่ง คือ เมื่อจำนวนตัวอย่างมีน้อยเกินไป การประมาณค่าพารามิเตอร์ จะมีโอกาสเกิดคลาดเคลื่อนมากขึ้น โดยเฉพาะเมื่อจำนวนตัวแปรสังเกตได้ ต่อตัวแปรแฝงมากขึ้น โดย Hoyle (2012) แนะนำว่าควรมีประมาณ 3 ตัวชี้วัด (Indicators) ต่อตัวแปรแฝงจึงจะเหมาะสม ดังนั้นจะต้องระวังในกรณีที่มีจำนวนตัวชี้วัดที่ใช้วัดตัวแปรแฝงมาก รวมถึงตัวแปรแฝงเหล่านั้นมีความสัมพันธ์ต่อกันในโมเดล ในกรณีนี้ก็จะต้องการจำนวนตัวอย่างที่นำไปใช้ในการวิเคราะห์มากกว่าปกติโดยสรุป จำนวนตัวอย่างจะขึ้นกับความซับซ้อนของโมเดลและจำนวนตัวชี้วัดที่ใช้วัดตัวแปรแฝง นักวิชาการส่วนใหญ่แนะนำว่า จำนวนตัวอย่างควรมากกว่า 200 และ/หรือจำนวนตัวอย่างควรมีประมาณ 5 - 10 ต่อพารามิเตอร์ที่ใช้ประมาณค่าในการวิเคราะห์ (Kline, 2011)

อย่างไรก็ตาม ข้อได้เปรียบของ PLS-SEM ที่มีเหนือ CB-SEM คือ PLS-SEM จะสามารถใช้ได้กับขนาดกลุ่มตัวอย่างที่เล็กได้ ถึงแม้ว่าโมเดลนั้นอาจจะมีความซับซ้อนมากขึ้น เนื่องจากภายใต้วิธีการ PLS-SEM การวิเคราะห์ข้อมูลไม่จำเป็นต้องมีการเปรียบเทียบความกลมกลืนระหว่างโมเดลที่ได้จากทฤษฎีเปรียบเทียบกับโมเดลที่ได้จากข้อมูลเชิงประจักษ์ อีกทั้งโดยทั่วไปวิธีการ PLS-SEM ยังมีความสามารถในการบรรลุถึงระดับอำนาจทางสถิติ (Statistical Power) ที่สูงกว่า แนวทางโดยทั่วไปในการพิจารณาขนาดกลุ่มตัวอย่างในการใช้วิธี PLS-SEM คือ ขนาดกลุ่มตัวอย่างที่น้อยที่สุดควรจะต้องเท่ากับ 1) 10 เท่า

ของจำนวนตัวแปรสังเกตได้แบบ Formative Indicators ของตัวแปรแฝงตัวใดตัวหนึ่ง หรือ 2) 10 เท่า ของจำนวนเส้นอิทธิพล (Number of Paths) ที่มากที่สุดที่อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแฝง ภายในของโมเดลโครงสร้าง

