

การพัฒนาโปรแกรมเว็บไซต์แอปพร้อมกับปัญญาประดิษฐ์สำหรับการจำแนกโรคใบข้าว

ปิยะพงษ์ แดงขำ¹ และ วดีนาถ วรรณสวัสดิ์กุล^{1,*}

¹สาขาวิชาวิศวกรรมการสื่อสารและสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏเทพสตรี

*ผู้ประสานงานบทความต้นฉบับ: wadeenat.w@lawasri.tru.ac.th โทรศัพท์: 090-5640990
(รับบทความ: 26 พฤศจิกายน 2568; แก้ไขบทความ: 18 มกราคม 2569; ตอรับบทความ: 11 กุมภาพันธ์ 2569)

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอการพัฒนาแอปพลิเคชัน RiceCare PWA สำหรับจำแนกโรคใบข้าวโดยใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ร่วมกับ Progressive Web Apps (PWA) เพื่อให้เกษตรกรสามารถวิเคราะห์โรคจากภาพใบข้าวได้อย่างสะดวก รวดเร็ว และใช้งานได้แม้ในพื้นที่ที่มีสัญญาณอินเทอร์เน็ตจำกัด โมเดลปัญญาประดิษฐ์ได้รับการฝึกด้วยชุดข้อมูลภาพ 6 คลาสจาก Rice Leafs Disease Dataset โดยใช้แพลตฟอร์ม Google Teachable Machine ก่อนทำการประเมินประสิทธิภาพด้วยตัวชี้วัดเชิงสถิติ 8 รายการ ประกอบไปด้วย Precision, Recall, F1-Score, Specificity, NPV, FPR, FNR และ MCC ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าโมเดลมีความแม่นยำสูง โดยค่า Precision อยู่ระหว่าง 0.70–0.78 ค่า Recall อยู่ระหว่าง 0.72–0.82 และค่า MCC อยู่ในช่วง 0.65–0.76 สะท้อนถึงความเสถียรและความสอดคล้องของผลทำนายเมื่อเทียบกับข้อมูลจริง แอปพลิเคชัน RiceCare พัฒนาในรูปแบบ PWA เพื่อให้ประมวลผลแบบออฟไลน์ได้ ซึ่งจะสะดวกในการใช้งานภาคสนามที่อาจไม่มีสัญญาณอินเทอร์เน็ต การทดสอบระบบบนสมาร์ตโฟน Android จำนวน 6 รุ่น พบว่าเวลาเฉลี่ยในการประมวลผลภาพเพียง 1.46 วินาที และมีอัตราความสำเร็จในการทำงานสูงถึงร้อยละ 99.4 แม้จะพบความล่าช้าเพียงเล็กน้อยในการโหลดครั้งแรกที่ต้องดาวน์โหลดโมเดล ผลการทดสอบภาคสนามในแปลงนาจำนวน 200 ภาพ พบว่าผลการจำแนกของแอปสอดคล้องกับเกษตรกรถึงร้อยละ 90.5 โดยเฉพาะใบข้าวปกติที่ตรงกันเกือบร้อยละ 100 แสดงถึงศักยภาพของแอปในการสนับสนุนการวินิจฉัยโรคในสภาพแวดล้อมจริง นอกจากนี้ผลการประเมินความพึงพอใจจากผู้ใช้จริง 10 รายอยู่ในระดับดีมาก ด้วยค่าเฉลี่ย 4.65 ผลการวิจัยยืนยันว่า RiceCare PWA เป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการตรวจโรคใบข้าว ช่วยลดเวลาการวินิจฉัย เพิ่มความแม่นยำ และเป็นแนวทางสำคัญในการประยุกต์ AI และ PWA เพื่อสนับสนุนการเกษตรอัจฉริยะในระดับชุมชนอย่างยั่งยืน

คำสำคัญ: โรคใบข้าว ปัญญาประดิษฐ์ Teachable Machine, Progressive Web Apps

การอ้างอิงบทความ: ปิยะพงษ์ แดงขำ และ วดีนาถ วรรณสวัสดิ์กุล, "การพัฒนาโปรแกรมเว็บไซต์แอปพร้อมกับปัญญาประดิษฐ์สำหรับการจำแนกโรคใบข้าว," วารสารวิศวกรรมและเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยกาฬสินธุ์, ปีที่ 4, ฉบับที่ 2, หน้า 25-39, 2569.

Development of a Progressive Web Apps with Artificial Intelligence for Rice Leaf Disease Classification

Piyapong Dangkham¹ and Wadeenat Wannasawaskul^{1,*}

¹Department of Communication and Information Engineering, Faculty of Industrial Technology, Thepsatri Rajabhat University

*Corresponding Author: wadeenat.w@lawasri.tru.ac.th, Tel: 090-5640990

(Received: November 26, 2025; Revised: January 18, 2026; Accepted: February 11, 2026)

Abstract

This research presents the development of RiceCare PWA, an application for classifying rice leaf diseases using Artificial Intelligence (AI) integrated with Progressive Web Apps (PWA) technology. The system is designed to provide farmers with a convenient and rapid tool for analyzing diseases from leaf images, even in areas with limited internet connectivity. The AI model was trained on a 6-class dataset from the rice leaf disease dataset using the Google Teachable Machine platform. The model's performance was evaluated through eight statistical metrics: precision, recall, F1-score, specificity, NPV, FPR, FNR, and MCC. The results demonstrate high classification accuracy, with precision values ranging from 0.70 to 0.78, recall between 0.72 and 0.82, and MCC between 0.65 and 0.76, reflecting strong stability and correlation between predictions and actual ground truth data. By leveraging PWA technology, ricecare enables offline processing, which is crucial for field operations in remote areas. System testing across six Android smartphone models revealed an average image processing time of only 1.46 seconds and a high operational success rate of 99.4%, with only minor initial latency during the first-time model download. Field testing on 200 rice leaf images showed a 90.5% agreement rate between the application's results and expert farmers' assessments, with nearly 100% accuracy in identifying healthy leaves. Furthermore, a user satisfaction survey with 10 participants yielded an excellent rating of 4.65. These findings confirm that RiceCare PWA is an effective tool for rice disease detection, reducing diagnostic time, increasing accuracy, and serving as a sustainable framework for applying AI and PWA in community-level smart agriculture.

Keywords: Rice Leaf Diseases, Artificial Intelligence, Teachable Machine, Progressive Web Apps

Please cite this article as: P. Dangkham and W. Wannasawaskul, "Development of a Progressive Web Apps with Artificial Intelligence for Rice Leaf Disease Classification," *The Journal of Engineering and Industrial Technology, Kalasin University*, vol. 4, no. 2, pp. 25-39, 2026.

