

นารี : ระบบปัญญาประดิษฐ์แบบ Explainable AI เพื่อวิเคราะห์ความผิดปกติของเซลล์เยื่อบุปากมดลูกโดยใช้ภาพ ThinPrep Pap Test จากกล้องจุลทรรศน์สำหรับวินิจฉัยโรคมะเร็งปากมดลูก เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและความแม่นยำในการคัดกรองผู้ป่วยในโรงพยาบาลชุมชน

NARI : An Explainable Artificial Intelligence System for the Analysis of Abnormal Cervical Epithelial Cells Using ThinPrep Pap Test Microscopic Images for Cervical Cancer Diagnosis, Aiming to Enhance the Efficiency and Accuracy of Patient Screening in Community Hospitals.

นายอภิรักษ์ พรหมมานพ นางสาววันชัยย๊ะทะห์เกาช์ซัวร์ วาเฮ

นายอาร์ฟัน บากา

¹โรงเรียนวิทยาศาสตร์จุฬารามราชวิทยาลัย สตุล, ตำบล ฉลุง, อำเภอเมืองสตุล, จังหวัด สตุล 91140, ประเทศไทย

*อีเมลล์: wansaiyidahkaosar.w@pccst.ac.th

บทคัดย่อ

มะเร็งปากมดลูกเป็นหนึ่งในปัญหาสาธารณสุขที่สำคัญของโลก แม้จะเป็นโรคที่สามารถป้องกันและรักษาให้หายขาดได้หากตรวจพบตั้งแต่ระยะเริ่มต้น แต่ในแต่ละปียังคงมีผู้ป่วยรายใหม่กว่า 660,000 ราย และผู้เสียชีวิตมากกว่า 350,000 ราย โดยส่วนใหญ่เกิดขึ้นในประเทศกำลังพัฒนา ซึ่งยังประสบข้อจำกัดด้านการเข้าถึงบริการตรวจคัดกรองและบุคลากรผู้เชี่ยวชาญ ส่งผลให้การวินิจฉัยล่าช้าและลดโอกาสในการรักษา งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนา NARI (Neural Artificial Intelligence for Cervical Cancer Risk Identification) ซึ่งเป็นต้นแบบ ระบบสนับสนุนการตัดสินใจทางคลินิก (CDSS) ที่ประยุกต์ใช้ Explainable Artificial Intelligence (XAI) เพื่อช่วยจำแนกเซลล์เยื่อบุปากมดลูกจากภาพ ThinPrep Pap Test และอธิบายเหตุผลของผลการวิเคราะห์ผ่านเว็บแอปพลิเคชัน ระบบได้รับการพัฒนาโดยใช้ ResNet50 สำหรับจำแนกเซลล์เยื่อบุปากมดลูก 5 ประเภท จากชุดข้อมูลประมาณ 25,000 ภาพ ซึ่งรวบรวมจากฐานข้อมูลสาธารณะและข้อมูลที่ได้รับการยอมรับจากสถานพยาบาล ร่วมกับเทคนิค Grad-CAM และเชื่อมต่อกับ Gemini 2.5 Flash เพื่อสร้างคำอธิบายผลการวิเคราะห์ ผลการประเมินพบว่าโมเดลมี Accuracy 94.2%, Sensitivity 93.0%, Specificity 95.0% และ Precision 92.0% อีกทั้ง Explainable AI สามารถแสดงบริเวณสำคัญที่สอดคล้องกับลักษณะทางเซลล์วิทยา ทำให้ตรวจสอบเหตุผลของผลการวิเคราะห์ได้อย่างเป็นรูปธรรม ผลการศึกษาชี้ให้เห็นว่า NARI มีศักยภาพในการพัฒนาเป็นระบบสนับสนุนการตัดสินใจทางคลินิกที่ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการคัดกรองลดภาระงานของบุคลากรทางการแพทย์ และส่งเสริมการเข้าถึงบริการคัดกรองมะเร็งปากมดลูกที่มีคุณภาพ โปร่งใส และเท่าเทียมมากยิ่งขึ้น

คำสำคัญ: มะเร็งปากมดลูก, ระบบสนับสนุนการตัดสินใจทางคลินิก, Explainable Artificial Intelligence, ThinPrep Pap Test, ResNet50

