



อิทธิพลปัจจัยกำกับของการรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์ด้านสุขภาพ และความมั่นใจใช้ AI ต่อความตั้งใจใช้งาน AI Chatbot เพื่อการวินิจฉัยโรคด้วยตนเอง*

THE INFLUENCE OF ELECTRONIC HEALTH LITERACY AND AI SELF-EFFICACY AS MODERATING FACTORS ON BEHAVIORAL INTENTION TO USE AI CHATBOT FOR SELF-DIAGNOSIS

นิรุญ เชิดชม*, รัมมะทินนา ศรีสุพรรณ, ประสิทธิ์ชัย นารากรณ์

Nirun Cherdchom*, Tummatinna Seesupan, Prasittichai Narakorn

คณะวิทยาการจัดการ มหาวิทยาลัยราชภัฏพิบูลสงคราม พิษณุโลก ประเทศไทย

Faculty of Management Science, Pibulsongkram Rajabhat University, Phitsanulok, Thailand

*Corresponding author E-mail: nirun@psru.ac.th

*Tel: 098-669-9921

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ 1) ศึกษาระดับความคิดเห็นของตัวแปรความคาดหวังใช้งาน ความคาดหวังประสิทธิภาพ การรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์ด้านสุขภาพ ความมั่นใจใช้ AI และความตั้งใจใช้งาน AI Chatbot เพื่อการวินิจฉัยโรคด้วยตนเอง 2) ศึกษาอิทธิพลของความคาดหวังใช้งานและความคาดหวังประสิทธิภาพต่อความตั้งใจใช้งาน 3) ทดสอบบทบาทการเป็นตัวแปรคั่นกลางของความคาดหวังประสิทธิภาพที่เชื่อมโยงความคาดหวังใช้งานไปสู่ความตั้งใจใช้งาน 4) ทดสอบบทบาทตัวแปรกำกับของการรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์ด้านสุขภาพ และ 5) ทดสอบบทบาทตัวแปรกำกับของความมั่นใจใช้ AI ต่อความสัมพันธ์ระหว่างความคาดหวังทั้งสองด้านกับความตั้งใจใช้งาน กลุ่มตัวอย่างชาวไทยอายุ 20 ปีขึ้นไปที่มีประสบการณ์ใช้ AI Chatbot เพื่อการวินิจฉัยโรคด้วยตนเอง จำนวน 670 คน เก็บข้อมูลผ่านแบบสอบถามออนไลน์แบบคัดกรอง มาตรวัดลิเคิร์ต 5 ระดับ 56 ตัวชี้วัด ค่าความตรงเชิงเนื้อหา 0.96 ค่าความเชื่อมั่น 0.91 วิเคราะห์ด้วยโปรแกรม SPSS และ SmartPLS 4 ผลวิจัยทุกตัวแปรอยู่ระดับมาก การรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์ด้านสุขภาพค่าเฉลี่ยสูงสุด ความคาดหวังใช้งานส่งผลต่อความตั้งใจใช้งานสูงสุด (Total Effect = 0.358) รองลงมา คือ ความคาดหวังประสิทธิภาพ (Total Effect = 0.154) ร่วมกันอธิบายความแปรปรวนได้ร้อยละ 56.40 ทั้งนี้ความคาดหวังประสิทธิภาพเป็นตัวแปรคั่นกลางบางส่วนระหว่างความคาดหวังใช้งานกับความตั้งใจใช้งาน ขณะที่การรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์ด้านสุขภาพและความมั่นใจใช้ AI เป็นตัวแปรกำกับความสัมพันธ์ดังกล่าวอย่างมีนัยสำคัญ ผู้พัฒนาและหน่วยงานสาธารณสุขจึงควรออกแบบ AI Chatbot ให้ใช้งานง่าย ส่งเสริมทักษะการรู้สารสนเทศสุขภาพออนไลน์ และสร้างความมั่นใจในการใช้ AI เพื่อผลักดันการใช้งานจริงอย่างยั่งยืน



คำสำคัญ: แหบทบปัญหาประดิษฐ์, ความตั้งใจใช้งาน AI Chatbot เพื่อการวินิจฉัยโรคด้วยตนเอง, การยอมรับเทคโนโลยี AI ด้านสุขภาพ, การรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์ด้านสุขภาพ, ความมั่นใจใช้ปัญญาประดิษฐ์

Abstract

This research aimed to 1) Examine the levels of Effort Expectancy, Performance Expectancy, Electronic Health Literacy, AI Self-Efficacy, and Behavioral Intention to use AI Chatbots for self-diagnosis, 2) Examine the influence of Effort Expectancy and Performance Expectancy on Behavioral Intention to use, 3) Test the mediating role of Performance Expectancy in linking Effort Expectancy to Behavioral Intention to use, 4) Test the moderating role of Electronic Health Literacy, and 5) Test the moderating role of AI Self-efficacy on the relationships between the two expectancy constructs and Behavioral Intention to use. The sample comprised 670 Thai citizens aged 20 years and older who had experience using AI chatbots for self-diagnosis of disease. Data were collected via an online screening questionnaire consisting of 56 items on a 5-point Likert scale, which was validated for content validity by three experts (overall mean IOC = 0.96), achieved an overall reliability (Cronbach's alpha) of 0.91, and was analyzed using SPSS and SmartPLS 4. The results revealed that all variables were at a high level, with electronic health literacy showing the highest mean. Effort Expectancy had the greatest effect on Behavioral Intention to use (Total Effect = 0.358), followed by Performance Expectancy (Total Effect = 0.154), together explaining 56.40% of the variance. Performance Expectancy served as a partial mediator between Effort Expectancy and Behavioral Intention to use, while Electronic Health Literacy and AI Self-efficacy significantly moderated the relationships between Effort Expectancy and Behavioral Intention to use. Developers and public health agencies should therefore design AI chatbots that are easy to use, promote online health information literacy skills, and build confidence in using AI to sustainably encourage actual adoption.

Keywords: AI Chatbot, Behavioral Intention to Use AI Chatbot, Health AI Technology Acceptance, Ehealth Literacy, AI Self-Efficacy

บทนำ

การสาธารณสุขของประเทศไทยกำลังเผชิญกับความท้าทายจากอัตราผู้ป่วยนอกที่เพิ่มสูงขึ้นภายใต้ข้อจำกัดด้านบุคลากรทางการแพทย์ (สำนักงานสถิติแห่งชาติ, 2566) รัฐบาลจึงได้ผลักดันแผนพัฒนารัฐบาลดิจิทัลของประเทศไทยที่มุ่งยกระดับบริการด้านสุขภาพให้ทันสมัย และเข้าถึงง่ายขึ้น (ประกาศคณะกรรมการพัฒนารัฐบาลดิจิทัล, 2566) ในขณะเดียวกันสถิติยังชี้ให้เห็นว่าประชาชนไทยส่วนใหญ่มีพฤติกรรมการใช้อินเทอร์เน็ตเพื่อค้นหาข้อมูลด้านสุขภาพเป็นทุนเดิมอยู่แล้ว (ศูนย์วิเคราะห์ข้อมูล, 2565) ความพร้อมเหล่านี้จึงเป็นรากฐานสำคัญ

ที่เปิดโอกาสให้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) เข้ามามีบทบาทในการจัดการดูแลสุขภาพและการวินิจฉัยโรคเบื้องต้นอย่างมีนัยสำคัญ (Chopard, B. & Musy, O., 2023); (Desai, F. et al., 2022); (Thunga, G. et al., 2024)

อย่างไรก็ตามแม้ว่าเทคโนโลยีนี้จะมีศักยภาพสูงแต่งานวิจัยที่ผ่านมาส่วนใหญ่ยังไม่ได้ตรวจสอบบริบทเฉพาะของการนำ AI Chatbot มาใช้ในการวินิจฉัยโรคด้วยตนเองอย่างเพียงพอ นอกจากนี้ การศึกษาบทบาทผลกระทบทางอารมณ์ของตัวแปรเชื่อมโยงระหว่างความคาดหวังในการใช้งานและความตั้งใจใช้งาน ยังคงเป็นช่องว่างทางองค์ความรู้ที่ต้องการการสำรวจเชิงประจักษ์เพิ่มเติมเพื่อสร้างความกระจ่าง (Budhathoki, T. et al., 2024); (Chang, Y. T. et al., 2021); (Wang, Y. Y. & Chuang, Y. W., 2023) ที่สำคัญแม้ปัจจุบันจะมีผู้ใช้ AI Chatbot เพื่อวินิจฉัยโรคเพิ่มขึ้น แต่ยังคงพบความกังวลต่อความแม่นยำ และความน่าเชื่อถือของข้อมูล ในขณะเดียวกันยังไม่ปรากฏงานวิจัยที่ศึกษาบทบาทตัวแปรกำกับของการรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์ด้านสุขภาพ และความมั่นใจใช้ AI ร่วมกันในบริบทของประชาชนไทยโดยตรง จึงเป็นช่องว่างสำคัญที่งานวิจัยนี้จะเข้าไปเติมเต็มช่องว่างดังกล่าว การศึกษาการยอมรับเทคโนโลยีในบริบทความตั้งใจใช้งาน AI Chatbot เพื่อการวินิจฉัยโรคด้วยตนเอง ได้ประยุกต์ใช้ทฤษฎีการยอมรับและการใช้เทคโนโลยี (UTAUT) เป็นแกนกลางในการวิเคราะห์ (Venkatesh, V. et al., 2003) โดยความโดดเด่นที่การใช้วิเคราะห์ผ่านตัวแปรแฝงอันดับสอง (Second-order Constructs) ที่แตกตัวแปรหลักออกเป็นมิติย่อยอย่างละเอียด เพื่อให้เข้าใจความหลากหลายของผู้ใช้งานได้อย่างลึกซึ้ง ตัวแปรความคาดหวังประสิทธิภาพ (Performance Expectancy) ถูกแบ่งออกเป็น 5 มิติย่อย (Menon, D. & Shilpa, K., 2023) ในขณะที่ตัวแปรความคาดหวังใช้งาน (Effort Expectancy) แบ่งออกเป็น 3 มิติย่อย (Menon, D. & Shilpa, K., 2023); (Putra, P. O. H. et al., 2022) นอกจากโครงสร้างหลักแล้วงานวิจัยได้บูรณาการตัวแปรส่วนขยายเพิ่มเข้ามาอีก 2 ตัวแปร ได้แก่ การรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์ด้านสุขภาพ (eHealth Literacy) ที่มีองค์ประกอบ 3 มิติย่อย (Gartrell, K. et al., 2020); (Sudbury-Riley, L. et al., 2017) รวมถึงตัวแปรความมั่นใจใช้ AI (AI Self-Efficacy) ที่ถูกแบ่งองค์ประกอบเป็น 4 มิติย่อย (Wang, Y. Y. & Chuang, Y. W., 2023) กรอบงานวิจัยที่ครอบคลุมหลากหลายมิตินี้สามารถให้ความละเอียดในการวิเคราะห์มากกว่าในอดีตที่ผ่านมาที่มักพิจารณาตัวแปรเหล่านี้เป็นมิติเดียวเท่านั้น (Menon, D. & Shilpa, K., 2023)

