



การตรวจจับความเสียหายแบบอัตโนมัติในตอม่อสะพาน
โดยใช้การประมวลผลภาพและปัญญาประดิษฐ์

ชวัลรัตน์	ลามสิริสมสกุล	6330238521
รุ่งโรจน์	รุ่งศรานนท์	6330466221
วรกฤต	ประยูรสิทธิ์	6330474221

ปฏิญานិพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาวิชาโครงการวิศวกรรมโยธา
ตามหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมโยธา
ภาควิชาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2566



**Automated Damage Detection in Bridge Piers
using YOLO object detection**

Tavanrat	Lapsirisomsagool	6330238521
Rungroj	Rungsaranon	6330466221
Worragrit	Prayurasiddhi	6330474221

A Senior Project Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
For the Degree of Bachelor of Engineering Program in Civil Engineering

Department of Civil Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2023

หัวข้อโครงการ	การตรวจจับความเสียหายแบบอัตโนมัติในตอม่อสะพานโดยใช้การระบบตรวจจับวัตถุ
โดย	นายรุ่งโรจน์ รุ่งศรานนท์ นางสาวธวัลรัตน์ ลามสิริสมสกุล นายวรกฤต ประยูรสิทธิ
อาจารย์ที่ปรึกษา	รองศาสตราจารย์ ดร.ธิดารัตน์ วิสุทธิ์เสีรวงศ์

บทคัดย่อ

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ การตรวจสอบความเสียหายของสะพานที่มีการใช้งานอย่างต่อเนื่อง เพื่อนำข้อมูลมาวิเคราะห์หรือประเมินว่าควรซ่อมแซมสะพานที่เสียหายเมื่อไหร่ โดยใช้ AI วิเคราะห์ความเสียหายของสะพานจากภาพถ่ายที่มีการบันทึกไว้ ซึ่งจะช่วยแก้ไขปัญหาในเรื่องของบุคลากรในการตรวจสอบมีไม่พอ และใช้ระยะเวลาในการตรวจสอบนานเกินไป นอกจากนี้ยังช่วยลดค่าใช้จ่ายในการดำเนินงานได้อีกด้วย ภาพถ่ายความเสียหายของสะพานที่เรานำมาวิเคราะห์ ได้แก่ ภาพของตอม่อสะพาน (Pier) ในบริเวณพื้นที่ระเบียงเศรษฐกิจ EEC ที่ได้มีการรวบรวมโดยกรมทางหลวง ผลการวิจัยพบว่า การพัฒนา AI เพื่อประเมินความเสียหายของสะพานในส่วนตอม่อ สามารถ detect และ classify ประเภทของความเสียหายได้จริง ตามที่เราได้กำหนดไว้ 4 รูปแบบคือ 1.cracking 2.spalling 3.steel exposure และ 4.erosion โดยมีค่า Precision เฉลี่ยเท่ากับ 32.1% ค่า Recall เฉลี่ยเท่ากับ 33.6% และค่า mAP50 เฉลี่ยเท่ากับ 27.3% ค่าที่ได้ทั้งหมดมาจากการใช้ Model Yolov9c ในการวิเคราะห์

คำสำคัญ : Detect, Classify, ประเภทของความเสียหาย, Yolov9c

Title Automated Damage Detection in Bridge Piers using object detection

Students Rungroj Rungsaranon
Tavanrat Lapsirisomsagool
Worragrit Prayurasiddhi

Advisor Assistant Professor Tidarut Wisuthseriwong, Ph.D.

Abstract

This research aims to inspect the damage of continuously used bridges to analyze and assess when the damaged bridges should be repaired. This is achieved by using AI to analyze bridge damage from recorded photographs, addressing the issues of insufficient personnel for inspections and prolonged inspection times. Additionally, this approach helps to reduce operational costs. The photographs of bridge damage analyzed include images of bridge piers in the Eastern Economic Corridor (EEC) area, collected by the Department of Highways. The research findings indicate that the development of AI to assess bridge damage at the piers can indeed detect and classify the types of damage as specified in four categories: 1. Cracking, 2. Spalling, 3. Steel Exposure, and 4. Erosion. The AI achieved an average Precision of 32.1%, an average Recall of 33.6%, and an average mAP50 of 27.3%. All values were obtained using the Yolov9c model for analysis.

Keyword : Detect, Classify, Type of damage, Yolov9c

กิตติกรรมประกาศ

การวิจัยเรื่องการพัฒนาโปรแกรมตรวจสอบความเสียหายแบบอัตโนมัติในต่อม่อสะพาน สามารถดำเนินการจนประสบความสำเร็จลุล่วงไปด้วยดี เนื่องจากได้รับความอนุเคราะห์และสนับสนุนเป็นอย่างดีจาก โดยใช้การระบบตรวจจับวัตถุนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยความกรุณาจาก รองศาสตราจารย์ ดร. ฐิตารัตน์ วิสุทธิ์เสรีวงศ์ อาจารย์ที่ปรึกษางานวิจัย ที่ได้กรุณาให้คำปรึกษา ความรู้ คำแนะนำ และปรับปรุงแก้ไข ข้อบกพร่องต่าง ๆ จนงานวิจัยนี้เสร็จสมบูรณ์ได้ด้วยดี คณะผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง ไว้ ณ ที่นี้

ขอขอบคุณ ดร.ศุภศิษฏ์ ศรีวรานันท์ อาจารย์จากมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ที่ช่วยให้คำแนะนำ และให้ความรู้ต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องในการทำวิจัยครั้งนี้

สุดท้ายนี้คณะผู้วิจัยหวังว่างานวิจัยฉบับนี้คงเป็นประโยชน์สำหรับหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง และผู้สนใจศึกษาต่อไป

คณะผู้วิจัย

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ	ก
Abstract	ข
กิตติกรรมประกาศ	ค
สารบัญรูป.....	Error! Bookmark not defined.
สารบัญตาราง	Error! Bookmark not defined.
บทนำ	1
1. ที่มาและความสำคัญ	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย	2
1.2.1 เพื่อรวบรวมข้อมูลรูปภาพในการใช้พัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์	2
1.2.2 เพื่อพัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์ในการประเมินความเสียหายและจำแนกประเภทของความเสียหายที่เกิดขึ้นบริเวณตอม่อสะพาน	2
1.2.3 เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของระบบปัญญาประดิษฐ์ในการประเมินและจำแนกประเภทของความเสียหายที่เกิดขึ้นบริเวณตอม่อสะพาน	2
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย.....	2
1.3.1 ศึกษาสะพานที่มีความยาวระหว่าง 10 เมตรถึง 30 เมตร.....	2
1.3.2 ศึกษาสะพานที่อยู่ในบริเวณพื้นที่ระเบียงเศรษฐกิจ EEC	2
1.3.3 ประเมินความเสียหายที่เกิดขึ้นเฉพาะในส่วนของ Pier	2
1.4 ผลลัพธ์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	2
1.4.1 สามารถออกแบบและดำเนินการพัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์ได้	2
1.4.2 สามารถพัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์ในการประเมินความเสียหายและจำแนกประเภทของความเสียหายที่เกิดขึ้นบริเวณตอม่อสะพานได้	2

1.4.3 ระบบปัญญาประดิษฐ์ที่พัฒนา สามารถประเมินและจำแนกประเภทของความเสียหายที่เกิดขึ้นบริเวณตอม่อสะพานได้.....	2
เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	3
2.1 ข้อมูลทั่วไปของโครงสร้างสะพาน	3
2.1.1 โครงสร้างสะพานส่วนบน (Superstructure)	4
2.1.2 โครงสร้างส่วนล่างของสะพาน (Substructure)	5
2.1.3 ส่วนประกอบรอง(Secondary Components)	6
2.2 องค์ประกอบของสะพานส่วนที่สนใจ	6
2.3 ประเภทความเสียหาย.....	7
2.4 เทคโนโลยีที่ใช้ในการพัฒนา.....	9
2.4.1 Object detection	9
2.4.2 YOLO.....	9
2.4.3 Precision.....	12
2.4.4 Recall.....	12
2.4.5 Intersection over union (IoU)	13
2.4.6 mAP50 และ mAP50-95	13
2.4.7 Loss function.....	13
2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	14
การดำเนินงานการวิจัย.....	16
3.1 รวบรวมข้อมูลรูปภาพ จากกรมทางหลวง	16
3.2 กำกับประเภทความเสียหายให้กับรูปภาพ	16
3.3 ฝึกฝนปัญญาประดิษฐ์ด้วยข้อมูลรูปภาพ (Train).....	18
3.4 ทดสอบประสิทธิภาพปัญญาประดิษฐ์ และปรับแก้เพื่อพัฒนาความสามารถ	18

ผลการดำเนินงานวิจัย	19
4.1 การทดลองรูปแบบที่ 1	19
4.2 การทดลองรูปแบบที่ 2	22
4.3 การทดลองรูปแบบที่ 3	25
สรุปผลการวิจัย	28
5.1 สรุปผล.....	28
5.2 อภิปรายผล.....	28
5.3 ข้อเสนอแนะ.....	29
เอกสารอ้างอิง	30

สารบัญรูป

	หน้า
รูปที่ 2.1 องค์ประกอบโครงสร้างสะพาน	3
รูปที่ 2.2 T Girder	4
รูปที่ 2.3 Plank Girder และ Box Girder	4
รูปที่ 2.4 Bracing	5
รูปที่ 2.5 Pier	5
รูปที่ 2.6 ตัวอย่างความเสียหายชนิด Erosion	7
รูปที่ 2.7 ตัวอย่างความเสียหายชนิด Cracking	7
รูปที่ 2.8 ตัวอย่างความเสียหายชนิด Spalling	8
รูปที่ 2.9 ตัวอย่างความเสียหายชนิด Steel Exposure	8
รูปที่ 2.10 Object Detection ประเภทต่างๆ	9
รูปที่ 2.11 ตัวอย่างองค์ประกอบสถาปัตยกรรมโมเดลตรวจจับวัตถุ yolo	10
รูปที่ 2.12 ตัวอย่างการใช้งาน YOLO เพื่อตรวจจับผู้เล่นและลูกฟุตบอลในสนาม	10
รูปที่ 2.13 ตัวอย่างการใช้งานระบบตรวจจับวัตถุ	11
รูปที่ 2.14 สูตรการคำนวณหาค่า Intersection over union	13
รูปที่ 3.1 ตัวอย่างการกำกับความเสียหาย	17
รูปที่ 3.2 ตัวอย่างตารางข้อมูลหลังทำการกำกับประเภทความเสียหาย	17
รูปที่ 3.3 รูปอธิบายขั้นตอนการทำงานของการทำงานของฝึกฝนของโมเดล	18
รูปที่ 4.1 กราฟแสดงค่าพารามิเตอร์ต่างๆ จากการฝึกฝนโมเดล	19
รูปที่ 4.3 ตารางแสดงความสับสนของผลลัพธ์การทดลองที่ 1	20
รูปที่ 4.4 ตัวอย่างรูปภาพจากการทดลองใช้โมเดลที่ทำการฝึกฝน	21
รูปที่ 4.5 กราฟแสดงค่าพารามิเตอร์ต่างๆ จากการฝึกฝนโมเดล	22
รูปที่ 4.6 ผลลัพธ์ของการฝึกฝนโมเดล	22
รูปที่ 4.7 ตารางแสดงความสับสนของผลลัพธ์การทดลองที่ 2	23
รูปที่ 4.8 ตัวอย่างรูปภาพจากการทดลองใช้โมเดลที่ทำการฝึกฝน	24
รูปที่ 4.9 กราฟแสดงค่าพารามิเตอร์ต่างๆ จากการฝึกฝนโมเดล	25

สารบัญรูป (ต่อ)

	หน้า
รูปที่ 4.10 ผลลัพธ์ของการฝึกฝนโมเดล	25
รูปที่ 4.11 ผลลัพธ์ของการฝึกฝนโมเดล	26
รูปที่ 4.12 ตัวอย่างรูปภาพจากการทดลองใช้โมเดลที่ทำการฝึกฝน	27

สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 4.1 สรุปค่าต่างๆ ในโมเดล Yolov8l	20
ตารางที่ 4.2 สรุปค่าต่างๆ ในโมเดล Yolov9c	24
ตารางที่ 4.3 สรุปค่าต่างๆ ในโมเดล Yolov8l with checkpoints	27
ตารางที่ 5.1 สรุปผลจากการฝึกฝนโมเดลต่างๆ	27

บทที่ 1

บทนำ

1. ที่มาและความสำคัญ

ประเทศไทยเป็นประเทศที่มีแม่น้ำลำคลองเป็นจำนวนมาก มักมีสะพานในการใช้ข้ามอยู่หลายแห่งในประเทศ มีจำนวนประมาณ 17,000 สะพาน (จากกรมทางหลวง) ซึ่งหลายสะพานมีการใช้งานอย่างต่อเนื่องโดยเฉพาะในช่วงเทศกาลที่มี ปริมาณการจราจรบนถนนหนาแน่น ทำให้เกิดความเสียหายจากการใช้งาน จึงต้องได้รับการตรวจสอบจากวิศวกรผู้เชี่ยวชาญ ซึ่งจำนวนวิศวกรไทยที่รับผิดชอบด้านนี้มีจำนวนไม่เพียงพอ จึงต้องนำเทคโนโลยีมาใช้ในการแก้ปัญหา จากปัญหาดังกล่าว ทางผู้จัดทำจึงได้นำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) และเทคโนโลยีประมวลผลด้วยภาพ (Image processing) มาประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหา โดยปัจจุบันมีงานวิจัยที่นำเทคโนโลยีประมวลผลด้วยภาพมาประยุกต์ใช้ (Pang-Jo et al., 2022) ในการช่วยตรวจสอบและช่วยลดระยะเวลาในการตรวจสอบ แต่อย่างไรก็ตาม ยังจำเป็นต้องใช้วิศวกร ที่มีความเชี่ยวชาญทางด้านสะพาน ในการประเมินลักษณะและแบ่งประเภทเสียหายจากภาพถ่าย เพื่อแก้ไขปัญหาเหล่านี้ จึงจะประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์มาจำแนกลักษณะและแบ่งประเภทความเสียหาย ซึ่งงานวิจัยที่มีอยู่ในปัจจุบัน ได้มีการศึกษาลักษณะนี้แล้ว แต่เนื่องจากงานวิจัยในต่างประเทศไม่ได้ทำการทดลองในประเทศไทย จึงทำให้ลักษณะรูปแบบความเสียหายของสะพานในประเทศไทยนั้นแตกต่างกันจากงานวิจัยในต่างประเทศ อาทิเช่น ต้นเหตุของความเสียหาย ความรุนแรงของความเสียหาย ฯลฯ ดังนั้นโครงการนี้จึงมุ่งเน้นในการพัฒนาการตรวจจับความเสียหายด้วยปัญญาประดิษฐ์ โดยจะมีการรวบรวมภาพความเสียหายของตอม่อสะพานในแถบระเบียงเศรษฐกิจพิเศษ (EEC) ซึ่งขอบเขตความเสียหายที่จะทำการศึกษามุ่งเน้นที่ประเภทของความเสียหายด้าน การกัดเซาะ การเกิดรอยร้าว การหลุดร่อน และการหลุดร่อนจนเห็นเหล็กเสริม โดยจะพัฒนาระบบให้เป็นอัตโนมัติ และก่อให้เกิดประโยชน์ต่อประเทศชาติอย่างยั่งยืน

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1.2.1 เพื่อรวบรวมข้อมูลรูปภาพในการใช้พัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์

1.2.2 เพื่อพัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์ในการประเมินความเสียหายและจำแนกประเภทของความเสียหายที่เกิดขึ้นบริเวณต่อม่อสะพาน

1.2.3 เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของระบบปัญญาประดิษฐ์ในการประเมินและจำแนกประเภทของความเสียหายที่เกิดขึ้นบริเวณต่อม่อสะพาน

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

1.3.1 ศึกษาสะพานที่มีความยาวระหว่าง 10 เมตรถึง 30 เมตร

1.3.2 ศึกษาสะพานที่อยู่ในบริเวณพื้นที่ระเบียงเศรษฐกิจ EEC

1.3.3 ประเมินความเสียหายที่เกิดขึ้นเฉพาะในส่วนของ Pier

1.4 ผลลัพธ์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.4.1 สามารถออกแบบและดำเนินการพัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์ได้

1.4.2 สามารถพัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์ในการประเมินความเสียหายและจำแนกประเภทของความเสียหายที่เกิดขึ้นบริเวณต่อม่อสะพานได้