บทความวิจัย (Research Article)

1. บทนำ

โรคพืชเป็นปัญหาสำคัญที่ส่งผลกระทบต่อผลผลิตและสร้างความเสียหายทางเศรษฐกิจ ซึ่งปัจจุบันเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) โดยเฉพาะการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ได้เข้ามามีบทบาทสำคัญในการวินิจฉัยและจำแนกโรคพืชจากภาพถ่ายได้อย่างแม่นยำและรวดเร็วกว่าวิธีดั้งเดิมที่ต้องอาศัยประสบการณ์และความชำนาญของบุคคล [1] การประยุกต์ใช้เทคโนโลยีเหล่านี้สอดคล้องกับแนวทางเกษตรแม่นยำ (Precision Agriculture) ที่เน้นการใช้ข้อมูลและเทคโนโลยีเพื่อการตัดสินใจในการจัดการพื้นที่เพาะปลูก ซึ่งช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการผลิตและลดต้นทุน [2] นอกจากนี้การนำ AI มาพัฒนาร่วมกับระบบการจัดการความรู้ยังช่วยส่งผ่านข้อมูลสู่เกษตรกร เพื่อรับมือกับสถานการณ์วิกฤตและยกระดับคุณภาพผลผลิตได้อย่างยั่งยืน [3]

ปัจจุบันเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์โดยเฉพาะการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ได้เข้ามามีบทบาทสำคัญในการปฏิวัติกระบวนการวินิจฉัยโรคพืชทดแทนวิธีการดั้งเดิมที่ต้องอาศัยความชำนาญเฉพาะบุคคล โดยมีการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (CNN) ซึ่งได้รับการยอมรับว่ามีประสิทธิภาพสูงในการสกัดคุณลักษณะและจำแนกภาพถ่ายโรคพืชที่มีความซับซ้อน [4] งานวิจัยจำนวนมากนิยมใช้วิธีการถ่ายโอนการเรียนรู้ (Transfer Learning) ร่วมกับสถาปัตยกรรมมาตรฐาน เช่น VGG16, Inception V3 และ ResNet เพื่อลดระยะเวลาการเรียนรู้และเพิ่มความแม่นยำ เช่นงานวิจัยที่ทำการเปรียบเทียบโมเดลเพื่อจำแนกโรคแตงกวาพบว่า VGG16 ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดถึง 98% [5] รวมถึงการปรับค่าพารามิเตอร์ใน ResNet50 ร่วมกับอัลกอริทึมเพิ่มประสิทธิภาพ (Optimization Algorithms) เพื่อจำแนกโรคพืชทางใบได้อย่างถูกต้อง [6] นอกจากนี้โมเดลพื้นฐานแล้ว ยังมีการพัฒนารูปแบบสถาปัตยกรรมแบบผสมผสาน (Hybrid Models) เพื่อแก้ปัญหาความซับซ้อนของลักษณะอาการโรค เช่น

การผสานเครือข่ายแคปซูล (Capsule Network) เข้ากับ CNN และกลไกความสนใจ (Attention Mechanism) เพื่อเพิ่มขีดความสามารถในการเรียนรู้ความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ของโรคใบขาว ซึ่งช่วยให้โมเดลมีความแม่นยำสูงถึง 96.01% [7] อีกทั้งยังมีการนำเทคนิค Soft Computing เช่น ANFIS ร่วมกับ K-Means มาใช้ในการจำแนกโรคใบมะเขือเทศได้สำเร็จ [8] อย่างไรก็ตาม ปัญหาสำคัญของการใช้ Deep Learning คือความเสี่ยงต่อการเรียนรู้เกิน (Overfitting) เมื่อข้อมูลมีจำกัด จึงมีการเสนอใช้กลยุทธ์ต่าง ๆ เช่น การเพิ่มปริมาณข้อมูล (Data Augmentation) การใช้ Dropout และการหยุดก่อนกำหนด (Early Stopping) เพื่อให้โมเดลมีเสถียรภาพและแม่นยำเมื่อนำไปใช้งานจริงกับโรคข้าว [9] นอกจากนี้การวินิจฉัยโรคแล้ว การนำเทคโนโลยีมาจัดระบบองค์ความรู้ท้องถิ่นก็มีความสำคัญ ดังเช่นงานวิจัยของประมุล สุขสกาบ่วง และ อีรพล สืบชมภู [10] ที่พัฒนาแอปพลิเคชันบนสมาร์ตโฟนร่วมกับเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) เพื่อจำแนกพืชสมุนไพรพื้นบ้าน ซึ่งช่วยให้ผู้ใช้งานเข้าถึงข้อมูลได้ง่ายและมีความแม่นยำสูงถึง 92% แสดงให้เห็นว่าการพัฒนาเครื่องมือที่ใช้ผ่านสมาร์ตโฟนเป็นแนวทางที่มีประสิทธิภาพสูงในการนำเทคโนโลยีไปประยุกต์ใช้จริงในระดับชุมชน

จากปัญหาและโอกาสดังกล่าว งานวิจัยนี้จึงมุ่งพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันสำหรับจำแนกโรคข้าวด้วยภาพใบข้าวซึ่งเป็นพืชเศรษฐกิจของจังหวัดลพบุรี [11] โดยประยุกต์ใช้ Teachable Machine ร่วมกับเทคโนโลยี Progressive Web App (PWA) ซึ่งเป็นจุดเด่นสำคัญที่ช่วยขจัดข้อจำกัดด้านการเข้าถึงเทคโนโลยี เนื่องจาก PWA สามารถทำงานได้เหมือนแอปพลิเคชันพื้นฐาน (Native App) โดยไม่ต้องดาวน์โหลดติดตั้งและรองรับการใช้งานในโหมดออฟไลน์ (Offline) ซึ่งเหมาะสมอย่างยิ่งสำหรับพื้นที่เกษตรกรรมที่สัญญาณอินเทอร์เน็ตไม่ครอบคลุม ผลลัพธ์จากการวิจัยนี้จะเป็นเครื่องมือสำคัญที่ช่วยให้

บทความวิจัย (Research Article)

เกษตรกรในระดับชุมชนสามารถวินิจฉัยโรคข้าวได้ด้วยตนเองอย่างรวดเร็วและแม่นยำ ลดภาระการพึ่งพาผู้เชี่ยวชาญ ลดต้นทุนการตรวจแปลง และช่วยให้เกษตรกรสามารถตรวจพบโรคได้ตั้งแต่ระยะเริ่มต้นนำไปสู่การวางแผนป้องกันกำจัดโรคที่ทันทั่วทั้งพื้นที่และช่วยลดความเสียหายของผลผลิตข้าวในชุมชนได้อย่างยั่งยืน

2. โมเดลปัญญาประดิษฐ์การจำแนกโรคใบข้าว

ในการพัฒนาเครื่องมือวิเคราะห์โรคใบข้าวอัตโนมัติ ผู้วิจัยได้นำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ด้านการจำแนกภาพ (Image Classification) มาใช้เพื่อให้สามารถตรวจจับอาการของโรคจากภาพใบข้าวได้อย่างเป็นระบบและลดความคลาดเคลื่อนจากการประเมินด้วยมนุษย์ โมเดลที่พัฒนานี้ถูกออกแบบให้รองรับลักษณะโรค 5 ประเภทที่พบในประเทศไทย พร้อมคลาสใบปกติรวมเป็น 6 คลาส โดยใช้ชุดข้อมูลภาพต้นแบบจากงานวิจัยและฐานข้อมูลสาธารณะร่วมกับองค์ความรู้โรคข้าวจากแหล่งข้อมูลทางการ เพื่อให้การฝึกแบบจำลองมีความสมบูรณ์มากที่สุด

กระบวนการสร้างโมเดลประกอบด้วยสามขั้นตอนหลัก ได้แก่ (1) การเตรียมและจัดการชุดข้อมูลภาพใบข้าว เพื่อให้ได้ข้อมูลที่เป็นมาตรฐานและสอดคล้องกับจำนวนคลาสที่ต้องการจำแนก (2) การฝึกโมเดลด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องผ่านระบบ Google Teachable Machine ซึ่งช่วยให้สามารถสร้างโมเดลภาพได้อย่างรวดเร็วโดยไม่ต้องเขียนโค้ด และ (3) การทดสอบและประเมินผลโมเดลด้วยตัวชี้วัดเชิงสถิติหลายรายการ เพื่อให้มั่นใจว่าโมเดลมีความแม่นยำเพียงพอต่อการนำไปใช้จริงในแปลงนาและสภาพแวดล้อมที่มีความหลากหลาย