เพื่อให้การวิเคราะห์โครงสร้างตัวแปรที่มีความซับซ้อนเหล่านี้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ งานวิจัยได้เลือกใช้เทคนิคการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (Partial Least Squares Structural Equation Modeling: PLS-SEM) ซึ่งมีความเหมาะสมสำหรับประเมินโมเดลแบบสะท้อนระดับสอง (Reflective-Reflective Second-Order Model) (Hair, J. F. J. et al., 2014) อีกทั้งยังเหมาะกับโมเดลที่มีความซับซ้อน ซึ่งประกอบด้วย ตัวแปรกำกับและตัวแปรคั่นกลางหลายตัวพร้อมกัน นอกจากนี้ ยังใช้การทดสอบนัยสำคัญทางสถิติด้วยกระบวนการ Bootstrapping ที่ช่วยเพิ่มความแม่นยำในการประเมินกลไกความสัมพันธ์ครอบคลุมทั้งบทบาทของตัวแปรคั่นกลาง (Mediator) และตัวแปรกำกับ (Moderator) ได้อย่างลึกซึ้ง ทำให้ผลลัพธ์ที่ได้มีความน่าเชื่อถือ และสามารถนำไปใช้อธิบายกลไกการยอมรับเทคโนโลยีสุขภาพดิจิทัลได้อย่างเป็นระบบ

วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อศึกษาระดับความคิดเห็นของตัวแปรความคาดหวังใช้งาน ความคาดหวังประสิทธิภาพ การรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์ด้านสุขภาพ ความมั่นใจใช้ AI และความตั้งใจใช้งาน AI Chatbot เพื่อการวินิจฉัยโรคด้วยตนเอง
2. เพื่อศึกษาอิทธิพลของความคาดหวังใช้งานและความคาดหวังประสิทธิภาพต่อความตั้งใจใช้งาน AI Chatbot เพื่อการวินิจฉัยโรคด้วยตนเอง
3. เพื่อทดสอบตัวแปรคั่นกลางของความคาดหวังประสิทธิภาพที่เชื่อมโยงความสัมพันธ์ระหว่างความคาดหวังใช้งานไปสู่ความตั้งใจใช้งาน
4. เพื่อศึกษาผลกำกับการรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์ด้านสุขภาพที่กำกับความสัมพันธ์ระหว่างความคาดหวังการใช้งานและความคาดหวังประสิทธิภาพกับความตั้งใจเชิงพฤติกรรม
5. เพื่อตรวจสอบผลกำกับการมั่นใจการใช้ AI ที่กำกับความสัมพันธ์ระหว่างความคาดหวังการใช้งานและความคาดหวังประสิทธิภาพกับความตั้งใจเชิงพฤติกรรม

วิธีดำเนินการวิจัย

งานวิจัยนี้เป็นการวิจัยเชิงปริมาณใช้วิธีการสำรวจผ่านแบบสอบถามออนไลน์แบบมีคำถามคัดกรองภายใต้กรอบแนวคิดทฤษฎีการยอมรับและการใช้เทคโนโลยี (Unified Theory of Acceptance and Use of Technology: UTAUT) ของ Venkatesh, V. et al. เป็นพื้นฐาน (Venkatesh, V. et al., 2003) โดยขยายกรอบทฤษฎีด้วยตัวแปรในบริบทสุขภาพดิจิทัล ได้แก่ การรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์ด้านสุขภาพ (eHealth Literacy) และความมั่นใจในการใช้ AI (AI Self-Efficacy) เพื่อให้ครอบคลุมปัจจัยที่อาจส่งผลต่อการยอมรับ AI Chatbot ในบริบทการวินิจฉัยโรคด้วยตนเองของประชาชนไทย

ประชากรที่ใช้ในการศึกษา คือ ประชาชนทั่วไปในประเทศไทยที่มีประสบการณ์หรือมีศักยภาพในการใช้อินเทอร์เน็ตและสื่อดิจิทัล กลุ่มตัวอย่าง คือ คนไทยอายุ 20 ปีขึ้นไปที่มีประสบการณ์ใช้ AI Chatbot เพื่อการวินิจฉัยโรคด้วยตนเอง จำนวน 670 คน โดยคำนวณจากอัตราส่วนตามหลักเกณฑ์ของ Hair, J. F. et al. ที่เสนอว่าควรใช้ตัวอย่างไม่น้อยกว่า 10 ถึง 20 เท่าของจำนวนตัวชี้วัดในโมเดล (Hair, J. F. et al., 2010) ใช้วิธีการสุ่มตัวอย่างแบบแบ่งชั้น (Stratified Random Sampling) ตามสัดส่วนประชากรใน 5 ภูมิภาค ได้แก่ ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ 220 คน (ร้อยละ 32.8) ภาคกลาง 177 คน (ร้อยละ 26.4) ภาคเหนือ 121 คน (ร้อยละ 18.1) ภาคใต้ 97 คน (ร้อยละ 14.5) และกรุงเทพมหานคร 55 คน (ร้อยละ 8.2) อ้างอิงจากข้อมูลประชากรของ สำนักงานสถิติแห่งชาติ ปี พ.ศ. 2567 (สำนักงานสถิติแห่งชาติ, 2568) ร่วมกับเทคนิคการสุ่มตัวอย่างแบบลูกโซ่ (Snowball Sampling) ในการเก็บกลุ่มตัวอย่างออนไลน์

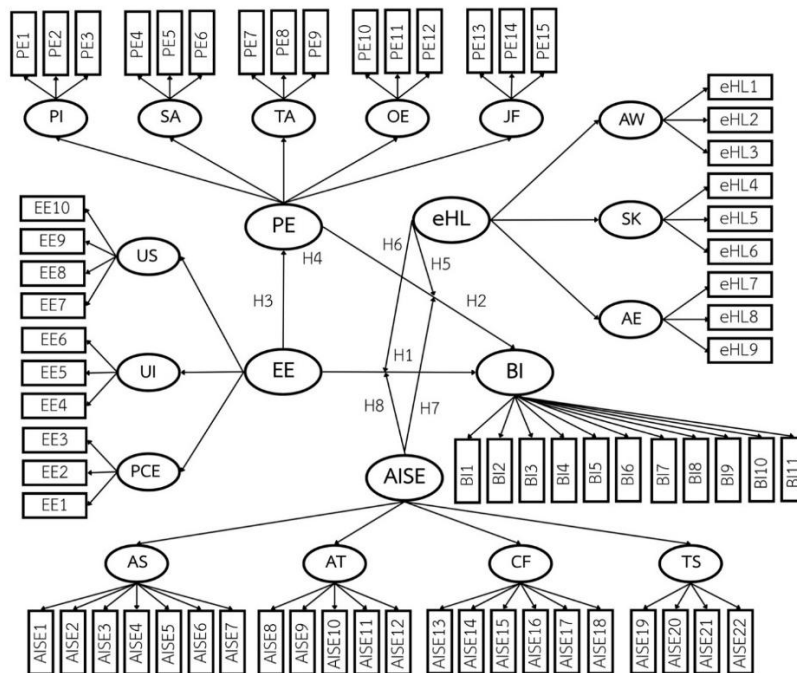
เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัยเป็นแบบสอบถามออนไลน์ ประกอบด้วย 3 ส่วน ได้แก่ ส่วนที่ 1 คำถามสำหรับคัดแยกเบื้องต้น (Screening Questions) ได้แก่ การตรวจสอบว่าผู้ตอบมีอายุ 20 ปีขึ้นไป อาศัยอยู่ในประเทศไทย และระบุภูมิภาค เป็นผู้ใช้บริการสาธารณสุขและสุขภาพออนไลน์ และเคยใช้งาน AI Chatbot เพื่อการวินิจฉัยโรคด้วยตนเอง โดยผู้ที่ไม่ผ่านเกณฑ์คัดกรองจะถูกยุติการตอบทันที ส่วนที่ 2 ข้อมูลประชากรศาสตร์ (เพศ อายุ ระดับการศึกษา อาชีพ รายได้เฉลี่ยต่อเดือน) และพฤติกรรมการใช้งาน AI Chatbot และส่วนที่ 3 ข้อคำถามวัดตัวแปรต่าง ๆ

