

ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทย

นายศุภณัฐ กลิ่นถือศิล

ดุษฎีนิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ
บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
ปีการศึกษา 2569
ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทย

นายศุภณัฐ กลิ่นถือศิล

ดุษฎีนิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาหลักสูตร
ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ
บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
ปีการศึกษา 2569
ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ



ใบรับรองดุษฎีนิพนธ์

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

เรื่อง ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทย

โดย นายศุภณัฐ กลิ่นถือศิล

ได้รับอนุมัติให้นับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ

..... รักษาการแทนคณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

(ศาสตราจารย์ ดร.เสาวณิต สุขภารังษี)

คณะกรรมการสอบดุษฎีนิพนธ์

..... ประธาน

(รองศาสตราจารย์ ดร.อลิสา ทรงศรีวิทยา)

..... อาจารย์ที่ปรึกษา

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศักดิ์ชาย ตั้งวรรณวิทย์)

..... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ธนพล เจนสุทธิเวชกุล)

..... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ณัฐวี อุตกฤษฎ์)

..... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.มณเฑียร รัตนศิริวงศ์วุฒิ)

ชื่อ	: นายศุภณัฐ กลิ่นถือศิล
ชื่อดุษฎีนิพนธ์	: ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทย
สาขาวิชา	: ระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ
	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
อาจารย์ที่ปรึกษาดุษฎีนิพนธ์หลัก	: ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศักดิ์ชาย ตั้งวรรณวิทย์
ปีการศึกษา	: 2569

บทคัดย่อ

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการเลือกใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) และผลของการเลือกใช้ AI ต่อผลการดำเนินงานของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมในประเทศไทย โดยประยุกต์ใช้กรอบแนวคิดเทคโนโลยี–องค์กร–สิ่งแวดล้อม (TOE) กลุ่มตัวอย่างจำนวน 319 ราย เก็บข้อมูลด้วยแบบสอบถามและวิเคราะห์ด้วย PLS-SEM โดยใช้โปรแกรม SmartPLS 4 ผลการวิจัยพบว่า ปัจจัยด้านเทคโนโลยี (β = 0.529) สภาพแวดล้อม (β = 0.450) และองค์กร (β = 0.194) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อการเลือกใช้ AI อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($p < 0.001$) และการเลือกใช้ AI มีอิทธิพลเชิงบวกต่อผลการดำเนินงาน (β = 0.683, $p < 0.001$) โดยแบบจำลองสามารถอธิบายความแปรปรวนของการเลือกใช้ AI และผลการดำเนินงานได้ร้อยละ 69.60 และ 46.60 ตามลำดับ นอกจากนี้ แบบจำลองมีความเกี่ยวข้องเชิงพยากรณ์และมีประสิทธิภาพเหนือกว่าเกณฑ์พื้นฐานค่าเฉลี่ย แต่ยังด้อยกว่าแบบจำลองเชิงเส้น

(มีจำนวนทั้งสิ้น 121 หน้า)

คำสำคัญ : ปัญญาประดิษฐ์, วิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม, TOE Framework, PLS-SEM, ประสิทธิภาพองค์กร

_____ อาจารย์ที่ปรึกษาดุษฎีนิพนธ์หลัก

Name : Mr. Supanut Klinthuesil

Dissertation Title : Factors Affecting for Selection of Artificial Intelligence (AI) Technology for Small and Medium Enterprises (SMEs) in Thailand

Major Field : Management Information Systems
King Mongkut's University of Technology North Bangkok

Dissertation Advisor : Assistant Professor Dr. Sakchai Tangwannawit

Academic Year : 2026

ABSTRACT

This study aimed to investigate the factors influencing artificial intelligence (AI) adoption and examine the effect of AI adoption on the performance of small and medium-sized enterprises (SMEs) in Thailand, using the Technology–Organization–Environment (TOE) framework. Data were collected from 319 respondents through a questionnaire and analyzed using partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) with SmartPLS 4. The results revealed that technological (β = 0.529), environmental (β = 0.450), and organizational factors (β = 0.194) had significant positive effects on AI adoption ($p < 0.001$). AI adoption also had a significant positive effect on firm performance (β = 0.683, $p < 0.001$). The model explained 69.60% of the variance in AI adoption and 46.60% of the variance in firm performance. Furthermore, the model demonstrated predictive relevance and outperformed the indicator-mean benchmark, although its predictive performance remained lower than that of the linear model.

(Total 121 Pages)

Keywords: Artificial Intelligence (AI) Adoption, SMEs, TOE Framework, PLS-SEM, Organizational Performance

_____ Advisor

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สามารถสำเร็จได้ ผู้วิจัยต้องขอขอบคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศักดิ์ชาย ตั้งวรรณวิทย์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ สำหรับการอุทิศเวลา ให้วิทยาทาน การฝึกฝน และการให้คำปรึกษาการวิจัยที่ดี และเยี่ยมที่สุด เป็นผู้ซึ่งเสียสละเวลาในการให้ความรู้ ข้อคิดเห็น และคำแนะนำในดำเนินการ และจัดทำวิทยานิพนธ์ให้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

ผู้วิจัยต้องขอขอบคุณ ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ รองศาสตราจารย์ ดร.อลิสา ทรงศรีวิทยา และกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ณัฐวี อุตกฤษฎ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศักดิ์ชาย ตั้งวรรณวิทย์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.มณเฑียร รัตนศิริวงศ์วุฒิ และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ธนพล เจนสุทธิเวช ที่สละเวลาอันมีค่า ในการให้คำแนะนำที่เป็นประโยชน์ต่อวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ขอขอบคุณอาจารย์ และเจ้าหน้าที่ประจำสาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการคณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล ที่ให้ความรู้ทางด้านสถิติและการวิเคราะห์โมเดลสมการเชิงโครงสร้างสำหรับประกอบการทำวิทยานิพนธ์ในครั้งนี้

ขอขอบคุณองค์กรกลุ่มตัวอย่างที่เสียสละเวลาอันมีค่าในการให้ข้อมูลประกอบการทำวิทยานิพนธ์ทำให้ผู้วิจัยสามารถทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้สำเร็จ ขอขอบคุณรองศาสตราจารย์ ดร.เชษฐวุฒิ ภูมิพิพัฒน์พงษ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุพิชชา ชีวพฤกษ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ปิติณัตต์ ตรีวงศ์ ที่ช่วยตรวจสอบข้อคำถามในงานวิจัยให้มีความเหมาะสมในการใช้เก็บข้อมูลกับองค์กรกลุ่มตัวอย่างได้อย่างดีเยี่ยม

ขอขอบพระคุณผู้ซึ่งมีพระคุณทุกท่านที่ไม่ได้เอ่ยนามที่คอยช่วยเหลือผู้วิจัย และคอยสนับสนุนอยู่เบื้องหลังจนกระทั่งวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วง วันนี้ผู้วิจัยสามารถทำวิทยานิพนธ์สำเร็จได้เพราะกำลังใจ และการสนับสนุนของ “ครอบครัว”ท้ายนี้ คุณค่าและประโยชน์อันเกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอมอบเป็นกตัญญูกตเวทิตา แด่บิดา มารดา ครูอาจารย์ ผู้มีพระคุณทุกท่าน และมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

ศุภณัฐ กลิ่นถือศิล

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ง

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... จ

กิตติกรรมประกาศ ..... ฉ

สารบัญ ..... ช

สารบัญตาราง (ถ้ามี) ..... ฌ

สารบัญรูปภาพ (ถ้ามี) ..... ฎ

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา 1

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย 3

1.3 ขอบเขตการวิจัย 3

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 5

บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 7

2.1 แนวคิดเกี่ยวกับปัญญาประดิษฐ์ 7

2.2 แนวคิดเกี่ยวกับวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม 11

2.3 ทฤษฎีเทคโนโลยี องค์กร และสภาพแวดล้อม 13

2.4 การทบทวนวรรณกรรมเกี่ยวกับการเลือกใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ 15

2.5 กรอบงานวิจัย 22

2.6 โมเดลการวิจัยและสมมติฐานการวิจัย 27

บทที่ 3 วิธีการดำเนินการวิจัย 31

3.1 ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง 31

3.2 ตัวแปรแฝงและเครื่องมือวัด 34

3.3 วิธีการเก็บข้อมูล 45

3.4 วิธีการวิเคราะห์ข้อมูล 50

บทที่ 4 ผลการวิเคราะห์ข้อมูล 57

4.1 การตรวจสอบข้อมูลและลักษณะกลุ่มตัวอย่าง 58

4.2 การตรวจสอบอคติจากวิธีการวัดร่วม 60

สารบัญ

หน้า

4.3 การจำลองแบบประเมินการวัด Composite Formative 61
4.4 การประเมินแบบจำลองโครงสร้าง 68
4.5 การประเมินความสามารถในการพยากรณ์ 71
4.6 การวิเคราะห์อิทธิพลทางอ้อมเพิ่มเติม 74
4.7 สรุปผลการวิเคราะห์ 75
บทที่ 5 สรุป อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ 70
5.1 สรุปผลการดำเนินการวิจัย 80
5.2 สรุปผลการวิจัย 80
5.3 การอภิปรายผลการวิจัย 83
5.4 คุณูปการของการวิจัย 86
5.5 ข้อเสนอแนะจากผลการวิจัย 87
5.6 ข้อจำกัดการวิจัย 88
5.7 ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคต 89
5.8 บทสรุป 90

บรรณานุกรม 91
ภาคผนวก ก
แบบสอบถามเพื่อการวิจัย 102
ภาคผนวก ข
หนังสือขอความอนุเคราะห์เป็นผู้เชี่ยวชาญประเมินแบบสอบถาม 112
ภาคผนวก ค
เอกสารรับรองโครงการวิจัยตามแนวทางหลักจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ 116
ภาคผนวก ง
ผลการหาคุณภาพ (IOC) ของแบบสอบถามเพื่อการวิจัย 119
ประวัติผู้เขียน 121

สารบัญตาราง

ตารางที่		หน้า
2-1	จำนวนและสัดส่วนวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมในประเทศไทย	12
2-2	กลยุทธ์ในการสืบค้น	16
2-3	ผลการสืบค้นบทความวิจัยจาดฐานข้อมูล	19
2-4	การประเมินและคัดเลือกบทความวิจัย เพื่อนำมาทบทวนวรรณกรรม	21
2-5	ทฤษฎีและปัจจัยที่สกัดได้จากบทความวิจัย	22
2-6	หลักการกำหนดรูปแบบการวัดแบบ Composite Formative	23
2-7	การกำหนดรูปแบบการวัดของโครงสร้างหลัก	26
2-8	สรุปสมมติฐานงานวิจัย	29
3-1	ประชากร	32
3-2	ลักษณะของกลุ่มตัวอย่าง	33
3-3	การสังเคราะห์ปัจจัยที่ใช้ในการวิจัยจากวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง	35
3-4	สรุปปัจจัยและองค์ประกอบที่กำหนดสำหรับการวิจัย	37
3-5	รายการวัดปัจจัยด้านเทคโนโลยี	39
3-6	รายการวัดปัจจัยด้านองค์กร	40
3-7	รายการวัดปัจจัยด้านสภาพแวดล้อม	41
3-8	รายการวัดการยอมรับการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์	42
3-9	รายการวัดผลการดำเนินงานขององค์กร	44
3-10	มาตรประมาณค่าแบบลิเคิร์ต 7 ระดับ	44
3-11	ผลการตรวจสอบรายการวัดในการสำรวจนำร่อง	47
3-12	รายการวัดภายหลังการปรับปรุงเครื่องมือ	48
3-13	การกำหนดโครงสร้างเชิงประกอบและตัวชี้วัดในแบบจำลอง PLS-SEM ขั้นสุดท้าย	49
3-14	ความเชื่อมโยงระหว่างขั้นตอนการวิเคราะห์กับการรายงานผล	56
4-1	สรุปจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์	58
4-2	ลักษณะทั่วไปของผู้ตอบแบบสอบถามและองค์กร	58
4-3	สถิติพรรณนาของตัวชี้วัดที่ใช้ในแบบจำลอง	60
4-4	ผลการตรวจสอบอคติจากวิธีการวัดร่วมด้วย Full Collinearity VIF	61
4-5	โครงสร้างและตัวชี้วัดของแบบจำลอง Composite–Formative ขั้นสุดท้าย	62

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่		หน้า
4-6	หลักฐานความตรงเชิงเนื้อหาและความครอบคลุมของโดเมน	63
4-7	ผลการตรวจสอบ Collinearity ของตัวชี้วัดแบบ Formative	64
4-8	Outer Weights, Outer Loadings และผล Bootstrapping ของตัวชี้วัดแบบ Formative	66
4-9	สรุปหลักฐานของแบบจำลองการวัดแบบ Composite–Formative	67
4-10	ผลการตรวจสอบ Inner VIF ของแบบจำลองโครงสร้าง	69
4-11	ผลการทดสอบสมมติฐานด้วย Path Coefficients และ Bootstrapping	69
4-12	ความสามารถเชิงอธิบายของแบบจำลอง	70
4-13	ขนาดอิทธิพลของตัวแปรทำนาย	71
4-14	การตั้งค่าการวิเคราะห์ PLSpredict	72
4-15	ผลการประเมิน PLSpredict ของตัวชี้วัดเป้าหมาย	73
4-16	ผลการทดสอบ Cross-Validated Predictive Ability Test	74
4-17	ผลการวิเคราะห์ Specific Indirect Effects	75
4-18	สรุปหลักฐานที่ต้องรายงานสำหรับแบบจำลอง Composite–Formative	76
5-1	สรุปผลการทดสอบสมมติฐานการวิจัย	81
5-2	ความสามารถเชิงอธิบายและขนาดอิทธิพลของแบบจำลอง	82
5-3	สรุปผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางอ้อมผ่าน SAA	83

สารบัญรูปภาพ

ภาพที่		หน้า
2-1	กรอบแนวคิดเทคโนโลยี องค์กร และสภาพแวดล้อม	15
2-2	รูปแบบการวัดแบบ Composite Formative ของโครงสร้างหลักทั้ง 5	27
2-3	โมเดลเชิงโครงสร้างสำหรับทดสอบสมมติฐาน H1–H4	28
4-1	ผลการประมาณแบบจำลอง PLS-SEM ขั้นสุดท้าย	68

พระจอมเกล้าพระนครเหนือ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยี

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในโลกยุคปัจจุบันที่มีเทคโนโลยีมีอิทธิพลต่อการดำรงชีวิต และการประกอบอาชีพทางธุรกิจที่หลากหลายนั้น ยังมีเทคโนโลยีหนึ่งที่เข้ามามีบทบาท และเป็นกระแสปฏิวัติทางเทคโนโลยีอย่างยิ่งนั่นคือเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ที่เข้ามาช่วยเสริมสร้าง และสนับสนุนขีดความสามารถของมนุษย์ รวมถึงเพิ่งขีดความสามารถทางธุรกิจให้ก้าวขึ้นไปอีกขั้นโดยหนึ่งในภาคธุรกิจที่เริ่มตื่นตัวต่อปัญญาประดิษฐ์ คือ ธุรกิจวิสาหกิจขนาดกลาง และขนาดย่อม ซึ่งจากการเข้ามาของปัญญาประดิษฐ์ ธุรกิจวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมจำนวนมากเริ่มพยายามปรับปรุงประสิทธิภาพการดำเนินงานภายในมากขึ้น เพื่อมุ่งหวังการลดต้นทุน การตอบสนองความพึงพอใจลูกค้า และสามารถแข่งขันในตลาดได้อย่างมีประสิทธิภาพ อีกทั้งยังมีส่วนสำคัญอย่างมากในการเพิ่มรายได้ และผลกำไรของธุรกิจวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) หากอาศัยกลยุทธ์และเครื่องมือที่ดี (Lada et al., 2023) อย่างไรก็ตามความสำเร็จของการปรับปรุงประสิทธิภาพภายในบริษัทต่าง ๆ อาจได้รับผลกระทบจากระดับความมุ่งมั่น และการพึ่งพาเทคโนโลยีอัจฉริยะและเครื่องมือต่าง ๆ ที่ช่วยให้สามารถให้บริการทางเทคนิคที่ดีที่สุดแก่ลูกค้าได้ (Mishra & Pathak, 2024) โดยเครื่องมือที่มีบทบาทสำคัญในปัจจุบันคือการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในการดำเนินธุรกิจ และถือเป็นเหตุผลที่สำคัญที่สุดประการหนึ่งสำหรับความสำเร็จทางธุรกิจ เนื่องจากเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มีขีดความสามารถที่จะช่วยในการใช้ประโยชน์จากข้อมูลที่มีอยู่สำหรับ ซัพพลายเออร์ ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับผลิตภัณฑ์ และข้อมูลลูกค้า เพื่อค้นหาโอกาสที่ช่วยส่งเสริมสินค้าและบริการ (Bawack et al., 2022) และ (Min, S., & Kim, B. 2024) วิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) หมายถึง หลักเกณฑ์ที่นำมาใช้ในการพิจารณา จัดแบ่งขนาดธุรกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ซึ่งไม่ได้กำหนดมาตรฐานให้ชัดเจนไปว่าธุรกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) จะต้องมีลักษณะอย่างไร แต่โดยหลักเกณฑ์สากลที่ประเทศต่าง ๆ นำมาใช้ในการกำหนดขนาดธุรกิจโดยทั่วไป ได้แก่ ประเภทธุรกิจ จำนวนการจ้างงาน ขนาดของทุนจดทะเบียน ขนาดของสินทรัพย์ถาวร ยอดขาย ผลกำไรของการประกอบการ และจำนวนลูกค้า เป็นต้น สำหรับประเทศไทยยังไม่มีการกำหนดคำนิยาม หรือความหมายของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม ที่ใช้ร่วมกันระหว่างหน่วยงานต่าง ๆ จึงทำให้หน่วยงานต่าง ๆ ทั้งภาครัฐ และเอกชนจึงได้กำหนดคำนิยาม หรือความหมายของ ธุรกิจขนาดกลาง

และขนาดย่อมแตกต่างกันออกไปตามวัตถุประสงค์ของการดำเนินการของแต่ละองค์กร หรือแต่ละหน่วยงาน โดยทั่วไปจะใช้ขนาดของสินทรัพย์ถาวร จำนวนการจ้างงาน ขนาดของทุนจด ทะเบียนเป็นต้น แต่โดยทั่วไปแล้วความหมายของธุรกิจวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) นั้น ความหมายจะมีความครอบคลุมกิจการขนาดกลางและขนาดย่อมรวมทั้งกิจการขนาดย่อม (Mini หรือ Micro Enterprises) กิจการรับช่วงการผลิต (Supporting Industries) กิจการอิสระ (Independence Enterprises หรือ Stand- Alone Enterprises) (ณัฐวุฒิ, 2555) ดังนั้น เครื่องมือเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) จึงช่วยในการใช้ประโยชน์และวิเคราะห์ข้อมูลขนาดใหญ่ที่มีให้กับบริษัทและองค์กรต่างๆ มากมาย เพื่อช่วยเร่งความเร็วในการดำเนินธุรกิจและให้ข้อมูลที่ช่วยให้ตัดสินใจได้อย่างมีประสิทธิผลและเหมาะสมแบบเรียลไทม์ (Kushwaha et al., 2021) และ (De Mauro et al., 2022) เครื่องมือเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) วิเคราะห์ข้อมูลลูกค้าเพื่อสร้างข้อมูลที่มีค่าและช่วยในการตัดสินใจเชิงกลยุทธ์โดยอิงจากข้อมูลที่หลากหลาย (Verma et al., 2021) มีการศึกษาทางวิทยาศาสตร์มากมายที่ศึกษาบทบาทของ AI ในวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมในแง่ของการบริการลูกค้า การอำนวยความสะดวก และการรวบรวมข้อมูล (Xu & Ruan, 2023) และ (Li et al., 2023) อย่างไรก็ตาม งานวิจัยเกี่ยวกับบทบาทของการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้และเสริมประสิทธิภาพทางวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม และสนับสนุนบทบาทของผู้ประกอบการในการดำเนินงานธุรกิจวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ยังไม่ได้ระบุองค์ประกอบ หรือปัจจัยที่ชัดเจนต่อการเลือกใช้ปัญญาประดิษฐ์ หรือมุ่งหวังต่อการเลือกมาใช้ในการประกอบธุรกิจ ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงพยายามตรวจสอบ วิจัยองค์ประกอบ และปัจจัยใดบ้างที่ส่งผลต่อการพิจารณาเลือกนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในธุรกิจวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ให้ประสบความสำเร็จ และเป็นองค์กรที่มีประสิทธิภาพ อีกทั้ง เพื่อส่งเสริมผู้ประกอบการ และกระตุ้นบทบาทของบริษัทเหล่านี้ในการพัฒนาและยกระดับเศรษฐกิจของประเทศ (North et al., 2020) ทั้งนี้ SMEs มีบทบาทสำคัญ และมีอิทธิพลในเศรษฐกิจระดับสูง เนื่องจากมีส่วนแบ่งการจ้างงานและมูลค่าเชิงพาณิชย์สูง แม้จะเป็นเช่นนี้ บริษัทเหล่านี้ก็เผชิญกับความยากลำบากและความท้าทายมากมายในการนำเทคโนโลยีใหม่ ๆ มาใช้และก้าวให้ทันการพัฒนาด้านเทคโนโลยี (Barata et al., 2023) และ (Cheng et al., 2025) ดังนั้น การทำความเข้าใจปัจจัยในการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้เพื่อเพิ่มมูลค่าทางการตลาดของผลิตภัณฑ์และบริการของพวกเขา ในฐานะกลุ่มธุรกิจ SMEs จึงยังเผชิญกับความท้าทายในการตัดสินใจที่ช่วยปรับปรุงประสิทธิภาพทางธุรกิจเนื่องจากขาดการใช้ประโยชน์จากข้อมูลที่ดี (Sharma et al., 2022) ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงมีส่วนช่วยในการส่งเสริมการเรียนรู้เพิ่มเติมเกี่ยวกับอุปสรรค และยังนำเสนอแนวทางในการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของธุรกิจสำหรับ SMEs อีกด้วย ความเข้าใจที่จำกัดว่า SMEs สามารถใช้

ประโยชน์จากเครื่องมือเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ในการเพิ่มประสิทธิภาพของธุรกิจได้อย่างไร ส่งผลกระทบอย่างมากต่อการพัฒนาความสามารถในการได้รับความได้เปรียบทางการแข่งขัน นั่นคือสิ่งที่บ่งชี้ว่ายังมีความจำเป็นต้องมีการศึกษาเชิงลึกเพิ่มเติมในด้านนี้เพื่อรับมือกับความท้าทาย ใช้ประโยชน์ จากโอกาส เทคโนโลยี และให้คำแนะนำที่มีประสิทธิภาพผ่านเครื่องมือ AI (Salah & Ayyash, 2024) ในทำนองเดียวกัน (Bawack et al.,2022) กล่าวว่ามีการวิจัยเกี่ยวกับการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในการทำให้องค์กรมีประสิทธิภาพในภาพรวมได้อย่างไรสำหรับ SMEs น้อยมาก ซึ่งจำเป็นต้องมีการรวบรวมและวิเคราะห์ข้อมูลที่เกี่ยวข้องเพิ่มเติมเพื่อตอบสนองความต้องการในการวิจัย ตลอดจนการสนับสนุน SMEs ในบริบทของประเทศไทยทีมีความหลากหลายในแง่ของประเภทการดำเนินกิจการในแต่ละภาคส่วน เช่น วิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมที่เกี่ยวกับการผลิต การค้าปลีก การขนส่ง การบริการ เป็นต้น แม้ว่าประเทศไทยจะมีความเจริญรุ่งเรืองทางเทคโนโลยีที่ถือว่าอยู่ในลำดับต้น ๆ ของภูมิภาคอาเซียนแต่ก็ยังมีความท้าทายบางประการที่ SMEs นั้นต้องเผชิญจากการใช้ประโยชน์ การเพิ่มโอกาสจากประสิทธิภาพขององค์กรอย่างเต็มที่ ซึ่งสามารถระบุสิ่งที่ท้าทาย ได้แก่ การขาดทักษะดิจิทัลของทรัพยากรมนุษย์ ทรัพยากรทางการเงิน รวมถึงการแข่งขันที่รุนแรงระหว่างบริษัทต่าง ๆ ที่ประกอบธุรกิจบนพื้นที่ตลาดกลุ่มเดียวกัน (Ballerini et al., 2023) จากการอภิปรายที่กล่าวถึงข้างต้น และเพื่อสำรวจปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในวิสาหกิจขนาดกลาง และขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทยอย่างครอบคลุม การวิจัยนี้จึงมุ่งเป้าไปที่ประเด็นสำคัญที่สามารถขับเคลื่อน และมีอิทธิพลต่อการนำเทคโนโลยีดังกล่าวมาใช้ โดยมุ่งหวังที่ประสิทธิภาพองค์รวมของธุรกิจ คำถามวิจัยต่อไปนี้จึงได้รับการกำหนดขึ้นเพื่อเป็นแนวทางในการรวมรวมข้อมูล วิเคราะห์ และจัดเตรียมแนวทางที่มีโครงสร้างสำหรับการทำความเข้าใจปัจจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้อง

1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย

1.2.1 เพื่อศึกษาปัจจัยการเลือกปัญญาประดิษฐ์ที่มีผลต่อประสิทธิภาพของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมในประเทศไทย

1.2.2 เพื่อพัฒนาและทดสอบแบบจำลองเชิงสาเหตุของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการเลือกเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาใช้ในวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมในประเทศไทย

1.2.3 เพื่อตรวจสอบความตรงตามโครงสร้างของโมเดลการตัดสินใจเลือกปัญญาประดิษฐ์ของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมในประเทศไทย

1.3 ขอบเขตการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้เป็นศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทยโดยใช้แนวคิด เทคโนโลยี องค์กร สิ่งแวดล้อม โดยงานวิจัยนี้มีสมมติฐานการวิจัย 4 สมมติฐาน และใช้โมเดลสมการโครงสร้างเป็นสถิติสำหรับการทดสอบสมมติฐาน

1.3.1 สมมติฐานงานวิจัย

สมมติฐานที่ 1 (H1) บริบททางเทคโนโลยี ความเข้ากันได้ และความสามารถของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ส่งผลเชิงบวกต่อการเลือกใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ใน SMEs

สมมติฐานที่ 2 (H2) บริบทองค์กรส่งผลเชิงบวกต่อการเลือกใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ใน SMEs

สมมติฐานที่ 3 (H3) บริบทสภาพแวดล้อม ที่อาจจะประกอบด้วย การสนับสนุนจากภาครัฐ และแรงกดดันจากการแข่งขันทางธุรกิจ ส่งผลเชิงบวกต่อการเลือกใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ใน SMEs

สมมติฐานที่ 4 (H4) บริบทการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ส่งผลเชิงบวกต่อประสิทธิภาพองค์รวมของ SMEs

1.3.2 ประชากร คือ ผู้ประกอบการวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทย เฉพาะที่จดทะเบียนนิติบุคคล อ้างอิงจากรายงานสถานการณ์ MSME ปีงบประมาณ 2567 โดยมีจำนวนวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมทั้งประเทศจำนวนทั้งสิ้น 3,225,743 ราย โดยวิสาหกิจส่วนใหญ่เป็นวิสาหกิจรายย่อยจำนวน 2,739,530 ราย คิดเป็นสัดส่วนร้อยละ 84.5 รองลงมาเป็นวิสาหกิจขนาดย่อมจำนวน 439,058 ราย คิดเป็นสัดส่วน ร้อยละ 13.5 และเป็นวิสาหกิจขนาดกลางจำนวน 47,155 ราย คิดเป็นร้อยละ 1.4 ส่วนวิสาหกิจขนาดใหญ่มีจำนวน 16,361 ราย คิดเป็นร้อยละ 0.5 ซึ่งสามารถจำแนกจำนานตามประเภทกลุ่มธุรกิจดังนี้ ภาคการค้า จำนวน 1,346,641 ราย คิดเป็น 41.7% ภาคการบริการ จำนวน 1,304,004 ราย คิดเป็น 40.5% ภาคการผลิตจำนวน 515,759 ราย คิดเป็น 16.0% และภาคธุรกิจการเกษตรจำนวน 59,339 คิดเป็น 1.8% รวมเป็น 100% โดยจากขอบเขตการวิจัยที่มุ่งเน้นศึกษาวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมในประเทศไทย ผู้วิจัยจึงเลือกศึกษาประชากรเป็นวิสาหกิจขนาดกลางจำนวน 47,155 ราย คิดเป็นร้อยละ 1.4 และวิสาหกิจขนาดย่อมจำนวน 439,058 ราย คิดเป็นสัดส่วน ร้อยละ 13.5

1.3.2 กลุ่มตัวอย่าง เพื่อให้การเลือกกลุ่มตัวอย่างสามารถเป็นตัวแทนของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมในประเทศไทย ผู้วิจัยจึงเลือกกลุ่มตัวอย่างด้วยการใช้โปรแกรมประยุกต์ G*Power

โดยอ้างอิงจากหัวข้อปัจจัย และข้อคำถาม ซึ่งได้กลุ่มตัวอย่างทั้งสิ้น 288 องค์กร และผู้วิจัยได้ทำการเก็บเพิ่มเพื่อป้องกันข้อมูลที่ไม่สามารถนำมาวิเคราะห์ได้ รวมเก็บทั้งสิ้น 350 องค์กร

1.3.3 สถิติที่ใช้ในการวิจัย คือ แบบจำลองสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) เพื่อนำเทคนิคทางสถิติขั้นสูงมาเพื่อศึกษาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรหลายตัวพร้อมกัน และนำมาวิเคราะห์ข้อมูลเชิงปริมาณในงานวิจัย

1.4 ประโยชน์คาดว่าจะได้รับ

1.4.1 ได้องค์ความรู้เกี่ยวกับปัจจัยด้านเทคโนโลยี ด้านองค์กร และด้านสภาพแวดล้อมที่มีอิทธิพลต่อการเลือกใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมในประเทศไทย รวมทั้งสามารถอธิบายความสัมพันธ์ของปัจจัยดังกล่าว และผลการดำเนินงานขององค์กร

1.4.2 ได้กรอบแนวคิด และตัวบ่งชี้ที่ผ่านการตรวจสอบเชิงประจักษ์สำหรับการประเมินปัจจัยด้านเทคโนโลยี ด้านองค์กร ด้านสภาพแวดล้อม การเลือกใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) และผลการดำเนินงานของวิสาหกิจขนาดกลาง และขนาดย่อม ซึ่งสามารถใช้เป็นแนวทางในการศึกษาวิจัยและประยุกต์ใช้ในบริบทที่เกี่ยวข้อง

1.4.3 ได้แบบจำลองเชิงสาเหตุของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการเลือกใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) และผลกระทบต่อผลการดำเนินงานของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมในประเทศไทย ซึ่งสามารถนำไปใช้เป็นข้อมูลประกอบการกำหนดกลยุทธ์ การตัดสินใจ และการกำหนดนโยบายเพื่อส่งเสริมการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) และยกระดับขีดความสามารถในการแข่งขันขององค์กร

บทที่2
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การวิจัยเรื่อง ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการเลือกเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์(AI) มาใช้ในวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs)ในประเทศไทยมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อการตัดสินใจเลือกใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ และความสัมพันธ์ระหว่างการนำเทคโนโลยีดังกล่าวมาใช้กับผลการดำเนินงานขององค์กร โดยผู้วิจัยได้ศึกษาค้นคว้าแนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องเพื่อใช้เป็นพื้นฐานในการกำหนดกรอบแนวคิดการวิจัยและการพัฒนาสมมติฐาน ประกอบด้วยหัวข้อดังต่อไปนี้

2.1 แนวคิดเกี่ยวกับปัญญาประดิษฐ์

2.2 แนวคิดเกี่ยวกับวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม

2.3 ทฤษฎีเทคโนโลยี องค์กร และสภาพแวดล้อม

2.4 การทบทวนวรรณกรรมเกี่ยวกับการเลือกใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์

2.5 กรอบงานวิจัย

2.6 โมเดลการวิจัยและสมมติฐานการวิจัย

2.1 แนวคิดเกี่ยวกับปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence)

John McCarthy (1956) ได้ให้คำนิยามของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ว่า เป็นศาสตร์ทางด้านวิทยาศาสตร์และวิศวกรรมศาสตร์ในการสร้างความฉลาดให้กับเครื่องจักร นั่นจึงกล่าวได้ว่าเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เป็นศาสตร์ที่ว่าด้วยการสร้างความฉลาดให้กับเครื่องจักร โดยเฉพาะอย่างยิ่งกับระบบคอมพิวเตอร์ เพื่อให้สามารถคำนวณ คิดหาเหตุผล มีการเรียนรู้ได้เสมือนกับสมองของมนุษย์ รวมถึงตอบสนองต่อสถานการณ์ต่าง ๆ ได้ ทั้งนี้เพื่อช่วยให้ระบบคอมพิวเตอร์สามารถทำงานแทนมนุษย์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ศรัณย์ศิริ คัมภิรานนท์ (2562) ได้ให้ความหมายเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ว่า เป็นเทคโนโลยีในรูปแบบหนึ่งที่ทำให้คอมพิวเตอร์มีลักษณะเสมือนมนุษย์หรือจักรกลอัจฉริยะ ทั้งในเรื่องของความคิดการวิเคราะห์ หรือการเลียนแบบพฤติกรรมต่าง ๆ ของมนุษย์ โดยใช้โปรแกรมหรือซอฟต์แวร์ที่มนุษย์เขียนหรือจัดทำชุดคำสั่งขึ้น แล้วนำมาประมวลผลหรือนำมาฝังไว้กับอุปกรณ์ส่วนใดส่วนหนึ่งเพื่อทำให้เกิดระบบจักรกลอัจฉริยะหรืออุปกรณ์นั้นสามารถสื่อสารกับมนุษย์ได้ โดยใช้ภาษาไทย

ภาษาอังกฤษ หรือภาษาใดก็ตาม และยังสามารถแปลความหมายของคำที่มนุษย์พูด เพื่อให้ตรงกับภาษาตามที่ต้องการ

ปาริฉัตร วิชุภากรณ์กุล (2563) แนวคิดแรกเริ่มของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ เกิดขึ้นจากความต้องการพัฒนาระบบอิเล็กทรอนิกส์ให้มีลักษณะเช่นเดียวกับมนุษย์ โดยในปีค.ศ. 1950 โดยมีนักคณิตศาสตร์ชื่อว่า Alan Turing ได้คิดวิธีการทดสอบความคิดของเครื่องจักร ซึ่งปัจจุบันเรียกว่า “Turing Test” และได้ข้อสรุปว่าคอมพิวเตอร์สามารถถูกโปรแกรมให้เรียนรู้ จดจำประมวลผลและตอบสนองในสิ่งที่อยู่นอกเหนือความคาดหมายของโปรแกรมได้ ต่อมานักวิทยาศาสตร์ได้ทำการวิจัยและทดสอบแนวคิดการสร้างเครื่องจักรอัจฉริยะทฤษฎีอัตโนมัติ โครงข่ายใยประสาท และศึกษาเรื่องความฉลาด (สำนักงานพัฒนารัฐบาลดิจิทัล (องค์การมหาชน), 2562) วิทยาการด้านเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เริ่มต้นในปี ค.ศ. 1956 เมื่อนักวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ และนักวิจัย นำโดย จอห์น แม็กคาร์ธีย์, คล็อด แชนนอน, มาร์วิน มินสกี และนาธาเนียล โรเชสเตอร์ ได้เข้าร่วมประชุมที่ดาร์ทเมาท์คอลเลจ ประเทศสหรัฐอเมริกาเพื่อระดมสมองเรื่องความเป็นไปได้ที่คอมพิวเตอร์จะเลียนแบบความฉลาดของมนุษย์ ข้อเสนอจากการประชุมครั้งนั้นเป็นเป้าหมายที่สูงมาก คือ จะทดลองหาวิธีทำให้เครื่องจักรใช้ภาษา รูปแบบ ความคิดเชิงนามธรรม และความคิดการแก้ปัญหาแบบเดียวกับที่มนุษย์ใช้ และสามารถปรับปรุงตัวเองได้ (Daugherty and Wilson, 2018) และนั่นคือจุดเริ่มต้นของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ และในปี ค.ศ. 1965 ศาสตราจารย์ Edward Feigenbaum ทีมนักวิจัยที่มหาวิทยาลัยสแตนฟอร์ด ได้สร้าง “ระบบผู้เชี่ยวชาญ” ระบบแรกชื่อว่า DENDRAL ซึ่งเป็นระบบที่ใช้ในการวิเคราะห์ผลทางด้านเคมี ระบบนี้เป็นการนำความรู้ของผู้เชี่ยวชาญไปเก็บไว้ในคอมพิวเตอร์เพื่อให้คอมพิวเตอร์สามารถจดจำและมีความรู้เสมือนกับเป็นผู้เชี่ยวชาญคนหนึ่ง (ศรัณย์ศิริ คัมภิรานนท์, 2562) ต่อมาในปี ค.ศ. 1982 มีผลงานชิ้นแรกที่ประสบความสำเร็จคือ ระบบผู้เชี่ยวชาญทางการค้า “R1” พัฒนาโดย McDermott ที่ Digital Equipment Corporation เป็นโปรแกรมช่วยสั่งซื้อสินค้าในระบบคอมพิวเตอร์ และในปี ค.ศ. 1986 “R1” ช่วยประหยัดเงินให้กับบริษัทได้ถึง 40 ล้านเหรียญสหรัฐต่อปี (ชูพันธุ์ รัตนโภคา, 2559) อย่างไรก็ตาม ความคืบหน้าในการพัฒนาปัญญาประดิษฐ์ช้าลง นับตั้งแต่ช่วงปี ค.ศ. 1970 จนถึงปี ค.ศ. 1990 เนื่องจากนักวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์พบความยากลำบากในการสร้างความฉลาด ให้กับเครื่องจักร ซึ่งต้องใช้ข้อมูลมหาศาลและใช้คอมพิวเตอร์ที่ได้รับการพัฒนาที่ดีในการประมวลผลข้อมูลจำนวนมาก ช่วงปี ค.ศ. 1974 ความยากลำบากในการพัฒนานี้ ทำให้นักลงทุนเริ่มไม่เชื่อมั่น และเลิกสนับสนุนการลงทุน ส่งผลให้นักวิจัยขาดเงินทุนในการทำวิจัยและพัฒนาปัญญาประดิษฐ์ (วริศรา กิจมหาตระกูล, 2561) แต่หลังปี ค.ศ. 1990 เป็นยุคใหม่ของการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) โดยการเชื่อมต่อระบบเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) เข้ากับอินเทอร์เน็ต ส่งผลให้เป็นการขยายฐานความรู้ ที่ป้อนเข้าสู่เทคโนโลยี

ปัญญาประดิษฐ์ (AI) เนื่องจากสามารถเข้าถึง เรียนรู้และพัฒนาตนเองจากข้อมูลจำนวนมากที่มีอยู่ในอินเทอร์เน็ตได้ จึงทำให้การเรียนรู้ของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) รวดเร็วขึ้น ทั้งนี้ในปี ค.ศ. 1997 ได้มีการแข่งขันหมากรุกระหว่างเครื่องคอมพิวเตอร์กับมนุษย์ ระหว่างแชมป์โลกหมากรุก Garry Kasparov และเครื่องคอมพิวเตอร์ของ IBM ที่มีชื่อว่า Deep Blue โดยการแข่งขันครั้งแรกในปี ค.ศ. 1996 Kasparov เป็นผู้ชนะ แต่ในปีถัดมา Deep Blue สามารถพัฒนาตนเองจนกลับมาเอาชนะได้ และหลังจากปี ค.ศ. 2000 นักวิจัย และนักพัฒนาเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ได้สร้างผลิตภัณฑ์ออกสู่ตลาดอย่างต่อเนื่อง เช่น ASIMO หุ่นยนต์เลียนแบบมนุษย์ของบริษัทฮอนด้า รถที่ขับเคลื่อนได้เอง เครื่องคอมพิวเตอร์ของ IBM ที่มีชื่อว่า Watson ซึ่งสามารถสร้างระบบถาม - ตอบคำถามที่อิงกับลักษณะภาษาตามธรรมชาติของมนุษย์ (Natural Language) IBM Watson เป็นที่รู้จักครั้งแรกเมื่อชนะการแข่งขันในรายการเกมโชว์ทางโทรทัศน์ของอเมริกาที่ชื่อว่า Jeopardy (ศรัณย์ศิริ คัมภิรานนท์, 2562) เป็นการพิสูจน์ให้เห็นว่าโปรแกรมคอมพิวเตอร์ดังกล่าว สามารถเข้าใจภาษามนุษย์และสามารถตอบคำถามได้อย่างรวดเร็ว อีกทั้งในปี ค.ศ. 2011 บริษัท Apple ได้เปิดตัว SIRI ผู้ช่วยดิจิทัลสู่ตลาด ซึ่งมีอยู่ในคอมพิวเตอร์พกพาและโทรศัพท์เคลื่อนที่ของบริษัท ตามด้วย Cortana ผู้ช่วยดิจิทัลของบริษัท Microsoft ในปี ค.ศ. 2014 และ Alexa ของบริษัท Amazon ในปี ค.ศ. 2015 (วริศรา กิจมหาตระกูล, 2561)

เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) หมายถึง เทคโนโลยีหรือระบบคอมพิวเตอร์ที่สามารถเลียนแบบความสามารถของมนุษย์ในการเรียนรู้ การให้เหตุผล การวิเคราะห์ และการตัดสินใจ โดยอาศัยอัลกอริทึม ข้อมูล และกระบวนการคำนวณขั้นสูง งานวิชาการจำนวนมากชี้ให้เห็นว่าเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มิได้เป็นเพียงเครื่องมือทางเทคนิค แต่เป็นทรัพยากรเชิงกลยุทธ์ที่สามารถเปลี่ยนแปลงรูปแบบการดำเนินธุรกิจและการบริหารจัดการองค์กรได้อย่างมีนัยสำคัญ (Russell & Norvig, 2021) and (Davenport & Ronanki, 2018) ในเชิงวิวัฒนาการ เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ได้พัฒนาจากระบบที่อาศัยกฎเกณฑ์ตายตัว (Rule-based systems) ไปสู่การเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning) และการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ซึ่งสามารถเรียนรู้จากข้อมูลขนาดใหญ่ และปรับปรุงประสิทธิภาพของการตัดสินใจได้อย่างต่อเนื่อง ปัจจุบันเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ยังได้พัฒนาไปสู่รูปแบบของปัญญาประดิษฐ์รังสรรค์ (Generative AI) ซึ่งมีความสามารถในการสร้างเนื้อหา ข้อความ ภาพ หรือการวิเคราะห์ เชิงสร้างสรรค์ ส่งผลให้การประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในภาคธุรกิจมีความหลากหลายมากยิ่งขึ้น ในบริบทธุรกิจเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ถูกนำมาใช้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการดำเนินงาน ลดต้นทุน ปรับปรุงคุณภาพการให้บริการ และสนับสนุนการตัดสินใจเชิงกลยุทธ์ของผู้บริหาร ภายในองค์กรโดยเฉพาะ

อย่างยิ่งในยุคเศรษฐกิจดิจิทัลที่เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ถูกมองว่าเป็นกลไกสำคัญในการสร้างความได้เปรียบทางการแข่งขันในระยะยาว

2.1.2 ประเภทของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์

2.1.2.1 จำแนกตามความฉลาดและความสามารถ

สำนักงานพัฒนารัฐบาลดิจิทัล (องค์การมหาชน) (2562) สรุปประเภทของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ไว้ 3 ประเภทดังนี้

2.1.2.1.1 ปัญญาประดิษฐ์แบบเบา (Weak AI) หรือ Artificial Narrow Intelligence (ANI) เป็นปัญญาประดิษฐ์ที่สร้างขึ้นมาเพื่อใช้งานเฉพาะทาง เช่น SIRI และ Alexa เป็นปัญญาประดิษฐ์ที่สามารถให้ความช่วยเหลือ แนะนำและให้คำปรึกษา รวมถึงหาข้อมูลต่าง ๆ ทั้งการจองแผนการท่องเที่ยว และแสดงราคาสินค้า เป็นต้น