2.1 การเตรียมและจัดการชุดข้อมูลภาพใบข้าว

ผู้วิจัยได้ทำการรวบรวมองค์ความรู้หลัก (Knowledge Base) ด้านโรคใบข้าวจากแหล่งข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary Data) ที่มีความน่าเชื่อถือสูง โดยอ้างอิงข้อมูลจากคลังความรู้องค์ความรู้เรื่องข้าว (Rice Knowledge Bank) ซึ่งจัดทำและเผยแพร่โดยกรมการข้าว กระทรวงเกษตรและสหกรณ์ [12] โดยได้คัดเลือกข้อมูลในส่วนโรคใบข้าว และการป้องกันกำจัด ที่มีการจำแนกโรคสำคัญที่พบในประเทศไทย ข้อมูลที่นำมาใช้ประกอบด้วยรายละเอียดของโรคที่พบบ่อย 5 ชนิด ได้แก่ โรคใบจุดสีน้ำตาล โรคไหม้ โรคขอบใบแห้ง โรคใบวงสีน้ำตาล และโรคใบขีดสีน้ำตาล โดยสกัดข้อมูล 2 ส่วนหลักคือ (1) ลักษณะอาการที่ปรากฏบนใบ และ (2) แนวทางการจัดการและป้องกันรักษา เพื่อใช้เป็นข้อมูลประกอบการแสดงผลลัพธ์การวิเคราะห์ของโมเดลปัญญาประดิษฐ์ ดังแสดงในตารางที่ 1

ในการฝึกสอนโมเดลปัญญาประดิษฐ์ (AI Model) ผู้วิจัยได้ใช้ชุดข้อมูล "Rice Leaf Disease Dataset" ซึ่งเป็นชุดข้อมูลที่เผยแพร่สาธารณะบนแพลตฟอร์ม Kaggle ชุดข้อมูลนี้รวบรวมโดย Saputra [13] และประกอบด้วยรูปภาพใบข้าวทั้งหมด 2,627 ภาพ ผู้วิจัยได้ใช้ข้อมูลทั้งหมด 6 คลาส ที่มีในชุดข้อมูล โดยแบ่งเป็น 5 คลาส สำหรับโรคข้าวที่แสดงไว้ในตารางที่ 1 ได้แก่ Brown Spot, Leaf Blast, Bacterial Leaf Blight, Leaf Scald และ Narrow Brown Spot และคลาสที่ 6 คือ Healthy หรือใบข้าวปกติ เพื่อใช้เป็นกลุ่มควบคุม ในการฝึกสอนโมเดลรายละเอียดชุดข้อมูล และจำนวนข้อมูลที่เลือกมาใช้ในแต่ละคลาสแสดงได้ดังตารางที่ 2

บทความวิจัย (Research Article)

ตารางที่ 1 ลักษณะอาการโรคใบข้าวและวิธีดูแลรักษา

โรคข้าว (Disease)	อาการ (Symptoms)	วิธีดูแลรักษา (Treatment)
โรคใบจุดสีน้ำตาล (Brown Spot)	แผลที่ใบข้าว พบมากในระยะแตกกอ มีลักษณะเป็นจุดสีน้ำตาล รูปกลมหรือรูปไข่ ขอบนอกสุดของแผลมีสีเหลือง	พ่นด้วยสารป้องกันกำจัดเชื้อรา เช่น คาร์เบนดาซิม แมนโคเซ็บ โพรพิโคนาโซล ทีบูโคนาโซล ครีโซซิม-เมทิล หรือ คาร์เบนดาซิม+แมนโคเซ็บ ปลุกพืชหมุนเวียนเพื่อช่วยลดความรุนแรงของโรค
โรคไหม้ (Leaf Blast)	ใบมีแผล จุดสีน้ำตาลคล้ายรูปตา มีสีเทาอยู่ตรงกลางแผล	คลุกเมล็ดพันธุ์ด้วยสารป้องกันกำจัดเชื้อรา เช่น ไตรไซคลาโซล คาซูกาไมซิน ฉีดพ่นสารป้องกันกำจัดเชื้อรา เช่น ไตรไซคลาโซล คาซูกาไมซิน ไม่ควรใส่ปุ๋ยไนโตรเจนสูงเกินไป
โรคขอบใบแห้ง (Bacterial Leaf Blight)	ใบที่เป็นโรคขอบใบมีรอยขีดข่วน ต่อมาจะเปลี่ยนเป็นสีเหลือง ที่แผลมีหยดน้ำสีครีมคล้ายยางสนกลม ๆ ขนาดเล็กเท่าหัวเข็มหมุด ต่อมาจะกลายเป็นสีน้ำตาลและหลุดไปตามน้ำหรือฝน	ใช้สารป้องกันกำจัดโรคพืช เช่น ไอโซโพรโทโอเลน คอปเปอร์ไฮดรอกไซด์ ในดินที่อุดมสมบูรณ์ไม่ควรใส่ปุ๋ยไนโตรเจนมาก ไม่ควรระบายน้ำจากแปลงที่เป็นโรคไปสู่แปลงอื่น
โรคใบวงสีน้ำตาล (Leaf Scald)	ระยะแรกมีลักษณะเป็นรอยขีด ขาว ๆ แผลสีน้ำตาลปนเทา ขอบแผลสีน้ำตาลอ่อน จากนั้นแผลจะขยายใหญ่ขึ้นเป็นรูปวงรีติดต่อกัน ทำให้เกิดอาการใบไหม้บริเวณกว้าง และเปลี่ยนเป็นสีฟางข้าว	กำจัดพืชอาศัยของเชื้อราสาเหตุโรค ฉีดพ่นสารป้องกันกำจัดโรคพืช เช่น ไธโอฟาเนทเมทิล โพรพิโคนาโซล ตามอัตราที่ระบุ
โรคใบขีดสีน้ำตาล (Narrow Brown Spot)	ใบมีสีน้ำตาลเป็นขีด ๆ ขนานไปกับเส้นใบ ข้าว มักพบในระยะข้าวแตกกอ แผลไม่กว้าง ตรงกลางเล็กและไม่มียอยขีดที่แผล ต่อมาแผลจะขยายมาติดกัน แผลจะมีมากตามใบล่างและปลายใบ	ใช้ปุ๋ยโพแทสเซียมคลอไรด์ (0-0-60) อัตรา 5-10 กิโลกรัมต่อไร่ ให้ฉีดพ่นด้วยสารป้องกันกำจัดเชื้อรา เช่น คาร์เบนดาซิม

2.2 การฝึกโมเดล

ในการฝึกสอนโมเดลปัญญาประดิษฐ์ ผู้วิจัยได้เลือกใช้ Google Teachable Machine ซึ่งเป็นแพลตฟอร์มบนเว็บเบราว์เซอร์ที่ช่วยให้สามารถสร้างโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องได้โดยไม่ต้องเขียนโค้ด ผู้วิจัยได้เริ่มต้นด้วยการสร้าง Image Project และกำหนดคลาส ทั้งหมด 6 คลาส เพื่อให้สอดคล้องกับ

