

การประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) แปลผลภาพรังสีทรวงอก เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการคัดกรองวัณโรคเชิงรุกในชุมชน

Application of Artificial Intelligence (AI) in Chest Radiography Interpretation to Enhance the Efficiency of Active Tuberculosis Screening in Community Settings

จิรวัดน์ วรสิงห์¹, ภัทรากาญจน์ วิธาทานัง¹, ชุตินา ศิริพานุมาศ¹, วาทยากร เทพสวัสดิ์¹,
วรรณนิสา เทพรงค์ทอง¹, ณัฐพงศ์ คำดา¹ ยามิรา สายเสน¹, ไกรสร โตทับเที่ยง¹, ผลีน กมลวัฒน์²

¹กองวัณโรค กรมควบคุมโรค กระทรวงสาธารณสุข,

²สำนักงานคณะกรรมการผู้ทรงคุณวุฒิ กรมควบคุมโรค

Jirawat Vorasingha¹, Pattarakan Withatanang¹, Chutima Siripanumas¹, Watayagorn Thepsawat¹,
Wannisa Theprongthong¹, Nattapong Khamda¹, Yameera Saisen¹, Kraisorn Tohtubtiang¹, Phalin Kamolwat²

¹Division of Tuberculosis, Department of Disease Control, Ministry of Public Health,

²Office of the Senior Expert Committee, Department of Disease Control, Ministry of Public Health

Corresponding Author: ksornt@gmail.com

Received 2025 Jun 19, Revised 2025 Aug 5, Accepted 2025 Aug 25

DOI: 10.14456/iudcj.2026.1

บทคัดย่อ

การคัดกรองวัณโรคเชิงรุกมีความสำคัญในการค้นหาผู้ป่วยวัณโรคระยะเริ่มแรกโดยการถ่ายภาพรังสีทรวงอก เป็นเครื่องมือหลักในการคัดกรองหาผู้สงสัยวัณโรคเพื่อนำเสนอให้ไปตรวจวินิจฉัย แต่การคัดกรองเชิงรุกในชุมชนยังมีข้อจำกัดด้านการหาแพทย์อ่านภาพรังสีทรวงอกในพื้นที่ดำเนินงาน ส่งผลให้เกิดความล่าช้าและอาจทำให้ผู้สงสัยวัณโรคไม่ได้รับการตรวจประเมินหาผลภาพรังสีทรวงอกมีความเสี่ยงที่จะเป็นวัณโรค ซึ่งอาจนำไปสู่การแพร่เชื้อวัณโรคในครอบครัวและชุมชน ดังนั้นการนำปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาแปลผลภาพรังสีทรวงอก จึงเป็นแนวทางหนึ่งในการเพิ่มประสิทธิภาพการคัดกรองวัณโรคเชิงรุกในชุมชน โดยการศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินผลการประยุกต์ใช้ AI แปลผลภาพรังสีทรวงอก เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการคัดกรองวัณโรคเชิงรุกในชุมชน การศึกษานี้ใช้ข้อมูลย้อนหลังจากอาสาสมัครอายุ 15 ปีขึ้นไป จำนวน 1,968 คน ใน 3 ชุมชน เปรียบเทียบการแปลผลภาพรังสีทรวงอกโดย AI และแพทย์ ด้วยค่าความไว ความจำเพาะ ความถูกต้อง ค่าพยากรณ์บวก (PPV) ค่าพยากรณ์ลบ (NPV) และค่า AUC โดยใช้ Composite Reference Standard (CRS) เป็นมาตรฐานอ้างอิง และใช้การทดสอบ McNemar ในการเปรียบเทียบผลการวิจัย AI มีค่าความไว 71.4% ความจำเพาะ 96.0% ความถูกต้อง 95.8% PPV 11.2% และ NPV 99.8% ค่า AUC 0.9 (95% CI: 0.80-0.99) ในขณะที่แพทย์ มีค่าความไว 71.4% ความจำเพาะ 90.0% ความถูกต้อง 89.8% PPV 4.8% และ NPV 99.8% การเปรียบเทียบทางสถิติพบว่า ความไวของ AI และแพทย์ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ($p = 1.00$) แต่ AI มีความจำเพาะสูงกว่าแพทย์อย่างมีนัยสำคัญ ($p < 0.0001$) สรุปผลการวิจัย AI ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการคัดกรองวัณโรคในชุมชน โดยสามารถคัดกรองภาพรังสีทรวงอกที่ปกติออกได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ ลดภาระแพทย์ในการอ่านภาพ และช่วยให้มุ่งเน้นเฉพาะภาพที่ผิดปกติหรือมีความเสี่ยงสูง

ได้อย่างมีประสิทธิภาพนอกจากนี้ในกรณีที่ไม่มีแพทย์ในพื้นที่ AI ยังสามารถใช้เป็นเครื่องมือช่วยตัดสินใจในการเก็บเสมหะเพื่อตรวจวินิจฉัยได้อย่างทันเวลาที่ ส่งผลให้สามารถพบผู้ป่วยและเข้าสู่การรักษาได้รวดเร็ว ลดการแพร่กระจายของเชื้อในชุมชน

คำสำคัญ: วัณโรค, การคัดกรองเชิงรุก, ปัญญาประดิษฐ์, การถ่ายภาพรังสีทรวงอก

Abstract

Active Tuberculosis (TB) Screening is crucial for the early detection of TB cases. Chest radiography is the primary tool used to screen individuals suspected of TB and to identify those requiring sputum testing for diagnosis. However, there are limitations to community-based active screening due to the limited availability of physicians to interpret chest radiographs in the field. This limitation can lead to delays and may result in individuals with chest X-rays suspected of TB not receiving sputum tests, which could lead to the spread of TB within families and communities. Therefore, applying artificial intelligence (AI) to interpret chest radiographs may help enhance the efficiency of active TB screening in community settings. The objective of this study is to evaluate the outcome of applying Artificial Intelligence in interpreting chest radiography to enhance the efficiency of active tuberculosis screening in community settings. This retrospective study involved data from 1,968 volunteers aged 15 years and older in three communities. Chest radiography interpretations by AI and physicians were compared based on sensitivity, specificity, accuracy, positive predictive value (PPV), negative predictive value (NPV), and the area under the ROC curve (AUC). The Composite Reference Standard (CRS) was used as the diagnostic reference, and McNemar's test was used to compare the results between AI and physicians. The result showed that AI had a sensitivity of 71.4%, specificity of 96.0%, accuracy of 95.8%, PPV of 11.2%, and NPV of 99.8%, with an AUC of 0.9 (95% CI: 0.80-0.99). Physicians showed a sensitivity of 71.4%, specificity of 90.0%, accuracy of 89.8%, PPV of 4.8%, and NPV of 99.8%. Statistical comparison showed no significant difference in sensitivity between AI and physicians ($p = 1.00$), but AI had significantly higher specificity than physicians ($p < 0.0001$). In conclusion, AI improves the efficiency of TB screening in communities by quickly and accurately identifying normal chest radiographs, thereby reducing the workload for physicians. This enables physicians to focus on reviewing abnormal or high-risk cases more effectively. Furthermore, in areas without physician availability, AI can serve as a decision-support tool for timely sputum collection and diagnostic testing. As a result, TB cases can be detected and treated more quickly, reducing transmission within the community.

