

AI Detect Cancer in GI system, Gastrointestinal system

1. ระบุหัวข้อ IS/Project ที่จะทำ (AI-Enabled System) พร้อมกับเหตุผลว่าทำไมถึงต้องใช้ AI/ML เช่น

IS/Project: AI Detect Cancer in GI system, Gastrointestinal system

เหตุผลที่ต้องใช้ AI: Model ที่ฝึกฝนมาอย่างดีสามารถตรวจจับรอยโรคในภาพวิดีโอได้ด้วยความแม่นยำสูง

เหตุผลที่ต้องใช้ ML: Deep Learning สามารถเรียนรู้คุณลักษณะที่เหมาะสมที่สุดในการจำแนกและตรวจจับ

รอยโรคได้ด้วยตัวเองจากข้อมูลภาพขนาดใหญ่ (Endoscopic Images/Videos) โดยตรง ทำให้สามารถค้นพบ

รูปแบบที่ซับซ้อน และ ML สามารถได้รับการปรับปรุงและฝึกฝนซ้ำ (Retraining) ด้วยข้อมูลจากกรณีศึกษาใหม่ ๆ

2. ออกแบบ Components ของระบบ (ไม่ต้อง Implement จริง)

2.1 ระบุ System Objectives ที่ Measurable, Achievable และ Communicable (Slide Week 2) รวมถึง

System Goals, Leading Indicators, User Outcomes

System Objectives (Measurable, Achievable, Communicable)

- Measurable (วัดผลได้) Model ต้องเพิ่มอัตราการตรวจพบต่งเนื้อที่อาจกลายเป็นมะเร็ง
- Achievable (ทำได้จริง) Model ต้องรักษาความแม่นยำในการระบุรอยโรคให้สูง
- Communicable (สื่อสารได้) Model ต้องช่วยลดความแปรปรวนของผลการตรวจระหว่างแพทย์

System Goals

- การตรวจพบ (Detection - CAdE) ความไวในการตรวจจับรอยโรคต่อเฟรมวิดีโอของ Model ต้องสูงกว่า 90%
- การวินิจฉัย (Diagnosis - CAdx) ต้องทำนายชนิดของต่งเนื้อ (Neoplastic vs. Non-neoplastic) ได้ด้วยความแม่นยำ $\geq 90\%$

Leading Indicators

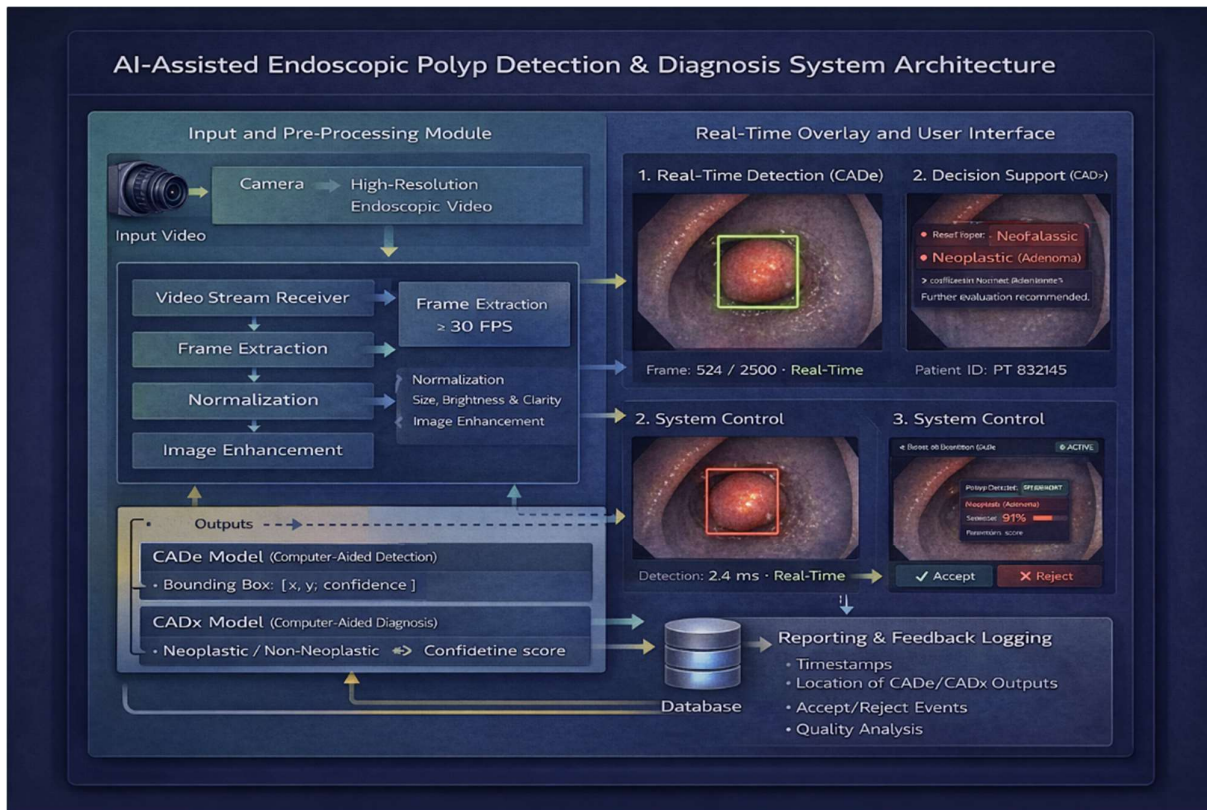
- อัตราการแจ้งเตือนผิดพลาด (False Positive Rate) วัดจำนวนครั้งที่ Model แจ้งเตือนในบริเวณที่ไม่ใช่รอยโรค ต่อเวลาที่ใช้ในการส่องกล้อง (เช่น FP/min) อัตราที่สูงเกินไปทำให้แพทย์เกิดความรำคาญและไม่เชื่อมั่นในระบบ
- ความหน่วงของระบบ (Latency) เวลาตอบสนองของ Model ในการแสดงผลบนหน้าจอ ความหน่วงสูงจะทำให้การตรวจมีอาการหน่วงและเกิดความผิดพลาดได้ง่าย

User Outcomes

- สำหรับแพทย์ ความมั่นใจในการวินิจฉัยเพิ่มขึ้น แพทย์มีความมั่นใจมากขึ้นในการวินิจฉัยรอยโรคขนาดเล็กหรือรอยโรคที่มีลักษณะแบนราบ
- สำหรับผู้ป่วย ลดอัตราการเกิดมะเร็งลำไส้ใหญ่หลังการส่องกล้องเป็นผลลัพธ์ระยะยาวที่สำคัญที่สุด โดย ADR ที่สูงขึ้นจะนำไปสู่การลดอุบัติเหตุและลดอัตราการเสียชีวิตจากมะเร็ง
- ความแม่นยำที่สูงขึ้น ได้รับการตรวจที่มีคุณภาพสม่ำเสมอ

