การสร้างระบบตรวจนับบุคคลแบบเวลาจริงราคาประหยัด บน Raspberry Pi โดยประยุกต์อัลกอริทึม Tiny YOLO V3

Implementation of a Low-Cost Real-Time People Counting System on Raspberry Pi Based on Applied Tiny YOLO V3

ปราโมทย์ ปัญญาโต

บัณฑิตศึกษา สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร
E-mail: 6119280001@mutacth.com

และ นลิน สีดาห้าว

ศูนย์ออกแบบระบบอิเล็กทรอนิกส์และการประมวลสัญญาณ
สถาบันนวัตกรรมมหานคร คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร
E-mail: ns@mutacth.com

Manuscript received October 20, 2019
Revised December 10, 2019

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการสร้างระบบตรวจนับบุคคลแบบเวลาจริงราคาประหยัดบน Raspberry Pi ด้วยการประยุกต์ใช้อัลกอริทึม Tiny YOLO V3 ซึ่งเป็นอัลกอริทึมการตรวจจับวัตถุรุ่นล่าสุดที่มีความเร็วและความถูกต้องแม่นยำสูง สถาปัตยกรรมของ Tiny YOLO v3 มีความซับซ้อนน้อยกว่าสถาปัตยกรรม YOLO แบบสมบูรณ์มาก ซึ่งเหมาะกับแพลตฟอร์มของระบบสมองกลฝังตัว Raspberry Pi ที่มีทรัพยากรและความเร็วในการประมวลผลที่จำกัด ผลการทดลองแสดงการทำงานของระบบการตรวจนับบุคคลในเวลาจริง รวมถึงประสิทธิภาพในด้านความเร็วและความแม่นยำของระบบที่นำเสนอ

คำสำคัญ: *ระบบตรวจนับบุคคลแบบเวลาจริงราคาประหยัด การรู้จำวัตถุ ระบบสมองกลฝังตัว Raspberry Pi Tiny YOLO*

ABSTRACT

This paper presents an implementation of a low-cost real-time people counting system on raspberry pi based on applied Tiny YOLO V3, the latest object detection algorithm with high speed and accuracy. The architecture of the Tiny YOLO v3 is much less complicated than the complete YOLO architecture. Thus, it is suitable for the Raspberry Pi embedded system platform that has limited resources and processing speed. The experimental results show the performance of the speed and accuracy of the proposed system.

Keywords: *Low-Cost Real-Time People Counting System, Object Recognition, Embedded Systems, Raspberry Pi, Tiny YOLO*

1. บทนำ

การนับจำนวนบุคคล [1] ในการเข้าหรือออกสถานที่ต่างๆ มีความสำคัญต่อองค์กร สถานศึกษา และห้างร้านต่าง ๆ ทั้งทางด้านความปลอดภัย ด้านการบริหารทรัพยากรบุคคล รวมถึงด้านการเก็บข้อมูลทางสถิติสำหรับการนำไปวิเคราะห์ต่อเนื่องในด้านธุรกิจหรือการตลาด โดยปกติอุปกรณ์ต่าง ๆ ในระบบการตรวจนับจำนวนบุคคล จะถูกผลิตและติดตั้งด้วยบริษัทผู้ผลิตหรือผู้เชี่ยวชาญเฉพาะด้านซึ่งมีการติดตั้งที่ซับซ้อน และมีราคาสูง โดยเฉพาะระบบตรวจนับจำนวนประเภทการประมวลผลทางภาพที่มีอุปกรณ์และระบบที่

จำเป็นต้องพัฒนาด้วยเทคโนโลยีระดับสูง เช่น กล้อง หน่วยประมวลผล โปรแกรม ระบบสำหรับการแจ้งและติดตามผลหรือรายงาน นอกเหนือจากค่าอุปกรณ์และการติดตั้ง อาจมีค่าใช้บริการรายปี ซึ่งทำให้ระบบการตรวจนับจำนวนบุคคลมีค่าใช้จ่ายที่สูงมาก [2]

จากปัญหาค่าใช้จ่ายที่ค่อนข้างสูงของระบบการนับจำนวนบุคคล บทความนี้ได้ประยุกต์ใช้หลักการรู้จำวัตถุเพื่อสร้างระบบตรวจจับและนับเฉพาะวัตถุประเภทบุคคล โดยอาศัยหลักการของโครงข่ายประสาทเทียมของ Tiny YOLO [3], [4] มาใช้ในระบบการตรวจนับจำนวนบุคคลและเวลาจริง (Real-time) และทำการติดตั้งระบบดังกล่าวบนระบบสมองกลฝังตัว Raspberry Pi 4 [5], [6] ซึ่งมีราคาที่ถูกกว่า ทั้งนี้เพื่อทำการทดสอบการทำงานของระบบรู้จำและนับจำนวน ด้วยทรัพยากรของระบบสมองกลฝังตัวที่มีอย่างจำกัด ทั้งในด้านความแม่นยำของการนับจำนวนด้วยระบบและประสิทธิภาพของอัลกอริทึม Tiny YOLO

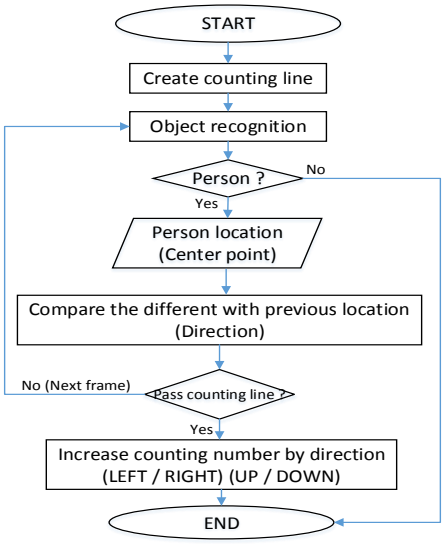
ในบทความนี้มีเนื้อหาที่เรียบเรียงต่อจากหัวข้อ 1) บทนำ คือ หัวข้อ 2) เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง หัวข้อ 3) วิธีการทดลอง จากนั้นในหัวข้อ 4) กล่าวถึงผลการทดลอง และสรุปในข้อ 5)

2. เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ระบบการนับจำนวน

ระบบการนับจำนวนเป็นการนับจำนวนของวัตถุที่เคลื่อนที่ผ่านพื้นที่หนึ่ง ๆ โดยแบ่งตามหลักการทำงานได้ 2 ประเภท ดังนี้ ระบบตรวจนับจำนวนประเภทการตัดผ่านม่านแสงอินฟราเรด และประเภทการประมวลผลทางภาพ โดยทั้ง 2 ระบบ มีหลักการทำงานรวมถึงข้อดีและข้อเสียที่แตกต่างกัน โดยระบบตรวจนับจำนวนประเภทการตัดผ่านม่านแสงอินฟราเรด [7] มีขั้นตอนการทำงานโดยมีการติดตั้งเซ็นเซอร์ จากนั้นเมื่อมีวัตถุเคลื่อนที่มากระทบม่านแสงของเซ็นเซอร์ ระบบจะทำการนับจำนวน โดย [7] ได้ทำการทดสอบด้วยการตรวจนับจำนวนของบุคคลที่เดินผ่านบริเวณที่ติดตั้งเซ็นเซอร์ดังกล่าว 98 คนในเวลา 1 นาที และ 8881 คนในเวลา 1 วัน โดยมีประสิทธิภาพด้านความแม่นยำในการตรวจนับเฉลี่ยประมาณ 90% ซึ่งระบบการนับจำนวนต้องมีการกำหนดเส้นนับจำนวนเพื่อใช้เป็นเส้นอ้างอิงในการนับเมื่อมีวัตถุเคลื่อนที่ผ่านเส้นดังกล่าว โดยมีบทความด้านการกำหนดจำนวนของเส้นนับจำนวนที่มีมากกว่า 1 เส้นใน [8] โดยบทความดังกล่าวทดสอบด้วยเส้นนับจำนวนทั้งสิ้น 5 เส้น เพื่อเป็นการกำหนดและแบ่งโซนของพื้นที่ในการคำนวนให้มีความละเอียดมากขึ้น ส่งผลให้ความแม่นยำสูงขึ้น โดยผลการทดสอบของบทความดังกล่าวพบว่ามีความแม่นยำเฉลี่ยประมาณ 95%

ระบบการตรวจนับจำนวนประเภทการประมวลผลทางภาพ [9] – [11] เป็นการนำเทคโนโลยีการประมวลผลทางภาพมาประยุกต์ใช้ในการนับจำนวน ซึ่งหลักการของระบบการตรวจนับจำนวนประเภทการประมวลผลทางภาพสามารถสรุปเป็นขั้นตอนการทำงานหลัก ๆ ได้ดังรูปที่ 1



รูปที่ 1 *ขั้นตอนการทำงานของระบบตรวจนับจำนวน*

ในรูปที่ 1 ระบบจะทำการประมวลผลทางภาพเพื่อทำการตรวจจับและรู้จำวัตถุ โดยข้อมูลที่ได้จากระบบรู้จำวัตถุซึ่งประกอบด้วยชนิดของวัตถุและตำแหน่งของวัตถุ จะถูกนำไปคำนวณในระบบการนับจำนวนซึ่งจะทำการเก็บข้อมูลตำแหน่งของวัตถุขณะปัจจุบันเทียบกับตำแหน่งของวัตถุในเวลาก่อนหน้า เพื่อตรวจหาทิศทางการเคลื่อนที่ และทำการเพิ่มจำนวนเมื่อวัตถุเคลื่อนที่ผ่านเส้นนับจำนวน

โดยระบบการนับจำนวนประเภทการประมวลผลทางภาพถูกนำไปประยุกต์ใช้ในด้านต่าง ๆ เช่น ระบบนับจำนวนบุคคลด้วยการตรวจจับใบหน้า [9] โดยบทความดังกล่าวใช้หลักการประมวลผลทางภาพในการตรวจจับใบหน้าของบุคคล และทำการทดสอบประสิทธิภาพความแม่นยำโดยตรวจนับบุคคลในสถานที่ที่แตกต่างกัน 3 สถานที่ โดยมีความแม่นยำประมาณ 80-100% โดยสถานที่ประเภทภายในร่มมีความแม่นยำสูงที่สุด รวมถึงการประยุกต์ใช้ในด้านระบบการนับจำนวนของยานพาหนะ [10], [11] โดยทั้ง 2 บทความ ได้มีการนำอัลกอริทึม YOLO มาใช้ในการประมวลผลทางภาพ โดยแต่ละบทความมีการกำหนดวิธีการทดลองที่แตกต่างกัน โดยแบ่งเป็น [10] ทำการทดลองโดยนับจำนวนรถยนต์ที่เคลื่อนที่ในบริเวณถนนที่กำหนดไว้ ที่เคลื่อนที่ไปในทิศทางเดียว โดยมีความแม่นยำของการนับจำนวนประมาณ 95.9% และ [11] ทำการนับจำนวนรถยนต์ที่เคลื่อนที่ผ่านที่กั้นถนนในทิศทางเข้าและออก โดยกำหนดวิธีการทดลองเป็นการนับจำนวนรถยนต์ขาเข้าและขาออก

ในช่วงเวลาที่แตกต่างกันแบ่งเป็น ช่วงเช้า ช่วงบ่าย และช่วงกลางคืน โดยผลการทดลองพบว่าช่วงเวลาทั้ง 3 มีความแม่นยำสูงมาก ทั้งด้านขาเข้าและขาออก 100% โดยมีแค่เพียงทิศทางขาออกในช่วงเวลากลางคืนเท่านั้นที่มีความแม่นยำ 80%

