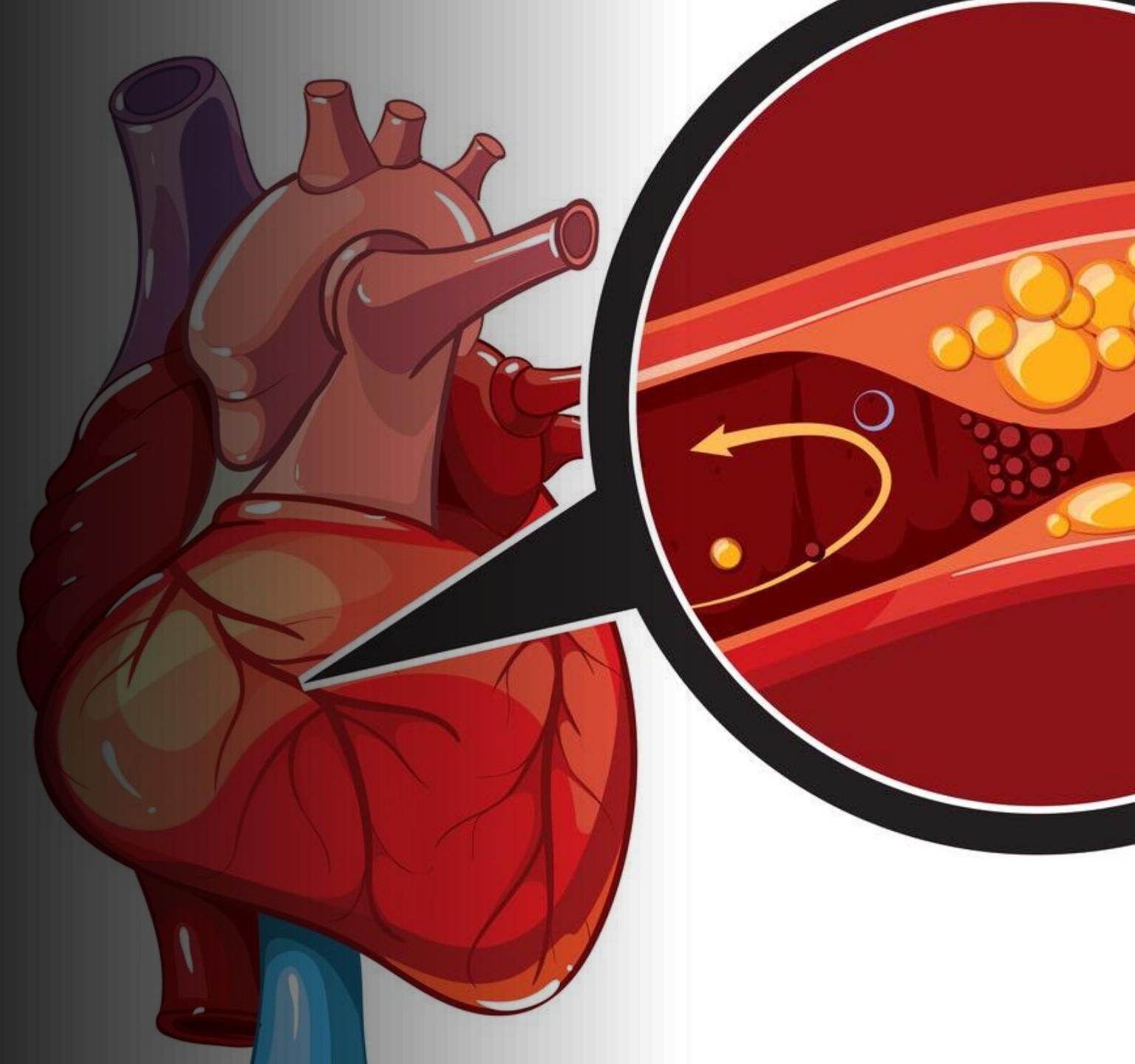


# **Prediction of coronary artery disease based on facial temperature information captured by non-contact infrared thermography**

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

---

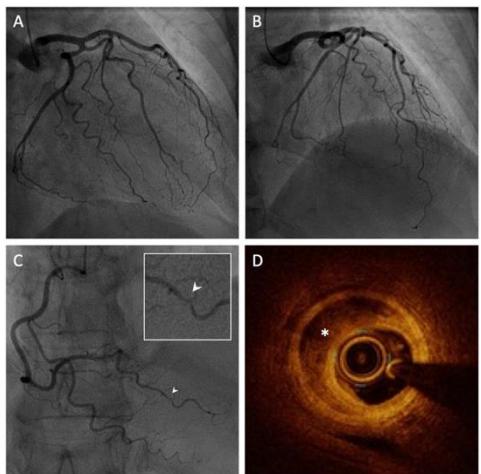
Minghui Kung,<sup>1,2</sup> Juntong Zeng ,<sup>3,4,5</sup> Shen Lin,<sup>3,4,5,6,7</sup> Xuexin Yu,<sup>1</sup> Chang Liu,<sup>1</sup>  
Mengnan Shi,<sup>1</sup> Runchen Sun,<sup>3,4,5</sup> Shangyuan Yuan,<sup>1,2</sup> Xiaocong Lian,<sup>8</sup>  
Xiaoting Su,<sup>3,4,5</sup> Yan Zhao,<sup>3,4,6,7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

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>

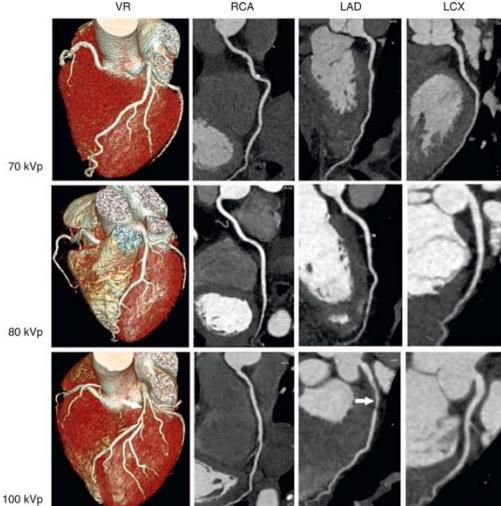
# Why Focus on Coronary Artery Disease (CAD)