Keywords: Tuberculosis, Active Tuberculosis Screening, Artificial Intelligence, chest radiography

บทนำ

“วัณโรคในไทย ทำลายแต่ไม่สิ้นหวัง” ประเทศไทยยังคงเผชิญกับปัญหาวัณโรคมาอย่างยาวนาน แม้จะมีความพยายามเพื่อลดปัญหาดังกล่าวอย่างต่อเนื่อง จากข้อมูลในปี พ.ศ. 2566 พบว่ามีผู้ป่วยขึ้นทะเบียนรักษาวัณโรค (ทั้งรายใหม่และกลับเป็นซ้ำ) ประมาณ 79,000 ราย⁽¹⁾ ขณะที่องค์การอนามัยโลก (WHO) ได้ประมาณการจำนวนผู้ป่วยวัณโรคในประเทศไทยไว้ที่ประมาณ 111,000 ราย⁽²⁾ คิดเป็นอัตราความครอบคลุมของการค้นหาและขึ้นทะเบียนรักษา (TB treatment coverage rate) ร้อยละ 71.0 ตัวเลขดังกล่าวสะท้อนให้เห็นถึงความท้าทายที่ประเทศไทยยังต้องเผชิญในการค้นหาผู้ป่วยวัณโรคที่ยังแฝงอยู่ในชุมชน และยังไม่ได้ได้รับการวินิจฉัยหรือเข้าถึงการรักษาอย่างเหมาะสม ซึ่งอาจเป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อการแพร่กระจายของเชื้อวัณโรคในวงกว้าง โดยเฉพาะในกลุ่มประชากรที่มีความเสี่ยงหรืออยู่ในพื้นที่ที่เข้าถึงบริการได้ยาก การเร่งค้นหาผู้ป่วยวัณโรคตั้งแต่ระยะเริ่มแรก (Early Detection) เป็นสิ่งจำเป็นอย่างยิ่ง แผนปฏิบัติการระดับชาติด้านการต่อต้านวัณโรคของกระทรวงสาธารณสุข จึงมุ่งเน้นไปที่กลยุทธ์ขยายการค้นหาผู้ป่วยวัณโรคเชิงรุก (Active case-finding) ด้วยการถ่ายภาพรังสีทรวงอก (CXR) ในกลุ่มเสี่ยงวัณโรคและกลุ่มเปราะบางต่าง ๆ เช่น ผู้สูงอายุ ผู้ต้องขังในเรือนจำ กลุ่มประชากรข้ามชาติ เป็นต้น นอกจากนี้ยังส่งเสริมให้ใช้เครื่องมือและเทคโนโลยีที่ทันสมัยอย่างปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ในการเพิ่มประสิทธิภาพการคัดกรองวัณโรค โดยมีเป้าหมายเพื่อนำผู้ป่วยวัณโรคเข้าสู่กระบวนการรักษาได้อย่างรวดเร็วและมีประสิทธิภาพ ซึ่งจะช่วยลดระยะเวลาการแพร่กระจายเชื้อ และตัดวงจรการติดเชื้อในครอบครัวและชุมชนได้อย่างยั่งยืน⁽³⁾ เครื่องมือคัดกรองวัณโรคเชิงรุกที่มีประสิทธิภาพในขณะนี้คือการถ่ายภาพรังสีทรวงอก (Chest X-ray) เนื่องจาก

มีความไว (Sensitivity) ในการวินิจฉัยวัณโรคปอดสูงถึงร้อยละ 87.0-98.0⁽⁴⁾ แต่มีข้อจำกัดบางประการที่ทำให้การดำเนินงานในพื้นที่ขาดประสิทธิภาพ เช่น การขาดแคลนรังสีแพทย์ในการอ่านภาพรังสีทรวงอกในพื้นที่ ความเหนื่อยล้าของแพทย์จากการอ่านภาพรังสีทรวงอกเป็นเวลานาน อาจทำให้เกิดความเอนเอียง (Bias) ในการแปลผล⁽⁵⁾ เป็นต้น เพื่อแก้ไขปัญหาดังกล่าว ปัจจุบันมีการนำปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) มาใช้สนับสนุนการคัดกรองเบื้องต้น โดยระบบ AI สามารถคัดแยกภาพรังสีทรวงอกที่มีลักษณะปกติออกจากภาพที่มีความผิดปกติหรือสงสัยวัณโรค ซึ่งช่วยลดภาระของแพทย์ในการอ่านภาพ ทำให้ผู้รับบริการได้รับการตรวจเพื่อวินิจฉัยวัณโรคได้รวดเร็วมากขึ้น ปัญญาประดิษฐ์ หรือ AI คือระบบคอมพิวเตอร์ที่สามารถทำงานที่ปกติแล้วต้องอาศัยความสามารถของมนุษย์ เช่น การเรียนรู้ การวิเคราะห์ การตัดสินใจ และการแก้ปัญหา โดยใช้เทคนิคต่าง ๆ เช่น การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) และการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)⁽⁶⁾ เพื่อสร้างแบบจำลองที่สามารถประมวลผลข้อมูลและทำการตัดสินใจได้อย่างแม่นยำ ในปัจจุบัน AI มีบทบาทสำคัญในวงการแพทย์ โดยเฉพาะการวินิจฉัย และพยากรณ์โรคจากเครื่องมือแพทย์ต่าง ๆ เช่น ภาพถ่าย MRI, CT scan และ X-ray⁽⁷⁾ ซึ่งช่วยให้แพทย์สามารถวินิจฉัยโรคได้อย่างแม่นยำและรวดเร็ว โดย AI จะแปลผลออกมาเป็นค่าความน่าจะเป็นของการเกิดโรค และใช้ประกอบการแปลผลเบื้องต้นก่อนจะได้รับการยืนยันจากแพทย์อีกครั้ง⁽⁸⁾ การใช้ AI มาเป็นผู้ช่วยแพทย์จึงเป็นทางเลือกที่มีประโยชน์ต่อการค้นหาผู้ป่วยในชุมชน

ในปี 2564 กองวัณโรค กรมควบคุมโรค กระทรวงสาธารณสุข ได้เล็งเห็นถึงประโยชน์ของเทคโนโลยี AI ในการยกระดับประสิทธิภาพการคัดกรองวัณโรค จึงได้ลงนามบันทึกข้อตกลงความร่วมมือกับจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย เพื่อดำเนินการวิจัยและพัฒนา AI

สำหรับช่วยวินิจฉัยวัณโรคเบื้องต้นซึ่งต่อมาได้รับการตั้งชื่อว่า “DTB-CU AI” ซึ่งถูกนำไปติดตั้งบนรถเอกซเรย์เคลื่อนที่เพื่อใช้ในกิจกรรมคัดกรองวัณโรคเชิงรุกในชุมชน โดยเฉพาะในพื้นที่ที่มีข้อจำกัดด้านบุคลากรทางการแพทย์ เช่น การขาดแคลนแพทย์รังสีสำหรับอ่านภาพถ่ายรังสีทรวงอก เพื่อให้การคัดกรองวัณโรคในชุมชนเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น

