

# GROUP PROJECT



Presented by **Car for Crash**



# TEAM MEMBERS



6814000067  
ปณฑพ ราดาภาธุจั่งค์

Data Collection, PreProcessing



6814400936  
ธนาภรณ์ เปื้อตอหลวง

Documentation



6814450178  
กฤษศ ปักมาพูนเชีย

Model Training



6814450186  
รัชพล เอี้ยนเลิ่ง

System Development



6814450267  
พงศ์สิริ เอี้ยมสำอางค์

Data Collection, Documentation

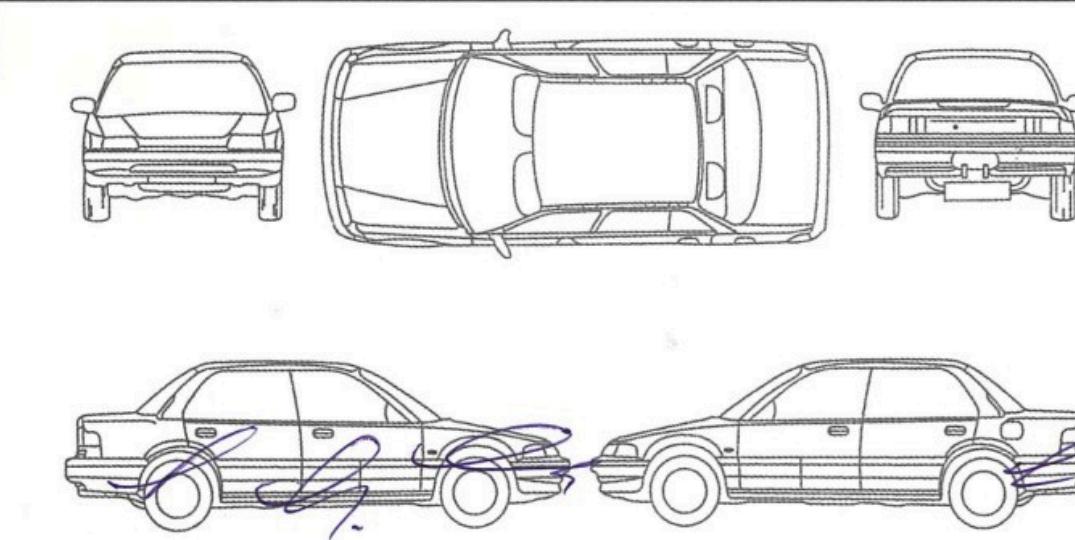
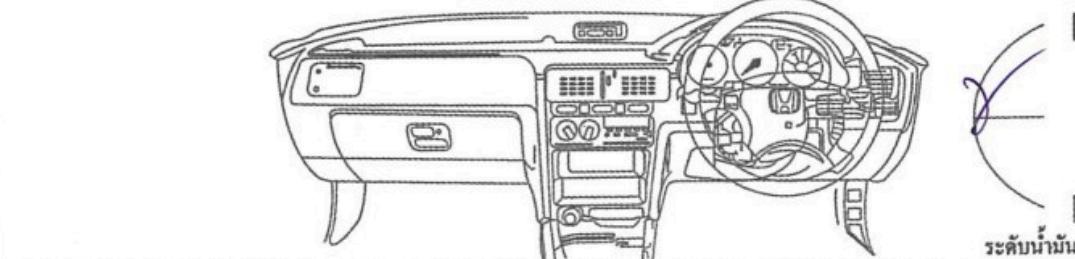
# PROBLEM & OBJECTIVES

