วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ปีที่ 33 ฉบับที่ 2 เม.ย.–มิ.ย. 2566
The Journal of KMUTNB., Vol. 33, No. 2, Apr.–Jun. 2023

บทความวิจัย

เครื่องชั่งน้ำหนักชนิดดิจิทัลที่มีการระบุชนิดผักและผลไม้ด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก

พิสิทธิ วิสุทธิเมธีกร* นพวุฒิ สุดสวาท และ นครินทร์ รักษาวงศ์
ภาควิชาเทคโนโลยีวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ วิทยาลัยเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

* ผู้นิพนธ์ประสานงาน โทรศัพท์ 08 9672 4007 อีเมล: pisit.w@cit.kmutnb.ac.th DOI: 10.14416/j.kmutnb.2022.08.011
รับเมื่อ 23 พฤษภาคม 2564 แก้ไขเมื่อ 21 มิถุนายน 2564 ตอบรับเมื่อ 25 มิถุนายน 2564 เผยแพร่ออนไลน์ 25 สิงหาคม 2565
© 2023 King Mongkut's University of Technology North Bangkok. All Rights Reserved.

บทคัดย่อ

การชั่งน้ำหนักเป็นกระบวนการก่อนที่จะนำผักและผลไม้บรรจุหีบห่อเพื่อขายในซูเปอร์มาร์เก็ต พนักงานจะนำสินค้ามาเพื่อชั่งน้ำหนักบนเครื่องชั่งดิจิทัลและป้อนรหัสสินค้า จากนั้นเครื่องจะแสดงชื่อสินค้า ราคา และน้ำหนัก อย่างไรก็ตาม ข้อผิดพลาดจะเกิดจากการป้อนรหัสสินค้าผิด งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาเครื่องชั่งดิจิทัลที่มีการนำเข้าข้อมูลภาพจากกล้องเพื่อการระบุประเภทผักและผลไม้แทนการป้อนรหัสสินค้า ระบบประกอบด้วย บอร์ดคอมพิวเตอร์ราสเบอรี่พาย กล้อง Pi V2.1 เพื่อการนำเข้าข้อมูลภาพ โหลดเซลล์สำหรับการชั่งน้ำหนัก มอดูลตัวแปลงสัญญาณแอนะล็อกเป็นดิจิทัล HX-711 และจอชนิดสัมผัส โปรแกรมพัฒนาโดยภาษาไพทอน และอัลกอริทึม YOLOv3-tiny โดยใช้ไลบรารี Darknet สร้างแบบจำลองเพื่อการรู้จำภาพด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก สำหรับการทดสอบระบบ ผักและผลไม้ 5 ชนิด ถูกใช้ในการฝึกสอนแบบจำลอง รูปภาพในขั้นตอนการสอน คือ กล้วย 196 ภาพ แครอท 144 ภาพ องุ่น 123 ภาพ หอมหัวใหญ่ 210 ภาพ และมะเขือเทศ 204 ภาพ แบบจำลองสร้างขึ้นโดยการสอน 15,000 รอบ มีค่าการสูญเสียเฉลี่ยเท่ากับ 0.1623 และมีค่าความแม่นยำ ความจำ และ F1-score คือ 1.00, 0.99 และ 0.99 ตามลำดับ จากผลการทดลอง ระบบสามารถระบุกล้วย แครอท องุ่น และหอมหัวใหญ่ ด้วยค่าความแม่นยำ 100% ถ้าวางผักหรือผลไม้โดยไม่มีการซ้อนกัน อย่างไรก็ตาม อาจเกิดความผิดพลาด หากผักหรือผลไม้มีการซ้อนกัน ค่าผิดพลาดในการชั่งน้ำหนักของเครื่องชั่งน้ำหนักที่พัฒนาขึ้นมีค่าน้อยกว่า 10 กรัม

คำสำคัญ: การเรียนรู้เชิงลึก การรู้จำภาพ อัลกอริทึม YOLO

การอ้างอิงบทความ: พิสิทธิ วิสุทธิเมธีกร, นพวุฒิ สุดสวาท และ นครินทร์ รักษาวงศ์, "เครื่องชั่งน้ำหนักชนิดดิจิทัลที่มีการระบุชนิดผักและผลไม้ด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก," *วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ*, ปีที่ 33, ฉบับที่ 2, หน้า 468–479, เม.ย.–มิ.ย. 2566.

Research Article

Digital Weighing Scale with Fruit and Vegetable Identification Using Deep Learning Technique

Pisit Wisutmetheekorn*, Noppawut Sudsawat and Nakarin Ruksawong
Department of Electronics Engineering Technology, College of Industrial Technology, King Mongkut's University of Technology North Bangkok, Bangkok, Thailand

* Corresponding Author, Tel. 08 9672 4007, E–mail: pisit.w@cit.kmutnb.ac.th DOI: 10.14416/j.kmutnb.2022.08.011
Received 23 May 2021; Revised 21 June 2021; Accepted 25 June 2021; Published online: 25 August 2022
© 2023 King Mongkut's University of Technology North Bangkok. All Rights Reserved.

Abstract

Weighing is a process before packing fruits and vegetables for sale in supermarkets. A staff will put the product to be weighed on the digital scale and enter the product code. After that the machine will display product name, price, and weight. However, error might occur from entering the wrong product code. This research aims to develop digital weighing scale that an image data is imported from the camera to identify the types of fruits and vegetables instead of entering the product code. The system consists of Raspberry Pi computer board, Pi camera V2.1 for image acquisition, load cell for weighing, HX-711 analog to digital converter module and a touch screen. Software is developed by Python version 3 and the YOLOv3-tiny algorithm is used through the Darknet library to build a model for image recognition. For testing the system, five types of fruit and vegetable were used to train the model. The pictures in training process included 379 pictures of banana, 277 pictures of carrot, 232 pictures of grape and 443 pictures of onion. The model was built by 15000 epochs of training with 0.1623 of an average loss value and the values of precision, recall and F1-score are 1.00, 0.99 and 0.99 respectively. From the experimental results, the system can identify banana, carrot, grape and onion with 100% accuracy when fruits or vegetables are placed without overlapping. However, error may occur if fruit or vegetable are overlapping. The weighing error of the developed weighing scale is less than 10 grams.