ชุดข้อมูล Rice Leafs Disease Dataset ที่เตรียมไว้ ดังแสดงในตารางที่ 2 จากนั้น ผู้วิจัยได้อัปโหลดรูปภาพจากชุดข้อมูลฝึกสอน (Training set) ซึ่งมีคลาสละ 350 ภาพ เข้าไปยัง Teachable Machine และเริ่มกระบวนการฝึกโมเดล โดยใช้พารามิเตอร์มาตรฐานที่ระบบกำหนดไว้ ดังนี้ Epochs ที่ 50 รอบ Batch Size ที่ 16 และ Learning Rate ที่ 0.01

บทความวิจัย (Research Article)

ตารางที่ 2 รายละเอียดชุดข้อมูลในการฝึกสอนโมเดล

ชื่อคลาส	ชื่อโรคใบข้าว	จำนวน	ตัวอย่างชุดข้อมูล		
Brown Spot	โรคใบจุดสีน้ำตาล	350			
Leaf Blast	โรคไหม้	350			
Bacterial Leaf Blight	โรคขอบใบแห้ง	350			
Leaf Scald	โรคใบวงสีน้ำตาล	350			
Narrow Brown Spot	โรคใบขีดสีน้ำตาล	350			
Healthy	ไม่มีโรค	350			

2.3 การทดสอบและประเมินผลโมเดล

การประเมินผลเบื้องต้นโดยใช้ข้อมูลจากชุดข้อมูลทดสอบ (Test Set) ในหน้าต่าง Preview เพื่อยืนยันความแม่นยำ โดยใช้ข้อมูลในการทดสอบคลาสละ 150 ภาพ ผลการตรวจสอบความถูกต้องแสดงได้ดังรูปที่ 1 เพื่อให้การประเมินผลมีความครบถ้วนและสะท้อนความสามารถของโมเดลในหลายมิติ ผู้วิจัยใช้ตัวชี้วัดเชิงสถิติ 8 รายการ โดยอาศัยค่าพื้นฐานจาก Confusion Matrix จำนวนผลทำนายที่ถูกต้องและผิดในแต่ละคลาส การคำนวณตัวชี้วัดทั้งหมดใช้สมการที่ (1) – (8) [14]

ความแม่นยำของการทำนายโรค

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

ความสามารถในการตรวจพบโรคจริง

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

ค่าความสมดุลระหว่าง Precision และ Recall

$$F1 - score = \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (3)$$

ความสามารถในการแยกแยะใบที่ไม่เป็นโรค

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \quad (4)$$

บทความวิจัย (Research Article)

ความแม่นยำของการทำนายว่าไม่เป็นโรค

$$NPV = \frac{TN}{TN + FN} \quad (5)$$

ความถี่ในการทำนายผิดว่าเป็นโรค

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (6)$$

ความถี่ในการทำนายผิดว่าไม่เป็นโรค

$$FNR = \frac{FN}{FN + TP} \quad (7)$$

ตัวชี้วัดสมดุลของความสัมพันธ์ระหว่างผลจริงกับ
ผลทำนาย เหมาะสำหรับข้อมูลหลายคลาสและข้อมูล
ที่ไม่สมดุล (Matthews Correlation Coefficient)

$$MCC = \frac{(TP \times TN) - (FP \times FN)}{\sqrt{(TP + FP)(TP + FN)(TN + FP)(TN + FN)}} \quad (8)$$

การประเมินโมเดลด้วยตัวชี้วัดเชิงสถิติ แสดงดัง
ตารางที่ 3 เมื่อโมเดลมีความแม่นยำเป็นที่น่าพอใจ
แล้ว ผู้วิจัยได้ทำการส่งออก โมเดลในรูปแบบ
TensorFlow.js ซึ่งจะได้ไฟล์ model.json,
metadata.json, และ weights.bin เพื่อนำไปผนวก
รวมกับแอปพลิเคชัน RiceCare PWA ทำให้สามารถ
ทำการวิเคราะห์ภาพ ได้โดยตรงบนอุปกรณ์ของผู้ใช้
แม้อยู่ในสถานะออฟไลน์



รูปที่ 1 แผนภาพ Confusion Matrix แสดงผลการจำแนกโรคใบข้าว 6 คลาส

บทความวิจัย (Research Article)

ตารางที่ 3 ผลการประเมินโมเดลด้วยตัวชี้วัดเชิงสถิติ

Class	Precision	Recall	F1	Specificity	NPV	FPR	FNR	MCC
Leaf Blast	0.72	0.72	0.72	0.94	0.94	0.06	0.28	0.66
Brown Spot	0.70	0.73	0.71	0.94	0.94	0.06	0.27	0.65
Leaf Scald	0.72	0.72	0.72	0.95	0.94	0.05	0.28	0.67
Narrow Brown Spot	0.77	0.72	0.74	0.96	0.94	0.04	0.28	0.69
Bacterial Leaf Blight	0.77	0.75	0.76	0.95	0.95	0.05	0.25	0.71
Healthy Leaf	0.78	0.82	0.80	0.95	0.96	0.05	0.18	0.76

จากตารางที่ 3 แสดงค่าการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลจำแนกโรคใบข้าวจำนวน 6 คลาส ด้วยตัวชี้วัดเชิงสถิติ โดยรวมโมเดล มีความสามารถในการจำแนกแต่ละโรคได้ในระดับดีทุกคลาส โดยค่า Precision อยู่ระหว่าง 0.70–0.78 และค่า Recall อยู่ระหว่าง 0.72–0.82 แสดงว่าโมเดลสามารถทำนายถูกทั้งในมุมมองความแม่นยำและความครอบคลุมของข้อมูลจำนวนมาก นอกจากนี้ ค่า F1-score ซึ่งเป็นตัวชี้วัดสมดุลระหว่าง Precision และ Recall อยู่ในช่วง 0.71–0.80 สะท้อนถึงความเหมาะสมของโมเดลในการใช้งานจริง

ค่าตัวชี้วัดด้านการจำแนกเชิงลบ ได้แก่ Specificity และ NPV อยู่ในระดับสูง (0.94–0.96) ทำให้โมเดลมีความสามารถในการแยกแยะใบข้าวที่ไม่เป็นโรคได้อย่างมีประสิทธิภาพ ขณะที่ค่า FPR อยู่ในช่วง 0.04–0.06 และค่า FNR อยู่ในช่วง 0.18–0.28 ซึ่งอยู่ในระดับที่ยอมรับได้สำหรับงานภาคสนาม

สุดท้ายตัวชี้วัด MCC ซึ่งสะท้อนความสมดุลของผลการจำแนกทั้ง 4 ส่วน (TP, FP, TN, FN) อยู่ในช่วง 0.65–0.76 บ่งชี้ว่าคุณภาพโดยรวมของโมเดลถือว่าดี และมีความสอดคล้องระหว่างผลทำนายกับข้อมูลจริง

3. แอปพลิเคชันการจำแนกโรคใบข้าว RiceCare

เพื่อตอบสนองวัตถุประสงค์ในการสร้างเครื่องมือวิเคราะห์โรคใบข้าวที่เกษตรกรสามารถเข้าถึงได้ง่ายและใช้งานได้จริงในภาคสนาม ผู้วิจัยได้ทำการพัฒนาแอปพลิเคชัน RiceCare ในรูปแบบของ Progressive Web Application (PWA) ซึ่งเป็นการผสมผสานข้อดีของเว็บไซต์และการทำงานแบบแอปพลิเคชันบนสมาร์ตโฟน สถาปัตยกรรมของแอปพลิเคชันประกอบด้วยเทคโนโลยีหลักดังนี้

