

บทความวิจัย (Research Article)

การตรวจจับวัตถุขนาดเล็กเพื่อจำแนกและตรวจจับไข่มดแดง

ธรรมรัตน์ บุญรอด¹, สุขสันต์ พรหมบุญเรือง^{1,*}, บัญชา เหลือผล¹, เสาวลักษณ์ จิตติมงคล² และ จุราวรรณ ภารสถิตย์³

¹ สาขาวิชาคอมพิวเตอร์ธุรกิจ คณะบริหารศาสตร์ มหาวิทยาลัยกาฬสินธุ์

² สาขาวิชาบริหารธุรกิจ คณะบริหารศาสตร์ มหาวิทยาลัยกาฬสินธุ์

³ ผู้ช่วยนักวิจัย สาขาวิชาคอมพิวเตอร์ธุรกิจ คณะบริหารศาสตร์ มหาวิทยาลัยกาฬสินธุ์

*ผู้ประสานงานบทความต้นฉบับ: suksun.pr@ksu.ac.th โทรศัพท์: 085-0039640

(รับบทความ: 15 เมษายน 2569; แก้ไขบทความ: 19 พฤษภาคม 2569; ตอรับบทความ: 29 พฤษภาคม 2569)

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประยุกต์ใช้เทคนิคการตรวจจับวัตถุขนาดเล็กในการจำแนกและตรวจจับไข่มดแดงจากภาพถ่ายไข่มดแดงจากโรงเทียม โดยมุ่งเน้นการเพิ่มความแม่นยำในการตรวจจับ เพื่อประมาณปริมาณไข่มดแดงร่วมกับแบบจำลองเชิงลึก YOLO เวอร์ชัน YOLOv11n ซึ่งเป็นวิธีการที่มีประสิทธิภาพในการตรวจจับวัตถุขนาดเล็ก วิธีการดำเนินงานวิจัยแบ่งเป็น 4 ขั้นตอนดังนี้ การเก็บรวบรวมข้อมูล การปรับปรุงภาพ การฝึกฝนข้อมูลและการทดสอบข้อมูล และการวัดประสิทธิภาพ ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลองประกอบด้วยภาพถ่ายไข่มดแดงจำนวน 47 ภาพ โดยแบ่งออกเป็นชุดฝึก 32 ภาพ ชุดตรวจสอบ 9 ภาพ และชุดทดสอบ 6 ภาพ เป็นสัดส่วน (70:20:10) ตามลำดับ และมีการประยุกต์ใช้เทคนิคการเพิ่มข้อมูล (Data Augmentation) ได้แก่ การปรับขนาดภาพ การหมุนภาพ และการปรับค่าความสว่างและสี เพื่อเพิ่มความหลากหลายของข้อมูลและลดปัญหาการเรียนรู้เกิน (Overfitting) ผลการทดลองพบว่าแบบจำลองสามารถตรวจจับไข่มดแดง โดยมีค่าความแม่นยำ (Precision) เท่ากับ 0.66 และค่าการเรียกคืน (Recall) เท่ากับ 0.79 ค่าความแม่นยำเฉลี่ย (Mean Average Precision) ที่ค่า IoU เท่ากับ 0.5 (mAP@0.5) เท่ากับ 0.76 และค่า mAP@0.5:0.95 เท่ากับ 0.49 ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถตรวจจับวัตถุขนาดใหญ่ได้ดีกว่าวัตถุขนาดเล็ก งานวิจัยนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในระบบเกษตรอัจฉริยะเพื่อช่วยในการตรวจจับและประเมินปริมาณไข่มดแดงได้

คำสำคัญ: การจำแนก ไข่มดแดง การตรวจจับวัตถุขนาดเล็ก โยโลเวอร์ชัน11n

การอ้างอิงบทความ: ธรรมรัตน์ บุญรอด, สุขสันต์ พรหมบุญเรือง, บัญชา เหลือผล, เสาวลักษณ์ จิตติมงคล และ จุราวรรณ ภารสถิตย์, "การตรวจจับวัตถุขนาดเล็กเพื่อจำแนกและตรวจจับไข่มดแดง," วารสารวิศวกรรมและเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยกาฬสินธุ์, ปีที่ 4, ฉบับที่ 4, หน้า 38-49, 2569.

บทความวิจัย (Research Article)

Small Object Detection for Red Ant Egg Classification and Detection

Thummarat Boonrod¹, Suksun Promboonruang^{1,*}, Bancha Luaphol¹,
Sawwaluk Jittimongkon² and Jurawan Pansathit³

¹ Department of Business Computer, Faculty of Administrative Science, Kalasin University

² Department of Business Administration, Faculty of Administrative Science, Kalasin University

³ Research Assistant, Faculty of Administrative Science, Kalasin University

* Corresponding Author: suksun.pr@ksu.ac.th, Tel: 085-0039640

(Received: April 15, 2026; Revised: May 19, 2026; Accepted: May 29, 2026)

Abstract

This research aims to apply small object detection techniques to classify and detect red ant eggs from images captured in artificial nests, with the objective of improving detection accuracy for estimating egg quantity. The study employs a deep learning model based on YOLO, specifically the YOLOv11n version, which is an effective approach for small object detection tasks. The research methodology is divided into four main stages: data collection, image preprocessing, model training and testing, and performance evaluation. The dataset consists of 47 images of red ant eggs, divided into 32 training images, 9 validation images, and 6 testing images, corresponding to a ratio of 70:20:10. Data augmentation techniques, including image scaling, rotation, brightness and color adjustment, were applied to increase data diversity and reduce overfitting. The experimental results found that the model can detect red ant eggs with a precision was 0.66 and a recall was 0.79. The mean Average Precision (mAP) at an Intersection over Union (IoU) threshold of 0.5 (mAP@0.5) was 0.76, while the mAP@0.5:0.95 was 0.49. The results also show that the model performs better in detecting larger objects compared to smaller ones. This research shows the potential of applying deep learning-based object detection techniques in smart agriculture systems to support the detect and estimation of red ant egg production.