2.1.2.1.2 ปัญญาประดิษฐ์แบบเข้ม (Strong AI) หรือ Artificial General Intelligence (AGI) เป็นปัญญาประดิษฐ์ที่มีความสามารถใกล้เคียงกับมนุษย์ (Human-Level AI) ตัวอย่างเช่นรถยนต์ขับเคลื่อนได้เองของ Uber และระบบขับรถอัตโนมัติ Autonomous Car ของ Tesla เป็นต้น

2.1.2.1.3 ปัญญาประดิษฐ์แบบทรงปัญญา (Artificial Super Intelligence) ซึ่ง Nick Bostrom นักคิดชั้นนำด้านปัญญาประดิษฐ์จาก Harvard University กล่าวว่า ปัญญาประดิษฐ์ประเภทนี้เทียบเคียงได้กับ Superintelligence หรือเครื่องจักรทรงภูมิปัญญา (Machine Superintelligence) ที่สามารถบูรณาการความรู้ในทุกศาสตร์แล้วนำมาประมวลผลด้วยความเร็วสูง และมีความเป็นไปได้ว่า ปัญญาประดิษฐ์ประเภทนี้จะมีศักยภาพในเชิงสติปัญญาเหนือมนุษย์

2.1.2.2 จำแนกตามนิยาม

Russell & Norving (2014) แสดงให้เห็นว่า คำนิยามต่าง ๆ ในเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) สามารถแบ่งประเด็นสำคัญออกเป็น 3 ประเด็นด้วยกัน คือ กระบวนการคิด (Thought Processes) การใช้เหตุผล (Reasoning)และพฤติกรรมหรือการกระทำที่แสดงออกหากนำประเด็นของกระบวนการคิด การใช้เหตุผล และการกระทำ มาพิจารณาเป็นมุมมองในแบบสองมิติเพื่อจะใช้อธิบายความหมายของคำว่า อัจฉริยะ ต้องดูก่อนว่าคอมพิวเตอร์จะมีความเป็นอัจฉริยะได้ต้องมีคุณสมบัติครบทั้งสองมิติ คือทั้งในส่วนของการคิดและการกระทำ โดย (Stuart Russell & Peter Norving, 2010) ได้จำแนกปัญญาประดิษฐ์ออกเป็น 4 ลักษณะ โดยสามารถสรุปได้ดังนี้

2.1.2.2.1 ระบบความคิดที่เลียนแบบมนุษย์ (Thinking Humanly) ปัญญาประดิษฐ์ที่ถูกพัฒนาขึ้น ทำให้เครื่องจักรมีสติปัญญา สามารถคิดเองได้และแสดงการกระทำ

ออกมาได้โดยอัตโนมัติซึ่งเป็นการคิดที่อาศัยรูปแบบแนวคิดของมนุษย์ จึงส่งผลต่อการกระทำในด้านการตัดสินใจ การแก้ปัญหา และการเรียนรู้ที่คล้ายคลึงกับมนุษย์มาก

2.1.2.2.2 ระบบการกระทำที่เหมือนมนุษย์ (Acting Humanly) การกระทำที่เกิดขึ้นจากปัญญาประดิษฐ์ ซึ่งอาศัยพื้นฐานการคิดที่เลียนแบบจากมนุษย์ ส่งผลให้การแสดงออกและการกระทำต่าง ๆ เต็มไปด้วยรูปแบบการทำงานของมนุษย์อย่างชัดเจน โดยมีประสิทธิภาพเทียบเท่าหรืออาจมากกว่าการกระทำของมนุษย์

2.1.2.2.3 ระบบความคิดอย่างมีเหตุผล (Thinking Rationally) กระบวนการคิดของมนุษย์ตั้งอยู่บนพื้นฐานของเหตุและผล เมื่อปัญญาประดิษฐ์ถูกสร้างขึ้นเพื่อคิดแทนมนุษย์ ระบบสติปัญญาต่าง ๆ จึงต้องอาศัยแบบจำลองการคำนวณที่จะช่วยให้ปัญญาประดิษฐ์สามารถเข้าใจหลักของเหตุและผล สามารถคำนวณเหตุการณ์ต่าง ๆ ตามความเป็นไปได้และที่คาดการณ์ไว้ล่วงหน้า

2.1.2.2.4 ระบบการกระทำอย่างมีเหตุผล (Acting Rationally) กระบวนการคิดอย่างมีเหตุผลของปัญญาประดิษฐ์ ส่งผลให้การแสดงออกและการกระทำต่าง ๆ สอดคล้องกันอย่างสมเหตุสมผล ซึ่งกระบวนการคำนวณที่มีประสิทธิภาพจะแสดงถึงความชาญฉลาดของปัญญาประดิษฐ์ที่แสดงออกมาอย่างชัดเจน การกระทำอย่างมีเหตุผลนี้ยังเป็นแนวทางในการออกแบบ “ตัวแทนปัญญา” (Intelligence Agent) ด้วย

2.1.2.3 จำแนกตามวิธีการประมวลผลหรือกลไกของระบบปัญญาประดิษฐ์

ปัญญาประดิษฐ์ หากแบ่งตามวิธีการประมวลผลหรือกลไกของระบบจะสามารถแบ่งได้เป็น 4 ประเภท ดังนี้ Coraline Team (2562)

2.1.2.3.1 Reactive Machine ปัญญาประดิษฐ์ประเภทนี้ไม่มีหน่วยความจำในตัวเอง การประมวลผลจะเกิดจากการเรียนรู้ใหม่จากสิ่งรอบตัว เช่น Deep Blue หรือคอมพิวเตอร์ที่ชนะการแข่งหมากรุกของ IBM

2.1.2.3.2 Limited Memory ปัญญาประดิษฐ์ประเภทนี้ จะมีหน่วยความจำในตัวเอง แต่จะเป็นข้อมูลที่จำกัด และเรียนรู้จากประสบการณ์เก่าในช่วงระยะเวลาหนึ่ง ตัวอย่างของปัญญาประดิษฐ์ประเภทวิธีการประมวลผลหรือกลไกของระบบนี้ ได้แก่ ระบบรถขับเคลื่อนอัตโนมัติ

2.1.2.3.3 Theory of Mind ปัญญาประดิษฐ์ประเภทนี้ยังคงเป็นข้อโต้เถียงถึงความเป็นไปได้อยู่ เพราะเป็นปัญญาประดิษฐ์ประเภทที่มีการใส่อารมณ์ วัฒนธรรม และมีความเป็นมนุษย์มากขึ้นซึ่งนักพัฒนามีความต้องการพัฒนาปัญญาประดิษฐ์ที่มีนิสัย หรือการกระทำคล้ายมนุษย์ให้มากที่สุด

2.1.2.3.4 Self-Awareness ปัญญาประดิษฐ์ประเภทนี้ถือเป็นขั้นสุดของปัญญาประดิษฐ์เพราะเป็นประเภทที่สามารถคิดและกระทำด้วยตัวเองได้

2.2 แนวคิดเกี่ยวกับวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs)

ความสำคัญของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม วิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมเป็นกลุ่มวิสาหกิจส่วนใหญ่ของประเทศที่มีความสำคัญต่อกระบวนการพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมของประเทศโดยเฉพาะประเทศกำลังพัฒนาอย่างประเทศไทย วิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมเป็นภาคธุรกิจที่มีการเจริญเติบโตอย่างต่อเนื่องและยังเป็นภาคธุรกิจที่มีบทบาทสำคัญในการกระตุ้นการลงทุนในประเทศเนื่องจากวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมมักเป็นธุรกิจที่ผู้ประกอบการรายใหม่เริ่มเข้ามาลงทุนและพัฒนาตัวเองเพื่อเป็นผู้ประกอบการที่มีขนาดใหญ่ต่อไป นอกจากนี้วิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมยังเป็นภาคธุรกิจที่มีจำนวนการจ้างงานส่วนใหญ่ของประเทศทั้งแรงงานในระบบและแรงงานนอกระบบวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมเป็นแหล่งฝึกอาชีพของแรงงานประเภทต่างๆ เป็นภาคธุรกิจ ที่สร้างมูลค่าเพิ่มจากการใช้ทรัพยากรและสร้างระบบการแข่งขันซึ่งจะช่วยลดการผูกขาดของผู้ผลิตรายใหญ่ ซึ่งจะทำให้เกิดการจัดสรรทรัพยากรที่มีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยสร้างทางเลือกที่หลากลาย (และราคาย่อมเยา) แก่ผู้บริโภควิสาหกิจใดจัดเป็นวิสาหกิจขนาดกลางหรือขนาดย่อมนั้นจะอยู่ภายใต้การให้นิยามที่แตกต่างกันในแต่ละประเทศ บางประเทศใช้ทุนจดทะเบียนเงินลงทุน หรือยอดขาย เป็นเกณฑ์ในการตัดสิน สำหรับประเทศไทยนั้นใช้จำนวนการจ้างงาน มูลค่าสินทรัพย์ถาวรหรือทุนจดทะเบียนที่ชำระแล้วตามจำนวนที่กำหนดในกฎกระทรวงเป็นเกณฑ์ในการตัดสินและสามารถจำแนกวิสาหกิจขนาดกลางและวิสาหกิจขนาดย่อมตามมาตรา 4 แห่งพระราชบัญญัติส่งเสริมวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม พ.ศ. 2562 ได้ดังนี้

2.2.1 วิสาหกิจขนาดย่อม

2.2.1.1 กิจการให้บริการ กิจการค้าส่ง หรือกิจการค้าปลีก ที่มีจำนวนการจ้างงานไม่เกินสามสิบคน หรือมีรายได้ต่อปีไม่เกินห้าสิบล้านบาท

2.2.1.2 กิจการผลิตสินค้าที่มีจำนวนการจ้างงานไม่เกินห้าสิบคนหรือมีรายได้ต่อปีไม่เกินหนึ่งร้อยล้านบาท

2.2.2 วิสาหกิจขนาดกลาง

2.2.2.1 กิจการผลิตสินค้าที่มีจำนวนการจ้างงานเกินกว่าห้าสิบคนแต่ไม่เกินสองร้อยคน หรือมีรายได้ต่อปีเกินกว่าหนึ่งร้อยล้านบาทแต่ไม่เกินห้าร้อยล้านบาท

2.2.2.2 กิจการให้บริการ กิจการค้าส่ง หรือกิจการค้าปลีก ที่มีจำนวนการจ้างงานเกินกว่าสามสิบคนแต่ไม่เกินหนึ่งร้อยคน หรือมีรายได้ต่อปีเกินกว่าห้าสิบล้านบาทแต่ไม่เกินสามร้อยล้านบาท

จากรายงานผลการสำรวจจำนวนวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมในประเทศไทยมีจำนวน 3,225,743 ราย ของผู้ประกอบการภาคเอกชนทั้งประเทศ และสามารถจำแนกสัดส่วน และจำนวนได้ดังตารางต่อไปนี้

ตารางที่ 2-1 จำนวนและสัดส่วนวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมในประเทศไทย

วิสาหกิจ	จำนวน	สัดส่วน (ร้อยละ)
วิสาหกิจขนาดย่อย	2,739,530 ราย	85
วิสาหกิจขนาดย่อม	439,058 ราย	13.5
วิสาหกิจขนาดกลาง	47,155 ราย	1.5
รวม	**3,225,743 ราย**	**100**

ที่มา: ฐานข้อมูลสำนักงานส่งเสริมวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมแห่งประเทศไทยประจำปี 2568

2.2.3 วิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมกับความเปลี่ยนแปลงทางเทคโนโลยี

สภาพแวดล้อมด้านเศรษฐกิจและการเมืองโลกในยุคปัจจุบันและแนวโน้มในอนาคตเป็นปัจจัยสำคัญที่มีผลกระทบต่อกระบวนการทำธุรกิจของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมของไทย ส่งผลทำให้ภาควิสาหกิจของไทยมีความจำเป็นต้องประสบกับการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วการเข้าสู่ยุคเทคโนโลยีสารสนเทศ และการสื่อสาร ส่งผลให้ระบบเทคโนโลยีสารสนเทศ มีบทบาทสำคัญต่อการดำเนินงานของภาคธุรกิจและองค์กรทุกประเภทอย่างชัดเจน การประยุกต์ใช้เทคโนโลยีได้รับความแพร่หลายมากขึ้น เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการผลิตและการบริหารจัดการ ตัวอย่างเช่น การใช้ระบบพาณิชย์อิเล็กทรอนิกส์ (Electronic Commerce) ซึ่งช่วยให้ธุรกิจสามารถกระจายสินค้าไปยังผู้บริโภคได้อย่างมีประสิทธิภาพ รวมถึงการใช้ซอฟต์แวร์ทางธุรกิจในด้านต่าง ๆ เช่น ระบบออกแบบผลิตภัณฑ์และระบบควบคุมคุณภาพ ทั้งนี้ วิสาหกิจยุคใหม่จำเป็นต้องปรับตัวและพัฒนาให้ทันต่อการเปลี่ยนแปลงของเทคโนโลยีในอีกระดับเพื่อเพิ่มขีดความสามารถในการแข่งขันอย่างยั่งยืนนั่นคือเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์

ดังนั้น วิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมจำเป็นที่จะต้องเพิ่มขีดความสามารถ ในการแข่งขัน และสร้างความได้เปรียบจากการแข่งขันในด้านต่างๆ ไม่ว่าจะเป็น การเพิ่มประสิทธิภาพในการประกอบการ การพัฒนาเทคโนโลยี การเพิ่มประสิทธิภาพ ในการผลิต การทำการการตลาด และการบริหารจัดการทางการเงินซึ่งเป็นแนวทาง สำคัญที่สุดในการที่วิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมจะมีขีดความสามารถในการ แข่งขันเพิ่มขึ้นก็คือ การเร่งพัฒนาแนวคิดและสร้างทุนทางปัญญา (Intellectual Capital) หรือทรัพย์สินทางปัญญา (Intellectual Property) ขึ้นมาในองค์กร วิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมเองจึงจำเป็นที่จะต้องเข้าใจถึงความสำคัญ ในการจัดการองค์ความรู้ (Knowledge Management) ต่างๆ ภายในองค์กรอัน ประกอบไปด้วย การจัดการข้อมูลข่าวสารการพัฒนาความรู้และทักษะและการเก็บ รวบรวมข้อมูลที่จำเป็นต่างๆ รวมไปจนถึงทรัพย์สินทางปัญญาที่เกิดจากการผลิตคิดค้น หรือออกแบบขึ้นในองค์กรวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมมี

นวัตกรรม ใหม่ ๆ ในการ ผลิตสินค้าที่มีคุณภาพสูงขึ้น และมีกระบวนการผลิตใหม่ ๆ ที่มีเอกลักษณ์เฉพาะตนการขาดซึ่งประสิทธิภาพในการผลิต (Efficiency of Production) รวมไปถึง ข้อจำกัดทางด้านการสร้างนวัตกรรมใหม่ ๆ ทำให้วิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม ไม่อาจแข่งขันกับวิสาหกิจขนาดใหญ่ได้ประกอบกับสภาพการณ์ปัจจุบันที่เกิด การเปลี่ยนแปลงทั้งจากโครงสร้างอุตสาหกรรมภายในประเทศที่องค์กรจำเป็นที่จะต้อง มีการปรับตัวอย่างสม่ำเสมอ รวมไปถึงการปรับตัวที่เกิดจากนโยบายของรัฐบาล ที่ต้องการเปิดเสรีทางด้านการลงทุน การบริการและการค้า ซึ่งส่งผลทำให้วิสาหกิจ ขนาดกลางและขนาดย่อมต้องประสบกับสภาวะการแข่งขันมากยิ่งขึ้น ดังนั้นจากแผนยุทธศาสตร์ส่งเสริมวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมจึงมี ความจำเป็นที่จะต้องคำนึงถึงแนวทางในการสร้างความสามารถในการแข่งขันของ วิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมจากการใช้ประโยชน์จากทรัพย์สินทางปัญญาของ ผู้วางนโยบายเองก็จะต้องให้การสนับสนุน กิจกรรมเพื่อให้เห็นความสำคัญของการผลิต ที่อยู่บทพื้นฐานของความคิดสร้างสรรค์ และใช้ประโยชน์จากความคิดสร้างสรรค์นั้นให้มากขึ้น ไม่ว่าจะมาจากการที่วิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมเป็นผู้ผลิตเอง หรือวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมใช้ประโยชน์จากความคิดสร้างสรรค์ที่มีอยู่แล้วให้ เกิดประโยชน์สูงสุดต่อกระบวนการสร้างความสารถในการแข่งขันของผู้ประกอบการไทย ซึ่งเป็นแรงขับเคลื่อนไปสู่กระบวนการในการพัฒนาประเทศต่อมา

2.3 ทฤษฎีเทคโนโลยี องค์กร และสภาพแวดล้อม

2.3.1 กรอบแนวคิด เทคโนโลยี-องค์กร-สิ่งแวดล้อม

เทคโนโลยีสารสนเทศนับเป็นปัจจัยสำคัญที่ช่วยเสริมสร้างประสิทธิภาพและประสิทธิผลในการดำเนินงานขององค์กร อย่างไรก็ตาม ประโยชน์ของเทคโนโลยีจะเกิดขึ้นได้อย่างแท้จริงก็ต่อเมื่อบุคลากรและองค์กรมีการยอมรับ และนำเทคโนโลยีดังกล่าวไปใช้อย่างแพร่หลายภายในองค์กร ด้วยเหตุนี้ การศึกษาการยอมรับเทคโนโลยีจึงมีความสำคัญอย่างยิ่ง โดยการยอมรับเทคโนโลยีสามารถพิจารณาได้ทั้งในระดับบุคคลและระดับองค์กร (Oliveira & Martins, 2011) กรอบแนวคิดเทคโนโลยี–องค์กร–สิ่งแวดล้อม เป็นแนวคิดที่พัฒนาโดย Tornatzky และ Fleischer ในปี ค.ศ.1990 (ฐิตารีย์, 2564) โดยมุ่งอธิบายกระบวนการตัดสินใจขององค์กรในการนำเทคโนโลยีมาใช้ กรอบแนวคิดดังกล่าวประกอบด้วยปัจจัยหลัก 3 ด้าน ได้แก่ ปัจจัยด้านเทคโนโลยี ปัจจัยด้านองค์กร และปัจจัยด้านสิ่งแวดล้อม ซึ่งสามารถใช้ในการอธิบายการยอมรับและการนำเทคโนโลยีหลากหลายรูปแบบไปประยุกต์ใช้ในองค์กร ตลอดจนสามารถปรับใช้ได้กับหลายอุตสาหกรรมและบริบททางวัฒนธรรมที่แตกต่างกัน (AlSharji, Ahmad, & Bakar, 2018) ทั้งนี้ ปัจจัยย่อยภายใต้แต่ละองค์ประกอบของกรอบแนวคิดเทคโนโลยี–องค์กร–สิ่งแวดล้อม อาจมีความแตกต่างกันไปตามบริบท

ขององค์กร ลักษณะของเทคโนโลยี และวัตถุประสงค์ของการศึกษาในงานวิจัยแต่ละชิ้น (Oliveira &Martins, 2011) จากการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องพบว่า มีนักวิจัยจำนวนมากได้นำกรอบแนวคิดเทคโนโลยี–องค์กร–สิ่งแวดล้อมไปใช้ในการศึกษาการยอมรับเทคโนโลยีในระดับองค์กร ตัวอย่างเช่น (Abed, 2020) ได้ศึกษาการยอมรับโซเชียลคอมเมิร์ซในวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (Qashou & Saleh 2018) ได้ศึกษาการยอมรับและการใช้งานตลาดอิเล็กทรอนิกส์ในธุรกิจร้านอาหารขนาดกลางและขนาดย่อม และ (Wang et. Al., 2016) ศึกษาการยอมรับระบบการจองโรงแรมผ่านทางโทรศัพท์ เป็นต้น ดังนั้น ในการวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยจึงกำหนดความหมายของกรอบแนวคิดเทคโนโลยี–องค์กร–สิ่งแวดล้อม จึงเป็นที่ยอมรับว่าเป็นชุดของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับเทคโนโลยีขององค์กร ซึ่งประกอบด้วยปัจจัยด้านเทคโนโลยี ปัจจัยด้านองค์กร และปัจจัยด้านสิ่งแวดล้อม (ฐิตารีย์, 2564)

2.3.1.1 ปัจจัยด้านเทคโนโลยี

ปัจจัยด้านเทคโนโลยี หมายถึง การนำความรู้และเทคนิคที่เกี่ยวข้องกับการทำงานมาประยุกต์ใช้ในการดำเนินภารกิจและกิจกรรมต่าง ๆ เพื่อให้เกิดประโยชน์ต่อการดำรงชีวิตของมนุษย์สำหรับกรอบแนวคิดเทคโนโลยี–องค์กร–สิ่งแวดล้อม ปัจจัยด้านเทคโนโลยียังครอบคลุมถึงเทคโนโลยีที่องค์กรกำลังนำมาใช้ เทคโนโลยีที่มีอยู่ และเป็นที่รับรู้ว่ามีประโยชน์แต่ยังไม่ได้ถูกนำมาใช้งาน รวมถึงเทคโนโลยีที่มีแนวโน้มจะถูกนำมาใช้ในอนาคต (Qashou & Saleh, 2018) ทั้งนี้ยังรวมถึงเทคโนโลยีทั้งภายใน และภายนอกองค์กรที่มีความเกี่ยวข้องกับการดำเนินงานขององค์กรโดยตรง (Oliveira & Martins, 2011) จากการทบทวนวรรณกรรมพบว่า ปัจจัยย่อยของปัจจัยด้านเทคโนโลยีอาจมีความแตกต่างกันไป ขึ้นอยู่กับบริบทขององค์กรและลักษณะของเทคโนโลยีที่นำมาศึกษาในแต่ละงานวิจัย

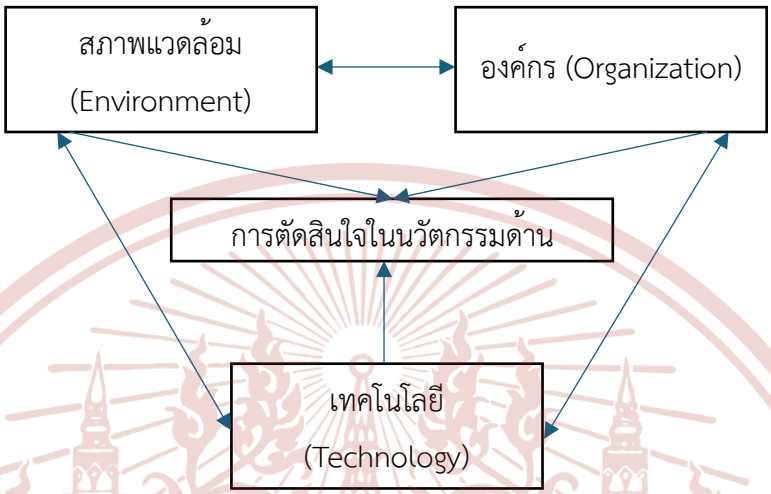
2.3.2.2 ปัจจัยด้านองค์กร

ปัจจัยด้านองค์กร หมายถึง ปัจจัยที่สะท้อนลักษณะ และศักยภาพขององค์กร ซึ่งเกี่ยวข้องกับตัวชี้วัดขององค์กร เช่น ขอบเขตการดำเนินงาน ขนาดขององค์กร และโครงสร้างการบริหารจัดการ (Oliveira & Martins, 2011) รวมถึงคุณลักษณะขององค์กร และทรัพยากรต่าง ๆ ที่องค์กรมีอยู่ (Alshamaila, Papagiannidis, & Li, 2013) จากการทบทวนวรรณกรรมพบว่าปัจจัยย่อยของปัจจัยด้านองค์กรมีความหลากหลายและแตกต่างกันไปตามบริบทของงานวิจัยแต่ละเรื่อง

2.3.2.3 ปัจจัยด้านสิ่งแวดล้อม

ปัจจัยด้านสิ่งแวดล้อม หมายถึง สภาพแวดล้อมภายนอกองค์กรที่มีความเกี่ยวข้องกับการดำเนินธุรกิจ ซึ่งประกอบด้วยองค์ประกอบต่าง ๆ เช่น คู่แข่งในอุตสาหกรรมเดียวกัน

การสนับสนุนจากภาครัฐ ผู้ผลิตหรือผู้ให้บริการ แรงกดดันด้านการแข่งขัน กฎระเบียบของรัฐบาล รวมถึงพฤติกรรมและความต้องการของผู้บริโภค (Oliveira & Martins, 2011)



ภาพที่ 2-1 กรอบแนวคิดเทคโนโลยี องค์กร และสภาพแวดล้อม

2.4 การทบทวนวรรณกรรมเกี่ยวกับการเลือกใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์

ในการค้นหาและคัดเลือกวรรณกรรมเพื่อศึกษาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการเลือกใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทย ผู้วิจัยใช้แนวทางการทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบ (Systematic Review) เพื่อรวบรวม วิเคราะห์ และสังเคราะห์องค์ความรู้จากงานวิจัย และเอกสารทางวิชาการที่เกี่ยวข้องอย่างเป็นระบบ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อให้ได้ข้อมูลที่ครอบคลุม และสามารถนำมาใช้เป็นพื้นฐานในการกำหนดตัวแปร กรอบแนวคิด และสมมติฐานของการวิจัย การทบทวนวรรณกรรมมุ่งเน้นงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาใช้ในองค์กร โดยเฉพาะในบริบทของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม ตลอดจนปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับบริบทด้านเทคโนโลยี ด้านองค์กร และด้านสภาพแวดล้อม ตามกรอบแนวคิดเทคโนโลยี-องค์กร-สภาพแวดล้อม (TOE) รวมถึงผลจากการเลือกใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ที่มีต่อประสิทธิภาพขององค์กร ทั้งนี้ กรอบ TOE ประกอบด้วยปัจจัยหลัก 3 ด้าน ได้แก่ ปัจจัยด้านเทคโนโลยี ปัจจัยด้านองค์กร และปัจจัยด้านสิ่งแวดล้อม และสามารถนำมาใช้อธิบายการยอมรับและการนำเทคโนโลยีไปประยุกต์ใช้ในระดับองค์กรได้

ในการดำเนินการสืบค้นวรรณกรรม ผู้วิจัยกำหนดกระบวนการสืบค้นประกอบด้วย 5 ขั้นตอน ได้แก่ 1) การกำหนดขอบเขตการสืบค้น 2) การสร้างกลยุทธ์ในการสืบค้น 3) การเลือกแหล่งข้อมูลที่เหมาะสม 4) การดำเนินการสืบค้น และ 5) การประเมินและคัดเลือกงานวิจัยที่เกี่ยวข้องเพื่อนำมาใช้ในการทบทวนและสังเคราะห์วรรณกรรม

2.4.1 การกำหนดขอบเขตการสืบค้น

การกำหนดขอบเขตการสืบค้นงานวิจัยและวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง ผู้วิจัยดำเนินการสกัดคำสำคัญจากวัตถุประสงค์การวิจัย กรอบแนวคิด และตัวแปรที่ใช้ในการศึกษา โดยงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์สำคัญในการศึกษาปัจจัยการเลือกใช้ปัญญาประดิษฐ์ พัฒนา และทดสอบแบบจำลองเชิงโครงสร้าง และตรวจสอบความตรงตามโครงสร้างของแบบจำลองการตัดสินใจเลือกใช้ปัญญาประดิษฐ์ของ SMEs ในประเทศไทย ดังนั้น ผู้วิจัยจึงกำหนดขอบเขตคำสำคัญสำหรับการสืบค้นออกเป็น 5 กลุ่ม ดังนี้

2.4.1.1 Artificial Intelligence

2.4.1.2 AI Adoption

2.4.1.3 Small and Medium-Sized Enterprises (SMEs)

2.4.1.4 Technology–Organization–Environment (TOE)

2.4.1.5 Enterprise Performance

คำสำคัญดังกล่าวครอบคลุมเทคโนโลยีที่ศึกษา กลุ่มองค์กรเป้าหมาย กรอบทฤษฎี กระบวนการเลือกใช้เทคโนโลยี และผลลัพธ์ด้านประสิทธิภาพองค์กร ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัย

2.4.2 การสร้างกลยุทธ์ในการสืบค้น

ภายหลังจากกำหนดขอบเขตการสืบค้นแล้ว ผู้วิจัยดำเนินการสร้างกลยุทธ์ในการสืบค้นโดยพิจารณาคำพ้อง การตัดคำ คำย่อ คำสัมพันธ์ และการเชื่อมโยงคำค้นด้วยตรรกะบูลีน เพื่อเพิ่มความครอบคลุมและความแม่นยำของผลการสืบค้น ดังรายละเอียดในตารางที่ 2-2

ตารางที่ 2-2 การสร้างกลยุทธ์ในการสืบค้น

คำหลัก	Artificial Intelligence	AI Adoption	SMEs	Technology–Organization–Environment	Enterprise Performance
คำพ้อง	Machine Intelligence	Technology Adoption	Small and Medium-Sized Enterprises	TOE Framework	Organizational Performance
ตัดคำ	Artificial Intelligent	Adopt	Enterprise	Technology / Organize / Environ	Performance
คำย่อ	AI	–	SME / SMEs	TOE	–
คำสัมพันธ์	Machine Learning, Generative AI	Acceptance, Intention to Use	Small Business, Medium Enterprise	Technology Context, Organization Context, Environment Context	Operational Performance, Financial Performance, Customer Performance
ตรรกะบูลีน	Artificial Intelligence OR AI OR Machine Intelligence	AI Adoption OR Technology Adoption OR Acceptance	SMEs OR SME OR Small Business OR Medium Enterprise	Technology–Organization–Environment OR TOE OR TOE Framework	Enterprise Performance OR Organizational Performance OR Operational Performance

การวางกลยุทธ์ในการสืบค้นกำหนดรูปแบบประโยคสำหรับการค้นหา ดังนี้ (X_1 OR X_2 ... OR X_n) AND (Y_1 OR Y_2 ... OR Y_n) โดยที่ X และ Y หมายถึงคำหลักหรือคำที่มีความหมายสัมพันธ์กันในแต่ละกลุ่มของการสืบค้น ทั้งนี้ ผู้วิจัยกำหนดกลยุทธ์ในการสืบค้นจำนวน 2 กลยุทธ์ ดังนี้

กลยุทธ์ที่ 1 ("Artificial Intelligence" OR AI OR "Machine Intelligence") AND ("AI Adoption" OR "Technology Adoption" OR Acceptance OR "Intention to Use") AND ("Small and Medium-Sized Enterprises" OR SME OR SMEs OR "Small Business") AND ("Technology-Organization-Environment" OR TOE OR "TOE Framework") AND ("Enterprise Performance" OR "Organizational Performance" OR "Operational Performance") โดยกลยุทธ์ที่ 1 เป็นการสืบค้นแบบครอบคลุม โดยเชื่อมโยงแนวคิดหลักของงานวิจัยทั้งด้านเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ การเลือกใช้เทคโนโลยี กลุ่มวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม กรอบแนวคิดเทคโนโลยี–องค์กร–สิ่งแวดล้อม และประสิทธิภาพขององค์กร

กลยุทธ์ที่ 2 ("Artificial Intelligence" OR AI) AND ("AI Adoption" OR "Technology Adoption") AND (SME OR SMEs) AND (TOE OR "Technology-Organization-Environment") โดยกลยุทธ์ที่ 2 เป็นการลดจำนวนคำค้นให้มีความกระชับมากขึ้น เพื่อให้สามารถค้นพบงานวิจัยที่ศึกษาการเลือกใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในระดับองค์กรหรือ SMEs ภายใต้กรอบ TOE แม้ว่างานวิจัยบางเรื่องอาจไม่ได้ระบุคำว่า Enterprise Performance ไว้ในชื่อเรื่อง บทคัดย่อ หรือคำสำคัญโดยตรง การกำหนดคำค้นโดยใช้กรอบ TOE มีความสอดคล้องกับงานวิจัยครั้งนี้ เนื่องจากกรอบ TOE ประกอบด้วยปัจจัยสำคัญ 3 ด้าน ได้แก่ ปัจจัยด้านเทคโนโลยี ปัจจัยด้านองค์กร และปัจจัยด้านสิ่งแวดล้อม ซึ่งใช้ในการอธิบายการยอมรับและการนำเทคโนโลยีมาใช้ในระดับองค์กรได้ กลยุทธ์การสืบค้นดังกล่าวอาศัยการค้นหาด้วยคำสำคัญจากฐานข้อมูลทางวิชาการหลายแหล่ง อย่างไรก็ตาม การสืบค้นจากฐานข้อมูลโดยใช้คำสำคัญเพียงอย่างเดียวอาจทำให้พบงานวิจัยเพียงบางส่วน และอาจไม่ครอบคลุมงานวิจัยที่เกี่ยวข้องทั้งหมด ดังนั้น เพื่อให้การทบทวนวรรณกรรมมีความครอบคลุมมากยิ่งขึ้น ผู้วิจัยจึงขยายการสืบค้นด้วยวิธีการติดตามรายการอ้างอิงของบทความที่คัดเลือกได้ (Backward Citation Searching) และการสืบค้นงานวิจัยที่นำบทความดังกล่าวไปอ้างอิงต่อ (Forward Citation Searching) เพื่อค้นหางานวิจัยเพิ่มเติมที่เกี่ยวข้องกับการเลือกใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม

2.4.3 การเลือกแหล่งข้อมูลที่เหมาะสม

การเลือกแหล่งข้อมูลสำหรับการสืบค้นเป็นขั้นตอนสำคัญที่ส่งผลต่อความครอบคลุมและคุณภาพของวรรณกรรมที่นำมาใช้ในการวิจัย ผู้วิจัยพิจารณาเลือกฐานข้อมูลจากความน่าเชื่อถือ ความครอบคลุมของสาขาวิชา ความเกี่ยวข้องกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ ระบบสารสนเทศ การบริหาร

จัดการองค์กร และวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม ตลอดจนความสามารถในการสืบค้นบทความวิจัยในระดับสากล ในการวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยเลือกใช้ฐานข้อมูลออนไลน์จำนวน 3 แหล่ง ได้แก่ ScienceDirect, IEEE Xplore และ Scopus โดยมีรายละเอียดดังนี้

2.4.3.1 ScienceDirect

ScienceDirect เป็นฐานข้อมูลทางวิชาการที่ให้บริการบทความจากวารสาร หนังสือ และเอกสารวิชาการในหลากหลายสาขาวิชา โดยเฉพาะด้านวิทยาศาสตร์ เทคโนโลยี วิศวกรรมศาสตร์ ธุรกิจ การจัดการ และสังคมศาสตร์ จึงเหมาะสำหรับการสืบค้นงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ การเปลี่ยนผ่านทางดิจิทัล การยอมรับเทคโนโลยี และผลการดำเนินงานขององค์กร ในการวิจัยครั้งนี้ ScienceDirect ถูกใช้เป็นแหล่งข้อมูลสำหรับค้นหางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการเลือกใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในองค์กร ปัจจัยด้านเทคโนโลยี ปัจจัยด้านองค์กร ปัจจัยด้านสภาพแวดล้อม และผลจากการนำ AI ไปใช้ต่อประสิทธิภาพทางธุรกิจ

2.4.3.2 IEEE Xplore

IEEE Xplore เป็นฐานข้อมูลทางวิชาการที่เน้นด้านวิศวกรรมศาสตร์ เทคโนโลยีสารสนเทศ วิทยาการคอมพิวเตอร์ ระบบอัจฉริยะ และเทคโนโลยีดิจิทัล โดยรวบรวมทั้งบทความวารสารและบทความจากการประชุมวิชาการฐานข้อมูลดังกล่าวมีความเหมาะสมกับงานวิจัยนี้ เนื่องจากสามารถใช้ค้นหางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ การเรียนรู้ของเครื่อง ระบบอัตโนมัติ เทคโนโลยีดิจิทัล ตลอดจนประเด็นด้านการนำเทคโนโลยีไปใช้ในองค์กร ซึ่งเป็นส่วนสำคัญของบริบทด้านเทคโนโลยีในกรอบ TOE

2.4.3.3 Scopus

Scopus เป็นฐานข้อมูลบรรณานุกรมและฐานข้อมูลดัชนีการอ้างอิงที่ครอบคลุมงานวิจัยจากหลากหลายสาขาวิชา ทั้งด้านวิทยาศาสตร์ เทคโนโลยี ธุรกิจ การจัดการ เศรษฐศาสตร์ และสังคมศาสตร์ อีกทั้งยังสามารถใช้ติดตามความเชื่อมโยงของงานวิจัยผ่านข้อมูลการอ้างอิงสำหรับการวิจัยครั้งนี้ Scopus ถูกใช้เป็นฐานข้อมูลสำคัญในการค้นหางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับ Artificial Intelligence Adoption, SMEs, Technology–Organization–Environment Framework และ Enterprise Performance เนื่องจากหัวข้อการวิจัยมีลักษณะสหสาขาวิชา ครอบคลุมทั้งเทคโนโลยีและการบริหารจัดการองค์กร

2.4.4 การสืบค้น

ภายหลังจากกำหนดกลยุทธ์ในการสืบค้นและเลือกแหล่งข้อมูลที่เหมาะสมแล้ว ผู้วิจัยได้นำชุดคำค้นที่กำหนดไว้ไปใช้ในการสืบค้นบทความวิจัยจากฐานข้อมูล ScienceDirect, IEEE Xplore และ Scopus โดยกำหนดเงื่อนไขให้ครอบคลุมงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการนำเทคโนโลยี

ปัญญาประดิษฐ์มาใช้ในองค์กร โดยเฉพาะในบริบทของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมในการสืบค้น ผู้วิจัยพิจารณาคำค้นจากชื่อเรื่อง (Title) บทคัดย่อ (Abstract) และคำสำคัญ (Keywords) โดยมุ่งเน้นบทความที่มีเนื้อหาเกี่ยวข้องกับ Artificial Intelligence, AI Adoption, SMEs, Technology–Organization–Environment และ Enterprise Performance รวมทั้งแนวคิดหรือปัจจัยย่อยที่สามารถนำมาใช้ในการพัฒนากรอบแนวคิดการวิจัย การกำหนดขอบเขตดังกล่าวสอดคล้องกับงานวิจัยในเล่มซึ่งกำหนดให้การเลือกใช้ AI เป็นตัวแปรที่ได้รับอิทธิพลจาก Technology, Organization และ Environment และเชื่อมโยงกับ Enterprise Performance ผลการสืบค้นบทความจากแต่ละฐานข้อมูลสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 2-3

ตารางที่ 2-3 ผลการสืบค้นบทความวิจัยจากฐานข้อมูล

ลำดับ	ฐานข้อมูล	จำนวนงานวิจัย (บทความ)
1	ScienceDirect	13,051
2	IEEE Xplore	37
3	Scopus	6
	รวม	13,094

2.4.5 การประเมินและคัดเลือกบทความวิจัย

ภายหลังจากการสืบค้นบทความวิจัยจากฐานข้อมูล ScienceDirect, IEEE Xplore และ Scopus ผู้วิจัยดำเนินการประเมิน และคัดเลือกบทความที่มีความเกี่ยวข้องกับวัตถุประสงค์ของการวิจัยเพื่อให้ได้งานวิจัยที่มีคุณภาพ และสามารถนำมาใช้ในการสังเคราะห์ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการเลือกเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์(AI) มาใช้ของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมในประเทศไทยได้อย่างเหมาะสม กระบวนการคัดเลือกบทความดำเนินการอย่างเป็นระบบ โดยเริ่มจากการรวบรวมรายการบทความที่ได้จากฐานข้อมูลทั้งหมด จากนั้นตรวจสอบและตัดรายการที่ซ้ำกันออกก่อนดำเนินการพิจารณาชื่อเรื่อง และบทคัดย่อเพื่อประเมินความเกี่ยวข้องเบื้องต้น สำหรับบทความที่ผ่านการคัดกรองในขั้นตอนดังกล่าว ผู้วิจัยจึงพิจารณาเนื้อหาฉบับเต็ม โดยกำหนดเกณฑ์การคัดเลือกบทความเข้าศึกษา และเกณฑ์การคัดออกเพื่อให้กระบวนการคัดเลือกมีความชัดเจนและสอดคล้องกับวัตถุประสงค์ของการวิจัย

2.4.5.1 เกณฑ์การคัดเลือกบทความเข้าศึกษา (Inclusion Criteria)

ผู้วิจัยกำหนดเกณฑ์การคัดเลือกบทความเข้าศึกษาดังนี้ เป็นบทความวิจัยหรือบทความวิชาการที่ผ่านกระบวนการพิจารณาโดยผู้ทรงคุณวุฒิ เป็นบทความที่มีเนื้อหาเกี่ยวข้องกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) หรือการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาใช้ใน

องค์กรเป็นบทความที่ศึกษาการยอมรับ การเลือกใช้ การนำไปใช้ หรือการประยุกต์ใช้เทคโนโลยี เช่น AI Adoption, Technology Adoption, Technology Acceptance หรือ Intention to Adopt เป็นบทความที่ศึกษาในบริบทของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) หรือองค์กรธุรกิจที่มีลักษณะใกล้เคียงและสามารถนำผลการศึกษามาประยุกต์ใช้กับ SMEs ได้ เป็นบทความที่ศึกษาปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับบริบทด้านเทคโนโลยี ด้านองค์กร และด้านสภาพแวดล้อม หรือมีการประยุกต์ใช้กรอบแนวคิดเทคโนโลยี–องค์กร–สิ่งแวดล้อม (TOE) เป็นบทความที่ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างการนำ AI หรือเทคโนโลยีดิจิทัลมาใช้กับผลการดำเนินงานหรือประสิทธิภาพขององค์กร เช่น Operational Performance, Financial Performance, Customer Performance หรือ Enterprise Performance เป็นบทความที่มีข้อมูลเกี่ยวกับตัวแปร ปัจจัย กรอบแนวคิด แบบจำลอง หรือผลการวิจัยที่สามารถนำมาใช้ในการสังเคราะห์และพัฒนากรอบแนวคิดของการวิจัยครั้งนี้ได้เป็นบทความภาษาอังกฤษหรือภาษาไทยที่สามารถเข้าถึงเนื้อหาฉบับเต็มได้

2.4.5.2 เกณฑ์การคัดบทความออก (Exclusion Criteria)

ผู้วิจัยกำหนดเกณฑ์การคัดบทความออก ดังนี้ บทความที่มีชื่อเรื่องและเนื้อหาไม่เกี่ยวข้องกับการใช้หรือการเลือกใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ บทความที่มุ่งศึกษาเฉพาะการพัฒนาอัลกอริทึม แบบจำลองทางคอมพิวเตอร์ หรือประสิทธิภาพทางเทคนิคของระบบ AI โดยไม่มีประเด็นเกี่ยวกับการยอมรับ การเลือกใช้ หรือการนำเทคโนโลยีไปใช้ในองค์กร บทความที่ศึกษาเฉพาะการยอมรับเทคโนโลยีในระดับบุคคลหรือผู้บริโภค และไม่สามารถเชื่อมโยงกับการตัดสินใจนำเทคโนโลยีมาใช้ในระดับองค์กรได้ บทความที่ไม่มีข้อมูลเกี่ยวกับปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการเลือกใช้เทคโนโลยี หรือไม่มีตัวแปรที่สามารถนำมาใช้ในการสังเคราะห์กรอบแนวคิดการวิจัยได้ บทความที่ซ้ำกันจากการสืบค้นในฐานข้อมูลมากกว่าหนึ่งแหล่งเอกสารที่ไม่ใช่บทความทางวิชาการหรือบทความวิจัย เช่น ข่าว บทความประชาสัมพันธ์ เอกสารโฆษณา บทวิจารณ์ทั่วไป หรือเอกสารที่ไม่มีรายละเอียดของกระบวนการศึกษาอย่างชัดเจนบทความที่ไม่สามารถเข้าถึงเนื้อหาฉบับเต็ม หรือมีข้อมูลไม่เพียงพอสำหรับการประเมินและสังเคราะห์ผลการวิจัยบทความที่มีขอบเขตของเนื้อหาแตกต่างจากวัตถุประสงค์และบริบทของงานวิจัยครั้งนี้อย่างชัดเจน ผลจากการประเมินและคัดเลือกบทความโดยพิจารณาจากเกณฑ์การประเมินคุณสมบัติข้างต้น ทำให้มีบทความที่ถูกนำเข้ามาทบทวน 11 บทความ สามารถแสดงรายละเอียดได้ตามตารางที่ 2-4

