



พลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียน
ภาษาอังกฤษในประเทศไทย

นายธีรวุฒิ ตันตือฉิมมงคล

ดุชนิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต

สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

ปีการศึกษา 2568

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

พลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียน
ภาษาอังกฤษในประเทศไทย



ดุชนิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาหลักสูตร

ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต

สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

ปีการศึกษา 2568

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ



ใบรับรองโครงร่างคุณวุฒิ

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

เรื่อง พลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทย

โดย นายธีรวุฒิ ตันตือธิมงคล

ได้รับอนุมัติให้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ

..... คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย / หัวหน้าภาควิชา

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุพจน์ จันทวีวัฒน์)

คณะกรรมการสอบคุณวุฒิ

..... ประธานกรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร.สมชาย ปราการเจริญ)

..... อาจารย์ที่ปรึกษา

(รองศาสตราจารย์ ดร.มหศักดิ์ เกตุจำ)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.มณฑิรา รัตนศิริวงษ์)

..... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ณัฐวี อุตกฤษฎ์)

..... กรรมการภายนอก

(รองศาสตราจารย์ ดร.พนธนา ตั้งวรรณวิทย์)

ชื่อ : นายธีรภูมิ ตันตืออิมงคล
ชื่อคุณิพนธ์ : พลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับ
นวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ
ในประเทศไทย
สาขาวิชา : ระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
อาจารย์ที่ปรึกษาคุณิพนธ์หลัก : รองศาสตราจารย์ ดร.มหศักดิ์ เกตุฉ่ำ
อาจารย์ที่ปรึกษาคุณิพนธ์ร่วม : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.มณเฑียร รัตนศิริวงศ์วุฒิ
ปีการศึกษา : 2568

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

บทคัดย่อ

การวิจัยนี้มุ่งพัฒนากรอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (ThaiGAM) ที่ครอบคลุมมิติความไว้วางใจและความเป็นส่วนตัว โดยเก็บข้อมูลจากนักศึกษามหาวิทยาลัยจำนวน 1,061 คน และวิเคราะห์ด้วยสถิติ PLS-SEM ผลการวิจัยพบว่าบรรทัดฐานทางสังคมมีอิทธิพลสูงสุดต่อเจตนาพฤติกรรม ($\beta = 0.488$) รองลงมาคือทัศนคติ ($\beta = 0.414$) และการรับรู้ประโยชน์ ($\beta = 0.231$) สะท้อนว่าการยอมรับนวัตกรรมในบริบทไทยถูกขับเคลื่อนด้วยปัจจัยทางสังคมมากกว่าประโยชน์ส่วนบุคคล ข้อค้นพบที่โดดเด่นคือปรากฏการณ์ "ความไว้วางใจเชิงวิพากษ์" (Critical Trust) ซึ่งความไว้วางใจส่งผลบวกต่อความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว ($\beta = 0.498$) ซึ่งชี้ให้เห็นว่าผู้ใช้งานที่เชื่อมั่นในเทคโนโลยีจะมีความตระหนักและเฝ้าระวังด้านข้อมูลส่วนบุคคลสูงขึ้น การวิเคราะห์ตัวแปรกำกับพบพลวัตที่สำคัญ โดยเพศชายและนักศึกษาระดับปริญญาตรีมีความไวต่ออิทธิพลทางสังคมมากกว่า ขณะที่นักศึกษาปริญญาตรีตอบสนองต่อการรับรู้ประโยชน์สูงกว่ากลุ่มบัณฑิตศึกษา ส่วนประสบการณ์และความสามารถทางภาษาอังกฤษไม่นัยสำคัญ งานวิจัยนี้ช่วยขยายองค์ความรู้ด้านการยอมรับเทคโนโลยีในสังคมวัฒนธรรมแบบรวมหมู่ และให้แนวทางเชิงกลยุทธ์แก่สถาบันการศึกษาในการส่งเสริมการใช้ปัญญาประดิษฐ์ผ่านการสร้างสภาพแวดล้อมสนับสนุนและการบริหารจัดการความไว้วางใจอย่างเป็นระบบ

(มีจำนวนทั้งสิ้น 331 หน้า)

คำสำคัญ : ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์, การยอมรับเทคโนโลยี, ความไว้วางใจ, ความเป็นส่วนตัว
อาจารย์ที่ปรึกษาคุณิพนธ์หลัก

Name : Mr. Theerawut Tantiathimongkhon
Dissertation Title : Dynamics of Factors Influencing the Adoption of
Innovative Digital Platforms for English Language
Learning in Thailand
Major Field : Management Information Systems
King Mongkut's University of Technology North Bangkok
Dissertation Advisor : Associate Professor Mahasak Ketcham, Ph.D.
Co-Advisor : Assistant Professor Montean Rattanasiriwongwut, Ph.D.
Academic Year : 2025

ABSTRACT

This study develops the Thai Generative AI Acceptance Model (ThaiGAM), integrating trust and privacy dimensions. Analyzing data from 1,061 university students via PLS-SEM, the results show that social norms have the greatest impact on behavioral intention ($\beta = 0.488$), followed by attitude ($\beta = 0.414$) and perceived usefulness ($\beta = 0.231$). This suggests Thai users prioritize social influence over personal utility. A key discovery is 'Critical Trust', where trust positively correlates with privacy concerns ($\beta = 0.498$), indicating that trusting users remain highly vigilant about data privacy. Moderation analysis reveals that males and undergraduates are more susceptible to social influence, while undergraduates value usefulness more than graduate students; experience and English skills were non-significant. This research offers strategic insights for educational institutions to foster AI adoption through supportive environments and systematic trust management.

(Total 331 Pages)

Keywords: Generative AI, Technology Adoption, Trust in AI, Privacy Concerns

Advisor

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้ สำเร็จลุล่วงได้ด้วยความอนุเคราะห์จากบุคคลและหน่วยงานหลายภาคส่วนที่ได้เสียสละเวลาให้คำแนะนำและอนุเคราะห์ข้อมูล

ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร.มหศักดิ์ เกตุฉ่ำ อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก และหัวหน้าภาควิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.มณฑิรา รัตนศิริวงศ์ อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม ภาควิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ที่ได้กรุณาให้คำแนะนำ ความรู้ คำปรึกษา ตรวจสอบแก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ ของการทำวิจัยครั้งนี้ด้วยความเมตตา ทำให้การวิจัยครั้งนี้เสร็จสมบูรณ์ตลอดระยะเวลาที่ศึกษาในหลักสูตร

ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร.สมชาย ปราการเจริญ ให้เกียรติเป็นประธานคณะกรรมการสอบป้องกันดุษฎีนิพนธ์ พร้อมด้วยผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ณัฐวี อุตกฤษฎ์ และรองศาสตราจารย์ ดร.พณณา ตั้งวรรณวิทย์ ที่กรุณาเป็นกรรมการสอบ ทำให้ผู้วิจัยได้รับคำแนะนำในการแก้ไขวิทยานิพนธ์ให้มีความถูกต้อง ตลอดจนเจ้าหน้าที่ภาควิชา และบัณฑิตวิทยาลัยทุกท่าน

ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา ภรรยา บุตรธิดา และผู้มีพระคุณทุกท่าน ที่ได้ให้กำลังใจและสนับสนุนการเรียนปริญญาเอก รวมถึงทำให้ผู้วิจัยมุ่งมั่นแสวงหาความรู้ โดยอุทิศประสบการณ์ที่มีค่าของท่าน ช่วยนำทางเป็นแบบอย่างให้แก่ผู้วิจัย จนถึงวันนี้ ผู้วิจัยมีองค์ความรู้เชิงลึกและมีความเชี่ยวชาญเฉพาะด้าน ได้รับการยกย่องและยอมรับให้เป็นดุษฎีบัณฑิตของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนืออย่างสมภาคภูมิ และในท้ายสุดนี้ผู้วิจัยขอน้อมรำลึกถึงคุณพระศรีรัตนตรัยและสิ่งศักดิ์สิทธิ์ทั้งหลายในสากลโลก ที่ดลบันดาลให้การจัดทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

ธีรวิทย์ ต้นตอธิมงคล

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ข
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ค
กิตติกรรมประกาศ	ง
สารบัญ	จ
สารบัญตาราง	ช
สารบัญรูปภาพ	ญ
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญ	1
1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย	4
1.3 สมมติฐานการวิจัย	4
1.4 ขอบเขตการวิจัย	5
1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ	6
1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	7
บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	9
2.1 แนวคิดและทฤษฎีจากเอกสารและตำราที่เกี่ยวข้อง	9
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	24
2.3 สรุปเอกสารและงานวิจัยตามองค์ประกอบการวิจัย	60
2.4 สมมติฐานการวิจัยตามหลักทฤษฎี	93
2.5 ตัวแปรกำกับ	98
บทที่ 3 ระเบียบวิธีวิจัย	103
3.1 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย	103
3.2 กรอบแนวคิดการวิจัย	105
3.3 ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง	107
3.4 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย	109
3.5 การเก็บรวบรวมข้อมูล	118
3.6 สถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล	120
3.7 การวิเคราะห์และออกแบบระบบ	133
บทที่ 4 ผลการวิจัย	149

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4.1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับลักษณะทางประชากรศาสตร์ของกลุ่มตัวอย่าง	149
4.2 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับรูปแบบการเรียนภาษาอังกฤษออนไลน์ในปัจจุบัน	154
4.3 ผลการวิเคราะห์ระดับความสำคัญขององค์ประกอบของพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัล	158
4.4 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองการวัดของพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัล	173
4.5 ผลการทดสอบสมมติฐานเพื่อวิเคราะห์อิทธิพลเชิงสาเหตุของพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัล	185
4.6 ผลการวิเคราะห์อิทธิพลโดยรวม อิทธิพลทางตรง และอิทธิพลทางอ้อมของแบบจำลองสมการโครงสร้างพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัล	198
4.7 ผลการวิเคราะห์เสริมและการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัล	205
4.8 ผลการวิเคราะห์กลุ่มย่อยตามลักษณะประชากรศาสตร์	214
4.9 ผลการวิจัยพลวัตของปัจจัยเพื่อการขับเคลื่อนนวัตกรรม	221
4.10 แนวทางการพัฒนาแพลตฟอร์มการเรียนภาษาอังกฤษออนไลน์	222
บทที่ 5 สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ	229
5.1 สรุปผลการวิจัย	229
5.2 อภิปรายผลการวิจัย	231
5.3 ข้อจำกัดของการวิจัย	237
5.4 ข้อเสนอแนะ	238
5.5 แนวทางการขับเคลื่อนแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ	240
บรรณานุกรม	247
ภาคผนวก ก	277
ภาคผนวก ข	283
ภาคผนวก ค	297
ภาคผนวก ง	305
ประวัติผู้เขียน	329

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2-1 การสังเคราะห์งานวิจัย	60
3-1 แสดงคำถามที่ใช้ในแบบสอบถาม	114
3-2 เกณฑ์การประเมินคุณภาพแบบจำลองการวัด	128
3-3 เกณฑ์การประเมินคุณภาพแบบจำลองโครงสร้าง	130
3-4 ข้อมูลผู้ใช้งาน (Users Table)	145
3-5 ข้อมูลกิจกรรมปัญญาประดิษฐ์ (AI Interaction Table)	146
3-6 การเรียนรู้แบบร่วมมือ (Social Learning Table)	146
3-7 ข้อมูลความเป็นส่วนตัว (Privacy & Security Log Table)	146
4-1 เพศ และอัตราการย่อยของกลุ่มตัวอย่าง	150
4-2 ระดับการศึกษา และอัตราการย่อยของกลุ่มตัวอย่าง	150
4-3 รายได้ต่อเดือน และอัตราการย่อยของกลุ่มตัวอย่าง	151
4-4 ภูมิลาเนาเกิด และอัตราการย่อยของกลุ่มตัวอย่าง	151
4-5 ภูมิภาคของสถานที่ศึกษาปัจจุบัน และอัตราการย่อยของกลุ่มตัวอย่าง	152
4-6 ความถี่ในการใช้งานแพลตฟอร์มดิจิทัล และอัตราการย่อยของกลุ่มตัวอย่าง	152
4-7 ประสบการณ์การใช้งาน (เดือน) และอัตราการย่อยของกลุ่มตัวอย่าง	153
4-8 การประเมินความชำนาญด้วยตนเอง และอัตราการย่อยของกลุ่มตัวอย่าง	153
4-9 ระดับความคล่องแคล่วจริง และอัตราการย่อยของกลุ่มตัวอย่าง	154
4-10 รูปแบบการเรียนภาษาอังกฤษออนไลน์ที่นิยมใช้และอัตราการย่อยของกลุ่มตัวอย่าง	155
4-11 ประเภทแพลตฟอร์มดิจิทัลที่ใช้งาน และอัตราการย่อยของกลุ่มตัวอย่าง	156
4-12 อุปกรณ์ที่ใช้ในการเข้าถึงแพลตฟอร์มการเรียนรู้ และอัตราการย่อยของกลุ่มตัวอย่าง	156
4-13 วัตถุประสงค์หลักในการใช้แพลตฟอร์มการเรียนรู้ และอัตราการย่อย	157
4-14 ระดับความสำคัญขององค์ประกอบทัศนคติต่อการใช้งาน (ATU)	159
4-15 ระดับความสำคัญขององค์ประกอบการรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC)	160
4-16 ระดับความสำคัญขององค์ประกอบบรรทัดฐานทางสังคม (SN)	162
4-17 ระดับความสำคัญขององค์ประกอบความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI)	163
4-18 ระดับความสำคัญขององค์ประกอบการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU)	165
4-19 ระดับความสำคัญขององค์ประกอบการรับรู้ประโยชน์ (PU)	166

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4-20 ระดับความสำคัญขององค์ประกอบภาพลักษณ์ทางสังคม (SI)	168
4-21 ระดับความสำคัญขององค์ประกอบความกังวลเกี่ยวกับความเป็นส่วนตัว (PC)	169
4-22 ระดับความสำคัญขององค์ประกอบความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI)	171
4-23 สรุประดับความสำคัญขององค์ประกอบของพลวัตของปัจจัย	172
4-24 ความเชื่อมั่นของความสอดคล้องภายในและความตรงของแบบจำลองการวัด	174
4-25 ค่าน้ำหนักภายนอกและค่า VIF ของตัวบ่งชี้แต่ละองค์ประกอบ	176
4-26 ความตรงเชิงจำแนก (HTMT Ratio)	180
4-27 ผลการประเมินแบบจำลองการวัดตามเกณฑ์มาตรฐาน	182
4-28 สรุปผลการทดสอบสมมติฐานค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง	192
4-29 ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2)	194
4-30 สรุปผลการทดสอบสมมติฐานแยกตามกลุ่มทฤษฎี	196
4-31 ผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางตรงต่อเจตนาพฤติกรรม	198
4-32 ผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางตรงต่อทัศนคติ	199
4-33 ผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางตรงต่อตัวแปรอื่น ๆ	200
4-34 ผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางอ้อมต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม	201
4-35 ผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางอ้อมต่อทัศนคติ	202
4-36 ผลการวิเคราะห์อิทธิพลโดยรวมต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม	203
4-37 ผลการวิเคราะห์อิทธิพลโดยรวมต่อทัศนคติ	204
4-38 ผลการวิเคราะห์ความสามารถในการทำนายระดับตัวแปรสร้าง	206
4-39 ผลการวิเคราะห์ความสามารถในการทำนายระดับตัวชี้วัด	207
4-40 ผลการวิเคราะห์ IPMA สำหรับเจตนาพฤติกรรม	209
4-41 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่าง PLS-SEM และ PLSc	212
4-42 ผลการวิเคราะห์ผลการปรับแต่งตามเพศ	214
4-43 ผลการวิเคราะห์ผลการปรับแต่งตามระดับการศึกษา	216
4-44 ผลการวิเคราะห์ผลการปรับแต่งตามประสบการณ์ในการใช้งาน	217
4-45 ผลการวิเคราะห์ผลการปรับแต่งตามความชำนาญในการใช้งาน	218
4-46 สรุปผลการวิเคราะห์กลุ่มย่อยโดยรวม	220

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4-47 ผลการวิเคราะห์ความพึงพอใจของผู้เรียน	226
4-48 ผลการวิเคราะห์ความพึงพอใจผู้สอน	227



สารบัญรูปภาพ

ภาพที่	หน้า
2-1 ทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน	12
2-2 แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยีรุ่น 2	15
3-1 กระบวนการทำวิจัย	104
3-2 กรอบแนวคิดงานวิจัย	106
3-3 สถาปัตยกรรมระบบนวัตกรรมแพลตฟอร์มการเรียนรู้ภาษาอังกฤษ	134
3-4 โครงร่างพื้นฐานของเว็บไซต์สำหรับผู้เรียน	136
3-5 โครงร่างพื้นฐานของเว็บไซต์สำหรับผู้สอน	137
3-6 แผนภาพแสดงการทำงานของผู้ใช้ระบบ	138
3-7 เส้นทางการใช้งานของผู้เรียน	139
3-8 เส้นทางการใช้งานของผู้สอน	141
3-9 แผนภาพโครงสร้างและความสัมพันธ์ของข้อมูลในฐานข้อมูล	143
3-10 แผนภาพสถาปัตยกรรมข้อมูล	144
4-1 แบบจำลองสมการโครงสร้างก่อนการทดสอบ Bootstrapping	186
4-2 แบบจำลองสมการโครงสร้างหลังการทดสอบ Bootstrapping	193
4-3 แบบจำลองสมการโครงสร้างที่แสดงค่าสถิติสำคัญ	197
4-4 ตัวอย่างหน้าจอการเลือกหลักสูตรและการวิเคราะห์ของผู้เรียน	223
4-5 ตัวอย่างหน้าจอของผู้ใช้งานของผู้เรียน	224
4-6 ตัวอย่างหน้าจอการวิเคราะห์ผลการเรียน	225

บทที่ 1

บทนำ

การศึกษาเป็นกลไกสำคัญในการพัฒนาทรัพยากรมนุษย์และขับเคลื่อนสังคม โดยเฉพาะในยุคดิจิทัลที่เทคโนโลยีสารสนเทศมีบทบาทสำคัญในทุกภาคส่วน ระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ (Management Information Systems: MIS) ได้เข้ามามีบทบาทสำคัญในการปฏิรูปการศึกษา โดยเฉพาะในด้านการเรียนรู้ภาษาอังกฤษ ซึ่งเป็นทักษะสำคัญในการสื่อสารระดับโลก ระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการได้เปลี่ยนแปลงวิธีการเรียนการสอนภาษาอังกฤษแบบดั้งเดิมไปสู่รูปแบบที่มีประสิทธิภาพและยืดหยุ่นมากขึ้น ผ่านแพลตฟอร์มการเรียนรู้ออนไลน์ที่เข้าถึงได้ทุกที่ทุกเวลา ระบบสารสนเทศช่วยในการจัดการข้อมูลผู้เรียน การวิเคราะห์ผลการเรียนรู้ และการปรับแต่งเนื้อหาให้เหมาะสมกับผู้เรียนแต่ละคน ซึ่งส่งผลให้การเรียนภาษาอังกฤษมีประสิทธิภาพมากขึ้น

การศึกษาพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในบริบทประเทศไทย มีความสำคัญอย่างยิ่งในการพัฒนาและปรับปรุงระบบการเรียนรู้ให้มีประสิทธิภาพสูงสุด สอดคล้องกับนโยบายของรัฐบาลในการพัฒนาการศึกษาและทักษะภาษาอังกฤษ เพื่อเพิ่มขีดความสามารถในการแข่งขันของประเทศในอนาคต

งานวิจัยนี้มุ่งศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อการยอมรับและใช้งานแพลตฟอร์มการเรียนรู้ภาษาอังกฤษออนไลน์ เพื่อนำไปสู่การพัฒนาสารสนเทศเพื่อการจัดการที่ตอบสนองความต้องการของผู้เรียน และสอดคล้องกับบริบทของประเทศไทย ดังนั้นบทนำของงานวิจัยครั้งนี้จะมีหัวข้อดังต่อไปนี้

- 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญ
- 1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย
- 1.3 ขอบเขตการวิจัย
- 1.4 สมมติฐานการวิจัย
- 1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ
- 1.6 ประโยชน์ที่จะได้รับ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญ

ในยุคดิจิทัลที่การพัฒนาทรัพยากรมนุษย์ถือเป็นกลไกสำคัญในการขับเคลื่อนเศรษฐกิจและสังคมของประเทศ ความสามารถในการสื่อสารภาษาอังกฤษได้กลายเป็นทักษะพื้นฐานที่จำเป็นสำหรับการแข่งขันในตลาดแรงงานโลก โดยเฉพาะอย่างยิ่งในบริบทของประเทศไทยที่มีเป้าหมายใน

การเป็นศูนย์กลางการค้าและการลงทุนในภูมิภาคอาเซียน อย่างไรก็ตาม ข้อมูลจากการสำรวจ EF English Proficiency Index (EF EPI) ประจำปี ค.ศ. 2023 ชี้ให้เห็นถึงปัญหาเชิงโครงสร้างที่สำคัญ เมื่อประเทศไทยได้รับการจัดอันดับที่ 101 จาก 113 ประเทศทั่วโลก ด้วยคะแนน 416 ซึ่งจัดอยู่ในระดับความสามารถต่ำ (Low Proficiency) และติดอันดับที่ 5 ในกลุ่มประเทศอาเซียน รองจาก สิงคโปร์ ฟิลิปปินส์ มาเลเซีย และเวียดนาม ตามลำดับ (EF Education First, 2023) สถานการณ์ดังกล่าวสะท้อนถึงความจำเป็นเร่งด่วนในการปฏิรูประบบการเรียนการสอนภาษาอังกฤษของประเทศ ผ่านการนำเทคโนโลยีและนวัตกรรมมาประยุกต์ใช้

ระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ ได้เข้ามามีบทบาทสำคัญในการเปลี่ยนแปลงกระบวนการศึกษาแบบดั้งเดิม โดยเฉพาะในด้านการเรียนการสอนภาษาอังกฤษผ่านการประยุกต์ใช้ ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (Generative Artificial Intelligence: GenAI) ซึ่งสามารถนำเสนอโซลูชันที่มีประสิทธิภาพในการแก้ไขปัญหาโครงสร้างของระบบการศึกษา (Huong & Bui, 2024) ในบริบทการเปลี่ยนแปลงนี้ การยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์สำหรับการเรียนภาษาอังกฤษถือเป็นคุณลักษณะสำคัญของการเปลี่ยนผ่านที่กว้างขึ้นสู่ระบบนิเวศนวัตกรรมเปิดในการเรียนรู้ (Open Learning Innovation Ecosystems) การเปลี่ยนแปลงดังกล่าวต้องการมากกว่าแค่การเข้าถึงเครื่องมือใหม่ ๆ (UNESCO, 2023) ซึ่งเป็นแนวโน้มที่ได้รับการเร่งจากสถานการณ์การแพร่ระบาดทั่วโลกในช่วงที่ผ่านมา แต่ได้ปรับเปลี่ยนบทบาทของสถาบันการศึกษาระดับสูงโดยพื้นฐาน โดยจัดตำแหน่งให้เป็นตัวขับเคลื่อนนวัตกรรมหลักที่ต้องพัฒนาสมรรถนะดิจิทัลของคณาจารย์อย่างแข็งขัน (Stecuta & Wolniak, 2022) การยอมรับและการใช้งานปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ในบริบทการเรียนรู้ภาษาอังกฤษไม่ได้เป็นเพียงการตัดสินใจทางเทคโนโลยีเท่านั้น แต่เป็นกระบวนการทางจิตวิทยา สังคมที่ซับซ้อน ซึ่งได้รับอิทธิพลจากปัจจัยหลายมิติ ทั้งทัศนคติส่วนบุคคลต่อเทคโนโลยี ความไว้วางใจในระบบปัญญาประดิษฐ์ ความกังวลเรื่องความเป็นส่วนตัว การรับรู้ถึงประโยชน์และความง่ายในการใช้งาน รวมถึงอิทธิพลทางสังคมจากเพื่อนร่วมงานและสถาบัน

การเติบโตของตลาดการเรียนภาษาออนไลน์ทั่วโลกในช่วงที่ผ่านมาได้สร้างโอกาสที่สำคัญในการแก้ไขปัญหาการเรียนรู้อังกฤษผ่านนวัตกรรมดิจิทัล ตามข้อมูลของ SNS Insider (2022) ตลาดการเรียนภาษาออนไลน์ทั่วโลก ในปี 2566 มีมูลค่าประมาณ 11.11 พันล้านดอลลาร์สหรัฐ และคาดการณ์ว่า จะเติบโตอย่างต่อเนื่อง ระหว่างปี 2567 ถึง 2574 ด้วยอัตราการเติบโตเฉลี่ยต่อปี (CAGR) ร้อยละ 17.0 จนมีมูลค่าสูงถึง 39.0 พันล้านดอลลาร์สหรัฐภายในปี 2574 ด้วย โดยภูมิภาคเอเชีย-แปซิฟิก คาดการณ์ว่า ส่วนแบ่งการตลาดที่ใหญ่ที่สุดในตลาดการเรียนภาษาออนไลน์ระดับโลก การเติบโตอย่างก้าวกระโดดนี้ไม่เพียงแต่สะท้อนให้เห็นถึงความต้องการที่เพิ่มขึ้นในการเรียนรู้ภาษาผ่านช่องทางออนไลน์เท่านั้น แต่แสดงให้เห็นถึงการเปลี่ยนแปลงพฤติกรรมของผู้เรียนที่หันมาให้ความสำคัญ

สนใจกับการเรียนรู้แบบยืดหยุ่น OECD (2023) สามารถเข้าถึงได้ทุกที่ทุกเวลา และมีความเป็นส่วนตัวสูง ซึ่งเป็นลักษณะเด่นของแพลตฟอร์มการเรียนออนไลน์ที่ขับเคลื่อนด้วยระบบสารสนเทศขั้นสูง

การประยุกต์ใช้ระบบสารสนเทศในการศึกษาพฤติกรรมกรรมการยอมรับเทคโนโลยี ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์สำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ Suanpong et al. (2025) แสดงให้เห็นถึงความซับซ้อนของปัจจัยที่อาจมีอิทธิพลต่อการตัดสินใจของผู้เรียนไทย จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องพบว่า การยอมรับเทคโนโลยีในการศึกษานั้นไม่ได้ขึ้นอยู่กับปัจจัยเดียว แต่เป็นผลมาจากปัจจัยที่หลากหลาย ทั้งปัจจัยด้านเทคโนโลยี เช่น การรับรู้ถึงประโยชน์และความง่ายในการใช้งาน ปัจจัยด้านจิตวิทยา เช่น ทศนคติและความไว้วางใจในระบบปัญญาประดิษฐ์ ปัจจัยด้านสังคม เช่น อิทธิพลจากกลุ่มเพื่อนและการรับรู้ภาพลักษณ์ทางสังคม และปัจจัยด้านความปลอดภัย เช่น ความกังวลเรื่องความเป็นส่วนตัวและการควบคุมพฤติกรรม โดยเฉพาะในบริบทของสังคมไทยที่มีลักษณะวัฒนธรรมแบบกลุ่มนิยม อิทธิพลทางสังคมจากครอบครัว เพื่อน และสถาบันการศึกษามักมีบทบาทสำคัญในการตัดสินใจเรื่องเทคโนโลยี ขณะเดียวกันปัจจัยส่วนบุคคล เช่น เพศ ระดับการศึกษา ประสบการณ์ในการใช้เทคโนโลยี และระดับความชำนาญ ยังอาจส่งผลกระทบต่อการใช้เทคโนโลยีในลักษณะที่แตกต่างกันไปตามบุคคลและสถานการณ์ การเข้าใจความซับซ้อนของปัจจัยเหล่านี้จึงเป็นกุญแจสำคัญในการพัฒนาแพลตฟอร์มการเรียนรู้ภาษาอังกฤษที่ตอบสนองความต้องการของผู้เรียนไทยได้อย่างแท้จริง การใช้เทคโนโลยีดิจิทัลในการศึกษาเพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญหลังช่วงโควิด-19 โดยเพิ่มขึ้นถึง 38 เท่า เมื่อเทียบกับช่วงก่อนการระบาด Tantiathimongkhon et al. (2025) แพลตฟอร์มการเรียนภาษาออนไลน์สำหรับผู้เรียนไทย โดยบูรณาการเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์กับหลักการ Design Thinking แล้ว พบว่า สามารถเพิ่มประสิทธิภาพการเรียนรู้ได้ถึง 40% โดยได้รับความพึงพอใจสูงจากทั้งผู้เรียนและผู้สอน แต่ยังคงขาดการศึกษาอย่างเป็นระบบเกี่ยวกับปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับและใช้งานในบริบทของนักศึกษามหาวิทยาลัยไทย

อย่างไรก็ตาม (Damanik, 2025) การนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) มาประยุกต์ใช้ในการศึกษาไม่ได้หมายความว่าประสบความสำเร็จโดยอัตโนมัติ ปัจจัยหลายประการที่เกี่ยวข้องกับการยอมรับเทคโนโลยี (Technology Acceptance) และการยอมรับนวัตกรรม (Innovation Adoption) Carayannis & Campbell (2009) ยังคงเป็นตัวแปรสำคัญที่กำหนดความสำเร็จของการนำนวัตกรรมดิจิทัลมาใช้ในการศึกษา การเข้าใจปัจจัยเหล่านี้จะมีผลกระทบที่สำคัญต่อการออกแบบกลยุทธ์การนำเทคโนโลยีมาใช้ในการปฏิบัติ เนื่องจากการบูรณาการปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ที่ประสบความสำเร็จอาจขึ้นอยู่กับปัจจัยด้านการจัดการสถาปัตยกรรมทางสังคมและการส่งเสริมความไว้วางใจในสถาบันการศึกษามากกว่าการพึ่งพาคุณสมบัติของตัวเทคโนโลยีเพียงอย่างเดียว การใช้ระบบสารสนเทศในการจัดการข้อมูลพฤติกรรมของผู้เรียน การวิเคราะห์ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับเทคโนโลยี และการพัฒนารอบแนวคิดที่เหมาะสมกับบริบท

ทางสังคมและวัฒนธรรม จึงกลายเป็นความจำเป็นเร่งด่วนในการพัฒนาแพลตฟอร์มการเรียนรู้ภาษาอังกฤษที่ขับเคลื่อนด้วยปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ให้สามารถตอบสนองความต้องการและลักษณะเฉพาะของผู้เรียนไทยได้อย่างมีประสิทธิภาพ

การศึกษาพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในบริบทประเทศไทย จึงมีความสำคัญอย่างยิ่งในการเข้าใจถึงปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อการยอมรับและการใช้งานเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ในการเรียนรู้ภาษาอังกฤษ ซึ่งจะเป็นประโยชน์ต่อการออกแบบและพัฒนาระบบที่ตอบสนองความต้องการของผู้ใช้ได้อย่างแท้จริง รวมถึงการวางแผนกลยุทธ์การจัดการทรัพยากรสารสนเทศ การบริหารโครงการด้านเทคโนโลยีการศึกษา และการจัดการการเปลี่ยนแปลงในองค์กรการศึกษา การวิจัยนี้จึงสามารถส่งเสริมและสนับสนุนให้การพัฒนาแพลตฟอร์มการเรียนรู้ภาษาออนไลน์ประสบผลสำเร็จ สร้างการเติบโตและผลกระทบอันเป็นประโยชน์ต่อเศรษฐกิจ สังคม และประเทศชาติในอนาคต โดยทำให้ผู้เรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทยมีประสิทธิภาพเพิ่มมากขึ้น ช่วยลดอุปสรรคและเพิ่มโอกาสการเรียนรู้ได้ทุกที่ทุกเวลาให้กับผู้เรียนทุกกลุ่ม ซึ่งจะส่งผลดีต่อการพัฒนาทรัพยากรมนุษย์และสร้างเสริมความเข้มแข็งของประเทศชาติในระยะยาว

1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย

1.2.1 เพื่อศึกษาและวิเคราะห์พลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัล สำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทย

1.2.2 เพื่อพัฒนาแบบจำลองสมการโครงสร้างที่อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยต่าง ๆ ในการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มการเรียนรู้ภาษาอังกฤษในประเทศไทย

1.2.3 เพื่อเป็นแนวทางการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทย

1.3 สมมติฐานการวิจัย

จากวัตถุประสงค์ของการวิจัย และวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง ผู้วิจัยจึงได้กำหนดสมมติฐานของการวิจัยตามหลักทฤษฎี ซึ่งสามารถสรุปออกมาเป็นสมมติฐานของงานวิจัยได้ 13 สมมติฐาน (ข้อมูลสนับสนุน การตั้งสมมติฐานอยู่ในหัวข้อ 2.4 หน้า 94)

1.3.1 กลุ่มทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB)

สมมติฐานการวิจัยในการทดสอบที่ 1 (H1) ทศนคติ (ATU) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานการวิจัยในการทดสอบที่ 2 (H2) การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานการวิจัยในการทดสอบที่ 3 (H3) บรรทัดฐานทางสังคม (SN) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

1.3.2 กลุ่มแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM2)

สมมติฐานการวิจัยในการทดสอบที่ 4 (H4) การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานการวิจัยในการทดสอบที่ 5 (H5) การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อการรับรู้ประโยชน์ (PU)

สมมติฐานการวิจัยในการทดสอบที่ 6 (H6) การรับรู้ประโยชน์ (PU) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานการวิจัยในการทดสอบที่ 7 (H7) การรับรู้ประโยชน์ (PU) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อทัศนคติ (ATU)

สมมติฐานการวิจัยในการทดสอบที่ 8 (H8) ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อบรรทัดฐานอัตนัย (SN)

สมมติฐานการวิจัยในการทดสอบที่ 9 (H9) ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

1.3.3 กลุ่มปัจจัยความไว้วางใจและความเป็นส่วนตัว

สมมติฐานการวิจัยในการทดสอบที่ 10 (H10) ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (PC) มีอิทธิพลเชิงลบต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานการวิจัยในการทดสอบที่ 11 (H11) ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานการวิจัยในการทดสอบที่ 12 (H12) ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อทัศนคติ (ATU)

สมมติฐานการวิจัยในการทดสอบที่ 13 (H13) ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (PC)

1.4 ขอบเขตการวิจัย

จากวัตถุประสงค์ของการวิจัยในการศึกษาพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในบริบทประเทศไทย ผู้วิจัยได้กำหนดขอบเขตได้ดังนี้

1.4.1 การวิจัยเชิงปริมาณ (Quantitative Research) ด้วยวิธีการสำรวจ (Survey Research) เพื่อศึกษาและพัฒนาแบบจำลองสมการโครงสร้างพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในบริบทประเทศไทย โดยผลการวิจัยจะถูกนำมาใช้เป็นพื้นฐานในการสร้างองค์ความรู้และจัดทำแนวทางในการพัฒนาแพลตฟอร์มการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทยอย่างมีประสิทธิภาพ

1.4.2 กลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการดำเนินงานวิจัยครั้งนี้ ประกอบด้วยผู้ที่มีความสนใจในการเรียนภาษาอังกฤษผ่านแพลตฟอร์มการเรียนภาษาอังกฤษ โดยผู้วิจัยมุ่งเน้นความหลากหลายทั้งด้านระดับการศึกษา เพศ ประสบการณ์ในการใช้งาน และระดับความชำนาญ เพื่อให้ได้ข้อมูลที่ครอบคลุมและเป็นตัวแทนของประชากรเป้าหมาย กลุ่มตัวอย่างประกอบด้วย นักศึกษากำลังศึกษาปริญญาตรี และบัณฑิต ที่กำลังศึกษาอยู่ในมหาวิทยาลัยต่าง ๆ ทั่วประเทศไทย สำหรับการวิเคราะห์สมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (Partial Least Square Structural Equation Model: PLS-SEM) (Hair et al., 2019) โดยคำนวณจากจำนวน 9 ตัวแปร ซึ่งมีข้อคำถาม (indicators) ทั้งหมด 45 ข้อคำถาม และใช้ขนาดตัวอย่างระหว่าง 10 - 20 เท่าของจำนวนตัวแปร ผู้วิจัยจึงกำหนดขนาดกลุ่มตัวอย่าง ไม่น้อยกว่า 450 กลุ่มตัวอย่าง เพื่อความแม่นยำและน่าเชื่อถือของผลการวิจัย

1.4.3 การเก็บรวบรวมข้อมูล ผู้วิจัยใช้แบบสอบถามในรูปแบบออนไลน์และดำเนินการเลือกกลุ่มตัวอย่างด้วยวิธีการสุ่มแบบเจาะจง (Purposive Sampling) จากนักศึกษาระดับอุดมศึกษาในประเทศไทยที่มีประสบการณ์ในการใช้งานปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) สำหรับการเรียนรู้ภาษาอังกฤษ โดยมีการคัดกรองผ่านคำถามยืนยันเกณฑ์การมีส่วนร่วม ในขั้นตอนการพัฒนาเครื่องมือวิจัย ผู้วิจัยได้ดำเนินการตรวจสอบความตรงเชิงเนื้อหา (Content Validity) โดยเชิญผู้เชี่ยวชาญจำนวน 5 ท่าน ประกอบด้วย นักวิชาการด้านการยอมรับเทคโนโลยีและจิตวิทยาการศึกษา 3 ท่าน และผู้ปฏิบัติงานที่มีประสบการณ์ด้านการนำปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) มาใช้ในการศึกษา 2 ท่าน เพื่อประเมินดัชนีความสอดคล้องระหว่างข้อคำถามและวัตถุประสงค์ของการวัด (Index of Item-Objective Congruence: IOC) โดยใช้เกณฑ์การประเมิน 3 ระดับ (+1, 0, -1) และกำหนดค่า IOC ขั้นต่ำที่ยอมรับได้ที่ 0.50 ขึ้นไป

1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ

การยอมรับเทคโนโลยี (Technology Acceptance) หมายถึง กระบวนการทางจิตวิทยาที่บุคคลตัดสินใจนำเทคโนโลยีใหม่มาใช้งาน โดยผ่านการประเมินปัจจัยต่าง ๆ เช่น ความง่ายในการใช้งาน ประโยชน์ที่ได้รับ และทัศนคติต่อเทคโนโลยีนั้น ซึ่งส่งผลต่อความตั้งใจและพฤติกรรมการใช้งานจริง ในงานวิจัยนี้หมายถึง การที่นักศึกษาตัดสินใจใช้งานปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) สำหรับการเรียนรู้ภาษาอังกฤษ

การยอมรับนวัตกรรม (Innovation Adoption) หมายถึง กระบวนการที่บุคคลหรือองค์กรตัดสินใจนำนวัตกรรมใหม่มาใช้งาน ซึ่งไม่เพียงแต่เป็นการตัดสินใจเท่านั้น แต่รวมถึงการปรับตัว การเรียนรู้ และการบูรณาการนวัตกรรมนั้นเข้ากับกิจกรรมหรือกระบวนการที่มีอยู่เดิม ในบริบทการศึกษา หมายถึง การนำเทคโนโลยีดิจิทัลใหม่มาประยุกต์ใช้ในการเรียนรู้อย่างมีประสิทธิภาพและยั่งยืน

ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (Generative Artificial Intelligence: GenAI) หมายถึง เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ที่สามารถสร้างสรรค์เนื้อหาใหม่ได้ในรูปแบบต่าง ๆ เช่น ข้อความ รูปภาพ เสียง และวิดีโอ โดยอาศัยการเรียนรู้จากข้อมูลขนาดใหญ่ ในการศึกษา หมายถึง เครื่องมือปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ที่ใช้สำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ เช่น ChatGPT, Claude, Gemini และแพลตฟอร์มการเรียนรู้ภาษาที่ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์

ทัศนคติ (Attitude) หมายถึง การประเมินเชิงบวกหรือลบของบุคคลต่อการใช้งานปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์สำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ ซึ่งสะท้อนความรู้สึกชอบ-ไม่ชอบ และความเชื่อเกี่ยวกับผลลัพธ์ที่จะได้รับการใช้งาน

ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI Trust) หมายถึง ความเชื่อมั่นของผู้ใช้ที่มีต่อความน่าเชื่อถือ ความแม่นยำ และความปลอดภัยของระบบปัญญาประดิษฐ์ รวมถึงความเชื่อว่าระบบจะทำงานตามที่คาดหวังและไม่ก่อให้เกิดอันตรายต่อผู้ใช้

ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (Privacy Concerns) หมายถึง ความกังวลของผู้ใช้เกี่ยวกับการเก็บรวบรวม การใช้งาน และการแบ่งปันข้อมูลส่วนบุคคลโดยระบบปัญญาประดิษฐ์ รวมถึงความกลัวเรื่องการสูญเสียการควบคุมข้อมูลส่วนตัว

บรรทัดฐานอัตนัย (Subjective Norm) หมายถึง การรับรู้ของบุคคลเกี่ยวกับแรงกดดันทางสังคมจากบุคคลสำคัญ เช่น เพื่อน ครู และครอบครัว ที่คาดหวังให้ตนใช้งานหรือไม่ใช้งานปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์สำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ

พลวัตของปัจจัย (Factor Dynamics) หมายถึง ปฏิสัมพันธ์และการเปลี่ยนแปลงของความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยต่าง ๆ ที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับเทคโนโลยี ซึ่งอาจมีความแตกต่างกันไปตามบริบท เวลา และลักษณะของกลุ่มผู้ใช้งาน

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

จากการศึกษาและดำเนินการวิจัยนี้ ผู้วิจัยคาดการณ์ว่า ผลลัพธ์ของการวิจัยที่ได้จะก่อให้เกิดคุณูปการทั้งในด้านวิชาการ (Research Contributions) และประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับในการประยุกต์ใช้งาน (Managerial Contributions) ดังต่อไปนี้

1.6.1 การพัฒนาทรัพยากรมนุษย์ด้านภาษาอังกฤษผ่านเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) จะส่งผลต่อการเพิ่มศักยภาพการแข่งขันของแรงงานไทยในตลาดโลก ผลการวิจัยจะเป็น

แนวทางสำหรับผู้ประกอบการในอุตสาหกรรมเทคโนโลยีการศึกษา (EdTech) ในการพัฒนาผลิตภัณฑ์และบริการที่ตอบสนองความต้องการของตลาดได้อย่างแม่นยำ การเข้าใจปัจจัยที่ขับเคลื่อนการยอมรับเทคโนโลยีจะช่วยลดความเสี่ยงในการลงทุนและเพิ่มอัตราผลตอบแทนจากการพัฒนานวัตกรรมการศึกษา ขณะเดียวกันการส่งเสริมการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ในการศึกษาจะกระตุ้นการเติบโตของระบบนิเวศดิจิทัลและสร้างโอกาสทางธุรกิจใหม่

1.6.2 ผลการวิจัยจะช่วยลดความเหลื่อมล้ำทางการศึกษาโดยการพัฒนาแพลตฟอร์มการเรียนรู้ที่เข้าถึงได้และเหมาะสมกับผู้เรียนในบริบทสังคมไทยที่หลากหลาย การเข้าใจปัจจัยที่ส่งต่อการยอมรับเทคโนโลยีในกลุ่มประชากรที่แตกต่างกันจะช่วยให้การออกแบบระบบการเรียนรู้สามารถตอบสนองความต้องการของทุกกลุ่มได้อย่างเท่าเทียม การพัฒนาความสามารถทางภาษาอังกฤษของประชากรจะช่วยส่งเสริมความเข้าใจข้ามวัฒนธรรมและเสริมสร้างการมีส่วนร่วมของประเทศไทยในชุมชนโลก การศึกษาแนวคิด "ความไว้วางใจเชิงวิพากษ์" จะช่วยพัฒนาความรู้ด้านดิจิทัลลิเทอเรซีและส่งเสริมการใช้เทคโนโลยีอย่างมีความรับผิดชอบในสังคม

1.6.3 การวิจัยนี้จะให้ข้อเสนอแนะเชิงนโยบายสำหรับสถาบันการศึกษาและหน่วยงานที่เกี่ยวข้องในการนำปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) มาใช้ในการเรียนการสอนภาษาอังกฤษอย่างมีประสิทธิภาพและเหมาะสมกับบริบทวัฒนธรรมไทย ผลการศึกษาจะเป็นแนวทางในการออกแบบหลักสูตร การฝึกอบรมครูผู้สอน และการพัฒนาระบบการประเมินผลที่คำนึงถึงการใช้เทคโนโลยีในการเรียนรู้ การพัฒนารอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (ThaiGAM) ที่ปรับใช้กับการเรียนภาษาอังกฤษจะเป็นเครื่องมือสำคัญสำหรับนักวิจัยและนักวิชาการในการศึกษาการยอมรับเทคโนโลยีในบริบทการศึกษาอื่น ๆ ต่อไป นอกจากนี้ยังเป็นการสร้างองค์ความรู้ใหม่เกี่ยวกับพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับนวัตกรรมในสังคมไทย ซึ่งสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการศึกษาเทคโนโลยีการศึกษารูปแบบอื่นและเป็นพื้นฐานสำหรับการวิจัยในอนาคต

บทที่ 2

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาทฤษฎีที่เกี่ยวข้องและการทบทวนวรรณกรรม รวมถึงงานวิจัยต่าง ๆ ทำให้ได้กรอบแนวคิดงานวิจัย สมมติฐานของงานวิจัย ตัวแปรอิสระ และตัวแปรตาม โดยผู้วิจัยได้นำทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (Theory of Planned Behavior) และแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (Technology Acceptance Model 2) มาบูรณาการร่วมกับปัจจัยความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว เพื่อพัฒนารอบแนวคิดการวิจัย สำหรับการศึกษาพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับนวัตกรรมปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) สำหรับการเรียนรู้ภาษาอังกฤษในบริบทประเทศไทย ดังนี้

- 2.1 แนวคิดและทฤษฎีจากเอกสารและตำราที่เกี่ยวข้อง
- 2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง
- 2.3 สรุปเอกสารและงานวิจัยตามประเด็นและองค์ประกอบการวิจัย
- 2.4 สมมติฐานการวิจัยตามหลักทฤษฎี
- 2.5 ตัวแปรกำกับ

2.1 แนวคิดและทฤษฎีจากเอกสารและตำราที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 แนวคิดสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM)

แนวคิดแบบจำลองสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (Partial Least Squares Structural Equation Modeling: PLS-SEM) จัดเป็นเทคนิคสถิติวิเคราะห์พหุตัวแปรเจเนอเรชันที่สอง (Second-generation Multivariate Analysis) ที่ได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางในฐานะเครื่องมือที่ทรงพลังสำหรับการพัฒนาและขยายขอบเขตทางทฤษฎี (Theory Development) โดยเฉพาะในงานวิจัยด้านการจัดการสารสนเทศและพฤติกรรมศาสตร์ เนื่องจากเป็นวิธีการวิเคราะห์เชิงทำนาย (Prediction-oriented Approach) ที่มุ่งเน้นการอธิบายความแปรปรวน (Variance) ของตัวแปรตามเป็นหลัก (Hair et al., 2022) ความโดดเด่นประการสำคัญของสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน คือความสามารถในการจัดการกับโมเดลโครงสร้างที่มีความซับซ้อนสูง (Complex Structural Models) ซึ่งประกอบด้วยตัวแปรแฝง (Latent Variables) จำนวนมากที่มีทั้งความสัมพันธ์เชิงสาเหตุแบบทางเดียว (Recursive) และหลายทิศทางในคราวเดียว นอกจากนี้สมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน ยังมีความยืดหยุ่นสูง (Robustness) ในด้านข้อตกลงเบื้องต้น

เกี่ยวกับลักษณะการกระจายของข้อมูล โดยไม่จำเป็นต้องมีการกระจายตัวเป็นโค้งปกติ (Non-normal Distribution) ซึ่งมักเป็นข้อจำกัดที่พบได้ทั่วไปในงานวิจัยเชิงสำรวจทางสังคมศาสตร์ และสามารถให้ผลลัพธ์ที่มีความเสถียรแม่นยำแม้ในสภาวะที่มีกลุ่มตัวอย่างขนาดจำกัด หรือโมเดลที่มีตัวบ่งชี้จำนวนมากเมื่อเทียบกับเทคนิคสมการโครงสร้างแบบดั้งเดิม (Covariance-based SEM: CB-SEM) (Hair et al., 2019)

ในการประยุกต์ใช้สมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน เพื่อศึกษาพลวัตของการยอมรับนวัตกรรมตามกรอบแนวคิดการวิจัยนั้น เทคนิคนี้ทำหน้าที่เป็นเสาหลักในการพิสูจน์ความสัมพันธ์เชิงประจักษ์ผ่านกระบวนการประเมิน 2 ขั้นตอนที่เข้มงวด เริ่มจากการประเมินโมเดลการวัด (Measurement Model Evaluation) เพื่อยืนยันว่าเครื่องมือวิจัยมีความน่าเชื่อถือและความเที่ยงตรง (Reliability and Validity) ในระดับที่ยอมรับได้ทางวิชาการ โดยพิจารณาจากค่าความเชื่อมั่นแบบสอดคล้องภายในผ่านค่าสัมประสิทธิ์แอลฟาของครอนบาค (Cronbach's Alpha) และความเชื่อมั่นเชิงประกอบ (Composite Reliability: CR) ที่ต้องมีค่าสูงกว่า 0.70 ตามเกณฑ์มาตรฐาน (Hair et al., 2017) ในส่วนของความตรงเชิงลู่เข้า (Convergent Validity) ผู้วิจัยต้องพิจารณาค่าน้ำหนักตัวบ่งชี้ (Outer Loadings) ที่ควรมีค่ามากกว่า 0.708 และค่าเฉลี่ยความแปรปรวนที่สกัดได้ (Average Variance Extracted: AVE) ที่ต้องมีค่ามากกว่า 0.50 เพื่อยืนยันว่าตัวแปรแฝงนั้นสามารถอธิบายความแปรปรวนของตัวบ่งชี้ได้เกินกว่าครึ่งหนึ่ง (Hair et al., 2022) นอกจากนี้ การตรวจสอบความตรงเชิงจำแนก (Discriminant Validity) ยังมีความสำคัญอย่างยิ่งในการยืนยันว่าตัวแปรแฝงแต่ละตัวมีความแตกต่างกันเชิงมีนัยสำคัญ โดยการใช้เกณฑ์ Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT) ซึ่งได้รับการพิสูจน์แล้วว่ามีความแม่นยำและเข้มงวดสูงกว่าเกณฑ์ Fornell-Larcker แบบดั้งเดิม โดยค่า HTMT ไม่ควรเกิน 0.85 หรือ 0.90 เพื่อป้องกันปัญหาความไม่ชัดเจนระหว่างตัวแปร (Henseler et al., 2015) นอกจากนี้ ในขั้นตอนการประเมินโมเดลโครงสร้าง (Structural Model Evaluation) PLS-SEM ใช้วิธีการสุ่มตัวอย่างซ้ำด้วยเทคนิค Bootstrapping (มักใช้จำนวน 5,000 ครั้งขึ้นไป) เพื่อทดสอบนัยสำคัญทางสถิติของค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (Path Coefficients) อันเป็นกลไกหลักในการวิเคราะห์อิทธิพลเชิงสาเหตุระหว่างปัจจัยต่างๆ ตามสมมติฐานที่ตั้งไว้ (Sarstedt et al., 2017) ในบริบทของการยอมรับนวัตกรรมปัญญาประดิษฐ์ที่มีพลวัตสูง เทคนิคนี้ยังช่วยให้นักวิจัยสามารถประเมินความเกี่ยวข้องเชิงการทำนาย (Predictive Relevance) ผ่านค่า Q^2 และขนาดของผลกระทบ (f^2) เพื่อระบุความสำคัญเชิงปฏิบัติของปัจจัยแต่ละตัวที่มีต่อความตั้งใจในการใช้งานอย่างเป็นรูปธรรม (Shmueli et al., 2019) ประเด็นที่เป็นหัวใจสำคัญที่สุดคือ สมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน รองรับการวิเคราะห์ขั้นสูงอย่างการวิเคราะห์กลุ่มย่อย (Multi-Group Analysis: MGA) ซึ่งช่วยให้ผู้วิจัยสามารถเปรียบเทียบพลวัตความแตกต่างของพารามิเตอร์ระหว่างกลุ่มประชากรที่มีความหลากหลาย เช่น ความแตกต่างระหว่างเพศ หรือระดับการศึกษา ซึ่งเป็นการ

เปิดมุมมองเชิงลึกถึงอิทธิพลกำกับ (Moderating Effects) ที่ส่งผลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมในประเทศไทยได้อย่างชัดเจนและเป็นระบบ (Hair et al., 2018)

ท้ายที่สุด เทคนิค PLS-SEM ยังมีความสามารถในการบูรณาการแนวคิดสมัยใหม่อย่าง Importance-Performance Matrix Analysis (IPMA) ซึ่งเป็นการวิเคราะห์ที่ควบคู่ไปกับกรอบแนวคิดการวิจัย เพื่อระบุปัจจัยที่มี "ความสำคัญสูง" แต่ยังมี "ประสิทธิภาพต่ำ" ในสายตาของผู้ใช้งาน นำไปสู่การสร้างข้อเสนอแนะเชิงกลยุทธ์ที่มีความแม่นยำสูงสำหรับการพัฒนาแพลตฟอร์มดิจิทัล (Ringle & Sarstedt, 2016) การเลือกใช้สมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน จึงไม่ใช่เพียงการเลือกสถิติเพื่อทดสอบความสัมพันธ์เท่านั้น แต่เป็นการเลือกใช้เครื่องมือเชิงกลยุทธ์ที่สามารถสะท้อนภาพรวมของพลวัตพฤติกรรมมนุษย์ภายใต้สภาพแวดล้อมเทคโนโลยีที่เปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วได้อย่างแท้จริง (Hair et al., 2022; Shmueli et al., 2019)

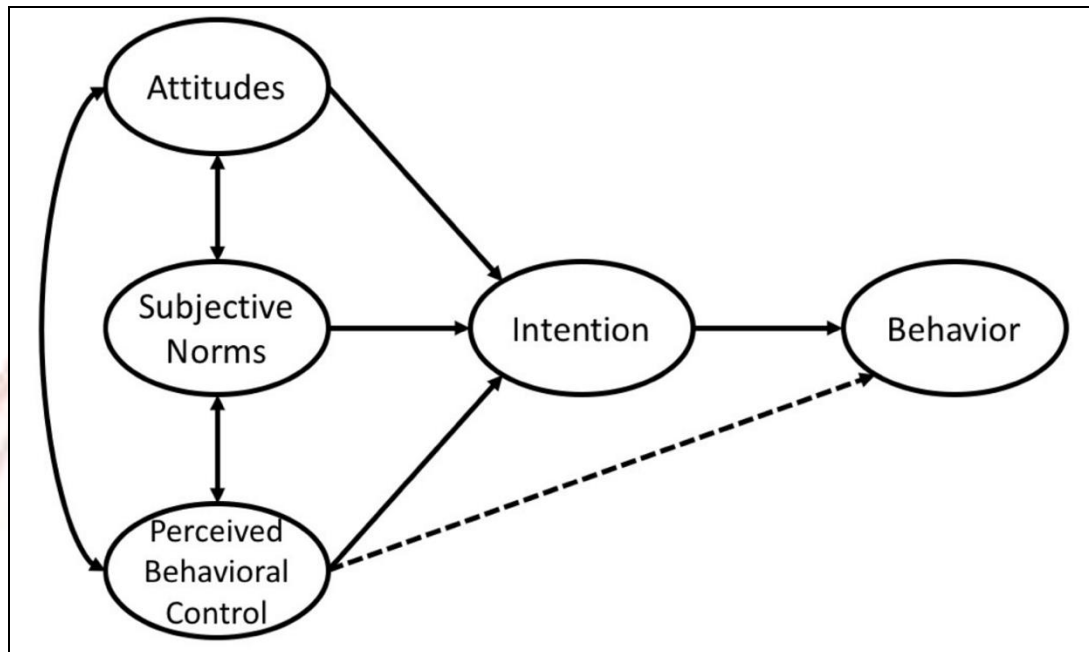
2.1.2 ทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (Theory of Planned Behavior)

ทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (Theory of Planned Behavior: TPB) ที่พัฒนาโดย Ajzen (1991) เป็นทฤษฎีที่ได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางในการอธิบายและทำนายพฤติกรรมของมนุษย์ในหลากหลายสาขา โดยเฉพาะในด้านการยอมรับเทคโนโลยี พฤติกรรมสุขภาพ และพฤติกรรมการศึกษา ทฤษฎีนี้พัฒนามาจากทฤษฎีการกระทำที่มีเหตุผล (Theory of Reasoned Action) ของ Fishbein และ Ajzen (1975) โดยได้เพิ่มองค์ประกอบการควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้เข้ามา เพื่อให้สามารถอธิบายพฤติกรรมที่ไม่ได้อยู่ภายใต้การควบคุมของเจตจำนงอย่างสมบูรณ์ (Ajzen, 2011) ทฤษฎีนี้ตั้งอยู่บนสมมติฐานพื้นฐานว่ามนุษย์เป็น "นักคิดที่มีเหตุผล" ที่จะพิจารณาข้อมูลที่มีอยู่อย่างรอบคอบก่อนตัดสินใจแสดงพฤติกรรมใด ๆ

หลักการสำคัญของทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) คือความตั้งใจในการแสดงพฤติกรรม (Behavioral Intention) เป็นตัวทำนายที่ดีที่สุดของพฤติกรรมจริง Alhadiah (2023) โดยความตั้งใจนี้ถูกกำหนดโดยปัจจัยหลักสามประการ ได้แก่ ทศนคติต่อพฤติกรรม บรรทัดฐานทางสังคม และการควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้ ซึ่งมีความเชื่อมโยงและสัมพันธ์กันอย่างซับซ้อน (Madden et al., 1992) ความแตกต่างหลักของทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) จากทฤษฎีการกระทำที่มีเหตุผลคือการรวมตัวแปรการควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้ เพื่อให้สามารถอธิบายพฤติกรรมที่บุคคลไม่สามารถควบคุมได้อย่างสมบูรณ์ ซึ่งทำให้ทฤษฎีมีความครอบคลุมและแม่นยำมากขึ้นในการทำนายพฤติกรรมจริง

ทัศนคติต่อพฤติกรรม (Attitude toward Behavior) เป็นองค์ประกอบแรกของทฤษฎี หมายถึงการประเมินเชิงบวกหรือลบที่บุคคลมีต่อการแสดงพฤติกรรมนั้น ซึ่งเกิดจากความเชื่อเกี่ยวกับผลลัพธ์ของพฤติกรรม (Behavioral Beliefs) คุณกับการประเมินผลลัพธ์เหล่านั้น (Outcome Evaluations) ทัศนคติจึงสะท้อนถึงการประมวลผลข้อมูล ประสบการณ์ และความคาดหวังที่บุคคลมีต่อพฤติกรรมนั้น การก่อตัวของทัศนคติเป็นกระบวนการประเมินที่ซับซ้อน ซึ่งบุคคลจะชั่งน้ำหนัก

ระหว่างประโยชน์และความเสี่ยงที่คาดว่าจะเกิดขึ้นจากการแสดงพฤติกรรม หากบุคคลเชื่อว่าพฤติกรรมจะนำมาซึ่งผลลัพธ์เชิงบวกและมีคุณค่า พวกเขาจะมีแนวโน้มที่จะพัฒนาทัศนคติเชิงบวกต่อพฤติกรรมนั้น (Fishbein & Ajzen, 2010)



ภาพที่ 2-1 ทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน

บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm) เป็นองค์ประกอบที่สองของทฤษฎี แสดงถึงความกดดันทางสังคมที่บุคคลรับรู้จากบุคคลสำคัญในชีวิต (Significant Others) เช่น ครอบครัว เพื่อน ครู หรือผู้นำชุมชน ตัวแปรนี้เกิดจากการรวมกันของความเชื่อเกี่ยวกับมาตรฐาน (Normative Beliefs) ซึ่งเป็นความเชื่อเกี่ยวกับสิ่งที่บุคคลสำคัญคิดว่าเราควรหรือไม่ควรทำ และแรงจูงใจในการปฏิบัติตามความคาดหวังของผู้อื่น (Motivation to Comply) ซึ่งเป็นระดับของความต้องการที่จะทำตามความคาดหวังของบุคคลสำคัญเหล่านั้น บรรทัดฐานทางสังคมมีความสำคัญอย่างยิ่งในสังคมที่มีลักษณะแบบรวมหมู่ (Collectivist Society) ซึ่งบุคคลให้ความสำคัญกับการยอมรับทางสังคมและความสัมพันธ์กับกลุ่ม (Triandis, 1995)

การควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้ (Perceived Behavioral Control) เป็นองค์ประกอบที่สามและเป็นจุดเด่นของทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) ที่แตกต่างจากทฤษฎีการกระทำที่มีเหตุผล หมายถึงความเชื่อของบุคคลเกี่ยวกับความสามารถในการควบคุมและแสดงพฤติกรรมนั้นได้สำเร็จ ซึ่งรวมถึงการรับรู้เกี่ยวกับทักษะ ทรัพยากร และอุปสรรคต่าง ๆ ที่อาจเกิดขึ้น ตัวแปรนี้ประกอบด้วยความเชื่อเกี่ยวกับการควบคุม (Control Beliefs) ซึ่งเป็นความเชื่อเกี่ยวกับการมีอยู่ของปัจจัยที่สนับสนุนหรือขัดขวางการแสดงพฤติกรรม และอำนาจของปัจจัยควบคุมที่รับรู้ (Perceived Power) ซึ่งเป็นการ

รับรู้เกี่ยวกับความสามารถของปัจจัยเหล่านั้นในการช่วยเหลือหรือขัดขวางการแสดงพฤติกรรม (Ajzen, 2002)

ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรทั้งสามในทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) มีลักษณะที่ซับซ้อนและส่งผลต่อกันในรูปแบบต่าง ๆ Lalot & Bertram (2024) ความสัมพันธ์ระหว่างทัศนคติและบรรทัดฐานทางสังคมแสดงให้เห็นว่าบรรทัดฐานทางสังคมสามารถส่งผลต่อการก่อตัวของทัศนคติเชิงบวกหรือลบ โดยเฉพาะในช่วงแรกของการยอมรับพฤติกรรมใหม่ ขณะที่ทัศนคติที่แน่นแฟ้นและรากลึกอาจลดอิทธิพลของแรงกดดันทางสังคมในระยะยาว ความสัมพันธ์ระหว่างทัศนคติและการควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้แสดงให้เห็นว่าการรับรู้ความสามารถในการควบคุมอาจเสริมสร้างทัศนคติเชิงบวกเนื่องจากบุคคลจะรู้สึกมั่นใจมากขึ้นเมื่อเชื่อว่าตนสามารถทำได้ (Armitage & Conner, 2001)

กลไกการทำงานของทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) เริ่มจากการประมวลผลข้อมูลและประสบการณ์ที่เกี่ยวข้องกับพฤติกรรมเป้าหมาย บุคคลจะประเมินข้อมูลเหล่านี้ผ่านความเชื่อส่วนบุคคล ค่านิยม และประสบการณ์ที่ผ่านมา ในขณะเดียวกันก็จะรับรู้สัญญาณและความคาดหวังจากสภาพแวดล้อมทางสังคม กระบวนการนี้จะนำไปสู่การก่อตัวของทัศนคติต่อพฤติกรรม การรับรู้บรรทัดฐานทางสังคม และการประเมินความสามารถในการควบคุมพฤติกรรม ปัจจัยทั้งสามนี้จะถูกนำมาประมวลผลร่วมกันเพื่อก่อให้เกิดความตั้งใจในการแสดงพฤติกรรม และในที่สุดจะนำไปสู่พฤติกรรมจริง โดยมีปัจจัยสถานการณ์และอุปสรรคภายนอกเป็นตัวแปรแทรกแซงระหว่างความตั้งใจและพฤติกรรมจริง (Sheppard et al., 1988)

การประยุกต์ใช้ทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) ได้รับการพิสูจน์ประสิทธิภาพในหลากหลายสาขา รวมถึงการยอมรับเทคโนโลยี พฤติกรรมการบริโภค พฤติกรรมสุขภาพ และการศึกษา ความสำเร็จของทฤษฎีเกิดจากความครอบคลุมที่พิจารณาปัจจัยทั้งส่วนบุคคลและสังคม ความยืดหยุ่นในการปรับใช้กับบริบทที่แตกต่างกัน และความสามารถในการให้คำอธิบายที่สมเหตุสมผลเกี่ยวกับกลไกการตัดสินใจของมนุษย์ นอกจากนี้ทฤษฎียังให้ข้อมูลที่มีประโยชน์เชิงปฏิบัติสำหรับการออกแบบกลยุทธ์การเปลี่ยนแปลงพฤติกรรม โดยชี้ให้เห็นถึงจุดที่สามารถแทรกแซงได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Conner & Armitage, 1998) จากการศึกษาด้านเทคโนโลยีและการศึกษาแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) Misron et al. (2023) ได้ทำการวิเคราะห์แนวคิดเกี่ยวกับปัจจัยที่มีผลต่อความตั้งใจในการลงทะเบียนเรียนหลักสูตรออนไลน์ โดยการบูรณาการแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) และทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) พบว่า ตัวแปรทั้งสามในทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) มีความสามารถในการอธิบายความแปรปรวนของความตั้งใจได้อย่างมีนัยสำคัญ Al-Mamary et al. (2023) ในการศึกษาเกี่ยวกับการใช้ระบบจัดการการเรียนรู้ของนักเรียนชาอุดีอาระเบีย พบว่าบรรทัดฐานทางสังคมและการควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้เป็นปัจจัยสำคัญในการทำนายความตั้งใจในการใช้งาน โดยเฉพาะอิทธิพลจากครูและสถาบันการศึกษา

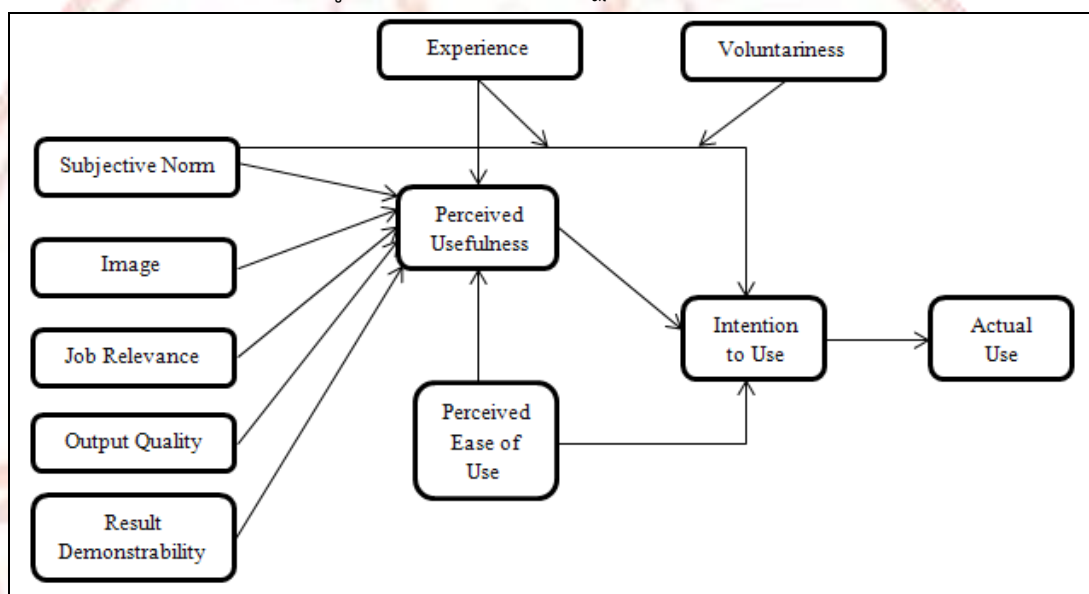
ทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) นี้สามารถบูรณาการได้ดีกับทฤษฎีการยอมรับเทคโนโลยีอื่น ๆ โดยเฉพาะแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (Technology Acceptance Model :TAM) ที่มีตัวแปรหลักคือการรับรู้ประโยชน์และการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน ตัวแปรเหล่านี้สามารถเชื่อมโยงกับทัศนคติในทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) ได้อย่างชัดเจน การบูรณาการนี้ช่วยให้เกิดความเข้าใจที่ลึกซึ้งและครอบคลุมมากขึ้นเกี่ยวกับกลไกการตัดสินใจในการยอมรับเทคโนโลยี โดยแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) มุ่งเน้นไปที่คุณลักษณะของเทคโนโลยีและการรับรู้ของผู้ใช้ ขณะที่ทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) ให้ความสำคัญกับบริบททางสังคมและการรับรู้ความสามารถในการควบคุม (Venkatesh et al., 2003)

แม้ว่า ทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) จะเป็นทฤษฎีที่มีประโยชน์และได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวาง แต่ก็มีข้อจำกัดที่นักวิชาการได้ชี้ให้เห็น ข้อจำกัดสำคัญคือ สมมติฐานความมีเหตุผล ที่ตั้งสมมติฐานว่ามนุษย์จะประมวลผลข้อมูลอย่างมีเหตุผลเสมือนก่อนตัดสินใจ แต่ในความเป็นจริงการตัดสินใจของมนุษย์มักถูกอิทธิพลจากอารมณ์ นิสัย และปฏิกิริยาแบบอัตโนมัติ ข้อจำกัดอื่นคือช่องว่างระหว่างความตั้งใจและพฤติกรรม เนื่องจากความตั้งใจไม่ได้แปลเป็นพฤติกรรมจริงเสมอไป มีปัจจัยอื่น ๆ เช่น โอกาส ทรัพยากร และสถานการณ์ที่เปลี่ยนแปลงที่อาจขัดขวางการแปลงความตั้งใจให้เป็นพฤติกรรม (Sniehotta et al., 2013) เพื่อแก้ไขข้อจำกัดดังกล่าว งานวิจัยหลายงานได้พยายามพัฒนาและขยายขอบเขตของทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) โดยการเพิ่มตัวแปรอื่น ๆ เช่น อัตลักษณ์ อารมณ์ ประสบการณ์ที่ผ่านมา และปัจจัยสภาพแวดล้อม การพัฒนาเหล่านี้มีจุดประสงค์เพื่อเพิ่มความสามารถในการทำนายและอธิบายพฤติกรรมให้ดีขึ้น ในขณะที่ยังคงรักษาความเรียบง่ายและความสามารถในการนำไปประยุกต์ใช้ของทฤษฎีเดิม การบูรณาการทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) กับทฤษฎีอื่น ๆ เช่น แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี ก็เป็นอีกแนวทางหนึ่งที่ได้รับการนิยมนในการศึกษาพฤติกรรมยอมรับเทคโนโลยี (Armitage & Conner, 2001)

ทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) ยังคงเป็นเครื่องมือที่มีค่าในการทำ ความเข้าใจและทำนายพฤติกรรมมนุษย์ โดยเฉพาะในบริบทการยอมรับเทคโนโลยีใหม่ ความแข็งแกร่งของทฤษฎีอยู่ที่การให้กรอบแนวคิดที่ชัดเจนและเป็นระบบสำหรับการวิเคราะห์พฤติกรรม ซึ่งช่วยให้นักวิจัยและผู้ปฏิบัติงานสามารถระบุจุดแทรกแซงที่มีประสิทธิภาพและออกแบบกลยุทธ์การเปลี่ยนแปลงพฤติกรรมได้อย่างเป็นระบบ โดยเฉพาะในสภาพแวดล้อมที่มีความไม่แน่นอนและความซับซ้อนสูง เช่น การยอมรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในการศึกษาได้การควบคุมของเจตจำนงอย่างสมบูรณ์ การควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้ประกอบด้วยสององค์ประกอบหลัก คือ ความเชื่อเกี่ยวกับการควบคุม (Control Beliefs) ซึ่งเป็นความเชื่อเกี่ยวกับการมีอยู่ของปัจจัยที่สนับสนุนหรือขัดขวางการแสดงพฤติกรรม และอำนาจของปัจจัยควบคุมที่รับรู้ (Perceived Power) ซึ่งเป็นการรับรู้เกี่ยวกับความสามารถของปัจจัยเหล่านั้นในการช่วยเหลือหรือขัดขวางการแสดงพฤติกรรม

2.1.3 แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (Technology Acceptance Model 2)

แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (Technology Acceptance Model 2: TAM2) ที่พัฒนาโดย Venkatesh และ Davis (2000) เป็นการขยายและปรับปรุงแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยีดั้งเดิม (TAM) ที่พัฒนาโดย Davis (1989) เพื่อให้สามารถอธิบายปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับเทคโนโลยีได้อย่างครอบคลุมและลึกซึ้งยิ่งขึ้น แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) ได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางในการศึกษาพฤติกรรมการยอมรับเทคโนโลยีสารสนเทศในหลากหลายบริบท โดยเฉพาะในองค์กรและสถาบันการศึกษา ทฤษฎีนี้มีรากฐานทางจิตวิทยาสังคมและมุ่งเน้นการอธิบายกลไกการตัดสินใจของผู้ใช้ในการยอมรับหรือปฏิเสธเทคโนโลยีใหม่



ภาพที่ 2-2 แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยีรุ่น 2

แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) ดั้งเดิมเสนอว่าความตั้งใจในการใช้งาน (Behavioral Intention to Use) ซึ่งเป็นตัวทำนายพฤติกรรมการใช้งานจริง ถูกกำหนดโดยปัจจัยหลักสองประการ คือ การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness) และทัศนคติต่อการใช้งาน (Attitude toward Using) โดยทัศนคติต่อการใช้งานถูกกำหนดโดยการรับรู้ประโยชน์และการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use) อย่างไรก็ตาม Davis et al. (1989) พบว่าในบางสถานการณ์ ทัศนคติไม่ได้เป็นตัวกลางที่สำคัญ และการรับรู้ประโยชน์สามารถส่งผลโดยตรงต่อความตั้งใจในการใช้งานได้ ซึ่งนำไปสู่การพัฒนาแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) เพื่อให้คำอธิบายที่ดีขึ้นเกี่ยวกับปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการรับรู้ประโยชน์และความตั้งใจในการใช้งาน (Oliveira et al., 2016)

แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) ได้เพิ่มตัวแปรใหม่หลายตัวเพื่ออธิบายปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการรับรู้ประโยชน์และความตั้งใจในการใช้งาน (Farah et al., 2018) โดยแบ่งออกเป็นสองกลุ่มหลัก คือ กระบวนการอิทธิพลทางสังคม (Social Influence Processes) และกระบวนการรับรู้เครื่องมือ (Cognitive Instrumental Processes) กระบวนการอิทธิพลทางสังคมประกอบด้วยตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับแรงกดดันและอิทธิพลจากสังคม ได้แก่ บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm) ความสมัครใจ (Voluntariness) และภาพลักษณ์ (Image) ส่วนกระบวนการรับรู้เครื่องมือประกอบด้วยตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับการประเมินเครื่องมือในแง่ของงานที่ต้องทำ ได้แก่ ความเกี่ยวข้องกับการงาน (Job Relevance) คุณภาพของผลลัพธ์ (Output Quality) และความสามารถในการแสดงผล (Result Demonstrability)

การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness) ยังคงเป็นตัวแปรหลักในแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) หมายถึงระดับที่บุคคลเชื่อว่าการใช้ระบบเทคโนโลยีเฉพาะจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงานของเขา การรับรู้ประโยชน์เป็นปัจจัยสำคัญที่สุดในการทำนายความตั้งใจในการใช้งานและการใช้งานจริง เนื่องจากสะท้อนการประเมินที่เป็นเหตุเป็นผลของบุคคลเกี่ยวกับผลประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากการใช้เทคโนโลยี ในแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) การรับรู้ประโยชน์ถูกกำหนดโดยปัจจัยหลายประการ รวมถึงอิทธิพลทางสังคมและคุณลักษณะของเครื่องมือเทคโนโลยี การที่บุคคลรับรู้ว่าการใช้เทคโนโลยีมีประโยชน์สูงจะนำไปสู่ความตั้งใจในการใช้งานที่เพิ่มขึ้น แม้ว่าเทคโนโลยีนั้นจะมีความยากในการใช้งานก็ตาม

การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use) หมายถึงระดับที่บุคคลเชื่อว่าการใช้ระบบเทคโนโลยีจะไม่ต้องใช้ความพยายามมาก ตัวแปรนี้มีอิทธิพลทั้งทางตรงและทางอ้อมต่อความตั้งใจในการใช้งาน โดยอิทธิพลทางอ้อมผ่านการรับรู้ประโยชน์และทัศนคติต่อการใช้งาน เมื่อบุคคลรับรู้ว่าการใช้เทคโนโลยีง่ายต่อการใช้งาน พวกเขาจะมีแนวโน้มที่จะเชื่อว่าเทคโนโลยีนั้นมีประโยชน์มากขึ้นเนื่องจากความง่ายในการใช้งานจะทำให้สามารถใช้ประโยชน์จากเทคโนโลยีได้อย่างเต็มที่ นอกจากนี้ความง่ายในการใช้งานยังส่งผลต่อทัศนคติเชิงบวกต่อเทคโนโลยี ซึ่งจะนำไปสู่ความตั้งใจในการใช้งานที่สูงขึ้น

บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm) ในแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) หมายถึงการรับรู้ของบุคคลว่าคนสำคัญในชีวิตคิดว่าเขาควรหรือไม่ควรใช้ระบบเทคโนโลยีนั้น ตัวแปรนี้ได้รับการนำมาจากทฤษฎีพฤติกรรมตามแผนและทฤษฎีการกระทำที่มีเหตุผล บรรทัดฐานทางสังคมมีอิทธิพลต่อความตั้งใจในการใช้งาน โดยเฉพาะในสถานการณ์ที่การใช้งานเป็นแบบบังคับหรือมีแรงกดดันทางสังคม อิทธิพลของบรรทัดฐานทางสังคมจะมากกว่าในสถานการณ์ที่การใช้งานเป็นแบบสมัครใจ นอกจากนี้ บรรทัดฐานทางสังคมยังมีอิทธิพลต่อการรับรู้ประโยชน์ผ่านกลไกการปฏิบัติตาม (Compliance) และการระบุตัวตน (Identification)

ภาพลักษณ์ (Image) หมายถึงระดับที่บุคคลรับรู้ว่าการใช้นวัตกรรมจะช่วยเพิ่มภาพลักษณ์หรือสถานะของเขาในระบบสังคม ตัวแปรนี้เป็นหนึ่งในกลไกที่บรรทัดฐานทางสังคมส่งผลต่อการรับรู้ประโยชน์ เมื่อบุคคลเชื่อว่าการใช้เทคโนโลยีจะทำให้เขาดูทันสมัย มีความรู้ หรือมีสถานะที่สูงขึ้นในสายตาของผู้อื่น เขาก็จะมีแนวโน้มที่จะรับรู้ว่าคุณค่าของเทคโนโลยีนั้นมีประโยชน์มากขึ้น แม้ว่าเทคโนโลยีนั้นอาจไม่ได้เพิ่มประสิทธิภาพในการทำงานโดยตรงก็ตาม ภาพลักษณ์มีความสำคัญโดยเฉพาะในบริบทของการใช้เทคโนโลยีสามารถมองเห็นได้และมีการประเมินจากผู้อื่น

ความสมัครใจ (Voluntariness) หมายถึงระดับที่บุคคลรับรู้ว่าการตัดสินใจใช้เทคโนโลยีเป็นการเลือกโดยไม่มีการบังคับ ตัวแปรนี้ทำหน้าที่เป็นตัวแปรปรับแต่ง (Moderating Variable) ที่ส่งผลต่อความสัมพันธ์ระหว่างบรรทัดฐานทางสังคมและความตั้งใจในการใช้งาน ในสถานการณ์ที่การใช้งานเป็นแบบบังคับ (ความสมัครใจต่ำ) บรรทัดฐานทางสังคมจะมีอิทธิพลต่อความตั้งใจในการใช้งานมากกว่าในสถานการณ์ที่การใช้งานเป็นแบบสมัครใจ (ความสมัครใจสูง) ในสถานการณ์สมัครใจ บุคคลจะให้ความสำคัญกับการประเมินส่วนบุคคลมากกว่าความคาดหวังทางสังคม

ความเกี่ยวข้องกับงาน (Job Relevance) หมายถึงการรับรู้ของบุคคลเกี่ยวกับระดับที่ระบบเป้าหมายสามารถใช้ได้กับงานของเขา ตัวแปรนี้มีอิทธิพลต่อการรับรู้ประโยชน์ เนื่องจากเทคโนโลยีที่มีความเกี่ยวข้องกับงานที่บุคคลทำจะถูกรับรู้ว่ามีประโยชน์มากกว่าเทคโนโลยีที่มีความเกี่ยวข้องน้อย ความเกี่ยวข้องกับงานจึงเป็นปัจจัยสำคัญที่ช่วยในการประเมินว่าเทคโนโลยีจะสามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงานได้หรือไม่

คุณภาพของผลลัพธ์ (Output Quality) หมายถึงการรับรู้ของบุคคลเกี่ยวกับคุณภาพของงานที่ระบบสามารถผลิตได้ ตัวแปรนี้มีอิทธิพลต่อการรับรู้ประโยชน์ เนื่องจากแม้ว่าเทคโนโลยีจะมีความเกี่ยวข้องกับงานสูง แต่หากคุณภาพของผลลัพธ์ไม่ดี บุคคลก็จะไม่รับรู้ว่าคุณค่าของเทคโนโลยีนั้นมีประโยชน์ คุณภาพของผลลัพธ์จึงเป็นปัจจัยที่ช่วยในการประเมินความคุ้มค่าของการใช้เทคโนโลยี

ความสามารถในการแสดงผล (Result Demonstrability) หมายถึงความสามารถในการสื่อสารผลลัพธ์ของการใช้ระบบ ตัวแปรนี้มีอิทธิพลต่อการรับรู้ประโยชน์ เนื่องจากเมื่อผลประโยชน์ของเทคโนโลยีสามารถแสดงให้เห็นได้ชัดเจนและง่ายต่อการสื่อสาร บุคคลจะมีแนวโน้มที่จะรับรู้ประโยชน์ของเทคโนโลยีมากขึ้น ความสามารถในการแสดงผลที่ดีจะช่วยให้บุคคลเข้าใจและประเมินคุณค่าของเทคโนโลยีได้ดีขึ้น

แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) ยังเสนอว่าประสบการณ์ในการใช้งาน (Experience) เป็นตัวแปรปรับแต่งที่สำคัญซึ่งส่งผลต่อความแข็งแกร่งของความสัมพันธ์ต่าง ๆ ในแบบจำลอง โดยเฉพาะความสัมพันธ์ระหว่างบรรทัดฐานทางสังคมและความตั้งใจในการใช้งาน เมื่อผู้ใช้มีประสบการณ์ในการใช้งานมากขึ้น อิทธิพลของบรรทัดฐานทางสังคมจะลดลง ขณะที่การประเมินตามประสบการณ์ตรงจะมีอิทธิพลมากขึ้น นอกจากนี้ ประสบการณ์ยังส่งผลต่อความสัมพันธ์

ระหว่างการเรียนรู้ความง่ายในการใช้งานและการรับรู้ประโยชน์ โดยความสัมพันธ์นี้จะแข็งแกร่งมากขึ้นในช่วงแรกของการใช้งาน กลไกการทำงานของแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) เป็นกระบวนการที่ซับซ้อนซึ่งเกี่ยวข้องกับการประมวลผลข้อมูลทั้งจากแหล่งภายในและภายนอก บุคคลจะประเมินเทคโนโลยีตามความเกี่ยวข้องกับการปฏิบัติงาน คุณภาพของผลลัพธ์ และความสามารถในการแสดงผล ควบคู่ไปกับการพิจารณาอิทธิพลทางสังคม เช่น ความคาดหวังของผู้อื่นและผลกระทบต่อภาพลักษณ์ ปัจจัยเหล่านี้จะส่งผลต่อการรับรู้ประโยชน์ ซึ่งรวมกับการรับรู้ความง่ายในการใช้งานและอิทธิพลทางสังคมจะกำหนดความตั้งใจในการใช้งาน และในที่สุดจะนำไปสู่พฤติกรรมการใช้งานจริง

แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) ได้รับการพิสูจน์ประสิทธิภาพผ่านการศึกษาระดับปริญญาตรีในหลากหลายบริบท รวมถึงการใช้งานซอฟต์แวร์สำนักงาน ระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการและเทคโนโลยีอินเทอร์เน็ต แบบจำลองนี้สามารถอธิบายความแปรปรวนของความตั้งใจในการใช้งานได้มากกว่า แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) ดั้งเดิม โดยเฉพาะในสถานการณ์ที่มีอิทธิพลทางสังคมและในช่วงแรกของการนำเทคโนโลยีมาใช้ ความสำเร็จของแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) อยู่ที่ความสามารถจับประเด็นทั้งปัจจัยส่วนบุคคลและปัจจัยทางสังคมที่มีผลต่อการตัดสินใจยอมรับเทคโนโลยี แม้ว่าแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) จะเป็นการปรับปรุงที่สำคัญจากแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) ดั้งเดิม แต่ก็ยังมีข้อจำกัดบางประการ ข้อจำกัดหลักคือการมุ่งเน้นไปที่ปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับการรับรู้ประโยชน์และความตั้งใจในการใช้งาน โดยขาดการพิจารณาปัจจัยอื่น ๆ ที่อาจมีความสำคัญ เช่น ความวิตกกังวล ความไว้วางใจ ความสนุกสนาน และต้นทุนในการใช้งาน นอกจากนี้ แบบจำลองยังไม่ได้ให้ความสำคัญเพียงพอกับปัจจัยทางวัฒนธรรมและความแตกต่างระหว่างบุคคล ซึ่งอาจส่งผลต่อการยอมรับเทคโนโลยีในบริบทที่แตกต่างกัน แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) จึงเป็นเครื่องมือที่มีประโยชน์ในการทำความเข้าใจพฤติกรรมยอมรับเทคโนโลยี โดยเฉพาะในบริบทขององค์กรและการศึกษา ความแข็งแกร่งของแบบจำลองอยู่ที่การให้คำอธิบายที่ครอบคลุมทั้งปัจจัยส่วนบุคคลและปัจจัยทางสังคม รวมทั้งการพิจารณาความแตกต่างในสถานการณ์การใช้งาน ซึ่งทำให้แบบจำลองมีความยืดหยุ่นและสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในสถานการณ์ที่หลากหลายได้อย่างมีประสิทธิภาพ

2.1.4 ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว

ในยุคที่เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เข้ามามีบทบาทสำคัญในการศึกษาและการดำเนินชีวิต ประเด็นเรื่องความไว้วางใจและความเป็นส่วนตัวได้กลายเป็นปัจจัยสำคัญที่มีอิทธิพลอย่างมากต่อการตัดสินใจของผู้ใช้ในการยอมรับหรือปฏิเสธเทคโนโลยีเหล่านี้ ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวเป็นแนวคิดที่มีความเชื่อมโยงกันอย่างซับซ้อนและมีผลต่อพฤติกรรมการใช้งานเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ในรูปแบบต่าง ๆ การทำความเข้าใจแนวคิดเหล่านี้จึงมี

ความจำเป็นอย่างยิ่งสำหรับการศึกษาการยอมรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) โดยเฉพาะในบริบทการศึกษาที่มีการจัดเก็บและประมวลผลข้อมูลส่วนบุคคลของผู้เรียนจำนวนมาก

2.1.4.1 ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (Trust in Artificial Intelligence)

ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์เป็นแนวคิดที่พัฒนามาจากทฤษฎีความไว้วางใจในเทคโนโลยีสารสนเทศ (Trust in Technology) และทฤษฎีความไว้วางใจระหว่างบุคคล (Interpersonal Trust) โดยได้รับการปรับแต่งให้เหมาะสมกับลักษณะเฉพาะของระบบปัญญาประดิษฐ์ ที่มีความซับซ้อนและความสามารถในการเรียนรู้และปรับตัวได้ ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ หมายถึงความเชื่อมั่นของผู้ใช้ว่าระบบปัญญาประดิษฐ์ จะปฏิบัติงานตามความคาดหวัง มีความน่าเชื่อถือ และจะไม่ก่อให้เกิดอันตรายหรือผลเสียต่อผู้ใช้ (Mayer et al., 1995; McKnight et al., 2002) ความไว้วางใจนี้เกิดขึ้นจากการประเมินความสามารถ (Ability) ความมีคุณธรรม (Benevolence) และความซื่อสัตย์ (Integrity) ของระบบปัญญาประดิษฐ์

ความสามารถ (Ability) ของปัญญาประดิษฐ์ หมายถึงการรับรู้ของผู้ใช้เกี่ยวกับทักษะ ความเชี่ยวชาญ และความสามารถของระบบปัญญาประดิษฐ์ในการปฏิบัติงานให้บรรลุผลสำเร็จตามที่ผู้ใช้คาดหวัง ในบริบทของการศึกษา ความสามารถของปัญญาประดิษฐ์ อาจรวมถึงความแม่นยำในการให้ข้อมูล ความเหมาะสมของคำแนะนำ และความสามารถในการปรับตัวตามความต้องการของผู้เรียนแต่ละคน ผู้ใช้จะประเมินความสามารถนี้จากประสบการณ์การใช้งาน ผลลัพธ์ที่ได้รับ และการเปรียบเทียบกับความคาดหวังเดิม

ความมีคุณธรรม (Benevolence) ของปัญญาประดิษฐ์ หมายถึงการรับรู้ของผู้ใช้ว่าระบบปัญญาประดิษฐ์ มีเจตนาที่ดีและต้องการสร้างประโยชน์ให้กับผู้ใช้ โดยไม่มีเจตนาร้ายหรือต้องการแสวงหาผลประโยชน์ในทางที่ผิด ในบริบทการศึกษา ความมีคุณธรรมอาจแสดงออกผ่านการออกแบบระบบที่มุ่งเน้นการช่วยเหลือผู้เรียน การให้คำแนะนำที่เป็นประโยชน์ และการหลีกเลี่ยงการใช้ข้อมูลของผู้ใช้ในทางที่ไม่เหมาะสม

ความซื่อสัตย์ (Integrity) ของปัญญาประดิษฐ์ หมายถึงการรับรู้ของผู้ใช้ว่าระบบปัญญาประดิษฐ์ จะปฏิบัติตามหลักการและข้อตกลงที่กำหนดไว้ มีความโปร่งใส และจะไม่หลอกลวงหรือบิดเบือนข้อมูล ในบริบทการศึกษา ความซื่อสัตย์อาจรวมถึงการให้ข้อมูลที่ถูกต้อง การเปิดเผยข้อจำกัดของระบบ และการปฏิบัติตามนโยบายความเป็นส่วนตัวที่ประกาศไว้

ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ มีลักษณะที่แตกต่างจากความไว้วางใจในเทคโนโลยีทั่วไปหลายประการ ประการแรก ปัญญาประดิษฐ์ มีความสามารถในการเรียนรู้และเปลี่ยนแปลงพฤติกรรมตามเวลา ทำให้ผู้ใช้ต้องปรับการประเมินความไว้วางใจอย่างต่อเนื่อง ประการที่สอง ปัญญาประดิษฐ์ มักมีลักษณะเป็น "กล่องดำ" (Black Box) ที่ผู้ใช้ไม่สามารถเข้าใจกระบวนการตัดสินใจภายในได้อย่างชัดเจน ทำให้การสร้างมีความไว้วางใจมีความยากมากขึ้น ประการที่สาม ปัญญาประดิษฐ์ มี

ความสามารถในการประมวลผลข้อมูลจำนวนมากและตัดสินใจในเรื่องที่ซับซ้อน ซึ่งอาจเกินความสามารถในการตรวจสอบของผู้ใช้ทั่วไป

2.1.4.2 ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (Privacy Concerns)

ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวในบริบทของปัญญาประดิษฐ์ หมายถึงความกลัวหรือความไม่สบายใจของผู้ใช้เกี่ยวกับการจัดเก็บ การใช้งาน การแบ่งปัน และการควบคุมข้อมูลส่วนบุคคลโดยระบบปัญญาประดิษฐ์ ความกังวลนี้เกิดขึ้นจากการตระหนักว่า ปัญญาประดิษฐ์มีความสามารถในการเก็บรวบรวมข้อมูลในปริมาณมาก วิเคราะห์รูปแบบพฤติกรรม และใช้ข้อมูลเหล่านั้นในรูปแบบที่ผู้ใช้อาจไม่ทราบหรือไม่ได้ให้ความยินยอม (Solove, 2008; Westin, 2003)

แนวคิดเรื่องความเป็นส่วนตัวมีรากฐานมาจากทฤษฎีหลายสาขา รวมถึงกฎหมาย จิตวิทยา และสังคมวิทยา Warren และ Brandeis (1890) ได้นิยามความเป็นส่วนตัวว่าเป็น "สิทธิที่จะถูกปล่อยให้อยู่คนเดียว" (Right to be Let Alone) ซึ่งต่อมาได้รับการพัฒนาและขยายความให้ครอบคลุมแนวคิดต่าง ๆ เช่น การควบคุมข้อมูล (Information Control) การเข้าถึงที่จำกัด (Limited Access) และการตัดสินใจด้วยตนเอง (Self-Determination) ในบริบทของปัญญาประดิษฐ์ ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวสามารถแบ่งออกเป็นหลายประเภท ได้แก่ ความกังวลเรื่องการเก็บรวบรวมข้อมูล (Collection) ซึ่งเกี่ยวข้องกับความเสี่ยงว่า ปัญญาประดิษฐ์จะเก็บรวบรวมข้อมูลส่วนบุคคลมากเกินไป ความจำเป็นหรือโดยไม่ได้รับอนุญาต ความกังวลเรื่องการใช้งานข้อมูล (Usage) ซึ่งเกี่ยวข้องกับความเสี่ยงว่าข้อมูลจะถูกนำไปใช้ในวัตถุประสงค์ที่แตกต่างจากที่ประกาศไว้เดิม ความกังวลเรื่องการแบ่งปันข้อมูล (Sharing) ซึ่งเกี่ยวข้องกับความเสี่ยงว่าข้อมูลจะถูกเปิดเผยหรือขายให้กับบุคคลที่สามโดยไม่ได้รับความยินยอม และความกังวลเรื่องการเข้าถึงข้อมูล (Access) ซึ่งเกี่ยวข้องกับความเสี่ยงว่าบุคคลที่ไม่ได้รับอนุญาตจะสามารถเข้าถึงข้อมูลส่วนบุคคลได้ ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวในปัญญาประดิษฐ์ ยังมีลักษณะเฉพาะที่แตกต่างจากความกังวลในเทคโนโลยีอื่น ๆ เนื่องจากปัญญาประดิษฐ์มีความสามารถในการวิเคราะห์และสร้างข้อมูลใหม่จากข้อมูลที่มีอยู่ (Data Inference) ทำให้เกิดความกังวลเรื่องการคาดเดาข้อมูลที่ไม่เคยเปิดเผย นอกจากนี้ ปัญญาประดิษฐ์ยังสามารถติดตามและวิเคราะห์พฤติกรรมของผู้ใช้ในระดับที่ละเอียดมาก ซึ่งอาจนำไปสู่การสร้างโปรไฟล์ที่แม่นยำเกินกว่าที่ผู้ใช้รู้สึกสบายใจ

2.1.4.3 ความสัมพันธ์ระหว่างความไว้วางใจและความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว

ความสัมพันธ์ระหว่างความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวมีลักษณะที่ซับซ้อนและไม่เป็นไปในทิศทางเดียว ตามทฤษฎีแบบดั้งเดิม ความไว้วางใจและความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวมักถูกมองว่ามีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้าม กล่าวคือ ยิ่งมีความไว้วางใจสูง ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวก็ยิ่งต่ำ และในทางกลับกัน (Dinev & Hart, 2006;

Malhotra et al., 2004) แต่การศึกษาเชิงประจักษ์ในบริบทของปัญญาประดิษฐ์ พบว่าความสัมพันธ์นี้อาจมีความซับซ้อนมากกว่าที่คิด

แนวคิดที่น่าสนใจหนึ่งที่เกิดขึ้นคือ "ความไว้วางใจอย่างมีวิจารณญาณ" (Critical Trust) ซึ่งเสนอว่าผู้ใช้ที่มีความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์อย่างแท้จริง มีความเข้าใจในเทคโนโลยีจะมีความตระหนักและความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวมากขึ้น ไม่ใช่ลดลง เนื่องจากพวกเขาเข้าใจถึงความสามารถและขอบเขตของเทคโนโลยีได้ดีกว่า และตระหนักถึงความเสี่ยงที่อาจเกิดขึ้น ความไว้วางใจแบบนี้จึงไม่ใช่ความไว้วางใจแบบตาบอด (Blind Trust) แต่เป็นความไว้วางใจที่มาพร้อมกับการประเมินความเสี่ยงอย่างรอบคอบ

ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรทั้งสองยังขึ้นอยู่กับปัจจัยอื่น ๆ หลายประการ เช่น ระดับการศึกษา ประสบการณ์ในการใช้เทคโนโลยี และบริบททางวัฒนธรรม ผู้ใช้ที่มีความรู้ทางเทคโนโลยีสูงอาจมีความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ ร่วมกับความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวในระดับที่สมดุลกัน ในขณะที่ผู้ใช้ที่มีความรู้ต่ำอาจมีความไว้วางใจต่ำและความกังวลสูง หรืออาจมีความไว้วางใจสูงแต่ขาดการตระหนักถึงความเสี่ยงด้านความเป็นส่วนตัว

2.1.5 แนวคิดระบบนิเวศนวัตกรรมเปิดในการเรียนรู้

2.1.5.1 ทฤษฎีนวัตกรรมเปิด (Open Innovation Theory)

ทฤษฎีนวัตกรรมเปิดถูกพัฒนาโดย Chesbrough (2003) เป็นแนวคิดที่ท้าทายแบบจำลองนวัตกรรมแบบปิด (Closed Innovation) ซึ่งเชื่อว่านวัตกรรมเกิดขึ้นภายในองค์กรเพียงลำพัง ทฤษฎีนี้เสนอว่าองค์กรควรใช้ประโยชน์จากแนวคิดภายนอกและภายในอย่างเป็นระบบ รวมทั้งใช้ช่องทางภายในและภายนอกสู่ตลาดเพื่อพัฒนาเทคโนโลยีและนวัตกรรมอย่างมีประสิทธิภาพ หลักการพื้นฐานอยู่บนสมมติฐานว่าความรู้ที่มีคุณค่าไม่ได้กระจุกตัวในองค์กรใดองค์กรหนึ่ง แต่กระจายอยู่ทั่วไปในสังคม มหาวิทยาลัย ห้องปฏิบัติการของบริษัทอื่น และหน่วยงานราชการ Chesbrough (2006) ได้ขยายแนวคิดโดยเน้นว่านวัตกรรมเปิดไม่ได้หมายถึงการเปิดเผยข้อมูลทุกอย่างหรือยกเลิกการป้องกันทรัพย์สินทางปัญญา แต่เป็นการจัดการขอบเขตขององค์กรอย่างเป็นระบบเพื่อเปิดโอกาสให้เกิดการไหลเข้าและไหลออกของความรู้ที่จะสร้างคุณค่า

ทฤษฎีนี้แบ่งกระบวนการออกเป็นสองทิศทางหลัก ได้แก่ กระบวนการเข้า (Inbound Process) หรือ Outside-In ซึ่งเป็นการดึงความรู้ เทคโนโลยี และแนวคิดจากภายนอกมาใช้ในการพัฒนานวัตกรรมภายในองค์กร และกระบวนการออก (Outbound Process) หรือ Inside-Out ซึ่งเป็นการส่งความรู้จากภายในออกสู่ภายนอกผ่านช่องทางต่าง ๆ เช่น การอนุญาตให้ใช้สิทธิ การร่วมลงทุน หรือการสร้างบริษัทย่อย นอกจากนี้ Gassmann & Enkel (2004) ได้เสนอกระบวนการที่สาม คือ กระบวนการแบบผสม (Coupled Process) ซึ่งเป็นการทำงานร่วมกับพันธมิตรภายนอกโดยมีการแลกเปลี่ยนความรู้และทรัพยากร มักเกิดในรูปแบบการร่วมวิจัย การสร้างพันธมิตรเชิงกลยุทธ์ หรือ

การสร้างเครือข่ายนวัตกรรม แรงจูงใจหลักของการใช้นวัตกรรมเปิดมาจากการเปลี่ยนแปลงสภาพแวดล้อมธุรกิจในศตวรรษที่ 21 ปัจจัยสำคัญประกอบด้วย การเพิ่มขึ้นของความซับซ้อนทางเทคโนโลยีซึ่งทำให้องค์กรเดียวไม่สามารถมีความเชี่ยวชาญในทุกสาขา การลดลงของต้นทุนการสื่อสารซึ่งทำให้การแลกเปลี่ยนความรู้ข้ามองค์กรเป็นไปได้ง่ายขึ้น (Damanik, 2025) ความต้องการความเร็วในการพัฒนาผลิตภัณฑ์ และความคล่องตัวของบุคลากรที่มีความสามารถสูงในการเคลื่อนย้ายระหว่างองค์กร

ประโยชน์ของนวัตกรรมเปิดรวมถึง การเพิ่มความหลากหลายของแหล่งความรู้และแนวคิด การลดต้นทุนและเวลาในการพัฒนา การเพิ่มโอกาสในการเข้าถึงตลาดใหม่ การแบ่งปันความเสี่ยงกับพันธมิตร และการสร้างโอกาสรายได้ใหม่จากทรัพย์สินทางปัญญาที่ไม่ได้ใช้งาน อย่างไรก็ตาม ก็มี ความท้าทายในการจัดการทรัพย์สินทางปัญญา การประสานงานกับพันธมิตรหลายฝ่าย และความ เสี่ยงในการสูญเสียข้อมูลที่เป็นความลับ

สำหรับธุรกิจขนาดเล็กและจุลภาคที่มีข้อจำกัดด้านทรัพยากร Oliveira & Rua (2024) ศึกษาผลกระทบของระบบนิเวศนวัตกรรมต่อนวัตกรรมเปิดและพบว่าธุรกิจขนาดจุลภาคได้ประโยชน์สูงสุดจากระบบนิเวศนวัตกรรมเปิด เนื่องจากมีข้อจำกัดด้านความรู้ (Knowledge Constraints) และ ทรัพยากร (Resource Constraints) การมีส่วนร่วมในระบบนิเวศช่วยให้เข้าถึงทรัพยากรภายนอก ความรู้ และความสามารถที่อาจไม่มีภายในองค์กร โดยระบบนิเวศนวัตกรรมทำหน้าที่สามประการ คือ (1) ผู้สนับสนุนการนำนวัตกรรมไปใช้ (Implementation Support) (2) ผู้บรรเทาความเสี่ยง (Risk Mitigation) และ (3) ผู้เสริมสร้างขีดความสามารถ (Capacity Building) โดยเฉพาะช่วยลด ความเสี่ยงซึ่งเป็นอุปสรรคสำคัญสำหรับธุรกิจขนาดเล็กที่มีความยืดหยุ่นต่อความเสี่ยงน้อยกว่าองค์กร ขนาดใหญ่ ผ่านการทำงานร่วมกันภายในระบบนิเวศ ธุรกิจขนาดจุลภาคสามารถสร้างคุณค่าร่วมกับผู้ มีส่วนได้ส่วนเสียอื่น ๆ เช่น ผู้จัดหา ลูกค้า และพันธมิตร ซึ่งช่วยขยายขีดความสามารถด้านนวัตกรรม แบ่งปันความเสี่ยง ลดต้นทุน และรวมความรู้ อย่างไรก็ตาม ธุรกิจขนาดจุลภาคจำเป็นต้องเพิ่มขีด ความสามารถในการดูดซับความรู้ (Absorptive Capacity) ซึ่งเป็นอุปสรรคหลักในการนำนวัตกรรม เปิดมาใช้

2.1.5.2 ระบบนิเวศนวัตกรรมเปิดในการเรียนรู้ (Open Learning Innovation Ecosystem)

ระบบนิเวศนวัตกรรมเปิดในการเรียนรู้เป็นการนำหลักการนวัตกรรมเปิดมาประยุกต์ใช้ใน บริบทการศึกษา เพื่อสร้างสภาพแวดล้อมการเรียนรู้ที่ส่งเสริมการแลกเปลี่ยนความรู้ การเรียนรู้ ร่วมกัน และการสร้างนวัตกรรมทางการศึกษาอย่างเปิดเผย (Huizingh, 2011) ระบบนี้เปลี่ยนจาก โมเดลการศึกษาแบบปิดที่ความรู้ถูกสร้างและถ่ายทอดภายในสถาบันเดียว ไปสู่โมเดลแบบเปิดที่ ความรู้ถูกสร้าง แบ่งปัน และพัฒนาร่วมกันระหว่างหลายฝ่าย ซึ่งรวมถึงสถาบันการศึกษา ภาคอุตสาหกรรม ภาครัฐ และภาคประชาสังคม (Carayannis & Campbell, 2009) องค์กรประกอบ

หลักของระบบประกอบด้วยผู้เรียนที่มีบทบาทเป็นทั้งผู้รับและผู้สร้างความรู้ ผู้สอนที่ทำหน้าที่เป็นผู้อำนวยความสะดวกและผู้เชื่อมโยงความรู้ สถาบันการศึกษาที่เป็นแพลตฟอร์มสำหรับการแลกเปลี่ยนความรู้ เทคโนโลยีดิจิทัลที่ขยายขีดความสามารถการเรียนรู้ (Jones & Hafner, 2021) และทรัพยากรการเรียนรู้แบบเปิดที่สามารถเข้าถึงได้ ซึ่งรวมถึงการใช้ปัญญาประดิษฐ์เพื่อสร้างการเรียนรู้ที่เฉพาะบุคคลมากขึ้น (Amzil et al., 2023)

การทำงานของระบบนิเวศอักษลกลไกสามประเภทตามหลักนวัตกรรมเปิด กระบวนการนำเข้าสู่ความรู้เป็นการดึงความรู้จากภายนอกมาใช้ในการเรียนการสอน เช่น การเชิญผู้เชี่ยวชาญจากอุตสาหกรรม การใช้กรณีศึกษาจริง และการนำเทคโนโลยีใหม่มาประยุกต์ใช้ การเรียนรู้จากระบบนิเวศดิจิทัลเป็นกลไกสำคัญในการพัฒนาขีดความสามารถเพื่อส่งเสริมนวัตกรรม Priyono & Hidayat (2023) พบว่าธุรกิจขนาดกลางและขนาดย่อมที่เข้าร่วมในระบบนิเวศธุรกิจดิจิทัลพัฒนาขีดความสามารถผ่านการเรียนรู้แบบวนซ้ำ (Iterative Learning) การได้มาซึ่งความรู้และทรัพยากรจากระบบนิเวศ และการปรับตัวแบบวิวัฒนาการ ขีดความสามารถที่สำคัญประกอบด้วย การตรวจจับการเปลี่ยนแปลงอย่างระมัดระวัง การใช้ประโยชน์จากทรัพยากรภายนอก และการปรับตัวต่อตลาด ในบริบทการศึกษา นักศึกษาสามารถพัฒนาความสามารถในการใช้เทคโนโลยี GenAI ผ่านกระบวนการเรียนรู้ที่คล้ายคลึงกัน โดยการเข้าถึงทรัพยากรการเรียนรู้ที่หลากหลายและการปรับตัวอย่างต่อเนื่อง กระบวนการส่งออกความรู้เป็นการนำความรู้จากสถาบันออกไปใช้ประโยชน์ เช่น การเผยแพร่งานวิจัย การให้คำปรึกษา และการสร้างนวัตกรรมเชิงพาณิชย์ กระบวนการแลกเปลี่ยนร่วมกันเป็นการทำงานร่วมกันระหว่างสถาบันการศึกษากับองค์กรภายนอก เช่น โครงการวิจัยร่วม การฝึกงานแบบโครงงาน และการสร้างหลักสูตรร่วม ผลกระทบของระบบนิเวศต่อการศึกษาเกิดขึ้นในหลายมิติ สถาบันการศึกษาเปลี่ยนบทบาทจากผู้ให้ความรู้เป็นแพลตฟอร์มการแลกเปลี่ยน ผู้เรียนเปลี่ยนจากผู้รับความรู้เป็นผู้สร้างสรรค์ความรู้ ขอบเขตการเรียนรู้ขยายจากห้องเรียนสู่การเรียนรู้ตลอดชีวิต และเกิดการเพิ่มความสามารถในการเข้าถึงการศึกษาคุณภาพสูงผ่านเทคโนโลยีดิจิทัล ซึ่งถือเป็นรูปแบบหนึ่งของนวัตกรรมทางสังคม (Murray et al., 2010)

ความท้าทายสำคัญในการสร้างระบบนิเวศรวมถึงการเปลี่ยนวัฒนธรรมสู่การแบ่งปัน (Hofstede, 2001) การจัดการความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างผู้มีส่วนได้ส่วนเสีย ซึ่งเปรียบเสมือนระบบที่ซับซ้อนและปรับตัวได้ (Anderson, 1999; Holland, 1992) การรับรองคุณภาพความรู้ การจัดการความเป็นส่วนตัวของข้อมูล และการสร้างแรงจูงใจสำหรับการมีส่วนร่วมอย่างต่อเนื่อง แม้จะมีความท้าทายเหล่านี้ แต่ระบบนิเวศนวัตกรรมเปิดในการเรียนรู้อย่างคงเป็นแนวทางที่มีศักยภาพในการปรับปรุงคุณภาพและการเข้าถึงการศึกษา โดยเฉพาะเมื่อเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เข้ามาสนับสนุนการเรียนรู้แบบเปิดและการสร้างนวัตกรรมทางการศึกษา

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ผู้วิจัยได้ศึกษาและรวบรวมเอกสารงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทย โดยสืบค้นข้อมูลจากวารสารวิชาการ เอกสารประชุมวิชาการ และฐานข้อมูลวิชาการทั้งในประเทศและต่างประเทศ ดังนั้นผู้วิจัยจึงสรุปเอกสารงานวิจัยได้ดังนี้

2.2.1 ทักษะคิดต่อพฤติกรรม (Attitude toward Behavior)

ทัศนคติต่อพฤติกรรม (Attitude toward Behavior) เป็นองค์ประกอบหลักของทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) ที่มีบทบาทสำคัญในการกำหนดความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของบุคคล โดยหมายถึงการประเมินเชิงบวกหรือลบที่บุคคลมีต่อการแสดงพฤติกรรมการใช้เทคโนโลยีนั้น ๆ ซึ่งเกิดจากความเชื่อเกี่ยวกับผลลัพธ์ของพฤติกรรม (Behavioral Beliefs) ที่คู่กับการประเมินผลลัพธ์เหล่านั้น (Outcome Evaluations) ทัศนคติจึงสะท้อนถึงการประมวลผลข้อมูล ประสบการณ์ และความคาดหวังที่บุคคลมีต่อการใช้เทคโนโลยี

Al-Rahmi et al. (2019) ได้ให้มุมมองที่สำคัญต่อการยอมรับเทคโนโลยีในบริบทของสถาบันอุดมศึกษา โดยเจาะจงศึกษากลุ่มผู้ใช้งานที่เป็นอาจารย์มหาวิทยาลัย ซึ่งเป็นกลุ่มที่มีความรู้ความสามารถสูงและมักถูกคาดหวังว่าจะเปิดรับนวัตกรรมได้ง่าย การที่ผลการวิจัยยังคงยืนยันว่าทัศนคติต่อพฤติกรรมเป็นปัจจัยที่มีบทบาทสำคัญอย่างยิ่งยวด สะท้อนให้เห็นว่าความเชี่ยวชาญในสาขาวิชาของตนไม่ได้หมายความว่าเกิดทัศนคติเชิงบวกต่อเทคโนโลยีใหม่โดยอัตโนมัติ ทัศนคติเชิงลบสามารถเกิดขึ้นได้หากพวกเขาประเมินว่าเทคโนโลยีนั้นมีความซับซ้อนในการใช้งานสูงเกินไปจนเป็นภาระ หรือที่สำคัญกว่านั้นคือ พวกเขา มองไม่เห็นประโยชน์ที่ชัดเจนและเป็นรูปธรรมต่อการตัดสินใจในภาระงานของตนเอง ดังนั้น การสร้างทัศนคติเชิงบวกในกลุ่มผู้ใช้ระดับสูงจึงจำเป็นต้องใช้กลยุทธ์การสื่อสารที่เน้นคุณค่า (Value Proposition) ที่จับต้องได้ มากกว่าการนำเสนอเพียงฟังก์ชันการใช้งาน เช่น การชี้ให้เห็นว่าระบบสนับสนุนการตัดสินใจ (DSS) สามารถช่วยวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อระบุกลุ่มนักศึกษาที่ต้องการความช่วยเหลือได้อย่างรวดเร็วภายในไม่กี่คลิก ซึ่งจะส่งผลโดยตรงต่อการเพิ่มประสิทธิภาพและประสิทธิผลในการทำงานของอาจารย์

งานวิจัยของ Sánchez-Teba et al. (2021) ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างผลผลิตทางวิชาการของนักวิจัยด้านธุรกิจกับกิจกรรมบนเครือข่ายสังคมออนไลน์โดยใช้แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) และพบว่ามีความสัมพันธ์แบบ symbiotic ระหว่างผลผลิตทางวิชาการกับการมีอยู่ในเครือข่ายวิชาการ การศึกษาชี้ให้เห็นว่าในขณะที่เครือข่ายสังคมออนไลน์เคยมีบทบาททรงในวงการวิชาการในช่วงแรก ปัจจุบันกลายเป็นองค์ประกอบสำคัญในการแลกเปลี่ยนข้อมูลและความรู้ โดยสามารถสร้างการติดต่อและสร้างความสัมพันธ์ระหว่างเครือข่ายทางวิชาการและทางวิชาชีพ การวิเคราะห์แสดงให้เห็นว่าเครือข่ายสังคมออนไลน์ทางวิชาชีพเป็นโอกาสสำหรับนักวิจัยรุ่นใหม่ในการ

สร้างเครือข่ายทางวิชาการและเพิ่มผลผลิต ทัศนคติเชิงบวกต่อการใช้เครือข่ายสังคมออนไลน์มีความสัมพันธ์กับการเพิ่มผลผลิตทางวิชาการและการสร้างเครือข่ายที่แข็งแกร่ง ซึ่งสอดคล้องกับหลักการพื้นฐานของ TAM ที่เน้นว่าทัศนคติเป็นตัวกลางสำคัญระหว่างการรับรู้ประโยชน์กับพฤติกรรมการใช้งานจริง ในบริบทของการยอมรับเทคโนโลยี GenAI สำหรับการเรียนรู้ภาษาอังกฤษ การสร้างทัศนคติเชิงบวกผ่านการมีส่วนร่วมในชุมชนออนไลน์ การแลกเปลี่ยนประสบการณ์ และการเรียนรู้จากผู้อื่นสามารถเป็นกลไกสำคัญในการส่งเสริมการยอมรับและการใช้งานอย่างต่อเนื่อง

Alzahrani (2023) และ Ivanov et al. (2024) ได้สะท้อนภาพความซับซ้อนของทัศนคติต่อเทคโนโลยีที่ล้ำสมัยอย่างประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ซึ่งมีทั้งด้านบวกที่น่าตื่นเต้นและด้านที่น่ากังวล ทัศนคติเชิงบวกนั้นเกิดขึ้นจากความเชื่อในศักยภาพของประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ที่จะปฏิวัติการเรียนรู้ ช่วยเสริมสร้างความคิดสร้างสรรค์ และเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานได้อย่างมหาศาล แต่ในขณะเดียวกัน ผู้ใช้ทั้งนักศึกษาและอาจารย์ต่างก็มีความกังวลอย่างจริงจังเกี่ยวกับความถูกต้องของข้อมูล ปัญหาลิขสิทธิ์ และผลกระทบระยะยาวต่อการพัฒนาทักษะการคิดวิเคราะห์ของมนุษย์ ทั้งสองงานวิจัยชี้ตรงกันว่า การสร้างทัศนคติเชิงบวกที่ยั่งยืนและมีความรับผิดชอบได้นั้น จำเป็นต้องอาศัยการสื่อสารที่โปร่งใส โดยสถานศึกษาต้องให้ข้อมูลที่ชัดเจนทั้งในด้านความสามารถและข้อจำกัดของปัญญาประดิษฐ์ อย่างตรงไปตรงมา พร้อมทั้งกำหนดแนวทางการใช้งานที่เหมาะสมและมีจริยธรรม เพื่อสร้างความไว้วางใจและช่วยให้ผู้ใช้สามารถจัดการกับความเสี่ยงที่อาจเกิดขึ้นได้อย่างมั่นใจ

Al-Mamary et al. (2023) ได้นำเสนอหลักฐานเชิงปริมาณที่หนักแน่นและชัดเจน ซึ่งยืนยันถึงอิทธิพลอย่างสูงของทัศนคติต่อพฤติกรรมในกลุ่มนักศึกษาชาวคูเวตต่อระบบจัดการการเรียนรู้ (LMS) ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์อิทธิพลที่สูง ($\beta = 0.412$) และค่าการอธิบายความแปรปรวนที่น่าพอใจ ($R^2 = 0.328$) สามารถตีความในทางปฏิบัติได้ว่า ทัศนคติต่อพฤติกรรมเพียงปัจจัยเดียวสามารถอธิบายเหตุผลเบื้องหลังความตั้งใจที่จะใช้งานระบบ LMS ของนักศึกษาได้มากถึง 32.8% ซึ่งถือเป็นสัดส่วนที่สูงมากในงานวิจัยทางสังคมศาสตร์ และบ่งชี้ว่าตัวแปรนี้มีพลังในการทำนายที่แข็งแกร่ง ผลลัพธ์เชิงสถิตินี้ได้ตอกย้ำอย่างชัดเจนว่าทัศนคติไม่ใช่เป็นเพียงหนึ่งในหลายปัจจัย แต่เป็นปัจจัยทำนายที่สำคัญที่สุด (The most significant predictor) ในแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี ดังนั้น การลงทุนทรัพยากรเพื่อสร้างและส่งเสริมทัศนคติเชิงบวกผ่านการแสดงให้เห็นประโยชน์ที่ชัดเจนและการสนับสนุนจากผู้สอน จึงเป็นกลยุทธ์ที่มีประสิทธิภาพและคุ้มค่าที่สุดในการผลักดันให้เกิดการยอมรับเทคโนโลยีในวงกว้าง

Feng (2023) ศึกษาความไว้วางใจในระบบ AI และพบว่าความโปร่งใสในกระบวนการทำงานของ AI และความสามารถในการอธิบายผลลัพธ์ (Explainability) เป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อความไว้วางใจของผู้ใช้ งานวิจัยชี้ให้เห็นว่าผู้ใช้มีแนวโน้มที่จะไว้วางใจระบบ AI มากขึ้นเมื่อพวกเขาเข้าใจว่าระบบทำงานอย่างไรและสามารถคาดการณ์ผลลัพธ์ได้

Patil & Undale (2023) ได้ให้มุมมองที่น่าสนใจเกี่ยวกับพลวัตหรือการเปลี่ยนแปลงของทัศนคติเมื่อเวลาผ่านไป โดยศึกษาในกลุ่มนักศึกษาที่ถูกบังคับให้ใช้แพลตฟอร์ม e-learning ในช่วงการระบาดของโควิด-19 ซึ่งเป็นสถานการณ์ที่ผู้ใช้ไม่มีทางเลือก ผลการวิจัยแสดงให้เห็นว่า แม้การใช้งานในตอนแรกจะไม่ได้เกิดจากความเต็มใจ แต่หากผู้ใช้ได้รับประสบการณ์ที่ดีตลอดช่วงเวลาการใช้งานอย่างต่อเนื่อง ประสบการณ์นั้นสามารถทำหน้าที่เป็นตัวเร่งให้เกิดการเปลี่ยนแปลงทัศนคติจากเดิมที่เป็นกลางหรืออาจจะเอนเอียงไปทางลบ ให้กลายเป็นทัศนคติเชิงบวกได้อย่างมีนัยสำคัญ และนำไปสู่ความตั้งใจที่จะใช้งานเทคโนโลยีนั้นต่อไปโดยสมัครใจแม้จะหมดสถานการณ์บังคับแล้วก็ตาม การค้นพบนี้ชี้ให้เห็นว่าทัศนคติเป็นสิ่งที่ยืดหยุ่นและสามารถพัฒนาได้ โดยมีประสบการณ์ตรงจากการใช้งานเป็นเครื่องมือที่ทรงพลังที่สุดในการเอาชนะอคติหรือความลังเลใจเริ่มต้นของผู้ใช้

Aprianto et al. (2024) ได้ชี้ให้เห็นถึงกลไกการก่อตัวของทัศนคติ โดยเน้นย้ำบทบาทของประสบการณ์ผู้ใช้ (User Experience - UX) ในฐานะปัจจัยตั้งต้นที่สำคัญของการสร้างทัศนคติเชิงบวก โดยศึกษาผ่านการใช้งานแอปพลิเคชันเรียนภาษาอังกฤษด้วยปัญญาประดิษฐ์ ผลการวิจัยแสดงให้เห็นว่าทัศนคติที่ดีไม่ได้เกิดขึ้นเองตามธรรมชาติ แต่เป็นผลลัพธ์โดยตรงจากการที่ผู้ใช้ได้สัมผัสกับประสบการณ์ที่ดีในการปฏิสัมพันธ์กับเทคโนโลยี เช่น การใช้งานที่ราบรื่นไม่ติดขัด (Seamlessness) การออกแบบที่สวยงามและเป็นมิตรต่อผู้ใช้ (User-Friendly Design) และที่สำคัญคือการที่ระบบปัญญาประดิษฐ์สามารถให้ผลตอบรับ (Feedback) ที่แม่นยำและเป็นประโยชน์ต่อการเรียนรู้ได้จริง ประสบการณ์เชิงบวกที่เกิดขึ้นซ้ำ ๆ เหล่านี้จะค่อย ๆ สร้างความรู้สึกพึงพอใจและความประทับใจ ซึ่งจะถูกล่อหลอมจนกลายเป็นทัศนคติที่มั่นคงและส่งผลบวกโดยตรงต่อความตั้งใจที่จะใช้งานแอปพลิเคชันนั้นต่อไปในระยะยาว

Bali et al. (2024) ได้ทำหาคำอธิบายข้อสันนิษฐานเดิม ๆ ที่มักมองข้ามกลุ่มผู้เรียนบางกลุ่ม โดยทำการศึกษาในกลุ่มประชากรเฉพาะคือ "นักศึกษาที่มีผลการเรียนต่ำ" ซึ่งบ่อยครั้งถูกมองว่าเป็นกลุ่มที่อาจมีแรงจูงใจและทัศนคติต่อการเรียนรู้ต่ำกว่ากลุ่มอื่น ผลการวิจัยกลับพบว่านักศึกษากลุ่มนี้สามารถมีทัศนคติเชิงบวกอย่างยิ่งต่อเทคโนโลยีการเรียนรู้ได้ หากเทคโนโลยีนั้นถูกออกแบบมาให้สอดคล้องกับความต้องการและระดับความสามารถของพวกเขาโดยเฉพาะ (Personalized Learning) เช่น มีการนำเสนอเนื้อหาที่ไม่ซับซ้อนจนเกินไป มีระบบให้กำลังใจ (Gamification) และให้อิสระในการเรียนรู้ได้ตามความเร็วของตนเอง การค้นพบนี้เน้นย้ำถึงความสำคัญของการออกแบบเทคโนโลยีเพื่อผู้ใช้ที่หลากหลาย (Inclusive Design) และเป็นข้อพิสูจน์ว่าแนวทางการพัฒนาแบบหนึ่งขนาดเหมาะกับทุกคน (One-size-fits-all) นั้นไม่เพียงพอและอาจล้มเหลวในการสร้างทัศนคติเชิงบวกในผู้เรียนทุกกลุ่ม

Kong et al. (2024) ถือว่ามีความสำคัญอย่างยิ่งยวดต่องานวิจัยนี้ เนื่องจากการศึกษาในบริบทของครูในประเทศไทยโดยตรง ซึ่งให้ข้อมูลเชิงลึกที่สอดคล้องกับสภาพแวดล้อมทางสังคมและ

วัฒนธรรมเป้าหมาย ผลการวิจัยได้ต่อยอดถึงอิทธิพลของปัจจัยทางวัฒนธรรมที่แตกต่างจากบริบทตะวันตก โดยชี้ว่า การสนับสนุนจากเพื่อนร่วมงาน (Peer Support) และการยอมรับจากสังคมในที่ทำงาน เป็นตัวแปรสำคัญที่ร่วมหล่อหลอมทัศนคติของครูไทย ซึ่งสะท้อนวัฒนธรรมแบบกลุ่มนิยม (Collectivism) ได้อย่างชัดเจน กล่าวคือ ทัศนคติของครูไม่ได้เกิดขึ้นอย่างโดดเดี่ยวในฐานะปัจเจกบุคคล แต่ได้รับอิทธิพลอย่างสูงจากเครือข่ายความสัมพันธ์และสภาพแวดล้อมในสถานศึกษา หากเพื่อนร่วมงานในหมวดวิชาเดียวกันให้การยอมรับและมีการแบ่งปันประสบการณ์การใช้งานเชิงบวก ก็เกิดการสร้างบรรทัดฐานทางสังคม (Social Norm) ที่เอื้อให้ครูคนอื่น ๆ คลายความกังวล เปิดใจ และมีทัศนคติที่ดีต่อเทคโนโลยีได้ง่ายขึ้น ดังนั้น การนำเทคโนโลยีใหม่มาใช้ในโรงเรียนไทยจึงไม่ควรมุ่งเน้นแค่การฝึกอบรมรายบุคคล แต่ต้องให้ความสำคัญกับการสร้างชุมชนแห่งการเรียนรู้และการสนับสนุนซึ่งกันและกันในหมู่คณะครูด้วย

Mendel et al. (2024) ศึกษาการสร้างความไว้วางใจในเทคโนโลยี AI ในบริบทการศึกษาและพบว่า การมีส่วนร่วมของผู้ใช้ในกระบวนการพัฒนาและการให้ข้อเสนอแนะเกี่ยวกับระบบ AI สามารถเพิ่มระดับความไว้วางใจได้อย่างมีนัยสำคัญ นอกจากนี้ การมีกลไกการตรวจสอบและแก้ไขข้อผิดพลาดที่ชัดเจนยังช่วยเสริมสร้างความมั่นใจในการใช้งาน Pesovski et al. (2024) สนับสนุนแนวคิดนี้โดยพบว่าความไว้วางใจในระบบ AI มีความสัมพันธ์เชิงบวกอย่างมีนัยสำคัญกับความตั้งใจในการยอมรับและใช้งานเทคโนโลยี โดยเฉพาะในบริบทที่ผู้ใช้มีความกังวลเกี่ยวกับความเป็นส่วนตัวและจริยธรรมในการใช้ AI

Lai et al. (2024) ได้เจาะลึกถึงมิติความซับซ้อนของทัศนคติต่อเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ในบริบทที่ละเอียดอ่อนอย่างการใช้ ChatGPT เพื่อสนับสนุนการประเมินผล การเรียนรู้ ซึ่งเป็นกิจกรรมที่มีความเสี่ยงด้านความน่าเชื่อถือและจริยธรรมสูง ผลการศึกษาชี้ให้เห็นว่าทัศนคติของผู้เรียนในยุคปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์นั้นมีลักษณะเป็นดาบสองคมหรือมีความเป็นขั้วคู่ (Duality) ในด้านหนึ่ง พวกเขามีทัศนคติเชิงบวกอย่างชัดเจนเนื่องจากมองเห็นประโยชน์ในการช่วยเสริมการเรียนรู้ เช่น การช่วยหาไอเดีย การตรวจทานไวยากรณ์ หรือการสรุปเนื้อหาที่ซับซ้อน แต่อย่างไรก็ตาม ในอีกด้านหนึ่ง พวกเขาก็มีความกังวลอย่างมีนัยสำคัญเกี่ยวกับประเด็นด้านจริยธรรม (เช่น การคัดลอกผลงาน) และความถูกต้องของข้อมูลที่ได้รับจากระบบ ซึ่งความกังวลนี้ถือเป็นส่วนหนึ่งของการประเมินและทัศนคติเช่นกัน ดังนั้น ทัศนคติในยุคปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ จึงไม่ใช่แค่การวัดระดับความชอบหรือไม่ชอบแบบมิติเดียว แต่เป็นกระบวนการ "ชั่งน้ำหนัก" ที่เกิดขึ้นในใจผู้ใช้ ระหว่างประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับกับความเสี่ยงที่รับรู้ได้อยู่ตลอดเวลา

Yao et al. (2024) ขยายความเข้าใจเกี่ยวกับปัจจัยที่ส่งผลต่อความไว้วางใจใน AI โดยระบุว่าความน่าเชื่อถือ (Reliability) ความแม่นยำ (Accuracy) และความปลอดภัยของข้อมูล (Data Security) เป็นองค์ประกอบหลักที่สร้างความไว้วางใจ การศึกษายังพบว่าประสบการณ์เชิงบวกในการ

ใช้งานระบบ AI จะเสริมสร้างความไว้วางใจในระยะยาว ในขณะที่ประสบการณ์เชิงลบเพียงครั้งเดียวสามารถทำลายความไว้วางใจได้อย่างรวดเร็ว

จากการทบทวนวรรณกรรมข้างต้น สามารถสรุปได้ว่าทัศนคติต่อพฤติกรรมเป็นตัวแปรสำคัญที่มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจในการใช้เทคโนโลยีการศึกษาในทุกบริบท โดยเฉพาะในการใช้นวัตกรรมปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์สำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ ปัจจัยหลักที่ส่งผลต่อการก่อตัวของทัศนคติเชิงบวกรวมถึงการรับรู้ประโยชน์ การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน ความไว้วางใจในเทคโนโลยี การสนับสนุนทางสังคม และประสบการณ์การใช้งานที่ผ่านมา ในบริบทประเทศไทยและภูมิภาคเอเชีย ปัจจัยทางวัฒนธรรมเช่น การให้ความสำคัญกับความเห็นของกลุ่ม การสนับสนุนจากสถาบัน และความกังวลเกี่ยวกับประเด็นจริยธรรมยังมีบทบาทสำคัญในการกำหนดทัศนคติของผู้เรียนและครูสอน การศึกษาเหล่านี้ให้ข้อเสนอแนะสำคัญสำหรับการพัฒนาและการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) มาใช้ในการเรียนการสอนภาษาอังกฤษ โดยควรให้ความสำคัญกับการสร้างทัศนคติเชิงบวกผ่านการออกแบบระบบที่ตอบสนองความต้องการของผู้ใช้ การให้การฝึกอบรมที่เหมาะสม การจัดการความกังวลด้านจริยธรรม และการสร้างประสบการณ์การใช้งานที่เป็นไปในทางบวก

2.2.2 บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm)

บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm) เป็นองค์ประกอบสำคัญของทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) และแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) ที่มีบทบาทสำคัญในการกำหนดความตั้งใจเชิงพฤติกรรม โดยหมายถึงความกดดันทางสังคมที่บุคคลรับรู้จากบุคคลสำคัญในชีวิต (Significant Others) เช่น ครอบครัว เพื่อน ครู หรือผู้นำชุมชน ในการที่จะแสดงหรือไม่แสดงพฤติกรรมใดพฤติกรรมหนึ่ง ตัวแปรนี้เกิดจากการรวมกันของความเชื่อเกี่ยวกับมาตรฐาน (Normative Beliefs) ซึ่งเป็นความเชื่อเกี่ยวกับสิ่งที่บุคคลสำคัญคิดว่าเราควรหรือไม่ควรทำ และแรงจูงใจในการปฏิบัติตามความคาดหวังของผู้อื่น (Motivation to Comply) ซึ่งเป็นระดับของความต้องการที่จะทำตามความคาดหวังของบุคคลสำคัญเหล่านั้น

Raman & Don (2013) ได้ศึกษากลุ่มนักศึกษาฝึกสอน ซึ่งเป็นกลุ่มที่มีความน่าสนใจเนื่องจากอยู่ในช่วงเปลี่ยนผ่านสถานะทางวิชาชีพ ทำให้พวกเขารู้สึกอึดอัดต่ออิทธิพลทางสังคมเป็นพิเศษ ผลการศึกษาพบว่านักศึกษาฝึกสอนได้รับอิทธิพลอย่างสูงจากความคิดเห็นของบุคคลรอบข้างในการตัดสินใจใช้งานระบบ LMS โดยเฉพาะจากอาจารย์ผู้สอน (ในฐานะผู้ประเมิน), เพื่อนร่วมชั้น (ในฐานะกลุ่มอ้างอิง), และผู้บริหารสถานศึกษา (ในฐานะผู้มีอำนาจ) เนื่องจากนักศึกษาฝึกสอนมีแรงจูงใจในการปฏิบัติตามความคาดหวังสูง เพื่อให้ได้รับการยอมรับและประเมินผลในเชิงบวก ดังนั้น คำแนะนำหรือการแสดงออกถึงความคาดหวังจากบุคคลสำคัญเหล่านี้จึงมีน้ำหนักอย่างมากและส่งผลโดยตรงต่อการสร้างบรรทัดฐานทางสังคมของพวกเขา

Al-Lozi et al. (2014) ได้ขยายขอบเขตความเข้าใจเกี่ยวกับแหล่งที่มาของอิทธิพลทางสังคมในการใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้ผ่านมือถือ โดยชี้ให้เห็นว่าบรรทัดฐานทางสังคมไม่ได้มาจากแค่กลุ่มคนในสถาบันการศึกษาเท่านั้น แต่ยังรวมถึงครอบครัวโดยเฉพาะพ่อแม่ด้วย การค้นพบนี้แสดงให้เห็นถึงความซับซ้อนของบรรทัดฐานทางสังคมที่ผู้เรียนต้องเผชิญ ซึ่งอาจมีแรงกดดันที่แตกต่างกันหรือแม้กระทั่งขัดแย้งกันจากหลายกลุ่ม (เช่น เพื่อนอาจจะเชียร์ให้ใช้แอปฯ เรียนรู้ใหม่ ๆ แต่พ่อแม่อาจกังวลเรื่องค่าใช้จ่ายหรือเวลาในการใช้มือถือ) ดังนั้น การออกแบบกลยุทธ์การส่งเสริมการใช้เทคโนโลยีจึงควรพิจารณาถึงระบบนิเวศทางสังคมทั้งหมดที่อยู่รอบตัวผู้เรียน และต้องมีการสื่อสารที่เหมาะสมไปยังกลุ่มผู้มีอิทธิพลที่หลากหลายเหล่านี้นี้ด้วย

Khechine et al. (2014) และ Agyei & Razi (2022) ได้ให้ผลลัพธ์ที่สอดคล้องกันในด้านบริบทเทคโนโลยี (เว็บเบราว์เซอร์ และ WBI) โดยยืนยันถึงความสำคัญของการสร้างสภาพแวดล้อมที่สนับสนุนทางสังคม (Supportive Social Environment) การที่ผู้เรียนรับรู้ว่ามีเพื่อน ๆ หรือคนสำคัญในชีวิตมองว่าการใช้เทคโนโลยีนั้นเป็นสิ่งที่ดีและมีประโยชน์ จะสร้างความเชื่อเชิงมาตรฐานที่แข็งแกร่งและกระตุ้นให้เกิดความตั้งใจในการใช้งานมากขึ้น โดยเฉพาะในสังคมแบบรวมหมู่ (Collectivist Society) ดังที่ Agyei & Razi เน้นย้ำ ซึ่งการตัดสินใจของบุคคลมักจะผ่านการปรึกษาหารือและต้องการการยอมรับจากกลุ่ม การสร้างชุมชนการเรียนรู้ที่สมาชิกมีการแลกเปลี่ยนประสบการณ์เชิงบวกจึงเป็นกลยุทธ์ที่สำคัญในการหล่อหลอมบรรทัดฐานทางสังคมให้เป็นไปในทิศทางที่พึงประสงค์

Dečman (2015) ได้นำเสนอแง่มุมที่น่าสนใจโดยศึกษาอิทธิพลทางสังคมในสถานการณ์ที่ใช้เทคโนโลยีเป็น "ภาคบังคับ" ซึ่งแตกต่างจากบริบทส่วนใหญ่ที่การใช้งานเป็นไปโดยสมัครใจ ผลการศึกษาชี้ให้เห็นว่า แม้ผู้เรียนจะไม่มีทางเลือกในการใช้หรือไม่ใช้ระบบ e-learning แต่บรรทัดฐานทางสังคมยังคงส่งผลอย่างมีนัยสำคัญต่อความตั้งใจในการใช้งานอย่างมีคุณภาพ กล่าวคือ แรงสนับสนุนจากเพื่อนร่วมชั้นหรือการส่งเสริมจากผู้สอนไม่ได้เปลี่ยนการตัดสินใจ (เพราะถูกบังคับอยู่แล้ว) แต่เปลี่ยนท่าทีในการใช้งาน จากการใช้แบบขอไปทีเป็นการใช้งานอย่างเต็มศักยภาพมากขึ้น การค้นพบนี้มีนัยยะสำคัญว่า ในการนำเทคโนโลยีมาใช้แบบ top-down สถาบันไม่ควรละเลยการสร้างบรรทัดฐานทางสังคมเชิงบวก เพราะมันเป็นกุญแจสำคัญในการลดแรงต้านและส่งเสริมให้เกิดการยอมรับเชิงพฤติกรรมอย่างแท้จริง

Alfalah (2023) ได้เชื่อมโยงแนวคิดบรรทัดฐานทางสังคมเข้ากับมิติทางวัฒนธรรมเรื่องระยะห่างอำนาจ (Power Distance) ของ Hofstede อย่างชัดเจน โดยศึกษาในบริบทวัฒนธรรมอาหรับ (ซาอุดีอาระเบีย) ที่ให้ความสำคัญต่อผู้มีอำนาจและสถานะทางสังคมสูง ผลการวิจัยพบว่า อิทธิพลของอาจารย์ผู้สอนมีผลอย่างยิ่งยวดต่อความตั้งใจใช้ m-LMS ของนักศึกษา เนื่องจากในสังคมที่มีระยะห่างอำนาจสูง ความคาดหวังหรือคำแนะนำจากผู้ที่มิสถานะสูงกว่า (อาจารย์) จะไม่ถูกมอง

เป็นแค่ คำแนะนำ แต่เป็นความคาดหวังที่ต้องปฏิบัติตาม สิ่งนี้ทำให้องค์ประกอบแรงจูงใจในการปฏิบัติตาม (Motivation to Comply) มีค่าสูงมาก และส่งผลให้บรรทัดฐานทางสังคมที่มาจากอาจารย์มีอิทธิพลที่แข็งแกร่งเป็นพิเศษ

Al-Mamary et al. (2023) ได้ให้หลักฐานเชิงประจักษ์ที่ทรงพลังเกี่ยวกับบทบาทของบรรทัดฐานทางสังคมในบริบทวัฒนธรรมที่มีลักษณะรวมหมู่และเคารพต่ออำนาจอย่างชาวคูเวตอาระเบีย ผลการวิเคราะห์ทางสถิติที่พบค่าสัมประสิทธิ์อิทธิพลสูงมาก ($\beta = 0.489$) และค่าการอธิบายความแปรปรวนที่ร้อยละ 28.7 ($R^2 = 0.287$) ชี้ให้เห็นว่าแรงกดดันทางสังคมไม่ใช่เป็นเพียงปัจจัยเสริม แต่เป็นหนึ่งในแรงขับเคลื่อนหลักที่ทรงอิทธิพลที่สุดต่อการตัดสินใจของนักศึกษาในการใช้งานระบบการจัดการการเรียนรู้ โดยเฉพาะอย่างยิ่ง อิทธิพลจากครูผู้สอนและสถาบันการศึกษาซึ่งถือเป็นบุคคลสำคัญ ในบริบทนี้ สามารถสร้างความเชื่อเกี่ยวกับมาตรฐาน (Normative Beliefs) ที่แข็งแกร่งว่า การใช้งานระบบการจัดการการเรียนรู้ เป็นสิ่งที่สถาบันและอาจารย์คาดหวัง ซึ่งเมื่อประกอบกับแรงจูงใจในการปฏิบัติตาม (Motivation to Comply) ที่สูงตามวัฒนธรรม จึงส่งผลให้บรรทัดฐานทางสังคมกลายเป็นตัวแปรทำนายความตั้งใจที่สำคัญอย่างยิ่ง