Keywords: Classification, Red Ant Egg, Small Object Detection, YOLOv11n

Please cite this article as: T. Boonrod, S. Promboonruang, B. Luaphol, S. Jittimongkon and J. Pansathit, "Small Object Detection for Red Ant Egg Classification and Detection," *The Journal of Engineering and Industrial Technology, Kalasin University*, vol. 4, no. 4, pp. 38-49, 2026.

บทความวิจัย (Research Article)

1. บทนำ

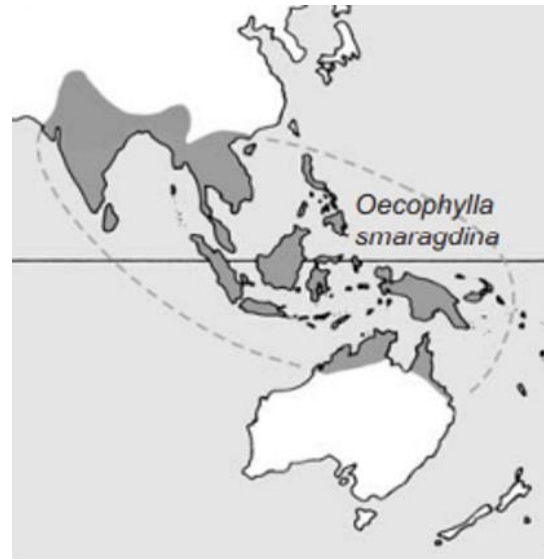
ประเทศไทยตั้งอยู่แถบเส้นศูนย์สูตร สภาพพื้นที่เป็นที่ราบแหล่งน้ำอุดมสมบูรณ์และภูมิอากาศแบบมรสุมเขตร้อน ทำให้มีความเหมาะสมสำหรับการทำเกษตร อาชีพหลักของชาวไทยส่วนใหญ่ทำอาชีพเกษตร ทำไร่ ทำสวน ทำนา เลี้ยงสัตว์ และสัตว์ที่นิยมเลี้ยงเพื่อจำหน่าย ได้แก่ ไก่ สุกร เป็ด โคเนื้อ กระบือ แพะ โคนม และแกะ ตามลำดับ [1] มดแดงจัดเป็นแมลงสังคม อยู่ในกลุ่มของผึ้ง ต่อ และแตน มดแดงได้รับความนิยมนำมาบริโภคเป็นอาหาร และยังมีบทบาทต่อระบบนิเวศทั้งทางด้านกายภาพและชีวภาพ ช่วยกำจัดศัตรูพืช ผสมเกสรให้กับพืช มดแดงจัดเป็นแมลงเศรษฐกิจที่ได้รับความนิยมและมีราคาสูงโดยปกติมีราคาเฉลี่ย 200-500 บาทต่อกิโลกรัม ช่วงนอกฤดูกาลราคาเฉลี่ย 700-900 บาทต่อกิโลกรัม และมีปริมาณผลผลิตไม่เพียงพอต่อความต้องการของตลาด ดังนั้นการเลี้ยงมดแดงหรือสร้างฟาร์มมดแดงจึงเป็นช่องทางที่ช่วยให้ชาวบ้านมีรายได้จากการขายไข่มดแดง [2] อย่างไรก็ตาม การเลี้ยงมดแดงผู้เลี้ยงยังพบปัญหาในเรื่องของการวางแผนการผลิตไข่มดแดงเนื่องจากการประเมินปริมาณไข่มดแดงยังคงอาศัยการนำมดแดงออกจากรัง และทำการแยกตัวมดแดงและไข่มดแดงออกจากกัน จึงสามารถวัดปริมาณไข่มดแดงได้ ซึ่งวิธีการนี้มีความเสี่ยงที่ผู้แยกจะโดนมดแดงกัด และต้องใช้เวลาในการแยกมดแดงและไข่มดแดงออกจากกัน ดังนั้นเพื่อเป็นการพยากรณ์ปริมาณไข่มดแดงเพื่อวางแผนการจำหน่ายคณะผู้วิจัยได้นำเทคโนโลยีการตรวจจับวัตถุ (Object Detection) มาช่วยในการจำแนกและตรวจจับไข่มดแดง เพื่อประมาณปริมาณไข่มดแดง

การตรวจจับวัตถุ เป็นหนึ่งหัวข้อที่มีความสำคัญต่องานด้านการมองเห็นด้วยคอมพิวเตอร์ (Computer Vision) เพื่อการระบุ และจำแนกตำแหน่งของวัตถุภายในภาพหรือวิดีโอ ในอดีต การตรวจจับวัตถุอาศัยเทคนิคแบบดั้งเดิม (Traditional Methods) เช่น Haar-Like Features, Histogram of

