

## 資料探勘 期末報告第二組

# 眼睛識別

112029004 周珮珊 (組長)

112029013 呂盈萱

112029021 林佩安

112029022 黃少虹

112029052 黃筑暄

指導教授: 鮑永誠

January 9 2026

---



# 目錄

---

- |     |       |     |            |
|-----|-------|-----|------------|
| 01. | 問題描述  | 06. | 模型評估       |
| 02. | 資料描述  | 07. | 結論與討論      |
| 03. | 資料前處理 | 08. | 參考文獻       |
| 04. | 實驗設計  | 09. | 分工表 & 討論紀錄 |
| 05. | 模型建立  | 10. | Q&A        |



# 問題描述

---

## 題目：以CNN做眼底影像的青光眼得病與否預測

青光眼（Glaucoma）是全球導致不可逆性失明的首要原因，而青光眼早期往往缺乏明顯症狀，多數患者在察覺視力受損時，視神經已發生永久性萎縮，因此「早期篩查」對於預防盲疾至關重要。

傳統的診斷方式高度依賴眼科醫師對眼底影像（Fundus Images）中視盤（Optic Disc）與視杯（Optic Cup）結構的肉眼判讀。隨著AI發展，卷積神經網絡（CNN）已被證明在醫學影像分析中具有卓越表現。

經典研究如 Li et al. (2018) 曾利用 Inception-v3 模型在大型數據集上達到 0.98 的 AUC 值，證實了深度學習在青光眼識別上的潛力。所以本研究針對眼底影像的數據特性，優化 CNN 演算法架構以提升特徵提取能力與透過損失函數的改良或數據增強策略，降低誤診率，確保模型在臨床篩查中具備更高的可靠性。



# 問題描述

題目：以CNN做眼底影像的青光眼得病與否預測

選擇青光眼原因：

因為D-糖尿病&O-其他 的關鍵字差異大，所以選擇出現第三多的疾病G-青光眼來做預測

... 各欄位出現 1 的次數：

D	1128
G	215
C	212
A	164
H	103
M	174
O	979

dtype: int64

最多 1 的欄位： D  
次數： 1128

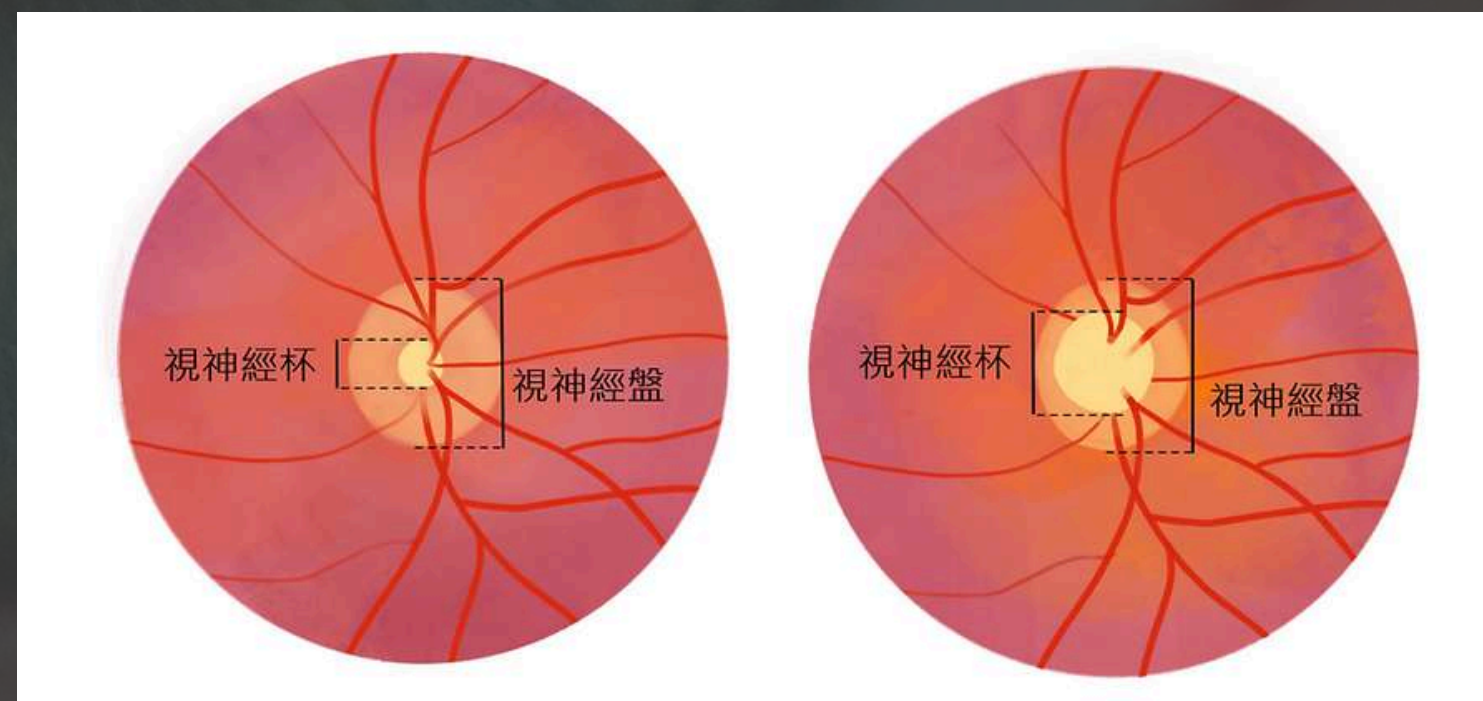
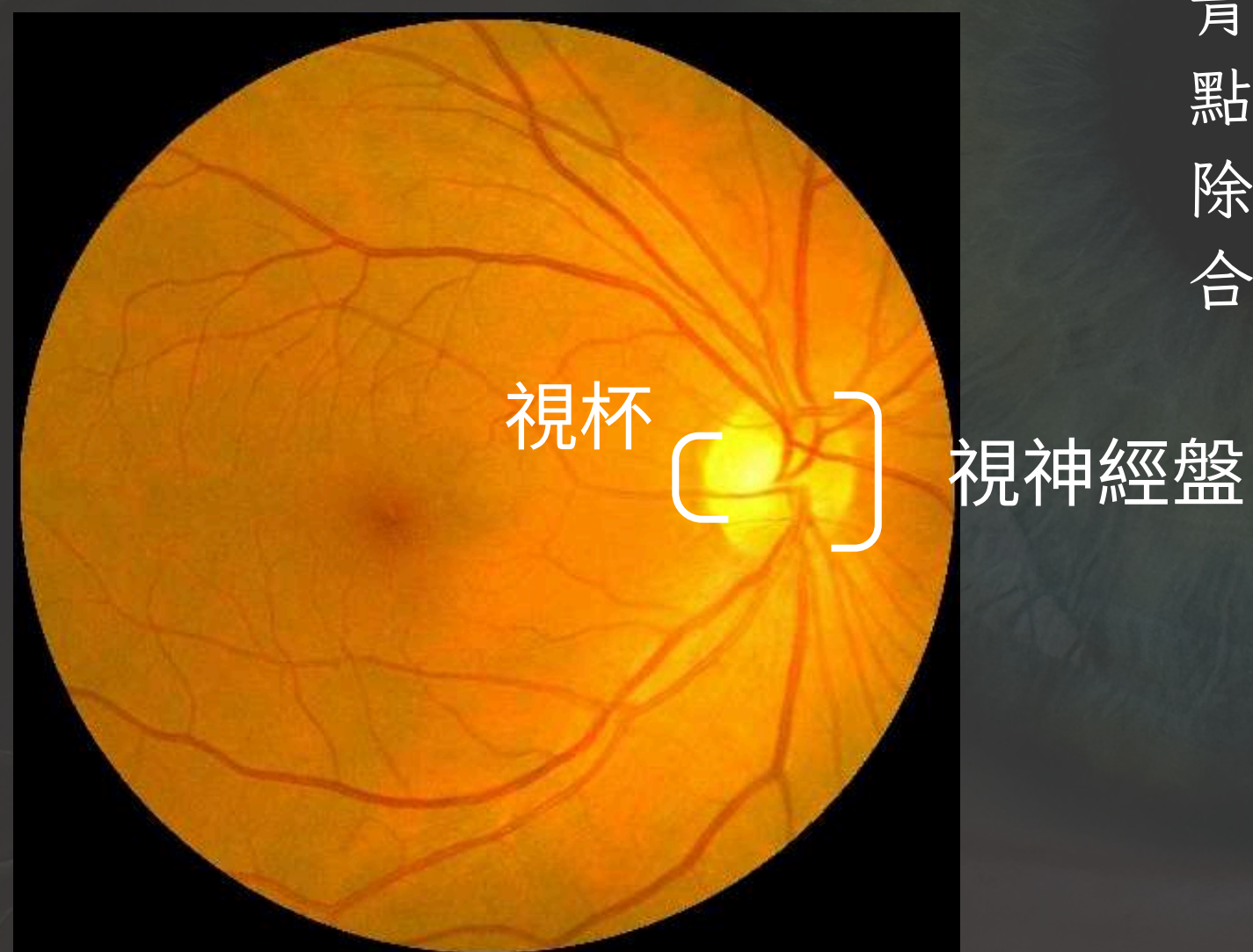


# 問題描述

## 題目：以CNN做眼底影像的青光眼得病與否預測

青光眼眼底圖主要判斷為視杯盤比增大、神經網膜緣變薄與出血點，是青光眼的重要線索。

除了看視杯盤比外，還需觀察形態對稱與局部缺損與視野檢查結合，能更精準判斷。





# 資料描述

---

本資料集主要包含眼病智能識別（ODIR）資料，收錄7000張左右眼彩色眼底照片與醫師診斷關鍵詞。

資料代表上工醫療科技有限公司自中國多家醫療機構收集的真實臨床影像，涵蓋多種相機設備（如佳能、蔡司、科和），圖像解析度不一。標註由專業人員經品質控管後完成，患者依診斷結果分為八類：

正常（N）、糖尿病（D）、青光眼（G）、白內障（C）、年齡相關性黃斑變性（A）、高血壓（H）、病理性近視（M）以及其他疾病／異常（O）。



# 資料描述

data XLSX ☆ 檔案 編輯 查看 插入 格式 資料 工具 說明 詢問 Gemini

100% NT\$ % .0 .00 123 Arial 11 B I A

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
1	ID	Patient Age	Patient Sex	Left-Fundus	Right-Fundus	Left-Diagnostic Keywords	Right-Diagnostic Keywords	N	D	G	C	A	H	M
2	0	69	Female	0_left.jpg	0_right.jpg	cataract	normal fundus	0	0	0	1	0	0	0
3	1	57	Male	1_left.jpg	1_right.jpg	normal fundus	normal fundus	1	0	0	0	0	0	0
4	2	42	Male	2_left.jpg	2_right.jpg	aser spot , moderate non proliferative retinopathy	moderate non proliferative retinopathy	0	1	0	0	0	0	0
5	3	66	Male	3_left.jpg	3_right.jpg	normal fundus	branch retinal artery occlusion	0	0	0	0	0	0	0
6	4	53	Male	4_left.jpg	4_right.jpg	macular epiretinal membrane	mild nonproliferative retinopathy	0	1	0	0	0	0	0
7	5	50	Female	5_left.jpg	5_right.jpg	moderate non proliferative retinopathy	moderate non proliferative retinopathy	0	1	0	0	0	0	0
8	6	60	Male	6_left.jpg	6_right.jpg	macular epiretinal membrane	ate non proliferative retinopathy , epiretinal mem	0	1	0	0	0	0	0
9	7	60	Female	7_left.jpg	7_right.jpg	drusen	mild nonproliferative retinopathy	0	1	0	0	0	0	0
10	8	59	Male	8_left.jpg	8_right.jpg	normal fundus	normal fundus	1	0	0	0	0	0	0

- 6393 Rows
- 19 columns



# 資料描述

連續型

欄位	資料類型	定義
Patient Age	等比(數值)	患者年紀

類別型

欄位	資料類型	定義
ID	順序(數值)	患者編號
Patient Sex	名目(文字)	患者性別
Left-Fundus	(圖片)	左眼彩色底照
Right-Fundus	(圖片)	右眼彩色底照
Left-Diagnostic Keywords	名目(文字)	左眼診斷關鍵字
Right-Diagnostic Keywords	名目(文字)	右眼診斷關鍵字



# 資料描述

## 類別型

欄位	資料類型	定義
N	名目（數值）	正常
D	名目（數值）	糖尿病
G	名目（數值）	青光眼
C	名目（數值）	白內障
A	名目（數值）	年齡相關性黃斑變性
H	名目（數值）	高血壓
M	名目（數值）	病理性近視
O	名目（數值）	其他疾病/異常



# 資料描述

---

輸入 (x) : Left-Fundus (左眼彩色底照) 、 Right-Fundus (右眼彩色底照)

輸出 (y) : 1:有患青光眼 、 0:無患青光眼



- Step1

讀取excel檔案後，將左右眼圖片展開  
並且，該眼診斷關鍵字出現「glaucoma」的相對眼底圖片標注為1  
沒有出現「glaucoma」則標注為0

ID	Patient Age	Patient Sex	Left-Fundus	Right-Fundus	Left-Diagnostic Keywords	Right-Diagnostic Keywords	N	D	G	C	A	H	M	O
30	66	Female	30_left.jpg	30_right.jpg	post laser photocoagulation , glaucoma	post laser photocoagulation	0	0	1	0	0	0	0	1

## — 資料前處理 — 以30\_left.jpg (y=1) 為例



- Step2

去背，裁切掉黑色的背景邊框

1. 將圖片轉為灰階後，利用cv2.threshold設定門檻值，將暗色背景與有內容的眼底區域分離
2. 利用cv2.findContours找到眼底圓形的輪廓
3. 計算最大輪廓的最小外接矩形，並將該區域裁切出來