ระเบียบวิธีการวิจัย

การศึกษานี้เป็นการวิจัยเชิงวิเคราะห์แบบย้อนหลัง (Retrospective study) โดยใช้ข้อมูลทุติยภูมิจากโครงการสำรวจความชุกของวัณโรคระดับชาติในประเทศไทย ครั้งที่ 5 (ระย่นำร่อง) ซึ่งดำเนินการในช่วงเดือนกันยายนถึงพฤศจิกายน พ.ศ. 2566 กลุ่มตัวอย่างประกอบด้วยอาสาสมัครที่มีอายุ 15 ปีขึ้นไป จาก 3 พื้นที่เพื่อให้เป็นตัวแทนของประชากรในบริบททางสังคมที่แตกต่างกัน ได้แก่ พื้นที่เขตชนบท (จังหวัดขอนแก่น) พื้นที่เขตเมือง (จังหวัดนครราชสีมา) และพื้นที่เขตกรุงเทพมหานคร โดยพื้นที่เหล่านี้เป็นบริเวณที่มีความชุกของวัณโรคสูงและมีโครงการนำร่องที่ใช้เทคโนโลยี AI ร่วมกับการแปลผลโดยแพทย์ในการอ่านภาพรังสีทรวงอก อีกทั้งยังมีกระบวนการตรวจเสมหะในกลุ่มผู้ที่มีอาการสงสัยวัณโรค ซึ่งเอื้อต่อการรวบรวมข้อมูล

ข้อมูลที่น่าสนใจเป็นข้อมูลที่ไม่สามารถระบุตัวบุคคลได้ ประกอบด้วยค่าคะแนนจากระบบ AI (DTB-CU) ผลการแปลภาพรังสีทรวงอกโดยแพทย์เฉพาะทางที่ไม่ใช้รังสีแพทย์ และผลการตรวจเสมหะของอาสาสมัครที่มีผลเอกซเรย์หรืออาการที่เข้าได้กับวัณโรค การกำหนดมาตรฐานอ้างอิงในการศึกษานี้ ใช้แนวทางการจำแนกกลุ่มผู้เป็นวัณโรค และไม่เป็น

วัณโรค โดยอาศัยวิธี Composite Reference Standard (CRS) ซึ่งเป็นการบูรณาการข้อมูลจากหลายแหล่ง ตามเกณฑ์ที่กำหนดไว้ล่วงหน้า

และเป็นแนวทางที่เหมาะสมในกรณีที่ไม่สามารถพึ่งพาผลตรวจใดผลหนึ่งเป็นมาตรฐานอ้างอิงเพียงอย่างเดียว⁽⁹⁾ เพื่อลดข้อจำกัดของการใช้ผลตรวจทางห้องปฏิบัติการเพียงอย่างเดียว โดยเฉพาะในบริบทของการสำรวจภาคสนามที่ไม่สามารถเก็บเสมหะจากผู้เข้าร่วมทุกรายได้

ผู้เข้าร่วมการศึกษาถูกแบ่งออกเป็นสองกลุ่มตามเกณฑ์การจำแนกของการสำรวจความชุกฯ ดังนี้

1. กลุ่ม “เป็นวัณโรค” หมายถึง ผู้ที่มีผลตรวจทางห้องปฏิบัติการเข้าเกณฑ์อย่างใดอย่างหนึ่ง ดังนี้

ก. ผล Xpert MTB/RIF Ultra เป็น MTB detected

ข. ผลเพาะเชื้อในอาหารเหลว (MGIT Culture) เป็น Growth และ MTBC

2. กลุ่ม “ไม่เป็นวัณโรค” หมายถึง ผู้ที่เข้าเกณฑ์อย่างใดอย่างหนึ่งดังต่อไปนี้

ก. ไม่ได้ถูกเก็บเสมหะ เนื่องจากมีลักษณะครบทั้ง 3 ข้อต่อไปนี้

- การแปลผลภาพถ่ายรังสีทรวงอกโดยแพทย์ไม่พบความผิดปกติ หรือผิดปกติอื่นๆที่ไม่สงสัยวัณโรค

- ค่าคะแนนจาก DTB-CU AI ต่ำกว่า 0.3

- ค่าคะแนนจากการประเมินอาการด้วยแบบสอบถาม (verbal screening) น้อยกว่า 3 คะแนน โดยมีเกณฑ์ดังนี้: ไอทุกวันติดต่อกัน ≥ 2 สัปดาห์ และไอเป็นเลือดภายใน 1 เดือนที่ผ่านมา ให้ 3 คะแนน ไอน้อยกว่า 2 สัปดาห์ ให้ 2 คะแนน น้ำหนักลดโดยไม่ทราบสาเหตุ, มีไข้ทุกวัน ≥ 1 สัปดาห์ และเหงื่อออกตอนกลางคืนผิดปกติภายใน 1 เดือนที่ผ่านมา ให้ 1 คะแนนต่อข้อ⁽¹⁰⁾

ข. ถูกเก็บเสมหะ แต่ผลตรวจทั้ง Xpert และ Culture เป็นลบ

การวิเคราะห์ข้อมูล

การวิเคราะห์ข้อมูลในงานวิจัยนี้จะประกอบด้วยการเปรียบเทียบผลการแปลภาพรังสีทรวงอกของ DTB-CU AI กับผลการแปลโดยแพทย์ และใช้ CRS เป็นมาตรฐานอ้างอิง การวิเคราะห์จะมุ่งเน้นไปที่การประเมินประสิทธิภาพของระบบ AI ในการทำนายวัณโรคโดยใช้ค่า Cut-off score ที่ 0.3 และค่าสถิติที่ใช้ในการประเมิน ได้แก่ ความไว (Sensitivity), ความจำเพาะ (Specificity), ความถูกต้อง (Accuracy), ค่าพยากรณ์บวก (Positive Predictive Value: PPV), ค่าพยากรณ์ลบ (Negative Predictive Value: NPV), และค่าพื้นที่ใต้กราฟของ ROC curve (Area Under the Curve: AUC)

นอกจากนี้ จะมีการทดสอบสมมติฐานเพื่อเปรียบเทียบความไวและความจำเพาะระหว่าง AI และแพทย์โดยใช้สมมติฐาน $H_0: Se_1 = Se_2$ และ $H_0: Sp_1 = Sp_2$ และทดสอบแบบ McNemar's test⁽¹¹⁻¹²⁾ ซึ่งเป็นวิธีการทางสถิติที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลคู่ (Paired Binary Data) และใช้สำหรับวิเคราะห์ความแตกต่างของผลลัพธ์ระหว่างสองกลุ่มที่ไม่เป็นอิสระต่อกัน⁽¹³⁻¹⁴⁾ และวิเคราะห์ค่าสถิติด้วยโปรแกรม R version 4.3.3

การพิทักษ์สิทธิกลุ่มตัวอย่าง

โครงการวิจัยนี้ไม่ได้ขอรับรองจากคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ เนื่องจากเป็นการศึกษาที่ใช้ข้อมูลทุติยภูมิ (secondary data) ที่ไม่มีข้อมูลระบุตัวตน (de-identified data) และไม่มีการติดต่อหรือแทรกแซงใดๆ กับกลุ่มตัวอย่างโดยตรง อีกทั้งการวิเคราะห์ข้อมูลดังกล่าวไม่ก่อให้เกิดความเสี่ยงหรือผลกระทบต่อสิทธิหรือศักดิ์ศรีของผู้ให้ข้อมูล อย่างไรก็ตาม ผู้วิจัยตระหนักถึงหลักจริยธรรมในการทำวิจัย และได้ดำเนินการมาตรการเพื่อพิทักษ์สิทธิของกลุ่มตัวอย่างอย่างเคร่งครัด โดยข้อมูลที่นำมาใช้ได้รับอนุญาตจากหน่วยงานเจ้าของข้อมูล

