การตรวจจับความผิดปกติของใบหญ้าเอ็นยืด (*Plantago major* L.) ในการเพาะปลูกด้วยการประมวลผลภาพ

Image Processing–Based Detection of Leaf Abnormalities in Cultivated Broadleaf Plantain (*Plantago major* L.)

อนุสรณ์ ยอดใจเพ็ชร, ประภาส สุวรรณ, ทักษ์ หงส์ทอง และ ประกาศิต ศรีทะแก้ว

Anusorn Yodjaipetch, Praphas Suwan, Thak Hongthong and Prakasit Sritakaew

คณะวิศวกรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา เชียงราย

Faculty of Engineering, Rajamangala University of Technology Lanna, Chiang Rai

กาญจนา บุญทาศรี

Kanchana Boontasri

คณะวิทยาศาสตร์ศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา เชียงราย

Faculty of Science, Rajamangala University of Technology Lanna, Chiang Rai

วิเชษฐ ทิพย์ประเสริฐ

Wichet Thipprasert

คณะวิศวกรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา เชียงราย

Faculty of Engineering, Rajamangala University of Technology Lanna, Chiang Rai

E-mail : anusorn@rmutl.ac.th, prapas@rmutl.ac.th, h_thak@rmutl.ac.th, prakasit@rmutl.ac.th, kan_boon@rmutl.ac.th and wichet_thip@rmutl.ac.th

(Received: 11 March 2025, Revised: 10 March 2026, Accepted: 12 March 2026)

https://doi.org/10.57260/stc.2026.1118

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอระเบียบวิธีสำหรับการตรวจจับความผิดปกติของใบหญ้าเอ็นยืด (*Plantago major* L.) ภายใต้บริบทการเพาะปลูก โดยบูรณาการการประมวลผลภาพร่วมกับการเรียนรู้เชิงลึก กระบวนการดำเนินงานประกอบด้วยการเก็บรวบรวมภาพใบจากสภาพแวดล้อมจริง การปรับปรุงคุณภาพภาพและการจัดเตรียมชุดข้อมูล การกำหนดป้ายกำกับ (Annotation) และการฝึกแบบจำลองตรวจจับวัตถุ YOLOv8 เพื่อใช้ตรวจจับและจำแนกความผิดปกติของใบเป็น 3 กลุ่ม ได้แก่ ใบเหลือง ใบมีร่องรอยการถูกทำลายจากแมลง และใบเป็นรู นอกจากนี้ ได้พัฒนาและนำเสนอระบบต้นแบบในรูปแบบเว็บแอปพลิเคชัน เพื่อรองรับการส่งภาพเข้าสู่ระบบและแสดงผลการตรวจจับในลักษณะเกือบเวลาจริง (Near real-time) ผลการทดสอบแสดงว่าแบบจำลองสามารถจำแนกความผิดปกติได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยให้ค่า mAP@0.5 เท่ากับ 0.95 แนวทางที่

นำเสนอมีศักยภาพในการสนับสนุนการเฝ้าระวังสุขภาพพืชและลดภาระการตรวจสอบด้วยแรงงาน ทั้งนี้ ผลลัพธ์ของระบบมุ่งเน้นการคัดกรองความผิดปกติจากอาการที่ปรากฏบนใบในระดับอาการ (Symptom-level) และมิได้มีวัตถุประสงค์เพื่อยืนยันโรคหรือสาเหตุเชิงวินิจฉัยของความผิดปกติ

คำสำคัญ: หญ้าเอ็นยืด *Plantago major* L. YOLOv8 การประมวลผลภาพ การตรวจจับอาการผิดปกติของใบพืช เว็บแอปพลิเคชัน

Abstract

This study presents a method for detecting leaf abnormalities in cultivated broadleaf plantain (*Plantago major* L.) by integrating image processing with deep learning. The workflow includes image acquisition from real cultivation environments, image enhancement and dataset preparation, annotation, and training of a YOLOv8 object detection model to detect and classify leaf abnormalities into three categories: yellowing leaves, insect-damaged leaves, and perforated leaves. Additionally, a prototype web application was developed and implemented to support image submission and display detection results in near real-time. Experimental results demonstrate that the proposed model can effectively classify leaf abnormalities, achieving a mean Average Precision (mAP) at 0.5 of 0.95. The proposed approach has the potential to support plant health monitoring and reduce the need for labor-intensive manual inspections. However, the system output is intended for symptom-level screening of visible leaf abnormalities and is not designed to confirm plant diseases or diagnose the underlying causes of such abnormalities.

Keywords: Broadleaf plantain, *Plantago major* L., YOLOv8, Image processing, Plant leaf abnormality detection, Web application

บทนำ

สมุนไพรเป็นวัตถุดิบที่มีความสำคัญอย่างยิ่งในอุตสาหกรรมยาและผลิตภัณฑ์สุขภาพ ซึ่งความสม่ำเสมอของคุณภาพผลผลิตในกระบวนการเพาะปลูกเป็นปัจจัยหลักในการกำหนดมาตรฐานของผลิตภัณฑ์แปรรูป อย่างไรก็ตาม การเฝ้าระวังความผิดปกติของพืชในแปลงปลูกโดยวิธีดั้งเดิมยังคงพึ่งพาการ ตรวจด้วยสายตาและประสบการณ์ของผู้ปลูกเป็นหลัก ซึ่งก่อให้เกิดข้อจำกัดด้านความถี่และความสม่ำเสมอในการตรวจสอบ งานวิจัยในปัจจุบันชี้ให้เห็นว่าความล่าช้าในการตรวจพบปัญหาอาจส่งผลให้ความเสียหายลุกลามและเพิ่มต้นทุนในการจัดการแปลงปลูกอย่างมีนัยสำคัญ (Dalal & Mittal, 2025; Upadhyay et al., 2025; Wang et al., 2025) ดังนั้น การพัฒนาเครื่องมือช่วยคัดกรองความผิดปกติอัตโนมัติจึงเป็นกุญแจสำคัญในการยกระดับประสิทธิภาพการผลิตพืชสมุนไพร