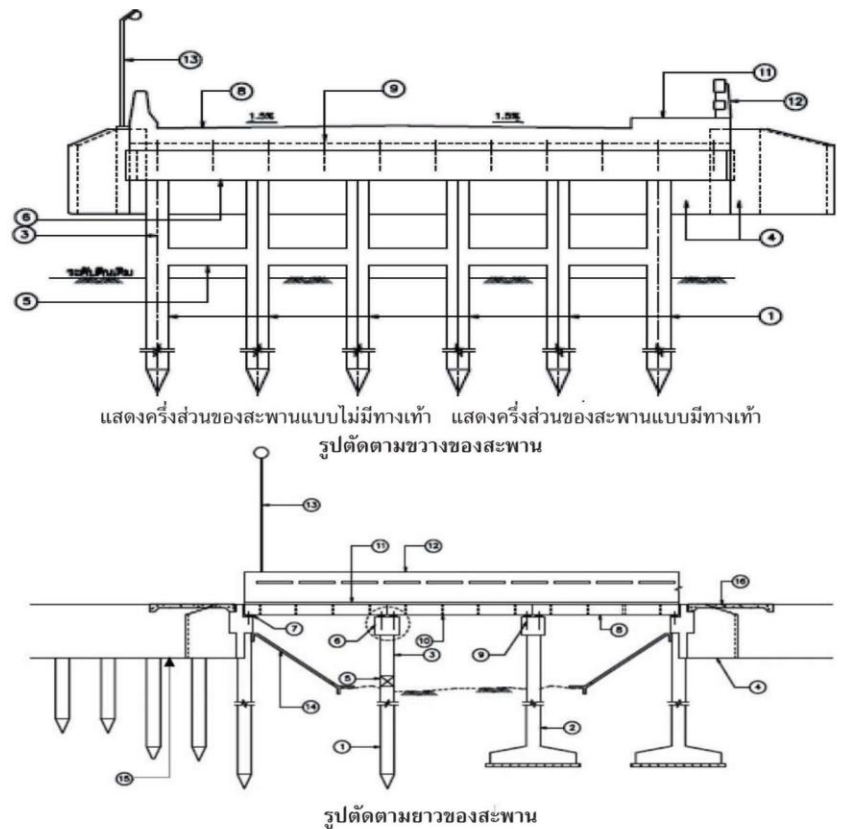
1.4.3 ระบบปัญญาประดิษฐ์ที่พัฒนา สามารถประเมินและจำแนกประเภทของความเสียหายที่เกิดขึ้นบริเวณต่อม่อสะพานได้

บทที่ 2

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ข้อมูลทั่วไปของโครงสร้างสะพาน

องค์ประกอบของโครงสร้างสะพานส่วนใหญ่มักจะมีรูปแบบและลักษณะที่คล้ายคลึงกัน ซึ่งโดยทั่วไปแล้ว มักจะแบ่งองค์ประกอบโครงสร้างออกเป็น 3 ส่วนด้วยกัน ได้แก่ โครงสร้างสะพาน ส่วนบน (Superstructure) โครงสร้างสะพานส่วนล่าง (Substructure) และส่วนประกอบรอง (Secondary Components)



โครงสร้างและส่วนประกอบของสะพาน

- | | |
|---------------------------------------|---|
| 1. ฐานรากเสาเข็ม | 10. ท่อระบายน้ำ |
| 2. ฐานรากแผ่ | 11. ทางเท้า (ถ้ามี) |
| 3. เสาคอมม่อ | 12. ราวสะพาน |
| 4. ผนังกันดิน | 13. เสาไฟฟ้า |
| 5. คานยึดเสา (BRACING) | 14. ดาด คสล. (CONCRETE SLOPE PROTECTION) |
| 6. คานรับพื้นสะพาน (CAP BEAM) | 15. โครงสร้างปรับการทรุดตัวบริเวณถนนเชิงลาดสะพาน (BEARING UNIT) |
| 7. แผ่นยางรองพื้นสะพาน (BEARING PAD) | 16. พื้นคอนกรีตเชิงลาดคอสะพาน (APPROACH SLAB) |
| 8. พื้นสะพาน | |
| 9. เหล็กเดือยึดพื้นสะพาน (DOWEL BARS) | |

รูปที่ 2.1 องค์ประกอบโครงสร้างสะพาน

2.1.1 โครงสร้างสะพานส่วนบน (Superstructure)

โครงสร้างส่วนบนของสะพานซึ่งอยู่เหนือแผ่นรองรับคาน (Bearing) ขึ้นไป เป็นองค์ประกอบหลัก ของสะพานที่ทาหน้าที่รองรับน้ำหนักจากแผ่นพื้นสะพาน ผิวจราจรของสะพาน และน้ำหนักที่บรรทุกบนแผ่น พื้นสะพาน จุดประสงค์ของโครงสร้างส่วนบน คือ เพื่อบรรทุกน้ำหนักที่ถ่ายเทมาจากแผ่นพื้นสะพานตลอดความยาวช่วงสะพาน และถ่ายเทต่อไปยังจุดรองรับ หน้าที่ของโครงสร้างส่วนบน คือ มีหน้าที่ถ่ายเทน้ำหนัก บรรทุกลงสู่โครงสร้างส่วนล่าง โดยน้ำหนักบรรทุกนี้ อาจถูกถ่ายเทโดยผ่านแรงดึง แรงกด แรงดัด หรือทั้งสามแรงนี้รวมกัน ซึ่งสะพานอาจถูกตั้งชื่อตามประเภทของโครงสร้างส่วนบน และโครงสร้าง ส่วนบน อาจจะถูกจัด ประเภทโดยคำนึงถึงหน้าที่การใช้งาน ชั้นส่วนของโครงสร้างส่วนบนมีดังนี้

- พื้นสะพาน (Deck)
- คานตามยาว (Girder)
- ค้ำยันคานตามยาว (Diaphragm)



รูปที่ 2.2 T Girder



รูปที่ 2.3 Plank Girder และ Box Girder

2.1.2 โครงสร้างส่วนล่างของสะพาน (Substructure)

คือ ชั้นส่วนต่างๆ ที่อยู่ต่ำกว่าแผ่นรองรับคาน (Bearing) ลงไป จุดประสงค์ ของโครงสร้างส่วนล่าง คือมีหน้าที่รองรับและถ่ายเทน้ำหนักจากโครงสร้างส่วนบนของสะพานให้ ลงสู่ ฐานรากหน้าที่ของโครงสร้างส่วนล่างคือ ชั้นส่วนต่างๆ ของโครงสร้างส่วนล่างจะต้านน้ำหนักทั้งใน แนวตั้งและแนวราบที่ ถูกถ่ายเทมาจากโครงสร้างส่วนบน ชั้นส่วนของโครงสร้างส่วนล่างมีดังนี้คานรัดหัวเสา (Cap Beam)

- ค้ำยันต่อม่อ (Bracing)
- เสาต่อม่อ (Pier)
- กำแพงต่อม่อ (Pier Wall)
- ฐานราก (Footing)
- เสาเข็ม (Pile)



รูปที่ 2.4 Bracing



รูปที่ 2.5 Pier

2.1.3 ส่วนประกอบรอง(Secondary Components)

เป็นชิ้นส่วนที่ช่วยเสริมในการรับน้ำหนักที่กระทำต่อสะพาน หรือมีประโยชน์ต่อสะพานด้านอื่นๆ เช่น ผิวทาง (Wearing Surface) ช่วยรับน้ำหนักจากล้อรถและกระจายแรงสู่ระบบพื้นและคาน ระบบระบายน้ำ (Drainage) ช่วยในการระบายน้ำที่ขังออกจากผิวทาง ซึ่งส่วนประกอบรองมีดังนี้

- หูช้าง (Wing Wall)
- เชิงลาดสะพาน (Approach)
- แผ่นรองรับคาน (Bearing)
- รอยต่อเพื่อการขยาย (Expansion Joint)
- ผิวทาง (Wearing Surface)
- แผงกั้นจราจร (Traffic Barrier)
- ราวสะพาน (Railing)
- ทางเท้า (Sidewalk)
- ระบบระบายน้ำ (Drainage)
- กำแพงกันดิน (Retaining Wall)
- ลาดป้องกันตลิ่ง (Slope Protection)

2.2 องค์ประกอบของสะพานส่วนที่สนใจ

เสาตอม่อ (Pier) เป็นองค์ประกอบของโครงสร้างสะพานส่วนล่าง(Substructure) ซึ่งจะอยู่ต่ำกว่าแผ่นรองรับคาน (Bearing) ลงไป จุดประสงค์ของโครงสร้างส่วนล่าง คือ การรับและถ่ายเทน้ำหนักจากโครงสร้างส่วนบนของสะพานให้ลงมาสู่ฐานราก และ ชิ้นส่วนต่างๆ ของโครงสร้างส่วนล่างจะต้านทานน้ำหนักทั้งในแนวตั้งแนวราบ

2.3 ประเภทความเสียหาย

พื้นสะพานโดยปกติแล้วจะมีโครงสร้างเป็นคอนกรีตเสริมเหล็ก เพราะฉะนั้นการตรวจสอบความเสียหายที่เกิดขึ้นจะตรวจสอบความเสียหายหลักๆที่พบและแบ่งประเภทความเสียหาย ได้เป็น กัดเซาะ (Erosion), รอยแตก (Cracking), การหลุดร่อน (Spalling), การหลุดล่อนจนเห็นเหล็กเสริม (Steel Exposure)

● กัดเซาะ (Erosion)

คอนกรีตที่ถูกการกัดเซาะจะมีลักษณะความเสียหายที่สามารถสังเกตได้หลายแบบ โดยขึ้นอยู่กับประเภทและความรุนแรงของการกัดเซาะ สาเหตุหลักของการกัดเซาะคอนกรีตมักเกิดจากปัจจัยทางธรรมชาติและการใช้งาน โดยลักษณะการกัดเซาะที่พบได้บ่อยในเสาบริเวณสะพานมักจะเกิดจากน้ำกัดเซาะ มีลักษณะเป็นรูๆ เล็กๆ สามารถสังเกตได้อย่างชัดเจน



รูปที่ 2.6 ตัวอย่างความเสียหายชนิด Erosion

● รอยแตก (Cracking)

การเกิดรอยแตก สามารถเกิดได้จากหลายปัจจัย เช่น การเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิและความชื้น การบิดเบือนโครงสร้างที่เกิดจากแรงโน้มถ่วงหรือแรงสั่นสะเทือน ความเครียดในวัสดุ ข้อผิดพลาดในกระบวนการก่อสร้างหรือวัสดุที่ใช้ในการสร้าง ในเสาตอม่อสะพานจะส่งผลกระทบต่อความแข็งแรงและความปลอดภัยของสะพาน ควรมีการตรวจสอบเป็นประจำเพื่อรักษาความปลอดภัยและความทนทานในระยะยาว



รูปที่ 2.7 ตัวอย่างความเสียหายชนิด Cracking

- **การหลุดร่อน (Spalling)**

เป็นการยุบตัวของ คอนกรีตเป็นรูปคล้ายวงกลมหรือวงรีมีสาเหตุมาจาก การแยกตัว หรือการถูกเคลื่อนย้าย ของส่วนใดส่วนหนึ่งของคอนกรีตที่ ผิวหน้า การหลุดร่อนนี้อาจมีสาเหตุมาจากการที่เหล็กเสริมเป็นสนิม และ การเกิดแรงเสียดทานจากการขยายตัวเนื่องจากความร้อน มักเกิดขึ้นบริเวณที่มีการกัดกร่อน การที่น้ำเข้าสู่โครงสร้าง



รูปที่ 2.8 ตัวอย่างความเสียหายชนิด Spalling

- **การหลุดร่อนจนเห็นเหล็กเสริม(Steel Exposure)**

เป็นความเสียหายจากการหลุดร่อนที่รุนแรงจนถึงเหล็กเสริม เกิดจากการสูญเสียของเลเยอร์ป้องกันที่ทำให้เห็นเหล็กเสริมของโครงสร้างพื้นสะพานโดยตรง ส่งผลให้เหล็กได้รับผลกระทบจากปัจจัยภายนอก เช่น การเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิ ความชื้น และการสัมผัสกับการเค็มจากมลพิษ ทำให้เหล็กเสริมในสะพานมีความทนทานลดลง และเสื่อมสภาพเร็วขึ้นกว่าที่ควรจะเป็น สามารถป้องกันได้ด้วยการตรวจสอบอย่างสม่ำเสมอ หรือ เคลือบเหล็กด้วยวัสดุป้องกันเพื่อเพิ่มความทนทานต่อปัจจัยภายนอกได้มากขึ้น

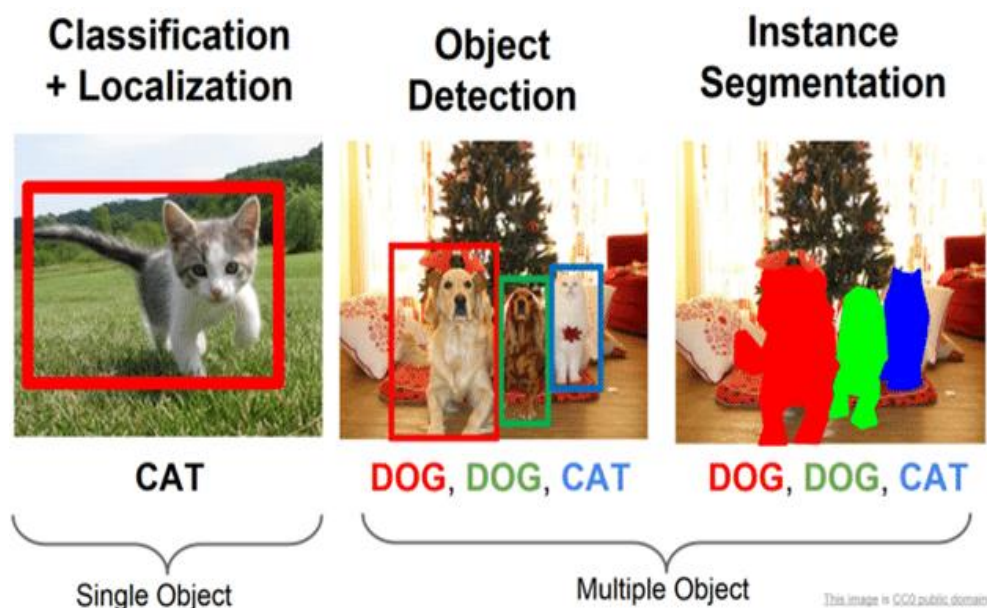


รูปที่ 2.9 ตัวอย่างความเสียหายชนิด Steel Exposure

2.4 เทคโนโลยีที่ใช้ในการพัฒนา

2.4.1 Object detection

Object detection คือเทคโนโลยีที่ใช้คอมพิวเตอร์ในการระบุและวิเคราะห์วัตถุที่อยู่ในรูปภาพหรือวิดีโอโดยสามารถแบ่งออกเป็น 3 ประเภทหลักๆ ได้แก่:



รูปที่ 2.10 Object Detection ประเภทต่างๆ

2.4.1.1 Image Classification : ใช้ AI ในการบอกว่ารูปที่ส่งเข้าไปคือรูปของอะไร เช่น รูปแมว รูปหมา เป็นต้น

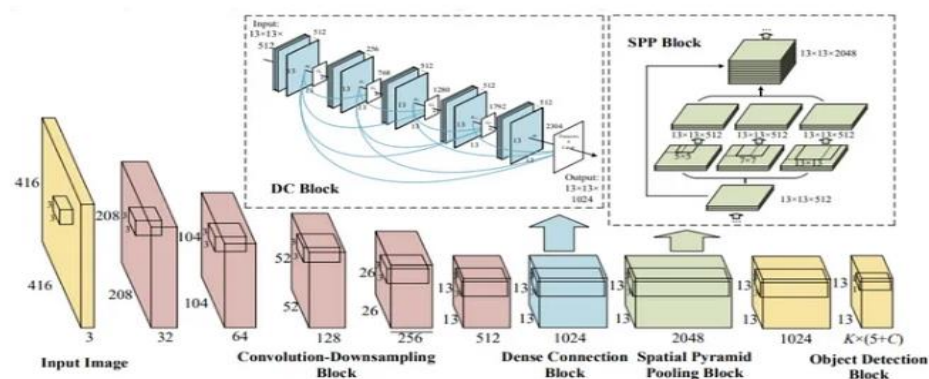
2.4.1.2 Object Detection : ใช้ในการระบุตำแหน่งของวัตถุในรูปภาพ โดยจะบอกพิกัดที่วัตถุนั้นๆ อยู่ในรูป เช่น แมวอยู่ตรงนี้ หมาอยู่ตรงนั้น เป็นต้น

