

ST-13

## การพัฒนาแขนกลเก็บมะเขือเทศแบบอัตโนมัติโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก

### The Development of Automatic Harvesting Tomato Robot Arm by Using Deep Learning

พฤทธิพงษ์ บุญประจันตร์<sup>1,\*</sup>, ปิยวดี ยาบุษดี<sup>2</sup> และ ภูเบศร์ พิพิธธีรณการ<sup>3</sup>

Phruetthiphong Boonprachan<sup>1</sup>, Piyawadee Yabosdee<sup>2</sup>, and Phubet Phiphithirankarn<sup>3</sup>

<sup>1</sup> สาขาวิชาวิทยาศาสตร์ศึกษา บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยราชภัฏอุดรธานี

<sup>2</sup> สาขาวิชาฟิสิกส์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยราชภัฏอุดรธานี

<sup>3</sup> สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏอุดรธานี

อีเมล: p.boonprachan@hotmail.com

#### บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้เป็นการพัฒนาแขนกลเก็บมะเขือเทศแบบอัตโนมัติโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก โดยการออกแบบและสร้างแขนกลแบบข้อต่อ 5 องศาอิสระ ใช้จลศาสตร์ผกผันสำหรับการเคลื่อนที่ของแขนกล และใช้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันในการตรวจจับผลมะเขือเทศผ่านกล้องเว็บแคม ควบคุมการทำงานด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์สั่งการผ่านไมโครคอนโทรลเลอร์ให้แขนกลเคลื่อนที่ไปเก็บผลมะเขือเทศได้อัตโนมัติ ผลการวิจัยพบว่า แขนกลเก็บมะเขือเทศมีความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของการเคลื่อนที่ตามแนวแกน x y และ z เท่ากับ 2.77% 2.79% และ 1.66% ตามลำดับ ค่าความเที่ยงตรงของโมเดลจากโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันในการระบุมะเขือเทศมีค่าเท่ากับ 0.99 ผลการตรวจจับผลมะเขือเทศ มีความแม่นยำโดยรวมมากกว่า 95% สามารถเก็บมะเขือเทศได้ถูกต้อง 100%

**คำหลัก:** แขนกล, เก็บมะเขือเทศอัตโนมัติ, การเรียนรู้เชิงลึก, โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน, จลศาสตร์ผกผัน

#### Abstract

This research aimed to develop an automatic harvesting tomato robot arm using deep learning by designing and inventing articulative 5 degree of freedom robot arm with inverse kinematics used for the movement of the robot arm and using a convolutional neural network to detect tomatoes through two webcams. To control the working by a computer software through a microcontroller, it was to control the robot arm for the harvesting tomatoes automatically. The results showed that the robot arm had the mean error of the x, y and z axis movement valued 2.77%, 2.79% and 1.66%, respectively. The precision of tomato identification was 0.99. Tomato detection accuracy could operate correctly in overall more than 95%, enabling to harvest tomatoes correctly 100%.

**Keywords:** Robot Arm, Automatic Harvesting Tomato, Deep Learning, Convolutional Neural Networks, Inverse Kinematics



## บทนำ

เมื่อระบบการเกษตรเปลี่ยนผ่านสู่ยุคสมัยของเกษตรอัจฉริยะหรือ Smart Farm เพื่อให้มีความสามารถในการรับรู้และเปลี่ยนแปลงต่างๆด้วยเซ็นเซอร์ หรืออุปกรณ์ตรวจจับสัญญาณ หรือปริมาณทางฟิสิกส์ต่าง ๆ เช่น อุณหภูมิ แสง การสัมผัส เป็นต้น ในกระบวนการผลิตอาหารในปริมาณมากป้อนประชากรโลกที่จะมีจำนวนมากขึ้นในอนาคต เกษตรกรและบุคลากรทางเกษตรจะให้ความสำคัญกับการทำ Smart Farm ที่มีความแม่นยำสูง มีการใช้ทรัพยากรที่มีอยู่ให้คุ้มค่าที่สุดด้วยกระบวนการดูแลทุกกระบวนการอย่างมีประสิทธิภาพ และแม่นยำผ่านระบบเซ็นเซอร์ที่จะทำการเก็บข้อมูลและวิเคราะห์ด้วยเครื่องมือสมัยใหม่เพื่อให้กระบวนการผลิตถูกต้อง ตั้งแต่เริ่มหว่านเมล็ด รดน้ำ ให้อาหาร ให้อาหารปราบศัตรูพืช การเก็บเกี่ยวและคัดเลือกผลผลิตเพื่อให้ได้ผลผลิตสูงสุด (ธีรเกียรติ์ เกิดเจริญ, 2558)

การพัฒนาเทคโนโลยีเพื่อการปลูกมะเขือเทศในโรงเรือนมีความหมายในการถ่ายทอดความรู้และเทคโนโลยี เพื่อพัฒนาการเกษตร และยังเป็นระบบเกษตรขั้นสูงที่เป็นมิตรต่อสิ่งแวดล้อม และใช้ทรัพยากรที่มีอยู่จำกัดให้ได้ประโยชน์มากที่สุด ระบบ Smart Grobot มีการนำระบบ AI และ IoT มาเป็นตัวช่วยในการตัดสินใจ คาดการณ์ผลผลิต ลดความเสี่ยง ลดต้นทุนลดปริมาณการใช้สารป้องกัน กำจัดศัตรูพืช ปุ๋ยเคมี รวมทั้งให้น้ำอย่างแม่นยำ ลดการใช้แรงงานคนและให้ความสำคัญกับสิ่งแวดล้อมความปลอดภัยของผู้บริโภค เพื่อการพัฒนาศักยภาพด้านการเกษตรของประเทศไทย และเพื่อคุณภาพชีวิตที่ดีขึ้นของเกษตรกร (จตุรงค์ จันทร์สีทิศ, 2564)

การตรวจจับวัตถุในภาพจำเป็นต้องใช้ปัจจัยหลายอย่าง เช่น สภาพแสง ขนาดของวัตถุ และการวางแนว การตรวจจับวัตถุเป็นขั้นตอนหลักในการจำแนกประเภทของภาพ ในการตรวจจับและระบุตำแหน่งของวัตถุ โมเดลการตรวจจับได้ถูกนำมาใช้เพื่อค้นหาวัตถุและกำหนดค่าคะแนนความแม่นยำ นอกจากนี้ได้มีการใช้โครงข่ายประสาทคอนโวลูชัน (CNNs) ที่สามารถจัดการคุณสมบัติของการตรวจจับวัตถุที่ผิดรูปได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Asim Suhail et al., 2020)

