

## โครงงานวิจัย

เรื่อง การประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์  
ของการใช้ปัญญาประดิษฐ์ช่วยคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน

โดย

นพ.กตिका อรรถศิลป์

ภญ.ธมลวรรณ ดุลสัมพันธ์

นพ.ณัฐ ศิริรัตน์บุญขจร

ดร.ปณิตร์ศม์ ศิลประรัตนวงศ์

พลอยนภัส ชินพันธ์วานิช

ที่ปรึกษาโครงงานวิจัย

ดร.นพ.ยศ ตีระวัฒนานนท์

โครงการประเมินเทคโนโลยีและนโยบายด้านสุขภาพ

ตุลาคม พ.ศ. 2567

## 1. บทนำและการทบทวนวรรณกรรม

วัณโรคเกิดจากเชื้อแบคทีเรีย Mycobacterium tuberculosis ซึ่งแพร่กระจายเมื่อผู้ป่วยวัณโรคที่มีอาการปล่อยเชื้อแบคทีเรียสู่อากาศแบบ Airborne (เช่น การไอ) มักติดเชื้อที่ปอด (วัณโรคปอด) แต่ก็สามารถส่งผลกระทบต่ออวัยวะอื่นได้ เช่น วัณโรคเยื่อหุ้มปอด ต่อม้ำเหลือง กระดูกสันหลัง [1] ผู้ป่วยส่วนใหญ่ประมาณร้อยละ 90 เป็นผู้ใหญ่ และมีอัตราส่วนผู้ชายมากกว่าผู้หญิง โดยวัณโรคสามารถรักษาและป้องกันได้ ประมาณร้อยละ 85 ของผู้ที่เป็วัณโรคสามารถรักษาได้สำเร็จด้วยการใช้ยาระยะเวลา 6 เดือน แม้กระนั้น วัณโรคถือเป็นโรคติดต่อที่ทำให้มีผู้เสียชีวิตทั่วโลกสูงที่สุดโรคหนึ่ง ซึ่งเหตุผลหลักมาจากปัญหาการคัดกรอง วินิจฉัย รายงาน และติดตามการรักษาผู้ป่วย จากรายงานขององค์การอนามัยโลก (World Health Organization: WHO) พบผู้ติดเชื้อประมาณ 4.1 ล้านคนจาก 9.9 ล้านคนไม่ได้รับการวินิจฉัย หรือไม่ได้รับการรายงานว่าพบเชื้อ [2]

วัณโรคเป็นโรคประจำถิ่นสำหรับประเทศไทย ตามรายงาน WHO ปีค.ศ. 2021 ประเทศไทยเป็นหนึ่งใน 30 ประเทศที่มีภาระโรคของวัณโรคสูง อย่างไรก็ตาม เป็นที่น่ายินดีที่ประเทศไทยเป็นหนึ่งในสามประเทศ จาก 30 ประเทศดังกล่าว ที่มีการรักษาวัณโรคได้อย่างครอบคลุม [2]

การตรวจเอกซเรย์ทรวงอก (chest X-ray: CXR) เป็นเครื่องมือหลักในการคัดกรองและช่วยวินิจฉัยวัณโรคปอด และสามารถใช้ตรวจคัดกรองผู้ที่สงสัยการติดเชื้อ เพื่อสำรวจความชุกของโรคและการหาผู้ป่วยเชิงรุก [3-5] WHO แนะนำให้ใช้ CXR เป็นการทดสอบคัดกรองก่อนการใช้ Xpert MTB/Rif อย่างไรก็ตาม การคัดกรองและวินิจฉัยวัณโรคปอดด้วย CXR ยังคงมีข้อจำกัดด้านความจำเพาะที่ต่ำ เนื่องจากโรคในปอดอื่น ๆ แสดงภาพรังสีที่คล้ายคลึงกันทำให้มีความแปรปรวนในการแปลผลสูง นอกจากนี้การขาดแคลนนักรังสีวิทยาที่มีทักษะในการแปลผลยังคงเป็นข้อจำกัดของการใช้ CXR ในหลายประเทศ [5]

## ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์

ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence : AI) เป็นคำที่ใช้อธิบายการใช้คอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีเพื่อจำลองพฤติกรรมอันชาญฉลาด (intelligent behaviour) และการคิดเชิงวิพากษ์ (critical thinking) ที่เทียบเท่าได้กับมนุษย์ [6] โดยพฤติกรรมอันชาญฉลาดของระบบคอมพิวเตอร์นั้น คือความสามารถในการบรรลุประสิทธิภาพในการทำงานต่างๆที่มีการรับรู้ (cognition) เข้ามาเกี่ยวข้อง ในระดับเทียบเท่ากับมนุษย์ทำงานนั้น ๆ [7] โดยจุดเด่นของปัญญาประดิษฐ์ คือมีระบบที่ทำการเรียนรู้ได้เองผ่านการสอนแบบการให้ตัวอย่าง ผ่านวิธีแบบ Machine learning algorithm อาทิเช่น ระบบผู้เชี่ยวชาญแบบคลุมเครือ (fuzzy expert systems) เครือข่ายแบบเบย์ (Bayesian networks) ระบบอัจฉริยะแบบไฮบริด (hybrid intelligent systems) และ โครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural networks) ซึ่งปัจจุบันได้ถูกพัฒนาเป็นระบบการเรียนรู้เชิงลึก (deep learning system) ซึ่งเป็นพื้นฐานของ Generative Artificial Intelligence (Gen AI) ที่ถูกพัฒนาจนระบบจนสามารถสร้างสิ่งใหม่ได้ด้วยตัวเองในงานที่หลากหลายมาก เช่น การสร้างภาพ การประมวลผล การสร้างเสียงดนตรี ตัวอย่างที่เป็นที่รู้จักกันดีในปัจจุบันและมีการใช้อย่างแพร่หลายเช่น ChatGPT [8]

ในปีค.ศ. 2016 Google ได้แนะนำโครงการ DeepMind Health ซึ่งเป็นระบบปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence; AI) ที่ถูกนำมาประยุกต์ใช้ในสภาพแวดล้อมทางคลินิกในการดูแลสุขภาพเป็นครั้งแรก [9] โดยมี

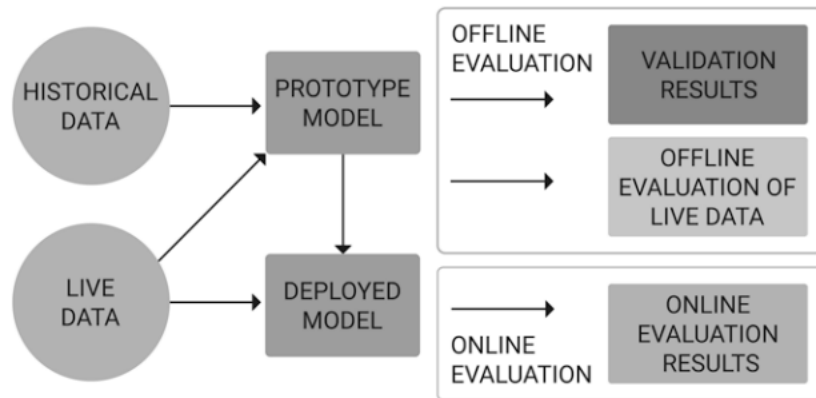
ความร่วมมือกับ National Health Service ของสหราชอาณาจักร ทั้งนี้ ได้ร่วมกับคณะทำงานของ IBM Watson ในการขยายความร่วมมือกับโรงพยาบาลทั่วโลก และได้ให้ทุนสนับสนุนแก่บริษัทเอกชน และ Pathway Genomics เพื่อเพิ่มขีดความสามารถในการนำไปใช้ได้จริงของปัญญาประดิษฐ์ในระบบสุขภาพ โดยปัจจุบัน เทคโนโลยี DeepMind ได้ถูกพัฒนาจนมีความสามารถในการคำนวณเหมือนมนุษย์ด้วยเทคโนโลยีด้านปัญญาประดิษฐ์ที่เรียกว่า AlphaMissense [10] ที่สามารถเรียนรู้เชิงลึกในการวิเคราะห์ข้อมูลทางการแพทย์และค้นหาวิธีปรับปรุงการวินิจฉัยและการรักษาโรคที่ให้ผลลัพธ์ทางสุขภาพที่ดีขึ้นอย่างก้าวกระโดดได้ จุดเด่นอย่างชัดเจนของระบบนี้ คือการทบทวนการกลายพันธุ์ทางพันธุกรรม (genetic mutations reviewing) ที่มีความเป็นไปได้มากถึง 71 ล้านรูปแบบ ('missense') นับเป็นแอปพลิเคชันที่สำคัญและฉลาดที่สุดของการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ในปัจจุบัน

**การใช้งานเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ในระบบสุขภาพ โดยทั่วไปมี 7 บทบาท [11] 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 เพื่อช่วยให้ผู้ป่วยกลับมาใช้ชีวิตที่ดีขึ้นในระยะยาว
- 5) ระบบการป้องกันโรคและการรักษาเฉพาะบุคคล ได้แก่ การให้คำแนะนำ การเสนอแนวทางการป้องกันโรค แนวทางการดูแลสุขภาพ การวางแผนการรักษาที่เหมาะสมกับแต่ละบุคคล รวมไปถึงการติดตามการดูแลตนเองและการปฏิบัติตามแผนการรักษา เพื่อสุขภาพที่ดีแก่คนทั่วไป ข้อมูลที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์ เช่น ประวัติการรักษา ข้อมูลยีน การบริโภคอาหาร ระดับความเครียด เป็นต้น
- 6) การวิจัยทางการแพทย์และการค้นคว้ายาใหม่ ได้แก่ การนำข้อมูลด้านยาและโรคมาร่วมกันซึ่งสามารถช่วยให้ค้นพบยาชนิดใหม่และการวิจัยทางการแพทย์ที่รวดเร็วขึ้นกว่าเดิมอย่างมาก
- 7) การใช้งานด้านการบริหาร ได้แก่ การจัดตารางการทำงานของบุคลากรทางแพทย์อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งสามารถช่วยลดภาระงานทางการบริหารของผู้ประกอบการด้านสุขภาพ อีกทั้งยังลดต้นทุนและลดความกดดันของแพทย์ด้วย

การประเมินประสิทธิภาพการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ [12-15] โดยทั่วไปการพัฒนาโมเดลการเรียนรู้ของระบบ จะแบ่งออกเป็นสามขั้นตอน ได้แก่ 1) การฝึกฝนเรียนรู้ของระบบ (training) โมเดลจะ

ได้รับการฝึกบนชุดข้อมูลการฝึก (training dataset) ที่เหมาะสมสำหรับงานที่กำหนด 2) การพัฒนาและการปรับปรุงประสิทธิภาพของระบบ (developing and testing) ในระหว่างการฝึก โมเดลจะได้รับการตรวจสอบอย่างต่อเนื่องกับข้อมูลที่ไม่ได้เป็นส่วนหนึ่งของข้อมูลการฝึก (developed dataset and test dataset) เพื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดลกับข้อมูลที่ยังมองไม่เห็นว่ามี ความถูกต้องแม่นยำเพียงไร พร้อมหรือไม่กับการนำไปใช้งานจริง ซึ่งข้อมูลทั้งสองส่วนข้างต้น เรียกว่า historical data เป็นข้อมูลที่ได้มีการบ่งชี้ไว้แล้วว่าคำตอบที่ถูกต้องเป็นอย่างไร เพื่อทราบถึงผลการทดสอบประสิทธิภาพของระบบได้อย่างแท้จริง และ 3) การทดสอบการใช้งานจริง (truing test) หลังจากการฝึกเสร็จสิ้นแล้ว เป็นการวัดประสิทธิภาพของระบบ โดยทดสอบบนชุดข้อมูลทดสอบ (live dataset) ที่มีขนาดใหญ่ซึ่งเป็นข้อมูลที่ระบบเจอเป็นครั้งแรก (รูปที่ 1)