2.4.1.3 Instance Segmentation : ใช้ในการแยกส่วนที่สำคัญของรูปออกมา เช่น แยกเฉพาะส่วนของใบหน้าคน

2.4.2 YOLO

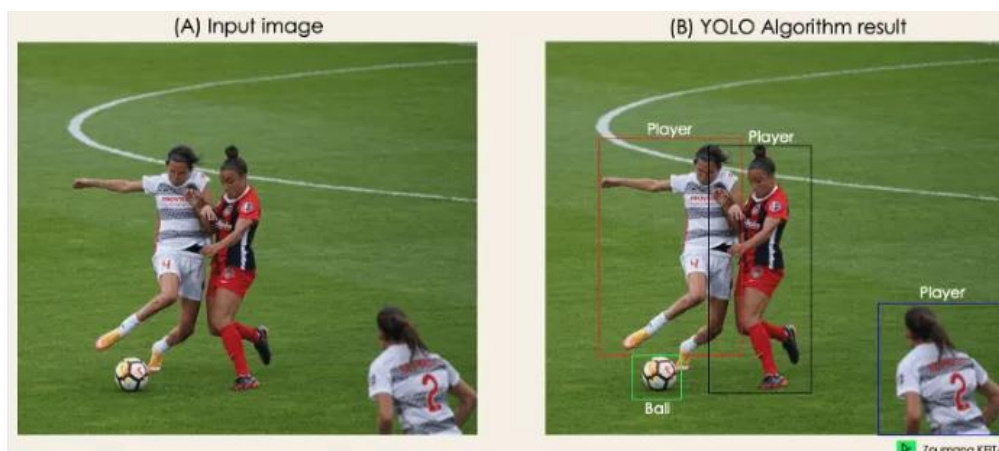
YOLO หรือ You only look once เป็นระบบตรวจจับวัตถุแบบทันทีทันใด โดยถือเป็นมาตรฐานของการทำระบบตรวจจับวัตถุ มีประสิทธิภาพด้านความเร็วและความถูกต้อง หลักการทำงานของ YOLO คือ ถ้ามีรูปความเสียหายของสะพานแบบ Cracking, Spalling และ Erosion โปรแกรมก็จะพยายาม rectangle object เหล่านั้นไว้ (โดยหาจุดกึ่งกลางของแต่ละ object แล้วค่อยครอบ box เอาไว้) จากนั้นบอกออกมาว่า

สิ่งนั้นคืออะไร โดยมี model พื้นฐานอยู่แล้วประมาณ 80 classes ที่ถูกเทรนเอาไว้ และสามารถบอกได้ด้วยว่าความน่าจะเป็นมีเท่าไร จาก model ที่มีความโดดเด่นของ YOLO คือ สามารถ detect แม้กระทั่งวัตถุที่มันซ้อนกันได้ด้วย โดยมีโครงสร้างที่ค่อนข้างซับซ้อนของ grid ในแต่ละชั้นที่เล็กลงเรื่อยๆ ในแต่ละ Layers



โครงสร้างของ YOLO ที่เป็นชั้นๆ แบบ neural network (แต่ละชั้นจะมีการทำงานหลายกระบวนการ) grid จะสั้นเรื่อยๆ 3 > 32 > 64 > 128 > 256 ... ไปเรื่อยๆ จนได้ผลลัพธ์ที่ดี

รูปที่ 2.11 ตัวอย่างองค์ประกอบสถาปัตยกรรมโมเดลตรวจจับวัตถุ yolo



รูปที่ 2.12 ตัวอย่างการใช้งาน YOLO เพื่อตรวจจับผู้เล่นและลูกฟุตบอลในสนาม

2.4.2.1 เวอร์ชันของ YOLO

YOLOV1 : YOLO เวอร์ชันแรกเปิดตัวในปี 2015 ในรูปแบบการตรวจจับวัตถุแบบขั้นตอนเดียว คุณลักษณะต่างๆ รวมถึงแบบจำลองที่อ่านรูปภาพทั้งหมดเพื่อทำนายกรอบขอบเขตแต่ละกรอบในการประเมินครั้งเดียว

YOLOV2 : เวอร์ชันถัดไปที่เปิดตัวในปี 2016 นำเสนอประสิทธิภาพสูงสุดในการวัดประสิทธิภาพ เช่น PASCAL VOC และ COCO และทำงานที่ความเร็วสูง (67-40 FPS) นอกจากนี้ยัง

สามารถตรวจจับหมวดหมู่ของเบจิกต์ได้มากกว่า 9000 หมวดหมู่อย่างแม่นยำ แม้จะมีข้อมูลการตรวจจับเฉพาะที่จำกัดก็ตาม

YOLOv3: Yolov2018 เปิดตัวในปี 3 โดยนำเสนอพีเจเออร์ใหม่ๆ เช่น เครือข่ายแกนหลักที่มีประสิทธิภาพมากขึ้น มัลติแองเคอร์ และการรวมปริมาตรเชิงพื้นที่สำหรับการดึงพีเจเออร์หลายขนาด

YOLOv4 : ด้วยการเปิดตัว Yolov4 ในปี 2020 ได้มีการแนะนำเทคนิคการเพิ่มข้อมูลโมเสคใหม่ ซึ่งนำเสนอความสามารถในการฝึกอบรมที่ได้รับการปรับปรุง

YOLOv5 : Yolov5 เปิดตัวในปี 2021 ได้เพิ่มพีเจเออร์ใหม่อันทรงพลัง รวมถึงการเพิ่มประสิทธิภาพไฮเปอร์พารามิเตอร์และการติดตามการทดสอบแบบผสมรวม

YOLOv6 : ด้วยการเปิดตัว Yolov6 ในปี 2022 โมเดลดังกล่าวเป็นโอเพ่นซอร์สเพื่อส่งเสริมการพัฒนาที่ขับเคลื่อนโดยชุมชน มีการนำเสนอคุณสมบัติใหม่ๆ เช่น กลยุทธ์การกลั่นตัวเองแบบใหม่ และกลยุทธ์ Anchor-Aided Training (AAT)

YOLOv7 : Yolov7 เปิดตัวในปี 2022 เดียวกัน โดยปรับปรุงความเร็วและความแม่นยำจากรุ่นที่มีอยู่ และเป็นรุ่นการตรวจจับวัตถุที่เร็วที่สุด ณ เวลาที่เปิดตัว

YOLOv8 : Yolov8 เปิดตัวในปี 2023 โดยปรับปรุงด้านความเร็วและความแม่นยำจากรุ่นก่อน โดยใช้สถาปัตยกรรม backbone Cross-Scale Backbone (CSPNet), PAN neck, Danet transformer และใช้ฟังก์ชัน SIOU

YOLOv9 : Yolov9 เปิดตัวในปี 2024 โดยปรับปรุงด้านความเร็วและความแม่นยำจากรุ่นก่อน และใช้สถาปัตยกรรมเดิมจากเวอร์ชัน 8 แต่เพิ่มเติมกลไก Path-geometric information(PGI) และฟังก์ชัน GELAN ทำให้มีประสิทธิภาพที่มากขึ้นและใช้ทรัพยากรที่น้อยลงในความแม่นยำเดิม



รูปที่ 2.13 ตัวอย่างการใช้งานระบบตรวจจับวัตถุ

2.4.3 Precision

ค่า Precision เป็นค่าความแม่นยำในการตรวจจับหรือระบุลักษณะต่าง ๆ ในภาพ เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่มี Accuracy เป็นไปได้ โดยจะนิยามว่าเป็นอัตราส่วนระหว่าง ข้อมูลที่ถูกจับถูกต้อง (True Positive) ต่อข้อมูลที่ถูกตรวจจับทั้งหมด มีสูตรคำนวณดังนี้

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.1)$$

ซึ่งค่า Precision สูงแสดงถึงการตรวจจับหรือการระบุที่มีความแม่นยำสูง และมีความน่าเชื่อถือในการใช้งานของผลลัพธ์ที่ได้สูงมาก ในขณะที่ค่า Precision ต่ำสามารถแสดงถึงการระบุหรือการตรวจจับที่ไม่แม่นยำหรือมีข้อผิดพลาดในการตรวจจับหรือการระบุของวัตถุในภาพ

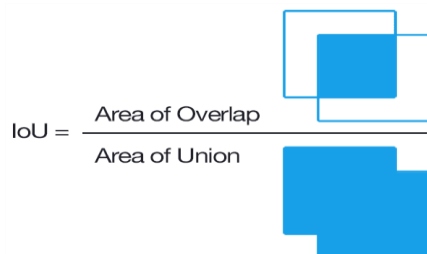
2.4.4 Recall

ค่า Recall เป็นค่าความสามารถในการตรวจจับหรือระบุลักษณะต่าง ๆ ในภาพที่มีอยู่จริง ซึ่งค่า Recall นิยามว่าเป็นอัตราส่วนระหว่างจำนวนข้อมูลที่ถูกตรวจจับหรือระบุถูกต้องต่อจำนวนข้อมูลทั้งหมดที่มีจริงในภาพ มีสูตรคำนวณดังนี้

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.2)$$

โดยการคำนวณค่า Recall ช่วยให้เราเข้าใจถึงประสิทธิภาพของระบบหรือวิธีการตรวจจับหรือระบุในการจดจำหรือการตรวจจับวัตถุในภาพ โดยการวัดว่าระบบสามารถตรวจจับหรือระบุวัตถุที่เราสนใจได้อย่างไรในเชิงรวมโดยพิจารณาทั้งจำนวนข้อมูลที่ระบบตรวจจับหรือระบุได้ถูกต้องและที่พลาดไป

2.4.5 Intersection over union (IoU)



รูปที่ 2.14 สูตรการคำนวณหาค่า Intersection over union

IoU คือค่าสัดส่วนการทับกันของพื้นที่เทียบกับพื้นที่ทั้งหมด โดยจะใช้ค่า IoU ในการเปรียบเทียบค่าพื้นที่ของวัตถุจริงและค่าพื้นที่โมเดลทำการคาดเดา

2.4.6 mAP50 และ mAP50-95

เป็นค่าที่ใช้ในการวัดความสามารถของการตรวจวัตถุที่มีหลายประเภทขึ้นไป โดย mAP50 (Mean average precision at IOU over 0.5) หมายถึง ค่าเฉลี่ยของค่าเฉลี่ยความแม่นยำของวัตถุในแต่ละประเภท ที่มีค่า IoU มากกว่า 0.5 หรือ 50% และ mAP50-95 (Mean average precision at IOU over 0.5 to 0.95) หมายถึง ค่าเฉลี่ยความแม่นยำ ตั้งแต่ค่า mAP50 ถึง mAP95

$$\text{mAP}@ \alpha = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n AP_i \text{ for } n \text{ classes} \quad (2.3)$$

โดยค่า α มีค่า 50%

2.4.7 Loss function

คือฟังก์ชันที่ใช้สำหรับคำนวณความผิดพลาดของโมเดล โดยในโมเดล yolo เวอร์ชัน 8 และ yolo เวอร์ชัน 9 นั้นมีการใช้ฟังก์ชัน 3 ชนิดเพื่อวัดความผิดพลาดและใช้ค่าดังกล่าวเพื่อพัฒนาความสามารถต่อไป ได้แก่ Bounding box regression loss (Box loss), Classification loss (Cls loss) และ Distributed focal loss (Dfl loss)

Box loss - มีหน้าที่ในการวัดระยะห่างระหว่างกรอบวัตถุที่โมเดลได้ทำการคาดเดาและกรอบวัตถุที่คนได้ทำการกำกับไว้ โดยมีฟังก์ชันที่ใช้ในคำนวณที่เกี่ยวข้อง เช่น ฟังก์ชัน IoU และ ฟังก์ชัน GIoU

Classification loss - มีหน้าที่ในการวัดความสามารถในการจับวัตถุของโมเดลในด้านความถูกต้อง โดยวัดจากการที่วัตถุที่มนุษย์ได้กำกับไว้่นั้นอยู่ในกรอบที่โมเดลในทำการคาดเดาหรือไม่ และถูกต้องหรือไม่ โดยมีฟังก์ชัน เช่น Cross entropy loss

Distributed focal loss - มีหน้าที่คาดเดาค่าสำหรับปรับแก้กรอบการคาดเดาของโมเดล ได้แก่ ค่าตำแหน่งแกนระนาบ, ค่าตำแหน่งแกนตั้ง, ค่าความกว้างของกรอบ, ค่าความสูงของกรอบ

2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.5.1 A deep learning-based image captioning method to automatically generate comprehensive explanations of bridge damage. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering

เป็นงานวิจัยที่เกี่ยวกับการใช้ภาพถ่ายของสะพาน แสดงข้อมูลทางเทคนิคต่างๆ เช่น ส่วนของโครงสร้างที่เสียหายและชนิดของความเสียหาย วิศวกรที่เกี่ยวข้องสามารถใช้ประโยชน์จากเทคโนโลยีนี้จากการสื่อสารได้ โดยอัตโนมัติในรูปแบบประโยคที่เข้าใจได้ง่าย งานวิจัยนี้เป็นเทคโนโลยีที่พัฒนาโมเดลการเรียนรู้ที่สามารถสร้างประโยคที่อธิบายสภาวะความเสียหายของสะพานจากภาพถ่ายผ่านวิธีการให้คำบรรยายภาพ งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่า ระบบ สามารถสร้างประโยคที่เป็นคำอธิบายเกี่ยวกับความเสียหายและประเภทของความเสียหายได้อย่างแม่นยำจากภาพถ่าย และวิจัยนี้ ถูกปรับให้สามารถส่งออกประโยคได้หลากหลาย เพื่อให้สามารถอธิบายภาพที่ซับซ้อนได้ โดยในชุดข้อมูลของงานวิจัยนี้ คะแนนของการประเมินความเข้ากันได้ในการแปลภาษาซึ่งเรียกว่า Bilingual Evaluation Understudy (BLEU) ระหว่าง BLEU-1 ถึง BLEU-4 เป็น 0.782, 0.749, 0.711, และ 0.693 ตามลำดับ และเปอร์เซ็นต์ของประโยคอธิบายที่ถูกต้องคือ 69.3% ซึ่งใช้คำอธิบายที่เข้าใจได้ง่าย และเป็นประโยชน์สำหรับวิศวกรที่มีประสบการณ์น้อยและบุคลากรด้านบริหาร ที่ไม่ต้องมีความเชี่ยวชาญทางเทคนิคในเข้าใจภาพของความเสียหายของสะพานได้

Chun, P. J., Yamane, T., & Maemura, Y. (2022). A deep learning-based image captioning method to automatically generate comprehensive explanations of bridge damage. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering.

2.5.2 Enhanced YOLO v3 for precise detection of apparent damage on bridges amidst complex backgrounds.

แนวทางการตรวจจับความเสียหายสะพานด้วยอัลกอริทึม YOLO v3 ที่ปรับปรุงแล้ว ถูกเสนอเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการตรวจจับความเสียหายของสะพานคอนกรีตที่มีพื้นหลังที่ซับซ้อน โดยการปรับปรุงโครงสร้าง YOLO v3 เพื่อรองรับการกระจายตัวที่หนาแน่นและขนาดความเสียหายที่หลากหลาย รวมถึงการใช้ Squeeze-and-Excitation Network (SENet) และโมดูล Spatial Pyramid Pooling (SPP) เพื่อส่งเสริมการสกัดคุณลักษณะที่มีความหมาย นอกจากนี้ได้ทำการใช้ CloU เป็นฟังก์ชันการสูญเสียและ K-means สำหรับการจัดกลุ่มกรอบยึดบนชุดข้อมูลความเสียหายบนผิวสะพาน จากการทดสอบ ชุดข้อมูล 1363 ชุดที่มีความเสียหายชนิด การหลุดร่อน, การหลุดร่อนจนเห็นเหล็กเสริม และความเสียหายจากกัดเซาะของกระแสน้ำ ทำให้โมเดล YOLO v3 ปรับปรุงค่า mAP เพิ่มขึ้น 5.5% และอัตราเฟรมการตรวจจับเป็น 84 เฟรมต่อวินาที

Huifeng Su, David Bonfils Kamanda, Tao Han, ChengGuo, Rongzhao Li, Zhilei Liu, Fengzhao Su, Lihong Shang (2024). Enhanced YOLO v3 for precise detection of apparent damage on bridges amidst complex backgrounds.

2.5.3 MOD-YOLO: Rethinking the YOLO architecture at the level of feature information and applying it to crack detection.

การตรวจจับรอยร้าวได้อย่างทันเวลาและมีความแม่นยำเป็นสิ่งสำคัญ เพื่อป้องกันความสูญเสียที่อาจเกิดขึ้นได้ โดยงานวิจัยนี้มีขึ้นเพื่อแก้ไขข้อจำกัดของอัลกอริทึม YOLO ก่อนหน้านี้ อัลกอริทึม MOD-YOLO ถูกพัฒนาขึ้น โดยการรวมเอาปรับปรุงสำคัญหลายครั้ง เช่น การใช้ MODSConv เพื่อแก้ไขปัญหาในส่วน of ชั้นสำหรับตรวจจับคุณลักษณะ, การใช้ Global Receptive Field-Space Pooling Pyramid-Fast และการใช้ DAF-CA ในการจัดการข้อมูลอ้างอิงโดยเฉลี่ยและข้อมูลที่มีความเด่นชัด ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า MOD-YOLO บรรลุความแม่นยำสูงสุดถึง 91.1% เมื่อเปรียบเทียบกับ YOLOX โดยมีเวลาการตรวจจับโดยรวมเท่ากัน ลดจำนวนพารามิเตอร์ลง 19.7% และลดความซับซ้อนในการคำนวณลง 35.9% นอกจากนี้ MOD-YOLO ยังแสดงให้เห็นถึงความสามารถในการตรวจจับรอยร้าวได้ดี แม้จะติดตั้งบนรถยนต์และใช้ขณะรถยนต์กำลังเคลื่อนที่

Peng Su, Huizi Han, Mei Liu, Tao Yang, Shijie Liu (2024). MOD-YOLO: Rethinking the YOLO architecture at the level of feature information and applying it to crack detection.