ผู้วิจัยจะต้องมีความระมัดระวังอย่างยิ่งในการใช้แนวทางขนาดตัวอย่างของวิธี PLS-SEM ดังกล่าวข้างต้นจะเป็นการพิจารณาภายใต้สภาวะที่มีความเสถียร ผู้วิจัยจะต้องพิจารณาปัจจัยอื่น ในการหาขนาดตัวอย่างที่เหมาะสมเพื่อพิจารณาความเสถียรดังกล่าว ได้แก่ จำนวนตัวแปรสังเกตได้ ขนาดของอิทธิพล (Effect Size) และความเที่ยงตรงของการวิจัย ในกรณีที่โมเดลมีความซับซ้อนมากขึ้น เมื่อมีการพิจารณาถึงตัวแปรส่งผ่าน ตัวแปรกำกับ (Moderating Variables) มีความสัมพันธ์กันเอง ของตัวแปรอิสระหรือการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างหลายระดับ (Multi-level Analysis) วิธีการ PLS-SEM ก็จะมีข้อได้เปรียบ โดยที่ไม่จำเป็นต้องมีการเพิ่มขนาดกลุ่มตัวอย่าง เนื่องจากวิธี PLS-SEM จะใช้สมการวิเคราะห์แบบทำซ้ำ โดยทำการแยกวิเคราะห์โมเดลการวัดและโมเดลโครงสร้างออกจากกัน ดังนั้นผู้วิจัยควรจะใช้วิธี PLS-SEM เมื่อโมเดลที่วิเคราะห์มีความซับซ้อนสูงซึ่งไม่สามารถใช้วิธีแบบ CB-SEM ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ตัวอย่างงานวิจัยที่ใช้วิธี PLS-SEM เพื่อวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างที่มีความซับซ้อน ได้แสดงในงานวิจัยของ Akter, D'Ambra, and Ray (2011) ที่ได้ทำการศึกษาความเชื่อมั่นของการบริการ ข้อมูลสุขภาพผ่านระบบโมไบล์ (mHealth Information) โดยทำการศึกษาโมเดลที่ทำการวัดตัวแปรแฝง ของการบริการข้อมูลสุขภาพผ่านระบบโมไบล์ด้วยการวัดตัวแปรหลายระดับ (Hierarchical Model) อีกทั้งงานวิจัยชิ้นนี้ยังทำการศึกษาตัวแปรส่งผ่านและตัวแปรกำกับในโมเดลเดียวกัน เพื่อค้นหา การส่งอิทธิพลทั้งทางตรงและทางอ้อมของตัวแปรในโมเดล หรือ Acosta-Prado, Navarrete, and Tafur-Mendoza (2020) ที่ทำการศึกษาความซับซ้อนการพัฒนาสินค้าและบริการใหม่ที่มีผลต่อ นวัตกรรม เป็นการศึกษาที่มีตัวแปรมากและความซับซ้อน เป็นโมเดลวิจัยที่มีความซับซ้อนสูงซึ่งอาจจะ ไม่เหมาะกับการใช้วิธี CB-SEM เนื่องจากมีข้อจำกัดด้านความซับซ้อนของโมเดล ทำให้ตรวจสอบ ความกลมกลืนของโมเดลได้ยาก รวมถึงการวัดตัวแปรแฝงหลายระดับที่จะส่งผลต่อข้อกำหนดการใช้ กลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่ในการวิเคราะห์ จึงทำให้นักวิจัยชิ้นนี้เลือกใช้วิธี PLS-SEM โดยมีกลุ่มตัวอย่าง สำหรับการวิเคราะห์เพียง 116 ตัวอย่าง ซึ่งถ้าผู้วิจัยเลือกใช้วิธี CB-SEM จำนวนตัวอย่างนี้จะทำให้เกิด การผิดพลาดในการประมาณค่าพารามิเตอร์ได้

ลักษณะข้อมูลในการเลือกใช้วิธี PLS-SEM

ภายใต้วิธีการวิเคราะห์แบบ CB-SEM ข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์จะต้องมีการกระจายตัวแบบปกติ (Normal Distribution) ซึ่งในความเป็นจริงแล้วข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยเชิงสำรวจส่วนใหญ่ โดยเฉพาะ การวัดมุมมอง (Perception) มักจะประสบปัญหาที่มีการกระจายผิดปกติเบี่ยงเบนจากการกระจายตัว ปกติอยู่เสมอ ปัญหาสำคัญของข้อมูลที่มีการกระจายตัวไม่ปกติ คือ ค่าอธิบายความกลมกลืนของโมเดล จะมีค่าเกินจริง ซึ่งเกิดจากการประมาณค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ต่ำเกินไป ในขณะที่การใช้วิธี PLS-SEM จะผ่อนปรนข้อกำหนดนี้ลง โดยข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์ด้วย PLS-SEM ไม่จำเป็นต้องมีการ

กระจายตัวแบบปกติได้ สาเหตุเพราะว่า PLS-SEM เป็นวิธีการที่มีความใกล้เคียงกับสมการถดถอย ในขณะเดียวกัน PLS-SEM ไม่ต้องมีข้อสันนิษฐานของมาตรการวัดตัวแปร ตัวแปรที่นำมาวิเคราะห์ สามารถเป็นตัวแปรแบบกลุ่มได้ ดังนั้นเมื่อลักษณะของข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์ไม่เข้าข้อสันนิษฐานของการใช้ CB-SEM ผู้วิจัยจึงควรพิจารณาใช้ PLS-SEM