รูปที่ 1 การพัฒนารูปแบบและขั้นตอนการทำงานของระบบเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ [13]

การใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาช่วยในรังสีแพทย์ มีความสำคัญเนื่องจาก 1) สามารถระบุตำแหน่งที่สงสัยว่ามีความผิดปกติในการตรวจวินิจฉัยทางรังสีวิทยาในตำแหน่งที่ยากต่อการวินิจฉัยเป็นไปอย่างแม่นยำขึ้น [16] 2) การวินิจฉัยในภาวะฉุกเฉินบางอย่าง เช่น ภาวะลมรั่วในปอด น้ำในช่องปอด สามารถทำได้อย่างรวดเร็วยิ่งขึ้น 3) เป็นผู้ช่วยแพทย์ที่เป็นความเห็นที่สองในการวินิจฉัยโรค ซึ่งแพทย์สามารถนำข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์ของ AI มาประกอบการพิจารณา ร่วมกับการวินิจฉัยของแพทย์ ทำให้เกิดความแม่นยำมากขึ้น 4) ลดระยะเวลาในการวินิจฉัย และ 5) ช่วยในการวินิจฉัยโรคในระยะแรกเริ่มได้ ทำให้โอกาสในการรักษาโรคสำเร็จสูงขึ้น เช่น ภาวะจุดและก้อนในปอด รอยโรคติดเชื้อในปอด ลมรั่วในปอด หรือ การแสดงระดับความน่าจะเป็นของโรควัณโรคในระยะแสดงอาการ (TB analysis score) เป็นต้น

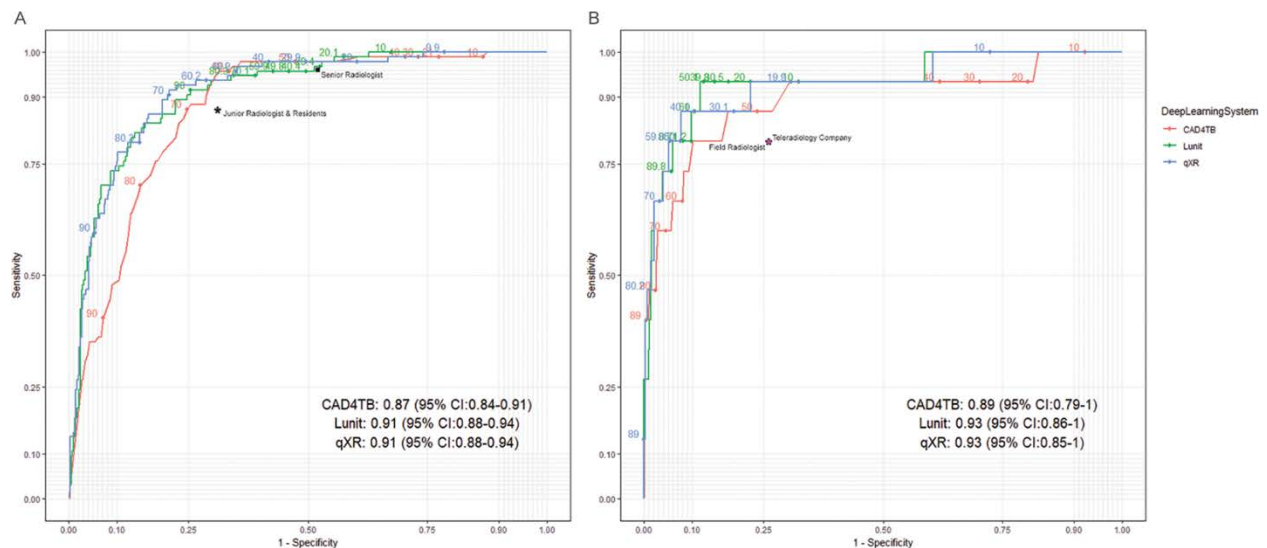
ในปี 2021 WHO ได้ออก guideline ว่าด้วยการคัดกรองวัณโรคปอดเชิงระบบ โดยให้คำแนะนำว่า ในกลุ่มประชากรอายุ 15 ขึ้นไปที่ควรได้รับการคัดกรองวัณโรค สามารถใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ทดแทนผู้อ่านที่เป็นคนในการแปลผล X-rays ปอดเพื่อการคัดกรองได้ในบางกรณี โดยสรุปว่า ด้วยหลักฐานที่มี โปรแกรมคอมพิวเตอร์อาจมีความต่างในประสิทธิภาพการแปลผลต่างกับมนุษย์เพียงเล็กน้อยเท่านั้น แต่เนื่องจากโปรแกรมเดียวกันอาจมี ประสิทธิภาพแตกต่างกันเมื่อใช้ในสถานการณ์ที่ต่างกัน จึงควรมีการ calibrate threshold ให้เหมาะสมสำหรับแต่ละที่ และความคุ้มค่าของการทำงานอาจขึ้นอยู่กับบริบทของแต่ละที่เป็นอย่างมาก [17] calibration (หรือในที่นี้คือ calibration-in-the-large) หมายถึงความตรงของ predicted risk ที่โมเดล predict ออกมา โดยปกติ deep

learning model จะวิเคราะห์ข้อมูลออกมาเป็น predicted risk ว่า คนไข้คนนั้น มีโอกาสเป็น class ไหนเท่าไร (เช่น มีโอกาส 70% ที่จะไม่เป็น TB และมีโอกาส 30% ที่จะ เป็น TB) จากนั้น ผู้ใช้จึงนำ estimated risk นั้นไปใช้ในการตัดสินใจหรือออกแบบนโยบายตามบริบทการใช้ เช่น หาก estimated risk > 90% ให้ถือว่าเป็น TB และ หาก risk 30-90% ให้ยืนยันด้วยรังสีแพทย์ แต่หาก < 30% ให้ถือว่าเป็นไม่ เป็น TB ไปเลย เป็นต้น แต่ละ threshold ที่เลือกใช้ (เช่น ตัดที่ risk 50% ให้ถือว่าเป็น TB) ก็จะนำไปสู่ discrimination performance ที่แตกต่างกัน (sensitivity, specificity หรืออื่นๆ) โดยเมื่อนำ performance ของทุก threshold มา plot จึงเกิดเป็น Receiver operating characteristic curve (ROC curve) และพื้นที่ใต้กราฟ (AUC) นั้นก็มักถูกนำมาใช้ในการประเมิน overall discrimination performance ของโมเดล ในกรณีที่เป็น personalized medicine นั้น ผู้ใช้ไม่จำเป็นต้องมี threshold ตายตัวในการตัดสินใจ และสามารถนำ predicted risk มาใช้ในการตัดสินใจร่วมกันได้ เช่น ในการตัดสินใจรับยาเคมีบำบัดในมะเร็งเต้านมระยะแรกเริ่มต้น เป็นต้น โมเดลที่มี calibration ที่ดี จะมี predicted risk ที่ใกล้เคียงกับ true incidence ในคนไข้กลุ่มเสี่ยงที่ใกล้เคียงกัน เช่น ในกลุ่มคนไข้ที่โมเดล predicted risk อยู่ระหว่าง 30-40% ก็ควรจะมีความ incidence ที่แท้จริงใกล้เคียง 30-40% เช่นกัน โมเดลที่ calibration ไม่ดี อาจ overestimate หรือ underestimate risk ของคนไข้ในแต่ละกลุ่มได้

โมเดลที่มี calibration ดีกว่า แต่ discrimination (เช่น AUC) ต่ำกว่า อาจนำไปใช้ได้ดีว่าก็เป็นได้ ตามแต่ threshold ที่ใช้ โดยเฉพาะ model deep learning ซึ่งแม้จะมี discriminative performance สูงแต่ก็มักมีปัญหา calibration ได้มาก [18, 19] calibration ที่ต่ำสามารถส่งผลถึงความคุ้มค่าทางเศรษฐกิจที่แยกลงได้แม้จะมี discrimination performance ที่ดีก็ตาม เช่น ในกรณีของ QRISK2-2011 และ NICE Framingham โมเดล สำหรับการ predict 10-year cardiovascular disease โดย NICE-Framingham มี AUC ที่มากกว่าแต่มี calibration ที่แยกว่า ทำให้มีการประเมินความเสี่ยงที่สูงเกินไป หากใช้ threshold 20% ในการคัดเลือกคนไข้ เพื่อไปรับการรักษา โมเดล NICE Framingham จะเลือกคนไข้มากกว่าโมเดล QRISK2-2011 ถึงสองเท่า [20] เช่นเดียวกันในกรณีที่มีโมเดลที่มีความไม่มั่นใจในการวินิจฉัยของตนเองและต้องให้รังสีแพทย์ช่วยยืนยัน calibration ก็มีความสำคัญในการกำหนดช่วงความเสี่ยงตรงนี้ [21] ซึ่งส่งผลต่อการออกแบบรูปแบบของการนำ AI มาใช้ เช่น การใช้ AI ทดแทนรังสีแพทย์, ให้รังสีแพทย์อ่านก่อนแล้วจึงให้ผลอ่านของ AI หรือ รังสีแพทย์อ่านพร้อม AI ทุกเคส เป็นต้น และสุดท้าย ก็ควรต้องคำนึงถึงโรคอื่นนอกจาก TB ซึ่งโปรแกรมอาจตรวจจับไม่ได้เช่นกัน [22]

นอกเหนือจากประสิทธิภาพของโมเดลแล้ว อีกสิ่งที่จะต้องคำนึงในการเลือกใช้ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ คือ ความสามารถในการอธิบาย (explainability, explainable AI) รูปแบบปัญญาประดิษฐ์ที่ใช้กับภาพ X-ray ปอดโดยมากใช้การเรียนรู้เชิงลึก (deep learning) ซึ่งมีลักษณะเป็นกล่องดำ (black-box) ในทางการแพทย์ การอธิบายถึงที่มาของการวินิจฉัยได้มีความสัมพันธ์ทั้งในด้านความเชื่อใจ การตรวจสอบที่มาของการวินิจฉัยเพื่อความถูกต้อง (เช่น กรณีที่ AI ใช้ metadata ในการวินิจฉัยโดยที่ไม่ได้ดูรอยโรคเลย) และในเชิงจริยธรรม [23, 24] ในปัจจุบัน มีวิธีการหลากหลายในการทำให้การทำนายของ AI สามารถอธิบายได้ และแต่ละวิธีก็มีความแตกต่างกันในด้านความน่าเชื่อถือ หรือพลังการคำนวณที่ต้องใช้ [25, 26] การพิจารณานำ AI มาใช้ในสถานการณ์จริง จึงต้องคำนึงถึงความสามารถในการอธิบายที่มาของการวินิจฉัยของ AI เสมอ