## — 資料前處理

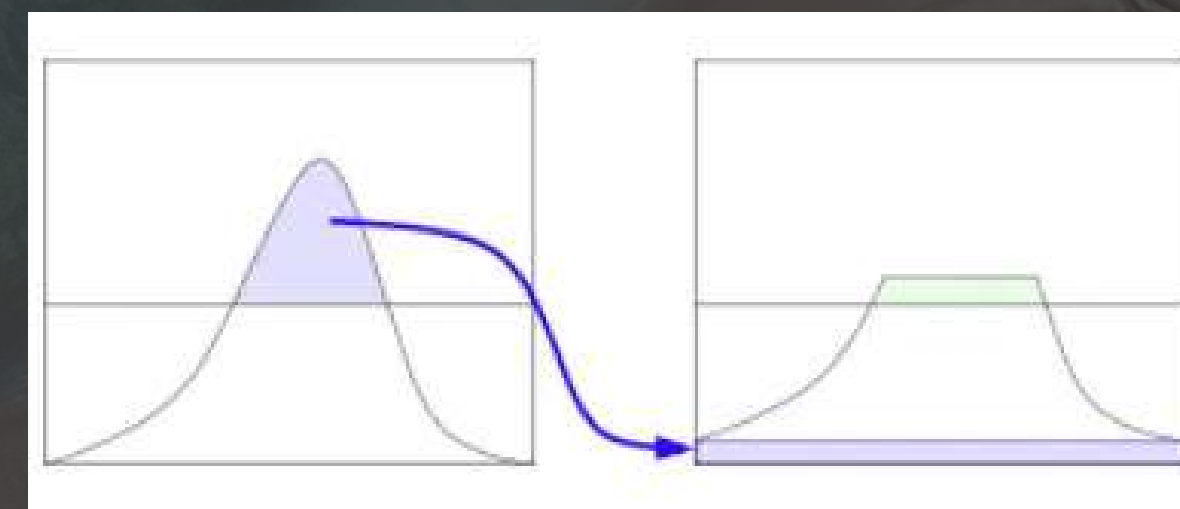


## • Step3

### 使用CLAHE增強對比

1. 將顏色空間從BGR轉換為LAB  
(**L**代表**亮度**；**A**代表**紅/綠**軸顏色通道；**B**代表**藍/黃**軸顏色通道)  
(因為只想增強對比，如果直接在BGR上做，顏色會失真)
2. 對**L**通道套用**CLAHE**：將圖片分成許多**小網格** (8x8)，  
分別做**直方圖均衡化**，並**限制對比度增幅** (clipLimit=2.0)，以避免過度放大雜訊

CLAHE是對直方圖進行裁剪，使其幅值低於某個上限  
被修剪掉的部分不能扔掉，需要將其重新均勻的分佈到直方圖中，  
生成新的直方圖，以確保直方圖總面積不變



# — 資料前處理



- Step4

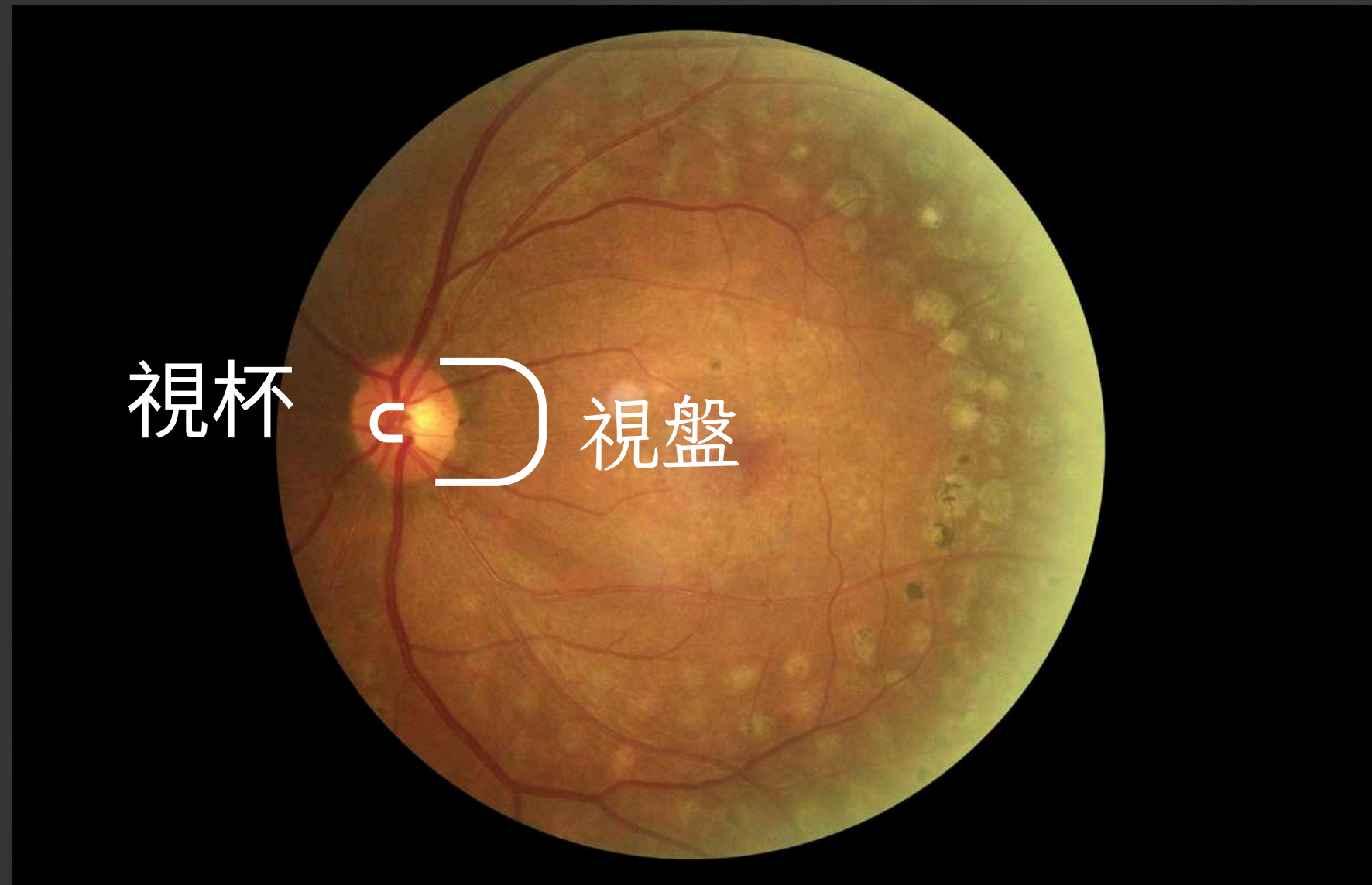
正規化，將影像大小調整一致

1.將裁切並增強後的影像縮放為固定的正方形（224x224）

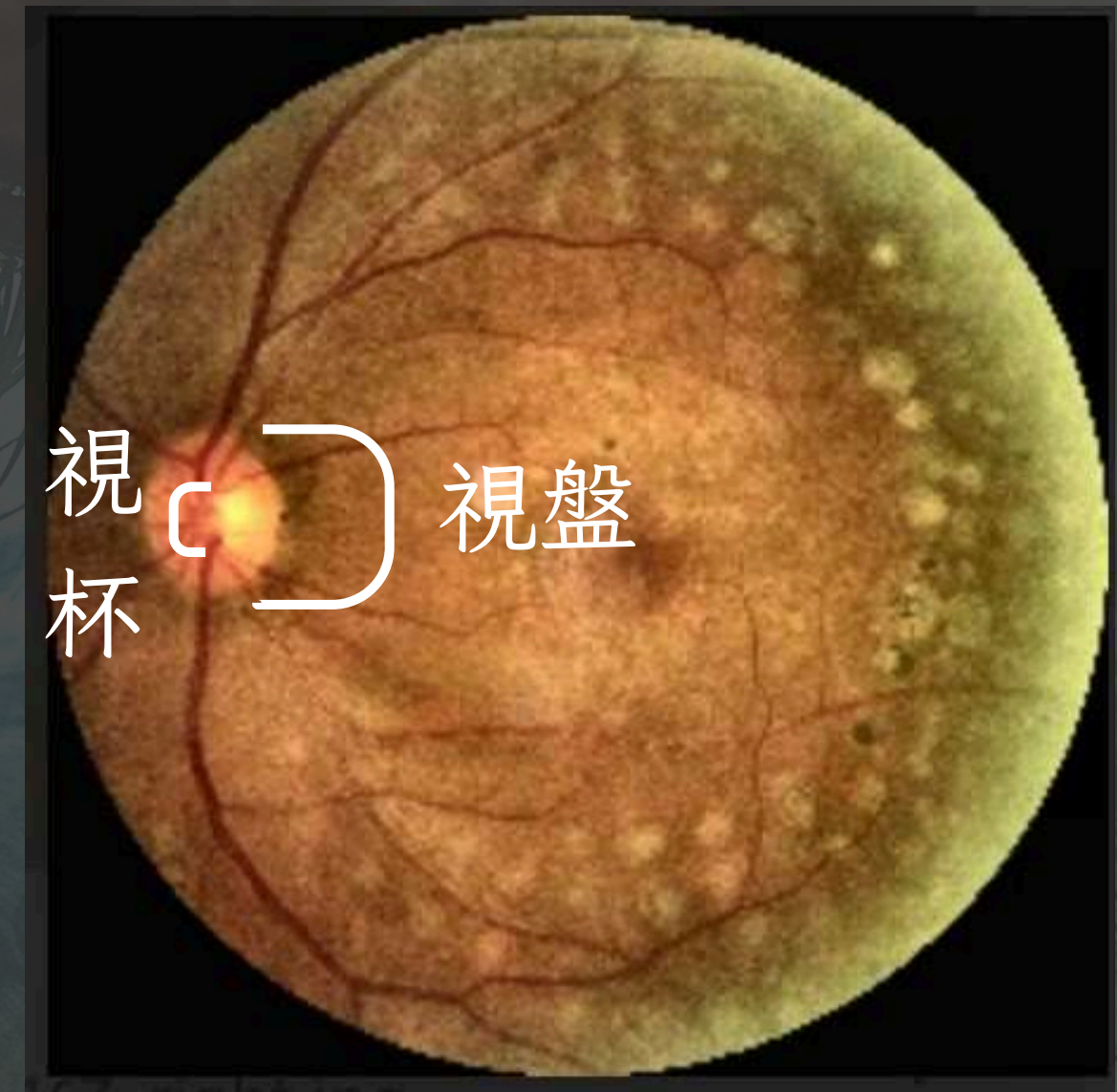
## — 資料前處理



Before



After



— 資料前處理 — 以30\_left.jpg (y=1) 為例



- Step4

將前處理完成的圖片，依照1和0分別放進相對的資料夾

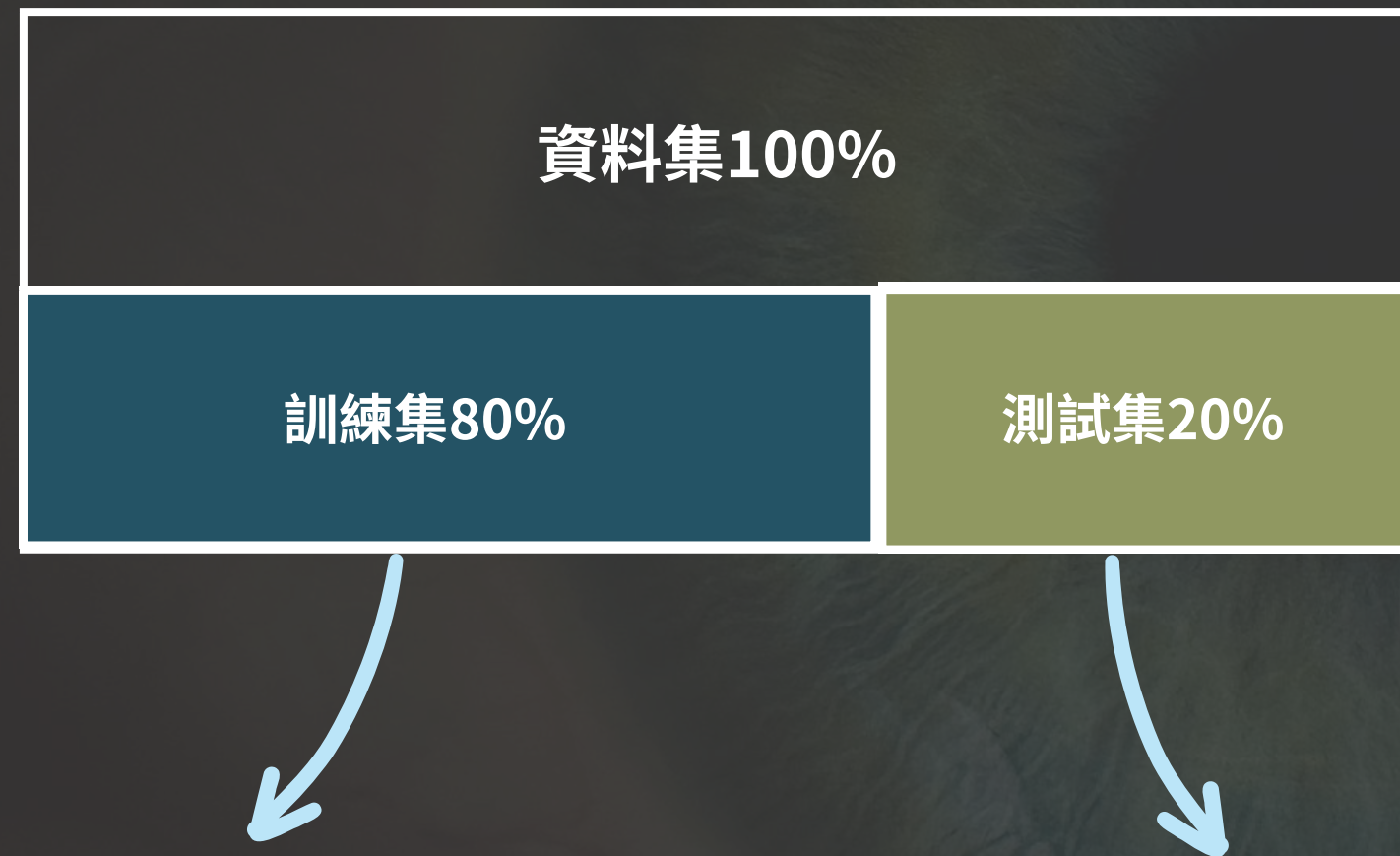


- $y=1$ : 326張
- $y=0$ : 6674張

# — 資料前處理



- 資料切分



用於訓練模型  
讓模型學習數據中的模式

用於評估模型性能  
確保模型不會過度擬合（Overfitting）訓練數據

- 交叉驗證

## 五折交叉驗證

隨機切分五等分，其中一份當測試，其他當訓練，輪 5 次，把 5 次的評分平均作為估計模型效能。  
第一折第一個等分為測試集；第二折第二個等分為測試集，以次類推。



