รายงานฉบับสมบูรณ์

โครงการพัฒนาแนวทางการประเมินความคุ้มค่าของปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ เพื่อบรรจุในชุดสิทธิประโยชน์ในระบบประกันสุขภาพของประเทศไทย

Development of reference case for economic evaluation on clinical artificial intelligence for health insurance reimbursement in Thailand

กันยายน 2568

คณะผู้วิจัย

ดร. นพ.กติกา อรรฆศิลป์
ภญ.ธมลวรรณ ดุลสัมพันธ์
นพ.ณัฐ ศิริรัตน์บุญขจร
ดร. นพ.ยศ ตีระวัฒนานนท์

มูลนิธิเพื่อการประเมินเทคโนโลยีและนโยบายด้านสุขภาพ
สถาบันวิจัยและประเมินเทคโนโลยีทางการแพทย์
คณะแพทยศาสตร์โรงพยาบาลรามาธิบดี มหาวิทยาลัยมหิดล

โครงการนี้ได้รับทุนอุดหนุนจากสถาบันวิจัยระบบสาธารณสุข (สวรส.)
ความเห็นและข้อเสนอแนะที่ปรากฏในเอกสารนี้เป็นของผู้วิจัย มิใช่ความเห็นของสถาบันวิจัยระบบสาธารณสุข

รายงานฉบับสมบูรณ์

โครงการพัฒนาแนวทางการประเมินความคุ้มค่าของปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์เพื่อบรรจุในชุดสิทธิประโยชน์ในระบบประกันสุขภาพของประเทศไทย

Development of reference case for economic evaluation on clinical artificial intelligence for health insurance reimbursement in Thailand

กันยายน 2568

คณะผู้วิจัย

ดร.นพ.กติกา อรรฆศิลป์ / Katika Akksilp[1, 2]

ภญ.ธมลวรรณ ดุลสัมพันธ์ / Thamonwan Dulsamphan[1]

นพ.ณัฐ ศิริรัตน์บุญขจร / Nut Siriratboonkajorn[3]

ดร. นพ.ยศ ตีระวัฒนานนท์ / Yot Teerawattananon[1]

[1] มูลนิธิเพื่อการประเมินเทคโนโลยีและนโยบายด้านสุขภาพ

[2] สถาบันวิจัยและประเมินเทคโนโลยีทางการแพทย์

[3] คณะแพทยศาสตร์โรงพยาบาลรามาธิบดี มหาวิทยาลัยมหิดล

โครงการนี้ได้รับทุนอุดหนุนจากสถาบันวิจัยระบบสาธารณสุข (สวรส.)

ความเห็นและข้อเสนอแนะที่ปรากฏในเอกสารนี้เป็นของผู้วิจัย
มิใช่ความเห็นของสถาบันวิจัยระบบสาธารณสุข

รายงานวิจัย

โครงการพัฒนาแนวทางการประเมินความคุ้มค่าของปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์เพื่อบรรจุในชุดสิทธิประโยชน์ในระบบประกันสุขภาพของประเทศไทย

Development of reference case for economic evaluation on clinical artificial intelligence for health insurance reimbursement in Thailand

คณะผู้วิจัย

ดร.นพ.กติกา อรรฆศิลป์ / Katika Akksilp[1, 2]

ภญ.ธมลวรรณ ดุลสัมพันธ์ / Thamonwan Dulsamphan[1]

นพ.ณัฐ ศิริรัตน์บุญขจร / Nut Siriratboonkajorn[3]

ดร. นพ.ยศ ตีระวัฒนานนท์ / Yot Teerawattananon[1]

[1] มูลนิธิเพื่อการประเมินเทคโนโลยีและนโยบายด้านสุขภาพ

[2] สถาบันวิจัยและประเมินเทคโนโลยีทางการแพทย์

[3] คณะแพทยศาสตร์โรงพยาบาลรามาธิบดี มหาวิทยาลัยมหิดล

“โครงการนี้ได้รับทุนอุดหนุนจากสถาบันวิจัยระบบสาธารณสุข (สวรส.)”

ความเห็นและข้อเสนอแนะที่ปรากฏในเอกสารนี้เป็นของผู้วิจัย
มิใช่ความเห็นของสถาบันวิจัยระบบสาธารณสุข

กันยายน 2568

กิตติกรรมประกาศ

คณะผู้วิจัยในมูลนิธิเพื่อการประเมินเทคโนโลยีและนโยบายด้านสุขภาพ (Health Intervention and Technology Assessment Program Foundation หรือ HITAP) ขอขอบคุณสถาบันวิจัยระบบสาธารณสุข ผู้ให้ทุนสนับสนุนงานวิจัยนี้ อย่างไรก็ตาม ความเห็นและข้อเสนอแนะที่ปรากฏในเอกสารนี้เป็นของคณะผู้วิจัย มิใช่ความเห็นของผู้ให้ทุนสนับสนุนงานวิจัย

การดำเนินงานนี้ยังได้รับความอนุเคราะห์ข้อมูลต้นทุนการให้บริการตรวจคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชนโดยการใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์จากกองวัณโรค กรมควบคุมโรค และสำนักงานป้องกันควบคุมโรคที่ 9 นครราชสีมา

นอกจากนี้ ขอขอบคุณผู้ทรงคุณวุฒิและผู้แทนจากหน่วยงานภาคส่วนต่าง ๆ ได้แก่ ผู้แทนจากสำนักงานหลักประกันสุขภาพแห่งชาติ สำนักงานประกันสังคม กรมบัญชีกลาง กรมวิทยาศาสตร์การแพทย์ กองวิชาการแพทย์ ศูนย์ความเป็นเลิศด้านชีววิทยาศาสตร์ สำนักงานพัฒนาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีแห่งชาติ กองวัณโรค กรมควบคุมโรค สำนักงานป้องกันควบคุมโรคที่ 9 นครราชสีมา สถาบันวิจัยระบบสาธารณสุข แพทย์ผู้เชี่ยวชาญจากภาควิชารังสีวิทยา คณะแพทยศาสตร์ศิริราชพยาบาล คณะแพทยศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ภาควิชาอายุรศาสตร์ โรงพยาบาลธรรมศาสตร์เฉลิมพระเกียรติ กลุ่มงานอายุรศาสตร์ปอด สถาบันโรคทรวงอก รวมทั้งผู้แทนจากผู้ผลิต/ผู้จำหน่ายปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ ที่เข้าร่วมการประชุมผู้มีส่วนได้ส่วนเสียและให้ข้อเสนอแนะอันเป็นประโยชน์ต่อการดำเนินงานวิจัยนี้

คณะผู้วิจัย

กันยายน 2568

บทคัดย่อ

การพัฒนาเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์เติบโตอย่างรวดเร็วและมีบทบาทสำคัญต่อการดูแลสุขภาพทั่วโลก อย่างไรก็ตาม การนำเทคโนโลยีดังกล่าวไปใช้จริงยังมีความท้าทาย ทั้งในแง่ความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์ ความปลอดภัยของข้อมูลผู้ป่วย และการยอมรับของบุคลากรทางการแพทย์ คณะผู้วิจัยจึงดำเนินการศึกษาโครงการวิจัยชิ้นนี้ อันประกอบด้วย 3 ส่วนหลักคือ (1) การทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบและวิเคราะห์อภิมานของงานวิจัยที่ประเมินความคุ้มค่าของปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์แม่นยำทั่วโลก (2) การสำรวจความคิดเห็นบุคลากรทางการแพทย์ในประเทศไทยผ่านแบบสอบถามออนไลน์เกี่ยวกับการใช้งานและการรับรู้ต่อ AI ทางการแพทย์ และ (3) การประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์ (cost-utility analysis) ของการคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชนโดยใช้ AI เปรียบเทียบกับแนวทางปัจจุบันที่ใช้แพทย์ทั่วไป โดยใช้แบบจำลองแผนภูมิการตัดสินใจและแบบจำลอง Markov

ผลการศึกษา: (1) จากการทบทวนวรรณกรรมพบว่าเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์แม่นยำ (AI-PM) โดยรวม มีแนวโน้มที่จะมีความคุ้มค่าหรือประหยัดต้นทุนได้ โดยมีค่าผลประโยชน์สุทธิที่เป็นตัวเงิน (NMB) เป็นบวก และปีสุขภาวะ (QALYs) เพิ่มขึ้น ปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อ NMB ได้แก่ ต้นทุนต่อหน่วยของ AI-PM และ การบูรณาการการปฏิบัติตามการตัดสินใจโดยอาศัยข้อมูลจาก AI (2) ผลสำรวจบุคลากรทางการแพทย์ไทยแสดงให้เห็นถึงความคิดเห็นเชิงบวกอย่างมาก ต่อการนำ AI มาใช้ในการสนับสนุนการตัดสินใจทางคลินิกและการวินิจฉัยโรค แต่ก็มีความกังวลอย่างมีนัยสำคัญด้านความปลอดภัยของข้อมูลผู้ป่วย และคุณภาพการสื่อสารระหว่างแพทย์กับผู้ป่วย (3) การประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์พบว่ากลยุทธ์การคัดกรองวัณโรคปอดโดยใช้ AI มีความคุ้มค่าในประเทศไทยที่เกณฑ์ 160,000 บาทต่อปีสุขภาวะ โดยเฉพาะอย่างยิ่ง การใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพียงอย่างเดียว (AI alone) เป็นทางเลือกที่คุ้มค่าที่สุด เนื่องจากมีต้นทุนตลอดชีพสูงกว่าแต่ให้ผลลัพธ์ทางสุขภาพที่ดีกว่าทั้งในแง่ของปีชีวิตและปีสุขภาวะเมื่อเทียบกับการให้แพทย์ทั่วไปแปลผลเพียงอย่างเดียว (GP alone)

บทสรุป: ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์มีศักยภาพสูงในการพัฒนาการดูแลสุขภาพ แต่การนำมาใช้อย่างมีประสิทธิภาพและยั่งยืนจำเป็นต้องมีแนวทางการประเมินความคุ้มค่าที่เป็นมาตรฐาน การแก้ไขช่องว่างในการรายงานข้อมูล การพิจารณาประเด็นด้านจริยธรรมเช่นความปลอดภัยของข้อมูล และกรอบนโยบายที่แข็งแกร่งสำหรับการนำไปใช้และการเบิกจ่ายในระบบประกันสุขภาพ

คำสำคัญ: ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ การประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์ การประเมินเทคโนโลยีด้านสุขภาพ วัณโรคปอด

Abstract

The development of artificial intelligence (AI) in healthcare is advancing rapidly and playing an important role in healthcare worldwide. However, real-world implementation remains challenging in terms of economic value, patient data security, and acceptance by health professionals. Hence, this study was conducted with three main components: (1) a systematic review and meta-analysis of global studies evaluating the cost-effectiveness of precision medical AI (AI-PM); (2) a nationwide online survey of Thai health providers on their use of and perceptions toward AI in healthcare; and (3) a model-based (decision-tree and Markov model) cost-utility analysis of community-based screening for pulmonary tuberculosis (TB) in high-risk populations using AI compared with the current approach.

Results: (1) The literature indicates that, overall, AI-PM tends to be cost-effective or cost-saving, with positive net monetary benefit (NMB) and gains in quality-adjusted life years (QALYs). Key drivers of NMB include the unit cost of AI-PM and the extent to which AI-informed decisions are adhered to in practice. (2) The Thai health-professional survey revealed highly positive views toward using AI to support clinical decision-making and diagnosis, alongside significant concerns about patient data security and the quality of physician–patient communication. (3) The economic evaluation found that AI-based pulmonary TB screening is cost-effective in Thailand at a willingness-to-pay threshold of 160,000 THB per QALY. In particular, using medical AI alone to interpret chest radiographs (AI alone) was the most cost-effective option: although it incurs higher lifetime costs, it delivers better health outcomes than interpretation by general practitioners alone (GP alone).

Conclusion: AI in healthcare has substantial potential to improve healthcare. To enable effective and sustainable adoption, however, standardized approaches to cost-effectiveness evaluation are needed, along with closing reporting gaps, addressing ethical issues such as data security, and establishing robust policy frameworks for implementation and reimbursement within health insurance systems.

Keywords: Artificial Intelligent in Healthcare, Economic Evaluation, Health Technology Assessment, Pulmonary Tuberculosis

บทสรุปสำหรับผู้บริหาร

ความเป็นมาและเหตุผล: การก้าวเข้าสู่ยุคดิจิทัลอย่างเต็มรูปแบบได้นำมาซึ่งข้อมูลสุขภาพจำนวนมหาศาล (big data) ซึ่งเปิดโอกาสสำคัญในการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) เพื่อสนับสนุนการวินิจฉัย การรักษาโรค และการบริหารจัดการสาธารณสุขให้มีความแม่นยำและเหมาะสมยิ่งขึ้น. อย่างไรก็ตาม AI ทางการแพทย์ยังคงเผชิญกับความท้าทายด้านค่าใช้จ่ายที่สูง ความไม่แน่นอนของผลลัพธ์ รวมถึงข้อกังวลด้านผลกระทบทางสังคม จริยธรรม และความเสี่ยงของการเกิดปรากฏการณ์ "Lock-in". ด้วยเหตุนี้ การประเมินเทคโนโลยีด้านสุขภาพ (Health Technology Assessment: HTA) และการประเมินคุณค่าทางการแพทย์และสาธารณสุข (health economic evaluation) จึงเป็นเครื่องมือสำคัญในการพิจารณาคัดเลือกเทคโนโลยี AI มาบรรจุในชุดสิทธิประโยชน์ของระบบประกันสุขภาพ. โครงการนี้จึงริเริ่มขึ้นเพื่อพัฒนาแนวทางการประเมินความคุ้มค่าของ AI ทางการแพทย์เพื่อรองรับการเบิกจ่ายในระบบประกันสุขภาพของประเทศไทย

วัตถุประสงค์: การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์หลัก 2 ประการ ได้แก่

1. เพื่อทราบปัจจัยที่ส่งผลต่อความคุ้มค่าของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ที่ใช้ทางการแพทย์ทั่วโลก เพื่อนำไปปรับใช้ในการจัดลำดับความสำคัญของการลงทุนวิจัยและพัฒนา รวมถึงส่งเสริมการใช้งานเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ในประเทศไทย
2. เพื่อประเมินเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ที่สำคัญในประเทศไทย

ระเบียบวิธีวิจัย: การวิจัยนี้ถูกออกแบบให้ประกอบด้วยการศึกษา 3 ส่วนหลัก ได้แก่

1. การทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบและวิเคราะห์อภิมาน: เพื่อรวบรวมและวิเคราะห์งานวิจัยทั่วโลกที่ประเมินความคุ้มค่าของ AI ในการแพทย์แม่นยำ (AI-PM)
2. การสำรวจความคิดเห็นบุคลากรทางการแพทย์: ดำเนินการผ่านแบบสอบถามออนไลน์เพื่อรวบรวมมุมมองและประสบการณ์ของบุคลากรทางการแพทย์ทั่วประเทศไทยเกี่ยวกับการใช้งาน AI ทางการแพทย์ในอดีต ปัจจุบัน และอนาคต
3. การประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์: ทำการวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์ (cost-utility analysis) โดยใช้แบบจำลอง Decision Tree และ Markov เพื่อเปรียบเทียบกลยุทธ์การคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชนด้วย AI กับแนวทางปัจจุบันที่ใช้แพทย์ทั่วไป

ผลการศึกษาที่สำคัญ

- ***ภาพรวมการประเมินความคุ้มค่าของ AI ทางการแพทย์แม่นยำทั่วโลก (ส่วนที่ 1)***

จากการทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบใน 48 งานวิจัย (50 ชุดข้อมูล) พบว่าเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์แม่นยำ (AI-PM) โดยทั่วไปแสดงให้เห็นถึงศักยภาพในการประหยัดต้นทุนหรือมีความคุ้มค่า โดยร้อยละ 82.9 ของการศึกษาในกลุ่ม Cost-Effectiveness Analysis (CEA) และ Cost-Utility Analysis (CUA) รายงานผลลัพธ์ว่า "dominant" (ประหยัดต้นทุนและมีประสิทธิภาพดีกว่า) หรือ "cost-effective".

ค่ามัธยฐานของผลประโยชน์สุทธิที่เป็นตัวเงิน (Net Monetary Benefit: NMB) เป็นบวก ($212) พร้อมกับการเพิ่มขึ้นของปีสุขภาวะ (Quality-Adjusted Life Years: QALYs) (มัธยฐาน 0.006) และต้นทุนที่ลดลง (มัธยฐาน -$26)

ปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อ NMB ได้แก่ ต้นทุนต่อหน่วยของ AI-PM, การบูรณาการการปฏิบัติตามการตัดสินใจโดยอาศัยข้อมูลจาก AI, ทางเลือกของมาตรการเปรียบเทียบ, มุมมองการศึกษา, กรอบเวลาการประเมิน, ระดับรายได้ของประเทศ และประเภทของผู้ให้ทุน

อย่างไรก็ตาม การทบทวนยังชี้ให้เห็นถึงการขาดรายละเอียดในการรายงานองค์ประกอบเฉพาะของ AI ซึ่งเป็นอุปสรรคต่อการทำความเข้าใจอย่างครอบคลุม และสร้างความไม่แน่นอนสำหรับการพิจารณาการเบิกจ่ายและการนำไปใช้ในวงกว้าง

- ***ทัศนคติของบุคลากรทางการแพทย์ไทยต่อ AI (ส่วนที่ 2)***

ผลการสำรวจออนไลน์จากบุคลากรทางการแพทย์และสาธารณสุข 400 รายทั่วประเทศ แสดงให้เห็นถึงการสนับสนุนอย่างมากต่อการนำ AI มาใช้ในระบบสุขภาพไทย

กลุ่มเทคโนโลยี AI ที่บุคลากรต้องการมากที่สุด ได้แก่ Chatbot และแอปพลิเคชันให้คำปรึกษาสุขภาพสำหรับประชาชนทั่วไป, ระบบสนับสนุนการตัดสินใจทางคลินิก (Clinical Decision Support System) และการวินิจฉัยทางการแพทย์, รวมถึงระบบวิเคราะห์ข้อมูลสุขภาพเพื่อคัดกรองและวินิจฉัยเบื้องต้น

แม้จะมีการสนับสนุน แต่ก็มีข้อกังวลสำคัญที่ถูกยกขึ้น ได้แก่ ความปลอดภัยและความเป็นส่วนตัวของข้อมูลผู้ป่วย (ร้อยละ 69.2 กังวล) และผลกระทบที่ AI อาจลดคุณภาพการสื่อสารระหว่างแพทย์กับผู้ป่วย (ร้อยละ 58.8 เห็นว่าอาจลดลง)

- ***การประเมินความคุ้มค่าของ AI สำหรับการคัดกรองวัณโรคปอดในประเทศไทย (ส่วนที่ 3)***

การวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์ของการตรวจคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงสูงตามชุมชน พบว่ากลยุทธ์การใช้ AI มีความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์สำหรับประเทศไทยที่เกณฑ์ความเต็มใจที่จะจ่าย 160,000 บาทต่อปีสุขภาวะ

<u>การเปรียบเทียบความคุ้มค่า</u>: การใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพียงอย่างเดียว (AI alone) ถือเป็นทางเลือกที่มีความคุ้มค่ามากที่สุด มาตรการ AI alone มีต้นทุนรวมตลอดชีพสูงกว่า (1,310 บาท) แต่ให้ผลลัพธ์ทางสุขภาพที่ดีกว่าทั้งในด้านปีชีวิต (26.80 ปี) และปีสุขภาวะ (24.42 ปี) เมื่อเทียบกับแนวทางปัจจุบันที่ให้แพทย์ทั่วไปแปลผลเพียงอย่างเดียว (GP alone) ซึ่งมีต้นทุนตลอดชีพ 1,280 บาท, ปีชีวิต 26.74 ปี และปีสุขภาวะ 23.54 ปี อัตราส่วนต้นทุนประสิทธิผลส่วนเพิ่ม (ICER) ของมาตรการ AI alone เมื่อเทียบกับ GP alone พบว่าเป็น "dominant" (ประหยัดกว่าและมีประสิทธิภาพดีกว่า) ในขณะที่มาตรการ AI ร่วมกับแพทย์ทั่วไป (AI+GP) มี ICER อยู่ที่ 212 บาทต่อปีสุขภาวะ ทั้งมาตรการ AI alone และ AI+GP ถือว่ามีความคุ้มค่าเมื่อเปรียบเทียบกับเกณฑ์ความเต็มใจที่จะจ่ายของประเทศไทย

<u>ต้นทุนต่อหน่วย</u>: ต้นทุนต่อการคัดกรอง 1 ราย (ไม่รวมการตรวจเสมหะ) สำหรับ GP alone อยู่ที่ 199 บาท AI alone อยู่ที่ 258 บาท และ AI+GP อยู่ที่ 267 บาท

<u>การวิเคราะห์ความไว</u>: ตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อความคุ้มค่าของมาตรการ AI alone มากที่สุดคือ โอกาสรักษาสำเร็จของผู้ป่วยวัณโรคดื้อยาหลายขนานชนิดรุนแรงมาก (XDR-TB) และการวิเคราะห์ความไวแบบอาศัยความน่าจะเป็นบ่งชี้ว่า ที่เกณฑ์ความเต็มใจที่จะจ่ายของประเทศไทย มาตรการ AI alone มีโอกาสที่จะเป็นทางเลือกที่มีความคุ้มค่าร้อยละ 100

ข้อเสนอแนะเชิงนโยบาย:

- สนับสนุนการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ที่มีความคุ้มค่าไปใช้อย่างเป็นระบบ โดยเริ่มจากบริการที่มีความพร้อมและมีศักยภาพในการขยายผล เพื่อพัฒนาและทดสอบรูปแบบการใช้งานจริง รวมถึงออกแบบกลไกการบริหารจัดการและระบบส่งต่อที่เหมาะสมกับบริบทของพื้นที่
- พิจารณากำหนดแนวทางการชดเชยค่าบริการที่ชัดเจนและเป็นธรรมสำหรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ และการออกแบบ incentive ให้สถานบริการที่นำเทคโนโลยีมาใช้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพบริการ ซึ่งจะช่วยสร้างแรงจูงใจและความยั่งยืนในการใช้งาน
- พัฒนาศักยภาพบุคลากรและระบบสนับสนุนในสถานบริการ จัดให้มีการฝึกอบรมบุคลากรทางการแพทย์ทุกระดับอย่างเป็นระบบ เพื่อให้สามารถใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ ได้อย่างถูกต้องติดตามประเมินผลในบริบทจริงอย่างต่อเนื่อง
- สร้างระบบติดตามและประเมินผลด้านประสิทธิผล ความคุ้มค่า และผลกระทบด้านงบประมาณของเทคโนโลยี AI ในสถานบริการจริงอย่างสม่ำเสมอ เพื่อสร้างหลักฐานเชิงประจักษ์ที่สามารถนำไปใช้ประกอบการตัดสินใจเชิงนโยบาย การบรรจุเทคโนโลยีในระบบหลักประกันสุขภาพ และการขยายการใช้งานในวงกว้าง

คำนำ

ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ได้กลายเป็นเทคโนโลยีที่มีบทบาทสำคัญต่อระบบสุขภาพทั่วโลก ด้วยศักยภาพในการสนับสนุนการวินิจฉัย การรักษา และการบริหารจัดการสาธารณสุขอย่างมีประสิทธิภาพ อย่างไรก็ตาม การประยุกต์ใช้ AI ทางการแพทย์ยังคงเผชิญความท้าทายหลายประการ ทั้งด้านความไม่แน่นอนของผลลัพธ์ ค่าใช้จ่ายที่สูง และข้อกังวลด้านสังคมและจริยธรรม ดังนั้น การประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์และการจัดทำหลักฐานเชิงประจักษ์จึงมีความสำคัญต่อการพิจารณานำเทคโนโลยีดังกล่าวเข้าสู่ระบบหลักประกันสุขภาพของประเทศไทย

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์หลัก 2 ประการ คือ (1) เพื่อศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อความคุ้มค่าของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์จากหลักฐานทั่วโลก และ (2) เพื่อใช้กำหนดทิศทางการลงทุนวิจัยและส่งเสริมการประยุกต์ใช้ในประเทศไทย และเพื่อประเมินความคุ้มค่าของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ที่สำคัญในบริบทของประเทศไทย

คณะผู้วิจัยได้ทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบและการวิเคราะห์อภิมานการศึกษาที่ประเมินความคุ้มค่าของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ที่เกี่ยวข้องกับการแพทย์แม่นยำ เพื่อทำความเข้าใจบริบทของ AI ทั่วโลก นอกจากนี้ยังได้ทำการสำรวจความคิดเห็นของบุคลากรทางการแพทย์ในประเทศไทยผ่านแบบสอบถามออนไลน์ เพื่อกำหนดหัวข้อและพัฒนาแผนการประเมินความคุ้มค่าที่สอดคล้องกับสถานการณ์ในปัจจุบัน รวมทั้งทำการการประเมินความคุ้มค่าของเทคโนโลยี AI ทางการแพทย์ที่ช่วยในการคัดกรองผู้ป่วยวัณโรคที่เป็นกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน เพื่อสร้างหลักฐานเชิงประจักษ์ที่เป็นประโยชน์ต่อผู้กำหนดนโยบายในการบูรณาการเทคโนโลยี AI เข้าสู่ระบบสุขภาพไทยอย่างมีประสิทธิภาพ เหมาะสม และยั่งยืน

คณะผู้วิจัย

กันยายน 2568

สารบัญ

กิตติกรรมประกาศ i

บทคัดย่อ ii

Abstract iii

บทสรุปสำหรับผู้บริหาร iv

คำนำ viii

สารบัญ ix

สารบัญตาราง xi

สารบัญรูป xii

บทที่ 1 **บทนำ** 1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา 1

1.2 การทบทวนวรรณกรรม 1

1.3 วัตถุประสงค์ของการวิจัย 4

1.4 กรอบแนวคิด 4

บทที่ 2 **ระเบียบวิธีวิจัย** 6

2.1 การศึกษาส่วนที่ 1: การทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบและวิเคราะห์อภิมานของงานวิจัยที่ประเมินความคุ้มค่าของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ที่เกี่ยวข้องกับการแพทย์แม่นยำ 6

2.2 การศึกษาส่วนที่ 2: การเลือกหัวข้อและพัฒนาแผนการประเมินความคุ้มค่าโดยใช้แบบสอบถามออนไลน์ 9

2.3 การศึกษาส่วนที่ 3: การประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์และการวิเคราะห์ผลกระทบด้านงบประมาณของปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ 11

2.3.1 วัตถุประสงค์ 11

2.3.2 รูปแบบการศึกษา 11

2.3.3 ประชากรกลุ่มเป้าหมาย 12

2.3.4 มาตรการที่ศึกษา 12

2.3.5 ผลลัพธ์ทางสุขภาพ ... 13

2.3.6 มุมมองของการศึกษา ... 13

2.3.7 กรอบเวลา ... 13

2.3.8 การปรับต้นทุนและผลลัพธ์ที่ต่างเวลา ... 13

2.3.9 แบบจำลองทางเศรษฐศาสตร์ ... 14

2.3.10 ตัวแปรที่ใช้ในแบบจำลอง ... 17

2.3.11 การวิเคราะห์ข้อมูล ... 36

บทที่ 3 **ผลการศึกษา** ... 41

3.1 การศึกษาส่วนที่ 1: การทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบและวิเคราะห์อภิมานของงานวิจัยที่ประเมินความคุ้มค่าของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ที่เกี่ยวข้องกับการแพทย์แม่นยำ ... 41

3.2 การศึกษาส่วนที่ 2: การเลือกหัวข้อและพัฒนาแผนการประเมินความคุ้มค่าโดยใช้แบบสอบถามออนไลน์ ... 55

3.3 การศึกษาส่วนที่ 3: การประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์และการวิเคราะห์ผลกระทบด้านงบประมาณของปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ ... 57

บทที่ 4 **อภิปรายและสรุปผลการศึกษา** ... 69

เอกสารอ้างอิง ... 77

ภาคผนวก ... 85

ภาคผนวก 1 การทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบและวิเคราะห์อภิมานของงานวิจัยที่ประเมินความคุ้มค่าของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ที่เกี่ยวข้องกับการแพทย์แม่นยำ: Search strategy and results ... 86

ภาคผนวก 2 เอกสารรับรองโครงการวิจัยเพื่อสำรวจความคิดเห็น (survey research) ผ่านแบบสอบถามออนไลน์ .. 89

ภาคผนวก 3 เอกสารรับรองโครงการวิจัยเพื่อเก็บข้อมูลต้นทุนต่อหน่วย ... 90

ภาคผนวก 4 รายละเอียดการคำนวณต้นทุน ... 91

ภาคผนวก 5 ผลการทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบและวิเคราะห์อภิมานของงานวิจัยที่ประเมินความคุ้มค่าของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ที่เกี่ยวข้องกับการแพทย์แม่นยำ ... 98

สารบัญตาราง

ตารางที่ 1 คำค้นประสิทธิผลของเทคโนโลยี สืบค้นจากฐานข้อมูล MEDLINE..... 19
ตารางที่ 2 คำค้นประสิทธิผลของเทคโนโลยี สืบค้นจากฐานข้อมูล IEEE Xplore..... 21
ตารางที่ 3 วรรณกรรมที่ใช้ในการศึกษาประสิทธิผลของเทคโนโลยี..... 26
ตารางที่ 4 รายละเอียดของตัวแปรและแหล่งข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา..... 32
ตารางที่ 5 ผลการทบทวนการศึกษาวิจัยที่เกี่ยวกับการประเมินทางเศรษฐศาสตร์และเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์แม่นยำ..... 44
ตารางที่ 6 ผลการวิเคราะห์การถดถอยแบบ Lasso สำหรับ △costs, △QALYs, and △NMBs [a]..... 50
ตารางที่ 7 รายละเอียดการรายงานองค์ประกอบปัญญาประดิษฐ์จากงานวิจัย (N=48)..... 53
ตารางที่ 8 ผลการวิเคราะห์ต้นทุนและผลลัพธ์ทางสุขภาพของการตรวจคัดกรองและรักษาวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน..... 59
ตารางที่ 9 ผลการวิเคราะห์ต้นทุนและผลลัพธ์ทางสุขภาพของการตรวจคัดกรองและรักษาวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน: สถานการณ์ที่ผู้ป่วยวัณโรคปอด ที่คัดกรองแล้วได้ผลลบลวงเข้าสู่กระบวนการรักษาทุกราย..... 64
ตารางที่ 10 ผลกระทบด้านงบประมาณของสถานการณ์ปัจจุบันและสถานการณ์ใหม่..... 66
ตารางที่ 11 สรุปปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อความคุ้มค่าของ AI-PM..... 67

สารบัญรูป

รูปที่ 1 กรอบแนวคิดการวิจัย 5
รูปที่ 2 แบบจำลอง decision tree แสดงสถานการณ์การตรวจคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน และการแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อการคัดกรองวัณโรคปอด 15
รูปที่ 3 แบบจำลอง Markov แสดงการดำเนินไปของวัณโรคปอด 16
รูปที่ 4 PRISMA Flow Diagram การทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบของประสิทธิผลของเทคโนโลยี 22
รูปที่ 5 PRISMA flow diagram การทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบของงานวิจัยที่ประเมินความคุ้มค่าเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์การแพทย์แม่นยำ 42
รูปที่ 6 Boxplots แสดงการกระจายของผลประโยชน์ทางการเงินสุทธิส่วนเพิ่ม (incremental net monetary benefits; NMB), ต้นทุนส่วนเพิ่ม (incremental costs) และคุณภาพชีวิตที่ปรับด้วยเวลา (incremental quality-adjusted life-years; QALY) 49
รูปที่ 7 ระนาบต้นทุนประสิทธิผลของการตรวจคัดกรองและรักษาวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน 60
รูปที่ 8 แสดงผลการวิเคราะห์ความไวแบบทางเดียว ของการวิเคราะห์ความคุ้มค่าของการตรวจคัดกรองและรักษาวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน 61
รูปที่ 9 ผลการวิเคราะห์ความไวแบบอาศัยความน่าจะเป็น แสดงความสัมพันธ์ระหว่างเกณฑ์ความเต็มใจที่จะจ่ายและระดับความคุ้มค่าของมาตรการปัจจุบันและมาตรการใหม่ในการการตรวจคัดกรองและรักษาวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน 62
รูปที่ 10 แบบจำลอง decision tree แสดงสถานการณ์การตรวจคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน และการแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อการคัดกรองวัณโรคปอด: สถานการณ์ที่ผู้ป่วยวัณโรคปอด ที่คัดกรองแล้วได้ผลลบลวงเข้าสู่กระบวนการรักษาทุกราย 63
รูปที่ 11 ระนาบต้นทุนประสิทธิผลของการตรวจคัดกรองและรักษาวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน: สถานการณ์ที่ผู้ป่วยวัณโรคปอด ที่คัดกรองแล้วได้ผลลบลวงเข้าสู่กระบวนการรักษาทุกราย 65

บทที่ 1 บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ปัจจุบันโลกกำลังก้าวเข้าสู่ยุคดิจิทัลอย่างเต็มรูปแบบ โดยเฉพาะในภาคบริการทางการแพทย์ที่มีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว การเกิดขึ้นของข้อมูลสุขภาพจำนวนมหาศาล (big data) ทำให้เกิดโอกาสในการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) เพื่อสนับสนุนการวินิจฉัยและการรักษาโรคอย่างแม่นยำและเหมาะสม ข้อมูลเหล่านี้ถูกเก็บสะสมมานาน แต่ยังไม่ได้นำมาใช้ประโยชน์อย่างเต็มที่จนกระทั่งมีเทคโนโลยี AI ที่สามารถวิเคราะห์และประมวลผลข้อมูลจำนวนมากได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ

เทคโนโลยี AI สามารถช่วยในการตัดสินใจทางการแพทย์และสาธารณสุขในหลายมิติ เช่น การประมวลผลข้อมูลที่ซับซ้อนและหลากหลายประเภท การคาดการณ์ผลลัพธ์หรือข้อเสนอแนะสำหรับการดูแลผู้ป่วย การบริหารจัดการข้อมูลระดับบุคคลและชุมชน รวมถึงการทำงานร่วมกับอุปกรณ์ทางการแพทย์และอุปกรณ์ติดตามสุขภาพชนิดพกพา (1)

อย่างไรก็ตาม เทคโนโลยี AI ยังอยู่ระหว่างการพัฒนา มีค่าใช้จ่ายสูง และผลลัพธ์ยังมีความไม่แน่นอน นอกจากนี้ ยังมีข้อกังวลด้านผลกระทบทางสังคม จริยธรรม และความสามารถของมนุษย์อาจลดลงเมื่อเวลาผ่านไป ในขณะที่ AI สามารถพัฒนาศักยภาพได้ไม่จำกัด ซึ่งอาจนำไปสู่ปรากฏการณ์ “Lock-in” ในอนาคตที่ผู้รับบริการไม่สามารถเปลี่ยนไปใช้ผู้ให้บริการแบบอื่นได้

ด้วยเหตุนี้ การวิจัยด้านระบบและนโยบายสุขภาพ การประเมินเทคโนโลยี และมาตรการสาธารณสุข จึงไม่สามารถมองข้ามบทบาทของเทคโนโลยี AI ได้ การวางแผนและเตรียมการเพื่อรองรับคลื่นของเทคโนโลยี AI จึงเป็นเรื่องสำคัญต่อระบบสุขภาพของทุกประเทศ รวมถึงประเทศไทย เพื่อให้สามารถใช้เทคโนโลยี AI อย่างมีประสิทธิภาพ ปลอดภัย และเป็นประโยชน์ต่อผู้ป่วยและประชาชนอย่างสูงสุด

1.2 การทบทวนวรรณกรรม

ปัญญาประดิษฐ์

ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) เป็นคำที่ใช้อธิบายการใช้คอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีเพื่อจำลองพฤติกรรมอันชาญฉลาด (intelligent behaviour) และการคิดเชิงวิพากษ์ (critical thinking) ที่เทียบเท่าได้กับมนุษย์ (2) โดยพฤติกรรมอันชาญฉลาดของระบบคอมพิวเตอร์ คือ ความสามารถในการบรรลุประสิทธิภาพในการทำงานต่าง ๆ ที่มีการรับรู้ (cognition) เข้ามาเกี่ยวข้อง ในระดับเทียบเท่ากับมนุษย์ทำงานนั้น (3) โดยจุดเด่น

ของปัญญาประดิษฐ์ คือ มีระบบที่ทำการเรียนรู้ได้เองผ่านการสอนแบบการให้ตัวอย่าง ผ่านวิธีแบบ Machine learning algorithm เช่น ระบบผู้เชี่ยวชาญแบบคลุมเครือ (fuzzy expert systems) โครงข่ายแบบเบย์ (Bayesian networks) ระบบอัจฉริยะแบบไฮบริด (hybrid intelligent systems) และโครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural networks) ซึ่งปัจจุบันได้ถูกพัฒนาเป็นระบบการเรียนรู้เชิงลึก (deep learning system) ซึ่งเป็นพื้นฐานของ Generative Artificial Intelligence (Gen AI) ที่ถูกพัฒนาจนระบบจนสามารถสร้างสิ่งใหม่ได้ด้วยตัวเองในงานที่หลากหลาย เช่น การสร้างภาพ การประมวลผล การสร้างเสียงดนตรี ตัวอย่างที่เป็นที่รู้จักกันดีในปัจจุบันและมีการใช้อย่างแพร่หลายเช่น ChatGPT (4)

ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์

ในปีค.ศ. 2016 Google ได้แนะนำโครงการ DeepMind Health ซึ่งเป็นระบบปัญญาประดิษฐ์ที่ถูกนำมาประยุกต์ใช้ในสภาพแวดล้อมทางคลินิกในการดูแลสุขภาพเป็นครั้งแรก โดยมีความร่วมมือกับ National Health Service ของสหราชอาณาจักร ทั้งนี้ ได้ร่วมกับคณะทำงานของ IBM Watson ในการขยายความร่วมมือกับโรงพยาบาลทั่วโลก และได้ให้ทุนสนับสนุนแก่บริษัทเอกชน และ Pathway Genomics เพื่อเพิ่มขีดความสามารถในการนำไปใช้ได้จริงของปัญญาประดิษฐ์ในระบบสุขภาพ ปัจจุบันเทคโนโลยี DeepMind ได้ถูกพัฒนาจนมีความสามารถในการคำนวณเหนือมนุษย์ด้วยเทคโนโลยีด้านปัญญาประดิษฐ์ที่เรียกว่า Alpha Missense (5) ที่สามารถเรียนรู้เชิงลึกในการวิเคราะห์ข้อมูลทางการแพทย์และค้นหาวิธีปรับปรุงการวินิจฉัยและการรักษาโรคที่ให้ผลลัพธ์ทางสุขภาพดีขึ้นอย่างก้าวกระโดดได้ จุดเด่นอย่างชัดเจนของระบบนี้ คือ การทบทวนการกลายพันทางพันธุกรรม (genetic mutations reviewing) ที่มีความเป็นไปได้มากถึง 71 ล้านรูปแบบ (missense) นับเป็นแอปพลิเคชันที่สำคัญและฉลาดที่สุดของการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ในปัจจุบัน

การใช้งานเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ในระบบสุขภาพ โดยทั่วไปมี 7 บทบาท (6) ดังนี้

1) ระบบช่วยวินิจฉัยโรคด้วยภาพ ได้แก่ การวิเคราะห์ภาพรังสีเอกซเรย์, CT scan, MRI เพื่อหาความผิดปกติได้รวดเร็วและแม่นยำมากขึ้น ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการวิเคราะห์ภาพของรังสีแพทย์ ให้สามารถวินิจฉัยโรคได้แต่เนิ่น ๆ และลดข้อผิดพลาดในการวินิจฉัย

2) ระบบช่วยตัดสินใจ ได้แก่ การวิเคราะห์ข้อมูลผู้ป่วย ช่วยเสนอแนวทางการรักษาหรือช่วยแพทย์ตัดสินใจเลือกแนวทางการรักษาที่เหมาะสมกับผู้ป่วยแต่ละราย ช่วยเพิ่มความมีส่วนร่วมของผู้ป่วยในการดูแลตนเองและการปฏิบัติตามแผนการรักษา นอกจากนี้ยังรวมถึงหุ่นยนต์ผ่าตัด ที่ถูกควบคุมด้วยระบบ AI ซึ่งจะช่วยให้การผ่าตัดมีประสิทธิภาพความแม่นยำและความปลอดภัยเพิ่มขึ้น ลดรอยแผลเป็นหลังการผ่าตัดได้เป็นอย่างดี

3) ระบบติดตามสุขภาพผู้ป่วยและการดูแลผู้ป่วยเสมือน ได้แก่ การวิเคราะห์ข้อมูลสุขภาพ แจ้งเตือนแพทย์หรือพยาบาลเมื่อผู้ป่วยมีอาการผิดปกติ โดยสามารถดูแลผู้ป่วยผ่านเครื่องมือจากระยะไกล เป็นต้น

4) ระบบฟื้นฟูสมรรถภาพผู้ป่วย ได้แก่ การใช้ข้อมูลและติดตามข้อมูลสุขภาพของผู้ป่วยอย่างต่อเนื่องหลังการรักษาในโรงพยาบาล เพื่อช่วยให้ผู้ป่วยกลับมามีสุขภาพที่ดีขึ้นในระยะยาว

5) ระบบการป้องกันโรคและการรักษาเฉพาะบุคคล ได้แก่ การให้คำแนะนำ การเสนอแนวทางการป้องกันโรค แนวทางการดูแลสุขภาพ การวางแผนการรักษาที่เหมาะสมกับแต่ละบุคคล รวมไปถึงการติดตามการดูแลตนเองและการปฏิบัติตามแผนการรักษา เพื่อสุขภาวะที่ดีแก่คนทั่วไป ข้อมูลที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์ เช่น ประวัติการรักษา ข้อมูลยีน การบริโภคอาหาร ระดับความเครียด เป็นต้น

6) การวิจัยทางการแพทย์และการค้นคว้ายาใหม่ ได้แก่ การนำข้อมูลด้านยาและโรคมาวิเคราะห์ร่วมกันซึ่งสามารถช่วยให้ค้นพบยาชนิดใหม่และการวิจัยทางการแพทย์ที่รวดเร็วขึ้นกว่าเดิมอย่างมาก

7) การใช้งานด้านการบริหาร ได้แก่ การจัดตารางการทำงานของบุคลากรทางแพทย์อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งสามารถช่วยลดภาระงานทางการบริหารของผู้ประกอบการด้านสุขภาพ อีกทั้งยังลดต้นทุนและลดความกดดันของแพทย์ด้วย

ความสำคัญของการประเมินคุณค่าทางสาธารณสุขของปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์

รัฐบาลทั่วโลกได้ริเริ่มยุทธศาสตร์เพื่อใช้ประโยชน์ของปัญญาประดิษฐ์ในการแพทย์ให้ได้มากที่สุดและอย่างรวดเร็ว (7, 8) การประเมินเทคโนโลยีด้านสุขภาพ (Health Technology Assessment: HTA) ซึ่งพิจารณาผลกระทบของการนำเทคโนโลยีใหม่ ๆ มาใช้ในระบบสุขภาพ ทั้งด้านการแพทย์ เศรษฐศาสตร์ สังคม และจริยธรรม (1) เพื่อใช้เป็นข้อมูลสำคัญในการพิจารณาชุดสิทธิประโยชน์ในระบบประกันสุขภาพ จึงมีความสำคัญในการคัดเลือกมาตรการปัญญาประดิษฐ์ในการแพทย์มาใช้ในระบบบริการสุขภาพของแต่ละประเทศ การประเมินคุณค่าทางการแพทย์และสาธารณสุข (health economic evaluation) เป็นส่วนหนึ่งของวิธีการประเมินเทคโนโลยี เพื่อให้มั่นใจได้ว่าต้นทุนที่เพิ่มขึ้นของเทคโนโลยีใหม่มีความคุ้มค่าเมื่อเปรียบเทียบกับเทคโนโลยีเดิม การประเมินมักนำเสนอในหน่วยของต้นทุนต่อปีสุขภาวะส่วนเพิ่ม (incremental cost per quality-adjusted life year: ICER) เมื่อนำมาเปรียบเทียบกับเพดานความเต็มใจจ่ายของสังคม (Willingness-to-pay thresholds: WTP thresholds) หากพบว่า ICER น้อยกว่า WTP threshold จะนับว่าเทคโนโลยีนั้นมีความคุ้มค่า หาก ICER มากว่า WTP threshold จะนับว่าเทคโนโลยีนั้นไม่คุ้มค่า