Oriented Gradients (HOG) และ Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) ร่วมกับตัวจำแนกประเภท เช่น Support Vector Machine (SVM) ซึ่งได้ถูกนำมาใช้งานอย่างแพร่หลายในช่วงปี พ.ศ. 2543-2553 ซึ่งอัลกอริทึมที่ได้รับความนิยมอย่างเช่น Viola-Jones algorithm เป็นอัลกอริทึมสำหรับตรวจจับใบหน้าแบบเรียลไทม์ [3,4] อย่างไรก็ตาม วิธีการแบบดั้งเดิมมีข้อจำกัดในการเรียนรู้ลักษณะที่ซับซ้อนของข้อมูล และไม่สามารถปรับตัวได้ดีในสภาพแวดล้อมที่หลากหลาย เทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) โดยเฉพาะโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks: CNNs) ได้เปลี่ยนแปลงรูปแบบการตรวจจับวัตถุจากแบบเดิม โดยจุดเริ่มต้นเกิดจากการจำแนกภาพ (Image Classification) ในงาน ImageNet [5] และนำไปสู่การพัฒนาโมเดลสำหรับการตรวจจับวัตถุโดยเฉพาะ ปัจจุบันเทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ได้รับความนิยมอย่างมากในงานด้านการตรวจจับวัตถุ โดยเฉพาะอัลกอริทึมในกลุ่มโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (CNNs) เช่น YOLO (You Only Look Once), Faster R-CNN และ SSD ซึ่งสามารถตรวจจับวัตถุได้อย่างรวดเร็วและมีความแม่นยำสูง [6-8] อย่างไรก็ตาม การตรวจจับวัตถุยังพบปัญหาของการตรวจจับวัตถุขนาดเล็ก (Small Object Detection: SOD) ซึ่งเป็นความท้าทายของนักวิจัย เนื่องจากวัตถุมีขนาดเล็ก มีรายละเอียดต่ำ จำนวนพิกเซลน้อย และมักถูกรบกวนด้วยสภาพแวดล้อมที่ซับซ้อน การตรวจจับวัตถุขนาดเล็กถูกนำมาใช้ในการตรวจจับวัตถุและระบุวัตถุ เช่น การตรวจจับรถยนต์จากภาพถ่ายดาวเทียม [9] การตรวจจับการจราจรในเมืองที่มีรถจำนวนมากและภาพรถมีขนาดเล็ก [10] การตรวจจับสัตว์อัตโนมัติในด้านนิเวศวิทยา การอนุรักษ์ การเกษตร และความปลอดภัยสาธารณะ โดยข้อมูลภาพจากโดรน และเซ็นเซอร์ระยะไกล [11] ซึ่งวัตถุขนาดเล็กและวัตถุมีการทับซ้อนกันทำให้ยากต่อการตรวจจับและระบุวัตถุ

บทความวิจัย (Research Article)

ไข่มดแดงจัดเป็นวัตถุดิบขนาดเล็กและวางชิดติดกัน บางส่วนมีทับซ้อนกัน รวมถึงแสงสะท้อนจากพื้นผิวรัง ซึ่งทำให้การตรวจจับด้วยวิธีทั่วไปมีข้อจำกัด ดังนั้น การประยุกต์ใช้เทคนิคการตรวจจับวัตถุดิบขนาดเล็ก เช่น การใช้ Feature Pyramid Network (FPN), Attention Mechanism และการปรับปรุงโครงสร้างของโมเดล YOLO จึงเป็นแนวทางในการเพิ่มประสิทธิภาพการตรวจจับวัตถุดิบขนาดเล็ก [12,13] งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประยุกต์ใช้เทคนิคการตรวจจับวัตถุดิบขนาดเล็กในการจำแนกและตรวจจับไข่มดแดงจากภาพถ่ายเพื่อประมาณปริมาณไข่มดแดง และเพื่อนำไปสู่การจัดการฟาร์มมดแดงอัจฉริยะในอนาคต



รูปที่ 1 พื้นที่การกระจายพันธุ์ของมดแดงโอเอโคฟิลลาสมารกดินา [14]

2. ทบทวนวรรณกรรม

2.1 มดแดง (Red Ant)

มดแดง (Red Ant หรือ Green Tree Ant หรือ Weaver Ant) มีชื่อทางวิทยาศาสตร์ คือ โอเอโคฟิลลาสมารกดินา (*Oecophylla Smaragdina*) ซึ่งแปลว่า สร้างรังด้วยใบไม้ บางพื้นที่ในประเทศไทยเรียกว่ามดแดงส้ม ปัจจุบันทั่วโลกพบมดชนิดนี้ กระจายในเอเชียทางตอนเหนือของออสเตรเลีย ควีนแลนด์ เกาะโซโลมอน และนิวกินี ดังรูปที่ 1 ลักษณะทั่วไปของมดมีความแตกต่างกันไปในแต่ละวรรณะ โดยมดงานมีลำตัวสีแดงหรือแดงส้ม สวณนางพญามด หรือแม่เป้ง เป็นมดชนิดเดียวในโลกที่มีลำตัวสีเขียวมักจะสร้างรังบนต้นไม้โดยการประสานใบไม้หลาย ๆ ใบด้วยเส้นใยที่ผลิตเอง โดยมดงานมีความยาว 5 ถึง 10 มิลลิเมตร ส่วนใหญ่มีสีส้ม ดังรูปที่ 2 นางพญามดมีความยาว 20 ถึง 25 มิลลิเมตร มีสีน้ำตาลเขียว หัว และอกมีขนสั้น ๆ สีขาว ดังรูปที่ 3 ทำรังบนต้นไม้โดยใช้ใยสีขาวยึดใบไม้ให้ชิดติดกันเป็นรังทรงกลม หากถูกรบกวนจะปล่อยกรดฟอร์มิกออกมาแล้วกัดทำให้เกิดแผลบนผิวหนัง และทำให้แสบร้อน [14]



รูปที่ 2 มดงาน



รูปที่ 3 มदनางพญา

บทความวิจัย (Research Article)

2.2 ไข่แดง (Red Ant Egg)

ไข่แดง คือ ระยะดักแด้หรือตัวหนอนของมดงาน และมดนางพญา ไข่แดงระยะ 7-10 วัน มีลักษณะทรงรีเล็กอยู่ชิดติดกัน ดังรูปที่ 4 ระยะ 10-20 วัน จะมีลักษณะสีขาวขุ่น หัวแหลมท้ายป้าน ดังรูปที่ 5 โดยปกติไข่แดงจะมีเฉพาะช่วงฤดูแล้ง ช่วงเดือนมีนาคม ถึงเดือนเมษายน ปัจจุบันมดแดงถือเป็นสัตว์เศรษฐกิจอีกประเภทหนึ่งที่เกษตรกรนิยมนำมาเลี้ยง โดยเฉพาะภาคอีสาน ปัจจุบันการเลี้ยงนอกฤดูกาลทำได้ยาก ไข่แดงสามารถนำมาทำอาหารได้หลายชนิด เช่น แกงขี้เหล็กใส่ไข่แดง แกงหน่อไม้ใส่ไข่แดง แกงเห็ดใส่ไข่แดง เป็นต้น แต่ไข่แดงหายากในช่วงฤดูฝน ส่วนใหญ่จะพบเฉพาะในช่วงฤดูร้อนเท่านั้น [2]