โดยใช้มาตราวัดลิเคิร์ท 5 ระดับ (Sullivan, G. M. & Artino, A. R., 2013) แบบสอบถาม ประกอบด้วย ตัวแปรแฝง ลำดับที่สอง (Second-Order Latent Variables) จำนวน 4 ตัว และตัวแปรแฝงลำดับที่ 1 จำนวน 1 ตัวก่อนตรวจสอบความตรงเชิงเนื้อหาโดยผู้เชี่ยวชาญ (IOC) จำนวน 3 ท่าน ได้แก่ ดร.พลอยปภัส สุรโชติภูววัฒน์ (ประธานกรรมการคลินิกทันตกรรม Dr.Whan's Group Dental Clinic) นางสาวประภาพร เหมนนท์ (เจ้าหน้าที่อาวุโสพัฒนาระบบงาน Core System ธนาคารกรุงไทย) และ ญญ.พิชาวีร์ ศรีพิริยธรรม (ผู้จัดการร้านขายยา Lotus's สาขาคลอง จังหวัดภูเก็ต) ซึ่งครอบคลุมความเชี่ยวชาญด้านการแพทย์และสาธารณสุข ด้านเทคโนโลยีสารสนเทศและปัญญาประดิษฐ์ และด้านเภสัชกรรมใช้ตัวชี้วัดทั้งหมด 67 ตัวชี้วัด หลังตรวจสอบพบค่าดัชนีความสอดคล้อง (IOC) เฉลี่ยของแบบสอบถามทั้งฉบับเพิ่มสูงขึ้นจาก 0.81 เป็น 0.96 อยู่ในเกณฑ์ดีมาก โดยพิจารณาค่า IOC เป็นรายชื่อ ใช้เกณฑ์ยอมรับที่ $IOC \geq 0.50$ ทั้งนี้ ข้อคำถามที่ผ่านเกณฑ์และคงเหลือมีค่า IOC รายข้ออยู่ระหว่าง 0.67 ถึง 1.00 ส่วนข้อคำถามที่มีค่าต่ำกว่าเกณฑ์ จำนวน 11 ข้อถูกตัดออก ได้แก่ ตัวแปร BI 7 ข้อ และ AISE 4 ข้อ และมีตัวชี้วัดคงเหลือ 56 ตัวชี้วัด ได้แก่ ตัวแปรความคาดหวังใช้งาน (EE) ประกอบด้วย 3 มิติย่อย มีทั้งหมด 10 ตัวชี้วัด ได้แก่ การรับรู้ความง่าย (EE1-EE3) (PCE) มี 3 ตัวชี้วัด หน้าจอของผู้ใช้ (EE4-EE6) (UI) มี 3 ตัวชี้วัด และความพึงพอใจของผู้ใช้ (EE7-EE10) (US) มี 4 ตัวชี้วัด ตัวแปรความคาดหวังประสิทธิภาพ (PE) ประกอบด้วย 5 มิติย่อย มีทั้งหมด 15 ตัวชี้วัด ความเข้าใจข้อมูล (PE1-PE3) (PI) มี 3 ตัวชี้วัด ความรู้สึกของความสำเร็จ (PE4-PE6) (SA) มี 3 ตัวชี้วัด งานบรรลุเป้าหมาย (PE7-PE9) (TA) มี 3 ตัวชี้วัด การคาดหวังในผลลัพธ์ (PE10-PE12) (OE) มี 3 ตัวชี้วัด และความเหมาะสมกับงาน (PE13-PE15) (JF) มี 3 ตัวชี้วัด ตัวแปรการรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์ด้านสุขภาพ (eHL) ประกอบด้วย 3 มิติย่อย มีทั้งหมด 9 ตัวชี้วัด การตระหนักรู้ (eHL1-eHL3) (AW) มี 3 ตัวชี้วัด ทักษะ (eHL4-eHL6) (SK) มี 3 ตัวชี้วัด และความสามารถในการประเมิน (eHL7-eHL9) (AE) มี 3 ตัวชี้วัด ตัวแปรความมั่นใจใช้ AI (AISE) ประกอบด้วย 4 มิติย่อย มี 18 ตัวชี้วัด ได้แก่ การช่วยเหลือ (AISE1-AISE6) (AS) มี 6 ตัวชี้วัด การมีปฏิสัมพันธ์แบบมนุษย์ (AISE7-AISE10) (AT) มี 4 ตัวชี้วัด ความสบายใจในการใช้ AI (AISE11-AISE14) (CF) มี 4 ตัวชี้วัด และ ทักษะเทคโนโลยี (AISE15-AISE18) (TS) มี 4 ตัวชี้วัด รวมกับตัวแปรตาม ตัวแปร มี 4 ตัวชี้วัด คือ ตัวแปรความตั้งใจใช้งาน (BI1-BI4) (BI) ตัวแปรสังเกตได้ทั้งสิ้น 56 ตัวชี้วัด ข้อคำถามทั้งหมดพัฒนาจากวรรณกรรมที่ผ่านการตรวจสอบแล้ว Menon, D. & Shilpa, K. สำหรับ EE และ PE รวมถึง Norman, C. D. & Skinner, H. A สำหรับ eHL และ Wang, Y. Y. & Chuang, Y. W. สำหรับ AISE (Menon, D. & Shilpa, K., 2023); (Norman, C. D. & Skinner, H. A., 2006); (Wang, Y. Y. & Chuang, Y. W., 2023) ในขณะที่ BI พัฒนามาจาก ทฤษฎีของ Venkatesh, V. et al. และงานวิจัยของ Menon, D. & Shilpa, K. โดยปรับข้อคำถามให้สอดคล้องกับบริบทการใช้ AI Chatbot เพื่อการวินิจฉัยโรคด้วยตนเอง (Venkatesh, V. et al., 2003); (Menon, D. & Shilpa, K., 2023)

แบบสอบถามผ่านการตรวจสอบคุณภาพ 3 ขั้นตอน ได้แก่ การตรวจสอบความตรงเชิงเนื้อหาจากผู้เชี่ยวชาญ 3 ท่าน โดยใช้ดัชนี IOC (Index of Item-Objective Congruence) การทดสอบนำร่อง (Pilot Study) กับกลุ่มตัวอย่าง 30 คน ที่มีลักษณะคล้ายคลึงกับกลุ่มตัวอย่างจริง และการทดสอบความเชื่อมั่น (Reliability Test) โดยการวิเคราะห์จากค่าสัมประสิทธิ์แอลฟาของครอนบาค (Cronbach's Alpha) ปรากฏว่าผลการทดสอบทุกขั้นตอนยืนยันว่าเครื่องมือมีคุณภาพเพียงพอสำหรับการเก็บข้อมูลจริง มีค่าความเชื่อมั่นทั้งฉบับเท่ากับ 0.91 ค่าความเชื่อมั่นแต่ละตัวแปรอยู่ในระดับยอมรับได้ทุกตัวแปร ได้แก่ $EE = 0.845$, $PE = 0.908$, $eHL = 0.864$, $AISE = 0.894$ และ $BI = 0.793$



โครงการวิจัยนี้ได้รับการรับรองจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์จากคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ มหาวิทยาลัยราชภัฏเพชรบูรณ์ เลขที่รับรอง PCR-REC-05/2569 ก่อนการตอบแบบสอบถาม ผู้วิจัยได้ชี้แจงวัตถุประสงค์ของการวิจัย และขอความยินยอมโดยสมัครใจ (Informed Consent) พร้อมรับรองการรักษาความลับและไม่เปิดเผยข้อมูลส่วนบุคคลที่ระบุตัวตนได้ ทั้งนี้ ผู้เข้าร่วมมีสิทธิในการยุติการตอบแบบสอบถามได้ทุกเมื่อ ผู้วิจัยเก็บข้อมูลด้วยแบบสอบถามออนไลน์ (Google Form) ร่วมกับการสุ่มตัวอย่างแบบลูกโซ่ (Snowball Sampling) เพื่อเข้าถึงกลุ่มตัวอย่างที่เข้าถึงได้ยาก โดยเริ่มจากการส่งลิงก์แบบสอบถามไปยังกลุ่มตัวอย่างตั้งต้นที่ผ่านคำถามคัดกรอง แล้วขอความร่วมมือให้ส่งต่อลิงก์ไปยังบุคคลในเครือข่ายที่มีคุณสมบัติใกล้เคียงกัน เผยแพร่ผ่านช่องทางออนไลน์ที่หลากหลาย ได้แก่ เฟซบุ๊ก ไลน์ และอีเมล รวมระยะเวลาเก็บข้อมูลประมาณ 8 สัปดาห์ จนได้กลุ่มตัวอย่างครบตามสัดส่วนภูมิภาคที่กำหนด ก่อนนำเข้าวิเคราะห์ใน SmartPLS ผู้วิจัยกำหนดให้ทุกข้อคำถามเป็นข้อบังคับตอบ จึงไม่มีข้อมูลสูญหาย ตรวจสอบ และคัดแบบสอบถามที่ตอบซ้ำซ้อน หรือมีรูปแบบการตอบที่ผิดปกติออก รวมถึงตรวจสอบค่าผิดปกติด้วยค่าคะแนนมาตรฐานจนได้ชุดข้อมูลที่สมบูรณ์ จำนวน 670 ชุด สำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลที่ได้จากการเก็บกลุ่มตัวอย่างประชากร สำหรับการบรรยายลักษณะพื้นฐานทั่วไป และสถิติเชิงพรรณนาของระดับความคิดเห็นจะถูกวิเคราะห์ด้วยโปรแกรม SPSS และ ใช้ SmartPLS 4 ด้วยเทคนิค Disjoint two-stage approach เป็นวิธีการทางสถิติที่ใช้ในสมการโครงสร้างแบบกำลังสองน้อยที่สุดบางส่วน (PLS-SEM) เพื่อวิเคราะห์ตัวแปรแฝงอันดับสูง (Higher-order Constructs) โดยแยกการคำนวณเป็น 2 ขั้นตอน โดยขั้นตอนแรกหาคะแนนตัวแปรย่อย (Lower-order) และขั้นตอนสองใช้คะแนนจากขั้นตอนแรกวิเคราะห์ตัวแปรหลัก ช่วยลดความซับซ้อนของโมเดลในการศึกษานี้ ทุกขั้นตอนใช้วิธีการ Bootstrapping จำนวน 10,000 ครั้ง กำหนดระดับนัยสำคัญทางสถิติที่ $p \leq .05$ ในขณะที่ กระบวนการวิเคราะห์ ประกอบด้วย 2 ขั้นตอนหลัก คือ การประเมินโมเดลการวัด (Measurement Model) โดยวัดจากการวิเคราะห์ค่าความเชื่อมั่นของตัวชี้วัด (Outer Loadings > 0.708) ความเชื่อมั่นภายใน (Cronbach's Alpha > 0.7 , Composite Reliability > 0.7) ความตรงเชิงกลุ่มเข้า (AVE > 0.5) และความตรงเชิงจำแนก (เกณฑ์ Fornell-Larcker และ HTMT < 0.85) ในขณะที่การประเมินโมเดลโครงสร้าง (Structural Model) วัดจากการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์การทำนาย (R^2) ดัชนีวัดความสามารถในการทำนายของแบบจำลองโครงสร้าง (Q^2) ขนาดอิทธิพล (f^2) และการทดสอบสมมติฐาน 8 ข้อ (Hair, J. F. J. et al., 2014)