2.2 ออกแบบ AI Components

Data Flow



วิดีโอ → Frame Extraction (≥ 30 FPS) → Normalization → CADe Model (Detection) → CADx Model (Diagnosis) → Real-Time Overlay (แสดงผลบนหน้าจอแพทย์) → Logging (บันทึกข้อมูล)

ระบบมีส่วนประกอบหลักสามารถแบ่งออกได้เป็น 3 ส่วนหลัก คือ

- ส่วนประมวลผลวิดีโอ (Input/Pre-Processing)
- ส่วน Core Model (Model/Engine)
- ส่วนแสดงผล (Output/Interface)

AI System Architecture Components

Input and Pre-Processing Module

ส่วนนี้มีหน้าที่รับวิดีโอ และเตรียมให้อยู่ในรูปแบบที่โมเดล Deep Learning สามารถประมวลผลได้รวดเร็วที่สุด

- Video Stream Receiver รับสัญญาณวิดีโอความละเอียดสูง (HD หรือ 4K)
- Frame Extraction แปลง Video Stream เป็นชุดของภาพนิ่ง (Frames)
- Normalization and Resizing ปรับขนาดภาพให้เป็นขนาดที่เหมาะสมกับ Model และปรับความสว่าง/ความคมชัด
- Image Enhancement การประมวลผลภาพเพื่อเพิ่มความชัดเจนของรอยโรคขนาดเล็กหรือรอยโรคที่มีลักษณะแบนราบ

Core AI Engine (Deep Learning Models)

ส่วนที่สำคัญที่สุด ประกอบด้วย Deep Learning Models ที่ทำงานควบคู่กันเพื่อการตรวจหาและการวินิจฉัย

- CAdE Model (Computer-Aided Detection) ตรวจหาและระบุตำแหน่งของรอยโรคที่อาจเป็นติ่งเนื้อ (Polyp Detection and Localization) ใช้สถาปัตยกรรมประเภท One-Stage Object Detection ที่เน้นความเร็ว เช่น YOLO (You Only Look Once) โดยการ Bounding Box รอบรอยโรคแต่ละจุด พร้อมค่า Confidence Score
- CAdx Model (Computer-Aided Diagnosis) จำแนกประเภทของรอยโรคที่ CAdE ตรวจพบ โดยใช้ Convolutional Neural Networks (CNNs) ที่มีความแม่นยำสูง เช่น ResNet การจำแนกประเภท Neoplastic (มีโอกาเป็นมะเร็ง เช่น Adenoma) หรือ Non-Neoplastic (ไม่เป็นมะเร็ง เช่น Hyperplastic Polyp)

Output and User Interface Module

- Real-Time Overlay แสดงผล Bounding Box หรือวงกลมสีบนภาพวิดีโอ ณ ตำแหน่งที่ CAdE ตรวจพบรอยโรค โดยวงกลมสีเขียว (Neoplastic) หรือสีน้ำเงิน (Non-neoplastic) พร้อม Confidence Level
- Logging and Reporting บันทึกข้อมูลการตรวจจับทั้งหมด (เวลา, ตำแหน่ง, ผล CAdE/CAdx) โดยอัตโนมัติ เพื่อใช้ในการสร้างรายงานและวิเคราะห์คุณภาพหลังการตรวจ โดยจะบันทึกข้อมูลลงในฐานข้อมูล (Database) ของระบบ

2.2.1 ระบุว่าจะใช้ Model เพื่อแก้ปัญหาใดในระบบ

- การมองข้ามรอยโรค CAdE (Computer-Aided Detection) เพื่อเตือนแพทย์แบบ Real-Time
- ความผันผวนในการวินิจฉัย ความแม่นยำในการตรวจพบและจำแนกชนิดของรอยโรคแตกต่างกันไปตามประสบการณ์ของแพทย์แต่ละท่าน CAdx (Computer-Aided Diagnosis) ช่วยจำแนกชนิดของติ่งเนื้อ เพื่อให้การวินิจฉัยเป็นมาตรฐานมากขึ้น

2.2.2 กำหนด System Goals, Leading Indicators, User Outcomes และ Model Properties

System Goals

- เพิ่มอัตราการตรวจพบติ่งเนื้อที่อาจกลายเป็นมะเร็งของแพทย์ผู้ใช้งาน
- ลดอัตราการเกิดมะเร็งลำไส้ใหญ่หลังการส่องกล้องโดยการป้องกันการมองข้ามรอยโรค

Leading Indicators

- Model Performance
 - o Sensitivity อัตราที่ตรวจพบติ่งเนื้อจริงได้ถูกต้อง
 - o False Positive Rate จำนวนการแจ้งเตือนที่ไม่ใช่ติ่งเนื้อจริง (ต้องอยู่ในระดับต่ำเพื่อไม่ให้แพทย์เสียสมาธิ)
- Latency เวลาที่ใช้ในการประมวลผลวิดีโอ 1 เฟรม (Frame Processing Time)

- Alert Utilization Rate อัตราที่แพทย์ใส่ใจและตอบสนองต่อการแจ้งเตือนของ Model

User Outcomes

- แพทย์ ตรวจพบติ่งเนื้อได้มากขึ้นโดยเฉพาะติ่งเนื้อที่เล็กและมองยาก, มีเครื่องมือช่วยตรวจจับตลอดเวลา และ CADx ช่วยวินิจฉัยชนิดติ่งเนื้อได้เร็วขึ้น ลดเวลาที่ใช้ในการตัดสินใจ
- ผู้ป่วย ลดความเสี่ยงเป็นมะเร็งและการรักษาที่แม่นยำขึ้น

Model Properties

- Real-Time Speed ความสามารถในการประมวลผลวิดีโอที่อัตราเฟรมสูง
- Robustness การส่องกล้องมีปัจจัยรบกวนสูง โมเดลต้องไม่เกิด False Positives มากเกินไป
- Interpretability สามารถแสดงผลลัพธ์ในรูปแบบที่สื่อสารง่ายมี Bounding Box และ Confidence Score ให้แพทย์เข้าใจว่า AI ตรวจพบอะไรและมีความมั่นใจแค่ไหน เพื่อประกอบการตัดสินใจ

2.2.3 วาด AI/ML Canvas

Core Components: ระบบ AI ช่วยส่องกล้อง (AI-assisted Endoscopy)