# 實驗設計 — 類別平衡前

112029052黃筑暄





## 類別平衡：1:1下採樣

- 核心：保留與少數類樣本數量相等的多數類特徵向量參與訓練，將決策邊界強行校正至中心位置
- 排除了合成新圖片所產生提取錯誤特徵的干擾
- 在交叉驗證（Cross-validation）的訓練集中使用1:1下採樣，確保測試集始終保持原始分佈，以反映現實情況

重要性：為了讓模型能夠公正地學習和預測所有類別，特別是那些數量少但重要性高的少數類

參考資料：[https://blog.csdn.net/qiy\\_icbc/article/details/156228905?ops\\_request\\_misc](https://blog.csdn.net/qiy_icbc/article/details/156228905?ops_request_misc)



# 實驗設計 — 類別平衡後

112029052黃筑暄





- CNN模型架構

在模型建構的部分，我們使用的是卷積神經網路，也就是 CNN。

CNN 主要透過卷積層來擷取影像中的局部特徵，例如邊緣、紋理與形狀，再逐層往上學習更高階的影像特徵。這樣的架構非常適合用在影像分類任務上，因此我們選擇 CNN 作為基礎模型。

## CNN模型流程

### 影像輸入

- 卷積層：抓取影像特徵
- 池化層：縮小尺寸、保留重點
- 全連接層：整合特徵、進行分類

# — 模型建立



## Convolution (卷積層)

透過卷積核擷取影像局部特徵 (如邊緣、紋理)。

## Pooling (池化層)

縮小特徵圖尺寸，保留重要資訊並降低計算量。

## Flatten (攤平成向量)

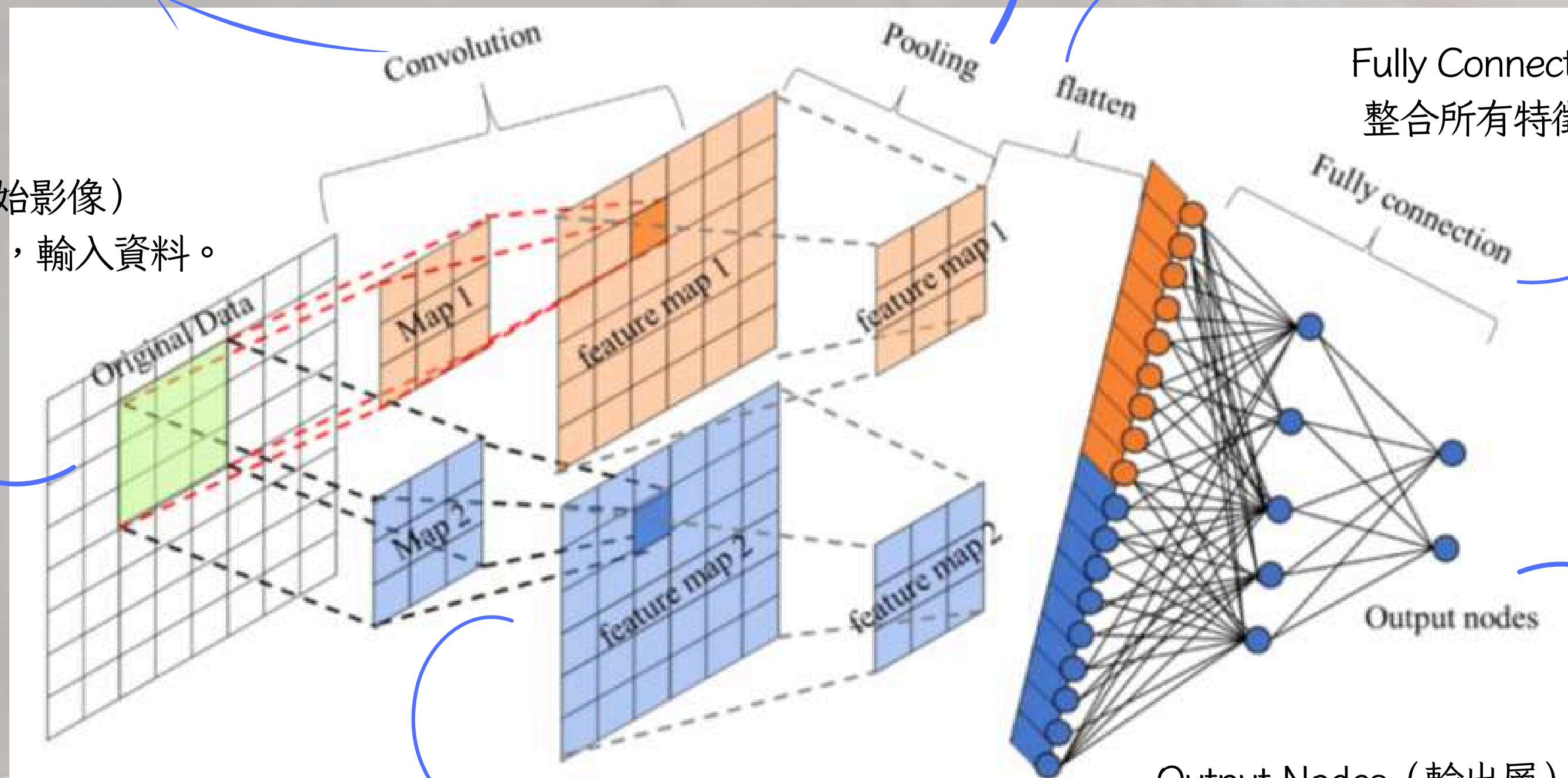
將特徵圖轉為一維向量，準備進行分類。

## Fully Connected (全連接層)

整合所有特徵，進行最終判斷。

## Original Data (原始影像)

原始影像像素矩陣，輸入資料。



## Output Nodes (輸出層)

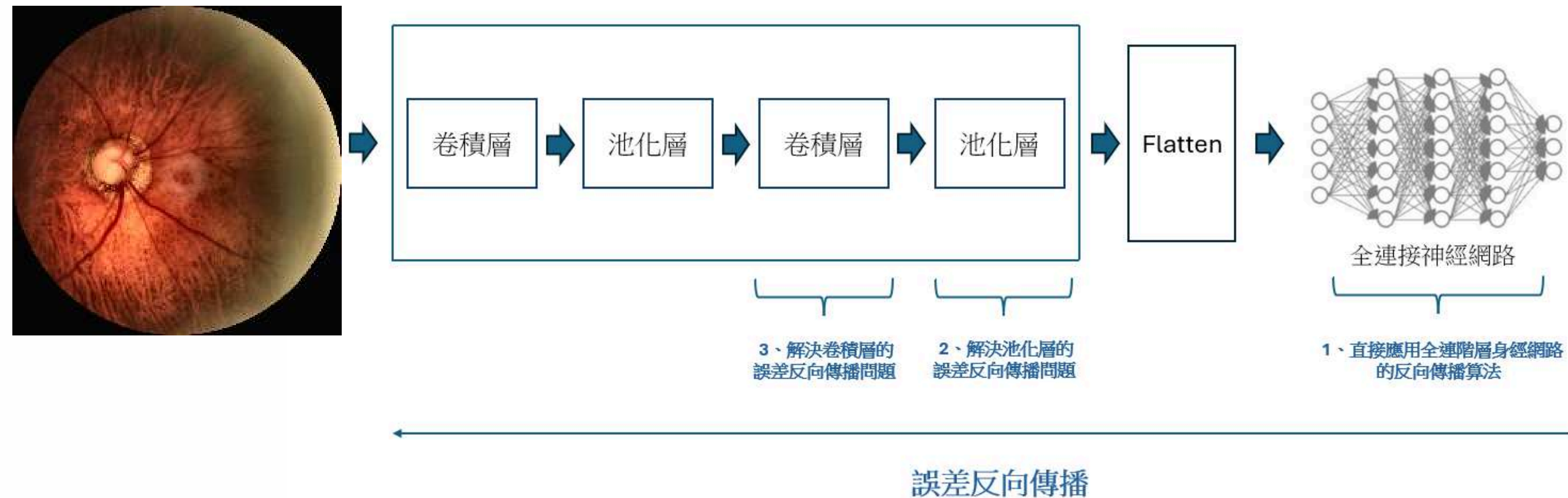
輸出分類結果 (如 Normal / Glaucoma)。

# — CNN架構

## Feature Map (特徵圖)

卷積後產生的特徵表示，不同 map 代表不同特徵。





# — CNN反向傳遞



- 使用模型 -RESNET50V2

## RESNET50V2模型特性說明

- 深度：50 / 101 / 152 層（V2 與原版層數相同）
- 架構：Pre-activation + Bottleneck + 殘差連接
- 參數：結構更有效率，參數量較少
- 效能：訓練更穩定，整體表現較佳

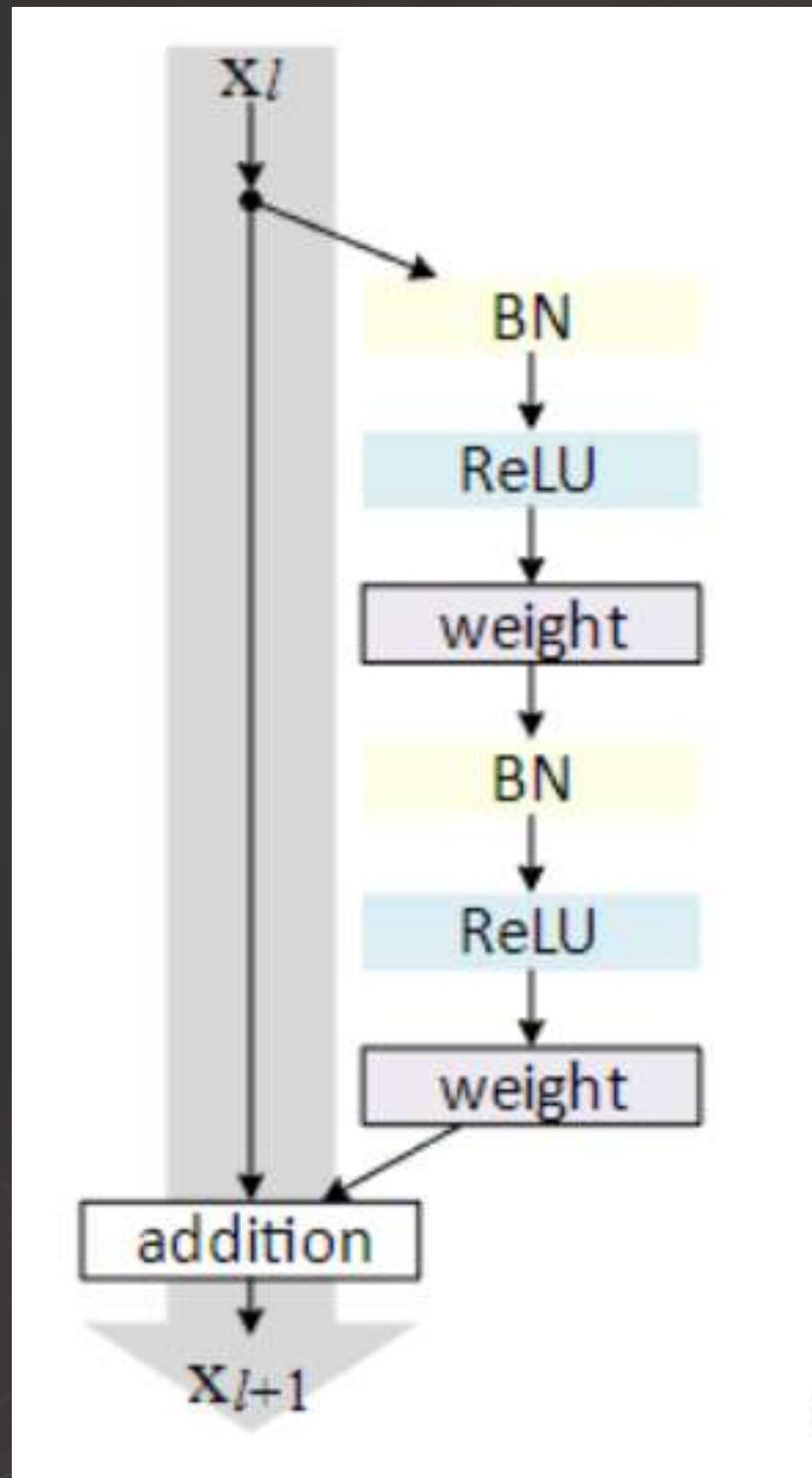
→ResNet V2 以改良殘差架構，在相同深度下提升效能並降低參數量。

# — 模型建立



# RESNET50V2 架構圖

112029013 呂盈萱



左圖為 ResNet V2 (Pre-activation) 殘差架構

- 與 ResNet V1 最大差異：
- BN、ReLU 提前到卷積「前面」
- 殘差相加後不再接 ReLU

為什麼要用 V2？

- 梯度傳遞更順
- 深層網路更容易訓練
- 收斂速度更快、穩定性更好

→ ResNet50 V2 採用 Pre-activation 設計，將 BN 與 ReLU 提前至卷積前，並移除殘差相加後的 ReLU，使梯度傳遞更順暢、訓練更穩定。