หญ้าเอ็นยืด หรือ Broadleaf plantain (*Plantago major* L.) เป็นพืชสมุนไพรที่มีความหลากหลายทางชีวภาพและได้รับการยอมรับในฐานข้อมูลอนุกรมวิธานสากล (Royal Botanic Gardens Kew, 2025; World Flora Online Consortium, n.d.) ด้วยลักษณะสัณฐานวิทยาที่มีใบขึ้นเป็นกระจุกที่โคนต้นและมีเส้นใบเด่นชัด พืชชนิดนี้จึงมีความเหมาะสมต่อการติดตามสุขภาพผ่านภาพถ่าย โดยความผิดปกติที่พบบ่อยมักปรากฏในลักษณะอาการใบเหลือง ร่องรอยการถูกทำลายจากแมลง และใบเป็นรู นอกจากนี้ การจำแนกในระดับอาการ (Symptom-level screening) ยังมีความสำคัญอย่างยิ่งในการช่วยให้เกษตรกรคัดกรองปัญหาเบื้องต้นได้ทันที เพื่อยับยั้งการระบาดในระยะเริ่มต้นโดยไม่ต้องรอผลการวินิจฉัยเชิงลึกจากผู้เชี่ยวชาญเพียงอย่างเดียว

ในช่วงเวลาสิบปีที่ผ่านมา เทคโนโลยีการประมวลผลภาพและการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) ได้ถูกนำมาใช้ในการเกษตรแม่นยำอย่างกว้างขวาง ทั้งในด้านการจำแนกชนิดสมุนไพรและการระบุตำแหน่งวัตถุในภาพ (Khrisne & Suyadnya, 2018; Mettripun, 2020; Mia et al., 2021; Senevirathne et al., 2020; Dhabalia et al., 2023) โดยเฉพาะแบบจำลอง YOLOv8 (Jocher et al., 2024; Yan et al., 2024; Chen et al., 2025) ซึ่งได้รับความนิยมเนื่องจากความเร็วและความแม่นยำสูงในสภาพแวดล้อมจริงที่มีพื้นหลังซับซ้อน (Abid et al., 2024; Wang & Liu, 2024) สถาปัตยกรรมแบบ Anchor-free ของ YOLOv8 ช่วยให้การตรวจจับรอยโรคที่มีขนาดและรูปทรงไม่แน่นอนมีความยืดหยุ่นและเสถียรกว่าแบบจำลองรุ่นก่อนหน้า โดยเฉพาะภายใต้สภาวะแสงที่แปรผันในแปลงปลูกธรรมชาติ

จากความก้าวหน้าดังกล่าว งานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นการพัฒนาระบบตรวจจับความผิดปกติของใบหญ้าเอ็นยืดโดยใช้ YOLOv8 เพื่อจำแนกอาการผิดปกติ 3 กลุ่มหลัก พร้อมทั้งพัฒนาระบบต้นแบบในรูปแบบเว็บแอปพลิเคชันเพื่อรองรับการใช้งานผ่านอุปกรณ์พกพา แนวทางนี้ไม่เพียงแต่ช่วยลดภาระแรงงานและเพิ่มความถี่ในการเฝ้าระวัง แต่ยังเป็นรากฐานสำคัญในการต่อยอดสู่ระบบวิเคราะห์สุขภาพพืชอัตโนมัติที่ช่วยสนับสนุนการตัดสินใจเบื้องต้นของเกษตรกรได้อย่างมีประสิทธิภาพ ทั้งนี้ ผลลัพธ์ของระบบถูกออกแบบเพื่อการคัดกรองเบื้องต้นในเชิงพยากรณ์ ไม่ใช่การวินิจฉัยโรคเชิงพยาธิวิทยาในระดับห้องปฏิบัติการโดยตรง

ระเบียบวิธีวิจัย

การวิจัยนี้เป็นการพัฒนาระบบต้นแบบสำหรับคัดกรองความผิดปกติของใบหญ้าเอ็นยืด (*Plantago major* L.) จากภาพถ่ายในบริบทการเพาะปลูก โดยใช้การประมวลผลภาพร่วมกับการเรียนรู้เชิงลึกแบบตรวจจับวัตถุ (Object detection) และเชื่อมต่อการใช้งานผ่านเว็บแอปพลิเคชัน ทั้งนี้ ผลลัพธ์ของระบบมุ่งเน้นการคัดกรองอาการผิดปกติจากภาพในระดับอาการ (symptom-level screening) และไม่ได้ออกแบบมาเพื่อยืนยันโรคหรือวินิจฉัยสาเหตุเชิงลึกโดยตรง

1. การออกแบบการทดลอง (Experimental Design) การดำเนินงานวิจัยถูกออกแบบประกอบด้วย 5 ขั้นตอนหลัก ได้แก่

    1.1 การเก็บรวบรวมภาพใบหญ้าเอ็นยืดจากแปลงเพาะปลูกจริง

    1.2 การกำหนดป้ายกำกับภาพ (annotation) และเตรียมชุดข้อมูล

    1.3 การฝึกแบบจำลอง YOLOv8 สำหรับตรวจจับและจำแนกความผิดปกติของใบ

    1.4 การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยตัวชี้วัดมาตรฐาน

    1.5 การพัฒนาและทดสอบระบบต้นแบบในรูปแบบเว็บแอปพลิเคชัน

2. การออกแบบระบบและการประมวลผลภาพเพื่อสร้างโมเดล YOLOv8

ทีมงานวิจัยพัฒนาระบบที่รองรับการทำงานผ่านเว็บเบราว์เซอร์ โดยผู้ใช้งานอัปโหลดภาพใบพืชเข้าสู่ระบบ จากนั้นภาพจะถูกส่งไปยังเซิร์ฟเวอร์เพื่อประมวลผลด้วยโมเดล YOLOv8 ที่ผ่านการฝึกไว้ล่วงหน้า ผลลัพธ์ที่ได้ประกอบด้วยกรอบล้อมวัตถุ (bounding box) ตำแหน่งความผิดปกติ ชนิดของความผิดปกติ และค่าความเชื่อมั่น (confidence score) ก่อนส่งกลับไปแสดงผลแก่ผู้ใช้งานผ่านหน้าเว็บ

