FEAT JOURNAL
FARM ENGINEERING AND AUTOMATION TECHNOLOGY JOURNAL
วารสารวิศวกรรมฟาร์มและเทคโนโลยีการควบคุมอัตโนมัติ

ระบบหยิบไข่ไก่อัตโนมัติด้วยแขนกลควบคุมจากการเรียนรู้ของเครื่องและการเรียนรู้เชิงลึกในฟาร์มไก่แบบปล่อยอิสระ

An Automatic Egg Collection System Using a Robotic Arm Controlled by Machine Learning and Deep Learning in Free-Range Chicken Farming

อภิวัตร บุญกอง[1)*], อุมาภรณ์ ผิวชมพู[1)], จินดารัตณ์ พิกุลศรี[1)]

Apiwat Boonkong[1)*], Umaporn Phiwchomphoo[1)], and Jindarat Pikulsri[1)]

[1)] สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์, คณะวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยนครพนม, นครพนม

[1)] Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, Nakhon Phanom University, Nakhon Phanom

Received: 10 May 2025
Revised: 28 May 2025
Accepted: 29 May 2025
Available online: 21 June 2025

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้เป็นการนำเสนอการใช้ระบบแขนกลหยิบไข่ไก่ โดยคำนวณการทำงานและควบคุมมอเตอร์แขนกลผ่านการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ร่วมกับกล้องสามมิติประกอบการระบุตำแหน่งแบบอัตโนมัติจากวิธีการเรียนรู้เชิงลึก (YOLOv5s) ซึ่งภาพรวมของงานวิจัยเป็นการจำลองการหยิบเก็บไข่ไก่ ในสภาพแวดล้อมที่มีการเลี้ยงไก่แบบปล่อยอิสระและสร้างรังไข่ไว้สำหรับให้ไก่ไข่โดยเฉพาะ งานวิจัยสามารถนำไปต่อยอดในการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์สำหรับเดินเก็บไข่ไก่ในสถานการณ์ต่าง ๆ ต่อไปได้ โดยในงานวิจัยแสดงให้เห็นถึงผลของประสิทธิภาพของการใช้การเรียนรู้ของเครื่องในการหยิบไข่ไก่ของแขนกล และความถูกต้องของตำแหน่งไข่ไก่จากโมเดลการเรียนรู้เชิงลึก รวมถึงปัญหาที่สามารถเกิดขึ้นในการทดลองการหยิบจับไข่ไก่ด้วย และจากการทดลองในกรณีที่มีโนดซ่อนของโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องที่แตกต่างกัน แขนกลหยิบไข่สามารถหยิบไข่ไก่ได้อย่างถูกต้องในช่วงร้อยละ 75-90

คำสำคัญ : หุ่นยนต์หยิบจับไข่ การเรียนรู้ของเครื่อง การเรียนรู้เชิงลึก YOLO

Abstract

This research presents the use of a robotic arm system for collecting chicken eggs, with motor control and motion planning based on machine learning techniques. A 3D camera is integrated to enable automatic egg localization using a deep learning method (YOLOv5s). The overall framework simulates egg collection in a free-range chicken farming environment, where nests are specifically prepared for hens to lay eggs. This work lays the foundation for future development of mobile robots capable of navigating various environments to collect eggs. The study demonstrates the effectiveness of machine learning (FFNN) in controlling the robotic arm for egg picking and evaluates the accuracy of egg localization using the deep learning model. Challenges encountered during egg-picking experiments are also discussed. Based on experiments with varying numbers of hidden nodes in the machine learning model, the robotic arm achieved egg-picking accuracy between 75% and 90%.

Keywords: Egg-picking Robot: Machine learning: Deep learning: YOLO

---

*ติดต่อ: apiwat.boon@npu.ac.th, 042-503558

1. บทนำ

การเลี้ยงไก่ไข่ถือเป็นหนึ่งในอุตสาหกรรมปศุสัตว์ที่มีความสำคัญทางเศรษฐกิจและมีบทบาทสำคัญต่อความมั่นคงทางอาหาร ซึ่งไข่ไก่เป็นแหล่งโปรตีนต้นทุนต่ำที่บุคคลทั่วไปสามารถเข้าถึงได้ง่ายและบริโภคกันอย่างแพร่หลาย โดยปกติแล้วในเชิงพาณิชย์มีการเลี้ยงในหลายรูปแบบ และหนึ่งในนั้นคือรูปแบบของการเลี้ยงไก่แบบปล่อยอิสระ โดยที่ไก่สามารถไข่ตามพื้นที่ทั่วไปหรือไข่ตามสถานที่ผู้เลี้ยงกำหนดไว้ให้ [1] ซึ่งการเลี้ยงไก่ในลักษณะนี้ เป็นการเพิ่มมูลค่าของไข่ไก่สำหรับจำหน่ายให้กับผู้บริโภคเฉพาะกลุ่มที่มุ่งเห็นถึงความสำคัญกับคุณภาพชีวิตของสัตว์ [2] แม้ว่าการเลี้ยงปล่อยแบบอิสระ จะไม่ได้มีผลต่อคุณภาพของไข่ไก่อย่างมีนัยสำคัญก็ตาม [3]

