

การประเมินประสิทธิภาพของเทคนิคการเพิ่มคุณภาพของภาพ เพื่อการตรวจจับกรวยจราจรในช่วงเวลาพลบค่ำด้วย YOLOv8

วิระ ศรีมาลา^{1*} ฤกษ์ ชินสาร¹ อธิตา อ่อนเอื้อน¹ และ คงฤช ปิตานนท์²

วันที่รับ 11 พฤษภาคม 2568 วันที่แก้ไข 29 พฤษภาคม 2568 วันที่ตอบรับ 30 พฤษภาคม 2568

บทคัดย่อ

การวิจัยนี้มุ่งศึกษาผลกระทบของเทคนิคการเพิ่มคุณภาพของภาพในรูปแบบต่าง ๆ ที่มีต่อประสิทธิภาพของระบบตรวจจับกรวยจราจรโดยใช้สถาปัตยกรรม YOLOv8 โดยจำลองสถานการณ์การวางกรวยจราจรตามแนวไหล่ทางทั้งสองฝั่งของถนน เพื่อใช้เป็นสัญญาณเตือนและลดความเสี่ยงของอุบัติเหตุจากสภาพไหล่ทาง การเก็บข้อมูลดำเนินการผ่านการบันทึกวิดีโอจริงโดยใช้กล้องสมาร์ทโฟนติดหน้ารถยนต์ ซึ่งมีเซนเซอร์ CMOS และเลนส์มุมกว้างที่ความละเอียด 1920 x 1080 พิกเซล ในช่วงเวลาพลบค่ำระหว่างเวลา 18.30 - 19.00 น. ซึ่งเป็นช่วงที่ค่าความสว่างของแสงโดยทั่วไปอยู่ในช่วงประมาณ 1 - 10 ลักซ์ ส่งผลให้ทัศนวิสัยต่ำและความคมชัดของภาพลดลงอย่างมีนัยสำคัญ วิดีโอดังกล่าวถูกสกัดออกมาเป็นจำนวน 900 เฟรม จากนั้นเฟรมทั้งหมดจะถูกจัดเป็นชุดข้อมูลพื้นฐานชุดที่ 1 (SRC) และสำเนาอีก 5 ชุด เพื่อเข้าสู่กระบวนการปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยเทคนิคต่าง ๆ ได้แก่ 1) การปรับเชิงเส้น (LIN) 2) การปรับสมดุลฮิสโตแกรม (HE) 3) การเพิ่มคุณภาพของภาพแบบลอการิทึม (LOG) 4) การปรับเชิงเส้นรวมกับการจัดการความอึมตัวของสี (LIN - SAT) และ 5) การปรับสมดุลฮิสโตแกรมโดยจำกัดความแปรปรวน (CLAHE) กระบวนการตรวจจับกรวยจราจรดำเนินการด้วยสถาปัตยกรรม YOLOv8 โดยใช้โมเดลเฉพาะทางที่ผ่านการฝึกฝนเพื่อการตรวจจับกรวยโดยเฉพาะ การประเมินประสิทธิภาพใช้ตัวชี้วัด ได้แก่ จำนวนกรวยเฉลี่ยต่อเฟรม ความแม่นยำ (Precision) ความครอบคลุม (Recall) ค่าความสมดุลระหว่างความแม่นยำและความครอบคลุม (F1 Score) ความถูกต้อง (Accuracy) และค่าเฉลี่ยความเชื่อมั่น (Average Confidence) ผลการทดลองพบว่า การประมวลผลภาพด้วยการปรับสมดุลฮิสโตแกรมโดยจำกัดความแปรปรวนให้ประสิทธิภาพโดยรวมดีที่สุด โดยได้จำนวนกรวยเฉลี่ยต่อเฟรมเท่ากับ 4.7 ความแม่นยำเท่ากับ 98.74% ความครอบคลุมเท่ากับ 77.78% ค่าความสมดุลระหว่างความแม่นยำและความครอบคลุมเท่ากับ 87.01% ความถูกต้องเท่ากับ 77.01% และค่าเฉลี่ยความเชื่อมั่นเท่ากับ 62.22% ดังนั้น การประยุกต์ใช้เทคนิคการปรับสมดุลฮิสโตแกรมโดยจำกัดความแปรปรวนจึงมีศักยภาพในการเพิ่มประสิทธิภาพและความน่าเชื่อถือของระบบตรวจจับกรวยจราจรด้วย YOLOv8 ภายใต้สภาพแสงน้อยได้อย่างมีนัยสำคัญ

คำสำคัญ: YOLOv8, การตรวจจับกรวยจราจร, การเพิ่มคุณภาพของภาพ, การตรวจจับวัตถุ

¹ คณะวิทยาการสารสนเทศ, มหาวิทยาลัยบูรพา

² คณะครุศาสตร์, มหาวิทยาลัยราชภัฏรำไพพรรณี

* ผู้แต่ง, อีเมล: 67810033@go.buu.ac.th

Performance Evaluation of Image Enhancement Techniques for Traffic Cone Detection Under Twilight Conditions Using YOLOv8

Wira Srimala ^{1*} Krisana Chinnasarn ¹ Athita Onuean ¹ and Konggrit Pitanon ²

Received 11 May 2025, Revised 29 May 2025, Accepted 30 May 2025

Abstract

This paper presents the performance evaluation of various image enhancement techniques applied to traffic cone detection using YOLOv8 architecture. A real - world simulation was conducted by placing traffic cones along both sides of a roadway to serve as visual warning signals in twilight conditions. Data collection was performed through real video recording using a smartphone camera mounted on the car's dashboard. The camera features a CMOS sensor and a wide-angle lens, capturing images at a resolution of 1920 x 1080 pixels during twilight hours (18.30 - 19.00). Ambient illumination levels typically range between 1 and 10 lux, resulting in significantly reduced visibility and image clarity. A total of 900 video frames were extracted and organized into one base dataset (SRC) and then duplicated into five additional sets. They were processed using five enhancement techniques: 1) Linear Adjustment (LIN) 2) Histogram Equalization (HE) 3) Logarithmic Enhancement (LOG) 4) Linear Adjustment with Saturation Handling (LIN-SAT) and 5) Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE). Traffic cone detection was performed using a YOLOv8 model specifically trained for this task. Evaluation metrics included Average Cone Count per frame, Precision, Recall, F1 Score, Accuracy, and Average Confidence. Experimental results showed that CLAHE yielded the best overall performance, detecting an average of 4.7 cones per frame with 98.74% Precision, 77.78% Recall, an F1 Score of 87.01%, 77.01% Accuracy, and 62.22% Average Confidence. The results confirm that CLAHE significantly improves the robustness and accuracy of YOLOv8 - based traffic cone detection under low - light conditions.