การประมวลผลภาพเพื่อสร้างโมเดล YOLOv8 ของงานวิจัยนี้ประกอบด้วยขั้นตอนสำคัญดังนี้

1.1 รับภาพใบหญ้าเอ็นยืดจากแปลงเพาะปลูกจริง

1.2 คัดเลือกภาพและตรวจสอบคุณภาพภาพ (ความคมชัด/แสง/มุมมอง)

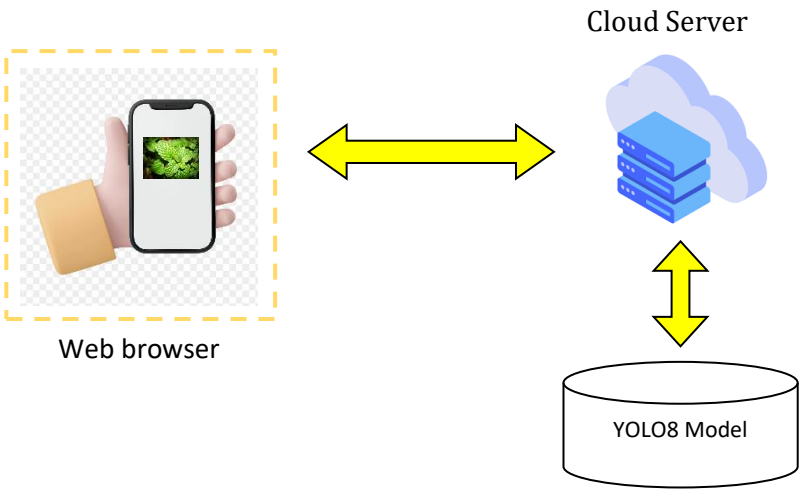
1.3 กำหนดป้ายกำกับภาพ (annotation) สำหรับความผิดปกติของใบ

1.4 แบ่งชุดข้อมูลเป็น train/validation/test

1.5 ฝึกแบบจำลอง YOLOv8

1.6 ประเมินผลด้วย Precision, Recall, mAP@0.5 และ mAP@0.5:0.95

1.7 นำแบบจำลองที่ได้ไปใช้งานในเว็บแอปพลิเคชันและทดสอบการทำงานจริง ดังแสดงในภาพที่ 1



ภาพที่ 1 โครงสร้างระบบตรวจจับความผิดปกติของใบหญ้าเอ็นยืด
ด้วยการประมวลผลภาพและแบบจำลอง YOLOv8 (ที่มา: คณะวิจัย, 2568)

3. การเก็บรวบรวมข้อมูลภาพและนิยามคลาสความผิดปกติ

ภาพใบหญ้าเอ็นยืดถูกเก็บจากแปลงเพาะปลูกจริงในพื้นที่แปลงปลูกสมุนไพรขององค์การบริหารส่วนตำบลเจริญเมือง อำเภอพาน จังหวัดเชียงราย โดยใช้ สมาร์ตโฟนซัมซุง Galaxy A13 ภายใต้สภาพแสงธรรมชาติช่วงเวลากลางวันหลายมุมมอง เพื่อให้ครอบคลุมสภาพการใช้งานจริงของระบบ ในการเก็บข้อมูล เป็นช่วงการเจริญเติบโตของหญ้าเอ็นยืดระยะพร้อมเก็บเกี่ยวประมาณ 30 วันหลังปลูกเนื่องจากลักษณะใบและการปรากฏของอาการผิดปกติอาจเปลี่ยนแปลงตามระยะการเจริญเติบโต ดังแสดงในภาพที่ 2 และภาพที่ 3

งานวิจัยนี้กำหนดการตรวจจับความผิดปกติของใบออกเป็น 3 กลุ่ม (Classes) ได้แก่

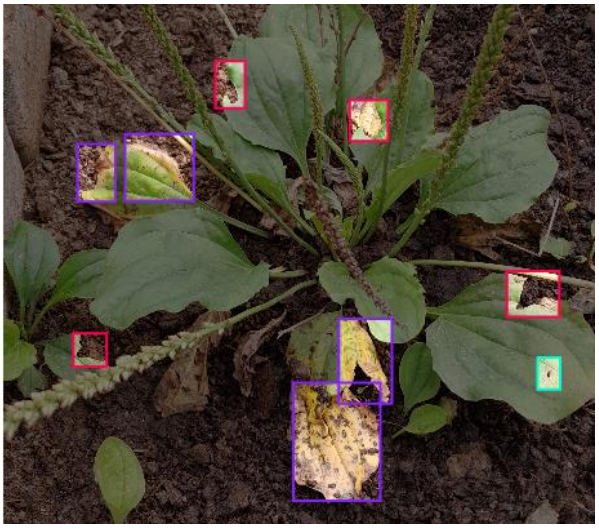
1. ใบเหลือง (Yellowing leaves) — ใบมีสีเหลืองหรือสีซีดผิดปกติเมื่อเทียบกับใบปกติ

2. ใบมีร่องรอยการถูกทำลายจากแมลง (Insect-damaged leaves) — ใบมีร่องรอยกัดแทะ/ฉีกขาด/ขอบใบเสียหายจากแมลง

3. ใบเป็นรู (Perforated leaves) — ใบมีรูทะลุในแผ่นใบ

โดยการกำหนดนิยามคลาสในลักษณะนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อให้ระบบตรวจจับ “อาการที่มองเห็นได้” จากภาพ และลดความคลุมเครือของการใช้คำว่า “โรค” ซึ่งอาจมีหลายสาเหตุ (เช่น โรคพืช แมลง การขาดธาตุอาหาร หรือความเครียดจากสภาพแวดล้อม)