ในช่วงทศวรรษที่ผ่านมา อุตสาหกรรมการเกษตรได้มีการประยุกต์ใช้เทคโนโลยี โดยเฉพาะอย่างยิ่งคือระบบอัตโนมัติ เป็นการเพิ่มประสิทธิภาพในการผลิต เพิ่มรายได้ ลดรายจ่าย และลดการพึ่งพาแรงงานมนุษย์ [4] เทคโนโลยีที่ถูกนำมาใช้ เช่น การใช้เซนเซอร์ แขนกล หุ่นยนต์ อินเทอร์เน็ตทุกสรรพสิ่ง (Internet of Things: IoT) [5] และเทคโนโลยีสมัยใหม่ที่ถูกนำมาใช้กันมากขึ้น คือการประยุกต์ใช้การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning: DL) ที่รู้จักกันในชื่อของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) [6]

หนึ่งในแนวทางสำหรับการประยุกต์ใช้ AI ในการพัฒนาด้านการเกษตร คือการพัฒนาหุ่นยนต์ที่มีการขับเคลื่อนแบบอัตโนมัติ สามารถทำงานแทนแรงงานของมนุษย์ในสภาพแวดล้อมต่าง ๆ ได้ [7]

เช่น การใช้ ML ในการปรับปรุงการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์ การหลีกเลี่ยงสิ่งกีดขวาง รวมถึงการวางแผนเส้นทางให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น [8] ในขณะเดียวกันการใช้ DL ซึ่งส่วนใหญ่เป็นกระบวนการในการประมวลผลภาพ ถูกใช้งานทดแทนการมองเห็นของมนุษย์ผ่านกล้อง โดยเฉพาะอย่างยิ่งในรูปแบบที่มีการตอบสนองในลักษณะของเวลาจริง (Real-time) ก็มีบทบาทสำคัญในการพัฒนาอุตสาหกรรมเกษตรมากขึ้นเช่นเดียวกัน

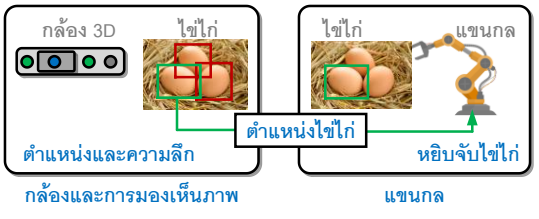
จากที่ผ่านมาได้มีงานวิจัยที่เกี่ยวกับการใช้หุ่นยนต์และแขนแกนในการหยิบเก็บสิ่งของ โดยการควบคุมการเคลื่อนในแกนการหมุนแกนต่างๆ [9] ร่วมถึงการใช้ DL สำหรับช่วยในการมองเห็น [10] ประกอบกันเพื่อให้สามารถทำงานที่มีความถูกต้องมากขึ้น หรือแม้กระทั้งการนำมาประยุกต์ใช้ในด้านการเลี้ยงไก่ไข่ในรูปแบบต่างๆ อีกด้วย [11-13] โดยแต่ละรูปแบบอาจมีข้อจำกัดในบางประการ เช่น ต้องติดตั้งอุปกรณ์ในตำแหน่งเฉพาะจุดเท่านั้น หรือเครื่องมือหยิบจับไข่ไก่มีการจำกัดการเคลื่อนที่ในมุมต่างๆ

ดังนั้น ในงานวิจัยนี้จึงเห็นถึงข้อจำกัดของการใช้หุ่นยนต์หรือกลไกลที่ถูกออกแบบให้มีความเฉพาะสำหรับแต่ละงาน จึงมีแนวคิดที่จะศึกษาและวิจัยถึงความเป็นไปได้ในการใช้แขนกลที่สามารถซื้อและเข้าถึงง่ายตามท้องตลาด ให้สามารถควบคุมการเคลื่อนที่โดยการสอนจากข้อมูลในโมเดลของ ML ร่วมกับภาพจากกล้องสามมิติ ในสภาพแวดล้อมการจำลองการเก็บไข่ไก่ที่มีการเลี้ยงแบบอิสระ และตำแหน่งของแขนกลหุ่นยนต์ที่อาจไม่ได้อยู่ในตำแหน่งเดิมเสมอ ทั้งนี้ทางผู้วิจัยเห็นว่าการวิจัยจะเป็นแนวทางในการพัฒนาแขนกลร่วมกับการใช้ DL ในการหยิบเก็บไข่ไก่ในรูปแบบต่างๆ ได้ พร้อมกับแสดงถึงปัญหาที่อาจจะเกิดขึ้นระหว่างกระบวนการในสภาพแวดล้อมที่ใกล้เคียงกัน