**ปัญหา** → การประเมินความเสียหายของรถยนต์ ก่อนเข้าและหลังใช้บริการของศูนย์บริการ รถยนต์มีดังนี้

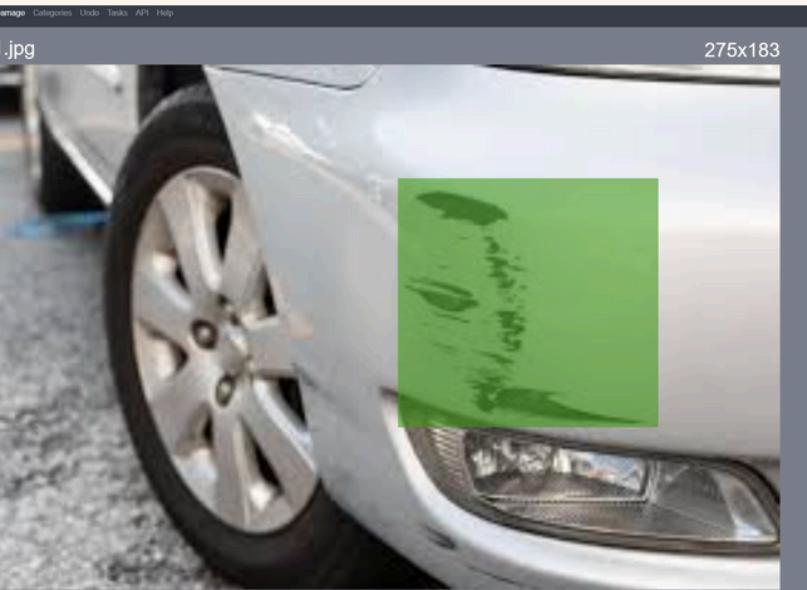
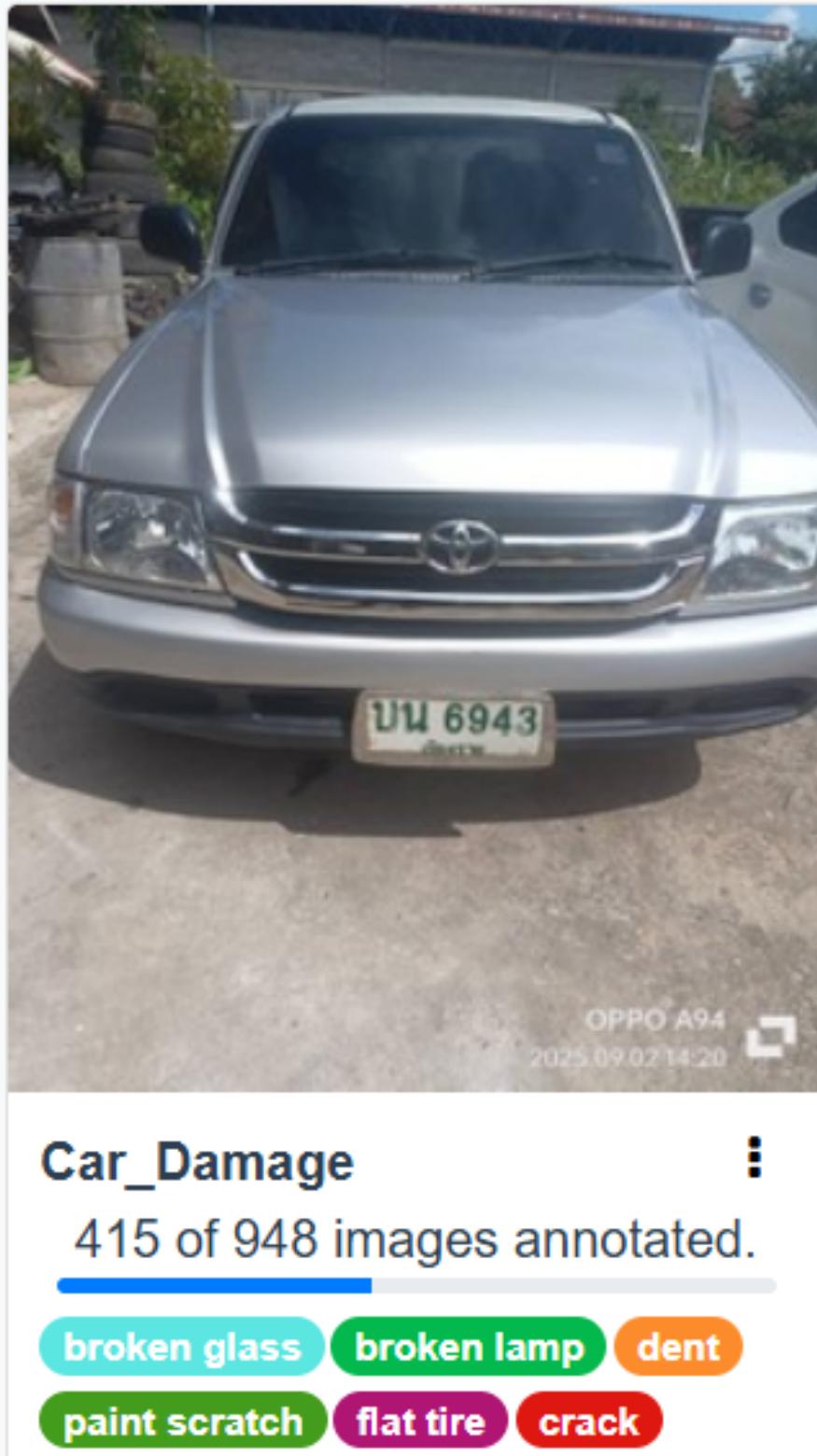
- พนักงานตรวจสอบ และบันทึกลงในกระดาษ ซึ่งไม่มีหลักฐานภาพถ่ายที่ชัดเจน
- การบันทึกข้อมูลด้วยมืออาจทำให้เกิด ความผิดพลาดหรือการตีความที่ต่างกันระหว่าง พนักงานกับลูกค้า