ระบบการนับจำนวนมีการนำไปประยุกต์ใช้ในระบบสมองกลฝังตัว [6] โดยบทความดังกล่าวได้ทดสอบการทำงานของระบบประมวลผลทางภาพบนบอร์ด Raspberry Pi โดยลักษณะของการทำงานจะเป็นระบบนับจำนวนลูกค้า โดยเป็นการรู้จำใบหน้าของบุคคล โดยทำการฝึก (train) ข้อมูลใบหน้าของพนักงาน และเมื่อกล้องถ่ายใบหน้าของบุคคลที่ไม่ใช่พนักงาน ในบทความดังกล่าวนี้นิยามว่าเป็นลูกค้า โดยเงื่อนไขของการทดสอบประสิทธิภาพของระบบแบ่งเป็น ระบบสามารถรู้จำและแยกแยะระหว่างพนักงานและลูกค้าได้หรือไม่ และความแม่นยำในการรู้จำใบหน้า โดยผลการทดสอบพบว่าระบบสามารถรู้จำและแยกแยะใบหน้าระหว่างพนักงานและลูกค้าได้ โดยที่ความแม่นยำของการรู้จำมีความสัมพันธ์กับระยะห่างของกล้องกับตัวบุคคล โดยที่มีความแม่นยำสูงสุดประมาณ 90% ที่ระยะห่าง 30 เซนติเมตร จากบทความดังกล่าวพบว่าระบบสมองกลฝังตัว Raspberry Pi มีความสามารถในการประมวลผลการรู้จำวัตถุ โดยที่มีประสิทธิภาพด้านความแม่นยำสูงถึง 90%

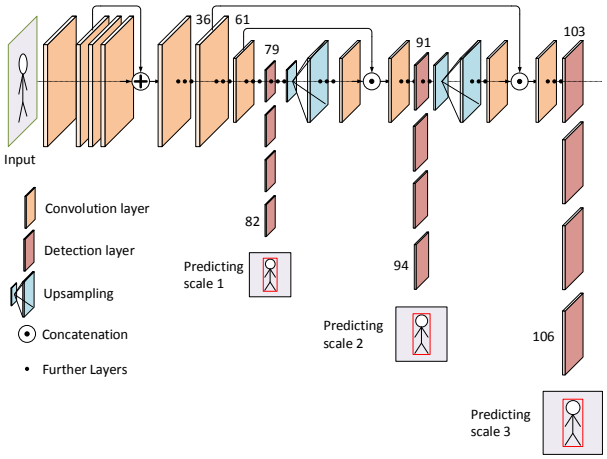
2.2 อัลกอริทึม YOLO

YOLO [12] เป็นการรู้จำวัตถุที่ใช้วิธีการที่เรียกว่า “Fast single-shot detection” ซึ่งจะเป็นวิธีการที่สามารถตรวจจับวัตถุได้จากการส่งผ่านรูปภาพเข้าไปในระบบเพียงครั้งเดียว โดยใช้หลักการโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน อัลกอริทึม YOLO มีการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง โดย YOLO มีหลายรุ่น (version) [3], [12] ซึ่งแต่ละรุ่นจะมีโครงสร้างสถาปัตยกรรมที่แตกต่างกัน โดยปัจจุบันอัลกอริทึม YOLO V3 ถือเป็นรุ่นล่าสุดและมีประสิทธิภาพทั้งด้านความแม่นยำและความเร็วในการประมวลผลที่ดีที่สุด โดยโครงสร้างสถาปัตยกรรมของรุ่นนี้มีจำนวนชั้น (Layers) 106 ชั้น ซึ่งเป็นจำนวนชั้นที่ถูกกำหนดโดยผู้พัฒนาอัลกอริทึม YOLO [12] และถูกบรรจุเป็นกรอบหรือเฟรมเวิร์คที่เรียกว่า Darknet framework ซึ่งในปัจจุบันเฟรมเวิร์คดังกล่าวทางผู้พัฒนายังไม่เปิดให้มีการแก้ไขหรือปรับเปลี่ยนโครงสร้าง ซึ่งลักษณะการทำงานของโครงสร้างแต่ละจำนวนชั้นจะมีการทำงานที่แตกต่างกัน โดยสรุปลักษณะการทำงานต่างๆ ดังนี้ ชั้นของคอนโวลูชั่น ชั้นของการเพิ่มอัตราสุ่ม ชั้นของการทำนายผล ดังรูปที่ 2 ซึ่งเป็นโครงสร้างสถาปัตยกรรมของอัลกอริทึม YOLO V3 [14]

ทั้งนี้อัลกอริทึม YOLO จะมีสถาปัตยกรรมแบบ Tiny ซึ่งมีการลดทอนจำนวนชั้นบางชั้นออกไป ทำให้โครงสร้างมีความซับซ้อนน้อยกว่าอัลกอริทึม YOLO แบบสมบูรณ์ โดยส่งผลดีในด้านความเร็วในการประมวลผล แต่ความถูกต้องแม่นยำจะลดลง

ในบทความนี้ได้เลือกใช้ Tiny YOLOv3 ซึ่งเป็นรุ่นที่มีการพัฒนาประสิทธิภาพในด้านความถูกต้องแม่นยำให้มากขึ้นจากรุ่นเดิม [3] โดย Tiny YOLOv3 มีจำนวนชั้นของโครงสร้างเครือข่ายประสาทเทียม (Layers) จำนวน 24 ชั้น [3] ซึ่งมีจำนวนน้อยกว่าอัลกอริทึมแบบ YOLO ประเภทสมบูรณ์ที่มีจำนวน 106 ชั้น [12] ทำให้ลดเวลาและลดการใช้ทรัพยากรในการประมวลผลลงได้อย่างมาก