บทนำ

การตรวจคัดกรองมะเร็งปากมดลูกมีบทบาทสำคัญในการลดอัตราการป่วยและการเสียชีวิตของสตรีทั่วโลก เนื่องจากเป็นโรคที่สามารถป้องกันและรักษาได้หากตรวจพบความผิดปกติของเซลล์ตั้งแต่ระยะก่อนลุกลาม อย่างไรก็ตาม ประสิทธิภาพของการคัดกรองยังขึ้นอยู่กับความสามารถในการวิเคราะห์ภาพเซลล์เยื่อปากมดลูก ซึ่งต้องอาศัยแพทย์พยาธิวิทยาและนักเซลล์วิทยาที่มีความเชี่ยวชาญ กระบวนการดังกล่าวใช้เวลา ต้องอาศัยประสบการณ์ และอาจเกิดความแตกต่างในการแปลผลระหว่างผู้ประเมิน (Inter-observer variability) ส่งผลให้สถานพยาบาลหลายแห่ง โดยเฉพาะโรงพยาบาลชุมชน และพื้นที่ห่างไกล ยังประสบข้อจำกัดในการให้บริการคัดกรองที่รวดเร็วและมีคุณภาพ

องค์การอนามัยโลก (World Health Organization: WHO) รายงานว่า ในแต่ละปีมีผู้ป่วยมะเร็งปากมดลูกรายใหม่มากกว่า 660,000 ราย และมีผู้เสียชีวิตมากกว่า 350,000 ราย โดยกว่าร้อยละ 80 ของผู้ป่วยอยู่ในประเทศที่มีรายได้ต่ำและปานกลาง ซึ่งยังประสบข้อจำกัดด้านการเข้าถึงบริการตรวจคัดกรองและการวินิจฉัยโรคอย่างมีประสิทธิภาพ สถานการณ์ดังกล่าวสะท้อนว่า แม้เทคโนโลยีทางการแพทย์จะพัฒนาอย่างต่อเนื่อง แต่ความเหลื่อมล้ำด้านทรัพยากรและบุคลากรยังคงเป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อโอกาสในการเข้าถึงการวินิจฉัยและการรักษาอย่างทันทั่วถึง

ในช่วงหลายปีที่ผ่านมา เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ โดยเฉพาะการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ได้แสดงศักยภาพในการวิเคราะห์ภาพทางการแพทย์และจำแนกเซลล์ผิดปกติด้วยความแม่นยำสูง อย่างไรก็ตาม ระบบส่วนใหญ่ยังทำงานในลักษณะ Black-box ซึ่งให้เพียงผลการทำนายโดยไม่สามารถอธิบายเหตุผลหรือแสดงหลักฐานเชิงภาพที่นำไปสู่การตัดสินใจของโมเดลได้อย่างชัดเจน ข้อจำกัดดังกล่าวลดความเชื่อมั่นของบุคลากรทางการแพทย์ และเป็นอุปสรรคต่อการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ในกระบวนการดูแลผู้ป่วย เนื่องจากการตัดสินใจทางคลินิกจำเป็นต้องอาศัยผลลัพธ์ที่สามารถตรวจสอบ อธิบาย และให้เหตุผลได้

ด้วยเหตุนี้ โครงการงานนี้จึงมุ่งพัฒนา NARI

(Neural Artificial Intelligence for Cervical Cancer Risk Identification) ซึ่งเป็นระบบสนับสนุนการตัดสินใจทางคลินิก (Clinical Decision Support System: CDSS) ที่ขับเคลื่อนด้วย Explainable Artificial Intelligence (XAI) สำหรับการจำแนกเซลล์เยื่อปากมดลูกจากภาพ ThinPrep Pap Test ผ่านเว็บแอปพลิเคชัน โดยประยุกต์ใช้สถาปัตยกรรม ResNet50 ร่วมกับเทคนิค Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM) เพื่อระบุตำแหน่งของลักษณะทางเซลล์ที่มีอิทธิพลต่อผลการทำนาย ทำให้ผลลัพธ์ของโมเดลมีความโปร่งใส ตรวจสอบย้อนกลับได้ และสอดคล้องกับกระบวนการตัดสินใจทางคลินิกมากยิ่งขึ้น ระบบที่พัฒนาขึ้นไม่ได้มุ่งหมายเพื่อทดแทนแพทย์ แต่ทำหน้าที่เป็นเครื่องมือสนับสนุนการคัดกรอง ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการวิเคราะห์ ลดภาระงานของบุคลากรทางการแพทย์ และส่งเสริมการเข้าถึงบริการคัดกรองมะเร็งปากมดลูกที่มีคุณภาพอย่างเท่าเทียม