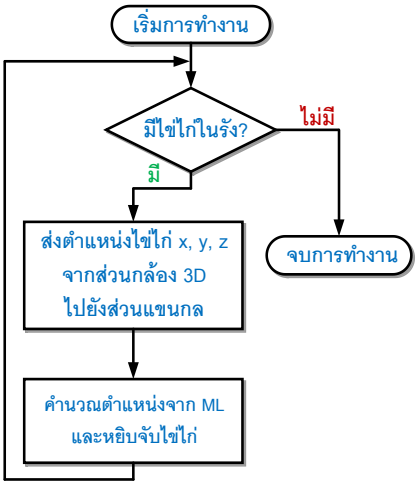
2. วิธีการการวิจัย

2.1. ภาพรวมการวิจัย

ภาพรวมในการวิจัยนี้เป็นการพัฒนาหุ่นยนต์แขนกลหยิบจับไข่ไก่แบบอัตโนมัติ จะประกอบไปด้วย 2 ส่วนหลัก คือ ส่วนของกล้องการมองภาพและส่วนของแขนกลสำหรับการหยิบไข่ไก่ (รูปที่ 1) โดยที่การทำงานจะเริ่มจากการที่กล้องมองเห็นไข่ไก่ในรังไข่พร้อมกับระบุตำแหน่งของไข่ไก่แต่ละใบบนรูปภาพในแนวแกนตั้ง แกนนอน และแกนลึก ซึ่งอ้างอิงจากตำแหน่งของตัวกล้องถึงรังไข่ไก่ จากนั้นส่งข้อมูลตำแหน่งของไข่ไก่ครั้งละ 1 ใบ ไปยังแขนกลเพื่อประมวลผลการเคลื่อนที่ และหยิบจับไข่ไก่เพื่อเก็บในตำแหน่งที่ต้องการต่อไป และจะดำเนินการในลักษณะนี้จนไม่เหลือไข่ไก่ในรังไข่ เป็นการเสร็จสิ้นการทำงาน แสดงผังงานการทำงานโดยรวม (รูปที่ 2)



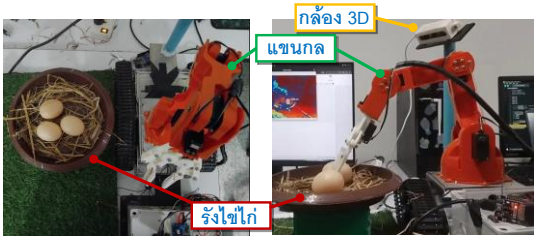
รูปที่ 1 ภาพรวมการทำงานของระบบ



รูปที่ 2 ภาพรวมผังการทำงาน

2.2. ตำแหน่งในการติดตั้งอุปกรณ์

การติดตั้งและการวางอุปกรณ์ ประกอบไปด้วยการวางตำแหน่งอุปกรณ์ทั้งหมด 3 ส่วน คือ ตำแหน่งของรังไข่ มีขนาดความกว้างประมาณ 20 ซม. และความยาว 20 ซม.วางห่างจากแขนกล 10 ซม. ตำแหน่งของแขนแกนอยู่กึ่งกลางของรังไข่ และตำแหน่งของกล้องสามมิติอยู่ถัดจากแขนกล 10 ซม. (รูปที่ 3)

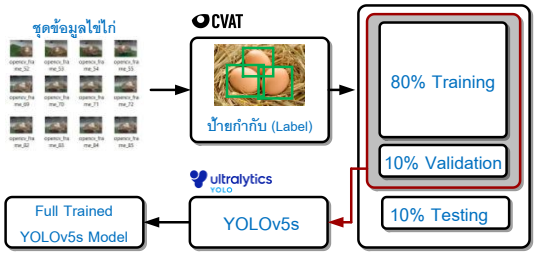


รูปที่ 3 ตำแหน่งการวางอุปกรณ์

2.3. กล้องตรวจจับตำแหน่งไข่ไก่

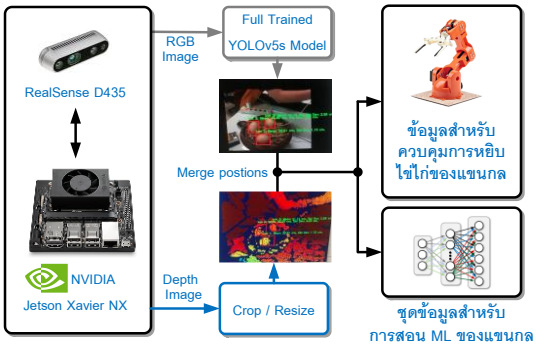
ในการตรวจจับตำแหน่งของไข่ไก่ ใช้อุปกรณ์สำหรับการประมวลผลเป็น NVIDIA Jetson Xavier NX [14] ซึ่งเป็นชิปอุปกรณ์สำหรับการประมวลผล AI และอุปกรณ์กล้องสามมิติตรวจจับความลึก Intel RealSense Depth Camera D435 ซึ่งเป็นกล้องวิดีโอที่มีการรวมส่วนของการรับภาพวิดีโอมีการอ่านข้อมูลแบบ RGB รวมถึงส่วนของการรับค่าความลึกประกอบเป็นข้อมูลสามมิติบนภาพ และในการพัฒนาส่วนในนี้ ใช้เครื่องมือ Jupyter Notebook ในรูปแบบ web-based ที่สามารถพัฒนาโปรแกรมด้วยภาษา Python