# — 模型評估

## 超參數

112029013呂盈萱

類別	參數名稱 (Parameter)	數值 / 設定 (Value)	詳細說明 (Description)
環境設定	IMG_SIZE	(224, 224)	輸入影像的長寬解析度
	DATA_PATH	Processed_Images	資料來源路徑
資料預處理	rescale	1./255	像素值正規化 (縮放到 0-1)
	batch_size (Extract)	32	預訓練模型提取特徵時的批次大小
驗證策略	n_splits	5	5-Fold 交叉驗證 (80% 訓練 / 20% 測試)
	shuffle	TRUE	拆分前是否打亂資料庫順序
	random_state	42	固定隨機數種子，確保結果可重複
類別平衡	sampler	RandomUnderSampler	採用隨機下採樣 (Undersampling)
	sampling_strategy	1	平衡目標比例 (1:1 正負樣本數相等)
模型架構	Base Model	ResNet50V2	骨幹網路 (Backbone)，不含頂層
	weights	imagenet	使用 ImageNet 預訓練權重
	trainable	FALSE	凍結卷積基座，不進行微調 (Fine-tune)
	Dense_1	512	第一層隱藏層神經元數量
	Dense_2	128	第二層隱藏層神經元數量
	Activation	relu	隱藏層激活函數
	Output_Act	sigmoid	輸出層激活函數 (二元分類)



# — 模型評估

## 超參數

112029013呂盈萱

類別	參數名稱 (Parameter)	數值 / 設定 (Value)	詳細說明 (Description)
正則化	L2 Regularization	0.01	L2 權重衰減係數 (於 Dense 層)
	Dropout_1	0.4	第一層 Dropout 比例 (隨機關閉 40%)
	Dropout_2	0.3	第二層 Dropout 比例 (隨機關閉 30%)
	Batch Normalization	Yes	加入批次正規化層以加速收斂
訓練策略	Optimizer	Adam	優化器類型
	Learning Rate	5.00E-05	初始學習率 (0.00005)
	Loss Function	binary_crossentropy	二元交叉熵損失函數
	Class Weight (0)	1	類別 0 (多數類) 的損失加權
	Class Weight (1)	9	類別 1 (少數類) 的損失加權 (猜錯處罰 9 倍)
	Epochs	80	總訓練輪次 (無早停機制)
	Batch Size (Fit)	64	訓練時的批次大小
	Learning Rate Decay	0.5	LR 降低倍率 (ReduceLROnPlateau)
評估與分析	LR Decay Patience	5	等待 5 輪無改善則降速
	Decision Threshold	0.5	機率判斷門檻 (大於此值判為 1)
	XAI Samples (LIME)	100	LIME 擾動取樣數量
	XAI Features (LIME)	5	LIME 解釋圖顯示的最關鍵特徵數



# 一 模型評估

## 資料切分與前處理

112029013呂盈萱

原始資料切分 (80% Train / 20% Test)

資料集	類別 0	類別 1	總數	類別 1 比例
訓練集 (Train)	5339	261	5600	4.70%
測試集 (Test)	1335	65	1400	4.60%

類別平衡後訓練集

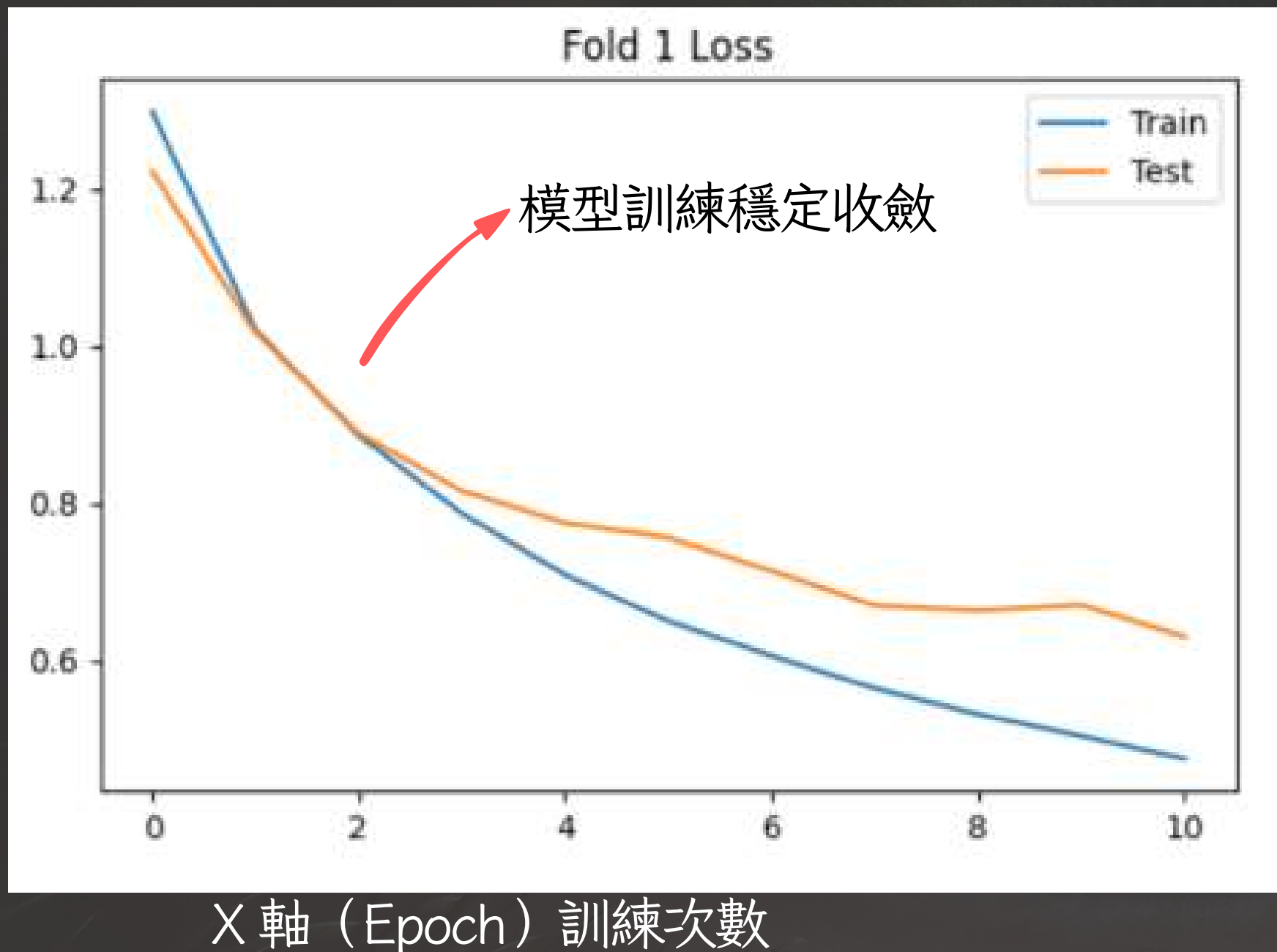
資料集	類別 0	類別 1	總數	類別比例
訓練集 (下採樣後)	261	261	522	50% / 50%

五折交叉驗證中，各折皆採相同資料切分策略，僅訓練與測試樣本不同。



# 模型評估

示意圖：



## X 軸 (Epoch)

- 代表模型完整看過訓練資料的次數
- 每增加 1，模型參數會再更新一次

## Y 軸 (Loss)

- 損失值（如 Binary Cross-Entropy）
- 表示模型預測與真實標籤之間的誤差
- 越低代表模型學得越好

## Train Loss (藍線)

- 模型在訓練集上的損失
- 反映模型對已看過資料的學習情況

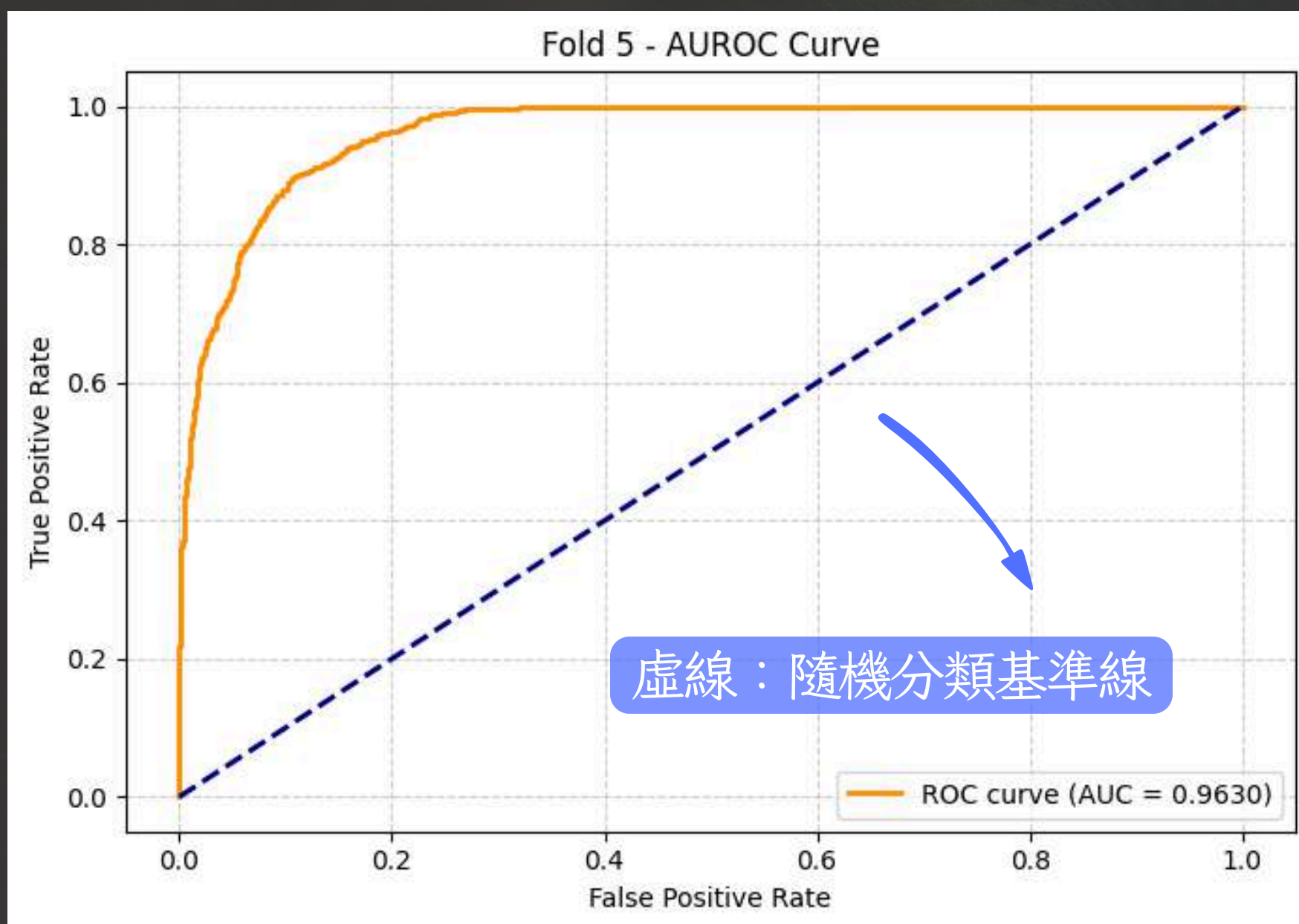
## Test / Validation Loss (橘線)

- 模型在測試集或驗證集上的損失
- 用來觀察模型的泛化能力



# 模型評估

示意圖：



X 軸偽陽性率(FPR)