Keywords: YOLOv8, Safety cone detection, Image enhancement, Object detection

¹ Faculty of Informatics, Burapha University

² Faculty of Education, Rambhai Barni Rajabhat University

* Corresponding author, Email: 67810033@go.buu.ac.th

1. บทนำ

ในปัจจุบัน เทคนิคการประมวลผลภาพเข้ามามีบทบาทสำคัญในเทคโนโลยีสมัยใหม่หลากหลายระบบ เช่น ระบบยานยนต์ไร้คนขับ ระบบตรวจสอบโครงสร้างพื้นฐาน และระบบรักษาความปลอดภัยอัจฉริยะ โดยระบบเหล่านี้จำเป็นต้องพึ่งพาข้อมูลภาพและวิดีโอที่มีคุณภาพสูงภายใต้สภาวะแวดล้อมจริง เพื่อให้สามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะระบบรักษาความปลอดภัยในการขับขี่ยานพาหนะ แม้ว่าปัจจุบันเทคโนโลยีกล้องถ่ายภาพและการประมวลผลภาพจะพัฒนาไปจนมีคุณภาพสูงเพียงพอสำหรับการใช้งานในระบบต่าง ๆ แล้วก็ตาม แต่ในสภาพแวดล้อมจริงยังมีหลายปัจจัยที่ไม่สามารถควบคุมได้ ซึ่งส่งผลกระทบต่อคุณภาพของข้อมูลภาพและวิดีโอ ทำให้เกิดข้อผิดพลาดในการประมวลผลและการวิเคราะห์ โดยเฉพาะในระบบที่เกี่ยวข้องกับความปลอดภัยบนท้องถนน ซึ่งอาจก่อให้เกิดความเสียหายทั้งต่อชีวิตและทรัพย์สินได้

หนึ่งในปัจจัยสำคัญที่ยังคงเป็นอุปสรรคหลักคือ สภาพแสงน้อย ซึ่งพบได้บ่อยในช่วงเวลากลางคืนหรือในพื้นที่ที่มีแสงสว่างจำกัด เช่น ถนนในชนบท อาคาร ใต้ดิน [1] แม้กระทั่งในเขตเมืองที่มีไฟส่องสว่างอย่างเพียงพอ ก็ยังพบปัญหาแสงไม่เพียงพอในช่วงเวลาพลบค่ำ ซึ่งเป็นช่วงเวลาพิเศษที่แสงจากธรรมชาติลดลงอย่างรวดเร็ว ขณะที่แสงจากไฟถนนและไฟหน้ารถยังไม่สามารถให้ความสว่างได้อย่างเต็มที่ ปัญหานี้ส่งผลต่อการบันทึกภาพและการมองเห็นของมนุษย์โดยตรง

การทำงานภายใต้สภาพแสงน้อยนำไปสู่การลดลงของคุณลักษณะเชิงภาพสำคัญ เช่น ความสว่าง ความเปรียบต่าง ความคมชัดของขอบภาพ และความละเอียดของรายละเอียดพื้นผิว ซึ่งส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของกระบวนการตรวจจับวัตถุ การจำแนกประเภท และการติดตามวัตถุ ในช่วงไม่กี่ปี

ที่ผ่านมา นักวิจัยได้พัฒนาเทคนิคการปรับปรุงคุณภาพของภาพ เพื่อยกระดับคุณภาพของภาพในสภาพแสงน้อย โดยมีเป้าหมายเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการตรวจจับวัตถุต่าง ๆ เช่น การตรวจจับคน การจำแนกรถยนต์ การตรวจจับสัญญาณไฟจราจร และการประเมินสภาพพื้นผิวถนน อย่างไรก็ตาม งานวิจัยที่มุ่งเน้นเฉพาะการตรวจจับกรวยจราจรในช่วงเวลาพลบค่ำยังมีค่อนข้างจำกัด [2]

ด้วยเหตุนี้ ผู้วิจัยจึงได้ทำการศึกษาและทดลองตรวจจับกรวยจราจรในช่วงเวลาดังกล่าวเพื่อสร้างความปลอดภัยบนท้องถนน ภาพที่ใช้ในการศึกษาได้จากวิดีโอที่บันทึกด้วยกล้องสมาร์ทโฟน ซึ่งมีเซนเซอร์ CMOS คุณภาพสูง และเลนส์หลักมุมกว้าง 80 - 85 องศา ความละเอียดภาพ 1920 × 1080 พิกเซล ติดตั้งหน้ารถ โดยรถยนต์เคลื่อนที่ด้วยความเร็วเฉลี่ย 30 - 40 กิโลเมตรต่อชั่วโมง อีกทั้งยังได้จัดทำชุดข้อมูลของกรวยจราจรในช่วงเวลาที่มีสภาพแสงน้อยระหว่างเวลา 18.30 - 19.00 น. ซึ่งมีค่าความสว่างของแสงโดยทั่วไปอยู่ในช่วงประมาณ 1 - 10 ลักซ์ และมุ่งศึกษาผลกระทบของเทคนิคการเพิ่มคุณภาพของภาพหลายรูปแบบที่มีต่อประสิทธิภาพของการตรวจจับกรวยจราจรด้วยสถาปัตยกรรม YOLOv8 รวมถึงเปรียบเทียบประสิทธิภาพการตรวจจับระหว่างชุดภาพต้นฉบับ (ไม่ปรับแต่ง) กับชุดภาพที่ผ่านการปรับปรุงด้วยเทคนิค 5 รูปแบบ ได้แก่ LIN, HE, LOG, LIN-SAT และ CLAHE

2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 การประมวลผลภาพในสภาพแสงน้อย

สภาพแสงน้อยเป็นหนึ่งในปัจจัยสำคัญที่ส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของข้อมูลภาพ ซึ่งก่อให้เกิดปัญหาหลักหลายประการ ได้แก่ ความสว่างต่ำ ความเปรียบต่างต่ำ การสูญเสียรายละเอียดของวัตถุ และการลดทอนความคมชัดของขอบวัตถุ ปัญหาเหล่านี้

มีผลกระทบอย่างมีนัยสำคัญต่อกระบวนการวิเคราะห์และประมวลผลภาพ เช่น การนับวัตถุ การตรวจจับวัตถุ การจำแนกประเภท และการติดตามวัตถุ โดยเฉพาะในสภาพแวดล้อมที่มีแสงจำกัด เช่น ช่วงเวลากลางคืน ถนนในชนบท ช่วงเวลาพลบค่ำที่มีค่าความสว่างอยู่ในช่วง 1-10 ลักซ์ ทำให้ภาพที่ได้มีคุณภาพต่ำลง การประมวลผลภาพนี้จึงเป็นกระบวนการที่สำคัญเพื่อฟื้นฟูคุณลักษณะเชิงภาพและช่วยปรับปรุงประสิทธิภาพของระบบการวิเคราะห์ภาพให้ถูกต้องและมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น

2.2 เทคนิคการเพิ่มคุณภาพของภาพ

s คือ ค่าความเข้มของพิกเซล

หลังการแปลงลอการิทึม

r คือ ค่าความเข้มของพิกเซล

ก่อนการแปลงลอการิทึม

c คือ ค่าคงที่สำหรับการปรับขนาด

ในลอการิทึม

การเพิ่มคุณภาพของภาพ หมายถึง กระบวนการปรับปรุงลักษณะของภาพต้นฉบับ เพื่อให้เหมาะสมต่อการวิเคราะห์และประมวลผลในขั้นตอนถัดไป โดยเฉพาะในกรณีของภาพที่ถ่ายในสภาพแวดล้อมที่มีแสงน้อย ซึ่งส่งผลต่อประสิทธิภาพของระบบการตรวจจับวัตถุ เทคนิคการปรับปรุงภาพที่ใช้ในการศึกษานี้มีทั้งหมด 5 วิธี ได้แก่

1) วิธีเชิงเส้น (Linear Scaling: LIN)