1) โครงสร้างหลัก (Frontend Stack) พัฒนาด้วยเทคโนโลยีเว็บมาตรฐาน ได้แก่ HTML5, CSS3, และ JavaScript (ES6+) โดยใช้เฟรมเวิร์ก Tailwind CSS ในการออกแบบส่วนประสานผู้ใช้ (User Interface) ให้มีความเรียบง่ายและตอบสนองต่อทุกขนาดหน้าจอ (Responsive Design)

2) การทำงานแบบออฟไลน์ (Offline Capability) หัวใจสำคัญของแอปพลิเคชันคือการทำงานแบบ PWA โดยการใช้ Service Worker เพื่อทำหน้าที่แคช (Cache) ไฟล์สำคัญของแอปพลิเคชันทั้งหมดไว้ในอุปกรณ์ของผู้ใช้ ซึ่งรวมถึงไฟล์ HTML, CSS, JavaScript และที่สำคัญที่สุดคือไฟล์โมเดลปัญญาประดิษฐ์ (model.json) ทำให้ผู้ใช้สามารถเปิดแอปและทำการวิเคราะห์โรคใบข้าวได้ทันที แม้อยู่ในพื้นที่ที่ไม่มีสัญญาณอินเทอร์เน็ต นอกจากนี้ ยังมี

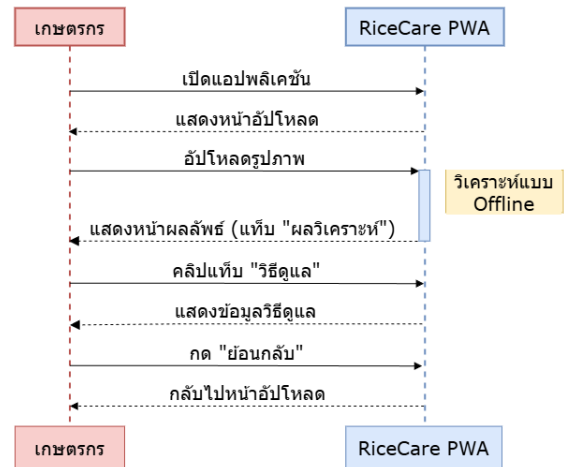
บทความวิจัย (Research Article)

การใช้ Web App Manifest (manifest. json) เพื่อให้ผู้ใช้สามารถติดตั้งแอป (Add to Home Screen) ลงบนอุปกรณ์ได้

3) โมเดลปัญญาประดิษฐ์ (AI Model) แอปพลิเคชันใช้โมเดลการจำแนกประเภทรูปภาพ (Image Classification) ที่สร้างจาก Google Teachable Machine และส่งออก มาในรูปแบบ TensorFlow.js การใช้ TensorFlow.js ทำให้สามารถประมวลผลการวิเคราะห์ (Inference) ได้โดยตรงบนเบราว์เซอร์ของผู้ใช้ (Client-Side) โดยไม่ต้องส่งรูปภาพกลับไปยังเซิร์ฟเวอร์ ซึ่งช่วยรักษาความเป็นส่วนตัวและลดการใช้งานข้อมูลอินเทอร์เน็ต

4) การออกแบบส่วนประสานผู้ใช้ (UI/UX) ผู้วิจัยออกแบบ UI โดยเน้นความเรียบง่ายและโฟกัสที่ละขั้นตอน โดยแบ่งการทำงานออกเป็น 2 หน้าจอหลัก (Screens) ได้แก่ (1) หน้าอัปโหลด (Upload Screen) สำหรับให้ผู้ใช้ถ่ายภาพหรือเลือกภาพใบข้าวที่ต้องการวิเคราะห์ (2) หน้าผลลัพธ์ (Result Screen) เมื่อวิเคราะห์เสร็จ แอปจะสลับมายังหน้านี้ ซึ่งถูกออกแบบให้มี 2 แท็บ (Tabs) เพื่อแบ่งข้อมูลให้ชัดเจน ได้แก่ แท็บผลการวิเคราะห์ แสดงค่าความน่าจะเป็นของโรคที่ตรวจพบ และแท็บวิธีดูแลรักษา แสดงคำอธิบาย อาการ และแนวทางการป้องกันที่สอดคล้องกับผลลัพธ์ โดยอ้างอิงจากตารางที่ 1

เพื่อให้เห็นภาพรวมการทำงานของระบบทั้งหมด ตั้งแต่การรับภาพจนถึงการประเมินผล ผู้วิจัยได้นำเสนอแผนภาพการทำงานของแอปพลิเคชันดังแสดงในรูปที่ 2 ซึ่งสรุปขั้นตอนการประมวลผลของ RiceCare อย่างเป็นระบบ



รูปที่ 2 แผนภาพการทำงานของแอปพลิเคชัน

จากรูปที่ 2 แสดงลำดับขั้นตอนการทำงานของแอปพลิเคชัน RiceCare โดยแบ่งการทำงานออกเป็น 2 ส่วนคือ เกษตรกร (ผู้ใช้งาน) และ RiceCare PWA (แอปพลิเคชัน) กระบวนการเริ่มต้นเมื่อเกษตรกรเปิดแอปพลิเคชันและอัปโหลดรูปภาพใบข้าว ตัวแอปจะทำการวิเคราะห์แบบ Offline ทันทีโดยไม่ต้องใช้อินเทอร์เน็ต เมื่อวิเคราะห์เสร็จ แอปพลิเคชันจะแสดงหน้าผลลัพธ์ โดยเกษตรกรสามารถสลับแท็บระหว่างผลวิเคราะห์และวิธีดูแล หรือกดย้อนกลับเพื่อไปหน้าอัปโหลดได้

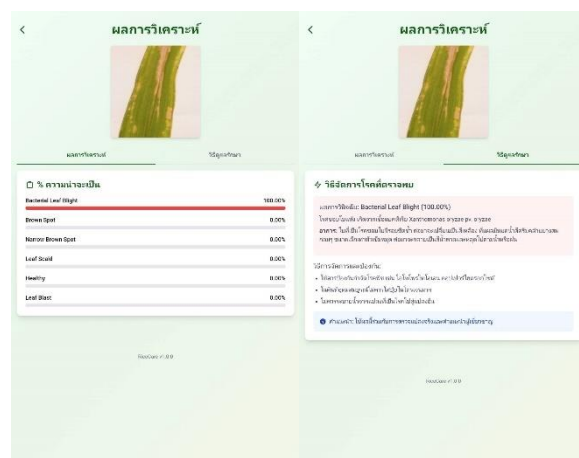
4. ผลการทดลอง

หลังจากที่ได้ออกแบบและพัฒนาแอปพลิเคชัน RiceCare ดังรูปที่ 3-4 ซึ่งประกอบด้วยสถาปัตยกรรมแบบ PWA การทำงานออฟไลน์ผ่าน Service Worker การประมวลผล AI ด้วย TensorFlow.js บนเบราว์เซอร์ และการออกแบบ UI/UX ให้ใช้งานง่ายในภาคสนาม ขั้นตอนต่อไปคือการประเมินคุณภาพของแอปและประสิทธิภาพของโมเดลการจำแนกโรคใบข้าว รวมถึงการทดสอบกับผู้ใช้งานจริงในพื้นที่เป้าหมาย

บทความวิจัย (Research Article)