จากการศึกษาเพื่อประเมินประสิทธิภาพของการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในการช่วยอ่านภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อตรวจหาวัณโรคในผู้ป่วยนอกของประเทศเนปาลและแคเมอรูน [27] ที่ทำการประเมินความแม่นยำในการวินิจฉัยของระบบ deep learning (DL) 3 ระบบ ได้แก่ CAD4TB Lunit INSIGHT และ qXR โดยใช้การตรวจ Xpert MTB/RIF เป็นมาตรฐานอ้างอิง พบว่า ระบบ DL ทั้งสามมีประสิทธิภาพในการตรวจหาวัณโรคใกล้เคียงกัน ค่า AUC ของ Lunit qXR และ CAD4TB เท่ากับ 0.94 0.94 และ 0.92 ตามลำดับ (รูปที่ 2) สรุปได้ว่าระบบ DL สามารถลดจำนวนการทดสอบ Xpert MTB/RIF ได้ถึงร้อยละ 66 ในขณะที่ความไวของการตรวจอยู่ที่ร้อยละ 95 หรือสูงกว่า ทั้งนี้ การใช้คะแนนคัดกรองที่เหมาะสมจะต้องพิจารณาจากประชากรที่ทำการตรวจ จากการศึกษานี้ทำให้เห็นว่า เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มีศักยภาพในการช่วยรังสีแพทย์วินิจฉัยวัณโรคได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยลดความแปรปรวนในการอ่านผลและเพิ่มความสามารถในการให้บริการในพื้นที่ที่ขาดแคลนรังสีแพทย์



รูปที่ 2 เส้นโค้ง ROC และพื้นที่ใต้กราฟ AUC แสดงการวัดประสิทธิภาพของเครื่องมือปัญญาประดิษฐ์ 3 ระบบ ในการช่วยอ่านภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อตรวจหาวัณโรคในผู้ป่วยนอกของประเทศเนปาลและแคเมอรูน ได้แก่ CAD4TB (v6), Lunit (v4.7.2) และ qXR (v2) (a) ข้อมูลในประเทศเนปาล (n = 515) (b) ข้อมูลในประเทศแคเมอรูน (n = 681)

จากการทบทวนวรรณกรรมเกี่ยวกับการประเมินความคุ้มค่าของการใช้ปัญญาประดิษฐ์ช่วยในการตรวจคัดกรองวัณโรค ในฐานข้อมูลของประเทศ ปากีสถาน [28, 29] และสหรัฐอเมริกา [30, 31] พบว่า การใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาช่วยในการวินิจฉัย อาจมีความคุ้มค่าหากมองในมุมมองของระบบสุขภาพทั้งระบบ จากงานวิจัยของ [Nsengiyumva](#) และคณะ [29] ซึ่งได้ทำการวิจัยความคุ้มค่าของการนำ AI สองตัว (qXR และ CAD4TB) มาช่วยในการตรวจหา TB ในกลุ่มผู้ป่วยจำลองที่ถูกส่งต่อมาที่ TB clinic ในประเทศปากีสถาน ราคาของเทคโนโลยีที่ใช้ประกอบไปด้วยค่าวิเคราะห์ภาพและค่าเสื่อมของอุปกรณ์ ให้ค่าของการตรวจ CXR ด้วย AI อยู่ที่ \$2.70 ต่อภาพ (ค่าถ่ายภาพ CXR \$1.41+\$0.07 ต่อภาพ, ค่า AI แผลผล \$1.00 ต่อภาพ + ค่าเสื่อมของเครื่อง \$0.21 ต่อภาพโดย

มี annualization factor 3% และมีอายุการใช้งาน 8 ปี โดยเก็บข้อมูลจากการใช้จริงใน Ghori clinic [Supplementary table 2]) พบว่า เมื่อมีการทำ CXR และใช้ AI แปลผลอัตโนมัติมาพร้อมกับการใช้ AFB smear และ/หรือ Xpert สามารถลด DALYs ได้ราว 3-4% ในทุกแนวทางและถูกกว่าการใช้ AFB ทุกคน 19% เมื่อเทียบกับการให้รังสีแพทย์เป็นผู้อ่าน CXR (กำหนดให้ค่าอ่าน CXR เท่ากับ \$0.45 สำหรับแพทย์[Table 3]) พบว่า ในผู้ป่วย 1,000 คน การใช้ AI อ่าน CXR ตามด้วย AFB มีค่าวินิจฉัยและรักษาทั้งหมด \$18,733 และมี DALY 359 ในขณะที่หากใช้รังสีแพทย์อ่านทั้งหมด จะมีค่าวินิจฉัยและรักษาทั้งหมด \$17,451 และมี DALY 366 (Supplementary table 9, 1A และ 1C)

แต่อย่างไรก็ตาม งานวิจัยอีกส่วนหนึ่ง [32-35] ได้มีการแสดงผลการศึกษาเพิ่มเติม เรื่องความอ่อนไหวของจำนวนผู้เข้ารับการรักษาด้วยโดยต้นทุนขั้นเริ่มต้นของเทคโนโลยีจะแปรผกผันกับจำนวนกรณีหรือผู้เข้ารับบริการที่เพิ่มขึ้น กล่าวคือ ต้นทุนในส่วนของการลงทุนขั้นแรก เช่น เซิร์ฟเวอร์ จะสูงขึ้นอย่างมาก แต่หากมีกรณีการใช้งานที่สูงขึ้น จะมีความคุ้มค่าได้มากกว่า จากการศึกษาของ Bashir และคณะ [28] ได้ทำการสอบถามค่าใช้จ่ายจากผู้พัฒนาโปรแกรมในส่วนของ hardware (สำหรับตัวโปรแกรมอ่านผล), software license, cloud storage, remote support and maintenance, installation and training และนำมาจำลองการคัดกรอง TB ในปากีสถาน พบว่า ในการคัดกรองแบบ active case finding เมื่อใช้รังสีแพทย์ในการอ่านผล จะมีค่าใช้จ่ายในการคัดกรอง \$0.93 ต่อเคส เมื่อใช้ CAD4TB (แบบ license ถาวร) แทนรังสีแพทย์ หากทำการคัดกรอง 10,000 เคสจะมีค่าใช้จ่าย \$2.28 ต่อเคส ค่าใช้จ่ายในการคัดกรองต่อเคสจะใกล้เคียงกับราคาของรังสีแพทย์เมื่อทำได้ 20,000 เคส จนกระทั่งเหลือเพียง \$0.25 ต่อเคส หากคัดกรองได้ 90,000 เคส แสดงให้เห็นว่า ค่าใช้จ่ายต่อเคสในการคัดกรองด้วย AI ขึ้นอยู่กับจำนวนเคสที่สามารถคัดกรองได้ รวมไปถึงรูปแบบ license ของโปรแกรม โดยโปรแกรมที่เป็น license ถาวร เช่น CAD4TB หรือ InferRead ยิ่งทำมากจะยิ่งคุ้มและถูกกว่าการใช้รังสีแพทย์อ่านผล แต่โปรแกรมที่ license เป็นแบบรายเคส เช่น Lunit หรือ qXR แม้จะคัดกรองได้ถึง 90,000 เคส ก็ยังแค่เทียบเท่าหรือราคาสูงกว่าใช้รังสีแพทย์

อย่างไรก็ตาม ในปัจจุบันยังไม่มีมีการประเมินความคุ้มค่าของมาตรการดังกล่าวในประเทศไทย ดังนั้นการประเมินความคุ้มค่าและผลกระทบด้านงบประมาณของการตรวจคัดกรองดังกล่าว จะเป็นประโยชน์ต่อการพิจารณานำการตรวจคัดกรองวัณโรคด้วยระบบบูรณาการปัญญาประดิษฐ์มาใช้ในระบบสุขภาพของประเทศไทย

ตารางที่ 1 การประเมินความคุ้มค่าของการคัดกรองภาพรังสีทรวงอกโดยใช้ปัญญาประดิษฐ์ การศึกษาทั้งในประเทศและต่างประเทศ

	การวินิจฉัยโรคและฐานข้อมูลที่ใช้	AI ที่ใช้	วิธีปัจจุบันที่นำมาเปรียบเทียบ	ผลลัพธ์ที่คำนึงถึง	ผลการศึกษา	ความน่าสนใจ
[29] 2021	CXR - TB ปากีสถาน, Karachi	qXR (v.2) and CAD4TB (v.6)	radiologists	Cost-effectiveness, DALYs	การใช้ AI-based CXR ช่วยลดค่าใช้จ่ายลง 19%-37% เมื่อเทียบกับการใช้วิธีการตรวจแบบดั้งเดิม และช่วยลดจำนวนปีที่สูญเสียชีวิตจากการเจ็บป่วย (DALYs) ได้ 3%-4%	การใช้ AI-based CXR สามารถลดค่าใช้จ่ายและเพิ่มประสิทธิภาพในการตรวจพบ TB ได้ ช่วยเพิ่มการตรวจพบ TB และลดการรักษาที่ไม่จำเป็น -provider perspective -decision tree
[28] 2022	CXR - TB ปากีสถาน	CAD4TB	radiologists	- Costs analysis (cost per screen) -Estimated incremental cost -Sensitivity analysis (scale-up cost)	-ต้นทุนต่อหน่วย ลดจาก 0.93 USD (รังสีแพทย์) เหลือ ราคาต่อหน่วย ของ CAD4TB อยู่ในช่วง 0.25 USD ถึง 2.28 USD - การขยายขนาดการใช้งาน CAD4TB ในระดับประเทศสามารถลดต้นทุนได้มากกว่าการใช้รังสีแพทย์ โดยมีต้นทุนเพิ่มเติมระหว่าง 2.65 ถึง 19.23 ล้านดอลลาร์สหรัฐ ในขณะที่การใช้รังสีแพทย์จะมีต้นทุนเพิ่มเติม 23.97 ล้านดอลลาร์สหรัฐ / 4 ปี	การใช้ CAD อาจเป็นทางเลือกที่คุ้มค่าทางเศรษฐกิจสำหรับประเทศที่มีทรัพยากรจำกัดและมีภาระโรคสูง -Healthcare system and Society perspective



	การวินิจฉัยโรคและฐานข้อมูลที่ใช้	AI ที่ใช้	วิธีปัจจุบันที่นำมาเปรียบเทียบ	ผลลัพธ์ที่คำนึงถึง	ผลการศึกษา	ความน่าสนใจ
[33] 2015	388 suspected TB subjects	Automated chest-radiography (ACR) + Xpert MTB/RIF (Xpert)	specialist readers,	sensitivity, specificity, cost per screened subject, cost per notified TB case	ความไว (sensitivity) อยู่ที่ 78.9%, ความจำเพาะ (specificity) 98.1%, CSS \$13.09 and CNTBC \$90.70. t, CSS ลดลง to \$6.72 and CNTBC to \$54.34	การคัดกรองล่วงหน้าของ ACR สามารถลดต้นทุนได้อย่างมาก และเพิ่มปริมาณงานรายวันโดยผิดพลาดเพียงเล็กน้อย
[36] 2020	การตรวจคัดกรองวัณโรคปอดที่ดื้อยาไรแฟมพิซินในประเทศอินโดนีเซีย	Artificial Neural Network (ANN) models in CUHAS-ROBUST application	Drug-Susceptibility Test (DST), Genexpert	(Sensitivity), (Specificity), (Accuracy), QALYs, ICER	ความแม่นยำ 88% (95% CI 85-91) ความไว 84% (95% CI 76-89) และ 90% ความจำเพาะ (95% CI 86-93) ICER ของการเสียชีวิตคือ -3601.706137 ส่วน ICER การเจ็บป่วยเฉียบพลันคือ -17225.55 และ ICER การเจ็บป่วยเรื้อรังคือ -825.391 ความเต็มใจที่จะจ่าย (Willingness to pay) อยู่ที่ 100 ยูเอสดอลลาร์ต่อ QALYs เท่ากับ 80.6% ความชุกของโรคที่คาดหวังของวัณโรคที่ดื้อยาไรแฟมพิซินตามการคัดกรองโดยใช้โมเดลนี้คือ 14.8% ถึง 23.3%	
[30] 2021	การติดตามมะเร็งปอด, United States (n= 3,197)	Automated digital chest radiography	Lung-RADS, lung CT screening reports	Economic evaluation - Cost	การใช้AI เข้ามาช่วยจัดการทำให้ต้นทุนประหยัดขึ้น 80% ที่ USD\$72 ต่อผู้ป่วย 1 คน ในปีแรกหลังจากการตรวจคัดกรอง	-มุมมองระบบสุขภาพ