รูปที่ 4 ไข่แดงระยะ 7-10 วัน



รูปที่ 5 ไข่แดงระยะ 10 ถึง 20 วัน

2.3 Small Object Detection (SOD)

เป็นเทคนิคที่ใช้สำหรับการตรวจจับวัตถุที่มีขนาดเล็กในภาพหรือวิดีโอ เป็นงานสำคัญงานด้านการมองเห็นด้วยคอมพิวเตอร์ การตรวจจับวัตถุที่มีขนาดเล็กมีบทบาทต่องานด้านต่าง ๆ เช่น ระบบเฝ้าระวัง การขับอัตโนมัติ การตรวจจับข้อบกพร่องในอุตสาหกรรม การสำรวจจากภาพถ่ายเทียมและ UAV การเกษตรแม่นยำ และการแพทย์ เช่น การตรวจหาก้อนเนื้อหรือรอยโรคขนาดเล็กตั้งแต่ระยะต้น แต่การตรวจจับวัตถุขนาดเล็กทำได้ยากเนื่องจากปัญหาและข้อจำกัด ได้แก่ ข้อมูลภาพของวัตถุมีจำกัด ความละเอียดต่ำ การถูกบัง (Occlusion) ฉากหลังรบกวนสูง และปัญหาความไม่สมดุลของข้อมูลในชุดฝึกสอน (Training Data Set) นอกจากนี้ การหาตำแหน่งของวัตถุขนาดเล็กทำได้ยากเพราะต้องการความแม่นยำสูงขณะที่โมเดลทั่วไปมักเสียรายละเอียดระหว่างการลดขนาดตัวอย่าง (Downsampling) และมีข้อจำกัดด้านทรัพยากรคอมพิวเตอร์ โดยเฉพาะเมื่อต้องใช้งานแบบเรียลไทม์ ทำให้โมเดลตรวจจับได้ยากกว่าวัตถุที่มีขนาดใหญ่ งานวิจัยปัจจุบันมีการพัฒนาแนวทางหลายวิธีเพื่อแก้ปัญหาการตรวจจับวัตถุขนาดเล็ก เช่น การดึงคุณลักษณะหลายสเกล การเพิ่มความละเอียดและคุณภาพของภาพหรือวิดีโอ (Super Resolution) เพื่อเพิ่มความคมชัด การใช้เทคนิคกลไกความสนใจ (Attention Mechanisms) เพื่อเน้นบริเวณสำคัญและการใช้ Transformer Based Architectures เพื่อจับความสัมพันธ์ระยะไกลในภาพ การพัฒนาโมเดลน้ำหนักรวม การทำ Feature Fusion ให้มีประสิทธิภาพขึ้น การใช้ Data Augmentation และ Synthetic Data รวมถึง Knowledge Distillation และ Self-Supervised Learning เพื่อให้โมเดลเรียนรู้ได้ดีแม้มีข้อมูลจำกัด [13] และแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสำหรับการตรวจจับวัตถุขนาดเล็กและพัฒนาขึ้นมาเพื่อแก้ไขปัญหาการตรวจจับวัตถุขนาดเล็ก ได้แก่ แบบจำลองเชิงลึก YOLO เวอร์ชัน YOLOv11 ซึ่งมี 3 ขนาดให้เลือกใช้ ได้แก่ Nano (n), Small (s) และ Medium (m) [15,16]

บทความวิจัย (Research Article)

3. วิธีดำเนินการวิจัย

งานวิจัยนี้คณะผู้วิจัยได้ออกแบบขั้นตอนการดำเนินงานวิจัยออกเป็น 4 ขั้นตอนดังนี้ การเก็บรวบรวมข้อมูล (Data Collection) การปรับปรุงภาพ (Enhancement and Restoration) การฝึกฝนข้อมูล และการทดสอบข้อมูล (Training Data and Test Data) และ การวัดประสิทธิภาพ (Performance Evaluation)

3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล

ในขั้นตอนการเก็บรวบรวมข้อมูลเป็นขั้นตอนการจัดเตรียมชุดข้อมูลภาพไข่มดแดงที่มีคุณภาพ และมีความหลากหลายเพียงพอสำหรับการพัฒนาโมเดลตรวจจับไข่มดแดง โดยทำการเก็บข้อมูลจากโรงเลี้ยงมดแดงที่คณะผู้วิจัยได้พัฒนาโรงเลี้ยงมดแดงสำหรับงานวิจัย โดยเก็บภาพไข่มดแดงระยะอายุ 7–10 วัน และไข่มดแดงระยะอายุ 10–20 วัน เพื่อใช้เป็นข้อมูลซึ่งไข่มดแดงในระยะนี้มดแดงจะนำไข่มาจัดเรียงติดกับรังเทียม โดยรังเทียมที่ใช้เป็นขวดโหลชนิดพลาสติกใส สูง 15 เซนติเมตร กว้าง 10 เซนติเมตร ดังรูปที่ 6