ในอัลกอริทึม YOLO การดำเนินการจำแนกวัตถุว่าเป็นชนิดอะไร (classification) และดำเนินการหาตำแหน่งของวัตถุ (localization) โดยใช้กรอบล้อมวัตถุ (Bounding Box) จะทำไปพร้อม ๆ กัน กรรมวิธีของ YOLO ไม่ได้พิจารณาดำเนินการจากภาพทั้งภาพ แต่จะแบ่งภาพออกเป็นส่วน ๆ ซึ่งวิธีการแบบนี้ส่งผลดีในด้านความเร็วของการประมวลผล YOLO มีขั้นตอนการทำงานโดยรวม [12] ดังรูปที่ 3



รูปที่ 2 *โครงสร้างสถาปัตยกรรมของอัลกอริทึม YOLO v3*

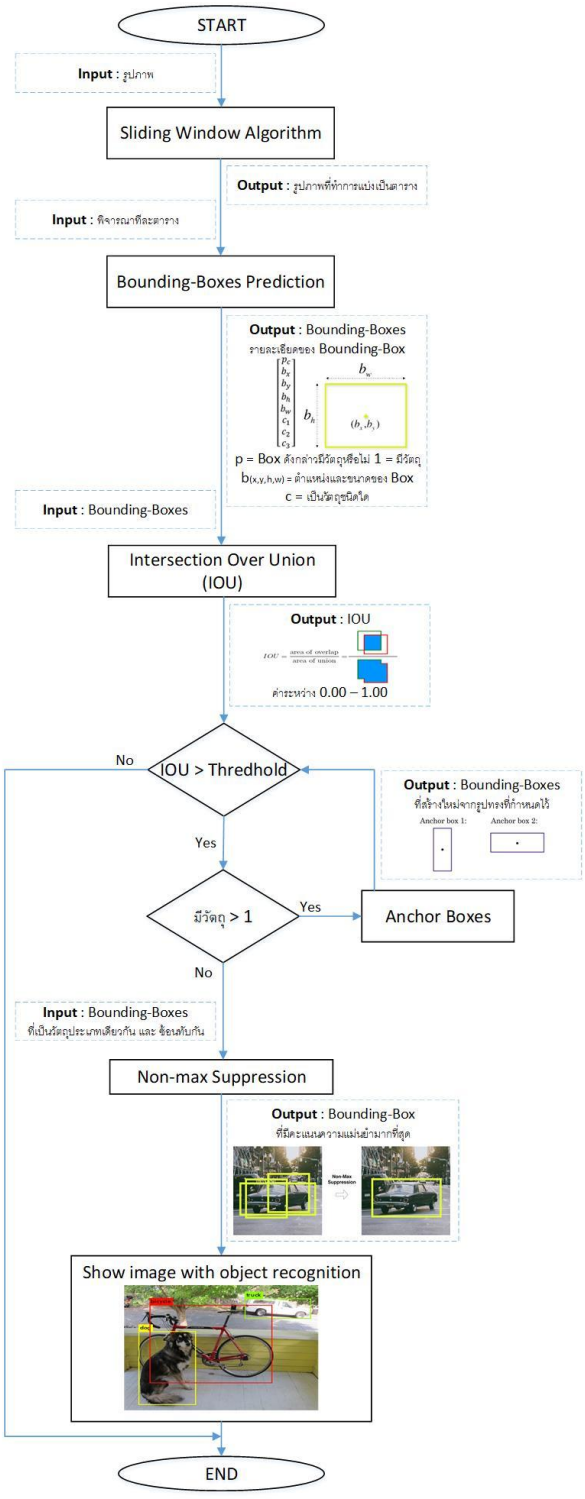
ขั้นตอนการทำงานของ YOLO [12] จะเป็นในลักษณะการแบ่งรูปภาพเป็นส่วน ๆ หรือกริด (grid) จากนั้นทำการเลื่อนการคำนวนไปทีละจุดตามที่แบ่งกริดไว้ (Sliding Windows) พร้อมกับคำนวณหาว่าวัตถุจะมีอยู่จริงหรือไม่มากน้อยเพียงไรจากความน่าจะเป็นของวัตถุที่ปรากฏในพื้นที่นั้น ๆ ด้วยกระบวนการ Intersection over Union (IoU) ซึ่งคำนวณจากอัตราส่วนของพื้นที่ซ้อนทับ (ของพื้นที่ที่ทำนายกับพื้นที่จริง) กับ พื้นที่รวม (ของพื้นที่ที่ทำนายกับพื้นที่จริง) ในการทำนายกรอบล้อมวัตถุจะได้ข้อมูลเป็นชุดข้อมูลประเภทอาร์เรย์ ซึ่งประกอบด้วยข้อมูลการมีอยู่จริงของวัตถุ ตำแหน่งและขนาดของกรอบล้อมวัตถุ และชนิดของวัตถุ กรณีถ้าในแต่ละกริดมีวัตถุมากกว่าหนึ่งอย่าง YOLO มีกระบวนการ Anchor box เพื่อแก้ปัญหาดังกล่าว แนวคิดคือการสร้าง Anchor box ในรูปทรงต่างๆ และคำนวณใหม่ เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ครอบคลุมและ

แม่นยำมากขึ้น เมื่อระบบสร้างกรอบล้อมวัตถุ จนหมดแล้ว จะเข้าสู่กระบวนการ Non-max Suppression ซึ่งขั้นตอนนี้จะเป็นการลดจำนวนกรอบล้อมวัตถุที่เป็นวัตถุเดียวกันและอยู่ในพื้นที่เดียวกันที่มีความน่าจะเป็นน้อยกว่าค่าที่กำหนดไว้ (threshold)