การปรับค่าความสว่างและความเปรียบต่างของภาพด้วยวิธีเชิงเส้นเป็นเทคนิคพื้นฐานในกระบวนการปรับปรุงคุณภาพของภาพดิจิทัล โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อยืดช่วงค่าความเข้มของพิกเซลให้อยู่ในช่วงที่ต้องการ เช่น 0 - 255 ซึ่งช่วยเพิ่มความเปรียบต่างของภาพและทำให้รายละเอียดในภาพชัดเจนยิ่งขึ้น [3] กระบวนการของวิธีเชิงเส้นประกอบด้วย การแปลงค่าความเข้มของพิกเซลในภาพต้นฉบับให้อยู่ในช่วงใหม่ที่กำหนด โดยใช้สมการเชิงเส้นดังสมการที่ (1)

$$I_{out} = \left(\frac{I_{in} - I_{min}}{I_{max} - I_{min}} \right) \times (O_{max} - O_{min}) + O_{min} \quad (1)$$

โดยที่

2) การปรับสมมูลฮิสโตแกรม (HE)

เป็นเทคนิคการกระจายค่าความสว่างของภาพให้สม่ำเสมอทั่วทั้งภาพ เพื่อเพิ่มความเปรียบต่างโดยรวม [4] โดยใช้สมการที่ (2)

$$s_k = \text{round} \left(\frac{\text{cdf}(r_k) - \text{cdf}_{\min}}{(M \times N) - \text{cdf}_{\min}} \times (L - 1) \right) \quad (2)$$

โดยที่

3) การเพิ่มคุณภาพภาพแบบลอการิทึม (LOG)

I_{in} คือ ค่าความเข้มของพิกเซล

ในภาพต้นฉบับ

I_{out} คือ ระดับความเข้มของพิกเซล

หลังการแปลง

I_{min} คือ ค่าความเข้มต่ำสุดของพิกเซล

I_{max} คือ ค่าความเข้มสูงสุดของพิกเซล

O_{min} คือ ค่าความเข้มต่ำในภาพผลลัพธ์

O_{max} คือ ความเข้มสูงสุดในภาพผลลัพธ์

เทคนิคการปรับภาพโดยใช้ฟังก์ชันลอการิทึม เพื่เน้นรายละเอียดในพื้นที่ที่มีความสว่างต่ำโดยเพิ่มความสว่างในบริเวณเหล่านั้นให้ชัดเจนขึ้น [3] โดยใช้สมการที่ (3)

$$S = c \cdot \log(1 + r) \quad (3)$$

โดยที่

S_k คือ ค่าความเข้มของพิกเซลใหม่

r_k คือ ระดับความเข้มของพิกเซล

ก่อนการแปลง

$cdf(r_k)$ คือ ฟังก์ชันการแจกแจงสะสม
ที่ระดับความเข้ม r_k

cdf_{min} คือ ค่าฟังก์ชันการแจกแจงสะสม
ที่ไม่เป็นศูนย์ที่น้อยที่สุด

$M \times N$ คือ จำนวนพิกเซลทั้งหมดในภาพ

L คือ จำนวนระดับความเข้ม
(เช่น 256 สำหรับภาพ 8 บิต)

I' คือ ค่าความเข้มของพิกเซล
หลังการแปลง

I คือ ระดับความเข้มของพิกเซล
ภาพต้นฉบับ

I_{min} คือ ค่าความเข้มต่ำสุด

I_{max} คือ ค่าความเข้มสูงสุด

4) การปรับเชิงเส้นพร้อมการจัดการความอึดตัวของสีในภาพ (LIN-SAT)

เป็นเทคนิคที่ต่อยอดจากวิธีเชิงเส้น โดยเพิ่มเติมการจัดการค่าความอึดตัว เพื่อหลีกเลี่ยงการขยายค่าสีเกินจริง [3] โดยใช้สมการที่ (4)

$$I' = \min \left(\max \left(\frac{I - I_{min}}{I_{max} - I_{min}} \times 255, 0 \right), 255 \right) \quad (4)$$

โดยที่

5) การปรับสมดุลฮิสโตแกรมแบบจำกัดความแปรปรวนต่าง (CLAHE)

เป็นวิธีปรับปรุงคุณภาพของภาพเพื่อเพิ่มความคมชัดและเน้นรายละเอียดของวัตถุต่าง ๆ ให้ชัดเจนยิ่งขึ้น โดยวิธีนี้ถูกพัฒนาต่อยอดมาจากเทคนิค การปรับสมดุลฮิสโตแกรมแบบดั้งเดิม [5] ซึ่ง CLAHE จะทำการปรับค่าความสว่างของภาพในแต่ละบริเวณย่อย (local region) แยกกัน โดยเน้นการกระจายค่าเฉพาะในบริเวณที่มีค่าความเข้มของพิกเซลสูงกว่าค่าเฉลี่ย เพื่อป้องกันไม่ให้เกิดการขยายคอนทราสต์มากเกินไปในพื้นที่ที่มีความสว่างอยู่

2.3 หลักการตรวจจับวัตถุ

การตรวจจับ เป็นกระบวนการพื้นฐานในงานประมวลผลภาพ ที่มีวัตถุประสงค์เพื่อระบุตำแหน่งและจำแนกประเภทของวัตถุในภาพ กระบวนการนี้ประกอบด้วยสองขั้นตอนหลัก ได้แก่ การระบุพิกัดของวัตถุด้วยกรอบสี่เหลี่ยม และการจำแนกประเภท [6]

การตรวจจับวัตถุมีความสำคัญอย่างยิ่งในระบบที่ต้องการข้อมูลเชิงพื้นที่แบบเวลาจริง เช่น ระบบขับช้อตโนมัติและระบบช่วยเหลือผู้ขับขี่ขั้นสูง ความแม่นยำและความเร็วของการตรวจจับขึ้นอยู่กับทั้งคุณภาพของข้อมูลภาพและสถาปัตยกรรมของโมเดลที่ใช้

2.4 YOLOv8 สำหรับการตรวจจับวัตถุ

YOLO (You Only Look Once) เป็นสถาปัตยกรรมการตรวจจับวัตถุแบบ Single - Stage ที่มีจุดเด่นในด้านความเร็วและความแม่นยำ โดย YOLOv8 เป็นรุ่นที่พัฒนาจากตระกูล YOLO ซึ่งได้มีการปรับปรุงโครงสร้างโมเดล เช่น การนำโมดูลการเรียนรู้เชิงลึกที่มีประสิทธิภาพสูงขึ้น และการใช้เทคนิคการประมวลผลล่วงหน้าแบบอัจฉริยะเพื่อยกระดับผลลัพธ์การตรวจจับ [7] YOLOv8 มีความสามารถในการตรวจจับวัตถุขนาดเล็กในสถานะแสงน้อยได้ดียิ่งขึ้น อีกทั้งยังเหมาะสำหรับการใช้งานที่ต้องการการประมวลผลแบบเวลาจริง เช่น การตรวจจับกรวยจราจรบนถนนในสภาพแสงน้อยที่มีความเสี่ยงต่ออุบัติเหตุสูง

2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในช่วงไม่กี่ปีที่ผ่านมา มีงานวิจัยหลายชิ้นที่มุ่งพัฒนาเทคนิคการตรวจจับวัตถุในสภาพแสงน้อย ตัวอย่าง เช่น [8] ได้นำเสนอวิธีการตรวจจับกรวยจราจรแบบเรียลไทม์ โดยใช้การผสานข้อมูลสีและข้อมูลความลึกผ่าน YOLOv4 ซึ่งประสบความสำเร็จในการตรวจจับกรวยจราจร แต่ไม่ได้เน้นการแก้ปัญหาในช่วงเวลาพลบค่ำที่มีสภาพแสงจางอย่างชัดเจน นอกจากนี้