ระบบการจำแนกตามคุณสมบัติมีบทบาทสำคัญในการออกแบบหุ่นยนต์เก็บเกี่ยวมะเขือเทศ ระบบฐานความรู้แบบดั้งเดิมไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการจัดและในปัจจุบันการเก็บใช้เวลาและมีความแม่นยำต่ำจึงใช้การจำแนกประเภทตามการเรียนรู้เชิงลึกที่ปรับปรุงความแม่นยำและความสามารถในการปรับขนาดของความสุขของมะเขือเทศด้วยข้อมูลการฝึกอบรมเพียงเล็กน้อย ใช้ระบบการจัดหมวดหมู่ตามโครงข่ายประสาทคอนโวลูชัน โดยการฝึกอบรมและตรวจสอบแบบจำลองในชุดข้อมูลเสริมต่างๆ และพยายามเลือกวิธีการเสริมที่เหมาะสมที่สุดสำหรับชุดข้อมูล เมื่อเทียบกับวิธีการที่มีอยู่โครงข่ายประสาทคอนโวลูชันบรรลุผลการคาดการณ์ที่ดีขึ้นทั้งในแง่ของความแม่นยำและใช้เวลา นอกจากนี้ยังเป็นวิธีการที่หลากหลายและสามารถขยายไปยังสาขาอื่นๆ ที่เกี่ยวข้องได้ (LI ZHANG et al., 2018)

จากเหตุผลดังกล่าวมานั้น ผู้วิจัยจึงคิดสร้างแขนเก็บมะเขือเทศอัตโนมัติโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก ควบคุมการทำงานด้วยไมโครคอนโทรลเลอร์เพื่อให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยผู้ใช้งานสามารถตรวจจับและเก็บมะเขือเทศอัตโนมัติ ผ่านหน้าจอคอมพิวเตอร์ ช่วยลดแรงงานคนในการเก็บมะเขือเทศ รวมไปถึงช่วยให้การเก็บมะเขือเทศเป็นไปอย่างถูกต้องแม่นยำมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น

## วัตถุประสงค์

1. เพื่อออกแบบและสร้างแขนกลเก็บมะเขือเทศแบบอัตโนมัติ
2. เพื่อพัฒนาแขนกลเก็บมะเขือเทศแบบอัตโนมัติโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก
3. เพื่อหาประสิทธิภาพการทำงานของแขนกลเก็บมะเขือเทศแบบอัตโนมัติโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก

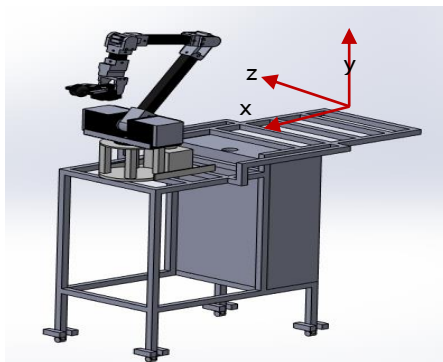
## วิธีดำเนินการวิจัย

ขั้นตอนดำเนินการวิจัยเริ่มต้นจากการศึกษาข้อมูล ออกแบบและสร้างแขนกล การติดตั้งระบบควบคุม การทดสอบเครื่องมือ และการเก็บรวบรวมข้อมูล ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

### 1. ออกแบบและสร้างแขนกล

1.1 ออกแบบแขนกล ด้วยโปรแกรม SolidWorks ซึ่งประกอบไปด้วย ส่วนตัวรถ ส่วนฐาน (Base) และผู้ควบคุม ส่วนแขนกลประกอบด้วยท่อนแขน (Link) ข้อต่อ (Join) และส่วนมือจับ (Gripper) ดังแสดงในภาพที่ 1 (ก)

1.2 การสร้างแขนกล ส่วนฐาน ติดตั้งด้วยแผ่นอลูมิเนียมกับฉากอลูมิเนียมเข้าด้วยกัน โคนมีลูกปืนหน้าแปลน ยึดแกนหมุน ประกอบสแต็ปมอเตอร์เข้ากับส่วนของข้อต่อที่ยึดกับส่วนฐานที่สร้างด้วยวัสดุเส้นใยพลาสติก ประกอบเซอร์โวมอเตอร์เข้ากับข้อต่อที่สร้างด้วยวัสดุเส้นใยพลาสติก ประกอบอลูมิเนียมโปรไฟล์เข้ากับข้อต่อในแต่ละส่วน นำแต่ละข้อต่อมาประกอบกัน ประกอบส่วนของมือจับเข้าไปที่ตำแหน่งปลายสุดของแขนกล ส่วนของตัวรถสร้างจากเหล็กกล่องขนาด 20 x 20 มิลลิเมตร