การได้มาซึ่งตำแหน่งของไข่ไก่บนภาพนั้น เป็นกระบวนการจากการสร้างโมเดล DL ในที่นี้เลือกใช้เป็น YOLOv5s (เรียกแทนเป็น YOLO) จาก Open Source บนเฟรมเวิร์ค Ultralytics [15] ซึ่งเป็นโมเดลที่มีขนาดเล็กและมีความเร็วเพียงพอต่อการตอบสนองของระบบที่สามารถทำงานเป็นแบบ Real-time บน NVIDIA Jetson Xavier NX ได้เป็นอย่างดี ในด้านความเสถียรและการเข้ากันได้ระหว่างซอฟต์แวร์และคุณสมบัติของฮาร์ดแวร์ โดยกระบวนการเริ่มจากการเก็บภาพตัวอย่างไข่ไก่บนรังไข่ จำนวน 500 ภาพ แบ่งเป็น 80% สำหรับเป็นชุดข้อมูลการสอนโมเดล 10% สำหรับชุดข้อมูลเพื่อปรับปรุงโมเดล และอีก 10% สำหรับการทดสอบ ชุดข้อมูลทั้งหมดประกอบไปด้วยการกระจายตัวของจำนวนไข่ไก่จากการสุ่มวางตำแหน่งไข่บนรังไข่ เพื่อสร้างเป็นข้อมูลสำหรับการสอนโมเดล YOLO ให้มีตัวอย่างในหลายสถานการณ์ และไข่แต่ละใบบนภาพชุดข้อมูลจะถูกกำหนดป้ายตำแหน่ง (Label) ไข่ไก่ ในแกนนอนและแกนตั้ง โดยใช้เครื่องมือของ CVAT [16] เพื่อใช้ประกอบการสอนโมเดล YOLO และฝึกสอนให้ได้โมเดลที่ดีที่สุดสำหรับชุดข้อมูลภาพไข่ได้ที่เตรียมไว้ด้วยคอมพิวเตอร์ประมวลผลความเร็วสูงภายนอก (รูปที่ 4)



รูปที่ 4 การเตรียมและการสอนโมเดล YOLO

การได้มาซึ่งตำแหน่งของไข่ไก่บนภาพจากโมเดล YOLO จากการประมวลผลบน NVIDIA Jetson Xavier NX จะได้ตำแหน่งของไข่ไก่เฉพาะตำแหน่งในแนวแกนนอนและแกนตั้งเท่านั้น ดังนั้นจึงต้องนำข้อมูลภาพในแนวแกนลึกมาระบุตำแหน่งที่ตรงกันด้วย เนื่องจากอุปกรณ์ Intel RealSense Depth Camera D435 มีส่วนของการเก็บภาพสี RGB และส่วนของภาพการเก็บข้อมูลความลึกแยกส่วนกัน มีขนาดมุมมองความกว้างของการเก็บภาพไม่ตรงกัน ซึ่งภาพความลึกสามมิติ มีมุมมองที่กว้างมากกว่า จึงจำเป็นต้องปรับขนาดของภาพ ด้วยการขยายภาพให้มีอัตราส่วนของวัตถุให้ใกล้เคียงกัน และตัดขอบภาพให้มีขนาดเท่ากันกับภาพ RGB เพื่อให้สามารถอ้างอิงตำแหน่งภาพทั้งสองส่วนได้ตรงกันมากที่สุด จากนั้นจึงนำข้อมูลที่ได้นำไปใช้สำหรับการฝึกสอนในกระบวนการในหัวข้อ 2.4. รวมถึงการนำไปเพื่อเป็นข้อมูลของการสอนโมเดล ML ในการเก็บไข่ไก่ของแขนกลในระบบต่อไป (รูปที่ 5)



รูปที่ 5 การเตรียมข้อมูลสำหรับการสอนโมเดล ML และการนำข้อมูลโมเดลไปใช้ในระบบ

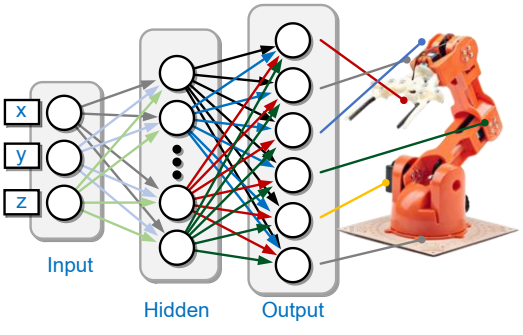
2.4. การควบคุมการเคลื่อนที่ของแขนกล

ในงานวิจัยนี้ไม่ได้คำนวณองศาหรือคำนวณสมการสำหรับการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์จากมอเตอร์แต่ละตัวโดยตรง แต่จะเป็นการควบคุมการหมุนของมอเตอร์ทั้งหมด 6 ตัว โดยใช้ ML แบบ Artificial Neural Network (ANN) ในรูปแบบของ Feed Forward Neural Network (FFNN) ที่มีการส่งข้อมูลทางเดียว [17] โดยใช้ข้อมูลตำแหน่งของไข่ไก่ในแนวแกนนอน แกนตั้ง แกนลึก และตำแหน่งของแขนกลโดยตรง ด้วยการเก็บข้อมูลองศาของมอเตอร์แต่ละตัวเมื่อเคลื่อนที่ถึงตำแหน่งนั้น พร้อมกับใช้เป็นข้อมูลในการสอน FFNN เพื่อให้หุ่นยนต์เคลื่อนที่ไปยังตำแหน่งหยิบจับไข่ไก่ได้โดยอัตโนมัติ โดยในที่นี้มีการเก็บข้อมูลค่าองศาที่ควบคุมมอเตอร์และตำแหน่งไข่ไก่จากภาพสำหรับการสอน FFNN ไว้จำนวน 100 ชุดข้อมูล

