114-1 [redacted] 期末報告

注射式喉成型術前聲音檢測資料可否作為聲帶治療成效的預測工具 -應用人工智慧方法建模與分析

報[redacted]
合作醫師[redacted]醫師

報告日期：2025. 01. 12

OUTLINE

01 研究動機

- 閉合功能健全的聲帶才能使我們發出好的聲音狀況，而閉鎖功能不全的病人(如聲帶麻痺及聲帶萎縮)就會造成發聲的困擾，更會使發出聲音吃力更甚至沙啞的情形。
- 玻尿酸注射性喉成形手術是可以大幅改善閉合功能不全的問題。

-Journal of Voice. 2024. Jennifer A. Silver

- 越來越多相關文章提出運用AI方式學習讓機器判讀人類聲音，對其評估出一個標準的模式，也讓疾病初步的判別更加方便簡單。

02 研究問題

- 內視鏡檢查我們僅知道病人需要進行手術幫忙，但病人總會問說“效果怎麼樣?”、”我聲音會進步多少?”、”我需要使用多少玻尿酸?”。
- ☒ 但我們僅給出”會進步”這樣的結果

03 研究目的

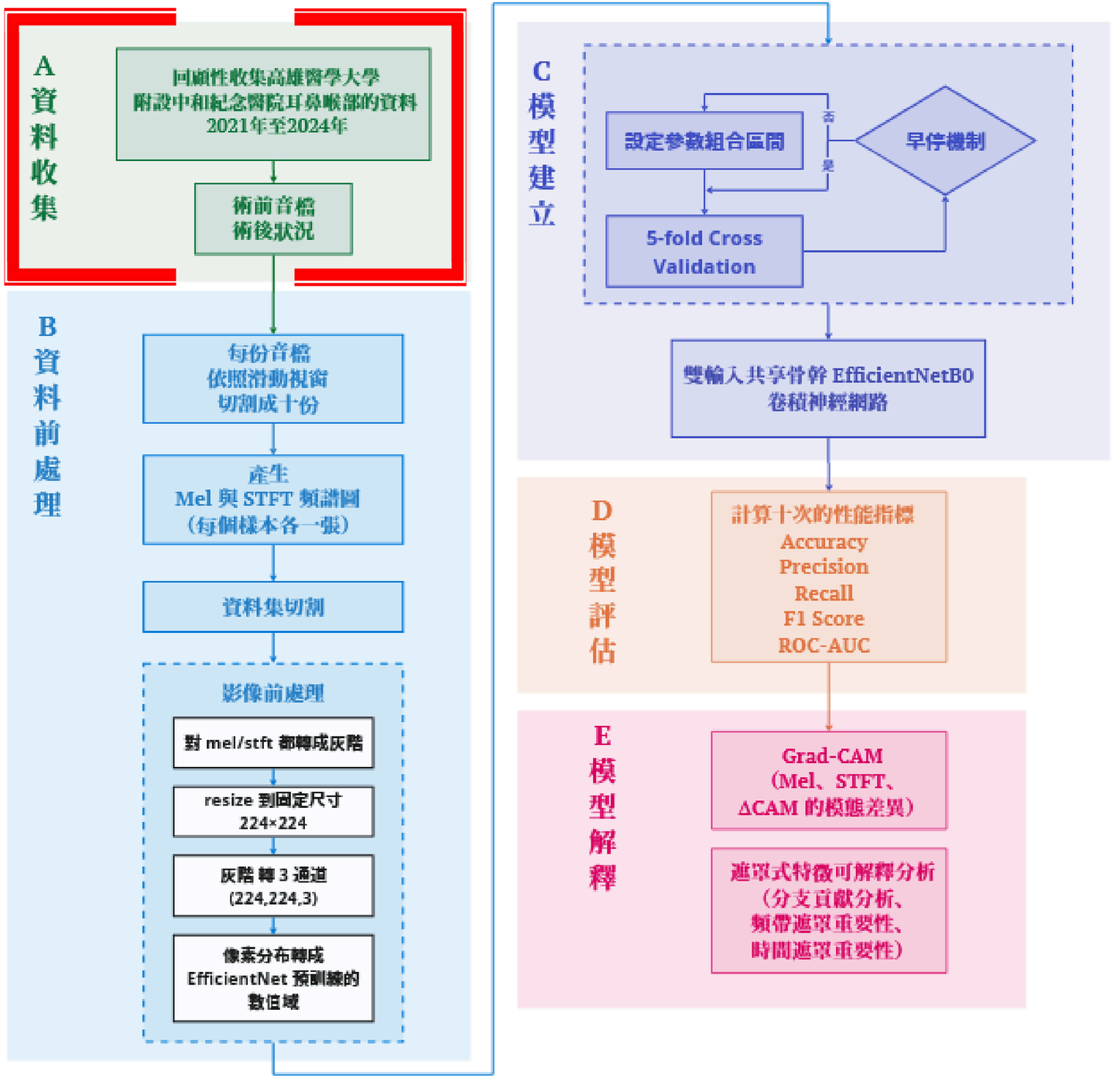
機器學習（於上學期完成）

- 透過人工智慧方式建模由手術前的聲音狀況，預測病人手術後發聲的情形

深度學習

- 以 術前 a母音音檔轉梅爾頻譜圖與頻譜圖訓練 CNN，預測病人預後（好/不好）