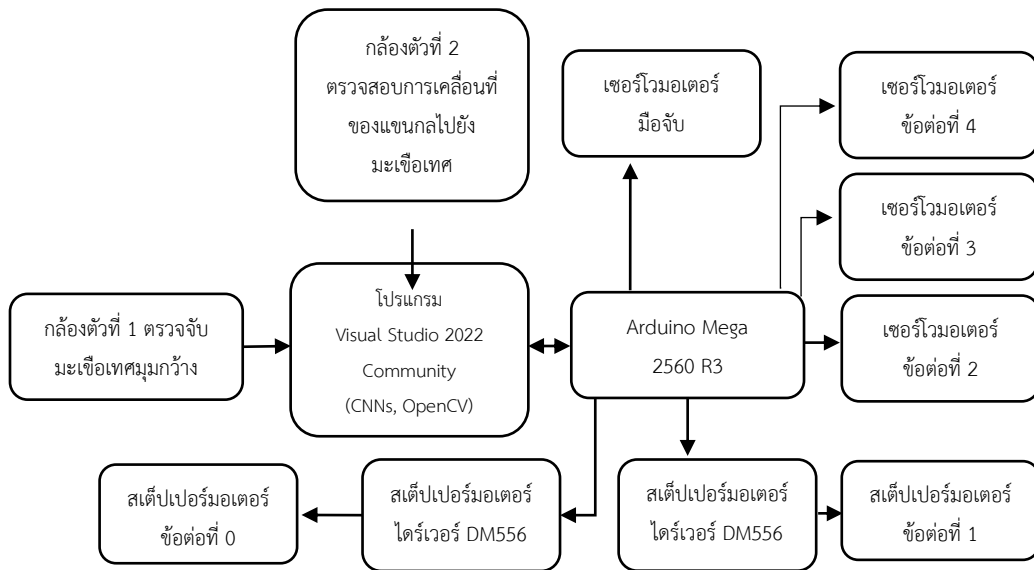
(ก) ออกแบบแขนกล



(ข) แขนกลที่สร้างจริง

ภาพที่ 1 การออกแบบและสร้างแขนกลที่จัดสร้าง

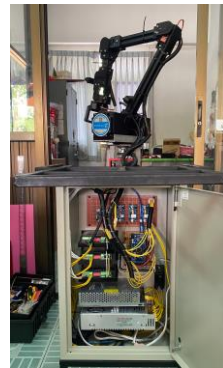
2. ออกแบบระบบควบคุม เริ่มจากกล่องเว็บแคม ส่งภาพไปยังโปรแกรม Visual Studio 2022 Community เพื่อตรวจจับมะเขือเทศและส่งตำแหน่งของมะเขือเทศไปยัง ไมโครคอนโทรลเลอร์ Arduino Mega 2560 R3 เขียนคำสั่งควบคุมด้วยโปรแกรม Arduino IDE ซึ่งจะส่งสัญญาณไปยัง ไดรเวอร์ DM556 ทำให้สเต็ปมอเตอร์ข้อต่อที่ 0 และข้อต่อที่ 1 ทำงาน และส่งสัญญาณไปยังเซอร์โวมอเตอร์ข้อต่อที่ 2 3 และ 4 ให้ทำงาน ขับเคลื่อนแขนกลไปยังตำแหน่งที่รับค่ามาและทำการเก็บผลมะเขือเทศ



ภาพที่ 2 แผนภาพการทำงาน (Block Diagram) ของแขนกลเก็บมะเขือเทศแบบอัตโนมัติโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก



(ก) ด้านหน้าตู้ควบคุม



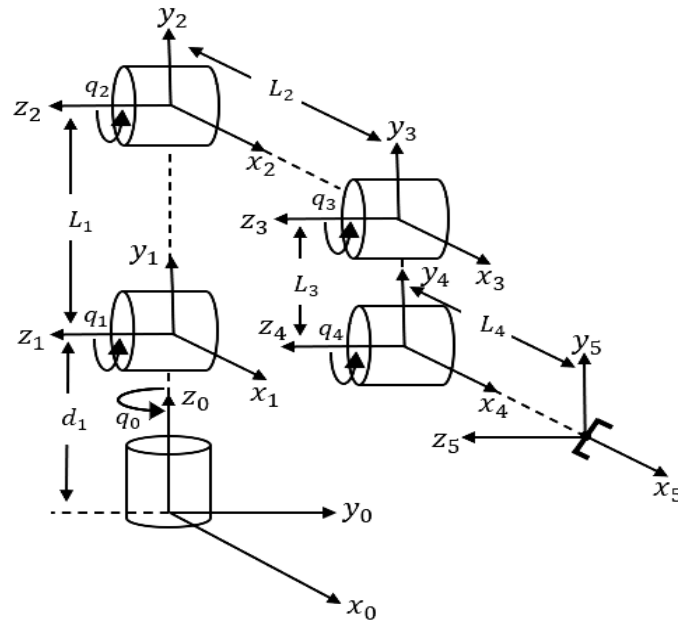
(ข) ด้านในตู้ควบคุม

ภาพที่ 3 ตู้ควบคุมแขนกลเก็บมะเขือเทศแบบอัตโนมัติโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก

## ผลการวิจัย

### 1. ผลการศึกษาจลศาสตร์ผกผันของแขนกล (Inverse Kinematics)

1.1 Link-Joint Diagram ของแขนกล ประกอบด้วย ข้อต่อแบบหมุน (Revolute Joint) 5 ข้อต่อ และท่อนแขน (Link) 4 ท่อน โดยระยะระหว่างข้อต่อกำหนดให้เป็น  $L_i$  และมุมในการเคลื่อนที่ที่กำหนดให้เป็น  $q_i$  ดังแสดงในภาพที่ 4



ภาพที่ 4 Link-Joint Diagram ของแขนกลที่สร้างขึ้น

1.2 ตาราง Denavit-Hartenberg กำหนดค่าพารามิเตอร์เพื่อให้สอดคล้องกับพิกัดของแขนกลโดยเริ่มจากฐานไปยังส่วนปลายของแขนกล (Denavit, J., & Hartenberg, R. S., 1955)

ตารางที่ 1 ตาราง Denavit-Hartenberg ของแขนกลที่สร้างขึ้น

ข้อต่อ	$q_i$ (องศา)	$d_i$ (เซนติเมตร)	$L_i$ (เซนติเมตร)	$\alpha_i$ (องศา)
0	$q_0$	11	0	90
1	$q_1$	0	38	0
2	$q_2$	0	27	0
3	$q_3$	0	20	0
4	$q_4$	0	10	0

ดังนี้

1.3 จาก Link-Joint Diagram และ ตาราง Denavit-Hartenberg จะได้ Transformation Matrix ระหว่างข้อต่อ

$${}^0R_1 = \begin{bmatrix} \cos q_0 & 0 & \sin q_0 & 0 \\ \sin q_0 & 0 & -\cos q_0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & d_0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$${}^1R_2 = \begin{bmatrix} \cos q_1 & -\sin q_1 & 0 & L_1 \cos q_1 \\ \sin q_1 & \cos q_1 & 0 & L_1 \sin q_1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$${}^2R_3 = \begin{bmatrix} \cos q_2 & -\sin q_2 & 0 & L_2 \cos q_2 \\ \sin q_2 & \cos q_2 & 0 & L_2 \sin q_2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$${}^3R_4 = \begin{bmatrix} \cos q_3 & -\sin q_3 & 0 & L_3 \cos q_3 \\ \sin q_3 & \cos q_3 & 0 & L_3 \sin q_3 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

$${}^4R_5 = \begin{bmatrix} \cos q_4 & -\sin q_4 & 0 & L_4 \cos q_4 \\ \sin q_4 & \cos q_4 & 0 & L_4 \sin q_4 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$${}^0T_5 = {}^0R_1 {}^1R_2 {}^2R_3 {}^3R_4 {}^4R_5 \quad (6)$$

