

# การประยุกต์ใช้ระบบนำวิถีด้วยคอมพิวเตอร์วิทัศน์สำหรับ อากาศยานไร้คนขับโจมตีขนาดเล็ก

## Application of a Computer Vision Guidance System for a Small Unmanned Loitering Attack Munition

เสาวคนธ์ ภูมิมาลี<sup>1</sup>, ณัทกร พรหมอัน<sup>2</sup>, ประสาทพร วงษ์คำช้าง<sup>1</sup> และเจนวิทย์ คำพูล<sup>1</sup>  
Saowakon Pummalee<sup>1</sup>, Nattagorn Pramona<sup>2</sup>, Prasatporn Wongkamchang<sup>1</sup> and Janewit Kamphoon<sup>1</sup>

<sup>1</sup>สำนักบัณฑิตศึกษา โรงเรียนนายเรืออากาศนวมินทกษัตริยาธิราช

<sup>1</sup>Graduate School, Navaminda Kasatriyadhiraj Royal Air Force Academy

<sup>2</sup>ภาควิชาวิศวกรรมอากาศยาน โรงเรียนนายเรืออากาศนวมินทกษัตริยาธิราช

<sup>2</sup>Department of Aeronautical Engineering, Navaminda Kasatriyadhiraj Royal Air Force Academy

Received: June 22, 2024

Revised: September 10, 2024

Accepted: September 17, 2024

### บทคัดย่อ

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบนำวิถีด้วยภาพสำหรับควบคุมอากาศยานไร้คนขับโจมตีขนาดเล็กในการโจมตีเป้าหมายภาคพื้นดิน โดยการประยุกต์ใช้ระบบปัญญาประดิษฐ์ด้านคอมพิวเตอร์วิทัศน์ในการคำนวณหาตำแหน่งของเป้าหมายแล้วควบคุมการเคลื่อนที่ของอากาศยานไร้คนขับแบบมัลติโรเตอร์ให้เคลื่อนที่ไปโจมตีเป้าหมายได้ จากการทดสอบการบินจำนวน 6 เที่ยวบิน ที่มีทิศทางการเห็นภาพที่แตกต่างกัน และบินที่ความสูง 80 เมตรแล้วลดระดับความสูงเพื่อเข้าโจมตีเป้าหมายเป็นแผ่นสี่เหลี่ยมขนาด 3 เมตร x 3 เมตร ที่อยู่นิ่งภาคพื้นดิน การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของ YOLO v5 และทำการปรับค่าที่เหมาะสมพบว่า YOLO v5 ที่กำหนดค่าความแม่นยำ Confidence threshold เท่ากับ 0.001 มีประสิทธิภาพดีที่สุด โดยมีค่า Precision Recall F1 score mAP50 และ mAP50-95 ดีกว่าแบบจำลองอื่น ๆ คือ ค่า Precision นั้นมีค่าน้อยที่สุดเท่ากับ 0.794 และค่ามากที่สุดเท่ากับ 0.999 ในขณะที่ค่า Recall มีค่าน้อยที่สุดเท่ากับ 0.993 และค่ามากที่สุดเท่ากับ 1 และค่า F1 Score มีค่าน้อยที่สุดเท่ากับ 0.877 และค่ามากที่สุดเท่ากับ 0.999 ค่า mAP50 มีค่าน้อยที่สุดเท่ากับ 0.948 และค่ามากที่สุดเท่ากับ 0.995 ค่า mAP50-95 มีค่าน้อยที่สุดเท่ากับ 0.807 และค่ามากที่สุดเท่ากับ 0.935

**คำสำคัญ:** การประมวลผลภาพ ระบบนำวิถี ระบบนำทาง อากาศยานไร้คนขับโจมตี

## Abstract

The goal of this research is to create a visual guidance system that can control a small unmanned loitering attack munition that is designed to attack ground targets. By applying artificial intelligence in computer vision to calculate the location of the target and computed a trajectory for controlling the movement of the multi-rotor unmanned aerial vehicle to attack the target. Six flight tests with different visual orientations were performed and flies at a height of 80 meters and then reduces altitude to attack the target in a color-strip circle of size 3 meters x 3 meters that is stationary on the ground. Comparing the performance of YOLO v5 and making appropriate adjustments, it was found that YOLO v5, whose conf-thres value is 0.001, had the best performance with the values Precision, Recall, and the F 1 score, which is better than other models. After that, the trajectory is calculated by taking the difference between the center of the target and the center of each frame at different heights used to create a trajectory to be used in the design of the control system of an unmanned aircraft to attack the target in the future.

**Keyword:** image processing, guidance, navigation, loitering munition



## บทนำ

อากาศยานไร้คนขับโจมตีขนาดเล็ก (Loitering Attack Munitions--LAMs) เป็นอากาศยานไร้คนขับที่มีการออกแบบการติดตั้งวัตถุระเบิดเข้ากับโครงสร้างของอากาศยาน มีการนำมาใช้ในความขัดแย้งนากอร์โน-คาราบัค ระหว่างอาร์เมเนียและอาเซอร์ไบจาน จนถึงได้ว่าเป็นครั้งแรกของสงครามระบบอาวุธอากาศยานไร้คนขับโจมตีขนาดเล็ก (Voskuijl, 2022) การใช้อากาศยานไร้คนขับโจมตีขนาดเล็กมีการนำไปใช้แพร่หลายมากขึ้นในความขัดแย้งในตะวันออกกลาง แอฟริกา และยุโรปตะวันออก โดยเฉพาะความขัดแย้งระหว่างรัสเซียและยูเครนมีการใช้งานบ่อยครั้งจนเรียกได้ว่าอากาศยานไร้คนขับโจมตีเป็นยุทธโธปกรณ์หลักสถานการณ์ (Kunertova, 2023) มีการนำไปใช้งานในการกิจลาดตระเวนและสอดแนมและโจมตีเป้าหมายที่มีมูลค่าสูงขณะที่มีต้นทุนในการผลิตต่ำเนื่องจากอากาศยานไร้คนขับโจมตีขนาดเล็กสามารถประกอบรวมระบบได้ง่ายโดยใช้โครงสร้างของอากาศยานประกอบรวมเข้ากับชุดขับเคลื่อนเช่น เครื่องยนต์ขนาดเล็กหรือมอเตอร์ไฟฟ้าและติดตั้งใบพัดเพื่อใช้เป็นระบบขับเคลื่อนให้กับอากาศยานติดตั้งระบบควบคุมการบินอัตโนมัติเพื่อทำการตั้งโปรแกรม

เส้นทางการบินในการนำทางให้อากาศยานไร้คนขับเคลื่อนที่จากจุดวิ่งขึ้นไปยังเป้าหมาย แต่สำหรับอากาศยานไร้คนขับแบบโจมตีเป้าหมายนั้นยังต้องการระบบนำวิถีซึ่งจะทำหน้าที่สร้างเส้นทางการเคลื่อนที่ในขณะที่ทำการบินในอากาศอยู่นั้นให้สามารถเคลื่อนที่ไปยังเป้าหมายภาคพื้นดินได้อย่างถูกต้องแม่นยำ

การพัฒนาระบบนำทางสำหรับอากาศยานไร้คนขับโจมตีขนาดเล็กแบ่งเป็น 3 วิธี (Lu, Xue, Xia & Zhang, 2018) คือ ระบบการนำทางเฉื่อย (Inertial Navigation System--INS) ระบบนำทางด้วยดาวเทียมระบุพิกัด (GPS-Navigation System) และระบบนำทางด้วยคอมพิวเตอร์วิทัศน์ (Vision-based Navigation System) ในการที่ทำให้อากาศยานไร้คนขับพาตัวเองเคลื่อนที่จากตำแหน่งหนึ่งไปยังตำแหน่งเป้าหมายได้อย่างถูกต้อง แม่นยำ และรวดเร็วอย่างปลอดภัย วิธีการนำทางด้วยดาวเทียมระบุพิกัด นั้นมีข้อจำกัดกรณีที่อยู่ในสภาพแวดล้อมที่ไม่สามารถรับสัญญาณดาวเทียมระบุพิกัดได้ (Luo & Pei, 2007) อีกทั้งกรณีเกิดมีสัญญาณรบกวนในการรับสัญญาณดาวเทียม และระบบ INS นั้น ถ้าใช้อุปกรณ์ที่มีคุณภาพซึ่งมีราคาสูง (Conte & Doherty, 2008) ถึงแม้ว่าจะไม่มีวิธีการใดสมบูรณ์ แต่การนำทาง

ด้วยคอมพิวเตอร์วิทัศน์หรือภาพซึ่งใช้เซ็นเซอร์รับภาพที่มีราคาถูกและยืดหยุ่นกว่าได้แสดงให้เห็นถึงข้อได้เปรียบอย่างมากในการนำทางอากาศยานไร้คนขับด้วยภาพ เนื่องจากการพัฒนาอย่างรวดเร็วของคอมพิวเตอร์วิทัศน์ การระบุตำแหน่งและการทำแผนที่ด้วยภาพ การหลบหลีกสิ่งกีดขวาง และการวางแผนเส้นทางการบิน เป็นองค์ประกอบสำคัญของการนำทางด้วยภาพ ซึ่งมีแนวโน้มทิศทางการวิจัยทางด้านนี้มากยิ่งขึ้น (Arafat, Yeasir, Alam & Moh, 2023)