งานวิจัยของ Steelman, Hammer, and Limayem (2014) ได้อธิบายประโยชน์ของการใช้ PLS-SEM โดยเฉพาะในยุคดิจิทัลที่ข้อมูลส่วนใหญ่เป็นข้อมูลเชิงสำรวจ มีแนวโน้มของการกระจายตัวแบบไม่ปกติและจำเป็นต้องอาศัยการวิเคราะห์ด้วยวิธี PLS-SEM ซึ่งจะมีความเหมาะสมมากกว่า ส่วนงานวิจัยของ Roxas, Battisti, and Deakins (2014) ที่ทำการศึกษาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของการจัดการความรู้ที่ส่งผลต่อความสามารถในการจัดการนวัตกรรมและสมรรถนะขององค์กร โดยตัวแปรที่อธิบายความสามารถในการจัดการนวัตกรรมเป็นตัวแปรประเภทกลุ่มที่มีการกระจายตัวแบบไม่ปกติ ทั้งสิ้น ดังนั้นงานวิจัยชิ้นนี้จึงใช้ PLS-SEM ซึ่งมีความเหมาะสมกับข้อมูลมากกว่า

ลักษณะการวัดตัวแปรแฝงในการเลือกใช้วิธี PLS-SEM

ดังที่ได้กล่าวแล้วข้างต้น ภายใต้โมเดลสมการโครงสร้างนั้นประกอบไปด้วยโมเดลย่อย 2 ชนิด คือ โมเดลการวัด ที่แสดงการวัดของตัวแปรแฝงที่เกี่ยวข้อง และโมเดลโครงสร้าง ที่อธิบายความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปร ภายใต้โมเดลการวัดนั้นก็จะมีรูปแบบของโมเดล 2 ชนิด คือ โมเดลการวัดแบบ Formative Model เป็นการวัดที่ตัวแปรสังเกตได้จะเป็นสาเหตุที่นำไปสู่ตัวแปรแฝงที่เป็นผล ซึ่งตัวแปรแฝงจะเกิดขึ้นไม่ได้หากปราศจากการสร้างขึ้นจากตัวแปรสังเกตได้หลาย ๆ ตัวประกอบกันขึ้นอย่างครบถ้วน ดังนั้นตัวแปรแฝงประเภท Formative Construct จะไม่สามารถขาดตัววัดตัวใดตัวหนึ่งได้นิยามของตัวแปรประเภทดังกล่าวจึงมีความสำคัญมาก

ข้อจำกัดประการหนึ่งของวิธี CB-SEM คือ วิธีนี้มีข้อจำกัดที่ไม่สามารถวิเคราะห์ตัวแปรแบบ Formative Measurement ได้ สาเหตุเพราะเมื่อตัวแปรถูกกำหนดให้เป็นตัวแปรแบบ Formative Measurement แล้ว สมการจะถูกสันนิษฐานให้มีความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรที่ใช้ในการวัดเท่ากับศูนย์ ซึ่งในกรณีนี้เราจะจัดว่าโมเดลดังกล่าวเป็นโมเดลแบบ Recursive Model (โมเดลที่ไม่มีความสัมพันธ์ย้อนกลับ) กล่าวอีกนัยหนึ่ง โมเดล Reflective Measurement จะพบว่า มีความแปรปรวนร่วม (Covariance) ของตัววัดเกิดขึ้น เนื่องจากตัววัดเหล่านั้นสะท้อนการวัดมาจากสิ่งเดียวกัน แต่สำหรับโมเดล Formative Measurement จะไม่พบความแปรปรวนร่วมระหว่างตัววัด เนื่องจากตัววัดเหล่านั้นมาจากสาเหตุที่ต่างกัน อีกทั้งตัวแปรแฝงประเภท Formative Construct จะไม่สามารถขาดตัววัดตัวใดตัวหนึ่งได้เลย เพราะจะมีปัญหาในเรื่อง Content Validity ทันที ดังนั้นความครบถ้วนของนิยามตัวแปรประเภท Formative construct ที่จะส่งผลต่อตัววัด จึงมีความสำคัญมากในขณะที่วิธี PLS-SEM สามารถวิเคราะห์ลักษณะของตัวแปรหรือโมเดลดังกล่าวได้ (Ali et al., 2018; Cepeda-Carrion et al., 2019) ดังนั้นเมื่อตัวแปรแฝงตัวใดตัวหนึ่งปรากฏในโมเดลเป็นตัวแปรแฝงประเภท Formative Construct ผู้วิจัยจะต้องใช้วิธีแบบ PLS-SEM ในการวิเคราะห์ข้อมูลเพราะ CB-SEM ไม่สามารถวิเคราะห์ได้