**วัตถุประสงค์** → ออกรูปแบบระบบจำแนกความเสียหายภายนอกของรถยนต์

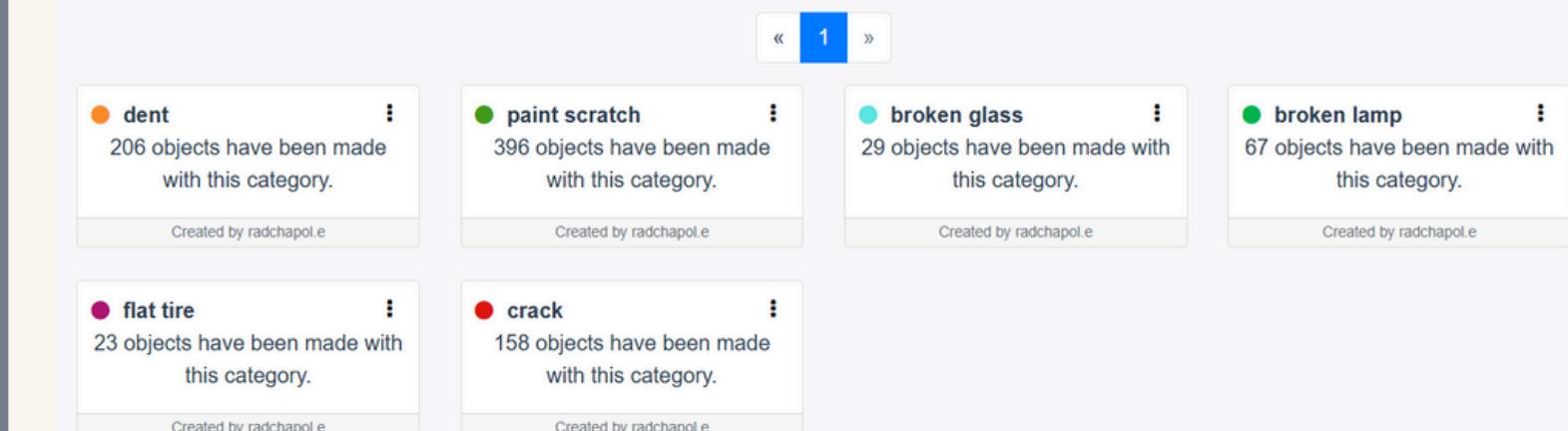
**ผู้ใช้งาน** → พนักงานตรวจรับรถยนต์

ใบตรวจเช็คสภาพรถก่อนส่งซ่อม CAR CONDITION CHECK SHEET			
ทะเบียนรถ LICENSE NO.	ใบอนุญาต SERVICE DATE	เลขที่ใบซ่อม ORDER NO.	ลายเซ็นลูกค้า CUSTOMER'S SIGNATURE
หมายเลขตัวถัง FRAME NO.	ลายเซ็นพนักงานตรวจสอบ CHECKER'S SIGNATURE		
สีรถ COLOR			
<b>สภาพภายนอก</b> EXTERIOR CONDITION 			
สภาพแผงหน้าปัด INSTRUMENT PANEL 			
<b>หมายเหตุ :</b> พนักงานช่างตรวจเช็คก่อนซ่อมและลงลายมือชื่อ อย่างชัดเจน ลายเซ็นช่าง...			