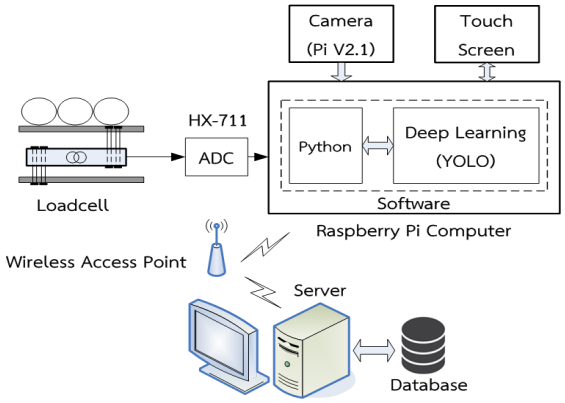
Keywords: Deep Learning, Image Recognition, YOLO Algorithm

Please cite this article as: P. Wisutmetheekorn, N. Sudsawat, and N. Ruksawong, "Digital weighing scale with fruit and vegetable identification using deep learning technique," *The Journal of KMUTNB*, vol. 33, no. 2, pp. 468–479, Apr.–Jun. 2023 (in Thai).

1. บทนำ

การผลิตสินค้าเชิงอุตสาหกรรมเป็นการผลิตที่ต้องการความถูกต้องและรวดเร็ว เพื่อให้ได้สินค้ามีคุณภาพและจำนวนมาก จึงมีแนวคิดดังในงานวิจัย [1]–[3] ซึ่งเป็นการนำความรู้ด้านหุ่นยนต์ การประมวลผลภาพและระบบปัญญาประดิษฐ์มาประยุกต์ใช้ในขั้นตอนกระบวนการผลิต งานวิจัยด้านการประมวลผลภาพเพื่อตรวจจับวัตถุ จะศึกษาวิธีการครอบตัดภาพ (Crop) และการจำแนกวัตถุ (Classification) โดยในงานวิจัย [4]–[6] ได้นำเสนอวิธีการจำแนกวัตถุหลายวิธี เช่น วิธีจับคู่เทมเพลต (Template Matching) วิธีโครงข่ายประสาท และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน แม้วิธีที่กล่าวมาจะทำงานด้วยความแม่นยำ แต่จะมีความสามารถลดลงในหลายกรณี เช่น ในกรณีมีวัตถุหลายชิ้นในภาพ กรณีวัตถุวางซ้อนกัน และที่สภาวะความเข้มแสงไม่แน่นอน การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เป็นอัลกอริทึมด้านปัญญาประดิษฐ์แบบโครงข่ายประสาทมีจำนวนชั้นในหลายชั้น งานวิจัย [7]–[10] ได้ใช้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ที่เป็นการเรียนรู้เชิงลึกแบบหนึ่ง แก้ปัญหาการจำแนกและตรวจจับวัตถุโดยมีผลการทำงานที่รวดเร็วและแม่นยำกว่าวิธีการที่ใช้กันในอดีต แบบจำลองสำหรับการเรียนรู้เชิงลึก มีด้วยกันหลายแบบจำลอง เช่น SSD (Single Short Multi- Box Detector), Faster R-CNN, R-FCN (Region based Fully Convolution Networks) และ YOLO (You Only Look Once) โดยวิธีการดังกล่าวตรวจจับวัตถุได้หลายชนิดพร้อมกัน ทำงานได้รวดเร็วเหมาะกับการตรวจจับวัตถุแบบเวลาจริง

การขายผักและผลไม้ในห้างค้าปลีกในขั้นตอนการชั่งน้ำหนัก พนักงานจะระบุชนิดผักและผลไม้ โดยการป้อนรหัสสินค้าที่เครื่องชั่งน้ำหนักแบบดิจิทัล ความผิดพลาดหรือความล่าช้าอาจเกิดขึ้นได้ถ้าผู้ปฏิบัติงานไม่สามารถจดจำรหัสสินค้าได้ทั้งหมด จากปัญหาดังกล่าวคณะผู้วิจัยจึงเกิดแนวคิดพัฒนาเครื่องชั่งน้ำหนักแบบดิจิทัลที่มีการติดตั้งกล้องและนำข้อมูลภาพจากกล้องเพื่อใช้ระบุชนิดของผักและผลไม้ขณะชั่งน้ำหนักแทนการป้อนรหัสสินค้าของพนักงาน โดยชนิดผักผลไม้ที่ตรวจจับได้จะถูกนำไปตรวจสอบราคาต่อหน่วยในฐานข้อมูลของระบบเพื่อการคำนวณราคา ในงานวิจัยนี้



รูปที่ 1 โครงสร้างระบบที่นำเสนอ

เลือกใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก ด้วยแบบจำลอง YOLO เพื่อการรู้จำชนิดผักและผลไม้ เพราะมีความแม่นยำ รวดเร็ว และมีให้เลือกหลายแบบเพื่อให้เหมาะกับคุณสมบัติของฮาร์ดแวร์ที่ใช้ในการประมวลผล