	การวินิจฉัยโรคและฐานข้อมูลที่ใช้	AI ที่ใช้	วิธีปัจจุบันที่นำมาเปรียบเทียบ	ผลลัพธ์ที่คำนึงถึง	ผลการศึกษา	ความน่าสนใจ
		for lung cancer detection		minimization analysis	Net cost savings from the AI-based management strategy of USD\$72 per screened patient in the first year after screening.	
[34] 2022	HIV and TB diagnosis, Malawi (n=1,462)	INSIGHT CXR (Lunit, South Korea), qXR (Qure.ai, India), and InferRead DR Chest (Infervision, China)	radiologists	Economic evaluation – Cost-effectiveness	ต้นทุนต่อการคัดกรองสำหรับซอฟต์แวร์ CAD ทั้งสองชุดต่ำกว่าค่าใช้จ่ายของนักรังสีวิทยา (0.70 USD - 0.93 USD) สำหรับสถานการณ์ที่ให้ผลตอบแทนสูงที่ศึกษา จากการคาดการณ์การดำเนินการทั่วประเทศ ค่าใช้จ่ายเพิ่มเติมในการใช้ซอฟต์แวร์ CAD อยู่ที่ 2.65 ถึง 19.3 ล้าน USD เทียบกับ 23.97 ล้าน USD สำหรับผู้อ่านที่เป็นมนุษย์ในช่วงระยะเวลาสี่ปี	
[31] 2022	การคัดกรองมะเร็งปอด, United States	AI-based chest CT	isolated chest CT	Economic evaluation – Cost-effectiveness analysis	95%เต็มใจที่จะจ่าย 100,000 ดอลลาร์สหรัฐฯ ต่อ QALY ตลอดระยะเวลาการวิเคราะห์ 20 ปี การสนับสนุน AI สำหรับการคัดกรองเบื้องต้นมีความคุ้มค่าสูงสุดถึง 1,240 ดอลลาร์สหรัฐฯ ต่อผู้ป่วย และ ICER ยังคงเป็นค่าลบจนถึงเกณฑ์ 68 USD	-Society perspective -Markov model

## 2. คำถามงานวิจัย

การใช้ระบบบูรณาการปัญญาประดิษฐ์ช่วยคัดกรองวินิจฉัยโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชนมีความคุ้มค่าหรือไม่ และมีภาระงบประมาณเท่าไร

## 3. วัตถุประสงค์ของการวิจัย

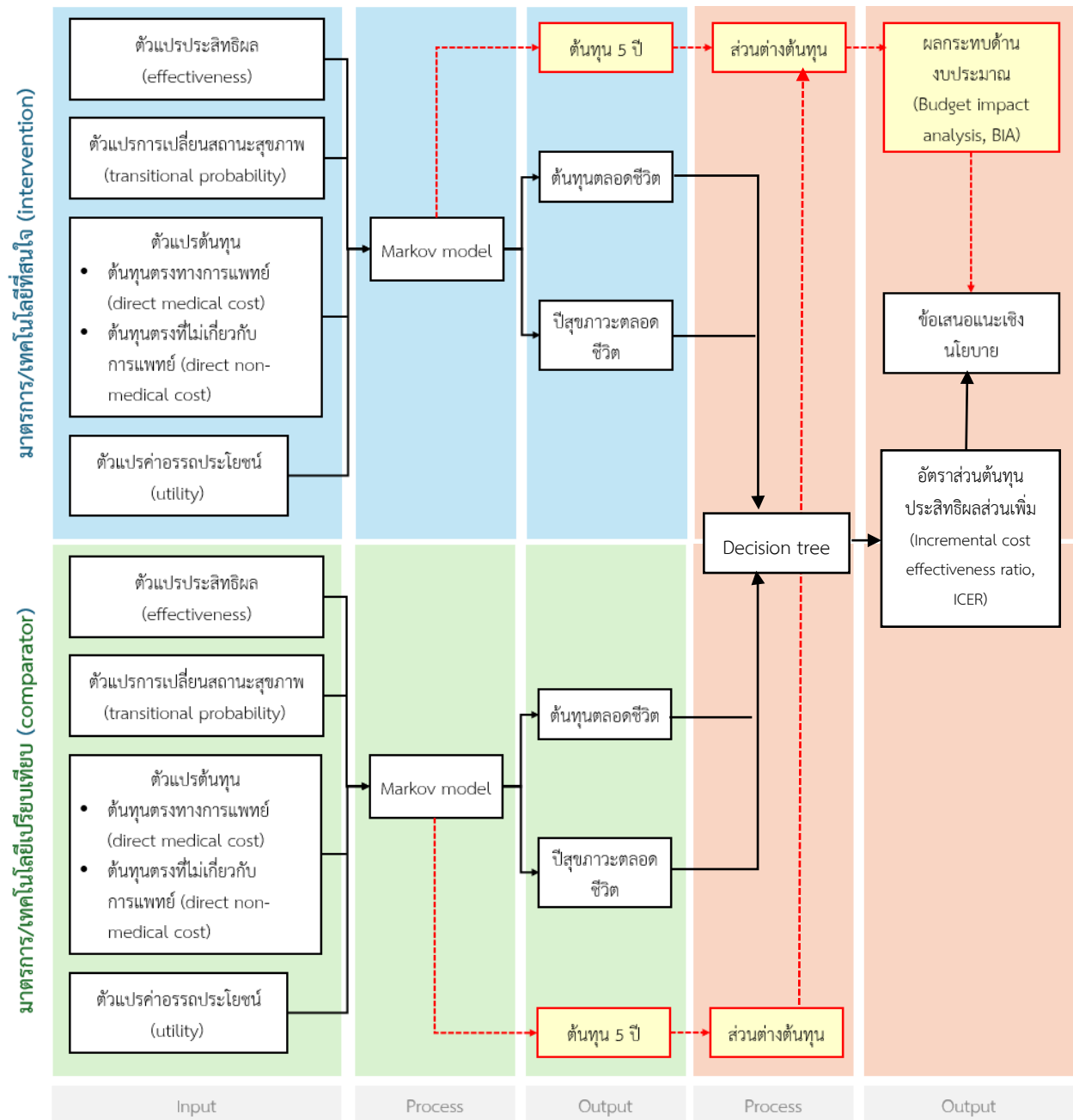
- 1) เพื่อวิเคราะห์ต้นทุนต่อหน่วยของการตรวจคัดกรองวินิจฉัยโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชนด้วยระบบบูรณาการปัญญาประดิษฐ์ในประเทศไทย และเปรียบเทียบกับการคัดกรองด้วยแพทย์ในระบบปกติ
- 2) เพื่อประเมินความคุ้มค่าของการตรวจคัดกรองวินิจฉัยโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชนด้วยระบบบูรณาการปัญญาประดิษฐ์เปรียบเทียบกับการใช้ระบบบูรณาการปัญญาประดิษฐ์ร่วมกับแพทย์ทั่วไป และการตรวจคัดกรองวินิจฉัยโรคปอดด้วยรังสีแพทย์
- 3) เพื่อประเมินผลกระทบด้านงบประมาณของการตรวจคัดกรองวินิจฉัยโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชนด้วยระบบบูรณาการปัญญาประดิษฐ์เปรียบเทียบกับการใช้ระบบบูรณาการปัญญาประดิษฐ์ร่วมกับแพทย์ทั่วไป และการตรวจคัดกรองวินิจฉัยโรคปอดด้วยรังสีแพทย์

## 4. กรอบแนวคิดการวิจัย (conceptual framework)

กรอบแนวคิดการวิจัยนี้ (รูปที่ 3) เป็นการประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์ (economic evaluation) ด้วยมุมมองทางสังคม (societal perspective) เปรียบเทียบต้นทุนและผลลัพธ์ระหว่างมาตรการที่สนใจ (หลายมาตรการ) กับมาตรการเปรียบเทียบ ต้นทุนวัดเป็นหน่วยของเงิน ส่วนผลลัพธ์วัดเป็นปีสุขภาวะ (Quality-Adjusted Life Year: QALY) หรือผลลัพธ์ทางระบาดวิทยา เช่น จำนวนผู้ป่วยติดเชื้อไวรัสโคโรนา โดยจะเก็บข้อมูลเฉพาะต้นทุนที่เกี่ยวข้องกับการดำเนินการใช้ภาพถ่ายรังสีทรวงอกร่วมกับปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ในการคัดกรองผู้ป่วยไวรัสโคโรนา

การวิเคราะห์นี้ใช้แบบจำลองมาร์คอฟเพื่อประมาณต้นทุนและผลลัพธ์ตลอดชีวิตของผู้ป่วยจากทุกมาตรการที่สนใจ และมาตรการเปรียบเทียบ จากนั้นเปรียบเทียบต้นทุนและผลลัพธ์โดยใช้ decision tree เพื่อหาค่า ICER รวมทั้งประเมินผลกระทบด้านงบประมาณในระยะ 5 ปี

การศึกษานี้ประกอบด้วยการศึกษา 3 ส่วนหลักตามวัตถุประสงค์ของโครงการ คือ (1) การวิเคราะห์ต้นทุนในการให้บริการ (2) การวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์ (การประเมินความคุ้มค่า) และ (3) การวิเคราะห์ผลกระทบด้านงบประมาณ

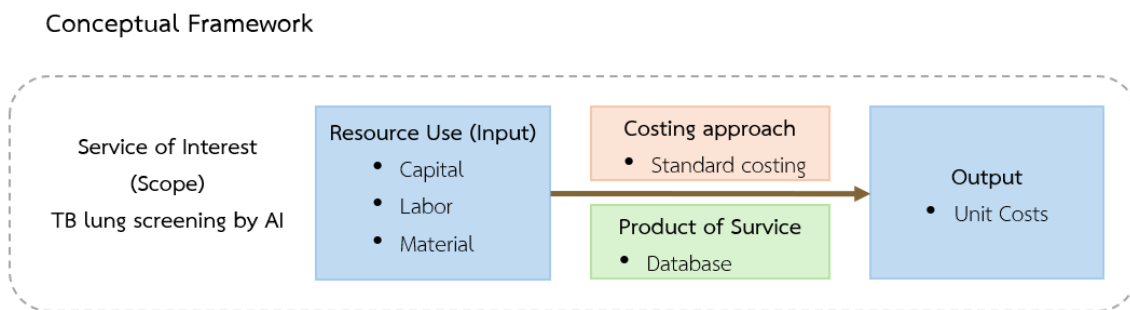


รูปที่ 3 กรอบแนวคิดการวิจัย

#### 4.1 การวิเคราะห์ต้นทุนในการให้บริการ

เนื่องจากการตรวจคัดกรองอัมโรคในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชนด้วยปัญญาประดิษฐ์เป็นเทคโนโลยีด้านสุขภาพชนิดใหม่ จึงยังขาดข้อมูลต้นทุนต่อหน่วยของการให้บริการตรวจคัดกรองด้วยเทคโนโลยีดังกล่าว ผู้วิจัยจะพิจารณาทรัพยากรที่เกี่ยวข้องกับการให้บริการ ทั้งต้นทุนค่าลงทุน (capital cost: CC) ต้นทุนค่าแรง (labour cost: LC) และต้นทุนค่าวัสดุ (material cost: MC) จากนั้นวิเคราะห์ต้นทุนด้วยวิธีมาตรฐาน (standard costing

method) ร่วมกับพิจารณาผลิตภัณฑ์ที่เกิดขึ้นจากการให้บริการ (product) ซึ่งจะทำให้ทราบถึงต้นทุนต่อหน่วยของบริการตรวจคัดกรองฯ (รูปที่ 4)