วิธีการดำเนินงาน

1.) การออกแบบระบบ

งานวิจัยนี้เป็นการวิจัยและพัฒนา (Research and Development: R&D) เพื่อพัฒนาระบบต้นแบบ NARI (Neural Artificial Intelligence for Cervical Cancer Risk Identification) ในรูปแบบระบบสนับสนุนการตัดสินใจทางคลินิก (Clinical Decision Support System: CDSS) ที่ขับเคลื่อนด้วย Explainable Artificial Intelligence (XAI) สำหรับช่วยคัดกรองมะเร็งปากมดลูกจากภาพเซลล์วิทยา ThinPrep Pap Test โดยออกแบบระบบให้สอดคล้องกับกระบวนการทำงานของสถานพยาบาล ตั้งแต่การบันทึกข้อมูลผู้ป่วย การอัปโหลดภาพเซลล์ การประเมินคุณภาพของภาพ การจำแนกชนิดเซลล์ด้วยปัญญาประดิษฐ์ การอธิบายเหตุผลของผลการวิเคราะห์ด้วย Explainable AI การสร้างคำอธิบายผลในรูปแบบภาษาธรรมชาติด้วย Gemini 2.5 Flash ตลอดจนการจัดทำรายงานผลผ่านเว็บแอปพลิเคชัน เพื่อสนับสนุนการตัดสินใจของบุคลากรทางการแพทย์

2.) การรวบรวมและเตรียมชุดข้อมูล

ชุดข้อมูลที่ใช้ในการพัฒนาโมเดลประกอบด้วย ภาพเซลล์เยื่อปากมดลูกจากการตรวจ ThinPrep Pap Test ซึ่งรวบรวมจากฐานข้อมูลสาธารณะ SIPaKMeD ร่วมกับข้อมูลภาพที่ได้รับความอนุเคราะห์จากสถานพยาบาล โดยภาพทั้งหมดได้รับการจำแนกชนิดของเซลล์ตามหลักเกณฑ์ของ The Bethesda System (TBS) และผ่านการตรวจสอบความถูกต้องของป้ายกำกับก่อนนำไปพัฒนาโมเดล

ระบบสามารถจำแนกเซลล์ปากมดลูกได้ 5 ประเภท (Superficial-Intermediate Cell, Parabasal Cell, Metaplastic Cell, Koilocytotic Cell และ Dyskeratotic Cell) ครอบคลุมทั้งเซลล์ปกติและเซลล์ผิดปกติที่เกี่ยวข้องกับมะเร็งปากมดลูก

ก่อนการฝึกโมเดล ได้ดำเนินการตรวจสอบคุณภาพของภาพ (Image Quality Control) และเตรียมข้อมูล (Image Preprocessing) โดยปรับขนาดภาพเป็น 224×224 พิกเซล ปรับค่าพิกเซลให้อยู่ในช่วงมาตรฐาน (Normalization) และเพิ่มความหลากหลายของข้อมูลด้วยเทคนิค Data Augmentation ได้แก่ การหมุนภาพ การสะท้อนภาพ การเลื่อนตำแหน่ง การซูม และการปรับความสว่าง เพื่อลดปัญหา Overfitting และเพิ่มประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโมเดล ส่งผลให้ชุดข้อมูลมีจำนวนประมาณ 25,000 ภาพ ก่อนแบ่งเป็นชุดฝึก (Training Set) ชุดตรวจสอบ (Validation Set) และชุดทดสอบ (Testing Set) ในอัตราส่วน 70:15:15 โดยชุดทดสอบเป็นข้อมูลที่ไม่เคยใช้ในการฝึกโมเดล เพื่อประเมินความสามารถของโมเดลในการวิเคราะห์ข้อมูลใหม่ (Generalization)