ตารางที่ 2-4 การประเมินและคัดเลือกบทความวิจัย เพื่อนำมาทบทวนวรรณกรรม

ลำดับ	ฐานข้อมูล	สืบค้น	จำนวนบทความที่ได้
1	ScienceDirect	13,051	7
2	IEEE Xplore	37	3
3	Scopus	6	1
	รวม	13,094	11

2.4.6 การสังเคราะห์และการสกัดข้อมูล

จากการรวบรวมและคัดเลือกบทความวิจัยที่ผ่านเกณฑ์การประเมินในขั้นตอนก่อนหน้า ผู้วิจัยดำเนินการสังเคราะห์และสกัดข้อมูล เพื่อระบุแนวคิด ทฤษฎี ปัจจัย และตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับการเลือกใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม และนำผลที่ได้มาใช้เป็นพื้นฐานในการกำหนดองค์ประกอบของกรอบแนวคิดการวิจัย การสังเคราะห์ข้อมูลมุ่งพิจารณางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการยอมรับและการเลือกใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence Adoption) ในระดับองค์กร โดยพิจารณาทฤษฎีและกรอบแนวคิดที่ใช้ในการอธิบายการตัดสินใจนำเทคโนโลยีมาใช้ ตลอดจนปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการเลือกใช้เทคโนโลยีและผลที่เกิดขึ้นจากการนำเทคโนโลยีดังกล่าวไปประยุกต์ใช้ในการดำเนินธุรกิจ จากการทบทวนวรรณกรรม พบว่า กรอบแนวคิดเทคโนโลยี–องค์กร–สิ่งแวดล้อม (TOE) มีความเหมาะสมสำหรับการอธิบายการเลือกใช้เทคโนโลยีในระดับองค์กร เนื่องจากครอบคลุมองค์ประกอบที่เกี่ยวข้องกับการตัดสินใจนำเทคโนโลยีมาใช้ใน 3 บริบทหลัก ได้แก่ บริบทด้านเทคโนโลยี บริบทด้านองค์กร และบริบทด้านสภาพแวดล้อม ซึ่งแต่ละบริบทสามารถประกอบด้วยปัจจัยย่อยที่แตกต่างกันตามประเภทของเทคโนโลยี ลักษณะขององค์กร และบริบทของการศึกษา ผู้วิจัยจึงจัดกลุ่มปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการเลือกใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ของ SMEs ออกเป็น 3 กลุ่มหลัก รายละเอียดของผลการสังเคราะห์ปัจจัยและองค์ประกอบที่นำมาใช้ในการพัฒนาแบบจำลองการวิจัย สามารถแสดงได้ดังตารางที่ 2-5

ตารางที่ 2-5 ทฤษฎีและปัจจัยที่สกัดได้จากบทความวิจัย

ลำดับ	บทความวิจัย	TOE	Technology	Organization	Environment	AI Adoption	Enterprise Performance
1	Lorica & Nathan (2019)	✓				✓	
2	Gartner (2019)	✓	✓	✓		✓	
3	Polachowska (2019)		✓	✓		✓	✓
4	Cubic (2020)	✓	✓	✓	✓	✓	✓
5	Octavia et al. (2020)		✓	✓	✓	✓	✓
6	Ulrich, Frank, & Kratt (2021)	✓	✓	✓		✓	✓
7	Kwarteng et al. (2023)		✓	✓	✓	✓	✓
8	Soliman (2024)	✓	✓	✓	✓	✓	✓
9	Salah & Ayyash (2024)	✓	✓	✓	✓	✓	✓
10	Ojha et al. (2023)		✓	✓	✓	✓	✓
11	Nascimento (2022)		✓	✓		✓	

2.5 กรอบงานวิจัย

จากการทบทวนแนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ผู้วิจัยใช้กรอบแนวคิดเทคโนโลยี–องค์กร–สภาพแวดล้อม (TOE) เป็นฐานในการอธิบายการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาใช้ในระดับองค์กร โดยกำหนดปัจจัยหลัก 3 ด้าน ได้แก่ ปัจจัยด้านเทคโนโลยี (Technology) ปัจจัยด้านองค์กร (Organization) และปัจจัยด้านสภาพแวดล้อม (Environment) ให้เชื่อมโยงกับการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาใช้ของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs' AI Adoption) และเชื่อมโยงกับผลการดำเนินงานขององค์กร (Enterprise Performance) ตามตรรกะของกรอบ TOE และวรรณกรรมด้านการประยุกต์ใช้ AI ในองค์กร (Tornatzky & Fleischer, 1990; Oliveira & Martins, 2011). ประเด็นสำคัญในการพัฒนาแบบจำลองเชิงประจักษ์ของการศึกษาครั้งนี้ คือ การกำหนดรูปแบบความสัมพันธ์ระหว่างโครงสร้างหลักกับตัวชี้วัดให้สอดคล้องกับนิยามเชิงแนวคิดและธรรมชาติของตัวแปร มิใช่กำหนดทิศทางของลูกศรตามความสะดวกของโปรแกรมหรือผลทางสถิติ ภายหลังการพิจารณาความหมายขององค์ประกอบและข้อเสนอแนะจากการสอบ ผู้วิจัยกำหนดโครงสร้างหลักทั้ง 5 โครงสร้างเป็นตัวแปรประกอบเชิงก่อรูป (composite-formative constructs) กล่าวคือ ตัวชี้วัดแต่ละตัวแทนองค์ประกอบที่มีเนื้อหาแตกต่างกันและร่วมกันกำหนดความหมายของโครงสร้างหลัก

ดังนั้น ทิศทางการวัดจึงกำหนดจากตัวชี้วัดเข้าสู่โครงสร้าง (indicator to construct) และประมาณค่าน้ำหนักด้วย Mode B ใน PLS-SEM (Diamantopoulos & Winklhofer, 2001; Jarvis et al., 2003; Henseler, 2017; Hair et al., 2020) การใช้คำว่า composite formative ในงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเน้นความสัมพันธ์เชิงนิยามหรือเชิงองค์ประกอบระหว่างตัวชี้วัดกับโครงสร้าง ไม่ได้หมายความว่าตัวชี้วัดทุกตัวเป็นสาเหตุเชิงเหตุผลของโครงสร้างในความหมายทางทดลอง Henseler (2017) แยก composite measurement ออกจาก causal-formative measurement โดยชี้ว่า composite เกิดจากการกำหนดให้ชุดองค์ประกอบรวมกันเป็นสิ่งที่ต้องการวัด ขณะที่ causal-formative หมายถึงตัวชี้วัดที่เป็นสาเหตุของตัวแปรแฝง ดังนั้น การศึกษานี้จึงใช้แนวคิด composite-formative หรือ Mode B เป็นหลักเพื่อหลีกเลี่ยงการตีความเชิงสาเหตุเกินกว่าการออกแบบการวิจัยแบบภาคตัดขวางจะรองรับได้

2.5.1 หลักการกำหนดรูปแบบการวัดแบบ Composite หรือ Formative

การกำหนดรูปแบบการวัดเป็นขั้นตอนเชิงทฤษฎีที่ต้องดำเนินการก่อนการประมาณค่าโมเดล เนื่องจากการระบุแบบจำลองการวัดผิดประเภท (measurement model misspecification) อาจทำให้ค่าสัมประสิทธิ์ ความหมายของตัวแปร และข้อสรุปของโมเดลคลาดเคลื่อนได้ (Jarvis et al., 2003) ในแบบสะท้อน (reflective measurement) โครงสร้างเป็นตัวก่อให้เกิดความแปรผันร่วมของตัวชี้วัด จึงคาดว่าตัวชี้วัดจะสัมพันธ์กันและสามารถทดแทนกันได้ในระดับหนึ่ง ตรงกันข้ามในแบบ composite หรือ formative ตัวชี้วัดทำหน้าที่เป็นส่วนประกอบของโครงสร้าง แต่ละตัวอาจมีเนื้อหาแตกต่างกัน การตัดตัวชี้วัดออกอาจเปลี่ยนขอบเขตความหมายของโครงสร้าง และไม่จำเป็นต้องมีความสัมพันธ์กันในระดับสูง (Diamantopoulos & Winklhofer, 2001; Jarvis et al., 2003)

ตารางที่ 2-6 หลักการกำหนดรูปแบบการวัดแบบ Composite Formative

ประเด็น	Reflective	Composite Formative	การกำหนดในงาน วิจัย
ทิศทางเชิงแนวคิด	Construct ⟶ Indicator	Indicator ⟶ Construct	งานนี้เลือก Indicator ⟶ Construct
ความสามารถในการทดแทนกัน	โดยทั่วไปควรทดแทนกันได้ บางส่วน	ไม่จำเป็นต้องทดแทนกัน	องค์ประกอบ TOE แต่ละด้านมีสาระต่าง กัน
ผลของการตัดตัวชี้วัด	อาจไม่เปลี่ยนความหมายมาก หากยังครอบคลุมโดเมน	อาจทำให้โดเมนของ construct เปลี่ยน	ระวังการตัดรายการ วัด
ความสัมพันธ์ระหว่างตัวชี้วัด	คาดหวังความแปรผันร่วม	ไม่จำเป็นต้องสัมพันธ์สูง	ไม่ใช้ internal consistency เป็นเกณฑ์หลัก
การประมาณใน SmartPLS	Mode A โดยทั่วไป	Mode B โดยทั่วไป	Mode B

2.5.1.1 ความแตกต่างระหว่าง Composite Measurement กับ Causal-Formative Measurement

เพื่อให้การตีความมีความรัดกุม การศึกษานี้แยกการประกอบขึ้นเป็นโครงสร้างออกจาก การเป็นสาเหตุของโครงสร้างอย่างชัดเจน โดย composite measurement เป็นความสัมพันธ์เชิงนิยาม (definitional relation) กล่าวคือ โครงสร้างถูกนิยามจากการรวมองค์ประกอบที่กำหนดไว้ ส่วน causal-formative measurement เป็นความสัมพันธ์ที่ตัวชี้วัดเป็นปัจจัยเชิงสาเหตุของตัวแปรแฝง (Henseler., 2017) โครงสร้าง TEC, ORG, ENV, SAA และ ENP ในงานวิจัยนี้ถูกกำหนดในลักษณะ composite formative เพราะแต่ละโครงสร้างเป็นนามธรรมที่ผู้วิจัยนิยามจากชุดองค์ประกอบที่ครอบคลุมโดเมนตามวรรณกรรม ตัวอย่างเช่น TEC ถูกประกอบจากความเข้ากันได้ ความพร้อมทางเทคโนโลยี และความเหมาะสมของ AI ซึ่งแต่ละองค์ประกอบให้สารสนเทศคนละด้าน. การกำหนดเช่นนี้ช่วยหลีกเลี่ยงปัญหาที่เกิดขึ้นเมื่อใช้ตรรกะ reflective กับองค์ประกอบที่มิได้เป็นผลสะท้อนของสาเหตุร่วมเดียวกัน เช่น การสนับสนุนจากภาครัฐ แรงกดดันจากการแข่งขัน และแรงกดดันจากลูกค้าอาจเปลี่ยนแปลงอย่างอิสระต่อกัน แต่ยังร่วมกันนิยามสภาพแวดล้อมที่องค์กรเผชิญ หากบังคับให้ทั้งสามเป็น reflective indicators จะเกิดข้อสมมติว่าการเปลี่ยนแปลงของ ENV เป็นสาเหตุให้ทั้งสามตัวชี้วัดเคลื่อนไหวร่วมกัน ซึ่งไม่สอดคล้องกับธรรมชาติขององค์ประกอบภายนอกองค์กรในงานนี้

2.5.1.2 เหตุผลที่ไม่กำหนดเป็น Higher-Order Construct ในแบบจำลองขั้นสุดท้าย

ในระยะการพัฒนาเครื่องมือ ผู้วิจัยใช้คำว่าองค์ประกอบย่อยเพื่อแสดงขอบเขตเชิงเนื้อหาของแต่ละโครงสร้าง เช่น Compatibility, Technology Readiness และ AI Compatibility ภายใต้ Technology หรือ Operational, Financial และ Customer Performance ภายใต้ Enterprise Performance อย่างไรก็ตาม องค์ประกอบย่อยจำนวนมากเหลือรายการวัดเพียงหนึ่งรายการภายหลังการตรวจสอบเครื่องมือและการสำรวจนำร่อง จึงไม่เหมาะที่จะยกทุกองค์ประกอบขึ้นเป็น lower-order latent construct แล้วสร้าง higher-order construct เนื่องจากการประเมินคุณภาพของ lower-order constructs ที่มีตัวชี้วัดเดียวมีข้อจำกัด และจะทำให้ความซับซ้อนของโมเดลสูงขึ้นโดยมิได้เพิ่มสารสนเทศเชิงประจักษ์อย่างเพียงพอ (Becker et al., 2012; Sarstedt et al., 2019) ดังนั้น แบบจำลองขั้นสุดท้ายจึงรักษาโครงสร้างหลัก 5 โครงสร้างไว้ที่ระดับเดียว และนำรายการวัดที่คงเหลือมาเป็นองค์ประกอบเชิงก่อรูปของแต่ละ composite โดยตรง วิธีนี้สอดคล้องกับจุดมุ่งหมายของงานวิจัยที่ต้องการประเมินภาพรวม ของ Technology, Organization, Environment, SMEs’ AI Adoption และ Enterprise Performance จาก

องค์ประกอบต่างมิติ มิได้มุ่งทดสอบความสัมพันธ์ระหว่าง lower-order constructs กับ higher-order constructs แยกต่างหาก

2.5.2 ปัจจัยด้านเทคโนโลยี (Technology)

ปัจจัยด้านเทคโนโลยีในงานวิจัยนี้หมายถึงระดับความเอื้อของบริบทเทคโนโลยีต่อการประยุกต์ใช้ AI ซึ่งถูกนิยามจากองค์ประกอบ 3 ด้าน ได้แก่ Compatibility (COM), Technology Readiness (TR) และ AI Compatibility (AIC) โดย COM สะท้อนความสามารถของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ในการทำงานร่วมกับระบบ และกระบวนการเดิม ในขณะที่ TR สะท้อนความพร้อมของโครงสร้างพื้นฐานและทรัพยากรทางเทคโนโลยี และ AIC สะท้อนความเหมาะสมของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) กับลักษณะธุรกิจและความต้องการขององค์กร องค์ประกอบทั้งสามมิได้เป็นสิ่งทดแทนกันการขาดองค์ประกอบหนึ่งอาจทำให้ความหมายของ TEC เปลี่ยน จึงกำหนดเป็นให้ COM, TR และ AIC ร่วมกันกำหนด TEC

2.5.3 ปัจจัยด้านองค์กร (Organization)

ปัจจัยด้านองค์กรหมายถึงความพร้อมและศักยภาพภายในองค์กรในการสนับสนุนการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้โดยประกอบจาก Top Management Support (TMS), Organizational Readiness (OR) และ Employee AI Competency ซึ่งในแบบจำลองขั้นสุดท้ายสะท้อนผ่าน EAC1 และ EAC2 การสนับสนุนของผู้บริหารมิได้ทำให้องค์กรมีทรัพยากรหรือทักษะบุคลากรโดยอัตโนมัติ และองค์กรที่มีทรัพยากรพร้อมอาจยังมีทักษะทางเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ไม่เพียงพอได้ ดังนั้น องค์ประกอบเหล่านี้จึงให้สารสนเทศคนละส่วน และร่วมกันก่อรูป ORG ทั้งนี้ การมีตัวชี้วัด EAC มากกว่าหนึ่งรายการช่วยให้ครอบคลุมความสามารถด้านเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ของบุคลากรมากกว่าหนึ่งพฤติกรรมแต่ในการประเมินแบบ formative จะไม่รวม EAC1 และ EAC2 เป็น reflective subscale แยกต่างหาก

2.5.4 ปัจจัยด้านสภาพแวดล้อม (Environment)

ปัจจัยด้านสภาพแวดล้อมหมายถึงแรงสนับสนุนและแรงกดดันภายนอกที่เกี่ยวข้องกับการนำ AI มาใช้ ประกอบด้วย Government Support (GS), Competitive Pressure (CP) และ Customer Pressure (CUSP) ทั้งสามองค์ประกอบสามารถเปลี่ยนแปลงแยกจากกัน เช่น ภาครัฐอาจมีนโยบายสนับสนุนสูงแม้แรงกดดันจากคู่แข่งขันต่ำ หรือความต้องการของลูกค้าอาจเพิ่มสูงขึ้นโดยไม่เกี่ยวกับมาตรการรัฐ ดังนั้นจึงเหมาะกับการนิยามแบบองค์ประกอบร่วมกันและกำหนด GS, CP และ CUSP ร่วมกันกำหนด ENV

2.5.5 การนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาใช้ของ SMEs (SMEs' AI Adoption)

SMEs' AI Adoption หรือ SAA หมายถึงระดับการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ไปประยุกต์ใช้จริงในการดำเนินธุรกิจ โดยในระยะพัฒนาเครื่องมือผู้วิจัยกำหนดองค์ประกอบเชิงเนื้อหาไว้ 3 ด้าน ได้แก่ AI Usage Intensity, AI Integration และ AI Decision Making แต่ภายหลังการสำรวจนำร่อง รายการวัด AI Integration ไม่คงอยู่ในชุดข้อมูลขั้นสุดท้าย ดังนั้น composite ขั้นสุดท้ายของ SAA จึงถูกนิยามจาก AI Usage Intensity (AUI) และ AI Decision Making (AID) เท่านั้น โดย AUI สะท้อนความต่อเนื่องหรือความเข้มข้นของการใช้ และ AID สะท้อนการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) สนับสนุนการตัดสินใจ การที่ AI Integration ไม่อยู่ในชุดข้อมูลสุดท้ายทำให้ขอบเขตเชิงประจักษ์ของ SAA แคบกว่ากรอบเนื้อหาเริ่มต้น ผู้วิจัยจึงจะระบุข้อจำกัดนี้อย่างโปร่งใสและไม่ตีความว่า SAA ครอบคลุมการบูรณาการการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) เข้ากับทุกระบบงานขององค์กรโดยสมบูรณ์

2.5.6 ผลการดำเนินงานขององค์กร (Enterprise Performance)

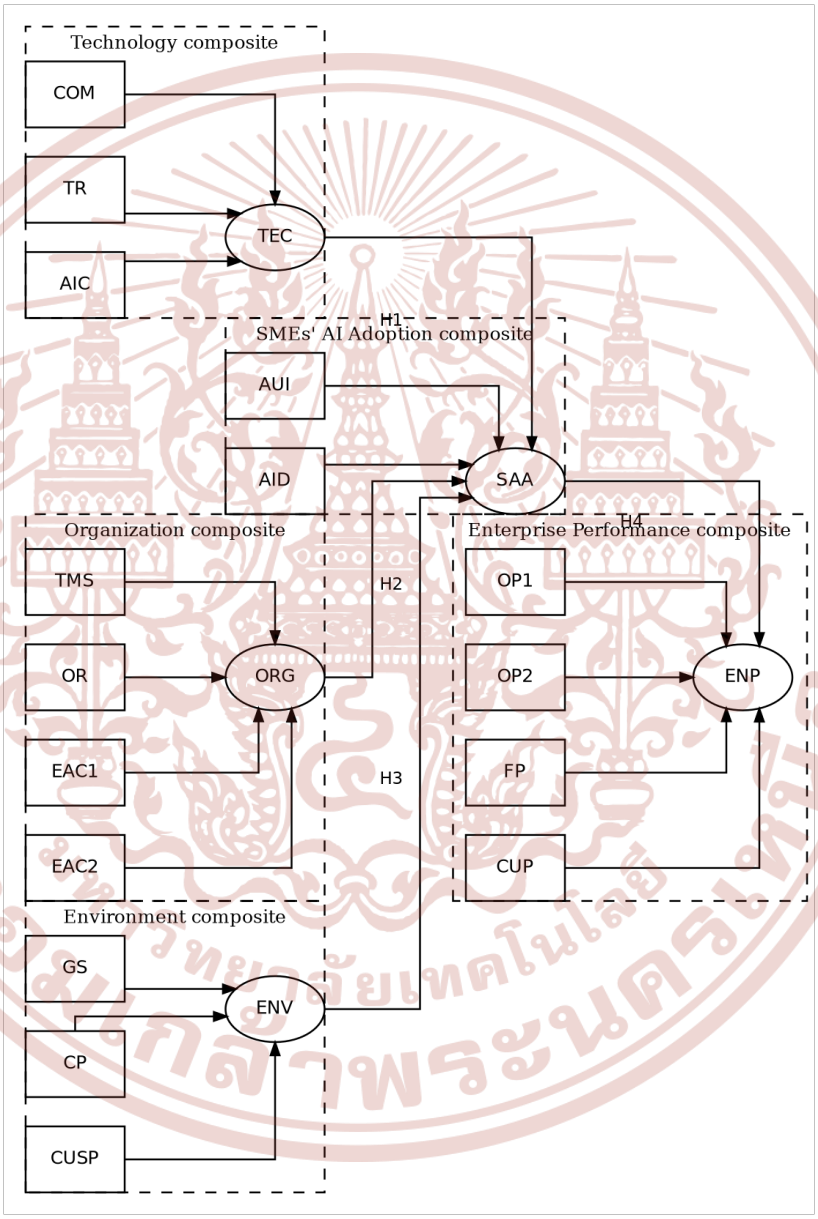
ผลการดำเนินงานขององค์กร หมายถึง ผลลัพธ์ของการดำเนินธุรกิจที่ครอบคลุมหลายมิติในแบบจำลองขั้นสุดท้ายประกอบจาก Operational Performance (OP1 และ OP2), Financial Performance (FP) และ Customer Performance (CUP) ผลการดำเนินงานแต่ละมิติไม่จำเป็นต้องเปลี่ยนแปลงพร้อมกัน เช่น องค์กรอาจลดเวลาและต้นทุนได้ก่อนที่รายได้จะเพิ่ม หรืออาจตอบสนองลูกค้าได้รวดเร็วขึ้นโดยผลทางการเงินยังไม่เปลี่ยนทันที ดังนั้น OP, FP และ CUP จึงเหมาะกับการเป็นองค์ประกอบที่ร่วมกันนิยาม ENP มากกว่าการเป็นผลสะท้อนที่ทดแทนกันได้

2.5.7 สรุปการกำหนดรูปแบบการวัดของโครงสร้างหลัก

ตารางที่ 2-7 การกำหนดรูปแบบการวัดของโครงสร้างหลัก

โครงสร้างหลัก	รหัส	ตัวชี้วัดขั้นสุดท้าย	รูปแบบการวัด	ทิศทาง	โหมด
Technology	TEC	COM, TR, AIC	Composite/Formative	Indicators ⟶ TEC	Mode B
Organization	ORG	TMS, OR, EAC1, EAC2	Composite/Formative	Indicators ⟶ ORG	Mode B
Environment	ENV	GS, CP, CUSP	Composite/Formative	Indicators ⟶ ENV	Mode B
SMEs' AI Adoption	SAA	AUI, AID	Composite/Formative	Indicators ⟶ SAA	Mode B
Enterprise Performance	ENP	OP1, OP2, FP, CUP	Composite/Formative	Indicators ⟶ ENP	Mode B

จากตารางที่ 2-7 แสดงให้เห็นว่า ลูกศรการวัด และลูกศรเชิงโครงสร้าง มีหน้าที่แตกต่างกัน ลูกศรจากตัวชี้วัดเข้าสู่ TEC, ORG, ENV, SAA และ ENP ใช้กำหนดวิธีสร้างคะแนน composite ส่วนลูกศรระหว่าง TEC, ORG, ENV, SAA และ ENP ใช้ทดสอบความสัมพันธ์ตามสมมติฐาน H1–H4 การเปลี่ยนทิศทางการวัดจึงไม่เปลี่ยนทิศทางของสมมติฐานเชิงโครงสร้าง

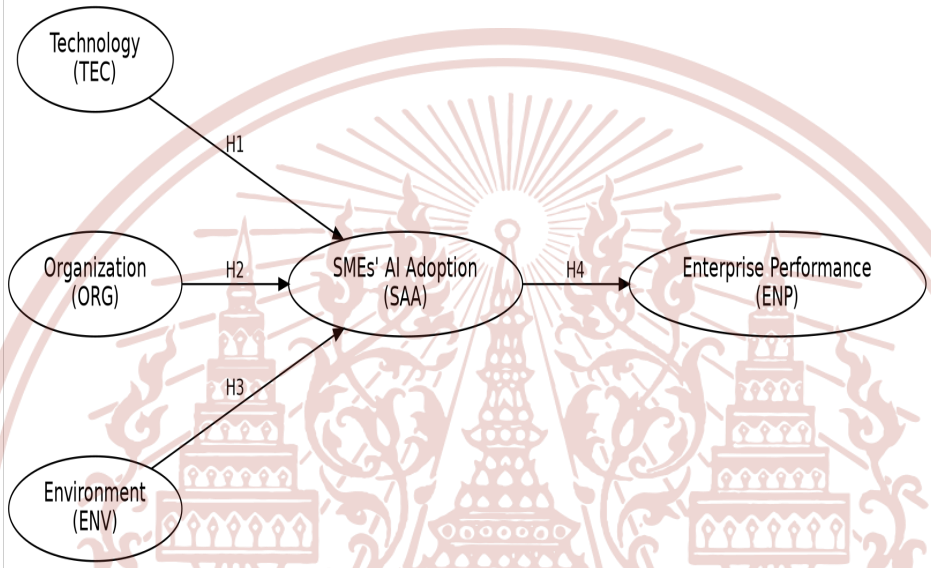


ภาพที่ 2-2 รูปแบบการวัดแบบ Composite Formative ของโครงสร้างหลักทั้ง 5

2.6 โมเดลการวิจัยและสมมติฐานการวิจัย

ภายหลังการกำหนดรูปแบบการวัดแบบ composite formative ผู้วิจัยคงโครงสร้างเชิงทฤษฎีของโมเดลการวิจัยตามกรอบ TOE ไว้เช่นเดิม กล่าวคือ TEC, ORG และ ENV เป็นตัวแปรทำนายของ

SAA และ SAA เป็นตัวแปรทำนาย ENP การปรับ specification ในครั้งนี้เป็นการแก้ไขความสัมพันธ์ระหว่างตัวชี้วัดกับ construct มิใช่การสร้างสมมติฐานใหม่หรือเปลี่ยนทิศทางความสัมพันธ์ระหว่าง constructs



ภาพที่ 2-3 โมเดลเชิงโครงสร้างสำหรับทดสอบสมมติฐาน H1–H4

2.6.1 ปัจจัยด้านเทคโนโลยีกับการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ของ SMEs

ตามกรอบ TOE ความพร้อมและความเหมาะสมของเทคโนโลยีเป็นบริบทสำคัญต่อการตัดสินใจนำเทคโนโลยีใหม่มาใช้ ในการศึกษานี้ TEC ถูกประกอบจาก COM, TR และ AIC จึงสะท้อนทั้งความเข้ากันได้กับระบบเดิม ความพร้อมของโครงสร้างพื้นฐาน และความเหมาะสมของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) กับลักษณะธุรกิจ เมื่อ composite TEC มีระดับสูงขึ้น องค์กรย่อมมีเงื่อนไขทางเทคนิคที่เอื้อต่อการใช้ AI มากขึ้น ดังนั้นกำหนด

1) H1 ปัจจัยด้านเทคโนโลยี (TEC) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อ SMEs’ AI Adoption (SAA)

2.6.2 ปัจจัยด้านองค์กรกับการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ของ SMEs

ORG ถูกประกอบจากการสนับสนุนของผู้บริหาร ความพร้อมขององค์กร และความสามารถด้าน AI ของบุคลากร ซึ่งร่วมกันสะท้อนศักยภาพภายในองค์กร หากองค์ประกอบเหล่านี้เอื้อต่อการเปลี่ยนแปลง องค์กรมีแนวโน้มนำ AI ไปใช้จริงมากขึ้น ดังนั้นกำหนด

1) H2 ปัจจัยด้านองค์กร (ORG) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อ SMEs’ AI Adoption (SAA)

2.6.3 ปัจจัยด้านสภาพแวดล้อมกับการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ของ SMEs

ENV ถูกประกอบจากการสนับสนุนจากภาครัฐ แรงกดดันจากการแข่งขัน และแรงกดดันจากลูกค้า ซึ่งเป็นแรงภายนอกที่สามารถเพิ่มแรงจูงใจและโอกาสในการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ดังนั้นกำหนด

1) H3 ปัจจัยด้านสภาพแวดล้อม (ENV) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อ SMEs' AI Adoption (SAA)

2.6.4 SMEs' AI Adoption กับผลการดำเนินงานขององค์กร

SAA ในแบบจำลองขั้นสุดท้ายสะท้อนจากความเข้มข้นในการใช้และการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) สนับสนุนการตัดสินใจ ขณะที่ ENP ประกอบจากผลด้านการปฏิบัติงาน การเงินและลูกค้า การใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ที่เกิดขึ้นจริงสามารถเชื่อมโยงกับการลดเวลาและต้นทุน เพิ่มประสิทธิภาพ สนับสนุนการตัดสินใจ และยกระดับการตอบสนองลูกค้า ดังนั้นกำหนด

1) H4 SMEs' AI Adoption (SAA) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อ Enterprise Performance (ENP)

ตารางที่ 2-8 สรุปสมมติฐานการวิจัย

สมมติฐาน	ความสัมพันธ์	ข้อความสมมติฐาน
H1	TEC ⟶ SAA	ปัจจัยด้านเทคโนโลยีมีอิทธิพลเชิงบวกต่อการนำ AI มาใช้ของ SMEs
H2	ORG ⟶ SAA	ปัจจัยด้านองค์กรมีอิทธิพลเชิงบวกต่อการนำ AI มาใช้ของ SMEs
H3	ENV ⟶ SAA	ปัจจัยด้านสภาพแวดล้อมมีอิทธิพลเชิงบวกต่อการนำ AI มาใช้ของ SMEs
H4	SAA ⟶ ENP	การนำ AI มาใช้ของ SMEs มีอิทธิพลเชิงบวกต่อผลการดำเนินงานขององค์กร

นอกเหนือจากสมมติฐานหลัก H1–H4 แล้ว โครงสร้างของโมเดลยังทำให้เกิดอิทธิพลทางอ้อมเพิ่มเติม ได้แก่ อิทธิพลของ TEC ต่อ ENP ผ่าน SAA, อิทธิพลของ ORG ต่อ ENP ผ่าน SAA และอิทธิพลของ ENV ต่อ ENP ผ่าน SAA ผู้วิจัยจึงตรวจสอบ Specific Indirect Effects เป็นการวิเคราะห์เพิ่มเติมเพื่ออธิบายกลไกความสัมพันธ์ภายในโมเดล โดยไม่กำหนดเป็นสมมติฐาน H5–H7 และไม่จำแนกประเภทของ mediation เนื่องจากโมเดลไม่ได้กำหนดอิทธิพลทางตรงของ TEC, ORG และ ENV ต่อ ENP

2.6.5 ข้อสรุปเชิงแนวคิดของโมเดล Composite Formative

แบบจำลองฉบับปรับปรุงจึงมีสองระดับความสัมพันธ์ที่ต้องแยกให้ชัดเจน ได้แก่

2.6.5.1 ความสัมพันธ์เชิงองค์ประกอบของ measurement model ซึ่งตัวชี้วัดชี้เข้าสู่ construct และใช้ Mode B เพื่อสร้างคะแนน composite และ

2.6.5.2 ความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างของ structural model ซึ่ง TEC, ORG และ ENV ชี้ไปยัง SAA และ SAA ชี้ไปยัง ENP การกำหนดดังกล่าวทำให้โมเดลสอดคล้องกับนิยามเชิงเนื้อหาขององค์ประกอบที่ไม่สามารถทดแทนกันได้ และตอบวัตถุประสงค์ และสมมติฐานเดิมของงานวิจัย

บทที่ 3
วิธีการดำเนินการวิจัย

จากบทที่ 2 ผู้วิจัยได้พัฒนากรอบแนวคิดโดยใช้กรอบเทคโนโลยี–องค์กร–สภาพแวดล้อม (TOE) เพื่ออธิบายปัจจัยที่สัมพันธ์กับการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาใช้ของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมในประเทศไทย และความสัมพันธ์ระหว่างการนำ AI มาใช้ (SAA) กับผลการดำเนินงานขององค์กร (ENP) บทนี้นำเสนอประชากรและกลุ่มตัวอย่าง การพัฒนาเครื่องมือ การกำหนดแบบจำลององค์ประกอบแบบก่อตัวระดับเดียว ตลอดจนวิธีวิเคราะห์ PLS-SEM ที่ใช้รายงานผลในบทที่ 4 และอภิปรายผลในบทที่ 5

3.1 ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

3.2 ตัวแปรแฝงและเครื่องมือวัด

3.3 วิธีการเก็บข้อมูล

3.4 วิธีการวิเคราะห์ข้อมูล

3.1 ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

3.1.1 ประชากร

ประชากรที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้ ได้แก่ วิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทยที่ดำเนินธุรกิจทั้งภาคการผลิต ภาคการค้า และภาคบริการ ซึ่งจดทะเบียนและดำเนินกิจการตามกฎหมายไทย ผู้ให้ข้อมูลหลัก ได้แก่ เจ้าของกิจการ ผู้บริหารระดับสูง ผู้จัดการทั่วไป ผู้จัดการฝ่ายเทคโนโลยีสารสนเทศ ผู้จัดการฝ่ายดิจิทัล ผู้จัดการฝ่ายปฏิบัติการ หรือผู้ที่มีอำนาจในการตัดสินใจเกี่ยวกับการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ภายในองค์กร ประชากรอ้างอิงเป็นวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมที่ขึ้นทะเบียนกับสำนักงานส่งเสริมวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (สสว.) โดยข้อมูลปี 2567 มีจำนวนมากกว่า 3 ล้านกิจการ (สำนักงานส่งเสริมวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม, 2567) ดังแสดงในตารางที่ 3-1

ตารางที่ 3-1 ประชากร

ลำดับที่	ประเภทวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs)	จำนวน (กิจการ)
1	ภาคการผลิต (Manufacturing Sector)	546,990
2	ภาคการค้า (Trading Sector)	1,037,284
3	ภาคการบริการ (Service Sector)	1,630,996
	รวม	**3,215,270**

3.1.2 กลุ่มตัวอย่าง

3.1.2.1 ขนาดตัวอย่าง (Sample Size)

กลุ่มตัวอย่าง ได้แก่ ผู้ประกอบการหรือผู้บริหารของ SMEs ในประเทศไทยที่องค์กรมีการใช้ AI จริง หรืออยู่ระหว่างวางแผนและเตรียมความพร้อม การกำหนดขนาดตัวอย่างอ้างอิงการวิเคราะห์อำนาจการทดสอบล่วงหน้า และข้อเสนอแนะด้านขนาดตัวอย่างสำหรับ PLS-SEM โดยกำหนดจำนวนขั้นต่ำไว้ 288 หน่วยตัวอย่าง พร้อมเพิ่มเป้าหมายการเก็บเป็น 350 องค์กร เพื่อรองรับข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ ภายหลังตรวจสอบเกณฑ์คัดเข้า ความครบถ้วน และความสอดคล้องของคำตอบ มีข้อมูลที่ใช้วิเคราะห์จริง 319 องค์กร คิดเป็นร้อยละ 91.14 ของเป้าหมายที่กำหนด และสูงกว่าจำนวนขั้นต่ำ ทั้งนี้ เอกสารผลการคำนวณขนาดตัวอย่างควรจัดไว้ในภาคผนวก เพื่อให้สามารถตรวจสอบค่าพารามิเตอร์และทำซ้ำได้

3.1.2.2 ลักษณะของกลุ่มตัวอย่าง

กลุ่มตัวอย่างในการวิจัยครั้งนี้ คือ ผู้บริหารหรือผู้มีอำนาจในการตัดสินใจเกี่ยวกับการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทย ซึ่งเป็นผู้ที่มีความรู้ ความเข้าใจ และมีส่วนร่วมในการกำหนดนโยบาย การวางแผนการลงทุน และการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ภายในองค์กร ผู้ตอบแบบสอบถามต้องมีคุณสมบัติตามเกณฑ์ที่กำหนด เพื่อให้ข้อมูลสามารถสะท้อนสภาพการดำเนินงานและการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ขององค์กรได้อย่างเหมาะสม

3.1.2.2.1 เป็นเจ้าของกิจการ หุ้นส่วน ผู้บริหารระดับสูง ผู้จัดการทั่วไป ผู้จัดการฝ่ายเทคโนโลยีสารสนเทศ ผู้จัดการฝ่ายดิจิทัล ผู้จัดการฝ่ายปฏิบัติการ หรือผู้ที่ได้รับมอบหมายให้รับผิดชอบด้านการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ภายในองค์กร

3.1.2.2.2 เป็นวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ที่ดำเนินธุรกิจในประเทศไทย ตามหลักเกณฑ์การจำแนกของสำนักงานส่งเสริมวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (สสว.)

3.1.2.2.3 องค์กรมีการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในการดำเนินธุรกิจ หรืออยู่ระหว่างการวางแผนและเตรียมความพร้อมในการนำมาใช้

3.1.2.2.4 ผู้ตอบแบบสอบถามมีประสบการณ์ในการปฏิบัติงานหรือดำรงตำแหน่งในองค์กรไม่น้อยกว่า 1 ปี เพื่อให้สามารถประเมินข้อมูลเกี่ยวกับการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) และผลการดำเนินงานขององค์กรได้อย่างเหมาะสม

3.1.2.2.5 ผู้ตอบยินยอมเข้าร่วมการวิจัยและให้ข้อมูลด้วยความสมัครใจ

ตารางที่ 3-2 ลักษณะของกลุ่มตัวอย่าง

ลำดับ	รายการ	รายละเอียด
1	ประเภทผู้ให้ข้อมูล	เจ้าของกิจการ ผู้บริหารระดับสูง ผู้จัดการทั่วไป ผู้จัดการฝ่ายเทคโนโลยีสารสนเทศ ผู้จัดการฝ่ายดิจิทัล ผู้จัดการฝ่ายปฏิบัติการ หรือผู้ที่รับผิดชอบด้านเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI)
2	ประเภทองค์กร	วิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทย
3	ลักษณะธุรกิจ	ภาคการผลิต ภาคการค้า และภาคบริการ
4	คุณสมบัติขององค์กร	เป็นกิจการที่มีการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) หรืออยู่ระหว่างการวางแผนนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในการดำเนินธุรกิจ
5	ประสบการณ์ของผู้ตอบ	ปฏิบัติงานหรือดำรงตำแหน่งในองค์กรไม่น้อยกว่า 1 ปี
6	วิธีการเลือกกลุ่มตัวอย่าง	การสุ่มตัวอย่างแบบเจาะจง (Purposive Sampling)
7	ขนาดกลุ่มตัวอย่างขั้นต่ำ	288 ตัวอย่าง (คำนวณด้วยโปรแกรม G*Power)
8	จำนวนแบบสอบถามที่กำหนดเก็บ	350 องค์กร
9	กลุ่มตัวอย่างที่ใช้วิเคราะห์จริง	319 องค์กร (91.14% ของแบบสอบถามที่ส่งออกไป)
10	ผู้ตอบแบบสอบถาม	ผู้บริหารหรือผู้มีอำนาจตัดสินใจเกี่ยวกับการนำ AI มาใช้ในองค์กร

3.2 ตัวแปรแฝงและเครื่องมือวัด

3.2.1 การทบทวนและสังเคราะห์ปัจจัย

การกำหนดปัจจัยที่ใช้ในการวิจัยดำเนินการจากการทบทวนวรรณกรรม แนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการยอมรับและการนำเทคโนโลยีมาใช้ในระดับองค์กร โดยผู้วิจัยใช้ กรอบแนวคิดเทคโนโลยี องค์กร สภาพแวดล้อม (TOE) เป็นกรอบแนวคิดหลักในการจำแนกปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาใช้ในวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม กรอบแนวคิด TOE อธิบายว่าการนำเทคโนโลยีมาใช้ในระดับองค์กรเป็นผลจากองค์ประกอบสำคัญ 3 ด้าน ได้แก่ ปัจจัยด้านเทคโนโลยี ปัจจัยด้านองค์กร และปัจจัยด้านสภาพแวดล้อม ผู้วิจัยจึงใช้กรอบแนวคิดดังกล่าวเป็นพื้นฐานในการจัดกลุ่มปัจจัยที่ได้จากการทบทวนวรรณกรรม และพิจารณาความสอดคล้องกับบริบทของการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ใน SMEs ของประเทศไทย นอกจากนี้ ผู้วิจัยได้ทบทวนงานวิจัยเกี่ยวกับการยอมรับและการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ตลอดจนการวัดผลการดำเนินงานขององค์กร เพื่อกำหนดตัวแปร SMEs' AI Adoption และ Enterprise Performance สำหรับใช้เป็นตัวแปรในแบบจำลองการวิจัย ผลการสังเคราะห์แหล่งอ้างอิงที่ใช้เป็นพื้นฐานในการพัฒนาตัวแปรและรายการวัด สรุปได้ดังตารางที่ 3-3

ตารางที่ 3-3 การสังเคราะห์ปัจจัยที่ใช้ในการวิจัยจากวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

Construct	Lorica & Nathan (2019)	Gartner (2019)	Polachowska (2019)	Cubic (2020)	Octavia et al. (2020)	Ulrich, Frank, & Kratt (2021)	Kwarteng et al. (2023)	Soliman (2024)	Salah & Ayyash (2024)	Ojha et al. (2023)	Nascimento (2022)
ปัจจัยด้านเทคโนโลยี (Technology)											
Compatibility	✓	✓			✓						✓
Technology Readiness	✓		✓	✓		✓	✓			✓	✓
AI Compatibility			✓						✓		
ปัจจัยด้านองค์กร (Organization)											
Top Management Support		✓		✓	✓					✓	✓
Organizational Readiness						✓		✓			✓
Employee AI Competency								✓			
ปัจจัยด้านสภาพแวดล้อม (Environment)											
Government Support				✓			✓		✓		
Competitive Pressure			✓	✓		✓	✓				
Customer Pressure					✓						
ปัจจัยการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (SMEs' AI Adoption)											
AI Usage Intensity	✓									✓	
AI Integration		✓	✓				✓			✓	

ตารางที่ 3-3 (ต่อ)

Construct	Lorica & Nathan (2019)	Gartner (2019)	Polachowska (2019)	Cubic (2020)	Octavia et al. (2020)	Ulrich, Frank, & Kratt (2021)	Kwarteng et al. (2023)	Soliman (2024)	Salah & Ayyash (2024)	Ojha et al. (2023)	Nascimento (2022)
AI Decision Making						✓			✓		
ประสิทธิภาพองค์กร (Enterprise Performance)											
Operational Performance	✓		✓					✓			
Financial Performance		✓	✓					✓			✓
Customer Performance		✓									

พระจอมเกล้าพระนครเหนือ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยี

3.2.1.1 ปัจจัยที่กำหนดสำหรับแบบจำลองการวิจัย

จากการสังเคราะห์วรรณกรรม ผู้วิจัยกำหนดโครงสร้างหลักสำหรับการทดสอบเชิงประจักษ์จำนวน 5 โครงสร้าง ได้แก่ Technology, Organization, Environment, SMEs' AI Adoption และ Enterprise Performance ขณะที่ในระยะการพัฒนาเครื่องมือได้กำหนดองค์ประกอบเชิงเนื้อหาจำนวน 15 องค์ประกอบเพื่อใช้เป็นฐานในการสร้างและคัดเลือกรายการวัด องค์ประกอบเชิงเนื้อหาเหล่านี้ทำหน้าที่กำหนดขอบเขตของสิ่งที่ต้องการวัด มิได้ถูกกำหนดให้เป็นตัวแปรแฝงแยกต่างหากทุกองค์ประกอบในแบบจำลอง PLS-SEM ขั้นสุดท้าย รายละเอียดแสดงดังตารางที่ 3-4