Z. Lin และคณะ [9] ได้พัฒนา YOLO - LLTS สำหรับการตรวจจับป้ายจราจรในสภาพแสงน้อย โดยเสริมประสิทธิภาพการเพิ่มคุณภาพภาพและการโต้ตอบคุณลักษณะข้ามสาขา แม้ว่างานวิจัยเหล่านี้จะมีความก้าวหน้า แต่ยังไม่มียานใดที่มุ่งเน้นเฉพาะการตรวจจับกรวยจราจรในช่วงเวลาพลบค่ำโดยตรง ดังนั้น การวิจัยในครั้งนี้จึงมีบทบาทสำคัญในการเติมเต็มช่องว่างดังกล่าว

3. วิธีการวิจัย

ในการศึกษานี้ ได้ดำเนินการออกแบบการทดลองเพื่อวิเคราะห์ประสิทธิภาพของการตรวจจับกรวยจราจรในสภาพแวดล้อมที่มีแสงน้อยในช่วงเวลาพลบค่ำ (Twilight) ซึ่งเป็นช่วงเวลาที่แสงธรรมชาติลดลงอย่างต่อเนื่อง แต่ระบบไฟส่องสว่างบนท้องถนนยังไม่สามารถให้แสงได้เพียงพอ ส่งผลให้ภาพถ่ายจากกล้องมีความสว่างไม่สม่ำเสมอ และลดทอนความสามารถในการตรวจจับวัตถุขนาดเล็ก เช่น กรวยจราจรที่ตั้งอยู่บนผิวถนน โดยมีขั้นตอนดังนี้



รูปที่ 1 การวางกรวยจราจรสำหรับการทดลอง

3.1 การจัดเตรียมสภาพแวดล้อม

การทดลองนี้ดำเนินการในพื้นที่ถนนจริงที่มีสภาพแสงใกล้เคียงกับสถานการณ์ใช้งานจริงช่วงเวลาก่อนพระอาทิตย์ตก ระหว่างเวลา 18.30 - 19.00 น. ซึ่งเป็นช่วงเวลาที่กล้องทั่วไปจะเริ่มสูญเสียรายละเอียดของภาพเนื่องจากความสว่างที่ลดลงอย่างรวดเร็ว กรวยจราจร

ถูกวางไว้ในตำแหน่งต่าง ๆ ตามแนวขอบถนน จำนวน 12 กรวย แสดงดังรูปที่ 1 โดยใช้กรวยจราจรขนาด 27 x 45 เซนติเมตร แสดงดังรูปที่ 2 เพื่อจำลองสถานการณ์กรวยจราจรกีดขวางขนาดเล็ก



รูปที่ 2 กรวยจราจรขนาด 27 x 45 เซนติเมตร

3.2 การบันทึกวิดีโอ

กล้องบันทึกวิดีโอถูกติดตั้งในยานพาหนะบริเวณกึ่งกลางรถดังแสดงในรูปที่ 3 และขับเคลื่อนผ่านบริเวณที่มีการจัดวางกรวย โดยการบันทึกวิดีโอดำเนินต่อเนื่องจนหมดระยะที่วางกรวยในอัตรา 30 เฟรมต่อวินาที ได้ข้อมูลรวมประมาณ 900 เฟรม ซึ่งถูกนำมาใช้ในกระบวนการวิเคราะห์และปรับปรุงคุณภาพของภาพในขั้นตอนถัดไป

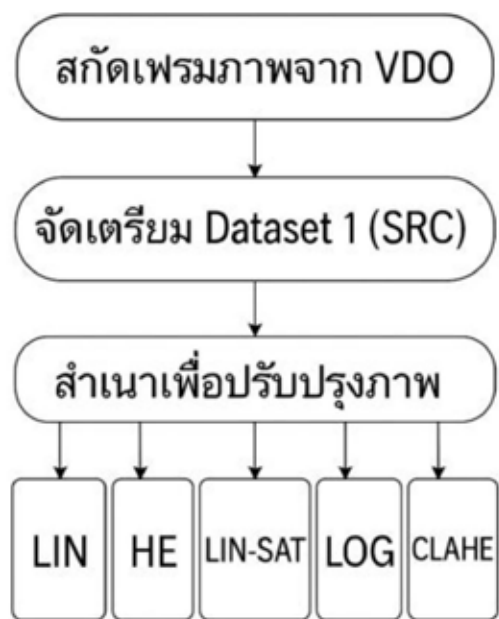


รูปที่ 3 การวางกล้องบันทึกวิดีโอในรถ

3.3 การปรับปรุงคุณภาพของภาพจากวิดีโอ

หลังจากแปลงวิดีโอเป็นภาพนิ่งให้อยู่ในช่วง 900 - 1,000 เฟรม ในช่วงเวลาแสงพลบค่ำ จะทำการตรวจสอบจำนวนเฟรมที่บันทึกได้ โดยก่อนดำเนินการ

ประมวลผลภาพจากวิดีโอ จำเป็นต้องตรวจสอบจำนวนเฟรมทั้งหมดเพื่อควบคุมการวนลูบและประเมินปริมาณข้อมูลที่ต้องประมวลผล โดยในการวิจัยนี้ใช้คำสั่งจากไลบรารี OpenCV เพื่อดึงจำนวนเฟรมทั้งหมดภายในวิดีโอ โดยภาพแต่ละเฟรมจะมีลักษณะของแสงที่ไม่สม่ำเสมอ ความสว่างต่ำ และความเปรียบต่างไม่เพียงพอ ส่งผลต่อการตรวจจับวัตถุโดยตรง โดยได้ภาพชุดแรกที่ยังไม่ได้ปรับแต่งภาพ เป็น ชุดข้อมูลชุดที่ 1 (ชุด SRC) จากนั้นจึงได้นำภาพชุดข้อมูลชุดที่ 1 ทำสำเนาเพิ่มอีก 5 ชุดข้อมูล เพิ่มเข้าสู่กระบวนการเพิ่มคุณภาพภาพ (Image Enhancement) โดยใช้เทคนิคต่าง ๆ ทั้งหมด 5 วิธี ได้แก่ 1) การปรับเชิงเส้น (LIN), 2) การปรับสมดุลฮิสโตแกรม (HE), 3) การเพิ่มคุณภาพของภาพแบบลอการิทึม (LOG), 4) การปรับเชิงเส้นพร้อมการจัดการความอึมตัวของสี (LIN-SAT) และ 5) การปรับสมดุลฮิสโตแกรมแบบจำกัดความเปรียบต่าง (CLAHE) ดังแสดงในรูปที่ 4



รูปที่ 4 การเตรียมชุดข้อมูลเพื่อปรับปรุงคุณภาพของภาพ

3.4 การตรวจจับกรวยจราจรและการวิเคราะห์ผลเชิงภาพ

ในขั้นตอนนี้เป็นการส่งภาพทั้งหมด 6 ชุดข้อมูลชุดข้อมูลละ 900 ภาพ โดยแบ่งเป็นชุดข้อมูลที่ผ่านการเพิ่มคุณภาพภาพจำนวน 5 เทคนิค และชุดข้อมูลต้นฉบับที่ไม่ได้ปรับแก้ 1 ชุดข้อมูล เข้าสู่กระบวนการตรวจจับวัตถุด้วยโมเดล YOLOv8n โดยการดำเนินการตรวจจับกรวยจราจรครั้งนี้ได้กำหนดค่า confidence threshold ให้คงที่ และใช้การตรวจจับ ตามค่าพื้นฐานของ YOLOv8n โดยจะทำการตรวจจับกรวยจราจรที่ปรากฏในภาพจากทั้ง 6 ชุดข้อมูล หากตรวจพบกรวยจราจร โมเดลจะทำการวาดกรอบสีเหลี่ยมรอบวัตถุ พร้อมแสดงค่าความมั่นใจ (Confidence Score) บนภาพและส่งออกเป็นภาพใหม่ที่มีการระบุกรอบวัตถุไว้ เพื่อใช้ในการสร้างวิดีโอ หรือเก็บเป็นผลลัพธ์สำหรับการประเมินประสิทธิภาพต่อไป