รูปที่ 4 กรอบแนวคิดสำหรับการวิเคราะห์ต้นทุนในการให้บริการ

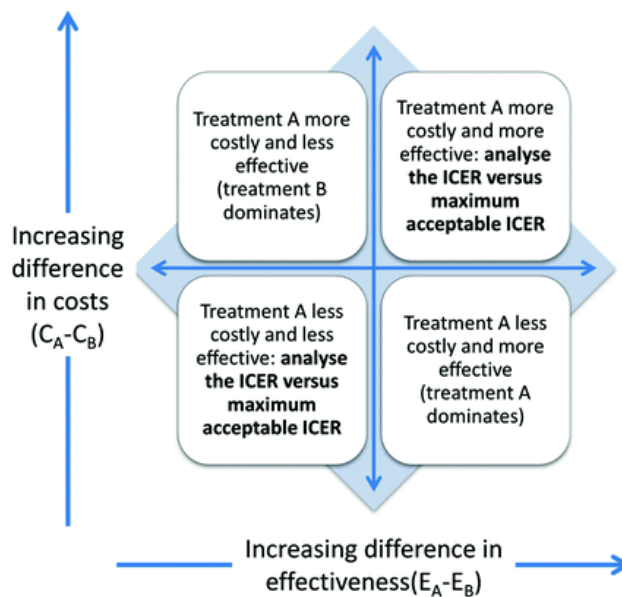
#### 4.2 การวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์ (การประเมินความคุ้มค่า)

การจัดสรรทรัพยากรและงบประมาณด้านสาธารณสุขที่มีจำกัดให้เกิดประสิทธิภาพสูงสุดต้องอาศัยการประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์สาธารณสุข (health economic evaluation) เป็นเครื่องมือหนึ่งในการเปรียบเทียบทางเลือกต่าง ๆ การวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์ (Cost-Utility Analysis: CUA) เป็นหนึ่งในวิธีการประเมินความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์สาธารณสุขที่มีการเปรียบเทียบเทคโนโลยีที่สนใจกับเทคโนโลยีเดิม ซึ่งอาจจะเป็นการรักษาตามมาตรฐานหรือไม่ให้การรักษาเลย โดยพิจารณาส่วนต่างของต้นทุน (incremental cost) เทียบกับส่วนต่างของประสิทธิผล (incremental outcomes) ในรูปของ QALY

การศึกษานี้เป็นการเปรียบเทียบส่วนต่างต้นทุนของการใช้เทคโนโลยีใหม่ คือ การตรวจคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชนด้วยระบบบูรณาการปัญญาประดิษฐ์ร่วมกับรังสีแพทย์ และเทคโนโลยีเดิม คือ การตรวจคัดกรองด้วยรังสีแพทย์ โดยเปรียบเทียบกับส่วนต่างของประสิทธิผลซึ่งอยู่ในรูปปีสุขภาวะของผู้ป่วยที่ได้รับบริการในแต่ละวิธีการ ดังตาราง

การเปรียบเทียบ	การตรวจคัดกรองวัณโรคปอด	ต้นทุนรวม (บาท)	ประสิทธิผลรวม (ปีสุขภาวะ)	อัตราส่วนต้นทุนประสิทธิผลส่วนเพิ่ม (บาท/ปีสุขภาวะ)
เทคโนโลยีใหม่	ระบบบูรณาการปัญญาประดิษฐ์ 	A	B	$\frac{A - E}{B - F}$
	ระบบบูรณาการปัญญาประดิษฐ์ร่วมกับแพทย์ทั่วไป 	C	D	$\frac{C - E}{D - F}$
เทคโนโลยีเดิม	รังสีแพทย์ 	E	F	Reference

ผลการประเมินความคุ้มค่าฯ สามารถแสดงเป็นอัตราส่วนต้นทุนประสิทธิผลส่วนเพิ่ม (Incremental Cost-Effectiveness Ratio: ICER) หรือแสดงในระนาบต้นทุนประสิทธิผล (cost-effectiveness plane) (รูปที่ 5) โดยระนาบดังกล่าวแสดงความสัมพันธ์ของส่วนต่างต้นทุน (incremental cost) และส่วนต่างของประสิทธิผล (incremental outcomes) โดยแกนตั้งแสดงส่วนต่างของต้นทุน แกนนอนแสดงส่วนต่างของประสิทธิผล และแบ่งระนาบออกเป็น 4 พื้นที่ คือ (1) ต้นทุนสูงขึ้นและให้ประสิทธิผลที่ดีขึ้น (2) ต้นทุนที่ถูกลดแต่ให้ประสิทธิผลที่ดีขึ้น (3) ต้นทุนที่ถูกลดและให้ประสิทธิผลที่แย่ลง และ (4) ต้นทุนที่สูงขึ้นแต่ให้ประสิทธิผลที่แย่ลง หากเทคโนโลยีใหม่ให้ประสิทธิผลดีกว่าในต้นทุนที่ถูกกว่า แสดงว่าเทคโนโลยีใหม่นั้นดีกว่าเทคโนโลยีเดิมอย่างชัดเจน จึงอาจพิจารณานำเทคโนโลยีนั้น ๆ ไปใช้ แต่เทคโนโลยีที่ประสิทธิผลสูงขึ้น ส่วนใหญ่มักมีต้นทุนที่สูงขึ้นเช่นกัน จึงควรพิจารณาร่วมกับปัจจัยอื่น ๆ เพื่อประกอบการตัดสินใจต่อไป



รูปที่ 5 ระนาบต้นทุนประสิทธิผล

#### 4.3 การวิเคราะห์ผลกระทบด้านงบประมาณ

การวิเคราะห์ผลกระทบด้านงบประมาณกำหนดกรอบระยะเวลาที่ 5 ปี โดยนำข้อมูลทางระบาดวิทยา ประกอบด้วยความชุก (prevalence) และอุบัติการณ์ (incidence) ของผู้ป่วยกลุ่มเป้าหมาย มาวิเคราะห์ร่วมกับข้อมูลส่วนต่างต้นทุนตลอดชีวิต (incremental direct medical cost: iDMC) ที่มาจากการเปรียบเทียบต้นทุนตลอดชีวิตของทางเลือกต่าง ๆ ในแบบจำลองทางเศรษฐศาสตร์ที่ใช้วิเคราะห์ความคุ้มค่า โดยพิจารณาเฉพาะต้นทุนตรงทางการแพทย์ กล่าวคือ พิจารณาในมุมมองของรัฐบาลเท่านั้น (รูปที่ 6)

	Fiscal Year 1	Fiscal Year 2	Fiscal Year 3	Fiscal Year 4	Fiscal Year 5	
Cohort 1	prev·iDMC <sub>y1</sub>	prev·iDMC <sub>y2</sub>	prev·iDMC <sub>y3</sub>	prev·iDMC <sub>y4</sub>	prev·iDMC <sub>y5</sub>	
Cohort 2		incd·iDMC <sub>y1</sub>	incd·iDMC <sub>y2</sub>	incd·iDMC <sub>y3</sub>	incd·iDMC <sub>y4</sub>	
Cohort 3			incd·iDMC <sub>y1</sub>	incd·iDMC <sub>y2</sub>	incd·iDMC <sub>y3</sub>	
Cohort 4				incd·iDMC <sub>y1</sub>	incd·iDMC <sub>y2</sub>	
Cohort 5					incd·iDMC <sub>y1</sub>	
<b>Total Budget by fiscal year (sum of each column)</b>	<b>Bl<sub>y1</sub></b>	<b>Bl<sub>y2</sub></b>	<b>Bl<sub>y3</sub></b>	<b>Bl<sub>y4</sub></b>	<b>Bl<sub>y5</sub></b>	<b>Total Budget (grand sum of row) = Bl<sub>y1-y5</sub></b>

prev: prevalence; incd: incidence; iDMC: incremental direct medical cost; y: year; Bl: budget impact

### รูปที่ 6 กรอบแนวคิดการวิเคราะห์ผลกระทบต่อต้นทุนงบประมาณ

#### 5. ระเบียบวิธีวิจัยและการดำเนินงาน

ระเบียบวิธีวิจัยและการดำเนินงานของการศึกษานี้แบ่งเป็น 2 ส่วน จำแนกตามวัตถุประสงค์ ดังนี้

#### ส่วนที่ 1 การวิเคราะห์ต้นทุนต่อหน่วยของการตรวจคัดกรองวัณโรคปอดด้วยระบบบูรณาการปัญญาประดิษฐ์ในประเทศไทย (วัตถุประสงค์ข้อที่ 1)

- **รูปแบบการวิจัย (research design)**

การศึกษาส่วนที่ 1 เป็นการวิเคราะห์ต้นทุนต่อหน่วย (unit cost analysis) ของการตรวจคัดกรองวัณโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชนด้วยระบบบูรณาการปัญญาประดิษฐ์ในประเทศไทย ในมุมมองของผู้ให้บริการ (provider perspective) ตามแนวคิดการประเมินต้นทุนที่อิงตามการปฏิบัติงานจริง (empirical costing approach) โดยใช้วิธีคำนวณต้นทุนแบบมาตรฐาน (standard costing approach)

- **ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง**

หน่วยงานที่จะทำการเก็บข้อมูล คือ กองวัณโรค และสำนักงานป้องกันควบคุมโรคที่ 9 โดยเก็บข้อมูลต้นทุนที่เกี่ยวข้องกับการถ่ายภาพรังสีทรวงอกที่ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ช่วยคัดกรอง ในประชาชนกลุ่มเสี่ยงวัณโรคปอดในชุมชน

- **การวิเคราะห์ข้อมูลต้นทุนต่อหน่วย**

- 1) กำหนดกรอบระยะเวลาในการวิเคราะห์ องค์ประกอบของต้นทุน แหล่งข้อมูล และศูนย์ต้นทุน รวมถึงกำหนดหน่วยงานและกิจกรรมที่เกี่ยวข้องกับการตรวจคัดกรองวัณโรคปอดด้วยระบบบูรณาการปัญญาประดิษฐ์ในประเทศไทย
- 2) เก็บข้อมูลการใช้ทรัพยากรตามกิจกรรมของแต่ละหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง จำแนกตามประเภทของทรัพยากร จากฐานข้อมูลการให้บริการของโรงพยาบาลซึ่งเป็นกลุ่มตัวอย่าง ร่วมกับการสัมภาษณ์ผู้ที่เกี่ยวข้องกับการให้บริการ (รายละเอียดตั้งข้อ ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง)