YOLO--You Only Look Once เป็นอัลกอริทึมการตรวจจับวัตถุ (Object Detection) ที่ใช้งานได้ดีในการระบุตำแหน่งของวัตถุที่อยู่ในภาพ โดย Redmon et al. (2016) นำเสนอ YOLO ซึ่งเป็นแนวทางใหม่ในการตรวจจับวัตถุ การออกแบบ YOLO ช่วยให้สามารถฝึกซ้อมแบบ end-to-end และความเร็วแบบเรียลไทม์ ในขณะที่ยังคงความแม่นยำโดยเฉลี่ยในระดับสูง ระบบจะแบ่งภาพที่อินพุตออกเป็นตาราง  $S \times S$  หากจุดศูนย์กลางของวัตถุตกอยู่ในเซลล์กริดเซลล์กริดนั้น จะมีหน้าที่ตรวจจับวัตถุนั้น แต่ละเซลล์กริดจะทำนายกรอบขอบเขต B และคะแนนความเชื่อมั่นสำหรับกล่องเหล่านั้น คะแนนความเชื่อมั่นเหล่านี้สะท้อนถึงความมั่นใจของแบบจำลองว่ากล่องบรรจุวัตถุและความแม่นยำที่โมเดลคิดว่ากล่องนั้นคาดการณ์ไว้ ความมั่นใจถูกกำหนดให้เป็นตัวชี้วัดของวัตถุที่ทำนายและวัตถุความจริงภาคพื้นดิน หากไม่มีวัตถุอยู่ในเซลล์นั้น คะแนนความเชื่อมั่นควรเป็นศูนย์ มิฉะนั้น คะแนนความเชื่อมั่นควรเท่ากับจุดตัดเหนือสหภาพ (IOU) ระหว่างช่องที่ทำนายกับความจริงภาคพื้นดิน กรอบขอบเขตแต่ละกล่องประกอบด้วยการทำนาย 5 แบบ:  $x y w h$  และความมั่นใจ พิกัด  $(x y)$  แสดงถึงศูนย์กลางของกล่องที่สัมพันธ์กับขอบเขตของเซลล์กริด  $w$  และ  $h$  คือ ความกว้างและความสูงที่คาดการณ์โดยสัมพันธ์กับทั้งภาพ สุดท้ายการทำนายความเชื่อมั่นแสดงถึง IOU ระหว่างกล่องที่ทำนายกับกล่องความจริงภาคพื้นดิน ในแต่ละกล่องจะประกอบไปด้วยผลการทำนาย 5 แบบ ได้แก่  $x y w h$  และความเชื่อมั่น โดยพิกัด  $(x y)$  แสดงถึง จุดศูนย์กลางของกล่องที่สัมพันธ์กับขอบเขตของเซลล์กริด ส่วน  $w$  และ  $h$  คือ ความกว้างและความสูงที่คาดการณ์โดยสัมพันธ์กับภาพทั้งหมด ซึ่งในที่สุด การทำนายความเชื่อมั่นนั้น แสดงให้เห็นถึงค่า IOU ระหว่างกล่องที่ถูกทำนายกับกล่องที่เฉลี่ย (ค่าจริงของกล่อง) ตระกูลของการตรวจจับวัตถุแบบ YOLO ส่งผลกระทบที่สำคัญต่อการพัฒนาศักยภาพการนำไปใช้งานของ

computer vision ตั้งแต่เริ่มต้นในปี ค.ศ. 2015 การปรากฏของ YOLO-v1 ได้นำเสนอความก้าวหน้าที่สำคัญ และกลายเป็นสถาปัตยกรรมแรกที่รวมสองงานที่ปกติจะแยกจากกัน โดยเป็นการรวมกันของกล่องที่ถูกทำนายและการจำแนกเข้าด้วยกัน

YOLO-v2 ก็ได้ถูกนำเสนอในช่วงเวลาต่อมา (Redmon & Farhadi, 2018) ซึ่งเป็นการปรับปรุงโครงสร้างและการปรับปรุงอย่างต่อเนื่อง เช่น batch normalization higher resolution and anchor boxes

Redmon and Farhadi (2018) ได้นำเสนอ YOLO-v3 เป็นเวอร์ชันที่ขยายหลายส่วนที่แตกต่างไปจากเวอร์ชันก่อนหน้านี้ด้วยการปรับปรุงให้ดีขึ้น รวมทั้งการแนะนำให้ใช้ objectness scores ของกล่องที่ถูกคาดการณ์ที่เพิ่มการเชื่อมต่อของ layer ที่เป็นแกนหลักและความสามารถในการทำนายผลที่มีความแตกต่างกันในสามระดับของรายละเอียด จึงทำให้ประสิทธิภาพการทำงานดีขึ้นในการตรวจจับวัตถุเป้าหมายขนาดเล็ก

หลังจากนั้นเพียงเวลาไม่นาน YOLO-v4 (Alexey et al., 2020) ก็ได้ถูกนำเสนอในเดือนเมษายน ค.ศ. 2020 ซึ่งได้กลายเป็นรุ่นแรกในตระกูล YOLO ที่ไม่ได้ถูกพัฒนาโดย Joseph Redmon ซึ่งเป็นผู้ริเริ่ม การปรับปรุงรวมถึงการรวมฟีเจอร์ที่ดีขึ้น เทคนิค Bag of Freebies--BoF และ Mish Function คือ Activation Function ออกแบบสำหรับ Neural Network มีความสามารถ Regularize ในตัวเอง และเป็นฟังก์ชันที่ไม่ใช่ฟังก์ชันทางเดียว (non-monotonic)

เวลาต่อมาเพียงไม่กี่เดือน YOLO-v5 ก็ได้ถูกนำเสนอตามมาโดย Nepal and Eslamiat (2022) ซึ่งเป็นเวอร์ชันแรกที่ไม่มีเอกสารงานวิจัย โดย YOLO-v5 นั้น อยู่บนพื้นฐานของ PyTorch บน GitHub repo ที่ให้การเขียนโค้ดแสดงกระบวนการนำไปใช้ในวัตถุประสงค์ในการค้นหาจุดลงจอดที่ปลอดภัยที่อาจเกิดขึ้นในกรณีที่ระบบการทำงานของอากาศยานไร้คนขับเกิดความล้มเหลวโดยการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของ YOLO-v3 YOLO-v4 และ YOLO-v5 ด้วยชุดข้อมูลภาพถ่ายทางอากาศที่มีชื่อว่า DOTA ผลการวิจัยสรุปว่า อัลกอริทึม YOLO-v5 มีประสิทธิภาพดีกว่า YOLO-v4 และ YOLO-v3 ในแง่ของความแม่นยำในการตรวจจับ ในขณะที่การประมวลผลช้าลงเล็กน้อย ทำให้ YOLO-v5

เข้าถึงได้กว้างขวางขึ้น โดยให้ความสำคัญกับการปฏิรูปโครงสร้างสถาปัตยกรรมภายใน

Chuyi et al. (2022) ได้พัฒนา YOLO-v6 ได้ทำการออกแบบโครงสร้างหลัก (efficientRep) และส่วนเชื่อมต่อ (rep-PAN) modules ด้วยการให้ความสำคัญกับฮาร์ดแวร์ที่มีประสิทธิภาพ นอกจากนี้ การทำรอบสี่เหลี่ยมที่ถูกสุ่มวาดบนรูปภาพเพื่อตามหาวัตถุเป็นอิสระ (anchor-free) และแนวความคิดของ decoupled head ยังได้ถูกนำเสนอ ซึ่งกล่าวเป็นนัยได้ว่า ชั้นที่เพิ่มขึ้นมาสำหรับการแยกคุณลักษณะจาก the final head ซึ่งแสดงให้เห็นการปรับปรุงประสิทธิภาพโดยรวม

Wang et al. (2022) ผู้พัฒนา YOLO-v7 ยังเน้นการปฏิรูปโครงสร้าง โดยพิจารณาปริมาณหน่วยความจำที่ต้องใช้เพื่อเรียกคืนเลเยอร์ในหน่วยความจำและระยะทางที่จำเป็นสำหรับการย้อนกลับของ gradients กล่าวคือ การย้อนกลับของ gradients ที่สั้นกว่า จึงทำให้มีประสิทธิภาพการเรียนรู้ที่เพิ่มขึ้น สำหรับการรวบรวมเลเยอร์สุดท้าย ผู้พัฒนาได้นำเสนอ E-ELAN ซึ่งเป็นการขยายของบล็อกคำนวณ ELAN

ปี ค.ศ. 2023 มีการเปิดตัวเวอร์ชันล่าสุดของตระกูล YOLO คือ YOLO-v8 โดยกลุ่มนักพัฒนา Jocher et al. (2023) ชื่อว่า Ultralytics การเปรียบเทียบเบื้องต้นของเวอร์ชันล่าสุดกับเวอร์ชันก่อนหน้าได้แสดงถึงประสิทธิภาพที่มีแนวโน้มที่ดีขึ้น ตามปริมาณงานที่เครื่องคอมพิวเตอร์สามารถประมวลผลได้ เมื่อเทียบกับการคำนวณพารามิเตอร์ที่คล้ายกัน