- ROC曲線：用於評估二元分類模型性能的圖形，在正負樣本中顯示不同閾值下的真陽性率為Y軸(TPR)與假陽性(FPR)為X軸之間的關係  
——越靠近左上方越好

- AUC：在正負樣本中曲線下的面積，範圍從0到1  
——越接近1表示模型性能越好

AUROC 數值範圍	鑑別能力
0.5	無鑑別力
0.7-0.8	可接受
0.8-0.9	優異
> 0.9	極佳

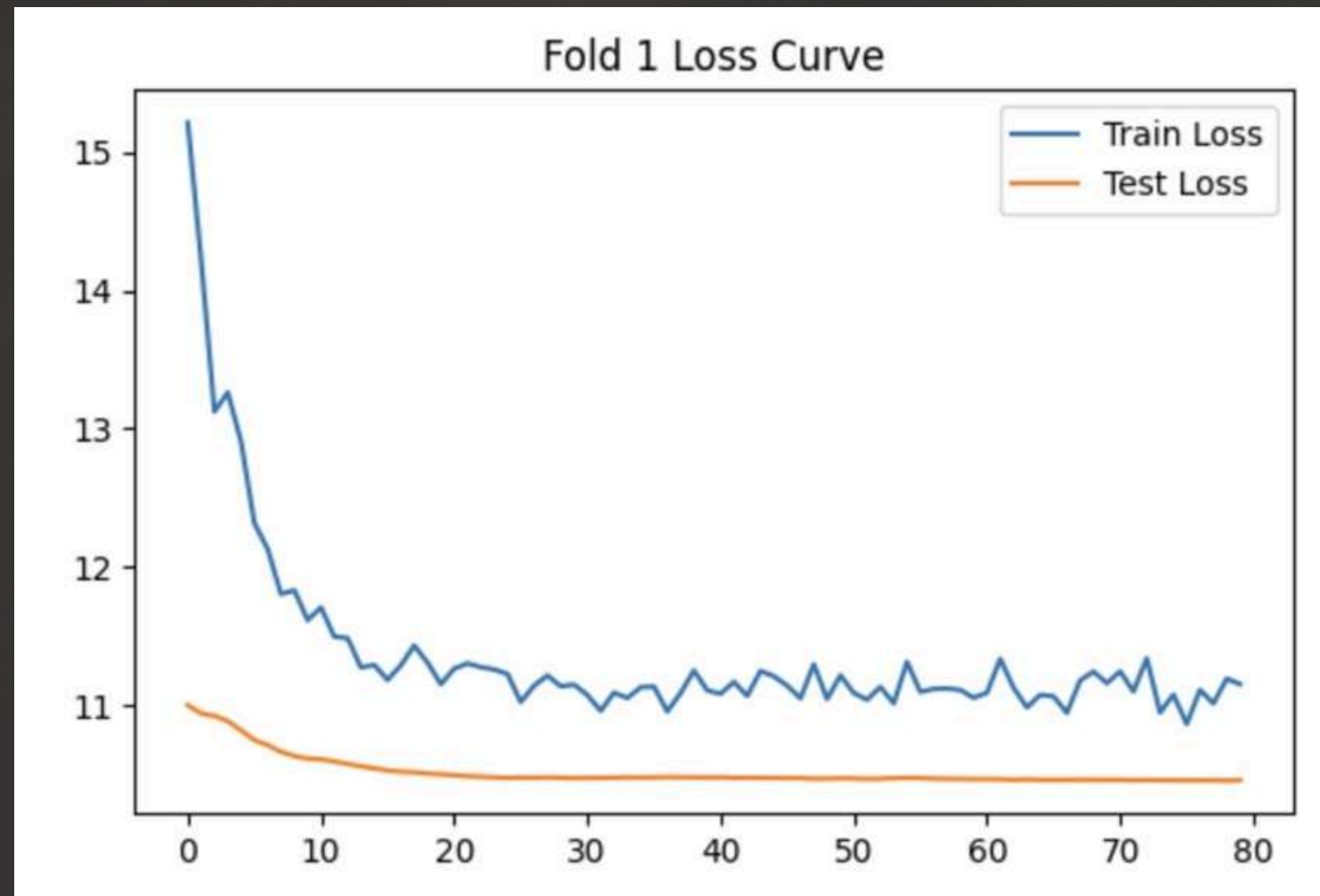


# 模型評估

112029013呂盈萱

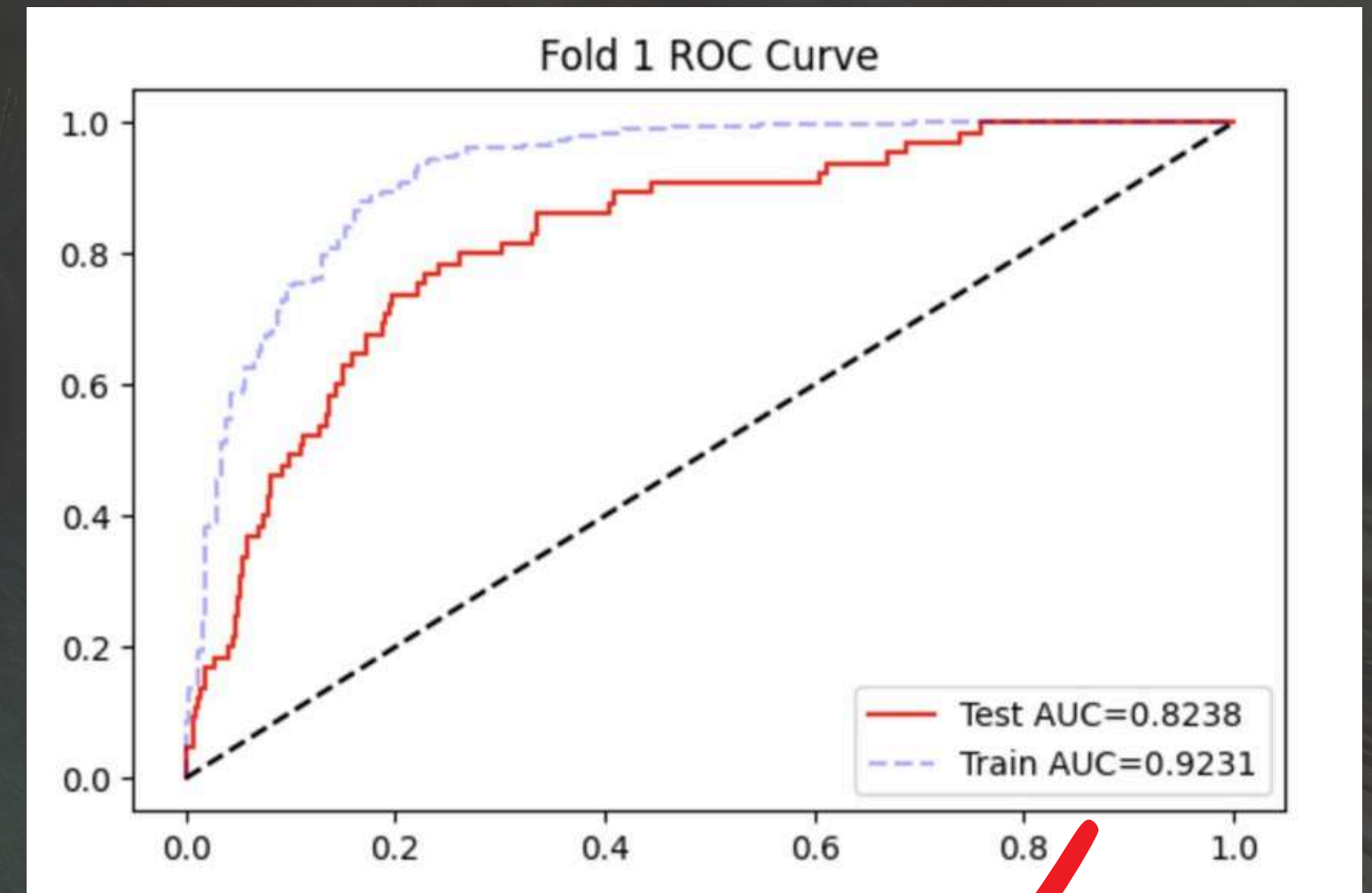
五折交叉驗證中的第 1 折 (Fold 1)

Y 軸 (Loss) 損失值



X 軸 (Epoch) 訓練次數

Y 軸 (TPR) 真陽性率



X 軸 (FPR) 假陽性率

Test AUC=0.8238 Train AUC=0.9231

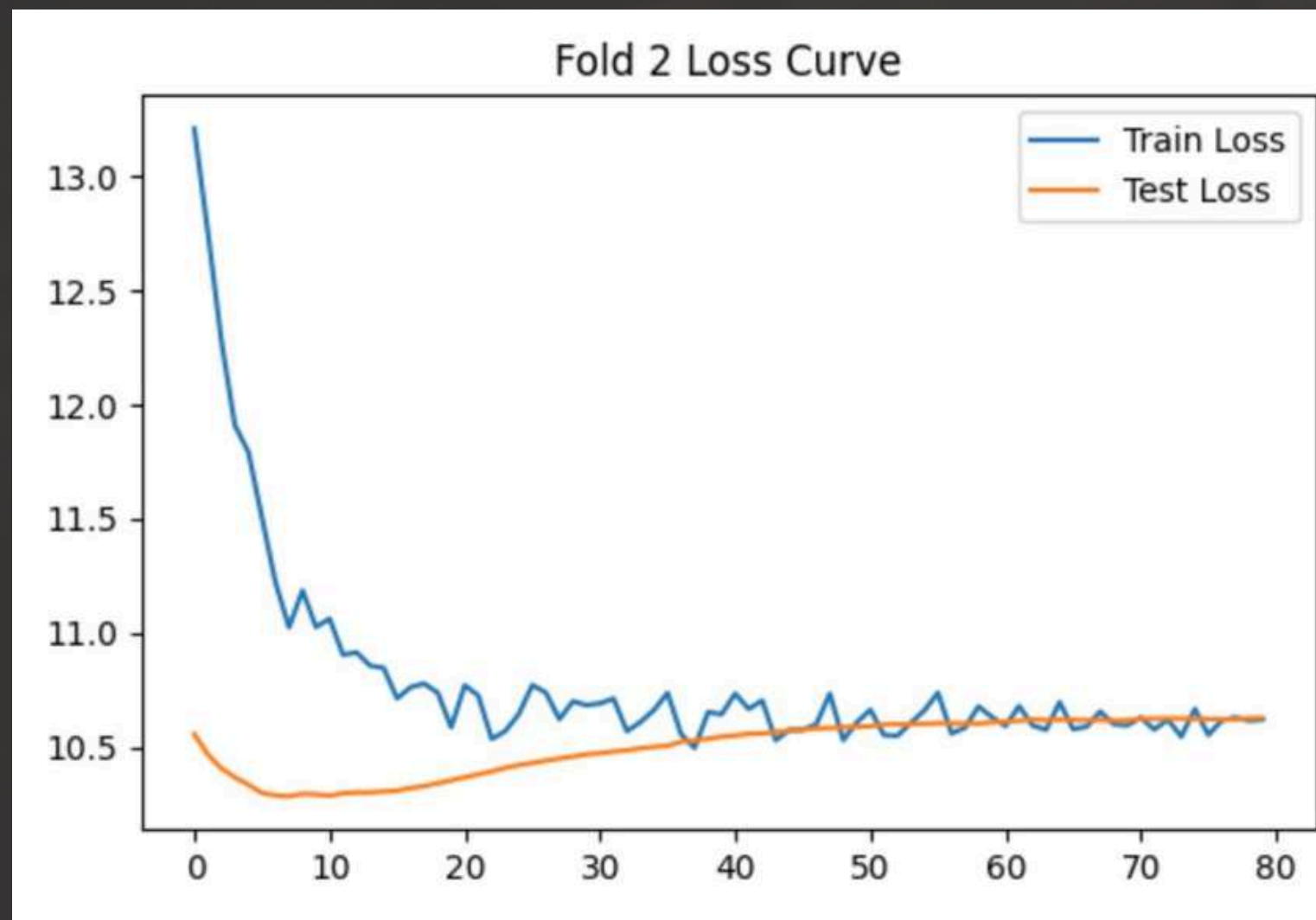


# — 模型評估

112029013呂盈萱

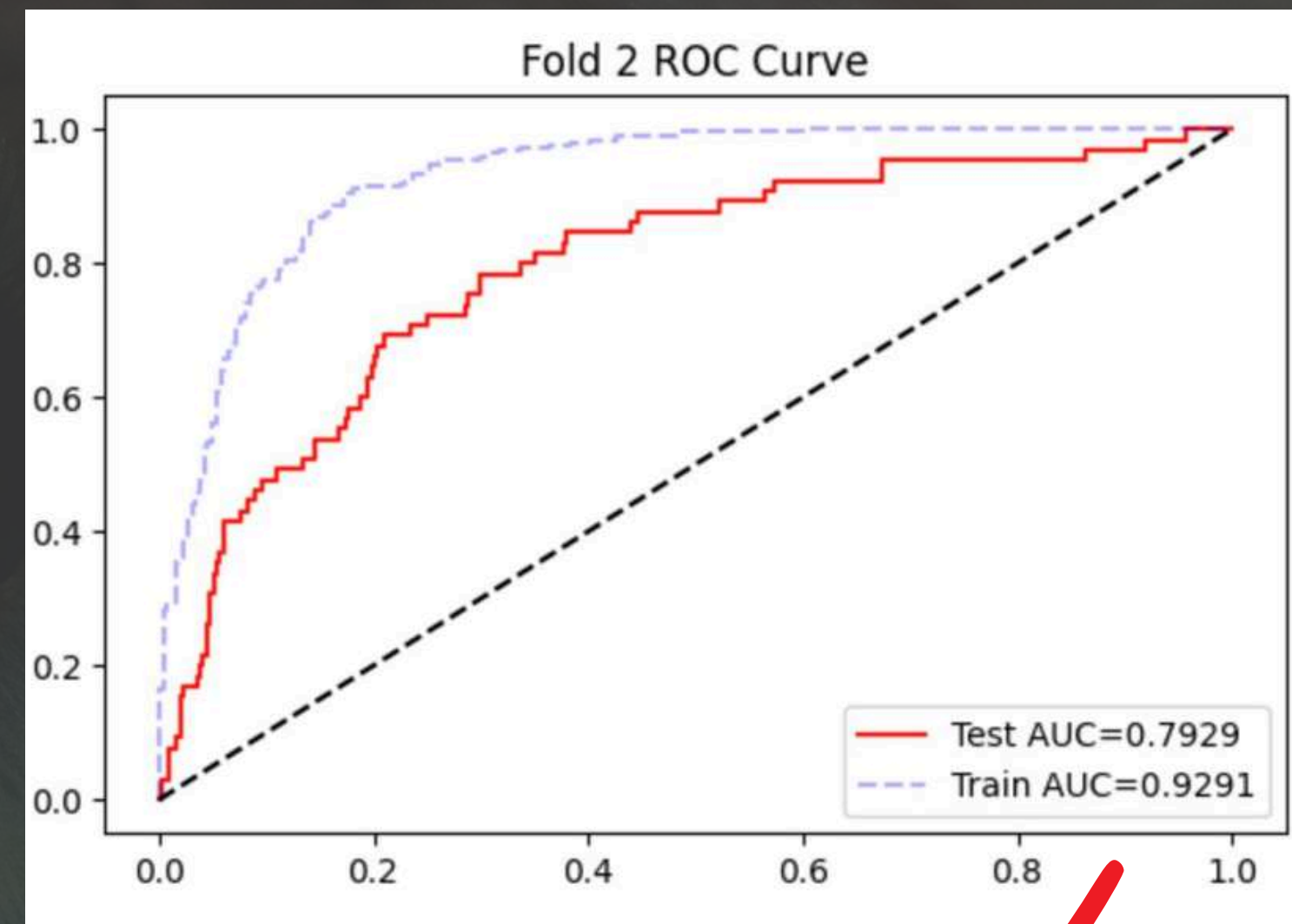
五折交叉驗證中的第 2 折 (Fold 2)