ภาพที่ 2 แปลงปลูกสมุนไพรขององค์การบริหารส่วนตำบลเจริญเมือง อำเภอพาน จังหวัดเชียงราย (ที่มา: คณะวิจัย, 2568)



ภาพที่ 3 ตัวอย่างความผิดปกติของใบสมุนไพรทั้ง 3 กลุ่มจากรูปถ่าย โดยกรอบสีม่วงคือใบเหลือง กรอบสีแดงคือใบมีร่องรอยการถูกทำลายจากแมลง และ สีเขียวคือใบเป็นรู (ที่มา: คณะวิจัย, 2568)

4. การเตรียมชุดข้อมูล การกำหนดป้ายกำกับ และการเพิ่มข้อมูล (Augmentation)

หลังการถ่ายภาพ ภาพทั้งหมดถูกคัดกรองเบื้องต้นเพื่อคงเฉพาะภาพที่สามารถสังเกตลักษณะใบและความผิดปกติได้ชัดเจน จากนั้นนำไปกำหนดป้ายกำกับ (Annotation) ด้วยเครื่องมือบนเว็บ Roboflow โดยกำหนดกรอบล้อมวัตถุ (Bounding box) เฉพาะบริเวณที่แสดงอาการผิดปกติของใบตามนิยามคลาสทั้ง 3 กลุ่ม

ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลองมีรายละเอียดดังนี้

- จำนวนภาพทั้งหมด: 48 ภาพ
- จำนวนภาพต่อคลาส: ใบเหลือง = 16, ใบมีร่องรอยการถูกทำลายจากแมลง = 17, ใบเป็นรู = 15
- จากนั้นทำการแบ่งข้อมูลเป็น 3 ส่วน ได้แก่

Training set = 70% สำหรับฝึกแบบจำลอง

Validation set = 20% สำหรับติดตามผลระหว่างการฝึกและปรับค่าพารามิเตอร์

Test set = 10% สำหรับประเมินสมรรถนะของแบบจำลองหลังการฝึกเสร็จสิ้น

5. การฝึกโมเดล YOLOv8

การตรวจจับความผิดปกติของใบดำเนินการด้วยแบบโมเดลตรวจจับวัตถุ YOLOv8 โดยใช้ไลบรารี Ultralytics YOLO สำหรับการฝึกแบบ custom training ให้สอดคล้องกับชุดข้อมูลเฉพาะของงานวิจัยนี้ ขั้นตอนการฝึกประกอบด้วยการกำหนดค่าพารามิเตอร์การฝึก การป้อนชุดข้อมูลที่ผ่านการกำหนดป้ายกำกับ และการติดตามผลบน validation set เพื่อเลือกแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพเหมาะสม

ค่าการฝึกที่ใช้ในงานวิจัย ได้แก่ YOLOv8, จำนวนรอบการฝึก (Epochs): 500, อุปกรณ์ประมวลผลเป็นคอมพิวเตอร์โน๊ตบุ๊ก CPU – Intel Core i5, GPU - RTX 2050

6. การพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันและการทดสอบระบบต้นแบบ

งานวิจัยนี้พัฒนาระบบต้นแบบในรูปแบบเว็บแอปพลิเคชันเพื่อรองรับการใช้งานจริง โดยส่วนติดต่อผู้ใช้ (Frontend) พัฒนาด้วย HTML และ JavaScript สำหรับอัปโหลดภาพ ขณะที่ส่วนประมวลผล (Backend) พัฒนาด้วย Flask เพื่อเรียกใช้แบบจำลอง YOLOv8 และส่งผลการตรวจจับกลับไปยังผู้ใช้งาน

ลำดับการทำงานของระบบต้นแบบมีดังนี้

1. ผู้ใช้งานอัปโหลดภาพใบหญ้าเอ็นยึดผ่านหน้าเว็บ
2. ระบบรับภาพและส่งเข้าสู่โมเดล YOLOv8 เพื่อประมวลผล
3. ระบบแสดงผลภาพพร้อมกรอบตรวจจับ ชนิดความผิดปกติ และค่าความเชื่อมั่น
4. ผู้ใช้งานใช้ผลลัพธ์เพื่อคัดกรองและตัดสินใจตรวจสอบเพิ่มเติมในแปลงปลูก

ผลการวิจัย

ผลการวิจัยแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ผลการประเมินประสิทธิภาพของโมเดล YOLOv8 สำหรับตรวจจับและจำแนกความผิดปกติของใบ และ ผลการทดสอบการใช้งานระบบต้นแบบในรูปแบบเว็บแอปพลิเคชัน

1. ผลการประเมินประสิทธิภาพของโมเดล YOLOv8

การประเมินประสิทธิภาพดำเนินการบนชุดข้อมูลภาพจำนวน 48 ภาพ ซึ่งแบ่งเป็นชุดฝึกสอน (Training) 70%, ชุดตรวจสอบระหว่างฝึก (Validation) 20% และชุดทดสอบ (Test) 10% ตามที่กำหนดในระเบียบวิธีวิจัย แบบจำลองที่ใช้คือ YOLOv8-m ฝึกจำนวน 500 epochs บนคอมพิวเตอร์โน้ตบุ๊ก CPU Intel Core i5 และ GPU RTX 2050 ได้ผลการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลตามตารางที่ 1 ดังนี้