ตารางที่ 3-4 สรุปปัจจัยและองค์ประกอบที่กำหนดสำหรับการวิจัย

ปัจจัยหลัก	องค์ประกอบ	แหล่งอ้างอิง
Technology	Compatibility	Lorica & Nathan (2019); Octavia et al. (2020); Nascimento (2022)
Technology	Technology Readiness	Lorica & Nathan (2019); Polachowska (2019); Cubic (2020); Ulrich, Frank, & Kratt (2021); Kwarteng et al. (2023); Ojha et al. (2023); Nascimento (2022)
Technology	AI Compatibility	Polachowska (2019); Salah & Ayyash (2024)
Organization	Top Management Support	Gartner (2019); Cubic (2020); Octavia et al. (2020); Ojha et al. (2023); Nascimento (2022)
Organization	Organizational Readiness	Ulrich, Frank, & Kratt (2021); Soliman (2024); Nascimento (2022)
Organization	Employee AI Competency	Soliman (2024)
Environment	Government Support	Cubic (2020); Kwarteng et al. (2023); Salah & Ayyash (2024)
Environment	Competitive Pressure	Polachowska (2019); Cubic (2020); Ulrich, Frank, & Kratt (2021); Kwarteng et al. (2023)
Environment	Customer Pressure	Octavia et al. (2020)
SMEs' AI Adoption	AI Usage Intensity	Lorica & Nathan (2019); Ojha et al. (2023)
SMEs' AI Adoption	AI Integration	Gartner (2019); Polachowska (2019); Kwarteng et al. (2023); Ojha et al. (2023)
SMEs' AI Adoption	AI Decision Making	Ulrich, Frank, & Kratt (2021); Salah & Ayyash (2024)
Enterprise Performance	Operational Performance	Lorica & Nathan (2019); Polachowska (2019); Soliman (2024)
Enterprise Performance	Financial Performance	Gartner (2019); Polachowska (2019); Soliman (2024); Nascimento (2022)
Enterprise Performance	Customer Performance	Gartner (2019)

จากตารางที่ 3-4 ปัจจัยด้านเทคโนโลยี ด้านองค์กร และด้านสภาพแวดล้อมถูกกำหนดเป็นปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อ SMEs’ AI Adoption ขณะที่ SMEs’ AI Adoption ถูกกำหนดเป็นตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อ Enterprise Performance ตามกรอบแนวคิดและสมมติฐานการวิจัยที่พัฒนาขึ้น

3.2.2 โครงสร้างหลักเชิงประกอบและองค์ประกอบเชิงเนื้อหา

แบบจำลองการวิจัยกำหนดโครงสร้างหลักเชิงประกอบจำนวน 5 โครงสร้าง ได้แก่ Technology, Organization, Environment, SMEs' AI Adoption และ Enterprise Performance โดยองค์ประกอบย่อยที่อธิบายในหัวข้อต่อไปนี้ใช้เป็นกรอบเชิงเนื้อหาในการพัฒนารายการวัด สำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลจริง องค์ประกอบย่อยจะไม่ถูกประมาณเป็น latent constructs แยกต่างหาก แต่รายการวัดที่ผ่านกระบวนการตรวจสอบคุณภาพจะถูกกำหนดเป็น observed indicators ของโครงสร้างหลักทั้ง 5 ตามรายละเอียดในหัวข้อ 3.3.5

3.2.2.1 ปัจจัยด้านเทคโนโลยี (Technology)

ปัจจัยด้านเทคโนโลยี หมายถึง คุณลักษณะและความพร้อมของเทคโนโลยีที่สนับสนุนการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ภายในองค์กร ซึ่งสะท้อนถึงความพร้อมของระบบสารสนเทศ โครงสร้างพื้นฐานด้านดิจิทัล และความสามารถในการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ไปใช้ร่วมกับกระบวนการดำเนินงานขององค์กร ประกอบด้วย 3 องค์ประกอบ ได้แก่

3.2.2.1.1 Compatibility หมายถึง ระดับที่เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) สามารถทำงานร่วมกับระบบ งานเดิม กระบวนการดำเนินงาน และโครงสร้างพื้นฐานขององค์กรได้อย่างเหมาะสม

3.2.2.1.2 Technology Readiness หมายถึง ระดับความพร้อมของโครงสร้างพื้นฐานด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ ระบบเครือข่าย ฐานข้อมูล ฮาร์ดแวร์ ซอฟต์แวร์ และทรัพยากรดิจิทัลที่สนับสนุนการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI)

3.2.2.1.3 AI Compatibility หมายถึง ระดับที่เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มีความเหมาะสมกับลักษณะธุรกิจ สามารถตอบสนองความต้องการขององค์กร และสนับสนุนการดำเนินงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ตารางที่ 3-5 รายการวัดปัจจัยด้านเทคโนโลยี

รหัส	รายการวัด	แหล่งอ้างอิง
COM1	เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์สามารถทำงานร่วมกับระบบสารสนเทศเดิมขององค์กรได้	Lorica & Nathan (2019); Octavia et al. (2020); Nascimento (2022)
COM2	การนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาใช้สอดคล้องกับกระบวนการดำเนินงานขององค์กร	Lorica & Nathan (2019); Octavia et al. (2020); Nascimento (2022)
TR1	องค์กรมีโครงสร้างพื้นฐานด้านเทคโนโลยีที่เพียงพอสำหรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์	Lorica & Nathan (2019); Polachowska (2019); Cubic (2020); Ulrich, Frank, & Kratt (2021); Kwarteng et al. (2023); Ojha et al. (2023); Nascimento (2022)
AIC1	เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มีความเหมาะสมกับลักษณะธุรกิจขององค์กร	Polachowska (2019); Salah & Ayyash (2024)

3.2.2.2 ปัจจัยด้านองค์กร (Organization)

ปัจจัยด้านองค์กร หมายถึง ความพร้อมภายในองค์กรในการสนับสนุนการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ทั้งด้านการบริหารจัดการ ทรัพยากร และบุคลากร ประกอบด้วย 3 องค์ประกอบ ได้แก่

3.2.2.2.1 Top Management Support หมายถึง ระดับการให้ความสำคัญ การสนับสนุน และความมุ่งมั่นของผู้บริหารระดับสูงในการส่งเสริมการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ภายในองค์กร ทั้งในด้านการกำหนดนโยบายและทิศทาง การจัดสรรงบประมาณและทรัพยากรที่จำเป็น ตลอดจนการสร้างบรรยากาศและแรงสนับสนุนให้บุคลากรยอมรับและนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในการปฏิบัติงาน (Gangwar et al., 2015)

3.2.2.2.2 Organizational Readiness หมายถึง ระดับความพร้อมขององค์กรในการรองรับการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาใช้ โดยครอบคลุมความพร้อมด้านทรัพยากรทางการเงิน โครงสร้างพื้นฐานด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ ระบบและข้อมูลที่จำเป็น ตลอดจนทรัพยากรและกระบวนการดำเนินงานภายในองค์กร ซึ่งเป็นองค์ประกอบสำคัญที่ช่วยให้องค์กรสามารถนำเทคโนโลยีมาใช้ได้อย่างมีประสิทธิภาพและต่อเนื่อง ทั้งนี้ งานวิจัยด้านการยอมรับเทคโนโลยีในระดับองค์กรพบว่า Organizational Readiness เป็นปัจจัยสำคัญที่เกี่ยวข้องกับความสามารถขององค์กรในการนำเทคโนโลยีใหม่มาใช้ (Gangwar et al., 2015)

3.2.2.2.3 Employee AI Competency หมายถึง ระดับความรู้ ความเข้าใจ ทักษะ และความสามารถของบุคลากรในการเรียนรู้ ใช้งาน และประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ให้เหมาะสมกับลักษณะงาน รวมถึงความสามารถในการใช้ข้อมูล การวิเคราะห์ข้อมูล และการนำ

ผลลัพธ์จาก AI มาใช้สนับสนุนการแก้ไขปัญหาและการตัดสินใจขององค์กร ตลอดจนความสามารถในการปรับตัวและพัฒนาทักษะให้สอดคล้องกับการเปลี่ยนแปลงทางเทคโนโลยี (Jöhnk et al., 2021)

ตารางที่ 3-6 รายการวัดปัจจัยด้านองค์กร

รหัส	รายการวัด	แหล่งอ้างอิง
TMS1	ผู้บริหารให้การสนับสนุนการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้	Zhu et al. (2006)
OR1	องค์กรมีทรัพยากรที่สนับสนุนการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์	Alsheibani et al. (2020)
EAC1	บุคลากรมีความรู้ด้านเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์	
EAC2	บุคลากรสามารถใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ได้	

3.2.2.3 ปัจจัยด้านสภาพแวดล้อม (Environment)

ปัจจัยด้านสภาพแวดล้อม หมายถึง ปัจจัยภายนอกองค์กรที่องค์กรไม่สามารถควบคุมได้โดยตรง แต่มีอิทธิพลต่อการตัดสินใจยอมรับและนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในการดำเนินงาน เช่น นโยบายและการสนับสนุนจากภาครัฐ สภาวะการแข่งขันในอุตสาหกรรม ตลอดจนความต้องการและความคาดหวังของลูกค้า ตามกรอบแนวคิด-เทคโนโลยี-องค์กร - สภาพแวดล้อม (TOE) สภาพแวดล้อมภายนอกถือเป็นบริบทสำคัญที่สามารถกระตุ้นหรือเป็นข้อจำกัดต่อการนำเทคโนโลยีใหม่มาใช้ในระดับองค์กร (Tornatzky & Fleischer, 1990 และ Oliveira & Martins, 2011) สำหรับการศึกษาครั้งนี้ ปัจจัยด้านสภาพแวดล้อมประกอบด้วย 3 องค์ประกอบ ได้แก่ การสนับสนุนจากภาครัฐ แรงกดดันจากการแข่งขัน และแรงกดดันจากลูกค้า ดังนี้

3.2.2.3.1 Government Support หมายถึง ระดับการสนับสนุนและส่งเสริมจากหน่วยงานภาครัฐที่เอื้อต่อการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในองค์กร โดยครอบคลุมนโยบาย กฎหมายและกฎระเบียบที่เหมาะสม การสนับสนุนด้านงบประมาณหรือสิทธิประโยชน์ การพัฒนาโครงสร้างพื้นฐานด้านดิจิทัล ตลอดจนการให้ความรู้ การฝึกอบรม และความช่วยเหลือทางเทคนิคแก่ภาคธุรกิจ การมีสภาพแวดล้อมด้านกฎระเบียบและนโยบายที่สนับสนุนสามารถช่วยลดอุปสรรคและส่งเสริมการยอมรับเทคโนโลยีขององค์กรได้ (Zhu et al., 2006) และงานศึกษาในบริบทของ SMEs ยังชี้ให้เห็นว่าการสนับสนุนจากภาครัฐเป็นองค์ประกอบสำคัญของสภาพแวดล้อมที่เกี่ยวข้องกับการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ (Badghish & Soomro, 2024)

3.2.2.3.2 Competitive Pressure หมายถึง ระดับแรงกดดันที่องค์กรได้รับจากคู่แข่งขันหรือการแข่งขันภายในอุตสาหกรรม ซึ่งกระตุ้นให้องค์กรต้องนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้เพื่อรักษาหรือเพิ่มความสามารถในการแข่งขัน เช่น การเพิ่มประสิทธิภาพการดำเนินงาน การลดต้นทุน การพัฒนาผลิตภัณฑ์และบริการ หรือการตอบสนองต่อตลาดได้รวดเร็วยิ่งขึ้น เมื่อคู่แข่งขันมีการนำเทคโนโลยีใหม่มาใช้ องค์กรอาจเกิดแรงกดดันให้ต้องปรับตัวและนำเทคโนโลยีดังกล่าว

มาใช้เพื่อหลีกเลี่ยงการสูญเสียความสามารถในการแข่งขัน (Zhu et al., 2006 และ Oliveira & Martins, 2011) โดยหลักฐานเชิงประจักษ์ในงานด้านการยอมรับเทคโนโลยีพบว่าแรงกดดันจากการแข่งขันเป็นหนึ่งในปัจจัยภายนอกที่สามารถผลักดันการนำเทคโนโลยีมาใช้ในระดับองค์กรได้

3.2.2.3.3 Customer Pressure หมายถึง ระดับความต้องการ ความคาดหวัง หรือแรงกดดันจากลูกค้าที่ผลักดันให้องค์กรนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการตอบสนองความต้องการของลูกค้า เช่น การให้บริการที่รวดเร็วและแม่นยำมากขึ้น การนำเสนอผลิตภัณฑ์หรือบริการที่ตรงกับความต้องการเฉพาะบุคคล การปรับปรุงประสบการณ์ของลูกค้า และการเพิ่มคุณภาพในการให้บริการ เมื่อลูกค้ามีความคาดหวังต่อการใช้เทคโนโลยีและบริการดิจิทัลเพิ่มสูงขึ้น องค์กรจึงมีแนวโน้มที่จะนำเทคโนโลยีใหม่มาใช้เพื่อรักษาความพึงพอใจและความสัมพันธ์กับลูกค้า รวมทั้งรักษาความสามารถในการแข่งขันในตลาด (Ueki, 2016; N'Dri et al., 2024) ในบริบทของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ใน SMEs งานวิจัยยังพบว่าความต้องการของตลาดและลูกค้ามีความเกี่ยวข้องกับการผลักดันให้องค์กรนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้เพื่อยกระดับขีดความสามารถในการแข่งขัน (Badghish & Soomro, 2024)

ตารางที่ 3-7 รายการวัดปัจจัยด้านสภาพแวดล้อม

รหัส	รายการวัด	แหล่งอ้างอิง
GS1	ภาครัฐมีนโยบายสนับสนุนเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์	Badghish & Soomro (2024)
GS2	ภาครัฐมีโครงการส่งเสริมเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ สำหรับ SMEs	Badghish & Soomro (2024)
CP1	คู่แข่งนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาใช้	Lada et al. (2023)
CUSP1	ความต้องการของลูกค้ากระตุ้นให้ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์	Badghish & Soomro (2024)

3.2.2.4 การยอมรับการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ของ SMEs (SMEs' AI Adoption)

SMEs' AI Adoption หมายถึง ระดับที่องค์กรนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ไปประยุกต์ใช้จริงในการดำเนินธุรกิจ ในระยะการพัฒนาเครื่องมือ ผู้วิจัยกำหนดองค์ประกอบเชิงเนื้อหาเบื้องต้น 3 ด้าน ได้แก่ AI Usage Intensity, AI Integration และ AI Decision Making เพื่อให้ครอบคลุมความเข้มข้นของการใช้ การเชื่อมโยงเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) กับระบบงาน และการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) สนับสนุนการตัดสินใจ ทั้งนี้ การคงไว้ของรายการวัดแต่ละองค์ประกอบในแบบจำลองขั้นสุดท้ายขึ้นอยู่กับผลการตรวจสอบคุณภาพเครื่องมือและการสำรวจนำร่อง

3.2.2.4.1 AI Usage Intensity หมายถึง ระดับหรือความถี่ที่องค์กรนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในการดำเนินงานจริง รวมถึงขอบเขตของกิจกรรมและกระบวนการทาง

ธุรกิจที่มีการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) เข้ามาสนับสนุน การมีเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) เพียงอย่างเดียวจึงยังไม่สะท้อนการยอมรับเทคโนโลยีอย่างสมบูรณ์ แต่ต้องพิจารณาถึงระดับการนำเทคโนโลยีดังกล่าวไปใช้งานจริงและต่อเนื่องในกิจกรรมขององค์กรด้วย แนวคิดเกี่ยวกับการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ในองค์กรจึงสามารถพิจารณาได้จากขอบเขตและความเข้มข้นของการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ไปใช้ในกระบวนการหรือหน้าที่งานต่าง ๆ (Mikalef & Gupta, 2021)

3.2.2.4.2 AI Integration หมายถึง ระดับที่องค์กรสามารถเชื่อมโยงและผสานเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) เข้ากับระบบสารสนเทศ ข้อมูล กระบวนการทำงาน และกิจกรรมทางธุรกิจที่มีอยู่ เพื่อให้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) เป็นส่วนหนึ่งของการดำเนินงานขององค์กรอย่างเป็นระบบ มิใช่เป็นเพียงเครื่องมือที่ถูกนำมาใช้แยกเป็นรายกรณี ทั้งนี้ การสร้างคุณค่าจากเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) จำเป็นต้องอาศัยความสามารถในการประสานและใช้ทรัพยากรที่เกี่ยวข้องกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ร่วมกับทรัพยากรและกระบวนการภายในองค์กร (Mikalef & Gupta, 2021) นอกจากนี้ งานศึกษาเกี่ยวกับ SMEs ยังชี้ให้เห็นว่าแพลตฟอร์มดิจิทัลสามารถช่วยให้องค์กรบูรณาการเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) เข้ากับกระบวนการทางธุรกิจและความสามารถขององค์กรได้ (Wei & Pardo, 2022)

ตารางที่ 3-8 รายการวัดการยอมรับการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์

รหัส	รายการวัด	แหล่งอ้างอิง
AUI1	องค์กรใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เป็นประจำ	Wamba (2022)
AUI2	เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มีบทบาทสำคัญในการดำเนินงาน	Wamba (2022); Ulrich et al. (2021)
AII1	เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชื่อมโยงกับระบบงาน หลัก	Wamba (2022); Mikalef & Gupta (2021)
AID1	เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์สนับสนุนการตัดสินใจ เชิงกลยุทธ์	Cao et al. (2021); Wamba (2022)

3.2.2.5 ผลการดำเนินงานขององค์กร (Enterprise Performance)

ผลการดำเนินงานขององค์กร หมายถึง ระดับความสำเร็จหรือผลลัพธ์ที่องค์กรได้รับจากการดำเนินธุรกิจภายหลังการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาประยุกต์ใช้ซึ่งสามารถสะท้อนได้ทั้งผลลัพธ์ที่เป็นตัวเงิน และไม่เป็นตัวเงิน การประเมินผลการดำเนินงานขององค์กรจึงไม่ควรพิจารณาเฉพาะผลลัพธ์ด้านการเงิน แต่ควรครอบคลุมผลลัพธ์ด้านกระบวนการดำเนินงาน และด้านลูกค้าด้วย ซึ่งสอดคล้องกับแนวคิดการประเมินผลการดำเนินงานแบบหลายมิติของ Kaplan and Norton (1992) ที่ให้ความสำคัญกับทั้งมิติด้านการเงิน ลูกค้า และกระบวนการภายในองค์กร นอกจากนี้ งานวิจัยในบริบทของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์พบว่า ความสามารถและการนำเทคโนโลยี

ปัญญาประดิษฐ์ (AI) ไปใช้ในองค์กรมีความสัมพันธ์กับผลการดำเนินงานขององค์กร โดยเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) สามารถสร้างคุณค่าผ่านการปรับปรุงกระบวนการทำงาน การใช้ข้อมูล และความสามารถขององค์กรในการตอบสนองต่อสภาพแวดล้อมทางธุรกิจ (Mikalef & Gupta, 2021; Wamba, 2022) สำหรับการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยกำหนดผลการดำเนินงานขององค์กรเป็นองค์ประกอบระดับสูงที่ประกอบด้วย 3 ด้าน ได้แก่ ผลการดำเนินงานด้านการปฏิบัติงาน ผลการดำเนินงานด้านการเงิน และผลการดำเนินงานด้านลูกค้า ดังนี้

3.2.2.5.1 Operational Performance หมายถึง ระดับความสำเร็จขององค์กรในด้านประสิทธิภาพและประสิทธิผลของกระบวนการดำเนินงานภายหลังการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) โดยสะท้อนจากความสามารถในการปรับปรุงกระบวนการทำงานเพิ่มประสิทธิภาพและผลิตภาพ ลดระยะเวลาในการดำเนินงาน ลดความผิดพลาด ตลอดจนเพิ่มความรวดเร็วและคุณภาพของการดำเนินงาน การใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) และความสามารถด้านเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) สามารถสนับสนุนการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการองค์กรผ่านการทำงานอัตโนมัติ การสร้างข้อมูลเชิงลึก และการเพิ่มความสามารถในการประมวลผลข้อมูล ซึ่งสามารถนำไปสู่การปรับปรุงผลการดำเนินงานขององค์กรได้ (Mikalef & Gupta, 2021; Mikalef et al., 2023)

3.2.2.5.2 Financial Performance หมายถึง ระดับความสำเร็จขององค์กรในด้านผลลัพธ์ทางการเงินภายหลังการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) เช่น การลดต้นทุนการดำเนินงาน การเพิ่มรายได้ การเพิ่มผลกำไร และการเพิ่มประสิทธิภาพในการใช้ทรัพยากรขององค์กร ทั้งนี้ ผลการดำเนินงานด้านการเงินเป็นมิติสำคัญในการประเมินความสำเร็จขององค์กรควบคู่กับผลลัพธ์ที่ไม่ใช่ตัวเงินตามแนวคิด Balanced Scorecard (Kaplan & Norton, 1992) ขณะเดียวกัน งานวิจัยด้านเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) พบว่าความสามารถและการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ไปใช้สามารถเชื่อมโยงกับผลการดำเนินงานขององค์กร โดยสร้างคุณค่าผ่านการใช้ทรัพยากรเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) และการปรับปรุงความสามารถในการดำเนินธุรกิจ (Mikalef & Gupta, 2021; Wamba, 2022)

3.2.2.5.3 Customer Performance หมายถึง ระดับความสำเร็จขององค์กรในการสร้างผลลัพธ์ที่เกี่ยวข้องกับลูกค้าภายหลังการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) โดยครอบคลุมความสามารถในการตอบสนองความต้องการของลูกค้า การเพิ่มคุณภาพและความรวดเร็วในการให้บริการ การสร้างความพึงพอใจ ตลอดจนการรักษาความสัมพันธ์กับลูกค้า ทั้งนี้ มิติด้านลูกค้าถือเป็นองค์ประกอบสำคัญของการประเมินผลการดำเนินงานขององค์กรตามแนวคิด Balanced Scorecard ซึ่งแยกผลลัพธ์ด้านลูกค้าออกจากผลลัพธ์ทางการเงินและกระบวนการภายในอย่างชัดเจน

(Kaplan & Norton, 1992) นอกจากนี้ Wamba (2022) แสดงให้เห็นว่าการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ไปใช้ในองค์กรมีความสัมพันธ์กับความคล่องตัวด้านลูกค้า (Customer Agility) และผลการดำเนินงานขององค์กร ซึ่งสนับสนุนบทบาทของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ในการเพิ่มความสามารถขององค์กรในการตอบสนองต่อลูกค้าและการเปลี่ยนแปลงของตลาด

ตารางที่ 3-9 รายการวัดผลการดำเนินงานขององค์กร

รหัส	รายการวัด	แหล่งอ้างอิง
OP1	เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ช่วยลดเวลาการดำเนิน งาน	Abdul Wahab & Radmehr (2024)
OP2	เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ช่วยลดต้นทุนการดำเนินงาน	Mishra et al. (2022); Santosa & Surgawati (2024)
FP1	เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ช่วยเพิ่มรายได้	Ardito et al. (2025)
CUP1	เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ช่วยตอบสนองลูกค้าได้รวดเร็วขึ้น	Wamba (2022); Abdul Wahab & Radmehr (2024)

3.2.3 เครื่องมือวัด

การวิจัยใช้แบบสอบถาม (Questionnaire) เป็นเครื่องมือในการเก็บรวบรวมข้อมูลเชิงปริมาณจากผู้ประกอบการ ผู้บริหาร หรือผู้มีอำนาจในการตัดสินใจเกี่ยวกับการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ใน SMEs ของประเทศไทย โดยพัฒนาแบบสอบถามจากการทบทวนวรรณกรรม แนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง และดัดแปลงรายการวัดจากมาตรวัดที่ได้รับการใช้ในงานวิจัยเดิมให้เหมาะสมกับบริบทของ SMEs ในประเทศไทย แบบสอบถามได้รับการตรวจสอบโดยผู้เชี่ยวชาญจำนวน 3 ท่าน เพื่อพิจารณาความเหมาะสมของเนื้อหา และภาษาก่อนดำเนินการตรวจสอบความตรงเชิงเนื้อหา และทดสอบความเชื่อมั่นของเครื่องมือก่อนนำไปเก็บข้อมูลจริงซึ่งใช้รายการวัดความคิดเห็นด้วยมาตรประมาณค่าแบบลิเคิร์ต 7 ระดับ ดังตารางที่ 3-10

ตารางที่ 3-10 มาตรประมาณค่าแบบลิเคิร์ต 7 ระดับ

ระดับคะแนน	ความหมาย
1	เห็นด้วยน้อยที่สุด
2	เห็นด้วยน้อย
3	เห็นด้วยค่อนข้างน้อย
4	เห็นด้วยปานกลาง
5	เห็นด้วยค่อนข้างมาก
6	เห็นด้วยมาก
7	เห็นด้วยมากที่สุด

3.2.4 การตรวจสอบความตรงเชิงเนื้อหาของเครื่องมือวิจัย

ภายหลังจากผู้วิจัยพัฒนาแบบสอบถามจากการทบทวนแนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องแล้ว ได้นำแบบสอบถามฉบับร่างเสนอต่อผู้เชี่ยวชาญจำนวน 3 ท่าน เพื่อประเมินความตรงเชิงเนื้อหา (Content Validity) ของข้อคำถาม โดยพิจารณาความสอดคล้องระหว่างข้อคำถามกับนิยามเชิงปฏิบัติการ วัตถุประสงค์ของการวิจัย และองค์ประกอบของตัวแปรที่ต้องการวัด ผู้เชี่ยวชาญที่ทำหน้าที่ประเมินเครื่องมือเป็นผู้มีความรู้และประสบการณ์ที่เกี่ยวข้องกับระบบสารสนเทศการจัดการ เทคโนโลยีดิจิทัล การวิจัยเชิงปริมาณ หรือการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในองค์กร เพื่อให้การประเมินข้อคำถามมีความเหมาะสมทั้งในด้านเนื้อหา ภาษา และบริบทของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมในประเทศไทย การประเมินความสอดคล้องของข้อคำถามใช้ดัชนีความสอดคล้องระหว่างข้อคำถามกับวัตถุประสงค์หรือองค์ประกอบที่ต้องการวัด (IOC) โดยกำหนดคะแนนการพิจารณาของผู้เชี่ยวชาญ ดังนี้

3.2.4.1 ให้คะแนน +1 เมื่อเห็นว่าข้อคำถามมีความสอดคล้องกับวัตถุประสงค์หรือองค์ประกอบที่ต้องการวัด

3.2.4.2 ให้คะแนน 0 เมื่อไม่แน่ใจว่าข้อคำถามมีความสอดคล้องกับวัตถุประสงค์หรือองค์ประกอบที่ต้องการวัด

3.2.4.3 ให้คะแนน -1 เมื่อเห็นว่าข้อคำถามไม่สอดคล้องกับวัตถุประสงค์หรือองค์ประกอบที่ต้องการวัด

ผู้วิจัยกำหนดเกณฑ์การพิจารณาว่า ข้อคำถามที่มีค่า IOC ตั้งแต่ 0.50 ขึ้นไป ถือว่ามีความสอดคล้องกับวัตถุประสงค์และตัวแปรที่ต้องการวัด และสามารถนำไปใช้ในขั้นตอนต่อไปได้ ส่วนข้อคำถามที่มีค่า IOC ต่ำกว่า 0.50 จะได้รับการพิจารณาปรับปรุงแก้ไขหรือตัดออก โดยพิจารณาร่วมกับข้อเสนอแนะของผู้เชี่ยวชาญภายหลังการประเมิน ผู้วิจัยได้นำข้อเสนอแนะของผู้เชี่ยวชาญมาปรับปรุงถ้อยคำ ความชัดเจน ความเหมาะสมของภาษา และความสอดคล้องของข้อคำถามกับบริบทของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมในประเทศไทย ก่อนนำแบบสอบถามไปดำเนินการสำรวจนำร่อง (Pilot Study) เพื่อทดสอบคุณภาพของเครื่องมือในขั้นตอนต่อไป (รายละเอียดแสดงดัง ภาคผนวก)

3.3 วิธีการเก็บข้อมูล

3.3.1 การคัดเลือกเป็นกลุ่มตัวอย่าง

การคัดเลือกกลุ่มตัวอย่างใช้วิธีการสุ่มตัวอย่างแบบเจาะจง (Purposive Sampling) โดยคัดเลือกผู้ประกอบการ ผู้บริหาร หรือผู้มีอำนาจในการตัดสินใจเกี่ยวกับการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ใน SMEs ของประเทศไทย ตามคุณสมบัติของกลุ่มตัวอย่างที่กำหนดไว้ใน

หัวข้อ 3.1.2 เพื่อให้ผู้ตอบสามารถให้ข้อมูลเกี่ยวกับการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) และผลการดำเนินงานขององค์กรได้อย่างเหมาะสม

3.3.2 การรวบรวมข้อมูล

การรวบรวมข้อมูลใช้แบบสอบถามออนไลน์ โดยกำหนดเป้าหมายการเก็บข้อมูลจำนวน 350 องค์กร ผู้ตอบแบบสอบถามเป็นผู้ประกอบการ ผู้บริหาร หรือผู้มีอำนาจในการตัดสินใจเกี่ยวกับการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในองค์กร งานวิจัยดำเนินการเก็บรวบรวมข้อมูลตั้งแต่เดือนพฤษภาคม พ.ศ. 2569 เมื่อได้รับข้อมูลจากแบบสอบถามทางออนไลน์ ผู้วิจัยทำการลงรหัสและตรวจสอบความครบถ้วนของข้อมูลตามเกณฑ์การคัดเข้า การคัดออก และการถอดถอน เพื่อเตรียมฐานข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์ด้วย PLS-SEM ภายหลังการตรวจสอบมีข้อมูลที่สมบูรณ์สำหรับการวิเคราะห์จำนวน 319 หน่วยตัวอย่าง

3.3.3 การขอจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์

งานวิจัยนี้ดำเนินการเก็บรวบรวมข้อมูล โดยได้ยื่นขอหนังสือรับรองการวิจัยในมนุษย์จากคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ มหาวิทยาลัยนเรศวร เมื่อได้รับอนุมัติแล้วจึงส่งรายละเอียดงานวิจัย และแบบสอบถามไปยังหน่วยงานกลุ่มเป้าหมายโดยแบบสอบถามมีการระบุการยินยอมให้ข้อมูลก่อนเริ่มทำการตอบแบบสอบถาม และขอความอนุเคราะห์จากหน่วยงานในการตอบแบบสอบถามพร้อมให้ข้อมูลสำหรับการติดต่อผู้วิจัยเพื่อสอบถามข้อมูลเพิ่มเติม และให้ข้อมูลแก่อาสาสมัครโดยเขียนวัตถุประสงค์ของงานวิจัยไว้ในแบบสำรวจเพื่อให้ผู้ตอบแบบสำรวจได้ทราบถึงเหตุผลของงานวิจัยและให้ข้อมูลผู้วิจัยไว้ในแบบสำรวจเพื่ออาสาสมัครสามารถสอบถามในประเด็นที่สงสัย ให้ได้รับข้อมูลครบถ้วน สามารถทำความเข้าใจและตัดสินใจอย่างเป็นอิสระก่อนให้ความยินยอมเข้าร่วมในการวิจัยรายละเอียดแสดงในแบบสอบถาม ภาคผนวก ก

3.3.3.1 เกณฑ์การคัดเข้า (Inclusion Criteria)

3.3.3.1.1 ผู้ตอบแบบสำรวจ ยินยอมให้ข้อมูล

3.3.3.1.2 ผู้ตอบแบบสำรวจ เป็นผู้บริหารองค์กรหรือผู้มีอำนาจในการตัดสินใจหรือผู้ที่ได้รับมอบหมายมีบทบาทด้านเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์

3.3.3.1.3 เป็นวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ที่ดำเนินธุรกิจในประเทศไทยตามหลักเกณฑ์ของสำนักงานส่งเสริมวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (สสว.)

3.3.3.1.4 ผู้ตอบแบบสำรวจ มีอายุมากกว่าหรือเท่ากับ 20 ปี

3.3.3.1.5 ต้องเคยใช้หรือกำลังใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ เช่น Google Translate, ChatGPT, ERP, CRM หรืออื่น ๆ ที่มีลักษณะใกล้เคียง

3.3.3.2 เกณฑ์การคัดออก (Exclusion Criteria)

3.3.3.2.1 ผู้ตอบแบบสำรวจ มีอายุน้อยกว่า 20 ปี

3.3.3.2.2 องค์กรที่มีขนาดต่ำกว่า หรือสูงกว่าเกณฑ์การเป็นวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมเนื่องจากไม่ตรงตามเกณฑ์ของการศึกษา

3.3.3.2.3 ผู้ตอบแบบสำรวจ ไม่มีบทบาทด้านการบริหารเทคโนโลยีขององค์กร

3.3.3.3 เกณฑ์การถอดถอน (Withdrawal Criteria)

3.3.3.3.1 ตอบคำถามไม่ครบถ้วน

3.3.3.3.2 ตอบคำถามที่ไม่สอดคล้องกับวัตถุประสงค์ เช่น การตอบคำถามเหมือนกันทุกข้อ เป็นต้น

3.3.4 การสำรวจนำร่อง

ก่อนเก็บรวบรวมข้อมูลจริง ผู้วิจัยดำเนินการสำรวจนำร่อง (Pilot Study) เพื่อประเมินความชัดเจนของข้อคำถาม ความเหมาะสมของภาษา และคุณภาพเบื้องต้นของรายการวัด โดยทดลองใช้แบบสอบถามกับผู้บริหารหรือผู้มีอำนาจในการตัดสินใจเกี่ยวกับการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ใน SMEs ที่มีคุณลักษณะใกล้เคียงกับกลุ่มตัวอย่างจริงจำนวน 30 ราย โดยกลุ่มตัวอย่างจะไม่ถูกนำมาเก็บซ้ำในการเก็บข้อมูลจริงตามแนวทางการทดสอบเครื่องมือเบื้องต้น (Johanson & Brooks, 2010) ผลจากการสำรวจนำร่องถูกใช้เพื่อคัดกรองรายการวัดก่อนการเก็บข้อมูลจริง โดยพิจารณาค่าน้ำหนักของรายการวัดในขั้นต้นร่วมกับความสอดคล้องเชิงเนื้อหา ทั้งนี้เกณฑ์ในขั้นสำรวจนำร่องมีวัตถุประสงค์เพื่อการคัดกรองเครื่องมือ ส่วนการประเมิน Measurement Model จากข้อมูลจริงใช้เกณฑ์ที่เข้มงวดกว่าตามรายละเอียดในหัวข้อ 3.4.1

ตารางที่ 3-11 ผลการตรวจสอบรายการวัดในการสำรวจนำร่อง

องค์ประกอบเชิงเนื้อหา	รายการวัด/ตัวชี้วัด	ค่าความเชื่อมั่นของดัชนีวัด	ผลการประเมิน
Compatibility	COM1	0.351	ไม่ผ่านเกณฑ์
	COM2	0.978	ผ่านเกณฑ์
Technology Readiness	TR1	0.769	ผ่านเกณฑ์
AI Compatibility	AIC1	0.711	ผ่านเกณฑ์
Top Management Support	TMS1	0.910	ผ่านเกณฑ์
Organizational Readiness	OR1	0.695	ผ่านเกณฑ์
Employee AI Competency	EAC1	0.931	ผ่านเกณฑ์
	EAC2	0.964	ผ่านเกณฑ์
Government Support	GS1	0.395	ไม่ผ่านเกณฑ์

ตารางที่ 3-11 (ต่อ)

องค์ประกอบเชิงเนื้อหา	รายการวัด/ตัวชี้วัด	ค่าความเชื่อมั่นของดัชนีวัด	ผลการประเมิน
	GS2	0.781	ผ่านเกณฑ์
Competitive Pressure	CP1	0.721	ผ่านเกณฑ์
Customer Pressure	CUPS1	0.815	ผ่านเกณฑ์
AI Usage Intensity	AUI1	0.381	ไม่ผ่านเกณฑ์
	AUI2	0.812	ผ่านเกณฑ์
AI Integration	AII1	0.219	ไม่ผ่านเกณฑ์
AI Decision Making	AID1	0.892	ผ่านเกณฑ์
Operational Performance	OP1	0.867	ผ่านเกณฑ์
	OP2	0.954	ผ่านเกณฑ์
Financial Performance	FP1	0.677	ผ่านเกณฑ์
Customer Performance	CUP1	0.910	ผ่านเกณฑ์
รวม 15 องค์ประกอบเชิงเนื้อหา	20 ดัชนีชี้วัด		

จากผลการสำรวจนำร่อง พบว่ารายการวัด COM1, GS1, AUI1 และ AII1 มีค่าต่ำกว่าเกณฑ์ที่กำหนด จึงพิจารณาตัดออกก่อนการเก็บข้อมูลจริง การตัด AII1 ส่งผลให้มิติ AI Integration ไม่มีรายการวัดคงเหลือ และไม่ถูกนำเข้าสู่แบบจำลองเชิงประจักษ์ขั้นสุดท้าย ขณะที่มิติอื่นยังมีรายการวัดที่ผ่านการคัดกรอง ส่งผลให้ชุดเครื่องมือสำหรับการเก็บข้อมูลจริงประกอบด้วยองค์ประกอบเชิงเนื้อหา 14 องค์ประกอบ และ observed indicators จำนวน 16 ตัว ทั้งนี้ โมเดล PLS-SEM ขั้นสุดท้ายยังคงประกอบด้วยโครงสร้างหลักเชิงประกอบ 5 โครงสร้างตามกรอบแนวคิดและสมมติฐานในบทที่ 2 ดังตารางที่ 3-12

ตารางที่ 3-12 รายการวัดภายหลังการปรับปรุงเครื่องมือ

องค์ประกอบเชิงเนื้อหา	รายการวัด/ตัวชี้วัด	ค่าความเชื่อมั่นของดัชนีวัด	ผลการประเมิน
Compatibility	COM	0.978	ผ่านเกณฑ์
Technology Readiness	TR	0.769	ผ่านเกณฑ์
AI Compatibility	AIC	0.711	ผ่านเกณฑ์
Top Management Support	TMS	0.910	ผ่านเกณฑ์
Organizational Readiness	OR	0.695	ผ่านเกณฑ์
Employee AI Competency	EAC1	0.931	ผ่านเกณฑ์
	EAC2	0.964	ผ่านเกณฑ์
Government Support	GS	0.781	ผ่านเกณฑ์
Competitive Pressure	CP	0.721	ผ่านเกณฑ์
Customer Pressure	CUPS	0.815	ผ่านเกณฑ์
AI Usage Intensity	AUI	0.812	ผ่านเกณฑ์
AI Decision Making	AID	0.892	ผ่านเกณฑ์
Operational Performance	OP1	0.867	ผ่านเกณฑ์

ตารางที่ 3-12 (ต่อ)

องค์ประกอบเชิงเนื้อหา	รายการวัด/ตัวชี้วัด	ค่าความเชื่อมั่นของดัชนีวัด	ผลการประเมิน
	OP2	0.954	ผ่านเกณฑ์
Financial Performance	FP	0.677	ผ่านเกณฑ์
Customer Performance	CUP	0.910	ผ่านเกณฑ์
รวม 14 องค์ประกอบเชิงเนื้อหา	16 ดัชนีชี้วัด		

3.3.5 การกำหนดแบบจำลองการวัดขั้นสุดท้ายสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูล

ภายหลังการตรวจสอบความตรงเชิงเนื้อหาและการสำรวจนำร่อง ผู้วิจัยกำหนดแบบจำลองการวัดขั้นสุดท้ายเป็น first-order composite–formative model ประกอบด้วยองค์ประกอบเชิงเนื้อหา 14 องค์ประกอบ โครงสร้างหลักเชิงประกอบ 5 โครงสร้าง และตัวชี้วัดสังเกตได้ 16 ตัว โดยตัวชี้วัดชี้เข้าสู่โครงสร้างและประมาณค่าแบบ Mode B ไม่มีการสร้าง lower-order constructs หรือ higher-order construct แยกต่างหาก รหัสบางรายการถูกย่อเป็นรหัสองค์ประกอบเพื่อให้ตรงกับฐานข้อมูลและ SmartPLS 4 โดยไม่เปลี่ยนสาระของข้อคำถาม

ตารางที่ 3-13 การกำหนดโครงสร้างเชิงประกอบและตัวชี้วัดในแบบจำลอง PLS-SEM ขั้นสุดท้าย

โครงสร้างหลักเชิงประกอบ	รหัส	ตัวชี้วัดที่สังเกตได้ในโมเดลสุดท้าย	จำนวนตัวชี้วัด
Technology	TEC	COM, TR, AIC	3
Organization	ORG	TMS, OR, EAC1, EAC2	4
Environment	ENV	GS, CP, CUSP	3
SMEs' AI Adoption	SAA	AUI, AID	2
Enterprise Performance	ENP	OP1, OP2, FP, CUP	4

เนื่องจากแบบจำลองขั้นสุดท้ายเป็น composite–formative การประเมินข้อมูลจริงจึงไม่ใช้ Cronbach’s alpha, rho_A, composite reliability, AVE หรือ HTMT เป็นเกณฑ์หลัก เกณฑ์เหล่านี้ตั้งอยู่บนตรรกะของแบบจำลองเชิงสะท้อนซึ่งคาดหวังให้ ตัวชี้วัดเป็นผลจากสาเหตุร่วมและมีความแปรผันร่วมกัน แต่ตัวชี้วัดในงานนี้ทำหน้าที่ก่อรูปความหมายของ composite และไม่จำเป็นต้องทดแทนกัน การประเมินจึงมุ่งที่ความตรงเชิงเนื้อหา ความครอบคลุมของโดเมน ภาวะร่วมเชิงเส้นของตัวชี้วัด นัยสำคัญของ outer weights และความเกี่ยวข้องเชิงสัมบูรณ์จาก outer loadings ซึ่งตรงกับการรายงานในบทที่ 4

3.4 วิธีการวิเคราะห์ข้อมูล

ข้อมูลที่ผ่านเกณฑ์จำนวน 319 หน่วยตัวอย่างถูกวิเคราะห์ด้วย PLS-SEM ผ่านโปรแกรม SmartPLS 4 แบบจำลองเป็นองค์ประกอบแบบก่อตัวระดับเดียว ใช้ Mode B และไม่มีโครงสร้างลำดับสูง การวิเคราะห์ครอบคลุม อคติจากวิธีการวัดร่วม คุณภาพของแบบจำลองการวัดแบบก่อตัว แบบจำลองโครงสร้าง ความสามารถเชิงอธิบาย ความสามารถเชิงพยากรณ์ ความสอดคล้องของแบบจำลอง และอิทธิพลทางอ้อมเพิ่มเติม โดยพิจารณาหลักฐานหลายด้านร่วมกัน ไม่ตัดสินคุณภาพแบบจำลองจากดัชนีใดดัชนีหนึ่งเพียงค่าเดียว (Hair et al., 2022)

3.4.1 การประเมินแบบจำลองการวัดแบบ Composite–Formative

การประเมินแบบจำลองการวัดแบบก่อตัวเริ่มจากการตรวจสอบความตรงเชิงเนื้อหาและความครอบคลุมของโดเมน จากฐานวรรณกรรม การประเมิน IOC โดยผู้เชี่ยวชาญ และการสำรวจนำร่อง จากนั้นตรวจสอบภาวะร่วมเชิงเส้นของตัวชี้วัด ด้วย Outer VIF และประเมินความสำคัญของตัวชี้วัดด้วย outer weights และ outer loadings จากการทำ bootstrapping แนวทางนี้สอดคล้องกับธรรมชาติของ composite ซึ่งตัวชี้วัดแต่ละรายการอาจให้สารสนเทศคนละด้านและไม่จำเป็นต้องมีความสอดคล้องภายในสูง (Diamantopoulos & Winklhofer, 2001; Hair et al., 2022)

3.4.1.1 การตรวจสอบอคติจากวิธีการวัดร่วม (Common Method Bias)