สำหรับงานวิจัยนี้สนใจในด้านการสร้างเส้นทางของอากาศยานไร้คนขับโจมตีขนาดเล็กด้วยเทคนิคคอมพิวเตอร์วิทัศน์ โดยประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ที่มีความสามารถตรวจจับและติดตามเป้าหมาย และทำการคำนวณค่าความผิดพลาด pixel ระหว่างจุดกึ่งกลางของเป้าหมายและจุดกึ่งกลางของภาพ (Liu et al., 2020) ในการนำทางให้อากาศยานไร้คนขับที่เคลื่อนที่ขณะทำการบินที่ความสูงเข้าโจมตีเป้าหมายภาคพื้นดิน โดยได้ทำการเลือก YOLO v5 มาใช้เพราะด้วยขนาดของโมเดลที่เล็กกว่ามาก มีความเร็วในการประมวลผลสูง ถึงจะมีความแม่นยำน้อยกว่า YOLO อื่นอยู่บ้าง แต่การนำมาใช้งานนั้นมีความสะดวกกว่ามาก เหมาะกับงานที่ต้องการความเร็วโดยเฉพาะใช้กับอากาศยาน

ไร้คนขับที่กำลังเคลื่อนที่ด้วยความเร็ว เพื่อค้นหาเป้าหมายและประมวลผลในการควบคุมการเคลื่อนที่ของอากาศยานให้ไปยังเป้าหมายที่กำหนดไว้ได้ จากการที่อากาศยานโจมตีเคลื่อนที่จากความสูงบินดังไปหาเป้าหมายภาคพื้นดิน ทำให้ภาพของเป้าหมายที่อากาศยานไร้คนขับมองเห็นนั้นมีการเปลี่ยนแปลงขนาดตลอดเวลา จึงเป็นปัญหาที่ท้าทายอีกทั้งยังไม่ค่อยมีงานวิจัยเรื่องการมองเห็นเป้าหมายของอากาศยานไร้คนขับที่มีการเปลี่ยนแปลงความสูงในการบินมากนัก

## วิธีดำเนินการวิจัย

ในการถ่ายภาพทางอากาศโดยใช้อากาศยานไร้คนขับนั้น การควบคุมการหมุนของกล้องที่ติดตั้งอยู่กับอากาศยานจำเป็นต้องศึกษาถึงระบบพิกัดอ้างอิงต่าง ๆ (Beard & McLain, 2012) เพื่อที่จะนำค่ามาใช้ในการคำนวณหาพิกัดของเป้าหมายได้ โดยเริ่มจากการเขียนแผนภาพของระบบพิกัดต่าง ๆ ดังภาพ 1

จากภาพ 1 แสดงระบบพิกัดของอากาศยานไร้คนขับที่ติดตั้งกล้องที่ชี้ไปยังเป้าหมาย กำหนดให้  $\{I\}$  เป็นพิกัดอ้างอิงเฉื่อย  $\{B\}$  เป็นระบบพิกัดฉากของโครงสร้างอากาศยานไร้คนขับ ดังนั้นเมทริกซ์การแปลงพิกัดโครงสร้างอากาศยานไร้คนขับเทียบพิกัดอ้างอิงเฉื่อย  $\{I\}$  เท่ากับ  $T_B^I$  และ  $\{C\}$  เป็นระบบพิกัดฉากของกล้องและกิมเบลที่ติดตั้งอยู่กับโครงสร้างอากาศยานไร้คนขับโดยที่แกนของโครงสร้างกล้องและกิมเบลโดยมีเมทริกซ์การแปลงพิกัด คือ

กำหนดให้  $p_{obj}^C = [x_c \ y_c \ z_c]^T$  คือ ตำแหน่งของเป้าหมายเทียบกับระบบพิกัดฉาก  $\{C\}$  ดังนั้นตำแหน่งของเป้าหมายเทียบกับระบบพิกัดอ้างอิงเฉื่อย  $\{I\}$  คำนวณได้จากสมการ

$$p_{obj}^I = T_B^I T_C^B p_{obj}^C \quad (1)$$

เมื่อตำแหน่งของโครงสร้างอากาศยานไร้คนขับ คือ

$$p_B^I = [x_B \ y_B \ z_B]^T \quad (2)$$

และแกนของพิกัดโครงสร้างอากาศยาน  $\{B\}$  หมุนเป็นมุม  $R(\phi, \theta, \psi)$  เทียบพิกัดอ้างอิงเฉื่อย  $\{I\}$  ดังนั้นเมทริกซ์การแปลงคำนวณได้จากสมการ

$$T_B^I = \begin{bmatrix} c_\theta c_\psi & c_\theta s_\psi & -s_\theta & x_B \\ s_\theta c_\psi - c_\theta s_\psi & s_\theta s_\psi + c_\theta c_\psi & s_\theta c_\theta & y_B \\ c_\phi s_\theta c_\psi + s_\phi s_\psi & c_\phi s_\theta s_\psi + c_\phi c_\psi & c_\phi c_\theta & z_B \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

โดยที่  $c_x = \cos x$  และ  $s_x = \sin x$

การคำนวณสมการเมทริกซ์การแปลงพิกัดของกล้องและกิมเบล  $\{C\}$  เกิดจากการหมุนของกิมเบลเป็นมุมกวาด (azimuth) มีค่าเท่ากับ  $\alpha$  และมุมก้มเงย (pitch) เท่ากับ  $\beta$  เทียบกับโครงสร้างอากาศยานไร้คนขับ  $\{B\}$  โดยที่ระยะห่างระหว่างจุดศูนย์กลางมวลของกล้องและจุดศูนย์กลางมวลของอากาศยานมีขนาดเล็กมาก จึงเสมือนเป็นจุดเดียวกันได้ ดังนั้นเมทริกซ์การแปลงจึงมีค่าเท่ากับ

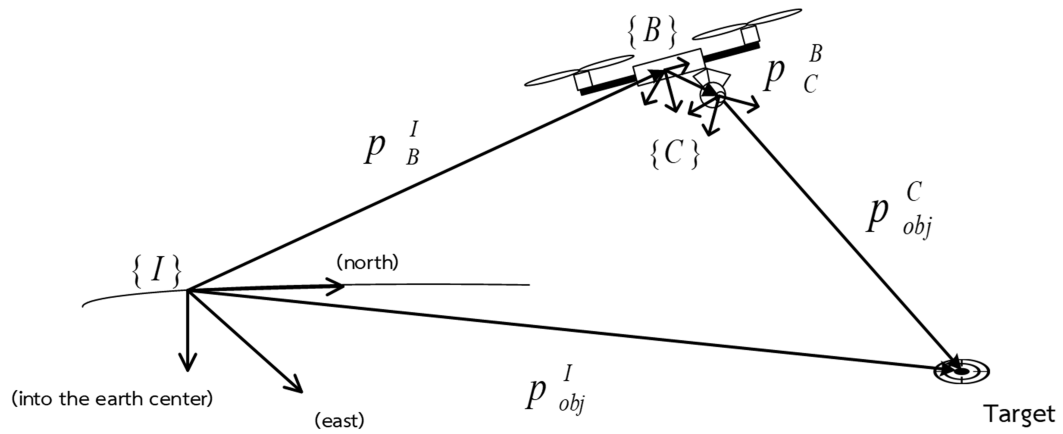
$$T_C^B = \begin{bmatrix} c_\alpha c_\beta & -s_\beta & -c_\alpha s_\beta & 0 \\ c_\beta s_\alpha & c_\alpha & -s_\alpha s_\beta & 0 \\ s_\beta & 0 & c_\beta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

โดยทั่วไปพารามิเตอร์กล้องถ่ายภาพทางกายภาพจะแบ่งออกเป็นพารามิเตอร์ภายนอกและพารามิเตอร์ภายใน พารามิเตอร์ภายนอกใช้สำหรับการคำนวณเพื่อแปลงพิกัดของวัตถุให้เป็นเฟรมพิกัดที่อยู่กึ่งกลางภาพ ในขณะที่พารามิเตอร์ภายในของกล้องจะหมายถึงความยาวโฟกัส ขนาดพิกเซล ค่าสัมประสิทธิ์ความบิดเบือนของภาพ (distortion coefficient) และจุดศูนย์กลางภาพ (Heikkila & Silvén, 1997) วิธีการหนึ่งในการสร้างแบบจำลองกล้องคือการใช้กล้องรูเข็ม (pinhole camera model) กล้องรูเข็มรุ่นนั้นมีพื้นฐานอยู่บนหลักการของความเป็นเส้นตรง โดยแต่ละจุดในพื้นที่วัตถุจะถูกฉายเป็นเส้นตรงผ่านศูนย์กลางการฉายภาพไปยังระนาบภาพ ดังภาพ 2 แสดงแบบจำลองกล้องรูเข็มรุ่นที่มีระนาบภาพอยู่ด้านหน้าเลนส์ที่ติดตั้งบนอากาศยานไร้คนขับเพื่อถ่ายภาพเป้าหมายภาคพื้นดินเนื่องจากการประมาณค่าพิกัดเป้าหมายภาคพื้นดินนั้นมี