บทที่ 3

การดำเนินงานการวิจัย

งานวิจัยนี้จะดำเนินการศึกษาวิธีการทำระบบตรวจจับวัตถุ (Object detection) เพื่อใช้สำหรับแบ่งประเภทความเสียหายของสะพานในส่วนของเสาตอม่อ (Pier) โดยจะเป็นสะพานที่มีความยาวระหว่าง 10 เมตร ถึง 30 เมตรที่อยู่ในระเบียงเศรษฐกิจภาคตะวันออก (EEC) ซึ่งขั้นตอนการทำงานเป็นดังนี้

3.1 รวบรวมข้อมูลรูปภาพ จากกรมทางหลวง

เตรียมรูปภาพของตอม่อสะพานโดยกรมทางหลวง โดยในส่วนนี้มีรูปทั้งหมด 2402 รูปภาพ โดยเราจะแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ส่วน (Train - Validate - Test) เพื่อเตรียมสำหรับการฝึกฝนปัญญาประดิษฐ์ ได้แก่

1. ส่วนสำหรับฝึกฝน
2. ส่วนสำหรับตรวจสอบความถูกต้อง
3. ส่วนสำหรับทดสอบความถูกต้อง

3.2 กำกับประเภทความเสียหายให้กับรูปภาพ

งานวิจัยนี้เราใช้แพลตฟอร์ม Colab และใช้โมเดลคอมพิวเตอร์วิทัศน์ YOLOv8 ซึ่งเป็นโมเดลที่ออกแบบมาเพื่อใช้ตรวจจับวัตถุ โดยเราจะแบ่งประเภทความเสียหายเป็น 4 ประเภท ดังนี้

1. รอยแตก (Cracking)
2. การหลุดล่อน (Spalling)
3. การหลุดร่อนจนเห็นเหล็กเสริม (Steel Exposure)
4. การกัดเซาะ (Erosion)



รูปที่ 3.1 ตัวอย่างการกำกับความเสียหาย

1	0.50625	0.25703125	0.07578125	0.35390625
2	0.60703125	0.490625	0.0546875	0.16875
1	0.57734375	0.35625	0.11875	0.0578125
2	0.60703125	0.65546875	0.0515625	0.06875
1	0.57890625	0.74140625	0.03984375	0.0671875
1	0.55625	0.6234375	0.028125	0.13828125

รูปที่ 3.2 ตัวอย่างตารางข้อมูลหลังทำการกำกับประเภทความเสียหาย

โดยเป็นค่าที่ได้จากการกำกับความเสียหาย แถวละหนึ่งความเสียหาย เช่น ตัวอย่าง 1 0.5063
0.2570 0.0758 0.3539

1 - ประเภทของความเสียหายโดยเริ่มต้นที่ศูนย์ในกรณีนี้คือประเภทที่ 1

0.5063 - พิกัดตำแหน่งแกนนอน ของจุดศูนย์กลางของกรอบสี่เหลี่ยมล้อมรอบวัตถุ โดยมีค่าอยู่
ระหว่าง 0 ถึง 1 เป็นสัดส่วนกับความกว้างของภาพ

0.2570 - พิกัดตำแหน่งแกนตั้ง (y) ของจุดศูนย์กลางของกรอบสี่เหลี่ยมล้อมรอบวัตถุ โดยมีค่าอยู่
ระหว่าง 0 ถึง 1 เป็นสัดส่วนกับความสูงของภาพ

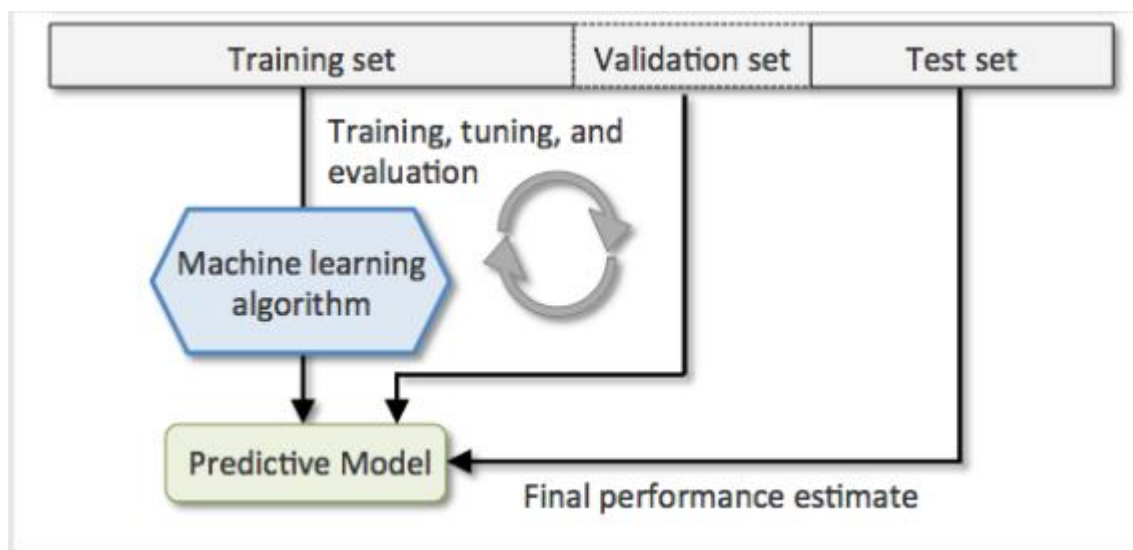
0.0758 - ตัวเลขนี้คือความกว้างของกรอบสี่เหลี่ยมที่ล้อมรอบวัตถุ โดยมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 เป็น
สัดส่วนกับความกว้างของภาพ

0.3539 - ตัวเลขนี้คือความสูงของกรอบสี่เหลี่ยมที่ล้อมรอบวัตถุ โดยมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 เป็น
สัดส่วนกับความสูงของภาพ

โดยจากรูปภาพต่อม่อสะพานทั้งหมด 2402 รูป ได้ทำการคัดและกำกับรูปภาพไปทั้งหมด 734 รูป
โดยแบ่งเป็น 70% สำหรับฝึกฝนปัญญาประดิษฐ์ 20% สำหรับตรวจสอบผลลัพธ์ และ 10%
สำหรับทดสอบผลลัพธ์

3.3 ฝึกฝนปัญหาประดิษฐ์ด้วยข้อมูลรูปภาพ (Train)

จะทำการฝึกฝนปัญหาประดิษฐ์ (model training) เพื่อให้สามารถแบ่งประเภทของความเสียหายด้วยรูปภาพ โดยเราใช้โค้ด python ในการฝึกฝนปัญหาประดิษฐ์เขียนบน colab โดยใช้การ์ดจอ T4, V100, A100 เป็นหลัก โดยมักจะใช้ T4 เป็นหลักซึ่งมีการใช้ทรัพยากรที่น้อยที่สุด



รูปที่ 3.3 รูปอธิบายขั้นตอนการทำงานของการทำงานของการฝึกฝนของโมเดล

โดยดึงข้อมูลรูปภาพ(Dataset) ที่ได้ทำการเตรียมไว้ในขั้นตอนที่ 2 และทดสอบด้วยโมเดล yolo ในขนาดต่างๆ

3.4 ทดสอบประสิทธิภาพปัญหาประดิษฐ์ และปรับแก้เพื่อพัฒนาความสามารถ

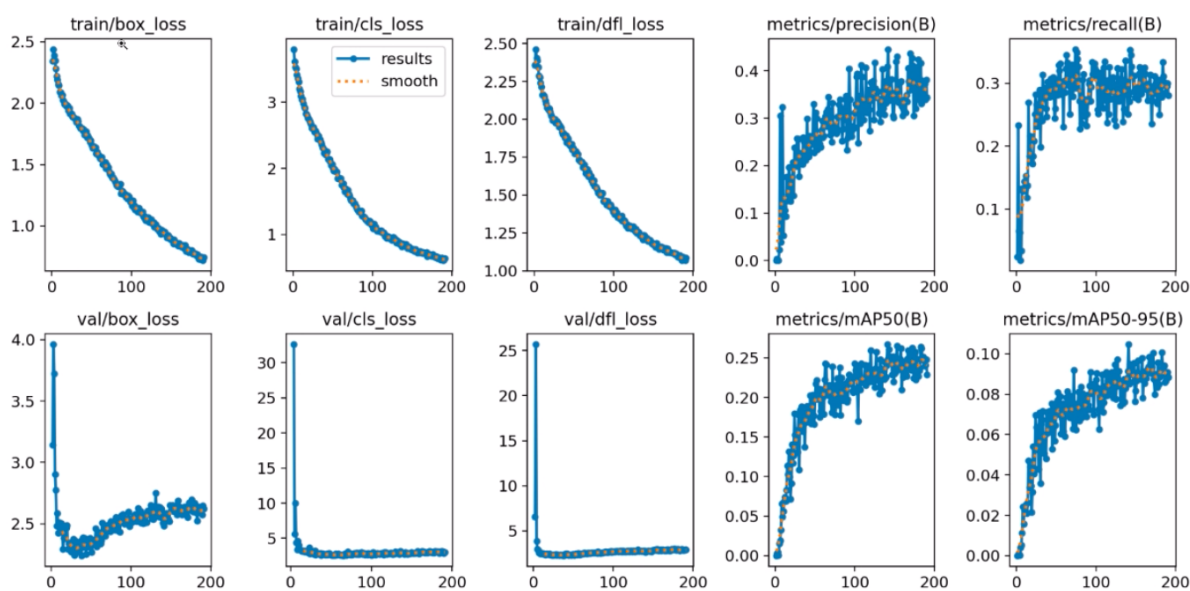
โดยหลังจากทดลองฝึกฝนปัญหาประดิษฐ์ในช่วงแรก mAP50 ที่ต่ำโดยเกิดจากการที่รูปของแต่ละประเภทความเสียหายมีจำนวนไม่สมดุลกัน รวมถึงการกำหนดขอบเขตความเสียหายในแต่ละรูปไม่กระชับกับขนาดของความเสียหาย จึงทำการกำกับขอบเขตรูปใหม่ให้มีความเสถียรมากขึ้น และคัดเลือกรูปที่มีประสิทธิภาพ ในการนำมาฝึกฝนปัญหาประดิษฐ์ โดยทำการทดลองฝึกฝนด้วยโมเดล yolo เวอร์ชัน 8 และ 9 ในขนาดต่างๆซึ่งมีขนาดที่แตกต่างกัน และได้ทดลอง yolo เวอร์ชัน 9 กับตัวข้อมูล รวมทั้งทดสอบ optimizer ประเภทต่างๆ, ปรับค่าพารามิเตอร์ต่างๆให้สอดคล้องกับข้อมูล รวมถึงทดลองวิธีการต่างๆ เพื่อให้โมเดลสามารถจับวัตถุได้ดียิ่งขึ้น

บทที่ 4 ผลการดำเนินงานวิจัย

ตัวอย่างผลการทดลอง

4.1 การทดลองรูปแบบที่ 1

การใช้ yolo v8 ขนาดใหญ่ที่สุด (365 layers, 258.1 GFLOPs) ทดลอง 191 รอบ ด้วย A100 ด้วยรูปทั้งหมด 1581 จากรูปต้นที่ 527 รูป ที่ทำการใช้วิธีการเพิ่มเติมรูปภาพ



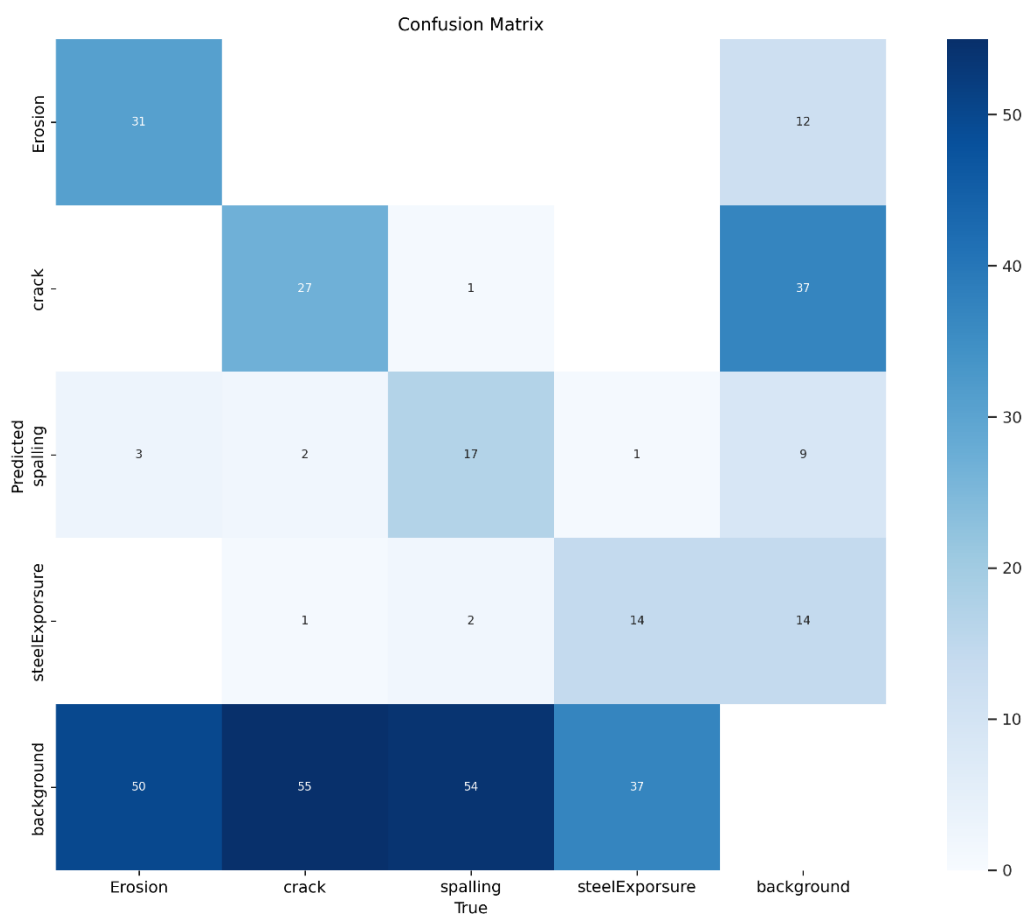
รูปที่ 4.1 กราฟแสดงค่าพารามิเตอร์ต่างๆ จากการฝึกฝนโมเดล

ค่า box_loss ของข้อมูลรูปภาพสำหรับตรวจสอบความถูกต้องเริ่มสูงขึ้นหลังรอบฝึกฝนที่ 50 แต่ค่า loss ของข้อมูลรูปภาพสำหรับฝึกฝนลดลงอย่างเป็นปกติซึ่งแสดงให้เห็นว่าโมเดลเกิดการ overfitting และทำให้ค่าหลังจากรอบการฝึกฝนที่ 50 นั้นมีความสามารถเพิ่มขึ้นช้าลงจนลู่เข้าสู่ค่าๆหนึ่ง โดยชี้ให้เห็นว่ารูปภาพที่ใช้ในการฝึกฝนมีปริมาณที่น้อยเกินไปสำหรับความหลากหลายของข้อมูล

Ultralytics YOLOv8.0.196 Python-3.10.12 torch-2.2.1+cu121 CUDA:0 (NVIDIA A100-SXM4-40GB, 40514MiB)
 Model summary (fused): 268 layers, 68127420 parameters, 0 gradients, 257.4 GFLOPs

Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50	mAP50-95): 100% 3/3 [00:02<00:00, 1.25it/s]
all	152	295	0.403	0.277	0.263	0.104
Erosion	152	84	0.534	0.345	0.424	0.192
crack	152	85	0.363	0.309	0.203	0.0667
spalling	152	74	0.389	0.203	0.227	0.0845
steelExporsure	152	52	0.325	0.25	0.2	0.0746