ตารางที่ 1 ผลการประเมินประสิทธิภาพของโมเดล YOLOv8 ด้วย Testing data

Precision	0.910
Recall	0.912
mAP@0.5	0.950

ตารางที่ 2 ได้นำเสนอรายละเอียดการประเมินสมรรถนะของแบบจำลองแยกตามประเภทอาการความผิดปกติของใบพืชในชุดข้อมูลทดสอบ (Test Set) เพื่อวิเคราะห์ความแม่นยำเฉพาะเจาะจงในแต่ละกลุ่มอาการ โดยค่าเฉลี่ย AP@0.5 ในทุกคลาสสะท้อนถึงเสถียรภาพของแบบจำลองในการตรวจจับความผิดปกติที่มีลักษณะปรากฏแตกต่างกันได้อย่างมีนัยสำคัญและสอดคล้องกับค่า mAP@0.5 ในภาพรวม

ตารางที่ 2 ผลรายคลาสของแบบจำลองบนชุดทดสอบ

คลาสความผิดปกติ	**Precision**	**Recall**	**AP@0.5**
ใบเหลือง	0.938	0.938	0.975
ร่องรอยถูกทำลายจากแมลง	0.870	0.909	0.925
ใบเป็นรู	0.923	0.889	0.950
เฉลี่ยรวม	**0.910**	**0.912**	**0.950**

2. Confusion matrix ผลการคัดแยกประเภทของความผิดปกติของใบสมุนไพรทั้ง 3 คลาส

การทดสอบผลการคัดแยกจาก testing data แสดงให้เห็นในตารางที่ 3 Confusion Matrix ของจำนวนจุดตรวจจับทั้งหมดในชุดทดสอบ ข้อมูลในส่วนนี้ช่วยจำแนกจำนวนการทำนายที่ถูกต้องเทียบกับจุดที่เกิดความผิดพลาด แสดงให้เห็นถึงความน่าเชื่อถือของระบบในการคัดแยกความผิดปกติจากสภาพแวดล้อมจริง

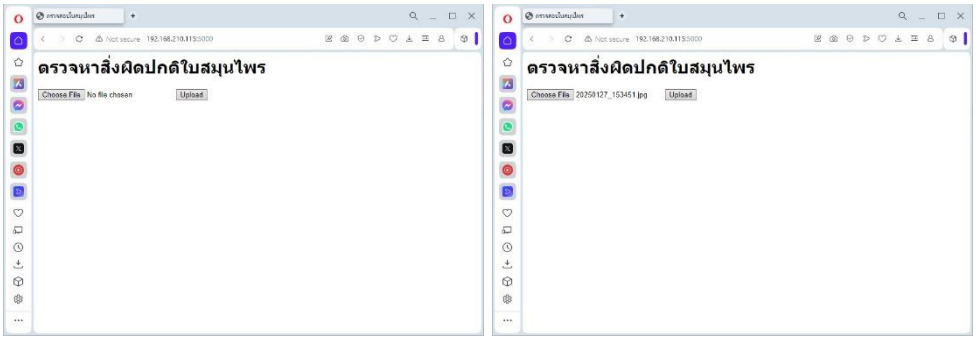
ตารางที่ 3 Confusion matrix

คลาสความผิดปกติ	**ใบเหลือง**	**ร่องรอยถูกทำลายจากแมลง**	**ใบเป็นรู**
ใบเหลือง	15	0	1
ร่องรอยถูกทำลายจากแมลง	1	20	1
ใบเป็นรู	0	3	24

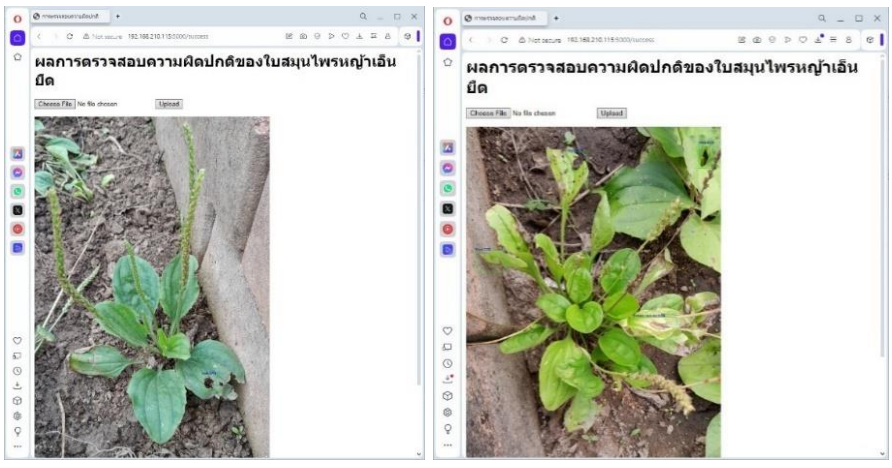
3. ผลการทดสอบการใช้งานระบบต้นแบบเว็บแอปพลิเคชัน

ระบบต้นแบบที่พัฒนาขึ้นอยู่ในรูปแบบเว็บแอปพลิเคชันซึ่งมีจุดเด่นด้านการรองรับการทำงานแบบข้ามแพลตฟอร์มผู้ใช้งานจึงสามารถเข้าถึงระบบเพื่อตรวจสอบความผิดปกติของใบพืชได้ผ่านเว็บเบราว์เซอร์ทั้งบนคอมพิวเตอร์และอุปกรณ์พกพาโดยไม่จำเป็นต้องติดตั้งซอฟต์แวร์เพิ่มเติม ช่วยเพิ่มความสะดวกในการใช้งานจริงในแปลงปลูกสมุนไพรและลดข้อจำกัดด้านทรัพยากรของอุปกรณ์ปลายทาง