ในการควบคุม Servo มอเตอร์ ถูกควบคุมการทำงานโดยอุปกรณ์ ESP32 เนื่องจากในงานวิจัยนี้จำเป็นต้องเลือกเป็นอุปกรณ์ที่มีจำนวนหน่วยความจำที่เพียงพอสำหรับเก็บค่าพารามิเตอร์ต่างๆ

ของโมเดล FFNN เมื่อเทียบกับอุปกรณ์ไมโครคอนโทรเลอร์ควบคุมอื่นๆ ที่นิยมใช้กัน และใช้ตัวขับเคลื่อน 5 โวลต์ ในการขับเคลื่อนมอเตอร์ พร้อมกับควบคุมการทำงานจากการส่งสัญญาณ Pulse Width Modulation (PWM) ที่มีความกว้างของคาบสัญญาณที่แตกต่างกันในการให้มอเตอร์หมุนไปยังองศาที่ต้องการ และใช้ภาษา C++ ที่มีการปรับปรุงให้สามารถใช้บน Arduino IDE ซึ่งเป็นเครื่องมือที่มีฟังก์ชันการทำงานพื้นฐานในการพัฒนา ควบคุมความทิศทางและความเร็วของมอเตอร์

โมเดลของ FFNN ที่ใช้ประกอบไปด้วย 3 อินพุตโนด (Input Node) เป็นตำแหน่งแกนนอน แกนตั้ง และแกนลึก และ 6 เอาต์พุตโนด (Output Node) ที่เป็นค่าองศาสำหรับการควบคุมมอเตอร์จำนวน 6 แกน และโนดซ่อน (Hidden Node) 1 ชั้น ที่มีจำนวนโนดแตกต่างกันตั้งแต่ 5 ถึง 30 โนด (รูปที่ 6)



รูปที่ 6 โมเดล FFNN สำหรับการควบคุมแขนกล

ไฮเปอร์พารามิเตอร์ (Hyper parameter) ที่ใช้ในทดลองประกอบไปด้วย 3 อินพุตโนด, 5 ถึง 30 สำหรับโนดซ่อน, 6 เอาต์พุตโนด, อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) ความมาก/น้อย สำหรับควบคุมอัตราการเรียนรู้ของโมเดล อยู่ที่ 0.3 และรอบของการสอนโมเดลครบชุดข้อมูลการสอน 1 รอบ (Epoch) จำนวน 400,000 หรือน้อยกว่าหากฝึกสอนแล้วเกิดความผิดพลาด Sum of Squared Error (SSE) น้อยกว่า 0.001

ลักษณะของการหยิบไข่ไก่นั้น 1 ใน 6 ของมอเตอร์คือมอเตอร์ที่ควบคุมการคีบ/หนีบไข่ไก่ เป็นการควบคุมการอ้าและหุบของอุปกรณ์หยิบไข่ไก่ ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ติดอุปกรณ์เพิ่มเติมบริเวณปลายของอุปกรณ์ให้มีขนาดที่ใหญ่ขึ้นและเสริมอุปกรณ์ให้มีความนิ่มมากขึ้น เพื่อให้สามารถหยิบได้โดยไข่เกิดความเสียหายน้อยที่สุด ซึ่งปลายทางของโมเดล FFNN จะถูกกำหนดให้ส่วนหนีบมีการอ้าค้างไว้เสมอ และอยู่บริเวณตำแหน่งที่พร้อมสำหรับหนีบไข่ไก่ จากนั้นจึงเป็นการควบคุมการหนีบโดยกำหนดให้มีความกว้างของอุปกรณ์หนีบ ประมาณ 75% ของขนาดไข่ไก่ ด้วยการส่งข้อมูลโดยตรงไม่ผ่านโมเดล FFNN พร้อมกับหมุนให้ตำแหน่งของหุ่นยนต์ไปยังตำแหน่งปล่อยไข่ไก่ในจุดที่กำหนด

2.5. การส่งข้อมูลระหว่างส่วนมองภาพและส่วนแขนกล

ในการส่งข้อมูลระหว่างส่วนของการมองภาพและส่วนของแขนกลนั้น ในงานวิจัยนี้กำหนดการส่งข้อมูลระหว่างอุปกรณ์ในรูปแบบ Universal Asynchronous Receiver and Transmitter (UART) จาก NVIDIA Jetson Xavier NX ไปยัง ESP32 ผ่านพอร์ต USB โดยจะส่งข้อมูลข้อมูลตำแหน่งของไข่ไก่ 1 ใบ ในแนวแกนนอน แกนตั้ง และแกนลึก ในรูปของ x, y, และ z ตัวอย่าง

