ระบบคัดกรองสุขภาพช่องปากด้วยปัญญาประดิษฐ์ สำหรับอาสาสมัครสาธารณสุขประจำหมู่บ้าน (อสม.) "หมอฟันกระเป๋า"

AI-Assisted Oral Health Screening System for Village Health Volunteers: System Architecture, Validation Methodology, and Self-Improving Data Loop

เอกสารโครงงานวิชาการ — สถาปัตยกรรมระบบ · การพิสูจน์ความถูกต้อง · วงจรเรียนรู้ด้วยตนเอง · การขยายผลระดับวงกว้าง

DRAFT v1 · 10 มิถุนายน 2569 · มีระบบต้นแบบสาธิตสดได้จริง

คณะผู้จัดทำ: .....

ที่ปรึกษา: .....

เอกสารนี้พิมพ์เป็น PDF ได้ด้วย Ctrl+P · ตัวเลขที่กำกับ ✱ ต้องอ้างอิงแหล่งทางการล่าสุดก่อนยื่นจริง

บทคัดย่อ

ประเทศไทยเข้าสู่สังคมสูงวัยโดยสมบูรณ์ ขณะที่ทันตบุคลากรกระจุกตัวในเขตเมือง ทำให้ผู้สูงอายุจำนวนมากไม่เคยได้รับการตรวจช่องปากเลย และรอยโรคร้ายแรงถูกพบในระยะท้าย โครงงานนี้เสนอ **ระบบคัดกรองสุขภาพช่องปากครบวงจร** ที่ให้ อสม. ใช้สมาร์ตโฟนถ่ายภาพช่องปากตามมาตรฐานที่ควบคุม ระบบตรวจคุณภาพภาพอัตโนมัติ (ด่านมืด–เบลอ–แสงจ้า ที่ปรับเทียบจากภาพจริง) วิเคราะห์ด้วยโมเดลปัญญาประดิษฐ์ที่ทำงาน **ออฟไลน์ในเครื่อง** (MobileNetV2 + ตัวจำแนกเชิงเส้น ผ่าน ONNX) พร้อมอธิบายเหตุผลด้วยแผนที่ความร้อนและหมุดชี้จุด แล้วปิดวงจรด้วยระบบส่งต่อ–ติดตามถึงทันตบุคลากร ผลการทดลองเบื้องต้นบนชุดข้อมูลสาธารณะ 13,862 ภาพ ด้วยระเบียบวิธีที่ป้องกันคะแนนเฟ้อ (การแบ่งข้อมูลแบบ group-aware ที่ตรวจจับภาพซ้ำได้ 10–27% ต่อชั้นโรค) ได้ความแม่นยำจำแนก 6 ภาวะ 72.8% และความแม่นยำระดับกลุ่มคำแนะนำ (triage) **86.1%** โดยใช้เวลาวิเคราะห์ 0.12 วินาทีต่อภาพบนคอมพิวเตอร์ทั่วไปโดยไม่ใช้อินเทอร์เน็ต จุดเด่นเชิงระบบของโครงงานนี้คือ (1) การออกแบบ**กระบวนการพิสูจน์ความถูกต้องหลายชั้น**ที่ยอมรับว่าเฉลยทางการแพทย์เองก็ผิดพลาดได้ (2) **วงจรเรียนรู้ด้วยตนเอง** ที่การใช้งานจริงผลิตข้อมูลคุณภาพสูงกลับมาพัฒนาโมเดลโดยอัตโนมัติ และ (3) สถาปัตยกรรม**การแชร์ความรู้ระดับวงกว้างที่ภาพผู้ป่วยไม่ต้องเดินทางออกจากหน่วยบริการ** (federated learning) ระบบต้นแบบทำงานได้จริงและสาธิตสดต่อหน้ากรรมการได้ทันที

Abstract

We present an end-to-end AI-assisted oral health screening system for Thailand's one-million-strong village health volunteer (VHV) network. The system enforces standardized image capture, performs calibrated automatic image-quality gating, classifies six oral conditions fully offline in the browser (MobileNetV2 embeddings + linear head via ONNX Runtime Web, 0.12 s/image), explains its decisions via class activation maps with pulsing anatomical pointers, and closes the loop with a referral-tracking workflow. Using leakage-controlled, group-aware evaluation on 13,862 public images (10–27% near-duplicates detected per class), the prototype achieves 72.8% six-class and 86.1% triage-level accuracy. The work's primary contributions are systemic: a multi-tier label-verification methodology, a self-improving data flywheel in which confirmed referrals become expert-grade training labels, and a privacy-preserving federated scaling architecture in which model knowledge travels while patient images never leave the originating facility.

สารบัญ

บทที่ 1 บทนำ · บทที่ 2 งานที่เกี่ยวข้อง · บทที่ 3 สถาปัตยกรรมระบบ + ภาพหน้าจอต้นแบบ · บทที่ 4 การพิสูจน์ความถูกต้อง และผลการทดลอง · บทที่ 5 วงจรเรียนรู้ด้วยตนเอง · บทที่ 6 การแชร์ข้อมูลระดับวงกว้าง · บทที่ 7 แผนอนาคต ข้อจำกัด และจริยธรรม · บรรณานุกรม · ภาคผนวก ก–ค

บทที่ 1 บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

ประเทศไทยมีประชากรอายุ 60 ปีขึ้นไปมากกว่า 13 ล้านคน หรือราว 1 ใน 5 ของประชากร ✱ ผลสำรวจสุขภาพช่องปากแห่งชาติพบว่าผู้สูงอายุจำนวนมากมีฟันแท้ใช้งานไม่ถึงเกณฑ์ และมีฟันผุที่ไม่ได้รับการรักษาในสัดส่วนสูง ✱ ขณะเดียวกันมะเร็งช่องปากซึ่งหากพบเร็วมีอัตรารอดชีวิตสูง กลับถูกพบในระยะท้ายเป็นส่วนใหญ่ ✱ สาเหตุเชิงโครงสร้างคือทันตบุคลากรกระจุกตัวในเขตเมือง ผู้สูงอายุในชนบทเดินทางลำบากและไม่มีผู้คัดกรองเบื้องต้นใกล้ตัว

อย่างไรก็ตาม ประเทศไทยมีทรัพยากรที่ประเทศอื่นไม่มี คือเครือข่าย **อาสาสมัครสาธารณสุขประจำหมู่บ้าน (อสม.) มากกว่า 1 ล้านคน** ✱ ซึ่งเข้าถึงครัวเรือนอยู่แล้วเป็นกิจวัตร และมีนโยบายให้ อสม. ร่วมคัดกรองสุขภาพช่องปากอยู่แล้ว แต่เครื่องมือปัจจุบันคือการดูด้วยตาเปล่าและแบบฟอร์มกระดาษ คำถามวิจัยของโครงงานนี้คือ: *จะออกแบบระบบอย่างไรให้ อสม. ที่ไม่มีพื้นฐานทันตกรรม สามารถคัดกรองช่องปากได้อย่างมีมาตรฐาน ตรวจสอบได้ และระบบฉลาดขึ้นเองตามการใช้งาน*

> **หลักคิดประจำโครงงาน:** ระบบนี้คือ "สิ่งที่ช่วย ไม่ใช่สิ่งแก้" — คู่เปรียบเทียบที่แท้จริงของระบบในพื้นที่ห่างไกลไม่ใช่ทันตแพทย์ แต่คือ **การไม่มีใครตรวจเลย** เครื่องมือคัดกรองที่แม่น 86% และอยู่ในกระเป๋า อสม. จึงสร้างคุณค่าได้ทันที โดยไม่ต้องรอความสมบูรณ์ 100% และทุกการตัดสินใจสุดท้ายเป็นของมนุษย์เสมอ

1.2 วัตถุประสงค์

1. พัฒนาระบบคัดกรองภาวะช่องปากจากภาพถ่ายสมาร์ตโฟนที่ทำงานออฟไลน์ได้ทั้งระบบ เหมาะกับพื้นที่ห่างไกล
2. ออกแบบกระบวนการควบคุมคุณภาพภาพและมาตรฐานการถ่าย เพื่อลดความแปรปรวนเชิงระบบ (bias) ตั้งแต่ต้นทาง
3. ออกแบบระเบียบวิธีพิสูจน์ความถูกต้องหลายชั้น ที่ยอมรับว่าเฉลย (label) ทางการแพทย์เองก็มีความไม่แน่นอน
4. ออกแบบวงจรข้อมูลที่ทำให้ระบบเรียนรู้และแม่นยำขึ้นเองจากการใช้งานจริง และขยายผลข้ามหน่วยบริการได้โดยไม่ละเมิดความเป็นส่วนตัวของผู้ป่วย

1.3 ขอบเขตของระบบต้นแบบรุ่นปัจจุบัน (ระบุอย่างตรงไปตรงมา)