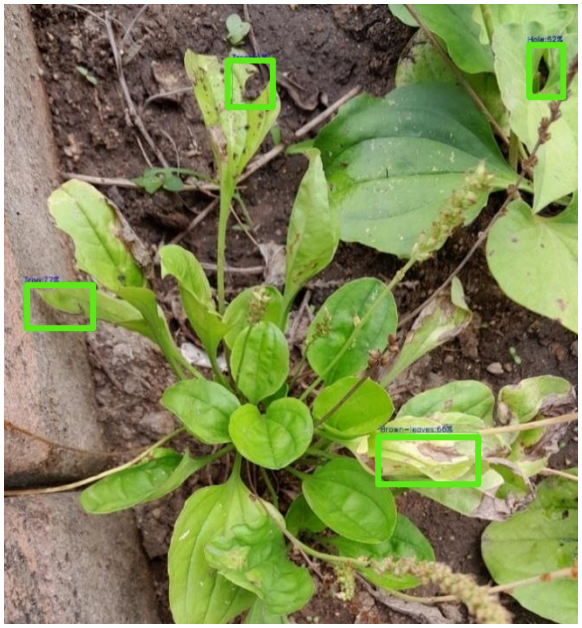
ขั้นตอนการใช้งานระบบเริ่มต้นจากการเข้าสู่หน้าเว็บไซต์ซึ่งถูกออกแบบให้มีส่วนติดต่อผู้ใช้งานที่เรียบง่าย ผู้ใช้งานสามารถเลือกอัปโหลดภาพถ่ายใบหญ้าเอ็นยืดจากหน่วยความจำของอุปกรณ์เข้าสู่ระบบ จากนั้นข้อมูลภาพจะถูกส่งไปยังเซิร์ฟเวอร์เพื่อประมวลผลด้วยแบบจำลอง YOLOv8 ที่ผ่านการฝึกฝนแล้ว กระบวนการทั้งหมดดำเนินการในลักษณะเกือบเวลาจริง (Near Real-time) เพื่อให้ผู้ปลูกสามารถตอบสนองต่อความผิดปกติที่พบได้อย่างรวดเร็ว เมื่อระบบประมวลผลเสร็จสิ้นจะแสดงภาพผลลัพธ์ผ่านหน้าจอเว็บแอปพลิเคชัน โดยปรากฏกรอบล้อมวัตถุสีเขียวระบุตำแหน่งที่พบความผิดปกติบนใบพืช พร้อมระบุชนิดของอาการ (ใบเหลือง, ร่องรอยถูกทำลายจากแมลง หรือใบเป็นรู) และค่าความเชื่อมั่น (Confidence Score) ในรูปแบบเปอร์เซ็นต์ ดังแสดงตัวอย่างการทำงานในภาพที่ 4 ถึงภาพที่ 6 ผลลัพธ์ที่ได้นี้ช่วยให้เกษตรกรสามารถใช้เป็นข้อมูลประกอบการตัดสินใจเบื้องต้นในการจัดการแปลงปลูกและวางแผนการตรวจสอบสุขภาพพืชในเชิงลึกต่อไป



ภาพที่ 4 หน้าจอเว็บเมื่อเริ่มต้น และ หน้าจอเว็บเมื่อเลือกไฟล์ภาพที่จะวิเคราะห์ (ที่มา: คณะวิจัย, 2568)



ภาพที่ 5 ตัวอย่างหน้าจอเมื่อผลการตรวจสอบความผิดปกติที่ใบเสร็จสิ้น (ที่มา: คณะวิจัย, 2568)



ภาพที่ 6 ตัวอย่างรูปเมื่อผลการตรวจสอบความผิดปกติที่ใบเสร็จสิ้น (ที่มา: คณะวิจัย, 2568)

การอภิปรายผล

งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นถึงความสำเร็จในการประยุกต์ใช้แบบจำลอง YOLOv8-m สำหรับการตรวจจับความผิดปกติของใบหญ้าเอ็นยึดภายใต้บริบทการเพาะปลูกจริง โดยผลการทดสอบให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ย (mAP@0.5) ร้อยละ 95 ประสิทธิภาพในภาพรวมสะท้อนผ่านค่า Precision ที่ 0.910 และค่า Recall ที่ 0.912 ซึ่งบ่งบอกถึงความสมดุลระหว่างความแม่นยำในการจำแนกและความสามารถในการค้นหาอาการผิดปกติที่ปรากฏบนใบพืชได้อย่างครอบคลุม เมื่อพิจารณาผลการทดสอบรายคลาสจากเมทริกซ์ความสับสน (Confusion matrix) พบว่าระบบสามารถตรวจจับอาการใบเหลืองได้ถูกต้อง 15 จุด ร่องรอยถูกทำลายจากแมลง 20 จุด และใบเป็นรู 24 จุด ความคลาดเคลื่อนเพียงเล็กน้อยที่เกิดขึ้น เช่น การจำแนกอาการใบเป็นรูผิดเป็นร่องรอยถูกทำลายจากแมลงจำนวน 3 จุด นั้นอาจมีสาเหตุมาจากลักษณะทางสัณฐานวิทยาของรอยโรคที่มีความใกล้เคียงกันภายใต้สภาพแสงธรรมชาติ ในเชิงสรีรวิทยาอาการใบเหลืองมักสะท้อนถึงสภาวะความเครียดของพืชจากการขาดธาตุอาหารหลักหรือปัจจัยทางกายภาพ ในขณะที่รอยกัดกินและรูบนใบเป็นดัชนีชี้วัดการเข้าทำลายของแมลงศัตรูพืช ซึ่งการคัดกรองในระดับอาการนี้ถือเป็นรากฐานสำคัญในการเปลี่ยนผ่านจากการตรวจสอบด้วยประสบการณ์ส่วนบุคคลไปสู่การจัดการข้อมูลสุขภาพพืชเชิงดิจิทัล