เนื่องจากข้อมูลส่วนใหญ่เก็บรวบรวมด้วยแบบสอบถามและได้รับข้อมูลจากผู้ให้ข้อมูลหลักของแต่ละองค์กร จึงอาจมีความเสี่ยงต่อการเกิด Common Method Bias ซึ่งเป็นความแปรปรวนที่เกิดจากวิธีการวัดร่วมมากกว่าความสัมพันธ์ที่แท้จริงระหว่างตัวแปร ผู้วิจัยจึงตรวจสอบ Common Method Bias ด้วยแนวทาง Full Collinearity Assessment ตามข้อเสนอของ (Kock, 2015) โดยพิจารณาค่า Full Collinearity Variance Inflation Factor (VIF) ของโครงสร้างในแบบจำลอง (Kock, 2015) เสนอว่าค่า Full Collinearity VIF ที่ไม่เกิน 3.30 สามารถใช้เป็นหลักฐานประกอบว่าปัญหา Common Method Bias ไม่น่าจะอยู่ในระดับรุนแรง ดังนั้น การศึกษาครั้งนี้จึงกำหนดค่า VIF ต่ำกว่า 3.30 เป็นเกณฑ์อ้างอิงในการประเมิน อย่างไรก็ตาม ผลการตรวจสอบดังกล่าวใช้เป็นหลักฐานประกอบในการประเมินความเสี่ยงจาก Common Method Bias ไม่ได้ถือเป็นหลักฐานเพียงประการเดียวในการยืนยันว่าไม่มีอคติจากวิธีการวัดร่วม

3.4.1.2 ความตรงเชิงเนื้อหาและความครอบคลุมของโดเมน

ความตรงเชิงเนื้อหาเป็นหลักฐานพื้นฐานของแบบจำลองแบบก่อตัว เพราะการตัดตัวชี้วัดอาจเปลี่ยนขอบเขตความหมายของ composite ผู้วิจัยกำหนดนิยามและรายการวัดจากวรรณกรรม ตรวจสอบ IOC โดยผู้เชี่ยวชาญ 3 ท่าน และสำรวจนำร่องก่อนกำหนดตัวชี้วัดขั้นสุดท้าย

3.4.1.3 การตรวจสอบภาวะร่วมเชิงเส้นของตัวชี้วัด (Outer VIF)

ค่า Outer VIF ใช้ตรวจสอบว่าตัวชี้วัดแบบก่อตัวมีความซ้ำซ้อนกันจนทำให้ outer weights ไม่เสถียรหรือไม่ ค่า VIF ต่ำกว่า 3.30 ใช้เป็นเกณฑ์อ้างอิงที่เคร่งครัด และค่าต่ำกว่า 5.00 แสดงว่าไม่พบปัญหาภาวะร่วมเชิงเส้นในระดับวิกฤต หากพบค่าสูง ผู้วิจัยต้องพิจารณาความซ้ำซ้อนทางเนื้อหาและเหตุผลทางทฤษฎีร่วมกัน ไม่ตัดตัวชี้วัดจากสถิติเพียงอย่างเดียว (Hair et al., 2022)

3.4.1.4 นัยสำคัญและความเกี่ยวข้องของ Outer Weights และ Outer Loadings

Outer weight แสดงส่วนสนับสนุนเชิงสัมพัทธ์ของตัวชี้วัดต่อ composite ผู้วิจัยประเมินขนาด ทิศทาง ค่า t ค่า p และช่วงความเชื่อมั่น BCa 95% จาก bootstrapping 5,000 ตัวอย่างย่อย หาก weight ไม่มีนัยสำคัญ จะพิจารณา outer loading เพื่อประเมินความเกี่ยวข้องเชิงสัมบูรณ์ร่วมกับความจำเป็นด้านเนื้อหา ตัวชี้วัดที่ loading มีนัยสำคัญและยังจำเป็นต่อการครอบคลุมโดเมน สามารถคงไว้ได้แม้ weight ไม่มีนัยสำคัญ (Hair et al., 2022)

3.4.1.5 หลักการคงไว้หรือตัดตัวชี้วัดแบบก่อตัว

การตัดสินใจคงไว้หรือตัดตัวชี้วัดพิจารณาร่วมกันทั้ง Outer VIF, outer weight, outer loading ความครอบคลุมของโดเมน และเหตุผลทางทฤษฎี ไม่ใช้เกณฑ์ความสอดคล้องภายในของแบบจำลองเชิงสะท้อน ตัวชี้วัดที่ weight ไม่มีนัยสำคัญอาจคงไว้เมื่อ loading มีนัยสำคัญหรือการตัดออกทำให้ความหมายของ composite ไม่ครบถ้วน ส่วนตัวชี้วัดที่ทั้ง weight และ loading ไม่มีนัยสำคัญจะพิจารณาตัดได้เมื่อไม่มีเหตุผลเชิงเนื้อหาที่จำเป็นรองรับ

3.4.2 การประเมินแบบจำลองโครงสร้าง (Structural Model Assessment)

เมื่อแบบจำลองการวัดแบบก่อตัวผ่านการพิจารณาด้านความตรงเชิงเนื้อหา ภาวะร่วมเชิงเส้น และความเกี่ยวข้องของตัวชี้วัดแล้ว ผู้วิจัยจึงประเมินแบบจำลองโครงสร้าง ได้แก่ Inner VIF ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางและนัยสำคัญ ค่า R^2 และ Adjusted R^2 และขนาดอิทธิพล f^2 ทั้งนี้ ข้อมูลเป็นแบบภาคตัดขวาง จึงตีความเป็นความสัมพันธ์ที่สอดคล้องกับกรอบทฤษฎี และหลีกเลี่ยงการสรุปเชิงเหตุและผลเกินขอบเขตของการออกแบบวิจัย

3.4.2.1 การตรวจสอบ Collinearity ระหว่างตัวแปรทำนาย (Inner VIF)

การตรวจสอบ Collinearity ภายในแบบจำลองโครงสร้างพิจารณาจากค่า Inner VIF ของตัวแปรทำนายที่มีต่อ Endogenous Construct เดียวกัน เพื่อพิจารณาว่าตัวแปรทำนายมีความสัมพันธ์กันในระดับที่อาจกระทบต่อการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางหรือไม่ โดย (Hair et al., 2022) เสนอให้พิจารณาค่า VIF ที่ต่ำกว่า 5.00 เป็นเกณฑ์อ้างอิงว่าปัญหา Collinearity ไม่อยู่ในระดับวิกฤต ขณะที่ค่าต่ำกว่านี้ โดยเฉพาะใกล้หรือต่ำกว่า 3 อาจยิ่งสะท้อน

ระดับ Collinearity ที่ต่ำการศึกษาครั้งนี้จึงใช้ค่า VIF < 5.00 เป็นเกณฑ์หลักในการพิจารณาว่าปัญหา Multicollinearity ไม่อยู่ในระดับที่รุนแรงจนส่งผลต่อการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง

3.4.2.2 ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางและการทดสอบสมมติฐาน (Path Coefficients and Hypothesis Testing)

การทดสอบความสัมพันธ์ตามสมมติฐานพิจารณาจากทิศทางและขนาดของค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (Path Coefficient: β) ร่วมกับค่า t-statistic, p-value และช่วงความเชื่อมั่นที่ได้จากการทำ Bootstrapping ตามแนวทางของ (Hair et al., 2022) ผู้วิจัยใช้กระบวนการ Bootstrapping จำนวน 5,000 ตัวอย่างย่อย (Bootstrap Samples) เพื่อประมาณค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานและทดสอบนัยสำคัญของค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง โดยกำหนดระดับนัยสำคัญทางสถิติที่ 0.05 สมมติฐานหลักที่ทดสอบมีจำนวน 4 ข้อ ได้แก่

1) H1- TEC มีอิทธิพลเชิงบวกต่อ SAA
2) H2- ORG มีอิทธิพลเชิงบวกต่อ SAA
3) H3- ENV มีอิทธิพลเชิงบวกต่อ SAA
4) H4- SAA มีอิทธิพลเชิงบวกต่อ ENP

การสนับสนุนสมมติฐานพิจารณาจากทิศทางของค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่สอดคล้องกับสมมติฐานและมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05

3.4.2.3 ค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด (Coefficient of Determination: R^2)

ค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด (R^2) ใช้ประเมินความสามารถเชิงอธิบาย (Explanatory Power) ของแบบจำลอง โดยแสดงสัดส่วนความแปรปรวนของ Endogenous Construct ที่สามารถอธิบายได้จากตัวแปรทำนายในแบบจำลอง ขณะที่ Adjusted R^2 เป็นค่าที่ปรับคำนึงถึงจำนวนตัวแปรทำนายในแบบจำลอง (Hair et al., 2022) การศึกษาครั้งนี้รายงานทั้ง R^2 และ Adjusted R^2 และพิจารณาระดับของ R^2 ตามบริบทของงานวิจัย เนื่องจากระดับ R^2 ที่ถือว่าสูงหรือต่ำอาจแตกต่างกันตามสาขาการศึกษาและลักษณะของปรากฏการณ์ที่ศึกษา (Hair et al., 2022) ทั้งนี้ R^2 ใช้สะท้อน Explanatory Power ของแบบจำลอง ไม่ใช้แทนการประเมินความสามารถในการพยากรณ์ข้อมูลใหม่ (Out-of-Sample Predictive Power) ซึ่งต้องประเมินด้วยวิธีการเฉพาะด้านการพยากรณ์ (Shmueli et al., 2019)

3.4.2.4 ขนาดอิทธิพล (Effect Size: f^2)

การวิเคราะห์ขนาดอิทธิพล (f^2) ใช้ประเมินว่าการตัดตัวแปรทำนายแต่ละตัวออกจากแบบจำลองทำให้ค่า R^2 ของ Endogenous Construct เปลี่ยนแปลงมากน้อยเพียงใด จึงช่วยสะท้อนความสำคัญเชิงปฏิบัติของตัวแปรทำนายนอกเหนือจากการพิจารณานัยสำคัญทางสถิติ

ของค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (Hair et al., 2022) การศึกษาครั้งนี้ใช้เกณฑ์ของ Cohen (1988) โดยค่า f^2 ประมาณ 0.02, 0.15 และ 0.35 เป็นค่าอ้างอิงสำหรับขนาดอิทธิพลระดับเล็ก ปานกลาง และสูง ตามลำดับ ส่วนค่าที่ต่ำกว่า 0.02 พิจารณาว่าต่ำกว่าเกณฑ์ของอิทธิพลระดับเล็ก การใช้ f^2 จึงช่วยแยกความสำคัญในเชิงผลกระทบ (Practical Relevance) ออกจากนัยสำคัญทางสถิติ (Statistical Significance)

3.4.3 การประเมินความสามารถในการพยากรณ์ (Predictive Assessment)

นอกเหนือจากการประเมินความสามารถเชิงอธิบายของแบบจำลองแล้ว การศึกษาครั้งนี้ยังประเมินความสามารถในการพยากรณ์ข้อมูลนอกกลุ่มตัวอย่าง (Out-of-Sample Prediction) เนื่องจากความสามารถในการอธิบายข้อมูลภายในตัวอย่างและความสามารถในการพยากรณ์ข้อมูลใหม่เป็นคุณสมบัติที่แตกต่างกันของแบบจำลอง (Shmueli et al., 2019) ผู้วิจัยใช้วิธี PLSpredict และ Cross-Validated Predictive Ability Test (CVPAT) ร่วมกัน โดย PLSpredict ใช้ประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์ข้อมูลนอกกลุ่มตัวอย่างในระดับตัวชี้วัด ขณะที่ CVPAT ใช้ทดสอบเชิงสถิติว่าความสามารถในการพยากรณ์ของแบบจำลองแตกต่างจากแบบจำลองอ้างอิงหรือแบบจำลองเปรียบเทียบหรือไม่ (Shmueli et al., 2019) และ (Liengaard et al., 2021)

3.4.3.1 PLSpredict

PLSpredict ใช้ 10-fold cross-validation และทำซ้ำ 10 รอบตามการตั้งค่าที่รายงานในบทที่ 4 โปรแกรมสุ่มแบ่งข้อมูลใหม่ในแต่ละรอบและผู้วิจัยไม่ได้กำหนด fixed random seed เนื่องจากหน้าต่างตั้งค่าที่ใช้ไม่แสดงตัวเลือกดังกล่าว ผู้วิจัยพิจารณา Q^2_predict โดยค่ามากกว่า 0 แสดง predictive relevance เมื่อเทียบกับ naïve benchmark และเปรียบเทียบ RMSE กับ MAE ของ PLS-SEM กับ Linear Model (LM) เพื่อประเมินความแม่นยำเชิงพยากรณ์ การมี Q^2_predict มากกว่า 0 เพียงอย่างเดียวไม่เพียงพอสำหรับสรุปว่า PLS-SEM พยากรณ์ดีกว่า LM (Shmueli et al., 2019)

3.4.3.2 Cross-Validated Predictive Ability Test (CVPAT)

ผู้วิจัยใช้ Cross-Validated Predictive Ability Test (CVPAT) ตามแนวทางของ (Liengaard et al., 2021) เพื่อทดสอบเชิงสถิติว่าความสามารถในการพยากรณ์ข้อมูลนอกกลุ่มตัวอย่างของแบบจำลอง PLS-SEM แตกต่างจากแบบจำลองอ้างอิงหรือแบบจำลองเปรียบเทียบอย่างมีนัยสำคัญหรือไม่ การประเมินพิจารณา Average Loss Difference ร่วมกับค่า t-value และ p-value โดยทิศทางของ Average Loss Difference ต้องตีความให้สอดคล้องกับลำดับของแบบจำลองที่โปรแกรมใช้ในการคำนวณ และค่า p-value ใช้พิจารณาว่าความแตกต่างของ Prediction Loss มีนัยสำคัญทางสถิติหรือไม่ (Liengaard et al., 2021) ผลจาก CVPAT ถูกนำ

มาพิจารณาร่วมกับ PLSpredict เพื่อให้การสรุป Predictive Performance ของแบบจำลองมีความรอบด้านมากขึ้น

3.4.4 การประเมินความสอดคล้องของแบบจำลอง (Model Fit Assessment)

การศึกษาครั้งนี้รายงานค่าดัชนีความสอดคล้องของแบบจำลอง ได้แก่ Standardized Root Mean Square Residual (SRMR), Normed Fit Index (NFI), Squared Euclidean Distance (d_ULS) และ Geodesic Distance (d_G) เพื่อใช้เป็นข้อมูลประกอบในการพิจารณาความสอดคล้องระหว่างแบบจำลองที่กำหนดกับข้อมูลเชิงประจักษ์ (Henseler et al., 2016) สำหรับ SRMR ใช้ค่าต่ำกว่า 0.08 เป็นค่าอ้างอิงในการพิจารณาความสอดคล้องของแบบจำลอง ส่วน NFI ใช้ค่าประมาณ 0.90 ขึ้นไป เป็นข้อมูลอ้างอิงประกอบ อย่างไรก็ตาม (Henseler et al., 2016) ระบุว่าการใช้ NFI ในบริบท PLS-SEM โดยเฉพาะแบบจำลองเชิงประกอบควรตีความด้วยความระมัดระวัง จึงไม่ใช้ NFI เป็นเกณฑ์ตัดสินความเหมาะสมของแบบจำลองเพียงดัชนีเดียว สำหรับ d_ULS และ d_G ผู้วิจัยเปรียบเทียบค่า Original Sample กับค่าขอบเขตบนที่ได้จากกระบวนการ Bootstrapping เช่น HI95 และ HI99 เพื่อใช้เป็นหลักฐานประกอบในการประเมินความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลเชิงประจักษ์กับแบบจำลอง (Henseler et al., 2016) อย่างไรก็ตาม แนวทาง PLS-SEM ให้ความสำคัญกับการประเมินคุณภาพของแบบจำลองอย่างรอบด้านมากกว่าการใช้ดัชนี Goodness-of-Fit ค่าใด ค่าหนึ่งเป็นเกณฑ์ตัดสินแบบจำลอง (Hair et al., 2022) ดังนั้น การศึกษาครั้งนี้จึงรายงาน Model Fit เพื่อเป็นข้อมูลประกอบ และพิจารณาร่วมกับคุณภาพของแบบจำลองการวัดความสามารถเชิงอธิบายของแบบจำลองโครงสร้าง และความสามารถในการพยากรณ์

3.4.5 การวิเคราะห์อิทธิพลทางอ้อมเพิ่มเติม (Additional Indirect Effects Analysis)

เนื่องจากแบบจำลองการวิจัยกำหนดเส้นทางอิทธิพลทางอ้อมจากปัจจัยด้านเทคโนโลยี (TEC) ปัจจัยด้านองค์กร (ORG) และปัจจัยด้านสภาพแวดล้อม (ENV) ไปยังผลการดำเนินงานขององค์กร (ENP) โดยมีการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงกลยุทธ์ (SAA) ทำหน้าที่เป็นตัวแปรส่งผ่าน ผู้วิจัยจึงตรวจสอบ Specific Indirect Effects เพิ่มเติมเพื่ออธิบายกลไกการถ่ายทอดอิทธิพลระหว่างโครงสร้างในแบบจำลอง โดยใช้วิธี Bootstrapping ซึ่งเป็นแนวทางที่เหมาะสมในการทดสอบอิทธิพลทางอ้อม เนื่องจากไม่กำหนดสมมติฐานว่าการแจกแจงของผลคูณระหว่างสัมประสิทธิ์เส้นทางต้องเป็นแบบปกติ (Hair et al., 2022) ผู้วิจัยใช้ Bootstrapping จำนวน 5,000 ตัวอย่างย่อย และพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์อิทธิพลทางอ้อม ค่า t-value, p-value และ Bias-Corrected 95% Confidence Interval (BCa 95% CI) โดยช่วงความเชื่อมั่นที่ ไม่ครอบคลุมค่า 0 ใช้เป็นหลักฐานหลักในการสนับสนุนว่ามีอิทธิพลทางอ้อมอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ (Hair et al., 2022) อย่างไรก็ตาม การวิเคราะห์ Specific Indirect Effects ในการศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่ออธิบายกลไกการ

ถ่ายทอดอิทธิพลภายในแบบจำลองเพิ่มเติม ไม่ได้กำหนดเป็นสมมติฐาน H5–H7 และไม่จำแนกผลออกเป็น Full Mediation, Partial Mediation, Complementary Mediation หรือ Competitive Mediation เนื่องจากแบบจำลองตามสมมติฐานไม่ได้ประมาณ Direct Paths จาก TEC, ORG และ ENV ไปยัง ENP ดังนั้น จึงไม่มีฐานในการเปรียบเทียบอิทธิพลทางตรงและอิทธิพลทางอ้อมตามหลักการจำแนกประเภทของการส่งผ่านอิทธิพล

3.4.6 การสรุปผลการทดสอบสมมติฐาน

ผลการทดสอบสมมติฐานของการศึกษาครั้งนี้สรุปเฉพาะสมมติฐานหลัก H1–H4 โดยพิจารณาทิศทางของค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (β) และนัยสำคัญทางสถิติจากกระบวนการ Bootstrapping เป็นเกณฑ์ในการพิจารณาว่าสมมติฐานได้รับการสนับสนุนหรือไม่ได้รับการสนับสนุนตามแนวทางการประเมินแบบจำลองโครงสร้างของ (Hair et al., 2022) สำหรับผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางอ้อมเฉพาะ (Specific Indirect Effects) ของปัจจัยด้านเทคโนโลยี (TEC) ปัจจัยด้านองค์กร (ORG) และปัจจัยด้านสภาพแวดล้อม (ENV) ที่มีต่อผลการดำเนินงานขององค์กร (ENP) โดยมีการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงกลยุทธ์ (SAA) เป็นตัวแปรส่งผ่านจะนำเสนอแยกจากผลการทดสอบสมมติฐานหลักในฐานะการวิเคราะห์เพิ่มเติม เพื่อให้การรายงานผลมีความสอดคล้องกับกรอบแนวคิด สมมติฐานการวิจัย และวิธีการวิเคราะห์ที่กำหนดไว้

ตารางที่ 3-14 ความเชื่อมโยงระหว่างขั้นตอนการวิเคราะห์กับการรายงานผล

ขั้นตอนการวิเคราะห์	ดัชนี/วิธีที่ใช้	เกณฑ์อ้างอิง	แหล่งอ้างอิง
Common Method Bias	Full Collinearity VIF	< 3.30 (หลักฐานประกอบ)	Kock (2015)
Content validity / domain coverage	วรรณกรรม, นิยามเชิงปฏิบัติการ, IOC, pilot	มีหลักฐานความครอบคลุมของโดเมน	Hair et al. (2022)
Indicator collinearity	Outer VIF	< 3.30 แบบเคร่งครัด < 5.00 ไม่วิกฤต	Hair et al. (2022)
Relative contribution	Outer weights, t, p, BCa 95% CI	พิจารณานัยสำคัญและทิศทาง	Hair et al. (2022)
Absolute contribution	Outer loadings, t, p	พิจารณารวมกับ weight และเนื้อหา	Hair et al. (2022)
Indicator retention	VIF + weight + loading + domain coverage	ไม่ตัดจากสถิติเพียงค่าเดียว	Hair et al. (2022)
Structural collinearity	Inner VIF	< 5.00	Hair et al. (2022)
Path coefficients	β, t, p, BCa 95% CI	ทิศทางตามสมมติฐานและ $p < 0.05$	Hair et al. (2022)
Explanatory power	R^2, Adjusted R^2	พิจารณาตามบริบท	Hair et al. (2022)
Effect size	f^2	0.02 / 0.15 / 0.35	Cohen (1988); Hair et al. (2022)
Predictive Relevance	Q^2_predict	> 0	Shmueli et al. (2019)
Prediction Error	RMSE, MAE และ Benchmark	เปรียบเทียบความ คลาดเคลื่อนกับแบบจำลองอ้างอิง	Shmueli et al. (2019)
Predictive Ability	CVPAT Average Loss Difference, t, p	พิจารณาทิศทาง Loss Difference และ $p < 0.05$	Liengaard et al. (2021)
Model Fit	SRMR	< 0.08 เป็นค่าอ้างอิงประกอบ	Henseler et al. (2016)
Model Fit	NFI	≈ 0.90 ขึ้นไป ใช้ประกอบการตีความ	Henseler et al. (2016)
Exact/Discrepancy Fit	d_ULS, d_G	เปรียบเทียบ Original Sample กับ HI95/HI99	Henseler et al. (2016)
Specific Indirect Effects	β_indirect, t, p, BCa 95% CI	BCa 95% CI ไม่ครอบคลุม 0	Hair et al. (2022)
Hypothesis Testing	β และ p-value	ทิศทางตรงตามสมมติฐานและ $p < 0.05$	Hair et al. (2019, 2022)

บทที่ 4
ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

บทนี้นำเสนอผลการวิเคราะห์ข้อมูลจากวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมในประเทศไทย จำนวน 319 องค์กร โดยใช้การสร้างแบบจำลองสมการโครงสร้างด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (Partial Least Squares Structural Equation Modeling: PLS-SEM) ผ่านโปรแกรม SmartPLS 4 แบบจำลองการวัดขั้นสุดท้ายเป็นแบบ Composite–Formative ระดับเดียว ประกอบด้วยโครงสร้างหลัก 5 โครงสร้าง และตัวชี้วัดสังเกตได้ 16 ตัว โดยใช้ Mode B ในการประมาณค่าน้ำหนักภายนอก (outer weights) และไม่มีการกำหนดโครงสร้างลำดับสูง (Higher-Order Construct) โดยการรายงานผลเรียงตามลำดับ ได้แก่ การตรวจสอบและพรรณนาข้อมูล ลักษณะของกลุ่มตัวอย่าง การตรวจสอบอคติจากวิธีการวัดร่วม การประเมินแบบจำลองการวัดแบบ Composite Formative การประเมินแบบจำลองโครงสร้าง การประเมินความสามารถในการพยากรณ์ การประเมินความสอดคล้องของแบบจำลอง การวิเคราะห์อิทธิพลทางอ้อมเพิ่มเติม และการสรุปผลการทดสอบ ทั้งนี้ การประเมิน formative constructs ไม่ใช้ Cronbach’s alpha, rho_A, composite reliability, AVE หรือ HTMT เป็นเกณฑ์หลัก เพราะตัวชี้วัดทำหน้าที่ร่วมกันก่อรูปความหมายของ composite และไม่จำเป็นต้องเกิดจากสาเหตุร่วมเดียวกัน (Diamantopoulos & Winklhofer, 2001; Hair et al., 2022)

4.1 การตรวจสอบข้อมูลและลักษณะของกลุ่มตัวอย่าง

4.2 การตรวจสอบอคติจากวิธีการวัดร่วม

4.3 การประเมินแบบจำลองการวัดแบบ Composite Formative

4.4 การประเมินแบบจำลองโครงสร้าง

4.5 การประเมินความสามารถในการพยากรณ์

4.6 การวิเคราะห์อิทธิพลทางอ้อมเพิ่มเติม

4.7 สรุปผลการวิเคราะห์

4.1 การตรวจสอบข้อมูลและลักษณะของกลุ่มตัวอย่าง

4.1.1 ความครบถ้วนของข้อมูลที่ใช้วิเคราะห์

ผู้วิจัยกำหนดเป้าหมายเก็บข้อมูลจำนวน 350 องค์กร ภายหลังตรวจสอบเกณฑ์คัดเข้า เกณฑ์คัดออก ความครบถ้วน และความสอดคล้องของคำตอบ พบว่ามีแบบสอบถามที่ผ่านเกณฑ์และสามารถนำเข้าสู่การวิเคราะห์ได้จำนวน 319 ฉบับ คิดเป็นร้อยละ 91.14 ของจำนวนที่กำหนดเก็บข้อมูลทั้ง 319 หน่วยตัวอย่างจึงถูกใช้ในการประมาณแบบจำลอง PLS-SEM ขั้นสุดท้าย

ตารางที่ 4-1 สรุปจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์

รายการ	จำนวน (ฉบับ)	ร้อยละ
จำนวนแบบสอบถามที่กำหนดเก็บ	350	100.00
แบบสอบถามที่ผ่านเกณฑ์และใช้วิเคราะห์	319	91.14
ส่วนต่างจากจำนวนที่กำหนดเก็บ	31	8.86

4.1.2 ลักษณะทั่วไปของผู้ตอบแบบสอบถามและองค์กร

การพรรณนาลักษณะของกลุ่มตัวอย่างควรรายงานทั้งคุณลักษณะของผู้ให้ข้อมูลหลักและคุณลักษณะขององค์กร เพื่อแสดงว่าผู้ตอบมีบทบาทและประสบการณ์สอดคล้องกับหน่วยวิเคราะห์ระดับองค์กร ตารางที่ 4-2 จัดเตรียมโครงสร้างการรายงานผลที่ต้องแทนค่าจากฐานข้อมูลจริง โดยใช้ความถี่และร้อยละเป็นหลัก

ตารางที่ 4-2 ลักษณะทั่วไปของผู้ตอบแบบสอบถามและองค์กร

ตัวแปร	กลุ่ม	จำนวน	ร้อยละ
ตำแหน่งของผู้ตอบ	เจ้าของกิจการ/หุ้นส่วน	40	12.54
	ผู้บริหารระดับสูง/ผู้จัดการทั่วไป	42	13.17
	ผู้จัดการฝ่ายเทคโนโลยี/ดิจิทัล/ปฏิบัติการ	173	54.23
	ผู้ได้รับมอบหมายให้รับผิดชอบด้าน AI	64	20.06
ประสบการณ์ทำงาน	1–5 ปี	20	6.27
	6–10 ปี	265	83.07
	มากกว่า 10 ปี	34	10.66

ตารางที่ 4-2 (ต่อ)

ตัวแปร	กลุ่ม	จำนวน	ร้อยละ
ประเภทธุรกิจ	ภาคการผลิต	157	49.22
	ภาคการค้า	43	13.48
	ภาคบริการ	119	37.30
ขนาดกิจการ	วิสาหกิจขนาดย่อม	118	36.99
	วิสาหกิจขนาดกลาง	201	63.01
สถานะการใช้ AI	มีการใช้งานจริง	115	36.05
	อยู่ระหว่างวางแผน/เตรียมความพร้อม	204	63.95

จากตารางที่ 4-2 พบว่ากลุ่มตัวอย่างจำนวน 319 ราย ส่วนใหญ่เป็นผู้จัดการฝ่ายเทคโนโลยี ดิจิทัล หรือปฏิบัติการ จำนวน 173 ราย (ร้อยละ 54.23) และมีประสบการณ์ทำงาน 6–10 ปี จำนวน 265 ราย (ร้อยละ 83.07) สะท้อนว่าผู้ตอบส่วนใหญ่มีบทบาทและประสบการณ์ที่เกี่ยวข้องกับการดำเนินงานและการใช้เทคโนโลยีขององค์กรโดยตรง เมื่อพิจารณาลักษณะองค์กร พบว่าส่วนใหญ่ดำเนินธุรกิจในภาคการผลิต จำนวน 157 แห่ง (ร้อยละ 49.22) รองลงมาคือภาคบริการ จำนวน 119 แห่ง (ร้อยละ 37.30) และภาคการค้า จำนวน 43 แห่ง (ร้อยละ 13.48) โดยเป็นวิสาหกิจขนาดกลางจำนวน 201 แห่ง (ร้อยละ 63.01) และวิสาหกิจขนาดย่อมจำนวน 118 แห่ง (ร้อยละ 36.99) สำหรับสถานะการใช้ AI พบว่า องค์กรส่วนใหญ่อยู่ระหว่างวางแผนหรือเตรียมความพร้อม จำนวน 204 แห่ง (ร้อยละ 63.95) ขณะที่องค์กรที่มีการใช้งาน AI จริงมีจำนวน 115 แห่ง (ร้อยละ 36.05) แสดงให้เห็นว่ากลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่ยังอยู่ในระยะเตรียมความพร้อมสำหรับการนำ AI มาใช้ในองค์กร

4.1.3 สถิติพรรณนาของตัวชี้วัด

ก่อนประมาณแบบจำลอง ผู้วิจัยได้รายงานค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าต่ำสุด ค่าสูงสุด ความเบ้ และความโด่งของตัวชี้วัดทั้ง 16 ตัว เพื่ออธิบายการกระจายของข้อมูล ซึ่งแม้ PLS-SEM ไม่ได้กำหนดให้ข้อมูลต้องแจกแจงปกติ แต่การรายงานค่าดังกล่าวช่วยให้เห็นรูปแบบการตอบ ค่าผิดปกติ และความแปรปรวนที่เพียงพอสำหรับการประมาณค่า

ตารางที่ 4-3 สถิติพรรณนาของตัวชี้วัดที่ใช้ในแบบจำลอง

ตัวชี้วัด	Mean	SD	Min	Max	Skewness	Kurtosis
COM	5.790	0.896	4.000	7.000	0.301	-1.450
TR	5.500	1.21	3.000	7.000	-0.511	-0.275
AIC	5.460	1.06	3.000	7.000	0.031	-0.901
TMS	5.540	1.16	1.000	7.000	-1.290	3.090
OR	5.260	1.2	1.000	7.000	-1.160	1.260
EAC1	5.590	1.02	1.000	7.000	-1.100	4.510
EAC2	6.270	0.962	4.000	7.000	-1.200	0.369
GS	5.700	1.15	1.000	7.000	-1.180	2.580
CP	5.820	0.903	4.000	7.000	-0.251	-0.797
CUSP	5.530	1.52	1.000	7.000	-0.948	0.627
AUI	6.350	0.552	5.000	7.000	-0.080	-0.790
AID	6.300	0.67	5.000	7.000	-0.431	-0.780
OP1	6.050	0.954	1.000	7.000	-1.290	0.200
OP2	5.470	1.33	1.000	7.000	-0.830	0.496
FP	4.780	2.01	1.000	7.000	-0.522	-1.030
CUP	5.370	1.5	1.000	7.000	-0.799	0.231

จากตารางที่ 4-3 พบว่า ตัวชี้วัดทุกตัวมีค่าเฉลี่ยอยู่ระหว่าง 4.780–6.350 แสดงว่าผู้ตอบมีความคิดเห็นต่อปัจจัยต่าง ๆ ในระดับค่อนข้างมากถึงมากที่สุด โดยตัวชี้วัดที่มีค่าเฉลี่ยสูงที่สุด ได้แก่ AUI (Mean = 6.350) รองลงมาคือ AID (Mean = 6.300) และ EAC2 (Mean = 6.270) ส่วน FP มีค่าเฉลี่ยต่ำที่สุด (Mean = 4.780) นอกจากนี้ AUI มีการกระจายของคำตอบต่ำที่สุด (SD = 0.552) ขณะที่ FP มีการกระจายสูงที่สุด (SD = 2.010) ด้านการกระจายของข้อมูล ตัวชี้วัดส่วนใหญ่มีค่าความเบ้และความโด่งอยู่ในระดับยอมรับได้

4.2 การตรวจสอบอคติจากวิธีการวัดร่วม

ข้อมูลส่วนใหญ่ได้จากแบบสอบถาม และผู้ให้ข้อมูลหลักเพียงรายเดียวของแต่ละองค์กร จึงอาจมีความเสี่ยงจากอคติจากวิธีการวัดร่วม (Common Method Bias: CMB) ผู้วิจัยใช้ Full Collinearity Assessment เป็นหลักฐานประกอบ โดยสร้างสมการเสริมให้แต่ละ composite

ทำหน้าที่เป็นตัวแปรตามและใช้ composite อื่นทั้งหมดเป็นตัวแปรทำนาย แล้วพิจารณาค่า VIF ของแต่ละโครงสร้าง ค่า Full Collinearity VIF ต่ำกว่า 3.30 ใช้เป็นข้อบ่งชี้ว่าไม่พบปัญหา CMB ที่รุนแรงตามแนวทางของ Kock (2015) อย่างไรก็ตาม ผลดังกล่าวควรตีความเป็นการวินิจฉัยประกอบร่วมกับมาตรการเชิงกระบวนการในการออกแบบแบบสอบถาม มิใช่ข้อพิสูจน์ว่าไม่มี CMB โดยสมบูรณ์

ตารางที่ 4-4 ผลการตรวจสอบอคติจากวิธีการวัดร่วมด้วย Full Collinearity VIF

โครงสร้าง	VIF	เกณฑ์	ผลการประเมิน
TEC	1.102	< 3.30	ผ่าน
ORG	1.358	< 3.30	ผ่าน
ENV	1.187	< 3.30	ผ่าน
SAA	1.000	< 3.30	ผ่าน
ENP	1.000	< 3.30	ผ่าน

จากตารางที่ 4-4 พบว่าค่า Full Collinearity VIF ของทุกโครงสร้างอยู่ระหว่าง 1.000 ถึง 1.358 ซึ่งต่ำกว่าเกณฑ์ 3.30 จึงสรุปได้ว่าไม่พบสัญญาณของอคติจากวิธีการวัดร่วมในระดับที่อาจกระทบต่อการตีความผลของแบบจำลอง ทั้งนี้ ข้อสรุปดังกล่าวใช้เป็นหลักฐานประกอบร่วมกับการรับรองการไม่เปิดเผยตัวตน การจัดลำดับคำถาม และการใช้ถ้อยคำที่ชัดเจนในขั้นการเก็บข้อมูล

4.3 การประเมินแบบจำลองการวัดแบบ Composite–Formative

แบบจำลองการวัดขั้นสุดท้ายเป็น direct first-order composite–formative measurement model ตัวชี้วัดชี้เข้าสู่ composite และประมาณค่าน้ำหนักด้วย Mode B การประเมินจึงมุ่งที่ความตรงเชิงเนื้อหา เมื่อมีเกณฑ์ภายนอก ความสัมพันธ์เชิงเส้นร่วมของตัวชี้วัด และนัยสำคัญรวมถึงความเกี่ยวข้องของ outer weights ตามลำดับ (Hair et al., 2022)

4.3.1 การกำหนดโครงสร้างและตัวชี้วัดในแบบจำลองขั้นสุดท้าย

ตารางที่ 4-5 โครงสร้างและตัวชี้วัดของแบบจำลอง Composite–Formative ขั้นสุดท้าย

โครงสร้าง	รหัส	ตัวชี้วัดสังเกตได้	จำนวน	Specification	Mode
Technology	TEC	COM, TR, AIC	3	Composite–Formative	Mode B
Organization	ORG	TMS, OR, EAC1, EAC2	4	Composite–Formative	Mode B
Environment	ENV	GS, CP, CUSP	3	Composite–Formative	Mode B
SMEs' AI Adoption	SAA	AUI, AID	2	Composite–Formative	Mode B
Enterprise Performance	ENP	OP1, OP2, FP, CUP	4	Composite–Formative	Mode B

แบบจำลองประกอบด้วยโครงสร้างหลัก 5 โครงสร้าง และตัวชี้วัดรวม 16 ตัว การกำหนดดังกล่าวหมายความว่าแต่ละ composite เกิดจากผลรวมเชิงเส้นแบบถ่วงน้ำหนักของตัวชี้วัด ตัวอย่างเช่น TEC เกิดจาก COM, TR และ AIC ขณะที่ ENP เกิดจาก OP1, OP2, FP และ CUP ดังนั้น การตัดตัวชี้วัดใดออกอาจทำให้ขอบเขตความหมายของ composite เปลี่ยนแปลง ผู้วิจัยจึงต้องพิจารณาความสำคัญเชิงทฤษฎีร่วมกับผลทางสถิติทุกครั้ง

4.3.2 ความตรงเชิงเนื้อหาและความครอบคลุมของโดเมน

ความตรงเชิงเนื้อหาเป็นเงื่อนไขพื้นฐานของ formative measurement เพราะตัวชี้วัดแต่ละตัวอาจสะท้อนส่วนประกอบที่ไม่สามารถทดแทนกันได้ การวิจัยนี้พัฒนารายการวัดจากการทบทวนวรรณกรรม กำหนดนิยามเชิงปฏิบัติการ ตรวจสอบความสอดคล้องโดยผู้เชี่ยวชาญ 3 ท่าน และดำเนินการสำรวจนำร่องจำนวน 30 ราย ก่อนกำหนดตัวชี้วัดขั้นสุดท้าย ค่า IOC ตั้งแต่ 0.50 ขึ้นไปใช้เป็นเกณฑ์ยอมรับความสอดคล้องของข้อคำถามกับนิยามและวัตถุประสงค์การวัด

ตารางที่ 4-6 หลักฐานความตรงเชิงเนื้อหาและความครอบคลุมของโดเมน

โครงสร้าง	ขอบเขตเนื้อหา	หลักฐาน	ข้อสรุป
TEC	Compatibility; Technology Readiness; AI Compatibility	ทบทวนวรรณกรรม + IOC + Pilot	ครอบคลุมมิติด้านเทคโนโลยี
ORG	Top Management Support; Organizational Readiness; Employee AI Competency	ทบทวนวรรณกรรม + IOC + Pilot	ครอบคลุมมิติด้านองค์กร
ENV	Government Support; Competitive Pressure; Customer Pressure	ทบทวนวรรณกรรม + IOC + Pilot	ครอบคลุมแรงกดดันภายนอก
SAA	AI Usage Intensity; AI Decision Making	ทบทวนวรรณกรรม + IOC + Pilot	ไม่รวม AI Integration เพราะไม่มีตัวชี้วัดคงเหลือ
ENP	Operational; Financial; Customer Performance	ทบทวนวรรณกรรม + IOC + Pilot	ครอบคลุมผลการดำเนินงาน 3 ด้าน

ผลการตรวจสอบในขั้นพัฒนาเครื่องมือสนับสนุนว่าตัวชี้วัดที่คงไว้ครอบคลุมขอบเขตเนื้อหาตามนิยามของแต่ละ composite ในระดับที่ข้อมูลที่เก็บจริงรองรับ อย่างไรก็ดี SAA หรือ SME's AI Adoption ถูกนิยามด้วย AUI และ AID เท่านั้น เนื่องจากตัวชี้วัดของ AI Integration ถูกตัดออกในขั้นสำรวจนำร่อง ดังนั้น ข้อจำกัดดังกล่าวผู้วิจัยจึงคงไว้ในการตีความผล และไม่กล่าวว่า SAA ครอบคลุมมิติ AI Integration ในแบบจำลองขั้นสุดท้าย

4.3.3 ความสัมพันธ์เชิงเส้นร่วมของตัวชี้วัด (Outer VIF)

Outer VIF ใช้ประเมินว่าตัวชี้วัดภายใน formative composite มีความสัมพันธ์เชิงเส้นร่วมสูงจนทำให้ค่าน้ำหนักไม่เสถียรหรือไม่ ค่า VIF ต่ำกว่า 5.00 ใช้เป็นเกณฑ์อ้างอิงหลัก และค่าที่สูงใกล้เกณฑ์ต้องพิจารณาความซ้ำซ้อนเชิงเนื้อหาเพิ่มเติม หากพบ VIF สูง ผู้วิจัยตัดตัวชี้วัดโดยอัตโนมัติแต่จะพิจารณาผลต่อความครอบคลุมของโดเมนร่วมด้วย (Hair et al., 2022)

ตารางที่ 4-7 ผลการตรวจสอบ Collinearity ของตัวชี้วัดแบบ Formative

โครงสร้าง	ตัวชี้วัด	Outer VIF	เกณฑ์	ผล
TEC	COM	2.443	< 5.00	ผ่าน
	TR	3.025	< 5.00	ผ่าน
	AIC	3.009	< 5.00	ผ่าน
ORG	TMS	2.451	< 5.00	ผ่าน
	OR	4.461	< 5.00	ผ่าน
	EAC1	2.354	< 5.00	ผ่าน
	EAC2	2.471	< 5.00	ผ่าน
ENV	GS	1.938	< 5.00	ผ่าน
	CP	1.783	< 5.00	ผ่าน
	CUSP	1.687	< 5.00	ผ่าน
SAA	AUI	1.298	< 5.00	ผ่าน
	AID	1.298	< 5.00	ผ่าน
ENP	OP1	2.717	< 5.00	ผ่าน
	OP2	3.623	< 5.00	ผ่าน
	FP	4.451	< 5.00	ผ่าน
	CUP	4.764	< 5.00	ผ่าน

จากตารางที่ 4-7 พบว่า ค่า Outer VIF ของตัวชี้วัดแบบ Formative ทั้ง 16 ตัวอยู่ระหว่าง 1.298–4.764 ซึ่งต่ำกว่าเกณฑ์ 5.00 ทุกค่า จึงไม่พบปัญหาความสัมพันธ์เชิงเส้นร่วมในระดับรุนแรงระหว่างตัวชี้วัดภายในโครงสร้างเดียวกัน โดยตัวชี้วัด AUI และ AID มีค่า Outer VIF ต่ำที่สุดเท่ากับ 1.298 ขณะที่ CUP มีค่าสูงที่สุดเท่ากับ 4.764 รองลงมาคือ OR เท่ากับ 4.461 และ FP เท่ากับ 4.451 แม้ว่าตัวชี้วัดบางตัว ได้แก่ TR, AIC, OR, OP2, FP และ CUP จะมีค่า Outer VIF สูงกว่า 3.00 แต่ยังไม่เกินเกณฑ์ 5.00 จึงถือว่ายังอยู่ในระดับยอมรับได้ตามแนวทางของ Hair et al. (2022) ผลดังกล่าว

แสดงว่าค่าน้ำหนักของตัวชี้วัดไม่น่าจะได้รับผลกระทบจากปัญหา collinearity ในระดับรุนแรง ดังนั้น ตัวชี้วัดทั้ง 16 ตัวสามารถคงไว้และนำไปประเมินนัยสำคัญและความเกี่ยวข้องของ Outer Weights ด้วยวิธี Bootstrapping ในขั้นตอนต่อไปได้

4.3.4 นัยสำคัญและความเกี่ยวข้องของ Outer Weights

Outer weight สะท้อนการมีส่วนร่วมเชิงสัมพัทธ์ของตัวชี้วัดเมื่อควบคุมตัวชี้วัดอื่นภายใน composite เดียวกัน ผู้วิจัยใช้ bootstrapping 5,000 ตัวอย่างย่อยเพื่อประมาณค่า standard error, t-value, p-value และ Bias-Corrected 95% Confidence Interval หากช่วงความเชื่อมั่นไม่ครอบคลุมศูนย์และทิศทางสอดคล้องกับนิยาม ถือว่าตัวชี้วัดมี relative contribution อย่างมีนัยสำคัญ หาก weight ไม่มีนัยสำคัญ ต้องพิจารณา outer loading ซึ่งสะท้อน absolute contribution รวมถึงความสำคัญเชิงเนื้อหาก่อนตัดสินใจคงไว้หรือตัดออกดังตารางที่ 4-9