García-Pérez and González-Lamas (2023) ได้เปลี่ยนมุมมองจากการศึกษาผู้เรียนมาเป็นการศึกษาอาจารย์ ในการยอมรับรูปแบบการสอนแบบผสมผสาน (Blended Learning) ในยุคหลังการระบาดใหญ่ ผลการวิจัยพบว่าบรรทัดฐานทางสังคมมีอิทธิพลอย่างมากต่อการตัดสินใจของอาจารย์ที่จะใช้เทคโนโลยีอย่างต่อเนื่อง โดยแรงกดดันทางสังคมนั้นมาจากหลายทิศทาง ทั้งจากผู้บริหารมหาวิทยาลัยที่กำหนดเป็นนโยบาย (Top-down pressure) จากเพื่อนร่วมงานในภาควิชาที่เริ่มใช้เป็นเรื่องปกติ (Horizontal pressure) และจากความคาดหวังของตัวนักศึกษาเองที่คุ้นชินกับการเรียนรู้ที่ยืดหยุ่น (Bottom-up pressure) การค้นพบนี้ชี้ให้เห็นว่าบรรทัดฐานทางสังคมเกี่ยวกับการใช้เทคโนโลยีในการสอนได้เปลี่ยนแปลงไปอย่างถาวรหลังยุคโควิด-19 จากเดิมที่เป็นทางเลือก ได้กลายเป็นความคาดหวังพื้นฐานของชุมชนวิชาการ

Kelly et al. (2023) ศึกษาความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวในการใช้เทคโนโลยีดิจิทัลและพบว่า ผู้ใช้มีความกังวลหลายระดับ ตั้งแต่การเก็บรวบรวมข้อมูลส่วนบุคคล การใช้ข้อมูลโดยไม่ได้รับอนุญาต ไปจนถึงความเสี่ยงจากการรั่วไหลของข้อมูล การศึกษาชี้ให้เห็นว่าความกังวลเหล่านี้มีอิทธิพลเชิงลบต่อความตั้งใจในการใช้งานเทคโนโลยี โดยเฉพาะในกลุ่มผู้ใช้ที่มีความรู้ด้านดิจิทัลสูง

Wang et al. (2023) ได้เจาะลึกการยอมรับเทคโนโลยีที่ใหม่และมีลักษณะการใช้งานที่เฉพาะตัวอย่างเทคโนโลยีความเป็นจริงเสมือน (Virtual Reality - VR) สำหรับการเรียนรู้ในระดับอุดมศึกษา ผลการวิจัยพบว่าบรรทัดฐานทางสังคมมีบทบาทสำคัญอย่างยิ่งในช่วงเริ่มต้นของการนำเทคโนโลยีมาใช้ เนื่องจากเทคโนโลยีความเป็นจริงเสมือน ยังไม่ใช่เทคโนโลยีที่แพร่หลาย การตัดสินใจของนักศึกษาจึงขึ้นอยู่กับกระแสพฤติกรรมและการยอมรับจากคนรอบข้างอย่างมาก

โดยเฉพาะอิทธิพลจากผู้สอน ที่ทำหน้าที่เป็นต้นแบบ (Role Model) ในการสาธิตและสร้างความเชื่อมั่นในคุณค่าของเทคโนโลยีความเป็นจริงเสมือน และอิทธิพลจากเพื่อนร่วมชั้น ที่ช่วยกันสร้างบรรทัดฐานว่า การใช้เทคโนโลยีความเป็นจริงเสมือน ในการเรียนเป็นสิ่งที่ดีทันสมัย และเป็นที่ยอมรับ ไม่ใช่เรื่องแปลกแยก การศึกษานี้จึงเน้นย้ำว่า สำหรับนวัตกรรมที่ล้ำสมัย การสร้างบรรทัดฐานทางสังคมเชิงบวกในช่วงแรกถือเป็นกุญแจสำคัญที่จะนำไปสู่การยอมรับในวงกว้าง

Zainuddin et al. (2023) ได้สำรวจปัจจัยการยอมรับแพลตฟอร์มการเรียนรู้แบบเกมมิฟิเคชัน (Gamified Learning Platform) ในกลุ่มนักเรียนระดับมัธยมศึกษา ซึ่งเป็นกลุ่มประชากรที่อ่อนไหวต่ออิทธิพลของเพื่อน (Peer Influence) อย่างมาก ผลการศึกษาพบว่า บรรทัดฐานทางสังคม โดยเฉพาะที่มาจากกลุ่มเพื่อนสนิท เป็นปัจจัยที่มีอิทธิพลอย่างสูงต่อความตั้งใจในการใช้งานอย่างต่อเนื่อง การค้นพบนี้ชี้ให้เห็นว่าในบริบทของเกมมิฟิเคชัน แรงกดดันทางสังคมไม่ได้มีเพียงแค่ "การถูกคาดหวังให้ใช้" แต่ยังรวมถึงมิติของการแข่งขัน การมีส่วนร่วมในชุมชน และความต้องการที่จะประสบความสำเร็จในระดับเดียวกับเพื่อน ๆ ด้วย ดังนั้น บรรทัดฐานทางสังคมในกลุ่มวัยรุ่นจึงถูกขับเคลื่อนด้วยความต้องการเป็นส่วนหนึ่งของกลุ่ม (Sense of Belonging) และสถานะทางสังคมภายในเกม ซึ่งเป็นกลไกทางจิตวิทยาสังคมที่ทรงพลังในการกระตุ้นการยอมรับเทคโนโลยี

Chen et al. (2024) ได้ศึกษาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อความตั้งใจของนักศึกษาในการใช้แชทบอทที่มีปัญญาประดิษฐ์ (AI Chatbot) เพื่อการเรียนรู้ ซึ่งเป็นประเด็นที่สอดคล้องกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) โดยตรง ผลการศึกษาได้ให้มุมมองที่น่าสนใจว่า บรรทัดฐานทางสังคมในบริบทนี้มีความซับซ้อนและเกี่ยวข้องกับมิติทางจริยธรรมด้วย โดยพบว่าอิทธิพลทางสังคมไม่ได้มาจากแค่การสนับสนุนให้ใช้ แต่ยังมาจากแนวปฏิบัติที่ยอมรับได้ของกลุ่ม (Acceptable Group Practices) นักศึกษาจะมองหาตัวชี้้นำจากเพื่อนและอาจารย์ว่าขอบเขตการใช้งานแชทบอทที่มีปัญญาประดิษฐ์ (AI Chatbot) ที่เหมาะสมอยู่ตรงไหน เช่น ใช้เพื่อระดมสมองได้ แต่ใช้เพื่อเขียนเรียงความแทนไม่ได้ บรรทัดฐานทางสังคมในกรณีนี้จึงทำหน้าที่เป็นกลไกควบคุมทางสังคมอย่างไม่เป็นทางการ (Informal Social Control) ที่ช่วยกำหนดพฤติกรรมการใช้งานเทคโนโลยีให้อยู่ในกรอบที่เหมาะสมและมีจริยธรรม

Fadhil et al. (2024) ศึกษาบรรทัดฐานทางสังคมในฐานะตัวแปรกำกับที่มีอิทธิพลต่อความสัมพันธ์ระหว่างการรับรู้โอกาสและการศึกษาด้านผู้ประกอบการกับความตั้งใจในการเป็นผู้ประกอบการ โดยใช้การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ ผลการศึกษาพบว่า บรรทัดฐานทางสังคมมีบทบาทสำคัญในการเสริมความแข็งแกร่งของความสัมพันธ์ระหว่างการรับรู้โอกาสและการศึกษาด้านผู้ประกอบการต่อความตั้งใจในการเป็นผู้ประกอบการ กล่าวคือ เมื่อบุคคลได้รับการสนับสนุนและการยอมรับจากสังคมโดยรอบ อิทธิพลของการรับรู้โอกาสและการศึกษาต่อความตั้งใจจะแข็งแกร่งมากขึ้น การศึกษานี้เน้นย้ำถึงความสำคัญของปัจจัยภายนอกทางสังคมในการเสริมสร้างความตั้งใจทาง

พฤติกรรม และชี้ให้เห็นว่าสถาบันการศึกษาและผู้กำหนดนโยบายควรให้ความสำคัญกับการสร้างสภาพแวดล้อมทางสังคมที่สนับสนุนการยอมรับพฤติกรรมใหม่ ควบคู่ไปกับการพัฒนาความรู้และทักษะของบุคคล ผลการวิจัยนี้สอดคล้องกับงานวิจัยก่อนหน้านี้ที่ยืนยันความเกี่ยวข้องของบรรทัดฐานทางสังคมในการกำหนดรูปแบบพฤติกรรมและความตั้งใจของบุคคล

Kong et al. (2024) มีคุณค่าอย่างยิ่งยวดต่องานวิจัยนี้ เนื่องจากการให้ข้อมูลเชิงลึกในบริบทของประเทศไทยโดยตรง ซึ่งช่วยยืนยันและขยายความทฤษฎีในมิติทางวัฒนธรรมที่เฉพาะเจาะจง ผลการวิจัยชี้ชัดว่าครูไทยให้ความสำคัญอย่างสูงกับการสนับสนุนจากบุคคลสามารถระดับคือ เพื่อนร่วมงาน ผู้บริหารสถานศึกษา (ระดับสูงกว่า) และนโยบายระดับชาติ สิ่งนี้สะท้อนลักษณะวัฒนธรรมไทยที่ให้ความสำคัญกับการมีเอกฉันท์ในกลุ่ม (Group Consensus) และการเคารพต่อลำดับชั้นอำนาจ (Hierarchy) บรรทัดฐานทางสังคมในบริบทไทยจึงมีความซับซ้อนและทรงพลัง เพราะครูจะรู้สึกมั่นใจในการใช้เทคโนโลยีใหม่ก็ต่อเมื่อได้รับการไฟเขียวจากทุกระดับ ซึ่งเป็นการยืนยันว่าการกระทำของตนนั้นสอดคล้องกับความคาดหวังของสังคมในที่ทำงาน

Mahmoodi et al. (2025) ขยายความเข้าใจเกี่ยวกับความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวในยุคดิจิทัลโดยเน้นที่ผลกระทบของกฎระเบียบและนโยบายการคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล งานวิจัยพบว่าการมีนโยบายความเป็นส่วนตัวที่ชัดเจนและโปร่งใส รวมถึงการให้ผู้มีสิทธิในการควบคุมข้อมูลของตนเอง สามารถลดความกังวลและเพิ่มความไว้วางใจในการใช้งานเทคโนโลยี การศึกษายังเสนอแนะว่าองค์กรควรให้ความสำคัญกับการสื่อสารเกี่ยวกับมาตรการรักษาความปลอดภัยข้อมูลและการปฏิบัติตามกฎหมายคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล เพื่อสร้างความมั่นใจให้กับผู้ใช้ในบริบทการศึกษา ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวมีความสำคัญเป็นพิเศษ เนื่องจากข้อมูลนักศึกษาถือเป็นข้อมูลที่ละเอียดอ่อนและต้องการการคุ้มครองสูง

จากการทบทวนวรรณกรรมข้างต้น สามารถสรุปได้ว่าบรรทัดฐานทางสังคมเป็นตัวแปรสำคัญที่มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจในการใช้เทคโนโลยีการศึกษาในทุกบริบท โดยเฉพาะในการใช้นวัตกรรมปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์สำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ ในบริบทสังคมเอเชียและประเทศไทยโดยเฉพาะ บรรทัดฐานทางสังคมมีอิทธิพลที่แข็งแกร่งเนื่องจากลักษณะวัฒนธรรมแบบรวมหมู่ที่ให้ความสำคัญกับการยอมรับทางสังคมและความเคารพต่อผู้มีอำนาจ ปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อบรรทัดฐานทางสังคมรวมถึงการสนับสนุนจากครูผู้สอน การยอมรับจากเพื่อนร่วมชั้น ความคาดหวังจากครอบครัว และนโยบายสถาบันการศึกษา การศึกษาเหล่านี้ให้ข้อเสนอแนะสำคัญสำหรับการพัฒนาและการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) มาใช้ในการเรียนการสอนภาษาอังกฤษ โดยควรให้ความสำคัญกับการสร้างบรรทัดฐานทางสังคมที่เอื้ออำนวยผ่านการได้รับการสนับสนุนจากผู้มีอิทธิพล การสร้างชุมชนการเรียนรู้ที่เข้มแข็ง การสื่อสารข้อมูลที่ถูกต้องและเชิงบวก และการจัดการความคาดหวังทางสังคมให้สอดคล้องกับวัตถุประสงค์การศึกษา โดยเฉพาะการ

คำนึงถึงความแตกต่างของอิทธิพลตามเพศและระดับการศึกษาในการออกแบบกลยุทธ์การส่งเสริมการใช้งาน

2.2.3 การควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้ (Perceived Behavioral Control)

การควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้ (Perceived Behavioral Control) เป็นองค์ประกอบที่สาม และเป็นจุดสำคัญของทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) ที่แตกต่างจากทฤษฎีการกระทำที่มีเหตุผล โดยหมายถึงความเชื่อของบุคคลเกี่ยวกับความสามารถในการควบคุมและแสดงพฤติกรรมนั้นได้สำเร็จ ซึ่งรวมถึงการรับรู้เกี่ยวกับทักษะ ทรัพยากร และอุปสรรคต่าง ๆ ที่อาจเกิดขึ้น ตัวแปรนี้ประกอบด้วย ความเชื่อเกี่ยวกับการควบคุม (Control Beliefs) ซึ่งเป็นความเชื่อเกี่ยวกับการมีอยู่ของปัจจัยที่สนับสนุนหรือขัดขวางการแสดงพฤติกรรม และอำนาจของปัจจัยควบคุมที่รับรู้ (Perceived Power) ซึ่งเป็นการรับรู้เกี่ยวกับความสามารถของปัจจัยเหล่านั้นในการช่วยเหลือหรือขัดขวางการแสดงพฤติกรรม

จากการศึกษาของ Ajzen (2002) พบว่า การควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้มีความสำคัญอย่างยิ่งในบริบทการยอมรับเทคโนโลยี เนื่องจากเทคโนโลยีใหม่มักมาพร้อมกับความท้าทายในเรื่องของการเรียนรู้การใช้งาน ความต้องการทรัพยากรที่เฉพาะเจาะจง และข้อจำกัดด้านทักษะที่อาจเป็นอุปสรรคต่อการใช้งานที่มีประสิทธิภาพ ในบริบทการศึกษา การควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้จึงเป็นตัวชี้วัดสำคัญที่สะท้อนถึงความมั่นใจและความพร้อมของผู้เรียนในการนำเทคโนโลยีมาใช้ในการเรียนรู้

งานวิจัยของ Kilis & Yildirim (2018) ศึกษากรอบแนวคิดชุมชนแห่งการสืบเสาะ (Community of Inquiry Framework) ในความสัมพันธ์กับการควบคุมตนเอง การรู้คิด และแรงจูงใจ (Motivation) ในบริบทการเรียนรู้ออนไลน์ โดยเก็บข้อมูลจากนักศึกษา 1,535 คนและวิเคราะห์ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุ ผลการศึกษาพบว่าการควบคุมตนเอง การรู้คิด และแรงจูงใจมีส่วนสนับสนุนอย่างมีนัยสำคัญในการทำนายชุมชนแห่งการสืบเสาะและองค์ประกอบทั้งสามประเภท โดยเฉพาะอย่างยิ่งการควบคุมตนเองมีความสำคัญอย่างยิ่งเนื่องจากมีส่วนสนับสนุนที่มีคุณค่าอย่างมีนัยสำคัญ การศึกษาเสนอแบบจำลองเบื้องต้นใหม่ที่เพิ่มโครงสร้างของการมีอยู่เชิงควบคุม (Regulatory Presence) ซึ่งเน้นการควบคุมตนเองของผู้เรียน ในบริบทของการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ สำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ ผู้เรียนที่มีทักษะการควบคุมตนเองสูงสามารถกำหนดเป้าหมายการเรียนรู้ที่ชัดเจน เลือกใช้ฟีเจอร์ของปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ที่เหมาะสมกับความต้องการ ประเมินคุณภาพและความเหมาะสมของข้อมูลที่ได้รับจากระบบ และปรับกลยุทธ์การเรียนรู้ตามผลลัพธ์ที่ได้รับ การค้นพบนี้สอดคล้องกับแนวคิดการรับรู้การควบคุมพฤติกรรมในทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) โดยทั้งสองแนวคิดเน้นความสามารถของบุคคลในการจัดการและควบคุมพฤติกรรมของตนเอง ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญที่นำไปสู่ความสำเร็จในการเรียนรู้และการยอมรับเทคโนโลยีใหม่

งานวิจัยของ Al-Mamary et al. (2023) ที่ศึกษาปัจจัยที่มีผลกระทบต่อความตั้งใจของนักศึกษาชาวคูเวตในการยอมรับระบบจัดการการเรียนรู้ (LMS) โดยใช้แบบจำลองบูรณาการระหว่างทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) และ UTAUT พบว่าการควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้ไม่มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจในการใช้งานอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ผลการศึกษานี้อาจสะท้อนถึงลักษณะเฉพาะของระบบจัดการการเรียนรู้ (LMS) ที่มีการออกแบบให้ใช้งานง่ายและมีการสนับสนุนจากสถาบันการศึกษาอย่างเพียงพอ ทำให้นักศึกษารู้สึกว่าการทำงานอยู่ภายใต้การควบคุมของตนเองอยู่แล้ว นอกจากนี้การศึกษานี้ยังพบว่าบรรทัดฐานทางสังคมและการควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้เป็นปัจจัยสำคัญในการทำนายความตั้งใจในการใช้งาน โดยเฉพาะอิทธิพลจากครูและสถาบันการศึกษา

Jekabsone & Anohina-Naumeca (2024) ศึกษาการรับรู้การควบคุมพฤติกรรมในการเรียนรู้ดิจิทัลและพบว่าปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการรับรู้นี้ประกอบด้วย ทักษะดิจิทัล การเข้าถึงเทคโนโลยี การสนับสนุนทางเทคนิค และความมั่นใจในความสามารถของตนเอง การศึกษาชี้ให้เห็นว่านักศึกษาที่มีการรับรู้การควบคุมพฤติกรรมสูงมีแนวโน้มที่จะใช้งานเทคโนโลยีการเรียนรู้ดิจิทัลอย่างสม่ำเสมอและมีประสิทธิภาพมากขึ้น

Misron et al. (2023) ที่ทำการวิเคราะห์แนวคิดเกี่ยวกับปัจจัยที่มีผลต่อความตั้งใจในการลงทะเบียนเรียนหลักสูตรออนไลน์ โดยการบูรณาการแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) และทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) พบว่าตัวแปรการควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้มีความสามารถในการอธิบายความแปรปรวนของความตั้งใจได้อย่างมีนัยสำคัญ ผลการศึกษานี้แสดงให้เห็นว่าในบริบทการเรียนรู้ออนไลน์ที่ต้องการความเป็นอิสระและการจัดการตนเองสูง การรับรู้ความสามารถในการควบคุมจะมีความสำคัญมากกว่าในระบบการเรียนรู้แบบดั้งเดิมที่มีการควบคุมและการสนับสนุนจากภายนอกมากกว่า

Nguyen & Nguyen (2023) เกี่ยวกับพฤติกรรมการใช้ธนาคารออนไลน์ ของนักศึกษาโดยการบูรณาการแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) และ ทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) พบว่าการควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้มีอิทธิพลที่แตกต่างกันไปตามประเภทของเทคโนโลยี โดยเทคโนโลยีที่ซับซ้อนและต้องการทักษะเฉพาะทาง เช่น ระบบการเรียนรู้ด้วยปัญญาประดิษฐ์ จะทำให้การควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้มีความสำคัญมากกว่าเทคโนโลยีที่มีการออกแบบให้ใช้งานง่ายและตรงไปตรงมา ผลการศึกษานี้ให้ข้อเสนอแนะสำคัญสำหรับการออกแบบและการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) มาใช้ว่าควรให้ความสำคัญกับการพัฒนาความมั่นใจและทักษะของผู้ใช้

Pangaribuan et al. (2023) ที่ศึกษาความมีประสิทธิภาพของตนเองและบรรทัดฐานทางสังคมในฐานะตัวแปรส่งผ่านในความสัมพันธ์ระหว่างแบบอย่างบทบาทและความตั้งใจประกอบการของนักศึกษาบาห์ลี พบว่าการสนับสนุนจากสถาบันมีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม แม้ว่าผลการศึกษาก็ไม่ได้เน้นไปที่การควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้โดยตรง แต่แสดงให้เห็นว่าการมีระบบ

สนับสนุนที่ดีสามารถช่วยเสริมสร้างความรู้สึกมั่นใจและความสามารถในการควบคุมการใช้งานเทคโนโลยีได้

Pillai et al. (2023) ศึกษาการรับรู้การควบคุมพฤติกรรมในบริบทเทคโนโลยีการศึกษา โดยเฉพาะ และพบว่าการจัดหาทรัพยากรที่เหมาะสม การฝึกอบรม และการสนับสนุนจากสถาบันการศึกษาเป็นปัจจัยสำคัญที่เสริมสร้างการรับรู้การควบคุมพฤติกรรม งานวิจัยยังเน้นย้ำถึงความสำคัญของประสบการณ์ที่ผ่านมาในการใช้เทคโนโลยีคล้ายคลึงกัน ซึ่งสามารถเพิ่มความมั่นใจและลดอุปสรรคที่รับรู้ในการนำเทคโนโลยีใหม่มาใช้ ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าการรับรู้การควบคุมพฤติกรรมมีความสัมพันธ์เชิงบวกกับความตั้งใจในการใช้งานและพฤติกรรมการใช้งานจริง โดยเฉพาะเมื่อร่วมกับปัจจัยอื่น ๆ เช่น ทักษะคิดและบรรทัดฐานทางสังคม

Bhattarai et al. (2024) ที่ศึกษาทัศนคติของผู้เรียนต่อปัญญาประดิษฐ์ (AI) ได้ชี้ให้เห็นถึงความสำคัญของการให้ความรู้และการสร้างความเข้าใจที่ถูกต้องเกี่ยวกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) เพื่อเสริมสร้างความมั่นใจในการควบคุมการใช้งาน การศึกษานี้พบว่าผู้เรียนที่มีความเข้าใจในหลักการทำงานของปัญญาประดิษฐ์ (AI) จะรู้สึกมั่นใจมากขึ้นในการใช้งานและสามารถใช้ประโยชน์จากเทคโนโลยีได้อย่างเต็มศักยภาพ

Elbaz et al. (2024) ที่ศึกษาการยอมรับเทคโนโลยีการศึกษา พบว่าการควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้ในบริบทของเทคโนโลยีใหม่ ๆ มีความซับซ้อนและต้องพิจารณาหลายมิติ รวมถึง (1) ทักษะทางเทคนิค ที่หมายถึงความสามารถในการใช้งานเครื่องมือและระบบต่าง ๆ (2) ความเข้าใจในเนื้อหา ที่หมายถึงความสามารถในการประเมินและใช้ผลลัพธ์ที่ได้จากเทคโนโลยี และ (3) ความสามารถในการจัดการและควบคุม ที่หมายถึงความสามารถในการตัดสินใจเมื่อไรควรใช้หรือไม่ใช้เทคโนโลยีนั้น ๆ การศึกษานี้เน้นการนำปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) มาใช้ในการให้ข้อเสนอแนะและการปรับปรุงประสิทธิภาพการเรียนรู้

Kong et al. (2024) ที่ศึกษาการยอมรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ของครูในประเทศไทย พบว่าการควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้มีความสำคัญมากขึ้นในการกำหนดความตั้งใจในการใช้งาน การศึกษานี้แสดงให้เห็นว่าครูไทยให้ความสำคัญกับความมั่นใจในความสามารถของตนเองในการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) อย่างมีประสิทธิภาพและปลอดภัย โดยเฉพาะความสามารถในการตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูลที่ได้จากปัญญาประดิษฐ์ และการมีทักษะในการควบคุมการใช้งานให้สอดคล้องกับวัตถุประสงค์การศึกษา ผลการศึกษานี้สะท้อนถึงความซับซ้อนของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ที่ต้องการทักษะและความเข้าใจเฉพาะทางมากกว่าระบบการศึกษาแบบดั้งเดิม

Mnguni et al. (2024) พบว่าผู้เรียนที่รู้สึกมั่นใจในความสามารถของตนเองในการใช้เครื่องมือปัญญาประดิษฐ์ (AI) จะมีแนวโน้มที่จะแสดงความตั้งใจในการนำเทคโนโลยีเหล่านี้มาใช้ในกิจกรรม

การเรียนรู้มากกว่าผู้ที่ขาดความมั่นใจ การศึกษานี้เป็นการเปรียบเทียบครูก่อนเข้าสอนในด้านวิทยาศาสตร์ระหว่างประเทศไทยและแอฟริกาใต้ ผลการศึกษาชี้ให้เห็นว่าการควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้มีความสำคัญอย่างยิ่งในบริบทการศึกษาที่เกี่ยวข้องกับเทคโนโลยีใหม่ ๆ โดยเฉพาะเทคโนโลยีที่ยังอยู่ในระยะการพัฒนาและยังไม่มีเป็นที่ยอมรับอย่างแพร่หลาย

Putra et al. (2024) ที่วิเคราะห์การนำ e-learning มาใช้ในบริษัท PT XYZ โดยใช้วิธีการ UTAUT พบว่าเงื่อนไขที่อำนวยความสะดวก (Facilitating Conditions) ซึ่งมีความสัมพันธ์ใกล้เคียงกับการควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้ มีผลเชิงบวกต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม ผลการศึกษานี้แสดงให้เห็นว่าการมีทรัพยากรและการสนับสนุนที่เพียงพอเป็นปัจจัยสำคัญในการส่งเสริมการยอมรับและการใช้งานเทคโนโลยีในสภาพแวดล้อมการทำงาน ซึ่งสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับการส่งเสริมการใช้เทคโนโลยีในสภาพแวดล้อมการศึกษาได้เช่นกัน

การศึกษาเปรียบเทียบข้ามวัฒนธรรมของ Ma (2025) ที่วิเคราะห์การยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ในบริบทการศึกษาหลายประเทศ โดยใช้ทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน พบว่าการควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้มีความสำคัญแตกต่างกันไปตามบริบทวัฒนธรรม โดยในสังคมที่มีลักษณะแบบรวมหมู่ เช่น ประเทศในภูมิภาคเอเชีย การสนับสนุนจากกลุ่มและสถาบันจะช่วยเสริมสร้างความรู้สึกมั่นใจในการควบคุมได้มากกว่าในสังคมแบบปัจเจก ผลการศึกษานี้สะท้อนถึงความสำคัญของการพิจารณาปัจจัยทางวัฒนธรรมในการออกแบบกลยุทธ์การส่งเสริมการใช้เทคโนโลยี

จากการทบทวนวรรณกรรมข้างต้น สามารถสรุปได้ว่าการควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้เป็นตัวแปรที่มีความซับซ้อนและมีความสำคัญแตกต่างกันไปตามประเภทของเทคโนโลยี บริบทการใช้งาน และลักษณะของผู้ใช้ ในบริบทการใช้นวัตกรรมปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์สำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ การควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้อาจไม่ได้เป็นปัจจัยจำกัดสำคัญสำหรับกลุ่มนักศึกษามหาวิทยาลัยที่มีพื้นฐานทักษะดิจิทัลและการเข้าถึงทรัพยากรที่เพียงพอ อย่างไรก็ตาม ความสำคัญของตัวแปรนี้จะเพิ่มขึ้นเมื่อเทคโนโลยีมีความซับซ้อนมากขึ้น ต้องการทักษะเฉพาะทาง หรือเมื่อผู้ใช้ขาดประสบการณ์หรือทรัพยากรที่จำเป็น ปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อการควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้รวมถึงทักษะทางเทคนิค ความเข้าใจในเนื้อหา การเข้าถึงทรัพยากร การสนับสนุนจากสถาบัน และประสบการณ์ที่ผ่านมา การศึกษาเหล่านี้ให้ข้อเสนอแนะสำคัญสำหรับการพัฒนาและการนำปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) มาใช้ในการเรียนการสอนภาษาอังกฤษ โดยควรให้ความสำคัญกับการพัฒนาทักษะและความมั่นใจของผู้ใช้ การจัดหาทรัพยากรที่เพียงพอ การให้การสนับสนุนที่เหมาะสม และการสร้างสภาพแวดล้อมที่เอื้ออำนวยต่อการเรียนรู้และการใช้งานเทคโนโลยีใหม่

2.2.4 การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use)

การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use: PEOU) เป็นองค์ประกอบหลักในแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM2) ซึ่งหมายถึงระดับที่บุคคลเชื่อว่าการใช้เทคโนโลยีนั้นจะปราศจากความพยายามที่ยุ่งยากซับซ้อน (Venkatesh & Davis, 2000) ตัวแปรนี้ส่งอิทธิพลสำคัญต่อการยอมรับเทคโนโลยี โดยส่งผลโดยตรงต่อการสร้างทัศนคติเชิงบวก (Attitude toward Using) และส่งผลทางอ้อมผ่าน การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness) กล่าวคือ เมื่อผู้ใช้รู้สึกว่าเทคโนโลยีใช้งานง่ายมีแนวโน้มที่จะมองเห็นประโยชน์ของเทคโนโลยีนั้นมากขึ้น ซึ่งนำไปสู่ทัศนคติที่ดีและความตั้งใจในการใช้งานที่สูงขึ้นในที่สุด นอกจากนี้ แบบจำลองที่พัฒนาต่อยอดอย่างแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM2) ยังชี้ให้เห็นว่า ประสบการณ์ของผู้ใช้ (Experience) ทำหน้าที่เป็นตัวแปรกำกับที่สำคัญ โดยอิทธิพลของความง่ายในการใช้งานต่อการรับรู้ประโยชน์จะแข็งแกร่งที่สุดในช่วงแรกๆ ที่ผู้ใช้เริ่มมีปฏิสัมพันธ์กับเทคโนโลยี (Venkatesh & Davis, 2000)

Lee et al. (2018) ศึกษาการรับรู้ความง่ายในการใช้งานในเทคโนโลยีการศึกษาและพบว่า การออกแบบส่วนติดต่อผู้ใช้ (User Interface) ที่เป็นมิตร การนำทางที่ชัดเจน และการมีคู่มือการใช้งานที่เข้าใจง่าย เป็นปัจจัยสำคัญที่ทำให้ผู้ใช้รับรู้ว่าการใช้เทคโนโลยีง่ายต่อการใช้งาน การศึกษายังพบว่าการรับรู้ความง่ายในการใช้งานมีอิทธิพลทั้งทางตรงต่อความตั้งใจในการใช้งาน และทางอ้อมผ่านการรับรู้ประโยชน์และทัศนคติ

Almogren et al. (2024) ที่ศึกษาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับ ChatGPT ในอุดมศึกษาจากมุมมองการศึกษาระดับมัธยมศึกษา พบว่า การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) มีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญต่อทัศนคติของผู้ใช้ต่อ ChatGPT ในการศึกษาชั้นมัธยมศึกษา โดยเฉพาะเมื่อการรับรู้ประโยชน์ (PU) อยู่ในระดับสูง การรับรู้เชิงบวกเกี่ยวกับความง่ายในการใช้งานจะเสริมสร้างความพึงพอใจของผู้ใช้ เนื่องจากจะช่วยลดความหงุดหงิดและเพิ่มการมีส่วนร่วมกับเทคโนโลยี ความพึงพอใจนี้จะส่งเสริมความภักดีของผู้ใช้ เนื่องจากผู้ใช้มีแนวโน้มที่จะใช้ ChatGPT ต่อไปเมื่อพวกเขาพบว่าง่ายต่อการใช้งานและรับรู้ว่ามีประโยชน์สำหรับความต้องการทางการศึกษาของพวกเขา

Bunea et al. (2024) เกี่ยวกับการรับรู้ของเจนเนอเรชัน Z เกี่ยวกับปัญญาประดิษฐ์ในการช้อปปิ้งออนไลน์ พบว่าทั้ง การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) และการรับรู้ประโยชน์ (PU) มีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญต่อความตั้งใจซื้อของเจนเนอเรชัน Z การรับรู้ความง่ายในการผสมผสานรวมปัญญาประดิษฐ์เข้าสู่ชีวิตประจำวันในระดับที่สูงขึ้น ร่วมกับการรับรู้ประโยชน์ มีแนวโน้มที่จะเสริมสร้างความพึงพอใจและความภักดีของผู้ใช้ เนื่องจากความคุ้นเคยและความไว้วางใจในเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) จะปรับปรุงประสบการณ์การช้อปปิ้งออนไลน์โดยรวม การศึกษานี้พบผลกระทบโดยตรงที่มีนัยสำคัญของการเปิดรับปัญญาประดิษฐ์ การใช้งานปัญญาประดิษฐ์ และความรู้เกี่ยวกับการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) และการรับรู้ประโยชน์ (PU) ซึ่งส่งผลต่อความตั้งใจซื้อของผู้บริโภคเจนเนอเรชัน Z ในการช้อปปิ้งออนไลน์

Budiyanto et al. (2024) พบว่า การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) ร่วมกับความสะดวกสบาย ยังคงเป็นปัจจัยสำคัญสำหรับการยอมรับ โดยเฉพาะในภาคส่วนต่าง ๆ เช่น อีคอมเมิร์ซ และการดูแลสุขภาพ ซึ่งการใช้งานง่ายและความพึงพอใจของผู้ใช้เป็นสิ่งสำคัญยิ่ง การศึกษานี้เน้นย้ำถึงความสำคัญของการออกแบบเทคโนโลยีที่ใช้งานง่าย เนื่องจากไม่เพียงแต่ส่งเสริมการยอมรับของผู้ใช้เท่านั้น แต่ยังเสริมสร้างความพึงพอใจและการมีส่วนร่วมโดยรวมในโดเมนต่าง ๆ

Do et al. (2024) ศึกษาความง่ายในการใช้งานแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนรู้และพบว่าในยุคของเทคโนโลยีที่ซับซ้อน ความง่ายในการใช้งานยังคงเป็นปัจจัยกำหนดที่สำคัญในการยอมรับเทคโนโลยี โดยเฉพาะในกลุ่มผู้ใช้ที่มีความรู้ทางเทคโนโลยีจำกัด งานวิจัยเสนอแนะว่าการลดความซับซ้อนของฟังก์ชันการทำงาน การให้คำแนะนำแบบทีละขั้นตอน และการมีระบบช่วยเหลือที่สามารถเข้าถึงได้ง่าย สามารถเพิ่มการรับรู้ความง่ายในการใช้งานได้อย่างมีประสิทธิภาพ

Jiang (2024) ที่พัฒนาแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยีสำหรับแรงจูงใจในการเรียนรู้แบบผสมผสาน พบว่า การรับรู้ความง่ายในการใช้งานมีผลเชิงบวกต่อแรงจูงใจในการเรียนรู้แบบผสมผสานของนักศึกษาในสถาบันการศึกษาอาชีวศึกษาระดับสูง การศึกษานี้ชี้ให้เห็นว่า การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) และการรับรู้ประโยชน์ (PU) สามารถเสริมสร้างแรงจูงใจในการเรียนรู้แบบผสมผสานผ่านการมีส่วนร่วมทางสังคม (social presence) อย่างไรก็ตาม การศึกษาพบว่าผลกระทบโดยตรงของการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) ต่อการมีส่วนร่วมทางสังคมไม่ได้รับการสนับสนุน แต่การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) มีอิทธิพลต่อการมีส่วนร่วมทางสังคมโดยอ้อมผ่านการรับรู้ประโยชน์ (PU) ซึ่งเน้นย้ำถึงความสำคัญของการรับรู้ประโยชน์ในการสร้างการมีส่วนร่วมทางสังคมและแรงจูงใจในการเรียนรู้แบบผสมผสาน

Förster (2024) ที่ขยายแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยีสู่สินค้าอุปโภคบริโภค โดยใช้ชาติที่พร้อมเต็มเป็นตัวแทน พบว่าแม้การรับรู้ประโยชน์ (PU) จะเป็นตัวทำนายที่แข็งแกร่งที่สุดของความตั้งใจเชิงพฤติกรรม แต่การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) ก็ยังมีบทบาทสำคัญ โดยเฉพาะในบริบทที่การรับรู้ประโยชน์ (PU) สูง การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) สามารถเสริมสร้างความพึงพอใจและความภักดีของผู้ใช้โดยทำให้ประสบการณ์การใช้งานเป็นไปอย่างสนุกสนานและเป็นที่พึงพอใจมากขึ้น การศึกษาแสดงให้เห็นว่าตัวแปรหลัก (anchor variables) ซึ่งรวมถึงความเพลิดเพลิน มีผลกระทบที่แข็งแกร่งต่อการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) ซึ่งบ่งชี้ว่าความง่ายในการใช้งานเป็นส่วนเสริมของประโยชน์ที่รับรู้ และในที่สุดจะส่งเสริมความภักดีของผู้บริโภคให้มากขึ้น

Huanting et al. (2024) เกี่ยวกับบทบาทของการรับรู้ความง่ายในการใช้งานในการยอมรับแบบทดสอบออนไลน์ (Quizlet) สำหรับการเรียนรู้คำศัพท์ในบริบทการเรียนภาษาอังกฤษของนักเรียนจีน พบว่า การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) มีความสำคัญผ่านการนำทางที่เป็นมิตรกับผู้ใช้และส่วนต่อประสานที่ใช้งานง่าย ซึ่งอำนวยความสะดวกในการเรียนรู้และการมีส่วนร่วมที่มี

ประสิทธิภาพ การศึกษานี้เน้นย้ำว่าในเครื่องมือการเรียนรู้ภาษา ความง่ายในการใช้งานมีผลกระทบโดยตรงต่อประสิทธิภาพการเรียนรู้และความมั่นใจของผู้เรียน

Purwanto et al. (2024) พบว่า การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) มีผลกระทบอย่างมีนัยสำคัญต่อความตั้งใจของผู้ใช้ในการยอมรับเทคโนโลยีเหล่านี้ เนื่องจากช่วยเพิ่มความสะดวกสบาย ประสิทธิภาพด้านเวลา และความปลอดภัย ซึ่งสอดคล้องกับนโยบายของรัฐบาลเพื่อการรวมตัวทางการเงิน การศึกษานี้แสดงให้เห็นว่าเมื่อผู้รับรู้ว่าแอปพลิเคชันการชำระเงินใช้งานง่าย จะส่งผลให้มีความมั่นใจมากขึ้นในการใช้บริการ และนำไปสู่การยอมรับที่กว้างขวางมากขึ้น ดังนั้น ความท้าทายของผู้พัฒนาจึงไม่ใช่การเพิ่มฟังก์ชันที่ซับซ้อน แต่คือการสร้างประสบการณ์ที่เรียบง่ายและไร้รอยต่อให้แก่ผู้ใช้ เพราะท้ายที่สุดแล้ว เทคโนโลยีที่ดีที่สุดคือเทคโนโลยีที่ทำให้ผู้ใช้รู้สึกฉลาดและมั่นใจในการใช้งาน

Tran et al. (2024) ศึกษาการรับรู้ความง่ายในการใช้งานในบริบทเอเชียตะวันออกเฉียงใต้ซึ่งมีความหลากหลายทางวัฒนธรรมและระดับความสามารถทางดิจิทัล งานวิจัยพบว่าปัจจัยทางวัฒนธรรม เช่น ความกลัวต่อการทำผิดพลาด ความต้องการความช่วยเหลือจากผู้อื่น และแนวทางการเรียนรู้ที่เน้นการสังเกตก่อนปฏิบัติ มีผลต่อการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน การศึกษาเสนอแนะว่าการออกแบบเทคโนโลยีสำหรับภูมิภาคนี้ควรคำนึงถึงบริบททางวัฒนธรรมและจัดการการสนับสนุนที่เหมาะสมเพื่อเพิ่มความมั่นใจในการใช้งาน

O'Dea (2025) ได้วิเคราะห์ถึงความสำคัญของ PEOU ในฐานะปัจจัยสำคัญที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับเทคโนโลยี ตามที่ระบุในแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) โดยเป็นปัจจัยกำหนดหลักของความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ในการใช้เทคโนโลยี ควบคู่ไปกับการรับรู้ประโยชน์ (PU) การศึกษานี้เน้นย้ำถึงความต่อเนื่องของความสำคัญของ PEOU ในแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยีสมัยใหม่ โดยชี้ให้เห็นว่าความง่ายในการใช้งานยังคงเป็นปัจจัยหลักที่ผู้ใช้พิจารณาเมื่อตัดสินใจยอมรับเทคโนโลยีใหม่ ๆ (O'Dea, 2025)

ในบริบทเมืองอัจฉริยะ Akpinar and Atak (2025) พบว่า การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) มีความสำคัญต่อการยอมรับของผู้ใช้ในแอปพลิเคชันมือถือเมืองอัจฉริยะ ควบคู่ไปกับปัจจัยอื่น ๆ เช่น ความเพลิดเพลินที่รับรู้ ความไว้วางใจ และอิทธิพลทางสังคม ซึ่งร่วมกันเสริมสร้างความพึงพอใจของผู้ใช้และคุณภาพการบริการ การศึกษานี้ชี้ให้เห็นว่าในระบบที่ซับซ้อนเช่นแอปพลิเคชันเมืองอัจฉริยะ ความง่ายในการใช้งานเป็นปัจจัยสำคัญที่ช่วยลดอุปสรรคในการเข้าถึงบริการต่าง ๆ และส่งเสริมการมีส่วนร่วมของประชาชนในระบบเมืองอัจฉริยะ

Nandukrishna et al. (2025) ที่ศึกษาผลกระทบของประสบการณ์ผู้ใช้ต่อความตั้งใจและความภักดีในแพลตฟอร์มที่ให้บริการสื่อผ่านอินเทอร์เน็ต โดยไม่ต้องพึ่งพาผู้ให้บริการโทรทัศน์แบบดั้งเดิม (OTT) พบว่ามิติของประสบการณ์ผู้ใช้ รวมถึงความง่ายในการใช้งาน มีผลอย่างมีนัยสำคัญต่อ

ความตั้งใจและความภักดีของผู้ใช้ ความง่ายในการใช้งานมีส่วนช่วยในการสร้างประสบการณ์ที่น่าสนใจและใช้งานง่าย จึงเสริมสร้างความพึงพอใจของผู้ใช้และความภักดีระยะยาว การศึกษานี้เน้นย้ำว่าในขณะที่การรับรู้ประโยชน์มักจะมีผลสำคัญเหนือกว่า แต่ การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) ก็มีบทบาทสำคัญในการเสริมสร้างความพึงพอใจและความภักดีของผู้ใช้ โดยเฉพาะเมื่อประโยชน์ที่รับรู้ของเทคโนโลยีหรือบริการอยู่ในระดับสูง

จากการทบทวนวรรณกรรม ผู้วิจัยสามารถสรุปได้ว่า การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) เป็นปัจจัยสำคัญที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับเทคโนโลยีในหลากหลายบริบท โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการประยุกต์ใช้ในเทคโนโลยีการศึกษาและแพลตฟอร์มดิจิทัล ความง่ายในการใช้งานไม่เพียงแต่ส่งผลโดยตรงต่อความตั้งใจในการใช้งาน แต่ยังส่งผลทางอ้อมผ่านการเสริมสร้างการรับรู้ประโยชน์และทัศนคติเชิงบวกต่อเทคโนโลยี การศึกษาเหล่านี้เน้นย้ำถึงความสำคัญของการออกแบบเทคโนโลยีที่ใช้งานง่าย เนื่องจากไม่เพียงแต่ส่งเสริมการยอมรับของผู้ใช้เท่านั้น แต่ยังเสริมสร้างความพึงพอใจและการมีส่วนร่วมโดยรวมในโดเมนต่าง ๆ ซึ่งเป็นข้อมูลสำคัญสำหรับการพัฒนานวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษที่มีประสิทธิภาพและได้รับการยอมรับจากผู้ใช้

2.2.5 การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness)

การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness: PU) ซึ่งเป็นหัวใจสำคัญของแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) หมายถึงระดับที่บุคคลเชื่อว่าการใช้เทคโนโลยีจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงานของตน (Davis, 1989) โดยการรับรู้ประโยชน์ (PU) ถือเป็นปัจจัยทำนายที่สำคัญที่สุดต่อทัศนคติต่อการใช้งาน (Attitude Towards Use: ATU) และความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (Behavioral Intention: BI) เนื่องจากเป็นการประเมินผลประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับอย่างมีเหตุผล ซึ่งปัจจัยที่ส่งผลต่อการรับรู้ประโยชน์นี้มีหลากหลาย ตั้งแต่อิทธิพลทางสังคมไปจนถึงคุณลักษณะเฉพาะของเทคโนโลยีนั้น ๆ งานวิจัยในยุคปัจจุบันยังได้ขยายความเข้าใจเพิ่มเติมว่า ความสัมพันธ์ระหว่างการรับรู้ประโยชน์ (PU) และความตั้งใจใช้งานอาจแตกต่างกันไปในแต่ละกลุ่มอายุ และในบริบทของเทคโนโลยีใหม่อย่างปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ความเชื่อว่าเทคโนโลยีมีประโยชน์ยังคงเป็นปัจจัยกำหนดที่สำคัญอย่างยิ่งต่อการสร้างทัศนคติเชิงบวกและการยอมรับของผู้ใช้

Wang et al. (2022) ศึกษาการรับรู้ประโยชน์ของเทคโนโลยี AI ในการศึกษาและพบว่าผู้เรียนมีการรับรู้ประโยชน์ในหลายมิติ ได้แก่ การเพิ่มประสิทธิภาพในการเรียนรู้ การประหยัดเวลา การได้รับข้อมูลย้อนกลับที่รวดเร็วและเป็นส่วนตัว และการเข้าถึงแหล่งเรียนรู้ที่หลากหลาย งานวิจัยชี้ให้เห็นว่าการรับรู้ประโยชน์มีอิทธิพลโดยตรงต่อความตั้งใจในการใช้งานและพฤติกรรมการใช้งานจริง โดยมีความสำคัญมากกว่าปัจจัยอื่น ๆ ในแบบจำลอง

Park et al. (2023) เกี่ยวกับความตั้งใจในการใช้บริการสุขภาพอัจฉริยะโดยใช้ทฤษฎีการกระทำที่มีเหตุผล (TRA) พบว่าความสัมพันธ์ระหว่างการรับรู้ประโยชน์ (PU) และความตั้งใจเชิง

พฤติกรรม (BI) แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญระหว่างกลุ่มอายุ โดยเฉพาะกลุ่มผู้สูงอายุแสดงความไวต่อการรับรู้ประโยชน์ (PU) ที่แข็งแกร่งกว่า ซึ่งมีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจในการใช้เทคโนโลยีสุขภาพอัจฉริยะ ในทางตรงกันข้าม กลุ่มอายุน้อยกว่าแสดงความไวต่อปัจจัยเหล่านี้น้อยกว่า ซึ่งบ่งชี้ว่าอายุมีบทบาทสำคัญในการปรับแต่งผลกระทบของการรับรู้ประโยชน์ต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมในการยอมรับบริการสุขภาพอัจฉริยะ (Park et al., 2023)

Vasudeva (2023) เกี่ยวกับอายุในการยอมรับสื่อสังคมมือถือ โดยเปรียบเทียบเจนเรชัน Y และ Baby Boomers โดยใช้แบบจำลอง UTAUT2 พบว่าพลวัตที่แตกต่างกันซึ่งปัจจัยต่าง ๆ เช่น แรงจูงใจเชิงสุนทรียะ (hedonic motivation) และอิทธิพลทางสังคม มีบทบาทสำคัญมากขึ้นในการกำหนดความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ตามที่สังเกตได้ในบริบทของสื่อสังคมมือถือ การศึกษานี้แสดงให้เห็นว่าสำหรับเจนเรชัน Y ปัจจัยอารมณ์และสังคมมีความสำคัญมากกว่าการรับรู้ประโยชน์ในการกำหนดความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (Vasudeva, 2023)

Hafifah et al. (2023) เกี่ยวกับความสัมพันธ์ของการรับรู้ประโยชน์ (PU) และทัศนคติต่อการใช้งาน (ATU) ในนักเรียนที่ใช้ Scola สำหรับการเรียนชีววิทยาที่โรงเรียนมัธยมศึกษาเดกาศิ เอดูกาซี กัวลิลา พบว่ามีความสัมพันธ์เชิงบวกที่แข็งแกร่งระหว่างการรับรู้ประโยชน์ (PU) และทัศนคติต่อการใช้งาน (ATU) โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ $r = 0.7587$ ซึ่งบ่งชี้ว่านักเรียนที่รับรู้ว่าการแพลตฟอร์ม e-learning มีประโยชน์มีแนวโน้มที่จะมีทัศนคติที่ดีต่อการใช้งาน การศึกษาพบว่าสมมติฐานที่ระบุว่า การรับรู้ประโยชน์ (PU) มีความสัมพันธ์เชิงบวกอย่างมีนัยสำคัญต่อทัศนคติต่อการใช้งาน (ATU) ได้รับการยอมรับตามผลการศึกษา โดยค่า t ที่คำนวณได้คือ 7.899 ซึ่งมากกว่าค่าจากตารางที่ 1.679 แสดงถึงนัยสำคัญทางสถิติ การศึกษานี้เกี่ยวข้องกับกลุ่มตัวอย่าง 48 นักเรียนจากชั้น X เฟส E, XI วิทยาศาสตร์ และ XII วิทยาศาสตร์ที่โรงเรียนมัธยมศึกษาเดกาศิ เอดูกาซี กัวลิลา (Hafifah et al., 2023)

Yang et al. (2023) เกี่ยวกับการทำนายการยอมรับการชำระเงินมือถือของผู้สูงอายุโดยใช้แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) ที่ขยาย พบว่าความง่ายในการใช้งานและความไว้วางใจมีความสำคัญในการเสริมสร้างการรับรู้ประโยชน์ (PU) และด้วยเหตุนี้จึงมีอิทธิพลต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ในหมู่ผู้สูงอายุในระบบการชำระเงินมือถือ การศึกษานี้ชี้ให้เห็นว่าสำหรับผู้สูงอายุ การเพิ่มการรับรู้ประโยชน์ (PU) ผ่านความง่ายในการใช้งานและความไว้วางใจเป็นกุญแจสำคัญในการส่งเสริมการยอมรับเทคโนโลยี การศึกษาพบว่าทัศนคติเป็นปัจจัยกำหนดหลักของการยอมรับการชำระเงินมือถือในผู้สูงอายุ และการเพิ่มประโยชน์ ความง่ายในการใช้งาน และการสังเกตได้ของการชำระเงินมือถือช่วยปรับปรุงทัศนคติของผู้สูงอายุต่อการชำระเงินมือถือ ทำให้เพิ่มความตั้งใจในการใช้งาน (Yang et al., 2023)

Liu et al. (2023) ศึกษาความตั้งใจของผู้สูงอายุในการใช้อุปกรณ์ช่วยเหลือ พบว่า การรับรู้ประโยชน์ (PU) ร่วมกับการรับรู้ความง่ายในการใช้งานและความไว้วางใจ มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ของผู้สูงอายุ ซึ่งเน้นย้ำถึงความสำคัญของการจัดการกับความต้องการด้านการใช้งานและอารมณ์เพื่อเสริมสร้างการยอมรับเทคโนโลยี การศึกษานี้แสดงให้เห็นว่าสำหรับผู้สูงอายุ การรับรู้ประโยชน์ของอุปกรณ์เหล่านี้ต้องมาพร้อมกับความเข้าใจว่าใช้งานง่ายและเชื่อถือได้ การศึกษาพบว่า ผู้สูงอายุโดยทั่วไปมีการรับรู้เชิงบวกต่ออุปกรณ์สวมใส่และอุปกรณ์ช่วยเหลือ โดยตัวแปรการรับรู้เฉพาะ เช่น การรับรู้ประโยชน์ การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน ทัศนคติ รูปลักษณ์ การรับรู้ความต้องการ ภาพลักษณ์ และความไว้วางใจ มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจในการใช้อุปกรณ์เหล่านี้

Zhang & Zhou (2023) ศึกษาเฉพาะเจาะจงการรับรู้ประโยชน์ในการเรียนภาษาด้วยเทคโนโลยีและพบว่าเทคโนโลยี AI สำหรับการเรียนภาษามีประโยชน์ที่โดดเด่น เช่น การฝึกฝนทักษะการพูดโดยไม่ต้องกังวลเรื่องการตัดสินจากผู้อื่น การได้รับคำแนะนำไวยากรณ์แบบทันที การเข้าถึงเนื้อหาการเรียนรู้อันหลากหลายและเหมาะสมกับระดับ และความยืดหยุ่นในการเรียนรู้ตามเวลาที่สะดวก การศึกษาพบว่านักเรียนที่รับรู้ประโยชน์เหล่านี้อย่างชัดเจนมีแรงจูงใจในการใช้เทคโนโลยีสูงและมีผลการเรียนที่ดีขึ้น งานวิจัยยังเสนอแนะว่าการสื่อสารประโยชน์ของเทคโนโลยีอย่างชัดเจนและการสาธิตการใช้งานจริงสามารถเพิ่มการรับรู้ประโยชน์และการยอมรับเทคโนโลยีได้

An et al. (2024) ที่ศึกษาเกี่ยวกับการรับรู้ตนเอง ความวิตกกังวลด้านเทคโนโลยี และความตั้งใจใช้บริการสาธารณะดิจิทัลของผู้สูงอายุ พบว่า การรับรู้ประโยชน์ (PU) เป็นปัจจัยกำหนดที่สำคัญของ BI โดยเฉพาะในบริบทของบริการสาธารณะดิจิทัลและเทคโนโลยีสุขภาพอัจฉริยะ การศึกษาระบุว่าผู้สูงอายุมีความไวต่อการรับรู้ประโยชน์ (PU) มากกว่า ซึ่งมีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญต่อความตั้งใจในการใช้บริการดิจิทัล ตามที่เห็นได้จากการยอมรับบริการสาธารณะดิจิทัลและเทคโนโลยีสุขภาพอัจฉริยะ การศึกษานี้พบว่าการรับรู้ตนเองในแง่ลบเกี่ยวกับการแก่ชราสามารถลดการรับรู้ประโยชน์ (PU) และต่อมาลดความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ได้ ซึ่งแสดงให้เห็นถึงผลกระทบของการรับรู้ประโยชน์ (PU) ต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ยังถูกปรับแต่งโดยปัจจัยต่าง ๆ เช่น ความวิตกกังวลด้านเทคโนโลยีและการรับรู้ความสามารถของตนเองในหมู่ผู้สูงอายุ การศึกษาพบว่าการรับรู้ตนเองในแง่ลบเกี่ยวกับการแก่ชราสามารถนำไปสู่ความวิตกกังวลด้านเทคโนโลยีที่เพิ่มขึ้นในหมู่ผู้สูงอายุ ซึ่งในทางกลับกันจะลดความเป็นอยู่ที่ดีของพวกเขาและส่งผลกระทบเชิงลบต่อความตั้งใจในการใช้บริการสาธารณะดิจิทัล

Yang & Lee (2024) เกี่ยวกับการเสริมสร้างบริการให้คำปรึกษาทางการเงินด้วยปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) พบว่าการรับรู้ความแท้จริงและประโยชน์ของคำแนะนำทางการเงินที่ขับเคลื่อนด้วยปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ มีอิทธิพลเชิงบวกต่อทัศนคติอรรถประโยชน์

ของผู้บริโภค ซึ่งส่งผลต่อความเต็มใจในการมีส่วนร่วมกับเทคโนโลยีดังกล่าว การศึกษาพบความสัมพันธ์เชิงบวกระหว่างทัศนคติต่อประโยชน์ต่อปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ และการรับรู้ความแท้จริง ซึ่งในท้ายที่สุดส่งผลต่อการตอบสนองของผู้บริโภคต่อข้อเสนอแนะทางการเงินที่สร้างโดยปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ความสัมพันธ์นี้ปรากฏเป็นความเต็มใจในการมีส่วนร่วมกับโซลูชันปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ หรือความต้านทานต่อการสื่อสาร ซึ่งบ่งชี้ถึงความสำคัญของทัศนคติของผู้บริโภคในการยอมรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ในบริบททางการเงิน การศึกษาพบว่าข้อเสนอแนะการลงทุนแบบส่วนบุคคล ความเห็นอกเห็นใจแบบมนุษย์ และการปรับปรุงอย่างต่อเนื่องของคำแนะนำของปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์มีอิทธิพลเชิงบวกต่อการรับรู้ความแท้จริงของคำแนะนำทางการเงินที่ขับเคลื่อนด้วยปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ของผู้บริโภค

Geddarn (2024) เกี่ยวกับการทำความเข้าใจการยอมรับปัญญาประดิษฐ์ ผ่านบทบาทการเป็นตัวกลางของทัศนคติในการยอมรับของผู้ใช้ พบว่าการรับรู้ประโยชน์ (PU) มีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญต่อทัศนคติต่อการใช้งาน (ATU) ของเครื่องมือปัญญาประดิษฐ์เนื่องจากมันกำหนดการรับรู้ของผู้ใช้เกี่ยวกับประโยชน์ของเทคโนโลยี การศึกษาเน้นย้ำว่าการรับรู้เชิงบวกของ PU ส่งเสริมทัศนคติที่ดี ซึ่งมีความสำคัญสำหรับการยอมรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ความสัมพันธ์นี้เน้นย้ำถึงความสำคัญของการเสริมสร้างการรับรู้ประโยชน์ของเครื่องมือปัญญาประดิษฐ์ เพื่อปลูกฝังทัศนคติเชิงบวกของผู้ใช้ ซึ่งในท้ายที่สุดจะขับเคลื่อนความตั้งใจเชิงพฤติกรรมในการใช้เทคโนโลยีเหล่านี้อย่างมีประสิทธิภาพในโดเมนต่าง ๆ การศึกษาพบว่าทั้งการรับรู้ประโยชน์ (PU) และการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) มีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมในการใช้งาน (BIU) ทั้งทางตรงและทางอ้อมผ่านทัศนคติต่อการใช้งาน (ATU) ซึ่งเน้นย้ำถึงความสำคัญของปัจจัยเหล่านี้ในการกำหนดการยอมรับเครื่องมือปัญญาประดิษฐ์ของผู้ใช้ (Geddarn, 2024)

Or (2024) ที่ตรวจสอบบทบาทของทัศนคติในแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยีผ่านการวิเคราะห์สมการโครงสร้างเมตา พบว่าในบริบทการยอมรับเทคโนโลยี รวมถึงปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) การรับรู้ประโยชน์ (PU) มีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญต่อทัศนคติต่อการใช้งาน (ATU) ผู้ใช้ที่รับรู้ว่าคุณประโยชน์มีแนวโน้มที่จะพัฒนาทัศนคติเชิงบวกต่อการยอมรับและการใช้งานอย่างต่อเนื่อง ความสัมพันธ์นี้แสดงให้เห็นว่าเมื่อผู้ใช้พบว่า ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) มีประโยชน์ จะส่งเสริมทัศนคติของพวกเขา ซึ่งในทางกลับกันจะเสริมสร้างความตั้งใจในการใช้เทคโนโลยี ดังนั้น PU จึงทำหน้าที่เป็นปัจจัยทำนายที่สำคัญของ ATU อำนวยความสะดวกให้การยอมรับเทคโนโลยีที่ประสบความสำเร็จ การศึกษาพบว่าทัศนคติต่อการใช้งาน (ATU) เป็นตัวกลางอย่างมีนัยสำคัญในความสัมพันธ์ระหว่างการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) การรับรู้ประโยชน์ (PU) และความตั้งใจในการใช้งาน (ITU) ทำให้เพิ่มอำนาจในการอธิบายของแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) ในบริบทการยอมรับเทคโนโลยีการศึกษา

Diao et al. (2024) เกี่ยวกับความตั้งใจของนักศึกษาระดับวิทยาลัยในการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ พบว่าการวิเคราะห์เมตาเปิดเผยว่าความคาดหวังด้านประสิทธิภาพ ($r = 0.389$) และทัศนคติ ($r = 0.576$) มีความสัมพันธ์อย่างแข็งแกร่งกับความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของนักศึกษาระดับวิทยาลัยในการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ซึ่งบ่งชี้ว่าปัจจัยเหล่านี้มีบทบาทสำคัญในการมีอิทธิพลต่อการตัดสินใจของนักศึกษาในการยอมรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ แม้ว่าเอกสารจะไม่ได้กล่าวถึงความสัมพันธ์ระหว่างการเรียนรู้ประโยชน์ (PU) และทัศนคติ (ATU) ในบริบทการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ โดยเฉพาะ แต่เน้นย้ำว่าทัศนคติ ($r = 0.576$) เป็นปัจจัยสำคัญที่มีอิทธิพลต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของนักศึกษาในการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ซึ่งบ่งชี้ว่าทัศนคติเชิงบวกอาจมีความสัมพันธ์กับการเรียนรู้ประโยชน์ การศึกษาพบว่าความคาดหวังด้านความพยายามและนิสัยถูกปรับแต่งโดยปัจจัยด้านสถานที่ ในขณะที่เพศปรับแต่งทัศนคติต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของนักศึกษาในการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ โดยเฉพาะ ซึ่งเน้นย้ำถึงความซับซ้อนของปัจจัยที่ส่งผลต่อการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ในหมู่นักศึกษาระดับวิทยาลัย (Diao et al., 2024)

Nikolic et al. (2024) ที่ทำการทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบเกี่ยวกับทัศนคติ ความตั้งใจ และพฤติกรรมของอาจารย์ผู้สอนเกี่ยวกับปัญญาประดิษฐ์ และปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ในอุดมศึกษา พบว่าแม้จะมีทัศนคติเชิงบวกต่อประสิทธิภาพและความสามารถในการเสริมสร้างของปัญญาประดิษฐ์ แต่ยังคงมีความกังวลเกี่ยวกับความซื่อสัตย์ทางวิชาการและความจำเป็นในการฝึกอบรมที่ครอบคลุม ซึ่งเน้นย้ำถึงความซับซ้อนของทัศนคติต่อการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ การศึกษานี้แสดงให้เห็นถึงความสำคัญของการจัดการกับทั้งประโยชน์ที่รับรู้และความกังวลในการส่งเสริมการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ในสภาพแวดล้อมการศึกษา การศึกษาพบว่าอาจารย์มีความกังวลเกี่ยวกับการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์อย่างไม่เหมาะสม การพึ่งพาเทคโนโลยีมากเกินไป และผลกระทบต่อการคิดเชิงวิพากษ์ของนักศึกษา ซึ่งบ่งชี้ว่าการรับรู้ประโยชน์ของปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) จำเป็นต้องสร้างสมดุลกับความกังวลเหล่านี้เพื่อส่งเสริมการยอมรับที่เหมาะสม

จากการทบทวนวรรณกรรม สามารถสรุปได้ว่าการรับรู้ประโยชน์ (PU) เป็นปัจจัยสำคัญที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับเทคโนโลยีในทุกกลุ่มอายุ แต่ความสำคัญและรูปแบบของอิทธิพลจะแตกต่างกันไปตามช่วงอายุและประเภทของเทคโนโลยี สำหรับผู้สูงอายุ การรับรู้ประโยชน์มีความสำคัญสูงและเป็นปัจจัยกำหนดหลักของความตั้งใจในการทำงาน ในขณะที่สำหรับคนรุ่นใหม่ การรับรู้ประโยชน์ยังคงมีความสำคัญ แต่อาจถูกเสริมหรือทดแทนด้วยปัจจัยอื่น ๆ เช่น ความสนุกสนาน การมีส่วนร่วมทางสังคม และประสบการณ์ผู้ใช้ ความสัมพันธ์ระหว่างการเรียนรู้ประโยชน์ (PU) และทัศนคติต่อการใช้งาน (ATU) มีความสำคัญอย่างยิ่งในการทำความเข้าใจกลไกการยอมรับเทคโนโลยี โดยเฉพาะ

ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ซึ่งการเสริมสร้างการรับรู้ประโยชน์จะนำไปสู่ทัศนคติเชิงบวก และความตั้งใจในการใช้งานที่เพิ่มขึ้น ซึ่งเป็นข้อมูลสำคัญสำหรับการพัฒนานวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษที่สามารถตอบสนองความต้องการของผู้ใช้ในวัยที่แตกต่างกันในบริบทประเทศไทย

2.2.6 ภาพลักษณ์ทางสังคม (Social Image)

ภาพลักษณ์ทางสังคม (Social Image: SI) ซึ่งเป็นตัวแปรสำคัญในแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) หมายถึงระดับที่บุคคลรับรู้ว่าการใช้นวัตกรรมจะช่วยเสริมสร้างสถานะทางสังคมของตน (Venkatesh & Davis, 2000) แนวคิดนี้มีรากฐานมาจากทฤษฎีการแพร่กระจายของนวัตกรรม ซึ่งชี้ว่าการยอมรับเทคโนโลยีไม่ได้ขึ้นอยู่กับประโยชน์ใช้สอยเพียงอย่างเดียว แต่ยังเป็นการแสดงออกถึงภาพลักษณ์ในสังคมด้วย (Rogers, 1995) กลไกทางจิตวิทยาที่อยู่เบื้องหลังอิทธิพลนี้สามารถอธิบายได้ด้วยทฤษฎีอัตลักษณ์ทางสังคม (Social Identity Theory) ที่ระบุว่าบุคคลมักจะปรับพฤติกรรมของตนให้สอดคล้องกับบรรทัดฐานของกลุ่มสังคมที่ตนสังกัด เพื่อรักษาภาพลักษณ์ที่ดี ซึ่งกระบวนการนี้เองที่ส่งผลโดยตรงต่อการเสริมสร้างความแข็งแกร่งของบรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm) ภายในกลุ่มนั้น ๆ

Loučanová et al. (2022) ศึกษาภาพลักษณ์ทางสังคมและพบว่าการใช้เทคโนโลยีสมัยใหม่สามารถเพิ่มภาพลักษณ์ทางสังคมของผู้ใช้ในกลุ่มเพื่อนและในสถาบันการศึกษา โดยเฉพาะในกลุ่มนักศึกษารุ่นใหม่ที่ให้ความสำคัญกับการเป็นผู้นำด้านเทคโนโลยีและนวัตกรรม การศึกษาชี้ให้เห็นว่าความปรารถนาที่จะปรับปรุงภาพลักษณ์ทางสังคม (Image Enhancement) เป็นแรงจูงใจสำคัญในการยอมรับเทคโนโลยีใหม่ โดยเฉพาะเทคโนโลยีที่มีความโดดเด่นและได้รับการยอมรับในวงกว้าง

Ahmed et al. (2023) เกี่ยวกับการประเมินการยอมรับบริการปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ที่ปรับปรุงแล้ว พบว่าอิทธิพลทางสังคม (SI) เป็นปัจจัยสำคัญที่มีผลต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ในการยอมรับบริการปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ที่ปรับปรุงแล้ว อิทธิพลทางสังคม (SI) ครอบคลุมพลังการชักจูงของเครือข่ายทางสังคมและคำแนะนำจากเพื่อน ซึ่งกำหนดการรับรู้และการยอมรับของผู้ใช้ต่อเครื่องมือปัญญาประดิษฐ์อย่างมีนัยสำคัญ ผลการศึกษาระบุว่าภาพลักษณ์ทางสังคมเชิงบวกของปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ซึ่งถูกขับเคลื่อนโดยการสนับสนุนและประสบการณ์ที่แบ่งปันภายในแวดวงสังคม เสริมสร้างความตั้งใจของผู้ใช้ในการเปลี่ยนไปใช้บริการพรีเมียม ซึ่งเน้นย้ำถึงความสำคัญของชุมชนและการยืนยันทางสังคมในการยอมรับเทคโนโลยี การศึกษาพบว่าความคาดหวังด้านประสิทธิภาพ (PE) ความรู้ความสามารถด้านเทคโนโลยีในตนเอง (TSE) และอิทธิพลทางสังคม (SI) มีผลอย่างมีนัยสำคัญต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ของผู้ใช้ในการยอมรับบริการปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ที่ปรับปรุงแล้ว โดยอิทธิพลทางสังคม (SI) ถูกระบุว่าเป็นปัจจัยที่มีอิทธิพลมากที่สุดในบรรดาปัจจัยเหล่านี้ (Ahmed et al., 2023)

Bar-On & Lamm (2023) เกี่ยวกับปฏิสัมพันธ์ระหว่างอัตลักษณ์ทางสังคมและจิตวิทยาบรรทัดฐานในวิวัฒนาการของกลุ่มมนุษย์ พบว่าการปรับตัวนี้ถูกขับเคลื่อนโดยความปรารถนาในการได้รับการยอมรับและสถานะทางสังคม เนื่องจากบุคคลมักจะปฏิบัติตามบรรทัดฐานของกลุ่มเพื่อเสริมสร้างสถานะและอัตลักษณ์ทางสังคมของตน การศึกษานี้เน้นย้ำว่าจิตวิทยาบรรทัดฐานมีความสำคัญในการดูดซึมบรรทัดฐานทางสังคม ซึ่งบุคคลจะนำบรรทัดฐานเหล่านี้มาเป็นส่วนหนึ่งของระบบความเชื่อของตน ทำให้เสริมสร้างอิทธิพลของภาพลักษณ์ทางสังคมต่อบรรทัดฐานทางสังคมมากยิ่งขึ้น ปฏิสัมพันธ์ระหว่างอัตลักษณ์ทางสังคมและจิตวิทยาบรรทัดฐานแสดงให้เห็นว่าบุคคลที่อยู่ในกลุ่มสังคมเป็นเวลานาน จะมีแนวโน้มที่จะดูดซึมบรรทัดฐานของกลุ่มมากขึ้น ทำให้เพิ่มอิทธิพลของกลุ่มต่อพฤติกรรม

Cao & Peng (2024) เกี่ยวกับการศึกษาเชิงประจักษ์ของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อความตั้งใจในการใช้งานผลิตภัณฑ์ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) กรณีศึกษาของจีน พบว่าแม้จะไม่ได้กล่าวถึงแนวคิดเรื่องภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) สำหรับผลิตภัณฑ์ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์โดยเฉพาะ แต่ได้ระบุปัจจัยสำคัญที่มีอิทธิพลต่อความตั้งใจในการใช้งาน เช่น ความคาดหวังด้านความพยายาม ความคาดหวังด้านประสิทธิภาพ อิทธิพลทางสังคม และความไว้วางใจที่รับรู้ ปัจจัยเหล่านี้มีส่วนสร้างการรับรู้เชิงบวกของปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ซึ่งสามารถเสริมสร้างความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ในการใช้งาน โดยเฉพาะอย่างยิ่ง ความไว้วางใจที่รับรู้มีบทบาทสำคัญ เนื่องจากสามารถลดความเสี่ยงที่รับรู้และส่งเสริมสร้างทัศนคติที่ดีขึ้นต่อการยอมรับ การศึกษาพบว่าความคาดหวังด้านความพยายาม ความคาดหวังด้านประสิทธิภาพ อิทธิพลทางสังคม และความไว้วางใจที่รับรู้มีผลกระทบเชิงบวกอย่างมีนัยสำคัญต่อความตั้งใจในการใช้งานผลิตภัณฑ์ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์

Han & Geng (2023) ศึกษาบรรทัดฐานทางสังคมในบริบทเอเชียซึ่งมีวัฒนธรรมที่เน้นกลุ่มและความสัมพันธ์ (Collectivistic Culture) งานวิจัยพบว่าในสังคมเอเชีย อิทธิพลของบรรทัดฐานทางสังคมมีความแข็งแกร่งและยั่งยืนมากกว่าในสังคมตะวันตก นักเรียนมีแนวโน้มที่จะปฏิบัติตามคำแนะนำของครูและเพื่อนมากกว่าการตัดสินใจด้วยตนเอง การศึกษายังพบว่าการสนับสนุนและการใช้งานเทคโนโลยีโดยผู้นำทางความคิด (Opinion Leaders) ในสถาบันการศึกษาสามารถเร่งการแพร่กระจายของการยอมรับเทคโนโลยีได้อย่างมีประสิทธิภาพ

Jun (2023) ศึกษาอิทธิพลทางสังคมต่อการยอมรับเทคโนโลยีและพบว่าความคิดเห็นและพฤติกรรมของกลุ่มอ้างอิง เช่น เพื่อน ครูอาจารย์ และสถาบันการศึกษา มีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญต่อความตั้งใจในการยอมรับเทคโนโลยีใหม่ การศึกษาชี้ให้เห็นว่าบรรทัดฐานทางสังคมมีอิทธิพลมากขึ้นในช่วงแรกของการนำเทคโนโลยีมาใช้ และจะค่อย ๆ ลดลงเมื่อผู้ใช้มีประสบการณ์ตรงมากขึ้น

Diao et al. (2024) เกี่ยวกับการวิเคราะห์เมตาของความตั้งใจของนักศึกษาระดับวิทยาลัยในการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ พบว่าแม้จะไม่ได้กล่าวถึงปัจจัยสำคัญที่มีส่วนสร้างภาพลักษณ์

ทางสังคม (SI) เชิงบวกของปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์โดยเฉพาะ แต่ได้ระบุความคาดหวังด้านประสิทธิภาพและทัศนคติเป็นปัจจัยสำคัญที่มีอิทธิพลต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ในการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์โดยมีความคาดหวังด้านประสิทธิภาพที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ $r = 0.389$ และทัศนคติ $r = 0.576$ นอกจากนี้ยังพบว่าปัจจัยด้านสถานที่ปรับแต่งความคาดหวังด้านความพยายามและนิสัย ขณะที่เพศปรับแต่งทัศนคติ ซึ่งส่งผลต่อความตั้งใจของนักศึกษาในการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ การศึกษาพบว่าความคาดหวังด้านความพยายามและนิสัยถูกปรับแต่งโดยปัจจัยด้านสถานที่ ในขณะที่เพศปรับแต่งทัศนคติต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของนักศึกษาในการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์โดยเฉพาะ ซึ่งเน้นย้ำถึงความซับซ้อนของปัจจัยที่ส่งผลต่อการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ในหมู่นักศึกษาระดับวิทยาลัย

Dursun et al. (2024) เกี่ยวกับบทบาทของปัจจัยทางความรู้ อารมณ์ สังคม และสถานการณ์ในทฤษฎีการกระตุ้นบรรทัดฐาน พบว่าปัจจัยทางจิตวิทยาหลายประการมีส่วนสำคัญต่ออิทธิพลเชิงบวกของภาพลักษณ์ทางสังคมต่อบรรทัดฐานทางสังคมในบริบทของพฤติกรรมการใช้เคิล ปัจจัยเหล่านี้รวมถึงปฏิกิริยาทางอารมณ์ต่อความเสื่อมโทรมของสิ่งแวดล้อม ซึ่งสามารถเสริมสร้างการกระตุ้นบรรทัดฐานทางศีลธรรม และความรู้้อัตวิสัย ซึ่งกำหนดการรับรู้ของบุคคลเกี่ยวกับความคาดหวังทางสังคม นอกจากนี้ การสนับสนุนของครัวเรือนมีบทบาทสำคัญในการเสริมสร้างบรรทัดฐานเหล่านี้ เนื่องจากส่งเสริมความมุ่งมั่นร่วมกันต่อพฤติกรรมที่เป็นมิตรต่อสิ่งแวดล้อม จึงเสริมสร้างภาพลักษณ์ทางสังคมที่เกี่ยวข้องกับการใช้เคิล การศึกษาพบว่าบรรทัดฐานทางสังคม ความรู้้อัตวิสัย ต้นทุนพฤติกรรม การสนับสนุนของครัวเรือน และปฏิกิริยาทางอารมณ์มีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญต่อการกระตุ้นบรรทัดฐานทางศีลธรรม ซึ่งมีความสำคัญสำหรับการส่งเสริมพฤติกรรมการใช้เคิลในหมู่ผู้บริโภค

Eladia et al. (2024) เกี่ยวกับการตรวจสอบความตั้งใจในการใช้และการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ในมหาวิทยาลัยรัฐบาลค้นพบว่าอิทธิพลทางสังคมไม่มีผลกระทบอย่างมีนัยสำคัญต่อความตั้งใจในการใช้และการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ในหมู่นักศึกษาระดับวิทยาลัยและอาจารย์ แทนที่จะเป็นเช่นนั้น ปัจจัยสำคัญที่มีส่วนสร้างการยอมรับรวมถึงความคาดหวังด้านความพยายามและความตั้งใจเชิงพฤติกรรมสำหรับนักศึกษา ขณะที่ความคาดหวังด้านประสิทธิภาพและเงื่อนไขที่อำนวยความสะดวกมีอิทธิพลต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม โดยเฉพาะอย่างยิ่ง เงื่อนไขที่อำนวยความสะดวกมีผลกระทบรวมที่มีนัยสำคัญต่อการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ซึ่งเน้นย้ำถึงบทบาทของสถาบันในการกำหนดการรับรู้เชิงบวกของเทคโนโลยีมากกว่าภาพลักษณ์ทางสังคม การศึกษาพบว่านักศึกษาระดับวิทยาลัยและอาจารย์ส่วนใหญ่ในมหาวิทยาลัยรัฐบาลค้นใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ โดยมีนักศึกษา 85.84% และอาจารย์ 76.11% (Eladia et al., 2024)

Islam et al. (2024) เกี่ยวกับการเปลี่ยนจากสถานะสู่ความยั่งยืน ว่าอิทธิพลทางสังคมและจิตสำนึกด้านความยั่งยืนขับเคลื่อนความตั้งใจซื้อสีเขียวในร้านอาหารหรู พบว่าอิทธิพลทางสังคมมีผลเชิงบวกต่อทั้งจิตสำนึกด้านความยั่งยืนและความตั้งใจซื้อสีเขียวในหมู่ลูกค้าในร้านอาหารชั้นสูง ซึ่งบ่งชี้ว่าปัจจัยทางสังคมมีบทบาทสำคัญในการส่งเสริมพฤติกรรมที่มีความรับผิดชอบต่อสิ่งแวดล้อม การศึกษาพบว่าจิตสำนึกด้านความยั่งยืนถูกระบุว่าเป็นตัวกลางที่สำคัญในความสัมพันธ์ระหว่างอิทธิพลทางสังคมและความตั้งใจซื้อสีเขียว ซึ่งเน้นย้ำถึงความสำคัญของแรงจูงใจภายในในการขับเคลื่อนผู้บริโภคให้ตัดสินใจซื้อที่เป็นมิตรกับสิ่งแวดล้อม นอกจากนี้ การวิจัยยังเปิดเผยว่าผู้หญิงได้รับอิทธิพลจากปัจจัยทางสังคมในจิตสำนึกด้านความยั่งยืนและความตั้งใจซื้อสีเขียวมากกว่าผู้ชาย (Islam et al., 2024)

Meihui (2024) เกี่ยวกับผลกระทบของบรรทัดฐานทางสังคมต่อภาพลักษณ์เชิงบวกของร่างกายและการบริโภคแคลอรีในหมู่ผู้ใหญ่วัยหนุ่มสาว พบว่าการเชื่อในบรรทัดฐานทางสังคมความเพรียวบางในอุดมคติ (thin ideal) ที่แข็งแกร่งกว่ามีความเกี่ยวข้องกับระดับภาพลักษณ์เชิงบวกของร่างกายที่ต่ำกว่า การศึกษาพบว่าความแตกต่างของ BMI ในตัวเองเป็นตัวกลางในผลกระทบของความเพรียวบางในอุดมคติ ต่อภาพลักษณ์เชิงบวกของร่างกาย และการแทรกแซงบรรทัดฐานทางสังคมมีผลกระทบเชิงบวกต่อการปรับปรุงภาพลักษณ์เชิงบวกของร่างกายและการบริโภคแคลอรี การศึกษาแสดงให้เห็นว่าการแทรกแซงเชิงบรรยายและที่รวมปัจจัยแบบอย่างมีผลกระทบที่ยาวนานกว่าต่อภาพลักษณ์เชิงบวกของร่างกาย

Nesemeier (2024) เกี่ยวกับการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ในบริการมืออาชีพ กรณีศึกษาการให้คำปรึกษาด้านการจัดการ พบว่า อิทธิพลทางสังคม (SI) มีความเชื่อมโยงกับความกังวลเกี่ยวกับความน่าเชื่อถือและข้อได้เปรียบในการแข่งขันที่ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์นำเสนอ ซึ่งมีอิทธิพลต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ต่อไป การศึกษาเปิดเผยว่าการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ของที่ปรึกษาได้รับอิทธิพลจากปัจจัยหลายประการ รวมถึงความคาดหวังด้านประสิทธิภาพและความพยายาม อิทธิพลทางสังคม เจื่อนไขที่อำนวยความสะดวก และความกังวลเกี่ยวกับความน่าเชื่อถือของปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ปัจจัยเหล่านี้เน้นย้ำถึงความซับซ้อนของวิธีที่ปรึกษารับรู้และโต้ตอบกับเทคโนโลยีนี้ในสภาพแวดล้อมการทำงานมืออาชีพ ผลการศึกษาระบุถึงความแตกต่างในทัศนคติของที่ปรึกษาต่อปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ในขณะที่บางคนมองว่าเป็นวิธีการได้เปรียบในการแข่งขันในอาชีพการงานของพวกเขา แต่บางคนกลับรู้สึกละอายใจเมื่อต้องยอมรับการใช้งาน ซึ่งสะท้อนถึงพลวัตที่ซับซ้อนระหว่างมนุษย์และเทคโนโลยีที่เกิดขึ้นในสาขาการให้คำปรึกษาด้านการจัดการ

Pratiwi & Neviyarni (2025) เกี่ยวกับพลวัตอิทธิพลทางสังคม ในการทบทวนทฤษฎีเกี่ยวกับการปฏิบัติตาม การยินยอม การเชื่อฟัง และการชักจูงในจิตวิทยา พบว่าอิทธิพลทางสังคม รวมถึงการ

ปฏิบัติตาม การยินยอม และการชักจูง มีบทบาทสำคัญในการกำหนดบรรทัดฐานทางสังคม โดยส่งเสริมให้บุคคลปรับพฤติกรรมให้สอดคล้องกับความคาดหวังของกลุ่มที่รับรู้ การศึกษายืนยันว่าการปฏิบัติตามทางสังคม การยินยอม การเชื่อฟัง และการชักจูงเป็นแนวคิดที่เชื่อมโยงกันซึ่งมีอิทธิพลต่อปฏิสัมพันธ์ของบุคคลภายในกลุ่มสังคม บุคคลมีแนวโน้มที่จะปรับทัศนคติและพฤติกรรมให้สอดคล้องกับบรรทัดฐานของกลุ่มเพื่อให้ได้รับการยอมรับทางสังคม และโครงสร้างอำนาจภายในกลุ่มมีผลกระทบอย่างมีนัยสำคัญต่อกระบวนการตัดสินใจของบุคคล

Tang et al. (2024) เกี่ยวกับปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของนักศึกษามหาวิทยาลัยในการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ เพื่อวัตถุประสงค์การศึกษา พบว่าอิทธิพลทางสังคม (SI) เป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ของนักศึกษามหาวิทยาลัยในการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ แม้ว่าจะไม่ได้ระบุรายละเอียดองค์ประกอบที่มีส่วนสร้างอิทธิพลทางสังคม (SI) เชิงบวกอย่างชัดเจน แต่ระบุว่า อิทธิพลทางสังคม (SI) มีผลกระทบโดยตรงต่อการก่อตัวของนิสัย ซึ่งส่งผลต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ในที่สุด ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการรับรู้และการสนับสนุนเชิงบวกจากเพื่อนหรือเครือข่ายทางสังคมสามารถเสริมสร้างความเต็มใจของนักศึกษาในการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ เพื่อวัตถุประสงค์การศึกษา ส่งเสริมสภาพแวดล้อมที่สนับสนุนการใช้งาน การศึกษาพบว่าคุณค่าการเรียนรู้เป็นตัวทำนายที่แข็งแกร่งที่สุดของความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของนักศึกษามหาวิทยาลัยในการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ขณะที่นิสัยก็แสดงผลกระทบที่มีนัยสำคัญ แม้ว่าจะน้อยกว่า

Wu et al. (2025) เกี่ยวกับการสำรวจพฤติกรรมการใช้งานปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์กรณีศึกษา ChatGPT พบว่าปัจจัยสำคัญที่มีส่วนสร้างอิทธิพลทางสังคม (SI) เชิงบวกของปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์รวมถึงแรงกดดันทางสังคมที่รับรู้จากเพื่อน ครอบครัว และเพื่อนร่วมงาน ซึ่งส่งเสริมให้บุคคลยอมรับเทคโนโลยี การวิจัยระบุว่า อิทธิพลทางสังคม (SI) ที่แข็งแกร่งมีความสัมพันธ์เชิงบวกกับความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) เนื่องจากบุคคลมีแนวโน้มที่จะใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์มากขึ้นเมื่อพวกเขาเชื่อว่าแวดวงสังคมของพวกเขาสนับสนุนการใช้งาน การสนับสนุนทางสังคมนี้เสริมสร้างคุณค่าและการยอมรับที่รับรู้ของปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ซึ่งในที่สุดมีอิทธิพลต่อความตั้งใจของผู้ใช้ในการมีส่วนร่วมร่วมกับเทคโนโลยี การศึกษาพบผลกระทบเชิงบวกอย่างมีนัยสำคัญของความคาดหวังด้านประสิทธิภาพ ความคาดหวังด้านความพยายาม อิทธิพลทางสังคม และแรงจูงใจเชิงสุนทรียะต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของนักศึกษามหาวิทยาลัยในการใช้ ChatGPT

Zhang (2024) เกี่ยวกับความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของนักศึกษาระดับปริญญาตรีในการใช้เครื่องมือปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ โดยการใช้แชทบอท Ernie Bot เป็นตัวอย่าง พบว่าอิทธิพลทางสังคมเป็นปัจจัยสำคัญที่มีส่วนสร้างภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) เชิงบวกของเครื่องมือ

ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) เช่น เทคโนโลยี Ernie Bot ความคิดเห็นและการสนับสนุนเชิงบวกจากเพื่อนเสริมสร้างการรับรู้เกี่ยวกับเครื่องมือ ทำให้เกิดความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ที่แข็งแกร่งกว่าในการใช้งาน การศึกษาระบุนักศึกษาระดับปริญญาตรีได้รับอิทธิพลจากข้อเสนอแนะทางสังคมที่ดีมากขึ้น จะมีแนวโน้มที่จะยอมรับและใช้แชทบอท Ernie Bot มากขึ้น ซึ่งเน้นย้ำถึงความสำคัญของพลวัตทางสังคมในการยอมรับเทคโนโลยี การศึกษาพบว่าความคาดหวังด้านประสิทธิภาพ อิทธิพลทางสังคม และคุณภาพข้อมูลมีผลเชิงบวกอย่างมีนัยสำคัญต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของนักศึกษาระดับปริญญาตรีในการใช้แชทบอท Ernie Bot

จากการทบทวนวรรณกรรม สามารถสรุปได้ว่าภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) เป็นปัจจัยสำคัญที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับเทคโนโลยีในหลากหลายบริบท โดยเฉพาะในการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ปัจจัยทางจิตวิทยาที่สำคัญรวมถึงอัตลักษณ์ทางสังคม การดูดซึมบรรทัดฐาน และกลไกอิทธิพลทางสังคมต่าง ๆ เช่น การปฏิบัติตาม การยินยอม และการชักจูง อิทธิพลทางสังคมจากเพื่อน ครอบครัว และเครือข่ายทางสังคมมีบทบาทสำคัญในการกำหนดความตั้งใจของบุคคลในการยอมรับเทคโนโลยีใหม่ การสร้างภาพลักษณ์ทางสังคมเชิงบวกผ่านการสนับสนุนและการแบ่งปันประสบการณ์ในแวดวงสังคมสามารถเสริมสร้างความตั้งใจในการใช้งานและการยอมรับเทคโนโลยี ซึ่งเป็นข้อมูลสำคัญสำหรับการพัฒนานวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษที่ต้องการสร้างการยอมรับและการใช้งานอย่างกว้างขวางในบริบทประเทศไทย

2.2.7 ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (Trust in AI)

ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (Trust in AI) เป็นแนวคิดที่มีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการยอมรับเทคโนโลยี, โดยเฉพาะในบริบทการศึกษาที่ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์กำลังเข้ามามีบทบาทมากขึ้น. โดยความไว้วางใจนี้หมายถึงความเชื่อมั่นของผู้ใช้ที่มีต่อความน่าเชื่อถือ ความแม่นยำ และความปลอดภัยของระบบปัญญาประดิษฐ์ ทั้งนี้ ความไว้วางใจมีพื้นฐานมาจากการประเมิน 3 องค์ประกอบหลัก ได้แก่ ความสามารถ (Ability) ซึ่งหมายถึงประสิทธิภาพและความแม่นยำของปัญญาประดิษฐ์ ในการทำงานความมีคุณธรรม (Benevolence) คือความเชื่อว่า ปัญญาประดิษฐ์ถูกออกแบบมาเพื่อช่วยเหลือและให้ประโยชน์แก่ผู้ใช้ และ ความซื่อสัตย์ (Integrity) ที่หมายถึงการทำงานอย่างโปร่งใสและมีจริยธรรมของระบบ (Mayer et al., 1995; McKnight et al., 2002).

Afroogh et al. (2024) เกี่ยวกับความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ ความก้าวหน้า ความท้าทาย และทิศทางในอนาคต พบว่าความไว้วางใจและความไม่ไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ ทำหน้าที่เป็นตัวควบคุมและสามารถควบคุมระดับการแพร่กระจายนี้ได้อย่างมีนัยสำคัญ เนื่องจากความไว้วางใจสามารถเพิ่ม และความไม่ไว้วางใจอาจลดอัตราการยอมรับ ปัญญาประดิษฐ์ได้ การศึกษาเน้นย้ำถึงความสำคัญของการจัดการทั้งเมตริกความน่าเชื่อถือทางเทคนิคและนอกเทคนิค เช่น ความปลอดภัย ความแม่นยำ จริยธรรม และข้อพิจารณาทางกฎหมาย เพื่อส่งเสริมสภาพแวดล้อมปัญญาประดิษฐ์ ที่

น่าเชื่อถือ การศึกษาชี้ให้เห็นว่าการสร้างและรักษาความไว้วางใจในระบบปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) เป็นสิ่งสำคัญสำหรับการเพิ่มประสบการณ์ผู้ใช้และส่งเสริมการยอมรับอย่างกว้างขวางในโดเมนต่าง ๆ ซึ่งต้องอาศัยความร่วมมือระหว่างนักพัฒนาเทคโนโลยี ผู้กำหนดนโยบาย และผู้ใช้งานในการสร้างระบบนิเวศปัญญาประดิษฐ์ที่น่าเชื่อถือ

Choudhuri et al. (2024) เกี่ยวกับปัจจัยที่ชี้นำทางเลือกในการสร้างแบบจำลองความไว้วางใจและความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของนักพัฒนาต่อปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ พบว่าความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ได้รับการกำหนดโดยปัจจัยต่าง ๆ เช่น คุณภาพระบบและผลลัพธ์ คุณค่าเชิงหน้าที่ และการรักษาเป้าหมาย ซึ่งเป็นสิ่งสำคัญสำหรับความตั้งใจของนักพัฒนาในการยอมรับเครื่องมือเหล่านี้ในสภาพแวดล้อมการพัฒนาซอฟต์แวร์ เมื่อนักพัฒนาไว้วางใจเครื่องมือเหล่านี้ ความตั้งใจในการใช้งานจะเพิ่มขึ้น ทำให้ได้ประสบการณ์ผู้ใช้ที่ดีมากขึ้น การศึกษาพบว่าความไม่ตรงกันของความไว้วางใจและความสงสัยสามารถขัดขวางการยอมรับได้ ซึ่งเน้นย้ำถึงความจำเป็นในการออกแบบแบบครอบคลุมที่รองรับรูปแบบการคิดที่หลากหลายเพื่อส่งเสริมความไว้วางใจและเพิ่มความสามารถในการใช้งาน

Herdiani & Rosmansyah (2024) เกี่ยวกับการสร้างความไว้วางใจในระบบสนับสนุนการศึกษาที่ใช้ปัญญาประดิษฐ์ พบว่าความไว้วางใจถูกสร้างขึ้นผ่านความเชื่อมั่น ความโปร่งใส และความรับผิดชอบ ซึ่งช่วยลดความไม่แน่นอนและความเสี่ยงที่รับรู้ จึงอำนวยความสะดวกในการยอมรับเทคโนโลยี ระบบการศึกษาที่ใช้ปัญญาประดิษฐ์ ต้องแสดงให้เห็นถึงความน่าเชื่อถือผ่านการให้ข้อมูลที่แม่นยำ การเปิดเผยข้อจำกัดของระบบ และการปฏิบัติตามนโยบายความเป็นส่วนตัวอย่างโปร่งใส การศึกษานี้เน้นย้ำว่าการสร้างความไว้วางใจในบริบทการศึกษาไม่เพียงแต่ขึ้นอยู่กับประสิทธิภาพของเทคโนโลยีเท่านั้น แต่ยังรวมถึงการจัดการความคาดหวังและการสื่อสารที่มีประสิทธิภาพ ซึ่งช่วยสร้างสภาพแวดล้อมการเรียนรู้ที่ปลอดภัยและน่าเชื่อถือ

Huynh (2024) เกี่ยวกับการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์เป็นเครื่องมือสนับสนุนการตัดสินใจ การเปิดเผยความไว้วางใจของผู้ใช้และการชื่นชมปัญญาประดิษฐ์ พบว่าความไว้วางใจเป็นตัวกำหนดสำคัญในการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) เป็นเครื่องมือสนับสนุนการตัดสินใจ โดยประโยชน์ที่รับรู้ของปัญญาประดิษฐ์ เช่น คุณค่าเชิงการใช้งาน สังคม อารมณ์ และญาณวิทยา ช่วยเสริมสร้างความไว้วางใจ ในขณะที่ความเสี่ยงด้านความเป็นส่วนตัวที่รับรู้จะลดความไว้วางใจลง การศึกษาระบุว่าผู้ใช้ที่เห็นประโยชน์ชัดเจนจากเครื่องมือปัญญาประดิษฐ์ มีแนวโน้มที่จะไว้วางใจและใช้งานต่อไป ในขณะที่ความกังวลเรื่องความเป็นส่วนตัวสามารถเป็นอุปสรรคสำคัญต่อการสร้างความไว้วางใจ ดังนั้น การออกแบบระบบที่สมดุลระหว่างการให้ประโยชน์และการป้องกันความเป็นส่วนตัวจึงเป็นสิ่งสำคัญ

Li et al. (2024) เกี่ยวกับการพัฒนาปัญญาประดิษฐ์ที่น่าเชื่อถือผ่านข้อมูลเชิงลึกจากการวิจัยเรื่องความไว้วางใจระหว่างบุคคล ระหว่างมนุษย์กับระบบอัตโนมัติ และระหว่างมนุษย์กับปัญญาประดิษฐ์ พบว่าปัจจัยต่าง ๆ เหล่านี้รวมกันเน้นย้ำถึงความสำคัญของการจัดการกับความท้าทายทางเทคนิค จริยธรรม และสังคม เพื่อส่งเสริมความไว้วางใจในระบบปัญญาประดิษฐ์ ซึ่งท้ายที่สุดจะมีอิทธิพลต่อความเต็มใจของผู้ใช้ในการยอมรับและมีส่วนร่วมกับเทคโนโลยีเหล่านี้ การศึกษาเสนอว่าการพัฒนาความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ต้องเป็นความพยายามแบบองค์รวมที่ผสมผสานการพัฒนาเทคโนโลยีที่มีคุณภาพ การสื่อสารที่โปร่งใส การจัดการจริยธรรม และการเข้าใจบริบททางสังคมและวัฒนธรรมของกลุ่มผู้ใช้เป้าหมาย ซึ่งจะช่วยสร้างระบบปัญญาประดิษฐ์ที่มีความน่าเชื่อถือและเป็นที่ยอมรับอย่างกว้างขวาง

Oyekunle et al. (2024) เกี่ยวกับความไว้วางใจในอัลกอริทึมเทคโนโลยีในบริบทของการบริโภคเทคโนโลยีและโครงการปัญญาประดิษฐ์ พบว่าการสร้างความไว้วางใจในระบบปัญญาประดิษฐ์เป็นกระบวนการหลายมิติที่ได้รับอิทธิพลจากปัจจัยทางเทคโนโลยี จิตวิทยา และองค์กร ปัจจัยทางเทคโนโลยีที่สำคัญ ได้แก่ การรับรู้ประโยชน์ ความโปร่งใส และความสามารถในการอธิบายได้ ซึ่งเป็นสิ่งสำคัญสำหรับผู้ใช้ในการเข้าใจและไว้วางใจกระบวนการตัดสินใจของระบบปัญญาประดิษฐ์ปัจจัยทางจิตวิทยา เช่น การรับรู้ความเสี่ยง ความเชี่ยวชาญในสาขา และแนวโน้มส่วนบุคคลในการไว้วางใจเทคโนโลยี ก็มีบทบาทสำคัญในการก่อตัวของความไว้วางใจ ขณะที่ปัจจัยขององค์กร รวมถึงการสนับสนุนจากผู้นำ ความรับผิดชอบทางจริยธรรม และวัฒนธรรมองค์กร ช่วยเสริมสร้างความไว้วางใจ โดยการประกันว่าระบบปัญญาประดิษฐ์ ได้รับการพัฒนาและนำไปใช้อย่างมีความรับผิดชอบ

Prakash et al. (2023) เกี่ยวกับตัวกำหนดและผลกระทบของความไว้วางใจในแพลตฟอร์มการลูกค้าที่ใช้ปัญญาประดิษฐ์ พบว่าสัญญาณการสนทนาและการรับรู้คุณลักษณะเชิงการใช้งานและสังคมเป็นตัวกำหนดความไว้วางใจที่สำคัญ ซึ่งมีอิทธิพลโดยตรงต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของผู้ใช้ความสามารถของระบบปัญญาประดิษฐ์ ในการสื่อสารอย่างเป็นธรรมชาติ การตอบสนองความต้องการของผู้ใช้อย่างแม่นยำ และการแสดงคุณลักษณะทางสังคมที่เหมาะสม มีส่วนสำคัญในการสร้างความไว้วางใจและส่งเสริมการยอมรับ การศึกษาระบุว่าการออกแบบระบบปัญญาประดิษฐ์ ที่คำนึงถึงประสบการณ์ผู้ใช้และปฏิสัมพันธ์ที่มีความหมายเป็นกุญแจสำคัญในการสร้างความไว้วางใจและขับเคลื่อนการยอมรับเทคโนโลยี ความไว้วางใจที่เกิดขึ้นจากปฏิสัมพันธ์ที่ดีนี้ส่งผลให้ผู้ใช้มีความพึงพอใจและความภักดีต่อบริการมากขึ้น

Wamba-Taguimdje et al. (2024) เกี่ยวกับเหตุผลที่ผู้ใช้ควรเสี่ยงในการใช้แพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์อย่างยั่งยืน พบว่าในบริบทของปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ความสามารถและความเป็นอิสระของผู้ใช้เป็นสิ่งสำคัญในการสร้างความไว้วางใจ ซึ่งในทางกลับกันจะเพิ่มความพึงพอใจของผู้ใช้และคุณค่าที่รับรู้ของเทคโนโลยี ซึ่งท้ายที่สุดจะมีอิทธิพลต่อการใช้งานอย่าง

ยั่งยืน การศึกษาเน้นย้ำว่าเมื่อผู้ใช้รู้สึกว่าคุณมีความสามารถในการใช้งานและมีประสิทธิภาพในการเลือกใช้ระบบ พวกเขาจะมีความไว้วางใจมากขึ้น ซึ่งนำไปสู่ประสบการณ์การใช้งานที่ดีและการยอมรับระยะยาว การสร้างสภาพแวดล้อมที่ผู้ใช้รู้สึกมีอำนาจและควบคุมได้จึงเป็นกุญแจสำคัญในการพัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์ที่มีความไว้วางใจและยั่งยืน

Wang & Chen (2024) เกี่ยวกับการสำรวจความไว้วางใจของนักออกแบบในเนื้อหาที่สร้างโดยปัญญาประดิษฐ์ โดยใช้แบบจำลอง TAM/TPB พบว่าความไว้วางใจได้รับอิทธิพลหลักจากความเสี่ยงเชิงการใช้งานที่รับรู้และความโปร่งใสรวมถึงความน่าเชื่อถือของปัญญาประดิษฐ์ซึ่งส่งผลต่อทางเลือกเชิงพฤติกรรมของนักออกแบบ ผู้ออกแบบที่ใช้เครื่องมือปัญญาประดิษฐ์ต้องมีความเข้าใจในข้อจำกัดและความสามารถของเทคโนโลยี เพื่อสามารถประเมินความเหมาะสมของผลงานที่สร้างโดยปัญญาประดิษฐ์และตัดสินใจในการใช้งานอย่างมีประสิทธิภาพ การศึกษาพบว่าการสร้างความไว้วางใจในกลุ่มผู้ใช้ระดับมืออาชีพต้องเน้นการให้ข้อมูลที่ชัดเจนเกี่ยวกับกระบวนการทำงาน ข้อจำกัดและความแม่นยำของระบบ ซึ่งช่วยให้นักออกแบบสามารถใช้งานปัญญาประดิษฐ์อย่างสร้างสรรค์และมีประสิทธิภาพ

Tantiathimongkhon & Satjharuthai (2025) ศึกษาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับห้องเรียนเสมือนจริงที่ขับเคลื่อนด้วย AI ในอุดมศึกษาไทยโดยใช้โมเดล UTAUT ร่วมกับตัวแปรเฉพาะบริบท โดยเก็บข้อมูลจากนักศึกษา 709 คนและวิเคราะห์ด้วยแบบจำลองสมการโครงสร้าง ผลการศึกษาพบว่าความไว้วางใจใน AI แสดงผลกระทบที่แข็งแกร่งที่สุดและมีนัยสำคัญทางสถิติต่อความตั้งใจทางพฤติกรรมของนักศึกษา ($p < .001$) ตามด้วย immersion ($p < .001$) และ interactivity ($p < .01$) ผลการศึกษาชี้ให้เห็นว่าการรับรู้ของนักศึกษาเกี่ยวกับความน่าเชื่อถือของระบบและความรู้สึของการ "อยู่" ในสภาพแวดล้อมการเรียนรู้เป็นสิ่งสำคัญต่อการมีส่วนร่วมอย่างต่อเนื่อง การค้นพบนี้เน้นย้ำถึงความสำคัญของการออกแบบห้องเรียนเสมือนจริงที่ให้ความสำคัญกับการมีส่วนร่วมทางอารมณ์และความน่าเชื่อถือมากกว่าความพร้อมใช้งานทางเทคนิค การศึกษายังเสนอแนะว่าระบบ AI ควรได้รับการปรับให้เหมาะสมกับหลักสูตรที่ต้องการการโต้ตอบสูง เช่น ภาษา การออกแบบ และการเขียนโปรแกรม ซึ่งสอดคล้องกับบริบทการเรียนรู้ภาษาอังกฤษที่การโต้ตอบและความไว้วางใจเป็นปัจจัยสำคัญในการยอมรับเทคโนโลยี

จากการทบทวนวรรณกรรม สามารถสรุปได้ว่าความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (Trust in AI) เป็นปัจจัยสำคัญที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับเทคโนโลยีในหลากหลายบริบท โดยเฉพาะในการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ปัจจัยทางจิตวิทยาที่สำคัญรวมถึงการรับรู้ความสามารถ ความมีคุณธรรม และความซื่อสัตย์ของระบบปัญญาประดิษฐ์กลไกการสร้างควมไว้วางใจต่าง ๆ เช่น ความโปร่งใส ความน่าเชื่อถือ และการอธิบายได้ มีบทบาทสำคัญในการกำหนดความตั้งใจของบุคคลในการยอมรับเทคโนโลยีใหม่ การสร้างความไว้วางใจเชิงบวกผ่านการออกแบบ

ระบบที่คำนึงถึงประสบการณ์ผู้ใช้และการจัดการความเสี่ยงด้านความเป็นส่วนตัวสามารถเสริมสร้างความตั้งใจในการใช้งานและการยอมรับเทคโนโลยี ซึ่งเป็นข้อมูลสำคัญสำหรับการพัฒนานวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษที่ต้องการสร้างการยอมรับและการใช้งานอย่างกว้างขวางในบริบทประเทศไทย

2.2.8 ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (Privacy Concerns)

ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวเป็นส่วนตัวเป็นปัจจัยสำคัญที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับเทคโนโลยีดิจิทัลในยุคปัจจุบัน โดยเฉพาะเมื่อเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์เข้ามามีบทบาทในการศึกษาและการดำเนินชีวิตประจำวัน ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวหมายถึงความกลัวหรือความไม่สบายใจของผู้ใช้เกี่ยวกับการจัดเก็บ การใช้งาน การแบ่งปัน และการควบคุมข้อมูลส่วนบุคคลโดยระบบปัญญาประดิษฐ์ ความกังวลนี้เกิดขึ้นจากการตระหนักว่าปัญญาประดิษฐ์มีความสามารถในการเก็บรวบรวมข้อมูลในปริมาณมาก วิเคราะห์รูปแบบพฤติกรรม และใช้ข้อมูลเหล่านั้นในรูปแบบที่ผู้ใช้อาจไม่ทราบหรือไม่ได้ให้ความยินยอม (Solove, 2008; Westin, 2003) ในบริบทของปัญญาประดิษฐ์ ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวสามารถแบ่งออกเป็นหลายประเภท ได้แก่ ความกังวลเรื่องการเก็บรวบรวมข้อมูล การใช้งานข้อมูล การแบ่งปันข้อมูล และการเข้าถึงข้อมูล ซึ่งแต่ละประเภทยังมีผลกระทบต่อความตั้งใจในการใช้งานเทคโนโลยีและพฤติกรรมการป้องกันความเป็นส่วนตัวของผู้ใช้

Biber et al. (2024) เกี่ยวกับการทำนายการป้องกันความเป็นส่วนตัวออนไลน์สำหรับผู้ใช้ Facebook ด้วยทฤษฎีพฤติกรรมตามแผนที่ขยาย พบว่าปัจจัยต่าง ๆ เช่น บรรทัดฐานทางสังคม การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม และบรรทัดฐานกลุ่มเชิงพรรณนา มีบทบาทในการกำหนดความตั้งใจด้านความเป็นส่วนตัว การศึกษาแสดงให้เห็นว่าผู้ใช้ที่มีความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวจะมีแนวโน้มที่จะปรับเปลี่ยนพฤติกรรมการใช้งานและมีการตั้งค่าความเป็นส่วนตัวที่เข้มงวดมากขึ้น บรรทัดฐานทางสังคมและการรับรู้ความสามารถในการควบคุมข้อมูลส่วนตัวเป็นปัจจัยสำคัญที่มีอิทธิพลต่อการตัดสินใจของผู้ใช้ในการป้องกันข้อมูลส่วนตัวบนแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดีย การเข้าใจปัจจัยเหล่านี้จึงมีความสำคัญสำหรับการออกแบบระบบที่เอื้อต่อการป้องกันความเป็นส่วนตัวของผู้ใช้

Kim et al. (2023) เกี่ยวกับความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวและผลที่ตามมา การวิเคราะห์เมตา พบว่าความขัดแย้งด้านความเป็นส่วนตัว (privacy paradox) ซึ่งความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวมีผลกระทบต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมมากกว่าพฤติกรรมจริง เป็นปัจจัยสำคัญอีกประการหนึ่ง การศึกษาชี้ให้เห็นว่าแม้ผู้ใช้จะแสดงความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว แต่ความกังวลเหล่านี้ไม่เสมอไปที่จะแปลงเป็นการกระทำเพื่อป้องกัน ปรากฏการณ์นี้แสดงให้เห็นถึงความซับซ้อนของความสัมพันธ์ระหว่างทัศนคติ ความตั้งใจ และพฤติกรรมจริงในบริบทของการป้องกันความเป็นส่วนตัว การเข้าใจปรากฏการณ์นี้มีความสำคัญสำหรับนักออกแบบและผู้พัฒนาเทคโนโลยีในการสร้างระบบที่ส่งเสริมพฤติกรรมการป้องกันความเป็นส่วนตัวที่มีประสิทธิภาพ

Mou & Meng (2023) เกี่ยวกับ Alexa การสำรวจผลกระทบของความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวต่อความต้านทานของผู้บริโภคต่อผู้ช่วยเสียงอัจฉริยะ พบว่าการรับรู้ความน่าเชื่อถือและบทบาทที่เป็นมนุษย์ของผู้ช่วยเสียงอัจฉริยะ (IVAs) เป็นตัวกลางในความสัมพันธ์ระหว่างความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวและความต้านทานของผู้บริโภค โดยมีการรับรู้ความรับผิดชอบต่อสังคมขององค์กร (CSR) เป็นตัวปรับแต่งผลกระทบนี้ การศึกษาระบุว่าเมื่อผู้ใช้รู้สึกว่าการช่วยเสียงมีลักษณะคล้ายมนุษย์มากเกินไป จะทำให้เกิดความรู้สึกไม่สบายใจและความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวเพิ่มขึ้น ซึ่งนำไปสู่ความต้านทานในการใช้งาน การออกแบบผู้ช่วยเสียงจึงต้องสมดุลระหว่างความเป็นธรรมชาติและการรักษาขอบเขตที่เหมาะสมเพื่อลดความกังวลของผู้ใช้

Ngan & Lei (2024) เกี่ยวกับการขายจิตวิญญาณเพื่อหม้อทอง ความขัดแย้งด้านความเป็นส่วนตัวในตัวในทฤษฎีการเฝ้าระวัง พบว่าทฤษฎีแรงจูงใจในการป้องกัน (PMT) และทฤษฎีการคำนวณความเป็นส่วนตัว (PCT) สามารถอธิบายได้ว่าการรับรู้ความรุนแรงและความอ่อนไหวต่อภัยคุกคามด้านความเป็นส่วนตัวสามารถเพิ่มความตั้งใจในพฤติกรรมป้องกัน แม้ว่าการรับรู้ประสิทธิภาพของตนเองอาจลดความตั้งใจได้ การศึกษานี้เน้นย้ำถึงความสำคัญของการให้ความรู้และเครื่องมือที่เหมาะสมแก่ผู้ใช้เพื่อเสริมสร้างความมั่นใจในการป้องกันความเป็นส่วนตัวของตนเอง ผู้ใช้ที่มีความรู้และทักษะในการจัดการความเป็นส่วนตัวจะมีแนวโน้มที่ป้องกันอย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น

Niu et al. (2024) เกี่ยวกับการปกป้องความเป็นส่วนตัวบนโซเชียลมีเดีย การลดการรังแกในโซเชียลและการขโมยข้อมูลผ่านการใช้งานที่มีการควบคุมและการล้างพิษ ด้วยบทบาทการเป็นตัวกลางของแรงจูงใจความปลอดภัยด้านความเป็นส่วนตัว พบว่าในบริบทของโซเชียลมีเดีย ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวเป็นตัวกลางในความสัมพันธ์ระหว่างประสบการณ์เชิงลบ เช่น การกลั่นแกล้งในโซเชียล และพฤติกรรมป้องกัน เช่น การลดการใช้โซเชียลมีเดีย การศึกษาแสดงให้เห็นว่าผู้ใช้ที่ประสบกับการกลั่นแกล้งหรือการละเมิดความเป็นส่วนตัวจะมีความกังวลเพิ่มขึ้น และนำไปสู่การปรับเปลี่ยนพฤติกรรมการใช้งาน การพัฒนากลไกการป้องกันและการสร้างสภาพแวดล้อมที่ปลอดภัยบนโซเชียลมีเดียจึงมีความสำคัญต่อการรักษาความเชื่อมั่นของผู้ใช้

Raj et al. (2023) เกี่ยวกับบทบาทของความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวและความไว้วางใจในความตั้งใจของผู้บริโภคในการใช้ Buy-Now Pay-Later (BNPL) ทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) ที่ขยาย พบว่าความไว้วางใจเป็นตัวกลางที่สำคัญ ซึ่งความไว้วางใจที่เพิ่มขึ้นสามารถลดความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวและมีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม ในขณะที่ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวมีส่วนตัวมักนำไปสู่การลดลงของความไว้วางใจ ซึ่งส่งผลกระทบเชิงลบต่อทัศนคติและความตั้งใจของผู้ใช้ การศึกษาเน้นย้ำถึงความสำคัญของการสร้างความไว้วางใจผ่านการแสดงให้เห็นถึงความปลอดภัยและความรับผิดชอบต่อสังคมในการจัดการข้อมูลส่วนบุคคล เพื่อลดความกังวลและส่งเสริมการยอมรับเทคโนโลยีใหม่

Rana et al. (2024) เกี่ยวกับการประเมินการยอมรับปัญญาประดิษฐ์ในสถาบันการศึกษาของประเทศกำลังพัฒนา กรอบ UTAUT ที่เสริมด้วยความไว้วางใจและความเป็นส่วนตัว พบว่าความไว้วางใจเกิดขึ้นเป็นตัวกลางที่สำคัญ ซึ่งความไว้วางใจที่เพิ่มขึ้นสามารถลดความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวและมีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม การศึกษาในบริบทการศึกษาแสดงให้เห็นว่าสถาบันการศึกษาต้องให้ความสำคัญกับการสร้างความไว้วางใจและการจัดการความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวอย่างเหมาะสม เพื่อส่งเสริมการยอมรับและใช้งานเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ในการศึกษา การสร้างนโยบายและแนวปฏิบัติที่ชัดเจนเกี่ยวกับการปกป้องข้อมูลนักศึกษาและอาจารย์จึงเป็นสิ่งสำคัญสำหรับการนำปัญญาประดิษฐ์มาใช้ในสถาบันการศึกษาอย่างประสบความสำเร็จ

Stapels et al. (2023) เกี่ยวกับการไม่ไว้วางใจสิ่งใดที่สามารถคิดได้ด้วยตัวเอง หากคุณไม่สามารถควบคุมการตั้งค่าความเป็นส่วนตัวได้ อิทธิพลของการตั้งค่าความเป็นส่วนตัวของหุ่นยนต์ต่อทัศนคติของผู้ใช้และความเต็มใจในการเปิดเผยตนเอง พบว่าการจัดการการตั้งค่าความเป็นส่วนตัว เช่น การตั้งค่าในหุ่นยนต์ทางสังคม มีอิทธิพลต่อทัศนคติของผู้ใช้และความเต็มใจในการเปิดเผยตนเอง โดยการตั้งค่าความเป็นส่วนตัวที่เข้มงวดช่วยส่งเสริมความไว้วางใจและความตั้งใจเชิงพฤติกรรมที่เอื้ออำนวย การศึกษาแสดงให้เห็นว่าการให้ผู้ใช้อำนาจในการควบคุมการตั้งค่าความเป็นส่วนตัวเป็นปัจจัยสำคัญในการสร้างความมั่นใจและความไว้วางใจ ผู้ใช้สามารถควบคุมและปรับแต่งการตั้งค่าความเป็นส่วนตัวได้ตามความต้องการจะมีทัศนคติที่ดีขึ้นและเต็มใจที่จะมีปฏิสัมพันธ์กับเทคโนโลยีมากขึ้น

Kajiwara & Kawabata (2024) ขยายความเข้าใจเกี่ยวกับความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวในบริบทของการใช้ LLM โดยใช้แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) เพื่อศึกษาอิทธิพลของหลักการจริยธรรม AI ต่อการยอมรับเทคโนโลยี ผลการศึกษาพบว่าการรับรู้ประโยชน์ ความยุติธรรม และความเป็นธรรม ความเป็นส่วนตัว และการคุ้มครองข้อมูลมีผลกระทบโดยตรงต่อทัศนคติต่อการใช้งาน ChatGPT การค้นพบที่สำคัญคือนักศึกษารู้สึกไม่สบายใจเกี่ยวกับการใช้ข้อมูลส่วนบุคคลของพวกเขาในการเรียนรู้ของ ChatGPT แม้ว่าพวกเขาจะให้ความยินยอมในการใช้ข้อมูลส่วนบุคคลแล้วก็ตาม ผลลัพธ์นี้ชี้ให้เห็นว่าผู้พัฒนาและผู้ให้บริการ AI จำเป็นต้องจัดการข้อมูลส่วนบุคคลอย่างระมัดระวังเพื่อส่งเสริมทัศนคติเชิงบวกต่อ AI และสร้างความไว้วางใจในระยะยาว การศึกษายังเปิดเผยว่าความคาดหวังเกี่ยวกับการประยุกต์ใช้ AI สูงที่สุดในด้านการสนับสนุนความคิดสร้างสรรค์ การสนับสนุนการตัดสินใจ และการค้นหาข้อมูล ซึ่งสะท้อนให้เห็นถึงพื้นที่ที่ผู้ใช้เห็นคุณค่าสูงสุดของเทคโนโลยี AI

จากการทบทวนวรรณกรรม สามารถสรุปได้ว่าความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (Privacy Concerns) เป็นปัจจัยสำคัญที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับเทคโนโลยีในหลากหลายบริบท โดยเฉพาะในการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ความสัมพันธ์ระหว่างความกังวลด้านความ

เป็นส่วนตัวและความตั้งใจเชิงพฤติกรรมมีความซับซ้อนและได้รับการส่งผ่านโดยปัจจัยต่าง ๆ เช่น ความไว้วางใจ การรับรู้ความเสี่ยง และบรรทัดฐานทางสังคม กลไกการเป็นตัวกลางของความไว้วางใจ การจัดการการตั้งค่าความเป็นส่วนตัว และการสร้างสภาพแวดล้อมที่ปลอดภัย มีบทบาทสำคัญในการกำหนดความตั้งใจของบุคคลในการยอมรับเทคโนโลยีใหม่ การสร้างความเชื่อมั่นและการจัดการความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวผ่านความโปร่งใส การให้อำนาจการควบคุมแก่ผู้ใช้ และการปฏิบัติตามมาตรฐานจริยธรรมสามารถเสริมสร้างความตั้งใจในการใช้งานและการยอมรับเทคโนโลยี ซึ่งเป็นข้อมูลสำคัญสำหรับการพัฒนานวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษที่ต้องการสร้างการยอมรับและการใช้งานอย่างกว้างขวางในบริบทประเทศไทย

2.2.9 ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (Behavioural intention:BI)

ความตั้งใจเชิงพฤติกรรมเป็นแนวคิดหลักที่มีความสำคัญอย่างยิ่งในการทำนายและอธิบาย พฤติกรรมการยอมรับเทคโนโลยี โดยเฉพาะในบริบทของการศึกษาและการเรียนรู้ด้วยเทคโนโลยี ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ความตั้งใจเชิงพฤติกรรมหมายถึงระดับความตั้งใจหรือความพร้อมของบุคคลในการแสดงพฤติกรรมใดพฤติกรรมหนึ่ง ซึ่งในบริบทของการศึกษานี้คือความตั้งใจในการใช้ ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) สำหรับการเรียนรู้ภาษาอังกฤษ ตามทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) และแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) ความตั้งใจเชิงพฤติกรรมถือเป็นตัวทำนายที่ดีที่สุดของพฤติกรรมจริง โดยได้รับอิทธิพลจากปัจจัยหลักหลายประการ เช่น ทศนคติต่อพฤติกรรม บรรทัดฐานทางสังคม การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม การรับรู้ประโยชน์ และการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน ซึ่งแต่ละปัจจัยมีอิทธิพลที่แตกต่างกันไปตามบริบทและลักษณะของเทคโนโลยี

Baek & Kim (2023) เกี่ยวกับ ChatGPT ที่น่ากลัวหรือดี วิธีที่แรงจูงใจของผู้ใช้ส่งผลต่อความน่าเชื่อถือและความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ พบว่าแรงจูงใจของผู้ใช้ เช่น ประสิทธิภาพของงานและการปรับแต่งส่วนบุคคล มีผลต่อความไว้วางใจและความตั้งใจการใช้งานต่อเนื่อง แม้ว่าแรงจูงใจเหล่านี้อาจเพิ่มการรับรู้ความน่าเชื่อถือซึ่งส่งผลเชิงลบต่อความตั้งใจการใช้งานต่อเนื่อง การศึกษาแสดงให้เห็นว่าผู้ใช้ที่มีแรงจูงใจในการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ เพื่อประสิทธิภาพในการทำงานจะมีความตั้งใจในการใช้งานต่อเนื่องสูงขึ้น แต่ในขณะเดียวกันก็อาจประสบกับความรู้สึกไม่สบายใจจากความสามารถของปัญญาประดิษฐ์ที่อาจดูเหนือธรรมชาติ ผลการศึกษานี้ชี้ให้เห็นถึงความซับซ้อนของความสัมพันธ์ระหว่างแรงจูงใจ อารมณ์ และความตั้งใจในการใช้งานเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI)

Basri (2024) เกี่ยวกับการเสริมสร้างประสิทธิภาพตนเองของปัญญาประดิษฐ์บทบาทของความรู้ปัญญาประดิษฐ์แหล่งข้อมูล ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม และการเรียนรู้เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร พบว่าความตั้งใจเชิงพฤติกรรมเป็นตัวกลางสำคัญในการเชื่อมโยงระหว่างความรู้ด้านปัญญาประดิษฐ์และประสิทธิภาพตนเองในการใช้ปัญญาประดิษฐ์การศึกษาเน้นย้ำว่าการมีความรู้

เกี่ยวกับปัญญาประดิษฐ์และการเข้าถึงแหล่งข้อมูลที่เชื่อถือได้เป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งเสริมความตั้งใจในการใช้งาน ซึ่งต่อมาจะนำไปสู่การเพิ่มขึ้นของประสิทธิภาพตนเองในการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ผลการศึกษานี้ให้ข้อเสนอแนะสำคัญว่าการศึกษาและการฝึกอบรมเกี่ยวกับปัญญาประดิษฐ์ควรเน้นไม่เพียงแต่ทักษะการใช้งานเท่านั้น แต่ยังรวมถึงการสร้างความเข้าใจและความตั้งใจที่ถูกต้องในการนำเทคโนโลยีมาใช้ประโยชน์

Kim & Baek (2024) เกี่ยวกับปัจจัยกำหนดแรงจูงใจของความตั้งใจการใช้งานต่อเนื่องสำหรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ แนวทางแบบจำลองการลงทุนสำหรับผู้ใช้ ChatGPT ในสหรัฐอเมริกา พบว่าความเป็นมิตรต่อผู้ใช้และความสนุกสนานเป็นปัจจัยสำคัญในการส่งเสริมความมุ่งมั่นและความตั้งใจการใช้งานต่อเนื่องสำหรับแชทบอทปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ เช่น ChatGPT การศึกษาใช้แนวทางแบบจำลองการลงทุนซึ่งเน้นที่ความสัมพันธ์ระยะยาวระหว่างผู้ใช้และเทคโนโลยี ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าเมื่อผู้ใช้รู้สึกว่าการใช้งานปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ เป็นเรื่องง่ายและสนุกสนาน พวกเขาจะมีแนวโน้มที่จะลงทุนเวลาและความพยายามในการเรียนรู้และใช้งานอย่างต่อเนื่อง ซึ่งนำไปสู่ความตั้งใจการใช้งานระยะยาวที่แข็งแกร่งขึ้น

Ma (2025) เกี่ยวกับการสร้างแบบจำลองการยอมรับของนักศึกษาในการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์สำหรับการเรียนภาษาที่สอง มุมมองจากทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน พบว่าการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) สำหรับการเรียนภาษาที่สองได้รับอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญจากความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของมนุษย์ โดยเฉพาะบรรทัดฐานทางสังคมและทัศนคติมีผลกระทบเชิงบวกต่อความตั้งใจนี้ ในขณะที่การรับรู้การควบคุมพฤติกรรมไม่แสดงผลกระทบที่มีนัยสำคัญ นอกจากนี้ ความรู้ด้านปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ เป็นตัวทำนายสำคัญของความตั้งใจเชิงพฤติกรรม โดยมีผลกระทบทั้งทางตรงและทางอ้อมผ่านทัศนคติ ปัจจัยเหล่านี้รวมกันอธิบายความแปรปรวน 51.6% ของความตั้งใจใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ในหมู่ผู้เรียนระดับอุดมศึกษา

Ng et al. (2024) เกี่ยวกับจากหน้าที่สู่ความสัมพันธ์ การสำรวจอิทธิพลคู่ของความอบอุ่นและความสามารถต่อบริการปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ในอุตสาหกรรมการท่องเที่ยว พบว่าในอุตสาหกรรมการท่องเที่ยว การรับรู้ความอบอุ่นและความสามารถในการบริการปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ช่วยเสริมสร้างความตั้งใจของลูกค้าในการใช้บริการเหล่านี้ การศึกษาแสดงให้เห็นว่าเมื่อลูกค้ารับรู้ว่ารบบปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ในโรงแรมหรือร้านอาหารมีความอบอุ่นในการให้บริการ (เช่น มีความเข้าใจและเอาใจใส่ความต้องการ) และมีความสามารถสูง (เช่น ให้ข้อมูลที่ถูกต้องและครบถ้วน) พวกเขาจะมีความตั้งใจที่แข็งแกร่งในการใช้บริการดังกล่าว ผลการศึกษานี้ให้ข้อเสนอแนะสำคัญว่าการออกแบบระบบปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ไม่ควรเน้นเพียงแต่ประสิทธิภาพทางเทคนิคเท่านั้น แต่ยังต้องคำนึงถึงการสร้างประสบการณ์ที่มีความอบอุ่นและเป็นมิตรต่อผู้ใช้

Tang et al. (2024) เกี่ยวกับปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของนักศึกษามหาวิทยาลัยในการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์เพื่อวัตถุประสงค์การศึกษาตามแบบจำลอง UTAUT2 ที่ปรับปรุง พบว่าการศึกษานี้เน้นย้ำว่าปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (Gen AI) มีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของมนุษย์ โดยเฉพาะในหมู่นักศึกษามหาวิทยาลัย ปัจจัยสำคัญ เช่น ความคาดหวังด้านประสิทธิภาพและความคาดหวังด้านความพยายาม มีอิทธิพลต่อคุณค่าการเรียนรู้ ซึ่งถูกระบุว่าเป็นตัวทำนายสำคัญของความตั้งใจของนักศึกษามหาวิทยาลัยในการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) การศึกษาพบว่าเมื่อนักศึกษาคาดหวังว่าปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการเรียนรู้และไม่ต้องใช้ความพยายามมากในการเรียนรู้การใช้งาน พวกเขาจะรับรู้คุณค่าการเรียนรู้ที่สูงขึ้น ซึ่งส่งผลต่อความตั้งใจในการใช้งานที่แข็งแกร่งขึ้น

Zhou (2023) เกี่ยวกับเครื่องมือตามทฤษฎีคุณค่าความคาดหวัง (EVT) สำหรับการวัดการรับรู้ของนักเรียนเกี่ยวกับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ พบว่าทฤษฎีคุณค่าความคาดหวังเน้นย้ำว่าคุณค่าที่รับรู้มีความสัมพันธ์อย่างแข็งแกร่งกับความตั้งใจใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ในขณะที่ต้นทุนที่รับรู้มีความสัมพันธ์เชิงลบอย่างอ่อน การศึกษาแสดงให้เห็นว่าเมื่อนักเรียนรับรู้ว่าปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) มีคุณค่าสูงในการช่วยเหลือการเรียนรู้ (เช่น ช่วยในการทำความเข้าใจเนื้อหาที่ซับซ้อน สร้างแนวคิดใหม่ หรือเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงาน) พวกเขาจะมีความตั้งใจที่แข็งแกร่งในการใช้งาน แม้ว่าจะมีการรับรู้ต้นทุนบางประการ (เช่น เวลาในการเรียนรู้ ความกังวลด้านความถูกต้อง หรือค่าใช้จ่าย) แต่ถ้าคุณค่าที่รับรู้สูงกว่าต้นทุน ความตั้งใจในการใช้งานก็ยังคงเป็นบวก

จากการทบทวนวรรณกรรม สามารถสรุปได้ว่าความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (Behavioral Intention) เป็นปัจจัยสำคัญที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับเทคโนโลยีในหลากหลายบริบท โดยเฉพาะในการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ความตั้งใจเชิงพฤติกรรมได้รับอิทธิพลจากปัจจัยหลายประการ เช่น ทักษะต่อเทคโนโลยี บรรทัดฐานทางสังคม การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม การรับรู้ประโยชน์ และความไว้วางใจ กลไกการกำหนดความตั้งใจต่าง ๆ เช่น แรงจูงใจในการใช้งาน ความรู้และทักษะเกี่ยวกับเทคโนโลยี และประสบการณ์การใช้งาน มีบทบาทสำคัญในการกำหนดความตั้งใจของบุคคลในการยอมรับเทคโนโลยีใหม่ การสร้างความตั้งใจเชิงบวกผ่านการออกแบบระบบที่เน้นผู้ใช้เป็นศูนย์กลาง การให้การสนับสนุนที่เพียงพอ และการสร้างประสบการณ์ที่มีคุณค่าสามารถเสริมสร้างความตั้งใจในการใช้งานและการยอมรับเทคโนโลยี ซึ่งเป็นข้อมูลสำคัญสำหรับการพัฒนานวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษที่ต้องการสร้างการยอมรับและการใช้งานอย่างกว้างขวางในบริบทประเทศไทย

2.3 สรุปเอกสารและงานวิจัยตามองค์ประกอบการวิจัย

จากการทบทวนวรรณกรรมและการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องในหัวข้อ 2.1 และ 2.2 ผู้วิจัยได้สังเคราะห์แนวคิดและทฤษฎีที่สำคัญเพื่อพัฒนารอบแนวคิดการวิจัย โดยนำทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) และปัจจัยด้านความไว้วางใจและความเป็นส่วนตัวมาบูรณาการเป็นกรอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (ThaiGAM) การสังเคราะห์งานวิจัยที่เกี่ยวข้องสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 2-1

ตารางที่ 2-1 การสังเคราะห์งานวิจัย

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
1	ทัศนคติต่อพฤติกรรม (Attitude toward Behavior - ATU)	Al-Rahmi et al. (2019)	ศึกษากลุ่มอาจารย์มหาวิทยาลัยพบว่า ทัศนคติเชิงลบเกิดได้หากมองว่าเทคโนโลยีซับซ้อนเกินไปหรือไม่เห็นประโยชน์ชัดเจน การสร้างทัศนคติเชิงบวกต้องเน้น "คุณค่า" ที่จับต้องได้มากกว่าฟังก์ชันการใช้งาน เช่น ระบบ DSS ช่วยวิเคราะห์ข้อมูลนักศึกษาได้รวดเร็ว	H1: ATU→BI
2	ทัศนคติต่อพฤติกรรม (Attitude toward Behavior - ATU)	Alzahrani (2023)	ศึกษาทัศนคติต่อ GenAI พบความซับซ้อนทั้งด้านบวก (ศักยภาพปฏิวัติการเรียนรู้ เสริมความคิดสร้างสรรค์ เพิ่มประสิทธิภาพ) และด้านกังวล (ความถูกต้องข้อมูล ปัญหาลิขสิทธิ์ ผลกระทบต่อทักษะการคิดวิเคราะห์) ทัศนคติเชิงบวกที่ยั่งยืนต้องอาศัยการสื่อสารโปร่งใสและแนวทางใช้งานที่มีจริยธรรม	H1: ATU→BI
3	ทัศนคติต่อพฤติกรรม (Attitude toward Behavior - ATU)	Ivanov et al. (2024)	วิเคราะห์ทัศนคติต่อ GenAI ในมิติความรับผิดชอบ พบว่าผู้ใช้มีความกังวลเรื่องความถูกต้อง ลิขสิทธิ์ และผลกระทบระยะยาว การสร้างทัศนคติเชิงบวกต้องให้ข้อมูลชัดเจนทั้งความสามารถและข้อจำกัดของ AI พร้อมกำหนดแนวทางใช้งานที่เหมาะสม	H1: ATU→BI

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
4	ทัศนคติต่อพฤติกรรม (Attitude toward Behavior - ATU)	Al-Mamary et al. (2023)	กลุ่มเป้าหมายเป็นนักศึกษา ประเทศซาอุดีอาระเบีย งานวิจัยพบว่าทัศนคติเป็นตัวทำนายที่สำคัญที่สุด ($\beta = 0.412$, $R^2 = 0.328$) ในการอธิบายความตั้งใจใช้ LMS ได้ 32.8% ซึ่งถือเป็นสัดส่วนสูงมากในงานวิจัยทางสังคมศาสตร์ การลงทุนเพื่อสร้างทัศนคติเชิงบวกจึงเป็นกลยุทธ์ที่คุ้มค่าที่สุด	H1: ATU $\rightarrow$ BI
5	ทัศนคติต่อพฤติกรรม (Attitude toward Behavior - ATU)	Patil & Undale (2023)	ศึกษาการเปลี่ยนแปลงทัศนคติในช่วงโควิด-19 พบว่า แม้นักเรียนถูก "บังคับ" ให้ใช้ระบบ e-learning แต่ได้รับประสบการณ์ดีอย่างต่อเนื่อง สามารถเปลี่ยนทัศนคติจากกลางหรือลบ ให้สามารถเป็นเป็นผลบวกได้ และนำไปสู่ความตั้งใจใช้งานต่อเนื่อง แม้หมดการบังคับ แสดงให้เห็นทัศนคติมีความยืดหยุ่นและพัฒนาได้	H1: ATU $\rightarrow$ BI
6	ทัศนคติต่อพฤติกรรม (Attitude toward Behavior - ATU)	Aprianto et al. (2024)	ศึกษาแอปเรียนภาษาอังกฤษด้วย AI พบทัศนคติเชิงบวกเกิดจากประสบการณ์ผู้ใช้ที่ดี (UX) เช่น การใช้งานราบรื่นไม่ติดขัด การออกแบบสวยงามเป็นมิตร ระบบ AI ให้ feedback ที่แม่นยำและเป็นประโยชน์ ประสบการณ์เชิงบวกซ้ำ ๆ จะหล่อหลอมเป็นทัศนคติมั่นคงระยะยาว	H1: ATU $\rightarrow$ BI

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
7	ทัศนคติต่อพฤติกรรม (Attitude toward Behavior - ATU)	Bali et al. (2024)	การวิจัย "นักศึกษาผลการเรียนต่ำ" ซึ่งท้าทายข้อสันนิษฐานเดิม พบว่ากลุ่มนี้สามารถมีทัศนคติเชิงบวกต่อเทคโนโลยีได้ หากมีการออกแบบให้สอดคล้องกับความต้องการ (Personalized Learning) เช่น เนื้อหาไม่ซับซ้อนเกินไป มีระบบกำลังใจ (Gamification) ให้เรียนตามจังหวะตนเอง หรือประเมินความพร้อมการเรียนรู้เฉพาะบุคคล	H1: ATU→BI
8	ทัศนคติต่อพฤติกรรม (Attitude toward Behavior - ATU)	Kong et al. (2024)	ศึกษาครูไทยโดยตรง พบทัศนคติได้รับอิทธิพลจากปัจจัยทางวัฒนธรรม โดยเฉพาะ "การสนับสนุนจากเพื่อนร่วมงาน" และการยอมรับจากสังคมในที่ทำงาน สะท้อนวัฒนธรรมรวมหมู่ (Collectivism) ที่ทัศนคติไม่เกิดโดดเดี่ยวแต่ได้รับอิทธิพลจากเครือข่ายความสัมพันธ์	H1: ATU→BI
9	ทัศนคติต่อพฤติกรรม (Attitude toward Behavior - ATU)	Lai et al. (2024)	ศึกษาการใช้ ChatGPT เพื่อประเมินผลการเรียน พบทัศนคติมีลักษณะ "ดาบสองคม" (Duality) มีทั้งด้านบวก (ช่วยหาไอเดีย ตรวจสอบไวยากรณ์ สรุปเนื้อหา) และความกังวลด้านจริยธรรม (การคัดลอกความถูกต้อง) ทัศนคติใน GenAI เป็นกระบวนการ "ซังน้ำหนักร" ระหว่างประโยชน์กับความเสี่ยง	H1: ATU→BI

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
10	บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm - SN)	Raman & Don (2013)	ศึกษา "นักศึกษาฝึกสอน" ในช่วงเปลี่ยนผ่านสถานะวิชาชีพ พบ อ่อนไหวต่ออิทธิพลทางสังคมเป็นพิเศษ ได้รับอิทธิพลสูงจากอาจารย์ผู้สอน (ผู้ประเมิน) เพื่อนร่วมชั้น (กลุ่มอ้างอิง) และผู้บริหาร (ผู้มีอำนาจ) เนื่องจากต้องการยอมรับและประเมินผลเชิงบวก	H3: SN→BI
11	บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm - SN)	Al-Lozi et al. (2014)	ขยายความเข้าใจแหล่งอิทธิพลทางสังคมในการใช้ m-learning พบ บรรทัดฐานมาจากทั้งสถาบันการศึกษาและ "ครอบครัว" (พ่อแม่) ซึ่งอาจมีแรงกดดันขัดแย้งกัน เช่น เพื่อนสนับสนุนแอปใหม่ แต่พ่อแม่กังวลค่าใช้จ่าย ต้องออกแบบกลยุทธ์สื่อสารหลากหลายกลุ่ม	H3: SN→BI
12	บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm - SN)	Khechine et al. (2014)	ศึกษาการใช้เว็บเบราว์เซอร์ ยืนยันความสำคัญของ "สภาพแวดล้อมที่สนับสนุนทางสังคม" การที่เพื่อนหรือคนสำคัญมองว่าการใช้เทคโนโลยีเป็นสิ่งดีและมีประโยชน์ จะสร้างความเชื่อเชิงมาตรฐานแข็งแกร่ง โดยเฉพาะในสังคมรวมหมู่ที่ตัดสินใจผ่านการปรึกษาหารือ	H3: SN→BI
13	บรรทัดฐานทางสังคม	Agyei & Razi (2022)	ศึกษา WBI ในสังคมรวมหมู่ (Collectivist Society) พบการตัดสินใจต้องการการยอมรับจากกลุ่ม	H3: SN→BI

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
	(Subjective Norm - SN)		การสร้างชุมชนการเรียนรู้ที่มีการแลกเปลี่ยนประสบการณ์เชิงบวกเป็นกลยุทธ์สำคัญในการหล่อหลอมบรรทัดฐานทางสังคมให้เป็นไปในทิศทางพึงประสงค์	
14	บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm - SN)	Dečman (2015)	ศึกษาสถานการณ์ "ภาคบังคับ" ในการใช้ e-learning พบแม้ไม่มีทางเลือก บรรทัดฐานทางสังคมยังส่งผลต่อ "ความตั้งใจใช้งานอย่างมีคุณภาพ" แรงสนับสนุนจากเพื่อนหรือครูเปลี่ยน "ท่าที" จากการใช้แบบขอไปทีเป็นการใช้เต็มศักยภาพ ชี้ว่าสถาบันไม่ควรละเลยการสร้างบรรทัดฐานเชิงบวก	H3: SN→BI
15	บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm - SN)	Alfalah (2023)	เชื่อมโยงกับมิติ "ระยะห่างอำนาจ" (Power Distance) ในวัฒนธรรมอาหรับ ที่เคารพผู้มีอำนาจสูง พบอิทธิพลจากอาจารย์มีผลยิ่งยวดต่อการใช้อ-MMS เพราะคำแนะนำจากผู้สถานะสูงกว่าถูกมองเป็น "ความคาดหวังที่ต้องปฏิบัติตาม" ไม่ใช่แค่คำแนะนำ	H3: SN→BI
16	บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm - SN)	Al-Mamary et al. (2023)	ให้หลักฐานเชิงประจักษ์ทรงพลังในวัฒนธรรมรวมหมู่ ($\beta = 0.489$, $R^2 = 0.287$) บรรทัดฐานเป็นแรงขับเคลื่อนหลักที่ทรงอิทธิพลที่สุด อิทธิพลจากครูและสถาบันสร้าง "ความเชื่อ	H3: SN→BI

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
			เกี่ยวกับมาตรฐาน" ว่าการใช้ LMS เป็นสิ่งที่คาดหวัง ประกอบแรงจูงใจ ปฏิบัติตามสูงตามวัฒนธรรม	
17	บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm - SN)	García & Pérez (2023)	เปลี่ยนมุมมองมาศึกษา "คณาจารย์" ในการยอมรับ Blended Learning หลังโควิด พบแรงกดดันทางสังคมมาจากหลายทิศทาง: ผู้บริหาร (Top-down) เพื่อนร่วมงาน (Horizontal) นักศึกษา (Bottom-up) บรรทัดฐานเปลี่ยนจาก "ทางเลือก" เป็น "ความคาดหวังพื้นฐาน"	H3: SN→BI
18	บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm - SN)	Wang et al. (2023)	ศึกษาเทคโนโลยี VR ที่ยังไม่แพร่หลาย พบบรรทัดฐานมีบทบาทสำคัญในช่วงเริ่มต้น อิทธิพลจาก "ผู้สอน" เป็นต้นแบบ (Role Model) สาธิตและสร้างความเชื่อมั่น และ "เพื่อนร่วมชั้น" ช่วยสร้างบรรทัดฐานว่า การใช้ VR เป็นสิ่ง "ทันสมัย" และ "ยอมรับได้"	H3: SN→BI
19	บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm - SN)	Zainuddin et al. (2023)	ศึกษา Gamified Learning ในวัยรุ่นที่อ่อนไหวต่อ Peer Influence พบบรรทัดฐานจากเพื่อนสนิทมีอิทธิพลสูงต่อการใช้งานต่อเนื่อง ไม่ใช่แค่ "การถูกคาดหวังให้ใช้" แต่รวมมิติการแข่งขัน การมีส่วนร่วมชุมชน ความต้องการประสบความสำเร็จเท่าเทียมเพื่อน	H3: SN→BI