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



**Coronary Angiography  
(ICA)**

**INVASIVE**



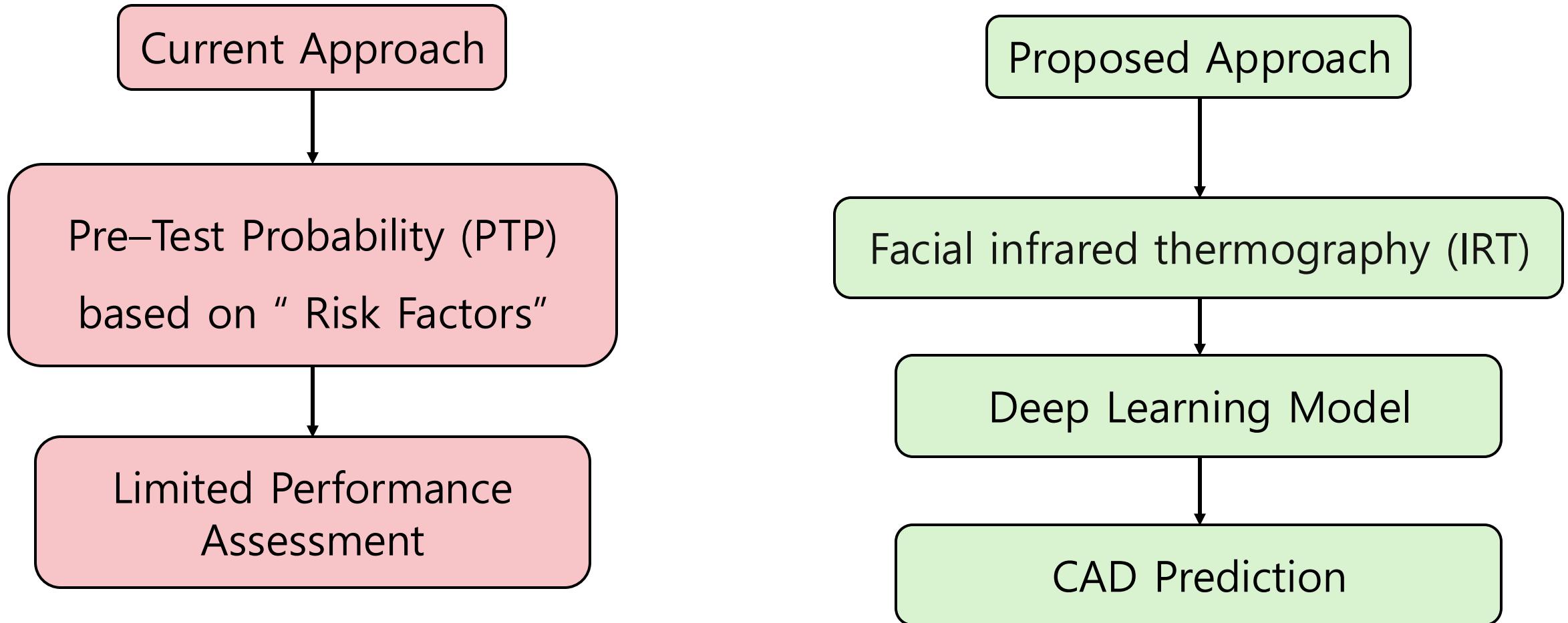
**Coronary CT Angiography  
(CCTA)**



**NON-INVASIVE**

Infrared Thermography เป็นเทคโนโลยีไม่สัมผัสที่ตรวจจับการแพร่งสีอินฟราเรดจากผิวหนัง เพื่อสะท้อนการไหลเวียนเลือดและการอักเสบ 3

# Background



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 ถูกนำมาใช้ในหลายสาขางานทางการแพทย์ เช่น การตรวจภาวะการอักเสบของกล้ามเนื้อ การประเมินการไหลเวียนเลือดในผู้ป่วยเบาหวาน หรือการคัดกรองโรคเต้านม โดยวัดการกระจายของอุณหภูมิบนพื้นผิวร่างกายเพื่อสังเคราะห์และวิเคราะห์เฉพาะจุดจำกัดของใบหน้า 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 แต่ยังไม่มีงานใดที่นำเทคนิคเหล่านี้มาใช้ร่วมกับภาพอุณหภูมิจากกล้องอินฟราเรด 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 ในการทนายความเสี่ยงของโรคหลอดเลือดหัวใจ (CAD)

2

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

3

เพื่อศึกษาความเป็นไปได้ของ การแปลผลเชิงลึก (Model Interpretation) ว่าพื้นที่บนใบหน้าใดมี ผลต่อการทนายโรคมากที่สุด

# Study Design

## Study Type

การศึกษานี้เป็นแบบ Prospective Single-center Cross-sectional study โดยเก็บข้อมูลจากผู้ป่วยที่เข้ารับการตรวจที่ Fuwai Hospital ประเทศจีน

## Sample

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

จำนวนผู้เข้ารวมทั้งหมด 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



### Reference Dataset:

Ashrafi, Roshanak & Azarbayanja, 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.

# 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) และใช้กลไก self-attention เพื่อเข้าใจความสัมพันธ์ของอุณหภูมิทั่วทั้งใบหน้า ทำหน้าที่รวมข้อมูลทั้ง global และ local thermal patterns และประมวลผล feature ที่ได้จาก CLIP ให้มีโครงสร้างแบบเชิงพื้นที่

# Technical Details

## Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM )

ใช้อนุพันธ์ของ 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) ให้แม่นยำขึ้น โมเดลนี้ช่วยให้ตีความได้ว่า feature ทางอุณหภูมิイベนใบหน้ามีผลต่อการคำนวณ CAD มากที่สุด (ใช้สร้าง Interpretable IRT Feature Model)

