

# Analog Water Meter Reading System

## Using YOLO with Digit Transition Modeling and Pointer Angle Estimation

ระบบอ่านค่ามิเตอร์น้ำแบบอนาล็อกด้วย YOLO ร่วมกับโมเดลการเปลี่ยนผ่านตัวเลขและการประมาณมุมเข็ม

### Abstract

การอ่านค่ามาตรวัดน้ำด้วยแรงงานคนยังคงก่อให้เกิดความผิดพลาดจากสภาพแวดล้อมที่ไม่แน่นอน เช่น แสงไม่เพียงพอ ภาพเบลอ คราบน้ำ หรือฝุ่นเกาะกระจก รวมถึงความยากในการอ่านมิเตอร์อนาล็อกที่มีทั้งตัวเลขแบบโรลเลอร์และเข็มชี้ (pointer dial) งานวิจัยนี้นำเสนอระบบอ่านค่ามาตรวัดน้ำอัตโนมัติที่ออกแบบมาเพื่อรองรับสภาพจริงในภาคสนาม โดยผสมผสานกระบวนการตรวจจับบริเวณตัวเลขด้วย YOLO การรู้จำตัวเลขแบบแยกหลักด้วยโมเดล CNN และการประเมินมุมเข็มด้วยโมเดล Regression ที่พัฒนาขึ้นเฉพาะสำหรับหน้าปัดมิเตอร์น้ำ ระบบประกอบด้วย preprocessing ขั้นสูง เช่น adaptive thresholding, denoising และ multi-stage cropping เพื่อเพิ่มความเสถียรของผลลัพธ์เมื่อภาพมีคุณภาพต่ำ

นอกจากนี้ยังพัฒนาระบบใช้งานจริงบนโทรศัพท์มือถือผ่าน WebView เชื่อมต่อกับ Django backend เพื่อรองรับกระบวนการอ่านและบันทึกค่าพร้อมใช้งานแบบเรียลไทม์ในพื้นที่ปฏิบัติงานจริง ผลการทดลองยืนยันว่าระบบสามารถอ่านค่าตัวเลขและมุมเข็มได้อย่างถูกต้องแม่นยำในสภาพแวดล้อมต่าง ๆ ซึ่งช่วยลดภาระงานเจ้าหน้าที่ เพิ่มความต่อเนื่องของข้อมูล และมีศักยภาพในการประยุกต์ใช้กับระบบประปาท้องถิ่นหรือหน่วยงานสาธารณสุข

**Index Terms :** Water Meter Reading, Analog Meter, YOLO, CNN, Pointer Regression, OCR, Computer Vision, Mobile Deployment, Smart Utility

### 1. Introduction

การติดตามปริมาณการใช้น้ำอย่างถูกต้องเป็นหัวใจสำคัญของระบบสาธารณสุข ทั้งในด้านการเรียกเก็บค่าน้ำ การวางแผนทรัพยากร และการบริหารจัดการโครงข่ายการแจกจ่ายน้ำ อย่างไรก็ตาม มิเตอร์น้ำส่วนใหญ่ที่ใช้อยู่ในปัจจุบันยังคงเป็นมิเตอร์อนาล็อกแบบเข็มชี้และตัวเลขโรลเลอร์ ซึ่งต้องอาศัยแรงงานคนในการอ่านค่าซ้ำ

ๆ ทุกเดือน การเก็บข้อมูลด้วยมือมีข้อจำกัดจากปัจจัยหลายอย่าง เช่น ความผิดพลาดจากมนุษย์ (human error) คุณภาพของภาพถ่ายที่ไม่สม่ำเสมอ ความสกปรกของกระจกมิเตอร์ การสะท้อนแสง รวมถึงรูปแบบของมิเตอร์ที่แตกต่างกันในแต่ละพื้นที่



Figure 1 ตัวอย่างภาพมิเตอร์น้ำอนาล็อกจากสภาพแวดล้อมจริง

แม้จะมีงานวิจัยด้าน Automatic Meter Reading (AMR) เพิ่มขึ้นมาก แต่ส่วนใหญ่ยังเน้นการอ่านค่าตัวเลข ไม่รองรับ pointer dial และมักทำงานเฉพาะในสภาพควบคุม งานจำนวนมากยังไม่รองรับการใช้งานจริงผ่านโทรศัพท์มือถือซึ่งเป็นอุปกรณ์ที่เจ้าหน้าที่ใช้ในภาคสนาม

งานวิจัยนี้มีเป้าหมายเพื่อพัฒนา AMR (Automatic Meter Reading) ที่ใช้งานได้จริงในสภาพภาคสนามของไทย โดยรองรับทั้งตัวเลขและเข็มชี้ในระบบเดียว Contribution หลักดังนี้

- **YOLO-based Digit and Dial Detector**  
พัฒนาโมเดล YOLO ที่ปรับจูนจากภาพภาคสนามจริง เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการตรวจจับบริเวณตัวเลข (digit window) และหน้าปัดเข็ม (pointer dial) แม้ภาพเบลอ มีฝุ่น หรือมีเงาสะท้อน
- **Digit-wise CNN Recognition Model**  
โมเดล CNN แบบแยกตัวเลขรายหลัก ช่วยลดข้อผิดพลาดจาก half-digit transition และ cropping ที่ไม่แม่นยำในงานเดิมที่ใช้ OCR แบบ sequence
- **Transition-State Classification Model (Contribution ใหม่)**  
พัฒนาโมเดล Transition Classification เพื่ออ่าน “ตัวเลขที่กำลังเปลี่ยน” (digit rollover) โดยจำแนกระหว่าง **stable digit** และ **transition digit** เพื่อแก้ปัญหา half-digit transition ซึ่งเป็นข้อจำกัดหลักของ OCR ทั่วไป และทำให้การอ่านค่าต่อเนื่องมีความถูกต้องสูงขึ้น

- **Pointer-Angle Regression Model**  
ระบบประเมินมุมเข็ม (pointer angle) จากตำแหน่งปลายเข็มที่ตรวจจับด้วย YOLO หรือการแบ่งส่วนภาพ เพื่อรองรับมิเตอร์เข็มที่เป็นส่วนหลักในมิเตอร์น้ำวนาล็อก
- **Low-quality Image Enhancement Preprocessing**  
รวมขั้นตอน adaptive threshold, denoise, histogram equalization และ multi-stage cropping เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของผลลัพธ์ในสภาพการถ่ายภาพจริง
- **Field-deployable Mobile AMR System**  
พัฒนาแอปมือถือ WebView เชื่อมต่อกับ Django backend ที่รองรับการบันทึกข้อมูลแบบเรียลไทม์ พร้อมระบบล็อกอินและบันทึกประวัติภาคสนาม

## 2. Related Work and Research Gap

### 2.1 Summary of Existing Work (งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง)

งานวิจัยด้าน Automatic Meter Reading (AMR) ได้มีการพัฒนาอย่างต่อเนื่องทั้งในรูปแบบมิเตอร์ดิจิทัลและมิเตอร์อนาล็อก โดยเทคนิคที่ถูกนำมาใช้ส่วนใหญ่แบ่งออกเป็น 3 กลุ่มหลัก ได้แก่ ระบบประมวลผลภาพแบบดั้งเดิม (Traditional Image Processing), ระบบตรวจจับวัตถุและรู้จำตัวเลขด้วย Deep Learning, และงานที่มุ่งเน้นการอ่านมาตรแบบเข็ม (Pointer Meter Reading)

#### 1) ระบบ AMR บน Edge Device และการอ่านมิเตอร์ดิจิทัล-อนาล็อกแบบผสม

งานของ Jomjol (2021) ได้นำเสนอระบบอ่านค่ามิเตอร์บนอุปกรณ์ ESP32-CAM ซึ่งประมวลผลด้วย TensorFlow Lite CNN บนอุปกรณ์ปลายทาง (Edge AI) โดยรองรับทั้งตัวเลขแบบ rolling digit และเข็มอนาล็อก ระบบยังมีการใช้ Correction Logic เช่น Carry-over และ Consistency Check เพื่อปรับค่าที่อ่านผิด และรองรับการเชื่อมต่อ MQTT / Home Assistant สำหรับ IoT ได้อย่างมีประสิทธิภาพ อย่างไรก็ตาม ข้อจำกัดของงานคือความละเอียดภาพต่ำของ ESP32-CAM และไม่สามารถใช้โมเดลที่ซับซ้อนมากได้ในสภาพจริง

#### 2) การใช้ YOLO ร่วมกับ CNN เพื่ออ่านมิเตอร์น้ำแบบอนาล็อก

งานของ Dasgupta et al. (2019) นำเสนอระบบ AMR โดยใช้ YOLOv2 ตรวจจับตำแหน่ง Digit Box และ Pointer Dial ก่อนส่งให้ CNN Regression ทำนายค่าตัวเลขและตำแหน่งเข็ม ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าวิธีแบบ Hybrid (Detection + Regression) ให้ผลแม่นยำกว่า OCR แบบดั้งเดิม โดยเฉพาะในภาพที่เบลอหรือมีการเอียงของกล้อง

### 3) การรู้จำตัวเลขบนมิเตอร์ไฟฟ้าในสภาพจริง

งานของ Imran et al. (2023) ศึกษาการอ่านค่ามิเตอร์ไฟฟ้าดิจิทัลและอนาล็อกจากภาพถ่าย โดยใช้ YOLOv3 ตรวจจับบริเวณตัวเลขบนจอแสดงผล และเปรียบเทียบกับวิธี Handcrafted Features บน dataset ขนาดกว่า 12,000 ภาพ ผลลัพธ์แสดงความแม่นยำสูงกว่า 98% แม้ในสภาพแสงที่แปรผันหรือภาพที่เบลอ งานนี้ยืนยันว่า YOLO สามารถทนต่อสภาพภาคสนามได้ดีและเหนือกว่าวิธีคลาสสิกอย่างมาก แต่ยังไม่รองรับกรณี rolling digit หรือ transition digit โดยตรง