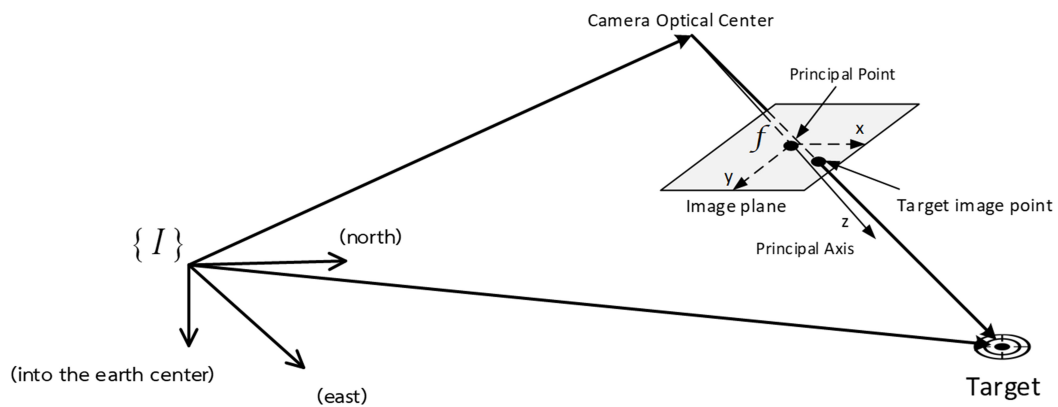
การคำนวณที่ซับซ้อนเพราะต้องคิดพารามิเตอร์ของกล้องที่ติดตั้งบนอากาศยานไร้คนขับซึ่งจะต้องใช้การปรับเทียบ ดังนั้นในการวิจัยนี้จะใช้เพียงการคำนวณพิกัดของเป้าหมายบนระนาบของภาพเท่านั้น

การทดลองให้อากาศยานไร้คนขับสามารถตรวจจับและติดตามเป้าหมายในงานวิจัยนี้ใช้อากาศยานไร้คนขับแบบมัลติโรเตอร์ที่ประกอบขึ้นเอง ติดตั้งกล้องถ่ายภาพที่มีความละเอียด 1920x1080 pixel และความเร็วการบินที่ภาพ 25 เฟรมต่อวินาทีดังภาพที่ 3(ข) เป็นการติดตามเป้าหมายที่อยู่นิ่ง โดยได้ทำเป้าหมายขนาด 3x3 ตารางเมตร เป็นลักษณะดังภาพ 3(ก) วางอยู่บนพื้นและทำการบินเก็บภาพเพื่อนำมาสร้างเป็นชุดข้อมูล (dataset) สำหรับการเทรนแบบจำลองให้ YOLO การทำรูปภาพเพื่อเป็น dataset สำหรับการ training model นั้นจะใช้กล้อง Gopro ในการบินถ่ายวิดีโอเหนือเป้า 3 ระยะ ได้แก่ 5 10 และ 20 เมตร จากนั้นทำการแยก frame จากไฟล์วิดีโอ เพื่อบันทึกเป็นรูปภาพสำหรับทำเป็น dataset ชุด training

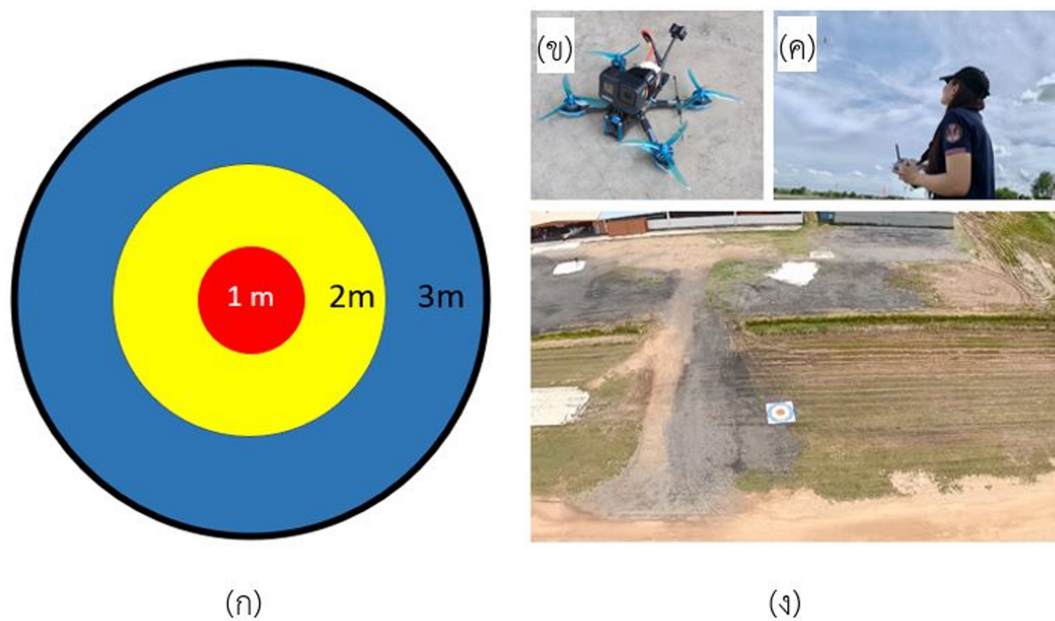
เมื่อได้ Training model เรียบร้อยแล้วในการวิเคราะห์หาแบบจำลองที่เหมาะสมโดยเลือกจาก Yolo v5 ที่มีการปรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ทดสอบกับข้อมูลภาพที่ได้จากการบินทดสอบจำนวน 6 เส้นทางการบิน ซึ่งทำการบินในเส้นทางการบินที่ขั้วบินละ 1 ครั้ง ใช้ระยะเวลาการบินประมาณ 15 วินาทีต่อเที่ยวบิน ที่ระยะห่างจากเป้าหมายประมาณ 100 เมตร ตามข้อจำกัดของกล้องที่ติดตั้งกับอากาศยานไร้คนขับ ระยะความสูง 80 เมตร ซึ่งไม่เกินความสูงตามที่สำนักงานการบินพลเรือนแห่งประเทศไทยกำหนด ดังภาพ 4 โดยในการบินทดสอบทั้ง 6 เที่ยวบินที่มีระยะห่างกันประมาณ 50 เมตร นั้นจะกำหนดเส้นทางการบินของอากาศยานไร้คนขับที่แตกต่างกันออกไปเพื่อให้ได้ภาพของเป้าหมายปรากฏบนตำแหน่งต่าง ๆ บนฉากรับภาพ รวมถึงผลกระทบที่อาจเกิดจากตำแหน่งของแสงจากดวงอาทิตย์ ดังนั้นการทดสอบการบินจะเก็บข้อมูลการบินในช่วงเวลากลางวันเนื่องจากแสงในสภาวะแวดล้อมที่ส่งภาพต่อการถ่ายภาพจากทางอากาศ และในการบินทดสอบนั้นกำหนดให้ความเร็วลมบริเวณสนามบินไม่เกิน 11 กิโลเมตรต่อชั่วโมง โดยสังเกตจากกรวยวัดความเร็วลมที่สนามบิน ทั้งนี้เพื่อให้การทดลองการบินได้ภาพจากแสงในเงื่อนไขสภาพแวดล้อมใกล้เคียงกับการนำไปประยุกต์ใช้งานจริงต่อไป



ภาพ 1 ระบบพิกัดของการถ่ายภาพทางอากาศ



ภาพ 2 แบบจำลองกล้องรูเข็มที่ติดตั้งบนอากาศยานไร้คนขับเพื่อถ่ายภาพเป้าหมายภาคพื้นดิน



ภาพ 3 การบินทดสอบการตรวจจับเป้าหมาย (ก) ภาพเป้าหมาย (ข) อากาศยานไร้คนขับที่ใช้ในการทดลอง (ค) นักบินทำการบังคับอากาศยานไร้คนขับ (ง) ภาพเป้าหมายจากกล้องที่ติดตั้งกับอากาศยานไร้คนขับ

การพัฒนาโปรแกรมระบบนำวิถีด้วยคอมพิวเตอร์วิทัศน์ นั้น มีการพัฒนาเริ่มต้นจากการนำทางด้วยภาพของหุ่นยนต์ตั้งแต่ยุค 1980s เป็นต้นมาตามที่ได้มีบททวนงานวิจัย (Desouza & Kak, 2002) และในช่วงเวลานั้นก็มีการนำระบบคอมพิวเตอร์วิทัศน์ไปประยุกต์ใช้ในการเป็นระบบช่วยในการบินของเฮลิคอปเตอร์ไร้คนขับ (Koo, Hoffmann, Sinopoli & Sastry, 1998) รวมทั้งอากาศยานไร้คนขับแบบ 4 ใบพัด (Altug, Ostrowski & Taylor, 2005) ในงานวิจัยนี้ได้พัฒนาระบบนำวิถีด้วยคอมพิวเตอร์วิทัศน์โดยประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในด้านคอมพิวเตอร์วิทัศน์ โดยใช้อัลกอริทึมในการตรวจจับวัตถุ YOLO ในการตรวจจับตำแหน่งเป้าหมายในระหว่างการบินทดสอบโดยโปรแกรมจะทำการตรวจหาเป้าหมายที่อยู่ในภาพ ซึ่งหากพบเป้าหมายจะทำการตีกรอบเป้าหมายพร้อมทั้งหาตำแหน่งจุดกึ่งกลางของเป้าหมาย หลังจากนั้นโปรแกรมจะคำนวณว่าตำแหน่งเป้าหมายนั้นอยู่ห่างจากจุดกึ่งกลางของภาพเป็นระยะในแกน  $x$  เป็น  $\Delta x$  และในแนวแกน  $y$  เป็น  $\Delta y$  ดังภาพ 5 ซึ่งผลต่าง  $\Delta x$  และ  $\Delta y$  นี้จะนำไปคำนวณสัญญาณควบคุมเพื่อให้ชุดมอเตอร์พร้อมใบพัดทั้ง 4 ชุดของอากาศยานไร้คนขับปรับแก้ความเร็วรอบ ทำให้อากาศยานไร้คนขับเปลี่ยนท่าทางการเคลื่อนที่จนกว่าตำแหน่งจุดกึ่งกลางเป้าหมายซ้อนทับกับตำแหน่งจุดกึ่งกลางภาพ หรือสิ้นสุดการบินทดสอบที่ความสูงประมาณ 10 เมตรเพื่อป้องกันการเสียหายของอากาศยานไร้คนขับไม่ให้ชนเป้าหมาย ทำให้อากาศยานไร้คนขับสามารถรักษาแนวการนำวิถีเข้าโจมตีเป้าหมายได้อย่างถูกต้องแม่นยำ