รูปที่ 3 หน้าอัปโหลดของแอปพลิเคชัน RiceCare



รูปที่ 4 ผลวิเคราะห์ของแอปพลิเคชัน RiceCare

4.1 การทดสอบแอปพลิเคชัน RiceCare

เพื่อประเมินคุณภาพของแอปพลิเคชัน RiceCare ในมิติต่าง ๆ ได้แก่ ความถูกต้องของการทำงานตามฟังก์ชันที่ออกแบบ ความเร็วและความถี่ในการประมวลผลภาพ ความสามารถทำงาน

ออฟไลน์ และความเหมาะสมของการแสดงผลและการทำงานผ่านสมาร์ทโฟน วิธีการทดสอบจะใช้สมาร์ทโฟน Android รวม 6 รุ่น ทำการตรวจสอบฟังก์ชันหลักของระบบ เช่น การอัปโหลดภาพ การวิเคราะห์โรค การแสดงผลแท็บคำแนะนำ การทำงานในสถานะไม่มีอินเทอร์เน็ต แสดงดังตารางที่ 4-5

ตารางที่ 4 การทดสอบคุณภาพแอปพลิเคชัน RiceCare

หัวข้อทดสอบหลัก	รายละเอียดการทดสอบ	เกณฑ์การยอมรับ	ผลการทดสอบ
ความถูกต้องของฟังก์ชัน	ทดสอบการอัปโหลดรูป การวิเคราะห์โรค การแสดงผลแท็บผลวิเคราะห์ และวิธีดูแล บนสมาร์ทโฟน Android 6 รุ่น	ทุกฟังก์ชันทำงานได้ครบถ้วน โดยไม่เกิด error หรือค้าง	ผ่าน
ความเร็วการประมวลผล	จับเวลาเฉลี่ยตั้งแต่กดวิเคราะห์รูปจนแสดงผล	เวลาเฉลี่ย ≤ 2.0 วินาที	1.4 วินาที
การทำงานออฟไลน์	ปิดอินเทอร์เน็ตแล้วทดสอบอัปโหลดรูปและวิเคราะห์โรค	แอปพลิเคชันสามารถเปิดใช้งานและวิเคราะห์รูปได้ครบทุกฟังก์ชัน	ผ่าน
เสถียรภาพระบบ	ทดสอบใช้งานต่อเนื่อง ≥ 30 ครั้งต่อเครื่อง โดยสลับหน้า Upload/ผลลัพธ์	ไม่พบอาการค้าง (Freeze) หรือค้าง (Crash)	ผ่าน (พบอาการผิดปกติ น้อยมาก)
เวลาโหลดครั้งแรก	วัดเวลาตั้งแต่เปิดแอปครั้งแรกจนโหลดไฟล์โมเดลปัญญาประดิษฐ์เสร็จ	เวลาโหลดครั้งแรกไม่เกิน 10 วินาที	6-9 วินาที (อยู่ในเกณฑ์แต่ควรพัฒนาเพิ่ม)
ความเหมาะสมของการแสดงผล	ตรวจสอบขนาดตัวอักษร ปุ่ม และการตอบสนองต่อหน้าจอหลายขนาด	อ่านง่าย กดง่าย ไม่ทับซ้อน รองรับจอ 5-7 นิ้ว	ผ่าน

บทความวิจัย (Research Article)

ตารางที่ 5 ผลการทดสอบเชิงปริมาณตามอุปกรณ์

อุปกรณ์ทดสอบ	เวลาโหลดครั้งแรก (วินาที)	เวลาเฉลี่ย ประมวลผลต่อภาพ (วินาที)	จำนวนครั้ง ทดสอบ (ครั้ง)	จำนวนครั้งที่เกิดปัญหา (Crash/Freeze)	อัตรา ความสำเร็จ (%)
Device-1	7.2	1.35	30	0	100
Device-2	6.8	1.42	30	0	100
Device-3	8.1	1.50	30	1 (Initial latency)	96.7
Device-4	9.0	1.60	30	0	100
Device-5	6.5	1.38	30	0	100
Device-6	7.9	1.48	30	0	100
เฉลี่ย	7.6	1.46	180	1	99.4

จากตารางที่ 4 สรุปได้ว่าแอปพลิเคชัน RiceCare ผ่านการประเมินคุณภาพในภาพรวมเกือบทุกด้านตามเกณฑ์ที่กำหนด โดยด้านการทำงานของฟังก์ชันการประมวลผลผลลัพธ์ การทำงานแบบออฟไลน์ และความถูกต้องของข้อมูลคำแนะนำ ล้วนทำงานได้ตามที่ออกแบบโดยไม่มีข้อผิดพลาด และให้ผลลัพธ์ภายในเวลาที่ยอมรับได้ ส่วนด้านความเสถียร แม้จะพบอาการค้างบางครั้งเมื่อทำการทดสอบซ้ำจำนวนมาก แต่ไม่พบการค้างออกของระบบ ซึ่งถือว่าอยู่ในระดับที่ยอมรับได้สำหรับแอปพลิเคชันที่มีการประมวลผลด้วยโมเดลปัญญาประดิษฐ์ สำหรับเวลาโหลดครั้งแรก พบว่าต้องใช้เวลามากกว่าเกณฑ์ที่กำหนด เนื่องจากต้องดาวน์โหลดโมเดลปัญญาประดิษฐ์ ขนาด 2-3 MB แต่ถือเป็นข้อจำกัดเชิงเทคนิคที่สามารถยอมรับได้เมื่อใช้งานครั้งแรกเท่านั้น และไม่กระทบต่อการใช้งานในครั้งถัดไป

จากตารางที่ 5 พบว่าแอปพลิเคชัน RiceCare PWA มีประสิทธิภาพโดยรวมอยู่ในระดับดีมากและมีความเสถียรสูงเมื่อทดสอบบนสมาร์ตโฟน Android ทั้ง 6 รุ่น โดยมีเวลาโหลดครั้งแรกเฉลี่ย 7.6 วินาที ซึ่งถือว่าเหมาะสม ส่วนเวลาเฉลี่ยในการประมวลผลภาพหลังจากโหลดโมเดลแล้วอยู่ที่เพียง 1.46 วินาที แสดงถึงความเร็วในการวิเคราะห์ที่เพียงพอต่อการใช้

งานในภาคสนาม นอกจากนี้จากการทำซ้ำรวม 180 ครั้ง พบปัญหาเพียง 1 ครั้งเท่านั้น (คิดเป็นอัตราความสำเร็จ 99.4%) ซึ่งเป็นความผิดพลาดเฉพาะบนอุปกรณ์รุ่นหนึ่งในการโหลดครั้งแรก

4.2 การทดสอบการจำแนกโรคใบข้าว

การทดสอบโมเดลในแปลงนาได้ดำเนินการในพื้นที่ หมู่บ้านสระกะเบื้อง ตำบลหนองเต่า อำเภอบ้านหมี่ จังหวัดลพบุรี ซึ่งเป็นพื้นที่ปลูกข้าวสำคัญของอำเภอ โดยเกษตรกรรายงานว่าพบโรคใบข้าวประมาณ 50% ของพื้นที่ทั้งหมด ทีมวิจัยจึงสุ่มเก็บภาพใบข้าวจากหลายตำแหน่งในแปลงจริง และจัดกลุ่มตามสัดส่วนการพบโรคในพื้นที่ เช่น โรคใบไหม้ และโรคใบจุดสีน้ำตาลพบบ่อยที่สุด โรคขอบใบแห้งพบในระดับปานกลาง ขณะที่โรค Leaf Scald พบน้อยที่สุด (<5%) และใบข้าวสมบูรณ์พบประมาณครึ่งหนึ่งของจำนวนภาพทั้งหมด การเก็บข้อมูลภาคสนามทำให้ได้ภาพรวมจำนวน 200 ภาพ แบ่งเป็นชนิดต่าง ๆ ตามสัดส่วนที่พบจริงในพื้นที่ จากนั้นนำภาพทั้งหมดเข้าสู่แอปพลิเคชัน RiceCare เพื่อวิเคราะห์โรค พร้อมบันทึกผลลัพธ์เทียบกับการวินิจฉัยของเกษตรกรในพื้นที่ ผลลัพธ์ถูกสรุปในตารางที่ 6