อย่างไรก็ตาม ข้อสำคัญประการหนึ่ง คือ ตัวแปรแฝงจะเป็นรูปแบบการวัดแบบใดนั้น ขึ้นอยู่กับแนวคิด (Conceptualization) ของตัวแปรนั้น ๆ ซึ่งผู้วิจัยจะต้องศึกษานิยามของตัวแปรแฝงอย่างครบถ้วนและพยายามพิจารณาว่าตัวแปรที่วัดตัวแปรเหล่านั้นมีความหมายที่จะเป็นตัวแปรแบบ Formative หรือ Reflective Measurement เพื่อที่จะสามารถเลือกประเภทของโมเดลการวัดและวิธีวิเคราะห์ว่าควรจะเป็น CB-SEM หรือ PLS-SEM ให้ถูกต้อง เพื่อจะไม่เกิดความผิดพลาดในการวัดและวิเคราะห์ข้อมูล จากประสบการณ์ในการประเมินงานวิจัย มักจะพบข้อผิดพลาดในส่วนนี้อยู่เสมอ การพยายามบังคับให้ตัวแปรแฝงเป็นแบบ Reflective ทั้งที่ในความจริงตัววัดเหล่านั้นจะเป็น Formative (สาเหตุเพราะต้องการใช้วิธีวิเคราะห์ที่ตั้งใจไว้) ซึ่งไม่ถูกต้องและเป็นข้อควรระวังที่ต้องพิจารณาอย่างยิ่ง

ในการวิจัยด้านการจัดการเทคโนโลยีนวัตกรรม เช่น ตัวแปร Big Data Analytic Capability จากการวิจัยของ Wamba et al. (2017) หรือตัวแปร Social Capital Innovation จากการงานวิจัยของ Martinez-Canas, Sáez-Martínez, and Ruiz-Palomino (2012) เห็นว่าในทางตรงกันข้าม ถ้าตัวแปรสังเกตได้เป็นผลที่เกิดจากสาเหตุที่เป็นตัวแปรแฝงแล้ว จะเรียกโมเดลการวัดประเภทนี้ว่า Reflective Model ซึ่งตัวแปรแฝงจะส่งผลหรือสะท้อนออกมาเป็นตัวแปรที่สังเกตหรือวัดได้ ตัวแปรประเภท Reflective Model ทางด้านการจัดการเทคโนโลยี ได้แก่ ตัวแปร Diffusion and Adoption Technology จากงานวิจัยของ Gabriel and Da Silva (2017) หรือ Co-innovative Platform Affordance จากงานวิจัยของ Abhari, Davidson, and Xiao (2017) เป็นต้น ส่วนตัวแปรของ Entrepreneurial Competencies จากงานวิจัยของ Hwang, Choi, and Shin (2020) และตัวแปร Organizational Slack จากงานวิจัยของ Hügel and Kreutzer (2020) ซึ่งตัวแปรแฝงเป็นรูปแบบ Formative Construct ทั้งหมด จึงต้องใช้ PLS-SEM ในการวิเคราะห์

จากผลการวิจัยและการอภิปรายผล 4 ประเด็นหลักในการเลือกใช้ PLS-SEM ผู้เขียนจึงได้นำเสนอข้อสรุปแนวทางการประยุกต์ใช้ PLS-SEM เพื่อใช้ในการวิจัยทางด้านการจัดการเทคโนโลยี ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 สรุปแนวทางการประยุกต์ใช้ PLS-SEM ในการวิจัยทางด้านการจัดการเทคโนโลยี

ประเด็น	ลักษณะงานวิจัยที่ใช้ PLS-SEM	ข้อแนะนำและข้อควรระวัง	อ้างอิง
วัตถุประสงค์การวิจัย	วัตถุประสงค์ในการค้นหาความสัมพันธ์ของตัวแปรผ่านค่าการอธิบายความแปรปรวนที่มีต่อตัวแปรภายนอกได้มากกว่าการยืนยันกรอบแนวคิดทฤษฎี	PLS-SEM เหมาะสมกว่าสำหรับงานวิจัยแบบ Exploratory เพื่อต่อยอดทฤษฎี หรือมีวิธีการที่มุ่งเน้นในการพยากรณ์ (Prediction-oriented)	Santos-Vijande et al. (2016); Segarra-Oña et al. (2017); Basri (2019)