Designed for : AI Detect Cancer in GI system, Gastrointestinal system Designed by : Somyong Phanjarak		Date : October 15, 2025 Version : 1.0	
Prediction <ol style="list-style-type: none"> ตำแหน่งของรอยโรคบนวิดีโอสด (Bounding Box) โอกาส ที่รอยโรคจะเป็นติ่งเนื้อ (Confidence Score) ชนิด ของติ่งเนื้อ (Neoplastic/ Non-Neoplastic) 	Judgment <p>* คุณค่าสูง: การตรวจพบติ่งเนื้อร้ายจริง (True Positive) และการวินิจฉัยถูกต้องตามผล Histopathology*</p> <p>ค่าใช้จายสูง: False Negative (มองข้ามติ่งเนื้อจริง) ซึ่งนำไปสู่ระยะเร่งล่าช้าใหญ่ หลังการส่องกล้อง (PCCRC)</p>	Action <p>ช่วยแพทย์ตรวจหา และจำแนกติ่งเนื้อ (Polyp) ในลำไส้ใหญ่แบบ Real-Time เพื่อลดอัตราการมองข้ามรอยโรค (Missed Lesions)</p>	Outcome <ol style="list-style-type: none"> ADR (Adenoma Detection Rate) ของแพทย์ผู้ใช้งานเพิ่มขึ้น Sensitivity/Recall ของ AI Model ($\geq 95\%$ ในการตรวจจับ) Latency ต่ำ ($\leq 50\text{ms/Frame}$)
Training <p>ชุดข้อมูลขนาดใหญ่ ของภาพ/วิดีโอส่องกล้องที่ถูก Annotated (ระบุ Bounding Box และ Label ผล Histopathology ที่ถูกต้อง)</p>	Input <p>วิดีโอสด (Live Video Stream Frames) ความละเอียดสูงจากกล้องส่องกล้อง</p>	Feedback <ol style="list-style-type: none"> Human-in-the-Loop: บันทึกว่าแพทย์ ยอมรับหรือ ปฏิเสธ การแจ้งเตือนของ AI (ใช้เป็น Ground Truth ใหม่) ADR Tracking: ใช้ข้อมูล ADR ในโลกจริง มาเป็นตัววัดผลลัพธ์ทางคลินิกเพื่อปรับปรุงโมเดลในเวอร์ชันถัดไป 	

The AI Canvas



2.2.4 วิเคราะห์Risk ที่จะเกิดขึ้นเมื่อ AI Component เกิดข้อผิดพลาด

ความเสี่ยงหลักจากข้อผิดพลาดของ AI (AI Component Failure Risks)

- False Negative (ข้อผิดพลาดจาก CADe) โมเดล CADe มองข้ามติ่งเนื้อนำไปสู่การวินิจฉัยที่ไม่สมบูรณ์, ติ่งเนื้อที่เป็นมะเร็งถูกทิ้งไว้, เกิด Post-Colonoscopy Colorectal Cancer (PCCRC) ในเวลาต่อมา ซึ่งเป็นความผิดพลาดร้ายแรงที่สุดในเชิงคลินิก

- False Negative (ข้อผิดพลาดจาก CADe) โมเดลแจ้งเตือนผิด เสียเวลาในการตรวจสอบจุดที่ไม่จำเป็น และอาจทำให้แพทย์ไม่เชื่อถือระบบ
- Latency Failure ความเสี่ยงต่อขั้นตอนการทำงาน: การแจ้งเตือนไม่สัมพันธ์กับภาพจริงบนหน้าจอ
- Model Drift ประสิทธิภาพที่เคยสูง Sensitivity ลดลงเรื่อย ๆ นำไปสู่ False Negative เพิ่มขึ้นโดยไม่มีการแก้ไข

2.2.4.1 ระบบ REQ, ENV, SPEC

REQ (Requirements: ข้อกำหนด)

- Real-Time CADe สามารถตรวจจับรอยโรคและแสดงผล Bounding Box ตามรอยโรคได้
- CADx Capability สามารถจำแนกประเภทของรอยโรคเบื้องต้น (เช่น Neoplastic vs. Non-Neoplastic) ด้วยความแม่นยำสูง
- Minimized False Alarms ลดอัตราการแจ้งเตือนผิด (False Positive) ให้อยู่ในระดับที่ยอมรับได้ เพื่อให้แพทย์เกิด Alert Fatigue
- High Availability ระบบต้องพร้อมใช้งานอยู่ตลอดเวลาและมีกลไกสำรองเมื่อ Model ชัดข้อง

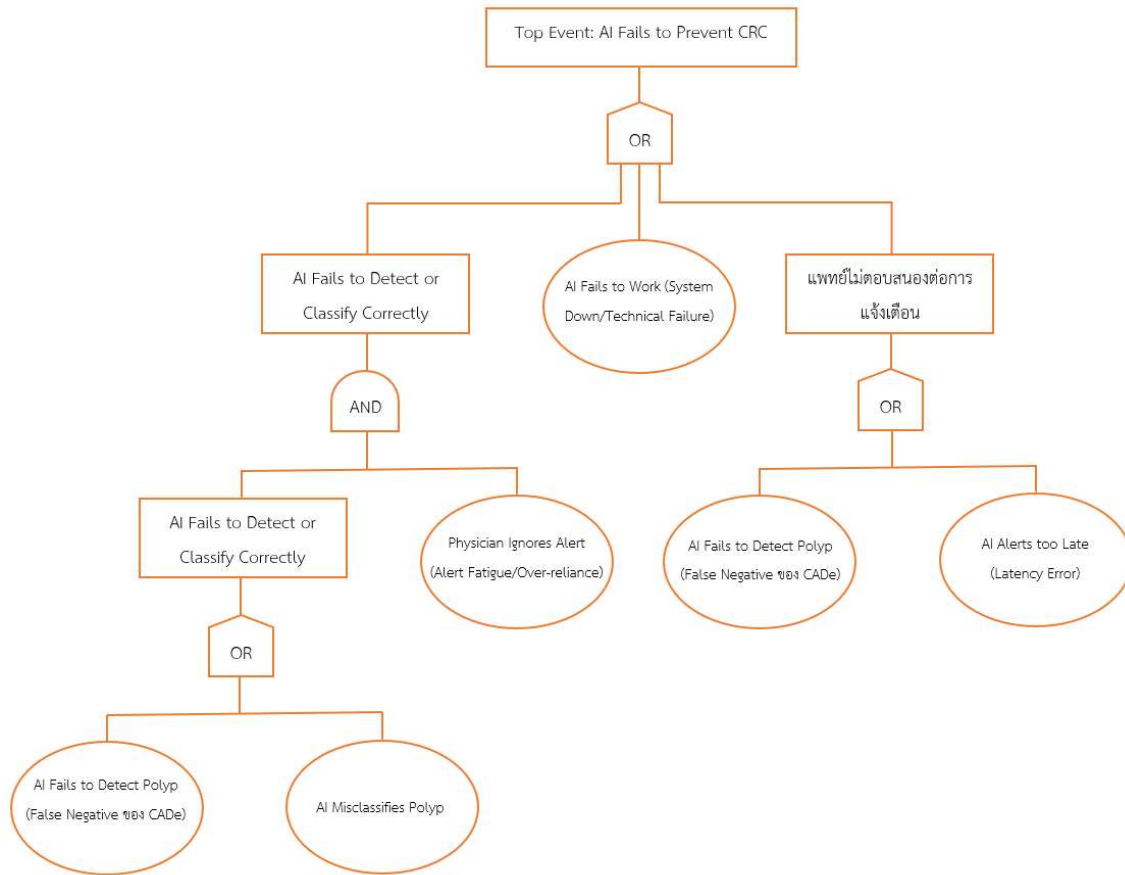
ENV (Environment: สภาพแวดล้อม)