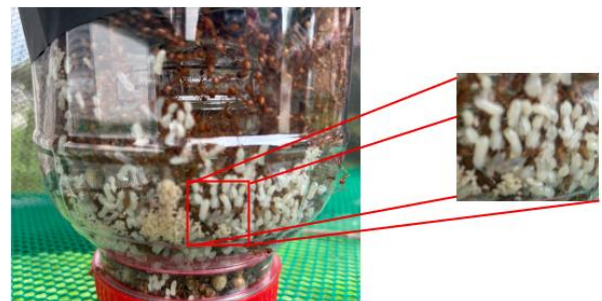
รูปที่ 6 ไข่มดแดงในรังเทียม

จากรูปที่ 6 ทำให้สามารถถ่ายภาพเก็บข้อมูลได้สำหรับการถ่ายภาพคณะผู้วิจัยได้ใช้กล้องสมาร์ทโฟน ความละเอียดสูง ถ่ายในหลายมุมมองและ

หลากหลายสภาพแสง เพื่อให้ได้ข้อมูลในสภาพจริงมากที่สุด จากนั้นทำการคัดเลือกภาพที่มีคุณภาพดี และจัดเก็บในรูปแบบไฟล์ .jpg

3.2 การปรับปรุงภาพ

เป็นขั้นตอนการเพิ่มคุณภาพของภาพไข่มดแดงให้เหมาะสำหรับการฝึกฝนข้อมูลและการทดสอบข้อมูล (Train and Test) โดยการนำภาพต้นฉบับที่มีความละเอียดสูงที่ได้จากการถ่ายภาพมาทำการครอบ (Crop) บริเวณส่วนที่เป็นไข่มดแดง ดังรูปที่ 7 และภาพที่ใช้เป็นชนิด RGB ปรับขนาดของภาพเป็นขนาด 1024×1024 พิกเซล เนื่องจากไข่มดแดงมีขนาดเล็ก หากใช้ขนาดมาตรฐาน 640×640 พิกเซลตามที่ Ultralytics กำหนด จะทำให้เกิดความสูญเสียรายละเอียดของภาพมากเกินไป ซึ่งส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพการตรวจจับไข่มดแดงที่มีขนาดเล็ก



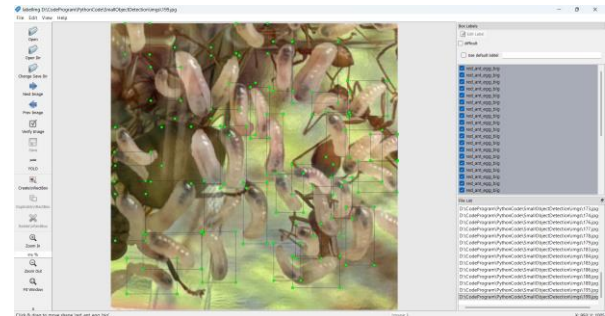
รูปที่ 7 ครอบบริเวณส่วนที่เป็นไข่มดแดง

3.3 การฝึกฝนข้อมูลและการทดสอบข้อมูล

การฝึกฝนข้อมูลและการทดสอบข้อมูล (Training and Testing) ในงานวิจัยนี้ใช้โมเดล YOLO (You Only Look Once) ซึ่งเป็นโมเดลตรวจจับวัตถุที่มีประสิทธิภาพสูงและเหมาะสมกับงานตรวจจับวัตถุขนาดเล็ก โดยเริ่มจากการนำชุดข้อมูลภาพไข่มดแดงจำนวน 47 ภาพ มาทำการกำหนดป้ายกำกับข้อมูล (Annotation) โดยโปรแกรม LabelImg เลือกวัตถุ

บทความวิจัย (Research Article)

ที่เป็นไข่มดแดงด้วยการใช้กรอบสี่เหลี่ยม (Bounding Box) ได้ทั้งหมดจำนวน 837 Instances แยกตามช่วงอายุของไข่มดแดง แบ่งออกเป็น 2 คลาส โดยไข่มดแดงระยะอายุ 7-10 วัน กำหนดเป็นคลาส red_ant_egg_small จำนวน 362 Instances และไข่มดแดงระยะอายุ 10-20 วัน กำหนดเป็นคลาส red_ant_egg_big จำนวน 475 Instances โดยการ Label จะทำการ Label ไข่มดแดงที่มีความแตกต่างกันชัดเจนเพื่อลดความคลุมเครือของคุณลักษณะ ดังรูปที่ 8 แล้วแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นชุดฝึก (Training Set) ชุดตรวจสอบความถูกต้อง (Validation Set) และชุดทดสอบ (Test Set) ในสัดส่วน 70:20:10 ตามลำดับ จากนั้นนำข้อมูลเข้าสู่กระบวนการฝึกโมเดล YOLO ในการทดลองคณะผู้วิจัยได้ใช้โมเดล YOLOv11 ซึ่งเป็นโมเดลที่มีความสามารถในการตรวจจับวัตถุขนาดเล็กได้ดี และมี 3 ขนาดให้เลือกใช้ ได้แก่ Nano (n), Small (s) และ Medium (m) งานวิจัยนี้ได้ทำการทดลองฝึกฝนข้อมูลด้วยโมเดล YOLOv11n, YOLOv11s และ YOLOv11m เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของทั้ง 3 ขนาด โดยในการฝึกฝนข้อมูลกำหนดค่าการฝึกฝนข้อมูลทั้ง 3 ขนาด ดังนี้ ขนาดภาพ 1,024 พิกเซล Epochs จำนวน 100 รอบ Batch size เท่ากับ 2 และทำการเพิ่มข้อมูลภาพด้วยเทคนิคการเพิ่มข้อมูล Data Augmentation เพื่อให้โมเดลเรียนรู้ลักษณะ รูปร่าง การย่อขยายภาพ การเอียงบวกลบ 5 องศา การกลับภาพซ้ายขวา และการปรับระดับแสงของไข่มดแดงเพื่อให้ข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกฝนข้อมูลมีจำนวนและความแตกต่างในแต่ละมิติเพิ่มมากขึ้น แต่การทำ Augmentation โดยใช้โมเดล YOLO ในการฝึกฝนข้อมูล YOLO สร้าง Augmentation แบบสุ่มระหว่างการฝึกฝนข้อมูลโดยอัตโนมัติ