ตารางที่ 4-8 Outer Weights, Outer Loadings และผล Bootstrapping ของตัวชี้วัดแบบ Formative

โครงสร้าง	ตัวชี้วัด	Weight	SE	t	p	BCa95% LL	BCa95% UL	Loading	p ของ Loading	การตัดสินใจ
TEC	COM	0.017	0.172	0.100	0.920	-0.32	0.352	0.762	<0.001	คงไว้
	TR	0.797	0.202	3.957	<0.001	0.421	1.216	0.989	<0.001	คงไว้
	AIC	0.228	0.161	1.421	0.155	-0.130	0.501	0.867	<0.001	คงไว้
ORG	TMS	0.465	0.177	2.630	0.009	0.100	0.790	0.911	<0.001	คงไว้
	OR	0.650	0.244	2.665	0.008	0.155	1.120	0.862	<0.001	คงไว้
	EAC1	0.249	0.119	2.096	0.036	0.031	0.498	0.811	<0.001	คงไว้
	EAC2	-0.404	0.205	1.970	0.049	-0.811	-0.009	0.461	<0.001	คงไว้โดยมีข้อสังเกต
ENV	GS	-0.236	0.141	1.673	0.094	-0.498	0.062	0.537	<0.001	คงไว้
	CP	0.961	0.090	10.701	<0.001	0.776	1.129	0.971	<0.001	คงไว้
	CUPS	0.288	0.119	2.422	0.015	0.021	0.485	0.674	<0.001	คงไว้
SAA	AUI	0.423	0.104	4.067	<0.001	0.200	0.604	0.771	<0.001	คงไว้
	AID	0.726	0.082	8.828	<0.001	0.561	0.885	0.928	<0.001	คงไว้
ENP	OP1	0.068	0.150	0.454	0.650	-0.251	0.345	0.748	<0.001	คงไว้
	OP2	-0.267	0.138	1.929	0.054	-0.543	0.005	0.835	<0.001	คงไว้
	FP	0.937	0.187	5.008	<0.001	0.651	1.385	0.989	<0.001	คงไว้
	CUP	0.268	0.143	1.878	0.060	-0.052	0.511	0.916	<0.001	คงไว้

จากตารางที่ 4-8 พบว่า ตัวชี้วัดจำนวน 10 ตัว ได้แก่ TR, TMS, OR, EAC1, EAC2, CP, CUSP, AUI, AID และ FP มี outer weight อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 โดยช่วงความเชื่อมั่น BCa 95% ไม่ครอบคลุมศูนย์ แสดงว่าตัวชี้วัดเหล่านี้มีส่วนร่วมเชิงสัมพัทธ์ในการก่อรูป composite ที่เกี่ยวข้อง ทั้งนี้ ภายในโครงสร้าง TEC ตัวชี้วัด TR มีบทบาทเชิงสัมพัทธ์เด่นที่สุด ขณะที่ CP มีบทบาทเด่นใน ENV, AID มีบทบาทเด่นใน SAA และ FP มีบทบาทเด่นใน ENP ส่วนตัวชี้วัด COM, AIC, GS, OP1, OP2 และ CUP มี outer weight ไม่มีนัยสำคัญ เนื่องจากค่า p สูงกว่า .05 และช่วงความเชื่อมั่นครอบคลุมศูนย์ อย่างไรก็ตาม ตัวชี้วัดทั้ง 6 ตัวมี outer loading ระหว่าง 0.537–0.916 และมีนัยสำคัญที่ระดับ $p < .001$ แสดงว่าตัวชี้วัดยังมีส่วนร่วมเชิงสัมบูรณ์ต่อ composite จึงควรคงไว้เพื่อรักษาความครอบคลุมเชิงเนื้อหาของแบบจำลอง Composite–Formative สำหรับ EAC2 พบว่า outer weight มีค่าเป็นลบและมีนัยสำคัญในระดับคาบเส้น ($w = -0.404$, $p = .049$, BCa95% CI [−0.811, −0.009]) ขณะที่ outer loading เป็นบวกและมีนัยสำคัญ (loading = 0.461, $p < .001$) ลักษณะดังกล่าวอาจเกิดจาก suppressor effect หรือความแปรปรวนที่ซ้อนทับกับตัวชี้วัดอื่นภายใน ORG อย่างไรก็ตามเมื่อพิจารณาค่า Outer VIF ของ EAC2 เท่ากับ 2.471 ซึ่งไม่แสดงปัญหา collinearity รุนแรง และตัวชี้วัดมีความสำคัญต่อความครอบคลุมด้านสมรรถนะบุคลากร ผู้วิจัยจึงคง EAC2 ไว้โดยรายงานข้อสังเกตดังกล่าวอย่างโปร่งใส โดยสรุป ตัวชี้วัดทั้ง 16 ตัวมีหลักฐานสนับสนุนจาก relative contribution หรือ absolute contribution อย่างน้อยหนึ่งประการ จึงสามารถคงไว้ในแบบจำลอง Composite Formative ขั้นสุดท้ายและนำไปประเมินแบบจำลองโครงสร้างในขั้นตอนต่อไปได้

4.3.5 สรุปผลการประเมินแบบจำลองการวัด

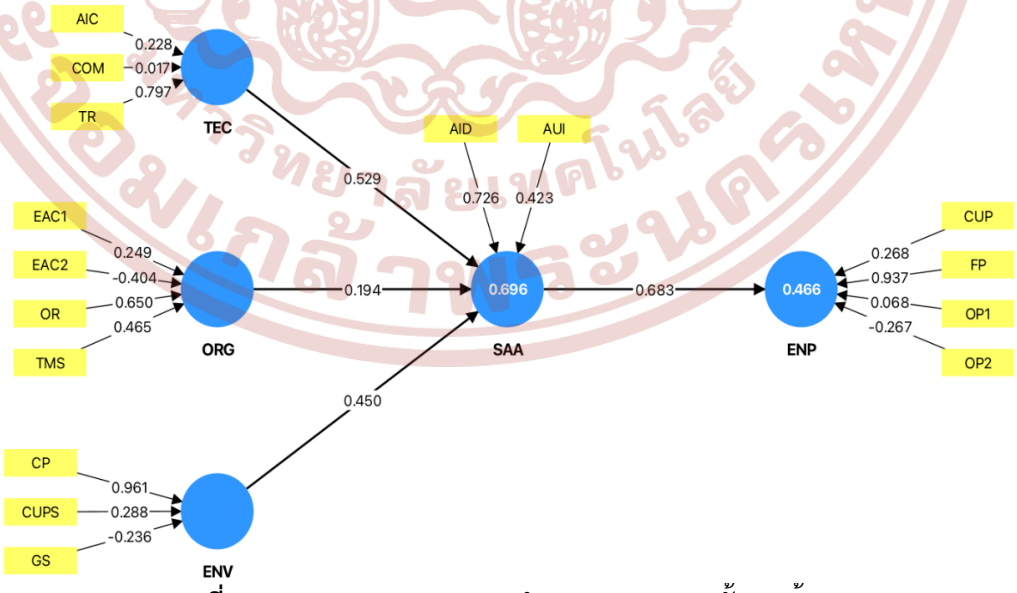
ตารางที่ 4-9 สรุปหลักฐานของแบบจำลองการวัดแบบ Composite–Formative

โครงสร้าง	Content validity	Outer VIF	Outer weights	ข้อสรุป
TEC	สนับสนุนจากวรรณกรรม/IOC/Pilot	ผ่าน (2.443–3.025)	มีนัยสำคัญ 1 จาก 3 ตัว	มีหลักฐานสนับสนุน โดย COM และ AIC คงไว้จาก outer loading ที่มีนัยสำคัญ
ORG	สนับสนุนจากวรรณกรรม/IOC/Pilot	ผ่าน (2.354–4.461)	มีนัยสำคัญ 4 จาก 4 ตัว	มีหลักฐานสนับสนุน แต่ EAC2 มี weight เป็นลบ จึงต้องรายงานข้อสังเกต
ENV	สนับสนุนจากวรรณกรรม/IOC/Pilot	ผ่าน (1.687–1.938)	มีนัยสำคัญ 2 จาก 3 ตัว	มีหลักฐานสนับสนุน โดย GS คงไว้จาก outer loading ที่มีนัยสำคัญ
SAA	สนับสนุนจากวรรณกรรม/IOC/Pilot	ผ่าน (1.298)	มีนัยสำคัญ 2 จาก 2 ตัว	มีหลักฐานสนับสนุนทั้ง relative และ absolute contribution
ENP	สนับสนุนจากวรรณกรรม/IOC/Pilot	ผ่าน (2.717–4.764)	มีนัยสำคัญ 1 จาก 4 ตัว	มีหลักฐานสนับสนุน โดย OP1, OP2 และ CUP คงไว้จาก outer loading ที่มีนัยสำคัญ

จากตารางที่ 4-9 สรุปผลการประเมินแบบจำลองการวัดแบบ Composite–Formative พบว่าโครงสร้างทั้ง 5 มีหลักฐานความตรงเชิงเนื้อหาจากการทบทวนวรรณกรรม การตรวจสอบ IOC โดยผู้เชี่ยวชาญ และการสำรวจนำร่อง ขณะที่ค่า Outer VIF ของตัวชี้วัดทุกตัวต่ำกว่า 5.00 จึงไม่พบปัญหา collinearity ในระดับรุนแรง การประเมิน outer weights พบว่า SAA มีตัวชี้วัดที่มีนัยสำคัญครบทั้ง 2 ตัว รองลงมาคือ ORG จำนวน 4 ตัว ENV จำนวน 2 ตัว TEC จำนวน 1 ตัว และ ENP จำนวน 1 ตัว สำหรับตัวชี้วัดที่ outer weight ไม่มีนัยสำคัญ ได้แก่ COM, AIC, GS, OP1, OP2 และ CUP พบว่าทุกตัวมี outer loading เป็นบวกและมีนัยสำคัญที่ระดับ $p < .001$ จึงคงไว้เพื่อรักษาความครอบคลุมเชิงเนื้อหาของ composite ส่วน EAC2 มี outer weight เป็นลบอย่างมีนัยสำคัญ จึงคงไว้โดยต้องรายงานข้อสังเกตเกี่ยวกับทิศทางของน้ำหนักอย่างโปร่งใส โดยสรุป แบบจำลองการวัดมีหลักฐานเพียงพอสำหรับนำ composite scores ไปประเมินแบบจำลองโครงสร้างในขั้นตอนต่อไป

4.4 การประเมินแบบจำลองโครงสร้าง

ภายหลังประเมินแบบจำลองการวัด ผู้วิจัยประเมินแบบจำลองโครงสร้างตามสมมติฐาน H1–H4 โดยตรวจสอบ inner VIF ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง นัยสำคัญจาก bootstrapping ค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด และขนาดอิทธิพล ตามลำดับ เนื่องจากข้อมูลเป็นแบบภาคตัดขวาง คำว่า “อิทธิพล” ในบทนี้หมายถึงอิทธิพลเชิงโครงสร้างภายใต้แบบจำลองที่กำหนด มิใช่หลักฐานยืนยันเหตุและผลแบบการทดลอง



ภาพที่ 4-1 ผลการประมาณแบบจำลอง PLS-SEM ขั้นสุดท้าย

4.4.1 การตรวจสอบ Collinearity ระหว่างตัวแปรทำนาย (Inner VIF)

ตารางที่ 4-10 ผลการตรวจสอบ Inner VIF ของแบบจำลองโครงสร้าง

ตัวแปรตาม	ตัวแปรทำนาย	Inner VIF	เกณฑ์	ผล
SAA	TEC	1.129	< 5.00	ผ่าน
SAA	ORG	1.310	< 5.00	ผ่าน
SAA	ENV	1.172	< 5.00	ผ่าน
ENP	SAA	1.000	< 5.00	ผ่าน (มีตัวทำนายเดียว)

จากตารางที่ 4.10 ผลการตรวจสอบภาวะร่วมเชิงเส้นระหว่างตัวแปรทำนายด้วยค่า Inner VIF พบว่า ตัวแปรที่ร่วมกันทำนาย SAA ได้แก่ TEC, ORG และ ENV มีค่า Inner VIF เท่ากับ 1.129, 1.310 และ 1.172 ตามลำดับ ซึ่งทุกค่าต่ำกว่าเกณฑ์ 5.00 แสดงว่าไม่พบปัญหาภาวะร่วมเชิงเส้นระหว่างตัวแปรทำนาย ส่วนเส้นทาง SAA ที่มีอิทธิพล ENP มีค่า Inner VIF เท่ากับ 1.000 เนื่องจาก ENP มี SAA เป็นตัวแปรทำนายเพียงตัวเดียว จึงไม่เกิดปัญหาภาวะร่วมเชิงเส้นระหว่างตัวแปรทำนาย ดังนั้น แบบจำลองโครงสร้างผ่านเกณฑ์ด้าน collinearity และสามารถนำไปประเมินค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง และทดสอบสมมติฐานการวิจัยในขั้นตอนต่อไปได้

4.4.2 ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางและการทดสอบสมมติฐาน

ตารางที่ 4-11 ผลการทดสอบสมมติฐานด้วย Path Coefficients และ Bootstrapping

สมมติฐาน	เส้นทาง	ทิศทาง	β	SE	t	p	BCa95% CI	ผล
H1	TEC ⟶ SAA	เชิงบวก	0.529	0.039	13.646	<0.001	[0.446, 0.597]	สนับสนุน
H2	ORG ⟶ SAA	เชิงบวก	0.194	0.043	4.483	<0.001	[0.113, 0.284]	สนับสนุน
H3	ENV ⟶ SAA	เชิงบวก	0.450	0.038	11.996	<0.001	[0.361, 0.551]	สนับสนุน
H4	SAA ⟶ ENP	เชิงบวก	0.683	0.030	23.002	<0.001	[0.628, 0.744]	สนับสนุน

จากตารางที่ 4-11 ผลการทดสอบสมมติฐานด้วยวิธี Bootstrapping พบว่า ปัจจัยด้านเทคโนโลยี (TEC) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อการยอมรับและการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SAA) อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ (β = 0.529, SE = 0.039, t = 13.646, p < 0.001, BCa 95% CI [0.446, 0.597]) จึงสนับสนุนสมมติฐาน H1 ปัจจัยด้านองค์กร (ORG) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อ SAA อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ (β = 0.194, SE = 0.043, t = 4.483, p < 0.001, BCa 95% CI [0.113, 0.284]) จึงสนับสนุนสมมติฐาน H2 ขณะที่ปัจจัยด้านสภาพแวดล้อม (ENV)

มีอิทธิพลเชิงบวกต่อ SAA อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ (β = 0.450, SE = 0.038, t = 11.996, p < 0.001, BCa 95% CI [0.361, 0.551]) จึงสนับสนุนสมมติฐาน H3 นอกจากนี้ SAA มีอิทธิพลเชิงบวกต่อผลการดำเนินงานของกิจการ (ENP) อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ (β = 0.683, SE = 0.030, t = 23.002, p < 0.001, BCa 95% CI [0.628, 0.744]) จึงสนับสนุนสมมติฐาน H4 เมื่อเปรียบเทียบเฉพาะปัจจัยที่ทำนาย SAA พบว่า TEC มีอิทธิพลสูงที่สุด (β = 0.529) รองลงมาคือ ENV (β = 0.450) และ ORG (β = 0.194) ตามลำดับ ส่วน SAA มีอิทธิพลเชิงบวกต่อ ENP ในระดับค่อนข้างสูง (β = 0.683) สะท้อนว่าการยอมรับและนำ AI มาใช้มีความสัมพันธ์สำคัญกับผลการดำเนินงานของกิจการ

4.4.3 ค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด (R^2 และ Adjusted R^2)

ตารางที่ 4-12 ความสามารถเชิงอธิบายของแบบจำลอง

ตัวแปรตาม	ตัวแปรทำนาย	R^2	Adjusted R^2	ความแปรปรวนที่อธิบายได้	การตีความ
SAA	TEC, ORG, ENV	0.696	0.693	69.60	มีความสามารถในการอธิบายค่อนข้างสูง
ENP	SAA	0.466	0.464	46.60	มีความสามารถในการอธิบายระดับ ปานกลาง

ผลการประเมินความสามารถในการอธิบายของแบบจำลองพบว่า ปัจจัยด้านเทคโนโลยี (TEC) ปัจจัยด้านองค์กร (ORG) และปัจจัยด้านสภาพแวดล้อม (ENV) สามารถร่วมกันอธิบายความแปรปรวนของการยอมรับและการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ของ SMEs (SAA) ได้ร้อยละ 69.60 (R^2 = 0.696; Adjusted R^2 = 0.693) แสดงว่าแบบจำลองมีความสามารถในการอธิบาย SAA ค่อนข้างสูง ส่วน SAA สามารถอธิบายความแปรปรวนของผลการดำเนินงานของกิจการ (ENP) ได้ร้อยละ 46.60 (R^2 = 0.466; Adjusted R^2 = 0.464) แสดงว่าแบบจำลองมีความสามารถในการอธิบาย ENP ในระดับปานกลาง ทั้งนี้ ค่า Adjusted R^2 ที่ใกล้เคียงกับค่า R^2 สะท้อนว่าความสามารถในการอธิบายของแบบจำลองยังคงมีเสถียรภาพเมื่อปรับตามจำนวนตัวแปรทำนายแล้ว

4.4.4 ขนาดอิทธิพล (f^2)

ตารางที่ 4-13 ขนาดอิทธิพลของตัวแปรทำนาย

เส้นทาง	f^2	เกณฑ์อ้างอิง	ระดับอิทธิพล
TEC ⟶ SAA	0.816	0.02 / 0.15 / 0.35	สูง
ORG ⟶ SAA	0.095	0.02 / 0.15 / 0.35	เล็ก
ENV ⟶ SAA	0.570	0.02 / 0.15 / 0.35	สูง
SAA ⟶ ENP	0.873	0.02 / 0.15 / 0.35	สูง

จากตารางที่ 4-13 พบว่า ปัจจัยด้านเทคโนโลยีมีขนาดอิทธิพลต่อการนำ AI มาใช้ของ SMEs ในระดับสูง (f^2 = 0.816) เช่นเดียวกับปัจจัยด้านสภาพแวดล้อมซึ่งมีอิทธิพลระดับสูง (f^2 = 0.570) ขณะที่ปัจจัยด้านองค์กรมีอิทธิพลระดับเล็ก (f^2 = 0.095) นอกจากนี้ การนำ AI มาใช้ของ SMEs มีขนาดอิทธิพลต่อผลการดำเนินงานขององค์กรในระดับสูง (f^2 = 0.873) แสดงให้เห็นว่า SAA มีความสำคัญอย่างมากต่อความสามารถในการอธิบาย ENP ในแบบจำลองเกณฑ์การแปลผลตาม Cohen (1988) ได้แก่ 0.02 = ระดับเล็ก, 0.15 = ระดับปานกลาง และ 0.35 = ระดับสูง

4.5 การประเมินความสามารถในการพยากรณ์

การประเมินเชิงอธิบายด้วย R^2 ไม่เพียงพอสำหรับสรุปความสามารถในการพยากรณ์ข้อมูลใหม่ ผู้วิจัยจึงใช้ PLSpredict และ Cross-Validated Predictive Ability Test (CVPAT) เพื่อประเมิน out-of-sample prediction ตามแนวทางของ Shmueli et al. (2019), Liengaard et al. (2021) และ Sharma et al. (2023)

4.5.1 ผลการวิเคราะห์ PLSpredict

PLSpredict ใช้กระบวนการ k-fold cross-validation เพื่อสร้างค่าพยากรณ์สำหรับข้อมูล holdout ซึ่งรายงานจำนวน folds จำนวน repetitions และ random seed ที่ใช้จริงเพื่อให้ผลสามารถทำซ้ำได้ โดยค่า Q^2_predict มากกว่า 0 แสดงว่า PLS-SEM มีข้อผิดพลาดรวมต่ำกว่า naïve benchmark สำหรับตัวชี้วัดนั้น ขณะเดียวกันผู้วิจัยเปรียบเทียบ RMSE หรือ MAE ของ PLS-SEM กับ linear model (LM) benchmark โดยเลือกตัววัดความคลาดเคลื่อนให้เหมาะสมกับลักษณะการกระจายของ prediction errors

ตารางที่ 4-14 การตั้งค่าการวิเคราะห์ PLSpredict

รายการ	ค่าที่ใช้
Number of folds	10
Number of repetitions	10
Random seed	ไม่ได้กำหนดโดยผู้วิจัย/โปรแกรมสุ่มการแบ่งข้อมูลในแต่ละรอบ
Error metric หลัก	MAE

การวิเคราะห์ PLSpredict กำหนดการตรวจสอบไขว้จำนวน 10 folds และทำซ้ำ 10 รอบ โดยโปรแกรมสุ่มแบ่งข้อมูลใหม่ในแต่ละรอบ ทั้งนี้ ผู้วิจัยไม่ได้กำหนดค่า fixed seed เนื่องจากการตั้งค่า PLSpredict ในโปรแกรมไม่ปรากฏตัวเลือกดังกล่าว

ตารางที่ 4-15 ผลการประเมิน PLSpredict ของตัวชี้วัดเป้าหมาย

ตัวชี้วัด	Q^2_predict	PLS RMSE	LM RMSE	PLS–LM RMSE	PLS MAE	LM MAE	PLS–LM MAE	ข้อสรุป
AUI	0.382	0.435	0.379	0.056	0.383	0.26	0.123	มีความเกี่ยวข้องเชิงพยากรณ์อยู่ในระดับปานกลาง แต่ PLS-SEM พยากรณ์ได้น้อยกว่า LM
AID	0.595	0.427	0.372	0.055	0.349	0.271	0.078	มีความเกี่ยวข้องเชิงพยากรณ์อยู่ในระดับปานกลาง แต่ PLS-SEM พยากรณ์ได้น้อยกว่า LM
OP1	0.392	0.746	0.364	0.382	0.546	0.277	0.269	มีความเกี่ยวข้องเชิงพยากรณ์อยู่ในระดับปานกลาง แต่ PLS-SEM พยากรณ์ได้น้อยกว่า LM
OP2	0.572	0.871	0.418	0.453	0.718	0.298	0.420	มีความเกี่ยวข้องเชิงพยากรณ์อยู่ในระดับปานกลาง แต่ PLS-SEM พยากรณ์ได้น้อยกว่า LM
FP	0.600	1.273	0.955	0.318	1.084	0.711	0.373	มีความเกี่ยวข้องเชิงพยากรณ์อยู่ในระดับปานกลาง แต่ PLS-SEM พยากรณ์ได้น้อยกว่า LM
CUP	0.520	1.044	0.724	0.320	0.790	0.52	0.270	มีความเกี่ยวข้องเชิงพยากรณ์อยู่ในระดับปานกลาง แต่ PLS-SEM พยากรณ์ได้น้อยกว่า LM

จากตารางที่ 4-15 แม้ค่า Q^2_predict ของตัวชี้วัดทั้งหมดมีค่ามากกว่าศูนย์ ซึ่งสนับสนุนความเกี่ยวข้องเชิงพยากรณ์ของแบบจำลอง แต่ค่า RMSE และ MAE ของ PLS-SEM สูงกว่าแบบจำลองเชิงเส้นในทุกตัวชี้วัด ผลดังกล่าวแสดงว่าแบบจำลองยังไม่สามารถสร้างความแม่นยำเชิงพยากรณ์เหนือกว่าแบบจำลองอ้างอิงได้ ดังนั้น แบบจำลองที่พัฒนาขึ้นจึงมีความเหมาะสมในเชิงอธิบายความสัมพันธ์ตามกรอบทฤษฎีงานวิจัยมากกว่าการนำไปใช้พยากรณ์ข้อมูลใหม่โดยตรง

4.5.2 ผลการวิเคราะห์ CVPAT

CVPAT ใช้ทดสอบว่าค่าเฉลี่ย prediction loss ของ PLS-SEM แตกต่างจาก benchmark อย่างมีนัยสำคัญหรือไม่ โดยค่า Average Loss Difference คำนวณในทิศทาง PLS-SEM ลบ benchmark ดังนั้น ค่าติดลบและ $p < .05$ หมายถึง PLS-SEM มี prediction loss ต่ำกว่า benchmark และมีความสามารถในการพยากรณ์ดีกว่าอย่างมีนัยสำคัญ

ตารางที่ 4-16 ผลการทดสอบ Cross-Validated Predictive Ability Test

การเปรียบเทียบ	Average Loss Difference	t	p	ข้อสรุป
PLS-SEM เทียบกับ Indicator Average (IA)	-0.895	10.386	<0.001	ดีกว่า IA อย่างมีนัยสำคัญ
PLS-SEM เทียบกับ Linear Model (LM)	0.395	14.299	<0.001	ด้อยกว่า LM อย่างมีนัยสำคัญ

ผลการทดสอบความสามารถเชิงพยากรณ์ด้วย CVPAT พบว่า เมื่อเปรียบเทียบกับเกณฑ์ค่าเฉลี่ยของตัวชี้วัด (Indicator Average: IA) แบบจำลอง PLS-SEM มีค่า Average Loss Difference เท่ากับ −0.895 ซึ่งเป็นค่าติดลบและมีนัยสำคัญทางสถิติ ($t = 10.386$, $p < 0.001$) แสดงว่าแบบจำลอง PLS-SEM มีความสามารถเชิงพยากรณ์ดีกว่าเกณฑ์พื้นฐาน IA อย่างมีนัยสำคัญ อย่างไรก็ตาม เมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองเชิงเส้น (Linear Model: LM) พบว่า Average Loss Difference มีค่าเท่ากับ 0.395 ซึ่งเป็นค่าบวกและมีนัยสำคัญทางสถิติ ($t = 14.299$, $p < 0.001$) แสดงว่าแบบจำลอง PLS-SEM มีความสามารถเชิงพยากรณ์ด้อยกว่า LM อย่างมีนัยสำคัญ

4.6 การวิเคราะห์อิทธิพลทางอ้อมเพิ่มเติม

นอกเหนือจากสมมติฐานหลัก H1–H4 ผู้วิจัยตรวจสอบอิทธิพลทางอ้อมของ TEC, ORG และ ENV ที่มีต่อ ENP ผ่าน SAA ด้วย bootstrapping 5,000 ตัวอย่างย่อย ใช้ Bias-Corrected 95% Confidence Interval ที่ไม่ครอบคลุมศูนย์เป็นเกณฑ์สนับสนุนอิทธิพลทางอ้อม การวิเคราะห์นี้เป็นการวิเคราะห์เพิ่มเติมและไม่กำหนดเป็น H5–H7

ตารางที่ 4-17 ผลการวิเคราะห์ Specific Indirect Effects

เส้นทางอ้อม	β_indirect	SE	t	p	BCa95% LL	BCa95% UL	ผล
TEC ⟶ SAA ⟶ ENP	0.361	0.025	14.252	<0.001	0.309	0.408	มี
ORG ⟶ SAA ⟶ ENP	0.133	0.028	4.657	<0.001	0.063	0.181	มี
ENV ⟶ SAA ⟶ ENP	0.308	0.033	9.456	<0.001	0.245	0.375	มี

ผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางอ้อมด้วยวิธี Bootstrapping พบว่า ปัจจัยด้านเทคโนโลยี (TEC) มีอิทธิพลทางอ้อมเชิงบวกต่อผลการดำเนินงานของวิสาหกิจ (ENP) ผ่านการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาใช้ของ SMEs (SAA) อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ โดยมีค่าสัมประสิทธิ์อิทธิพลทางอ้อมเท่ากับ 0.361 (SE = 0.025, t = 14.252, p < 0.001, BCa95% CI [0.309, 0.408]) เนื่องจากช่วงความเชื่อมั่นไม่คร่อมศูนย์ จึงแสดงว่า TEC สามารถส่งผลต่อ ENP ผ่าน SAA ได้อย่างมีนัยสำคัญ ปัจจัยด้านองค์กร (ORG) มีอิทธิพลทางอ้อมเชิงบวกต่อ ENP ผ่าน SAA อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ โดยมีค่าสัมประสิทธิ์อิทธิพลทางอ้อมเท่ากับ 0.133 (SE = 0.028, t = 4.657, p < 0.001, BCa95% CI [0.063, 0.181]) ช่วงความเชื่อมั่นไม่คร่อมศูนย์ จึงยืนยันว่า ORG ส่งผลต่อ ENP ผ่านกลไกของ SAA แม้ขนาดอิทธิพลจะต่ำกว่าเส้นทางอื่น นอกจากนี้ ปัจจัยด้านสภาพแวดล้อม (ENV) มีอิทธิพลทางอ้อมเชิงบวกต่อ ENP ผ่าน SAA อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ โดยมีค่าสัมประสิทธิ์อิทธิพลทางอ้อมเท่ากับ 0.308 (SE = 0.033, t = 9.456, p < 0.001, BCa95% CI [0.245, 0.375]) และช่วงความเชื่อมั่นไม่คร่อมศูนย์ แสดงว่า ENV สามารถส่งเสริมผลการดำเนินงานของวิสาหกิจผ่านการนำ AI มาใช้ได้อย่างมีนัยสำคัญ

4.7 สรุปผลการวิเคราะห์

การวิเคราะห์ข้อมูลจำนวน 319 หน่วยตัวอย่างใช้ PLS-SEM แบบ Composite–Formative ระดับเดียว ผลการประเมินแบบจำลองการวัดต้องสรุปจากความตรงเชิงเนื้อหา สถานะของ redundancy analysis, outer VIF, outer weights และ outer loadings โดยไม่ใช้ดัชนี reflective reliability และ discriminant validity เป็นเกณฑ์หลัก ภายหลังยืนยันว่าแบบจำลองการวัดมีคุณภาพเพียงพอ จึงสรุปผลของ inner VIF, path coefficients, R^2, Adjusted R^2, f^2, PLSpredict, CVPAT, model fit และ specific indirect effects ตามลำดับ

ตารางที่ 4-18 สรุปหลักฐานที่ต้องรายงานสำหรับแบบจำลอง Composite–Formative

ประเด็น	ผล	สถานะหรือข้อสรุป
ความครบถ้วนของข้อมูล	319 หน่วยตัวอย่าง	ผ่านเกณฑ์และมีจำนวนเพียงพอสำหรับการวิเคราะห์ PLS-SEM
Common Method Bias	Full Collinearity VIF	ผ่านเกณฑ์ ไม่พบปัญหาภาวะร่วมเชิงเส้นในระดับที่บ่งชี้อคติจากวิธีการวัดร่วม
Content validity/domain coverage	วรรณกรรม + IOC + Pilot	มีหลักฐานสนับสนุนความตรงเชิงเนื้อหาและความครอบคลุมของขอบเขตตัวแปร
Indicator collinearity	Outer VIF	ผ่านเกณฑ์ ไม่พบปัญหาภาวะร่วมเชิงเส้นที่รุนแรงระหว่างตัวชี้วัดแบบก่อตัว
Relative/absolute contribution	Outer weights + outer loadings	ตัวชี้วัดมีบทบาทในการก่อตัวเป็นองค์ประกอบ โดยพิจารณานัยสำคัญของ outer weights ร่วมกับขนาดและนัยสำคัญของ outer loadings ตัวชี้วัดที่ weight ไม่มีนัยสำคัญแต่ loading มีนัยสำคัญและมีเหตุผลทางทฤษฎียังคงไว้ในแบบจำลอง
Structural collinearity	Inner VIF	ผ่านเกณฑ์ ไม่พบปัญหาภาวะร่วมเชิงเส้นระหว่างตัวแปรทำนายในแบบจำลองโครงสร้าง
สมมติฐาน H1–H4	β, t, p, BC95% CI	สนับสนุนสมมติฐานทั้ง 4 ข้อ โดย TEC, ORG และ ENV มีอิทธิพลเชิงบวกต่อ SAA และ SAA มีอิทธิพลเชิงบวกต่อ ENP อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ
Explanatory power	R^2 และ Adjusted R^2	ปัจจัย TEC, ORG และ ENV ร่วมกันอธิบายความแปรปรวนของ SAA ได้ร้อยละ 62.1 และ SAA อธิบายความแปรปรวนของ ENP ได้ร้อยละ 41.1 สะท้อนความสามารถเชิงอธิบายในระดับปานกลาง
Effect size	f^2	TEC ⟶ SAA, ENV ⟶ SAA และ SAA ⟶ ENP มีขนาดอิทธิพลระดับสูง ส่วน ORG ⟶ SAA มีขนาดอิทธิพลระดับเล็ก
Predictive assessment	PLSpredict และ CVPAT	Q^2_predict ของตัวชี้วัดทั้งหมดมากกว่าศูนย์ แสดงความเกี่ยวข้องเชิงพยากรณ์ แต่ค่า RMSE และ MAE ของ PLS-SEM สูงกว่า LM ทุกตัวชี้วัด ส่วน CVPAT พบว่า PLS-SEM ดีกว่า IA แต่ด้อยกว่า LM อย่างมีนัยสำคัญ จึงมีความสามารถเชิงพยากรณ์ระดับพื้นฐาน แต่ยังไม่เหนือกว่าแบบจำลองเชิงเส้น
Indirect effects	β_indirect และ BC95% CI	พบอิทธิพลทางอ้อมเชิงบวกอย่างมีนัยสำคัญทั้ง 3 เส้นทาง เนื่องจากช่วงความเชื่อมั่นไม่คร่อมศูนย์ โดย TEC มีอิทธิพลทางอ้อมสูงที่สุด รองลงมาคือ ENV และ ORG

จากตารางที่ 4-18 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมจำนวน 319 หน่วยตัวอย่าง โดยใช้การวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน

(PLS-SEM) เพื่อประเมินแบบจำลององค์ประกอบแบบก่อตัวและทดสอบความสัมพันธ์ตามกรอบแนวคิดการวิจัย ผลการตรวจสอบข้อมูลพบว่า ข้อมูลมีความครบถ้วนและมีจำนวนเพียงพอสำหรับการวิเคราะห์ อีกทั้งผลการประเมิน Full Collinearity VIF ไม่บ่งชี้ปัญหาอคติจากวิธีการวัดร่วมในระดับที่น่ากังวล ด้านความตรงเชิงเนื้อหาและความครอบคลุมของขอบเขตตัวแปร เครื่องมือวิจัยได้รับการพัฒนาจากการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง ผ่านการประเมินความสอดคล้องของข้อคำถามโดยผู้เชี่ยวชาญด้วยดัชนี IOC และได้รับการทดลองใช้ก่อนเก็บข้อมูลจริง จึงมีหลักฐานสนับสนุนความตรงเชิงเนื้อหาและความครอบคลุมขององค์ประกอบที่ศึกษา นอกจากนี้ ค่า Outer VIF และ Inner VIF อยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ แสดงว่าไม่พบปัญหาภาวะร่วมเชิงเส้นที่รุนแรงทั้งในระดับตัวชี้วัดแบบก่อตัวและระดับตัวแปรทำนายในแบบจำลองโครงสร้าง การประเมินบทบาทของตัวชี้วัดแบบก่อตัวพิจารณาทั้ง outer weights ซึ่งสะท้อนความสำคัญเชิงสัมพัทธ์ และ outer loadings ซึ่งสะท้อนความสำคัญเชิงสัมบูรณ์ร่วมกัน ตัวชี้วัดที่ outer weight ไม่มีนัยสำคัญแต่ outer loading มีนัยสำคัญ และยังมีความจำเป็นต่อความครอบคลุมของขอบเขตเนื้อหาตามทฤษฎี ได้รับการคงไว้ในแบบจำลองเพื่อรักษาความสมบูรณ์ขององค์ประกอบ มิได้ตัดตัวชี้วัดโดยพิจารณาเฉพาะนัยสำคัญทางสถิติเพียงประการเดียว ผลการทดสอบแบบจำลองโครงสร้างสนับสนุนสมมติฐานการวิจัยทั้ง 4 ข้อ โดยปัจจัยด้านเทคโนโลยี (TEC) ปัจจัยด้านองค์กร (ORG) และปัจจัยด้านสภาพแวดล้อม (ENV) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาใช้ของ SMEs (SAA) อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ขณะเดียวกัน SAA มีอิทธิพลเชิงบวกต่อผลการดำเนินงานของวิสาหกิจ (ENP) อย่างมีนัยสำคัญ ผลดังกล่าวสนับสนุนกรอบแนวคิดที่อธิบายว่า การนำ AI มาใช้มิได้เกิดจากปัจจัยด้านใดด้านหนึ่งโดยลำพัง แต่เป็นผลจากความพร้อมและแรงสนับสนุนด้านเทคโนโลยี องค์กร และสภาพแวดล้อมร่วมกัน ด้านความสามารถเชิงอธิบาย พบว่า TEC, ORG และ ENV สามารถร่วมกันอธิบายความแปรปรวนของ SAA ได้ร้อยละ 62.1 ขณะที่ SAA สามารถอธิบายความแปรปรวนของ ENP ได้ร้อยละ 41.1 จึงสะท้อนว่าแบบจำลองมีความสามารถเชิงอธิบายในระดับปานกลาง เมื่อพิจารณาขนาดอิทธิพลพบว่า เส้นทาง TEC มีอิทธิพล SAA, ENV มีอิทธิพล SAA และ SAA มีอิทธิพล ENP มีขนาดอิทธิพลระดับสูง ส่วนเส้นทาง ORG มีอิทธิพล SAA มีขนาดอิทธิพลระดับเล็ก แสดงให้เห็นว่า ปัจจัยด้านเทคโนโลยีและสภาพแวดล้อมมีบทบาทเด่นต่อการนำ AI มาใช้ ขณะที่ปัจจัยด้านองค์กรแม้มีอิทธิพลน้อยกว่าแต่ยังคงมีความสัมพันธ์เชิงบวกและมีนัยสำคัญทางสถิติ โดยสรุป ผลการวิเคราะห์ให้หลักฐานสนับสนุนทั้งคุณภาพของการกำหนดแบบจำลององค์ประกอบแบบก่อตัว และความสัมพันธ์ตามกรอบแนวคิดการวิจัย แบบจำลองสามารถอธิบายกลไกที่เชื่อมโยงปัจจัยตามกรอบ TOE กับการนำ AI มาใช้และผลการดำเนินงานของ SMEs ได้อย่างมีสาระสำคัญ ผลการศึกษานี้จึงเป็นพื้นฐานสำหรับการ

อภิปรายข้อค้นพบโดยเปรียบเทียบกับทฤษฎีและงานวิจัยที่ผ่านมา ตลอดจนการเสนอข้อเสนอแนะเชิงนโยบายและเชิงปฏิบัติในบทที่ 5 ต่อไป

บทที่ 5
สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

บทนี้นำเสนอการสรุปผล อภิปรายผล คุณูปการของการวิจัย ข้อเสนอแนะเชิงนโยบายและเชิงปฏิบัติ ข้อจำกัดของการวิจัย และข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคต จากการศึกษาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาใช้ของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมในประเทศไทย โดยใช้กรอบแนวคิดเทคโนโลยี–องค์กร–สภาพแวดล้อม (Technology–Organization–Environment) และวิเคราะห์ด้วยแบบจำลองสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (Partial Least Squares Structural Equation Modeling: PLS-SEM) แบบองค์ประกอบก่อตัวระดับเดียว (direct first-order composite–formative model) ผลการอภิปรายยึดหลักว่าค่าสัมประสิทธิ์เชิงโครงสร้างจากข้อมูลภาคตัดขวางแสดงความสัมพันธ์ตามแบบจำลองที่กำหนด มิใช่หลักฐานยืนยันเหตุและผลเชิงทดลองโดยสมบูรณ์ การตีความผลดำเนินการจากหลักฐานหลายด้านร่วมกัน ได้แก่ ความตรงเชิงเนื้อหา ภาวะร่วมเชิงเส้นของตัวชี้วัดแบบก่อตัว ความสำคัญเชิงสัมพัทธ์ และเชิงสัมบูรณ์ของตัวชี้วัด ภาวะร่วมเชิงเส้นของแบบจำลองโครงสร้าง ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง ความสามารถเชิงอธิบาย ขนาดอิทธิพล ความสามารถเชิงพยากรณ์นอกกลุ่มตัวอย่าง และอิทธิพลทางอ้อม แนวทางดังกล่าวสอดคล้องกับหลักการประเมิน PLS-SEM ที่ไม่ควรพิจารณาดัชนีใดดัชนีหนึ่งแยกจากบริบททางทฤษฎีและข้อกำหนดของแบบจำลองการวัด (Hair et al., 2022) รายละเอียดดังนี้

5.1 สรุปการดำเนินการวิจัย

5.2 สรุปผลการวิจัย

5.3 การอภิปรายผลการวิจัย

5.4 คุณูปการของการวิจัย

5.5 ข้อเสนอแนะจากผลการวิจัย

5.6 ข้อจำกัดของการวิจัย

5.7 ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคต

5.8 บทสรุป

5.1 สรุปการดำเนินการวิจัย

การวิจัยนี้มุ่งศึกษากลไกที่เชื่อมโยงบริบทด้านเทคโนโลยี (TEC) ด้านองค์กร (ORG) และด้านสภาพแวดล้อม (ENV) กับการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาใช้ของ SMEs (SAA) รวมถึงผลของ SAA ต่อผลการดำเนินงานของวิสาหกิจ (ENP) หน่วยวิเคราะห์คือวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมในประเทศไทย โดยใช้ผู้ให้ข้อมูลหลักที่มีบทบาทเกี่ยวข้องกับการบริหาร เทคโนโลยี ดิจิทัล ปฏิบัติการ หรือการรับผิดชอบด้าน AI ขององค์กร ข้อมูลที่ผ่านเกณฑ์และมีความครบถ้วนจำนวน 319 หน่วยตัวอย่างถูกนำมาวิเคราะห์ด้วย SmartPLS 4 แบบจำลองขั้นสุดท้ายประกอบด้วยโครงสร้างหลัก 5 โครงสร้างและตัวชี้วัด 16 ตัว ได้แก่ TEC ซึ่งก่อตัวจาก COM, TR และ AIC, ORG ซึ่งก่อตัวจาก TMS, OR, EAC1 และ EAC2, ENV ซึ่งก่อตัวจาก GS, CP และ CUSP, SAA ซึ่งก่อตัวจาก AUI และ AID, และ ENP ซึ่งก่อตัวจาก OP1, OP2, FP และ CUP ตัวชี้วัดทั้งหมดกำหนดเป็น composite–formative และประมาณค่าน้ำหนักด้วย Mode B การกำหนดเช่นนี้มีนัยสำคัญเชิงทฤษฎี เนื่องจากตัวชี้วัดแต่ละตัวเป็นส่วนประกอบที่ร่วมกันสร้างความหมายของโครงสร้าง มิใช่ผลสะท้อนที่ทดแทนกันได้ของปัจจัยแฝงเดียวกัน (Diamantopoulos & Winklhofer, 2001)

กลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่เป็นผู้จัดการฝ่ายเทคโนโลยี ดิจิทัล หรือปฏิบัติการ ร้อยละ 54.23 และมีประสบการณ์ทำงาน 6–10 ปี ร้อยละ 83.07 องค์กรส่วนใหญ่อยู่ในภาคการผลิต ร้อยละ 49.22 เป็นวิสาหกิจขนาดกลาง ร้อยละ 63.01 และอยู่ระหว่างวางแผนหรือเตรียมความพร้อมในการใช้ AI ร้อยละ 63.95 ลักษณะดังกล่าวสะท้อนว่าผลการวิจัยครอบคลุมทั้งองค์กรที่เริ่มใช้งานจริงและองค์กรที่อยู่ในช่วงเปลี่ยนผ่านสู่การประยุกต์ใช้ AI แต่ข้อสรุปควรตีความภายใต้บริบทที่กลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่ยังไม่ได้ใช้ AI อย่างเต็มรูปแบบ