- Operating Room/Endoscopy Suite ห้องปฏิบัติการส่องกล้องที่มีแสงสว่างเฉพาะ, มีผู้ปฏิบัติงาน (แพทย์, พยาบาล) ที่มีทักษะและ ADR ที่แตกต่างกัน
- AI Processing Unit Edge Device ที่มี GPU หรือ TPU ประสิทธิภาพสูงเพื่อรองรับการประมวลผล Real-Time
- Video Stream วิดีโอความละเอียดสูง (HD/Full HD) อัตราเฟรม 25-60 FPS ที่มีสัญญาณรบกวน (เช่น ฟองอากาศ, ของเหลว, การเคลื่อนไหวเร็ว)
- Visual Overlay การแสดงผลของ AI เป็น Bounding Box สีเขียว/แดง ซ้อนทับบนภาพวิดีโอ

SPEC (Specifications: คุณสมบัติเฉพาะทางเทคนิค)

- Detection Performance (CADe) Per-Polyp Sensitivity (ความไวในการตรวจจับตั้งแต่ 1 ชิ้น), Per-Frame Sensitivity (ความไวต่อ 1 เฟรมภาพ) และ False Positive Rate (FP) Per Exam (อัตราการเตือนผิดต่อการส่องกล้อง 1 ครั้ง)
- Classification Performance (CADx) Accuracy (ความแม่นยำในการจำแนกชนิดต่อน้ำ)
- Real-Time Speed Latency เวลาในการประมวลผลต่อ 1 เฟรม และ First Detection Time (FDT) เวลาตั้งแต่ติ่งเนื้อเข้าเฟรมจน AI ตรวจพบ
- Robustness Sensitivity เมื่อคุณภาพของภาพต่ำ

2.2.4.2 เขียน Fault Tree Analysis พร้อมกับหา Minimum Cut



การหา Minimum Cut Sets

Minimum Cut Sets คือชุดเหตุการณ์พื้นฐานที่เล็กที่สุดที่เมื่อเกิดขึ้นพร้อมกันแล้วจะทำให้ Top Event เกิดขึ้น

จากสมการ: $T = (A \cdot D + B \cdot D) + A + C + E$

Minimum Cut Set (MCS)	Basic Events	Risk Description
MCS1	{A}	AI มองข้ามสิ่งผิดปกติจริง (CADe False Negative): เป็นช่องโหว่ วิกฤตที่สุด เพราะไม่ว่าจะเกิดอะไรขึ้น หาก AI ตรวจพลาดเอง ก็จะล้มเหลวทันที
MCS2	{B,D}	AI จำแนกสิ่งผิดปกติ (CADx False Diagnosis) AND แพทย์ พึ่งพา AI มากเกินไป (Over-reliance): การรวมกันของ ข้อผิดพลาด AI กับการตัดสินใจผิดพลาดของมนุษย์
MCS3	{C}	การแจ้งเตือนของ AI ช้าเกินไป: (Latency Failure) รอยโรค หลุดเฟรมไปก่อนที่ AI จะแสดงผล ทำให้การแจ้งเตือนไม่มี ความหมาย
MCS4	{E}	ระบบล่มสมบูรณ์: (System Down) AI ไม่สามารถทำงานได้ เลย ทำให้แพทย์กลับไปใช้การส่องกล้องแบบปกติ แต่หาก แพทย์มี ADR ต่ำอยู่แล้วก็จะเกิดความล้มเหลว

สรุปความเสี่ยงที่วิกฤตที่สุด

Minimum Cut Sets ที่มีเพียงเหตุการณ์เดียว (MCS1 และ MCS3) คือความเสี่ยงที่ต้องจัดการเป็นอันดับแรก เพราะการเกิดเพียงเหตุการณ์เดียวก็ทำให้ Top Event เกิดขึ้นได้ทันที

- AI มองข้ามสิ่งผิดปกติ (A) ต้องเพิ่ม Sensitivity ของโมเดลให้สูงสุด
- การแจ้งเตือนช้าเกินไป (C) ต้องมั่นใจว่าระบบมี Low Latency (≤ 50 ms) และทำงานแบบ Real-Time อย่างแท้จริง

2.2.4.3 Strategies for mitigating the risks of failures

กลยุทธ์ในการบรรเทาความเสี่ยงของ AI Endoscopy Failure

- MCS1 (A) Model มองข้ามสิ่งผิดปกติ (CAdE False Negative) เพิ่มความไวของโมเดล (Maximize Sensitivity)
 - o Data Augmentation ฝึกฝนด้วยข้อมูลที่มีความหลากหลายของสิ่งผิดปกติที่มองเห็นได้ยาก (แบนราบ, ซ่อนอยู่หลังรอยพับ) และคุณภาพของภาพต่ำ
 - o Ensemble Models ใช้โมเดลหลายตัวมาทำงานร่วมกันเพื่อเพิ่มโอกาสในการตรวจพบรอยโรคที่ยาก
- MCS2 (B, D) Model จำแนกผิด AND แพทย์พึ่งพาเกินไป
 - o แสดงค่า Confidence Score ของ Model ควบคู่ไปกับการแจ้งเตือน เพื่อให้แพทย์ตัดสินใจด้วยตนเอง
 - o พยายามทำให้ Model สามารถระบุว่าทำไมถึงเชื่อว่าสิ่งนั้นเป็นสิ่งผิดปกติ
- Model Drift ดำเนินการโดย Retraining Pipeline สร้างวงจรการฝึกฝนโมเดลใหม่เป็นประจำ โดยใช้ข้อมูลใหม่ๆ จากอุปกรณ์และผู้ป่วยที่หลากหลาย

2.3 ออกแบบ User Interactions (Intelligence Experiences)

Real-Time Detection and Alert (CAdE)

- Visual Cue (การเตือนด้วยภาพ) Model ต้องแสดง Bounding Box สีเขียวสดใส รอบรอยโรคที่ตรวจพบทันทีที่ Model มีความมั่นใจสูงพอ (Confidence Score $\geq 85\%$)
- Persistence Bounding Box ต้องติดตามรอยโรคอย่างเสถียร (Stable Tracking) และหายไปทันทีเมื่อรอยโรคหลุดออกไปจากเฟรมภาพหรือเมื่อแพทย์ตัดสินใจดำเนินการกับรอยโรคแล้ว

Intelligent Confirmation and Characterization (CADx)