3.5 การวิเคราะห์ประสิทธิภาพและสรุปผลการวิจัย

การวิเคราะห์ประสิทธิภาพของการตรวจจับกรวยจราจรในงานวิจัยเป็นการเปรียบเทียบผลลัพธ์จากการตรวจจับภาพที่ผ่านการเพิ่มคุณภาพด้วยเทคนิคต่าง ๆ และใช้โมเดล YOLOv8 เป็นเครื่องมือหลักในการตรวจจับกรวยจราจรในแต่ละเฟรม การวิเคราะห์ประกอบด้วยการประมวลผลภาพที่ได้จากแต่ละเทคนิคผ่านโมเดล YOLOv8 จากนั้นจึงบันทึกผลลัพธ์การตรวจจับเพื่อวิเคราะห์ด้วยตัวชี้วัดสำคัญ ได้แก่

1) Precision: ความแม่นยำของการตรวจจับ

โดยความแม่นยำของการตรวจจับ คือ อัตราส่วนของจำนวนการตรวจจับกรวยจราจรที่ถูกต้อง (True Positives) ต่อจำนวนการตรวจจับได้ทั้งหมด (True Positives + False Positives)

2) Accuracy: ความถูกต้องโดยรวมของระบบ

คือ อัตราส่วนของจำนวนการตรวจจับที่ถูกต้องทั้งหมด (True Positives + True Negatives) ต่อจำนวนทั้งหมดของการตรวจจับและไม่ตรวจจับ

3) Recall: ความครอบคลุมของการตรวจจับ

โดยความครอบคลุมของการตรวจจับ คือ อัตราส่วนของจำนวนการตรวจจับที่ถูกต้อง (True Positives) ต่อจำนวนวัตถุทั้งหมดที่ควรตรวจจับได้ (True Positives + False Negatives)

4) F1 Score คือ ค่าความสมดุลระหว่าง Precision และ Recall โดยมีสมการดังสมการที่ (5)

$$F1\ Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

การใช้ F1 Score จะช่วยให้สามารถ ประเมินความสมดุลระหว่างการตรวจจับวัตถุที่ถูกต้อง (True Positives) และการหลีกเลี่ยงการตรวจจับวัตถุที่ผิดพลาด (False Positives และ False Negatives) ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะในสภาพแวดล้อม ที่มีแสงน้อยหรือมีสิ่งรบกวนสูง เช่น เวลากลางคืน ช่วงเวลาพลบค่ำ ซึ่งอาจส่งผลต่อความสามารถของโมเดล ในการตรวจจับวัตถุได้

5) Average Confidence: ค่าความมั่นใจเฉลี่ย ในการตรวจจับ

คือ ค่าเฉลี่ยของค่าความมั่นใจในการตรวจจับ แต่ละครั้ง

6) Average Cone Count: จำนวนกรวยที่ตรวจจับ ได้โดยเฉลี่ยต่อเฟรม

คือ ค่าเฉลี่ยของจำนวนกรวยที่ตรวจจับได้ ในแต่ละเฟรม โดยข้อมูลทั้งหมดถูกจัดเก็บและประเมิน ในรูปแบบเชิงตัวเลข โดยนำค่าที่ได้จากแต่ละเทคนิค มาเปรียบเทียบกับในเชิงสถิติ เพื่อวิเคราะห์ว่าเทคนิคใด ส่งผลต่อประสิทธิภาพของการตรวจจับกรวยจราจร ได้ดีที่สุดภายใต้สภาพแสงน้อย ทั้งในด้านความแม่นยำ และจำนวนการตรวจพบวัตถุ [10]

4. ผลการวิจัย

4.1 ผลการทดลองบันทึกข้อมูล

ในพื้นที่ทดลองช่วงเวลาพลบค่ำ 18.30 - 19.00 น. มีมุมอับแสง มีหลังคาโรงจอดรถ และมีรั้วไม้ปกคลุม เมื่อถึงเวลาพลบค่ำจะมีผลกระทบต่อการถ่ายภาพ จึงเหมาะสมที่จะทดลองบริเวณนี้เป็นอย่างมาก โดยวิดีโอ ที่บันทึกได้ มีข้อมูลเฟรมภาพ 900 เฟรม ตรงตามกำหนด จากนั้นจะทำการสกัดเพื่อส่งไปดำเนินการปรับปรุงภาพ ด้วยเทคนิคต่าง ๆ ในขั้นตอนถัดไป โดยตัวอย่าง วิดีโอ ที่ถ่ายในช่วงเวลาพลบค่ำแสดงดังรูปที่ 5



รูปที่ 5 ภาพจากวิดีโอที่บันทึกในช่วงเวลาพลบค่ำ

4.2 ผลการตรวจจับกรวยจราจรและการวิเคราะห์ ผลเชิงภาพ

4.2.1 ผลการวิเคราะห์ผลเชิงภาพ เป็นการวิเคราะห์ ภาพด้วยสายตาในเบื้องต้น เพื่อพิจารณาลักษณะภาพ ที่ได้ หลังจากการปรับปรุงภาพโดยตัวอย่าง ผลการวิเคราะห์เชิงภาพด้วยสายตา จากรูปตัวอย่าง รูปที่ 6 ซึ่งประกอบด้วยเฟรมตัวอย่างที่ได้จากวิดีโอ เดียวกันจาก 6 ชุดข้อมูล สามารถวิเคราะห์ภาพด้วย สายตาได้ ดังรูปที่ 6

1) ภาพต้นฉบับ (SRC) ภาพบนซ้าย: ภาพมีระดับ ความสว่างปานกลาง ให้ภาพที่ไม่สว่างหรือมืดจนเกินไป รายละเอียดของวัตถุในระยะกลางยังสามารถมองเห็น ได้ค่อนข้างชัดเจน การตรวจจับวัตถุทำได้ในระดับ ที่น่าพอใจ

2) ภาพจากการเพิ่มคุณภาพภาพแบบลอการิทึม (LOG) ภาพบนขวา: ภาพโดยรวมดูมืดลงเล็กน้อย แต่มีความเปรียบต่างดีขึ้นในบางพื้นที่ วัตถุใกล้กล้องสามารถมองเห็นและตรวจจับได้อย่างชัดเจน อย่างไรก็ตาม บริเวณพื้นถนนบางส่วนยังมีเงามืด ซึ่งอาจส่งผลต่อความแม่นยำของการตรวจจับ

3) ภาพจากการปรับเชิงเส้น (LIN) ภาพกลางซ้าย: ผลการปรับเชิงเส้นให้ผลลัพธ์ที่สมดุลทั้งในแง่ของแสงและความเปรียบต่างภาพมีความสม่ำเสมอทั่วทั้งเฟรม สามารถตรวจจับวัตถุได้แม้ในบริเวณขอบภาพ