#### 4) งานอ่านเข็มมาตรวัดสำหรับอุตสาหกรรมในสภาพแสงและฉากหลังยาก

งานของ Li et al. (2021) มุ่งแก้ปัญหาสภาพจริง เช่น แสงไม่สม่ำเสมอหรือหน้าปัดมีฟิล์มสารเคลือบรบกวนการมองเห็น โดยใช้ระบบ multi-step edge detection + Hough Transform ตรวจจับวงกลมหน้าปัดก่อนทำ pointer extraction ผลทดสอบให้ความคลาดเคลื่อนเพียง 0.994% และใช้เวลาประมวลผลรวดเร็ว จึงเหมาะกับงานอุตสาหกรรม แต่ไม่รองรับ rolling digits หรือระบบ AMR เต็มรูปแบบสำหรับมิเตอร์น้ำ

#### 5) งาน pointer-meter reading สมัยใหม่ที่ใช้ Deep Learning แบบเต็มรูปแบบ

งานของ Li et al. (2025) ใช้ YOLOX-DC ร่วมกับ PM-SwinUnet สำหรับ pointer segmentation และ Improved Angle Method เพื่ออ่านค่ามาตรเข็มในภาพจริง ผลลัพธ์มี Precision/Recall สูงกว่า 99% และใช้เวลาเฉลี่ยเพียง 0.6 วินาทีต่อการอ่าน ทั้งยังมีความทนทานต่อภาพเอียง สภาพแสงยาก และฉากหลังซับซ้อน แต่ระบบยังรองรับเฉพาะเข็ม ไม่รองรับการอ่านตัวเลขดิจิทัลแบบโรลเลอร์

#### 6) งานอ่านเข็มในสภาพแสงน้อย (Low-light pointer meter reading)

งานของ Wu et al. (2021) พัฒนาระบบอ่านเข็มโดยใช้ Mask-RCNN + PrRoI Pooling + ResNet101 Regression พร้อมโมดูลเพิ่มแสงแบบ RBF Fusion เพื่อให้สามารถทำงานได้ในสภาพแสงน้อย ผลลัพธ์มีค่า error ต่ำเพียง 2.217% และแก้ภาพเอียงได้สำเร็จมากกว่า 98.8% แสดงความแข็งแกร่งของ Deep Learning ในงาน pointer reading แต่ยังคงไม่รองรับ rolling digits เช่นเดียวกับงานอื่นๆ ในกลุ่ม pointer-only approach

### 2.2 Research Gap (ช่องว่างของงานวิจัยเดิม)

แม้ว่างานวิจัยด้านการอ่านค่ามิเตอร์น้ำอัตโนมัติ (AMR) จะมีพัฒนาการอย่างต่อเนื่อง ทั้งในกลุ่มงานประมวลผลภาพแบบดั้งเดิม งานตรวจจับตัวเลขด้วย YOLO และงานอ่านเข็มมาตรวัด

ด้วย Deep Learning แต่จากการวิเคราะห์งานที่เกี่ยวข้อง พบว่า  
ยังคงมีช่องว่างสำคัญหลายประการที่ยังไม่ได้รับการแก้ไขอย่างมี  
ประสิทธิภาพดังต่อไปนี้

#### 1) งานเดิมรองรับเพียงบางส่วนของมิเตอร์ ไม่สามารถอ่าน “ตัวเลข + เข็ม” ในระบบเดียว

งานตรวจจับตัวเลขจำนวนมากมุ่งเน้นการอ่าน roller digits เท่านั้น  
ขณะที่งาน pointer meter reading ส่วนใหญ่รองรับเฉพาะ  
gauge อุตสาหกรรม ไม่ใช่มิเตอร์น้ำที่มีโครงสร้างซับซ้อนกว่า  
รวมถึงปัญหากระจกขุ่น แสงสะท้อน และ pointer ที่บางมาก  
ยังไม่มีงานใดสามารถอ่านตัวเลขและเข็มให้อยู่ใน pipeline  
เดียวกันแบบ end-to-end

ซึ่งเป็นความต้องการสำคัญของหน่วยงานประปาในภาคสนามจริง

#### 2) ไม่มีงานใดรองรับปัญหา “digit rollover / half-digit transition” อย่างเป็นระบบ

OCR แบบ sequence และแม้แต่ CNN-based digit recognition  
ในงานก่อนหน้า

ยังไม่สามารถอ่านตัวเลขที่กำลังเปลี่ยนได้อย่างถูกต้อง ส่งผลให้เกิด  
error ต่อเนื่องในค่ามิเตอร์ (cumulative reading errors)  
ลักษณะปัญหา ได้แก่

- ตัวเลขอยู่ระหว่าง 0  $\rightarrow$  1 หรือ 9  $\rightarrow$  0
- ตัวเลขทับซ้อนสองค่า
- ตำแหน่ง cropping ไม่ตรงศูนย์
- สภาพแสงและฝุ่นทำให้ตัวเลขอ่านยาก

#### 3) ความท้าทายด้านคุณภาพภาพ (blur, dirt, reflection, occlusion) ยังไม่ได้รับการแก้ไขรูปแบบ

งานส่วนใหญ่ประเมินโมเดลบน dataset ที่มีสภาพภาพถ่าย  
ค่อนข้างดี เช่น พื้นหลังนิ่ง แสงคงที่ ไม่มีคราบสกปรก  
และกระจกหน้ามิเตอร์ใส แต่ในสภาพจริงของมิเตอร์น้ำภาพมักมี  
ความผิดเพี้ยน เช่น ฝุ่นและคราบน้ำ กระจกขุ่นและรอยนิ้ว  
แสงสะท้อนสูง มุมถ่ายเอียง และการสั่นของกล้องมือถือ

#### 4) YOLO $\rightarrow$ OCR Pipeline ของงานก่อนหน้ายังมี error cascade สูงมาก

จากงานก่อนหน้านี้นี้ เมื่อ YOLO crop พื้นที่ตัวเลขคลาดเคลื่อนเพียง  
เล็กน้อย OCR มักอ่านผิดทั้งหมด ทำให้เกิดการสะสมความ  
คลาดเคลื่อนของค่ามิเตอร์ในระยะยาว สาเหตุคือ การอ่านแบบ  
sequence OCR ไวต่อ positioning error YOLO ไม่ได้ถูก fine-  
tuned กับภาพสกปรกจริงและ ระบบไม่มี sanity check หรือ  
multi-stage cropping

#### 5) งาน pointer-reading เดิมยังไม่รองรับ pointer แบบ มิเตอร์น้ำจริง

Pointer ของมิเตอร์น้ำมีลักษณะเฉพาะ เช่น ขนาดเล็กมาก

สีซีด ฉากหลังรก กระจกโค้งมี reflection มีหลายเข็มซ้อนกัน  
งาน pointer meter reading เดิม (เช่น pressure gauge) ใช้กับ  
สภาพควบคุม และยังไม่สามารถรับมือกับ real-field meter ได้ดี

#### 6) งานส่วนใหญ่ไม่มีระบบที่พร้อมใช้งานจริง (deployable AMR system)

งานวิจัยจำนวนมากเสนอเพียงโมเดลหรือแนวคิดเชิงทฤษฎี แต่ ไม่  
พัฒนาเป็นระบบใช้งาน เช่น ไม่มี mobile app , backend , ระบบ  
จัดเก็บข้อมูล และ ไม่มีการทดสอบภาคสนามจริง (field  
deployment)

### 2.3 Research Contribution

จากการวิเคราะห์ช่องว่างของงานวิจัยเดิม (Section 2.2) งานวิจัยนี้  
นำเสนอชุดนวัตกรรมเพื่อแก้ไขข้อจำกัดสำคัญของระบบ AMR  
แบบเดิม โดยมีส่วนหลักๆดังต่อไปนี้

#### 1) ระบบตรวจจับตัวเลขและหน้าปัดเข็มร่วมกันใน Framework เดียว (Unified YOLO-based Detector)

เพื่อแก้ปัญหาที่งานก่อนหน้ารองรับเพียงบางส่วนของมิเตอร์  
(เฉพาะตัวเลขหรือเฉพาะเข็ม) งานนี้พัฒนาโมเดล YOLOv8 ที่  
ปรับแต่งจากภาพภาคสนามจริง เพื่อให้สามารถตรวจจับ digit  
window ตรวจจับ roller digits รายหลัก ตรวจจับ pointer dial  
และตำแหน่ง pointer tip ในระบบเดียวกัน ทำให้เป็น AMR  
Pipeline แบบครบวงจร (end-to-end) ชุดแรกที่รองรับทั้งตัว  
เลขและเข็มของมิเตอร์น้ำอานาล็อกในสภาพจริง

#### 2) โมเดลรู้จำตัวเลขแบบรายหลัก (Digit-wise CNN) เพื่อลด ปัญหา cropping error และ OCR failure

เพื่อตอบโต้ช่องว่างที่ OCR แบบ sequence ล้มเหลวเมื่อ  
cropping ไม่แม่นยำ งานนี้จึงพัฒนาโมเดล Digit-wise CNN  
Recognition ซึ่งแยกอ่านทีละหลักอย่างเป็นอิสระ  
ข้อดี คือทนต่อ cropping error ลดผลกระทบจากมุมเอียงและภาพ  
เบลอ และรองรับตัวเลขแดง-ดำปะปน ด้วยวิธีนี้ ความผิดพลาด  
แบบ “cascade error” ใน YOLO  $\rightarrow$  OCR Pipeline ลดลงอย่าง  
มีนัยสำคัญ