### การวัดประสิทธิภาพการตรวจจับวัตถุ

การวัดประสิทธิภาพในการตรวจจับวัตถุ สามารถทำได้โดยใช้หลายวิธี ซึ่งส่วนใหญ่จะใช้หลักการคำนวณค่า Precision Recall และ F1-score ซึ่งเป็นตัวชี้วัดที่ได้รับความนิยม ในการวัดประสิทธิภาพของระบบตรวจจับวัตถุ ดังนั้นในการวัดประสิทธิภาพในการตรวจจับวัตถุ จะใช้สมการการคำนวณ ดังนี้

Precision คือ อัตราส่วนของการตรวจจับวัตถุที่ถูกต้อง (true positives) ต่อการตรวจจับวัตถุทั้งหมด (true positives+false positives) ซึ่งหมายถึงจำนวนวัตถุที่ระบบตรวจจับได้ว่าเป็นวัตถุนั้น ๆ และเป็นวัตถุจริง ๆ ด้วย มีสมการ คือ

$$Precision = \frac{tp}{tp + fp} \quad (5)$$

โดยที่  $tp$  (true positive) หมายถึง จำนวนที่ถูกต้องที่ถูกต้องว่า เป็นวัตถุบวก โดยระบบการตรวจจับวัตถุที่ระบุว่าเป็นวัตถุบวก

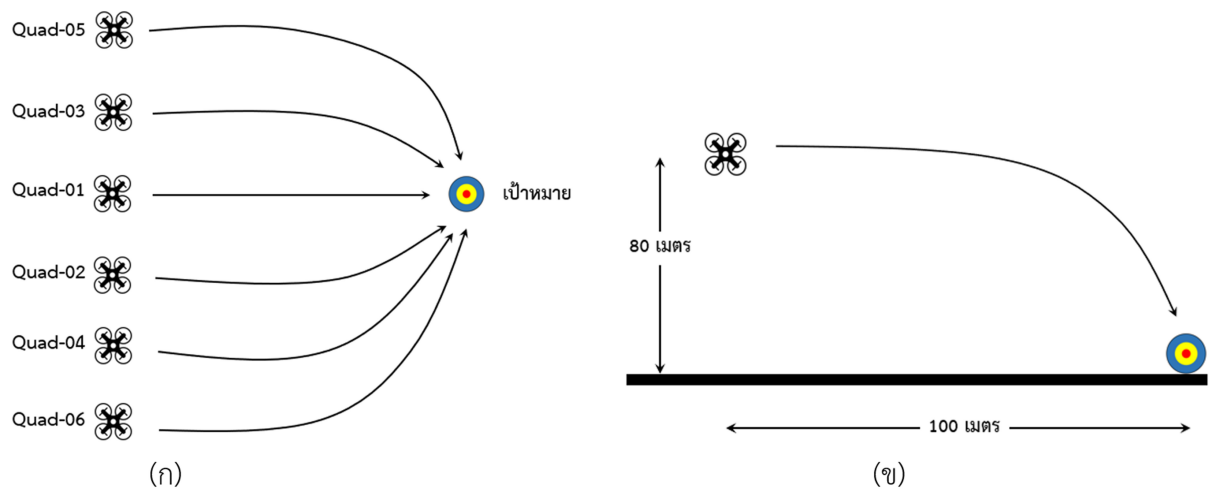
$fp$  (false positive) หมายถึง จำนวนของตัวอย่างที่ถูกตรวจจับถูกต้องว่า เป็นวัตถุลบ (negative) โดยระบบการตรวจจับวัตถุที่ระบุว่าเป็นวัตถุลบ

$tn$  (true negative) หมายถึง จำนวนของตัวอย่างที่ถูกตรวจจับว่า เป็นวัตถุบวก แต่ในความเป็นจริงแล้วไม่ใช่วัตถุบวก

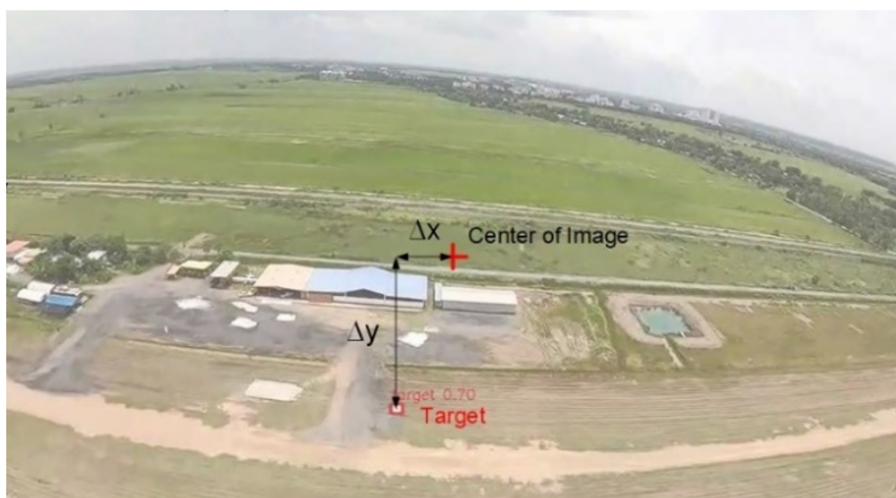
$fn$  (false negative) หมายถึง จำนวนของตัวอย่างที่ถูกตรวจจับว่า เป็นวัตถุลบ แต่ในความเป็นจริงแล้วเป็นวัตถุบวก

Recall คือ อัตราส่วนของการตรวจจับวัตถุที่ถูกต้อง (true positives) ต่อจำนวนวัตถุทั้งหมดที่เป็นวัตถุจริง ๆ ในภาพ (true positives+false negatives) ซึ่งหมายถึงจำนวนวัตถุที่ระบบตรวจจับได้ว่าเป็นวัตถุนั้น ๆ และเป็นวัตถุจริง ๆ ในภาพ มีสมการ คือ

$$Recall = \frac{tp}{tp + fn} \quad (6)$$



ภาพ 4 เส้นทางการบินในการทดลอง (ก) ภาพมองจากด้านบน (ข) ภาพมองจากด้านข้าง



(ก)



(ข)

ภาพ 5 การตรวจจับตำแหน่งเป้าหมาย (ก) การกำหนดค่าระยะห่างระหว่างจุดกึ่งกลางภาพและจุดกึ่งกลางภาพเป้าหมาย  $\Delta x$  และ  $\Delta y$  (ข) การตีกรอบเป้าหมายพร้อมทั้งแสดงอัตราเร็วของภาพต่อวินาที (FPS)

F1-score คือ เป็นผลรวมของ Precision และ Recall เข้าด้วยกันเพื่อให้ได้ค่าที่แทนความสามารถในการตรวจจับวัตถุของระบบตรวจจับวัตถุให้เป็นที่เหมาะสม ค่า F1-score จะอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยค่าที่มากก็จะแสดงว่าระบบตรวจจับวัตถุมีประสิทธิภาพสูง มีสมการ คือ

$$F1 = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (7)$$

Average Precision--AP คือ ค่าความแม่นยำเฉลี่ยคำนวณจากพื้นที่ใต้กราฟของ Precision กับ Recall หรือคำนวณได้จากสมการ

$$AP = \sum_{k=1}^N P_k \Delta R_k \quad (8)$$

โดยที่  $N$  คือ จำนวนรูปทั้งหมดที่ทยอยออกมาทั้งที่ทายถูกและทายไม่ถูก  $P_k$  คือ ค่า Precision ที่ตำแหน่ง  $k$  และ  $\Delta R$  คือ การเปลี่ยนแปลงค่า Recall ตำแหน่ง  $k-1$  และ  $k$