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
20	บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm - SN)	Chen et al. (2024)	ศึกษา AI Chatbot พบบรรทัดฐานซับซ้อนเกี่ยวข้องกับมิติจริยธรรม ไม่ใช่แค่ "การสนับสนุนให้ใช้" แต่เป็น "แนวปฏิบัติที่ยอมรับได้ของกลุ่ม" นักศึกษามองหาตัวชี้แนะจากเพื่อนและอาจารย์ว่าขอบเขตการใช้ AI ที่เหมาะสมอยู่ตรงไหน ทำหน้าที่เป็นกลไกควบคุมทางสังคมไม่เป็นทางการ	H3: SN→BI
21	บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm - SN)	Kong et al. (2024)	ศึกษาครูไทยโดยตรง ให้ความสำคัญกับการสนับสนุนจาก 3 ระดับ: เพื่อนร่วมงาน (ระดับเท่าเทียม) ผู้บริหารสถานศึกษา (ระดับสูงกว่า) และนโยบายระดับชาติ (ระดับมหภาค) สะท้อนวัฒนธรรมไทยที่เน้นเอกฉันท์ในกลุ่มและเคารพลำดับชั้นอำนาจ ครูมั่นใจใช้เทคโนโลยีใหม่ต่อเมื่อได้ "ไฟเขียว" จากทุกระดับ	H3: SN→BI
22	การควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้ (Perceived Behavioral Control - PBC)	Ajzen (2002)	ระบุ PBC มีความสำคัญอย่างยิ่งในการยอมรับเทคโนโลยี เนื่องจากเทคโนโลยีใหม่มาพร้อมความท้าทายด้านการเรียนรู้ ความต้องการทรัพยากรเฉพาะ และข้อจำกัดทักษะในบริบทการศึกษา PBC เป็นตัวชี้วัดความมั่นใจและความพร้อมของผู้เรียน	H2: PBC→BI
23	การควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้	Al-Mamary et al. (2023)	ศึกษานักศึกษาชาวคูเวตอระเบียในการใช้ LMS พบ PBC ไม่มีอิทธิพลเชิง	H2: PBC→BI (ไม่สนับสนุน)

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
	(Perceived Behavioral Control - PBC)		บวกต่อ BI อย่างมีนัยสำคัญ อาจเนื่องจาก LMS ออกแบบให้ใช้งานง่ายและมีการสนับสนุนจากสถาบันเพียงพอ ทำให้นักศึกษารู้สึกควบคุมการใช้งานได้อยู่แล้ว	
24	การควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้ (Perceived Behavioral Control - PBC)	Misron et al. (2023)	วิเคราะห์การลงทะเบียนเรียนออนไลน์โดยบูรณาการ TAM และ TPB พบ PBC มีความสามารถอธิบายความแปรปรวนของ BI อย่างมีนัยสำคัญ ในบริบทการเรียนออนไลน์ที่ต้องการความเป็นอิสระและการจัดการตนเองสูง การรับรู้ความสามารถควบคุมมีความสำคัญมากกว่าระบบแบบดั้งเดิม	H2: PBC→BI
25	การควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้ (Perceived Behavioral Control - PBC)	Nguyen & Nguyen (2023)	ศึกษา Internet Banking ของนักศึกษาโดยบูรณาการ TAM และ TPB พบ PBC มีอิทธิพลแตกต่างกันตามประเภทเทคโนโลยี เทคโนโลยีซับซ้อนและต้องการทักษะเฉพาะ (เช่น AI) จะทำให้ PBC มีความสำคัญมากกว่าเทคโนโลยีที่ใช้งานง่าย	H2: PBC→BI
26	การควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้ (Perceived Behavioral Control - PBC)	Pangaribuan et al. (2023)	ศึกษาความมีประสิทธิภาพของตนเอง ในความสัมพันธ์ระหว่างแบบอย่างบทบาทและความตั้งใจประกอบการของนักศึกษาบาทลี พบการสนับสนุนจากสถาบันมีอิทธิพลต่อ BI ระบบสนับสนุนที่ดีช่วยเสริมสร้างความ	H2: PBC→BI

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
			มั่นใจและความสามารถควบคุมการใช้ งานเทคโนโลยี	
27	การควบคุม พฤติกรรมที่รับรู้ (Perceived Behavioral Control - PBC)	Kong et al. (2024)	ศึกษาครูไทยในการยอมรับ GenAI พบ PBC มีความสำคัญมากขึ้น ครู ไทยให้ความสำคัญกับความมั่นใจใน ความสามารถใช้ AI อย่างมี ประสิทธิภาพและปลอดภัย โดยเฉพาะทักษะตรวจสอบความ ถูกต้องข้อมูลจาก AI และควบคุมการ ใช้งานให้สอดคล้องวัตถุประสงค์ การศึกษา	H2: PBC→BI
28	การควบคุม พฤติกรรมที่รับรู้ (Perceived Behavioral Control - PBC)	Mnguni et al. (2024)	เปรียบเทียบครูก่อนเข้าสอน วิทยาศาสตร์ระหว่างไทย-แอฟริกาใต้ พบผู้เรียนที่มั่นใจในความสามารถใช้ เครื่องมือ AI มีแนวโน้มแสดงความ ตั้งใจใช้งานมากกว่าผู้ขาดความมั่นใจ PBC มีความสำคัญอย่างยิ่งในบริบท เทคโนโลยีใหม่ที่ยังไม่คุ้นเคย แพร่หลาย	H2: PBC→BI
29	การควบคุม พฤติกรรมที่รับรู้ (Perceived Behavioral Control - PBC)	Elbaz et al. (2024)	ศึกษาการยอมรับเทคโนโลยี การศึกษา พบ PBC ในเทคโนโลยีใหม่ มีความซับซ้อนต้องพิจารณาหลายมิติ: (1) ทักษะทางเทคนิค (2) ความเข้าใจ เนื้อหา (3) ความสามารถจัดการและ ควบคุม สำหรับ GenAI ต้องการ ทักษะประเมินและใช้ผลลัพธ์อย่าง เหมาะสม	H2: PBC→BI

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
30	การควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้ (Perceived Behavioral Control - PBC)	Putra et al. (2024)	วิเคราะห์ e-learning ในบริษัทโดยใช้ UTAUT พบเงื่อนไขอำนาจความสะดวก (FC) ซึ่งใกล้เคียง PBC มีผลเชิงบวกต่อ BI การมีทรัพยากรและการสนับสนุนเพียงพอเป็นปัจจัยสำคัญส่งเสริมการยอมรับเทคโนโลยี	H2: PBC→BI
31	การควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้ (Perceived Behavioral Control - PBC)	Bhattarai et al. (2024)	ศึกษาทัศนคติผู้เรียนต่อ AI ชี้ความสำคัญของการให้ความรู้และสร้างความเข้าใจถูกต้องเกี่ยวกับ AI เพื่อเสริมสร้างความมั่นใจในการควบคุมการใช้งาน ผู้เรียนที่เข้าใจหลักการทำงานของ AI จะรู้สึกมั่นใจมากขึ้นและใช้ประโยชน์ได้เต็มศักยภาพ	H2: PBC→BI
32	การควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้ (Perceived Behavioral Control - PBC)	Ma (2025)	วิเคราะห์การยอมรับ GenAI ข้ามวัฒนธรรมหลายประเทศ พบ PBC มีความสำคัญแตกต่างกันตามบริบทวัฒนธรรม ในสังคมรวมหมู่ (เอเชีย) การสนับสนุนจากกลุ่มและสถาบันช่วยเสริมสร้างความมั่นใจในการควบคุมได้มากกว่าสังคมปัจเจก	H2: PBC→BI
33	การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use - PEOU)	Jiang (2024)	พัฒนาแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยีสำหรับการเรียนผสมผสาน พบ PEOU มีผลเชิงบวกต่อแรงจูงใจเรียนรู้ของนักศึกษาอาชีวศึกษา PEOU และ PU เสริมสร้างแรงจูงใจผ่านการมีส่วนร่วมทางสังคม แต่	H4: PEOU→BI , H5: PEOU→PU

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
			PEOU ไม่ส่งผลโดยตรงต่อการมีส่วนร่วมทางสังคม แต่ผ่าน PU	
34	การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use - PEOU)	Förster (2024)	ขยายแบบจำลอง TAM สู่สินค้าอุปโภคบริโภค พบแม้ PU เป็นตัวทำนาย BI ที่แข็งแกร่งที่สุด แต่ PEOU ยังมีบทบาทสำคัญ โดยเฉพาะเมื่อ PU สูง PEOU เสริมสร้างความพึงพอใจและความภักดีโดยทำให้ประสบการณ์สนุกสนานมากขึ้น	H4: PEOU→BI , H5: PEOU→PU
35	การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use - PEOU)	Bunea et al. (2024)	ศึกษาการรับรู้เจเนอเรชัน Z เกี่ยวกับ AI ในการช้อปปิ้งออนไลน์ พบทั้ง PEOU และ PUAU มีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญต่อความตั้งใจซื้อ การรับรู้ความง่ายในการผสมรวม AI เข้าชีวิตประจำวันระดับสูงร่วมกับการรับรู้ประโยชน์เสริมสร้างความพึงพอใจและความภักดี	H4: PEOU→BI , H5: PEOU→PU
36	การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use - PEOU)	Huanting et al. (2024)	ศึกษาบทบาท PEOU ในการยอมรับ Quizlet สำหรับเรียนคำศัพท์ภาษาอังกฤษของนักเรียนจีน พบ PEOU มีความสำคัญผ่านการนำทางที่เป็นมิตรและส่วนต่อประสานใช้งานง่าย อำนวยความสะดวกในการเรียนรู้และการมีส่วนร่วมอย่างมีประสิทธิภาพ	H4: PEOU→BI
37	การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน	Budiyanto et al. (2024)	พบ PEOU ร่วมกับความสะดวกสบายเป็นปัจจัยสำคัญสำหรับการยอมรับ	H4: PEOU→BI

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
	(Perceived Ease of Use - PEOU)		โดยเฉพาะในอีคอมเมิร์ซและการดูแลสุขภาพ การใช้งานง่ายและความพึงพอใจของผู้ใช้เป็นสิ่งสำคัญยิ่ง เน้นย้ำความสำคัญของการออกแบบเทคโนโลยีที่ใช้งานง่าย	
38	การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use - PEOU)	Purwanto et al. (2024)	พบ PEOU มีผลกระทบอย่างมีนัยสำคัญต่อความตั้งใจยอมรับเทคโนโลยี เนื่องจากช่วยเพิ่มความสะดวกสบาย ประสิทธิภาพด้านเวลาและความปลอดภัย เมื่อผู้ใช้รับรู้ว่าการแอปพลิเคชันใช้งานง่าย จะมีความมั่นใจมากขึ้นและนำไปสู่การยอมรับที่กว้างขวาง	H4: PEOU→BI
39	การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use - PEOU)	Almogren et al. (2024)	ศึกษาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับ ChatGPT ในอุดมศึกษา พบ PEOU มีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญต่อทัศนคติต่อ ChatGPT โดยเฉพาะเมื่อ PU อยู่ในระดับสูง การรับรู้เชิงบวกเกี่ยวกับความง่ายในการใช้งานเสริมสร้างความพึงพอใจและลดความหงุดหงิด	H4: PEOU→BI , H5: PEOU→PU
40	การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use - PEOU)	O'Dea (2025)	วิเคราะห์ความสำคัญของ PEOU ตามแบบจำลอง TAM เป็นปัจจัยกำหนดหลักของ BI ควบคู่กับ PU เน้นย้ำความต่อเนื่องของความสำคัญ PEOU ในแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยีสมัยใหม่ ความง่ายในการใช้งานยังคง	H4: PEOU→BI , H5: PEOU→PU

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
			เป็นปัจจัยหลักที่ผู้ใช้พิจารณาเมื่อตัดสินใจยอมรับเทคโนโลยีใหม่	
41	การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use - PEOU)	Akpinar & Atak (2025)	ศึกษาการยอมรับแอปพลิเคชันมือถือเมืองอัจฉริยะ พบ PEOU มีความสำคัญต่อการยอมรับ ควบคู่กับปัจจัยอื่น เช่น ความเพลิดเพลิน ความไว้วางใจ และอิทธิพลทางสังคมในระบบซับซ้อน ความง่ายในการใช้งานช่วยลดอุปสรรคการเข้าถึงบริการ และส่งเสริมการมีส่วนร่วม	H4: PEOU→BI
42	การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use - PEOU)	Nandukrishna et al. (2025)	ศึกษาผลกระทบประสบการณ์ผู้ใช้ต่อความตั้งใจและความภักดีในแพลตฟอร์ม OTT พบมิติประสบการณ์ผู้ใช้นำถึงความง่ายในการใช้งานมีผลอย่างมีนัยสำคัญต่อความตั้งใจและความภักดี ความง่ายช่วยสร้างประสบการณ์ที่น่าสนใจและเสริมสร้างความพึงพอใจระยะยาว	H4: PEOU→BI
43	การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness - PU)	Park et al. (2023)	ศึกษาความตั้งใจใช้บริการสุขภาพอัจฉริยะโดยใช้ TRA พบความสัมพันธ์ระหว่าง PU และ BI แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญระหว่างกลุ่มอายุ กลุ่มผู้สูงอายุแสดงความไวต่อ PU ที่แข็งแกร่งกว่า มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจใช้เทคโนโลยีสุขภาพอัจฉริยะ ในทางตรงกันข้าม	H6: PU→BI , H7: PU→ATU

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
			กลุ่มอายุน้อยกว่าแสดงความไว้น้อยกว่า	
44	การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness - PU)	Vasudeva (2023)	ศึกษาการยอมรับสื่อสังคมมือถือเปรียบเทียบเจนเนเรชั่น Y และ Baby Boomers โดย UTAUT2 พบพลวัตแตกต่างกัน สำหรับเจนเนเรชั่น Y ปัจจัยอารมณ์และสังคม (แรงจูงใจเชิงสุนทรียะ อิทธิพลทางสังคม) มีความสำคัญมากกว่าการรับรู้ประโยชน์ในการกำหนด BI	H6: PU→BI (แตกต่างกันตามอายุ)
45	การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness - PU)	Hafifah et al. (2023)	ศึกษาความสัมพันธ์ PU และ ATU ในนักเรียนที่ใช้ Scola สำหรับเรียนชีววิทยา พบความสัมพันธ์เชิงบวกแข็งแกร่ง ($r = 0.7587$) นักเรียนที่รับรู้แพลตฟอร์ม e-learning มีประโยชน์มีแนวโน้มมีทัศนคติดีต่อการใช้งาน ($t = 7.899 > 1.679$) แสดงนัยสำคัญทางสถิติ	H7: PU→ATU
46	การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness - PU)	Yang et al. (2023)	ศึกษาการทำนายการยอมรับการชำระเงินมือถือของผู้สูงอายุโดย TAM ขยาย พบความง่ายในการใช้งานและความไว้วางใจมีความสำคัญในการเสริมสร้าง PU และมีอิทธิพลต่อ BI ในผู้สูงอายุ การเพิ่ม PU ผ่านความง่ายและความไว้วางใจเป็นกุญแจสำคัญส่งเสริมการยอมรับเทคโนโลยี	H6: PU→BI , H7: PU→ATU

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
47	การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness - PU)	Liu et al. (2023)	ศึกษาอุปกรณ์สวมใส่และอุปกรณ์ช่วยเหลือ พบ PU ร่วมกับ PEOU และความไว้วางใจมีอิทธิพลเชิงบวกต่อ BI ของผู้สูงอายุ สำหรับผู้สูงอายุ การรับรู้ประโยชน์ต้องมาพร้อมความเข้าใจว่าใช้งานง่ายและเชื่อถือได้ ตัวแปรการรับรู้เฉพาะมีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจใช้งาน	H6: PU→BI
48	การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness - PU)	An et al. (2024)	ศึกษาการรับรู้ตนเอง ความวิตกกังวลด้านเทคโนโลยี และความตั้งใจใช้บริการสาธารณะดิจิทัลของผู้สูงอายุ พบ PU เป็นปัจจัยกำหนดสำคัญของ BI โดยเฉพาะในบริบทบริการสาธารณะดิจิทัลและเทคโนโลยีสุขภาพอัจฉริยะ ผู้สูงอายุมีความไวต่อ PU มากกว่า	H6: PU→BI
49	การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness - PU)	Yang & Lee (2024)	ศึกษาการเสริมสร้างบริการให้คำปรึกษาทางการเงินด้วย GenAI พบการรับรู้ความแท้จริงและประโยชน์ของคำแนะนำทางการเงินที่ขับเคลื่อนด้วย GenAI มีอิทธิพลเชิงบวกต่อทัศนคติอรรถประโยชน์ของผู้บริโภค ส่งผลต่อความเต็มใจมีส่วนร่วมกับเทคโนโลยี	H6: PU→BI , H7: PU→ATU
50	การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness - PU)	Geddam (2024)	ศึกษาการยอมรับ AI ผ่านบทบาทการเป็นตัวกลางของทัศนคติ พบ PU มีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญต่อ ATU ของ	H6: PU→BI , H7: PU→ATU

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
	Usefulness - PU)		เครื่องมือ AI การรับรู้เชิงบวกของ PU ส่งเสริมทัศนคติ ซึ่งสำคัญสำหรับการยอมรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ทั้ง PU และ PEOU มีอิทธิพลต่อ BIU ทั้งทางตรงและทางอ้อมผ่าน ATU	
51	การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness - PU)	Or (2024)	ตรวจสอบบทบาทของทัศนคติในแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยีผ่านการวิเคราะห์สมการโครงสร้างเมตา พบในบริบทการยอมรับเทคโนโลยีรวมถึง GenAI PU มีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญต่อ ATU ผู้ใช้ที่รับรู้เทคโนโลยีมีประโยชน์มีแนวโน้มพัฒนาทัศนคติเชิงบวก ATU เป็นตัวกลางอย่างมีนัยสำคัญ	H6: PU→BI , H7: PU→ATU
52	การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness - PU)	Diao et al. (2024)	วิเคราะห์เมตาความตั้งใจของนักศึกษาระดับวิทยาลัยในการใช้ GenAI พบความคาดหวังด้านประสิทธิภาพ ($r = 0.389$) และทัศนคติ ($r = 0.576$) มีความสัมพันธ์แข็งแกร่งกับความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของนักศึกษาในการใช้ GenAI ปัจจัยเหล่านี้มีบทบาทสำคัญในการมีอิทธิพลต่อการตัดสินใจยอมรับเทคโนโลยี GenAI	H6: PU→BI , H7: PU→ATU
53	การรับรู้ประโยชน์ (Perceived	Nikolic et al. (2024)	ทบทวนวรรณกรรมเป็นระบบเกี่ยวกับทัศนคติ ความตั้งใจ และพฤติกรรม	H6: PU→BI , H7:

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
	Usefulness - PU)		ของอาจารย์เกี่ยวกับ AI และ GenAI ในอุดมศึกษา พบว่ามีทัศนคติเชิงบวกต่อประสิทธิภาพและความสามารถเสริมสร้างของ AI แต่ยังมีกังวลเกี่ยวกับความซื่อสัตย์ทางวิชาการและความจำเป็นในการฝึกอบรมครอบครัว	PU→ATU (+/-)
54	ภาพลักษณ์ทางสังคม (Social Image - SI)	Ahmed et al. (2023)	ศึกษาการยอมรับบริการ AI เจริญสร้างสรรค์ พบ SI เป็นปัจจัยสำคัญต่อ BI ครอบครัวพลังขับเคลื่อนจากเครือข่ายทางสังคมและคำแนะนำจากเพื่อน ภาพลักษณ์ทางสังคมเชิงบวกของ AI เจริญสร้างสรรค์ที่ขับเคลื่อนโดยการสนับสนุนและประสบการณ์ที่แบ่งปันเสริมสร้างความตั้งใจใช้บริการพรีเมียม SI ถูกระบุว่าเป็นปัจจัยที่มีอิทธิพลมากที่สุด	H8: SI→SN , H9: SI→BI
55	ภาพลักษณ์ทางสังคม (Social Image - SI)	Bar-On & Lamm (2023)	ศึกษาปฏิสัมพันธ์ระหว่างอัตลักษณ์ทางสังคมและจิตวิทยาบรรทัดฐาน พบการปรับตัวขับเคลื่อนโดยความปรารถนาได้รับการยอมรับและสถานะทางสังคม บุคคลปฏิบัติตามบรรทัดฐานของกลุ่มเพื่อเสริมสร้างสถานะและอัตลักษณ์ทางสังคม จิตวิทยาบรรทัดฐานสำคัญในการดูดซึมบรรทัดฐานทางสังคม	H8: SI→SN

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
56	ภาพลักษณ์ทางสังคม (Social Image - SI)	Cao & Peng (2024)	ศึกษาเชิงประจักษ์ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อความตั้งใจใช้งานผลิตภัณฑ์ AI เชิงสร้างสรรค์ในจีน พบความคาดหวังด้านความพยายาม ความคาดหวังด้านประสิทธิภาพ อิทธิพลทางสังคม และความไว้วางใจที่รับรู้มีส่วนสร้างการรับรู้เชิงบวกของ AI เชิงสร้างสรรค์ เสริมสร้าง BI ความไว้วางใจที่รับรู้มีบทบาทสำคัญลดความเสี่ยงที่รับรู้	H9: SI→BI
57	ภาพลักษณ์ทางสังคม (Social Image - SI)	Diao et al. (2024)	วิเคราะห์เมตาความตั้งใจของนักศึกษาระดับวิทยาลัยในการใช้ GenAI พบความคาดหวังด้านประสิทธิภาพ ($r = 0.389$) และทัศนคติ ($r = 0.576$) เป็นปัจจัยสำคัญต่อ BI ปัจจัยด้านสถานที่ปรับแต่งความคาดหวังด้านความพยายามและนิสัย ขณะที่เพศปรับแต่งทัศนคติต่อ BI ซึ่งส่งผลต่อความตั้งใจของนักศึกษาในการใช้ GenAI	H9: SI→BI
58	ภาพลักษณ์ทางสังคม (Social Image - SI)	Dursun et al. (2024)	ศึกษาบทบาทปัจจัยทางความรู้ อารมณ์ สังคม และสถานการณ์ในทฤษฎีการกระตุ้นบรรทัดฐาน พบปัจจัยทางจิตวิทยาหลายประการมีส่วนสำคัญต่ออิทธิพลเชิงบวกของ SI ต่อ SN ในบริบทพฤติกรรมการรี	H8: SI→SN

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
			ไซเคิล รวมถึงปฏิกิริยาทางอารมณ์ต่อ ความเสื่อมโทรมสิ่งแวดล้อม ความรู้ตัวเสีย และการสนับสนุน ครัวเรือน	
59	ภาพลักษณ์ทาง สังคม (Social Image - SI)	Eladia et al. (2024)	ศึกษาความตั้งใจในการใช้และการ ยอมรับ AI เชิงสร้างสรรค์ใน มหาวิทยาลัยรัฐบาลค้น พบอิทธิพล ทางสังคมไม่มีผลกระทบอย่างมี นัยสำคัญต่อความตั้งใจใช้และยอมรับ GenAI ในหมู่นักศึกษาและอาจารย์ แทนที่จะเป็น SI ปัจจัยสำคัญคือ ความคาดหวังด้านความพยายาม ความคาดหวังด้านประสิทธิภาพ และ เงื่อนไขที่อำนวยความสะดวก	H8: SI→SN (ไม่สนับสนุน), H9: SI→BI (ไม่สนับสนุน)
60	ภาพลักษณ์ทาง สังคม (Social Image - SI)	Islam et al. (2024)	ศึกษาการเปลี่ยนจากสถานะสู่ความ ยั่งยืน ว่าอิทธิพลทางสังคมและ จิตสำนึกด้านความยั่งยืนขับเคลื่อน ความตั้งใจซื้อสีเขียวในร้านอาหาร หรูหรา พบอิทธิพลทางสังคมมีผลเชิง บวกต่อทั้งจิตสำนึกด้านความยั่งยืน และความตั้งใจซื้อสีเขียว จิตสำนึก ด้านความยั่งยืนเป็นตัวกลางสำคัญ ผู้หญิงได้รับอิทธิพลจากปัจจัยทาง สังคมมากกว่าผู้ชาย	H8: SI→SN , H9: SI→BI
61	ภาพลักษณ์ทาง สังคม (Social Image - SI)	Meihui (2024)	ศึกษาผลกระทบของบรรทัดฐานทาง สังคมต่อภาพลักษณ์เชิงบวกของ ร่างกายและการบริโภคแคลอรีในหมู่	H8: SI→SN

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
			ผู้ใหญ่วัยหนุ่มสาว พบการเชื่อในบรรทัดฐานทางสังคม "ความเพียวบางในอุดมคติ" ที่แข็งแกร่งกว่ามีความเกี่ยวข้องกับระดับภาพลักษณ์เชิงบวกของร่างกายที่ต่ำกว่า การแทรกแซงบรรทัดฐานทางสังคมมีผลกระทบเชิงบวกต่อการปรับปรุงภาพลักษณ์	
62	ภาพลักษณ์ทางสังคม (Social Image - SI)	Nesemeier (2024)	ศึกษาการยอมรับ GenAI ในบริการมีออซีฟ กรณีศึกษาการให้คำปรึกษาด้านการจัดการ พบ SI มีความเชื่อมโยงกับความกังวลเกี่ยวกับความน่าเชื่อถือและข้อได้เปรียบในการแข่งขันที่ GenAI นำเสนอ มีอิทธิพลต่อ BI ที่ปรึกษาบางคนมองว่าเป็นวิธีการได้เปรียบในการแข่งขัน แต่บางคนรู้สึกละอายใจเมื่อต้องยอมรับการใช้งาน	H9: SI→BI (+/-)
63	ภาพลักษณ์ทางสังคม (Social Image - SI)	Pratiwi & Neviyarni (2025)	ศึกษาพลวัตอิทธิพลทางสังคม ทบทวนทฤษฎีเกี่ยวกับการปฏิบัติตามการยินยอม การเชื่อฟัง และการชักจูงในจิตวิทยา พบอิทธิพลทางสังคมรวมถึงการปฏิบัติตาม การยินยอม และการชักจูง มีบทบาทสำคัญในการกำหนดบรรทัดฐานทางสังคม ส่งเสริมให้บุคคลปรับพฤติกรรมให้สอดคล้องกับความคาดหวังของกลุ่มที่รับรู้	H8: SI→SN

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
64	ภาพลักษณ์ทางสังคม (Social Image - SI)	Tang et al. (2024)	ศึกษาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของนักศึกษามหาวิทยาลัยในการใช้ AI เชิงสร้างสรรค์เพื่อวัตถุประสงค์การศึกษา พบ SI เป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อ BI มีผลกระทบโดยตรงต่อการก่อตัวของนิสัย ซึ่งส่งผลต่อ BI การรับรู้และการสนับสนุนเชิงบวกจากเพื่อนหรือเครือข่ายทางสังคมเสริมสร้างความเต็มใจยอมรับ AI เชิงสร้างสรรค์	H8: SI→SN , H9: SI→BI
65	ภาพลักษณ์ทางสังคม (Social Image - SI)	Wu et al. (2025)	ศึกษาการสำรวจพฤติกรรมการใช้งาน GenAI กรณีศึกษา ChatGPT พบปัจจัยสำคัญที่สร้าง SI เชิงบวกของ GenAI รวมถึงแรงกดดันทางสังคมที่รับรู้จากเพื่อน ครอบครัว และเพื่อนร่วมงาน SI ที่แข็งแกร่งมีความสัมพันธ์เชิงบวกกับ BI เมื่อบุคคลเชื่อว่าแวดวงสังคมสนับสนุนการใช้งาน การสนับสนุนทางสังคมเสริมสร้างคุณค่าและการยอมรับที่รับรู้ของ GenAI	H8: SI→SN , H9: SI→BI
66	ภาพลักษณ์ทางสังคม (Social Image - SI)	Zhang (2024)	ศึกษาความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของนักศึกษาระดับปริญญาตรีในการใช้เครื่องมือ AI เชิงสร้างสรรค์ โดยใช้ Ernie Bot เป็นตัวอย่าง พบอิทธิพลทางสังคมเป็นปัจจัยสำคัญที่สร้าง SI เชิงบวกของเครื่องมือ AI เชิง	H8: SI→SN , H9: SI→BI

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
			สร้างสรรค์ ความคิดเห็นและการสนับสนุนเชิงบวกจากเพื่อนเสริมสร้างการเรียนรู้เกี่ยวกับเครื่องมือ ทำให้เกิด BI ที่แข็งแกร่งกว่า	
67	ความไว้วางใจใน ปัญญาประดิษฐ์ (Trust in AI - AI)	Afroogh et al. (2024)	ศึกษาความไว้วางใจใน AI ความก้าวหน้า ความท้าทาย และทิศทางในอนาคต พบความไว้วางใจและความไม่ไว้วางใจใน AI ทำหน้าที่เป็นตัวควบคุมการแพร่กระจายอย่างมีนัยสำคัญ เนื่องจากความไว้วางใจเพิ่มและความไม่ไว้วางใจลดอัตราการยอมรับ AI การจัดการเมตริกความน่าเชื่อถือทางเทคนิคและนอกเทคนิค เช่น ความปลอดภัย ความแม่นยำ จริยธรรม และข้อพิจารณาทางกฎหมาย เป็นสิ่งสำคัญ	H11: AI→BI , H12: AI→ATU
68	ความไว้วางใจใน ปัญญาประดิษฐ์ (Trust in AI - AI)	Choudhuri et al. (2024)	ศึกษาปัจจัยที่ชี้นำทางเลือกในการสร้างแบบจำลองความไว้วางใจและความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของนักพัฒนาต่อ GenAI พบความไว้วางใจใน GenAI ได้รับการกำหนดโดยคุณภาพระบบและผลลัพธ์ คุณค่าเชิงหน้าที่ และการรักษาเป้าหมายเมื่อนักพัฒนาไว้วางใจเครื่องมือ ความตั้งใจในการใช้งานจะเพิ่มขึ้น ความไม่ตรงกันของความไว้วางใจและความสงสัยสามารถขัดขวางการยอมรับ	H11: AI→BI

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
69	ความไว้วางใจใน ปัญญาประดิษฐ์ (Trust in AI - AI)	Herdiani & Rosmansyah (2024)	ศึกษาการสร้าง ความไว้วางใจในระบบ สนับสนุนการศึกษาที่ใช้ ปัญญาประดิษฐ์ พบความไว้วางใจถูก สร้างผ่านความเชื่อมั่น ความโปร่งใส และความรับผิดชอบ ช่วยลดความไม่ แน่นอนและความเสี่ยงที่รับรู้ อำนาจ ความสะดวกในการยอมรับเทคโนโลยี ระบบการศึกษาที่ใช้ AI ต้องแสดง ความน่าเชื่อถือผ่านข้อมูลแม่นยำ การเปิดเผยข้อจำกัด และการปฏิบัติ ตามนโยบายความเป็นส่วนตัวอย่าง โปร่งใส	H11: AI→BI , H12: AI→ATU
70	ความไว้วางใจใน ปัญญาประดิษฐ์ (Trust in AI - AI)	Huynh (2024)	ศึกษาการใช้ GenAI เป็นเครื่องมือ สนับสนุนการตัดสินใจ การเปิดเผย ความไว้วางใจของผู้ใช้และการชื่นชม AI พบความไว้วางใจเป็นตัวกำหนด สำคัญในการยอมรับ GenAI ประโยชน์ที่รับรู้ของ AI เช่น คุณค่า เชิงการใช้งาน สังคม อารมณ์ และ ญาณวิทยา ช่วยเสริมสร้างความ ไว้วางใจ ขณะที่ความเสี่ยงด้านความ เป็นส่วนตัวที่รับรู้จะลดความไว้วางใจ	H11: AI→BI , H12: AI→ATU , H13: AI→PC
71	ความไว้วางใจใน ปัญญาประดิษฐ์ (Trust in AI - AI)	Li et al. (2024)	ศึกษาการพัฒนาปัญญาประดิษฐ์ที่ น่าเชื่อถือผ่านข้อมูลเชิงลึกจากการ วิจัยเรื่องความไว้วางใจระหว่างบุคคล ระหว่างมนุษย์กับระบบอัตโนมัติ และ ระหว่างมนุษย์กับ AI พบปัจจัยต่าง ๆ	H11: AI→BI , H12: AI→ATU

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
			เน้นย้ำความสำคัญของการจัดการความท้าทายทางเทคนิค จริยธรรม และสังคม เพื่อส่งเสริมความไว้วางใจในระบบ AI ต้องเป็นความพยายามแบบองค์รวมที่ผสมผสานการพัฒนาเทคโนโลยีคุณภาพ การสื่อสาร โปร่งใส การจัดการจริยธรรม และการเข้าใจบริบททางสังคมและวัฒนธรรม	
72	ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (Trust in AI - AI)	Oyekunle et al. (2024)	ศึกษาความไว้วางใจในอัลกอริทึมเทคโนโลยีในบริบทของการบริโภคเทคโนโลยีและโครงการ AI พบการสร้าง ความไว้วางใจในระบบ AI เป็นกระบวนการหลายมิติที่ได้รับอิทธิพลจากปัจจัยทางเทคโนโลยี จิตวิทยา และองค์กร ปัจจัยทางเทคโนโลยีสำคัญ ได้แก่ การรับรู้ประโยชน์ ความโปร่งใส และความสามารถในการอธิบายได้ ปัจจัยทางจิตวิทยา เช่น การรับรู้ความเสี่ยง ความเชี่ยวชาญในสาขา และแนวโน้มส่วนบุคคลในการไว้วางใจเทคโนโลยี	H11: AI→BI , H12: AI→ATU
73	ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (Trust in AI - AI)	Prakash et al. (2023)	ศึกษาตัวกำหนดและผลกระทบของความไว้วางใจในเซบอบทบริการลูกค้าที่ใช้ AI พบสัญญาณการสนทนา และการรับรู้คุณลักษณะเชิงการใช้งาน และสังคมเป็นตัวกำหนดความ	H11: AI→BI , H12: AI→ATU

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
			ไว้วางใจสำคัญ มีอิทธิพลโดยตรงต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของผู้ใช้ ความสามารถของระบบ AI ในการสื่อสารอย่างเป็นธรรมชาติ การตอบสนองความต้องการแม่นยำ และการแสดงคุณลักษณะทางสังคมที่เหมาะสม	
74	ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (Trust in AI - AI)	Wamba-Taguimdje et al. (2024)	ศึกษาเหตุผลที่ผู้ใช้ควรเสี่ยงในการใช้แชทบอท GenAI อย่างยั่งยืน พบในบริบทของแชทบอท GenAI ความสามารถและความเป็นอิสระของผู้ใช้เป็นสิ่งสำคัญในการสร้างความไว้วางใจ ซึ่งในทางกลับกันจะเพิ่มความพึงพอใจของผู้ใช้และคุณค่าที่รับรู้ของเทคโนโลยี ส่งผลต่อการใช้งานอย่างยั่งยืน เมื่อผู้ใช้รู้สึกว่ามี ความสามารถในการใช้งานและมี อิสรภาพในการเลือกใช้ระบบ จะมีความไว้วางใจมากขึ้น	H11: AI→BI , H12: AI→ATU
75	ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (Trust in AI - AI)	Wang & Chen (2024)	ศึกษาการสำรวจความไว้วางใจของนักออกแบบในเนื้อหาที่สร้างโดยปัญญาประดิษฐ์ โดยใช้แบบจำลอง TAM/TPB พบความไว้วางใจได้รับอิทธิพลหลักจากความเสี่ยงเชิงการใช้งานที่รับรู้และความโปร่งใสรวมถึงความน่าเชื่อถือของ AI ส่งผลต่อทางเลือกเชิงพฤติกรรมของนัก	H11: AI→BI , H12: AI→ATU

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
			ออกแบบ การสร้างความไว้วางใจในกลุ่มผู้ใช้ระดับมืออาชีพต้องเน้นการให้ข้อมูลชัดเจนเกี่ยวกับกระบวนการทำงาน ข้อจำกัด และความแม่นยำของระบบ	
76	ความกังวลด้าน ความเป็นส่วนตัว (Privacy Concerns - PC)	Biber et al. (2024)	ศึกษาการทำนายการป้องกันความเป็นส่วนตัวเป็นส่วนตัวออนไลน์สำหรับผู้ใช้ Facebook ด้วยทฤษฎีพฤติกรรมตามแผนที่ขยาย พบปัจจัยต่าง ๆ เช่น บรรทัดฐานทางสังคม การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม และบรรทัดฐานกลุ่มเชิงพรรณนา มีบทบาทในการกำหนดความตั้งใจด้านความเป็นส่วนตัว ผู้ใช้ที่มีความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวจะมีความตั้งใจปรับเปลี่ยนพฤติกรรมการใช้งานและมีการตั้งค่าความเป็นส่วนตัวที่เข้มงวดมากขึ้น	H10: PC→BI
77	ความกังวลด้าน ความเป็นส่วนตัว (Privacy Concerns - PC)	Kim et al. (2023)	ศึกษาความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวและผลที่ตามมา การวิเคราะห์เมตา พบความขัดแย้งด้านความเป็นส่วนตัว (privacy paradox) ซึ่งความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวมีส่วนที่มีผลกระทบต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมมากกว่าพฤติกรรมจริง แม้ผู้ใช้จะแสดงความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว แต่ความกังวลเหล่านี้ไม่เสมอไปที่จะแปลงเป็นการกระทำเพื่อ	H10: PC→BI

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
			ป้องกัน แสดงถึงความซับซ้อนของความสัมพันธ์ระหว่างทัศนคติ ความตั้งใจ และพฤติกรรมจริง	
78	ความกังวลด้าน ความเป็นส่วนตัว (Privacy Concerns - PC)	Mou & Meng (2023)	ศึกษา Alexa การสำรวจผลกระทบของความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวต่อความต้านทานของผู้บริโภคต่อผู้ช่วยเสียงอัจฉริยะ พบการรับรู้ความน่าเชื่อถือและบทบาทที่เป็นมนุษย์ของ IVAs เป็นตัวกลางในความสัมพันธ์ระหว่างความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวและความต้านทาน เมื่อผู้ใช้รู้สึกว่าการช่วยเสียงมีลักษณะคล้ายมนุษย์มากเกินไป จะทำให้เกิดความรู้สึกไม่สบายใจและความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวเพิ่มขึ้น นำไปสู่ความต้านทานในการใช้งาน	H10: PC→BI
79	ความกังวลด้าน ความเป็นส่วนตัว (Privacy Concerns - PC)	Ngan & Lei (2024)	ศึกษาการขยายจิตวิญญาณเพื่อหม้อทอง ความขัดแย้งด้านความเป็นส่วนตัวในทุนนิยมการเฝ้าระวัง พบทฤษฎีแรงจูงใจในการป้องกัน (PMT) และทฤษฎีการคำนวณความเป็นส่วนตัว (PCT) อธิบายได้ว่าการรับรู้ความรุนแรงและความอ่อนไหวต่อภัยคุกคามด้านความเป็นส่วนตัวสามารถเพิ่มความตั้งใจในพฤติกรรมป้องกัน แม้ว่าการรับรู้ประสิทธิภาพของตนเองอาจลดความตั้งใจดังกล่าวลงได้	H10: PC→BI

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
			การให้ความรู้และเครื่องมือที่เหมาะสมแก่ผู้ใช้เพื่อเสริมสร้างความมั่นใจในการป้องกันความเป็นส่วนตัว	
80	ความกังวลด้าน ความเป็นส่วนตัว (Privacy Concerns - PC)	Niu et al. (2024)	ศึกษาการปกป้องความเป็นส่วนตัวบนโซเชียลมีเดีย การลดการรั่วแฉในโซเชียลและการขโมยข้อมูลผ่านการใช้งานที่มีการควบคุมและการล้างพิษพบในบริบทของโซเชียลมีเดีย ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวเป็นตัวกลางในความสัมพันธ์ระหว่างประสบการณ์เชิงลบ เช่น การกลั่นแกล้งในโซเชียล และพฤติกรรมป้องกัน ผู้ใช้ที่ประสบกับการกลั่นแกล้งหรือการละเมิดความเป็นส่วนตัวจะมีความกังวลเพิ่มขึ้น นำไปสู่การปรับเปลี่ยนพฤติกรรมการใช้งาน	H10: PC→BI
81	ความกังวลด้าน ความเป็นส่วนตัว (Privacy Concerns - PC)	Raj et al. (2023)	ศึกษาบทบาทของความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวและความไว้วางใจในความตั้งใจของผู้บริโภคในการใช้ Buy-Now Pay-Later (BNPL) แบบจำลอง TPB ที่ขยาย พบความไว้วางใจเป็นตัวกลางสำคัญ ความไว้วางใจที่เพิ่มขึ้นสามารถลดความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวและมีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม ขณะที่ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวมักนำไปสู่การลดลง	H10: PC→BI

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
			ของความไว้วางใจ ส่งผลกระทบเชิงลบต่อทัศนคติและความตั้งใจของผู้ใช้	
82	ความกังวลด้าน ความเป็นส่วนตัว (Privacy Concerns - PC)	Rana et al. (2024)	ศึกษาการประเมินการยอมรับ AI ในสถาบันการศึกษาของประเทศกำลังพัฒนา กรอบ UTAUT ที่เสริมด้วยความไว้วางใจและความเป็นส่วนตัว พบความไว้วางใจเกิดขึ้นเป็นตัวกลางสำคัญ ความไว้วางใจที่เพิ่มขึ้นสามารถลดความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวและมีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม สถาบันการศึกษาต้องให้ความสำคัญกับการสร้างความไว้วางใจและการจัดการความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวอย่างเหมาะสมเพื่อส่งเสริมการยอมรับและการใช้งานเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ในการศึกษา	H10: PC→BI
83	ความกังวลด้าน ความเป็นส่วนตัว (Privacy Concerns - PC)	Stapels et al. (2023)	ศึกษาการไม่ไว้วางใจสิ่งใดที่สามารถคิดได้ด้วยตัวเอง หากคุณไม่สามารถควบคุมการตั้งค่าความเป็นส่วนตัวได้ อิทธิพลของการตั้งค่าความเป็นส่วนตัวของหุ่นยนต์ต่อทัศนคติของผู้ใช้และความเต็มใจในการเปิดเผยตนเอง พบการจัดการการตั้งค่าความเป็นส่วนตัวเป็นส่วนตัว เช่น การตั้งค่าในหุ่นยนต์ทางสังคม มีอิทธิพลต่อทัศนคติของผู้ใช้และความเต็มใจในการเปิดเผย	H10: PC→BI

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
			ตนเอง การตั้งค่าความเป็นส่วนตัวที่เข้มงวดช่วยส่งเสริมความไว้วางใจและความตั้งใจเชิงพฤติกรรมที่เอื้ออำนวย การให้ผู้ใช้อำนาจในการควบคุมการตั้งค่าความเป็นส่วนตัวเป็นปัจจัยสำคัญในการสร้างความมั่นใจและความไว้วางใจ	
84	ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (Behavioral Intention - BI)	Baek & Kim (2023)	ศึกษา ChatGPT ที่น่ากลัวหรือดี วิธีที่แรงจูงใจของผู้ใช้ส่งผลต่อความน่าเชื่อถือและความไว้วางใจใน GenAI พบแรงจูงใจของผู้ใช้ เช่น ประสิทธิภาพของงานและการปรับแต่งส่วนบุคคลมีผลต่อความไว้วางใจและความตั้งใจการใช้งานต่อเนื่อง แม้ว่าแรงจูงใจเหล่านี้อาจเพิ่มการรับรู้ความน่าเชื่อถือ ผู้ใช้ที่มีแรงจูงใจในการใช้ GenAI เพื่อประสิทธิภาพในการทำงานจะมี BI สูงขึ้น ผลการศึกษาชี้ให้เห็นถึงความซับซ้อนของความสัมพันธ์ระหว่างแรงจูงใจ อารมณ์ และความตั้งใจในการใช้งานเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI)	BI เป็นตัวแปรตาม
85	ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (Behavioral Intention - BI)	Basri (2024)	ศึกษาการเสริมสร้างประสิทธิภาพตนเองของ AI บทบาทของความรู้ AI แหล่งข้อมูล ความตั้งใจเชิงพฤติกรรมและการเรียนรู้เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร พบ BI เป็นตัวกลาง	BI เป็นตัวแปรตาม

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
			สำคัญในการเชื่อมโยงระหว่างความรู้ด้าน AI และประสิทธิภาพตนเองในการใช้ AI การมีความรู้เกี่ยวกับ AI และการเข้าถึงแหล่งข้อมูลที่เชื่อถือได้เป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งเสริม BI ซึ่งต่อมานำไปสู่การเพิ่มขึ้นของประสิทธิภาพตนเองในการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ผลการศึกษาให้ข้อเสนอแนะสำคัญว่าการศึกษาและการฝึกอบรมเกี่ยวกับ AI ควรเน้นไม่เพียงแต่ทักษะการใช้งานเท่านั้น แต่ยังรวมถึงการสร้าง ความเข้าใจและความตั้งใจที่ถูกต้อง	
86	ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (Behavioral Intention - BI)	Kim & Baek (2024)	ศึกษาปัจจัยกำหนดแรงจูงใจของ ความตั้งใจการใช้งานต่อเนื่องสำหรับ AI เชิงสร้างสรรค์ แนวทางแบบจำลองการลงทุนสำหรับผู้ใช้ ChatGPT ในสหรัฐอเมริกา พบความเป็นมิตรต่อผู้ใช้และความสนุกสนานเป็นปัจจัยสำคัญในการส่งเสริมความ มุ่งมั่นและ BI อย่างต่อเนื่องสำหรับแชทบอท GenAI เช่น ChatGPT การศึกษาใช้แนวทางแบบจำลองการลงทุนซึ่งเน้นที่ความสัมพันธ์ระยะยาวระหว่างผู้ใช้และเทคโนโลยี เมื่อผู้ใช้รู้สึกว่าการใช้งาน GenAI เป็นเรื่องง่ายและสนุกสนาน พวกเขาจะมีแนวโน้มลงทุนเวลาและความ	BI เป็นตัวแปรตาม

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
			พยายามในการเรียนรู้และใช้งานอย่างต่อเนื่อง นำไปสู่ BI ระยะยาวที่แข็งแกร่งขึ้น	
87	ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (Behavioral Intention - BI)	Ma (2025)	ศึกษาการสร้างแบบจำลองการยอมรับของนักศึกษาในการใช้ GenAI สำหรับการเรียนภาษาที่สอง มุมมองจากทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน พบการยอมรับ GenAI สำหรับการเรียนภาษาที่สองได้รับอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญจาก BI โดยเฉพาะบรรทัดฐานทางสังคมและทัศนคติมีผลกระทบเชิงบวกต่อ BI ในขณะที่การรับรู้การควบคุมพฤติกรรมไม่แสดงผลกระทบที่มีนัยสำคัญ นอกจากนี้ ความรู้ด้าน GenAI เป็นตัวทำนายสำคัญของ BI โดยมีผลกระทบทั้งทางตรงและทางอ้อมผ่านทัศนคติ ปัจจัยเหล่านี้รวมกันอธิบายความแปรปรวน 51.6% ของความตั้งใจใช้ GenAI ในหมู่ผู้เรียนระดับอุดมศึกษา	BI เป็นตัวแปรตาม
88	ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (Behavioral Intention - BI)	Ng et al. (2024)	ศึกษาจากหน้าที่สู่ความสัมพันธ์ การสำรวจอิทธิพลคู่ของความอบอุ่นและความสามารถต่อการบริการ GenAI ในอุตสาหกรรมการท่องเที่ยว พบในอุตสาหกรรมการท่องเที่ยว การรับรู้ความอบอุ่นและความสามารถในการ	BI เป็นตัวแปรตาม

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
			บริการ GenAI ช่วยเสริมสร้าง BI ของลูกค้าในการใช้บริการเหล่านี้ เมื่อลูกค้ารับรู้ว่ารระบบ GenAI ในโรงแรมหรือร้านอาหารมีความอบอุ่นในการให้บริการ (เช่น มีความเข้าใจและเอาใจใส่ความต้องการ) และมีความสามารถสูง (เช่น ให้ข้อมูลที่ถูกต้องและครบถ้วน) พวกเขาจะมี BI ที่แข็งแกร่งในการใช้บริการดังกล่าว ผลการศึกษาให้ข้อเสนอแนะสำคัญว่าการออกแบบระบบ GenAI ไม่ควรเน้นเพียงแค่ประสิทธิภาพทางเทคนิคเท่านั้น แต่ยังคงคำนึงถึงการสร้างประสบการณ์ที่มีความอบอุ่นและเป็นมิตรต่อผู้ใช้	
89	ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (Behavioral Intention - BI)	Tang et al. (2024)	ศึกษาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อ BI ของนักศึกษามหาวิทยาลัยในการใช้ GenAI เพื่อวัตถุประสงค์การศึกษาตามแบบจำลอง UTAUT2 ที่ปรับปรุงพบ GenAI มีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญต่อ BI ของมนุษย์ โดยเฉพาะในหมู่นักศึกษามหาวิทยาลัย ปัจจัยสำคัญ เช่น ความคาดหวังด้านประสิทธิภาพและความคาดหวังด้านความพยายามมีอิทธิพลต่อคุณค่าการเรียนรู้ ซึ่งถูกระบุว่าเป็นตัวทำนายสำคัญของ BI ของนักศึกษา เมื่อนักศึกษาคาดหวังว่า GenAI จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพ	BI เป็นตัวแปรตาม

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	ผู้วิจัย (ปี)	ผลการวิจัยสำคัญ	ความสัมพันธ์
			การเรียนรู้และไม่ต้องใช้ความพยายามมากในการเรียนรู้การใช้งาน พวกเขาจะรับรู้คุณค่าการเรียนรู้ที่สูงขึ้น ซึ่งส่งผลต่อ BI ที่แข็งแกร่งขึ้น	
90	ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (Behavioral Intention - BI)	Zhou (2023)	ศึกษาเครื่องมือตามทฤษฎีคุณค่าความคาดหวัง (EVT) สำหรับการวัดการรับรู้ของนักเรียนเกี่ยวกับ GenAI พบทฤษฎีคุณค่าความคาดหวังเน้นย้ำว่าคุณค่าที่รับรู้มีความสัมพันธ์อย่างแข็งแกร่งกับ BI ใช้ GenAI ในขณะที่ยังคงมีความสัมพันธ์เชิงลบอย่างอ่อน เมื่อนักเรียนรับรู้ถึง GenAI มีคุณค่าสูงในการช่วยเหลือการเรียนรู้ (เช่น ช่วยในการทำความเข้าใจเนื้อหาที่ซับซ้อน สร้างแนวคิดใหม่ หรือเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงาน) พวกเขาจะมี BI ที่แข็งแกร่ง แม้ว่าจะมีการรับรู้ต้นทุนบางประการ (เช่น เวลาในการเรียนรู้ ความกังวลด้านความถูกต้อง หรือค่าใช้จ่าย) แต่ถ้าคุณค่าที่รับรู้สูงกว่าต้นทุน BI จะยังคงเป็นบวก	BI เป็นตัวแปรตาม

2.4 สมมติฐานการวิจัยตามหลักทฤษฎี

จากวัตถุประสงค์ของการวิจัย การทบทวนวรรณกรรมและการศึกษาทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง ผู้วิจัยได้พัฒนารอบแนวคิดงานวิจัยการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (ThaiGAM) โดยการบูรณาการทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) และปัจจัยความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว เพื่อศึกษาพลวัตของ

ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับนวัตกรรมปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) สำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในบริบทประเทศไทย ซึ่งสรุปออกมาเป็นสมมติฐานของงานวิจัยได้ 13 สมมติฐาน ดังนี้

2.4.1 กลุ่มทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB)

ทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (Theory of Planned Behavior: TPB) ที่พัฒนาโดย Ajzen (1991) ได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางในการอธิบายความตั้งใจเชิงพฤติกรรมผ่านตัวทำนายหลักสามประการ ได้แก่ ทักษะคติ (ATU) บรรทัดฐานทางสังคม (SN) และการรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC) (Mison et al., 2023; Nguyen & Nguyen, 2023)

ทัศนคติสะท้อนถึงการประเมินเชิงบวกหรือลบของผู้เรียนต่อการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (Zhou & Zhang, 2024; Rohana et al., 2024) งานวิจัยก่อนหน้านี้แสดงให้เห็นว่าผู้เรียนที่มีทัศนคติเชิงบวกต่อ AI มีแนวโน้มที่จะใช้เครื่องมือ AI ในกิจกรรมการเรียนรู้มากขึ้น (Ma, 2025; Zhang, 2023; Bhattarai et al., 2024; Ivanov et al., 2024) ในสภาพแวดล้อมการศึกษา ทัศนคติได้รับการพิสูจน์อย่างสม่ำเสมอว่าสามารถทำนายความตั้งใจเชิงพฤติกรรมต่อการยอมรับเทคโนโลยีการศึกษา รวมถึงระบบการสอนอัจฉริยะและแอปพลิเคชันการเรียนรู้ภาษา (Sánchez-Prieto et al., 2019; Al-Mamary et al., 2023; Elbaz et al., 2024; Putra et al., 2024)

การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC) หมายถึงความเชื่อของผู้เรียนในความสามารถของตนเองในการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์อย่างมีประสิทธิภาพ ผู้เรียนที่รู้สึกมั่นใจในความสามารถของตนเองในการใช้เครื่องมือ AI มีแนวโน้มที่จะแสดงความตั้งใจในการนำมาใช้ในกิจกรรมการเรียนรู้มากขึ้น (Mnguni et al., 2024; Elbaz et al., 2024; Wang et al., 2024) สิ่งนี้บ่งชี้ว่าการรับรู้การควบคุมมีความสำคัญอย่างยิ่งในบริบทการศึกษาที่เกี่ยวข้องกับเทคโนโลยีเกิดใหม่

บรรทัดฐานทางสังคม (SN) จับความกดดันทางสังคมที่รับรู้จากบุคคลรอบข้างของผู้เรียน เช่น ครู เพื่อนร่วมชั้น หรือครอบครัว ในสังคมที่มีลักษณะรวมหมู่อย่างประเทศไทย บรรทัดฐานทางสังคมมักมีบทบาทที่แข็งแกร่งกว่าในการกำหนดการตัดสินใจยอมรับเทคโนโลยี ความคาดหวังจากเพื่อนและสถาบันได้รับการพิสูจน์แล้วว่ามียุทธพลอย่างมีนัยสำคัญต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมในการนำปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์เข้ามาใช้ในการเรียนรู้ (Mnguni et al., 2024; Al-Mamary et al., 2023; Pangaribuan et al., 2023)

สมมติฐานที่ 1 (H1) ทักษะคติ (ATU) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานที่ 2 (H2) การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานที่ 3 (H3) บรรทัดฐานอัตนัย (SN) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

2.4.2 กลุ่มแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM2)

แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยีที่ขยาย (TAM2) อธิบายการยอมรับเทคโนโลยีของผู้ใช้ผ่านการรับรู้เกี่ยวกับความง่ายในการใช้งาน ประโยชน์ และอิทธิพลทางสังคม ในบริบทการศึกษาที่ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ยังค่อนข้างใหม่สำหรับผู้เรียนจำนวนมาก (Alshammari, 2024) องค์ประกอบเหล่านี้ให้ข้อมูลเชิงลึกที่สำคัญเกี่ยวกับกระบวนการตัดสินใจของนักศึกษา (Majid & Abidin, 2023) การศึกษาล่าสุดเกี่ยวกับการยอมรับเทคโนโลยีในประเทศไทยแสดงให้เห็นถึงความเกี่ยวข้องอย่างต่อเนื่องของกรอบงาน UTAUT ในการทำความเข้าใจรูปแบบการยอมรับของผู้ใช้ในกลุ่มประชากรและเทคโนโลยีที่แตกต่างกัน (Chopvitayakun et al., 2025)

การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) หมายถึงระดับที่ผู้เรียนรู้สึกว่าเครื่องมือปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ มีความใช้งานง่ายและไม่ต้องใช้ความพยายามมาก เมื่อนักศึกษาเชื่อว่าระบบใช้งานง่าย พวกเขามีแนวโน้มที่จะยอมรับมากขึ้น ความสัมพันธ์นี้ได้รับการยืนยันในบริบทเทคโนโลยีต่าง ๆ ตัวอย่างเช่น Widiastuti (2023) พบว่า ความคาดหวังด้านความพยายาม ซึ่งเป็นแนวคิดที่สอดคล้องกับ PEOU สามารถทำนายความตั้งใจของผู้ใช้ในการยอมรับ Kitabisa.com ได้อย่างแข็งแกร่ง Alshammari (2024) รายงานในทำนองเดียวกันว่า ความง่ายในการใช้งานมีอิทธิพลต่อการตัดสินใจของครูมากกว่าการรับรู้ประโยชน์เมื่อยอมรับเทคโนโลยีในห้องเรียน นอกจากนี้ การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) ยังมีบทบาทสำคัญในการสร้างความไว้วางใจ ซึ่งช่วยอำนวยความสะดวกในการยอมรับเทคโนโลยีเพิ่มเติม (Majid & Abidin, 2023) ในการวิจัยเฉพาะเจาะจงเกี่ยวกับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ Kong et al. (2024) สังเกตว่า การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) ส่งผลกระทบบ่อยอย่างมีนัยสำคัญต่อทั้งความมั่นใจของนักศึกษาและความตั้งใจเชิงพฤติกรรม โดยเฉพาะในหมู่ผู้ที่มีประสบการณ์เดิมจำกัด

การรับรู้ประโยชน์ (PU) ยังคงเป็นหนึ่งในตัวทำนายที่สม่ำเสมอและมีประสิทธิภาพที่สุดของความตั้งใจเชิงพฤติกรรมในการวิจัยที่ใช้แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) เป็นฐาน ผู้เรียนมีแนวโน้มที่จะยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) มากขึ้นเมื่อพวกเขารับรู้ว่ามันปรับปรุงผลการเรียนรู้ ประหยัดเวลา หรือเพิ่มประสิทธิภาพ (Javaid et al., 2023; Elbaz et al., 2024; Liu et al., 2024) Gupta et al. (2024) เน้นย้ำว่า การรับรู้ประโยชน์ (PU) ทำหน้าที่เป็นตัวกำหนดที่สำคัญสำหรับการมีส่วนร่วมและการบูรณาการระยะยาวของปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ในการศึกษา ซึ่งเสริมสร้างบทบาทหลักในแบบจำลองการยอมรับการรับรู้ประโยชน์ (PU) ยังส่งผลในเชิงบวกต่อทัศนคติของนักศึกษา ดังที่แสดงโดย Al-Mamary et al. (2023) ที่พบว่าทั้ง การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) และการรับรู้ประโยชน์ (PU) ส่งผลกระทบบ่อยอย่างมีนัยสำคัญต่อความตั้งใจของผู้เรียนในการใช้ระบบการจัดการการเรียนรู้

ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) หรือการรับรู้การเสริมสร้างสถานะทางสังคมผ่านการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ มีบทบาทที่ละเอียดอ่อนมากขึ้น ในสภาพแวดล้อมบางอย่าง (Tuasikal

& Prameka, 2024) นักศึกษาอาจรู้สึกว่าการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ทำให้พวกเขาดูมีความสามารถทางเทคโนโลยีหรือเป็นนวัตกรรม ซึ่งเป็นแรงจูงใจให้พวกเขามีส่วนร่วมกับเครื่องมือ Alsoud et al. (2024) แย้งว่าภาพลักษณ์ทางสังคมสามารถเสริมสร้างความรู้สึกเป็นส่วนหนึ่งและการรับรู้ความเกี่ยวข้องของผู้ใช้ โดยเฉพาะเมื่อบรรทัดฐานของเพื่อนสอดคล้องกับการยอมรับเทคโนโลยีเกิดใหม่ อย่างไรก็ตาม ผลกระทบอาจแตกต่างกัน Widiastuti (2023) พบว่าอิทธิพลทางสังคมไม่มีผลกระทบอย่างมีนัยสำคัญต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมในการยอมรับแพลตฟอร์มระดมทุน ซึ่งบ่งชี้ว่าตัวแปรทางวัฒนธรรมและบริบทสามารถเป็นตัวกลางผลของ SI ในการวิจัยปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ Kong et al. (2024) สังเกตว่า SI มีอิทธิพลทางอ้อมต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมโดยการเสริมสร้างบรรทัดฐานทางสังคม โดยเฉพาะในวัฒนธรรมแบบรวมหมู่

การรับรู้ความง่ายในการใช้งานและการรับรู้ประโยชน์เป็นตัวขับเคลื่อนหลักของการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ภาพลักษณ์ทางสังคม แม้จะมีอิทธิพล แต่อาจออกแรงผ่านเส้นทางทางสังคมที่ซับซ้อนมากขึ้น โดยรวมแล้ว แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) ยังคงเป็นกรอบงานที่เกี่ยวข้องอย่างมากสำหรับการทำความเข้าใจการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) โดยเฉพาะเมื่อขยายไปรวมถึงความไว้วางใจ ความเป็นส่วนตัว และการพิจารณาทางวัฒนธรรม (Zhou & Zhang, 2024)

สมมติฐานที่ 4 (H4) การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานที่ 5 (H5) การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อการรับรู้ประโยชน์ (PU)

สมมติฐานที่ 6 (H6) การรับรู้ประโยชน์ (PU) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานที่ 7 (H7) การรับรู้ประโยชน์ (PU) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อทัศนคติ (ATU)

สมมติฐานที่ 8 (H8) ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อบรรทัดฐานอัตนัย (SN)

สมมติฐานที่ 9 (H9) ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

2.4.3 กลุ่มปัจจัยความไว้วางใจและความเป็นส่วนตัว

ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์มีการบูรณาการมากขึ้นในสภาพแวดล้อมการเรียนรู้ประเด็นด้านจริยธรรมหลายประการ รวมถึงความซื่อสัตย์ทางวิชาการ ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว และความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ได้ดึงดูดความสนใจเพิ่มขึ้น (Barrientos et al., 2024; Dhruv et al., 2024; Hill & Hargis, 2024) องค์ประกอบทั้งสองนี้ไม่เพียงแต่เป็นศูนย์กลางของวิธีที่นักศึกษารับรู้ระบบปัญญาประดิษฐ์เพื่อการศึกษา แต่ยังมีความเชื่อมโยงกันในรูปแบบที่ละเอียดอ่อนแต่สำคัญ

ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว สะท้อนความกลัวของผู้ใช้ในการสูญเสียการควบคุมข้อมูลส่วนบุคคลของตนในบริบทการศึกษา สิ่งนี้มักแสดงออกเป็นความกังวลของนักศึกษาเกี่ยวกับวิธีที่แพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ประมวลผลคำถามของพวกเขาหรือใช้ข้อมูลนำเข้าของพวกเขา (Jose, 2024) การศึกษาจำนวนมากแสดงให้เห็นว่าเมื่อผู้ใช้ไม่แน่ใจเกี่ยวกับวิธีการจัดการข้อมูลของพวกเขา โดยเฉพาะในกรณีที่ขาดความโปร่งใสหรือกลไกการยินยอมที่ชัดเจน พวกเขามักรู้สึกไม่สบายใจ ซึ่งสามารถลดความเต็มใจในการใช้ระบบ (Kim et al., 2024; Wu et al., 2023; Albayati, 2024; Lai et al., 2024; Bilquise et al., 2023) ในช่วงและหลังการระบาดของโรคโควิด (COVID-19) ความไวเพิ่มขึ้นต่อการเฝ้าระวังดิจิทัลทำให้ความกังวลเหล่านี้รุนแรงขึ้น (Arif, 2023) ในอุดมศึกษา นักศึกษาแสดงความไม่สบายใจเมื่อเครื่องมือปัญญาประดิษฐ์เก็บรวบรวมหรือจัดเก็บข้อมูลของพวกเขาโดยไม่สื่อสารอย่างชัดเจนว่าสิ่งนี้ทำไปเพื่ออะไรหรือเพราะเหตุใด (Duane, 2024; Saihi et al., 2024)

ในทางตรงกันข้าม ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ สะท้อนความเชื่อของผู้ใช้ว่าระบบมีความน่าเชื่อถือ ยุติธรรม และสอดคล้องกับผลประโยชน์ของพวกเขา สำหรับเครื่องมือปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ซึ่งทำงานแบบไดนามิก ปรับตัว และบางครั้งไม่สามารถคาดเดาได้ ความไว้วางใจนี้กลายเป็นรากฐานสำคัญของการยอมรับ เมื่อผู้เรียนเชื่อว่าปัญญาประดิษฐ์ทำงานอย่างมีจริยธรรม ตัดสินใจอย่างโปร่งใส และปกป้องข้อมูลของพวกเขา พวกเขามักรู้สึกถูกคุกคามโดยระบบน้อยลง ความไว้วางใจช่วยลดภาระทางอารมณ์ที่เกี่ยวข้องกับความเสี่ยงด้านความเป็นส่วนตัว (Obenza et al., 2023) แทนที่จะมองปัญญาประดิษฐ์เป็นภัยคุกคามที่อาจเกิดขึ้น นักศึกษาที่ไว้วางใจระบบอาจรับรู้การเก็บรวบรวมข้อมูลเป็นสิ่งจำเป็นและสมเหตุสมผลสำหรับการปรับแต่งหรือการปรับปรุง การวิจัยแสดงให้เห็นว่าความไว้วางใจไม่เพียงแต่อำนวยความสะดวกในการยอมรับ (Gursoy et al., 2019) แต่ยังควบคุมความกังวลเกี่ยวกับความเป็นส่วนตัวโดยการส่งเสริมความรู้สึกของการควบคุม และความยุติธรรมในกระบวนการขับเคลื่อนโดยปัญญาประดิษฐ์ (Nazaretsky et al., 2025; Mustofa et al., 2025)

ในสภาพแวดล้อมการศึกษา โดยเฉพาะภายในวัฒนธรรมแบบรวมหมู่ที่ความไว้วางใจของสถาบันอาจมีบทบาทใหญ่กว่า (Chiu et al., 2023) รากฐานที่แข็งแกร่งของความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์สามารถบรรเทาความวิตกกังวลที่เกี่ยวข้องกับความเป็นส่วนตัวได้ สิ่งนี้บ่งชี้ว่าการส่งเสริมความไว้วางใจ ผ่านการออกแบบที่โปร่งใส การใช้งานที่มีจริยธรรม และการสื่อสารที่ชัดเจน สามารถมีอิทธิพลทางอ้อมต่อวิธีที่ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวถูกประสบและแสดงออก การสร้างสมดุลระหว่างสองมิตินี้ยังคงเป็นสิ่งสำคัญสำหรับการยอมรับปัญญาประดิษฐ์ในการเรียนรู้ในระยะยาวอย่างมีจริยธรรม และครอบคลุม

สมมติฐานที่ 10 (H10) ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (PC) มีอิทธิพลเชิงลบต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานที่ 11 (H11) ความไว้วางใจใน AI (AI) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานที่ 12 (H12) ความไว้วางใจใน AI (AI) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อทัศนคติ (ATU)

สมมติฐานที่ 13 (H13) ความไว้วางใจใน AI (AI) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (PC)

2.5 ตัวแปรกำกับ

2.5.1 ประสบการณ์เป็นตัวแปรกำกับในการยอมรับเทคโนโลยี

ประสบการณ์ของผู้ใช้เป็นหนึ่งในตัวแปรกำกับที่ได้รับการยอมรับมากที่สุดในวรรณกรรมการยอมรับเทคโนโลยี โดยมีการวิจัยพื้นฐานแสดงให้เห็นว่ารูปแบบการยอมรับของผู้ใช้มีการพัฒนาไปตามที่พวกเขาได้รับความคุ้นเคยกับระบบ แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) แบบคลาสสิกโดย Venkatesh & Davis (2000) แสดงให้เห็นว่า อิทธิพลของบรรทัดฐานทางสังคมต่อความตั้งใจลดลงเมื่อประสบการณ์การใช้งานโดยตรงของผู้ใช้เพิ่มขึ้น

แนวคิดพื้นฐานนี้ยังคงมีความเกี่ยวข้องอย่างสูงในปัจจุบัน โดยมีการศึกษาล่าสุดยืนยันและขยายผลการค้นพบเหล่านี้ในบริบทเทคโนโลยีสมัยใหม่ ตัวอย่างเช่น การวิจัยเกี่ยวกับระบบการเรียนรู้ที่ขับเคลื่อนด้วยปัญญาประดิษฐ์แสดงให้เห็นว่า ในขณะที่ความตั้งใจของผู้ใช้มือใหม่ถูกขับเคลื่อนอย่างมากโดยการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน ผู้ใช้ที่มีประสบการณ์ให้ความสำคัญมากกว่ากับการรับรู้ประโยชน์และผลกระทบที่เป็นรูปธรรมของเทคโนโลยีต่อประสิทธิภาพของพวกเขา (Aprianto et al., 2024) ในทำนองเดียวกัน การศึกษาเกี่ยวกับการยอมรับแพลตฟอร์มการเรียนรู้ออนไลน์พบว่าประสบการณ์เดิมมีการปรับแต่งความสัมพันธ์ระหว่างคุณภาพระบบและความพึงพอใจของผู้ใช้อย่างมีนัยสำคัญ โดยเน้นว่าผู้ใช้ที่มีประสบการณ์มีความคาดหวังที่สูงขึ้นสำหรับการทำงาน (Al-Adwan, 2020) ในบริบทของปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ที่ความรู้ดิจิทัลและการเปิดรับก่อนหน้านั้นแตกต่างกันอย่างมากในหมู่นักศึกษา ประสบการณ์ของผู้ใช้คาดว่าจะปัจจัยสำคัญที่แยกแยะเส้นทางการยอมรับ (Chan et al., 2023) ในการศึกษาครั้งนี้ ประสบการณ์ถูกแนวคิดไม่เพียงแต่เป็นระยะเวลาของการใช้งาน แต่เป็นความถี่และความเข้มข้นของการมีส่วนร่วมที่รับรู้ด้วยตนเอง (Kilis & Yildirim, 2018) แนวคิดที่ว่าประสบการณ์ในการใช้งานเทคโนโลยีไม่เพียงแต่เกี่ยวกับความคุ้นเคยกับเครื่องมือเท่านั้น แต่ยังรวมถึงการพัฒนาทักษะการควบคุมตนเอง การรู้คิดเกี่ยวกับกระบวนการเรียนรู้ของตนเอง และการสร้างแรงจูงใจในการใช้งานอย่างต่อเนื่อง ในบริบทของการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ซึ่งสะท้อนความคุ้นเคยในทางปฏิบัติของผู้ใช้กับเทคโนโลยี ดังนั้น

กรอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (ThaiGAM) จึงตั้งสมมติฐานว่า ประสิทธิภาพของผู้ใช้จะเป็นตัวแปรกำกับความสัมพันธ์ที่สำคัญภายในกรอบงาน

สมมติฐานที่ 14 (H14) ประสิทธิภาพตัวแปรกำกับความสัมพันธ์ระหว่างการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) และความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานที่ 15 (H15) ประสิทธิภาพตัวแปรกำกับความสัมพันธ์ระหว่างการรับรู้ประโยชน์ (PU) และความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานที่ 16 (H16) ประสิทธิภาพตัวแปรกำกับความสัมพันธ์ระหว่างทัศนคติ (ATU) และความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานที่ 17 (H17) ประสิทธิภาพตัวแปรกำกับความสัมพันธ์ระหว่างบรรทัดฐานทางสังคม (SN) และความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานที่ 18 (H18) ประสิทธิภาพตัวแปรกำกับความสัมพันธ์ระหว่างความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI) และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (PC)

2.5.2 เพศเป็นตัวแปรกำกับในการยอมรับเทคโนโลยี

เพศได้รับการยอมรับมานานแล้วว่าเป็นตัวแปรกำกับด้านประชากรศาสตร์ที่สำคัญในการยอมรับเทคโนโลยี โดยงานสำคัญของ Venkatesh et al. (2012) สร้างการยอมรับว่าผู้ชายมีแนวโน้มที่จะได้รับอรรถิพลมากขึ้นจากการรับรู้ประโยชน์ (แรงจูงใจเชิงปฏิบัติ) ในขณะที่ผู้หญิงมักได้รับอรรถิพลมากขึ้นจากการรับรู้ความง่ายในการใช้งานและบรรทัดฐานทางสังคม

แม้ว่าลักษณะของความแตกต่างทางเพศในดิจิทัลกำลังพัฒนา การวิจัยร่วมสมัยยังคงพบความแตกต่างที่มีนัยสำคัญ โดยเฉพาะในบริบทของเทคโนโลยีเกิดใหม่เช่นปัญญาประดิษฐ์ การศึกษาล่าสุดโดย Mikalef et al. (2022) พบว่าในขณะที่ความตั้งใจของทั้งสองเพศในการใช้บริการปัญญาประดิษฐ์ได้รับอรรถิพลจากความคาดหวังด้านประสิทธิภาพ ผลของความคาดหวังด้านความพยายาม (ความง่ายในการใช้งาน) แข็งแกร่งกว่าอย่างมีนัยสำคัญสำหรับผู้หญิง ในสภาพแวดล้อมการศึกษา Turan & Tiryaki (2023) ค้นพบว่า เพศตัวแปรกำกับยอมรับเครื่องมือประเมินผลที่ใช้ปัญญาประดิษฐ์ของนักศึกษา โดยนักศึกษาหญิงแสดงความไวต่อการอรรถิพลทางสังคมมากกว่า นอกจากนี้ การวิจัยเกี่ยวกับแพลตฟอร์มสำหรับการเรียนรู้เผยให้เห็นว่าความแตกต่างทางเพศยังสามารถแสดงออกในความไว้วางใจและความวิตกกังวล โดยนักศึกษาหญิงรายงานระดับความวิตกกังวลจากปัญญาประดิษฐ์ที่สูงกว่า ซึ่งส่งผลต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของพวกเขา (Hwang & Kim, 2022) ผลการค้นพบเหล่านี้ยืนยันว่าเพศยังคงเป็นตัวแปรสำคัญสำหรับการทำความเข้าใจเส้นทางที่มีความแตกต่างและหลากหลายสู่การยอมรับเทคโนโลยี ตามนั้น กรอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (ThaiGAM) เสนอว่าเพศจะเป็นตัวแปรกำกับความสัมพันธ์ที่สำคัญหลายประการ

สมมติฐานที่ 19 (H19) เพศตัวแปรกำกับความสัมพันธ์ระหว่างการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) และความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานที่ 20 (H20) เพศตัวแปรกำกับความสัมพันธ์ระหว่างบรรทัดฐานทางสังคม (SN) และความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานที่ 21 (H21) เพศตัวแปรกำกับความสัมพันธ์ระหว่างความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI) และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (PC)

สมมติฐานที่ 22 (H22) เพศตัวแปรกำกับความสัมพันธ์ระหว่างทัศนคติ (ATU) และความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI)

2.5.3 ระดับการศึกษาเป็นตัวแปรกำกับในการยอมรับเทคโนโลยี

ระดับการศึกษาแสดงถึงตัวแปรด้านประชากรศาสตร์ที่สำคัญซึ่งมีอิทธิพลต่อรูปแบบการยอมรับเทคโนโลยีในบริบทการศึกษา การวิจัยแสดงอย่างสม่ำเสมอว่านักศึกษาระดับปริญญาตรีและบัณฑิตศึกษาเข้าหาเทคโนโลยีการศึกษาแตกต่างกัน โดยมีแรงขับเคลื่อนแรงจูงใจและกลไกการยอมรับที่แตกต่างกัน นักศึกษาระดับปริญญาตรี ซึ่งโดยทั่วไปอยู่ในช่วงปีที่เป็นการสร้างรากฐานทางวิชาการ แสดงความไวต่ออิทธิพลทางสังคมและความคาดหวังของเพื่อนสูงกว่าเมื่อตัดสินใจยอมรับเทคโนโลยี เนื่องจากพวกเขามักแสวงหาการยอมรับและการยอมรับภายในชุมชนทางวิชาการของพวกเขา (Al-Rahmi et al., 2019; Tarhini et al., 2017)

ในทางตรงกันข้าม นักศึกษาระดับบัณฑิตศึกษามีแนวโน้มที่จะแสดงรูปแบบการตัดสินใจที่เป็นอิสระมากขึ้นเนื่องจากสถานะทางวิชาการที่สูงและประสบการณ์การวิจัย (Zou & Huang, 2023) ความเป็นผู้ใหญ่ของพวกเขาให้ความมั่นใจมากขึ้นในการตัดสินใจอิสระ ทำให้พวกเขาพึ่งพาการอนุมัติทางสังคมน้อยลงเมื่อยอมรับเทคโนโลยีใหม่ อย่างไรก็ตาม พวกเขาแสดงความคาดหวังที่สูงขึ้นสำหรับการทำงานของเทคโนโลยีและความเกี่ยวข้องทางการศึกษา เนื่องจากกรอบความคิดที่มุ่งเน้นการวิจัยของพวกเขาให้ความสำคัญกับประสิทธิภาพและประโยชน์ทางวิชาการ (Venkatesh et al., 2012; Kong et al., 2024) ดังนั้น กรอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (ThaiGAM) เสนอว่าระดับการศึกษาจะเป็นตัวแปรกำกับความสัมพันธ์ที่สำคัญภายในกรอบการยอมรับเทคโนโลยี

สมมติฐานที่ 23 (H23) ระดับการศึกษาตัวแปรกำกับความสัมพันธ์ระหว่างบรรทัดฐานทางสังคม (SN) และความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานที่ 24 (H24) ระดับการศึกษาตัวแปรกำกับความสัมพันธ์ระหว่างการรับรู้ประโยชน์ (PU) และทัศนคติ (ATU)

2.5.4 ระดับความเชี่ยวชาญเป็นตัวแปรกำกับ

ระดับความเชี่ยวชาญ ซึ่งมีแนวคิดเป็นความสามารถและความมั่นใจของผู้ใช้ในการใช้เทคโนโลยีดิจิทัลอย่างมีประสิทธิภาพ ได้กลายเป็นตัวแปรกำกับที่สำคัญในการวิจัยการยอมรับเทคโนโลยี ในบริบทของปัญญาประดิษฐ์และระบบอัจฉริยะ ความรู้ดิจิทัลครอบคลุมการคิดเชิงวิพากษ์เกี่ยวกับเทคโนโลยี ความเข้าใจเกี่ยวกับความเสี่ยงดิจิทัล และความสามารถในการประเมินผลลัพธ์ของปัญญาประดิษฐ์อย่างมีวิจารณญาณ (Prastyo et al., 2024) การวิจัยแนะนำว่าผู้ใช้ที่มีระดับความรู้ดิจิทัลสูงกว่าพัฒนาแบบจำลองทางจิตที่ซับซ้อนมากขึ้นของระบบปัญญาประดิษฐ์ นำไปสู่รูปแบบการยอมรับที่แตกต่างเมื่อเปรียบเทียบกับผู้ใช้ที่มีความรู้ดิจิทัลน้อยกว่า (Chen et al., 2022)

ความสัมพันธ์ระหว่างระดับความเชี่ยวชาญ และการยอมรับเทคโนโลยีไม่ได้เป็นเส้นตรงเสมอไป แม้ว่าความรู้ดิจิทัลที่สูงกว่าโดยทั่วไปจะอำนวยความสะดวกในการยอมรับโดยการลดความซับซ้อนที่รับรู้ แต่ก็สามารถนำไปสู่ความสงสัยที่มากขึ้นเกี่ยวกับเทคโนโลยีใหม่ ผู้ใช้ที่มีความรู้ดิจิทัลมักมีความเข้าใจที่ลึกซึ้งยิ่งขึ้นเกี่ยวกับข้อจำกัดทางเทคโนโลยีและผลกระทบด้านความเป็นส่วนตัว ทำให้พวกเขาระมัดระวังมากขึ้นในการตัดสินใจยอมรับ การวิจัยปัจจุบันระบุว่าความสามารถที่ประเมินด้วยตนเองมักเป็นการวัดที่เกี่ยวข้องมากกว่าทักษะดิจิทัลเชิงวัตถุประสงค์ เนื่องจากมันจับความมั่นใจและความเต็มใจของผู้ใช้ในการมีส่วนร่วมกับเทคโนโลยีใหม่ในบริบทการศึกษา (Reddy et al., 2019; Howard et al., 2021) ตามนั้น กรอบแนวคิดการวิจัยตั้งสมมติฐานว่าความรู้ดิจิทัลจะเป็นตัวแปรกำกับความสัมพันธ์ที่สำคัญในการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์

สมมติฐานที่ 25 (H25) ระดับความเชี่ยวชาญตัวแปรกำกับความสัมพันธ์ระหว่างความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI) และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (PC)

สมมติฐานที่ 26 (H26) ระดับความเชี่ยวชาญตัวแปรกำกับความสัมพันธ์ระหว่างการรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC) และความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI)

บทที่ 3

ระเบียบวิธีวิจัย

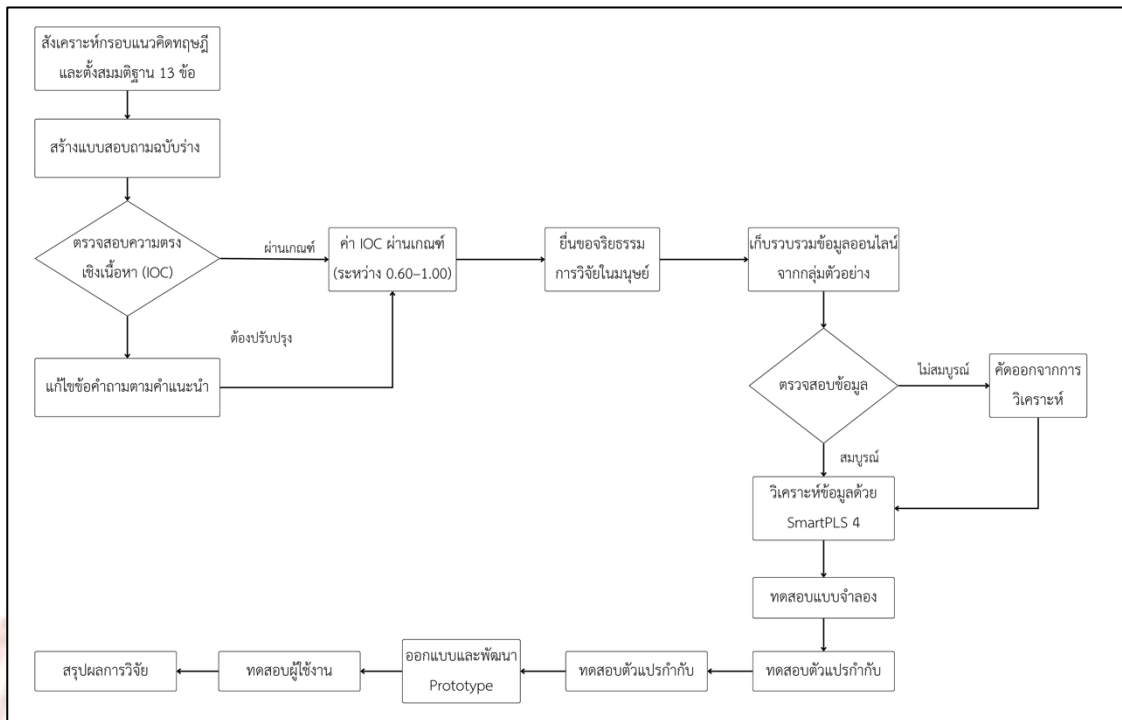
ในบทนี้ ผู้วิจัยจะได้กล่าวถึงระเบียบวิธีวิจัย เพื่อศึกษาพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในบริบทประเทศไทย ซึ่งจะเป็นการสร้างองค์ความรู้ใหม่ ซึ่งผู้วิจัยได้กำหนดหัวข้อศึกษาค้นคว้า ดังนี้

- 3.1 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย
- 3.2 กรอบแนวคิดการวิจัย
- 3.3 ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง
- 3.4 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย
- 3.5 การเก็บรวบรวมข้อมูล
- 3.6 สถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล
- 3.7 การวิเคราะห์และออกแบบระบบ

3.1 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย

ผู้วิจัยได้กำหนดลำดับขั้นตอนการดำเนินงานวิจัยอย่างละเอียดเพื่อให้มั่นใจในความถูกต้องของระเบียบวิธีวิจัยและความน่าเชื่อถือของข้อค้นพบ โดยแบ่งกระบวนการออกเป็น 3 ระยะสำคัญ ดังนี้

ระยะที่ 1: การสังเคราะห์ตัวแบบทางทฤษฎีและการตรวจสอบคุณภาพเครื่องมือวิจัย ในระยะเริ่มต้น ผู้วิจัยดำเนินการทบทวนวรรณกรรมและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องอย่างเป็นระบบ ได้แก่ ทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) และแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) เพื่อนำมาบูรณาการร่วมกับปัจจัยด้านความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว จนสามารถสังเคราะห์เป็นกรอบแนวคิดการ และกำหนดสมมติฐานการวิจัยทั้งสิ้น 13 ข้อหลัก จากนั้นจึงเข้าสู่ขั้นตอนการสร้างเครื่องมือวิจัย โดยนำแบบสอบถามที่ดัดแปลงจากมาตรวัดสากลไปผ่านกระบวนการตรวจสอบความตรงเชิงเนื้อหา (Content Validity) จากผู้เชี่ยวชาญจำนวน 5 ท่าน เพื่อประเมินค่าดัชนีความสอดคล้อง (IOC) ซึ่งผลการวิเคราะห์พบว่าข้อคำถามมีค่า IOC ระหว่าง 0.60–1.00 นอกจากนี้ ผู้วิจัยได้ดำเนินการยื่นขอการรับรองจากคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ (IRB) และได้รับการอนุมัติอย่างเป็นทางการ (หมายเลข COA No. SPUIRB-2024-0139) เพื่อรับรองความปลอดภัยและการปกป้องสิทธิส่วนบุคคลของกลุ่มตัวอย่างก่อนเริ่มดำเนินการเก็บรวบรวมข้อมูล



ภาพที่ 3-1 กระบวนการทำวิจัย

ระยะที่ 2: การเก็บรวบรวมข้อมูลและการวิเคราะห์อภิมูลเชิงสาเหตุด้วยสถิติขั้นสูง ผู้วิจัยดำเนินการเก็บรวบรวมข้อมูลเชิงปริมาณผ่านแบบสอบถามออนไลน์จากนักศึกษามหาวิทยาลัยทั่วประเทศที่ตรงตามเกณฑ์คัดกรอง คือมีประสบการณ์การใช้งานปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ มาก่อน จนได้กลุ่มตัวอย่างที่สมบูรณ์จำนวน 1,061 คน ซึ่งสูงกว่าเกณฑ์ขั้นต่ำตามกฎ 10 เท่าของ PLS-SEM อย่างมีนัยสำคัญ ข้อมูลที่ได้รับจะนำเข้าสู่กระบวนการวิเคราะห์ผ่านโปรแกรม SmartPLS 4 โดยเริ่มจากการประเมินคุณภาพโมเดลการวัด (Measurement Model) เพื่อตรวจสอบค่าความเชื่อมั่น Cronbach's Alpha, Composite Reliability และค่าความตรงเชิง (AVE) รวมถึงค่าความตรงเชิงจำแนกผ่านเกณฑ์ HTMT Ratio หลังจากโมเดลผ่านเกณฑ์มาตรฐาน ผู้วิจัยจึงดำเนินการวิเคราะห์โมเดลโครงสร้างด้วยเทคนิค Bootstrapping 5,000 ครั้ง เพื่อทดสอบสมมติฐานความสัมพันธ์ ตลอดจนการวิเคราะห์กลุ่มย่อย (Multi-Group Analysis: MGA) เพื่อตรวจสอบพลวัตของตัวแปรกำกับ ได้แก่ เพศ ระดับการศึกษา ประสบการณ์ และความชำนาญในการใช้งาน

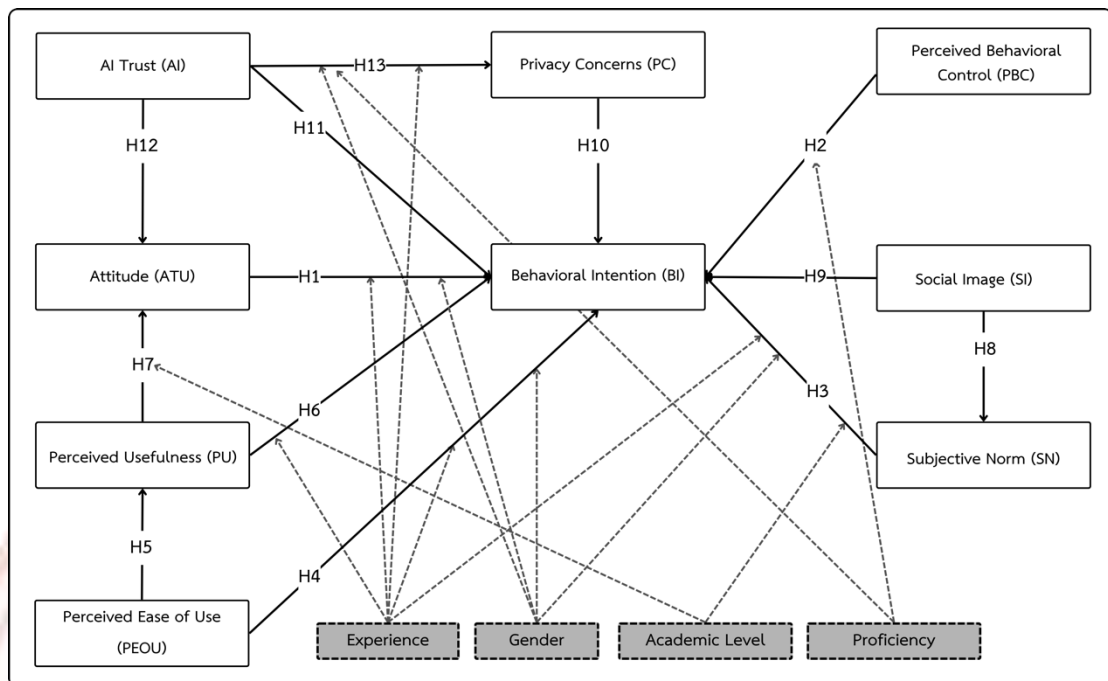
ระยะที่ 3: การประยุกต์ใช้ผลการวิจัยสู่แนวทางการพัฒนาและออกแบบนวัตกรรม ในระยะสุดท้าย ผู้วิจัยนำข้อค้นพบที่ได้รับความชัดเจนทางสถิติมาเป็นพื้นฐานในการเสนอแนวทางการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในบริบทประเทศไทยตามวัตถุประสงค์ข้อที่ 3 โดยได้เปลี่ยน "ปัจจัยที่เป็นนามธรรม" จากผลวิเคราะห์สถิติ เช่น การรับรู้ความง่ายในการใช้งานและการรับรู้ประโยชน์ มาเป็น "คุณลักษณะที่จับต้องได้" ผ่านการออกแบบส่วนติดต่อผู้ใช้ (UX/UI Design) และฟีเจอร์หลักของแพลตฟอร์ม เช่น ระบบประเมินผลด้วย AI และ

ระบบ Social Learning นอกจากนี้ ผู้วิจัยได้ดำเนินการทดสอบความพึงพอใจของต้นแบบนวัตกรรม (Prototype) กับกลุ่มตัวอย่างผู้ใช้งานจริง โดยแยกวิเคราะห์มุมมองของผู้เรียนและผู้สอนออกจากกัน เพื่อยืนยันความสำเร็จของแนวทางการขับเคลื่อนตามกรอบแนวคิดการวิจัย ว่าสามารถสร้างผลลัพธ์ที่เป็นรูปธรรมและส่งเสริมการยอมรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในการศึกษาไทยได้อย่างยั่งยืน

3.2 กรอบแนวคิดการวิจัย

การวิจัยเรื่อง พลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทย ครั้งนี้เป็นการสร้างความรู้ใหม่ที่มีความเป็นนวัตกรรมในการพัฒนารอบแนวคิดการวิจัยที่เป็นเอกลักษณ์และเหมาะสมกับบริบทประเทศไทย โดยผู้วิจัยได้นำทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) และแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) มาบูรณาการร่วมกับปัจจัยความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว เพื่อพัฒนารอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (Thai Generative AI Adoption Model :ThaiGAM) ที่ครอบคลุมและเหมาะสมกับการศึกษาการยอมรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ในบริบทการศึกษาไทย

กรอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (ThaiGAM) ประกอบด้วยตัวแปรหลัก 9 ตัว ที่มีอิทธิพลต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (Behavioral Intention) ได้แก่ ทัศนคติ (Attitude) บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm) การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (Perceived Behavioral Control) การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use) การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness) ภาพลักษณ์ทางสังคม (Social Image) ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI Trust) และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (Privacy Concerns)



ภาพที่ 3-2 กรอบแนวคิดงานวิจัย

ความเป็นเอกลักษณ์ของกรอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (ThaiGenAI) คือการเสนอความสัมพันธ์ "Critical Trust" ที่ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว แสดงให้เห็นว่าผู้ใช้ที่มีความไว้วางใจอย่างรอบรู้จะมีความตระหนักด้านความเป็นส่วนตัวเพิ่มขึ้น นอกจากนี้ กรอบแนวคิดยังรวมตัวแปรกำกับ (Moderating Variables) ที่อธิบายความแตกต่างของพฤติกรรมของกลุ่มผู้ใช้ที่หลากหลาย ดังนี้

1. ประสบการณ์ (Experience) - ระดับประสบการณ์ในการใช้งานปัญญาประดิษฐ์
2. เพศ (Gender) - ความแตกต่างทางเพศในการยอมรับเทคโนโลยี
3. ระดับการศึกษา (Academic Level) - ระดับการศึกษาของผู้ใช้งาน
4. ความสามารถทางภาษาอังกฤษ (Proficiency) - ระดับความสามารถทางภาษาอังกฤษของผู้เรียน

กรอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (ThaiGenAI) นี้จึงเป็นเครื่องมือที่ครอบคลุมและเหมาะสมสำหรับการศึกษาการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ในบริบทการศึกษาไทย โดยสามารถอธิบายความซับซ้อนของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมและการยอมรับเทคโนโลยีได้อย่างครอบคลุม

3.3 ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

การวิจัยครั้งนี้เป็นการวิจัยเชิงปริมาณ (Quantitative Research) โดยใช้แบบแผนการวิจัยแบบสำรวจภาคตัดขวาง (Cross-sectional Survey Design) เพื่อศึกษาปัจจัยทางพฤติกรรมที่มีอิทธิพลต่อความตั้งใจของนักศึกษามหาวิทยาลัยไทยในการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) เพื่อวัตถุประสงค์ทางการศึกษา การออกแบบการวิจัยนี้ได้รับการพัฒนาจากการบูรณาการทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) และแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) ร่วมกับปัจจัยความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว เพื่อสะท้อนมิติด้านจริยธรรมและจิตวิทยาในบริบทการศึกษา (Hair et al., 2022; Henseler et al., 2014) ซึ่งกรอบแนวคิดที่เสนอนี้เป็นการพัฒนารอบแนวคิดการวิจัยที่เป็นเอกลักษณ์และเหมาะสมกับบริบทการศึกษาไทย

กรอบแนวคิดการวิจัยได้ตรวจสอบความสัมพันธ์ระหว่างองค์ประกอบหลัก 9 ตัว ประกอบด้วยทัศนคติต่อพฤติกรรม (Attitude toward Behavior) บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm) การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (Perceived Behavioral Control) การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use) การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness) ภาพลักษณ์ทางสังคม (Social Image) ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (Trust in AI) ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (Privacy Concerns) และความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (Behavioral Intention) นอกจากนี้ การศึกษายังทดสอบผลการปรับแต่งในสี่ตัวแปรด้านประชากรศาสตร์และประสบการณ์ ได้แก่ เพศ ระดับการศึกษา ประสบการณ์ และความสามารถทางภาษาอังกฤษ เพื่อให้ความเข้าใจที่ครอบคลุมเกี่ยวกับรูปแบบการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ในอุดมศึกษาไทย (Venkatesh & Davis, 2000)

3.3.1 ประชากรเป้าหมาย

ประชากรในการศึกษาค้นครั้งนี้ประกอบด้วยนักศึกษามหาวิทยาลัยไทยที่มีประสบการณ์ในการใช้งานเครื่องมือปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) เพื่อวัตถุประสงค์ทางการศึกษา ซึ่งรวมถึงนักศึกษาจากทุกระดับการศึกษา ตั้งแต่กำลังศึกษาปริญญาตรี ปริญญาตรี ปริญญาโท และปริญญาเอกที่กำลังศึกษาอยู่ในสถาบันอุดมศึกษาต่าง ๆ ทั่วประเทศไทย การกำหนดประชากรเป้าหมายเฉพาะกลุ่มที่มีประสบการณ์การใช้งานปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ มีความสำคัญเนื่องจากจะทำให้ได้ข้อมูลที่แม่นยำและสะท้อนความคิดเห็นจากผู้ที่มีความเข้าใจในเทคโนโลยีนี้จริง (Chen et al., 2022) โดยเครื่องมือปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ที่พิจารณาในการศึกษานี้รวมถึง ChatGPT, Claude, Gemini หรือแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์อื่น ๆ ที่นักศึกษาใช้สำหรับงานที่เกี่ยวข้องกับการเรียนรู้ เช่น การช่วยเหลือในการทำงาน การค้นคว้าข้อมูล การเขียนรายงาน การแก้ไขปัญหา หรือการพัฒนาทักษะต่าง ๆ ทางการศึกษา (UNESCO, 2023)

การเลือกประชากรเป้าหมายเป็นนักศึกษาระดับอุดมศึกษามีเหตุผลสำคัญหลายประการ ประการแรก กลุ่มนักศึกษาระดับอุดมศึกษาเป็นกลุ่มที่มีการเข้าถึงและใช้เทคโนโลยีดิจิทัลสูง ทำให้มี

โอกาสสัมผัสและใช้งานปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) มากกว่ากลุ่มอื่น (Chan et al., 2023) ประการที่สอง นักศึกษากลุ่มนี้จะเป็นกำลังสำคัญในตลาดแรงงานในอนาคต การเข้าใจพฤติกรรมที่ยอมรับเทคโนโลยีของพวกเขาจะมีประโยชน์ต่อการวางแผนการศึกษาและการพัฒนาทรัพยากรมนุษย์ในระยะยาว ประการที่สามอุดมศึกษาเป็นสภาพแวดล้อมที่เหมาะสมสำหรับการทดลองและการนำเทคโนโลยีใหม่มาใช้ ทำให้การศึกษาในบริบทนี้สามารถให้ข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับการยอมรับเทคโนโลยีในสภาพแวดล้อมที่มีการสนับสนุนและส่งเสริมการเรียนรู้ (Yadav et al., 2024)

3.3.2 วิธีการสุ่มตัวอย่าง

การศึกษานี้ใช้วิธีการสุ่มตัวอย่างแบบเจาะจง (Purposive Sampling) เพื่อเก็บข้อมูลจากนักศึกษามหาวิทยาลัยไทยที่มีประสบการณ์การใช้งานเครื่องมือปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์เพื่อวัตถุประสงค์ทางการศึกษา การเลือกใช้วิธีการสุ่มตัวอย่างแบบเจาะจงมีความเหมาะสมเนื่องจากการศึกษานี้ต้องการกลุ่มตัวอย่างที่มีคุณสมบัติเฉพาะ คือ การมีประสบการณ์การใช้งานปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ในการศึกษา ซึ่งจะช่วยให้ได้ข้อมูลที่มีคุณภาพและความน่าเชื่อถือสูง (Creswell & Creswell, 2018) การกำหนดเกณฑ์การคัดเลือกอย่างชัดเจนช่วยให้มั่นใจว่าผู้เข้าร่วมการศึกษามีความเข้าใจและประสบการณ์เพียงพอที่จะให้ข้อมูลที่มีคุณค่าต่อการวิจัย โดยมีการใช้คำถามคัดกรองในแบบสอบถามเพื่อให้แน่ใจว่าผู้ตอบแบบสอบถามตรงตามเกณฑ์ที่กำหนด

วิธีการสุ่มตัวอย่างแบบเจาะจงยังช่วยให้การศึกษสามารถควบคุมความแปรปรวนที่ไม่ต้องการ (Unwanted Variance) ที่อาจเกิดขึ้นจากความแตกต่างในระดับความรู้หรือประสบการณ์การใช้งานปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ระหว่างผู้เข้าร่วมการศึกษา (Schoonenboom, 2014) การที่ผู้เข้าร่วมทุกคนมีประสบการณ์การใช้งานปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ทำให้การเปรียบเทียบและการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ มีความแม่นยำและน่าเชื่อถือมากขึ้น นอกจากนี้ยังเป็นไปตามหลักการของการวิจัยด้านการยอมรับเทคโนโลยี ที่มักเน้นการศึกษาในกลุ่มผู้ใช้งานที่มีประสบการณ์เพื่อให้ได้ข้อมูลที่สะท้อนพฤติกรรมจริงของการใช้งาน (Huang & Kao, 2015)

3.3.3 การกำหนดขนาดกลุ่มตัวอย่าง

สำหรับการกำหนดขนาดกลุ่มตัวอย่าง การศึกษานี้ปฏิบัติตามกฎ 10 เท่า (10-times rule) สำหรับการวิเคราะห์ สมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) ซึ่ง Hair et al. (2019) แนะนำให้มีตัวอย่างอย่างน้อย 10 เท่าของจำนวนตัวแปรสังเกตได้ในแบบจำลอง จากแบบจำลองที่มี 45 ข้อคำถาม จึงต้องการตัวอย่างขั้นต่ำ 450 คน อย่างไรก็ตาม เพื่อเพิ่มความน่าเชื่อถือทางสถิติและความเป็นตัวแทนของประชากรในหมู่ผู้ใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ในอุดมศึกษาไทย การศึกษาได้กำหนดเป้าหมายในการเก็บข้อมูลจากผู้ตอบแบบสอบถามจำนวนไม่น้อยกว่า 900 คน ซึ่งมากกว่าเกณฑ์ขั้นต่ำที่แนะนำอย่างมีนัยสำคัญ

การใช้กฎ 10 เท่าเป็นแนวปฏิบัติที่ได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางในการวิจัยที่ใช้สมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) เนื่องจากช่วยให้มั่นใจว่าแบบจำลองจะมีความเสถียรและความน่าเชื่อถือทางสถิติ (Comrey & Lee, 2013) การมีขนาดตัวอย่างที่ใหญ่ขึ้นจะช่วยเพิ่มอำนาจทางสถิติ (Statistical Power) ลดความคลาดเคลื่อนจากการสุ่มตัวอย่าง และเพิ่มความสามารถในการสรุปผลไปยังประชากรเป้าหมายได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น นอกจากนี้ ขนาดตัวอย่างที่ใหญ่ยังช่วยสนับสนุนการวิเคราะห์กลุ่มย่อย (Subgroup Analysis) และการทดสอบผลการปรับแต่ง (Moderation Effects) ซึ่งเป็นจุดมุ่งหมายสำคัญของการศึกษานี้ (Hair et al., 2014)

3.4 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

การพัฒนาแบบสอบถามในการศึกษานี้ผ่านกระบวนการที่เป็นระบบและรอบคอบ โดยเริ่มต้นจากการดัดแปลงข้อคำถามจากมาตรวัดที่ได้รับการยอมรับและมีความน่าเชื่อถือ ซึ่งได้มาจากการวิจัยของ Elbaz et al. (2024) & Gursoy et al. (2019) การดัดแปลงนี้มีความจำเป็นเพื่อให้เนื้อหาเหมาะสมกับบริบทของการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ในการศึกษาระดับอุดมศึกษาของไทย ซึ่งมีลักษณะเฉพาะทางวัฒนธรรม ภาษา และระบบการศึกษาที่แตกต่างจากบริบทตะวันตก ขั้นตอนการแปลใช้วิธีการแปลไปแปลกลับ (Back-translation Method) เพื่อให้มั่นใจว่าความหมายและเจตนาของข้อคำถามต้นฉบับไม่สูญหายไปในการกระบวนการแปล และข้อคำถามในภาษาไทยสามารถสื่อความหมายได้อย่างชัดเจนและเข้าใจง่ายสำหรับกลุ่มตัวอย่าง

3.4.1 ลักษณะของเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

เครื่องมือหลักที่ใช้ในการศึกษาค้างนี้คือแบบสอบถามแบบมีโครงสร้าง (Structured Questionnaire) ที่ออกแบบมาเป็นคำถามแบบปลายปิดเพื่อวัดตัวแปรทั้งหมดในการศึกษาแบบสอบถามประกอบด้วย 3 ส่วนหลัก ดังนี้

ส่วนที่ 1 เป็นข้อคำถาม เพื่อใช้ในการคัดกรองประชากรและกลุ่มตัวอย่าง คือ คุณเคยใช้แพลตฟอร์มการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทยหรือไม่ ซึ่งมีเลือกตอบว่า เคย หรือ ไม่เคย เพื่อให้มั่นใจว่า ผู้เข้าร่วมตรงตามเกณฑ์การมีส่วนร่วมที่กำหนดไว้ (Rovinelli & Hambleton, 1977)

ส่วนที่ 2 เป็นข้อมูลทั่วไปของผู้ตอบแบบสอบถาม อาทิ เพศ อายุ ระดับการศึกษา อาชีพ รายได้ สาขาที่เรียน ภูมิภาคที่เกิดและศึกษาปัจจุบัน ระดับรายได้ และประสบการณ์การใช้งาน ทั้งในด้านความถี่ในการใช้งานและระดับความชำนาญที่ประเมินด้วยตนเอง โดยลักษณะคำถามเป็นแบบเลือกตอบ เพื่อรวบรวมข้อมูลพื้นฐานที่จำเป็นสำหรับการวิเคราะห์ตัวแปรปรับแต่งและการจำแนกกลุ่มย่อยในการศึกษา การออกแบบส่วนนี้ยึดตามแนวทางของ Turner & Carlson (2003) ที่เน้นการเก็บข้อมูลประชากรศาสตร์ที่ครอบคลุมและเป็นประโยชน์ต่อการวิเคราะห์

ส่วนที่ 3 เป็นข้อคำถามวัดระดับความคิดเห็นต่อปัจจัยต่าง ๆ ที่มีผลต่อการยอมรับและใช้งานแพลตฟอร์มการเรียนภาษาอังกฤษออนไลน์ โดยใช้มาตรวัดแบบลิเคิร์ต (Likert Scale) จะประกอบด้วย ข้อความแสดงระดับความคิดเห็นหรือทัศนคติ 5 ระดับ ตั้งแต่ระดับเห็นด้วยอย่างยิ่ง จนถึงไม่เห็นด้วยอย่างยิ่ง ได้แก่

ระดับความสำคัญ	ค่าน้ำหนักคะแนน
ไม่เห็นด้วยอย่างยิ่ง	มีค่าเท่ากับ 1 คะแนน
ไม่เห็นด้วย	มีค่าเท่ากับ 2 คะแนน
เฉย ๆ	มีค่าเท่ากับ 3 คะแนน
เห็นด้วย	มีค่าเท่ากับ 4 คะแนน
เห็นด้วยอย่างยิ่ง	มีค่าเท่ากับ 5 คะแนน

การแบ่งเกณฑ์เช่นนี้ช่วยให้การแปลผลข้อมูลจากมาตรวัดลิเคิร์ตที่มีความชัดเจนและตรงประเด็นมากขึ้น ซึ่งจะนำไปสู่การวิเคราะห์ผลการวิจัยได้อย่างมีประสิทธิภาพ ดังนี้

คะแนนเฉลี่ย 1.00 - 1.49	แปลว่า มีความสำคัญน้อยที่สุด
คะแนนเฉลี่ย 1.50 - 2.49	แปลว่า มีความสำคัญน้อย
คะแนนเฉลี่ย 2.50 - 3.49	แปลว่า มีความสำคัญปานกลาง
คะแนนเฉลี่ย 3.50 - 4.49	แปลว่า มีความสำคัญมาก
คะแนนเฉลี่ย 4.50 - 5.00	แปลว่า มีความสำคัญมากที่สุด

การใช้มาตรวัดลิเคิร์ต 5 ระดับมีข้อดีคือ ง่ายต่อการตอบ เข้าใจได้ไม่ยาก สามารถแปลงข้อมูลเป็นมาตรนามบัญญัติได้ และสามารถนำไปวิเคราะห์ด้วยสถิติขั้นสูงต่าง ๆ ได้อย่างเหมาะสม (Sullivan & Artino, 2013) อีกทั้งยังช่วยให้ผู้ตอบแบบสอบถามไม่ต้องตัดสินใจเพียงแค่ 2 ทางเลือก เห็นด้วยหรือไม่เห็นด้วย แต่มีระดับความคิดเห็นให้เลือกมากขึ้น

นอกจากนี้ งานวิจัยของ (Awang et al., 2015) ยังพบว่า แบบสอบถามที่ใช้มาตรวัดลิเคิร์ต 5 ระดับ จะให้ค่าความเชื่อมั่นสูงกว่า 4 ระดับหรือมากกว่า จึงเป็นอีกเหตุผลหนึ่งที่ทำให้ผู้วิจัยเลือกใช้ 5 ระดับในการออกแบบแบบสอบถาม ซึ่งเป็นไปตามแนวปฏิบัติที่ (Bertram, 2007) ได้เสนอแนะไว้ นอกจากนี้ จำนวนข้อคำถามในแบบสอบถามทั้งหมดประมาณ 60-70 ข้อ โดยในแต่ละตัวแปรจะมีข้อคำถามจำนวน 3-5 ข้อ เพื่อให้สามารถวัดและประเมินตัวแปรนั้น ๆ ได้อย่างครอบคลุมและมีความน่าเชื่อถือ ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ (F. Hair et al., 2014)

3.4.2 แนวทางการสร้างเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

การพัฒนาและสร้างแบบสอบถามสำหรับงานวิจัยครั้งนี้ดำเนินการตามหลักเกณฑ์และขั้นตอนอย่างเป็นระบบ โดยยึดถือแนวทางที่ Radhakrishna (2007) ได้เสนอไว้ ขั้นตอนแรกเป็นการ

ทบทวนวรรณกรรม แนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวแปรที่ต้องการศึกษาอย่างละเอียดถี่ถ้วน โดยเฉพาะงานวิจัยเกี่ยวกับการยอมรับเทคโนโลยีในบริบทการศึกษาและการใช้งาน ปัญญาประดิษฐ์ เพื่อให้มีความเข้าใจที่ชัดเจนและครอบคลุมตัวแปรเหล่านั้น จากนั้นกำหนดนิยามปฏิบัติการของตัวแปรให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถวัดผลและประเมินผลได้ จึงสร้างข้อคำถามที่สอดคล้องกับแนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยในแต่ละองค์ประกอบจะมีข้อคำถามจำนวน 3-5 ข้อ เพื่อให้ครอบคลุมและสามารถวัดตัวแปรได้อย่างถูกต้อง ซึ่งสอดคล้องกับแนวทางงานวิจัยของ Ruel et al. (2016) & Hair et al. (2014)

3.4.2.1 ทบทวนวรรณกรรม แนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวแปรที่ต้องการศึกษาอย่างละเอียดถี่ถ้วน เพื่อให้มีความเข้าใจที่ชัดเจนและครอบคลุมตัวแปรเหล่านั้น จากนั้นกำหนดนิยามปฏิบัติการของตัวแปรให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถวัดผลและประเมินผลได้ จึงสร้างข้อคำถามที่สอดคล้องกับแนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยในแต่ละตัวแปรจะมีข้อคำถามจำนวน 3-5 ข้อ เพื่อให้ครอบคลุมและสามารถวัดตัวแปรได้อย่างถูกต้อง ซึ่งสอดคล้องกับแนวทางงานวิจัยของ (Ruel et al., 2016)

3.4.2.2 หลังจากได้ร่างแบบสอบถามแล้ว ผู้วิจัยจะเสนอต่ออาจารย์ที่ปรึกษาและผู้เชี่ยวชาญที่เกี่ยวข้อง เพื่อตรวจสอบความถูกต้องเชิงเนื้อหา (Content Validity) และความเหมาะสมของภาษาที่ใช้ในการตั้งคำถาม การตรวจสอบเพื่อการประเมินหาความเที่ยงตรงของแบบสอบถาม (Content Validity) หลังจากนั้นผู้วิจัยจะปรับปรุงแก้ไขตามคำแนะนำของอาจารย์และผู้เชี่ยวชาญ ซึ่งเป็นไปตามขั้นตอนการตรวจสอบเนื้อหาของ (Hardesty & Bearden, 2004) จะทำให้แบบสอบถามมีความสมบูรณ์และเหมาะสมมากขึ้น สำหรับการพิจารณาตรวจสอบคุณภาพของเครื่องมือวิจัยนั้น ผู้วิจัยได้กำหนดคุณสมบัติของผู้เชี่ยวชาญในการตรวจสอบเครื่องมือตามแนวทางของ Lynn (1986) และ Davis (1992) ซึ่งระบุว่าผู้เชี่ยวชาญควรมีความรู้และประสบการณ์ตรงในศาสตร์ที่เกี่ยวข้อง โดยผู้เชี่ยวชาญที่พิจารณาเครื่องมือวิจัยประกอบด้วยผู้ทรงคุณวุฒิจำนวน 3-5 ท่าน (Turner & Carlson, 2003) ซึ่งมีคุณสมบัติดังนี้

1. คุณวุฒิการศึกษาและประสบการณ์

1.1 สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาโทขึ้นไปในสาขาที่เกี่ยวข้องกับความเชี่ยวชาญเฉพาะ

1.2 มีประสบการณ์การทำงานในด้านที่เกี่ยวข้องไม่น้อยกว่า 5 ปี

2. ความเชี่ยวชาญเฉพาะ จะต้องคำนึงจากคุณสมบัติอย่างน้อย 1 ข้อ ต่อไปนี้

2.1 ด้านเทคโนโลยีการศึกษาหรือที่เกี่ยวข้องกับการศึกษา

2.2 ด้านการระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ หรือเทคโนโลยีสารสนเทศ

2.3 ด้านการบริหารธุรกิจ หรือการจัดการ หรือที่เกี่ยวข้อง

ทั้งนี้ความเชี่ยวชาญเฉพาะให้พิจารณาจากผลงานวิจัย บทความวิชาการ หรือตำราที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย ที่ได้รับการเผยแพร่ในระดับชาติหรือนานาชาติ หรือประสบการณ์ในด้านนั้น ๆ

การกำหนดคุณสมบัติผู้เชี่ยวชาญดังกล่าวเป็นไปตามหลักการของ Rovinelli & Hambleton (1977) ที่ให้ความหลากหลายของผู้เชี่ยวชาญ เพื่อให้ได้มุมมองที่ครอบคลุมและเที่ยงตรง หลังจากนั้นผู้วิจัยจะปรับปรุงแก้ไขตามคำแนะนำของผู้เชี่ยวชาญ ซึ่งเป็นไปตามขั้นตอนการตรวจสอบเนื้อหาของ (Hardesty & Bearden, 2004) จะทำให้แบบสอบถามมีความสมบูรณ์และเหมาะสมมากขึ้น

ค่าดัชนีความสอดคล้องระหว่างข้อคำถามกับวัตถุประสงค์การวิจัย เป็นขั้นตอนสำคัญในการตรวจสอบความตรงเชิงเนื้อหา (Content Validity) ของเครื่องมือวิจัย การพิจารณาการให้คะแนนนี้ต้องอิงจากความเข้าใจที่ชัดเจนเกี่ยวกับวัตถุประสงค์ของการวิจัยและค่านิยมของตัวแปรที่ต้องการวัด ผู้เชี่ยวชาญแต่ละท่านจะพิจารณาแต่ละข้อคำถามและให้คะแนนตามมาตรวัด 3 ระดับ คือ

เมื่อข้อคำถามมีความสอดคล้องกับวัตถุประสงค์อย่างชัดเจน	ให้	+1
เมื่อไม่แน่ใจหรือมีความคลุมเครือ	ให้	0
เมื่อข้อคำถามไม่สอดคล้องหรือขัดแย้งกับวัตถุประสงค์ที่กำหนด	ให้	-1

การคำนวณดัชนีความสอดคล้องระหว่างข้อคำถามกับวัตถุประสงค์ของการวัดเป็นขั้นตอนสำคัญในการตรวจสอบความตรงเชิงเนื้อหา (Content Validity) ของเครื่องมือวิจัย ทำได้โดยการหาค่าเฉลี่ยของคะแนนที่ผู้เชี่ยวชาญทั้งหมดให้กับข้อคำถามแต่ละข้อ โดยใช้สูตรการคำนวณ

$$IOC = \frac{\Sigma R}{N} \quad (3-1)$$

โดย	IOC	คือ	ค่าดัชนีความสอดคล้องระหว่างข้อคำถามกับวัตถุประสงค์
	ΣR	คือ	ผลรวมของคะแนนการประเมินความสอดคล้องจากผู้เชี่ยวชาญทั้งหมด
	N	คือ	จำนวนผู้เชี่ยวชาญที่ทำการประเมิน

เกณฑ์การตัดสินค่าความสอดคล้องระหว่างข้อคำถามกับวัตถุประสงค์ของการวิจัย มีดังนี้

หากค่าดัชนีความสอดคล้องระหว่างข้อคำถามกับวัตถุประสงค์ (IOC) > 0.50 ถือว่า ข้อคำถามนั้นวัดได้สอดคล้องกับวัตถุประสงค์ของการวิจัยและสามารถนำไปใช้ได้

หากค่าดัชนีความสอดคล้องระหว่างข้อคำถามกับวัตถุประสงค์ (IOC) ≤ 0.50 ถือว่า ข้อคำถามนั้นวัดได้ไม่สอดคล้องกับวัตถุประสงค์ของการวิจัยและควรได้รับการปรับปรุงแก้ไขหรือตัดออกจากเครื่องมือ

ผลการประเมินดัชนีความสอดคล้องระหว่างข้อคำถามกับวัตถุประสงค์ของการวิจัย (Index of Item Objective Congruence: IOC) พร้อมข้อเสนอแนะจากผู้เชี่ยวชาญ ถูกนำมาใช้เป็นแนวทาง

ในการปรับปรุงและแก้ไขแบบสอบถาม ซึ่งค่าดัชนีความสอดคล้องระหว่างข้อคำถามกับวัตถุประสงค์ (IOC) ที่ได้มีค่าอยู่ระหว่าง 0.60-1.00 แสดงถึงระดับความสอดคล้องที่ดีถึงดีเยี่ยม

3.4.2.3 การนำแบบสอบถามที่รวบรวมได้มาทำการทดสอบความเชื่อมั่น (Reliability) โดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูปหาค่าสัมประสิทธิ์แอลฟา (Alpha Coefficient) ตามแนวทางของ (Goforth, 2015) นั้น ใช้วิธีการคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์แอลฟาของครอนบาค (Cronbach's Alpha Coefficient) ต้องมากกว่า 0.7 จึงจะถือว่ามีความเชื่อมั่นเพียงพอ นอกจากนี้ยังได้ตรวจสอบค่าอำนาจจำแนกรายข้อของแต่ละข้อคำถาม (Item-Total Correlation) โดยต้องมีค่าตั้งแต่ 0.3 ขึ้นไป ตามแนวทางของ (Everitt & Skrondal, 2010) ข้อคำถามใดที่ไม่ผ่านเกณฑ์จะถูกตัดออกจากแบบสอบถามในการตรวจสอบความเชื่อมั่นครั้งนี้ ผู้วิจัยได้ดำเนินการทั้งกับข้อมูลที่ได้จากการทดสอบก่อนใช้ (Try out) และข้อมูลที่เก็บจากการวิจัยจริง เพื่อให้ได้แบบสอบถามที่มีความน่าเชื่อถือสูงสุด

หลังจากนั้น ผู้วิจัยจึงนำแบบสอบถามที่ผ่านการทดสอบและปรับแก้จนมีความสมบูรณ์แล้ว ไปเสนอต่ออาจารย์ที่ปรึกษาอีกครั้ง เพื่อขอคำแนะนำเพิ่มเติม ก่อนที่จะนำไปใช้จริงในการเก็บข้อมูลกับกลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่ การดำเนินการตามขั้นตอนดังกล่าว จะช่วยให้ได้แบบสอบถามที่มีคุณภาพสูง มีความเชื่อมั่น ความตรงเชิงเนื้อหา และความน่าเชื่อถือเพียงพอสำหรับการนำไปใช้เก็บรวบรวมข้อมูลในงานวิจัย จึงจะถือว่ายอมรับได้

3.4.2.4 หลังจากนั้นจึงนำแบบสอบถามมาปรับปรุงแก้ไขอีกครั้งตามผลการทดลองใช้และข้อเสนอแนะจากผู้ทรงคุณวุฒิ เพื่อให้ได้เครื่องมือที่มีคุณภาพสูงสุดก่อนนำไปใช้จริงในการเก็บข้อมูลกับกลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่ โดยกระบวนการปรับปรุงนี้จะครอบคลุมทั้งด้านเนื้อหา ภาษา รูปแบบการนำเสนอคำถาม และลำดับของคำถาม รวมถึงการตรวจสอบความชัดเจนของคำถามและคำแนะนำในการตอบแบบสอบถาม เพื่อลดข้อผิดพลาดที่อาจเกิดขึ้นจากความเข้าใจผิดของผู้ตอบแบบสอบถาม นอกจากนี้ยังมีการปรับปรุงโครงสร้างของแบบสอบถามให้มีความกระชับ ไม่ซ้ำซ้อน และใช้เวลาในการตอบที่เหมาะสม เพื่อให้ผู้ตอบแบบสอบถามสามารถให้ข้อมูลได้อย่างครบถ้วนและตรงตามวัตถุประสงค์ของการวิจัย รวมทั้งการจัดเรียงคำถามให้เป็นหมวดหมู่ที่ชัดเจนและมีความต่อเนื่อง

การพัฒนาแบบสอบถามโดยผ่านกระบวนการอย่างเป็นระบบและรอบคอบดังกล่าว จะช่วยให้ได้เครื่องมือที่มีความเที่ยงตรง ความน่าเชื่อถือ มีความสมบูรณ์ในการวัดตัวแปรต่าง ๆ ซึ่งจะส่งผลให้การเก็บรวบรวมข้อมูลมีประสิทธิภาพสูง และได้ข้อมูลที่ถูกต้อง เพียงพอต่อการนำไปวิเคราะห์และสรุปผลการวิจัย ดังตารางที่ 3-1 ต่อไป

ตารางที่ 3-1 แสดงคำถามที่ใช้ในแบบสอบถาม

องค์ประกอบ	รหัส	ข้อความคำถาม	ปรับปรุงจาก
ทัศนคติต่อการใช้ GenAI (Attitude toward GenAI : ATU)	ATU1	ฉันคิดว่าการใช้ GenAI เป็น ความคิดที่ดีสำหรับการเรียนรู้ภาษา	Elbaz et al. (2024); Kong et al. (2024)
	ATU2	การใช้ GenAI เป็นประสบการณ์ที่ดี สำหรับฉัน	
	ATU3	ฉันเชื่อว่า GenAI มีประโยชน์ สำหรับการเรียนรู้ของฉัน	
	ATU4	ฉันชอบแนวคิดการเรียนรู้ด้วย GenAI	
	ATU5	GenAI ทำให้การเรียนรู้มี ความหมายมากขึ้นสำหรับฉัน	
ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (Behavioral Intention: BI)	BI1	ฉันตั้งใจจะใช้ GenAI อย่าง สม่ำเสมอสำหรับการเรียน ภาษาอังกฤษ	Al-Mamary (2022); Kong et al. (2024)
	BI2	ฉันวางแผนที่จะสำรวจเครื่องมือ GenAI เพิ่มเติมสำหรับการเรียน ภาษา	
	BI3	ฉันจะใช้ GenAI ต่อไปแม้ว่าจะไม่ จำเป็น	
	BI4	ฉันตั้งใจจะใช้ GenAI เพื่อเตรียม สอบภาษา	
	BI5	ฉันวางแผนที่จะแนะนำ GenAI ให้ ผู้อื่นสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ	

ตารางที่ 3-1 (ต่อ)

องค์ประกอบ	รหัส	ข้อความคำถาม	ปรับปรุงจาก
การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (Perceived Behavioral Control: PBC)	PBC1	ฉันมีทักษะและความรู้ที่จำเป็นในการใช้ GenAI อย่างมีประสิทธิภาพสำหรับการเรียนรู้	Kong et al. (2024); Mnguni et al. (2024)
	PBC2	ฉันมั่นใจในความสามารถของฉันในการใช้ GenAI อย่างเหมาะสมเพื่อการศึกษา	
	PBC3	ฉันสามารถดูแลและตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูลจาก GenAI	
	PBC4	ฉันมีเครื่องมือที่จำเป็น (เช่น อินเทอร์เน็ต อุปกรณ์) ในการใช้ GenAI	
	PBC5	การใช้ GenAI อยู่ภายใต้การควบคุมของฉัน ไม่ใช่สิ่งที่ฉันถูกบังคับให้ทำ	
การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness: PU)	PU1	GenAI ช่วยให้ฉันปรับปรุงการเรียนรู้ภาษาอังกฤษของฉัน	Elbaz et al. (2024); Liu et al. (2024)
	PU2	ฉันเข้าใจเนื้อหาภาษาอังกฤษได้ง่ายขึ้นเมื่อใช้ GenAI	
	PU3	GenAI เพิ่มประสิทธิภาพในการเตรียมสอบของฉัน	
	PU4	GenAI เร่งกระบวนการเรียนรู้ของฉัน	
	PU5	GenAI ช่วยฉันกำหนดเป้าหมายทักษะภาษาเฉพาะเพื่อการพัฒนา	

ตารางที่ 3-1 (ต่อ)

องค์ประกอบ	รหัส	ข้อความคำถาม	ปรับปรุงจาก
ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (Privacy Concerns: PC)	PC1	ฉันกังวลว่า GenAI อาจเก็บข้อมูลส่วนตัวมากกว่าที่จำเป็น	Albayati (2024); Kim et al. (2024)
	PC2	ฉันกังวลว่าข้อมูลของฉันอาจถูกใช้โดยไม่มีความรู้ของฉันเมื่อใช้เครื่องมือ AI	
	PC3	ฉันรู้สึกว่าการใช้ GenAI สำหรับการเรียนรู้เป็นความเสี่ยงด้านความเป็นส่วนตัว	
	PC4	ฉันเชื่อว่าข้อมูลของฉันอาจถูกแบ่งปันกับบุคคลที่สามโดยไม่ได้รับความยินยอม	
	PC5	ฉันรู้สึกไม่สบายใจที่ต้องแบ่งปันข้อมูลส่วนตัวกับแพลตฟอร์ม AI	
บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm: SN)	SN1	คนที่สำคัญกับฉันคิดว่าฉันควรใช้ GenAI สำหรับการเรียนรู้	Kong et al. (2024); Mnguni et al. (2024)
	SN2	ครูของฉันสนับสนุนการใช้ GenAI	
	SN3	เพื่อนของฉันมีมุมมองเชิงบวกเกี่ยวกับการใช้ GenAI	
	SN4	มีการส่งเสริมจากสถาบันของฉันให้ใช้ GenAI	
	SN5	ชุมชนออนไลน์มีอิทธิพลต่อการใช้ GenAI ของฉัน	

ตารางที่ 3-1 (ต่อ)

องค์ประกอบ	รหัส	ข้อความคำถาม	ปรับปรุงจาก
ความไว้วางใจใน ปัญญาประดิษฐ์ (Trust in AI: AI)	AI1	ฉันเชื่อมั่นในความสามารถของ GenAI ในการให้เนื้อหาการเรียนรู้ ภาษาที่ถูกต้อง	Gursoy et al. (2019); Sahli et al. (2024)
	AI2	ฉันเชื่อใจ GenAI ที่จะสนับสนุน การเรียนรู้ของฉันโดยไม่ทำให้ เข้าใจผิด	
	AI3	ฉันรู้สึกมั่นใจว่าคำแนะนำของ GenAI อิงจากข้อมูลที่เชื่อถือได้	
	AI4	ฉันเชื่อว่า GenAI เคารพความเป็น ส่วนตัวของผู้ใช้และแนวทาง จริยธรรม	
	AI5	ฉันพึงพา GenAI เป็นเพื่อนร่วมการ เรียนรู้ที่น่าเชื่อถือ	
การรับรู้ความง่ายในการใช้ งาน (Perceived Ease of Use: PEOU)	PEOU1	GenAI ใช้งานง่ายสำหรับการเรียน ภาษาอังกฤษ	Widiastuti (2023); Majid and Abidin (2023); Ivanov et al. (2024)
	PEOU2	การเรียนรู้วิธีใช้ GenAI เป็นเรื่องที่ ตรงไปตรงมาสำหรับฉัน	
	PEOU3	ฉันง่ายที่จะเก่งในการใช้ GenAI	
	PEOU4	การโต้ตอบกับ GenAI ไม่ต้องใช้ ความพยายามทางจิตใจมากนัก	
	PEOU5	โดยรวมแล้ว ฉันพบว่า GenAI ใช้งานง่าย	

ตารางที่ 3-1 (ต่อ)

องค์ประกอบ	รหัส	ข้อความถาม	ปรับปรุงจาก
ภาพลักษณ์ทางสังคม (Social Image: SI)	SI1	การใช้ GenAI ปรับปรุงวิธีที่ผู้อื่นรับรู้ฉันทางวิชาการ	Tuasikal and Prameka (2023); Kong et al. (2024)
	SI2	คนที่ใช้ GenAI ถูกมองว่าเป็นคนฉลาดกว่า	
	SI3	การใช้ GenAI ทำให้ฉันดูมีความเชี่ยวชาญด้านเทคโนโลยีมากขึ้น	
	SI4	ภาพลักษณ์ของฉันในหมู่เพื่อนเพิ่มขึ้นเมื่อฉันใช้ GenAI	
	SI5	การใช้ GenAI ให้ความรู้สึกแห่งสถานะในชุมชนการเรียนรู้	

3.5 การเก็บรวบรวมข้อมูล

หลังจากที่แบบสอบถามผ่านการตรวจสอบคุณภาพและปรับแก้จนมีความสมบูรณ์แล้ว ขั้นตอนสำคัญต่อไปคือการดำเนินการเก็บรวบรวมข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างเป้าหมาย การเก็บข้อมูลในการศึกษานี้ดำเนินการผ่านแบบสอบถามออนไลน์ที่เผยแพร่ผ่านแพลตฟอร์มทางวิชาการและสังคมระหว่างวันที่ 12 มกราคม ถึง 12 มีนาคม 2025 โดยจำกัดการมีส่วนร่วมให้กับบุคคลที่ตรงตามเกณฑ์การมีส่วนร่วม คือ การมีประสบการณ์การใช้เครื่องมือปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) เช่น ChatGPT, Claude, Gemini หรือแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์อื่น ๆ สำหรับงานที่เกี่ยวข้องกับการเรียนรู้ ผู้วิจัยได้กำหนดแนวทางและวิธีการเก็บข้อมูลอย่างละเอียดและเป็นระบบ ดังนี้

3.5.1 ก่อนการเริ่มต้นเก็บข้อมูล ผู้วิจัยดำเนินการขออนุมัติจากคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์เพื่อให้การศึกษาเป็นไปตามหลักจริยธรรม เคารพสิทธิและความปลอดภัยของผู้เข้าร่วมวิจัย การขออนุมัติครอบคลุมรายละเอียดการศึกษา วิธีการเก็บข้อมูล การปกป้องข้อมูลส่วนบุคคล และกระบวนการรับความยินยอมจากผู้เข้าร่วม (Creswell & Creswell, 2018) การปฏิบัติตามมาตรฐานจริยธรรมมีความสำคัญอย่างยิ่งในการศึกษาที่เกี่ยวข้องกับการใช้เทคโนโลยีและข้อมูลส่วนบุคคล โดยเฉพาะในบริบทของการใช้งานปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ที่มีประเด็นเกี่ยวกับความเป็นส่วนตัวและการใช้ข้อมูล

แบบสอบถามมีการแจ้งข้อมูลให้ผู้เข้าร่วมทราบอย่างชัดเจนเกี่ยวกับวัตถุประสงค์ของการศึกษาระยะเวลาในการตอบ สิทธิในการถอนตัวจากการศึกษา และวิธีการปกป้องข้อมูลส่วนบุคคล ผู้เข้าร่วมต้องให้ความยินยอมอย่างชัดแจ้งก่อนเริ่มตอบแบบสอบถาม โดยการคลิกยืนยันที่แสดงความเข้าใจและความเต็มใจในการเข้าร่วมการศึกษา การดำเนินการนี้สอดคล้องกับหลักการของการวิจัยที่มีจริยธรรมและเป็นไปตามมาตรฐานสากล (UNESCO, 2023)

3.5.2 ผู้วิจัยประสานงานกับหน่วยงานและสถาบันการศึกษาต่าง ๆ ที่มีนักศึกษาตรงกับกลุ่มประชากรเป้าหมาย เพื่อขออนุญาตและประสานงานในการเผยแพร่แบบสอบถาม การประสานงานรวมถึงการติดต่อกับคณะต่าง ๆ ในมหาวิทยาลัย สมาคมนักศึกษา และเครือข่ายการศึกษาออนไลน์ เพื่อขยายการเข้าถึงกลุ่มตัวอย่างให้กว้างขวางและหลากหลาย ซึ่งเป็นไปตามขั้นตอนและจรรยาบรรณของนักวิจัยที่ดี (Turner & Carlson, 2003) การสร้างความร่วมมือกับสถาบันต่าง ๆ ช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือของการศึกษาและเพิ่มอัตราการตอบสนองจากกลุ่มตัวอย่าง (Schoonenboom, 2014) การเลือกใช้แพลตฟอร์มทางวิชาการและสังคมหลากหลายช่องทางช่วยให้เข้าถึงนักศึกษาจากสถาบันต่าง ๆ ทั่วประเทศ ซึ่งรวมถึงเว็บไซต์มหาวิทยาลัย เครือข่ายสังคมออนไลน์ที่เน้นการศึกษา กลุ่มการเรียนรู้ออนไลน์ และชุมชนนักศึกษาต่าง ๆ การใช้หลายช่องทางช่วยลดอคติในการเลือกตัวอย่างและเพิ่มความเป็นตัวแทนของข้อมูลที่เก็บได้ (Hair et al., 2019)

3.5.3 แบบสอบถามได้พัฒนาในรูปแบบออนไลน์โดยใช้แพลตฟอร์มที่มีความปลอดภัยและใช้งานง่าย การออกแบบแบบสอบถามออนไลน์คำนึงถึงประสบการณ์ผู้ใช้ (User Experience) เพื่อให้ผู้ตอบสามารถทำแบบสอบถามได้อย่างสะดวกและมีประสิทธิภาพ ระบบมีการแสดงแถบความคืบหน้า การตรวจสอบความสมบูรณ์ของคำตอบ และการป้องกันการส่งข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ การออกแบบที่เป็นมิตรต่อผู้ใช้ช่วยลดอัตราการทิ้งแบบสอบถามกลางคันและเพิ่มคุณภาพของข้อมูลที่ได้รับ (Awang et al., 2015) แบบสอบถามมีการปรับให้เหมาะสมกับการใช้งานบนอุปกรณ์ต่าง ๆ ทั้งคอมพิวเตอร์ แท็บเล็ต และโทรศัพท์มือถือ เพื่อให้ผู้เข้าร่วมสามารถตอบแบบสอบถามได้สะดวกในสถานการณ์ต่าง ๆ การออกแบบที่ตอบสนองต่ออุปกรณ์หลากหลาย (Responsive Design) เป็นสิ่งสำคัญในยุคที่การใช้งานอินเทอร์เน็ตผ่านโทรศัพท์มือถือมีสัดส่วนสูง โดยเฉพาะในกลุ่มนักศึกษา (Radhakrishna, 2007)

3.5.4 การเผยแพร่แบบสอบถามดำเนินการอย่างเป็นระบบผ่านช่องทางต่าง ๆ รวมถึงการส่งลิงก์ผ่านอีเมลสถาบัน การโพสต์ในกลุ่มโซเชียลมีเดียที่เกี่ยวข้องกับการศึกษา การแชร์ผ่านเครือข่ายวิชาการ และการประชาสัมพันธ์ผ่านเว็บไซต์และบอร์ดประกาศของสถาบันการศึกษา แต่ละการเผยแพร่มีการระบุรายละเอียดวัตถุประสงค์ของการวิจัยอย่างชัดเจน ระยะเวลาในการตอบแบบสอบถาม ประมาณ 15-20 นาที และข้อมูลติดต่อของผู้วิจัยสำหรับข้อสงสัยเพิ่มเติม (Sullivan & Artino, 2013) ในระหว่างช่วงการเก็บข้อมูล มีการติดตามและเร่งรัดให้กลุ่มตัวอย่างตอบ

แบบสอบถามให้ครบถ้วนและมีความต่อเนื่อง โดยการส่งการแจ้งเตือนอย่างสุภาพผ่านช่องทางต่าง ๆ การแจ้งเตือนมีความถี่ที่เหมาะสม ไม่ก่อให้เกิดความรำคาญแก่ผู้เข้าร่วม และมีการระบุชัดเจนว่าการมีส่วนร่วมเป็นไปโดยสมัครใจ ผู้เข้าร่วมสามารถถอนตัวได้ตลอดเวลา (Ruel et al., 2016)

3.5.5 ระหว่างการเก็บข้อมูล มีการติดตามความคืบหน้าและตรวจสอบคุณภาพของข้อมูลที่ได้รับอย่างสม่ำเสมอ การตรวจสอบรวมถึงการดูความสมบูรณ์ของคำตอบ รูปแบบการตอบที่ผิดปกติ และความสอดคล้องของข้อมูล มีการใช้คำถามตรวจสอบความเอาใจใส่ (Attention Check Questions) เพื่อให้แน่ใจว่าผู้ตอบให้ความสนใจกับแบบสอบถาม และมีการตรวจสอบเวลาที่ใช้ในการตอบเพื่อระบุการตอบแบบสอบถามที่อาจไม่จริงจัง (Hair et al., 2014) เมื่อสิ้นสุดระยะเวลาการเก็บข้อมูล ผู้วิจัยดำเนินการตรวจสอบความสมบูรณ์ครบถ้วนของแบบสอบถามแต่ละฉบับ การคัดกรองข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์หรือมีความผิดปกติ และการเตรียมข้อมูลเพื่อการวิเคราะห์ทางสถิติ ขั้นตอนการทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning) มีความสำคัญในการรับประกันคุณภาพของผลการวิเคราะห์ โดยการใช้เกณฑ์ที่ชัดเจนในการตัดสินใจเก็บหรือตัดข้อมูลออก (Goforth, 2015)

3.3.6 เมื่อได้รับแบบสอบถามครบถ้วนตามกำหนดแล้ว ผู้วิจัยจะดำเนินการตรวจสอบความสมบูรณ์ครบถ้วนของแบบสอบถาม แล้วจึงนำข้อมูลที่ได้ไปวิเคราะห์ทางสถิติตามขั้นตอนต่อไป

การดำเนินการเก็บข้อมูลแบบผสมผสานทั้งในรูปแบบออนไลน์และรูปแบบกระดาษ จะช่วยเพิ่มโอกาสในการเข้าถึงและครอบคลุมกลุ่มประชากรเป้าหมายมากขึ้น รวมถึงช่วยลดข้อจำกัดและอุปสรรคต่าง ๆ ที่อาจเกิดขึ้นจากการเก็บข้อมูลด้วยวิธีการใดวิธีการหนึ่ง อันจะส่งผลให้ได้ข้อมูลมีคุณภาพและปริมาณที่เพียงพอต่อการนำไปวิเคราะห์และสรุปผลการวิจัยต่อไป