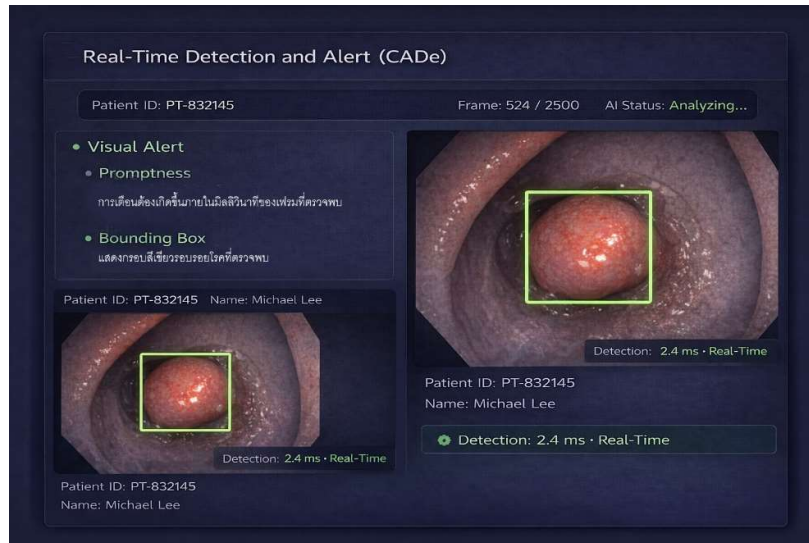
- Confidence Indicator แสดง Confidence Score (ค่าความมั่นใจ) ของ Model ว่ารอยโรคนี้เป็นสิ่งผิดปกติที่ต้องตัดออกหรือไม่ (Neoplastic หรือ Adenoma) เช่น "Neoplastic Probability: 92%"

System Feedback and Control

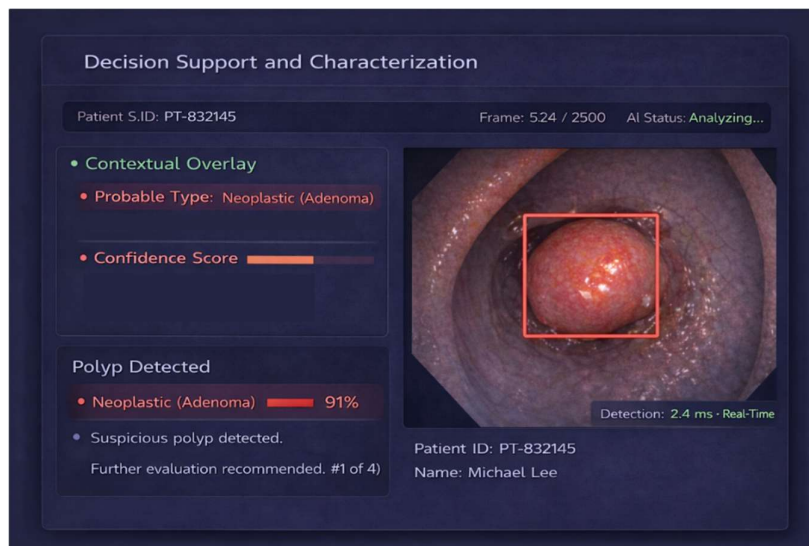
- Performance Summary ในส่วนของการรายงานผลหลังการตรวจระบบควรสรุปว่า Model ตรวจพบรอยโรคทั้งหมดกี่จุดและแพทย์ได้ดำเนินการกับรอยโรคเหล่านั้นอย่างไร (Accepted/Ignored) เพื่อใช้ในการปรับปรุง ADR ในอนาคต

2.3.1 User Interactions Experience Design

Real-Time Detection and Alert (CAdE)

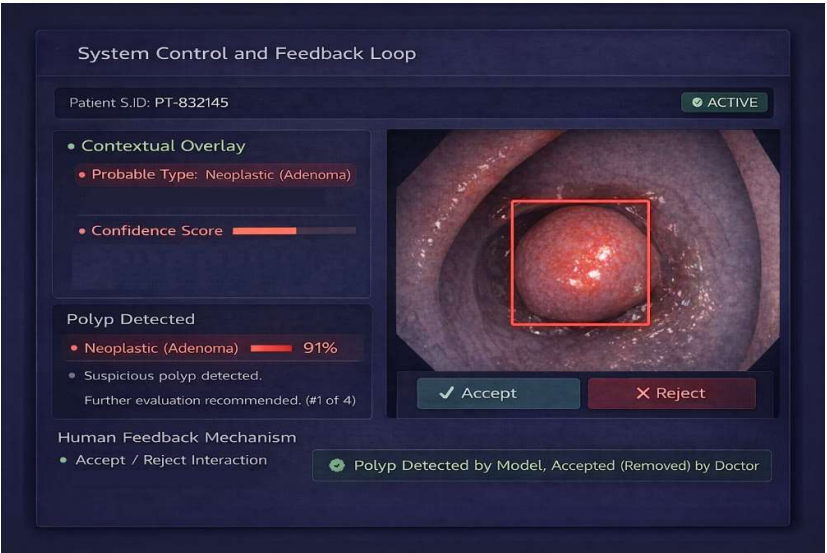


Decision Support and Characterization



- Contextual Overlay
 - o Probable Type "Neoplastic (Adenoma)" หรือ "Non-Neoplastic (Hyperplastic)"
 - o Confidence Score แสดงค่าความมั่นใจในการจำแนกชนิดของโรคที่ตรวจพบ
- Color Coding ใช้สีเพื่อสื่อความเสี่ยงทันที เช่น สีแดง/ส้ม-ความเสี่ยงสูงและ สีฟ้า/เหลือง-ความเสี่ยงต่ำ

System Control and Feedback Loop



- Active Status Bar (แถบสถานะการทำงานของ Model)
 - o ACTIVE (สีเขียว) ระบบพร้อมทำงานและประมวลผล
 - o OFFLINE (สีแดง) ระบบล้ม/ปิดการทำงาน
- Human Feedback Mechanism Accept/Reject Interaction เมื่อแพทย์ดำเนินการกับรอยโรคที่ ตรวจพบ ระบบจะบันทึก "Polyp Detected by Model, Accepted (Removed) by Doctor"

2.3.2 Where an AI model lives (เช่น Cloud, Edge, Embedded Devices) ให้เหตุผลมาโดยสังเขป

Deployment Location	เหตุผล
Edge Computing (Local Processing Unit)	
Low Latency (Real-Time)	การประมวลผลวิดีโอการส่องกล้องต้องมีความหน่วงต่ำมาก (≤ 50 ms) เพื่อให้ระบบสามารถแจ้งเตือนรอยโรคได้แบบ Real-time การประมวลผลบน Edge ช่วยลดความล่าช้าที่เกิดจากการส่งข้อมูลไปยัง Cloud
Reliability	ระบบสามารถทำงานได้อย่างต่อเนื่องโดยไม่ต้องพึ่งพาการเชื่อมต่ออินเทอร์เน็ตที่เสถียรของโรงพยาบาล
Data Security & Privacy	ข้อมูลวิดีโอของผู้ป่วยถูกประมวลผลภายในโรงพยาบาลหรือ Endoscopy Suite โดยไม่จำเป็นต้องส่งออกไปภายนอก ลดความเสี่ยงด้านความปลอดภัยและการละเมิดข้อมูล