1.3 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์หลัก คือ

1) เพื่อทราบปัจจัยที่ส่งผลต่อความคุ้มค่าของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ที่ใช้ทางการแพทย์ทั่วโลก เพื่อนำไปปรับใช้ในการจัดลำดับความสำคัญของการลงทุนวิจัยและพัฒนา รวมถึงส่งเสริมการใช้งานเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ในประเทศไทย

2) เพื่อประเมินเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ที่สำคัญในประเทศไทย

1.4 กรอบแนวคิด

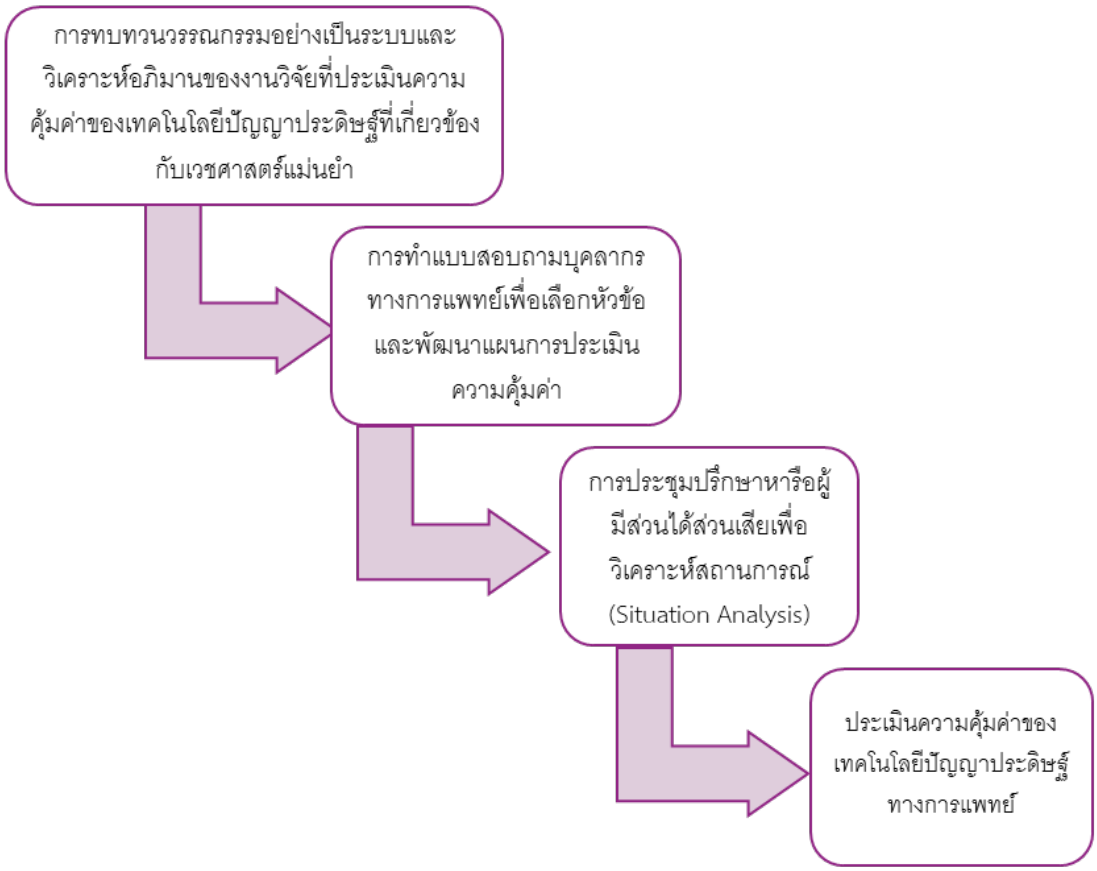
กรอบแนวคิดการวิจัยงานแสดงดัง รูปที่ 1 ประกอบด้วยขั้นตอนการวิจัย 4 ส่วน ดังนี้

1) การทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบและวิเคราะห์อภิมานของงานวิจัยที่ประเมินความคุ้มค่าของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ทั่วโลก เพื่อทราบความแตกต่างของการประเมินความคุ้มค่าของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์กับการประเมินความคุ้มค่าของเทคโนโลยีทางการแพทย์ทั่วไป และเรียนรู้วิธีการประเมินจริง

2) การเลือกหัวข้อและพัฒนาแผนการประเมินความคุ้มค่าโดยใช้แบบสอบถามออนไลน์ เพื่อรวบรวมความคิดของบุคลากรทางการแพทย์ทั่วประเทศไทยเกี่ยวกับการใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ทั้งในอดีต ปัจจุบัน และอนาคต เพื่อที่จะได้หัวข้อและแผนการที่เหมาะสมกับสถานการณ์ และก่อให้เกิดประโยชน์ต่อผู้ใช้งาน

3) การประชุมปรึกษาหารือผู้มีส่วนได้เสียในประเทศเพื่อวิเคราะห์สถานการณ์ (Situation Analysis) โดยวิเคราะห์ปัจจัยส่งเสริมและปัจจัยยับยั้งการใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ และแนวทางสู่การประเมินความคุ้มค่าของปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์เพื่อการบรรจุในสิทธิประโยชน์ของระบบประกันสุขภาพประเทศไทย

4) การประเมินความคุ้มค่าของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์



รูปที่ 1 กรอบแนวคิดการวิจัย

ในงานวิจัยนี้ การคัดกรองวัณโรคปอดถูกเลือกเป็นกรณีศึกษา (reference case) สำหรับการศึกษาความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์ของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ เนื่องจากมีความเหมาะสมทั้งในด้านความสำคัญทางสาธารณสุข ความพร้อมของข้อมูล และความเป็นไปได้เชิงเทคนิค วัณโรคเป็นหนึ่งในโรคติดต่อที่มีภาระโรคสูงที่สุดของประเทศ และเป็น 1 ใน 30 ประเทศที่องค์การอนามัยโลกจัดให้เป็นประเทศที่มีภาระวัณโรคสูง (9) ขณะเดียวกัน ประเทศไทยได้ดำเนินการคัดกรองวัณโรคด้วยภาพรังสีทรวงอกในเชิงระบบมาเป็นเวลานานและมีการใช้งานเทคโนโลยี AI ช่วยแปลผลในบางพื้นที่แล้ว ทำให้สามารถเข้าถึงข้อมูลเชิงปริมาณและข้อมูลต้นทุนจากการใช้งานจริงได้ นอกจากนี้ การตรวจคัดกรองวัณโรคด้วย AI มีความพร้อมเชิงเทคนิคสูง เนื่องจากเป็นกรณีตัวอย่างที่มีหลักฐานเชิงประสิทธิภาพ ความแม่นยำ และความคุ้มค่าจากการศึกษาหลายประเทศ อีกทั้งเป็นโรคที่อยู่ภายใต้แนวทางการดำเนินงานของ WHO ที่ชัดเจน จึงเป็นกรณีศึกษาที่เหมาะสมสำหรับการพัฒนาและสาธิตแนวทางการประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์ของเทคโนโลยี AI เพื่อเป็น reference case สำหรับการประยุกต์ใช้กับโรคหรือมาตรการอื่น ๆ ในอนาคต

บทที่ 2 ระเบียบวิธีวิจัย

การศึกษานี้ใช้ระเบียบวิธีวิจัยที่หลากหลาย แบ่งตามกรอบแนวคิดการวิจัยดังนี้

2.1 การศึกษาส่วนที่ 1: การทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบและวิเคราะห์อภิมานของงานวิจัยที่ประเมินความคุ้มค่าของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ที่เกี่ยวข้องกับการแพทย์แม่นยำ

การทบทวนนี้ดำเนินการตามแนวทางของ Preferred Reporting Items for Systematic Review and Meta-Analysis Protocols (PRISMA-P) (10)

การสืบค้นวรรณกรรมอย่างเป็นระบบ

คณะผู้วิจัยได้ทำการสืบค้นวรรณกรรมอย่างเป็นระบบเกี่ยวกับการประเมินทางเศรษฐศาสตร์ของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เพื่อการแพทย์แม่นยำ (artificial intelligence-empowered precision medicine: AI-PM) เปรียบเทียบกับมาตรการสุขภาพที่ไม่ได้ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence: AI) เช่น การดูแลตามปกติ การประเมินความเสี่ยงตามมาตรฐาน ที่เผยแพร่ในช่วงปีค.ศ.2013 ถึง 2023 ทั้งนี้ งานวิจัยที่เผยแพร่ก่อนปีค.ศ. 2013 ถูกคัดออก เนื่องจากพัฒนาการที่รวดเร็วของเทคโนโลยี AI ทำให้ผลของงานวิจัยในช่วงดังกล่าวอาจไม่สอดคล้องกับบริบทในปัจจุบัน คณะผู้วิจัยค้นหางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ซึ่งได้รับการตีพิมพ์หรือแปลเป็นภาษาอังกฤษ ในฐานข้อมูล EMBASE Medline Web of Science the International HTA Database และ the Tufts Registry เมื่อวันที่ 3 พฤศจิกายน ค.ศ. 2023 ซึ่งรวมถึงงานวิจัยต้นฉบับทุกประเภทของการประเมินทางเศรษฐศาสตร์ที่เกี่ยวข้องกับผู้รับการทดสอบที่เป็นมนุษย์ ครอบคลุมถึงการวิเคราะห์ผลกระทบด้านงบประมาณ การวิเคราะห์ต้นทุนต่ำสุด การวิเคราะห์ความคุ้มทุน และการวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์ การสืบค้นประกอบด้วยชุดคำที่เกี่ยวข้องกับ "economic evaluation หรือ cost-effectiveness analysis" " artificial intelligence" และ " precision medicine" โดยรายละเอียดผลการสืบค้นจากแต่ละฐานข้อมูลแสดงไว้ใน**ภาคผนวก 1**

ภายหลังจากสืบค้นบทความ ผู้ตรวจสอบอิสระ 3 ท่าน (YZ, ZL และ TP) ทำการสกัดข้อมูลประกอบด้วยคุณลักษณะของการศึกษาวิจัย (ผู้แต่ง ปีที่ตีพิมพ์ สกุลเงิน ภูมิภาคทางภูมิศาสตร์ ระดับรายได้ของประเทศ ประชากรเป้าหมาย กลุ่มโรค ประเภทผู้ให้ทุน ขั้นตอนการพัฒนา ณ เวลาประเมิน เช่น แบบดั้งเดิมและระยะเริ่มต้น และผลประโยชน์ทับซ้อน) ระเบียบวิธี (ประเภทของการประเมินทางเศรษฐศาสตร์ ประเภทแบบจำลอง มุมมองของการศึกษา กรอบเวลาการประเมิน อัตราลด แหล่งข้อมูล เกณฑ์ความเต็มใจที่จะจ่าย มาตรการเปรียบเทียบ) และคุณลักษณะของการส่งเสริมป้องกันโรค (ประเภทของเครื่องมือ AI-PM เช่น เครื่องมือวินิจฉัยทางดิจิทัล เครื่องมือทำนายความเสี่ยง เครื่องมือแนะนำการรักษา และเครื่องมือเสริมสร้างสมรรถนะการจัดการ

ตนเองของผู้ป่วย ประเภทของผลิตภัณฑ์ดิจิทัลหรืออิเล็กทรอนิกส์ เช่น ซอฟต์แวร์ แอปพลิเคชันแบบอินเทอร์แอกทีฟ อุปกรณ์ และอัลกอริทึมอย่างเดียว ต้นทุนของการส่งเสริมป้องกันโรคด้วย AI-PM และประสิทธิภาพของ AI ความยึดมั่นต่อเทคโนโลยี AI และการปฏิบัติตามการตัดสินใจโดยอาศัยข้อมูลจาก AI นอกจากนี้ คณะผู้วิจัยได้ศึกษาในประเด็นปัจจัยด้านความคุ้มทุนซึ่งรวมถึงต้นทุนส่วนเพิ่ม (△ costs) และปีสุขภาวะที่ปรับด้วยคุณภาพชีวิตส่วนเพิ่ม (△ Quality-Adjusted Life Years: QALYs) ของกลุ่มที่ได้รับมาตรการเปรียบเทียบกับกลุ่มตัวเปรียบเทียบ จากทั้งการวิเคราะห์กรณีฐานและการวิเคราะห์ความไว (Sensitivity Analysis) รวมถึงอัตราส่วนต้นทุนประสิทธิผลส่วนเพิ่ม (Incremental cost-effectiveness ratio: ICER) หากเป็นการศึกษาวิจัยที่มีมาตรการหรือภาวะโรคหลายรายการ คณะผู้วิจัยจะบันทึกการเปรียบเทียบแบบสองทางทั้งหมดระหว่างมาตรการทางสุขภาพด้วย AI-PM กับมาตรการที่ไม่ใช้เทคโนโลยี AI คณะผู้วิจัยประเมินความเสี่ยงต่อการเกิดอคติโดยใช้รายการตรวจสอบอคติของการประเมินทางเศรษฐศาสตร์ (ECOBIAS) ฉบับปรับปรุง (11) ซึ่งใช้เฉพาะกับการประเมินทางเศรษฐศาสตร์ด้วยแบบจำลองเท่านั้น นอกจากนี้ คณะผู้วิจัยยังใช้กรอบการประเมินมูลค่าที่เสนอโดยสมาคมเทคโนโลยีการแพทย์เอเชียแปซิฟิก (Asia Pacific Medical Technology Association) ในปีค.ศ. 2023 (12) ในการประเมินรายละเอียดการรายงานขององค์ประกอบ AI ในการประเมินทางเศรษฐศาสตร์ ที่อาจส่งผลต่อการนำไปใช้และการเบิกจ่าย เครื่องมือ AI-PM ซึ่งรวมถึงแง่มุมของผู้ป่วยและสังคม ความโปร่งใสและความสามารถในการตีความ ข้อกำหนดทางเทคนิค ความปลอดภัยของข้อมูล แง่มุมขององค์กร การทำงานร่วมกัน และความสามารถในการใช้งาน

การวิเคราะห์ทางสถิติ

เพื่อให้สามารถเปรียบเทียบระหว่างบริบทของโรคและเงื่อนไขของการศึกษาได้ คณะผู้วิจัยจึงสรุปความคุ้มค่าของ AI-PM โดยอ้างอิงจากการวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์ ซึ่งประเมินผลลัพธ์ด้านสุขภาพเป็นหน่วยผลลัพธ์ที่เป็นมาตรฐาน เช่น การสูญเสียปีสุขภาวะ (Disability-Adjusted Life Year: DALY) หรือ QALY (13) นอกจากนี้ คณะผู้วิจัยยังดึงข้อมูลเกี่ยวกับอัตราส่วนต้นทุนประสิทธิผลส่วนเพิ่ม (14) และคำนวณผลประโยชน์สุทธิที่เป็นตัวเงิน (Net Monetary Benefit: NMB) ของการเปรียบเทียบแต่ละรายการ โดย NMB ที่เป็นบวกบ่งชี้ถึงความคุ้มทุน ในขณะที่ NMB ที่เป็นลบบ่งชี้ว่ามาตรการไม่คุ้มค่า อย่างไรก็ตาม ICER ที่เป็นลบอาจมีความหมายที่กำกวม เนื่องจากอาจตีความได้ว่ามาตรการนั้นมีราคาถูกกว่าและมีประสิทธิภาพมากกว่า หรือมีราคาแพงกว่าและมีประสิทธิภาพน้อยกว่า ดังนั้น คณะผู้วิจัยจึงใช้ NMB เป็นตัวชี้วัดสรุปที่สำคัญของการเปรียบเทียบระหว่างการศึกษา (15, 16) โดยจะคำนวณ NMB เป็นค่าต่อคนจากสูตรด้านล่างนี้

NMB = (ประสิทธิผลส่วนเพิ่ม × เกณฑ์ความเต็มใจที่จะจ่าย) - ต้นทุนส่วนเพิ่ม

องค์การอนามัยโลกแนะนำให้ใช้ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศต่อหัว (Gross Domestic Product per capita: GDP per capita) ของปีที่ทำการศึกษาเป็นเกณฑ์ความเต็มใจที่จะจ่าย เพื่อให้ค่า NMB สอดคล้องกับบริบทของแต่ละประเทศและสามารถนำไปเปรียบเทียบทั่วโลกได้ (17) ตัวแปรต้นทุนทั้งหมดจะถูกปรับให้เป็นสกุลเงินในปีค.ศ. 2023 ของประเทศที่ทำการศึกษา โดยใช้ดัชนีราคาผู้บริโภคของแต่ละประเทศ จากนั้นจึงแปลงเป็นดอลลาร์สหรัฐปีค.ศ. 2023 โดยใช้อัตราแลกเปลี่ยนจากธนาคารโลกเพื่อให้ได้ค่าที่เป็นมาตรฐาน (18, 19)

ในขั้นตอนแรก คณะผู้วิจัยใช้แผนภาพเพื่อสรุปการกระจายของ △ costs △ QALYs และ NMB ทั้งโดยรวมและตามกลุ่มย่อย ซึ่งรวมถึงประเภทต่าง ๆ ของ AI-PM และขั้นตอนการพัฒนา คณะผู้วิจัยใช้การทดสอบ Mann-Whitney U เพื่อเปรียบเทียบระหว่างกลุ่มย่อยต่าง ๆ โดยค่า p-value ที่น้อยกว่า 0.05 ถือว่ามีนัยสำคัญทางสถิติ ในขั้นถัดไป คณะผู้วิจัยจะตรวจสอบความแตกต่างของลักษณะความคุ้มทุนโดยการวิเคราะห์การถดถอยแบบเป็นขั้นเป็นตอน โดยแต่ละขั้นจะใช้แบบจำลองแยกกัน 3 แบบ โดยมี △ costs △ QALYs และ NMB เป็นตัวแปรตาม คณะผู้วิจัยใช้แบบจำลองผสมเชิงเส้นที่มีการแจกแจงแบบ Gaussian โดยมีส่วนตัดสุ่มสำหรับการศึกษาแต่ละรายการ เพื่ออธิบายความแปรปรวนระหว่างการศึกษา สำหรับแบบจำลองทั้ง 3 แบบ คณะผู้วิจัยใช้ตัวแปรทำนายที่อาจทำให้เกิดความแตกต่างชุดเดียวกัน ซึ่งรวมถึงบริบทของการศึกษา (ICD-11 (17, 20) ระดับรายได้ของประเทศ (21) ภูมิภาคทางภูมิศาสตร์ขององค์การอนามัยโลก (World Health Organization: WHO) (22) อายุและเพศของประชากรเป้าหมาย ประเภทผู้ให้ทุน และขั้นตอนการพัฒนา) ลักษณะของมาตรการ (ประเภทของมาตรการ ประเภทของผลิตภัณฑ์ดิจิทัล/อิเล็กทรอนิกส์ ต้นทุนต่อหน่วยของ AI-PM การบูรณาการประสิทธิภาพของ AI การบูรณาการความยึดมั่นต่อเทคโนโลยี AI, และการบูรณาการการปฏิบัติตามการตัดสินใจโดยอาศัยข้อมูลจาก AI) และวิธีการศึกษาวิจัย (ตัวเลือกตัวเปรียบเทียบ มุมมองของการศึกษา กรอบเวลาการประเมิน และการใช้คำแนะนำ/กรณีอ้างอิงของการประเมินความคุ้มค่า) ในขั้นตอนแรก คณะผู้วิจัยใช้การถดถอยผลกระทบผสมตัวแปรเดียว เพื่อประเมินความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรทำนายที่เป็นตัวเลือก 17 ตัว กับความคุ้มค่าของ AI-PM ที่รายงาน ในขั้นตอนถัดไป คณะผู้วิจัยใช้การวิเคราะห์แบบถดถอย penalized Lasso ที่ตรวจสอบความถูกต้องแบบไขว้ 10 เท่า ซึ่งช่วยในการหาตัวทำนายที่สำคัญของความแตกต่างในด้านความคุ้มค่า(23) ที่จะลดปัญหา overfitting และปรับปรุงความกระชับของแบบจำลองให้เหมาะสม จากนั้นจึงวิเคราะห์ตัวแปรตัวทำนายที่เลือกด้วยการถดถอยผลกระทบผสมหลายตัวแปรเพื่อวัดปริมาณความสัมพันธ์ระหว่างตัวทำนายกับ △ costs △ QALYs และ NMB

2.2 การศึกษาส่วนที่ 2: การเลือกหัวข้อและพัฒนาแผนการประเมินความคุ้มค่าโดยใช้แบบสอบถามออนไลน์

รูปแบบการวิจัย

การศึกษานี้เป็นการวิจัยเชิงพรรณนา (descriptive study) โดยใช้วิธีการสำรวจความคิดเห็น (survey research) ผ่านแบบสอบถามออนไลน์ เพื่อใช้เป็นกลไกในการรวบรวมข้อมูลจากบุคลากรทางการแพทย์ทั่วประเทศ การออกแบบเชิงสำรวจนี้เหมาะสมกับวัตถุประสงค์ของโครงการ เนื่องจากต้องการสะท้อนมุมมองและประสบการณ์ตรงจากผู้ใช้งานจริงที่มีความเกี่ยวข้องกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ ทั้งในมิติของการใช้งานในอดีต สถานการณ์ปัจจุบัน และการคาดการณ์ถึงศักยภาพในการใช้งานในอนาคต

แนวทางดังกล่าวเอื้อต่อการรวบรวมข้อมูลเชิงประจักษ์ (empirical evidence) ที่หลากหลายและกว้างขวาง ครอบคลุมบุคลากรจากสาขาและระดับการทำงานที่แตกต่างกัน การใช้แบบสอบถามออนไลน์ยังช่วยให้เข้าถึงกลุ่มเป้าหมายได้อย่างสะดวกและรวดเร็ว ลดข้อจำกัดด้านภูมิศาสตร์และเวลา ทำให้ได้ข้อมูลที่มีความครอบคลุมระดับประเทศ

ผลลัพธ์ที่คาดหวังจากการวิจัยเชิงพรรณนานี้ คือ การได้มาซึ่งหัวข้อและแนวทางการประเมินความคุ้มค่าที่มีความสอดคล้องกับสถานการณ์จริงของประเทศไทย และมีความเป็นไปได้ที่จะนำไปใช้ประโยชน์เชิงนโยบายและเชิงปฏิบัติ โดยเน้นให้เกิดคุณค่าต่อผู้ใช้งานจริง ทั้งในมิติของผู้กำหนดนโยบาย นักวิจัย และบุคลากรทางการแพทย์

ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

ประชากรเป้าหมายของการวิจัยนี้ คือ บุคลากรทางการแพทย์ในประเทศไทย ซึ่งหมายรวมถึงแพทย์ พยาบาล และสหสาขาวิชาชีพด้านสาธารณสุขที่มีส่วนเกี่ยวข้องกับการดูแลรักษาผู้ป่วยและ/หรือการใช้เทคโนโลยีทางการแพทย์ การเลือกประชากรดังกล่าวมีเหตุผลสำคัญ เนื่องจากเป็นกลุ่มผู้ใช้งานจริงที่มีประสบการณ์ตรงและสามารถให้ข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับศักยภาพ ประโยชน์ ข้อจำกัด และความต้องการในการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์

กลุ่มตัวอย่างเป็นบุคลากรทางการแพทย์ที่ตอบแบบสอบถามออนไลน์โดยสมัครใจ มีจำนวนไม่น้อยกว่า 400 คน ครอบคลุมภูมิภาคต่าง ๆ ทั่วประเทศ เพื่อให้ได้ข้อมูลที่มีความหลากหลายและเป็นตัวแทนที่เหมาะสมของประชากรกลุ่มเป้าหมาย ทั้งนี้ การได้กลุ่มตัวอย่างจำนวนมากเพียงพอช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือและความถูกต้องแม่นยำของผลการวิเคราะห์ อีกทั้งยังช่วยสะท้อนมุมมองที่แตกต่างกันในมิติสถานที่ปฏิบัติงาน ประสบการณ์วิชาชีพ และบทบาทหน้าที่ที่หลากหลาย

วิธีการเก็บข้อมูล

การเลือกหัวข้อและพัฒนาแผนการประเมินความคุ้มค่า โดยใช้แบบสอบถามออนไลน์ ผู้วิจัยได้ดำเนินการออกแบบและพัฒนาแบบสอบถามออนไลน์เพื่อใช้เป็นเครื่องมือเก็บข้อมูล โดยอ้างอิงหลักการสำคัญจากการ

ทบทวนวรรณกรรมในฐานข้อมูล PubMed ผู้วิจัยได้จัดทำแบบสอบถามออนไลน์จำนวน **21 ข้อ** ครอบคลุมทั้งคำถามเชิงปิด (close-ended) และคำถามปลายเปิด (open-ended) เพื่อเก็บข้อมูลทั้งเชิงปริมาณและเชิงคุณภาพ โดยแบ่งออกเป็น 9 ส่วนหลัก ได้แก่

1. **การให้ความยินยอม**: เพื่อนำข้อมูลไปใช้เพื่อวัตถุประสงค์ทางการศึกษา
2. **ข้อมูลทั่วไป**: เพศ และอายุของผู้ตอบแบบสอบถาม
3. **ลักษณะการประกอบอาชีพ**: ประเภทวิชาชีพ ความเชี่ยวชาญเฉพาะทาง และสถานที่ปฏิบัติงาน
4. **ความรู้ความเข้าใจพื้นฐาน**: การประเมินระดับการรับรู้และความสามารถในการใช้งาน
5. **การใช้งานปัจจุบัน**: การใช้ AI ในการปฏิบัติงานจริง ชนิดของเทคโนโลยีที่ใช้ และความต้องการการสนับสนุนเพิ่มเติม
6. **ความต้องการในอนาคต**: ความต้องการด้านการใช้งานและประเภทของเทคโนโลยีที่อยากให้พัฒนา รวมถึงมุมมองต่อการชดเชยค่าใช้จ่ายโดยภาครัฐ
7. **ความคิดเห็นและมุมมองทั่วไปต่อ AI ทางการแพทย์**: ประเมินประโยชน์และผลกระทบต่อการบริการ
8. **ความคิดเห็นด้านจริยธรรม**: ความเป็นส่วนตัว ความเชื่อมั่นของผู้ป่วย และการทดแทนบทบาทบุคลากร
9. **ข้อเสนอแนะเพิ่มเติม**: ช่องทางเปิดให้ผู้ตอบแสดงความคิดเห็นเชิงลึก หรือแสดงความสนใจเข้าร่วมกิจกรรมวิจัยต่อเนื่อง เช่น การประชุมผู้มีส่วนได้ส่วนเสีย

การวิเคราะห์ข้อมูล

ผู้วิจัยใช้สถิติเชิงพรรณนา (descriptive data analysis) เพื่อแจกแจงว่าบุคลากรทางการแพทย์หมวดใดใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ใดบ้าง มากน้อยเพียงใด และต้องการผลักดันเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ด้านใดมากที่สุด

ข้อพิจารณาทางจริยธรรม

การทำวิจัยนี้ดำเนินการตามหลักจริยธรรมตามคำประกาศเฮลซิงกิ การขอความยินยอมจากอาสาสมัครจะขอความยินยอมในรูปแบบออนไลน์ โดยมีเอกสารชี้แจงรวมอยู่ในส่วนต้นของแบบสอบถามออนไลน์ ผู้เข้าร่วมวิจัยจะมีอิสระในการตัดสินใจเข้าร่วมหรือไม่เข้าร่วมโครงการวิจัย

ทั้งนี้ ผู้วิจัยได้รับการอนุมัติจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ จากสำนักพัฒนาการคุ้มครองการวิจัยในมนุษย์ IHRP No. 100-2567 (ภาคผนวก 2)

2.3 การศึกษาส่วนที่ 3: การประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์และการวิเคราะห์ผลกระทบด้านงบประมาณของปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์

2.3.1 วัตถุประสงค์

ศึกษาความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์ของการตรวจคัดกรองและรักษาวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน โดยใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์เปรียบเทียบกับแนวทางในปัจจุบันที่ให้แพทย์ทั่วไปเป็นผู้แปลผล

วัตถุประสงค์เฉพาะ

1) ศึกษาต้นทุนต่อหน่วยของการให้บริการตรวจคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชนในประเทศไทย

2) ศึกษาความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์และผลกระทบด้านงบประมาณจากการให้บริการตรวจคัดกรองและรักษาวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชนในประเทศไทย

2.3.2 รูปแบบการศึกษา

การวิเคราะห์ต้นทุนต่อหน่วย วิเคราะห์ในมุมมองของผู้ให้บริการ (provider perspective) ตามแนวคิดการประเมินต้นทุนที่อิงตามการปฏิบัติงานจริง (empirical costing approach) โดยใช้วิธีคำนวณต้นทุนแบบมาตรฐาน (standard costing approach) ประกอบด้วย ค่าแรง (เงินเดือนและค่าตอบแทนอื่น ๆ) ค่าวัสดุ (อุปกรณ์ในการตรวจคัดกรองวัณโรคปอด) และค่าการใช้ทรัพย์สินถาวรหรือค่าลงทุน (ครุภัณฑ์ ยานพาหนะ อาคาร สิ่งก่อสร้าง การพัฒนาปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์) การศึกษานี้จะรวมต้นทุนทางตรงที่ใช้โดยหน่วยที่ให้บริการและต้นทุนทางอ้อมที่จัดสรรมาจากหน่วยที่ให้การสนับสนุน โดยกิจกรรมบริการที่สนใจประกอบด้วยกิจกรรมก่อนการลงพื้นที่คัดกรองวัณโรคปอด ได้แก่ เตรียมพื้นที่และคัดเลือกผู้รับบริการ เตรียมเครื่องมือคัดกรองวัณโรคและการรายงานผล และการเตรียมความพร้อมปัญญาประดิษฐ์สำหรับช่วยแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอก กิจกรรมระหว่างให้บริการคัดกรองวัณโรคปอด ได้แก่ การลงทะเบียนและตรวจสอบสิทธิ การประเมินความเสี่ยงอาการเบื้องต้น การถ่ายภาพรังสีทรวงอก การอ่านภาพถ่ายรังสีทรวงอก และการแจ้งผลตรวจและให้คำแนะนำเรื่องวัณโรค ซึ่งเริ่มจากการออกแบบและวางแผนการวิเคราะห์ การวิเคราะห์องค์กรเพื่อจัดศูนย์ต้นทุน การคำนวณต้นทุนทางตรง การคำนวณต้นทุนทางอ้อม การคำนวณต้นทุนรวม และการคำนวณต้นทุนต่อหน่วย

ทั้งนี้ ผู้วิจัยได้รับการอนุมัติจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ จากสำนักพัฒนาการคุ้มครองการวิจัยในมนุษย์ IHRP No. 183-2567 (ภาคผนวก 3)

การประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์ ผู้วิจัยวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์ (cost-utility analysis: CUA) โดยใช้แบบจำลองทางเศรษฐศาสตร์ 2 ประเภท คือ แบบจำลองแผนภูมิการตัดสินใจ (decision tree model) และแบบจำลอง Markov เพื่อเปรียบเทียบต้นทุนและผลลัพธ์ของการให้บริการในแต่ละมาตรการที่ประเมิน ระเบียบวิธีวิจัยและแนวทางในการดำเนินงานอ้างอิงตามคู่มือการประเมินเทคโนโลยีด้านสุขภาพสำหรับประเทศไทย (24-26)

การวิเคราะห์ผลกระทบด้านงบประมาณ เป็นการคาดการณ์ภาระด้านการเงินของผู้รับผิดชอบด้านงบประมาณหรือกองทุนประกันสุขภาพภายใต้กรอบเวลา 5 ปี คำนวณประชากรกลุ่มเป้าหมายแบบระบบเปิด (open cohort) กล่าวคือ จำนวนประชากรในการวิเคราะห์เพิ่มขึ้นหรือลดลงตลอดระยะเวลาของการศึกษา โดยขึ้นอยู่กับความชุกและอุบัติการณ์ของวัณโรคปอด

2.3.3 ประชากรกลุ่มเป้าหมาย

การศึกษานี้มีประชากรกลุ่มเป้าหมาย คือ ประชากรไทยเพศชายและเพศหญิงอายุ 18 ปีขึ้นไป ที่เป็นประชากรกลุ่มเสี่ยงสูงต่อวัณโรคปอดในชุมชน ซึ่งไม่ครอบคลุมการตรวจคัดกรองผู้ป่วยวัณโรคปอดในสถานพยาบาล

2.3.4 มาตรการที่ศึกษา

มาตรการที่ประเมิน (intervention)

มาตรการที่ 1: การใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอก (AI alone) กล่าวคือ การใช้ใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกหากพบความผิดปกติผู้ป่วยจะได้รับการตรวจเพื่อยืนยันการเป็นวัณโรคต่อไป

มาตรการที่ 2: การใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ร่วมกับแพทย์ทั่วไปแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอก (AI+GP) กล่าวคือ แพทย์ทั่วไปจะเป็นผู้อ่านผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกโดยอาศัยข้อมูลการแปลผลจากปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ โดยแพทย์ทั่วไปจะเป็นผู้ยืนยันการแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอก

มาตรการเปรียบเทียบ (comparator)

แพทย์ทั่วไปเป็นผู้แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอก (GP alone) กล่าวคือ แพทย์ทั่วไปจะเป็นผู้อ่านผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกและยืนยันการแปลผลด้วยตนเอง โดยไม่มีการใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ร่วมด้วย

2.3.5 ผลลัพธ์ทางสุขภาพ

งานวิจัยนี้วัดผลลัพธ์ทางสุขภาพในด้านประสิทธิผลของมาตรการ ได้แก่ จำนวนปีชีวิต (life years: LYs) และปีสุขภาวะ (quality-adjusted life years: QALYs) ของผู้ป่วยที่ได้รับการรักษาในแต่ละทางเลือก QALY มีสูตรคำนวณ ดังนี้

$$\text{QALY} = \text{ปีชีวิต} \times \text{ค่าอรรถประโยชน์ (utility)}$$

ค่าอรรถประโยชน์เป็นค่าน้ำหนักของความพึงพอใจ มีค่าอยู่ระหว่าง 0-1 โดย 0 หมายถึง ระดับคุณภาพชีวิตที่แย่ที่สุดหรือเทียบเท่ากับการเสียชีวิต และ 1 หมายถึง ระดับคุณภาพชีวิตที่ดีหรือสมบูรณ์ที่สุด จะเห็นได้ว่าการนำเสนอผลลัพธ์ในรูปของ QALYs ได้คำนึงถึงผลกระทบที่เกิดจากการใช้เทคโนโลยีทั้งมิติปริมาณ (ระยะเวลาการมีชีวิต หรือ life years) และมิติคุณภาพ (คุณภาพชีวิต)

2.3.6 มุมมองของการศึกษา

การวิเคราะห์ต้นทุนต่อหน่วยและการวิเคราะห์ผลกระทบด้านงบประมาณ ใช้มุมมองของผู้รับผิดชอบด้านงบประมาณหรือกองทุนประกันสุขภาพ (budget holder perspective) จึงพิจารณาเฉพาะต้นทุนทางตรงด้านการแพทย์เท่านั้น

การวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์ ใช้มุมมองทางสังคม (societal perspective) พิจารณาทั้งต้นทุนทางตรงด้านการแพทย์และต้นทุนทางตรงที่ไม่เกี่ยวกับการแพทย์

2.3.7 กรอบเวลา

การวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์ กำหนดกรอบเวลาในการวิเคราะห์ครอบคลุมตลอดชีพของผู้ป่วย (lifetime horizon) โดยใช้วิธีประมาณการด้วยแบบจำลอง

การวิเคราะห์ผลกระทบด้านงบประมาณ กำหนดกรอบเวลาในการวิเคราะห์เท่ากับ 5 ปี ตามคำแนะนำของคู่มือการประเมินเทคโนโลยีด้านสุขภาพ สำหรับประเทศไทย (24-26)

2.3.8 การปรับต้นทุนและผลลัพธ์ที่ต่างเวลา

การปรับต้นทุนจากอดีตให้เป็นปีปัจจุบันทำการปรับด้วยดัชนีราคาผู้บริโภค (consumer price index: CPI) เพื่อให้เป็นมูลค่าเงินในปีที่วิเคราะห์ (พ.ศ. 2567) ดังสูตร

$$\text{มูลค่าในปีที่วิเคราะห์} = \frac{\text{CPI ปี 2567}}{\text{CPI ปี t}} \times \text{ต้นทุน ณ ปีที่ t}$$

เนื่องจากกรอบเวลาในการวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์มีระยะเวลามากกว่า 1 ปี การศึกษานี้จึงทำการปรับค่าของต้นทุนและผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นในอนาคตให้เป็นมูลค่าปัจจุบัน โดยใช้อัตราลด (discount rate) ร้อยละ 3 (24-26) ดังสูตร

$$\text{มูลค่าในปีที่วิเคราะห์} = \frac{\text{มูลค่าในอนาคต}}{(1+\text{อัตราลด})^{\text{เวลา ณ ปีที่ t}}}$$

ในการวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์ ใช้อัตราลดทั้งต้นทุนและผลลัพธ์ โดยวิเคราะห์ความไวของผลลัพธ์เพิ่มเติมที่ร้อยละ 0 และร้อยละ 6 ตามคำแนะนำของคู่มือการประเมินเทคโนโลยีด้านสุขภาพสำหรับประเทศไทย (24-26)

สำหรับการวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์ ไม่มีการปรับลดในการวิเคราะห์ผลกระทบด้านงบประมาณเพื่อนำเสนอภาระงบประมาณที่แท้จริง (actual budget)

2.3.9 แบบจำลองทางเศรษฐศาสตร์

การศึกษานี้ใช้แบบจำลองในการประเมินความคุ้มค่า ซึ่งผ่านการเห็นชอบจากการประชุมร่วมกับกลุ่มแพทย์ผู้เชี่ยวชาญเฉพาะทางและการประชุมผู้มีส่วนได้ส่วนเสียเพื่อนำเสนอโครงร่างการวิจัย เมื่อวันที่ 27 กันยายน พ.ศ. 2567 (27) โดยแบบจำลองทางเศรษฐศาสตร์ที่ใช้ในการศึกษานี้แบ่งออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่

แบบจำลอง decision tree (รูปที่ 2) แสดงสถานการณ์การตรวจคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน และการแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อการคัดกรองวัณโรคปอดด้วยทางเลือกต่าง ๆ ดังนี้

ทางเลือกที่ 1 คือ การใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์แปลผล หรือ AI alone

ทางเลือกที่ 2 คือ การใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ร่วมกับแพทย์ทั่วไปแปลผล หรือ AI+GP

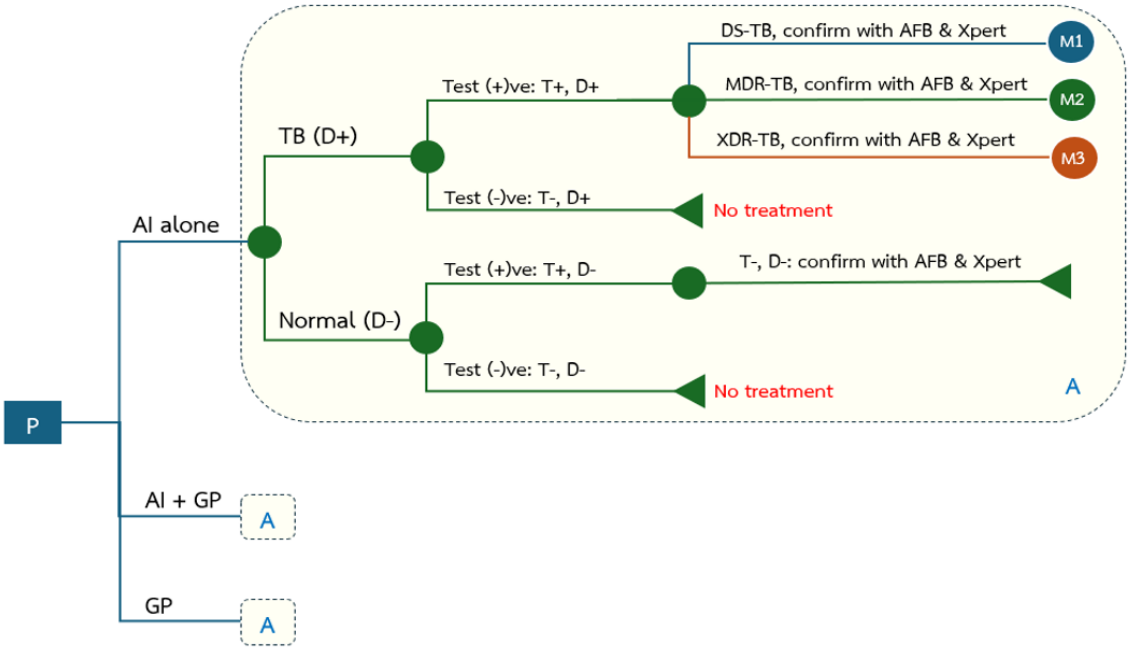
ทางเลือกที่ 3 คือ การใช้แพทย์ทั่วไปแปลผล หรือ GP alone

ผู้ที่มีผลการคัดกรองด้วยภาพถ่ายรังสีทรวงอกเป็นบวก จะได้รับการวินิจฉัยเพื่อยืนยันวัณโรคปอดด้วยการตรวจเสมหะหาเชื้อ acid-fast bacilli (AFB) และตรวจสอบการดื้อยาด้วย GeneXpert ซึ่งในขั้นตอนนี้จะสามารถจำแนกผู้ป่วยวัณโรคปอดได้เป็น 3 ประเภท

(1) ผู้ป่วยวัณโรคที่ไวต่อยา หรือ drug susceptible tuberculosis (DS-TB)

(2) ผู้ป่วยวัณโรคดื้อยาหลายขนาน หรือ multidrug resistant tuberculosis (MDR-TB)

(3) ผู้ป่วยวัณโรคดื้อยาหลายขนานชนิดรุนแรงมาก หรือ extensively drug-resistant tuberculosis (XDR-TB)



รูปที่ 2 แบบจำลอง decision tree แสดงสถานการณ์การตรวจคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน และการแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อการคัดกรองวัณโรคปอด

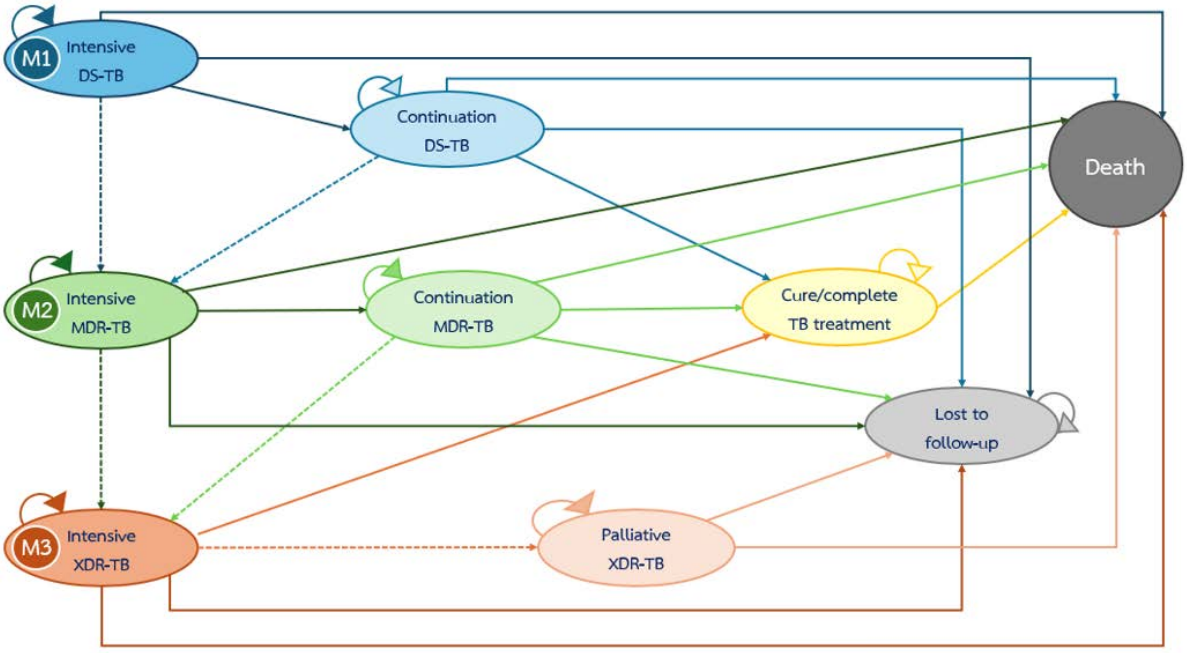
<u>สมมติฐานสำคัญของแบบจำลอง decision tree</u>

- พิจารณาให้มีการตรวจคัดกรองวัณโรคเพียงครั้งเดียว ไม่มีการตรวจซ้ำในคนที่ไม่เป็นวัณโรค
- คนที่ได้รับการวินิจฉัยเป็นวัณโรค (D+) จะได้รับการรักษาทันที (ไม่มี delay treatment)
- คนที่เป็นวัณโรค (D+) แต่การแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกผิด (Test (-)ve) หรือผลเป็น false negative ผู้ป่วยจะไม่ได้รับการรักษา (no treatment) แต่จะมีปีชีวิตและคุณภาพชีวิตลดลงจากเดิมร้อยละ 50