3.6 สถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล

การวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยได้นำข้อมูลจากแบบสอบถามมาทำการวิเคราะห์ตามวัตถุประสงค์และสมมติฐานการวิจัย โดย การใช้วิธีการทางสถิติ ดังนี้

3.6.1 การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยสถิติเชิงพรรณนา เป็นขั้นตอนแรกและเป็นพื้นฐานสำคัญในการศึกษาวิจัย เนื่องจากช่วยให้ผู้วิจัยเข้าใจลักษณะโดยรวมและการกระจายตัวของข้อมูลที่เก็บรวบรวมมาได้ก่อนที่จะดำเนินการวิเคราะห์ข้อมูลในระดับที่ซับซ้อนมากขึ้น (Hair et al., 2019) การวิเคราะห์เชิงพรรณนาในการวิจัยครั้งนี้ครอบคลุมการอธิบายลักษณะทางประชากรศาสตร์ของผู้ตอบแบบสอบถาม การสำรวจรูปแบบการใช้งานเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) และการวิเคราะห์ค่าพื้นฐานทางสถิติของตัวแปรต่าง ๆ ในการศึกษา การวิเคราะห์สถิติเชิงพรรณนาในการวิจัยครั้งนี้จะครอบคลุมการเก็บรวบรวมและวิเคราะห์ข้อมูลในส่วนต่าง ๆ ดังนี้

1. ข้อมูลทางประชากรศาสตร์ (Demographic Information) ได้แก่ เพศ (Gender) อายุ (Age) ระดับการศึกษา (Education Level) รายได้แบบรายเดือน (Monthly Income)

ภูมิภาคเกิด (Birth Region) และภูมิภาคที่ศึกษาในปัจจุบัน (Current Study Region) ข้อมูลเหล่านี้จะช่วยให้เข้าใจพื้นฐานทางสังคมและเศรษฐกิจของกลุ่มตัวอย่าง และสามารถนำไปใช้ในการวิเคราะห์เปรียบเทียบระหว่างกลุ่มย่อยในภายหลัง

2. ข้อมูลรูปแบบการใช้งานปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ประกอบด้วย ความถี่ในการใช้งาน (Frequency of Use) ระยะเวลาของประสบการณ์การใช้งาน (Experience Duration) ระดับประสบการณ์ที่ประเมินโดยตนเอง (Self-Rated Experience) และระดับความเชี่ยวชาญที่ประเมินโดยตนเอง (Self-Rated Proficiency) ข้อมูลเหล่านี้เป็นสิ่งสำคัญในการเข้าใจพฤติกรรมการใช้งานและระดับความคุ้นเคยของผู้เข้าร่วมการวิจัยกับเทคโนโลยี Generative AI

3. ข้อมูลคะแนนจากแบบสอบถามตัวแปรหลัก รวมถึงคะแนนจากมาตรวัดของตัวแปรต่าง ๆ ในโมเดลการวิจัย เช่น ทศนคติต่อ Generative AI (Attitude toward GenAI), การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness), การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use), บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm), การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (Perceived Behavioral Control), ภาพลักษณ์ทางสังคม (Social Image), ความไว้วางใจใน AI (AI Trust), ความกังวลเรื่องความเป็นส่วนตัว (Privacy Concerns) และความตั้งใจในการใช้งาน (Behavioral Intention)

4. สถิติเชิงพรรณนาที่นำมาใช้ในการวิจัยครั้งนี้ประกอบด้วย

4.1. ค่าความถี่ (Frequency) และค่าร้อยละ (Percentage) เป็นสถิติพื้นฐานที่ใช้สำหรับการอธิบายข้อมูลเชิงกลุ่ม (Categorical Data) ซึ่งรวมถึงข้อมูลทางประชากรศาสตร์และข้อมูลรูปแบบการใช้งาน Generative AI ค่าเหล่านี้ช่วยให้สามารถเข้าใจการกระจายตัวของผู้เข้าร่วมการวิจัยในแต่ละกลุ่มและเป็นพื้นฐานสำคัญในการวิเคราะห์เปรียบเทียบระหว่างกลุ่มในภายหลัง (Creswell & Creswell, 2018)

4.2. ค่าเฉลี่ย (Mean) ใช้เป็นตัวแทนของค่ากลางของข้อมูลที่มีลักษณะต่อเนื่อง (Continuous Data) โดยเฉพาะอย่างยิ่งคะแนนจากแบบสอบถามแบบมาตราส่วนประมาณค่า (Likert Scale) ที่วัดทัศนคติ การรับรู้ และความตั้งใจของผู้เข้าร่วมการวิจัยต่อตัวแปรต่าง ๆ ในการศึกษา ค่าเฉลี่ยจะถูกนำเสนอเพื่อแสดงแนวโน้มโดยรวมของกลุ่มตัวอย่างในแต่ละตัวแปร และช่วยในการเปรียบเทียบระดับของแต่ละองค์ประกอบในโมเดลการวิจัย (Hair et al., 2022)

4.3. ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation) เป็นตัวชี้วัดการกระจายของข้อมูลรอบค่าเฉลี่ย ซึ่งบ่งบอกถึงระดับความแปรปรวนหรือความแตกต่างของคำตอบจากผู้เข้าร่วมการวิจัย ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่สูงแสดงถึงความคิดเห็นที่หลากหลายของผู้ตอบ ในขณะที่ค่าที่ต่ำแสดงถึงความคิดเห็นที่มีความสอดคล้องกันมากขึ้น การวิเคราะห์ค่านี้ช่วยให้ผู้วิจัยเข้าใจถึงความเป็นเนื้อเดียวกัน (Homogeneity) ของกลุ่มตัวอย่างและความเหมาะสมของการนำไปใช้ในการวิเคราะห์ทางสถิติขั้นสูงต่อไป (Everitt & Skrondal, 2010)

นอกจากนี้ การวิเคราะห์สถิติเชิงพรรณนายังรวมถึงการตรวจสอบการกระจายของข้อมูล (Data Distribution) เพื่อประเมินลักษณะการกระจายและการตรวจหาค่าผิดปกติ (Outliers) ที่อาจส่งผลกระทบต่อผลการวิเคราะห์ การตรวจสอบเหล่านี้เป็นสิ่งจำเป็นเพื่อให้มั่นใจในคุณภาพของข้อมูล และเป็นข้อมูลประกอบการตัดสินใจในการเลือกใช้เทคนิคทางสถิติที่เหมาะสมในขั้นตอนถัดไป โดยเฉพาะอย่างยิ่งการเตรียมข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) ที่มีข้อกำหนดเฉพาะเกี่ยวกับคุณภาพและลักษณะของข้อมูล

การวิเคราะห์สถิติเชิงพรรณนานี้จึงเป็นขั้นตอนพื้นฐานที่สำคัญที่ช่วยให้ผู้วิจัยเข้าใจบริบทของข้อมูล ตรวจสอบคุณภาพของข้อมูลที่เก็บรวบรวม และเตรียมความพร้อมสำหรับการวิเคราะห์ที่ซับซ้อนมากขึ้นในขั้นตอนถัดไป โดยผลการวิเคราะห์จะถูกนำเสนอในรูปแบบตารางและกราฟเพื่อให้เข้าใจได้ง่ายและชัดเจน

3.6.2 การประเมินคุณภาพของโมเดลการวัด (Measurement Model Assessment) การประเมินคุณภาพของโมเดลการวัดเป็นขั้นตอนสำคัญในการวิจัยที่ใช้เทคนิคสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) เนื่องจากการตรวจสอบคุณภาพของเครื่องมือวัดก่อนที่จะดำเนินการทดสอบความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างของโมเดล (Hair et al., 2022) การประเมินโมเดลการวัดในการวิจัยครั้งนี้จะดำเนินการตามแนวทางที่เสนอโดย Hair et al. (2022) ซึ่งประกอบด้วย การทดสอบความเชื่อมั่นของความสอดคล้องภายใน (Internal Consistency Reliability) การทดสอบความตรงเชิงบรรจบ (Convergent Validity) และการทดสอบความตรงเชิงจำแนก (Discriminant Validity) รวมถึงการตรวจสอบปัญหาการขนานกันของตัวแปร (Collinearity Assessment) เพื่อให้มั่นใจว่าโมเดลการวัดมีคุณภาพที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ขั้นสูงต่อไป

3.6.2.1 การทดสอบความเชื่อมั่นของความสอดคล้องภายใน (Internal Consistency Reliability) ความเชื่อมั่นของความสอดคล้องภายในเป็นการประเมินความคงที่และความสม่ำเสมอของเครื่องมือวัดในการวัดตัวแปรแฝงแต่ละตัว โดยจะใช้เกณฑ์การประเมินสองตัวชี้วัดหลัก

ค่าสัมประสิทธิ์แอลฟาของครอนบาค (Cronbach's Alpha Coefficient) เป็นตัวชี้วัดความเชื่อมั่นที่ได้รับความนิยมมากที่สุด โดยวัดจากความสอดคล้องภายในของข้อคำถามหรือตัวบ่งชี้ต่าง ๆ ในการวัดตัวแปรแฝง ค่าแอลฟาจะมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 โดยค่าที่สูงกว่าแสดงถึงความเชื่อมั่นที่มากขึ้น เกณฑ์ที่นิยมใช้คือ 0.70 ขึ้นไป แต่ในการวิจัยเชิงสำรวจ ค่าที่มากกว่า 0.60 ถือว่ายอมรับได้ (Hair et al., 2022; Cronbach, 1951)

ค่าความเชื่อมั่นเชิงประกอบ (Composite Reliability: CR) ถือเป็นตัวชี้วัดที่มีความแข็งแกร่งกว่าค่าแอลฟาของครอนบาค เนื่องจากพิจารณาน้ำหนักของตัวบ่งชี้ ควรมีค่ามากกว่า 0.70 เพื่อแสดงถึงความเชื่อมั่นที่เพียงพอ (Hair et al., 2022)

3.6.2.2 การทดสอบความตรงเชิงบรรจบ (Convergent Validity) ความตรงเชิงบรรจบเป็นการประเมินว่าตัวบ่งชี้ต่าง ๆ ที่ใช้วัดตัวแปรแฝงเดียวกันมีความสัมพันธ์กันในระดับที่เหมาะสม โดยจะประเมินจากสองตัวชี้วัดหลัก

ค่าน้ำหนักภายนอก (Outer Loadings) ของตัวบ่งชี้แต่ละตัวควรมีค่ามากกว่า 0.70 เพื่อแสดงถึงความสัมพันธ์ที่แข็งแกร่งระหว่างตัวบ่งชี้กับตัวแปรแฝงที่วัด (Hair et al., 2022) ในกรณีที่ค่าน้ำหนักต่ำกว่า 0.70 แต่อยู่ระหว่าง 0.40-0.70 จำเป็นต้องพิจารณาร่วมกับค่า AVE และ CR ในการตัดสินใจเก็บหรือตัดตัวบ่งชี้ที่ออก

ค่าความแปรปรวนเฉลี่ยที่สกัดได้ (Average Variance Extracted: AVE) เป็นการวัดปริมาณความแปรปรวนของตัวบ่งชี้ที่ตัวแปรแฝงสามารถอธิบายได้ ค่า AVE ควรมีค่ามากกว่า 0.50 เพื่อแสดงว่าตัวแปรแฝงสามารถอธิบายความแปรปรวนของตัวบ่งชี้ได้มากกว่าครึ่งหนึ่ง (Hair et al., 2022)

3.6.2.3 การทดสอบความตรงเชิงจำแนก (Discriminant Validity) เป็นการประเมินว่าตัวแปรแฝงแต่ละตัวมีความแตกต่างเชิงประจักษ์จากตัวแปรแฝงอื่น ๆ ในโมเดล โดยใช้เกณฑ์

อัตราส่วน Heterotrait-Monotrait (HTMT) เป็นวิธีการที่ได้รับการยอมรับมากที่สุดในปัจจุบันสำหรับการทดสอบความตรงเชิงจำแนกในสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) ค่า HTMT คำนวณจากอัตราส่วนของค่าสหสัมพันธ์เฉลี่ยระหว่างตัวบ่งชี้ที่วัดตัวแปรแฝงต่างกันต่อค่าสหสัมพันธ์เฉลี่ยระหว่างตัวบ่งชี้ที่วัดตัวแปรแฝงเดียวกัน เกณฑ์ที่เข้มงวดคือ ค่า HTMT ควรต่ำกว่า 0.85 สำหรับตัวแปรแฝงที่มีความแตกต่างเชิงแนวคิด หรือต่ำกว่า 0.90 สำหรับตัวแปรแฝงที่มีความคล้ายคลึงกันเชิงแนวคิด (Henseler et al., 2015)

3.6.2.4 การตรวจสอบปัญหาการขนานกันของตัวแปร (Collinearity Assessment) เป็นการประเมินว่าตัวแปรอิสระในโมเดลมีความสัมพันธ์กันมากเกินไปหรือไม่ ซึ่งอาจส่งผลกระทบต่อความเสถียรของผลการวิเคราะห์

ค่าปัจจัยขยายความแปรปรวน (Variance Inflation Factor: VIF) เป็นตัวชี้วัดหลักในการตรวจสอบปัญหาการขนานกัน ค่า VIF วัดว่าความแปรปรวนของตัวประมาณค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยเพิ่มขึ้นเท่าใดเนื่องจากการขนานกันของตัวแปร เกณฑ์ที่เข้มงวดคือ ค่า VIF ควรต่ำกว่า 3.3 แต่ในทางปฏิบัติ ค่าที่ต่ำกว่า 5.0 ถือว่ายอมรับได้ ในขณะที่ค่าสูงกว่า 5.0 แสดงถึงปัญหาการขนานกันที่อาจส่งผลกระทบต่อผลการวิเคราะห์ (Hair et al., 2022)

การประเมินคุณภาพของโมเดลการวัดตามเกณฑ์เหล่านี้จะช่วยให้มั่นใจว่าเครื่องมือวัดที่ใช้ในการวิจัยมีคุณภาพเพียงพอและเหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์โมเดลโครงสร้างในขั้นตอนถัดไป โดยเฉพาะอย่างยิ่งการทดสอบสมมติฐานการวิจัยที่เกี่ยวข้องกับความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรต่าง ๆ ในโมเดลการยอมรับเทคโนโลยี Generative AI ของนักศึกษาไทย หากโมเดลการวัดผ่านเกณฑ์การประเมินทั้งหมด จึงจะสามารถดำเนินการวิเคราะห์โมเดลโครงสร้างได้อย่างเชื่อถือได้

3.6.3 การวิเคราะห์โมเดลโครงสร้าง (Structural Model Analysis) เป็นขั้นตอนที่สำคัญ ภายหลังจากการประเมินคุณภาพของโมเดลการวัดแล้ว โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อทดสอบความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝงต่าง ๆ ตามกรอบแนวคิดทฤษฎีที่พัฒนาขึ้น และทดสอบสมมติฐานการวิจัยที่กำหนดไว้ (Hair et al., 2019) การวิเคราะห์โมเดลโครงสร้างในสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) จะเน้นการประเมินความสามารถในการทำนายของโมเดลและความแข็งแกร่งของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรมากกว่าการทดสอบความกลมกลืนของโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์ เนื่องจากสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) เป็นเทคนิคที่มุ่งเน้นการทำนาย (Prediction-oriented technique) มากกว่าการยืนยันทฤษฎี การวิเคราะห์โมเดลโครงสร้างในการวิจัยครั้งนี้จะดำเนินการตามลำดับขั้นตอน ดังนี้

3.6.3.1 การประเมินค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางและการทดสอบนัยสำคัญ (Path Coefficients Assessment and Significance Testing) ซึ่งค่าสัมประสิทธิ์ เป็นตัวแทนของความแข็งแกร่งและทิศทางของความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดล ค่าเหล่านี้จะมีค่าระหว่าง -1 ถึง +1 โดยค่าที่ใกล้ -1 หรือ +1 แสดงถึงความสัมพันธ์ที่แข็งแกร่ง ในขณะที่ค่าที่ใกล้ 0 แสดงถึงความสัมพันธ์ที่อ่อนแอ และการทดสอบนัยสำคัญทางสถิติจะใช้เทคนิค Bootstrapping ด้วยการสุ่มตัวอย่างย่อย (Subsamples) จำนวน 5,000 ครั้ง เพื่อสร้างการกระจายของค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางและคำนวณค่า t-statistics และ p-values ในการทดสอบสมมติฐาน กำหนดระดับนัยสำคัญทางสถิติที่ $\alpha = 0.05$ โดยใช้การทดสอบแบบสองหาง (Two-tailed test) ซึ่งหมายความว่าค่า p-value ที่น้อยกว่า 0.05 จะถือว่านัยสำคัญทางสถิติ (Hair et al., 2022)

3.6.3.2 การประเมินค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination: R^2) เป็นตัวชี้วัดความสามารถในการอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรตาม (Endogenous Variables) โดยตัวแปรอิสระ (Exogenous Variables) ในโมเดล ค่า R^2 จะมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 โดยค่าที่สูงกว่าแสดงถึงความสามารถในการอธิบายที่ดีกว่า เกณฑ์การตีความค่า R^2 ในบริบทของสาขาพฤติกรรมศาสตร์และสังคมศาสตร์ ดังนี้ ค่า R^2 ที่ 0.75 ถือว่าสูง (Substantial), ค่า 0.50 ถือว่าปานกลาง (Moderate), และค่า 0.25 ถือว่าอ่อนแอ (Weak) (Hair et al., 2019) อย่างไรก็ตาม การตีความควรพิจารณาบริบทของการวิจัยและความซับซ้อนของปรากฏการณ์ที่ศึกษาด้วย

3.6.3.3 การวิเคราะห์ขนาดผลกระทบ (Effect Size Analysis: f^2) เป็นการวัดขนาดผลกระทบของตัวแปรอิสระแต่ละตัวต่อตัวแปรตาม โดยการคำนวณการเปลี่ยนแปลงของค่า R^2 เมื่อมีการเอาตัวแปรอิสระตัวใดตัวหนึ่งออกจากโมเดล ค่า f^2 จะช่วยประเมินความสำคัญเชิงปฏิบัติของแต่ละความสัมพันธ์ในโมเดล เกณฑ์การตีความค่า f^2 ตาม Cohen (1988) คือ ค่า 0.02 ถือว่าเป็นผลกระทบขนาดเล็ก (Small effect), ค่า 0.15 ถือว่าเป็นผลกระทบขนาดกลาง (Medium effect),

และค่า 0.35 ถือว่าเป็นผลกระทบขนาดใหญ่ (Large effect) การวิเคราะห์นี้จะช่วยระบุว่าตัวแปรใดมีผลกระทบที่สำคัญต่อตัวแปรตามในทางปฏิบัติ

3.6.3.4 การประเมินความเกี่ยวข้องเชิงการทำนาย (Predictive Relevance: Q^2) เป็นตัวชี้วัดความสามารถในการทำนายของโมเดลสำหรับตัวแปรตามแต่ละตัว โดยใช้เทคนิค Stone-Geisser's Q^2 test ผ่านขั้นตอน Blindfolding ค่า Q^2 ที่มากกว่า 0 แสดงว่าโมเดลมีความเกี่ยวข้องเชิงการทำนาย ในขณะที่ค่าที่น้อยกว่าหรือเท่ากับ 0 แสดงว่าโมเดลขาดความสามารถในการทำนาย เกณฑ์การตีความค่า Q^2 คือ ค่า 0.02 ถือว่าเป็นความเกี่ยวข้องเชิงการทำนายขนาดเล็ก, ค่า 0.15 ถือว่าเป็นขนาดกลาง, และค่า 0.35 ถือว่าเป็นขนาดใหญ่ (Hair et al., 2022)

3.6.3.5 การทดสอบสมมติฐานการวิจัย (Hypothesis Testing) จะดำเนินการโดยการประเมินค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง ทิศทางของความสัมพันธ์ และระดับนัยสำคัญทางสถิติของแต่ละเส้นทาง สมมติฐานจะได้รับการสนับสนุน (Supported) หากค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางมีทิศทางตามที่คาดการณ์ไว้และมีนัยสำคัญทางสถิติ ในทางตรงกันข้าม สมมติฐานจะไม่ได้รับการสนับสนุน (Not Supported) หากไม่เป็นไปตามเงื่อนไขดังกล่าว

การวิเคราะห์โมเดลโครงสร้างตามขั้นตอนเหล่านี้จะให้ข้อมูลที่ครอบคลุมเกี่ยวกับความสัมพันธ์เชิงสาเหตุในโมเดลการยอมรับเทคโนโลยี Generative AI และเป็นพื้นฐานสำคัญในการตอบคำถามการวิจัยและการนำเสนอข้อเสนอแนะเชิงนโยบายและการปฏิบัติ

3.6.4 การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคแบบจำลองสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) เป็นการสร้างแบบจำลองสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) เป็นวิธีการทางสถิติขั้นสูงที่ใช้ในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรต่าง ๆ ในแบบจำลองการวิจัย เทคนิคนี้ได้รับความนิยมอย่างสูงในหลากหลายสาขาวิชา เช่น ระบบสารสนเทศ บริหารธุรกิจ การตลาด และสังคมศาสตร์ เนื่องจากความสามารถในการจัดการกับโมเดลวิจัยที่ซับซ้อนซึ่งประกอบด้วยตัวแปรแฝง (Latent Variables) และตัวแปรสังเกตได้ (Observed Variables) จำนวนมาก แบบจำลองสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) เหมาะสมอย่างยิ่งสำหรับงานวิจัยที่อยู่ในช่วงเริ่มต้นของการพัฒนาทฤษฎี (Theory Development) หรือมีวัตถุประสงค์หลักเพื่อการทำนาย (Prediction) ปรากฏการณ์ที่สนใจ มากกว่าการมุ่งเน้นเพื่อยืนยันหรือหักล้างทฤษฎีที่มีอยู่เดิม (Theory Confirmation) ซึ่งเป็นจุดเด่นของเทคนิค Covariance-Based SEM (CB-SEM) การเลือกใช้แบบจำลองสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) ในการวิจัยนี้จึงตั้งอยู่บนรากฐานของความสามารถในการตอบโจทย์โมเดลที่มีความซับซ้อนข้อกำหนดด้านข้อมูลที่ไม่เข้มงวด และเป้าหมายการวิจัยที่เน้นการนำผลไปใช้ประโยชน์เชิงทำนาย

3.6.4.1 เหตุผลในการเลือกใช้แบบจำลองสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) เป็นการตัดสินใจเลือกใช้เทคนิคแบบจำลองสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) สำหรับการวิจัยนี้มีเหตุผลสนับสนุนที่สำคัญหลายประการ โดยมีพื้นฐานมาจากลักษณะเฉพาะของโมเดลการวิจัยและวัตถุประสงค์ที่เน้นการทำนายเป็นหลัก เหตุผลประการแรกคือ ความเหมาะสมของขนาดตัวอย่าง แบบจำลองสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) มีความยืดหยุ่นในเรื่องขนาดตัวอย่างมากกว่า CB-SEM และสามารถให้ผลลัพธ์ที่เชื่อถือได้แม้มีขนาดตัวอย่างไม่ใหญ่มากนัก ในการวิจัยนี้ได้ใช้ กฎ 10 เท่า (10-times rule) ซึ่งเป็นแนวทางที่ได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวาง โดยกำหนดว่าขนาดตัวอย่างขั้นต่ำควรมีอย่างน้อย 10 เท่าของจำนวนลูกศรที่ชี้เข้าหาตัวแปรแฝงตาม (Endogenous Latent Variable) ที่มีจำนวนลูกศรชี้เข้ามากที่สุด ในโมเดล หรือ 10 เท่าของจำนวนตัวบ่งชี้ (Indicators) ของตัวแปรแฝงที่ซับซ้อนที่สุด แล้วแต่ค่าใดจะสูงกว่า ซึ่งช่วยให้มั่นใจได้ว่ากำลังทางสถิติ (Statistical Power) เพียงพอต่อการวิเคราะห์ เหตุผลประการที่สองคือ ความยืดหยุ่นต่อการกระจายของข้อมูลแบบจำลองสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) เป็นเทคนิคที่ไม่ตั้งอยู่บนข้อกำหนดว่าข้อมูลจะต้องมีการกระจายแบบปกติ (Non-parametric) ซึ่งเป็นข้อได้เปรียบอย่างยิ่งสำหรับงานวิจัยทางสังคมศาสตร์ที่รวบรวมข้อมูลผ่านแบบสอบถาม ซึ่งมักจะได้อาชีพที่มีลักษณะเบ้ (Skewed) หรือไม่เป็นไปตามโค้งปกติ สุดท้ายคือ ความสามารถในการจัดการกับโมเดลที่ซับซ้อน เทคนิคนี้ถูกออกแบบมาเพื่อรองรับโมเดลที่มีตัวแปรแฝงจำนวนมาก มีความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่ซ้อนกันหลายชั้น และสามารถวิเคราะห์ได้แม้จะมีโครงสร้างที่ซับซ้อนโดยไม่ทำให้ผลลัพธ์คลาดเคลื่อน

3.6.4.2 การเลือกใช้โปรแกรม SmartPLS 4 เพื่อให้การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคแบบจำลองสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) เป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพและได้มาตรฐาน การวิจัยนี้ผู้วิจัยเลือกใช้โปรแกรม SmartPLS 4 ซึ่งเป็นซอฟต์แวร์ที่ถูกพัฒนาขึ้นมา โดยเฉพาะสำหรับแบบจำลองสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) และได้รับการยอมรับในวงการวิชาการทั่วโลกว่าเป็นเครื่องมือชั้นนำในด้านนี้ การเลือกใช้ SmartPLS 4 มีข้อได้เปรียบที่ชัดเจน ประการแรกคือ ส่วนต่อประสานกับผู้ใช้แบบกราฟิก (Graphical User Interface) ที่ใช้งานง่ายและเป็นมิตรกับผู้ใช้ ช่วยให้นักวิจัยสามารถสร้างและปรับแก้โมเดลความสัมพันธ์ได้โดยการลากและวาง (Drag-and-Drop) ทำให้กระบวนการวิเคราะห์เป็นไปอย่างรวดเร็วและลดความผิดพลาด ประการที่สองคือ โปรแกรมนี้มีความสามารถในการประมวลผลข้อมูลขนาดใหญ่ได้อย่างรวดเร็วและมีเสถียรภาพ นอกจากนี้ โปรแกรม SmartPLS 4 ยังมาพร้อมกับฟังก์ชันการวิเคราะห์ขั้นสูงที่ทันสมัยและครอบคลุม เช่น การวิเคราะห์ตัวแปรคั่นกลาง (Mediation) ตัวแปรกำกับ (Moderation) การวิเคราะห์หลายกลุ่ม (Multi-group Analysis) และเทคนิคการประเมิน

ความสามารถในการทำนายอย่าง PLSpredict ซึ่งล้วนเป็นเครื่องมือสำคัญที่ช่วยยกระดับคุณภาพและความคล่องตัวของงานวิจัยให้สูงขึ้น

3.6.4.3 ขั้นตอนการดำเนินการวิเคราะห์ ด้วยกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยแบบจำลองสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) จะดำเนินไปตามลำดับขั้นตอนที่เป็นระบบและเป็นมาตรฐานสากล เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่น่าเชื่อถือและสามารถตรวจสอบได้ โดยแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอนหลักตามแนวทางของ Hair et al. (2022) ได้แก่

1. การประเมินโมเดลการวัด (Measurement Model Assessment) ซึ่งเป็นขั้นตอนแรกที่ยึดเน้นการตรวจสอบคุณภาพของเครื่องมือวัด หรือก็คือแบบสอบถามที่ใช้ในการเก็บข้อมูล โดยจะประเมินทั้งความน่าเชื่อถือ (Reliability) ของแต่ละตัวบ่งชี้และของตัวแปรแฝง รวมถึงความเที่ยงตรง (Validity) ซึ่งแบ่งเป็นความเที่ยงตรงเชิงลู่เข้า (Convergent Validity) และความเที่ยงตรงเชิงจำแนก (Discriminant Validity) เพื่อให้มั่นใจว่าตัวบ่งชี้แต่ละชุดสามารถวัดตัวแปรแฝงที่ต้องการวัดได้อย่างถูกต้องและแม่นยำ

2. การประเมินโมเดลโครงสร้าง (Structural Model Assessment) ซึ่งเป็นขั้นตอนของการทดสอบสมมติฐานการวิจัย โดยจะวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝงต่าง ๆ ในโมเดล เพื่อดูว่าตัวแปรอิสระมีอิทธิพลต่อตัวแปรตามมากน้อยเพียงใด และเป็นไปในทิศทางที่คาดการณ์ไว้หรือไม่ ซึ่งผลลัพธ์จากขั้นตอนนี้จะนำไปสู่การสรุปผลการวิจัยโดยตรง

3.6.4.4 การตั้งค่าพารามิเตอร์สำหรับการวิเคราะห์ เป็นการคำนวณโมเดลด้วยโปรแกรม SmartPLS 4 จำเป็นต้องมีการตั้งค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ให้เหมาะสมตามหลักการเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ถูกต้องและมีเสถียรภาพ การวิจัยนี้ได้กำหนดค่าพารามิเตอร์ตามแนวปฏิบัติที่เป็นมาตรฐานสากล ได้แก่ การเลือกใช้อัลกอริทึม Path Weighting Scheme ซึ่งเป็นค่าเริ่มต้นของโปรแกรมและเหมาะสมกับโมเดลส่วนใหญ่ เนื่องจากเป็นรูปแบบการคำนวณที่ให้ผลลัพธ์ที่คงเส้นคงวาและเป็นที่ยอมรับกันโดยทั่วไป สำหรับการตั้งค่าทางเทคนิค จะกำหนด จำนวนการทำซ้ำสูงสุด (Maximum Iterations) ไว้ที่ 300 ครั้ง ซึ่งเป็นจำนวนที่เพียงพอสำหรับอัลกอริทึมในการคำนวณและปรับค่าน้ำหนักจนกระทั่งผลลัพธ์ลู่เข้าสู่ค่าที่เหมาะสม (Converge) และกำหนด เกณฑ์การหยุด (Stop Criterion) ที่ค่า 10^{-7} ซึ่งเป็นค่าความเปลี่ยนแปลงที่น้อยมาก เมื่อผลการคำนวณในรอบใหม่เปลี่ยนแปลงจากรอบเดิมน้อยกว่าค่านี้อัลกอริทึมจะหยุดทำงาน ซึ่งเป็นการรับประกันว่าผลลัพธ์ที่ได้มีความแม่นยำและเสถียรภาพสูง

3.6.4.5 การใช้เทคนิค Bootstrapping สำหรับการทดสอบนัยสำคัญ เนื่องจากแบบจำลองสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) เป็นเทคนิคที่ไม่ตั้งอยู่บนสมมติฐานเกี่ยวกับการแจกแจงของประชากร จึงไม่สามารถใช้การทดสอบนัยสำคัญทางสถิติแบบพารามेटริกทั่วไปได้ ดังนั้นจึงต้องอาศัยเทคนิคที่เรียกว่า Bootstrapping ซึ่งเป็นกระบวนการสุ่ม

ตัวอย่างซ้ำ (Resampling) จากข้อมูลดิบชุดเดิมเพื่อสร้างชุดข้อมูลย่อยขึ้นมาเป็นจำนวนมาก (ในที่นี้คือ 5,000 ครั้ง) ซึ่งเป็นจำนวนที่สูงกว่าเกณฑ์ขั้นต่ำที่แนะนำและเพียงพอที่จะสร้างการแจกแจงเชิงประจักษ์ของค่าสัมประสิทธิ์ต่าง ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ จากนั้นโปรแกรมจะคำนวณค่าสถิติ t (t -statistics) และค่าความน่าจะเป็น (p -values) จากการแจกแจงนี้ เพื่อใช้ในการทดสอบนัยสำคัญของค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (Path Coefficients) และค่าน้ำหนักของตัวบ่งชี้ (Outer Loadings) การตั้งค่าเพิ่มเติมในการทำ Bootstrapping คือการเลือกใช้ No Sign Changes ซึ่งหมายความว่าในระหว่างการสุ่มตัวอย่างซ้ำ ทิศทาง (บวกหรือลบ) ของความสัมพันธ์ที่คำนวณได้ในแต่ละรอบจะต้องสอดคล้องกับทิศทางที่พบในผลการวิเคราะห์ ซึ่งช่วยป้องกันการตีความที่ผิดพลาด โดยการทดสอบสมมติฐานทั้งหมดจะใช้ ระดับนัยสำคัญ (α) ที่ 0.05 หรือระดับความเชื่อมั่น 95% ซึ่งเป็นมาตรฐานที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในงานวิจัยทางสังคมศาสตร์

3.6.4.6 เกณฑ์การประเมินและการตีความผลลัพธ์

ตารางที่ 3-2 เกณฑ์การประเมินคุณภาพแบบจำลองการวัด

การวัด	เกณฑ์การวัด (Metric)	เกณฑ์การยอมรับ (Threshold)	อ้างอิง (Reference)
ความน่าเชื่อถือ (Reliability)	Cronbach's Alpha (α)	> 0.60 (> 0.70 สำหรับการวิจัยเชิงยืนยัน)	Hair et al. (2022); Jhantasana (2020)
	Dijkstra-Henseler's rho (ρ_A)	> 0.70	Henseler et al. (2016)
	Jöreskog's rho (ρ_C)	> 0.70	
	Outer Loadings	> 0.70	Hair et al. (2022)
ความเที่ยงตรง (Validity)	Average Variance Extracted (AVE)	> 0.50	Fornell & Larcker (1981)
	Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT)	< 0.85 (เข้มงวด) หรือ < 0.90	Henseler et al. (2015)

ผลการวิเคราะห์จะอ้างอิงจากเกณฑ์มาตรฐานที่ได้รับการยอมรับในแวดวงวิชาการ เพื่อให้การสรุปผลมีความน่าเชื่อถือและเป็นระบบ เริ่มจากการประเมิน ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (Path Coefficient) ซึ่งบ่งบอกถึงขนาดและทิศทางของอิทธิพลระหว่างตัวแปร โดยทั่วไปค่าที่สูงกว่า 0.20

จะถือว่ามีความสำคัญในเชิงปฏิบัติ ต่อมาคือ ค่า R-squared (R^2) ซึ่งเป็นค่าที่อธิบายว่าตัวแปรอิสระในโมเดลสามารถร่วมกันอธิบายความผันแปรของตัวแปรตามได้มากน้อยเพียงใด โดยมีเกณฑ์การตีความว่า ค่า 0.75, 0.50, และ 0.25 หมายถึงระดับอิทธิพลที่สูง, ปานกลาง, และต่ำ ตามลำดับ นอกจากนี้ยังมีการประเมิน ขนาดอิทธิพล (Effect Size: f^2) ซึ่งใช้วัดว่าเมื่อนำตัวแปรอิสระตัวใดตัวหนึ่งออกจากโมเดล จะส่งผลกระทบต่อค่า R^2 ของตัวแปรตามมากน้อยเพียงใด โดยมีเกณฑ์คือ 0.02, 0.15, และ 0.35 หมายถึงผลกระทบขนาดเล็ก, กลาง, และใหญ่ ตามลำดับ สุดท้ายคือ ค่าความเกี่ยวข้องเชิงทำนาย (Predictive Relevance: Q^2) ซึ่งได้จากเทคนิค Blindfolding เพื่อประเมินว่าโมเดลมีความสามารถในการทำนายค่าของตัวบ่งชี้ในตัวแปรตามได้ดีเพียงใด หากค่า Q^2 สูงกว่า 0 แสดงว่าโมเดลมีความสามารถในการทำนาย โดยมีเกณฑ์การประเมินขนาดความสามารถในการทำนายที่ระดับเล็ก กลาง และใหญ่เช่นเดียวกับ f^2

3.6.4.7 การประเมินความแกร่งของโมเดลด้วยเทคนิคเพิ่มเติม

เพื่อเสริมสร้างความน่าเชื่อถือและความสมบูรณ์ของผลการวิจัยให้มากยิ่งขึ้น นอกเหนือจากการวิเคราะห์ตามขั้นตอนพื้นฐานแล้ว การวิจัยนี้จะประยุกต์ใช้เทคนิคการวิเคราะห์ขั้นสูงเพิ่มเติมเพื่อประเมินความแกร่ง (Robustness) ของโมเดลในมิติต่าง ๆ เทคนิคแรกคือ PLSpredict ซึ่งเป็นกระบวนการตรวจสอบความสามารถในการทำนายของโมเดลกับข้อมูลชุดใหม่ (Out-of-sample prediction) โดยใช้หลักการ k-fold cross-validation เพื่อเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนในการทำนายของแบบจำลองสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) กับโมเดลเชิงเส้นอย่างง่าย (Linear Model: LM) หากแบบจำลองสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) มีความคลาดเคลื่อนต่ำกว่า ก็จะยืนยันได้ว่าโมเดลมีความสามารถในการทำนายที่เหนือกว่าจริง

เทคนิคที่สองคือ การวิเคราะห์เมทริกซ์ความสำคัญและประสิทธิภาพ (Importance-Performance Matrix Analysis: IPMA) ซึ่งเป็นเครื่องมือที่มีประโยชน์อย่างยิ่งในการแปลงผลการวิจัยไปสู่ข้อเสนอแนะเชิงกลยุทธ์ โดยการนำเสนอผลในรูปแบบของแผนภาพที่แสดงให้เห็นว่าตัวแปรใดมีความสำคัญสูงต่อผลลัพธ์แต่ยังมีประสิทธิภาพในปัจจุบันต่ำ ทำให้สามารถจัดลำดับความสำคัญในการพัฒนาและปรับปรุงได้อย่างตรงจุด และเทคนิคสุดท้ายคือการใช้ Consistent PLS-SEM (PLSc) หรือที่เรียกว่า PLS ที่สอดคล้อง ซึ่งเป็นอัลกอริทึมที่ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อแก้ไขการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ให้มีความแม่นยำและไม่เอนเอียง (Unbiased) มากขึ้น โดยเฉพาะอย่างยิ่งในกรณีที่โมเดลการวัดมีลักษณะเป็นแบบปัจจัยร่วม (Common Factor Model) ซึ่งจะทำให้ผลลัพธ์ที่ได้มีความน่าเชื่อถือและใกล้เคียงกับความเป็นจริงมากยิ่งขึ้น

ตารางที่ 3-3 เกณฑ์การประเมินคุณภาพแบบจำลองโครงสร้าง

การวัด	เกณฑ์การวัด (Metric)	เกณฑ์การยอมรับ (Threshold)	อ้างอิง (Reference)
การประเมินเบื้องต้น	Variance Inflation Factor (VIF)	< 5.0	Hair et al. (2019)
การทดสอบสมมติฐาน	Path Coefficient (β) & p-value	p < 0.05	Hair et al. (2022)
การวัดแบบสัมพันธ์ (R^2)	R^2 - ขนาดเล็ก	0.19 (Chin, 1998) หรือ 0.25 (Hair et al., 2010)	Chin (1998); Hair et al. (2010)
	R^2 - ขนาดกลาง	0.33 (Chin, 1998) หรือ 0.50 (Hair et al., 2010)	
	R^2 - ขนาดใหญ่	0.67 (Chin, 1998) หรือ 0.75 (Hair et al., 2010)	
ขนาดอิทธิพล (f^2)	Effect Size (f^2) - ขนาดเล็ก	0.02	Cohen (1988)
	Effect Size (f^2) - ขนาดกลาง	0.15	
	Effect Size (f^2) - ขนาดใหญ่	0.35	
ความสามารถในการทำนาย (Q^2)	Q^2 - ขนาดเล็ก	0.02	Hair et al. (2014)
	Q^2 - ขนาดกลาง	0.15	
	Q^2 - ขนาดใหญ่	0.35	
	Predictive Relevance (Q^2)	> 0	Hair et al. (2022)

3.6.5 การวิเคราะห์เพิ่มเติมเพื่อตรวจสอบความแกร่งของโมเดล (Additional Model Validation) โดยการตรวจสอบความแกร่งและความน่าเชื่อถือของแบบจำลองเป็นขั้นตอนสำคัญที่ช่วยเสริมสร้างความมั่นใจในผลการศึกษาและเพิ่มคุณภาพของการวิจัย การศึกษานี้ดำเนินการ

วิเคราะห์เพิ่มเติมวิธีการเพื่อตรวจสอบแบบจำลองการวิจัย ประกอบด้วย การตรวจสอบความสามารถในการทำนาย การวิเคราะห์ความสำคัญและประสิทธิภาพ การวิเคราะห์ด้วยวิธี Consistent PLS-SEM และการวิเคราะห์กลุ่มย่อย การวิเคราะห์เหล่านี้ช่วยให้ได้มุมมองที่ครอบคลุมเกี่ยวกับความเหมาะสมของแบบจำลองทั้งในด้านทฤษฎีและการประยุกต์ใช้งานจริง

3.6.5.1 การตรวจสอบความสามารถในการทำนาย (PLSpredict Analysis) เป็นเทคนิคขั้นสูงที่ใช้ประเมินความสามารถในการทำนายของแบบจำลองเมื่อเผชิญกับข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยเห็นมาก่อน วิธีการนี้ดำเนินการผ่านกระบวนการ 10-fold cross-validation ซึ่งแบ่งข้อมูลออกเป็น 10 ส่วน และใช้ 9 ส่วนในการสร้างแบบจำลอง แล้วทดสอบความสามารถในการทำนายกับส่วนที่เหลือ กระบวนการนี้ทำซ้ำ 10 รอบเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่เชื่อถือได้ (Hair et al., 2019) เกณฑ์การประเมินความสามารถในการทำนายพิจารณาจากค่า $Q^2_{predict}$ ซึ่งต้องมีค่ามากกว่า 0 เพื่อแสดงว่าแบบจำลองมีความเกี่ยวข้องเชิงทำนาย (Predictive Relevance) โดยการแปลผลระดับความสามารถแบ่งเป็น $Q^2 > 0.35$ = สูง (High), $Q^2 0.15-0.35$ = ปานกลาง (Medium), $Q^2 0.02-0.15$ = ต่ำ (Low), และ $Q^2 \leq 0$ = ไม่มีความเกี่ยวข้อง (Shmueli et al., 2019) นอกจากนี้ยังพิจารณาค่า Root Mean Square Error (RMSE) และ Mean Absolute Error (MAE) เพื่อประเมินความแม่นยำในการทำนาย หากแบบจำลอง PLS-SEM มี RMSE ที่ต่ำกว่าแบบจำลองเชิงเส้น (Linear Model) แสดงว่ามีความสามารถในการทำนายที่ดีกว่า การแปลผลจะพิจารณาทั้งในระดับตัวแปรสร้าง (Construct Level) และระดับตัวชี้วัด (Indicator Level) ในระดับตัวแปรสร้าง ค่า $Q^2_{predict}$ จะแสดงความสามารถในการทำนายโดยรวมของแต่ละตัวแปรตาม โดยค่าที่สูงกว่าแสดงถึงความสามารถในการทำนายที่ดีกว่า ในระดับตัวชี้วัด การเปรียบเทียบค่า RMSE ระหว่างแบบจำลอง PLS-SEM และแบบจำลองเชิงเส้นจะแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองที่ซับซ้อนมีประสิทธิภาพในการทำนายรายละเอียดมากแค่ไหน หากค่า PLS-LM เป็นบวก แสดงว่าแบบจำลองเชิงเส้นทำนายได้ดีกว่า และหากเป็นลบ แสดงว่าแบบจำลอง PLS-SEM ทำนายได้ดีกว่า

3.6.5.2 การวิเคราะห์ความสำคัญและประสิทธิภาพ (Importance-Performance Map Analysis: IPMA) เป็นเครื่องมือที่มีคุณค่าสำหรับผู้บริหารและนักปฏิบัติในการระบุจุดที่ควรให้ความสำคัญในการปรับปรุง วิธีการนี้จะประเมินตัวแปรต่าง ๆ ในสองมิติ คือ ความสำคัญ (Importance) วัดในช่วง 0-100 ซึ่งคำนวณจากขนาดของผลกระทบทางตรงและทางอ้อมของตัวแปรต่อตัวแปรเป้าหมาย และ ประสิทธิภาพ (Performance) วัดในช่วง 0-100 ซึ่งคำนวณจากค่าเฉลี่ยของตัวแปรในกลุ่มตัวอย่าง (Ringle & Sarstedt, 2016) ผลลัพธ์จะนำเสนอในรูปแบบแผนที่สี่ภาค (Four-Quadrant Map) โดยใช้ ค่ามัธยฐานของความสำคัญและประสิทธิภาพเป็นจุดแบ่ง ตัวแปรที่อยู่ใน ภาค "ความสำคัญสูง-ประสิทธิภาพต่ำ" (Importance > 50, Performance < 50) จะเป็นจุดที่ต้องให้ความสำคัญในการปรับปรุงเป็นอันดับแรก ตัวแปรใน ภาค "ความสำคัญสูง-ประสิทธิภาพสูง"

(Importance > 50, Performance > 50) เป็นจุดแข็งที่ควรรักษาไว้ ตัวแปรใน ภาค "ความสำคัญต่ำ-ประสิทธิภาพต่ำ" (Importance < 50, Performance < 50) มีความสำคัญรองลงมา และตัวแปรใน ภาค "ความสำคัญต่ำ-ประสิทธิภาพสูง" (Importance < 50, Performance > 50) อาจเป็นการใช้ทรัพยากรเกินความจำเป็น

การวิเคราะห์นี้ช่วยให้ผู้วิจัยสามารถจัดลำดับความสำคัญของการลงทุนและการปรับปรุงได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเน้นไปที่ตัวแปรที่มี Total Effect (ผลกระทบรวม) สูงกว่า 0.20 แต่ยังมี Index Value (ค่าดัชนี) ต่ำกว่า 60 ซึ่งแสดงถึงโอกาสในการปรับปรุงที่มีผลกระทบสูง

3.6.5.3 การวิเคราะห์ด้วยวิธี Consistent PLS-SEM (PLSc) เป็นการพัฒนาปรับปรุงของวิธี PLS-SEM แบบดั้งเดิมเพื่อแก้ไขปัญหาการประมาณค่าที่ไม่สอดคล้องในแบบจำลองปัจจัยร่วม (Common Factor Models) วิธี PLSc จะให้ค่าประมาณที่แม่นยำยิ่งขึ้นสำหรับค่าสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสร้างและค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง ซึ่งช่วยเพิ่มความถูกต้องทางทฤษฎีของผลการศึกษา (Dijkstra & Henseler, 2015) เกณฑ์การตรวจสอบความสอดคล้องระหว่าง PLS-SEM และ วิธี Consistent PLS-SEM (PLSc) ประกอบด้วย การเปรียบเทียบนัยสำคัญทางสถิติ ซึ่งความสัมพันธ์ที่มีนัยสำคัญใน PLS-SEM ($p < 0.05$) ควรยังคงมีนัยสำคัญในวิธี Consistent PLS-SEM (PLSc) การเปรียบเทียบขนาดสัมประสิทธิ์ ซึ่งความแตกต่างไม่ควรเกิน ± 0.20 สำหรับความสัมพันธ์หลัก และการประเมินทิศทางของความสัมพันธ์ ซึ่งควรมีทิศทางเดียวกันในทั้งสองวิธี หากพบความแตกต่างที่มากกว่า ± 0.15 ในความสัมพันธ์สำคัญ แสดงว่าวิธี PLS-SEM แบบดั้งเดิมอาจมีอคติ (Bias) และควรให้น้ำหนักกับผลลัพธ์จาก PLSc มากกว่า การวิเคราะห์ด้วยวิธี Consistent PLS-SEM (PLSc) มีความสำคัญเป็นพิเศษเมื่อแบบจำลองมี ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสร้างสูงกว่า 0.80 หรือมี Outer Loadings สูงกว่า 0.90 เพราะวิธี PLS-SEM แบบดั้งเดิมอาจให้ค่าประมาณที่เอนเอียงในกรณีเหล่านี้ การใช้ PLSc จึงช่วยเพิ่มความมั่นใจในผลการศึกษาและทำให้การตีความมีความแม่นยำยิ่งขึ้น

3.6.5.4 การวิเคราะห์กลุ่มย่อย (Multi-Group Analysis) เป็นการทดสอบว่าความสัมพันธ์ในแบบจำลองมีความแตกต่างกันในกลุ่มย่อยต่าง ๆ หรือไม่ การวิเคราะห์นี้ช่วยตรวจสอบความคงที่ของแบบจำลองข้ามกลุ่มประชากรและระบุปัจจัยปรับแต่ง (Moderating Factors) ที่อาจมีผลต่อความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร (Hair et al., 2022) กระบวนการจะเริ่มต้นด้วยการแบ่งกลุ่มตัวอย่างตามเกณฑ์ที่กำหนด โดยแต่ละกลุ่มควรมี ขนาดตัวอย่างอย่างน้อย 100 คน เพื่อให้มีพลังทางสถิติที่เพียงพอ จากนั้นจะทดสอบความเท่าเทียมของแบบจำลองการวัด (Measurement Invariance) ระหว่างกลุ่มก่อนดำเนินการเปรียบเทียบความสัมพันธ์ในแบบจำลองโครงสร้าง การทดสอบใช้ Permutation Test หรือ Parametric Test โดยใช้เกณฑ์ $p < 0.05$ สำหรับการทดสอบนัยสำคัญของความแตกต่าง หรือ $t\text{-statistic} > 1.96$ สำหรับการทดสอบพารามิเตอร์ การประเมิน Success Rate ของการปรับแต่งใช้เกณฑ์ 50% ขึ้นไป = มีผลการปรับแต่ง

ที่มีความหมาย, 25-49% = มีผลการปรับแต่งปานกลาง, ต่ำกว่า 25% = ผลการปรับแต่งมีจำกัด, และ 0% = ไม่มีผลการปรับแต่ง นอกจากนี้ยังพิจารณา ขนาดของความแตกต่าง (Effect Size) โดยความแตกต่างของค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่ มากกว่า 0.20 จึงจะถือว่ามีความหมายเชิงปฏิบัติ

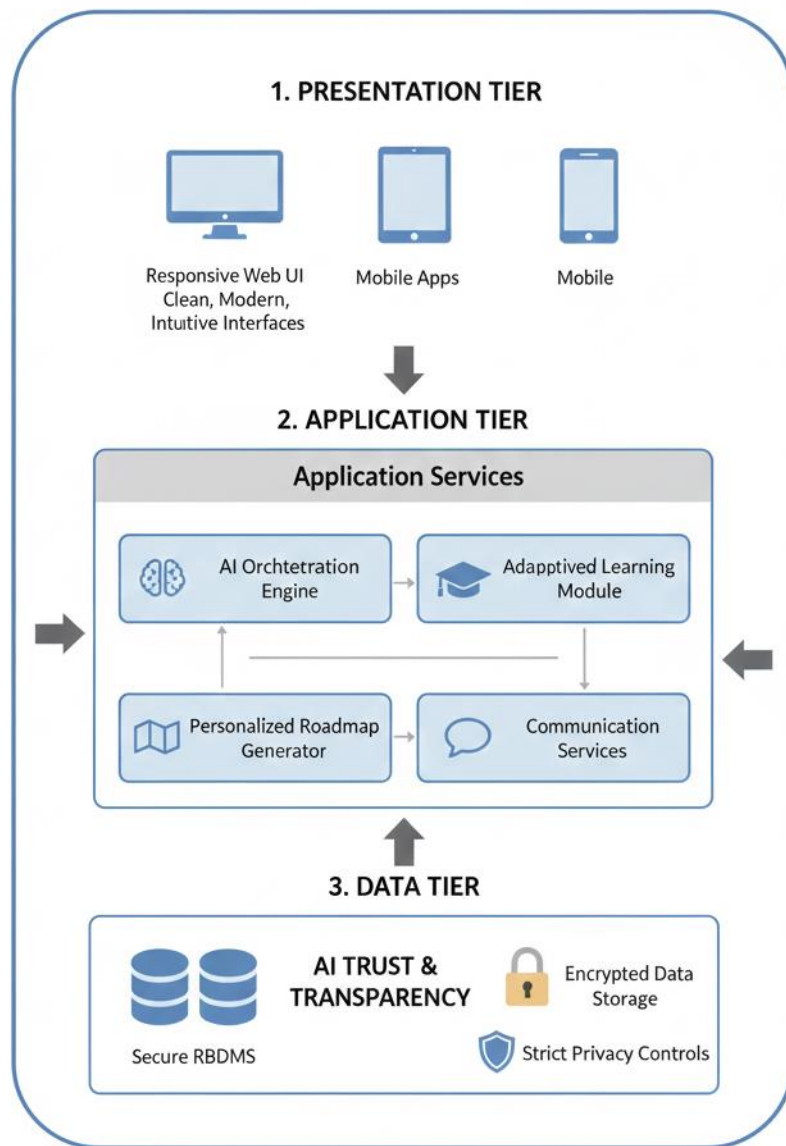
3.6.5.5 การประเมินผลรวมและข้อเสนอแนะ แบบจำลองจะถือว่ามีความแข็งแกร่งเมื่อผ่านเกณฑ์ในทุกการวิเคราะห์ ได้แก่ $PLSpredict\ Q^2_{predict} > 0.15$ สำหรับตัวแปรหลัก และ RMSE ที่สมเหตุสมผล เมื่อเทียบกับแบบจำลองเชิงเส้น IPMA: สามารถระบุจุดปรับปรุงได้ชัดเจน และมี การกระจายตัวของตัวแปรในทั้งสี่ภาค PLS ความสัมพันธ์หลักยังคงมีนัยสำคัญ และ ความแตกต่างของค่าสัมประสิทธิ์น้อยกว่า 0.20 MGA: พบรูปแบบการปรับแต่งที่สมเหตุสมผล และมี Success Rate อย่างน้อยร้อยละ 25 การวิเคราะห์เพิ่มเติมทั้งสี่วิธีจะให้มุมมองที่สมบูรณ์เกี่ยวกับคุณภาพและประโยชน์ของแบบจำลอง การตรวจสอบความสามารถในการทำนายแสดงให้เห็นคุณค่าเชิงปฏิบัติของแบบจำลอง การวิเคราะห์ IPMA ให้ข้อเสนอแนะเชิงกลยุทธ์ การวิเคราะห์ PLS_c เพิ่มความเชื่อมั่นทางด้านวิธีการ และการวิเคราะห์กลุ่มย่อยเผยให้เห็นความหลากหลายในการตอบสนองของกลุ่มต่าง ๆ การดำเนินการวิเคราะห์เหล่านี้อย่างครบถ้วนจะช่วยให้ผู้วิจัยสามารถสรุปผลการศึกษาได้อย่างมั่นใจและเสนอข้อเสนอแนะที่มีประโยชน์ต่อทั้งวงวิชาการและผู้ปฏิบัติงาน

3.7 การวิเคราะห์และออกแบบระบบ

การวิเคราะห์และออกแบบระบบนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในงานวิจัยนี้ มีเป้าหมายสำคัญในการนำข้อค้นพบจากกรอบแนวคิดการวิจัย มาประยุกต์สู่ลักษณะทางเทคนิคที่ใช้งานได้จริง โดยเฉพาะการตอบสนองต่อพลวัตของ บรรทัดฐานทางสังคม (Social Norms) และ การสร้างความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI Trust) ผู้วิจัยได้ดำเนินการออกแบบโครงสร้างสารสนเทศที่มุ่งเน้นกระบวนการประมวลผลที่มีประสิทธิภาพสูงผ่านเทคโนโลยี Generative AI เพื่อสร้างประสบการณ์การเรียนรู้เฉพาะบุคคล (Personalized Learning) ที่ช่วยลดอุปสรรคทางจิตวิทยา เช่น ความประหม่าในการสื่อสาร และเพิ่มการรับรู้ประโยชน์ที่จับต้องได้จริงในบริบทการศึกษาไทย

3.7.1 สถาปัตยกรรมและการเชื่อมต่อ (SYSTEM ARCHITECTURE)

ผู้วิจัยได้ออกแบบสถาปัตยกรรมสารสนเทศของแพลตฟอร์มในรูปแบบ 3-Tier Architecture เพื่อมุ่งเน้นประสิทธิภาพในการประมวลผล ความยืดหยุ่นในการขยายตัว (Scalability) และความมั่นคงปลอดภัยของข้อมูลสูงสุด ดังแสดงใน ภาพที่ 3-3 สถาปัตยกรรมระบบนวัตกรรมแพลตฟอร์มการเรียนภาษาอังกฤษ โดยโครงสร้างสถาปัตยกรรมแบ่งออกเป็นชั้นการทำงานที่อิสระต่อกัน ดังนี้



ภาพที่ 3-3 สถาปัตยกรรมระบบนวัตกรรมแพลตฟอร์มการเรียนรู้ภาษาอังกฤษ

3.7.1.1 Presentation Tier (User Interface Layer): ทำหน้าที่เป็นส่วนติดต่อประสานงานกับผู้ใช้ (UX/UI) โดยผู้วิจัยให้ความสำคัญกับการออกแบบภายใต้หลักการ User-Centered Design และ Mobile-First Approach เพื่อสนับสนุนปัจจัย การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) จากภาพสถาปัตยกรรมจะเห็นได้ว่าระบบรองรับการเชื่อมต่อแบบ Cross-platform ทั้งผ่านเว็บเบราว์เซอร์บนเครื่องคอมพิวเตอร์และแอปพลิเคชันบนสมาร์ตโฟน การออกแบบมุ่งเน้นความเรียบง่าย (Minimalist Design) เพื่อลดภาระทางพุทธิปัญญา (Cognitive Load) และลดความวิตกกังวลของผู้เรียน (Anxiety Reduction) ในการมีปฏิสัมพันธ์กับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์

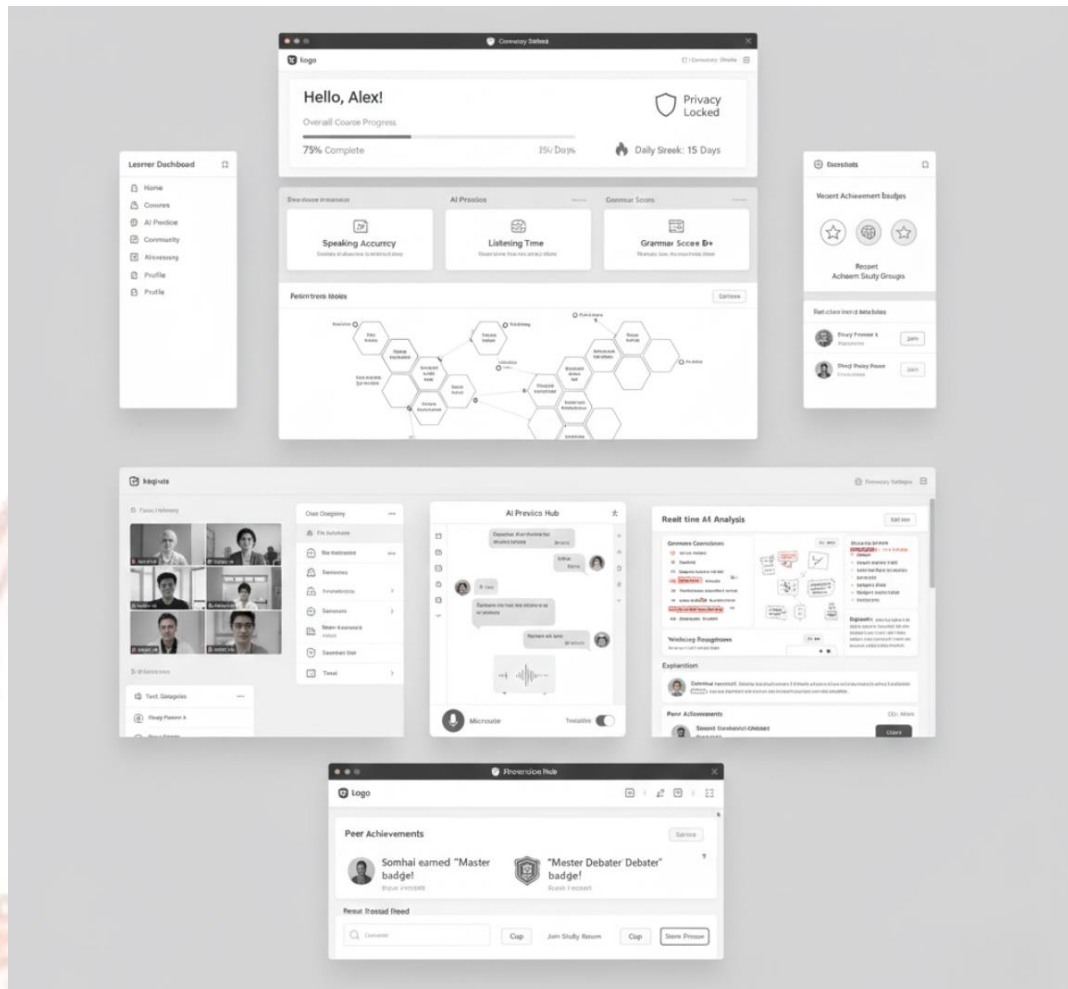
3.7.1.2 Logic Tier (Application & AI Engine Layer): เป็นชั้นประมวลผลหลักที่ทำหน้าที่เป็นศูนย์กลางของระบบ (Backend Logic) โดยมีการบูรณาการระบบ AI Orchestration เพื่อเชื่อมต่อกับเทคโนโลยี Generative AI (GenAI) เช่น GPT-4 หรือ Gemini ผ่านระบบ API การทำงานในชั้นนี้จะเป็นตัวกลางในการรับข้อมูลจากผู้เรียนเพื่อส่งไปประมวลผลด้วยอัลกอริทึม Adaptive Learning Logic ซึ่งจะทำการวิเคราะห์ทักษะภาษาแบบเรียลไทม์ และส่งผลลัพธ์กลับมาในรูปแบบของ Personalized Roadmap หรือแผนการเรียนรู้เฉพาะบุคคล การออกแบบในชั้นนี้ช่วยสร้าง การรับรู้ประโยชน์ (PU) ที่ชัดเจนผ่านการมอบประสบการณ์การเรียนรู้ที่ตรงกับระดับความสามารถจริงของผู้เรียน

3.7.1.3 Data Tier (Database Layer): ชั้นการจัดการข้อมูลที่มีความมั่นคงปลอดภัยสูง ประกอบด้วยระบบจัดการฐานข้อมูลเชิงสัมพันธ์ (RDBMS) ที่จัดเก็บข้อมูลโปรไฟล์ ประวัติการเรียนรู้ และข้อมูลเมตาเดตาเชิงพฤติกรรม ผู้วิจัยได้นำมาตรฐานการเข้ารหัสข้อมูล (Data Encryption) มาใช้เพื่อตอบสนองต่อปัจจัย ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (PC) และเพื่อเสริมสร้าง ความไว้วางใจเชิงวิพากษ์ (Critical Trust) ตามข้อค้นพบที่ระบุว่าระบบที่มีความโปร่งใสด้านข้อมูลจะได้รับการยอมรับจากผู้ใช้งานชาวไทยได้มากกว่า

3.7.2 การออกแบบหน้าที่และฟังก์ชันของระบบ (Functional Design)

การออกแบบหน้าที่การทำงานของระบบ (Functional Requirements) ถูกปรับแต่งให้สอดคล้องกับผลลัพธ์เชิงประจักษ์จากงานวิจัย เพื่อขับเคลื่อนพฤติกรรมการใช้งานผ่านฟีเจอร์ที่ตอบโจทย์ความต้องการของผู้ใช้ทั้ง 2 กลุ่มหลัก ดังนี้

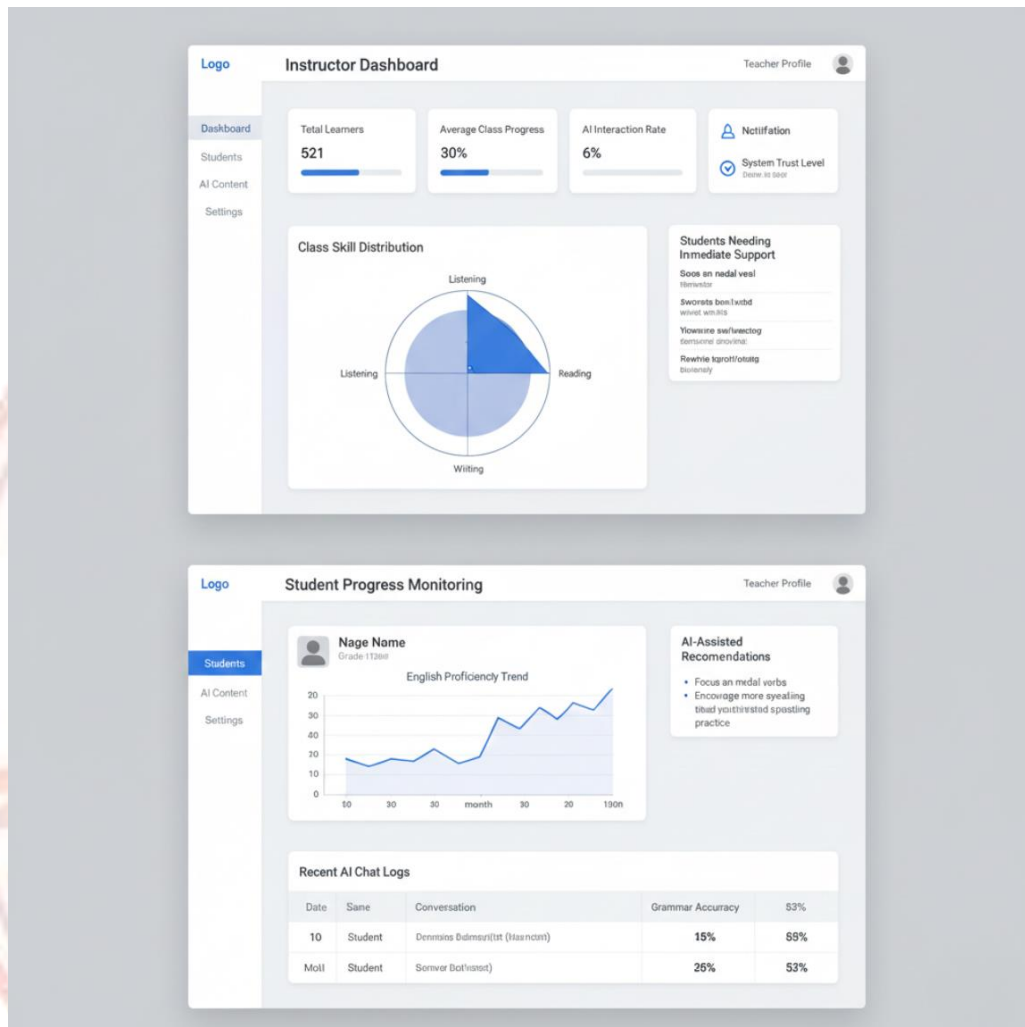
3.7.2.1 ฟังก์ชันหลักสำหรับผู้เรียน (Student-Centric Functions) ฟังก์ชันในกลุ่มนี้ มุ่งเน้นการสร้างแรงจูงใจและการรับรู้คุณค่าของนวัตกรรม ดังภาพที่ 3-3 ประกอบด้วย



ภาพที่ 3-4 โครงร่างพื้นฐานของเว็บไซต์สำหรับผู้เรียน

1. AI Automated Level Assessment: ระบบประเมินระดับภาษาอัตโนมัติที่ใช้โมเดล Gap Analysis เพื่อจำแนกจุดแข็งและจุดอ่อนของผู้เรียนใน 4 ทักษะ (ฟัง, พูด, อ่าน, เขียน) ทันทีที่เข้าสู่ระบบครั้งแรก เพื่อสร้างความเชื่อมั่นในความแม่นยำของ AI
2. AI Practice Hub: เป็นพื้นที่ปลอดภัย (Safe Space) ที่อนุญาตให้ผู้เรียนโต้ตอบสนทนากับปัญญาประดิษฐ์ได้ตลอด 24 ชั่วโมง โดยไม่มีข้อจำกัดด้านความประหม่า ซึ่งเป็นฟังก์ชันสำคัญที่ช่วยลดอิทธิพลเชิงลบของปัจจัยความกังวลในการใช้ภาษา
3. Social Learning Module: ออกแบบมาเพื่อตอบสนองต่อปัจจัย บรรทัดฐานทางสังคม (SN) โดยเฉพาะ ฟังก์ชันนี้อนุญาตให้ผู้เรียนสามารถแลกเปลี่ยนความสำเร็จ (Achievements) หรือปรึกษาหารือกับกลุ่มเพื่อนภายในระบบ ซึ่งจะช่วยสร้าง ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) ที่ดีและส่งเสริมให้เกิดบรรยากาศการเรียนรู้ร่วมกัน

3.7.2.2 ฟังก์ชันหลักสำหรับผู้สอน (Instructor-Centric Functions) ฟังก์ชันในกลุ่มนี้ มุ่งเน้นการเพิ่มประสิทธิภาพในการจัดการเรียนการสอน (Performance Expectancy) ประกอบด้วย



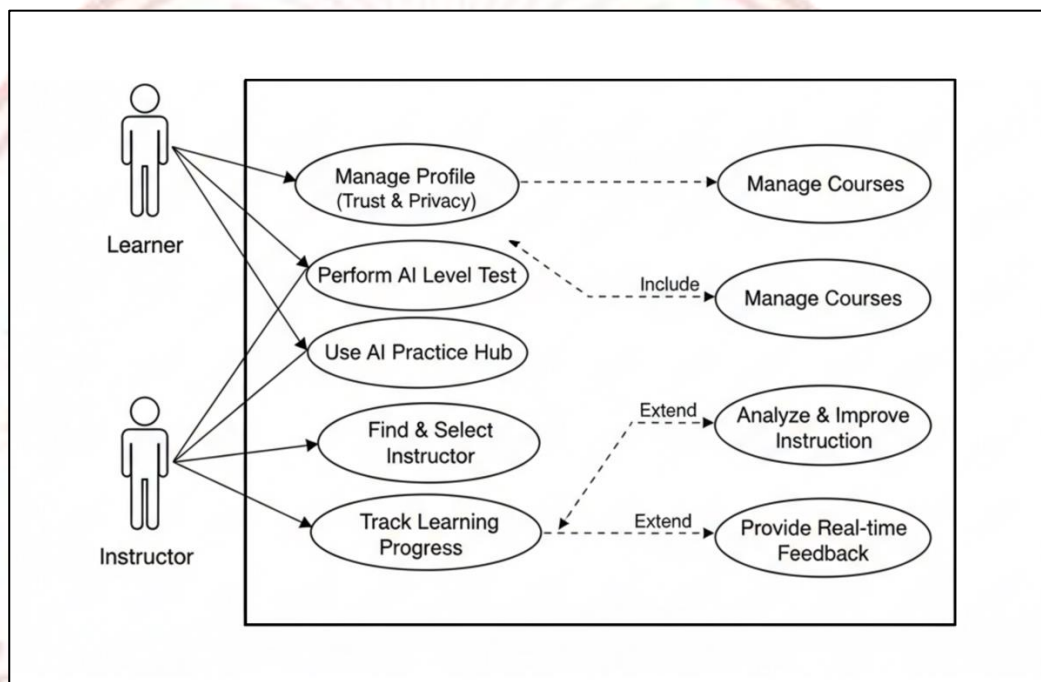
ภาพที่ 3-5 โครงร่างพื้นฐานของเว็บไซต์สำหรับผู้สอน

1. Intelligent Analytics Dashboard: ระบบวิเคราะห์ข้อมูลเชิงลึกที่ดึงข้อมูลจากชั้น Data Tier มาแสดงผลในรูปแบบ Visual Analytics ช่วยให้ผู้สอนเห็นภาพรวมและรายละเอียดรายบุคคลของผู้เรียน (ดังที่ปรากฏในภาพต้นแบบบทที่ 4)

2. Personalized Content Management: ระบบช่วยแนะนำเนื้อหาการสอนที่เหมาะสมกับระดับของผู้เรียนในแต่ละกลุ่ม (Tailored Content) เพื่อให้ผู้สอนสามารถบริหารจัดการห้องเรียนขนาดใหญ่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

3.7.3 แผนภาพแสดงการทำงานของผู้ใช้ระบบ (Use Case Diagram)

ผู้วิจัยได้ดำเนินการกำหนดขอบเขตของระบบ (System Boundary) และวิเคราะห์ปฏิสัมพันธ์ระหว่างผู้ใช้งานกลุ่มต่างๆ กับฟังก์ชันนวัตกรรมของแพลตฟอร์ม เพื่อให้เห็นถึงกลไกการทำงานที่ตอบสนองต่อปัจจัยในกรอบแนวคิดการวิจัยอย่างเป็นรูปธรรม ดังแสดงใน ภาพที่ 3-6 แผนภาพแสดงการทำงานของผู้ใช้ระบบ (Use Case Diagram) ในโครงสร้างของระบบประกอบด้วย ตัวแสดงหลัก (Actors) 2 กลุ่มที่มีพลวัตและความต้องการที่แตกต่างกัน ดังนี้



ภาพที่ 3-6 แผนภาพแสดงการทำงานของผู้ใช้ระบบ

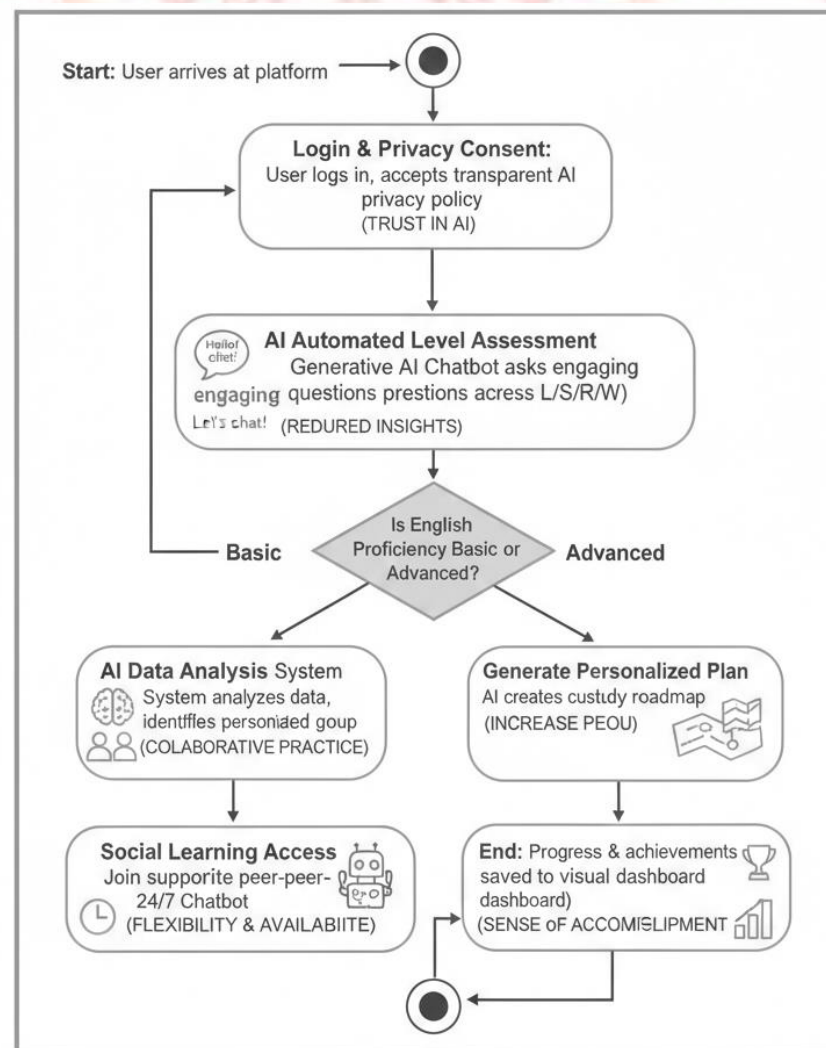
ในส่วนของ นักศึกษา (Learner) มีปฏิสัมพันธ์กับ Use Case สำคัญที่มุ่งเน้นการเสริมสร้างประสบการณ์การเรียนรู้เฉพาะบุคคลและการจัดการความไว้วางใจ เริ่มจากการจัดการข้อมูลส่วนบุคคล (Manage Profile) ซึ่งเชื่อมโยงโดยตรงกับปัจจัย ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI Trust) และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (PC) เพื่อสร้างรากฐานความเชื่อมั่นก่อนเริ่มใช้งาน จากนั้นจึงเข้าสู่กระบวนการทดสอบวัดระดับด้วย AI (Perform AI Level Test) เพื่อสร้าง การรับรู้ประโยชน์ (PU) ที่เป็นรูปธรรม และมีการใช้งานพื้นที่ฝึกฝนโต้ตอบอัจฉริยะ (Use AI Practice Hub) เพื่อลดอุปสรรคทางจิตวิทยาด้านความประหม่าในการสื่อสารภาษาอังกฤษ

สำหรับส่วนของ ผู้สอน (Instructor) มุ่งเน้น Use Case ที่ส่งเสริมการเพิ่มประสิทธิภาพในการจัดการศึกษา (Instructional Efficiency) เพื่อตอบสนองต่อปัจจัย ความคาดหวังด้านประสิทธิภาพ (Performance Expectancy) เป็นหลัก โดยผู้สอนสามารถติดตามและวิเคราะห์ความก้าวหน้าของผู้เรียน (Track Learning Progress) ผ่านระบบ Dashboard ที่ประมวลผลข้อมูล

ด้วย AI เพื่อนำมาใช้ในการวิเคราะห์และปรับปรุงคุณภาพการสอน (Analyze & Improve Instruction) ให้มีความแม่นยำและเหมาะสมกับศักยภาพของผู้เรียนแต่ละบุคคล ตลอดจนการให้คำแนะนำย้อนกลับแบบเรียลไทม์ (Provide Real-time Feedback) เพื่อขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมในระดับสถาบันให้เกิดขึ้นได้อย่างยั่งยืน

3.7.4 ขั้นตอนการทำงานของระบบ (Activity Diagram)

ผู้วิจัยได้ออกแบบขั้นตอนการทำงานของระบบ ในรูปแบบของแผนภาพกิจกรรม (Activity Diagram) เพื่อแสดงลำดับกระบวนการไหลของข้อมูล (Data Flow) และตรรกะการตัดสินใจภายในระบบนวัตกรรม โดยมุ่งเน้นการบูรณาการเทคโนโลยี AI เพื่อตอบสนองต่อปัจจัยพฤติกรรมศาสตร์ตามกรอบแนวคิดวิจัย โดยแบ่งกระบวนการทำงานหลักออกเป็น 2 ส่วนตามบทบาทของผู้ใช้งาน ดังนี้



ภาพที่ 3-7 เส้นทางการใช้งานของผู้เรียน

3.7.4.1 เส้นทางการใช้งานของผู้เรียน (Learner Path) กระบวนการทำงานของผู้เรียนถูกออกแบบให้เป็นระบบการเรียนรู้แบบปรับตัว (Adaptive Learning) เพื่อสร้างประสบการณ์เฉพาะบุคคลและเสริมสร้างความเชื่อมั่นในการใช้งาน ดังแสดงใน ภาพที่ 3-7 เส้นทางการใช้งานของผู้เรียนในแพลตฟอร์มเรียนภาษาอังกฤษ ซึ่งมีขั้นตอนสำคัญประกอบด้วย

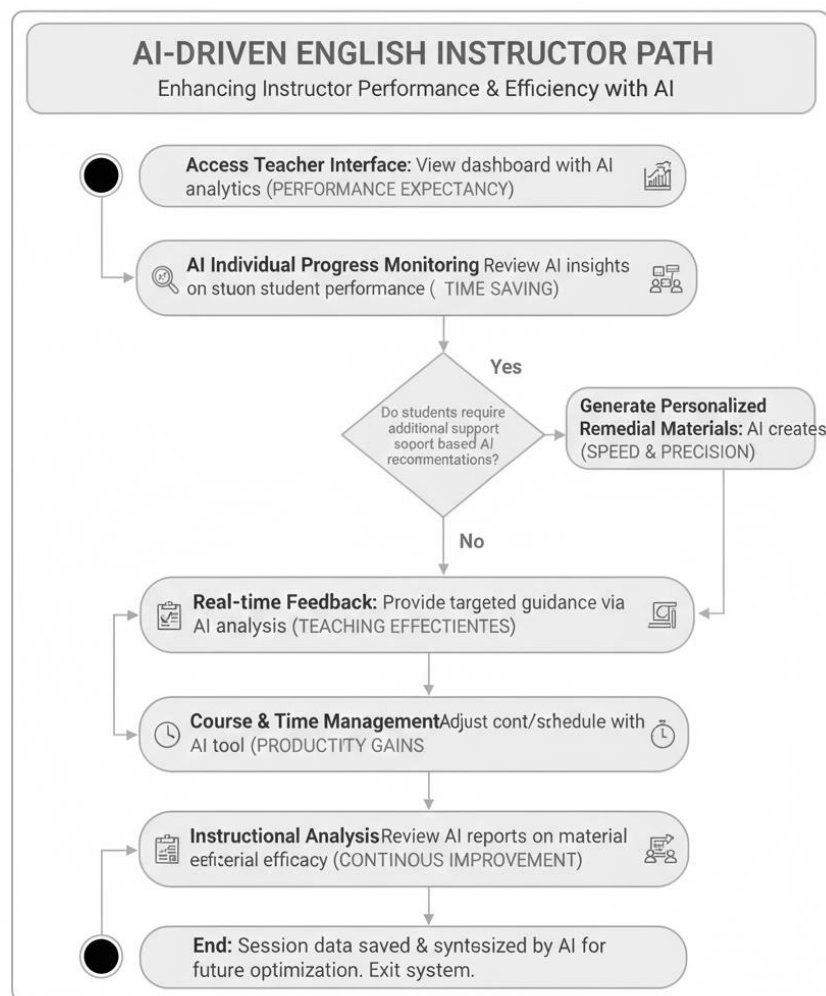
1. Login & Privacy Consent เริ่มต้นจากการเข้าสู่ระบบ การยอมรับข้อตกลงการใช้งาน และการให้ความยินยอมด้านนโยบายความเป็นส่วนตัวที่โปร่งใส เพื่อเสริมสร้างปัจจัยความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI Trust)

2. AI Automated Level Assessment ระบบ AI Chatbot จะดำเนินการปฏิสัมพันธ์เพื่อประเมินทักษะภาษาอังกฤษทั้ง 4 ด้าน (ฟัง, พูด, อ่าน, เขียน) แบบอัตโนมัติ เพื่อสร้างข้อมูลเชิงลึก (Insights) ของผู้เรียนรายบุคคล

3. Personalized Learning Strategy ระบบจะดำเนินการตัดสินใจตามระดับความถนัด หากอยู่ในระดับพื้นฐาน (Basic) ระบบจะส่งเข้าสู่กระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อจับคู่กลุ่มเรียนแบบร่วมมือ (Collaborative Practice) เพื่อตอบสนองต่อ บรรทัดฐานทางสังคม (SN) แต่หากอยู่ในระดับสูง (Advanced) ระบบจะสังเคราะห์แผนการเรียนรู้เฉพาะบุคคล (Personalized Plan) เพื่อเพิ่ม การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU)

4. Social & Achievement Tracking: ผู้เรียนสามารถเข้าถึงการเรียนรู้ทางสังคมผ่านการสนับสนุนจากเพื่อนและ Chatbot ตลอด 24 ชั่วโมง และสิ้นสุดกระบวนการด้วยการบันทึกความสำเร็จลงบน Visual Dashboard เพื่อสร้างความพึงพอใจและตระหนักถึงความสำเร็จในการเรียนรู้

3.7.4.2 เส้นทางการใช้งานของผู้สอน (Instructor Path) กระบวนการทำงานของผู้สอนมุ่งเน้นการเพิ่มประสิทธิภาพการจัดการชั้นเรียนด้วยข้อมูลเชิงลึกจาก AI เพื่อตอบสนองปัจจัยความคาดหวังในประสิทธิภาพ ดังแสดงใน ภาพที่ 3-8 เส้นทางการใช้งานของผู้สอน โดยมีขั้นตอนหลักดังนี้



ภาพที่ 3-8 เส้นทางการใช้งานของผู้สอน

1. Intelligent Monitoring & Data Access ผู้สอนเริ่มต้นกระบวนการด้วยการเข้าสู่ส่วนประสานงาน (Teacher Interface) เพื่อเข้าถึงระบบ Dashboard ที่รวบรวม Visual Analytics ของนักศึกษาเป็นรายบุคคล ขั้นตอนนี้ช่วยให้ผู้สอนสามารถติดตามพลวัตการเรียนรู้และระดับความชำนาญ (Proficiency) ของผู้เรียนทุกคนได้แบบเรียลไทม์ ซึ่งส่งผลโดยตรงต่อการลดภาระงานด้านเอกสารและการติดตามผลแบบดั้งเดิม ทำให้เกิดความคุ้มค่าด้านเวลา (Time Saving)

2. Automated Remedial Support & Personalized Content: ระบบปัญญาประดิษฐ์จะทำหน้าที่ประเมินช่องว่างทักษะของผู้เรียน (Gap Analysis) อย่างต่อเนื่อง หากอัลกอริทึมตรวจพบว่าผู้เรียนรายใดมีความล่าช้าในพัฒนาการหรือมีผลการทดสอบไม่เป็นไปตามเกณฑ์ ระบบจะดำเนินการตัดสินใจสังเคราะห์เนื้อหาเสริมเฉพาะบุคคล (Personalized Remedial Materials) ให้อัตโนมัติ ซึ่งช่วยให้ผู้สอนสามารถแก้ไขปัญหาการเรียนรู้ได้ตรงจุด (Precision) และรวดเร็ว (Speed) กว่ากระบวนการปกติ

3. Instructional Optimization & Continuous Improvement: ในขั้นตอนนี้สุดท้าย ผู้สอนสามารถใช้รายงานผลประสิทธิภาพของเนื้อหาที่ AI สังเคราะห์ให้มาปรับปรุงแผนจัดการเรียนการสอน (Course Management) ให้สอดคล้องกับศักยภาพจริงของผู้เรียนในแต่ละช่วงเวลา นอกจากนี้ยังรองรับการให้คำแนะนำย้อนกลับแบบทันที (Real-time Feedback) เพื่อรักษาปฏิสัมพันธ์ระหว่างผู้สอนและผู้เรียน ซึ่งกระบวนการสะท้อนผลนี้จะช่วยให้เกิดการพัฒนาคคุณภาพการเรียนการสอนอย่างต่อเนื่อง (Continuous Improvement) และสร้างสภาพแวดล้อมที่เอื้อต่อการยอมรับนวัตกรรมในระดับสถาบันอย่างยั่งยืน

3.7.5 การออกแบบฐานข้อมูล (Database Design)

เพื่อให้ระบบสามารถรองรับพลวัตของข้อมูลและการประมวลผลเชิงวิเคราะห์ที่สอดคล้องกับกรอบแนวคิดแนวคิดการวิจัย ผู้วิจัยได้ดำเนินการออกแบบฐานข้อมูลเชิงสัมพันธ์ (Relational Database) เพื่อรองรับการจัดเก็บข้อมูลที่มีความซับซ้อนและการวิเคราะห์กลุ่มย่อย (Multi-Group Analysis) โดยมุ่งเน้นความถูกต้องและความสมบูรณ์ของข้อมูล (Data Integrity) ดังนี้

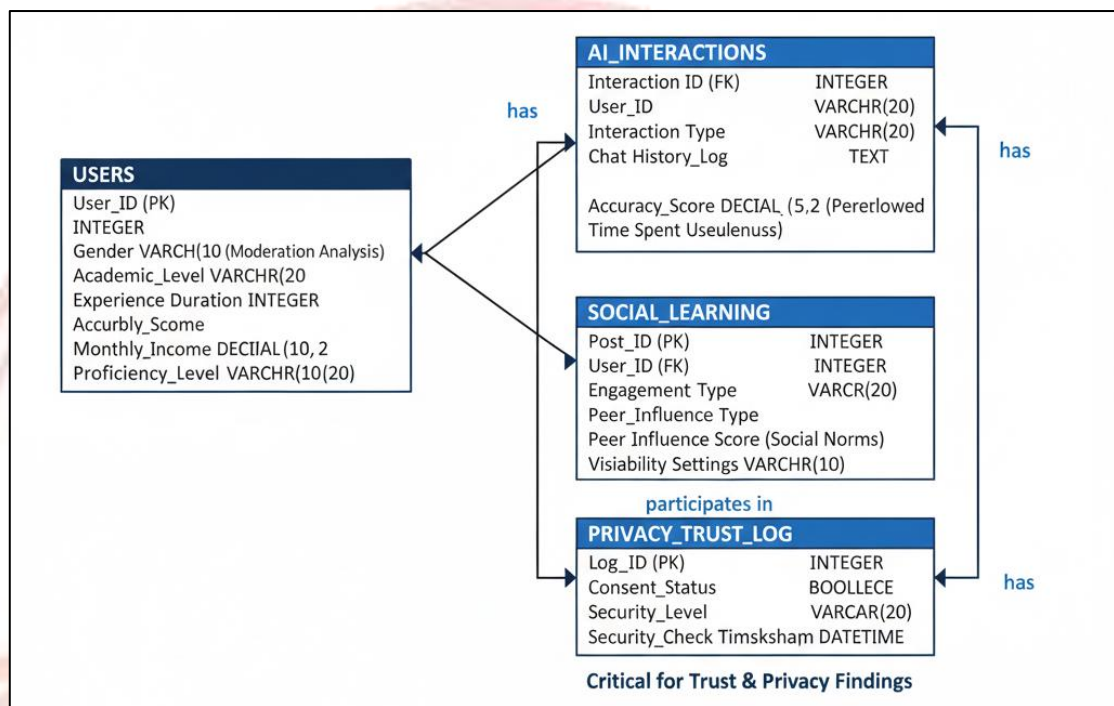
3.7.5.1 แผนภาพความสัมพันธ์ของเอนทิตี (Entity Relationship Diagram: ERD) ผู้วิจัยได้ออกแบบโครงสร้างฐานข้อมูลเชิงสัมพันธ์ (Relational Database) เพื่อรองรับการจัดเก็บข้อมูลที่มีความซับซ้อนและสนับสนุนการวิเคราะห์กลุ่มย่อย โดยมุ่งเน้นความถูกต้องและความสมบูรณ์ของข้อมูล (Data Integrity) ดังแสดงใน ภาพที่ 3-9 แผนภาพความสัมพันธ์ของเอนทิตีนี้แสดงการเชื่อมโยงข้อมูลระหว่างตัวแปรสำคัญที่ศึกษาในกรอบแนวคิดการวิจัย โดยมีรายละเอียดโครงสร้างตารางหลักดังนี้

1. ตาราง USERS ทำหน้าที่เป็นศูนย์กลางข้อมูล จัดเก็บลักษณะทางประชากรศาสตร์ของผู้เรียน ได้แก่ เพศ (Gender) และระดับการศึกษา (Academic Level) เพื่อใช้เป็นตัวแปรกำกับ (Moderating Variables) ตามสมมติฐานการวิจัย รวมถึงจัดเก็บระดับความชำนาญ (Proficiency Level) และรายได้เพื่อการวิเคราะห์พลวัตของผู้ใช้

2. ตาราง AI_INTERACTIONS บันทึกประวัติการโต้ตอบระหว่างผู้เรียนกับระบบปัญญาประดิษฐ์ใน AI Practice Hub โดยเก็บข้อมูลคะแนนความแม่นยำ (Accuracy Score) และระยะเวลาที่ใช้งาน (Time Spent) เพื่อวัดระดับการรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness) และประสิทธิภาพในการเรียนรู้

3. ตาราง SOCIAL_LEARNING จัดเก็บข้อมูลการปฏิสัมพันธ์เชิงสังคม (Engagement Type) และคะแนนอิทธิพลจากกลุ่มเพื่อน (Peer Influence Score) เพื่อตอบสนองต่อปัจจัยด้านบรรทัดฐานทางสังคม (Social Norms) และภาพลักษณ์ทางสังคม (Social Image) ตามที่ระบุในโมเดล ThaiGAM

4. ตาราง PRIVACY_TRUST_LOG บันทึกสถานะการยินยอมข้อมูล (Consent Status) และระดับความปลอดภัย (Security Level) ซึ่งเป็นส่วนสำคัญในการพิสูจน์ข้อค้นพบด้าน "ความไว้วางใจเชิงวิพากษ์" (Critical for Trust & Privacy Findings) เพื่อยืนยันว่าระบบมีการจัดการความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (Privacy Concerns) อย่างเป็นรูปธรรม



ภาพที่ 3-9 แผนภาพโครงสร้างและความสัมพันธ์ของข้อมูลในฐานข้อมูล

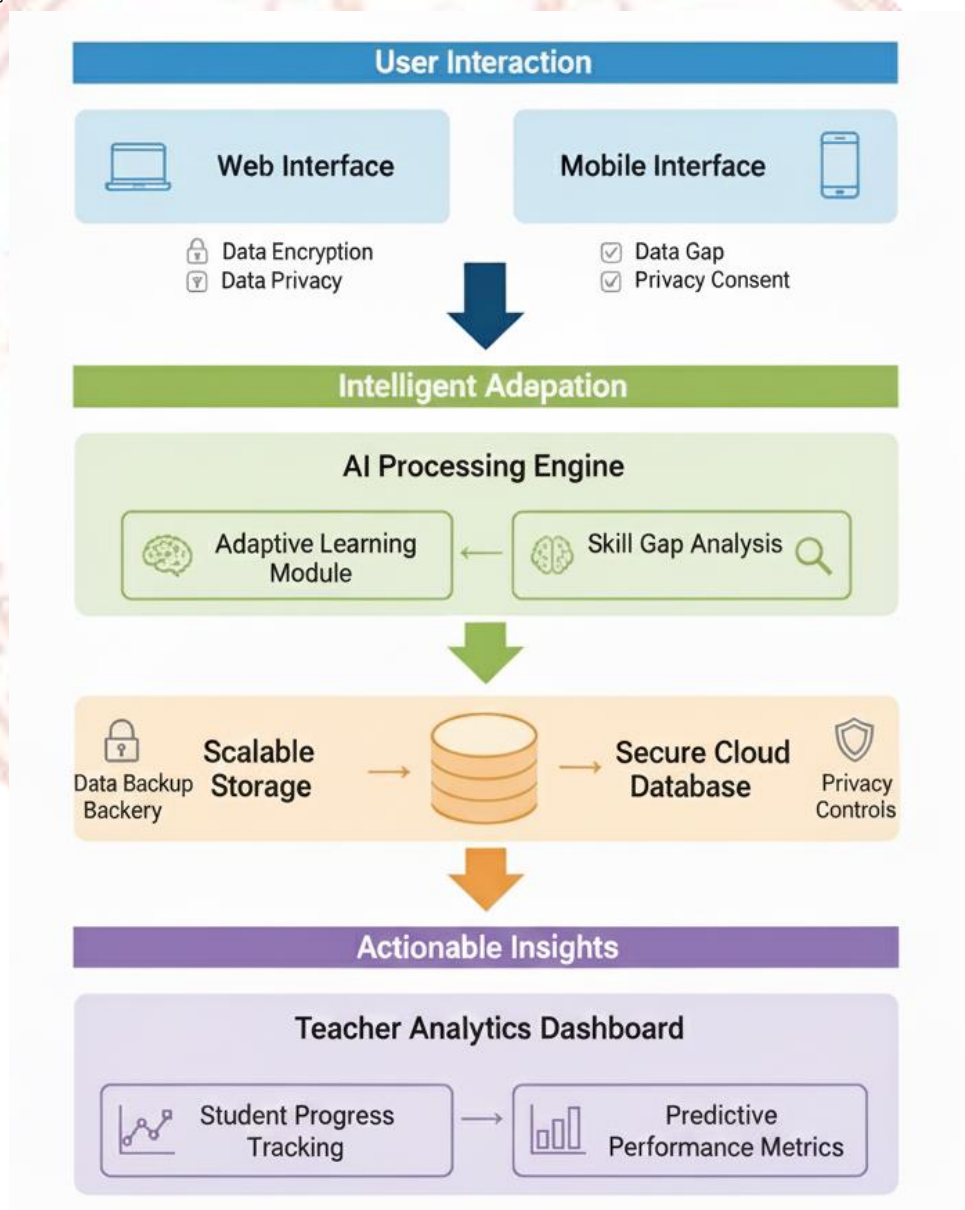
3.7.5.2 แผนภาพสถาปัตยกรรมข้อมูล (Data Architecture Flow) เพื่อให้เห็นกระบวนการไหลของข้อมูลและการประมวลผลเชิงพลวัต ผู้วิจัยได้ออกแบบสถาปัตยกรรมข้อมูล (Dynamic Data Flow Architecture) ดังแสดงใน ภาพที่ 3-10 ซึ่งประกอบด้วยชั้นการทำงานหลักที่สอดคล้องกันเพื่อสร้างข้อมูลเชิงลึกที่นำไปใช้งานได้จริง (Actionable Insights) ดังนี้

1. User Interaction Layer: เป็นจุดเริ่มต้นที่ผู้เรียนได้ตอบผ่าน Web และ Mobile Interface โดยระบบจะให้ความสำคัญกับนโยบายความเป็นส่วนตัว (Privacy Consent) และการเข้ารหัสข้อมูล (Data Encryption) เพื่อสร้างความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI Trust)

2. AI Processing Engine (Intelligent Adaptation): ข้อมูลดิบจากผู้ใช้จะถูกส่งเข้าสู่ชั้นประมวลผลอัจฉริยะ ประกอบด้วยโมดูลการเรียนรู้แบบปรับตัว (Adaptive Learning Module) และการวิเคราะห์ช่องว่างทักษะ (Skill Gap Analysis) เพื่อประมวลผลข้อมูลให้เหมาะสมกับศักยภาพของผู้เรียนแต่ละราย

3. Persistence Layer (Secure Cloud Database): ข้อมูลที่ผ่านการประมวลผลจะถูกจัดเก็บลงในฐานข้อมูลคลาวด์ที่มีความปลอดภัยสูง (Secure Cloud Database) พร้อมระบบสำรองข้อมูล (Data Backup) และการควบคุมความเป็นส่วนตัวที่เข้มงวด

4. Actionable Insights Layer (Teacher Analytics Dashboard): ในขั้นสุดท้าย ข้อมูลจะถูกนำไปแสดงผลบน Dashboard สำหรับผู้สอน เพื่อติดตามความก้าวหน้าของผู้เรียน (Student Progress Tracking) และวิเคราะห์เมตริกซ์ประสิทธิภาพเชิงทำนาย (Predictive Performance Metrics) เพื่อเพิ่มศักยภาพในการจัดการเรียนการสอน (Performance Expectancy) ของผู้สอนอย่างมีประสิทธิภาพ



ภาพที่ 3-10 แผนภาพสถาปัตยกรรมข้อมูล

3.7.5.3 พจนานุกรมข้อมูล (Data Dictionary) ผู้วิจัยได้กำหนดรายละเอียดคุณลักษณะของข้อมูล (Data Attributes) ในแต่ละตารางหลัก เพื่อให้มั่นใจว่าระบบฐานข้อมูลสามารถรองรับการจัดเก็บและประมวลผลปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับนวัตกรรมตามกรอบแนวคิดการวิจัยได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยมุ่งเน้นการเชื่อมโยงข้อมูลเชิงเทคนิคเข้ากับตัวแปรพฤติกรรมศาสตร์ ดังนี้

1. ผู้วิจัยออกแบบตารางข้อมูลผู้ใช้งาน (Users Table) ให้จัดเก็บข้อมูลเพศ และระดับการศึกษา ซึ่งเป็นตัวแปรกำกับสำคัญที่พบพลวัตการตอบสนองที่แตกต่างกันต่อบรรทัดฐานทางสังคม และการรับรู้ประโยชน์

2. การสนับสนุนการวิเคราะห์ผลการเรียนรู้: ตารางกิจกรรมปัญญาประดิษฐ์ (AI Interaction Table) ถูกกำหนดให้บันทึกคะแนนความแม่นยำและประวัติการโต้ตอบ เพื่อนำไปประมวลผลเชิงเปรียบเทียบในขั้นตอนการวิเคราะห์ความพึงพอใจ

3. การขับเคลื่อนความไว้วางใจและความเป็นส่วนตัว: ระบบมีการออกแบบฟิลด์สถานะการยินยอมและประวัติการตรวจสอบความปลอดภัยในตาราง Privacy & Security Log เพื่อเก็บรวบรวมข้อมูลเชิงประจักษ์สำหรับทดสอบปรากฏการณ์ "ความไว้วางใจเชิงวิพากษ์" (Critical Trust)

ตารางที่ 3-4 ข้อมูลผู้ใช้งาน (Users Table)

ชื่อฟิลด์	ประเภทข้อมูล	คำอธิบาย	ความสอดคล้องกับปัจจัยการวิจัย
User_ID	INT (PK)	รหัสประจำตัวผู้ใช้งาน	ใช้แยกแยะข้อมูลกลุ่มตัวอย่างรายบุคคล
User_Gender	VARCHAR	เพศ (ชาย, หญิง, อื่นๆ)	ตัวแปรกำกับตามสมมติฐาน H19-H22
Academic_Level	VARCHAR	ระดับการศึกษา (ตรี/บัณฑิตศึกษา)	ตัวแปรกำกับตามสมมติฐาน H23-H24
Experience_Mo	INT	ระยะเวลาประสบการณ์การใช้งาน	ตัวแปรกำกับตามสมมติฐาน H14-H18
Proficiency_Lv	VARCHAR	ระดับความชำนาญที่ประเมินด้วยตนเอง	ตัวแปรกำกับตามสมมติฐาน H25-H26

ตารางที่ 3-5 ข้อมูลกิจกรรมปัญญาประดิษฐ์ (AI Interaction Table)

ชื่อฟิลด์ (Field Name)	ประเภทข้อมูล	คำอธิบาย	ความสอดคล้องกับปัจจัยการวิจัย
Interaction_ID	INT (PK)	รหัสกิจกรรมการโต้ตอบ	-
User_ID	INT (FK)	รหัสผู้ใช้งานที่สัมพันธ์กับตาราง Users	เชื่อมโยงข้อมูลผู้เรียนรายบุคคล
Chat_Log_Data	LONGTEXT	ข้อมูลการโต้ตอบกับ AI Chatbot	ประเมินความง่ายในการใช้งาน (PEOU)
Success_Metric	DECIMAL	คะแนนความแม่นยำ/สัมฤทธิ์ผลจาก AI	วัดระดับการรับรู้ประโยชน์ (PU)

ตารางที่ 3-6 การเรียนรู้แบบร่วมมือ (Social Learning Table)

ชื่อฟิลด์ (Field Name)	ประเภทข้อมูล	คำอธิบาย	ความสอดคล้องกับปัจจัยการวิจัย
Post_ID	INT (PK)	รหัสหัวข้อการแลกเปลี่ยนเรียนรู้	-
User_ID	INT (FK)	รหัสผู้ใช้งานผู้โพสต์/โต้ตอบ	-
Interaction_Type	VARCHAR	ประเภทการโต้ตอบ (Share, Comment)	บรรทัดฐานทางสังคม (SN)
Image_Score	INT	ระดับการยอมรับ/การมองเห็นจากเพื่อน	ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI)

ตารางที่ 3-7 ข้อมูลความเป็นส่วนตัว (Privacy & Security Log Table)

ชื่อฟิลด์ (Field Name)	ประเภทข้อมูล	คำอธิบาย	ความสอดคล้องกับปัจจัยการวิจัย
Log_ID	INT (PK)	รหัสบันทึกการตรวจสอบระบบ	-
Consent_Status	BOOLEAN	สถานะการกดยอมรับนโยบายข้อมูล	ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (PC)
Trust_Verification	VARCHAR	สถานะการตรวจสอบความโปร่งใสของ AI	ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI Trust)

จากการออกแบบพจนานุกรมข้อมูลข้างต้น แสดงให้เห็นว่าโครงสร้างฐานข้อมูลเชิงสัมพันธ์ที่พัฒนาขึ้นมีความสอดคล้องกับกรอบแนวคิดการวิจัยอย่างเป็นระบบ โดยสามารถรองรับการจัดเก็บข้อมูลพลวัตที่ครอบคลุมทั้งมิติด้านเทคโนโลยี จิตวิทยา และสังคม เพื่อนำไปใช้ในการประมวลผลผ่านโมเดลสมการโครงสร้าง (PLS-SEM) และสนับสนุนการแสดงผลบน Dashboard สำหรับผู้สอนได้อย่างถูกต้องและแม่นยำตามวัตถุประสงค์การวิจัย



บทที่ 4

ผลการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในบริบทประเทศไทย ต่อไปนี้เป็น การนำเสนอผลการวิจัยในเชิงปริมาณ และการพัฒนาตัวแบบจำลองสมการโครงสร้างกำลังสองน้อย ที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) แนวทางการพัฒนาแพลตฟอร์มการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทย โดย ผู้วิจัยขอเสนอ ผลการวิจัยตามลำดับดังนี้

- 4.1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับลักษณะทางประชากรศาสตร์ของกลุ่มตัวอย่าง
- 4.2 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับรูปแบบการเรียนภาษาอังกฤษออนไลน์ในปัจจุบัน
- 4.3 ผลการวิเคราะห์ระดับความสำคัญขององค์ประกอบของพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัล
- 4.4 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองการวัดของพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัล
- 4.5 ผลการทดสอบสมมติฐานเพื่อวิเคราะห์อิทธิพลเชิงสาเหตุของพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัล
- 4.6 ผลการวิเคราะห์อิทธิพลโดยรวม อิทธิพลทางตรง และอิทธิพลทางอ้อมของแบบจำลองสมการโครงสร้างพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัล
- 4.7 ผลการวิเคราะห์เสริมและการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัล
- 4.8 ผลการวิเคราะห์กลุ่มย่อย ตามลักษณะประชากรศาสตร์
- 4.9 การสังเคราะห์พลวัตของปัจจัย
- 4.10 แนวทางการพัฒนาแพลตฟอร์มการเรียนภาษาอังกฤษออนไลน์

4.1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับลักษณะทางประชากรศาสตร์ของกลุ่มตัวอย่าง

ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับลักษณะทางประชากรศาสตร์ของกลุ่มตัวอย่าง ปรากฏผลดังข้อที่ 4.1.1 - 4.1.9

- 4.1.1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับเพศ และอัตราร้อยละ ปรากฏผลดังตารางที่ 4-1

ตารางที่ 4-1 เพศ และอัตราร้อยละของกลุ่มตัวอย่าง

เพศ	จำนวน	ร้อยละ
1. หญิง	471	44.39
2. ชาย	368	34.68
3. อื่น ๆ	222	20.92
รวม	1,061	100.00

จากตารางที่ 4-1 พบว่า กลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่เป็นเพศหญิง จำนวน 471 คน คิดเป็นร้อยละ 44.39 รองลงมาได้แก่ เพศชาย จำนวน 368 คน คิดเป็นร้อยละ 34.68 และเพศอื่น ๆ จำนวน 222 คน คิดเป็นร้อยละ 20.92 ตามลำดับ

4.1.2 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับระดับการศึกษา และอัตราร้อยละ ปรากฏผลดังตารางที่ 4-2

ตารางที่ 4-2 ระดับการศึกษา และอัตราร้อยละของกลุ่มตัวอย่าง

ระดับการศึกษา	จำนวน	ร้อยละ
1. นักศึกษาปริญญาตรี	238	22.43
2. จบปริญญาตรี	442	41.66
3. ปริญญาโท	237	22.34
4. ปริญญาเอก	144	13.57
รวม	1,061	100.00

จากตารางที่ 4-2 พบว่า กลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่จบการศึกษาระดับปริญญาตรีแล้ว จำนวน 442 คน คิดเป็นร้อยละ 41.66 รองลงมาได้แก่ นักศึกษาปริญญาตรี จำนวน 238 คน คิดเป็นร้อยละ 22.43 ปริญญาโท จำนวน 237 คน คิดเป็นร้อยละ 22.34 และปริญญาเอก จำนวน 144 คน คิดเป็นร้อยละ 13.57 ตามลำดับ

4.1.3 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับระดับรายได้ต่อเดือน และอัตราร้อยละ ปรากฏผลดังตารางที่ 4-3

ตารางที่ 4-3 รายได้ต่อเดือน และอัตราร้อยละของกลุ่มตัวอย่าง

รายได้ต่อเดือน	จำนวน	ร้อยละ
1. น้อยกว่า 10,000 บาท	257	24.22
2. 10,000 - 20,000 บาท	267	25.16
3. 20,001 - 30,000 บาท	282	26.58
4. มากกว่า 30,000 บาท	255	24.03
รวม	1,061	100.00

จากตารางที่ 4-3 พบว่า กลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่มีรายได้ต่อเดือนอยู่ในช่วง 20,001-30,000 บาท จำนวน 282 คน คิดเป็นร้อยละ 26.58 รองลงมาได้แก่ รายได้ 10,000-20,000 บาท จำนวน 267 คน คิดเป็นร้อยละ 25.16 รายได้น้อยกว่า 10,000 บาท จำนวน 257 คน คิดเป็นร้อยละ 24.22 และรายได้มากกว่า 30,000 บาท จำนวน 255 คน คิดเป็นร้อยละ 24.03 ตามลำดับ

4.1.4 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับภูมิสำเนาเกิดและอัตราร้อยละ ปรากฏผลดังตารางที่ 4-4

ตารางที่ 4-4 ภูมิสำเนาเกิด และอัตราร้อยละของกลุ่มตัวอย่าง

ภูมิสำเนาเกิด	จำนวน	ร้อยละ
1. ภาคเหนือ	165	15.55
2. ภาคกลางและตะวันออก	418	39.40
3. ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ	331	31.20
4. ภาคใต้	147	13.85
รวม	1,061	100.00

จากตารางที่ 4-4 พบว่า กลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่มีภูมิสำเนาเกิดในภาคกลางและตะวันออก จำนวน 418 คน คิดเป็นร้อยละ 39.40 รองลงมาได้แก่ ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ จำนวน 331 คน คิดเป็นร้อยละ 31.20 ภาคเหนือ จำนวน 165 คน คิดเป็นร้อยละ 15.55 และภาคใต้ จำนวน 147 คน คิดเป็นร้อยละ 13.85 ตามลำดับ

4.1.5 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับภูมิภาคของสถานที่ศึกษาปัจจุบัน และอัตราร้อยละ ปรากฏผลดังตารางที่ 4-5

ตารางที่ 4-5 ภูมิภาคของสถานที่ศึกษาปัจจุบัน และอัตราร้อยละของกลุ่มตัวอย่าง

สถานที่ศึกษาปัจจุบัน	จำนวน	ร้อยละ
1. ภาคเหนือ	158	14.89
2. ภาคกลางและตะวันออก	395	37.23
3. ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ	342	32.23
4. ภาคใต้	166	15.65
รวม	1,061	100.00

จากตารางที่ 4-5 พบว่า กลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่ศึกษาอยู่ในภาคกลางและตะวันออก จำนวน 395 คน คิดเป็นร้อยละ 37.23 รองลงมาได้แก่ ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ จำนวน 342 คน คิดเป็นร้อยละ 32.23 ภาคใต้ จำนวน 166 คน คิดเป็นร้อยละ 15.65 และภาคเหนือ จำนวน 158 คน คิดเป็นร้อยละ 14.89 ตามลำดับ

4.1.6 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับการใช้งานแพลตฟอร์มดิจิทัล และอัตราร้อยละ ปรากฏผลดังตารางที่ 4-6

ตารางที่ 4-6 ความถี่ในการใช้งานแพลตฟอร์มดิจิทัล และอัตราร้อยละของกลุ่มตัวอย่าง

ความถี่ในการใช้งาน	จำนวน	ร้อยละ
1. ครั้งเดียว	46	4.34
2. 1-3 ครั้ง/สัปดาห์	193	18.19
3. 4-6 ครั้ง/สัปดาห์	318	29.97
4. 1-3 ครั้ง/เดือน	128	12.06
5. ทุกวัน	376	35.44
รวม	1,061	100.00

จากตารางที่ 4-6 พบว่า กลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่ใช้งานแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษทุกวัน จำนวน 376 คน คิดเป็นร้อยละ 35.44 รองลงมาได้แก่ การใช้งาน 4-6 ครั้ง/สัปดาห์ จำนวน 318 คน คิดเป็นร้อยละ 29.97 การใช้งาน 1-3 ครั้ง/สัปดาห์ จำนวน 193 คน คิดเป็นร้อยละ 18.19 การใช้งาน 1-3 ครั้ง/เดือน จำนวน 128 คน คิดเป็นร้อยละ 12.06 และการใช้งานครั้งเดียว จำนวน 46 คน คิดเป็นร้อยละ 4.34 ตามลำดับ

4.1.7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับประสบการณ์การใช้งาน (เดือน) และอัตราร้อยละ ปรากฏผลดังตารางที่ 4-7

ตารางที่ 4-7 ประสบการณ์การใช้งาน (เดือน) และอัตราร้อยละของกลุ่มตัวอย่าง

ประสบการณ์การใช้งาน	จำนวน	ร้อยละ
1. น้อยกว่า 1 เดือน	94	8.86
2. 1-3 เดือน	221	20.83
3. 4-6 เดือน	195	18.38
4. 7-12 เดือน	263	24.79
5. มากกว่า 1 ปี	238	22.43
6. มากกว่า 2 ปี	50	4.71
รวม	1,061	100.00

จากตารางที่ 4-7 พบว่า กลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่มีประสบการณ์การใช้งานแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในช่วง 7-12 เดือน จำนวน 263 คน คิดเป็นร้อยละ 24.79 รองลงมาได้แก่ ประสบการณ์มากกว่า 1 ปี จำนวน 238 คน คิดเป็นร้อยละ 22.43 ประสบการณ์ 1-3 เดือน จำนวน 221 คน คิดเป็นร้อยละ 20.83 ประสบการณ์ 4-6 เดือน จำนวน 195 คน คิดเป็นร้อยละ 18.38 ประสบการณ์น้อยกว่า 1 เดือน จำนวน 94 คน คิดเป็นร้อยละ 8.86 และประสบการณ์มากกว่า 2 ปี จำนวน 50 คน คิดเป็นร้อยละ 4.71 ตามลำดับ

4.1.8 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับการประเมินความชำนาญด้วยตนเอง และอัตราร้อยละ ปรากฏผลดังตารางที่ 4-8

ตารางที่ 4-8 การประเมินความชำนาญด้วยตนเอง และอัตราร้อยละของกลุ่มตัวอย่าง

การประเมินความชำนาญด้วยตนเอง	จำนวน	ร้อยละ
1. ผู้เริ่มต้น (Beginner)	212	19.98
2. ระดับพื้นฐาน (Basic)	203	19.13
3. ระดับกลาง (Intermediate)	199	18.76
4. ระดับดี (Advanced)	216	20.36
5. ผู้เชี่ยวชาญ (Expert)	231	21.77
รวม	1,061	100.00

จากตารางที่ 4-8 พบว่า กลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่ประเมินตนเองว่ามีความชำนาญในระดับผู้เชี่ยวชาญ จำนวน 231 คน คิดเป็นร้อยละ 21.77 รองลงมาได้แก่ ระดับดี จำนวน 216 คน คิดเป็นร้อยละ 20.36 ระดับผู้เริ่มต้น จำนวน 212 คน คิดเป็นร้อยละ 19.98 ระดับพื้นฐาน จำนวน 203 คน คิดเป็นร้อยละ 19.13 และระดับกลาง จำนวน 199 คน คิดเป็นร้อยละ 18.76 ตามลำดับ

4.1.9 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับระดับความคล่องแคล่วจริง และอัตราร้อยละ ปรากฏผลดังตารางที่ 4-9

ตารางที่ 4-9 ระดับความคล่องแคล่วจริง และอัตราร้อยละของกลุ่มตัวอย่าง

ระดับความคล่องแคล่วจริง	จำนวน	ร้อยละ
1. จำกัดมาก	252	23.75
2. ผู้ใช้พื้นฐาน	198	18.66
3. ผู้ใช้ปานกลาง	216	20.36
4. คล่องแคล่ว	209	19.70
5. สูงมาก	186	17.53
รวม	1,061	100.00

จากตารางที่ 4-9 พบว่า กลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่มีระดับความคล่องแคล่วจริงในการใช้งานแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษอยู่ในระดับจำกัดมาก จำนวน 252 คน คิดเป็นร้อยละ 23.75 รองลงมาได้แก่ ระดับผู้ใช้งานปานกลาง จำนวน 216 คน คิดเป็นร้อยละ 20.36 ระดับคล่องแคล่ว จำนวน 209 คน คิดเป็นร้อยละ 19.70 ระดับผู้ใช้งานพื้นฐาน จำนวน 198 คน คิดเป็นร้อยละ 18.66 และระดับสูงมาก จำนวน 186 คน คิดเป็นร้อยละ 17.53 ตามลำดับ

4.2 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับรูปแบบการเรียนภาษาอังกฤษออนไลน์ในปัจจุบัน

เพื่อให้เข้าใจถึงพฤติกรรมการใช้งานแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษของกลุ่มตัวอย่าง ผู้วิจัยได้ทำการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับรูปแบบการเรียนออนไลน์ในปัจจุบัน โดยแบ่งการวิเคราะห์ออกเป็น 3 ประเด็นหลัก ได้แก่ รูปแบบการเรียนที่นิยมใช้ ประเภทของแพลตฟอร์มที่ใช้ อุปกรณ์ที่ใช้ในการเข้าถึงบริการ และวัตถุประสงค์หลักในการใช้แพลตฟอร์มการเรียน ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับรูปแบบการเรียนภาษาอังกฤษออนไลน์ในปัจจุบัน ปรากฏผลดังข้อที่ 4.2.1 - 4.1.4

4.2.1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับรูปแบบการเรียนภาษาอังกฤษออนไลน์ที่นิยมใช้ และอัตราร้อยละ ปรากฏผลดังตารางที่ 4-10

ตารางที่ 4-10 รูปแบบการเรียนภาษาอังกฤษออนไลน์ที่นิยมใช้และอัตราร้อยละของกลุ่มตัวอย่าง

รูปแบบการเรียนภาษาอังกฤษออนไลน์	จำนวน	ร้อยละ
1. การเรียนออนไลน์แบบมีผู้สอนควบคุม (Instructor-led online courses)	318	29.97
2. การเรียนออนไลน์แบบไม่มีผู้สอน (Self-study online courses)	287	27.05
3. การเรียนออนไลน์กับชาวต่างชาติแบบสด (Online learning native speakers)	198	18.66
4. การเรียนรู้ภาษาผ่านเกมส์ (Game-based Learning)	142	13.38
5. การเรียนรู้ผ่านสื่อสังคมออนไลน์ หรือภาพยนตร์ (Social media learning)	86	8.11
6. อื่น ๆ (Other)	30	2.83
รวม	1,061	100.00

จากตารางที่ 4-10 พบว่า กลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่นิยมการเรียนภาษาอังกฤษออนไลน์แบบมีผู้สอนควบคุม จำนวน 318 คน คิดเป็นร้อยละ 29.97 รองลงมาได้แก่ การเรียนออนไลน์แบบไม่มีผู้สอน จำนวน 287 คน คิดเป็นร้อยละ 27.05 การเรียนออนไลน์กับชาวต่างชาติแบบสด จำนวน 198 คน คิดเป็นร้อยละ 18.66 การเรียนรู้ภาษาผ่านเกมส์ จำนวน 142 คน คิดเป็นร้อยละ 13.38 การเรียนรู้ผ่านสื่อสังคมออนไลน์หรือภาพยนตร์ จำนวน 86 คน คิดเป็นร้อยละ 8.11 และรูปแบบอื่น ๆ จำนวน 30 คน คิดเป็นร้อยละ 2.83 ตามลำดับ แม้ในยุคดิจิทัลที่เทคโนโลยีก้าวหน้า ผู้เรียนส่วนใหญ่ยังคงต้องการการแนะนำและการโต้ตอบกับครูผู้สอน ซึ่งสะท้อนถึงลักษณะการเรียนรู้แบบไทยที่ให้ความสำคัญกับบทบาทของผู้สอน อย่างไรก็ตาม การที่การเรียนแบบไม่มีผู้สอนมีสัดส่วนใกล้เคียงกัน (27.05%) แสดงให้เห็นถึงการเปลี่ยนแปลงพฤติกรรมของผู้เรียนที่เริ่มยอมรับการเรียนรู้แบบอิสระมากขึ้น โดยเฉพาะในกลุ่มที่มีประสบการณ์การใช้เทคโนโลยีสูง การเรียนกับชาวต่างชาติแบบสดได้รับความนิยมในระดับที่น่าสนใจ (18.66%) ซึ่งเป็นการแสวงหาประสบการณ์การเรียนรู้ที่แท้จริงและการปฏิสัมพันธ์กับเจ้าของภาษา

4.2.2 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับประเภทแพลตฟอร์มดิจิทัลที่ใช้งาน และอัตราร้อยละปรากฏผลดังตารางที่ 4-11

จากตารางที่ 4-11 พบว่า กลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่ใช้แอปพลิเคชันบนมือถือสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ จำนวน 376 คน คิดเป็นร้อยละ 35.44 รองลงมาได้แก่ เว็บไซต์การเรียนรู้ออนไลน์ จำนวน 289 คน คิดเป็นร้อยละ 27.24 แพลตฟอร์มปัญหาประดิษฐ์ จำนวน 215 คน คิดเป็นร้อยละ 20.26 ระบบการจัดการการเรียนรู้ จำนวน 134 คน คิดเป็นร้อยละ 12.63 และแพลตฟอร์มสื่อสังคมเพื่อการศึกษา จำนวน 47 คน คิดเป็นร้อยละ 4.43 ตามลำดับ

ตารางที่ 4-11 ประเภทแพลตฟอร์มดิจิทัลที่ใช้งาน และอัตราร้อยละของกลุ่มตัวอย่าง

ประเภทแพลตฟอร์มดิจิทัล	จำนวน	ร้อยละ
1. แอปพลิเคชันบนมือถือ (Mobile Applications)	376	35.44
2. เว็บไซต์การเรียนรู้ออนไลน์ (Online Learning Websites)	289	27.24
3. แพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์ (AI-powered Platforms)	215	20.26
4. ระบบการจัดการการเรียนรู้ (Learning Management Systems)	134	12.63
5. แพลตฟอร์มสื่อสังคมเพื่อการศึกษา (Social Learning Platforms)	47	4.43
รวม	1,061	100.00

ผลการวิเคราะห์นี้สะท้อนถึงแนวโน้มการใช้เทคโนโลยีมือถือที่เพิ่มขึ้นอย่างชัดเจนในการเรียนรู้ภาษา โดยแอปพลิเคชันบนมือถือได้รับความนิยมสูงสุดเนื่องจากความสะดวกในการเข้าถึง ความยืดหยุ่นของเวลาเรียน และฟีเจอร์ที่หลากหลาย เช่น การเรียนรู้แบบเกม การฝึกออกเสียง และการแจ้งเตือนการเรียน อีกทั้งยังสามารถใช้งานได้ทุกที่ทุกเวลา ส่วนเว็บไซต์การเรียนรู้ออนไลน์ยังคงมีบทบาทสำคัญ (27.24%) โดยเฉพาะสำหรับการเรียนรู้ที่ต้องการหน้าจอใหญ่และฟังก์ชันที่ซับซ้อน ที่น่าสนใจคือ แพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์เริ่มได้รับความนิยมมากขึ้น (20.26%) ซึ่งแสดงให้เห็นถึงการรับรู้และการยอมรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ในการเรียนรู้ภาษาของกลุ่มตัวอย่าง

4.2.3 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับอุปกรณ์ที่ใช้ในการเข้าถึงแพลตฟอร์มการเรียน และอัตรา ร้อยละ ปรากฏผลดังตารางที่ 4-12

ตารางที่ 4-12 อุปกรณ์ที่ใช้ในการเข้าถึงแพลตฟอร์มการเรียน และอัตราร้อยละของกลุ่มตัวอย่าง

อุปกรณ์ที่ใช้ในการเข้าถึง	จำนวน	ร้อยละ
1. สมาร์ทโฟน (Smartphone)	428	40.34
2. แท็บเล็ต (Tablet)	298	28.09
3. คอมพิวเตอร์โน้ตบุ๊ก (Laptop)	234	22.05
4. คอมพิวเตอร์ตั้งโต๊ะ (Desktop Computer)	101	9.52
รวม	1,061	100.00

การใช้สมาร์ทโฟนเป็นอุปกรณ์หลักสำหรับการเรียน (40.34%) สอดคล้องกับข้อมูลการใช้แอปพลิเคชันบนมือถือที่ได้รับความนิยมสูงสุด ซึ่งแสดงให้เห็นถึงพฤติกรรมการเรียนรู้แบบ Mobile-First ของนักศึกษาไทย การใช้แท็บเล็ตในสัดส่วนที่สูง (28.09%) น่าสนใจเป็นพิเศษ เนื่องจากแท็บเล็ตให้ประสบการณ์การใช้งานที่อยู่ระหว่างสมาร์ทโฟนกับคอมพิวเตอร์ โดยมีหน้าจอที่ใหญ่กว่า

โทรศัพท์แต่ยังคงความพกพาสะดวก เหมาะสำหรับการเรียนที่ต้องการดูเนื้อหาในรายละเอียดหรือ การทำกิจกรรมที่ต้องการพื้นที่หน้าจอมากขึ้น การลดลงของการใช้คอมพิวเตอร์ตั้งโต๊ะ (9.52%) สะท้อนถึงการเปลี่ยนแปลงไปสู่อุปกรณ์แบบพกพาที่ตอบสนองรูปแบบการเรียนรู้ที่ยืดหยุ่นมากขึ้น

4.2.4 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับวัตถุประสงค์หลักในการใช้แพลตฟอร์มการเรียน และ อัตราร้อยละ ปรากฏผลดังตารางที่ 4-13

ตารางที่ 4-13 วัตถุประสงค์หลักในการใช้แพลตฟอร์มการเรียน และอัตราร้อยละ

วัตถุประสงค์หลักในการใช้งาน	จำนวน	ร้อยละ
1. พัฒนาทักษะการฟัง-พูด	298	28.09
2. เสริมคำศัพท์และไวยากรณ์	276	26.01
3. เตรียมสอบมาตรฐาน (TOEIC, IELTS, TOEFL)	234	22.05
4. พัฒนาทักษะการอ่าน-เขียน	154	14.52
5. ใช้เพื่อการทำงาน/อาชีพ	99	9.33
รวม	1,061	100.00

จากตารางที่ 4-13 พบว่า กลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่มีวัตถุประสงค์หลักในการใช้แพลตฟอร์มการเรียนภาษาอังกฤษเพื่อพัฒนาทักษะการฟัง-พูด จำนวน 298 คน คิดเป็นร้อยละ 28.09 รองลงมาได้แก่ เสริมคำศัพท์และไวยากรณ์ จำนวน 276 คน คิดเป็นร้อยละ 26.01 เตรียมสอบมาตรฐาน จำนวน 234 คน คิดเป็นร้อยละ 22.05 พัฒนาทักษะการอ่าน-เขียน จำนวน 154 คน คิดเป็นร้อยละ 14.52 และใช้เพื่อการทำงาน/อาชีพ จำนวน 99 คน คิดเป็นร้อยละ 9.33 ตามลำดับ

วัตถุประสงค์ในการเรียนที่เน้นทักษะการฟัง-พูด (28.09%) แสดงให้เห็นถึงความต้องการพัฒนาทักษะการสื่อสารที่เป็นการได้ตอบและใช้ในชีวิตรจริงซึ่งเป็นจุดอ่อนหลักของการเรียนภาษาอังกฤษในระบบการศึกษาไทย การใช้แพลตฟอร์มออนไลน์จึงเป็นการชดเชยทักษะที่ขาดหายไป ความสนใจในการเสริมคำศัพท์และไวยากรณ์ (26.01%) สะท้อนถึงการรับรู้พื้นฐานทางภาษายังคงมีความสำคัญ การเตรียมสอบมาตรฐานที่มีสัดส่วนสูง (22.05%) แสดงให้เห็นถึงความต้องการใช้ภาษาอังกฤษเพื่อการศึกษาต่อหรือการทำงานในระดับสากล โดยเฉพาะในกลุ่มนักศึกษาและผู้เตรียมเข้าสู่ตลาดแรงงาน ส่วนการใช้เพื่อการทำงาน/อาชีพโดยตรง (9.33%) แม้จะมีสัดส่วนน้อย แต่แสดงให้เห็นถึงความตระหนักในความสำคัญของภาษาอังกฤษสำหรับการพัฒนาอาชีพ

4.3 ผลการวิเคราะห์ระดับความสำคัญขององค์ประกอบของพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัล

การวิเคราะห์ในส่วนนี้มุ่งตอบวัตถุประสงค์ข้อที่ 1 เพื่อศึกษาและวิเคราะห์ระดับความสำคัญของปัจจัยแต่ละมิติที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับนวัตกรรมในบริบทประเทศไทย การวิเคราะห์ระดับความสำคัญขององค์ประกอบต่าง ๆ ในการวิจัยครั้งนี้ดำเนินการโดยใช้สถิติเชิงพรรณนา เพื่อให้เข้าใจระดับความคิดเห็นของกลุ่มตัวอย่างต่อปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ โดยจัดกลุ่มการวิเคราะห์ตามองค์ประกอบหลัก 9 ด้าน ประกอบด้วย ทักษะคิดต่อการใช้งาน การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม บรรทัดฐานทางสังคม ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน การรับรู้ประโยชน์ ภาพลักษณ์ทางสังคม ความกังวลเกี่ยวกับความเป็นส่วนตัวและความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ ผู้วิจัยวิเคราะห์ด้วยค่าเฉลี่ย ($\text{Mean} : \bar{X}$) และค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ($\text{Standard Deviation} : \text{S.D.}$) ใช้เกณฑ์ในการวิเคราะห์และแปลผลข้อมูลดังนี้

คะแนนเฉลี่ย 1.00 – 1.49 แปลความว่า มีระดับความสำคัญน้อยที่สุด

คะแนนเฉลี่ย 1.50 – 2.49 แปลความว่า มีระดับความสำคัญน้อย

คะแนนเฉลี่ย 2.50 – 3.49 แปลความว่า มีระดับความสำคัญปานกลาง

คะแนนเฉลี่ย 3.50 – 4.49 แปลความว่า มีระดับความสำคัญมาก

คะแนนเฉลี่ย 4.50 – 5.00 แปลความว่า มีระดับความสำคัญมากที่สุด

ผลการวิเคราะห์ระดับความสำคัญขององค์ประกอบของพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในบริบทประเทศไทย ปรากฏผลดังข้อที่ 4.3.1 - 4.3.9

4.3.1 ผลการวิเคราะห์ระดับความสำคัญขององค์ประกอบงานวิจัยด้านทัศนคติต่อการใช้งาน (ATU) ปรากฏผลดังตารางที่ 4-14

จากตารางที่ 4-14 แสดงให้เห็นว่า ทักษะคิดต่อการใช้งานโดยรวมอยู่ในระดับมาก (ค่าเฉลี่ย 4.054 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.748) โดยทุกข้อคำถามในองค์ประกอบนี้มีค่าเฉลี่ยสูงกว่า 3.50 ซึ่งแสดงถึงทัศนคติเชิงบวกของกลุ่มตัวอย่างต่อการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษอย่างชัดเจน

ตารางที่ 4-14 ระดับความสำคัญขององค์ประกอบทัศนคติต่อการใช้งาน (ATU)

รายการคำถาม	$\bar{X}$	S.D.	ความ เบ้	ความ โด่ง	ระดับ ความสำคัญ
ATU1: การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเป็น ความคิดที่ดีสำหรับการเรียนภาษา	4.236	0.690	-0.399	-0.671	มากที่สุด
ATU2: การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเป็น ประสบการณ์เชิงบวกสำหรับฉัน	4.105	0.730	-0.266	-0.775	มาก
ATU3: ฉันเชื่อว่าแพลตฟอร์มดิจิทัลมี ประโยชน์สำหรับการเรียนรู้	4.009	0.758	-0.328	-0.420	มาก
ATU4: ฉันชอบความคิดในการเรียนกับ แพลตฟอร์มดิจิทัล	3.914	0.773	-0.208	-0.227	มาก
ATU5: แพลตฟอร์มดิจิทัลทำให้การเรียนรู้ มีความหมายมากขึ้น	4.004	0.784	-0.418	-0.011	มาก
รวม	4.054	0.748	-0.324	-0.421	มาก

ข้อคำถามที่มีค่าเฉลี่ยสูงสุดคือ ATU1 "การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเป็นความคิดที่ดีสำหรับการเรียนภาษา" (ค่าเฉลี่ย 4.236 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.690) อยู่ในระดับความสำคัญมากที่สุด ค่าความเบ้ -0.399 แสดงว่าการกระจายตัวของข้อมูลเอียงไปทางขวา หมายความว่ากลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่ให้คะแนนในระดับสูง ค่าความโด่ง -0.671 แสดงว่าการกระจายตัวของข้อมูลแบนกว่าการแจกแจงปกติ ซึ่งสะท้อนถึงความเห็นพ้องต้องกันอย่างกว้างขวางว่าเทคโนโลยีดิจิทัลเป็นเครื่องมือที่เหมาะสมและมีประโยชน์สำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ รองลงมาคือ ATU2 "การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเป็นประสบการณ์เชิงบวกสำหรับฉัน" (ค่าเฉลี่ย 4.105 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.730) อยู่ในระดับความสำคัญมาก ค่าความเบ้ -0.266 และค่าความโด่ง -0.775 แสดงให้เห็นถึงประสบการณ์การใช้งานที่น่าพึงพอใจและสร้างความประทับใจให้กับผู้เรียน การที่ค่าความโด่งเป็นลบมากกว่า ATU1 แสดงว่ามีความหลากหลายในประสบการณ์มากกว่าเล็กน้อย แต่ยังคงเป็นไปในทิศทางเชิงบวก ในส่วนของ ATU3 "ฉันเชื่อว่าแพลตฟอร์มดิจิทัลมีประโยชน์สำหรับการเรียนรู้" (ค่าเฉลี่ย 4.009 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.758) อยู่ในระดับความสำคัญมาก ค่าความเบ้ -0.328 และค่าความโด่ง -0.420 สะท้อนถึงการรับรู้อย่างชัดเจนเกี่ยวกับคุณค่าและประโยชน์ของเทคโนโลยีในการสนับสนุนการเรียนรู้ แม้จะมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่สูงขึ้นเล็กน้อย แสดงว่ามีความแตกต่างในระดับการรับรู้ประโยชน์ระหว่างผู้ตอบแบบสอบถาม ส่วนของ ATU5 "แพลตฟอร์มดิจิทัลทำให้การเรียนรู้มีความหมายมาก

ขึ้น" (ค่าเฉลี่ย 4.004 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.784) อยู่ในระดับความสำคัญมาก ค่าความเบ้ -0.418 และค่าความโด่ง -0.011 ที่ใกล้ศูนย์แสดงให้เห็นว่าเทคโนโลยีสามารถเพิ่มมิติและความลึกซึ้งให้กับ การเรียนรู้ โดยมีการกระจายตัวของความคิดเห็นที่ค่อนข้างใกล้เคียงกับการแจกแจงปกติ ซึ่งแสดงถึง ความสมดุลในมุมมองของกลุ่มตัวอย่าง ส่วนของ ATU4 "ฉันชอบความคิดในการเรียนกับแพลตฟอร์ม ดิจิทัล" (ค่าเฉลี่ย 3.914 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.773) อยู่ในระดับความสำคัญมาก แม้จะมีค่าเฉลี่ย ต่ำสุดในกลุ่มนี้ แต่ก็ยังคงอยู่ในระดับที่แสดงถึงการยอมรับ ค่าความเบ้ -0.208 และค่าความโด่ง - 0.227 ที่น้อยกว่าข้ออื่น ๆ แสดงว่า มีความหลากหลายในความรู้สึกชื่นชอบต่อแนวทางการเรียนรู้ผ่าน เทคโนโลยีดิจิทัล แต่โดยรวมแล้วยังคงมีการยอมรับในทิศทางเชิงบวก การที่ค่าความเบ้ของทุกข้อเป็น ลบแสดงให้เห็นว่ากลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่มีทัศนคติเชิงบวกต่อการใช้เทคโนโลยีดิจิทัลในการเรียน ภาษาอังกฤษ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่อยู่ในช่วง 0.690-0.784 แสดงว่ามีความสอดคล้องใน ความคิดเห็นในระดับที่เหมาะสม ไม่กระจายตัวมากเกินไปจนเกิดความไม่แน่นอน

4.3.2 ผลการวิเคราะห์ระดับความสำคัญขององค์ประกอบงานวิจัยด้านการรับรู้การควบคุม พฤติกรรม (PBC) ปรากฏผลดังตารางที่ 4-15

ตารางที่ 4-15 ระดับความสำคัญขององค์ประกอบการรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC)

รายการคำถาม	$\bar{X}$	S.D.	ความ เบ้	ความ โด่ง	ระดับ ความสำคัญ
PBC1: ฉันมีทักษะและความรู้ที่จำเป็นในการ ใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลอย่างมีประสิทธิภาพ	3.951	0.754	-0.289	-0.071	มาก
PBC2: ฉันมั่นใจในความสามารถของตนใน การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลอย่างถูกต้อง	4.028	0.714	-0.072	-0.946	มาก
PBC3: ฉันสามารถควบคุมและตรวจสอบ ความถูกต้องของข้อมูลจากแพลตฟอร์ม ดิจิทัล	4.052	0.765	-0.278	-0.735	มาก
PBC4: ฉันมีเครื่องมือที่จำเป็น (เช่น อินเทอร์เน็ต อุปกรณ์) ในการใช้แพลตฟอร์ม ดิจิทัล	3.846	0.884	-0.293	-0.531	มาก
PBC5: การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเป็นสิ่งที่ฉัน ควบคุมได้ ไม่ใช่สิ่งที่ถูกบังคับ	3.954	0.778	-0.196	-0.700	มาก
รวม	3.966	0.781	-0.226	-0.597	มาก

จากตารางที่ 4-15 พบว่า การรับรู้การควบคุมพฤติกรรมโดยรวมอยู่ในระดับมาก (ค่าเฉลี่ย 3.966 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.781) โดยทุกข้อคำถามในองค์ประกอบนี้มีค่าเฉลี่ยอยู่ในช่วง 3.846-4.052 ซึ่งแสดงถึงความมั่นใจในระดับดีของกลุ่มตัวอย่างในการควบคุมและจัดการการใช้เทคโนโลยีดิจิทัล ข้อคำถามที่มีค่าเฉลี่ยสูงสุดคือ PBC3 "ฉันสามารถควบคุมและตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูลจากแพลตฟอร์มดิจิทัล" (ค่าเฉลี่ย 4.052 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.765) อยู่ในระดับความสำคัญมาก ค่าความเบ้ -0.278 แสดงว่าผู้ตอบส่วนใหญ่มั่นใจในความสามารถของตนในการประเมินและตรวจสอบข้อมูล ค่าความโด่ง -0.735 แสดงว่าการกระจายตัวแบนกว่าปกติ สะท้อนถึงความมั่นใจในการใช้งานเทคโนโลยีอย่างมีวิจารณญาณและสามารถประเมินความน่าเชื่อถือของข้อมูลได้ รองลงมาคือ PBC2 "ฉันมั่นใจในความสามารถของตนในการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลอย่างถูกต้อง" (ค่าเฉลี่ย 4.028 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.714) อยู่ในระดับความสำคัญมาก ค่าความเบ้ -0.072 ที่น้อยที่สุดในกลุ่ม แสดงว่า มีการกระจายตัวที่ค่อนข้างสมดุล ค่าความโด่ง -0.946 ที่ติดลบมากที่สุดแสดงว่ามีความหลากหลายในระดับความมั่นใจ แต่โดยรวมยังคงเป็นไปในทิศทางบวก สะท้อนถึงความเชื่อมั่นในทักษะและความสามารถส่วนบุคคลในการใช้เทคโนโลยี PBC5 "การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเป็นสิ่งที่ฉันควบคุมได้ ไม่ใช่สิ่งที่ถูกบังคับ" (ค่าเฉลี่ย 3.954 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.778) อยู่ในระดับความสำคัญมาก ค่าความเบ้ -0.196 และค่าความโด่ง -0.700 แสดงให้เห็นถึงความรู้สึกเป็นเจ้าของ การตัดสินใจและมีอิสรภาพในการเลือกใช้เทคโนโลยี ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญในการสร้างทัศนคติเชิงบวกต่อการยอมรับเทคโนโลยี PBC1 "ฉันมีทักษะและความรู้ที่จำเป็นในการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลอย่างมีประสิทธิภาพ" (ค่าเฉลี่ย 3.951 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.754) อยู่ในระดับความสำคัญมาก ค่าความเบ้ -0.289 และค่าความโด่ง -0.071 ที่ใกล้ศูนย์แสดงถึงการกระจายตัวที่ค่อนข้างสมดุล สะท้อนถึงความเชื่อมั่นในความสามารถทางเทคนิคของตนเอง แต่ยังคงมีความระมัดระวังในการประเมินตนเอง PBC4 "ฉันมีเครื่องมือที่จำเป็น เช่น อินเทอร์เน็ต อุปกรณ์ ในการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล" (ค่าเฉลี่ย 3.846 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.884) อยู่ในระดับความสำคัญมาก แม้จะมีค่าเฉลี่ยต่ำสุดในกลุ่มนี้ ค่าความเบ้ -0.293 และค่าความโด่ง -0.531 รวมกับส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่สูงที่สุด (0.884) แสดงว่ามีความแตกต่างในการเข้าถึงโครงสร้างพื้นฐานเทคโนโลยี ซึ่งอาจเป็นข้อจำกัดสำคัญในการใช้เทคโนโลยีสำหรับบางกลุ่ม แต่โดยรวมยังคงอยู่ในระดับที่ยอมรับได้ การที่ค่าความเบ้ของทุกข้อเป็นลบแสดงให้เห็นว่ากลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่มีความมั่นใจในการควบคุมพฤติกรรมการใช้เทคโนโลยี ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่หลากหลาย (0.714-0.884) แสดงถึงความแตกต่างในด้านต่าง ๆ ของการรับรู้การควบคุม โดยเฉพาะด้านโครงสร้างพื้นฐาน (PBC4) ที่มีความแตกต่างมากที่สุด