บทความวิจัย (Research Article)

ตารางที่ 6 การเปรียบเทียบผลการระบุโรคระหว่างเกษตรกรและแอปพลิเคชัน RiceCare

โรคใบข้าว	การระบุโรค (จำนวนภาพ)		สัดส่วนความสอดคล้อง	
	เกษตรกร	RiceCare	จำนวนภาพ	ร้อยละ
โรคใบจุดสีน้ำตาล (Brown Spot)	40	38	34	85.0
โรคไหม้ (Leaf Blast)	45	43	39	86.7
โรคขอบใบแห้ง (Bacterial Leaf Blight)	20	22	17	85.0
โรคใบวงสีน้ำตาล (Leaf Scald)	5	6	4	80.0
โรคใบขีดสีน้ำตาล (Narrow Brown Spot)	25	27	23	92.0
ใบข้าวสมบูรณ์ (Healthy)	65	64	64	98.5
รวมทั้งหมด	200	200	181	90.5

ผลจากตารางที่ 6 พบว่าแอปพลิเคชัน RiceCare มีความสอดคล้องกับการวินิจฉัยของเกษตรกรในภาพรวม สูงถึง 90.5% สะท้อนว่าแอปพลิเคชัน RiceCare สามารถใช้งานจริงในแปลงนาได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะในกรณีใบข้าวสมบูรณ์ ซึ่งแอปพลิเคชัน RiceCare ให้ผลตรงกับเกษตรกรมากถึง 98.5% แสดงว่าระบบสามารถแยกแยะใบที่ไม่เป็นโรคได้ดีมาก ส่วนโรคที่พบมาก เช่น Leaf Blast และ Brown Spot มีความสอดคล้องในระดับ 85–87% ซึ่งถือว่าอยู่ในช่วงที่เหมาะสมสำหรับสภาพแวดล้อมจริงที่แสง เงา และตำแหน่งใบมีความหลากหลายสูง

อย่างไรก็ตาม ในคลาสที่พบน้อย เช่น Leaf Scald ความสอดคล้องลดลงเหลือประมาณ 80% เนื่องจากจำนวนตัวอย่างในพื้นที่มีน้อย ทำให้โมเดลยังเรียนรู้ลักษณะโรคได้ไม่เต็มประสิทธิภาพ ซึ่งชี้ให้เห็นแนวทางปรับปรุงในอนาคต เช่น การเพิ่มภาพจากฤดูกาลอื่นหรือพื้นที่ที่พบโรคชนิดนี้มากกว่าเดิม

4.3 การทดสอบความพึงพอใจของผู้ใช้งาน

ประเมินความพึงพอใจของผู้ใช้งานเกษตรกรในพื้นที่ใช้งานจริงต่อแอปพลิเคชัน RiceCare จำนวน 10 คน เครื่องมือที่ใช้ในการประเมินความพึงพอใจเป็นแบบสอบถามชนิดมาตราส่วนประมาณค่า (Rating Scale) 5 ระดับ ตามวิธีของ Likert (Likert's Scale) ดังตารางที่ 7

ตารางที่ 7 ผลการประเมินความพึงพอใจของผู้ใช้งาน

ด้านประเมิน	ค่าเฉลี่ย	สรุปผล
ความง่ายในการใช้งาน	4.70	ดีมาก
ความเร็วในการประมวลผล	4.40	ดี
ความเข้าใจง่ายของผลลัพธ์	4.70	ดีมาก
ความพึงพอใจโดยรวม	4.80	ดีมาก
เฉลี่ยรวม	4.65	ดีมาก

บทความวิจัย (Research Article)

ผลจากตารางที่ 7 แสดงผลการประเมินความพึงพอใจของผู้ใช้งานต่อแอปพลิเคชัน RiceCare พบว่า ผู้ใช้งานมีความพึงพอใจในระดับดีมาก โดยมีค่าเฉลี่ยรวมเท่ากับ 4.65 สะท้อนให้เห็นว่าแอปพลิเคชัน RiceCare สามารถตอบสนองการใช้งานของเกษตรกรได้อย่างมีประสิทธิภาพ ตอบโจทย์การใช้งานของผู้ใช้ได้อย่างเหมาะสมทั้งด้านประสิทธิภาพ ความสะดวก และความชัดเจนของข้อมูลที่นำเสนอ

5. สรุปผลการทดลองและการอภิปรายผล

จากผลการประเมินโมเดลปัญญาประดิษฐ์การจำแนกโรคใบข้าว พบว่าโมเดลสามารถจำแนกโรคใบข้าว 6 คลาสได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยค่า Precision อยู่ในช่วง 0.70–0.78, Recall 0.72–0.82 และ F1-Score 0.71–0.80 แสดงถึงความสมดุลระหว่างความแม่นยำและความครอบคลุมของการตรวจพบโรค ขณะเดียวกันค่า Specificity และ NPV สูงถึง 0.94–0.96 แสดงว่าโมเดลมีความสามารถดีมากในการแยกใบที่ไม่เป็นโรคออกจากใบที่เป็นโรค ส่วนค่า MCC อยู่ในช่วง 0.65–0.76 ยืนยันว่าโมเดลมีคุณภาพเชิงสถิติที่เชื่อถือได้ แม้ชุดข้อมูลจะมีความไม่สมดุลบ้าง โดยเฉพาะคลาส Leaf Scald ที่มีตัวอย่างน้อย ทำให้ค่าตัวชี้วัดของคลาสนี้ยังต่ำกว่าคลาสนั้นและเป็นข้อจำกัดสำคัญของงานวิจัย ซึ่งควรเพิ่มข้อมูลในอนาคตเพื่อให้โมเดลเรียนรู้ลักษณะโรคได้ครบถ้วนยิ่งขึ้น ด้านวิศวกรรมระบบ แอปพลิเคชัน RiceCare PWA แสดงให้เห็นว่าการประมวลผล AI บนเบราว์เซอร์ด้วย TensorFlow.js สามารถใช้งานได้จริงในภาคสนาม เมื่อทดสอบบนสมาร์ทโฟน Android 6 รุ่น พบว่าเวลาโหลดโมเดลครั้งแรกเฉลี่ย 7.6 วินาที และเวลาเฉลี่ยในการประมวลผลต่อภาพเพียง 1.46 วินาที พร้อมอัตราความสำเร็จของการทำงาน 99.4% จากการทดสอบรวม 180 ครั้ง ปัญหาที่พบมีเพียงเหตุการณ์โหลดช้าหรือค้างเล็กน้อยในบางอุปกรณ์ ซึ่งอยู่ในระดับยอมรับได้สำหรับโมเดลขนาด 2-3 MB แสดงให้เห็นว่า

โครงสร้าง PWA, Service Worker และ TF.js สามารถตอบโจทย์การประมวลผลแบบ Edge Computing ได้โดยไม่ต้องพึ่งเซิร์ฟเวอร์ภายนอก ช่วยลดภาระเครือข่ายและปัญหาสัญญาณอินเทอร์เน็ตในพื้นที่เกษตรกรรม