ภาพที่ 5 Transformation Matrix ระหว่างข้อต่อของแขนกล

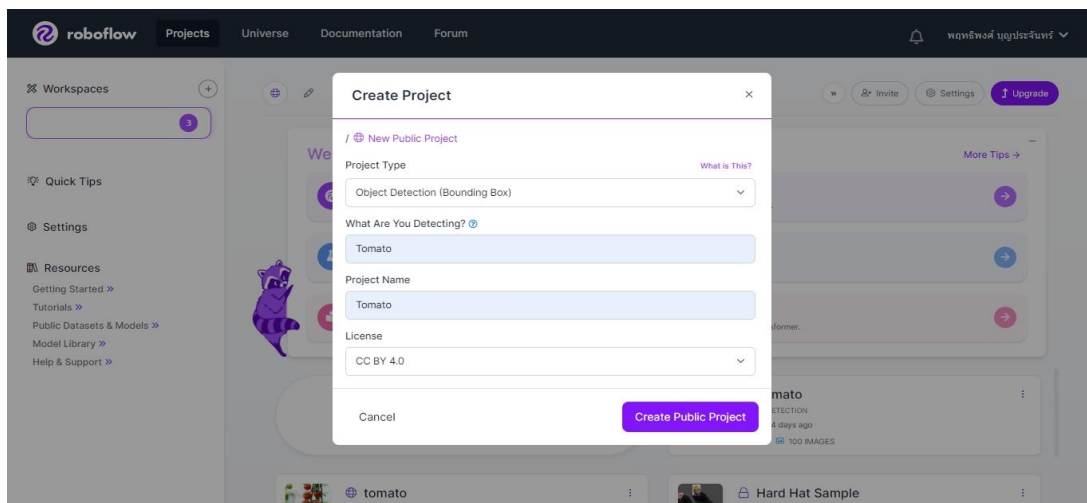
2. ผลการศึกษาการเรียนรู้เชิงลึกด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks, CNNs)

2.1 ขั้นตอนการสร้าง Tomato Dataset เตรียมรูปมะเขือเทศจำนวน 100 รูป สำหรับทำ Dataset ดังภาพที่ 6



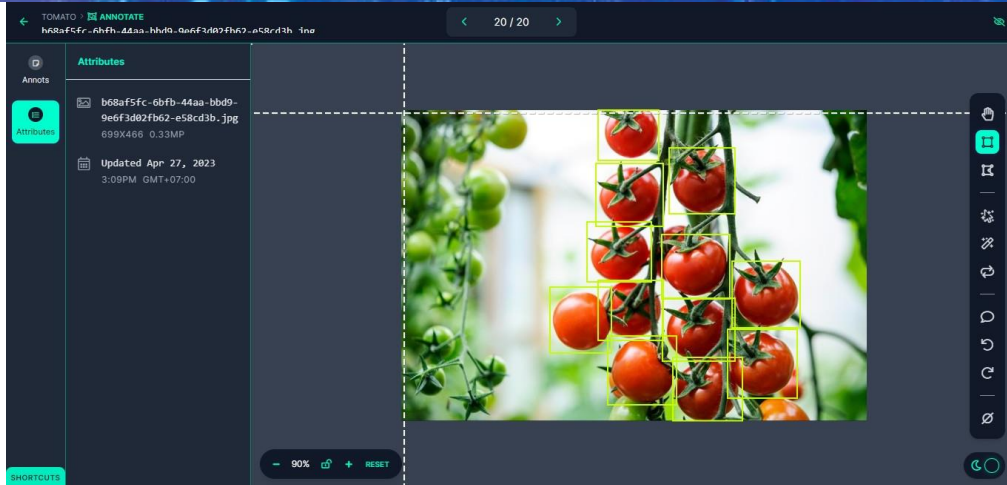
ภาพที่ 6 การเตรียมรูปมะเขือเทศสำหรับทำ Tomato Dataset

## 2.2 นำภาพที่จัดเตรียมไปทำการสร้าง Dataset ผ่าน Roboflow Frameworks



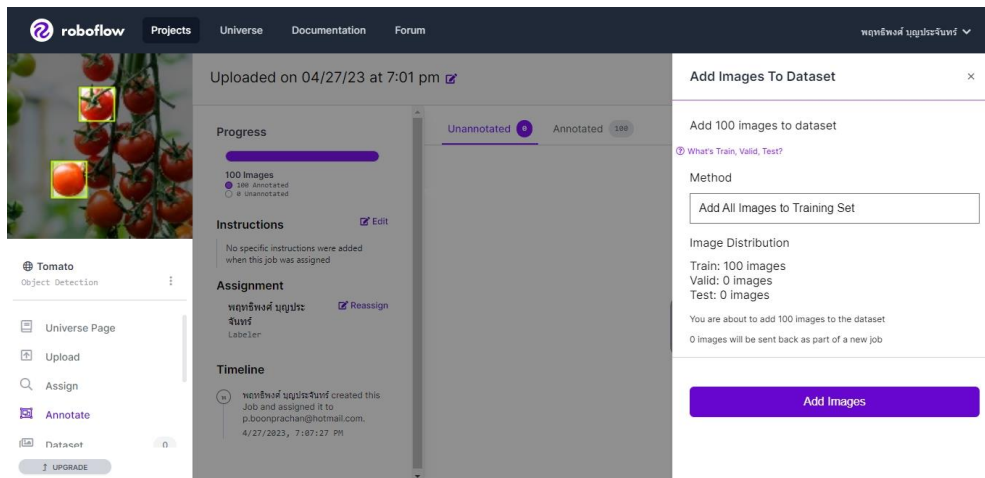
ภาพที่ 7 การ Create New Project เลือก Project Type และ ตั้งชื่อ Project (ที่มา: <https://app.roboflow.com/project-0rgt5/create>)