ความเป็นไปได้ในการพัฒนาต่อยอดไปสู่ระบบอัตโนมัติในอนาคตมีความชัดเจนอย่างยิ่ง เนื่องจากสถาปัตยกรรมของระบบในปัจจุบันถูกออกแบบให้ทำงานบนพื้นฐานของคลาวด์เซอร์เวอร์ (Cloud-based system) ซึ่งรองรับการรับส่งข้อมูลและการประมวลผลผ่านเว็บแอปพลิเคชันอยู่แล้ว การเปลี่ยนผ่านจากระบบที่ต้องอัปโหลดภาพด้วยมือ (Manual upload) ไปสู่ระบบอัตโนมัติสามารถทำได้ด้วยการบูรณาการเทคโนโลยีอินเทอร์เน็ตของสรรพสิ่ง (IoT) โดยการติดตั้งชุดกล้องตรวจการณ์อัตโนมัติหรือเซ็นเซอร์รับภาพภายในแปลงปลูก ข้อมูลภาพที่ถูกบันทึกตามช่วงเวลาที่กำหนดจะถูกส่งผ่านโครงข่ายสื่อสารไร้สายเข้าสู่แบบจำลอง

YOLOv8 บนคลาวด์เพื่อทำการวิเคราะห์สุขภาพพืชอย่างต่อเนื่องโดยไม่ต้องอาศัยการเข้าถึงพื้นที่ของมนุษย์ แนวทางนี้ไม่เพียงแต่ช่วยเพิ่มความถี่ในการติดตามตรวจสอบ แต่ยังช่วยสร้างฐานข้อมูลสุขภาพพืชที่มีความสม่ำเสมอและสามารถตรวจสอบย้อนกลับได้อย่างเป็นระบบ

เป้าหมายสุดท้ายในการพัฒนาระบบในระยะถัดไปคือการสร้างกลไกการแจ้งเตือนอัตโนมัติ (Automated notification system) ไปยังเกษตรกรหรือผู้จัดการฟาร์มโดยตรงผ่านแอปพลิเคชันสื่อสารบนโทรศัพท์มือถือ เมื่อระบบวิเคราะห์พบความคลาดเคลื่อนหรือระดับความผิดปกติของใบพืชที่เกินเกณฑ์มาตรฐานที่กำหนดไว้ ระบบจะทำการส่งสัญญาณแจ้งเตือนพร้อมระบุตำแหน่งพิกัดของต้นพืชที่มีปัญหาและภาพประกอบที่ตีกรอบล้อมวัตถุแสดงอาการผิดปกติชัดเจน การแจ้งเตือนในลักษณะเชิงรุกนี้จะช่วยให้เกษตรกรสามารถประเมินสถานการณ์และวางแผนการจัดการ เช่น การปรับปรุงสูตรปุ๋ยหรือการกำจัดแมลงศัตรูพืชได้อย่างทันท่วงทีในรูปแบบของการเกษตรแม่นยำ (Precision agriculture) การมีระบบแจ้งเตือนอัตโนมัติไม่เพียงแต่ช่วยลดความเสี่ยงจากการสูญเสียผลผลิตในวงกว้าง แต่ยังช่วยสร้างมาตรฐานในการผลิตสมุนไพรให้มีคุณภาพคงที่และปลอดภัยจากการใช้สารเคมีที่เกินความจำเป็นเนื่องจากการตรวจพบปัญหาในระยะเริ่มต้น โดยการเปลี่ยนผ่านจากระบบต้นแบบไปสู่ระบบเฝ้าระวังอัจฉริยะที่สามารถแจ้งเตือนและสนับสนุนการจัดการแปลงปลูกได้อย่างมีประสิทธิภาพ สอดคล้องกับแนวทางการพัฒนาการเกษตรที่ยั่งยืนในอนาคต

บทสรุปและข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้ประสบความสำเร็จในการประยุกต์ใช้แบบจำลอง YOLOv8 เพื่อตรวจจับความผิดปกติของใบหญ้าเอ็นยืดในสภาพแวดล้อมจริง โดยให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ย (mAP@0.5) สูงถึงร้อยละ 95 และมีความสมดุลระหว่างค่าความแม่นยำ (Precision 0.910) และค่าความระลึก (Recall 0.912) ที่ดีเยี่ยม. ผลการทดสอบยืนยันความสามารถของระบบในการจำแนกอาการใบเหลือง ร่องรอยถูกทำลายจากแมลง และใบเป็นรูได้อย่างชัดเจนตามเป้าหมายของการคัดกรองในระดับอาการ ระบบต้นแบบในรูปแบบเว็บแอปพลิเคชันที่พัฒนาขึ้นนี้ไม่เพียงแต่พิสูจน์ถึงประสิทธิภาพทางเทคนิค แต่ยังเป็นรากฐานสำคัญในการเปลี่ยนผ่านจากการตรวจสอบแปลงปลูกด้วยประสบการณ์ส่วนบุคคลไปสู่การจัดการสุขภาพพืชเชิงดิจิทัลที่ได้มาตรฐานและตรวจสอบย้อนกลับได้อย่างเป็นระบบ

สำหรับการพัฒนาในอนาคต ควรเน้นการยกระดับสู่ระบบเกษตรอัจฉริยะแบบอัตโนมัติเต็มรูปแบบผ่านการบูรณาการเทคโนโลยีอินเทอร์เน็ตของสรรพสิ่ง โดยการติดตั้งชุดกล้องตรวจการณ์เพื่อบันทึกและส่งข้อมูลภาพเข้าสู่ระบบคลาวด์โดยตรง. สิ่งสำคัญคือการพัฒนาระบบแจ้งเตือนอัตโนมัติไปยังสมาร์ทโฟนของเกษตรกรในลักษณะเชิงรุก เพื่อให้สามารถตอบสนองต่อปัญหาในแปลงปลูกและบริหารจัดการตามหลักเกษตรแม่นยำได้ทันที นอกจากนี้การขยายฐานข้อมูลภาพให้ครอบคลุมความหลากหลายของโรคและแมลงศัตรูพืช รวมถึงปัจจัยด้านสภาวะแวดล้อมที่แตกต่างกัน จะช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือและความสามารถในการวินิจฉัยของระบบให้กว้างขวางและยั่งยืนยิ่งขึ้น