ภายใต้ข้อตกลงที่ชัดเจน เพื่อวัตถุประสงค์ทางวิชาการ และการวิจัยเท่านั้น ข้อมูลทั้งหมดถูกจัดเก็บและวิเคราะห์ในลักษณะที่ไม่สามารถระบุตัวบุคคลได้ และไม่มี การเปิดเผยข้อมูลส่วนบุคคลใด ๆ ที่อาจกระทบต่อ ความเป็นส่วนตัวของกลุ่มตัวอย่าง ผลการวิเคราะห์ จะรายงานในภาพรวมเพื่อหลีกเลี่ยงการชี้เฉพาะหรือ เชื่อมโยงกับบุคคลใดบุคคลหนึ่ง ทั้งนี้เพื่อให้สอดคล้อง กับหลักการพื้นฐานของการวิจัยที่ให้เคารพต่อสิทธิ และศักดิ์ศรีของผู้เกี่ยวข้องทุกฝ่าย

ผลการวิจัย

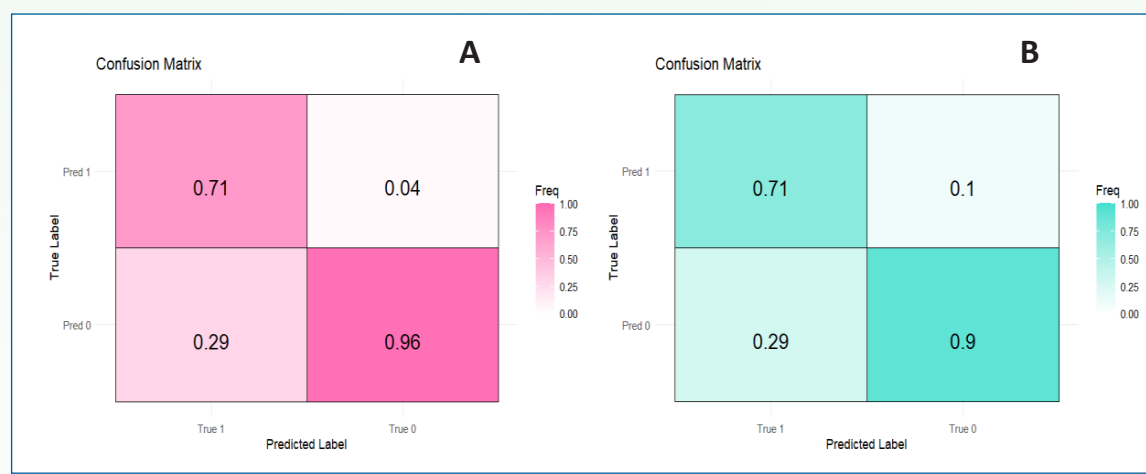
จากการรวบรวมข้อมูลจากอาสาสมัคร อายุ 15 ปีขึ้นไปจำนวนทั้งสิ้น 1,968 ราย พบว่า DTB-CU AI แปลผลภาพว่ามีลักษณะเข้าได้กับวัณโรคปอด จำนวน 89 ราย (ร้อยละ 4.5) ขณะที่แพทย์ระบุว่า มีลักษณะ เข้าได้กับวัณโรคปอดจำนวน 207 ราย (ร้อยละ 10.5) โดยผลการตรวจยืนยันด้วยการตรวจเสมหะด้วยวิธี Xpert MTB/RIF (Ultra) หรือ liquid culture พบผู้ป่วย ที่ได้รับการวินิจฉัยว่าเป็นวัณโรคปอดจริงจำนวน 14 ราย (ร้อยละ 0.7) (ตารางที่ 1)

นอกจากนี้การประเมินประสิทธิภาพในการแปลผล ภาพรังสีทรวงอกเพื่อวินิจฉัยวัณโรคปอด ของ AI ที่ค่า Cut-off score 0.3 พบว่า AI มีค่าความไว (sensitivity) ร้อยละ 71.4 ความจำเพาะ (specificity) ร้อยละ 96.0 ความถูกต้อง (accuracy) ร้อยละ 95.8 ค่าพยากรณ์บวก (PPV) ร้อยละ 11.2 และ ค่าพยากรณ์ลบ (NPV) ร้อยละ 99.8 ในขณะที่แพทย์มีค่าความไวเท่ากันคือร้อยละ 71.4 แต่มีค่าความจำเพาะต่ำกว่าคือร้อยละ 90.0 ความถูกต้อง อยู่ที่ร้อยละ 89.8 ค่าพยากรณ์บวกอยู่ที่ร้อยละ 4.8 และ ค่าพยากรณ์ลบอยู่ที่ร้อยละ 99.8 (ตารางที่ 2)

เมื่อวิเคราะห์ ROC curve พบว่า DTB-CU AI มีค่าพื้นที่ใต้กราฟ (Area Under the Curve: AUC) เท่ากับ 0.90 (95% CI: 0.80–0.99) (ภาพที่ 2) การวิเคราะห์เพิ่มเติมเกี่ยวกับค่าคะแนน cut-off ที่แตกต่างกัน ในช่วง 0.2 ถึง 0.7 พบว่า ค่า cut-off ที่ 0.3 ให้ค่า AUC สูงที่สุด คือ 0.8 รองลงมาคือ cut-off ที่ 0.4 (AUC = 0.81) และ 0.2 (AUC = 0.80) ตามลำดับ (ภาพที่ 3)

ตารางที่ 1 การเปรียบเทียบผลการทำนายวัณโรคของแพทย์และ DTB-CU AI โดยใช้ Composite Reference Standard (CRS) เป็นมาตรฐานอ้างอิง

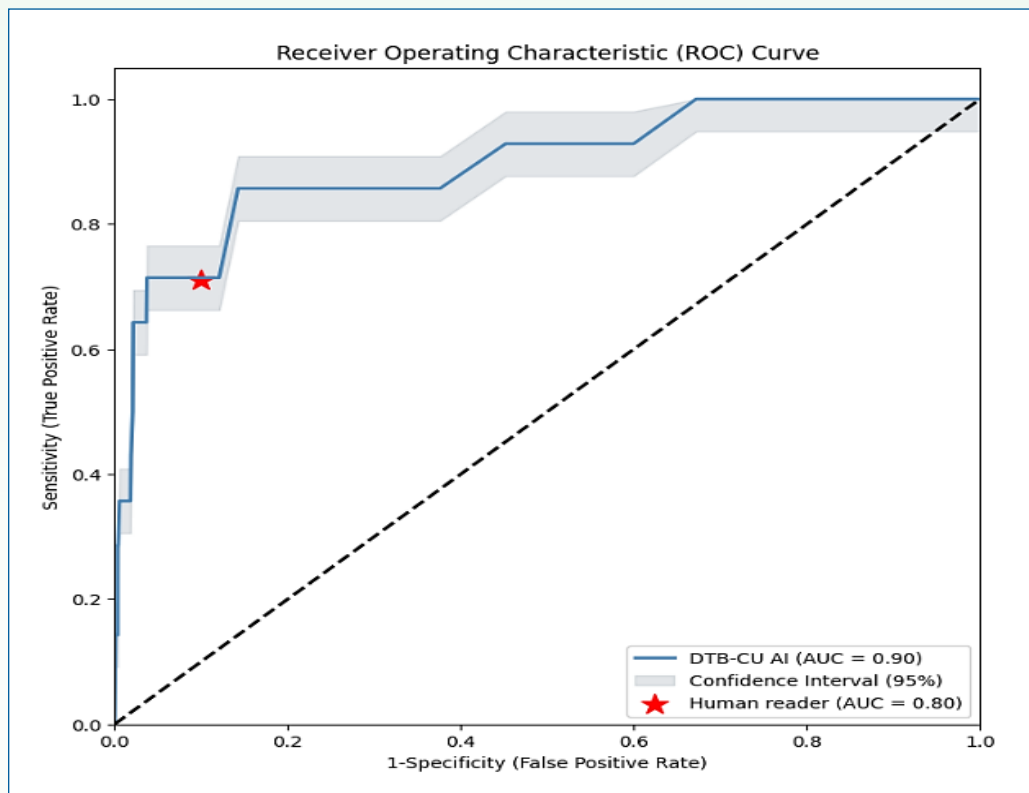
แพทย์	DTB-CU AI	เป็นวัณโรค (ราย)	ไม่เป็นวัณโรค (ราย)	Total (ราย)
Positive	Positive	8	65	73
	Negative	2	132	134
Negative	Positive	2	14	16
	Negative	2	1,743	1,745
Total		14	1,954	1,968