แบบจำลอง Markov (รูปที่ 3) ถูกดัดแปลงมาจากการศึกษาของ Chitpim และคณะ (2022) (28) แสดงการดำเนินไปของวัณโรคปอดจนกระทั่งผู้ป่วยเสียชีวิต แบบจำลองนี้ประกอบด้วย 9 สถานะสุขภาพ คือ (1) ผู้ป่วย DS-TB ที่รักษาในช่วง intensive phase (2) ผู้ป่วย DS-TB ที่รักษาในช่วง continuation phase (3) ผู้ป่วย MDR-TB ที่รักษาในช่วง intensive phase (4) ผู้ป่วย MDR-TB ที่รักษาในช่วง continuation phase (5) ผู้ป่วย XDR-TB ที่รักษาในช่วง intensive phase (6) ผู้ป่วย Palliative XDR-TB (7) การรักษาหายหรือได้รับการรักษาครบตามระยะเวลาของแต่ละสูตรการรักษา (cure/complete TB treatment) (8) การขาดการติดตามการรักษา (lost to follow-up) และ (8) สถานะเสียชีวิต (death) โดยกำหนดให้การเปลี่ยนแปลงสถานะสุขภาพเกิดขึ้นทุก 1 เดือน (cycle length)

เมื่อเริ่มต้นแบบจำลองผู้ป่วยที่ได้รับการยืนยันว่าเป็นวัณโรคปอด จะเข้าสู่แบบจำลอง Markov ตามประเภทของวัณโรค (DS-TB MDR-TB หรือ XDR-TB) โดยผู้ป่วยจะได้รับการรักษาด้วยสูตรยามาตรฐานของประเทศไทย ที่คำนวณขนาดยาจากน้ำหนักตัว 55 กิโลกรัม ผู้ป่วยจะได้รับยาต่อเนื่องจนถึงการรักษาในเดือนสุดท้ายของ intensive phase และ continuation phase จะได้รับการประเมินผลการรักษา หากพบว่าผู้ป่วยไม่ตอบสนองต่อการรักษาจะพัฒนาสู่การดื้อยาตามลำดับขั้น เช่น หากผู้ป่วย DS-TB ไม่ตอบสนองต่อการรักษา ในรอบถัดไปผู้ป่วยจะพัฒนาไปเป็น MDR-TB

โดยผู้ป่วยที่อยู่ในสถานะสุขภาพที่ 1-6 จะมีโอกาสขาดการติดตาม ซึ่งจะไม่กลับเข้าสู่การรักษาอีก นอกจากนี้ ผู้ป่วยในทุกสถานะสุขภาพจะมีโอกาสเสียชีวิตจากวัณโรคปอดและสาเหตุอื่น ๆ



รูปที่ 3 แบบจำลอง Markov แสดงการดำเนินไปของวัณโรคปอด

2.3.10 ตัวแปรที่ใช้ในแบบจำลอง

ตัวแปรที่ใช้ในแบบจำลองของการศึกษานี้ ให้ความสำคัญกับข้อมูลในประเทศไทยเป็นอันดับแรก เพื่อให้ผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลองสะท้อนถึงสภาพความเป็นจริงของประเทศไทยมากที่สุด หากไม่มีข้อมูลตัวแปรจากการศึกษาในประเทศไทยจะเลือกใช้ข้อมูลของประเทศในภูมิภาคเอเชีย และภูมิภาคอื่น ๆ ตามลำดับ ซึ่งตัวแปรที่ใช้ในแบบจำลองผ่านการเห็นชอบจากการประชุมร่วมกับกลุ่มแพทย์ผู้เชี่ยวชาญเฉพาะทางและการประชุมผู้มีส่วนได้ส่วนเสีย รายละเอียดของตัวแปรที่ใช้ในแบบจำลองทางเศรษฐศาสตร์ระบุอยู่ใน ตารางที่ 4

สัดส่วนของประชากรกลุ่มเป้าหมาย

สัดส่วนของผู้ป่วยวัณโรคปอดแต่ละประเทศได้มาจากรายงานสถานการณ์และผลการดำเนินงานควบคุมวัณโรคของประเทศไทย ปี พ.ศ. 2562 – 2566 (29) โดยการศึกษานี้ได้รวมจำนวนผู้ป่วย pre-XDR เข้ากับกลุ่ม XDR-TB (29, 30)

ความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนสถานะสุขภาพ

ข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์ได้มาจากฐานข้อมูล National Tuberculosis Information Program (NTIP) ของกองวัณโรค กรมควบคุมโรค กระทรวงสาธารณสุข โดยทีมวิจัยได้ทำสัญญา Non-disclosure Agreement (NDA) และได้รับอนุมัติสิทธิ์เข้าถึงฐานข้อมูลอย่างเป็นทางการ การวิเคราะห์ข้อมูลดำเนินการ ณ กองวัณโรค โดยใช้โปรแกรมภาษา Python สำหรับการสำรวจ (exploration) การรวมกลุ่มข้อมูล (aggregation) และการวิเคราะห์เชิงสถิติ (statistical analysis)

เกณฑ์การคัดเลือก (Inclusion criteria)

- ผู้ป่วยวัณโรคปอดที่มีอายุตั้งแต่ 18 ปีขึ้นไป และได้รับการลงทะเบียนในฐานข้อมูล NTIP
- สำหรับผู้ป่วยวัณโรคปอดทั่วไป (DS-TB) ใช้ข้อมูลจากปีงบประมาณ พ.ศ. 2566 เนื่องจากสามารถติดตามผลการรักษาได้ครบถ้วนตามระยะเวลามาตรฐานของการรักษาวัณโรคปอด
- สำหรับผู้ป่วยวัณโรคปอดดื้อยาหลายขนาน (MDR-TB) และผู้ป่วยวัณโรคปอดดื้อยาหลายขนานรุนแรง (XDR-TB) ใช้ข้อมูลจากปีงบประมาณ พ.ศ. 2565 เพื่อให้มั่นใจว่าสามารถติดตามผลการรักษาที่มีระยะเวลานานกว่ามาตรฐานได้

การวิเคราะห์ข้อมูล

อัตราความน่าจะเป็นของผลลัพธ์หลักที่เกี่ยวข้องกับการรักษา ได้แก่ ความน่าจะเป็นของการรักษาสำเร็จ (Probability of successful treatment) ความน่าจะเป็นของการขาดการติดตาม (Probability of loss to follow-up) และความน่าจะเป็นของการเสียชีวิต (Probability of death from pulmonary TB)

ประสิทธิผลของเทคโนโลยี

ขั้นตอนการสืบค้นวรรณกรรมในรูปแบบ Rapid Review and Network Meta-Analysis

กำหนดขอบเขตของการทบทวน: โดยมี PICO และ เกณฑ์การคัดเข้า, เกณฑ์การคัดออกดังต่อไปนี้

ประชากร (Population): ภาพถ่ายรังสีทรวงอกของประชากรทั่วไปวัยผู้ใหญ่ รวมถึงผู้ติดเชื้อ HIV หรือกลุ่มเสี่ยงสูงอื่น ๆ รวมถึงกลุ่มคัดกรองเชิงรุก

มาตรการที่ประเมิน (intervention):

- มาตรการที่ 1: การใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอก (AI alone) กล่าวคือ การใช้ใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกหากพบความผิดปกติผู้ป่วยจะได้รับการตรวจเพื่อยืนยันการเป็นวัณโรคต่อไป
- มาตรการที่ 2: การใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ร่วมกับแพทย์ทั่วไปแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอก (AI+GP) กล่าวคือ แพทย์ทั่วไปจะเป็นผู้อ่านผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกโดยอาศัยข้อมูลการแปลผลจากปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ โดยแพทย์ทั่วไปจะเป็นผู้ยืนยันการแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอก

มาตรการเปรียบเทียบ (comparator):

- แพทย์ทั่วไปเป็นผู้แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอก (GP alone) กล่าวคือ แพทย์ทั่วไปจะเป็นผู้อ่านผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกและยืนยันการแปลผลด้วยตนเอง โดยไม่มีการใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ร่วมด้วย

ผลลัพธ์ (Outcomes): ประสิทธิภาพเชิงวินิจฉัย (Diagnostic performance)

เกณฑ์การคัดเข้า (Inclusion Criteria)

(1) การตรวจหาวัณโรคปอด (Pulmonary TB) จากภาพถ่ายรังสีทรวงอกในประชากรทั่วไปวัยผู้ใหญ่ โดยไม่รวมถึงวัณโรคชนิดอื่นๆ เช่น วัณโรคเยื่อหุ้มปอด และไม่รวมถึงการแยกวัณโรคระยะแฝงและระยะแสดงอาการจากภาพถ่ายรังสีทรวงอก

(2) มีการแปลผล CXR โดยระบบปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ ประเภท Computer-Aided Detection (CAD) ซึ่งทำหน้าที่ตรวจจับรอยโรคในภาพถ่ายรังสีทรวงอก และมีการแปลผลโดยบุคลากรสาธารณสุข ทั้งในรูปแบบเดี่ยว หรือ ร่วมกับระบบ CAD

(3) มีการรายงานค่าประสิทธิภาพการวินิจฉัย เช่น AUC ROC, Sensitivity, Specificity, Accuracy หรือค่าที่ใกล้เคียงกัน เพื่อนำมาสร้าง Confusion Matrix ได้

เกณฑ์การคัดออก (Exclusion Criteria)

(1) งานวิจัยที่มีเฉพาะผู้ป่วยเด็กหรือผู้ต้องขัง

(2) บทความปริทัศน์ บทบรรณาธิการ ระเบียบวิธีวิจัย (protocols) หรือบทคัดย่ออย่างเดียว

(3) งานวิจัยที่ใช้เฉพาะชุดข้อมูลสาธารณะโดยไม่มีข้อมูลใหม่ของตนเอง เนื่องจากมีโอกาสเกิด bias สูง หากใช้ข้อมูลสาธารณะเพียงอย่างเดียว

(4) ไม่มีการอ่านภาพถ่ายรังสีทรวงอกโดยเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์

(5) ไม่มีมาตรฐานอ้างอิงการวินิจฉัย TB ที่ชัดเจน (ใช้เพียงการอ่านผลของรังสีแพทย์โดยไม่มีการตรวจ PCR ยืนยัน)

- **กำหนดแนวทางการทบทวน**

คณะผู้วิจัยสืบค้นประสิทธิผลของเทคโนโลยีจากฐานข้อมูล MEDLINE และ IEEE Xplore โดยใช้คำค้น (search term) ดังตารางที่ 1 และ ตารางที่ 2 ตามลำดับ ทั้งนี้ ได้จำกัดช่วงวันที่ตีพิมพ์ระหว่าง 1 มกราคม ค.ศ. 2021 ถึง 31 มีนาคม ค.ศ. 2025

ตารางที่ 1 คำค้นประสิทธิผลของเทคโนโลยี สืบค้นจากฐานข้อมูล MEDLINE

1	"tuberculosi"[All Fields] OR "tuberculosis"[MeSH Terms] OR "tuberculosis"[All Fields] OR "tuberculoses"[All Fields] OR "tuberculosis's"[All Fields]	tuberculosis
2	(("chested"[All Fields] OR "thorax"[MeSH Terms] OR "thorax"[All Fields] OR "chest"[All Fields] OR "chests"[All Fields]) AND ("diagnostic imaging"[MeSH Subheading] OR ("diagnostic"[All Fields] AND "imaging"[All Fields]) OR "diagnostic imaging"[All Fields] OR "x ray"[All Fields] OR "x rays"[MeSH Terms] OR "x rays"[All Fields])) OR "CXR"[All Fields]	Chest x-ray
3	"diagnosable"[All Fields] OR "diagnosi"[All Fields] OR "diagnosis"[MeSH Terms] OR "diagnosis"[All Fields] OR "diagnose"[All Fields] OR "diagnosed"[All Fields] OR "diagnoses"[All Fields] OR "diagnosing"[All Fields] OR "diagnosis"[MeSH Subheading] OR ("diagnosis"[MeSH Subheading] OR "diagnosis"[All Fields] OR "screening"[All Fields] OR "mass screening"[MeSH Terms] OR ("mass"[All Fields] AND "screening"[All Fields]) OR "mass screening"[All Fields] OR "early detection of cancer"[MeSH Terms] OR ("early"[All Fields] AND "detection"[All Fields] AND "cancer"[All Fields]) OR "early detection of cancer"[All Fields] OR "screen"[All Fields] OR "screenings"[All Fields] OR "screened"[All Fields] OR "screens"[All	diagnosis/screening/detection

	Fields]) OR ("detect"[All Fields] OR "detectabilities"[All Fields] OR "detectability"[All Fields] OR "detectable"[All Fields] OR "detectables"[All Fields] OR "detectably"[All Fields] OR "detected"[All Fields] OR "detectible"[All Fields] OR "detecting"[All Fields] OR "detection"[All Fields] OR "detections"[All Fields] OR "detects"[All Fields])	
4	accuracy OR AUC OR AUROC OR ROC OR "receiver operating characteristic" OR sensitivity OR specificity OR "positive rate" OR "negative rate" OR "predictive value" OR precision OR recall OR calibration OR Brier OR F1 OR F-score	performance measurement
1 AND 2 AND 3 AND 4	(((accuracy OR AUC OR AUROC OR ROC OR "receiver operating characteristic" OR sensitivity OR specificity OR "positive rate" OR "negative rate" OR "predictive value" OR precision OR recall OR calibration OR Brier OR F1 OR F-score) AND ("diagnosable"[All Fields] OR "diagnosi"[All Fields] OR "diagnosis"[MeSH Terms] OR "diagnosis"[All Fields] OR "diagnose"[All Fields] OR "diagnosed"[All Fields] OR "diagnoses"[All Fields] OR "diagnosing"[All Fields] OR "diagnosis"[MeSH Subheading] OR ("diagnosis"[MeSH Subheading] OR "diagnosis"[All Fields] OR "screening"[All Fields] OR "mass screening"[MeSH Terms] OR ("mass"[All Fields] AND "screening"[All Fields]) OR "mass screening"[All Fields] OR "early detection of cancer"[MeSH Terms] OR ("early"[All Fields] AND "detection"[All Fields] AND "cancer"[All Fields]) OR "early detection of cancer"[All Fields] OR "screen"[All Fields] OR "screenings"[All Fields] OR "screened"[All Fields] OR "screens"[All Fields]) OR ("detect"[All Fields] OR "detectabilities"[All Fields] OR "detectability"[All Fields] OR "detectable"[All Fields] OR "detectables"[All Fields] OR "detectably"[All Fields] OR "detected"[All Fields] OR "detectible"[All Fields] OR "detecting"[All Fields] OR "detection"[All Fields] OR "detections"[All Fields] OR "detects"[All Fields]))) AND ((("chested"[All Fields] OR "thorax"[MeSH Terms] OR "thorax"[All Fields] OR "chest"[All Fields] OR "chests"[All Fields]) AND ("diagnostic imaging"[MeSH Subheading] OR ("diagnostic"[All Fields] AND "imaging"[All Fields]) OR "diagnostic imaging"[All Fields] OR "x ray"[All Fields] OR "x rays"[MeSH Terms] OR "x rays"[All Fields])) OR "CXR"[All Fields])) AND ("tuberculosi"[All Fields] OR "tuberculosis"[MeSH Terms] OR "tuberculosis"[All Fields] OR "tuberculoses"[All Fields] OR "tuberculosis's"[All Fields])	combined

ตารางที่ 2 คำค้นประสิทธิผลของเทคโนโลยี สืบค้นจากฐานข้อมูล IEEE Xplore

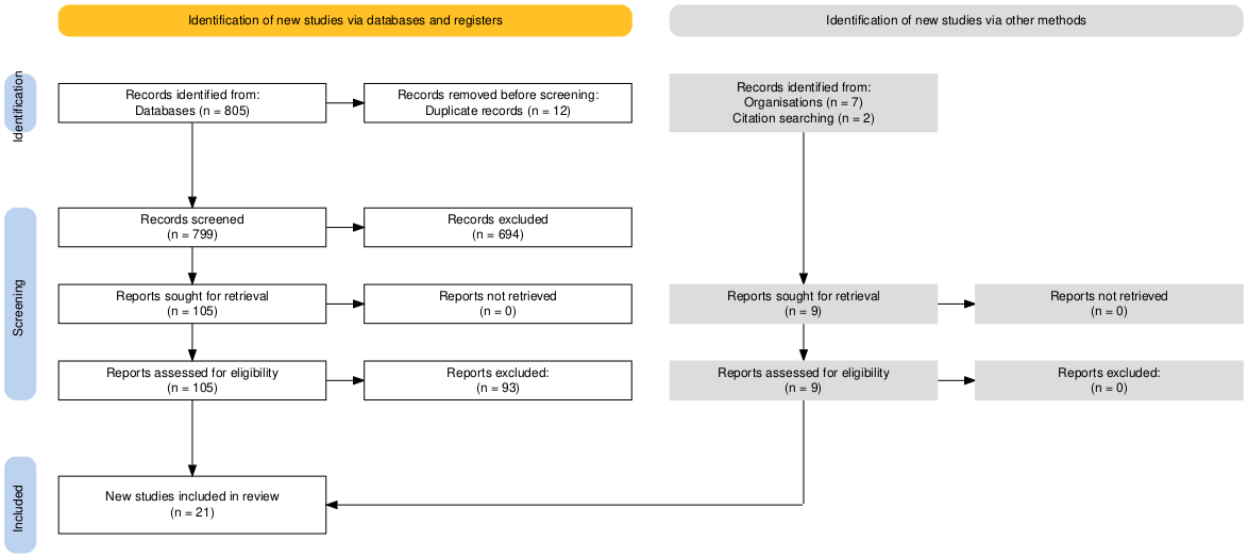
1	"All Metadata":"tuberculosis" OR "All Metadata":"TB"	tuberculosis
2	"All Metadata":"chest X-ray" OR "All Metadata":"CXR" OR "All Metadata":"chest radiograph" OR "All Metadata":"chest-radiograph"	Chest x-ray
3	"All Metadata":diagnosis OR "All Metadata":detection OR "All Metadata":screening	diagnosis/screening
4	"All Metadata":accuracy OR "All Metadata":AUC OR "All Metadata":AUROC OR "All Metadata":ROC OR "All Metadata":"receiver operating characteristic" OR "All Metadata":sensitivity OR "All Metadata":specificity OR "All Metadata":"positive rate" OR "All Metadata":"negative rate" OR "All Metadata":"predictive value" OR "All Metadata":precision OR "All Metadata":recall OR "All Metadata":calibration OR "All Metadata":Brier OR "All Metadata":F1 OR "All Metadata":F-score	performance measurement
1 AND 2 AND 3 AND 4	("All Metadata":"tuberculosis" OR "All Metadata":"TB") AND ("All Metadata":"chest X-ray" OR "All Metadata":"CXR" OR "All Metadata":"chest radiograph" OR "All Metadata":"chest-radiograph") AND ("All Metadata":diagnosis OR "All Metadata":detection OR "All Metadata":screening) AND ("All Metadata":accuracy OR "All Metadata":AUC OR "All Metadata":AUROC OR "All Metadata":ROC OR "All Metadata":"receiver operating characteristic" OR "All Metadata":sensitivity OR "All Metadata":specificity OR "All Metadata":"positive rate" OR "All Metadata":"negative rate" OR "All Metadata":"predictive value" OR "All Metadata":precision OR "All Metadata":recall OR "All Metadata":calibration OR "All Metadata":Brier OR "All Metadata":F1 OR "All Metadata":F-score)	combined

- **แหล่งข้อมูลอื่น**

ผลการทดสอบระบบปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์สำหรับการวิเคราะห์ภาพรังสีทรวงอกจากเว็บไซต์ราชวิทยาลัยรังสีแพทย์แห่งประเทศไทย (Royal College of Radiologists of Thailand: RCRT) (https://www.rcrt.or.th/ai_test_report/) ได้ถูกนำมาพิจารณาร่วมในการทบทวนวรรณกรรมครั้งนี้ โดยรวมทุกผลการทดสอบที่มีการคัดกรองหรือวินิจฉัย TB

กระบวนการคัดกรองบทความ

บทคัดย่อและฉบับเต็มของบทความทุกเรื่องถูกคัดกรองโดยผู้ประเมินอิสระสามคนอย่างเป็นอิสระต่อกัน กรณีที่เกิดความเห็นต่างระหว่างผู้ประเมิน จะมีการหารือร่วมกันจนได้ข้อยุติก่อนนำบทความเข้าสู่การวิเคราะห์ต่อไป



รูปที่ 4 PRISMA Flow Diagram การทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบของประสิทธิผลของเทคโนโลยี

ขั้นตอนการวิเคราะห์อภิมานเครือข่าย (Network Meta analysis)

- **สร้าง confusion matrix (two-by-two table) สำหรับแต่ละงานวิจัย** ซึ่งประกอบไปด้วยข้อมูล True positive (ภาพถ่ายรังสีทรวงอก**เข้ากับวัณโรคปอด**ตามกำหนด ground truth ของงานวิจัย และเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์อ่าน**ผลบวก**) True negative (ภาพถ่ายรังสีทรวงอก**ไม่เข้ากับวัณโรคปอด**ตาม ground truth และเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์อ่านผลลบ) False positive (ภาพถ่ายรังสีทรวงอก**ไม่เข้ากับวัณโรคปอด**ตามกำหนด ground truth ของงานวิจัย แต่เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์อ่าน**ผลบวก**) และ False negative (ภาพถ่ายรังสีทรวงอก**เข้ากับวัณโรคปอด**ตาม ground truth แต่เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์อ่าน**ผลลบ**) โดยหากงานวิจัยไม่ระบุจำนวน TP, TN, FP, FN โดยตรง คณะผู้วิจัยจะคำนวณย้อนกลับเพื่อสร้าง two-by-two table ก่อนนำไปวิเคราะห์ข้อมูล
- **จัดกลุ่มวิธีตีความ CXR**

  กลุ่ม 1: ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์เพียงอย่างเดียว

  กลุ่ม 2: รังสีแพทย์หรือแพทย์โรคปอด เพียงอย่างเดียว

  กลุ่ม 3: บุคลากรที่ไม่ใช่รังสีแพทย์/แพทย์โรคปอด เพียงอย่างเดียว

  กลุ่ม 4: ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ร่วมกับ รังสีแพทย์หรือแพทย์โรคปอด

  กลุ่ม 5: ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ร่วมกับ บุคลากรที่ไม่ใช่รังสีแพทย์/แพทย์โรคปอด

  เนื่องจากข้อมูลมีจำกัด จึงรวมแพทย์เวชปฏิบัติทั่วไป แพทย์อาชีวเวชศาสตร์ และบุคลากรสาธารณสุขอื่น ๆ เป็น บุคลากรที่ไม่ใช่รังสีแพทย์/แพทย์โรคปอด)

- **วิธีการวิเคราะห์**

ดำเนินการวิเคราะห์อภิมานเครือข่ายของค่าประสิทธิภาพการวินิจฉัยตามแนวทางของ Nyaga และคณะ (2018) ซึ่งรองรับการเปรียบเทียบทั้งทางตรงและทางอ้อมระหว่างกลุ่ม CXR ทั้ง 5 กลุ่ม โดยใช้ R และ rstan package

สำหรับการศึกษาที่มีการรายงานค่าประสิทธิภาพหลายค่าตามเกณฑ์ (threshold) ที่ใช้ในการตัดว่าภาพถ่ายรังสีไหนถือเป็นบวกของปัญญาประดิษฐ์ ทางทีมวิจัยได้เลือกค่าความจำเพาะที่ผ่านเกณฑ์ WHO TTP minimum requirement for triage test (ความจำเพาะ > 70%) และมีความไวมากที่สุด

หลังจากขั้นตอนการสืบค้นวรรณกรรม มีการศึกษาที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์อภิมานเครือข่ายจากการสืบค้นฐานข้อมูลอยู่จำนวน 12 การศึกษา (31-42) และอีก 7 การศึกษา จากราชวิทยาลัยรังสีแพทย์แห่งประเทศไทย (43) นอกจากนั้น เนื่องจากการศึกษาที่ทำการเทียบประสิทธิภาพของบุคลากรเมื่อใช้หรือไม่ใช่

ปัญญาประดิษฐ์มีจำนวนน้อย จึงได้ทำการเพิ่มอีก 2 การศึกษา (44, 45) จากแหล่งอ้างอิงที่พบในการทบทวนวรรณกรรม รวมทั้งสิ้น 21 การศึกษา (ตารางที่ 3)

การศึกษาส่วนใหญ่เป็นการวิจัยแบบย้อนหลัง (retrospective) มีเพียง 3 การศึกษา (33, 35, 41) ที่เป็นการศึกษาแบบไปข้างหน้า (perspective) เกินครึ่งของการศึกษามีการทดสอบกับข้อมูลผู้ป่วยที่อยู่นอกเหนือจากสถาบันหรือโรงพยาบาลตนเอง อย่างไรก็ตาม การนำปัญญาประดิษฐ์ไปทดสอบแบบย้อนหลังอาจไม่แสดงถึงความสามารถที่แท้จริงเวลานำไปใช้งานจริงด้วยเหตุผลต่าง ๆ เช่น คุณภาพของภาพถ่ายรังสี หรือความชำนาญในการใช้งานของบุคลากร แม้ว่าจะมีการศึกษาอยู่ 2 การศึกษา (38, 40) ที่เป็นการประเมินภาคสนามในระหว่างการค้นหู้ป่วยเชิงรุก แต่ก็เป็นเพียงส่วนน้อยเท่านั้น นอกจากนั้นแล้ว การศึกษาทั้งหมดไม่ได้คำนึงถึงการตรวจพบรอยโรคอื่นๆ นอดจากวัณโรค เช่น มะเร็งปอด หรือ หัวใจโต เนื่องจากการศึกษาทั้งหมดดูเพียงการตรวจพบหรือวินิจฉัยวัณโรคเท่านั้น ซึ่งถือเป็นข้อจำกัดของการศึกษานี้

การศึกษาส่วนใหญ่ มักเทียบประสิทธิภาพของปัญญาประดิษฐ์กับรังสีแพทย์หรือบุคลากรทางการแพทย์แยกกัน โดยส่วนใหญ่มักเทียบกับรังสีแพทย์หรือแพทย์โรคปอด (33, 37-42) มีเพียง 2 การศึกษา (44, 45) เท่านั้นที่ใช้บุคลากรที่ไม่ใช่รังสีแพทย์หรือแพทย์โรคปอดเป็นตัวเปรียบเทียบ นอกจากนั้น ยังพบว่ามีการศึกษาจำนวนน้อยที่ศึกษาประสิทธิภาพของบุคลากรเมื่อใช้และไม่ใช้ปัญญาประดิษฐ์ (31, 32, 44, 45) อันมาจากความยากในการออกแบบการศึกษาและภาระงานที่ต้องทำ ซึ่งอาจทำให้ค่าประสิทธิภาพของการใช้ปัญญาประดิษฐ์ร่วมกับบุคลากรมีความไม่แม่นยำได้

สำหรับประชากรในการศึกษา ส่วนใหญ่เป็นประชากรผู้ใหญ่ ซึ่งรวมผู้ป่วยจากทุกสถานการณ์ เช่น ประชากรทั่วไปในหมู่บ้านทั่วไปและในพื้นที่ระบาดของวัณโรค (38, 40) ประชากรความเสี่ยงต่ำที่มาตรวจสุขภาพก่อนเข้าเกณฑ์ทหาร (ความชุกวัณโรค 5 คน จาก 19,686 คน) ผู้ป่วยทั่วไปที่มาโรงพยาบาล ผู้ป่วยที่มีอาการสงสัยวัณโรค คนงานเหมือง ไปจนถึงผู้อพยพ รวบรวมมาจากโรงพยาบาลหลายระดับตั้งแต่ศูนย์คัดกรองชุมชนจนถึงโรงเรียนแพทย์ในหลายๆ ประเทศ ตั้งแต่ แอฟริกาใต้ จีน สหรัฐอเมริกา อินเดีย เนปาล รวมถึงประเทศไทยซึ่งใช้ข้อมูลจากราชวิทยาลัยรังสีแพทย์แห่งประเทศไทย ถือได้ว่าค่อนข้างครอบคลุม นอกจากนั้นแล้ว เกณฑ์คัดเข้าได้เลือกแต่การศึกษาที่มีการยืนยันวัณโรคด้วยการตรวจทางห้องปฏิบัติการเท่านั้น ทำให้ผลลัพธ์ของการศึกษาค่อนข้างน่าเชื่อถือว่าสามารถนำไปแปรผลสู่ประชากรทั่วไปอันเป็นเป้าหมายได้ อย่างไรก็ตาม เนื่องจากส่วนใหญ่มักเป็นการศึกษาย้อนหลังด้วยข้อมูลจำนวนมาก จึงไม่มีข้อมูลการติดเชื้อ HIV ร่วมด้วยนอกจากการศึกษาโดย Rajpurka และคณะ (44) เพียงการศึกษาเดียวเท่านั้น

สำหรับผลของการวิเคราะห์อภิมานเครือข่าย แสดงดังตารางที่ 4 โดยพบว่า การใช้ AI เพียงอย่างเดียว โดยไม่มีแพทย์หรือบุคลากรอื่นร่วมด้วย มีประสิทธิภาพมากที่สุด โดยมีความไวร้อยละ 90 และ

ความจำเพาะร้อยละ 80 ซึ่งอาจกล่าวได้ว่า ปัญญาประดิษฐ์นั้นมีความสามารถในการวินิจฉัยหรือคัดกรองวัณโรคปอดจากภาพถ่ายรังสีที่เหนือกว่ามนุษย์ผู้เชี่ยวชาญแล้ว ในส่วนของบุคลากรนั้น รังสีแพทย์หรือแพทย์โรคปอดมีประสิทธิภาพค่อนข้างสูงกว่าบุคลากรอื่นอย่างชัดเจน (ความไวร้อยละ 81 เทียบกับ 65 และความจำเพาะร้อยละ 80 เทียบกับ 48) และการนำปัญญาประดิษฐ์มาใช้ร่วมกับแพทย์ สามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของแพทย์ในการคัดกรองวัณโรคได้ โดยพบว่า รังสีแพทย์หรือแพทย์โรคปอด มีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้นเล็กน้อยเมื่อมีการใช้ปัญญาประดิษฐ์ช่วยเหลือ (ความจำเพาะเพิ่มขึ้นร้อยละ 6 โดยที่ความไวเท่าเดิม) และ บุคลากรอื่น ๆ ที่ไม่ใช่รังสีแพทย์หรือแพทย์โรคปอด มีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้นในระดับหนึ่งเมื่อใช้ปัญญาประดิษฐ์ร่วมด้วย (ความไวเพิ่มขึ้นร้อยละ 6 และความจำเพาะเพิ่มขึ้นร้อยละ 9) แต่การนำปัญญาประดิษฐ์มาใช้ร่วมกับบุคลากรอื่นที่ไม่ใช่รังสีแพทย์ ก็ยังไม่ทำให้มีประสิทธิภาพเท่ากับรังสีแพทย์หรือแพทย์โรคปอดแต่อย่างใด ซึ่งสอดคล้องไปกับทุกการศึกษาที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์อภิมานเครือข่าย

แม้ว่าการใช้ปัญญาประดิษฐ์เพียงอย่างเดียวจะดูเหมือนว่ามีประสิทธิภาพที่ดีที่สุด แต่ในทางปฏิบัติการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ในการวินิจฉัยหรือคัดกรองโรคยังคงเผชิญกับข้อจำกัดหลายประการ ทั้งในด้านข้อกฎหมาย ความรับผิดชอบทางวิชาชีพ และจริยธรรมการแพทย์ เนื่องจากการตัดสินใจทางคลินิกไม่ได้เป็นเพียงการแปลผลจากข้อมูลหรือภาพถ่ายทางรังสีเท่านั้น หากยังต้องคำนึงถึงปัจจัยร่วม เช่น โรคร่วม ประวัติการรักษา ปัจจัยด้านสังคม ดังนั้น แนวทางที่เหมาะสมที่สุดในปัจจุบัน อาจเป็นการผสมผสานศักยภาพของปัญญาประดิษฐ์ เข้ากับความรู้และความเชี่ยวชาญของบุคลากรทางการแพทย์ เพื่อเสริมสร้างระบบสนับสนุนการตัดสินใจทางคลินิกที่ช่วยเพิ่มความแม่นยำ ลดความคลาดเคลื่อน และยกระดับคุณภาพการดูแลรักษาให้มีความปลอดภัยและน่าเชื่อถือมากที่สุด

ตารางที่ 3 วรรณกรรมที่ใช้ในการศึกษาประสิทธิผลของเทคโนโลยี

Study	Year	Data set	Population	Country	Reference standard	Performance Evaluated	Study type
Chen et al. (32)	2024	Kaohsiung Veterans General Hospital dataset (original), Shenzhen dataset, Montgomery dataset,	Adult patients visiting hospitals.	Taiwan, USA, China	sputum AFB, sputum culture	AI, pulmonologist (with or without AI)	retrospective
Shrestha et al. (33)	2024	Dhulikhel Hospital and Nobel Medical College dataset (original)	Adult patients visiting hospital with symptoms suggestive of TB	Nepal	PCR	AI, radiologist	prospective, external validation
Nath et al. (34)	2024	Original data from 13 hospitals	Adult patients visiting hospitals.	India	PCR	AI	retrospective
RCRT - VUNO Med-Chest CXR (43)	2024	The Royal College of Radiologist of Thailand dataset	Adult patients visiting hospitals. No HIV positive, No opportunistic infection or other co-infection,	Thailand	sputum AFB, sputum culture, PCR	AI	retrospective, external validation
RCRT - RadiSen AXIR (43)	2024	The Royal College of Radiologist of Thailand dataset	Adult patients visiting hospitals. No HIV positive, No opportunistic infection or other co-infection,	Thailand	sputum AFB, sputum culture, PCR	AI	retrospective, external validation

Study	Year	Data set	Population	Country	Reference standard	Performance Evaluated	Study type
RCRT - Inspectra CXR V.3 (43)	2023	The Royal College of Radiologist of Thailand dataset	Adult patients visiting hospitals. No HIV positive, No opportunistic infection or other co-infection,	Thailand	sputum AFB, sputum culture, PCR	AI	retrospective, external validation
RCRT - Deeptek CXR analyser V1.3 (43)	2023	The Royal College of Radiologist of Thailand dataset	Adult patients visiting hospitals. No HIV positive, No opportunistic infection or other co-infection,	Thailand	sputum AFB, sputum culture, PCR	AI	retrospective, external validation
RCRT - MAI-CXR-V4-object V1.0 (43)	2023	The Royal College of Radiologist of Thailand dataset	Adult patients visiting hospitals. No HIV positive, No opportunistic infection or other co-infection,	Thailand	sputum AFB, sputum culture, PCR	AI	retrospective, external validation
RCRT - Lunit Insight CXR V3.1.5.0 (43)	2023	The Royal College of Radiologist of Thailand dataset	Adult patients visiting hospitals. No HIV positive, No opportunistic infection or other co-infection,	Thailand	sputum AFB, sputum culture, PCR	AI	retrospective, External validation
RCRT – qXR (43)	2023	The Royal College of Radiologist of Thailand dataset	Adult patients visiting hospitals. No HIV positive, No	Thailand	sputum AFB, sputum culture, PCR	AI	retrospective, external validation

Study	Year	Data set	Population	Country	Reference standard	Performance Evaluated	Study type
			opportunistic infection or other co-infection,				
Yang et al. (35)	2023	Six hospital datasets (original)	Adult patients visit hospital.	China	radiologist reading, clinical diagnosis (China's National TB Diagnosis Guideline (WS288-2017))	AI	prospective, external validation
Gelaw et al. (36)	2023	Original data from IOM migrant health assessment Centers	US-bound migrants	18 countries	sputum AFB, sputum culture, PCR	AI	retrospective, external validation
Adhikari et al. (37)	2023	Original data from 2 hospitals	Adult patients with symptoms of TB	Nepal	sputum AFB, sputum culture, PCR	AI, pulmonologist	retrospective
Liao et al. (38)	2022	Original data from active case finding	Local resident	China	radiologist reading, clinical diagnosis (China's National TB Diagnosis	AI, radiologist	field evaluation during active case finding

Study	Year	Data set	Population	Country	Reference standard	Performance Evaluated	Study type
					Guideline (WS288-2017))		
Kazemzadeh et al. (39)	2022	Multiple datasets from multiple countries (and original dataset)	Multiple population, plus miners from south Africa	Azerbajian, Belarus, Georgia, Moldova, Romania, India, South Africa, China, Zambia, USA	varied	AI, radiologist	retrospective, external validation
Nijiati et al. (31)	2021	Hospital of Kashi dataset (original)	Adult patients visiting hospitals.	China	radiologist reading, clinical diagnosis (China's National TB Guideline)	AI, junior radiologist (with or without AI)	retrospective
Fehr et al. (40)	2021	Original data from active case finding	Local resident in TB and HIV-endemic area	South Africa	sputum culture, PCR	AI, radiologist	field evaluation during active case finding
Qin et al. (41)	2021	Three tuberculosis screening center datasets (original)	Adult patient visiting TB screening center	Bangladesh	PCR	AI, radiologist	prospective, external validation

Study	Year	Data set	Population	Country	Reference standard	Performance Evaluated	Study type
Lee et al. (42)	2021	Original data	Adult enlisting in military receiving TB screening (low prevalence)	South Korea	sputum AFB, sputum culture	AI, radiologist	retrospective
Rajpurkar et al. (44)	2020	Original data from 2 hospitals	Adult HIV positive patient with suspected TB infection	South Africa	sputum culture, PCR	AI, non-radiology physician (with or without AI)	retrospective
Hwang et al. (45)	2018	Seoul National University Hospital dataset (original), Boramae Medical Center dataset (original), Kyunghee University Hospital dataset (original), Daejeon Eulji Medical Center dataset (original), Montgomery County dataset, Shenzhen dataset	Adult patients visiting hospitals.	South Korea, USA, China	radiologist reading (Shenzhen and Montgomery dataset), sputum culture, PCR (other dataset)	AI, radiologist (with or without AI), thoracic radiologist (with or without AI), non-radiology physician (with or without AI)	retrospective, external validation

RCRT: The Royal College of Radiologist of Thailand

ต้นทุน

ต้นทุนที่นำมาวิเคราะห์ในแบบจำลองจะพิจารณาต้นทุนทั้งหมดที่เกี่ยวข้องกับการตรวจคัดกรอง วินิจฉัย และรักษาผู้ป่วยวัณโรคปอด ซึ่งต้นทุนที่ใช้ในการวิเคราะห์แบ่งออกเป็น 2 ประเภท ได้แก่ ต้นทุนทางตรงด้านการแพทย์ (direct medical cost) และต้นทุนทางตรงที่ไม่เกี่ยวกับการแพทย์ (direct non-medical cost)

(1) ต้นทุนทางตรงด้านการแพทย์

<u>ต้นทุนด้านยา</u>

สูตรยาที่ใช้ในการรักษาวัณโรคปอดอ้างอิงจากแนวทางการสอบสวนและควบคุมวัณโรค พ.ศ. 2566 (46) คณะผู้วิจัยคำนวนขนาดยาจากน้ำหนักตัวผู้ป่วย 55 กิโลกรัม โดยต้นทุนค่ายาอ้างอิงจากศูนย์ข้อมูลข่าวสารด้านเวชภัณฑ์ กระทรวงสาธารณสุข (47) และข้อมูลจากกองวัณโรค กรมควบคุมโรค

ประเภทผู้ป่วย	สูตรยาใน Intensive phase	สูตรยาใน Continuous phase
DS-TB	2HRZE	4HR
MDR-TB	4Bdq 6Mfx Eto Cfz Z E H	5Mfx Cfz Z E
XDR-TB	BPaLM *6-month	

หมายเหตุ: H: Isoniazid, R: Rifampicin, Z: Pyrazinamide, E: Ethambutol, Bdq: Badaquiline, Mfx: Moxifloxacin, Eto: Ethionamide, Cfz: Clofazimine, BPaLM = Badaquiline Pretomanid Linezolid Moxifloxacin

<u>ต้นทุนการตรวจทางห้องปฏิบัติการ</u>

การศึกษานี้พิจารณาต้นทุนการตรวจทางห้องปฏิบัติการทั้งก่อน ระหว่าง และหลังสิ้นสุดการรักษาวัณโรคปอด โดยรายการตรวจทางห้องปฏิบัติการอ้างอิงจากแนวทางการสอบสวนและควบคุมวัณโรค พ.ศ. 2566 (46) (ภาคผนวก 4) สำหรับต้นทุนค่าตรวจทางห้องปฏิบัติการสืบค้นจากโปรแกรมรายการต้นทุนมาตรฐานเพื่อการประเมินเทคโนโลยีด้านสุขภาพ (48) และปรับค่าให้เป็นต้นทุนในปีพ.ศ. 2567 ด้วยดัชนีผู้บริโภค (consumer price index: CPI)

(2) ต้นทุนทางตรงที่ไม่เกี่ยวกับการแพทย์

ต้นทุนทางตรงที่ไม่เกี่ยวกับการแพทย์ จะพิจารณาถึงต้นทุนที่เกิดขึ้นจากการเจ็บป่วยและการรักษา แต่ไม่ได้เป็นส่วนหนึ่งของการรักษา ได้แก่ ค่าเดินทาง ค่าอาหาร อ้างอิงจากโปรแกรมรายการต้นทุนมาตรฐานเพื่อการประเมินเทคโนโลยีด้านสุขภาพ (48) และปรับค่าให้เป็นต้นทุนในปีพ.ศ. 2567

ค่าอรรถประโยชน์

ค่าอรรถประโยชน์ของผู้ป่วยวัณโรคปอดอ้างอิงจากการศึกษาของ Kittikraisak และคณะ (2012) (49) ที่เก็บข้อมูลในประชากรไทย 222 ราย โดยใช้เครื่องมือแบบสอบถาม EQ-5D-3L ฉบับภาษาไทย รายงานค่าอรรถประโยชน์ตามประเภทของผู้ป่วยวัณโรคปอด ได้แก่ ผู้ป่วย DS-TB และ MDR-TB ที่ได้รับการรักษาด้วยยาและผู้ป่วยวัณโรคปอดที่สำเร็จการรักษา สำหรับผู้ป่วย XDR-TB ที่ได้รับการรักษาด้วยยาและผู้ป่วย palliative ไม่มีการเก็บข้อมูลปรรถประโยชน์ คณะผู้วิจัยจึงอ้างอิงสมมติฐานจากการศึกษาของ Chitpim และคณะ (28)

ทั้งนี้ ค่าอรรถประโยชน์ของประชากรทั่วไปอ้างอิงจากการศึกษาของ Kangwanrattanakul และคณะ (2024) (50) ที่เก็บข้อมูลในประชากรไทย อายุ 18 ปีขึ้นไป จำนวน 2,000 ราย โดยใช้แบบสอบถาม EQ-5D-5L ฉบับภาษาไทย

ตารางที่ 4 รายละเอียดของตัวแปรและแหล่งข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

ตัวแปร	ค่าเฉลี่ย (Base case value)	Standard error	Parameter distribution	แหล่งอ้างอิง
1. สัดส่วนของประชากรกลุ่มเป้าหมาย				
สัดส่วนผู้ป่วยวัณโรคที่ไวต่อยา (DS-TB)	0.9880	0.00039	dirichlet	(29)
สัดส่วนผู้ป่วยวัณโรคดื้อยาหลายขนาน (MDR-TB)	0.0112	0.00037	dirichlet	
สัดส่วนผู้ป่วยวัณโรคดื้อยาหลายขนานชนิดรุนแรงมาก (XDR-TB)	0.0009	0.000004	dirichlet	
2. ความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนสถานะ (Transitional probabilities) ในรอบระยะเวลา 1 เดือน				
2.1 ความน่าจะเป็นของการรักษาสำเร็จ				
ผู้ป่วยวัณโรคที่ไวต่อยา (DS-TB)	0.8194	0.0014	beta	NTIP, calculation
ผู้ป่วยวัณโรคดื้อยาหลายขนาน (MDR-TB)	0.6899	0.0171	beta	
ผู้ป่วยวัณโรคดื้อยาหลายขนานชนิดรุนแรงมาก (XDR-TB)	0.800	0.1265	beta	
2.2 ความน่าจะเป็นของการขาดติดตาม				
ผู้ป่วยวัณโรคที่ไวต่อยา (DS-TB)	0.0052	0.0009	beta	NTIP, calculation
ผู้ป่วยวัณโรคดื้อยาหลายขนาน (MDR-TB)	0.0099	0.0117	beta	
ผู้ป่วยวัณโรคดื้อยาหลายขนานชนิดรุนแรงมาก (XDR-TB)	0.0000	0.0000	beta	