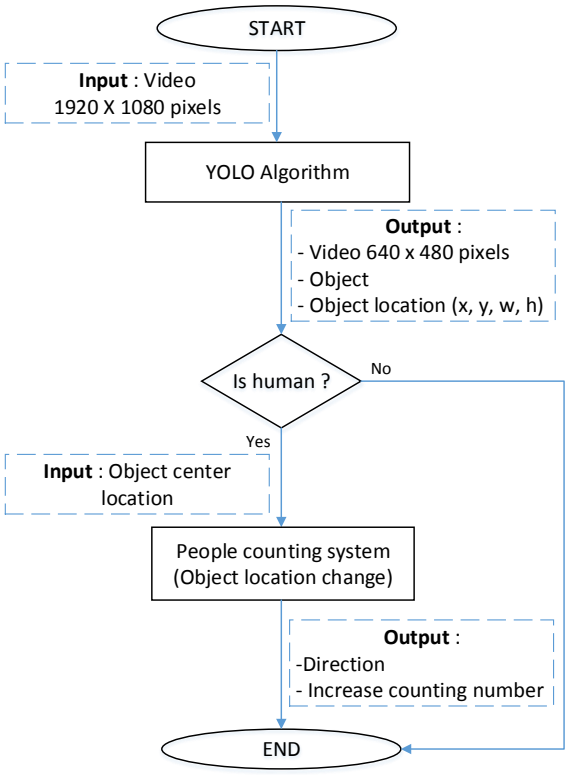
โดยอัลกอริทึม YOLO ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในงานที่เป็นลักษณะของการรู้จำวัตถุที่หลากหลายเช่น ระบบการตรวจจับเครื่องบินที่จอดอยู่บนพื้น [13] ด้วยการถ่ายภาพจากอากาศยานแบบไร้คนขับหรือดาวเทียม ซึ่งผลของการทดลองของบทความนี้พบว่า ความแม่นยำของอัลกอริทึม YOLO v3 อยู่ที่ 81%–91% ส่วน Tiny YOLO v3 อยู่ที่ 72%–90% ในด้านของความเร็วในการประมวลผลพบว่า อัลกอริทึม YOLO v3 อยู่ที่ประมาณ 13 รูปต่อวินาที ส่วน Tiny YOLO v3 อยู่ที่ประมาณ 41 รูปต่อวินาที จากบทความดังกล่าวพบว่าอัลกอริทึม Tiny YOLO v3 ใช้เวลาในการประมลผลน้อยกว่าถึง 2–3 เท่า ส่วนด้านความแม่นยำที่ลดน้อยลงแต่ยังอยู่ในระดับที่สามารถนำไปใช้งานได้ ในด้านการประยุกต์ใช้อัลกอริทึม YOLO บนระบบสมองกลฝังตัวประเภทต่างๆ [14] บทความดังกล่าวทำการทดสอบการประยุกต์ใช้งานอัลกอริทึม YOLO บน ระบบสมองกลฝังตัวประเภทไม่มีหน่วยประมวลผลกราฟิก Raspberry Pi โดยติดตั้งหน่วยประมวลผลนิวรอน Movidius เพิ่มเติมเพื่อให้ระบบสมองกลฝังตัวสามารถทำการประมวลผลทางภาพได้ และ ระบบสมองกลฝังตัวประเภทที่มีหน่วยประมวลผลกราฟิก Jetson AGX Xavier โดยผลของการทดลองแสดงประสิทธิภาพของความเร็วในการประมวลผล ดังนี้ระบบสมองกลฝังตัวประเภทไม่มีหน่วยประมวลผลกราฟฟิก สามารถประมวลด้วยความเร็วอย่างน้อย 1 รูปต่อวินาที ส่วนระบบสมองกลฝังตัวประเภทมีหน่วยประมวลผลกราฟฟิกสามารถประมวลผลด้วยความเร็วสูงถึง 16–30 รูปต่อวินาที เห็นได้ว่าอัลกอริทึม YOLO สามารถประยุกต์ใช้งานบนระบบสมองกลฝังตัวได้ โดยที่ประสิทธิภาพลดลงแต่ยังคงสามารถใช้งานได้ในระดับหนึ่ง

3. วิธีการทดลอง

ผู้วิจัยได้การสร้างระบบตรวจนับบุคคลบนระบบสมองกลฝังตัวด้วยการประยุกต์ใช้อัลกอริทึม Tiny YOLO V3 โดยระบบสมองกลฝังตัวมีข้อมูลทางเทคนิคดังนี้ เป็น Raspberry Pi 4 Model B ในระบบปฏิบัติการ Raspbian, หน่วยประมวลผลแบบ ARM Cortex-A73 Quad Core 1.5 GHz RAM 4 GB และใช้ภาษาไพธอนในการพัฒนาโปรแกรมระบบตรวจนับบุคคล โดยขั้นตอนของระบบที่นำเสนอแสดงดังแผนผังงานในรูปที่ 4 ซึ่งจะเห็นความสัมพันธ์ของส่วนอัลกอริทึม YOLO กับระบบตรวจนับ ดังที่ได้รายละเอียดไว้ก่อนแล้วในรูปที่ 3 และรูปที่ 1 ตามลำดับ



รูปที่ 3 *ขั้นตอนการทำงานโดยรวมของอัลกอริทึม YOLO*



รูปที่ 4 *ระบบตรวจนับบุคคลบน Raspberry Pi โดยการประยุกต์ใช้อัลกอริทึม Tiny YOLO V3 ที่นำเสนอ*

