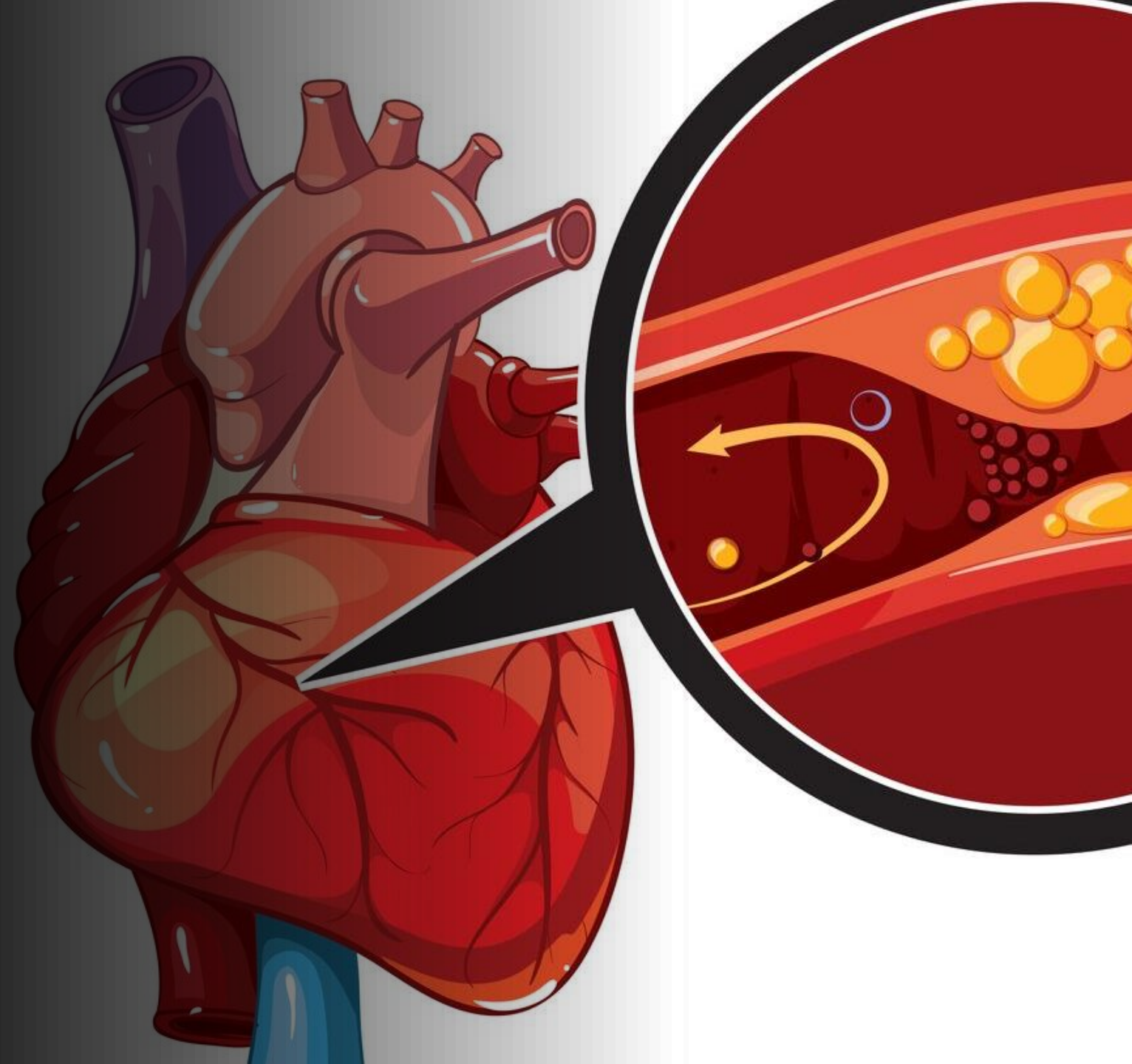



Prediction of coronary artery disease based on facial temperature information captured by non-contact infrared thermography

Data Processing and Data Mining
685020030-7 Poonyanoot Khanom



Prediction of coronary artery disease based on facial temperature information captured by non-contact infrared thermography

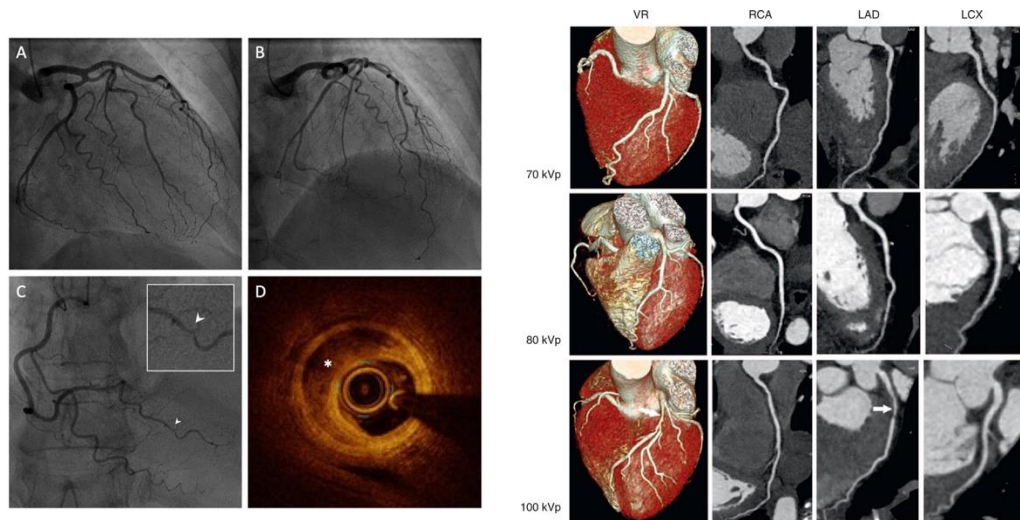
Minghui Kung,^{1,2} Juntong Zeng ,^{3,4,5} Shen Lin,^{3,4,5,6,7} Xuexin Yu,¹ Chang Liu,¹ Mengnan Shi,¹ Runchen Sun,^{3,4,5} Shangyuan Yuan,^{1,2} Xiaocong Lian,⁸ Xiaoting Su,^{3,4,5} Yan Zhao,^{3,4,6,7} Zhe Zheng ,^{3,4,5,6,7} Xiangyang Ji^{1,8}

Kung, M., Zeng, J., Lin, S., Yu, X., Liu, C., Shi, M., Sun, R., Yuan, S., Lian, X., Su, X., Zhao, Y., Zheng, Z., & Ji, X. (2024). Prediction of coronary artery disease based on facial temperature information captured by non-contact infrared thermography. *BMJ health & care informatics*, 31(1), e100942.

<https://doi.org/10.1136/bmjhci-2023-100942>

Why Focus on Coronary Artery Disease (CAD)

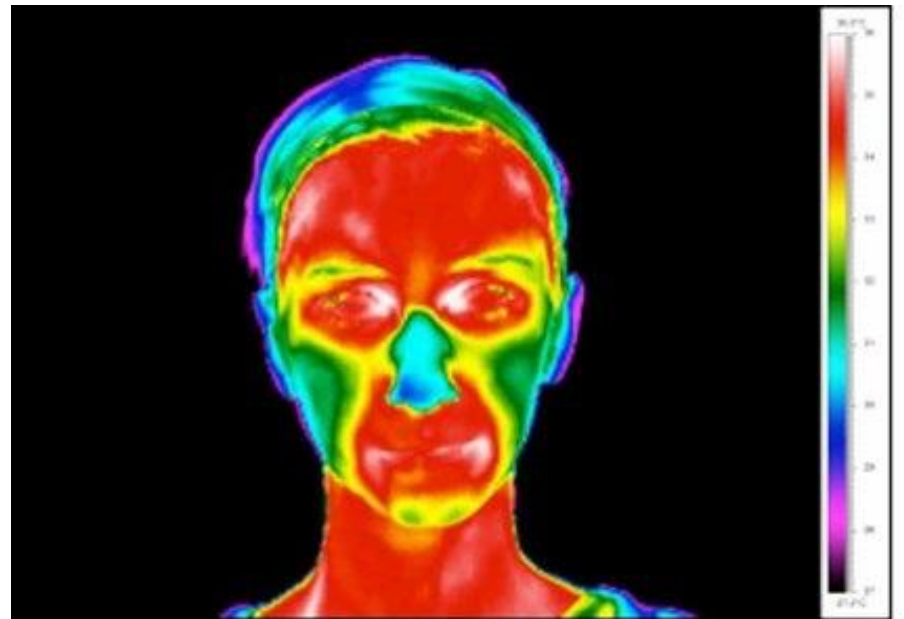
โรคหลอดเลือดหัวใจ คือ สาเหตุการเสียชีวิตอันดับ 1 ของโลก (WHO, 2023) โรคนี้เป็นภาวะหลอดเลือดหัวใจตีบหรือตันจากการสะสมของคราบไขมัน ส่งผลให้เลือดไปเลี้ยงหัวใจลดลง การตรวจยืนยัน CAD ต้องใช้วิธีที่ รุกราน (invasive)