- 3) ดำเนินการคำนวณที่ละศูนย์ต้นทุน โดยการรวมเวลาที่บุคลากรทุกคนใช้ไปในการปฏิบัติงานในแต่ละครั้งของกิจกรรม ในหน่วย คน-นาที่ แล้วคูณด้วยปริมาณผลลัพธ์ที่ให้บริการของแต่ละกิจกรรมที่ให้บริการทั้งปี
- 4) คำนวณค่าแรงต่อนาที่ โดยการหารค่าแรงทางตรงรวมของศูนย์ต้นทุนด้วยเวลารวมของการปฏิบัติงานทั้งหมด
- 5) คำนวณค่าแรงทางตรงต่อหน่วยของแต่ละกิจกรรม โดยการคูณเวลาที่ใช้ต่อครั้งด้วยค่าแรงต่อนาที่ โดยใช้สูตร

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

- 6) จัดทำตารางราคาต่อหน่วยของค่าวัสดุที่ใช้ โดยดึงรายการวัสดุที่ใช้ ออกมาเป็นตารางรายการวัสดุ
- 7) คำนวณค่าวัสดุที่ใช้ต่อครั้งของกิจกรรม โดยการคูณราคาต่อหน่วยด้วยปริมาณที่ใช้
- 8) คำนวณต้นทุนทางตรงรวมต่อหน่วยของแต่ละกิจกรรม โดยการรวมค่าแรงและค่าวัสดุ
- 9) คำนวณต้นทุนทางตรงรวมทั้งหมดของทุกกิจกรรม โดยการคูณต้นทุนทางตรงรายกิจกรรมด้วยปริมาณผลงาน แล้วรวมของทุกกิจกรรมเข้าด้วยกัน
- 10) คำนวณต้นทุนรวมของแต่ละกิจกรรม หรือต้นทุนต่อหน่วย ด้วยการบวกต้นทุนทางตรงต่อหน่วยกิจกรรม กับต้นทุนอ้อมต่อหน่วยกิจกรรม
- 11) 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

## ส่วนที่ 2 การประเมินความคุ้มค่าและผลกระทบด้านงบประมาณของการใช้ปัญญาประดิษฐ์ ช่วยคัดกรองวินิจฉัยโรคปอดในประชากรกลุ่มเสี่ยงตามชุมชน (วัตถุประสงค์ข้อที่ 2 และ 3)

### ● รูปแบบการวิจัย (research design)

การศึกษานี้ใช้รูปแบบการวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์ (cost-utility analysis: CUA) และการวิเคราะห์ผลกระทบด้านงบประมาณ (budget impact analysis: BIA) โดยอาศัยแบบจำลองทางเศรษฐศาสตร์ โดยอ้างอิงระเบียบวิธีวิจัยและแนวทางในการดำเนินงานตามคู่มือการประเมินเทคโนโลยีด้านสุขภาพสำหรับประเทศไทย [37-39] ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

### ● ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

การศึกษานี้มีประชากรกลุ่มเป้าหมาย คือ ประชากรไทยเพศชายและหญิงอายุ 15 ปีขึ้นไป ที่เป็นกลุ่มเสี่ยงวัณโรคในชุมชนที่มีผู้ป่วยวัณโรค



- **มาตรการที่ศึกษา**

มาตรการที่สนใจ (intervention)	1. การตรวจคัดกรองวัณโรคปอดด้วยระบบบูรณาการปัญญาประดิษฐ์ แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอก 2. การตรวจคัดกรองวัณโรคปอดด้วยระบบบูรณาการปัญญาประดิษฐ์ ร่วมกับแพทย์ทั่วไปแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอก
ตัวเปรียบเทียบ (comparator)	การตรวจคัดกรองวัณโรคปอดโดยรังสีแพทย์เป็นผู้แปลผลภาพถ่ายรังสี ทรวงอก

- **ผลลัพธ์ทางสุขภาพ**

งานวิจัยนี้วัดผลลัพธ์ทางสุขภาพในด้านประสิทธิผลของมาตรการ ได้แก่ จำนวนปีชีวิตและปีสุขภาพ (quality adjusted life years หรือ QALYs) ของผู้ป่วยที่ได้รับการรักษาในแต่ละทางเลือก โดย QALY มีสูตรคำนวณ ดังนี้

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

- **มุมมองของการศึกษา**

การวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์ใช้มุมมองทางสังคม (societal perspective) พิจารณาทั้งต้นทุนทางตรงด้านการแพทย์ (direct medical cost) และต้นทุนทางตรงที่ไม่เกี่ยวกับการแพทย์ (direct non-medical cost) สำหรับการวิเคราะห์ผลกระทบด้านงบประมาณใช้มุมมองของผู้รับผิดชอบด้านงบประมาณหรือกองทุนประกันสุขภาพ (budget holder perspective) ซึ่งพิจารณาเฉพาะต้นทุนทางตรงด้านการแพทย์

- **กรอบเวลา**

กรอบเวลาการวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์จะครอบคลุมตลอดชีพ (life time) โดยใช้วิธีประมาณการณ์ด้วยแบบจำลองมาร์คอฟ และผลกระทบด้านงบประมาณจะใช้กรอบเวลา 5 ปี

- **การปรับลด (discount rate)**

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 ดังสูตร

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

t คือ จำนวนปีที่แตกต่างจากปีฐาน  
 ซึ่งในแบบจำลองได้ใช้อัตราลดทั้งต้นทุนและผลลัพธ์ โดยวิเคราะห์ความไวของผลลัพธ์เพิ่มเติมที่ ร้อยละ 0 และร้อยละ 6 ตามคำแนะนำของคู่มือการประเมินเทคโนโลยีด้านสุขภาพสำหรับประเทศไทย [37-39]

● **แบบจำลองทางเศรษฐศาสตร์**

การศึกษานี้ใช้แบบจำลองในการประเมินความคุ้มค่า ซึ่งผ่านการเห็นชอบจากการประชุมร่วมกับกลุ่ม แพทย์ผู้เชี่ยวชาญเฉพาะทางและการประชุมผู้มีส่วนได้ส่วนเสียเพื่อนำเสนอโครงสร้างการวิจัย เมื่อวันที่ 27 กันยายน พ.ศ. 2567 [40] โดยแบบจำลองทางเศรษฐศาสตร์ที่ใช้ในการศึกษานี้แบ่งออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่

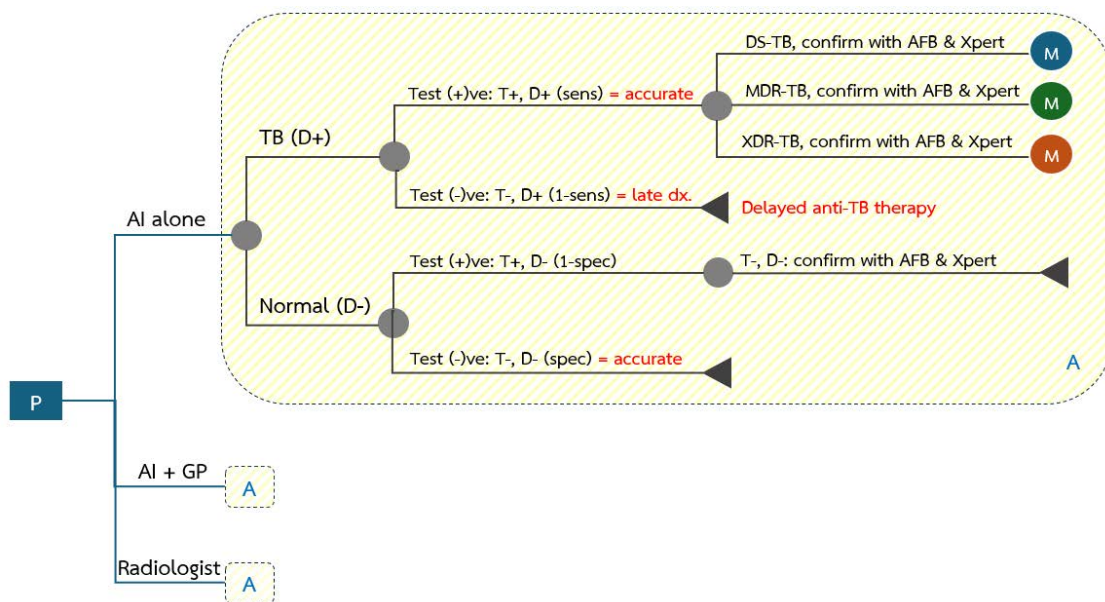
**แบบจำลอง decision tree** (รูปที่ 7) แสดงสถานการณ์การคัดกรองวัณโรคปอดจากภาพถ่ายรังสีทรวงอก (chest X-ray) ในกลุ่มเสี่ยงวัณโรค โดยเริ่มจากกลุ่มเสี่ยงผู้ใหญ่ (อายุ 15 ปีขึ้นไป) ได้รับการคัดกรองใน ทางเลือกต่าง ๆ ดังนี้

ทางเลือกที่ 1 คือ การตรวจคัดกรองวัณโรคปอดด้วยระบบบูรณาการปัญญาประดิษฐ์แปลผลภาพถ่ายรังสี ทรวงอก

ทางเลือกที่ 2 คือ การตรวจคัดกรองวัณโรคปอดด้วยระบบบูรณาการปัญญาประดิษฐ์ร่วมกับแพทย์ทั่วไป แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอก

ทางเลือกที่ 3 คือ การตรวจคัดกรองวัณโรคปอดโดยรังสีแพทย์เป็นผู้แปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอก

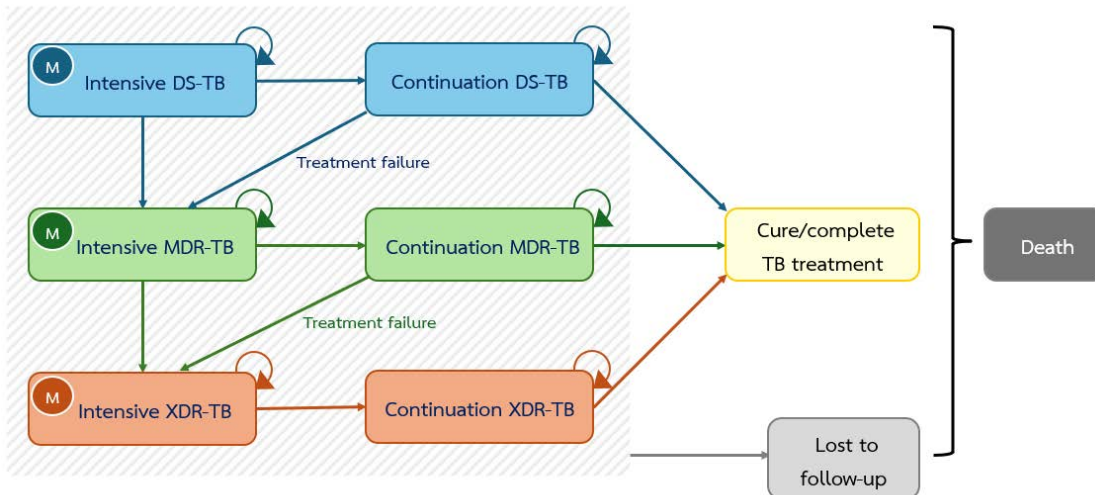
หลังจากนั้น จะเป็นการจำลองสถานะสุขภาพของผู้ป่วยวัณโรคตามประเภทของวัณโรคที่ตรวจพบ ประกอบด้วย 3 สถานะ ได้แก่ วัณโรคที่ไวต่อยา (drug susceptible tuberculosis: DS-TB) วัณโรคดื้อยาหลาย ขนาน (multidrug resistant tuberculosis: MDR-TB) และ วัณโรคดื้อยาหลายขนานชนิดรุนแรงมาก (extensively drug resistant tuberculosis: XDR-TB )