- จำแนก 6 ภาวะ: ฟันผุ หินปูน เหงือกอักเสบ แผลในปาก ฟันเปลี่ยนสี ฟันหายผิดปกติ — ทั้งหมดอยู่ในระดับคำแนะนำ "พบทันตบุคลากร" (ระดับเหลือง)
- **ยังไม่รองรับ** ชั้น "ช่องปากปกติ" และชั้น "รอยโรคเสี่ยงมะเร็ง" เนื่องจากข้อจำกัดของชุดข้อมูลสาธารณะ — เป็นเป้าหมายเฟสถัดไปที่มีแผนรองรับชัดเจน (บทที่ 7)
- ชุดข้อมูลฝึกปัจจุบันเป็นภาพจากต่างประเทศ — ระบบจึงวางกระบวนการตรวจสอบกับภาพคนไทย (validation set) เป็นเงื่อนไขก่อนใช้จริงเสมอ
- เป็นเครื่องมือ**คัดกรองและจัดลำดับความเร่งด่วน** ไม่ใช่เครื่องมือวินิจฉัยโรค

บทที่ 2 งานที่เกี่ยวข้อง และช่องว่างที่งานนี้ตอบ

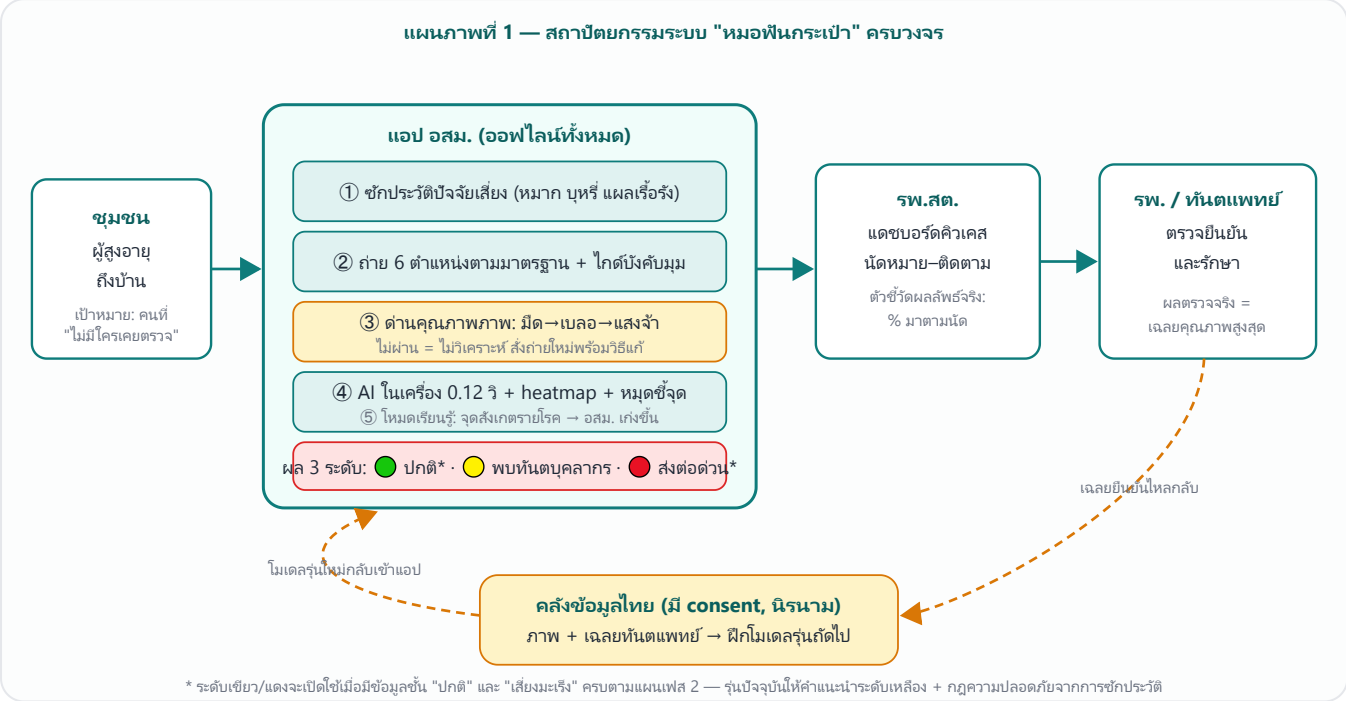
การคัดกรองรอยโรคช่องปากจากภาพสมาร์ตโฟนด้วยการเรียนรู้เชิงลึกเป็นแนวทางที่ได้รับการยืนยันแล้วในระดับนานาชาติ: ระบบคัดกรองมะเร็งช่องปากผ่านภาพสมาร์ตโฟนรายงานค่า AUC สูงถึง 0.99 ในสภาพแวดล้อมวิจัย [1] การศึกษาในอินเดียใช้ภาพที่ถ่ายโดย**เจ้าหน้าที่สาธารณสุขด่านหน้า** (แนวคิดเดียวกับ อสม.) กว่า 2,000 ภาพ ฝึกโมเดลแยกภาพ "น่าสงสัย/ไม่น่าสงสัย" ได้ผลดี [2] และมีการทดลองแบบสุ่มมีกลุ่มควบคุม (RCT) ของระบบลักษณะนี้ในไต้หวันปี 2025 [3] ด้านชุดข้อมูล มีการเผยแพร่ชุดภาพรอยโรคก่อนมะเร็ง/มะเร็งที่มีการกำกับโดยผู้เชี่ยวชาญ [4] และชุดข้อมูลโรคช่องปากทั่วไปบนแพลตฟอร์มสาธารณะ [5] ส่วนแนวทางการฝึกโมเดลร่วมกันหลายหน่วยโดยไม่รวมศูนย์ข้อมูล (federated learning) ก็เริ่มถูกประยุกต์กับโรคช่องปากแล้ว [6]

ช่องว่างที่งานวิจัยเดิมยังไม่ตอบ และเป็นที่ยืนของโครงงานนี้:

ช่องว่างในงานเดิม	คำตอบของระบบนี้
ส่วนใหญ่จบที่ "ความแม่นของโมเดล" ไม่ครอบคลุมระบบรอบข้าง	ออกแบบครบวงจร: มาตรฐานการถ่าย → ด่านคุณภาพภาพ → วิเคราะห์ → ส่งต่อ–ติดตาม → ข้อมูลไหลกลับ
ต้องการเซิร์ฟเวอร์/อินเทอร์เน็ต ไม่เหมาะพื้นที่ห่างไกล	วิเคราะห์ออฟไลน์ 100% ในเบราว์เซอร์ (0.12 วิ/ภาพ) ภาพไม่ออกจากเครื่อง
ผู้ใช้ด่านหน้าเป็นเพียง "คนถือกล้อง"	โหมดเรียนรู้ฝังในแอป: จุดสังเกตรายโรคคู่กับหมุดชี้ตำแหน่ง — อสม. เก่งขึ้นทุกครั้งที่ใช้
ชุดข้อมูลหยุดนิ่ง โมเดลไม่พัฒนาหลัง deploy	วงจรเรียนรู้ด้วยตนเอง: ผลยืนยันจากทันตแพทย์ในวงจรส่งต่อกลายเป็นเฉลยคุณภาพสูงโดยอัตโนมัติ (บทที่ 5)
ไม่มีบริบทไทย (ภาพ แสง พฤติกรรมเสี่ยง เช่น การเคี้ยวหมาก)	คะแนนคัดกรองรวมปัจจัยเสี่ยงจากการซักประวัติแบบไทย + แผนเก็บชุดตรวจสอบภาพคนไทยโดยเฉพาะ

บทที่ 3 สถาปัตยกรรมระบบ

3.1 ภาพรวมระบบ



แผนภาพที่ 1: ระบบครบวงจรจากชุมชนถึงทันตแพทย์ — เส้นประสีส้มคือเส้นทางข้อมูลย้อนกลับที่ทำให้ระบบฉลาดขึ้น (บทที่ 5)

3.2 โมเดลปัญญาประดิษฐ์ และเหตุผลของทุกทางเลือก

การตัดสินใจ	ทางเลือกที่ใช้	เหตุผล
โครงข่ายฐาน	MobileNetV2 (สกัดลักษณะ 1,280 มิติ)	เล็ก (14MB) เร็วบนมือถือราคาถูก มีงานรองรับมากมาย
ตัวจำแนก	Logistic Regression บนลักษณะที่สกัด	ฝึกเร็ว ตีความได้ และทำให้คำนวณแผนที่หลักฐาน (CAM) ได้แบบแม่นยำตามนิยามโดยไม่ต้องประมวลผลเพิ่ม
รันไทม์	ONNX Runtime Web (WebAssembly)	ทำงานในเบราว์เซอร์ ไม่ต้องติดตั้งแอป ไม่ต้องอินเทอร์เน็ต ภาพไม่ออกจากเครื่อง
การอธิบายผล	CAM heatmap + หมุดชี้จุด (จุดหลัก/จุดรอง)	ให้ทันตบุคลากรตรวจสอบได้ว่าโมเดล "มองถูกที่" และเป็นสื่อสอน อสม.
คะแนนคัดกรอง	ภาพ + ปัจจัยเสี่ยงจากซักประวัติ	ความรู้ทางคลินิก (เช่น เคี้ยวหมาก + แผลเรื้อรัง >2 สัปดาห์) ช่วยจับเคสที่ภาพอย่างเดียวไม่พอ