**Coronary Angiography
(ICA)**

**Coronary CT Angiography
(CCTA)**

INVASIVE



NON-INVASIVE

Infrared Thermography เป็นเทคโนโลยีไม่สัมผัสที่ตรวจจับการแผ่รังสีอินฟราเรดจากผิวหนัง เพื่อสะท้อนการไหลเวียนเลือดและการอักเสบ 3

Background

Current Approach

Pre-Test Probability (PTP)
based on "Risk Factors"

Limited Performance
Assessment

Proposed Approach

Facial infrared thermography (IRT)

Deep Learning Model

CAD Prediction

Can facial temperature reveal hidden cardiovascular risks?

Related Works

งานที่ใช้ Risk Factors ทางคลินิก

งานวิจัยก่อนหน้านี้ส่วนใหญ่ใช้ข้อมูลทางคลินิก เช่น อายุ เพศ ความดันโลหิต เบาหวาน และการสูบบุหรี่ เพื่อคำนวณค่าความน่าจะเป็นก่อนการตรวจ (Pre-Test Probability: PTP) สำหรับโรคหลอดเลือดหัวใจ (CAD) ซึ่งวิธีนี้เป็นแนวทางมาตรฐานที่ใช้กันอย่างแพร่หลายตามแนวทางของสมาคมโรคหัวใจยุโรป (ESC) แต่มีข้อจำกัดสำคัญคือ ความแม่นยำของโมเดลลดลงเมื่อใช้กับประชากรจริง และมักประเมินความเสี่ยงสูงเกินจริงในบางกลุ่ม ทำให้เกิดทั้งการตรวจเกินความจำเป็นและต้นทุนทางการแพทย์ที่เพิ่มขึ้น (Fihn et al., 2014; Knuuti et al., 2020; Juarez-Orozco et al., 2019; Cheng et al., 2011)

งานที่ใช้ Infrared Thermography (IRT) ในด้านอื่น

เทคนิค Infrared Thermography ถูกนำมาใช้ในหลายสาขาทางการแพทย์ เช่น การตรวจภาวะการอักเสบของกล้ามเนื้อ การประเมินการไหลเวียนเลือดในผู้ป่วยเบาหวาน หรือการคัดกรองโรคเต้านม โดยวัดการกระจายของอุณหภูมิบนพื้นผิวร่างกายเพื่อสะท้อนการทำงานของระบบไหลเวียนโลหิต อย่างไรก็ตาม การประยุกต์ใช้ IRT เพื่อประเมินโรคหัวใจขาดเลือดโดยเฉพาะ CAD ยังมีน้อยมาก และมักวิเคราะห์เฉพาะจุดจำกัดของใบหน้า เช่น บริเวณแก้ม หรือหน้าผาก แทนที่จะใช้ข้อมูลเชิงพื้นที่ของใบหน้าโดยรวม (Saxena et al., 2019; Piva et al., 2022; Thirunavukkarasu et al., 2020; Thiruvengadam et al., 2014)

Related Works

งานที่ใช้ Deep Learning ด้านภาพทางการแพทย์

งานวิจัยด้านการแพทย์สมัยใหม่ได้เริ่มนำโมเดล Deep Learning โดยเฉพาะ Vision Transformer (ViT) และ Contrastive Language–Image Pretraining (CLIP) มาช่วยจำแนกภาพ เช่น การตรวจเอกซเรย์ทรวงอก การวิเคราะห์ภาพ MRI และการตรวจผิวหนัง ซึ่งช่วยให้การเรียนรู้ลักษณะภาพซับซ้อนเป็นไปโดยอัตโนมัติ แต่ยังไม่มียานใดที่นำเทคนิคเหล่านี้มาใช้ร่วมกับภาพอุณหภูมิจากกล้องอินฟราเรด เพื่อทำนายความเสี่ยงของโรคหัวใจโดยตรง (Topol, 2019; Johnson et al., 2018; Lin et al., 2020; Dosovitskiy et al., 2020; Radford et al., 2021)

Research Gap

แม้งานก่อนหน้าจะยืนยันศักยภาพของ IRT และ Deep Learning ในงานทางคลินิก แต่ยังขาดงานที่รวม “การวิเคราะห์ภาพอุณหภูมิทั้งใบหน้า” เข้ากับโมเดล Deep Learning แบบ end-to-end เพื่อทำนายโรค CAD งานวิจัยนี้จึงพัฒนาโมเดลที่ใช้ข้อมูล Facial Infrared Thermography ร่วมกับเทคนิค CLIP และ Vision Transformer เพื่อสร้างระบบทำนายโรคหลอดเลือดหัวใจแบบไม่สัมผัสตัวผู้ป่วย (non-contact) ที่มีความแม่นยำสูงและสามารถอธิบายผลได้

Research Objective

1

เพื่อประเมินความสามารถของ Facial Infrared Thermography (IRT) ร่วมกับ Deep Learning Model ในการทำนายความเสี่ยงของโรคหลอดเลือดหัวใจ (CAD)

2

เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของ IRT-based Model กับ Pre-Test Probability (PTP) Model ที่ใช้ในแนวทางการประเมินแบบเดิม

3

เพื่อศึกษาความเป็นไปได้ของ การแปลผลเชิงลึก (Model Interpretation) ว่าพื้นที่บนใบหน้าใดมี ผลต่อการทำนายโรคมามากที่สุด

Study Design

Study Type

การศึกษานี้เป็นแบบ Prospective Single-center Cross-sectional study โดยเก็บข้อมูลจากผู้ป่วยที่เข้ารับ
การตรวจที่ Fuwai Hospital ประเทศจีน

Sample

ผู้ป่วยที่ถูกส่งตรวจ Coronary Angiography (ICA) หรือ Coronary CT Angiography (CCTA) เพื่อยืนยัน
การวินิจฉัยโรคหลอดเลือดหัวใจตีบ (CAD) โดยมีเกณฑ์การตีบของหลอดเลือด $\geq 50\%$

จำนวนผู้เข้าร่วมทั้งหมด **460 คน** (จาก 893 คนที่คัดกรอง)

Data Collection

BASELINE INFORMATION

- The participants' presenting complaints
- Lifestyles
- Socioeconomic status
- Medical and family history
- Medication usage were documented

CAD Outcome Labeling (Ground Truth)

เป็นโรคหลอดเลือดหัวใจ (CAD) หากพบการตีบของหลอดเลือดหัวใจตั้งแต่ 50% ขึ้นไป โดยอ้างอิงจากผลการตรวจ Invasive Coronary Angiography (ICA) หรือ Coronary CT Angiography (CCTA)

IRT FILMING



Technical Details

Contrastive Language–Image Pretraining (CLIP)

เป็นโมเดลที่เรียนรู้การเชื่อมโยงระหว่างภาพและคำอธิบาย (image–text pairs) ใช้เป็นโมเดลพื้นฐาน สำหรับเรียนรู้ลักษณะของภาพใบหน้า จากนั้นนำมาปรับให้เข้ากับภาพ Infrared Thermography (IRT) เพื่อแยกผู้ป่วย CAD และ Non-CAD

Image → CLIP encoder → latent feature → classifier (CAD vs non-CAD)

Vision Transformer (ViT)

โมเดล Vision Transformer จะมองภาพใบหน้าเป็นกลุ่มย่อย (patches) แล้วใช้กลไก self-attention เพื่อเข้าใจความสัมพันธ์ของอนุภูมิภาคทั่วทั้งใบหน้า ทำหน้าที่รวมข้อมูลทั้ง global และ local thermal patterns และประมวลผล feature ที่ได้จาก CLIP ให้มีโครงสร้างแบบเชิงพื้นที่