ตัวแปร	ค่าเฉลี่ย (Base case value)	Standard error	Parameter distribution	แหล่งอ้างอิง
2.3 ความน่าจะเป็นของการเสียชีวิต				
ผู้ป่วยวัณโรคที่ไวต่อยา (DS-TB)	0.0089	0.0011	beta	NTIP, calculation
ผู้ป่วยวัณโรคดื้อยาหลายขนาน (MDR-TB)	0.0147	0.0136	beta	
ผู้ป่วยวัณโรคดื้อยาหลายขนานชนิดรุนแรงมาก (XDR-TB)	0.0184	0.1265	beta	

ตัวแปร	ค่าเฉลี่ย (Base case value)	Standard error	Parameter distribution	แหล่งอ้างอิง
3. ประสิทธิผลของเทคโนโลยี				
3.1 การใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อคัดกรองวัณโรคปอด (AI alone)				
ความไว	0.9040	0.0003	beta	Pooled data, NMA
ความจำเพาะ	0.7993	0.0002	beta	
3.2 การใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ร่วมกับแพทย์ทั่วไปแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อคัดกรองวัณโรคปอด (AI+GP)				
ความไว	0.7165	0.0062	beta	Pooled data, NMA
ความจำเพาะ	0.5704	0.0039	beta	
3.3 การใช้แพทย์ทั่วไปแปลผลภาพถ่ายรังสีเพื่อคัดกรองวัณโรคปอด (GP alone)				
ความไว	0.6559	0.0045	beta	Pooled data, NMA
ความจำเพาะ	0.4829	0.0046	beta	
4. ต้นทุนในรอบระยะเวลา 1 เดือน และปรับเป็นมูลค่าในปี พ.ศ. 2567				
4.1 ต้นทุนต่อหน่วยของการให้บริการแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อคัดกรองวัณโรคปอด				
การใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ (AI alone)	258	Assume 10%	gamma	Data collection
การใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ร่วมกับแพทย์ทั่วไป (AI+GP)	267	Assume 10%	gamma	
การใช้แพทย์ทั่วไป (GP alone)	199	Assume 10%	gamma	
4.2 ต้นทุนการตรวจทางห้องปฏิบัติการ				
การตรวจยืนยันผลวัณโรค	88.07	-	gamma	(48, 51), calculation
การตรวจผู้ป่วย DS-TB ก่อนรับยา	1,208.88	-	gamma	
การตรวจผู้ป่วย MDR-TB ก่อนรับยา	3,852.18	-	gamma	
การตรวจผู้ป่วย XDR-TB ก่อนรับยา	3,852.18	-	gamma	
การตรวจติดตามการรักษา DS-TB เดือนที่ 2	342.48	-	gamma	
การตรวจติดตามการรักษา DS-TB เดือนที่ 6	254.64	-	gamma	
การตรวจติดตามการรักษา MDR-TB เดือนที่ 1	1,543.96	-	gamma	

ตัวแปร	ค่าเฉลี่ย (Base case value)	Standard error	Parameter distribution	แหล่งอ้างอิง
การตรวจติดตามการรักษา MDR-TB เดือนที่ 2	1,339.36	-	gamma	
การตรวจติดตามการรักษา MDR-TB เดือนที่ 3	1,339.36	-	gamma	(48, 51), calculation
การตรวจติดตามการรักษา MDR-TB เดือนที่ 4	1,798.60	-	gamma	
การตรวจติดตามการรักษา MDR-TB เดือนที่ 5	827.86	-	gamma	
การตรวจติดตามการรักษา MDR-TB เดือนที่ 6	827.86	-	gamma	
การตรวจติดตามการรักษา MDR-TB เดือนที่ 7	388.07	-	gamma	
การตรวจติดตามการรักษา MDR-TB เดือนที่ 8	388.07	-	gamma	
การตรวจติดตามการรักษา MDR-TB เดือนที่ 9	342.48	-	gamma	
การตรวจติดตามหลังสิ้นสุดการรักษา MDR-TB	642.71	-	gamma	
การตรวจติดตามการรักษา XDR-TB เดือนที่ 1	2,554.18	-	gamma	
การตรวจติดตามการรักษา XDR-TB เดือนที่ 2	1,471.13	-	gamma	
การตรวจติดตามการรักษา XDR-TB เดือนที่ 6	1,725.77	-	gamma	
การตรวจติดตามหลังสิ้นสุดการรักษา XDR-TB	642.71	-	gamma	
4.3 ต้นทุนการรักษาวัณโรค				
การรักษา DS-TB				
Intensive phase	592.76	-	gamma	(47, 51), calculation
Continuation phase	321.65	-	gamma	
การรักษา MDR-TB				
Intensive phase เดือนที่ 1	6,631.31	-	gamma	(47, 51), calculation
Intensive phase เดือนที่ 2-4	5,379.51	-	gamma	
Continuation phase	2,884.20	-	gamma	
การรักษา XDR-TB				
เดือนที่ 1-2	10,143.97	-	gamma	(47, 52), calculation
เดือนที่ 3-6	9,347.37	-	gamma	

ตัวแปร	ค่าเฉลี่ย (Base case value)	Standard error	Parameter distribution	แหล่งอ้างอิง
4.4 ต้นทุนทางตรงที่ไม่เกี่ยวกับการแพทย์				
ค่าเดินทาง	164.12	13.36	gamma	(48)
ค่าอาหาร	79.43	8.09	gamma	
5. ค่าอรรถประโยชน์				
ผู้ป่วย DS-TB	0.6900	0.4400	beta	(49)
ผู้ป่วย MDR-TB	0.5100	0.1100	beta	
ผู้ป่วย XDR-TB	0.5100	0.1100	beta	(28, 49)
ผู้ป่วย palliative	0.2550	-	beta	
ผู้ป่วยที่สำเร็จการรักษา	0.8800	0.0600	beta	(49)
ประชากรไทยทั่วไป	0.9320	-	beta	(50)

2.3.11 การวิเคราะห์ข้อมูล

การวิเคราะห์ต้นทุนต่อหน่วย

การวิเคราะห์ต้นทุนต่อหน่วยของการดำเนินงานคัดกรองวัณโรคปอดในชุมชนใช้หลักการ Activity-Based Costing (ABC) โดยประยุกต์แนวทางแบบ bottom-up เพื่อให้ได้ค่าต้นทุนที่สะท้อนการใช้ทรัพยากรจริง การเก็บข้อมูลภาคสนามดำเนินการที่ กองวัณโรค กรมควบคุมโรค และ สำนักงานป้องกันควบคุมโรคที่ 9 (สคร.9) จังหวัดนครราชสีมา

- **การออกแบบแบบเก็บข้อมูล**

ทีมวิจัยพัฒนาแบบเก็บข้อมูลในรูปแบบ Excel spreadsheet โดยแบ่งโครงสร้างออกเป็นหมวดต้นทุนหลัก ได้แก่

- ค่าบุคลากร (Labor cost): เวลาการทำงานและค่าแรงของเจ้าหน้าที่ในแต่ละกิจกรรมที่เกี่ยวข้องกับการคัดกรอง
- ค่าอบรม (Training cost): ค่าใช้จ่ายในการจัดและเข้าร่วมการอบรมที่จำเป็นต่อการปฏิบัติงาน
- ค่าวัสดุ (Material cost): ค่าใช้จ่ายด้านวัสดุสิ้นเปลืองและอุปกรณ์ที่ใช้ในการคัดกรอง

- ค่าครุภัณฑ์ (Capital cost): รวมถึงค่าใช้จ่ายด้านอาคารสถานที่และครุภัณฑ์ที่มีอายุการใช้งานเกิน 1 ปี โดยมีการคิดค่าเสื่อมราคา (depreciation)

นอกจากนี้ ทีมวิจัยยังได้ขอข้อมูลการปฏิบัติงานจริงของการออกรถคัดกรอง เพื่อประเมินจำนวนผู้รับการคัดกรองต่อครั้งและจำนวนทั้งหมดต่อปี ซึ่งใช้เป็นฐานในการคำนวณต้นทุนต่อหน่วย (unit cost) ของการคัดกรอง

- **การเก็บและตรวจสอบข้อมูล**
  - ในแต่ละชีทของแบบฟอร์ม Excel ได้ออกแบบคำถามให้ระบุทั้ง ค่าใช้จ่าย และสัดส่วนการใช้ทรัพยากร ที่เกี่ยวข้องกับกิจกรรมคัดกรองวัณโรคปอด โดยจำแนกเป็น 3 ช่วง ได้แก่ ก่อนการออกรถคัดกรอง ระหว่างการออกรถคัดกรอง และหลังการออกรถคัดกรอง
  - มีการว่าจ้างผู้ให้ข้อมูล (informants) ที่มีส่วนร่วมในกระบวนการคัดกรอง เพื่อกรอกและยืนยันข้อมูล
  - จัดการประชุมชี้แจงวิธีการกรอกแบบฟอร์มในแต่ละชีท พร้อมทั้งปรับแก้แบบเก็บข้อมูลให้สอดคล้องกับบริบทการทำงานจริง
  - มีการประชุม ติดตามผล (follow-up meetings) เพื่อหารือถึงความท้าทายที่พบในการกรอกข้อมูล และเพื่อตรวจสอบความครบถ้วนของข้อมูล
  - ทีมวิจัยได้ ลงพื้นที่สังเกตบริบทจริง ของการปฏิบัติงาน พร้อมสอบถามรายละเอียดของข้อมูลเชิงต้นทุนในแต่ละแถว (row-by-row verification) เพื่อยืนยันความถูกต้องและความสมบูรณ์ของข้อมูล

- **การวิเคราะห์ข้อมูล**
  - กำหนดกรอบระยะเวลาในการวิเคราะห์ องค์ประกอบของต้นทุน แหล่งข้อมูล และศูนย์ต้นทุน รวมถึงกำหนดหน่วยงานและกิจกรรมที่เกี่ยวข้องกับการตรวจคัดกรองวัณโรคปอดด้วยระบบบูรณาการปัญญาประดิษฐ์ในประเทศไทย
  - เก็บข้อมูลการใช้ทรัพยากรตามกิจกรรมของแต่ละหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง จำแนกตามประเภทของทรัพยากร จากฐานข้อมูลการให้บริการของโรงพยาบาลซึ่งเป็นกลุ่มตัวอย่าง ร่วมกับการสัมภาษณ์ผู้ที่เกี่ยวข้องกับการให้บริการ (รายละเอียดดังข้อ ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง)
  - ดำเนินการคำนวณทีละศูนย์ต้นทุน โดยการรวมเวลาที่บุคลากรทุกคนใช้ไปในการปฏิบัติงานในแต่ละครั้งของกิจกรรม ในหน่วย คน-นาที แล้วคูณด้วยปริมาณผลลัพธ์ที่ให้บริการของแต่ละกิจกรรมที่ให้บริการทั้งปี
  - คำนวณค่าแรงต่อนาที โดยการหารค่าแรงทางตรงรวมของศูนย์ต้นทุนด้วยเวลารวมของการปฏิบัติงานทั้งหมด

- คำนวณค่าแรงทางตรงต่อหน่วยของแต่ละกิจกรรม โดยการคูณเวลาที่ใช้ต่อครั้งด้วยค่าแรงต่อนาที โดยใช้สูตร

$$\text{ค่าแรงต่อกิจกรรม} = \left(\frac{\text{ค่าแรงรวม}}{\text{เวลาทำงานรวม}}\right) \times \text{เวลาทำงานต่อกิจกรรม}$$

- จัดทำตารางราคาต่อหน่วยของค่าวัสดุที่ใช้ โดยดึงรายการวัสดุที่ใช้ ออกมาเป็นตารางรายการวัสดุ
- คำนวณค่าวัสดุที่ใช้ต่อครั้งของกิจกรรม โดยการคูณราคาต่อหน่วยด้วยปริมาณที่ใช้
- คำนวณต้นทุนทางตรงรวมต่อหน่วยของแต่ละกิจกรรม โดยการรวมค่าแรงและค่าวัสดุ
- คำนวณต้นทุนทางตรงรวมทั้งหมดของทุกกิจกรรม โดยการคูณต้นทุนทางตรงรายกิจกรรมด้วยปริมาณผลงาน แล้วรวมของทุกกิจกรรมเข้าด้วยกัน
- คำนวณต้นทุนรวมของแต่ละกิจกรรม หรือต้นทุนต่อหน่วย ด้วยการบวกต้นทุนทางตรงต่อหน่วยกิจกรรม กับต้นทุนอ้อมต่อหน่วยกิจกรรม
- นำเสนอต้นทุนต่อหน่วยของแต่ละกิจกรรมบริการ โดยองค์ประกอบต้นทุนต่อหน่วยที่คำนวณจะประกอบด้วย 3 ลักษณะ ได้แก่ 1) ต้นทุนที่รวมเฉพาะค่าแรง และค่าวัสดุ ทางตรง 2) ต้นทุนที่รวมค่าแรง และค่าวัสดุ ทั้งทางตรงและทางอ้อม 3) ต้นทุนที่รวมค่าแรง ค่าวัสดุ และค่าลงทุน ทั้งทางตรงและทางอ้อม รายงานผลเป็นค่าเฉลี่ย (mean) ค่ามัธยฐาน (median) ค่าสูงสุด (maximum) ค่าต่ำสุด (minimum) และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (standard deviation) โดยมีการปรับต้นทุนในอดีตให้เป็นมูลค่าใน พ.ศ. 2567

การวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์

- **การวิเคราะห์กรณีหลัก (base case analysis)**

การวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์ (cost-utility analysis) เพื่อเปรียบเทียบต้นทุนและผลลัพธ์ทางสุขภาพของมาตรการที่ใช้การแปลผล CXR จากการคัดกรองประชากรกลุ่มเสี่ยงสูงต่อวัณโรคปอดในชุมชน ด้วยปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ (AI alone) ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ร่วมกับแพทย์ทั่วไป (AI+GP) (มาตรการที่ประเมิน) เปรียบเทียบกับมาตรการปัจจุบันที่ให้แพทย์ทั่วไป (GP alone) เป็นผู้แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอก (มาตรการเปรียบเทียบ) และนำมาคำนวณหาอัตราส่วนต้นทุนประสิทธิผลส่วนเพิ่ม (incremental cost-effectiveness ratio: ICER) ดังสูตร

$$\text{ICER} = \frac{\text{ต้นทุนของมาตรการที่ประเมิน - ต้นทุนของมาตรการเปรียบเทียบ}}{\text{ปีสุขภาวะของมาตรการที่ประเมิน - ปีสุขภาวะของมาตรการเปรียบเทียบ}}$$

หากอัตราส่วนต้นทุนประสิทธิผลส่วนเพิ่มที่คำนวณมีค่าไม่เกินระดับความเต็มใจที่จะจ่ายของประเทศไทย คือ 160,000 บาทต่อปีสุขภาวะ แสดงว่ามาตรการที่ประเมินมีความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์

- **การวิเคราะห์ความไว (sensitivity analysis)**

การวิเคราะห์ความไวแบบทางเดียว (one-way sensitivity analysis) เป็นการเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรที่สนใจทีละตัว และกำหนดให้ค่าของตัวแปรอื่น ๆ ในแบบจำลองมีค่าคงที่ ช่วงการผันแปรค่าตัวแปรที่ใช้ในการศึกษา คือ การคำนวณช่วงความเชื่อมั่นด้วยวิธีการประมาณด้วยช่วงแบบ Bayesian Interval method โดยกำหนดระดับความเชื่อมั่นที่ร้อยละ 95 (95% CI) ของตัวแปร ซึ่งจะทำให้ทราบว่าตัวแปรแต่ละตัวมีอิทธิพลมากน้อยเพียงใดต่อค่า ICER การนำเสนอผลอยู่ในรูปของกราฟ tornado diagram

การวิเคราะห์ความไวแบบอาศัยความน่าจะเป็น (probabilistic sensitivity analysis: PSA) โดยการทำ Monte Carlo simulation จำนวน 1,000 ครั้ง ด้วยโปรแกรม Microsoft Excel® ที่เป็นการสุ่มค่าตัวแปรทั้งหมดที่ใช้ในแบบจำลองพร้อมกันหลาย ๆ ตัวแปร ตามลักษณะธรรมชาติการกระจายตัวของข้อมูล ในกรณีที่ข้อมูลไม่มีการรายงานค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน จะกำหนดช่วงความแปรปรวนไว้ที่ร้อยละ 10 จากนั้นนำเสนอผลการวิเคราะห์ในรูปของกราฟ cost-effectiveness acceptability curves ที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างระดับความคุ้มค่าและเกณฑ์ความคุ้มค่าที่ความเต็มใจจ่ายต่อ 1 ปีสุขภาวะที่เพิ่มขึ้น

การวิเคราะห์สถานการณ์ (scenario analysis) งานวิจัยนี้ทำการวิเคราะห์ scenario analysis ในสถานการณ์ที่ผู้ป่วยวัณโรคปอด ที่การอ่านผล CXR เป็นลบ (false negative) ได้เข้าสู่กระบวนการรักษาทุกราย

- **การวิเคราะห์ผลกระทบด้านงบประมาณ** ดำเนินการวิเคราะห์ตามขั้นตอน ดังนี้

ขั้นที่ 1 คำนวณประชากรกลุ่มเป้าหมาย

คำนวณประชากรกลุ่มเป้าหมายแบบระบบเปิด คือ จำนวนประชากรเปลี่ยนแปลงได้ตลอดช่วงของกรอบเวลา เนื่องจากไม่มีข้อมูลจำนวนการคัดกรองประชากรกลุ่มเป้าหมายรายปีของประเทศไทย ผู้วิจัยใช้วิธีประมาณจำนวนการคัดกรองจากข้อมูลของสำนักงานป้องกันควบคุมโรคที่ 9 นครราชสีมา (สคร.9) ในปีงบประมาณ 2566 ซึ่งมีการคัดกรองประชากรกลุ่มเป้าหมาย 18,000 ราย โดยคาดประมาณว่าสำนักงานป้องกันควบคุมโรคอื่นมีการคัดกรองด้วยจำนวนที่เท่ากัน ดังนั้น ในปีแรกของการคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงสูงตามชุมชนจะมีประชากรกลุ่มเป้าหมาย เท่ากับ 2 แสนราย อย่างไรก็ดี การคัดกรองวัณโรคปอดทำให้ผู้ป่วยเข้าสู่การรักษา ทำให้จำนวนประชากรกลุ่มเสี่ยงสูงลดลงในปีถัดไป ผู้วิจัยกำหนดสมมติฐานของการศึกษาว่า ในปีถัดไปของการคัดกรองจะมีจำนวนผู้ถูกคัดกรองลดลงร้อยละ 25 ต่อปี

ทั้งนี้ ได้มีการนำตัวแปรความชุกของวัณโรคปอดมาพิจารณาในส่วนของแบบจำลอง Decision tree ที่กำหนดให้ความชุกเริ่มต้นในปีแรกของการคัดกรองมีค่าร้อยละ 0.03 และเนื่องจากไม่มีข้อมูลความชุกของวัณโรคปอดที่ลดลงของประเทศไทย ผู้วิจัยจึงกำหนดสมมติฐานของการศึกษาว่า ความชุกของวัณโรคปอดจะลดลงในปีถัดไปร้อยละ 0.001

สำหรับอัตราการเสียชีวิตจะนำมาคำนวณร่วมด้วย โดยเป็นการคำนวณผ่านแบบจำลอง Markov ซึ่งเป็นแบบจำลองที่ใช้ในการวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์

ขั้นที่ 2 คำนวณค่าใช้จ่ายที่เกิดขึ้น

กำหนดสถานการณ์ที่ศึกษา 2 สถานการณ์ ได้แก่

1) สถานการณ์ปัจจุบัน คือ การให้แพทย์ทั่วไป (GP alone) เป็นผู้แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงสูงตามชุมชน

2) สถานการณ์ใหม่ คือ การใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ (AI alone) หรือการใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ร่วมกับแพทย์ทั่วไป (AI+GP) ในการแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงสูงตามชุมชน (วิเคราะห์เฉพาะมาตรการที่มีความคุ้มค่ามากที่สุดเท่านั้น)

ค่าใช้จ่ายที่เกิดขึ้นจากทั้ง 2 สถานการณ์ได้จากการคำนวณผ่านแบบจำลอง Decision tree และแบบจำลอง Markov

ขั้นที่ 3 วิเคราะห์ผลกระทบด้านงบประมาณ

ภาระงบประมาณสุทธิ = ภาระงบประมาณของสถานการณ์ใหม่ - ภาระงบประมาณของสถานการณ์ปัจจุบัน

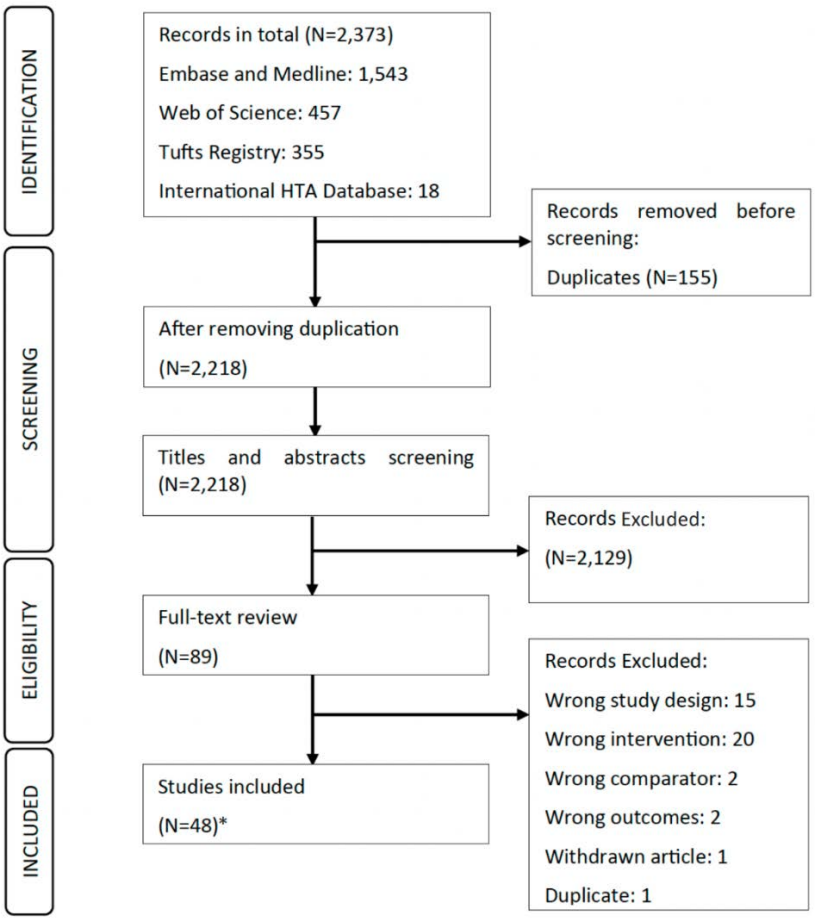
บทที่ 3 ผลการศึกษา

การศึกษานี้ประกอบด้วยการศึกษา 3 ส่วนหลักตามกรอบแนวคิดของโครงการ จึงขอนำเสนอผลการศึกษาจำแนกตามกรอบแนวคิด ดังนี้

3.1 การศึกษาส่วนที่ 1: การทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบและวิเคราะห์อภิมานของงานวิจัยที่ประเมินความคุ้มค่าของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ที่เกี่ยวข้องกับการแพทย์แม่นยำ

การทบทวนวรรณกรรม

แผนผังการคัดเลือกการศึกษาวิจัย (รูปที่ 5) แสดงการสืบค้นอย่างเป็นระบบ เบื้องต้นพบงานวิจัยทั้งหมด 2,373 ฉบับ จากนั้นจึงทำการเลือกงานวิจัย 48 ฉบับออกมาดึงข้อมูลและประเมินคุณภาพ (ดูรายการเอกสารทั้งหมดใน ภาคผนวก 5.1 เป็นที่น่าสังเกตว่า การประเมินทางเศรษฐศาสตร์ที่เกี่ยวกับ AI-PM นั้นมีจำนวนเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็วระหว่างปี 2022 ถึง 2023 (ภาคผนวก 5.2)



รูปที่ 5 PRISMA flow diagram การทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบของงานวิจัยที่ประเมินความคุ้มค่าเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์การแพทย์แม่นยำ

ลักษณะของ AI-PM และการประเมินทางเศรษฐศาสตร์

ตารางที่ 5 แสดงลักษณะต่าง ๆ ของการศึกษาวิจัยที่เกี่ยวกับการประเมินทางเศรษฐศาสตร์ (Economic Evaluation: EE) และ AI-PM จากงานวิจัย 48 ฉบับ (รวม 50 ชุดข้อมูล) โดยแสดงรายละเอียดตามประเภทของ AI-PM ในภาคผนวก 5.3

จากชุดข้อมูล 50 ชุดประกอบด้วย ชุดข้อมูลวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์ (CUA) 28 ชุด (ร้อยละ 56) การวิเคราะห์ต้นทุนประสิทธิผล (CEA) 10 ชุด (ร้อยละ 20) การวิเคราะห์ผลกระทบต่องบประมาณ (BIA) 6 ชุด (ร้อยละ 12) และการวิเคราะห์ต้นทุนต่ำสุด (CMA) 3 ชุด (ร้อยละ 6) ส่วน 3 ชุดที่เหลือเป็นการประเมินทางเศรษฐศาสตร์ที่นำเสนอผลลัพธ์ทั้งในรูปแบบ CEA และ CUA (ร้อยละ 6) เป็นที่น่าสังเกตว่า ส่วนใหญ่เป็นการประเมินทางเศรษฐศาสตร์ในช่วงที่ผลิตภัณฑ์เข้าสู่ตลาด (ร้อยละ 80) ขณะที่อีกร้อยละ 20 ดำเนินการในขั้นตอนเริ่มต้น

การประเมินทางเศรษฐศาสตร์ส่วนใหญ่เป็นการประเมินที่จัดทำขึ้นในสหรัฐอเมริกา (ร้อยละ 38) จีน (ร้อยละ 10) และเยอรมนี (ร้อยละ 8) โดยร้อยละ 32 ได้รับการสนับสนุนจากหน่วยงานรัฐ ร้อยละ 18 จากหน่วยงานเอกชนที่แสวงหากำไร ร้อยละ 6 จากหน่วยงานเอกชนที่ไม่แสวงหากำไร ในขณะที่ส่วนที่เหลือได้รับการสนับสนุนแบบผสม ไม่ได้รับการสนับสนุน หรือไม่ระบุแหล่งที่มาของการสนับสนุน นอกจากนี้ มาตรการที่ประเมินมากกว่าครึ่งมีกลุ่มเป้าหมายเป็นผู้ใหญ่ (ร้อยละ 52) และมีความเป็นกลางทางเพศสภาพ/เพศ (ร้อยละ 94) โดยส่วนใหญ่เป็นมาตรการที่ใช้กับโรคมะเร็ง (ร้อยละ 24) และโรคทางสายตา (ร้อยละ 24)

ประเภทของ AI-PM ที่ใช้บ่อยที่สุดคือ การวินิจฉัยด้วยเครื่องมือดิจิทัล (ร้อยละ 66) รองลงมาคือ เครื่องมือเพื่อการทำนายความเสี่ยง (ร้อยละ 26) มีงานวิจัยเพียง 3 ฉบับ (ร้อยละ 6) เท่านั้น ที่ประเมินเครื่องมือสำหรับการควบคุมโรคด้วยตนเอง และ 1 ฉบับ (ร้อยละ 2) ที่ประเมินเครื่องมือแนะนำการรักษา ผลิตภัณฑ์ AI ที่ได้รับการประเมินมากที่สุดคือ ซอฟต์แวร์ (ร้อยละ 68) ตามด้วยอัลกอริทึมเพียงอย่างเดียว (ร้อยละ 24) แอปพลิเคชันบนเว็บแบบโต้ตอบ (ร้อยละ 6) และอุปกรณ์เชื่อมต่อโครงข่าย (ร้อยละ 2) ขณะที่จากงานวิจัยทั้งสิ้น 50 ฉบับนี้ มีงานวิจัย 40 ฉบับ (ร้อยละ 80) ที่รวบรวมข้อมูลเกี่ยวกับประสิทธิภาพของ AI 8 ฉบับ (ร้อยละ 16) เกี่ยวกับการยึดตามเทคโนโลยี AI และ 18 ฉบับ (ร้อยละ 36) เกี่ยวกับการปฏิบัติตามการตัดสินใจโดยอาศัยข้อมูลจาก AI โดย 43 ฉบับรายงานต้นทุนของ AI-PM ไว้อย่างเปิดเผยด้วยค่ามัธยฐานของต้นทุนต่อหัวที่ 13 ดอลลาร์ (ช่วง: 0 – 3476 ดอลลาร์, IQR: 6 ถึง 58 ดอลลาร์) แม้จะมีเพียงร้อยละ 37.2 (N=16) ที่ให้รายละเอียดจำเพาะขององค์ประกอบต้นทุน

โดยรวมแล้ว ร้อยละ 82.9 ของการศึกษาในกลุ่ม CEA/CUA รายงานว่าเครื่องมือ AI-PM มีเด่น (dominant) หรือมีความคุ้มค่าจากการวิเคราะห์กรณีฐาน กรอบเวลาตลอดชีพ (ร้อยละ 46) และมุมมองด้านระบบสุขภาพ (ร้อยละ 76) เป็นวิธีการที่ถูกใช้บ่อยที่สุด ร้อยละ 84 ของการศึกษาวิจัยใช้แนวทางแบบจำลอง ขณะที่ร้อยละ 16 อิงการทดลองเชิงปฏิบัติหรือการศึกษาผลกระทบ

ตารางที่ 5 ผลการทบทวนการศึกษาวิจัยที่เกี่ยวกับการประเมินทางเศรษฐศาสตร์และเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์แม่นยำ

Category	Subcategory	N (%)
Study characteristics		
Country of analysis	United States of America	19 (38.0)
	United Kingdom	3 (6.0)
	Canada	3 (6.0)
	China	5 (10.0)
	Germany	4 (8.0)
	Pakistan	2 (4.0)
	Singapore	2 (4.0)
	Sweden	2 (4.0)
	Others [b]	10 (20.0)
Target population - age	Pediatric	4 (8.0)
	Adult	26 (52.0)
	Senior	5 (10.0)
	All ages	6 (12.0)
	Not specified	9 (18.0)
Target population - sex	All male	0 (0)
	All female	3 (6.0)
	Gender/sex-neutral	47 (94.0)
Disease domain (ICD - 11 category)	Certain infectious or parasitic diseases	7 (14.0)
	Diseases of the circulatory system	3 (6.0)
	Diseases of the digestive system	5 (10.0)
	Diseases of the nervous system	2 (4.0)
	Diseases of the visual system	12 (24.0)
	Injury, poisoning or external causes	3 (6.0)
	Mental, behavioral or neurodevelopmental disorders	3 (6.0)

Category	Subcategory	N (%)
	Neoplasms	12 (24.0)
	Others [c]	3 (6.0)
Funder type	Public	16 (32.0)
	Private – not for profit	3 (6.0)
	Private – for profit	9 (18.0)
	Mixed funding source	6 (12.0)
	No funding source	8 (16.0)
	Not stated	8 (16.0)
Developmental stage	Early stage	10 (20.0)
	Market-access stage	40 (80.0)
Economic evaluation characteristics		
Economic evaluation type	Budget Impact Analysis (BIA)	6 (12.0)
	Cost minimization analysis (CMA)	3 (6.0)
	Cost effectiveness analysis (CEA)	10 (20.0)
	Cost utility analysis (CUA)	28 (56.0)
	Cost effectiveness and cost utility analysis	3 (6.0)
Model type	Modelling – Markov	15 (30.0)
	Modelling – Decision Tree model	11 (22.0)
	Hybrid model	12 (24.0)
	Patient-level simulation	4 (8.0)
	Other type of analysis (non-model)	8 (16.0)
Time horizon	Short term (≤ 3 years)	14 (28.0)
	Intermediate term (3-10 years)	10 (20.0)
	Long term (10-30 years)	2 (4.0)
	Lifetime (>30 years)	23 (46.0)
	Not applicable	1 (2.0)
Study perspective	Societal	9 (18.0)
	Healthcare	38 (76.0)
	Patient	1 (2.0)

Category	Subcategory	N (%)
	Not specified	2 (4.0)
Conclusion [d]	Cost-saving (Dominant)	24 (58.5)
	Cost-effective	10 (24.4)
	Not cost-effective	3 (7.3)
	Inconclusive	4 (9.8)
AI-PM-specific intervention characteristics		
Type of AI-PM tool	Digital diagnostics	33 (66.0)
	Risk predictions	13 (26.0)
	Treatment recommendations	1 (2.0)
	Disease self-control	3 (6.0)
Type of digital/electronic product	Software	34 (68.0)
	Interactive application	3 (6.0)
	Device	1 (2.0)
	Pure algorithm	12 (24.0)
Integration of AI performance rate	Yes	40 (80.0)
	No	10 (20.0)
Integration of adherence to AI technology	Yes	8 (16.0)
	No	42 (82.0)
Integration of compliance with AI-informed actions/decisions	Yes	18 (36.0)
	No	32 (64.0)
Direct reporting of AI-PM costs	Yes	43 (86.0)
	No	7 (14.0)
The amount and type of AI-PM costs (N=43)		
AI-PM unit cost, (median [interquartile range])	$13 ($6 to $58)	
Considered lump sum with no specification	Yes	27 (62.8)
	No	16 (37.2)

AI indicates artificial intelligence; ICD, international classification of diseases; PM, precision medicine.

[a] N=50 as one study analyzed 3 AI-PM interventions for 3 disease conditions, which was accounted for thrice, resulting in a total of 50 datasets in base-case descriptive analysis.

[b] The subcategory "Others" included 1 study from Australia, 1 study from Brazil, 1 study from Belgium, 1 study from Italy, 1 study from Japan, 1 study from Malawi, 1 study from Spain, 1 study from Taiwan, 1 study from Thailand, and 1 study from the Netherlands.

[c] The subcategory "Others" included 1 study under diseases of the genitourinary system, 1 study under diseases of the musculoskeletal system or connective tissue, and 1 study under not specified.

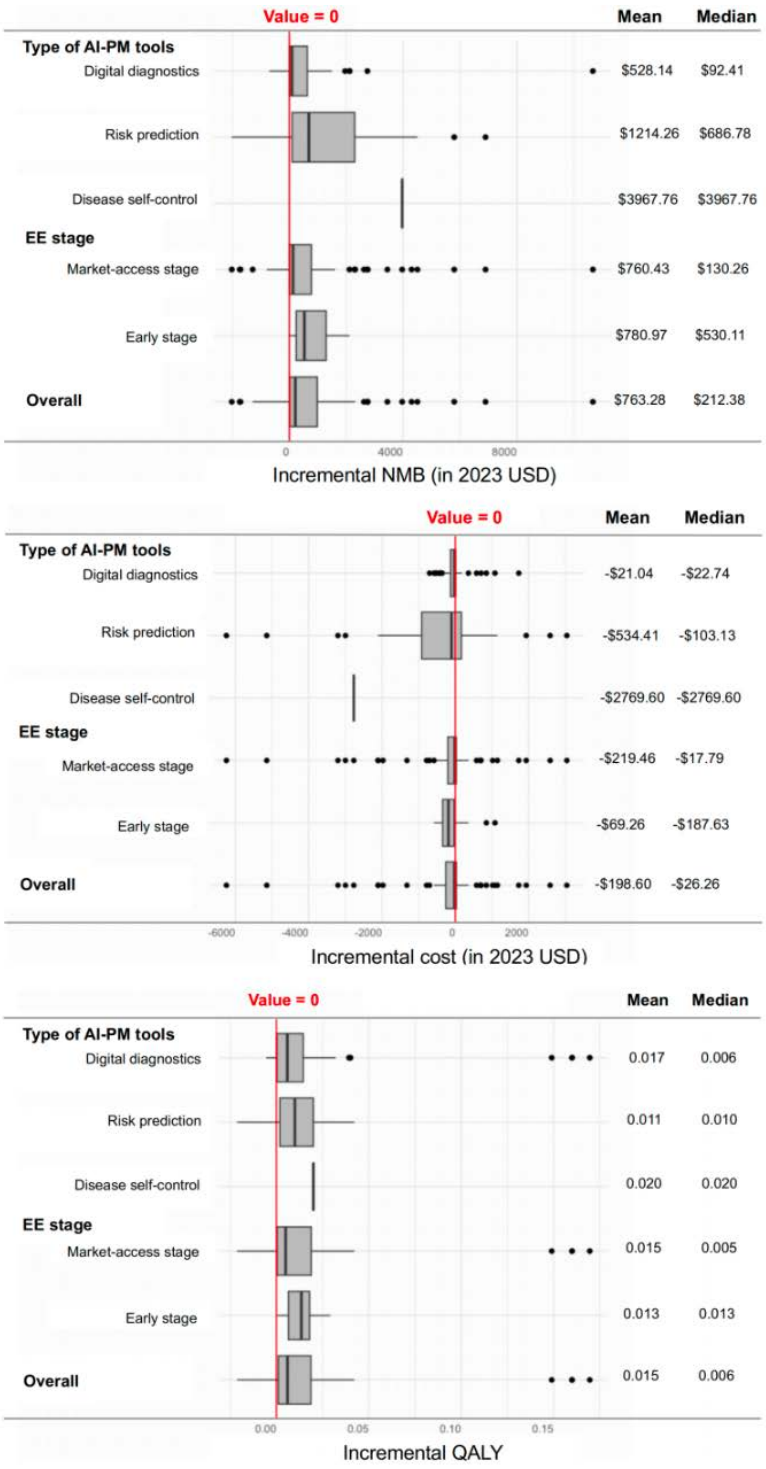
[d] N=41 as only formal EEs, including both CEAs and CUAs, were included.

ความคุ้มค่าของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์แม่นยำ (AI-PM)

คณะผู้วิจัยได้สรุปความคุ้มค่าของ AI-PM จากค่าประมาณต้นทุนรวมทั้งสิ้น 108 ค่า จากการวิเคราะห์ต้นทุน-อรรถประโยชน์ (CUA) จำนวน 31 รายการ รวมถึงการวิเคราะห์กรณีฐานและการวิเคราะห์ความไว รูปที่ 2 แสดงการกระจายของ △ costs, △ QALYs และ NMB และแสดงตารางอย่างละเอียดไว้ในภาคผนวก 5.4

โดยรวมแล้ว NMB มีค่าตั้งแต่ -2022 ถึง 10669 ดอลลาร์ โดยมีค่ามัธยฐานอยู่ที่ 212 ดอลลาร์ (มัธยฐาน [IQR]: 18 ถึง 986 ดอลลาร์) และค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 763 ดอลลาร์ (SD = 1635 ดอลลาร์) เป็นที่น่าสังเกตว่า EE ในขั้นเริ่มต้นมีแนวโน้มที่จะรายงานค่ามัธยฐานของ NMB สูงกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับ EE ในขั้นตอนเข้าสู่ตลาด อย่างไรก็ตาม ความแตกต่างดังกล่าวไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ (มัธยฐาน [IQR]: 530 ดอลลาร์ [243 ถึง 1293 ดอลลาร์] เทียบกับ 130 ดอลลาร์ [11 ถึง 777 ดอลลาร์], p = 0.127) นอกจากนี้ △ costs ยังมีค่าตั้งแต่ -6245 ดอลลาร์ถึง 3044 ดอลลาร์ โดยมีค่ามัธยฐานอยู่ที่ -26 ดอลลาร์ (มัธยฐาน [IQR]: = -259 ถึง 28 ดอลลาร์) และมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ -199 ดอลลาร์ (SD = 1120 ดอลลาร์) ส่วน △ QALYs มีค่าตั้งแต่ -0.021 ถึง 0.17 โดยมีค่ามัธยฐานอยู่ที่ 0.006 (IQR = 0.001 ถึง 0.019) และมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 0.015 (SD = 0.031) เมื่อแบ่งตามประเภทของ AI-PM พบว่าเครื่องมือเพื่อการทำนายความเสี่ยงมีค่ามัธยฐานของ NMB สูงกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับการวินิจฉัยด้วยเครื่องมือดิจิทัล (มัธยฐาน [IQR]: 687 ดอลลาร์ [100 ถึง 2299 ดอลลาร์] เทียบกับ 92 ดอลลาร์ [11 ถึง 635 ดอลลาร์], p = 0.010) ซึ่งโดยทั่วไปอาจเป็นผลจาก △ costs ที่ต่ำกว่า (มัธยฐาน [IQR]: -103 ดอลลาร์ [-917 ถึง 168 ดอลลาร์] เทียบกับ -23 ดอลลาร์ [-131 ถึง 11 ดอลลาร์], p = 0.320) และ △ QALY ที่สูงกว่า (มัธยฐาน [IQR]: 0.01 [0.002 ถึง 0.020] เทียบกับ 0.006 [0.000 ถึง 0.015], p = 0.307) ในขณะที่มีการวิเคราะห์ CUA ของ AI-PM เพียงฉบับเดียวเท่านั้นที่เน้นการควบคุมโรคด้วยตนเองและรายงานค่า NMB อยู่ที่ 3968 ดอลลาร์

เครื่องมือ AI-PM ที่มี NMB สูงสุด 5 อันดับแรก (ภาคผนวก 5.5) ได้แก่ การวินิจฉัยด้วยเครื่องมือดิจิทัลสำหรับการตรวจหาติ่งเนื้อด้วยการส่องกล้องตรวจลำไส้ใหญ่ (NMB = 10669 ดอลลาร์)[36] เครื่องมือเพื่อการทำนายความเสี่ยงสำหรับโรคความผิดปกติที่เกิดจากการใช้สารโอปิออยด์ก่อนการผ่าตัด (NMB = 4504 ดอลลาร์)[37] การติดตามการรักษาวัณโรคอัตโนมัติ (NMB = 3968 ดอลลาร์)[38] เครื่องมือเพื่อการทำนายความเสี่ยงสำหรับการตรวจคัดกรองมะเร็งเต้านมแบบแบ่งตามความเสี่ยง (NMB = 3447 ดอลลาร์)[39] และการวินิจฉัยด้วยเครื่องมือดิจิทัลสำหรับโรคจอประสาทตาเสื่อมจากเบาหวาน (NMB = 2745 ดอลลาร์)[40] ส่วนเครื่องมือ AI-PM 5 อันดับแรกตาม $\triangle$ costs และ $\triangle$ QALYs มีแสดงเพิ่มเติมไว้ในภาคผนวก 5.5



รูปที่ 6 Boxplots แสดงการกระจายของผลประโยชน์ทางการเงินสุทธิส่วนเพิ่ม (incremental net monetary benefits; NMB), ต้นทุนส่วนเพิ่ม (incremental costs) และคุณภาพชีวิตที่ปรับด้วยเวลา (incremental quality-adjusted life-years; QALY)

EE หมายถึง การประเมินทางเศรษฐศาสตร์ (economic evaluation) เส้นสีแดงหมายถึงค่าศูนย์ (0)

ปัจจัยที่อาจทำให้เกิดความแตกต่างในด้านความคุ้มค่า

ตารางที่ 6 แสดงผลลัพธ์จากการวิเคราะห์การถดถอยผลกระทบผสมหลายตัวแปร ซึ่งอิงจากตัวทำนายสำคัญที่เลือกไว้ของ Lasso สำหรับค่า △ costs, △ QALYs และ NMB (ดูผลลัพธ์การถดถอยตัวแปรเดียวในภาคผนวก 5.6) โดยมีตัวทำนายสำคัญของ NMB คือ ระดับรายได้ของประเทศ ประเภทผู้ให้ทุน ต้นทุนต่อหน่วยของ AI-PM การบูรณาการการปฏิบัติตามการตัดสินใจโดยอาศัยข้อมูลจาก AI ตัวเลือกตัวเปรียบเทียบ มุมมองการศึกษา และกรอบเวลาการประเมิน โดยเฉพาะอย่างยิ่ง ต้นทุนต่อหน่วยของ AI-PM ที่เพิ่มขึ้น 1 ดอลลาร์จะทำให้ NMB เพิ่มขึ้น 2.94 ดอลลาร์ (95% CI: 1.65 ถึง 4.22) นอกจากนี้ หากตัวเปรียบเทียบเป็นมาตรการทางเลือกที่ดีที่สุด (เช่น ระบบการแพทย์ทางไกล เทคโนโลยีการแพทย์แม่นยำ) เมื่อเทียบกับการดูแลตามมาตรฐาน (SoC) ค่า NMB จะลดลง 665 ดอลลาร์ (95% CI: -1157 ถึง -174)

ตัวทำนายสำคัญของ △ costs ได้แก่ ประเภทผู้ให้ทุน ต้นทุนต่อหน่วยของ AI-PM การบูรณาการประสิทธิภาพของ AI การบูรณาการการปฏิบัติตามการตัดสินใจโดยอาศัยข้อมูลจาก AI และกรอบเวลาตลอดชีพ โดยเฉพาะอย่างยิ่ง ต้นทุนต่อหน่วยของ AI-PM ที่เพิ่มขึ้น 1 ดอลลาร์จะสัมพันธ์กับ △ costs ที่ลดลง 2.46 ดอลลาร์ (95% CI: -3.37 ถึง -1.54)

ขณะที่ตัวทำนายสำคัญของ △ QALYs คือ อายุของประชากรเป้าหมาย เพศของประชากรเป้าหมาย ทางเลือกที่นำมาเปรียบเทียบ การบูรณาการการยึดตามเทคโนโลยี AI การใช้คำแนะนำ/กรณีอ้างอิงของ EE และมุมมองการศึกษา โดยเฉพาะอย่างยิ่ง △ QALY จะลดลงอย่างมีนัยสำคัญ เมื่อตัวเปรียบเทียบเป็นมาตรการทางเลือกที่ดีที่สุด แทนที่จะเป็น standard of care และเมื่อปฏิบัติตามคำแนะนำ/กรณีอ้างอิงของ EE

ตารางที่ 6 ผลการวิเคราะห์การถดถอยแบบ Lasso สำหรับ △costs, △QALYs, and △NMBs [a]

Variables	Coefficient	95% CI	P value
Dependent variable: NMBs			
Country income level			
Low or middle income	(Reference)		
High income	776	[-142, 1693]	0.097
Funder type			
Public or Private-non-for-profit	(Reference)		
Private-for-profit	248	[-972, 1469]	0.690
No/Unspecified Funding Sources	-520	[-1343, 302]	0.215
AI-PM unit cost	2.94	[1.65, 4.23]	0.000
Choice of comparators			
Current practice/standard of care/None	(Reference)		

Variables	Coefficient	95% CI	P value
New technology/best alternative/major competitor	-665	[-1157, -173]	0.008
Integration of compliance with AI-informed decisions			
No	(Reference)		
Yes	-1200	[-2821, 421]	0.147
Study perspective			
Societal	(Reference)		
Healthcare system or healthcare payer	-1299	[-2642, 43]	0.058
Lifetime horizon			
No	(Reference)		
Yes	-317	[-916, 282]	0.300
Dependent variable: △costs			
Funder type			
Public or Private-non-for-profit	(Reference)		
Private-for-profit	-294	[-936, 347]	0.368
No/Unspecified Funding Sources	140	[-248, 528]	0.480
AI-PM unit cost	-2.46	[-3.37, -1.54]	0.000
Integration of AI performance			
No	(Reference)		
Yes	813	[-323, 1948]	0.161
Integration of compliance with AI-informed decisions			
No	(Reference)		
Yes	1274	[-573, 3121]	0.176
Lifetime horizon			
No	(Reference)		
Yes	349	[-60, 757]	0.094
Dependent variable: △QALYs			
Target population			
All/Not specified	(Reference)		
Pediatric	-0.002	[-0.015, 0.010]	0.715
Adult	-0.008	[-0.019, 0.002]	0.127
Senior	-0.009	[-0.023, 0.004]	0.168
Target sex			
Gender/sex-neutral	(Reference)		

Variables	Coefficient	95% CI	P value
All male or All female	-0.004	[-0.010, 0.001]	0.109
Choice of comparators			
Current practice/standard of care/None	(Reference)		
New technology/best alternative/major competitor	-0.017	[-0.034, -0.001]	0.042
Integration of adherence to AI technology			
No	(Reference)		
Yes	0.045	[0.005, 0.085]	0.027
Applied any EE guidance/reference case			
No	(Reference)		
Yes	-0.010	[-0.016, -0.004]	0.002
Study perspective			
Societal	(Reference)		
Healthcare system or healthcare payer	-0.010	[-0.043, 0.023]	0.543

AI indicates artificial intelligence; △cost, incremental cost; △NMB, incremental net monetary benefit; △QALY, incremental quality-adjusted life-year; EE, economic evaluation; PM, precision medicine

[a] All currency in 2023 United States dollars (USD). For values in bold, the 95% confidence interval does not exceed 0.