ตารางที่ 3 (ต่อ)

ประเด็น	ลักษณะงานวิจัยที่ใช้ PLS-SEM	ข้อแนะนำและข้อควรระวัง	อ้างอิง
ขนาดกลุ่มตัวอย่างและโมเดล	ขนาดกลุ่มตัวอย่างที่เล็กโมเดลอาจมีความซับซ้อนมากขึ้น ขนาดกลุ่มตัวอย่างที่น้อยที่สุดควรจะเท่ากับ 10 เท่าของจำนวนตัวแปรสังเกตได้แบบ Formative Indicators ของตัวแปรแฝงตัวใดตัวหนึ่ง หรือ 10 เท่าของจำนวนเส้นอิทธิพลที่มากที่สุด ที่อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแฝงภายในของโมเดล โครงสร้าง	ผู้วิจัยควรพิจารณาปัจจัยอื่นในการหาขนาดตัวอย่างที่เหมาะสม ได้แก่ จำนวนตัวแปรสังเกตได้ ขนาดของอิทธิพล ความเที่ยงตรงของการวิจัย และตัวแปรส่งผ่าน ตัวแปรกำกับ ว่ามีความสัมพันธ์กันเองของตัวแปรอิสระหรือมีการวิเคราะห์โมเดลสมการ โครงสร้างหลายระดับ	Nunnally and Bernstein (1967); Bentler and Chou (1987); Akter et al. (2011); Acosta-Prado et al. (2020)
ลักษณะข้อมูล	ไม่จำเป็นต้องมีการกระจายตัวแบบปกติ เช่น ข้อมูลการวัดมุมมอง มักจะมีการกระจายผิดปกติ เบี่ยงเบนจากการกระจายตัวปกติอยู่เสมอ นี่คือนิยามสำคัญของข้อมูลที่มีการกระจายตัวไม่ปกติ	เมื่อลักษณะของข้อมูลที่น่าสนใจ วิเคราะห์ไม่เข้าข้อสันนิษฐานของการใช้ CB-SEM ได้ ผู้วิจัยควรพิจารณาใช้ PLS-SEM	Roxas et al. (2014); Steelman et al. (2014)
ลักษณะของตัวแปรชี้วัด	ตัวแปรแฝงตัวใดตัวหนึ่งปรากฏในโมเดลเป็นตัวแปรแฝงประเภท Formative Construct อย่างเช่น ตัวแปร Entrepreneurial Competencies และตัวแปร Organizational Slack	ตัวแปรแฝงจะเป็นรูปแบบการวัดแบบใดนั้น ขึ้นอยู่กับแนวคิดของตัวแปรนั้น ๆ นักวิจัยต้องศึกษานิยามของตัวแปรแฝงอย่างครบถ้วนและพยายามพิจารณาว่าตัวแปรที่วัดตัวแปรแฝงเหล่านั้นมีความหมายที่จะเป็นตัวแปรแบบ Formative หรือ Reflective Measurement	Martinez-Canas, Sáez-Martínez, and Ruiz-Palomino (2012); Abhari et al. (2017); Gabriel and Da Silva (2017); Wamba et al. (2017); Hwang et al. (2020)

สรุปและข้อเสนอแนะ

บทความวิจัยหลายชิ้นมักอ้างถึงเหตุผลของการที่ควรจะใช้วิธี PLS-SEM แต่ไม่ได้อธิบายว่าทำไมงานวิจัยนั้นจะต้องมีการใช้ PLS-SEM ในการวิเคราะห์ ซึ่งจัดว่าเป็นจุดอ่อนสำคัญ หลายครั้งที่ผู้วิจัยพยายามจะใช้ PLS-SEM เพราะต้องการหลีกเลี่ยงข้อจำกัดที่มีมากกว่าของการใช้ CB-SEM เช่น จำนวนตัวอย่างที่มากกว่า การต้องมาปรับความกลมกลืนของโมเดลใช้ระยะเวลามากกว่า เหล่านี้จึงทำให้นักวิจัยหันไปใช้ PLS-SEM แทนที่ โดยปราศจากเหตุผลที่เหมาะสมของการเลือกใช้การวิเคราะห์ทั้ง 2 วิธี ดังที่ได้กล่าวในตอนต้นแล้ว หากข้อสันนิษฐานในการใช้วิธี CB-SEM ไม่มีการโต้แย้งใด ๆ