ภาพที่ 1 กรอบแนวคิดการวิจัยแบบสมการโครงสร้าง

ผลการวิจัย

ลักษณะทางประชากรศาสตร์ของกลุ่มตัวอย่าง จำนวน 670 คน พบเป็นเพศชายร้อยละ 36.1 เพศหญิงร้อยละ 35.1 และไม่ต้องการระบุเพศร้อยละ 28.8 ส่วนใหญ่อยู่ในช่วงอายุ 20 - 29 ปี (ร้อยละ 37.3) รองลงมา คือ 30 - 39 ปี (ร้อยละ 27.6) สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรีหรือเทียบเท่าร้อยละ 51.9 ประกอบอาชีพธุรกิจส่วนตัวร้อยละ 27.8 และพนักงานบริษัทเอกชนร้อยละ 26.6 มีรายได้เฉลี่ยต่อเดือน 15,001 - 30,000 บาท (ร้อยละ 29.1) สำหรับด้านพฤติกรรมการใช้งานพบกลุ่มตัวอย่างใช้ Gemini มากที่สุด (ร้อยละ 44.0) รองลงมา คือ ChatGPT (ร้อยละ 39.0) โดยทั้งสองแพลตฟอร์มครองสัดส่วนรวมร้อยละ 83.0 และมีการใช้ AI Chatbot เพื่อวินิจฉัยโรคด้วยตนเอง 1 - 3 ครั้งต่อเดือน (ร้อยละ 32.1)

ผลการวิเคราะห์ระดับความคิดเห็นด้วยสถิติเชิงพรรณนา พบว่า กลุ่มตัวอย่างมีระดับความคิดเห็นต่อตัวแปรทั้ง 5 ตัวอยู่ในระดับมากทุกตัวแปร โดยการรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์ด้านสุขภาพ (eHL) มีค่าเฉลี่ยสูงสุด ($\bar{X} = 4.29$, S.D. = 0.767) รองลงมา คือ ความตั้งใจใช้งาน (BI) ($\bar{X} = 4.27$, S.D. = 0.686) ความมั่นใจใช้ AI (AISE) ($\bar{X} = 4.18$, S.D. = 0.805) ความคาดหวังใช้งาน (EE) ($\bar{X} = 4.16$, S.D. = 0.786) และความคาดหวังประสิทธิภาพ (PE) ($\bar{X} = 4.14$, S.D. = 0.818) ตามลำดับ

ผลการวิเคราะห์ด้วยเทคนิค Disjoint Two-Stage Approach ซึ่งเป็นวิธีการประเมินตัวแปรแฝงอันดับสอง (Higher-Order Constructs: HOCs) ในแบบจำลอง PLS-SEM โดยแยกการคำนวณออกเป็น 2 ขั้นตอนเพื่อลดความซับซ้อน คือ ขั้นตอนที่ 1 การประเมินตัวแปรอันดับล่าง (Lower-Order Constructs: LOCs) และดึงคะแนนของตัวแปรแฝง (Latent Score) ออกมาต่อจากนั้นในขั้นตอนที่ 2 ใช้คะแนนของตัวแปรแฝงจากขั้นตอนที่ 1 เป็นตัวบ่งชี้ (Construct) ในการประเมินตัวแปรอันดับสองและความสัมพันธ์เชิงโครงสร้าง โดยมีรายละเอียด ดังนี้



ขั้นตอนที่ 1 การประเมินตัวแปรอันดับล่าง (Lower-Order Constructs)

สำหรับขั้นตอนแรกผู้วิจัยทำการประเมินคุณภาพของมิตีย่อยทั้ง 15 มิติที่ประกอบขึ้นเป็นตัวแปรอันดับสอง 4 ตัว (EE, PE, eHL, AISE) โดยพิจารณาค่าน้ำหนักองค์ประกอบ (Outer Loading) ค่าความสัมพันธ์พหุคูณ (VIF) ค่า t-statistic และ p-value จากการ Bootstrap 10,000 ครั้ง ผลการวิเคราะห์ในตารางที่ 1 พบว่า มิตีย่อยทั้ง 15 มิติ มีค่า Outer Loading อยู่ระหว่าง 0.837 - 0.902 สูงกว่าเกณฑ์ 0.708 ทุกค่า ค่า VIF อยู่ระหว่าง 1.985 - 2.599 ต่ำกว่าเกณฑ์ 5.00 จึงไม่มีปัญหาความสัมพันธ์พหุคูณ และ ค่า t-statistic อยู่ระหว่าง 38.866 ถึง 81.284 ($p < .001$) ทุกค่ายืนยันว่ามิตีย่อยทุกตัวเป็นตัวแทนที่ดีของตัวแปรอันดับสอง และสามารถนำคะแนนของตัวแปรแฝงไปใช้ในขั้นตอน 2 ได้

ตารางที่ 1 ผลการวิเคราะห์ขั้นตอนที่ 1 ตัวแปรอันดับหนึ่ง (มิตีย่อย) ที่เป็นองค์ประกอบของตัวแปรอันดับสอง

ตัวแปรอันดับสอง	ตัวแปรอันดับหนึ่ง (Lower Order)	รหัส	Factor Loading	VIF	t-value	p-value
ความคาดหวังใช้งาน (EE)	การรับรู้ความง่าย	PCE	0.879	2.098	77.918	< .001
	หน้าจอของผู้ใช้	UI	0.872	1.985	74.257	< .001
	ความพึงพอใจของผู้ใช้	US	0.870	1.999	72.059	< .001
ความคาดหวังประสิทธิภาพ (PE)	ความเข้าใจข้อมูล	PI	0.849	2.456	64.110	< .001
	ความรู้สึกรับความสำเร็จ	SA	0.864	2.599	71.395	< .001
	งานบรรลุเป้าหมาย	TA	0.856	2.453	71.082	< .001
	การคาดหวังในผลลัพธ์	OE	0.870	2.504	77.388	< .001
	ความเหมาะสมกับงาน	JF	0.837	2.329	54.911	< .001
การรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์	การตระหนักรู้	AW	0.876	2.288	39.806	< .001
ด้านสุขภาพ (eHL)	ทักษะ	SK	0.902	2.137	52.450	< .001
	ความสามารถในการประเมิน	AE	0.879	2.254	38.866	< .001
ความมั่นใจใช้ AI (AISE)	การช่วยเหลือ	AS	0.874	2.462	81.284	< .001
	การมีปฏิสัมพันธ์แบบมนุษย์	AT	0.866	2.367	70.242	< .001
	ความสบายใจในการใช้ AI	CF	0.872	2.444	81.039	< .001
	ทักษะเทคโนโลยี	TS	0.872	2.418	78.317	< .001

ขั้นตอนที่ 2 การประเมินตัวแปรอันดับสอง (Higher Order Constructs)

ขั้นตอนที่ 2 ผู้วิจัยนำคะแนนของตัวแปรแฝงของมิตีย่อยจากขั้นตอน 1 มาเป็นตัวบ่งชี้ (Construct) สำหรับตัวแปรอันดับสอง พร้อมกับวิเคราะห์ความเชื่อมั่นภายใน และความเที่ยงตรงเชิงเหมือนของตัวแปรอันดับสอง รวมถึงตัวแปรลำดับที่หนึ่ง (BI) โดยมีตัวแปรอันดับสอง 4 ตัวแปร (EE, PE, eHL, AISE) และตัวแปรลำดับที่หนึ่ง 1 ตัวแปร (BI) จากข้อมูลในตารางที่ 2 ผลการวิเคราะห์ พบว่า มีค่า VIF อยู่ระหว่าง 1.092 - 1.183 ต่ำกว่าเกณฑ์ 5.00 จึงไม่มีปัญหาความสัมพันธ์พหุคูณ ค่า Cronbach's Alpha อยู่ระหว่าง 0.793 - 0.908 ค่า Composite Reliability (ρ_c) อยู่ระหว่าง 0.866 - 0.932 และค่า AVE อยู่ระหว่าง 0.618 - 0.785 โดยที่ทุกค่าผ่านเกณฑ์ตามข้อกำหนด ยืนยันว่าโมเดลการวัดในระดับตัวแปรอันดับสองมีคุณภาพสูง