การประเมินความเสี่ยงต่อการมีอคติ (Risk-of-bias) ในการประเมินทางเศรษฐศาสตร์แบบจำลอง

ในบรรดา 20 รายการที่เกี่ยวข้องจากรายการตรวจสอบ ECOBIAS (ภาคผนวก 5.7) มี 6 รายการที่จัดเป็นรายการที่มีความเสี่ยงสูงต่อการเกิดอคติในการศึกษาที่ใช้แบบจำลอง 40 ชิ้น ซึ่งรวมถึงมุมมองที่แคบ (ร้อยละ 75.0) การประเมินมูลค่าที่ไม่ถูกต้อง (ร้อยละ 50.0) กรอบเวลาการประเมินที่จำกัด (ร้อยละ 47.5) การละเว้นการวัดต้นทุน (ร้อยละ 45.0) การเก็บข้อมูลไม่ต่อเนื่อง (ร้อยละ 40.0) และตัวเปรียบเทียบที่ไม่มีประสิทธิภาพ (ร้อยละ 35)

ความไม่แน่นอนที่ยังคงอยู่ในการนำ AI-PM มาใช้และการเบิกจ่าย

ตารางที่ 7 แสดงการประเมินมูลค่าเพิ่มเติมของ AI-PM ในการประเมินทางเศรษฐศาสตร์ทั้ง 48 ชิ้น ซึ่งครอบคลุม 7 ด้านที่เสนอสำหรับการพิจารณาการเบิกจ่าย การประเมินทางเศรษฐศาสตร์ส่วนใหญ่ (≥ ร้อยละ 65) ได้ให้คำจำกัดความและอธิบายเครื่องมือ AI-PM อย่างโปร่งใสและสามารถตีความได้ อย่างไรก็ตาม ผลกระทบของ AI มักเกิดจากการคาดเดามากกว่าหลักฐานเชิงประจักษ์ โดยเฉพาะส่วนที่เกี่ยวข้องกับประสิทธิภาพของ AI (ร้อยละ 50) อีกทั้งเครื่องมือเหล่านี้ยังมีระดับการทำงานร่วมกันที่ต่ำ โดยมีเพียงร้อยละ 6 เท่านั้นที่อาจนำไปใช้ได้กับกลุ่มประชากรผู้ใช้ในวงกว้าง แต่ในทางกลับกัน การประเมินทางเศรษฐศาสตร์ส่วนใหญ่กลับไม่ได้กล่าวถึงการมี

ส่วนร่วมของผู้ป่วยและการเสริมพลังผู้ป่วย (ร้อยละ 94) การรักษาความปลอดภัยของข้อมูล (≥ ร้อยละ 98) หรือความสามารถในการใช้งาน (ร้อยละ 96) ของเครื่องมือ AI-PM เหล่านี้ นอกจากนี้ ข้อกำหนดทางเทคนิคต่าง ๆ ยังครอบคลุมเพียงอุปกรณ์ทางการแพทย์หรือการติดตั้ง (ร้อยละ 63) แต่ละเลยการกล่าวถึงอุปกรณ์อัจฉริยะ (ร้อยละ 15) หรืออินเทอร์เน็ต (ร้อยละ 10) อีกทั้งในแง่ขององค์กรก็กล่าวถึงเพียงการฝึกอบรมพนักงาน (ร้อยละ 17) แต่แทบไม่มีข้อมูลเกี่ยวกับการฝึกอบรมผู้ป่วย (ร้อยละ 4) หรือคุณลักษณะด้านความปลอดภัยเพิ่มเติม (ร้อยละ 2)

ตารางที่ 7 รายละเอียดการรายงานองค์ประกอบปัญญาประดิษฐ์จากงานวิจัย (N=48)

Domain	Category	Sub-category	N (%)
Patient and social aspects	Mentioned the AI features facilitate patient engagement and empowerment	Yes	3 (6.3)
		No	45 (93.8)
Transparency and interpretability	Defined the AI-involved clinical pathway clearly	Yes	47 (97.9)
		No	1 (2.1)
	Justified the AI-involved clinical pathway	Yes	47 (97.9)
		No	1 (2.1)
	Described the operation of AI tool or system	Yes	36 (75.0)
		No	12 (25.0)
	Discussed the rationale of AI-driven decisions	Yes	31 (64.6)
		No	17 (35.4)
	Provided the assumptions of AI impact	AI performance	24 (50.0)
		AI use duration	4 (8.3)
		AI cost	12 (25.0)
		AI uptake	6 (12.5)
		AI adherence	9 (18.8)
		AI-informed actions/decisions	8 (16.7)
		No assumptions	10 (20.8)
Technical requirements	Smart device required for this AI tool	Yes	7 (14.6)
		No	3 (6.3)
		Not specified	38 (79.2)
	Internet connection required for this AI tool	Yes	5 (10.4)
		No	1 (2.1)
		Not specified	42 (87.5)

Domain	Category	Sub-category	N (%)
	Medical devices or setups required for this AI tool	Yes	30 (62.5)
		No	7 (14.6)
		Not specified	11 (22.9)
Data security	Discussed any data security standards complied by the AI tool	Yes	1 (2.1)
		No	47 (97.9)
	Discussed any data acquisition standards complied by the AI tool	Yes	0 (0)
		No	48 (100)
Organizational aspects	Patient training required for this AI tool	Yes	2 (4.2)
		No	28 (58.3)
		Not mentioned	18 (37.5)
	Physician/operator training required for this AI tool	Yes	8 (16.7)
		No	3 (6.3)
		Not mentioned	37 (77.1)
	Additional safety features to monitor health included in this AI tool	Yes	1 (2.1)
		No	26 (54.2)
		Not mentioned	21 (43.8)
Interoperability	Integrated with any electronic health record system for this AI tool	Yes	9 (18.8)
		No	4 (8.3)
		Not mentioned	35 (72.9)
	Representable to the broad topic population for the derivation dataset of this AI tool	Yes	3 (6.3)
		No	15 (31.3)
		Not mentioned	30 (62.5)
Usability	Mentioned the usability assessment of this AI tool	Yes	2 (4.2)
		No	46 (95.8)

AI indicates artificial intelligence.

3.2 การศึกษาส่วนที่ 2: การเลือกหัวข้อและพัฒนาแผนการประเมินความคุ้มค่าโดยใช้แบบสอบถามออนไลน์

การสำรวจความคิดเห็นบุคลากรทางการแพทย์และสาธารณสุข จำนวน 400 ราย ครอบคลุมหลากหลายสาขา ได้แก่ แพทย์ (ร้อยละ 29.8) พยาบาล (ร้อยละ 15.0) เภสัชกร (ร้อยละ 11.5) เจ้าหน้าที่สาธารณสุข (ร้อยละ 12.0) และอื่น ๆ (ร้อยละ 21.0) โดยผู้ตอบแบบสอบถามส่วนใหญ่ปฏิบัติงานอยู่ในโรงพยาบาลทั่วไป/โรงพยาบาลศูนย์ (ร้อยละ 22.0) โรงพยาบาลเฉพาะทาง (ร้อยละ 22.3) โรงพยาบาลมหาวิทยาลัย (ร้อยละ 13.0) และหน่วยงานสังกัดส่วนกลาง เช่น กระทรวงสาธารณสุข หรือสำนักงานหลักประกันสุขภาพแห่งชาติ (ร้อยละ 12.5)

การใช้และการรับรู้ต่อ AI ทางการแพทย์

ผลการสำรวจพบว่า ร้อยละ 39 ของบุคลากรมีการใช้งาน AI ทางการแพทย์ในการทำงาน ขณะที่ ร้อยละ 61.0 ยังไม่ได้ใช้งาน อย่างไรก็ตาม บุคลากรส่วนใหญ่ (ร้อยละ 94.8) ต้องการให้สถานพยาบาลได้รับการสนับสนุนให้นำ AI มาใช้ และ ร้อยละ 83.0 เห็นว่าภาครัฐควรจ่ายเงินชดเชยค่าใช้จ่ายด้าน AI ให้แก่หน่วยบริการสุขภาพ

ด้านความรู้ความเข้าใจ พบว่ากว่าครึ่งหนึ่ง (ร้อยละ 55.4) ระบุว่ามีความรู้เพียงเล็กน้อยต่อ AI ขณะที่ร้อยละ 40.0 มีความคุ้นเคยระดับใช้งานได้จริง และเพียงร้อยละ 37.1 เคยนำ AI มาใช้จริง โดยมากในรูปแบบ Chatbot เช่น ChatGPT

การยอมรับและความเชื่อมั่นต่อ AI

เมื่อสอบถามระดับความเชื่อถือ ร้อยละ 40.5 เห็นว่าหากใช้ผลการแนะนำจาก AI เพียงอย่างเดียวไม่น่าเชื่อถือ แต่หากใช้ประกอบกับความเห็นของแพทย์ถือว่ายอมรับได้ อีกร้อยละ 46.5 เห็นว่า AI มีความน่าเชื่อถือในระดับหนึ่ง สามารถใช้แนะนำได้จริง และมีร้อยละ 6.5 ที่เชื่อมั่นสูงว่าสามารถนำมาเป็นแนวทางได้ดี

นอกจากนี้ ร้อยละ 41.8 ของผู้ตอบเชื่อว่า AI อาจแทนที่การทำงานของบุคลากรที่ไม่เชี่ยวชาญเฉพาะด้านได้ในบางส่วน ขณะที่ร้อยละ 25.8 ไม่เห็นด้วย และร้อยละ 17.5 อยู่ในระดับกลาง

ความต้องการและการประยุกต์ใช้

กลุ่มเทคโนโลยี AI ทางการแพทย์ที่บุคลากรต้องการมากที่สุด ได้แก่

1. Chatbot และแอปพลิเคชันให้คำปรึกษาสุขภาพ สำหรับประชาชนทั่วไป
2. ระบบสนับสนุนการตัดสินใจทางคลินิก (Clinical decision support system) และการวินิจฉัยทางการแพทย์
3. ระบบวิเคราะห์ข้อมูลสุขภาพเพื่อคัดกรองและวินิจฉัยเบื้องต้น

เมื่อให้เลือกเพียงหนึ่งด้านที่รัฐควรชดเชยมากที่สุด บุคลากรเลือก Clinical decision support system (ร้อยละ 36.5) ตามด้วย Chest radiograph interpretation (ร้อยละ 24.9) และ Diabetic retinopathy screening (ร้อยละ 12.0)

ความกังวลและผลกระทบ

ประเด็นกังวลสำคัญ คือ ความปลอดภัยของข้อมูลผู้ป่วย โดยร้อยละ 69.2 กังวลอย่างมากหรือกังวลบ้าง นอกจากนี้ยังมีความกังวลเรื่องการสื่อสารระหว่างแพทย์กับผู้ป่วย ร้อยละ 58.8 เห็นว่า AI อาจลดคุณภาพการสื่อสาร แต่ส่วนใหญ่เชื่อว่าแม้อาจมีผลเสียในปัจจุบัน แต่จะมีผลดีในอนาคตมากกว่า
ผู้ตอบส่วนใหญ่ (ร้อยละ 61.5) เชื่อว่าผู้ป่วยอาจกังวลต่อการใช้ AI ในการกำหนดแผนการรักษา แต่ก็ยังยอมรับได้ ขณะที่ร้อยละ 13.5 คาดว่าผู้ป่วยจะกังวลแน่นอน และร้อยละ 12.0 มองว่าผู้ป่วยไม่กังวล

3.3 การศึกษาส่วนที่ 3: การประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์และการวิเคราะห์ผลกระทบด้านงบประมาณของปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์

3.3.1 การวิเคราะห์ต้นทุนต่อหน่วย

องค์ประกอบต้นทุนรวม

จากการแยกต้นทุนออกเป็น ต้นทุนทางตรง (Direct cost) และ ต้นทุนทางอ้อม (Indirect cost) พบว่าในการปฏิบัติงานคัดกรองวัณโรคปอด มีการใช้ทรัพยากรที่หลากหลาย โดยเฉพาะค่าแรงบุคลากรและค่าครุภัณฑ์

- ต้นทุนทางตรงทั้งหมด 392,405.52 บาท
- ต้นทุนทางอ้อมทั้งหมด 75,925.10 บาท
- ต้นทุนรวมทั้งสิ้น 455,550.62 บาท

เมื่อพิจารณาสัดส่วน พบว่า ค่าแรงบุคลากรคิดเป็นร้อยละ 42 ของต้นทุนรวม รองลงมาคือค่าครุภัณฑ์ (ร้อยละ 31) และค่าวัสดุ (ร้อยละ 27)

การวิเคราะห์ตามขั้นตอนการปฏิบัติงาน

เมื่อตรวจสอบการใช้ทรัพยากรในแต่ละช่วงของการปฏิบัติงาน ได้แก่ ก่อน ระหว่าง และหลังการออกรถคัดกรอง พบว่า

- ก่อนการออกรถคัดกรอง มีต้นทุนรวม 333,867.73 บาท
- ระหว่างการออกรถคัดกรอง เป็นช่วงที่ใช้ทรัพยากรมากที่สุด โดยมีต้นทุนสูงถึง 1,503,413.27 บาท ส่วนใหญ่เกิดจากค่าครุภัณฑ์
- หลังการออกรถคัดกรอง มีต้นทุนรวม 79,167.78 บาท

ข้อมูลนี้แสดงให้เห็นว่า ค่าใช้จ่ายหลักของการคัดกรองมักเกิดขึ้นในช่วงการลงพื้นที่จริง

ต้นทุนเกี่ยวกับ AI

จากการสอบถามเพิ่มเติม พบว่าต้นทุนที่เกี่ยวข้องกับ AI ยังมีความไม่ชัดเจนในเชิงการคำนวณ

- มีการเบิกจ่ายจริงในปี 2565 จำนวน 100,000 บาท และในปี 2566 จำนวน 500,000 บาท ซึ่งมีลักษณะเป็นค่าพัฒนา AI model มากกว่าจะเป็นค่าใช้งานต่อหน่วยที่แน่นอน
- หลายบริษัทไม่ได้แยกค่าใช้จ่ายของ AI ออกจากผลิตภัณฑ์เดิม เช่น Picture Archiving and Communication System (PACS) หรือมีการให้ใช้งาน AI ฟรีในช่วงทดลอง ทำให้การคิดมูลค่า

ต้นทุนของ AI ยังไม่ชัดเจน และทำให้ต้นทุนด้านพื้นที่จัดเก็บข้อมูลถูกควบรวมใน PACS และ Maintenance cost แล้ว

- สำหรับต้นทุนด้าน การฝึกอบรม (training cost) พบว่าเกิดขึ้นครั้งเดียว โดยเป็นค่าใช้จ่ายบุคลากรเพื่อการถ่ายทอดความรู้เบื้องต้นให้สามารถใช้ AI ได้ คิดเป็น 12,780 บาท

อย่างไรก็ตาม คณะผู้วิจัยได้เก็บข้อมูลจากการใช้จ่ายจริงที่หน่วยงานที่คัดกรองผู้ป่วย และนำข้อมูลต้นทุนจริงมาวิเคราะห์ สังเคราะห์ และตรวจสอบกับหน่วยงานเพื่อความถูกต้อง (ภาคผนวก 4)

ต้นทุนแรงงาน (Labor cost)

การคำนวณต้นทุนแรงงานพิจารณาจากค่าใช้จ่ายบุคลากรหลากหลายตำแหน่ง ได้แก่

- นายแพทย์ชำนาญการ
- พยาบาลวิชาชีพชำนาญการ
- นักรังสีการแพทย์ปฏิบัติการ
- นักวิชาการสาธารณสุขชำนาญการพิเศษ
- นักวิชาการคอมพิวเตอร์
- นักเทคนิคการแพทย์ปฏิบัติการ
- เจ้าพนักงานเวชสถิติปฏิบัติงาน

โดยในกรณี AI alone จะไม่คิดต้นทุนจากค่าตอบแทนนายแพทย์ชำนาญการ อย่างไรก็ตาม บุคลากรในตำแหน่งอื่น ๆ ต้องรับผิดชอบงานที่เกี่ยวข้องกับ AI เพิ่มเติม เช่น การเตรียม software และการดูแลระบบ

ต้นทุนต่อหน่วย (Unit cost per screening)

เมื่อคำนวณเป็นต้นทุนต่อผู้ป่วยที่ได้รับการตรวจคัดกรอง 1 ราย (ไม่รวมการตรวจเสมหะ) พบว่า

- GP alone (แพทย์ทั่วไปอ่านผล CXR): 199 บาท/ราย
- AI alone (AI อ่านผล CXR): 258 บาท/ราย
- AI + GP (AI ร่วมกับแพทย์ทั่วไป): 267 บาท/ราย

3.3.2 การวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์

(1) ผลการวิเคราะห์หลัก (base case analysis)

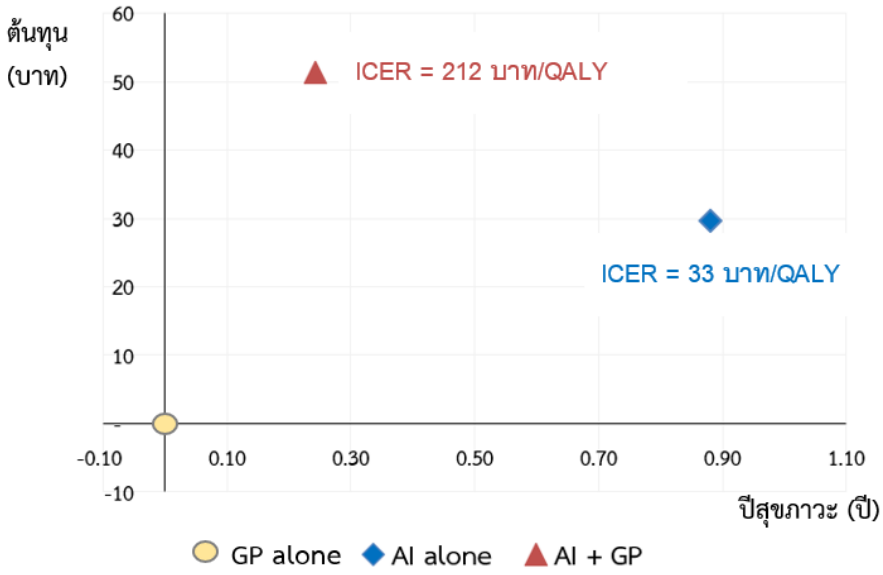
ผลการวิเคราะห์ความคุ้มค่าโดยการวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์ของการตรวจคัดกรองและรักษาวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน โดยใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเปรียบเทียบกับแนวทางในปัจจุบันที่ให้แพทย์ทั่วไปเป็นผู้แปลผล พิจารณาในมุมมองทางสังคม และกำหนดอัตราปรับลดต้นทุนและผลลัพธ์ที่ร้อยละ 3 ผลการศึกษาพบว่า การใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ (AI-based strategy) แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุนชนมีต้นทุนรวมตลอดชีพสูงกว่าและมีผลลัพธ์ทางสุขภาพทั้งในของแง่ปีชีวิตและปีสุขภาวะสูงกว่าการให้แพทย์ทั่วไปเป็นผู้แปลผล (GP alone) เมื่อนำมาวิเคราะห์หาอัตราส่วนต้นทุนประสิทธิผลส่วนเพิ่ม (incremental cost-effectiveness ratio: ICER) พบว่า AI-based strategy มีความคุ้มค่า ณ เกณฑ์ความคุ้มค่าของประเทศไทยที่ 160,000 บาท ต่อปีสุขภาวะ (ตารางที่ 1) และหากพิจารณาจากระนาบต้นทุนประสิทธิผล (cost-effectiveness plane) (รูปที่ 3) จะเห็นได้ว่ามาตรการ AI alone เป็นทางเลือกที่มีความคุ้มค่ามากที่สุด เนื่องจากมีต้นทุนส่วนเพิ่มที่น้อยกว่าและให้ผลลัพธ์ทางสุขภาพที่สูงกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับมาตรการ AI+GP

ตารางที่ 8 ผลการวิเคราะห์ต้นทุนและผลลัพธ์ทางสุขภาพของการตรวจคัดกรองและรักษาวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน

	Current practice: GP alone	Intervention	
		AI alone	AI+GP
ต้นทุนตลอดชีพ (บาท)	1,280	1,310	1,330
ปีชีวิต (ปี)	26.74	26.80	26.75
ปีสุขภาวะ หรือ QALY (ปี)	23.54	24.42	23.78
ผลต่างของต้นทุน (บาท)	*Reference*	30	51
ผลต่างของปีชีวิต (ปี)		0.06	0.01
ผลต่างของปีสุขภาวะ (ปี)		0.88	0.24
ICER ต่อ 1 ปีสุขภาวะ		**33** *dominant*	**212**

ตัวเลขเป็นการปัดเศษให้เป็นจำนวนเต็มที่ใกล้เคียงที่สุด

QALY, quality-adjusted life year: ICER, incremental cost-effectiveness ratio



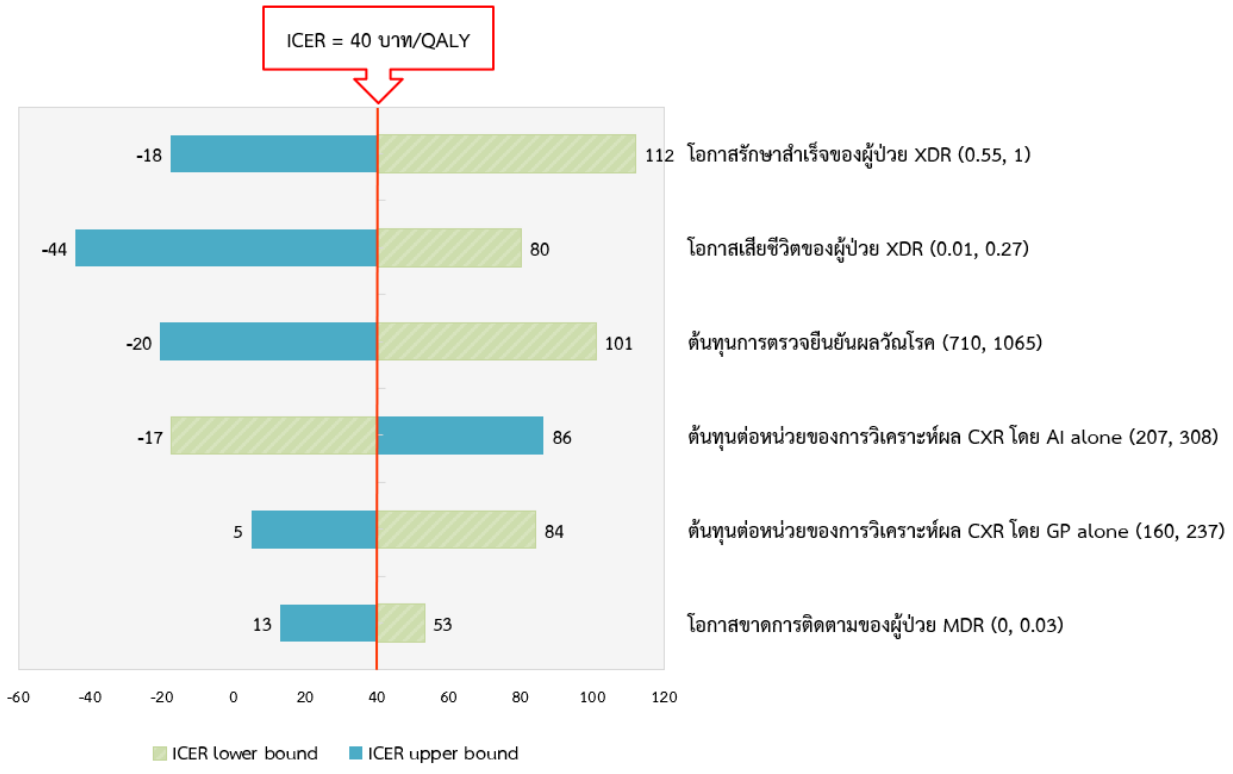
รูปที่ 7 ระนาบต้นทุนประสิทธิผลของการตรวจคัดกรองและรักษาวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน

(2) ผลการวิเคราะห์ความไว (sensitivity analysis)

การวิเคราะห์ความไวแบบทางเดียว (one-way sensitivity analysis)

ผู้วิจัยเลือกวิเคราะห์ความไวแบบทางเดียวของตัวแปรในแบบจำลองเฉพาะมาตรการที่มีความคุ้มค่ามากที่สุด คือ มาตรการ AI alone เปรียบเทียบกับ GP alone ซึ่งเป็นมาตรการในปัจจุบัน พบว่า ตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อความคุ้มค่าของการตรวจคัดกรองและรักษาวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชนมากที่สุด คือ โอกาสรักษาสำเร็จของผู้ป่วย XDR-TB กล่าวคือ หากโอกาสรักษาสำเร็จของผู้ป่วย XDR-TB มีค่าเพิ่มขึ้นเป็น 1 จะทำให้อัตราส่วนต้นทุนประสิทธิผลส่วนเพิ่มของมาตรการ AI alone ลดลงเป็น -18 บาทต่อปีสุขภาวะ และหากโอกาสรักษาสำเร็จของผู้ป่วย XDR-TB มีค่าลดลงเป็น 0.55 จะทำให้อัตราส่วนต้นทุนประสิทธิผลส่วนเพิ่มของมาตรการ AI alone เพิ่มขึ้นเป็น 112 บาทต่อปีสุขภาวะ (รูปที่ 4)

นอกจากนี้ ตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อความคุ้มค่ารองลงมา ได้แก่ โอกาสเสียชีวิตของผู้ป่วย XDR-TB ต้นทุนการตรวจยืนยันผลวัณโรค ต้นทุนต่อหน่วยของมาตรการ AI alone ต้นทุนต่อหน่วยของมาตรการ AI+GP และโอกาสขาดติดตามของผู้ป่วย MDR-TB

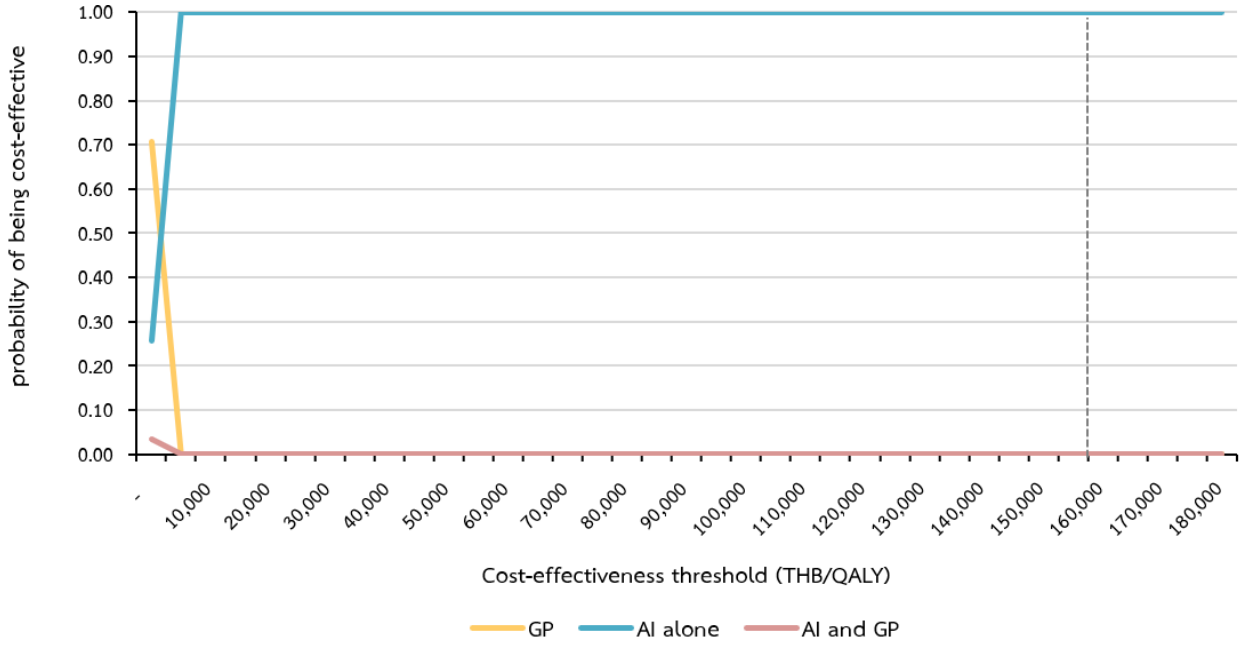


รูปที่ 8 แสดงผลการวิเคราะห์ความไวแบบทางเดียว ของการวิเคราะห์ความคุ้มค่าของการตรวจคัดกรองและรักษาวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน

การวิเคราะห์ความไวแบบอาศัยความน่าจะเป็น (Probabilistic Sensitivity Analysis: PSA)

ผลการวิเคราะห์ความไวแบบอาศัยความน่าจะเป็นแสดงดังกราฟ cost-effectiveness acceptability curve (รูปที่ 5) เห็นได้ว่า มาตรการ AI alone เริ่มเป็นทางเลือกที่มีโอกาสที่จะคุ้มค่าอยู่ที่ร้อยละ 50 ที่ระดับความเต็มใจที่จะจ่าย 5,000 บาทต่อปีสุขภาวะ และแต่เมื่อเกณฑ์ความเต็มใจที่จะจ่ายมีค่าเพิ่มขึ้นโอกาสความคุ้มค่าของมาตรการ AI alone จะเพิ่มขึ้นตามลำดับ

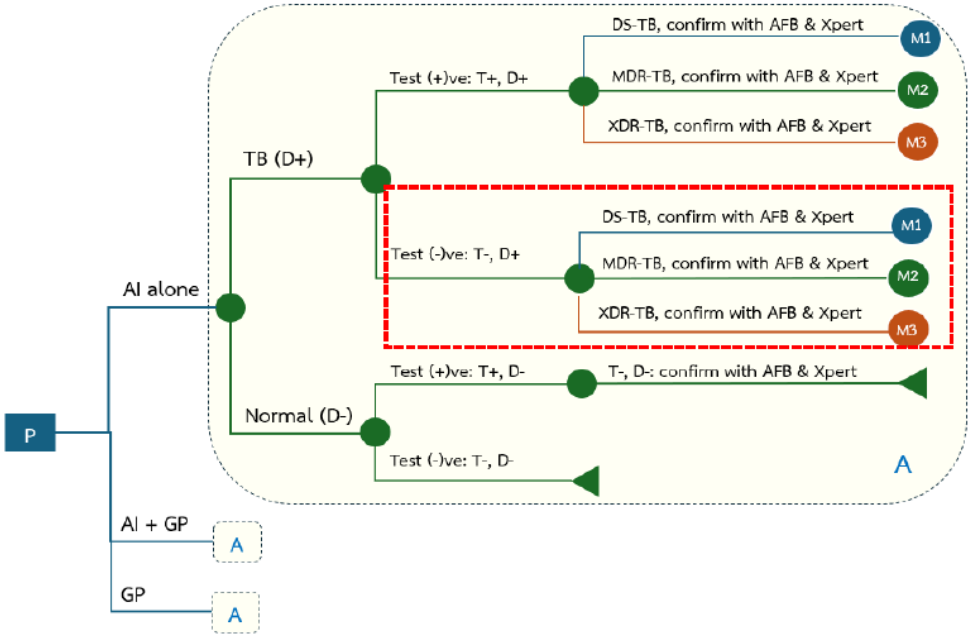
หากพิจารณาที่เกณฑ์ความเต็มใจที่จะจ่ายของประเทศไทยซึ่งกำหนดไว้ที่ 160,000 บาทต่อปีสุขภาวะ พบว่า มาตรการ AI alone เป็นทางเลือกที่มีโอกาสที่จะคุ้มค่าร้อยละ 100



รูปที่ 9 ผลการวิเคราะห์ความไวแบบอาศัยความน่าจะเป็น แสดงความสัมพันธ์ระหว่างเกณฑ์ความเต็มใจที่จะจ่ายและระดับความคุ้มค่าของมาตรการปัจจุบันและมาตรการใหม่ในการการตรวจคัดกรองและรักษาวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน

การวิเคราะห์สถานการณ์ (scenario analysis)

งานวิจัยนี้ทำการวิเคราะห์ scenario analysis ในสถานการณ์ที่ผู้ป่วยวัณโรคปอด ที่การอ่านผล CXR เป็นลบ (false negative - กรอบสีแดง) ได้เข้าสู่กระบวนการรักษาทุกราย โดยแบบจำลอง decision tree ของสถานการณ์นี้ (รูปที่ 10) จะแตกต่างจากแบบจำลองในกรณีฐาน สำหรับแบบจำลอง Markov จะไม่แตกต่างกัน



รูปที่ 10 แบบจำลอง decision tree แสดงสถานการณ์การตรวจคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน และการแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อการคัดกรองวัณโรคปอด: สถานการณ์ที่ผู้ป่วยวัณโรคปอด ที่คัดกรองแล้วได้ผลลบลวงเข้าสู่กระบวนการรักษาทุกราย

<u>สมมติฐานสำคัญของแบบจำลอง decision tree</u>: สถานการณ์ที่ผู้ป่วยวัณโรคปอด ที่คัดกรองแล้วได้ผลลบลวงเข้าสู่กระบวนการรักษาทุกราย

- พิจารณาให้มีการตรวจคัดกรองวัณโรคเพียงครั้งเดียว ไม่มีการตรวจซ้ำในคนที่ไม่เป็นวัณโรค
- คนที่ได้รับการวินิจฉัยเป็นวัณโรค (D+) จะได้รับการรักษาทันที (ไม่มี delay treatment)
- คนที่เป็นวัณโรค (D+) แต่การแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกผิด (Test (-)ve) หรือผลเป็น false negative ผู้ป่วยจะได้รับการรักษา (no treatment) โดยผู้ป่วยจะกลับไปพบแพทย์ที่โรงพยาบาลด้วยอาการของวัณโรค และได้รับการวินิจฉัย (late diagnosis) ซึ่งผู้ป่วยจะเข้าสู่แบบจำลอง Markov ต่อไป
- กรณี late diagnosis ไม่มีผลเพิ่มโอกาสการเป็นวัณโรคดื้อยา

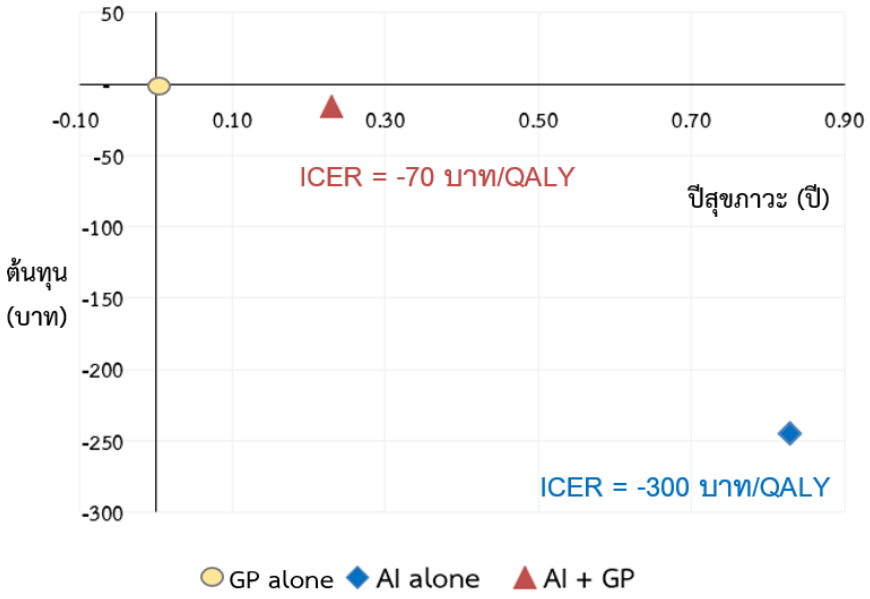
การวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์ของการตรวจคัดกรองและรักษาวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน โดยใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเปรียบเทียบกับแนวทางในปัจจุบันที่ให้แพทย์ทั่วไปเป็นผู้แปลผล พิจารณาในมุมมองทางสังคม และกำหนดอัตราปรับลดต้นทุนและผลลัพธ์ที่ร้อยละ 3 ผลพบว่า การใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ (AI-based strategy) แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุนชนมีต้นทุนรวมตลอดชีพต่ำกว่าและมีผลลัพธ์ทางสุขภาพทั้งในของแง่ปีชีวิตและปีสุขภาวะสูงกว่าการให้แพทย์ทั่วไปเป็นผู้แปลผล (GP alone) เมื่อนำมาวิเคราะห์หาอัตราส่วนต้นทุนประสิทธิผลส่วนเพิ่ม (incremental cost-effectiveness ratio: ICER) พบว่า AI-based strategy มีความคุ้มค่าและคุ้มทุน ณ เกณฑ์ความคุ้มค่าของประเทศไทยที่ 160,000 บาท ต่อปีสุขภาวะ (ตารางที่ 9) และหากพิจารณาจากระนาบต้นทุนประสิทธิผล (cost-effectiveness plane) (รูปที่ 11) จะเห็นได้ว่ามาตรการ AI alone เป็นทางเลือกที่มีความคุ้มค่ามากที่สุด เนื่องจากประหยัดต้นทุนได้มากกว่าและให้ผลลัพธ์ทางสุขภาพที่สูงกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับมาตรการ AI+GP

ตารางที่ 9 ผลการวิเคราะห์ต้นทุนและผลลัพธ์ทางสุขภาพของการตรวจคัดกรองและรักษาวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน: สถานการณ์ที่ผู้ป่วยวัณโรคปอด ที่คัดกรองแล้วได้ผลลบลวงเข้าสู่กระบวนการรักษาทุกราย

	Current practice: GP alone	Intervention	
		AI alone	AI+GP
ต้นทุนตลอดชีพ (บาท)	1,663	1,418	1,648
ปีชีวิต (ปี)	26.64	26.64	26.64
ปีสุขภาวะ หรือ QALY (ปี)	23.44	24.27	23.67
ผลต่างของต้นทุน (บาท)	*Reference*	-245	-15
ผลต่างของปีชีวิต (ปี)		0.00	0.00
ผลต่างของปีสุขภาวะ (ปี)		0.83	0.23
ICER ต่อ 1 ปีสุขภาวะ		**-300** *Cost-saving dominant*	**-70** *Cost-saving*

ตัวเลขเป็นการปัดเศษให้เป็นจำนวนเต็มที่ใกล้เคียงที่สุด

QALY, quality-adjusted life year: ICER, incremental cost-effectiveness ratio



รูปที่ 11 ระนาบต้นทุนประสิทธิผลของการตรวจคัดกรองและรักษาวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน: สถานการณ์ที่ผู้ป่วยวัณโรคปอด ที่คัดกรองแล้วได้ผลลบลวงเข้าสู่กระบวนการรักษาทุกราย

3.3.3 การวิเคราะห์ผลกระทบด้านงบประมาณ

จากการประมาณการจำนวนการคัดกรองกลุ่มเสี่ยงสูงต่อวัณโรคปอดในปีแรกเท่ากับ 200,000 ราย โดยจำนวนการคัดกรองกลุ่มเสี่ยงฯ จะลดลงร้อยละ 25 ต่อปี ในปีถัดไป พบว่า การใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ในการแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงสูงตามชุมชน (AI alone) จะมีภาระงบประมาณที่ต้องลงทุนเพิ่มขึ้น 2,878 พันล้านบาท ในระยะเวลา 5 ปีข้างหน้า (เฉลี่ย 576 พันล้านบาทต่อปี) เมื่อเปรียบเทียบกับสถานการณ์ปัจจุบันที่ให้แพทย์ทั่วไปเป็นผู้แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงสูงตามชุมชน (GP alone) อย่างไรก็ตาม หากพิจารณาค่าใช้จ่ายเฉพาะค่าตรวจคัดกรองวัณโรค จะพบว่า มาตรการ AI alone ช่วยประหยัดภาระงบประมาณ 40 ล้านบาท ในระยะเวลา 5 ปีข้างหน้า ดังรายละเอียดในตารางที่ 10

แม้การใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ในการแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงสูงตามชุมชน (AI alone) จะส่งผลให้เกิดภาระงบประมาณเพิ่มเติมในระยะเริ่มต้นที่สูง เนื่องจากการมีประสิทธิภาพในการคัดกรองที่แม่นยำกว่าการแปลผลโดยแพทย์ทั่วไป (GP alone) จึงทำให้ตรวจพบผู้ป่วยวัณโรคปอดเพิ่มขึ้นและมีผู้ป่วยเข้าสู่กระบวนการรักษามากขึ้น ส่งผลให้ค่าใช้จ่ายด้านการรักษาในระยะสั้นสูงขึ้น อย่างไรก็ตามในระยะยาว การที่ผู้ป่วยได้รับการวินิจฉัยและเข้าสู่การรักษาตั้งแต่ระยะเริ่มต้นจะช่วยลดโอกาสที่โรคพัฒนาไปสู่ระยะรุนแรง ลดค่าใช้จ่ายในการรักษาโรครุนแรงในอนาคต อีกทั้งยังช่วยลดการ