ประเด็นสำคัญที่จะต้องพิจารณาเมื่อเลือกใช้ PLS-SEM ได้แก่ วัตถุประสงค์การวิจัย ขนาดกลุ่มตัวอย่าง และความซับซ้อนของโมเดลวิจัย ลักษณะข้อมูล และลักษณะการวัดตัวแปรแฝง ทั้งหมดนี้จะต้องมีความเหมาะสมและมีคำอธิบายว่าไม่สามารถใช้การวิเคราะห์แบบ CB-SEM ได้ จึงมาเลือกใช้ PLS-SEM โดยนักวิจัยต้องเลือกใช้ CB-SEM ในการวิเคราะห์ข้อมูลก่อน เพราะเหตุว่าความเหมาะสมตามหลักการทางสถิติที่มากกว่า มีเพียงกรณีเดียวที่นักวิจัยจะเลือกใช้ PLS-SEM ได้ก็คือเมื่อนักวิจัยได้พิจารณาแล้ว และพบข้อดีของการใช้ PLS-SEM ที่มากกว่า เมื่อแนวทางการใช้ CB-SEM ไม่ผ่านข้อสันนิษฐานทั้งหมด ข้อสังเกตประการหนึ่ง คือ วารสารที่อยู่ในระดับคุณภาพสูงบางวารสารจะปฏิเสธบทความที่ใช้ PLS-SEM ทั้งนี้ เนื่องจากวารสารเหล่านั้นยังมีความเชื่อถึงข้อจำกัดทางสถิติของ PLS-SEM ที่กำลังโต้แย้งกันอยู่ในปัจจุบัน นักวิจัยจะต้องระวังในประเด็นนี้อย่างยิ่งเมื่อจะตัดสินใจเลือกวิธีวิเคราะห์และวารสารที่จะตีพิมพ์

เอกสารอ้างอิง

- Abhari, K., Davidson, E. J., & Xiao, B. (2017). Co-innovation platform affordances: Developing a conceptual model and measurement instrument. *Industrial Management & Data Systems*, 117(5), 458- 495.
- Acosta-Prado, J. C., Navarrete, J. F. F., & Tafur-Mendoza, A. A. (2020). Relationship between conditions of knowledge management and innovation capability in new technology-based firms. *International Journal of Innovation Management*, 2150005.
- Akter, S., D'Ambra, J., & Ray, P. (2011). Trustworthiness in mHealth information services: An assessment of a hierarchical model with mediating and moderating effects using Partial Least Squares (PLS). *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 62(1), 100-116.
- Ali, F., Rasoolimanesh, S. M., Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Ryu, K. (2018). An assessment of the use of Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) in hospitality research. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 30(1), 514-538.
- Basri, W. (2019). Investigating factors affecting the business management of Saudi food industry by SMART-PLS, measurement, and structural equation models: Moderating role of knowledge management. *Industrial Engineering & Management Systems*, 18(3), 426-439.
- Bentler, P. M., & Chou, C. P. (1987). Practical issues in structural modeling. *Sociological Methods & Research*, 16(1), 78-117.
- Bessonova, E., & Gonchar, K. (2019). How the innovation-competition link is shaped by technology distance in a high-barrier catch-up economy. *Technovation*, 86, 15-32.