mean Average Precision--mAP เป็นการหาค่ากลางของค่าความแม่นยำเฉลี่ยดังแสดงในสมการ

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N AP_k \quad (9)$$

## ผลการวิจัย

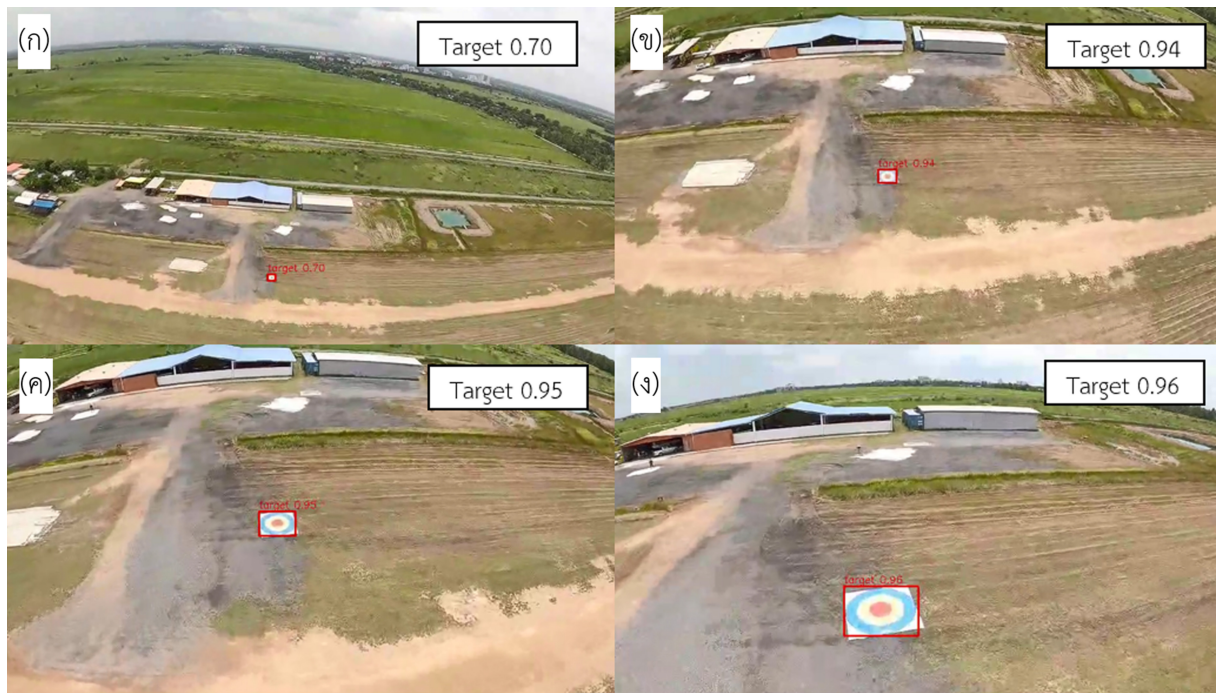
จากผลการเทรนแบบจำลองโดยใช้ YOLO v5 จากข้อมูลภาพที่ได้จากการบินที่มีจำนวน 398 รูป แบ่งเป็น Train จำนวน 275 รูป Validation จำนวน 78 รูป และ Test จำนวนเส้นทางการบินละ 82 รูป แล้วนำมาทดสอบกับวิธีที่ค้นที่ได้จากการบันทึกการบินทั้ง 6 เที่ยวบิน โดยทำการวิเคราะห์ตรวจหาตำแหน่งของเป้าหมายที่ได้กำหนดค่าความถูกต้องไว้ที่ 0.7 หรือร้อยละ 70 ขึ้นไป และถ้าหากตรวจพบเป้าหมายโปรแกรมจะทำการตีกรอบรอบเป้าหมายพร้อมทั้งคำนวณหาพิกัดของจุดกึ่งกลางของเป้าหมายพร้อมกับคำนวณหาผลต่างของตำแหน่งเป้าหมายกับจุดกึ่งกลางภาพทั้งแนวระดับและแนวดิ่ง และทำการบันทึกเป็นข้อมูลเพื่อใช้ในการคำนวณเพื่อปรับแนวการบินให้

อากาศยานไร้คนขับสามารถเคลื่อนที่เข้าหาเป้าหมายให้ถูกต้อง โดยการลดค่าผลต่างนี้ให้มีค่าเท่ากับศูนย์ จากผลการทดลองจะเห็นว่าในช่วงแรกที่อากาศยานไร้คนขับบินอยู่ในระดับความสูงและไกลจากเป้าหมายนั้น โปรแกรมสามารถตรวจจับเป้าหมายได้และเมื่ออากาศยานไร้คนขับลดระดับความสูงและบินเข้าใกล้เป้าหมาย จะทำให้สามารถตรวจจับเป้าหมายได้แม่นยำมากขึ้น ดังแสดงในภาพ 6 แสดงผลการตรวจจับภาพเป้าหมายที่ระยะความสูงแตกต่างกันและจะแสดงค่าความถูกต้องเป็นทศนิยม 2 ตำแหน่ง แสดงค่าความคล้ยคลึงกับเป้าหมาย

## ผลการวิจัยที่ได้จากการบินทดสอบภาคอากาศ

ในการหาแบบจำลอง YOLO v5 ที่เหมาะสมนั้น ได้ทำการปรับค่าตัวแปรที่สำคัญ คือ ค่า Confidence Threshold ซึ่งเป็นค่าความมั่นใจในการตรวจจับวัตถุ และถ้าค่า Confidence ของการตรวจจับนั้นมีค่าต่ำกว่า Confidence Threshold ที่กำหนด แอลกอริทึมจะไม่ตรวจจับวัตถุนั้น ๆ ในภาพ เพื่อลดจำนวนการตรวจจับที่ผิดพลาด ในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้ทำการปรับค่า Confidence Threshold ทั้งหมดเท่ากับ 0.001 0.9 0.8 และ 0.7 เมื่อทดสอบกับวิธีที่ค้นที่ได้จากการเก็บข้อมูลการบินและคำนวณประสิทธิภาพ Precision Recall F1 score mAP50 และ mAP50-95 ได้ค่าดังตาราง 1

จากตาราง 1 จะเห็นว่าวิธีการ YOLO v5 ที่มีค่า Confidence threshold เท่ากับ 0.001 จะมีค่า Precision Recall และ F1 score ดีกว่าวิธีการอื่น ๆ ในทางปฏิบัติ ค่า Confidence Threshold ที่ใช้จะขึ้นอยู่กับวัตถุประสงค์ของงานที่ต้องการ และความต้องการในการลดค่า False Positive คือ การตรวจจับวัตถุที่ไม่มีจริง หรือความต้องการในการลดค่า False Negative คือ การไม่ตรวจจับวัตถุที่มีจริง โดยทั่วไปแล้ว ค่า Confidence Threshold จะถูกปรับให้สูงขึ้นเมื่อต้องการลด False Positive และถูกปรับให้ต่ำลงเมื่อต้องการลด False Negative ดังนั้นในกรณีการตรวจจับวัตถุด้วยกล้องที่ติดตั้งบนอากาศยานไร้คนขับนั้น เพื่อให้สามารถตรวจจับวัตถุในขณะที่อากาศยานไร้คนขับ บินอยู่ที่ความสูง การตั้งค่า Confidence Threshold นั้นควรจะเลือกให้มีค่าต่ำ ๆ ดังตารางแสดงผลการทดลอง



ภาพ 6 ผลการbinทดสอบอากาศยานไร้คนขับในการตรวจหาเป้าหมายภาคพื้นดิน (ก) ภาพเป้าหมายที่มีความถูกต้องเท่ากับ 0.7 หรือร้อยละ 70 ที่ความสูง 80 เมตร (ข) ภาพเป้าหมายที่มีความถูกต้องเท่ากับ 0.94 ที่ความสูง 50 เมตร (ค) ภาพเป้าหมายที่มีความถูกต้องเท่ากับ 0.95 ที่ความสูง 25 เมตร และ (ง) ภาพเป้าหมายที่มีความถูกต้องเท่ากับ 0.96 ที่ความสูง 8 เมตร

## ตาราง 1

### ประสิทธิภาพการตรวจจับวัตถุ

| Model                      | Precision | Recall | F1 score | mAP50 | mAP50-95 |
|----------------------------|-----------|--------|----------|-------|----------|
| YOLO v5 (conf-thres 0.001) | 1         | 1      | 1        | 0.995 | 0.791    |
| YOLO v5 (conf-thres 0.9)   | 1         | 0.878  | 0.935    | 0.939 | 0.777    |
| YOLO v5 (conf-thres 0.8)   | 1         | 0.951  | 0.975    | 0.976 | 0.803    |
| YOLO v5 (conf-thres 0.7)   | 1         | 0.988  | 0.994    | 0.993 | 0.812    |

หลังจากปรับค่า Confidence threshold ของแบบจำลอง YOLO v5 จนได้ค่าที่เหมาะสมแล้ว ลำดับต่อไปเป็นการนำแบบจำลอง YOLO v5 ทำการทดสอบกับวิดีโอที่ได้จากการบันทึกในการบินทดสอบทั้ง 6 เที่ยวบิน และคำนวณหาประสิทธิภาพของการตรวจจับวัตถุทั้ง 3 ค่า คือ Precision Recall F1 score mAP50 และ mAP50-95 ได้ผลการคำนวณประสิทธิภาพของแบบจำลอง YOLO v5 ดังแสดงในตาราง 2

จากตาราง 2 เป็นผลการคำนวณประสิทธิภาพของการตรวจจับเป้าหมายด้วย YOLO v5 จากการบันทึกภาพการบินของอากาศยานไร้คนขับทั้ง 6 เที่ยวบิน พบว่าค่า Precision นั้น มีค่าน้อยที่สุดเท่ากับ 0.794 และค่ามากที่สุดเท่ากับ 0.999 ในขณะที่ค่า Recall มีค่าน้อยที่สุดเท่ากับ 0.993 และค่ามากที่สุดเท่ากับ 1 และค่า F1 Score มีค่าน้อยที่สุดเท่ากับ 0.877 และค่ามากที่สุดเท่ากับ 0.999 ค่า mAP50 มีค่าน้อยที่สุดเท่ากับ 0.948 และค่ามากที่สุดเท่ากับ 0.995 ค่า mAP50-95 มีค่าน้อยที่สุดเท่ากับ 0.807 และค่ามากที่สุดเท่ากับ 0.935