เช่น (พิกเซลที่ 120, พิกเซลที่ 150, ระยะความลึก 35.2 ซม.) ส่งข้อมูลเป็น string literal กำหนดการส่งเป็น “120x150y35.2z” ซึ่งฝั่งรับข้อมูลจะแกะข้อมูลตำแหน่งเพื่อนำไปดำเนินการต่อไป

2.6. การทดสอบความผิดพลาด

ในการทดสอบค่าความผิดพลาด ในงานวิจัยนี้ออกแบบไว้จำนวน 2 ส่วน คือส่วนของประสิทธิภาพของตำแหน่งของไข่ไก่จากภาพ และประสิทธิภาพการหยิบเก็บไข่ไก่ของแขนกล

ประสิทธิภาพของการประมวลผลตำแหน่งของไข่ไก่จะใช้การประเมินค่าในรูปแบบ Confusion Matrix [18] โดยหาค่า Precision, Recall และ F1-score ที่คำนวณจากความถูกต้องของการตรวจสอบวัตถุบนภาพ จาก True Positive (TP), False Positive (FP) และ False Negative (FN)

ในส่วนของประสิทธิภาพของการหยิบจับไข่ไก่ของแขนกล ประเมินในรูปแบบของค่าเฉลี่ยความถูกต้องของจำนวนครั้งในการหยิบไข่ไก่ ที่มีโนดซ่อนในโมเดล FFNN แตกต่างกัน

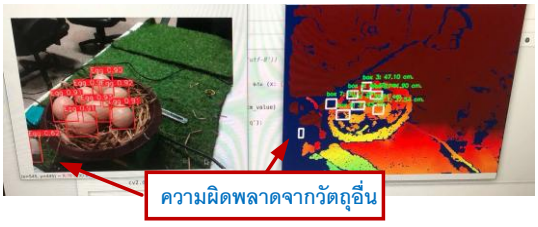
3. ผลการวิจัยและอภิปราย

การทดลองส่วนของการประเมินประสิทธิภาพของตำแหน่งของไข่ไก่ ประกอบไปด้วยการทดสอบกับชุดข้อมูลที่แบ่งสำหรับการทดสอบ จำนวน 50 ภาพ และชุดข้อมูลภาพที่ได้สุ่มจากวีดีโอการทดสอบในสภาพแวดล้อมที่แตกต่างออกไปจำนวน 50 ภาพ ได้ผลการทดลองดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1
ผลการทำงานโมเดล YOLO

Source	GT	TP	FP	FN	Pre	Rec	F1
Test	239	215	6	24	0.97	0.90	0.93
VDOs	225	182	18	43	0.91	0.81	0.86

จากตารางที่ 1 เห็นได้ว่าชุดภาพสำหรับการทดสอบ (Test) จำนวน 50 ภาพ มีจำนวน Ground Truth (GT) คือจำนวนไข่ไก่จริง จำนวน 239 ใบ โมเดล YOLO สามารถทำนายว่าเป็นไข่ไก่ถูกต้อง (TP) จำนวน 215 ใบ ทำนายเป็นไข่ไก่แต่ผิดเป็นวัตถุอื่น (FP) จำนวน 6 ใบ และมีไข่ไก่จริงแต่ไม่ได้ถูกทำนาย (FN) จำนวน 24 ใบ แสดงให้เห็นว่าโมเดลสามารถทำนายว่าเป็นไข่ไก่และเป็นไข่ไก่จริงมีค่า Precision ที่ 0.97 โมเดลพลาดการทำนาย (ไม่ได้ทำนาย) ไข่ไก่ที่มีอยู่จริง ได้ Recall อยู่ที่ 0.90 และค่า F1-score ซึ่งเป็นค่า Harmonic mean ของ Precision และ Recall อยู่ที่ 0.93 ส่วนชุดข้อมูลที่สุ่มจากวีดีโอ (VDOs) และได้ภาพมาจำนวน 50 ภาพนั้น มีค่า Precision, Recall, และ F1-score เท่ากับ 0.91, 0.81 และ 0.86 ตามลำดับ ซึ่งจากการสังเกตค่าผลทดสอบจากชุดข้อมูล VDOs มีค่าต่ำกว่าชุดข้อมูลทดสอบ เนื่องมาจากไข่ไก่บางใบถูกบดบังทำให้โมเดล YOLO ไม่สามารถมองเห็นไข่ไก่ใบที่ถูกบังได้ ส่งผลให้เกิดจำนวน FN เพิ่มมากขึ้น และค่า FP นั้นเกิดจากวัตถุอื่นหรือภาพพื้นหลังที่มีขนาดและสีคล้ายไข่ไก่ ทำให้โมเดล YOLO เกิดการทำนายที่ผิดพลาด (รูปที่ 7)