ภาพที่ 1 ผลการทำนายวัณโรคปอดของ DTB-CU AI (A) และผลการทำนายวัณโรคปอดของแพทย์ (B)

ตารางที่ 2 ประสิทธิภาพของ AI และแพทย์ ในการแปลผลภาพรังสีทรวงอกเพื่อวินิจฉัยวัณโรคปอด โดยใช้ Composite Reference Standard (CRS) เป็นมาตรฐานอ้างอิง

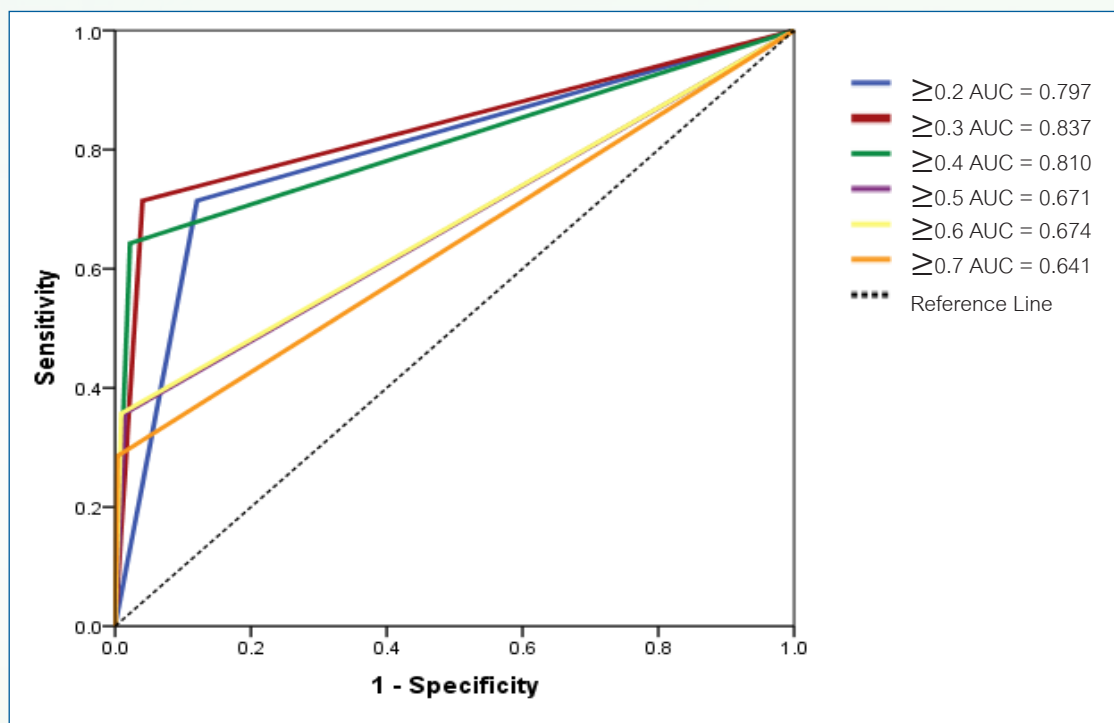
ประสิทธิภาพ	Sensitivity (95% CI)	Specificity (95% CI)	Accuracy (95% CI)	PPV (95% CI)	NPV (95% CI)	Sensitivity <i>p</i> -value	Specificity <i>p</i> -value
DTB – CU AI (Cut off 0.3)	71.4 (45.4-88.3)	96.0 (95.0-96.7)	95.8 (94.8-96.6)	11.2 (6.2-19.5)	99.8 (99.5-99.9)	-	-
แพทย์	71.4 (45.4-88.3)	90.0 (88.5-91.2)	89.8 (88.4-91.1)	4.8 (2.6-8.7)	99.8 (99.4-99.9)	1	<0.0001



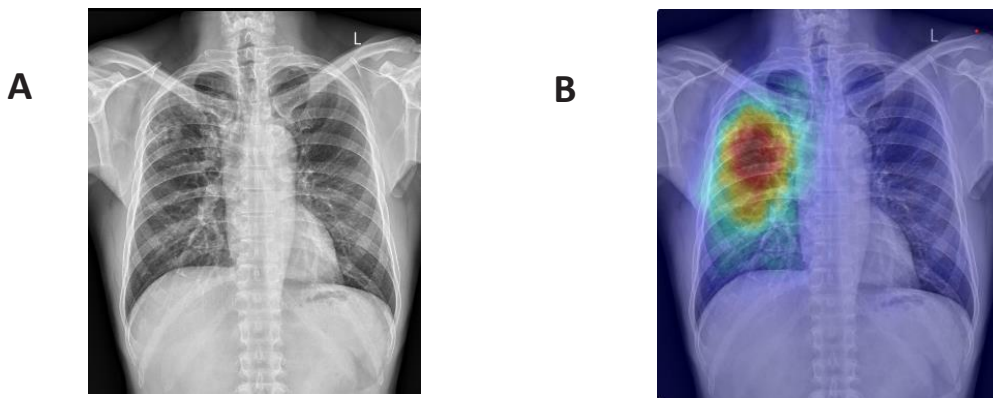
ภาพที่ 2 Receiver operating characteristic (ROC) curves เปรียบเทียบผลการวิเคราะห์ของ AI และแพทย์ โดยพบว่า AI (DTB-CU) มีค่า AUC เท่ากับ 0.90 (0.80–0.99) โดยใช้ Composite Reference Standard (CRS) เป็นมาตรฐานอ้างอิง

ตารางที่ 3 ผลการตรวจพบเชื้อวัณโรค (MTB) ในอาสาสมัคร จำแนกตามช่วงคะแนน AI

AI Score	Count	Tested	MTB detected
0.9 – 1.00	-	-	-
0.8 – 0.89	6	6	2
0.7 – 0.79	5	5	2
0.6 – 0.69	12	12	1
0.5 – 0.59	10	10	-
0.4 – 0.49	19	19	4
0.3 – 0.39	37	36	1
0.2 – 0.29	157	56	-
0.1 – 0.19	1081	79	4
0.0 – 0.09	641	21	-



ภาพที่ 3 Receiver operating characteristic (ROC) curves ของ AI แบ่งตาม cut-off score ที่ 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6 และ 0.7



ภาพที่ 4 ตัวอย่างการแปลงภาพรังสีทรวงอกที่สงสัยวัณโรคโดย DTB-CU AI (AI score 0.88) (A) ภาพถ่ายรังสีทรวงอกที่ยังไม่ได้ผ่านการประมวลผลด้วย AI (B) ภาพถ่ายรังสีทรวงอกที่ผ่านการประมวลผลด้วย AI ซึ่งแสดงผลเป็น Heatmap บริเวณที่ AI วิเคราะห์ว่ามีความเป็นไปได้สูงที่จะเป็นรอยโรค