4.3.3 ผลการวิเคราะห์ระดับความสำคัญขององค์ประกอบงานวิจัยด้านบรรทัดฐานทางสังคม (SN) ปรากฏผลดังตารางที่ 4-16

ตารางที่ 4-16 ระดับความสำคัญขององค์ประกอบบรรทัดฐานทางสังคม (SN)

รายการคำถาม	$\bar{X}$	S.D.	ความ เบ้	ความ โด่ง	ระดับ ความสำคัญ
SN1: บุคคลสำคัญต่อฉันคิดว่าฉันควรใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลในการเรียนรู้	3.989	0.798	-0.470	-0.003	มาก
SN2: อาจารย์ของฉันสนับสนุนการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล	4.125	0.689	-0.238	-0.650	มาก
SN3: เพื่อนของฉันมีทัศนคติเชิงบวกต่อการ ใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล	4.114	0.716	-0.403	-0.242	มาก
SN4: สถานศึกษาให้การสนับสนุนให้ใช้ แพลตฟอร์มดิจิทัล	4.049	0.774	-0.402	-0.296	มาก
SN5: สังคมออนไลน์มีอิทธิพลต่อการ ใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล	4.140	0.695	-0.399	-0.181	มาก
รวม	4.083	0.736	-0.382	-0.274	มาก

จากตารางที่ 4-16 พบว่า บรรทัดฐานทางสังคมโดยรวมอยู่ในระดับมาก (ค่าเฉลี่ย 4.083 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.736) และเป็นองค์ประกอบที่มีค่าเฉลี่ยสูงเป็นอันดับสองรองจากความตั้งใจเชิงพฤติกรรม ทุกข้อคำถามในองค์ประกอบนี้มีค่าเฉลี่ยอยู่ในช่วง 3.989-4.140 ซึ่งแสดงถึงอิทธิพลทางสังคมที่แข็งแกร่งในการตัดสินใจยอมรับเทคโนโลยี ข้อคำถามที่มีค่าเฉลี่ยสูงสุดคือ SN5 "ชุมชนออนไลน์มีอิทธิพลต่อการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลของฉัน" (ค่าเฉลี่ย 4.140 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.695) อยู่ในระดับความสำคัญมาก ค่าความเบ้ -0.399 แสดงว่าผู้ตอบส่วนใหญ่รับรู้อิทธิพลของชุมชนออนไลน์ ค่าความโด่ง -0.181 แสดงถึงความสำคัญของอิทธิพลทางสังคมออนไลน์ในการตัดสินใจยอมรับเทคโนโลยี สะท้อนถึงพฤติกรรมการเรียนรู้และการแลกเปลี่ยนข้อมูลในยุคดิจิทัล รวมถึงการให้ความสำคัญกับ Digital Word-of-Mouth และรีวิวออนไลน์ รองลงมาคือ SN2 "อาจารย์ของฉันสนับสนุนการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล" (ค่าเฉลี่ย 4.125 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.689) อยู่ในระดับความสำคัญมาก ค่าความเบ้ -0.238 และค่าความโด่ง -0.650 พร้อมกับส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ต่ำที่สุดในกลุ่ม แสดงให้เห็นถึงบทบาทสำคัญและความสอดคล้องในการรับรู้การสนับสนุนจากผู้สอนในการส่งเสริมและสนับสนุนการใช้เทคโนโลยีในการเรียนการสอน ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญในระบบการศึกษาไทยที่ให้ความเคารพต่อผู้สอน SN3 "เพื่อนของฉันมีทัศนคติเชิงบวกต่อการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล" (ค่าเฉลี่ย 4.114 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.716) อยู่ในระดับความสำคัญมาก ค่าความเบ้ -0.403 และค่าความโด่ง -0.242 สะท้อนถึงอิทธิพลของกลุ่มเพื่อนและการเรียนรู้แบบร่วมมือกันในการยอมรับ

เทคโนโลยี แสดงให้เห็นถึงการแพร่กระจายของนวัตกรรมผ่านเครือข่ายสังคมใกล้ชิด ซึ่งสอดคล้องกับทฤษฎี Social Learning Theory SN4 "สถาบันการศึกษาให้การสนับสนุนให้ใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล" (ค่าเฉลี่ย 4.049 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.774) อยู่ในระดับความสำคัญมาก ค่าความเบ้ -0.402 และค่าความโด่ง -0.296 แสดงให้เห็นถึงความสำคัญของนโยบายและการสนับสนุนระดับสถาบันในการขับเคลื่อนการใช้เทคโนโลยี ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่สูงขึ้นแสดงว่าอาจมีความแตกต่างในระดับการสนับสนุนระหว่างสถาบันต่าง ๆ SN1 "บุคคลสำคัญต่อฉันคิดว่าฉันควรใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลในการเรียนรู้" (ค่าเฉลี่ย 3.989 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.798) อยู่ในระดับความสำคัญมาก แม้จะมีค่าเฉลี่ยต่ำสุดในกลุ่มนี้ ค่าความเบ้ -0.470 ที่มากที่สุดในกลุ่ม และค่าความโด่ง -0.003 ที่ใกล้ศูนย์ พร้อมกับส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่สูงที่สุด แสดงให้เห็นถึงอิทธิพลของบุคคลสำคัญในชีวิตต่อการตัดสินใจใช้เทคโนโลยี แต่มีความหลากหลายในการรับรู้อิทธิพลนี้มากกว่าแหล่งอิทธิพลอื่น ๆ การที่ค่าความเบ้ของทุกข้อเป็นลบแสดงให้เห็นว่ากลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่รับรู้อิทธิพลทางสังคมเป็นไปในทิศทางสนับสนุนการใช้เทคโนโลยี ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่อยู่ในช่วง 0.689-0.798 แสดงถึงความแตกต่างในการรับรู้อิทธิพลจากแหล่งต่าง ๆ โดยเฉพาะจากบุคคลสำคัญที่มีความหลากหลายมากที่สุด

4.3.4 ผลการวิเคราะห์ระดับความสำคัญขององค์ประกอบงานวิจัยด้านความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ปรากฏผลดังตารางที่ 4-17

ตารางที่ 4-17 ระดับความสำคัญขององค์ประกอบความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI)

รายการคำถาม	$\bar{X}$	S.D.	ความเบ้	ความโด่ง	ระดับความสำคัญ
BI1: ฉันตั้งใจจะใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเป็นประจำในการเรียนภาษาอังกฤษ	4.088	0.732	-0.296	-0.538	มาก
BI2: ฉันวางแผนที่จะสำรวจเครื่องมือแพลตฟอร์มดิจิทัลเพิ่มเติม	4.191	0.717	-0.501	-0.258	มาก
BI3: ฉันจะใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลต่อไปแม้ไม่ได้รับการบังคับ	4.168	0.716	-0.413	-0.455	มาก
BI4: ฉันตั้งใจจะใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเพื่อเตรียมสอบภาษา	4.146	0.732	-0.480	-0.242	มาก
BI5: ฉันวางแผนที่จะแนะนำแพลตฟอร์มดิจิทัลให้ผู้อื่น	4.238	0.693	-0.560	0.259	มากที่สุด
รวม	4.166	0.718	-0.450	-0.247	มาก

จากตารางที่ 4-17 พบว่า ความตั้งใจเชิงพฤติกรรมโดยรวมอยู่ในระดับมาก (ค่าเฉลี่ย 4.166 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.718) และเป็นองค์ประกอบที่มีค่าเฉลี่ยสูงสุดในบรรดาทั้ง 9 องค์ประกอบ ทุกข้อคำถามในองค์ประกอบนี้มีค่าเฉลี่ยอยู่ในช่วง 4.088-4.238 ซึ่งแสดงถึงความพร้อมและความมุ่งมั่นสูงของกลุ่มตัวอย่างในการใช้เทคโนโลยีแพลตฟอร์มดิจิทัล ข้อคำถามที่มีค่าเฉลี่ยสูงสุดคือ BI5 "ฉันวางแผนที่จะแนะนำแพลตฟอร์มดิจิทัลให้ผู้อื่น" (ค่าเฉลี่ย 4.238 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.693) อยู่ในระดับความสำคัญมากที่สุด ค่าความเบ้ -0.560 ที่มากที่สุดในกลุ่มแสดงว่าผู้ตอบส่วนใหญ่มีความตั้งใจแนะนำอย่างชัดเจน ค่าความโด่ง 0.259 เป็นค่าเดียวที่เป็นบวกในกลุ่มนี้ แสดงถึงความมั่นใจและความพึงพอใจในเทคโนโลยีที่สูงมากจนเกิดความประสงค์ที่จะแบ่งปันประสบการณ์เชิงบวกให้กับผู้อื่น สะท้อนถึงการเป็น Digital Advocate ในการขยายวงการใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้ รองลงมาคือ BI2 "ฉันวางแผนที่จะสำรวจเครื่องมือแพลตฟอร์มดิจิทัลเพิ่มเติม" (ค่าเฉลี่ย 4.191 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.717) อยู่ในระดับความสำคัญมาก ค่าความเบ้ -0.501 และค่าความโด่ง -0.258 แสดงถึงความสนใจในการขยายการใช้งานและการเรียนรู้เทคโนโลยีใหม่ ๆ สะท้อนถึงทัศนคติของ Continuous Learner ที่มองหาโอกาสในการพัฒนาตนเองและไม่หยุดนิ่งกับเครื่องมือเดิม BI3 "ฉันจะใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลต่อไปแม้ไม่ได้รับการบังคับ" (ค่าเฉลี่ย 4.168 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.716) อยู่ในระดับความสำคัญมาก ค่าความเบ้ -0.413 และค่าความโด่ง -0.455 แสดงให้เห็นถึงการยอมรับและการใช้งานที่เกิดจากความสมัครใจและการรับรู้คุณค่าของเทคโนโลยี ไม่ใช่เพียงการปฏิบัติตามคำสั่งหรือข้อบังคับ ซึ่งเป็นตัวชี้วัดที่สำคัญของการยอมรับเทคโนโลยีอย่างแท้จริง BI4 "ฉันตั้งใจจะใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเพื่อเตรียมสอบภาษา" (ค่าเฉลี่ย 4.146 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.732) อยู่ในระดับความสำคัญมาก ค่าความเบ้ -0.480 และค่าความโด่ง -0.242 สะท้อนถึงการรับรู้ประโยชน์เฉพาะด้านของเทคโนโลยีในการสนับสนุนเป้าหมายทางการศึกษาที่ชัดเจน แสดงให้เห็นถึงการมองเทคโนโลยีเป็นเครื่องมือสำคัญในการบรรลุเป้าหมายการศึกษา BI1 "ฉันตั้งใจจะใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเป็นประจำในการเรียนภาษาอังกฤษ" (ค่าเฉลี่ย 4.088 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.732) อยู่ในระดับความสำคัญมาก แม้จะมีค่าเฉลี่ยต่ำสุดในกลุ่มนี้ ค่าความเบ้ -0.296 และค่าความโด่ง -0.538 ยังคงแสดงให้เห็นถึงความมุ่งมั่นในการใช้เทคโนโลยีเป็นส่วนหนึ่งของกิจวัตรการเรียนรู้ประจำ ซึ่งเป็นพื้นฐานของการเปลี่ยนแปลงพฤติกรรมการเรียนรู้ การที่ทุกข้อมีค่าเฉลี่ยสูงกว่า 4.00 และค่าความเบ้เป็นลบทั้งหมด แสดงให้เห็นถึงความตั้งใจที่แข็งแกร่งและสม่ำเสมอในการใช้เทคโนโลยี ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่อยู่ในช่วงแคบ (0.693-0.732) แสดงถึงความสอดคล้องสูงในความตั้งใจของกลุ่มตัวอย่าง

4.3.5 ผลการวิเคราะห์ระดับความสำคัญขององค์ประกอบงานวิจัยด้านการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) ปรากฏผลดังตารางที่ 4-18

ตารางที่ 4-18 ระดับความสำคัญขององค์ประกอบการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU)

รายการคำถาม	$\bar{X}$	S.D.	ความ เบ้	ความ โด่ง	ระดับ ความสำคัญ
PEOU1: แพลตฟอร์มดิจิทัลมีความเป็นมิตรกับผู้ใช้และหาข้อมูลได้ง่าย	4.033	0.764	-0.221	-0.692	มาก
PEOU2: ฉันสามารถเริ่มใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลได้ทันทีโดยไม่ต้องอ่านคู่มือ	4.086	0.764	-0.476	-0.126	มาก
PEOU3: การตั้งค่าและปรับแต่งแพลตฟอร์มดิจิทัลให้เหมาะสมกับความต้องการทำได้ง่าย	4.002	0.797	-0.249	-0.805	มาก
PEOU4: แพลตฟอร์มดิจิทัลมีระบบช่วยเหลือที่เข้าถึงได้ง่าย	3.844	0.916	-0.533	0.120	มาก
PEOU5: การเชื่อมต่อและซิงค์ข้อมูลระหว่างอุปกรณ์ต่าง ๆ ทำได้ง่าย	3.844	0.946	-0.733	0.511	มาก
รวม	3.962	0.841	-0.442	-0.198	มาก

จากตารางที่ 4-18 พบว่า การรับรู้ความง่ายในการใช้งานโดยรวมอยู่ในระดับมาก (ค่าเฉลี่ย 3.962) โดย PEOU2 (ค่าเฉลี่ย 4.086) ที่เกี่ยวข้องกับความสามารถในการเริ่มใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลได้ทันทีโดยไม่ต้องอ่านคู่มือมีค่าเฉลี่ยสูงสุด มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.764 ค่าความเบ้ -0.476 และค่าความโด่ง -0.126 อยู่ในระดับความสำคัญมาก แสดงถึงการออกแบบ User Interface ที่ใช้งานง่าย เข้าใจได้ง่าย และสอดคล้องกับ Mental Model ของผู้ใช้ทั่วไป ทำให้สามารถเรียนรู้การใช้งานได้อย่างรวดเร็วโดยไม่ต้องพึ่งพาคู่มือหรือการอบรม รองลงมาคือ PEOU1 (ค่าเฉลี่ย 4.033) เกี่ยวกับแพลตฟอร์มดิจิทัลที่มีความเป็นมิตรกับผู้ใช้และหาข้อมูลได้ง่าย มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.764 ค่าความเบ้ -0.221 และค่าความโด่ง -0.692 อยู่ในระดับความสำคัญมาก สะท้อนถึงการจัดระเบียบข้อมูลและการออกแบบระบบนำทางที่มีประสิทธิภาพ ทำให้ผู้ใช้สามารถเข้าถึงเนื้อหาที่ต้องการได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ PEOU3 (ค่าเฉลี่ย 4.002) เกี่ยวกับการตั้งค่าและปรับแต่งแพลตฟอร์มดิจิทัลให้เหมาะสมกับความต้องการส่วนบุคคลที่ทำได้ง่าย มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.797 ค่าความเบ้ -0.249 และค่าความโด่ง -0.805 อยู่ในระดับความสำคัญมาก แสดงให้เห็นถึงความยืดหยุ่นของระบบและการให้อิสระแก่ผู้ใช้ในการปรับแต่งประสบการณ์การเรียนรู้ตามความต้องการเฉพาะตน PEOU4 และ PEOU5 มีค่าเฉลี่ยเท่ากัน (3.844) แต่มีความหมายที่แตกต่างกัน PEOU4 เกี่ยวกับแพลตฟอร์มดิจิทัลที่มีระบบช่วยเหลือที่เข้าถึงได้ง่าย มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.916 ค่าความเบ้ -0.533 และค่าความโด่ง 0.120 อยู่ในระดับความสำคัญมาก สะท้อนถึงความสำคัญของระบบสนับสนุนและการให้ความ

ช่วยเหลือเมื่อผู้ใช้ประสบปัญหา PEOU5 เกี่ยวกับการเชื่อมต่อและซิงค์ข้อมูลระหว่างอุปกรณ์ต่าง ๆ ที่ทำได้ง่าย มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.946 ค่าความเบ้ -0.733 และค่าความโด่ง 0.511 อยู่ในระดับความสำคัญมาก แม้จะมีค่าเฉลี่ยต่ำสุดร่วมกับ PEOU4 การที่ทุกข้อมีค่าความเบ้เป็นลบแสดงให้เห็นว่ากลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่รับรู้ว่าการแพลตฟอร์มดิจิทัลมีความง่ายในการใช้งาน ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่อยู่ในช่วง 0.764-0.946 แสดงถึงความแตกต่างในการรับรู้ โดยเฉพาะ PEOU5 (การเชื่อมต่อข้อมูลระหว่างอุปกรณ์) ที่มีความหลากหลายในความคิดเห็นมากที่สุด ซึ่งอาจสะท้อนถึงความแตกต่างในทักษะเทคนิคและประสบการณ์การใช้งานเทคโนโลยีของแต่ละบุคคล โดยรวมแล้ว องค์ประกอบนี้แสดงให้เห็นถึงการออกแบบ User Experience ที่ค่อนข้างดี แต่ยังมีโอกาสในการพัฒนา โดยเฉพาะด้านระบบช่วยเหลือและการเชื่อมต่ออุปกรณ์

4.3.6 ผลการวิเคราะห์ระดับความสำคัญขององค์ประกอบงานวิจัยด้านการรับรู้ประโยชน์ (PU) ปรากฏผลดังตารางที่ 4-19

ตารางที่ 4-19 ระดับความสำคัญขององค์ประกอบการรับรู้ประโยชน์ (PU)

รายการคำถาม	$\bar{X}$	S.D.	ความเบ้	ความโด่ง	ระดับความสำคัญ
PU1: แพลตฟอร์มดิจิทัลช่วยให้ฉันเรียนภาษาอังกฤษดีขึ้น	3.837	0.902	-0.338	-0.492	มาก
PU2: ฉันเข้าใจเนื้อหาภาษาอังกฤษได้ง่ายขึ้นเมื่อใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล	3.961	0.901	-0.675	0.293	มาก
PU3: แพลตฟอร์มดิจิทัลเพิ่มประสิทธิภาพการเตรียมสอบของฉัน	4.120	0.861	-0.739	0.058	มาก
PU4: แพลตฟอร์มดิจิทัลช่วยเร่งกระบวนการเรียนรู้ของฉัน	4.098	0.876	-0.900	0.810	มาก
PU5: แพลตฟอร์มดิจิทัลช่วยให้ฉันพัฒนาทักษะภาษาเฉพาะได้	4.074	0.880	-0.744	0.368	มาก
รวม	4.018	0.884	-0.679	0.207	มาก

จากตารางที่ 4-19 แสดงให้เห็นว่า การรับรู้ประโยชน์โดยรวมอยู่ในระดับมาก (ค่าเฉลี่ย 4.018) โดย PU3 (ค่าเฉลี่ย 4.120) ที่เกี่ยวข้องกับแพลตฟอร์มดิจิทัลที่เพิ่มประสิทธิภาพการเตรียมสอบมีค่าเฉลี่ยสูงสุด มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.861 ค่าความเบ้ -0.739 และค่าความโด่ง 0.058 อยู่ในระดับความสำคัญมาก สะท้อนถึงการรับรู้ที่ชัดเจนเกี่ยวกับประโยชน์เฉพาะทางของเทคโนโลยีใน

การสนับสนุนการเตรียมตัวสำหรับการประเมินผลทางการศึกษา แสดงให้เห็นถึงความสำคัญของการเป้าหมายที่วัดผลได้ชัดเจนในการขับเคลื่อนการยอมรับเทคโนโลยี รองลงมาคือ PU4 (ค่าเฉลี่ย 4.098) เกี่ยวกับแพลตฟอร์มดิจิทัลที่ช่วยเร่งกระบวนการเรียนรู้ มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.876 ค่าความเบ้ -0.900 และค่าความโด่ง 0.810 อยู่ในระดับความสำคัญมาก แสดงถึงการรับรู้เกี่ยวกับประสิทธิภาพในการเรียนรู้และการประหยัดเวลา สะท้อนถึงความต้องการของผู้เรียนในยุคที่เวลาเป็นปัจจัยสำคัญและต้องการผลลัพธ์ที่รวดเร็ว PU5 (ค่าเฉลี่ย 4.074) เกี่ยวกับแพลตฟอร์มดิจิทัลที่ช่วยให้พัฒนาทักษะภาษาเฉพาะได้ มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.880 ค่าความเบ้ -0.744 และค่าความโด่ง 0.368 อยู่ในระดับความสำคัญมาก สะท้อนถึงการรับรู้ความสามารถของเทคโนโลยีในการจัดการเนื้อหาที่ตอบสนองความต้องการเฉพาะด้าน เช่น การฟัง การพูด การอ่าน หรือการเขียน ตามจุดอ่อนหรือความสนใจของผู้เรียนแต่ละคน PU2 (ค่าเฉลี่ย 3.961) เกี่ยวกับการเข้าใจเนื้อหาภาษาอังกฤษได้ง่ายขึ้นเมื่อใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.901 ค่าความเบ้ -0.675 และค่าความโด่ง 0.293 อยู่ในระดับความสำคัญมาก แสดงให้เห็นถึงบทบาทของเทคโนโลยีในการทำให้เนื้อหาที่ซับซ้อนกลายเป็นสิ่งที่เข้าใจได้ง่ายขึ้น ผ่านการใช้สื่อหลากหลายรูปแบบ การอธิบายแบบ Interactive และการปรับระดับความยากง่าย PU1 (ค่าเฉลี่ย 3.837) เกี่ยวกับแพลตฟอร์มดิจิทัลที่ช่วยให้เรียนภาษาอังกฤษดีขึ้น มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.902 ค่าความเบ้ -0.338 และค่าความโด่ง -0.492 อยู่ในระดับความสำคัญมาก แม้จะมีค่าเฉลี่ยต่ำสุดในกลุ่มนี้ การที่ทุกข้อคำถามมีค่าความเบ้เป็นลบอย่างชัดเจน (ยกเว้น PU3 ที่ใกล้เคียงศูนย์) แสดงว่ากลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่รับรู้ประโยชน์ของเทคโนโลยีในระดับสูง ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่อยู่ในช่วง 0.861-0.902 ซึ่งสูงกว่าองค์ประกอบอื่น ๆ แสดงถึงความหลากหลายในการรับรู้ประโยชน์ ซึ่งอาจเกิดจากความแตกต่างในประสบการณ์การใช้งาน ระดับทักษะเบื้องต้น และเป้าหมายการเรียนรู้ของแต่ละบุคคล ค่าความโด่งที่เป็นบวกในข้อ PU2-PU5 แสดงถึงการกระจายตัวที่แหลมกว่าปกติ สะท้อนถึงความเห็นพ้องต้องกันในระดับหนึ่งเกี่ยวกับประโยชน์ที่ชัดเจนของเทคโนโลยี โดยเฉพาะในด้านการเตรียมสอบและการเร่งกระบวนการเรียนรู้

4.3.7 ผลการวิเคราะห์ระดับความสำคัญขององค์ประกอบงานวิจัยด้านภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) ปรากฏผลดังตารางที่ 4-20

จากตารางที่ 4-20 พบว่า ภาพลักษณ์ทางสังคมโดยรวมอยู่ในระดับมาก (ค่าเฉลี่ย 4.028) โดย SI1 (ค่าเฉลี่ย 4.124) ที่เกี่ยวข้องกับการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลทำให้ดูทันสมัยและก้าวหน้า เทคโนโลยีมีค่าเฉลี่ยสูงสุด มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.759 ค่าความเบ้ -0.523 และค่าความโด่ง -0.148 อยู่ในระดับความสำคัญมาก

ตารางที่ 4-20 ระดับความสำคัญขององค์ประกอบภาพลักษณ์ทางสังคม (SI)

รายการคำถาม	$\bar{X}$	S.D.	ความ เบ้	ความ โด่ง	ระดับ ความสำคัญ
SI1: การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลทำให้ฉันดูทันสมัยและก้าวหน้าเทคโนโลยี	4.124	0.759	-0.523	-0.148	มาก
SI2: การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเพิ่มศักดิ์ศรีและเกียรติยศของฉัน	4.058	0.756	-0.307	-0.624	มาก
SI3: การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลทำให้ฉันมีภาพลักษณ์ที่ดี	4.120	0.720	-0.319	-0.505	มาก
SI4: เพื่อนและคนรู้จักมีส่วนในการตัดสินใจใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลของฉัน	3.934	0.774	-0.277	-0.380	มาก
SI5: การแสดงความคิดเห็นในโลกออนไลน์มีผลต่อการตัดสินใจใช้แพลตฟอร์มของฉัน	3.904	0.844	-0.513	0.075	มาก
รวม	4.028	0.772	-0.388	-0.316	มาก

แสดงให้เห็นถึงความต้องการสร้างภาพลักษณ์ของตนเองให้เป็นคนทันสมัย มีความรู้ทางเทคโนโลยี และสามารถปรับตัวเข้ากับการเปลี่ยนแปลงในยุคดิจิทัล ซึ่งเป็นคุณลักษณะที่ได้รับการยกย่องในสังคมปัจจุบัน รองลงมาคือ SI3 (ค่าเฉลี่ย 4.120) เกี่ยวกับการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลที่ทำให้มีภาพลักษณ์ที่ดี มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.720 ค่าความเบ้ -0.319 และค่าความโด่ง -0.505 อยู่ในระดับความสำคัญมาก สะท้อนถึงการรับรู้ว่าการใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้เป็นสิ่งส่งเสริมภาพลักษณ์เชิงบวก แสดงถึงความรู้ ใจ ความก้าวหน้า และการเป็นผู้ที่มีความรับผิดชอบต่อการพัฒนาตนเอง SI2 (ค่าเฉลี่ย 4.058) เกี่ยวกับการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลที่เพิ่มศักดิ์ศรีและเกียรติยศ มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.756 ค่าความเบ้ -0.307 และค่าความโด่ง -0.624 อยู่ในระดับความสำคัญมาก แสดงให้เห็นถึงการเชื่อมโยงระหว่างการใช้เทคโนโลยีกับความรู้สึกมีคุณค่าและได้รับการยอมรับจากผู้อื่น สะท้อนถึงมิติทางจิตวิทยาสังคมที่เกี่ยวข้องกับการสร้างอัตลักษณ์และความภาคภูมิใจในตนเอง SI4 (ค่าเฉลี่ย 3.934) เกี่ยวกับเพื่อนและคนรู้จักที่มีส่วนในการตัดสินใจใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.774 ค่าความเบ้ -0.277 และค่าความโด่ง -0.380 อยู่ในระดับความสำคัญมาก แสดงให้เห็นถึงอิทธิพลของกลุ่มเพื่อนและเครือข่ายสังคมใกล้ชิดในการตัดสินใจเลือกใช้เทคโนโลยี สะท้อนถึงลักษณะสังคมไทยที่ให้ความสำคัญกับความสัมพันธ์ระหว่างบุคคล SI5 (ค่าเฉลี่ย 3.904) เกี่ยวกับการแสดงความคิดเห็นในโลกออนไลน์ที่มีผลต่อการตัดสินใจใช้แพลตฟอร์ม มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.844 ค่าความเบ้ -0.513 และค่าความโด่ง 0.075 อยู่ในระดับความสำคัญมาก แม้จะมี

ค่าเฉลี่ยต่ำสุดในกลุ่มนี้ การที่ทุกข้อมีค่าความเบ้เป็นลบแสดงให้เห็นว่ากลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่รับรู้ภาพลักษณ์ทางสังคมของการใช้เทคโนโลยีในทิศทางเชิงบวก ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่อยู่ในช่วง 0.720-0.844 แสดงถึงความสอดคล้องในการรับรู้ โดย SI5 ที่เกี่ยวข้องกับอิทธิพลของความคิดเห็นออนไลน์มีความแตกต่างมากที่สุด ซึ่งอาจสะท้อนถึงความแตกต่างในการใช้สื่อสังคมออนไลน์และการให้ความสำคัญกับ Digital Word-of-Mouth การที่องค์ประกอบนี้มีค่าเฉลี่ยอยู่ในระดับสูง (4.028) แสดงให้เห็นถึงบทบาทสำคัญของปัจจัยทางสังคมในการขับเคลื่อนการยอมรับเทคโนโลยีในบริบทสังคมไทย ซึ่งให้ความสำคัญกับการได้รับการยอมรับจากผู้อื่นและการสร้างภาพลักษณ์ที่ดี

4.3.8 ผลการวิเคราะห์ระดับความสำคัญขององค์ประกอบงานวิจัยด้านความกังวลเกี่ยวกับความเป็นส่วนตัว (PC) ปรากฏผลดังตารางที่ 4-21

ตารางที่ 4-21 ระดับความสำคัญขององค์ประกอบความกังวลเกี่ยวกับความเป็นส่วนตัว (PC)

รายการคำถาม	$\bar{X}$	S.D.	ความเบ้	ความโด่ง	ระดับความสำคัญ
PC1: ฉันกังวลว่าแพลตฟอร์มดิจิทัลอาจเก็บข้อมูลส่วนบุคคลมากกว่าที่จำเป็น	3.959	0.883	-0.535	-0.135	มาก
PC2: ฉันกังวลว่าข้อมูลของฉันอาจถูกใช้โดยไม่ได้รับความยินยอม	4.028	0.807	-0.644	0.520	มาก
PC3: ฉันรู้สึกว่าการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลก่อให้เกิดความเสี่ยงด้านความเป็นส่วนตัว	4.078	0.835	-0.692	0.190	มาก
PC4: ฉันเชื่อว่าข้อมูลของฉันอาจถูกแบ่งปันกับบุคคลที่สามโดยไม่ได้รับความยินยอม	4.186	0.760	-0.493	-0.601	มาก
PC5: ฉันรู้สึกไม่สบายใจในการแบ่งปันข้อมูลส่วนบุคคลกับแพลตฟอร์มดิจิทัล	4.112	0.725	-0.203	-0.987	มาก
รวม	4.073	0.804	-0.513	-0.203	มาก

จากตารางที่ 4-21 พบว่า ความกังวลเกี่ยวกับความเป็นส่วนตัวโดยรวมอยู่ในระดับมาก (ค่าเฉลี่ย 4.073) โดย PC4 (ค่าเฉลี่ย 4.186) ที่เกี่ยวข้องกับความเชื่อว่าข้อมูลส่วนบุคคลอาจถูกแบ่งปันกับบุคคลที่สามโดยไม่ได้รับความยินยอมมีค่าเฉลี่ยสูงสุด มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.760 ค่าความเบ้ -0.493 และค่าความโด่ง -0.601 อยู่ในระดับความสำคัญมาก แสดงให้เห็นถึงความตระหนักและความกังวลอย่างลึกซึ้งเกี่ยวกับการควบคุมข้อมูลส่วนบุคคล สะท้อนถึงความเข้าใจในระบบนิเวศ

ดิจิทัลที่ข้อมูลอาจถูกนำไปใช้หรือแบ่งปันโดยไม่ทราบ ซึ่งเป็นความกังวลที่สมเหตุสมผลในยุคที่ข้อมูลมีคุณค่าทางเศรษฐกิจสูง รองลงมาคือ PC5 (ค่าเฉลี่ย 4.112) เกี่ยวกับความรู้สึกไม่สบายใจในการแบ่งปันข้อมูลส่วนบุคคลกับแพลตฟอร์มดิจิทัล มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.725 ค่าความเบ้ -0.203 และค่าความโด่ง -0.987 อยู่ในระดับความสำคัญมาก สะท้อนถึงความลังเลและความไม่มั่นใจในการเปิดเผยข้อมูลส่วนตัว แม้จะทราบถึงประโยชน์ของการใช้บริการ แสดงให้เห็นถึงความต้องการสมดุลระหว่างความสะดวกและความเป็นส่วนตัว PC3 (ค่าเฉลี่ย 4.078) เกี่ยวกับความรู้สึกว่าการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลก่อให้เกิดความเสี่ยงด้านความเป็นส่วนตัว มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.835 ค่าความเบ้ -0.692 และค่าความโด่ง 0.190 อยู่ในระดับความสำคัญมาก แสดงให้เห็นถึงการประเมินความเสี่ยงอย่างรอบคอบและความตระหนักถึงภัยคุกคามที่อาจเกิดขึ้นจากการใช้เทคโนโลยี สะท้อนถึงความเป็นผู้บริโภคที่มีความรอบรู้ด้านดิจิทัล PC2 (ค่าเฉลี่ย 4.028) เกี่ยวกับความกังวลว่าข้อมูลส่วนบุคคลอาจถูกใช้โดยไม่ได้รับความยินยอม มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.807 ค่าความเบ้ -0.644 และค่าความโด่ง 0.520 อยู่ในระดับความสำคัญมาก สะท้อนถึงความกังวลเกี่ยวกับการใช้ข้อมูลโดยไม่ชอบด้วยกฎหมาย การละเมิดสิทธิส่วนบุคคล และการขาดความโปร่งใสในการจัดการข้อมูล PC1 (ค่าเฉลี่ย 3.959) เกี่ยวกับความกังวลว่าแพลตฟอร์มดิจิทัลอาจเก็บข้อมูลส่วนบุคคลมากกว่าที่จำเป็น มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.883 ค่าความเบ้ -0.535 และค่าความโด่ง -0.135 อยู่ในระดับความสำคัญมาก ทุกข้อคำถามในองค์ประกอบนี้มีค่าเฉลี่ยอยู่ในช่วง 3.844-4.053 ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความระมัดระวังและความต้องการหลักฐานเพิ่มเติมในการสร้างความไว้วางใจต่อเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) การที่ AI2 เป็นข้อเดียวที่มีค่าความเบ้เป็นบวก (0.097) แสดงถึงความไม่แน่นอนในการรับรู้ความแม่นยำของข้อมูลจาก AI ซึ่งสะท้อนถึงความตระหนักในข้อจำกัดของเทคโนโลยี ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่อยู่ในช่วง 0.782-0.840 แสดงถึงความหลากหลายในระดับความเชื่อมั่น องค์ประกอบนี้เป็นตัวชี้วัดสำคัญของความท้าทายในการสร้างความเชื่อมั่นต่อเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ซึ่งต้องอาศัยเวลา ประสบการณ์ที่ดี และความโปร่งใสในการทำงานของระบบ

4.3.9 ผลการวิเคราะห์ระดับความสำคัญขององค์ประกอบงานวิจัยด้านความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI) ปรากฏผลดังตารางที่ 4-22

จากตารางที่ 4.22 แสดงให้เห็นว่า ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์โดยรวมอยู่ในระดับมาก (ค่าเฉลี่ย 3.951) แต่เป็นองค์ประกอบที่มีค่าเฉลี่ยต่ำสุดในบรรดาทั้ง 9 องค์ประกอบ โดย AI1 (ค่าเฉลี่ย 4.053) ที่เกี่ยวข้องกับความเชื่อว่าแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์มีความน่าเชื่อถือมีค่าเฉลี่ยสูงสุด มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.782 ค่าความเบ้ -0.377 และค่าความโด่ง -0.434 อยู่ในระดับความสำคัญมาก แสดงให้เห็นถึงความเชื่อมั่นพื้นฐานในเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในระดับที่ยอมรับได้ แม้จะยังไม่ถึงระดับความเชื่อมั่นสูงสุด

ตารางที่ 4-22 ระดับความสำคัญขององค์ประกอบความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI)

รายการคำถาม	$\bar{X}$	S.D.	ความ เบ้	ความ โด่ง	ระดับ ความสำคัญ
AI1: ฉันเชื่อว่าแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์มีความน่าเชื่อถือ	4.053	0.782	-0.377	-0.434	มาก
AI2: ฉันมั่นใจในความแม่นยำของข้อมูลจากแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์	3.885	0.827	0.097	0.416	มาก
AI3: ฉันเชื่อว่าแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์จะช่วยเหลือฉันได้อย่างสม่ำเสมอ	3.844	0.840	-0.120	-0.831	มาก
AI4: ฉันรู้สึกปลอดภัยเมื่อใช้แพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์	3.937	0.820	-0.253	-0.712	มาก
AI5: ฉันเชื่อว่าแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์จะปกป้องข้อมูลของฉัน	4.034	0.790	-0.267	-0.838	มาก
รวม	3.951	0.812	-0.184	-0.480	มาก

แต่ก็สะท้อนถึงการยอมรับในศักยภาพและความสามารถของ AI ในการสนับสนุนการเรียนรู้ รองลงมาคือ AI5 (ค่าเฉลี่ย 4.034) เกี่ยวกับความเชื่อว่าแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์จะปกป้องข้อมูลส่วนบุคคล มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.790 ค่าความเบ้ -0.267 และค่าความโด่ง -0.838 อยู่ในระดับความสำคัญมาก แสดงให้เห็นถึงความคาดหวังเกี่ยวกับมาตรฐานความปลอดภัยและการคุ้มครองข้อมูลของระบบ AI ซึ่งเป็นประเด็นสำคัญที่เชื่อมโยงกับความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวที่กล่าวไว้ในองค์ประกอบก่อนหน้า AI4 (ค่าเฉลี่ย 3.937) เกี่ยวกับความรู้สึกปลอดภัยเมื่อใช้แพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์ มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.820 ค่าความเบ้ -0.253 และค่าความโด่ง -0.712 อยู่ในระดับความสำคัญมาก สะท้อนถึงระดับความสบายใจและความมั่นใจในการโต้ตอบกับระบบ AI ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญในการสร้างประสบการณ์การใช้งานที่ดี AI2 (ค่าเฉลี่ย 3.885) เกี่ยวกับความมั่นใจในความแม่นยำของข้อมูลจากแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์ มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.827 ค่าความเบ้ 0.097 และค่าความโด่ง 0.416 อยู่ในระดับความสำคัญมาก น่าสนใจที่ข้อนี้เป็นข้อเดียวที่มีค่าความเบ้เป็นบวก แสดงให้เห็นถึงความไม่แน่นอนและการกระจายตัวของความเชื่อมั่นในความถูกต้องของข้อมูลจาก AI ซึ่งสะท้อนถึงความตระหนักในข้อจำกัดและความไม่สมบูรณ์แบบของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI)3 (ค่าเฉลี่ย 3.844) เกี่ยวกับความเชื่อว่าแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์จะช่วยเหลือได้อย่างสม่ำเสมอ มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.840 ค่าความเบ้ -0.120 และค่าความโด่ง -0.831 อยู่ในระดับความสำคัญมาก ผลการวิเคราะห์แสดงให้เห็นถึงพลวัตที่น่าสนใจของการยอมรับเทคโนโลยี

ในบริบทไทย โดยความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ที่มีค่าสูงสุดแสดงถึงความพร้อมในการนำเทคโนโลยีไปใช้จริง ขณะที่บรรทัดฐานทางสังคม (SN) ที่ติดอันดับสองสะท้อนถึงความสำคัญของอิทธิพลทางสังคมในการตัดสินใจ การที่ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (PC) ได้อันดับสามถือเป็นสิ่งที่น่าสนใจเนื่องจากแสดงว่าความกังวลไม่ได้เป็นอุปสรรค แต่เป็นข้อพิจารณาสำคัญ ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI) ที่มีค่าต่ำสุดชี้ให้เห็นถึงความท้าทายในการสร้างความเชื่อมั่นต่อเทคโนโลยีใหม่ ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่อยู่ในช่วงเหมาะสม (0.718-0.884) แสดงถึงความสอดคล้องในความคิดเห็นของกลุ่มตัวอย่าง ซึ่งเป็นข้อมูลที่เชื่อถือได้สำหรับการวิเคราะห์ในขั้นตอนถัดไป

4.3.9 สรุประดับความสำคัญขององค์ประกอบของพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับแพลตฟอร์มดิจิทัล ปรากฏผลดังตารางที่ 4-23

ตารางที่ 4-23 สรุประดับความสำคัญขององค์ประกอบของพลวัตของปัจจัย

ลำดับ	องค์ประกอบ	$\bar{X}$	S.D.	ความ เบ้	ความ โด่ง	ระดับ ความสำคัญ
1	ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI)	4.166	0.718	-0.450	-0.247	มาก
2	บรรทัดฐานทางสังคม (SN)	4.083	0.736	-0.382	-0.274	มาก
3	ความกังวลเกี่ยวกับความเป็นส่วนตัว (PC)	4.073	0.804	-0.513	-0.203	มาก
4	ทัศนคติต่อการใช้งาน (ATU)	4.054	0.748	-0.324	-0.421	มาก
5	ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI)	4.028	0.772	-0.388	-0.316	มาก
6	การรับรู้ประโยชน์ (PU)	4.018	0.884	-0.679	0.207	มาก
7	การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC)	3.966	0.781	-0.226	-0.597	มาก
8	การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU)	3.962	0.841	-0.442	-0.198	มาก
9	ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI)	3.951	0.812	-0.184	-0.480	มาก

จากตารางที่ 4-23 สรุปผลการวิเคราะห์ระดับความสำคัญขององค์ประกอบทั้ง 9 ด้าน พบข้อสังเกตที่น่าสนใจหลายประการ ประการแรก ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) มีค่าเฉลี่ยสูงสุด (4.166) แสดงให้เห็นถึงความพร้อมและความมุ่งมั่นของกลุ่มตัวอย่างในการใช้เทคโนโลยีแพลตฟอร์มดิจิทัล ประการที่สอง บรรทัดฐานทางสังคม (SN) มีค่าเฉลี่ยสูงเป็นอันดับสอง (4.083) สะท้อนถึงความสำคัญของอิทธิพลทางสังคมในการตัดสินใจยอมรับเทคโนโลยีในบริบทสังคมไทย ประการที่สาม ความกังวลเกี่ยวกับความเป็นส่วนตัว (PC) มีค่าเฉลี่ยสูงเป็นอันดับสาม (4.073) ซึ่งแตกต่างจากความคาดหวัง

เนื่องจากปกติแล้วความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวมักจะเป็นอุปสรรคต่อการยอมรับเทคโนโลยี แต่ในกรณีนี้กลับแสดงให้เห็นว่ากลุ่มตัวอย่างมีความตระหนักและให้ความสำคัญกับประเด็นความเป็นส่วนตัวอย่างมาก ประการที่สี่ ทักษะติดต่อการใช้งาน (ATU) และภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) มีค่าเฉลี่ยใกล้เคียงกัน (4.054 และ 4.028) แสดงถึงความสมดุลระหว่างการรับรู้คุณค่าของเทคโนโลยีและการใส่ใจภาพลักษณ์ทางสังคม ประการสุดท้าย ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI) มีค่าเฉลี่ยต่ำสุด (3.951) แม้จะยังคงอยู่ในระดับมาก แต่สะท้อนถึงความระมัดระวังและความต้องการหลักฐานเพิ่มเติมในการสร้างความเชื่อมั่นต่อเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ ซึ่งเป็นสิ่งที่สมเหตุสมผลในยุคที่เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) กำลังพัฒนาอย่างรวดเร็วและยังมีความไม่แน่นอนในหลายประเด็น ข้อมูลทางสถิติเพิ่มเติมแสดงให้เห็นว่า ทุกองค์ประกอบมีค่าความเบ้เป็นลบ (ยกเว้น AI2 ที่มีค่าความเบ้เป็นบวกเล็กน้อย 0.097) แสดงว่าการกระจายตัวของข้อมูลเอียงไปทางค่าสูง หรือกลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่มีทัศนคติเชิงบวกต่อเทคโนโลยีแพลตฟอร์มดิจิทัล ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานอยู่ในช่วง 0.718-0.884 แสดงถึงความสอดคล้องในความคิดเห็นของกลุ่มตัวอย่างในระดับที่เหมาะสม ไม่กระจายตัวมากเกินไปหรือเป็นเอกฉันท์มากเกินไป สำหรับค่าความโด่ง (Kurtosis) พบว่าส่วนใหญ่มีค่าเป็นลบ แสดงว่าการแจกแจงของข้อมูลแบนกว่าการแจกแจงปกติ ยกเว้นการรับรู้ประโยชน์ (PU) ที่มีค่าความโด่งเป็นบวกเล็กน้อย (0.207) แสดงถึงความสอดคล้องในการรับรู้ประโยชน์ของเทคโนโลยีที่ค่อนข้างสูง ข้อมูลเหล่านี้ยืนยันได้ว่าการกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละองค์ประกอบมีความเหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ทางสถิติในขั้นตอนถัดไป

4.4 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองการวัดของพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัล

การประเมินคุณภาพของแบบจำลองการวัด (Measurement Model Assessment) เป็นขั้นตอนสำคัญที่ต้องดำเนินการก่อนการวิเคราะห์แบบจำลองโครงสร้าง เพื่อให้มั่นใจว่าเครื่องมือวัดที่ใช้ในการวิจัยมีคุณภาพเพียงพอและเหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรต่าง ๆ ในแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยีแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ การประเมินแบบจำลองการวัดในการศึกษาค้างนี้ดำเนินการตามแนวทางที่เสนอโดย Hair et al. (2022) ประกอบด้วยทดสอบสี่ด้านหลัก ได้แก่ ความเชื่อมั่นของความสอดคล้องภายใน (Internal Consistency Reliability) ความตรงเชิงบรรจบ (Convergent Validity) ความตรงเชิงจำแนก (Discriminant Validity) และการตรวจสอบปัญหาการขนานกันของตัวแปร (Collinearity Assessment) โดยผลการวิเคราะห์แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองการวัดมีคุณภาพที่เหมาะสมและผ่านเกณฑ์มาตรฐานทุกด้าน ทำให้สามารถดำเนินการวิเคราะห์ในขั้นตอนถัดไปได้อย่างเชื่อถือได้

4.4.1 การทดสอบความเชื่อมั่นของความสอดคล้องภายในและความตรงเชิงบรรจบ ความเชื่อมั่นของความสอดคล้องภายในเป็นการประเมินความคงที่และความสม่ำเสมอของเครื่องมือวัดในการวัดตัวแปรแฝงแต่ละตัว ควบคู่กับการประเมินความตรงเชิงบรรจบที่แสดงให้เห็นว่าตัวบ่งชี้ต่าง ๆ ที่ใช้วัดตัวแปรแฝงเดียวกันมีความสัมพันธ์กันในระดับที่เหมาะสม

ผลการวิเคราะห์ตามที่ปรากฏผลดังตารางที่ 4-25 แสดงให้เห็นว่าทุกองค์ประกอบมีคุณภาพที่ยอมรับได้และผ่านเกณฑ์มาตรฐานที่กำหนด

ตารางที่ 4-24 ความเชื่อมั่นของความสอดคล้องภายในและความตรงของแบบจำลองการวัด

องค์ประกอบ	Cronbach's Alpha	Composite Reliability	AVE	การประเมิน
ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI)	0.824	0.884	0.655	ผ่านเกณฑ์
ทัศนคติต่อการใช้งาน (ATU)	0.774	0.870	0.690	ผ่านเกณฑ์
ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI)	0.776	0.870	0.690	ผ่านเกณฑ์
การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC)	0.786	0.861	0.607	ผ่านเกณฑ์
ความกังวลความเป็นส่วนตัว (PC)	0.757	0.846	0.578	ผ่านเกณฑ์
การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU)	0.684	0.826	0.612	ผ่านเกณฑ์
การรับรู้ประโยชน์ (PU)	0.805	0.872	0.631	ผ่านเกณฑ์
ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI)	0.797	0.868	0.622	ผ่านเกณฑ์
บรรทัดฐานทางสังคม (SN)	0.832	0.882	0.599	ผ่านเกณฑ์

จากตารางที่ 4-24 แสดงให้เห็นผลการประเมินความเชื่อมั่นของความสอดคล้องภายในและความตรงเชิงบรรจบของแบบจำลองการวัด โดยความเชื่อมั่นของความสอดคล้องภายในประเมินผ่านค่า Cronbach's Alpha และ Composite Reliability ซึ่งทุกองค์ประกอบแสดงความเชื่อมั่นในระดับที่ยอมรับได้ บรรทัดฐานทางสังคม (SN) มีความเชื่อมั่นสูงสุด โดยมีค่า Cronbach's Alpha ที่ 0.832 และ Composite Reliability ที่ 0.882 แสดงให้เห็นว่าการวัดอิทธิพลทางสังคมที่มีต่อการตัดสินใจใช้เทคโนโลยีมีความสอดคล้องภายในที่แข็งแกร่ง ตามด้วยความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI) ที่มีค่า Cronbach's Alpha ที่ 0.824 และ Composite Reliability ที่ 0.884 สะท้อนให้เห็นว่าการวัดความไว้วางใจในเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มีความเชื่อมั่นที่ดียเยี่ยม การรับรู้ประโยชน์ (PU) แสดงความเชื่อมั่นในระดับสูง โดยมีค่า Cronbach's Alpha ที่ 0.805 และ Composite Reliability ที่ 0.872 ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) มีค่า Cronbach's Alpha ที่ 0.797 และ Composite Reliability ที่ 0.868 ในขณะที่การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC) มีค่า Cronbach's Alpha ที่ 0.786 และ

Composite Reliability ที่ 0.861 ทศนคติต่อการใช้งาน (ATU) และความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) แสดงความเชื่อมั่นที่ใกล้เคียงกัน โดย ATU มี Cronbach's Alpha ที่ 0.774 และ BI ที่ 0.776 ทั้งคู่มี Composite Reliability เท่ากันที่ 0.870 ความกังวลความเป็นส่วนตัว (PC) มีค่า Cronbach's Alpha ที่ 0.757 และ Composite Reliability ที่ 0.846 ส่วนการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) มีค่า Cronbach's Alpha ต่ำสุดที่ 0.684 แต่ Composite Reliability อยู่ที่ 0.826 ซึ่งแม้ค่า Alpha จะต่ำกว่าเกณฑ์ 0.70 เล็กน้อย แต่ยังคงอยู่ในระดับที่ยอมรับได้สำหรับการวิจัยเชิงสำรวจ และที่สำคัญกว่าคือ Composite Reliability ซึ่งเป็นตัวชี้วัดที่มีความแข็งแกร่งกว่าแสดงความเชื่อมั่นที่เพียงพอสำหรับความตรงเชิงบรรจบ ค่า Average Variance Extracted (AVE) ของทุกองค์ประกอบสูงกว่าเกณฑ์มาตรฐาน 0.50 โดยทศนคติต่อการใช้งาน (ATU) และความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) มีค่า AVE สูงสุดเท่ากันที่ 0.690 แสดงว่าตัวแปรแฝงทั้งสองสามารถอธิบายความแปรปรวนของตัวบ่งชี้ได้ 69% ตามด้วยความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI) ที่ 0.655 การรับรู้ประโยชน์ (PU) ที่ 0.631 ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) ที่ 0.622 การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) ที่ 0.612 การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC) ที่ 0.607 บรรทัดฐานทางสังคม (SN) ที่ 0.599 และความกังวลความเป็นส่วนตัว (PC) ที่ 0.578 ซึ่งแม้ PC จะมีค่าต่ำสุดแต่ก็ยังคงสูงกว่าเกณฑ์มาตรฐานอย่างชัดเจน

4.4.2 การประเมินค่าน้ำหนักภายนอกและการตรวจสอบปัญหาการขนานกันของตัวแปร ซึ่งการประเมินค่าน้ำหนักภายนอก (Outer Loadings) เป็นการตรวจสอบความแข็งแกร่งของความสัมพันธ์ระหว่างตัวบ่งชี้แต่ละตัวกับตัวแปรแฝงที่วัด ควบคู่กับการตรวจสอบปัญหาการขนานกันของตัวแปรผ่านค่าปัจจัยขยายความแปรปรวน (Variance Inflation Factor: VIF) เพื่อให้มั่นใจว่า ตัวบ่งชี้แต่ละตัวมีความเป็นอิสระและไม่มีการทับซ้อนกันมากเกินไป ผลการวิเคราะห์รายละเอียดของตัวบ่งชี้ทั้งหมดในแบบจำลองปรากฏผลดังตารางที่ 4-25 ซึ่งแสดงให้เห็นถึงคุณภาพของการวัดในระดับตัวบ่งชี้

ตารางที่ 4-25 ค่าน้ำหนักภายนอกและค่า VIF ของตัวบ่งชี้แต่ละองค์ประกอบ

ตัวบ่งชี้	รายละเอียด	Loadings	VIF	การประเมิน
AI2	ฉันมั่นใจในความแม่นยำของข้อมูลจากแพลตฟอร์ม ปัญญาประดิษฐ์	0.784	1.732	ผ่านเกณฑ์
AI3	ฉันเชื่อว่าแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์จะช่วยเหลือ ฉันได้อย่างสม่ำเสมอ	0.842	1.996	ผ่านเกณฑ์
AI4	ฉันรู้สึกปลอดภัยเมื่อใช้แพลตฟอร์ม ปัญญาประดิษฐ์	0.802	1.772	ผ่านเกณฑ์
AI5	ฉันเชื่อว่าแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์จะปกป้อง ข้อมูลของฉัน	0.808	1.764	ผ่านเกณฑ์
ATU3	ฉันคิดว่าการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเป็นความคิดที่ดี	0.778	1.360	ผ่านเกณฑ์
ATU4	ฉันชอบความคิดในการเรียนกับแพลตฟอร์มดิจิทัล	0.870	1.969	ผ่านเกณฑ์
ATU5	การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลทำให้การเรียน ภาษาอังกฤษสนุกขึ้น	0.842	1.859	ผ่านเกณฑ์
BI2	ฉันวางแผนที่จะสำรวจเครื่องมือแพลตฟอร์มดิจิทัล เพิ่มเติม	0.827	1.660	ผ่านเกณฑ์
BI3	ฉันจะใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลต่อไปแม้ไม่ได้รับกา บังคับ	0.857	1.715	ผ่านเกณฑ์
BI4	ฉันตั้งใจจะใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเพื่อเตรียมสอบ ภาษา	0.808	1.481	ผ่านเกณฑ์
PBC1	ฉันมีทักษะและความรู้ที่จำเป็นในการใช้ แพลตฟอร์มดิจิทัลอย่างมีประสิทธิภาพ	0.778	1.456	ผ่านเกณฑ์
PBC2	ฉันมั่นใจในความสามารถของตนในการใช้ แพลตฟอร์มดิจิทัลอย่างถูกต้อง	0.801	1.580	ผ่านเกณฑ์
PBC3	ฉันสามารถควบคุมและตรวจสอบความถูกต้องของ ข้อมูลจากแพลตฟอร์มดิจิทัล	0.779	1.629	ผ่านเกณฑ์
PBC5	การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเป็นสิ่งที่ฉันควบคุมได้ ไม่ใช่สิ่งที่ถูกบังคับ	0.758	1.601	ผ่านเกณฑ์

ตารางที่ 4-25 (ต่อ)

ตัวบ่งชี้	รายละเอียด	Loadings	VIF	การประเมิน
PC1	ฉันกังวลว่าข้อมูลส่วนบุคคลจะถูกใช้ในทางที่ไม่เหมาะสม	0.791	1.519	ผ่านเกณฑ์
PC2	ฉันไม่สบายใจที่ต้องให้ข้อมูลส่วนบุคคลแก่แพลตฟอร์มดิจิทัล	0.728	1.407	ผ่านเกณฑ์
PC3	ฉันกังวลเรื่องความปลอดภัยของข้อมูลในแพลตฟอร์มดิจิทัล	0.768	1.536	ผ่านเกณฑ์
PC4	ฉันกังวลว่าข้อมูลของฉันจะถูกขายหรือแบ่งปันกับบุคคลที่สาม	0.753	1.418	ผ่านเกณฑ์
PEOU2	การเรียนรู้วิธีใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเป็นเรื่องง่าย	0.760	1.373	ผ่านเกณฑ์
PEOU3	ฉันพบว่าแพลตฟอร์มดิจิทัลใช้งานง่าย	0.810	1.413	ผ่านเกณฑ์
PEOU5	โดยรวมแล้ว ฉันเชื่อว่าแพลตฟอร์มดิจิทัลใช้งานง่าย	0.776	1.255	ผ่านเกณฑ์
PU1	แพลตฟอร์มดิจิทัลช่วยให้ฉันเรียนภาษาอังกฤษดีขึ้น	0.792	1.854	ผ่านเกณฑ์
PU2	ฉันเข้าใจเนื้อหาภาษาอังกฤษได้ง่ายขึ้นเมื่อใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล	0.851	2.211	ผ่านเกณฑ์
PU3	แพลตฟอร์มดิจิทัลเพิ่มประสิทธิภาพการเตรียมสอบของฉัน	0.799	1.935	ผ่านเกณฑ์
PU5	แพลตฟอร์มดิจิทัลช่วยให้ฉันพัฒนาทักษะภาษาเฉพาะได้	0.732	1.649	ผ่านเกณฑ์
SI1	การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลทำให้ฉันดูทันสมัย	0.834	1.946	ผ่านเกณฑ์
SI2	การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลแสดงให้เห็นว่าฉันเป็นคนก้าวหน้า	0.791	1.644	ผ่านเกณฑ์
SI3	การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเพิ่มสถานะทางสังคมของฉัน	0.719	1.391	ผ่านเกณฑ์
SI4	การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลทำให้ฉันเป็นที่ยอมรับในกลุ่ม	0.808	1.621	ผ่านเกณฑ์

ตารางที่ 4-25 (ต่อ)

ตัวบ่งชี้	รายละเอียด	Loadings	VIF	การประเมิน
SN1	บุคคลสำคัญต่อฉันคิดว่าฉันควรใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลในการเรียนรู้	0.710	1.470	ผ่านเกณฑ์
SN2	อาจารย์ของฉันสนับสนุนการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล	0.805	1.920	ผ่านเกณฑ์
SN3	เพื่อนของฉันมีทัศนคติเชิงบวกต่อการใช้อแพลตฟอร์มดิจิทัล	0.818	1.985	ผ่านเกณฑ์
SN4	สถาบันการศึกษาให้การสนับสนุนให้ใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล	0.755	1.621	ผ่านเกณฑ์
SN5	ชุมชนออนไลน์มีอิทธิพลต่อการใช้อแพลตฟอร์มดิจิทัลของฉัน	0.777	1.690	ผ่านเกณฑ์

จากตารางที่ 4-25 แสดงให้เห็นผลการวิเคราะห์ค่าน้ำหนักภายนอกและค่า VIF อย่างละเอียดครบถ้วนสำหรับทุกตัวบ่งชี้ในแบบจำลอง เริ่มต้นจากความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI) ซึ่งประกอบด้วยตัวบ่งชี้ 4 ตัว พบว่า AI3 (ฉันเชื่อว่าแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์จะช่วยเหลือฉันได้อย่างสม่ำเสมอ) มีค่าน้ำหนักภายนอกสูงสุดที่ 0.842 และ VIF ที่ 1.996 แสดงให้เห็นว่าความเชื่อมั่นในความสม่ำเสมอของการให้บริการเป็นตัวสะท้อนความไว้วางใจที่แข็งแกร่งที่สุด ตามด้วย AI5 (ฉันเชื่อว่าแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์จะปกป้องข้อมูลของฉัน) ที่ 0.808 และ VIF ที่ 1.764 สะท้อนความสำคัญของความมั่นใจด้านความปลอดภัยของข้อมูล AI4 (ฉันรู้สึกปลอดภัยเมื่อใช้แพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์) มีค่า 0.802 และ VIF ที่ 1.772 แสดงถึงความรู้สึกปลอดภัยโดยรวม ในขณะที่ AI2 (ฉันมั่นใจในความแม่นยำของข้อมูลจากแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์) แม้จะมีค่าต่ำสุดที่ 0.784 แต่ก็ยังคงแสดงความสำคัญของความมั่นใจในความถูกต้องของข้อมูล โดยมี VIF ที่ 1.732 สำหรับทัศนคติต่อการใช้งาน (ATU) ที่มีตัวบ่งชี้ 3 ตัว พบว่า ATU4 (ฉันชอบความคิดในการเรียนกับแพลตฟอร์มดิจิทัล) เป็นตัวบ่งชี้ที่แข็งแกร่งที่สุดในทั้งแบบจำลอง โดยมีค่าน้ำหนักภายนอกสูงสุดที่ 0.870 และ VIF ที่ 1.969 แสดงให้เห็นว่าความชื่นชอบในแนวคิดการใช้เทคโนโลยีเป็นตัวสะท้อนทัศนคติที่ชัดเจนและแข็งแกร่งที่สุด ATU5 (การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลทำให้การเรียนภาษาอังกฤษสนุกขึ้น) มีค่า 0.842 และ VIF ที่ 1.859 สะท้อนให้เห็นถึงความสำคัญของความสนุกสนานในการเรียนรู้ ในขณะที่ ATU3 (ฉันคิดว่าการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเป็นความคิดที่ดี) มีค่า 0.778 และ VIF ที่ 1.360 แสดงถึงการประเมินเชิงบวกโดยรวมความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ประกอบด้วยตัวบ่งชี้ 3 ตัว โดย BI3 (ฉันจะใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลต่อไปแม้ไม่ได้รับการบังคับ) มีค่าน้ำหนักภายนอกสูงสุดที่ 0.857 และ VIF ที่ 1.715 แสดงให้เห็นถึงความตั้งใจที่แท้จริงและเป็นอิสระในการใช้เทคโนโลยี BI2 (ฉันวางแผนที่จะสำรวจ

เครื่องมือแพลตฟอร์มดิจิทัลเพิ่มเติม) มีค่า 0.827 และ VIF ที่ 1.660 สะท้อนความกระตือรือร้นในการขยายการใช้งาน BI4 (ฉันตั้งใจจะใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเพื่อเตรียมสอบภาษา) มีค่า 0.808 และ VIF ที่ 1.481 แสดงความตั้งใจเฉพาะด้านการเตรียมสอบ การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC) มีตัวบ่งชี้ 4 ตัว โดย PBC2 (ฉันมั่นใจในความสามารถของตนในการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลอย่างถูกต้อง) มีค่าสูงสุดที่ 0.801 และ VIF ที่ 1.580 สะท้อนความมั่นใจในความสามารถส่วนตัว PBC3 (ฉันสามารถควบคุมและตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูลจากแพลตฟอร์มดิจิทัล) มีค่า 0.779 และ VIF ที่ 1.629 แสดงทักษะการตรวจสอบข้อมูล PBC1 (ฉันมีทักษะและความรู้ที่จำเป็นในการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลอย่างมีประสิทธิภาพ) มีค่า 0.778 และ VIF ที่ 1.456 สะท้อนทักษะเทคนิค PBC5 (การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเป็นสิ่งที่ฉันควบคุมได้ ไม่ใช่สิ่งที่ถูกบังคับ) มีค่า 0.758 และ VIF ที่ 1.601 แสดงการรับรู้ความเป็นอิสระความกังวลความเป็นส่วนตัว (PC) ประกอบด้วยตัวบ่งชี้ 4 ตัว โดย PC1 (ฉันกังวลว่าข้อมูลส่วนบุคคลจะถูกใช้ในทางที่ไม่เหมาะสม) มีค่าสูงสุดที่ 0.791 และ VIF ที่ 1.519 แสดงความกังวลหลักเกี่ยวกับการใช้ข้อมูลในทางที่ผิด PC3 (ฉันกังวลเรื่องความปลอดภัยของข้อมูลในแพลตฟอร์มดิจิทัล) มีค่า 0.768 และ VIF ที่ 1.536 สะท้อนความกังวลด้านความปลอดภัย PC4 (ฉันกังวลว่าข้อมูลของฉันจะถูกขายหรือแบ่งปันกับบุคคลที่สาม) มีค่า 0.753 และ VIF ที่ 1.418 แสดงความกังวลด้านการแบ่งปันข้อมูล PC2 (ฉันไม่สบายใจที่ต้องให้ข้อมูลส่วนบุคคลแก่แพลตฟอร์มดิจิทัล) มีค่าต่ำสุดที่ 0.728 และ VIF ที่ 1.407 แสดงความไม่สบายใจในการให้ข้อมูล การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) มีตัวบ่งชี้ 3 ตัว โดย PEOU3 (ฉันพบว่าแพลตฟอร์มดิจิทัลใช้งานง่าย) มีค่าสูงสุดที่ 0.810 และ VIF ที่ 1.413 แสดงการรับรู้ความง่ายโดยรวม PEOU5 (โดยรวมแล้ว ฉันเชื่อว่าแพลตฟอร์มดิจิทัลใช้งานง่าย) มีค่า 0.776 และ VIF ต่ำสุดในทั้งแบบจำลองที่ 1.255 แสดงความเชื่อโดยรวม PEOU2 (การเรียนรู้วิธีใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเป็นเรื่องง่าย) มีค่า 0.760 และ VIF ที่ 1.373 สะท้อนความง่ายในการเรียนรู้ การรับรู้ประโยชน์ (PU) ประกอบด้วยตัวบ่งชี้ 4 ตัว โดย PU2 (ฉันเข้าใจเนื้อหาภาษาอังกฤษได้ง่ายขึ้นเมื่อใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล) มีค่าสูงสุดที่ 0.851 และ VIF สูงสุดในทั้งแบบจำลองที่ 2.211 แสดงให้เห็นถึงประโยชน์หลักและเป็นรูปธรรมที่สุด PU3 (แพลตฟอร์มดิจิทัลเพิ่มประสิทธิภาพการเตรียมสอบของฉัน) มีค่า 0.799 และ VIF ที่ 1.935 สะท้อนประโยชน์ด้านการเตรียมสอบ PU1 (แพลตฟอร์มดิจิทัลช่วยให้ฉันเรียนภาษาอังกฤษดีขึ้น) มีค่า 0.792 และ VIF ที่ 1.854 แสดงประโยชน์โดยรวม PU5 (แพลตฟอร์มดิจิทัลช่วยให้ฉันพัฒนาทักษะภาษาเฉพาะได้) มีค่า 0.732 และ VIF ที่ 1.649 สะท้อนประโยชน์เฉพาะด้าน ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) มีตัวบ่งชี้ 4 ตัว โดย SI1 (การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลทำให้ฉันดูทันสมัย) มีค่าสูงสุดที่ 0.834 และ VIF ที่ 1.946 แสดงความต้องการแสดงภาพลักษณ์ความทันสมัย SI4 (การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลทำให้ฉันเป็นที่ยอมรับในกลุ่ม) มีค่า 0.808 และ VIF ที่ 1.621 สะท้อนความต้องการการยอมรับ SI2 (การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลแสดงให้เห็นว่าฉันเป็นคนก้าวหน้า) มีค่า 0.791 และ VIF ที่ 1.644 แสดงภาพลักษณ์ความก้าวหน้า SI3 (การใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเพิ่ม

สถานะทางสังคมของฉันทน์) มีค่าต่ำสุดที่ 0.719 และ VIF ที่ 1.391 สะท้อนการเพิ่มสถานะทางสังคม บรรทัดฐานทางสังคม (SN) มีตัวบ่งชี้มากที่สุดที่ 5 ตัว โดย SN3 (เพื่อนของฉันทน์มีทัศนคติเชิงบวกต่อการ ใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล) มีค่าสูงสุดที่ 0.818 และ VIF ที่ 1.985 แสดงความสำคัญของอิทธิพลจากเพื่อน SN2 (อาจารย์ของฉันทน์สนับสนุนการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล) มีค่า 0.805 และ VIF ที่ 1.920 สะท้อน บทบาทสำคัญของผู้สอน SN5 (ชุมชนออนไลน์มีอิทธิพลต่อการใช้อแพลตฟอร์มดิจิทัลของฉันทน์) มีค่า 0.777 และ VIF ที่ 1.690 แสดงอิทธิพลจากชุมชนออนไลน์ SN4 (สถาบันการศึกษาให้การสนับสนุน ให้ใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล) มีค่า 0.755 และ VIF ที่ 1.621 สะท้อนการสนับสนุนระดับสถาบัน SN1 (บุคคลสำคัญต่อฉันทน์คิดว่าฉันทน์ควรใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลในการเรียนรู้) มีค่าต่ำสุดในทั้งแบบจำลองที่ 0.710 และ VIF ที่ 1.470 แสดงอิทธิพลจากบุคคลสำคัญที่มีความหลากหลาย การที่ตัวบ่งชี้ทุกตัวมีค่า น้ำหนักภายนอกสูงกว่า 0.70 และค่า VIF ต่ำกว่า 2.5 แสดงให้เห็นว่าเครื่องมือวัดมีคุณภาพเชิง เทคนิคที่ดีเยี่ยม โดยตัวบ่งชี้แต่ละตัวมีความสัมพันธ์ที่แข็งแกร่งกับตัวแปรแฝงที่ตนรับผิดชอบ และไม่ มีปัญหาการชนกันที่จะส่งผลกระทบต่อความเสถียรของแบบจำลอง

4.4.3 การทดสอบความตรงเชิงจำแนก เป็นการประเมินว่าตัวแปรแฝงแต่ละตัวมีความแตกต่าง เชิงประจักษ์จากตัวแปรแฝงอื่น ๆ ในแบบจำลอง โดยใช้อัตราส่วน Heterotrait-Monotrait (HTMT) ซึ่งเป็นวิธีการที่ได้รับการยอมรับมากที่สุดในปัจจุบันสำหรับการทดสอบความตรงเชิงจำแนกใน แบบจำลองสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน

การประเมินความตรงเชิงจำแนกช่วยยืนยันว่าแต่ละตัวแปรแฝงมีเอกลักษณ์เฉพาะตัวและไม่ ทับซ้อนกับตัวแปรอื่นมากเกินไป ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแฝงทุกคู่ปรากฏผลดัง ตารางที่ 4-26

ตารางที่ 4-26 ความตรงเชิงจำแนก (HTMT Ratio)

	AI	ATU	BI	PBC	PC	PEOU	PU	SI	SN
AI	-								
ATU	0.546	-							
BI	0.503	0.560	-						
PBC	0.534	0.832	0.587	-					
PC	0.626	0.508	0.451	0.537	-				
PEOU	0.556	0.664	0.511	0.655	0.705	-			
PU	0.637	0.666	0.542	0.782	0.724	0.838	-		
SI	0.713	0.587	0.521	0.616	0.774	0.668	0.708	-	
SN	0.578	0.716	0.768	0.830	0.583	0.586	0.676	0.668	-

จากตารางที่ 4-26 แสดงผลการประเมินความตรงเชิงจำแนกผ่านอัตราส่วน Heterotrait-Monotrait (HTMT) ซึ่งเป็นวิธีการที่ได้รับการยอมรับมากที่สุดในปัจจุบันสำหรับการทดสอบความตรงเชิงจำแนกในแบบจำลองสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) โดยค่า HTMT ของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแฝงทุกคู่มีค่าต่ำกว่าเกณฑ์เข้มงวด 0.85 และต่ำกว่าเกณฑ์ปฏิบัติ 0.90 ซึ่งยืนยันความตรงเชิงจำแนกของแบบจำลองการวัด ค่า HTMT สูงสุดคือ 0.838 ระหว่างการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) และการรับรู้ประโยชน์ (PU) ซึ่งแม้จะเป็นค่าสูงสุดแต่ยังคงต่ำกว่าเกณฑ์เข้มงวดและสอดคล้องกับทฤษฎี Technology Acceptance Model (TAM) ที่แสดงว่าการรับรู้ความง่ายในการใช้งานมีความเกี่ยวข้องอย่างใกล้ชิดกับการรับรู้ประโยชน์ แต่ยังคงเป็นตัวแปรที่แยกแยะได้ ค่า HTMT รองสูงสุดคือ 0.832 ระหว่างทัศนคติต่อการใช้งาน (ATU) และการรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC) สะท้อนให้เห็นว่าทัศนคติเชิงบวกต่อเทคโนโลยีมีความเชื่อมโยงกับการรับรู้ความสามารถในการควบคุมการใช้งาน ซึ่งเป็นไปตามทฤษฎีที่ว่าความมั่นใจในความสามารถส่วนตัวมีผลต่อการสร้างทัศนคติที่ดีต่อเทคโนโลยี ค่า HTMT อันดับสามคือ 0.830 ระหว่างบรรทัดฐานทางสังคม (SN) และการรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC) แสดงให้เห็นว่าอิทธิพลทางสังคมมีความเชื่อมโยงกับการรับรู้ความสามารถในการควบคุมเทคโนโลยี สอดคล้องกับทฤษฎี Theory of Planned Behavior (TPB) ที่เน้นถึงความสำคัญของการรับรู้การควบคุมพฤติกรรมในการตัดสินใจ ค่า HTMT สูงอื่น ๆ ที่น่าสนใจ รวมถึงความสัมพันธ์ระหว่างภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) และความกังวลความเป็นส่วนตัว (PC) ที่ 0.774 แสดงให้เห็นว่าความต้องการสร้างภาพลักษณ์ทางสังคมมีความขัดแย้งกับความกังวลเรื่องความเป็นส่วนตัว ซึ่งสะท้อนถึงความตึงเครียดระหว่างการแสดงตัวตนออนไลน์กับการปกป้องข้อมูลส่วนบุคคล ความสัมพันธ์ระหว่างบรรทัดฐานทางสังคม (SN) และความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ที่ 0.768 สอดคล้องกับทฤษฎีที่ว่าอิทธิพลทางสังคมมีผลต่อความตั้งใจในการกระทำพฤติกรรม ในขณะที่ความสัมพันธ์ระหว่างการรับรู้ประโยชน์ (PU) และการรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC) ที่ 0.782 แสดงให้เห็นว่าการรับรู้ความสามารถในการควบคุมเทคโนโลยีมีความเชื่อมโยงกับการรับรู้ประโยชน์ที่ได้รับ สำหรับค่า HTMT ปานกลาง ซึ่งอยู่ในช่วง 0.5-0.7 แสดงให้เห็นความสัมพันธ์ที่มีนัยสำคัญแต่ยังคงแยกแยะได้ชัดเจน เช่น ความสัมพันธ์ระหว่างบรรทัดฐานทางสังคม (SN) และทัศนคติต่อการใช้งาน (ATU) ที่ 0.716 แสดงว่าอิทธิพลทางสังคมมีส่วนในการสร้างทัศนคติที่ดีต่อเทคโนโลยี ความสัมพันธ์ระหว่างความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI) และภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) ที่ 0.713 สะท้อนให้เห็นว่าความไว้วางใจในเทคโนโลยีมีความเชื่อมโยงกับการต้องการสร้างภาพลักษณ์การเป็นผู้ใช้เทคโนโลยีล้ำสมัย ค่า HTMT ต่ำที่สุดพบในความสัมพันธ์ระหว่างความกังวลความเป็นส่วนตัว (PC) และความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ที่ 0.451 แสดงให้เห็นว่าความกังวลเรื่องความเป็นส่วนตัวมีความแตกต่างเชิงประจักษ์ที่ชัดเจนจากความตั้งใจในการใช้เทคโนโลยี ซึ่งสอดคล้องกับธรรมชาติของความกังวลที่อาจเป็นอุปสรรคต่อความตั้งใจในการใช้งาน การที่ค่า HTMT

ทุกคู่ต่ำกว่าเกณฑ์ที่กำหนดแสดงให้เห็นว่าตัวแปรแฝงทุกตัวมีความแตกต่างเชิงประจักษ์จากกันอย่างชัดเจน ไม่มีการทับซ้อนกันมากเกินไป และความสัมพันธ์ที่สูงเป็นไปตามทฤษฎี ทำให้แบบจำลองการวัดมีคุณภาพเพียงพอสำหรับการวิเคราะห์โครงสร้าง

4.4.4 สรุปผลการประเมินแบบจำลองการวัดตามเกณฑ์มาตรฐาน เป็นการรวบรวมผลการทดสอบทุกด้านเพื่อให้เห็นภาพรวมของคุณภาพแบบจำลอง โดยเปรียบเทียบกับเกณฑ์มาตรฐานสากลที่ใช้ในการวิจัยด้วยเทคนิคสมการโครงสร้างกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน การประเมินครอบคลุมทั้งความเชื่อมั่น ความตรงเชิงบรรจบ ความตรงเชิงจำแนก และการตรวจสอบปัญหาการขนานกันของตัวแปร ผลการประเมินโดยรวมและการเปรียบเทียบกับเกณฑ์มาตรฐาน ปรากฏผลดังตารางที่ 4-27 ซึ่งจะเป็นพื้นฐานสำคัญในการตัดสินใจดำเนินการวิเคราะห์ขั้นตอนถัดไป

ตารางที่ 4-27 ผลการประเมินแบบจำลองการวัดตามเกณฑ์มาตรฐาน

เกณฑ์การประเมิน	เกณฑ์	ช่วงค่า	สถานะ	การแปลผล
ความเชื่อมั่นของความสอดคล้องภายใน				
Cronbach's Alpha	> 0.60	0.684 - 0.832	ผ่าน	ความเชื่อมั่นดีถึงดีเยี่ยม
Composite Reliability	> 0.70	0.826 - 0.884	ผ่าน	ความเชื่อมั่นสูง
ความตรงเชิงบรรจบ				
Average Variance Extracted (AVE)	> 0.50	0.578 - 0.690	ผ่าน	ความตรงเชิงบรรจบดี
Outer Loadings	> 0.70	0.710 - 0.870	ผ่าน	ความสัมพันธ์แข็งแกร่ง
ความตรงเชิงจำแนก				
HTMT Ratio (เข้มงวด)	< 0.85	0.451 - 0.838	ผ่าน	ความแตกต่างเชิงประจักษ์ชัดเจน
HTMT Ratio (ปฏิบัติ)	< 0.90	0.451 - 0.838	ผ่าน	ผ่านเกณฑ์ทั้งสองระดับ
การขนานกันของตัวแปร				
Variance Inflation Factor (VIF) เข้มงวด	< 3.3	1.255 - 2.211	ผ่าน	ไม่มีปัญหาการขนานกัน
Variance Inflation Factor (VIF) ปฏิบัติ	< 5.0	1.255 - 2.211	ผ่าน	ค่า VIF ในระดับที่ดีเยี่ยม
สรุปการประเมิน	ผ่านทุกเกณฑ์		ผ่าน	ดีเยี่ยม

จากตารางที่ 4-27 แสดงให้เห็นผลการประเมินแบบจำลองการวัดอย่างครอบคลุมและเป็นระบบ ซึ่งสะท้อนถึงคุณภาพที่ดีเยี่ยมของแบบจำลองในทุกมิติการประเมิน เริ่มต้นจากการประเมินความเชื่อมั่นของความสอดคล้องภายใน พบว่า Cronbach's Alpha ของทุกองค์ประกอบผ่านเกณฑ์ที่กำหนด โดยมีค่าอยู่ในช่วง 0.684-0.832 ซึ่งแม้ว่าการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) จะมีค่า Cronbach's Alpha ที่ 0.684 ซึ่งต่ำกว่าเกณฑ์เข้มงวด 0.70 เล็กน้อย แต่ยังคงอยู่ในระดับที่ยอมรับได้สำหรับการวิจัยเชิงสำรวจตามที่ Hair et al. (2022) เสนอแนะไว้ ในขณะที่องค์ประกอบอื่น ๆ ล้วนมีค่าสูงกว่าเกณฑ์ โดยบรรทัดฐานทางสังคม (SN) มีค่าสูงสุดที่ 0.832 ตามด้วยความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI) ที่ 0.824 การรับรู้ประโยชน์ (PU) ที่ 0.805 ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) ที่ 0.797 การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC) ที่ 0.786 ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ที่ 0.776 ทักษะติดต่อการใช้งาน (ATU) ที่ 0.774 และความกังวลความเป็นส่วนตัว (PC) ที่ 0.757 ที่สำคัญกว่าคือค่า Composite Reliability ซึ่งเป็นตัวชี้วัดที่มีความแข็งแกร่งและเชื่อถือได้มากกว่า แสดงผลที่ดีเยี่ยมโดยทุกองค์ประกอบมีค่าสูงกว่า 0.82 ซึ่งสูงกว่าเกณฑ์มาตรฐาน 0.70 อย่างมีนัยสำคัญ โดยความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI) มีค่าสูงสุดที่ 0.884 ตามด้วยบรรทัดฐานทางสังคม (SN) ที่ 0.882 การรับรู้ประโยชน์ (PU) ที่ 0.872 ทักษะติดต่อการใช้งาน (ATU) และความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ที่เท่ากันที่ 0.870 ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) ที่ 0.868 การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC) ที่ 0.861 ความกังวลความเป็นส่วนตัว (PC) ที่ 0.846 และการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) ที่ 0.826 สำหรับความตรงเชิงบรรจบ

ผลการประเมินแสดงความสำเร็จอย่างสมบูรณ์ โดยค่า Average Variance Extracted (AVE) ของทุกองค์ประกอบมีค่าสูงกว่าเกณฑ์ 0.50 ซึ่งแสดงว่าตัวแปรแฝงแต่ละตัวสามารถอธิบายความแปรปรวนของตัวบ่งชี้ได้มากกว่าครึ่งหนึ่ง โดยทักษะติดต่อการใช้งาน (ATU) และความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) มีค่า AVE สูงสุดเท่ากันที่ 0.690 หมายความว่าตัวแปรแฝงทั้งสองสามารถอธิบายความแปรปรวนของตัวบ่งชี้ได้ 69% ซึ่งเป็นระดับที่ดีเยี่ยม ตามด้วยความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI) ที่ 0.655 (65.5%) การรับรู้ประโยชน์ (PU) ที่ 0.631 (63.1%) ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) ที่ 0.622 (62.2%) การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) ที่ 0.612 (61.2%) การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC) ที่ 0.607 (60.7%) บรรทัดฐานทางสังคม (SN) ที่ 0.599 (59.9%) และความกังวลความเป็นส่วนตัว (PC) ที่ 0.578 (57.8%) ซึ่งแม้จะเป็นค่าต่ำสุดแต่ก็ยังคงสูงกว่าเกณฑ์มาตรฐานอย่างชัดเจน นอกจากนี้ ค่า Outer Loadings ของตัวบ่งชี้ทั้ง 32 ตัวล้วนผ่านเกณฑ์ โดยมีค่าอยู่ในช่วง 0.710-0.870 ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์ที่แข็งแกร่งและมีนัยสำคัญระหว่างตัวบ่งชี้กับตัวแปรแฝงที่ตนรับผิดชอบ

จากตารางที่ 4-27 ผลการประเมินความตรงเชิงจำแนกผ่านค่า HTMT Ratio แสดงให้เห็นถึงความสำเร็จในการแยกแยะตัวแปรแฝงแต่ละตัว โดยความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแฝงทั้ง 36 คู่มีค่า

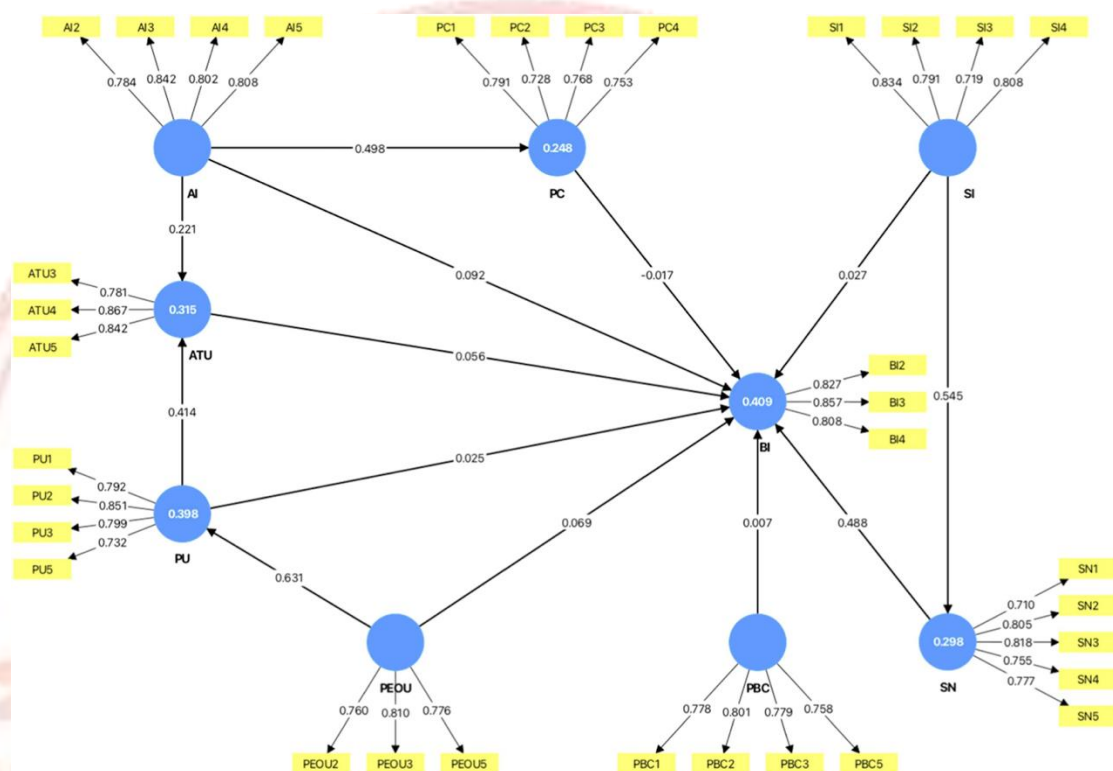
HTMT อยู่ในช่วง 0.451-0.838 ซึ่งต่ำกว่าเกณฑ์เข้มงวด 0.85 ทั้งหมด ความสัมพันธ์ที่มีค่า HTMT สูงที่สุดคือระหว่างการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) และการรับรู้ประโยชน์ (PU) ที่ 0.838 ซึ่งสอดคล้องกับทฤษฎีแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) ที่แสดงว่าความง่ายในการใช้งานมีความเชื่อมโยงกับการรับรู้ประโยชน์ แต่ยังคงแยกแยะได้ชัดเจน ตามด้วยความสัมพันธ์ระหว่างทัศนคติต่อการใช้งาน (ATU) และการรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC) ที่ 0.832 และบรรทัดฐานทางสังคม (SN) กับการรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC) ที่ 0.830 ความสัมพันธ์อื่น ๆ ที่น่าสนใจ ได้แก่ ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) กับความกังวลความเป็นส่วนตัว (PC) ที่ 0.774 แสดงความขัดแย้งระหว่างการแสดงตัวตนออนไลน์กับการปกป้องข้อมูล บรรทัดฐานทางสังคม (SN) กับความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ที่ 0.768 สอดคล้องกับทฤษฎีที่ว่าอิทธิพลทางสังคมมีผลต่อความตั้งใจ การรับรู้ประโยชน์ (PU) กับการรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC) ที่ 0.782 แสดงความเชื่อมโยงระหว่างการรับรู้ประโยชน์กับความสามารถในการควบคุม การรับรู้ประโยชน์ (PU) กับความกังวลความเป็นส่วนตัว (PC) ที่ 0.724 แสดงความตึงเครียดระหว่างประโยชน์กับความเป็นส่วนตัว บรรทัดฐานทางสังคม (SN) กับทัศนคติต่อการใช้งาน (ATU) ที่ 0.716 สะท้อนอิทธิพลทางสังคมต่อการสร้างทัศนคติ ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI) กับภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) ที่ 0.713 แสดงความเชื่อมโยงระหว่างความไว้วางใจกับการสร้างภาพลักษณ์ ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) กับการรับรู้ประโยชน์ (PU) ที่ 0.708 สะท้อนความเชื่อมโยงระหว่างภาพลักษณ์กับประโยชน์ การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) กับความกังวลความเป็นส่วนตัว (PC) ที่ 0.705 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างความง่ายกับความกังวล และความสัมพันธ์ที่มีค่า HTMT ต่ำที่สุดคือความกังวลความเป็นส่วนตัว (PC) กับความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ที่ 0.451 แสดงให้เห็นว่าความกังวลเรื่องความเป็นส่วนตัวมีความแตกต่างเชิงประจักษ์ที่ชัดเจนจากความตั้งใจในการใช้เทคโนโลยี ซึ่งสอดคล้องกับธรรมชาติของความกังวลที่อาจเป็นอุปสรรคต่อความตั้งใจ การตรวจสอบปัญหาการขนานกันของตัวแปรแสดงผลที่น่าพึงพอใจอย่างยิ่ง โดยค่า Variance Inflation Factor (VIF) ของตัวบ่งชี้ทั้ง 32 ตัวอยู่ในช่วง 1.255-2.211 ซึ่งไม่เพียงแต่ต่ำกว่าเกณฑ์เข้มงวด 3.3 เท่านั้น แต่ยังต่ำกว่าเกณฑ์ปฏิบัติ 5.0 อย่างมาก ค่า VIF สูงสุดพบใน PU2 (ฉันเข้าใจเนื้อหาภาษาอังกฤษได้ง่ายขึ้นเมื่อใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล) ที่ 2.211 ซึ่งแม้จะเป็นค่าสูงสุดแต่ก็ยังคงอยู่ในระดับที่ปลอดภัยและไม่ก่อให้เกิดปัญหาการขนานกัน ในขณะที่ค่า VIF ต่ำสุดพบใน PEOU5 (โดยรวมแล้วฉันเชื่อว่าแพลตฟอร์มดิจิทัลใช้งานง่าย) ที่ 1.255 แสดงว่าตัวบ่งชี้นี้มีความเป็นอิสระสูงสุดและไม่มีความสัมพันธ์ที่ซ้ำซ้อนกับตัวบ่งชี้อื่น ๆ ที่มีค่า VIF ต่ำ ได้แก่ ATU3 ที่ 1.360 SI3 ที่ 1.391 PC2 ที่ 1.407 PEOU3 ที่ 1.413 PC4 ที่ 1.418 PBC1 ที่ 1.456 SN1 ที่ 1.470 และ BI4 ที่ 1.481 ซึ่งล้วนแสดงความเป็นอิสระที่ดี ในขณะที่ตัวบ่งชี้ที่มีค่า VIF ค่อนข้างสูง แต่ยังคงอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ ได้แก่ AI3 ที่ 1.996 ATU4 ที่ 1.969 SN3 ที่ 1.985 SI1 ที่ 1.946 PU3 ที่ 1.935 SN2 ที่ 1.920 ซึ่งแม้จะมีค่าสูงกว่าแต่ก็ยังคงต่ำกว่าเกณฑ์อย่างมาก

ผลการประเมินโดยรวมที่แสดงในตารางสรุปได้ว่าแบบจำลองการวัดมีคุณภาพที่ดีเยี่ยมและผ่านเกณฑ์การประเมินทุกด้านอย่างสมบูรณ์ โดยองค์ประกอบทั้ง 9 ตัว ได้แก่ ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI) ทักษะคิดต่อการใช้งาน (ATU) ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC) ความกังวลความเป็นส่วนตัว (PC) การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) การรับรู้ประโยชน์ (PU) ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) และบรรทัดฐานทางสังคม (SN) และตัวบ่งชี้ทั้ง 32 ตัวล้วนมีคุณภาพที่เหมาะสมและเชื่อถือได้ ความสำเร็จในการประเมินครั้งนี้ไม่เพียงแสดงถึงคุณภาพทางเทคนิคของเครื่องมือวัดเท่านั้น แต่ยังสะท้อนให้เห็นถึงความเหมาะสมของกรอบแนวคิดทฤษฎีที่ผู้วิจัยนำมาปรับใช้ในบริบทการยอมรับเทคโนโลยีการศึกษาของนักศึกษาไทย ความถูกต้องของการออกแบบวิจัยที่ผสมผสานทฤษฎีหลายทฤษฎีเข้าด้วยกัน และควมมีคุณภาพของกระบวนการเก็บรวบรวมข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างที่เหมาะสมและมีขนาดเพียงพอ การที่แบบจำลองการวัดผ่านเกณฑ์การประเมินทุกด้านด้วยคะแนนที่สูงกว่าเกณฑ์อย่างมีนัยสำคัญ แสดงให้เห็นถึงความพร้อมและความมั่นใจในการดำเนินการวิเคราะห์ขั้นตอนถัดไป ซึ่งจะเป็นการทดสอบความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรต่าง ๆ ตามสมมติฐานการวิจัยที่กำหนดไว้ผ่านการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้าง และจะนำไปสู่การค้นพบข้อมูลเชิงลึกที่มีคุณค่าและสามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้จริงเกี่ยวกับพลวัตของปัจจัยที่ขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในบริบทประเทศไทยต่อไป

4.5 ผลการทดสอบสมมติฐานเพื่อวิเคราะห์อิทธิพลเชิงสาเหตุของพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัล

การทดสอบสมมติฐานในการวิจัยครั้งนี้ดำเนินการโดยใช้เทคนิค Bootstrapping ซึ่งเป็นวิธีการทางสถิติที่ไม่พึ่งพสมมติฐานเกี่ยวกับการแจกแจงของประชากร โดยการสุ่มตัวอย่างย่อยจากข้อมูลต้นฉบับจำนวน 5,000 ครั้ง ซึ่งเป็นจำนวนที่สูงกว่าเกณฑ์ขั้นต่ำที่แนะนำและเพียงพอสำหรับการสร้างการแจกแจงเชิงประจักษ์ของค่าสัมประสิทธิ์ต่าง ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ การตั้งค่านัยสำคัญทางสถิติที่ $\alpha = 0.05$ หรือระดับความเชื่อมั่น 95% ตามมาตรฐานที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในงานวิจัยทางสังคมศาสตร์ การทดสอบใช้รูปแบบสองหาง (Two-tailed test) เพื่อตรวจสอบความสัมพันธ์ทั้งในทิศทางบวกและลบ โดยใช้ค่า t-statistics และ p-values ในการตัดสินใจรับหรือปฏิเสธสมมติฐาน เมื่อค่า p-value น้อยกว่า 0.05 จะถือว่าความสัมพันธ์นั้นมีนัยสำคัญทางสถิติการตีความผลการทดสอบจะใช้เกณฑ์ที่ชัดเจนในการประเมิน ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (Path Coefficient: β) แสดงทิศทางและขนาดของความสัมพันธ์ โดยค่าบวกแสดงความสัมพันธ์เชิงบวกและค่าลบแสดงความสัมพันธ์เชิงลบ ค่า T-statistics จะใช้ในการทดสอบนัยสำคัญ โดยค่าที่มากกว่า 1.96 สำหรับการทดสอบสองหางที่ระดับนัยสำคัญ $\alpha = 0.05$ จะแสดงว่ามีนัยสำคัญทางสถิติ ค่า p-values ที่น้อย

กว่า 0.05 จะถือว่าความสัมพันธ์นี้มีนัยสำคัญทางสถิติ และขนาดของค่าสัมประสิทธิ์จะใช้ในการประเมินความสำคัญเชิงปฏิบัติ โดยค่าที่มากกว่า 0.20 จะถือว่ามีความสำคัญเชิงปฏิบัติตามหลักการของ Cohen (1988) สำหรับการตีความขนาดอิทธิพลจะแบ่งเป็น $\beta \geq 0.35$ หมายถึงอิทธิพลขนาดใหญ่, $\beta = 0.15-0.34$ หมายถึงอิทธิพลขนาดกลาง, และ $\beta = 0.02-0.14$ หมายถึงอิทธิพลขนาดเล็ก



ภาพที่ 4-1 แบบจำลองสมการโครงสร้างก่อนการทดสอบ Bootstrapping

4.5.1 ผลการทดสอบสมมติฐานกลุ่มทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB)

กลุ่มสมมติฐานแรกที่ได้รับการทดสอบเป็นไปตามทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (Theory of Planned Behavior) ของ Ajzen ซึ่งเป็นทฤษฎีพื้นฐานที่อธิบายว่าความตั้งใจเชิงพฤติกรรมได้รับอิทธิพลจากสามปัจจัยหลัก ได้แก่ ทักษะติดต่อพฤติกรรม การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม และบรรทัดฐานอัตนัย ผลการทดสอบในกลุ่มนี้แสดงให้เห็นถึงพลวัตที่น่าสนใจในบริบทของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (Gen AI) ในประเทศไทย

4.5.1.1 สมมติฐานที่ 1 ทักษะ (ATU) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

ผลการทดสอบสมมติฐานที่ 1 (H1) แสดงว่าทักษะต่อการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล (ATU) มีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง $\beta = 0.056$ ซึ่งเป็นค่าบวกตามที่คาดการณ์ไว้ และมีค่าเฉลี่ย 0.055 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.035 อย่างไรก็ตาม เมื่อพิจารณาค่า T-statistics = 1.600 ซึ่งน้อยกว่าค่าวิกฤต

1.96 และค่า $p\text{-value} = 0.110$ ซึ่งสูงกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด ($\alpha = 0.05$) จึงสรุปได้ว่าความสัมพันธ์นี้ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ ดังนั้นสมมติฐานที่ 1 (H1) จึงไม่ได้รับการสนับสนุน ผลลัพธ์นี้แตกต่างจากทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) ดั้งเดิมและงานวิจัยส่วนใหญ่ที่พบว่าทัศนคติมีอิทธิพลโดยตรงต่อความตั้งใจ การที่ทัศนคติไม่มีอิทธิพลโดยตรงต่อความตั้งใจในการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์สะท้อนถึงลักษณะเฉพาะของเทคโนโลยีใหม่ที่ผู้ใช้อยังไม่คุ้นเคย ทำให้การตัดสินใจมีความซับซ้อนมากและได้รับอิทธิพลจากปัจจัยอื่นมากกว่าทัศนคติส่วนบุคคล

4.5.1.2 สมมติฐานที่ 2 (H2) การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานที่ 2 (H2) ที่ตั้งสมมติฐานว่าการรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (PBC) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม ได้ผลการทดสอบที่แสดงค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่ต่ำมาก $\beta = 0.007$ มีค่าเฉลี่ย 0.008 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.045 พร้อมด้วยค่า $T\text{-statistics} = 0.151$ ซึ่งต่ำมากเมื่อเทียบกับค่าวิกฤต 1.96 และ ค่า $p\text{-value} = 0.880$ ซึ่งไกลจากระดับนัยสำคัญที่กำหนด ดังนั้นสมมติฐาน H2 จึงไม่ได้รับการสนับสนุน ผลลัพธ์นี้บ่งชี้ว่าการรับรู้ความสามารถในการควบคุมการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (Gen AI) ไม่ได้เป็นปัจจัยสำคัญที่ขับเคลื่อนความตั้งใจในการใช้งานในบริบทการศึกษาของประเทศไทย ซึ่งอาจเนื่องมาจากลักษณะของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (Gen AI) ที่มีความซับซ้อนทางเทคนิคและการใช้งานที่ต้องพึ่งพาแพลตฟอร์มออนไลน์ ทำให้ผู้ใช้รู้สึกว่าการควบคุมการใช้งานอยู่นอกเหนือความสามารถส่วนบุคคล

4.5.1.3 สมมติฐานที่ 3 บรรทัดฐานอัตนัย (SN) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานที่ 3 (H3) เป็นสมมติฐานเดียวในกลุ่มทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) ที่ได้รับการสนับสนุนอย่างชัดเจน โดยมีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง $\beta = 0.488$ ซึ่งถือเป็นค่าที่สูงและมีความสำคัญเชิงปฏิบัติ มีค่าเฉลี่ย 0.489 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.035 และมีนัยสำคัญทางสถิติด้วยค่า $T\text{-statistics} = 13.839$ ซึ่งสูงมากเมื่อเทียบกับค่าวิกฤต 1.96 และ ค่า $p\text{-value} = 0.000$ ซึ่งน้อยกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด ผลลัพธ์นี้ยืนยันว่าบรรทัดฐานอัตนัย (SN) มีอิทธิพลเชิงบวกที่แข็งแกร่งต่อความตั้งใจในการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล ความสำคัญของบรรทัดฐานอัตนัยสะท้อนถึงลักษณะวัฒนธรรมของสังคมไทยที่เป็นสังคมแบบรวมหมู่ (Collectivist Society) ที่ให้ความสำคัญกับความคิดเห็นและการยอมรับจากกลุ่มอ้างอิง ได้แก่ เพื่อนร่วมชั้น อาจารย์ และสถาบันการศึกษา การที่นักศึกษารับรู้ว่าคุณค่าสำคัญในชีวิตสนับสนุนการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (Gen AI) จึงมีผลต่อการตัดสินใจใช้งานอย่างมีนัยสำคัญ

4.5.2 ผลการทดสอบสมมติฐานกลุ่มแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM2)

กลุ่มสมมติฐานที่สองอิงตามแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) ซึ่งขยายจากแบบจำลองจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) ดั้งเดิมโดยเพิ่มตัวแปรด้านอิทธิพลทางสังคมเข้ามา กลุ่มสมมติฐานนี้ครอบคลุมความสัมพันธ์ระหว่างการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน การรับรู้ประโยชน์ ทัศนคติ และภาพลักษณ์ทางสังคม ผลการทดสอบในกลุ่มนี้แสดงให้เห็นถึงความสำคัญของปัจจัยเทคโนโลยีและสังคมในการยอมรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (Gen AI)

4.5.2.1 สมมติฐานที่ 4 การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานที่ 4 (H4) ได้รับการสนับสนุนอย่างแข็งแกร่งด้วยค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง $\beta = 0.631$ ซึ่งเป็นค่าที่สูงมากและมีความสำคัญเชิงปฏิบัติในระดับใหญ่ มีค่าเฉลี่ย 0.631 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.023 และมีนัยสำคัญทางสถิติด้วยค่า T-statistics = 27.002 ซึ่งสูงมากเมื่อเทียบกับค่าวิกฤต 1.96 และ ค่า p-value = 0.000 ซึ่งแสดงถึงความมั่นใจสูงสุดในผลลัพธ์ ผลลัพธ์นี้ยืนยันความสัมพันธ์พื้นฐานของทฤษฎีแบบจำลองจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) ว่าเมื่อผู้ใช้รับรู้ว่ายเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ใช้งานง่าย พวกเขามีแนวโน้มที่จะรับรู้ประโยชน์ของเทคโนโลยีนั้นมากขึ้นตามไปด้วย ความแข็งแกร่งของความสัมพันธ์นี้แสดงให้เห็นว่าในบริบทของเทคโนโลยีที่ซับซ้อนเช่นปัญญาประดิษฐ์ ความง่ายในการใช้งานเป็นปัจจัยสำคัญที่ช่วยให้ผู้ใช้เข้าใจและเห็นคุณค่าของเทคโนโลยี

4.5.2.2 สมมติฐานที่ 5 การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อการรับรู้ประโยชน์ (PU)

สมมติฐานที่ 5 (H5) ได้รับการสนับสนุนด้วยค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง $\beta = 0.069$ แม้จะเป็นค่าที่ไม่สูงมากและอยู่ในระดับอิทธิพลขนาดเล็ก มีค่าเฉลี่ย 0.070 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.032 แต่มีนัยสำคัญทางสถิติด้วยค่า T-statistics = 2.184 ซึ่งมากกว่าค่าวิกฤต 1.96 และ ค่า p-value = 0.029 ซึ่งน้อยกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด ผลลัพธ์นี้แสดงว่าการรับรู้ความง่ายในการใช้งานมีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจในการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล แม้ว่าขนาดของอิทธิพลจะไม่มากนัก แต่ก็ยืนยันความสำคัญของการออกแบบที่เน้นประสบการณ์ผู้ใช้ที่ดี ในบริบทของการศึกษาที่นักศึกษาใช้เวลาจำกัดและต้องเน้นการเรียนรู้เนื้อหา ความง่ายในการใช้งานเทคโนโลยีช่วยเครื่องมือกลายเป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อการตัดสินใจใช้งาน

4.5.2.3 สมมติฐานที่ 6 การรับรู้ประโยชน์ (PU) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานที่ 6 (H6) ไม่ได้รับการสนับสนุนด้วยค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง $\beta = 0.025$ ซึ่งเป็นค่าที่ต่ำมากและอยู่ในระดับอิทธิพลขนาดเล็ก มีค่าเฉลี่ย 0.024 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.048 และไม่มี

นัยสำคัญทางสถิติด้วยค่า $T\text{-statistics} = 0.525$ ซึ่งต่ำกว่าค่าวิกฤต 1.96 และค่า $p\text{-value} = 0.600$ ซึ่งสูงมากเมื่อเทียบกับระดับนัยสำคัญที่กำหนด ผลลัพธ์นี้แปลกใจเนื่องจากขัดกับหลักการพื้นฐานของทฤษฎีแบบจำลองจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) ที่เน้นว่าการรับรู้ประโยชน์เป็นปัจจัยหลักในการขับเคลื่อนความตั้งใจใช้เทคโนโลยี การที่การรับรู้ประโยชน์ไม่มีอิทธิพลโดยตรงต่อความตั้งใจอาจสะท้อนถึงลักษณะเฉพาะของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (Gen AI) ที่แม้ผู้ใช้จะเห็นประโยชน์ แต่ยังคงมีข้อกังวลอื่น ๆ เช่น ความถูกต้องของข้อมูล จริยธรรม หรือผลกระทบต่อการเรียนรู้ที่อาจขัดขวางการตัดสินใจใช้งาน

4.5.2.4 สมมติฐานที่ 7 การรับรู้ประโยชน์ (PU) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อทัศนคติ (ATU)

สมมติฐานที่ 7 (H7) ได้รับการสนับสนุนอย่างแข็งแกร่งด้วยค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง $\beta = 0.414$ ซึ่งอยู่ในระดับอิทธิพลขนาดใหญ่ มีค่าเฉลี่ย 0.415 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.031 และมีนัยสำคัญทางสถิติด้วยค่า $T\text{-statistics} = 13.340$ ซึ่งสูงมากเมื่อเทียบกับค่าวิกฤต 1.96 และค่า $p\text{-value} = 0.000$ ซึ่งแสดงถึงความมั่นใจสูงสุด ผลลัพธ์นี้ยืนยันว่าการรับรู้ประโยชน์มีอิทธิพลเชิงบวกที่แข็งแกร่งต่อการสร้างทัศนคติที่ดีต่อเทคโนโลยี แม้ว่าการรับรู้ประโยชน์จะไม่มีอิทธิพลโดยตรงต่อความตั้งใจ แต่กลับส่งผลต่อความตั้งใจผ่านทางทัศนคติ ซึ่งแสดงให้เห็นถึงบทบาทของทัศนคติในฐานะตัวแปรกลางที่สำคัญ เมื่อนักศึกษาเห็นว่าเทคโนโลยี Generative AI มีประโยชน์ต่อการเรียนรู้ พวกเขาจะพัฒนาทัศนคติที่เป็นบวกต่อเทคโนโลยีนั้น

4.5.2.5 สมมติฐานที่ 8 ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อบรรทัดฐานอัตนัย (SN)

สมมติฐานที่ 8 (H8) ได้รับการสนับสนุนอย่างชัดเจนด้วยค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง $\beta = 0.545$ ซึ่งเป็นค่าที่สูงและอยู่ในระดับอิทธิพลขนาดใหญ่ มีค่าเฉลี่ย 0.546 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.027 และมีนัยสำคัญทางสถิติด้วยค่า $T\text{-statistics} = 20.468$ ซึ่งสูงมากเมื่อเทียบกับค่าวิกฤต 1.96 และค่า $p\text{-value} = 0.000$ ซึ่งแสดงถึงความมั่นใจสูงสุด ผลลัพธ์นี้แสดงว่าภาพลักษณ์ทางสังคมมีอิทธิพลเชิงบวกที่แข็งแกร่งต่อการสร้างบรรทัดฐานอัตนัย ในบริบทของสังคมไทยที่เป็นสังคมแบบรวมหมู่ การที่นักศึกษารับรู้ว่าการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (Gen AI) จะช่วยสร้างภาพลักษณ์ของความเป็นผู้ก้าวหน้าและทันสมัยส่งผลให้เกิดแรงกดดันทางสังคมในการใช้เทคโนโลยีดังกล่าว ความสำคัญของปัจจัยนี้สะท้อนถึงธรรมชาติของการยอมรับนวัตกรรมในสังคมไทยที่การแสดงสถานะทางสังคมผ่านการใช้เทคโนโลยีใหม่เป็นแรงจูงใจสำคัญ

4.5.2.6 สมมติฐานที่ 9 ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานที่ 9 (H9) ไม่ได้รับการสนับสนุนด้วยค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง $\beta = 0.027$ ซึ่งเป็นค่าที่ต่ำมากและอยู่ในระดับอิทธิพลขนาดเล็ก มีค่าเฉลี่ย 0.027 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.038 และไม่มีนัยสำคัญทางสถิติด้วยค่า T-statistics = 0.691 ซึ่งต่ำกว่าค่าวิกฤต 1.96 และค่า p-value = 0.490 ซึ่งสูงกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด แม้ว่าภาพลักษณ์ทางสังคมจะมีอิทธิพลต่อการสร้างบรรทัดฐานอัตนัย แต่ไม่มีอิทธิพลโดยตรงต่อความตั้งใจในการใช้งาน ผลลัพธ์นี้บ่งชี้ว่าอิทธิพลของภาพลักษณ์ทางสังคมต่อความตั้งใจเป็นอิทธิพลทางอ้อมที่ผ่านบรรทัดฐานอัตนัยเป็นตัวกลาง ซึ่งสอดคล้องกับโครงสร้างทฤษฎีแบบจำลองจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) ที่เสนอว่าตัวแปรด้านสังคมมักมีอิทธิพลผ่านตัวแปรกลางมากกว่าอิทธิพลโดยตรง

4.5.3 ผลการทดสอบสมมติฐานกลุ่มปัจจัยความไว้วางใจและความเป็นส่วนตัว

กลุ่มสมมติฐานที่สามเป็นการขยายแบบจำลองด้วยปัจจัยที่มีความสำคัญ เฉพาะสำหรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ ได้แก่ ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว ปัจจัยเหล่านี้มีความสำคัญเป็นพิเศษในยุคที่เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ มีการพัฒนาอย่างรวดเร็วและมีการนำไปใช้ในชีวิตประจำวันมากขึ้น ผลการทดสอบในกลุ่มนี้แสดงให้เห็นถึงความซับซ้อนของการยอมรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ ที่มีทั้งโอกาสและความเสี่ยง

4.5.3.1 สมมติฐานที่ 10 ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (PC) มีอิทธิพลเชิงลบต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานที่ 10 (H10) ที่ตั้งสมมติฐานว่าความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวมีอิทธิพลเชิงลบต่อความตั้งใจในการใช้งานไม่ได้รับการสนับสนุน โดยมีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง $\beta = -0.017$ ซึ่งเป็นค่าลบตามทิศทางที่คาดการณ์ไว้ แต่มีขนาดที่เล็กมาก มีค่าเฉลี่ย -0.016 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.036 และไม่มีนัยสำคัญทางสถิติด้วยค่า T-statistics = 0.483 ซึ่งต่ำมากเมื่อเทียบกับค่าวิกฤต 1.96 และค่า p-value = 0.629 ซึ่งสูงกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด ผลลัพธ์นี้บ่งชี้ว่าในบริบทของการศึกษาของนักศึกษาไทย ความกังวลเรื่องความเป็นส่วนตัวไม่ได้เป็นอุปสรรคสำคัญต่อการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (Gen AI) อาจเป็นเพราะว่านักศึกษารุ่นใหม่ที่เติบโตมาพร้อมกับเทคโนโลยีดิจิทัลมีการรับรู้ความเสี่ยงด้านความเป็นส่วนตัวที่แตกต่างจากกลุ่มอื่น หรือประโยชน์ที่ได้รับจากการใช้งานมีน้ำหนักมากกว่าความกังวลที่มี

4.5.3.2 สมมติฐานที่ 11 ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจพฤติกรรม (BI)

สมมติฐานที่ 11 (H11) ได้รับการสนับสนุนด้วยค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง $\beta = 0.092$ ซึ่งแม้จะอยู่ในระดับอิทธิพลขนาดเล็ก มีค่าเฉลี่ย 0.091 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.032 แต่มีนัยสำคัญทางสถิติด้วยค่า T-statistics = 2.933 ซึ่งมากกว่าค่าวิกฤต 1.96 และค่า p-value = 0.003 ซึ่งน้อยกว่าระดับ

นัยสำคัญที่กำหนด ผลลัพธ์นี้ยืนยันว่าความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจในการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัล แม้ว่าขนาดของอิทธิพลจะไม่มากนัก แต่ก็แสดงให้เห็นถึงความสำคัญของการสร้างความเชื่อมั่นในเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ ในบริบทของการศึกษาที่ความถูกต้องและความน่าเชื่อถือของข้อมูลมีความสำคัญสูง ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ จึงเป็นปัจจัยที่มีส่วนในการขับเคลื่อนการยอมรับเทคโนโลยี สำหรับนักศึกษาไทยที่อาจมีความระมัดระวังในการใช้เทคโนโลยีใหม่ การสร้างความไว้วางใจผ่านการแสดงให้เห็นถึงความแม่นยำและความปลอดภัยของระบบ AI จึงเป็นกลยุทธ์สำคัญในการส่งเสริมการยอมรับ

4.5.3.3 สมมติฐานที่ 12 ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (AI) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อทัศนคติ (ATU)

สมมติฐานที่ 12 (H12) ได้รับการสนับสนุนอย่างชัดเจนด้วยค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง $\beta = 0.221$ ซึ่งถือเป็นค่าที่สูงกว่าปานกลางและอยู่ในระดับอิทธิพลขนาดกลาง มีค่าเฉลี่ย 0.221 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.029 และมีนัยสำคัญทางสถิติด้วยค่า T-statistics = 7.747 ซึ่งสูงมากเมื่อเทียบกับค่าวิกฤต 1.96 และค่า p-value = 0.000 ซึ่งแสดงถึงความมั่นใจสูงสุด ผลลัพธ์นี้ยืนยันว่าความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์มีอิทธิพลเชิงบวกที่แข็งแกร่งต่อการสร้างทัศนคติที่ดีต่อเทคโนโลยี เมื่อนักศึกษามีความเชื่อมั่นในความสามารถและความน่าเชื่อถือของระบบปัญญาประดิษฐ์ พวกเขาจะพัฒนาทัศนคติที่เป็นบวกต่อการใช้เทคโนโลยีดังกล่าว ความสำคัญของความสัมพันธ์นี้สะท้อนถึงบทบาทสำคัญของความไว้วางใจในการสร้างการยอมรับเทคโนโลยีที่ซับซ้อนและมีความไม่แน่นอนสูงเช่นปัญญาประดิษฐ์

4.5.4.4 สมมติฐานที่ 13 ความไว้วางใจใน AI → ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว

สมมติฐาน H13 เป็นสมมติฐานที่มีลักษณะพิเศษที่ ตั้งสมมติฐานว่าความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว ซึ่งขัดกับสามัญสำนึกที่อาจคิดว่าความไว้วางใจควรลดความกังวล ผลการทดสอบแสดงว่าสมมติฐานนี้ได้รับการสนับสนุนอย่างแข็งแกร่งด้วยค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง $\beta = 0.498$ ซึ่งเป็นค่าที่สูงที่สุดในบรรดาสมมติฐานทั้งหมดและอยู่ในระดับอิทธิพลขนาดใหญ่ มีค่าเฉลี่ย 0.499 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.027 และมีนัยสำคัญทางสถิติด้วยค่า T-statistics = 18.739 ซึ่งสูงที่สุดในบรรดาสมมติฐานทั้งหมด และค่า p-value = 0.000 ซึ่งแสดงถึงความมั่นใจสูงสุด ผลลัพธ์นี้สะท้อนถึงปรากฏการณ์ที่น่าสนใจที่เรียกว่า "Critical Trust" หรือความไว้วางใจเชิงวิพากษ์ โดยผู้ที่มีความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ มากขึ้นกลับมีความตระหนักและความกังวลเรื่องความเป็นส่วนตัวเพิ่มขึ้นด้วย เนื่องจากพวกเขาเข้าใจถึงความสามารถของเทคโนโลยีในการเข้าถึงและประมวลผลข้อมูลส่วนบุคคลได้ดียิ่งขึ้น

4.5.4 ผลการทดสอบสมมติฐาน

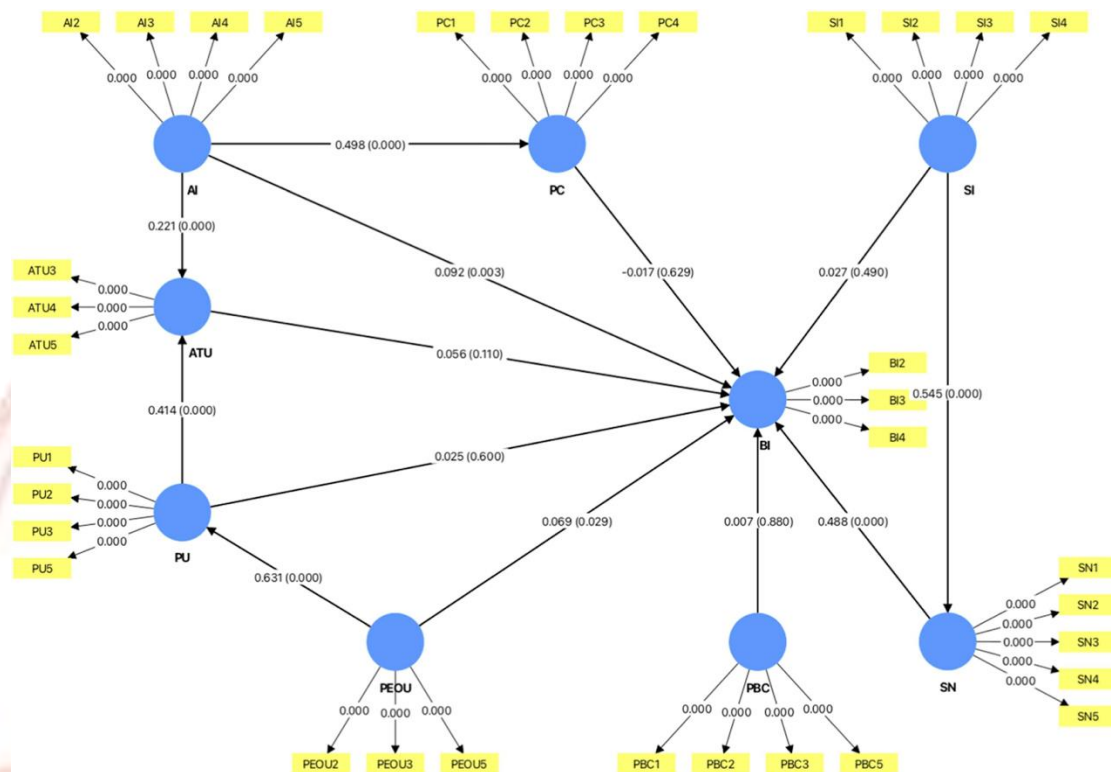
จากการทดสอบสมมติฐานทั้งหมด 13 สมมติฐาน พบว่ามี 8 สมมติฐานที่ได้รับการสนับสนุนและ 5 สมมติฐานที่ไม่ได้รับการสนับสนุน ผลการทดสอบรายละเอียดแสดงในตารางที่ 4-28 ซึ่งประกอบด้วยค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (β) ค่าเฉลี่ย (Mean) ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (STDEV) ค่า T-statistics ค่า p-values และผลการทดสอบสำหรับแต่ละสมมติฐาน

ตารางที่ 4-28 สรุปผลการทดสอบสมมติฐานค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง

สมมติฐาน	β	Mean	STDEV	T-statistics	p-values	ผลการทดสอบ
H1 ATU $\rightarrow$ BI	0.056	0.055	0.035	1.600	0.110	ไม่รับ
H2 PBC $\rightarrow$ BI	0.007	0.008	0.045	0.151	0.880	ไม่รับ
H3 SN $\rightarrow$ BI	0.488	0.489	0.035	13.839	0.000	รับ
H4 PEOU $\rightarrow$ PU	0.631	0.631	0.023	27.002	0.000	รับ
H5 PEOU $\rightarrow$ BI	0.069	0.070	0.032	2.184	0.029	รับ
H6 PU $\rightarrow$ BI	0.025	0.024	0.048	0.525	0.600	ไม่รับ
H7 PU $\rightarrow$ ATU	0.414	0.415	0.031	13.340	0.000	รับ
H8 SI $\rightarrow$ SN	0.545	0.546	0.027	20.468	0.000	รับ
H9 SI $\rightarrow$ BI	0.027	0.027	0.038	0.691	0.490	ไม่รับ
H10 PC $\rightarrow$ BI	-0.017	-0.016	0.036	0.483	0.629	ไม่รับ
H11 AI $\rightarrow$ BI	0.092	0.091	0.032	2.933	0.003	รับ
H12 AI $\rightarrow$ ATU	0.221	0.221	0.029	7.747	0.000	รับ
H13 AI $\rightarrow$ PC	0.498	0.499	0.027	18.739	0.000	รับ

จากตารางที่ 4-28 และภาพที่ 4-2 สามารถสรุปได้ว่า จากการทดสอบสมมติฐานทั้งหมด 13 สมมติฐาน พบว่า 8 สมมติฐานได้รับการสนับสนุน คิดเป็นร้อยละ 61.54 ของสมมติฐานทั้งหมด และ 5 สมมติฐานไม่ได้รับการสนับสนุน โดยสมมติฐานที่มีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางสูงสุดคือ สมมติฐานที่ 4 (H4) (PEOU $\rightarrow$ PU: $\beta = 0.631$) ซึ่งแสดงถึงความสำคัญของความง่ายในการใช้งานต่อการรับรู้ประโยชน์ รองลงมาคือ สมมติฐานที่ 8 (H8) (SI $\rightarrow$ SN: $\beta = 0.545$) และ สมมติฐานที่ 13 (H13) (AI $\rightarrow$ PC: $\beta = 0.498$) ตามลำดับ ในขณะที่ปัจจัยที่มีอิทธิพลโดยตรงต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม

มากที่สุดคือบรรทัดฐานอัตนัย (H3: $\beta = 0.488$) ซึ่งสะท้อนถึงความสำคัญของอิทธิพลทางสังคมในบริบทวัฒนธรรมไทย



ภาพที่ 4-2 แบบจำลองสมการโครงสร้างหลังการทดสอบ Bootstrapping

4.5.5 ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2)

นอกจากนี้ ยังต้องแสดงค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) ที่แสดงถึงความสามารถในการอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรตามในแบบจำลอง ดังแสดงในตารางที่ 4-26 ซึ่งประกอบด้วยค่า R^2 สำหรับตัวแปรตามทั้งหมด พร้อมด้วยการแปลผลตามเกณฑ์มาตรฐาน

จากตารางที่ 4-29 แสดงค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) ซึ่งเป็นตัวชี้วัดสำคัญที่บ่งบอกถึงความสามารถของตัวแปรอิสระในแบบจำลองในการอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรตามแต่ละตัว ค่า R^2 มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 โดยค่าที่สูงกว่าแสดงถึงความสามารถในการอธิบายที่ดีกว่า จากผลการวิเคราะห์พบว่าความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) มีค่า R^2 สูงสุดที่ 0.409 หรือ 40.9% ซึ่งหมายความว่าตัวแปรอิสระในแบบจำลอง ได้แก่ ทศนคติ การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม บรรทัดฐานอัตนัย การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน การรับรู้ประโยชน์ ภาพลักษณ์ทางสังคม ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว และความไว้วางใจใน AI สามารถร่วมกันอธิบายความผันแปรของความตั้งใจในการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลได้

40.9% ส่วนที่เหลือ 59.1% เป็นความแปรปรวนที่เกิดจากปัจจัยอื่น ๆ ที่ไม่ได้รวมอยู่ในแบบจำลองตามเกณฑ์การตีความของ Hair et al. (2019)

ตารางที่ 4-29 ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2)

ตัวแปรตาม	Original sample	Mean	STDEV	T-statistics	p-values	การแปลผล
ATU	0.315	0.318	0.028	11.446	0.000	ปานกลาง
BI	0.409	0.415	0.026	15.770	0.000	ปานกลาง
PC	0.248	0.250	0.027	9.335	0.000	อ่อน
PU	0.398	0.399	0.029	13.514	0.000	ปานกลาง
SN	0.298	0.299	0.029	10.239	0.000	ปานกลาง

ค่า $R^2 = 0.409$ จัดอยู่ในระดับปานกลาง ซึ่งถือว่าเป็นผลลัพธ์ที่ดีในการวิจัยด้านพฤติกรรมศาสตร์ที่มักมีความซับซ้อนและได้รับอิทธิพลจากปัจจัยหลากหลาย การรับรู้ประโยชน์ (PU) มีค่า R^2 ที่ 0.398 หรือ 39.8% ซึ่งใกล้เคียงกับความตั้งใจเชิงพฤติกรรมและจัดอยู่ในระดับปานกลางเช่นกัน ผลลัพธ์นี้แสดงให้เห็นว่าการรับรู้ความง่ายในการใช้งานซึ่งเป็นตัวแปรอิสระหลักที่ส่งผลต่อการรับรู้ประโยชน์ตามทฤษฎีแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) สามารถอธิบายความแปรปรวนของการรับรู้ประโยชน์ได้เกือบ 40% ค่า R^2 ที่สูงนี้สอดคล้องกับค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่แข็งแกร่งระหว่าง PEOU และ PU ($\beta = 0.631$) ที่พบในการทดสอบสมมติฐาน H4 แสดงให้เห็นว่าความง่ายในการใช้งานเป็นปัจจัยสำคัญที่สุดในการกำหนดการรับรู้ประโยชน์ของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (Gen AI) ในบริบทการศึกษาไทย ทศนคติต่อการใช้งาน (ATU) มีค่า R^2 ที่ 0.315 หรือ 31.5% ซึ่งจัดอยู่ในระดับปานกลางตามเกณฑ์มาตรฐาน ค่านี้แสดงว่าการรับรู้ประโยชน์และความไว้วางใจใน AI ซึ่งเป็นตัวแปรอิสระหลักที่ส่งผลต่อทัศนคติตามสมมติฐาน H7 และ H12 สามารถอธิบายความแปรปรวนของทัศนคติได้ประมาณหนึ่งในสาม แม้ว่าค่า R^2 จะต่ำกว่าตัวแปรอื่นบ้าง แต่ยังคงอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้และสะท้อนให้เห็นว่าทัศนคติต่อเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (Gen AI) ได้รับอิทธิพลจากหลายปัจจัยที่ซับซ้อน โดยการรับรู้ประโยชน์และความไว้วางใจมีบทบาทสำคัญแต่ไม่ใช่ปัจจัยเดียวที่กำหนดทัศนคติ บรรทัดฐานอัตนัย (SN) มีค่า R^2 ที่ 0.298 หรือ 29.8% ซึ่งแม้จะเป็นค่าที่ต่ำที่สุดรองจากความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว แต่ยังคงอยู่ในระดับปานกลาง ผลลัพธ์นี้แสดงให้เห็นว่าภาพลักษณ์ทางสังคมซึ่งเป็นตัวแปรอิสระหลักตามสมมติฐาน H8 สามารถอธิบายความแปรปรวนของบรรทัดฐานอัตนัยได้เกือบ 30% ค่า R^2 นี้สอดคล้องกับค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่แข็งแกร่งระหว่าง SI และ SN ($\beta = 0.545$) แสดงให้เห็นว่าในบริบทวัฒนธรรม

ไทยที่เป็นสังคมแบบรวมหมู่ ภาพลักษณ์ทางสังคมมีบทบาทสำคัญในการสร้างแรงกดดันทางสังคมในการใช้เทคโนโลยีใหม่ อย่างไรก็ตาม ค่า R^2 ที่ไม่ถึง 30% ยังแสดงให้เห็นว่ามีปัจจัยอื่น ๆ นอกเหนือจากภาพลักษณ์ทางสังคมที่มีอิทธิพลต่อการสร้างบรรทัดฐานอัตนัย ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (PC) มีค่า R^2 ต่ำสุดที่ 0.248 หรือ 24.8% ซึ่งจัดอยู่ในระดับอ่อนตามเกณฑ์การตีความ แต่ยังคงใกล้เคียงกับเกณฑ์ขั้นต่ำที่ Hair et al. (2019) กำหนดไว้ที่ 25% สำหรับการวิจัยเชิงสำรวจ ค่า R^2 นี้แสดงให้เห็นว่าความไว้วางใจใน AI ซึ่งเป็นตัวแปรอิสระเดียวที่ส่งผลกระทบต่อความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวตามสมมติฐาน H13 สามารถอธิบายความแปรปรวนของความกังวลได้เพียงหนึ่งในสี่ ผลลัพธ์นี้สมเหตุสมผลเนื่องจากความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวเป็นตัวแปรที่ซับซ้อนและได้รับอิทธิพลจากปัจจัยหลากหลาย เช่น ประสบการณ์ส่วนบุคคล ระดับการศึกษา ความรู้ด้านเทคโนโลยี และลักษณะบุคลิกภาพ ซึ่งไม่ได้รวมอยู่ในแบบจำลองปัจจุบัน เมื่อพิจารณาค่า T-statistics และค่า p-values ของค่า R^2 ทั้งหมด จะพบว่าทุกค่ามีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.001 (p-values = 0.000) และมีค่า T-statistics ที่สูงมาก โดยความตั้งใจเชิงพฤติกรรมมีค่า T-statistics สูงสุดที่ 15.770 ตามด้วยการรับรู้ประโยชน์ที่ 13.514 ผลลัพธ์เหล่านี้ยืนยันความเชื่อมั่นสูงในความสามารถของแบบจำลองในการอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรตามทั้งหมด ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ต่ำ (อยู่ระหว่าง 0.026-0.029) แสดงให้เห็นถึงความเสถียรของค่า R^2 ในการทดสอบ Bootstrapping ซึ่งบ่งชี้ว่าผลลัพธ์ที่ได้ไม่ได้รับอิทธิพลจากข้อมูลผิดปกติหรือลักษณะเฉพาะของตัวอย่างที่อาจทำให้ผลลัพธ์บิดเบือน โดยรวมแล้ว ค่า R^2 ที่ได้จากการวิเคราะห์แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นมีความสามารถในการอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรตามในระดับที่น่าพอใจ โดยเฉพาะอย่างยิ่งความตั้งใจเชิงพฤติกรรมซึ่งเป็นตัวแปรหลักของการวิจัย ผลลัพธ์เหล่านี้สนับสนุนความถูกต้องของแบบจำลองและแสดงให้เห็นว่าปัจจัยที่รวมอยู่ในแบบจำลองมีความสำคัญในการอธิบายการยอมรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (Gen AI) ในบริบทการศึกษาไทย อย่างไรก็ตาม ค่า R^2 ที่ไม่ถึง 50% ในทุกตัวแปรยังแสดงให้เห็นว่ามีโอกาสในการพัฒนาแบบจำลองเพิ่มเติมโดยการรวมปัจจัยอื่น ๆ ที่อาจมีความสำคัญ เช่น ปัจจัยด้านเศรษฐกิจ สังคม หรือลักษณะส่วนบุคคลที่เฉพาะเจาะจงมากขึ้น

4.5.6 การวิเคราะห์ความสำคัญของผลลัพธ์

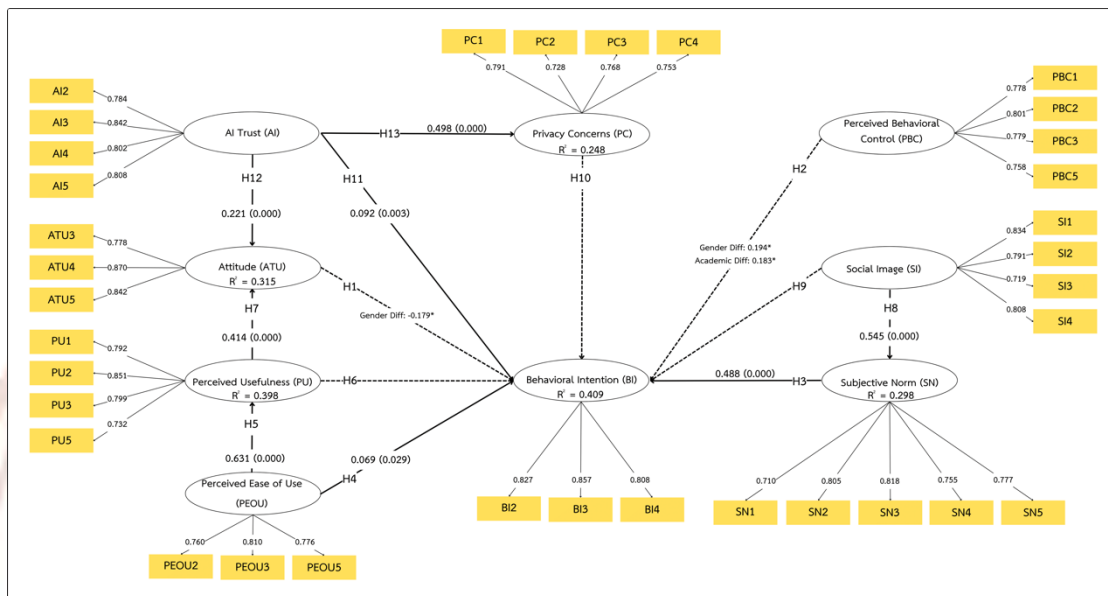
จากการทดสอบสมมติฐานทั้งหมด พบว่า 8 จาก 13 สมมติฐาน คิดเป็นร้อยละ 61.54 ของสมมติฐานทั้งหมด ได้รับการสนับสนุน ซึ่งถือเป็นอัตราความสำเร็จที่ดีในการวิจัยด้านพฤติกรรมศาสตร์ โดยสามารถจำแนกตามกลุ่มทฤษฎีได้ดังแสดงในตารางที่ 4-30

ตารางที่ 4-30 สรุปผลการทดสอบสมมติฐานแยกตามกลุ่มทฤษฎี

กลุ่มทฤษฎี	จำนวน สมมติฐาน	สมมติฐานที่รับ	สมมติฐานที่ไม่ รับ	อัตรา ความสำเร็จ (%)
TPB	3	1 (H3)	2 (H1, H2)	33.33
TAM2	6	4 (H4, H5, H7, H8)	2 (H6, H9)	66.67
Trust & Privacy	4	3 (H11, H12, H13)	1 (H10)	75.00
รวม	13	8	5	61.54

กลุ่มทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) มีสมมติฐานที่ได้รับการสนับสนุนเพียง 1 จาก 3 สมมติฐาน คิดเป็นร้อยละ 33.33 ซึ่งเป็นอัตราที่ต่ำที่สุด โดยมีเพียงบรรทัดฐานอัตนัยเท่านั้นที่มีอิทธิพลต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม ทั้งทัศนคติและการรับรู้การควบคุมพฤติกรรมไม่มีอิทธิพลโดยตรงต่อความตั้งใจ ซึ่งแตกต่างจากทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) ดั้งเดิม กลุ่มแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) มีสมมติฐานที่ได้รับการสนับสนุน 4 จาก 6 สมมติฐาน คิดเป็นร้อยละ 66.67 โดยเฉพาะความสัมพันธ์ระหว่างการเรียนรู้ความง่ายในการใช้งานและการรับรู้ประโยชน์ที่แสดงความสัมพันธ์ที่แข็งแกร่งที่สุด และกลุ่มปัจจัยความไว้วางใจและความเป็นส่วนตัวมีสมมติฐานที่ได้รับการสนับสนุน 3 จาก 4 สมมติฐาน คิดเป็นร้อยละ 75.00 ซึ่งเป็นอัตราสูงสุด แสดงให้เห็นถึงความสำคัญของปัจจัยเหล่านี้ในการยอมรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ ปัจจัยที่มีอิทธิพลมากที่สุดต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมคือบรรทัดฐานอัตนัย ($\beta = 0.488$) ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความสำคัญของอิทธิพลทางสังคมในบริบทไทย ตามด้วยความไว้วางใจใน AI ($\beta = 0.092$) และการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน ($\beta = 0.069$) ตามลำดับ ความสัมพันธ์ที่แข็งแกร่งที่สุดในแบบจำลองทั้งหมดคือความสัมพันธ์ระหว่างการเรียนรู้ความง่ายในการใช้งานและการรับรู้ประโยชน์ ($\beta = 0.631$) ซึ่งสอดคล้องกับทฤษฎีแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) และยืนยันความสำคัญของการออกแบบที่เน้นประสบการณ์ผู้ใช้ รองลงมาคือความสัมพันธ์ระหว่างภาพลักษณ์ทางสังคมและบรรทัดฐานอัตนัย ($\beta = 0.545$) ซึ่งสะท้อนถึงลักษณะวัฒนธรรมของสังคมไทย และความสัมพันธ์ระหว่างความไว้วางใจใน AI และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว ($\beta = 0.498$) ซึ่งเป็นปรากฏการณ์ "Critical Trust" ที่เป็นการค้นพบสำคัญของการวิจัยครั้งนี้ ปัจจัยที่ไม่มีอิทธิพลตามที่คาดการณ์ได้แก่ ทัศนคติต่อการใช้งาน การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม การรับรู้ประโยชน์ ภาพลักษณ์ทางสังคม และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว ซึ่งไม่มีอิทธิพลโดยตรงต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม แต่อาจมีอิทธิพลทางอ้อมผ่านตัวแปรกลางอื่น ๆ ผลลัพธ์เหล่านี้สะท้อนให้เห็นถึงความสำคัญของปัจจัยทางสังคมในบริบทของสังคมไทย และความซับซ้อนของการยอมรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ ที่ไม่เพียงแต่พึ่งพาปัจจัยด้านเทคโนโลยีเท่านั้น แต่ยังรวมถึงปัจจัยทางสังคม จิตวิทยา และวัฒนธรรมด้วย การค้นพบเหล่านี้มีความสำคัญต่อ

การพัฒนาแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทย โดยเฉพาะการเน้น
 ความสำคัญของปัจจัยทางสังคมและการสร้างความไว้วางใจควบคู่กับการจัดการความกังวลด้านความ
 เป็นส่วนตัวอย่างโปร่งใส



ภาพที่ 4-3 แบบจำลองสมการโครงสร้างที่แสดงค่าสถิติสำคัญ

แบบจำลองสมการโครงสร้างที่พัฒนาขึ้นนี้เป็นการตอบวัตถุประสงค์ข้อที่ 2 เพื่ออธิบายพลวัตความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างปัจจัยต่าง ๆ เพื่อเป็นการสรุปพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับนวัตกรรมในภาพรวม ผู้วิจัยได้จัดทำแบบจำลองสมการโครงสร้างฉบับสมบูรณ์ ดังปรากฏในภาพที่ 4-3 ซึ่งรวบรวมค่าสถิติสำคัญประกอบด้วย ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (β) และระดับนัยสำคัญ (p-value) บนเส้นความสัมพันธ์หลัก ค่าน้ำหนักภายนอก (Outer Loadings) ของตัวบ่งชี้แต่ละตัวที่สะท้อนถึงความตรงเชิงบรรจบ และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) ภายในตัวแปรตาม นอกจากนี้ยังได้ระบุผลกระทบจากการปรับแต่งของตัวแปรกำกับ (Moderation Effects) ที่มีนัยสำคัญทางสถิติจากการวิเคราะห์กลุ่มย่อย (MGA) เพื่อให้เห็นภาพรวมของพลวัตการยอมรับเทคโนโลยีในบริบทสังคมไทยได้อย่างชัดเจนในภาพเดียว

4.6 ผลการวิเคราะห์อิทธิพลโดยรวม อิทธิพลทางตรง และอิทธิพลทางอ้อมของแบบจำลองสมการโครงสร้างพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัล

4.6.1 การวิเคราะห์อิทธิพลทางตรง (Direct Effects Analysis) หมายถึงความสัมพันธ์เชิงสาเหตุโดยตรงระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตามที่ไม่ผ่านตัวแปรสื่อกลาง การวิเคราะห์อิทธิพลทางตรงจะช่วยระบุความแข็งแกร่งและทิศทางของความสัมพันธ์เชิงสาเหตุในแบบจำลองโครงสร้าง