# Methodology Overview

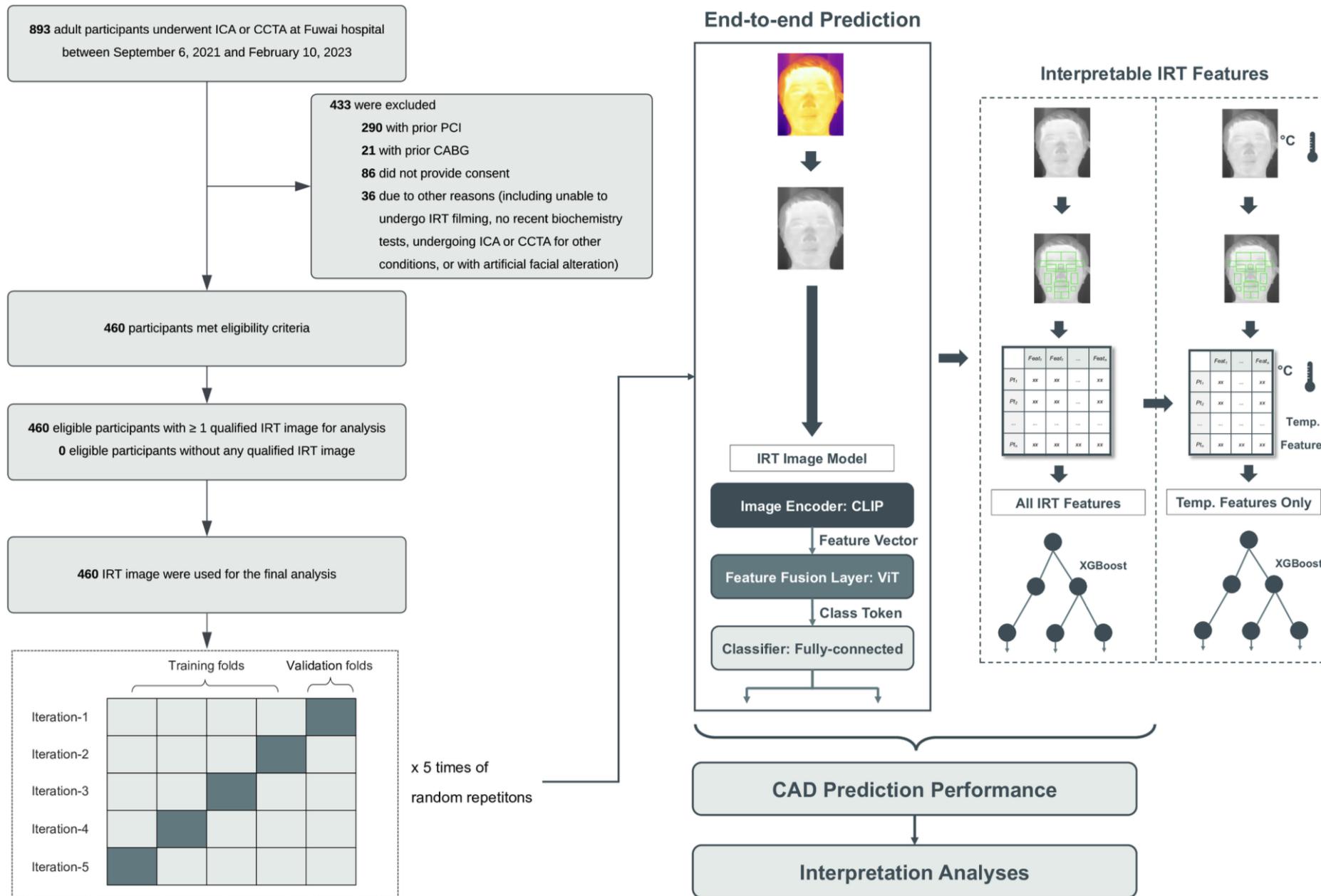