#### 3) โมเดล Transition-State Classification เพื่อรองรับ digit rollover (Contribution ใหม่ล่าสุด)

เพื่อตอบโต้ช่องว่างที่ใหญ่ที่สุดในงานเดิม half-digit  
transition งานนี้นำเสนอโมเดลเฉพาะทางที่สามารถ  
แยกแยะ stable digit และ transition digit ตรวจจับสถานะ  
ตัวเลขที่กำลังเปลี่ยนอย่างแม่นยำ และป้องกันข้อผิดพลาดสะสมของ  
ค่ามิเตอร์ในระยะยาว เป็นงานที่เสนอ Rollover-aware Digit  
Recognition Model สำหรับมิเตอร์น้ำอานาล็อกจริง

#### 4) โมเดลการประมาณมุมเข็ม (Pointer-Angle Regression) ที่ รองรับสภาพแสงและกระจกมิเตอร์จริง

เพื่อแก้ปัญหาความท้าทายของ pointer dial ของมิเตอร์น้ำ (pointer บาง, ซีด, กระจกสะท้อนแสง) งานนี้พัฒนา

- YOLO-based pointer-tip detection
- Regression model สำหรับคำนวณมุมด้วยความแม่นยำ
- ปรับเทียบมุมเป็นค่าปริมาณน้ำด้วย calibration function

ระบบนี้ทำให้สามารถอ่าน pointer ได้เสถียรในสภาพที่งาน pointer gauge เดิมไม่รองรับ

5) Preprocessing Pipeline สำหรับภาพคุณภาพต่ำในภาคสนามจริง

เพื่อแก้ข้อจำกัดด้านคุณภาพภาพที่พบในมิเตอร์น้ำภาคสนาม เช่น ฝุ่น, กระจกขุ่น, แสงสะท้อน, งานนี้นำเสนอ preprocessing ที่ประกอบด้วย

- adaptive thresholding
- denoising
- histogram equalization
- multi-stage cropping
- reflection suppression

การออกแบบนี้ช่วยเพิ่มความเสถียรของ YOLO, CNN และ Regression ในทุกขั้นตอนของ pipeline

6) ระบบ AMR ที่พร้อมใช้งานจริงบนโทรศัพท์มือถือ (Field-deployable Mobile AMR System)

เพื่อตอบโจทย์ข้อจำกัดด้าน deployment งานนี้พัฒนาระบบ AMR เดิมรูปแบบสำหรับผู้ใช้งานภาคสนาม ได้แก่ Mobile WebView Application , Django-based backend, ระบบล็อกอินเจ้าหน้าที่, การประมวลผลภาพแบบ real-time และการบันทึกข้อมูลย้อนหลังในฐานข้อมูล เป็นงานวิจัยที่ไม่เพียงมีผลลัพธ์เชิงโมเดล แต่ยังเป็นระบบใช้งานจริงสำหรับหน่วยงานประปาภาคสนาม

3. Methodology

3.1 System Overview

ระบบอ่านค่ามิเตอร์น้ำอัตโนมัติที่นำเสนอในงานวิจัยนี้ถูกออกแบบในรูปแบบสถาปัตยกรรมหลายโมดูล ดังแสดงใน Figure 2 โดยมีเป้าหมายเพื่อรองรับการใช้งานจริงในสภาพภาคสนามที่มีความหลากหลายของสภาพแวดล้อม ระบบเริ่มต้นจากการรับภาพมิเตอร์น้ำที่ถ่ายด้วยอุปกรณ์พกพา จากนั้นดำเนินการปรับคุณภาพภาพเบื้องต้น (preprocessing) เพื่อเพิ่มความเหมาะสมสำหรับกระบวนการตรวจจับและรู้จำข้อมูลในขั้นตอนถัดไป

ในขั้นตอนถัดมา ระบบใช้โมเดล YOLO สำหรับการตรวจจับบริเวณที่เกี่ยวข้อง (Region of Interest: ROI) ซึ่งประกอบด้วยช่องตัวเลข (digit window) หน้าปัดเข็ม (pointer

dial) และตำแหน่งปลายเข็ม (pointer tip) โดยผลลัพธ์จากการตรวจจับจะถูกส่งไปยังโมดูลการประมวลผลที่ออกแบบแยกตามลักษณะของข้อมูล

ระบบแบ่งกระบวนการประมวลผลออกเป็นสองโมดูลหลัก ได้แก่ (1) Digit Module ซึ่งทำหน้าที่แยกและรู้จำตัวเลขแบบโรลเลอร์ โดยรวมถึงขั้นตอนการตรวจสอบและแก้ไขกรณีตัวเลขอยู่ระหว่างการเปลี่ยนค่า (digit transition) และ (2) Pointer Module ซึ่งทำหน้าที่ประมาณค่ามุมของเข็มจากหน้าปัดอนาล็อกเพื่อนำไปคำนวณค่าปริมาณการใช้น้ำ ทั้งสองโมดูลถูกออกแบบให้สามารถรองรับภาพจากสภาพแวดล้อมจริง เช่น ภาพที่มีความเบลอสองไม่สม่ำเสมอ หรือมีฝุ่นและคราบบนหน้าปัดมิเตอร์

ผลลัพธ์จากทั้งสองโมดูลจะถูกนำเข้าสู่ขั้นตอน Sanity Validation and Fusion เพื่อทำการตรวจสอบความสอดคล้องของข้อมูลและผสานผลลัพธ์จากตัวเลขและเข็มเข้าด้วยกัน ก่อนคำนวณเป็นค่ามิเตอร์สุดท้าย ซึ่งจะถูกแสดงผลผ่านแอปพลิเคชันบนอุปกรณ์พกพา และบันทึกลงระบบ backend สำหรับการจัดเก็บและใช้งานต่อไป

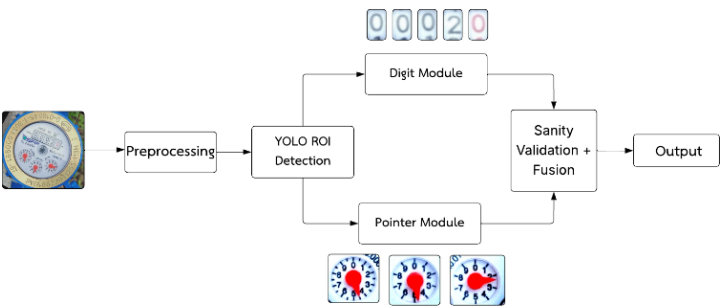


Figure 2 System overview of the proposed analog water meter reading pipeline

3.2 Dataset Collection and Annotation

ชุดข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้ถูกรวบรวมจากภาพมิเตอร์น้ำแบบอนาล็อกในสภาพแวดล้อมจริงภาคสนาม ซึ่งครอบคลุมความหลากหลายของมุมกล้อง, สภาพแสง, และคุณภาพของภาพ รายละเอียดของชุดข้อมูลสรุปไว้ใน Table 1 และตัวอย่างภาพแสดงใน Figure 3

ประเภทชุดข้อมูล	วัตถุประสงค์การใช้งาน	แหล่งที่มา / วิธีสร้างข้อมูล	จำนวนภาพ
ภาพมิเตอร์น้ำโดยรวม	ตรวจจับ ROI ด้วย YOLO (ช่องตัวเลข หน้าปัดเข็ม และ ปลายเข็ม)	ภาพถ่ายจากสภาพแวดล้อมและเพิ่มความหลากหลายด้วยเทคนิค data augmentation	674



ภาพตัวเลข รายการหลัก	การรู้จำตัวเลขด้วย CNN (ตัวเลข 0–9 และคลาส NaN)	ครอบจากบริเวณ digit window	มากกว่า 5,000
ภาพหน้าปัด เข็ม	การประมาณมุมเข็ม (Pointer Angle Regression)	ครอบจากผลลัพธ์การ ตรวจจับของ YOLO	มากกว่า 3,000
ภาพช่วง ตัวเลขกำลัง เลื่อน	การจำแนกสถานะ transition และ carry-over	แยกเฟรมจากวิดีโอช่วง digit rollover	3,312

**Table 1** ชุดข้อมูลที่ใช้ในการพัฒนาระบบ



**Figure 3** ตัวอย่างภาพมิเตอร์น้ำแบบอนาล็อกที่เก็บจากสภาพแวดล้อมจริงภาคสนาม

**3.3 Preprocessing**

เนื่องจากภาพมิเตอร์น้ำแบบอนาล็อกที่ถ่ายจากสภาพแวดล้อมจริงมักมีความแปรปรวนสูง ทั้งในด้านสภาพแสง มุมกล้อง ความคมชัด และการสะท้อนจากกระจกหน้าปัด ขั้นตอนการปรับคุณภาพภาพเบื้องต้น (preprocessing) จึงมีบทบาทสำคัญในการเพิ่มความเสถียรและความแม่นยำของกระบวนการตรวจจับและการรู้จำข้อมูลในลำดับถัดไป

ในขั้นตอนแรก ภาพอินพุตทั้งหมดจะถูกปรับขนาดและจัดรูปแบบให้สอดคล้องกับขนาดอินพุตของโมเดลตรวจจับด้วย YOLO เพื่อให้การประมวลผลเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพ จากนั้นจึงดำเนินการปรับปรุงคุณภาพภาพเพื่อลดผลกระทบจากสภาพแสงที่ไม่สม่ำเสมอ โดยใช้เทคนิคการเพิ่มความแตกต่างของภาพ (contrast enhancement) ร่วมกับการปรับฮิสโตแกรมแบบปรับตัว (adaptive histogram equalization) เพื่อช่วยให้รายละเอียดของตัวเลขและเข็มชี้มีความชัดเจนมากขึ้น