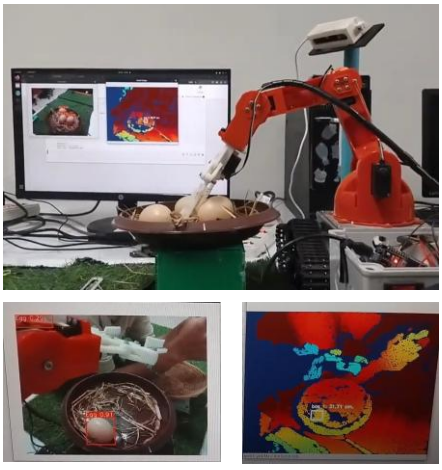
รูปที่ 7 ตัวอย่างความผิดพลาดของโมเดล YOLO

การทดลองในส่วนของการหาประสิทธิภาพการหยิบไข่ไก่ของแขนกล ได้ออกแบบการทดลองจากการกำหนดโนดซ่อน จำนวน 5, 10, 15, 20, 25, และ 30 โนด พร้อมกับประเมินจากจำนวนครั้งที่สามารถหยิบจับไข่ไก่ได้ ทั้งหมด 40 ครั้ง โดยสุ่มวางจำนวนไข่ไก่แต่ละครั้งไม่เท่ากันในช่วง 1-5 ใบ ในรูปแบบที่มีการสุ่มวางให้ไข่ไก่กระจายตัว และการวางไข่ไก่ให้ชิดกันเป็นกลุ่ม ได้ผลดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2
ผลการหยิบไข่ไก่ของแขนกล

Hidden	เก็บถูกต้อง	เก็บพลาด	% ความถูกต้อง
5	30	10	75%
10	32	8	80%
15	32	8	80%
20	35	5	87.5%
25	36	4	90%
30	36	4	90%

จากตารางที่ 2 เมื่อกำหนดจำนวนโนดซ่อนที่เพิ่มขึ้นสามารถทำให้หยิบจับไข่ไก่ได้ถูกต้องเพิ่มมากขึ้น ซึ่งในการทดลองนี้จำนวนโนดซ่อนที่ 20 โนดขึ้นไปสามารถหยิบไข่ไก่ได้ถูกต้องมากกว่า 85% โดยที่อาจจะไม่จำเป็นต้องเพิ่มจำนวนโนดไปมากกว่านี้ทำให้เกิดการคำนวณและประมวลผลที่มากยิ่งขึ้น ส่งผลต่อเวลาในการเก็บไข่ไก่ด้วยเช่นกัน (รูปที่ 8)



รูปที่ 8 ตัวอย่างภาพรวมการทำงานของระบบ

4. สรุป

จากการพัฒนาและศึกษาความเป็นไปได้ในการใช้แขนกลเก็บไข่ไก่โดยการใช้ ML ในการคำนวณการเคลื่อนที่ร่วมกับการใช้ YOLO สำหรับการประมวลผลภาพ เพื่อให้ได้ตำแหน่งของไข่ไก่ จากกล้องสามมิติที่ถูกติดตั้งในตำแหน่งที่ไม่ได้อยู่บนส่วนปลายสำหรับหนีบวัตถุของแขนกล ในกรณีการเลี้ยงไก่แบบปล่อยอิสระ และไก่ไข่ในสถานที่ที่กำหนดไว้

จากการทดลองเห็นได้ว่าแขนกลสามารถหยิบไข่ได้แม่นยำและถูกต้อง โดยไม่ต้องใช้สมการในการคำนวณองศาของมอเตอร์ เมื่อเทียบกับวิธีการดั้งเดิมที่ต้องกำหนดตำแหน่งอุปกรณ์ไว้เฉพาะที่ พร้อมกับค่าความแม่นยำในการหยิบจับไข่ไก่ขึ้นอยู่กับจำนวนโนดซ่อนของโมเดล ML โดยที่จำนวนโนดซ่อนที่มากยิ่งขึ้น ทำให้แขนกลหยิบจับไข่ไก่มีจำนวนครั้งที่ถูกต้องมากขึ้น แต่ก็ถูกแลกมาด้วยการประมวลผลที่มากขึ้นด้วย

ในส่วนของการใช้ YOLO สำหรับคำนวณหาตำแหน่งของไข่ไก่จากกล้องสามมิติ สามารถทำงานได้เป็นอย่างดี แต่อาจเกิดการผิดพลาดในบางกรณี เช่น การปรับ/ตัดภาพความลึกและภาพสี RGB จากกล้องสามมิติไม่ตรงกัน อาจจะทำให้ตำแหน่งเป้าหมายที่ได้จริงมีความคลาดเคลื่อน ซึ่งในการปรับภาพจะมีความแตกต่างกัน หากมีการติดตั้งตำแหน่งของอุปกรณ์ที่ไม่ได้อยู่ในตำแหน่งเดิม หรือการบดบังของไข่ไก่ใบอื่น ซึ่งในทางปฏิบัติ อาจจะไม่ใช่ประเด็นที่ทำให้แขนกลหยิบไข่ไก่ผิดพลาด เนื่องจากไข่ใบด้านหน้าถูกหยิบไปแล้วทำให้ใบที่ถูกบดบังปรากฏขึ้นในวงรอบการหยิบไข่ใบต่อไป และส่วนของความผิดพลาดของ YOLO โดยส่วนใหญ่เกิดจากกรณีการทำนายวัตถุผิด เนื่องมาจากสีของพื้นหลังหรือวัตถุอื่นที่มีลักษณะและขนาดคล้ายไข่ไก่ ซึ่งอาจจะส่งผลให้เกิดปัญหาของระบบโดยรวมได้ จากการที่แขนกลหยิบไข่ไก่ในที่ไม่มีไข่ไก่จริงแบบไม่สิ้นสุด