3.3 ด่านควบคุมคุณภาพภาพ (Quality Gate)

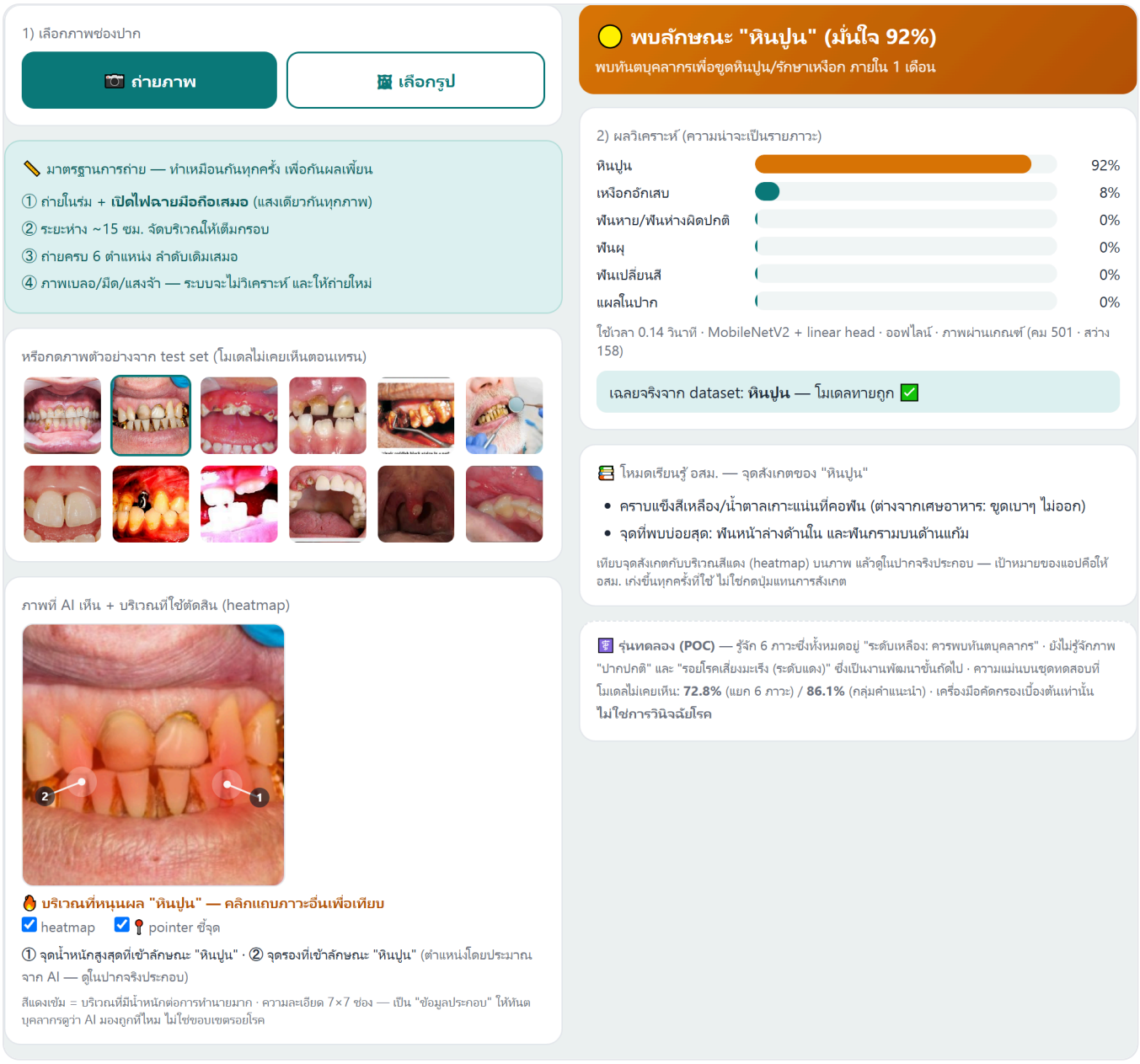
หลักการสำคัญของระบบคือ **"ตีกรอบสภาพการถ่ายให้แคบจนปัญหาแก้ได้"** — แนวทางเดียวกับเครื่องมือถ่ายภาพทางการแพทย์มาตรฐานทุกชนิด ระบบบังคับมาตรฐานการถ่าย (ในร่ม เปิดไฟฉายเสมอ ระยะ ~15 ซม. ครบ 6 ตำแหน่งตามลำดับเดิม) และตรวจทุกภาพก่อนวิเคราะห์ด้วยเกณฑ์ที่**ปรับเทียบจากภาพจริง 180 ภาพ** ไม่ใช่ค่าที่ตั้งเอง:

ด่าน (เรียงตามลำดับตรวจ)	ตัวชี้วัด	เกณฑ์	คำแนะนำเมื่อไม่ผ่าน
1. ภาพมืด	ความสว่างเฉลี่ย (mean luminance)	< 55	เปิดไฟฉาย / ย้ายที่สว่าง
2. ภาพเบลอ	ความแปรปรวน Laplacian	< 7	พิงข้อศอกให้นิ่ง / เช็ดเลนส์ / แตะโฟกัส
3. แสงสะท้อนจ้า	% พิกเซลขาวอิ่มตัว	> 40%	เอียงมุมหนีแสงสะท้อน

บทเรียนเชิงวิศวกรรมที่พบจากการทดสอบจริง: ต้องตรวจ "มืด" ก่อน "เบลอ" เพราะความมืดกดค่าความคมของภาพลงด้วย หากตรวจสลับลำดับ ระบบจะวินิจฉัยสาเหตุผิดและให้คำแนะนำผิดทาง · เกณฑ์เบลอแยกภาพคมออกจากภาพเบลอสังเคราะห์ได้ 98.3% บนชุดปรับเทียบ

3.4 ภาพหน้าจอระบบต้นแบบ (สาธิตการทำงานจริง)

ภาพต่อไปนี้คือภาพหน้าจอจากระบบต้นแบบที่ทำงานได้จริง (มิถุนายน 2569) วิเคราะห์ในเครื่องแบบออฟไลน์ทั้งหมด ภาพที่ใช้สาธิตมาจากชุดทดสอบที่โมเดลไม่เคยเห็นในการฝึก แต่ละหน้าจอแสดงทั้งผลการจำแนก แผนที่ความร้อนของบริเวณที่ใช้ตัดสิน หมุดชี้จุด และการ์ดเรียนรู้สำหรับ อสม. ในมุมมองเดียว



ภาพที่ 1: ผลการคัดกรองภาวะ "หินปูน" — ด้านซ้ายแสดงภาพช่องปากซ้อนด้วยแผนที่ความร้อน (สีแดง = บริเวณที่มีน้ำหนักต่อการตัดสินมาก) และ **หมุดชี้จุด** ① ② ที่ชี้ไปยังแนวคราบหินปูนบริเวณขอบเหงือก · ด้านขวาบนแสดงความน่าจะเป็นรายภาวะ ด้านขวาล่างคือ **การ์ดเรียนรู้ของ อสม.** ที่อธิบายจุดสังเกตของภาวะนั้น ทำให้ผู้ใช้เรียนรู้ไปพร้อมการใช้งาน

1) เลือกภาพช่องปาก

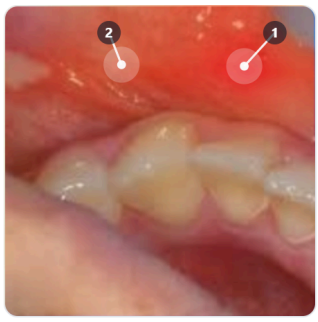
📷 ถ่ายภาพ | 🖼 เลือกรูป

📏 มาตรฐานการถ่าย — ทำเหมือนกันทุกครั้ง เพื่อกันผลเพี้ยน

① ถ่ายในร่ม + **เปิดไฟฉายมือถือเสมอ** (แสงเดียวกันทุกภาพ)
② ระยะห่าง ~15 ซม. จัดบริเวณให้เต็มกรอบ
③ ถ่ายครบ 6 ตำแหน่ง ลำดับเดิมเสมอ
④ ภาพเบลอ/มืด/แสงจ้า — ระบบจะไม่วิเคราะห์ และให้ถ่ายใหม่