นอกจากนี้ ยังมีการลดสัญญาณรบกวน (denoising) เพื่อลดผลกระทบจาก noise ที่เกิดจากการถ่ายภาพในสภาพแสงน้อยหรือการสั่นของกล้อง รวมถึงการจัดการกับภาพที่มีการเอียงหรือหมุนจากมุมกล้องที่ไม่สม่ำเสมอ โดยทำการจัดแนวภาพ (image alignment) ให้สอดคล้องกับภาพอ้างอิง (reference image) เพื่อให้หน้าปัดมิเตอร์อยู่ในทิศทางมาตรฐานเดียวกัน ขั้นตอนนี้ช่วยเพิ่มความแม่นยำในการตรวจจับบริเวณที่สนใจ (ROI) และลดความคลาดเคลื่อนในขั้นตอนการครอบภาพ

หลังจากการตรวจจับ ROI ด้วย YOLO ระบบจะใช้แนวทางการครอบแบบหลายขั้นตอน (multi-stage cropping) เพื่อปรับตำแหน่งและขนาดของภาพครอบให้เหมาะสมยิ่งขึ้น โดยเฉพาะบริเวณช่องตัวเลข ซึ่งความคลาดเคลื่อนเพียงเล็กน้อยอาจส่งผลให้การรู้จำตัวเลขด้วยโมเดล CNN เกิดความผิดพลาดได้ กระบวนการนี้ช่วยให้ภาพตัวเลขอยู่กึ่งกลางและมีสัดส่วนที่สม่ำเสมอ ส่งผลให้การรู้จำตัวเลขรายการหลักมีความเสถียรมากขึ้น

โดยสรุป ขั้นตอน preprocessing ที่ออกแบบในงานวิจัยนี้ มีเป้าหมายเพื่อรองรับภาพจากสภาพแวดล้อมจริงที่มีคุณภาพหลากหลาย และช่วยลดผลกระทบของปัจจัยรบกวนก่อนเข้าสู่กระบวนการตรวจจับและรู้จำข้อมูลด้วยโมเดลเชิงลึกทั้งในส่วนของตัวเลขและหน้าปัดเข็ม



**Figure 4** ตัวอย่างการจัดแนวภาพในขั้นตอน preprocessing

**3.4 YOLO-Based ROI Detection**

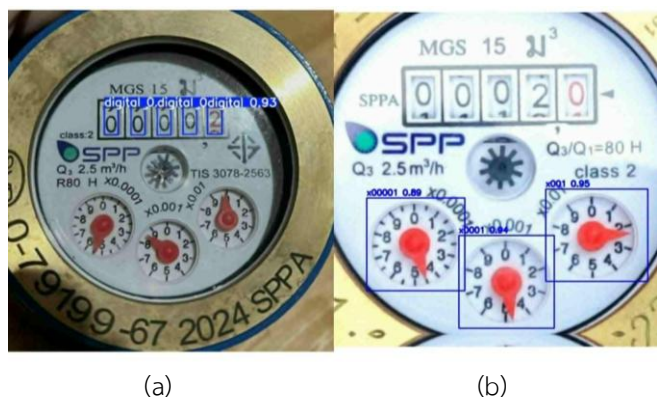
ในงานวิจัยนี้ การตรวจจับบริเวณที่สนใจ (Region of Interest: ROI) ถูกดำเนินการโดยใช้โมเดล YOLO ซึ่งถูกปรับแต่งจากภาพมิเตอร์น้ำจริงในภาคสนาม เพื่อรองรับความหลากหลายของรูปแบบมิเตอร์ สภาพแสง และมุมกล้องที่ไม่แน่นอน โมเดล YOLO ทำหน้าที่ตรวจจับ ROI หลักที่จำเป็นต่อการอ่านค่ามิเตอร์น้ำแบบอนาล็อก ได้แก่ บริเวณช่องตัวเลข (digit window) หน้าปัดเข็ม (pointer dial) และตำแหน่งปลายเข็ม (pointer tip)

สำหรับส่วนของการอ่านค่าตัวเลข ระบบใช้ผลลัพธ์จาก YOLO ในการระบุตำแหน่งของ digit window ซึ่งครอบคลุมแถบตัวเลขทั้งหมดบนหน้ามิเตอร์ ดังแสดงใน **Figure 5(a)** การตรวจจับใน

ลักษณะนี้ช่วยให้สามารถครอบภาพตัวเลขออกมาได้อย่างแม่นยำ และสม่ำเสมอ ลดผลกระทบจากความคลาดเคลื่อนของตำแหน่ง หรือการเอียงของภาพ ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญต่อความถูกต้องของการ รู้จำตัวเลขในขั้นตอนถัดไป

ในขณะเดียวกัน สำหรับมิเตอร์ที่มีหน้าปัดเข็ม ระบบใช้ YOLO เพื่อ ตรวจจับบริเวณหน้าปัดเข็มและตำแหน่งปลายเข็มโดยตรง ดังแสดง ใน *Figure 5(b)* การระบุ ROI ของหน้าปัดเข็มช่วยจำกัดขอบเขต การประมวลผลให้อยู่เฉพาะบริเวณที่เกี่ยวข้อง ขณะที่การตรวจจับ ตำแหน่งปลายเข็มทำให้สามารถนำข้อมูลไปใช้ในการคำนวณมุมเข็ม ได้อย่างมีประสิทธิภาพ แม้ในกรณีที่เข็มมีขนาดเล็ก สีซีด หรือมีการ สะท้อนจากกระจกหน้าปัด

การใช้ YOLO เป็นขั้นตอนแรกของการตรวจจับ ROI ช่วยให้ระบบ สามารถแยกกระบวนการประมวลผลออกเป็นสองโมดูลหลัก ได้แก่ Digit Module และ Pointer Module ได้อย่างชัดเจน นอกจากนี้ การตรวจจับ ROI ที่แม่นยำยังช่วยลดปัญหา error cascade ที่อาจ เกิดขึ้นจากการครอบภาพที่ไม่ตรงตำแหน่ง และเพิ่มความเสถียร ของระบบอ่านค่ามิเตอร์น้ำโดยรวมเมื่อใช้งานกับภาพจาก สภาพแวดล้อมจริง



**Figure 5** ตัวอย่างผลลัพธ์การตรวจจับบริเวณที่สนใจ (Region of Interest: ROI) ด้วยโมเดล YOLO บนภาพมิเตอร์น้ำอานาล็อก (a) การตรวจจับตำแหน่งช่องตัวเลข (digit window) (b) การตรวจจับบริเวณหน้าปัดเข็มและตำแหน่งปลายเข็ม (pointer dial และ pointer tip)

### 3.5 Digit Module (CNN + Transition Model)

Digit Module ถูกออกแบบมาเพื่ออ่านค่าตัวเลขจากมิเตอร์น้ำแบบ โรลเลอร์ (roller-type digits) ซึ่งเป็นส่วนสำคัญของมิเตอร์น้ำ อานาล็อก โมดูลนี้มุ่งเน้นการแก้ปัญหาที่พบได้บ่อยในงานอ่านค่า มิเตอร์จริง ได้แก่ ความคลาดเคลื่อนจากการครอบภาพ ความไม่ สม่ำเสมอของตำแหน่งตัวเลข และกรณีตัวเลขอยู่ระหว่างการเปลี่ยน ค่า (digit rollover หรือ half-digit transition)

หลังจากระบบตรวจจับบริเวณช่องตัวเลข (digit window) ด้วย YOLO แล้ว ภาพ ROI ที่ได้จะถูกนำเข้าสู่กระบวนการครอบย่อย ออกเป็นตัวเลขรายหลัก (single-digit crops) โดยใช้แนวทาง digit-wise segmentation แทนการรู้จำแบบลำดับ (sequence-based OCR) แนวทางนี้ช่วยลดความไวต่อความคลาดเคลื่อนของตำแหน่ง การครอบ ซึ่งเป็นสาเหตุสำคัญของความผิดพลาดในระบบ OCR แบบลำดับ

#### 3.5.1 Digit-wise CNN Recognition

ตัวเลขแต่ละหลักที่ได้จากการครอบจะถูกส่งเข้าสู่โมเดล Convolutional Neural Network (CNN) ซึ่งออกแบบให้มี โครงสร้างแบบ lightweight เพื่อรองรับการประมวลผลที่รวดเร็ว และเหมาะสมกับการนำไปใช้งานจริง โมเดล CNN นี้ถูกฝึกให้ จำแนกตัวเลข 0–9 รวมถึงคลาสพิเศษ NaN สำหรับกรณีที่ภาพ ตัวเลขไม่สมบูรณ์หรือไม่สามารถระบุค่าได้อย่างชัดเจน

การรู้จำตัวเลขแบบแยกหลักช่วยเพิ่มความยืดหยุ่นให้กับระบบ เนื่องจากสามารถประเมินความเชื่อมั่น (confidence) ของตัวเลข แต่ละตำแหน่งได้อย่างอิสระ และลดผลกระทบจากความผิดพลาด เฉพาะจุดโดยไม่กระทบค่าทั้งหมด