รูปที่ 8 การกำหนดป้ายกำกับข้อมูล (Annotation) ด้วยโปรแกรม Labelling

3.4 การวัดประสิทธิภาพ

ในงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อการตรวจจับไข่มดแดงโดยใช้โมเดล YOLOv11 ทั้ง 3 ขนาด (n, s, m) ในการตรวจจับไข่มดแดงจากภาพ โดยใช้ชุดข้อมูลทดสอบ (Test Set) ที่โมเดลไม่เคยรู้จักมาก่อน เพื่อให้ผลการประเมินมีความน่าเชื่อถือ โดยใช้ตัววัดประสิทธิภาพ ได้แก่ ค่า Precision ซึ่งแสดงความถูกต้องของการตรวจจับว่าเป็นไข่มดแดงจริง ดังสมการที่ 1 ค่า Recall ซึ่งแสดงความสามารถในการตรวจจับไข่มดแดงได้ครบถ้วน ดังสมการที่ 2 และค่า mean Average Precision (mAP) ดังสมการที่ 3 ซึ่งเป็นตัวชี้วัดหลักในการประเมินโมเดลตรวจจับไข่มดแดง โดยพิจารณาความแม่นยำของการตรวจจับในหลายระดับค่า Intersection over Union (IoU) และการวิเคราะห์ Confusion Matrix เพื่อศึกษาความผิดพลาดของโมเดล

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

เมื่อ

TP คือ ตรวจจับถูกต้อง (True Positive)

FP คือ ตรวจจับผิด (False Positive)

บทความวิจัย (Research Article)

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

มีแนวโน้มลดลงอย่างต่อเนื่องตลอดการฝึกฝนข้อมูล ดังรูปที่ 10

เมื่อ

FN คือ ตรวจจับไม่พบวัตถุที่มีอยู่จริง
(False Negative)

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (3)$$

เมื่อ

N คือ จำนวนคลาส
 AP_i คือ ค่า Average Precision
ของคลาสที่ i



รูปที่ 9 ภาพชุดข้อมูลไข่มดแดง

4. ผลการวิจัย

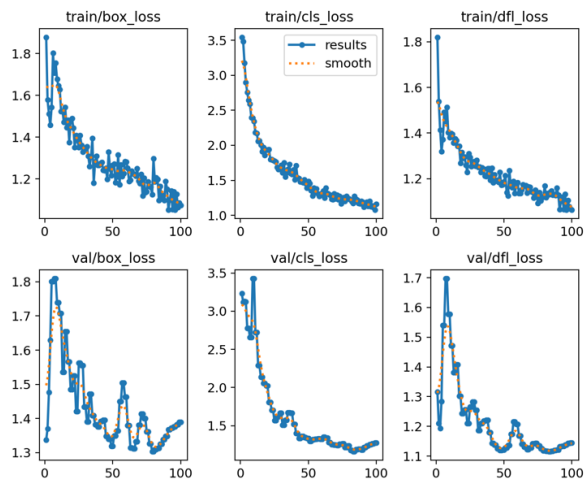
จากการดำเนินการพัฒนาโมเดลตรวจจับไข่มดแดงด้วยเทคนิคการตรวจจับวัตถุขนาดเล็ก โดยใช้โมเดลตรวจจับวัตถุด้วยอัลกอริทึม YOLOv11 ทั้ง 3 ขนาด (n, s, m) โดยใช้ชุดข้อมูลภาพไข่มดแดงทั้งหมดจำนวน 47 ภาพ เนื่องจากในแต่ละภาพมีจำนวนไข่มดแดงจำนวนมากเพื่อเลือกเป็นข้อมูลสำหรับเป็นชุดฝึกฝนข้อมูล ดังรูปที่ 9 และแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นชุดฝึก (Training Set) จำนวน 32 ภาพ (70%) ชุดตรวจสอบความถูกต้อง (Validation Set) จำนวน 9 ภาพ (20%) และชุดทดสอบ (Test Set) จำนวน 6 ภาพ (10%) ซึ่งมีจำนวนวัตถุรวม 103 ตัวอย่างในชุดตรวจสอบความถูกต้อง

ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าโมเดล YOLOv11n สามารถเรียนรู้ลักษณะของวัตถุขนาดเล็กได้ดีกว่า YOLOv11s และ YOLOv11m ดังตารางที่ 1 และในการฝึกฝนข้อมูล YOLOv11n พบว่าค่า Loss ในส่วนของ Bounding Box (box_loss) ค่า Classification (cls_loss) และค่า Distribution Focal Loss (dfl_loss)

ตารางที่ 1 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการตรวจจับไข่มดแดงของโมเดล YOLOv11 ทั้ง 3 ขนาด n, s, m

Metric	YOLOv11n	YOLOv11s	YOLOv11m
Small TP	33	32	28
Small FP	54	69	46
Dsmall Recall	80.5%	78.0%	68.3%
Dsmall Precision	37.9%	31.7%	37.8%
Big TP	61	61	57
Big FP	32	52	43
Big Recall	98.4%	98.4%	91.9%
Big Precision	65.6%	54.0%	57.0%

บทความวิจัย (Research Article)