หรือกดภาพตัวอย่างจาก test set (โมเดลไม่เคยเห็นตอนเทรน)

ภาพที่ AI เห็น + บริเวณที่ใช้ตัดสิน (heatmap)



🔥 **บริเวณที่หนุนผล "แผลในปาก" — คลิกแถบภาวะอื่นเพื่อเทียบ**

☑ heatmap ☑ 📍 pointer ชี้จุด

① จุดน้ำหนักสูงสุดที่เข้าลักษณะ "แผลในปาก" · ② จุดรองที่เข้าลักษณะ "แผลในปาก" (ตำแหน่งโดยประมาณจาก AI — ดูในปากจริงประกอบ)

สีแดงเข้ม = บริเวณที่มีน้ำหนักต่อการทำนายมาก · ความละเอียด 7×7 ช่อง — เป็น "ข้อมูลประกอบ" ให้หันตบุคลากรดูว่า AI มองถูกที่ไหม ไม่ใช่ขอบเขตรอยโรค

🟡 **พบลักษณะ "แผลในปาก" (มั่นใจ 82%)**

ถ้าแผลเป็นนานเกิน 2 สัปดาห์ หรือเป็นซ้ำบ่อย ให้พบทันตแพทย์โดยเร็ว ⚠

2) ผลวิเคราะห์ (ความน่าจะเป็นรายภาวะ)

แผลในปาก	82%
เหงือกอักเสบ	14%
ฟันผุ	2%
หินปูน	2%
ฟันหาย/ฟันห่างผิดปกติ	1%
ฟันเปลี่ยนสี	0%

ใช้เวลา 0.05 วินาที · MobileNetV2 + linear head · ออฟไลน์ · ภาพผ่านเกณฑ์ (คม 30 · สว่าง 121)

เฉลยจริงจาก dataset: **แผลในปาก** — โมเดลทายถูก ✅

โหมดเรียนรู้ อสม. — จุดสังเกตของ "แผลในปาก"

- แผลกลางสีขาว/เหลือง ขอบแดง มักกดเจ็บ
- ⚠ สัญญาณอันตราย: เป็นเกิน 2 สัปดาห์ไม่หาย / โตขึ้น / แข็งแต่ไม่เจ็บ → ส่งต่อทันที อย่ารอ

เทียบจุดสังเกตกับบริเวณสีแดง (heatmap) บนภาพ แล้วดูในปากจริงประกอบ — เป้าหมายของแอปคือให้ อสม. เก่งขึ้นทุกครั้งที่ใช้ ไม่ใช่กดปุ่มแทนการสังเกต

รุ่นทดลอง (POC) — รู้จัก 6 ภาวะซึ่งทั้งหมดอยู่ "ระดับเหลือง: ควรพบทันตบุคลากร" · ยังไม่รู้จักภาพ "ปากปกติ" และ "รอยโรคเสี่ยงมะเร็ง (ระดับแดง)" ซึ่งเป็นงานพัฒนาขั้นถัดไป · ความแม่นบนชุดทดสอบที่โมเดลไม่เคยเห็น: **72.8%** (แยก 6 ภาวะ) / **86.1%** (กลุ่มคำแนะนำ) · เครื่องมือคัดกรองเบื้องต้นเท่านั้น **ไม่ใช่การวินิจฉัยโรค**

ภาพที่ 2: ผลการคัดกรองภาวะ "แผลในปาก" — แสดงกลไกความปลอดภัยเชิงคลินิก: การ์ดเรียนรู้เน้น **สัญญาณอันตราย** ("แผลเป็นนานเกิน 2 สัปดาห์ / โตขึ้น / แข็งแต่ไม่เจ็บ → ส่งต่อทันที") ซึ่งเป็นกฎที่ไม่พึ่งพาโมเดลเพียงอย่างเดียว เพื่อไม่ให้พลาดเคสที่อาจเป็นรอยโรคเสี่ยงมะเร็ง

1) เลือกภาพช่องปาก

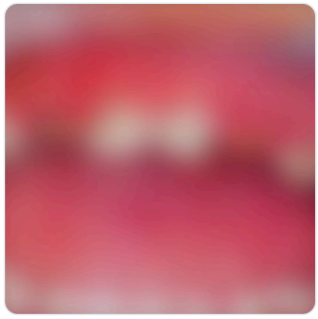
📷 ถ่ายภาพ | 🖼 เลือกรูป

📏 มาตรฐานการถ่าย — ทำเหมือนกันทุกครั้ง เพื่อกันผลเพี้ยน

① ถ่ายในร่ม + **เปิดไฟฉายมือถือเสมอ** (แสงเดียวกันทุกภาพ)
② ระยะห่าง ~15 ซม. จัดบริเวณให้เต็มกรอบ
③ ถ่ายครบ 6 ตำแหน่ง ลำดับเดิมเสมอ
④ ภาพเบลอ/มืด/แสงจ้า — ระบบจะไม่วิเคราะห์ และให้ถ่ายใหม่

หรือกดภาพตัวอย่างจาก test set (โมเดลไม่เคยเห็นตอนเทรน)

ภาพที่ AI เห็น + บริเวณที่ใช้ตัดสิน (heatmap)



☑ heatmap ☑ 📍 pointer ชี้จุด

สีแดงเข้ม = บริเวณที่มีน้ำหนักต่อการทำนายมาก · ความละเอียด 7×7 ช่อง — เป็น "ข้อมูลประกอบ" ให้หันตบุคลากรดูว่า AI มองถูกที่ไหม ไม่ใช่ขอบเขตรอยโรค

📷 ภาพเบลอ — ถ่ายใหม่

ถือมือถือให้นิ่ง พิงข้อศอกกับโต๊ะหรือเข่า · เช็ดเลนส์ · แตะจอให้โฟกัสก่อนกดถ่าย

2) ผลวิเคราะห์ (ความน่าจะเป็นรายภาวะ)

— ระบบไม่วิเคราะห์ภาพที่ไม่ผ่านเกณฑ์ เพื่อกันผลเพี้ยน —

ค่าที่วัดได้: ความคม 1.3 (เกณฑ์ ≥ 7) · ความสว่าง 123 (เกณฑ์ ≥ 55) · แสงสะท้อน 0% (เกณฑ์ ≤ 40%)

🆕 **รุ่นทดลอง (POC)** — รู้จัก 6 ภาวะซึ่งทั้งหมดอยู่ "ระดับเหลือง: ควรพบทันตบุคลากร" · ยังไม่รู้จักภาพ "ปากปกติ" และ "รอยโรคเสี่ยงมะเร็ง (ระดับแดง)" ซึ่งเป็นงานพัฒนาขั้นถัดไป · ความแม่นบนชุดทดสอบที่โมเดลไม่เคยเห็น: **72.8%** (แยก 6 ภาวะ) / **86.1%** (กลุ่มคำแนะนำ) · เครื่องมือคัดกรองเบื้องต้นเท่านั้น **ไม่ใช่การวินิจฉัยโรค**

ภาพที่ 3: ด่านควบคุมคุณภาพภาพทำงาน — เมื่อภาพไม่ผ่านเกณฑ์ (ในภาพคือภาพเบลอ) ระบบ **ปฏิเสธการวิเคราะห์** แสดงค่าที่วัดได้เทียบเกณฑ์อย่างโปร่งใส (ความคม 1.3 ต่ำกว่าเกณฑ์ ≥ 7) และให้คำแนะนำแก้ไขตรงสาเหตุ ป้องกันไม่ให้ภาพคุณภาพต่ำสร้างผลลัพธ์ที่เชื่อถือไม่ได้ตั้งแต่ต้นทาง

บทที่ 4 การพิสูจน์ความถูกต้อง และผลการทดลองเบื้องต้น

4.1 ทำไม "ความแม่น 95%" ส่วนใหญ่จึงเชื่อไม่ได้ และระเบียบวิธีของเรา

ชุดข้อมูลภาพการแพทย์สาธารณะจำนวนมากแฝง**ภาพซ้ำหรือภาพดัดแปลง** (augmented) ของภาพต้นฉบับเดียวกัน หากแบ่งข้อมูลฝึก/ทดสอบแบบสุ่มทั่วไป ภาพแทบเหมือนกันจะรั่วไปอยู่คนละฝั่ง ทำให้ตัวเลขความแม่นเฟ้อเกินจริงอย่างมาก — โครงงานนี้ตรวจพบปัญหานี้จริงในชุดข้อมูลที่ใช้: ภาพซ้ำ/เกือบซ้ำ **10–27% ต่อชั้นโรค** (ตรวจด้วย perceptual hash) จึงใช้การแบ่งแบบ **group-aware**: ภาพที่อยู่กลุ่มเดียวกันห้ามแยกฝั่งเด็ดขาด และใช้เฉพาะภาพต้นฉบับ ไม่ใช้โฟลเดอร์ augmented