Technical Details

Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM)

ใช้คุณสมบัติของ gradient จากชั้นสุดท้ายของ deep learning model เพื่อสร้าง heatmap แสดงบริเวณที่โมเดลใช้ในการตัดสินใจ ช่วยให้เราเห็นว่าโมเดลให้ความสำคัญกับส่วนใดของใบหน้า เช่น รอบตา ปาก หรือคาง

Extreme Gradient Boosting (XGBoost)

ใช้เทคนิค gradient boosting โดยสร้าง decision trees ต่อเนื่องกัน แต่ละต้นเรียนรู้จาก error ของต้นก่อนหน้า เพื่อปรับน้ำหนัก (weights) ให้แม่นยำยิ่งขึ้น โมเดลนี้ช่วยให้ตีความได้ว่า feature ทางอนุกรมวิธานใบหน้ามีผลต่อการทำนาย CAD มากที่สุด (ใช้สร้าง Interpretable IRT Feature Model)

Methodology Overview

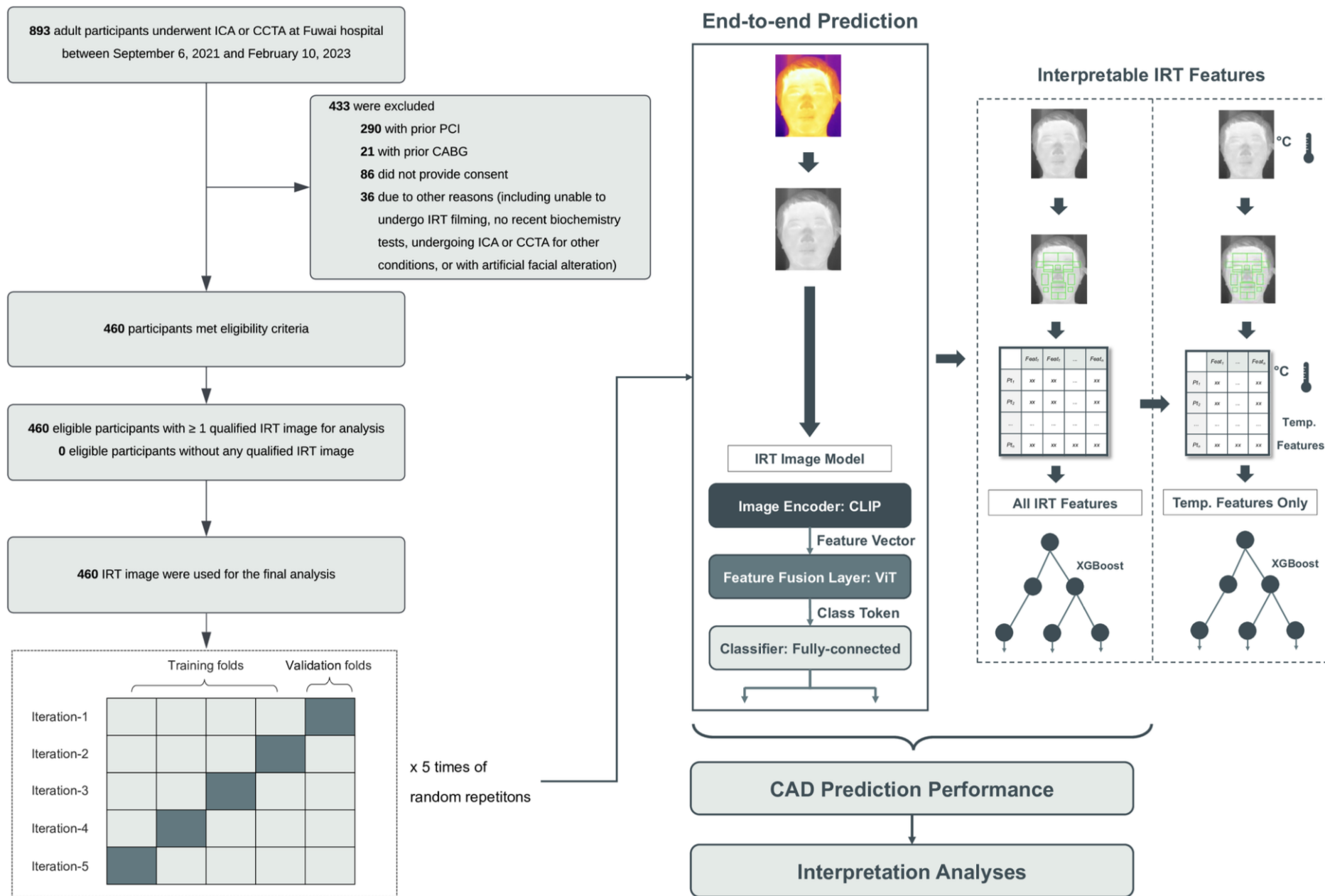
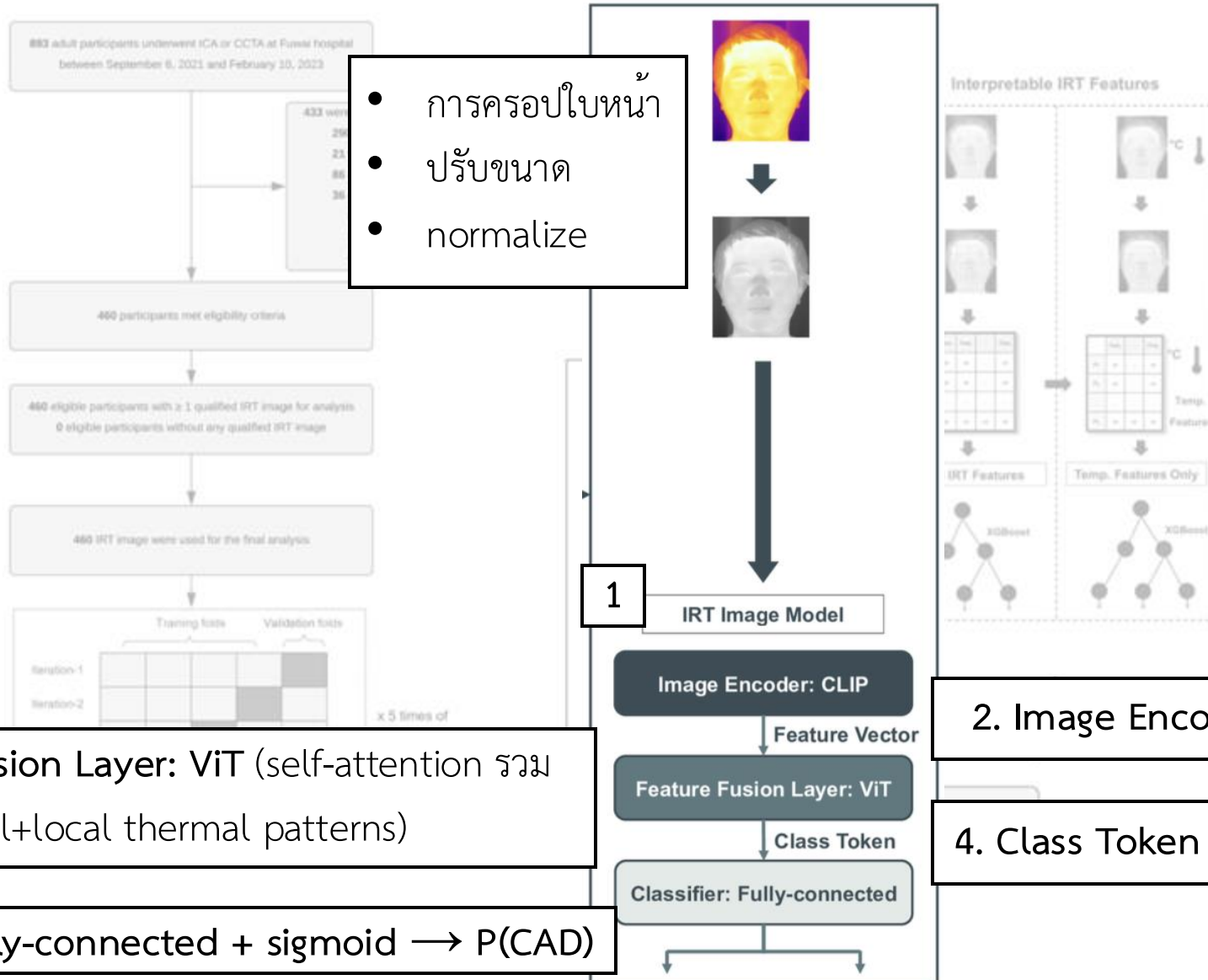