Y 軸 (Loss) 損失值



X 軸 (Epoch) 訓練次數

Y 軸 (TPR) 真陽性率



X 軸 (FPR) 假陽性率

Test AUC=0.7929 Train AUC=0.9291

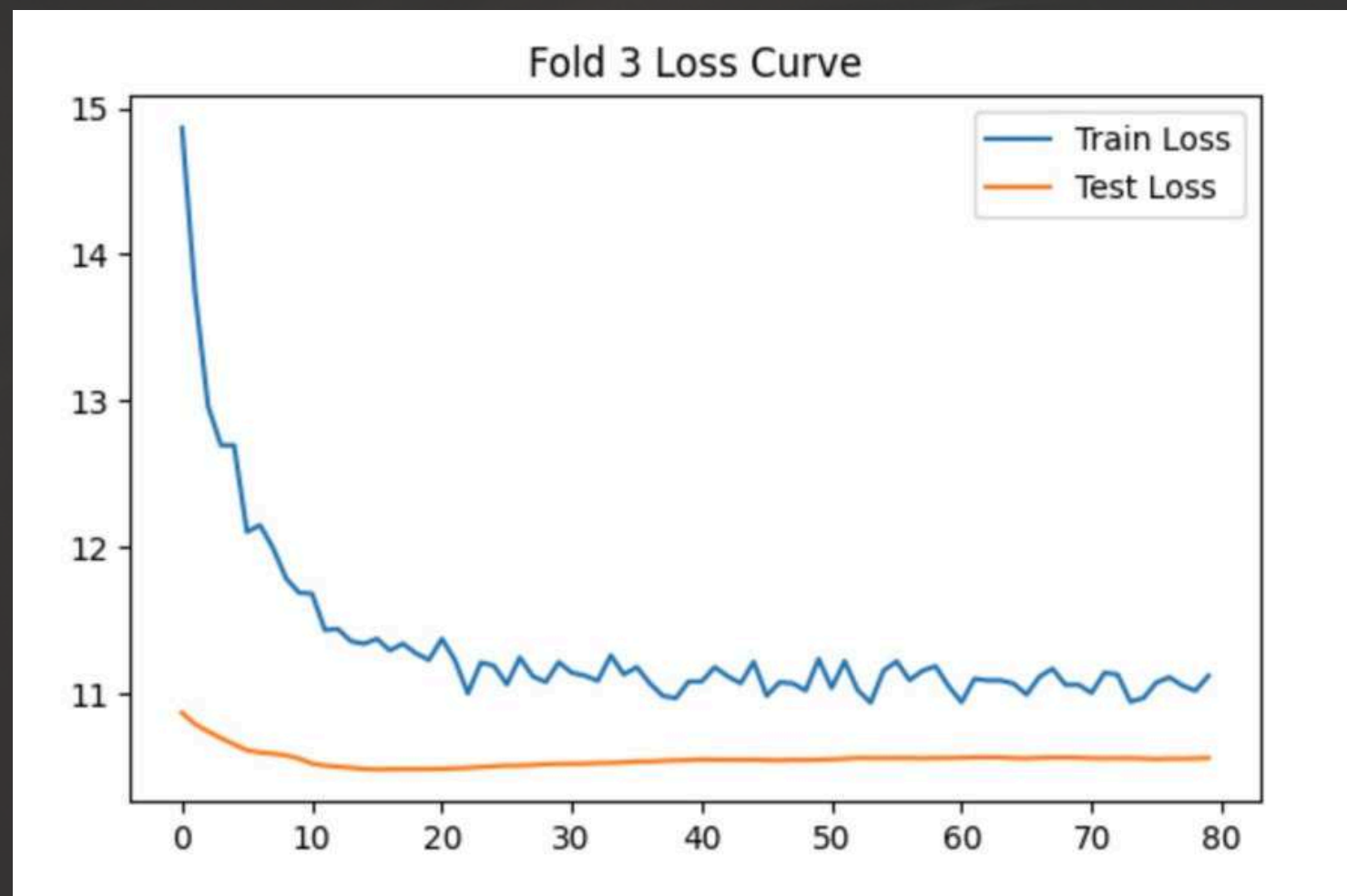


# 模型評估

112029013呂盈萱

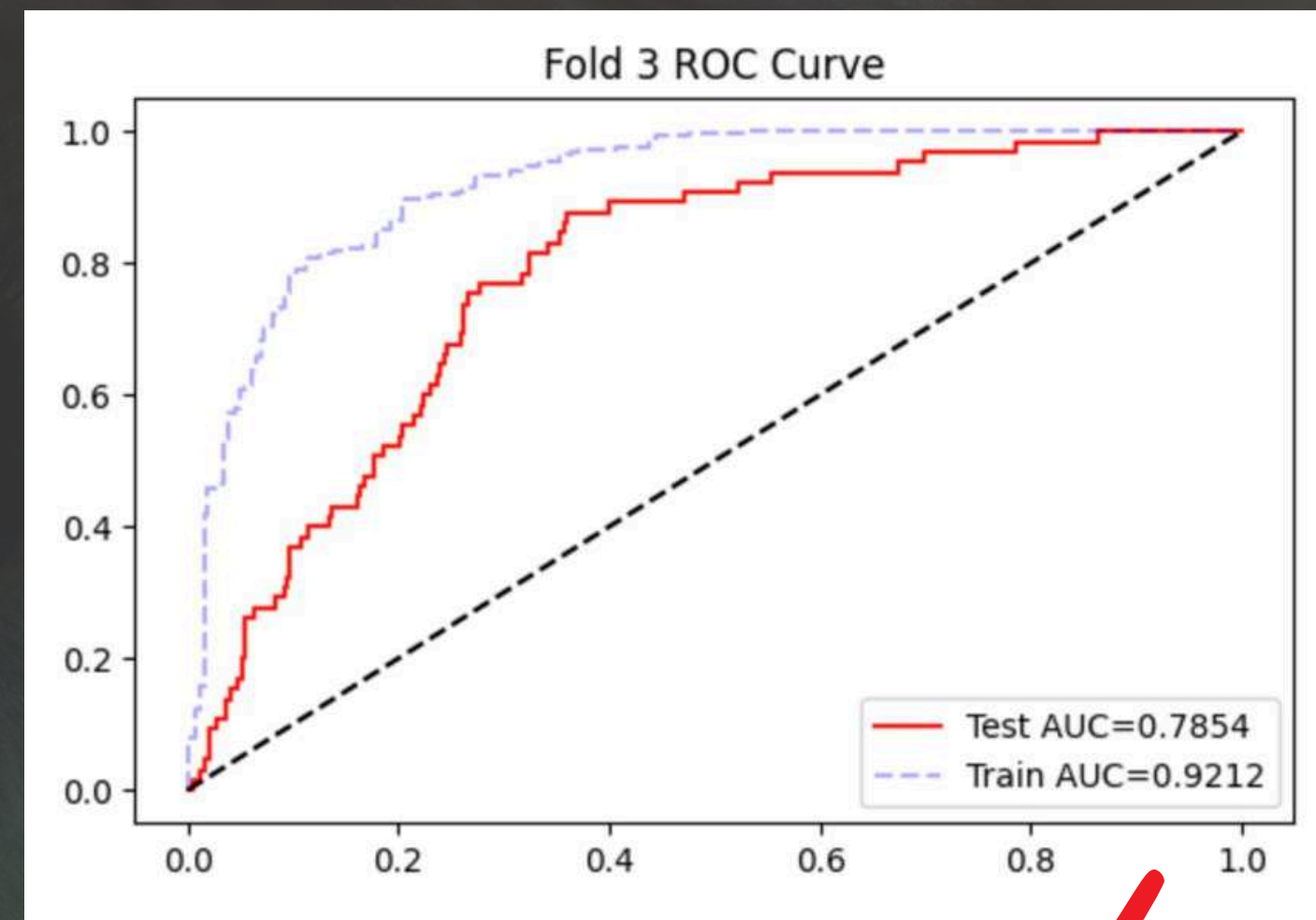
五折交叉驗證中的第 3 折 (Fold 3)

Y 軸 (Loss) 損失值



X 軸 (Epoch) 訓練次數

Y 軸 (TPR) 真陽性率



X 軸 (FPR) 假陽性率

Test AUC=0.7854 Train AUC=0.9212

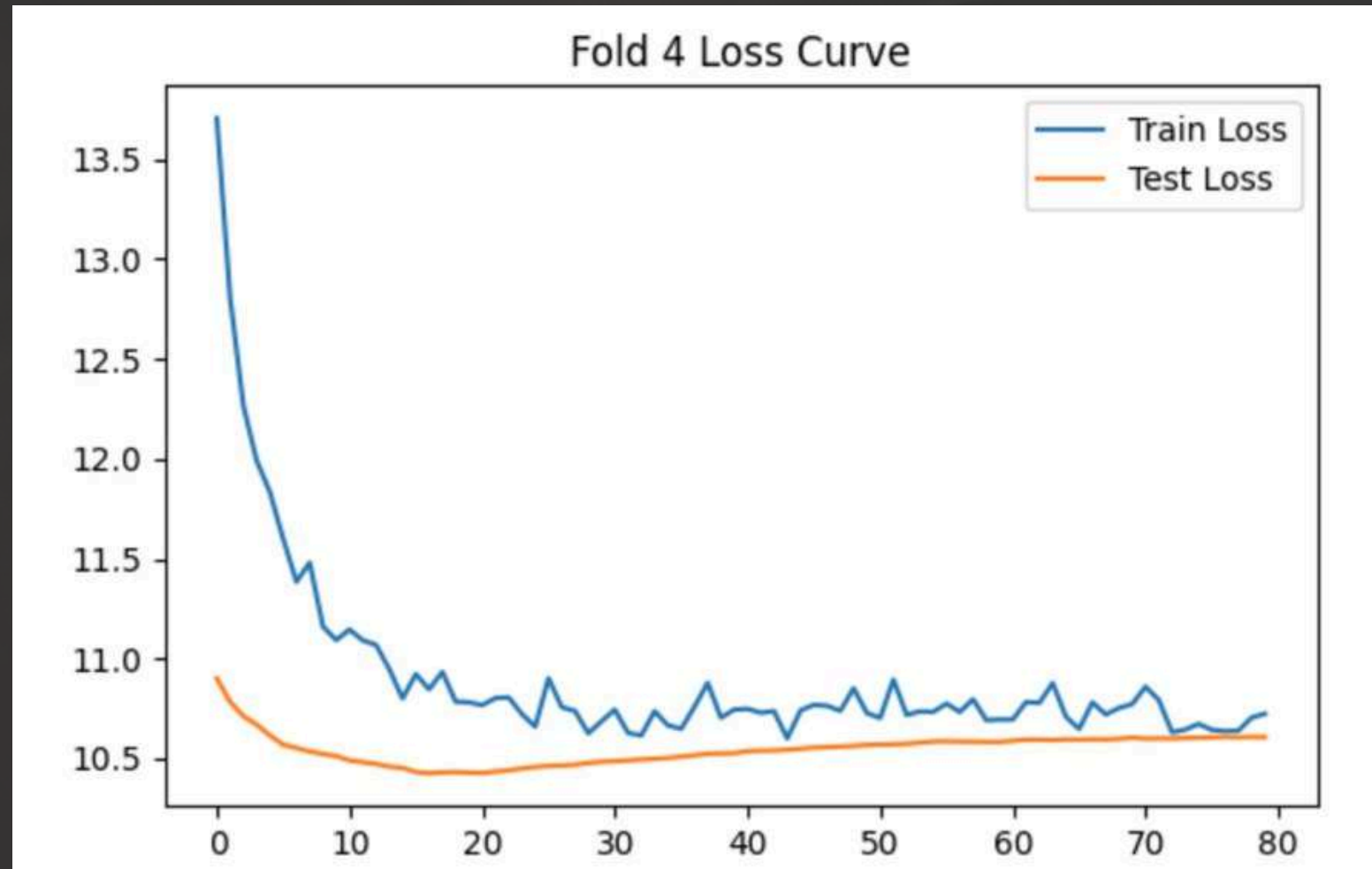


# 模型評估

112029013呂盈萱

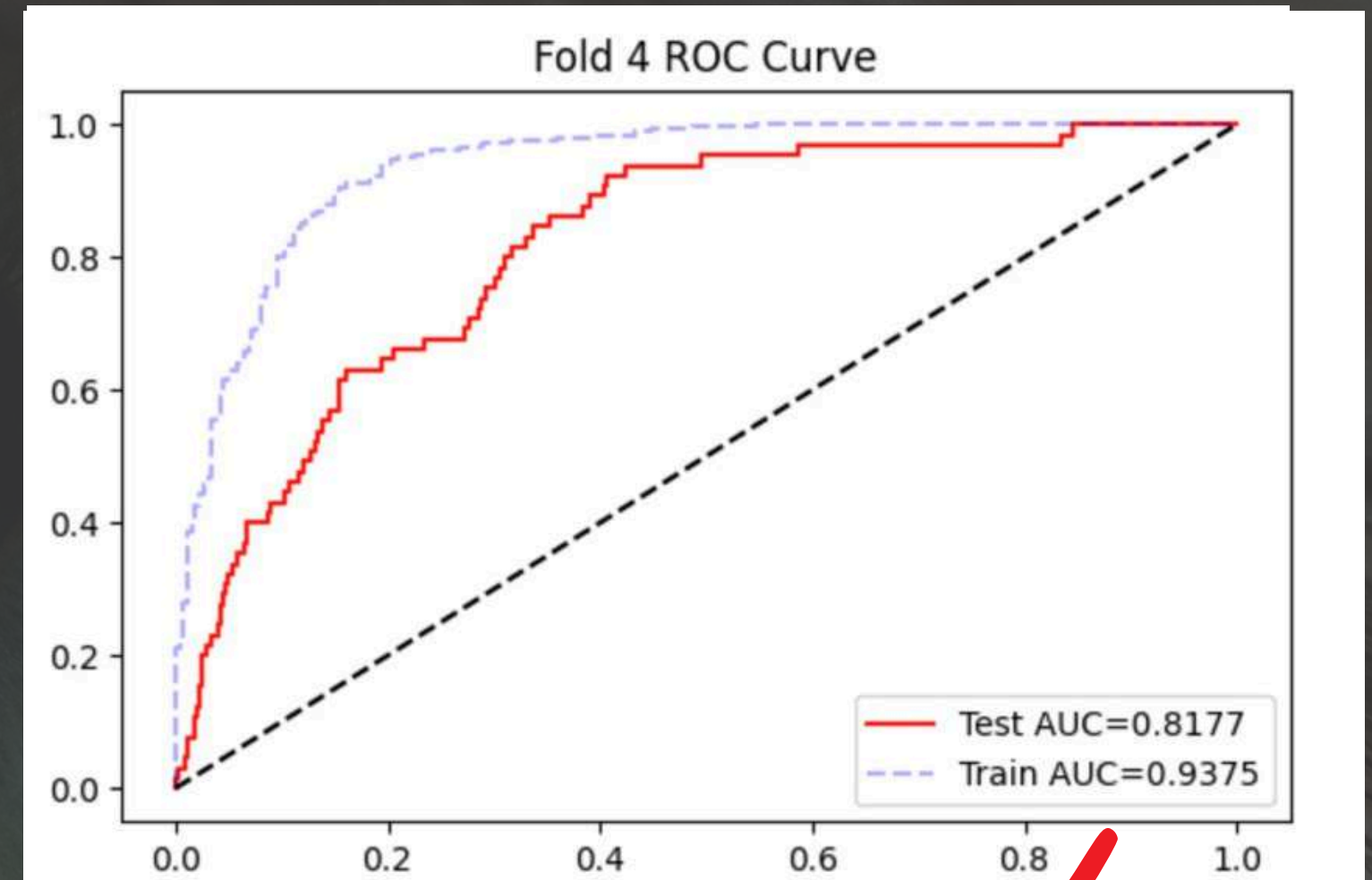
五折交叉驗證中的第 4 折 (Fold 4)