2. วัสดุ อุปกรณ์และวิธีการวิจัย

เครื่องชั่งน้ำหนักดิจิทัลที่พัฒนาขึ้นมีโครงสร้างดังรูปที่ 1 ประกอบด้วยโหลดเซลล์เป็นเซนเซอร์ชั่งน้ำหนักที่เชื่อมต่อกับมอดูลแปลงสัญญาณแอนะล็อกเป็นดิจิทัล HX-711 และเชื่อมต่อกับบอร์ดคอมพิวเตอร์ราสเบอร์รี่พาย (Raspberry Pi) มีการใช้กล้อง Pi V2.1 เพื่อนำเข้าข้อมูลภาพ แบบจำลองเพื่อการรู้จำจะเลือกใช้แบบจำลอง YOLOv3-tiny [11] เพื่อให้เหมาะกับบอร์ดคอมพิวเตอร์ราสเบอร์รี่พาย โดยโปรแกรมควบคุมระบบพัฒนาด้วยภาษาไพทอน อ่านข้อมูลภาพจากกล้องมาคำนวณด้วยแบบจำลองที่ได้จากการฝึกสอน และให้ข้อมูลผลลัพธ์ที่ใช้ในการตัดสินใจว่าเป็นผักผลไม้ชนิดใด

ตารางที่ 1 รายชื่อฉลากของผักและผลไม้

ลำดับที่	ชื่อภาษาอังกฤษ	ชื่อภาษาไทย
1	Banana	กล้วย
2	Carrot	แครอท
3	Grape	องุ่น
4	Onion	หอมหัวใหญ่
5	Tomato	มะเขือเทศ

2.1 ชนิดของผักและผลไม้สำหรับการสร้างแบบจำลอง

สำหรับในงานวิจัยนี้ คณะผู้วิจัยได้กำหนดชนิดของผักและผลไม้ที่ต้องการรู้จำไว้ทั้งหมด 5 ชนิด และกำหนดฉลากแทนด้วยชื่อภาษาอังกฤษ ดังตารางที่ 1

2.2 การสร้างและฝึกแบบจำลอง

งานวิจัยนี้ไลบรารี Darknet ถูกใช้เพื่อสร้างแบบจำลอง YOLOv3-tiny เพื่อสร้างระบบรู้จำชนิดของผักและผลไม้ จำนวนชนิดของผักและผลไม้ที่สอนแบบจำลองมี 5 ชนิด ซึ่งก็คือ ค่าของจำนวนคลาส สำหรับการสร้าง และฝึกสอนแบบจำลองจะใช้ภาพในการฝึกสอนจำนวน 80% และใช้ภาพสำหรับการทดสอบอีก 20% ของภาพตัวอย่างของผักและผลไม้แต่ละชนิด โดยขั้นตอนการสร้างและฝึกสอนแบบจำลองมี 5 ขั้นตอน ดังนี้

1) การเก็บชุดข้อมูล เพื่อให้ได้ข้อมูลภาพที่ใกล้เคียงกับสภาพแวดล้อมการใช้งานจริง จึงนำตัวอย่างผักและผลไม้มาเก็บภาพด้วยกล้องของเครื่องชั่งน้ำหนักที่สร้างขึ้นดังตัวอย่างมะเขือเทศในรูปที่ 2 สำหรับจำนวนภาพที่เก็บเพื่อการสร้างแบบจำลอง คือ กล้วย 196 ภาพ แครอท 144 ภาพ องุ่น 123 ภาพ หอมหัวใหญ่ 210 ภาพ และมะเขือเทศ 204 ภาพ ซึ่งจำนวนภาพของผักผลไม้แต่ละชนิดไม่เท่ากัน เนื่องจากรูปร่างภายนอกที่ซับซ้อนต่างกัน จำนวนภาพยิ่งมากก็เพื่อเก็บรายละเอียดได้มาก ความแม่นยำสูง

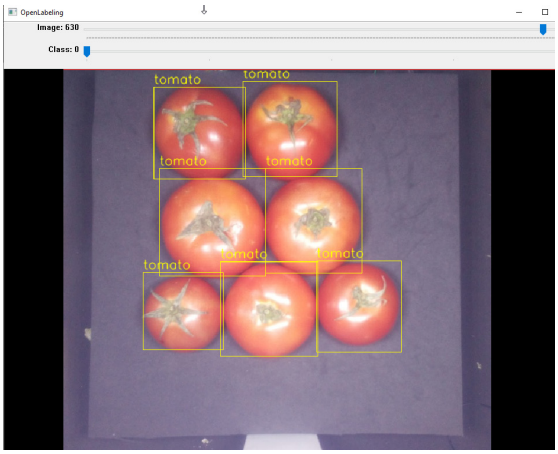
2) การสร้างฉลากให้กับชุดข้อมูล ในที่นี้ใช้โปรแกรม OpenLabeling เพื่อระบุพื้นที่บนภาพในส่วนที่ต้องการฝึกสอนแบบจำลอง ดังรูปที่ 3

3) การตั้งค่าไฟล์ปรับแต่งของ YOLOv3-tiny มี 2 ค่าที่ต้องกำหนด ได้แก่ คลาส คือ จำนวนของคลาสที่ต้องการสร้าง ในที่นี้มีผักและผลไม้ 5 ชนิด นั่นคือมี 5 คลาส ส่วนอีกค่าที่กำหนดคือ จำนวนตัวกรอง (Filters) โดยจำนวนตัวกรองจะคำนวณได้จาก 3 เท่าของจำนวนคลาส บวกด้วย 5 การกำหนดค่าเหล่านี้แสดงดังรูปที่ 4 และรูปที่ 5