สรุปผลการวิจัย

การประยุกต์ใช้ระบบปัญญาประดิษฐ์ (AI) เพื่อแปลงภาพรังสีทรวงอกในการคัดกรองวัณโรคเชิงรุกในชุมชน ถือเป็นแนวทางที่มีประสิทธิภาพ แม้ว่าค่าความไวของ AI ยังต่ำกว่ามาตรฐานที่องค์การอนามัยโลกกำหนด ซึ่งอาจนำไปสู่การตรวจไม่พบผู้ป่วยบางราย แต่ AI ยังคงมีบทบาทสำคัญในการคัดกรองภาพรังสีทรวงอกที่มีลักษณะปกติออกจากกลุ่มภาพทั้งหมดได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ ซึ่งช่วยลดภาระของแพทย์ในการอ่านภาพจำนวนมาก ทำให้แพทย์สามารถพิจารณาเฉพาะภาพรังสีทรวงอกที่ผิดปกติหรือมีความเสี่ยงสูงได้อย่างมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น นอกจากนี้ในกรณีที่ไม่มีแพทย์ในพื้นที่ AI ยังสามารถใช้เป็นเครื่องมือช่วยตัดสินใจในการเก็บเสมหะเพื่อตรวจวินิจฉัยได้อย่างทันทั่วทั้งที่ ส่งผลให้กระบวนการวินิจฉัยและการรักษาเกิดขึ้นได้รวดเร็ว ซึ่งช่วยลดการแพร่กระจายของเชื้อในชุมชน และอาจมีส่วนช่วยลดความรุนแรงของโรคและอัตราการเสียชีวิตในผู้ป่วยวัณโรค อย่างไร

ก็ตาม จำเป็นต้องมีการพัฒนาเพิ่มเติมและประเมินความคุ้มค่าในการใช้งาน รวมถึงจัดสรรกรอบงบประมาณที่เหมาะสมเพื่อรองรับการติดตั้ง การใช้งาน และการขยายผลในระดับพื้นที่อย่างยั่งยืน

อภิปรายและข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาผลการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ (AI) แปลงภาพรังสีทรวงอก เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการคัดกรองวัณโรคเชิงรุกในชุมชน โดยพบว่า DTB-CU AI มีค่าความไว (sensitivity) ร้อยละ 71.4 ความจำเพาะ (specificity) ร้อยละ 96.0 และความถูกต้อง (accuracy) ร้อยละ 95.8 ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบกับผลการแปลงผลโดยแพทย์ที่มีค่าความไวเท่ากัน ($p = 1.00$) แต่มีค่าความจำเพาะและความถูกต้องต่ำกว่า (ร้อยละ 90.0 และ 89.8 ตามลำดับ) แสดงให้เห็นว่า AI มีความสามารถในการคัดแยกภาพที่ไม่เป็นวัณโรคได้แม่นยำกว่าอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($p < 0.0001$) โดยเฉพาะในบริบทที่แพทย์

ผู้อ่านภาพไม่ได้มีความชำนาญเฉพาะทางด้านรังสี
ทรวงอก

ค่าพยากรณ์ลบ (NPV) ที่สูงถึงร้อยละ 99.8
ถือเป็นจุดแข็งสำคัญของ DTB-CU AI โดยเฉพาะ
ในบริบทที่มีทรัพยากรจำกัดและขาดแคลนแพทย์
ผู้เชี่ยวชาญ ความสามารถของ AI ในการจำแนก
รายที่ไม่น่าจะเป็นวัณโรคได้อย่างแม่นยำ ช่วยลดภาระ
ของแพทย์ในการอ่านภาพถ่ายรังสีทรวงอกซ้ำในราย
ที่มีความเสี่ยงต่ำและยังลดการตรวจยืนยันเพิ่มเติมที่ไม่จำเป็น
ทั้งในด้านการใช้บุคลากร เครื่องมือ และเวลา ซึ่งส่งผลต่อ
การเพิ่มประสิทธิภาพโดยรวมของระบบคัดกรองวัณโรค
ในระดับชุมชน ในทางกลับกัน ค่าพยากรณ์บวก (PPV)
ที่อยู่เพียงร้อยละ 11.2 สะท้อนถึงอัตราการเกิดผลบวก
เท็จที่ค่อนข้างสูง กล่าวคือ ในกลุ่มที่ AI ทำนายว่าอาจ
เป็นวัณโรค มีเพียงส่วนน้อยที่ผลตรวจยืนยันด้วยเสมหะ
พบว่า เป็นวัณโรคจริง ความคลาดเคลื่อนดังกล่าว
ส่งผลต่อการใช้ทรัพยากรอย่างไม่คุ้มค่า จึงมีความจำเป็น
ในการพัฒนาโมเดล AI ให้มีความแม่นยำยิ่งขึ้น
โดยเฉพาะการเพิ่มปริมาณและความหลากหลายของ
ชุดข้อมูลฝึก การปรับแต่งอัลกอริทึมให้เหมาะสมกับ
ลักษณะประชากรเป้าหมาย ตลอดจนการลดอคติของ
ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกโมเดล ก็เป็นปัจจัยสำคัญที่ช่วยเพิ่ม
ความแม่นยำของระบบ AI ในการคัดกรองวัณโรค
ในบริบทที่หลากหลาย การพัฒนาโมเดลให้ตอบสนอง
ต่อกลุ่มประชากรที่มีความแตกต่างกัน เช่น ในด้าน
อายุ เพศ หรือความชุกของวัณโรค จะช่วยยกระดับ
ประสิทธิภาพของระบบ AI ให้สามารถสนับสนุน
กระบวนการคัดกรองวัณโรคได้อย่างครอบคลุมและเชื่อถือ
มากยิ่งขึ้นเมื่อพิจารณา ROC curve พบว่า DTB-CU
AI มีค่า AUC เท่ากับ 0.90 (95% CI: 0.80–0.99)
ซึ่งตามเกณฑ์ที่มีการรายงานในงานวิจัยก่อนหน้านี้ โมเดล
ที่มีค่า AUC ตั้งแต่ 0.9 ขึ้นไป จะถูกจัดอยู่ในระดับ
"ดีเยี่ยม"⁽¹⁵⁾ ค่า AUC ที่สูงยังสะท้อนถึงสมรรถนะของ AI