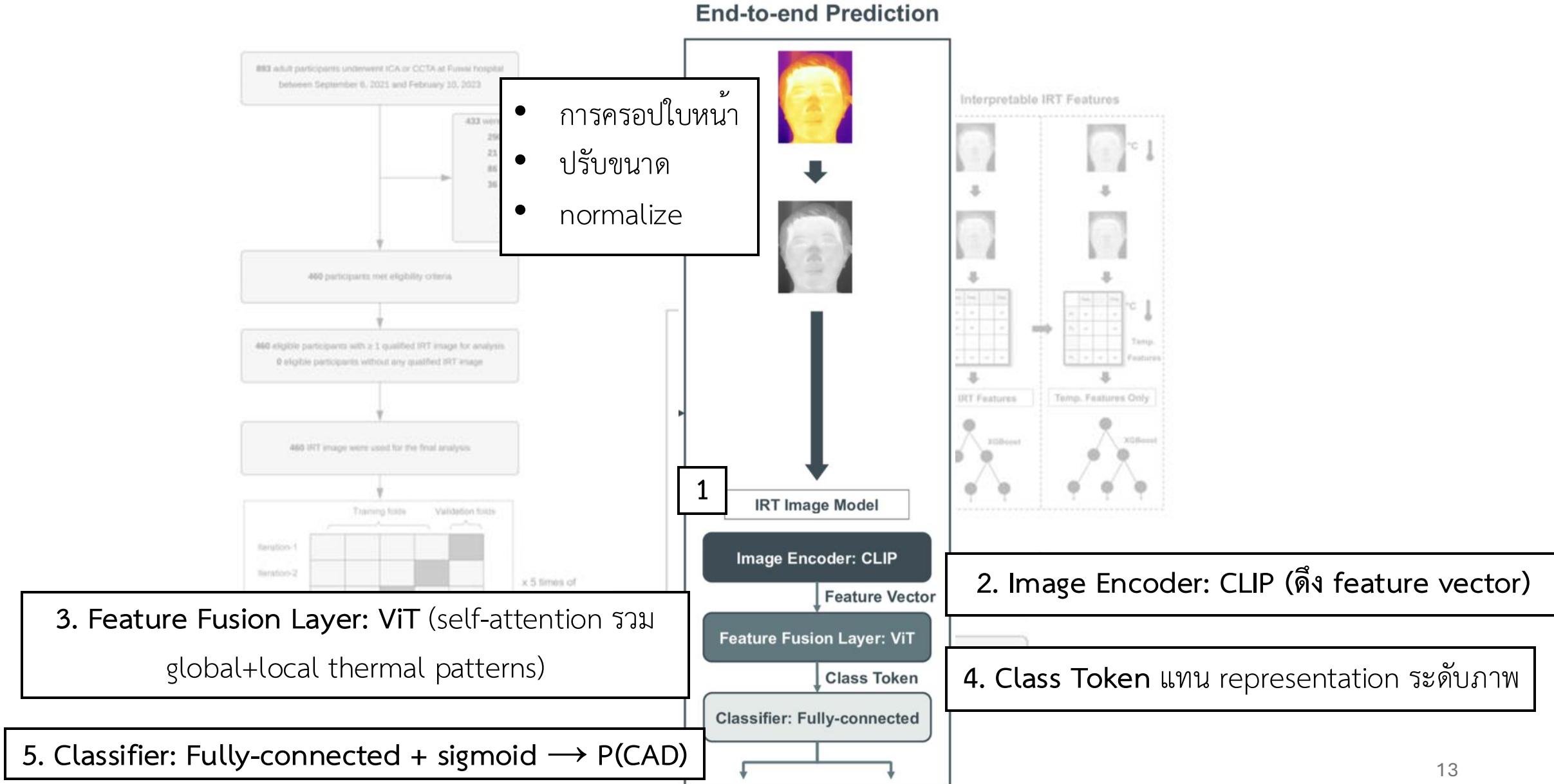
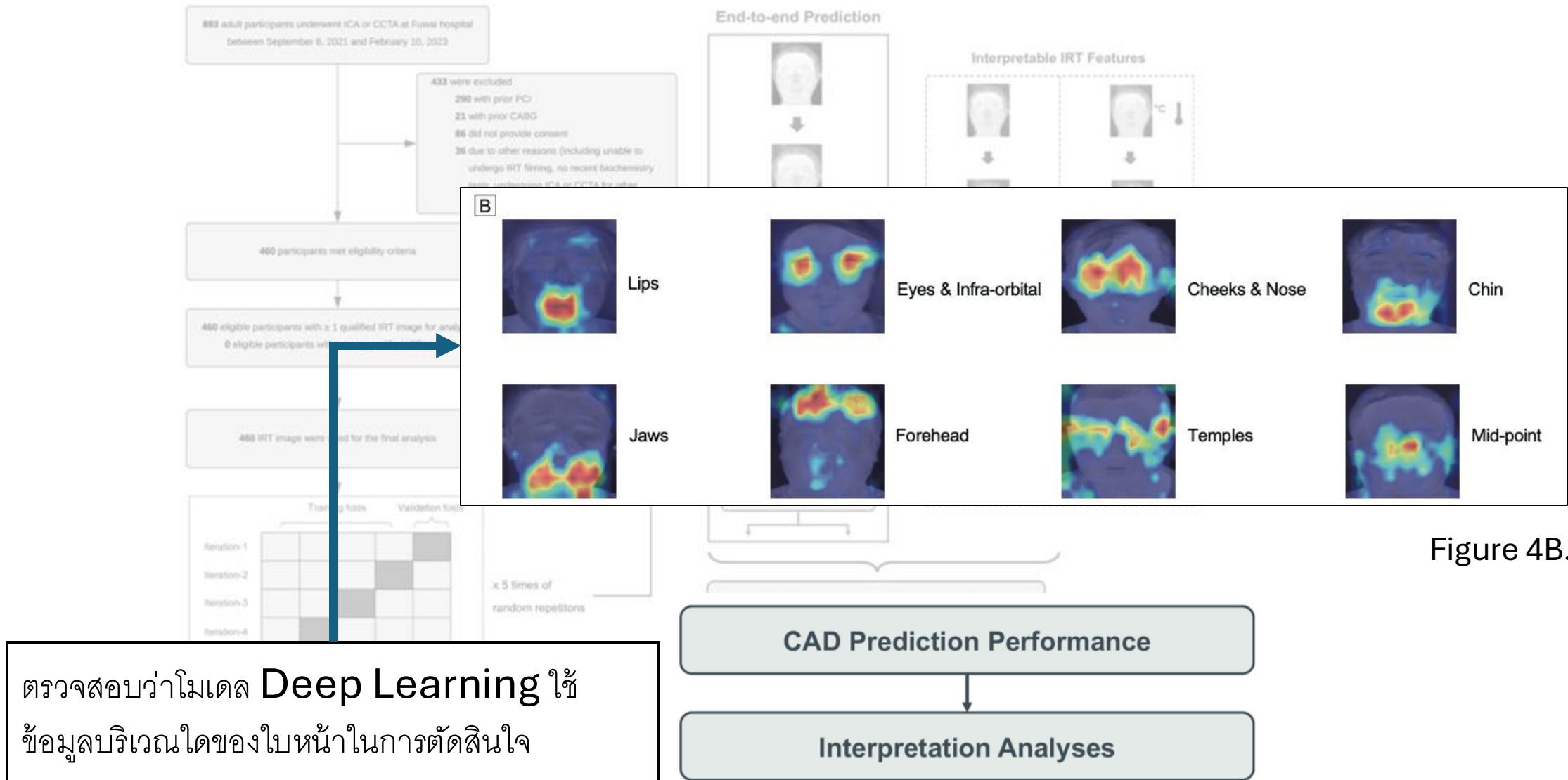