ชั้นโรค	ภาพที่สุ่มใช้	กลุ่มภาพไม่ซ้ำ	สัดส่วนภาพซ้ำ
หินปูน	600	439	26.8%
เหงือกอักเสบ	600	535	10.8%
ฟันหายผิดปกติ	600	591	1.5%
แผลในปาก (ต้นฉบับ)	265	234	11.7%
ฟันผุ (ต้นฉบับ)	219	198	9.6%
ฟันเปลี่ยนสี (ต้นฉบับ)	183	172	6.0%

4.2 ผลการทดลอง

โปรโตคอล: แบ่งกลุ่มภาพ 70/15/15 (ฝึก/ปรับ/ทดสอบ) แบบ group-aware · ปรับค่า C ของตัวจำแนกบนชุดปรับเท่านั้น · ชุดทดสอบถูกแตะครั้งเดียว ผลบนชุดทดสอบ (n=367):

72.8%
ความแม่นจำแนก 6 ภาวะ (โมเดลใช้งานจริง)

86.1%
ความแม่นระดับกลุ่มคำแนะนำ (triage)

0.12 วิ
ต่อภาพ · ออฟไลน์ · CPU ทั่วไป

0
ภาพที่ถูกส่งออกนอกเครื่อง

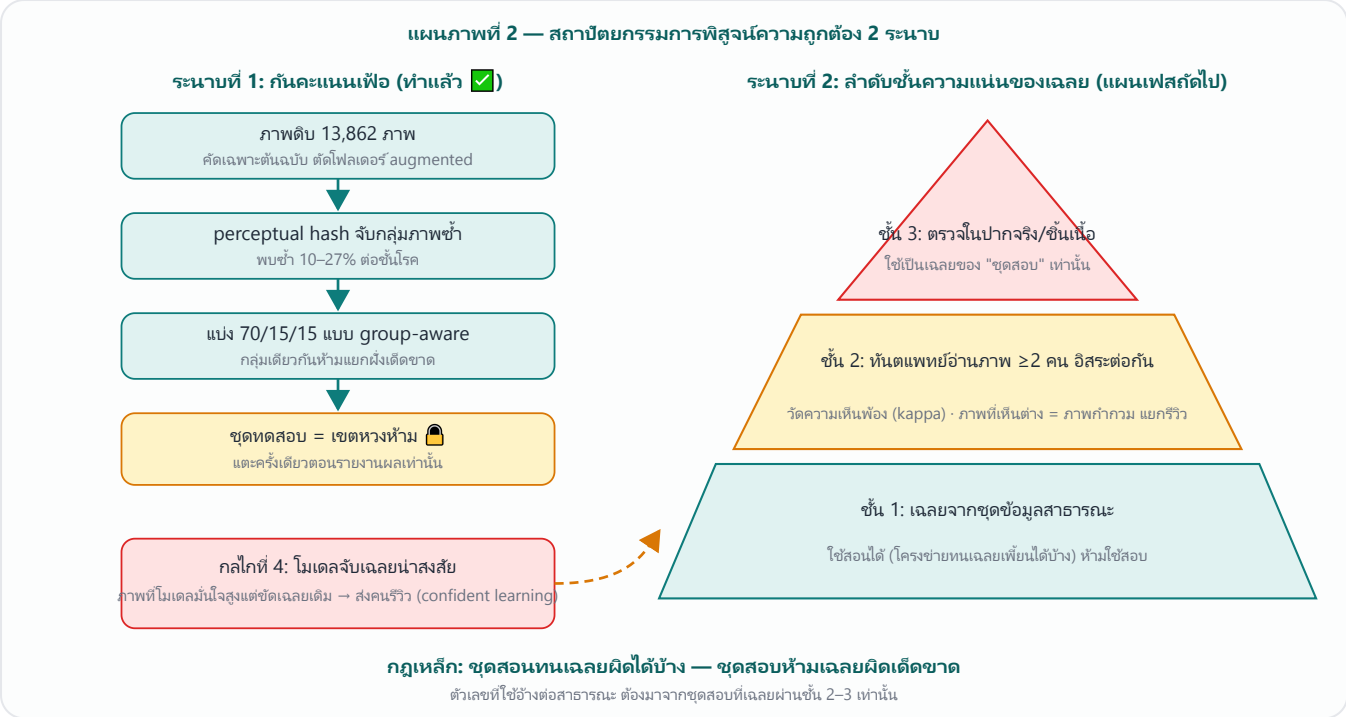
ภาวะ (การทดลองหลัก)	Precision	Recall	F1	n
ฟันหายผิดปกติ	0.929	0.867	0.897	90
แผลในปาก	0.850	0.872	0.861	39
ฟันผุ	0.686	0.774	0.727	31
หินปูน	0.645	0.667	0.656	90
เหงือกอักเสบ	0.654	0.589	0.620	90
ฟันเปลี่ยนสี	0.382	0.481	0.426	27

ความสับสนหลักเกิดระหว่าง "หินปูน ↔ เหงือกอักเสบ" ซึ่งสมเหตุสมผลทางคลินิก (เกิดบริเวณขอบเหงือกและมักพบร่วมกัน) เมื่อรวมสองภาวะนี้เป็นกลุ่ม "ปัญหาขอบเหงือก" ตามมุมมองคำแนะนำผู้ป่วยที่เหมือนกัน ความแม่นระดับ triage ขึ้นเป็น 86.1% (F1 กลุ่มขอบเหงือก 0.881) จุดอ่อนที่ระบุชัดคือ "ฟันเปลี่ยนสี" ซึ่งมีข้อมูลน้อยที่สุด (172 ภาพ) — เป็นภาวะความเร่งด่วนต่ำที่สุดในหกภาวะ และมีแผนแก้ตรงจุดในเฟสถัดไป ตัวเลขทั้งหมดนี้คือ**เพดานล่าง** เพราะยังไม่ได้ปรับจูนโครงข่ายฐานเลย (frozen backbone) — วรรณกรรมชี้ว่าการ fine-tune เต็มรูปแบบยกระดับขึ้นสู่ช่วง 90%+ ได้ [1,2]

ภาพ confusion matrix ฉบับเต็ม: `poc/confusion_matrix.png` ในโฟลเดอร์โครงงาน · ระบบสาธิตสด: เปิด `demo/run-demo.bat` ต่อหน้ากรรมการได้ทันที — กรรมการเลือกภาพทดสอบเองได้ และระบบจะเฉลยว่าทายถูกหรือผิดอย่างโปร่งใส

4.3 สถาปัตยกรรมการพิสูจน์ความถูกต้องของ "เฉลย" — เมื่อแม้แต่เฉลยก็ผิดได้

ความท้าทายเฉพาะของปัญญาประดิษฐ์การแพทย์คือ **ความจริงอ้างอิง (ground truth) ไม่มีสูตรคำนวณ** แม้แต่ผู้เชี่ยวชาญยังเห็นต่างกันได้ ระบบนี้จึงไม่แสวงหา "เฉลยสมบูรณ์" แต่สร้าง**กลไกที่บีบให้เฉลยลู่เข้าหาความจริง** 4 กลไก ดังแผนภาพ:



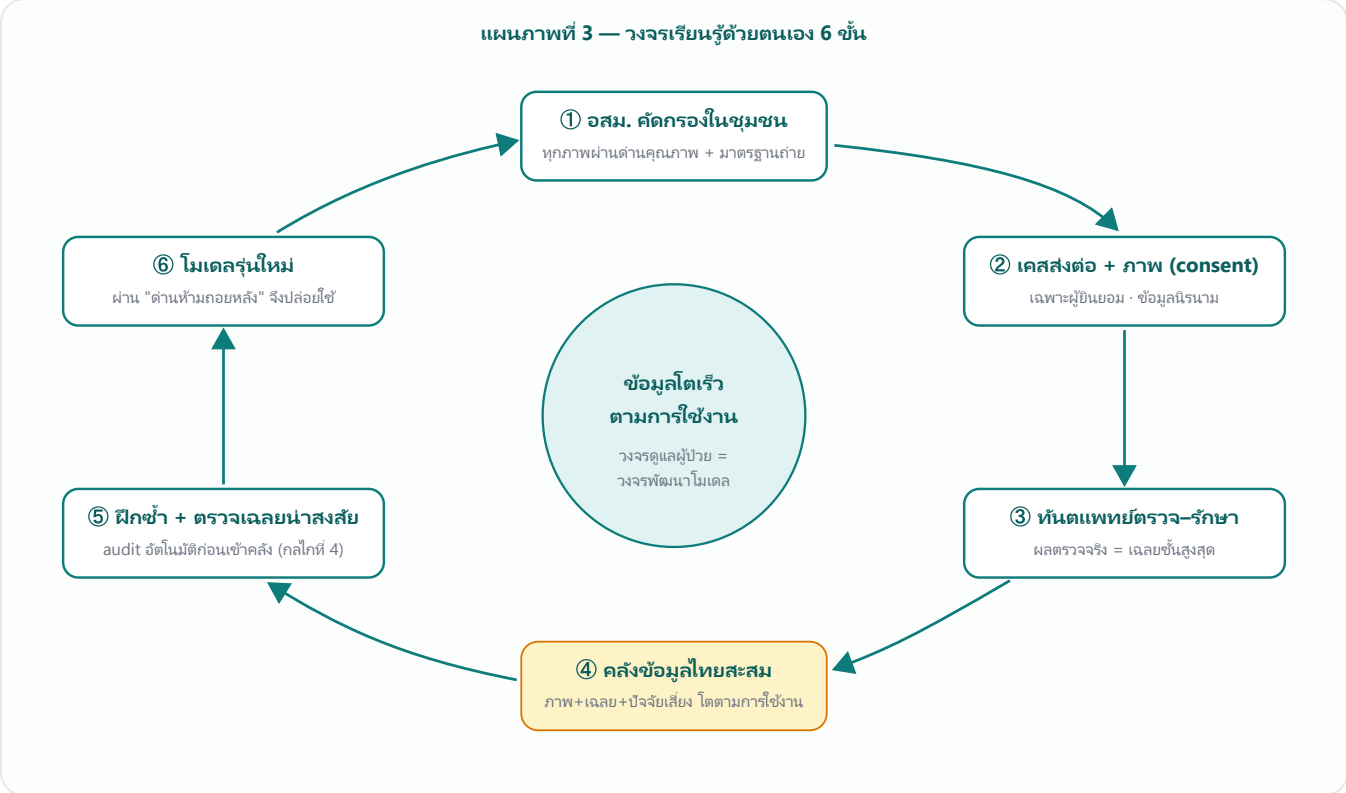
แผนภาพที่ 2: ระนาบซ้ายป้องกันการรั่วของข้อมูล (ใช้งานแล้ว) ระนาบขวาคือลำดับชั้นเฉลยสำหรับข้อมูลไทยที่จะเก็บ — แนวคิดเดียวกับการจัดระดับหลักฐานทางการแพทย์

4.4 ชุดตรวจสอบภาพคนไทย: เงื่อนไขก่อนใช้จริง

ข้อค้นพบเชิงกลยุทธ์ที่สำคัญที่สุดของโครงงาน: **ความน่าเชื่อถือไม่ได้มาจากข้อมูลสอนจำนวนมาก แต่มาจากการสอบบนภาพแบบเดียวกับที่จะเจอจริง** แผนคือเก็บภาพคนไทย 300–500 ภาพ (มีหนังสือยินยอม ถ่ายตามมาตรฐานเดียวกับ อสม. ใช้จริง เฉลยยืนยันโดยทันตแพทย์) ใช้เป็น**ชุดสอบเท่านั้น ไม่ใช้สอน** — ภาพไทย 300 ภาพที่ใช้สอบ มีค่าต่อความน่าเชื่อถือมากกว่าภาพต่างชาติ 3,000 ภาพที่ใช้สอน และเป็นทรัพย์สินที่ลอกเลียนไม่ได้

บทที่ 5 วงจรเรียนรู้ด้วยตนเอง (Self-Improving Data Loop)

จุดที่ทำให้ระบบนี้ต่างจาก "โมเดลที่ฝึกครั้งเดียวแล้วหยุดนิ่ง" คือการออกแบบให้**วงจรการดูแลผู้ป่วยกับวงจรการพัฒนาโมเดลเป็นวงจรเดียวกัน**: ทุกเคสที่ส่งต่อแล้วทันตแพทย์ตรวจยืนยัน ผลตรวจนั้นคือเฉลยคุณภาพชั้นสูงสุด (ชั้น 3 ในแผนภาพที่ 2) ที่ประกบกลับเข้าภาพโดยอัตโนมัติ — ไม่ต้องจ้างใครมากำกับข้อมูลเลย ยิ่งใช้มาก ข้อมูลไทยยิ่งโต โมเดลยิ่งแม่น



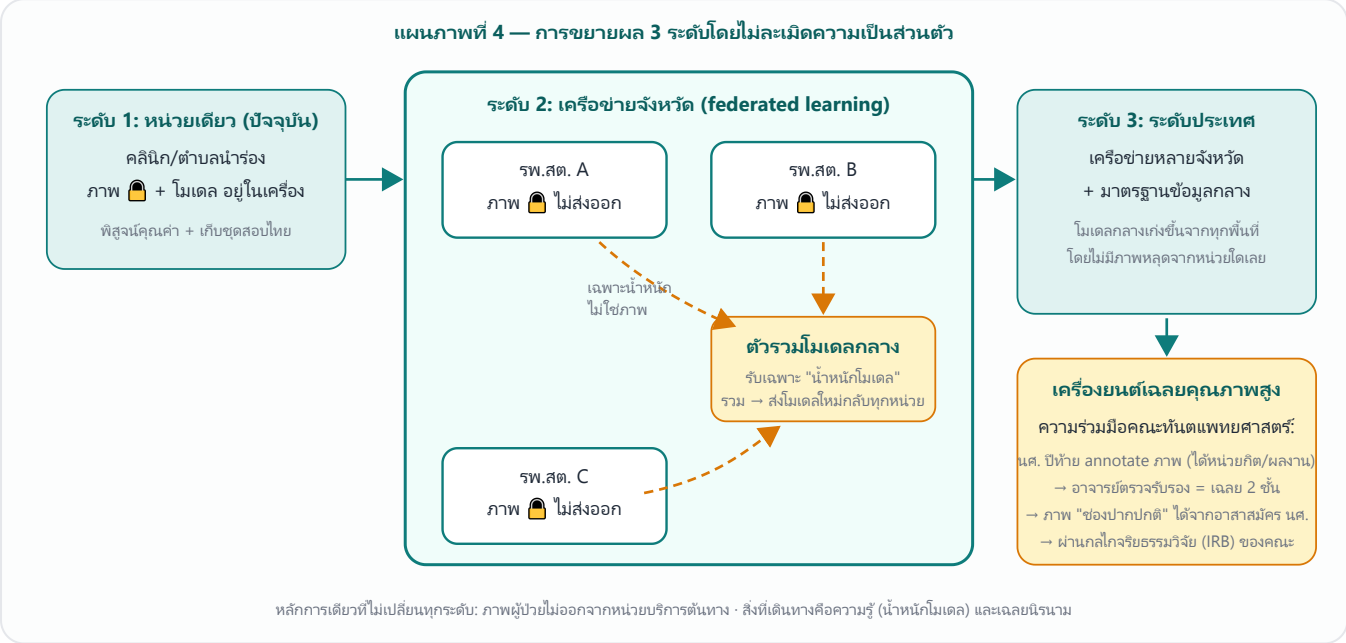
แผนภาพที่ 3: ทุกการใช้งานจริงผลิตข้อมูลคุณภาพสูงกลับเข้าระบบ — โดยไม่เพิ่มภาระงานให้ใครแม้แต่คนเดียว

กลไกเสริมที่ทำให้วงจรนี้ "ฉลาด" ไม่ใช่แค่ "หมุน"

- **Active learning:** ภาพที่โมเดลไม่มั่นใจ (ความน่าจะเป็นก้ำกึ่ง) ถูกจัดคิวให้ผู้เชี่ยวชาญดูก่อน — แรงกำกับข้อมูลอันจำกัดถูกใช้ตรงจุดที่โมเดลจะได้เรียนรู้มากที่สุด
- **Label audit อัตโนมัติ:** ก่อนข้อมูลใหม่เข้าคลัง โมเดลตรวจหา "เฉลยน่าสงสัย" (โมเดลมั่นใจสูงแต่ขัดเฉลย) ส่งให้คนรีวิว — เฉลยผิดถูกดักก่อนจะสอนโมเดลรุ่นถัดไปให้ผิดตาม
- **ด่านห้ามถอยหลัง (regression gate):** โมเดลรุ่นใหม่จะถูกปล่อยใช้ก็ต่อเมื่อความไว (sensitivity) ของชั้นโรคสำคัญบนชุดสอบไทย**ไม่ลดลง**จากรุ่นเดิม — ระบบมีแต่เสมอตัวหรือดีขึ้น
- **คนก็เรียนรู้ไปพร้อมโมเดล:** โหมดเรียนรู้ในแอปทำให้ อสม. สังเกตเก่งขึ้น ภาพที่ถ่ายจึงตรงจุดขึ้น — มนุษย์และโมเดลพัฒนาเสริมกันเป็นเกลียวขึ้น