สำหรับการทดสอบในแปลงนาจริงที่หมู่บ้านสระกะเบื้อง พบว่าผลการจำแนกโรคของแอปพลิเคชันมีความสอดคล้องกับการประเมินของเกษตรกรเฉลี่ย 90.5% โดยเฉพาะใบข้าวสมบูรณ์ที่ตรงกันถึง 98.5% สะท้อนว่าระบบสามารถใช้เป็นเครื่องมือยืนยัน (Second Opinion) ที่ช่วยลดความคลาดเคลื่อนจากการสังเกตด้วยสายตาได้ดี ในขณะเดียวกัน โรคที่มีตัวอย่างน้อยอย่าง Leaf Scald มีความสอดคล้องประมาณ 80% ซึ่งให้เห็นว่าความน่าเชื่อถือของโมเดลในแต่ละคลาสนั้นขึ้นกับปริมาณและความหลากหลายของข้อมูลภาพอย่างมาก จึงควรขยายฐานข้อมูลให้ครอบคลุมฤดูกาลปลูก พันธุ์ข้าว และสภาพแสงในภาคสนามที่หลากหลายกว่าเดิม สุดท้าย ผลการประเมินความพึงพอใจจากเกษตรกรผู้ใช้งานจริงมีค่าเฉลี่ย 4.65 ระดับดีมาก ในด้านความง่ายในการใช้งาน ความเร็ว และความเข้าใจผลลัพธ์ แสดงให้เห็นว่าการออกแบบ UI/UX แบบสองแท็บผลวิเคราะห์ และวิดีโอแล สามารถแปลงผลเชิงเทคนิคของโมเดล AI ให้กลายเป็นข้อมูลเชิงปฏิบัติการที่ใช้ได้จริงในแปลงนาในมุมมองเชิงวิศวกรรม งานวิจัยนี้จึงพิสูจน์ให้เห็นแนวทางการออกแบบระบบวิเคราะห์โรคพืชที่รวมโมเดล Deep Learning เข้ากับสถาปัตยกรรม PWA บนอุปกรณ์พกพาได้อย่างมีประสิทธิภาพ พร้อมทั้งชี้ให้เห็นทิศทางการพัฒนาต่อ เช่น การบีบอัดโมเดลเพื่อลดเวลาโหลด การเสริมข้อมูลภาคสนามในคลาสนี้หายาก และการเชื่อมต่อกับระบบฐานข้อมูลโรคแบบศูนย์กลางในอนาคต

บทความวิจัย (Research Article)

6. เอกสารอ้างอิง

- [1] พัชรวิภา ใจจักรคำ, สมภพ ศรีลัมพ์, และ มาลินี ศรีอริยพันธ์, “การประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ในการจัดการโรคพืชยุคใหม่: โอกาสที่มาพร้อมข้อควรระวัง,” *วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ*, ปีที่ 36, ฉบับที่ 2, หน้า 1 – 5, เม.ย. – มิ.ย. 2569.
- [2] โกศล สุขเกษม, พระวัชรพุทธิบัณฑิต (ปริดา บัวเมือง), ไพรัตน์ ฉิมหาด, ทิพย์วรรณ จันทรา, พระณัฐพงษ์ จันทโร, และ ชีรวัฒน์ ทองบุญชู, “เกษตรยุคใหม่ สู่แนวทางเกษตรแม่นยำเพื่อความยั่งยืน,” *วารสารสังคมพัฒนศาสตร์*, ปีที่ 8, ฉบับที่ 6, หน้า 372 – 386, มิ.ย. 2568.
- [3] กฤติยา รุจิโชค, “การจัดการความรู้การผลิตข้าวด้วยเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เพื่อพัฒนาเกษตรกรและเพิ่มคุณภาพการผลิตอย่างยั่งยืน,” *วารสาร มจร พุทธปัญญาปริทรรศน์*, ปีที่ 7, ฉบับที่ 3, หน้า 231 – 242, ก.ค. – ก.ย. 2565.
- [4] Das, P. K., Rupa, S. S., Pumrin, S., Das, U. C., & Hossen, M. K., “Deep Learning for Plant Disease Detection and Classification: A Systematic Analysis and Review,” *Current Applied Science and Technology*, vol.24, no.4, pp. 1-24, 2024. DOI: 10.55003/cast.2024.259016
- [5] Bholra, A., Verma, S., & Kumar, P., “A comparative analysis of deep learning models for cucumber disease classification using transfer learning,” *Journal of Current Science and Technology*, vol.13, no.1, pp. 23–35, 2023.
- [6] อนัญญา พรหมโคตร, “ประสิทธิภาพการจำแนกโรคพืชที่แสดงลักษณะทางใบด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม แบบคอนโวลูชันร่วมกับอัลกอริทึมการเพิ่มประสิทธิภาพและฟังก์ชันกระตุ้น,” *Journal of Information Science and Technology*, ปีที่ 14, ฉบับที่ 1, หน้า 34 – 44, ม.ค. – มิ.ย. 2567.
- [7] Suksukont, A., & Naowanich, E., “Integration of Capsule Network with CNN for Plant Leaf Disease Classification,” *APHEIT International Journal of Interdisciplinary Social Sciences and Technology*, vol.14, no.1, pp. 48-58, 2025.
- [8] Sivagami, S., & Mohanapriya, S., “Tomato leaf disease detection using image processing technique,” *International Journal of Agricultural Technology*, vol.17, no.3, pp. 1135-1146, 2021.
- [9] Sookkhasem, S., Rungwachira, P., & Piyawitwanich, S., “CNN-Based Approach to Rice Plant Disease Classification: Overfitting Prevention Strategies,” *Thailand Electrical Engineering Journal*, vol.4, no.3, pp. 1-5, 2024.
- [10] ประมูล สุขสกาฬวงศ์ และ ชีรพล สืบชมภู, “การพัฒนาแอปพลิเคชันพืชสมุนไพรพื้นบ้าน พื้นที่ป่าชุมชนเทศบาลเกาะแก้ว ด้วยเทคนิคการจำแนกข้อมูลด้วยต้นไม้ตัดสินใจ,” *วารสารวิชาการการจัดการเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏมหาสารคาม*, ปีที่ 12, ฉบับที่ 1, หน้า 145 – 156, ม.ค. – มิ.ย. 2568.
- [11] กรมพัฒนาที่ดิน, “แนวทางการส่งเสริมการเกษตรที่เหมาะสมตามฐานข้อมูลแผนที่เกษตรเชิงรุก (AGRI-MAP) จังหวัดลพบุรี,” *กระทรวงเกษตรและสหกรณ์*, 2564.
- [12] กรมการข้าว, “โรคข้าว และการป้องกันกำจัด,” องค์ความรู้เรื่องข้าว. [ออนไลน์]. Available:

บทความวิจัย (Research Article)

https://rkb.ricethailand.go.th/web/content_t_page.php?code=A-VIVSO5ZWVG [เข้าถึงเมื่อ: 25 ต.ค. 2568].

- [13] D. I. D. Saputra, “Rice leafs disease dataset,” Kaggle. [Data set]. 2022.
[online]. Available:
<https://www.kaggle.com/datasets/dedeikhsandwisaputra/rice-leafs-disease-dataset>. [Accessed: 25 October 2025].
- [14] Tharwat A., “Classification assessment methods,” *Applied Computing and Informatics*, vol.17, no.1, pp. 168–192, 2021. DOI: 10.1016/j.aci.2018.08.003