2.3.3 ระบุสิ่งที่ต้องพิจารณาเพิ่มเติมจาก Accuracy ของ Model ให้สอดคล้องกับ System Objective

เช่น ความเร็วในการ Predict, ขนาดของโมเดล เป็นต้น

- Sensitivity หรือ Recall เพื่อเพิ่ม ADR และป้องกัน False Negative
- False Positive Rate (FPR) ที่มีประสิทธิภาพและมาตรฐาน
- Latency มีความเร็วในการทำงานแบบ Real-Time และป้องกันความเสี่ยงในการตรวจจ็บบรอยโรค
- Robustness ต้องทนทานต่อการเปลี่ยนแปลงของแสง, ฟองอากาศ, ของเหลว, หรือคุณภาพของภาพที่แตกต่างกันไปตามอุปกรณ์

2.3.4 How to compose models

Sequential Composition (การจัดเรียงตามลำดับ)

Endoscopy Pipeline โดยแยกกันทำงาน 2 model คือ

- Model ที่ 1 Detection (CAdE) (ตรวจจ็บบตำแหน่งติ่งเนื้อ) CAdE Model รับภาพวิดีโอทั้งหมด
- Model ที่ 2 Classification/Characterization (CAdX) (วินิจฉัยชนิดติ่งเนื้อ) ส่งภาพเฉพาะส่วนที่ถูกตรวจจ็บบ (Cropped Bounding Box) ไปยัง CAdX Model
 - o CAdX สามารถใช้ Model ที่ซับซ้อนกว่าได้ เพราะทำงานบนภาพที่เล็กลง (Cropped Image)
 - o ลด False Positive ของ CAdX เพราะไม่ต้องประมวลผลทั้งเฟรม

2.4 ออกแบบการเก็บข้อมูล Feedback จาก User และการ Monitor ประสิทธิภาพของ Model

Real-Time Feedback

Alert Acceptance/Rejection

- บันทึกว่าแพทย์ตัดสินใจทำอะไรเมื่อ Model แจ้งเตือน
 - o Accept แพทย์ตัดสินใจขึ้นเนื้อออก
 - o Reject แพทย์เพิกเฉย/ระบุว่าเป็น False Positive

การ Monitor ประสิทธิภาพของ Model (Model Performance Monitoring)

- Model Drift (Prediction) ตรวจสอบว่า Confidence Score ของ Model ที่ Reject โดยแพทย์สูงขึ้นหรือไม่ ถ้าสูงขึ้นแสดงว่า AI เริ่มทำงานผิดพลาดขึ้นเรื่อยๆ

3. Implement โมเดลตามที่ได้ออกแบบไว้ในข้อ 2 โดยใช้ ML flow หรือ Tools อื่นที่นักศึกษานัด

โมเดลใช้ในการตรวจจ็บบและจำแนกติ่งเนื้อสามารถแบ่งออกเป็น 2 ส่วนหลัก ตามหน้าที่ของโมเดล

- CAdE (Detection)
- CAdX (Characterization)

3.1 ระบุข้อมูลนำเข้า

3.1.1 อธิบายให้เห็นถึง Feature และลักษณะข้อมูล

Features และลักษณะข้อมูลสำหรับ CADe (Detection Model)

โมเดลตรวจจับ (CADe) มีเป้าหมายคือการระบุว่า "สิ่งผิดปกติ" อยู่ในเฟรมภาพวิดีโอหรือไม่ และตำแหน่งอยู่ที่ใด ดังนั้น Feature ที่สำคัญที่สุดจึงเกี่ยวกับรูปร่างและขอบเขต

- Color และ Texture รูปแบบสีที่แตกต่างกัน (เช่น สีแดง/ชมพูจัด) และความขรุขระของพื้นผิว (Texture) ดึงเนื้อส่วนใหญ่จะมีสีแดงจัดกว่าเยื่อลำไส้ปกติและมีพื้นผิวที่ผิดปกติไป
- Shape และ Contour รูปร่างของรอยโรค (เช่น ไค้มน, แบนราบ, มีก้าน) และขอบเขตที่ชัดเจนของรอยโรค (Sharpness) ใช้ในการแยกแยะดึงเนื้อจากฟองอากาศ, กากอาหาร, หรือรอยพับของลำไส้

Features และลักษณะข้อมูลสำหรับ CADx (Classification Model)

โมเดลจำแนกชนิด (CADx) มีเป้าหมายคือการระบุว่าเนื้อที่ตรวจพบนั้นเป็นชนิดที่เป็นมะเร็ง (Neoplastic) หรือไม่เป็นอันตราย (Non-Neoplastic) ดังนั้น Feature จึงเน้นไปที่รายละเอียดทางคลินิก (Clinical Details)

- Pit Pattern (รูปแบบหลุมบนเยื่อ) รูปแบบที่มองเห็นจาก Magnification Endoscopy เป็น Feature ทางคลินิกที่สำคัญที่สุดในการจำแนกชนิดของเนื้อ (ว่าเป็น Adenoma หรือ Hyperplastic)
- Vascular Network ความหนาแน่น, ความผิดปกติ, และรูปแบบของตาข่ายเส้นเลือดที่ปรากฏบนพื้นผิวย่อยโรค
- Border และ Elevation ระดับความยกตัวของเนื้อจากเยื่อลำไส้ และความชัดเจนของขอบเขต โดยรอบ เนื้อที่มีลักษณะแบนราบ (Flat หรือ Sessile) มักจะวินิจฉัยยาก แต่มีความเสี่ยงสูงกว่าเนื้อที่มีก้าน (Pedunculated) ในบางกรณี

3.1.2 ในกรณีที่ต้อง Training ข้อมูลที่มีขนาดใหญ่มาก มีวิธีแก้ไขอย่างไร

จัดการ Algorithm และ Model (Algorithmic และ Model Optimization)

- Transfer Learning ใช้โมเดลที่ถูก Training มาแล้วด้วยชุดข้อมูลทั่วไปขนาดใหญ่ (เช่น ImageNet) เป็นจุดเริ่มต้น แล้วปรับ Fine-tune ด้วยชุดข้อมูลทางการแพทย์ที่มีขนาดเล็กกว่า
- Efficient Model Architectures เลือกใช้โมเดลที่มีพารามิเตอร์น้อยและมี Computational Cost ต่ำ (เช่น MobileNet, EfficientNet หรือ YOLO เวอร์ชันล่าสุด) ซึ่งยังคงให้ประสิทธิภาพสูง

3.1.3 ในกรณีที่ข้อมูลมี Sensitive Features (Model fairness) มีวิธีการจัดการอย่างไร

- Bias Mitigation Techniques ปรับสมดุลข้อมูลด้วยเทคนิคต่าง ๆ เช่น การ Oversampling กลุ่มที่มีข้อมูลน้อย หรือใช้ Reweighting เพื่อลดอิทธิพลของคุณลักษณะที่ละเอียดอ่อนในชุดข้อมูล
- Regularization Techniques การใช้ Fairness Constraints เพิ่มเงื่อนไขหรือค่าปรับ (Regularization Term) เข้าไปในฟังก์ชัน Loss