4) การใช้คำสั่งการเริ่มต้นการฝึกสอน รูปแบบคือ

darknet detector train <ไฟล์ข้อมูล> <ไฟล์ปรับแต่ง> <ไฟล์ค่าน้ำหนักเริ่มต้น>

รูปที่ 2 ตัวอย่างภาพของการเก็บชุดข้อมูล



รูปที่ 3 ภาพตัวอย่างการสร้างฉลากให้กับชุดข้อมูล

```
[yolo]
mask = 0,1,2
anchors = 61,88,78,84,70,105,86,99,81,113,90
classes=5
num=6
jitter=.3
ignore_thresh = .7
truth_thresh = 1
random=1
```

รูปที่ 4 การกำหนดค่าจำนวนคลาส

```
[convolutional]
size=1
stride=1
pad=1
filters=30
```

รูปที่ 5 การกำหนดค่าตัวกรอง

5) การใช้คำสั่งในการทดสอบแบบจำลอง รูปแบบคือ

darknet detector test <ไฟล์ข้อมูล> <ไฟล์ปรับแต่ง> <ไฟล์ค่าน้ำหนักที่ได้รับการฝึกสอนแล้ว> <ไฟล์ภาพ>

2.3 ฐานข้อมูลของระบบ

แนวคิดของการพัฒนาระบบคือเครื่องชั่งที่พัฒนาขึ้นนี้จะเชื่อมต่อกับระบบเครือข่ายได้ เพื่อนำเข้าข้อมูลราคาสินค้าจากฐานข้อมูลที่กรอกโดยผู้มีหน้าที่รับผิดชอบ และในระบบสามารถที่จะมีเครื่องชั่งได้หลายเครื่อง โดยฐานข้อมูลราคาสินค้าจะอยู่บนเครื่องคอมพิวเตอร์เซิร์ฟเวอร์ ในที่นี้ใช้โปรแกรมจัดการฐานข้อมูล MySQL เพื่อเก็บข้อมูลราคาของผักและผลไม้ เมื่อเครื่องชั่งสามารถระบุชนิดของผักหรือผลไม้ได้แล้ว ระบบจะคำนวณค่าน้ำหนักจากโหลดเซลล์ และอ่านข้อมูลราคาต่อหน่วยมาคำนวณราคา โดยฐานข้อมูลราคาจะมีเพียง 1 ตาราง และมีฟิลด์ต่างๆ ดังนี้

id คือ ลำดับของผักและผลไม้

name_eng คือ ชื่อภาษาอังกฤษของผักผลไม้

name_thai คือ ชื่อภาษาไทยของผักผลไม้

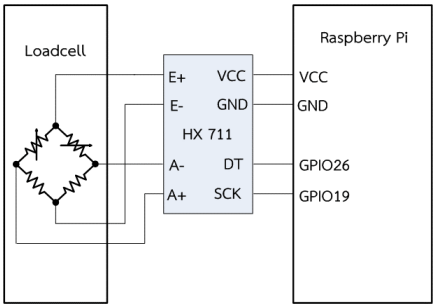
cost คือ ราคาของผักและผลไม้ต่อ 1 กิโลกรัม

2.4 ฮาร์ดแวร์ส่วนชั่งน้ำหนัก

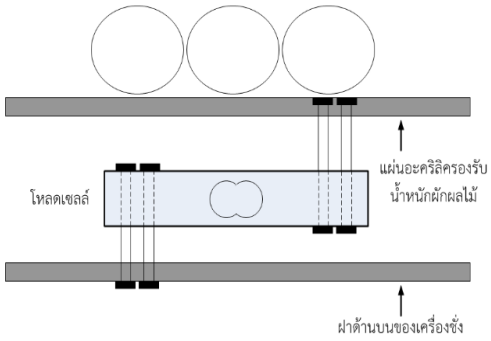
ในงานวิจัยนี้สัญญาณเอาต์พุตของโหลดเซลล์ซึ่งเป็นเซนเซอร์ชั่งน้ำหนักจะถูกเชื่อมต่อเข้ากับมอดูลแปลงสัญญาณแอนะล็อกเป็นดิจิทัล HX-711 ที่มีวงจรขยายสัญญาณแบบโปรแกรมได้เพื่อขยายสัญญาณที่ได้จากโหลดเซลล์ ข้อมูลดิจิทัลที่ได้จากการแปลงสัญญาณจะถูกส่งผ่านพอร์ตแบบ I2C ไปที่พอร์ตดิจิทัล GPIO 19 และ GPIO 26 ของบอร์ดคอมพิวเตอร์ราสเบอร์รี่พาย ดังรูปที่ 6 สำหรับโหลดเซลล์จะถูกติดตั้งบนฐานที่เป็นฝากล่องเครื่องชั่งน้ำหนักที่สร้างขึ้น และด้านบนโหลดเซลล์จะติดตั้งแผ่นอะคริลิกเพื่อรองรับน้ำหนักของวัตถุที่ต้องการชั่ง โดยการติดตั้งเซนเซอร์และตัวอย่างชิ้นงานจริงแสดงดังรูปที่ 7