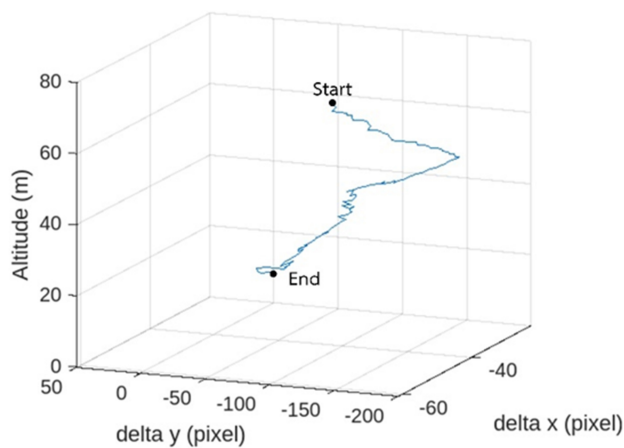
นอกจากการคำนวณประสิทธิภาพของการตรวจจับเป้าหมายแล้ว อีกวัตถุประสงค์หนึ่งของการวิจัย คือ การคำนวณหาความแตกต่างของจุดกึ่งกลางเป้าหมายที่ตรวจจับได้กับจุดกึ่งกลางของภาพ หรือค่าผลต่าง  $\Delta x$  และ  $\Delta y$  ซึ่งค่าผลต่างนี้เป็นค่าที่ถูกส่งไปยังระบบควบคุมการบินอัตโนมัติของอากาศยานไร้คนขับ เพื่อใช้คำนวณสัญญาณควบคุมในการปรับทิศทางเคลื่อนที่ของอากาศยานไร้คนขับให้สามารถบินเข้าโจมตีเป้าหมายได้อย่างแม่นยำต่อไป อย่างไรก็ตามในงานวิจัยนี้มีขอบเขตเพียงการคำนวณค่าผลต่าง  $\Delta x$  และ  $\Delta y$  เพื่อใช้สำหรับสำหรับการควบคุมการเคลื่อนที่ของอากาศยานไร้คนขับแบบมัลติโรเตอร์เพื่อกำหนดเส้นทางการเคลื่อนที่ไปโจมตีเป้าหมาย โดยมีผลการคำนวณจุดในรูปแบบ  $((\Delta x, \Delta y, h))$  เมื่อ  $\Delta x$  คือ ผลต่างของจุดกึ่งกลางเป้าหมายและจุดกึ่งกลางของภาพเป็นระยะในแกน  $x$  และ  $\Delta y$  คือ ผลต่างของจุดกึ่งกลางเป้าหมายและจุดกึ่งกลางของภาพเป็นระยะในแกน  $y$  และ  $h$  คือ ความสูงของอากาศยานไร้คนขับจังหวะที่เฟรมภาพนั้นถูกนำมาใช้ในการคำนวณ โดยความสูงนี้ได้นำค่ามาจากค่าความสูงที่วัดได้จากระบบนำทางด้วยดาวเทียม

จากภาพ 7 จะเห็นว่า เมื่ออากาศยานไร้คนขับบินที่ระยะทางและความสูงที่กำหนดมายังเป้าหมายในช่วงแรกนั้น ยังไม่สามารถตรวจจับเป้าหมายได้ เมื่อมีการตรวจจับเป้าหมายและค่าความถูกต้องมีความน่าจะเป็นเป้าหมายมีค่าเท่ากับหรือมากกว่า 0.7 หรือร้อยละ 70 ขึ้นไป จึงระบุว่า เป็นเป้าหมาย โปรแกรมจะทำการตีกรอบสี่เหลี่ยมรอบเป้าหมายพร้อมทั้งคำนวณค่าผลต่าง  $\Delta x$  และ  $\Delta y$  และบันทึกค่าความสูง  $h$  ตลอดเส้นทางการบิน นำมาสร้างเป็นกราฟแบบ 3 มิติแสดงในภาพ 7(ก) เมื่อโปรแกรมตรวจจับเป้าหมายได้ในครั้งแรกกำหนดให้เป็นจุดเริ่มต้น (start) เป็นการเริ่มต้นการตรวจจับและติดตามเป้าหมายจากนั้นอากาศยานไร้คนขับจะลดระดับความสูงลงมาถึงจุดสิ้นสุดการทำงานของโปรแกรม (end) เมื่อค่า  $\Delta x$  และ  $\Delta y$  ลดลงจนเป็นศูนย์หรือถึงความสูงที่ต่ำที่สุดที่มีการกำหนดไว้ ภาพ 7(ข) แสดงค่าผลต่าง  $\Delta x$  และ  $\Delta y$  ในระนาบของภาพตลอดเส้นทางการบินในช่วงที่มีการตรวจจับภาพและติดตามภาพเป้าหมาย โดยจะสังเกตเห็นได้ว่า ค่าผลต่าง  $\Delta x$  และ  $\Delta y$  มีแนวโน้มลดลงทั้งสองแนวแกนซึ่งหมายความว่าอากาศยานไร้คนขับมีการปรับทิศทางการบินให้สามารถเข้าสู่เป้าหมายได้โดยที่ตำแหน่งเริ่มต้นมีการตรวจจับเป้าหมายซึ่งจุดกึ่งกลางเป้าหมายมีระยะห่างจากจุดกึ่งกลางภาพหรือค่า  $\Delta x$  เป็นระยะประมาณ 60 pixel และเมื่ออากาศยานไร้คนขับทำการบินและลดระดับความสูงลงมาถึงสิ้นสุดการบินที่ความสูงกำหนดก่อนถึงเป้าหมาย ค่า  $\Delta x$  มีแนวโน้มลดลงอย่างต่อเนื่องจนเกือบเข้าใกล้ศูนย์ในภาพ 7(ค) มีระยะห่างของจุดกึ่งกลางเป้าหมายมีระยะห่างจากจุดกึ่งกลางภาพเป็นระยะประมาณ 23 pixel และค่าผลต่าง  $\Delta y$  เริ่มต้นขณะที่มีการตรวจจับเป้าหมาย ซึ่งจุดกึ่งกลางเป้าหมายมีระยะห่างจากจุดกึ่งกลางภาพเป็นระยะประมาณ 150 pixel และลดลงจนเท่ากับศูนย์ที่ตำแหน่งสิ้นสุดการบินดังภาพ 7(ง)

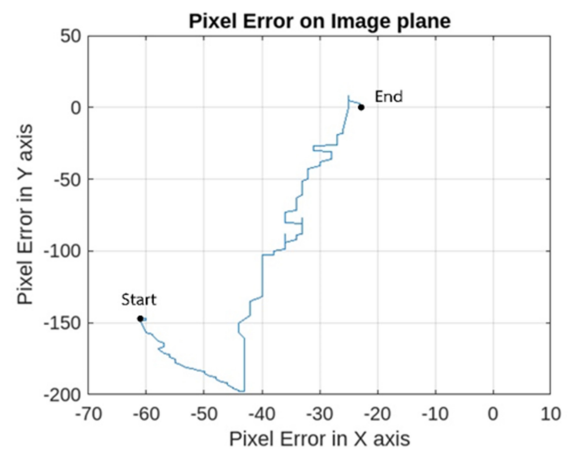
## ตาราง 2

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง YOLO v5

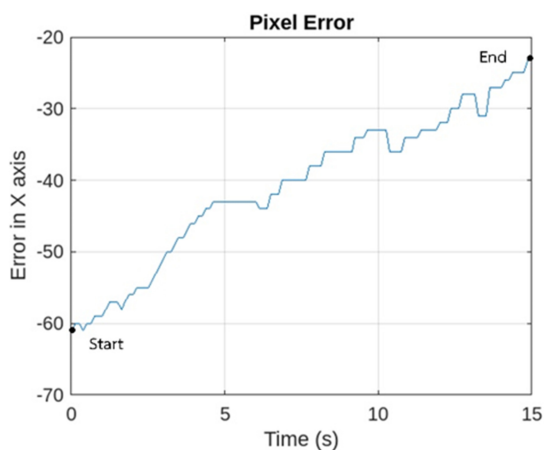
| Flight Test | Precision | Recall | F1 score | mAP50 | mAP50-95 |
|-------------|-----------|--------|----------|-------|----------|
| Quad-01     | 0.999     | 1.000  | 0.999    | 0.995 | 0.901    |
| Quad-02     | 0.998     | 1.000  | 0.999    | 0.995 | 0.854    |
| Quad-03     | 0.794     | 0.979  | 0.877    | 0.948 | 0.807    |
| Quad-04     | 0.998     | 1.000  | 0.999    | 0.995 | 0.935    |
| Quad-05     | 0.975     | 1.000  | 0.987    | 0.995 | 0.896    |
| Quad-06     | 0.996     | 1.000  | 0.998    | 0.995 | 0.900    |
| All (Quad)  | 0.933     | 0.993  | 0.962    | 0.991 | 0.880    |



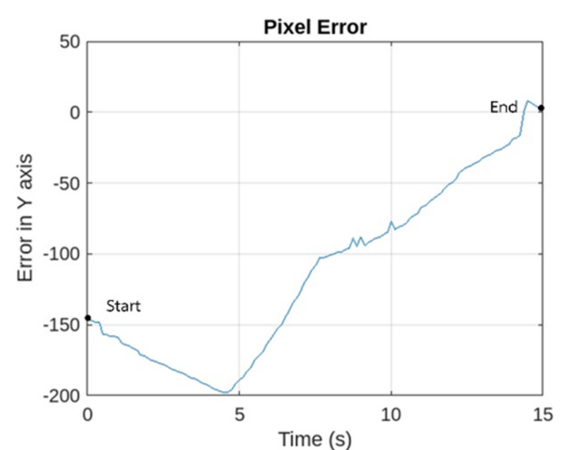
(ก)