4) ภาพจากการปรับเชิงเส้นพร้อมการจัดการความอึมตัวของสี (LIN - SAT) ภาพกลางขวา : ภาพมีลักษณะซีดลง และความเปรียบต่างลดลงเมื่อเทียบกับการปรับเชิงเส้น ส่งผลให้ขอบวัตถุบางส่วนไม่คมชัด โดยเฉพาะวัตถุในระยะไกล ซึ่งอาจทำให้ YOLOv8 ตรวจจับวัตถุได้ไม่ครบถ้วน

5) การปรับสมดุลฮิสโตแกรม (HE) ภาพล่างซ้าย: ภาพมีความสว่างสูงเกินไปในบางบริเวณของภาพ เกิดปรากฏการณ์แสงล้น ซึ่งอาจทำให้โมเดลตรวจจับกรวยจราจรผิดพลาด หรือระบุขอบวัตถุไม่ถูกต้อง โดยเฉพาะเมื่อฉากหลังมีความสว่างมาก

6) การปรับสมดุลฮิสโตแกรมแบบจำกัดความเปรียบต่าง (CLAHE) ภาพล่างขวา: เป็นภาพที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด โดยให้ความเปรียบต่างที่เหมาะสม รายละเอียดของพื้นผิวถนน กรวยจราจร และเส้นจราจรปรากฏอย่างชัดเจน ทำให้ YOLOv8 สามารถตรวจจับกรวยได้เกือบครบทุกตำแหน่งในภาพ

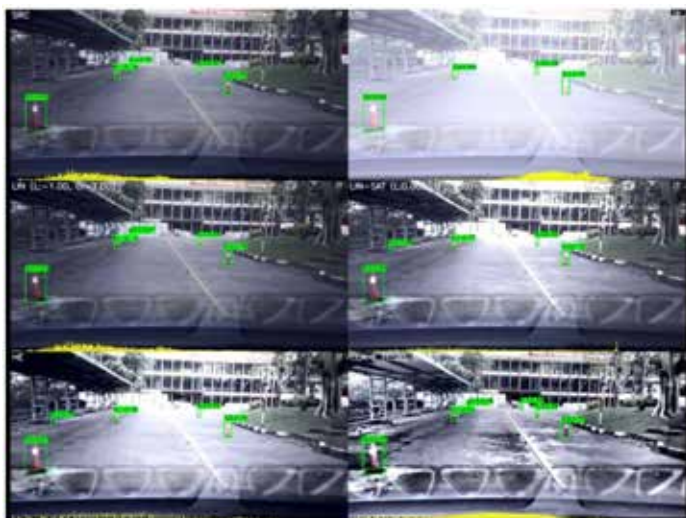
โดยสรุปจากการวิเคราะห์แบบเชิงภาพด้วยสายตาเบื้องต้น พบว่า เทคนิคการปรับสมดุลฮิสโตแกรมแบบจำกัดความเปรียบต่าง ช่วยทำให้ภาพมีคุณภาพดีที่สุด รองรับการตรวจจับวัตถุได้อย่างมีประสิทธิภาพ และสอดคล้องกับผลการประเมินเชิงตัวเลขที่จะนำเสนอในหัวข้อถัดไป

4.2.2 ผลการประเมินผลประสิทธิภาพการตรวจจับกรวยจราจร

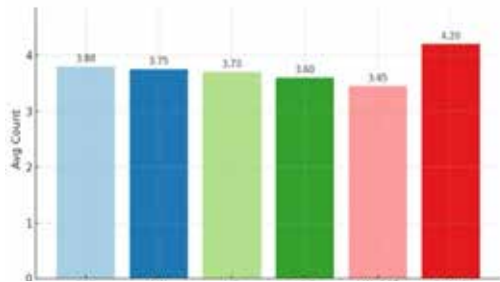
การประเมินผลประสิทธิภาพการตรวจจับจำนวนกรวยจราจร แบ่งผลการประเมินเป็น 2 ส่วน ดังนี้

ส่วนที่ 1 ผลการตรวจจับกรวยจราจร

ผลการตรวจจับจำนวนกรวยจราจร เป็นการรายงานผลการเปรียบเทียบด้านจำนวนกรวยจราจรที่พบในแต่ละเฟรมภาพเฉลี่ย จำนวน 900 ภาพจากในแต่ละชุดข้อมูล แสดงดังกราฟแท่งในรูปที่ 7



รูปที่ 6 ตัวอย่างผลการตรวจจับกรวยจราจรในเฟรมเดียวกันด้วยเทคนิคการเพิ่มคุณภาพของภาพทั้ง 6 แบบ



รูปที่ 7 กราฟแสดงค่าเฉลี่ยการตรวจพบจำนวน
กรวยจราจรจากทั้งหมดชุดข้อมูลละ 900 ภาพ

ซึ่งจากกราฟ พบว่า วิธีการปรับปรุงภาพแบบการปรับสมมูลฮิสโตแกรมแบบจำกัดความเปรียบต่าง (CLAHE) ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด มีค่าการตรวจพบเฉลี่ยสูงสุดอยู่ที่ 4.20 ขึ้นต่อเฟรม ซึ่งแสดงให้เห็นว่าเทคนิคนี้สามารถช่วยเพิ่มความชัดเจนของวัตถุในภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพ ช่วยให้โมเดล YOLOv8 ตรวจจับกรวยจราจรได้เป็นอย่างดี ในขณะที่เทคนิคจากชุดข้อมูลอื่น ๆ ให้ผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกัน โดยมีค่าเฉลี่ยระหว่าง 3.45 ถึง 3.80 ขึ้นต่อเฟรม ซึ่งแม้จะเพิ่มคุณภาพของภาพได้ในระดับหนึ่ง แต่ก็ยังไม่เทียบเท่าเทคนิคการปรับสมมูลฮิสโตแกรมแบบจำกัดความเปรียบต่างที่สามารถเพิ่มความเปรียบต่างของภาพในสภาพแสงน้อยจนมีผลต่อจำนวนกรวยจราจร



รูปที่ 8 ตัวอย่างผลการตรวจจับกรวยจราจร
จากภาพแบบ CLAHE

ที่ตรวจจับได้อย่างมีนัยสำคัญ ดังภาพตัวอย่างรูปที่ 8 ที่แสดงให้เห็นถึงรายละเอียดภาพและการตรวจพบกรวยจราจรได้อย่างครบถ้วนสมบูรณ์ทุกชิ้นที่ปรากฏในภาพ

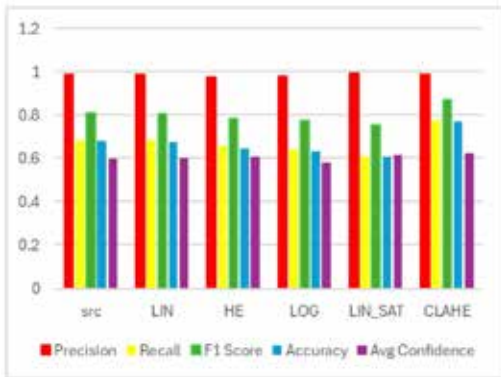
ส่วนที่ 2 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของเทคนิคการปรับปรุงภาพด้วยตัวชี้วัดมาตรฐาน

จากผลลัพธ์จากการประเมินด้วยตัวชี้วัดมาตรฐานทั้ง 5 ตัวชี้วัด ได้แก่ ความแม่นยำ ความครอบคลุม ค่าความสมดุลระหว่างความแม่นยำและความครอบคลุม ความถูกต้อง และค่าเฉลี่ยความเชื่อมั่น แสดงไว้ในตารางที่ 1 และรูปที่ 9 พบว่ามีความแตกต่างด้านประสิทธิภาพระหว่างเทคนิค