#### 3.5.2 Transition-State Classification

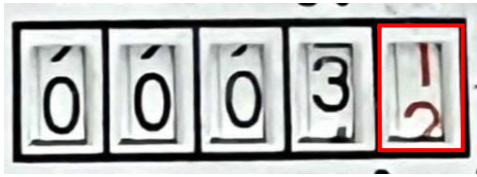
แม้วิธี digit-wise CNN จะช่วยลดข้อผิดพลาดได้ในระดับหนึ่ง แต่ใน สภาพการใช้งานจริง ตัวเลขบนมิเตอร์น้ำมักอยู่ในสถานะกำลังเลื่อน (digit rollover) ซึ่งทำให้ภาพของตัวเลขแสดงลักษณะก้ำกึ่งระหว่าง สองค่า เช่น ตัวเลขหลักถัดไปเริ่มเปลี่ยนค่า ขณะที่หลักก่อนหน้ายังไม่ เปลี่ยนสมบูรณ์ เพื่อจัดการกับปัญหานี้ งานวิจัยนี้ได้พัฒนา Transition-State Classification Model ขึ้นโดยเฉพาะ

ในงานวิจัยนี้ การตรวจสอบสถานะของตัวเลขแต่ละหลักจะกระทำ หลังจากขั้นตอน digit-wise CNN recognition โดยใช้คุณลักษณะ เชิงภาพของตัวเลขที่ครอบแล้ว เช่น ลักษณะการซ้อนทับของตัวเลข ขอบเขตการปรากฏของเส้นตัวเลข และความไม่สมบูรณ์ของรูปทรง ตัวอักษร เพื่อจำแนกว่าเป็นตัวเลขที่อยู่ในสถานะคงที่หรืออยู่ ระหว่างการเปลี่ยนค่า

โมเดล Transition ทำหน้าที่จำแนกสถานะของตัวเลขแต่ละหลัก ออกเป็นสองกลุ่ม ได้แก่

(1) **Stable digit** ซึ่งเป็นตัวเลขที่อยู่ในสถานะคงที่ และ

(2) Transition digit ซึ่งเป็นตัวเลขที่อยู่ระหว่างการเปลี่ยนค่า



**Figure 6** ตัวอย่างบริเวณช่องตัวเลขของมิเตอร์น้ำแบบโรลเลอร์ในสถานะกำลังเปลี่ยนค่า (digit rollover หรือ half-digit transition) ซึ่งเป็นสาเหตุหลักของความคลาดเคลื่อนในการรู้จำตัวเลขด้วยวิธีทั่วไป

เมื่อระบบตรวจพบว่าเป็น transition digit จะไม่ใช่ค่าที่ได้จาก CNN โดยตรง แต่จะเรียกใช้โมเดล pair + carry-over เพื่อประเมินค่าที่ถูกต้องของตัวเลขในบริบทของตัวเลขข้างเคียง วิธีนี้ช่วยให้ระบบสามารถตีความค่าตัวเลขได้สอดคล้องกับกลไกการทำงานจริงของมิเตอร์น้ำแบบโรลเลอร์

### 3.5.3 Corrected Digit Output

ผลลัพธ์สุดท้ายจาก Digit Module คือชุดตัวเลขที่ผ่านการแก้ไขแล้ว (Corrected Digits) ซึ่งประกอบด้วยค่าที่ได้จาก CNN สำหรับตัวเลขที่มีสถานะ stable และค่าที่ปรับแก้โดย Transition Model สำหรับตัวเลขที่อยู่ในสถานะ rollover ชุดตัวเลขนี้จะถูกส่งต่อไปยังขั้นตอน Sanity Validation and Fusion เพื่อรวมเข้ากับค่าที่ได้จาก Pointer Module และคำนวณเป็นค่ามิเตอร์สุดท้าย

โดยรวมแล้ว Digit Module ที่นำเสนอสามารถลดข้อผิดพลาดจาก half-digit transition ได้อย่างมีประสิทธิภาพ และเพิ่มความต่อเนื่องของค่าที่อ่านได้เมื่อใช้งานกับภาพจากสภาพแวดล้อมจริง ซึ่งเป็นข้อจำกัดสำคัญของงาน AMR แบบดั้งเดิม

## 3.6 Pointer Module (Pointer Angle Regression)

Pointer Module ถูกออกแบบมาเพื่ออ่านค่าจากมิเตอร์น้ำแบบเข็มชี้ (pointer dial) ซึ่งยังคงถูกใช้งานอย่างแพร่หลายในมิเตอร์น้ำอนาล็อก โดยเฉพาะในพื้นที่ภาคสนามที่มีมิเตอร์แบบดิจิทัลยังไม่ถูกติดตั้งอย่างทั่วถึง การอ่านค่าจากเข็มชี้มีความท้าทายเนื่องจากลักษณะของเข็มที่มีขนาดเล็ก สีซีด และมักถูกครอบด้วยกระจกโค้งที่ก่อให้เกิดแสงสะท้อนและความบิดเบือนของภาพ

หลังจากขั้นตอน YOLO-Based ROI Detection ระบบจะได้รับตำแหน่งของบริเวณหน้าปัดเข็ม (pointer dial) และตำแหน่งปลายเข็ม (pointer tip) ซึ่งถูกนำมาใช้เป็นข้อมูลตั้งต้นสำหรับการ

ประมวลผลใน Pointer Module โมดูลนี้มีวัตถุประสงค์หลักเพื่อประมาณมุมของเข็มชี้และแปลงค่าเชิงเรขาคณิตดังกล่าวให้เป็นค่าปริมาณการใช้น้ำตามสเกลของมิเตอร์

### 3.6.1 Dial Center Localization

ขั้นตอนแรกของ Pointer Module คือการระบุตำแหน่งศูนย์กลางของหน้าปัดเข็ม โดยระบบใช้ข้อมูล ROI ของ pointer dial ที่ได้จาก YOLO เพื่อจำกัดขอบเขตการค้นหา จากนั้นจึงประเมินตำแหน่งศูนย์กลางของหน้าปัดด้วยวิธีการเชิงเรขาคณิต เช่น การประมาณวงกลมของหน้าปัด หรือการคำนวณตำแหน่งกึ่งกลางของพื้นที่ที่ตรวจจับได้ ขั้นตอนนี้ช่วยลดผลกระทบจากฉากหลังที่ไม่เกี่ยวข้อง และเพิ่มความแม่นยำในการคำนวณมุมของเข็มในขั้นตอนถัดไป

### 3.6.2 Pointer Tip Extraction

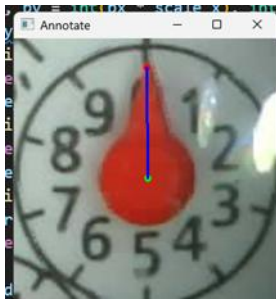
เมื่อได้ตำแหน่งศูนย์กลางของหน้าปัดแล้ว ระบบจะดำเนินการระบุตำแหน่งปลายเข็ม (pointer tip) ซึ่งเป็นจุดสำคัญสำหรับการคำนวณมุมเข็ม ในงานวิจัยนี้ ตำแหน่งปลายเข็มถูกกำหนดจากผลลัพธ์ของการตรวจจับด้วย YOLO หรือจากการประมวลผลภาพเพิ่มเติมภายใน ROI เพื่อจัดการกับกรณีที่มีเข็มสีจางหรือถูกแสงสะท้อนรบกวน การใช้ตำแหน่งปลายเข็มโดยตรงช่วยลดความคลาดเคลื่อนที่อาจเกิดจากการประมาณแนวเส้นเข็มทั้งเส้น



**Figure 7** ตัวอย่างภาพหน้าปัดเข็มจากชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกและประเมินโมเดล Pointer Angle Regression ซึ่งครอบคลุมมุมเข็มและสภาพแวดล้อมการถ่ายภาพที่หลากหลาย



### 3.6.3 Pointer Angle Regression



**Figure 8** ตัวอย่างการคำนวณมุมเข็มจากตำแหน่งศูนย์กลาง หน้าปัดและตำแหน่งปลายเข็ม ซึ่งใช้เป็นอินพุตสำหรับโมเดล Pointer Angle Regression<sup>SS</sup>

หลังจากได้ตำแหน่งศูนย์กลางหน้าปัดและตำแหน่งปลายเข็มแล้ว ระบบจะคำนวณมุมของเข็มขึ้นโดยอาศัยความสัมพันธ์เชิงเรขาคณิตระหว่างจุดทั้งสอง มุมเข็มถูกคำนวณในรูปขององศาเชิงขั้ว (polar angle) โดยอ้างอิงกับแกนอ้างอิงที่กำหนดไว้ล่วงหน้า จากนั้นค่ามุมที่ได้จะถูกนำเข้าสู่โมเดล Pointer Angle Regression ซึ่งถูกออกแบบมาเพื่อปรับแก้ความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากการบิดเบือนของภาพ มุมกลิ้ง และลักษณะเฉพาะของมิเตอร์แต่ละรุ่น

โมเดล regression ดังกล่าวช่วยให้ระบบสามารถประมาณค่ามุมเข็มได้อย่างเสถียร แม้ในกรณีที่เข็มมีลักษณะบาง ไม่ชัดเจน หรือมีการสะท้อนจากกระจกหน้าปัด ซึ่งเป็นข้อจำกัดสำคัญของวิธีการอ่านเข็มแบบดั้งเดิม

### 3.6.4 Pointer Value Mapping

มุมเข็มที่ผ่านการประมวลผลจะถูกแปลงเป็นค่าปริมาณการใช้น้ำ โดยอาศัยความสัมพันธ์ระหว่างมุมและสเกลของมิเตอร์น้ำแต่ละรุ่น ซึ่งถูกกำหนดในรูปของฟังก์ชันการแมป (calibration curve) ขั้นตอนนี้ช่วยให้ระบบสามารถรองรับมิเตอร์ที่มีช่วงมุมและสเกลแตกต่างกันได้ โดยไม่จำเป็นต้องปรับเปลี่ยนโครงสร้างของโมเดลหลัก