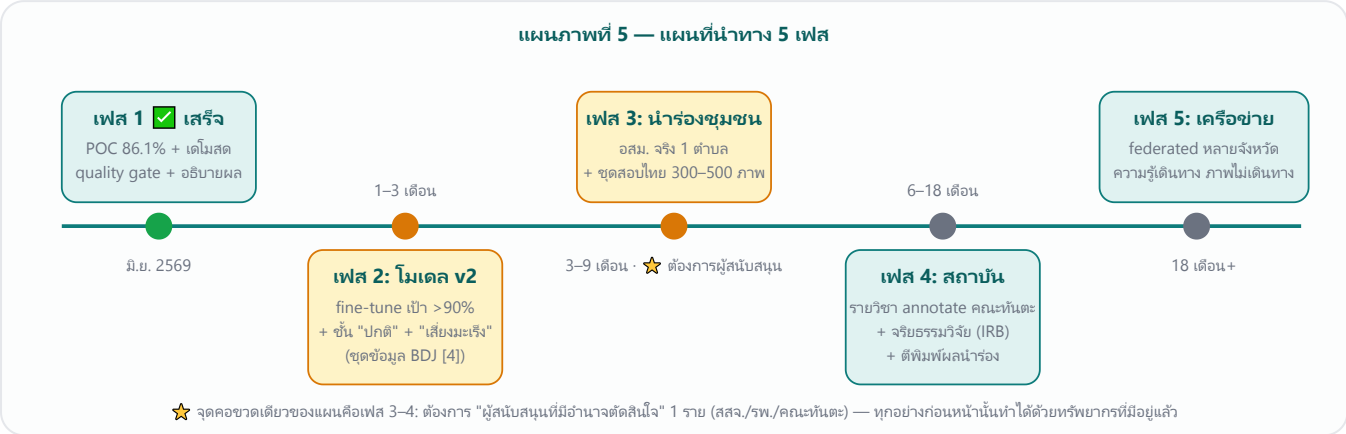
บทที่ 6 การแชร์ข้อมูลระดับวงกว้าง: ความรู้เดินทาง ภาพไม่เดินทาง

ข้อมูลสุขภาพเป็นข้อมูลอ่อนไหวตาม พ.ร.บ.คุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล พ.ศ. 2562 (PDPA) การรวมศูนย์ภาพผู้ป่วยจากทุกหน่วยจึงทั้งเสี่ยงทางกฎหมายและสร้างแรงต้านจากหน่วยบริการ สถาปัตยกรรมที่เสนอจึงยึดหลัก **"ภาพไม่เดินทาง — ความรู้เดินทาง"** ด้วย federated learning ซึ่งเริ่มมีการประยุกต์กับโรคช่องปากแล้วในวรรณกรรม [6]:



แผนภาพที่ 4: เส้นทางขยายผลที่ออกแบบให้ "ยิ่งกว้าง ยิ่งแม่น" โดยข้อจำกัดทางกฎหมายและความไว้วางใจถูกแก้ตั้งแต่ระดับสถาปัตยกรรม

บทที่ 7 แผนการพัฒนา ข้อจำกัด และจริยธรรม



แผนภาพที่ 5: เฟส 1 เสร็จสมบูรณ์และสาธิตได้ — สิ่งที่ขอจากผู้สนับสนุนมีเพียง: ทันตแพทย์พี่เลี้ยง 1 ท่าน + พื้นที่นำร่อง 1 ตำบล + การรับรองจริยธรรม

7.1 ข้อจำกัดที่ยอมรับอย่างตรงไปตรงมา

1. ตัวเลขความแม่นปัจจุบันวัดบนภาพต่างประเทศ — ห้ามนำไปอ้างกับประชากรไทยจนกว่าจะผ่านชุดสอบไทย (มาตรการ: เฟส 3)
2. ยังไม่มีชั้น "ปกติ" — ระบบปัจจุบันถูกบังคับให้ตอบเป็นโรคเสมอ จึงยังใช้ได้เฉพาะกับผู้ที่มีอาการ/ความเสี่ยงแล้วเท่านั้น (มาตรการ: เฟส 2 + กฎความปลอดภัยจากการซักประวัติ)
3. ยังไม่มีชั้น "เสี่ยงมะเร็ง" ซึ่งเป็นภารกิจสำคัญที่สุด — ปัจจุบันชดเชยด้วยกฎอิงประวัติ (แผลเกิน 2 สัปดาห์ = ส่งต่อเสมอ ไม่ว่าโมเดลตอบอะไร)
4. หมุดชี้จุดมีความละเอียด 7×7 ช่อง — เป็นข้อมูลประกอบ ไม่ใช่ขอบเขตรอยโรค
5. เนื้อหา "จุดสังเกต" ในโหมดเรียนรู้ ต้องผ่านการตรวจทานโดยทันตแพทย์ก่อนใช้งานภาคสนาม
6. ความรับผิดชอบสุดท้ายเป็นของมนุษย์เสมอ — ระบบไม่วินิจฉัยและไม่ตัดสินใจแทนทันตบุคลากร

7.2 กรอบจริยธรรมและกฎหมาย

- **ความยินยอม:** เก็บภาพเฉพาะผู้ลงนามยินยอม อธิบายวัตถุประสงค์ชัดเจน ถอนความยินยอมได้
- **PDPA:** ข้อมูลสุขภาพ = ข้อมูลอ่อนไหว — จัดเก็บแบบนิรนาม (ไม่ถ่ายใบหน้า รหัสแทนชื่อ) ประมวลผลในเครื่อง ภาพไม่ขึ้นคลาวด์ สถาปัตยกรรม federated ทำให้ข้อกำหนดนี้เป็นจริงเชิงโครงสร้าง ไม่ใช่แค่คำสัญญา
- **การวิจัยในมนุษย์:** การเก็บชุดสอบไทยและการนำร่องชุมชน จะดำเนินการภายใต้การรับรองจริยธรรมวิจัยของสถาบันพี่เลี้ยง (เฟส 3–4)
- **ความโปร่งใส:** ทุกผลวิเคราะห์มาพร้อมคำอธิบาย (heatmap/หมุด) ระดับความมั่นใจ และข้อความ "เครื่องมือคัดกรอง ไม่ใช่การวินิจฉัย" เสมอ

บรรณานุกรม

1. [1] Deep Learning-Based Oral Cancer Screening via Smartphone Imagery and Real-Time Web Interface. medRxiv (2025). https://www.medrxiv.org/content/10.1101/2025.07.29.25332247v1
2. [2] AI-Assisted Screening of Oral Potentially Malignant Disorders Using Smartphone-Based Photographic Images. (PMC10452422). https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10452422/
3. [3] Application and Validation of a Smartphone-based Deep Learning System for Oral Potentially Malignant Disorders and Oral Cancer Screening. ClinicalTrials.gov NCT06862414. https://clinicaltrials.gov/study/NCT06862414
4. [4] An annotated clinical image dataset for AI classification of malignant and potentially malignant oral lesions. British Dental Journal (2025). https://www.nature.com/articles/s41415-025-9007-6
5. [5] Oral Diseases Dataset. Kaggle. https://www.kaggle.com/datasets/salmansajid05/oral-diseases
6. [6] Mobile Application for Oral Disease Detection using Federated Learning. arXiv:2403.12044. https://arxiv.org/abs/2403.12044
7. [7] Oral screening of dental calculus, gingivitis and dental caries through segmentation on intraoral photographic images using deep learning. BMC Oral Health (2024). https://bmcoralhealth.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12903-024-05072-1
8. [8] Deep learning for early diagnosis of oral cancer via smartphone and DSLR image analysis: a systematic review. PubMed 39587051.
9. [9] Sandler M. et al. MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks. CVPR 2018.
10. [10] Zhou B. et al. Learning Deep Features for Discriminative Localization (CAM). CVPR 2016.
11. [11] Northcutt C. et al. Confident Learning: Estimating Uncertainty in Dataset Labels. JAIR 2021.
12. [12] ✱ รายงานผลการสำรวจสภาวะสุขภาพช่องปากแห่งชาติ ครั้งที่ 9. สำนักทันตสาธารณสุข กรมอนามัย (อ้างอิงฉบับทางการก่อนยื่นจริง)
13. [13] ✱ สถิติผู้สูงอายุและกำลังคนด้านทันตสาธารณสุข — กรมกิจการผู้สูงอายุ / กระทรวงสาธารณสุข (อ้างอิงฉบับทางการก่อนยื่นจริง)
14. [14] พระราชบัญญัติคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล พ.ศ. 2562 (PDPA)

ภาคผนวก ก — ข้อมูลจำเพาะของระบบต้นแบบ (สาธิตสดได้)

รายการ	ค่า
การเปิดใช้	ดับเบิลคลิก `demo/run-demo.bat` → เปิดที่ http://localhost:8765 · มือถือใน Wi-Fi เดียวกันใช้ได้
โมเดล	MobileNetV2 (ONNX, 14MB) + Logistic Regression head (162KB) · ออฟไลน์ 100%
เวลาประมวลผล	โหลดโมเดล ~0.5–0.8 วิ · วิเคราะห์ 0.05–0.12 วิ/ภาพ (CPU ทั่วไป)
ความสามารถ	ถ่าย/เลือกภาพ · ภาพทดสอบ 12 ภาพพร้อมเฉลยโปร่งใส (ถูก/ผิด) · แถบความน่าจะเป็น 6 ภาวะ · heatmap + หมุดชี้จุดหลัก/รอง · ด่านคุณภาพ 3 ชั้น · การ์ดจุดสังเกตรายโรค
โค้ดการทดลอง	`poc/step1-7`: ดาวน์โหลดข้อมูล → เตรียมโมเดล → ฝึก/ประเมิน group-aware → มุมมอง triage → ส่งออกหัวจำแนก → เปิด CAM → ปรับเทียบด่านคุณภาพ (ทำซ้ำได้ทุกขั้น)

ภาคผนวก ข — จุดสังเกต 6 ภาวะในโหมดเรียนรู้ อสม.