5.2 สรุปผลการวิจัย

5.2.1 ผลการประเมินแบบจำลองการวัดแบบ Composite–Formative

ผลการตรวจสอบอคติจากวิธีการวัดร่วมด้วย Full Collinearity VIF พบว่าทุกโครงสร้างมีค่าอยู่ระหว่าง 1.000–1.358 ซึ่งต่ำกว่าเกณฑ์ 3.30 จึงไม่พบสัญญาณของอคติจากวิธีการวัดร่วมในระดับที่น่ากังวล อย่างไรก็ตาม ผลดังกล่าวเป็นหลักฐานวินิจฉัยประกอบ มิใช่ข้อพิสูจน์ว่าไม่มีอคติจากวิธีการวัดร่วมโดยสมบูรณ์ (Kock, 2015) ด้านความตรงเชิงเนื้อหา เครื่องมือได้รับการสนับสนุนจากการทบทวนวรรณกรรม การตรวจสอบ IOC โดยผู้เชี่ยวชาญ และการสำรวจนำร่อง ค่า Outer VIF ของตัวชี้วัดทั้ง 16 ตัวอยู่ระหว่าง 1.298–4.764 และต่ำกว่าเกณฑ์ 5.00 ทุกค่า จึงไม่พบปัญหาภาวะร่วมเชิงเส้นรุนแรงภายใน composite แม้ตัวชี้วัดบางตัวมีค่า VIF สูงกว่า 3.00 แต่ยังอยู่ในระดับที่สามารถยอมรับได้เมื่อพิจารณาร่วมกับความสำคัญเชิงเนื้อหา การประเมิน outer weights พบว่า

ตัวชี้วัด 10 ตัวมีน้ำหนักอย่างมีนัยสำคัญ ได้แก่ TR, TMS, OR, EAC1, EAC2, CP, CUSP, AUI, AID และ FP ส่วน COM, AIC, GS, OP1, OP2 และ CUP แม้ outer weights ไม่มีนัยสำคัญ แต่ outer loadings เป็นบวกและมีนัยสำคัญทุกตัว จึงคงไว้เพื่อรักษาความครอบคลุมของโดเมน ผลนี้ตอกย้ำว่าการตัดสินคุณภาพของตัวชี้วัดแบบก่อตัวต้องพิจารณาทั้ง relative contribution, absolute contribution และความจำเป็นทางทฤษฎี ไม่ควรตัดตัวชี้วัดโดยอาศัยค่า p ของ outer weight เพียงอย่างเดียว สำหรับ EAC2 พบ outer weight เป็นลบอย่างมีนัยสำคัญ ขณะที่ outer loading เป็นบวกและมีนัยสำคัญ ลักษณะดังกล่าวอาจสัมพันธ์กับ suppressor effect หรือความแปรปรวนที่ซ้อนทับกับตัวชี้วัดด้านองค์กรอื่น แต่เนื่องจาก Outer VIF ไม่สูงเกินเกณฑ์และ EAC2 เป็นองค์ประกอบสำคัญของสมรรถนะบุคลากร จึงคงตัวชี้วัดไว้โดยรายงานข้อสังเกตอย่างโปร่งใส โดยสรุป แบบจำลองการวัดมีหลักฐานเพียงพอสำหรับใช้คะแนน composite ในการประเมินแบบจำลองโครงสร้าง

5.2.2 ผลการทดสอบสมมติฐาน

ตารางที่ 5-1 สรุปผลการทดสอบสมมติฐานการวิจัย

สมมติฐาน	เส้นทาง	β	t	p	BCa95% CI	ผล
H1	TEC ⟶ SAA	0.529	13.646	<0.001	[0.446, 0.597]	สนับสนุน
H2	ORG ⟶ SAA	0.194	4.483	<0.001	[0.113, 0.284]	สนับสนุน
H3	ENV ⟶ SAA	0.450	11.996	<0.001	[0.361, 0.551]	สนับสนุน
H4	SAA ⟶ ENP	0.683	23.002	<0.001	[0.628, 0.744]	สนับสนุน

จากตารางที่ 5-1 พบว่าผลการทดสอบสมมติฐานสนับสนุนสมมติฐานทั้ง 4 ข้อ โดย TEC, ORG และ ENV มีอิทธิพลเชิงบวกต่อ SAA อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ และ SAA มีอิทธิพลเชิงบวกต่อ ENP อย่างมีนัยสำคัญ เมื่อเปรียบเทียบปัจจัยที่ทำนาย SAA พบว่า TEC มีอิทธิพลสูงที่สุด (β = 0.529) รองลงมาคือ ENV (β = 0.450) และ ORG (β = 0.194) ตามลำดับ ขณะที่ SAA มีอิทธิพลต่อ ENP ในระดับค่อนข้างสูง (β = 0.683)

5.2.3 ความสามารถเชิงอธิบายและขนาดอิทธิพล

ตารางที่ 5-2 ความสามารถเชิงอธิบายและขนาดอิทธิพลของแบบจำลอง

ประเด็น	ผลการวิเคราะห์	การตีความ
SAA	R^2 = 0.696; Adjusted R^2 = 0.693	TEC, ORG และ ENV อธิบายความแปรปรวนของ SAA ได้ร้อยละ 69.60
ENP	R^2 = 0.466; Adjusted R^2 = 0.464	SAA อธิบายความแปรปรวนของ ENP ได้ร้อยละ 46.60
TEC ⟶ SAA	f^2 = 0.816	ขนาดอิทธิพลระดับสูง
ORG ⟶ SAA	f^2 = 0.095	ขนาดอิทธิพลระดับเล็ก
ENV ⟶ SAA	f^2 = 0.570	ขนาดอิทธิพลระดับสูง
SAA ⟶ ENP	f^2 = 0.873	ขนาดอิทธิพลระดับสูง

ค่า R^2 แสดงว่าแบบจำลองมีความสามารถเชิงอธิบาย SAA ค่อนข้างสูงและอธิบาย ENP ได้ในระดับปานกลาง ขณะที่ค่า Adjusted R^2 ใกล้เคียงกับ R^2 แสดงว่าความสามารถเชิงอธิบายไม่ได้เกิดจากการเพิ่มจำนวนตัวแปรทำนายโดยปราศจากสาระสำคัญ เมื่อพิจารณา f^2 ตามเกณฑ์ของ Cohen (1988) พบว่า TEC, ENV และ SAA มีส่วนสำคัญต่อความแปรปรวนของตัวแปรตาม ส่วน ORG แม้มีนัยสำคัญแต่มีส่วนเพิ่มต่อ R^2 ในระดับเล็ก

5.2.4 ความสามารถเชิงพยากรณ์นอกกลุ่มตัวอย่าง

ผล PLSpredict พบว่า Q^2_predict ของตัวชี้วัดเป้าหมายทุกตัวเป็นบวกและอยู่ระหว่าง 0.382–0.600 แสดงว่าแบบจำลองมีความเกี่ยวข้องเชิงพยากรณ์เมื่อเปรียบเทียบกับเกณฑ์ค่าเฉลี่ยพื้นฐาน อย่างไรก็ตาม ค่า RMSE และ MAE ของ PLS-SEM สูงกว่า Linear Model (LM) ในทุกตัวชี้วัด จึงไม่สามารถสรุปว่าแบบจำลอง PLS-SEM มีความแม่นยำเหนือกว่าแบบจำลองเชิงเส้น ผล CVPAT สนับสนุนข้อสรุปดังกล่าว โดย PLS-SEM มี Average Loss Difference เท่ากับ −0.895 เมื่อเทียบกับ Indicator Average (IA) และแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญ ($p < 0.001$) แสดงว่าพยากรณ์ได้ดีกว่าเกณฑ์พื้นฐาน แต่เมื่อเปรียบเทียบกับ LM มี Average Loss Difference เท่ากับ 0.395 และแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญ ($p < 0.001$) แสดงว่า PLS-SEM มี prediction loss สูงกว่า LM ดังนั้นแบบจำลองมีประโยชน์เด่นในเชิงอธิบายความสัมพันธ์ตามทฤษฎี และมีความสามารถเชิงพยากรณ์ระดับพื้นฐาน แต่ยังไม่ควรนำไปใช้เป็นเครื่องมือพยากรณ์ผลลัพธ์รายองค์กรโดยตรงโดยปราศจากการตรวจสอบเพิ่มเติม ข้อค้นพบนี้แสดงความสำคัญของการแยก explanatory power ออกจาก predictive power ตามแนวทางของ Shmueli et al. (2019), Liengaard et al. (2021) และ Sharma et al. (2023)

5.2.5 ผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางอ้อม

ตารางที่ 5-3 สรุปผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางอ้อมผ่าน SAA

เส้นทางอ้อม	β_indirect	t	p	BCa95% CI	ผล
TEC ⟶ SAA ⟶ ENP	0.361	14.252	<0.001	[0.309, 0.408]	มีอิทธิพลทางอ้อม
ORG ⟶ SAA ⟶ ENP	0.133	4.657	<0.001	[0.063, 0.181]	มีอิทธิพลทางอ้อม
ENV ⟶ SAA ⟶ ENP	0.308	9.456	<0.001	[0.245, 0.375]	มีอิทธิพลทางอ้อม

อิทธิพลทางอ้อมทั้งสามเส้นทางเป็นบวกและมีนัยสำคัญ เนื่องจากช่วงความเชื่อมั่น BCa 95% ไม่คร่อมศูนย์ โดย TEC มีอิทธิพลทางอ้อมต่อ ENP ผ่าน SAA สูงที่สุด รองลงมาคือ ENV และ ORG ผลดังกล่าวแสดงว่า SAA ทำหน้าที่เป็นกลไกถ่ายทอดอิทธิพลจากบริบท TOE ไปสู่ผลการดำเนินงานของวิสาหกิจ อย่างไรก็ตาม แบบจำลองไม่ได้กำหนดเส้นทางตรงจาก TEC, ORG และ ENV ไปยัง ENP จึงไม่ควรจำแนกว่าเป็นการส่งผ่านแบบสมบูรณ์หรือบางส่วน แต่ควรรายงานว่าเกิดอิทธิพลทางอ้อมผ่าน SAA

5.3 การอภิปรายผลการวิจัย

5.3.1 ปัจจัยด้านเทคโนโลยีกับการนำ AI มาใช้ของ SMEs

ผลการวิจัยที่พบว่า TEC มีอิทธิพลเชิงบวกต่อ SAA สูงที่สุดสนับสนุนตรรกะของกรอบ TOE ซึ่งเสนอว่าคุณลักษณะและความพร้อมด้านเทคโนโลยีเป็นเงื่อนไขพื้นฐานของการยอมรับนวัตกรรมในระดับองค์กร (Tornatzky & Fleischer, 1990) สำหรับ SMEs การนำ AI มาใช้มิได้ขึ้นอยู่กับการรับรู้ประโยชน์เพียงอย่างเดียว แต่ต้องพิจารณาความเข้ากันได้กับระบบสารสนเทศและกระบวนการเดิม ความพร้อมของโครงสร้างพื้นฐาน ข้อมูล บุคลากร และความเหมาะสมของ AI กับภารกิจที่องค์กรต้องการดำเนินการ ภายใน TEC ตัวชี้วัด TR มี outer weight สูงและมีนัยสำคัญ ขณะที่ COM และ AIC มี outer weights ไม่มีนัยสำคัญแต่ outer loadings มีนัยสำคัญ ผลนี้อธิบายได้ว่า เมื่อพิจารณาองค์ประกอบด้านเทคโนโลยีหลายด้านพร้อมกัน ความพร้อมของทรัพยากรและโครงสร้างพื้นฐานเป็นตัวแบ่งแยกองค์กรได้ชัดเจนที่สุด ส่วน compatibility ยังคงมีความสำคัญในเชิงสัมบูรณ์และเชิงเนื้อหา แต่ความแปรปรวนบางส่วนอาจทับซ้อนกับความพร้อมด้านเทคโนโลยี การคงตัวชี้วัดดังกล่าวจึงทำให้ความหมายของ TEC ครอบคลุมทั้งความพร้อมและความสอดคล้องกับบริบทการดำเนินงาน ผลที่ TEC มี f^2 ระดับสูงชี้ว่า การเปลี่ยนแปลงความพร้อมด้านเทคโนโลยีมีผลเชิงสาระต่อความสามารถในการอธิบาย SAA มากกว่าการพิจารณานัยสำคัญทางสถิติเพียงอย่างเดียว ในทาง

ปฏิบัติ SMEs จึงควรเริ่มจากการประเมินความพร้อมของข้อมูล ระบบเดิม การเชื่อมต่อ ความมั่นคงปลอดภัย และสมรรถนะบุคลากร ก่อนเลือกใช้ AI เพื่อหลีกเลี่ยงการลงทุนในเทคโนโลยีที่ไม่สอดคล้องกับปัญหาและกระบวนการขององค์กร

5.3.2 ปัจจัยด้านองค์กรกับการนำ AI มาใช้ของ SMEs

ORG มีอิทธิพลเชิงบวกต่อ SAA อย่างมีนัยสำคัญ แต่มีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางและ f^2 ต่ำกว่าปัจจัยด้านเทคโนโลยีและสภาพแวดล้อม ผลนี้มิได้หมายความว่าปัจจัยด้านองค์กรไม่มีความสำคัญ แต่สะท้อนว่า เมื่อควบคุม TEC และ ENV แล้ว ส่วนเพิ่มของ ORG ต่อการอธิบาย SAA อยู่ในระดับเล็ก ในบริบทกลุ่มตัวอย่างที่ส่วนใหญ่ยังอยู่ระหว่างวางแผนหรือเตรียมความพร้อม การตัดสินใจอาจขับเคลื่อนจากความเป็นไปได้ทางเทคนิคและแรงกดดันภายนอกก่อนที่ความพร้อมภายในจะถูกพัฒนาอย่างเต็มรูปแบบ ตัวชี้วัด TMS, OR และ EAC1 มี outer weights เชิงบวกและมีนัยสำคัญ แสดงว่าการสนับสนุนของผู้บริหาร ความพร้อมของทรัพยากร และความรู้ความสามารถของบุคลากรเป็นส่วนประกอบสำคัญของบริบทองค์กร ผู้บริหารมีบทบาทในการกำหนดทิศทาง จัดสรรงบประมาณ ยอมรับความไม่แน่นอน และสร้างกติกาการใช้ AI ขณะที่ความพร้อมขององค์กรช่วยให้แนวคิดถูกแปลงเป็นโครงการจริง ส่วนสมรรถนะบุคลากรช่วยลดช่องว่างระหว่างเครื่องมือกับการใช้งาน น้ำหนักเชิงลบของ EAC2 ภายใต้ outer loading เชิงบวกควรตีความอย่างระมัดระวังในฐานะผลสัมประสิทธิ์บางส่วนภายใน composite ไม่ควรตีความว่าความสามารถของบุคลากรส่งผลเสียต่อองค์กรโดยตรง ทิศทางดังกล่าวอาจเกิดจาก suppressor effect เมื่อ EAC2 ถูกประมาณร่วมกับ TMS, OR และ EAC1 จึงเป็นประเด็นที่ควรตรวจสอบซ้ำด้วยตัวชี้วัดที่หลากหลายและกลุ่มตัวอย่างอื่นในอนาคต

5.3.3 ปัจจัยด้านสภาพแวดล้อมกับการนำ AI มาใช้ของ SMEs

ENV มีอิทธิพลเชิงบวกต่อ SAA รองจาก TEC และมี f^2 ระดับสูง สอดคล้องกับกรอบ TOE ที่มองว่าการตัดสินใจขององค์กรเกิดขึ้นภายใต้แรงกดดันและการสนับสนุนจากสภาพแวดล้อมภายนอก สำหรับ SMEs แรงกดดันจากการแข่งขัน ความต้องการของลูกค้า และการสนับสนุนจากภาครัฐสามารถเร่งให้องค์กรพิจารณา AI แม้ความพร้อมภายในยังไม่สมบูรณ์ CP มี outer weight เด่นที่สุดใน ENV แสดงว่าแรงกดดันจากการแข่งขันเป็นองค์ประกอบที่สร้างความแตกต่างด้านบริบทสิ่งแวดล้อมได้ชัดเจน การเห็นคู่แข่งใช้ AI เพื่อลดต้นทุน เพิ่มความเร็ว ปรับบริการให้เหมาะกับลูกค้า หรือวิเคราะห์ข้อมูลได้ดีขึ้น อาจทำให้องค์กรรับรู้ต้นทุนของการไม่ปรับตัวสูงขึ้น ขณะที่ CUSP มี contribution เชิงสัมพัทธ์อย่างมีนัยสำคัญ สะท้อนว่าความคาดหวังของลูกค้าต่อความรวดเร็ว ความแม่นยำ และประสบการณ์เฉพาะบุคคลเป็นแรงผลักดันอีกด้านหนึ่ง GS มี outer weight ไม่มีนัยสำคัญแต่ loading มีนัยสำคัญ จึงยังเป็นส่วนประกอบของ ENV ในเชิงสัมบูรณ์ ผลนี้อาจสะท้อน

ว่าการสนับสนุนภาครัฐมีความสำคัญในภาพรวม แต่เมื่อพิจารณาพร้อมแรงกดดันจากตลาดแล้ว ความแตกต่างระหว่างองค์กรถูกอธิบายโดยการแข่งขันและลูกค้าได้ชัดกว่า นโยบายภาครัฐจึงควรเปลี่ยนจากการสร้างการรับรู้ทั่วไปไปสู่การสนับสนุนที่ลดต้นทุนและความเสี่ยงของการนำไปใช้จริง เช่น โครงสร้างพื้นฐานข้อมูล ที่ปรึกษา มาตรฐาน การทดลองใช้ และกลไกเงินทุน

5.3.4 การนำ AI มาใช้กับผลการดำเนินงานของวิสาหกิจ

ผลการวิจัยพบว่า SAA มีอิทธิพลเชิงบวกต่อ ENP สูงที่สุดในแบบจำลองโครงสร้าง และมี f^2 ระดับสูง แสดงว่าการนำ AI มาใช้มีความสัมพันธ์อย่างมีสาระกับผลการดำเนินงานด้านปฏิบัติการ การเงิน และลูกค้า กลไกที่เป็นไปได้ ได้แก่ การเพิ่มความรวดเร็วและความแม่นยำของกระบวนการ การลดงานซ้ำ การสนับสนุนการตัดสินใจจากข้อมูล การบริหารทรัพยากร การปรับปรุงบริการ และการตอบสนองต่อลูกค้าได้เหมาะสมขึ้น อย่างไรก็ตาม SAA ในแบบจำลองขั้นสุดท้ายก่อตัวจาก AI Usage Intensity และ AI Decision Making เท่านั้น โดยไม่ครอบคลุม AI Integration เนื่องจากไม่มีตัวชี้วัดคงเหลือในขั้นสุดท้าย ดังนั้น ผลควรตีความว่า ความเข้มข้นของการใช้งานและการใช้ AI สนับสนุนการตัดสินใจสัมพันธ์กับ ENP ไม่ควรขยายข้อสรุปไปถึงการบูรณาการ AI ทั่วทั้งองค์กรโดยไม่มีข้อมูลรองรับด้าน ENP ตัวชี้วัด FP มี contribution เชิงสัมพัทธ์เด่นที่สุด ขณะที่ OP1, OP2 และ CUP มี loadings ที่มีนัยสำคัญและจำเป็นต่อความครอบคลุมของผลการดำเนินงาน ผลนี้บ่งชี้ว่าแม้ผลด้านการเงินมีบทบาทสูงในการแบ่งแยกระดับ ENP แต่การตีความประสิทธิผลของ AI ต้องไม่จำกัดเฉพาะผลตอบแทนทางการเงิน ควรรวมประสิทธิภาพกระบวนการและผลลัพธ์ด้านลูกค้าด้วย

5.3.5 กลไกอิทธิพลทางอ้อมผ่าน SAA

อิทธิพลทางอ้อมที่มีนัยสำคัญทั้งสามเส้นทางขยายความเข้าใจจากคำถามว่าอะไรทำให้องค์กรนำ AI มาใช้ ไปสู่คำถามว่าปัจจัยเหล่านั้นเชื่อมโยงกับผลการดำเนินงานอย่างไร ผลแสดงว่า TEC, ORG และ ENV มิได้สร้าง ENP โดยอัตโนมัติ แต่ต้องถูกแปลงเป็นการใช้ AI ที่เข้มข้นและการใช้ AI ในการตัดสินใจก่อน จึงเกิดความสัมพันธ์กับผลลัพธ์ขององค์กร TEC มีอิทธิพลทางอ้อมสูงที่สุด สอดคล้องกับบทบาทเด่นของความพร้อมทางเทคโนโลยีต่อ SAA ส่วน ENV มีอิทธิพลทางอ้อมรองลงมา แสดงว่าแรงผลักจากตลาดสามารถสร้างผลลัพธ์ได้เมื่อองค์กรตอบสนองด้วยการนำ AI มาใช้จริง ORG มีอิทธิพลทางอ้อมต่ำที่สุดแต่ยังมีนัยสำคัญ แสดงว่าการสนับสนุนและทรัพยากรภายในแม้มีส่วนเพิ่มไม่มากเท่าสองบริบทแรก แต่ยังจำเป็นต่อการเปลี่ยนการยอมรับ AI ให้เป็นผลการดำเนินงาน

5.3.6 ความแตกต่างระหว่างความสามารถเชิงอธิบายและเชิงพยากรณ์

ข้อค้นพบที่สำคัญคือ แบบจำลองมี R^2 และ f^2 ในระดับน่าพอใจ แต่ไม่สามารถพยากรณ์ได้ดีกว่า LM ความแตกต่างนี้ไม่ใช่ความขัดแย้งทางสถิติ เพราะแบบจำลองเชิงทฤษฎีได้รับการออกแบบเพื่ออธิบายโครงสร้างความสัมพันธ์ที่กำหนด ขณะที่การพยากรณ์ประเมินความแม่นยำ

ต่อข้อมูลที่ไม่ได้ใช้ประมาณค่า แบบจำลองที่อธิบายกลไกได้ดีจึงอาจยังไม่ใช่แบบจำลองที่พยากรณ์ได้ดีที่สุดผลดังกล่าวอาจเกี่ยวข้องกับการกำหนดความสัมพันธ์เชิงเส้น การใช้ข้อมูลภาคตัดขวาง ความแตกต่างระหว่างสถานะการใช้ AI ขององค์กร การละเว้นตัวแปรเชิงบริบทบางประการ หรือความไม่เป็นเนื้อเดียวกันของ SMEs ดังนั้น คุณค่าหลักของแบบจำลองนี้อยู่ที่การอธิบายลำดับความสำคัญ และกลไกตาม TOE มากกว่าการทำนายคะแนน ENP รายองค์กร

5.4 คุณูปการของการวิจัย

5.4.1 คุณูปการเชิงทฤษฎี

ประการแรกของการวิจัยยืนยันความสามารถของกรอบ TOE ในการอธิบายการนำ AI มาใช้ของ SMEs ในประเทศไทย โดยแสดงให้เห็นว่าทั้งสามบริบทมีความสำคัญพร้อมกัน แต่มีน้ำหนักแตกต่างกัน TEC และ ENV มีบทบาทเด่น ขณะที่ ORG มีอิทธิพลเชิงบวกในระดับเล็ก ผลนี้ช่วยหลีกเลี่ยงการตีความ TOE แบบสมมาตรว่าทุกมิติต้องมีอิทธิพลเท่ากัน ประการที่สองของการวิจัยเชื่อมต่อกรอบ TOE กับผลการดำเนินงานผ่าน SAA ทำให้เห็นกลไกที่บริบทการยอมรับถูกเปลี่ยนเป็นผลลัพธ์ขององค์กร อิทธิพลทางอ้อมที่มีนัยสำคัญแสดงว่า SAA เป็นจุดเชื่อมสำคัญระหว่างเงื่อนไขก่อนการนำมาใช้กับผลที่เกิดขึ้นภายหลังการนำมาใช้ ประการที่สามการกำหนดโครงสร้างเป็น composite–formative ระดับเดียวช่วยรักษาตรรกะที่ตัวชี้วัดเป็นส่วนประกอบของแนวคิดและไม่จำเป็นต้องทดแทนกันได้ การพิจารณา outer weights ร่วมกับ outer loadings และ content validity ทำให้การประเมินแบบจำลองการวัดสอดคล้องกับธรรมชาติขององค์ประกอบมากกว่าการใช้เกณฑ์ reliability และ AVE ที่ออกแบบสำหรับ reflective measurement ประการที่สี่ การรายงาน PLSpredict และ CVPAT เพิ่มมิติด้านความสามารถเชิงพยากรณ์นอกกลุ่มตัวอย่าง และแสดงอย่างโปร่งใสว่า explanatory relevance ไม่เท่ากับ predictive superiority ข้อค้นพบนี้ช่วยสร้างมาตรฐานการรายงานที่รอบด้านขึ้นสำหรับงาน PLS-SEM ในบริบทการยอมรับเทคโนโลยี

5.4.2 คุณูปการเชิงระเบียบวิธี

การวิจัยแสดงขั้นตอนการประเมิน formative composite อย่างเป็นระบบ ตั้งแต่ความตรงเชิงเนื้อหา Outer VIF, outer weights, outer loadings ไปจนถึงการประเมินแบบจำลองโครงสร้างและการพยากรณ์ การคงตัวชี้วัดที่ weight ไม่มีนัยสำคัญแต่ loading มีนัยสำคัญและมีความจำเป็นทางทฤษฎี เป็นตัวอย่างของการตัดสินใจที่ไม่ยึดสถิติแบบกลไก นอกจากนี้ การใช้ BCa 95% confidence intervals สำหรับเส้นทางและอิทธิพลทางอ้อมช่วยลดการพึ่งพาสมมติฐานการแจกแจงปกติ และการรายงาน CMB, inner VIF, R^2, f^2, PLSpredict และ CVPAT ร่วมกันช่วยให้ข้อสรุปมีความโปร่งใสและตรวจสอบได้

5.4.3 คุณูปการเชิงบริบท

การวิจัยให้หลักฐานจาก SMEs ในประเทศไทยซึ่งมีข้อจำกัดด้านทรัพยากรและระดับความพร้อมต่างจากองค์กรขนาดใหญ่ โดยเฉพาะเมื่อกลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่ยังอยู่ในช่วงวางแผนหรือเตรียมความพร้อม ผลจึงสะท้อนความท้าทายของระยะเปลี่ยนผ่านและชี้ว่าการพัฒนาเทคโนโลยีต้องดำเนินควบคู่กับแรงสนับสนุนจากระบบนิเวศและความพร้อมภายในองค์กร

5.5 ข้อเสนอแนะจากผลการวิจัย

5.5.1 ข้อเสนอแนะสำหรับผู้ประกอบการและผู้บริหาร SMEs จากผลการวิจัย ผู้บริหาร SMEs ควรดำเนินการตามลำดับความสำคัญดังต่อไปนี้

5.5.1.1 ประเมินความพร้อมด้านข้อมูล โครงสร้างพื้นฐาน ระบบเดิม ความมั่นคงปลอดภัย และทักษะบุคลากรก่อนลงทุน โดยเลือกกรณีใช้งานที่สอดคล้องกับปัญหาและกระบวนการขององค์กร

5.5.1.2 เริ่มจากโครงการนำร่องขนาดเล็กที่มีตัวชี้วัดผลลัพธ์ชัดเจน เช่น เวลา ต้นทุน ความผิดพลาด รายได้ หรือความพึงพอใจของลูกค้า แล้วขยายผลเมื่อมีหลักฐานสนับสนุน

5.5.1.3 กำหนดเจ้าของโครงการ AI และกลไกกำกับดูแลข้อมูล ความเป็นส่วนตัว ความโปร่งใส และความรับผิดชอบในการตัดสินใจ เพื่อไม่ให้การใช้งานกระจายตัวโดยไม่มีทิศทาง

5.5.1.4 พัฒนาทักษะบุคลากรทั้งด้านการใช้เครื่องมือ การตีความผลลัพธ์ การตั้งคำถาม การตรวจสอบความถูกต้อง และการจัดการความเสี่ยง ไม่จำกัดเฉพาะทักษะทางเทคนิค

5.5.1.5 เชื่อมการใช้ AI กับเป้าหมายผลการดำเนินงานทั้งสามด้าน ได้แก่ ประสิทธิภาพปฏิบัติการ ผลลัพธ์ทางการเงิน และคุณค่าที่ส่งมอบให้ลูกค้า

5.5.1.6 ติดตามคู่แข่งและความต้องการของลูกค้าอย่างเป็นระบบ แต่ไม่เลียนแบบเทคโนโลยีโดยปราศจากการประเมินความเหมาะสมกับทรัพยากรและกระบวนการของตนเอง

5.5.2 ข้อเสนอแนะเชิงนโยบาย

หน่วยงานภาครัฐและองค์กรสนับสนุน SMEs ควรพัฒนามาตรการที่ลดอุปสรรคต่อการนำ AI ไปใช้จริง ดังนี้

5.5.2.1 จัดทำโปรแกรมประเมิน AI readiness ที่เข้าถึงง่าย ครอบคลุมข้อมูล เทคโนโลยี บุคลากร กระบวนการ และธรรมาภิบาล พร้อมข้อเสนอแนะตามระดับความพร้อม

5.5.2.2 สนับสนุนพื้นที่ทดลองหรือ AI sandbox สำหรับ SMEs โดยมีข้อมูลตัวอย่าง เครื่องมือ ที่ปรึกษา และมาตรฐานความปลอดภัย เพื่อลดต้นทุนของการทดลองผิดลองถูก

5.5.2.3 ออกแบบทุนหรือสิทธิประโยชน์แบบมีเงื่อนไขเชื่อมโยงกับการพัฒนาความสามารถภายใน ไม่สนับสนุนเฉพาะการซื้อซอฟต์แวร์หรืออุปกรณ์

5.5.2.4 พัฒนามาตรฐานและแนวปฏิบัติด้านข้อมูล ความเป็นส่วนตัว ความมั่นคงปลอดภัย จริยธรรม และความรับผิดชอบของ AI ที่เหมาะสมกับขนาดและทรัพยากรของ SMEs

5.5.2.5 สร้างเครือข่ายระหว่างมหาวิทยาลัย ผู้ให้บริการเทคโนโลยี สมาคมวิชาชีพ สถาบันการเงิน และผู้ประกอบการ เพื่อแลกเปลี่ยนกรณีศึกษา บุคลากร และโครงสร้างพื้นฐานร่วม

5.5.3 ข้อเสนอแนะสำหรับผู้ให้บริการเทคโนโลยีและสถาบันการศึกษา

ผู้ให้บริการเทคโนโลยีควรพัฒนาโซลูชันที่เชื่อมต่อกับระบบเดิมได้ง่าย มีค่าใช้จ่ายและผลตอบแทนที่โปร่งใส รองรับการทดลองใช้ และมีบริการพัฒนาทักษะควบคู่กับเทคโนโลยี เนื่องจากผลการวิจัยชี้ว่าความพร้อมและ compatibility เป็นส่วนประกอบของ TEC การขายเครื่องมือโดยไม่ประเมินข้อมูล กระบวนการ และบุคลากรของลูกค้าอาจไม่ก่อให้เกิดการใช้งานที่ยั่งยืน สถาบันการศึกษาควรพัฒนาหลักสูตรระยะสั้นและบริการวิชาการที่เน้นการแก้ปัญหาจริงของ SMEs ครอบคลุม data literacy, AI literacy, process redesign, project evaluation และ responsible AI การเรียนรู้ควรเชื่อมผู้บริหาร ผู้ปฏิบัติงาน และผู้เชี่ยวชาญด้านเทคโนโลยีเข้าด้วยกัน เพื่อให้การตัดสินใจลงทุนและการนำไปใช้เกิดความเข้าใจร่วม

5.6 ข้อจำกัดของการวิจัย

5.6.1 การวิจัยใช้ข้อมูลภาคตัดขวาง จึงสะท้อนความสัมพันธ์ ณ ช่วงเวลาหนึ่งและไม่สามารถยืนยันลำดับเชิงเหตุผลหรือการเปลี่ยนแปลงของผลการดำเนินงานภายหลังการนำ AI มาใช้ได้อย่างเด็ดขาด แม้ใช้คำว่าอิทธิพลตามธรรมเนียมการรายงานแบบจำลองโครงสร้าง แต่ข้อสรุปควรตีความเป็นความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างภายใต้แบบจำลอง

5.6.2 ข้อมูลส่วนใหญ่ได้จากผู้ให้ข้อมูลหลักรายเดียวของแต่ละองค์กร จึงยังมีความเสี่ยงจาก common method bias และอคติจากการรับรู้ แม้ Full Collinearity VIF จะไม่พบปัญหาในระดับรุนแรง การใช้ข้อมูลผลการดำเนินงานจากแหล่งภายนอกหรือผู้ตอบหลายบทบาทจะช่วยเพิ่มความแข็งแรงของหลักฐาน

5.6.3 กลุ่มตัวอย่างจำกัดอยู่ใน SMEs ประเทศไทย และมีสัดส่วนภาคการผลิตกับวิสาหกิจขนาดกลางค่อนข้างมาก จึงควรระมัดระวังการขยายผลไปยังประเทศ อุตสาหกรรม ธุรกิจขนาดใหญ่ หรือกิจการรายย่อยที่มีข้อจำกัดต่างกัน

5.6.4 องค์กรร้อยละ 63.95 อยู่ระหว่างวางแผนหรือเตรียมความพร้อมในการใช้ AI ผลการตอบบางส่วนจึงอาจสะท้อนความคาดหวังหรือการรับรู้ก่อนการใช้งานเต็มรูปแบบ มากกว่าประสบการณ์

หลังการนำไปใช้เป็นระยะเวลานาน ประการที่ห้า SAA ในแบบจำลองขั้นสุดท้ายมีเพียง AUI และ AID และไม่ครอบคลุม AI Integration จึงจำกัดขอบเขตของแนวคิดการนำ AI มาใช้

5.6.5 ตัวชี้วัดบางตัวมี outer weights ไม่มีนัยสำคัญ และ EAC2 มีน้ำหนักเชิงลบ แม้มีหลักฐานจาก loading และทฤษฎีรองรับการคงไว้ ผลดังกล่าวควรได้รับการตรวจสอบซ้ำในกลุ่มตัวอย่างอื่น รวมถึงอาจพิจารณาความไม่เป็นเนื้อเดียวกันของกลุ่มตัวอย่างและ suppressor effect

5.6.6 แม้แบบจำลองมีความสามารถเชิงอธิบายในระดับค่อนข้างสูงถึงปานกลางและ Q^2_predict เป็นบวก แต่ PLSpredict และ CVPAT แสดงว่า PLS-SEM ยังด้อยกว่า LM จึงไม่ควรใช้แบบจำลองนี้เป็นเครื่องมือทำนายรายองค์กรโดยตรงก่อนผ่านการตรวจสอบกับข้อมูลใหม่และแบบจำลองทางเลือก

5.6.7 การวิเคราะห์อิทธิพลทางอ้อมไม่ได้กำหนดเส้นทางตรงจาก TEC, ORG และ ENV ไปยัง ENP จึงอธิบายได้เพียงว่ามีอิทธิพลทางอ้อมผ่าน SAA แต่ไม่สามารถจำแนกประเภทการส่งผ่านเป็นแบบสมบูรณ์หรือบางส่วนได้

5.7 ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคต

การวิจัยในอนาคตควรพิจารณาแนวทางต่อไปนี้

5.7.1 ใช้การศึกษาแบบตามช่วงเวลา (longitudinal study) เพื่อติดตามองค์กรตั้งแต่ระยะเตรียมความพร้อม การทดลองใช้ การขยายผล และผลการดำเนินงานหลังใช้งาน

5.7.2 เก็บข้อมูลจากผู้ตอบหลายบทบาทและผสานข้อมูลเชิงวัตถุ เช่น ต้นทุน ระยะเวลากระบวนการ รายได้ อัตราความผิดพลาด หรือความพึงพอใจของลูกค้า เพื่อลดอคติจากแหล่งข้อมูลเดียว

5.7.3พัฒนาและตรวจสอบตัวชี้วัด AI Integration ใหม่ เพื่อให้ SAA ครอบคลุมความลึกและการบูรณาการ AI ในกระบวนการและระบบองค์กร

5.7.4 เพิ่ม global item หรือเกณฑ์ภายนอกเพื่อทำ redundancy analysis และเสริมหลักฐาน formative convergent validity ของ composite ที่สำคัญ

5.7.5 ทดสอบแบบจำลองในกลุ่มย่อยตามขนาดกิจการ ภาคธุรกิจ สถานะการใช้ AI และระดับ digital maturity รวมถึงประเมิน measurement invariance ก่อนเปรียบเทียบกลุ่ม

5.7.6 ตรวจสอบความไม่เป็นเนื้อเดียวกันที่สังเกตได้และไม่สังเกตได้ ตลอดจนความสัมพันธ์ไม่เชิงเส้น ปฏิสัมพันธ์ และ threshold effects ที่อาจช่วยเพิ่มความสามารถเชิงพยากรณ์

5.7.7 เปรียบเทียบแบบจำลองทางเลือกที่เพิ่มตัวแปร เช่น คุณภาพข้อมูล ความมั่นคงปลอดภัย ความไว้วางใจ ธรรมาภิบาล AI ความสามารถในการดูดซับความรู้ หรือความพร้อมทางการเงิน โดยต้องมีเหตุผลทางทฤษฎีรองรับ

5.7.8 เพิ่มเส้นทางตรงจาก TEC, ORG และ ENV ไปยัง ENP หากมีฐานทฤษฎีรองรับ เพื่อประเมินลักษณะการส่งผ่านผ่าน SAA อย่างสมบูรณ์ และเปรียบเทียบแบบจำลองคู่แข่ง

5.7.9 ใช้ holdout sample ภายนอกหรือข้อมูลจากช่วงเวลาอื่น ทดสอบ PLSpredict และ CVPAT ซ้ำ และพิจารณาวิธี machine learning เป็น benchmark เพิ่มเติม โดยแยกวัตถุประสงค์การอธิบายออกจากการพยากรณ์อย่างชัดเจน

5.8 บทสรุป

การวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่า การนำ AI มาใช้ของ SMEs ในประเทศไทยเป็นผลจากการทำงานร่วมกันของปัจจัยด้านเทคโนโลยี องค์กร และสภาพแวดล้อม โดยปัจจัยด้านเทคโนโลยีมีอิทธิพลสูงที่สุด รองลงมาคือปัจจัยด้านสภาพแวดล้อมและปัจจัยด้านองค์กร การนำ AI มาใช้มีความสัมพันธ์เชิงบวกอย่างชัดเจนกับผลการดำเนินงาน และทำหน้าที่เป็นกลไกถ่ายทอดอิทธิพลจากบริบท TOE ไปสู่ผลลัพธ์ของวิสาหกิจในเชิงทฤษฎี ผลการวิจัยสนับสนุนการประยุกต์กรอบ TOE ร่วมกับแบบจำลอง composite formative และขยายการอธิบายจากปัจจัยก่อนการนำมาใช้ไปสู่ผลการดำเนินงาน ในเชิงปฏิบัติ ผลชี้ว่า SMEs ควรให้ความสำคัญกับความพร้อมของข้อมูลและเทคโนโลยี เลือกกรณีใช้งานที่เหมาะสม พัฒนาบุคลากร และเชื่อมการใช้งาน AI กับผลลัพธ์ที่วัดได้ ขณะที่ภาครัฐควรสนับสนุนการทดลองใช้ โครงสร้างพื้นฐาน มาตรฐาน และระบบนิเวศที่ลดต้นทุนและความเสี่ยง อย่างไรก็ตาม แบบจำลองมีความสามารถเชิงพยากรณ์เหนือเกณฑ์พื้นฐาน IA แต่ยังด้อยกว่า LM จึงควรใช้ผลการวิจัยเป็นกรอบอธิบายและกำหนดลำดับความสำคัญ มากกว่าการพยากรณ์ผลลัพธ์รายองค์กรโดยตรง การยอมรับทั้งจุดแข็งและข้อจำกัดดังกล่าวทำให้ข้อสรุปมีความสมดุล โปร่งใส และสามารถใช้เป็นฐานสำหรับการพัฒนางานวิจัยและนโยบายด้าน AI สำหรับ SMEs ต่อไป

บรรณานุกรม

ภาษาไทย

ฉันธะ จันทะเสนา. “วิธีรายงานผลการศึกษาของตัวแปรสร้างระดับที่สองของ PLS-SEM.” **จุฬาลงกรณ์ธุรกิจปริทัศน์**. 42(3) (กรกฎาคม-กันยายน 2563) : 33-67.

ชูพันธุ์ รัตนโภคา. (2559). “ความรู้เบื้องต้นทางปัญญาประดิษฐ์ (Introduction to Artificial Intelligence).” **ภาควิชาเทคโนโลยีวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ วิทยาลัยเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ**.

ฐิตารีย์ ศิริมงคล. (2564). “แบบจำลองแนวคิดและข้อเสนอแนะเบื้องต้น: ปัจจัยที่ส่งผลต่อความตั้งใจใช้ตลาดกลางพาณิชย์อิเล็กทรอนิกส์: การผสมผสานระหว่างกรอบแนวคิด TOE-TAM.” **วารสารวิชาการและวิจัย มหาวิทยาลัยภาคตะวันออกเฉียงเหนือ**, 11(1), 290–302.

ณัฐวุฒิ วิเศษ. (2555). “ปัจจัยในการดำเนินธุรกิจของการเป็นผู้ประกอบการธุรกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) จังหวัดนนทบุรี.” **วารสารปัญญาภิวัฒน์**, 9(1), 13–24.

ปาริฉัตร วิชุภากรณ์กุล, อัฏฐมา บุญปาลิต, และ เกริกฤทธิ์ อัมพะวัต. (2565). “การเตรียมความพร้อมต่อการเปลี่ยนแปลงสู่เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ของพนักงานโรงแรมในกรุงเทพมหานคร.”**วารสารสถาบันวิทยาการจัดการแห่งแปซิฟิค**, 8(1), 470–483.

วริศรา กิจมหาตระกูล. (2561). “แนวทางกำหนดมาตรการเพื่อควบคุมการใช้ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ในการสอบบัญชี (เอกัตศึกษาศิลปศาสตรมหาบัณฑิต).” **จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย**.

ศรัณย์ศิริ คัมภิรานนท์. (2562). “AI เทคโนโลยีอนาคตของประเทศไทย (Artificial Intelligence in Thailand).” **สำนักวิชาการ สำนักงานเลขาธิการวุฒิสภา**.

สำนักงานส่งเสริมวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม. (2567). **รายงานสถานการณ์ MSME รายปี (MSME White Paper) ประจำปี 2567**. สำนักงานส่งเสริมวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (สสว.)

This is Mendeley biography

ภาษาอังกฤษ

Abed, S. S. (2020). “Social commerce adoption using TOE framework: An empirical investigation of Saudi Arabian SMEs.” **International Journal of Information Management**, 53, 102118.

Abdul Wahab, S., & Radmehr, M. (2024). The impact of AI assimilation on firm performance in small and medium-sized enterprises: A moderated multi-mediation model. Heliyon, 10(9), e29580. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e29580

AlSharji, A., Ahmad, S. Z., & Abu Bakar, A. R. (2018). “Understanding social media adoption in SMEs: Empirical evidence from the United Arab Emirates.” **Journal of Entrepreneurship in Emerging Economies**, 10(2), 302–328.

Alshamaila, Y., Papagiannidis, S., & Li, F. (2013). “Cloud computing adoption by SMEs in the north east of England: A multi-perspective framework.” **Journal of Enterprise Information Management**, 26(3), 250–275.

Alsheibani, S., Messom, C., Cheung, Y., & Alhosni, M. (2020). Artificial intelligence beyond the hype: Exploring the organization adoption factors. **In Proceedings of the 31st Australasian Conference on Information Systems (ACIS 2020)**. Association for Information Systems.

Ardito, L., Filieri, R., Raguseo, E., & Vitari, C. (2024). Artificial intelligence adoption and revenue growth in European SMEs: Synergies with IoT and big data analytics. Internet Research. **Advance online publication**. https://doi.org/10.1108/INTR- 02-2024-0195

Awa, H. O., Ojiabo, O. U., & Emecheta, B. C. (2015). “Integrating TAM, TPB and TOE frameworks and expanding their characteristic constructs for e-commerce adoption by SMEs.” **Journal of Science and Technology Policy Management**, 6(1), 76–94.