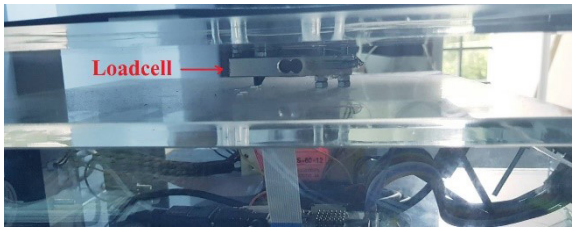
2.5 ขั้นตอนการทำงานของโปรแกรมควบคุม

นอกจากบอร์ดคอมพิวเตอร์ราสเบอร์รี่พาย จะเชื่อมต่อ



รูปที่ 6 การเชื่อมต่อโหลดเซลล์กับบอร์ด Raspberry Pi



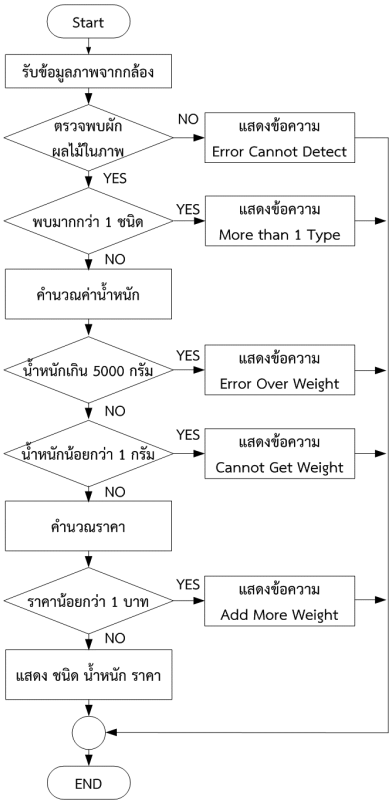


รูปที่ 7 ลักษณะการติดตั้งโหลดเซลล์ชั่งน้ำหนัก

กับฮาร์ดแวร์ส่วนชั่งน้ำหนัก และกล้องเพื่อนำข้อมูลภาพมาประมวลผลแล้วยังมีหน้าจอชนิดสัมผัสที่ทำหน้าที่เป็นส่วนติดต่อกับผู้ใช้งานจะมีทั้งการแสดงข้อความ ข้อมูลตัวเลข และแสดงปุ่มกดเสมือนบนหน้าจอ เพื่อการสั่งงานเครื่อง สำหรับโปรแกรมควบคุมบนบอร์ดคอมพิวเตอร์ราสเบอร์รี่พายที่พัฒนาขึ้น เพื่อทำหน้าที่เป็นเครื่องชั่งน้ำหนักดิจิทัลนี้ถูกออกแบบให้ทำงานในลักษณะที่ตอบสนองต่อเหตุการณ์ที่เกิดขึ้น ได้แก่ เหตุการณ์การกดปุ่ม Clear และเหตุการณ์การกดปุ่ม Start โดยเมื่อกดปุ่ม Clear โปรแกรมควบคุมจะลบค่าที่แสดงผลบนหน้าจอของการใช้งานเครื่องครั้งก่อนหน้าทั้งหมด ส่วนกรณีถ้าผู้ใช้กดปุ่ม Start ระบบจะทำงานโดย

เริ่มจากการรับข้อมูลภาพจากกล้องมาตรวจหาผักและผลไม้ ถ้าไม่พบผักและผลไม้ให้แสดงข้อความว่า Error Cannot Detect ถ้าพบว่า มีผักและผลไม้ในภาพจะเกิดการตรวจสอบต่อว่ามีผักและผลไม้มากกว่า 1 ชนิดหรือไม่ ถ้ามีผักผลไม้มากกว่า 1 ชนิด จะเกิดการแสดงข้อความว่า More Than 1 Type และหากประมวลผลแล้วมีผักผลไม้ชนิดเดียวจึงจะทำการอ่านค่าน้ำหนัก จากนั้นมาตรวจสอบว่าน้ำหนักเกิน 5,000 กรัมหรือไม่ ถ้าเกินจะแสดงข้อความ Error Over Weight ถ้าไม่เกินจะไปตรวจสอบว่า น้ำหนักต่ำกว่า 1 กรัม หรือไม่ ถ้าต่ำกว่า 1 กรัม ให้แสดงข้อความ Cannot Get Weight

สำหรับกรณีที่น้ำหนักที่อ่านมีค่ามากกว่า 1 กรัม ระบบก็จะนำชนิดผักไปเปิดฐานข้อมูลในเครื่องคอมพิวเตอร์เซิร์ฟเวอร์เพื่อนำราคาต่อหน่วยมาคำนวณเป็นราคาสุทธิ ในกรณีราคาสุทธิต่ำกว่า 1 บาท จะแสดงข้อความให้เพิ่มผักและผลไม้ ด้วยข้อความว่า Add More Weight และถ้าราคาที่คำนวณได้ไม่น้อยกว่า 1 บาท ก็จะทำการแสดงผลที่จอภาพชนิดสัมผัส โดยการทำงานของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นเพื่อรองรับเหตุการณ์การกดปุ่ม Start และปุ่ม Clear และเขียนเป็นผังงานของโปรแกรมส่วนการกดปุ่ม Start ดังในรูปที่ 8



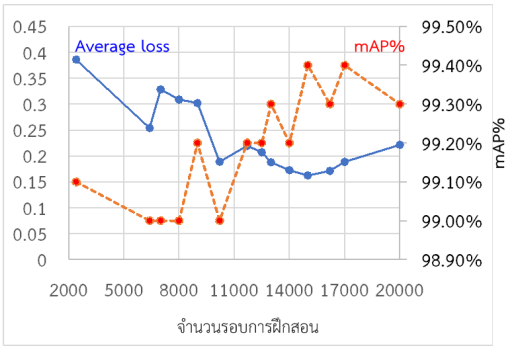
รูปที่ 8 ผังงานโปรแกรมรองรับการกดปุ่ม Start