資料收集


A 資料收集
回顧性收集高雄醫學大學附設中和紀念醫院耳鼻喉部的資料 2021年至2024年
術前音檔
術後狀況
B 資料前處理
每份音檔依照滑動視窗切割成十份
產生 Mel 與 STFT 頻譜圖（每個樣本各一張）
資料集切割
影像前處理
對 mel/stft 都轉成灰階
resize 到固定尺寸 224×224
灰階 轉 3 通道 (224,224,3)
像素分布轉成 EfficientNet 預訓練的數值域
C 模型建立
設定參數組合區間
否
是
早停機制
5-fold Cross Validation
雙輸入共享骨幹 EfficientNetB0 卷積神經網路
D 模型評估
計算十次的性能指標
Accuracy
Precision
Recall
F1 Score
ROC-AUC
E 模型解釋
Grad-CAM (Mel、STFT、ΔCAM 的模態差異)
遮罩式特徵可解釋分析（分支貢獻分析、頻帶遮罩重要性、時間遮罩重要性）

04 原始資料敘述

- 資料集來自 [redacted]
- 每位病人在手術前（S）與手術後（A）各錄製 4 個母音音檔（A, I, U, E）
- 原始每人有 4（母音） × 2（術前/後） = 8 筆錄音
- 原始錄音筆數 = 43 位 × 4 母音 × 2（術前術後） = 344 筆