ตารางที่ 2 ความเชื่อมั่นภายใน และความเที่ยงตรงเชิงเหมือนของตัวแปรอันดับสอง

ตัวแปรอันดับสอง (Higher order Constructs)	VIF	Cronbach's Alpha	rho_a	rho_c	AVE
ความคาดหวังใช้งาน (EE)	1.140	0.845	0.845	0.906	0.763
ความคาดหวังประสิทธิภาพ (PE)	1.183	0.908	0.915	0.932	0.731
การรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์ (eHL)	1.092	0.864	0.884	0.916	0.785
ความมั่นใจการใช้ปัญญาประดิษฐ์ (AISE)	1.183	0.894	0.894	0.926	0.759
ความตั้งใจใช้งาน (BI)*	-	0.793	0.800	0.866	0.618

หมายเหตุ: *BI เป็นตัวแปรลำดับที่หนึ่ง (First-order Construct) วัดด้วยตัวชี้วัด BI1-BI4 โดยตรง

ผลการตรวจสอบความเที่ยงตรงเชิงจำแนกแสดงอยู่ในตารางที่ 3 และ 4 โดยเกณฑ์ Fornell-Larcker พบว่า ค่ารากที่สองของ AVE ในแนวทแยงมีค่าระหว่าง 0.786 ถึง 0.886 สูงกว่าค่าสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแฝงทุกคู่ในทุกสดมภ์ แสดงให้เห็นว่ามาตรวัดของตัวแปรแต่ละตัวสามารถสะท้อนคุณลักษณะเฉพาะของตนได้โดยไม่ปะปนกับตัวแปรอื่น ในขณะเดียวกันค่า HTMT ของทุกคู่ความสัมพันธ์มีค่าต่ำกว่า 0.85 ตามเกณฑ์ โดยอยู่ระหว่าง 0.122 - 0.464 ยืนยันว่าตัวแปรแฝงแต่ละตัวมีความแตกต่างจากกันอย่างชัดเจน สรุปได้ว่าโมเดลการวัดนี้ปราศจากปัญหาความซ้ำซ้อน และมีความเที่ยงตรงเชิงจำแนกที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ในขั้นต่อไป

ตารางที่ 3 ค่าสถิติแสดงความเที่ยงตรงเชิงจำแนกของ Fornell-Larcker Criterion

Construct	AISE	BI	EE	PE	eHL
AISE	0.871				
BI	0.333	0.786			
EE	0.221	0.380	0.874		
PE	0.263	0.272	0.247	0.855	
eHL	0.217	0.167	0.103	0.193	0.886

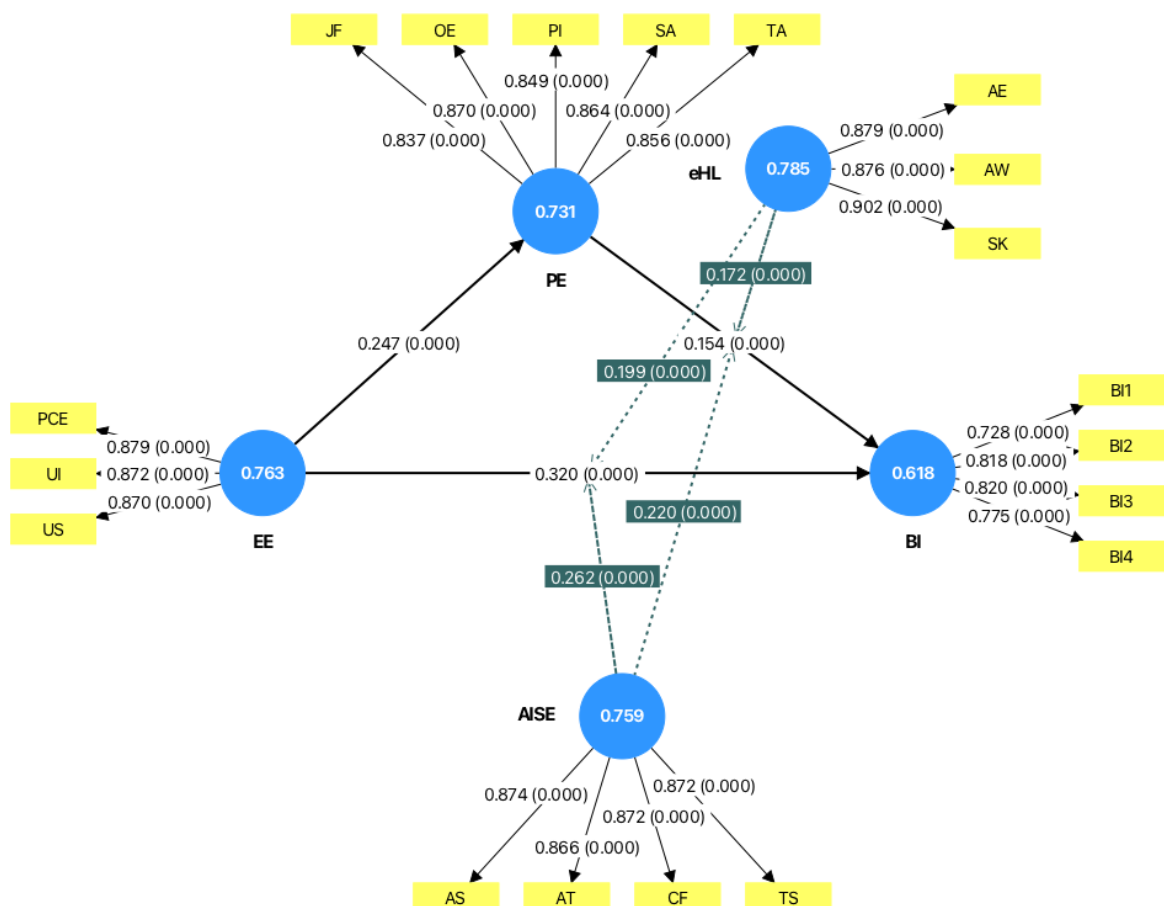
ตารางที่ 4 ค่าสถิติแสดงความเที่ยงตรงเชิงจำแนกของ Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT)

คู่ตัวแปรแฝง	HTMT	2.5%	97.5%
BI ↔ AISE	0.391	0.302	0.480
EE ↔ AISE	0.255	0.170	0.339
EE ↔ BI	0.464	0.374	0.553
PE ↔ AISE	0.291	0.209	0.369
PE ↔ BI	0.317	0.222	0.410
PE ↔ EE	0.279	0.192	0.365
eHL ↔ AISE	0.246	0.162	0.330
eHL ↔ BI	0.197	0.106	0.287
eHL ↔ EE	0.122	0.043	0.216
eHL ↔ PE	0.221	0.134	0.308



ผลการวิเคราะห์ข้อมูลในตารางที่ 5 และ 6 ในระดับแบบจำลองโครงสร้าง (Structural Model) เพื่อทดสอบสมมติฐาน พบว่า สามารถอธิบายความแปรปรวนของความตั้งใจใช้งาน AI Chatbot เพื่อการวินิจฉัยโรคด้วยตนเอง (BI) ได้สูงถึงร้อยละ 56.40 (R^2) ถือว่าโมเดลที่มีอำนาจในการพยากรณ์อยู่ในระดับปานกลางค่อนข้างสูง ในขณะที่เดียวกันค่า Q^2 (Predictive Relevance) มีค่ามากกว่า 0 แสดงว่าแบบจำลองนี้มีคุณภาพและทำนายได้ถูกต้อง โดยมีรายละเอียดการประเมินอิทธิพลทางตรง อิทธิพลทางอ้อม และอิทธิพลกำกับ ดังต่อไปนี้

ผลการทดสอบสมมติฐานอิทธิพลทางตรง (Direct Effects) จากข้อมูลในตารางที่ 5 พบว่า ความคาดหวังใช้งาน (EE) มีอิทธิพลทางตรงเชิงบวกต่อความตั้งใจใช้งาน (BI) อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($\beta = 0.320$, $t = 10.453$, $p < .001$) โดยมีขนาดอิทธิพลระดับปานกลาง (f^2) สนับสนุนสมมติฐาน H1 ในส่วนของความคาดหวังประสิทธิภาพ (PE) มีอิทธิพลทางตรงเชิงบวกต่อความตั้งใจใช้งาน (BI) อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($\beta = 0.154$, $t = 4.974$, $p < .001$) แม้จะมีขนาดอิทธิพลในระดับน้อย (f^2) แต่เพียงพอที่จะสนับสนุนสมมติฐาน H2 ในขณะที่ความคาดหวังใช้งาน (EE) มีอิทธิพลทางตรงเชิงบวกต่อความคาดหวังประสิทธิภาพ (PE) อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($\beta = 0.247$, $t = 6.425$, $p < .001$) โดยมีขนาดอิทธิพลระดับน้อย (f^2) สนับสนุนสมมติฐาน H3 ดังที่แสดงอยู่ในภาพที่ 2



ภาพที่ 2 การวิเคราะห์อิทธิพลเส้นทางของโมเดลสมการโครงสร้างอันดับสองแบบสะท้อนกลับ

(Reflective-Reflective Second-Order Model)

ด้วยเทคนิค Disjoint Two-Stage Approach ผ่านโปรแกรม SMART-PLS 4



สำหรับผลการทดสอบอิทธิพลทางอ้อมและตัวแปรคั่นกลาง (Mediation Effect) เป็นการทดสอบสมมติฐาน H4 จากข้อมูลการวิเคราะห์ในตารางที่ 5 และ 6 พบว่า ความคาดหวังประสิทธิภาพ (PE) ทำหน้าที่เป็นตัวแปรคั่นกลางบางส่วน (Partial Mediation) ในการส่งผ่านอิทธิพลจาก EE ไปยัง BI อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($\beta = 0.038$, $t = 3.808$, $p < .001$) เมื่อพิจารณาค่าอิทธิพลรวม (Total Effect) พบว่า EE มีอิทธิพลรวมต่อ BI เท่ากับ 0.358 สูงกว่าค่าอิทธิพลรวมของ PE ต่อ BI ที่มีค่าเท่ากับ 0.154