รูปที่ 7 แบบจำลอง decision tree แสดงสถานการณ์การคัดกรองวัณโรคปอดจากภาพถ่ายรังสีทรวงอก (chest X-ray) ในกลุ่มเสี่ยงวัณโรค

**แบบจำลอง Markov** (รูปที่ 8) ถูกดัดแปลงมาจากการศึกษาของ Chitpim N และคณะ (2022) [41] วิเคราะห์โดยใช้โปรแกรม Microsoft Excel (Microsoft 365®) แบบจำลองนี้ประกอบด้วย 8 สถานะสุขภาพ คือ (1) ผู้ป่วย DS-TB ที่รักษาในช่วง intensive (2) ผู้ป่วย DS-TB ที่รักษาในช่วง continuation (3) ผู้ป่วย MDR-TB ที่รักษาในช่วง intensive (4) ผู้ป่วย MDR-TB ที่รักษาในช่วง continuation (5) ผู้ป่วย XDR-TB ที่รักษาในช่วง intensive (6) ผู้ป่วย XDR-TB ที่รักษาในช่วง continuation (7) การรักษาหายหรือได้รับการรักษาครบตามระยะเวลาของแต่ละสูตรการรักษา และ (8) สถานะเสียชีวิต

เมื่อเริ่มต้นแบบจำลองผู้ป่วยวัณโรคปอดจะเข้าสู่แบบจำลองตามอุบัติการณ์ของวัณโรคปอดแต่ละประเภท (incidence) โดยผู้ป่วยในสถานะสุขภาพ 1-6 จะมีโอกาสขาดการติดตาม (lost to follow up) และในส่วนของสถานะสุขภาพการเสียชีวิต ผู้ป่วยทุกสถานะสุขภาพจะมีโอกาสเสียชีวิตจากวัณโรคและสาเหตุอื่น ๆ โดยกำหนดให้การดำเนินไปของวัณโรคปอดในแบบจำลอง Markov สถานะสุขภาพสามารถเปลี่ยนแปลงได้ภายใน 1 รอบเดือน (cycle length)



รูปที่ 8 แบบจำลอง Markov แสดงการดำเนินไปของวัณโรคปอดในแต่ละประเภท

● **ตัวแปรที่ใช้ในแบบจำลอง**

โอกาสที่จะเกิดเหตุการณ์ต่าง ๆ (transitional probability) ประกอบด้วย อุบัติการณ์ของวัณโรคปอด สัดส่วนผู้ป่วยวัณโรคปอดในแต่ละประเภทหลังตรวจคัดกรอง อัตราการขาดการติดตาม อัตราล้มเหลวจากการรักษาของผู้ป่วยวัณโรคปอดแต่ละประเภท และความเสี่ยงสัมพัทธ์ของการเสียชีวิตในผู้ป่วยวัณโรคปอดแต่ละประเภท ซึ่งได้จากทบทวนวรรณกรรมทั้งในและต่างประเทศ

สมรรถนะของเครื่องมือคัดกรอง (screening performance) ประกอบด้วย ความไวและความจำเพาะของการตรวจคัดกรองวัณโรคปอดด้วยบุคคลากร และความไวและความจำเพาะของการตรวจคัดกรองวัณโรคปอดด้วยบุคคลากรร่วมกับการใช้ปัญญาประดิษฐ์ ซึ่งได้จากทบทวนวรรณกรรมทั้งในและต่างประเทศ สำหรับความไวและความจำเพาะของการตรวจคัดกรองวัณโรคปอดด้วยปัญญาประดิษฐ์ อ้างอิงจากรายงานผลการทดสอบปัญญาประดิษฐ์ที่จำเพาะต่อการคัดกรองวัณโรคของราชวิทยาลัยรังสีแพทย์แห่งประเทศไทย [42]

ต้นทุน ประกอบด้วย ต้นทุนทางตรงด้านการแพทย์ (direct medical cost) และต้นทุนทางตรงที่ไม่เกี่ยวกับการแพทย์ (direct non-medical cost) ต้นทุนทางตรงที่เกี่ยวกับการแพทย์ ประกอบด้วย ต้นทุนการวินิจฉัย ซึ่งได้มาจากการศึกษาส่วนที่ 1 ส่วนต้นทุนการรักษาและการรักษาต่อเนื่องได้จากการทบทวนวรรณกรรมสำหรับต้นทุนทางตรงที่ไม่เกี่ยวกับการแพทย์ เป็นต้นทุนเกิดขึ้นจากการเจ็บป่วยและการรักษา แต่ไม่ได้เป็นส่วนหนึ่งของการรักษา เช่น ค่าเดินทาง ค่าอาหาร และค่าที่พักของผู้ป่วยและญาติ ในการไปรับการรักษา ค่าจ้างผู้ดูแลอุปกรณ์การอำนวยความสะดวก รวมทั้งค่าเสียเวลาของการดูแลอย่างไม่เป็นทางการโดยญาติหรือเพื่อน (informal care) ซึ่งจะได้มาจากรายการต้นทุนมาตรฐานเพื่อการประเมินเทคโนโลยีด้านสุขภาพ [43] ทั้งนี้ การใช้ข้อมูลต้นทุนจากการทบทวนวรรณกรรมจะมีการปรับมูลค่าให้เป็นมูลค่าปีปัจจุบันด้วยดัชนีราคาผู้บริโภคหมวดค่ารักษาพยาบาลทางการแพทย์ (Consumer Price Index: CPI) ของสำนักดัชนีเศรษฐกิจการค้า กระทรวงพาณิชย์ และต้นทุนในอนาคตจะถูกปรับลดให้เป็นมูลค่าปีปัจจุบัน โดยใช้อัตราปรับลด ร้อยละ 3 ตามคู่มือประเมินเทคโนโลยีและนโยบายด้านสุขภาพของประเทศไทย [37-39]

ผลลัพธ์ทางสุขภาพ วัดผลในรูปของปีสุขภาวะ (QALY) คำนวณโดยการนำช่วงอายุขัย (life expectancy) มาคูณด้วยค่าอรรถประโยชน์ (utility) ของผู้ป่วยในแต่ละสถานะสุขภาพ ซึ่งจะได้จากการทบทวนวรรณกรรมในประเทศ

รายละเอียดของตัวแปรและแหล่งข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา แสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 รายละเอียดของตัวแปรและแหล่งข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

ตัวแปร	แหล่งข้อมูล
<b>โอกาสที่จะเกิดเหตุการณ์ต่าง ๆ (transitional probability)</b>	
อุบัติการณ์ของวัณโรคปอด	ทบทวนวรรณกรรมทั้งในและต่างประเทศ
สัดส่วนผู้ป่วยวัณโรคปอดในแต่ละประเภทหลังตรวจคัดกรอง	ทบทวนวรรณกรรมทั้งในและต่างประเทศ
ความเสี่ยงสัมพัทธ์ของการเสียชีวิตของผู้ป่วยวัณโรคปอดในแต่ละประเภท	ทบทวนวรรณกรรมทั้งในและต่างประเทศ
<b>สมรรถนะของเครื่องมือ (screening performance)</b>	
ความไวของการคัดกรองด้วยปัญญาประดิษฐ์	รายงานผลการทดสอบปัญญาประดิษฐ์ที่จำเพาะต่อการคัดกรองวัณโรคของราชวิทยาลัยรังสีแพทย์แห่งประเทศไทย
ความจำเพาะของการคัดกรองด้วยปัญญาประดิษฐ์	รายงานผลการทดสอบปัญญาประดิษฐ์ที่จำเพาะต่อการคัดกรองวัณโรคของราชวิทยาลัยรังสีแพทย์แห่งประเทศไทย
ความไวของการคัดกรองด้วยปัญญาประดิษฐ์ร่วมกับแพทย์ทั่วไป	ทบทวนวรรณกรรมทั้งในและต่างประเทศ
ความจำเพาะของการคัดกรองด้วยปัญญาประดิษฐ์ร่วมกับแพทย์ทั่วไป	ทบทวนวรรณกรรมทั้งในและต่างประเทศ

ตัวแปร	แหล่งข้อมูล
ความไวของการคัดกรองด้วยรังสีแพทย์	ทบทวนวรรณกรรมทั้งในและต่างประเทศ
ความจำเพาะของการคัดกรองด้วยรังสีแพทย์	ทบทวนวรรณกรรมทั้งในและต่างประเทศ
<b>อัตราการขาดการติดตาม</b>	
อัตราการขาดการติดตาม (loss to follow-up rate)	ทบทวนวรรณกรรมทั้งในและต่างประเทศ
<b>ต้นทุน (costs)</b>	
<b>ต้นทุนทางตรงที่เกี่ยวข้องกับการแพทย์ (direct medical cost)</b>	
ต้นทุนการตรวจคัดกรองด้วยรังสีแพทย์	ข้อมูลจากการศึกษาส่วนที่ 1/ทบทวนวรรณกรรมในประเทศ
ต้นทุนการตรวจคัดกรองด้วยปัญญาประดิษฐ์	ข้อมูลจากการศึกษาส่วนที่ 1/ทบทวนวรรณกรรมในประเทศ
ต้นทุนการถ่ายภาพเอกซเรย์ปอด	ทบทวนวรรณกรรมในประเทศ
ต้นทุนการรักษาผู้ป่วยวัณโรคปอดแต่ละระยะ	ทบทวนวรรณกรรมในประเทศ
<b>ต้นทุนทางตรงที่ไม่เกี่ยวข้องกับการแพทย์ (direct non-medical cost)</b>	
ค่าอาหาร	รายการต้นทุนมาตรฐาน
ค่าเดินทาง	รายการต้นทุนมาตรฐาน
ค่าที่พัก	รายการต้นทุนมาตรฐาน
<b>ค่าอรรถประโยชน์ (utility score)</b>	
ค่าอรรถประโยชน์ของผู้ป่วยวัณโรคปอดแต่ละระยะ	ทบทวนวรรณกรรมในประเทศ

- การวิเคราะห์ข้อมูล

**การวิเคราะห์ต้นทุนอรรถประโยชน์**

นำเสนอผลการศึกษาในรูปของอัตราส่วนต้นทุนประสิทธิผลส่วนเพิ่ม (ICER) เมื่อกำหนดให้เพดานความคุ้มค่าเท่ากับ 160,000 บาทต่อปีสุขภาพะ คำนวณโดยใช้สูตร

$$\text{อัตราส่วนต้นทุนประสิทธิผลส่วนเพิ่ม} = \frac{\text{ต้นทุนของมาตรการใหม่} - \text{ต้นทุนของมาตรการเดิม}}{\text{ปีสุขภาพะของมาตรการใหม่} - \text{ปีสุขภาพะของมาตรการเดิม}}$$

**การวิเคราะห์ความไวของผลลัพธ์ (sensitivity analysis)**

การวิเคราะห์ความไม่แน่นอนแบบทางเดียว (one-way sensitivity analysis) เป็นการเปลี่ยนค่าตัวแปรที่สนใจทีละตัวแปร ขณะที่ตัวแปรอื่นมีค่าคงที่ ช่วงการผันแปรอยู่ที่ระดับความเชื่อมั่นที่ร้อยละ 95 ซึ่งทำให้ทราบว่ามีตัวแปรใดมีอิทธิพลมากน้อยต่อค่า ICER ที่เปลี่ยนแปลง และนำเสนอผลในรูปแบบของ tornado diagram