ในการจำแนกระหว่างผู้ป่วยวัณโรคและผู้ที่ไม่เป็นวัณโรค
ได้อย่างมีประสิทธิภาพ นอกจากนี้ การวิเคราะห์เพิ่มเติม
เพื่อประเมินความเหมาะสมของค่า cut-off score
พบว่า ที่ระดับ 0.3 ให้ค่า AUC สูงที่สุดที่ 0.837 ซึ่งแสดงถึง
จุดสมดุลระหว่างความไวและความจำเพาะที่เหมาะสม
ที่สุดในกลุ่มประชากรที่ศึกษา ข้อมูลจากตารางที่ 3
ยังสนับสนุนแนวโน้มนี้ โดยแสดงให้เห็นว่าเมื่อค่า cut-off
score สูงขึ้น ความถี่ของการตรวจพบเชื้อวัณโรคจริงจาก
ผลยืนยันด้วยเสมหะมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นตามลำดับ สะท้อนว่า
AI สามารถจัดลำดับความเสี่ยงของผู้ป่วยได้อย่างมี
ประสิทธิภาพอย่างไรก็ตาม ค่า cut-off score ที่เหมาะสม
อาจแตกต่างกันตามบริบทของพื้นที่ จึงควรมีการทบทวน
และปรับให้เหมาะสม เพื่อให้ระบบ AI สามารถรักษา
ความแม่นยำและสอดคล้องกับสภาพความเป็นจริง
ในพื้นที่ งานวิจัยก่อนหน้านี้แสดงให้เห็นว่าการปรับค่า
cut-off score ของ AI ให้เหมาะสมกับบริบทการใช้งาน
สามารถเพิ่มความแม่นยำของผลการทำนายให้ดียิ่งขึ้น⁽¹⁶⁾
แม้ว่าการศึกษานี้จะสะท้อนให้เห็นถึงศักยภาพของ AI
ในการสนับสนุนการคัดกรองวัณโรคได้อย่างมีประสิทธิภาพ
แต่ยังมีข้อจำกัดที่ควรพิจารณาได้แก่การมีจำนวนผู้ป่วย
วัณโรคที่ได้รับการยืนยันในกลุ่มตัวอย่างค่อนข้างน้อย
ซึ่งอาจส่งผลต่อความแม่นยำของการประมาณค่าตัวชี้วัด
ด้านประสิทธิภาพบางตัวมีช่วงความเชื่อมั่นที่กว้าง
(เช่น ความไว: 71.4%, 95% CI: 45.4–88.3 และ
PPV: 11.2%, 95% CI: 6.2–19.5) สะท้อนถึง
ระดับความไม่แน่นอนทางสถิติที่อาจส่งผลต่อความเชื่อมั่น
ในการประยุกต์ใช้ AI ในวงกว้าง นอกจากนี้ ความไว
ของโมเดลยังอยู่ในระดับต่ำกว่าข้อแนะนำขององค์การ
อนามัยโลก (WHO) ซึ่งกำหนดว่าเครื่องมือคัดกรอง
วัณโรคควรมีความไวไม่ต่ำกว่าร้อยละ 90.0 และ
ความจำเพาะไม่ต่ำกว่าร้อยละ 70.0⁽¹⁷⁾ แสดงถึง
ความจำเป็นในการปรับปรุง AI ให้แม่นยำยิ่งขึ้น
ซึ่งสามารถทำได้โดยการเพิ่มขนาดและความหลากหลาย

ของชุดข้อมูลฝึก ทั้งนี้ งานวิจัยที่ผ่านมาแสดงให้เห็นว่า AI สามารถพัฒนาให้มีประสิทธิภาพดีขึ้นได้อย่างชัดเจน เมื่อได้รับการฝึกด้วยข้อมูลที่เพียงพอและมีคุณภาพ⁽¹⁸⁾ อีกประการคือ ข้อจำกัดในการเก็บตัวอย่างเสมอมา จากอาสาสมัครทุกราย ทำให้ต้องใช้วิธีการนิยามกลุ่มที่ไม่เป็นโรคโดยใช้วิธี Composite Reference Standard (CRS) ซึ่งอาจนำไปสู่ความคลาดเคลื่อนในการจำแนกผล (misclassification) โดยเฉพาะในกลุ่มผู้ที่ไม่มีอาการหรือมีรอยโรคไม่ชัดเจน และทำให้การประเมินประสิทธิภาพของ AI คลาดเคลื่อนจากความเป็นจริงได้อย่างไรก็ตาม วิธีนี้ถูกนำมาใช้เพื่อรองรับข้อจำกัดในการปฏิบัติงานภาคสนาม และช่วยลดอคติที่อาจเกิดจากการประเมินเฉพาะในกลุ่มที่ได้รับการตรวจเสมอเท่านั้น (partial verification bias) นอกจากนี้ AI ยังมีข้อจำกัดอื่น ๆ เช่น โอกาสเกิดความผิดพลาดในการแปลผล ความต้องการข้อมูลจำนวนมากในการฝึกฝน ต้นทุนในการพัฒนาและบำรุงรักษาที่สูง และการยอมรับจากบุคลากรทางการแพทย์ที่อาจต้องใช้เวลาในการปรับตัว

การใช้ AI มาเป็นเครื่องมือช่วยในการแปลผลภาพรังสีทรวงอกยังมีข้อดีอื่น ๆ เช่น ความสามารถในการประมวลผลที่รวดเร็ว และยังสามารถช่วยจัดลำดับความเร่งด่วนในการอ่านผลภาพรังสีทรวงอกของแพทย์สำหรับผู้ป่วยที่มีภาพรังสีทรวงอกที่ผิดปกติ ซึ่งส่งผลให้การตรวจวินิจฉัยมีความรวดเร็วยิ่งขึ้น อีกทั้ง AI ยังปราศจากอคติส่วนบุคคล (unbiased interpretation) และไม่ได้รับผลกระทบจากภาวะเหนื่อยล้า จึงมีส่วนช่วยลดข้อผิดพลาดในการอ่านผลภาพที่อาจเกิดจากความไม่สม่ำเสมอของการตัดสินใจโดยมนุษย์ได้ อย่างไรก็ตาม AI ไม่สามารถแทนที่การวินิจฉัยของแพทย์ได้ทั้งหมด เนื่องจากการตัดสินใจและการวินิจฉัยขั้นสุดท้ายยังคงต้องอาศัยความรู้และประสบการณ์ของแพทย์ ดังนั้นการทำงานร่วมกันระหว่าง AI และแพทย์ยังเป็นสิ่งจำเป็น

ผลการศึกษานี้สนับสนุนว่า AI สามารถมีบทบาทสำคัญในการเสริมการทำงานของบุคลากรทางการแพทย์ในการค้นหาผู้ป่วยวัณโรคเชิงรุก โดยเฉพาะในชุมชนห่างไกลหรือมีข้อจำกัดในการหาแพทย์อ่านภาพถ่ายรังสีทรวงอก การนำ AI มาช่วยแปลผลภาพรังสีทรวงอกจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของการคัดกรองเชิงรุกในชุมชนซึ่งสามารถตัดสินใจเก็บเสมหะเพื่อส่งตรวจวินิจฉัยวัณโรคได้ทันที ส่งผลให้การค้นพบผู้ป่วยวัณโรคทำได้อย่างรวดเร็วและสามารถนำเข้าสู่กระบวนการรักษาได้ทันที ซึ่งจะเป็นการตัดวงจรการแพร่กระจายเชื้อวัณโรคให้กับครอบครัวและชุมชน

นอกจากนี้เพื่อส่งเสริมการใช้ AI ในการคัดกรองวัณโรคในชุมชนอย่างเป็นระบบ ควรผลักดันเชิงนโยบายโดยกำหนดให้การใช้ AI เป็นหนึ่งในแนวทางสำคัญในแผนยุทธศาสตร์การควบคุมวัณโรคระดับชาติ ซึ่งหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง อย่างกระทรวงสาธารณสุขและกรมควบคุมโรค ควรจัดสรรงบประมาณสำหรับการติดตั้งระบบ AI บนรถเอกซเรย์เคลื่อนที่ให้ครอบคลุมพื้นที่ห่างไกลทั่วประเทศ โดยเฉพาะพื้นที่ที่ขาดแคลนแพทย์ผู้เชี่ยวชาญด้านการอ่านภาพรังสีทรวงอกควบคู่กับการพัฒนาแนวปฏิบัติมาตรฐานสำหรับการใช้งาน AI ร่วมกับแพทย์ รวมถึงการจัดอบรมบุคลากรในพื้นที่ให้สามารถใช้และดูแลระบบได้อย่างมีประสิทธิภาพ นอกจากนี้ควรสนับสนุนการวิจัยและพัฒนา ระบบ AI สำหรับวัณโรคอย่างต่อเนื่อง เพื่อเพิ่มความแม่นยำให้สอดคล้องตามมาตรฐานขององค์การอนามัยโลก (WHO) รวมถึงควรมีการศึกษาความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์สุขภาพ เพื่อรองรับการขยายการใช้งานในระดับประเทศ ซึ่งการสนับสนุนเชิงนโยบายที่เข้มแข็งและการประยุกต์ใช้ AI ในการคัดกรองวัณโรคเชิงรุกไม่เพียงช่วยให้สามารถค้นหาผู้ป่วยได้อย่างรวดเร็ว แต่ยังช่วยลดการแพร่กระจายของวัณโรค สร้างความเข้มแข็งให้กับระบบสาธารณสุขของประเทศ และยกระดับคุณภาพชีวิตของประชาชนในระยะยาว