Figure 1

# Model Development (IRT Image Model: CLIP + ViT)



# Model Interpretation



# Interpretable IRT Feature Model (XGBoost)

วิเคราะห์ว่าบริเวณใดของใบหน้ามีผลต่อความเสี่ยง CAD เสริมความเข้าใจจาก Deep Learning Model ด้วยการสร้างโมเดล XGBoost ที่ตีความได้ง่ายขึ้น

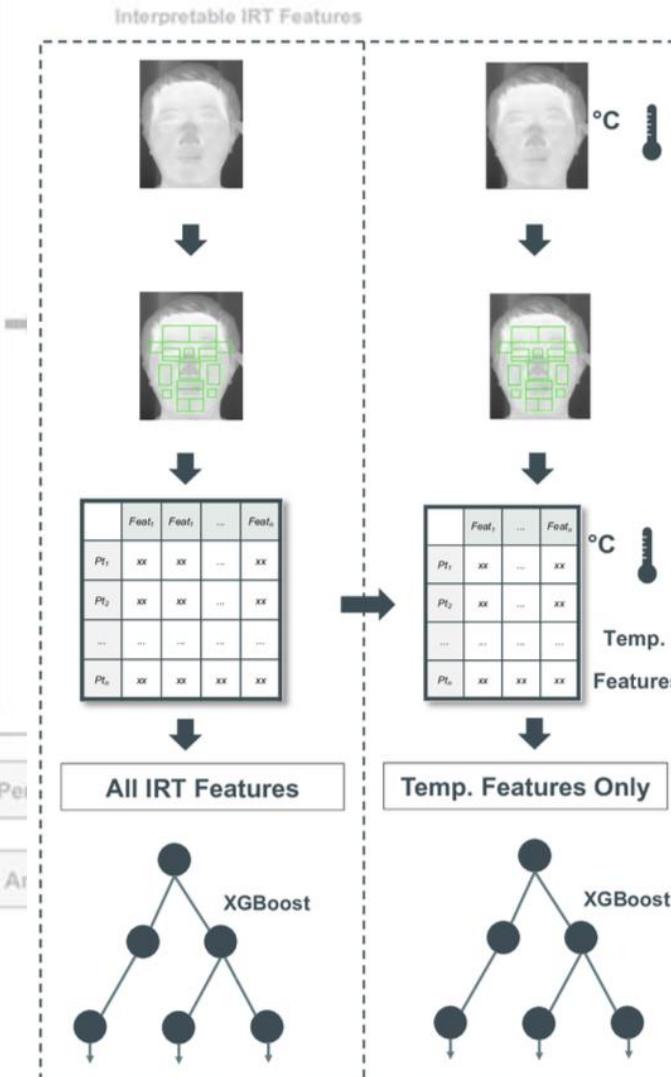
## Feature Extraction

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 แยกเป็น 2 รูปแบบ

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



# Results – Participant Characteristics

**Table 1** Baseline characteristics

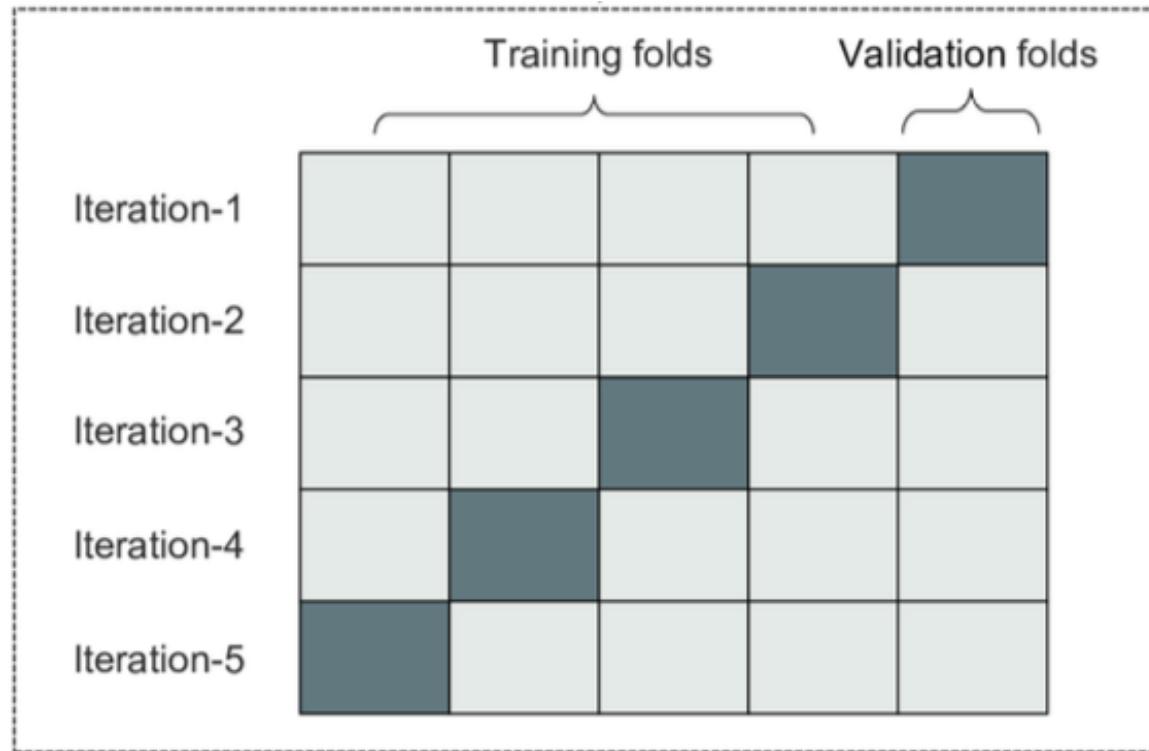
	Overall (n=460)	CAD (n=322)	No CAD (n=138)	P value
Age, mean (SD)	58.4 (10.4)	60.4 (9.7)	53.8 (10.6)	<0.001
Female sex, n (%)	126 (27.4)	74 (23.0)	52 (37.7)	0.002
Smoking, n (%)	219 (47.6)	177 (55.0)	42 (30.4)	<0.001
BMI, mean (SD)	25.5 (3.0)	25.6 (3.0)	25.2 (3.0)	0.155
Menopause, n (%)	107 (84.9)	71 (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)	
CCTA	81 (17.6)	12 (3.7)	69 (50.0)	
Coronary Lesion severity, n (%)				<0.001
No coronary stenosis >50%	138 (30.0)	/	138 (100.0)	
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

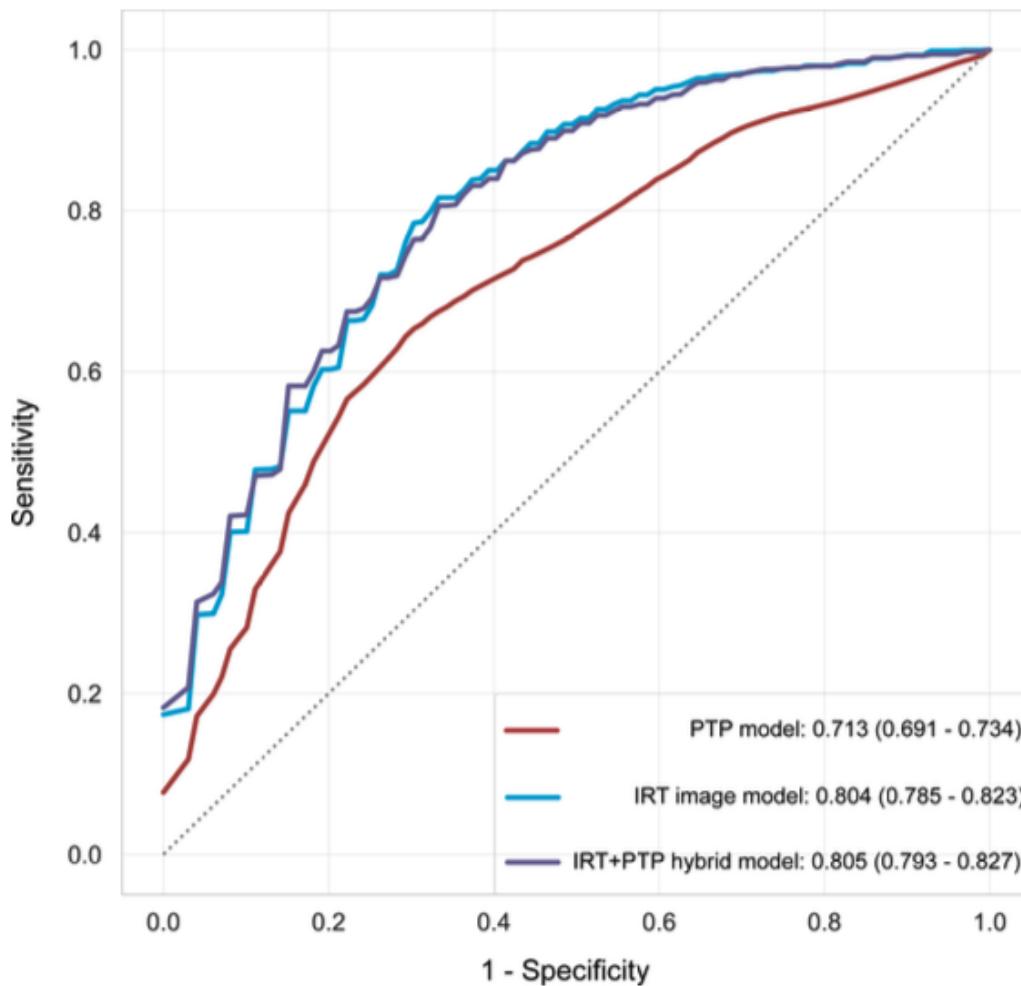


Figure 2. ROC curves (PTP vs IRT vs Hybrid)