3.) การพัฒนาระบบ NARI

โมเดลปัญญาประดิษฐ์ได้รับการพัฒนาด้วยสถาปัตยกรรม Residual Network 50 (ResNet50) ภายใต้แนวคิด Transfer Learning โดยใช้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นจากฐานข้อมูล ImageNet ก่อนนำมาปรับ Fine-tuning กับชุดข้อมูลเซลล์เยื่อปากมดลูกที่ผ่านการเตรียมข้อมูล เพื่อให้โมเดลเรียนรู้ลักษณะเชิงสัญญาณวิทยาที่แตกต่างกันของเซลล์แต่ละประเภทได้อย่างมีประสิทธิภาพ

การพัฒนาดำเนินการด้วยภาษา Python ร่วมกับไลบรารี TensorFlow, Keras, OpenCV, NumPy และ Scikit-learn โดยใช้ Categorical Cross-Entropy เป็นฟังก์ชันความสูญเสีย (Loss Function) และ Adam Optimizer สำหรับปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียม ผลลัพธ์สุดท้ายคำนวณผ่าน Softmax Layer เพื่อแสดงค่าความน่าจะเป็นของเซลล์แต่ละประเภทในรูปของ Confidence Score

เพื่อเพิ่มความโปร่งใสในการทำงานของโมเดล งานวิจัยนี้ประยุกต์ใช้ Explainable Artificial Intelligence (XAI) ผ่านเทคนิค Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM) เพื่อสร้างแผนที่ความสนใจ (Attention Map) แสดงบริเวณของภาพที่มีอิทธิพลต่อผลการจำแนก ทำให้บุคลากรทางการแพทย์สามารถตรวจสอบได้ว่าโมเดลให้ความสำคัญกับลักษณะทางเซลล์วิทยาบริเวณใด ช่วยลดข้อจำกัดของโมเดลแบบ Black-box และเพิ่มความน่าเชื่อถือของผลการวิเคราะห์

ภายหลังการจำแนกเซลล์ ระบบเชื่อมต่อกับ Gemini 2.5 Flash เพื่อสร้างคำอธิบายผลการวิเคราะห์ในรูปแบบภาษาธรรมชาติ (Natural Language Explanation) โดยอ้างอิงผลการจำแนก ค่าความเชื่อมั่น และข้อมูลจาก Explainable AI เพื่อช่วยให้นักบุคลากรทางการแพทย์ตีความผลลัพธ์ได้สะดวกยิ่งขึ้น ทั้งนี้ Gemini 2.5 Flash ทำหน้าที่เฉพาะการอธิบายผลการวิเคราะห์และจัดทำรายงานเบื้องต้น โดยไม่มีส่วนในการจำแนกเซลล์หรือวินิจฉัยโรค

4.) การพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันและการทดลองใช้งาน

ระบบ NARI ได้รับการพัฒนาในรูปแบบเว็บแอปพลิเคชัน โดยใช้ Next.js, React และ Tailwind CSS สำหรับส่วนติดต่อผู้ใช้ (Frontend) และใช้ FastAPI เป็น Backend สำหรับเชื่อมต่อระหว่างผู้ใช้งานกับโมเดล ปัญญาประดิษฐ์ ผู้ใช้งานสามารถบันทึกข้อมูลเบื้องต้นของผู้ป่วย อัปโหลดภาพเซลล์เยื่อปากมดลูกจากกล้องจุลทรรศน์ รับผลการจำแนกพร้อมค่าความเชื่อมั่น แผนที่ Explainable AI และคำอธิบายผลการวิเคราะห์ผ่านระบบเดียว ทำให้กระบวนการคัดกรองมีความสะดวก รวดเร็ว และสามารถตรวจสอบย้อนกลับได้

ภายหลังการพัฒนาระบบ ผู้วิจัยได้นำระบบต้นแบบลงพื้นที่ทดลองใช้งานและรับข้อเสนอแนะจากบุคลากรทางการแพทย์ภายในโรงพยาบาล เพื่อประเมินความเหมาะสมของลำดับขั้นตอนการใช้งาน ความถูกต้องของการแสดงผล และความสามารถในการอธิบายผลของ Explainable AI ข้อเสนอแนะที่ได้รับถูกนำมาปรับปรุงส่วนติดต่อผู้ใช้ รูปแบบการแสดงผล และรายงานผลการวิเคราะห์ เพื่อให้ระบบมีความสอดคล้องกับกระบวนการทำงานจริงในสถานพยาบาลมากยิ่งขึ้น