3. ผลการทดลอง

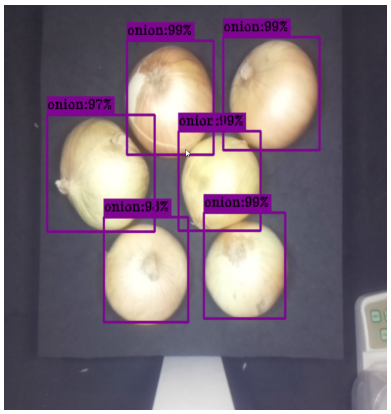
3.1 ผลการฝึกสอนแบบจำลอง

ในงานวิจัยนี้ทำการฝึกสอนแบบจำลองใช้แพลตฟอร์มที่ชื่อว่า Google Colaboratory [12] โดยส่วนประมวลผลมีคุณสมบัติคือ ซีพียูใช้สัญญาณนาฬิกาความถี่ 2.2 กิกะเฮิรตซ์ มีหน่วยความจำชนิดแรมความจุเท่ากับ 13 จิกะไบต์ และมีหน่วยประมวลผลภาพ รุ่น Tesla K80 จำนวนภาพที่ใช้สำหรับการฝึกสอน และการทดสอบแบบจำลองเพื่อรู้จำผลไม้แต่ละชนิดจะมีจำนวนเท่ากับ 80% และ 20% ของจำนวนภาพตัวอย่างผลไม้ชนิดนั้นๆ

โดยจำนวนภาพของผักและผลไม้แต่ละชนิดไม่เท่ากัน เนื่องจากรูปร่างที่ซับซ้อนต่างกัน โดยภาพที่ใช้ฝึกสอน และทดสอบนี้จะไม่ได้ผ่านกระบวนการใดๆ ก่อน ผลการสอนแบบจำลองแสดงในตารางที่ 2 และกราฟดังรูปที่ 9 จากข้อมูลในตารางที่ 2 พบว่า ที่จำนวนรอบของการฝึกสอน 15,000 รอบ เป็นจำนวนรอบที่เหมาะสม ใช้เวลาประมวลผลประมาณ 15 ชั่วโมง โดยแบบจำลองมีค่าสูญเสียเฉลี่ยเท่ากับ 0.1623 ค่าความแม่นยำเฉลี่ย (mAP%) เท่ากับ 99.4% ส่วนค่าที่ใช้วัดประสิทธิภาพของแบบจำลองดังอธิบายในงานวิจัย [13] ได้แก่ ค่า Precision ค่า Recall และค่า F1-score จะมีค่าเท่ากับ 1.00, 0.99 และ 0.99 ตามลำดับ เมื่อนำแบบจำลองที่ผ่านการฝึกสอนจำนวน 15,000 รอบ ทดสอบกับผักและผลไม้ทั้ง 5 ชนิด พบว่า สามารถระบุชนิดได้ตามที่สอนไว้ ในรูปที่ 10 เป็นการตรวจจับหอมหัวใหญ่ ผลคือสามารถตรวจจับหอมหัวใหญ่ได้ทั้งหมด เพราะไม่มีการวางหัวหอมซ้อนกัน ส่วนกรณีที่มีการวางหอมหัวใหญ่ซ้อนกันดังรูปที่ 11 จะพบว่าหอมหัวใหญ่ผลที่ถูกบังด้วยผลอื่นจะไม่สามารถตรวจจับได้ แต่ก็ยังสามารถนำไปประยุกต์ใช้เพื่อช่วยลดปัญหาการจดจำรหัสสินค้าของพนักงานได้



รูปที่ 9 กราฟแสดงค่าสูญเสียเฉลี่ยและค่าความแม่นยำ



รูปที่ 10 ผลการตรวจจับหอมหัวใหญ่กรณีไม่วางซ้อน

ตารางที่ 2 ผลการฝึกสอนแบบจำลอง

จำนวนรอบ	ค่าสูญเสียเฉลี่ย	ค่าความแม่นยำเฉลี่ย
2400	0.3857	99.1%
6400	0.2538	99.0%
7000	0.3283	99.0%
8000	0.3088	99.0%
9000	0.3020	99.2%
10200	0.1887	99.0%
11700	0.2196	99.2%
12500	0.2071	99.2%
13000	0.1876	99.3%
14000	0.1724	99.2%
15000	0.1623	99.4%
16200	0.1711	99.3%
17000	0.1884	99.4%
20000	0.2213	99.3%

รูปที่ 11 ผลการตรวจจับหอมหัวใหญ่กรณีวางซ้อน

3.2 ผลทดสอบการชั่งน้ำหนัก

การทดสอบความถูกต้องของค่าน้ำหนักที่อ่านได้จากเครื่อง ทำโดยนำผักและผลไม้ชั่งเปรียบเทียบกับเครื่องชั่งมาตรฐานที่มีใช้งานทั่วไปได้ผลการทดลองดังตารางที่ 3 พบว่าค่าที่ได้จากเครื่องชั่งน้ำหนักที่สร้างขึ้นมีค่าความผิดพลาดไปจากเครื่องชั่งที่ใช้อ้างอิงสูงสุดไม่เกิน 10 กรัม

ตารางที่ 3 ผลการชั่งน้ำหนัก

ค่าน้ำหนักที่อ่านได้ (กรัม)	
เครื่องชั่งอ้างอิง	เครื่องชั่งที่สร้างขึ้น
252	252
974	972
1,419	1,424
1,671	1,672
1,600	1,600
450	458
1,108	1,111
1,186	1,196
1,180	1,173
1,181	1,179

3.3 การทดสอบระบบ

หัวข้อนี้เป็นการทดสอบการทำงานของระบบที่พัฒนาขึ้นด้วยการนำผักและผลไม้มาทำการชั่งบนเครื่องที่ได้ออกแบบ

รูปที่ 12 การชั่งกล้วยแบบวางเรียง

รูปที่ 14 การชั่งองุ่นแบบวางเรียง

รูปที่ 13 การชั่งแครอทแบบวางเรียง

รูปที่ 15 การชั่งหอมหัวใหญ่แบบวางเรียง

จากนั้นดูผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นที่หน้าจอแสดงผลของเครื่อง ซึ่งมีการแสดงค่าน้ำหนัก และชนิดของผักและผลไม้ โดยมีการทดสอบระบบในกรณีต่างๆ ดังนี้