ตารางที่ 5 ผลการทดสอบสมมติฐานอิทธิพลทางตรง อิทธิพลทางอ้อม และ อิทธิพลตัวแปรกำกับ

สมมติฐาน	เส้นทาง	β	t-stat	p-value	f ²	R ² /Q ²	ผลการทดสอบ
H1	EE $\rightarrow$ BI	0.320***	10.453	<.001	0.207	R ² = 0.564	สนับสนุน
H2	PE $\rightarrow$ BI	0.154***	4.974	<.001	0.046	Q ² = 0.432	สนับสนุน
H3	EE $\rightarrow$ PE	0.247***	6.425	<.001	0.065		สนับสนุน
H4	EE $\rightarrow$ PE $\rightarrow$ BI	0.038***	3.808	<.001	-		สนับสนุน (Partial Mediation)
H5	PE $\times$ eHL $\rightarrow$ BI	0.172***	6.449	<.001	0.069		สนับสนุน
H6	EE $\times$ eHL $\rightarrow$ BI	0.199***	6.981	<.001	0.090		สนับสนุน
H7	PE $\times$ AISE $\rightarrow$ BI	0.220***	7.812	<.001	0.099		สนับสนุน
H8	EE $\times$ AISE $\rightarrow$ BI	0.262***	8.225	<.001	0.145		สนับสนุน

หมายเหตุ: *** $p < .001$

ตารางที่ 6 แสดงค่าอิทธิพลทางตรง อิทธิพลทางอ้อม และอิทธิพลรวม

ตัวแปรแฝง	R ² /Q ²	อิทธิพล (Effect)	EE	PE	eHL $\times$ PE	eHL $\times$ EE	AISE $\times$ PE	AISE $\times$ EE
PE	R ² = 0.061 Q ² = 0.113	DE	0.247	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
		IE	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
		TE	0.247	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
BI	R ² = 0.564 Q ² = 0.432	DE	0.320	0.154	0.172	0.199	0.220	0.262
		IE	0.038	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
		TE	0.358	0.154	0.172	0.199	0.220	0.262

หมายเหตุ: DE = Direct Effect, IE = Indirect Effect, TE = Total Effect

ผลการทดสอบสมมติฐานอิทธิพลของตัวแปรกำกับในตารางที่ 5 พบว่า การรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์ด้านสุขภาพ (eHL) เป็นตัวแปรกำกับเสริมอิทธิพลของ PE ต่อ BI ($\beta = 0.172$, $t = 6.449$, $p < .001$) และ EE ต่อ BI ($\beta = 0.199$, $t = 6.981$, $p < .001$) อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ สนับสนุนสมมติฐาน H5 และ H6 ในขณะเดียวกันความมั่นใจใช้ AI (AISE) เป็นตัวแปรกำกับเสริมอิทธิพลของ PE ต่อ BI ($\beta = 0.220$, $t = 7.812$, $p < .001$) และ EE ต่อ BI ($\beta = 0.262$, $t = 8.225$, $p < .001$) อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ สนับสนุนสมมติฐาน H7 และ H8

อภิปรายผล

ผลการวิเคราะห์ระดับความคิดเห็นของกลุ่มตัวอย่างสะท้อนให้เห็นถึงมุมมองเชิงบวกต่อเทคโนโลยี AI Chatbot ในบริบทของการวินิจฉัยโรคด้วยตนเอง โดยตัวแปรที่ทำการศึกษาทั้ง 5 ด้านอยู่ในระดับมาก ปรากฏการณ์นี้สอดคล้องกับทิศทางของสุขภาพดิจิทัล (Digital Health) ในระดับมหภาค ที่สำรวจ พบว่า ประชากรไทยกว่าร้อยละ 75.99 มีพฤติกรรมการใช้อินเทอร์เน็ตเพื่อสืบค้นและจัดการข้อมูลด้านสาธารณสุขเป็นทุนเดิมอยู่แล้ว (ศูนย์วิเคราะห์ข้อมูล, 2565) ความพร้อมด้านดิจิทัลดังกล่าวจึงเปรียบเสมือนเป็นรากฐานสำคัญที่จะทำให้แพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์กลายเป็นเครื่องมือที่บุคคลทั่วไปสามารถเข้าถึงและใช้ประโยชน์ได้ง่ายยิ่งขึ้น ดังที่ Aboueid, S. et al. ได้ให้ข้อสังเกตไว้ (Aboueid, S. et al., 2019) ทั้งนี้ ระดับความพร้อมและความคุ้นชินของประชาชนนำไปสู่การตั้งคำถามว่าภายใต้การเปิดรับเทคโนโลยีในบริบทนี้กลไกความคาดหวังใดที่เป็นตัวแปรหลักในการขับเคลื่อนให้เกิดพฤติกรรมการใช้งานอย่างแท้จริง

เมื่อวิเคราะห์ถึงอิทธิพลเชิงโครงสร้างตามสมมติฐานหลัก พบว่า ความคาดหวังใช้งาน (EE) และความคาดหวังประสิทธิภาพ (PE) ต่างมีอิทธิพลเชิงบวกต่อความตั้งใจใช้งาน (BI) ซึ่งเป็นไปตามแนวคิดพื้นฐานของแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) ของ Davis, F. D. และทฤษฎี UTAUT ของ Venkatesh, V. et al. (Davis, F. D., 1989); (Venkatesh, V. et al., 2003) อย่างไรก็ตามผลการศึกษานี้ได้แสดงให้เห็นถึงนัยสำคัญทางสถิติที่น่าสนใจเชิงวิพากษ์ กล่าวคือ ความคาดหวังใช้งาน (EE) ส่งผลอิทธิพลรวมต่อความตั้งใจใช้งาน (BI) สูงถึง 0.358 และมีมากกว่าความคาดหวังประสิทธิภาพ (PE) ที่มีค่าอิทธิพลรวมเพียง 0.154 ข้อค้นพบนี้แสดงให้เห็นถึงความแตกต่างจากพลวัตการยอมรับเทคโนโลยีในอดีต อย่างเช่น การศึกษาของ Chang, Y. T. et al. ในกลุ่มผู้ป่วยไตห้ว้น ที่ระบุว่าประโยชน์และประสิทธิภาพเป็นปัจจัยที่มีอิทธิพลสูงสุดต่อการยอมรับแอปพลิเคชันทางการแพทย์ (Chang, Y. T. et al., 2021)

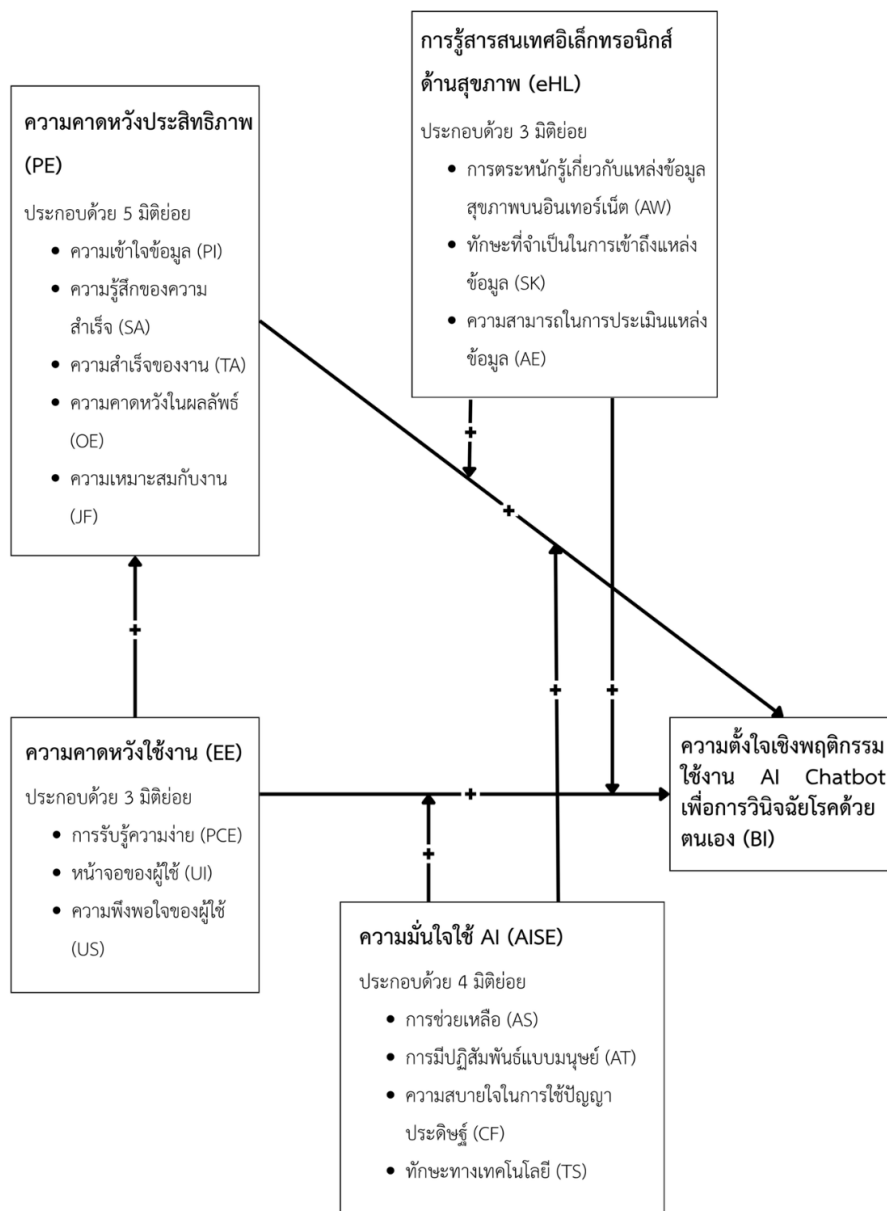
ในขณะที่บริบทของผู้ใช้งานชาวไทยกลับให้น้ำหนักกับความคาดหวังใช้งานมากกว่าความคาดหวังประสิทธิภาพเชิงลึก สิ่งที่เกิดขึ้นนี้สามารถอธิบายได้จากความกังวลและความเคลือบแคลงสงสัยที่ยังคงมีความน่าเชื่อถือของผลลัพธ์ทางการแพทย์ที่ประมวลผลด้วย AI ดังนั้น การออกแบบส่วนต่อประสานที่ใช้งานง่ายจึงอาจเป็นเงื่อนไขแรกๆ ที่ควรบรรลุก่อนที่ผู้ใช้งานจะลดกำแพงความกังวลและเปิดรับพิจารณาถึงอรรถประโยชน์ในลำดับถัดไป เหตุผลที่ผู้ใช้ไทยให้น้ำหนักกับความง่ายมากกว่าความแม่นยำเชิงลึกนั้น ส่วนหนึ่งอาจสะท้อนความกังวลต่อความแม่นยำ ความน่าเชื่อถือ และความเป็นส่วนตัวของผลวินิจฉัยที่ประมวลผลด้วย AI ทาง การแพทย์ ซึ่งสอดคล้องกับข้อสังเกตที่ว่า การวินิจฉัยโรคเป็นกระบวนการที่ต้องการความแม่นยำสูง ทำให้ผู้ใช้ยังคงลังเลที่จะไว้วางใจระบบในมิติของประสิทธิภาพเชิงลึก (Mennella, C. et al., 2024); (Ratta, R. et al., 2025)