อัลกอริทึม YOLO ตรวจจับบุคคลจากวิดีโอที่บันทึกมาจากกล้องเว็บแคม (Webcam) โดยผลลัพธ์ของการตรวจจับมีลักษณะเป็นข้อมูลชนิดของวัตถุและตำแหน่งของวัตถุ จากนั้นพิจารณาเฉพาะวัตถุที่เป็นบุคคล โดยคำนวนจากการเปลี่ยนแปลงของตำแหน่งของจุดกึ่งกลางวัตถุ จากการคำนวนจะได้ทิศทางการเคลื่อนที่ของวัตถุ และเมื่อวัตถุเคลื่อนที่ผ่านเส้นนับจำนวน ระบบจะทำการนับจำนวนเพิ่มเข้าไปในทิศทางนั้นๆ

บอร์ด Raspberry Pi 4 มีทรัพยากรในการประมวลผลที่มีจำกัด โดยเฉพาะการไม่มีหน่วยประมวลผลทางกราฟฟิกที่มีความจำเป็นอย่างมากในการประมวลผลทางภาพ [3] ในงานวิจัยนี้ได้ปรับปรุงกระบวนการของการประมวลภาพเพื่อช่วยให้อุปกรณ์ Raspberry Pi 4 สามารถทำการประมวลผลในเวลาจริงได้ โดยกำหนดกระบวนการแปลงภาพเป็นสีขาวดำ เพื่อลดปริมาณและความซับซ้อนของข้อมูลที่ต้องทำการประมวลผล ก่อนส่งภาพดังกล่าวเข้าสู่กระบวนการรู้จำวัตถุต่อไป

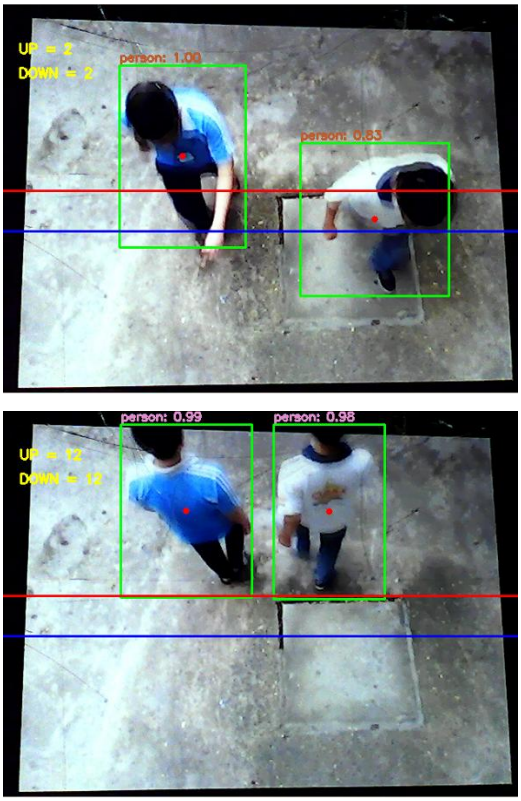
เนื่องจากอัลกอริทึม Tiny YOLO มีโมเดลพื้นฐานที่ถูกฝึก (train) สำหรับใช้ในการตรวจจับวัตถุทั่วไปที่สามารถพบได้ในชีวิตประจำวัน เช่น คน สุนัข แมว โต๊ะ เก้าอี้ รถ เป็นต้น [3], [13] ผู้วิจัยจึงได้นำโมเดลดังกล่าวมาประยุกต์ใช้ในการรู้จำแล้วนับจำนวนบุคคล โดยกำหนดขอบเขตของสภาวะแวดล้อมจะเป็นบริเวณเฉพาะที่คนเดินผ่านเท่านั้น โดยเป็นการเดินแบบที่มีทิศทางการเดินในแนวตั้งของวิดีโอ นั่นคือ มีลักษณะเดินทางจากด้านบนลงไปด้านล่างสลับกัน ในส่วนของระบบการนับจำนวนได้ออกแบบและกำหนดเส้นนับจำนวนในแนวนอนจำนวน 2 เส้น เพื่อให้ง่ายต่อการตรวจจับทิศทางการเดินและกำหนดระยะห่างของแต่ละเส้นที่ 50 พิกเซล โดยการกำหนดพื้นที่ว่างระหว่างเส้นเพื่อให้ง่ายต่อการกำหนดขอบเขตพื้นที่ต่างๆ ที่บุคคลเคลื่อนที่ และระยะห่าง 50 พิกเซลเหมาะสมกับระยะความสูงของวิดีโอที่ 480 พิกเซล และสอดคล้องกับความเร็วในการประมวลผลจากความสามารถในการประมวลผลที่มีอย่างจำกัดของ Raspberry Pi อย่างไรก็ตามระยะห่างของเส้นนับแนวนอนสามารถตั้งค่าให้เหมาะสมซึ่งขึ้นกับความละเอียดของภาพวิดีโอและเงื่อนไขของอัลกอริทึมที่ใช้กับการนับนั้น ๆ

ภาพจากวิดีโอที่ใช้ในงานวิจัยมีความยาวทั้งสิ้น 3 นาที โดยมีบุคคลเดินพร้อมกัน 2 คน โดนเดินจากด้านบนลงล่าง 6 รอบ และเดินจากด้านล่างขึ้นบน 6 รอบ นั่นคือผลรวมจำนวนนับคนในทิศทางด้านบนไปด้านล่างจำนวน 12 คน และจากด้านล่างไปด้านบนจำนวนเป็น 12 คน โดยระบบจะทำงานตรวจนับจำนวนบุคคลที่เดินผ่านบริเวณดังกล่าวในทั้ง 2 ทิศทาง และตรวจวัดประสิทธิภาพของระบบโดยแบ่งได้ดังนี้ ประสิทธิภาพด้านความแม่นยำในการนับจำนวนโดยเปรียบเทียบจำนวนบุคคลที่นับได้จากระบบกับจำนวนบุคคลทั้งหมดที่เดินจริงทั้งหมด