โดยรวมแล้ว Pointer Module ที่นำเสนอสามารถอ่านค่าจากมิเตอร์น้ำแบบเข็มได้อย่างมีประสิทธิภาพ และทำงานร่วมกับ Digit Module เพื่อรองรับมิเตอร์น้ำอนาล็อกที่มีทั้งตัวเลขแบบโรลเลอร์และหน้าปัดเข็มในระบบเดียว ซึ่งเป็นจุดเด่นสำคัญของงานวิจัยนี้ เมื่อเทียบกับระบบ AMR แบบเดิม

### 3.7 Sanity Validation and Fusion

หลังจากระบบได้ผลลัพธ์จาก Digit Module และ Pointer Module แล้ว ขั้นตอนสุดท้ายของกระบวนการประมวลผลคือ **Sanity Validation and Fusion** ซึ่งมีบทบาทสำคัญในการตรวจสอบความถูกต้องเชิงตรรกะของข้อมูล และผสานผลลัพธ์จากทั้งสองโมดูลให้เป็นค่าการอ่านมิเตอร์น้ำสุดท้ายที่มีความน่าเชื่อถือสูง

เนื่องจากมิเตอร์น้ำแบบอนาล็อกประกอบด้วยทั้งตัวเลขแบบโรลเลอร์และหน้าปัดเข็ม ซึ่งมีความสัมพันธ์กันตามกลไกทางกายภาพของมิเตอร์ การอ่านค่าจากแต่ละโมดูลโดยอิสระอาจก่อให้เกิดความไม่สอดคล้องกันในบางกรณี เช่น ตัวเลขอยู่ในช่วงกำลังเปลี่ยนค่า ขณะที่ตำแหน่งเข็มแสดงค่าใกล้จุดเปลี่ยนสเกล หรือเกิดความคลาดเคลื่อนจากสภาพการถ่ายภาพในภาคสนาม ขั้นตอนที่ Sanity Validation จึงถูกออกแบบมาเพื่อตรวจจับและจัดการกับความไม่สอดคล้องดังกล่าว

ในขั้นตอนนี้ ระบบจะนำชุดตัวเลขที่ผ่านการแก้ไขแล้ว (Corrected Digits) จาก Digit Module มาพิจารณาร่วมกับค่าที่ได้จาก Pointer Module โดยใช้กฎเชิงตรรกะและข้อจำกัดทางกายภาพของมิเตอร์น้ำ เช่น ความสัมพันธ์ระหว่างค่าทศนิยมจากหน้าปัดเข็มกับหลักตัวเลขที่อยู่ติดกัน หากตรวจพบค่าที่ขัดแย้งกัน ระบบจะปรับแก้ผลลัพธ์โดยอาศัยค่าที่มีความเชื่อมั่นสูงกว่า หรือใช้กฎการ carry-over เพื่อรักษาความต่อเนื่องของค่าการอ่าน

หลังจากผ่านกระบวนการตรวจสอบความถูกต้องแล้ว ขั้นตอนที่ Fusion จะทำการรวมผลลัพธ์จากทั้งสองโมดูลเข้าด้วยกัน เพื่อคำนวณเป็นค่าการใช้น้ำสุดท้ายในรูปแบบเชิงปริมาณที่สอดคล้องกับหน่วยและสเกลของมิเตอร์น้ำจริง ขั้นตอนนี้ช่วยให้ระบบสามารถรองรับกรณีที่มีมิเตอร์มีทั้งตัวเลขแบบโรลเลอร์และหน้าปัดเข็มในระบบเดียวกันได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ผลลัพธ์สุดท้ายที่ได้จากขั้นตอน Sanity Validation and Fusion จะถูกส่งออกไปยังส่วนแสดงผลของแอปพลิเคชันบนอุปกรณ์พกพา และบันทึกลงระบบ backend เพื่อใช้ในการจัดเก็บข้อมูลย้อนหลัง การตรวจสอบภายหลัง และการประยุกต์ใช้งานในระบบบริหารจัดการน้ำต่อไป

โดยรวมแล้ว ขั้นตอนที่ Sanity Validation and Fusion ช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือของระบบอ่านค่ามิเตอร์น้ำอัตโนมัติ ลดผลกระทบจากความคลาดเคลื่อนของโมเดลย่อย และทำให้ผลลัพธ์ที่ได้มีความ



สอดคล้องกับการทำงานจริงของมิเตอร์น้ำแบบอนาล็อกในสภาพแวดล้อมภาคสนาม

และผลลัพธ์หลังการตรวจสอบจะถูกจัดเก็บผ่าน backend service และสามารถเรียกดูย้อนหลังได้ผ่านระบบแอปพลิเคชันบนอุปกรณ์พกพา

## 4. Experimental Setup

ในส่วนนี้จะอธิบายรายละเอียดของสภาพแวดล้อมการทดลอง ชุดข้อมูลที่ใช้ การตั้งค่าการฝึกโมเดล และเกณฑ์การประเมินผล เพื่อแสดงให้เห็นถึงความถูกต้องและความเป็นธรรมของการทดลองที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของระบบอ่านค่ามิเตอร์น้ำแบบอนาล็อกที่นำเสนอ

### 4.1 Experimental Environment

การทดลองทั้งหมดดำเนินการบนเครื่องคอมพิวเตอร์ที่รองรับการประมวลผลด้วยกราฟิกการ์ด (GPU) เพื่อให้เหมาะสมกับการฝึกและทดสอบโมเดลเชิงลึกที่ใช้ในงานวิจัยนี้ ระบบถูกพัฒนาด้วยภาษา Python และใช้ไลบรารีมาตรฐานด้านการประมวลผลภาพและการเรียนรู้เชิงลึก เช่น OpenCV และเฟรมเวิร์ก deep learning ที่นิยมใช้งานในงานด้าน Computer Vision

สถาปัตยกรรมของระบบถูกออกแบบในลักษณะ modular ซึ่งช่วยให้สามารถฝึกและประเมินผลแต่ละโมดูลแยกจากกันได้อย่างอิสระ ได้แก่ YOLO-Based ROI Detection, Digit Module, Transition-State Classification และ Pointer Angle Regression ทั้งนี้ เพื่อให้การวิเคราะห์ผลการทดลองมีความชัดเจนและสามารถระบุผลกระทบของแต่ละส่วนประกอบได้อย่างเป็นระบบ

### 4.2 Dataset Split and Preparation

ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลองประกอบด้วยภาพมิเตอร์น้ำแบบอนาล็อกที่ถ่ายจากสภาพแวดล้อมจริงภาคสนาม ซึ่งมีความหลากหลายทั้งด้านมุมมอง สภาพแสง ความคมชัด และระดับการสึกหรอของหน้าปัด เพื่อสะท้อนเงื่อนไขการใช้งานจริงของระบบ AMR

ข้อมูลถูกแบ่งออกเป็นชุดฝึก (training set) และชุดทดสอบ (test set) โดยแยกตามระดับของโมดูลที่ใช้งาน ได้แก่

- ชุดข้อมูลภาพมิเตอร์น้ำโดยรวม ใช้สำหรับฝึกและทดสอบโมเดล YOLO ในการตรวจจับบริเวณที่เกี่ยวข้อง เช่น ช่องตัวเลข หน้าปัดเข็ม และตำแหน่งปลายเข็ม
- ชุดข้อมูลตัวเลขรายหลัก ใช้สำหรับฝึกโมเดล digit-wise CNN เพื่อรู้จำตัวเลข 0–9 และคลาส NaN
- ชุดข้อมูลหน้าปัดเข็ม ใช้สำหรับฝึกโมเดล Pointer Angle Regression
- ชุดข้อมูลช่วงตัวเลขกำลังเลือน (digit rollover) ใช้สำหรับฝึก Transition-State Classification และโมเดล pair + carry-over

การแบ่งข้อมูลถูกออกแบบให้หลีกเลี่ยงการใช้ภาพเดียวกันซ้ำระหว่างชุดฝึกและชุดทดสอบ เพื่อป้องกันปัญหา data leakage และเพิ่มความน่าเชื่อถือของผลการทดลอง

### 4.3 Training Configuration

การฝึกโมเดลในแต่ละโมดูลดำเนินการแยกจากกันตามลักษณะของปัญหา โดยใช้การตั้งค่าการฝึกที่เหมาะสมกับงานจำแนกประเภท (classification) และงานประมาณค่าเชิงต่อเนื่อง (regression)

สำหรับ YOLO-Based ROI Detection โมเดลถูกฝึกให้สามารถตรวจจับบริเวณที่เกี่ยวข้องบนภาพมิเตอร์น้ำโดยตรงจากภาพอินพุต ขณะที่ Digit Module และ Transition-State Classification ใช้การฝึกแบบ supervised learning จากภาพที่ผ่านการครอบและตัดป้ายกำกับไว้ล่วงหน้า

ในส่วนของ Pointer Angle Regression โมเดลถูกฝึกให้เรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งศูนย์กลางหน้าปัด ตำแหน่งปลายเข็ม และค่ามุมเข็มที่แท้จริง เพื่อรองรับความแปรปรวนของภาพจากมุมมองและการบิดเบือนจากกระจกหน้าปัด

การตั้งค่าพารามิเตอร์การฝึก เช่น batch size จำนวน epoch และ learning rate ถูกเลือกโดยพิจารณาจากความเสถียรของการเรียนรู้และความเหมาะสมต่อการนำไปใช้งานจริงในระบบภาคสนาม