ตารางที่ 1 ตารางเปรียบเทียบผลการประเมินด้วยตัวชี้วัดมาตรฐานของเทคนิคการปรับปรุงภาพ

ชุดข้อมูลภาพ	ความแม่นยำ	ความครอบคลุม	คะแนน F1	ความถูกต้อง	ความเชื่อมั่นเฉลี่ย
1. ไม่ปรับแต่ง (SRC)	0.98	0.68	0.80	0.67	0.59
2. การปรับเชิงเส้น (LIN)	0.98	0.68	0.80	0.67	0.60
3. การปรับสมมูลฮิสโตแกรม(HE)	0.97	0.65	0.78	0.64	0.60
4. การเพิ่มคุณภาพภาพแบบลอการิทึม (LOG)	0.98	0.64	0.77	0.63	0.58
5. การปรับเชิงเส้นพร้อมการจัดการความอิ่มตัวของสี (LIN-SAT)	0.99	0.60	0.75	0.60	0.61
6. การปรับสมมูลฮิสโตแกรมโดยจำกัดความเปรียบต่าง (CLAHE)	0.98	0.77	0.87	0.77	0.62

การปรับปรุงภาพแต่ละวิธีอย่างชัดเจน โดยพบว่าชุดข้อมูลภาพที่ไม่ผ่านการปรับแต่ง (SRC) และการปรับเชิงเส้น (LIN) ให้ค่าความแม่นยำสูงสุดที่ 0.98 แต่มีความครอบคลุมในระดับปานกลาง ส่งผลให้ค่าคะแนน F1 อยู่ที่ประมาณ 0.80 ขณะที่เทคนิคการปรับสมดุลฮิสโตแกรม (HE) และการเพิ่มคุณภาพภาพแบบลอการิทึม (LOG) มีค่าความครอบคลุมต่ำกว่า ส่งผลให้คะแนน F1 และความถูกต้องลดลงตามลำดับ แม้ว่าเทคนิคการปรับเชิงเส้นพร้อมการจัดการความอึมตัวของสี (LIN - SAT) จะให้ค่าความแม่นยำสูงสุดที่ 0.99 แต่ค่าความครอบคลุมต่ำที่สุด ส่งผลให้คะแนน F1 ต่ำกว่ากลุ่มอื่น ๆ อย่างชัดเจน ในทางตรงกันข้าม เทคนิคการปรับสมดุลฮิสโตแกรมแบบจำกัดความเปรียบต่าง (CLAHE) แสดงผลลัพธ์โดยรวมดีที่สุด โดยให้คะแนน F1 สูงสุดที่ 0.87 และค่าความถูกต้องสูงสุดที่ 0.77



รูปที่ 9 กราฟเปรียบเทียบผลการประเมินด้วยตัวชี้วัดมาตรฐานของเทคนิคการปรับปรุงภาพ

5. สรุปและการอภิปรายผลการวิจัย

การปรับปรุงภาพด้วยการปรับสมดุลฮิสโตแกรมโดยจำกัดความเปรียบต่าง (CLAHE) แสดงผลลัพธ์ที่ดีกว่าวิธีการอื่นอย่างชัดเจน โดยเฉพาะในด้านการเพิ่มความเปรียบต่างของภาพ ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญที่ช่วยให้โมเดล YOLOv8 สามารถสกัดคุณลักษณะเชิงลึกจากวัตถุภายในภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพ แม้ในสภาพ

แวดล้อมที่มีแสงน้อยหรือมีความแปรปรวนของความสว่าง เช่น บริเวณที่ไม่มีแสงไฟหรือช่วงเวลาพลบค่ำ

จากการเปรียบเทียบผลการตรวจจับวัตถุด้วยโมเดล YOLOv8 พบว่า การปรับปรุงภาพด้วยการปรับสมดุลฮิสโตแกรมโดยจำกัดความเปรียบต่าง (CLAHE) ให้ค่าความแม่นยำ (Precision) = 98.74%, ความครอบคลุม (Recall) = 77.78%, คะแนน F1 (F1 Score) = 87.01%, ความถูกต้อง (Accuracy) = 77.01% และค่าความเชื่อมั่นเฉลี่ย (Average Confidence) = 0.6222 ซึ่งเป็นค่าที่ดีที่สุดเมื่อเทียบกับเทคนิคอื่น โดยเฉพาะค่าคะแนน F1 ซึ่งสะท้อนถึงความสมดุลระหว่างความแม่นยำ (Precision) และความครอบคลุม (Recall) ของการตรวจจับวัตถุได้อย่างมีประสิทธิภาพ

แม้ว่าเทคนิคการปรับเชิงเส้นพร้อมการจัดการความอึมตัวของสี (LIN - SAT) จะให้ค่าความแม่นยำ (Precision) สูงสุดที่ 99.35% แต่กลับมีความครอบคลุม (Recall) ต่ำที่สุดเพียง 60.71% แสดงถึงแนวโน้มของการพลาดการตรวจจับกรวยจราจรที่ควรปรากฏในภาพ ขณะที่เทคนิค SRC และ LIN ให้ผลลัพธ์ที่ค่อนข้างสมดุล แต่ค่าคะแนน F1 และ Accuracy ยังคงอยู่ในระดับปานกลางและต่ำกว่า CLAHE อย่างมีนัยสำคัญ

ผลลัพธ์ดังกล่าวสอดคล้องกับจำนวนกรวยจราจรที่ตรวจจับได้โดยเฉลี่ยต่อเฟรม ซึ่งเป็นดัชนีสำคัญในการประเมินเชิงปริมาณ โดยจากภาพทั้งหมด 900 เฟรมพบว่า เทคนิคการปรับสมดุลฮิสโตแกรมโดยจำกัดความเปรียบต่าง (CLAHE) สามารถตรวจจับกรวยได้เฉลี่ยสูงสุดที่ 4.2 ขึ้นต่อเฟรม ขณะที่เทคนิคอื่นมีค่าเฉลี่ยการตรวจจับกรวยจราจรต่ำกว่า

เพื่อยืนยันว่าเทคนิคการเพิ่มคุณภาพของภาพส่งผลต่อประสิทธิภาพของระบบตรวจจับวัตถุ ผู้วิจัยได้ดำเนินการทดสอบทางสถิติแบบเพอร์มิวเทชัน โดยตารางที่ 2 ได้แสดงผลการวิเคราะห์เฉพาะคู่ที่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ

(p-value < 0.05) จากตารางดังกล่าวสามารถสรุปได้ว่า เทคนิค CLAHE แสดงความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติเมื่อเปรียบเทียบกับเทคนิคอื่น ได้แก่ HE, LOG และ LIN - SAT ในทุกค่าชี้วัดหลัก ทั้ง Accuracy, Avg Confidence, F1 Score และ Recall โดยมีค่า p-value ต่ำกว่า 0.05 ในทุกกรณี ซึ่งบ่งชี้อย่างชัดเจนว่าเทคนิค CLAHE มีประสิทธิภาพเหนือกว่าเทคนิคอื่น ๆ ในสถานะแสงน้อย

นอกจากนี้ ยังพบว่าเทคนิค SRC และ LIN แสดงความแตกต่างกับเทคนิคอื่นในบางค่าชี้วัดเช่นกัน ตัวอย่างเช่น การเปรียบเทียบระหว่าง SRC กับ LIN - SAT พบความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญในค่า F1 Score และ Recall ขณะที่การเปรียบเทียบระหว่าง LIN กับ HE พบความแตกต่างในทุกค่าชี้วัด โดยเฉพาะอย่างยิ่ง