5.) การประเมินประสิทธิภาพของระบบ

ประสิทธิภาพของโมเดลได้รับการประเมินด้วยชุดข้อมูลทดสอบที่ไม่เคยใช้ในการฝึก (Unseen Test Set) โดยใช้ตัวชี้วัดมาตรฐาน ได้แก่ Accuracy, Sensitivity, Specificity และ Precision เพื่อประเมินความสามารถในการจำแนกเซลล์อย่างถูกต้องทั้งในกลุ่มเซลล์ปกติและเซลล์ผิดปกติ นอกจากนี้ ยังประเมินความสามารถของระบบ Explainable AI จากความสอดคล้องระหว่างบริเวณที่แสดงโดย Grad-CAM กับลักษณะสำคัญของเซลล์ตามหลักเซลล์วิทยา รวมถึงประเมินการใช้งานระบบต้นแบบจากข้อเสนอแนะของบุคลากรทางการแพทย์ภายหลังการทดลองใช้งานจริง เพื่อพิจารณาศักยภาพของระบบในการพัฒนาเป็นเครื่องมือสนับสนุนการตัดสินใจทางคลินิกในอนาคต

ผลและอภิปรายผล

การประเมินประสิทธิภาพของระบบ NARI ดำเนินการบนชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Set) ที่ไม่เคยใช้ในการฝึกโมเดล เพื่อประเมินความสามารถในการจำแนกเซลล์เยื่อปวกคลุมทั้ง 5 ประเภทภายใต้ข้อมูลที่ไม่เคยพบมาก่อน ผลการทดลองพบว่าโมเดลสามารถจำแนกเซลล์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยมี Accuracy เท่ากับ 94.2%, Sensitivity เท่ากับ 93.0%, Specificity เท่ากับ 95.0% และ Precision เท่ากับ 92.0%

ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าโมเดลสามารถเรียนรู้ลักษณะเชิงสัณฐานวิทยาของเซลล์เยื่อปวกคลุมได้อย่างมีประสิทธิภาพ และจำแนกเซลล์ทั้ง 5 ประเภทได้อย่างถูกต้องในระดับสูง โดยค่า Accuracy 94.2% สะท้อนความสามารถโดยรวมของระบบในการจำแนก

ชนิดเซลล์ ขณะที่ค่า Sensitivity 93.0% แสดงว่าระบบสามารถตรวจพบเซลล์ที่มีความผิดปกติได้อย่างมีประสิทธิภาพ ลดโอกาสเกิดผลลบลง (False Negative) ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญต่อการคัดกรองมะเร็งปากมดลูกในระยะเริ่มต้น

ค่า Specificity 95.0% แสดงให้เห็นว่าระบบสามารถจำแนกเซลล์ปกติได้อย่างถูกต้อง ลดโอกาสเกิดผลบวกลง (False Positive) ช่วยลดภาระของบุคลากรทางการแพทย์ในการตรวจสอบซ้ำและการส่งตรวจเพิ่มเติมที่ไม่จำเป็น ส่วนค่า Precision 92.0% สะท้อนว่าผลการทำนายของระบบมีความน่าเชื่อถือ โดยเซลล์ที่ระบบจำแนกว่าเป็นชนิดใดชนิดหนึ่งมีแนวโน้มเป็นเซลล์ชนิดนั้นจริงในสัดส่วนที่สูง

นอกจากการประเมินเชิงปริมาณ งานวิจัยยังประเมินความสามารถของระบบด้าน Explainable Artificial Intelligence (XAI) โดยใช้เทคนิค Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM) ผลการทดลองพบว่าแผนที่ความสนใจ (Attention Map) สามารถระบุบริเวณของนิวเคลียสและไซโทพลาซึมซึ่งเป็นลักษณะสำคัญที่โมเดลใช้ประกอบการตัดสินใจได้อย่างชัดเจน และสอดคล้องกับหลักการวิเคราะห์ทางเซลล์วิทยา ช่วยให้บุคลากรทางการแพทย์ตรวจสอบเหตุผลเบื้องหลังการทำนายของโมเดลได้ ลดข้อจำกัดของระบบปัญญาประดิษฐ์แบบ Black-box และเพิ่มความโปร่งใสในการประยุกต์ใช้ AI เพื่อสนับสนุนการตัดสินใจทางคลินิก