รูปที่ 4.2 ผลลัพธ์ของการฝึกฝนโมเดล

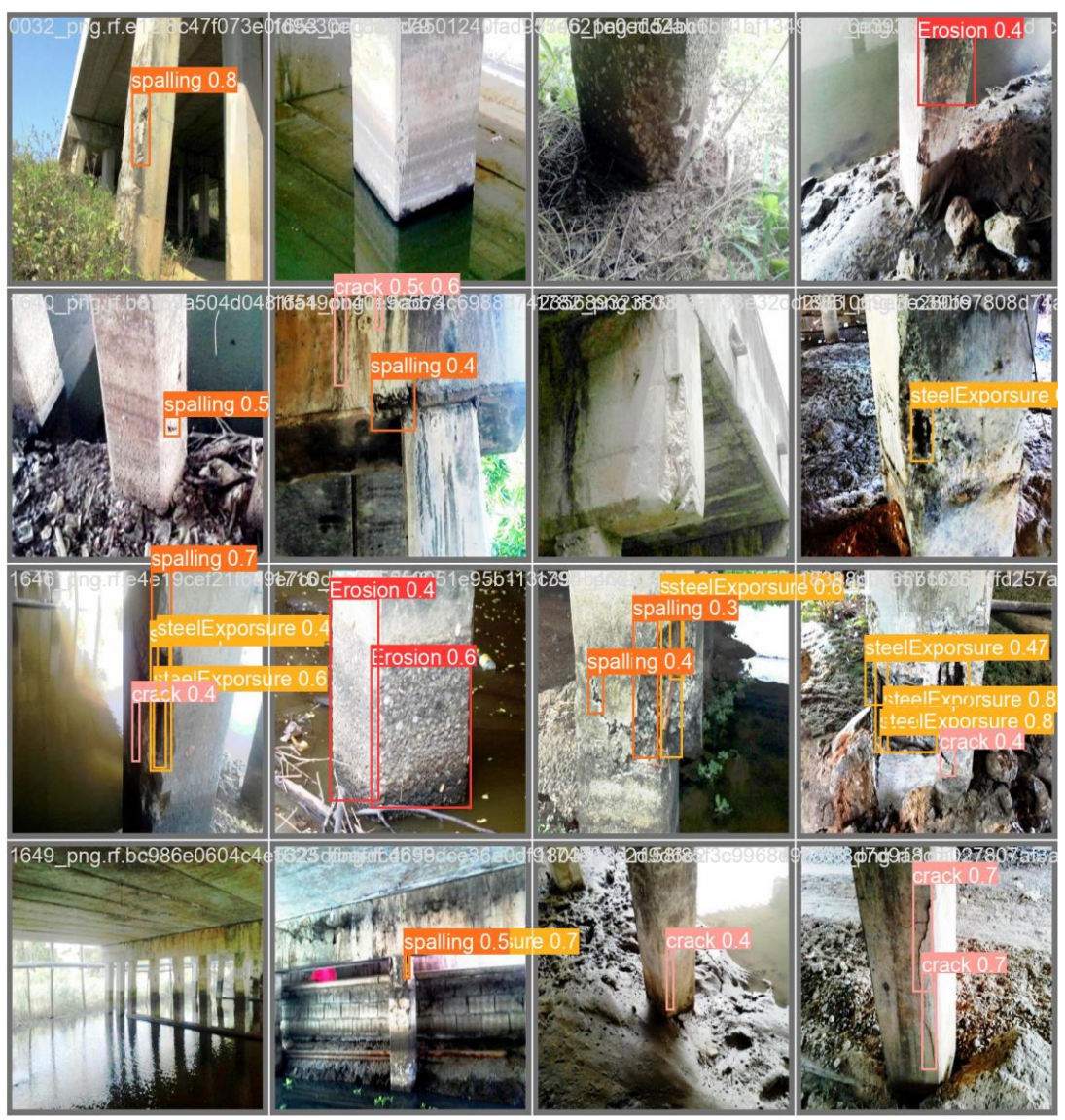


รูปที่ 4.3 ตารางแสดงความสับสนของผลลัพธ์การทดลองที่ 1

และจากการทดสอบนั้นมีเพียงความเสียหายประเภทการกัดเซาะ(Erosion)ที่มีค่าความแม่นยำที่มากกว่าประเภทอื่น ซึ่งแสดงให้เห็นว่ารูปภาพของความเสียหายประเภทอื่นยังมีความชัดเจนไม่มากพอ

ตารางที่ 4.1 สรุปค่าต่างๆ ในโมเดล YOLOv8l

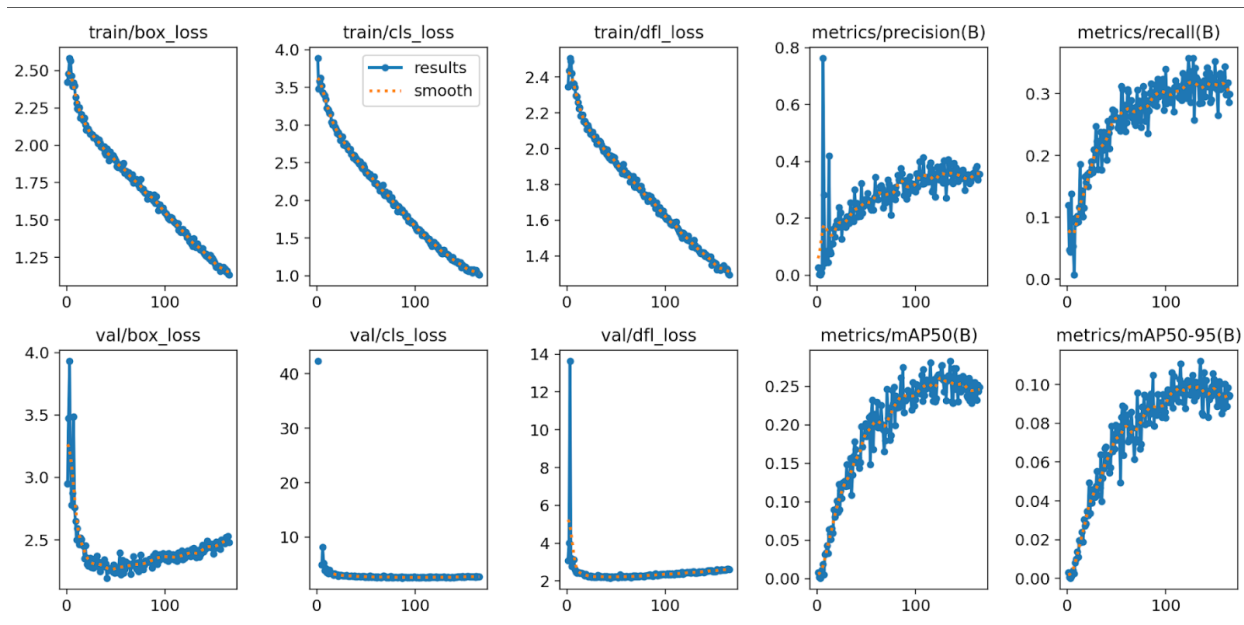
Model	Precision	Recall	mAP50
Yolov8l	40.30%	27.70%	26.30%



รูปที่ 4.4 ตัวอย่างรูปภาพจากการทดลองใช้โมเดลที่ทำการฝึกฝน

4.2 การทดลองรูปแบบที่ 2

การใช้ yolo v9 ขนาดใหญ่ (618 layers, 103.7 GFLOPs) ทดลอง 200 รอบ ด้วย T4 ด้วยรูปทั้งหมด 1066 จากรูปต้นที่ 533 รูป ที่ทำการใช้วิธีการเพิ่มเติมรูปภาพ



รูปที่ 4.5 กราฟแสดงค่าพารามิเตอร์ต่างๆ จากการฝึกฝนโมเดล

ค่า box_loss ของข้อมูลรูปภาพสำหรับตรวจสอบความถูกต้องเริ่มสูงขึ้นหลังรอบฝึกฝนที่ 60 แต่ค่า loss ของข้อมูลรูปภาพสำหรับฝึกฝนลดลงอย่างเป็นปกติซึ่งแสดงให้เห็นว่าโมเดลเกิดการ overfitting และทำให้ค่าหลัง จากรอบการฝึกฝนที่ 60 นั้นมีความสามารถเพิ่มขึ้นช้าลงจนลู่เข้าสู่ค่าๆหนึ่ง

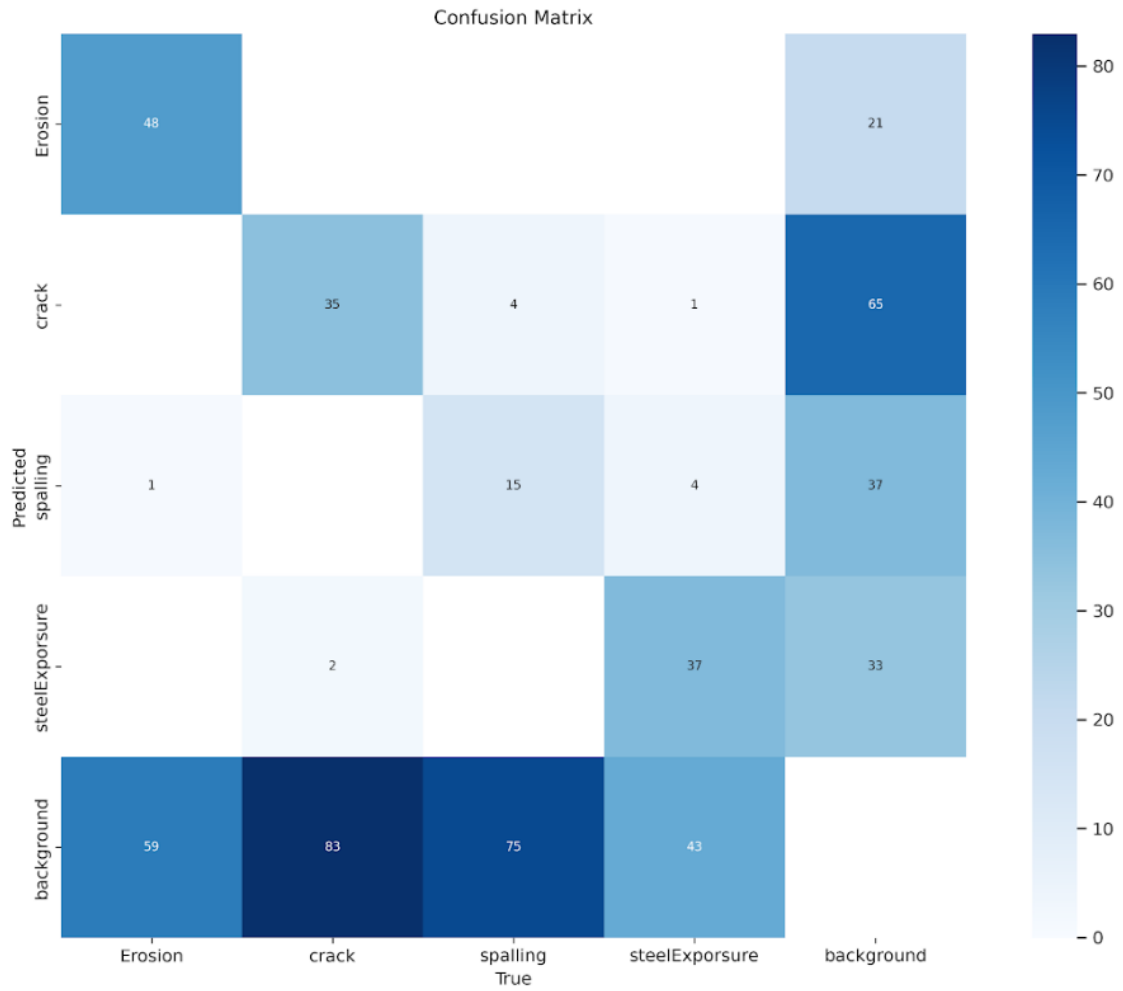
โดยชี้ให้เห็น yolo เวอร์ชัน 9 ก็ประสบปัญหาประเภทเดียวกันโดยเกิดจากรูปภาพที่ใช้ในการฝึกฝนมีปริมาณที่น้อยเกินไปสำหรับความหลากหลายของข้อมูล

```

Ultralytics YOLOv8.2.16 Python-3.10.12 torch-2.2.1+cu121 CUDA:0 (Tesla T4, 15102MiB)
YOLOv9c summary (fused): 384 layers, 25322332 parameters, 0 gradients, 102.3 GFLOPs
val: Scanning /content/PierLabel-9/valid/labels.cache... 152 images, 0 backgrounds, 0 corrupt: 100% 152/152 [00:00<?, ?it/s]
WARNING ⚠️ Box and segment counts should be equal, but got len(segments) = 1, len(boxes) = 407. To resolve this only boxes will
Class      Images  Instances  Box(P   R      mAP50  mAP50-95): 100% 10/10 [00:09<00:00, 1.05it/s]
  all         152      407      0.321  0.336  0.273   0.112
  Erosion     152      108      0.452  0.519  0.459   0.219
  crack       152      120      0.278  0.167  0.123   0.0423
  spalling    152      94       0.179  0.153  0.0864  0.024
  steelExposure 152      85       0.375  0.506  0.425   0.164
Speed: 1.5ms preprocess, 29.5ms inference, 0.0ms loss, 19.7ms postprocess per image
Results saved to runs/detect/val
🔗 Learn more at https://docs.ultralytics.com/modes/val

```

รูปที่ 4.6 ผลลัพธ์ของการฝึกฝนโมเดล

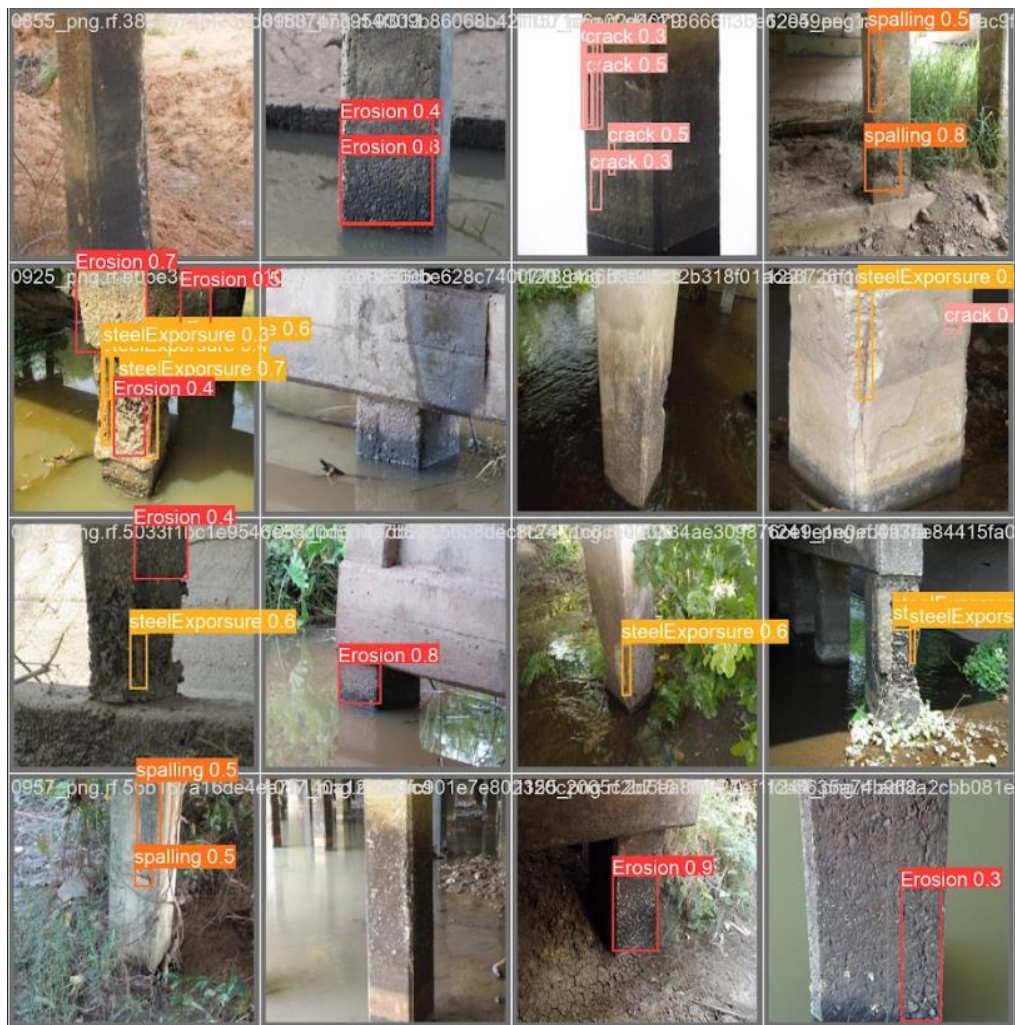


รูปที่ 4.7 ตารางแสดงความสับสนของผลลัพธ์การทดลองที่ 2

และจากผลการทดสอบจะเห็นได้ว่ามีค่าความแม่นยำของความเสียหายประเภทกัดเซาะและความเสียหาย จากการหลุดร่อนจนเหล็กเสริมนั้นมีค่ามากกว่าประเภทอื่นและมีค่ามากกว่าการใช้ yolo เวอร์ชัน 8 ในการฝึกฝนแต่มีความแม่นยำของความเสียหายประเภทรอยแตกและการหลุดร่อนที่น้อยกว่า