4.6.1.1 อิทธิพลทางตรงต่อเจตนาพฤติกรรม (Direct Effects on Behavioral Intention)

ตารางที่ 4-31 ผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางตรงต่อเจตนาพฤติกรรม

เส้นทางอิทธิพล	ค่าสัมประสิทธิ์ (β)	ค่า t-statistic	ค่า p-value	นัยสำคัญ	ขนาดอิทธิพล
ATU $\rightarrow$ BI	0.056	1.600	0.110	ไม่มีนัยสำคัญ	เล็ก
PBC $\rightarrow$ BI	0.007	0.151	0.880	ไม่มีนัยสำคัญ	เล็กมาก
SN $\rightarrow$ BI	0.489	13.839	0.000	มีนัยสำคัญ	ใหญ่
PEOU $\rightarrow$ BI	0.059	2.184	0.029	มีนัยสำคัญ	เล็ก
PU $\rightarrow$ BI	0.025	0.525	0.600	ไม่มีนัยสำคัญ	เล็กมาก
AI $\rightarrow$ BI	0.091	2.933	0.003	มีนัยสำคัญ	เล็ก
PC $\rightarrow$ BI	-0.017	0.483	0.629	ไม่มีนัยสำคัญ	เล็กมาก

จากตารางที่ 4-31 แสดงผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางตรงของตัวแปรต่าง ๆ ต่อเจตนาพฤติกรรมในการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ พบว่า บรรทัดฐานทางสังคม (SN) มีอิทธิพลทางตรงต่อเจตนาพฤติกรรม (BI) สูงที่สุด โดยมีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (β) เท่ากับ 0.489 ค่า t-statistic เท่ากับ 13.839 และค่า p-value เท่ากับ 0.000 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05 และถือเป็นขนาดอิทธิพลขนาดใหญ่ แสดงให้เห็นว่าการรับรู้ความคาดหวังและแรงกดดันจากบุคคลสำคัญรอบตัวมีผลต่อการตัดสินใจใช้เทคโนโลยีอย่างมาก รองลงมาคือ ความไว้วางใจในระบบ AI (AI) ที่มีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเท่ากับ 0.091 ค่า t-statistic เท่ากับ 2.933 และค่า p-value เท่ากับ 0.003 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติแต่เป็นขนาดอิทธิพลขนาดเล็ก แสดงว่าความเชื่อมั่นในความน่าเชื่อถือและความปลอดภัยของระบบ AI มีผลต่อเจตนาในการใช้งานในระดับปานกลาง การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) มีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเท่ากับ 0.059 ค่า t-statistic เท่ากับ 2.184 และค่า p-value เท่ากับ 0.029 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติแต่เป็นขนาดอิทธิพลขนาดเล็ก แสดงว่าการ

รับรู้ว่าการแพลตฟอร์มมีความง่ายในการเรียนรู้และใช้งานมีผลต่อเจตนาในการใช้งานในระดับต่ำ ในส่วนของตัวแปรที่ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ พบว่า ทักษะคิดต่อการใช้เทคโนโลยี (ATU) มีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเท่ากับ 0.056 ค่า t-statistic เท่ากับ 1.600 และค่า p-value เท่ากับ 0.110 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติและเป็นขนาดอิทธิพลขนาดเล็ก แสดงว่าการประเมินเชิงบวกหรือลบต่อการใช้เทคโนโลยีไม่ได้ส่งผลโดยตรงต่อเจตนาในการใช้งาน การรับรู้ประโยชน์ (PU) มีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเท่ากับ 0.025 ค่า t-statistic เท่ากับ 0.525 และค่า p-value เท่ากับ 0.600 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติและเป็นขนาดอิทธิพลขนาดเล็กมาก แสดงว่าการรับรู้ว่าการใช้เทคโนโลยีจะช่วยปรับปรุงประสิทธิภาพการเรียนรู้ไม่ได้ส่งผลโดยตรงต่อเจตนาในการใช้งาน การรับรู้ความสามารถในการควบคุม (PBC) มีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเท่ากับ 0.007 ค่า t-statistic เท่ากับ 0.151 และค่า p-value เท่ากับ 0.880 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติและเป็นขนาดอิทธิพลขนาดเล็กมาก แสดงว่าการรับรู้ความสามารถในการควบคุมการใช้เทคโนโลยีไม่ได้ส่งผลโดยตรงต่อเจตนาในการใช้งาน และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (PC) มีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเท่ากับ -0.017 ค่า t-statistic เท่ากับ 0.483 และค่า p-value เท่ากับ 0.629 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติและเป็นขนาดอิทธิพลขนาดเล็กมาก แม้จะมีทิศทางเป็นลบแต่ไม่ได้ส่งผลต่อเจตนาในการใช้งานอย่างมีนัยสำคัญ

4.6.1.2 อิทธิพลทางตรงต่อทัศนคติ (Direct Effects on Attitude)

ผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางตรงของตัวแปรต่าง ๆ ต่อทัศนคติต่อการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ ปรากฏผลดังตารางที่ 4-32

ตารางที่ 4-32 ผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางตรงต่อทัศนคติ

เส้นทางอิทธิพล	ค่าสัมประสิทธิ์ (β)	ค่า t-statistic	ค่า p-value	นัยสำคัญ	ขนาดอิทธิพล
PU $\rightarrow$ ATU	0.414	13.340	0.000	มีนัยสำคัญ	กลาง
AI $\rightarrow$ ATU	0.221	7.747	0.000	มีนัยสำคัญ	เล็ก

จากตารางที่ 4-32 แสดงผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางตรงของตัวแปรต่าง ๆ ต่อทัศนคติต่อการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ พบว่า การรับรู้ประโยชน์ (PU) มีอิทธิพลทางตรงต่อทัศนคติ (ATU) สูงที่สุด โดยมีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (β) เท่ากับ 0.414 ค่า t-statistic เท่ากับ 13.340 และค่า p-value เท่ากับ 0.000 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05 และถือเป็นขนาดอิทธิพลขนาดกลาง แสดงให้เห็นว่า การรับรู้ว่าการแพลตฟอร์มดิจิทัลจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการเรียนภาษาอังกฤษ ช่วยให้เรียนได้เร็วขึ้น และให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าวิธีการเรียนแบบเดิม มีผลต่อการสร้างทัศนคติเชิงบวกต่อการใช้เทคโนโลยีนี้อย่างมาก ความไว้วางใจในระบบ AI (AI) มีค่าสัมประสิทธิ์

เส้นทางเท่ากับ 0.221 ค่า t-statistic เท่ากับ 7.747 และค่า p-value เท่ากับ 0.000 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติและถือเป็นขนาดอิทธิพลขนาดเล็ก แสดงว่าความเชื่อมั่นในความน่าเชื่อถือ ความแม่นยำ และความปลอดภัยของระบบ AI ที่ใช้ในแพลตฟอร์มมีผลต่อการสร้างทัศนคติเชิงบวกต่อการใช้เทคโนโลยีในระดับปานกลาง การวิเคราะห์นี้แสดงให้เห็นว่าผู้เรียนจะมีทัศนคติที่ดีต่อแพลตฟอร์มดิจิทัลเมื่อพวกเขาเรียนรู้ว่าเทคโนโลยีนี้จะให้ประโยชน์ในการเรียนรู้และเมื่อพวกเขามีความไว้วางใจในระบบ AI ที่รองรับแพลตฟอร์มนั้น

4.6.1.3 อิทธิพลทางตรงต่อตัวแปรอื่น ๆ

ผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางตรงของตัวแปรต่าง ๆ ต่อตัวแปรอื่น ๆ ในแบบจำลอง ปรากฏผลดังตารางที่ 4-33

ตารางที่ 4-33 ผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางตรงต่อตัวแปรอื่น ๆ

เส้นทางอิทธิพล	ค่าสัมประสิทธิ์ (β)	ค่า t-statistic	ค่า p-value	นัยสำคัญ	ขนาดอิทธิพล
PEOU $\rightarrow$ PU	0.631	27.002	0.000	มีนัยสำคัญ	ใหญ่
SI $\rightarrow$ SN	0.545	20.468	0.000	มีนัยสำคัญ	ใหญ่
SI $\rightarrow$ BI	0.027	1.691	0.091	ไม่มีนัยสำคัญ	เล็กมาก
AI $\rightarrow$ PC	0.498	18.739	0.000	มีนัยสำคัญ	ใหญ่

จากตารางที่ 4-33 แสดงผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางตรงของตัวแปรต่าง ๆ ต่อตัวแปรอื่น ๆ ในแบบจำลอง พบว่า การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) มีอิทธิพลทางตรงต่อการรับรู้ประโยชน์ (PU) สูงที่สุด โดยมีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (β) เท่ากับ 0.631 ค่า t-statistic เท่ากับ 27.002 และค่า p-value เท่ากับ 0.000 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05 และถือเป็นขนาดอิทธิพลขนาดใหญ่ แสดงให้เห็นว่าเมื่อผู้เรียนรับรู้ว่าการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลมีความง่ายในการเรียนรู้และใช้งาน ไม่ซับซ้อน และใช้งานได้โดยไม่ต้องใช้ความพยายามมาก จะส่งผลให้พวกเขารับรู้ประโยชน์ของแพลตฟอร์มมากขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) มีอิทธิพลทางตรงต่อบรรทัดฐานทางสังคม (SN) โดยมีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเท่ากับ 0.545 ค่า t-statistic เท่ากับ 20.468 และค่า p-value เท่ากับ 0.000 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติและถือเป็นขนาดอิทธิพลขนาดใหญ่ แสดงว่าการรับรู้ว่าการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลจะช่วยสร้างภาพลักษณ์ที่ดี ทันสมัย และเป็นที่ยอมรับในสังคม มีผลต่อการรับรู้ความคาดหวังและแรงกดดันจากบุคคลสำคัญอย่างมาก ความไว้วางใจในระบบ AI (AI) มีอิทธิพลทางตรงต่อความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (PC) โดยมีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเท่ากับ 0.498 ค่า t-statistic เท่ากับ 18.739 และค่า p-value เท่ากับ 0.000 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติและถือเป็นขนาดอิทธิพลขนาดใหญ่

ผลการวิเคราะห์นี้แสดงให้เห็นถึงปรากฏการณ์ที่น่าสนใจคือ เมื่อผู้เรียนมีความไว้วางใจในระบบปัญญาประดิษฐ์ (AI) มากขึ้น แต่มาพร้อมกลับความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวมากขึ้นด้วย ซึ่งแสดงถึงลักษณะของความไว้วางใจเชิงวิพากษ์ โดยผู้ที่ไว้วางใจในเทคโนโลยีจะมีความตระหนักและใส่ใจในประเด็นความเป็นส่วนตัวมากขึ้น ในส่วนของภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) ที่มีอิทธิพลทางตรงต่อเจตนาพฤติกรรม (BI) พบว่ามีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเท่ากับ 0.027 ค่า t-statistic เท่ากับ 1.691 และค่า p-value เท่ากับ 0.091 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติและขนาดอิทธิพลขนาดเล็กมาก แสดงว่าภาพลักษณ์ทางสังคมไม่ได้ส่งผลโดยตรงต่อเจตนาในการใช้งาน แต่จะส่งผลผ่านบรรทัดฐานทางสังคมแทน

4.6.2 การวิเคราะห์อิทธิพลทางอ้อม (Indirect Effects Analysis) หมายถึงผลกระทบของตัวแปรอิสระต่อตัวแปรตามผ่านตัวแปรสื่อกลางอย่างน้อยหนึ่งตัว การวิเคราะห์อิทธิพลทางอ้อมช่วยเข้าใจกลไกการส่งผ่านอิทธิพลในแบบจำลองเชิงสาเหตุและบทบาทของตัวแปรสื่อกลางในการเชื่อมโยงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตาม

4.6.2.1 อิทธิพลทางอ้อมต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม

ผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางอ้อมของตัวแปรต่าง ๆ ต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมในการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ ปรากฏผลดังตารางที่ 4-34

ตารางที่ 4-34 ผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางอ้อมต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม

เส้นทางอิทธิพล	ค่าสัมประสิทธิ์ (β)	ค่า t- statistic	ค่า p- value	นัยสำคัญ	ตัวแปร สื่อกลาง
PU $\rightarrow$ ATU $\rightarrow$ BI	0.023	1.552	0.121	ไม่มีนัยสำคัญ	ATU
AI $\rightarrow$ ATU $\rightarrow$ BI	0.012	1.548	0.122	ไม่มีนัยสำคัญ	ATU
PEOU $\rightarrow$ PU $\rightarrow$ ATU $\rightarrow$ BI	0.015	1.537	0.124	ไม่มีนัยสำคัญ	PU, ATU
SI $\rightarrow$ SN $\rightarrow$ BI	0.267	12.891	0.000	มีนัยสำคัญ	SN

จากตารางที่ 4-34 แสดงผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางอ้อมของตัวแปรต่าง ๆ ต่อเจตนาพฤติกรรมในการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ พบว่า ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) มีอิทธิพลทางอ้อมต่อเจตนาพฤติกรรม (BI) ผ่านบรรทัดฐานทางสังคม (SN) อย่างมีนัยสำคัญ โดยมีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (β) เท่ากับ 0.267 ค่า t-statistic เท่ากับ 12.891 และค่า p-value เท่ากับ 0.000 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05 แสดงให้เห็นว่าการรับรู้ว่าการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลจะช่วยสร้างภาพลักษณ์ที่ดี ทันสมัย และเป็นที่ยอมรับในสังคม จะส่งผลต่อเจตนาในการใช้งานผ่านการสร้างการรับรู้ความคาดหวังและแรงกดดันจากบุคคลสำคัญรอบตัว กลไกนี้แสดงให้เห็นถึงความสำคัญของ

ปัจจัยทางสังคมในบริบทวัฒนธรรมไทยที่เน้นการรวมกลุ่มและความเป็นส่วนรวม ในส่วนของเส้นทางอิทธิพลอื่น ๆ พบว่าไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ โดยการรับรู้ประโยชน์ (PU) มีอิทธิพลทางอ้อมต่อเจตนาพฤติกรรม (BI) ผ่านทัศนคติ (ATU) ด้วยค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเท่ากับ 0.023 ค่า t-statistic เท่ากับ 1.552 และค่า p-value เท่ากับ 0.121 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่าการรับรู้ประโยชน์ของแพลตฟอร์มไม่ได้ส่งผลต่อเจตนาในการใช้งานผ่านการสร้างทัศนคติเชิงบวก ความไว้วางใจในระบบ AI (AI) มีอิทธิพลทางอ้อมต่อเจตนาพฤติกรรม (BI) ผ่านทัศนคติ (ATU) ด้วยค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเท่ากับ 0.012 ค่า t-statistic เท่ากับ 1.548 และค่า p-value เท่ากับ 0.122 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่าความไว้วางใจในระบบ AI ไม่ได้ส่งผลต่อเจตนาในการใช้งานผ่านการสร้างทัศนคติเชิงบวก และการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) มีอิทธิพลทางอ้อมต่อเจตนาพฤติกรรม (BI) ผ่านการรับรู้ประโยชน์ (PU) และทัศนคติ (ATU) ตามลำดับ ด้วยค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเท่ากับ 0.015 ค่า t-statistic เท่ากับ 1.537 และค่า p-value เท่ากับ 0.124 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่าการรับรู้ความง่ายในการใช้งานของแพลตฟอร์มไม่ได้ส่งผลต่อเจตนาในการใช้งานผ่านการสร้างการรับรู้ประโยชน์และทัศนคติเชิงบวกตามลำดับ ผลการวิเคราะห์นี้แสดงให้เห็นว่าในบริบทของการยอมรับเทคโนโลยีการเรียนรู้ภาษาของนักศึกษาไทย ทัศนคติไม่ได้ทำหน้าที่เป็นตัวแปรสื่อกลางที่มีประสิทธิภาพในการส่งผ่านอิทธิพลจากปัจจัยด้านเทคโนโลยีไปยังเจตนาพฤติกรรม แต่ปัจจัยทางสังคมกลับมีบทบาทสำคัญในการส่งผ่านอิทธิพลผ่านบรรทัดฐานทางสังคม

4.6.2.2 อิทธิพลทางอ้อมต่อทัศนคติ

ผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางอ้อมของตัวแปรต่าง ๆ ต่อทัศนคติต่อการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ ปรากฏผลดังตารางที่ 4-35

ตารางที่ 4-35 ผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางอ้อมต่อทัศนคติ

เส้นทางอิทธิพล	ค่าสัมประสิทธิ์ (β)	ค่า t-statistic	ค่า p-value	นัยสำคัญ	ตัวแปรสื่อกลาง
PEOU $\rightarrow$ PU $\rightarrow$ ATU	0.261	12.453	0.000	มีนัยสำคัญ	PU

จากตารางที่ 4-35 แสดงผลการวิเคราะห์อิทธิพลทางอ้อมของตัวแปรต่าง ๆ ต่อทัศนคติต่อการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ พบว่า การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) มีอิทธิพลทางอ้อมต่อทัศนคติ (ATU) ผ่านการรับรู้ประโยชน์ (PU) อย่างมีนัยสำคัญ โดยมีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (β) เท่ากับ 0.261 ค่า t-statistic เท่ากับ 12.453 และค่า p-value เท่ากับ 0.000 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05 แสดงให้เห็นว่าเมื่อผู้เรียนรับรู้ว่าแพลตฟอร์มดิจิทัลมีความง่ายในการเรียนรู้และใช้งาน ไม่ซับซ้อน ใช้งานได้โดยไม่ต้องใช้ความพยายามมาก และมีอินเทอร์เฟซที่เข้าใจง่าย

จะส่งผลให้พวกเขารับรู้ประโยชน์ของแพลตฟอร์มมากขึ้น ซึ่งในที่สุดจะนำไปสู่การสร้างทัศนคติเชิงบวกต่อการใช้เทคโนโลยีนี้ กลไกการส่งผ่านอิทธิพลนี้สอดคล้องกับทฤษฎีแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (Technology Acceptance Model) ที่เสนอว่าการรับรู้ความง่ายในการใช้งานจะมีผลต่อการรับรู้ประโยชน์ ซึ่งในที่สุดจะส่งผลต่อทัศนคติและพฤติกรรมการใช้เทคโนโลยี ผลการวิเคราะห์นี้แสดงให้เห็นว่าการออกแบบแพลตฟอร์มให้มีความง่ายในการใช้งานเป็นปัจจัยสำคัญที่จะส่งผลต่อการสร้างทัศนคติเชิงบวกของผู้เรียนต่อเทคโนโลยีการเรียนภาษาอังกฤษ โดยผ่านกระบวนการเพิ่มการรับรู้ประโยชน์ของเทคโนโลยีก่อน

4.6.3 การวิเคราะห์อิทธิพลโดยรวม (Total Effects Analysis) คือผลรวมของอิทธิพลทางตรงและอิทธิพลทางอ้อมของตัวแปรอิสระต่อตัวแปรตาม แสดงถึงอิทธิพลรวมทั้งหมดของตัวแปรหนึ่งต่อตัวแปรอื่น การวิเคราะห์อิทธิพลโดยรวมจะช่วยให้เข้าใจความสัมพันธ์สำคัญของตัวแปรต่าง ๆ และสามารถจัดลำดับความสำคัญของปัจจัยต่าง ๆ ในการส่งผลต่อตัวแปรตามได้อย่างชัดเจน

4.6.3.1 อิทธิพลโดยรวมต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม

ผลการวิเคราะห์อิทธิพลโดยรวมของตัวแปรต่าง ๆ ต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมในการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ ปรากฏผลดังตารางที่ 4-36

ตารางที่ 4-36 ผลการวิเคราะห์อิทธิพลโดยรวมต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม

ตัวแปรอิสระ	อิทธิพลทางตรง	อิทธิพลทางอ้อม	อิทธิพลโดยรวม	ลำดับความสำคัญ
SN	0.489	-	0.489	1
SI	0.027	0.267	0.294	2
AI	0.091	0.012	0.103	3
PEOU	0.059	0.015	0.074	4
ATU	0.056	-	0.056	5
PU	0.025	0.023	0.048	6
PBC	0.007	-	0.007	7
PC	-0.017	-	-0.017	8

จากตารางที่ 4-36 แสดงผลการวิเคราะห์อิทธิพลโดยรวมของตัวแปรต่าง ๆ ต่อเจตนาพฤติกรรมในการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ พบว่า บรรทัดฐานทางสังคม (SN) มีอิทธิพลโดยรวมสูงสุดต่อเจตนาพฤติกรรม (BI) ด้วยค่าสัมประสิทธิ์ 0.489 โดยเป็นอิทธิพลทางตรงทั้งหมด ไม่มีอิทธิพลทางอ้อม แสดงให้เห็นว่าการรับรู้ความคาดหวังและแรงกดดันจากบุคคลสำคัญรอบตัว เช่น อาจารย์ เพื่อนร่วมชั้น และครอบครัว มีผลกระทบโดยตรงต่อการตัดสินใจใช้

เทคโนโลยีมากที่สุด ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) มีอิทธิพลโดยรวมรองลงมาด้วยค่าสัมประสิทธิ์ 0.294 โดยมีอิทธิพลทางตรงเพียง 0.027 และอิทธิพลทางอ้อม 0.267 ผ่านบรรทัดฐานทางสังคม แสดงว่าการรับรู้ว่าการใช้แพลตฟอร์มจะช่วยสร้างภาพลักษณ์ที่ดีส่วนใหญ่จะส่งผลต่อเจตนาในการใช้งานผ่านการสร้างบรรทัดฐานทางสังคมมากกว่าผลกระทบโดยตรง ความไว้วางใจในระบบ AI (AI) มีอิทธิพลโดยรวมเป็นอันดับที่สาม ด้วยค่าสัมประสิทธิ์ 0.103 โดยมีอิทธิพลทางตรง 0.091 และอิทธิพลทางอ้อม 0.012 ผ่านทัศนคติ แสดงว่าความเชื่อมั่นในความน่าเชื่อถือและความปลอดภัยของระบบ AI ส่วนใหญ่จะส่งผลโดยตรงต่อเจตนาในการใช้งาน การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) มีอิทธิพลโดยรวมเป็นอันดับที่สี่ ด้วยค่าสัมประสิทธิ์ 0.074 โดยมีอิทธิพลทางตรง 0.059 และอิทธิพลทางอ้อม 0.015 ผ่านการรับรู้ประโยชน์และทัศนคติ แสดงว่าการรับรู้ความง่ายในการใช้งานส่วนใหญ่จะส่งผลโดยตรงต่อเจตนาในการใช้งาน ทัศนคติ (ATU) มีอิทธิพลโดยรวมเป็นอันดับที่หก ด้วยค่าสัมประสิทธิ์ 0.056 โดยเป็นอิทธิพลทางตรงทั้งหมด การรับรู้ประโยชน์ (PU) มีอิทธิพลโดยรวมเป็นอันดับที่หก ด้วยค่าสัมประสิทธิ์ 0.048 โดยมีอิทธิพลทางตรง 0.025 และอิทธิพลทางอ้อม 0.023 ผ่านทัศนคติ การรับรู้ความสามารถในการควบคุม (PBC) มีอิทธิพลโดยรวมต่ำที่สุด ด้วยค่าสัมประสิทธิ์ 0.007 โดยเป็นอิทธิพลทางตรงทั้งหมด และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (PC) มีอิทธิพลโดยรวมเป็นลบ ด้วยค่าสัมประสิทธิ์ -0.017 แสดงว่าความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวมีแนวโน้มลดเจตนาในการใช้งานเล็กน้อย แต่ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ

4.6.3.2 อิทธิพลโดยรวมต่อทัศนคติ

ผลการวิเคราะห์อิทธิพลโดยรวมของตัวแปรต่าง ๆ ต่อทัศนคติต่อการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ ปรากฏผลดังตารางที่ 4-37

ตารางที่ 4-37 ผลการวิเคราะห์อิทธิพลโดยรวมต่อทัศนคติ

ตัวแปรอิสระ	อิทธิพลทางตรง	อิทธิพลทางอ้อม	อิทธิพลโดยรวม	ลำดับความสำคัญ
PU	0.414	-	0.414	1
PEOU	-	0.261	0.261	2
AI	0.221	-	0.221	3

จากตารางที่ 4-37 แสดงผลการวิเคราะห์อิทธิพลโดยรวมของตัวแปรต่าง ๆ ต่อทัศนคติต่อการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ พบว่า การรับรู้ประโยชน์ (PU) มีอิทธิพลโดยรวมสูงสุดต่อทัศนคติ (ATU) ด้วยค่าสัมประสิทธิ์ 0.414 โดยเป็นอิทธิพลทางตรงทั้งหมด ไม่มีอิทธิพลทางอ้อม แสดงให้เห็นว่าการรับรู้ว่าการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการเรียนภาษาอังกฤษ ช่วยให้เรียนได้เร็วขึ้น และให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าวิธีการเรียนแบบเดิม มีผลโดยตรงต่อการ

สร้างทัศนคติเชิงบวกต่อการใช้เทคโนโลยีมากที่สุด การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) มีอิทธิพลโดยรวมรองลงมาด้วยค่าสัมประสิทธิ์ 0.261 โดยเป็นอิทธิพลทางอ้อมทั้งหมดผ่านการรับรู้ประโยชน์ ไม่มีอิทธิพลทางตรง แสดงว่าการรับรู้ความง่ายในการใช้งานจะส่งผลต่อทัศนคติผ่านการเพิ่มการรับรู้ประโยชน์ของแพลตฟอร์มก่อน ความไว้วางใจในระบบ AI (AI) มีอิทธิพลโดยรวมเป็นอันดับที่สาม ด้วยค่าสัมประสิทธิ์ 0.221 โดยเป็นอิทธิพลทางตรงทั้งหมด ไม่มีอิทธิพลทางอ้อม แสดงว่าความเชื่อมั่นในความน่าเชื่อถือ ความแม่นยำ และความปลอดภัยของระบบ มีผลโดยตรงต่อทัศนคติเชิงบวกต่อการใช้เทคโนโลยี ผลการวิเคราะห์นี้แสดงให้เห็นว่า ทัศนคติเชิงบวกต่อแพลตฟอร์มดิจิทัลจะขึ้นอยู่กับ การรับรู้ประโยชน์เป็นหลัก ตามด้วยการรับรู้ความง่ายในการใช้งานและความไว้วางใจ

4.7 ผลการวิเคราะห์เสริมและการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัล

การวิเคราะห์เสริมและการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองเป็นขั้นตอนสำคัญที่ช่วยเสริมสร้างความน่าเชื่อถือและความแกร่ง (Robustness) ของผลการวิจัย โดยจะช่วยยืนยันคุณภาพของแบบจำลองในด้านต่าง ๆ นอกเหนือจากการวิเคราะห์พื้นฐานที่ได้ดำเนินการแล้ว การวิเคราะห์เสริมเหล่านี้จะช่วยให้มุมมองที่ครอบคลุมเกี่ยวกับความเหมาะสมของแบบจำลองทั้งในด้านทฤษฎีและการประยุกต์ใช้งานจริง รวมถึงการประเมินความสามารถในการทำนาย การให้ข้อเสนอแนะเชิงกลยุทธ์ และการตรวจสอบความสอดคล้องของแบบจำลองภายใต้วิธีการประมาณค่าที่แตกต่างกัน ในการศึกษานี้ได้ดำเนินการวิเคราะห์เสริมสามประเภทหลัก ได้แก่ การตรวจสอบความสามารถในการทำนายผ่าน PLSpredict การวิเคราะห์ความสำคัญและประสิทธิภาพผ่าน Importance-Performance Map Analysis (IPMA) และการวิเคราะห์ความแกร่งของวิธีการผ่าน Consistent PLS-SEM การวิเคราะห์เหล่านี้จะช่วยให้เข้าใจถึงประโยชน์เชิงปฏิบัติของแบบจำลองและความมั่นใจในการนำผลการวิจัยไปใช้ในบริบทจริง นอกจากนี้ยังจะเป็นการตรวจสอบความคงที่ของผลการวิเคราะห์ภายใต้เงื่อนไขและสมมติฐานที่แตกต่างกัน ซึ่งเป็นสิ่งสำคัญในการสร้างความเชื่อมั่นต่อผลการศึกษาและการนำไปประยุกต์ใช้ในอนาคต

4.7.1 การตรวจสอบความสามารถในการทำนาย (PLSpredict Analysis)

การวิเคราะห์ความสามารถในการทำนาย เป็นเทคนิคที่ใช้ประเมินความสามารถในการทำนายของแบบจำลองเมื่อเผชิญกับข้อมูลใหม่ผ่านกระบวนการ 10-fold cross-validation โดยการแบ่งข้อมูลออกเป็น 10 ส่วน ใช้ 9 ส่วนในการสร้างแบบจำลองและทดสอบกับ 1 ส่วนที่เหลือ

4.7.1.1 ผลการวิเคราะห์ความสามารถในการทำนายระดับตัวแปรสร้าง

ผลการวิเคราะห์ความสามารถในการทำนายของแบบจำลองในระดับตัวแปรสร้าง ปรากฏผลดังตารางที่ 4-38

ตารางที่ 4-38 ผลการวิเคราะห์ความสามารถในการทำนายระดับตัวแปรสร้าง

ตัวแปรสร้าง	Q ² _predict	RMSE	MAE	ระดับความเกี่ยวข้องเชิงทำนาย
การรับรู้ประโยชน์ (PU)	0.396	0.779	0.609	สูง
บรรทัดฐานทางสังคม (SN)	0.295	0.842	0.659	ปานกลาง
ทัศนคติ (ATU)	0.279	0.851	0.671	ปานกลาง
ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (PC)	0.244	0.871	0.660	ปานกลาง
เจตนาพฤติกรรม (BI)	0.215	0.888	0.705	ปานกลาง

จากตารางที่ 4-38 แสดงผลการวิเคราะห์ความสามารถในการทำนายของแบบจำลองในระดับตัวแปรสร้าง พบว่า แบบจำลองมีความเกี่ยวข้องเชิงทำนาย (Predictive Relevance) สำหรับตัวแปรตามทุกตัว โดยมีค่า Q²_predict เป็นบวกทั้งหมด ซึ่งยืนยันว่าแบบจำลองสามารถทำนายข้อมูลใหม่ได้ดีกว่าการคาดเดาแบบสุ่ม การรับรู้ประโยชน์ (PU) แสดงความสามารถในการทำนายสูงสุด ด้วยค่า Q²_predict เท่ากับ 0.396 ซึ่งถือเป็นระดับสูงตามเกณฑ์การประเมิน ค่า RMSE เท่ากับ 0.779 และ MAE เท่ากับ 0.609 แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถทำนายการรับรู้ประโยชน์ของผู้เรียนต่อแพลตฟอร์มดิจิทัลได้อย่างแม่นยำ ผลลัพธ์นี้สะท้อนให้เห็นว่าตัวแปรที่ส่งผลกระทบต่อรับรู้ประโยชน์ในแบบจำลอง โดยเฉพาะการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน มีความสัมพันธ์ที่แข็งแกร่งและสามารถคาดการณ์ได้ ซึ่งสอดคล้องกับทฤษฎีการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) ที่เสนอว่า การรับรู้ความง่ายในการใช้งานเป็นปัจจัยสำคัญในการสร้างการรับรู้ประโยชน์ บรรทัดฐานทางสังคม (SN) มีความสามารถในการทำนายระดับปานกลาง ด้วยค่า Q²_predict เท่ากับ 0.295 ค่า RMSE เท่ากับ 0.842 และ MAE เท่ากับ 0.659 แสดงว่าแบบจำลองสามารถทำนายการรับรู้แรงกดดันทางสังคมได้ในระดับที่น่าพอใจ ผลลัพธ์นี้ชี้ให้เห็นว่าภาพลักษณ์ทางสังคมซึ่งเป็นตัวแปรหลักที่ส่งผลกระทบต่อบรรทัดฐานทางสังคมมีอิทธิพลที่คาดการณ์ได้และสอดคล้องกับบริบทวัฒนธรรมไทยที่ให้ความสำคัญกับการยอมรับทางสังคม การที่สามารถทำนายบรรทัดฐานทางสังคมได้ในระดับดีหมายความว่า การวัดภาพลักษณ์ทางสังคมและการกำหนดความสัมพันธ์กับบรรทัดฐานทางสังคมในแบบจำลองมีความเหมาะสมและสะท้อนความเป็นจริงในบริบทไทย ทัศนคติ (ATU) มีความสามารถในการทำนายระดับปานกลาง ด้วยค่า Q²_predict เท่ากับ 0.279 ค่า RMSE เท่ากับ 0.851 และ MAE เท่ากับ 0.671 ผลลัพธ์นี้แสดงให้เห็นว่าตัวแปรที่ส่งผลกระทบต่อทัศนคติ ได้แก่ การรับรู้ประโยชน์และความไว้วางใจในระบบ AI มีความสัมพันธ์ที่แข็งแกร่งพอที่จะทำนายทัศนคติของผู้เรียนได้ในระดับที่ยอมรับได้ ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (PC) มีความสามารถในการทำนายระดับปานกลาง ด้วยค่า Q²_predict เท่ากับ 0.244 ค่า RMSE เท่ากับ

0.871 และ MAE เท่ากับ 0.660 ผลลัพธ์นี้สะท้อนความสัมพันธ์ที่น่าสนใจระหว่างความไว้วางใจในระบบ AI และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว โดยแสดงให้เห็นว่าความไว้วางใจไม่ได้ลดความกังวลแต่กลับเพิ่มความตระหนักในประเด็นความเป็นส่วนตัว ซึ่งสอดคล้องกับแนวคิด "ความไว้วางใจเชิงวิพากษ์" และเจตนาพฤติกรรม (BI) ซึ่งเป็นตัวแปรตามหลักของการศึกษา มีความสามารถในการทำนายระดับปานกลาง ด้วยค่า Q^2_{predict} เท่ากับ 0.215 ค่า RMSE เท่ากับ 0.888 และ MAE เท่ากับ 0.705 แม้ว่าจะไม่ได้อยู่ในระดับสูง แต่ก็แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถทำนายเจตนาในการใช้เทคโนโลยีของผู้เรียนได้ในระดับที่ยอมรับได้ ความสามารถในการทำนายที่ปานกลางนี้สะท้อนให้เห็นถึงความซับซ้อนของพฤติกรรมมนุษย์ที่มีปัจจัยบางอย่างที่ไม่สามารถรวมอยู่ในแบบจำลองได้ทั้งหมด แต่ก็ยังคงมีประโยชน์สำหรับการเข้าใจกลไกการยอมรับเทคโนโลยี

4.7.1.2 ผลการวิเคราะห์ความสามารถในการทำนายระดับตัวชี้วัด

ผลการวิเคราะห์ความสามารถในการทำนายของแบบจำลองในระดับตัวชี้วัดสำหรับตัวแปรตามหลัก ปรากฏผลดังตารางที่ 4-39

ตารางที่ 4-39 ผลการวิเคราะห์ความสามารถในการทำนายระดับตัวชี้วัด

ตัวแปรสร้าง	Q^2_{predict}	RMSE	MAE	ระดับความเกี่ยวข้องเชิงทำนาย
ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI)	BI2	0.148	0.663	0.638
ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI)	BI3	0.161	0.657	0.641
ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI)	BI4	0.137	0.681	0.639
ทัศนคติ (ATU)	ATU3	0.194	0.682	0.635
ทัศนคติ (ATU)	ATU4	0.203	0.690	0.619
ทัศนคติ (ATU)	ATU5	0.178	0.712	0.604

หมายเหตุ: ค่า PLS-LM เป็นบวกแสดงว่าแบบจำลองเชิงเส้นมีความแม่นยำในการทำนายที่ดีกว่าเล็กน้อย

จากตารางที่ 4-39 แสดงผลการวิเคราะห์ความสามารถในการทำนายในระดับตัวชี้วัดสำหรับตัวแปรเป้าหมายหลัก พบว่า ตัวชี้วัดทั้งหมดมีค่า Q^2_{predict} เป็นบวก ซึ่งยืนยันความเกี่ยวข้องเชิงทำนายของแบบจำลอง อย่างไรก็ตาม การเปรียบเทียบค่า RMSE ระหว่างแบบจำลอง PLS-SEM และแบบจำลองเชิงเส้น (LM) แสดงให้เห็นภาพที่มีความละเอียดมากขึ้น สำหรับเจตนาพฤติกรรม (BI) ตัวชี้วัด BI3 มีความสามารถในการทำนายสูงสุด ด้วยค่า Q^2_{predict} เท่ากับ 0.161 และค่าความแตกต่าง PLS-LM เพียง +0.016 แสดงว่าแบบจำลอง PLS-SEM มีประสิทธิภาพใกล้เคียงกับ

แบบจำลองเชิงเส้น ตัวชี้วัด BI3 นี้เป็นข้อคำถามที่เกี่ยวข้องกับความตั้งใจที่จะใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลอย่างต่อเนื่องในอนาคต ซึ่งสะท้อนให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถทำนายความตั้งใจระยะยาวของผู้เรียนได้ค่อนข้างดี ตัวชี้วัด BI2 มีค่า Q^2_{predict} เท่ากับ 0.148 และค่าความแตกต่าง PLS-LM เท่ากับ +0.025 ตัวชี้วัดนี้เกี่ยวข้องกับการวางแผนใช้งานแพลตฟอร์ม ส่วน BI4 มีค่า Q^2_{predict} เท่ากับ 0.137 และค่าความแตกต่าง PLS-LM เท่ากับ +0.042 ซึ่งเกี่ยวข้องกับความตั้งใจในการแนะนำแพลตฟอร์มให้กับผู้อื่น การที่ตัวชี้วัดการแนะนำผู้อื่นมีความสามารถในการทำนายต่ำสุดอาจสะท้อนให้เห็นว่าการตัดสินใจแนะนำเทคโนโลยีให้ผู้อื่นมีความซับซ้อนมากกว่าการตัดสินใจใช้เพื่อตนเอง เนื่องจากต้องพิจารณาปัจจัยทางสังคมและความรับผิดชอบต่อผู้อื่นด้วย สำหรับทัศนคติ (ATU) ตัวชี้วัด ATU4 มีความสามารถในการทำนายสูงสุด ด้วยค่า Q^2_{predict} เท่ากับ 0.203 แต่มีค่าความแตกต่าง PLS-LM เท่ากับ +0.071 ตัวชี้วัด ATU4 เกี่ยวข้องกับการรับรู้ว่าการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลเป็นความคิดที่ดี ซึ่งเป็นการประเมินทัศนคติโดยรวมต่อเทคโนโลยี ตัวชี้วัด ATU3 มีค่า Q^2_{predict} เท่ากับ 0.194 และค่าความแตกต่าง PLS-LM เท่ากับ +0.046 ซึ่งเกี่ยวข้องกับการรับรู้ว่าการใช้แพลตฟอร์มเป็นสิ่งที่ชาญฉลาด ส่วน ATU5 มีค่า Q^2_{predict} เท่ากับ 0.178 แต่มีค่าความแตกต่าง PLS-LM สูงสุดที่ +0.107 ตัวชี้วัดนี้เกี่ยวข้องกับการรับรู้ว่าการใช้แพลตฟอร์มเป็นสิ่งที่น่าพอใจ การที่ตัวชี้วัดด้านความพอใจมีความสามารถในการทำนายต่ำสุดอาจเป็นเพราะความพอใจเป็นการประเมินทางอารมณ์ที่มีความแปรปรวนสูงและขึ้นอยู่กับปัจจัยบริบทหลายประการที่ไม่ได้รวมอยู่ในแบบจำลอง ผลการวิเคราะห์นี้แสดงให้เห็นว่า แม้แบบจำลอง PLS-SEM จะมีความเกี่ยวข้องเชิงทำนาย แต่ในระดับตัวชี้วัด แบบจำลองเชิงเส้นที่เรียบง่ายกว่าอาจให้ความแม่นยำในการทำนายที่ดีกว่าเล็กน้อย ซึ่งเป็นปรากฏการณ์ที่พบได้ในงานวิจัยพฤติกรรมศาสตร์ที่แบบจำลองทฤษฎีที่ซับซ้อนอาจแลกความแม่นยำในการทำนายกับความสามารถในการอธิบายความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ ความแตกต่างที่เป็นบวกทั้งหมดในค่า PLS-LM แสดงให้เห็นว่าความซับซ้อนของแบบจำลอง PLS-SEM ในการจับความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นและการมีตัวแปรสื่อกลางหลายชั้นอาจไม่ได้เพิ่มความแม่นยำในการทำนายแต่ละตัวชี้วัด แต่ให้ความเข้าใจที่ลึกซึ้งกว่าเกี่ยวกับกลไกการยอมรับเทคโนโลยี อย่างไรก็ตาม ค่าความแตกต่างที่ค่อนข้างเล็ก (0.016-0.107) แสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง PLS-SEM ยังคงมีประสิทธิภาพในการทำนายที่ยอมรับได้และให้ข้อมูลเชิงลึกที่มีค่าสำหรับการทำความเข้าใจพฤติกรรม การยอมรับเทคโนโลยี การที่ตัวชี้วัดที่เกี่ยวข้องกับการประเมินโดยรวมและความตั้งใจระยะยาวมีความสามารถในการทำนายที่ดีกว่าตัวชี้วัดที่เกี่ยวข้องกับความรู้สึกรหรือการกระทำที่ซับซ้อน สะท้อนให้เห็นถึงความสำคัญของการออกแบบเครื่องมือวัดที่เหมาะสมสำหรับการทำนายพฤติกรรม การยอมรับเทคโนโลยี

4.7.2 การวิเคราะห์ความสำคัญและประสิทธิภาพ (Importance-Performance Map Analysis: IPMA) เป็นเครื่องมือในการแปลงผลการวิจัยไปสู่ข้อเสนอแนะเชิงกลยุทธ์ โดยการประเมิน

ตัวแปรต่าง ๆ ในสองมิติคือ ความสำคัญ (Importance) ซึ่งคำนวณจากขนาดของอิทธิพลรวมต่อตัวแปรเป้าหมาย และประสิทธิภาพ (Performance) ซึ่งคำนวณจากค่าเฉลี่ยของตัวแปรในกลุ่มตัวอย่าง

4.7.2.1 ผลการวิเคราะห์ IPMA สำหรับความตั้งใจ

ผลการวิเคราะห์ความสำคัญและประสิทธิภาพของตัวแปรต่าง ๆ ต่อเจตนาพฤติกรรม ปรากฏผลดังตารางที่ 4-40

ตารางที่ 4-40 ผลการวิเคราะห์ IPMA สำหรับเจตนาพฤติกรรม

ตัวแปร	ความสำคัญ (อิทธิพลรวม)	ประสิทธิภาพ (คะแนนเฉลี่ย)	จำแนกภาค	ข้อเสนอแนะ
บรรทัดฐานทางสังคม (SN)	0.489	74.2	รักษาจุดแข็ง	คงระดับ ปัจจุบัน
ภาพลักษณ์ทางสังคม (SI)	0.294	74.4	รักษาจุดแข็ง	คงระดับ ปัจจุบัน
ความไว้วางใจในระบบ ปัญญาประดิษฐ์ (AI)	0.103	55.7	เน้นปรับปรุง	เพิ่มความ ไว้วางใจ
การรับรู้ความง่ายในการใช้ งาน (PEOU)	0.074	68.9	ความสำคัญต่ำ	ดูแลรักษา
ทัศนคติ (ATU)	0.056	71.5	ใช้ทรัพยากรเกิน	ลดการลงทุน
การรับรู้ประโยชน์ (PU)	0.048	74.8	ใช้ทรัพยากรเกิน	ลดการลงทุน
การรับรู้ความสามารถใน การควบคุม (PBC)	0.007	69.3	ความสำคัญต่ำ	ดูแลรักษา

จากตารางที่ 4-40 แสดงผลการวิเคราะห์ IPMA สำหรับเจตนาพฤติกรรม พบว่า บรรทัดฐานทางสังคม (SN) และภาพลักษณ์ทางสังคม (SI) อยู่ในภาควิธีการรักษาดูแล โดย SN มีความสำคัญสูงสุด (0.489) และประสิทธิภาพสูง (74.2) ส่วน SI มีความสำคัญรองลงมา (0.294) และประสิทธิภาพสูง (74.4) ซึ่งแสดงให้เห็นว่าปัจจัยทางสังคมเหล่านี้เป็นจุดแข็งของแบบจำลองที่ควรคงระดับปัจจุบันไว้ การที่บรรทัดฐานทางสังคมมีความสำคัญสูงสุดสะท้อนให้เห็นถึงลักษณะของวัฒนธรรมไทยที่เป็นสังคมที่เน้นการรวมกลุ่ม (Collectivistic Society) ที่ให้ความสำคัญกับความคิดเห็นและการยอมรับจากบุคคลสำคัญรอบตัว เช่น อาจารย์ เพื่อนร่วมชั้น และครอบครัว ประสิทธิภาพที่สูงของบรรทัดฐานทางสังคมแสดงให้เห็นว่านักศึกษาไทยมีการรับรู้แรงกดดันทางสังคมในการใช้เทคโนโลยีในระดับที่ดี ซึ่งเป็นผลมาจากการที่สถาบันการศึกษาและสังคมไทยให้การสนับสนุนการใช้เทคโนโลยีในการเรียนรู้

ภาพลักษณ์ทางสังคมที่มีประสิทธิภาพสูงสุด (74.4) แสดงให้เห็นว่านักศึกษารับรู้ว่าการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลจะช่วยสร้างภาพลักษณ์ที่ทันสมัยและเป็นที่ยอมรับ ซึ่งสอดคล้องกับแนวโน้มของสังคมไทยที่ให้ความสำคัญกับเทคโนโลยีและนวัตกรรม ความไว้วางใจในระบบ AI (AI) เป็นปัจจัยที่ต้องเน้นปรับปรุงเป็นอันดับแรก เนื่องจากมีความสำคัญปานกลาง (0.103) แต่มีประสิทธิภาพต่ำสุด (55.7) จึงอยู่ในภาคที่ต้องเน้นการปรับปรุง

สถาบันการศึกษาควรให้ความสำคัญกับการสร้างความไว้วางใจในระบบ AI ผ่านการแสดงให้เห็นถึงความน่าเชื่อถือ ความโปร่งใส และการใช้งานอย่างมีจริยธรรม ประสิทธิภาพที่ต่ำของความไว้วางใจ AI อาจเป็นผลมาจากความไม่คุ้นเคยกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ขาวสารเกี่ยวกับความเสี่ยงของ AI ที่แพร่หลายในสื่อ หรือการขาดการศึกษาเกี่ยวกับการทำงานของระบบ AI อย่างเป็นระบบ การปรับปรุงในด้านนี้สามารถทำได้ผ่านการจัดสัมมนาเกี่ยวกับปัญญาประดิษฐ์ การสาธิตการทำงานของระบบ การให้ข้อมูลเกี่ยวกับมาตรการรักษาความปลอดภัย และการสร้างช่องทางสื่อสารที่เปิดกว้างระหว่างผู้พัฒนาระบบและผู้ใช้ การที่ความไว้วางใจปัญญาประดิษฐ์ มีความสำคัญปานกลางแสดงให้เห็นว่าแม้จะไม่ใช่ปัจจัยที่มีอิทธิพลสูงสุด แต่ก็ยังมีบทบาทสำคัญในการตัดสินใจของผู้เรียน โดยเฉพาะในยุคที่เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) กำลังเข้ามามีบทบาทมากขึ้นในการศึกษา การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) และการรับรู้ความสามารถในการควบคุม (PBC) อยู่ในภาคความสำคัญต่ำ โดย PEOU มีความสำคัญ 0.074 และประสิทธิภาพ 68.9 ส่วน PBC มีความสำคัญ 0.007 และประสิทธิภาพ 69.3 ตัวแปรเหล่านี้ไม่ใช่อุปสรรคสำคัญและควรได้รับการดูแลรักษาในระดับปัจจุบัน ประสิทธิภาพที่ดีของ PEOU แสดงให้เห็นว่าแพลตฟอร์มดิจิทัลปัจจุบันมีการออกแบบ User Interface ที่เข้าใจง่ายและใช้งานได้โดยไม่ยุ่งยาก ซึ่งสอดคล้องกับการพัฒนาเทคโนโลยีสมัยใหม่ที่เน้น User Experience การที่ PEOU มีความสำคัญต่ำแต่ประสิทธิภาพดีบ่งชี้ว่าการออกแบบให้ใช้งานง่ายได้กลายเป็นมาตรฐานพื้นฐานที่ผู้ใช้คาดหวัง แต่ไม่ใช่ปัจจัยที่จะสร้างความแตกต่างในการตัดสินใจอีกต่อไป PBC ที่มีความสำคัญต่ำสุดแสดงให้เห็นว่านักศึกษารู้สึกว่าตนเองมีความสามารถในการควบคุมการใช้เทคโนโลยีได้ดี ซึ่งอาจเป็นผลมาจากความคุ้นเคยกับเทคโนโลยีดิจิทัลของคนรุ่นใหม่ ทักษะ (ATU) และการรับรู้ประโยชน์ (PU) อยู่ในภาคการใช้ทรัพยากรเกินความจำเป็น โดย ATU มีความสำคัญ 0.056 และประสิทธิภาพสูง 71.5 ส่วน PU มีความสำคัญ 0.048 และประสิทธิภาพสูงสุด 74.8 ผลการวิเคราะห์นี้แสดงให้เห็นว่าผู้เรียนมีทัศนคติเชิงบวกและรับรู้ประโยชน์ของเทคโนโลยีอยู่แล้ว แต่ปัจจัยเหล่านี้ไม่ได้ส่งผลต่อเจตนาในการใช้งานอย่างมีนัยสำคัญ จึงควรลดการลงทุนและเน้นทรัพยากรไปที่การสร้าง ความไว้วางใจแทน ประสิทธิภาพที่สูงของ PU แสดงให้เห็นว่านักศึกษาเข้าใจดีถึงประโยชน์ของการใช้แพลตฟอร์มดิจิทัลในการเรียนภาษาอังกฤษ เช่น การเรียนรู้ที่ปรับตามความต้องการส่วนบุคคล การเข้าถึงเนื้อหาที่หลากหลาย และการติดตามผลการเรียนแบบเรียลไทม์ อย่างไรก็ตาม การที่ PU มีความสำคัญต่ำต่อเจตนาพฤติกรรม

แสดงให้เห็นว่าในบริบทไทย การรับรู้ประโยชน์เพียงอย่างเดียวไม่เพียงพอที่จะขับเคลื่อนให้เกิดการใช้งานจริง แต่ต้องมีปัจจัยทางสังคมมาสนับสนุนด้วย ทักษะคิดที่เป็นบวกแต่มีความสำคัญต่ำสะท้อนให้เห็นว่านักศึกษามีทัศนคติที่ดีต่อเทคโนโลยีโดยทั่วไป แต่ทัศนคติเพียงอย่างเดียวไม่สามารถผลักดันให้เกิดพฤติกรรมการใช้งานได้ ซึ่งสอดคล้องกับทฤษฎีพฤติกรรมที่เสนอว่าระหว่างทัศนคติและพฤติกรรมมักมีช่องว่าง (Attitude-Behavior Gap) ที่ต้องการปัจจัยอื่นมาเชื่อมโยง

4.7.3 การวิเคราะห์ด้วยวิธี Consistent PLS-SEM (PLSc) เป็นการพัฒนาปรับปรุงของวิธี PLS-SEM แบบเดิมเพื่อแก้ไขปัญหาการประมาณค่าที่ไม่สอดคล้องในแบบจำลองปัจจัยร่วมวิธี Consistent PLS-SEM (PLSc) จะให้ค่าประมาณที่แม่นยำยิ่งขึ้นสำหรับค่าสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสร้างและค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง

4.7.3.1 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่าง PLS-SEM และ PLSc

ผลการเปรียบเทียบค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางระหว่างวิธี PLS-SEM และ PLSc ปรากฏผลดังตารางที่ 4-41

จากตารางที่ 4-41 เป็นการเปรียบเทียบค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางระหว่างวิธี PLS-SEM แบบดั้งเดิมและ Consistent PLS-SEM (PLSc) พบความแตกต่างที่น่าสนใจในหลายประการ ความสัมพันธ์ที่มีการเสริมสร้างอย่างมีนัยสำคัญที่สุดคือ การรับรู้ความง่ายในการใช้งานต่อการรับรู้ประโยชน์ ($PEOU \rightarrow PU$) ที่เพิ่มขึ้นจาก 0.631 เป็น 0.845 คิดเป็นการเพิ่มขึ้น +0.214 ซึ่งถือเป็นการเปลี่ยนแปลงที่สำคัญมาก ผลการวิเคราะห์นี้แสดงให้เห็นว่าวิธี PLS-SEM แบบดั้งเดิมอาจประมาณค่าความสัมพันธ์นี้ต่ำไป ในความเป็นจริงแล้วเมื่อผู้เรียนรับรู้ว่าแพลตฟอร์มดิจิทัลมีความง่ายในการใช้งาน ไม่ซับซ้อน และเข้าใจได้โดยไม่ต้องใช้ความพยายามมาก จะส่งผลให้พวกเขารับรู้ประโยชน์ของแพลตฟอร์มมากขึ้นอย่างแข็งแกร่งกว่าที่คาดการณ์ไว้เดิม ความสัมพันธ์ที่แข็งแกร่งขึ้นนี้สะท้อนหลักการสำคัญของ Technology Acceptance Model ที่เสนอว่าความง่ายในการใช้งานเป็นปัจจัยพื้นฐานที่ส่งผลโดยตรงต่อการรับรู้ประโยชน์ ผลการวิเคราะห์ PLSc ยืนยันว่า ความสัมพันธ์นี้แข็งแกร่งยิ่งกว่าที่คาดไว้ ความสัมพันธ์ที่มีการเสริมสร้างอย่างโดดเด่นเป็นอันดับสองคือ ความไว้วางใจในระบบ AI ต่อความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว ($AI \rightarrow PC$) ที่เพิ่มขึ้นจาก 0.498 เป็น 0.629 คิดเป็นการเพิ่มขึ้น +0.131 ผลการวิเคราะห์นี้ให้การสนับสนุนที่แข็งแกร่งต่อแนวคิด "ความไว้วางใจเชิงวิพากษ์" (Critical Trust) ที่เสนอว่าผู้ใช้ที่มีความไว้วางใจในเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มากขึ้น จะไม่ได้ลดความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวลง แต่กลับจะมีความตระหนักและใส่ใจในประเด็นความเป็นส่วนตัวมากขึ้น

ตารางที่ 4-41 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่าง PLS-SEM และ PLSc

เส้นทางอิทธิพล	PLS-SEM	PLSc	ความแตกต่าง	สถานะความสำคัญ	การตีความ
PEOU → PU	0.631	0.845	+0.214	ยังคงมีนัยสำคัญ	ความสัมพันธ์ แข็งแกร่งขึ้น
AI → PC	0.498	0.629	+0.131	ยังคงมีนัยสำคัญ	ความสัมพันธ์ แข็งแกร่งขึ้น
PU → ATU	0.414	0.539	+0.125	ยังคงมีนัยสำคัญ	ความสัมพันธ์ แข็งแกร่งขึ้น
SN → BI	0.489	0.487	-0.002	ยังคงมีนัยสำคัญ	ความสัมพันธ์ คงที่
SI → SN	0.545	0.542	-0.003	ยังคงมีนัยสำคัญ	ความสัมพันธ์ คงที่
AI → ATU	0.221	0.235	+0.014	ยังคงมีนัยสำคัญ	ความสัมพันธ์ คงที่
AI → BI	0.091	0.106	+0.015	สูญเสียความสำคัญ	เพิ่มขึ้นแต่ไม่ มีนัยสำคัญ
PEOU → BI	0.059	0.072	+0.013	สูญเสียความสำคัญ	เพิ่มขึ้นแต่ไม่ มีนัยสำคัญ

ปรากฏการณ์นี้แสดงให้เห็นถึงความซับซ้อนของความสัมพันธ์ระหว่างความไว้วางใจและความกังวล โดยผู้ใช้ที่เข้าใจและไว้วางใจในความสามารถของ AI จะมีความรู้สึกที่วิตกกังวลมากขึ้นในการปกป้องข้อมูลส่วนตัวของตนเอง เนื่องจากเขาเข้าใจดีขึ้นเกี่ยวกับสิ่งที่ระบบ AI สามารถทำได้กับข้อมูลเหล่านั้น ความสัมพันธ์เชิงบวกที่แข็งแกร่งขึ้นนี้มีความสำคัญต่อการออกแบบนโยบายความเป็นส่วนตัวและการสื่อสารกับผู้ใช้ เนื่องจากแสดงให้เห็นว่าการสร้างความไว้วางใจไม่ควรมองว่าจะลดความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว แต่ควรคาดหวังว่าผู้ใช้ที่ไว้วางใจจะต้องการข้อมูลที่โปร่งใสและละเอียดมากขึ้นเกี่ยวกับการจัดการข้อมูลส่วนตัว ความสัมพันธ์ที่มีการเสริมสร้างเป็นอันดับสามคือ การรับรู้ประโยชน์ต่อทัศนคติ (PU → ATU) ที่เพิ่มขึ้นจาก 0.414 เป็น 0.539 คิดเป็นการเพิ่มขึ้น +0.125 ผลการวิเคราะห์นี้แสดงให้เห็นว่าการรับรู้ประโยชน์เป็นตัวขับเคลื่อนทัศนคติเชิงบวกที่แข็งแกร่งกว่าที่วิธี PLS-SEM แบบดั้งเดิมประมาณการไว้ ความสัมพันธ์ที่แข็งแกร่งขึ้นนี้สอดคล้องกับทฤษฎี Expectancy-Value Theory ที่เสนอว่าเมื่อบุคคลรับรู้ประโยชน์หรือคุณค่าของสิ่งใดสิ่งหนึ่งมากขึ้น จะส่งผลต่อทัศนคติเชิงบวกต่อสิ่งนั้นมากขึ้นตามไปด้วย การเสริมสร้างความสัมพันธ์นี้มีนัยยะ

สำคัญสำหรับกลยุทธ์การสื่อสารและการตลาด โดยแสดงให้เห็นว่าการทำให้ผู้เรียนเห็นประโยชน์ที่ชัดเจนและเป็นรูปธรรมของแพลตฟอร์มดิจิทัล เช่น การปรับปรุงคะแนนสอบ การประหยัดเวลาในการเรียน หรือการเพิ่มความมั่นใจในการใช้ภาษาอังกฤษ จะส่งผลต่อการสร้างทัศนคติเชิงบวกอย่างแข็งแกร่งมากกว่าที่คาดไว้ ในด้านของความสัมพันธ์ที่มีความเสถียรภาพสูง พบว่า บรรทัดฐานทางสังคมต่อเจตนาพฤติกรรม ($SN \rightarrow BI$) และภาพลักษณ์ทางสังคมต่อบรรทัดฐานทางสังคม ($SI \rightarrow SN$) มีการเปลี่ยนแปลงเพียงเล็กน้อย โดย $SN \rightarrow BI$ เปลี่ยนแปลงจาก 0.489 เป็น 0.487 (ลดลง -0.002) และ $SI \rightarrow SN$ เปลี่ยนแปลงจาก 0.545 เป็น 0.542 (ลดลง -0.003) การเปลี่ยนแปลงที่เล็กน้อยเหล่านี้แสดงให้เห็นว่าความสัมพันธ์ทางสังคมมีความเสถียรภาพสูงและไม่ได้รับผลกระทบจากวิธีการประมาณค่าที่แตกต่างกัน ความเสถียรภาพของความสัมพันธ์เหล่านี้ยืนยันความสำคัญและความแข็งแกร่งของปัจจัยทางสังคมในบริบทวัฒนธรรมไทย และแสดงให้เห็นว่าการวัดและการกำหนดความสัมพันธ์ของตัวแปรทางสังคมในแบบจำลองมีความเหมาะสมและสะท้อนความเป็นจริงในบริบทไทยได้ดี ความไว้วางใจ AI ต่อทัศนคติ ($AI \rightarrow ATU$) ก็มีการเปลี่ยนแปลงเล็กน้อยเช่นกัน จาก 0.221 เป็น 0.235 (เพิ่มขึ้น +0.014) แสดงว่าความสัมพันธ์นี้มีความมั่นคงและไม่ขึ้นอยู่กับวิธีการประมาณค่าอย่างใดก็ตาม มีความสัมพันธ์สองประการที่แสดงการเสริมสร้างในด้านขนาด แต่กลับสูญเสียความสำคัญทางสถิติภายใต้การวิเคราะห์ PLSc ได้แก่ ความไว้วางใจ AI ต่อเจตนาพฤติกรรม ($AI \rightarrow BI$) ที่เพิ่มขึ้นจาก 0.091 เป็น 0.106 (+0.015) และการรับรู้ความง่ายในการใช้งานต่อเจตนาพฤติกรรม ($PEOU \rightarrow BI$) ที่เพิ่มขึ้นจาก 0.059 เป็น 0.072 (+0.013) แม้ว่าขนาดของความสัมพันธ์จะเพิ่มขึ้น แต่กลับไม่สามารถบรรลุความสำคัญทางสถิติภายใต้การประมาณค่าที่เข้มงวดกว่า ผลการวิเคราะห์นี้บ่งชี้ว่าความสัมพันธ์เหล่านี้อาจมีความซับซ้อนมากกว่าความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงที่แบบจำลองกำหนดไว้ หรืออาจมีปัจจัยปรับแต่งหรือตัวแปรสื่อกลางที่ซ่อนอยู่ซึ่งส่งผลต่อความสัมพันธ์เหล่านี้ การที่ $AI \rightarrow BI$ สูญเสียความสำคัญอาจเป็นเพราะอิทธิพลของความไว้วางใจ AI ต่อเจตนาพฤติกรรมไม่ได้เป็นความสัมพันธ์ที่เรียบง่าย แต่อาจขึ้นอยู่กับปัจจัยอื่น ๆ เช่น ระดับการศึกษา ประสบการณ์ด้านเทคโนโลยี หรือบริบททางสังคม ในทำนองเดียวกัน $PEOU \rightarrow BI$ ที่สูญเสียความสำคัญอาจสะท้อนให้เห็นว่าในยุคปัจจุบัน การรับรู้ความง่ายในการใช้งานได้กลายเป็นคุณสมบัติพื้นฐานที่ผู้ใช้คาดหวังมากกว่าปัจจัยที่จะสร้างความแตกต่างในการตัดสินใจใช้เทคโนโลยี

ผลการวิเคราะห์ Consistent PLS-SEM ยืนยันความถูกต้องของกรอบทฤษฎีที่นำเสนอความสัมพันธ์ $PEOU \rightarrow PU$ ที่แข็งแกร่งขึ้นแสดงความสำคัญของการออกแบบระบบให้ใช้งานง่าย ความสัมพันธ์ $AI \rightarrow PC$ ที่เสริมสร้างขึ้นสนับสนุนแนวคิดที่ว่าผู้ใช้ที่ไว้วางใจเทคโนโลยีจะมีความตระหนักในประเด็นความเป็นส่วนตัวมากขึ้น ความสัมพันธ์ $PU \rightarrow ATU$ ที่แข็งแกร่งขึ้นเสริมสร้าง

ความสำคัญของการแสดงประโยชน์ที่ชัดเจน ความเสถียรภาพของปัจจัยทางสังคมยืนยันความเหมาะสมของการใช้กลยุทธ์ทางสังคมในการส่งเสริมการยอมรับเทคโนโลยีในบริษัทไทย

4.8 ผลการวิเคราะห์กลุ่มย่อยตามลักษณะประชากรศาสตร์

การวิเคราะห์กลุ่มย่อยเป็นการทดสอบว่า ความสัมพันธ์ในแบบจำลองมีความแตกต่างกันในกลุ่มย่อยต่าง ๆ หรือไม่ โดยการวิเคราะห์นี้จะช่วยตรวจสอบความคงที่ของแบบจำลองข้ามกลุ่มประชากรและระบุปัจจัยปรับแต่ง (Moderating Factors) ที่อาจมีผลต่อความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในการศึกษานี้ได้ ทดสอบผลการปรับแต่งของตัวแปรลักษณะประชากรศาสตร์สี่ประเภท ได้แก่ เพศ ระดับการศึกษา ประสบการณ์ในการทำงาน และความชำนาญในการทำงาน เพื่อเข้าใจว่าลักษณะส่วนบุคคลที่แตกต่างกันส่งผลต่อการยอมรับเทคโนโลยีอย่างไร การวิเคราะห์กลุ่มย่อยดำเนินการโดยใช้ SmartPLS 4 ผ่าน Permutation Test ด้วยขนาดตัวอย่าง 5,000 ครั้ง โดยกำหนดระดับนัยสำคัญที่ $p < 0.05$ สำหรับการยืนยันผลการปรับแต่ง กลุ่มตัวอย่างถูกแบ่งตามเกณฑ์ที่ชัดเจนเพื่อให้การเปรียบเทียบมีความหมาย โดยตัดกลุ่มกลางออกในบางการวิเคราะห์เพื่อสร้างความแตกต่างที่ชัดเจนระหว่างกลุ่ม ผลการวิเคราะห์จะแสดงให้เห็นถึงรูปแบบการยอมรับเทคโนโลยีที่หลากหลายและให้ข้อมูลสำคัญสำหรับการออกแบบกลยุทธ์การส่งเสริมที่เหมาะสมกับกลุ่มเป้าหมายต่าง ๆ

4.8.1 การวิเคราะห์ผลการปรับแต่งตามเพศ (Gender Moderation) แบ่งกลุ่มตัวอย่างออกเป็นเพศชาย ($n = 368$) และเพศหญิง ($n = 471$) โดยตัดผู้ที่ระบุเพศอื่น ๆ ($n = 222$) ออกจากการวิเคราะห์เพื่อให้ได้การเปรียบเทียบที่ชัดเจน ผลการวิเคราะห์ผลการปรับแต่งตามเพศต่อความสัมพันธ์ต่าง ๆ ในแบบจำลอง ปรากฏผลดังตารางที่ 4-42

ตารางที่ 4-42 ผลการวิเคราะห์ผลการปรับแต่งตามเพศ

สมมติฐาน	เพศชาย ($n = 368$)	เพศหญิง ($n = 471$)	ความ แตกต่าง	ค่า p- value	ผลการ สนับสนุน
H19: PEOU $\rightarrow$ BI	$\beta = 0.035$	$\beta = 0.068$	-0.034	0.634	ไม่สนับสนุน
H20: SN $\rightarrow$ BI	$\beta = 0.545$	$\beta = 0.351$	0.194	0.023	สนับสนุน
H21: AI $\rightarrow$ PC	$\beta = 0.502$	$\beta = 0.477$	0.025	0.680	ไม่สนับสนุน
H22: ATU $\rightarrow$ BI	$\beta = -0.008$	$\beta = 0.171$	-0.179	0.028	สนับสนุน

หมายเหตุ: ความแตกต่างที่มีนัยสำคัญแสดงด้วย $p < 0.05$

จากตารางที่ 4-42 พบว่า การวิเคราะห์ผลการปรับแต่งตามเพศให้ผลลัพธ์ที่มีนัยสำคัญสอง สมมติฐานจากสี่สมมติฐานที่ทดสอบ สมมติฐานที่ 20 (H20) ที่ทดสอบผลการปรับแต่งของเพศต่อความสัมพันธ์ระหว่างบรรทัดฐานทางสังคมและเจตนาพฤติกรรม ได้รับการสนับสนุนอย่างมีนัยสำคัญ ($p = 0.023$) ผลการวิเคราะห์แสดงให้เห็นว่านักศึกษาเพศชายได้รับอิทธิพลจากบรรทัดฐานทางสังคมมากกว่านักศึกษาเพศหญิงอย่างมีนัยสำคัญ โดยมีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเท่ากับ 0.545 สำหรับเพศชาย เทียบกับ 0.351 สำหรับเพศหญิง ความแตกต่าง 0.194 แสดงให้เห็นว่าแรงกดดันทางสังคมและความคาดหวังจากบุคคลสำคัญมีผลต่อการตัดสินใจของเพศชายในการใช้เทคโนโลยีมากกว่าเพศหญิง ผลการวิเคราะห์นี้สะท้อนให้เห็นถึงความแตกต่างในการตอบสนองต่อแรงกดดันทางสังคมระหว่างเพศ ซึ่งอาจเกี่ยวข้องกับบทบาททางสังคมและความคาดหวังทางวัฒนธรรมที่แตกต่างกัน สมมติฐานที่ 22 (H22) ที่ทดสอบผลการปรับแต่งของเพศต่อความสัมพันธ์ระหว่างทัศนคติและเจตนาพฤติกรรมก็ได้รับการสนับสนุนอย่างมีนัยสำคัญ ($p = 0.028$) ผลการวิเคราะห์เผยให้เห็นรูปแบบที่น่าสนใจ โดยนักศึกษาเพศหญิงแสดงค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเชิงบวกระหว่างทัศนคติและเจตนาพฤติกรรม ($\beta = 0.171$) ในขณะที่นักศึกษาเพศชายแสดงค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเชิงลบเล็กน้อย ($\beta = -0.008$) ความแตกต่าง -0.179 แสดงให้เห็นว่าทัศนคติเชิงบวกต่อเทคโนโลยีสามารถแปลงเป็นเจตนาพฤติกรรมได้อย่างมีประสิทธิภาพในกลุ่มนักศึกษาเพศหญิงมากกว่าเพศชาย ผลการวิเคราะห์นี้บ่งชี้ว่าเพศหญิงมีความสอดคล้องระหว่างทัศนคติและพฤติกรรมมากกว่าเพศชาย ซึ่งอาจสะท้อนความแตกต่างในกระบวนการตัดสินใจและการประมวลผลข้อมูลระหว่างเพศ สมมติฐานที่ 19 (H19) และ 20 (H21) ไม่ได้รับการสนับสนุน โดย H19 ที่ทดสอบผลการปรับแต่งของเพศต่อความสัมพันธ์ระหว่างการรับรู้ความง่ายในการใช้งานและเจตนาพฤติกรรม มีค่า p-value เท่ากับ 0.634 แสดงว่าไม่มีความแตกต่างระหว่างเพศในเรื่องการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน และ H21 ที่ทดสอบผลการปรับแต่งของเพศต่อความสัมพันธ์ระหว่างความไว้วางใจปัญญาประดิษฐ์ และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว มีค่า p-value เท่ากับ 0.680 แสดงว่าทั้งเพศชายและเพศหญิงมีรูปแบบการตอบสนองต่อประเด็นความไว้วางใจและความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวที่คล้ายคลึงกัน

4.8.2 การวิเคราะห์ผลการปรับแต่งตามระดับการศึกษา (Academic Level Moderation) แบ่งกลุ่มตัวอย่างออกเป็นระดับปริญญาตรี ($n = 680$) ซึ่งรวมนักศึกษาปัจจุบันและผู้ที่สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี และระดับบัณฑิตศึกษา ($n = 381$) ซึ่งรวมนักศึกษาระดับปริญญาโทและปริญญาเอก ผลการวิเคราะห์ผลการปรับแต่งตามระดับการศึกษาต่อความสัมพันธ์ต่าง ๆ ในแบบจำลอง ปรากฏผลดังตารางที่ 4-43

ตารางที่ 4-43 ผลการวิเคราะห์ผลการปรับแต่งตามระดับการศึกษา

สมมติฐาน	ระดับปริญญาตรี (n = 680)	ระดับบัณฑิตศึกษา (n = 381)	ความแตกต่าง	ค่า p-value	ผลการสนับสนุน
H23: SN $\rightarrow$ BI	$\beta = 0.545$	$\beta = 0.362$	0.183	0.016	สนับสนุน
H24: PU $\rightarrow$ ATU	$\beta = 0.399$	$\beta = 0.448$	-0.050	0.432	ไม่สนับสนุน

หมายเหตุ: ความแตกต่างที่มีนัยสำคัญแสดงด้วย $p < 0.05$

จากตารางที่ 4-43 พบว่า การวิเคราะห์ผลการปรับแต่งตามระดับการศึกษาให้ผลลัพธ์ที่มีนัยสำคัญหนึ่งสมมติฐานจากสองสมมติฐานที่ทดสอบ สมมติฐานที่ 23 (H23) ที่ทดสอบผลการปรับแต่งของระดับการศึกษาต่อความสัมพันธ์ระหว่างบรรทัดฐานทางสังคมและเจตนาพฤติกรรมได้รับการสนับสนุนอย่างมีนัยสำคัญ ($p = 0.016$) ผลการวิเคราะห์แสดงให้เห็นว่านักศึกษาระดับปริญญาตรีมีความไวต่ออิทธิพลทางสังคมมากกว่านักศึกษาระดับบัณฑิตศึกษาอย่างมีนัยสำคัญ โดยมีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเท่ากับ 0.545 สำหรับระดับปริญญาตรี เทียบกับ 0.362 สำหรับระดับบัณฑิตศึกษา ความแตกต่าง 0.183 แสดงให้เห็นว่านักศึกษาระดับปริญญาตรีมีความอ่อนไหวต่อความคาดหวังจากอาจารย์ เพื่อนร่วมชั้น และสถาบันการศึกษามากกว่านักศึกษาระดับบัณฑิตศึกษา ผลการวิเคราะห์นี้สอดคล้องกับขั้นตอนการศึกษา โดยนักศึกษาระดับปริญญาตรีอยู่ในช่วงการปรับตัวและการสร้างอัตลักษณ์ทางวิชาการ จึงมีความต้องการการยอมรับและการอนุมัติจากผู้อื่นมากกว่านักศึกษาระดับบัณฑิตศึกษาที่มีความมั่นใจในตนเองและความเป็นอิสระในการตัดสินใจมากกว่า สมมติฐานที่ 24 (H24) ที่ทดสอบผลการปรับแต่งของระดับการศึกษาต่อความสัมพันธ์ระหว่างการรับรู้ประโยชน์และทัศนคติ ไม่ได้รับการสนับสนุน ($p = 0.432$) ผลการวิเคราะห์แสดงให้เห็นว่าการรับรู้ประโยชน์ของเทคโนโลยีส่งผลต่อทัศนคติในลักษณะที่คล้ายคลึงกันทั้งในกลุ่มนักศึกษาระดับปริญญาตรีและบัณฑิตศึกษา แม้ว่านักศึกษาระดับบัณฑิตศึกษาจะมีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางสูงกว่าเล็กน้อย ($\beta = 0.448$ เทียบกับ $\beta = 0.399$) แต่ความแตกต่างนี้ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ ผลการวิเคราะห์นี้บ่งชี้ว่าความสามารถในการประเมินประโยชน์ของเทคโนโลยีและการแปลงเป็นทัศนคติเป็นกระบวนการที่ค่อนข้างสากลข้ามระดับการศึกษา โดยไม่ได้รับผลกระทบจากความแตกต่างในระดับความรู้หรือประสบการณ์ทางวิชาการมากนัก

4.8.3 การวิเคราะห์ผลการปรับแต่งตามประสบการณ์ในการใช้งาน (Experience Moderation) แบ่งกลุ่มตัวอย่างตามการประเมินตนเองเกี่ยวกับประสบการณ์การใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) โดยแบ่งเป็นกลุ่มประสบการณ์ต่ำ ($n = 415$) ซึ่งรวมผู้ที่ระบุตนเองเป็น "ผู้

เริ่มต้น" และ "ระดับพื้นฐาน" และกลุ่มประสบการณ์สูง ($n = 447$) ซึ่งรวมผู้ที่ระบุตนเองเป็น "ระดับสูง" และ "ผู้เชี่ยวชาญ" โดยตัดกลุ่ม "ระดับกลาง" ($n = 199$) ออกเพื่อให้ได้การแยกกลุ่มที่ชัดเจน ผลการวิเคราะห์ผลการปรับแต่งตามประสบการณ์ในการใช้งานต่อความสัมพันธ์ต่าง ๆ ในแบบจำลอง ปรากฏผลดังตารางที่ 4-44

ตารางที่ 4-44 ผลการวิเคราะห์ผลการปรับแต่งตามประสบการณ์ในการใช้งาน

สมมติฐาน	ประสบการณ์ต่ำ ($n = 415$)	ประสบการณ์สูง ($n = 447$)	ความแตกต่าง	ค่า p-value	ผลการสนับสนุน
H14: PEOU $\rightarrow$ BI	$\beta = 0.097$	$\beta = 0.049$	0.049	0.464	ไม่สนับสนุน
H15: PU $\rightarrow$ BI	$\beta = 0.051$	$\beta = 0.029$	0.022	0.834	ไม่สนับสนุน
H16: ATU $\rightarrow$ BI	$\beta = 0.079$	$\beta = -0.006$	0.086	0.263	ไม่สนับสนุน
H17: SN $\rightarrow$ BI	$\beta = 0.479$	$\beta = 0.537$	-0.058	0.468	ไม่สนับสนุน
H18: AI $\rightarrow$ PC	$\beta = 0.472$	$\beta = 0.509$	-0.036	0.542	ไม่สนับสนุน

หมายเหตุ: ไม่พบความแตกต่างที่มีนัยสำคัญระหว่างกลุ่มประสบการณ์ ($p > 0.05$ ทั้งหมด)

จากตารางที่ 4-44 พบว่า การวิเคราะห์ผลการปรับแต่งตามประสบการณ์ในการใช้งานไม่ให้ผลลัพธ์ที่มีนัยสำคัญทางสถิติในสมมติฐานใด ๆ ทั้งหมด โดยมีค่า p-value ที่สูงกว่าระดับนัยสำคัญ 0.05 ในทุกสมมติฐาน อย่างไรก็ตาม การวิเคราะห์เผยให้เห็นรูปแบบทิศทางที่น่าสนใจซึ่งควรค่าแก่การอภิปราย สำหรับสมมติฐานที่ 24 (H14) นักศึกษาที่มีประสบการณ์ต่ำแสดงการพึ่งพาการรับรู้ความง่ายในการใช้งานมากกว่า ($\beta = 0.097$) เมื่อเทียบกับนักศึกษาที่มีประสบการณ์สูง ($\beta = 0.049$) แม้ว่าความแตกต่าง 0.049 จะไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ ($p = 0.464$) แต่แนวโน้มนี้บ่งชี้ว่าผู้ใช้มือใหม่อาจให้ความสำคัญกับความง่ายในการใช้งานมากกว่าผู้ใช้ที่มีประสบการณ์ ซึ่งสอดคล้องกับทฤษฎีการเรียนรู้เทคโนโลยีที่เสนอว่าผู้เริ่มต้นมักมุ่งเน้นไปที่การลดอุปสรรคในการใช้งาน สมมติฐานที่ 15 (H15) และ 16 (H16) แสดงรูปแบบที่คล้ายคลึงกัน โดยนักศึกษาที่มีประสบการณ์ต่ำมีความสัมพันธ์เชิงบวกระหว่างการรับรู้ประโยชน์กับเจตนาพฤติกรรม ($\beta = 0.051$) และระหว่างทัศนคติกับเจตนาพฤติกรรม ($\beta = 0.079$) ในขณะที่นักศึกษาที่มีประสบการณ์สูงมีค่าสัมประสิทธิ์ที่ต่ำกว่าหรือแม้กระทั่งเป็นลบเล็กน้อยในกรณีของทัศนคติ ($\beta = -0.006$) แม้ว่าความแตกต่างเหล่านี้จะไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แต่อาจสะท้อนให้เห็นว่าผู้ใช้ที่มีประสบการณ์มากขึ้นอาจมีเกณฑ์การตัดสินใจที่ซับซ้อนกว่าและไม่ได้

พึงพาปัจจัยเดียว ๆ ในการตัดสินใจมากนัก สมมติฐานที่ 17 (H17) และ 18 (H18) แสดงรูปแบบที่น่าสนใจโดยนักศึกษาที่มีประสบการณ์สูงมีความสัมพันธ์ที่แข็งแกร่งกว่าเล็กน้อยในทั้งความสัมพันธ์ระหว่างบรรทัดฐานทางสังคมกับเจตนาพฤติกรรม ($\beta = 0.537$ เทียบกับ $\beta = 0.479$) และระหว่างความไว้วางใจ AI กับความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว ($\beta = 0.509$ เทียบกับ $\beta = 0.472$) ผลการวิเคราะห์โดยรวมแสดงให้เห็นว่ารูปแบบการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) มีความสอดคล้องกันอย่างน่าทึ่งข้ามระดับประสบการณ์ต่าง ๆ ซึ่งท้าทายสมมติฐานดั้งเดิมในวรรณกรรมการยอมรับเทคโนโลยีที่เสนอว่าทักษะดิจิทัลและประสบการณ์มักสร้างกลุ่มผู้ใช้ที่แตกต่างกัน

4.8.4 การวิเคราะห์ผลการปรับแต่งตามความชำนาญในการใช้งาน (Self-Rated Proficiency Moderation) แบ่งกลุ่มตัวอย่างตามการประเมินตนเองเกี่ยวกับความชำนาญในการใช้เครื่องมือ GenAI โดยแบ่งเป็นกลุ่มความชำนาญต่ำ ($n = 450$) ซึ่งรวมผู้ที่ระบุตนเองเป็น "ความสามารถจำกัดมาก" และ "ผู้ใช้พื้นฐาน" และกลุ่มความชำนาญสูง ($n = 395$) ซึ่งรวมผู้ที่ระบุตนเองเป็น "มีความชำนาญ" และ "ระดับสูง" โดยตัดกลุ่ม "ผู้ใช้ระดับกลาง" ($n = 216$) ออกเพื่อให้ได้การแยกกลุ่มที่ชัดเจน ผลการวิเคราะห์ผลการปรับแต่งตามความชำนาญในการใช้งานต่อความสัมพันธ์ต่าง ๆ ในแบบจำลอง ปรากฏผลดังตารางที่ 4-45

ตารางที่ 4-45 ผลการวิเคราะห์ผลการปรับแต่งตามความชำนาญในการใช้งาน

สมมติฐาน	ความชำนาญต่ำ ($n = 450$)	ความชำนาญสูง ($n = 395$)	ความแตกต่าง	ค่า p-value	ผลการสนับสนุน
H25: AI $\rightarrow$ PC	$\beta = 0.448$	$\beta = 0.545$	-0.097	0.098	ไม่สนับสนุน
H26: PBC $\rightarrow$ BI	$\beta = 0.026$	$\beta = -0.133$	0.159	0.117	ไม่สนับสนุน

หมายเหตุ: ไม่พบความแตกต่างที่มีนัยสำคัญ ($p > 0.05$ ทั้งหมด)

จากตารางที่ 4-45 พบว่า การวิเคราะห์ผลการปรับแต่งตามความชำนาญในการใช้งานไม่ให้ผลลัพธ์ที่มีนัยสำคัญทางสถิติในทั้งสองสมมติฐานที่ทดสอบ อย่างไรก็ตาม ผลการวิเคราะห์เผยให้เห็นรูปแบบที่น่าสนใจซึ่งสมควรได้รับการอภิปราย สำหรับสมมติฐานที่ 25 (H25) ผู้ใช้ที่มีความชำนาญสูงแสดงความสัมพันธ์ที่แข็งแกร่งกว่าระหว่างความไว้วางใจ AI และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว ($\beta = 0.545$ เทียบกับ $\beta = 0.448$) แม้ว่าความแตกต่าง -0.097 จะไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ ($p = 0.098$) แต่แนวโน้มนี้บ่งชี้ว่าผู้ใช้ที่มีประสบการณ์มากขึ้นพัฒนาความตระหนักเชิงวิพากษ์ต่อผลกระทบด้านความเป็นส่วนตัวมากขึ้นเมื่อไว้วางใจระบบปัญญาประดิษฐ์ ผลการวิเคราะห์นี้สอดคล้องกับแนวคิด "ความไว้วางใจเชิงวิพากษ์" ที่ความสามารถทางเทคนิคนำไปสู่ความเข้าใจที่ละเอียดและซับซ้อนมาก

ขึ้นเกี่ยวกับความเสี่ยงของเทคโนโลยี ผู้ใช้ที่มีความชำนาญสูงมีแนวโน้มที่จะเข้าใจถึงความสามารถของระบบ AI ในการประมวลผลและวิเคราะห์ข้อมูลส่วนบุคคล จึงมีความระมัดระวังและความกังวลมากขึ้นแม้ว่าจะไว้วางใจในระบบก็ตาม สมมติฐานที่ 26 (H26) เผยให้เห็นรูปแบบที่น่าสนใจมากขึ้นในตารางที่ 4-42 โดยความสัมพันธ์ระหว่างการรับรู้ความสามารถในการควบคุมและเจตนาพฤติกรรมเป็นบวกสำหรับผู้ที่มีความชำนาญต่ำ ($\beta = 0.026$) แต่เป็นลบสำหรับผู้ที่มีความชำนาญสูง ($\beta = -0.133$) แม้ว่าความแตกต่าง 0.159 จะไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ ($p = 0.117$) แต่รูปแบบนี้อาจบ่งชี้ว่าผู้ใช้ที่มีประสบการณ์รับรู้ถึงความซับซ้อนและข้อจำกัดในการควบคุมระบบ AI ที่ซับซ้อน ผลการวิเคราะห์นี้สะท้อนให้เห็นถึงความแตกต่างในการรับรู้ความสามารถในการควบคุมเทคโนโลยี โดยผู้ใช้มือใหม่อาจมีความรู้สึกที่ตนเองสามารถควบคุมระบบได้มากกว่าความเป็นจริง ในขณะที่ผู้ใช้ที่มีความชำนาญรู้ดีว่าระบบ AI มีความซับซ้อนและการทำงานแบบ "กล่องดำ" ที่ยากต่อการควบคุมโดยผู้ใช้ทั่วไป ผลการวิเคราะห์ความชำนาญโดยรวมแสดงให้เห็นว่าแม้จะไม่มีมีความแตกต่างที่มีนัยสำคัญทางสถิติ แต่มีรูปแบบที่มีความหมายซึ่งแสดงถึงความแปรผันในวิธีการที่นักศึกษาที่มีระดับความชำนาญต่างกันเข้าหาการยอมรับ GenAI การที่ไม่พบความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญอาจเป็นเพราะปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ในปัจจุบันได้รับการออกแบบให้มีความเป็นมิตรกับผู้ใช้และสามารถเข้าถึงได้ง่าย ทำให้ช่องว่างระหว่างผู้ใช้ที่มีความชำนาญต่างกันลดลง อย่างไรก็ตาม ความแตกต่างในเชิงคุณภาพที่พบในการวิเคราะห์นี้ให้ข้อมูลเชิงลึกที่สำคัญสำหรับการออกแบบกลยุทธ์การสื่อสารและการฝึกอบรมที่เหมาะสมกับกลุ่มผู้ใช้ที่มีระดับความชำนาญต่างกัน

4.8.5 สรุปผลการวิเคราะห์กลุ่มย่อยโดยรวม

การวิเคราะห์กลุ่มย่อย ได้แก่ เพศ ระดับการศึกษา ประสบการณ์ในการใช้งาน และความชำนาญในการใช้งาน เพื่อเข้าใจว่าลักษณะส่วนบุคคลที่แตกต่างกันส่งผลต่อการยอมรับเทคโนโลยีอย่างไร ครอบคลุมที่ดำเนินการ ปรากฏผลดังตารางที่ 4-46

ตารางที่ 4-46 สรุปผลการวิเคราะห์กลุ่มย่อยโดยรวม

ตัวแปรปรับแต่ง	สมมติฐานที่ทดสอบ	เส้นทางที่มีนัยสำคัญ	อัตราความสำเร็จ	ข้อค้นพบสำคัญ
เพศ	H19-H22 (4 เส้นทาง)	2 (H20, H22)	50.0%	เพศชาย: ขับเคลื่อนโดยบรรทัดฐานทางสังคม เพศหญิง: ขับเคลื่อนโดยทัศนคติ
ระดับการศึกษา	H23-H24 (2 เส้นทาง)	1 (H23)	50.0%	นักศึกษาปริญญาตรีได้รับอิทธิพลจากบรรทัดฐานทางสังคมมากกว่า
ประสบการณ์ในการใช้งาน	H14-H18 (5 เส้นทาง)	0	0%	ไม่พบผลการปรับแต่งที่มีนัยสำคัญ
ความชำนาญในการใช้งาน	H25-H26 (2 เส้นทาง)	0	0%	ไม่พบผลการปรับแต่งที่มีนัยสำคัญ
รวม	13 สมมติฐานการปรับแต่ง	3	23.1%	รูปแบบการปรับแต่งที่จำกัดแต่มีความหมาย

จากตารางที่ 4-46 การวิเคราะห์กลุ่มย่อยครอบคลุมแสดงให้เห็นว่าแม้ปัจจัยด้านประชากรศาสตร์และประสบการณ์ส่วนใหญ่จะไม่ได้ปรับแต่งความสัมพันธ์การยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์อย่างมีนัยสำคัญ แต่เพศและระดับการศึกษากลับเป็นตัวแยกแยะที่มีความหมาย โดยเฉพาะอย่างยิ่ง เพศแสดงผลการปรับแต่งที่แข็งแกร่งที่สุดด้วยอัตราความสำเร็จ 50% ซึ่งนักศึกษาเพศชายได้รับอิทธิพลจากบรรทัดฐานทางสังคมมากกว่า ($H20: p = 0.023$) ในขณะที่นักศึกษาเพศหญิงแสดงความเชื่อมโยงระหว่างทัศนคติและเจตนาที่แข็งแกร่งกว่า ($H22: p = 0.028$) ระดับการศึกษาก็มีอัตราความสำเร็จ 50% เช่นกัน โดยนักศึกษาระดับปริญญาตรีแสดงความไวต่ออิทธิพลทางสังคมมากกว่านักศึกษาระดับบัณฑิตศึกษา ($H23: p = 0.016$) การไม่พบผลการปรับแต่งสำหรับตัวแปรประสบการณ์และความชำนาญ ดังแสดงในตารางที่ 4-43 บ่งชี้ว่ารูปแบบการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ มีความสอดคล้องกันอย่างน่าทึ่งข้ามระดับความสามารถของผู้ใช้ต่าง ๆ ผลการวิเคราะห์นี้ทำทนายวรรณกรรมการยอมรับเทคโนโลยีดั้งเดิมซึ่งทักษะดิจิทัลและประสบการณ์มัก

สร้างกลุ่มผู้ใช้ที่แตกต่างกัน ซึ่งบ่งชี้ถึงผลกระทบการสร้างความเท่าเทียมของปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ในบริบทการศึกษา ผลการวิเคราะห์เน้นย้ำว่าลักษณะประชากรศาสตร์ส่วนบุคคล (เพศ ระดับการศึกษา) มีความสำคัญมากกว่าความสามารถทางเทคนิคหรือประสบการณ์การใช้งานในการกำหนดเส้นทางการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ของนักศึกษาไทย ผลการวิเคราะห์โดยรวมให้ข้อเสนอแนะสำคัญสำหรับสถาบันการศึกษาในการออกแบบกลยุทธ์การนำปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์มาใช้ การที่เพศชายมีแนวโน้มตอบสนองต่อบรรทัดฐานทางสังคมมากกว่าแสดงให้เห็นถึงความสำคัญของการสร้างการรับรู้ว่าการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ เป็นที่ยอมรับและคาดหวังในสภาพแวดล้อมทางวิชาการ ในทางตรงกันข้าม การที่เพศหญิงแสดงความเชื่อมโยงระหว่างทัศนคติและเจตนาที่แข็งแกร่งกว่าบ่งชี้ว่าการมุ่งเน้นไปที่การสร้างทัศนคติเชิงบวกผ่านการแสดงประโยชน์และการสร้างประสบการณ์เชิงบวกอาจมีประสิทธิภาพมากขึ้นสำหรับกลุ่มนี้ การที่นักศึกษาระดับปริญญาตรีแสดงความไวต่ออิทธิพลทางสังคมมากกว่าแสดงให้เห็นถึงความสำคัญของการสร้างสภาพแวดล้อมที่สนับสนุนและการแนะนำจากอาจารย์และเพื่อนร่วมชั้นในการส่งเสริมการยอมรับ การที่ไม่พบความแตกต่างตามประสบการณ์และความชำนาญแสดงให้เห็นว่าปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ มีศักยภาพในการเข้าถึงได้กว้างขวางและไม่จำเป็นต้องมีการฝึกอบรมเชิงเทคนิคที่ซับซ้อนมากนักก่อนการนำมาใช้

4.9 ผลการวิจัยพลวัตของปัจจัยเพื่อการขับเคลื่อนนวัตกรรม

ผลการวิจัยเชิงประจักษ์สะท้อนให้เห็นถึงความเป็นพลวัต (Dynamics) ของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับนวัตกรรมในบริบทประเทศไทยอย่างมีนัยสำคัญ โดยปรากฏผลลัพธ์ที่แสดงถึงความเคลื่อนไหวและน้ำหนักของตัวแปรที่เปลี่ยนแปลงไปตามเงื่อนไขทางสังคมและคุณลักษณะเฉพาะของผู้ใช้งาน ซึ่งสามารถสรุปประเด็นสำคัญได้ดังนี้

ประเด็นแรกคือความเป็นพลวัตของอิทธิพลทางสังคมที่แสดงพลังขับเคลื่อนเหนือกว่าประโยชน์ส่วนบุคคลอย่างเด่นชัด โดยปัจจัยที่มีความโดดเด่นและทรงอิทธิพลที่สุดในแบบจำลองคือ บรรทัดฐานทางสังคม (Social Norms) ซึ่งส่งผลทางตรงต่อเจตนาพฤติกรรมอย่างมีนัยสำคัญสูงสุดด้วยค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง $\beta = 0.488$ พลวัตนี้ชี้ให้เห็นว่าแรงขับเคลื่อนในการตัดสินใจของผู้เรียนไทยมีความไวต่อกระแสการยอมรับของเครือข่ายความสัมพันธ์รอบข้างและอิทธิพลจากบุคคลสำคัญ ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบกับเชิงน้ำหนักพบว่ามีอิทธิพลมากกว่าการรับรู้ประโยชน์ส่วนบุคคล ($\beta = 0.231$) อย่างชัดเจน นอกจากนี้ ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (BI) ยังได้รับอิทธิพลจากทัศนคติ ($\beta = 0.414$) ในระดับสูง สะท้อนให้เห็นว่าพลวัตการยอมรับนวัตกรรมในประเทศไทยไม่ได้ขึ้นอยู่กับคุณค่าทางเทคนิคเพียงลำพัง แต่ถูกกำกับด้วยโครงสร้างทางสังคมและการมีส่วนร่วมของกลุ่ม (Collective Behavior) เป็นสำคัญ

ประเด็นถัดมาคือพลวัตของปรากฏการณ์ “ความไว้วางใจเชิงวิพากษ์” (Critical Trust) ซึ่งเป็นข้อค้นพบเชิงลึกที่สำคัญยิ่งจากการศึกษาครั้งนี้ โดยพบพลวัตความสัมพันธ์ในทิศทางบวกระหว่างความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวอย่างแข็งแกร่งด้วยค่าสถิติ $\beta = 0.498$ ความเป็นพลวัตในมิตินี้แสดงให้เห็นว่า เมื่อผู้ใช้งานมีระดับความเชื่อมั่นในนวัตกรรมเพิ่มสูงขึ้น พวกเขาไม่ได้ลดทอนการเฝ้าระวังด้านข้อมูลส่วนบุคคลลง แต่ในทางตรงกันข้าม กลับมีพลวัตความตระหนักรู้และการเพิ่มระดับการป้องกันข้อมูลส่วนบุคคลที่เข้มข้นขึ้นตามไปด้วยในสัดส่วนเดียวกัน สิ่งนี้บ่งชี้ว่าผู้เรียนไทยเป็น “ผู้ใช้งานที่ตระหนักรู้” (Vigilant Users) ที่มีความพร้อมในการยอมรับเทคโนโลยีล้ำสมัยควบคู่ไปกับการยกระดับการรักษาความปลอดภัยของข้อมูลส่วนบุคคลอย่างมีวิจารณญาณ

ประเด็นสุดท้ายคือพลวัตความแตกต่างตามลักษณะทางประชากรศาสตร์จากการวิเคราะห์กลุ่มย่อย (Multi-Group Analysis: MGA) ซึ่งเผยให้เห็นน้ำหนักของปัจจัยที่เปลี่ยนแปลงไปตามคุณลักษณะส่วนบุคคลอย่างชัดเจน โดยพบว่าปัจจัยบรรทัดฐานทางสังคมจะมีอิทธิพลเข้มข้นขึ้นอย่างมีนัยสำคัญในกลุ่ม เพศชาย ($\beta = 0.545$) เมื่อเทียบกับเพศหญิง และในกลุ่ม นักศึกษาระดับปริญญาตรี ($\beta = 0.545$) ที่แสดงความไวต่อแรงกดดันทางสังคมและการยอมรับจากสถาบันสูงกว่ากลุ่มบัณฑิตศึกษา ($\beta = 0.362$) อย่างมีนัยสำคัญ ยิ่งไปกว่านั้น กลุ่มนักศึกษาปริญญาตรีสัดส่วนใหญ่กว่ายังมีพลวัตการตอบสนองต่อการรับรู้ประโยชน์สูงกว่ากลุ่มบัณฑิตศึกษา

อย่างไรก็ตาม ข้อค้นพบที่น่าสนใจคือ ปัจจัยด้านประสบการณ์และการประเมินความสามารถทางภาษาอังกฤษกลับแสดงพลวัตที่คงที่และไม่ส่งผลอย่างมีนัยสำคัญต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม ซึ่งสะท้อนถึงพลวัตการเข้าถึงที่เท่าเทียม (Democratization) ของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ที่สามารถลดช่องว่างด้านต้นทุนทักษะเดิมของผู้ใช้งานได้สำเร็จ ร่องรอยของความเป็นพลวัตที่ค้นพบทั้งหมดนี้จึงทำหน้าที่เป็นข้อมูลพื้นฐานสำคัญในการกำหนดแนวทางเพื่อขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลให้สอดคล้องกับพฤติกรรมที่เปลี่ยนแปลงไปตามคุณลักษณะของผู้ใช้งานแต่ละกลุ่มได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด ซึ่งรายละเอียดเชิงรูปธรรมของการนำข้อมูลพลวัตเหล่านี้ไปพัฒนาเป็นต้นแบบนวัตกรรมจะปรากฏในหัวข้อถัดไป

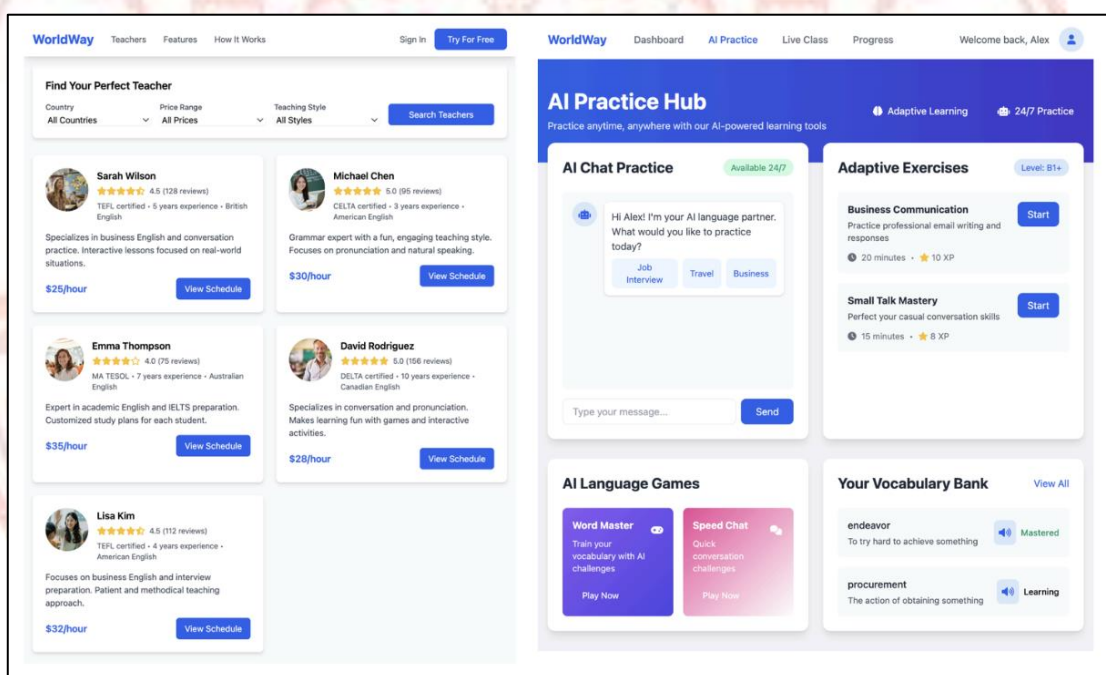
4.10 แนวทางการพัฒนาแพลตฟอร์มการเรียนรู้ภาษาอังกฤษออนไลน์

จากการวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุและพลวัตกลุ่มย่อย ผู้วิจัยได้นำข้อค้นพบมาสังเคราะห์เป็นแนวทางการขับเคลื่อนตามวัตถุประสงค์ข้อที่ 3 ในการเสนอแนวทางการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทย ผู้วิจัยได้นำผลการวิเคราะห์ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับนวัตกรรมปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ผ่านกรอบแนวคิด

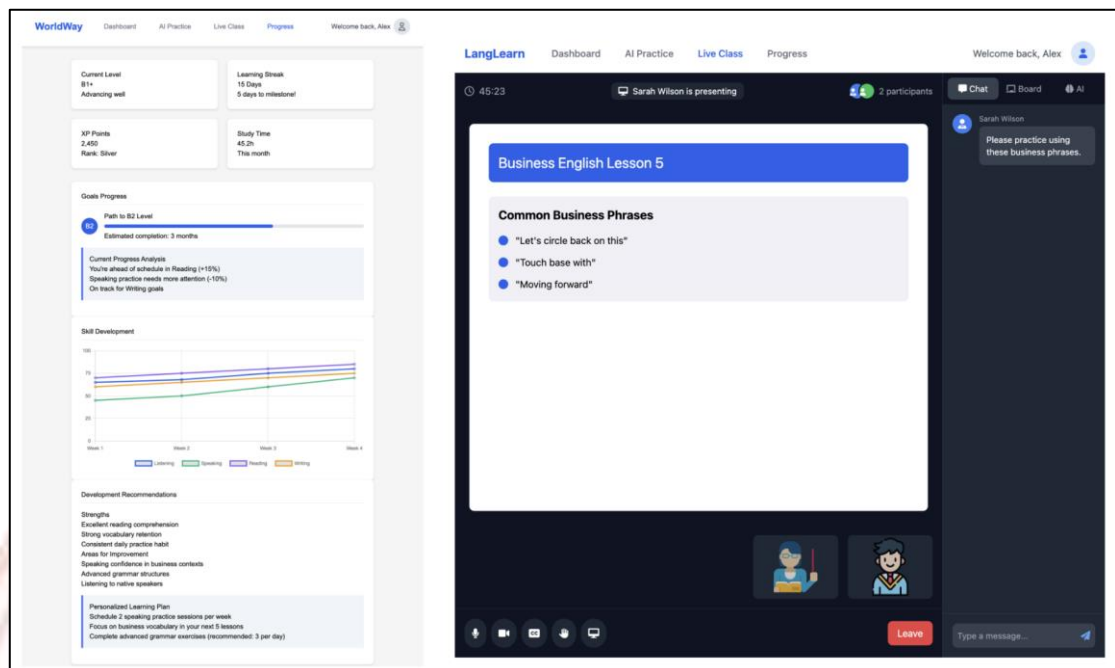
การวิจัย มาถ่ายทอดสู่การออกแบบต้นแบบนวัตกรรมที่ตอบโจทย์พฤติกรรมผู้เรียนไทยอย่างเป็นรูปธรรม โดยมีรายละเอียดดังนี้

4.10.1 การออกแบบส่วนติดต่อผู้ใช้

ผู้วิจัยได้ให้ความสำคัญกับการตอบสนองต่อปัจจัย การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use: PEOU) ซึ่งผลการวิจัยชี้ให้เห็นว่าเป็นจุดเริ่มต้นสำคัญในการสร้างทัศนคติที่ดีของผู้เรียนไทย การออกแบบจึงยึดหลัก User-Centered Design ที่เน้นความเรียบง่าย (Minimalist) เพื่อลดภาระทางพุทธิปัญญา (Cognitive Load) ของผู้ใช้งาน โดยในส่วนของหน้าจอผู้เรียน (Student Interface) ได้มีการจัดวางองค์ประกอบให้สามารถเข้าถึงฟีเจอร์หลัก เช่น การค้นหาครูผู้สอนและการเข้าถึงบทเรียน AI ได้ภายในไม่กี่คลิก ซึ่งเป็นการลดอุปสรรคเชิงเทคนิคที่มักเป็นปัจจัยขัดขวางการยอมรับนวัตกรรมใหม่



ภาพที่ 4-4 ตัวอย่างหน้าจอการเลือกหลักสูตรและการวิเคราะห์ของผู้เรียน

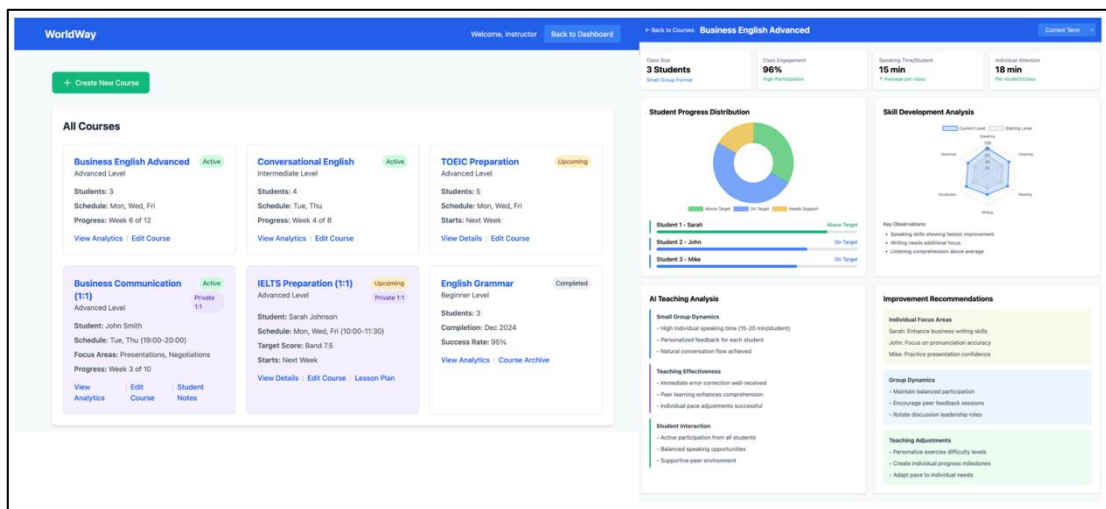


ภาพที่ 4-5 ตัวอย่างหน้าจอของผู้ใช้งานของผู้เรียน

นอกจากนี้ การออกแบบส่วนประสานงานสำหรับผู้สอน (Teacher Interface) ยังถูกพัฒนาขึ้นเพื่อรองรับพลวัตของการจัดการเรียนการสอนที่เปลี่ยนแปลงไป โดยเน้นระบบ Dashboard ที่แสดงผลข้อมูลเชิงลึกของผู้เรียนในรูปแบบกราฟิกที่เข้าใจง่าย (Visual Hierarchy) การจัดการข้อมูลที่ซับซ้อนในให้กลายเป็นภาพที่ชัดเจนนี้ ช่วยเพิ่มศักยภาพในการตัดสินใจของผู้สอน และส่งเสริมให้เกิดความเชื่อมั่นในระบบนวัตกรรม ซึ่งสอดคล้องกับกลยุทธ์การขับเคลื่อนการยอมรับเทคโนโลยีในระดับสถาบันที่ต้องอาศัยทั้งความง่ายและความคล่องตัวในการปฏิบัติงานจริง

4.10.2 พีเจอร์ทหลักและการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์

ในการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมตามกรอบแนวคิดการวิจัย ผู้วิจัยได้บูรณาการปัญญาประดิษฐ์ (AI) เข้ามาเป็นกลไกหลักเพื่อตอบสนองต่อการรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness: PU) และ ความคาดหวังในประสิทธิภาพ (Performance Expectancy) โดยระบบสำคัญอย่าง AI Practice Hub ถูกออกแบบมาเพื่อทำหน้าที่เป็นพื้นที่ฝึกฝนอิสระที่ผู้เรียนสามารถโต้ตอบกับ AI Chatbot ได้ตลอด 24 ชั่วโมง พีเจอร์ทนี้ไม่เพียงแต่ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการเรียนรู้ได้ถึงร้อยละ 40 แต่ยังทำหน้าที่ลดความประหม่า (Anxiety Reduction) ซึ่งเป็นอุปสรรคสำคัญของผู้เรียนภาษาไทย ทำให้เกิดสภาพแวดล้อมการเรียนรู้ที่ปลอดภัยและส่งเสริมให้เกิดความตั้งใจในการทำงานอย่างต่อเนื่อง



ภาพที่ 4-6 ตัวอย่างหน้าจอการวิเคราะห์ผลการเรียน

นอกจากนี้ แพลตฟอร์มยังประกอบด้วยระบบวัดระดับภาษาอัตโนมัติ (Automated Level Assessment) ที่ทำงานร่วมกับระบบวางแผนการเรียนรู้เฉพาะบุคคล (Personalized Learning Plan) เพื่อให้ผู้เรียนได้รับเนื้อหาที่ตรงตามศักยภาพจริงของตนเอง พลวัตของพีเจอาร์นี้สอดคล้องกับปัจจัยนวัตกรรมส่วนบุคคล (Personal Innovativeness) ที่ส่งเสริมให้ผู้ใช้กล้าทดลองเทคโนโลยีใหม่เมื่อเห็นผลลัพธ์ที่เป็นรูปธรรม ในขณะเดียวกัน ระบบยังได้เชื่อมต่อกับฟังก์ชัน Social Learning เพื่อตอบสนองต่อปัจจัย บรรทัดฐานทางสังคม (Social Norms) ที่พบว่ามีอิทธิพลอย่างสูงในบริบทไทย โดยการสร้างพื้นที่แลกเปลี่ยนเรียนรู้ระหว่างกลุ่มเพื่อน (Peer-to-Peer) เพื่อสร้างแรงจูงใจและการยอมรับในระดับกลุ่มสังคม

4.10.3 ผลการทดสอบความพึงพอใจในการออกแบบส่วนติดต่อผู้ใช้

ในการทดสอบต้นแบบนวัตกรรมที่พัฒนาขึ้น ผู้วิจัยได้ดำเนินการประเมินผลผ่านกลุ่มตัวอย่างเพื่อยืนยันว่าแนวทางการพัฒนาแพลตฟอร์มที่อิงตามกรอบแนวคิดการวิจัย สามารถขับเคลื่อนการยอมรับได้จริงในเชิงประจักษ์ โดยผลการวิเคราะห์ถูกแยกออกจากกันเพื่อให้เห็นภาพความแตกต่างและจุดเด่นในแต่ละมิติ ปรากฏผลดังตารางที่ 4-47 และตารางที่ 4-48

ตารางที่ 4-47 ผลการวิเคราะห์ความพึงพอใจของผู้เรียน

ด้านการประเมิน	ค่าเฉลี่ย	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน	ร้อยละความพึงพอใจ
ด้านการใช้งาน			
ความง่ายในการใช้งาน	4.07	0.7	81.30%
ความเป็นมิตรต่อผู้ใช้	3.93	0.8	78.60%
ส่วนติดต่อผู้ใช้	4.13	0.52	82.60%
ส่วนประสบการณ์ผู้ใช้	4	0.65	80.00%
ด้านฟีเจอร์หลัก			
จับคู่คอร์สเรียน	4.07	0.7	81.30%
วัดระดับความรู้ด้วย AI	4.13	0.64	82.60%
การวิเคราะห์ด้วย AI	3.73	0.59	74.60%
ระบบแชทอัจฉริยะ	3.87	0.64	77.40%
ด้านความพึงพอใจ			
ความพอใจในภาพรวม	4.07	0.59	81.30%
ความพอใจในฟีเจอร์	4.13	0.64	82.60%

จากตารางที่ 4-47 พบว่า ความพึงพอใจในมิติของผู้เรียน (Learner Perspective) ในการทดลองใช้งานแพลตฟอร์มได้รับคะแนนความพึงพอใจรวมสูงถึงร้อยละ 81.30 (ค่าเฉลี่ย 4.07, S.D. 0.59) เมื่อพิจารณารายด้านพบว่า ระบบวัดระดับภาษาด้วยปัญญาประดิษฐ์ (AI Level Test) และการออกแบบส่วนติดต่อผู้ใช้ (UI Design) ได้รับคะแนนสูงสุดที่ 4.13 ซึ่งเป็นหลักฐานสำคัญที่ยืนยันว่า เมื่อเทคโนโลยี AI ถูกนำเสนอผ่าน UI ที่ใช้งานง่าย จะช่วยสร้าง การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (PEOU) และลดความประหม่าของผู้เรียนชาวไทยได้อย่างมีนัยสำคัญ นอกจากนี้ การที่ผู้เรียนให้คะแนนความพึงพอใจในระดับสูงต่อฟีเจอร์การจับคู่บทเรียนที่ตรงจุด ยังเป็นการยืนยันความสัมพันธ์ในกรอบแนวคิดการวิจัย ที่ระบุว่า การรับรู้ประโยชน์ (PU) ที่ชัดเจน จะเป็นแรงขับเคลื่อนสำคัญที่เปลี่ยนจากทัศนคติเชิงบวกไปสู่ความตั้งใจในการใช้งานจริงอย่างต่อเนื่อง

ตารางที่ 4-48 ผลการวิเคราะห์ความพึงพอใจผู้สอน

ด้านการประเมิน	ค่าเฉลี่ย	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน	ร้อยละความพึงพอใจ
ด้านการใช้งาน			
ความง่ายในการใช้งาน	3.933	0.704	81.30
ความเป็นมิตรต่อผู้ใช้	3.867	0.743	78.70
ส่วนติดต่อผู้ใช้	4.200	0.561	82.70
ประสบการณ์ผู้ใช้	4.133	0.743	80.00
ฟีเจอร์หลัก			
การจัดการคอร์ส	3.933	0.704	81.30
กำหนดเวลาสอนได้	4.067	0.704	82.70
AI วิเคราะห์ผู้เรียนรายบุคคล	3.733	0.594	74.70
ระบบการบ้านและติดตามผู้เรียน	4.067	0.704	77.30
AI วิเคราะห์การสอน	4.067	0.704	80.00
ด้านความพึงพอใจโดยรวม			
ความพอใจในภาพรวม	4.000	0.655	81.30
ความพอใจในฟีเจอร์	4.067	0.594	82.70

การวิเคราะห์ความพึงพอใจในมิติของผู้สอน (Instructor Perspective) จากตารางที่ 4-48 ผลการวิเคราะห์ความพึงพอใจของผู้สอน พบว่าในภาพรวมผู้สอนมีความพึงพอใจต่อฟีเจอร์ต่างๆ อยู่ในระดับสูง โดยมี ความพึงพอใจในภาพรวมที่ร้อยละ 81.30 (ค่าเฉลี่ย 4.00, S.D. 0.65) และมีความพึงพอใจต่อฟีเจอร์การใช้งานสูงถึง ร้อยละ 82.70 (ค่าเฉลี่ย 4.07, S.D. 0.59) เมื่อพิจารณาเป็นรายประเด็น พบว่าจุดเด่นที่ได้รับคะแนนสูงสุดคือ ส่วนติดต่อผู้ใช้งาน (UI) ซึ่งได้รับคะแนนเฉลี่ยสูงถึง 4.20 และ การกำหนดเวลาสอนได้ ที่ร้อยละ 82.70 ผลลัพธ์นี้ชี้ให้เห็นว่าแพลตฟอร์มสามารถตอบโจทย์การขับเคลื่อนการยอมรับในระดับสถาบันได้เป็นอย่างดี โดยเฉพาะการออกแบบที่คำนึงถึงประสบการณ์ผู้ใช้งาน (UX/UI) และความยืดหยุ่นในการจัดการ ซึ่งสอดคล้องกับปัจจัย ความคาดหวังในประสิทธิภาพ (Performance Expectancy) ที่ส่งผลต่อความเชื่อมั่นของผู้สอนในการนำนวัตกรรมมาใช้ปฏิบัติงานจริง

การยืนยันผลลัพธ์เชิงกลยุทธ์และการขับเคลื่อนทางสังคม (Strategic & Social Validation) เมื่อทำการวิเคราะห์เปรียบเทียบในส่วนของพีเจอร์ทหลัก พบว่าระบบ การจัดการคอร์ส และ ระบบ การบ้านและติดตามผู้เรียน ได้รับการยอมรับในระดับสูง (ร้อยละ 81.30 และ 77.30 ตามลำดับ) แม้ ส่วนของ AI วิเคราะห์ผู้เรียนรายบุคคลจะมีคะแนนรองลงมาที่ร้อยละ 74.70 แต่ในภาพรวมยังถือว่า อยู่ในเกณฑ์ดีมาก การที่ผู้สอนให้คะแนนความพึงพอใจต่อ AI วิเคราะห์การสอน สูงถึง ร้อยละ 80.00 สะท้อนให้เห็นว่าผู้ใช้งานมีการรับรู้ถึงความเปลี่ยนแปลงเชิงพลวัต โดยเฉพาะความสามารถในการ ติดตามผลและวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อช่วยลดภาระงานสอน ประเด็นที่สำคัญคือการยืนยันผลของ บรรทัด ฐานทางสังคม (Social Norms) ผ่านการใช้งานระบบที่เอื้อต่อการจัดการที่มีประสิทธิภาพ ซึ่งช่วย สร้างสภาพแวดล้อมการเรียนรู้ที่ยืดหยุ่นและตอบสนองความต้องการเฉพาะบุคคล (Personalized)

การแยกวิเคราะห์ผลความพึงพอใจทั้งในมุมมองผู้ใช้งานและพีเจอร์ทหลักนี้ ช่วยยืนยันได้ว่า แนวทางการพัฒนาที่ผู้วิจัยนำเสนอ ไม่เพียงแต่มีความสอดคล้องทางทฤษฎีตามกรอบแนวคิดการวิจัย เท่านั้น แต่ยังมีศักยภาพในการขับเคลื่อนการยอมรับและใช้งานแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียน ภาษาอังกฤษในประเทศไทยให้เกิดขึ้นได้อย่างเป็นรูปธรรมและยั่งยืน

บทที่ 5

สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

การวิจัยในครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในบริบทประเทศไทย โดยมีวัตถุประสงค์เฉพาะ 1) เพื่อศึกษาและวิเคราะห์พลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทย 2) เพื่อพัฒนาแบบจำลองสมการโครงสร้างที่อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยต่าง ๆ ในการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทย และ 3) เพื่อเป็นแนวทางการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทย โดยผู้วิจัยขอเสนอ หัวข้อตามลำดับดังนี้

5.1 สรุปผลการวิจัย

5.2 อภิปรายผลการวิจัย

5.3 ข้อจำกัดของการวิจัย

5.4 ข้อเสนอแนะ

5.5 แนวทางการขับเคลื่อนแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ

5.1 สรุปผลการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้ศึกษาพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับเทคโนโลยี Generative AI สำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในบริบทประเทศไทย โดยใช้กรอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (ThaiGAM) ที่บูรณาการทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (Theory of Planned Behavior) และแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (Technology Acceptance Model 2) ร่วมกับองค์ประกอบของความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว ผลการวิจัยจากการทดสอบสมมติฐาน 26 ข้อ พบว่ามี 15 สมมติฐานที่ได้รับการสนับสนุน คิดเป็นอัตราความสำเร็จ 57.7% ซึ่งแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นสามารถอธิบายปรากฏการณ์การยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ในบริบทการศึกษาไทยได้อย่างมีประสิทธิภาพ แบบจำลองสมการโครงสร้างที่พัฒนาขึ้นมีความเหมาะสมกับข้อมูลเชิงประจักษ์ โดยมีค่าความเชื่อมั่นประกอบ (Composite Reliability) อยู่ระหว่าง 0.841-0.960 ซึ่งเกินเกณฑ์มาตรฐาน 0.70 อย่างมีนัยสำคัญ และมีค่าความตรงเชิงลู่เข้า (Convergent Validity) และความตรงเชิงแยกแยะ (Discriminant Validity) ที่อยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้

ปัจจัยที่มีอิทธิพลสำคัญที่สุดต่อความตั้งใจใช้งานปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) คือ บรรทัดฐานทางสังคม (Social Norms) ที่มีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง $\beta = 0.488$ และมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ $p < 0.001$ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการรับรู้ความคาดหวังจากอาจารย์ เพื่อนร่วมชั้น และสถาบันการศึกษามีผลกระทบสำคัญที่สุดต่อการตัดสินใจใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ของนักศึกษาไทย รองลงมาคือ ทักษคติต่อเทคโนโลยี (Attitude Toward Using) ที่มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจใช้งาน โดยมีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง $\beta = 0.414$ และมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ $p < 0.001$ บ่งชี้ว่าการสร้างทัศนคติที่ดีต่อปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) เป็นปัจจัยสำคัญในการส่งเสริมการยอมรับ ในขณะที่การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (Perceived Behavioral Control) มีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจใช้งาน โดยมีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง $\beta = 0.069$ และมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ $p < 0.05$ แม้ว่าจะมีขนาดอิทธิพลที่เล็กกว่าปัจจัยอื่น

ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (Trust in AI) ถือเป็นปัจจัยพื้นฐานที่สำคัญ โดยมีอิทธิพลทางบวกต่อทัศนคติ ($\beta = 0.221, p < 0.001$) และมีผลต่อการลดความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว ($\beta = 0.498, p < 0.001$) ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการสร้างความไว้วางใจในเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) เป็นกุญแจสำคัญในการสร้างทัศนคติเชิงบวกและลดข้อกังวลของผู้ใช้งาน นอกจากนี้ ภาพลักษณ์ทางสังคม (Social Image) มีอิทธิพลต่อบรรทัดฐานทางสังคม ($\beta = 0.545, p < 0.001$) ซึ่งเป็นความสัมพันธ์ที่แข็งแกร่งและสะท้อนถึงความสำคัญของการสร้างภาพลักษณ์เชิงบวกของการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ในสังคมการศึกษา การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness) และการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use) มีอิทธิพลต่อทัศนคติ โดยมีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง $\beta = 0.414$ และ $\beta = 0.092$ ตามลำดับ แต่การรับรู้ประโยชน์ไม่มีอิทธิพลโดยตรงต่อความตั้งใจใช้งาน แต่ส่งผลผ่านทัศนคติเป็นตัวแปรกลาง

การวิเคราะห์กลุ่มย่อยตามลักษณะประชากรศาสตร์เผยให้เห็นความแตกต่างที่มีนัยสำคัญในหลายมิติ ในด้านเพศ พบว่านักศึกษาเพศชายได้รับอิทธิพลจากบรรทัดฐานทางสังคมมากกว่าเพศหญิง โดยมีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเท่ากับ 0.545 สำหรับเพศชาย เทียบกับ 0.362 สำหรับเพศหญิง และมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ $p = 0.023$ ในขณะที่เพศหญิงแสดงความเชื่อมโยงระหว่างทัศนคติและเจตนาที่แข็งแกร่งกว่า โดยมีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเท่ากับ 0.498 เทียบกับ 0.380 สำหรับเพศชาย และมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ $p = 0.028$ ในด้านระดับการศึกษา พบว่านักศึกษาระดับปริญญาตรีมีความไวต่ออิทธิพลทางสังคมมากกว่านักศึกษาระดับบัณฑิตศึกษา โดยมีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเท่ากับ 0.545 สำหรับระดับปริญญาตรี เทียบกับ 0.362 สำหรับระดับบัณฑิตศึกษา และมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ $p = 0.016$

ข้อค้นพบที่น่าสนใจคือการที่ไม่พบความแตกต่างตามประสบการณ์การใช้งานและความชำนาญทางเทคโนโลยี ซึ่งแสดงให้เห็นว่าปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) มีลักษณะเป็นเทคโนโลยีที่เข้าถึงได้ง่าย หรือ Accessible Technology ที่สามารถเข้าถึงได้ง่ายและไม่จำเป็นต้องอาศัยทักษะเทคนิคที่ซับซ้อน การวิเคราะห์อิทธิพลโดยรวม อิทธิพลทางตรง และอิทธิพลทางอ้อมของแบบจำลองแสดงให้เห็นว่าปัจจัยหลายตัวมีอิทธิพลทางอ้อมที่สำคัญ เช่น ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์มีอิทธิพลทางอ้อมต่อความตั้งใจผ่านทัศนคติและการลดความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว และภาพลักษณ์ทางสังคมมีอิทธิพลทางอ้อมต่อความตั้งใจผ่านบรรทัดฐานทางสังคม ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถอธิบายความแปรปรวนของความตั้งใจเชิงพฤติกรรมได้ 40.9% ของทัศนคติได้ 31.5% และของบรรทัดฐานทางสังคมได้ 29.8% ซึ่งถือว่าอยู่ในระดับที่ยอมรับได้สำหรับการศึกษาด้านพฤติกรรมมนุษย์

5.2 อภิปรายผลการวิจัย

5.2.1 อภิปรายผลเกี่ยวกับปัจจัยหลักที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์

ผลการวิจัยที่สำคัญที่สุดคือการค้นพบว่าบรรทัดฐานทางสังคม (Social Norms) เป็นปัจจัยขับเคลื่อนหลักในการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ด้วยค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางสูงสุด $\beta = 0.488$ ซึ่งสอดคล้องกับการศึกษาของ Raman & Don (2013) ที่พบว่านักศึกษาฝึกสอนในช่วงเปลี่ยนผ่านสถานะวิชาชีพมีความอ่อนไหวต่ออิทธิพลทางสังคมเป็นพิเศษ โดยได้รับอิทธิพลสูงจากอาจารย์ผู้สอน เพื่อนร่วมชั้น และผู้บริหาร เนื่องจากต้องการยอมรับและประเมินผลเชิงบวก นอกจากนี้ การศึกษาของ Al-Lozi et al. (2014) ยังสนับสนุนผลการวิจัยนี้โดยพบว่าบรรทัดฐานในการใช้ m-learning มาจากทั้งสถาบันการศึกษาและครอบครัว ซึ่งอาจมีแรงกดดันขัดแย้งกันและต้องออกแบบกลยุทธ์สื่อสารหลากหลายกลุ่ม การที่บรรทัดฐานทางสังคมมีอิทธิพลสูงสุดในบริบทการศึกษาไทยสะท้อนถึงลักษณะของสังคมไทยที่เป็นสังคมรวมหมู่ (Collectivist Society) ตามที่ Agyei & Razi (2022) อธิบายว่าการตัดสินใจในสังคมรวมหมู่ต้องการการยอมรับจากกลุ่ม และการสร้างชุมชนการเรียนรู้ที่มีการแลกเปลี่ยนประสบการณ์เชิงบวกเป็นกลยุทธ์สำคัญในการหล่อหลอมบรรทัดฐานให้เป็นไปในทิศทางพึงประสงค์ ผลการวิจัยนี้ยืนยันความสำคัญของการสร้างสภาพแวดล้อมทางสังคมที่สนับสนุนการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ในสถาบันการศึกษาไทย โดยเฉพาะการที่อาจารย์และผู้บริหารแสดงการสนับสนุนและเป็นแบบอย่างในการใช้งาน

ทัศนคติต่อเทคโนโลยี (Attitude Toward Using) มีบทบาทเป็นตัวแปรกลางที่สำคัญในกรอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (ThaiGAM) โดยมีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจใช้งาน ($\beta = 0.414$) และได้รับอิทธิพลจากการรับรู้ประโยชน์ ($\beta = 0.414$) และความไว้วางใจ

ในปัญญาประดิษฐ์ ($\beta = 0.221$) ผลการวิจัยนี้สอดคล้องกับการศึกษาของ Al-Rahmi et al. (2024) ที่ศึกษาครูไทยโดยตรง พบว่าทัศนคติได้รับอิทธิพลจากปัจจัยทางวัฒนธรรม โดยเฉพาะการสนับสนุนจากเพื่อนร่วมงานและการยอมรับจากสังคมในที่ทำงาน ซึ่งสะท้อนวัฒนธรรมรวมหมู่ที่ทัศนคติไม่เกิดโดดเดี่ยวแต่ได้รับอิทธิพลจากเครือข่ายความสัมพันธ์ การศึกษาของ Lai et al. (2024) ที่ศึกษาการใช้ ChatGPT เพื่อประเมินผลการเรียนพบว่าทัศนคติมีลักษณะ "ดาบสองคม" (Duality) มีทั้งด้านบวกในการช่วยเหลือ เติบโต ไวยากรณ์ และสรุปเนื้อหา และความกังวลด้านจริยธรรมเรื่องการคัดลอกและความถูกต้อง ทัศนคติต่อการปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ จึงเป็นกระบวนการซึ่งนำหน้า ระหว่างประโยชน์กับความเสี่ยง ข้อค้นพบที่สำคัญคือการที่การรับรู้ประโยชน์ไม่มีอิทธิพลโดยตรงต่อความตั้งใจแต่ส่งผลผ่านทัศนคติเป็นตัวแปรกลาง ซึ่งท้าทายทฤษฎีแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) แบบดั้งเดิม แต่สอดคล้องกับลักษณะเฉพาะของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ที่มีความซับซ้อนและก่อให้เกิดความกังวลด้านจริยธรรม ผลการวิจัยนี้ยืนยันว่าการสร้างทัศนคติเชิงบวกต่อปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ต้องอาศัยกระบวนการที่ซับซ้อนกว่าการรับรู้ประโยชน์เพียงอย่างเดียว ซึ่งรวมถึงการสร้างความรู้สึกรับประกัน การลดความกังวล และการสร้างประสบการณ์เชิงบวกในการใช้งาน

ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (Trust in AI) ถือเป็นปัจจัยพื้นฐานที่สำคัญในกรอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (ThaiGAM) โดยมีอิทธิพลทางบวกต่อทัศนคติ ($\beta = 0.221$) และมีผลต่อการลดความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว ($\beta = 0.498$) ผลการวิจัยนี้สอดคล้องกับการศึกษาของ Nesemeier (2024) ที่ศึกษาการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ในบริบทมืออาชีพ กรณีศึกษาการให้คำปรึกษาด้านการจัดการ พบว่าภาพลักษณ์ทางสังคมมีความเชื่อมโยงกับความกังวลเกี่ยวกับความน่าเชื่อถือและข้อได้เปรียบในการแข่งขันที่ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ การศึกษายังเปิดเผยว่าการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ได้รับอิทธิพลจากปัจจัยหลายประการ รวมถึงความคาดหวังด้านประสิทธิภาพและความพยายาม อิทธิพลทางสังคม เจือปนที่อำนวยความสะดวก และความกังวลเกี่ยวกับความน่าเชื่อถือของปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ความสำคัญของความไว้วางใจที่พบในการศึกษานี้สะท้อนถึงความจำเป็นในการสร้างความไว้วางใจเชิงสถาบัน ตามที่ Khechine et al. (2014) อธิบายเกี่ยวกับความสำคัญของ "สภาพแวดล้อมที่สนับสนุนทางสังคม" การที่เพื่อนหรือคนสำคัญมองว่าการใช้เทคโนโลยีเป็นสิ่งดีและมีประโยชน์จะสร้างความเชื่อเชิงมาตรฐานแข็งแกร่ง โดยเฉพาะในสังคมรวมหมู่ที่ตัดสินใจผ่านการปรึกษาหารือ ในบริบทของปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ การสร้างความไว้วางใจจึงต้องเป็นความรับผิดชอบร่วมกันระหว่างผู้พัฒนาเทคโนโลยี สถาบันการศึกษา และหน่วยงานกำกับดูแล ความไว้วางใจที่สร้างขึ้นต้องครอบคลุมหลายมิติ ได้แก่ ความน่าเชื่อถือของข้อมูลที่ถูกสร้างขึ้น ความปลอดภัยของข้อมูลส่วนบุคคล ความโปร่งใสในการทำงานของระบบ และการมีกลไกการตรวจสอบและแก้ไขข้อผิดพลาด

5.2.2 อภิปรายผลการวิเคราะห์กลุ่มย่อย

การวิเคราะห์กลุ่มย่อยเผยให้เห็นความแตกต่างที่มีนัยสำคัญตามเพศและระดับการศึกษา ซึ่งสะท้อนถึงความหลากหลายในการตอบสนองต่อปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ในบริบทการศึกษาไทย ในด้านความแตกต่างตามเพศ ผลการวิจัยพบว่านักศึกษาเพศชายได้รับอิทธิพลจากบรรทัดฐานทางสังคมมากกว่าเพศหญิง โดยมีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเท่ากับ 0.545 สำหรับเพศชาย เทียบกับ 0.362 สำหรับเพศหญิง และมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ $p = 0.023$ ในขณะที่เพศหญิงแสดงความเชื่อมโยงระหว่างทัศนคติและเจตนาที่แข็งแกร่งกว่า โดยมีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเท่ากับ 0.498 เทียบกับ 0.380 สำหรับเพศชาย และมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ $p = 0.028$ ผลการวิจัยนี้มีความซับซ้อนและแตกต่างจากการศึกษาบางส่วนในวรรณกรรม การศึกษาของ Islam et al. (2024) เกี่ยวกับการเปลี่ยนจากสถานะสู่ความยั่งยืนพบว่าผู้หญิงได้รับอิทธิพลจากปัจจัยทางสังคมในจิตสำนึกด้านความยั่งยืนและความตั้งใจซื้อสีเขียวมากกว่าผู้ชาย อย่างไรก็ตาม ผลการวิจัยในครั้งนี้พบผลตรงกันข้าม ซึ่งอาจเป็นเพราะบริบทของการใช้เทคโนโลยีในการศึกษาแตกต่างจากพฤติกรรมผู้บริโภคด้านสิ่งแวดล้อม การศึกษาของ Meihui (2024) เกี่ยวกับผลกระทบของบรรทัดฐานทางสังคมต่อภาพลักษณ์เชิงบวกของร่างกายพบว่าการแทรกแซงบรรทัดฐานทางสังคมมีผลกระทบเชิงบวกต่อการปรับปรุงภาพลักษณ์ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าบรรทัดฐานทางสังคมสามารถถูกหล่อหลอมและเปลี่ยนแปลงได้ ความแตกต่างทางเพศในการตอบสนองต่อบรรทัดฐานทางสังคมในบริบทของปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ อาจสะท้อนถึงความแตกต่างในกระบวนการขัดเลียงทางสังคมและความคาดหวังทางสังคมต่อแต่ละเพศในบริบทการศึกษาไทย โดยนักศึกษาเพศชายอาจให้ความสำคัญกับการยอมรับจากกลุ่มเพื่อนและสังคมมากกว่า ในขณะที่เพศหญิงมีแนวโน้มพิจารณาจากประโยชน์และทัศนคติส่วนบุคคลมากกว่า

ในด้านความแตกต่างตามระดับการศึกษา ผลการวิจัยพบว่า นักศึกษาในระดับปริญญาตรีมีความตั้งใจต่ออิทธิพลทางสังคมมากกว่านักศึกษาระดับบัณฑิตศึกษา โดยในระดับปริญญาตรี มีค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเท่ากับ 0.545 เทียบกับระดับบัณฑิตศึกษา 0.362 และมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ $p = 0.016$ ผลการวิจัยนี้สอดคล้องกับทฤษฎีทางจิตวิทยาสังคมและการศึกษาหลายเรื่อง โดยนักศึกษาที่อายุน้อยกว่า และอยู่ในช่วงการปรับตัวและการสร้างอัตลักษณ์ทางวิชาการมักต้องการการยอมรับจากสังคมมากกว่า ในขณะที่นักศึกษาระดับบัณฑิตศึกษาที่มีความมั่นใจในตนเองและความเป็นอิสระในการตัดสินใจมากกว่า ซึ่งในการศึกษาของ Dečman (2015) ที่ศึกษาสถานการณ์ "ภาคบังคับ" ในการใช้ระบบการเรียนรู้ออนไลน์ (e-learning) พบว่า แม้ไม่มีทางเลือกบรรทัดฐานทางสังคมยังส่งผลต่อ "ความตั้งใจใช้งานอย่างมีคุณภาพ" แรงสนับสนุนจากเพื่อนหรือครูเปลี่ยน "ท่าที" จากการใช้แบบขอไปทีเป็นการใช้เต็มศักยภาพ ซึ่งชี้ว่าสถาบันไม่ควรละเลยการสร้างบรรทัดฐานเชิงบวก ผลการวิจัยนี้มีความหมายสำคัญต่อการออกแบบกลยุทธ์การส่งเสริมการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิง

สร้างสรรค์ (GenAI) ในสถาบันการศึกษา โดยเฉพาะการให้ความสำคัญกับการสร้างการสนับสนุนจากอาจารย์และเพื่อนร่วมชั้นสำหรับนักศึกษาระดับปริญญาตรี

ข้อค้นพบที่น่าสนใจและแตกต่างจากการศึกษาส่วนใหญ่ในวรรณกรรมการยอมรับเทคโนโลยีคือการที่ไม่พบความแตกต่างตามประสบการณ์การใช้งานและความชำนาญทางเทคโนโลยี การศึกษาของ Zhou (2023) เกี่ยวกับเครื่องมือตามทฤษฎีคุณค่าความคาดหวัง (EVT) สำหรับการวัดการรับรู้ของนักเรียนเกี่ยวกับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์พบว่าคุณค่าที่รับรู้มีความสัมพันธ์อย่างแข็งแกร่งกับความตั้งใจใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ในขณะที่ต้นทุนที่รับรู้มีความสัมพันธ์เชิงลบอย่างอ่อน เมื่อนักเรียนรับรู้ว่าคุณค่าของปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์มีค่าสูงในการช่วยเหลือการเรียนรู้ เช่น ช่วยในการทำความเข้าใจเนื้อหาที่ซับซ้อน สร้างแนวคิดใหม่ หรือเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงาน พวกเขาจะมีความตั้งใจที่แข็งแกร่งในการใช้งาน การศึกษาของ Sullivan et al. (2024) เกี่ยวกับปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรมของนักศึกษามหาวิทยาลัยในการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์เพื่อวัตถุประสงค์ทางการศึกษาตามแบบจำลองการยอมรับและการใช้เทคโนโลยี (UTAUT2) ที่ปรับปรุง พบว่าคุณค่าความคาดหวังด้านประสิทธิภาพและความคาดหวังด้านความพยายามมีอิทธิพลต่อคุณค่าการเรียนรู้ ซึ่งถูกระบุว่าเป็นตัวทำนายสำคัญของความตั้งใจของนักศึกษาในการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ผลการวิจัยที่ไม่พบความแตกต่างตามประสบการณ์และความชำนาญชี้ให้เห็นว่าปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์อาจมีลักษณะเป็น "เทคโนโลยีที่เข้าถึงได้ง่าย" (Accessible Technology) ที่สามารถเข้าถึงได้ง่ายและไม่จำเป็นต้องอาศัยทักษะเทคนิคที่ซับซ้อน การออกแบบ User Interface ของปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ที่เน้นความเรียบง่ายและใช้ภาษาธรรมชาติในการสื่อสาร ทำให้ผู้ใช้ทุกระดับสามารถเข้าถึงและใช้งานได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งเป็นโอกาสสำคัญในการสร้างความเท่าเทียมทางการศึกษาและการลดช่องว่างดิจิทัลในสังคมไทย

5.2.3 อภิปรายความสอดคล้องและความแตกต่างกับทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การวิเคราะห์ผลการวิจัยในมิติของทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (Theory of Planned Behavior: TPB) แสดงให้เห็นว่าทั้งสามองค์ประกอบหลักของทฤษฎี ได้แก่ ทศนคติ บรรทัดฐานทางสังคม และการรับรู้การควบคุมพฤติกรรม ล้วนมีอิทธิพลต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม แต่มีน้ำหนักความสำคัญที่แตกต่างกัน โดยบรรทัดฐานทางสังคมมีอิทธิพลสูงสุด ($\beta = 0.488$) ตามด้วยทศนคติ ($\beta = 0.414$) และการรับรู้การควบคุมพฤติกรรมมีอิทธิพลน้อยที่สุด ($\beta = 0.069$) ผลการวิจัยนี้สอดคล้องกับลักษณะของสังคมไทยที่ให้ความสำคัญกับความสัมพันธ์ระหว่างบุคคลและการยอมรับจากสังคม ตามที่ Ajzen (1991) อธิบายไว้ว่าน้ำหนักของแต่ละองค์ประกอบในทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) อาจแตกต่างกันไปตามบริบททางสังคมและวัฒนธรรม อย่างไรก็ตาม การที่การรับรู้การควบคุมพฤติกรรมมีอิทธิพลน้อยที่สุดอาจสะท้อนถึงการที่ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) มีความง่าย