2.3 อัปโหลดรูปมะเขือเทศที่จัดเตรียมไว้ กด Assign Images และกด Start Annotating เพื่อทำการระบุตำแหน่งผลของมะเขือเทศ



ภาพที่ 8 การระบุผลตำแหน่งของมะเขือเทศไปใน Dataset  
(ที่มา: <https://app.roboflow.com/tomato-svej1/ TomatoDataset-jwrno/images>)

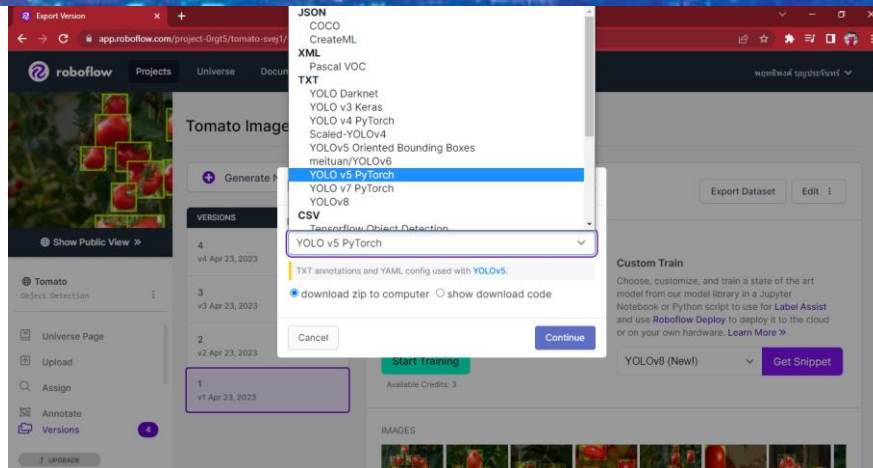
2.4 หลังจากทำครบทุกภาพ ทำการเลือกรูปทั้งหมดเข้าสู่กระบวนการ Training โดยแบ่งเป็นการ ดังภาพที่ 9



ภาพที่ 9 การเพิ่มรูปเข้าสู่กระบวนการ Training  
(ที่มา: <https://app.roboflow.com/project-0rqt5/tomato-svej1/annotate/job/addToDataset>)

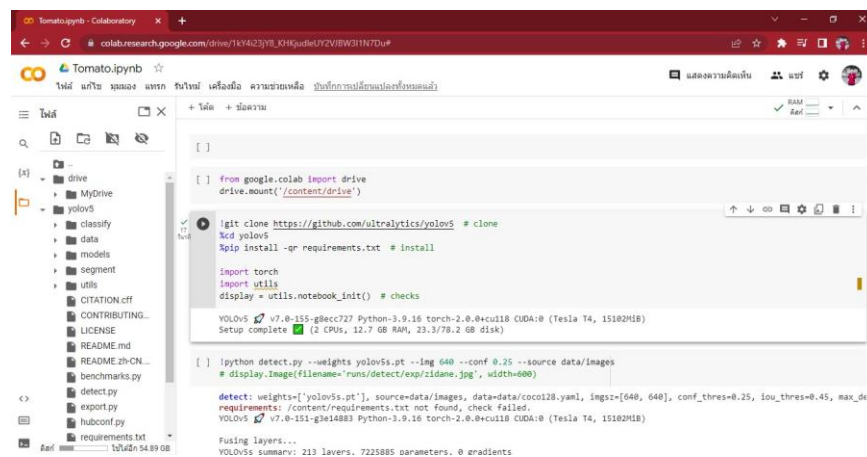
2.5 เมื่อ Training เสร็จ ให้ทำการ Export Dataset โดยเลือกรูปแบบของ Dataset ที่จะไปสร้าง Model ต่อไป  
ดังภาพที่ 10





ภาพที่ 10 การ Export Dataset เพื่อนำไป Train/Test Model  
 (ที่มา: <https://app.roboflow.com/project-0rgt5/tomato-svej1/1/export>)

2.6 ขั้นตอนการสร้างโมเดลและ Train/Test Model จะใช้ GoogleColab เลือกรูปแบบโมเดล เป็น YOLOv5 มาใช้ สำหรับ Train/Test Model ดังในภาพที่ 11



ภาพที่ 11 การสร้างโมเดล YOLOv5 ด้วย GoogleColab  
 (ที่มา: [https://colab.research.google.com/drive/1kY4i23jY8\\_KHKjudleUY2VJBW3l1N7Du#scrollTo=-4FmILRLig8b](https://colab.research.google.com/drive/1kY4i23jY8_KHKjudleUY2VJBW3l1N7Du#scrollTo=-4FmILRLig8b))

2.7 หลังจากการ Train Dataset เสร็จเรียบร้อยนำโมเดล มาทำการ Test Dataset เพื่อหาค่าความเที่ยงตรง

```
wandb: Run summary:
wandb:   best/epoch 88
wandb:   best/mAP_0.5 0.995
wandb:   best/mAP_0.5:0.95 0.88628
wandb:   best/precision 0.99917
wandb:   best/recall 0.99984
wandb:   metrics/mAP_0.5 0.995
wandb:   metrics/mAP_0.5:0.95 0.88634
wandb:   metrics/precision 0.99917
wandb:   metrics/recall 0.99985
wandb:   train/box_loss 0.01413
wandb:   train/cls_loss 0.0
wandb:   train/obj_loss 0.00896
wandb:   val/box_loss 0.00628
wandb:   val/cls_loss 0.0
wandb:   val/obj_loss 0.00206
wandb:   x/lr0 0.0003
wandb:   x/lr1 0.0003
wandb:   x/lr2 0.0003

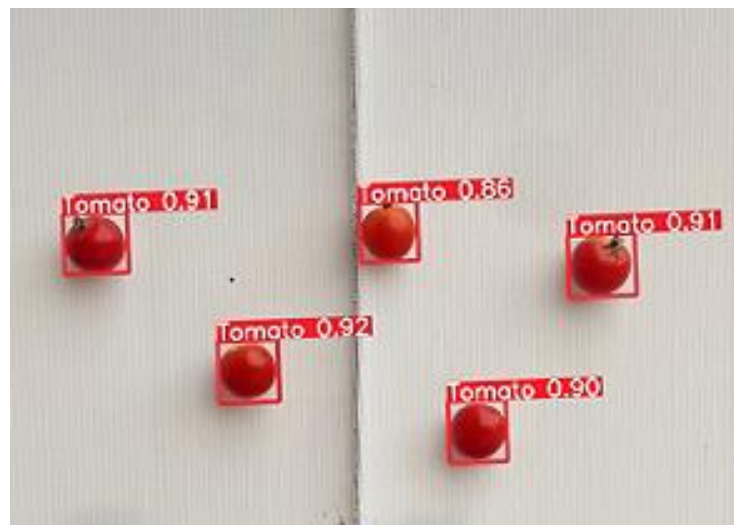
wandb: View run pleasant-fog-1 at: https://wandb.ai/q-boonprachan/YOLOv5/runs/q3j9cxfz
wandb: Synced 5 kB file(s), 17 media file(s), 3 artifact file(s) and 0 other file(s)
wandb: Find logs at: ./wandb/run-20230423_061305-q3j9cxfz/logs
wandb: WARNING wandb is deprecated and will be removed in a future release. See supported integrations at https://git-
```

```
!python detect.py --weights /content/yolov5/runs/train/exp/weights/best.pt --img 640 --conf 0.25 --source test/
```