4. ผลการทดลอง

เมื่อพิจารณาจากส่วนตรวจสอบระบบ (system monitor) ของระบบปฏิบัติการลินุกซ์ (Linux) ที่ใช้ภายในระบบสมองกลฝังตัว Raspberry Pi 4 ระบบที่นำเสนอมีประสิทธิภาพของระบบโดยรวมจากการใช้งานทรัพยากรซีพียู (CPU utilization) มีค่าเฉลี่ยสูงสุดที่ 85% และใช้หน่วยความจำสูงสุดประมาณ 3.5 กิกะไบท์ จากหน่วยความจำทั้งหมด 4 กิกะไบท์ โดยสามารถตรวจจับและรู้จำบุคคลในแบบเวลาจริงได้

ในงานวิจัยได้กำหนดเกณฑ์ต่ำสุดในการตรวจจับวัตถุ (Threshold) ของอัลกอริทึม Tiny YOLO V3 ไว้ที่ 80% และ 60% กับวิดีโอที่มีระดับความสว่าง 100% (ปกติ) 90% 80% 70% 60% และ 50% (ปรับความสว่างด้วยกระบวนการประมวลผลภาพดิจิทัล) และรูปที่ 5 แสดงตัวอย่างลักษณะการแสดงผลการตรวจจับ และตารางที่ 1 ผลที่ได้ของระบบการตรวจนับ



รูปที่ 5 *ตัวอย่างหน้าจอระบบการตรวจจับและนับจำนวนตัวบุคคล โดยในรูปบนเป็นการเดินลง และรูปล่างเป็นการเดินขึ้น (กรณีระดับความสว่างปกติ)*

จากผลการทดสอบในด้านประสิทธิภาพของความแม่นยำในการตรวจนับจำนวนบุคคลพบว่า จำนวนบุคคลที่เดินผ่านพื้นที่ดังกล่าวในทั้งสองทิศทาง ระบบที่กำหนดเกณฑ์ต่ำสุดในการตรวจจับวัตถุที่ 80% พบว่ามีความถูกต้องในการนับคนน้อยกว่า กรณีเกณฑ์ต่ำสุดในการตรวจจับวัตถุเป็น 60% นั่นคือการตั้งเกณฑ์ต่ำสุดในการตรวจจับวัตถุมีผลต่อความสามารถการตรวจจับบุคคลของอัลกอริทึม Tiny YOLO V3 ซึ่งส่งผลต่อความถูกต้องในการนับบุคคล นอกจากนั้นความสว่างมีผลต่อการตรวจจับและนับจำนวนเช่นกัน พบว่าความสว่างที่ 100% และ 90% ระบบสามารถนับจำนวนได้แม่นยำเท่ากัน แต่ประสิทธิภาพความแม่นยำจะเริ่มลดลงเมื่อความสว่างน้อยกว่า 90% และเมื่อความสว่างที่ระดับ 60% พบว่าระบบเริ่มจะไม่สามารถตรวจจับและนับจำนวนได้ นอกจากนั้นความสามารถการตรวจจับบุคคล ยังขึ้นกับมุมในการถ่ายบุคคลของกล้องวิดีโอเพื่อให้เห็นลำตัวบุคคลได้ชัดเจน ซึ่งในงานวิจัยใช้มุมมองค่อนไปทางด้านบน (top view) ดังนั้นการปรับมุมมองที่เหมาะสมจะเอื้อให้อัลกอริทึม Tiny YOLO V3 สามารถตรวจจับวัตถุได้มีประสิทธิภาพมากขึ้น

ตารางที่ 1 *รายละเอียดประสิทธิภาพการตรวจนับบุคคล โดยแสดงเปรียบเทียบความแม่นยำของการตรวจนับด้วยระบบ ระหว่างการกำหนดเกณฑ์ต่ำสุดของอัลกอริทึม Tiny YOLO V3 ในการตรวจจับวัตถุที่ 80% และ 60%*

Bright-ness (%)	Threshold (%)	Total number of people	System counting	Counting accuracy (%)
100	80	24	16	67
	60		24	100
90	80		16	67
	60		24	100
80	80		15	62
	60		22	91
70	80		6	25
	60		12	50
60	80		0	0
	60		5	21
50	80		0	0
	60		0	0

ในแง่ของระบบสมองกลฝังตัว ความเร็วในการประมวลผลที่เร็วที่สุดคือ 1.16 รูปต่อวินาที และประมวลผลได้ช้าที่สุดที่ 0.86 รูปต่อวินาที ซึ่งไม่เร็วมากนั้น อย่างไรก็ตามผลดังกล่าวเป็นการใช้โมเดลพื้นฐานของอัลกอริทึม Tiny YOLO V3 หากเป็นการปรับปรุงโมเดลให้เหมาะสม (customized model) ก็จะมีความเป็นไปได้ในการประมวลผลให้เร็วขึ้นได้

5. สรุปผลและข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้นำเสนอการสร้างระบบตรวจนับบุคคลแบบเวลาจริงราคาประหยัดบนระบบสมองฝังตัว Raspberry Pi โดยประยุกต์อัลกอริทึม Tiny YOLO V3 โดยระบบสมองกลฝังตัวแม้ว่าจะมีทรัพยากรในการประมวลผลอย่างจำกัด อย่างไรก็ตามงานวิจัยนี้แสดงให้เห็นความเป็นไปได้สำหรับอัลกอริทึม Tiny YOLO V3 ซึ่งมีความซับซ้อนในการประมวลผลค่อนข้างมาก ความสามารถของอัลกอริทึมในการตรวจจับบุคคลมีผลต่อความถูกต้องในระบบการนับบุคคลอย่างมาก ซึ่งอัลกอริทึม Tiny YOLO V3 สามารถนำมาประยุกต์ใช้ได้ดี โดยในงานวิจัยได้ทดสอบในสภาวะแวดล้อมเฉพาะคนเดินอย่างเดียวและเดินด้วยความเร็วปกติทั่วไป ซึ่งในสภาวะแวดล้อมที่มีหลายวัตถุหรือการเดินของคนเร็วขึ้นจะส่งผลให้การนับ