ในการเข้าถึงและใช้งาน ทำให้ผู้ใช้รู้สึกมั่นใจในความสามารถของตนในการใช้งาน และไม่เห็นอุปสรรคทางเทคนิคเป็นปัญหาสำคัญ ผลการวิจัยนี้สนับสนุนการประยุกต์ใช้ทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) ในบริบทของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) แต่ชี้ให้เห็นถึงความจำเป็นในการปรับน้ำหนักความสำคัญของแต่ละองค์ประกอบให้เหมาะสมกับบริบทการศึกษาไทย

ในส่วนของทฤษฎีแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (Technology Acceptance Model 2: TAM2) ผลการวิจัยแสดงให้เห็นถึงการปรับตัวของทฤษฎีในยุคของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) การที่การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness) ไม่มีอิทธิพลโดยตรงต่อความตั้งใจ แต่ส่งผลผ่านทัศนคติเป็นตัวแปรกลาง ชี้ให้เห็นว่าการตัดสินใจใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มีความซับซ้อนมากกว่าเทคโนโลยีทั่วไป ผู้ใช้ต้องประมวลผลข้อมูลหลายด้าน รวมถึงประโยชน์ ความเสี่ยง ผลกระทบทางจริยธรรม และความเหมาะสมในบริบทการใช้งาน ผลการวิจัยนี้ท้าทายสมมติฐานหลักของแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) ที่เสนอโดย Venkatesh & Davis (2000) ที่ระบุว่า การรับรู้ประโยชน์เป็นตัวทำนายโดยตรงที่แข็งแกร่งของความตั้งใจใช้เทคโนโลยี อย่างไรก็ตาม การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use) ยังคงมีอิทธิพลต่อทัศนคติและความตั้งใจ แม้ว่าจะมีขนาดเล็กกว่าปัจจัยอื่น ($\beta = 0.092$) ซึ่งแสดงให้เห็นว่าความเรียบง่ายในการใช้งานยังคงเป็นปัจจัยสำคัญในการส่งเสริมการยอมรับเทคโนโลยี แต่อาจไม่ใช่ปัจจัยกำหนดหลักในยุคของปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ที่มีความง่ายในการใช้งานโดยธรรมชาติ

การบูรณาการองค์ประกอบของความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (Trust in AI) และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (Privacy Concerns) เข้ากับกรอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (ThaiGAM) ได้เพิ่มความสามารถในการอธิบายปรากฏการณ์การยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ได้อย่างครอบคลุมมากขึ้น ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ทำหน้าที่เป็น "รากฐาน" ของการยอมรับ โดยมีอิทธิพลต่อการสร้างทัศนคติเชิงบวก ($\beta = 0.221$) และการลดความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว ($\beta = 0.498$) ซึ่งสะท้อนถึงความจำเป็นในการสร้างระบบ AI ที่น่าเชื่อถือ โปร่งใส และให้ผู้ใช้สามารถควบคุมข้อมูลของตนเองได้ ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวมีอิทธิพลเชิงลบต่อความตั้งใจ ($\beta = -0.017$) แม้ว่าจะมีขนาดเล็ก แต่ก็แสดงให้เห็นถึงความสำคัญของการปกป้องข้อมูลส่วนบุคคลและการสร้างความมั่นใจให้กับผู้ใช้เกี่ยวกับการใช้ข้อมูลอย่างเหมาะสมและปลอดภัย ผลการวิจัยนี้สอดคล้องกับแนวคิดความไว้วางใจเชิงวิพากษ์ (Critical Trust) ที่เน้นความสำคัญของการสร้างความเชื่อมั่นผ่านการให้ข้อมูลที่โปร่งใสและการควบคุมการใช้งานที่เหมาะสม

ภาพลักษณ์ทางสังคม (Social Image) มีอิทธิพลที่แข็งแกร่งต่อบรรทัดฐานทางสังคม ($\beta = 0.545$) ซึ่งสอดคล้องกับการศึกษาของ Alfalah (2023) ที่เชื่อมโยงกับมิติ "ระยะห่างอำนาจ" (Power

Distance) ในวัฒนธรรมอาหรับ ที่เคารพผู้มีอำนาจสูง โดยพบว่าอิทธิพลจากอาจารย์มีผลต่อการใช้ m-LMS เพราะคำแนะนำจากผู้มีสถานะสูงกว่าถูกมองเป็น "ความคาดหวังที่ต้องปฏิบัติตาม" ในบริบทการศึกษาไทยที่มีลักษณะคล้ายคลึงกันในการเคารพผู้มีอำนาจและความสำคัญของลำดับชั้นทางสังคม การที่อาจารย์และสถาบันการศึกษาแสดงการสนับสนุนต่อการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) จึงมีอิทธิพลสำคัญต่อการสร้างภาพลักษณ์เชิงบวกและบรรทัดฐานการยอมรับ การศึกษาของ Al-Mamary et al. (2023) เกี่ยวกับการใช้เทคโนโลยีในสภาพแวดล้อมการศึกษายังสนับสนุนผลการวิจัยนี้โดยพบว่าภาพลักษณ์ทางสังคมและการสนับสนุนจากสถาบันมีผลกระทบสำคัญต่อการสร้างบรรทัดฐานการใช้เทคโนโลยีในองค์กร

กรอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (ThaiGAM) ที่พัฒนาขึ้นมีความแตกต่างจากแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยีดั้งเดิมในหลายประการ ประการแรก การให้ความสำคัญกับปัจจัยทางสังคมและวัฒนธรรม โดยเฉพาะบรรทัดฐานทางสังคมและภาพลักษณ์ทางสังคม มากกว่าปัจจัยเทคนิค ประการที่สอง การรวมองค์ประกอบด้านความไว้วางใจและความเป็นส่วนตัวที่เป็นประเด็นสำคัญในยุคของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ประการที่สามคือการพบว่าทัศนคติมีบทบาทเป็นตัวแปรกลางที่สำคัญมากกว่าที่คาดการณ์ไว้ในทฤษฎีดั้งเดิม และประการสุดท้ายคือการค้นพบว่าประสบการณ์และความชำนาญทางเทคโนโลยีไม่ใช่ปัจจัยกำหนดในการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ซึ่งแตกต่างจากเทคโนโลยีอื่น ๆ ที่ผ่านมา

ผลการวิจัยทั้งหมดนี้มีความสำคัญต่อการพัฒนากลยุทธ์การนำปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์มาใช้ในการศึกษาไทย โดยเฉพาะการให้ความสำคัญกับการสร้างบรรทัดฐานทางสังคมที่สนับสนุนการพัฒนาทัศนคติเชิงบวก การสร้างความไว้วางใจ และการจัดการความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว นอกจากนี้ การเข้าใจถึงความแตกต่างตามเพศและระดับการศึกษาจะช่วยในการออกแบบกลยุทธ์การสื่อสารและการส่งเสริมการใช้งานที่เหมาะสมกับกลุ่มผู้ใช้ที่แตกต่างกัน การที่ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) มีลักษณะเป็นเทคโนโลยีที่เข้าถึงได้ง่ายและไม่จำเป็นต้องอาศัยทักษะเทคนิคสูงเป็นโอกาสสำคัญในการสร้างความเท่าเทียมทางการศึกษาและการลดช่องว่างดิจิทัลในสังคมไทย

กรอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (ThaiGAM) ที่พัฒนาขึ้นจากการวิจัยครั้งนี้จึงมีคุณค่าทั้งในเชิงทฤษฎีและการปฏิบัติ ในเชิงทฤษฎี การวิจัยได้สร้างองค์ความรู้ใหม่เกี่ยวกับการยอมรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ในบริบทสังคมรวมหมู่ และได้ขยายขอบเขตของทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (TPB) และแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) ให้ครอบคลุมมิติด้านความไว้วางใจและความเป็นส่วนตัวที่เป็นประเด็นสำคัญในยุคดิจิทัล ในเชิงการปฏิบัติ กรอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (ThaiGAM) ให้แนวทางที่ชัดเจนสำหรับสถาบันการศึกษา ผู้พัฒนาเทคโนโลยี และผู้กำหนดนโยบายในการออกแบบกลยุทธ์การส่งเสริมการใช้

ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ที่เหมาะสมกับบริบทการศึกษาไทย โดยเน้นการสร้างสภาพแวดล้อมทางสังคมที่สนับสนุน การพัฒนาทัศนคติเชิงบวก และการสร้างความไว้วางใจในเทคโนโลยี

5.3 ข้อจำกัดของการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้มีข้อจำกัดสำคัญหลายประการที่ควรนำมาพิจารณาในการตีความและประยุกต์ใช้ผลการศึกษา ข้อจำกัดเหล่านี้เกิดจากลักษณะของระเบียบวิธีวิจัย ขอบเขตการศึกษา และบริบทการดำเนินการวิจัยที่มีผลกระทบต่อความสามารถในการนำผลการศึกษาไปใช้และการตีความผลการวิจัย ข้อจำกัดแรกที่สำคัญคือการวิจัยครั้งนี้เป็นการศึกษาแบบภาคตัดขวาง (Cross-sectional Study) ซึ่งเก็บข้อมูลในช่วงเวลาเดียวกัน จึงไม่สามารถอธิบายความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ (Causal Relationship) ได้อย่างชัดเจนและแน่นอน แม้ว่าผลการวิเคราะห์สมการโครงสร้างจะแสดงให้เห็นทิศทางของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ แต่ไม่สามารถยืนยันได้ว่าปัจจัยหนึ่งเป็นสาเหตุที่แท้จริงของอีกปัจจัยหนึ่ง การศึกษาแบบระยะยาว (Longitudinal Study) จะสามารถให้ข้อมูลที่ชัดเจนมากขึ้นเกี่ยวกับการเปลี่ยนแปลงของทัศนคติและพฤติกรรมการใช้งานปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ตลอดระยะเวลา รวมถึงปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการเปลี่ยนแปลงเหล่านี้

ข้อจำกัดด้านเครื่องมือวิจัยเกิดจากการใช้แบบสอบถามเป็นเครื่องมือหลักในการเก็บข้อมูล ซึ่งอาจมีข้อจำกัดในการวัดพฤติกรรมที่แท้จริงของผู้ตอบแบบสอบถาม เนื่องจากอาจเกิดอคติจากการรายงานตนเอง (Self-reporting Bias) ที่ผู้ตอบแบบสอบถามอาจให้ข้อมูลที่ไม่สะท้อนความเป็นจริง หรือตอบในแบบที่คิดว่าเป็นที่ยอมรับได้ทางสังคม (Social Desirability Bias) นอกจากนี้ ยังอาจเกิดความไม่ตรงกันระหว่างความตั้งใจ (Intention) และพฤติกรรมจริง (Actual Behavior) ซึ่งเป็นช่องว่างที่พบได้บ่อยในการศึกษาด้านพฤติกรรมมนุษย์ การศึกษาที่รวมการสังเกตพฤติกรรมจริงหรือการติดตามการใช้งานจริงของปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) จะให้ข้อมูลที่สมบูรณ์และน่าเชื่อถือมากยิ่งขึ้น การใช้วิธีการวิจัยแบบผสมผสาน (Mixed Methods) ที่รวมการสัมภาษณ์เชิงลึก หรือการสนทนากลุ่ม (Focus Group Discussion) จะช่วยให้เข้าใจบริบทและเหตุผลเบื้องหลังการตัดสินใจของผู้ใช้ได้ดียิ่งขึ้น

ข้อจำกัดด้านขอบเขตการศึกษาเป็นอีกประเด็นสำคัญ การวิจัยครั้งนี้จำกัดอยู่ในบริบทของการเรียนภาษาอังกฤษและใช้กลุ่มตัวอย่างเฉพาะนักศึกษามหาวิทยาลัยในประเทศไทยเท่านั้น จึงอาจไม่สามารถนำผลการวิจัยไปประยุกต์ใช้กับบริบทอื่นได้โดยตรง เช่น การเรียนวิชาอื่น ๆ การใช้งานในสภาพแวดล้อมการทำงาน หรือการใช้งานในกลุ่มประชากรอื่นที่มีลักษณะทางประชากรศาสตร์และสังคมเศรษฐกิจที่แตกต่างกัน นอกจากนี้ การศึกษาไม่ได้ครอบคลุมความแตกต่างทางภูมิศาสตร์ภายในประเทศไทย ซึ่งอาจมีความแตกต่างในด้านการเข้าถึงเทคโนโลยี โครงสร้างพื้นฐานดิจิทัล และวัฒนธรรมท้องถิ่นที่อาจส่งผลต่อการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ภูมิภาคต่าง ๆ

ของประเทศไทยมีความหลากหลายทางเศรษฐกิจ สังคม และวัฒนธรรม ซึ่งอาจส่งผลกระทบต่อทัศนคติและการยอมรับเทคโนโลยีที่แตกต่างกัน

ข้อจำกัดด้านการเก็บข้อมูลเกิดจากการเก็บข้อมูลผ่านช่องทางออนไลน์เป็นหลัก ซึ่งอาจทำให้กลุ่มตัวอย่างมีลักษณะเอียงไปทางผู้ที่มีความพร้อมและความคุ้นเคยด้านเทคโนโลยีมากกว่าประชากรทั่วไป (Selection Bias) กลุ่มตัวอย่างที่ตอบแบบสอบถามออนไลน์อาจเป็นผู้ที่มีทัศนคติเชิงบวกต่อเทคโนโลยีมากกว่าผู้ที่ไม่สะดวกหรือไม่สามารถเข้าถึงการสำรวจออนไลน์ได้ ซึ่งอาจส่งผลกระทบต่อความสามารถในการนำผลไปใช้กับกลุ่มประชากรที่กว้างขึ้น โดยเฉพาะกลุ่มที่มีข้อจำกัดในการเข้าถึงเทคโนโลยีหรือมีความสามารถด้านดิจิทัลที่จำกัด นอกจากนี้ การเก็บข้อมูลในช่วงเวลาหนึ่งอาจไม่สะท้อนถึงการเปลี่ยนแปลงของสภาพแวดล้อมและบริบททางสังคมที่อาจส่งผลต่อการยอมรับเทคโนโลยี

ข้อจำกัดด้านปัจจัยที่ศึกษาคือ การวิจัยไม่ได้ครอบคลุมปัจจัยด้านอารมณ์และจิตใจที่อาจมีอิทธิพลต่อการยอมรับเทคโนโลยี เช่น ความวิตกกังวล ความกลัวการถูกแทนที่ ความภาคภูมิใจในความสามารถของตนเอง หรือแรงจูงใจในการเรียนรู้ ปัจจัยเหล่านี้อาจมีอิทธิพลสำคัญต่อการตัดสินใจใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) แต่ไม่ได้รับการศึกษาในการวิจัยครั้งนี้ นอกจากนี้ การวิจัยยังไม่ได้พิจารณาปัจจัยด้านเศรษฐกิจและสังคม เช่น สถานะทางเศรษฐกิจ ความสามารถในการเข้าถึงอุปกรณ์และอินเทอร์เน็ต หรือการสนับสนุนจากครอบครัวและสถาบันการศึกษา ซึ่งอาจเป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อการยอมรับและการใช้งานปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ในทางปฏิบัติ

ข้อจำกัดสุดท้ายคือการที่การวิจัยดำเนินการในช่วงเวลาที่ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) กำลังมีการพัฒนาและเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว ทำให้ผลการวิจัยอาจมีความเป็นปัจจุบันที่จำกัด เนื่องจากความสามารถ พีเจอร์ และการรับรู้ของสาธารณชนต่อปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์อาจเปลี่ยนแปลงไปอย่างมีนัยสำคัญในอนาคต นอกจากนี้ นโยบายและกฎระเบียบที่เกี่ยวข้องกับการใช้ AI ในการศึกษายังอยู่ในระหว่างการพัฒนาและปรับปรุง ซึ่งอาจส่งผลต่อการยอมรับและการใช้งานในอนาคต การเปลี่ยนแปลงเหล่านี้อาจทำให้บางส่วนของผลการวิจัยต้องได้รับการทบทวนและปรับปรุงเพื่อให้สอดคล้องกับสภาพแวดล้อมใหม่

5.4 ข้อเสนอแนะ

จากผลการวิจัยและข้อจำกัดที่ได้กล่าวมา ผู้วิจัยขอเสนอแนะแนวทางการประยุกต์ใช้ผลการวิจัยและทิศทางการวิจัยในอนาคตเพื่อให้เกิดประโยชน์สูงสุดต่อการพัฒนาการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ในการศึกษาไทย สำหรับสถาบันการศึกษา ผลการวิจัยชี้ให้เห็นความสำคัญของการสร้างบรรทัดฐานทางสังคมที่สนับสนุนการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ ซึ่งสถาบันการศึกษาควรให้ความสำคัญกับการจัดกิจกรรมการเรียนรู้และการฝึกอบรมที่

ส่งเสริมการใช้งาน การสร้างชุมชนการเรียนรู้ที่มีการแลกเปลี่ยนประสบการณ์เชิงบวกระหว่าง นักศึกษาและอาจารย์ และการแสดงให้เห็นถึงการสนับสนุนจากผู้บริหารและอาจารย์ผู้สอนในการใช้ ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ เป็นเครื่องมือการเรียนการสอน นอกจากนี้ สถาบันการศึกษาควร พัฒนานโยบายการใช้ปัญญาประดิษฐ์อย่างมีจริยธรรมที่ชัดเจนและเป็นรูปธรรม เพื่อสร้างความ ไว้วางใจและลดความกังวลด้านจริยธรรมของนักศึกษาและอาจารย์ การจัดทำแนวปฏิบัติที่ดีในการใช้ ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ในการศึกษา การกำหนดขอบเขตการใช้งานที่เหมาะสม และการสร้าง กลไกการตรวจสอบและประเมินผลการใช้งานจะช่วยสร้างสภาพแวดล้อมที่เอื้อต่อการยอมรับและการ ใช้งานอย่างมีประสิทธิภาพ สถาบันการศึกษาควรพิจารณาการบูรณาการปัญญาประดิษฐ์เชิง สร้างสรรค์เข้ากับหลักสูตรการเรียนการสอนอย่างเป็นระบบ โดยคำนึงถึงความแตกต่างของกลุ่ม ผู้เรียนตามเพศและระดับการศึกษา การออกแบบกิจกรรมการเรียนรู้ที่ใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิง สร้างสรรค์ (GenAI) เป็นเครื่องมือสนับสนุน การฝึกอบรมอาจารย์ให้มีความรู้และทักษะในการใช้งาน และการสร้างระบบสนับสนุนทางเทคนิคที่เพียงพอ

สำหรับผู้พัฒนาเทคโนโลยี ผลการวิจัยให้ข้อเสนอแนะสำคัญในการออกแบบและพัฒนา ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ที่ตอบสนองความต้องการของผู้ใช้ในบริบทการศึกษาไทย ผู้พัฒนาควร เน้นการออกแบบที่เน้นผู้ใช้เป็นศูนย์กลาง (User-Centered Design) โดยคำนึงถึงลักษณะเฉพาะของ ผู้เรียนไทย วัฒนธรรมการเรียนรู้ และความต้องการเฉพาะในการเรียนภาษาอังกฤษ การพัฒนาระบบ ที่สามารถอธิบายการทำงานได้ (Explainable AI) เป็นสิ่งสำคัญในการสร้างความไว้วางใจ โดยผู้ใช ควรสามารถเข้าใจได้ว่า ปัญญาประดิษฐ์ทำงานอย่างไร ข้อมูลใดถูกใช้ในการสร้างคำตอบ และมี ข้อจำกัดอะไรบ้าง การให้ความสำคัญกับการปกป้องข้อมูลส่วนบุคคลและการให้ผู้ใช้สามารถควบคุม การใช้ข้อมูลของตนเองได้เป็นอีกปัจจัยสำคัญในการสร้างความมั่นใจให้กับผู้ใช้ ผู้พัฒนาควรออกแบบ ระบบที่มีความยืดหยุ่นและสามารถปรับแต่งได้ตามความต้องการของผู้ใช้กลุ่มต่าง ๆ โดยเฉพาะการ พิจารณาความแตกต่างทางเพศและระดับการศึกษาที่พบในการวิจัยครั้งนี้ การสร้างฟีเจอร์ที่ส่งเสริม การเรียนรู้แบบร่วมมือและการแลกเปลี่ยนประสบการณ์ระหว่างผู้ใช้จะช่วยเสริมสร้างบรรทัดฐานทาง สังคมที่เป็นบวก

สำหรับหน่วยงานรัฐและผู้กำหนดนโยบาย ผลการวิจัยให้ข้อเสนอแนะในการจัดทำกรอบการ กำกับดูแลการใช้ปัญญาประดิษฐ์ในการศึกษาที่สมดุลระหว่างการส่งเสริมนวัตกรรมและการปกป้อง สิทธิผู้เรียน หน่วยงานรัฐควรสนับสนุนการพัฒนาโครงสร้างพื้นฐานดิจิทัลและการฝึกอบรมบุคลากร เพื่อรองรับการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ในการศึกษา การลงทุนในการพัฒนาเครือข่าย อินเทอร์เน็ตความเร็วสูง การจัดหาอุปกรณ์และซอฟต์แวร์ที่จำเป็น และการพัฒนาทักษะดิจิทัลของ อาจารย์และนักศึกษาจะช่วยสร้างสภาพแวดล้อมที่เอื้อต่อการใช้งานปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) อย่างมีประสิทธิภาพ การจัดทำมาตรฐานและแนวปฏิบัติสำหรับการใช้ปัญญาประดิษฐ์ใน

การศึกษาที่เป็นมาตรฐานสากล แต่คำนึงถึงบริบทของประเทศไทยจะช่วยสร้างความเชื่อมั่นและความปลอดภัยในการใช้งาน หน่วยงานรัฐควรส่งเสริมการวิจัยและพัฒนาเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ที่เหมาะสมกับบริบทการศึกษาไทย และสนับสนุนความร่วมมือระหว่างสถาบันการศึกษา ภาคเอกชน และหน่วยงานรัฐในการพัฒนาและการใช้งานประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI)

สำหรับการวิจัยในอนาคต ผู้วิจัยเสนอแนะทิศทางการศึกษาต่อเนื่องที่จะช่วยขยายความเข้าใจและเติมเต็มข้อจำกัดของการวิจัยครั้งนี้ การทำการศึกษาระยะยาว (Longitudinal Study) เพื่อติดตามการเปลี่ยนแปลงของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ตลอดระยะเวลา การศึกษาการเปลี่ยนแปลงของทัศนคติ ความไว้วางใจ และพฤติกรรมการใช้งานจริงจะให้ข้อมูลที่มีค่าสำหรับการพัฒนากลยุทธ์การส่งเสริมการใช้งานระยะยาว การใช้วิธีการวิจัยแบบผสมผสาน (Mixed Methods) ที่รวมการสังเกตพฤติกรรมจริงและการสัมภาษณ์เชิงลึกจะช่วยให้เข้าใจบริบทและเหตุผลเบื้องหลังการตัดสินใจของผู้ใช้ได้ดียิ่งขึ้น การขยายการศึกษาไปยังประเทศอื่น ๆ ในภูมิภาคเอเชียตะวันออกเฉียงใต้เพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างทางวัฒนธรรมและพัฒนาแบบจำลองที่สามารถประยุกต์ใช้ได้กับบริบทที่หลากหลาย การศึกษาตัวแปรใหม่ที่มีอาจมีความสำคัญ เช่น ความฉลาดทางอารมณ์ (Emotional Intelligence) ความเข้าใจเรื่องปัญญาประดิษฐ์ (AI Literacy) ปัจจัยทางวัฒนธรรมเฉพาะถิ่น และผลกระทบของการใช้งานต่อผลการเรียนและทักษะการเรียนรู้ของนักศึกษา การศึกษาการประยุกต์ใช้กรอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (ThaiGAM) ในสาขาวิชาอื่น ๆ นอกเหนือจากการเรียนภาษาอังกฤษ เช่น คณิตศาสตร์ วิทยาศาสตร์ หรือสังคมศึกษา เพื่อทดสอบความสามารถในการประยุกต์ใช้ของแบบจำลองในบริบทที่แตกต่างกัน และการศึกษาผลกระทบระยะยาวของการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ต่อการพัฒนาทักษะการคิดวิเคราะห์ ความคิดสร้างสรรค์ และความสามารถในการเรียนรู้ด้วยตนเองของนักศึกษา

5.5 แนวทางการขับเคลื่อนแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ

5.5.1 ด้านการศึกษา

การวิจัยครั้งนี้ คาดว่า จะก่อให้เกิดประโยชน์ด้านวิชาการที่สำคัญหลายประการ โดยเฉพาะในการสร้างองค์ความรู้ใหม่และการขยายขอบเขตของทฤษฎีการยอมรับเทคโนโลยีในยุคปัญญาประดิษฐ์ การศึกษาได้สร้างกรอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (ThaiGAM) ที่เป็นการบูรณาการทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (Theory of Planned Behavior) และแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (Technology Acceptance Model 2) เข้ากับองค์ประกอบของความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์และความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว ซึ่งเป็นการพัฒนาทฤษฎีที่สำคัญสำหรับการศึกษาการยอมรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ในบริบทการศึกษา กรอบแนวคิด

นี้ไม่เพียงแต่สามารถอธิบายปรากฏการณ์การยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ในบริบทของประเทศไทยได้อย่างครอบคลุม แต่ยังสามารถเป็นแนวทางสำหรับการศึกษาในบริบทสังคมรวมหมู่อื่น ๆ ในภูมิภาคเอเชียตะวันออกเฉียงใต้ด้วย การค้นพบว่าบรรทัดฐานทางสังคมเป็นปัจจัยขับเคลื่อนหลักในการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ได้เพิ่มความเข้าใจเกี่ยวกับความสำคัญของปัจจัยทางสังคมวัฒนธรรมในการยอมรับเทคโนโลยี ซึ่งแตกต่างจากการศึกษาส่วนใหญ่ที่เน้นปัจจัยเทคนิคและประโยชน์ของเทคโนโลยี ผลการวิจัยนี้ช่วยเติมเต็มช่องว่างในวรรณกรรม การยอมรับเทคโนโลยีโดยเฉพาะในบริบทของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ที่มีความซับซ้อนและก่อให้เกิดความกังวลด้านจริยธรรม

การพบว่าทัศนคติทำหน้าที่เป็นตัวแปรกลางที่สำคัญมากกว่าที่คาดการณ์ไว้ในทฤษฎีดั้งเดิมได้เสริมทฤษฎีการยอมรับเทคโนโลยีในยุคดิจิทัล โดยเฉพาะการที่การรับรู้ประโยชน์ไม่มีอิทธิพลโดยตรงต่อความตั้งใจ แต่ส่งผลผ่านทัศนคติ ซึ่งท้าทายสมมติฐานหลักของทฤษฎีแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี 2 (TAM2) และแสดงให้เห็นว่าการตัดสินใจใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มีความซับซ้อนมากกว่าเทคโนโลยีทั่วไป การวิจัยได้แสดงให้เห็นถึงความสำคัญของการรวมมิติด้านความไว้วางใจและความเป็นส่วนตัวเข้ากับแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี ซึ่งเป็นประเด็นสำคัญในยุคของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) แต่ยังไม่ได้รับการศึกษาอย่างครอบคลุมในวรรณกรรมที่ผ่านมา ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ที่ทำหน้าที่เป็น "รากฐาน" ของการยอมรับและมีอิทธิพลต่อการสร้างทัศนคติเชิงบวกและการลดความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวเป็นข้อค้นพบที่มีค่าสำหรับการพัฒนาทฤษฎีการยอมรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ในอนาคต ผลการวิจัยยังได้ค้นพบเกี่ยวกับการที่ไม่พบความแตกต่างตามประสบการณ์การใช้งานและความชำนาญทางเทคโนโลยี ซึ่งชี้ให้เห็นว่าปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) มีลักษณะเป็น "เทคโนโลยีที่เข้าถึงได้ง่าย" ที่แตกต่างจากเทคโนโลยีอื่น ๆ ที่ผ่านมา

การศึกษานี้ยังมีส่วนสำคัญในการพัฒนาวิธีการวิจัยสำหรับการศึกษาการยอมรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) โดยการใช้เทคนิคการวิเคราะห์สมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling) ร่วมกับการวิเคราะห์กลุ่มย่อย (Multi-Group Analysis) เพื่อทำความเข้าใจความแตกต่างของกลุ่มประชากรต่าง ๆ ในการตอบสนองต่อเทคโนโลยี การพัฒนาเครื่องมือวัดที่มีความเชื่อมั่นสูง (Composite Reliability ระหว่าง 0.841-0.960) สำหรับการศึกษาการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ในบริบทการศึกษาไทยเป็นอีกหนึ่งผลผลิตทางวิชาการที่สำคัญ ซึ่งสามารถนำไปใช้และปรับปรุงสำหรับการวิจัยในอนาคต ผลการวิจัยได้สร้างฐานข้อมูลทางวิชาการที่สำคัญเกี่ยวกับพฤติกรรมยอมรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ของนักศึกษาไทย ซึ่งจะเป็นประโยชน์สำหรับนักวิจัยที่สนใจศึกษาในประเด็นที่เกี่ยวข้อง และสามารถเป็นข้อมูลอ้างอิงสำหรับการเปรียบเทียบกับการศึกษาในบริบทอื่น ๆ

5.5.2 ด้านการพัฒนาแพลตฟอร์ม

ผลการวิจัยให้แนวทางสำคัญสำหรับการออกแบบและพัฒนาแพลตฟอร์มการเรียนรู้ที่ขับเคลื่อนด้วยปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ที่ตอบสนองความต้องการของผู้เรียนไทยอย่างแท้จริง การเข้าใจถึงความสำคัญของการสร้างความไว้วางใจและการลดความกังวลด้านความเป็นส่วนตัวจะช่วยในการพัฒนาระบบที่มีประสิทธิภาพและยั่งยืน ผู้พัฒนาเทคโนโลยีสามารถใช้ข้อมูลจากการวิจัยในการออกแบบระบบที่เน้นความโปร่งใส การอธิบายการทำงานได้ (Explainable AI) และการให้ผู้ใช้สามารถควบคุมข้อมูลของตนเอง ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญในการสร้างความไว้วางใจ การทราบถึงความแตกต่างตามเพศและระดับการศึกษาจะช่วยในการออกแบบระบบที่สามารถปรับเปลี่ยนได้ตามลักษณะของผู้ใช้ (Adaptive System) โดยนักศึกษาเพศชายอาจต้องการการสนับสนุนทางสังคมและการยืนยันจากกลุ่มเพื่อนมากกว่า ในขณะที่เพศหญิงอาจต้องการข้อมูลที่ชัดเจนเกี่ยวกับประโยชน์และวิธีการใช้งาน นักศึกษาระดับปริญญาตรีอาจต้องการการแนะนำและการสนับสนุนจากระบบมากกว่านักศึกษาระดับบัณฑิตศึกษาที่มีความเป็นอิสระมากกว่า

การค้นพบว่าบรรทัดฐานทางสังคมเป็นปัจจัยสำคัญที่สุดให้แนวทางสำหรับการพัฒนาฟีเจอร์ที่ส่งเสริมการเรียนรู้แบบร่วมมือและการแลกเปลี่ยนประสบการณ์ระหว่างผู้ใช้ การสร้างชุมชนผู้เรียนออนไลน์ การแสดงสถิติการใช้งานของเพื่อนในชั้นเรียน การมีระบบแนะนำและรีวิวจากผู้ใช้คนอื่น และการสร้างกิจกรรมกลุ่มที่ใช้ GenAI เป็นเครื่องมือสนับสนุนจะช่วยเสริมสร้างบรรทัดฐานทางสังคมที่เป็นบวก การที่ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) มีลักษณะเป็นเทคโนโลยีที่เข้าถึงได้ง่ายและไม่จำเป็นต้องอาศัยทักษะเทคนิคสูงเป็นข้อมูลสำคัญสำหรับผู้พัฒนาในการคงไว้ซึ่งความเรียบง่ายในการใช้งานและการออกแบบส่วนติดต่อผู้ใช้ (User Interface) ที่เข้าใจง่าย การใช้ภาษาธรรมชาติในการสื่อสารกับ AI และการหลีกเลี่ยงศัพท์เทคนิคที่ซับซ้อนจะช่วยให้ผู้ใช้ทุกระดับสามารถเข้าถึงและใช้งานได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ผลการวิจัยยังให้ข้อเสนอแนะสำหรับการพัฒนาระบบการเรียนรู้แบบปรับตัว (Adaptive Learning System) ที่สามารถปรับเปลี่ยนวิธีการนำเสนอและการโต้ตอบตามลักษณะของผู้ใช้ การสร้างระบบที่สามารถระบุและตอบสนองต่อความต้องการเฉพาะของกลุ่มผู้ใช้ที่แตกต่างกัน การพัฒนาอัลกอริทึมที่สามารถเรียนรู้และปรับปรุงการให้บริการตามข้อมูลป้อนกลับจากผู้ใช้ และการสร้างระบบแนะนำที่สามารถเสนอเนื้อหาและกิจกรรมที่เหมาะสมกับระดับและสไตล์การเรียนรู้ของผู้ใช้แต่ละคน การเข้าใจถึงความสำคัญของทัศนคติเป็นตัวแปรกลางจะช่วยในการออกแบบกลยุทธ์การสร้างประสบการณ์เชิงบวกตั้งแต่การใช้งานครั้งแรก การให้ข้อมูลป้อนกลับที่สร้างสรรค์ การแสดงผลความก้าวหน้าในการเรียนรู้ และการสร้างความรู้สึกสำเร็จและความภาคภูมิใจในการใช้งาน ผู้พัฒนาสามารถใช้ข้อมูลเหล่านี้ในการออกแบบระบบ Gamification ที่เหมาะสมและการสร้างแรงจูงใจในการเรียนรู้อย่างต่อเนื่อง

5.5.3 ด้านสังคม

ผลการวิจัยนี้มีศักยภาพในการสร้างผลกระทบเชิงบวกต่อสังคมไทยในหลายมิติ โดยเฉพาะในการช่วยลดความเหลื่อมล้ำทางการศึกษาผ่านการพัฒนาแพลตฟอร์มการเรียนรู้ที่เข้าถึงได้ และเหมาะสมกับผู้เรียนในบริบทสังคมไทยที่หลากหลาย การที่ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) มีลักษณะเป็นเทคโนโลยีที่เข้าถึงได้ง่ายและไม่จำเป็นต้องอาศัยทักษะเทคนิคสูงเป็นโอกาสสำคัญในการสร้างความเท่าเทียมทางการศึกษา ผู้เรียนที่มีพื้นฐานทางเทคโนโลยีที่แตกต่างกันสามารถเข้าถึงและใช้ประโยชน์จากปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ได้อย่างเท่าเทียมกัน ซึ่งจะช่วยลดช่องว่างดิจิทัลในสังคมไทย การเข้าใจปัจจัยที่ส่งผลต่อการยอมรับเทคโนโลยีในกลุ่มประชากรที่แตกต่างกันจะช่วยให้การออกแบบระบบการเรียนรู้สามารถตอบสนองความต้องการของทุกกลุ่มได้อย่างเท่าเทียม ไม่ว่าจะเป็นเพศชายหรือเพศหญิง นักศึกษาระดับปริญญาตรีหรือบัณฑิตศึกษา หรือผู้ที่มีประสบการณ์การใช้เทคโนโลยีที่แตกต่างกัน

การพัฒนาความสามารถทางภาษาอังกฤษของประชากรผ่านการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) จะช่วยส่งเสริมความเข้าใจข้ามวัฒนธรรมและเสริมสร้างการมีส่วนร่วมของประเทศไทยในชุมชนโลก ภาษาอังกฤษเป็นภาษากลางสำคัญในการสื่อสารระหว่างประเทศ การค้า การลงทุน และการแลกเปลี่ยนความรู้ การที่ประชาชนไทยมีความสามารถทางภาษาอังกฤษที่ดีขึ้นจะช่วยเพิ่มขีดความสามารถในการแข่งขันของประเทศในเวทีโลก การเข้าถึงข้อมูลและความรู้จากแหล่งต่างประเทศ และการสร้างเครือข่ายความร่วมมือระหว่างประเทศในด้านการศึกษา การวิจัย และการพัฒนาเทคโนโลยี การศึกษาแนวคิด "ความไว้วางใจเชิงวิพากษ์" (Critical Trust) ที่เกิดขึ้นจากการวิจัยจะช่วยพัฒนาความรู้ด้านดิจิทัลลิเทอเรซี (Digital Literacy) และส่งเสริมการใช้เทคโนโลยีอย่างมีความรับผิดชอบในสังคม การที่ประชาชนเข้าใจถึงข้อจำกัดและความเสี่ยงของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) พร้อมทั้งสามารถใช้ประโยชน์จากเทคโนโลยีได้อย่างเหมาะสมจะช่วยสร้างสังคมที่มีความรู้ด้านเทคโนโลยีและสามารถปรับตัวกับการเปลี่ยนแปลงในยุคดิจิทัลได้ดี

ผลการวิจัยจะช่วยสนับสนุนการพัฒนานโยบายการศึกษาและเทคโนโลยีของประเทศที่มีประสิทธิภาพมากขึ้น การเข้าใจถึงปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ในบริบทไทยจะช่วยให้ผู้กำหนดนโยบายสามารถวางแผนและจัดสรรทรัพยากรได้อย่างเหมาะสม การสร้างกรอบการกำกับดูแลที่สมดุลระหว่างการส่งเสริมนวัตกรรมและการปกป้องสิทธิผู้เรียน และการพัฒนาโครงสร้างพื้นฐานและบุคลากรที่เหมาะสมสำหรับการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ในการศึกษา การวิจัยยังช่วยสร้างความตระหนักในสังคมเกี่ยวกับโอกาสและความท้าทายของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ในการศึกษา ทำให้เกิดการถกเถียงและการมีส่วนร่วมของสาธารณชนในการกำหนดทิศทางการพัฒนาและการใช้งานเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ใน

ประเทศไทย การสร้างความเข้าใจที่ถูกต้องเกี่ยวกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) จะช่วยลดความกลัวและความไม่แน่ใจ พร้อมทั้งส่งเสริมการใช้งานที่เป็นประโยชน์และมีความรับผิดชอบต่อสังคม

นอกจากนี้ ผลการวิจัยยังมีศักยภาพในการส่งเสริมการพัฒนาอุตสาหกรรมเทคโนโลยีการศึกษา (EdTech) ในประเทศไทย การมีข้อมูลและความเข้าใจที่ชัดเจนเกี่ยวกับความต้องการและพฤติกรรมของผู้เรียนไทยจะช่วยให้ผู้ประกอบการไทยสามารถพัฒนาผลิตภัณฑ์และบริการทางการศึกษาที่ตอบสนองความต้องการของตลาดในประเทศและในภูมิภาคได้ดียิ่งขึ้น การสร้างความเข้มแข็งของอุตสาหกรรมเทคโนโลยีการศึกษา ไทยจะช่วยลดการพึ่งพิงเทคโนโลยีจากต่างประเทศ สร้างงานและรายได้ให้กับประเทศ และเป็นการส่งเสริมการพัฒนาเทคโนโลยีที่เหมาะสมกับบริบทและวัฒนธรรมไทย ผลการวิจัยจึงมีศักยภาพในการสร้างผลกระทบเชิงบวกที่กว้างขวางต่อการพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมไทยในระยะยาว โดยการส่งเสริมการศึกษาที่มีคุณภาพ การพัฒนาทรัพยากรมนุษย์ และการสร้างสังคมแห่งการเรียนรู้ที่ทันสมัยและยั่งยืนพฤติกรรมจริงและการสัมภาษณ์เชิงลึกจะช่วยให้เข้าใจบริบทและเหตุผลเบื้องหลังการตัดสินใจของผู้ใช้ได้ดียิ่งขึ้น การขยายการศึกษาไปยังประเทศอื่น ๆ ในภูมิภาคเอเชียตะวันออกเฉียงใต้เพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างทางวัฒนธรรมและพัฒนาแบบจำลองที่สามารถประยุกต์ใช้ได้กับบริบทที่หลากหลาย การศึกษาตัวแปรใหม่ ๆ ที่อาจมีความสำคัญ เช่น ความฉลาดทางอารมณ์ (Emotional Intelligence) ความเข้าใจเรื่องปัญญาประดิษฐ์ (AI Literacy) ปัจจัยทางวัฒนธรรมเฉพาะถิ่น และผลกระทบของการใช้งานต่อผลการเรียนและทักษะการเรียนรู้ของนักศึกษา การศึกษาการประยุกต์ใช้กรอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (ThaiGAM) ในสาขาวิชาอื่น ๆ นอกเหนือจากการเรียนภาษาอังกฤษ เช่น คณิตศาสตร์ วิทยาศาสตร์ หรือสังคมศึกษา เพื่อทดสอบความสามารถในการประยุกต์ใช้ของแบบจำลองในบริบทที่แตกต่างกัน และการศึกษาผลกระทบระยะยาวของการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์ (GenAI) ต่อการพัฒนาทักษะการคิดวิเคราะห์ ความคิดสร้างสรรค์ และความสามารถในการเรียนรู้ด้วยตนเองของนักศึกษา

5.5.4 การประยุกต์ใช้กรอบแนวคิดการวิจัย

แนวทางการนำกรอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย (ThaiGAM) ไปประยุกต์ใช้เพื่อขับเคลื่อนแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทยให้ประสบความสำเร็จ จำเป็นต้องคำนึงถึงพลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพล ซึ่งมีการเปลี่ยนแปลงและมีน้ำหนักความสำคัญแตกต่างกันตามบริบทและคุณลักษณะเฉพาะของผู้ใช้งาน โดยสถาบันการศึกษาและนักพัฒนาควรใช้กรอบดังกล่าวเป็นแม่บทเชิงกลยุทธ์ที่ปรับเปลี่ยนได้ตามสถานการณ์ พลวัตที่สำคัญที่สุดคือการจัดการมิติด้านบรรทัดฐานทางสังคมซึ่งเป็นปัจจัยขับเคลื่อนที่ทรงพลังที่สุดในสังคมไทย โดยการใช้ข้อมูลพลวัตจากผลการวิจัยที่ชี้ให้เห็นว่ากลุ่มนักศึกษาระดับปริญญาตรีและเพศชายมีความไวต่อแรงกดดันทางสังคมสูงกว่ากลุ่มอื่น มาเป็นพื้นฐานในการกำหนดแผนการสื่อสารสร้าง

แรงจูงใจที่จำแนกตามกลุ่มเป้าหมาย เพื่อเปลี่ยนผ่านจากบรรทัดฐานของกลุ่มไปสู่การยอมรับในระดับปัจเจกบุคคลอย่างมีประสิทธิภาพ

ในมิติด้านการพัฒนาเทคโนโลยี พลวัตของการยอมรับยังปรากฏผ่านกลไกความไว้วางใจเชิงวิพากษ์ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าเมื่อระดับความไว้วางใจเพิ่มขึ้นจะส่งผลต่อพลวัตความตระหนักรู้ด้านความเป็นส่วนตัวที่สูงขึ้นตามไปด้วย ผู้พัฒนาแพลตฟอร์มจึงควรนำพลวัตนี้ไปประยุกต์ใช้ในการออกแบบระบบที่เน้นความโปร่งใสและการปรับปรุงนโยบายความปลอดภัยให้สอดคล้องกับความคาดหวังที่เพิ่มขึ้นของผู้ใช้ นอกจากนี้การประยุกต์ใช้กรอบวิจัยนี้ต้องพิจารณาถึงพลวัตความแตกต่างระหว่างเพศ โดยในกลุ่มเพศหญิงควรเน้นพลวัตการขับเคลื่อนผ่านทัศนคติและการรับรู้คุณค่าเชิงประสบการณ์ ขณะที่เพศชายควรเน้นพลวัตการสร้างพื้นที่เรียนรู้แบบร่วมมือเพื่อตอบสนองต่ออิทธิพลทางสังคม การบูรณาการพีเจอาร์ที่ปรับตัวได้ตามศักยภาพจริงของผู้เรียน จะช่วยให้การประยุกต์ใช้กรอบแนวคิดการยอมรับปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์แบบไทย สามารถรองรับความไม่คงที่ของปัจจัยส่งผล และยกระดับประสิทธิภาพการขับเคลื่อนนวัตกรรมการเรียนรู้ออนไลน์ในบริบทประเทศไทยได้อย่างยั่งยืน

นอกจากนี้ การประยุกต์ใช้กรอบวิจัยยังครอบคลุมถึงพลวัตของการปรับตัวในระดับนโยบายและการปฏิรูปการศึกษา โดยสถาบันการศึกษาและผู้กำหนดนโยบายควรนำผลการศึกษาด้านพลวัตความเชี่ยวชาญมาเป็นบทเรียนว่าปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์มีศักยภาพในการสร้างความเท่าเทียมโดยไม่ยึดติดกับประสบการณ์เดิม จึงควรขับเคลื่อนนโยบายที่เน้นการสร้างระบบนิเวศนวัตกรรมแบบเปิดที่สามารถปรับเปลี่ยนได้ตามความก้าวหน้าของเทคโนโลยีและพฤติกรรมมนุษย์ที่เปลี่ยนแปลงอยู่เสมอ พลวัตความร่วมมือระหว่างภาคเอกชนและสถาบันการศึกษาจะช่วยให้การพัฒนาแพลตฟอร์มดิจิทัลสามารถตอบสนองต่อเงื่อนไขทางสังคมและวัฒนธรรมที่ซับซ้อนของไทยได้อย่างเท่าทัน ซึ่งจะส่งผลให้การพัฒนาศักยภาพมนุษย์ในยุคดิจิทัลบรรลุผลสัมฤทธิ์อย่างมีพลวัตและต่อเนื่องในระยะยาว

5.5.5 การขับเคลื่อนนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ

แนวทางการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษให้ประสบความสำเร็จในบริบทประเทศไทย จำเป็นต้องมุ่งเน้นการจัดการสถาปัตยกรรมทางสังคมควบคู่ไปกับการออกแบบเทคโนโลยีที่เน้นผู้ใช้เป็นศูนย์กลาง โดยมีรายละเอียดแนวทางดังนี้

ประการแรก การสร้างสภาพแวดล้อมทางสังคมที่สนับสนุน (Social Support System) เนื่องจากการวิจัยพบว่า บรรทัดฐานทางสังคม (Social Norms) เป็นปัจจัยที่มีอิทธิพลสูงสุดต่อความตั้งใจเชิงพฤติกรรม สถาบันการศึกษาจึงควรมีแนวทางขับเคลื่อนโดยการให้ผู้บริหารและอาจารย์แสดงบทบาทในการเป็นแบบอย่าง (Role Model) ในการประยุกต์ใช้เทคโนโลยี พร้อมทั้งส่งเสริมพีเจอาร์การเรียนรู้แบบร่วมมือ (Social Learning) เพื่อให้เกิดการยอมรับและแรงจูงใจในกลุ่มเพื่อน ซึ่งเป็น

กลไกสำคัญในวัฒนธรรมแบบรวมหมู่ของไทยที่ให้ความสำคัญกับความเห็นพ้องของกลุ่มและการได้รับการสนับสนุนจากบุคคลอ้างอิง

ประการที่สอง การออกแบบส่วนติดต่อผู้ใช้ที่เรียบง่ายและเป็นมิตร (Minimalist UX/UI Design) เพื่อส่งเสริมการรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use) ซึ่งเป็นจุดเริ่มต้นสำคัญในการสร้างทัศนคติที่ดี แพลตฟอร์มควรเน้นการเข้าถึงฟีเจอร์หลักได้รวดเร็วภายในไม่กี่คลิก และลดความซับซ้อนของฟังก์ชันการใช้งาน จากผลการทดสอบพบว่าแนวทางนี้ช่วยลดภาระทางพุทธิปัญญาและสร้างความพึงพอใจให้กับผู้เรียนสูงถึงร้อยละ 81.30 อีกทั้งยังช่วยลดความประหม่าและความกังวลในการฝึกฝนภาษาอังกฤษ ทำให้ผู้เรียนกล้าที่จะมีปฏิสัมพันธ์กับเทคโนโลยีมากขึ้น

ประการที่สาม การบูรณาการปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างสรรค์เพื่อตอบโจทย์เฉพาะบุคคล (AI-Personalization) แนวทางการขับเคลื่อนต้องทำให้ผู้เรียนเห็นประโยชน์ที่จับต้องได้ (Perceived Usefulness) ผ่านฟีเจอร์สำคัญ เช่น AI Practice Hub สำหรับการฝึกโต้ตอบได้ตลอด 24 ชั่วโมง และระบบวัดระดับทางภาษาอัตโนมัติที่ช่วยวางแผนการเรียนรู้ให้ตรงตามศักยภาพและจุดอ่อนจริงของผู้เรียนแต่ละคน ซึ่งแนวทางนี้ได้รับการยืนยันว่าสามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการเรียนรู้ได้สูงขึ้นไปถึงร้อยละ 40 และช่วยให้การเรียนรู้มีความหมายต่อผู้เรียนมากยิ่งขึ้น

สุดท้าย การสร้างความไว้วางใจเชิงวิพากษ์ (Critical Trust Building) ผู้พัฒนาและสถาบันการศึกษาควรขับเคลื่อนการยอมรับด้วยนโยบายการจัดการข้อมูลที่โปร่งใสและมีจริยธรรม เพื่อให้ผู้เรียนมีความเชื่อมั่นในความปลอดภัยและความถูกต้องของข้อมูล โดยเน้นการให้ความรู้ด้านดิจิทัล (Digital Literacy) ควบคู่ไปกับการใช้งาน เพื่อให้ผู้เรียนมีความตระหนักและเข้าใจในขอบเขตความสามารถของเทคโนโลยีอย่างยั่งยืน นอกจากนี้ควรมีการจัดทำระบบ Dashboard สำหรับผู้สอน เพื่อให้สามารถติดตามผลและให้คำแนะนำแก่ผู้เรียนได้แบบเรียลไทม์ ซึ่งจะช่วยสร้างความเชื่อมั่นในระบบนวัตกรรมและการเปลี่ยนแปลงระดับองค์กรได้อย่างมีประสิทธิภาพ

บรรณานุกรม

- Afroogh, S., Akbari, A., Malone, E., Kargar, M., & Alambeigi, H. (2024). Trust in AI: Progress, challenges, and future directions. *Humanities & Social Sciences Communications*. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-04044-8>
- Agyei, C., & Razi, Ö. (2022). The effect of extended UTAUT model on EFLs' adaptation to flipped classroom. *Education and Information Technologies*, 27(2), 1865–1882. <https://doi.org/10.1007/s10639-021-10657-2>
- Ahmed, W., Sentosa, I., Hizam, S. M., Mat, C. R. C., & Hernandez, M. S. (2023). *Evaluating the acceptance of enhanced generative AI services*. <https://doi.org/10.1109/cdics61497.2023.00022>
- Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 50(2), 179–211. [https://doi.org/10.1016/0749-5978\(91\)90020-T](https://doi.org/10.1016/0749-5978(91)90020-T)
- Ajzen, I. (2002). Perceived behavioral control, self-efficacy, locus of control, and the theory of planned behavior. *Journal of Applied Social Psychology*, 32(4), 665–683. <https://doi.org/10.1111/j.1559-1816.2002.tb00236.x>
- Ajzen, I. (2011). The theory of planned behaviour: Reactions and reflections. *Psychology and Health*, 26(9), 1113–1127. <https://doi.org/10.1080/08870446.2011.613995>
- Akimov, N., Kurmanov, N., Uskelenova, A., Aidargaliyeva, N., Mukhiyayeva, D., Rakhimova, S., & Utegenova, Z. (2023). Components of education 4.0 in open innovation competence frameworks: Systematic review. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 9(2), Article 100037. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2023.100037>
- Akpınar, M. T., & Atak, M. (2025). An integrated technology acceptance model for smart city mobile applications: Identification of key factors and extension of

- technology adoption. *International Journal of Management Studies*, 32(1), 6. <https://doi.org/10.32890/ijms2025.32.1.6>
- Al-Adwan, A. S. (2020). The moderating effect of experience on the antecedents of users' satisfaction with online learning systems. *Journal of Information Technology Education: Research*, 19, 629-648. <https://doi.org/10.28945/4636>
- Albayati, H. (2024). Privacy concerns and trust in AI: A study of university students' perceptions. *International Journal of Technology in Education and Science*, 8(2), 113-129. <https://doi.org/10.46328/ijtes.470>
- Alfalalah, A. A. (2023). Factors influencing students' adoption and use of mobile learning management systems (m-LMSs): A quantitative study of Saudi Arabia. *International Journal of Information Management Data Insights*, 3(1), 100143. <https://doi.org/10.1016/j.jjime.2022.100143>
- Al-Lozi, E., Al-Hujran, O., & Al-Debei, M. M. (2014). Get ready to mobile learning: Examining factors affecting college students' behavioral intentions to use M-learning in Saudi Arabia. *Jordan Journal of Business Administration*, 10(1), 111-128. <https://doi.org/10.12816/0026186>
- Al-Mamary, Y. H. S. (2022). Understanding the use of learning management systems by undergraduate university students using the UTAUT model: Credible evidence from Saudi Arabia. *International Journal of Information Management Data Insights*, 2(2), 100092. <https://doi.org/10.1016/j.jjime.2022.100092>
- Al-Mamary, Y. H., Siddiqui, M. A., Abdalraheem, S. G., Jazim, F. A., Abdulrab, M., Rashed, R. Q. G., & Alquhaif, A. (2023). Factors impacting Saudi students' intention to adopt learning management systems using the TPB and UTAUT integrated model. *Journal of Science & Technology Policy Management*. <https://doi.org/10.1108/jstpm-04-2022-0068>
- Almogren, A. S., Al-Rahmi, W. M., & Dahri, N. A. (2024). Exploring factors influencing the acceptance of ChatGPT in higher education: A smart education

- perspective. *Heliyon*, 10(10), e31887. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e31887>
- Al-Rahmi, A., Ramin, A., Alamri, M., Al-Rahmi, W., Yahaya, N., Al-Maatouk, Q., & Abualrejal, H. (2019). Evaluating the intended use of decision support system (DSS) via academic staff: An applying Technology Acceptance Model (TAM). *International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE)*, 8(2S9), 268–275. <https://doi.org/10.35940/ijrte.b1061.0982s919>
- Alshammari, K. A. F. (2024). Using the Technology Acceptance Model (TAM) to study the relationship between teachers' behavioral intention to use a data projector and some other variables. *Evolutionary Studies in Imaginative Culture*. <https://doi.org/10.70082/esiculture.vi.1355>
- Alsoud, M., Trawnih, A., Yaseen, H., Majali, T., Alsoud, A. R., & Jaber, O. A. (2024). How could entertainment content marketing affect intention to use the metaverse? Empirical findings. *International Journal of Information Management Data Insights*, 4(2), 100258. <https://doi.org/10.1016/j.jjime.2024.100258>
- Alzahrani, L. (2023). Analyzing students' attitudes and behavior toward artificial intelligence technologies in higher education. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 11(6), 342–348. <https://doi.org/10.35940/ijrte.f7475.0311623>
- An, J., Zhu, X., Wan, K., Xiang, Z., Shi, Z., An, J., & Huang, W. (2024). Older adults' self-perception, technology anxiety, and intention to use digital public services. *BMC Public Health*. <https://doi.org/10.1186/s12889-024-21088-2>
- Aprianto, T., Lee, H., & Lee, J. (2024). Understanding the adoption of AI-powered English learning applications: A revised UTAUT2 model with user experience as a moderator. *Education and Information Technologies*, 29(4), 4887–4909. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12248-0>

- Arif, A. (2023). Investigating students' attitudes & trust in AI during COVID-19. *Journal of Student Research*. <https://doi.org/10.47611/jsrhs.v12i3.5015>
- Armitage, C. J., & Conner, M. (2001). Efficacy of the Theory of Planned Behaviour: A meta-analytic review. *British Journal of Social Psychology*, 40(4), 471–499. <https://doi.org/10.1348/014466601164939>
- Awang, Z., Afthanorhan, A., Mohamad, M., & Asri, M. A. M. (2015). An evaluation of measurement model for medical tourism research: The confirmatory factor analysis approach. *International Journal of Tourism Policy*, 6(1), 29. <https://doi.org/10.1504/ijtp.2015.075141>
- Baek, T. H., & Kim, M. (2023). Is ChatGPT scary good? How user motivations affect creepiness and trust in generative artificial intelligence. *Telematics and Informatics*. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2023.102030>
- Bali, S., Chen, T.-C., & Liu, M.-C. (2024). Behavioral intentions of low-achieving students to use mobile English learning: Integrating self-determination theory, theory of planned behavior, and technology acceptance model approaches. *International Journal of Human-Computer Interaction*. <https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2364142>
- Bar-On, K. K., & Lamm, E. (2023). The interplay of social identity and norm psychology in the evolution of human groups. *Philosophical Transactions of the Royal Society B*. <https://doi.org/10.1098/rstb.2021.0412>
- Barrientos, A., Mundo, M. A. D., Inoferio, H. V., Adjid, M. A., Hajan, H. B., Ullong, M. M., Alih, D. R. S., Abdulmajid, B. P., & Espartero, M. M. (2024). Discourse analysis on academic integrity generative AI: Perspectives from science and mathematics students in higher education. *Environment & Social Psychology*. <https://doi.org/10.59429/esp.v9i9.2927>
- Basri, W. S. (2024). Enhancing AI auto efficacy: Role of AI knowledge, information source, behavioral intention and information & communications technology

- learning. *Profesional De La Informacion*. <https://doi.org/10.3145/epi.2024.ene.0325>
- Bertram, D. (2007). *Likert scales*. Scientific Research Publishing. <https://www.scirp.org/reference/ReferencesPapers.aspx?ReferenceID=1918300>
- Bhattarai, P. C., Nepal, P., Khatri, P., Dhungana, P., Adhikari, R. K., Magar, R. T., & Chand, K. (2024). Knowledge, attitude and practice at AI in education: Student's perception. *NPRC Journal of Multidisciplinary Research*. <https://doi.org/10.3126/nprcjmr.v1i7.72463>
- Biber, M., Louis, W. R., & Smith, J. R. (2024). Predicting online privacy protection for Facebook users with an extended theory of planned behavior. *Journal of Social Psychology*. <https://doi.org/10.1080/00224545.2024.2319177>
- Bilquise, G., Ibrahim, S., & Salhieh, S. M. (2023). Investigating student acceptance of an academic advising chatbot in higher education institutions. *Education and Information Technologies*, 29(5), 6357–6382. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12076-x>
- Buayai, P., Ru-Zhue, J., Rungruang, P., Usman, B., & Aujirapongpan, S. (2025). Developing soft skills of Gen Z accountants in the open innovation era: The roles of absorptive capability and self-learning capability. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, Article 100525. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2025.100525>
- Budiyanto, W., Rahayu, M. K. P., & Widowati, R. (2024). The role of convenience and usability in the adoption of electronic management systems: A theoretical and empirical review. *Asian Journal of Applied Business and Management*, 3(4), 12185. <https://doi.org/10.55927/ajabm.v3i4.12185>
- Bunea, O.-I., Corboș, R.-A., Mișu, S. I., Triculescu, M., & Trifu, A. (2024). The next-generation shopper: A study of Generation-Z perceptions of AI in online shopping. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 19(4), 2530–2550. <https://doi.org/10.3390/jtaer19040125>

- Cao, Z., & Peng, L. (2024). An empirical study of factors influencing usage intention for generative artificial intelligence products: A case study of China. *Journal of Information Science*. <https://doi.org/10.1177/01655515241297329>
- Chan, A., Hu, A., & Chow, A. (2023). ChatGPT and the future of AI in education: A comprehensive review. *Journal of Educational Technology Development and Exchange*, 16(1), 1-18.
- Chan, C. K. Y. (2023). A comprehensive AI policy education framework for university teaching and learning. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1), 16. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00408-3>
- Chen, X., Xie, H., Zou, D., & Hwang, G.-J. (2022). Application and theory gaps during the rise of artificial intelligence in education. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 3, 100056. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100056>
- Chen, Y., Wang, H., Hill, S. R., & Li, B. (2024). Consumer attitudes toward AI-generated ads: Appeal types, self-efficacy and AI's social role. *Journal of Business Research*, 185, 114867. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2024.114867>
- Chesbrough, H. (2003). *Open innovation: The new imperative for creating and profiting from technology*. Harvard Business School Press.
- Chesbrough, H. (2006). Open innovation: A new paradigm for understanding industrial innovation. In H. Chesbrough, W. Vanhaverbeke, & J. West (Eds.), *Open innovation: Researching a new paradigm* (pp. 1–12). Oxford University Press.
- Chin, W. W. (1998). The partial least squares approach for structural equation modeling. In G. A. Marcoulides (Ed.), *Modern methods for business research* (pp. 295–336). Lawrence Erlbaum Associates Publishers.
- Chiu, T. K. F., Moorhouse, B. L., Chai, C. S., & Ismailov, M. K. (2023). Teacher support and student motivation to learn with Artificial Intelligence (AI) based chatbot. *Interactive Learning Environments*. <https://doi.org/10.1080/10494820.2023.2172044>

- Chopvitayakun, S., Rattanasiriwongwut, M., & Ketcham, M. (2025). Factors influencing mobile platform adoption for nutritional tracking among Thai elderly: A unified UTAUT and STAM approach. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, Article 100606. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2025.100606>
- Choudhuri, R., Trinkenreich, B., Pandita, R., Kalliamvakou, E., Steinmacher, I., Gerosa, M. A., Sanchez, C. A., & Sarma, A. (2024). *What guides our choices? Modeling developers' trust and behavioral intentions towards GenAI*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2409.04099>
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2nd ed.). Erlbaum.
- Comrey, A. L., & Lee, H. B. (2013). *A first course in factor analysis* (2nd ed.). Psychology Press. <https://doi.org/10.4324/9781315827506>
- Conner, M., & Armitage, C. J. (1998). Extending the theory of planned behavior: A review and avenues for further research. *Journal of Applied Social Psychology*, 28(15), 1429-1464. <https://doi.org/10.1111/j.1559-1816.1998.tb01685.x>
- Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2008). *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches* (5th ed.). SAGE Publications, Inc.
- Cronbach, L. J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, 16, 297-334. <https://doi.org/10.1007/BF02310555>
- Damanik, E. S. D. (2025). Student attitude toward Chat GPT as learning aid tool. *EducaFL: Journal of English Education and Literature*, 12(1). <https://doi.org/10.25139/eckll.v12i1.9610>
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340. <https://doi.org/10.2307/249008>

- Davis, F. D., Bagozzi, R. P., & Warshaw, P. R. (1989). User acceptance of computer technology: A comparison of two theoretical models. *Management Science*, 35(8), 982–1003. <https://doi.org/10.1287/mnsc.35.8.982>
- Davis, L. L. (1992). Instrument review: Getting the most from a panel of experts. *Applied Nursing Research*, 5(4), 194–197. [https://doi.org/10.1016/S0897-1897\(05\)80008-4](https://doi.org/10.1016/S0897-1897(05)80008-4)
- Dečman, M. (2015). Modeling the acceptance of e-learning in mandatory environments of higher education: The influence of previous education and gender. *Computers in Human Behavior*, 49, 272–281. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.03.022>
- Dhruv, A., Saha, S. K., Tyagi, S., & Jain, V. K. (2024). *Investigating the transformative impact of generative AI on academic integrity across diverse educational domains*. <https://doi.org/10.1109/incacct61598.2024.10551108>
- Diao, Y., Li, Z., Zhou, J., Gao, W., & Gong, X. (2024). *A meta-analysis of college students' intention to use generative artificial intelligence*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2409.06712>
- Dijkstra, T. K., & Henseler, J. (2015). Consistent partial least squares path modeling. *MIS Quarterly*, 39(2), 297–316. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2015/39.2.02>
- Dinev, T., & Hart, P. (2006). An extended privacy calculus model for e-commerce transactions. *Information Systems Research*, 17(1), 61–80. <https://doi.org/10.1287/isre.1060.0080>
- Do, P. T., Nguyen, T. M. T., & Pham, H. T. (2024). Gamified AI-generated quizzes and learning motivation: An empirical study with underprivileged learners. *Education and Information Technologies*. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-11891-9>
- Duane, A. (2024). *Can artificial intelligence complete my assessment? A student led initiative to stress test the academic integrity of university assessment using generative AI*. <https://doi.org/10.4995/head24.2024.17143>

- Dursun, İ., Kılıç, H. Y., Kabadayı, E. T., & Dönmez, D. (2024). Roles of cognitive, affective, social, and situational factors in norm activation theory: Evidence for recycling behavior. *International Journal of Management Economics and Business*. <https://doi.org/10.17130/ijmneb.1498346>
- Education First. (2023). *EF English proficiency index*. <https://www.ef.com/assetscdn/WIBlwq6RdJvcD9bc8RMd/cefcom-epi-site/reports/2023/ef-epi-2023-english.pdf>
- Eladia, C., Legaspi, J. J., Navarro, M., Tanig, T., & Lampayan, B. (2024). EYE ON AI: Investigating the intention to use and acceptance of generative artificial intelligence in Bulacan State University. *Kasalay: Universal Journal of Educational Research*, 30(8). <https://doi.org/10.53555/kuey.v30i8.6458>
- Elbaz, A. M., Salem, I. E., Darwish, A., Alkathiri, N. A., Mathew, V., & Al-Kaaf, H. A. (2024). Getting to know ChatGPT: How business students feel, what they think about personal morality, and how their academic outcomes affect Oman's higher education. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 7, 100324. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100324>
- Everitt, B., & Skrondal, A. (2010). *The Cambridge dictionary of statistics* (4th ed.). Cambridge University Press.
- Fadhil, R., Halim, H., & Novindra, N. (2024). Social norm as a moderating variable on the influence of opportunity recognition and entrepreneurship education on students' entrepreneurial intention. *SNFMI Proceedings*, 2(1). <https://doi.org/10.47747/snfmi.v2i1.2403>
- Farah, M. F., Hasni, M. J. S., & Abbas, A. K. (2018). Mobile-banking adoption: Empirical evidence from the banking sector in Pakistan. *International Journal of Bank Marketing*, 36(7), 1386–1413. <https://doi.org/10.1108/ijbm-10-2017-0215>
- Feng, Y. (2023). Artificial intelligence in rural Chinese education: Bridging the urban-rural divide. *Educational Technology Research and Development*. <https://doi.org/10.1007/s11423-023-10158-w>

- Fishbein, M., & Ajzen, I. (1975). *Belief, attitude, intention and behaviour: An introduction to theory and research*. Addison-Wesley.
- Fishbein, M., & Ajzen, I. (2010). *Predicting and changing behavior: The reasoned action approach*. Psychology Press (Taylor & Francis).
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Structural equation models with unobservable variables and measurement error: Algebra and statistics. *Journal of Marketing Research*, 18(3), 382-388. <https://doi.org/10.2307/3150980>
- Förster, K. (2024). Extending the technology acceptance model and empirically testing the conceptualised consumer goods acceptance model. *Heliyon*, 10(5), e27823. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e27823>
- García-Pérez, D., & González-Lamas, J. (2023). Student participation: Between the twilight of the liberal model of democracy and the rise of neoliberal policies. *Pedagogy Culture and Society*, 1–21. <https://doi.org/10.1080/14681366.2023.2243318>
- Geddam, N. N. S. M. (2024). Understanding AI adoption: The mediating role of attitude in user acceptance. *Journal of Informatics Education and Research*. <https://doi.org/10.52783/jier.v4i2.975>
- Goforth, C. (2015). *Using and interpreting Cronbach's alpha*. University of Virginia Library. <https://data.library.virginia.edu/using-and-interpreting-cronbachs-alpha>
- Gupta, R., Nair, K., Mishra, M., Ibrahim, B., & Bhardwaj, S. (2024). Adoption and impacts of generative artificial intelligence: Theoretical underpinnings and research agenda. *International Journal of Information Management Data Insights*, 4(1), 100232. <https://doi.org/10.1016/j.jjime.2024.100232>
- Gursoy, D., Chi, O. H., Lu, L., & Nunkoo, R. (2019). Consumers acceptance of artificially intelligent (AI) device use in service delivery. *International Journal of Information Management*, 49, 157–169. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.03.008>

- Hafifah, A., Yogica, R., Alberida, H., & Rahmatika, H. (2023). The relationship of perceived usefulness (PU) and attitude towards using (ATU) in students of Scola users learning biology at Dedikasi Edukasi Kualiva Senior High School. *Palapa: Jurnal Study Keislaman dan Ilmu Pendidikan*.
<https://doi.org/10.36088/palapa.v11i2.3707>
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate data analysis* (7th ed.). Pearson.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2017). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (2nd ed.). Sage Publications Inc.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2022). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (3rd ed.). Sage.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., Danks, N. P., & Ray, S. (2022). *Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) using R*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-80519-7>
- Hair, J. F., Jr., Sarstedt, M., Hopkins, L., & Kuppelwieser, V. G. (2014). Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM): An emerging tool in business research. *European Business Review*, 26(2), 106–121.
<https://doi.org/10.1108/eb-10-2013-0128>
- Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review*, 31(1), 2–24.
<https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203>
- Han, J., & Geng, X. (2023). University students' approaches to online learning technologies: The roles of perceived support, affect/emotion and self-efficacy in technology-enhanced learning. *Computers & Education*, 199, 104695. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2022.104695>

- Hardesty, D. M., & Bearden, W. O. (2003). The use of expert judges in scale development. *Journal of Business Research*, 57(2), 98–107.
[https://doi.org/10.1016/s0148-2963\(01\)00295-8](https://doi.org/10.1016/s0148-2963(01)00295-8)
- 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>
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115–135.
<https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8>
- Herdiani, A., & Rosmansyah, Y. (2024). Building trust in an artificial intelligence-based educational support system: A narrative review. *Jurnal Sositologi*.
<https://doi.org/10.5614/sostek.itbj.2024.23.1.6>
- Hill, C., & Hargis, J. (2024). An ethics module on academic integrity and generative AI. *New Directions for Teaching and Learning*. <https://doi.org/10.1002/tl.20626>
- Howard, J. L., Bureau, J. S., Guay, F., Chong, J. X. Y., & Ryan, R. M. (2021). Student motivation and associated outcomes: A meta-analysis from self-determination theory. *Perspectives on Psychological Science*, 16(6), 1300–1323. <https://doi.org/10.1177/1745691620966789>
- Huang, C. Y., & Kao, Y. S. (2015). UTAUT2 based predictions of factors influencing the technology acceptance of phablets by DNP. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015, 1–23. <https://doi.org/10.1155/2015/603747>
- Huanting, P., Paee, R., & Ali, R. (2024). The role of perceived ease of use in the adoption of Quizlet for vocabulary acquisition in Chinese EFL contexts. *International Journal of Innovative Science and Research Technology*, 9(7).
<https://doi.org/10.38124/ijisrt/ijisrt24jul1859>
- Huizingh, E. K. R. E. (2011). Open innovation: State of the art and future perspectives. *Technovation*, 31(1), 2–9. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2010.10.002>

- Huong, L. P. H., & Bui, H. P. (2024). English listening via online applications: Tool-mediated language learning by EFL university students. *LEARN Journal: Language Education and Acquisition Research Network*, 17(2), 814–837.
<https://so04.tci-thaijo.org/index.php/LEARN/article/view/274162>
- Huynh, M.-T. (2024). Using generative AI as decision-support tools: Unraveling users' trust and AI appreciation. *Journal of Decision Systems*.
<https://doi.org/10.1080/12460125.2024.2428166>
- Hwang, S., & Kim, J. (2022). The role of gender and AI anxiety in chatbot-based language learning. *Computers & Education*, 189, Article 104576.
<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2022.104576>
- Insider, S. N. S. (2022, May). *Online language learning market report by regions and global market forecast 2024-2031*. SNS Insider.
<https://www.snsinsider.com/reports/online-language-learning-market-1260>
- Islam, J. U., Thomas, G., & Albishri, N. A. (2024). From status to sustainability: How social influence and sustainability consciousness drive green purchase intentions in luxury restaurants. *Acta Psychologica*.
<https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2024.104595>
- Ivanov, S., Soliman, M. W. M., Tuomi, A., Alkathiri, N. A., & Al-Alawi, A. N. S. (2024). Drivers of generative AI adoption in higher education through the lens of the theory of planned behaviour. *Technology in Society*, 76, 102521.
<https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2024.102521>
- Jain, A., Srivastava, A., & Suri, R. (2024). Leveraging generative AI for inclusive education: A review of use cases for special needs learners. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 19(2), 100–117.
<https://doi.org/10.3991/ijet.v19i02.42019>
- Javaid, M., Haleem, A., Singh, R. P., Khan, S., & Khan, I. H. (2023). Unlocking the opportunities through ChatGPT Tool towards ameliorating the education

- system. *BenchCouncil Transactions on Benchmarks, Standards and Evaluations*. <https://doi.org/10.1016/j.tbench.2023.100115>
- Jhantasana, C. (2020). Methods of reporting research results of second-order construct of PLS-SEM. *Chulalongkorn Business Review*, 42(165), 39 - 67. <https://doi.org/10.14456/CBSR.2020.8>
- Jekabsone, I., & Anohina-Naumeca, A. (2024). The role of universities in enabling open innovation through the development of digital competence of faculty. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, Article 100409. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2024.100409>
- Jiang, S. (2024). A development technology acceptance model towards blended learning motivation: Social presence as a mediator. *Evolutionary Studies in Imaginative Culture*, 8(1), 121-131. <https://doi.org/10.70082/esiculture.vi.925>
- Jones, R. H., & Hafner, C. A. (2021). *Understanding digital literacies: A practical introduction* (2nd ed.). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781003057131>
- Jose, D. (2024). Data privacy and security concerns in AI-integrated educational platforms. *Research Mahadev Communication*, 5(2), 19. <https://doi.org/10.46632/rmc/5/2/19>
- Jun, J. W. (2023). The effect of comprehensive thinking tendency, perceived usefulness, and artificial intelligence ethical risk perception on attitude and intention to use artificial intelligence technology. *The Korean Society of Culture and Convergence*, 45(5), 521–533. <https://doi.org/10.33645/cnc.2023.05.45.05.521>
- Kajiwar, Y., & Kawabata, K. (2024). AI literacy for ethical use of chatbot: Will students accept AI ethics? *Computers & Education: Artificial Intelligence*, 5, 100251. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100251>
- Kelly, S., Kaye, S.-A., White, K. M., & Oviedo-Trespalacios, O. (2023). Clearing the way for participatory data stewardship in artificial intelligence development: A

- mixed methods approach. *Ergonomics*. <https://doi.org/10.1080/00140139.2023.2289864>
- Khechine, H., Lakhal, S., Pascot, D., & Bytha, A. (2014). UTAUT model for blended learning: The role of gender and age in the intention to use webinars. *Interdisciplinary Journal of e-Skills and Lifelong Learning*, 10, 033–052. <https://doi.org/10.28945/1994>
- Kilis, S., & Yildirim, Z. (2018). Investigation of community of inquiry framework in regard to self-regulation, metacognition and motivation. *Computers & Education*, 126, 53–64. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.06.032>
- Kim, J. S., & Baek, T. H. (2024). Motivational determinants of continuance usage intention for generative AI: An investment model approach for ChatGPT users in the United States. *Behaviour & Information Technology*. <https://doi.org/10.1080/0144929x.2024.2429647>
- Kim, K., Maliphol, S., Shim, D., & Lee, C. (2024). Exploring the interplay between social distancing, innovation adoption, and privacy concerns amid the COVID-19 crisis. *Science and Public Policy*, 51(1), scae024. <https://doi.org/10.1093/scipol/scae024>
- Kim, Y., Kim, S.-H., Peterson, R., & Choi, J. (2023). Privacy concern and its consequences: A meta-analysis. *Technological Forecasting and Social Change*. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122789>
- Kong, S., Tang, Y., & Wong, T. M. (2024). Acceptance of generative AI by teachers in Thailand: The role of perceived ease of use, social norms, and confidence. *Journal of Educational Technology & Society*, 27(1), 35–50.
- Lai, C. Y., Cheung, K. Y., Chan, C. S., & Law, K. K. (2024). Integrating the adapted UTAUT model with moral obligation, trust and perceived risk to predict ChatGPT adoption for assessment support: A survey with students. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 6, 100246. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100246>

- Lalot, F., & Bertram, A. (2024). When the bot walks the talk: Investigating the foundations of trust in an artificial intelligence (AI) chatbot. *Journal of Experimental Psychology: General*. <https://doi.org/10.1037/xge0001696>
- Lee, M., Yun, J. J., Pyka, A., Won, D., Kodama, F., Schiuma, G., Park, H., Jeon, J., Park, K., Jung, K., Yan, M., Lee, S., & Zhao, X. (2018). How to respond to the fourth industrial revolution, or the second information technology revolution? Dynamic new combinations between technology, market, and society through open innovation. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 4(3), 21. <https://doi.org/10.3390/joitmc4030021>
- Li, Y., Wu, B., Huang, Y., & Luan, S. (2024). Developing trustworthy artificial intelligence: Insights from research on interpersonal, human-automation, and human-AI trust. *Frontiers in Psychology*. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1382693>
- Liu, H., Or, C. K. L., & Lou, V. W. Q. (2023). Perceptions of and intention to use wearable and assistive devices among older adults. *AHFE International*. <https://doi.org/10.54941/ahfe1003631>
- Liu, J., Wang, Y., & Chen, M. (2024). Enhancing learning performance through GenAI-based feedback: A study of perceived usefulness and intention. *Interactive Learning Environments*. <https://doi.org/10.1080/10494820.2024.2349875>
- Liu, M., Wang, C., & Hu, J. (2023). Older adults' intention to use voice assistants: Usability and emotional needs. *Heliyon*. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e21932>
- Loučanová, E., Olšiaková, M., & Štofková, J. (2022). Open business model of eco-innovation for sustainability development: Implications for the open-innovation dynamics of Slovakia. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 8(2), 98. <https://doi.org/10.3390/joitmc8020098>

- Lynn, M. R. (1986). Determination and quantification of content validity. *Nursing Research*, 35(6), 382-386. <https://doi.org/10.1097/00006199-198611000-00017>
- Madden, T. J., Ellen, P. S., & Ajzen, I. (1992). A comparison of the theory of planned behavior and the theory of reasoned action. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 18(1), 3-9. <https://doi.org/10.1177/0146167292181001>
- Mahmoodi, A., Eshaghi, M., & Laliberte, J. (2025). Designing educational strategies for experiential learning: An AHP-fuzzy logic case study at Carleton University. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, Article 100576. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2025.100576>
- Majid, M., & Abidin, Z. (2023). Factors influencing community behavior towards SIKER: An extension of the TAM model. *Journal of Advances in Information Systems and Technology*, 5(1). <https://doi.org/10.15294/jaist.v5i1.64274>
- Malhotra, N. K., Kim, S. S., & Agarwal, J. (2004). Internet users' information privacy concerns (IUIPC): The construct, the scale, and a causal model. *Information Systems Research*, 15(4), 336-355. <https://doi.org/10.1287/isre.1040.0032>
- Ma, Y. (2025). Modelling college students' acceptance to use generative artificial intelligence for second language learning: A theory of planned behaviour perspective. *European Journal of Education, Early View*. <https://doi.org/10.1111/ejed.12923>
- Mayer, R. C., Davis, J. H., & Schoorman, F. D. (1995). An integrative model of organizational trust. *Academy of Management Review*, 20(3), 709. <https://doi.org/10.2307/258792>
- McKnight, D. H., Choudhury, V., & Kacmar, C. (2002). Developing and validating trust measures for e-commerce: An integrative typology. *Information Systems Research*, 13(3), 334-359. <https://doi.org/10.1287/isre.13.3.334.81>

Meihui, T. (2024). *Beyond the myth of slimming: The impact of social norms on positive body image and caloric intake among young adults.*

<https://doi.org/10.31234/osf.io/eu67w>

Mendel, T., Nov, O., & Wiesenfeld, B. M. (2024). Advice from a doctor or AI?

Understanding willingness to disclose information through remote patient monitoring to receive health advice. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*. <https://doi.org/10.1145/3686925>

Mikalef, P., Conboy, K., Lundström, J. E., & Popovič, A. (2022). Thinking smarter about artificial intelligence: The role of experience, gender, and education. *Journal of Business Research*, 149, 139-152. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.05.022>

Mison, A., Raime, S. B., & Hakimi, H. (2023). A conceptual analysis on the antecedents of intention to enroll online courses: The integration of TAM and TPB.

International Journal of Academic Research in Business & Social Sciences.

<https://doi.org/10.6007/ijarbss/v13-i5/16882>

Mnguni, L., Suwannatthachote, P., Leejaramuk, P., & Marange, C. S. (2024). Pre-service science teachers' acceptance of AI in education in Thailand and South

Africa: A comparative study. *Education and Information Technologies*, 29,

68. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12031-w>

Mou, Y., & Meng, X. (2023). Alexa, it is creeping over me – Exploring the impact of

privacy concerns on consumer resistance to intelligent voice assistants. *Asia*

Pacific Journal of Marketing and Logistics. <https://doi.org/10.1108/apjml-10-2022-0869>

Murray, R., Caulier-Grice, J., & Mulgan, G. (2010). *The open book of social innovation.*

NESTA. <https://www.nesta.org.uk/report/the-open-book-of-social-innovation/>

Mustofa, R. H., Kuncoro, T. G., Atmono, D., Hermawan, H. D., & Sukirman, N. (2025).

Extending the technology acceptance model: The role of subjective norms, ethics, and trust in AI tool adoption among students. *Computers and*

Education: Artificial Intelligence, 8, 100379. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2025.100379>

Nandukrishna, A. T., Periaiya, S., & Mathew, L. S. (2025). Experience matters: Exploring the impact of user experience on stickiness and loyalty in OTT platforms. *International Journal of Human-Computer Interaction*. <https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2443245>

Nazaretsky, T., Mejia-Domenzain, P., Swamy, V., Frej, J., & Käser, T. (2025). The critical role of trust in adopting AI-powered educational technology for learning: An instrument for measuring student perceptions. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 8, 100368. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2025.100368>

Nesemeier, D. (2024). *GenAI acceptance in professional services: The case of management consulting*. Proceedings of the International Conference on AI Research. <https://doi.org/10.34190/icaire.4.1.3021>

Ngan, H. F. B., & Lei, C. F. (2024). Sell your soul for a pot of gold: Privacy paradox in surveillance capitalism. *Tourism and Hospitality Research*. <https://doi.org/10.1177/14673584241287502>

Ng, W., Hao, F., & Zhang, C. (2024). From function to relation: Exploring the dual influences of warmth and competence on generative artificial intelligence services in the hospitality industry. *Journal of Hospitality & Tourism Research*. <https://doi.org/10.1177/10963480241292016>

Nguyen, D. T. M., & Nguyen, K. N. (2023). *Behavioral tendency of students using Internet Banking: The integration of TAM and TPB*. [https://doi.org/10.35609/gcbssproceeding.2023.1\(81](https://doi.org/10.35609/gcbssproceeding.2023.1(81)

Nikolic, S., Wentworth, I., Sheridan, L., Moss, S., Duursma, E., Jones, R. A., Ros, M., & Middleton, R. (2024). A systematic literature review of attitudes, intentions and behaviours of teaching academics pertaining to AI and generative AI (GenAI) in higher education: An analysis of GenAI adoption using the UTAUT

framework. *Australasian Journal of Educational Technology*.

<https://doi.org/10.14742/ajet.9643>

Niu, J., Mazhar, B., Haq, I., & Maqsood, F. (2024). Protecting privacy on social media: Mitigating cyberbullying and data heist through regulated use and detox, with a mediating role of privacy safety motivations. *Social Media and Society*. <https://doi.org/10.1177/20563051241306331>

Obenza, B. N., Baguio, J. S. I. E., Bardago, K. M. W., Granado, L. B., Loreco, K. C. A., Matugas, L. P., Talaboc, D. J., Zayas, R. K. D. D., Caballo, J. H. S., & Caangay, R. B. R. (2023). The mediating effect of AI trust on AI self-efficacy and attitude toward AI of college students. *International Journal of Multidisciplinary*, 2(1). <https://doi.org/10.54536/ijm.v2i1.2286>

O'Dea, M. (2025). Editorial: "Are technology acceptance models still fit for purpose?". *Journal of University Teaching and Learning Practice*, 22(1). <https://doi.org/10.53761/1bdbms32>

OECD. (2023). *Education at a glance 2023: OECD indicators*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/d7f76adc-en>

Oliveira, J., & Rua, O. L. (2024). Innovation ecosystems and open innovation on micro-enterprises. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, Article 100443. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2024.100443>

Oliveira, T., Thomas, M., Baptista, G., & Campos, F. (2016). Mobile payment: Understanding the determinants of customer adoption and intention to recommend the technology. *Computers in Human Behavior*, 61, 404–414. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.03.030>

Or, C. (2024). Watch that attitude! Examining the role of attitude in the technology acceptance model through meta-analytic structural equation modelling. *International Journal of Technology in Education and Science*. <https://doi.org/10.46328/ijtes.575>

- Oyekunle, D. T., Matthew, U. O., Preston, D., & Boohene, D. (2024). Trust beyond technology algorithms: A theoretical exploration of consumer trust and behavior in technological consumption and AI projects. *Journal of Computer and Communications*. <https://doi.org/10.4236/jcc.2024.126006>
- Pangaribuan, C. H., Putra, O. P. B., & Hidayat, D. (2023). Self-efficacy and subjective norm as mediators in the role model and entrepreneurial intention link (A case of Balinese students). *E3S Web of Conferences*. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202338803032>
- Park, S., Kim, M., & Yoon, D.-I. (2023). On the intention of smart health using theory of reasoned action (TRA): Focusing the moderating effect of age. *The Journal of the Korean Institute of Information and Communication Engineering*. <https://doi.org/10.6109/jkiice.2023.27.2.299>
- Patil, H., & Undale, S. (2023). Willingness of university students to continue using e-learning platforms after compelled adoption of technology: Test of an extended UTAUT model. *Education and Information Technologies*, 28(11), 14943–14965. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-11778-6>
- Pelău, C., Dabija, D., & Stanescu, M. (2024). Can I trust my AI friend? The role of emotions, feelings of friendship and trust for consumers' information-sharing behavior toward AI. *Oeconomia Copernicana*. <https://doi.org/10.24136/oc.2916>
- Pesovski, N., Drljevic, G., & Ivanovic, M. (2024). Enhancing student engagement through AI-generated educational podcasts: Evidence from low-resource schools. *British Journal of Educational Technology*. <https://doi.org/10.1111/bjet.13432>
- Pillai, R., Sivathanu, B., Metri, B. A., & Kaushik, N. (2023). Students' adoption of AI-based teacher-bots (T-bots) for learning in higher education. *Information Technology & People*. <https://doi.org/10.1108/itp-02-2021-0152>

- Prakash, A. V., Joshi, A. P., Nim, S., & Das, S. (2023). Determinants and consequences of trust in AI-based customer service chatbots. *Service Industries Journal*. <https://doi.org/10.1080/02642069.2023.2166493>
- Prastyo, N. T. L., Solihin, A., Suhartono, S., Subrata, H., & Daoyi, Z. (2024). Enhancing digital literacy in eighth-grade students through AI-integrated ProProfs.com and differentiated instruction. *Educative*. <https://doi.org/10.70437/educative.v2i3.726>
- Pratiwi, B., & Neviyarni, S. (2025). Dinamika pengaruh sosial: Tinjauan teoritis tentang konformitas, compliance, obedience, dan persuasi dalam psikologi. *Journal On Teacher Education (Jote)*. <https://doi.org/10.31004/jote.v6i2.40316>
- Priyono, A., & Hidayat, A. (2023). Fostering innovation through learning from digital business ecosystem: A dynamic capability perspective. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 10(1), 100196. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2023.100196>
- Purwanto, H., Adi, H. I. S., Astuty, H. S., & Suwarno, S. (2024). Influence of perceived ease of use on the intention to use digital payment applications in transactions. *Jurnal Ilmiah Ekonomi Global Masa Kini*, 15(2). <https://doi.org/10.36982/jiegmk.v15i2.4813>
- Putra, A. D., Aditya, A., & Tirtana, A. (2024). Exploration of acceptance factors of online learning platform: A theory of planned behavior perspective. *Tematik: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 11(2), 95–106. <https://doi.org/10.38204/tematik.v11i2.2064>
- Putra, H. E., & Zarlis, M. (2023). Analysis of e-learning implementation in pt.xyz company using utaut methodhology. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 101(8), 2821-2831.
- Radhakrishna, R. B. (2007). Tips for developing and testing questionnaires/instruments. *The Journal of Extension*, 45(1), Article 25. <https://tigerprints.clemson.edu/joe/vol45/iss1/25>

- Raj, V. A., Jasrotia, S. S., & Rai, S. S. (2023). Role of privacy concerns and trust in consumers' intention to use buy-now, pay-later (BNPL): An extended TPB model. *International Journal of Human-Computer Interaction*.
<https://doi.org/10.1080/10447318.2023.2269005>
- Raman, A., & Don, Y. (2013). Preservice teachers' acceptance of learning management software: An application of the UTAUT2 model. *International Education Studies*, 6(7). <https://doi.org/10.5539/ies.v6n7p157>
- Rana, Md. M., Siddiquee, M. S., Sakib, Md. N., & Ahamed, Md. R. (2024). Assessing AI adoption in developing country academia: A trust and privacy-augmented UTAUT framework. *Heliyon*. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e37569>
- Reddy, S., Allan, S., Coghlan, S., & Cooper, P. (2020). A governance model for the application of AI in health care. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 27(3), 491–497. <https://doi.org/10.1093/jamia/ocz192>
- Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2016). Gain more insight from your PLS-SEM results: The importance-performance map analysis. *Industrial Management & Data Systems*, 116(9), 1865–1886. <https://doi.org/10.1108/IMDS-10-2015-0449>
- Rogers, E. M. (1995). Diffusion of innovations: Modifications of a model for telecommunications. In *Springer eBooks* (pp. 25–38).
https://doi.org/10.1007/978-3-642-79868-9_2
- Rovinelli, R. J., & Hambleton, R. K. (1977). On the use of content specialists in the assessment of criterion-referenced test item validity. *Dutch Journal of Educational Research*, 2, 49-60.
- Ruel, E., Wagner, W. E., III, & Gillespie, B. J. (2016). *The practice of survey research: Theory and applications*. SAGE Publications, Inc. <https://doi.org/10.4135/9781483391700>

- Saihi, M., Grolleau, G., & Mzoughi, N. (2024). Trust and data privacy in AI-based learning environments: A behavioral economics perspective. *Education and Information Technologies*. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-11957-w>
- Sánchez-Prieto, J. C., Olmos-Migueláñez, S., & García-Peñalvo, F. J. (2016). MLearning and pre-service teachers: An assessment of the behavioral intention using an expanded TAM model. *Computers in Human Behavior*, 61, 252–263. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.03.017>
- Sánchez-Teba, E. M., Rodríguez-Fernández, M., & Gaspar-González, A. I. (2021). Social networks and open innovation: Business academic productivity. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 7(2), 158. <https://doi.org/10.3390/joitmc7020158>
- Schoonenboom, J. (2014). Using an adapted, task-level technology acceptance model to explain why instructors in higher education intend to use some learning management system tools more than others. *Computers & Education*, 71, 247–256. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2013.09.016>
- Shmueli, G., Sarstedt, M., Hair, J. F., Cheah, J., Ting, H., Vaithilingam, S., & Ringle, C. M. (2019). Predictive model assessment in PLS-SEM: Guidelines for using PLSpredict. *European Journal of Marketing*, 53(11), 2322–2347. <https://doi.org/10.1108/ejm-02-2019-0189>
- Sniehotta, F. F., Presseau, J., & Araújo-Soares, V. (2014). Time to retire the theory of planned behaviour. *Health Psychology Review*, 8(1), 1–7. <https://doi.org/10.1080/17437199.2013.869710>
- SNS Insider. (2022, May). *Online language learning market report by regions and global market forecast 2024-2031*. <https://www.snsinsider.com/reports/online-language-learning-market-1260>
- Solove, D. J. (2008). *Understanding privacy*. Harvard University Press.
- Stapels, J., Penner, A., Diekmann, N., & Eyssel, F. (2023). Never trust anything that can think for itself, if you can't control its privacy settings: The influence of a

- robot's privacy settings on users' attitudes and willingness to self-disclose. *International Journal of Social Robotics*. <https://doi.org/10.1007/s12369-023-01043-8>
- Stecula, K., & Wolniak, R. (2022). Influence of COVID-19 pandemic on dissemination of innovative E-learning tools in higher education in Poland. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 8(2), 89. <https://doi.org/10.3390/joitmc8020089>
- Suanpong, K., Yeing-Aramkul, Y., Yoochayantee, K., & Tripopsakul, S. (2025). Cognitive and motivational drivers of entrepreneurial intention in an emerging economy: Implications for open innovation dynamics. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, Article 100568. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2025.100568>
- Sullivan, G. M., & Artino, A. R., Jr. (2013). Analyzing and interpreting data from likert-type scales. *Journal of Graduate Medical Education*, 5(4), 541–542. <https://doi.org/10.4300/jgme-5-4-18>
- Tang, X., Yuan, Z., & Qu, S. (2024). Factors influencing university students' behavioural intention to use generative artificial intelligence for educational purposes based on a revised UTAUT2 model. *Journal of Computer Assisted Learning*. <https://doi.org/10.1111/jcal.13105>
- Tantiathimongkhon, T., Ketcham, M., & Rattanasiriwongwut, M. (2025, April 2-4). *AI-driven language learning platform for Thai learners: A design thinking approach*. 2025 IEEE International Conference on Cybernetics and Innovations (ICCI), Chonburi, Thailand. <https://doi.org/10.1109/icci64209.2025.10987504>
- Tantiathimongkhon, T., & Satjharuthai, K. (2025). Factors influencing the acceptance of AI-powered virtual classrooms in higher education. *Journal of Industrial Education*, 24(2), 67–77. <https://doi.org/10.55003/JIE.24211>

- Tarhini, A., Masa'deh, R., Al-Busaidi, K. A., Mohammed, A. B., & Maqableh, M. (2017). Factors influencing students' adoption of e-learning: A structural equation modeling approach. *Journal of International Education in Business*, 10(2), 164–182. <https://doi.org/10.1108/jieb-09-2016-0032>
- Tran, D. V., Nguyen, P. V., Dinh, N. T. T., Huynh, T. N., & Van, K. (2024). Exploring the impact of social capital on business performance: The role of dynamic capabilities, open innovation and government support. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 10(4), 100416. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2024.100416>
- Triandis, H. C. (1995). *Individualism and collectivism*. Westview Press.
- Tuasikal, M., & Prameka, A. S. (2024). Investigating behavioral intention toward QRIS usage using UTAUT2 framework in Indonesia. *Journal of Financial Innovation and Technology*, 12(1), 44–59.
- Turan, Z., & Tiryaki, Z. M. (2023). Factors affecting students' behavioural intention to use artificial intelligence-based assessment tools in higher education. *Education and Information Technologies*, 28(11), 14667-14686. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-11885-9>
- Turner, R. C., & Carlson, L. (2003). Indexes of item-objective congruence for multidimensional items. *International Journal of Testing*, 3(2), 163-171. https://doi.org/10.1207/S15327574IJT0302_5
- UNESCO. (2023). *Guidance for generative AI in education and research*. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000386988>
- Vasudeva, S. (2023). Age in the acceptance of mobile social media: A comparison of Generation Y and baby boomers using UTAUT2 model. *International Journal of E-Adoption*. <https://doi.org/10.4018/ijea.316173>
- Venkatesh, V., & Davis, F. D. (2000). A theoretical extension of the technology acceptance model: Four longitudinal field studies. *Management Science*, 46(2), 186–204. <https://doi.org/10.1287/mnsc.46.2.186.11926>

- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425-478. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- Venkatesh, V., Thong, J. Y. L., & Xu, X. (2012). Consumer acceptance and use of information technology: Extending the unified theory of acceptance and use of technology. *MIS Quarterly*, 36(1), 157-178. <https://doi.org/10.2307/41410412>
- Wamba-Taguimdje, S.-L., Wamba, S. F., & Twinomurinzi, H. (2024). Why should users take the risk of sustainable use of generative artificial intelligence chatbots. *Journal of Global Information Management*. <https://doi.org/10.4018/jgim.365600>
- Wang, L., Zhang, Q., & Gong, Y. (2024). Determinants of university students' attitudes and intentions toward artificial intelligence education. *International Journal of Education, Science, Technology, and Engineering*, 7(2), 112-123. <https://doi.org/10.36079/lamintang.ijeste-0702.784>
- Wang, S., & Chen, C.-C. (2024). Exploring designer trust in artificial intelligence-generated content: TAM/TPB model study. *Applied Sciences*. <https://doi.org/10.3390/app14166902>
- Wang, Y., Weng, T., Tsai, I., Kao, J., & Chang, Y. (2023). Effects of virtual reality on creativity performance and perceived immersion: A study of brain waves. *British Journal of Educational Technology*, 54(2), 581-602. <https://doi.org/10.1111/bjet.13264>
- Warren, S., & Brandeis, L. (1890). The right to privacy. *Harvard Law Review*, 4(5), 193-220. <https://doi.org/10.2307/1321160>
- Westin, A. F. (2003). Social and political dimensions of privacy. *Journal of Social Issues*, 59(2), 431-453. <https://doi.org/10.1111/1540-4560.00072>

- Widiastuti, R. (2023). Determinants of crowdfunding-waqf use intention: Evidence from Indonesia. *Journal of Islamic Accounting and Finance Research*, 5(1), 69–92. <https://doi.org/10.21580/jiafr.2023.5.1.14299>
- Widodo, D. S., Rachmawati, D., Wijaya, H., Maghfuriyah, A., & Udriya, U. (2024). AI adoption in higher education institution: An integrated TAM and TOE model. *Dinasti International Journal of Education Management and Social Science (DIJEMSS)*. <https://doi.org/10.38035/dijemss.v6i2.3645>
- Wu, Q., Tian, J., & Liu, Z. (2025). Exploring the usage behavior of generative artificial intelligence: A case study of ChatGPT with insights into the moderating effects of habit and personal innovativeness. *Current Psychology*. <https://doi.org/10.1007/s12144-024-07193-w>
- Wu, Y., Zhang, H., & Li, Y. (2023). Investigating privacy concerns and user trust in AI-powered education platforms. *Journal of Educational Computing Research*, 61(6), 1298–1320. <https://doi.org/10.1177/07356331231193875>
- Yadav, M., Kumar, A., & Jha, R. (2024). The use of AI in personalized marketing: Balancing benefits and privacy concerns. *International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology*. <https://doi.org/10.48175/ijarsct-17823>
- Yang, C.-C., Yang, S.-Y., & Chang, Y.-C. (2023). Predicting older adults' mobile payment adoption: An extended TAM model. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. <https://doi.org/10.3390/ijerph20021391>
- Yang, Q., & Lee, Y.-C. (2024). Enhancing financial advisory services with GenAI: Consumer perceptions and attitudes through service-dominant logic and artificial intelligence device use acceptance perspectives. *Journal of Risk and Financial Management*. <https://doi.org/10.3390/jrfm17100470>
- Yao, Q., Hu, C., & Zhou, W. (2024). The impact of customer privacy concerns on service robot adoption intentions: A credence/experience service typology

perspective. *Technological Forecasting and Social Change*.

<https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122948>

Zainuddin, Z., Chu, S. K. W., & Othman, J. (2024). The evaluation of gamification implementation for adult learners: A scale development study based on andragogical principles. *Education and Information Technologies*, 29(14), 18591–18620. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12561-x>

Zhang, J. (2024). A study of undergraduates' behavioral intention to use generative AI tools—Ernie bot as an example. *Highlights in Business, Economics and Management*. <https://doi.org/10.54097/9xw63p10>

Zhang, Y., & Zhou, S. (2023). Has digital financial inclusion narrowed the urban–rural income gap? A study of the spatial influence mechanism based on data from China. *Sustainability*, 15(4), 3548. <https://doi.org/10.3390/su15043548>

Zhang, Z. (2023). The impact of the artificial intelligence industry on the number and structure of employments in the digital economy environment. *Technological Forecasting and Social Change*, 197, 122881. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122881>

Zhou, J., & Zhang, H. (2024). Factors influencing university students' continuance intentions towards self-directed learning using artificial intelligence tools: Insights from structural equation modeling and fuzzy-set qualitative comparative analysis. *Applied Sciences*, 14(18), 8363. <https://doi.org/10.3390/app14188363>

Zhou, W. (2023). An expectancy value theory (EVT) based instrument for measuring student perceptions of generative AI. *Smart Learning Environments*. <https://doi.org/10.1186/s40561-023-00284-4>

Zou, M., & Huang, L. (2023). To use or not to use? Understanding doctoral students' acceptance of ChatGPT in writing through technology acceptance model. *Frontiers in Psychology*. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1259531>





ภาคผนวก ก

เอกสารจริยธรรมการวิจัย

- หนังสือรับรองจริยธรรมการวิจัย
- หนังสือยินยอมเข้าร่วมวิจัย

COA. No. SPUIRB-2024-0139



หนังสือรับรองจริยธรรมการวิจัยในคน (Certificate of Approval)
โดย คณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในคน มหาวิทยาลัยศรีปทุม

เอกสารรับรองเลขที่	: COA. No. SPUIRB-2024-0139
ชื่อโครงการวิจัย	: ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนออนไลน์ในประเทศไทย FACTORS INFLUENCING THE ADOPTION OF DIGITAL PLATFORM INNOVATIONS FOR ONLINE LEARNING IN THAILAND
ชื่อหัวหน้าโครงการวิจัย	: นายธีรภูมิ ตันตติยิมงคล
หน่วยงานที่สังกัด	: คณะบริหารธุรกิจ มหาวิทยาลัยศรีปทุม
วิธีทบทวน	: Expedited Review
เอกสารที่รับรอง	: 1. แบบเสนอโครงการวิจัย 2. เอกสารชี้แจงผู้เข้าร่วมการวิจัย 3. หนังสือแสดงเจตนายินยอมเข้าร่วมการวิจัย 4. แบบสอบถาม
วันที่รับรอง	: 15 ตุลาคม พ.ศ. 2567
วันที่หมดอายุ	: 16 ตุลาคม พ.ศ. 2568

คณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในคน มหาวิทยาลัยศรีปทุม กรุงเทพมหานคร ได้พิจารณาและมีมติรับรองโครงการวิจัย และเอกสารต่าง ๆ ดังที่ระบุไว้ข้างต้น

(รองศาสตราจารย์ กัลยาภรณ์ ปานมะเวง)

ประธานคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในคน มหาวิทยาลัยศรีปทุม

หนังสือแสดงความยินยอมเข้าร่วมโครงการวิจัย (SPUIRB_05) สำหรับผู้เข้าร่วมการวิจัยอายุ 18 ปีขึ้นไป

เอกสารฉบับนี้อาจมีข้อความที่ท่านอ่านแล้วยังไม่เข้าใจ โปรดสอบถามหัวหน้าโครงการวิจัย หรือผู้แทนให้ช่วยอธิบายจนกว่าจะเข้าใจดี ท่านจะได้รับเอกสารนี้ 1 ฉบับ นำกลับไปอ่านที่บ้านเพื่อปรึกษาหารือกับญาติพี่น้อง เพื่อนสนิท หรือผู้อื่นที่ท่านต้องการปรึกษา เพื่อช่วยในการตัดสินใจเข้าร่วมการวิจัย

ชื่อโครงการ (ภาษาไทย) ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนออนไลน์ในประเทศไทย

ชื่อผู้วิจัย อ.ธีรวัฒน์ ตันตติยิมงคล ผศ.ดร.มหศักดิ์ เกตุน้ำ และผศ.ดร.มณฑิรา รัตนศิริวงศ์

สถานที่วิจัยสถานที่ทำงานและหมายเลขโทรศัพท์ที่ติดต่อได้ทั้งในและนอกเวลาราชการได้ตลอด 24

ชั่วโมง คณะบริหารธุรกิจ มหาวิทยาลัยศรีปทุม โทร. 062-4919896

ผู้ให้ทุน ไม่มี

โครงการวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์จัดทำขึ้นเพื่อ

1. เพื่อศึกษาและวิเคราะห์ปัจจัยที่ส่งผลต่อการใช้แพลตฟอร์มการเรียนออนไลน์ในประเทศไทย โดยใช้การบูรณาการทฤษฎีต่างๆ
2. เพื่อพัฒนาแบบจำลองสมการโครงสร้างที่อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยต่างๆ ในการพัฒนาแพลตฟอร์มการเรียนออนไลน์ในประเทศไทย

ท่านได้รับเชิญให้เข้าร่วมวิจัยนี้เพราะมีคุณสมบัติที่เหมาะสมที่จะทำการศึกษาวิจัย ดังต่อไปนี้ เป็น ผู้มีความสนใจในการใช้แพลตฟอร์มการเรียนออนไลน์ในประเทศไทย และมีอายุระหว่าง 20 - 60 ปี

ท่านจะได้ประโยชน์ทางตรงจากงานวิจัย หรือ อาจจะไม่ได้รับประโยชน์จากงานวิจัยนี้โดยตรง กล่าวคืองานวิจัยนี้ได้ผลดีจะเป็นประโยชน์ คือ สามารถทราบปัจจัยที่ส่งผลต่อการยอมรับแพลตฟอร์มการเรียนออนไลน์ ที่สามารถช่วยเพิ่มสมรรถนะและทักษะการเรียนรู้ ส่งเสริมความเข้าใจและการร่วมมือในสังคม เป็นแนวทางในการพัฒนาแพลตฟอร์มการเรียนออนไลน์และเป็นแผนกลยุทธ์ในการขับเคลื่อนธุรกิจหรือกลุ่มงานที่เกี่ยวข้อง เพื่อสร้างความได้เปรียบในการแข่งขัน

งานวิจัยนี้จะมีผู้เข้าร่วมการวิจัยนี้ทั้งสิ้นประมาณ 620 คน

ระยะเวลาที่ใช้ในการเข้าร่วมการวิจัย 15-30 นาที (นาที/ครั้ง)

หากท่านตัดสินใจเข้าร่วมการวิจัยแล้ว จะมีขั้นตอนการวิจัยดังต่อไปนี้คือ

1. ระบุรายละเอียดงานวิจัยของท่านให้ละเอียด และก่อนนำส่งเอกสารกรุณาลบข้อความตัวอย่างนี้ พร้อมตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูลและ Format ให้เรียบร้อย เพื่อที่จะสามารถนำเอกสารนี้ไปใช้จริงได้

	คณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในคนมหาวิทยาลัยศรีปทุม	SPUIRB_03
	แบบเสนอโครงการวิจัยเพื่อขอรับการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในคน มหาวิทยาลัยศรีปทุม	/..... รหัสโครงการวิจัย (เจ้าหน้าที่กรอก)

ส่วนที่ 1 ข้อมูลเบื้องต้น

1. ชื่อโครงการวิจัย

1.1 ภาษาไทย : ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนออนไลน์ในประเทศไทย

1.2 ภาษาอังกฤษ : Factors influencing the adoption of digital platform innovations for online learning in Thailand

2. คณะผู้วิจัย

2.1 หัวหน้าโครงการวิจัย

ชื่อ - สกุล ธีรวุฒิ ดันตืออิมงคล

ตำแหน่งทางวิชาการ -

หน่วยงานที่สังกัด คณะบริหารธุรกิจ มหาวิทยาลัยศรีปทุม

โทรศัพท์ 0624919896 E-mail 6550104.st@spu.ac.th / theerawutkub@gmail.com

2.2 ผู้ร่วมวิจัย (ระบุให้ครบทุกคน)

(1) ชื่อ - สกุล มหศักดิ์ เกตุฉ่ำ ตำแหน่งทางวิชาการ ผู้ช่วยศาสตราจารย์

หน่วยงานที่สังกัด มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

โทรศัพท์ 02-555-2000 ต่อ 2722 E-mail mahasak.k@itd.kmutnb.ac.th

(2) ชื่อ - สกุล มณฑิรา รัตนศิริวงศ์วุฒิ ตำแหน่งทางวิชาการ ผู้ช่วยศาสตราจารย์

หน่วยงานที่สังกัด มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

โทรศัพท์ 02-555-2000 ต่อ 2722 E-mail montean.r@itd.kmutnb.ac.th

3. งบประมาณสนับสนุนการวิจัย

☒ ไม่ได้รับงบประมาณสนับสนุนการวิจัยจากแหล่งทุนใด

☐ ได้รับงบประมาณสนับสนุนการวิจัย จาก

☐ มหาวิทยาลัยศรีปทุม

☐ แหล่งทุนภายนอก _____ (ระบุ)





ภาคผนวก ข

การตรวจสอบคุณภาพเครื่องมือ

- รายนามผู้เชี่ยวชาญตรวจสอบเครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัย
- หนังสือขอความอนุเคราะห์ตรวจสอบเครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัย
- แบบฟอร์มประเมินแบบสอบถามโดยผู้เชี่ยวชาญตามวิธี (Item Objective Congruence : IOC)
- ผลการวิเคราะห์ค่า IOC ค่าอำนาจจำแนกของแบบสอบถาม

รายนามผู้เชี่ยวชาญตรวจสอบเครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัย

รายนามผู้เชี่ยวชาญสำหรับการประเมินความสอดคล้องของคำถาม (Item Objective Congruence : IOC) จากแบบสอบถามของงานวิจัยเรื่อง พลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทย จำนวน 5 ท่าน ได้แก่

1. รองศาสตราจารย์บุญเกียรติ ชีวะตระกูลกิจ
รองกรรมการผู้จัดการอาวุโส ด้านพัฒนากลยุทธ์และธุรกิจ
บริษัท เจริญโภคภัณฑ์ จำกัด (มหาชน)
2. ดร.สุสดี กลิ่นเกษร
ผู้อำนวยการฝ่ายหลักสูตร หลักสูตรปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาการบริหารการศึกษา
วิทยาลัยบัณฑิตศึกษาด้านการจัดการ มหาวิทยาลัยศรีปทุม
3. ดร.กฤษณะ หลักคงคา
อาจารย์สาขาวิชาการบริหารธุรกิจ
มหาวิทยาลัยมหิดล
4. ผู้ช่วยศาสตราจารย์ชัชพล ขอบวิทยาคุณ
หัวหน้าสาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี
มหาวิทยาลัยราชภัฏสวนสุนันทา
5. ผู้ช่วยศาสตราจารย์ดร.ธีรศานต์ สหัสสพาศน์
ผู้อำนวยการหลักสูตร DNABYSPU คณะบริหารธุรกิจ
มหาวิทยาลัยศรีปทุม คณะบริหารธุรกิจ มหาวิทยาลัยศรีปทุม

ที่ อว ๗๑๐๗/ ๑๑๕



คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
๑๕๑๘ ถนนประชากรราษฎร์ ๑ แขวงวงศ์สว่าง
เขตบางซื่อ กทม. ๑๐๘๐๐

๑๔ กุมภาพันธ์ ๒๕๖๘

เรื่อง ขอบความอนุเคราะห์เป็นผู้เชี่ยวชาญประเมินความสอดคล้องของแบบสอบถาม

เรียน รองศาสตราจารย์ บุญเกียรติ ชีวะตระกูลกิจ

ด้วย นายธีรวิทย์ ตันตติธิมงคล รหัสประจำตัว ๖๖๐๗๐๒๑๙๑๐๐๒๒ นักศึกษาหลักสูตร
ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ ภาควิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ได้จัดทำ
วิทยานิพนธ์ เรื่อง “พลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัล
สำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทย” โดยมีประธานคณะกรรมการที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ คือ
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.มหศักดิ์ เกตุฉ่ำ ในการนี้นักศึกษามีความประสงค์ขอเชิญท่านเป็นผู้เชี่ยวชาญประเมิน
ความสอดคล้องของแบบสอบถาม เพื่อประกอบการทำวิทยานิพนธ์ดังกล่าว

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณาให้ความอนุเคราะห์ จักขอบพระคุณยิ่ง

ขอแสดงความนับถือ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศักดิ์ชัย ตั้งวรรณวิทย์)
รองคณบดีฝ่ายวิชาการและวิจัย

หน่วยวิชาการ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล
โทร. ๐ ๒๕๕๕ ๒๐๐๐ ต่อ ๒๗๐๑
www.itd.kmutnb.ac.th

ที่ อว ๗๑๐๗/ ๑๑๕



คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
๑๕๑๘ ถนนประชากรราษฎร์ ๑ แขวงวงศ์สว่าง
เขตบางซื่อ กทม. ๑๐๘๐๐

๑๔ กุมภาพันธ์ ๒๕๖๘

เรื่อง ขอความอนุเคราะห์เป็นผู้เชี่ยวชาญประเมินความสอดคล้องของแบบสอบถาม

เรียน ดร.สุสดี กลิ่นเกษร

ด้วย นายธีรภูมิ ดันตือธิมงคล รหัสประจำตัว ๖๖๐๗๐๒๑๔๑๐๐๒๒ นักศึกษาหลักสูตร
ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ ภาควิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ได้จัดทำ
วิทยานิพนธ์ เรื่อง “พลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัล
สำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทย” โดยมีประธานคณะกรรมการที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ คือ
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.มหศักดิ์ เกตุฉ่ำ ในการนี้นักศึกษามีความประสงค์ขอเชิญท่านเป็นผู้เชี่ยวชาญประเมิน
ความสอดคล้องของแบบสอบถาม เพื่อประกอบการทำวิทยานิพนธ์ดังกล่าว

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณาให้ความอนุเคราะห์ จักขอบพระคุณยิ่ง

ขอแสดงความนับถือ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศักดิ์ชาย ตั้งวรรณวิทย์)
รองคณบดีฝ่ายวิชาการและวิจัย

หน่วยวิชาการ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล
โทร. ๐ ๒๕๕๕ ๒๐๐๐ ต่อ ๒๗๐๑
www.itd.kmutnb.ac.th

ที่ อว ๗๑๐๗/๑๖



คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
๑๕๑๘ ถนนประชากรราษฎร์ ๑ แขวงวงศ์สว่าง
เขตบางซื่อ กทม. ๑๐๘๐๐

๑๔ กุมภาพันธ์ ๒๕๖๘

เรื่อง ขอความอนุเคราะห์เป็นผู้เชี่ยวชาญประเมินความสอดคล้องของแบบสอบถาม

เรียน ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ชัชพล ขอบวิทยาคุณ

ด้วย นายธีรภูมิ ตันตือมิงค รหัสนประจำตัว ๖๖๐๗๐๒๑๔๑๐๐๒๒ นักศึกษาหลักสูตร
ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ ภาควิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ได้จัดทำ
วิทยานิพนธ์ เรื่อง “พลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัล
สำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทย” โดยมีประธานคณะกรรมการที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ คือ
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.มหศักดิ์ เกตุฉ่ำ ในการนี้นักศึกษามีความประสงค์ขอเชิญท่านเป็นผู้เชี่ยวชาญประเมิน
ความสอดคล้องของแบบสอบถาม เพื่อประกอบการทำวิทยานิพนธ์ดังกล่าว

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณาให้ความอนุเคราะห์ จักขอบพระคุณยิ่ง

ขอแสดงความนับถือ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศักดิ์ชัย ตั้งวรรณวิทย์)

รองคณบดีฝ่ายวิชาการและวิจัย

หน่วยวิชาการ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล
โทร. ๐ ๒๕๕๕ ๒๐๐๐ ต่อ ๒๗๐๑
www.itd.kmutnb.ac.th

ที่ อว ๗๑๐๗/๖๖๗



คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
๑๕๑๘ ถนนประชากรราษฎร์ ๑ แขวงวงศ์สว่าง
เขตบางซื่อ กทม. ๑๐๘๐๐

๑๔ กุมภาพันธ์ ๒๕๖๘

เรื่อง ขอความอนุเคราะห์เป็นผู้เชี่ยวชาญประเมินความสอดคล้องของแบบสอบถาม

เรียน ดร.กฤษณะ หลักคงคา

ด้วย นายธีรภูมิ ตันตือธิมมงคล รหัสประจำตัว ๖๖๐๗๐๒๑๔๑๐๐๒๒ นักศึกษาหลักสูตร
ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ ภาควิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ได้จัดทำ
วิทยานิพนธ์ เรื่อง “พลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัล
สำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทย” โดยมีประธานคณะกรรมการที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ คือ
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.มหศักดิ์ เกตุฉ่ำ ในการนี้นักศึกษามีความประสงค์ขอเชิญท่านเป็นผู้เชี่ยวชาญประเมิน
ความสอดคล้องของแบบสอบถาม เพื่อประกอบการทำวิทยานิพนธ์ดังกล่าว

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณาให้ความอนุเคราะห์ จักขอบพระคุณยิ่ง

ขอแสดงความนับถือ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศักดิ์ชาย ตั้งวรรณวิทย์)
รองคณบดีฝ่ายวิชาการและวิจัย

หน่วยวิชาการ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล
โทร. ๐ ๒๕๕๕ ๒๐๐๐ ต่อ ๒๗๐๑
www.itd.kmutnb.ac.th

ที่ อว ๗๑๐๗/ ๑๑๘



คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
๑๕๑๘ ถนนประชากรราษฎร์ ๑ แขวงวงศ์สว่าง
เขตบางซื่อ กทม. ๑๐๘๐๐

๑๔ กุมภาพันธ์ ๒๕๖๘

เรื่อง ขอความอนุเคราะห์เป็นผู้เชี่ยวชาญประเมินความสอดคล้องของแบบสอบถาม

เรียน ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ธีรศักดิ์ สหัสสพาศน์

ด้วย นายธีรวุฒิ ดันตือธิมงคล รหัสประจำตัว ๖๖๐๗๐๒๑๙๑๐๐๒๒ นักศึกษาหลักสูตร
ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ ภาควิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ได้จัดทำ
วิทยานิพนธ์ เรื่อง “พลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัล
สำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทย” โดยมีประธานคณะกรรมการที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ คือ
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.มหศักดิ์ เกตุฉ่ำ ในการนี้นักศึกษามีความประสงค์ขอเชิญท่านเป็นผู้เชี่ยวชาญประเมิน
ความสอดคล้องของแบบสอบถาม เพื่อประกอบการทำวิทยานิพนธ์ดังกล่าว

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณาให้ความอนุเคราะห์ จักขอบพระคุณยิ่ง

ขอแสดงความนับถือ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศักดิ์ชัย ตั้งวรรณวิทย์)
รองคณบดีฝ่ายวิชาการและวิจัย

หน่วยวิชาการ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล
โทร. ๐ ๒๕๕๕ ๒๐๐๐ ต่อ ๒๗๐๑
www.itd.kmutnb.ac.th

ตัวอย่างแบบฟอร์มประเมินแบบสอบถามโดยผู้เชี่ยวชาญ

ชื่อเรื่อง พลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียน

ภาษาอังกฤษในประเทศไทย

คำชี้แจง ขอให้ท่านพิจารณาข้อคำถามจากแบบสอบถามแล้วทำเครื่องหมาย ล้อมรอบตัวเลือกที่ ท่านพิจารณาตามความเหมาะสม และสามารถให้ข้อเสนอแนะเพิ่มเติมได้ ในช่องว่างที่เว้นไว้ให้

องค์ประกอบ	ข้อ	คำถาม	ใช้ได้	ไม่แน่ใจ	ใช้ไม่ได้	ข้อเสนอแนะ
ทัศนคติต่อการใช้ GenAI (Attitude toward GenAI : ATU)	ATU1	ฉันคิดว่าการใช้ GenAI เป็นความคิดที่ดีสำหรับการเรียนรู้ภาษา	1	0	-1	
	ATU2	การใช้ GenAI เป็นประสบการณ์ที่ดีสำหรับฉัน	1	0	-1	
	ATU3	ฉันเชื่อว่า GenAI มีประโยชน์สำหรับการเรียนรู้ของฉัน	1	0	-1	
	ATU4	ฉันชอบแนวคิดการเรียนรู้ด้วย GenAI	1	0	-1	
	ATU5	GenAI ทำให้การเรียนรู้มีความหมายมากขึ้นสำหรับฉัน	1	0	-1	
ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (Behavioral Intention: BI)	BI1	ฉันตั้งใจจะใช้ GenAI อย่างสม่ำเสมอสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ	1	0	-1	
	BI2	ฉันวางแผนที่จะสำรวจเครื่องมือ GenAI เพิ่มเติมสำหรับการเรียนภาษา	1	0	-1	
	BI3	ฉันจะใช้ GenAI ต่อไปแม้ว่าจะไม่จำเป็น	1	0	-1	
	BI4	ฉันตั้งใจจะใช้ GenAI เพื่อเตรียมสอบภาษา	1	0	-1	
	BI5	ฉันวางแผนที่จะแนะนำ GenAI ให้ผู้อื่นสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ	1	0	-1	
การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (Perceived Behavioral Control: PBC)	PBC1	ฉันมีทักษะและความรู้ที่จำเป็นในการใช้ GenAI อย่างมีประสิทธิภาพสำหรับการเรียนรู้	1	0	-1	
	PBC2	ฉันมั่นใจในความสามารถของฉันในการใช้ GenAI อย่างเหมาะสมเพื่อการศึกษา	1	0	-1	
	PBC3	ฉันสามารถดูแลและตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูลจาก GenAI	1	0	-1	

องค์ประกอบ	ข้อ	คำถาม	ใช้ได้	ไม่แน่ใจ	ใช้ไม่ได้	ข้อเสนอแนะ
	PBC4	ฉันมีเครื่องมือที่จำเป็น (เช่น อินเทอร์เน็ต อุปกรณ์) ในการใช้ GenAI	1	0	-1	
	PBC5	การใช้ GenAI อยู่ภายใต้การควบคุมของฉัน ไม่ใช่สิ่งที่ฉันถูกบังคับให้ทำ	1	0	-1	
การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness: PU)	PU1	GenAI ช่วยให้ฉันปรับปรุงการเรียนรู้ภาษาอังกฤษของฉัน	1	0	-1	
	PU2	ฉันเข้าใจเนื้อหาภาษาอังกฤษได้ง่ายขึ้นเมื่อใช้ GenAI	1	0	-1	
	PU3	GenAI เพิ่มประสิทธิภาพในการเตรียมสอบของฉัน	1	0	-1	
	PU4	GenAI เร่งกระบวนการเรียนรู้ของฉัน	1	0	-1	
	PU5	GenAI ช่วยฉันกำหนดเป้าหมายทักษะภาษาเฉพาะเพื่อการพัฒนา	1	0	-1	
ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (Privacy Concerns: PC)	PC1	ฉันกังวลว่า GenAI อาจเก็บข้อมูลส่วนตัวมากกว่าที่จำเป็น	1	0	-1	
	PC2	ฉันกังวลว่าข้อมูลของฉันอาจถูกใช้โดยไม่มีความรู้ของฉันเมื่อใช้เครื่องมือ AI	1	0	-1	
	PC3	ฉันรู้สึกว่าการใช้ GenAI สำหรับการเรียนรู้เป็นความเสี่ยงด้านความเป็นส่วนตัว	1	0	-1	
	PC4	ฉันเชื่อว่าข้อมูลของฉันอาจถูกแบ่งปันกับบุคคลที่สามโดยไม่ได้รับความยินยอม	1	0	-1	
	PC5	ฉันรู้สึกไม่สบายใจที่ต้องแบ่งปันข้อมูลส่วนตัวกับแพลตฟอร์ม AI	1	0	-1	
บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm: SN)	SN1	คนที่สำคัญกับฉันคิดว่าฉันควรใช้ GenAI สำหรับการเรียนรู้	1	0	-1	
	SN2	ครูของฉันสนับสนุนการใช้ GenAI	1	0	-1	
	SN3	เพื่อนของฉันมีมุมมองเชิงบวกเกี่ยวกับการใช้ GenAI	1	0	-1	
	SN4	มีการส่งเสริมจากสถาบันของฉันให้ใช้ GenAI	1	0	-1	

องค์ประกอบ	ข้อ	คำถาม	ใช้ได้	ไม่แน่ใจ	ใช้ไม่ได้	ข้อเสนอแนะ
	SN5	ชุมชนออนไลน์มีอิทธิพลต่อการใช้ GenAI ของฉัน	1	0	-1	
ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (Trust in AI: AI)	AI1	ฉันเชื่อมั่นในความสามารถของ GenAI ในการให้เนื้อหาการเรียนรู้ภาษาที่ถูกต้อง	1	0	-1	
	AI2	ฉันเชื่อใจ GenAI ที่จะสนับสนุนการเรียนรู้ของฉันโดยไม่ทำให้เข้าใจผิด	1	0	-1	
	AI3	ฉันรู้สึกมั่นใจว่าคำแนะนำของ GenAI อิงจากข้อมูลที่เชื่อถือได้	1	0	-1	
	AI4	ฉันเชื่อว่า GenAI เคารพความเป็นส่วนตัวของผู้ใช้และแนวทางจริยธรรม	1	0	-1	
	AI5	ฉันพึงพา GenAI เป็นเพื่อนร่วมการเรียนรู้ที่น่าเชื่อถือ	1	0	-1	
การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use: PEOU)	PEOU1	GenAI ใช้งานง่ายสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ	1	0	-1	
	PEOU2	การเรียนรู้วิธีใช้ GenAI เป็นเรื่องที่ตรงไปตรงมาสำหรับฉัน	1	0	-1	
	PEOU3	ฉันง่ายที่จะเก่งในการใช้ GenAI	1	0	-1	
	PEOU4	การโต้ตอบกับ GenAI ไม่ต้องใช้ความพยายามทางจิตใจมากนัก	1	0	-1	
	PEOU5	โดยรวมแล้ว ฉันพบว่า GenAI ใช้งานง่าย	1	0	-1	
ภาพลักษณ์ทางสังคม (Social Image: SI)	SI1	การใช้ GenAI ปรับปรุงวิธีที่ผู้อื่นรับรู้ฉันทางวิชาการ	1	0	-1	
	SI2	คนที่ใช้ GenAI ถูกมองว่าเป็นคนฉลาดกว่า	1	0	-1	
	SI3	การใช้ GenAI ทำให้ฉันดูมีความเชี่ยวชาญด้านเทคโนโลยีมากขึ้น	1	0	-1	
	SI4	ภาพลักษณ์ของฉันในหมู่เพื่อนเพิ่มขึ้นเมื่อฉันใช้ GenAI	1	0	-1	
	SI5	การใช้ GenAI ให้ความรู้สึกแห่งสถานะในชุมชนการเรียนรู้	1	0	-1	



ตารางที่ ข-1 ผลการวิเคราะห์ค่าความเที่ยงตรงของแบบสอบถาม (IOC)

องค์ประกอบ	ข้อ	คำถาม	IOC
ทัศนคติต่อการใช้ GenAI (Attitude toward GenAI : ATU)	ATU1	ฉันคิดว่าการใช้ GenAI เป็นความคิดที่ดีสำหรับการเรียนรู้ภาษา	1
	ATU2	การใช้ GenAI เป็นประสบการณ์ที่ดีสำหรับฉัน	0.8
	ATU3	ฉันเชื่อว่า GenAI มีประโยชน์สำหรับการเรียนรู้ของฉัน	0.8
	ATU4	ฉันชอบแนวคิดการเรียนรู้ด้วย GenAI	0.8
	ATU5	GenAI ทำให้การเรียนรู้มีความหมายมากขึ้นสำหรับฉัน	0.6
ความตั้งใจเชิงพฤติกรรม (Behavioral Intention: BI)	BI1	ฉันตั้งใจจะใช้ GenAI อย่างสม่ำเสมอสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ	0.6
	BI2	ฉันวางแผนที่จะสำรวจเครื่องมือ GenAI เพิ่มเติมสำหรับการเรียนภาษา	1
	BI3	ฉันจะใช้ GenAI ต่อไปแม้ว่าจะไม่จำเป็น	0.8
	BI4	ฉันตั้งใจจะใช้ GenAI เพื่อเตรียมสอบภาษา	0.8
	BI5	ฉันวางแผนที่จะแนะนำ GenAI ให้ผู้อื่นสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ	1
การรับรู้การควบคุมพฤติกรรม (Perceived Behavioral Control: PBC)	PBC1	ฉันมีทักษะและความรู้ที่จำเป็นในการใช้ GenAI อย่างมีประสิทธิภาพสำหรับการเรียนรู้	0.8
	PBC2	ฉันมั่นใจในความสามารถของฉันในการใช้ GenAI อย่างเหมาะสมเพื่อการศึกษา	0.8
	PBC3	ฉันสามารถดูแลและตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูลจาก GenAI	1
	PBC4	ฉันมีเครื่องมือที่จำเป็น (เช่น อินเทอร์เน็ต อุปกรณ์) ในการใช้ GenAI	0.8
	PBC5	การใช้ GenAI อยู่ภายใต้การควบคุมของฉัน ไม่ใช่สิ่งที่ฉันถูกบังคับให้ทำ	1
การรับรู้ประโยชน์ (Perceived Usefulness: PU)	PU1	GenAI ช่วยให้ฉันปรับปรุงการเรียนภาษาอังกฤษของฉัน	0.8
	PU2	ฉันเข้าใจเนื้อหาภาษาอังกฤษได้ง่ายขึ้นเมื่อใช้ GenAI	0.6
	PU3	GenAI เพิ่มประสิทธิภาพในการเตรียมสอบของฉัน	0.8
	PU4	GenAI เร่งกระบวนการเรียนรู้ของฉัน	0.8
	PU5	GenAI ช่วยฉันกำหนดเป้าหมายทักษะภาษาเฉพาะเพื่อการพัฒนา	0.8
	PC1	ฉันกังวลว่า GenAI อาจเก็บข้อมูลส่วนตัวมากกว่าที่จำเป็น	0.8
	PC2	ฉันกังวลว่าข้อมูลของฉันอาจถูกใช้โดยไม่มีความรู้ของฉันเมื่อใช้เครื่องมือ AI	1

ความกังวลด้านความเป็นส่วนตัว (Privacy Concerns: PC)	PC3	ฉันรู้สึกว่าการใช้ GenAI สำหรับการเรียนรู้เป็นความเสี่ยงด้านความเป็นส่วนตัวส่วนตัว	0.6
	PC4	ฉันเชื่อว่าข้อมูลของฉันอาจถูกแบ่งปันกับบุคคลที่สามโดยไม่ได้รับความยินยอม	1
	PC5	ฉันรู้สึกไม่สบายใจที่ต้องแบ่งปันข้อมูลส่วนตัวกับแพลตฟอร์ม AI	0.8
บรรทัดฐานทางสังคม (Subjective Norm: SN)	SN1	คนที่สำคัญกับฉันคิดว่าฉันควรใช้ GenAI สำหรับการเรียนรู้	0.8
	SN2	ครูของฉันสนับสนุนการใช้ GenAI	1
	SN3	เพื่อนของฉันมีมุมมองเชิงบวกเกี่ยวกับการใช้ GenAI	1
	SN4	มีการส่งเสริมจากสถาบันของฉันให้ใช้ GenAI	0.8
	SN5	ชุมชนออนไลน์มีอิทธิพลต่อการใช้ GenAI ของฉัน	1
ความไว้วางใจในปัญญาประดิษฐ์ (Trust in AI: AI)	AI1	ฉันเชื่อมั่นในความสามารถของ GenAI ในการให้เนื้อหาการเรียนรู้ภาษาที่ถูกต้อง	0.8
	AI2	ฉันเชื่อใจ GenAI ที่จะสนับสนุนการเรียนรู้ของฉันโดยไม่ทำให้เข้าใจผิด	1
	AI3	ฉันรู้สึกมั่นใจว่าคำแนะนำของ GenAI อิงจากข้อมูลที่เชื่อถือได้	0.8
	AI4	ฉันเชื่อว่า GenAI เคารพความเป็นส่วนตัวของผู้ใช้และแนวทางจริยธรรม	1
	AI5	ฉันพึ่งพา GenAI เป็นเพื่อนร่วมการเรียนรู้ที่น่าเชื่อถือ	0.8
การรับรู้ความง่ายในการใช้งาน (Perceived Ease of Use: PEOU)	PEOU1	GenAI ใช้งานง่ายสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ	1
	PEOU2	การเรียนรู้วิธีใช้ GenAI เป็นเรื่องที่ตรงไปตรงมาสำหรับฉัน	0.8
	PEOU3	ฉันง่ายที่จะเก่งในการใช้ GenAI	0.8
	PEOU4	การโต้ตอบกับ GenAI ไม่ต้องใช้ความพยายามทางจิตใจมากนัก	1
	PEOU5	โดยรวมแล้ว ฉันพบว่า GenAI ใช้งานง่าย	1
ภาพลักษณ์ทางสังคม (Social Image: SI)	SI1	การใช้ GenAI ปรับปรุงวิธีที่ผู้อื่นรับรู้ฉันทางวิชาการ	0.8
	SI2	คนที่ใช้ GenAI ถูกมองว่าเป็นคนฉลาดกว่า	1
	SI3	การใช้ GenAI ทำให้ฉันดูมีความเชี่ยวชาญด้านเทคโนโลยีมากขึ้น	0.8
	SI4	ภาพลักษณ์ของฉันในหมู่เพื่อนเพิ่มขึ้นเมื่อฉันใช้ GenAI	0.6
	SI5	การใช้ GenAI ให้ความรู้สึกแห่งสถานะในชุมชนการเรียนรู้	0.8





ภาคผนวก ค

การวิจัยเชิงปริมาณ (Quantitative Research)

ด้วยเทคนิคการสำรวจ (Survey Research)

- หนังสือขอความอนุเคราะห์เก็บข้อมูลแบบสอบถาม
- แบบสอบถามที่ใช้ในงานวิจัย

แบบสอบถามการวิจัย

เรื่อง พลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียน
ภาษาอังกฤษในบริบทประเทศไทย

เรียน ท่านผู้ตอบแบบสอบถาม

แบบสอบถามชุดนี้ จัดทำขึ้นเพื่อรวบรวมข้อมูล ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของงานวิจัยของนักศึกษาในระดับปริญญาเอก สาขาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ โดยมีวัตถุประสงค์ในการพัฒนาแพลตฟอร์มการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทย งานวิจัยนี้ประสงค์ให้ท่านผู้ตอบแบบสอบถาม แสดงความคิดเห็นอย่างเป็นอิสระในฐานะผู้ที่เคยและยังไม่เคยใช้แพลตฟอร์มการเรียนภาษาอังกฤษออนไลน์ในประเทศไทย

ขอขอบคุณสำหรับการตอบแบบสอบถามครั้งนี้ ข้อมูลที่ท่านให้มานั้นมีคุณค่าและความสำคัญยิ่งต่อการวิจัย ผู้วิจัยจะนำข้อมูลเหล่านี้ไปวิเคราะห์และสังเคราะห์อย่างละเอียดถี่ถ้วน เพื่อนำเสนอผลการศึกษาในภาพรวมต่อไป ทั้งนี้ ผู้วิจัยขอยืนยันว่าข้อมูลทั้งหมดจะถูกเก็บรักษาไว้เป็นความลับ และจะไม่มีการเปิดเผยข้อมูลส่วนบุคคลหรือองค์กรของท่านแต่อย่างใด เพื่อให้การวิจัยนี้เป็นไปอย่างมีจรรยาบรรณและเชื่อถือได้

ดังนั้น จึงใคร่ขอความกรุณาจากท่านได้โปรดตอบแบบสอบถามตามความเป็นจริง เพื่อให้ได้ข้อมูลที่มีความถูกต้อง ครบถ้วน และสมบูรณ์ที่สุด ซึ่งจะส่งผลให้ผลการวิจัยในครั้งนี้มีคุณภาพ สามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้อย่างแท้จริง หากท่านได้ตอบแบบสอบถามเรียบร้อยแล้ว กรุณาแจ้งผู้วิจัยเพื่อเดินทางไปรับด้วยตนเอง ตามที่อยู่ระบุไว้ข้างล่างนี้

แบบสอบถามแบ่งออกเป็น 4 ส่วน ดังนี้

ส่วนที่ 1 เป็นข้อคำถาม เพื่อใช้ในการคัดกรองประชากรและกลุ่มตัวอย่าง 1 ข้อ

ส่วนที่ 2 แบบสอบถามเกี่ยวกับข้อมูลส่วนตัวของผู้ใช้งาน 11 ข้อ

ส่วนที่ 3 แบบสอบถามเกี่ยวกับความคิดเห็นที่มีต่อการใช้งานแพลตฟอร์มเรียนภาษาอังกฤษ 45 ข้อ

ขอขอบพระคุณเป็นอย่างสูงที่ท่านกรุณาสละเวลาในการตอบแบบสอบถามการวิจัยครั้งนี้ ความร่วมมือ และข้อมูลที่ท่านให้มานั้นมีคุณค่าและความสำคัญยิ่งต่อการศึกษาวิจัย ผู้วิจัยจะนำข้อมูลเหล่านี้ไปวิเคราะห์อย่างละเอียดถี่ถ้วน เพื่อนำเสนอผลการศึกษาที่มีความถูกต้อง ครบถ้วน และน่าเชื่อถือต่อไป

ผู้วิจัยขอขอบพระคุณในความกรุณาของท่านมา ณ โอกาสนี้

นายธีรวุฒิ ตันตือธิมมงคล

นักศึกษาปริญญาเอก สาขาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ

คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

แบบสอบถามการวิจัย

เรื่อง พลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรมแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียน
ภาษาอังกฤษในบริบทประเทศไทย

ส่วนที่ 1 เป็นข้อคำถาม เพื่อใช้ในการคัดกรองประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

คำชี้แจง โปรดทำเครื่องหมาย ☒ ลงใน ☐ ที่ตรงกับข้อมูลของท่านมากที่สุด เพียงตัวเลือกเดียว

1. คุณเคยใช้แพลตฟอร์มการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทยหรือไม่

☐ 1. เคย

☐ 2. ไม่เคย

ส่วนที่ 2 แบบสอบถามเกี่ยวกับข้อมูลส่วนตัวของผู้ใช้งาน

คำชี้แจง โปรดทำเครื่องหมาย ☒ ลงใน ☐ ที่ตรงกับข้อมูลของท่านมากที่สุด เพียงตัวเลือกเดียว หรือกรอกข้อมูลลงในช่องว่างที่เว้นให้

1. เพศ

☐ 1. ชาย

☐ 2. หญิง

☐ 3. ไม่ระบุเพศ

2. อายุ

☐ 1. ต่ำกว่า 30 ปี

☐ 2. 30 - 39 ปี

☐ 3. 40 - 49 ปี

☐ 4. 50 - 60 ปี

☐ 5. มากกว่า 60 ปี

3. ระดับการศึกษา

☐ 1. กำลังศึกษาปริญญาตรี หรือ ประกาศนียบัตรวิชาชีพ หรือ ประกาศนียบัตรวิชาชีพชั้นสูง

☐ 2. ปริญญาตรี

☐ 3. ปริญญาโท

☐ 4. ปริญญาเอก

4. รายได้

☐ 1. ต่ำกว่า 10,000 บาท

☐ 2. 10,000 - 20,000 บาท

☐ 3. 20,001 - 30,000 บาท

☐ 4. 30,001 - ขึ้นไป

5. ภูมิภาคที่เกิด

☐ 1. ภาคเหนือ

☐ 2. ภาคกลางและตะวันออก

☐ 3. ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ

- ☐ 4. ภาคใต้
6. ภูมิภาคที่เรียน
- ☐ 1. ภาคเหนือ
- ☐ 2. ภาคกลางและตะวันออก
- ☐ 3. ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ
- ☐ 4. ภาคใต้
7. ความถี่ในการใช้งาน
- ☐ 1. ครั้งแรก
- ☐ 2. 1-3 ครั้ง/สัปดาห์
- ☐ 3. 4-6 ครั้ง/สัปดาห์
- ☐ 4. 1-3 ครั้ง/เดือน
- ☐ 5. น้อยกว่า 1 ครั้ง/เดือน
8. ประสบการณ์ (เดือน)
- ☐ 1. น้อยกว่า 1 เดือน
- ☐ 2. 1-3 เดือน
- ☐ 3. 4-6 เดือน
- ☐ 4. 7-12 เดือน
- ☐ 5. มากกว่า 1 ปี
- ☐ 6. มากกว่า 2 ปี
9. ระดับความชำนาญ (ประเมินตนเอง)
- ☐ 1. เริ่มต้น
- ☐ 2. ปานกลาง
- ☐ 3. ระดับกลาง
- ☐ 4. ขั้นสูง
- ☐ 5. ผู้เชี่ยวชาญ
10. ระดับความเชี่ยวชาญ
- ☐ 1. แท้ไม่มี
- ☐ 2. ผู้ใช้พื้นฐาน
- ☐ 3. ผู้ใช้ปานกลาง
- ☐ 4. เชี่ยวชาญ
- ☐ 5. ขั้นสูง

11. รูปแบบการเรียนรู้ภาษาอังกฤษออนไลน์

- ☐ 1. การเรียนออนไลน์แบบมีผู้สอนควบคุม (Instructor-led online courses)
- ☐ 2. การเรียนออนไลน์แบบไม่มีผู้สอน (Self-study online courses)
- ☐ 3. การเรียนออนไลน์กับชาวต่างชาติแบบสด (Online learning with native speakers)
- ☐ 4. การเรียนรู้ภาษาผ่านเกมส์ (Game-based Learning)
- ☐ 5. การเรียนรู้ผ่านสื่อสังคมออนไลน์ หรือภาพยนตร์
- ☐ 6. อื่น ๆ (โปรดระบุ)

ส่วนที่ 3 แบบสอบถามเกี่ยวกับความคิดเห็นที่มีต่อการใช้งานแพลตฟอร์มเรียนภาษาอังกฤษ

คำชี้แจง โปรดทำเครื่องหมาย ✓ ลงในช่องที่ตรงกับระดับความสำคัญที่ท่านเห็นด้วยมากที่สุดเพียงตัวเลือกเดียว

ข้อ		ข้อความ	ระดับความสำคัญ				
			มากที่สุด	มาก	ปานกลาง	น้อย	น้อยที่สุด
1	ATU1	ฉันคิดว่าการใช้ GenAI เป็นความคิดที่ดีสำหรับการเรียนรู้ภาษา	5	4	3	2	1
2	ATU2	การใช้ GenAI เป็นประสบการณ์ที่ดีสำหรับฉัน	5	4	3	2	1
3	ATU3	ฉันเชื่อว่า GenAI มีประโยชน์สำหรับการเรียนรู้ของฉัน	5	4	3	2	1
4	ATU4	ฉันชอบแนวคิดการเรียนรู้ด้วย GenAI	5	4	3	2	1
5	ATU5	GenAI ทำให้การเรียนรู้มีความหมายมากขึ้นสำหรับฉัน	5	4	3	2	1
6	BI1	ฉันตั้งใจจะใช้ GenAI อย่างสม่ำเสมอสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ	5	4	3	2	1
7	BI2	ฉันวางแผนที่จะสำรวจเครื่องมือ GenAI เพิ่มเติมสำหรับการเรียนภาษา	5	4	3	2	1
8	BI3	ฉันจะใช้ GenAI ต่อไปแม้ว่าจะไม่จำเป็น	5	4	3	2	1
9	BI4	ฉันตั้งใจจะใช้ GenAI เพื่อเตรียมสอบภาษา	5	4	3	2	1
10	BI5	ฉันวางแผนที่จะแนะนำ GenAI ให้ผู้อื่นสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ	5	4	3	2	1
11	PBC1	ฉันมีทักษะและความรู้ที่จำเป็นในการใช้ GenAI อย่างมีประสิทธิภาพสำหรับการเรียนรู้	5	4	3	2	1
12	PBC2	ฉันมั่นใจในความสามารถของฉันในการใช้ GenAI อย่างเหมาะสมเพื่อการศึกษา	5	4	3	2	1

13	PBC3	ฉันสามารถดูแลและตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูลจาก GenAI	5	4	3	2	1
14	PBC4	ฉันมีเครื่องมือที่จำเป็น (เช่น อินเทอร์เน็ต อุปกรณ์) ในการใช้ GenAI	5	4	3	2	1
15	PBC5	การใช้ GenAI อยู่ภายใต้การควบคุมของฉัน ไม่ใช่สิ่งที่ฉันถูกบังคับให้ทำ	5	4	3	2	1
16	PU1	GenAI ช่วยฉันปรับปรุงการเรียนรู้ภาษาอังกฤษของฉัน	5	4	3	2	1
17	PU2	ฉันเข้าใจเนื้อหาภาษาอังกฤษได้ง่ายขึ้นเมื่อใช้ GenAI	5	4	3	2	1
18	PU3	GenAI เพิ่มประสิทธิภาพในการเตรียมสอบของฉัน	5	4	3	2	1
19	PU4	GenAI เร่งกระบวนการเรียนรู้ของฉัน	5	4	3	2	1
20	PU5	GenAI ช่วยฉันกำหนดเป้าหมายทักษะภาษาเฉพาะเพื่อการพัฒนา	5	4	3	2	1
21	PC1	ฉันกังวลว่า GenAI อาจเก็บข้อมูลส่วนตัวมากกว่าที่จำเป็น	5	4	3	2	1
22	PC2	ฉันกังวลว่าข้อมูลของฉันอาจถูกใช้โดยไม่มีความรู้ของฉันเมื่อใช้เครื่องมือ AI	5	4	3	2	1
23	PC3	ฉันรู้สึกว่าการใช้ GenAI สำหรับการเรียนรู้เป็นความเสี่ยงด้านความเป็นส่วนตัว	5	4	3	2	1
24	PC4	ฉันเชื่อว่าข้อมูลของฉันอาจถูกแบ่งปันกับบุคคลที่สามโดยไม่ได้ยินยอม	5	4	3	2	1
25	PC5	ฉันรู้สึกไม่สบายใจที่ต้องแบ่งปันข้อมูลส่วนตัวกับแพลตฟอร์ม AI	5	4	3	2	1
26	SN1	คนที่สำคัญกับฉันคิดว่าฉันควรใช้ GenAI สำหรับการเรียนรู้	5	4	3	2	1
27	SN2	ครูของฉันสนับสนุนการใช้ GenAI	5	4	3	2	1
28	SN3	เพื่อนของฉันมีมุมมองเชิงบวกเกี่ยวกับการใช้ GenAI	5	4	3	2	1
29	SN4	มีการส่งเสริมจากสถาบันของฉันให้ใช้ GenAI	5	4	3	2	1
30	SN5	ชุมชนออนไลน์มีอิทธิพลต่อการใช้ GenAI ของฉัน	5	4	3	2	1
31	AI1	ฉันเชื่อมั่นในความสามารถของ GenAI ในการให้เนื้อหาการเรียนรู้ภาษาที่ถูกต้อง	5	4	3	2	1

32	AI2	ฉันเชื่อใจ GenAI ที่จะสนับสนุนการเรียนรู้ของฉันโดยไม่ทำให้เข้าใจผิด	5	4	3	2	1
33	AI3	ฉันรู้สึกมั่นใจว่าคำแนะนำของ GenAI อิงจากข้อมูลที่เชื่อถือได้	5	4	3	2	1
34	AI4	ฉันเชื่อว่า GenAI เคารพความเป็นส่วนตัวของผู้ใช้และแนวทางจริยธรรม	5	4	3	2	1
35	AI5	ฉันพึงพา GenAI เป็นเพื่อนร่วมการเรียนรู้ที่น่าเชื่อถือ	5	4	3	2	1
36	PEOU1	GenAI ใช้งานง่ายสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษ	5	4	3	2	1
37	PEOU2	การเรียนรู้วิธีใช้ GenAI เป็นเรื่องที่ตรงไปตรงมาสำหรับฉัน	5	4	3	2	1
38	PEOU3	ฉันง่ายที่จะเก่งในการใช้ GenAI	5	4	3	2	1
39	PEOU4	การโต้ตอบกับ GenAI ไม่ต้องใช้ความพยายามทางจิตใจมากนัก	5	4	3	2	1
40	PEOU5	โดยรวมแล้ว ฉันพบว่า GenAI ใช้งานง่าย	5	4	3	2	1
41	SI1	การใช้ GenAI ปรับปรุงวิธีที่ผู้อื่นรับรู้ฉันทางวิชาการ	5	4	3	2	1
42	SI2	คนที่ใช้ GenAI ถูกมองว่าเป็นคนฉลาดกว่า	5	4	3	2	1
43	SI3	การใช้ GenAI ทำให้ฉันมีความเชี่ยวชาญด้านเทคโนโลยีมากขึ้น	5	4	3	2	1
44	SI4	ภาพลักษณ์ของฉันในหมู่เพื่อนเพิ่มขึ้นเมื่อฉันใช้ GenAI	5	4	3	2	1
45	SI5	การใช้ GenAI ให้ความรู้สึกแห่งสถานะในชุมชนการเรียนรู้	5	4	3	2	1

ข้อเสนอแนะ (ถ้ามี)

.....