# DATASET DETAILS & LIMITATIONS



- **CarDD** – ชุดข้อมูลจาก Kaggle สำหรับตรวจจับความเสียหายของรถ มี 6 ประเภท dent (รอยบุบ), scratch (รอยขีดข่วน) , crack (รอยแตก), glass shatter (กระเจาะแตก), tire flat (ยางแบน), และ lamp broken (ไฟเสีย)
- **Additional Data** – ภาพจากอู่ซ่อมรถยนต์ เพื่อเพิ่มความสมจริงและความแม่นยำของโมเดล (<https://sites.google.com/ku.th/car-crash-annotation/>)
- **Limitations** - ขนาดข้อมูลทั้งหมดยังถือว่า เล็ก โดยถูกจำกัดตาม สเปคคอมพิวเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับ dataset ขนาดเล็กถึงกลาง ผลกระทบที่เกิดขึ้นคือ ความไม่สมดุล ของประเภทความเสียหาย และคุณภาพของภาพที่เก็บมาเพิ่มเติมที่คุณภาพแตกต่างกัน



# METHODOLOGY & MODEL CHOICE

## MODEL (YOLOv9)

- ตรวจจับวัตถุแบบ real-time
- แสดงกรอบ包围ความเสี่ยหาย (bounding box)
- รองรับความเสี่ยหายหลายประเภทความในภาพเดียว
- มีความเร็วและความแม่นยำสูง

## Reason

- เหมาะกับ dataset ขนาดเล็กถึงกลาง → ใช้ transfer learning ได้
- รองรับหลายประเภทความเสี่ยหายพร้อมกัน
- แสดงผล ชัดเจนสำหรับผู้ใช้งาน
- สามารถปรับแต่ง hyperparameters เพื่อให้เข้ากับ dataset ของเรา

## Model Choice

- การเลือก YOLOv9 สอดคล้องกับวัตถุประสงค์หลักของโครงการที่ต้องการ "ออกแบบระบบจำแนกความเสี่ยหายภายนอกของรถยนต์"
- YOLOv9 ไม่ได้เป็นแค่โมเดลที่มีความแม่นยำทางทฤษฎีสูง แต่ยังเป็นเครื่องมือที่ใช้งานได้จริง (Practical) ที่สามารถแก้ปัญหาการบันทึกข้อมูลที่ผิดพลาด, สร้างหลักฐานที่ชัดเจน, และเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานให้กับพนักงานตรวจสอบรถยนต์ได้จริง.



# TRAINING SETUP & HYPERPARAMETERS

## TRAIN / VALIDATION / TEST

- TRAIN (70%) : ใช้ชุดภาพ TRAIN/IMAGES สำหรับฝึกโมเดล (3,104 รูปภาพ)
- VALIDATION (21%) : ใช้ชุด VAL/IMAGES หลังจากแยก TEST 10% เพื่อประเมินประสิทธิภาพโมเดลระหว่าง TRAINING (958 รูปภาพ)
- TEST (9%) : แยกจาก VALIDATION ประมาณ 10% โดยทำ STRATIFIED SPLIT ตาม CLASS ของ OBJECT เพื่อให้แต่ละ CLASS มีสัดส่วนใกล้เคียงเดิม (350 รูปภาพ)

## HYPERPARAMETERS

- EPOCHS = 120 : จำนวนรอบการฝึกถูกตั้งให้มากพอสำหรับโมเดลเรียนรู้ FEATURE ที่ซับซ้อนของความเสียหาย โดยไม่ OVERFIT เนื่องจากมีการใช้ AUGMENTATION และ EARLY STOPPING (PATIENCE = 25) ช่วยควบคุม
- WARMUP EPOCHS = 5 : ช่วงเริ่มต้นของการฝึกจะค่อยๆ ปรับ LEARNING RATE จากค่าต่ำขึ้นมาทีละน้อย เพื่อให้โมเดลเรียนรู้ได้อย่างเสถียร โดยเฉพาะในข้อมูลที่ BOUNDING BOX มีขนาดไม่สม่ำเสมอ
- LEARNING RATE (LR0=0.0006, LRF=0.02) : ค่าเริ่มต้นอยู่ในระดับมาตรฐานของ YOLO สำหรับ OPTIMIZER แบบ ADAMW ช่วยให้ปรับน้ำหนักได้อย่างคงที่ ไม่เร็วเกินไปจนเกิด LOSS OSCILLATION โดย SCHEDULER จะค่อยๆ ลดค่า LEARNING RATE เพื่อให้โมเดล FINE-TUNE ได้ละเอียดขึ้น
- OPTIMIZER: ADAMW ใช้เพื่อมีการปรับ MOMENTUM และ WEIGHT DECAY อัตโนมัติ ช่วยลด OVERFITTING ใน DATASET ที่มีจำนวนภาพจำกัด
- BATCH SIZE = 12, IMGSZ = 640: ขนาด BATCH ที่พอดีกับ GPU MEMORY และยังรักษาความละเอียดของภาพให้เพียงพอต่อการตรวจจับความเสียหายขนาดเล็ก เช่น รอยขีดหรือรอยร้าว
- AUGMENTATIONS: เช่น MOSAIC, MIXUP, COPY\_PASTE, HSV, FLIP เพื่อเพิ่มความหลากหลายของข้อมูล