- Threshold Adjustment ปรับค่าเกณฑ์ (Threshold) ของ Confidence Score สำหรับแต่ละกลุ่มประชากรที่ต่างกัน เพื่อให้มาตรวัดมีความเที่ยงตรงและมีค่าเท่ากันในทุกกลุ่ม

3.2 ระบุวิธีการวัดคุณภาพของโมเดล (Model Quality)

การประเมินคุณภาพของโมเดลใช้ทั้งการวัดเชิงปริมาณ และเชิงคุณภาพ โดยระหว่างการฝึกโมเดลใช้ค่า Binary Cross-Entropy Loss เพื่อประเมินความคลาดเคลื่อนระหว่างผลทำนายและข้อมูลจริง และใช้ Pixel Accuracy เพื่อวัดสัดส่วนของพิกเซลที่โมเดลทำนายได้ถูกต้อง

หลังจากฝึกโมเดลเสร็จสิ้น จะประเมินประสิทธิภาพบนชุดทดสอบโดยใช้ตัวชี้วัดที่เหมาะสมกับงาน image segmentation ได้แก่ Dice Coefficient และ Intersection over Union (IoU) เพื่อวัดระดับความทับซ้อนระหว่าง mask ที่โมเดลทำนายกับ ground truth รวมถึงพิจารณาค่า Precision, Recall (Sensitivity) และ Specificity เพื่อสะท้อนความสามารถของโมเดลในการตรวจจบบรอยโรคได้อย่างถูกต้องและครบถ้วน

นอกจากนี้ ยังมีการประเมินเชิงคุณภาพโดยการเปรียบเทียบภาพต้นฉบับ ผลการทำนายของโมเดล และ mask จริง เพื่อวิเคราะห์ลักษณะของข้อผิดพลาดและความเหมาะสมในการนำโมเดลไปใช้งานจริงทางการแพทย์

3.3 เขียน Code ในการ Training Model (**(extra points) เขียน Unit Testing)

```
1 history = model.fit(images, masks.reshape(-1, 128, 128, 1), epochs=50)
```

```
Epoch 1/50
Exception ignored in: <function _xla_gc_callback at 0x7d023debb4c0>
Traceback (most recent call last):
  File "/usr/local/lib/python3.12/dist-packages/jax/_src/lib/_init_.py", line 127, in _xla_gc_callback
    def _xla_gc_callback(*args):

KeyboardInterrupt:
32/32 ————— 32s 531ms/step - accuracy: 0.8379 - loss: 0.5887
Epoch 2/50
32/32 ————— 12s 389ms/step - accuracy: 0.8355 - loss: 0.4045
Epoch 3/50
32/32 ————— 13s 395ms/step - accuracy: 0.8387 - loss: 0.3774
Epoch 4/50
32/32 ————— 13s 399ms/step - accuracy: 0.8428 - loss: 0.3521
Epoch 5/50
```

3.4 เปรียบเทียบ Model ในข้อ 3.3 โดยใช้ MLflow Tracking UI (Week 3-4)

ในการทดลองนี้ ได้มีการฝึกโมเดลหลายรอบโดยปรับค่าพารามิเตอร์ที่ต่างกัน เช่น จำนวน epochs และ batch size และใช้ MLflow Tracking ในการบันทึกค่าพารามิเตอร์และผลการฝึกของแต่ละรอบการทดลอง

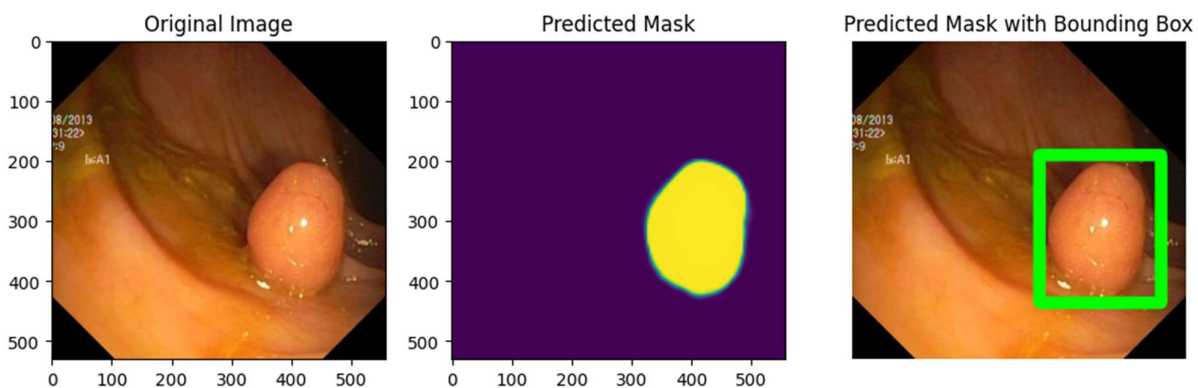
จาก MLflow Tracking UI สามารถเปรียบเทียบค่า loss และ accuracy ของแต่ละโมเดลได้อย่างเป็นระบบ ผลการทดลองพบว่าโมเดลที่มีจำนวน epochs มากกว่าสามารถเรียนรู้รูปแบบของข้อมูลได้ดีกว่า โดยมีค่า

validation loss ต่ำกว่าโมเดลอื่น อย่างไรก็ตาม การเพิ่มจำนวน epochs มากเกินไปอาจส่งผลให้เกิด overfitting จึงเลือกโมเดลที่มีประสิทธิภาพเหมาะสมที่สุดสำหรับการนำไปใช้งานต่อไป

3.5 Model explainability/Interpretability

เพื่อเพิ่มความสามารถในการอธิบายผลลัพธ์ของโมเดล (model explainability) ได้มีการแสดงผลการทำนายของโมเดลในรูปแบบเชิงภาพ โดยนำ mask ที่โมเดลทำนายได้ มาซ้อนทับบน ภาพต้นฉบับ เพื่อให้เห็นบริเวณที่โมเดลให้ความสำคัญในการตัดสินใจว่าเป็นรอยโรค

จากผลการทดลองพบว่า โมเดลสามารถระบุบริเวณที่มีลักษณะสอดคล้องกับตำแหน่งของรอยโรคได้อย่างเหมาะสม โดยพื้นที่ที่ถูกทำนายว่าเป็นรอยโรคมีความสอดคล้องกับ ground truth ซึ่งช่วยให้ผู้ใช้งานสามารถเข้าใจเหตุผลเบื้องหลังการทำนายของโมเดล และเพิ่มความเชื่อมั่นในการนำโมเดลไปใช้งานในบริบททางการแพทย์



3.6 Prediction Reasoning

หลังจากที่โมเดลทำการทำนายภาพทางการแพทย์แล้ว ได้มีการวิเคราะห์เหตุผลประกอบการทำนาย (prediction reasoning) โดยพิจารณาจากตำแหน่ง ขนาด และลักษณะของบริเวณที่โมเดลทำนายว่าเป็นรอยโรค ซึ่งแสดงออกมาในรูปแบบของ segmentation mask