ตรรกะการประเมินแบบเป็นลำดับขั้นดังกล่าวได้รับการยืนยันเพิ่มเติมผ่านการทดสอบอิทธิพลทางอ้อมพบว่า ความคาดหวังประสิทธิภาพทำหน้าที่เป็นเพียงตัวแปรคั่นกลางแบบบางส่วน (Partial Mediation) ในการถ่ายทอดอิทธิพลจากความคาดหวังใช้งานไปยังความตั้งใจใช้งาน AI Chatbot เพื่อการวินิจฉัยโรคด้วยตนเองตามกรอบการประเมินของ Zhao, X. et al. นัยทางสถิตินี้ชี้ให้เห็นว่ากลไกการขับเคลื่อนพฤติกรรมไม่ได้เกิดขึ้นแบบทางตรงเพียงเส้นทางเดียว (Zhao, X. et al., 2010) แต่ผู้ใช้งานจะมีกระบวนการไตร่ตรองเชิงพุทธิปัญญาโดยอาศัยความรู้สึกว่าเทคโนโลยีนั้นใช้งานง่ายและไม่มีอุปสรรคมาเป็นสะพานเชื่อมเพื่อสะท้อนภาพว่าระบบดังกล่าวน่าจะส่งมอบผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพได้ สอดคล้องกับการศึกษา ที่พบความคาดหวังประสิทธิภาพทำหน้าที่เป็นเพียงตัวแปร

คั่นกลางแบบบางส่วนเช่นกัน ถึงกระนั้นก็ตามแม้คุณลักษณะของตัวเทคโนโลยีเองจะมีความสำคัญต่อการสร้างเจตนาเบื้องต้นแต่ปัจจัยที่จะเป็นตัวเร่งปฏิกิริยาให้เกิดการใช้งานอย่างเต็มประสิทธิภาพนั้นกลับถูกตีกรอบและกำกับโดยขีดความสามารถส่วนบุคคลของผู้ใช้งานเองเป็นสำคัญ

การนำตัวแปรด้านทักษะและความเชื่อมั่นเข้ามาทดสอบในฐานะตัวแปรกำกับ (Moderator) เป็นการขยายขอบเขตทฤษฎีที่ช่วยเติมเต็มช่องว่างของการประเมินเทคโนโลยีสุขภาพ โดยผลการวิเคราะห์ชี้ชัดว่าการรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์ด้านสุขภาพ (eHL) สามารถเข้าไปเสริมอิทธิพลของทั้งความคาดหวังใช้งานและประสิทธิภาพต่อความตั้งใจใช้งานได้ โดยปรากฏการณ์ที่เกิดขึ้นนี้สามารถอธิบายได้ด้วยแบบจำลองลิลลี่ (Lily Model) ของ Norman, C. D. & Skinner, H. A. และสอดคล้องกับการศึกษาของ Gartrell, K. et al. รวมถึงการศึกษาของ Sudbury-Riley, L. et al. ที่อธิบายว่า การรู้สารสนเทศสุขภาพเป็นทักษะผสมผสานหลายด้านซึ่งช่วยให้ผู้ใช้สับสน ทำความเข้าใจ และประเมินสารสนเทศสุขภาพจากแหล่งอิเล็กทรอนิกส์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ผู้ที่มีทักษะระดับสูงจึงสามารถแปลงการรับรู้ประโยชน์และความง่ายในการใช้งานให้เป็นความตั้งใจใช้งานได้มากขึ้น (Norman, C. D. & Skinner, H. A., 2006); (Gartrell, K. et al., 2020); (Sudbury-Riley, L. et al., 2017) ที่ระบุว่าทักษะในการประเมินและคัดกรองข้อมูลสุขภาพออนไลน์อย่างรู้เท่าทัน คือ ปัจจัยที่ทำให้ผู้ใช้สามารถดึงศักยภาพของเทคโนโลยีดิจิทัลออกมาใช้ได้อย่างแท้จริง นอกจากนี้ แล้วทฤษฎีการรับรู้ความสามารถของตนเอง (Self-Efficacy Theory) ของ Bandura, A. ยังคงเป็นที่ยอมรับในวงวิชาการผ่านตัวแปรความมั่นใจใช้ AI (AISE) ซึ่งทำหน้าที่เสริมอิทธิพลในเชิงบวก และช่วยยกระดับอำนาจการพยากรณ์ความตั้งใจใช้งาน ตามการศึกษาของ Bandura, A. ได้เน้นย้ำว่าความเชื่อมั่นในการควบคุมระบบ AI เป็นปัจจัยสนับสนุนที่สำคัญในการแปลงการรับรู้ความง่ายและประโยชน์ให้กลายเป็นการกระทำ ภาพรวมของผลลัพธ์ทางสถิติทั้งหมดนี้จึงนำไปสู่ข้อสรุปเชิงประจักษ์ที่ว่า การส่งเสริมระบบนิเวศสุขภาพดิจิทัลที่ยั่งยืนไม่สามารถพึ่งพาความล้ำสมัยของเทคโนโลยีเพียงมิติเดียวแต่จะต้องบูรณาการเพื่อยกระดับการรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์ด้านสุขภาพ และความเชื่อมั่นใน AI ของตัวผู้ใช้งานไปพร้อม ๆ กัน (Bandura, A., 1977) อย่างไรก็ตามการวิจัยนี้มีข้อจำกัดที่ควรพิจารณาในการตีความผล กล่าวคือ กลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่อยู่ในช่วงวัย 20 - 39 ปี และใช้แพลตฟอร์ม Gemini และ ChatGPT เป็นหลัก (รวมร้อยละ 83.0) ผลที่ได้จึงอาจยังไม่สะท้อนพฤติกรรมของผู้สูงอายุ หรือผู้ที่ไม่คุ้นเคยกับ AI มากนัก อีกทั้งเป็นการศึกษาเชิงสำรวจ ณ ช่วงเวลาหนึ่ง (Cross-sectional) ที่อาศัยการรายงานด้วยตนเอง

องค์ความรู้ใหม่



ภาพที่ 3 กรอบแนวคิดพหุมิติอันดับสอง: บทบาทตัวแปรกำกับของการรู้สารสนเทศสุขภาพอิเล็กทรอนิกส์และความมั่นใจใช้ AI ต่อการวินิจฉัยโรคด้วยตนเอง

งานวิจัยนี้สังเคราะห์องค์ความรู้ใหม่เป็นแบบจำลองเชิงบูรณาการที่ขยายกรอบ UTAUT ในบริบทเฉพาะของการใช้ AI Chatbot เพื่อการวินิจฉัยโรคด้วยตนเองของประชาชนไทย ตามที่แสดงในภาพที่ 3 โดยมีองค์ประกอบสำคัญ 3 ประการ ได้แก่ 1) บทบาทของความคาดหวังใช้งาน (EE) ในฐานะปัจจัยพยากรณ์เด่นกว่าความคาดหวังประสิทธิภาพ (PE) แตกต่างจากบริบทเทคโนโลยีสุขภาพอื่น ๆ 2) บทบาทของความคาดหวังประสิทธิภาพในฐานะตัวแปรคั่นกลางบางส่วน (Partial Mediation) ที่เชื่อมโยง EE สู่ BI และ 3) บทบาทของการรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์



ด้านสุขภาพ (eHL) และความมั่นใจใช้ AI (AISE) ในฐานะตัวแปรกำกับที่ช่วยเสริม (Enhancing Moderator) อิทธิพลของ EE และ PE ที่มีต่อ BI โดย AISE แบบจำลองนี้นำเสนอกลไกการยอมรับ AI Chatbot สุขภาพในประเทศกำลังพัฒนาที่กำลังเปลี่ยนผ่านสู่ยุคดิจิทัล โดยใช้ให้เห็นว่าการพัฒนาเทคโนโลยีต้องคู่ขนานกับการเสริมสร้างทักษะการรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์ด้านสุขภาพ และความมั่นใจใช้ AI ของผู้ใช้