Figure 1

Model Development (IRT Image Model: CLIP + ViT)

End-to-end Prediction



Model Interpretation

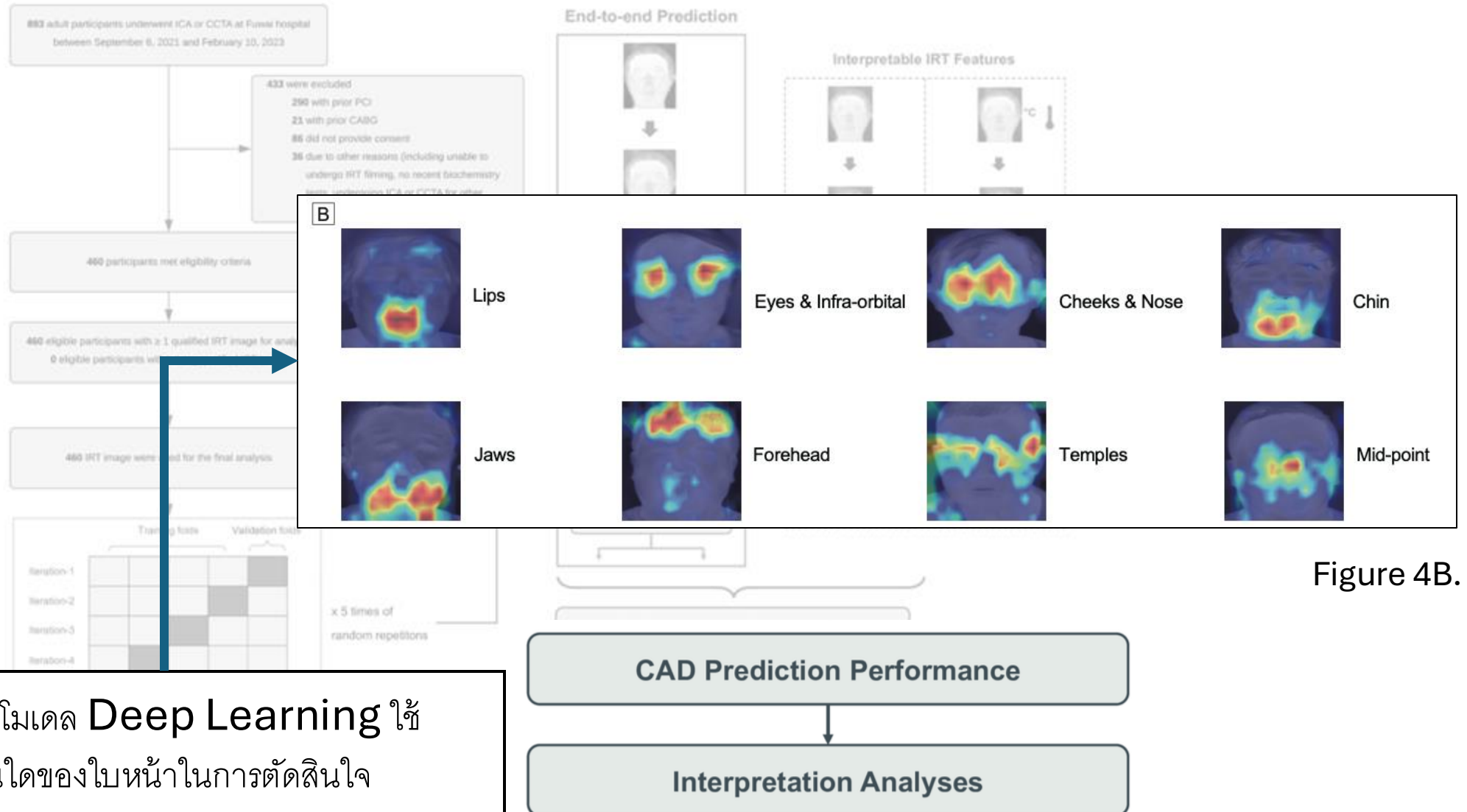


Figure 4B.

ตรวจสอบว่าโมเดล Deep Learning ใช้
ข้อมูลบริเวณใดของใบหน้าในการตัดสินใจ

Interpretable IRT Feature Model (XGBoost)

วิเคราะห์ว่าบริเวณใดของใบหน้ามีผลต่อความเสี่ยง CAD เสริมความเข้าใจจาก Deep Learning Model ด้วยการสร้างโมเดล XGBoost ที่ตีความได้ง่ายขึ้น

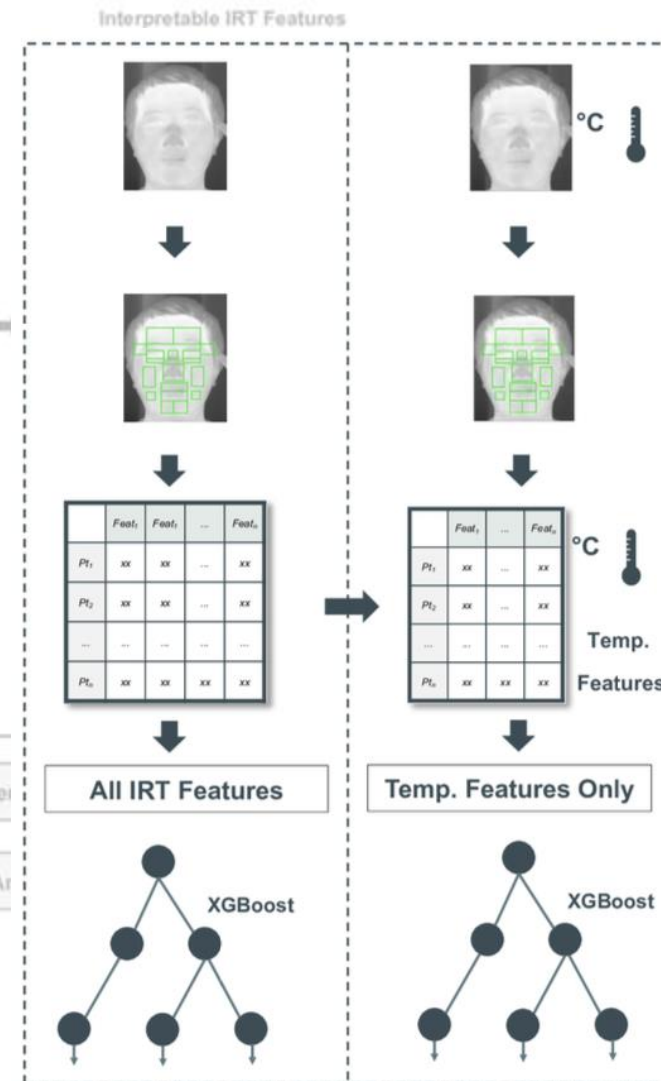
Feature Extraction

ใช้ 18 Regions of Interest (ROIs) บนใบหน้า จากแต่ละ ROI ดึง temperature-based features (mean, SD, max, min) รวมได้ทั้งหมด 628 temperature-based features

Model Construction

ใช้ XGBoost ซึ่งเป็น gradient-boosted decision trees ที่สามารถจัดอันดับความสำคัญของ feature ได้ เพื่อดูว่าอุณหภูมิจากบริเวณใดส่งผลต่อการทำนาย CAD มากที่สุด แยกฝึก 2 รูปแบบ

- 1) All IRT Features model – ใช้ทุก features
- 2) Temperature-only model – ใช้เฉพาะค่าความร้อนเฉลี่ยของแต่ละ ROI