ถูกต้องน้อยลง โดยส่วนหนึ่งจะสัมพันธ์กับความเร็วในการประมวลผลซึ่งในงานวิจัยจะดำเนินพัฒนาต่อไป คือ 1) ในแนวทางของซอฟแวร์คือการลดความซับซ้อนของข้อมูลโดยทำการฝึก (train) โมเดลเฉพาะวัตถุที่เป็นบุคคลเท่านั้นเนื่องจากเมื่อโมเดลพื้นฐานของ YOLO มีการฝึกโมเดลจากวัตถุอื่น ๆ นอกเหนือจากบุคคล เมื่อนำโมเดลดังกล่าวนี้มาใช้งานส่งผลให้สูญเสียเวลาในการประมวลผลและพิจารณาวัตถุที่ไม่เกี่ยวข้อง ซึ่งเป็นไปได้ที่จะสามารถลดเวลาในการประมวลผลได้ รวมถึงการพัฒนาอัลกอริทึมการนับให้เหมาะสมกับแวดล้อมที่ใช้งาน 2) ในแนวทางของฮาร์ดแวร์ เช่น การใช้อุปกรณ์ประมวลผลนิวรอน (Neural Compute Stick) เข้ามาช่วยในการประมวลผลร่วมกับ Raspberry Pi หรือ การประยุกต์ใช้บนระบบสมองกลฝังตัวแบบอื่น ๆ ที่มีหน่วยประมวลผลกราฟิก (GPU) อย่างเช่น Nvidia Jetson เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการคำนวณ

เอกสารอ้างอิง

[1] Y. Hou, G. Pang, “Automated People Counting at A Mass Site,” in *2008 IEEE International Conference on Automation and Logistics*, pp. 464-469, September 2008.

[2] “People Counting Machine,” Accessed on: Aug. 12, 2019. [Online]. Available: https://www.indiamart.com /proddetail/people-counting-machine-21294194888.html

[3] J. Redmon and A. Farhadi, “YOLOv3: An Increment all Improvement,” Technical report, *arXiv:1804.02767* (2018).

[4] R. Huang, J. Pedoeem, C. Chen, “YOLO-LITE: A Real-Time Object Detection Algorithm Optimized for Non-GPU Computers,” in *2018 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, pp. 2503-2510, December 2018.

[5] I. Gupta, V. Patil, C. Kadam, S. Dumbre, “Face Detection and Recognition Using Raspberry Pi,” in *2016 IEEE International WIE Conference on Electrical and Computer Engineering (WIECON-ECE)*, pp. 83–86, December 2016.

[6] T. Parthornratt, N. Burapanonte, W. Gunjarueg, “People Identification and Counting System Using Raspberry Pi (AU-PiCC: Raspberry Pi customer counter),” in *International Conference on Electronics, Information, and Communications (ICEIC)*, January 2016.

[7] J. Choi, X. Quan and S. Cho, “Bi-Directional Passing People Counting System Based on IR-UWB Radar Sensors,” in *IEEE Internet of Things Journal Volume: 5 Issue: 2*, pp. 512-522, June 2018.

[8] J. Barandiaran, B. Murguia, F. Boto, “Real-Time People Counting Using Multiple Lines,” in *2008 Ninth International Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Services*, pp. 159-162, May 2008.

[9] T. Chen, C. Chen, D. Wang, Y. Kuo, “A People Counting System Based on Face-Detection,” in *2010 Fourth International Conference on Genetic and Evolutionary Computing*, pp. 699-703, December 2010.

[10] C. Asha, A. Narasimhadhan, “Vehicle Counting for Traffic Management System Using YOLO and Correlation Filter,” in *IEEE International Conference on Electronics, Computing and Communication Technologies (CONECCT)*, pp. 1-6, March 2018.

[11] Jia-Ping Lin, Min-Te Sun, “A YOLO-Based Traffic Counting System,” in *Conference on Technologies and Applications of Artificial Intelligence (TAAI)*, pp. 82-85, December 2018.

[12] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, “You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection,” in *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 779–788, June 2016.

[13] V. Kharchenko and I. Chyrka, “Detection of Airplanes on the Ground Using YOLO Neural Network,” in *IEEE 17th International Conference on Mathematical Methods in Electromagnetic Theory (MMET)*, pp. 294–297, July 2018.

[14] S. Hossain, D. Lee, “Deep Learning-Based Real-Time Multiple-Object Detection and Tracking from Aerial Imagery via a Flying Robot with GPU-Based Embedded Devices,” *Sensors 19(15):3371*, July 2019.

ปราโมทย์ ปัญญาโต สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี หลักสูตรวิทยาศาสตร์บัณฑิต สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ จากมหาวิทยาลัยราชภัฏลำปาง ในปี พ.ศ. 2556 ปัจจุบันกำลังศึกษาระดับปริญญาโท สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า ระบบสมองกลฝังตัว มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร หัวข้องานวิจัยที่สนใจได้แก่ การรู้จำวัตถุและระบบสมองกลฝังตัว

นลิน สีดาห้าว สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาเอก สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า จาก Imperial College London ในปี พ.ศ. 2548 ปัจจุบันดำรงตำแหน่งผู้ช่วยศาสตราจารย์ สังกัดสถาบันนวัตกรรมมหานคร (MII) มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร หัวข้องานวิจัยที่สนใจได้แก่ วงจรและระบบดิจิตอล เอฟพีจีเอ ระบบสมองกลฝังตัว การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดและการเรียนรู้ของเครื่อง