แพร่กระจายของเชื้อในชุมชนและลดจำนวนผู้ป่วยวัณโรคปอดในระยะยาว ซึ่งจะเอื้อต่อการบรรลุเป้าหมายของประเทศไทยตามยุทธศาสตร์ยุติวัณโรค (End TB Strategy)

ตารางที่ 10 ผลกระทบด้านงบประมาณของสถานการณ์ปัจจุบันและสถานการณ์ใหม่

	ปีที่ 1	**ปีที่ 2**	**ปีที่ 3**	**ปีที่ 4**	**ปีที่ 5**	**รวม 5 ปี**
ภาระงบประมาณของสถานการณ์ปัจจุบัน: GP alone (พันล้านบาท)						
ค่าตรวจคัดกรอง	239.9	179.9	135.0	101.2	75.9	731.9
ค่ารักษาวัณโรคปอด	1,530.5	1,501.6	1,163.2	894.2	683.6	5,773.1
ภาระงบประมาณ	1,770.4	1,681.5	1,298.1	995.4	759.5	6,505.0
ภาระงบประมาณของสถานการณ์ใหม่: AI alone (พันล้านบาท)						
ค่าตรวจคัดกรอง	226.9	169.9	127.5	95.6	71.7	691.6
ค่ารักษาวัณโรคปอด	2,304.2	2,260.0	1,751.2	1,346.3	1,029.2	8,691.5
ภาระงบประมาณ	2,531.1	2,430.5	1,878.6	1,441.9	1,100.9	9,383.1
ภาระงบประมาณสุทธิ (ล้านบาท) = ภาระงบประมาณของสถานการณ์ใหม่ - ภาระงบประมาณของสถานการณ์ปัจจุบัน						
ค่าตรวจคัดกรอง	-13.0	-10.0	-7.5	-5.6	-4.2	-40.3
ค่ารักษาวัณโรคปอด	773.7	759.1	588.0	452.1	345.6	2,918.5
ภาระงบประมาณสุทธิ	**760.7**	**749.1**	**580.5**	**446.5**	**341.4**	**2,878.2**

การวิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อความคุ้มค่าของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI)

ปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อความคุ้มค่า ไม่ว่าจะเป็นความสัมพันธ์ต่ออัตราส่วนต้นทุนประสิทธิผลส่วนเพิ่ม (Incremental Cost Effectiveness Ratio; ICER) หรือผลประโยชน์สุทธิที่เป็นตัวเงิน (Net Monetary Benefit; NMB) ของการใช้ปัญญาประดิษฐ์ (AI) ทางการแพทย์นั้น มีที่มาจากลักษณะเฉพาะของมาตรการ AI, ทางเลือกเชิงระเบียบวิธีวิจัย และปัจจัยเชิงระบบ (System-Level Factors) ซึ่งได้จากการวิเคราะห์การถดถอย Lasso ของงานวิจัย AI-PM 48 ฉบับทั่วโลก และจากกรณีศึกษาการประเมินความคุ้มค่าของ AI สำหรับการคัดกรองวัณโรคปอดในประเทศไทย

ตารางที่ 11 สรุปปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อความคุ้มค่าของ AI-PM

ประเภทปัจจัย	ตัวแปร	ผลกระทบต่อความคุ้มค่า (NMB/ICER)	คำอธิบาย
ปัจจัยเฉพาะของเทคโนโลยี AI-PM	ต้นทุนต่อหน่วยของ AI-PM (AI-PM unit cost) เพิ่มขึ้น	NMB เพิ่มขึ้น (คุ้มค่ามากขึ้น)	การเพิ่มขึ้นของต้นทุนต่อหน่วย AI-PM $1 ดอลลาร์ จะนำไปสู่การเพิ่มขึ้นของ NMB $2.94 ดอลลาร์ ซึ่งสะท้อนถึงการลงทุนเพื่อใช้เทคโนโลยีที่ก้าวล้ำหรือแม่นยำกว่า
ปัจจัยเฉพาะของเทคโนโลยีการคัดกรองวัณโรคปอด	โอกาสรักษาสำเร็จของผู้ป่วย XDR-TB เพิ่มขึ้น	ICER ลดลง (คุ้มค่ามากขึ้น)	เป็นตัวแปรที่มีอิทธิพลมากที่สุดต่อความคุ้มค่าของมาตรการ AI alone ในการวิเคราะห์ความไว โดยหากโอกาสรักษาสำเร็จของผู้ป่วย XDR-TB เพิ่มขึ้น จะทำให้อัตราส่วนต้นทุนประสิทธิผลส่วนเพิ่มลดลง
ปัจจัยเฉพาะของเทคโนโลยีการคัดกรองวัณโรคปอด	ประสิทธิภาพการวินิจฉัยของ AI (ความไวและความจำเพาะ) (กรณีวัณโรค) เพิ่มขึ้น	ICER ลดลง (คุ้มค่ามากขึ้น)	ในกรณีวัณโรคปอด ความไว (ร้อยละ 90.4) และความจำเพาะ (ร้อยละ 79.9) ที่สูงกว่า GP alone (ความไว 65.6%, ความจำเพาะ 48.3%) เป็นกลไกหลักที่ทำให้เกิดผลลัพธ์สุขภาพที่ดีขึ้น
ปัจจัยเชิงระเบียบวิธีวิจัย AI-PM	ทางเลือกของมาตรการเปรียบเทียบ (Choice of comparators) ที่ดีที่สุด	NMB ลดลง (คุ้มค่าน้อยลง)	การเปรียบเทียบกับมาตรการทางเลือกที่ดีที่สุดหรือเทคโนโลยีใหม่ (best alternative) ทำให้ NMB ลดลง $665 เมื่อเทียบกับการเปรียบเทียบกับการดูแลตามมาตรฐาน
ปัจจัยเชิงระเบียบวิธีวิจัย AI-PM	มุมมองการศึกษา (Study perspective) เปรียบเทียบระหว่างมุมมองระบบสุขภาพกับมุมมองทางสังคม	NMB ลดลง (คุ้มค่าน้อยลง)	มุมมองระบบสุขภาพ (Healthcare system) ทำให้ NMB ลดลง $1,299 เมื่อเทียบกับมุมมองทางสังคม (Societal) เนื่องจากไม่ได้

			รวมประโยชน์นอกเหนือจากภาคส่วนการดูแลสุขภาพ
ปัจจัยเชิงระบบ AI-PM	ระดับรายได้ของประเทศ (Country income level) สูงกว่า	NMB เพิ่มขึ้น (คุ้มค่ามากขึ้น)	การศึกษาในประเทศรายได้สูงสัมพันธ์กับ NMB ที่สูงกว่า $776 ซึ่งอาจเกิดจากความพร้อมด้านข้อมูลและศักยภาพในการลดต้นทุนแรงงานที่สูง
ปัจจัยเชิงระบบ AI-PM	ประเภทของผู้ให้ทุน (Funder type) เอกชน	NMB เพิ่มขึ้น (คุ้มค่ามากขึ้น)	การศึกษาที่ได้รับการสนับสนุนจากหน่วยงานเอกชนที่แสวงหากำไร (Private-for-profit) มีแนวโน้มที่จะรายงาน NMB สูงกว่า ($248) ซึ่งบ่งชี้ถึงความเสี่ยงของการเกิดอคติในการรายงาน

AI-PM: Artificial Intelligence-Precision Medicine; ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์แม่นยำ

NMB: Net Monetary Benefit; ผลประโยชน์สุทธิในรูปของตัวเงิน

ICER: Incremental Cost-Effectiveness Ratio; อัตราส่วนต้นทุนประสิทธิผลส่วนเพิ่ม

บทที่ 4 อภิปรายและสรุปผลการศึกษา

การศึกษาส่วนที่ 1: การทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบและวิเคราะห์อภิมานของงานวิจัยที่ประเมินความคุ้มค่าของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ที่เกี่ยวข้องกับการแพทย์แม่นยำ

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาต่อยอดจากการทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบ 2 ฉบับล่าสุด (53, 54) ซึ่งได้สรุปการประเมินทางเศรษฐศาสตร์ของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ที่เกี่ยวข้องกับการแพทย์แม่นยำ (AI-PM) และถือเป็นงานวิจัยแรกที่ประเมินความคุ้มค่าของ AI-PM ในเชิงปริมาณ รวมถึงปัจจัยสำคัญที่มีอิทธิพลต่อความแตกต่างของความคุ้มค่า จากการศึกษาที่ระบุได้ทั้งสิ้น 48 ฉบับ เทคโนโลยี AI-PM มักมุ่งเป้าไปที่ผู้ใหญ่ โดยไม่มีการจำแนกเพศ และส่วนใหญ่ใช้กับภาวะและโรคของตาหรือเนื้องอก การประเมินความคุ้มค่ามักดำเนินการในขั้นตอนเข้าสู่ตลาด และรายงานผลในเชิงของความประหยัดต้นทุนหรือความคุ้มทุน โดยมีค่ามัธยฐานและค่าเฉลี่ยของ NMB ต่อหัวเป็นบวก (212 และ 763 ดอลลาร์ ตามลำดับ) ร่วมกับการเพิ่มขึ้นของค่า QALY (มัธยฐาน: 0.006, ค่าเฉลี่ย: 0.015) และต้นทุนที่ลดลง (มัธยฐาน: -26 ดอลลาร์, ค่าเฉลี่ย: -199 ดอลลาร์) อย่างไรก็ตาม เมื่อพิจารณาเป็นรายกรณี ต้นทุนกลับมีความแตกต่างกันอย่างมาก ตั้งแต่การลดต้นทุนได้มาก (-6,245 ดอลลาร์/คน) ไปจนถึงมีต้นทุนส่วนเพิ่มสูง (3044 ดอลลาร์/คน) ผลการศึกษาเหล่านี้บ่งชี้ว่า เทคโนโลยี AI-PM โดยทั่วไปแล้วมีแนวโน้มที่จะมีความคุ้มค่าหรือประหยัดต้นทุนได้ แม้ว่าต้นทุนจะมีความแปรปรวนอย่างมีนัยสำคัญก็ตาม

เมื่อเปรียบเทียบกับการแพทย์แม่นยำแบบดั้งเดิมที่ใช้ในการตรวจและรักษาโรคทางพันธุกรรม คณะผู้วิจัยพบว่า AI-PM ในการศึกษาฉบับนี้มีค่า NMB ที่สูงกว่า PM แบบดั้งเดิมที่รายงานไว้ในการทบทวนอย่างเป็นระบบ 2 ฉบับ(15, 55) (มัธยฐาน: 212 เทียบกับ 135 ดอลลาร์ และ 18 ดอลลาร์) แม้จะมีการเพิ่มขึ้นของ QALY ที่ต่ำกว่าก็ตาม (มัธยฐาน: 0.006 เทียบกับ 0.05 และ 0.03) มีข้อโต้แย้งว่า การใช้ QALY อาจประเมินมูลค่าของการเทคโนโลยี AI-PM ซึ่งมีหลายมิติ ได้ต่ำกว่ากว่าความเป็นจริง ซึ่งนอกเหนือจากผลลัพธ์ด้านสุขภาพแล้ว ยังครอบคลุมถึงผลลัพธ์ด้านพฤติกรรม (เช่น สุขภาวะ การพึ่งพาตนเองได้ของผู้ป่วย) และผลลัพธ์ด้านกระบวนการ (เช่น ประสิทธิภาพของขั้นตอนการทำงาน การตอบสนองที่รวดเร็วขึ้น การตัดสินใจร่วมกัน) (53, 56) นอกจากนี้ แม้ว่าการเรียนรู้ด้วยตนเองและการฝึกอบรมซ้ำจะสามารถเพิ่มประสิทธิภาพให้กับ AI-PM เมื่อเวลาผ่านไปได้ แต่การศึกษาที่รวบรวมมามักจะละเลยผลของการปรับปรุงอัลกอริทึมที่มีต่อประสิทธิภาพ ส่งผลให้การประเมินทางเศรษฐศาสตร์ของ AI-PM ที่ไม่ได้นำองค์ประกอบด้านความคุ้มค่าเพิ่มเติมและการปรับปรุงอัลกอริทึมมาร่วมพิจารณา อาจประเมินประโยชน์ที่แท้จริงของ AI-PM ได้ต่ำกว่าที่ควรจะเป็น

เมื่อนำการศึกษามาแบ่งกลุ่มตามประเภทของ AI-PM และขั้นตอนการพัฒนา จะพบว่ามีเพียงไม่กี่ชิ้นที่ประเมินความคุ้มค่าของเครื่องมือเพื่อการแนะนำการรักษา การควบคุมโรคด้วยตนเอง และเทคโนโลยีที่อยู่ในขั้นเริ่มต้น เมื่อพิจารณาตามประเภทของ AI-PM 2 ประเภทที่ได้รับการประเมินบ่อยที่สุด เครื่องมือเพื่อการทำนายความเสี่ยงจะมีค่ามัธยฐานของ $\triangle$ costs ต่ำกว่า (-103 เทียบกับ -23 ดอลลาร์) ค่ามัธยฐานของ $\triangle$ QALYs สูงกว่า (0.01 เทียบกับ 0.006) และค่ามัธยฐาน NMB สูงกว่า (687 เทียบกับ 92 ดอลลาร์) เมื่อเปรียบเทียบกับการ

วินิจฉัยด้วยเครื่องมือดิจิทัล อย่างไรก็ตาม เครื่องมือ AI-PM ที่ใช้ในการทำนายความเสี่ยงจะมีความแปรปรวนมากกว่า ซึ่งบ่งชี้ว่าการวินิจฉัยด้วยเครื่องมือดิจิทัลมีคุณสมบัติด้านความคุ้มทุนที่เสถียรกว่า ปรากฏการณ์นี้อาจเกิดจากการที่เครื่องมือเพื่อการทำนายความเสี่ยงที่ได้รับการประเมินมีสัดส่วนของเครื่องมือที่ใช้ในระยะเริ่มต้นของการพัฒนาสูงกว่า 2-3 เท่า ซึ่งเป็นระยะที่ยังขาดแนวทางระเบียบวิธีวิจัยที่เป็นมาตรฐานหรือแนวทางปฏิบัติในการประเมิน(57) อีกทั้งผลิตภัณฑ์เครื่องมือทำนายความเสี่ยงยังมีรูปแบบเป็นอัลกอริทึมแบบสแตนด์อโลน ซึ่งมักจะไม่ได้กำหนดราคาให้อยู่ในลักษณะที่สามารถนำมาเปรียบเทียบได้ก่อนจำหน่ายในเชิงพาณิชย์

จากการวิเคราะห์พบว่า ต้นทุนต่อหน่วยของ AI-PM และการบูรณาการการปฏิบัติตามการตัดสินใจโดยอาศัยข้อมูลจาก AI เป็น 2 ตัวแปรที่ส่งผลต่อความคุ้มค่า โดยการเทคโนโลยีที่มีต้นทุนต่อหน่วยสูงกว่าจะมี NMB สูงกว่า ซึ่งอาจเป็นผลจากการใช้เทคโนโลยีที่ก้าวล้ำกว่า ที่มาพร้อมกับความแม่นยำและประสิทธิภาพที่มากขึ้น ความคุ้มค่าของ AI-PM จึงเพิ่มขึ้นตาม นอกจากนี้ NMB ยังลดลงเมื่อมีการปฏิบัติตามการตัดสินใจโดยอาศัยข้อมูลจาก AI ซึ่งจะช่วยให้มองเห็นภาพของแผนการจัดการดูแลได้ชัดเจนขึ้น และช่วยให้สามารถประเมินความคุ้มค่าที่แท้จริงของ AI-PM ได้แม่นยำยิ่งขึ้น การศึกษาที่ไม่ได้จำลองการปฏิบัติตามการติดตามการรักษาอาจประเมินประโยชน์ที่ได้ไว้สูงกว่าความเป็นจริงและควรแปลผลด้วยความระมัดระวัง

นอกจากลักษณะของเทคโนโลยีแล้ว คณะผู้วิจัยยังพบตัวทำนายสำคัญอีก 3 ตัวแปรเกี่ยวกับระเบียบวิธีวิจัยซึ่งส่งผลต่อความคุ้มค่า โดยการศึกษาที่เปรียบเทียบมาตรการกับ standard of care จะคุ้มค่ากว่าการศึกษาที่เปรียบเทียบกับทางเลือกที่ดีที่สุด และหากใช้มุมมองทางสังคมเมื่อเทียบกับมุมมองระบบการดูแลสุขภาพจะคุ้มค่ากว่า เนื่องจากมีการให้ความสำคัญกับประโยชน์ที่ไม่ได้อยู่ในภาคส่วนการดูแลสุขภาพ โดยผลการวิเคราะห์มีความคล้ายคลึงกับการศึกษาก่อนหน้า (58, 59) ในทางกลับกัน NMB มีความสัมพันธ์ในเชิงลบกับกรอบเวลาตลอดชีพเมื่อเทียบกับกรอบเวลาการประเมินที่จำกัด (60) การเลือกกรอบเวลาการประเมินจึงควรสอดคล้องกับระยะเวลาที่คาดการณ์ของผลกระทบเพื่อให้ครอบคลุมผลที่ตามมาทั้งหมดของมาตรการ (61, 62) ดังจะเห็นได้ในการทบทวนฉบับนี้ ซึ่งมีการใช้กรอบเวลาตลอดชีพบ่อยที่สุดกับ AI-PM ที่นำมาใช้ในการวินิจฉัยด้วยเครื่องมือดิจิทัล เนื่องจากการวินิจฉัยเพียงครั้งเดียวสามารถให้ประโยชน์ได้ตลอดชีวิตผ่านการรักษาที่จะตามมา แต่กรอบเวลาการประเมินที่มักใช้กับ AI-PM อีก 3 ประเภทกลับมีระยะเวลาสั้นกว่า 3 ปี ซึ่งอาจเป็นผลจากลักษณะของเครื่องมือที่ต้องใช้งานต่อเนื่อง ร่วมกับความจำเป็นในการปรับปรุงอัลกอริธึมอย่างสม่ำเสมอ เพื่อให้ทันต่อการเปลี่ยนแปลงของเทคโนโลยีที่เกิดขึ้นอย่างรวดเร็ว

นอกจากนี้พบว่า เทคโนโลยี AI-PM ในประเทศที่มีรายได้สูงจะสัมพันธ์กับ NMB ที่สูงกว่า ซึ่งอาจเป็นผลจากประสบการณ์ ความสามารถในการเข้าถึงข้อมูลที่จำเพาะของประเทศ และการมีต้นทุนค่าแรงที่สูงกว่า เนื่องจากเทคโนโลยี AI-PM สามารถลดต้นทุนได้มากขึ้นผ่านการทดแทนแรงงาน ปรับปรุงขั้นตอนการทำงาน และลดต้นทุนแรงงาน นอกจากนี้ การศึกษาที่ได้รับการสนับสนุนจากผู้สนับสนุนหน่วยงานเอกชนที่แสวงหากำไรก็มีแนวโน้มที่จะรายงานความคุ้มค่าสูงกว่า ซึ่งอาจเกิดจากแรงจูงใจที่จะเกิดอคติในการกรอกข้อมูลตัวแปร (เช่น จำกัด

ต้นทุนที่รวมไว้) และวิธีการประเมิน (เช่น ใช้ตัวเปรียบเทียบที่ด้อยกว่า) เพื่อให้ผลลัพธ์ออกมาดีขึ้น หรือเลือกที่จะรายงานเฉพาะผลลัพธ์ทสนับสนุนข้อสรุปที่ต้องการ (15, 63, 64)

การวิเคราะห์การถดถอยของการศึกษานี้แสดงให้เห็นว่า ผลลัพธ์ NMB จะมีความแตกต่างกันอย่างมากตามลักษณะของ AI-PM ซึ่งที่ผ่านมาไม่ได้รับการกล่าวถึงในการประเมินแบบจำลองที่ปฏิบัติกันในปัจจุบัน มีการศึกษาในสัดส่วนที่จำกัดเท่านั้นที่พิจารณาต้นทุนของ AI-PM (ร้อยละ 86) รายละเอียดจำเพาะ (ร้อยละ 63) ความยืดมั่นในเทคโนโลยี AI (ร้อยละ 16) และการปฏิบัติตามการตัดสินใจโดยอาศัยข้อมูลจาก AI (ร้อยละ 36) นอกจากนี้ ยังพบว่า รูปแบบการศึกษาที่เลือกใช้ (เช่น มุมมองการศึกษา กรอบเวลาการประเมิน ตัวเปรียบเทียบ) เป็นตัวทำนายสำคัญของ NMB ซึ่งบ่งชี้ถึงความเสี่ยงที่อาจเกิดขึ้นในการบิดเบือนการศึกษาเพื่อทำให้ผลลัพธ์โน้มเอียง การประเมิน ECOBIAS ก็ยืนยันอคติที่กล่าวมานี้ โดยการให้คะแนนตัวทำนายดังกล่าวว่ามีความเสี่ยงสูงในการเกิดอคติจากการศึกษามากกว่า 1 ใน 3 ดังนั้น การประเมินทางเศรษฐศาสตร์ของ AI-PM จึงจำเป็นต้องใช้วิธีการที่เป็นมาตรฐานในการจัดการกับตัวแปรเฉพาะของ AI-PM และลดอคติที่อาจเกิดขึ้น แม้จะมีการแนะนำให้ใช้โปรแกรมส่วนขยายต่าง ๆ เช่น CHEERS-AI (65) เพื่อกำหนดมาตรฐานในการรายงานการประเมินทางเศรษฐศาสตร์ของเทคโนโลยี AI แต่ก็ยังคงไม่มีแนวทางในการประเมินทางเศรษฐศาสตร์ของ AI-PM ที่เป็นเอกฉันท์ เพราะฉะนั้น หากต้องการปรับปรุงคุณภาพของความคุ้มค่าเงินที่ได้จาก AI-PM ให้เป็นไปในทิศทางเดียวกัน กลุ่มนักเศรษฐศาสตร์สุขภาพควรจัดตั้งแนวทางที่เป็นหนึ่งเดียว ซึ่งจะช่วยให้เกิดการค้นพบหลักฐานทางเศรษฐศาสตร์ที่ได้มาตรฐานและปราศจากอคติ เพื่อสนับสนุนการตัดสินใจอย่างรอบรู้ในการนำ AI-PM ไปใช้ในเวชปฏิบัติ

เป็นที่น่าสังเกตว่า การประเมินความคุ้มค่าที่เน้นด้านเศรษฐกิจเพียงอย่างเดียวไม่อาจรับประกันการนำ AI-PM ไปใช้ในทางคลินิกได้ ความสามารถที่สลับซับซ้อนและผลกระทบที่เกิดขึ้นในหลายระดับของการวิเคราะห์ข้อมูลด้วย AI ทำให้การกำกับดูแล การจัดหาเงินทุน และการเบิกจ่ายของเทคโนโลยี AI เช่น AI-PM ต้องมีการพิจารณาประเด็นสำคัญอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้องกับ AI เช่น แง่มุมทางเทคนิค องค์กร และการตีความ ซึ่งรายละเอียดจำเพาะของ AI ที่แนวทางของ CHEERS-AI เน้นย้ำเหล่านี้ ควรถูกนำมาพิจารณาในการประเมินความคุ้มค่าอย่างครอบคลุมของ AI-PM เพื่อให้ได้มาซึ่งข้อมูลที่เกี่ยวข้องทั้งหมดในการตัดสินใจด้านการดูแลสุขภาพที่อิงตามความคุ้มค่า อย่างไรก็ตาม การทบทวนฉบับนี้พบว่า เครื่องมือ AI-PM ที่ประเมินนั้นมีความสามารถในการทำงานร่วมกันในระดับที่ต่ำ และการประเมินทางเศรษฐศาสตร์ที่เป็นปัจจุบันที่สุดก็ไม่ได้ครอบคลุมถึงแง่มุมเพิ่มเติมต่าง ๆ เช่น การมีส่วนร่วมของผู้ป่วยและการเสริมพลังผู้ป่วย การรักษาความปลอดภัยของข้อมูล และความสามารถในการใช้งาน เนื่องจากการรายงานรายละเอียดองค์ประกอบ AI ที่ไม่เพียงพอเป็นอุปสรรคต่อการทำความเข้าใจเครื่องมือ AI-PM ได้อย่างครอบคลุม จึงยังคงมีปัจจัยสำคัญที่ไม่แน่นอนต่าง ๆ ในด้านการเบิกจ่ายและการนำไปใช้ แม้โดยทั่วไปแล้ว AI-PM จะมีความคุ้มค่าเงินก็ตาม การนำเทคโนโลยีที่อาจเป็นประโยชน์เหล่านี้ไปใช้งานได้อย่างเต็มที่จึงจำเป็นต้องมีการเติมเต็มข้อมูลการรายงานที่ยังไม่เพียงพอ ซึ่งถือเป็นความท้าทายที่สำคัญ

การศึกษานี้มีข้อจำกัดอยู่หลายประการ ประการแรก จำนวนการวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์ (CUA) ที่จำกัดในมาตรการแต่ละประเภททำให้ไม่สามารถวิเคราะห์การถดถอยเฉพาะประเภทได้ ขณะที่หลักฐานทางเศรษฐศาสตร์มีจำนวนเพิ่มมากขึ้น งานวิจัยในอนาคตจึงควรเสาะหาปัจจัยขับเคลื่อนมูลค่าที่จำเพาะกับ AI-PM แต่ละประเภท เช่น เวลาตอบสนองของการวินิจฉัยด้วยเครื่องมือดิจิทัล หรือเกณฑ์กำหนดความเสี่ยงของเครื่องมือทำนายความเสี่ยง ประการที่สอง คณะผู้วิจัยไม่ได้ทำการวิเคราะห์อภิมานและการถดถอยอภิมานเนื่องจากมีบทความจำนวนมากที่ไม่รายงานช่วงความไม่แน่นอน ประการที่สาม คณะผู้วิจัยใช้การวิเคราะห์เชิงปริมาณกับการศึกษาที่ใช้ DALY หรือ QALY เท่านั้น อีกทั้งยังคัดการวิเคราะห์ต้นทุนประสิทธิผล (CEA) หลายชิ้นออก เนื่องจากใช้หน่วยธรรมชาติในการวัดผลลัพธ์ที่แตกต่างกัน (เช่น จำนวนปีที่เก็บรักษาฟันไว้ได้ของการตรวจจับฟันผุด้วย AI) ส่งผลให้ไม่สามารถระบุความไม่แน่นอนในการประเมินความคุ้มทุนได้เท่าที่ควรจะเป็น ประการที่สี่ คณะผู้วิจัยประเมินผลประโยชน์สุทธิโดยอิงตามเพดานความคุ้มค่า ซึ่งยังคงเป็นที่ถกเถียงกันว่าควรใช้มูลค่าของผลประโยชน์สุทธิเป็นตัวชี้วัดของความสามารถในการจ่ายหรือไม่ อย่างไรก็ตาม การให้ความสำคัญกับ NMB มากกว่า ICER การวิเคราะห์ของเราจึงครอบคลุมทั้งผลลัพธ์ที่ด้อยกว่าและผลลัพธ์ที่ประหยัดต้นทุน (เช่น ผลลัพธ์เด่น; dominant) ซึ่งจะถูกคัดออกในการวิเคราะห์ที่มุ่งเน้น ICER

สรุป

งานวิจัยฉบับนี้ถือเป็นการวิเคราะห์เชิงปริมาณครั้งแรกที่รวบรวมหลักฐานเกี่ยวกับความคุ้มทุนของ AI-PM ในบริบทและเงื่อนไขที่หลากหลาย การค้นพบของคณะผู้วิจัยสนับสนุนว่า AI-PM มีศักยภาพในการลดต้นทุนโดยรวมและเพิ่มประโยชน์ด้านสุขภาพ ส่งผลให้ได้ค่า NMB ที่เป็นบวก อย่างไรก็ตาม การรายงานที่ขาดรายละเอียดสำคัญเกี่ยวกับองค์ประกอบ AI ทำให้เกิดความไม่แน่นอนมากมายในด้านการเบิกจ่ายและการนำ AI-PM ไปใช้ ผลจากการใช้เทคนิคการถดถอยของ Lasso พบ 7 ตัวทำนายสำคัญของ NMB ได้แก่ คุณลักษณะของเทคโนโลยีในส่วนของต้นทุนต่อหน่วยและการปฏิบัติตามการตัดสินใจโดยอาศัยข้อมูลจาก AI, ตัวเลือกทางระเบียบวิธีวิจัยในด้านกรอบเวลาการประเมิน มุมมองการศึกษา และทางเลือกเปรียบเทียบ, และปัจจัยระดับข้อมูล คือ ระดับรายได้ของประเทศ และประเภทผู้ให้ทุน อคติที่อาจเกิดขึ้นจากตัวเลือกรูปแบบการศึกษาซึ่งส่งผลต่อค่า NMB ร่วมกับแนวทางที่แตกต่างกันอย่างมากของเวชปฏิบัติปัจจุบันในการจัดการกับตัวแปรที่เฉพาะกับ AI-PM ยังตอกย้ำให้เห็นถึงความจำเป็นในการจัดทำแนวทางมาตรฐานสำหรับการประเมินทางเศรษฐศาสตร์ของ AI-PM

การศึกษาส่วนที่ 2: การเลือกหัวข้อและพัฒนาแผนการประเมินความคุ้มค่าโดยใช้แบบสอบถามออนไลน์

ผลการสำรวจสะท้อนให้เห็นว่า บุคลากรทางการแพทย์ส่วนใหญ่รับรู้ถึงประโยชน์และแสดงท่าทีสนับสนุนการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) เข้ามาใช้ในระบบสุขภาพไทย โดยเฉพาะอย่างยิ่งในด้านการสนับสนุนการตัดสินใจทางคลินิก การช่วยวินิจฉัยโรค และการให้คำปรึกษาสุขภาพแก่ประชาชน ซึ่งถือเป็นการใช้งานที่สอดคล้องกับความต้องการจริงในระบบบริการสุขภาพที่มีภาระงานสูงและทรัพยากรบุคลากรจำกัด

อย่างไรก็ตาม ผลการสำรวจยังสะท้อนข้อกังวลสำคัญ ได้แก่ ความปลอดภัยและความเป็นส่วนตัวของข้อมูลผู้ป่วย รวมถึงความเสี่ยงที่ AI อาจลดคุณภาพการสื่อสารระหว่างแพทย์กับผู้ป่วย ปัจจัยเหล่านี้ชี้ให้เห็นว่าการนำ AI มาใช้ ไม่เพียงต้องคำนึงถึงประสิทธิผลทางเทคนิคและประโยชน์ต่อผู้ป่วย แต่ยังต้องจัดการความเสี่ยงเชิงจริยธรรม ความไว้วางใจ และการยอมรับของผู้มีส่วนได้ส่วนเสียด้วย

ดังนั้น ในเชิงนโยบาย ภาครัฐควรสนับสนุนการบูรณาการ AI ทางการแพทย์อย่างเป็นระบบ โดยเน้นการสร้างกลไกกำกับดูแล การพัฒนาแนวทางใช้ AI ที่ปลอดภัยและโปร่งใส และการกำหนดมาตรการปกป้องข้อมูล ควบคู่ไปกับการฝึกอบรมบุคลากร เพื่อให้สามารถใช้เทคโนโลยีได้อย่างมีประสิทธิภาพและเหมาะสม นอกจากนี้ยังควรมีการศึกษาความคุ้มค่าและผลกระทบด้านงบประมาณในสถานการณ์จริง เพื่อใช้ประกอบการตัดสินใจเชิงนโยบายภายใต้ระบบหลักประกันสุขภาพแห่งชาติอย่างยั่งยืน

การศึกษาส่วนที่ 3: การประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์และการวิเคราะห์ผลกระทบด้านงบประมาณของปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์

การใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อคัดกรองวัณโรคปอดในชุมชน มีความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์ เมื่อเปรียบเทียบกับการแปลผลโดยแพทย์ทั่วไป แม้จะทำให้ต้นทุนรวมของการคัดกรองและการรักษาสูงขึ้น แต่ก็ทำให้ผลลัพธ์ทางสุขภาพทั้งปีชีวิตและปีสุขภาวะสูงขึ้นด้วยเช่นกัน

การใช้งานปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ในระยะยาวมีแนวโน้มที่ต้นทุนของการใช้เทคโนโลยีจะลดลงจากต้นทุนการพัฒนาและการอบรมการใช้งานที่ลดลง จึงเพิ่มโอกาสที่จะทำให้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มีความคุ้มทุนได้มากขึ้น นอกจากนี้ เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ที่ช่วยแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกในปัจจุบันครอบคลุมถึงการคัดกรองและวินิจฉัยโรคอื่น ๆ ซึ่งมีค่าใช้จ่ายในด้านการลงทุนเท่าเดิม แต่โรงพยาบาลสามารถนำไปใช้คัดกรองและวินิจฉัยโรคได้นอกเหนือจากวัณโรคปอด จึงมีความชัดเจนว่าจะมีความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์ หากมีการจัดการที่เหมาะสม

แม้ว่าการใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อคัดกรองวัณโรคปอดในชุมชนจะมีความคุ้มค่า แต่การนำเทคโนโลยีนี้มาใช้จะทำให้ต้องสนับสนุนงบประมาณเพิ่มเติมประมาณ 2,878 พันล้านบาท ในระยะเวลา 5 ปีข้างหน้า (เฉลี่ย 576 พันล้านบาทต่อปี) เมื่อเปรียบเทียบกับสถานการณ์ปัจจุบันที่ให้แพทย์ทั่วไปเป็นผู้แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงสูงตามชุมชน โดยงบประมาณส่วนเพิ่มมาจากค่ารักษาวัณโรค เนื่องจากการใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ในการแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงสูงตามชุมชน (AI alone) มีประสิทธิภาพในการคัดกรองที่แม่นยำมากกว่าการแปลผลโดยแพทย์ทั่วไป (GP alone) จึงทำให้สามารถตรวจพบผู้ป่วยวัณโรคปอด และ

นำเข้าสู่การรักษา ซึ่งส่งผลให้ลดการแพร่เชื้อในสังคม ลดจำนวนผู้ป่วยวัณโรคปอดในอนาคต และสนับสนุนให้ประเทศไทยบรรลุเป้าหมายตามยุทธศาสตร์ยุติวัณโรค

การใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในการคัดกรองหรือวินิจฉัยโรคต่าง ๆ มีแนวโน้มเพิ่มสูงขึ้นทั่วโลก (66) ซึ่งความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์อาจแตกต่างกันไปตามปัจจัยเชิงกลไก เช่น ความชุกของโรค ความไวและความจำเพาะของเทคโนโลยี ตลอดจนโครงสร้างต้นทุนของกระบวนการคัดกรองและการติดตามยืนยันผล (67) ตัวอย่างเช่น มะเร็งปอดหรือโรคหัวใจอาจต้องใช้การตรวจเพิ่มเติมที่มีราคาสูงกว่าวัณโรค ส่งผลให้ค่าใช้จ่ายรวมเพิ่มขึ้น แม้ต้นทุนของ AI ต่อครั้งจะเท่าเดิม หลักฐานจากการประเมินความคุ้มค่าของ AI ในโรคอื่น ๆ ชี้ว่า AI screening สามารถมีความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์ได้ โดยเฉพาะเมื่อความชุกของโรคสูงและระบบบริการมีประสิทธิภาพ เช่น AI สำหรับ diabetic retinopathy สามารถลดต้นทุนเมื่อเทียบกับการตรวจโดยจักษุแพทย์ในพื้นที่ชนบท AI (68) สำหรับ colonoscopy ช่วยลดค่าใช้จ่ายและเพิ่มประสิทธิผลทางสุขภาพ (67) ขณะที่ AI สำหรับมะเร็งเต้านมแม้จะเพิ่ม QALYs ได้ แต่ยังไม่คุ้มค่าที่ระดับราคาปัจจุบัน (69) ดังนั้น การประยุกต์ใช้เทคโนโลยีกับโรคที่มีลักษณะการคัดกรองแตกต่างกันจำเป็นต้องพิจารณาบริบททางระบาดวิทยา ความสามารถของระบบบริการ ต้นทุน และผลลัพธ์ด้านสุขภาพอย่างรอบด้านเพื่อให้เกิดประโยชน์สูงสุดต่อระบบสุขภาพ

แม้จะมีงานวิจัยประเมินความคุ้มค่าของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์เพิ่มมากขึ้นในระดับสากล งานวิจัยในอนาคตควรมีความครอบคลุมมากขึ้น เช่น การใช้แบบจำลองเชิงพลวัตเพื่อสะท้อนประสิทธิภาพของ AI ที่เปลี่ยนแปลงตามเวลา และการประเมินผลในบริบทที่หลากหลาย การวิเคราะห์กลุ่มย่อยในประชากรที่แตกต่างกันก็มีความสำคัญต่อการทำความเข้าใจความคุ้มค่าเชิงบริบท และช่วยสนับสนุนการตัดสินใจเชิงนโยบายที่มีหลักฐานรองรับมากขึ้น (66) โดยเฉพาะในบริบทของประเทศไทย การมีงานวิจัยในประเด็นนี้อย่างเพียงพอและเป็นระบบ จะช่วยสร้างฐานข้อมูลและหลักฐานเชิงประจักษ์ที่สำคัญต่อการกำหนดทิศทางนโยบาย การจัดสรรทรัพยากร และการนำเทคโนโลยี AI ไปใช้ในระบบสุขภาพอย่างมีประสิทธิภาพและยั่งยืน

ข้อเสนอแนะเชิงนโยบาย

- ส่งเสริมการบูรณาการเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เข้าสู่ระบบบริการสุขภาพ สนับสนุนการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ไปใช้อย่างเป็นระบบ โดยเริ่มจากบริการที่มีความพร้อมและมีศักยภาพในการขยายผล เช่น บริการคัดกรองและวินิจฉัยวัณโรคในโรงพยาบาลชุมชนและโรงพยาบาลศูนย์ ผ่านการกำหนดพื้นที่นำร่อง (pilot sites) เพื่อพัฒนาและทดสอบรูปแบบการใช้งานจริง รวมถึงออกแบบกลไกการบริหารจัดการและระบบส่งต่อที่เหมาะสมกับบริบทของพื้นที่

- พัฒนากลไกการชดเชยค่าบริการในระบบประกันสุขภาพ โดยพิจารณากำหนดแนวทางการชดเชยค่าบริการที่ชัดเจนและเป็นธรรมสำหรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ และการออกแบบ incentive ให้สถานบริการที่นำเทคโนโลยีมาใช้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพบริการ ซึ่งจะช่วยสร้างแรงจูงใจและความยั่งยืนในการใช้งาน
- พัฒนาศักยภาพบุคลากร: จัดให้มีการฝึกอบรมและพัฒนาศักยภาพบุคลากรทางการแพทย์อย่างครอบคลุม เพื่อให้สามารถใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ได้อย่างมีประสิทธิภาพและเหมาะสม ควรจัดทำคู่มือหรือแนวทางมาตรฐานเพื่อสนับสนุนการใช้งานเทคโนโลยีดังกล่าว รวมถึงพัฒนาระบบสนับสนุนทางเทคนิคและกลไกให้คำปรึกษาในพื้นที่ เพื่อให้บุคลากรสามารถใช้เทคโนโลยีได้อย่างมีประสิทธิภาพและมั่นใจ สร้างความไว้วางใจและลดข้อกังวลเรื่องคุณภาพการสื่อสาร
- สร้างกลไกกำกับดูแลและความเชื่อมั่นสาธารณะ จัดทำมาตรฐานและแนวทางการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ที่ชัดเจน โปร่งใส และปลอดภัย รวมถึงกลไกกำกับดูแลด้านจริยธรรมและความเป็นส่วนตัวของข้อมูลผู้ป่วยอย่างรัดกุม เพื่อสร้างความไว้วางใจให้กับบุคลากรทางการแพทย์และประชาชน
- ติดตามประเมินผลในบริบทจริงอย่างต่อเนื่อง สร้างระบบติดตามและประเมินผลด้านประสิทธิผล ความคุ้มค่า และผลกระทบด้านงบประมาณของเทคโนโลยี AI ในสถานบริการจริงอย่างสม่ำเสมอ เพื่อสร้างหลักฐานเชิงประจักษ์ที่สามารถนำไปใช้ประกอบการตัดสินใจเชิงนโยบาย การบรรจุเทคโนโลยีในระบบหลักประกันสุขภาพ และการขยายการใช้งานในวงกว้างได้อย่างยั่งยืน

ข้อจำกัดของการศึกษา

- การศึกษานี้ไม่ได้คำนึงถึงผู้ป่วยที่เป็นโรคแต่ผลตรวจเป็นลบและไม่ได้เข้าสู่การรักษา (false negative) ที่สามารถแพร่เชื้อให้กับผู้ใกล้ชิด ส่งผลให้มีค่าใช้จ่ายในการรักษาที่เพิ่มสูงขึ้นและผลลัพธ์ทางสุขภาพที่แย่ลง
- สมมติฐานของแบบจำลอง (Model Assumptions) มีแนวโน้มต่อผลการวิเคราะห์ข้อมูลในทางประเมินความคุ้มค่าต่ำกว่าความเป็นจริง (Underestimation) ควรมีการศึกษาจากข้อมูลจริงอย่างต่อเนื่อง (Real-World Data Analyses) เพื่อเปรียบเทียบผลวิเคราะห์
- การศึกษานี้ไม่ได้รวมการวิเคราะห์ผลประโยชน์ทางอ้อมจากการลดการแพร่กระจายของเชื้อในชุมชน ซึ่งเป็นผลจากการคัดกรองและส่งต่อผู้ป่วยเข้าสู่การรักษา เนื่องจากข้อจำกัดของแบบจำลองที่ใช้ในการประเมินความคุ้มค่า ผลของการประเมินความคุ้มค่าจากการศึกษานี้จึงอาจต่ำกว่าความเป็นจริง (Underestimation)

- แม้ว่าการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ในการแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงสูงในชุมชน (AI alone) จะมีประสิทธิภาพในการคัดกรองที่แม่นยำ ส่งผลให้ผู้ป่วยวัณโรคเข้าสู่การรักษาและสามารถลดจำนวนผู้ป่วยวัณโรคปอดในอนาคตได้ แต่เนื่องจากข้อจำกัดของข้อมูลด้านอุบัติการณ์การเกิดวัณโรคที่ลดลงจากการเข้าสู่การรักษา การศึกษานี้จึงไม่ได้รวมการวิเคราะห์ผลกระทบด้านงบประมาณในระยะเวลาที่ยาวนานกว่า 5 ปี
- เนื่องจากเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ถูกพัฒนาอย่างก้าวกระโดดในเวลาอันสั้น ควรมีการวิเคราะห์ความไวและความจำเพาะของเทคโนโลยีอย่างต่อเนื่อง ไม่ว่าจะเป็นในรูปแบบ Systematic Review หรือ Living Systematic Review and Network Meta-Analysis

ผลประโยชน์ทับซ้อน

มูลนิธิเพื่อการประเมินเทคโนโลยีและนโยบายด้านสุขภาพ (Health Intervention and Technology assessment program Foundation: HITAP) เป็นองค์กรวิจัยอิสระไม่แสวงหากำไร ภายใต้สำนักงานปลัดกระทรวงสาธารณสุข งานวิจัยนี้ได้รับทุนสนับสนุนจากสถาบันวิจัยระบบสาธารณสุข อย่างไรก็ตาม ผู้ให้ทุนไม่มีส่วนเกี่ยวข้องในการออกแบบการศึกษา การเก็บรวบรวมข้อมูล การวิเคราะห์ข้อมูล การเขียนรายงานวิจัย หรือการตัดสินใจตีพิมพ์เผยแพร่งานวิจัย อีกทั้งนักวิจัยในมูลนิธิเพื่อการประเมินเทคโนโลยีและนโยบายด้านสุขภาพไม่มีการรับทุนสนับสนุนทั้งทางตรงและทางอ้อมจากองค์กรที่แสวงหาผลกำไรหรือสถาบันที่ได้รับทุนสนับสนุนจากองค์กรที่แสวงหาผลกำไรที่เกี่ยวข้องกับยาที่ศึกษาในงานวิจัยนี้

เอกสารอ้างอิง

1. Hendrix N, Veenstra DL, Cheng M, Anderson NC, Verguet SJViH. Assessing the economic value of clinical artificial intelligence: challenges and opportunities. 2022;25(3):331-9.

2. Amisha, Malik P, Pathania M, Rathaur VK. Overview of artificial intelligence in medicine. J Family Med Prim Care. 2019;8(7):2328-31.