(ข)



(ค)



(ง)

ภาพ 7 แสดงผลการคำนวณค่าผลต่าง  $\Delta x$ ,  $\Delta y$  ของภาพเป้าหมายกับจุดกึ่งกลางภาพ (ก) แสดงภาพ 3 มิติของค่า  $\Delta x$ ,  $\Delta y$  และความสูง (Altitude) (ข) การเปลี่ยนแปลง  $\Delta x$  และ  $\Delta y$  ตั้งแต่จุด start จนถึงจุดสิ้นสุด end (ค) ค่า  $\Delta x$  ตลอดระยะเวลาในการบินตั้งแต่จุด start จนถึงจุดสิ้นสุด end (ง) ค่า  $\Delta y$  ตลอดระยะเวลาในการบินตั้งแต่จุด start จนถึงจุดสิ้นสุด end

## สรุปและอภิปรายผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้หาแบบจำลองที่เหมาะสมโดยเลือกจาก Yolo v5 โดยการปรับค่า Confidence Threshold เท่ากับ 0.001 ซึ่งมีความเหมาะสมกับการตรวจจับวัตถุจากการบินของอากาศยานไร้คนขับ จากการบันทึกภาพการบินของอากาศยานไร้คนขับทั้ง 6 เที่ยวบิน พบว่า ค่า Precision นั้นมีค่าน้อยที่สุดเท่ากับ 0.794 และค่ามากที่สุดเท่ากับ 0.999 ในขณะที่ค่า Recall มีค่าน้อยที่สุดเท่ากับ 0.993 และค่ามากที่สุดเท่ากับ 1 และค่า F1 Score มีค่าน้อยที่สุดเท่ากับ 0.877 และค่ามากที่สุดเท่ากับ 0.999 ค่า mAP50 มีค่าน้อยที่สุดเท่ากับ 0.948 และค่ามากที่สุดเท่ากับ 0.995 ค่า mAP50-95 มีค่าน้อยที่สุดเท่ากับ 0.807 และค่ามากที่สุดเท่ากับ 0.935 การเลือกใช้ค่า Confidence Threshold ที่น้อยอาจมีประโยชน์ในกรณีที่ความถูกต้องในการตรวจจับมีความสำคัญมากกว่าความเร็วหรือประสิทธิภาพของการทำงาน เมื่อค่า Confidence Threshold มีค่าน้อยลงจะทำให้ระบบตรวจจับวัตถุมีโอกาสตรวจจับวัตถุได้มากขึ้น ซึ่งอาจนำไปสู่สถานการณ์ที่มีการตรวจจับวัตถุเทียบเท่ามากขึ้น แม้ว่าจะมีการตรวจจับวัตถุที่ไม่แม่นยำ หรือ False

Positive เพิ่มขึ้นด้วย อย่างไรก็ตาม การเลือกใช้ค่า Confidence Threshold ที่ต่ำอาจจะทำให้เกิดปัญหาของ False Positive ที่เพิ่มขึ้น ซึ่งอาจจะต้องพิจารณาความสมดุลระหว่างการตรวจจับที่ถูกต้องและประสิทธิภาพในการทำงานเพื่อเลือกใช้ค่า Confidence Threshold ที่เหมาะสมกับงานและการใช้งานในแต่ละกรณี สำหรับการคำนวณค่าความผิดพลาด pixel ระหว่างจุดกึ่งกลางของเป้าหมายและจุดกึ่งกลางของภาพ เพื่อนำมาเป็นข้อมูลสำหรับการปรับแก้ท่าทางการบินของอากาศยานไร้คนขับให้สามารถเคลื่อนที่เป้าหมายได้อย่างถูกต้องนั้น มีความสอดคล้องกับงานวิจัยของ Liu et al. (2020) คือ อากาศยานไร้คนขับจะพยายามเคลื่อนที่เข้าหาเป้าหมายโดยการลดค่าความผิดพลาด pixel ทั้งในแกน  $x$  และแกน  $y$  ที่อยู่ในระนาบของภาพ อย่างไรก็ตาม การทดลองในงานวิจัยนี้ในเบื้องต้นยังไม่ได้มีการออกแบบระบบควบคุมที่สมบูรณ์นักจึงทำให้การลดค่าความผิดพลาด pixel ในการทดลองยังได้ผลไม่ดัดนัก ซึ่งการออกแบบระบบควบคุมแบบป้อนกลับที่มีประสิทธิภาพจะเป็นแนวทางในการวิจัยในอนาคตต่อไป



## References

- Altug, E., Ostrowski, J. P., & Taylor, C. J. (2005). Control of a quadrotor helicopter using dual camera visual feedback. *The International Journal of Robotics Research*, 24(5), 329-341. [https://d1.amobbs.com/bbs\\_upload782111/files\\_29/ourdev\\_559047.pdf](https://d1.amobbs.com/bbs_upload782111/files_29/ourdev_559047.pdf)
- Arafat, M. Y., Alam, M. M., & Moh, S. (2023). Vision-based navigation techniques for unmanned aerial vehicles: Review and challenges. *Drones*, 7(2), 89. <https://doi.org/10.3390/drones7020089>
- Beard, R. W., & McLain, T. W. (2012). *Small unmanned aircraft: Theory and practice*. New Jersey: Princeton University Press
- Bochkovskiy, A., Wang, C., & Liao, H. M. (2020). YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection. *ArXiv*, 2004, 10934. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.10934>
- Chuyi, L., Lulu, L., Hongliang, J., Kaiheng, W., Yifei, G., Liang, L., Zaidan, K., Qingyuan, L., Meng, C., Weiqiang, N., Yiduo, L., Bo, Z., Yufei, L., Linyuan, Z., Xiaoming, X., Xiangxiang, C., Xiaoming, W., & Xiaolin, W. (2022). YOLOv6: A single-stage object detection framework for industrial applications. *ArXiv*, 2209, 02976. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2209.02976>

- Conte, G., & Doherty, P. (2008). An integrated UAV navigation system based on aerial image matching. *2008 IEEE Aerospace Conference* (pp. 1-10). USA: IEEE
- Heikkila, J., & Silvén, O. (1997). A four-step camera calibration procedure with implicit image correction. *In Proceedings of 1997 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 1106-1112). Washington DC: IEEE
- Hosseinpour, H. R., Samadzadegan, F., & DadrasJavan, F. (2017). Precise target geolocation and tracking based on UAV video imagery. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLI-B6, 2016 XXIII ISPRS Congress, 12–19 July 2016* (pp. 243–249). Prague, Czech Republic: ISPRS. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLI-B6-243-2016>
- Jocher, G., Chaurasia, A., Qiu, J., & YOLO by Ultralytics. (2023). *Ultralytics YOLOv8*. Retrieved from <https://github.com/ultralytics/ultralytics>
- Koo, T. J., Hoffmann, F., Sinopoli, B., & Sastry, S. (1998). Hybrid control of an autonomous helicopter. *Proceedings of IFAC Workshop on Motion Control, Grenoble* (pp. 1-6). France: IFAC. <https://bit.ly/4fltZgb>
- Kunertova, D. (2023). The war in Ukraine shows the game-changing effect of drones depends on the game. *Bulletin of the Atomic Scientists*, 79(2), 95–102. <https://doi.org/10.1080/00963402.2023.2178180>
- Liu, X., Yang, Y., Ma, C., Li, J., & Zhang, S. (2020). Real-time visual tracking of moving targets using a low-cost unmanned aerial vehicle with a 3-Axis Stabilized Gimbal System. *Applied Sciences*, 10(15), 5064. <https://doi.org/10.3390/app10155064>
- Lu, Y., Xue, Z., Xia, G. S., & Zhang, L. (2018). A survey on vision-based UAV navigation. *Geo-Spatial Information Science*, 21(1), 21–32. <https://doi.org/10.1080/10095020.2017.1420509>
- Luo, P., & Pei, H. (2007). An Autonomous Helicopter with Vision Based Navigation. *IEEE International Conference on Control and Automation* (pp. 2595-2599). Guangzhou, China: IEEE
- Nepal, U., & Eslamiat, H. (2022). Comparing YOLOv3, YOLOv4 and YOLOv5 for autonomous landing spot detection in faulty UAVs. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 22(2), 464. <https://doi.org/10.3390/s22020464>
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. *In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 779-788). Las Vegas, USA: IEEE

- Redmon, J., & Farhadi, A. (2018). YOLOv3: An incremental improvement. *ArXiv*, 1804, 02767.
- Voskuijl, M. (2022). Performance analysis and design of loitering munitions: A comprehensive technical survey of recent developments. *Defence Technology*, 18(3), 325-343.  
<https://doi.org/10.1016/j.dt.2021.08.010>
- Wang, C. Y., Bochkovskiy, A., & Liao, H. Y. M. (2022). YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors. *ArXiv*, 2207, 02696.  
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2207.02696>
- Wang, X., Li, W., Guo, W., & Cao, K. (2021). SPB-YOLO: An efficient real-time detector for unmanned aerial vehicle images. *Proceedings of the 2021 international conference on artificial intelligence in information and communication (ICAIIIC)* (pp. 99-104). Jeju Island: IEEE.
- Zhang, J., Wan, G., Jiang, M., Lu, G., Tao, X., & Huang, Z. (2023). Small object detection in UAV image based on improved YOLOv5. *Systems Science & Control Engineering*, 11(1), 2247082.  
<https://doi.org/10.1080/21642583.2023.2247082>