จากผลการทำนายพบว่า โมเดลสามารถตรวจจับบริเวณต้องสงสัยได้ในตำแหน่งที่มีลักษณะผิดปกติจากเนื้อเยื่อรอบข้าง โดยบริเวณดังกล่าวมีขอบเขตชัดเจนและครอบคลุมพื้นที่สำคัญของรอยโรค การแสดงผลในรูปแบบของ bounding box และ contour ช่วยให้ผู้ใช้งานสามารถอธิบายได้ว่าโมเดลใช้ข้อมูลเชิงพื้นที่ในการตัดสินใจ และผลลัพธ์ที่ได้มีความสมเหตุสมผลสอดคล้องกับลักษณะของโรคในทางคลินิก

3.7 Deploy Model โดยใช้ MLflow Models

หลังจากฝึกและประเมินประสิทธิภาพของโมเดลเรียบร้อยแล้ว ได้มีการนำโมเดลที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดมาบันทึก และจัดการด้วย **MLflow Models** เพื่อเตรียมความพร้อมสำหรับการนำไปใช้งานจริง (deployment)

โมเดลถูกบันทึกในรูปแบบมาตรฐานของ MLflow ซึ่งช่วยให้สามารถโหลดและนำโมเดลไปใช้งานในสภาพแวดล้อมที่แตกต่างกันได้อย่างสะดวก เช่น การนำไปใช้งานผ่าน API โดยกระบวนการ deploy ประกอบด้วย การโหลดโมเดลจาก MLflow Model Registry จากนั้นทำการรับภาพใหม่ ทำการ preprocessing และส่งผลการทำนายกลับมาในรูปแบบ segmentation mask

การใช้ MLflow Models ช่วยให้กระบวนการ deploy มีความเป็นระบบ สามารถติดตามเวอร์ชันของโมเดลได้ง่าย และสนับสนุนการนำโมเดลไปใช้งานจริงในระบบทางการแพทย์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

4. UI-Model Interface:

4.1 ออกแบบ interface ระหว่าง UI กับ Deployed Model โดยแสดงให้เห็นถึง Request payload ที่ส่งจาก UI และ Response Payload ที่ model ส่งกลับไปที่ UI

ระบบ AI Detect Cancer in Gastrointestinal System ถูกออกแบบให้มี Interface ที่ชัดเจนระหว่าง UI/Capture Module และ Deployed AI Engine ซึ่งรวมโมเดล CAdE และ CAdx โดยการใช้การสื่อสารในรูปแบบ Request-Response Payload เพื่อรองรับการประมวลผลแบบ Real-Time และการแสดงผลบนหน้าจอแพทย์อย่างมีประสิทธิภาพ

Request Payload (ส่งจาก UI/Capture Module ไปยัง AI Engine)

```
{
  "frame_id": 16759,
  "timestamp_ms": 1731652186742,
  "device_id": "ENDO-SUITE-3",
  "image_data_ref": "shm://endo_buffer_a_1080p",
  "image_width": 1920,
  "image_height": 1080,
  "current_mode": "WLI",
  "pre_filter_status": "OK",
  "physician_id": "DR_PICHET_05"
}
```

Response Payload (ส่งจาก AI Engine กลับไปยัง UI/Overlay Generator)

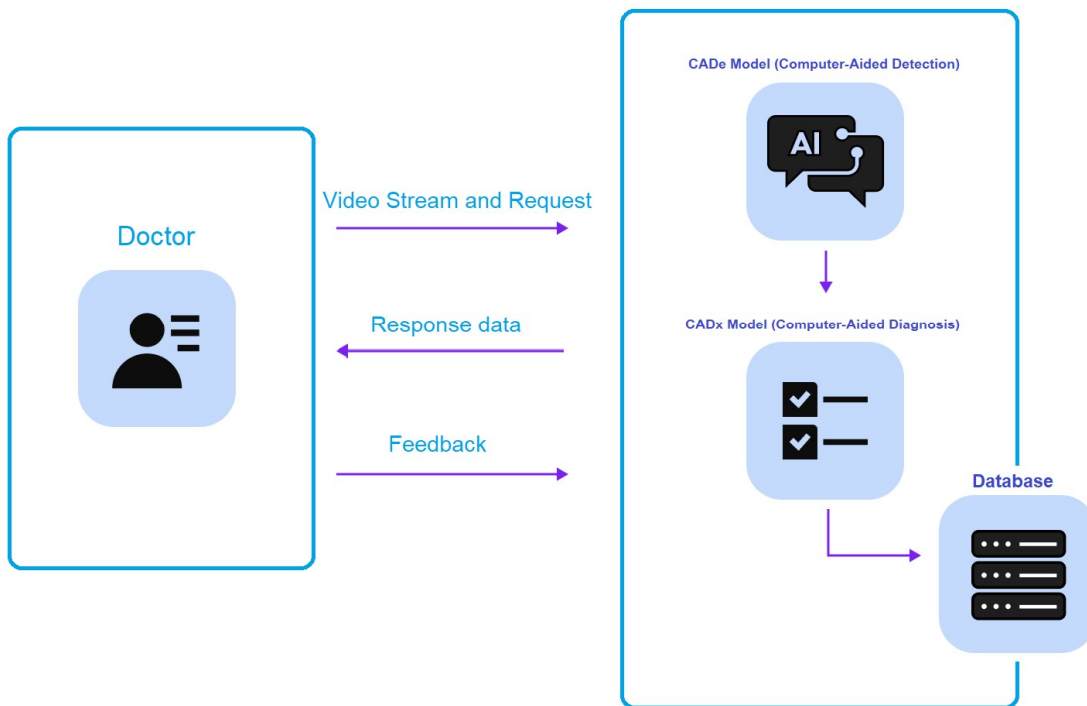
AI Engine ซึ่งรวมโมเดล CAdE และ CAdx ประมวลผลและส่งผลลัพธ์กลับไปยัง Overlay Generator เพื่อแสดงผลบนหน้าจอแพทย์

```

{
  "frame_id": 16759,
  "timestamp_response_ms": 1731652186784,
  "latency_ms": 42,
  "alert_status": "New_Polyp_Detected",
  "detections": [
    {
      "id": 1001,
      "box_2d": [150, 200, 50, 70],
      "confidence_de": 0.985,
      "prediction_dx": "Neoplastic",
      "confidence_dx": 0.94,
      "mode_used": "WLI"
    },
    {
      "id": 1002,
      "box_2d": [450, 600, 25, 40],
      "confidence_de": 0.89,
      "prediction_dx": "Non_Neoplastic",
      "confidence_dx": 0.78,
      "mode_used": "NBI"
    }
  ],
  "system_status": "OK"
}

```

AI Detect Cancer in GI system, Gastrointestinal system



Payload-Level Interface for UI and Deployed AI Model