ตารางที่ 4.2 สรุปค่าต่างๆ ในโมเดล Yolov9c

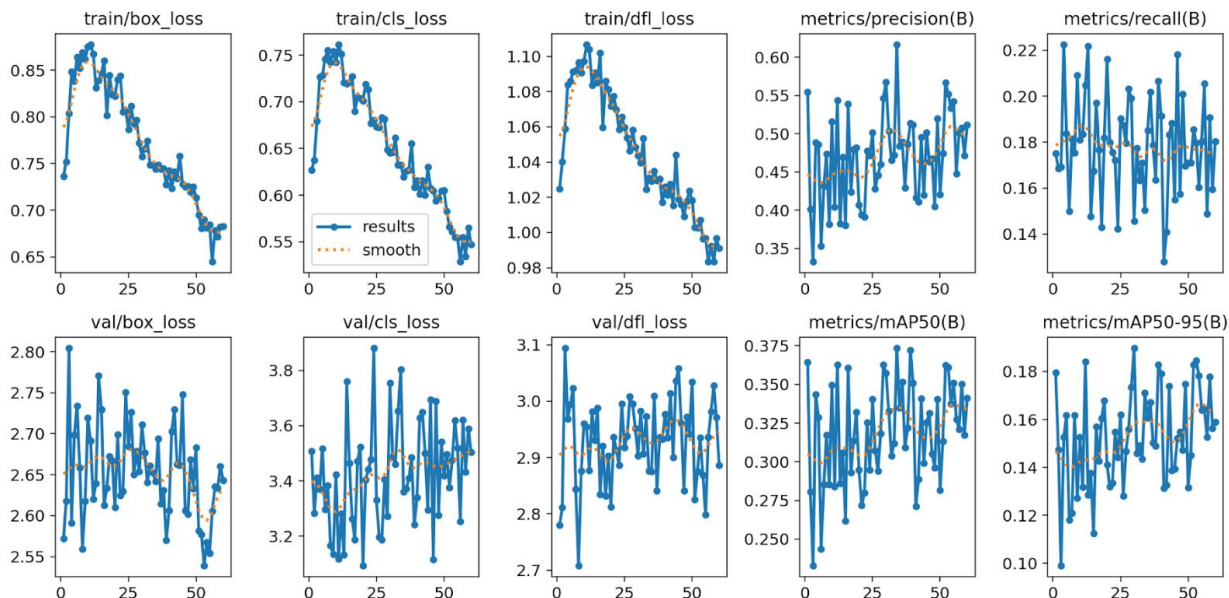
Model	Precision	Recall	mAP50
Yolov9c	32.10%	33.60%	27.30%



รูปที่ 4.8 ตัวอย่างรูปภาพจากการทดลองใช้โมเดลที่ทำการฝึกฝน

4.3 การทดลองรูปแบบที่ 3

การใช้ yolo v8 ขนาดใหญ่ (365 layers, 165.4 GFLOPs) ทดลอง 60 รอบ ด้วย T4 โดยเทรนต่อจากรอบฝึกฝนที่บันทึกไว้



รูปที่ 4.9 กราฟแสดงค่าพารามิเตอร์ต่างๆ จากการฝึกฝนโมเดล

โดยจากกราฟข้างต้นจะพบว่าค่าความผิดพลาดของการคาดเดารูปภาพสำหรับการตรวจสอบมีความสูงขึ้น และลักษณะของกราฟ precision, recall, mAP50 และ mAP50-95 นั้นมีความไม่ปกติ ซึ่งการที่ความผิดพลาดของการคาดเดารูปภาพสำหรับการตรวจสอบสูงขึ้นแต่ของรูปภาพสำหรับการฝึกฝนนั้นไม่เพิ่มขึ้นเลยนั้นจึงแสดงถึงการเกิด overfitting

```

Ultralytics YOLOv8.0.196 Python-3.10.12 torch-2.2.1+cu121 CUDA:0 (Tesla T4, 15102MiB)
Model summary (fused): 268 layers, 43609692 parameters, 0 gradients, 164.8 GFLOPs

```

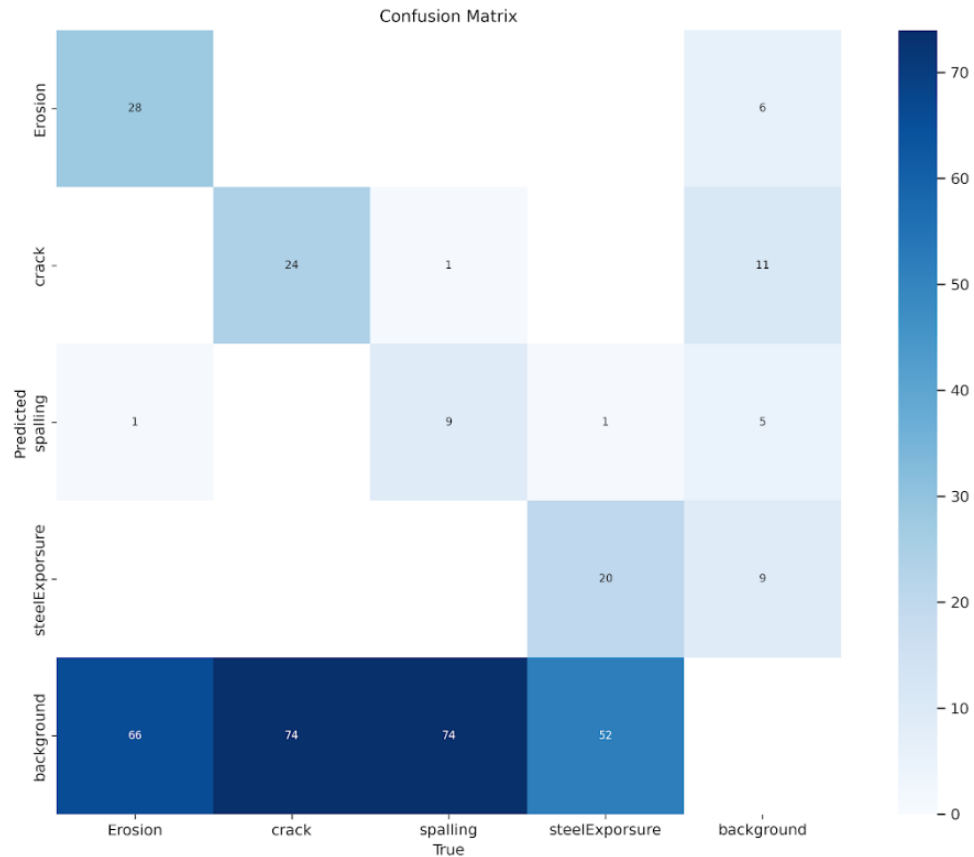
Class	Images	Instances	Box(P)	R	mAP50	mAP50-95)
all	150	350	0.496	0.213	0.362	0.165
Erosion	150	95	0.65	0.274	0.476	0.27
crack	150	98	0.468	0.224	0.325	0.104
spalling	150	84	0.308	0.0952	0.192	0.0848
steelExposure	150	73	0.559	0.26	0.453	0.2

```

Speed: 0.2ms preprocess, 42.7ms inference, 0.0ms loss, 0.4ms postprocess per image

```

รูปที่ 4.10 ผลลัพธ์ของการฝึกฝนโมเดล



รูปที่ 4.11 ผลลัพธ์ของการฝึกฝนโมเดล

และจากการทดสอบนั้นมีเพียงความเสียหายประเภทการกัดเซาะ (Erosion) ที่มีค่าความแม่นยำที่มากกว่าประเภทอื่น ซึ่งแสดงให้เห็นว่ารูปภาพของความเสียหายประเภทอื่นยังมีความชัดเจนไม่มากพอ

ตารางที่ 4.3 สรุปค่าต่างๆ ในโมเดล Yolov8l with checkpoints

Model	Precision	Recall	mAP50
Yolov8l with checkpoints	49.60%	21.30%	36.20%



รูปที่ 4.12 ตัวอย่างรูปภาพจากการทดลองใช้โมเดลที่ทำการฝึกฝน

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัย

5.1 สรุปผล

จากผลการวิจัย พบว่า การทดลอง ฝึกฝนและจับภาพในโมเดล Yolov8l, Yolov8l with checkpoints, Yolov9c ให้ค่าการทดลอง ฝึกฝนและจับภาพในโมเดล Yolov8l, Yolov8l with checkpoints, Yolov9c เป็นดังนี้

ตารางที่ 5.1 สรุปผลจากการฝึกฝนโมเดลต่างๆ

Model	Precision	Recall	mAP50
Yolov8l	40.30%	27.70%	26.30%
Yolov8l with checkpoints	49.60%	21.30%	36.20%
Yolov9c	32.10%	33.60%	27.30%

จากตารางดังกล่าว แสดงให้เห็นว่าเมื่อเปรียบเทียบค่าต่างๆแล้ว Yolov9c มีค่า Precision และ Recall โดยรวมดีที่สุด ซึ่งมีค่าเท่ากับ 32.10% และ 33.60% ตามลำดับ และมีค่า mAP50 เท่ากับ 27.30%

5.2 อภิปรายผล

จากผลการดำเนินงานวิจัยพบว่า การจำแนกประเภทความเสียหายของต่อม่อสะพานของโมเดล Yolov9 มีค่า Precision และ Recall ในระดับที่ดี จากการใช้ Dataset ของกรมทางหลวง และระบบสามารถตรวจจับและจำแนกประเภทของความเสียหายได้ ซึ่งสอดคล้องกับวัตถุประสงค์ที่เป็นการพัฒนาและทดสอบระบบปัญญาประดิษฐ์เพื่อให้สามารถจำแนกประเภทของความเสียหายของต่อม่อสะพานได้

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.3.1 การนำไปประยุกต์ใช้งานต่อควรใช้ภาพถ่ายที่แสดงเฉพาะบริเวณที่เป็นคอนกรีต จึงจะทำให้การฝึกฝนปัญญาประดิษฐ์เกิดขึ้นได้อย่างมีประสิทธิภาพ

5.3.2 รูปที่นำมาทดลองฝึกฝนปัญญาประดิษฐ์ควรเป็นรูปที่ไม่มีสิ่งแวดล้อมบริเวณล้อมข้างเสา คอนกรีต เช่น กิ่งไม้ ผิวหน้า ผิวดิน ฯลฯ ติดมาในรูปด้วย และมีความเสถียรในเรื่องของมุม และสีของภาพ

5.3.3 ในการพัฒนาต่อยอด ควรมีการพัฒนากระบวนการปัญญาประดิษฐ์ที่ตรวจจับชิ้นส่วนโครงสร้างที่สนใจก่อนจะนำไปตรวจสอบประเภทความเสียหาย

เอกสารอ้างอิง

- Adrain Rosebrock. (2565) Intersection over Union (IoU) for object detection. สืบค้นเมื่อวันที่ 23 เมษายน 2567, จาก <https://pyimagesearch.com/2016/11/07/intersection-over-union-iou-for-object-detection>
- Chun, P. J., Yamane, T., & Maemura, Y. (2022). A deep learning-based image captioning method to automatically generate comprehensive explanations of bridge damage. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*.
- Huifeng Su, David Bonfils Kamanda, Tao Han, ChengGuo, Rongzhao Li, Zhilei Liu, Fengzhao Su, Lihong Shang (2024). Enhanced YOLO v3 for precise detection of apparent damage on bridges amidst complex backgrounds.
- Ninenox. (2563). ทำความเข้าใจ accuracy, precision, recall, f1-score สืบค้นเมื่อวันที่ 25 เมษายน 2567, จาก <http://www.ninenox.com/2020/09/24>.
- Peng Su, Huizi Han, Mei Liu, Tao Yang, Shijie Liu (2024). MOD-YOLO: Rethinking the YOLO architecture at the level of feature information and applying it to crack detection.
- RizwanMunawar, AyushExel. (2566). Introducing Ultralytics YOLOv8 สืบค้นเมื่อวันที่ 24 เมษายน 2567, จาก <https://docs.ultralytics.com/>
- กรมทางหลวงชนบท กระทรวงคมนาคม. (2542). คู่มือการสำรวจและตรวจสอบสะพาน. สืบค้น 4 มกราคม 2567, จาก https://www.dla.go.th/upload/ebook/column/2554/3/557_3038.pdf

ระบบปัญญาประดิษฐ์ yolo. (2567). Yolov8: ผลงานชิ้นเอกด้าน Viral Computer Vision ของ Ultralytics. สืบค้นเมื่อวันที่ 15 มีนาคม 2567, จาก <https://www.unite.ai/th/yolov8-อธิบาย-ultralytics/>

การตรวจจับความเสียหายแบบอัตโนมัติในตอม่อสะพาน
โดยใช้การระบบตรวจจับวัตถุ
Automated Damage Detection in Bridge Piers
using object detection

รุ่งโรจน์ รุ่งสรานนท์¹ ธวัชรัตน์ ลามสิริสมสกุล² วรกฤต ประยูรสิทธิ³ และ รศ.ดร.ธิดารัตน์ วิสุทธิ์เสวีวงศ์⁴

^{1,2,3,4} ภาควิชาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย จ.กรุงเทพฯ

บทคัดย่อ

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์ เพื่อการตรวจสอบความเสียหายของ สะพาน เพื่อนำข้อมูลมาวิเคราะห์หรือประเมินว่าควรซ่อมแซมสะพานที่เสียหายเมื่อไหร่ โดยใช้ AI วิเคราะห์ความเสียหายของสะพานจาก ภาพถ่ายที่มีการบันทึกไว้ ซึ่งจะช่วยแก้ไขปัญหาในเรื่องของบุคลากรในการตรวจสอบไม่พอ และใช้ระยะเวลาในการตรวจสอบนานเกินไป นอกจากนี้ยังช่วยลดค่าใช้จ่ายในการดำเนินงานได้อีกด้วย ภาพถ่ายความเสียหายของสะพานที่เรานำมาวิเคราะห์ ได้แก่ ภาพของตอม่อ สะพาน(Pier)ในบริเวณพื้นที่ระเบียงเศรษฐกิจ EEC ที่ได้มีการรวบรวม โดยกรมทางหลวง ผลการวิจัยพบว่า การพัฒนาระบบตรวจจับวัตถุเพื่อ ประเมินความเสียหายของสะพานในส่วนตอม่อ สามารถตรวจจับและ แบ่งประเภทของความเสียหายได้จริง ตามที่เราได้กำหนดไว้ 4 รูปแบบ คือ 1. รอยแตก 2.การหลุดหล่อน 3.การหลุดหล่อนจนเห็นเหล็กเสริม และ 4.การกัดเซาะ โดยมีค่า Precision เฉลี่ยเท่ากับ 32.1% ค่า Recall เฉลี่ยเท่ากับ 33.6% และค่า mAP50 เฉลี่ยเท่ากับ 27.3% ค่าที่ได้ ทั้งหมดมาจากการใช้ Model Yolov9c ในการวิเคราะห์

คำสำคัญ: Detect,Classify,Precision,Recall,mAP50,ประเภทของ ความเสียหาย,Yolov9c

Abstract

This research aims to examine bridge damage to analyze or assess when damaged bridges should be repaired. It utilizes AI to analyze bridge damage from recorded photographs. This approach helps address issues such as insufficient personnel for inspection and lengthy inspection times. Additionally, it reduces operational costs. The analyzed images depict damage to pier structures in the Eastern Economic Corridor (EEC) region, collected by the Department of Highways. The research findings indicate that the

developed system for detecting objects to assess bridge damage in the substructure accurately detects and categorizes damage into four types: 1. Cracks, 2. Displacement, 3. Significant displacement revealing reinforcement steel, and 4. Corrosion. The average Precision is 32.1%, the average Recall is 33.6%, and the average mAP50 is 27.3%. These metrics were obtained using the YOLOv9c model for analysis.