Results – Participant Characteristics

Table 1 Baseline characteristics

	Overall (n=460)	CAD (n=322)	No CAD (n=138)	P value
Age, mean (SD)	58.4 (10.4)	60.4 (9.7)	53.8 (10.6)	<0.001
Female sex, n (%)	126 (27.4)	74 (23.0)	52 (37.7)	0.002
Smoking, n (%)	219 (47.6)	177 (55.0)	42 (30.4)	<0.001
BMI, mean (SD)	25.5 (3.0)	25.6 (3.0)	25.2 (3.0)	0.155
Menopause, n (%)	107 (84.9)	71 (95.9)	36 (69.2)	<0.001
Early ASCVD family history, n (%)	18 (3.9)	15 (4.7)	3 (2.2)	0.128
Hypertension, n (%)	267 (58.0)	215 (66.8)	52 (37.7)	<0.001
Hyperlipidaemia, n (%)	348 (75.7)	295 (91.6)	53 (38.4)	<0.001
Diabetes mellitus, n (%)	112 (24.3)	96 (29.8)	16 (11.6)	<0.001
Cerebrovascular event, n (%)	67 (14.6)	59 (18.3)	8 (5.8)	0.001
Peripheral artery disease, n (%)	48 (10.4)	44 (13.7)	4 (2.9)	0.001
Congestive heart failure, n (%)	63 (13.7)	32 (9.9)	31 (22.5)	0.001
Chronic kidney disease, n (%)	5 (1.1)	4 (1.2)	1 (0.7)	1.00
COPD, n (%)	7 (1.5)	5 (1.6)	2 (1.4)	1.00
Atrial Fibrillation, n (%)	35 (7.6)	21 (6.5)	14 (10.1)	0.250
Chronic inflammatory disease, n (%)	18 (3.9)	14 (4.3)	4 (2.9)	0.637
CAD symptoms, n (%)				
No symptoms	77 (16.7)	42 (13.0)	35 (25.4)	0.002
Non-anginal	102 (22.2)	70 (21.7)	32 (23.2)	
Atypical	146 (31.7)	102 (31.7)	44 (31.9)	
Typical	135 (29.3)	108 (33.5)	27 (19.6)	

Table 1 Baseline characteristics

	Overall (n=460)	CAD (n=322)	No CAD (n=138)	P value
Regular medications				
Aspirin, n (%)	191 (41.5)	173 (53.7)	18 (13.0)	<0.001
Beta blocker, n (%)	116 (25.2)	92 (28.6)	24 (17.4)	0.016
Statin, n (%)	210 (45.7)	173 (53.7)	37 (26.8)	<0.001
Nonstatin lipid-lowering drugs, n (%)	11 (2.4)	7 (2.2)	4 (2.9)	0.740
ACEI/ARB, n (%)	125 (27.2)	103 (32.0)	22 (15.9)	0.001
CCB, n (%)	121 (26.3)	94 (29.2)	27 (19.6)	0.042
Fast glucose, mean (SD)	6.3 (2.0)	6.5 (2.2)	5.7 (1.3)	<0.001
Total cholesterol, mean (SD)	4.3 (1.2)	4.2 (1.2)	4.7 (1.1)	<0.001
Triglyceride, mean (SD)	1.7 (1.7)	1.7 (1.9)	1.5 (0.9)	0.058
HDL, mean (SD)	1.2 (0.3)	1.2 (0.3)	1.3 (0.3)	<0.001
LDL, mean (SD)	2.5 (1.0)	2.4 (0.9)	2.9 (1.0)	<0.001
Haemoglobin A1c%, mean (SD)	6.3 (1.2)	6.4 (1.2)	5.9 (0.7)	<0.001
ESR, mean (SD)	8.0 (9.6)	8.3 (10.2)	6.7 (5.8)	0.069
CRP, mean (SD)	3.6 (5.2)	3.7 (5.5)	3.0 (3.4)	0.231
LVEF, mean (SD)	63.2 (6.2)	62.5 (6.6)	65.1 (4.5)	<0.001
Coronary confirmatory exam, n (%)				<0.001
ICA	379 (82.4)	310 (96.3)	69 (50.0)	<0.001
CCTA	81 (17.6)	12 (3.7)	69 (50.0)	
Coronary Lesion severity, n (%)				
No coronary stenosis >50%	138 (30.0)	/	138 (100.0)	<0.001
One vessel	89 (19.3)	89 (27.6)	/	
Two vessels	74 (16.1)	74 (23.0)	/	
Left main or three or more vessels	159 (34.6)	159 (49.4)	/	

ACEI/ARB, ACE inhibitor or angiotensin receptor blocker; ASCVD, atherosclerotic cardiovascular diseases; BMI, body mass index; CAD, coronary artery disease; CCB, calcium channel blocker; CCTA, coronary CT angiography; COPD, chronic obstructive pulmonary disease; CRP, C reactive protein; ESR, erythrocyte sedimentation rate; HDL, high-density lipoprotein; ICA, invasive coronary angiography; LDL, low-density lipoprotein; Lp(a), lipoprotein(a); LVEF, left ventricular ejection fraction.

Validation Setup



Model Validation Setup

เพื่อประเมินความเสถียรของโมเดล ใช้ 5-fold cross-validation ซ้ำ 5 ครั้ง โดยสลับข้อมูล training และ validation ในแต่ละรอบ

วัดค่าเฉลี่ยของ performance (AUC, accuracy, sensitivity, specificity) จากทุกการทดลอง

Model Performance Comparison

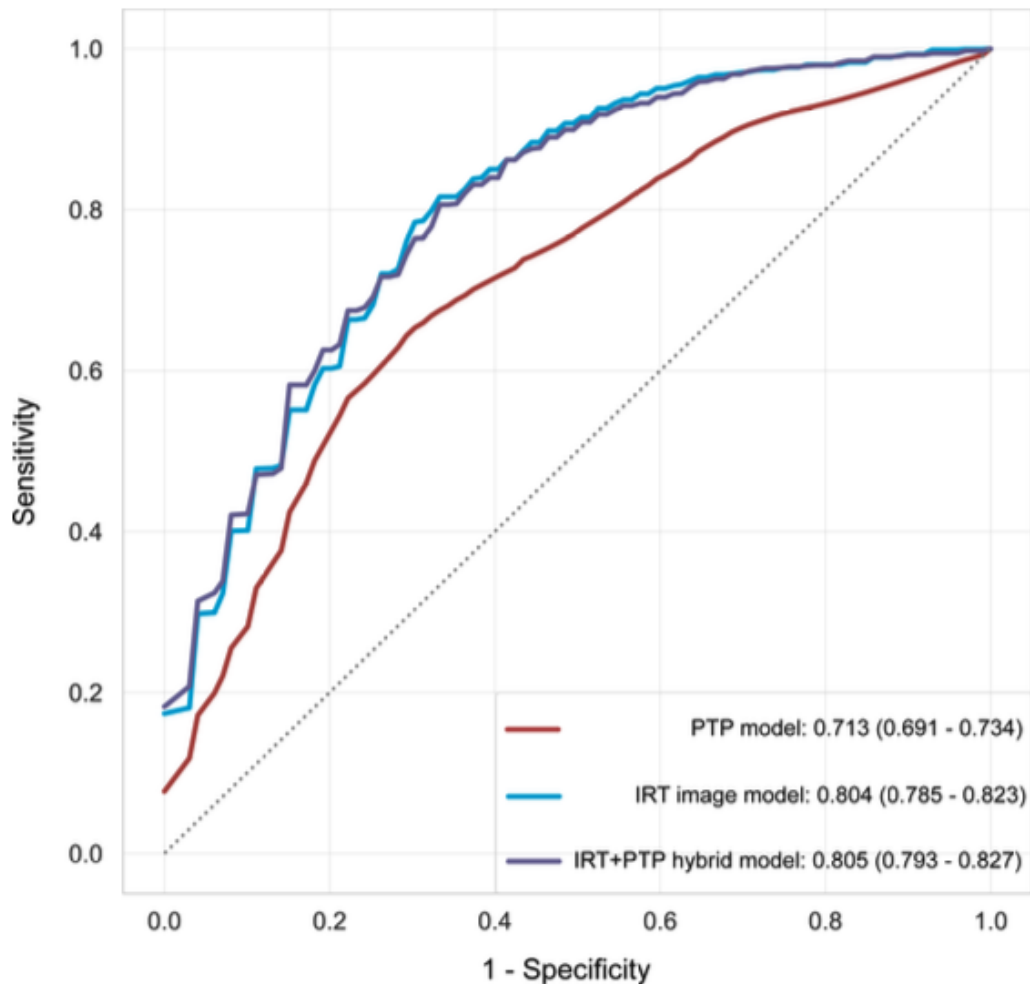


Figure 2. ROC curves (PTP vs IRT vs Hybrid)