Ballerini, J., Herhausen, D., & Ferraris, A. (2023). “How commitment and platform adoption drive the e-commerce performance of SMEs: A mixed-method inquiry into e-commerce affordances.” **International Journal of Information Management**, 72, Article 102649.

Barata, S., et al. (2023). “Determinants of e-commerce, artificial intelligence, and agile methods in small- and medium-sized enterprises.” **IEEE Transactions on Engineering Management**, 71, 6903–6917.

Badghish, S., & Soomro, Y. A. (2024). Artificial intelligence adoption by SMEs to achieve sustainable business performance: Application of technology–organization–environment framework. **Sustainability**, 16(5), Article 1864.

Bawack, R. E., Wamba, S. F., Carillo, K. D. A., & Akter, S. (2022). “Artificial intelligence in e-commerce: A bibliometric study and literature review.” **Electronic Markets**, 32(1), 297–338.

Baker, J. (2012). “The technology–organization–environment framework.” In Y. K. Dwivedi, M. R. Wade, & S. L. Schneberger (Eds.), **Information systems theory: Explaining and predicting our digital society.,** Vol. 1, pp. 231–245.

Becker, J.-M., Klein, K., & Wetzels, M. (2012). Hierarchical latent variable models in PLS-SEM: Guidelines for using reflective-formative type models. **Long Range Planning**, 45(5–6), 359–394. https://doi.org/10.1016/j.lrp.2012.10.001

Barney, J. (1991). “Firm resources and sustained competitive advantage.” **Journal of Management**, 17(1), 99–120.

Chatterjee, S., Rana, N. P., Dwivedi, Y. K., & Baabdullah, A. M. (2021). Understanding AI adoption in manufacturing and production firms using an integrated TAM–TOE model. **Technological Forecasting and Social Change**, 170, Article 120880.

Chen, G., Fan, J., & Azam, M. (2025). Exploring artificial intelligence (AI) chatbots adoption among research scholars using unified theory of acceptance and use of technology.” **Journal of Librarianship and Information Science**, 57(4).

Chen, H., & Somido, F. (2026). Artificial intelligence adoption and organizational performance of Chinese SMEs. **International Journal of Research**, 13(6).

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

Chummee, P. (2025). Confirmatory factor analysis of technology, organization and environment on artificial intelligence adoption for small and medium enterprises in the metropolitan area. **Asian Social and Educational Innovation Journal**.

Coraline Team. (2562, 11 มีนาคม). ทำความรู้จักพื้นฐานของ AI แต่ละประเภท. Coraline. https://www.coraline.co.th/single-post/2019/03/11/basics-of-eachtype-of-ai

Daugherty, P. R., & Wilson, H. J. (2018). "Human and machine: Reimagining work in the age of AI." **Harvard Business Review Press**.

Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). "Artificial intelligence for the real world." **Harvard Business Review**, 96(1), 108–116.

D'Amico, E., et al. (2026). Adopting artificial intelligence in small and medium businesses. Small Business Economics. **Advance online publication**.

De Mauro, A., Sestino, A., & Bacconi, A. (2022). "Machine learning and artificial intelligence use in marketing: A general taxonomy." **Italian Journal of Marketing**, 2022(4), 439–457.

Dwivedi, Y.,et al. (2021). Artificial intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. **International Journal of Information Management**, 57, Article 101994

Fernando, G.-A., et al. (2021). "Using PLS-SEM to Analyze the Effect of CSR on Corporate Performance: The Mediating Role of Human Resources Management and Customer Satisfaction. **An Empirical Study in the Spanish Food and Beverage Manufacturing Sector.**" Mathematics. 9(2973) : 1-21.

Gangwar, H., Date, H., & Ramaswamy, R. (2015). "Understanding determinants of cloud computing adoption using an integrated TAM–TOE model." **Journal of Enterprise Information Management**, 28(1), 107–130.

Gartner. (2019). Gartner survey shows 37 percent of organizations have implemented AI in some form. https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2019-01-21-gartner-survey-shows-37-percent-of-organizations-have

Hair, J., et al. (2022). A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) (3rd ed.). **SAGE Publications**.

Henseler, J. (2017). Bridging design and behavioral research with variance-based structural equation modeling. **Journal of Advertising**, 46(1), 178–192. https://doi.org/10.1080/00913367.2017.1281780

Henseler, J., Hubona, G., & Ray, P. A. (2016). Using PLS path modeling in new technology research: Updated guidelines. **Industrial Management & Data Systems**, 116(1), 2–20. https://doi.org/10.1108/IMDS-09-2015-0382

Jan-Michael, B., Kristina, K. and Martin, W. "Hierarchical Latent Variable Models in PLS-SEM: Guidelines for Using Reflective-Formative Type Models." **Long Range Planning**. 45 : 359-394.

Jarvis, C. B., MacKenzie, S. B., & Podsakoff, P. M. (2003). A critical review of construct indicators and measurement model misspecification in marketing and consumer research. **Journal of Consumer Research**, 30(2), 199–218. https://doi.org/10.1086/376806

Jöhnk, J., Weißert, M., & Wyrtki, K. (2021). Ready or not, AI comes—An interview study of organizational AI readiness factors. **Business & Information Systems Engineering**, 63(1), 5–20. https://doi.org/10.1007/s12599-020-00676-7

Johanson, G. A., & Brooks, G. P. (2010). Initial scale development: Sample size for pilot studies. **Educational and Psychological Measurement**, 70(3), 394–400.

Joseph, F. H., et al. (2021). "A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) ." SAGE Publications.

Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). The balanced scorecard: Translating strategy into action. **Harvard Business School Press**.

Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1992). The balanced scorecard—Measures that drive performance. **Harvard Business Review**, 70(1), 71–79.

Ken, K. and Kay, W. (2013). "Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) Techniques Using SmartPLS." **Marketing Bulletin**. 24 (Technical Note 1).

Kock, N. (2015). Common method bias in PLS-SEM: A full collinearity assessment approach. **International Journal of e-Collaboration**, 11(4), 1–10. https://doi.org/10.4018/ijec.2015100101

Kwon, J. H. (2026). A case study on the adoption and utilization of artificial intelligence in SMEs: Focused on technological, organizational, and environmental factors. **Journal of SME Studies**, 48(1), 7–23.

Kushwaha, A. K., Kumar, P., & Kar, A. K. (2021). "What impacts customer experience for B2B enterprises on using AI-enabled chatbots Insights from big data analytics." **Industrial Marketing Management**, 98, 207–221.

Lada, S., et al. (2023). "Determining factors related to artificial intelligence (AI) adoption among Malaysia's small and medium-sized businesses." **Journal of Open Innovation Technology, Market, and Complexity**. 9(4)

Landini, C., & Machado, M. C. (2026). A systematic review on organizational adoption and performance constructs related to artificial intelligence in SMEs. **Discover Artificial Intelligence.**

Lerma, D. F. P., Kwarteng, M. A., & Pílik, M. (2023). Influence of personal cultural orientations in artificial intelligence adoption in small and medium-sized enterprises. **In Digital transformation for entrepreneurship** (pp. 31–46). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-50040-4_3

Liengaard, B. D., Sharma, P. N., Hult, G. T. M., Jensen, M. B., Sarstedt, M., Hair, J. F., & Ringle, C. M. (2021). Prediction: Coveted, yet forsaken? Introducing a cross-validated predictive ability test in partial least squares path modeling. **Decision Sciences**, 52(2), 362–392. https://doi.org/10.1111/deci.12445

Liengaard, B., et al. (2021). Prediction: Coveted, yet forsaken? Introducing a cross-validated predictive ability test in partial least squares path modeling. **Decision Sciences**, 52(2), 362–392.

Li, B., Chen, Y., Liu, L., & Zheng, B. (2023). "Users' intention to adopt artificial intelligence-based chatbot: A meta-analysis." **The Service Industries Journal**, 43(15–16), 1117–1139.

Low, C., Chen, Y., & Wu, M. (2011). Understanding the determinants of cloud computing adoption. **Industrial Management & Data Systems**, 111(7), 1006–1023.

Lorica, B., & Nathan, P. (2019). AI adoption in the enterprise: How companies are planning and prioritizing AI projects in practice. **O'Reilly Media**.

Marko, S., et al. (2019). "How to Specify, Estimate, and Validate Higher-Order Constructs in PLS-SEM." **Australian and New Zealand Marketing Academy**. : 1441-3582.

Melville, N., Kraemer, K. L., & Gurbaxani, V. (2004). "Review: Information technology and organizational performance: An integrative model of IT business value." **MIS Quarterly**, 28(2), 283–322.

McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. (1956). "A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence." **Dartmouth College**.

Mikalef, P., & Gupta, M. (2021). Artificial intelligence capability: Conceptualization, measurement calibration, and empirical study on its impact on organizational creativity and firm performance. **Information & Management**, 58(3), 103434. https://doi.org/10.1016/j.im.2021.103434

Min, S., & Kim, B. (2024). "AI technology adoption in corporate IT network operations based on the TOE model." **Digital**, 4(4), 947–970.

Mishra, A. A., & Pathak, D. K. (2024). Industry 4.0 "technologies adoption and sustainability integration in human resource management: An analysis using extended TOE framework and TISM." **IEEE Transactions on Engineering Management**. Advance online publication. Vol.71

Nevi, G., Pizzichini, L., Bastone, A., & Dezi, L. (2025). Adoption of AI by micro and small health enterprises: Effects of entrepreneurial orientation on the TOE model. **European Journal of Innovation Management**, 28(11), 209–235.

Nascimento, J. C. H. B., & Meirelles, F. S. (2022). An artificial intelligence adoption model for large and small businesses. SSRN. https://doi.org/10.2139/ssrn.4194043

North, M. S., Shen, L., & Sundar, S. S. (2020). “Engaging and retaining customers with AI and employee service.” **Journal of Retailing and Consumer Services**, 56, 102186.

Oliveira, T., & Martins, M. F. (2011). “Literature review of information technology adoption models at firm level.” **The Electronic Journal Information Systems Evaluation**, 14(1), 110–121.

Oliveira, T., Thomas, M., & Espadanal, M. (2014). Assessing the determinants of cloud computing adoption: An analysis of the manufacturing and services sectors. Information & Management, 51(5), 497–510.

Qashou, A., & Saleh, Y. (2018). “E-marketing implementation in small and medium-sized restaurants in Palestine.” **Arab Economic and Business Journal**, 13(2), 93–110.

Ojha, D., Patel, P. C., & Parida, V. (2023). Virtual integration in SMEs: The digitalization circuitry of dynamic strategic planning for SMEs. **International Journal of Information Management**, 73, 102657.

Polachowska, K. (2019, June 6). 12 challenges of AI adoption**. Neoteric**. https://neoteric.eu/blog/12-challenges-of-ai-adoption/

Riffat, A. Z. T., Md, M. H., Ying, L., Mohammad, J. Al. and Mark, Y. (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(503) : 1-22.

Russell, S. J., & Norvig, P. (2021). “Artificial intelligence: A modern approach (4th ed.).” **Pearson**.

Saunders, M. N. K., Lewis, P., & Thornhill, A. (2023). Research methods for business students (9th ed.). **Pearson**.

Salah, O. H., & Ayyash, M. M. (2024). “E-commerce adoption by SMEs and its effect on marketing performance: An extended TOE framework with AI integration, innovation culture, and customer tech-savviness.” **Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity**, 10(1), 100183.

Sarstedt, M., Hair, J. F., Cheah, J.-H., Becker, J.-M., & Ringle, C. M. (2019). How to specify, estimate, and validate higher-order constructs in PLS-SEM. **Australasian Marketing Journal**, 27(3), 197–211. https://doi.org/10.1016/j.ausmj.2019.05.003

Sánchez, E., Calderón, R., & Herrera, F. (2025). Artificial intelligence adoption in SMEs: Survey based on TOE–DOI framework, primary methodology and challenges. **Applied Sciences**, 15(12), Article 6465.

Sharma, S., Islam, N., Singh, G., & Dhir, A. (2022). "Why do retail customers adopt artificial intelligence (AI)-based autonomous decision-making systems." **IEEE Transactions on Engineering Management**, 71, 1846–1861.

S., M. R. (2022). "Discriminant validity assessment in PLS-SEM: A comprehensive Composite based approach." Data Analysis Perspectives Journal. 3(2) : 1-8.

Syahidun, Susetyono, E., Adiwijaya, A., Madani, M., & Kareem, Y. M. (2025). AI adoption barriers in SMEs analyzing through the Technology–Organization–Environment framework. **APTISI Transactions on Management**.

Tornatzky, L. G., & Fleischer, M. (1990). "The processes of technological innovation." **Lexington Books**.

Ueki, Y. (2016). Customer pressure, customer–manufacturer–supplier relationships, and quality control performance. **Journal of Business Research**, 69(6), 2233–2238. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.12.035

Ulrich, P., Frank, V., & Kratt, M. (2021). Adoption of artificial intelligence technologies in German SMEs—Results from an empirical study. In S. Hundal, A. Kostyuk, & D. Govorun (Eds.), Corporate governance: A search for emerging trends in the pandemic times (pp. 76–84). **Virtus Interpress**. https://doi.org/10.22495/cgsetpt13

ul Haq, F., Suki, N. M., Zaigham, H., Masood, A., & Rajput, A. (2025). Exploring AI adoption and SME performance in resource-constrained environments: A TOE–RBV perspective with mediation and moderation effects. **Journal of Digital Economy**. Advance online publication.

Verma, U. S., Somjai, S., & Rusmee, A. (2021). “Organizational characteristics influencing AI adoption in Thai SMEs: The mediating role of marketing mix in AI adoption.” **Psychology and Education Journal**, 58(5).

Wamba, S. F. (2022). Impact of artificial intelligence assimilation on firm performance: The mediating effects of organizational agility and customer agility. **International Journal of Information Management**, 67, 102544. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2022.102544

Wang, Y.-S., Li, H.-T., Li, C.-R., & Zhang, D.-Z. (2016). “Factors affecting hotels' adoption of mobile reservation systems: A technology–organization–environment framework.” **Tourism Management**, 53, 163–172.

Weiss, L., Möhring, M., & Dahal, K. (2025). Advancing AI adoption in Germany’s manufacturing SMEs: A TOE framework analysis. **In Proceedings of the Pacific Asia Conference on Information Systems 2025 (Article PACIS2025-1881).** Association for Information Systems.

Xu, Y., & Ruan, Y. (2023). “AI and human broadcasters: Relative impact on consumer engagement in live streaming commerce.” **Electronic Commerce Research and Applications**, 62, 101335.

Zhu, K., Kraemer, K. L., & Xu, S. (2006). “The process of innovation assimilation by firms in different countries: A technology diffusion perspective on e-business.” **Management Science**, 52(10), 1557–1576.



ภาคผนวก ก

แบบสอบถามเพื่อการวิจัย

แบบสอบถามการวิจัย
ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทย

ส่วนที่ 1 คำชี้แจง และรายละเอียดของผู้วิจัย

คำชี้แจง แบบสอบถามนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสอบถามความคิดเห็นเกี่ยวกับปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในวิสาหกิจขนาดกลาง และขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทย ผู้วิจัยใคร่ขอความอนุเคราะห์ท่านในการตอบแบบสอบถามฉบับนี้เพื่อเป็นประโยชน์ในการทำวิจัยต่อไป ทั้งนี้ ข้อมูลของท่านจะถือเป็นความลับและจะนำเสนอผลการวิจัยในภาพรวมเท่านั้น

การเข้าร่วมตอบแบบสอบถาม การเข้าร่วมตอบแบบสอบถามในงานวิจัยเรื่อง ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) มาใช้ในวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทย มีความจำเป็นอย่างยิ่ง เนื่องจากข้อมูลและความคิดเห็นของผู้ประกอบการ ผู้บริหาร หรือผู้ที่มีส่วนเกี่ยวข้องกับการดำเนินงานของ SMEs จะเป็นแหล่งข้อมูลสำคัญที่สะท้อนสภาพความเป็นจริง ปัจจัยเชิงบริบท และประสบการณ์ในการตัดสินใจนำเทคโนโลยี AI มาใช้ในองค์กร ข้อมูลที่ได้จากการตอบแบบสอบถามจะช่วยให้ผู้วิจัยสามารถวิเคราะห์และระบุปัจจัยสำคัญที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับและการเลือกใช้เทคโนโลยี AI ได้อย่างถูกต้องและครอบคลุม ซึ่งจะนำไปสู่การพัฒนาองค์ความรู้เชิงวิชาการ ตลอดจนข้อเสนอแนะเชิงนโยบายและแนวทางเชิงปฏิบัติที่เป็นประโยชน์ต่อการส่งเสริมการประยุกต์ใช้เทคโนโลยี AI ในภาค SMEs ของประเทศไทยอย่างมีประสิทธิภาพและยั่งยืน ทั้งนี้ การมีส่วนร่วมของผู้ตอบแบบสอบถามจึงถือเป็นองค์ประกอบสำคัญที่ช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือ ความครบถ้วน และคุณค่าทางวิชาการของผลการวิจัย

เกณฑ์ในการคัดเข้า เกณฑ์ในการคัดเข้า: ผู้วิจัยเก็บรวบรวมข้อมูลตามความสมัครใจของกลุ่มตัวอย่าง โดยผู้วิจัยได้จัดทำแบบสอบถามในรูปแบบอิเล็กทรอนิกส์และให้ผู้ตอบแบบสอบถามออนไลน์โดยมีการประชาสัมพันธ์ผ่านทางช่องทางเครือข่ายสังคมออนไลน์มีคุณสมบัติ ดังนี้

1. เป็นเจ้าของ หรือพนักงาน มีประสบการณ์การทำงานในวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อมไม่น้อยกว่า 1 ปี
2. มีประสบการณ์ในการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เช่น Google Translate, ChatGPT, ERP, CRM หรืออื่น ๆ ที่มีลักษณะใกล้เคียง
3. ผู้เข้าร่วมสามารถอ่านและเข้าใจภาษาไทยได้เพียงพอที่จะตอบแบบสอบถามด้วยตนเอง
4. ผู้เข้าร่วมให้ความยินยอมโดยสมัครใจในการเข้าร่วมการวิจัย
5. ไม่จำกัดเพศ อายุ 20 ปี ขึ้นไป

6. มีอุปกรณ์สำหรับตอบแบบสอบถามออนไลน์

โครงการนี้อาจยังไม่เหมาะกับท่าน หากท่านมีคุณสมบัติดังนี้

1. หากผู้เข้าร่วมแสดงความไม่สบายใจหรือไม่ยินยอมให้ใช้ข้อมูล หลังจากเริ่มตอบแบบสอบถามแล้วข้อมูลดังกล่าวจะไม่นำไปใช้ในการวิเคราะห์และจะถูกลบออกจากฐานข้อมูลทันที

2. เป็นผู้พิการทางสายตาหรือร่างกายที่ทำให้ไม่สามารถตอบแบบสอบถามออนไลน์ได้ด้วยตัวเอง

3. ไม่รู้จักคำว่าเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI)

ประโยชน์ที่อาสาสมัครจะได้รับ งานวิจัยนี้ไม่มีประโยชน์โดยตรง แต่มีประโยชน์ทางอ้อม โดยผลการวิจัยจะช่วยให้เข้าใจปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในวิสาหกิจขนาดกลาง และขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทย ซึ่งสามารถนำไปใช้เป็นข้อมูลประกอบการพิจารณาการลงทุนเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ รวมถึงเป็นแนวทางเชิงนโยบายองค์กรในการส่งเสริมการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ได้อย่างเหมาะสม และยั่งยืน

ความเสี่ยงที่อาสาสมัครจะได้รับ

1. การเข้าร่วมโครงการวิจัยของอาสาสมัครจะไม่ทำให้อาสาสมัครเกิดความเสี่ยงหรืออันตรายต่อการดำเนินชีวิตประจำวันแต่อาจจะทำให้อาสาสมัครเสียเวลาในการตอบแบบสอบถาม 15 – 20 นาที

2. การเข้าร่วมหรือไม่เข้าร่วม ไม่มีผลกระทบต่อ การเรียน, สิทธิที่ท่านจะได้รับตามกฎหมาย, การดูแลรักษาตามมาตรฐาน, การจ้างงาน หรือการทำงาน

มาตรการการป้องกันการเกิดอันตราย

1. แบบสอบถามนี้จะไม่มีการเก็บข้อมูลที่สามารถระบุตัวตนได้และจะเข้าถึงได้เฉพาะทีมผู้วิจัยเท่านั้น การนำเสนอผลการวิจัยจะเป็นการนำเสนอภาพรวมเท่านั้น จะไม่มีการระบุข้อมูลที่สามารถสืบค้นไปถึงตัวบุคคลได้

2. หากอาสาสมัครประสงค์ จะถอนตัวออกจากการเข้าร่วมโครงการวิจัย ข้อมูลของอาสาสมัครรายนั้นจะไม่ถูกนำมาวิเคราะห์ รวม กับข้อมูลของโครงการวิจัยทั้งหมด ผู้วิจัยจะดำเนินการลบหรือทำลายข้อมูลดังกล่าวจากฐานข้อมูลทันที เพื่อรักษาความลับและสิทธิของอาสาสมัคร

สิทธิของผู้ตอบแบบสอบถาม

1. การตอบแบบสอบถามเป็นความสมัครใจ

2. ผู้ตอบสามารถหยุดหรือถอนตัวจากการตอบแบบสอบถามได้ตลอดเวลา โดยไม่มีผลต่อการประเมินผลการศึกษา หรือ สิทธิอันพึงมีอื่นๆ

การช่วยเหลือ

การตอบแบบสอบถามนี้จะไม่มีการเก็บข้อมูลที่สามารถระบุตัวตนได้และจะเข้าถึงได้เฉพาะทีมผู้วิจัยเท่านั้น การนำเสนอผลการวิจัยจะเป็นการนำเสนอภาพรวมเท่านั้นจะไม่มีการระบุข้อมูลที่สามารถสืบค้นไปถึงตัวบุคคลได้หากรู้สึกไม่สบายใจหรือต้องการความช่วยเหลือ สามารถติดต่อผู้วิจัยได้ที่ 096 883 9677

รายละเอียดผู้วิจัย

ชื่อ : นายศุภณัฐ กลิ่นถือศิล

เลขประจำตัว : 65-070210-1004-0

ชื่อวิทยานิพนธ์ : ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในวิสาหกิจขนาดกลาง และขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทย

ที่ปรึกษา : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศักดิ์ชาย ตั้งวรรณวิทย์ สาขาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

ข้อมูลการติดต่อ นายศุภณัฐ กลิ่นถือศิล คณะ เทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล โทร : 096 883 9677 E-mail: s6507021910040@email.kmkutnb.ac.th

ท่านยินยอมให้ข้อมูลในการทาวิจัยหรือไม่

☐ ยินยอม (ไปต่อแบบสอบถามส่วนที่ 2)

☐ ไม่ยินยอม (สิ้นสุดการทำแบบสอบถาม)

ส่วนที่ 2 การให้ความยินยอมในการตอบแบบสอบถาม ประกอบด้วย 6 ตอน

<u>ตอนที่ 1</u> สถานภาพขององค์กรและผู้ตอบแบบสอบถาม

คำชี้แจง โปรดทำเครื่องหมายตามสภาพความเป็นจริงของท่าน และขององค์กร

1) ท่านเป็นเจ้าของ หรือพนักงาน มีประสบการณ์การทำงานในวิสาหกิจขนาดกลาง และขนาดย่อม ไม่น้อยกว่า 1 ปี

☐ ใช่

☐ ไม่ใช่

2) ท่านมีประสบการณ์ในการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เช่น Google Translate, ChatGPT, ERP, CRM หรืออื่นๆที่มีลักษณะใกล้เคียง

☐ ใช่

☐ ไม่ใช่

3) ท่านสามารถอ่านและเข้าใจภาษาไทยได้เพียงพอที่จะตอบแบบสอบถามด้วยตนเอง

☐ ใช่

☐ ไม่ใช่

4) ท่านมีอายุ 20 ปี ขึ้นไป

☐ ใช่

☐ ไม่ใช่

5) ท่านยืนยันว่าท่านมีคุณสมบัติครบถ้วนตามเกณฑ์คัดเข้าและเกณฑ์การคัดออก

☐ ใช่

☐ ไม่ใช่

6) โปรดเลือกข้อความที่อธิบายองค์กรของท่านเกี่ยวกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ได้ดีที่สุด

☐ องค์กรของฉันไม่เคยใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในการปฏิบัติงาน

☐ องค์กรของฉันคุ้นเคยกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์และ / หรือ ได้พิจารณาใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์อยู่แล้ว

☐ กรณีไม่เคยใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ แต่องค์กรของฉันกำลังวางแผนที่จะใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในอนาคต

7) รายได้ขององค์กร

☐ รายได้ <= 1.8 ล้านบาทต่อปี (วิสาหกิจรายย่อย)

☐ รายได้ <= 100 ล้านบาทต่อปี (วิสาหกิจขนาดย่อม)

☐ รายได้ <= 500 ล้านบาทต่อปี (วิสาหกิจขนาดกลาง)

☐ รายได้ >500 ล้านบาทต่อปี

ตอนที่ 2 แบบสอบถามเกี่ยวกับปัจจัยด้านเทคโนโลยี สำหรับองค์กรวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม

คำชี้แจง การให้ความคิดเห็นแบ่งระดับความคิดเห็นเป็น 7 ระดับ ดังนี้

7 หมายถึง เห็นด้วยมากที่สุด

6 หมายถึง เห็นด้วยมาก

5 หมายถึง เห็นด้วยค่อนข้างมาก

4 หมายถึง เห็นด้วยปานกลาง

3 หมายถึง เห็นด้วยค่อนข้างน้อย

2 หมายถึง เห็นด้วยน้อย

1 หมายถึง เห็นด้วยน้อยที่สุด

ลำดับ	รายละเอียด	ระดับความคิดเห็น						
	ด้านเทคโนโลยี	1	2	3	4	5	6	7
1	เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์สามารถทำงานร่วมกับระบบสารสนเทศเดิมขององค์กรได้							
2	การนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาใช้สอดคล้องกับกระบวนการดำเนินงานขององค์กร							
3	โครงสร้างพื้นฐานด้านเทคโนโลยีที่เพียงพอสำหรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์							
4	เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มีความเหมาะสมกับลักษณะธุรกิจขององค์กร							

<u>ตอนที่ 3</u> แบบสอบถามเกี่ยวกับปัจจัยด้านองค์กร สำหรับองค์กรวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม
คำชี้แจง การให้ความคิดเห็นแบ่งระดับความคิดเห็นเป็น 7 ระดับ ดังนี้

7 หมายถึง เห็นด้วยมากที่สุด
6 หมายถึง เห็นด้วยมาก
5 หมายถึง เห็นด้วยค่อนข้างมาก
4 หมายถึง เห็นด้วยปานกลาง
3 หมายถึง เห็นด้วยค่อนข้างน้อย
2 หมายถึง เห็นด้วยน้อย
1 หมายถึง เห็นด้วยน้อยที่สุด

	ด้านองค์กร	1	2	3	4	5	6	7
5	ผู้บริหารให้การสนับสนุนการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้							
6	องค์กรมีทรัพยากรที่สนับสนุนการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์							
7	บุคลากรมีความรู้ด้านเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์							
8	บุคลากรสามารถใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ได้							

พระจอมเกล้าพระนครเหนือ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยี

<u>ตอนที่ 4</u> แบบสอบถามเกี่ยวกับปัจจัยด้านสภาพแวดล้อม สำหรับองค์กรวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม
คำชี้แจง การให้ความคิดเห็นแบ่งระดับความคิดเห็นเป็น 7 ระดับ ดังนี้

7 หมายถึง เห็นด้วยมากที่สุด
6 หมายถึง เห็นด้วยมาก
5 หมายถึง เห็นด้วยค่อนข้างมาก
4 หมายถึง เห็นด้วยปานกลาง
3 หมายถึง เห็นด้วยค่อนข้างน้อย
2 หมายถึง เห็นด้วยน้อย
1 หมายถึง เห็นด้วยน้อยที่สุด

	ด้านสภาพแวดล้อม	1	2	3	4	5	6	7
9	ภาครัฐมีนโยบายสนับสนุนเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI)							
10	ภาครัฐมีโครงการส่งเสริมเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) สำหรับ SMEs							
11	คู่แข่งนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI)มาใช้							
12	ความต้องการของลูกค้ากระตุ้นให้ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI)							

พระจอมเกล้าพระนครเหนือ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยี

<u>ตอนที่ 5</u> แบบสอบถามเกี่ยวกับปัจจัยด้านการยอมรับการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ใน SMEs สำหรับองค์กรวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม

คำชี้แจง การให้ความคิดเห็นแบ่งระดับความคิดเห็นเป็น 7 ระดับ ดังนี้

7 หมายถึง เห็นด้วยมากที่สุด

6 หมายถึง เห็นด้วยมาก

5 หมายถึง เห็นด้วยค่อนข้างมาก

4 หมายถึง เห็นด้วยปานกลาง

3 หมายถึง เห็นด้วยค่อนข้างน้อย

2 หมายถึง เห็นด้วยน้อย

1 หมายถึง เห็นด้วยน้อยที่สุด

	ด้านการยอมรับการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ใน SMEs	1	2	3	4	5	6	7
13	องค์กรใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เป็นประจำ							
14	เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มีบทบาทสำคัญในการดำเนินงาน							
15	เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชื่อมโยงกับระบบงานหลัก							
16	เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์สนับสนุนการตัดสินใจเชิงกลยุทธ์							

<u>ตอนที่ 6</u> แบบสอบถามเกี่ยวกับปัจจัยการดำเนินงานขององค์กร สำหรับองค์กรวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม

คำชี้แจง การให้ความคิดเห็นแบ่งระดับความคิดเห็นเป็น 7 ระดับ ดังนี้

7 หมายถึง เห็นด้วยมากที่สุด

6 หมายถึง เห็นด้วยมาก

5 หมายถึง เห็นด้วยค่อนข้างมาก

4 หมายถึง เห็นด้วยปานกลาง

3 หมายถึง เห็นด้วยค่อนข้างน้อย

2 หมายถึง เห็นด้วยน้อย

1 หมายถึง เห็นด้วยน้อยที่สุด

	ด้านการดำเนินงานขององค์กร							
17	เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ช่วยลดเวลาการดำเนินงาน							
18	เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ช่วยลดต้นทุนการดำเนินงาน							
19	เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ช่วยเพิ่มรายได้							
20	เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ช่วยตอบสนองลูกค้าได้รวดเร็วขึ้น							

ภาคผนวก ข

หนังสือขอความอนุเคราะห์เป็นผู้เชี่ยวชาญประเมินแบบสอบถามเพื่อประกอบการทำวิทยานิพนธ์

บันทึกข้อความ

ส่วนราชการ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล หน่วยวิชาการ โทร. 2701

ที่ ทส 1410 /2568 **วันที่** 14 ตุลาคม 2568

เรื่อง ขอความอนุเคราะห์เป็นผู้เชี่ยวชาญประเมินความสอดคล้องของแบบสอบถาม

เรียน ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุพิชชา ชีวพฤกษ์

ด้วย นายศุภณัฐ กลิ่นถือศิล รหัสประจำตัว 6507021910040 นักศึกษาหลักสูตรปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ ภาควิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ได้จัดทำวิทยานิพนธ์ เรื่อง "ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทย" โดยมีประธานคณะกรรมการที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ คือ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศักดิ์ชาย ตั้งวรรณวิทย์ ในการนี้นักศึกษามีความประสงค์ขอเชิญท่านเป็นผู้เชี่ยวชาญประเมินความสอดคล้องของแบบสอบถาม เพื่อประกอบการทำวิทยานิพนธ์ดังกล่าว

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณาให้ความอนุเคราะห์ จักขอบคุณยิ่ง

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศักดิ์ชาย ตั้งวรรณวิทย์)
รองคณบดีฝ่ายวิชาการและวิจัย

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

บันทึกข้อความ

ส่วนราชการ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล หน่วยวิชาการ โทร. 2701

ที่ ทส 1411/2568 **วันที่** 14 ตุลาคม 2568

เรื่อง ขอความอนุเคราะห์เป็นผู้เชี่ยวชาญประเมินความสอดคล้องของแบบสอบถาม

เรียน ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ปิตินัดต์ ตรีวงศ์

ด้วย นายศุภณัฐ กลิ่นถือศิล รหัสประจำตัว 6507021910040 นักศึกษาหลักสูตรปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ ภาควิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ได้จัดทำวิทยานิพนธ์ เรื่อง "ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทย" โดยมีประธานคณะกรรมการที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ คือ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศักดิ์ชาย ตั้งวรรณวิทย์ ในการนี้นักศึกษามีความประสงค์ขอเชิญท่านเป็นผู้เชี่ยวชาญประเมินความสอดคล้องของแบบสอบถาม เพื่อประกอบการทำวิทยานิพนธ์ดังกล่าว

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณาให้ความอนุเคราะห์ จักขอบคุณยิ่ง

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศักดิ์ชาย ตั้งวรรณวิทย์)
รองคณบดีฝ่ายวิชาการและวิจัย

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ



บันทึกข้อความ

ส่วนราชการ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล หน่วยวิชาการ โทร. 2701

ที่ ทส 1412 /2568 **วันที่** 14 ตุลาคม 2568

เรื่อง ขอความอนุเคราะห์เป็นผู้เชี่ยวชาญประเมินความสอดคล้องของแบบสอบถาม

เรียน รองศาสตราจารย์ ดร.เชษฐวุฒิ ภูมิพิพัฒน์พงศ์

ด้วย นายศุภณัฐ กลิ่นถือศิล รหัสประจำตัว 6507021910040 นักศึกษาหลักสูตรปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ ภาควิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ได้จัดทำวิทยานิพนธ์ เรื่อง "ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทย" โดยมีประธานคณะกรรมการที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ คือ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศักดิ์ชาย ตั้งวรรณวิทย์ ในการนี้นักศึกษามีความประสงค์ขอเชิญท่านเป็นผู้เชี่ยวชาญประเมินความสอดคล้องของแบบสอบถาม เพื่อประกอบการทำวิทยานิพนธ์ดังกล่าว

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณาให้ความอนุเคราะห์ จักขอบคุณยิ่ง

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศักดิ์ชาย ตั้งวรรณวิทย์)
รองคณบดีฝ่ายวิชาการและวิจัย

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

ภาคผนวก ค

เอกสารรับรองโครงการวิจัยตามแนวทางหลักจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์

COA No. 026/2026 AF 11/6.0
NRE No. P4-0016/2569

NU-NRE

คณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์เครือข่าย มหาวิทยาลัยนเรศวร
99 หมู่ 9 ตำบลท่าโพธิ์ อำเภอเมืองพิษณุโลก จังหวัดพิษณุโลก 65000 หมายเลขโทรศัพท์ 05596 8729

หนังสือรับรองการพิจารณาแบบเร่งรัดด้านจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์

คณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์เครือข่าย มหาวิทยาลัยนเรศวร ดำเนินการให้การรับรองโครงการวิจัยตามแนวทางหลักจริยธรรมการวิจัยในคนที่เป็นมาตรฐานสากล ได้แก่ Declaration of Helsinki, The Belmont Report, CIOMS Guideline และ International Conference on Harmonization in Good Clinical Practice หรือ ICH-GCP

ชื่อโครงการ : ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในวิสาหกิจขนาดกลาง และขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทย
ผู้วิจัยหลัก : นายศุภณัฐ กลิ่นถือศิล
สังกัดหน่วยงาน : มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
ผู้ร่วมวิจัย : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศักดิ์ชาย ตั้งวรรณวิทย์
สังกัดหน่วยงาน : มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
วิธีทบทวน : แบบเร่งรัด
รายงานความก้าวหน้า : ส่งรายงานความก้าวหน้าอย่างน้อย 1 ครั้ง/ปี
เอกสารรับรอง

1. IF 01 Research Ethical Application For Non-Intervention Study เวอร์ชั่น 2.0 วันที่ 17 มีนาคม 2569
2. IF 02 Conflict of Interest and Funding Form เวอร์ชั่น 2.0 วันที่ 17 มีนาคม 2569
3. IF 05 CV Principal Investigator เวอร์ชั่น 1.0 วันที่ 6 กุมภาพันธ์ 2569
4. IF 05 CV Co- Investigator เวอร์ชั่น 1.0 วันที่ 6 กุมภาพันธ์ 2569
5. IF 06 งบประมาณที่ได้รับโดยย่อ เวอร์ชั่น 1.0 วันที่ 6 กุมภาพันธ์ 2569
6. Full Protocol เวอร์ชั่น 3.0 วันที่ 14 พฤษภาคม 2569
7. เครื่องมือแบบสอบถามออนไลน์ เวอร์ชั่น 3.0 วันที่ 4 เมษายน 2569
8. Infographic เวอร์ชั่น 1.0 วันที่ 6 กุมภาพันธ์ 2569
9. ขอความอนุเคราะห์ประชาสัมพันธ์โครงการวิจัย เวอร์ชั่น 1.0 วันที่ 6 กุมภาพันธ์ 2569

ลงนาม:.....
(นายแพทย์สมบูรณ์ ตันสุภสวัสดิกุล)
ประธานคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์เครือข่าย
มหาวิทยาลัยนเรศวร

วันที่รับรอง : 15 พฤษภาคม 2569
วันหมดอายุ : 15 พฤษภาคม 2570
ทั้งนี้ การรับรองนี้มีเงื่อนไขดังที่ระบุไว้ด้านหลังทุกข้อ (ดูด้านหลังของเอกสารรับรองโครงการวิจัย)



ที่ NU-IRB-NRE/0187

มหาวิทยาลัยนเรศวร
ตำบลท่าโพธิ์ อำเภอเมือง
จังหวัดพิษณุโลก 65000

วันที่ 18 พฤษภาคม 2569

เรื่อง ผลการประเมินด้านจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์

เรียน นายศุภณัฐ กลิ่นถือศิล สังกัด: มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

ตามที่ ท่านได้เสนอโครงการวิจัย เรื่อง ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในวิสาหกิจขนาดกลาง และ ขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทย (Factors Affecting for Selection of Artificial Intelligence (AI) Technology for Small and Medium Enterprises (SMEs) in Thailand) (หมายเลขโครงการ : P4-0016/2569) มายังคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์เครือข่าย มหาวิทยาลัยนเรศวร เพื่อขอรับพิจารณารับรองจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ นั้น

ในการนี้ คณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์เครือข่าย มหาวิทยาลัยนเรศวร ได้พิจารณาโครงการวิจัยดังกล่าวแล้ว และ**มีมติ รับรอง แบบเร่งรัด ซึ่งมีเอกสารที่รับรองดังนี้**

1. IF 01 Research Ethical Application For Non-Intervention Study เวอร์ชั่น 2.0 วันที่ 17 มีนาคม 2569
2. IF 02 Conflict of Interest and Funding Form เวอร์ชั่น 2.0 วันที่ 17 มีนาคม 2569
3. IF 05 CV Principal Investigator เวอร์ชั่น 1.0 วันที่ 6 กุมภาพันธ์ 2569
4. IF 05 CV Co- Investigator เวอร์ชั่น 1.0 วันที่ 6 กุมภาพันธ์ 2569
5. IF 06 งบประมาณที่ได้รับโดยย่อ เวอร์ชั่น 1.0 วันที่ 6 กุมภาพันธ์ 2569
6. Full Protocol เวอร์ชั่น 3.0 วันที่ 14 พฤษภาคม 2569
7. เครื่องมือแบบสอบถามออนไลน์ เวอร์ชั่น 3.0 วันที่ 4 เมษายน 2569
8. Infographic เวอร์ชั่น 1.0 วันที่ 6 กุมภาพันธ์ 2569
9. ขอความอนุเคราะห์ประชาสัมพันธ์โครงการวิจัย เวอร์ชั่น 1.0 วันที่ 6 กุมภาพันธ์ 2569

จึงเรียนมาเพื่อทราบ และพิจารณาดำเนินการตามข้อปฏิบัติสำหรับนักวิจัยที่ระบุไว้ด้านหลังของใบรับรอง

นายแพทย์สมบูรณ์ ตันสุภสวัสดิกุล
ประธานคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์เครือข่าย



ภาคผนวก ง

ผลการหาคุณภาพ (IOC) ของแบบสอบถามเพื่อการวิจัย

ผลการหาคุณภาพ (IOC) ของแบบสอบถามเพื่อการวิจัย

ตาราง ง-1 ผลการหาคุณภาพ (IOC) ของแบบสอบถามเพื่อการวิจัย

คำถาม	ผลการพิจารณาของผู้เชี่ยวชาญ			IOC
	คนที่ 1	คนที่ 2	คนที่ 3	
1. เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์สามารถทำงานร่วมกับระบบสารสนเทศเดิมขององค์กรได้	1	1	1	1
2. การนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาใช้สอดคล้องกับกระบวนการดำเนินงานขององค์กร	1	1	1	1
3. โครงสร้างพื้นฐานด้านเทคโนโลยีที่เพียงพอสำหรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์	1	1	1	1
4. เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มีความเหมาะสมกับลักษณะธุรกิจขององค์กร	1	1	1	1
5. ผู้บริหารให้การสนับสนุนการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้	1	1	1	1
6. องค์กรมีทรัพยากรที่สนับสนุนการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์	1	1	0	0.67
7. บุคลากรมีความรู้ด้านเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์	1	1	1	1
8. บุคลากรสามารถใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ได้	1	1	1	1
9. ภาครัฐมีนโยบายสนับสนุนเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI)	1	1	1	1
10. ภาครัฐมีโครงการส่งเสริมเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) สำหรับ SMEs	1	1	1	1
11. คู่แข่งนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI)มาใช้	1	1	1	1
12. ความต้องการของลูกค้ากระตุ้นให้ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI)	1	0	1	0.67
13. องค์กรใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เป็นประจำ	1	1	1	1
14. เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มีบทบาทสำคัญในการดำเนินงาน	0	1	1	0.67
15. เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชื่อมโยงกับระบบงานหลัก	1	1	1	1

ตารางที่ ง-1 (ต่อ)

คำถาม	ผลการพิจารณาของผู้เชี่ยวชาญ			IOC
	คนที่ 1	คนที่ 2	คนที่ 3	
16. เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์สนับสนุนการตัดสินใจเชิงกลยุทธ์	1	1	1	1
17. เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ช่วยลดเวลาการดำเนินงาน	1	1	1	1
18. เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ช่วยลดต้นทุนการดำเนินงาน	1	1	1	1
19. เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ช่วยเพิ่มรายได้	1	1	1	1
20. เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ช่วยตอบสนองลูกค้าได้รวดเร็วขึ้น	1	1	0	0.67

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ นายศุภณัฐ กลิ่นถือศิล

ชื่อดุษฎีนิพนธ์ ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาใช้ในวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม (SMEs) ในประเทศไทย

สาขาวิชา ระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ

ประวัติ

ประวัติการศึกษา

พ.ศ. 2558 ปริญญาตรี สาขาวิชาการจัดการเทคโนโลยีการผลิตและสารสนเทศ คณะวิทยาลัยเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

พ.ศ. 2563 ปริญญาโท สาขาวิชาการจัดการนวัตกรรมเพื่อธุรกิจและอุตสาหกรรม คณะวิทยาลัยเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

ประวัติการทำงาน

พนักงานมหาวิทยาลัย สังกัดภาควิชาการจัดการเทคโนโลยีการผลิตและสารสนเทศ คณะวิทยาลัยเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ตำแหน่ง อาจารย์

หน้าที่ในราชการ

1. อาจารย์ผู้สอนในรายวิชาการจัดการธุรกิจอุตสาหกรรม
2. ผู้รับผิดชอบหลักสูตรปริญญาตรีหลักสูตรเทียบโอน และผู้สอนรายวิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศสำหรับธุรกิจอุตสาหกรรม

จึงได้เข้าศึกษาปริญญาเอก สาขาวิชาระบบสารสนเทศ เพื่อการจัดการ ภาควิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ เพื่อให้มีองค์ความรู้ที่เหมาะสม และสอดคล้องกับภาระการสอนรายวิชาภายในภาควิชา