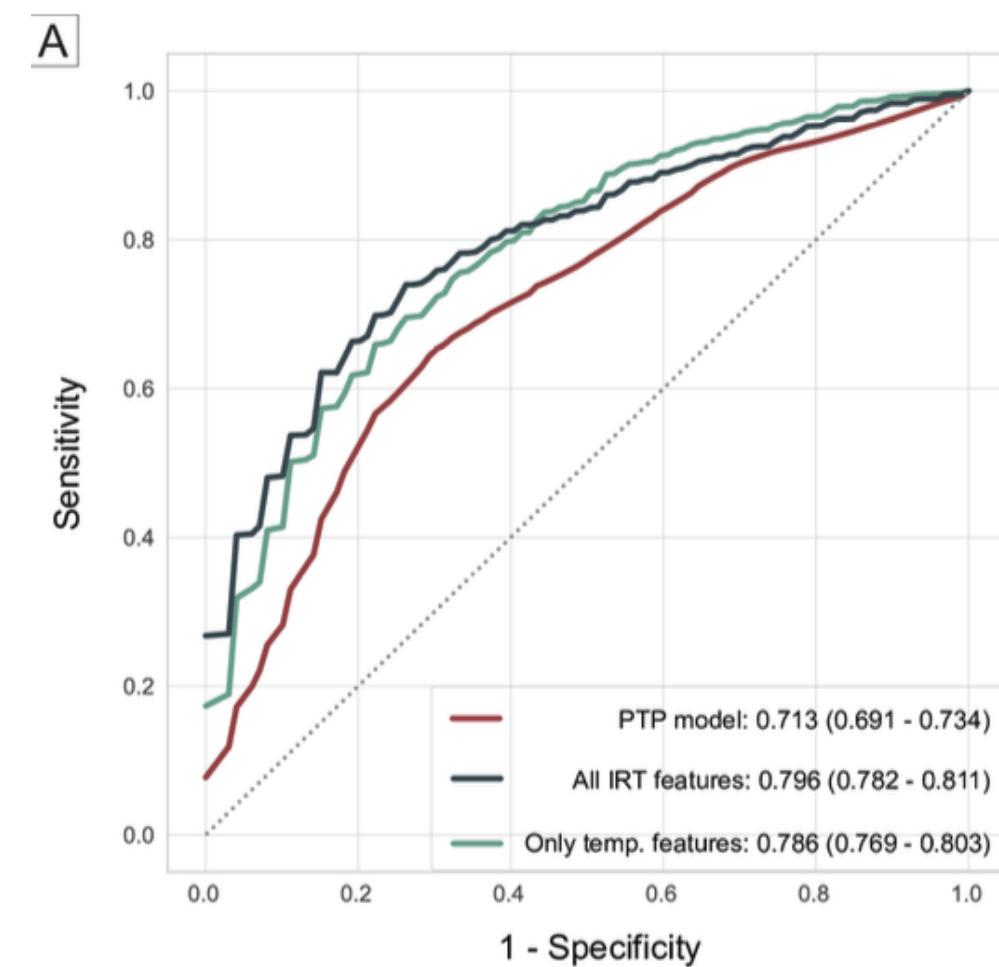


Figure 3A. ROC of Interpretable IRT Feature Models (XGBoost)