3. Mintz Y, Brodie R. Introduction to artificial intelligence in medicine. Minim Invasive Ther Allied Technol. 2019;28(2):73-81.

4. Heilweil R. What is generative AI, and why is it suddenly everywhere? 2023 [Available from: https://www.vox.com/recode/2023/1/5/23539055/generative-ai-chatgpt-stable-diffusion-lensa-dall-e.

5. Avsec Ž, Cheng J. A catalogue of genetic mutations to help pinpoint the cause of diseases 2023 [cited 2024 18 September]. Available from: https://deepmind.google/discover/blog/a-catalogue-of-genetic-mutations-to-help-pinpoint-the-cause-of-diseases/.

6. Hicks SA, Strümke I, Thambawita V, Hammou M, Riegler MA, Halvorsen P, et al. On evaluation metrics for medical applications of artificial intelligence. Scientific Reports. 2022;12(1):5979.

7. National Artificial Intelligence Initiative. (n.d.). The National Artificial Intelligence Initiative (NAII). Retrieved from: https://www.ai.gov/.

8. DigiChina. (n.d.). Translation. Internet Information Service Algorithmic Recommendation Management Provisions – Effective March 1, 2022. Retrieved from: https://digichina.stanford.edu/work/translation-internet-information-service-algorithmic-recommendation-management-provisions-effective-march-1-2022/.

9. Chakaya J, Petersen E, Nantanda R, Mungai BN, Migliori GB, Amanullah F, et al. The WHO Global Tuberculosis 2021 Report – not so good news and turning the tide back to End TB. International Journal of Infectious Diseases. 2022;124:S26-S9.

10. Shamseer L, Moher D, Clarke M, Ghersi D, Liberati A, Petticrew M, et al. Preferred reporting items for systematic review and meta-analysis protocols (PRISMA-P) 2015: elaboration and explanation. BMJ. 2015;350:g7647.

11. Adarkwah CC, van Gils PF, Hiligsmann M, Evers SM. Risk of bias in model-based economic evaluations: the ECOBIAS checklist. Expert Rev Pharmacoecon Outcomes Res. 2016;16(4):513-23.

12. APACMed Digital Health Committee Reimbursement Working Group. Harnessing the Potential of Digital Health Technologies: Policy Pathways for Value Assessment and Reimbursement [Available from: https://apacmed.org/wp-content/uploads/2023/04/APACMed-Reimbursement-Position-paper-Feb-21.pdf.

13. Jakubiak-Lasocka J, Jakubczyk M. Cost-effectiveness versus Cost-Utility Analyses: What Are the Motives Behind Using Each and How Do Their Results Differ?-A Polish Example. Value Health Reg Issues. 2014;4:66-74.

14. McFarlane PA, Bayoumi AM. Acceptance and rejection: cost-effectiveness and the working nephrologist. Kidney Int. 2004;66(5):1735-41.

15. Vellekoop H, Versteegh M, Huygens S, Corro Ramos I, Szilberhorn L, Zelei T, et al. The Net Benefit of Personalized Medicine: A Systematic Literature Review and Regression Analysis. Value in health : the journal of the International Society for Pharmacoeconomics and Outcomes Research. 2022;25(8):1428-38.

16. Paulden M. Calculating and Interpreting ICERs and Net Benefit. Pharmacoeconomics. 2020;38(8):785-807.

17. Organization WH. The world health report 2002: reducing risks, promoting healthy life: World Health Organization; 2002.

18. International Monetary Fund. Country Indexes and Weight. [Available from: https://data.imf.org/regular.aspx?key=61015892.

19. Fxtop. Historical currency converter. [Available from: https://fxtop.com/en/historical-currency-converter.php.

20. World Health Organization. International Classification of Diseases 11th Revision [Available from: https://icd.who.int/en.

21. The World Bank. World Bank Country and Lending Groups [Available from: https://datahelpdesk.worldbank.org/knowledgebase/articles/906519-world-bank-country-and-lending-groups.

22. World Health Organization. WHO country-region [Available from: https://www.who.int/countries.

23. Remeseiro B, Bolon-Canedo V. A review of feature selection methods in medical applications. Comput Biol Med. 2019;112:103375.

24. ศุภสิทธิ์ พรรณารุโณทัย, ทรงยศ พิลาสันต์, วิไลลักษณ์ แสงศรี, ปฤษฐพร กิ่งแก้ว. คู่มือการประเมินเทคโนโลยีด้านสุขภาพสำหรับประเทศไทย ฉบับปรับปรุง พ.ศ. 2564. นนทบุรี; 2564.

25. อุษา ฉายเกล็ดแก้ว, ยศ ตีระวัฒนานนท์, และบรรณาธิการ. คู่มือการประเมินเทคโนโลยีด้านสุขภาพสำหรับประเทศไทย ฉบับที่ 2 พ.ศ. 2556. นนทบุรี: วัชรินทร์ พี.พี.; 2556.

26. อุษา ฉายเกล็ดแก้ว, ยศ ตีระวัฒนานนท์, สิริพร คงพิทยาชัย, เนติ สุขสมบูรณ์, และบรรณาธิการ. คู่มือการประเมินเทคโนโลยีด้านสุขภาพสำหรับประเทศไทย. นนทบุรี: กราฟิโก ซิสเต็มส์; 2550.

27. มูลนิธิเพื่อการประเมินเทคโนโลยีและนโยบายด้านสุขภาพ. รายงานการประชุมผู้เชี่ยวชาญและผู้มีส่วนได้ส่วนเสียของโครงการ “การพัฒนาแนวทางการประเมินความคุ้มค่าปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ เพื่อบรรจุในชุดสิทธิประโยชน์ในระบบประกันสุขภาพของประเทศไทย” [อินเทอร์เน็ต]. กรุงเทพฯ: สถาบันวิจัยระบบสาธารณสุข (HITAP); 2565 [เข้าถึงเมื่อ 11 ก.ย. 2565]. เข้าถึงได้จาก: https://www.hitap.net/documents/191267.

28. Chitpim N, Jittikoon J, Udomsinprasert W, Mahasirimongkol S, Chaikledkaew UJC, Research O. Cost-utility analysis of molecular testing for tuberculosis diagnosis in suspected pulmonary tuberculosis in Thailand. 2022:61-73.

29. จิรวัฒน์ วรสิงห์ ชศ, วรรณนิศา เทพรงค์ทอง, ภัทรากาญจน์ วิถาทานัง, วาทยากร เทพสวัสดิ์, ณัฐพงศ์ คำดา, และคณะ. สถานการณ์และผลการดำเนินงานควบคุมวัณโรคของประเทศไทย ปี พ.ศ. 2562-2566. 1 ed. กรุงเทพมหานคร: กองวัณโรค ดกรมควบคุมโรค กระทรวงสาธารณสุข; 2567.

30. กลุ่มงานระบาดวิทยาและตอบโต้ภาวะฉุกเฉิน กองวัณโรค กรมควบคุมโรค. สถานการณ์และการดำเนินงานวัณโรคของประเทศไทย จัดทำ 1 ก.พ. 2567

31. Nijiati M, Zhang Z, Abulizi A, Miao H, Tuluhong A, Quan S, et al. Deep learning assistance for tuberculosis diagnosis with chest radiography in low-resource settings. 2021;29(5):785-96.

32. Chen C-F, Hsu C-H, Jiang Y-C, Lin W-R, Hong W-C, Chen I-Y, et al. A deep learning-based algorithm for pulmonary tuberculosis detection in chest radiography. 2024;14(1):14917.
33. Shrestha RM, Paudel RC, Adhikari P, Ghimire RH, Gurung K, Shrestha RJJoNHRC. Diagnostic Accuracy of Artificial Intelligence-Based Chest X-Ray reading for screening of Tuberculosis. 2024;22(03):477-83.
34. Nath A, Hashim Z, Shukla S, Poduvattil PA, Neyaz Z, Mishra R, et al. A multicentre study to evaluate the diagnostic performance of a novel CAD software, DecXpert, for radiological diagnosis of tuberculosis in the northern Indian population. 2024;14(1):20711.
35. Yang Y, Xia L, Liu P, Yang F, Wu Y, Pan H, et al. A prospective multicenter clinical research study validating the effectiveness and safety of a chest X-ray-based pulmonary tuberculosis screening software JF CXR-1 built on a convolutional neural network algorithm. 2023;10:1195451.
36. Gelaw SM, Kik SV, Ruhwald M, Ongarello S, Egzertegegne TS, Gorbacheva O, et al. Diagnostic accuracy of three computer-aided detection systems for detecting pulmonary tuberculosis on chest radiography when used for screening: Analysis of an international, multicenter migrants screening study. 2023;3(7):e0000402.
37. Adhikari DR, Kang YA, Gautam S, Dahal PKJIJoT. Utilization of artificial intelligence for tuberculosis screening in Nepal. 2023;70(3):319-23.
38. Liao Q, Feng H, Li Y, Lai X, Pan J, Zhou F, et al. Evaluation of an artificial intelligence (AI) system to detect tuberculosis on chest X-ray at a pilot active screening project in Guangdong, China in 2019. 2022;30(2):221-30.
39. Kazemzadeh S, Yu J, Jamshy S, Pilgrim R, Nabulsi Z, Chen C, et al. Deep learning detection of active pulmonary tuberculosis at chest radiography matched the clinical performance of radiologists. 2023;306(1):124-37.
40. Fehr J, Konigorski S, Olivier S, Gunda R, Surujdeen A, Gareta D, et al. Computer-aided interpretation of chest radiography reveals the spectrum of tuberculosis in rural South Africa. 2021;4(1):106.

41. Qin ZZ, Ahmed S, Sarker MS, Paul K, Adel ASS, Naheyan T, et al. Tuberculosis detection from chest x-rays for triaging in a high tuberculosis-burden setting: an evaluation of five artificial intelligence algorithms. 2021;3(9):e543-e54.

42. Lee JH, Park S, Hwang EJ, Goo JM, Lee WY, Lee S, et al. Deep learning–based automated detection algorithm for active pulmonary tuberculosis on chest radiographs: diagnostic performance in systematic screening of asymptomatic individuals. 2021;31(2):1069-80.

43. ราชวิทยาลัยรังสีแพทย์แห่งประเทศไทย. รายงานผลการทดสอบปัญญาประดิษฐ์ในภาพถ่ายรังสีทรวงอก [Internet]. Available from: https://www.rcrt.or.th/ai_test_report/.

44. Rajpurkar P, O'Connell C, Schechter A, Asnani N, Li J, Kiani A, et al. CheXaid: deep learning assistance for physician diagnosis of tuberculosis using chest x-rays in patients with HIV. 2020;3(1):115.

45. Hwang EJ, Park S, Jin K-N, Kim JI, Choi SY, Lee JH, et al. Development and validation of a deep learning–based automatic detection algorithm for active pulmonary tuberculosis on chest radiographs. 2019;69(5):739-47.

46. กรมควบคุมโรค. แนวทางการสอบสวนและควบคุมวัณโรค พ.ศ. 2566. กรุงเทพฯ: กรมควบคุมโรค; 2566.

47. Drug Medical Supply Information Center (DMSIC). Prices of drugs and medical devices. Available from: https://dmsic.moph.go.th/index/drugsearch/1.

48. อาทร ริ้วไพบูลย์. รายงานต้นทุนมาตรฐานเพื่อการประเมินเทคโนโลยีด้านสุขภาพ (Standard Cost Lists for Health Technology Assessment). คณะเภสัชศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหิดล: 2552.

49. Kittikraisak W, Kingkaew P, Teerawattananon Y, Yothasamut J, Natesuwan S, Manosuthi W, et al. Health related quality of life among patients with tuberculosis and HIV in Thailand. 2012;7(1):e29775.

50. Kangwanrattanakul K, Krägeloh CUJBPH. EQ-5D-3L and EQ-5D-5L population norms for Thailand. 2024;24(1):1108.

51. Devision of Tuberculosis. National Tuberculosis Control Programme Guideline, Thailand 2021. Bangkok: Devision of Tuberculosis; 2021.

52. เจริญ ชูโชติถาวร ผก, ยุทธิชัย เกษตรเจริญ, กรีฑา ธรรมคำภีร์, วิภา รีชัยพิชิตกุล, เปี่ยมลาภ แสงสายัณห์, และคณะ. Guideline for Programmatic Management of Drug-Resistant Tuberculosis 2024: PMDT 2024. พิมพ์ครั้งที่ 1 ed. กรุงเทพมหานคร: กองวัณโรค กรมควบคุมโรค กระทรวงสาธารณสุข; 2024.

53. Voets MM, Veltman J, Slump CH, Siesling S, Koffijberg H. Systematic Review of Health Economic Evaluations Focused on Artificial Intelligence in Healthcare: The Tortoise and the Cheetah. Value in health : the journal of the International Society for Pharmacoeconomics and Outcomes Research. 2022;25(3):340-9.

54. Vithlani J, Hawksworth C, Elvidge J, Ayiku L, Dawoud D. Economic evaluations of artificial intelligence-based healthcare interventions: a systematic literature review of best practices in their conduct and reporting. Front Pharmacol. 2023;14:1220950.

55. Chen W, Wong NCB, Wang Y, Zemlyanska Y, Butani D, Virabhak S, et al. Mapping the value for money of precision medicine: a systematic literature review and meta-analysis. Front Public Health. 2023;11:1151504.

56. Kolasa K, Kozinski G. How to Value Digital Health Interventions? A Systematic Literature Review. Int J Environ Res Public Health. 2020;17(6).

57. Wang Y, Low FZ, Low YY, Lai HS, Lim JH, Yeow CH, et al. Using early health economic modeling to inform medical innovation development: a soft robotic sock in poststroke patients in Singapore. Int J Technol Assess Health Care. 2023;39(1):e4.

58. Kim DD, Silver MC, Kunst N, Cohen JT, Ollendorf DA, Neumann PJ. Perspective and Costing in Cost-Effectiveness Analysis, 1974-2018. Pharmacoeconomics. 2020;38(10):1135-45.

59. Byford S, Raftery J. Perspectives in economic evaluation. BMJ. 1998;316(7143):1529-30.

60. Rosettie KL, Joffe JN, Sparks GW, Aravkin A, Chen S, Compton K, et al. Cost-effectiveness of HPV vaccination in 195 countries: A meta-regression analysis. PLoS One. 2021;16(12):e0260808.

61. Basu A, Maciejewski ML. Choosing a Time Horizon in Cost and Cost-effectiveness Analyses. JAMA. 2019;321(11):1096-7.

62. Haacker M, Hallett TB, Atun R. On time horizons in health economic evaluations. Health Policy Plan. 2020;35(9):1237-43.

63. Lundh A, Lexchin J, Mintzes B, Schroll JB, Bero L. Industry sponsorship and research outcome: systematic review with meta-analysis. Intensive Care Med. 2018;44(10):1603-12.
64. Neumann PJ, Fang CH, Cohen JT. 30 years of pharmaceutical cost-utility analyses: growth, diversity and methodological improvement. Pharmacoeconomics. 2009;27(10):861-72.
65. Elvidge J, Hawksworth C, Avşar TS, Zemplenyi A, Chalkidou A, Petrou S, et al. Consolidated health economic evaluation reporting standards for interventions that use artificial intelligence (CHEERS-AI). 2024;27(9):1196-205.
66. El Arab RA, Al Moosa OA. Systematic review of cost effectiveness and budget impact of artificial intelligence in healthcare. NPJ digital medicine. 2025;8(1):548.
67. Areia M, Mori Y, Correale L, Repici A, Bretthauer M, Sharma P, et al. Cost-effectiveness of artificial intelligence for screening colonoscopy: a modelling study. The Lancet Digital health. 2022;4(6):e436-e44.
68. Wang Y, Liu C, Hu W, Luo L, Shi D, Zhang J, et al. Economic evaluation for medical artificial intelligence: accuracy vs. cost-effectiveness in a diabetic retinopathy screening case. NPJ digital medicine. 2024;7(1):43.
69. Andersen M, Richman IB, Kunst N. Long-Term Outcomes and Cost-Effectiveness of Artificial Intelligence for Breast Cancer Screening: A Modeling Study. Value in health : the journal of the International Society for Pharmacoeconomics and Outcomes Research. 2025.
70. Mallow PJ, Belk KW. Cost-utility analysis of single nucleotide polymorphism panel-based machine learning algorithm to predict risk of opioid use disorder. J Comp Eff Res. 2021;10(18):1349-61.
71. Salcedo J, Rosales M, Kim JS, Nuno D, Suen SC, Chang AH. Cost-effectiveness of artificial intelligence monitoring for active tuberculosis treatment: A modeling study. PLoS One. 2021;16(7):e0254950.
72. Mital S, Nguyen HV. Cost-effectiveness of using artificial intelligence versus polygenic risk score to guide breast cancer screening. BMC Cancer. 2022;22(1):501.
73. Xie Y, Nguyen Q, Bellemo V, Yip MY, Lee XQ, Hamzah H, et al. Cost-effectiveness analysis of an artificial intelligence-assisted deep learning system implemented in the national tele-

medicine diabetic retinopathy screening in Singapore. Investigative Ophthalmology & Visual Science. 2019;60(9):5471-.

74. Pickhardt PJ, Correale L, Hassan C. AI-based opportunistic CT screening of incidental cardiovascular disease, osteoporosis, and sarcopenia: cost-effectiveness analysis. Abdom Radiol (NY). 2023;48(3):1181-98.

75. Skarping I, Nilsson K, Dihge L, Fridhammar A, Ohlsson M, Huss L, et al. The implementation of a noninvasive lymph node staging (NILS) preoperative prediction model is cost effective in primary breast cancer. Breast Cancer Res Treat. 2022;194(3):577-86.

76. Liu H, Li R, Zhang Y, Zhang K, Yusufu M, Liu Y, et al. Economic evaluation of combined population-based screening for multiple blindness-causing eye diseases in China: a cost-effectiveness analysis. Lancet Glob Health. 2023;11(3):e456-e65.

77. Huang XM, Yang BF, Zheng WL, Liu Q, Xiao F, Ouyang PW, et al. Cost-effectiveness of artificial intelligence screening for diabetic retinopathy in rural China. BMC Health Serv Res. 2022;22(1):260.

78. Ericson O, Hjelmgren J, Sjovall F, Soderberg J, Persson I. The Potential Cost and Cost-Effectiveness Impact of Using a Machine Learning Algorithm for Early Detection of Sepsis in Intensive Care Units in Sweden. J Health Econ Outcomes Res. 2022;9(1):101-10.

ภาคผนวก

ภาคผนวก 1 การทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบและวิเคราะห์อภิมานของงานวิจัยที่ประเมินความคุ้มค่าของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ที่เกี่ยวข้องกับการแพทย์แม่นยำ: Search strategy and results

Embase and Medline: 1,539

((((((('economic evaluation'/exp OR 'economic evaluation' OR 'cost effectiveness'/exp OR 'cost effectiveness' OR ((economic* NEAR/3 (evaluat* OR value)):ab,ti) OR (((cost OR costs) NEAR/3 (benefit* OR effectiv* OR efficien* OR efficac* OR minim* OR utilit* OR consequen*)):ab,ti)) AND ('economic model'/exp OR 'economic model' OR 'simulation'/exp OR 'simulation' OR (('model'/exp OR 'model') AND ('economics'/exp OR 'economics' OR 'economic aspect'/exp OR 'economic aspect')) OR 'decision tree'/exp OR 'decision tree' OR (((model OR modeling OR modelling OR simulation* OR microsimulation*) NEAR/6 (econom* OR pharmacoeconom* OR cost OR costs)):ab,ti) OR ((decision NEAR/3 (analy* OR tree OR trees)):ab,ti) OR 'discrete event*':ab,ti OR 'state transition':ab,ti OR markov:ab,ti OR (((individual* OR 'patient level*') NEAR/3 (sampl* OR simulation*)):ab,ti) OR ((dynamic NEAR/3 transmission*):ab,ti) OR probabilistic*:ab,ti OR 'partition* survival*':ab,ti)) AND ('artificial intelligence'/exp OR 'artificial intelligence' OR 'machine learning'/exp OR 'machine learning' OR 'deep learning'/exp OR 'deep learning' OR 'learning algorithm'/exp OR 'learning algorithm':ab,ti)) AND ('screening'/exp OR 'screening' OR 'diagnosis'/exp OR 'diagnosis' OR 'diagnostic'/exp OR 'diagnostic' OR 'risk'/exp OR 'risk' OR 'therapy'/exp OR 'therapy' OR (((personalized OR personalised OR individualised OR individualized OR precision OR stratif* OR targeted* OR algorithm*) NEAR/6 (screen* OR diagno* OR medicine* OR therap* OR treat* OR risk OR regimen* OR dosing* OR duration OR decision*)):ab,ti) OR ((model* NEAR/3 (guide* OR base*) NEAR/3 (screen* OR diagno* OR medicine* OR therap* OR treat* OR risk OR regimen* OR dosing* OR duration OR decision*)):ab,ti) OR ((risk NEAR/3 score*):ab,ti))) AND [2013-2023]/py) AND ([article]/lim OR [article in press]/lim)) AND [english]/lim AND ([embase]/lim OR [medline]/lim OR [preprint]/lim OR [pubmed-not-medline]/lim)

Web of science: 457

TS=("economic evaluation" OR "cost effectiveness" OR (economic* NEAR/2 (evaluat* OR value)) OR ((cost OR costs) NEAR/2 (benefit* OR effectiv* OR efficien* OR efficac* OR minim* OR utilit* OR consequen*)))

AND

TS=("economic model" OR simulation OR (model AND (economics OR "economic aspect")) OR "decision tree" OR ((model OR modeling OR modelling OR simulation* OR microsimulation*) NEAR/5 (econom* OR pharmacoeconom* OR cost OR costs)) OR (decision NEAR/2 (analy* OR tree OR trees)) OR discrete-event* OR "state transition" OR markov OR ((individual* OR patient-level*) NEAR/2 (sampl* OR simulation*)) OR (dynamic NEAR/2 transmission*) OR probabilistic* OR partition*-survival*)

AND

TS=((artificial* NEAR/3 intelligen*) OR (machine* NEAR/3 learning) OR (deep* NEAR/3 learning) OR (learning NEAR/3 algorithm))

AND

TS=(screening OR diagnosis OR diagnostic OR risk OR therapy OR ((personalized OR personalised OR individualised OR individualized OR precision OR stratif* OR targeted* OR algorithm*) NEAR/5 (screen* OR diagno* OR medicine* OR therap* OR treat* OR risk OR regimen* OR dosing* OR duration OR decision*)) OR (model* NEAR/2 (guide* OR base*) NEAR/2 (screen* OR diagno* OR medicine* OR therap* OR treat* OR risk OR regimen* OR dosing* OR duration OR decision*)) OR (risk NEAR/2 score*))

AND

(DT=(article) OR DT=(article in press))

AND

LA=(english)

Publication Date: 2013-01-01 to 2023-11-03

International Network of Agencies for Health Technology Assessment (INAHTA)

(the HTA database on the CRD page transitioned to the new platform offered by INAHTA): 18

((((personalized OR personalised OR individualised OR individualized OR precision OR stratif* OR targeted* OR algorithm*) NEAR6 (screen* OR diagno* OR medicine* OR therap* OR treat* OR risk OR regimen* OR dosing* OR duration OR decision*)) OR (model* NEAR3 (guide* OR base*) NEAR3 (screen* OR diagno* OR medicine* OR therap* OR treat* OR risk OR regimen* OR dosing* OR duration OR decision*)) OR (risk NEAR3 score*))[title]

OR

(((personalized OR personalised OR individualised OR individualized OR precision OR stratif* OR targeted* OR algorithm*) NEAR6 (screen* OR diagno* OR medicine* OR therap* OR treat* OR risk OR regimen* OR dosing* OR duration OR decision*)) OR (model* NEAR3 (guide* OR base*) NEAR3 (screen* OR diagno* OR medicine* OR therap* OR treat* OR risk OR regimen* OR dosing* OR duration OR decision*)) OR (risk NEAR3 score*))[abs]

(Mass Screening OR Diagnostic Screening Programs OR Diagnosis OR Therapeutics)[mh])

AND

(('artificial intelligence' OR 'machine learning' OR 'deep learning' OR 'learning algorithm')[title]

('artificial intelligence' OR 'machine learning' OR 'deep learning' OR 'learning algorithm')[abs]

(Machine Learning OR Artificial Intelligence OR Deep Learning OR Algorithms)[mh])

AND

* FROM 2013 TO 2023

Tufts registry:

(artificial intelligence)[abstract] OR (deep learning)[abstract] OR (machine learning)[abstract] OR (random forest)[abstract] OR (support vector machine)[abstract] OR (reinforcement learning)[abstract] OR (gradient boosting)[abstract] OR (neural network)[abstract] OR (natural language processing)[abstract] OR (computer vision)[abstract] OR (convolutional neural network)[abstract] OR (data mining)[abstract] OR (computer-aided detection)[abstract] OR (learning algorithm)[abstract] OR (risk algorithm)[abstract] OR (risk score)[abstract] OR (risk scores)[abstract]

ภาคผนวก 2 เอกสารรับรองโครงการวิจัยเพื่อสำรวจความคิดเห็น (survey research) ผ่านแบบสอบถามออนไลน์

COA No. IHRP2024106

IHRP No. 100-2567

คณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์
ในสถาบันพัฒนาการคุ้มครองการวิจัยในมนุษย์
อาคาร 8 ชั้น 7 ห้อง 702 กรมวิทยาศาสตร์การแพทย์ กระทรวงสาธารณสุข นนทบุรี 11000

เอกสารรับรองโครงการวิจัย

โครงการวิจัย: โครงการประเมินสถานการณ์เพื่อพัฒนาแนวทางการประเมินความคุ้มค่าของปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ โดยใช้แบบสอบถาม

ผู้วิจัยหลัก: นพ.กติกา อรรฆศิลป์

หน่วยงานที่รับผิดชอบ: โครงการประเมินเทคโนโลยีและนโยบายด้านสุขภาพ

เอกสารรับรอง:

1. แบบรายงานการส่งโครงร่างการวิจัยเพื่อพิจารณาครั้งแรก: Version 2, Date 11/07/2024
2. สรุปย่อโครงการวิจัย: Version 2, Date 11/07/2024
3. โครงร่างการวิจัย: Version 2, Date 11/07/2024
4. เอกสารแนะนำสำหรับผู้เข้าร่วมการวิจัย: Version 2, Date 11/07/2024
5. แบบสำรวจความคิดเห็นของบุคลากรทางการแพทย์และสาธารณสุข: Version 2, Date 11/07/2024
6. แบบแสดงรายการ/ประมาณค่าใช้จ่ายในการวิจัย: Version 2, Date 11/07/2024
7. สื่อประชาสัมพันธ์
8. ประวัติผู้วิจัยทุกคน

คณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ฯ ในสถาบันพัฒนาการคุ้มครองการวิจัยในมนุษย์ ได้พิจารณาโครงการวิจัยดังกล่าว โดยได้คำนึงถึงประเด็นทางด้านวิชาการ ICH-GCP และด้านจริยธรรม และมีมติอนุมัติให้ดำเนินการศึกษาวิจัย ตามโครงการวิจัยดังกล่าวแล้ว อนึ่ง ขอให้ผู้วิจัยปฏิบัติตามจรรยาบรรณนักวิจัยสภาวิจัยแห่งชาติด้วย

(ลงนาม).....
(นายแพทย์วิชัย โชควิวัฒน)
ประธานคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ฯ

(ลงนาม).....
(นายแพทย์ปราโมทย์ เสถียรรัตน์)
เลขานุการคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ฯ

วันที่ประชุมครั้งแรก: 11 กรกฎาคม พ.ศ.2567
รับรองตั้งแต่วันที่: 23 กรกฎาคม พ.ศ.2567

ภาคผนวก 3 เอกสารรับรองโครงการวิจัยเพื่อเก็บข้อมูลต้นทุนต่อหน่วย

COA No. IHRP2025002

IHRP No. 183-2567

คณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์

สำนักพัฒนาการคุ้มครองการวิจัยในมนุษย์

อาคาร 8 ชั้น 7 ห้อง 702 กรมวิทยาศาสตร์การแพทย์ กระทรวงสาธารณสุข นนทบุรี 11000

เอกสารรับรองโครงการวิจัย

โครงการวิจัย: การประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์ของการใช้ปัญญาประดิษฐ์ช่วยคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน

ผู้วิจัยหลัก: นพ.กติกา อรรฆศิลป์

หน่วยงานที่รับผิดชอบ: มูลนิธิเพื่อการประเมินเทคโนโลยีและนโยบายด้านสุขภาพ (HITAP)

เอกสารรับรอง:

1. สรุปย่อโครงการวิจัย: เวอร์ชั่น 2 วันที่ 07.01.2568
2. โครงร่างการวิจัย: เวอร์ชั่น 2 วันที่ 07.01.2568
3. เอกสารแนะนำผู้เข้าร่วมวิจัย: เวอร์ชั่น 2 วันที่ 07.01.2568
4. ใบยินยอมความเข้าใจถ่องแท้ (ผู้เข้าร่วมวิจัยที่อายุมากกว่า 18 ปี): เวอร์ชั่น 2 วันที่ 07.01.2568
5. แบบเก็บข้อมูล และแบบสัมภาษณ์: เวอร์ชั่น 2 วันที่ 07.01.2568
6. แบบแสดงรายการ/ประมาณค่าใช้จ่ายในการวิจัย: เวอร์ชั่น 2 วันที่ 07.01.2568
7. หนังสือขอความอนุเคราะห์ข้อมูลต้นทุนการให้บริการตรวจคัดกรองวัณโรคปอด: เวอร์ชั่น 2 วันที่ 07.01.2568
8. หนังสือรับรองคณะผู้วิจัย: เวอร์ชั่น 2 วันที่ 07.01.2568
9. ประวัติผู้วิจัยทุกคน

คณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ สำนักพัฒนาการคุ้มครองการวิจัยในมนุษย์ ได้พิจารณาโครงการวิจัยดังกล่าว โดยได้คำนึงถึงประเด็นทางด้านวิชาการ ICH-GCP และด้านจริยธรรม และมีมติอนุมัติให้ดำเนินการศึกษาวิจัย ตามโครงการวิจัยดังกล่าวแล้ว อนึ่ง ขอให้ผู้วิจัยปฏิบัติตามจรรยาบรรณนักวิจัยสภาวิจัยแห่งชาติด้วย

(ลงนาม).....

(นายแพทย์วิชัย โชควิวัฒน)

ประธานคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ฯ

(ลงนาม).....

(นายแพทย์ปราโมทย์ เสถียรรัตน์)

เลขานุการคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ฯ

วันที่ประชุมครั้งแรก: 23 ธันวาคม พ.ศ.2567

รับรองตั้งแต่วันที่: 9 มกราคม พ.ศ.2568

ภาคผนวก 4 รายละเอียดการคำนวณต้นทุน

ต้นทุนการคัดกรอง

ค่าแรง (Labor costs)

บุคลากร	ตำแหน่ง	เงินเดือน	ค่าตอบแทนอื่น ๆ	เบี้ยเลี้ยงประจำวัน	สัดส่วนเวลาที่ใช้ในแต่ละกิจกรรม** (%)																	สัดส่วนเวลาที่ใช้ในการทำงานอื่น ๆ ที่ไม่เกี่ยวข้องกับบริการ***
					กิจกรรมก่อนบริการ TB screening						กิจกรรมระหว่างบริการ TB screening						กิจกรรมหลังบริการ TB screening					
					เตรียมพื้นที่และคัดเลือกผู้รับบริการ	ประสานงานระหว่างหน่วยงาน	ลงทะเบียนและตรวจสอบสิทธิ	ประเมินความเสี่ยงอาการเบื้องต้น	เตรียมเครื่องมือคัดกรองวัณโรคและการรายงานผล	เตรียมเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์	ยืนยันตัวตน	สัมภาษณ์	ถ่ายภาพรังสีทรวงอก	อ่านผล AI	ตอบผล AI	เก็บเสมหะ	อ่านภาพถ่ายรังสีทรวงอก	ตรวจยืนยันทางห้องปฏิบัติการด้วย Molecular GeneXpert	แจ้งผลตรวจและให้คำแนะนำเรื่องวัณโรค	สั่งตรวจอื่นๆ เพิ่มเติม (เฉพาะบางราย)	จัดการข้อมูลและระบบข้อมูล	
คนที่ 1	นายแพทย์ชำนาญการ	28350.00	28500.00														2.50					97.50
คนที่ 2	พยาบาลวิชาชีพชำนาญการ	40000.00	3500.00	400.00	2.00		2.00	1.00	1.00		1.00								2.00		1.00	90.00
คนที่ 3	นักรังสีการแพทย์ปฏิบัติการ	20000.00		4000.00									10.00									90.00
คนที่ 4	นักวิชาการสาธารณสุขชำนาญการพิเศษ	60000.00	3500.00	400.00	5.00						5.00											90.00
คนที่ 5	นักวิชาการคอมพิวเตอร์	25000.00								1.00												99.00
คนที่ 6	นักเทคนิคการแพทย์ปฏิบัติการ	20000.00																10.00				90.00
คนที่ 7	เจ้าพนักงานเวชสถิติปฏิบัติงาน	15000.00		400.00	2.00			2.00	2.00	1.00									2.00		1.00	90.00

ค่าวัสดุ (Material Costs)

รายการและมูลค่าวัสดุรวมทั้งปี				**สัดส่วน (%) ที่ใช้ในการให้บริการ**			**สัดส่วนเวลาที่ใช้ในการทำงานอื่น ๆ ที่ไม่เกี่ยวข้องกับบริการ***
รายการ	**หน่วยนับ**	**ราคาต่อหน่วย หรือมูลค่าการใช้งานทั้งหมด***	**จำนวนการใช้งานในการให้บริการ**	**กิจกรรมก่อนบริการ TB screening**	**กิจกรรมระหว่างบริการ TB screening**	**กิจกรรมหลังบริการ TB screening**	
ค่าสาธารณูปโภค							
ค่าไฟฟ้ากองวัณโรค	วัตต์	1920000	1	0.001	0.000	0.001	99.998
ค่าไฟฟ้าตอนลงพื้นที่	ครั้ง	400	25	0.000	100.000	0.000	0.000
ค่าอินเตอร์เน็ตกองวัณโรค	ปี	50400	1	0.001	0.000	0.001	99.998
ค่าอินเตอร์เน็ตตอนลงพื้นที่	ปี	1000	1	0.000	100.000	0.000	0.000
ค่าน้ำกองวัณโรค	ปี	156000	1	0.001	0.000	0.001	99.998
ค่าน้ำตอนลงพื้นที่	ครั้ง	0	25	0.000	100.000	0.000	0.000
ค่าโทรศัพท์เคลื่อนที่ผู้ประสาน	site	20	25	8.000	92.000	0.000	0.000
ค่าบำรุงรักษาระบบ AI application	ครั้ง	0		0.000	81.000	0.000	19.000
ผ้าเช็ดแท่น X-ray	แผ่น	2	2000	33.300	33.300	33.300	
ค่าบำรุงรักษาระบบเอกซเรย์ในรถ	ปี	100000	1	80.645			19.355
เก็บตัวอย่าง							
แมสก์	กล่อง	100	1		100.000		
ถุงมือ	กล่อง	120	1		50.000	50.000	
กระปุกเก็บเสมหะ	ชิ้น	16	73		100.000		
ถุงซิปล็อค	ชิ้น	2	73		100.000		
สติ๊กเกอร์สีขาว	ชิ้น	1	146		100.000		
ผ้าก๊อต	แพค	86	2		50.000	50.000	
แอลกอฮอล์ 95%	ขวด	89	1		50.000	50.000	
กระดาษ A4	ลัง	615	1	100.000			
น้ำแข็ง	ถัง	30	25		100.000		
ปลั๊กไฟ	ชิ้น	550	5		81.000		19.000
หมึกพิมพ์	ตลับ	1000	2		100.000		
น้ำยาตรวจ Xpert	Test	485	73			100.000	
ค่าบำรุงรักษาระบบ server สำหรับ PACs	ปี	185000	1				100.000

**หากไม่มีข้อมูลราคาต่อหน่วย และจำนวนการใช้งานเฉพาะการให้บริการ TB screening with CXR-AI ให้คำนวณต้นทุนค่าวัสดุจากมูลค่าการใช้งานทั้งหมด และสัดส่วน (%) ที่ใช้วัสดุนั้นในการให้บริการ TB screening with CXR-AI*

****กรณีที่วัสดุไม่ได้ลงทุนเฉพาะการให้บริการ TB screening with CXR-AI ต้องระบุสัดส่วนเวลาที่ใช้เพื่องานอื่น ๆ และผลรวมของสัดส่วนในบริการ TB screening with CXR-AI กับการทำงานอื่น ๆ ต้องเท่ากับ 100%*

ค่าครุภัณฑ์ (Capital Costs)

อาคารสำนักงาน (อาคารดารานนท์)							
กรณีใช้อาคารที่มีอยู่	มูลค่าก่อสร้าง	60,000,000		ปีที่เริ่มใช้	2539	อายุการใช้งานตามเกณฑ์ (ปี)	30 ปี
	พื้นที่ใช้งานรวม	10,300 ตร.ม.		พื้นที่ใช้งานของโครงการ	324 ตร.ม.	ระยะเวลาใช้งานในโครงการ	50 ชั่วโมง
สินทรัพย์ลงทุน							
				สัดส่วน (%) ที่ใช้ในการให้บริการ			**สัดส่วนเวลาที่ใช้ในการทำงานอื่น ๆ ที่ไม่เกี่ยวข้องกับบริการ*** **
รายการ	**มูลค่าซื้อ**	**ปีที่ซื้อ**	**อายุการใช้งานตามเกณฑ์ (ปี)**	กิจกรรมก่อนบริการ TB screening	กิจกรรมระหว่างบริการ TB screening	กิจกรรมหลังบริการ TB screening	
Notebook จุดคัดกรอง1 ของสปคม	24000	2567	3	0	10	0	90
Notebook จุดคัดกรอง2 ของสปคม	24000	2567	3	0	10	0	90
Notebook กองวัณโรค	24000	2567	3	12.5		12.5	75
Printer ของ สปคม	4,000	2567	3	0	5	0	95
Router	1000	2567	3	0	100	0	0
การพัฒนาระบบ application สำหรับให้บริการ TB screening with CXR-AI	500,000	2566		81			19
การพัฒนาระบบ application สำหรับให้บริการ TB screening with CXR-AI	100,000	2565		81			19
รถเอกซเรย์+เครื่องเอกซเรย์+AI (ไม่ใช่ของจุฬาและกองวัณโรค)+Notebook 2 เครื่อง+ชุดคอมพิวเตอร์	6,500,000	2565	5		81		19
เครื่อง Xpert	1,150,000	2563	5			6.25	93.75
จอ Monitor	70,000	2565	3			10	90
****กรณีที่ครุภัณฑ์ไม่ได้ลงทุนเฉพาะการให้บริการ TB screening with CXR-AI ต้องระบุสัดส่วนเวลาที่ใช้เพื่องานอื่น ๆ และผลรวมของสัดส่วนในบริการ TB screening with CXR-AI กับการทำงานอื่น ๆ ต้องเท่ากับ 100%*							

ค่า Training (others: training costs)

บุคลากร*	**ตำแหน่ง**	**เงินเดือน**	**ค่าตอบแทนอื่น ๆ (ระบุ)**	**เบี้ยเลี้ยงประจำวัน**	**ประเด็นเชิงนโยบาย**	**Setup & Traning AI**	**สัดส่วนเวลาที่ใช้ในการทำงานอื่น ๆ ที่ไม่เกี่ยวข้องกับบริการ*** **
คนที่ 1	นักวิชาการสาธารณสุขชำนาญการพิเศษ	60000.00	3500.00	240.00	1.00		99.00
คนที่ 2	นักวิชาการคอมพิวเตอร์	25000.00		240.00		1.00	99.00
คนที่ 3	นักวิชาการสาธารณสุขปฏิบัติการ	18000.00		240.00		1.00	99.00

วิธีการคำนวณต้นทุน

กระบวนการคำนวณต้นทุนต่อหน่วยและการวิเคราะห์องค์ประกอบต้นทุน มีรายละเอียดดังนี้

กระบวนการคำนวณต้นทุนต่อหน่วย

วิธีการศึกษาต้นทุนนี้เป็นการประมาณการต้นทุนตามการปฏิบัติงานจริง (empirical costing approach) โดยวิเคราะห์ต้นทุนด้วยวิธี Standard Costing Method (Top-down) ควบคู่ไปกับการวิเคราะห์ต้นทุนรายผู้ป่วยด้วยวิธี Micro-Costing หรือ Bottom-up Approach

ระเบียบวิธีการคาดประมาณต้นทุนประกอบขั้นตอนโดยสรุปดังต่อไปนี้:

1. กำหนดหน่วยต้นทุน (Cost Center Determination): ทบทวนเอกสารและจัดประชุมปรึกษาบุคลากรหน้างานที่ปฏิบัติการคัดกรองวัณโรคในชุมชนจริง เพื่อกำหนด workflow ที่มีรายละเอียดกิจกรรมในการเก็บข้อมูลต้นทุน โดยประกอบไปด้วย
    a. กิจกรรมก่อนบริการ TB screening ประกอบด้วยการเตรียมพื้นที่และคัดเลือกผู้รับบริการ, ประสานงานระหว่างหน่วยงาน, ลงทะเบียนและตรวจสอบสิทธิ, ประเมินความเสี่ยงอาการเบื้องต้น, เตรียมเครื่องมือคัดกรองวัณโรคและการรายงานผล และเตรียมเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์
    b. กิจกรรมระหว่างบริการ TB screening ประกอบด้วยการยืนยันตัวตน, สัมภาษณ์ผู้ป่วย, ถ่ายภาพรังสีทรวงอก, อ่านผล AI, ตอบผล AI, เก็บเสมหะ
    c. กิจกรรมหลังบริการ TB screening ประกอบด้วยการอ่านภาพถ่ายรังสีทรวงอก, ตรวจยืนยันทางห้องปฏิบัติการด้วย Molecular GeneXpert, แจ้งผลตรวจและให้คำแนะนำเรื่องวัณโรค, สั่งตรวจอื่นๆเพิ่มเติม (เฉพาะบางราย), จัดการข้อมูลและระบบข้อมูล
2. จัดประชุมเพื่ออัพเดตแบบเก็บข้อมูลในลักษณะ Microsoft Excel ร่วมกับพื้นที่หน้างาน เพื่อความถูกต้องของแบบเก็บข้อมูล และความเข้าใจที่ตรงกันของการเก็บข้อมูลระหว่างผู้ให้ข้อมูลและคณะผู้วิจัย
3. รวบรวมข้อมูลต้นทุนทั้งหมด ได้แก่ ค่าแรง (Labor Cost, LC), ค่าวัสดุ (Material Cost, MC), และ ค่าลงทุน (Capital Cost, CC) โดยมีการจัดประชุมอย่างต่อเนื่องกับพื้นที่ ทั้ง online และ onsite เพื่อความถูกต้องของข้อมูล
4. คำนวณต้นทุนต่อหน่วย โดยแยกเป็นกรณีตามมาตรการที่เปรียบเทียบ ได้แก่
    a. การใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ร่วมกับแพทย์ทั่วไปแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอก (AI+GP): รวมรายละเอียดต้นทุนจริงทุกรายการ ยกเว้นการเก็บเสมหะเนื่องจากจะเป็นการนับซ้ำกับต้นทุน

ต่อหน่วยของการเก็บเสมหะในแบบจำลองส่วนอื่น นอกจากนี้ เนื่องจากต้นทุนในการพัฒนาโมเดลปัญญาประดิษฐ์และการบำรุงรักษาระบบปัญญาประดิษฐ์ที่ใช้คัดกรองวัณโรคปอดด้วยภาพถ่ายรังสี มีค่าต้นทุนชัดเจนที่ 500,000 บาทและ 100,000 บาทต่อปี ตามลำดับ จึงแยกค่าใช้จ่ายสองส่วนนี้ออกจากการคำนวณ unit cost รวม แต่นำไปคำนวณในปีที่ 1 ของแบบจำลอง (ต้นทุนพัฒนาปัญญาประดิษฐ์รวมกับค่า training) และปีที่ 2 ของแบบจำลองเป็นต้นไป (ต้นทุนบำรุงรักษาต่อปี)

b. การใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพียงอย่างเดียว (AI alone): ใช้หลักการเดียวกัน แต่หักต้นทุนค่าแรงของแพทย์ (ชำนาญการ) ออกจากการคำนวณต้นทุน

c. แนวทางปัจจุบันที่ให้แพทย์ทั่วไปแปลผลเพียงอย่างเดียว (GP alone): ใช้รายละเอียดข้อมูลจริงและใช้หลักการคำนวณเดียวกันกับข้อ a. แต่หักต้นทุนทุกรายการที่เกี่ยวข้องกับการใช้งานปัญญาประดิษฐ์ เช่น ต้นทุนในการพัฒนาและบำรุงรักษาปัญญาประดิษฐ์ ต้นทุนเกี่ยวกับการ training และต้นทุนค่าแรงในการเตรียมระบบปัญญาประดิษฐ์