ภาพที่ 12 ค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่ได้จากการ Train/Test Model

(ที่มา: [https://colab.research.google.com/drive/1kY4i23jY8\\_KHKjudleUY2VJBW3l1N7Du#scrollTo=9CW8GzOWS5V](https://colab.research.google.com/drive/1kY4i23jY8_KHKjudleUY2VJBW3l1N7Du#scrollTo=9CW8GzOWS5V))

2.8 ตัวอย่างการตรวจจับผลมะเขือเทศจากรูปภาพ หลังจากการ Train/Test Model เสร็จเรียบร้อยสังเกตได้ว่าจะมีกรอบระบุที่ผลของมะเขือเทศพร้อมบอกค่าความแม่นยำ (Accuracy) ในการตรวจจับ ดังแสดงในภาพที่ 13



ภาพที่ 13 ตัวอย่างการตรวจจับผลมะเขือเทศ และค่าความแม่นยำ



### 3. ผลการเคลื่อนที่ของแขนกลตามจลศาสตร์ผกผัน (Inverse Kinematics)

ตารางที่ 2 ผลการเคลื่อนที่ของแขนกลตามจลศาสตร์ผกผัน (Inverse Kinematics)

ลำดับ	ตำแหน่งแขนกลที่กำหนด							ตำแหน่งแขนกลที่เคลื่อนที่จริง							เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย							
	(เซนติเมตร)			(องศา)				(เซนติเมตร)			(องศา)											
	x	y	z	q1	q2	q3	q4	x	y	z	q1	q2	q3	q4	x	y	z	q1	q2	q3	q4	
1								58.3	61.5	0.0	69.2	55.3	65.1	60.2								
2	60.0	60.0	0.0	67.74	55.70	64.00	62.14	57.1	59.1	0.0	67.9	55.5	65.6	65.1	2.33	0.33	0.00	0.53	0.12	1.82	1.12	
3								60.4	58.8	0.0	67.2	56.1	64.8	63.2								
1								53.3	50.1	9.4	74.2	81.1	67.1	86.2								
2	55.0	50.0	+9.0	73.93	79.28	67.19	86.00	55.4	47.5	9.1	73.4	81.4	68.8	84.5	1.03	2.47	1.11	0.31	2.21	1.01	0.62	
3								54.6	48.7	8.8	73.5	80.6	67.4	85.7								
1								43.4	37.5	14.4	85.8	110.4	71.9	113.7								
2	42.0	40.0	+14.0	84.36	107.51	72.04	117.90	44.2	38.2	13.5	84.7	108.0	72.3	112.5	3.42	4.83	0.00	0.60	0.95	0.08	4.07	
3								42.7	38.5	14.1	84.1	107.2	72.1	113.1								
1								51.2	42.2	-4.5	79.0	91.3	70.9	99.4								
2	50.0	45.0	-5.0	78.13	92.25	69.15	100.65	52.4	44.2	-5.3	78.5	93.3	69.2	99.8	3.13	3.93	3.33	0.35	0.09	1.13	0.51	
3								51.1	43.3	-4.7	77.7	92.4	69.7	101.2								
1								43.2	36.5	-12.4	85.8	112.1	71.7	122.8								
2	40.0	38.0	-13.0	85.42	111.90	71.86	123.09	39.4	37.3	-11.5	86.2	111.5	71.5	121.8	3.92	2.37	3.85	0.37	0.27	0.78	0.56	
3								42.1	37.5	-13.6	85.2	111.2	70.7	122.6								

จากตารางที่ 2 ผลการเคลื่อนที่ของแขนกลตามจลศาสตร์ผกผัน (Inverse Kinematics) พบว่าการเคลื่อนที่ของแขนกลตามจลศาสตร์ผกผันไปยังตำแหน่งและมุมที่กำหนด โดยแขนกลสามารถเคลื่อนที่ไปยังตำแหน่งที่กำหนดได้ถูกต้อง โดยมีค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของการเคลื่อนที่ตามแนวแกน x , y และ z เท่ากับ 2.77%, 2.79% และ 1.66% ตามลำดับ