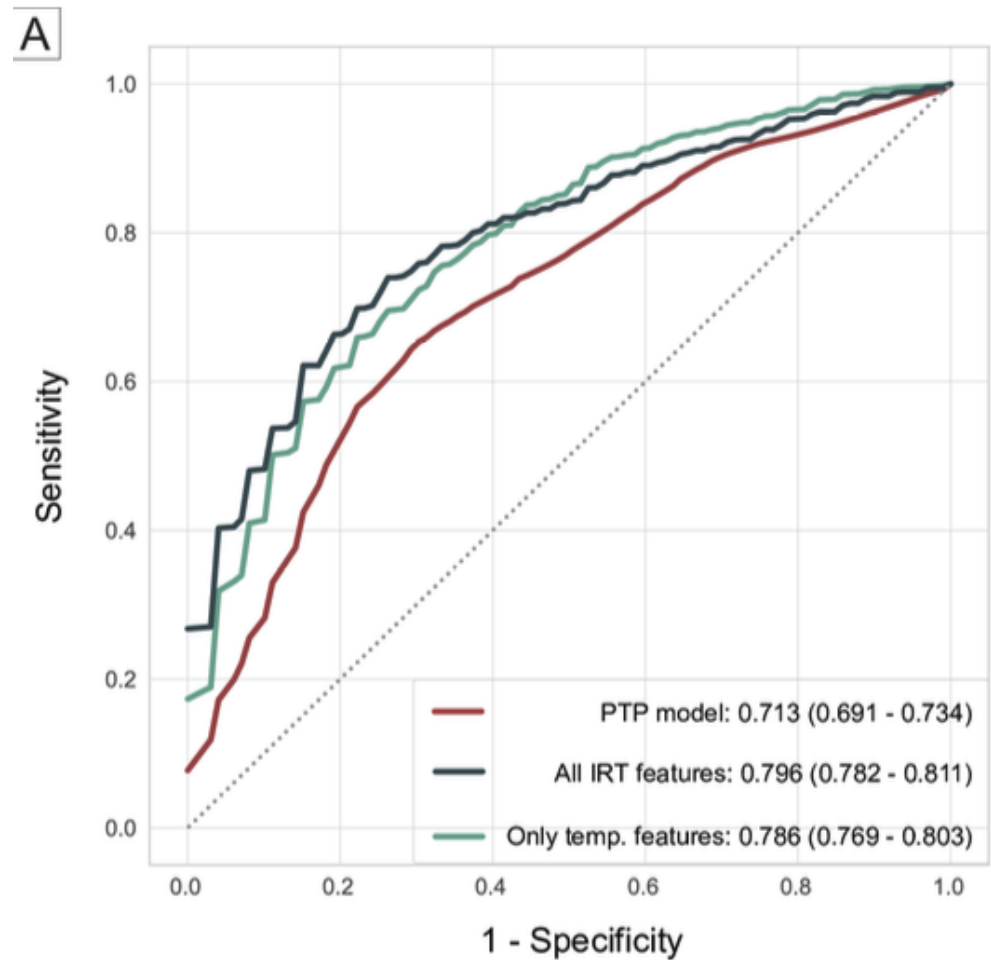


Figure 3A. ROC of Interpretable IRT Feature Models (XGBoost)

Interpretable IRT Feature Analysis (XGBoost Feature Importance)