3.3.1 การทดลองที่ 1

การทดลองนี้การชั่งแต่ละครั้งจะมีผักหรือผลไม้เพียงชนิดเดียว และเป็นการวางแบบไม่ซ้อนกัน มีผลการทดลองดังรูปที่ 12 ถึง รูปที่ 16 ซึ่งสามารถระบุชนิดผักและผลไม้ทั้ง 5 ชนิด อย่างถูกต้องพร้อมทั้งแสดงค่าน้ำหนักและราคา

3.3.2 การทดลองที่ 2

การทดลองนี้ในแต่ละครั้งมีผักหรือผลไม้ชนิดเดียว และวางแบบซ้อนกัน โดยไม่มีผลการทดลองของกล้วยและองุ่น เพราะตอนฝึกสอนจะใช้กล้วยเป็นหวีและองุ่นเป็นพวงในการรู้จำโดยไม่ได้แยกแยะเป็นผล ผลการทดลองแสดงดังรูปที่ 17 ถึง รูปที่ 19 ซึ่งพบว่า บางกรณีไม่สามารถตรวจจับได้ครบทุกผล แต่ก็ยังระบุชนิดได้อย่างถูกต้อง

3.3.3 การทดลองที่ 3

ในการทดลองครั้งนี้จะนำผักและผลไม้ต่างชนิดกันมา

รูปที่ 16 การชั่งมะเขือเทศแบบวางเรียง

รูปที่ 18 การชั่งหอมหัวใหญ่แบบวางซ้อน

รูปที่ 17 การชั่งแครอทแบบวางซ้อน

รูปที่ 19 การชั่งมะเขือเทศแบบวางซ้อน

ชั่งบนเครื่องชั่ง โดยวางผักและผลไม้ไม่ให้มีการซ้อนกัน ดังรูปที่ 20 และรูปที่ 21 โดยบนหน้าจอเครื่องชั่งทั้งสองรูปจะปรากฏข้อความว่า More Than 1 Type ซึ่งหมายถึงว่าระบบสามารถระบุชนิดผักและผลไม้ได้ครบทุกผล แต่ไม่แสดงราคา เพราะมีผักผลไม้มากกว่า 1 ชนิด

3.3.4 การทดลองที่ 4

กรณีนี้แต่ละครั้งจะชั่งผักและผลไม้ 2 ชนิด และวางแบบซ้อนกัน ในรูปที่ 22 วางมะเขือเทศ และหอมหัวใหญ่ซ้อนกัน ในลักษณะที่พอจะแยกได้ว่ามีผักผลไม้ 2 ชนิด ทำให้เครื่องแสดงข้อความว่ามีผักผลไม้มากกว่าหนึ่งชนิด และไม่แสดงราคา ส่วนรูปที่ 23 จะตรวจจับได้เพียงชนิดเดียว เพราะพวงองุ่นบังผลมะเขือเทศด้านล่างจนแยกแยะไม่ได้ว่าคือผักและผลไม้อะไร ผลที่หน้าจอเครื่องจึงแสดงราคาตามชนิดผักผลไม้ที่ตรวจจับได้ ซึ่งถือว่าไม่ถูกต้อง จากทั้ง 4 การทดลองจะมีการวางของผักและผลไม้ในรูปแบบวางซ้อนกันและวางเรียงกัน เพื่อให้เข้าใจง่ายขึ้นในที่นี้ได้นิยามผลการรู้จำชนิดผักและผลไม้ที่ระบุว่าไม่ถูกต้อง หมายถึง ไม่สามารถระบุชนิดผักและผลไม้ได้ครบทุกผล หรือระบุชนิดไม่ถูกต้อง

รูปที่ 20 การชั่งหอมหัวใหญ่และองุ่นแบบวางเรียง

รูปที่ 22 การชั่งหอมใหญ่และมะเขือเทศแบบวางซ้อน

รูปที่ 21 การชั่งแครอทและมะเขือเทศแบบวางเรียง

รูปที่ 23 การชั่งองุ่นและมะเขือเทศแบบวางซ้อน

จากการทดลองชั่งผักและผลไม้ 5 ชนิด ได้ผลการทดลองดังตารางที่ 4 ซึ่งกรณีที่วางผักและผลไม้แบบไม่มีการซ้อนกันจะได้ผลลัพธ์ที่ถูกต้องถึง 100% ส่วนกรณีที่มีการวางผักและผลไม้ซ้อนกันระบบจะตรวจจับได้หรือไม่ ขึ้นกับว่ามีการวางซ้อนกันจนบังผักหรือผลไม้ที่อยู่ด้านล่างมากน้อยเพียงใด

4. อภิปรายผลและสรุป

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการออกแบบและพัฒนาระบบระบุผักและผลไม้ด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก โดยใช้ไลบรารี Darknet ในการสร้างแบบจำลองอัลกอริทึม YOLOv3-tiny โดยระบบที่พัฒนาสามารถระบุชนิดผักและผลไม้ได้ 5 ชนิด การฝึกสอนแบบจำลองใช้กล้วย 196 ภาพ แครอท 144 ภาพ องุ่น 123 ภาพ หอมหัวใหญ่ 210 ภาพ และมะเขือเทศ 204 ภาพ จากการฝึกสอนแบบจำลองจำนวน 15,000 รอบ แบบจำลองมีค่าสูญเสียเฉลี่ยเท่ากับ 0.1623 ส่วนค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองมีค่า Precision เท่ากับ 1.0 ค่า Recall เท่ากับ 0.99 และค่า F1-score เท่ากับ 0.99 ผลการตรวจจับ