### 4.4 Evaluation Metrics

การประเมินผลของระบบดำเนินการในหลายระดับ เพื่อสะท้อนประสิทธิภาพของแต่ละโมดูลและประสิทธิภาพของระบบโดยรวม โดยใช้เกณฑ์การประเมินที่เหมาะสมกับลักษณะของงานในแต่ละส่วน ดังนี้

- YOLO-Based ROI Detection

ประเมินด้วยค่า *Precision* และ *Recall* เพื่อวัดความถูกต้องและความครอบคลุมของการตรวจจับบริเวณที่เกี่ยวข้อง ได้แก่ ช่องตัวเลข หน้าปัดเข็ม และตำแหน่งปลายเข็ม

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

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

โดยที่

TP (True Positive) คือกรอบที่ตรวจจับถูกต้อง

FP (False Positive) คือกรอบที่ตรวจจับเกิน

FN (False Negative) คือกรอบที่ตรวจจับพลาด

ค่า mAP (mean Average Precision) ใช้วัด

ประสิทธิภาพโดยรวมของการตรวจจับในทุกคลาส ซึ่งเหมาะสมกับงาน Object Detection ที่มีหลายวัตถุในภาพเดียว

- Digit Recognition

ประเมินด้วย *digit-wise accuracy* ซึ่งวัดความถูกต้องของการรู้จำตัวเลขในแต่ละหลัก และ *overall reading accuracy* ซึ่งพิจารณาความถูกต้องของชุดตัวเลขทั้งหมด โดยค่าความแม่นยำ (Accuracy) คำนวณได้จาก

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

- Transition Handling

ประเมินความสามารถในการจัดการกรณีตัวเลขกำลังเลื่อน (digit rollover เช่น 9→0) โดยพิจารณา

Transition Accuracy ซึ่งวัดความถูกต้องเฉพาะภาพที่อยู่ในช่วง transition

*Transition Accuracy*

$$= \frac{\text{Correct Transition Predictions}}{\text{total Transition samples}}$$

ตัวชี้วัดนี้มีความสำคัญ เนื่องจากเป็นจุดที่ระบบอ่านค่ามิเตอร์แบบดั้งเดิมมักเกิดความผิดพลาดสูง

- Pointer Angle Regression

ประเมินความคลาดเคลื่อนของมุมเข็มที่ประมาณได้ด้วยค่า *Mean Absolute Error (MAE)*

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\theta_i - \hat{\theta}_i|$$

$\theta_i$  คือมุมจริงของเข็ม

$\hat{\theta}_i$  คือมุมที่โมเดลทำนายได้

ซึ่งวัดค่าเฉลี่ยของความแตกต่างเชิงสัมบูรณ์ระหว่างมุมเข็มที่คำนวณได้และค่าจริง

- System-Level Evaluation

ประเมินผลลัพธ์สุดท้ายของระบบด้วย *Final Meter Reading Accuracy*

$$Final Accuracy = \frac{Correct Final Readings}{Total Samples}$$

ตัวชี้วัดนี้สะท้อนประสิทธิภาพแบบ end-to-end

หลังจากการผสานผลลัพธ์ของ Digit Module และ Pointer Module

การใช้เกณฑ์การประเมินหลายระดับช่วยให้สามารถวิเคราะห์จุดแข็งข้อจำกัด และผลกระทบของแต่ละโมดูลต่อประสิทธิภาพของระบบโดยรวมได้อย่างเป็นระบบ

#### 4.5 Implementation and Deployment Setup

นอกเหนือจากการทดลองในเชิงโมเดล ระบบที่นำเสนอยังถูกพัฒนาในรูปแบบที่สามารถนำไปใช้งานจริงได้ โดยเชื่อมต่อระหว่างแอปพลิเคชันฝั่งผู้ใช้และระบบประมวลผลฝั่งเซิร์ฟเวอร์

ระบบ backend ถูกพัฒนาด้วย Django framework เพื่อรองรับการอัปโหลดภาพ การประมวลผลอัตโนมัติ และการจัดเก็บผลลัพธ์ ขณะที่ฝั่งผู้ใช้ถูกออกแบบในรูปแบบ Mobile WebView เพื่อให้เจ้าหน้าที่สามารถถ่ายภาพมิเตอร์น้ำ ตรวจสอบผลลัพธ์ และบันทึกข้อมูลภาคสนามได้แบบเรียลไทม์

การทดสอบระบบในลักษณะนี้ช่วยยืนยันว่าระบบ AMR ที่นำเสนอไม่เพียงแต่มีประสิทธิภาพในเชิงอัลกอริทึมเท่านั้น แต่ยังสามารถนำไปใช้งานได้จริงในบริบทของการสำรวจมิเตอร์น้ำภาคสนาม

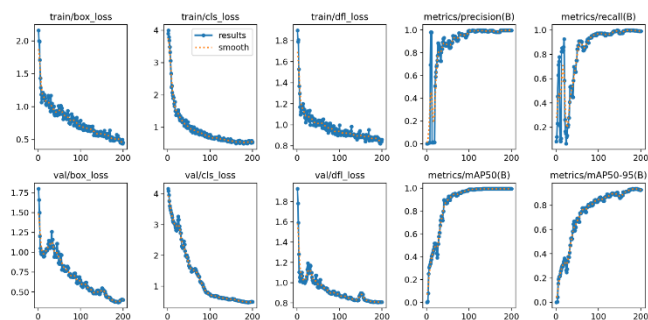
## 5. Results

ในส่วนนี้นำเสนอผลการประเมินประสิทธิภาพของระบบอ่านค่ามิเตอร์น้ำแบบอนาล็อกที่นำเสนอ โดยผลลัพธ์ถูกวิเคราะห์ในหลายระดับ ตั้งแต่ประสิทธิภาพของแต่ละโมดูลย่อย ไปจนถึงผลลัพธ์เชิงระบบแบบ end-to-end

### 5.1 YOLO-Based ROI Detection Performance (Multi-class)

ประสิทธิภาพของโมเดล YOLO สำหรับการตรวจจับบริเวณที่เกี่ยวข้อง (ROI) ได้แก่ ช่องตัวเลข (digit window) หน้าปัดเข็ม (pointer dial) และตำแหน่งปลายเข็ม (pointer tip) ถูกประเมินจากค่า precision, recall และ mean Average Precision (mAP)

ผลการฝึกโมเดลแสดงให้เห็นว่า loss ในทุกองค์ประกอบ ได้แก่ box loss, classification loss และ distribution focal loss ลดลงอย่างต่อเนื่องทั้งในชุดฝึกและชุดทดสอบ ขณะที่ค่า precision และ recall เพิ่มขึ้นจนเข้าสู่สภาวะคงที่ ดังแสดงใน *Figure 9*



*Figure 9* ผลการฝึกโมเดล YOLO สำหรับการตรวจจับบริเวณที่เกี่ยวข้อง (ROI) ของมิเตอร์น้ำ โดยแสดงการเปลี่ยนแปลงของค่า train/validation loss รวมถึงค่า precision, recall และ mAP

นอกจากนี้ ค่า mAP@0.5 และ mAP@0.5:0.95 ซึ่งเป็นตัวชี้วัดมาตรฐานสำหรับงาน object detection มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างสม่ำเสมอ สะท้อนถึงความสามารถของโมเดลในการตรวจจับ ROI ได้อย่างแม่นยำและมีเสถียรภาพ โดยไม่พบสัญญาณของ overfitting

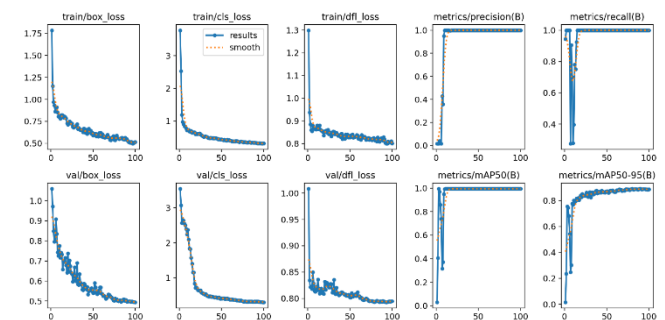
ผลลัพธ์ดังกล่าวยืนยันว่าโมเดล YOLO ที่นำเสนอมีประสิทธิภาพเพียงพอสำหรับการใช้งานในสภาพแวดล้อมจริง และเป็นพื้นฐานสำคัญสำหรับขั้นตอนการรู้จำตัวเลขและการอ่านค่าหน้าปัดเข็มในลำดับถัดไป

## 5.2 YOLO-Based Digital Window Detection

### Performance (single-class)

เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการตรวจจับบริเวณช่องตัวเลข ระบบได้ฝึกโมเดล YOLOv8 แยกต่างหากสำหรับงานตรวจจับช่องตัวเลขดิจิทัลแบบคลาสเดียว (single-class detection) โดยกำหนดคลาส digital

ผลการฝึกโมเดลแสดงให้เห็นว่า loss ทุกองค์ประกอบ ได้แก่ box loss, classification loss และ distribution focal loss ลดลงอย่างรวดเร็วในช่วงต้นของการฝึก และค่อย ๆ เข้าสู่สภาวะคงที่ทั้งในชุดฝึกและชุดทดสอบ ดังแสดงใน *Figure 10*



*Figure 10* ผลการฝึกและประเมินผลของโมเดล YOLOv8 สำหรับการตรวจจับช่องตัวเลขดิจิทัล (single-class) แสดง training curves ของ loss, precision, recall และ mA

ขณะเดียวกัน ค่า precision และ recall เพิ่มขึ้นจนใกล้ 1.0 ภายในจำนวน epoch ไม่มากนัก สะท้อนถึงความสามารถของโมเดลในการตรวจจับช่องตัวเลขได้อย่างแม่นยำและสม่ำเสมอ นอกจากนี้ ค่า mAP@0.5 และ mAP@0.5:0.95 ที่อยู่ในระดับสูงแสดงให้เห็นว่าโมเดลมีประสิทธิภาพเพียงพอสำหรับการใช้งานจริง