ข้อเสนอแนะ

แม้ว่าระบบปัญญาประดิษฐ์ (DTB-CU AI) ที่ใช้ในการแปลผลภาพรังสีทรวงอกจะมีศักยภาพในการช่วยคัดกรองวัณโรคได้อย่างรวดเร็วและมีประสิทธิภาพ แต่การใช้งานยังมีข้อจำกัดที่ควรพิจารณา โดยเฉพาะด้านคุณสมบัติของผู้ใช้งานซึ่งจำเป็นต้องมีความรู้ ความเข้าใจ และประสบการณ์ที่เพียงพอในการตีความผลลัพธ์จาก AI ซึ่งหากไม่ได้รับการจัดการอย่างเหมาะสม อาจนำไปสู่ความเสี่ยงในการเกิดความผิดพลาดจากมนุษย์ (human error) เช่น การแปลผลผิด หรือการใช้เกณฑ์ threshold ที่ไม่เหมาะสมกับบริบทของพื้นที่ ทำให้เกิดการคัดกรองที่คลาดเคลื่อน ทั้งในแง่ของการวินิจฉัยเกิน (false positive) และการพลาดการวินิจฉัย (false negative) ดังนั้นจึงควรมีการอบรมผู้ใช้งานระบบ AI อย่างเป็นระบบ ควบคู่กับการจัดให้มีแนวทางปฏิบัติที่ชัดเจน เช่น การใช้ระบบ double reading หรือการให้แพทย์พิจารณาร่วมในกรณีที่ผล AI มีความไม่ชัดเจน ตลอดจนควรมีการประเมินและปรับค่า cut-off score ให้สอดคล้องกับบริบทในแต่ละพื้นที่อย่างต่อเนื่อง เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการประยุกต์ใช้ AI ในการคัดกรองวัณโรคเชิงรุกในชุมชน

แนะนำการอ้างอิงสำหรับบทความนี้

จิรวรรณ วรสิงห์, ภัทราภาญจน์ วิธาทานัง, ชุตติมา ศิริพานุมาศ, วาทยากร เทพสวัสดิ์, วรณนิตา เทพรงค์ทอง, ณัฐพงศ์ คำดา, และคณะ. การประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) แปลผลภาพรังสีทรวงอก เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการคัดกรองวัณโรคเชิงรุกในชุมชน. วารสารสถาบันป้องกันควบคุมโรคเขตเมือง. 2569;11(1):1-14.

Suggested citation for this article

Vorasingha J, Withatanang P, Siripanumas C, Thepsawat W, Theprongthong W, Khamda N, et al. Application of Artificial Intelligence (AI) in Chest Radiography Interpretation to Enhance the Efficiency of Active Tuberculosis Screening in Community Settings. Institute for Urban Disease Control and Prevention Journal. 2026;11(1):1-14.

เอกสารอ้างอิง

1. กองวัณโรค กรมควบคุมโรค กระทรวงสาธารณสุข. สถานการณ์และผลการดำเนินงานควบคุมวัณโรคของประเทศไทย ปี พ.ศ. 2562 – 2566. กรุงเทพฯ: อักษรกราฟฟิกแอนดี้ดีไซน์; 2567.
2. World Health Organization. Global Tuberculosis Report 2023. Geneva: World Health Organization; 2023.
3. กองวัณโรค กรมควบคุมโรค กระทรวงสาธารณสุข. แผนปฏิบัติการระดับชาติด้านการต่อต้านวัณโรคระยะที่ 2 (พ.ศ.2566 – 2570). กรุงเทพฯ: อักษรกราฟฟิกแอนดี้ดีไซน์; 2566.
4. World Health Organization. Chest radiography in tuberculosis detection: summary of current recommendations and guidance on programmatic approaches. Geneva: World Health Organization; 2016.
5. Cao XF, Li Y, Xin HN, Zhang HR, Pai M, Gao L. Application of artificial intelligence in digital chest radiography reading for pulmonary tuberculosis screening. *Chronic Dis Transl Med*. 2021;7(1):35-40.
6. Topol EJ. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nat Med*. 2019;25(1):44-56.
7. Davenport T, Kalakota R. The potential for artificial intelligence in healthcare. *Future Healthc J*. 2019;6(2):94-98.
8. Rodman A, Buckley TA, Manrai AK, Morgan DJ. Artificial Intelligence vs Clinician Performance in Estimating Probabilities of Diagnoses Before and After Testing. *JAMA Netw Open*. 2023;6(12)
9. van Smeden M, Naaktgeboren CA, Reitsma JB, Moons KGM, de Groot JAH. Latent class models in diagnostic studies when there is no reference standard: a systematic review. *Am J Epidemiol*. 2014;179(4):423–431.
10. สำนักวัณโรค กรมควบคุมโรค. การคัดกรองเพื่อค้นหาวัณโรคและวัณโรคดื้อยา. พิมพ์ครั้งที่ 2. กรุงเทพฯ: อักษรกราฟฟิกแอนดี้ดีไซน์; 2567.
11. de Causans A, Carré A, Roux A, Tauziède-Espariat A, Ammari S, Dezamis E, et al. Development of a machine learning classifier based on radiomic features extracted from post-contrast 3D T1-weighted MR images to distinguish glioblastoma from solitary brain metastasis. *Front Oncol*. 2021;11:638262.
12. Kvak D, Chromcová A, Biroš M, Hrubý R, Kvaková K, Pajdaković M, Ovesná P. Chest X-ray Abnormality Detection by Using Artificial Intelligence: A Single-Site Retrospective Study of Deep Learning Model Performance. *Biomedinformatics*. 2023;3(1):82–101.
13. Heumann C, Schomaker M, Shalabh. Introduction to Statistics and Data Analysis with Exercises, Solutions and Applications in R. Springer; 2017.

14. Lu Y, Wang M, Zhang G. A new revised version of McNemar's test for paired binary data. *Commun Stat Theory Methods*. 2016;45(20):1-22.
15. Nahm FS. Receiver operating characteristic curve: overview and practical use for clinicians. *Korean J Anesthesiol*. 2022;75(1):25-36.
16. John S, Abdulkarim S, Usman S, Rahman MT, Creswell J. Comparing tuberculosis symptom screening to chest X-ray with artificial intelligence in an active case finding campaign in Northeast Nigeria. *BMC Glob Public Health*. 2023;1(17).
17. World Health Organization. WHO consolidated guidelines on tuberculosis: module 2: screening: systematic screening for tuberculosis disease. Geneva: World Health Organization; 2021.
18. Nijati M, Ma J, Hu C, Tuersun A, Abulizi A, Kelimu A, et al. Artificial Intelligence Assisting the Early Detection of Active Pulmonary Tuberculosis From Chest X-Rays: A Population-Based Study. *Front Mol Biosci*. 2022 Apr 8;9:874475.