Y 軸 (Loss) 損失值



X 軸 (Epoch) 訓練次數

Y 軸 (TPR) 真陽性率



X 軸 (FPR) 假陽性率

Test AUC=0.8177 Train AUC=0.9375

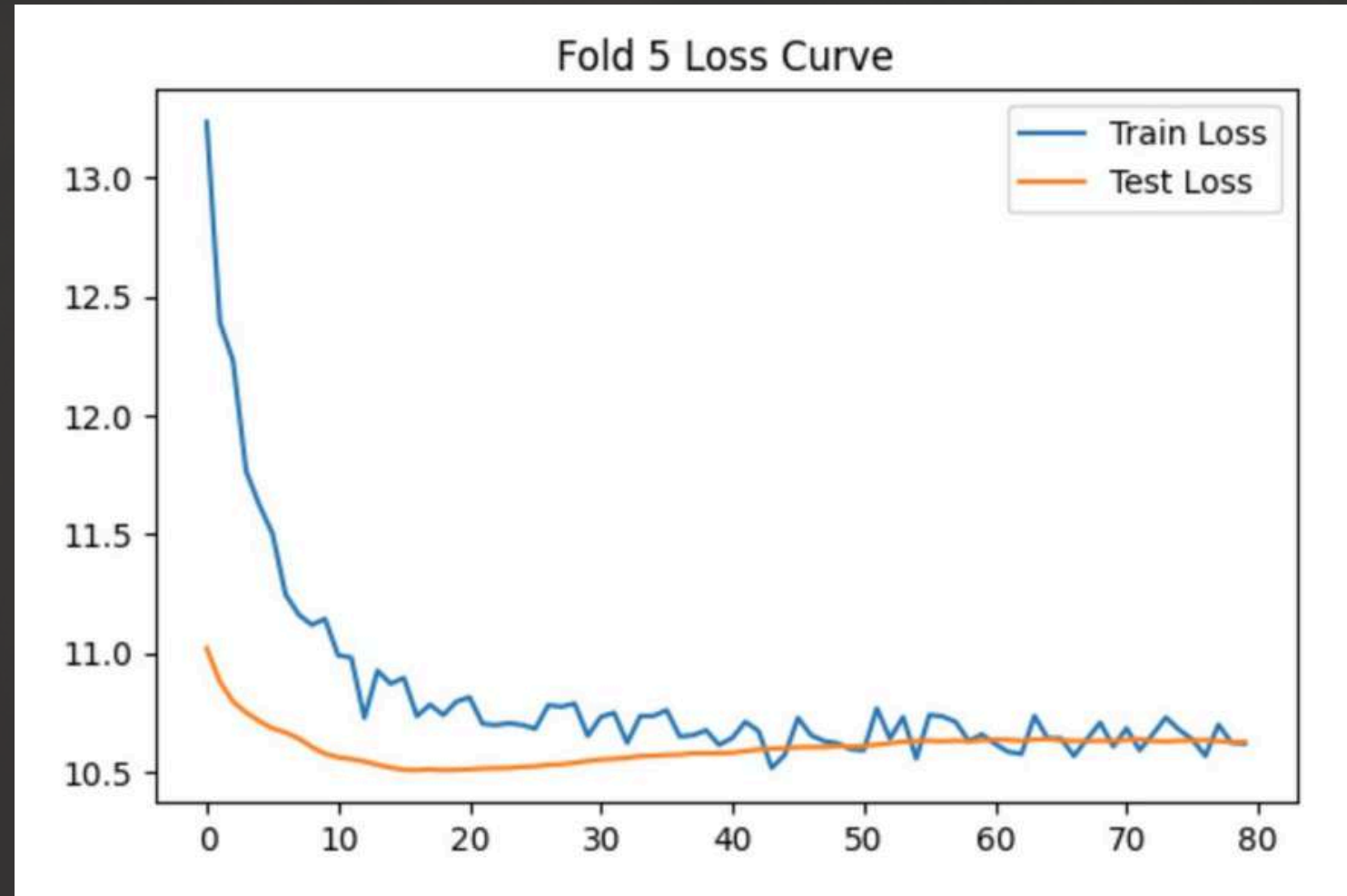


# 模型評估

112029013呂盈萱

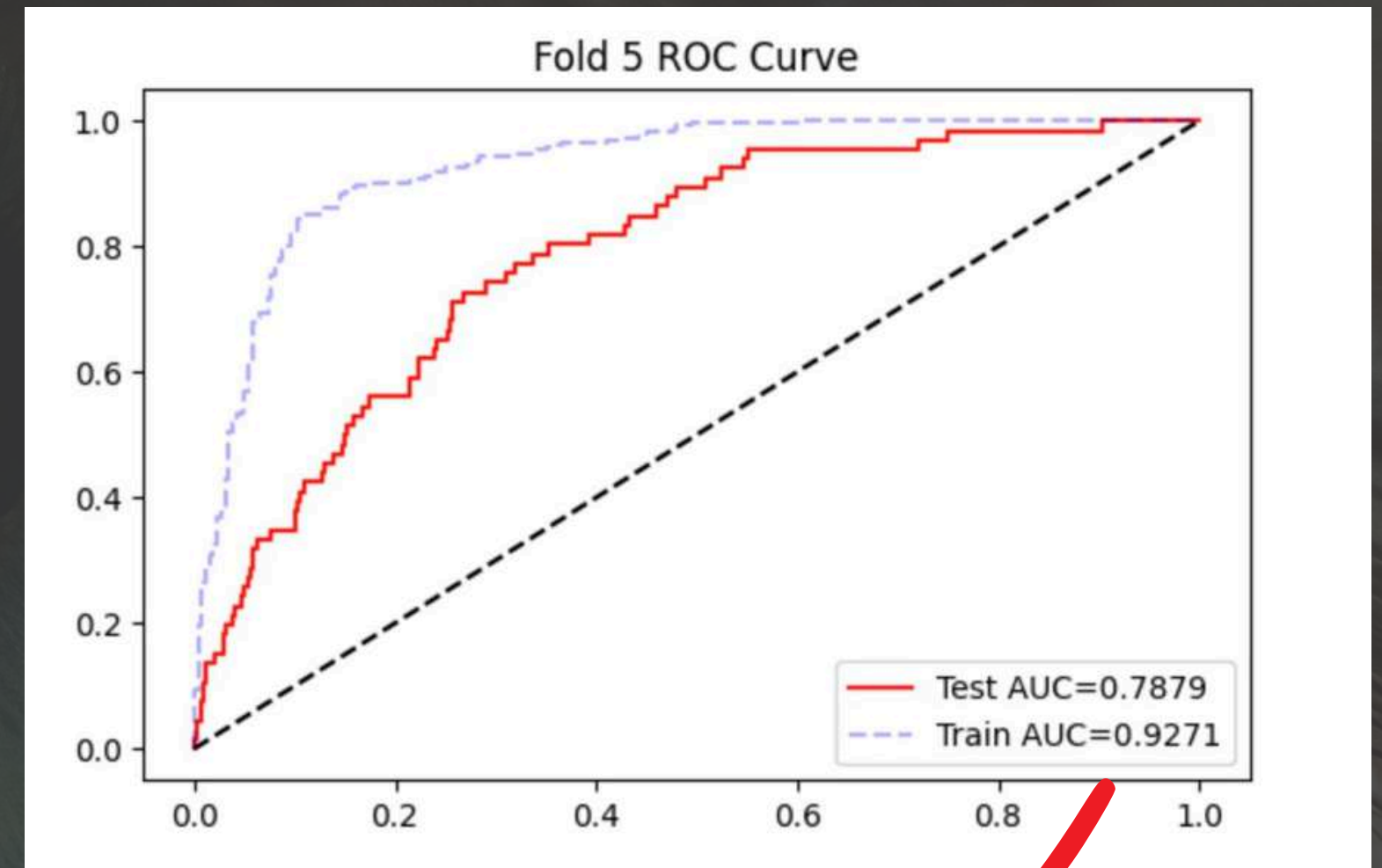
五折交叉驗證中的第 5 折 (Fold 5)

Y 軸 (Loss) 損失值



X 軸 (Epoch) 訓練次數

Y 軸 (TPR) 真陽性率



X 軸 (FPR) 假陽性率

Test AUC=0.7879 Train AUC=0.9271



# 一 模型評估

## 五折交叉驗證 AUC 總表

112029013呂盈萱

平均效能指標  $\rightarrow$  平均 AUC = 0.80154  $\approx$  0.80

折數 (Fold)	AUC	鑑別能力
Fold 1	0.8238	優異
Fold 2	0.7929	可接受
Fold 3	0.7854	可接受
Fold 4	0.8177	優異
Fold 5	0.7879	可接受

$\rightarrow$  五折交叉驗證中，各折 AUC 介於 0.7–0.8，平均 AUC 為 0.8561，顯示模型在不同資料切分下具有穩定且良好的分類能力。



# 模型評估

	實際成功	實際失敗
預測成功	TP(真陽性)	FP(假陽性)
預測失敗	FN(假陰性)	TN(真陰性)

指標	定義	公式
準確率 Accuracy	模型在所有正負樣本中能正確判斷其真實類別的比例 值越大越佳	$\frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN}$
精確率 Precision	在所有被預測為陽性樣本中,實際為陽性的比例 值越大越佳	$\frac{TP}{TP+FP}$
召回率 Recall	在所有實際為陽性樣本中,被模型正確預測出來的比例 值越大越佳	$\frac{TP}{TP+FN}$
F1-score	在正樣本中精確率與召回率的調和平均 值越大越佳	$\frac{2(Precision)(Recall)}{Precision+Recall}$



# — 模型評估

112029004周珮珊

測試集整體效能（5-Fold Cross Validation）

指標	平均值 (Mean)	標準差 (Std)
Accuracy	0.4624	0.0604
Precision	0.076	0.0072
Recall	0.9355	0.0254
F1-score	0.1404	0.012
AUC	0.8015	0.0179

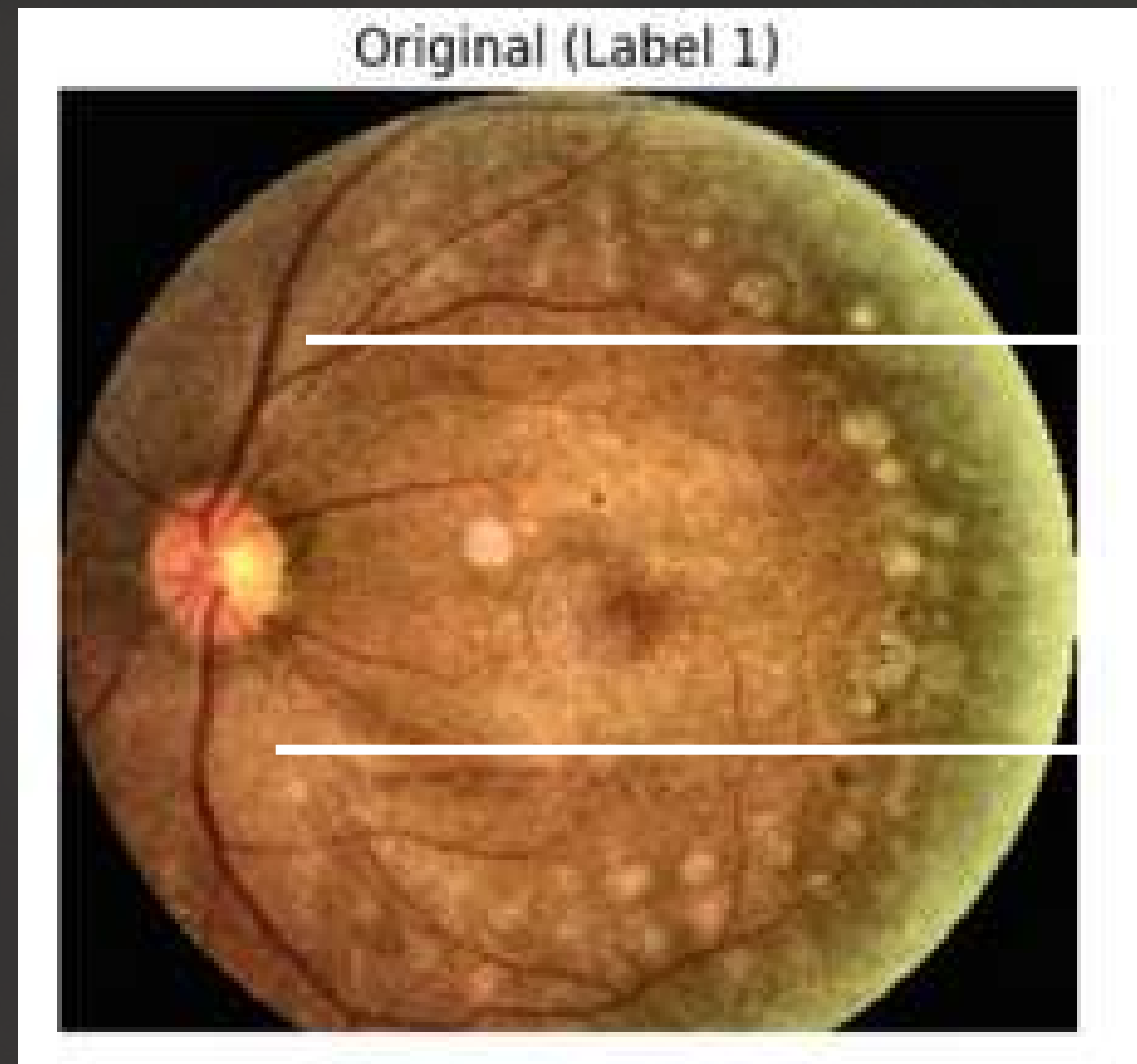
- Precision:0.0760(偏低)
- Recall : 0.9355 ( 偏高 )
- AUC :  $0.8015 \pm 0.0179$