# Interpretable IRT Feature Analysis (XGBoost Feature Importance)

B

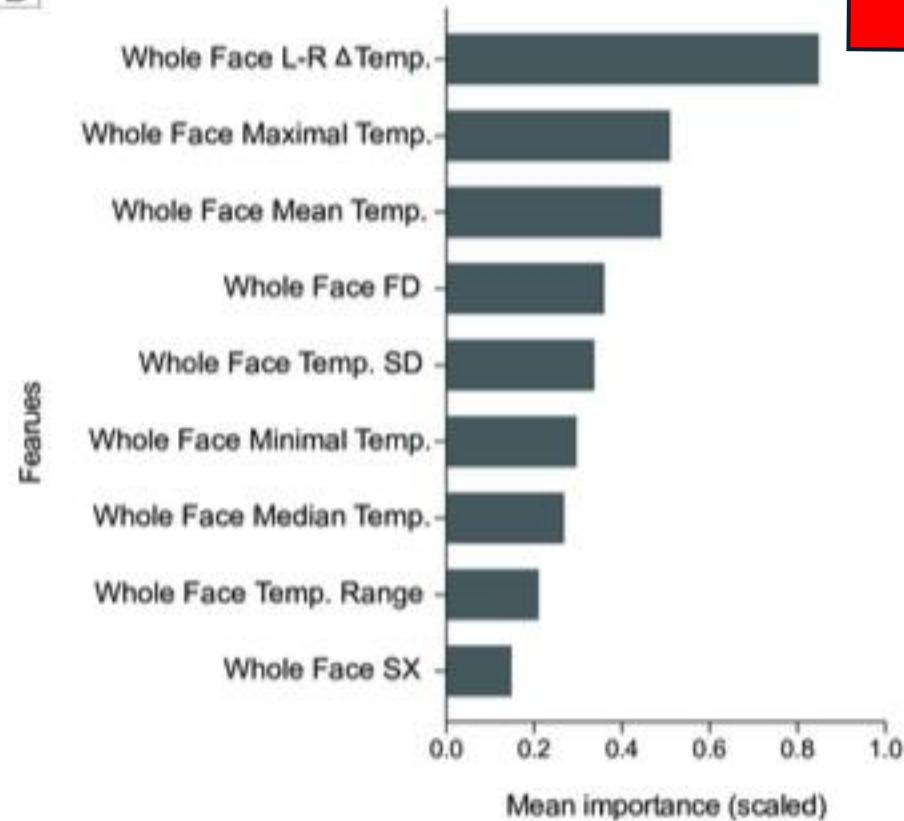


Figure 3B แสดง feature-level importance ของทั้งใบหน้า

C

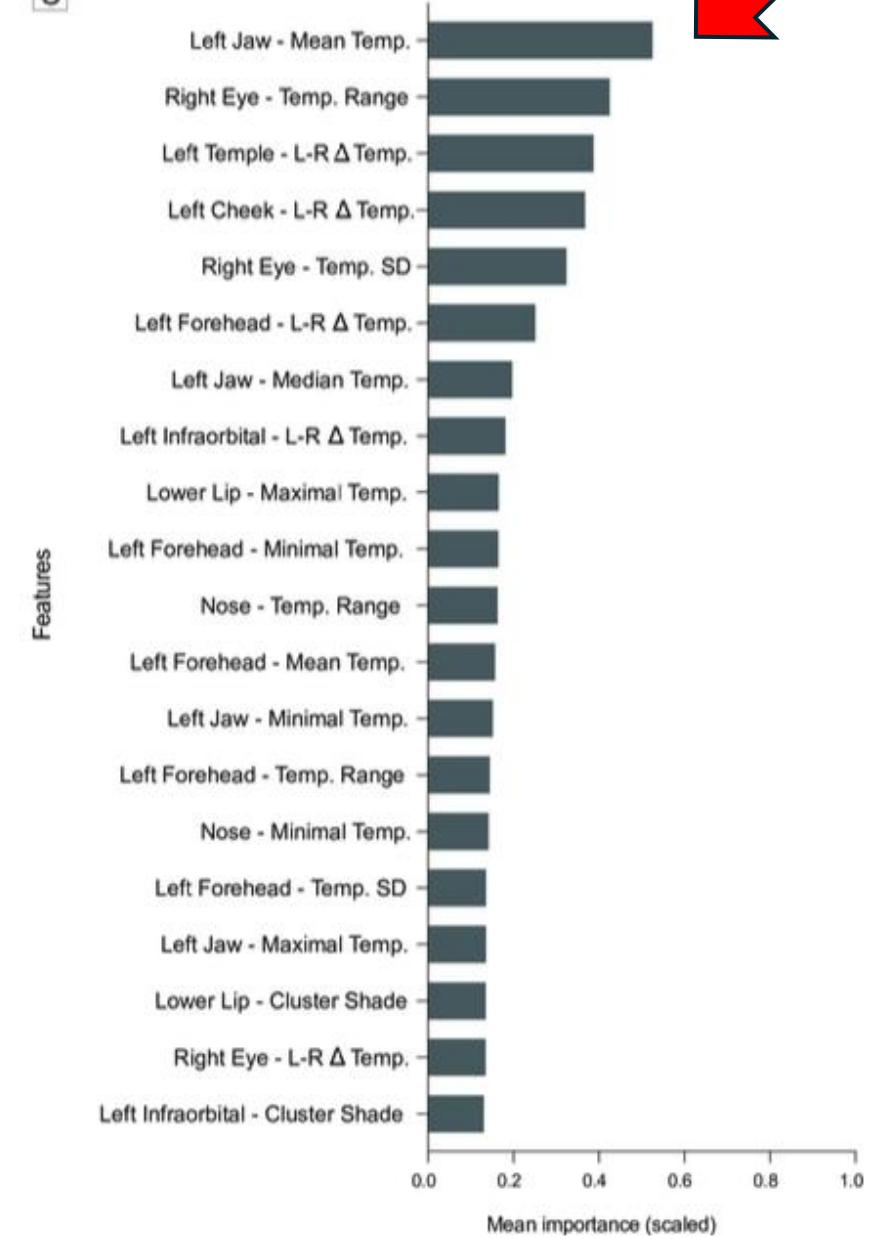
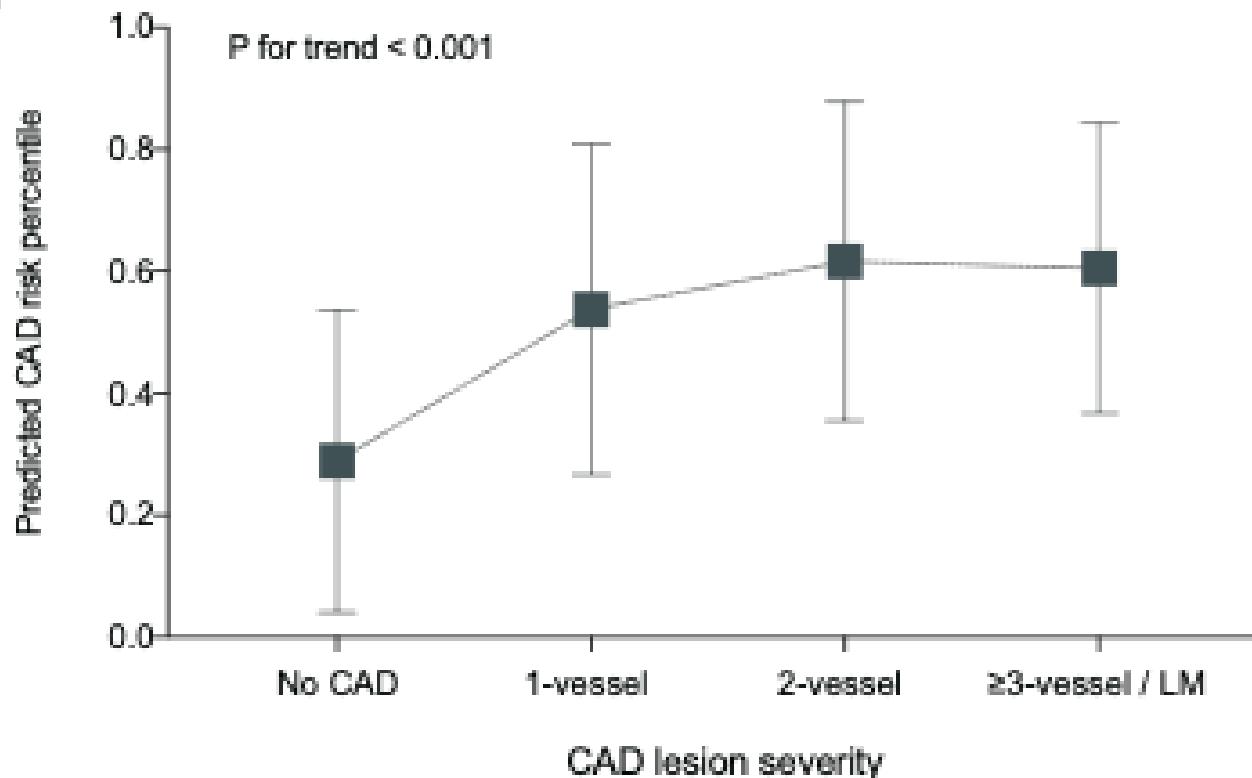


Figure 3C แสดง importance ของ 20 บริเวณย้อยบนใบหน้า (ROIs)