ด้านการใช้งานจริง ระบบได้รับการพัฒนาในรูปแบบเว็บแอปพลิเคชันที่ใช้งานผ่านเว็บเบราว์เซอร์ ผู้ใช้งานสามารถบันทึกข้อมูลผู้ป่วย อัปโหลดภาพเซลล์จากกล้องจุลทรรศน์ และรับผลการวิเคราะห์ภายในแพลตฟอร์มเดียว ประกอบด้วยผลการจำแนกชนิดเซลล์ ค่าความเชื่อมั่น (Confidence Score) ภาพ Explainable AI และคำอธิบายผลในรูปแบบภาษาธรรมชาติจาก Gemini 2.5 Flash ทำให้กระบวนการวิเคราะห์สะดวก รวดเร็ว และสามารถตรวจสอบย้อนกลับได้

ภายหลังการพัฒนา ระบบ ผู้วิจัยได้นำระบบต้นแบบไปทดลองใช้งานร่วมกับบุคลากรทางการแพทย์ในสถานพยาบาล เพื่อประเมินความเหมาะสมของขั้นตอน

การใช้งานและรูปแบบการแสดงผล ข้อเสนอแนะที่ได้รับ ถูกนำมาปรับปรุงส่วนติดต่อผู้ใช้ (User Interface) การนำเสนอผลลัพธ์ และรูปแบบรายงานให้สอดคล้องกับการใช้งานจริงมากยิ่งขึ้น ผลการทดลองสะท้อนว่า NARI ไม่เพียงมีประสิทธิภาพด้านการจำแนกภาพทางการแพทย์ แต่ยังมีศักยภาพในการพัฒนาเป็นระบบสนับสนุนการตัดสินใจทางคลินิกที่ขับเคลื่อนด้วย Explainable Artificial Intelligence เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการคัดกรองมะเร็งปากมดลูกในอนาคต



รูปที่ 1 หน้าแสดงอินเตอร์เฟซหลักของระบบ



รูปที่ 2 ขั้นตอนการทำงานของระบบในการอัปโหลด กรอกข้อมูล วิเคราะห์ และ แสดงผลลัพธ์

รูปที่ 3 คิวอาร์โค้ดระบบ

สมการที่ 1 ความแม่นยำ

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

สมการที่ 2 ค่าคะแนน F1

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Sensitivity}{Precision + Sensitivity}$$

$$= 2 \times \frac{0.92 \times 0.93}{0.92 + 0.93} = 0.92497 \approx 0.925$$

ดังนั้น แบบจำลองมีค่า F1-score เท่ากับ 0.925 หรือ 92.5%

สรุปผล

1.) สรุปผลการทดลอง

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบ NARI (Neural Artificial Intelligence for Cervical Cancer Risk Identification) ซึ่งเป็นต้นแบบ ระบบสนับสนุนการตัดสินใจทางคลินิก (Clinical Decision Support System: CDSS) ที่ประยุกต์ใช้ Explainable Artificial Intelligence (XAI) เพื่อช่วยจำแนกเซลล์เยื่อปากมดลูกจากภาพ ThinPrep Pap Test และสนับสนุนการคัดกรองมะเร็งปากมดลูกในระยะเริ่มต้น ระบบได้รับการพัฒนาโดยใช้สถาปัตยกรรม ResNet50 ร่วมกับเทคนิค Grad-CAM เพื่อแสดงบริเวณของภาพที่มีผลต่อการตัดสินใจของโมเดล และเชื่อมต่อกับ Gemini 2.5 Flash เพื่ออธิบายผลการวิเคราะห์ในรูปแบบภาษาธรรมชาติผ่านเว็บแอปพลิเคชัน

ผลการประเมินพบว่า ระบบสามารถจำแนกเซลล์ทั้ง 5 ประเภทได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยมีค่า Accuracy 94.2%, Sensitivity 93.0%, Specificity 95.0% และ Precision 92.0% แสดงให้เห็นว่าระบบสามารถจำแนกเซลล์ได้อย่างถูกต้อง พร้อมทั้งมีศักยภาพในการตรวจพบเซลล์ผิดปกติและลดโอกาสการจำแนกคลาดเคลื่อน นอกจากนี้ การทดลองใช้งานร่วมกับบุคลากรทางการแพทย์ยังสะท้อนว่าระบบมีลำดับขั้นตอนการทำงานที่เหมาะสม สามารถช่วยอธิบายผลการวิเคราะห์ได้อย่างชัดเจน และมีศักยภาพในการพัฒนาเป็นเครื่องมือสนับสนุนการคัดกรองทางคลินิกในอนาคต