# ความสัมพันธ์กับข้อจำกัด ของข้อมูลและปัญหา

- DATASET เล็ก/จำกัด : ใช้ DATA AUGMENTATION และ WARMUP EPOCHS เพื่อให้โมเดลเรียนรู้ FEATURE ได้โดยไม่ OVERFIT
- BOX VARIATION ความแตกต่างของขนาดหรือรูปร่างของ BOUNDING BOX (กรอบ ANNOTATION) ที่ใช้ครอบวัตถุชนิดเดียวกัน (CLASS เดียวกัน)
- คอมพิวเตอร์/เวลา : เลือก BATCH SIZE, IMAGE SIZE และ EPOCHS ที่สมดุลระหว่างประสิทธิภาพและ RESOURCE

# DEMO SESSION



# EASY

- คุณภาพของรูปภาพชัด
- สภาพแสงปกติ



# NORMAL

- มีความเสียหายชัดเจนหลายตำแหน่ง
- สภาพแสงปกติ



# HARD

- ความเสียหายเล็กไม่ชัดเจน
- สภาพแสงน้อย



# PROS & CONS



## ข้อดี (PROS):

- ความเร็วสูง เหมาะกับการใช้งานจริง: โมเดลสามารถตรวจจับวัตถุได้แบบเรียลไทม์ ซึ่งตอบโจทย์การทำงานที่รวดเร็วในศูนย์บริการ พนักงานสามารถถ่ายภาพและรับผลการวิเคราะห์ได้ทันที
- สร้างหลักฐานที่ชัดเจนและเป็นกลาง: ระบบจะแสดงผลเป็นกรอบ สี่เหลี่ยมรอบความเสียหาย (BOUNDING BOX) ซึ่งเป็นหลักฐาน เชิงรูปธรรม ช่วยแก้ปัญหาการบันทึกข้อมูลลงกระดาษที่ไม่มีหลักฐานภาพถ่ายที่ชัดเจน และลดข้อโต้แย้งที่อาจเกิดขึ้นระหว่าง พนักงานกับลูกค้า
- รองรับความเสียหายหลายประเภทในภาพเดียว: โมเดลสามารถ ตรวจจับความเสียหายหลายรูปแบบได้พร้อมกันในการประมวลผล เพียงครั้งเดียว ทำให้กระบวนการตรวจสอบมีประสิทธิภาพสูง
- ทำงานได้ดีกับข้อมูลจำกัด: ด้วยการใช้เทคนิค TRANSFER LEARNING ทำให้โมเดลเหมาะสมกับชุดข้อมูลขนาดเล็กถึงกลาง ซึ่ง เป็นหนึ่งในข้อจำกัดของโครงการเรา



## ข้อเสีย (CONS):

- อ่อนไหวต่อคุณภาพของรูปภาพ: ประสิทธิภาพของโมเดลจะลดลงอย่างเห็นได้ชัดในสภาพแสงน้อย มีแสงสะท้อนรุนแรง หรือมีเงาดบัง ซึ่งเป็นข้อจำกัดที่พบในการทดลอง DEMO ระดับ HARD
- อาจพลาดความเสียหายที่เล็กและไม่ชัดเจน: ร่องรอยความเสียหายที่มีขนาดเล็กมาก เช่น รอยร้าวบางๆ หรือรอยขีดข่วนฝอย อาจถูกมองข้ามไป ทำให้ยังไม่สามารถมาแทนที่การตรวจสอบ ด้วยสายตาของผู้เชี่ยวชาญได้ทั้งหมด