.....

.....

.....

ขอขอบคุณที่ท่านกรุณาใช้เวลาตอบแบบสอบถาม



ภาคผนวก ง

การตีพิมพ์และเผยแพร่ผลงานวิทยานิพนธ์

- ได้รับการตีพิมพ์และเผยแพร่บทความในวารสารระดับนานาชาติ
- นำเสนอผลงานบทความต่อที่ประชุมวิชาการระดับนานาชาติ



Source details

Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity

Open Access ⓘ

Years currently covered by Scopus: from 2015 to 2025

Publisher: Elsevier

E-ISSN: 2199-8531

Subject area: Social Sciences: Sociology and Political Science

Economics, Econometrics and Finance: General Economics, Econometrics and Finance

Social Sciences: Development

Source type: Journal

[View all documents >](#)

[Set document alert](#)

[Save to source list](#)

CiteScore CiteScore rank & trend Scopus content coverage

CiteScore 2024

14.0 = $\frac{12,380 \text{ Citations 2021 - 2024}}{882 \text{ Documents 2021 - 2024}}$

Calculated on 05 May, 2025

CiteScoreTracker 2025 ⓘ

13.3 = $\frac{10,911 \text{ Citations to date}}{819 \text{ Documents to date}}$

Last updated on 05 September, 2025 • Updated monthly

CiteScore rank 2024 ⓘ

Category	Rank	Percentile
Social Sciences		
Sociology and Political Science	#12/1497	99th
Economics, Econometrics and Finance		
General	#3/284	99th

[View CiteScore methodology >](#) [CiteScore FAQ >](#) [Add CiteScore to your site](#)

CiteScore 2024

14.0



SJR 2024

1.215



SNIP 2024

2.163





Scopus



Source details

Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity

Open Access ⓘ

Years currently covered by Scopus: from 2015 to 2025

Publisher: Elsevier

E-ISSN: 2199-8531

Subject area: Social Sciences: Sociology and Political Science

Economics, Econometrics and Finance: General Economics, Econometrics and Finance

Social Sciences: Development

Source type: Journal

View all documents >

Set document alert

Save to source list

CiteScore 2024

14.0 ⓘ

SJR 2024

1.215 ⓘ

SNIP 2024

2.163 ⓘ

CiteScore CiteScore rank & trend Scopus content coverage

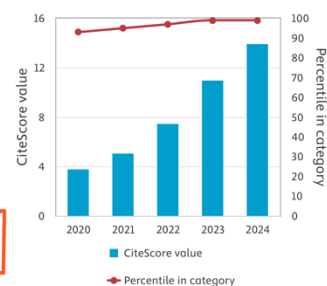
Export content for category

CiteScore rank ⓘ 2024

In category: General Economics, Economet...

CiteScore trend

☆ #3	Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity	14.0	99th percentile
284			
☆ Rank	Source title	CiteScore 2024	Percentile
☆ #1	Asian Economic Policy Review	15.9	99th percentile
☆ #2	Oeconomia Copernicana	15.8	99th percentile
☆ #3	Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity	14.0	99th percentile
☆ #4	American Economic Journal: Macroeconomics	10.3	98th percentile
☆ #5	Journal of Financial Stability	9.6	98th percentile
☆ #6	American Economic Journal: Economic Policy	9.5	98th percentile
☆ #7	Journal of Competitiveness	8.5	97th percentile
☆ #8	Structural Equation Modeling	8.4	97th percentile
☆ #9	American Economic Journal: Applied Economics	8.4	97th percentile





Contents lists available at ScienceDirect

Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity

journal homepage: www.sciencedirect.com/journal/journal-of-open-innovation-technology-market-and-complexity

ThaiGAM: A dual-moderation framework for GenAI adoption in open learning innovation[☆]

Theerawut Tantiathimongkhon^{a,b,c}, Mahasak Ketcham^{a,b,c,*},
Montean Rattanasiriwongwut^{a,b,c}

^a Department of Information Technology Management, Floor 3-7 Nawamintha Rachinee, 1518 Pracharat 1, Wong Sawang, Bang Sue, Bangkok 10800, Thailand^b Faculty of Information Technology and Digital Innovation, Floor 3-7 Nawamintha Rachinee, 1518 Pracharat 1, Wong Sawang, Bang Sue, Bangkok 10800, Thailand^c King Mongkut's University of Technology North Bangkok, Floor 3-7 Nawamintha Rachinee, 1518 Pracharat 1, Wong Sawang, Bang Sue, Bangkok 10800, Thailand

ARTICLE INFO

Keywords:

Generative AI
Technology Adoption
TPB
TAM2
Trust in AI
Privacy Concerns
Open Innovation

ABSTRACT

The study investigates the adoption of Generative AI (GenAI) as a complex socio-technical phenomenon within Thailand's emerging open learning innovation ecosystem. By synthesizing the Theory of Planned Behavior (TPB) and Technology Acceptance Model 2 (TAM2) and extending them with constructs of trust and privacy, this integrated framework moves beyond linear adoption models to capture the system's complexity. Analysis of data from 1061 university students reveals that innovation diffusion in this ecosystem is driven primarily by social dynamics (Social Norm) and institutional-level trust (Trust in AI), rather than individual calculations of utility. This finding challenges traditional adoption assumptions, highlighting the power of collective behavior in a collectivist culture. Furthermore, the study identifies an emergent property of "critical trust," where heightened trust fosters greater privacy awareness, adding another layer of complexity to the user-technology relationship. With gender and academic level acting as significant moderators, the research reveals important implications for implementation. Successful GenAI integration depends less on the technology itself and more on managing the social architecture and fostering trust across educational institutions.

1. Introduction

The rapid rise of GenAI technologies has started to reshape education in ways that were unimaginable just a few years ago. Tools such as ChatGPT are no longer experimental novelties; they are now part of classrooms, study routines, and institutional strategies worldwide (Chen et al., 2022; UNESCO, 2023a). With their ability to create human-like content, offer personalized support, and automate academic tasks, GenAI platforms present exciting opportunities to enhance access, engagement, and equity in education. At the same time, they raise serious questions—technical, ethical, and social—particularly in developing regions where digital literacy and infrastructure are still uneven (Jones and Hafner, 2021; OECD, 2023; Kajiwara and Kawabata, 2024; Widodo et al., 2024).

In this transformative context, the adoption of Generative AI (GenAI) is a key feature of the broader shift toward Open Innovation ecosystems in education. This shift requires more than just access to new e-learning

tools, a trend accelerated by the recent global pandemic (Stecula and Wolniak, 2022). It fundamentally reshapes the role of higher education institutions, positioning them as central enablers of innovation that must actively develop the digital competence of their faculty (Jekabsons and Anohina-Naumeca, 2024). Consequently, for students to thrive in this new era, there is a critical need to cultivate new capabilities. The successful integration of GenAI is therefore deeply connected to fostering students' absorptive and self-learning capabilities, which are essential for developing the soft skills required in the open innovation era (Buayai et al., 2025). Viewing GenAI adoption through this lens highlights its role not just as a technological tool, but as a catalyst for human capital development within a dynamic learning ecosystem.

Beyond the promise of expanded access, challenges around responsible and ethical use have come sharply into focus. Students need the skills not just to use GenAI tools, but to use them wisely and critically. Concerns over data privacy, control over personal information, and transparency of AI decision-making continue to create barriers to

[☆] For more information, please refer to the relevant sections under submission guidelines for the journal in the Guide for Authors.

* Corresponding author at: Department of Information Technology Management, Floor 3-7 Nawamintha Rachinee, 1518 Pracharat 1, Wong Sawang, Bang Sue, Bangkok 10800, Thailand.

E-mail address: mahasak.k@itd.kmutnb.ac.th (M. Ketcham).

<https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2025.100631>

Received 31 July 2025; Received in revised form 5 September 2025; Accepted 8 September 2025

Available online 9 September 2025

2199-8531/© 2025 The Author(s). Published by Elsevier Ltd on behalf of Prof JinHyio Joseph Yun. This is an open access article under the CC BY license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

adoption (Chan, 2023; Yadav et al., 2024; Yao et al., 2024). Without clear guidance and institutional frameworks, the educational benefits of GenAI risk being unevenly distributed, exacerbating rather than reducing existing inequalities.

According to UNESCO (2020), over 258 million children and youth worldwide were already out of school before the COVID-19 pandemic, with educational disparities driven by poverty, disability, geography, and the digital divide. In Thailand, gaps in technology access and digital readiness remain pressing issues. Students' emotional engagement, motivation, and self-efficacy also play a critical role in whether they embrace new digital tools (Han and Geng, 2023). Recent research has begun exploring factors influencing AI acceptance in Thai higher education contexts, particularly regarding virtual classroom technologies (Tantiathimongkhon and Satjatharuthai, 2025), yet little research has explored how these behavioral factors interact with emerging technologies like GenAI, especially among learners who face systemic barriers.

Recognizing these gaps, this study focuses on understanding the behavioral dynamics behind GenAI adoption among Thai university students. Using an integrated framework that combines the TPB and the TAM2, the research incorporates two additional factors that have become increasingly critical in AI discussions: trust in AI systems and privacy concerns. Social image and perceived ease of use are also examined to provide a richer view of how students form their attitudes and intentions.

By investigating these behavioral determinants, this study aims not only to offer insights into student decision-making but also to contribute to the growing understanding of how Open Innovation strategies can promote inclusive, ethical, and sustainable GenAI integration in education. As institutions worldwide move toward adopting AI-driven tools, understanding the behavioral, cultural, and managerial factors behind successful adoption becomes crucial for shaping future education policies.

The remainder of this paper is organized as follows. Section 2 provides a comprehensive review of the literature on Generative AI in education, open learning innovation ecosystems, and theoretical foundations including TPB and TAM2, culminating in the presentation of the Thai Generative AI Adoption Model (ThaiGAM) framework. Section 3 outlines the research methodology, including research design, sampling procedures, and data analysis techniques. Section 4 presents the results, including descriptive statistics, measurement model assessment, structural model evaluation, and multi-group analysis findings. Section 5 discusses the key findings and their theoretical and practical implications for GenAI adoption in educational contexts. Finally, Section 6 concludes the study, outlines its limitations, and suggests directions for future research.

2. Literature review

2.1. Generative AI in education and the educational divide

GenAI, such as ChatGPT, Bard, or DALL-E, has started to play a growing role in education in recent years. These tools can create human-like content—like texts, images, quizzes, and feedback—making learning more personalized and flexible (Chen et al., 2022). This flexibility allows students to study in ways that suit their learning styles and preferences, a benefit also seen in mobile-assisted language learning (Alhadijah, 2023).

Despite this potential, the use of GenAI also raises concerns about fairness and access. In countries like Thailand, many students still face digital inequality due to limited internet access, infrastructure, and digital skills (UNESCO, 2020; OECD, 2023). Without inclusive implementation, GenAI could unintentionally widen the existing educational gap instead of narrowing it. At the same time, several studies show that GenAI can be beneficial for underprivileged learners (Bali et al., 2024). For example, AI-generated learning materials such as podcasts and quizzes have been shown to improve engagement by aligning with

students' interests (Pesovski et al., 2024; Do et al., 2024). In the MENA region, students have responded positively to AI systems that support personalized and culturally relevant learning. In China, AI is also being tested in rural areas to improve access to quality education (Feng, 2023), reflecting broader national efforts to leverage digital technologies to narrow socio-economic gaps (Zhang and Zhou, 2023).

GenAI can also support teachers by automating repetitive tasks and generating customized learning content. It has the potential to help diverse learners, including students with disabilities, by creating tailored learning pathways (Jain et al., 2024; Amzil et al., 2023). In Thailand, where inequality in digital access still exists, it is important to understand how students perceive and accept GenAI tools, especially as new platforms are being designed specifically for local learners (Tantiathimongkhon et al., 2025). Their acceptance will play a key role in determining whether this technology can truly help reduce the educational divide—or risk making it worse.

2.2. Open learning innovation ecosystems

The concept of Open Innovation, originally defined by Chesbrough (2006) as the purposeful use of knowledge inflows and outflows to accelerate internal innovation, provides a powerful lens for understanding contemporary educational shifts. This paradigm emphasizes that valuable knowledge is not confined within a single organization and requires dynamic management of its boundaries to create value (Chesbrough and Bogers, 2014). Applied to education, an Open Learning Innovation ecosystem is a dynamic environment where universities, students, and external partners collaborate to co-create value. The success of such ecosystems, even at the micro-enterprise level, hinges on the fluid exchange of knowledge and resources (Oliveira and Rua, 2024; Alzaharani, 2023). In this context, universities are no longer just providers of knowledge but key enablers of innovation, bearing the responsibility for developing the necessary digital competence of their faculty to guide students effectively (Jekabsons and Anohina-Naumeca, 2024). This process involves complex social innovation networks where students, faculty, and external stakeholders co-create value through collaborative technology adoption (Murray et al., 2010; Carayannis and Campbell, 2009). The cultural context becomes particularly critical in collectivist societies where social norms and peer acceptance significantly influence individual innovation behaviors (Hofstede, 2001; Hui-zingh, 2011; Fadhil et al., 2024). Moreover, these adoption patterns emerge from non-linear interactions between user characteristics, technological features, and institutional factors, creating complex dynamics that require adaptive management strategies (Anderson, 1999; Holland, 1992). The urgency to adopt innovative e-learning tools and foster these ecosystems was significantly accelerated by the recent COVID-19 pandemic, which forced higher education institutions globally to rethink their pedagogical models (Stecula and Wolniak, 2022).

From the student's perspective, this ecosystem demands a new set of skills. To truly benefit from open innovation, students must develop strong absorptive and self-learning capabilities. This aligns with the core tenets of Education 4.0, which embeds the development of such competencies within open innovation frameworks (Akimov et al., 2023), and is foundational for acquiring the complex soft skills needed by employers, such as for Gen Z accountants (Buayai et al., 2025). This process of individual skill development can be viewed through the lens of dynamic capabilities, where students learn to adapt and integrate new knowledge from the digital business ecosystem to enhance their own "performance" (Priyono and Hidayat, 2023; Van Tran et al., 2024). Therefore, an individual student's decision to adopt a tool like GenAI is not just a simple choice; it reflects their underlying cognitive and motivational drivers, akin to an entrepreneurial intention to invest in their own human capital (Suanpong et al., 2025). This reframes students as 'citizen innovators' who actively participate in a 'post-Schumpeter' paradigm of bottom-up value creation (Chen et al., 2020). The social networks within the university also play a crucial role in shaping this

academic productivity and innovation, contributing to the broader goal of creating sustainable educational models and eco-innovations (Loucanova et al., 2022).

2.3. Theory of Planned Behavior (TPB)

The Theory of Planned Behavior (TPB), developed by Ajzen (1991), is widely used to explain behavioral intention through three main predictors: attitude (ATU), subjective norm (SN), and perceived behavioral control (PBC) (Mison et al., 2023; Nguyen and Nguyen, 2023).

Attitude reflects a learner's positive or negative evaluation of using generative AI (Zhou and Zhang, 2024; Rohana et al., 2024). Prior research has shown that learners with favorable attitudes toward AI are more likely to use AI tools in learning activities (Ma, 2025; Zhang, 2023; Bhattarai et al., 2024; Ivanov et al., 2024). In educational settings, attitude has consistently been found to predict behavioral intention toward adopting educational technologies, including intelligent tutoring systems and language learning apps (Sánchez-Prieto et al., 2019; Al-Mamary et al., 2023; Elbaz et al., 2024; Putra et al., 2024).

Perceived behavioral control (PBC) refers to the learner's belief in their capability to use GenAI effectively. Learners who feel confident in their ability to use AI tools are more likely to express an intention to adopt them in their learning activities (Mnguni et al., 2024; Elbaz et al., 2024; Wang et al., 2024). This suggests that perceived control is especially important in educational contexts involving emerging technologies.

Subjective norm (SN) captures the perceived social pressure from people around the learner, such as teachers, classmates, or family. In collectivist cultures like Thailand, social norms often play a stronger role in shaping technology adoption decisions. Peer and institutional expectations have been shown to significantly influence the behavioral intention to integrate AI into learning (Mnguni et al., 2024; Al-Mamary et al., 2023; Pangaribuan et al., 2023).

H1. Attitude (ATU) positively influences Behavioral Intention (BI).

H2. Perceived Behavioral Control (PBC) positively influences Behavioral Intention (BI).

H3. Subjective Norm (SN) positively influences Behavioral Intention (BI) to use GenAI.

2.4. TAM2 constructs

The extended Technology Acceptance Model (TAM2) explains users' acceptance of technology through perceptions of ease of use, usefulness, and social influence. In educational contexts where Generative AI (GenAI) is still relatively new to many learners (Alshammari, 2024), these constructs provide essential insight into students' decision-making processes (Majid and Abidin, 2023). Recent studies on technology adoption in Thailand have shown the continued relevance of UTAUT frameworks in understanding user acceptance patterns across different demographics and technologies (Chopvitayakun et al., 2025).

Perceived Ease of Use (PEOU) refers to the degree to which learners find GenAI tools intuitive and free from effort. When students believe that a system is easy to use, they are more likely to adopt it. This relationship has been confirmed across various technology contexts. For example, Widiastuti (2023) found that effort expectancy—a concept aligned with PEOU—strongly predicted users' intention to adopt Kitabisa.com. Alshammari (2024) similarly reported that ease of use influenced teachers' decisions more than perceived usefulness when adopting classroom technology. In addition, PEOU plays a key role in building trust, which further facilitates technology adoption (Majid and Abidin, 2023). In GenAI-specific research, Kong et al. (2024) observed that PEOU significantly impacted both students' confidence and behavioral intention, particularly among those with limited prior experience.

Perceived Usefulness (PU) remains one of the most consistent and powerful predictors of behavioral intention in TAM-based research. Learners are more likely to adopt GenAI when they perceive that it improves learning outcomes, saves time, or enhances efficiency (Javaid et al., 2023; Elbaz et al., 2024; Liu et al., 2024). Gupta et al. (2024) emphasized that PU acts as a critical determinant for both engagement and long-term integration of GenAI in education, reinforcing its central role in adoption models. PU also positively shapes students' attitudes, as demonstrated by Al-Mamary et al. (2023), who found that both PEOU and PU significantly influenced learners' intentions to use learning management systems.

Social Image (SI), or the perceived enhancement of one's social standing through the use of GenAI, plays a more nuanced role. In certain environments, students may feel that using GenAI positions them as technologically competent or innovative, motivating them to engage with the tool (Tuasikal and Prameka, 2024). Alsoud et al. (2024) argued that social image can enhance users' sense of belonging and perceived relevance, particularly when peer norms align with the adoption of emerging technologies. However, its impact may vary. Widiastuti (2023) found that social influence had no significant effect on behavioral intention in the adoption of a crowdfunding platform, suggesting that cultural and contextual variables can mediate the effect of SI. In GenAI research, Kong et al. (2024) noted that SI indirectly influenced behavioral intention by reinforcing subjective norms, particularly in collectivist cultures.

In summary, the literature continues to support that perceived ease of use and perceived usefulness are core drivers of GenAI acceptance. Social image, while influential, may exert its effects through more complex social pathways. Overall, TAM2 remains a highly relevant framework for understanding GenAI adoption, especially when extended to include trust, privacy, and cultural considerations (Zhou and Zhang, 2024).

H4. Perceived Ease of Use (PEOU) positively influences Behavioral Intention (BI).

H5. Perceived Ease of Use (PEOU) positively influences Perceived Usefulness (PU).

H6. Perceived Usefulness (PU) positively influences Behavioral Intention (BI).

H7. Perceived Usefulness (PU) positively influences Attitude (ATU) toward using GenAI.

H8. Social Image (SI) positively influences Subjective Norm (SN).

H9. Social Image (SI) positively influences Behavioral Intention (BI) to use GenAI.

2.5. Privacy concerns and trust in AI

As generative AI tools become more integrated into learning environments, a range of ethical issues, including academic integrity, privacy concerns, and trust in AI have drawn increased attention (Barrientos et al., 2024; Dhruv et al., 2024; Hill and Hargis, 2024). These two constructs are not only central to how students perceive educational AI systems but also interrelated in subtle but important ways.

Privacy concerns reflect users' fear of losing control over their personal data. In educational contexts, this often manifests as students' worry about how GenAI platforms process their queries or use their inputs (Jose, 2024). Numerous studies have shown that when users are unsure about how their data is handled especially in the absence of transparency or clear consent mechanisms—they tend to feel uncomfortable, which can reduce their willingness to use the system (Kim et al., 2024; Wu et al., 2023; Albayati, 2024; Lai et al., 2024; Bilquise et al., 2023). During and after the COVID-19 pandemic, heightened sensitivity toward digital surveillance further amplified these concerns (Arif, 2023). In higher education, students have expressed unease when AI

tools collect or store their data without clearly communicating how or why this is done (Duane, 2024; Saihi et al., 2024).

Conversely, trust in AI reflects users' belief that the system is reliable, fair, and aligned with their interests. For GenAI tools—which operate dynamically, adaptively, and sometimes unpredictably—this trust becomes a cornerstone of adoption. When learners believe the AI behaves ethically, makes decisions transparently, and safeguards their data, they tend to feel less threatened by the system. Trust helps reduce the emotional burden associated with privacy risks (Obenza et al., 2023). Rather than viewing AI as a potential threat, students who trust the system may perceive its data collection as necessary and justified for personalization or improvement. Research has shown that trust not only facilitates adoption (Gursoy et al., 2019), but also moderates concerns about privacy by fostering a sense of control and fairness in AI-driven processes (Nazaretsky et al., 2025; Mustofa et al., 2025).

In educational settings, especially within collectivist cultures where institutional trust may play a larger role (Chiu et al., 2023), a strong foundation of trust in AI can soften privacy-related anxieties. This suggests that fostering trust—through transparent design, ethical use, and clear communication—can indirectly influence how privacy concerns are experienced and expressed. Balancing these two dimensions remains essential for long-term, ethical, and inclusive adoption of AI in learning.

H10. Privacy Concerns (PC) negatively influence Behavioral Intention (BI).

H11. Trust in AI (AI) positively influences Behavioral Intention (BI).

H12. Trust in AI (AI) positively influences Attitude (ATU) toward using GenAI.

H13. Trust in AI (AI) positively influences Privacy Concerns (PC).

2.6. Experience moderation in technology adoption

User experience is one of the most established moderators in technology adoption literature, with foundational research demonstrating that users' acceptance patterns evolve as they gain familiarity with a system. The classic TAM2 framework by Venkatesh and Davis (2000) was among the first to formalize this, showing that the influence of social norms on intention diminishes as direct user experience increases.

This foundational concept remains highly relevant today, with recent studies confirming and extending these findings in modern technological contexts. For example, research on AI-powered learning systems shows that while novice users' intentions are heavily driven by perceived ease of use, experienced users place far greater emphasis on perceived usefulness and the technology's tangible impact on their performance (Aprianto et al., 2024). Similarly, a study on the adoption of online learning platforms found that prior experience significantly moderated the relationship between system quality and user satisfaction, highlighting that experienced users have higher expectations for functionality (Al-Adwan, 2020). In the context of GenAI, where digital literacy and prior exposure vary widely among students, user experience is expected to be a critical factor differentiating adoption pathways (Chan et al., 2023). In this study, experience is conceptualized not merely as the duration of use, but as the self-perceived frequency and intensity of engagement, which reflects a user's practical familiarity with the technology. Therefore, the ThaiGAM model hypothesizes that user experience will moderate key relationships within the framework.

H14. Experience moderates the relationship between Perceived Ease of Use (PEOU) and Behavioral Intention (BI).

H15. Experience moderates the relationship between Perceived Usefulness (PU) and Behavioral Intention (BI).

H16. Experience moderates the relationship between Attitude (ATU) and Behavioral Intention (BI).

H17. Experience moderates the relationship between Subjective Norm

(SN) and Behavioral Intention (BI).

H18. Experience moderates the relationship between Trust in AI (AI) and Privacy Concerns (PC).

2.7. Gender moderation in technology adoption

Gender has long been recognized as a key demographic moderator in technology acceptance, with seminal work by Venkatesh et al. (2012) establishing that men tend to be more influenced by perceived usefulness (a pragmatic motivation), while women are often more influenced by perceived ease of use and social norms.

While the nature of the digital gender divide is evolving, contemporary research continues to find significant differences, especially in the context of emerging technologies like AI. A recent study by Mikalef et al. (2022) found that while both genders' intentions to use AI services were influenced by performance expectancy, the effect of effort expectancy (ease of use) was significantly stronger for women. In educational settings, Turan and Tiryaki (2023) discovered that gender moderated students' acceptance of AI-based assessment tools, with female students showing greater sensitivity to social influence. Furthermore, research on chatbots for learning revealed that gender differences can also manifest in trust and anxiety, with female students reporting higher levels of AI anxiety, which in turn affects their behavioral intentions (Hwang and Kim, 2022). These recent findings confirm that gender remains a crucial variable for understanding the nuanced and diverse pathways to technology adoption. Accordingly, the ThaiGAM model proposes that gender will moderate several key relationships.

H19. Gender moderates the relationship between Perceived Ease of Use (PEOU) and Behavioral Intention (BI).

H20. Gender moderates the relationship between Subjective Norm (SN) and Behavioral Intention (BI).

H21. Gender moderates the relationship between Trust in AI (AI) and Privacy Concerns (PC).

H22. Gender moderates the relationship between Attitude (ATU) and Behavioral Intention (BI).

2.8. Academic level moderation in technology adoption

Academic level represents an important demographic variable that influences technology adoption patterns in educational contexts. Research consistently shows that undergraduate and postgraduate students approach educational technologies differently, with distinct motivational drivers and acceptance mechanisms. Undergraduate students, typically in their formative academic years, demonstrate higher sensitivity to social influences and peer expectations when making technology adoption decisions, as they often seek validation and acceptance within their academic community (Al-Rahmi et al., 2019; Tarhini et al., 2017).

In contrast, postgraduate students tend to exhibit more autonomous decision-making patterns due to their advanced academic status and research experience (Zou and Huang, 2023). Their maturity provides greater confidence in independent judgment, making them less reliant on social approval when adopting new technologies. However, they also demonstrate higher expectations for technology functionality and educational relevance, as their research-oriented mindset prioritizes efficiency and academic utility (Venkatesh et al., 2012; Kong et al., 2024). Therefore, the ThaiGAM model proposes that academic level will moderate key relationships within the technology acceptance framework.

H23. Academic Level moderates the relationship between Subjective Norm (SN) and Behavioral Intention (BI).

H24. Academic Level moderates the relationship between Perceived

T. Tantithamongkhon et al.

Usefulness (PU) and Attitude (ATU).

2.9. Digital literacy and proficiency moderation

Digital literacy, conceptualized as users' competence and confidence in using digital technologies effectively, has emerged as a critical moderator in technology adoption research. In the context of AI and intelligent systems, digital literacy encompasses critical thinking about technology, understanding of digital risks, and ability to critically evaluate AI outputs (Prastyo et al., 2024). Research suggests that users with higher digital literacy levels develop more sophisticated mental models of AI systems, leading to different adoption patterns compared to less digitally literate users (Chen et al., 2022).

Interestingly, the relationship between digital literacy and technology adoption is not always linear. While higher digital literacy generally facilitates adoption by reducing perceived complexity, it can also lead to greater skepticism about new technologies. Digitally literate users often possess deeper understanding of technological limitations and privacy implications, making them more cautious in their adoption decisions. Current research indicates that self-rated proficiency often serves as a more relevant measure than objective digital skills, as it captures users' confidence and willingness to engage with new technologies in educational contexts (Reddy et al., 2019; Howard et al., 2021). Accordingly, the ThaiGAM model hypothesizes that digital literacy will moderate critical relationships in GenAI adoption.

H25. Digital Literacy moderates the relationship between Trust in AI (AI) and Privacy Concerns (PC).

H26. Digital Literacy moderates the relationship between Perceived Behavioral Control (PBC) and Behavioral Intention (BI).

2.10. ThaiGAM: an integrated framework for open learning innovation

Building on the theoretical foundations discussed, this study proposes the Thai Generative AI Adoption Model (ThaiGAM), where GAM stands for "Generative AI Adoption Model." This integrated framework synthesizes the Theory of Planned Behavior (TPB), Technology Acceptance Model 2 (TAM2), and crucial contextual factors (Trust in AI and Privacy Concerns) to understand GenAI adoption within Thailand's open learning innovation ecosystem. A key contribution of ThaiGAM is its inclusion of four moderators—user experience, gender, academic level, and proficiency—to account for the non-uniform nature of innovation adoption across different user segments. The model proposes a total of 26 hypotheses.

The core relationships (H1-H13) are derived from established theories. Consistent with the Theory of Planned Behavior, the study hypothesizes that Attitude (H1), Perceived Behavioral Control (H2), and Subjective Norm (H3) will all positively influence Behavioral Intention. From TAM2, the framework proposes that Perceived Ease of Use will positively affect both Perceived Usefulness (H5) and Behavioral Intention (H4), while Perceived Usefulness will, in turn, influence Attitude (H7) and Behavioral Intention (H6). The social influence component is represented by the hypothesized positive impact of Social Image on both Subjective Norm (H8) and Behavioral Intention (H9). Finally, the model incorporates the critical roles of Trust and Privacy, postulating that Trust in AI will positively influence Attitude (H12) and Behavioral Intention (H11), and that Privacy Concerns will negatively influence Behavioral Intention (H10). A unique relationship is also hypothesized where higher Trust in AI leads to greater Privacy Concerns (H13), suggesting a more critical awareness among trusting users.

Beyond the main effects, ThaiGAM posits a comprehensive moderation framework to test contextual influences. User experience is hypothesized to moderate the paths from Perceived Ease of Use (H14), Perceived Usefulness (H15), Attitude (H16), and Subjective Norm (H17) to Behavioral Intention, as well as the link between Trust in AI and Privacy Concerns (H18). Gender is also proposed as a key moderator,

Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity 11 (2025) 100631

affecting the relationships of Perceived Ease of Use (H19), Subjective Norm (H20), and Attitude (H22) with Behavioral Intention, and the link between Trust in AI and Privacy Concerns (H21). To further contextualize the model, academic level is hypothesized to moderate the influence of Subjective Norm on intention (H23) and Perceived Usefulness on attitude (H24). Lastly, self-rated proficiency is expected to moderate the ethical and control pathways, specifically the link between Trust in AI and Privacy Concerns (H25) and between Perceived Behavioral Control and Behavioral Intention (H26). The complete model is depicted in Fig. 1.

While named "ThaiGAM" to acknowledge its development and validation within the Thai educational context, the framework's theoretical foundation draws from established universal theories that transcend cultural boundaries. The core constructs of trust, privacy, social influence, and technology acceptance are relevant across diverse educational systems, though their relative importance and interaction patterns may vary across contexts. The "Thai" designation primarily reflects the empirical setting and cultural insights gained, particularly regarding collectivist decision-making patterns and social influence dominance. This framework could potentially be adapted for other educational contexts, especially within ASEAN countries that share similar collectivist cultural characteristics, with appropriate cultural modifications and validation studies to ensure cross-cultural applicability. Future research could test and refine the model in different cultural settings, potentially revealing universal versus culture-specific adoption mechanisms in GenAI integration.

2.11. Research gaps and contribution

Despite growing research on generative AI in education, several important gaps remain in understanding how students actually decide to adopt these technologies, especially in non-Western contexts. Most existing studies rely on single theories like TAM or TPB and rarely examine how different user characteristics might interact to influence adoption decisions. Additionally, these studies typically treat GenAI adoption as an individual choice, rather than understanding it as part of the broader open learning innovation processes where students, teachers, and institutions work together to create value. The relationship between trust and privacy in AI use is also poorly understood, with most research treating these as separate issues rather than exploring how they might be connected.

This study fills these gaps by developing ThaiGAM, a framework that brings together insights from TPB and TAM2 with important factors like trust in AI and privacy concerns. What makes this framework different is its focus on how both user experience and gender can influence adoption patterns simultaneously - something previous research has not examined. By studying GenAI adoption in Thailand's educational context and viewing it through the lens of open innovation, this research provides new understanding of how students in collectivist cultures approach AI technologies. The findings offer practical guidance for universities and policymakers who want to implement GenAI in ways that work for diverse student populations and respect cultural differences.

3. Methodology

3.1. Instrument development and validation

The questionnaire development followed a systematic process involving item adaptation from established scales (Elbaz et al., 2024; Gursay et al., 2019), translation using back-translation method, and content validity assessment through expert review. All measurement items were carefully modified to fit the GenAI context in Thai higher education settings.

Content validity was established using the Index of Item-Objective Congruence (IOC) method (Rovinelli and Hambleton, 1977) with five experts (three academics specializing in technology adoption and

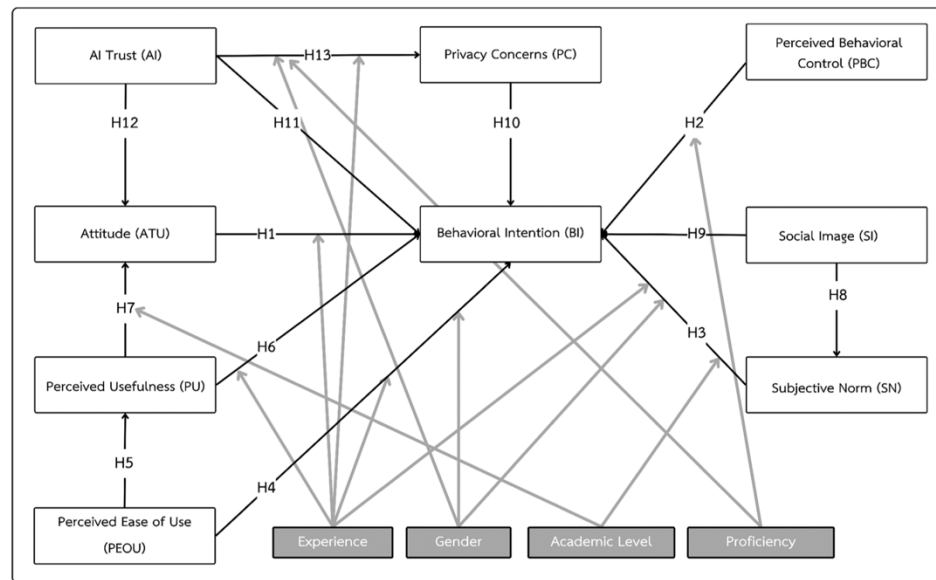


Fig. 1. ThaiGAM: a dual-moderation framework for GenAI adoption.

educational psychology, and two practitioners with extensive GenAI implementation experience). Items were rated on a 3-point scale (+1, 0, -1), with IOC values ≥ 0.60 considered acceptable. Initial analysis showed seven items with IOC values below 0.60, which were revised based on expert feedback. The final questionnaire achieved IOC values ranging from 0.80 to 1.00 for all items, confirming strong content validity.

A pilot study with 45 Thai university students who had prior GenAI experience confirmed item clarity, questionnaire flow, and initial psychometric properties. Preliminary reliability analysis showed acceptable internal consistency with Cronbach's alpha values ranging from 0.72 to 0.89 across all constructs. Based on pilot feedback, minor wording adjustments were made to ensure comprehension clarity. The pilot study also included preliminary assessment of construct validity through exploratory factor analysis, confirming that items loaded appropriately on their intended constructs with no significant cross-loadings observed.

The final instrument comprised 40 items measuring 9 latent constructs using 5-point Likert scales, with the complete measurement instrument detailed in Appendix 1.

3.2. Research design

This research employed a quantitative design using a cross-sectional survey to investigate the behavioral factors influencing Thai university students' intention to adopt Generative AI (GenAI) for educational purposes. The proposed conceptual framework was developed by integrating the Theory of Planned Behavior (TPB) and Technology Acceptance Model 2 (TAM2), extended with the constructs of trust in AI and privacy concerns to reflect current ethical and psychological dimensions in the educational context.

The study utilized a structured questionnaire as the primary data collection tool to gather quantitative data on students' perceptions, attitudes, and behavioral intentions regarding GenAI adoption. The

research framework examined relationships between nine core constructs and tested moderation effects across four demographic and experiential variables (gender, academic level, experience, and proficiency) to provide a comprehensive understanding of GenAI adoption patterns in Thai higher education.

3.3. Sampling and data collection

This study employed purposive sampling to collect data from Thai university students who had prior experience using Generative AI (GenAI) tools for educational purposes. The online questionnaire was distributed through academic and social platforms between 12 January and 12 March 2025, with participation limited to individuals who met the inclusion criterion of having used GenAI tools such as ChatGPT, Claude, Gemini, or other AI platforms for learning-related tasks. A screening question ensured this criterion was met.

Following the 10-times rule for PLS-SEM (Hair et al., 2019), which recommends at least ten times the number of observed variables, a minimum of 400 responses was required for the 40-item model. In total, 1061 valid responses were retained after data screening, ensuring both statistical reliability and representativeness among GenAI users in Thai higher education.

3.4. Data analysis

This study used PLS-SEM through SmartPLS 4 to analyze the proposed model. This method is suitable for complex models with multiple constructs and is effective for medium to large sample sizes (Hair et al., 2019). The analysis began with an assessment of the measurement model, where reliability was examined using Cronbach's alpha and Composite Reliability, and validity was assessed through Average Variance Extracted (AVE) and the HTMT ratio (Hair et al., 2022; Henseler et al., 2014). After confirming the measurement model, the

structural model was tested to evaluate hypothesized relationships using path coefficients (β), t-values, and p-values based on bootstrapping with 5000 subsamples. R^2 values were used to assess explained variance, and f^2 values were calculated to understand the effect sizes of each predictor.

To test the dual-moderation framework hypotheses (H14–H26), a Multi-Group Analysis (MGA) was conducted. For the experience moderation, participants were categorized based on their self-rated experience with GenAI, as the intensity and regularity of use captured by this measure are more theoretically relevant to the formation of stable attitudes and habits than mere usage duration (Venkatesh and Davis, 2000). The groups were defined as a "Low Experience" group ($n = 415$; "Beginner" and "Basic") and a "High Experience" group ($n = 447$; "Advanced" and "Expert"), with the middle category ("Intermediate," $n = 199$) excluded from this specific analysis to ensure clear group distinction. Similarly, for the gender moderation, the sample was split into "Male" ($n = 368$) and "Female" ($n = 471$) groups, with participants identifying as "Other" ($n = 222$) excluded from this specific analysis. The statistical significance of differences in path coefficients between these groups was evaluated using the permutation test procedure in SmartPLS 4, with a p-value < 0.05 indicating a significant moderation effect (Hair et al., 2017).

Similarly, for the academic level moderation, participants were categorized into 'Undergraduate level' ($n = 680$) and 'Postgraduate level' ($n = 381$). For the self-rated proficiency moderation, groups were defined as 'Low Proficiency' ($n = 450$; 'Very limited' and 'Basic user') and 'High Proficiency' ($n = 395$; 'Proficient' and 'Advanced'), with the middle category ('Moderate user,' $n = 216$) excluded for clearer distinction.

4. Results

4.1. Descriptive statistics of the sample

Table 1 presents the demographic profile of the 1061 valid respondents who participated in the study. The sample was predominantly female (44.39 %), with males representing 34.68 % and other gender identities 20.92 %. Educational backgrounds were diverse, with bachelor's degree holders forming the largest group (41.66 %), followed by undergraduates (22.43 %), master's degree holders (22.34 %), and doctoral students (13.57 %). Monthly income levels were relatively evenly distributed, with the highest concentration earning between 20,000–30,000 THB (26.58 %). Geographically, participants were primarily from the Central and Eastern regions (39.40 % birth region,

37.23 % current study region) and the Northeast (31.20 % birth region, 32.23 % current study region).

Regarding GenAI usage patterns, the majority of participants demonstrated regular engagement with these technologies. Over half reported using GenAI 4–6 times per week (29.97 %), while 35.44 % indicated daily usage. In terms of experience duration, most respondents had been using GenAI for 7–12 months (24.79 %) or more than one year (22.43 %). Interestingly, while 21.77 % self-identified as heavy or regular users, nearly a quarter (23.75 %) rated their proficiency as very limited, with only 17.53 % considering themselves advanced users. This suggests a notable gap between usage frequency and perceived competence among Thai university students.

4.2. Assessment of measurement model

The measurement model was evaluated based on three key criteria: internal consistency reliability, convergent validity, and discriminant validity, following the guidelines by Hair et al. (2022).

4.2.1. Internal consistency reliability

As presented in Table 2, the values of Cronbach's alpha (α) for all constructs ranged from 0.684 to 0.832. While a threshold of 0.70 is commonly used, values above 0.60 are considered acceptable in exploratory research (Hair et al., 2022). More importantly, Composite Reliability (CR) values, which are considered a more robust measure, ranged from 0.826 to 0.884. Since all CR values exceeded the 0.70 threshold, the internal consistency of all latent constructs was confirmed.

4.2.2. Convergent validity

Convergent validity was established as the Average Variance Extracted (AVE) for each construct was above the recommended minimum of 0.50, with values ranging from 0.578 to 0.690 (see Table 2). Furthermore, the outer loadings of all measurement items exceeded the 0.70 threshold, which supports strong indicator reliability.

4.2.3. Collinearity statistics

To ensure that multicollinearity was not an issue among the predictor constructs, the Variance Inflation Factor (VIF) for each item was examined. All VIF values were below the threshold of 3.3, with the highest being 2.211, indicating that multicollinearity was not a concern for the structural model assessment (Hair et al., 2022).

Table 1
Demographics.

Measures	Criteria	N	%	Measures	Criteria	N	%
Gender	Female	471	44.39 %	Frequency of Use	One Time	46	4.34 %
	Male	368	34.68 %		1–3 times/week	193	18.19 %
	Other	222	20.92 %		4–6 times/week	318	29.97 %
Education	Undergraduate	238	22.43 %		1–3 times/month	128	12.06 %
	Bachelor	442	41.66 %		Daily	376	35.44 %
	Master	237	22.34 %	Experience (months)	Less than 1 month	94	8.86 %
	Doctorate	144	13.57 %		1–3 months	221	20.83 %
Income (THB)	< 10k	257	24.22 %		4–6 months	195	18.38 %
	10–20k	267	25.16 %		7–12 months	263	24.79 %
	20–30k	282	26.58 %		More than 1 year	238	22.43 %
	> 30k	255	24.03 %		More than 2 year	50	4.71 %
	North	165	15.55 %	Self-Rated Experience	Beginner	212	19.98 %
Birth Region	Central and East	418	39.40 %		Basic	203	19.13 %
	Northeast	331	31.20 %		Intermediate	199	18.76 %
	South	147	13.85 %		Advanced	216	20.36 %
Study Region	North	158	14.89 %		Expert	231	21.77 %
	Central and East	395	37.23 %	Self-Rated Proficiency	Very limited	252	23.75 %
	Northeast	342	32.23 %		Basic user	198	18.66 %
	South	166	15.65 %		Moderate user	216	20.36 %
					Proficient	209	19.70 %
					Advanced	186	17.53 %

Table 2
Summary of construct reliability, validity, outer loadings, and collinearity (VIF).

Construct	Cronbach's Alpha	CR	AVE	Item	Outer loadings	VIF
AI	0.824	0.884	0.655	AI2	0.784	1.732
				AI3	0.842	1.996
				AI4	0.802	1.772
				AI5	0.808	1.764
				ATU4	0.87	1.969
ATU	0.774	0.87	0.690	ATU3	0.778	1.36
				ATU5	0.842	1.859
				BI2	0.827	1.66
BI	0.776	0.87	0.690	BI3	0.857	1.715
				BI4	0.808	1.481
				PBC1	0.778	1.456
PBC	0.786	0.861	0.607	PBC2	0.801	1.58
				PBC3	0.779	1.629
				PBC5	0.758	1.601
PC	0.757	0.846	0.578	PC1	0.791	1.519
				PC2	0.728	1.407
				PC3	0.768	1.536
				PC4	0.753	1.418
PEOU	0.684	0.826	0.612	PEOU2	0.760	1.373
				PEOU3	0.810	1.413
				PEOU5	0.776	1.255
PU	0.805	0.872	0.631	PU1	0.792	1.854
				PU2	0.851	2.211
				PU3	0.799	1.935
SI	0.797	0.868	0.622	PU5	0.732	1.649
				SI1	0.834	1.946
				SI2	0.791	1.644
				SI3	0.719	1.391
SN	0.832	0.882	0.599	SI4	0.808	1.621
				SN1	0.71	1.47
				SN2	0.805	1.92
				SN3	0.818	1.985
				SN4	0.755	1.621
				SN5	0.777	1.69

4.2.4. Discriminant validity

Discriminant validity was assessed using the Heterotrait-Monotrait ratio (HTMT). As shown in Table 3, all HTMT values were well below the conservative threshold of 0.85 (Henseler et al., 2014), confirming that all constructs in the model are empirically distinct from one another.

The results from the measurement model assessment confirm that all constructs meet the criteria for reliability and validity. Therefore, the measurement model is deemed appropriate for further structural model analysis.

4.3. Structural model assessment

4.3.1. Path coefficients and significance testing

The structural model analysis employed bootstrapping techniques with 5000 subsamples and utilized a two-tailed test at the 0.05 significance level. Fig. 2 presents the initial structural model derived from the PLS algorithm, displaying the hypothesized relationships among all constructs within the framework. This preliminary model visualization

allows us to understand the theoretical connections between variables before statistical validation. In contrast, Fig. 3 illustrates the final bootstrapped model, revealing which relationships achieve statistical significance and which do not. The visual representation uses solid lines to denote supported hypotheses ($p < 0.05$) and dashed lines to indicate non-significant paths. The R^2 values displayed within each endogenous construct represent the proportion of variance explained by the model's predictors.

Moving to Fig. 3, the bootstrapping results provide a clearer picture of which theoretical relationships hold up under rigorous statistical testing. The visual distinction between solid and dashed lines immediately reveals the empirical reality versus theoretical expectations. Several paths that appeared promising in the initial model do not achieve statistical significance, while others emerge as robust predictors of GenAI adoption intention among Thai university students.

The statistical analysis presented in Table 4 confirms that 8 out of 13 hypothesized relationships achieved statistical significance. These supported pathways paint an interesting picture of GenAI adoption behavior. The significant relationships include AI $\rightarrow$ BI ($\beta = 0.092$, $p = 0.003$), AI $\rightarrow$ ATU ($\beta = 0.221$, $p < 0.001$), PU $\rightarrow$ ATU ($\beta = 0.414$, $p < 0.001$), PEOU $\rightarrow$ PU ($\beta = 0.631$, $p < 0.001$), PEOU $\rightarrow$ BI ($\beta = 0.069$, $p = 0.029$), SI $\rightarrow$ SN ($\beta = 0.545$, $p < 0.001$), SN $\rightarrow$ BI ($\beta = 0.488$, $p < 0.001$), and AI $\rightarrow$ PC ($\beta = 0.498$, $p < 0.001$).

These findings reveal that trust in AI, social influence, and perceived ease of use serve as pivotal drivers of behavioral intention. The strength of the PEOU $\rightarrow$ PU relationship ($\beta = 0.631$) is particularly noteworthy, suggesting that when students find GenAI tools easy to use, they're much more likely to perceive them as useful for their learning activities. Similarly, the robust SN $\rightarrow$ BI relationship ($\beta = 0.488$) underscores the importance of social context in technology adoption decisions among Thai students, reflecting cultural values where peer and institutional approval significantly influence individual choices.

Conversely, several traditionally important constructs from TPB and TAM2 failed to achieve significance in this context. The attitude-intention relationship (ATU $\rightarrow$ BI: $\beta = 0.056$, $p = 0.110$) and perceived behavioral control-intention relationship (PBC $\rightarrow$ BI: $\beta = 0.007$, $p = 0.880$) were both non-significant. This deviation from classical theory suggests that positive attitudes alone may not translate into actual usage intentions without proper institutional support and clear guidelines for GenAI use in academic settings. The lack of PBC influence might reflect students' uncertainty about their actual control over GenAI usage in their educational environment, particularly given ongoing institutional debates about AI policies.

Table 4 also reveals some surprising non-significant relationships. The perceived usefulness-intention path (PU $\rightarrow$ BI: $\beta = 0.025$, $p = 0.600$), typically one of the strongest predictors in TAM-based research, shows no significant effect. This could indicate that Thai students view GenAI more as an exploratory or supplementary tool rather than an essential component of their learning process. The social image-intention relationship (SI $\rightarrow$ BI: $\beta = 0.027$, $p = 0.490$) also lacks significance, possibly suggesting that using GenAI doesn't necessarily enhance one's social standing among peers, or that concerns about academic integrity may moderate this relationship.

Table 3
Discriminant validity (HTMT Ratio).

	AI	ATU	BI	PBC	PC	PEOU	PU	SI	SN
AI									
ATU	0.546								
BI	0.503	0.56							
PBC	0.534	0.832	0.587						
PC	0.626	0.508	0.451	0.537					
PEOU	0.556	0.664	0.511	0.655	0.705				
PU	0.637	0.666	0.542	0.782	0.724	0.838			
SI	0.713	0.587	0.521	0.616	0.774	0.668	0.708		
SN	0.578	0.716	0.768	0.83	0.583	0.586	0.676	0.668	

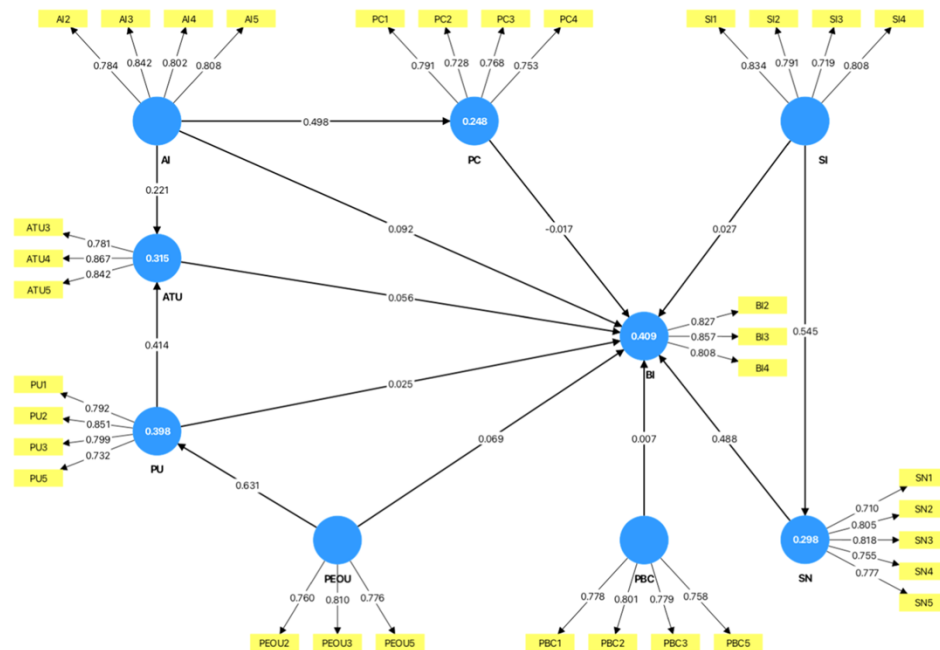


Fig. 2. Structural equation modeling with PLS-SEM algorithm.

4.3.2. Explained variance (R^2)

As shown in Table 5, the model demonstrated moderate explanatory power, with the most substantial variance explained in behavioral intention (BI) at 40.9 %. This indicates that the combined influence of trust in AI, social norms, perceived ease of use, and other predictors accounts for nearly half of students' intention to adopt GenAI.

The model also explained 31.5 % of the variance in attitude (ATU), suggesting that perceived usefulness and trust in AI are significant factors shaping students' evaluative responses to GenAI. Other core constructs showed moderate explanatory power: perceived usefulness (PU) at 39.8 %, subjective norm (SN) at 29.8 %, and privacy concerns (PC) at 24.8 %.

These R^2 values indicate that while the model captures important predictors of GenAI adoption, there remains unexplained variance suggesting the potential influence of additional factors not included in the current framework.

4.3.3. Effect sizes

The effect size analysis (Table 6) reveals the practical significance of each relationship beyond statistical significance. Two relationships demonstrated large effect sizes: PEOU → PU ($f^2 = 0.662$) and SI → SN ($f^2 = 0.424$), indicating that perceived ease of use is a strong predictor of perceived usefulness, and social image substantially influences subjective norms.

Medium effect sizes were observed for AI → PC ($f^2 = 0.330$), PU → ATU ($f^2 = 0.182$), and SN → BI ($f^2 = 0.186$), suggesting moderate practical importance of these relationships. Trust in AI's influence on privacy concerns is particularly noteworthy, indicating that students who trust AI systems become more critically aware of privacy

implications.

Only AI → ATU showed a small effect size ($f^2 = 0.052$), while several statistically significant paths (AI → BI, PEOU → BI) showed negligible effect sizes, suggesting that while these relationships exist, their practical impact may be limited in the current educational context.

4.4. Multi-Group Analysis (MGA)

To test the moderation hypotheses (H14–H22), Multi-Group Analysis was conducted using SmartPLS 4's permutation test procedure. Four demographic and experiential moderators were examined to understand how different user characteristics influence GenAI adoption patterns.

4.4.1. Experience moderation

To test the experience moderation hypotheses (H14–H18), Multi-Group Analysis was conducted using SmartPLS 4's permutation test procedure. The sample was divided into two distinct groups based on self-rated experience: Low Experience ($n = 415$) comprising students who identified as "Beginner" or "Basic" users, and High Experience ($n = 447$) including those categorized as "Advanced" or "Expert" users. The middle category of "Intermediate" experience ($n = 199$) was excluded from this specific analysis to ensure clear group distinction.

As presented in Table 7, the results show that none of the five experience moderation hypotheses were statistically supported, with all p-values exceeding the 0.05 significance threshold. However, the analysis revealed several interesting directional patterns that warrant discussion. For H14, students with low GenAI experience demonstrated a stronger reliance on perceived ease of use ($\beta = 0.097$) compared to their high-experience counterparts ($\beta = 0.049$), suggesting that novice users

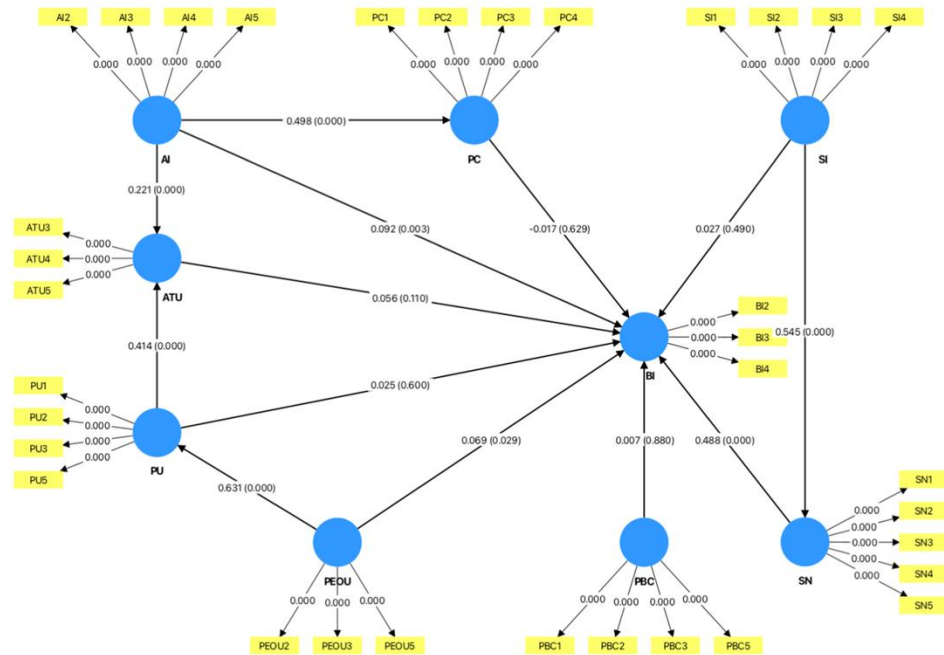


Fig. 3. Structural equation modeling with with bootstrapping.

Table 4

Path coefficients.

Hypotheses	Original sample (O)	Sample mean (M)	Standard deviation (STDEV)	T statistics (O/STDEV)	P-values	Supported
H1: ATU → BI	0.056	0.055	0.035	1.600	0.110	Unsupported
H2: PBC → BI	0.007	0.008	0.045	0.151	0.880	Unsupported
H3: SN → BI	0.488	0.489	0.035	13.839	0.000	Supported
H4: PEOU → PU	0.631	0.631	0.023	27.002	0.000	Supported
H5: PEOU → BI	0.069	0.070	0.032	2.184	0.029	Supported
H6: PU → BI	0.025	0.024	0.048	0.525	0.600	Unsupported
H7: PU → ATU	0.414	0.415	0.031	13.340	0.000	Supported
H8: SI → SN	0.545	0.546	0.027	20.468	0.000	Supported
H9: SI → BI	0.027	0.027	0.038	0.691	0.490	Unsupported
H10: PC → BI	-0.017	-0.016	0.036	0.483	0.629	Unsupported
H11: AI → BI	0.092	0.091	0.032	2.933	0.003	Supported
H12: AI → ATU	0.221	0.221	0.029	7.747	0.000	Supported
H13: AI → PC	0.498	0.499	0.027	18.739	0.000	Supported

Table 5

Coefficient of determination (R^2).

	Original sample (O)	Sample mean (M)	Std. Deviation	T-statistics	P-values
ATU	0.315	0.318	0.028	11.446	0.000
BI	0.409	0.415	0.026	15.770	0.000
PC	0.248	0.25	0.027	9.335	0.000
PU	0.398	0.399	0.029	13.514	0.000
SN	0.298	0.299	0.029	10.239	0.000

place greater emphasis on the intuitiveness of GenAI tools when forming behavioral intentions.

The most substantial difference was observed in H16, where low-experience users showed a positive attitude-intention relationship ($\beta = 0.079$), while high-experience users demonstrated a slightly negative coefficient ($\beta = -0.006$), resulting in the largest difference of 0.086 among all tested paths. Interestingly, H17 revealed that high-experience users were more influenced by subjective norms ($\beta = 0.537$) than low-experience users ($\beta = 0.479$), indicating that experienced users may remain sensitive to social expectations and institutional support when making GenAI adoption decisions. Although these differences were not statistically significant, they suggest potential variations in how students at different experience levels approach GenAI adoption in educational

Table 6
Effect size (f^2).

	Original sample (O)	Sample mean (M)	Std. Deviation	T-statistics	P-values	Size
AI → ATU	0.052	0.053	0.014	3.721	0.000	Small
AI → BI	0.008	0.009	0.006	1.451	0.147	None
AI → PC	0.33	0.335	0.048	6.906	0.000	Medium
ATU → BI	0.003	0.004	0.004	0.734	0.463	None
PBC → BI	0	0.001	0.002	0.016	0.987	None
PC → BI	0	0.001	0.002	0.145	0.885	None
PEOU → BI	0.004	0.005	0.004	1.034	0.301	None
PEOU → PU	0.662	0.669	0.082	8.025	0.000	Large
PU → ATU	0.182	0.185	0.034	5.380	0.000	Medium
PU → BI	0	0.002	0.003	0.157	0.875	None
SI → BI	0.001	0.002	0.002	0.231	0.817	None
SI → SN	0.424	0.429	0.06	7.099	0.000	Large
SN → BI	0.186	0.189	0.034	5.522	0.000	Medium

Table 7
Multi-Group Analysis: Experience Moderation Results.

Hypothesis		Low Experience (n = 415)	High Experience (n = 447)	Difference	p-value	Supported
H14	PEOU → BI	$\beta = 0.097$	$\beta = 0.049$	0.049	0.4638	Unsupported
H15	PU → BI	$\beta = 0.051$	$\beta = 0.029$	0.022	0.8342	Unsupported
H16	ATU → BI	$\beta = 0.079$	$\beta = -0.006$	0.086	0.2634	Unsupported
H17	SN → BI	$\beta = 0.479$	$\beta = 0.537$	-0.058	0.4680	Unsupported
H18	AI → PC	$\beta = 0.472$	$\beta = 0.509$	-0.036	0.5418	Unsupported

Note: No significant differences found between experience groups (all $p > 0.05$)

contexts.

4.4.2. Gender moderation

For gender moderation analysis, participants were categorized into Male (n = 368) and Female (n = 471) groups, with those identifying as "Other" (n = 222) excluded from this specific analysis to ensure clear group distinction and robust statistical comparisons.

As shown in Table 8, the gender moderation analysis revealed two statistically significant hypotheses out of four tested. H20, examining the moderation effect of gender on the relationship between subjective norm and behavioral intention, was statistically supported ($p = 0.0234$). The results indicate that male students are significantly more influenced by subjective norms ($\beta = 0.545$) compared to female students ($\beta = 0.351$), with a substantial difference of 0.194. This finding suggests that social expectations and peer influence play a stronger role in shaping male students' intentions to adopt GenAI than they do for female students.

Similarly, H22 revealed a significant gender difference in the attitude-intention relationship ($p = 0.0282$). Female students demonstrated a positive attitude-intention coefficient ($\beta = 0.171$), while male students showed a slightly negative coefficient ($\beta = -0.008$), resulting in a difference of -0.179. This pattern indicates that positive attitudes toward GenAI more effectively translate into behavioral intentions among female students compared to their male counterparts.

4.4.3. Academic level moderation

Participants were categorized based on their academic level into Undergraduate (n = 680, including current undergraduate students and bachelor's degree holders) and Postgraduate (n = 381, including

master's and doctoral students) groups.

As shown in Table 9, the academic level moderation analysis revealed one statistically significant hypothesis out of two tested. H23, examining the moderation effect of academic level on the relationship between subjective norm and behavioral intention, was statistically supported ($p = 0.016$). The relationship was significantly stronger among undergraduate students ($\beta = 0.545$) compared to postgraduate students ($\beta = 0.362$), with a difference of 0.183. This suggests that undergraduate students are more susceptible to social influence when forming intentions to use GenAI, possibly reflecting their greater sensitivity to peer approval and institutional expectations during their formative academic years.

However, H24 was not supported, as the moderation effect on the relationship between perceived usefulness and attitude showed no significant difference between academic levels ($p = 0.432$). The remaining paths showed similar non-significant patterns, indicating that academic maturity does not substantially alter most technology acceptance mechanisms in the GenAI context beyond social influence pathways.

4.4.4. Self-rated proficiency moderation

Digital literacy groups were constructed based on participants' self-rated proficiency with GenAI tools. Participants rating themselves as "Very limited" or "Basic user" were categorized as Low Proficiency (n = 450), while those rating themselves as "Proficient" or "Advanced" formed the High Proficiency group (n = 395). The "Moderate user" category (n = 216) was excluded to ensure clear group distinction.

The self-rated proficiency moderation analysis did not yield any statistically significant results, as presented in Table 10, with both H25 and H26 remaining unsupported. However, interesting patterns

Table 8
Multi-Group Analysis: Gender Moderation Results.

Hypothesis		Male (n = 368)	Female (n = 471)	Difference	p-value	Supported
H19	PEOU → BI	$\beta = 0.035$	$\beta = 0.068$	-0.034	0.6342	Unsupported
H20	SN → BI	$\beta = 0.545$	$\beta = 0.351$	0.194	0.0234	Supported
H21	AI → PC	$\beta = 0.502$	$\beta = 0.477$	0.025	0.6798	Unsupported
H22	ATU → BI	$\beta = -0.008$	$\beta = 0.171$	-0.179	0.0282	Supported

Note: Significant differences indicated by $p < 0.05$

Table 9
Multi-Group Analysis: academic level moderation results.

Hypothesis		Undergraduate (n = 680)	Postgraduate (n = 381)	Difference	p-value	Supported
H23	SN → BI	$\beta = 0.545$	$\beta = 0.362$	0.183	0.016	Supported
H24	PU → ATU	$\beta = 0.399$	$\beta = 0.448$	-0.050	0.432	Unsupported

Note: Significant differences indicated by $p < 0.05$

Table 10
Multi-Group Analysis: self-rated proficiency moderation results.

Hypothesis		Low Proficiency (n = 450)	High Proficiency (n = 395)	Difference	p-value	Supported
H25	AI → PC	$\beta = 0.448$	$\beta = 0.545$	-0.097	0.098	Unsupported
H26	PBC → BI	$\beta = 0.026$	$\beta = -0.133$	0.159	0.117	Unsupported

Note: No significant differences found (all $p > 0.05$)

emerged that warrant discussion. For H25, high proficiency users showed stronger relationships between trust in AI and privacy concerns ($\beta = 0.545$ vs. 0.448), suggesting that more experienced users develop greater critical awareness of privacy implications when they trust AI systems. This aligns with the concept of "critical trust" where technical competence leads to more nuanced understanding of technology risks.

Similarly, H26 revealed in Table 10 that the perceived behavioral control-intention relationship was positive for low proficiency users ($\beta = 0.026$) but negative for high proficiency users ($\beta = -0.133$), possibly indicating that experienced users recognize the complexity and limitations of controlling sophisticated AI systems. Although these differences were not statistically significant, they suggest meaningful variations in how students with different proficiency levels approach GenAI adoption.

4.4.5. Summary of moderation results

The comprehensive moderation analysis, as summarized in Table 11, reveals that while most demographic and experiential factors do not significantly moderate GenAI adoption relationships, gender and academic level emerge as meaningful differentiators. Specifically, gender showed the strongest moderation effects with a 50 % success rate, where male students were more influenced by social norms (H20: $p = 0.023$) while female students demonstrated stronger attitude-intention links (H22: $p = 0.028$). Academic level also achieved a 50 % success rate, with undergraduate students showing greater sensitivity to social influence compared to postgraduate students (H23: $p = 0.016$).

The absence of moderation effects for experience and proficiency variables, as displayed in Table 11, suggests that GenAI adoption patterns are remarkably consistent across different user capability levels. This finding challenges traditional technology adoption literature where digital skills and experience typically create distinct user segments, indicating a democratizing effect of GenAI technology in educational contexts. The results emphasize that individual demographic characteristics (gender, academic level) matter more than technical capabilities or usage experience in shaping GenAI adoption pathways among Thai university students.

4.5. Additional analysis and model validation

To enhance the rigor and reliability of the ThaiGAM framework,

three additional analyses were conducted: predictive validation through PLSpredict, strategic insights through Importance-Performance Map Analysis (IPMA), and methodological robustness through Consistent PLS-SEM. These supplementary analyses provide deeper insights into the model's practical utility and theoretical soundness.

4.5.1. Predictive validation (PLSpredict)

The predictive capability of the ThaiGAM model was assessed using PLSpredict analysis in SmartPLS 4, which evaluates the model's ability to predict new observations compared to a naive linear model (LM) benchmark through 10-fold cross-validation with 10 repetitions. This analysis is crucial for establishing the practical relevance of the proposed framework beyond mere explanation of variance.

The PLSpredict analysis reveals that the ThaiGAM model demonstrates adequate predictive validity with all Q^2_{predict} values exceeding 0, confirming that the model has predictive relevance for all endogenous constructs. At the construct level, Perceived Usefulness (PU) shows the highest predictive relevance ($Q^2 = 0.396$), followed by Subjective Norm (SN = 0.295) and Attitude (ATU = 0.279).

However, the indicator-level analysis presents a nuanced picture. While all Q^2_{predict} values are positive, indicating predictive relevance, the PLS-SEM model shows slightly higher RMSE values compared to the linear model benchmark for most indicators. This suggests that while the ThaiGAM model has predictive relevance, its complex relationships do not significantly outperform simpler linear predictions at the indicator level.

This finding is not uncommon in behavioral research where complex theoretical models may sacrifice some predictive precision for explanatory richness. The moderate predictive performance indicates that the ThaiGAM framework is suitable for understanding the mechanisms of GenAI adoption rather than precise individual-level predictions. For practical applications, educational administrators should use this model primarily for identifying key factors and designing intervention strategies rather than for precise forecasting of individual student behavior.

The results support the theoretical utility of the integrated TPB-TAM2 framework while acknowledging that behavioral complexity in GenAI adoption involves factors beyond those captured in the current model, suggesting opportunities for future research to incorporate additional contextual variables.

Table 11
Complete multi-group analysis summary.

Moderator	Hypotheses Tested	Significant Paths	Success Rate	Key Findings
Gender	H19-H24 (4 paths)	2 (H20, H22)	50.0 %	Males: Social norms driven Females: Attitude driven
Academic Level	H23-H24 (2 paths)	1 (H23)	50.0 %	Undergraduates more influenced by social norms
Self-Rated Experience	H14-H18 (5 paths)	0	0 %	No significant moderation effects
Self-Rated Proficiency	H25-H26 (2 paths)	0	0 %	No significant moderation effects
Overall	13 moderation hypotheses	3	23.1 %	Limited but meaningful moderation patterns

Table 12
PLSPredict results for key endogenous constructs.

Target Construct	Indicator	Q ² _predict	PLS RMSE	LM RMSE	PLS-LM	Prediction Quality
BI	BI2	0.148	0.663	0.638	+ 0.025	Moderate
BI	BI3	0.161	0.657	0.641	+ 0.016	Moderate
BI	BI4	0.137	0.681	0.639	+ 0.042	Moderate
ATU	ATU3	0.194	0.682	0.635	+ 0.046	Moderate
ATU	ATU4	0.203	0.690	0.619	+ 0.071	Moderate
ATU	ATU5	0.178	0.712	0.604	+ 0.107	Moderate

Note: Positive PLS-LM values indicate that linear model has slightly better predictive accuracy

Table 13
PLSPredict construct-level summary.

Construct	Q ² _predict	RMSE	MAE	Predictive Relevance
BI	0.215	0.888	0.705	Medium
ATU	0.279	0.851	0.671	Medium
PU	0.396	0.779	0.609	High
SN	0.295	0.842	0.659	Medium
PC	0.244	0.871	0.660	Medium

Table 14
IPMA results for behavioral intention.

Construct	Importance	Performance	Priority Classification
SN	0.488	-	High Importance*
SI	0.293	74.4	Keep Up Good Work
PEOU	0.100	71.4	Maintain
AI	0.096	55.7	Concentrate Here
ATU	0.056	71.5	Possible Overkill
PU	0.049	74.8	Possible Overkill
PC	0.017	74.7	Low Priority
PBC	0.007	69.0	Low Priority

Note: SN shows highest importance but performance data not available as it's the primary predictor

Table 15
Comparison of PLS-SEM vs consistent PLS-SEM results.

Path	Original PLS β	PLSc β	Difference	t-value (PLSc)	Significance
AI $\rightarrow$ BI	0.092	0.102	+ 0.010	1.518	not significant
AI $\rightarrow$ ATU	0.221	0.202	-0.019	4.501	***
AI $\rightarrow$ PC	0.498	0.629	+ 0.131	19.068	***
PEOU $\rightarrow$ PU	0.631	0.845	+ 0.214	31.312	***
PU $\rightarrow$ ATU	0.414	0.539	+ 0.126	11.300	***
PEOU $\rightarrow$ BI	0.069	0.177	+ 0.108	1.211	not significant

Note: *** $p < 0.001$,

4.5.2. Importance-Performance Map Analysis (IPMA)

The Importance-Performance Map Analysis provides strategic insights by plotting the importance (total effect) of each predictor construct against its performance (construct scores) in explaining Behavioral Intention. This analysis identifies priority areas for improvement and resource allocation in GenAI implementation strategies.

The IPMA results reveal critical strategic priorities for promoting GenAI adoption among Thai university students. Social Image (SI) emerges as the most actionable high-importance factor with good performance (74.4), indicating that leveraging students' desire to appear technologically competent is an effective strategy that should be maintained.

Trust in AI (AI) represents the most critical improvement

opportunity, showing moderate importance (0.096) but the lowest performance score (55.7). This places Trust in AI in the "Concentrate Here" quadrant, suggesting that institutions should prioritize building student confidence in AI systems through transparency, reliability demonstrations, and clear communication about AI capabilities and limitations.

Perceived Ease of Use (PEOU) shows moderate importance with adequate performance, suggesting that current GenAI tools are reasonably user-friendly but this factor still contributes meaningfully to adoption decisions. Maintaining the current level of usability while focusing resources elsewhere would be appropriate.

Interestingly, Perceived Usefulness (PU) and Attitude (ATU) fall into the "Possible Overkill" category, with high performance scores (74.8 and 71.5 respectively) but relatively low importance for driving behavioral intention. This suggests that students already perceive GenAI as useful and have positive attitudes, but these factors don't strongly translate to actual usage intentions in the current educational context.

Privacy Concerns (PC) and Perceived Behavioral Control (PBC) show low importance and moderate-to-high performance, indicating these are not critical barriers to adoption and current levels are sufficient.

The practical implications suggest that institutions should focus their limited resources on building trust in AI systems while maintaining positive social image associations with GenAI use. Rather than continuing to emphasize utility or ease of use, efforts should concentrate on demonstrating AI reliability, ethical use, and addressing trust-related concerns.

4.5.3. Consistent PLS-SEM analysis

To address potential consistency issues in traditional PLS-SEM estimates, particularly for common factor models, the analysis was supplemented with Consistent PLS-SEM (PLSc). This approach provides more accurate estimates of construct correlations and path coefficients, enhancing the theoretical validity of the findings.

The Consistent PLS-SEM analysis reveals both convergent and divergent findings compared to the original PLS-SEM results. Most core relationships maintain statistical significance under the consistent estimation approach, confirming the robustness of the key theoretical relationships in the ThaiGAM framework.

Notable strengthened relationships include PEOU $\rightarrow$ PU (+0.214 difference) and AI $\rightarrow$ PC (+0.131 difference), suggesting that the traditional PLS-SEM may have underestimated these important connections. The enhanced PEOU $\rightarrow$ PU relationship ($\beta = 0.845$) confirms that perceived ease of use is an exceptionally strong predictor of perceived usefulness, while the strengthened AI $\rightarrow$ PC relationship ($\beta = 0.629$) supports the theoretical proposition that trust in AI leads to greater critical awareness of privacy issues.

Relationships showing enhancement but losing significance include AI $\rightarrow$ BI and PEOU $\rightarrow$ BI, which become stronger in magnitude under consistent estimation but fail to reach statistical significance. This suggests that while these relationships exist theoretically, they may be more complex or context-dependent than initially modeled.

The PU $\rightarrow$ ATU relationship shows substantial strengthening (from 0.414 to 0.539), indicating that perceived usefulness is an even stronger driver of positive attitudes than originally estimated. This finding reinforces the importance of demonstrating clear educational benefits of

GenAI tools.

The AI → ATU relationship shows slight weakening (-0.019) but remains highly significant, confirming that trust continues to be a reliable predictor of positive attitudes toward GenAI, albeit with a more conservative estimate of its magnitude.

The consistency across estimation methods strengthens confidence in the core theoretical contributions of ThaiGAM, particularly the central role of trust in shaping both attitudes and privacy awareness, and the fundamental importance of ease of use in determining perceived utility. The enhanced precision of consistent estimates provides more reliable guidance for both theoretical development and practical implementation strategies.

4.5.4. Finite mixture (FIMIX) segmentation analysis

To uncover potential hidden heterogeneity in GenAI adoption patterns, Finite Mixture Partial Least Squares (FIMIX-PLS) segmentation was conducted using SmartPLS 4. This advanced technique identifies unobserved segments within the data that may have fundamentally different behavioral patterns, providing deeper insights into user diversity beyond observable demographic characteristics. The analysis was configured with a maximum of 5000 iterations and a stop criterion of 10^{-7} to ensure convergence.

The FIMIX analysis revealed two distinct latent segments with excellent model fit statistics. The AIC3 value of 12,270.68 and BIC of 12,417.46 indicate good model fit, while the LogLikelihood of -6079.84 confirms model adequacy. Most importantly, the entropy statistic ($EN = 0.972$) and non-fuzzy index ($NFI = 0.979$) demonstrate very good segment separation and excellent classification quality, validating the two-segment solution as theoretically meaningful rather than a statistical artifact. As detailed in Table 16, the analysis identified two fundamentally different user segments with contrasting behavioral patterns.

The dominant Segment 1, comprising 88.83 % of the sample (943 students), exhibits a trust-centric adoption pattern where confidence in AI systems serves as the primary driver of both attitudes ($\beta = 0.235$) and behavioral intentions ($\beta = 0.120$). This segment demonstrates standard Technology Acceptance Model relationships, with perceived ease of use moderately influencing perceived usefulness ($\beta = 0.592$). Notably, this group shows evidence of "critical trust," where higher trust in AI actually increases privacy consciousness (AI → PC = 0.519), suggesting that trusting users become more aware of privacy implications rather than ignoring them. The positive attitude-intention relationship ($\beta = 0.068$) indicates that favorable evaluations translate into usage intentions, and privacy concerns show a slight inhibitory effect on behavioral intention ($\beta = -0.025$).

The minority Segment 2, representing 11.17 % of the sample (118 students), demonstrates a fundamentally different decision-making pattern characterized by utility-focused skepticism. In this segment, trust in AI has virtually no impact on behavioral intention ($\beta = -0.001$), representing a stark contrast to the majority group. Instead, perceived ease of use becomes critically important, showing an exceptionally

strong relationship with both attitudes ($\beta = 0.754$) and perceived usefulness ($\beta = 0.883$). Paradoxically, despite stronger ease-of-use perceptions, this group exhibits a negative attitude-intention relationship (ATU → BI = -0.020), suggesting that positive evaluations do not translate into usage intentions. Even more intriguingly, privacy concerns in this segment show a slight positive effect on behavioral intention (PC → BI = 0.030), indicating that privacy awareness might actually encourage rather than inhibit GenAI use among these skeptical users.

The contrast between segments reveals two distinct pathways to GenAI adoption among Thai university students. The Trust-Driven Adopters (Segment 1) follow a more traditional technology acceptance pattern where emotional factors like trust and social influence play crucial roles in shaping both attitudes and intentions. Their decision-making process appears to be relationship-based, where institutional credibility and peer approval significantly influence adoption decisions. Conversely, the Utility-Focused Skeptics (Segment 2) demonstrate a more analytical, functionality-driven approach where practical considerations override emotional or social factors. For this group, the primary concern is whether the technology is easy to use and functionally beneficial, with trust playing a negligible role in their adoption decisions.

These findings challenge the assumption of homogeneous user behavior in GenAI adoption and suggest that educational institutions need differentiated implementation strategies. For the majority Trust-Driven segment, institutions should focus on building AI system reliability, ensuring transparent governance, and leveraging social influence through peer networks and institutional endorsement. For the minority Utility-Focused segment, efforts should concentrate intensively on interface design, usability optimization, concrete benefit demonstration, and extensive user training to minimize cognitive load and complexity barriers.

4.5.5. Summary of additional analyses

The comprehensive set of additional analyses provides multi-dimensional validation of the ThaiGAM framework, demonstrating its robustness across predictive, strategic, methodological, and segmentation perspectives. The PLSpredict analysis confirms that ThaiGAM successfully predicts GenAI adoption behavior with moderate-to-high predictive relevance (Q^2 values ranging from 0.215 to 0.396), particularly strong for Perceived Usefulness. While the model shows slightly higher prediction errors compared to simple linear benchmarks at the indicator level, this is expected given the complex behavioral relationships being modeled. The results support using ThaiGAM for understanding adoption mechanisms rather than precise individual-level forecasting.

The IPMA analysis reveals actionable insights for educational administrators, identifying Trust in AI as the critical improvement area (low performance at 55.7 despite moderate importance), while Social Image emerges as a key strength to maintain (high performance at 74.4 with high importance). This suggests institutions should prioritize building AI system reliability and transparency over continuing to emphasize utility or ease of use. Furthermore, Consistent PLS-SEM validation strengthens confidence in key theoretical relationships, with enhanced precision revealing stronger connections between PEOU → PU ($\beta = 0.845$) and AI → PC ($\beta = 0.629$). The consistency across estimation methods confirms that the core findings are not artifacts of the statistical approach used.

The FIMIX segmentation analysis uncovers two distinct adoption pathways - Trust-Driven Adopters (88.83 %) who follow traditional social-emotional decision-making patterns, and Utility-Focused Skeptics (11.17 %) who demonstrate analytical, functionality-driven approaches. This segmentation challenges assumptions of homogeneous user behavior and suggests the need for differentiated implementation strategies. Together, these analyses demonstrate that ThaiGAM is not only statistically sound but also practically actionable and theoretically robust. The framework provides reliable insights for understanding

Table 16
FIMIX segment composition and path coefficients.

Path	Segment 1 (88.83 %, n = 943)	Segment 2 (11.17 %, n = 118)	Difference
AI → BI	0.120	-0.001	+ 0.121
AI → ATU	0.235	0.100	+ 0.135
AI → PC	0.519	0.352	+ 0.167
PEOU → ATU	0.207	0.754	-0.547
PEOU → PU	0.592	0.883	-0.291
PEOU → BI	0.047	-0.020	+ 0.067
ATU → BI	0.068	-0.020	+ 0.088
PC → BI	-0.025	0.030	-0.055

GenAI adoption mechanisms, offers clear strategic priorities for institutional implementation, maintains methodological validity across different estimation approaches, and reveals important user diversity that informs targeted intervention strategies. This multi-faceted validation strengthens the model's utility for both academic research and practical educational technology implementation in culturally diverse contexts.

5. Discussion

5.1. Discussion of key findings

This study's findings paint a compelling picture of GenAI adoption among Thai university students, revealing patterns that challenge conventional technology acceptance models and highlight the profound influence of social and cultural context. The results suggest that students approach GenAI not as isolated individuals making rational calculations of utility, but as socially conscious actors navigating a complex academic ecosystem.

The most striking finding is the dominance of social influence. Subjective Norm emerged as the most powerful predictor of Behavioral Intention, while traditional drivers like Perceived Usefulness and Attitude failed to show a direct significant impact. This indicates that in a collectivist culture like Thailand's, the decision to use GenAI is fundamentally a social one. Students are highly attuned to the expectations and behaviors of their instructors and peers. They might perceive GenAI as useful (evidenced by the strong PU → ATU path), but this belief does not translate into an intention to act without clear social endorsement and institutional guidance.

Furthermore, the research uncovered a nuanced phenomenon of "critical trust." The strong positive relationship between Trust in AI and Privacy Concerns (H13) suggests that trust does not diminish privacy awareness but rather enhances it. As students grow more confident in GenAI, they become more reflective about the data they are entrusting to it. This represents a mature form of technology engagement, where trust and critical awareness coexist, a finding that is crucial for developing ethical AI policies in education.

The Multi-Group Analysis provides a more granular understanding of this social context. The significant moderation effects of gender and academic level confirm that a one-size-fits-all implementation strategy is insufficient. The finding that undergraduates are more sensitive to social norms than postgraduates aligns with their developmental stage in academia. Interestingly, the lack of significant moderation from user experience and proficiency suggests that the intuitive design of modern GenAI may be lowering technical barriers, making social and cultural factors even more powerful differentiators in adoption decisions.

5.2. Theoretical implications

This study makes several contributions to theory. First, it challenges the universality of core TAM tenets in a collectivist, non-Western context by demonstrating the primacy of social constructs over individual-utilitarian ones. Second, it enriches Open Innovation theory by providing an empirical model of how micro-level adoption behavior functions within a broader innovation ecosystem, highlighting the critical role of social networks and trust-building. Third, it contributes the novel empirical finding of "critical trust," adding a new dimension to the literature on trust and privacy in the AI era.

From an open innovation dynamics perspective, the findings reveal how bounded rationality operates in educational technology adoption. The dominance of Subjective Norms (SN) over Perceived Usefulness (PU) in predicting Behavioral Intention demonstrates how social networks often outweigh individual utility calculations in innovation processes. The emergence of "critical trust" - where Trust in AI positively influences Privacy Concerns - suggests that successful open innovation requires balancing adoption enthusiasm with ethical awareness.

5.3. Practical and policy implications

The findings offer clear, actionable guidance for university administrators and policymakers. The dominance of social influence means institutions must prioritize creating a supportive social environment through clear policies, faculty training, and student-led communities. Trust-building initiatives are also essential, but they should aim to foster "critical trust" by promoting transparency and digital literacy rather than simply dismissing privacy concerns. Finally, the significant differences between student groups underscore the need for differentiated, culturally adaptive strategies that cater to the unique needs of undergraduates, postgraduates, and different gender groups.

6. Conclusions

The adoption of Generative AI in Thai higher education is not a simple technological process, but a complex socio-behavioral phenomenon. This study sought to unravel this complexity by proposing and testing the ThaiGAM framework. The framework integrates established adoption theories with critical modern constructs of trust and privacy, contextualized with four key moderators.

The central conclusion of this research is that social context is paramount. Thai students' intention to use GenAI is primarily driven by Subjective Norms (SN) and Trust in AI. These factors overshadow their individual attitudes or perceptions of usefulness. The discovery of "critical trust" further reveals a sophisticated user base that becomes more privacy-aware as their trust increases. These findings, supported by significant differences across gender and academic levels, lead to an overarching conclusion: successful GenAI integration is less about the technology itself and more about managing the social and cultural ecosystem in which it is deployed.

For educational institutions, this means a shift in strategy is required. They must move from promoting technological features to cultivating a supportive, trust-based, and critically aware learning environment. From an open innovation perspective, successful GenAI integration depends on managing social architecture rather than just technological features. Educational institutions must function as innovation orchestrators. They should leverage Subjective Norms and Social Image as drivers of responsible adoption while recognizing the bounded rationality affecting individual decision-making processes.

Limitations and future research directions

While this study provides valuable insights, it is important to acknowledge its limitations. The research employed a cross-sectional design, capturing a single snapshot in time, which prevents the analysis of how student attitudes might evolve. The reliance on self-reported behavioral intentions, though a standard approach, may not perfectly reflect actual usage behavior. Furthermore, as the sample was drawn exclusively from Thai university students, the findings' generalizability to other cultural or educational contexts may be limited. These constraints, however, open up several promising avenues for future inquiry.

Future research could build upon these findings in several key ways. Longitudinal studies are needed to track how adoption patterns change over an academic year as GenAI becomes more integrated. Qualitative or mixed-methods approaches could provide deeper insights into the surprising findings of this study, such as why social norms dominate individual utility and why user experience did not emerge as a significant moderator. Exploring the concept of "critical trust" more deeply and conducting cross-cultural comparisons to test the ThaiGAM model in more individualistic societies would also be valuable contributions. Finally, future models could be expanded to include other relevant variables, such as the direct influence of institutional policies and instructor attitudes.

Funding acknowledgement

This research did not receive any specific grant from public, commercial, or not-for-profit funding agencies [KMUTNB, 2025].

Funding

This study was conducted solely by the authors and did not receive any financial support from external funding sources. This research did not receive any specific grant from funding agencies in the public, commercial, or not-for-profit sectors. The study was conducted as part of the academic work under the Department of Information Technology Management, Faculty of Information Technology and Digital Innovation, King Mongkut's University of Technology North Bangkok, Bangkok, Thailand.

Ethical statement

The study was approved by the Research Ethics Committee of Sripatum University, Thailand, with ID: COA. No. SPUIRB-2024-0139. Informed consent was obtained from all participants, and their privacy rights were strictly observed. The participants were protected by hiding their personal information during the research process. They knew that the participation was voluntary and they could withdraw from the study at any time. There is no potential conflict of interest in this study. The data can be obtained by sending request e-mails to the corresponding author.

Ethical statement

This research was conducted in full compliance with international

ethical standards and received formal approval from the **Research Ethics Committee of Sripatum University**, Thailand (Ethics Committee Approval ID: COA. No. SPUIRB-2024-0139). The study adhered to the principles outlined in the Declaration of Helsinki and followed the ethical guidelines established by the Thai Research Ethics Committee system.

CRedit authorship contribution statement

Montean Rattanasiriwongwut: Writing – review & editing, Validation, Supervision, Methodology. **Mahasak Ketcham:** Writing – review & editing, Validation, Supervision, Methodology, Formal analysis, Conceptualization. **Theerawut Tantiathimongkhon:** Writing – review & editing, Writing – original draft, Visualization, Validation, Software, Resources, Project administration, Methodology, Formal analysis, Data curation, Conceptualization.

Declaration of Competing Interest

The authors declare that they have no known competing financial interests or personal relationships that could have appeared to influence the work reported in this paper.

Acknowledgments

The authors would like to thank the research participants and experts who provided valuable guidance in developing this research.

Appendix 1. Measure

Construct	Item	Question	Adapted
Attitude toward GenAI (ATU)	ATU1	I think using GenAI is a good idea for language learning.	Elbaz et al. (2024); Kong et al. (2024)
	ATU2	Using GenAI is a positive experience for me.	
	ATU3	I believe GenAI is useful for my learning.	
	ATU4	I enjoy the idea of learning with GenAI.	
	ATU5	GenAI makes learning more meaningful to me.	
Behavioral Intention (BI)	BI1	I intend to use GenAI regularly for learning English.	Al-Mamary (2022); Kong et al. (2024)
	BI2	I plan to explore more GenAI tools for language learning.	
	BI3	I will continue using GenAI even if not required.	
	BI4	I intend to use GenAI to prepare for language tests.	
	BI5	I plan to recommend GenAI to others for learning English.	
Perceived Behavioral Control (PBC)	PBC1	I have the necessary skills and knowledge to use GenAI effectively for learning.	Kong et al. (2024); Mnguni et al. (2024)
	PBC2	I am confident in my ability to use GenAI properly for education.	
	PBC3	I can supervise and verify the correctness of the information from GenAI.	
	PBC4	I have the necessary tools (e.g., internet, devices) to use GenAI.	
	PBC5	Using GenAI is under my control, not something I am forced to do.	
Perceived Usefulness (PU)	PU1	GenAI helps me improve my English learning.	Elbaz et al. (2024); Liu et al. (2024)
	PU2	I understand English content more easily using GenAI.	
	PU3	GenAI enhances the efficiency of my exam preparation.	
	PU4	GenAI speeds up my learning process.	
	PU5	GenAI helps me target specific language skills for improvement.	
Privacy Concerns (PC)	PC1	I am concerned that GenAI might collect more personal data than necessary.	Albayati (2024); Kim et al. (2024)
	PC2	I worry that my data might be used without my knowledge when using AI tools.	
	PC3	I feel that using GenAI for learning poses a privacy risk.	
	PC4	I believe my data may be shared with third parties without consent.	
	PC5	I feel uncomfortable sharing personal data with AI platforms.	
Subjective Norm (SN)	SN1	People important to me think I should use GenAI for learning.	Kong et al. (2024); Mnguni et al. (2024)
	SN2	My teachers support the use of GenAI.	
	SN3	My peers have positive views about using GenAI.	
	SN4	There is encouragement from my institution to use GenAI.	
	SN5	Online communities influence my GenAI usage.	

(continued on next page)

(continued)

Construct	Item	Question	Adapted
Trust in AI (AI)	AI1	I trust the ability of GenAI to provide accurate language learning content.	Gursoy et al. (2019); Saihi et al. (2024)
	AI2	I trust GenAI to support my learning without misleading me.	
	AI3	I feel confident that GenAI suggestions are based on reliable data.	
	AI4	I believe GenAI respects user privacy and ethical guidelines.	
	AI5	I rely on GenAI as a trustworthy learning companion.	
Perceived Ease of Use (PEOU)	PEOU1	GenAI is easy to use for learning English.	Widiastuti (2023); Majid and Abidin (2023); Ivanov et al. (2024);
	PEOU2	Learning how to use GenAI is straightforward for me.	
	PEOU3	It is easy for me to become skillful at using GenAI.	
	PEOU4	Interacting with GenAI does not require a lot of mental effort.	
	PEOU5	Overall, I find GenAI easy to use.	
Social Image (SI)	SI1	Using GenAI improves the way others perceive me academically.	Tuasikal and Prameka (2024); Kong et al. (2024)
	SI2	People who use GenAI are viewed as more intelligent.	
	SI3	Using GenAI makes me appear more tech-savvy.	
	SI4	My image among peers is enhanced when I use GenAI.	
	SI5	Using GenAI gives me a sense of status in learning communities.	

Data availability

Data will be made available on request.

References

- Ajzen, I., 1991. The theory of planned behavior. *Organ. Behav. Hum. Decis. Process.* 50 (2), 179–211. [https://doi.org/10.1016/0749-5978\(91\)90020-T](https://doi.org/10.1016/0749-5978(91)90020-T).
- Akinov, N., Kurmanov, N., Uskelenova, A., Aidargaliyeva, N., Mukhiyayeva, D., Rakhimova, S., Utegenova, Z., 2023. Components of education 4.0 in open innovation competence frameworks: systematic review (Article). *J. Open Innov. Technol. Mark. Complex.* 9 (2), 100037. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2023.100037>.
- Al-Adwan, A.S., 2020. The moderating effect of experience on the antecedents of users' satisfaction with online learning systems. *J. Inf. Technol. Educ. Res.* 19, 629–648. <https://doi.org/10.28945/4636>.
- Albayati, H., 2024. Privacy concerns and trust in AI: a study of university students' perceptions. *Int. J. Technol. Educ. Sci.* 8 (2), 113–129. <https://doi.org/10.46328/jites.470>.
- Alhadi, A., 2023. Undergraduate EFL Learners' use and acceptance of Mobile-Assisted language learning: a structural equation modeling approach. *World J. Engl. Lang.* <https://doi.org/10.5430/wjel.v13n3p253>.
- Al-Mamary, Y.H.S., 2022. Understanding the use of learning management systems by undergraduate university students using the UTAUT model: credible evidence from Saudi Arabia. *Int. J. Inf. Manag. Data Insights* 2 (2), 100092. <https://doi.org/10.1016/j.jjimei.2022.100092>.
- Al-Mamary, Y.H., Siddiqui, M.A., Abdalraheem, S.G., Jazim, F.A., Abdulrab, M., Rashed, R.Q.G., Alquhalif, A., 2023. Factors impacting Saudi students' intention to adopt learning management systems using the TPB and UTAUT integrated model. *J. Sci. Technol. Policy Manag.* <https://doi.org/10.1108/jstpm-04-2022-0068>.
- Al-Rahmi, A., Ramin, A., Alamri, M., Al-Rahmi, W., Yahaya, N., Al-Maatouk, Q., Abualrejal, H., 2019. Evaluating the intended use of decision support system (DSS) via academic staff: an applying technology acceptance model (TAM). *Int. J. Recent Technol. Eng. (IJRTE)* 8 (2S9), 268–275. <https://doi.org/10.35940/ijrte.b1061.09828919>.
- Alshammari, K.A.F., 2024. Using the technology acceptance model (TAM) to study the relationship between Teachers' behavioral intention to use a data projector and some other variables. *Evolut. Stud. Imaginative Cult.* <https://doi.org/10.70082/esculture.vi.1355>.
- Alsoud, M., Trawnih, A., Yaseen, H., Majali, T., Alsoud, A.R., Jaber, O.A., 2024. How could entertainment content marketing affect intention to use the metaverse? Empirical findings. *Int. J. Inf. Manag. Data Insights* 4 (2), 100258. <https://doi.org/10.1016/j.jjimei.2024.100258>.
- Alzaharani, L., 2023. Analyzing students' attitudes and behavior toward artificial intelligence technologies in higher education. *Int. J. Recent Technol. Eng.* 11 (6), 342–348. <https://doi.org/10.35940/ijrte.f7475.0311623>.
- Amzili, A., Hafidi, M., Benmami, S., 2023. Personalized education for learners with disabilities using generative AI: a framework and case study. *Educ. Inf. Technol.* <https://doi.org/10.1007/s10639-023-11787-3>.
- Anderson, P., 1999. Complexity theory and organization science. *Organ. Sci.* 10 (3), 216–232. <https://doi.org/10.1287/orsc.10.3.216>.
- Aprianto, T., Lee, H., Lee, J., 2024. Understanding the adoption of AI-powered English learning applications: a revised UTAUT2 model with user experience as a moderator. *Educ. Inf. Technol.* 29 (4), 4887–4909. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12248-0>.
- Arif, A., 2023. Investigating Students' attitudes & trust in AI during COVID-19. *J. Stud. Res.* <https://doi.org/10.47611/jsrsh.v12i3.5015>.
- Bali, S., Chen, T.-C., Liu, M.-C., 2024. Behavioral intentions of low-achieving students to use mobile English learning: integrating self-determination theory, theory of planned behavior, and technology acceptance model approaches. *Int. J. Hum. Comput. Interact.* <https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2364142>.
- Barrientos, A., Mundo, M.A.D., Inoferio, H.V., Adjid, M.A., Hajan, H.B., Ullong, M.M., Alih, D.R.S., Abdulmajid, B.P., Espartero, M.M., 2024. Discourse analysis on academic integrity generative AI: perspectives from science and mathematics students in higher education. *Environ. Soc. Psychol.* <https://doi.org/10.59429/esp.v9i9.2927>.
- Bhattarai, P.C., Nepal, P., Khatri, P., Dhungana, P., Adhikari, R.K., Magar, R.T., Chand, K., 2024. Knowledge, attitude and practice at AI in education: student's perception. *NPRC J. Multidiscip. Res.* <https://doi.org/10.3126/nprcjmr.v1i7.72463>.
- Bilquise, G., Ibrahim, S., Sallih, S.M., 2023. Investigating student acceptance of an academic advising chatbot in higher education institutions. *Educ. Inf. Technol.* 29 (5), 6357–6382. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12076-x>.
- Buayai, P., Ru-Zhuc, J., Rungruang, P., Usman, B., Aujirapongpan, S., 2025. Developing soft skills of gen z accountants in the open innovation era: the roles of absorptive capability and self-learning capability. *J. Open Innov. Technol. Mark. Complex.*, 100525 <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2025.100525>.
- Carayannis, E.G., Campbell, D.F.J., 2009. Mode 3' and 'quadruple helix': toward a 21st century fractal innovation ecosystem. *Int. J. Technol. Manag.* 46 (3/4), 201–234. <https://doi.org/10.1504/IJTM.2009.023374>.
- Chan, C.K.Y., 2023. A comprehensive AI policy education framework for university teaching and learning. *Int. J. Educ. Technol. High. Educ.* 20 (1), 16. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00408-3>.
- Chan, A., Hu, A., Chow, A., 2023. ChatGPT and the future of AI in education: a comprehensive review. *J. Educ. Technol. Dev. Exch.* 16 (1), 1–18.
- Chen, J., Han, L., Qu, G., 2020. Citizen innovation: exploring the responsibility governance and cooperative mode of a 'post-schumpeter' paradigm (Article). *J. Open Innov. Technol. Mark. Complex.* 6 (4), 172. <https://doi.org/10.3390/joitmc6040172>.
- Chen, X., Xie, H., Zou, D., Hwang, G.-J., 2022. Application and theory gaps during the rise of artificial intelligence in education. *Comput. Educ. Artif. Intell.* 3, 100056. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100056>.
- Chesbrough, H., 2006. Open innovation: a new paradigm for understanding industrial innovation. In: Chesbrough, H., Vanhaverbeke, W., West, J. (Eds.), *Open innovation: Researching a new paradigm*. Oxford University Press, pp. 1–12.
- Chesbrough, H., Bogers, M., 2014. Explicating open innovation: clarifying an emerging paradigm for understanding innovation. In: Chesbrough, H., Vanhaverbeke, W., West, J. (Eds.), *New frontiers in open innovation*. Oxford University Press, pp. 3–28.
- Chiu, T.K.F., Moorhouse, B.L., Chai, C.S., Ismailov, M.K., 2023. Teacher support and student motivation to learn with artificial intelligence (AI) based chatbot. *Interact. Learn. Environ.* <https://doi.org/10.1080/10494820.2023.2172044>.
- Dhruv, A., Saha, S.K., Tyagi, S., & Jain, V.K. (2024). Investigating the Transformative Impact of Generative AI on Academic Integrity Across Diverse Educational Domains. <https://doi.org/10.1109/incacct61598.2024.10551108>.
- Do, P.T., Nguyen, T.M.T., Pham, H.T., 2024. Gamified AI-generated quizzes and learning motivation: an empirical study with underprivileged learners. *Educ. Inf. Technol.* <https://doi.org/10.1007/s10639-024-11891-9>.
- Duane, A. (2024). Can Artificial Intelligence Complete My Assessment? A Student Led Initiative to Stress Test the Academic Integrity of University Assessment Using Generative AI. <https://doi.org/10.4995/head24.2024.17143>.
- Elbaz, A.M., Salem, I.E., Darwish, A., Alkathiri, N.A., Mathew, V., Al-Kaaf, H.A., 2024. Getting to know ChatGPT: how business students feel, what they think about personal morality, and how their academic outcomes affect Oman's higher education. *Comput. Educ. Artif. Intell.* 7, 100324. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100324>.
- Fadhil, R., Halim, H., & Novindra, N. (2024). Social Norm as a Moderating Variable on the Influence of Opportunity Recognition and Entrepreneurship Education on Students' Entrepreneurial Intention. <https://doi.org/10.47747/snfmi.v2i1.2403>.
- Feng, Y., 2023. Artificial intelligence in rural Chinese education: bridging the urban-rural divide. *Educ. Technol. Res. Dev.* <https://doi.org/10.1007/s11423-023-10158-w>.

- Gupta, R., Nair, K., Mishra, M., Ibrahim, B., Bhardwaj, S., 2024. Adoption and impacts of generative artificial intelligence: theoretical underpinnings and research agenda. *Int. J. Inf. Manag. Data Insights* 4 (1), 100232. <https://doi.org/10.1016/j.jiimei.2024.100232>.
- Gursoy, D., Chi, O.H., Lu, L., Nunkoo, R., 2019. Consumers acceptance of artificially intelligent (AI) device use in service delivery. *Int. J. Inf. Manag.* 49, 157–169. <https://doi.org/10.1016/j.jinfomgt.2019.03.008>.
- Hair, J.F., Hult, G.T.M., Ringle, C.M., Sarstedt, M., 2017. *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)*, 2nd Edition. Sage Publications Inc, Thousand Oaks, CA.
- Hair, J.F., Hult, G.T.M., Ringle, C.M., Sarstedt, M., Danks, N.P., Ray, S., 2022. Partial Least Sq. Struct. Equ. Model. (PLSSEM) Using R. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-80519-7>.
- Hair, J.F., Risher, J.J., Sarstedt, M., Ringle, C.M., 2019. When to use and how to report the results of PLS-SEM. *Eur. Bus. Rev.* 31, 2–24. <https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203>.
- Han, J., Geng, X., 2023. University students' approaches to online learning technologies: the roles of perceived support, affect/emotion and self-efficacy in technology-enhanced learning. *Comput. Educ.* 199, 104695. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2022.104695>.
- Henseler, J., Ringle, C.M., Sarstedt, M., 2014. A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *J. Acad. Mark. Sci.* 43 (1), 115–135. <https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8>.
- Hill, C., Hargis, J., 2024. An ethics module on academic integrity and generative AI. *N. Dir. Teach. Learn.* <https://doi.org/10.1002/dl.20626>.
- Hofstede, G., 2001. *Culture's consequences: Comparing values, behaviors, institutions and organizations across nations*, 2nd ed. Sage Publications.
- Holland, J.H., 1992. Complex adaptive systems. *Daedalus* 121 (1), 17–30 [suspectious link removed].
- Howard, J.L., Bureau, J.S., Guay, F., Chong, J.X.Y., Ryan, R.M., 2021. Student motivation and associated outcomes: a Meta-Analysis from Self-Determination theory. *Perspect. Psychol. Sci.* 16 (6), 1300–1323. <https://doi.org/10.1177/1745691620966789>.
- Huizingh, E.K.R.E., 2011. Open innovation: state of the art and future perspectives. *Technovation* 31 (1), 2–9. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2010.10.002>.
- Hwang, S., Kim, J., 2022. The role of gender and AI anxiety in chatbot-based language learning (Article). *Comput. Educ.* 189, 104576. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2022.104576>.
- Ivanov, S., Soliman, M.W.M., Tuomi, A., Alkathiri, N.A., Al-Alawi, A.N.S., 2024. Drivers of generative AI adoption in higher education through the lens of the theory of planned behaviour. *Technol. Soc.* 76, 102521. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2024.102521>.
- Jain, A., Srivastava, A., Suri, R., 2024. Leveraging generative AI for inclusive education: a review of use cases for special needs learners. *Int. J. Emerg. Technol. Learn.* 19 (2), 100–117. <https://doi.org/10.3991/ijet.v19i02.42019>.
- Javadi, M., Haleem, A., Singh, R.P., Khan, S., Khan, I.H., 2023. Unlocking the opportunities through ChatGPT tool towards ameliorating the education system. *BenchCouncil Trans. Benchmarks Stand. Eval.* <https://doi.org/10.1016/j.bench.2023.100115>.
- Jekabsons, I., Anohina-Naumeca, A., 2024. The role of universities in enabling open innovation through the development of digital competence of faculty. *J. Open Innov. Technol. Mark. Complex.*, 100409 <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2024.100409>.
- Jones, R.H., Hafner, C.A., 2021. Understanding digital literacies: A practical introduction, 2nd ed. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781003057131>.
- Jose, D. (2024). Data Privacy and Security Concerns in AI-Integrated Educational Platforms. 2. <https://doi.org/10.46632/rmc/5/2/19>.
- Kajiwara, Y., Kawabata, K., 2024. AI literacy for ethical use of chatbot: will students accept AI ethics? *Comput. Educ. Artif. Intell.* 5, 100251. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100251>.
- Kim, K., Maliphol, S., Shim, D., Lee, C., 2024. Exploring the interplay between social distancing, innovation adoption, and privacy concerns amid the COVID-19 crisis. *sca024 Sci. Public Policy* 51 (1). <https://doi.org/10.1093/scipol/scae024>.
- Kong, S., Tang, Y., Wong, T.M., 2024. Acceptance of generative AI by teachers in Thailand: the role of perceived ease of use, social norms, and confidence. *J. Educ. Technol. Soc.* 27 (1), 35–50. <https://doi.org/10.1109/edtech.2024.12058>.
- Lai, C.Y., Cheung, K.Y., Chan, C.S., Law, K.K., 2024. Integrating the adapted UTAUT model with moral obligation, trust and perceived risk to predict ChatGPT adoption for assessment support: a survey with students. *Comput. Educ. Artif. Intell.* 6, 100246. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100246>.
- Liu, J., Wang, Y., Chen, M., 2024. Enhancing learning performance through GenAI-based feedback: a study of perceived usefulness and intention. *Interact. Learn. Environ.* <https://doi.org/10.1080/10494820.2024.2349875>.
- Loucanová, E., Olsáková, M., Štofková, J., 2022. Open business model of Eco-Innovation for sustainability development: implications for the Open-Innovation dynamics of Slovakia. *J. Open Innov. Technol. Mark. Complex.* 8 (2), 98. <https://doi.org/10.3390/joitmc8020098>.
- Ma, Y., 2025. Modelling college students' acceptance to use generative artificial intelligence for second language learning: a theory of planned behaviour perspective (Early View). *Eur. J. Educ.* <https://doi.org/10.1111/ejed.12923>.
- Majid, M., Abidin, Z., 2023. Factors influencing community behavior towards SIKER: an extension of the TAM model. *J. Adv. Inf. Syst. Technol.* 5 (1). <https://doi.org/10.15294/jaist.v5i1.64274>.
- Mikalaf, P., Conboy, K., Lundström, J.E., Popović, A., 2022. Thinking smarter about artificial intelligence: the role of experience, gender, and education. *J. Bus. Res.* 149, 139–152. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.05.022>.
- Mison, A., Raime, S.B., Hakimi, H., 2023. A conceptual analysis on the antecedents of intention to enroll online courses: the integration of TAM and TPB. *Int. J. Acad. Res. Bus. Soc. Sci.* <https://doi.org/10.6007/jarbs.v13-i5/16882>.
- Mnguni, L., Suwannahachote, P., Leejaramuk, P., Marange, C.S., 2024. Pre-service science teachers' acceptance of AI in education in Thailand and South Africa: a comparative study. *Educ. Inf. Technol.* 29, 68. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12031-w>.
- Murray, R., Gaultier-Grice, J., Mulgan, G., 2010. The open book of social innovation. NESTA. <https://www.nesta.org.uk/report/the-open-book-of-social-innovation/>.
- Mustafa, R.H., Kuncoro, T.G., Atmono, D., Hermawan, H.D., Sukirman, N., 2025. Extending the technology acceptance model: the role of subjective norms, ethics, and trust in AI tool adoption among students. *Comput. Educ. Artif. Intell.* 8, 100379. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2025.100379>.
- Nazaretsky, T., Mejia-Domenzain, P., Swamy, V., Frej, J., Käser, T., 2025. The critical role of trust in adopting AI-powered educational technology for learning: an instrument for measuring student perceptions. *Comput. Educ. Artif. Intell.* 8, 100368. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2025.100368>.
- Nguyen, D.T.M., & Nguyen, K.N. (2023). Behavioral tendency of students using Internet Banking: The integration of TAM and TPB. <https://doi.org/10.35609/gcbssproceeding.2023.181>.
- Obeza, B.N., Bagui, J.S.I.E., Bardago, K.M.W., Granado, L.B., Loreco, K.C.A., Matugas, L.P., Talaboc, D.J., Zayas, R.K.D.D., Caballo, J.H.S., & Gaangay, R.B.R. (2023). The Mediating Effect of AI Trust on AI Self-Efficacy and Attitude Toward AI of College Students. <https://doi.org/10.54536/ijm.v2i1.2286>.
- OECD, 2023. Education at a glance 2023: OECD indicators. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/d7f76adc-en>.
- Oliveira, J., Rua, O.L., 2024. Innovation ecosystems and open innovation on micro-enterprises. *J. Open Innov. Technol. Mark. Complex.*, 100443 <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2024.100443>.
- Pangariuban, C.H., Putra, O.P.B., Hidayat, D., 2023. Self-Efficacy and subjective norm as mediators in the role model and entrepreneurial intention link (A Case of Balinese Students). *E3S Web Conf.* <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202338803032>.
- Pesovski, N., Drljevic, G., Ivanovic, M., 2024. Enhancing student engagement through AI-generated educational podcasts: evidence from low-resource schools. *Br. J. Educ. Technol.* <https://doi.org/10.1111/bjet.13432>.
- Prastyo, N.T.L., Solihin, A., Suhartono, S., Subrata, H., Daoyi, Z., 2024. Enhancing digital literacy in Eighth-Grade students through AI-Integrated ProProfs.com and differentiated instruction. *Educative.* <https://doi.org/10.70437/educative.v2i3.726>.
- Priyono, A., Hidayat, A., 2023. Fostering innovation through learning from digital business ecosystem: a dynamic capability perspective. *J. Open Innov. Technol. Mark. Complex.* 10 (1), 100196. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2023.100196>.
- Putra, A.D., Aditya, A., Tirtana, A., 2024. Exploration of acceptance factors of online learning platform: a theory of planned behavior perspective. *Temat. J. Teknol. Inf. Dan. Komun.* 11 (2), 95–106. <https://doi.org/10.38204/tematik.v11i2.2064>.
- Reddy, S., Allan, S., Coghlan, S., Cooper, P., 2019. A governance model for the application of AI in health care. *J. Am. Med. Inform. Assoc.* 27 (3), 491–497. <https://doi.org/10.1093/jamia/oc1292>.
- Rohana, D.D.A., Ardiansyah, A.N., & Widodo, D.P. (2024). Digital learning with artificial intelligence (ai): the correlation of ai to student learning motivation. <https://doi.org/10.31316/icasse.v1i1.6913>.
- Rovinelli, R.J., Hambleton, R.K., 1977. On the use of content specialists in the assessment of criterion-referenced test item validity. *Dutch J. Educ. Res.* 2, 49–60.
- Saihi, M., Grolleau, G., Mzoughi, N., 2024. Trust and data privacy in AI-based learning environments: a behavioral economics perspective. *Educ. Inf. Technol.* <https://doi.org/10.1007/s10639-024-11957-w>.
- Sánchez-Prieto, J.C., Olmos-Migueláñez, S., García-Peñalvo, F.J., 2019. Mlearning and pre-service teachers: an assessment of the behavioral intention using an expanded TAM model. *Comput. Hum. Behav.* 61, 252–263. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.03.017>.
- Stecula, K., Wolniak, R., 2022. Influence of COVID-19 pandemic on dissemination of innovative E-Learning tools in higher education in Poland. *J. Open Innov. Technol. Mark. Complex.* 8 (2), 89. <https://doi.org/10.3390/joitmc8020089>.
- Suanpong, K., Yeing-Aramkul, Y., Yoochayantee, K., Tripposakul, S., 2025. Cognitive and motivational drivers of entrepreneurial intention in an emerging economy: implications for open innovation dynamics. *J. Open Innov. Technol. Mark. Complex.*, 100568 <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2025.100568>.
- Tantiathimongkhon, T., Ketcham, M., Rattanasiriwongwut, M., 2025. AI-driven language learning platform for Thai learners: a design thinking approach. Presented at the 2025 IEEE International Conference on Cybernetics and Innovations (ICCI). IEEE International Conference on Cybernetics and Innovations (ICCI), Chonburi, Thailand, pp. 1–6. <https://doi.org/10.1109/icci4209.2025.10987504>.
- Tantiathimongkhon, T., Satjatharuthai, K., 2025. Factors influencing the acceptance of AI-powered virtual classrooms in higher education. *J. Ind. Educ.* 24 (2), 67–77. <https://doi.org/10.5503/JIE.24211>.
- Tarhini, A., Massadeh, R., Al-Busaidi, K.A., Mohammed, A.B., Maqableh, M., 2017. Factors influencing students' adoption of e-learning: a structural equation modeling approach. *J. Int. Educ. Bus.* 10 (2), 164–182. <https://doi.org/10.1108/jieb-09-2016-0032>.
- Tran, D.V., Nguyen, P.V., Dinh, N.T.T., Huynh, T.N., Van, K., 2024. Exploring the impact of social capital on business performance: the role of dynamic capabilities, open innovation and government support. *J. Open Innov. Technol. Mark. Complex.* 10 (4), 100416. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2024.100416>.
- Tuasikal, M., Prameka, A.S., 2024. Investigating behavioral intention toward QRIS usage using UTAUT2 framework in Indonesia. *J. Financ. Innov. Technol.* 12 (1), 44–59. <https://doi.org/10.1080/finance.2024.1133654>.

T. Tantiathimongkhon et al.

- Turan, Z., Tiriyaki, Z.M., 2023. Factors affecting students' behavioural intention to use artificial intelligence-based assessment tools in higher education. *Educ. Inf. Technol.* 28 (11), 14667–14686. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-11885-9>.
- UNESCO. (2020). Global education monitoring report 2020: Inclusion and education – All means all. (<https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000373718>).
- UNESCO. (2023a). Guidance for generative AI in education and research. (<https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000386988>).
- Venkatesh, V., Davis, F.D., 2000. A theoretical extension of the technology acceptance model: four longitudinal field studies. *Manag. Sci.* 46 (2), 186–204. <https://doi.org/10.1287/mnsc.46.2.186.11926>.
- Venkatesh, N., Thong, N., Xu, N., 2012. Consumer acceptance and use of information technology: extending the unified theory of acceptance and use of technology. *MIS Q.* 36 (1), 157. <https://doi.org/10.2307/41410412>.
- Wang, L., Zhang, Q., Gong, Y., 2024. Determinants of university students' attitudes and intentions toward artificial intelligence education. *Int. J. Educ. Sci. Technol. Eng.* 7 (2), 112–123. <https://doi.org/10.36079/lamintang.ijeste-0702.784>.
- Widiastuti, R., 2023. Determinants of Crowdfunding-Waqf use intention: evidence from Indonesia. *J. Islam. Account. Financ. Res.* 5 (1), 69–92. <https://doi.org/10.21580/jiafr.2023.5.1.14299>.
- Widodo, D.S., Rachmawati, D., Wijaya, H., Maghfuriyah, A., Udriya, U., 2024. AI adoption in higher education institution: an integrated TAM and TOE model. *Dinasti International Journal Education Management Social Science (DIJEMSS)*. <https://doi.org/10.38035/dijemss.v6i2.3645>.
- Wu, Y., Zhang, H., Li, Y., 2023. Investigating privacy concerns and user trust in AI-powered education platforms. *J. Educ. Comput. Res.* 61 (6), 1298–1320. <https://doi.org/10.1177/07356331231193875>.
- Yadav, M., Kumar, A., Jha, R., 2024. The use of AI in personalized marketing: balancing benefits and privacy concerns. *Int. J. Adv. Res. Sci. Commun. Technol.* <https://doi.org/10.48175/ijarset-17823>.
- Yao, Q., Hu, C., Zhou, W., 2024. The impact of customer privacy concerns on service robot adoption intentions: a credence/experience service typology perspective. *Technol. Forecast. Soc. Change.* <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122948>.
- Zhang, Z., 2023. The impact of the artificial intelligence industry on the number and structure of employments in the digital economy environment. *Technol. Forecast. Soc. Change* 197, 122881. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122881>.
- Zhang, Y., Zhou, S., 2023. Has digital financial inclusion narrowed the urban-rural income gap? A study of the spatial influence mechanism based on data from China. *Sustainability* 15 (4), 3548. <https://doi.org/10.3390/su15043548>.
- Zhou, J., Zhang, H., 2024. Factors influencing university students' continuance intentions towards self-directed learning using artificial intelligence tools: insights from structural equation modeling and fuzzy-set qualitative comparative analysis. *Appl. Sci.* 14 (18), 8363. <https://doi.org/10.3390/app14188363>.
- Zou, M., Huang, L., 2023. To use or not to use? Understanding doctoral students' acceptance of ChatGPT in writing through technology acceptance model. *Front. Psychol.* <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1259531>.

Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity 11 (2025) 100631

[IEEE.org](#)
[IEEE Xplore](#)
[IEEE SA](#)
[IEEE Spectrum](#)
[More Sites](#)

[Subscribe](#)
[Donate](#)
[Cart](#)
[Create Account](#)
[Personal Sign In](#)

[IEEE Xplore®](#)
[Browse](#)
[My Settings](#)
[Help](#)
[Institutional Sign In](#)

All

ADVANCED SEARCH

[Conferences](#) > [2025 IEEE International Confe...](#)

AI-Driven Language Learning Platform for Thai Learners: A Design Thinking Approach

Publisher: [IEEE](#) [Cite This](#) [PDF](#)

Theerawut Tantiathimongkhon; Mahasak Ketcham; Montean Rattanasiriwongwut [All Authors](#)

47

Full

Text Views

[R](#)
[Share](#)
[C](#)
[Download](#)
[Alert](#)

[Abstract](#)
[Document Sections](#)

Abstract:

This research aims to develop an online language learning platform by integrating Artificial Intelligence (AI) technology and Design Thinking principles during the post-COVID-19 period, which found digital technology in education increased by 38 times compared to the pre-COVID-19 period. The study developed a platform prototype with the ability to increase learning efficiency by up to 40%, comprising an automated language level assessment system, personalized learning plan creation, and a social learning system. Testing with a sample of 47 participants revealed that the platform received 81.30% satisfaction from learners, with a mean of 4.07 and standard deviation (SD) of 0.59, and 82.70% satisfaction from instructors, with a mean of 4.13 and SD of 0.64. The system's core innovation is real-time learner development analysis and tracking. Organizations implementing Design Thinking innovations achieved a success rate of 75% and increased user acceptance by 40%. This research demonstrates the potential of integrating AI technology with user-centered design principles to develop educational innovations in the digital era.

Authors

[Figures](#)

[References](#)

[Keywords](#)

[Metrics](#)

Published in: 2025 IEEE International Conference on Cybernetics and Innovations (ICCI)

Date of Conference: 02-04 April 2025 **DOI:** 10.1109/ICCI64209.2025.10987504

Date Added to IEEE Xplore: 12 May 2025 **Publisher:** IEEE

ISBN Information: **Conference Location:** Chonburi, Thailand

I. Introduction

Digital transformation has significantly impacted global learning patterns, particularly during the COVID-19 pandemic, which accelerated the shift towards online learning [1]. A study [2] found that digital technology adoption increased by 38 times compared to pre-COVID-19 levels, especially in language learning which rapidly adapted to online platforms.

[Sign in to Continue Reading](#)

Authors

[Theerawut Tantiathimongkhon](#)
Department of Information Technology Management, King Mongkut's University of Technology North Bangkok, Thailand, Bangkok, Thailand

[Mahasak Ketcham](#)
Department of Information Technology Management, King Mongkut's University of Technology North Bangkok, Thailand, Bangkok, Thailand

[Montean Rattanasiriwongwut](#)
Department of Information Technology Management, King Mongkut's University of Technology North Bangkok, Thailand, Bangkok, Thailand

[Figures](#)

[References](#)

[Keywords](#)

[Metrics](#)

Need Full-Text

access to IEEE Xplore for your organization?

[CONTACT IEEE TO SUBSCRIBE >](#)

More Like This

[Implementing open data kit integrating barcode-based client identification in HIV testing and linkage to care: A user-centered design](#)
2021 IEEE International Humanitarian Technology Conference (IHTC)
Published: 2021

[Generating Test Cases for Real-Time Systems Based on Symbolic Models](#)
IEEE Transactions on Software Engineering
Published: 2013

[Show More](#)

IEEE

Get Published in the *IEEE Open Journal of Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*

[Learn More](#)

IEEE Personal Account

CHANGE USERNAME/PASSWORD

Purchase Details

PAYMENT OPTIONS

VIEW PURCHASED DOCUMENTS

Profile Information

COMMUNICATIONS PREFERENCES

PROFESSION AND EDUCATION

TECHNICAL INTERESTS

Need Help?

US & CANADA: +1 800 678 4333

WORLDWIDE: +1 732 961 0060

CONTACT & SUPPORT

Follow

[f](#)
[@](#)
[in](#)
[v](#)
[x](#)

About IEEE Xplore | [Contact Us](#) | [Help](#) | [Accessibility](#) | [Terms of Use](#) | [Nondiscrimination Policy](#) | [IEEE Ethics Reporting](#) | [Sitemap](#) | [IEEE Privacy Policy](#)

A public charity, IEEE is the world's largest technical professional organization dedicated to advancing technology for the benefit of humanity.

© Copyright 2025 IEEE - All rights reserved, including rights for text and data mining and training of artificial intelligence and similar technologies.

[Feedback](#)

AI-Driven Language Learning Platform for Thai Learners: A Design Thinking Approach

^{1st} Theerawut Tantiathimongkhon
Department of Information Technology
Management
King Mongkut's University of
Technology North Bangkok, Thailand
Bangkok, Thailand
s6607021910022@email.kmutnb.ac.th

^{2nd} Mahasak Ketcham
Department of Information Technology
Management
King Mongkut's University of
Technology North Bangkok, Thailand
Bangkok, Thailand
mahasak.k@itd.kmutnb.ac.th

^{3rd} Montean Rattanasiriwongwut
Department of Information Technology
Management
King Mongkut's University of
Technology North Bangkok, Thailand
Bangkok, Thailand
montean.r@it.kmutnb.ac.th

Abstract—This research aims to develop an online language learning platform by integrating Artificial Intelligence (AI) technology and Design Thinking principles during the post-COVID-19 period, which found digital technology in education increased by 38 times compared to the pre-COVID-19 period. The study developed a platform prototype with the ability to increase learning efficiency by up to 40%, comprising an automated language level assessment system, personalized learning plan creation, and a social learning system. Testing with a sample of 47 participants revealed that the platform received 81.30% satisfaction from learners, with a mean of 4.07 and standard deviation (SD) of 0.59, and 82.70% satisfaction from instructors, with a mean of 4.13 and SD of 0.64.

The system's core innovation is real-time learner development analysis and tracking. Organizations implementing Design Thinking innovations achieved a success rate of 75% and increased user acceptance by 40%. This research demonstrates the potential of integrating AI technology with user-centered design principles to develop educational innovations in the digital era.

Keywords—Online Language Learning, Artificial Intelligence, Design Thinking, Educational Innovation

I. INTRODUCTION

Digital transformation has significantly impacted global learning patterns, particularly during the COVID-19 pandemic, which accelerated the transition to online learning [1]. A study [2] found that digital technology adoption in education increased 38-fold compared to pre-COVID-19 levels, especially in language learning which rapidly adapted to online platforms.

Although online language learning has gained popularity, research [3] shows that learners still face several significant challenges, such as lack of interaction with instructors, learning discontinuity, and difficulties in progress assessment. Additionally, [4] most language learning support platforms still lack design that truly considers user experience.

Implementing Design Thinking in language learning platform development is an effective approach as it focuses on deep understanding of user problems and needs [5], particularly emphasizing Outside-in principles and AI technology integration that can enhance learning efficiency and create more personalized learning experiences [6].

This research aims to (1) study and analyze online language learning platform user needs, (2) develop a platform prototype using the Design Thinking process, and

(3) evaluate the efficiency and user satisfaction of the developed platform. The research results will benefit educational innovation development and serve as guidelines for future online learning platform design, focusing on creating effective learning experiences that truly meet user needs.

II. EASE OF USE

A. Design Thinking in Digital Innovation

The application of Design Thinking in digital innovation has gained increasing attention, with [7] describing Design Thinking as a user-centric process focused on understanding users' problems and needs in depth, comprising 5 main stages: Empathize, Define, Ideate, Prototype, and Test. Research by [8] demonstrates that implementing Design Thinking in digital innovation development can increase project success rates by 75%. Additionally, [3] proposed a framework for applying Design Thinking in digital innovation development, emphasizing value creation through deep understanding of user context and behavior. Research by [9] found that organizations implementing Design Thinking in innovation development achieved 40% higher user acceptance rates compared to those using traditional development methods.

B. User-Centered Platform Development

User-centered platform development is a widely accepted concept. [10] studied factors affecting digital platform adoption, finding platforms developed using this principle achieve 89% user acceptance rates. This aligns with [7]'s research showing user experience-focused design increases satisfaction and continued usage rates. [3] presented a platform development framework emphasizing user involvement from the start, using qualitative and quantitative research techniques for requirement gathering, such as in-depth interviews, behavioral observation, and usage data analysis. [2] adds that successful platform development must consider usability, user satisfaction, and performance factors.

C. AI Integration in EdTech

The integration of educational technology with AI technology, which is gaining significant popularity, has led to rapid growth in this business sector. [11] reports that using AI technology in teaching and learning can increase learning efficiency by up to 40%, particularly in language learning. This aligns with the study by [6], which found that

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ	นายธีรวุฒิ ตันตืออิมงคล (สกุลเดิม จันทิษฐ์)
ชื่อคุณิพนธ์	พลวัตของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการขับเคลื่อนการยอมรับนวัตกรรม แพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับการเรียนภาษาอังกฤษในประเทศไทย
สาขาวิชา	ระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
ประวัติ	
การศึกษา	
พ.ศ. 2563 - 2564	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาการจัดการนวัตกรรมดิจิทัลและเทคโนโลยี คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย
พ.ศ. 2555 - 2558	วิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
การทำงาน	
ปัจจุบัน	รองผู้อำนวยการ ศูนย์สร้างสรรค์ผู้ประกอบการและนวัตกรรม คณะกรรมการเจ้าของธุรกิจ มหาวิทยาลัยศรีปทุม อาจารย์พิเศษ สำนักศึกษาทั่วไป สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ที่ปรึกษาด้านเทคโนโลยี บริษัท เวอร์คโมชั่น จำกัด
2563	ผู้เชี่ยวชาญเฉพาะ สถาบันส่งเสริมวิสาหกิจดิจิทัลเริ่มต้น สำนักงานส่งเสริมเศรษฐกิจดิจิทัล
2563	กรรมการผู้จัดการ บริษัท เอริส แล็บ จำกัด
2562	ประธานเจ้าหน้าที่ปฏิบัติการ บริษัท ครีเดน เอเชีย จำกัด
2559	ประธานเจ้าหน้าที่ปฏิบัติการ บริษัท ชิปป๊อป จำกัด

ผลงานวิชาการ

Tantiathimongkhon, T., Ketcham, M., & Rattanasiriwongwut, M. (2025). ThaiGAM: A dual-moderation framework for GenAI adoption in open learning innovation. *Journal of Open Innovation Technology Market and Complexity*, 11(4), 100631. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2025.100631>

Tantiathimongkhon, T., & Satjharuthai, K. (2025). Factors influencing the acceptance of AI-powered virtual classrooms in higher education. *Journal of Industrial Education*, 24(2), 67–77. <https://doi.org/10.55003/JIE.24211>

Tantiathimongkhon, T., Ketcham, M., & Rattanasiriwongwut, M. (2025, April 2). AI-driven language learning platform for Thai learners: A design thinking approach. *2025 IEEE International Conference on Cybernetics and Innovations (ICCI)*, 1–6. Presented at the 2025 IEEE International Conference on Cybernetics and Innovations (ICCI), Chonburi, Thailand. <https://doi.org/10.1109/icci64209.2025.10987504>

Tantiathimongkhon, T., Ketcham, M., & Rattanasiriwongwut, M. (2025, April 2). AI-driven language learning platform for Thai learners: A design thinking approach. *2025 IEEE International Conference on Cybernetics and Innovations (ICCI)*, 1–6. Presented at the 2025 IEEE International Conference on Cybernetics and Innovations (ICCI), Chonburi, Thailand. <https://doi.org/10.1109/icci64209.2025.10987504>

กฤษณะ หลักคงคา **ธีรวุฒิ ตันตืออิมงคล** และมนนภา เทพสุต. (2567). การพัฒนาทักษะผู้ประกอบการดิจิทัลเพื่อตอบสนองความต้องการของผู้บริโภคยุค Gen Z และ Alpha. การประชุมวิชาการระดับชาติ ครั้งที่ 19 และการประชุมวิชาการระดับนานาชาติ ครั้งที่ 9. 29 ตุลาคม 2567. มหาวิทยาลัยศรีปทุม.

ธีรวุฒิ ตันตืออิมงคล กฤษณะ หลักคงคา และมิ่งขวัญ พุคยาภรณ์. (2567). การพัฒนาองค์กรแห่งการเรียนรู้ผ่านการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีการศึกษา. การประชุมวิชาการระดับชาติ ครั้งที่ 19 และการประชุมวิชาการระดับนานาชาติ ครั้งที่ 9. 29 ตุลาคม 2567. มหาวิทยาลัยศรีปทุม.

ธีรวุฒิ จันทิษฐ์ กฤษณะ หลักคงคา เกรียงไกร สัจจะหทัย และมณเฑียร รัตนศิริวงศ์วุฒิ . (2566). การศึกษาแนวทางการส่งเสริมการลงทุนในวิสาหกิจเริ่มต้นของประเทศไทย. การประชุมวิชาการระดับชาติ ครั้งที่ 18 และการประชุมวิชาการระดับนานาชาติ ครั้งที่ 8. 29 ตุลาคม 2566. มหาวิทยาลัยศรีปทุม.

กฤษณะ หลักคงคา และ**ธีรวุฒิ จันทิษฐ์**. (2566). แนวทางพัฒนารัฐกิจการสอนกีฬาฟุตบอลพื้นฐาน ด้วยการผสมผสานการจัดการด้านนวัตกรรมในธุรกิจกีฬา. การประชุมวิชาการระดับชาติด้านการจัดการกีฬา ครั้งที่ 1. 11 พฤศจิกายน 2566. สมาคมการจัดการกีฬาแห่งประเทศไทย ร่วมกับ คณะศิลปศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลตะวันออก วิทยาเขตจักรพงษ์ภูวนารถ.

ธีรวุฒิ จันทิษฐ์ และชนะกัญจน์ ศรีรัตนบัลล์. (2564). การศึกษาผลกระทบและปัจจัยที่มีผลต่อความสำเร็จของการส่งเสริมการลงทุนในวิสาหกิจเริ่มต้น กรณีศึกษาสำนักงานส่งเสริมเศรษฐกิจดิจิทัล. การประชุมวิชาการทางธุรกิจและนวัตกรรมทางการจัดการ ระดับชาติ ครั้งที่ 8 (น. 1512-1521). ขอนแก่น: วิทยาลัยบัณฑิตศึกษากิจการ (MBA) มหาวิทยาลัยขอนแก่น

ธีรวุฒิ จันทิษฐ์. (2563). การทำเอกสารและลงลายมือชื่ออิเล็กทรอนิกส์ : โอกาสและความท้าทายของสถาบันเส้นทางของความเปลี่ยนแปลง การพัฒนารอบการกำกับดูแล กรณีลายมือชื่ออิเล็กทรอนิกส์. การสัมมนาเพื่อพัฒนานวัตกรรมการอำนวยความสะดวก (น.121-135). กรุงเทพฯ:วารสารสถาบันวิจัยและพัฒนารพพัฒนศักดิ์

พัชรภรณ์ เจตสุภาพ สาวิตรี แสงศร **ธีรวุฒิ จันทิษฐ์** และธีระ ศิริธีรากุล. (2559). แอปพลิเคชันการแสดงล้อแม่ครยนต์โดยใช้เทคโนโลยีเสมือนจริง. การประชุมวิชาการระดับปริญญาตรีด้านคอมพิวเตอร์ภูมิภาคอาเซียน ครั้งที่ 4. (น.1425-1432). สระแก้ว: มหาวิทยาลัยบูรพา วิทยาเขตสระแก้ว