(ฉบับร่าง — ต้องผ่านการตรวจทานโดยทันตแพทย์ก่อนใช้ภาคสนาม)

- **ฟันผุ:** จุด/รอยดำ-น้ำตาล หรือรูชัดเจน · พบบ่อยที่หลุมร่องฟันและซอกฟัน · ผู้สูงอายุระวังผุที่คอฟัน/รากฟันบริเวณเหงือกร่น
- **หินปูน:** คราบแข็งเหลือง/น้ำตาลที่คอฟัน ขูดเบา ๆ ไม่ออก · พบบ่อยฟันหน้าล่างด้านใน ฟันกรามบนด้านแก้ม
- **เหงือกอักเสบ:** ขอบเหงือกแดงจัด บวม มน · เลือดออกง่ายเวลาแปรง · มักพบคู่หินปูน
- **แผลในปาก:** แผลกลางขาว/เหลือง ขอบแดง กดเจ็บ · ⚠ เกิน 2 สัปดาห์ไม่หาย/โตขึ้น/แข็งไม่เจ็บ → ส่งต่อทันที
- **ฟันเปลี่ยนสี:** เหลืองเข้ม น้ำตาล เทา ดำ · จากคราบชา-กาแฟ-หมาก-บุหรี่ หรือฟันตาย (เทาทั้งซี่)
- **ฟันหายผิดปกติ:** ช่องว่างฟันหาย/ฟันห่างผิดปกติ · เสี่ยงฟันล้ม เคี้ยวลำบาก → ปรึกษาฟันเทียม

ภาคผนวก ค — คำถามที่คาดว่าจะได้รับจากกรรมการ พร้อมคำตอบ

1) ทำไมไม่ให้หันตแพทย์ตรวจโดยตรง?

เพราะปัญหาคือหันตแพทย์มีไม่พอและไม่กระจาย คู่เปรียบเทียบจริงของระบบในชนบทคือ "ไม่มีใครตรวจเลย" — ระบบนี้ไม่แทนที่หมอ แต่ทำให้คนที่ไม่เคยถึงมือหมอ ถูกจัดคิวเข้าหาหมอถูกคน ถูกเวลา

2) ถ้า AI ทายผิด ใครรับผิดชอบ?

ระบบเป็นเครื่องมือคัดกรองเทียบเท่า "เครื่องวัดความดันชุมชน" — ไม่วินิจฉัย ไม่สั่งการรักษา ทุกเคสจบที่หันตบุคลากร และระบบออกแบบให้ผิดทาง "ปลอดภัย": เน้นความไวของชั้นเสี่ยง + กฎอิงประวัติ (แผลเรื้อรังส่งต่อเสมอ) + คัดกรองซ้ำทุก 6 เดือน

3) ตัวเลข 86% เชื่อได้แค่ไหน?

เชื่อได้ในขอบเขตที่ระบุ: วัดด้วยระเบียบวิธีที่เข้มกว่ามาตรฐานทั่วไป (ตรวจจับภาพซ้ำ 10–27% และแบ่งข้อมูลแบบ group-aware ซึ่งทำให้ตัวเลข "ต่ำลงแต่จริง") ข้อจำกัดคือเป็นภาพต่างประเทศ เราจึงประกาศชัดว่าจะไม่อ้างตัวเลขนี้กับคนไทยจนกว่าจะผ่านชุดสอบไทย 300–500 ภาพ — ความตรงไปตรงมานี้คือจุดแข็งของงาน

4) ต่างจากงานวิจัยต่างประเทศที่มีอยู่แล้วอย่างไร?

สี่ข้อ: ออฟไลน์สมบูรณ์ในเบราว์เซอร์ (พื้นที่ห่างไกลใช้ได้จริง) · ครบวงจรถึงการส่งต่อ–ติดตาม ไม่จบแค่ accuracy · ฝังการสอน อสม. ให้เก่งขึ้น · และวงจรข้อมูลที่ระบบฉลาดขึ้นเองจากการใช้งาน — งานต่างประเทศส่วนใหญ่มีเพียงชิ้นส่วนใดชิ้นส่วนหนึ่ง

5) ข้อมูลผู้ป่วยปลอดภัยตาม PDPA หรือไม่?

โดยสถาปัตยกรรม: วิเคราะห์ในเครื่อง ภาพไม่ขึ้นคลาวด์ · เก็บเฉพาะผู้ยินยอม แบบนิรนาม · แผนขยายใช้ federated learning ที่ภาพไม่ออกจากหน่วยบริการเลย — ความปลอดภัยเป็นคุณสมบัติของระบบ ไม่ใช่คำสัญญา

6) ถ้าพลาดเคสมะเร็งจะทำอย่างไร?

ยอมรับตรง ๆ ว่าโมเดลรุ่นนี้ยังไม่มีชั้นเสี่ยงมะเร็ง จึงมี "ตาข่ายนิรภัย" ที่ไม่พึ่งโมเดล: คำถามซักประวัติบังคับ (แผลเกิน 2 สัปดาห์ / ก้อนแข็ง / เคี้ยวหมาก-สูบจัด) เข้าเกณฑ์ใดส่งต่อทันทีไม่ว่าโมเดลตอบอะไร และเฟส 2 จะเพิ่มชั้นนี้ด้วยชุดข้อมูลเฉพาะทาง [4]

7) โมเดลเล็กขนาดนี้เพียงพอหรือ?

หลักฐานเชิงประจักษ์: 86.1% ระดับ triage โดยยังไม่ fine-tune คือเพดานล่าง และความเล็กคือคุณสมบัติ ไม่ใช่ข้อจำกัด — เพราะเป้าหมายคือรันบนมือถือราคาถูกแบบออฟไลน์ ซึ่งโมเดลใหญ่ทำไม่ได้

8) โครงการนี้ยั่งยืนอย่างไรหากไม่มีงบประมาณ?

ต้นทุนหน่วยเพิ่มต่อการคัดกรอง ≈ 0 บาท (ไม่มีค่าเซิร์ฟเวอร์ ไม่มีค่า license ใช้มือถือที่ อสม. มีอยู่แล้ว) จุดที่ต้องการการสนับสนุนมีจุดเดียวคือเวลาหันตแพทย์ในเฟสตรวจสอบ ซึ่งออกแบบให้เบาที่สุดผ่านกลไกรายวิชาของคณะหันตแพทยศาสตร์

9) ทำไมไม่ทำบน LINE หรือแพลตฟอร์มสำเร็จรูป?

สามเหตุผล: LINE ต้องใช้อินเทอร์เน็ตและภาพออกจากเครื่อง (ติด PDPA) · ฝังด่านคุณภาพภาพและ AI ออฟไลน์ไม่ได้ · และเราต้องควบคุมมาตรฐานการถ่ายซึ่งเป็นหัวใจของความแม่น

10) ถ้ากรรมการ/หน่วยงานสนับสนุน สิ่งที่ขอคืออะไร?

สามอย่างที่เล็กมากเมื่อเทียบกับผล: หันตแพทย์พี่เลี้ยง 1 ท่าน (ตรวจทานเนื้อหา + เฉลยชุดสอบ) · พื้นที่นำร่อง 1 ตำบล · และการเข้ากระบวนการจริยธรรมวิจัยของหน่วยงาน — ระบบ เครื่องมือ และแผนการวัดผล พร้อมแล้วทั้งหมด

เอกสารฉบับร่าง v1 · 10 มิถุนายน 2569 · จัดทำประกอบระบบต้นแบบ "หมอฟันกระเป๋า" (D:\claudeproject\oralscan) · ทุกตัวเลขผลการทดลองทำซ้ำได้จากสคริปต์ในโฟลเดอร์ poc · ตัวเลขสถิติสาธารณสุขที่กำกับ ✱ ต้องแทนที่ด้วยอ้างอิงทางการล่าสุดก่อนยื่นจริง