   โดยจำนวนผู้รับบริการใช้จากข้อมูลจริงสองส่วน ส่วนที่หนึ่งนำมาจากจำนวนผู้รับบริการที่เข้ารับการคัดกรองวัณโรคปอดโดยหน่วยงานนั้น ๆ ในหนึ่งปี และส่วนที่สองนำมาจากค่าประมาณจำนวนผู้รับบริการสูงสุด เพื่อหาต้นทุนต่อหน่วยของรายการที่นำไปใช้ครอบคลุมนอกเหนือจากหน่วยงานเดียว (เนื่องจากเป็นรายการที่มีการให้หน่วยงานอื่นใช้ร่วมกัน ได้แก่โมเดลปัญญาประดิษฐ์และรถ X-ray)

5. จัดประชุมผู้มีส่วนได้ส่วนเสียที่รวมผู้ให้ข้อมูลและผู้ปฏิบัติหน้างาน เพื่อให้ความเห็นและตรวจสอบความถูกต้องของการวิเคราะห์ต้นทุน

ต้นทุนการตรวจทางห้องปฏิบัติการ

ในการตรวจทางห้องปฏิบัติการเพื่อติดตามระหว่างการรักษา (laboratory costs) พบว่ามีการกำหนดรายการตรวจ ระยะเวลาและจำนวนครั้งของการตรวจทางห้องปฏิบัติการแตกต่างไปตามประเภทของผู้ป่วย โดยคณะผู้วิจัยอ้างอิงจากแนวทางการสอบสวนและควบคุมวัณโรค พ.ศ. 2566 (46) ซึ่งมีคำแนะนำสำหรับผู้ป่วยวัณโรคแต่ละประเภทแสดงดังตาราง

ประเภทผู้ป่วยวัณโรคปอด	ระยะของการรักษา	การรักษาวัณโรคเดือนที่	รายการตรวจทางห้องปฏิบัติการ
ผู้ป่วยวัณโรคปอดทั่วไป (DS-TB)	Intensive phase	1	-
		2	AFB, CXR
	Continuation phase	3	-
		4	-
		5	-
		6	CXR
ผู้ป่วยวัณโรคปอดดื้อยาหลายขนาน (MDR-TB)	Intensive phase	1	AFB, Culture, CBC, SerumCr, LFT, QTcF
		2	AFB, Culture, LFT, QTcF
		3	AFB, Culture, LFT, QTcF
		4	AFB, Culture, CBC, SerumCr, LFT, QTcF, CXR
	Continuation phase	5	AFB, Culture, QTcF
		6	AFB, Culture, QTcF
		7	AFB, Culture
		8	AFB, Culture
		9	AFB, Culture, CXR
	การติดตามหลังสิ้นสุดการรักษา	15	AFB, Culture, CXR
		21	AFB, Culture, CXR
		27	AFB, Culture, CXR
		33	AFB, Culture, CXR
		1	AFB, Culture, LFT, CBC, QTcF (ตรวจ 2 ครั้ง), K, Mg, Ca

ประเภทผู้ป่วยวัณโรคปอด	ระยะของการรักษา	การรักษาวัณโรคเดือนที่	รายการตรวจทางห้องปฏิบัติการ
ผู้ป่วยวัณโรคปอดดื้อยาหลายขนานรุนแรง (XDR-TB)		2	AFB, Culture, LFT, CBC, QTcF
		3	AFB, Culture, LFT, CBC, QTcF, CXR
		4	AFB, Culture, LFT, CBC, QTcF
		5	AFB, Culture, LFT, CBC, QTcF
		6	AFB, Culture, LFT, CBC, QTcF, CXR
		7	AFB, Culture, LFT, CBC, QTcF
		8	AFB, Culture, LFT, CBC, QTcF
		9	AFB, CBC
		10	AFB, CBC, culture
		11	AFB, CBC
		12	AFB, CBC, culture, CXR
		13	AFB, CBC
		14	AFB, CBC, culture
		15	AFB, CBC
		16	AFB, CBC, culture
		17	AFB, CBC
		18	AFB, CBC, culture, CXR
	การติดตามหลังสิ้นสุดการรักษา	24	CXR
		30	CXR
		36	CXR
		42	CXR

หมายเหตุ: AFB; acid-fast bacilli, CXR; การถ่ายภาพรังสีทรวงอก, culture; การตรวจเพาะเชื้อโดย solid media, CBC; Complete blood count, serumCr; serum Creatinine, K; Potassium, Mg; Magnesium, Ca; Calcium (Serum or Plasma), LFT; Liver function test, QTcF; EKG monitor

ภาคผนวก 5 ผลการทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบและวิเคราะห์อภิมานของงานวิจัยที่ประเมินความคุ้มค่าของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ที่เกี่ยวข้องกับการแพทย์แม่นยำ

5.1 เอกสารอ้างอิงของงานวิจัยที่ถูกรวมในการศึกษา

5.2 แนวโน้มตามช่วงเวลาของการประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์ จำแนกตามประเภท AI (N=50)

5.3 ลักษณะทั่วไป ลักษณะทางเศรษฐศาสตร์ และรายละเอียดมาตรการของงานวิจัยในภาพรวม และจำแนกตามประเภท AI

5.4 สรุปต้นทุนส่วนเพิ่ม (incremental cost) สุขภาวะส่วนเพิ่ม (incremental quality-adjusted life year: QALY) และผลประโยชน์ทางการเงินสุทธิส่วนเพิ่ม (incremental net monetary benefit: NMB)

5.5 รายละเอียดของมาตรการ AI-PM 5 อันดับแรกในด้าน $\triangle$ต้นทุน, $\triangle$QALYs และ NMBs

5.6 ผลการวิเคราะห์ univariate mixed-effects regression

5.7 สัดส่วนของงานวิจัยที่รายงานรายการประเมิน ECOBIAS

5.1 เอกสารอ้างอิงของงานวิจัยที่ถูกรวมในการศึกษา

1. Adams SJ, Mondal P, Penz E, Tyan CC, Lim H, Babyn P. Development and Cost Analysis of a Lung Nodule Management Strategy Combining Artificial Intelligence and Lung-RADS for Baseline Lung Cancer Screening. *J Am Coll Radiol*. May 2021;18(5):741-751. doi:10.1016/j.jacr.2020.11.014
2. Areia M, Mori Y, Correale L, et al. Cost-effectiveness of artificial intelligence for screening colonoscopy: a modelling study. *Lancet Digit Health*. Jun 2022;4(6):e436-e444. doi:10.1016/S2589-7500(22)00042-5
3. Barkun AN, von Renteln D, Sadri H. Cost-effectiveness of Artificial Intelligence-Aided Colonoscopy for Adenoma Detection in Colon Cancer Screening. *J Can Assoc Gastroenterol*. Jun 2023;6(3):97-105. doi:10.1093/jcag/gwad014
4. Bashir S, Kik SV, Ruhwald M, et al. Economic analysis of different throughput scenarios and implementation strategies of computer-aided detection software as a screening and triage test for pulmonary TB. *PLoS One*. 2022;17(12):e0277393. doi:10.1371/journal.pone.0277393
5. Chawla H, Uhr JH, Williams JS, Reinoso MA, Weiss JS. Economic Evaluation of Artificial Intelligence Systems Versus Manual Screening for Diabetic Retinopathy in the United States. *Ophthalmic Surg Lasers Imaging Retina*. May 2023;54(5):272-280. doi:10.3928/23258160-20230406-01
6. Datar M, Burchenal W, Donovan MJ, Coca SG, Wang E, Goss TF. Payer budget impact of an artificial intelligence in vitro diagnostic to modify diabetic kidney disease progression. *J Med Econ*. Jan-Dec 2021;24(1):972-982. doi:10.1080/13696998.2021.1960714
7. de Vos J, Visser LA, de Beer AA, et al. The Potential Cost-Effectiveness of a Machine Learning Tool That Can Prevent Untimely Intensive Care Unit Discharge. *Value Health*. Mar 2022;25(3):359-367. doi:10.1016/j.jval.2021.06.018
8. Ericson O, Hjelmgren J, Sjovall F, Soderberg J, Persson I. The Potential Cost and Cost-Effectiveness Impact of Using a Machine Learning Algorithm for Early Detection of Sepsis in Intensive Care Units in Sweden. *J Health Econ Outcomes Res*. 2022;9(1):101-110. doi:10.36469/jheor.2022.33951
9. Esposito G, Ernst B, Henket M, et al. AI-Based Chest CT Analysis for Rapid COVID-19 Diagnosis and Prognosis: A Practical Tool to Flag High-Risk Patients and Lower Healthcare Costs. *Diagnostics (Basel)*. Jul 1 2022;12(7)doi:10.3390/diagnostics12071608
10. Fuller SD, Hu J, Liu JC, et al. Five-Year Cost-Effectiveness Modeling of Primary Care-Based, Nonmydriatic Automated Retinal Image Analysis Screening Among Low-Income Patients With Diabetes. *J Diabetes Sci Technol*. Mar 2022;16(2):415-427. doi:10.1177/1932296820967011
11. Fusfeld L, Menon S, Gupta G, Lawrence C, Masud SF, Goss TF. US payer budget impact of a microarray assay with machine learning to evaluate kidney transplant rejection in for-cause biopsies. *J Med Econ*. Jan-Dec 2022;25(1):515-523. doi:10.1080/13696998.2022.2059221
12. Gomez Rossi J, Rojas-Perilla N, Krois J, Schwendicke F. Cost-effectiveness of Artificial Intelligence as a Decision-Support System Applied to the Detection and Grading of Melanoma, Dental Caries, and Diabetic Retinopathy. *JAMA Netw Open*. Mar 1 2022;5(3):e220269. doi:10.1001/jamanetworkopen.2022.0269
13. Hassan C, Povero M, Pradelli L, Spadaccini M, Repici A. Cost-utility analysis of real-time artificial intelligence-assisted colonoscopy in Italy. *Endosc Int Open*. Nov 2023;11(11):E1046-E1055. doi:10.1055/a-2136-3428
14. Hill NR, Groves L, Dickerson C, et al. Identification of undiagnosed atrial fibrillation using a machine learning risk prediction algorithm and diagnostic testing (PULsE-AI) in primary care: cost-effectiveness of a screening strategy evaluated in a randomized

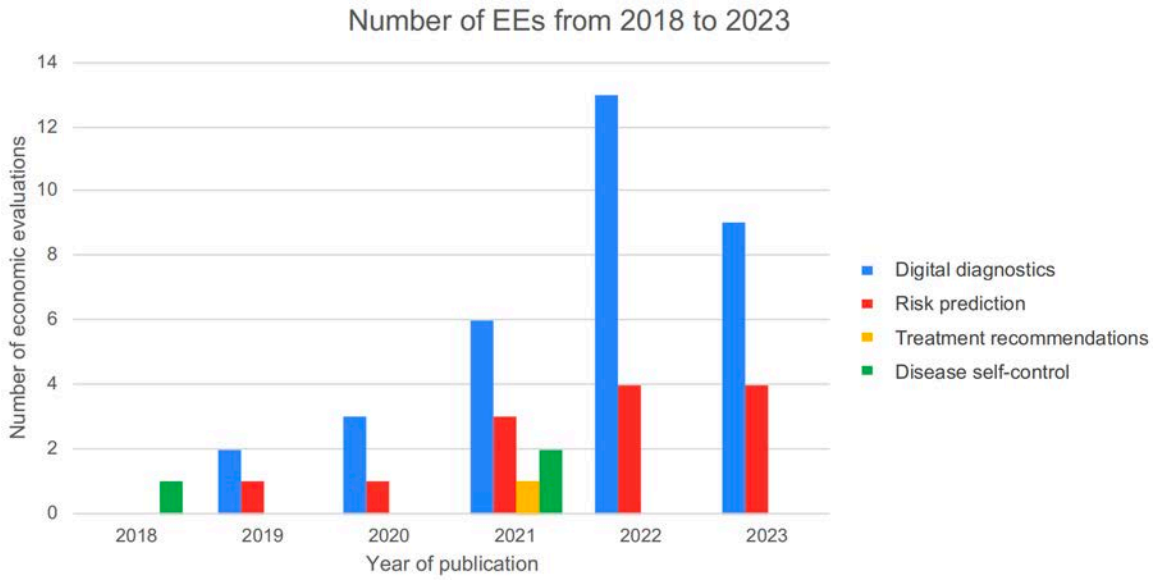
controlled trial in England. *J Med Econ*. Jan-Dec 2022;25(1):974-983. doi:10.1080/13696998.2022.2102355

15. Hill NR, Sandler B, Mokgokong R, et al. Cost-effectiveness of targeted screening for the identification of patients with atrial fibrillation: evaluation of a machine learning risk prediction algorithm. *J Med Econ*. Apr 2020;23(4):386-393. doi:10.1080/13696998.2019.1706543
16. Huang XM, Yang BF, Zheng WL, et al. Cost-effectiveness of artificial intelligence screening for diabetic retinopathy in rural China. *BMC Health Serv Res*. Feb 25 2022;22(1):260. doi:10.1186/s12913-022-07655-6
17. Kacew AJ, Strohbehn GW, Saulsberry L, et al. Artificial Intelligence Can Cut Costs While Maintaining Accuracy in Colorectal Cancer Genotyping. *Front Oncol*. 2021;11:630953. doi:10.3389/fonc.2021.630953
18. Lin S, Ma Y, Xu Y, et al. Artificial Intelligence in Community-Based Diabetic Retinopathy Telemedicine Screening in Urban China: Cost-effectiveness and Cost-Utility Analyses With Real-world Data. *JMIR Public Health Surveill*. Feb 23 2023;9:e41624. doi:10.2196/41624
19. Lin Y, Huang S, Simon GE, Liu S. Cost-effectiveness analysis of prognostic-based depression monitoring. *IISE Transactions on Healthcare Systems Engineering*. 2019/01/02 2019;9(1):41-54. doi:10.1080/24725579.2019.1567627
20. Liu H, Li R, Zhang Y, et al. Economic evaluation of combined population-based screening for multiple blindness-causing eye diseases in China: a cost-effectiveness analysis. *Lancet Glob Health*. Mar 2023;11(3):e456-e465. doi:10.1016/S2214-109X(22)00554-X
21. MacPherson P, Webb EL, Kamchedzera W, et al. Computer-aided X-ray screening for tuberculosis and HIV testing among adults with cough in Malawi (the PROSPECT study): A randomised trial and cost-effectiveness analysis. *PLoS Med*. Sep 2021;18(9):e1003752. doi:10.1371/journal.pmed.1003752
22. Mallow PJ, Belk KW. Cost-utility analysis of single nucleotide polymorphism panel-based machine learning algorithm to predict risk of opioid use disorder. *J Comp Eff Res*. Dec 2021;10(18):1349-1361. doi:10.2217/cer-2021-0115
23. Mervin MC, Moyle W, Jones C, et al. The Cost-Effectiveness of Using PARO, a Therapeutic Robotic Seal, to Reduce Agitation and Medication Use in Dementia: Findings from a Cluster-Randomized Controlled Trial. *J Am Med Dir Assoc*. Jul 2018;19(7):619-622 e1. doi:10.1016/j.jamda.2017.10.008
24. Mital S, Nguyen HV. Cost-effectiveness of using artificial intelligence versus polygenic risk score to guide breast cancer screening. *BMC Cancer*. May 6 2022;22(1):501. doi:10.1186/s12885-022-09613-1
25. Morrison SL, Dukhovny D, Chan RVP, Chiang MF, Campbell JP. Cost-effectiveness of Artificial Intelligence-Based Retinopathy of Prematurity Screening. *JAMA Ophthalmol*. Apr 1 2022;140(4):401-409. doi:10.1001/jamaophthalmol.2022.0223
26. Nsengiyumva NP, Hussain H, Oxlade O, et al. Triage of Persons With Tuberculosis Symptoms Using Artificial Intelligence-Based Chest Radiograph Interpretation: A Cost-Effectiveness Analysis. *Open Forum Infect Dis*. Dec 2021;8(12):ofab567. doi:10.1093/ofid/ofab567
27. Pickhardt PJ, Correale L, Hassan C. AI-based opportunistic CT screening of incidental cardiovascular disease, osteoporosis, and sarcopenia: cost-effectiveness analysis. *Abdom Radiol (NY)*. Mar 2023;48(3):1181-1198. doi:10.1007/s00261-023-03800-9
28. Salcedo J, Rosales M, Kim JS, Nuno D, Suen SC, Chang AH. Cost-effectiveness of artificial intelligence monitoring for active tuberculosis treatment: A modeling study. *PLoS One*. 2021;16(7):e0254950. doi:10.1371/journal.pone.0254950
29. Schwendicke F, Cejudo Grano de Oro J, Garcia Cantu A, Meyer-Lueckel H, Chaurasia A, Krois J. Artificial Intelligence for Caries Detection: Value of Data and Information. *J Dent Res*. Oct 2022;101(11):1350-1356. doi:10.1177/00220345221113756

30. Schwendicke F, Mertens S, Cantu AG, Chaurasia A, Meyer-Lueckel H, Krois J. Cost-effectiveness of AI for caries detection: randomized trial. *J Dent*. Apr 2022;119:104080. doi:10.1016/j.jdent.2022.104080
31. Schwendicke F, Rossi JG, Gostemeyer G, et al. Cost-effectiveness of Artificial Intelligence for Proximal Caries Detection. *J Dent Res*. Apr 2021;100(4):369-376. doi:10.1177/0022034520972335
32. Sharma V, Kulkarni V, Joon T, et al. Predicting falls-related admissions in older adults in Alberta, Canada: a machine-learning falls prevention tool developed using population administrative health data. *BMJ Open*. Aug 22 2023;13(8):e071321. doi:10.1136/bmjopen-2022-071321
33. Shen M, Zou Z, Bao H, et al. Cost-effectiveness of artificial intelligence-assisted liquid-based cytology testing for cervical cancer screening in China. *Lancet Reg Health West Pac*. May 2023;34:100726. doi:10.1016/j.lanwpc.2023.100726
34. Shung DL, Lin JK, Laine L. Achieving Value by Risk Stratification With Machine Learning Model or Clinical Risk Score in Acute Upper Gastrointestinal Bleeding: A Cost Minimization Analysis. *Am J Gastroenterol*. Feb 1 2024;119(2):371-373. doi:10.14309/ajg.0000000000002520
35. Skarping I, Nilsson K, Dihge L, et al. The implementation of a noninvasive lymph node staging (NILS) preoperative prediction model is cost effective in primary breast cancer. *Breast Cancer Res Treat*. Aug 2022;194(3):577-586. doi:10.1007/s10549-022-06636-x
36. Srisubat A, Kittrongsiri K, Sangroongruangsri S, et al. Cost-Utility Analysis of Deep Learning and Trained Human Graders for Diabetic Retinopathy Screening in a Nationwide Program. *Ophthalmol Ther*. Apr 2023;12(2):1339-1357. doi:10.1007/s40123-023-00688-y
37. Tariq A, Lancaster L, Elugunti P, et al. Graph convolutional network-based fusion model to predict risk of hospital acquired infections. *J Am Med Inform Assoc*. May 19 2023;30(6):1056-1067. doi:10.1093/jamia/ocad045
38. Thiruvengadam NR, Cote GA, Gupta S, et al. An Evaluation of Critical Factors for the Cost-Effectiveness of Real-Time Computer-Aided Detection: Sensitivity and Threshold Analyses Using a Microsimulation Model. *Gastroenterology*. May 2023;164(6):906-920. doi:10.1053/j.gastro.2023.01.027
39. Tseng AS, Thao V, Borah BJ, et al. Cost Effectiveness of an Electrocardiographic Deep Learning Algorithm to Detect Asymptomatic Left Ventricular Dysfunction. *Mayo Clin Proc*. Jul 2021;96(7):1835-1844. doi:10.1016/j.mayocp.2020.11.032
40. Turino C, Benitez ID, Rafael-Palou X, et al. Management and Treatment of Patients With Obstructive Sleep Apnea Using an Intelligent Monitoring System Based on Machine Learning Aiming to Improve Continuous Positive Airway Pressure Treatment Compliance: Randomized Controlled Trial. *J Med Internet Res*. Oct 18 2021;23(10):e24072. doi:10.2196/24072
41. van Leeuwen KG, Meijer FJA, Schalekamp S, et al. Cost-effectiveness of artificial intelligence aided vessel occlusion detection in acute stroke: an early health technology assessment. *Insights Imaging*. Sep 25 2021;12(1):133. doi:10.1186/s13244-021-01077-4
42. Wang HY, Hung CC, Chen CH, et al. Increase Trichomonas vaginalis detection based on urine routine analysis through a machine learning approach. *Sci Rep*. Aug 19 2019;9(1):11074. doi:10.1038/s41598-019-47361-8
43. Wolf RM, Channa R, Abramoff MD, Lehmann HP. Cost-effectiveness of Autonomous Point-of-Care Diabetic Retinopathy Screening for Pediatric Patients With Diabetes. *JAMA Ophthalmol*. Oct 1 2020;138(10):1063-1069. doi:10.1001/jamaophthalmol.2020.3190
44. Xiao X, Xue L, Ye L, Li H, He Y. Health care cost and benefits of artificial intelligence-assisted population-based glaucoma screening for the elderly in remote areas of China: a cost-offset analysis. *BMC Public Health*. Jun 4 2021;21(1):1065. doi:10.1186/s12889-021-11097-w

45. Xie Y, Nguyen Q, Bellemo V, et al. Cost-Effectiveness Analysis of an Artificial Intelligence-Assisted Deep Learning System Implemented in the National Tele-Medicine Diabetic Retinopathy Screening in Singapore. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*. 2019;60(9):5471-5471.
46. Xie Y, Nguyen QD, Hamzah H, et al. Artificial intelligence for teleophthalmology-based diabetic retinopathy screening in a national programme: an economic analysis modelling study. *Lancet Digit Health*. May 2020;2(5):e240-e249. doi:10.1016/S2589-7500(20)30060-1
47. Yonazu S, Ozawa T, Nakanishi T, et al. Cost-effectiveness analysis of the artificial intelligence diagnosis support system for early gastric cancers. *DEN Open*. Apr 2024;4(1):e289. doi:10.1002/deo2.289
48. Ziegelmayer S, Graf M, Makowski M, Gawlitza J, Gassert F. Cost-Effectiveness of Artificial Intelligence Support in Computed Tomography-Based Lung Cancer Screening. *Cancers (Basel)*. Mar 29 2022;14(7)doi:10.3390/cancers14071729

5.2 แนวโน้มตามช่วงเวลาของการประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์ จำแนกตามประเภท AI (N=50)



AI indicates artificial intelligence; EE, economic evaluation; PM, precision medicine.

5.3 ลักษณะทั่วไป ลักษณะทางเศรษฐศาสตร์ และรายละเอียดมาตรการของงานวิจัยในภาพรวม และจำแนกตามประเภท AI

5.3.1 ลักษณะทั่วไป

Category	Subcategory	N (%)				
		Overall (N=50) [a]	**Digital diagnostics (N=33)**	**Risk prediction (N=13)**	**Treatment recommendations (N=1)**	**Disease self-control (N=3)**
Country of analysis	Canada	3 (6.0)	1 (3.0)	2 (15.4)	0 (0)	0 (0)
	China	5 (10.0)	5 (15.2)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
	Germany	4 (8.0)	4 (12.1)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
	Pakistan	2 (4.0)	2 (6.1)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
	Singapore	2 (4.0)	2 (6.1)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
	Sweden	2 (4.0)	1 (3.0)	1 (7.7)	0 (0)	0 (0)
	United Kingdom	3 (6.0)	1 (3.0)	2 (15.4)	0 (0)	0 (0)
	United States of America	19 (38.0)	10 (30.3)	7 (53.8)	1 (100)	1 (33.3)
	Others [b]	10 (20.0)	7 (21.2)	1 (7.7)	0 (0)	2 (66.7)
Target population – age	Pediatric	4 (8.0)	4 (12.1)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
	Adult	26 (52.0)	17 (51.5)	8 (61.5)	0 (0)	1 (33.3)
	Senior	5 (10.0)	3 (9.1)	1 (7.7)	0 (0)	1 (33.3)
	All ages	6 (12.0)	3 (9.1)	2 (15.4)	1 (100)	0 (0)
	Not specified	9 (18.0)	6 (18.2)	2 (15.4)	0 (0)	1 (33.3)
Target population – sex	All male	0 (0)	0 (0)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
	All female	3 (6.0)	2 (6.1)	1 (7.7)	0 (0)	0 (0)
	Mixed-sex	13 (26.0)	6 (18.2)	5 (38.5)	0 (0)	2 (66.7)
	Not specified	34 (68.0)	25 (75.8)	7 (53.8)	1 (100)	1 (33.3)
Disease domain (ICD – 11 category)	Certain infectious or parasitic diseases	7 (14.0)	5 (15.2)	1 (7.7)	0 (0)	1 (33.3)
	Diseases of the circulatory system	3 (6.0)	1 (3.0)	2 (15.4)	0 (0)	0 (0)
	Diseases of the digestive system	5 (10.0)	4 (12.1)	1 (7.7)	0 (0)	0 (0)
	Diseases of the nervous system	2 (4.0)	1 (3.0)	0 (0)	0 (0)	1 (33.3)
	Diseases of the visual system	12 (24.0)	12 (36.4)	0 (0)	0 (0)	0 (0)

Category	Subcategory	N (%)				
		Overall (N=50) [a]	**Digital diagnostics (N=33)**	**Risk prediction (N=13)**	**Treatment recommendations (N=1)**	**Disease self-control (N=3)**
	Injury, poisoning or external causes	3 (6.0)	1 (3.0)	2 (15.4)	0 (0)	0 (0)
	Mental, behavioral or neurodevelopmental disorders	3 (6.0)	0 (0)	2 (15.4)	0 (0)	1 (33.3)
	Neoplasms	12 (24.0)	9 (27.3)	2 (15.4)	1 (100)	0 (0)
	Others [c]	3 (6.0)	0 (0)	3 (23.1)	0 (0)	0 (0)
Funder type	Public	16 (32.0)	12 (36.4)	2 (15.4)	0 (0)	2 (66.7)
	Private – not for profit	3 (6.0)	2 (6.1)	1 (7.7)	0 (0)	0 (0)
	Private – for profit	9 (18.0)	3 (9.1)	6 (46.2)	0 (0)	0 (0)
	Mixed funding source	6 (12.0)	4 (12.1)	0 (0)	1 (100)	1 (33.3)
	No funding source	8 (16.0)	6 (18.2)	2 (15.4)	0 (0)	0 (0)
	Not stated	8 (16.0)	6 (18.2)	2 (15.4)	0 (0)	0 (0)
Developmental stage	Early stage	10 (20.0)	5 (15.2)	5 (38.4)	0 (0)	0 (0)
	Conventional stage	40 (80.0)	28 (84.8)	8 (61.5)	1 (100)	3 (100)

[a] N=50 as one study analyzed 3 disease conditions in 3 independent countries.
[b] The subcategory "Others" included 1 study from Australia, 1 study from Brazil, 1 study from Belgium, 1 study from Italy, 1 study from Japan, 1 study from Malawi, 1 study from Spain, 1 study from Taiwan, 1 study from Thailand, and 1 study from the Netherlands.
[c] The sub-category "Others" included 1 study under diseases of the genitourinary system, 1 study under diseases of the musculoskeletal system or connective tissue, and 1 study under not specified.

5.3.2 ลักษณะทางเศรษฐศาสตร์

Category	Sub-category	N (%)				
		Overall (N=50) [a]	**Digital diagnostics (N=33)**	**Risk prediction (N=13)**	**Treatment recommendations (N=1)**	**Disease self-control (N=3)**
Economic evaluation type	Budget Impact Analysis	6 (12.0)	2 (6.1)	3 (23.1)	1 (100)	0 (0)
	Cost analysis	3 (6.0)	2 (6.1)	1 (7.7)	0 (0)	0 (0)
	Cost effectiveness analysis	10 (20.0)	7 (21.2)	1 (7.7)	0 (0)	2 (66.7)
	Cost utility analysis	28 (56.0)	19 (57.6)	8 (61.5)	0 (0)	1 (33.3)
	Cost effectiveness and cost utility analysis	3 (6.0)	3 (9.1)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
Modelling method	Markov model	15 (30.0)	11 (33.3)	3 (23.1)	0 (0)	1 (33.3)
	Decision Tree model	9 (18.0)	6 (18.2)	2 (15.4)	1 (100)	0 (0)
	Hybrid model	12 (24.0)	8 (24.2)	4 (30.8)	0 (0)	0 (0)
	Patient-level simulation	4 (8.0)	4 (12.1)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
	Other type of analysis (non-model)	8 (16.0)	3 (9.1)	3 (23.1)	0 (0)	2 (66.7)
	Not specified	2 (4.0)	1 (3.0)	1 (7.7)	0 (0)	0 (0)
Time horizon	Short term (≤3 years)	14 (28.0)	5 (15.2)	5 (38.5)	1 (100)	3 (100)
	Intermediate term (>3 – 10 years)	10 (20.0)	6 (18.2)	4 (30.8)	0 (0)	0 (0)
	Long term (>10 to 30 years)	2 (4.0)	2 (6.1)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
	Lifetime (>30 years)	23 (46.0)	19 (57.6)	4 (30.8)	0 (0)	0 (0)
	Not applicable	1 (2.0)	1 (3.0)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
Study perspective	Societal	9 (18.0)	7 (21.2)	1 (7.7)	0 (0)	1 (33.3)
	Healthcare	38 (76.0)	25 (75.8)	10 (76.9)	1 (100)	2 (66.7)
	Patient	1 (2.0)	1 (3.0)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
	Not specified	2 (4.0)	0 (0)	2 (15.4)	0 (0)	0 (0)
Conclusion	Cost-saving (Dominant)	32 (64.0)	20 (60.6)	9 (69.2)	1 (100)	2 (66.7)
	Cost-effective	10 (20.0)	7 (21.2)	3 (23.1)	0 (0)	0 (0)
	Not cost-effective	3 (6.0)	3 (9.1)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
	Inconclusive	5 (10.0)	3 (9.1)	1 (7.7)	0 (0)	1 (33.3)

[a] N=50 as one study analyzed 3 disease conditions in 3 independent countries.

5.3.3 รายละเอียดมาตรการของงานวิจัยในภาพรวม และจำแนกตามประเภท AI

Category	Sub-category	N (%)				
		Overall (N=50) [a]	Digital diagnostics (N=33)	Risk prediction (N=13)	Treatment recommendations (N=1)	Disease self-control (N=3)
Type of digital/electronic product	Software	34 (68.0)	28 (84.8)	6 (46.2)	0 (0)	2 (66.7)
	Interactive application	3 (6.0)	0 (0)	1 (7.7)	0 (0)	0 (0)
	Device	1 (2.0)	0 (0)	0 (0)	0 (0)	1 (33.3)
	Pure algorithm	12 (24.0)	5 (15.2)	6 (46.2)	1 (100)	0 (0)
Direct reporting of AI-PM costs	Yes	43 (86.0)	30 (90.9)	9 (69.2)	1 (100)	3 (100)
	No	7 (14.0)	3 (9.1)	4 (30.8)	0 (0)	0 (0)

[a] N=50 as one study analyzed 3 disease conditions in 3 independent countries.

5.4 สรุปต้นทุนส่วนเพิ่ม (incremental cost) สุขภาวะส่วนเพิ่ม (incremental quality-adjusted life year: QALY) และผลประโยชน์ทางการเงินสุทธิส่วนเพิ่ม (incremental net monetary benefit: NMB)

	Median (interquartile range [IQR][a])					
	Overall (N=108)	AI-PM intervention type			EE stage	
		Digital diagnostics (N=75)	Risk prediction (N=32)	Disease self-control (N=1)	Market-access (N=93)	Early (N=15)
ΔCost[b]	-$26.26 (-$259.10 to $ 27.75)	-$22.74 (-$130.60 to $11.49)	-$103.13 (-$917.23 to $168.30)	-$2769.60 (-)	-$17.79 (-$203.67 to $26.07)	-$187.63 (-$345.04 to -$31.32)
ΔQALY	0.006 (0.001 to 0.019)	0.006 (0.002 to 0.020)	0.010 (0.002 to 0.020)	0.020 (-)	0.005 (0.000 to 0.019)	0.014 (0.007 to 0.018)
NMB[b]	$212.38 ($18.22 to $985.98)	$92.41 ($11.38 to $635.29)	$686.78 ($100.20 to $2298.96)	$3967.76 (-)	$130.26 ($10.61 to $776.59)	$530.11 ($18.04 to $985.98)

[a] IQR refers to the range between the first quartile (25th percentile) and the third quartile (75th percentile), representing the middle 50% of the data.
[b] All currency in 2023 United States dollars (USD).
AI indicates artificial intelligence; EE, economic evaluation.

5.5 รายละเอียดของมาตรการ AI-PM 5 อันดับแรกในด้าน △ต้นทุน, △QALYs และ NMBs

5.5.1 ห้าอันดับแรกในด้าน NMBs

NMB[a]	Intervention	Comparator	Country	Disease Domain	Intervention type	Product type	EE stage	Funder type
10669.11(67)	AI software tools to guide endoscopists in identifying polyps during colonoscopy screening by real-time pattern recognition	No colonoscopy screening	United States of America	Colorectal cancer	Digital diagnostics	Software	Market-access	Public
4503.74(70)	Use of machine learning algorithm to identify patients with a higher risk of opioid use disorder before surgery to guide analgesia prescription	Standard of care without machine learning algorithm applied	United States of America	Opioid use disorder	Clinical risk prediction	Pure algorithm	Market-access	Private - for-profit
3967.76(71)	AI platform that allows for automated treatment monitoring for patients undergoing tuberculosis treatment	Traditional in-person direct observed therapy for tuberculosis	United States of America	Tuberculosis	Disease self-control	Interactive app	Market-access	Public
3446.57(72)	Risk-stratified mammography screening for breast cancer based on risk prediction using AI-based discriminative image pattern recognition from full-field mammograms and traditional risk factors	Annual mammography screening without AI-based risk stratification	United States of America	Breast cancer	Clinical risk prediction	Software	Market-access	No funding
2745.34(73)	AI-assisted deep learning system screening model for retinal images for detection of diabetic retinopathy	Manual screening for diabetic retinopathy by ophthalmologist	Singapore	Diabetic retinopathy	Digital diagnostics	Software	Market-access	Not stated

[a] Currency in United Stated dollars in 2023
AI indicates artificial intelligence; EE, economic evaluation; NMB, net monetary benefit.

5.5.2 ห้าอันดับแรกในด้าน △ต้นทุน

△costs[a]	Intervention	Comparator	Country	Disease Domain	Intervention type	Product type	EE stage	Funder type
-3201.33(70)	Use of machine learning algorithm to identify patients with a higher risk of opioid use disorder before surgery to guide analgesia prescription	Standard of care without machine learning algorithm applied	United States of America	Opioid use disorder	Clinical risk prediction	Pure algorithm	Market-access	Private - for-profit
-2769.60(71)	AI platform that allows for automated treatment monitoring for patients undergoing tuberculosis treatment	Traditional in-person direct observed therapy for tuberculosis	United States of America	Tuberculosis	Disease self-control	Interactive app	Market-access	Public
-2104.21(72)	Risk-stratified mammography screening for breast cancer based on risk prediction using AI-based discriminative image pattern recognition from full-field mammograms and traditional risk factors	Annual mammography screening without AI-based risk stratification	United States of America	Breast cancer	Clinical risk prediction	Software	Market-access	No funding
-579(74)	AI-based automated opportunistic measures of CV risk, osteoporosis, and sarcopenia from CT scans to determine therapeutic interventions	Universal statin therapy for CV prevention regardless of CT findings	United States of America	CV disease, osteoporosis, and sarcopenia	Clinical risk prediction	Software	Market-access	Private - for-profit
-536.96(75)	An AI network model to predict pathological nodal status in patients with clinically node-negative breast cancer, where SLNB will only be performed after a positive prediction result	SLNB for all patients with clinically node-negative breast cancer	Sweden	Breast cancer	Digital diagnostics	Pure algorithm	Early	Public

[a] Currency in United Stated dollars in 2023
AI indicates artificial intelligence; CT, computed tomography; CV, cardiovascular; EE, economic evaluation; SLNB, sentinel lymph node biopsy.

5.5.3 ห้าอันดับแรกในด้าน △QALYs

△QALYs	Intervention	Comparator	Country	Disease Domain	Intervention type	Product type	EE stage	Funder type
0.170(76)	AI telemedicine combined screening for multiple eye diseases	No screening (Opportunistic case finding)	China	Multiple major blindness-causing eye diseases	Digital diagnostics	Software	Market-access	Public
0.160(77)	AI-based software to grade fundus images in diabetic retinopathy screening	No screening	China	Diabetic retinopathy	Digital diagnostics	Software	Market-access	Public
0.149(67)	AI software tools to guide endoscopists in identifying polyps during colonoscopy screening by real-time pattern recognition	No colonoscopy screening	United States of America	Colorectal cancer	Digital diagnostics	Software	Market-access	Public
0.042(78)	Machine learning algorithm for forecasting the onset of sepsis in intensive care units	Sepsis diagnosis in accordance with clinical practice (Sepsis-3 criteria)	Sweden	Sepsis	Clinical risk prediction	Software	Market-access	Private - for-profit
0.041(72)	Risk-stratified mammography screening for breast cancer based on risk prediction using AI-based discriminative image pattern recognition from full-field mammograms and traditional risk factors	No screening at any age regardless of risk level	United States of America	Breast cancer	Clinical risk prediction	Software	Market-access	No funding

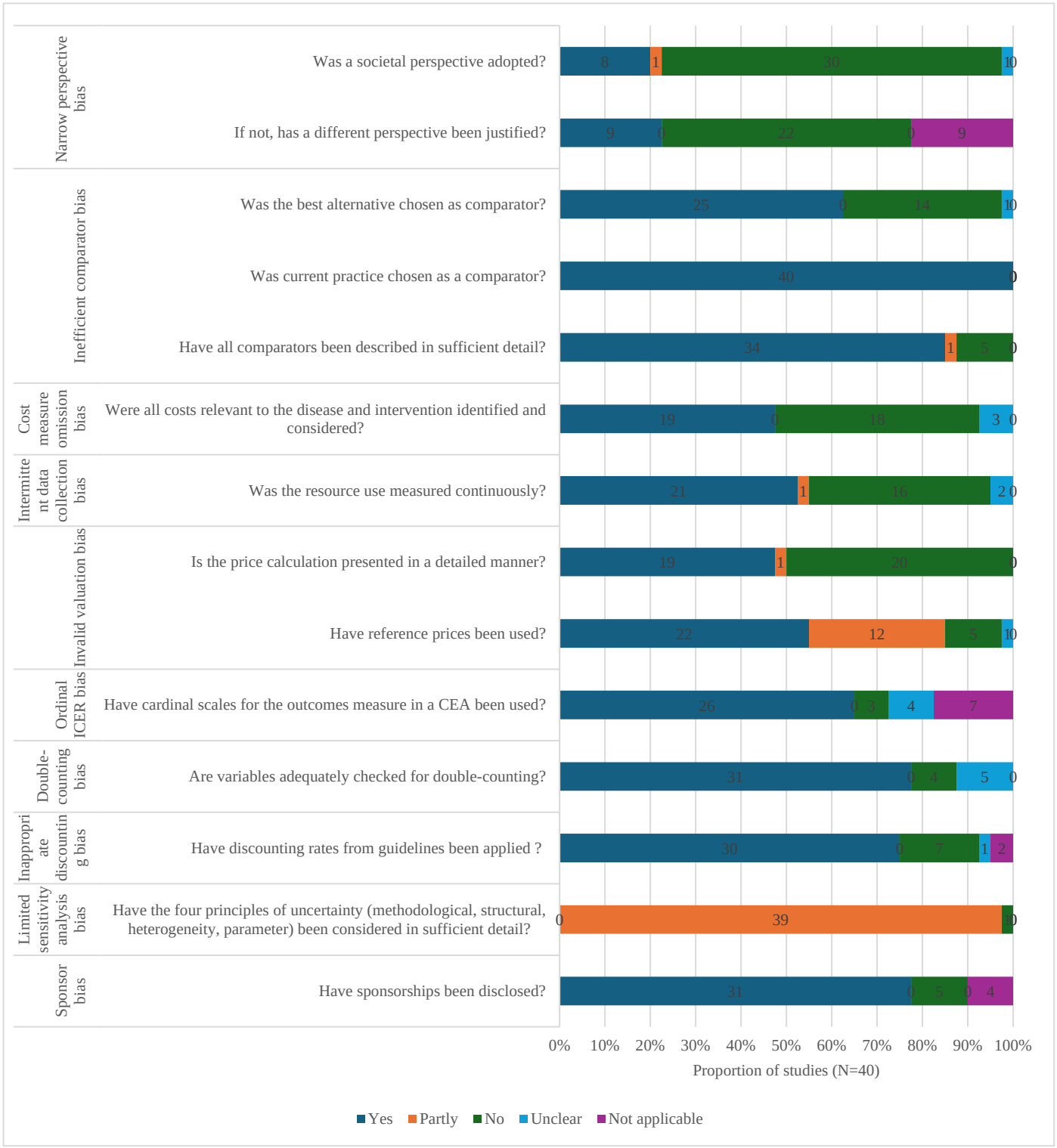
AI indicates artificial intelligence; EE, economic evaluation; QALY, quality-adjusted life-years

5.6 ผลการวิเคราะห์ univariate mixed-effects regression

Variables	Coefficient	95% CI	P value
Dependent variable: NMB with one-time GDP as WTP			
General characteristics			
Disease domain			0.518
Chronic Disease Management [a]	(Reference)		
Mental and Neurological Disorder [b]	421	[-378, 1221]	0.302
Acute Disease or Infectious Diseases or Special Purpose Codes [c]	489	[-823, 1800]	0.465
Neoplastic Diseases	588	[-515, 1690]	0.296
Country income level			**0.000**
Low or middle income	(Reference)		
High income	**897**	**[268, 1526]**	**0.005**
WHO geographical region			
African Region (AFR)	(Reference)		
Region of the Americas (AMR)	**1192**	**[337, 2046]**	**0.006**
South-East Asian Region (SEAR)	37		
European Region (EUR)	**873**	**[426, 1320]**	**0.000**
Eastern Mediterranean Region (EMR)	**74**	**[74, 74]**	**0.000**
Western Pacific Region (WPR)	**538**	**[69, 1007]**	**0.025**
Target population			**0.004**
All/Not specified	(Reference)		
Pediatric	-631	[-1296, 33]	0.063
Adult	-201	[-1102, 701]	0.662
Senior	**-841**	**[-1525, -156]**	**0.016**
Target sex			0.407
Mixed-sex/Not specified	(Reference)		
All female or All male	-304	[-1024, 415]	0.407
Funder type			0.548
Public or Private-non-for-profit	(Reference)		
Private-for-profit	525	[-1067, 2118]	0.518
No/Unspecified Funding Sources	-153	[-979, 674]	0.717
Developmental stage at evaluation			0.446
EE at market-access stage	(Reference)		
Early-stage EE	-296	[-1058, 466]	0.446
AI-specific characteristics			
Type of AI-PM intervention			**0.000**
Digital diagnostics	(Reference)		
Risk prediction	438	[-668, 1543]	0.438
Treatment recommendations			
Disease self-control	**3335**	**[2797, 3872]**	**0.000**
Type of digital/electronic product			0.607
Pure algorithm	(Reference)		
Software or Interactive app	-382	[-1836, 1073]	0.607
AI-PM cost	**3.63**	**[2.77, 4.48]**	**0.000**
Integrated AI performance rate			0.817
No	(Reference)		
Yes	-171	[-1626, 1283]	0.817
Integrated adherence to AI technology			0.342
No	(Reference)		
Yes	-247	[-755, 262]	0.342

Variables	Coefficient	95% CI	P value
Integrated compliance with AI-informed decisions			0.094
No	(Reference)		
Yes	-2321	[-5038, 396]	0.094
Current patterns of approaches			
Type of comparators			**0.000**
Current practice/standard of care/None	(Reference)		
New techonology/best alternative/major competitor	**-616**	**[-862, -369]**	**0.000**
Applied any EE guidance			0.6537
No	(Reference)		
Yes	-233	[-1252, 786]	0.654
Study perspective			0.334
Societal	(Reference)		
Healthcare system or healthcare payer	-769	[-2329, 790]	0.334
Lifetime horizon			0.845
No	(Reference)		
Yes	-106	[-1168, 957]	0.845

5.7 สัดส่วนของงานวิจัยที่รายงานรายการประเมิน ECOBIAS



N=40 as 8 non-model studies were not suitable for assessed using this checklist.