Keyword: Detect,Classify,Precision,Recall,mAP50,Type of damage,Yolov9c

1. บทนำ

ประเทศไทยมีปริมาณสะพานจำนวนมาก โดยหลายสะพานมีการใช้งานอย่างต่อเนื่อง ทำให้เกิดความเสียหายจากการใช้งาน จึงต้องได้รับการตรวจสอบจากวิศวกรผู้เชี่ยวชาญ ซึ่งจำนวนวิศวกรไทยที่รับผิดชอบด้านนี้มีจำนวนไม่เพียงพอ จึงต้องนำเทคโนโลยีมาใช้ในการแก้ปัญหา โดยการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) และเทคโนโลยีประมวลผลด้วยภาพ (Image processing) มาจำแนก ลักษณะและแบ่งประเภทความเสียหาย ซึ่งวัตถุประสงค์ของงานวิจัยนี้ คือ เพื่อรวบรวมข้อมูลรูปภาพในการใช้พัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์ เพื่อพัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์ในการประเมินความเสียหายและ จำแนกประเภทของความเสียหายที่เกิดขึ้นบริเวณตอม่อสะพาน และเพื่อทดสอบประสิทธิภาพของระบบปัญญาประดิษฐ์ในการประเมินและ จำแนกประเภทของความเสียหายที่เกิดขึ้นบริเวณตอม่อสะพาน โดยขอบเขตของประเภทความเสียหายที่จะทำการศึกษามีประเภท การกัดเซาะ รอยแตก การหลุดร่อน และการหลุดร่อนจนเห็นเหล็กเสริม โดยจะพัฒนาระบบให้เป็นอัตโนมัติเพื่อลดระยะเวลาการตรวจสอบโครงสร้าง เพื่อก่อให้เกิดประโยชน์ต่อประเทศชาติอย่างยั่งยืน

2. เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ข้อมูลทั่วไปของโครงสร้างสะพาน

องค์ประกอบของโครงสร้างสะพานส่วนใหญ่มีรูปแบบและลักษณะคล้ายคลึงกัน โดยทั่วไปแบ่งออกเป็น 3 ส่วน ได้แก่ โครงสร้างสะพานส่วนบน (Superstructure) โครงสร้างสะพานส่วนล่าง (Substructure) และส่วนประกอบรอง (Secondary Components)

2.2.1 โครงสร้างสะพานส่วนบน (Superstructure)

โครงสร้างส่วนบนของสะพานซึ่งอยู่เหนือแผ่นรองรับคาน (Bearing) ขึ้นไป เป็นองค์ประกอบหลัก ของสะพานที่ทาหน้าที่รองรับน้ำหนักจากแผ่นพื้นสะพาน ผิวจราจรของสะพาน และน้ำหนักที่บรรทุกบนแผ่น พื้นสะพาน จุดประสงค์ของโครงสร้างส่วนบน คือ เพื่อบรรทุกน้ำหนักที่ถ่ายเทมาจากแผ่นพื้นสะพานตลอด ความยาวช่วงสะพาน และถ่ายเทต่อไปยังจุดรองรับ หน้าที่ของโครงสร้างส่วนบน คือ มีหน้าที่ถ่ายเทน้ำหนักบรรทุกลงสู่โครงสร้างส่วนล่าง โดยน้ำหนักบรรทุกนี้อาจถูกถ่ายเทโดยผ่านแรงดึง แรงกด แรงดัด หรือ ทั้งสามแรงนี้รวมกัน ซึ่งสะพานอาจถูกตั้งชื่อตามประเภทของโครงสร้างส่วนบน และโครงสร้าง ส่วนบนอาจจะถูกจัด ประเภทโดยคำนึงถึงหน้าที่การใช้งาน ชั้นส่วนของโครงสร้างส่วนบนมีดังนี้ พื้นสะพาน (Deck) คานตามยาว (Girder) ค้ำยันคานตามยาว (Diaphragm)

2.2.2 โครงสร้างส่วนล่างของสะพาน (Substructure)

คือ ชั้นส่วนต่างๆ ที่อยู่ต่ำกว่าแผ่นรองรับคาน (Bearing) ลงไป จุดประสงค์ ของโครงสร้างส่วนล่าง คือมีหน้าที่รองรับและถ่ายเทน้ำหนักจากโครงสร้างส่วนบนของสะพานให้ ลงสู่ ฐานรากหน้าที่ของโครงสร้างส่วนล่างคือ ชั้นส่วนต่างๆ ของโครงสร้างส่วนล่างจะค้ำยันน้ำหนักทั้งใน แนวตั้งและแนวราบที่ ถูกถ่ายเทมาจากโครงสร้างส่วนบน ชั้นส่วนของโครงสร้างส่วนล่างมีดังนี้ คานรัดหัวเสา (Cap Beam) ค้ำยันตอม่อ (Bracing) เสาตอม่อ (Pier) กำแพงตอม่อ (Pier Wall) ฐานราก (Footing) เสาเข็ม (Pile)

2.2.3 ส่วนประกอบรอง (Secondary Components)

เป็นชั้นส่วน ที่ช่วยเสริมในการรับน้ำหนักที่กระทำต่อสะพาน หรือมีประโยชน์ต่อสะพาน ด้านอื่นๆ เช่น ผิวทาง (Wearing Surface) ช่วยรับน้ำหนักจากล้อรถและกระจายแรงสู่ระบบพื้นและคาน ระบบระบายน้ำ (Drainage) ช่วยในการระบายน้ำที่ขังออกจากผิวทาง ซึ่งส่วนประกอบรองมีดังนี้ หูช้าง (Wing Wall) เขิงลาดสะพาน (Approach) แผ่นรองรับคาน (Bearing) รอยต่อเพื่อการขยาย (Expansion Joint) ผิวทาง (Wearing Surface) แผงกั้นจราจร (Traffic Barrier) ราวสะพาน (Railing) ทางเท้า (Sidewalk) ระบบระบายน้ำ (Drainage) กำแพงกันดิน (Retaining Wall) ลาดป้องกันตลิ่ง (Slope Protection)

2.2 องค์ประกอบของสะพาน

เสาตอม่อ (Pier) เป็นองค์ประกอบของโครงสร้างสะพานส่วนล่าง (Substructure) ซึ่งจะอยู่ต่ำกว่าแผ่นรองรับคาน (Bearing) ลงไป จุดประสงค์ของโครงสร้างส่วนล่าง คือ การรับและถ่ายเทน้ำหนักจากโครงสร้างส่วนบนของสะพานให้ลงมาสู่ฐานราก และ ชั้นส่วนต่างๆ ของโครงสร้างส่วนล่างจะค้ำยันน้ำหนักทั้งในแนวตั้ง แนวราบ

2.3 ประเภทความเสียหาย

พื้นสะพานโดยปกติแล้วจะมีโครงสร้างเป็นคอนกรีตเสริมเหล็ก เพราะฉะนั้นการตรวจสอบความเสียหายที่เกิดขึ้นจะตรวจสอบความเสียหายหลักๆ ที่พบและแบ่งประเภทความเสียหาย ได้เป็น กัดเซาะ (Erosion), รอยแตก (Cracking), การหลุดร่อน (Spalling), การหลุดล่อนจนเห็นเหล็กเสริม (Steel Exposure)

2.3.1 กัดเซาะ (Erosion)

คอนกรีตที่ถูกกัดเซาะจะมีลักษณะความเสียหายที่สามารถสังเกตได้หลายแบบ โดยขึ้นอยู่กับ

รอยแตก (Cracking) การเกิดรอยแตก สามารถเกิดได้จากหลายปัจจัย เช่น การเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิและความชื้น การบิดเบือนโครงสร้างที่เกิดจากแรงโน้มถ่วงหรือแรงสั่นสะเทือน ความเครียดในวัสดุ ข้อผิดพลาดในกระบวนการก่อสร้างหรือวัสดุที่ใช้ในการสร้าง ในเสาตอม่อสะพานจะส่งผลกระทบต่อความแข็งแรงและความปลอดภัยของสะพาน ควรมีการตรวจสอบเป็นประจำเพื่อรักษาความปลอดภัยและความทนทานในระยะยาว

การหลุดร่อน (Spalling) เป็นการยุบตัวของ คอนกรีตเป็นรูปคล้ายวงกลมหรือวงรีมีสาเหตุมาจาก การแยกตัว หรือการถูกเคลื่อนย้ายของส่วนใดส่วนหนึ่งของคอนกรีตที่ ผิวหน้า การหลุดร่อนนี้อาจมีสาเหตุมาจากการที่เหล็กเสริมเป็นสนิม และ การเกิดแรงเสียดทานจากการขยายตัวเนื่องจากความร้อน มักเกิดขึ้นบริเวณที่มีการกัดกร่อน การที่น้ำเข้าสู่โครงสร้าง

การหลุดร่อนจนเห็นเหล็กเสริม(Steel Exposure) เป็นความเสียหายจากการหลุดร่อนที่รุนแรงจนถึงเหล็กเสริม เกิดจากการสูญเสียของเลเยอร์ป้องกันที่ทำให้เห็นเหล็กเสริมของโครงสร้างพื้นสะพานโดยตรง ส่งผลให้เหล็กได้รับผลกระทบจากปัจจัยภายนอก เช่น การเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิ ความชื้น และการสัมผัสกับการเคมีจากมลพิษ ทำให้เหล็กเสริมในสะพานมีความทนทานลดลง และเสื่อมสภาพเร็วขึ้นกว่าที่ควรจะเป็น สามารถป้องกันได้ด้วยการตรวจสอบอย่างสม่ำเสมอ หรือเคลือบเหล็กด้วยวัสดุป้องกันเพื่อเพิ่มความทนทานต่อปัจจัยภายนอกได้มากขึ้น

2.4 เทคโนโลยีที่ใช้พัฒนา

Object detection คือเทคโนโลยีที่ใช้คอมพิวเตอร์ในการระบุและวิเคราะห์วัตถุที่อยู่ในรูปภาพหรือวิดีโอ โดยสามารถแบ่งออกเป็น 3 ประเภทหลักๆ ได้แก่:

2.4.1.1 *Image Classification* : ใช้ AI ในการบอกว่รูปที่ส่งเข้าไปคือรูปของอะไร เช่น รูปแมว รูปหมา เป็นต้น

2.4.1.2 *Object Detection* : ใช้ในการระบุตำแหน่งของวัตถุในรูปภาพ โดยจะบอกพิกัดที่วัตถุต่างๆ อยู่ในรูป เช่น แมวอยู่ตรงไหน หมาอยู่ตรงไหน เป็นต้น

2.4.1.3 *Instance Segmentation* : ใช้ในการแยกส่วนที่สำคัญของรูปออกมา เช่น แยกเฉพาะส่วนของใบหน้าคน

2.4.2 Yolo

YOLO หรือ You only look once เป็นระบบตรวจจับวัตถุแบบทันทีทันใด โดยถือเป็นมาตรฐานของการทำระบบตรวจจับวัตถุ มีประสิทธิภาพด้านความเร็วและความถูกต้อง หลักการทำงานของ YOLO คือ ถ้ามีรูปความเสียหายของสะพานแบบ Cracking, Spalling และ Erosion โปรแกรมก็จะพยายาม rectangle object เหล่านั้นไว้ (โดยหาจุดกึ่งกลางของแต่ละ object แล้วค่อยครอบ box เอาไว้) จากนั้นบอกออกมาว่าสิ่งนั้นคืออะไร โดยมี model พื้นฐานอยู่แล้วประมาณ 80 classes ที่ถูกเทรนเอาไว้ และสามารถบอกได้ด้วยว่าความน่าจะเป็นมีเท่าไร จาก model ที่มีความโดดเด่นของ YOLO คือ สามารถ detect แม้กระทั่งวัตถุที่มันซ้อนกันได้ด้วย โดยมีโครงสร้างที่ค่อนข้างซับซ้อนของ grid ในแต่ละชั้นที่เล็กลงเรื่อยๆ ในแต่ละ Layers

2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.5.1 *A deep learning-based image captioning method to automatically generate comprehensive explanations of bridge damage. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering. Chun, P. J., Yamane, T., & Maemura, Y. (2022).*

เป็นงานวิจัยที่เกี่ยวกับการใช้ภาพถ่ายของสะพาน แสดงข้อมูลทางเทคนิคต่างๆ เช่น ส่วนของโครงสร้างที่เสียหายและชนิดของความเสียหาย วิศวกรที่เกี่ยวข้องสามารถใช้ประโยชน์จากเทคโนโลยีนี้จากการสื่อสารได้ โดยอัตโนมัติในรูปแบบประโยคที่เข้าใจได้ง่าย งานวิจัยนี้เป็นเทคโนโลยีที่พัฒนาโมเดลการเรียนรู้ที่สามารถสร้างประโยคที่อธิบายสภาวะความเสียหายของสะพาน จากภาพถ่ายผ่านวิธีการให้คำบรรยายภาพ งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่า ระบบ สามารถสร้างประโยคที่เป็นคำอธิบายเกี่ยวกับความเสียหายและประเภทของความเสียหายได้อย่างแม่นยำจากภาพถ่าย และวิจัยนี้ ถูกปรับให้สามารถส่งออกประโยคได้หลากหลาย เพื่อให้สามารถอธิบายภาพที่ซับซ้อนได้ โดยในชุดข้อมูลของงานวิจัยนี้ คะแนนของการประเมินความเข้าใจในการแปลภาษาซึ่งเรียกว่า Bilingual Evaluation Understudy (BLEU) ระหว่าง BLEU-1 ถึง BLEU-4 เป็น 0.782, 0.749, 0.711, และ 0.693 ตามลำดับ และเปอร์เซ็นต์ของประโยคอธิบายที่ถูกต้องคือ 69.3% ซึ่งใช้คำอธิบายที่เข้าใจได้ง่าย และเป็นประโยชน์สำหรับวิศวกรที่มีประสบการณ์น้อยและบุคลากรด้านบริหาร ที่ไม่ต้องมี

ความเชี่ยวชาญทางเทคนิคในเข้าใจภาพของความเสียหายของสะพานได้

2.5.2 *Enhanced YOLO v3 for precise detection of apparent damage on bridges amidst complex backgrounds. Huifeng Su, David Bonfils Kamanda, Tao Han, ChengGuo, Rongzhao Li, Zhilei Liu, Fengzhao Su, Lihong Shang (2024).*

แนวทางการตรวจจับความเสียหายสะพานด้วยอัลกอริธึม YOLO v3 ที่ปรับปรุงแล้ว ถูกเสนอเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการตรวจจับความเสียหายของสะพานคอนกรีตที่มีพื้นหลังที่ซับซ้อน โดยการปรับปรุงโครงสร้าง YOLO v3 เพื่อรองรับการกระจายตัวที่หนาแน่นและขนาดความเสียหายที่หลากหลาย รวมถึงการใช้ Squeeze-and-Excitation Network (SENet) และโมดูล Spatial Pyramid Pooling (SPP) เพื่อส่งเสริมการสกัดคุณลักษณะที่มีความหมาย นอกจากนี้ได้ทำการใช้ CloU เป็นฟังก์ชันการสูญเสีย และ K-means สำหรับการจัดกลุ่มรอบยึดบนชุดข้อมูลความเสียหายบนผิวสะพาน จากการทดสอบ ชุดข้อมูล 1363 ชุดที่มีความเสียหายชนิด การหลุดร่อน, การหลุดร่อนจนเห็นเหล็กเสริม และความเสียหายจากกัดเซาะของกระแสน้ำ ทำให้โมเดล YOLO v3 ปรับปรุงค่า mAP เพิ่มขึ้น 5.5% และอัตราเฟรมการตรวจจับเป็น 84 เฟรมต่อวินาที

2.5.3 *MOD-YOLO: Rethinking the YOLO architecture at the level of feature information and applying it to crack detection. Peng Su, Huizi Han, Mei Liu, Tao Yang, Shijie Liu (2024).*

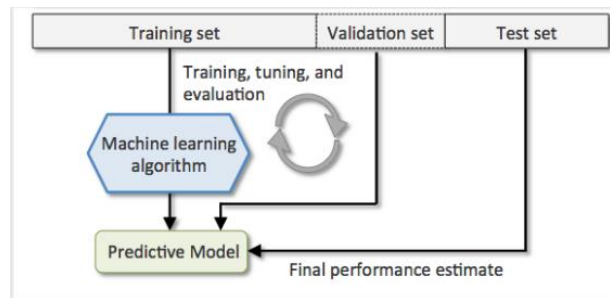
การตรวจจับรอยร้าวได้อย่างทันเวลาและมีความแม่นยำเป็นสิ่งสำคัญ เพื่อป้องกันความสูญเสียที่อาจเกิดขึ้นได้ โดยงานวิจัยนี้มีขึ้นเพื่อแก้ไขข้อจำกัดของอัลกอริธึม YOLO ก่อนหน้านี้ อัลกอริธึม MOD-YOLO ถูกพัฒนาขึ้น โดยการรวมเอาปรับปรุงสำคัญหลายครั้ง เช่น การใช้ MODSConv เพื่อแก้ไขปัญหาในส่วนของชั้นสำหรับตรวจจับคุณลักษณะ, การใช้ Global Receptive Field-Space Pooling Pyramid-Fast และการใช้ DAF-CA ในการจัดการข้อมูลอ้างอิงโดยเฉลี่ยและข้อมูลที่มีความเด่นชัด ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า MOD-YOLO บรรลุความแม่นยำสูงสุดถึง 91.1% เมื่อเปรียบเทียบกับ YOLOX โดยมีเวลาการตรวจจับโดยรวมเท่ากัน ลดจำนวนพารามิเตอร์ลง 19.7% และลดความซับซ้อนในการคำนวณลง 35.9% นอกจากนี้ MOD-YOLO ยังแสดงให้เห็นถึงความสามารถในการตรวจจับรอยร้าวได้ดี แม้จะติดตั้งบนรถยนต์และใช้เซนเซอร์ที่กำลังเคลื่อนที่

3. การดำเนินงานวิจัย

งานวิจัยนี้ดำเนินการศึกษาวิธีการตรวจจับวัตถุ (Object detection) เพื่อใช้สำหรับการแบ่งประเภทความเสียหายของสะพานในส่วนองเสาตอม่อ(Pier) โดยจะเป็นสะพานที่มีความยาวระหว่าง 10 เมตร ถึง 30 เมตรที่อยู่ในระเบียบเศรษฐกิจภาคตะวันออก(EEC) ซึ่งขั้นตอนการทำงานเป็นดังนี้