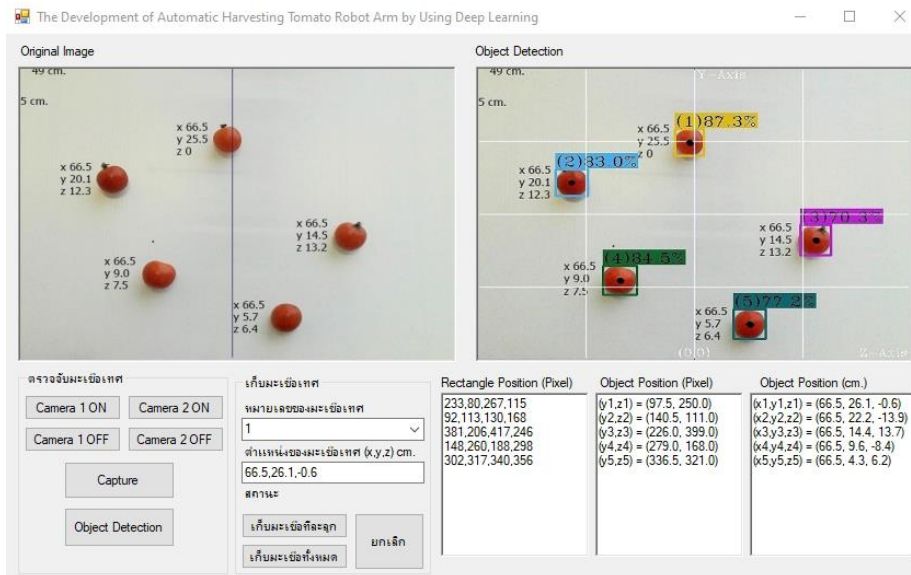
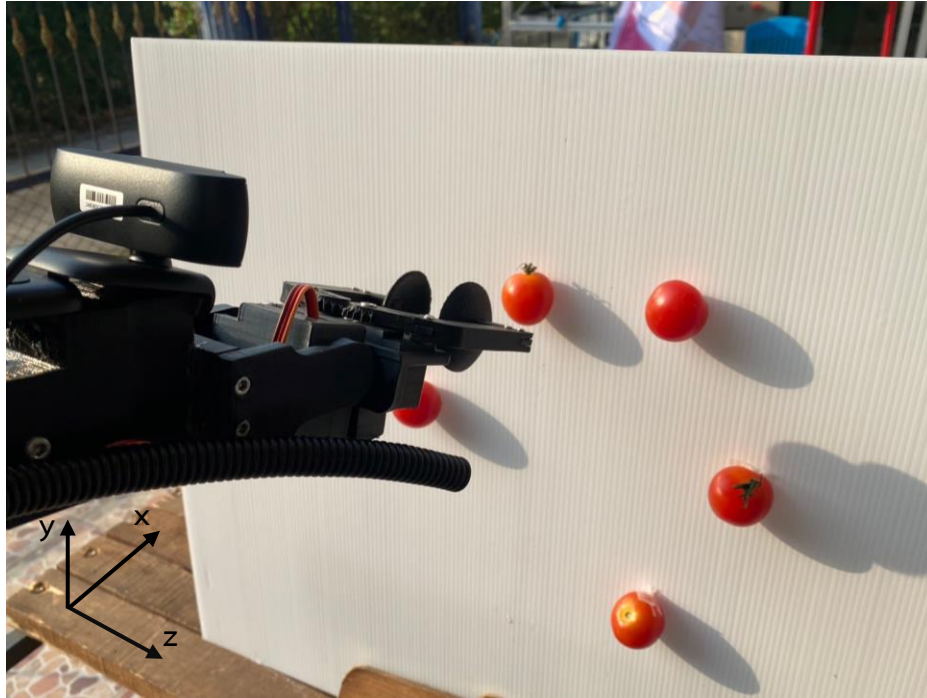


#### 4. ผลการตรวจจับและเก็บผลมะเขือเทศ

ตารางที่ 3 ผลการตรวจจับและเก็บผลมะเขือเทศ

ผลที่	ตำแหน่งมะเขือเทศ			ตำแหน่งแขนกลจากการคำนวณ								ตำแหน่งแขนกลที่เคลื่อนที่จริง				ผลการเก็บมะเขือ		
	(พิกเซล)			(เซนติเมตร)			(องศา)				(เซนติเมตร)			(องศา)				
	x	y	z	x	y	z	q1	q2	q3	q4	x	y	z	q1	q2		q3	q4
1	-	97	250	66.5	26.1	-0.6	71.02	-70.03	-31.99	31.00	66.8	25.5	-1	71.5	-69.8	-30.2	31.7	✓
2	-	150	111	66.5	21.3	-13.9	68.05	-70.37	-37.68	40.00	67.4	21.9	-14.2	68.8	-70.4	-35.9	39.2	✓
3	-	226	399	66.5	14.4	13.7	63.45	-72.56	-40.90	50.00	67.7	13.9	13.9	63.6	-72.7	-41.1	49.5	✓
4	-	279	168	66.5	9.6	-8.4	60.10	-75.04	-40.06	55.00	68.0	9.6	-8.3	59.1	-75.1	-38.9	54.4	✓
5	-	336	321	66.5	4.3	6.2	55.82	-77.14	-38.68	60.00	67.9	3.6	5.9	55.2	-77.8	-36.9	59.7	✓

จากตารางที่ 3 ผลการตรวจจับและเก็บผลมะเขือเทศ พบว่า แขนกลเคลื่อนที่ไปยังมะเขือเทศที่ตรวจจับได้จากกล้องเว็บแคมที่ทำการส่งตำแหน่งที่ตรวจจับเป็นค่าพิกเซล และเปลี่ยนค่าเป็นตำแหน่งของผลมะเขือเทศ และแขนกลเคลื่อนที่ไปยังตำแหน่งและเก็บผลมะเขือเทศ ผลการตรวจจับผลเก็บมะเขือเทศมีความแม่นยำโดยรวมมากกว่า 95% สามารถเก็บมะเขือเทศได้ถูกต้อง 100%



ภาพที่ 14 ผลการตรวจจับและเก็บผลมะเขือเทศ



### สรุปและอภิปรายผลการวิจัย

1. ออกแบบและสร้างแขนกลเก็บมะเขือเทศแบบอัตโนมัติ เป็นแขนกลแบบข้อต่อ 5 องศาอิสระ ประกอบด้วย 4 ท่อนแขน 5 ข้อต่อ ขับเคลื่อนด้วยสเต็ปมอเตอร์และเซอร์โวมอเตอร์ โดยควบคุมการทำงานด้วยไมโครคอนโทรลเลอร์ Arduino Mega 2560 R3 เขียนคำสั่งควบคุมด้วยโปรแกรม Arduino IDE

2. พัฒนาแขนกลเก็บมะเขือเทศแบบอัตโนมัติที่ใช้การเรียนรู้เชิงลึกใช้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันในการตรวจจับมะเขือเทศได้ โดยการเตรียมภาพมะเขือเทศเพื่อสร้าง Dataset ผ่าน Roboflow Framework จากนั้นสร้างโมเดล YOLOv5 ด้วย GoogleColab ทำการ Train/Test Model ผลการ Train/Test Model จะมีค่าความเที่ยงตรงในการระบุมะเขือเทศเท่ากับ 0.99