# Validation Result Summary

C



พบว่าค่าความเสี่ยงที่ไม่odelทำนายเพิ่มขึ้นตามความรุนแรงของ CAD หมายความว่า ยิ่งหลอดเลือดตีบหลายเส้น ค่าความเสี่ยงที่ไม่odelทำนายยิ่งสูงขึ้น 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 <sup>†</sup>	0.601 (0.539 to 0.663)	/
NT-proBNP>300 pg/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

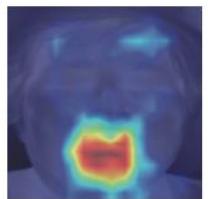
A  $\Delta AUC$  = ผลต่างของค่า AUC ก่อนและหลังปิดบังบริเวณนั้น

IRT Image	Facial Regions	$\Delta AUC$
	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%)

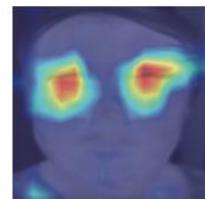
โมเดล Deep Learning (CLIP + ViT) เน้นบริเวณสำคัญบนใบหน้า เช่น ริมฝีปาก, ใต้ตา, แก้ม, และ คาง ซึ่งมีความสัมพันธ์กับหลอดเลือดผิวน้ำ สะท้อนความผิดปกติของการไหลเวียนเลือดจาก CAD

การทำ occlusion test พบว่าเมื่อปิดบังบริเวณเหล่านี้ ค่า AUC ลดลง ชัดเจน แปลว่าโมเดลใช้ข้อมูลจาก thermal pattern ของจุดเหล่านี้จริง

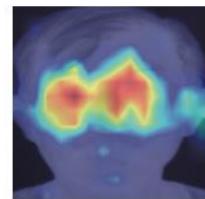
B



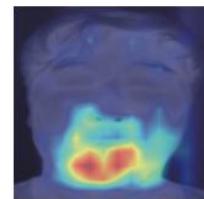
Lips



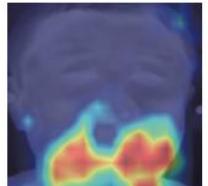
Eyes & Infra-orbital



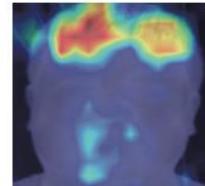
Cheeks & Nose



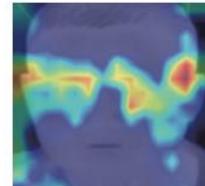
Chin



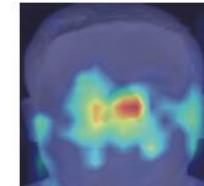
Jaws



Forehead



Temples



Mid-point

# Conclusion

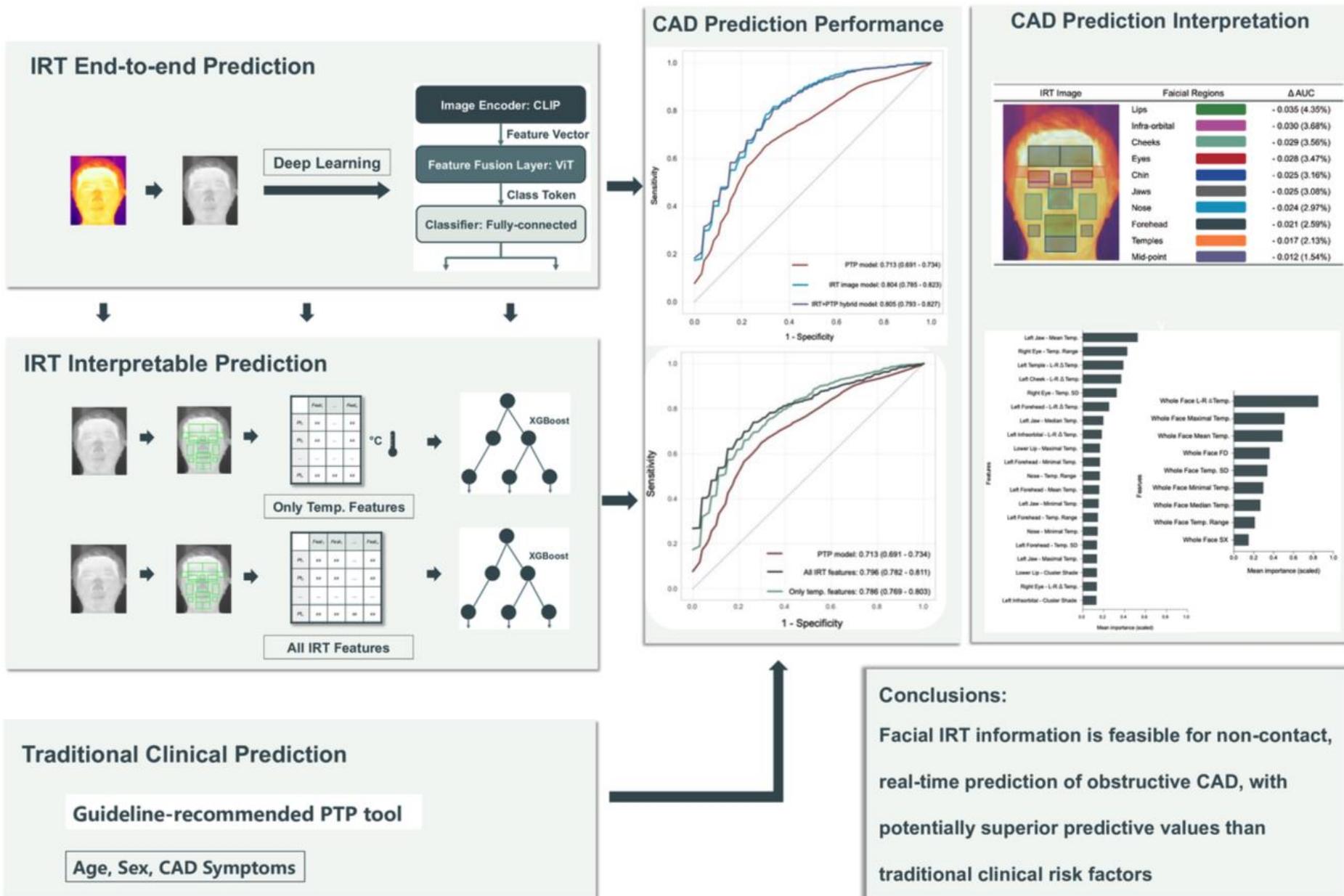


Figure 5

# 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
- ความเสี่ยงที่โมเดลทำนายเพิ่มขึ้นตามระดับความรุนแรงของโรค ( $P$  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**