# COMPARISON

คุณสมบัติ	การตรวจสอบด้วยพนักงาน (Baseline)	ระบบ YOLOv9 ของเรา
หลักฐาน	บันทึกลงกระดาษ ไม่มีภาพถ่ายแนบ อาจคลาดเคลื่อนและไม่ชัดเจน	ภาพถ่ายดิจิทัล พร้อมกรอบระบุตำแหน่ง ความเสียหายชัดเจน
ความสมำเสมอ	ขึ้นอยู่กับการตีความของพนักงานแต่ละคน	มีมาตรฐานและความสมำเสมอสูง ตรวจจับความเสียหายแบบเดียวกันด้วยผลลัพธ์เดิม
ความเร็ว	ใช้เวลาเดินสำรวจรอบคันและจดบันทึก	รวดเร็ว ประมวลผลภาพได้เกือบทันที
ความเป็นกลาง	ขึ้นอยู่กับการตัดสินใจของบุคคล	เป็นกลางสูง อ้างอิงจากรูปแบบที่เรียนรู้จากข้อมูล
ขอบเขตการตรวจจับ	พนักงานที่เชี่ยวชาญสามารถเห็นรอยที่เล็กและละเอียดมากได้	อาจพลาดร่องรอยที่เล็กมากหรืออยู่ในสภาพแสงที่ไม่เอื้ออำนวย

# CONCLUSION

โครงการนี้ได้นำเสนอการพัฒนาระบบตรวจจับความเสียหายภายนอกของรถยนต์โดยใช้โมเดล YOLOV9 ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้แสดงให้เห็นถึงศักยภาพที่ชัดเจนในการนำเทคโนโลยี DEEP LEARNING มาประยุกต์ใช้เพื่อแก้ปัญหาในศูนย์บริการรถยนต์

จากการสาธิต (DEMO) และการวิเคราะห์กรณีศึกษา ทำให้เราสรุปได้ว่า:

- ระบบทำงานได้เป็นปกติในการตรวจจับความเสียหายที่ชัดเจนและพบบ่อย เช่น รอยบุบ (DENT) และรอยขีดข่วน (SCRATCH) ทั้งในกรณีที่มี 1 ความเสียหายและหลายความเสียหายในภาพเดียวกัน
- ข้อจำกัดที่สำคัญ ของระบบในปัจจุบันคือ ความอ่อนไหวต่อคุณภาพของรูปภาพ (เช่น สภาพแสงน้อย, แสงสะท้อน)

# CONCLUSION

## การบรรลุวัตถุประสงค์ของโครงการ

- วัตถุประสงค์หลักของโครงการคือ "ออกแบบระบบจำแนกความเสี่ยหายภัยนอกรถยนต์" เพื่อแก้ปัญหาการบันทึกข้อมูลด้วยมือที่อาจผิดพลาดและไม่มีหลักฐานชัดเจน
- เราสามารถกล่าวได้ว่า โครงการนี้บรรลุวัตถุประสงค์ในระดับที่น่าพอใจ ระบบที่พัฒนาขึ้นสามารถทำหน้าที่เป็นเครื่องมือช่วยที่มีประสิทธิภาพ สำหรับพนักงานตำรวจรถ โดยช่วยสร้างหลักฐานดิจิทัลที่ชัดเจนและเป็นกลาง ลดขั้นตอนที่ซ้ำซ้อน และเพิ่มความน่าเชื่อถือในกระบวนการทำงานได้จริง แม้จะยังไม่สามารถแทนที่การตรวจสอบโดยมนุษย์ได้ 100% ก็ตาม

## แนวทางการพัฒนาต่อไปในอนาคต (FUTURE WORK)

- การเพิ่มความหลากหลายและความสมบูรณ์ของชุดข้อมูล เก็บข้อมูลเพิ่มเติม เน้นการเก็บข้อมูลความเสี่ยหายประเภทที่ยังขาดแคลน (เช่น ยางแบน, รอยร้าว) และรวมภาพในสภาพที่ท้าทาย (เช่น ตอนกลางคืน, ขณะฝนตก, มีแสงสะท้อน) เพื่อให้มีความทนทาน (ROBUST) ต่อการใช้งานในโลกจริง
- การพัฒนาเป็นแอปพลิเคชันสำหรับใช้งานจริง สร้างแอปพลิเคชันบนมือถือหรือแท็บเล็ตสำหรับพนักงาน เพื่อให้สามารถถ่ายภาพ, ประมวลผล, และบันทึกข้อมูลเชื่อมโยงกับทะเบียนรถและข้อมูลลูกค้าได้ทันที ณ จุดรับรถ
- การเพิ่มฟังก์ชันประเมินระดับความรุนแรง: ต่อยอดโมเดลให้ไม่เพียงแค่ "ตรวจจับ" แต่สามารถ "ประเมินระดับความรุนแรง" ของความเสี่ยหายได้ (เช่น รอยขีดข่วนตื้น, รอยบุบลึก) ซึ่งจะเป็นประโยชน์อย่างยิ่งสำหรับการประเมินค่าซ่อมเบื้องต้น

# Q&A