04 原始資料敘述

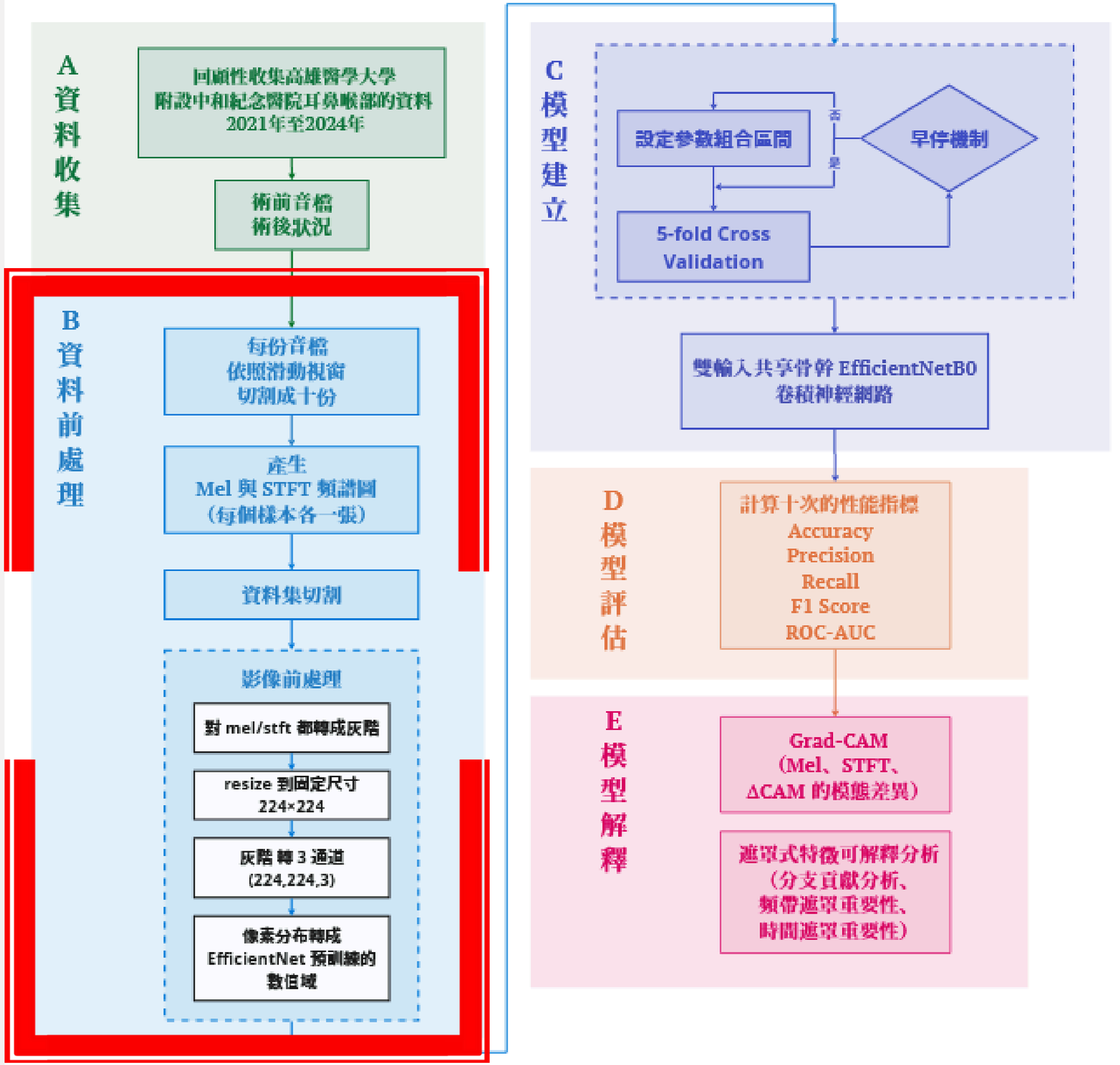
	A	B	C	D	E	F	G	H	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S
1	type	Date	院區	姓名	ID	病歷號	Sex	Age	總次數	次數	側性	Cause	Injection Tech	Sub/Tran	Amount R	Inj point R	Amount L	Inj point L
2	1								1	1	L	VP	CTm	tran			0.8	1
3	1								1	1	R	VP	CTm	tran	1(0.3+0.7)	2		
4	1								1	1	R	VP	CTm	tran	1(0.4+0.6)	2		
5	1								1	1	L	VP	CTm	tran			0.8(0.3+0.5)	2
6	1								1	1	L	VP	CTm	tran			0.5	2
7	1								1	1	L	VP	CTm	tran			1	1
8	1								1	1	L	VP	CTm	tran			0.7(0.2+0.5)	2
9	1								1	1	L	VP	CTm	tran			1	2
10	1								1	1	L	VP	CTm	tran			0.3(0.1+0.2)	2
11	1								1	1	left	palsy	CT	Sub			1	2
12	1								1	1	right	palsy	CT	Tran	1	2		
13	1								1	1	left	palsy	CT	Tran			1	2
14	1								1	1	left	palsy	CT	Tran			1	2
15	1								1	1	left	palsy	CT	Tran			1	3
16	1								1	1	right	palsy	CT	Tran	0.9	2		
17	1								1	1	left	palsy	CT	Tran			1	2
18	1								1	1	left	palsy	CT	Tran			0.8	1
19	1								1	1	right	palsy	CT	Tran	1	2		
20	1								1	1	right	palsy	CT	Tran	1	2		
21	1								1	1	left	palsy	CT	Tran			1	3
22	1								1	1	left	palsy	CT	Tran			1	2
23	1								1	1	left	palsy	CT	Tran			1	2