3. แขนกลเก็บมะเขือเทศแบบอัตโนมัติที่ใช้การเรียนรู้เชิงลึก สามารถเคลื่อนที่ด้วยจลศาสตร์ผกผัน โดยการส่งตำแหน่งของมะเขือเทศที่ตรวจจับไปยังตำแหน่งของผลมะเขือเทศได้อย่างถูกต้อง โดยมีค่าเปอร์เซ็นต์ความคาดเคลื่อนเฉลี่ยของการเคลื่อนที่ตามแนวแกน  $x$ ,  $y$  และ  $z$  เท่ากับ 2.77%, 2.79% และ 1.66% ตามลำดับ และผลการตรวจจับและเก็บผลมะเขือเทศมีความแม่นยำถูกต้องโดยรวมมากกว่า 95 % สามารถเก็บมะเขือเทศได้ถูกต้อง 100%

การพัฒนาแขนกลเก็บมะเขือเทศแบบอัตโนมัติที่คำนวณการเคลื่อนที่ด้วยจลศาสตร์ผกผันจะทำให้แขนกลเคลื่อนที่ไปยังตำแหน่งที่กำหนดได้อย่างถูกต้องในท่าทางที่เหมาะสม การตรวจจับผลมะเขือเทศด้วยการเรียนรู้เชิงลึกที่ใช้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ทำให้การตรวจจับและระบุผลมะเขือเทศได้อย่างถูกต้องและแม่นยำ ดังนั้นการพัฒนาแขนกลเก็บมะเขือเทศแบบอัตโนมัติโดยใช้การเคลื่อนที่ด้วยจลศาสตร์ผกผันร่วมกับการตรวจจับผลมะเขือเทศด้วยการเรียนรู้เชิงลึกที่ใช้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันทำให้สามารถตรวจจับและเก็บผลมะเขือเทศได้อย่างถูกต้องมีประสิทธิภาพ แต่ก็ยังมีข้อเสียหรือขีดจำกัดคือในการตรวจจับวัตถุด้วยการเรียนรู้เชิงลึกต้องใช้คอมพิวเตอร์ที่มีสเปกสูงจึงจะทำงานได้อย่างรวดเร็ว

### ข้อเสนอแนะ

1. แขนกลเก็บมะเขือเทศอัตโนมัติสามารถนำไปต่อยอดในงานวิจัยการพัฒนาแขนกลโดยนำการเคลื่อนที่ด้วยจลศาสตร์ผกผันของแขนกลไปใช้พัฒนาแขนกลให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น มีการเคลื่อนที่ของตำแหน่งแม่นยำขึ้น มีความคลาดเคลื่อนของการเคลื่อนที่น้อยลง

2. การตรวจจับด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึกที่ใช้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสามารถนำไปปรับใช้สำหรับการตรวจจับรูปภาพเป็นหลัก จึงเหมาะกับงานที่ต้องการการจัดการข้อมูลภาพ โครงข่ายประสาทคอนโวลูชันสามารถเตรียมงานวิเคราะห์ภาพได้จะมีประสิทธิภาพเพิ่มมากขึ้นโดยการเพิ่มรูปภาพและเพิ่มรอบในกระบวนการ Train Model



## กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยฉบับนี้สำเร็จลงได้ด้วยดีเนื่องจากความกรุณาอย่างสูงจาก ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ปิยวดี ยาบุษดี และ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ภูเบศร์ พิพิธวีรญาณการ ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่กรุณาแนะนำให้คำปรึกษา ตลอดจนปรับปรุงแก้ไข ข้อบกพร่องต่างๆ ด้วยความเอาใจใส่เป็นอย่างดี ผู้วิจัยตระหนักถึงความตั้งใจและความทุ่มเทของอาจารย์ และกราบขอบพระคุณ เป็นอย่างสูงไว้ ณ ที่นี้ ขอขอบคุณ สาขาวิชาวิทยาศาสตร์ศึกษา มหาวิทยาลัยราชภัฏอุดรธานี ที่ให้คำแนะนำแนวทางในการปฏิบัติ ต่าง ๆ ในการดำเนินงานวิจัยครั้งนี้จนสำเร็จลงได้ด้วยดี และขอขอบพระคุณ นางสาวกฤษยา ภู่มงคลสุริยา ผู้อำนวยการวิทยาลัย เทคโนโลยีพิชญบัณฑิต ที่ให้โอกาสและเวลาในการศึกษา รวมถึงอำนวยความสะดวกด้านสถานที่และอุปกรณ์ในการทำงานวิจัย

## เอกสารอ้างอิง

จตุรงค์ จันทรสีหิต, (2564). *การปลูกมะเขือเทศอัจฉริยะ ระบบ Smart Grobot (Agrointelligent)*. สาขาวิชาวิทยาศาสตร์ การเกษตร วิทยาเขตกาญจนบุรี มหาวิทยาลัยมหิดล.

ธีรเกียรติ์ เกิดเจริญ. (2558, 15 กันยายน). "เกษตรอัจฉริยะ"...จุดเปลี่ยนอนาคตอาหารโลก. *ฐานเศรษฐกิจ*. สืบค้นจาก <http://www.thansettakij.com/2015/09/15/11202>.

Asim Suhail, Manoj Jayabalan and Vinesh Thiruchelvam, (2020). Convolutional Neural Network Based Object Detection: A Review. *Journal of Critical Reviews*, 7(11), 2394-5125.

Denavit, J., & Hartenberg, R. S., (1955). A kinematic notation for lower-pair mechanisms based on matrices. *Journal of Applied Mechanics*, 22(2), 215-221.

Denavit, J., & Hartenberg, R. S., (1955). *Denavit-Hartenberg parameters*. Retrieved May 5 2023, from [https://en.wikipedia.org/wiki/Denavit-Hartenberg\\_parameters](https://en.wikipedia.org/wiki/Denavit-Hartenberg_parameters).

LI ZHANG, JINGDUN JIA, GUAN GUI, XIA HAO, WANLIN GAO and MINJUAN WANG, (2018). *Deep Learning Based Improved Classification System for Designing Tomato Harvesting Robot*. *IEEE Access*, 2018(6), 67940- 67950.

Roboflow. (2022). Retrieved May 1, 2023, from <https://app.roboflow.com/project-0rgt5>.

Google Colab. (2022). Retrieved May 1, 2023, <https://colab.research.google.com>