งานวิจัยนี้สามารถนำไปเป็นแนวทางในการพัฒนาต่อยอดในส่วนของการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์ติดแขนกลที่สามารถเดินทางไปยังส่วนพื้นที่เก็บไข่ในตำแหน่งที่หลากหลาย รวมถึงการหยิบจับวัตถุอื่น ๆ ที่มีลักษณะการทำงานที่คล้ายกันได้

5. เอกสารอ้างอิง

[1] Kittiwong K, Saeliw K. การผลิตและการตลาดไข่ไก่ในประเทศไทย. Kaen Kaset. 2019;47(Suppl 1):890–4.

[2] Molee W, Khempaka S, Homta C. ผลของการเลี้ยงไก่ไข่แบบปล่อยต่อสมรรถนะการให้ผลผลิต คุณภาพไข่ ปริมาณคอเลสเตอรอล และองค์ประกอบของกรดไขมันในไข่. Nakhon Ratchasima: Suranaree University of Technology; 2015.

[3] Klompunya A, Srikitkasemwat K, Sitthikraipong R. ผลของระบบการเลี้ยงแบบปล่อยอิสระและแบบกรงตับต่อคุณภาพไข่ในไก่ไข่อายุ 19–31 สัปดาห์. Agric Sci J. 2017;35(2 Suppl 2):920–4.

[4] Sharma A, Jain A, Gupta P, Chowdary V. Machine learning applications for precision agriculture: a comprehensive review. IEEE Access. 2021;9:4843–78.

[5] Pitla S, Bajwa S, Bhusal S, Brumm T, Brown-Brandl TM, Buckmaster DR, et al. Ground and aerial robots for agricultural production: opportunities and challenges. CAST Issue Pap. 2020;70:1–20. Available from: https://digitalcommons.unl.edu/biosysengfacpub/727

[6] Benos L, Tagarakis AC, Dolias G, Berruto R, Kateris D, Bochtis D. Machine learning in agriculture: a comprehensive updated review. Sensors (Basel). 2021;21(11):3758.

[7] Spanaki K, Sivarajah U, Fakhimi M, Despoudi S, Irani Z. Disruptive technologies in agricultural operations: a systematic review of AI-driven AgriTech research. Ann Oper Res. 2021. doi:10.1007/s10479-020-03922-z

[8] Wang CH, Xie BX, Chang CL. Design and implementation of livestock robot for egg picking and classification in the farm. In: Proceedings of the 2019 IEEE Eurasia Conference on Biomedical Engineering, Healthcare and Sustainability (ECBIOS); 2019 May 31–June 3; Okinawa, Japan. New York: IEEE; 2019. p. 161–5.

[9] Jermann T, Kolvenbach H, Esquivel Estay F, Krämer K, Hutter M. An efficient multi-robot arm coordination strategy for pick-and-place tasks using reinforcement learning. arXiv [Preprint]. 2024 [cited 2025 May 29]. Available from: https://arxiv.org/abs/2409.13511

[10] Tian X, Pan B, Bai L, Wang G, Mo D. Fruit picking robot arm training solution based on reinforcement learning in digital twin. J ICT Stand. 2023;11(3):261–82.

[11] Wu Z, Zhang H, Fang C. Research on machine vision online monitoring system for egg production and quality in cage environment. Poult Sci. 2025;104:104552.

[12] Yang X, Zhang J, Paneru B, Lin J, Bist RB, Lu G, et al. Precision monitoring of dead chickens and floor eggs with a robotic machine vision method. AgriEngineering. 2025;7(2):35.

[13] Çevik KK, Koçer HE, Boga M. Deep learning based egg fertility detection. Vet Sci. 2022;9(10):574.

[14] NVIDIA Corporation. Jetson Xavier NX: World's smallest AI supercomputer [Internet]. Santa Clara (CA): NVIDIA; [cited 2025 Feb 9]. Available from: https://www.nvidia.com/en-us/autonomous-machines/embedded-systems/jetson-xavier-nx/

[15] Jocher G. Ultralytics YOLOv5 [Internet]. 2020 [cited 2025 Feb 10]. Available from:https://github.com/ultralytics/yolov5

[16] CVAT.ai Corporation. CVAT: Computer Vision Annotation Tool [Internet]. Palo Alto (CA): CVAT.ai Corporation; [cited 2025 Jan 20]. Available from: https://www.cvat.ai/

[17] Heymsfeld R. Arduino Neural Network [Internet]. Hobbizine; [cited 2025 Jan 19]. Available from: http://robotics.hobbizine.com/arduinoann.html

[18] Everingham M, Van Gool L, Williams CKI, Winn J, Zisserman A. The Pascal Visual Object Classes (VOC) Challenge. Int J Comput Vis. 2009;88(2):303–38.