ค่า Avg Confidence ซึ่งมีค่า p-value เท่ากับ 0.048 ผลลัพธ์เหล่านี้ยืนยันได้ว่า การเลือกใช้เทคนิคการเพิ่มคุณภาพของภาพส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของระบบตรวจจับวัตถุอย่างมีนัยสำคัญ และเทคนิค CLAHE เป็นตัวเลือกที่ให้ผลลัพธ์โดยรวมดีที่สุดที่สุดในสถานการณ์ที่มีแสงน้อย เช่น ช่วงเวลาพลบค่ำ

อย่างไรก็ตาม การปรับปรุงคุณภาพของภาพทำให้ระดับสัญญาณรบกวนในภาพเปลี่ยนแปลงไป ดังนั้น เพื่อตรวจสอบความสัมพันธ์ระหว่างความแม่นยำที่ได้กับสัญญาณรบกวนในภาพ ผู้วิจัยจึงสุ่มภาพจากข้อมูลแต่ละชุดออกมาจำนวน 5 ภาพ แล้วนำมาคำนวณค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนสูงสุด (Peak Signal-to-Noise Ratio: PSNR) ตามสมการที่ 6

ตารางที่ 2 ผลการทดสอบเพอร์มิวเทชัน (ค่า p-value < 0.05)

เทียบระหว่างเทคนิค	ความรอบคอบ	คะแนน F1	ความถูกต้อง	ความเชื่อมั่นเฉลี่ย
CLAHE vs HE	0.008	0.014	0.012	0.023
CLAHE vs LIN - SAT	0.005	0.007	0.007	0.013
CLAHE vs LOG	0.009	0.021	0.015	0.027
LIN vs HE	0.040	0.034	0.042	0.048
SRC vs LIN - SAT	0.011	0.007	0.025	0.036
SRC vs LOG	0.017	0.021	0.019	0.032

$$PSNR = 20 \cdot \log_{10} \left(\frac{MAX_I}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (6)$$

โดยที่ MAX_I คือ ค่าความเข้มของพิกเซลสูงสุดที่เป็นไปได้

MSE คือ ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยระหว่างภาพต้นฉบับกับภาพที่ผ่านการปรับปรุงคุณภาพ

โดยงานวิจัยนี้ดำเนินการกับภาพชนิด 8 บิตต่อพิกเซล ดังนั้น จึงกำหนดค่า MAX_I ให้มีค่าเท่ากับ 255 และตารางที่ 3 แสดงผลการคำนวณค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนสูงสุดของการปรับปรุงคุณภาพแต่ละแบบ

ตารางที่ 3 ค่าเฉลี่ยอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนสูงสุดของแต่ละชุดข้อมูล

เฟรมที่	LIN	LIN - SAT	HE	CLAHE	LOG
2	30.37	10.82	9.03	9.49	7.09
96	28.50	9.63	9.06	9.60	7.07
301	29.17	12.18	9.43	9.87	7.01
682	25.62	13.20	12.48	12.26	7.27
784	24.04	14.63	13.34	12.68	7.37
เฉลี่ย	27.54	12.09	10.67	10.78	7.16

เมื่อพิจารณาค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนสูงสุดของชุดข้อมูล LIN นั้นมีค่าสูงสุด แสดงให้เห็นว่าเทคนิคนี้มีผลกระทบต่อสัญญาณรบกวนในภาพน้อยกว่าเทคนิคอื่นมาก อย่างไรก็ตาม เมื่อพิจารณาค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนสูงสุดของชุดข้อมูล CLAHE ซึ่งแม้จะมีค่าต่ำกว่ากรณีของชุดข้อมูล LIN และ LIN - SAT แต่เมื่อเทียบกับเทคนิคอื่นที่เหลือนั้นพบว่าเทคนิค CLAHE นี้มีค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนสูงสุดดีกว่าเทคนิค HE และ LOG

ดังนั้น ผลการทดลองทั้งหมดชี้ให้เห็นว่าเทคนิคการปรับสมดุลฮิสโตแกรมโดยจำกัดความแปรปรวน (CLAHE) ไม่เพียงแต่ช่วยปรับปรุงคุณภาพของภาพในเชิงความแปรปรวนได้อย่างมีประสิทธิภาพเท่านั้น แต่ยังสนับสนุนการทำงานของโมเดล YOLOv8 ให้มีความแม่นยำและความเสถียรสูงสุดในสภาพแสงน้อยหรือช่วงเวลาพลบค่ำ

6. กิตติกรรมประกาศ

ผู้เขียนขอขอบคุณ คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยบูรพา ที่ให้การสนับสนุนทุนวิจัยสำหรับการดำเนินงานในครั้งนี้ และขอขอบคุณ มหาวิทยาลัยราชภัฏรำไพพรรณี ที่เอื้อเฟื้อสถานที่ในการทดลอง

พร้อมทั้งสนับสนุนทุนการศึกษาอันมีคุณค่า และขอแสดงความขอบคุณต่อผู้พัฒนาโมเดลการตรวจจับกรวยจราจรโดยเฉพาะจาก GitHub repository: (https://github.com/EngrAwab/Safety_Cone_detection) ที่ได้เปิดเผยข้อมูลและโมเดล ซึ่งมีประโยชน์อย่างยิ่งต่อการวิจัยนี้

7. เอกสารอ้างอิง

[1] T. Wang *et al.*, “Ultra-high-definition low-light image enhancement: A benchmark and transformer-based method,” Dec. 2022, *arXiv:2212.11548*. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2212.11548>

[2] Z. Wang, Z. Cai, and Y. Wu, “An improved YOLOX approach for low-light and small object detection: PPE on tunnel construction sites,” *J. Comput. Des. Eng.*, vol. 10, no. 3, pp. 1158-1175, Jun. 2023. doi: 10.1093/jcde/qwad042.

[3] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 4th ed. New York, NY, USA: Pearson, 2018.

- [4] S. M. Pizer, E. P. Amburn, J. D. Austin, et al., "Adaptive histogram equalization and its variations," *Comput. Vis. Graph. Image Process.*, vol. 39, no. 3, pp. 355-368, Sep. 1987.
- [5] K. Zuiderveld, "Contrast limited adaptive histogram equalization," in *Graphics Gems IV*, P. S. Heckbert, Ed. San Diego, CA, USA: Academic Press Professional, 1994, pp. 474-485.
- [6] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You only look once: Unified, real-time object detection," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, 2016, pp. 779-788.
- [7] G. Jocher, A. Chaurasia, A. Qiu, and Y. Stoken, "YOLO by Ultralytics," *GitHub*, 2023. [Online]. Available: github.com. Accessed: Jan. 30, 2026.
- [8] Q. Su *et al.*, "Real-time traffic cone detection for autonomous driving based on YOLOv4," *IET Intell. Transp. Syst.*, vol. 16, no. 10, pp. 1380-1390, Oct. 2022. doi: 10.1049/itr2.12212.
- [9] Z. Lin *et al.*, "YOLO-LLTS: Real-time low-light traffic sign detection via prior-guided enhancement and multi-branch feature interaction," Mar. 2025, *arXiv:2503.13883*. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2503.13883>.
- [10] T.-Y. Lin *et al.*, "Microsoft COCO: Common objects in context," in *Proc. Eur. Conf. Comput. Vis. (ECCV)*, 2014, pp. 740-755.