2.) อภิปรายผล

ผลการวิจัยสะท้อนให้เห็นว่าการประยุกต์ใช้ Explainable Artificial Intelligence ร่วมกับโครงข่าย

ประสาทเทียมเชิงลึก ไม่เพียงช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกภาพทางการแพทย์ แต่ยังช่วยลดข้อจำกัดของระบบปัญญาประดิษฐ์แบบ Black-box ซึ่งไม่สามารถอธิบายเหตุผลของผลการทำนายได้ การนำเทคนิค Grad-CAM มาแสดงบริเวณที่โมเดลใช้ประกอบการตัดสินใจ ช่วยให้บุคลากรทางการแพทย์สามารถตรวจสอบความสอดคล้องระหว่างผลการวิเคราะห์กับลักษณะทางเซลล์วิทยาได้อย่างเป็นรูปธรรม ส่งผลให้การประยุกต์ใช้ AI มีความโปร่งใสและน่าเชื่อถือมากยิ่งขึ้น

จุดเด่นของงานวิจัยนี้ไม่ได้อยู่เพียงการพัฒนาแบบจำลองเพื่อจำแนกภาพ แต่เป็นการออกแบบระบบที่มีลักษณะเป็น Clinical Decision Support System ที่เชื่อมโยงกระบวนการตั้งแต่การรับข้อมูลผู้ป่วย การวิเคราะห์ภาพ การอธิบายผลด้วย Explainable AI และการสรุปผลด้วย Large Language Model (Gemini 2.5 Flash) ไว้ภายในแพลตฟอร์มเดียว ช่วยลดขั้นตอนการทำงาน เพิ่มความสะดวกในการใช้งาน และสนับสนุนการตัดสินใจของบุคลากรทางการแพทย์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยระบบไม่ได้มีวัตถุประสงค์เพื่อทดแทนแพทย์ แต่ทำหน้าที่เป็นเครื่องมือช่วยวิเคราะห์และจัดลำดับความเสี่ยงเบื้องต้น เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของกระบวนการคัดกรอง

เมื่อเปรียบเทียบกับงานวิจัยที่มุ่งเน้นการพัฒนาโมเดลจำแนกภาพเพียงอย่างเดียว งานวิจัยนี้ให้ความสำคัญกับการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ในบริบททางการแพทย์จริง โดยคำนึงถึงความโปร่งใส ความสามารถในการตรวจสอบย้อนกลับ และการออกแบบระบบให้สอดคล้องกับขั้นตอนการทำงานของสถานพยาบาล ซึ่งเป็นองค์ประกอบสำคัญต่อการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ไปใช้ในทางคลินิกอย่างยั่งยืน

กิตติกรรมประกาศ

ในการจัดทำโครงการครั้งนี้ ผู้จัดทำขอขอบพระคุณ นายอรณัน บากา และคุณครูกลุ่มสาระการเรียนรู้วิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี กลุ่มสาระการ

เรียนรู้เทคโนโลยีสารสนเทศ และท่านอื่นๆ เป็นอย่างสูงที่กรุณาให้คำปรึกษาแนะนำที่เป็นประโยชน์ ตลอดจนช่วยชี้แนะข้อบกพร่องต่างๆ เป็นอย่างดี ให้การวิจัยสำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

เอกสารอ้างอิง

กรมการแพทย์. (2564). แนวทางการตรวจคัดกรองมะเร็งปากมดลูก พ.ศ. 2564.

กรุงเทพฯ: กรมการแพทย์ กระทรวงสาธารณสุข.

He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep Residual Learning for

Image Recognition. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 770–778.

Plissiti, M. E., Dimitrakopoulos, P., Sfakianakis, S., et al. (2018).

SIPaKMeD: A New Dataset for Feature and Image Based Classification of Normal and Pathological Cervical Cells in Pap Smear Images. Proceedings of the 25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 3144–3148.

Selvaraju, R. R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D., &

Batra, D. (2017). Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-based Localization. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 618–626.

World Health Organization. (2021). WHO guideline for screening and

treatment of cervical pre-cancer lesions for cervical cancer prevention (2nd ed.). Geneva: World Health Organization