04 原始資料敘述

- 音檔總數：86
- 最短音檔長度：0.33 秒
- 最長音檔長度：14.65 秒
- 音檔長度不一

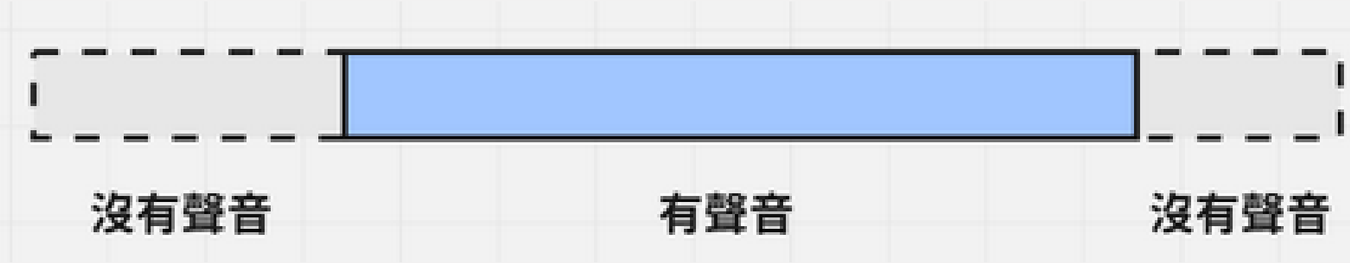
資料集	最小值(ms)	最大值(ms)	平均(ms)
palsy 手術前 S	323	14653	4347.22
palsy 手術後 A	702	10750	6196.13
palsy total	323	14653	5271.67
atro 手術前 S	3405	10246	8799.07
atro 手術後 A	3262	10256	8805.4
atro total	3262	10256	8802.24
total	323	14653	7036.95

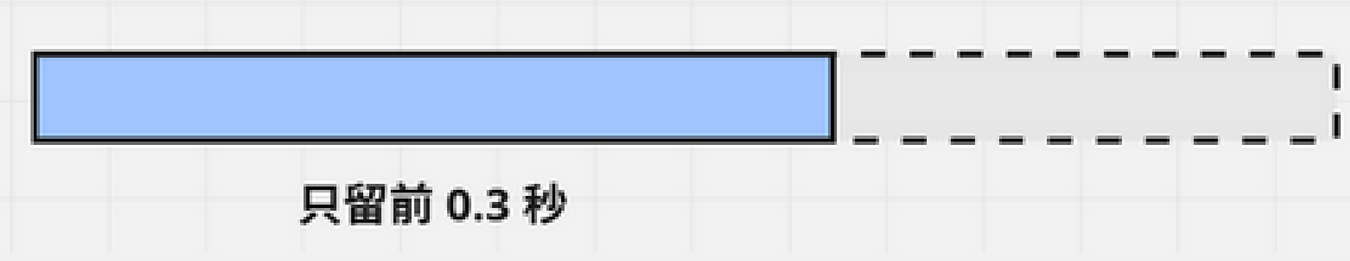
資料前處理


A 資料收集
回顧性收集高雄醫學大學附設中和紀念醫院耳鼻喉部的資料 2021年至2024年
術前音檔
術後狀況
B 資料前處理
每份音檔依照滑動視窗切割成十份
產生 Mel 與 STFT 頻譜圖（每個樣本各一張）
資料集切割
影像前處理
對 mel/stft 都轉成灰階
resize 到固定尺寸 224×224
灰階 轉 3 通道 (224,224,3)
像素分布轉成 EfficientNet 預訓練的數值域
C 模型建立
設定參數組合區間
否
是
早停機制
5-fold Cross Validation
雙輸入共享骨幹 EfficientNetB0 卷積神經網路
D 模型評估
計算十次的性能指標
Accuracy
Precision
Recall
F1 Score
ROC-AUC
E 模型解釋
Grad-CAM（Mel、STFT、ΔCAM 的模態差異）
遮罩式特徵可解釋分析（分支貢獻分析、頻帶遮罩重要性、時間遮罩重要性）

05 資料前處理：音檔切割

- 問題：資料筆數過少
- 解決方式：
  - 只選用母音A的術前音檔進行模型建構
  - 設定能量門檻（ENERGY THRESHOLD）
  - 將每分音檔切成十等份進行聲學特徵分析
- 原始錄音筆數 = 43 位 × 1（術前） = 43 筆