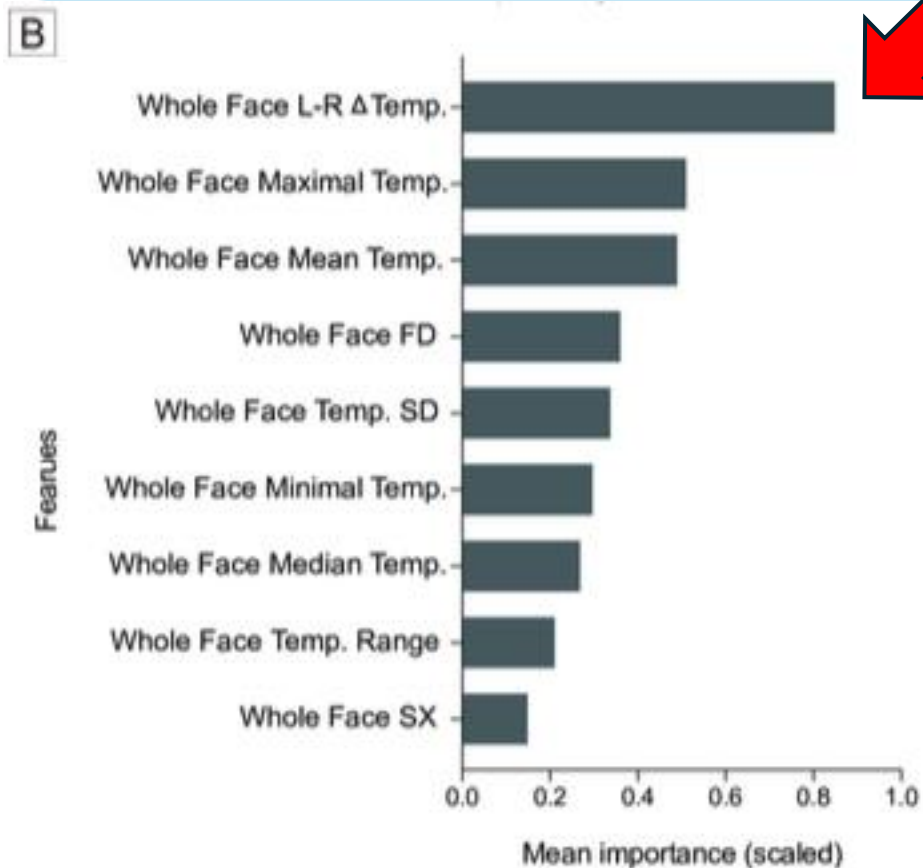


Figure 3B แสดง feature-level importance ของทั้งใบหน้า

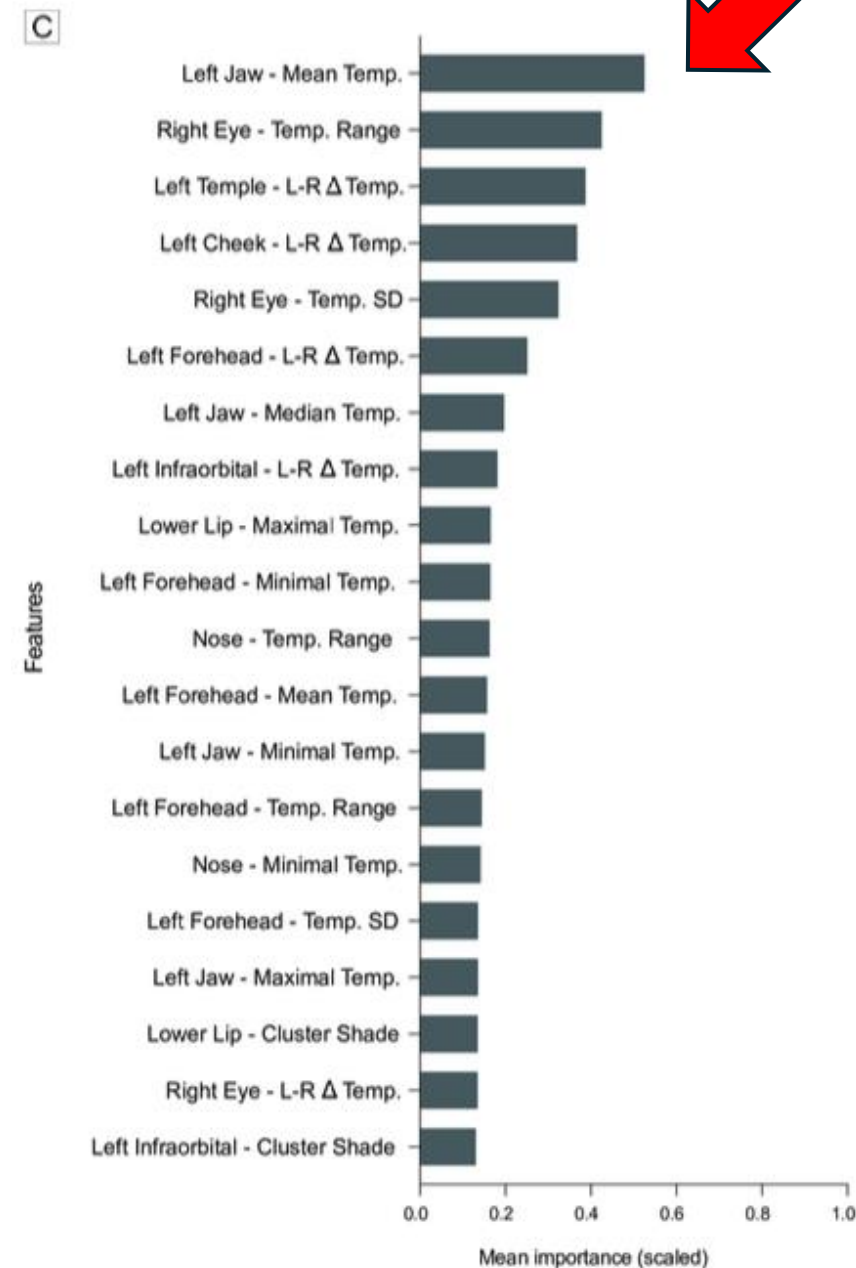
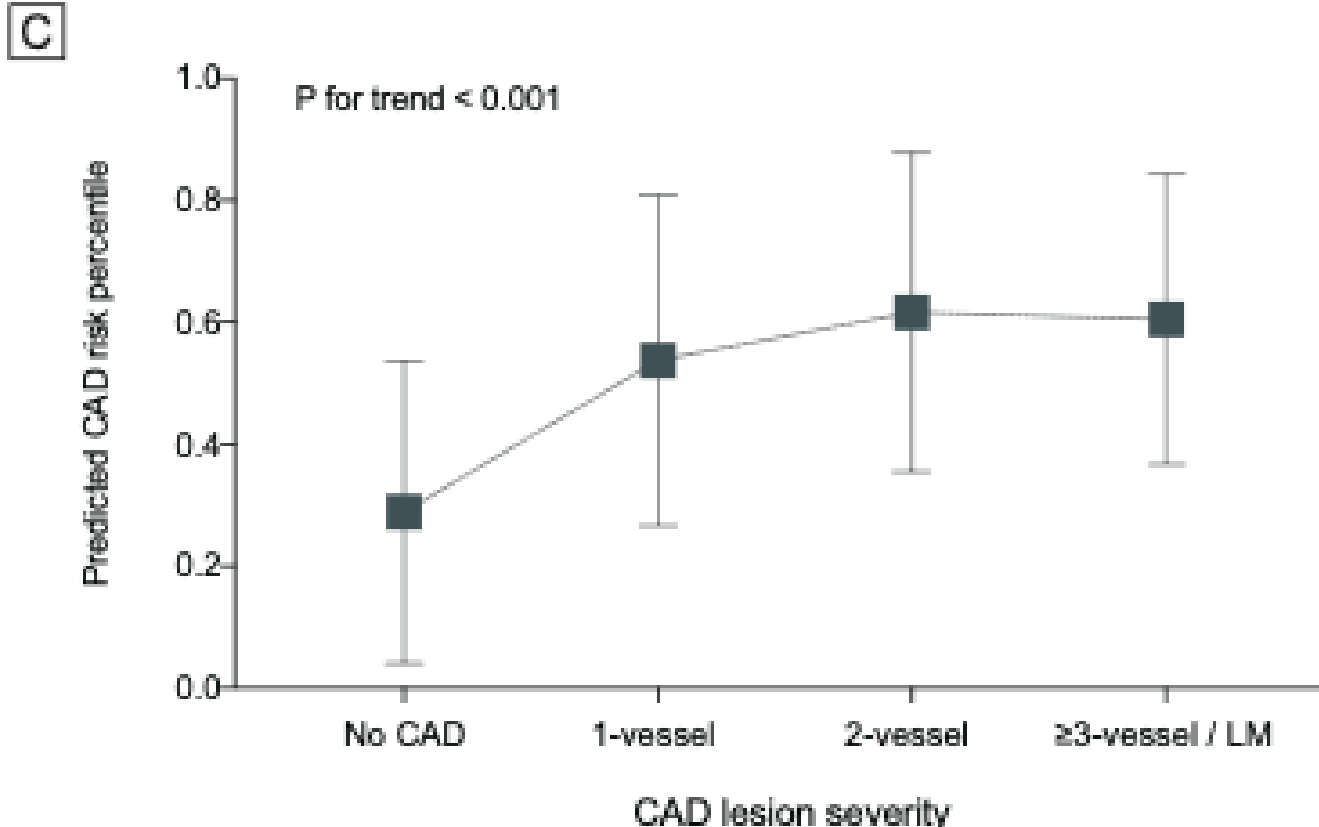


Figure 3C แสดง importance ของ 20 บริเวณย่อยบนใบหน้า (ROIs)

Validation Result Summary



พบว่าค่าความเสี่ยงที่โมเดลทำนายเพิ่มขึ้นตามความรุนแรงของ CAD หมายความว่า ยิ่งหลอดเลือดตีบหลายเส้น ค่าความเสี่ยงที่โมเดลทำนายยิ่งสูงขึ้น อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ (P for trend < 0.001)

Figure 4C. Clinical Correlation with CAD Severity

Validation Result Summary (Clinical Correlation)

Table 2 IRT model prediction for surrogate labels contributing or related to CAD

Surrogate labels	AUC (95% CI)	MAE (95% CI)
ASCVD traditional risk factors		
Hyperlipidaemia	0.831 (0.811 to 0.850)	/
Hypertension	0.640 (0.607 to 0.673)	/
Diabetes mellitus	0.659 (0.573 to 0.745)	/
Male	0.988 (0.985 to 0.991)	/
Age	/	8.23 (7.543 to 8.914)
Body mass index	/	2.593 (2.147 to 3.038)
Smoking	0.749 (0.694 to 0.804)	/
Early ASCVD family history	0.691 (0.587 to 0.795)	/
HbA1C%	/	0.772 (0.686 to 0.859)
Inflammation and other cardiovascular markers		
Chronic inflammatory diseases	0.631 (0.536 to 0.726)	/
Elevated ESR level*	0.645 (0.524 to 0.766)	/
Elevated Inflammatory Markers [†]	0.601 (0.539 to 0.663)	/
NT-proBNP>300pg/mL	0.636 (0.593 to 0.678)	/

*The elevated level refers to the laboratory value higher than the upper bound of reporting normal range.

[†]Inflammatory markers include ESR, C reactive protein and Interleukin-6.

ASCVD, atherosclerotic cardiovascular diseases; AUC, area under the curve; CAD, coronary artery disease; CRP, C reactive protein; ESR, erythrocyte sedimentation rate; HbA1C%, Hemoglobin A1C%; IRT, infrared thermography; MAE, mean absolute error; NT-proBNP, N-terminal pro-B-type natriuretic peptide.

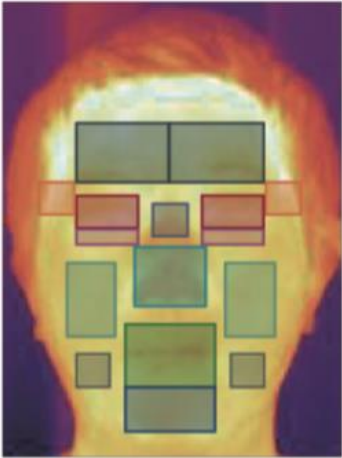
Summary of Findings

Prediction Model	AUC	95% Confidence Interval
IRT Image Model	0.804	0.785 - 0.823
Interpretable IRT Features	0.796	0.782 - 0.811
Only Traditional Temperature Features	0.786	0.769 - 0.803
PTP Model	0.713	0.691 - 0.734

Data from Figure 2 and Figure 3A, *Kung et al.* (2024)

Interpretation of Findings

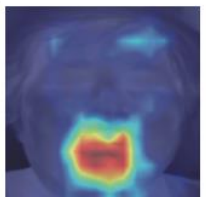
A ΔAUC = ผลต่างของค่า AUC ก่อนและหลังปิดบังบริเวณนั้น