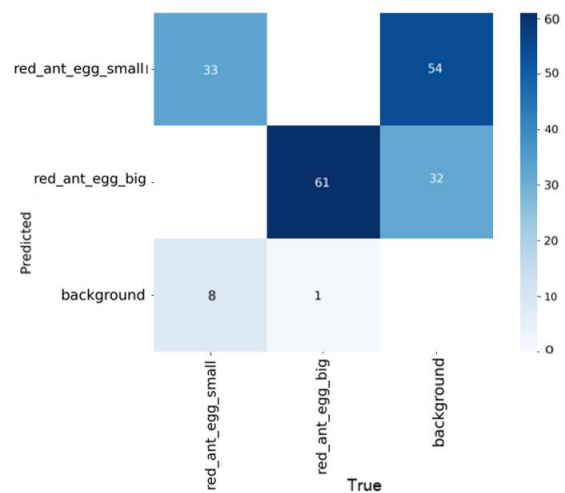


รูปที่ 10 กราฟผลลัพธ์การฝึกโมเดล YOLOv11n

จากรูปที่ 10 แสดงให้เห็นถึงการเปลี่ยนแปลงของค่า Loss ได้แก่ box_loss, cls_loss และ dfl_loss ในระหว่างการฝึกฝนโมเดล YOLOv11n ซึ่งมีแนวโน้มลดลงอย่างต่อเนื่อง แสดงถึงความสามารถของโมเดลในการเรียนรู้ลักษณะของไข่มดแดงได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ด้านประสิทธิภาพของโมเดล YOLOv11n พบว่าคลาส red_ant_egg_small ให้ค่า Precision เท่ากับ 37.9% และ Recall เท่ากับ 80.5% และคลาส red_ant_egg_big ให้ค่า Precision เท่ากับ 65.6% และ Recall เท่ากับ 98.4% ซึ่งแสดงให้เห็นว่าโมเดลสามารถตรวจจับไข่มดแดงได้ในระดับดี อย่างไรก็ตาม ค่า Precision ต่ำกว่าค่า Recall แสดงให้เห็นว่าโมเดลมีการตรวจจับผิดพลาด (False Positive) โดยการตรวจจับคลาส red_ant_egg_small ทำนายผิดเป็นพื้นหลังจำนวนมาก เนื่องจากไข่มดแดงขนาดเล็กมีความคล้ายกับจุดที่เกิดจากการสะท้อนของแสงที่กระทบกับพื้นผิวของรังเทียมทำให้เกิดเป็นจุดสีขาวส่งผลต่อการทำนายของโมเดล YOLOv11n ดังแสดงในตาราง Confusion Matrix ดังรูปที่ 11 นอกจากนี้ ค่าความแม่นยำเฉลี่ย (Mean Average Precision) ที่ IoU เท่ากับ 0.5 (mAP@0.5) มีค่าเท่ากับ 0.76 แสดงให้เห็นว่าโมเดลมีการตรวจจับตำแหน่งของวัตถุ

ได้อย่างถูกต้องถึง 76 เปอร์เซ็นต์ ขณะที่ค่า mAP@0.5:0.95 มีค่าเท่ากับ 0.49 ซึ่งสะท้อนให้เห็นว่าความแม่นยำของกรอบล้อมวัตถุ (Bounding Box) ยังวางกรอบไม่แม่นยำ ข้อมูลแสดงประสิทธิภาพของโมเดลในการตรวจจับไข่มดแดง ดังตารางที่ 2 และตัวอย่างผลการตรวจจับไข่มดแดงด้วยโมเดล YOLOv11n แสดงดังรูปที่ 12

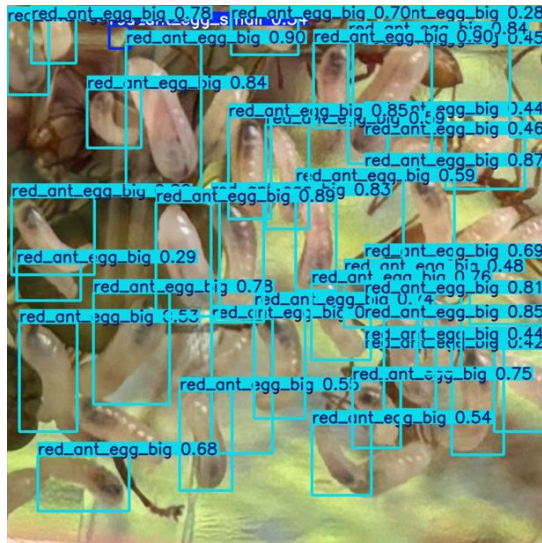


รูปที่ 11 Confusion Matrix ผลการจำแนกไข่มดแดงของโมเดล

ตารางที่ 2 แสดงค่าประสิทธิภาพของโมเดล YOLOv11n ในการตรวจจับไข่มดแดง

ตัวชี้วัด (Metric)	ค่า (Value)
Precision (P)	0.66
Recall (R)	0.79
mAP@0.5	0.76
mAP@0.5:0.95	0.49

บทความวิจัย (Research Article)



รูปที่ 12 ตัวอย่างผลการตรวจจับไข่มดแดง

5. สรุปผลการวิจัย

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประยุกต์ใช้เทคนิคการตรวจจับวัตถุขนาดเล็กในการจำแนกและตรวจจับไข่มดแดงจากภาพถ่ายไข่มดแดงจากรังเทียม โดยมุ่งเน้นการเพิ่มความแม่นยำในการตรวจจับ เพื่อประมาณปริมาณไข่มดแดง โดยใช้โมเดล YOLOv11n สำหรับการตรวจจับไข่มดแดง จากผลการทดลองพบว่าโมเดลสามารถเรียนรู้ลักษณะของไข่มดแดงที่มีขนาดเล็กได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยค่าความแม่นยำ (Precision) เท่ากับ 0.66 และค่าการเรียกคืน (Recall) เท่ากับ 0.79 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าโมเดลสามารถตรวจจับไข่มดแดงได้ครอบคลุมในระดับที่ดี ขณะที่ค่า mAP@0.5 เท่ากับ 0.76 แสดงให้เห็นถึงความสามารถในการตรวจจับตำแหน่งของวัตถุได้อย่างถูกต้อง อย่างไรก็ตามค่า mAP@0.5:0.95 มีค่าเท่ากับ 0.49 แสดงให้เห็นว่าความแม่นยำของกรอบล้อมวัตถุยังมีข้อจำกัดสำหรับวัตถุขนาดเล็ก เนื่องจากไข่มดแดงขนาดเล็กมีการทับซ้อนกันส่งผลให้การตรวจจับของโมเดล เนื่องจากโมเดลจะมองเห็นเป็นไข่มดแดงเป็นคลาสไข่มดแดงขนาดใหญ่ ดังรูปที่ 13 และสีของไข่มดแดงใกล้เคียงกับสีพื้นหลังและรังเทียม