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้สำเร็จลุล่วงด้วยความร่วมมือและการสนับสนุนอย่างดียิ่งจากหลายภาคส่วน ข้าพเจ้า นายอนุสรณ์ ยอดใจเพ็ชร หัวหน้าโครงการ พร้อมด้วยคณะทำงาน ขอแสดงความขอบคุณอย่างสูงต่อสำนักงานคณะกรรมการส่งเสริมวิทยาศาสตร์ วิจัยและนวัตกรรม (สกสว.) ที่ได้สนับสนุนทุนวิจัยภายใต้กองทุนส่งเสริมวิทยาศาสตร์ วิจัยและนวัตกรรม (Fundamental Fund; FF) ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2567

ขอขอบคุณองค์การบริหารส่วนตำบลเจริญเมือง ที่ได้ให้ความร่วมมือในการประสานงาน สนับสนุนกิจกรรมต่าง ๆ รวมทั้งส่งเสริมการนำผลงานวิจัยไปใช้ให้เกิดประโยชน์สูงสุดในพื้นที่ ซึ่งมีส่วนสำคัญในการสร้างผลกระทบเชิงบวกต่อการพัฒนาชุมชนท้องถิ่นอย่างยั่งยืน

ขอขอบคุณทีมงานสถาบันวิจัยและพัฒนา มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา และทีมงานฝ่ายสนับสนุนงานวิจัยของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา เชียงราย ที่ได้ให้การสนับสนุนในการดำเนินโครงการวิจัย คำแนะนำในการดำเนินโครงการ รวมถึงการจัดการด้านงานเอกสารตลอดระยะเวลาของการวิจัย

สุดท้ายนี้ ขอขอบคุณทุกภาคส่วนที่มีส่วนร่วมในการดำเนินงานวิจัยนี้ ทั้งในด้านข้อมูล คำแนะนำ และความร่วมมือ ซึ่งเป็นแรงผลักดันให้งานวิจัยนี้สำเร็จตามเป้าหมาย

เอกสารอ้างอิง

Abid, M. S. Z., Jahan, B., Mamun, A. A., Hossen, M. J., & Mazumder, S. H. (2024). Bangladeshi crops leaf disease detection using YOLOv8. *Heliyon, 10*(18), e36694. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e36694

Chen, C., Lu, X., He, L., Xu, R., Yang, Y., & Qiu, J. (2025). Research on soybean leaf disease recognition in natural environment based on improved YOLOv8. *Frontiers in Plant Science, 16,* 1523633. https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1523633

Dalal, M., & Mittal, P. (2025). A systematic review of deep learning-based object detection in agriculture: Methods, challenges, and future directions. *Computers, Materials & Continua, 84*(1), 57–91. https://doi.org/10.32604/cmc.2025.066056

Dhabalia, P. A., Yadav, P. S., Maurya, S., Alaskar, K., & Vimal, V. (2023). Deep learning and image processing for efficient herb classification. *In Proceedings of the Seventh International Conference on Image Information Processing (ICIIP).* (pp. 936–940). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICIIP61524.2023.10537749

Jocher, G., Chaurasia, A., & Qiu, J. (2024). *Ultralytics YOLO (Version v8.2.95) [Computer software].* Zenodo. https://doi.org/10.5281/zenodo.13769834

Khrisne, D. C., & Suyadnya, I. M. A. (2018). Indonesian herbs and spices recognition using smaller VGGNet-like network. *In Proceedings of the International Conference on Smart Green Technology in Electrical and Information Systems (ICSGTEIS).* (pp. 221–224). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICSGTEIS.2018.8709135

Mettripun, N. (2020). Thai herb leaves classification based on properties of image regions. *In Proceedings of the 59th Annual Conference of the Society of Instrument and Control Engineers of Japan (SICE).* (pp. 372–377). IEEE. https://doi.org/10.23919/SICE48898.2020.9240256

Mia, J., Bijoy, H. I., Uddin, S., & Raza, D. M. (2021). Real-time herb leaves localization and classification using YOLO. *In Proceedings of the 12th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT).* (pp. 1–7). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICCCNT51525.2021.9579718

Royal Botanic Gardens Kew. (2025). *Plantago major L. Plants of the World Online*. https://powo.science.kew.org/taxon/urn:lsid:ipni.org:names:321286-2

Senevirathne, L. P. D. S., Pathirana, D. P. D. S., Silva, A. L., Dissanayaka, M. G. S. R., Nawinna, D. P., & Ganegoda, D. (2020). Mobile-based assistive tool to identify and learn medicinal herbs. *In Proceedings of the 2nd International Conference on Advancements in Computing (ICAC).* (pp. 97–102). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICAC51239.2020.9357247

Upadhyay, A., Chandel, N. S., Singh, K. P., Chakraborty, S. K., Nandede, B. M., Kumar, M., Subeesh, A., Upendar, K., Salem, A., & Elbeltagi, A. (2025). Deep learning and computer vision in plant disease detection: A comprehensive review of techniques, models, and trends in precision agriculture. *Artificial Intelligence Review, 58*, 92. https://doi.org/10.1007/s10462-024-11100-x

Wang, S., Xu, D., Liang, H., Bai, Y., Li, X., Zhou, J., Su, C., & Wei, W. (2025). Advances in deep learning applications for plant disease and pest detection: A review. *Remote Sensing, 17*(4), 698. https://doi.org/10.3390/rs17040698

Wang, X., & Liu, J. (2024). Vegetable disease detection using an improved YOLOv8 algorithm in the greenhouse plant environment. *Scientific Reports, 14*, 4261. https://doi.org/10.1038/s41598-024-54540-9

World Flora Online Consortium. (2025). *Plantago major L. World Flora Online*. https://www.worldfloraonline.org/taxon/wfo-0000486544

Yan, B., Fan, P., Wang, M., Shi, P., Wei, Y., & Zhang, Y. (2024). YOLOv8-RBean: Runner Bean Leaf Disease Detection Model Based on YOLOv8. *Agronomy, 15*(4), 944. https://doi.org/10.3390/agronomy15040944