IRT Image	Facial Regions	ΔAUC
	Lips	- 0.035 (4.35%)
	Infra-orbital	- 0.030 (3.68%)
	Cheeks	- 0.029 (3.56%)
	Eyes	- 0.028 (3.47%)
	Chin	- 0.025 (3.16%)
	Jaws	- 0.025 (3.08%)
	Nose	- 0.024 (2.97%)
	Forehead	- 0.021 (2.59%)
	Temples	- 0.017 (2.13%)
	Mid-point	- 0.012 (1.54%)

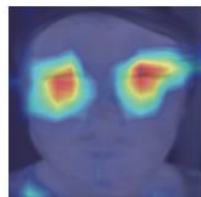
โมเดล Deep Learning (CLIP + ViT) เน้นบริเวณสำคัญบนใบหน้า เช่น ริมฝีปาก, ใต้ตา, แก้ม, และ คาง ซึ่งมีความสัมพันธ์กับหลอดเลือดผิวหนัง สะท้อนความผิดปกติของการไหลเวียนเลือดจาก CAD

การทำ occlusion test พบว่าเมื่อปิดบังบริเวณเหล่านี้ ค่า AUC ลดลงชัดเจน แปลว่าโมเดลใช้ข้อมูลจาก thermal pattern ของจุดเหล่านี้จริง

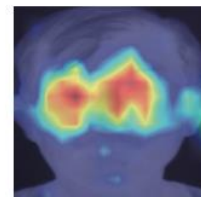
B



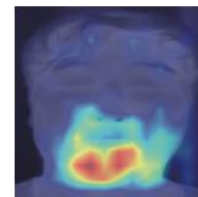
Lips



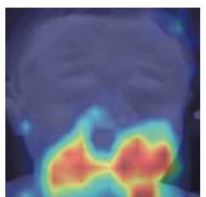
Eyes & Infra-orbital



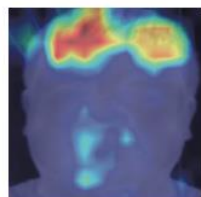
Cheeks & Nose



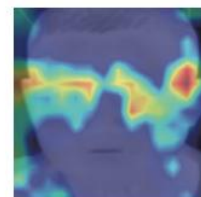
Chin



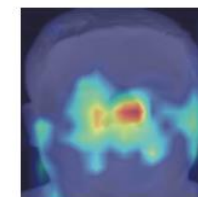
Jaws



Forehead



Temples



Mid-point

Conclusion

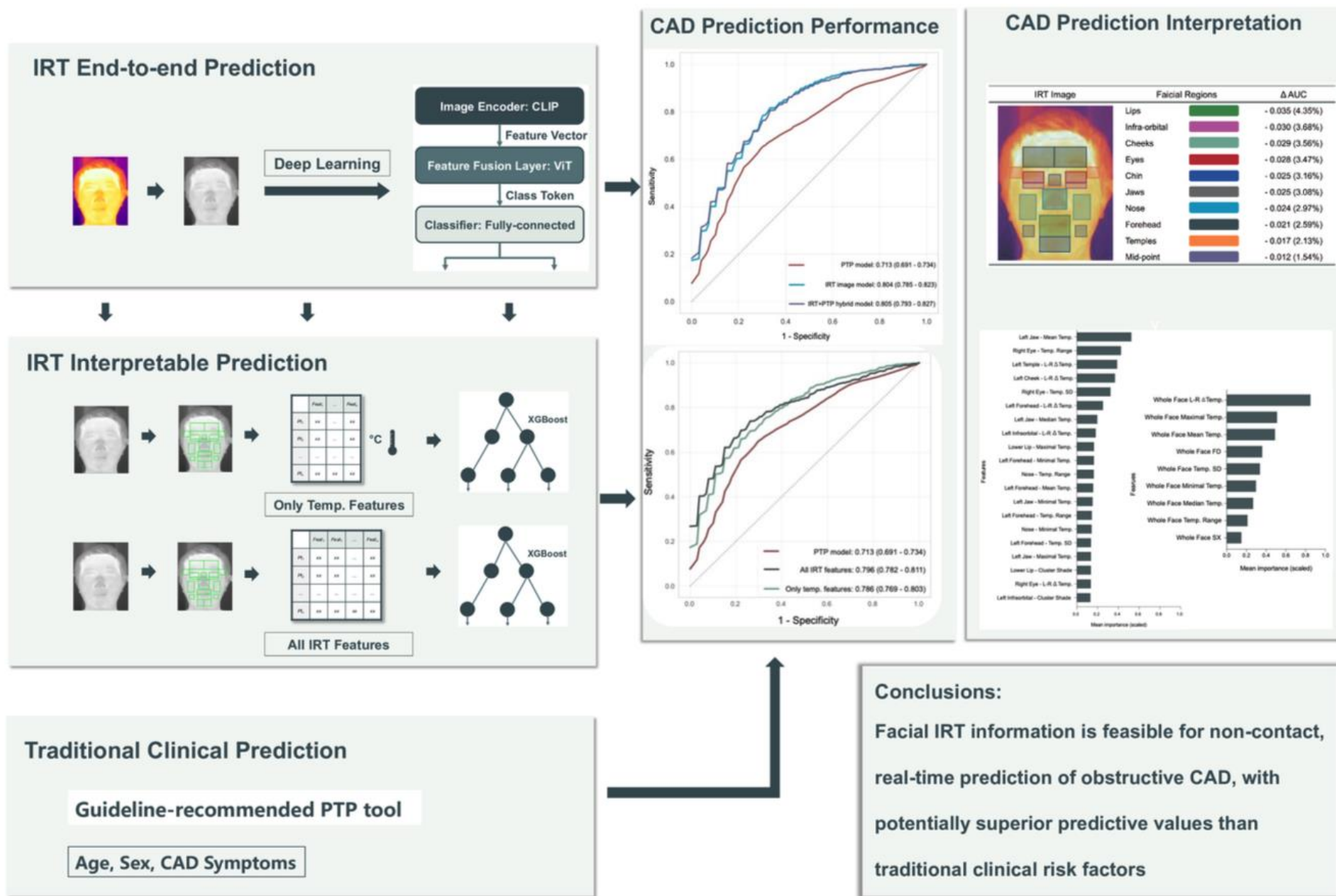


Figure 5

Conclusion

- ❑ ข้อมูลอุณหภูมิบนใบหน้าที่ตรวจด้วยเทคโนโลยี Infrared Thermography (IRT) สามารถนำมาใช้ในการทำนายความเสี่ยงโรคหลอดเลือดหัวใจตีบ (CAD) ได้อย่างมีประสิทธิภาพ
- ❑ โมเดล IRT Image Model ให้ค่า **AUC = 0.804** (95% CI: 0.785–0.823) ซึ่งสูงกว่าโมเดลทางคลินิกมาตรฐาน (PTP Model, AUC = 0.713)
- ❑ การวิเคราะห์เชิงลึกพบว่า **บริเวณริมฝีปาก ใต้ตา แก้ม และคาง** เป็นบริเวณสำคัญที่มีอุณหภูมิเกี่ยวข้องกับความรุนแรงของ CAD
- ❑ ค่าความเสี่ยงที่โมเดลทำนายเพิ่มขึ้นตามระดับความรุนแรงของโรค (P for trend < 0.001)
- ❑ เทคโนโลยี IRT สามารถเป็น **เครื่องมือคัดกรองแบบไม่สัมผัส (non-contact)** และ วิเคราะห์ได้แบบ **real-time**
- ❑ มีศักยภาพในการใช้ร่วมกับโมเดลทางคลินิก เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการประเมินความเสี่ยง CAD
- ❑ แนวทางนี้อาจช่วยให้การคัดกรองโรคหัวใจในอนาคต **เข้าถึงได้ง่าย ปลอดภัย และลดต้นทุน**

References

Kung, M., Zeng, J., Lin, S., Yu, X., Liu, C., Shi, M., Sun, R., Yuan, S., Lian, X., Su, X., Zhao, Y., Zheng, Z., & Ji, X. (2024). Prediction of coronary artery disease based on facial temperature information captured by non-contact infrared thermography. *BMJ health & care informatics*, 31(1), e100942. <https://doi.org/10.1136/bmjhci-2023-100942>

Ashrafi, Roshanak & Azarbayjania, Mona & Tabkhi, Hamed. (2022). A Novel Fully Annotated Thermal Infrared Face Dataset: Recorded in Various Environment Conditions and Distances From The Camera. 10.48550/arXiv.2205.02093.

Thank You