เป็นพลาสติกใสเมื่อมีแสงสะท้อนจะมีลักษณะเป็นจุดสีขาว ซึ่งมีลักษณะคล้ายไข่มดแดง

โดยสรุป โมเดล YOLOv11n สามารถนำมาใช้ในการตรวจจับไข่มดแดงได้จริง และมีศักยภาพในการพัฒนาต่อยอดเพื่อใช้งานในภาคการเกษตรหรือระบบอัตโนมัติ สำหรับการปรับปรุงในอนาคต ควรเพิ่มปริมาณข้อมูลฝึกฝนเพื่อเพิ่มความแม่นยำของโมเดล



รูปที่ 13 การตรวจจับไข่มดแดงที่ซ้อนทับกัน

6. กิตติกรรมประกาศ

โครงการวิจัยนี้ได้รับทุนสนับสนุนจากงบประมาณสนับสนุนงานมูลฐาน (Fundamental Fund) ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2568

7. เอกสารอ้างอิง

- [1] กลุ่มสารสนเทศและข้อมูลสถิติ ศูนย์เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร, “ข้อมูลจำนวนปลูสัตว์ในประเทศไทย 2568,” [ออนไลน์]. Available: <https://ict.dld.go.th/index.php/th/service/report/book/report-book-2568>. [เข้าถึงเมื่อ: 7 เม.ย. 2569].
- [2] นันทิญา มณีโชติ, ขวณพิศ จารัตน์, วัจนรัตน์ วรรดี, นิชาภา เฉตระการ, ฐิตาภรณ์ นิลวรรณ, และยุพเยาว์ โตศิริ, “การเพาะเลี้ยงมดแดงใน

บทความวิจัย (Research Article)

- คริวเรือน กรณีศึกษาพื้นที่แปลงปลูกไม้มีค่าทางเศรษฐกิจในจังหวัดสุรินทร์,” วารสารแก่นเกษตร, ปีที่ 52, ฉบับ 2, หน้า 226–236, 2567, doi: 10.14456/kaj.2024.16.
- [3] P. Viola and M. Jones, “Rapid object detection using a boosted cascade of simple features,” in *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, Kauai, HI, USA, 2001, vol. 1, pp. I-511–I-518, doi: 10.1109/CVPR.2001.990517.
- [4] N. Dalal and B. Triggs, “Histograms of oriented gradients for human detection,” in *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, San Diego, CA, USA, 2005, vol. 1, pp. 886–893, doi: 10.1109/CVPR.2005.177.
- [5] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, “ImageNet classification with deep convolutional neural networks,” *Commun. ACM*, vol. 60, no. 6, pp. 84–90, Jun. 2017, doi: 10.1145/3065386.
- [6] S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun, “Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 39, no. 6, pp. 1137–1149, Jun. 2017, doi: 10.1109/TPAMI.2016.2577031.
- [7] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, “You only look once: Unified, real-time object detection,” in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, 2016, pp. 779–788, doi: 10.1109/CVPR.2016.91.
- [8] W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, S. Reed, C.-Y. Fu, and A. C. Berg, “SSD: Single shot multibox detector,” in *Computer Vision – ECCV 2016, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 9905. Cham, Switzerland: Springer, 2016, pp. 21–37, doi: 10.1007/978-3-319-46448-0_2.
- [9] X. Yuan, A. Chakravarty, E. M. Lichtenberg, L. Gu, Z. Wei, and T. Chen, “An empirical study of methods for small object detection from satellite imagery,” arXiv preprint arXiv:2502.03674, 2025, doi: 10.48550/arXiv.2502.03674.
- [10] C. Deng, L. Chen, and S. Liu, “YOLOSCM: An improved YOLO algorithm for cars detection,” arXiv preprint arXiv:2501.13343, 2025, doi: 10.48550/arXiv.2501.13343.
- [11] A. Raza, F. Hanif, and H. A. Mohammed, “Analyzing the enhancement of CNN-YOLO and transformer based architectures for real-time animal detection in complex ecological environments,” *Sci. Rep.*, vol. 15, Art. no. 39142, Nov. 2025, doi: 10.1038/s41598-025-26645-2.
- [12] C.-Y. Wang, A. Bochkovskiy, and H.-Y. M. Liao, “YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors,” in *Proc. IEEE/CVF Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*

บทความวิจัย (Research Article)

(CVPR), Vancouver, BC, Canada, 2023,
pp. 7464–7475, doi:
10.1109/CVPR52729.2023.00721.

- [13] T.-Y. Lin, P. Dollár, R. Girshick, K. He, B. Hariharan, and S. Belongie, “Feature pyramid networks for object detection,” in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, Honolulu, HI, USA, 2017, pp. 2117–2125, doi: 10.1109/CVPR.2017.106.

- [14] G. M. Dlussky, T. Wappler, and S. Wedmann, “New middle Eocene formicid species from Germany and the evolution of weaver ants,” *Acta Palaeontol. Pol.*, vol. 53, no. 4, pp. 615–626, 2008, doi: 10.4202/app.2008.0406.

- [15] G. Jocher and J. Qiu, “Ultralytics YOLO11,” Ultralytics, 2024. [Online]. Available: <https://github.com/ultralytics/ultralytics>

- [16] X. Gong, J. Yu, H. Zhang, and X. Dong, “AED-YOLO11: A small object detection model based on YOLO11,” *Digit. Signal Process.*, vol. 166, Art. no. 105411, Nov. 2025, doi: 10.1016/J.DSP.2025.105411.