สรุปและข้อเสนอแนะ

งานวิจัยเชิงปริมาณครั้งนี้ทำการศึกษาอิทธิพลของปัจจัยกำกับการรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์ด้านสุขภาพและความมั่นใจใช้ AI ต่อการยอมรับ AI Chatbot เพื่อการวินิจฉัยโรคด้วยตนเองของประชาชนไทย จำนวน 670 ตัวอย่าง พบว่า ตัวแปรทั้ง 5 ตัวแปรอยู่ในระดับมาก การรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์ด้านสุขภาพมีค่าเฉลี่ยสูงสุด ปัจจัยความคาดหวังใช้งาน และความคาดหวังประสิทธิภาพมีอิทธิพลทางตรงเชิงบวกต่อความตั้งใจใช้งาน โดย EE มีอิทธิพลรวมสูงสุด ($TE = 0.358$) PE เป็นตัวแปรคั่นกลางบางส่วนระหว่าง EE และ BI ขณะที่ eHL และ AISE ต่างก็เป็นตัวแปรกำกับที่ช่วยเสริมอิทธิพลของ EE และ PE ที่มีต่อ BI อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ จากผลการวิจัยจึงมีข้อเสนอแนะเชิงนโยบายและเชิงปฏิบัติ ดังนี้ 1) ผู้พัฒนา AI Chatbot ควรให้ความสำคัญสูงสุดกับการออกแบบหน้าจอผู้ใช้ที่เป็นมิตร ใช้งานง่าย และตอบสนองรวดเร็ว เนื่องจากความคาดหวังใช้งานเป็นปัจจัยพยากรณ์เด่นที่สุดต่อความตั้งใจใช้งาน 2) หน่วยงานด้านสาธารณสุขควรส่งเสริมทักษะการรู้สารสนเทศอิเล็กทรอนิกส์ด้านสุขภาพของประชาชน โดยเฉพาะมิติด้านการประเมินแหล่งข้อมูลเป็นจุดอ่อนที่พบในผลการศึกษา เช่น การจัดหลักสูตรอบรมระยะสั้น หรือสื่อให้ความรู้ผ่านช่องทางออนไลน์ เพื่อพัฒนาทักษะการประเมินความน่าเชื่อถือของข้อมูลสุขภาพอย่างเป็นรูปธรรม 3) ผู้พัฒนาควรสร้างกลไกเสริมสร้างความมั่นใจใช้ AI ของผู้ใช้ปลายทาง เช่น การออกแบบฟีเจอร์ตรวจสอบและแก้ไขข้อมูลก่อนส่ง การให้ข้อมูลความน่าเชื่อถือของแหล่งข้อมูล และการแสดงข้อจำกัดของระบบอย่างชัดเจน และ 4) ผู้กำหนดนโยบายควรบูรณาการกลยุทธ์การพัฒนาเทคโนโลยีกับการพัฒนาทักษะดิจิทัลด้านสุขภาพของประชาชนเพื่อลดช่องว่างการเข้าถึงเทคโนโลยีสุขภาพดิจิทัลตามแผนพัฒนารัฐบาลดิจิทัล พ.ศ. 2566 - 2570 สำหรับข้อเสนอแนะการวิจัยในอนาคต ได้แก่ 1) ควรขยายการศึกษาไปสู่การวิจัยแบบติดตามระยะยาวเพื่อทำความเข้าใจการเปลี่ยนแปลงของพฤติกรรมการใช้งานจริงในระยะยาว 2) ควรศึกษาตัวแปรอื่น ๆ ที่อาจมีอิทธิพลเพิ่มเติม เช่น ความไว้วางใจ การรับรู้ความเสี่ยง และอิทธิพลทางสังคม เพื่อสร้างความเข้าใจที่ครอบคลุมยิ่งขึ้น และ 3) ควรขยายการศึกษาเปรียบเทียบในกลุ่มประชากรเฉพาะ เช่น ผู้สูงอายุ ผู้ป่วยโรคเรื้อรัง หรือบุคลากรทางการแพทย์ เพื่อให้ได้แบบจำลองที่เหมาะสมในแต่ละบริบท

เอกสารอ้างอิง

ประกาศคณะกรรมการพัฒนารัฐบาลดิจิทัล. (2566). แผนพัฒนารัฐบาลดิจิทัลของประเทศไทย พ.ศ. 2566 - 2570.

ราชกิจจานุเบกษา เล่มที่ 140 ตอนพิเศษ 84 ง หน้า 14 (10 เมษายน 2566).

ศูนย์วิเคราะห์ข้อมูล. (2565). รายงานผลการสำรวจพฤติกรรมผู้ใช้อินเทอร์เน็ตในประเทศไทย ปี 2565. เรียกใช้เมื่อ 15 มกราคม 2568 จาก <https://www.etda.or.th/getattachment/78750426-4a58-4c36-85d3-d1c11c3db1f3/IUB-65-Final.pdf.aspx>

- สำนักงานสถิติแห่งชาติ. (2566). การสำรวจอนามัยและสวัสดิการ พ.ศ. 2566 THE 2023 HEALTH AND WELFARE SURVEY. เรียกใช้เมื่อ 11 มกราคม 2568 จาก https://www.nso.go.th/nsoweb/storage/survey_detail/2023/20230929131046_99194.pdf
- _____. (2568). รายงานสถิติรายปี ประเทศไทย พ.ศ. 2568 STATISTICAL YEARBOOK THAILAND 2025. เรียกใช้เมื่อ 12 มกราคม 2568 จาก https://www.nso.go.th/public/e-book/Statistical-Yearbook/SYB-2025_webPage/Page_SYB_TH.html
- Aboueid, S. et al. (2019). The Use of Artificially Intelligent Self-Diagnosing Digital Platforms by the General Public: Scoping Review. *JMIR Med Inform*, 7(2). <https://doi.org/10.2196/13445>.
- Bandura, A. (1977). Self-efficacy: Toward a unifying theory of behavioral change. *Psychological Review*, 84(2), 191-215.
- Budhathoki, T. et al. (2024). ChatGPT adoption and anxiety: a cross-country analysis utilising the unified theory of acceptance and use of technology (UTAUT). *Studies in Higher Education*, 49(5), 831-846.
- Chang, Y. T. et al. (2021). Extending the Utility of UTAUT2 for Hospital Patients' Adoption of Medical Apps: Moderating Effects of e-Health Literacy. *Mobile Information Systems*, 1-10. <https://doi.org/10.1155/2021/8882317>.
- Chopard, B. & Musy, O. (2023). Market for artificial intelligence in health care and compensation for medical errors. *International Review of Law and Economics*, 75. <https://doi.org/10.1016/j.irle.2023.106153>.
- Davis, F. D. (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340.
- Desai, F. et al. (2022). HealthCloud: A system for monitoring health status of heart patients using machine learning and cloud computing. *Internet of Things*, 17. <https://doi.org/10.1016/j.iot.2021.100485>.
- Gartrell, K. et al. (2020). Three-factor structure of the eHealth Literacy Scale and its relationship with nurses' health-promoting behaviours and performance quality. *J Adv Nurs*, 76(10), 2522-2530.
- Hair, J. F. et al. (2010). *Multivariate Data Analysis*. London: Pearson.
- Hair, J. F. J. et al. (2014). A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM). *European Journal of Tourism Research*, 6(2). <https://doi.org/10.54055/ejtr.v6i2.134>.
- Mennella, C. et al. (2024). Ethical and regulatory challenges of AI technologies in healthcare: A narrative review. *Heliyon*, 10(4). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e26297>.

- Menon, D. & Shilpa, K. (2023). "Chatting with ChatGPT": Analyzing the factors influencing users' intention to Use the Open AI's ChatGPT using the UTAUT model. *Heliyon*, 9(11). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e20962>.
- Norman, C. D. & Skinner, H. A. (2006). eHealth Literacy: Essential Skills for Consumer Health in a Networked World. *J Med Internet Res*, 8(2). <https://doi.org/10.2196/jmir.8.2.e9>.
- Putra, P. O. H. et al. (2022). Usability factors that drive continued intention to use and loyalty of mobile travel application. *Heliyon*, 8(9). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e10620>.
- Ratta, R. et al. (2025). The Relevance of Trust in the Implementation of AI-Driven Clinical Decision Support Systems by Healthcare Professionals: An Extended UTAUT Model. *Electronic Journal of Knowledge Management*, 23(1), 47-66.
- Sudbury-Riley, L. et al. (2017). Exploring the Measurement Properties of the eHealth Literacy Scale (eHEALS) Among Baby Boomers: A Multinational Test of Measurement Invariance. *J Med Internet Res*, 19(2). <https://doi.org/10.2196/jmir.5998>.
- Sullivan, G. M. & Artino, A. R. (2013). Analyzing and interpreting data from likert-type scales. *Journal of graduate medical education*, 5(4), 541-542.
- Thunga, G. et al. (2024). Artificial intelligence in neglected tropical diseases. In *Artificial Intelligence in Clinical Practice*, 155-161. <https://doi.org/10.1016/b978-0-443-15688-5.00029-2>.
- Venkatesh, V. et al. (2003). User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. *MIS Quarterly*, 27(3). <https://doi.org/10.2307/30036540>.
- Wang, Y. Y. & Chuang, Y. W. (2023). Artificial intelligence self-efficacy: Scale development and validation. *Education and Information Technologies*, 29(4), 4785-4808.
- Zhao, X. et al. (2010). Reconsidering Baron and Kenny: Myths and Truths about Mediation Analysis. *Journal of Consumer Research*, 37(2), 197-206.