3.1 รวบรวมข้อมูลรูปภาพ จากกรมทางหลวง

ในส่วนนี้มีรูปภาพเสาตอม่อทั้งหมด 2402 รูปภาพที่ได้รับมาจากข้อมูลรูปภาพของกรมทางหลวง นำมาคัดให้เหลือเพียงรูปภาพที่ไม่มี ความเบลอและมีความเสียหายอยู่ โดยหลังจากนั้น จะนำรูปภาพไป แบ่งเป็น 3 ส่วน ได้แก่ ส่วนสำหรับฝึกฝน(train) ส่วนสำหรับตรวจสอบ ความถูกต้อง(validate) และส่วนสำหรับทดสอบ(test) ในอัตราส่วน 70:20:10 ซึ่งถือว่าพร้อมสำหรับการใช้กับปัญญาประดิษฐ์แล้ว

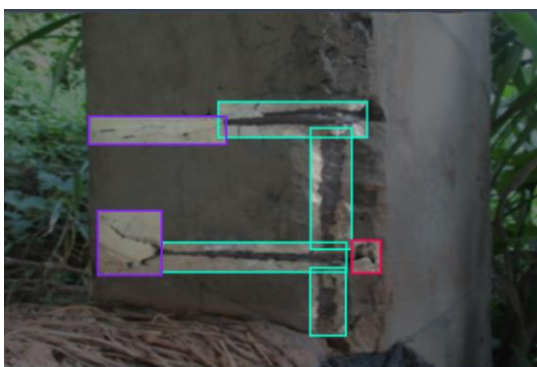


รูปที่ 2 แผนภาพตัวอย่างการฝึกฝนโมเดล

3.2 กำกับประเภทความเสียหายให้กับรูปภาพ

งานวิจัยนี้ใช้แพลตฟอร์ม Colab และใช้โมเดลคอมพิวเตอร์วิทัศน์ ซึ่งเป็นโมเดลที่ออกแบบมาเพื่อใช้ตรวจจับวัตถุ โดยเราจะแบ่งประเภท ความเสียหายเป็น 4 ประเภท ได้แก่ รอยแตก(cracking), การหลุดล่อน (spalling), การหลุดร่อนจนเห็นเหล็กเสริม (Steel Exposure), การกัดเซาะ (Erosion)

โดยเราจะกำกับความเสียหายของรูปภาพและบันทึกข้อมูลให้อยู่ใน รูปแบบสำหรับ yolo



รูปที่ 1 ภาพถ่ายตัวอย่างการกำกับตำแหน่งความเสียหายและ แบ่งประเภทความเสียหาย

3.3 ฝึกฝนปัญญาประดิษฐ์ด้วยข้อมูลรูปภาพที่ได้ทำการกำกับ ประเภทความเสียหายผ่านแพลตฟอร์ม Colab

ทำการฝึกฝนปัญญาประดิษฐ์ เพื่อให้โมเดลสามารถแบ่งประเภท ของความเสียหายได้ด้วยรูปภาพ โดยเราใช้โค้ด python ในการเขียน โปรแกรมฝึกฝนปัญญาประดิษฐ์ และเขียนบน Colab โดยใช้การ์ดจอ T4, V100, A100 เป็นหลัก โดยมักจะใช้ T4 เป็นหลักซึ่งมีการใช้ ทรัพยากรที่น้อยที่สุด

โดยดึงข้อมูลรูปภาพ(Dataset) ที่ได้ทำการเตรียมไว้ในขั้นตอนที่ 2.2 และทดสอบด้วยโมเดล yolo ในขนาดต่างๆ

3.4 ทดสอบประสิทธิภาพปัญญาประดิษฐ์ และปรับแก้เพื่อพัฒนา ความสามารถ

ดูผลลัพธ์การทดสอบของโมเดลอาทิ เช่น ค่าความถูกต้อง (Precision) ค่าความสมบูรณ์(Recall) โดยรวมหรือดูแบ่งไปตามแต่ละ ประเภท

และดูลักษณะของกราฟความผิดพลาด(Loss) ของรูปที่ใช้ฝึกฝน และรูปที่ใช้ในการตรวจสอบเพื่อตรวจสอบถึงความผิดพลาดและปรับแก้ ต่อไป โดยจะทดสอบวิธีการต่างๆ เพื่อทดลองหาวิธีที่ดีกว่า เช่น การ ปรับรับค่าตัวแปรต่างๆ อาทิ เช่น

การดรอปเอาต์(Dropout) การทดลองใช้optimizerชนิดต่างๆ (Optimizers) การปรับขนาดการทดลองต่อรอบ(Batch size) รวมถึง การทดลองใช้สถาปัตยกรรมการตรวจจับวัตถุรูปแบบต่างๆ เช่น yolo เวอร์ชัน 8, yolo เวอร์ชัน 9 เป็นต้น

4. ผลการวิจัย

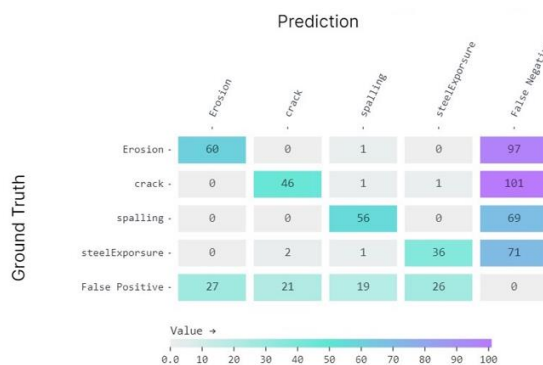
4.1 ค่าที่ควรทราบในการทำงาน

True Positive คือ ข้อมูลที่ทำนายตรงกับข้อมูลจริงในคลาสที่กำลังพิจารณา เช่น โมเดลบอก spalling ผลจริงก็คือ spalling

False Positive คือ ข้อมูลที่ทำนายผิดเป็นคลาสที่กำลังพิจารณา เช่น โมเดลบอก spalling ผลจริงคือไม่ใช่ spalling

False Negative คือ ข้อมูลที่ทำนายผิดเป็นคลาสที่ไม่ได้พิจารณา เช่น โมเดลบอก crack ผลจริงคือไม่ใช่ crack แต่เราสนใจ spalling

True Negative คือ ข้อมูลที่ทำนายตรงกับข้อมูลจริงในคลาสที่ไม่ได้ พิจารณา เช่น โมเดลบอก crack ผลจริงคือ crack แต่เราสนใจ spalling



รูปที่ 3 ภาพตารางแจกแจงความสับสน(Confusion matrix)

4.2 Precision

Precision หมายถึงความแม่นยำในการตรวจจับวัตถุ ค่าที่ได้มาจาก True Positive ส่วนด้วย True Positive + False Positive ตัวอย่างการคำนวณจากตารางด้านบน $60/(60+27) = 0.69$ หรือ 69%

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

4.2.1 Recall

Recall หมายถึงค่าความสามารถในการตรวจจับความเสียหายจากรูปภาพ ค่าที่ได้มาจาก True Positive ส่วนด้วย True Positive + False Negative ตัวอย่างการคำนวณจากตารางด้านบน $60/(60+97) = 0.38$ หรือ 38%

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

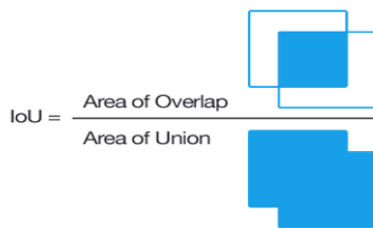
4.2.2 F1-score

F-1 ใช้เปรียบเทียบว่าข้อมูลชุดไหนมีคุณภาพมากกว่ากัน เช่น ข้อมูลชุดแรกมีค่า Precision สูง แต่ค่า Recall ต่ำ กับข้อมูลอีกชุดที่สองมีค่า Precision ต่ำ แต่ค่า Recall สูง เราจะใช้ค่า F-1 ในการเลือกข้อมูล สูตรในการคำนวณ

$$F1 - score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

4.2.3 Intersection over union (IoU)

IoU หมายถึงค่าสัดส่วนการทับกันของพื้นที่เทียบกับพื้นที่ทั้งหมด โดยใช้ค่า IoU ในการเปรียบเทียบค่าพื้นที่ของวัตถุจริง และค่าพื้นที่ๆโมเดลทำการคาดเดา



รูปที่ 4 ภาพอธิบายการคำนวณหาค่า IoU

4.2.4 mAP50, mAP50-95

mAP50 เป็นค่าที่ใช้ในการวัดค่าความสามารถของการตรวจวัตถุที่มีหลายประเภทขึ้นไป โดย mAP50 (Mean average precision at IOU over 0.5) หมายถึง ค่าเฉลี่ยของค่าเฉลี่ยความแม่นยำของวัตถุในแต่ละประเภท ที่มีค่า IoU มากกว่า 0.5 หรือ 50% และ mAP50-95 (Mean average precision at IOU over 0.5 to 0.95) หมายถึง ค่าเฉลี่ยความแม่นยำ ตั้งแต่ค่า mAP50 ถึง mAP95

4.3 ผลการทดลองการใช้โมเดล

4.3.1 การทดลองรูปแบบที่ 1

การทดลองโดยใช้ Yolov8 ขนาดใหญ่ที่สุด ทดลอง 191 รอบด้วย A100 ด้วยรูปทั้งหมด 1581 รูป จากรูปต้น 527 รูป ได้ผลตามตารางด้านล่างดังนี้

ตารางที่ 1 สรุปค่าผลการทดลองโมเดลจากหัวข้อ 3.2.1

Damage types	Precision	Recall	F1	mAP50
Cracking	36.30%	30.90%	33.38%	20.30%
Spalling	38.90%	20.30%	26.68%	22.70%
Erosion	53.40%	34.50%	41.92%	42.40%
Steel exposure	32.50%	25.00%	28.26%	20.00%

4.3.2 การทดลองรูปแบบที่ 2

การทดลองโดยใช้ Yolov9 ขนาดใหญ่ ทดลอง 200 รอบด้วย T4 ด้วยรูปทั้งหมด 1066 รูป จากรูปต้น 533 รูป ได้ผลตามตารางด้านล่างดังนี้

ตารางที่ 2 สรุปค่าผลการทดลองโมเดลจากหัวข้อ 3.2.2

Damage types	Precision	Recall	F1	mAP50
Cracking	27.80%	16.70%	20.87%	12.30%
Spalling	17.90%	15.30%	16.50%	8.64%
Erosion	45.20%	51.90%	48.32%	45.90%
Steel exposure	37.50%	50.60%	42.86%	42.50%

4.3.3 การทดลองรูปแบบที่ 3

การทดลองโดยใช้ Yolov9 ขนาดใหญ่ที่สุด ทดลอง 60 รอบด้วย T4 เทรนต่อจากรอบที่บันทึกไว้ ได้ผลตามตารางด้านล่างดังนี้

ตารางที่ 3 สรุปค่าผลการทดลองโมเดลจากหัวข้อ 3.2.3

Damage types	Precision	Recall	F1	mAP50
Cracking	46.80%	22.40%	30.30%	32.50%
Spalling	30.80%	9.52%	14.54%	19.20%
Erosion	65.00%	27.40%	38.55%	47.60%
Steel exposure	55.90%	26.00%	35.49%	45.30%

5. บทสรุป

5.1 สรุปผลการวิจัย

จากผลการวิจัย พบว่า การทดลอง ฝึกฝนและจับภาพในโมเดล Yolov8l, Yolov8l with checkpoints, Yolov9c ให้ค่าการทดลอง ฝึกฝน และจับภาพในโมเดล Yolov8l, Yolov8l with checkpoints, Yolov9c เป็นดังนี้

ตารางที่ 4 สรุปค่าผลการทดลองทั้ง 3 โมเดล

Model	Precision	Recall	F1	mAP50
Yolov8l	40.30%	27.70%	32.83%	26.30%
Yolov8l with checkpoints	49.60%	21.30%	29.80%	36.20%
Yolov9c	32.10%	33.60%	32.83%	27.30%

จากตารางดังกล่าว แสดงให้เห็นว่าเมื่อเปรียบเทียบค่าต่างๆ แล้ว Yolov9c มีค่า Precision Recall และ F1 โดยรวมดีที่สุดในค่าเท่ากับ 32.10% 33.60% และ 32.83 ตามลำดับ และมีค่า mAP50 เท่ากับ 27.30%

5.2 อภิปราย

จากผลการดำเนินงานวิจัยพบว่าการจำแนกประเภทความเสียหายของตอม่อสะพานของโมเดล Yolov9 มีค่า Precision และ Recall ในระดับที่ดี จากการใช้ Dataset ของกรมทางหลวง และระบบสามารถตรวจจับและจำแนกประเภทของความเสียหายได้ ซึ่งสอดคล้องกับวัตถุประสงค์ที่เป็นการพัฒนาและทดสอบระบบปัญญาประดิษฐ์เพื่อให้สามารถจำแนกประเภทของความเสียหายของตอม่อสะพานได้

5.3 ข้อเสนอแนะ

- 5.3.1 การนำไปประยุกต์ใช้งานต่อควรใช้ภาพถ่ายที่แสดงเฉพาะบริเวณ ที่เป็นคอนกรีต จึงจะทำให้การฝึกฝนปัญญาประดิษฐ์เกิดขึ้นได้อย่างมีประสิทธิภาพ
- 5.3.2 รูปที่นำมาทดลองฝึกฝนปัญญาประดิษฐ์ควรเป็นรูปที่ไม่มีสิ่งแวดล้อมบริเวณล้อมข้างเสาคอนกรีต เช่น กิ่งไม้ ฝิวน้ำ ฝิวดิน ฯลฯ ติดมาในรูปด้วย และมีความเสถียรในเรื่องของมุม และสีของภาพ
- 5.3.3 ในการพัฒนาต่อยอด ควรมีการพัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์ที่ตรวจจับชิ้นส่วนโครงสร้างที่สนใจก่อนจะนำไปตรวจสอบประเภทความเสียหาย

กิตติกรรมประกาศ

การวิจัยเรื่องการพัฒนาโปรแกรมตรวจสอบความเสียหายแบบอัตโนมัติในตอม่อสะพาน สามารถดำเนินการจนประสบ

ความสำเร็จลุล่วงไปด้วยดี เนื่องจากได้รับความอนุเคราะห์และสนับสนุนเป็นอย่างดีจาก โดยใช้การระบบตรวจจับวัตถุสำเร็จลุล่วงได้ด้วยความรู้จาก รองศาสตราจารย์ ดร. ธิตารัตน์ วิสุทธิ์เสวีวงศ์ อาจารย์ที่ปรึกษาทางวิจัย ที่ได้กรุณาให้คำปรึกษา ความรู้ คำแนะนำ และปรับปรุงแก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ งานวิจัยนี้เสร็จสมบูรณ์ได้ด้วยดี คณะผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง ไว้ ณ ที่นี้

ขอขอบคุณ ดร.ศุภศิษย์ ศรีสุวรรณนท์ อาจารย์จาก มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ที่ช่วยให้คำแนะนำและให้ความรู้ต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องในการทำวิจัยครั้งนี้

สุดท้ายนี้คณะผู้วิจัยหวังว่างานวิจัยฉบับนี้คงเป็นประโยชน์สำหรับหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง และผู้ที่สนใจศึกษาต่อไป

เอกสารอ้างอิง

- [1] กรมทางหลวงชนบท กระทรวงคมนาคม. (2542). คู่มือการสำรวจและตรวจสอบสะพาน. สืบค้น 4 มกราคม 2567, จาก https://www.dla.go.th/upload/ebook/column/2554/3/557_3038.pdf
- [2] ระบบปัญญาประดิษฐ์ yolo. (2567). Yolov8: ผลงานชิ้นเอกด้าน Viral Computer Vision ของ Ultralytics. สืบค้นเมื่อวันที่ 15 มีนาคม 2567, จาก <https://www.unite.ai/th/yolov8-อธิบาย-ultralytics/>
- [3] Adrain Rosebrock. (2565) Intersection over Union (IoU) for object detection. สืบค้นเมื่อวันที่ 23 เมษายน 2567, จาก <https://pyimagesearch.com/2016/11/07/intersection-over-union-iou-for-object-detection>
- [4] RizwanMunawar, AyushExel. (2566). Introducing Ultralytics YOLOv8. สืบค้นเมื่อวันที่ 24 เมษายน 2567 ,จาก <https://docs.ultralytics.com/>
- [5] Ninenox. (2563). ทำความเข้าใจaccuracy,precision,recall,f1-score. สืบค้นเมื่อวันที่ 25 เมษายน 2567, จาก <http://www.ninenox.com/2020/09/24>
- [6] Chun, P. J., Yamane, T., & Maemura, Y. (2022). A deep learning-based image captioning method to automatically generate comprehensive explanations of bridge damage. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering.
- [7] Huifeng Su, David Bonfls Kamanda, Tao Han, ChengGuo, Rongzhao Li, Zhilei Liu, Fengzhao Su, Lihong Shang (2024). Enhanced YOLO v3 for precise detection of apparent damage on bridges amidst complex backgrounds.
- [8] Peng Su, Huizi Han, Mei Liu, Tao Yang, Shijie Liu (2024). MOD-YOLO: Rethinking the YOLO architecture at the level of feature information and applying it to crack detection.