การวิเคราะห์ความไม่แน่นอนแบบความน่าจะเป็น (Probabilistic Sensitivity Analysis: PSA) เป็นการใช้เทคนิค Monte Carlo Simulation สุ่มคำนวณค่าตัวแปรทั้งหมดที่ใช้ในแบบจำลองไปพร้อมกันหลาย ๆ ตัวแปร

ตามลักษณะธรรมชาติการแจกแจงข้อมูล โดยจำลองผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์ต้นทุนประสิทธิผล (ICER) ซ้ำกัน 1,000 ครั้ง จากนั้นนำเสนอผลการวิเคราะห์ในรูปแบบของกราฟ cost-effectiveness acceptability curves ที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างระดับความคุ้มค่าและเกณฑ์ความคุ้มค่าที่ความเต็มใจจ่ายต่อ 1 ปีสุขภาพที่เพิ่มขึ้น

ตัวแปรที่ใช้ในการวิเคราะห์ความไวของผลลัพธ์ ทั้งการวิเคราะห์ความไม่แน่นอนแบบทางเดียวและการวิเคราะห์ความไม่แน่นอนแบบความน่าจะเป็น แสดงดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ตัวแปรที่ใช้ในการวิเคราะห์ความไวของผลลัพธ์

ตัวแปร	รายละเอียด
โอกาสที่จะเกิดเหตุการณ์ต่าง ๆ	อุบัติการณ์ของวัณโรคปอด
	สัดส่วนผู้ป่วยวัณโรคปอดในแต่ละประเภทหลังตรวจคัดกรอง
	ความเสี่ยงสัมพัทธ์ของการเสียชีวิตของผู้ป่วยวัณโรคปอดในแต่ละประเภท
สมรรถนะของเครื่องมือ	ความไวของการคัดกรองด้วยปัญญาประดิษฐ์
	ความจำเพาะของการคัดกรองด้วยปัญญาประดิษฐ์
	ความไวของการคัดกรองด้วยปัญญาประดิษฐ์ร่วมกับแพทย์ทั่วไป
	ความจำเพาะของการคัดกรองด้วยปัญญาประดิษฐ์ร่วมกับแพทย์ทั่วไป
	ความไวของการคัดกรองด้วยรังสีแพทย์
	ความจำเพาะของการคัดกรองด้วยรังสีแพทย์
อัตราการขาดการติดตาม	อัตราการขาดการติดตาม (loss to follow-up rate)
ต้นทุนทางตรงที่เกี่ยวกับการแพทย์	ต้นทุนการตรวจคัดกรองด้วยรังสีแพทย์
	ต้นทุนการตรวจคัดกรองด้วยปัญญาประดิษฐ์
	ต้นทุนการถ่ายภาพเอกซเรย์ปอด
	ต้นทุนการรักษาผู้ป่วยวัณโรคปอดแต่ละระยะ
ต้นทุนทางตรงที่ไม่เกี่ยวกับการแพทย์	ค่าอาหาร
	ค่าเดินทาง
	ค่าที่พัก
ค่าอรรถประโยชน์	ค่าอรรถประโยชน์ของผู้ป่วยวัณโรคปอดแต่ละระยะ

## 6. การวางแผนเพื่อเผยแพร่งานวิจัย

- การจัดประชุมผู้มีส่วนได้ส่วนเสียเพื่อเผยแพร่และปรึกษาหารือการขยายผลของงานวิจัย: 1 งานประชุม
- การตีพิมพ์ในรูปแบบ Policy Brief: 1 Policy Brief
- การตีพิมพ์ในรูปแบบ Journal Publication: 1 Article
- การสรุปรายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์: 1 ฉบับ

## 7. แหล่งทุน

โครงการวิจัยนี้ได้รับทุนสนับสนุนวิจัยจากสถาบันวิจัยระบบสาธารณสุข (สวรส.)





## เอกสารอ้างอิง

1. Tobin EH, T.D. Tuberculosis. 2024.
2. Chakaya, J., 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**: p. S26-S29.
3. Pande, T., et al., Computer-aided detection of pulmonary tuberculosis on digital chest radiographs: a systematic review. Int J Tuberc Lung Dis, 2016. **20**(9): p. 1226-30.
4. van't Hoog, A.H., et al., Screening strategies for tuberculosis prevalence surveys: the value of chest radiography and symptoms. PLoS One, 2012. **7**(7): p. e38691.
5. World Health, O., Chest radiography in tuberculosis detection: summary of current WHO recommendations and guidance on programmatic approaches. 2016, Geneva: World Health Organization.
6. Amisha, et al., Overview of artificial intelligence in medicine. J Family Med Prim Care, 2019. **8**(7): p. 2328-2331.
7. Mintz, Y. and R. Brodie, Introduction to artificial intelligence in medicine. Minim Invasive Ther Allied Technol, 2019. **28**(2): p. 73-81.
8. 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>.
9. !!! INVALID CITATION !!! {Al Kuwaiti, 2023 #16}.
10. Avsec, Ž. and J. Cheng. A catalogue of genetic mutations to help pinpoint the cause of diseases. 2023; Available from: <https://deepmind.google/discover/blog/a-catalogue-of-genetic-mutations-to-help-pinpoint-the-cause-of-diseases/>.
11. Hicks, S.A., et al., On evaluation metrics for medical applications of artificial intelligence. Scientific Reports, 2022. **12**(1): p. 5979.
12. Al Kuwaiti, A., et al., A review of the role of artificial intelligence in healthcare. 2023. **13**(6): p. 951.
13. Jang, S., et al., Deep learning-based automatic detection algorithm for reducing overlooked lung cancers on chest radiographs. 2020. **296**(3): p. 652-661.
14. Drexel University. Pros & Cons of Artificial Intelligence in Medicine. Available from: <https://drexel.edu/cci/stories/artificial-intelligence-in-medicine-pros-and-cons/>.
15. สถาบันส่งเสริมการสอนวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี. AI กับเทคโนโลยีทางการแพทย์. Available from: <https://www.scimath.org/article-technology/item/11230-ai-11230>.

16. Mintz, Y., R.J.M.I.T. Brodie, and A. Technologies, Introduction to artificial intelligence in medicine. 2019. **28**(2): p. 73-81.
17. WHO Guidelines Approved by the Guidelines Review Committee, in WHO consolidated guidelines on tuberculosis: Module 2: screening – systematic screening for tuberculosis disease. 2021, World Health Organization© World Health Organization 2021.: Geneva.
18. Van Calster, B., et al., Calibration: the Achilles heel of predictive analytics. BMC Medicine, 2019. **17**(1): p. 230.
19. Wang, C., Calibration in Deep Learning: A Survey of the State-of-the-Art. 2023.
20. Olchanski, N., et al., Understanding the Value of Individualized Information: The Impact of Poor Calibration or Discrimination in Outcome Prediction Models. Med Decis Making, 2017. **37**(7): p. 790-801.
21. Yu, F., et al., Heterogeneity and predictors of the effects of AI assistance on radiologists. Nature Medicine, 2024. **30**(3): p. 837-849.
22. Agarwal, N., et al., Combining Human Expertise with Artificial Intelligence: Experimental Evidence from Radiology. National Bureau of Economic Research Working Paper Series, 2023. **No. 31422**.
23. Reddy, S., Explainability and artificial intelligence in medicine. The Lancet Digital Health, 2022. **4**(4): p. e214-e215.
24. Amann, J., et al., Explainability for artificial intelligence in healthcare: a multidisciplinary perspective. BMC Med Inform Decis Mak, 2020. **20**(1): p. 310.
25. Hassija, V., et al., Interpreting Black-Box Models: A Review on Explainable Artificial Intelligence. Cognitive Computation, 2024. **16**(1): p. 45-74.
26. van der Velden, B.H.M., et al., Explainable artificial intelligence (XAI) in deep learning-based medical image analysis. Medical Image Analysis, 2022. **79**: p. 102470.
27. Qin, Z.Z., et al., Using artificial intelligence to read chest radiographs for tuberculosis detection: A multi-site evaluation of the diagnostic accuracy of three deep learning systems. 2019. **9**(1): p. 15000.
28. Bashir, S., 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. 2022. **17**(12): p. e0277393.
29. Nsengiyumva, N.P., et al. Triage of Persons With Tuberculosis Symptoms Using Artificial Intelligence–Based Chest Radiograph Interpretation: A Cost-Effectiveness Analysis. in Open Forum Infectious Diseases. 2021. Oxford University Press US.

30. Adams, S.J., et al., Development and cost analysis of a lung nodule management strategy combining artificial intelligence and lung-RADS for baseline lung cancer screening. 2021. **18**(5): p. 741-751.
31. Seyyed-Kalantari, L., et al., Underdiagnosis bias of artificial intelligence algorithms applied to chest radiographs in under-served patient populations. 2021. **27**(12): p. 2176-2182.
32. Vassall, A., et al., Cost-effectiveness of Xpert MTB/RIF for tuberculosis diagnosis in South Africa: a real-world cost analysis and economic evaluation. 2017. **5**(7): p. e710-e719.
33. Philipsen, R., et al., Automated chest-radiography as a triage for Xpert testing in resource-constrained settings: a prospective study of diagnostic accuracy and costs. 2015. **5**(1): p. 12215.
34. MacPherson, P., 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. 2021. **18**(9): p. e1003752.
35. Pooran, A., et al., Point of care Xpert MTB/RIF versus smear microscopy for tuberculosis diagnosis in southern African primary care clinics: a multicentre economic evaluation. 2019. **7**(6): p. e798-e807.
36. Herman, B.Z., Artificial neural network for pulmonary rifampicin resistant tuberculosis screening Indonesia: a study in accuracy and cost-effectiveness analysis of the model. 2020.
37. อุษา ฉายเกตุแก้ว, et al., คู่มือการประเมินเทคโนโลยีด้านสุขภาพสำหรับประเทศไทย. นนทบุรี: กราฟิโก ซิสเต็มส์; 2550.
38. อุษา ฉายเกตุแก้ว, ยศ ตีระพัฒนานนท์, and และบรรณาธิการ., คู่มือการประเมินเทคโนโลยีด้านสุขภาพสำหรับประเทศไทย ฉบับที่ 2 พ.ศ. 2556. นนทบุรี: วัชรินทร์ พี.พี.; 2556.
39. ศุภสิทธิ์ พรรณารุโณทัย, et al., คู่มือการประเมินเทคโนโลยีด้านสุขภาพสำหรับประเทศไทย ฉบับปรับปรุง พ.ศ. 2564. นนทบุรี; 2564.
40. รายงานการประชุมผู้เชี่ยวชาญและผู้มีส่วนได้ส่วนเสียของโครงการ การพัฒนาแนวทางการประเมินความคุ้มค่าปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ เพื่อบรรจุในชุดสิทธิประโยชน์ในระบบประกันสุขภาพของประเทศไทย. 27 ก.ย. 2567.
41. Chitpim, N., et al., Cost-utility analysis of molecular testing for tuberculosis diagnosis in suspected pulmonary tuberculosis in Thailand. 2022: p. 61-73.
42. ราชาวิทยาลัยรังสีแพทย์แห่งประเทศไทย. รายงานผลการทดสอบปัญญาประดิษฐ์ในภาพถ่ายรังสีทรวงอก. Available from: [https://www.rcrt.or.th/ai\\_test\\_report/](https://www.rcrt.or.th/ai_test_report/).
43. อาทร ธีวโพบูลย์, รายงานต้นทุนมาตรฐานเพื่อการประเมินเทคโนโลยีด้านสุขภาพ (Standard Cost Lists for Health Technology Assessment). คณะเภสัชศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหิดล: 2552.