ชนิดผักและผลไม้ เมื่อมีการวางผักผลไม้ไม่ให้เกิดซ้อนกัน จะมีความถูกต้องในการตรวจจับชนิดผักและผลไม้สูงถึง 100% ที่เป็นเช่นนี้สาเหตุหนึ่งเกิดจากความสามารถของอัลกอริทึม YOLOv3-tiny ส่วนอีกสาเหตุหนึ่งคือสภาพแวดล้อมการรู้จำชนิดผักและผลไม้บนเครื่องชั่งดิจิทัลถือว่าง่าย เพราะขณะชั่งและขั้นตอนการฝึกสอนเป็นสภาพแวดล้อมเดียวกัน

ตารางที่ 4 ผลทดสอบการระบุชนิดผักและผลไม้

ชนิดผักและผลไม้	รูปแบบการวาง	จำนวนครั้งที่ทดสอบ	จำนวนครั้งที่การรู้จำถูกต้อง	ความผิดพลาด (%)
กล้วย	ซ้อน	75	55	26.67
กล้วย	เรียง	75	75	0
แครอท	ซ้อน	75	52	30.67
แครอท	เรียง	75	75	0
องุ่น	ซ้อน	75	65	13.33
องุ่น	เรียง	75	75	0
มะเขือเทศ	ซ้อน	75	67	10.67
มะเขือเทศ	เรียง	75	75	0
หอมใหญ่	ซ้อน	75	67	10.67
หอมใหญ่	เรียง	75	75	0
มีหลายชนิด	ซ้อน	75	44	41.33
มีหลายชนิด	เรียง	75	75	0

ผลการทดลองที่เกิดขึ้นในงานวิจัยเป็นไปในทิศทางเดียวกันกับงานวิจัยในเอกสารอ้างอิง [14] ที่เป็นการรู้จำเครือกล้วยที่อยู่บนต้นกล้วยในสวน แม้สภาพแวดล้อมของการรู้จำในแต่ละครั้งมีความแตกต่างกันมาก แต่ระบบก็ยังมีความแม่นยำสูง ส่วนผลการทดสอบกรณีการชั่งผักและผลไม้ที่มีการวางซ้อนกัน ความถูกต้องในการระบุชนิดผักและผลไม้จะขึ้นกับว่าผักและผลไม้ที่วางอยู่ด้านบนนั้นบดบังผักและผลไม้ที่วางอยู่ด้านล่างมากน้อยเพียงใด สำหรับความสามารถของระบบที่สามารถระบุชนิดผักและผลไม้ กรณีผักผลไม้ต่างชนิดกันวางเรียงกันสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในระบบที่มีการคัดแยกผักและผลไม้เพื่อการบรรจุภัณฑ์แบบอัตโนมัติได้ ในส่วนการชั่งน้ำหนักระบบที่พัฒนาขึ้นมีค่าผิดพลาดในการชั่งไม่เกิน 10 กรัม

เอกสารอ้างอิง

[1] J. Balbuena, J. Hilario, I. Vargas, R. Manzanares, and F. Cuellar, “Design of a 2-DOF delta robot for packaging and quality control of processed meat products,” in *Latin American Robotic Symposium, Brazilian Symposium on Robotics (SBR) and Workshop on Robotics in Education (WRE)*, November 2018, pp. 201–206.

[2] L. Pauly, M. V. Baiju, P. Viswanathan, P. Jose, D. Paul, and D. Sankar, “A new gray level based method for visual inspection of frying food items,” in *International Conference on Soft Computing Techniques and Implementations (ICSCTI)*, October 2015, pp. 57–60.

[3] Keshavamurthy, S. J. Mariyam, M. Meghamala, M. Meghashree, and Neha, “Automatized food quality detection and processing system using neural networks,” in *4th International Conference on Recent Trends on Electronics, Information, Communication & Technology (RTEICT)*, May 2019, pp. 1442–1446.

[4] B. Guanjun, C. Shibo, Q. Liyong, X. Yi, Z. Libin, and Y. Qinghua, “Multi-template matching algorithm for cucumber recognition,” *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 127, pp. 754–762, 2016.

[5] A.B. Payne, K.B. Walsh, P. Subedi, and D. Jarvis, “Estimation of mango crop yield using image analysis–segmentation method,” *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 91, pp. 57–64, 2013.

[6] F. Kurtulmuş and I. Kavdir, “Detecting corn tassels using computer vision and support vector machines,” *Expert Systems with Applications*, vol. 41, no. 16, pp. 7390–7397, 2014.

[7] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You only look once: Unified, real-time object detection," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016, pp. 779–788.

[8] B. Liu, W. Zhao, and Q. Sun, "Study of object detection based on faster R-CNN," in *Chinese Automation Congress (CAC)*, 2017, pp. 6233–6236.

[9] H. Kai, L. Feiyu, L. Meixia, D. Zhiliang and L. Yunping, "A marine object detection algorithm based on SSD and feature enhancement," *Complexity*, vol. 2020, pp. 1–14, 2020.

[10] Y. Li, K. He, and J. Sun, "R-FCN: Object detection via region-based fully convolutional networks," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2016, pp. 379–387.

[11] J. Redmon. (2019). *YOLO v3* [Online]. Available: https://pjreddie.com/darknet/ yolov3

[12] Google. (2019). *Google Colaboratory*. [Online]. Available: https:// colab.research. google.com

[13] N. Manoi, A. Bunjanda, and C. Rattanapoka, "A system for cooking recipe sharing and cooking recipe finding by an image of ingredients using deep learning technique," *The Journal of Industrial Technology*, vol. 15, no. 2, pp. 97–111, 2019 (in Thai).

[14] R. Zhang, X. Li, L. Zhu, M. Zhong, and Y. Gao, "Target detection of banana string and fruit stalk based on YOLOv3 deep learning network," in *International Conference on Big Data, Artificial Intelligence and Internet of Things Engineering (ICBAIE)*, 2021, pp. 346–349.