การแยกโมเดล YOLO สำหรับงานตรวจจับช่องตัวเลขโดยเฉพาะช่วยลดความซับซ้อนของปัญหา และเพิ่มความเร็วของตำแหน่ง ROI ที่ถูกส่งต่อไปยัง Digit Module ซึ่งมีผลโดยตรงต่อความแม่นยำของการรู้จำตัวเลขในขั้นตอนถัดไป

เมื่อเปรียบเทียบกับงานตรวจจับแบบหลายคลาส การฝึกโมเดลแบบ single-class ช่วยลดความซับซ้อนของปัญหาและเพิ่มความเร็วของตำแหน่ง ROI สำหรับช่องตัวเลขโดยเฉพาะ

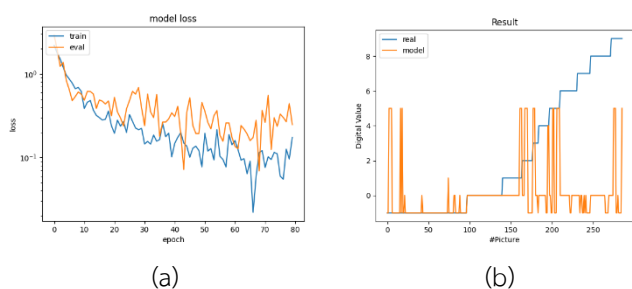
## 5.3 Digit Recognition Performance

การประเมินประสิทธิภาพของโมดูลรู้จำตัวเลข (Digit Module) ดำเนินการในระดับ **digit-wise recognition** โดยพิจารณาความสามารถของโมเดล Convolutional Neural Network (CNN) ในการจำแนกตัวเลขหลัก (0–9) รวมถึงคลาสพิเศษ *NaN* ซึ่งใช้แทนกรณีตัวเลขไม่สมบูรณ์หรือไม่สามารถระบุค่าได้อย่างชัดเจนในสภาพการใช้งานจริงของมิเตอร์น้ำแบบโรลเลอร์

โมเดล CNN ถูกฝึกด้วยชุดข้อมูลภาพตัวเลขเดี่ยว (single-digit crops) ขนาด  $32 \times 20$  พิกเซล จำนวนมากกว่า 5,000 ภาพ โดยใช้ฟังก์ชันสูญเสียแบบ *Categorical Cross-Entropy* และตัวปรับค่าพารามิเตอร์แบบ *Adam* กำหนดค่า batch size เท่ากับ 4 และจำนวน epochs เท่ากับ 100

ผลการฝึกโมเดลแสดงให้เห็นว่า accuracy ของชุดข้อมูลฝึกและชุดข้อมูลตรวจสอบเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็วในช่วงต้นของการฝึก และคงที่ในระดับสูงเมื่อสิ้นสุดกระบวนการ ขณะที่ค่า loss ลดลงอย่างต่อเนื่องและมีแนวโน้มเสถียรในช่วงท้าย *Figure 11(a)* ซึ่งสะท้อนถึงความสามารถของโมเดลในการเรียนรู้รูปแบบของตัวเลขได้อย่างมีประสิทธิภาพ และสามารถ generalize ไปยังข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อนได้โดยไม่เกิดปัญหา overfitting

เมื่อประเมินผลบนชุดข้อมูลทดสอบ โมเดลสามารถจำแนกตัวเลขได้ด้วยค่า **Accuracy เฉลี่ยประมาณ 95%** และมีค่า **F1-score สูงกว่า 0.9** แสดงถึงสมดุลที่ดีระหว่าง precision และ recall ในการจำแนกตัวเลขแต่ละคลาส ผลการเปรียบเทียบค่าตัวเลขจริงกับค่าที่โมเดลทำนายได้ *Figure 11(b)* แสดงให้เห็นว่าโมเดลสามารถทำนายค่าตัวเลขได้ใกล้เคียงค่าจริงในภาพส่วนใหญ่



**Figure 11** Performance of the digit-wise CNN model

- (a) กราฟ Training and validation loss of the digit-wise CNN model
- (b) Comparison between ground-truth digits and CNN predictions on S

อย่างไรก็ตาม ความคลาดเคลื่อนที่พบยังคงเกิดขึ้นในกรณีที่ตัวเลขอยู่ในสถานะก้ำกึ่งระหว่างการเปลี่ยนค่า (digit rollover) หรือใน

กรณีที่ตัวเลขมีลักษณะใกล้เคียงกัน ซึ่งเป็นข้อจำกัดโดยธรรมชาติของการรู้จำตัวเลขจากมิเตอร์น้ำแบบโรลเลอร์

ผลลัพธ์ดังกล่าวสนับสนุนแนวคิดการออกแบบระบบแบบ **digit-wise recognition** ร่วมกับ **Transition-State Classification** เพื่อจัดการกับข้อผิดพลาดเฉพาะตำแหน่งโดยไม่กระทบต่อค่าตัวเลขทั้งชุด

โดยสรุป โมดูล CNN สำหรับการรู้จำตัวเลขสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพและเหมาะสมสำหรับการใช้งานในระบบ AMR ภาคสนาม และเป็นองค์ประกอบสำคัญที่ช่วยเพิ่มความแม่นยำของระบบอ่านค่ามิเตอร์น้ำแบบอนาล็อกโดยรวม

## 5.4 Transition-State Handling Performance



เพื่อประเมินความสามารถของระบบในการจัดการกับกรณีตัวเลขกำลังเลื่อน (digit rollover) ได้มีการทดสอบโมเดล Transition-State Classification และกลไก pair + carry-over โดยเฉพาะ

ผลการเปรียบเทียบค่าตัวเลขจริงกับค่าที่โมเดลทำนาย //ใส่กราฟหรือภาพเปรียบเทียบแสดงให้เห็นว่าในกรณีที่ตัวเลขอยู่ในสถานะ transition โมเดล CNN เพียงอย่างเดียวมักให้ผลลัพธ์ที่ไม่ต่อเนื่องหรือผิดพลาด ขณะที่การใช้โมเดล Transition ร่วมกับ pair + carry-over ช่วยให้ค่าที่ทำนายมีความสอดคล้องกับกลไกการทำงานจริงของมิเตอร์น้ำ

นอกจากนี้ การวิเคราะห์ความต่อเนื่องของค่าที่อ่านได้ตามลำดับภาพ ทำนาย //ใส่กราฟหรือภาพเปรียบเทียบแสดงให้เห็นว่าการจัดการ transition ช่วยลดความผันผวนของค่าที่อ่านได้ และเพิ่มความถูกต้องของค่าตัวเลขในภาพต่อเนื่องอย่างมีนัยสำคัญ ซึ่งเป็นข้อจำกัดสำคัญของระบบ AMR แบบดั้งเดิม

## 5.5 Pointer Angle Regression Performance

## 5.6 System-Level Evaluation

การประเมินในระดับระบบดำเนินการโดยพิจารณาความถูกต้องของค่ามิเตอร์สุดท้าย (final meter reading accuracy) ที่ได้จากการผสานผลลัพธ์ของ Digit Module และ Pointer Module ผ่านขั้นตอน Sanity Validation and Fusion

ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าการผสานข้อมูลจากทั้งสองโมดูลช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือของค่าที่อ่านได้ โดยเฉพาะในกรณีที่ข้อมูลจากโมดูลใดโมดูลหนึ่งมีความไม่แน่นอน ระบบสามารถใช้ข้อมูลจากอีกโมดูลหนึ่งเพื่อช่วยยืนยันความถูกต้องของผลลัพธ์สุดท้ายได้อย่างมีประสิทธิภาพ

โดยรวมแล้ว ระบบที่นำเสนอสามารถอ่านค่ามิเตอร์น้ำแบบอนาล็อกได้อย่างแม่นยำภายใต้สภาพแวดล้อมจริง และแสดงให้เห็นถึงความได้เปรียบเหนือระบบ AMR แบบดั้งเดิมที่อาศัยเพียง OCR หรือการอ่านเข็มเพียงอย่างเดียว

## 6. Discussion

ข้อดี

- อ่านได้ทั้งตัวเลขและ pointer ในระบบเดียว

- ทนต่อภาพคุณภาพต่ำ
- ใช้งานจริงผ่านโทรศัพท์มือถือได้
- ความแม่นยำเสถียรในหลายสภาพแวดล้อม
- ลดงานเจ้าหน้าที่ได้จริง

ข้อจำกัด:

- กรณีสะท้อนแสงรุนแรงจำเป็นต้องถ่ายภาพซ้ำ
- pointer ที่เสียรูปหรือหักอ่านได้ยาก

## 7. Conclusion

งานวิจัยได้นำเสนอระบบอ่านค่ามิเตอร์น้ำอัตโนมัติที่เชื่อถือได้สำหรับสภาพการใช้งานจริง โดยรองรับมิเตอร์แบบอนาล็อกทั้งตัวเลขและเข็ม พร้อมใช้งานผ่านมือถือ ผลลัพธ์แสดงถึงศักยภาพของระบบในการนำไปใช้งานกับระบบประปาท้องถิ่นและสาธารณูปโภคต่าง ๆ ได้จริง

## 8. Future Work

- ปรับปรุง pointer model ให้รองรับมุมสุดขีด
- เพิ่ม dataset ฤดูฝน/ภาพกระจกเปียก
- ทำ on-device inference ลดเวลาอัปโหลด
- รองรับมิเตอร์แบบ digital hybrid