- Cepeda-Carrion, G., Cegarra-Navarro, J.-G., & Cillo, V. (2019). Tips to use Partial Least Squares Structural Equation Modelling (PLS-SEM) in knowledge management. *Journal of Knowledge Management*, 23(1), 67-89.
- Chin, W. W., & Todd, P. A. (1995). On the use, usefulness, and ease of use of structural equation modeling in MIS research: A note of caution. *MIS quarterly*, 19(2) 237-246.
- Colombo, M. G., & Rabbiosi, L. (2014). Technological similarity, post-acquisition R&D reorganization, and innovation performance in horizontal acquisitions. *Research Policy*, 43(6), 1039-1054.
- Dewey, A., & Drahota, A. (2016). *Introduction to systematic reviews: Online learning module cochrane training*. Retrieved from <https://training.cochrane.org/interactivelearning/module-1-introduction-conducting-systematic-reviews>
- Farooq, A., Laato, S., & Islam, A. N. (2020). Impact of online information on self-isolation intention during the COVID-19 pandemic: Cross-sectional study. *Journal of Medical Internet Research*, 22(5), e19128.
- Gabriel, M. L. D. D. S., & Da Silva, D. (2017). Diffusion and adoption of technology amongst engineering and business management students. *International Journal of Innovation*, 5(1), 20-31.
- Hoyle, R. H. (Ed.). (2012). *Handbook of structural equation modeling*. New York: Guilford Press.
- Hügel, S., & Kreutzer, M. (2020). The impact of organisational slack on innovative work behaviour: How do top managers and employees differ?. *International Journal of Innovation Management*, 24(3), 2050022.
- Hwang, W. S., Choi, H., & Shin, J. (2020). A mediating role of innovation capability between entrepreneurial competencies and competitive advantage. *Technology Analysis & Strategic Management*, 32(1), 1-14.
- Kline, R. B. (2011). Convergence of structural equation modeling and multilevel modeling. In M. Williams & W. P. Vogt (Eds.), *The SAGE handbook of innovation in social research methods* (pp. 562-589). Thousand Oaks, CA: SAGE.
- Linton, J. D., & Thongpapanl, N. (2004). Perspective: Ranking the technology innovation management journals. *Journal of Product Innovation Management*, 21(2), 123-139.
- Martínez-Cañas, R., Sáez-Martínez, F. J., & Ruiz-Palomino, P. (2012). Knowledge acquisition's mediation of social capital-firm innovation. *Journal of Knowledge Management*, 16(1), 61-76.
- Nunnally, J. C., & Bernstein, I. H. (1967). *Psychometric theory, McGraw-Hill series in psychology*. New York: McGraw-Hill.

-
- Radosevic, S., & Yoruk, E. (2013). Entrepreneurial propensity of innovation systems: Theory, methodology and evidence. *Research Policy*, 42(5), 1015-1038.
- Roxas, B., Battisti, M., & Deakins, D. (2014). Learning, innovation and firm performance: Knowledge management in small firms. *Knowledge Management Research & Practice*, 12(4), 443-453.
- Samra, Y. M., Zhang, H., Lynn, G. S., & Reilly, R. R. (2019). Crisis management in new product development: A tale of two stories. *Technovation*, 88, 102038.
- Santos-Vijande, M. L., López-Sánchez, J. Á., & Rudd, J. (2016). Frontline employees' collaboration in industrial service innovation: Routes of co-creation's effects on new service performance. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 44(3), 350-375.
- Segarra-Oña, M., Peiró-Signes, A., Albors-Garrigós, J., & Miguel-Molina, B. D. (2017). Testing the social innovation construct: An empirical approach to align socially oriented objectives, stakeholder engagement, and environmental sustainability. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management*, 24(1), 15-27.
- Shah, R., & Goldstein, S. M. (2006). Use of structural equation modeling in operations management research: Looking back and forward. *Journal of Operations Management*, 24(2), 148-169.
- Singh, D., Khamba, J. S., & Nanda, T. (2017). Structural equation modelling of technology innovation model using AMOS for Indian MSMEs. *International Journal of Productivity and Quality Management*, 21(1), 72-96.
- Sorooshian, S. (2017). Structural equation modeling algorithm and its application in business analytics. In M. Tavana, K. Szabat, & K. Puranam (Eds.), *Organizational productivity and performance measurements using predictive modeling and analytics* (pp. 17-39). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-5225-0654-6.ch002>
- Steelman, Z. R., Hammer, B. I., & Limayem, M. (2014). Data collection in the digital age: Innovative alternatives to student samples. *MIS Quarterly*, 38(2), 355-378.
- Tabeau, K., Gemser, G., Hultink, E. J., & Wijnberg, N. M. (2017). Exploration and exploitation activities for design innovation. *Journal of Marketing Management*, 33(3/4), 203-225.
- Teo, T., & Noyes, J. (2011). An assessment of the influence of perceived enjoyment and attitude on the intention to use technology among pre-service teachers: A structural equation modeling approach. *Computers & Education*, 57(2), 1645-1653.

- Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S. J. F., Dubey, R., & Childe, S. J. (2017). Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 70, 356-365.
- Williams, C., & Nones, B. (2009). R&D subsidiary isolation in knowledge-intensive industries: Evidence from Austria. *R&D Management*, 39(2), 111-123.