→此模型有達到0.9355 的高召回率（Recall）與AUROC 為0.8015。這顯示模型能有效識別出絕大多數的青光眼患者，具有作為臨床初步篩檢工具的潛力



# — 模型可解釋性 — 以30\_left.jpg (y=1) 為例

112029004周珮珊

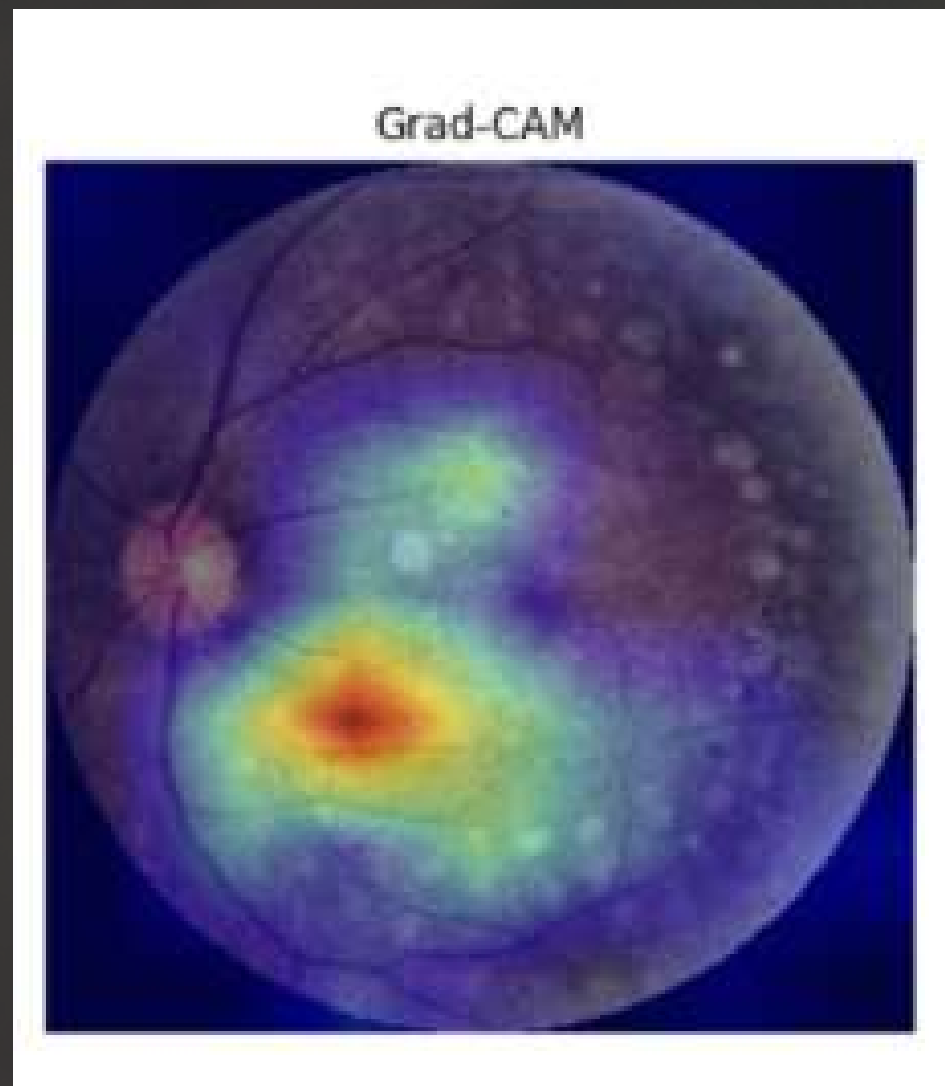


左側是原始的眼底影像，我們可以看到這是一張左眼的影像，視網膜上分佈著明顯的病變特徵。



# — 模型可解釋性 — 以30\_left.jpg (y=1) 為例

112029004周珮珊

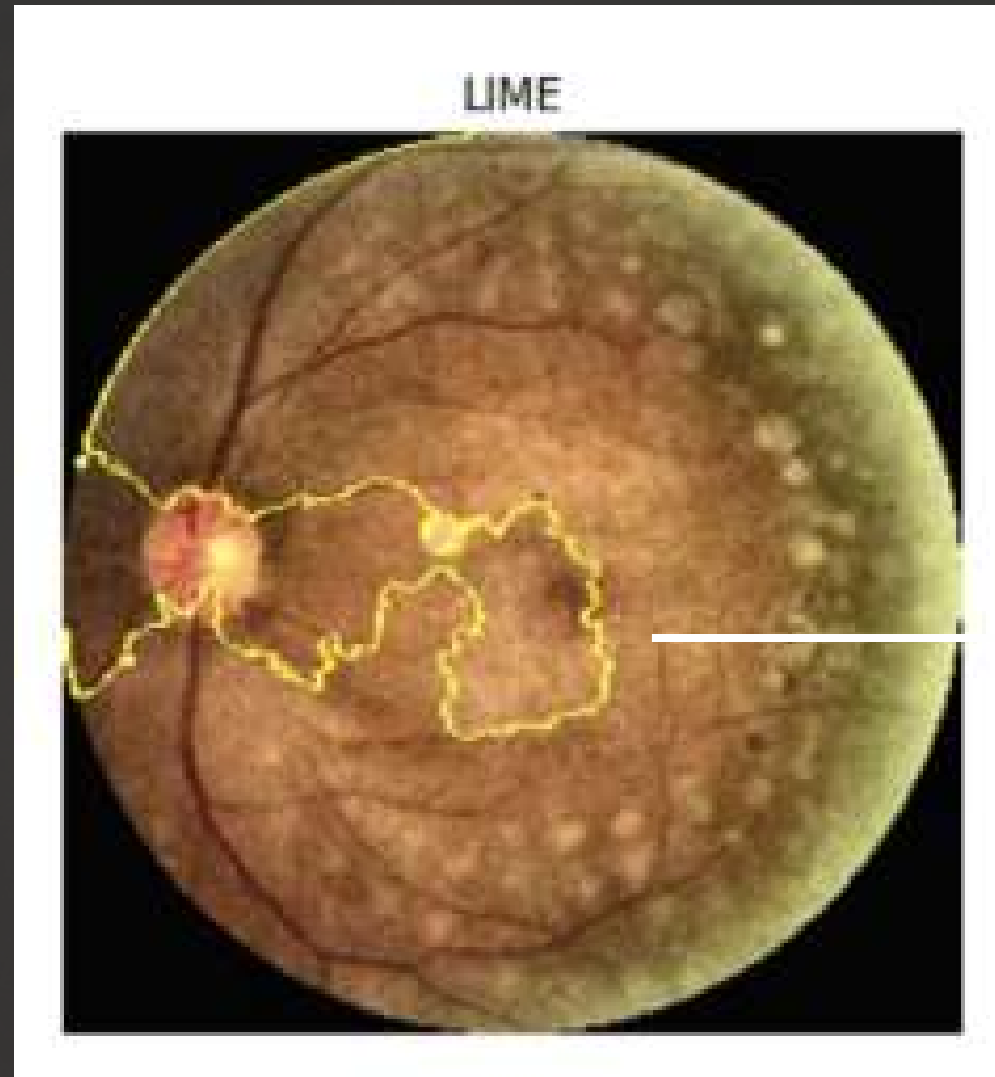


圖中紅色與黃色區域代表模型的高度關注點。我們可以看到熱區顯著地擴散至視網膜的弧形區域及主要血管路徑。

Grad-CAM  
(熱點圖分析)



# — 模型可解釋性 — 以30\_left.jpg (y=1) 為例



黃色框線標示出了具體的病灶輪廓，這提供了比熱點圖更精確的「證據邊界」，輔助醫師更快速地定位異常位置。

LIME  
(局部可解釋性模型)



# — 結論與討論

112029004周珮珊

目前結果:

- **高敏感度**：模型在測試集達成了 0.9355 的召回率，證明其具備極強的篩檢能力，能有效避免病患漏診。
- **類別不平衡之瓶頸**：測試集的精確率（0.0760）顯著偏低，主因在於原始資料中健康樣本遠多於病灶樣本。模型為極大化召回率，傾向於做出較為敏感的判斷，導致假陽性比例上升。
- **泛化能力強**：AUC 達 0.8015，顯示模型在區分正負樣本上仍維持優異的鑑別度，具備臨床輔助價值。



# — 結論與討論

112029004周珮珊

如何改善:

- (1) **處理資料不平衡**，如採用類別加權（class weighting）、過採樣（oversampling）或焦點損失函數（focal loss），以降低假陽性比例
- (2) **動態門檻調整**，依臨床需求在 Recall 與 Precision 間取得更佳平衡，提升實際應用彈性
- (3) **強化特徵區辨能力**，透過影像前處理、資料擴增或更深層模型結構，降低健康影像與早期病變間的特徵重疊，以提升整體精確度。



# 參考文獻

## 題目的參考文獻：

- Eye Problems Related to Age (與年齡相關的眼科問題)<https://happy50plus.org/2025/02/eye-problems-related-to-age/>
- 中年人常見的眼疾及預防保養之道. 書田診所眼科部<https://reurl.cc/rK1m1O>

## 參考學術論文：

- Li et al. (2018). Development and Validation of a Deep Learning System for Glaucoma Detection. \*  
Journal: JAMA (美國醫學會雜誌)<https://jamanetwork.com/journals/jama/fullarticle/2719317>
- Orlando et al. (2020). REFUGE Challenge: A Multi-center Benchmark for Glaucoma Detection and Optic Disc/Cup Segmentation.<https://arxiv.org/abs/1910.03667>
- Fu et al. (2018). Joint Optic Disc and Cup Segmentation Based on Multi-label Deep Network and Polar Transformation (M-Net).<https://ieeexplore.ieee.org/document/8340157>
- Al-Aswad et al. (2022). Detection of Glaucoma on Fundus Photographs Using Deep Learning.[https://www.opthalmologyglaucoma.org/article/S2589-4196\(21\)00249-1/fulltext](https://www.opthalmologyglaucoma.org/article/S2589-4196(21)00249-1/fulltext)

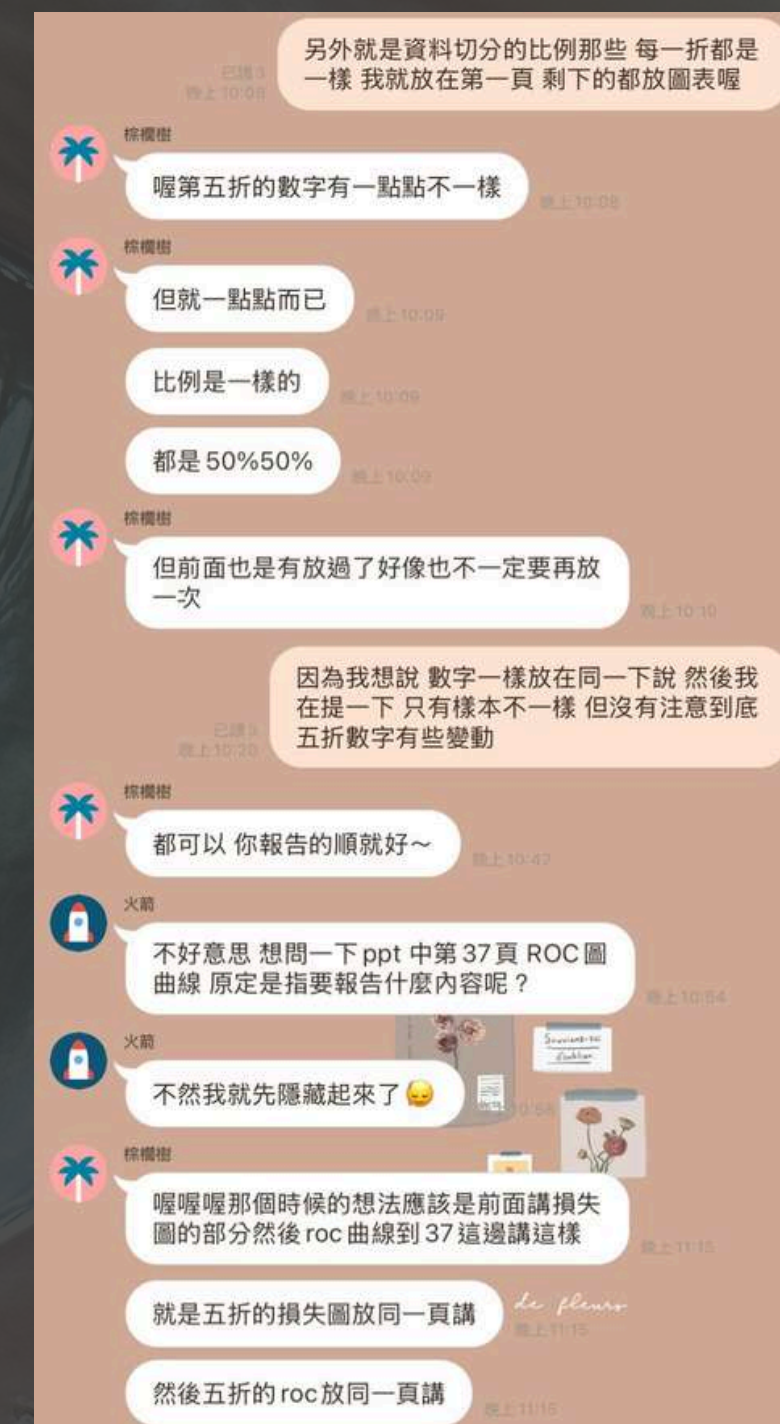


# 分工表

112029004 周珮珊	文獻探討、書面報告、上台報告
112029013 呂盈萱	模型建立、文獻探討、上台報告
112029021 林佩安	資料說明、書面報告、上台報告
112029022 黃少虹	資料前處理、簡報製作、上台報告
112029052 黃筑暄	模型建立、簡報製作、上台報告



# 討論紀錄







THANK YOU



# Q & A