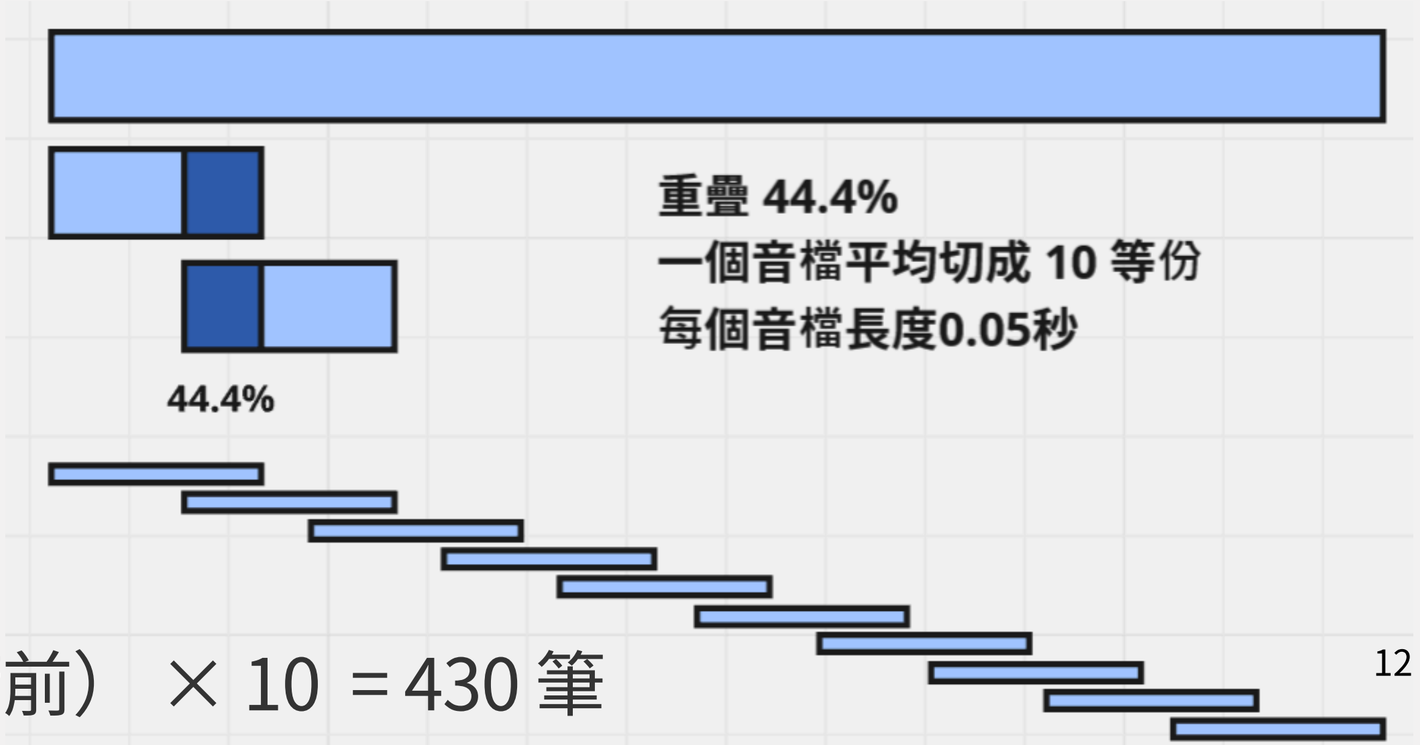




秒數	檔名	切空白前	切空白後
min (ms)	20_S1	323	320
max (ms)	22_S1	14650	14390

05 資料前處理：音檔切割

- 滑動視窗（Sliding Window）
  - 總保留音訊長度為 0.3 秒
  - 每段視窗長度為 0.05 秒
  - 總共要切出 10 段音訊
  - 重疊百分比44.4%



- 資料筆數 = 43 位 × 1（術前） × 10 = 430 筆

05 資料前處理：前處理後的資料敘述

- 每個樣本各轉一張Mel 與 STFT 頻譜圖
- 對照CSV 包含每筆樣本的音檔檔名（sound.files）與標籤（outcome）

輸出變項	Outcome	術後狀況	類別型	0	well	170（44.18%）
				1	poor	260（55.81%）

- 輸入：同一段語音的兩種時頻表示（兩張影像）
- 輸出：p(y=1) 的機率（sigmoid）

05 資料前處理：前處理後的資料敘述

- 目標：類別型變數 —— 術後狀況
- 音檔層級

訓練集

Fold	正樣本 (pos)	負樣本 (neg)	總數	正樣本比例
1	209	126	335	0.6239
2	220	116	336	0.6548
3	189	150	339	0.5575
4	219	126	345	0.6348
5	199	146	345	0.5768

測試集

Fold	正樣本 (pos)	負樣本 (neg)	總數	正樣本比例
1	50	40	90	0.5556
2	39	50	89	0.4382
3	70	16	86	0.8140
4	40	40	80	0.5000
5	60	20	80	0.7500

05 資料前處理：前處理後的資料敘述

- 目標：類別型變數 —— 術後狀況
- 病患層級

訓練集

Fold	正樣本 (pos)	負樣本 (neg)	總人數	正樣本比例
1	21	13	34	0.6176
2	22	12	34	0.6471
3	19	15	34	0.5588
4	22	13	35	0.6286
5	20	15	35	0.5714

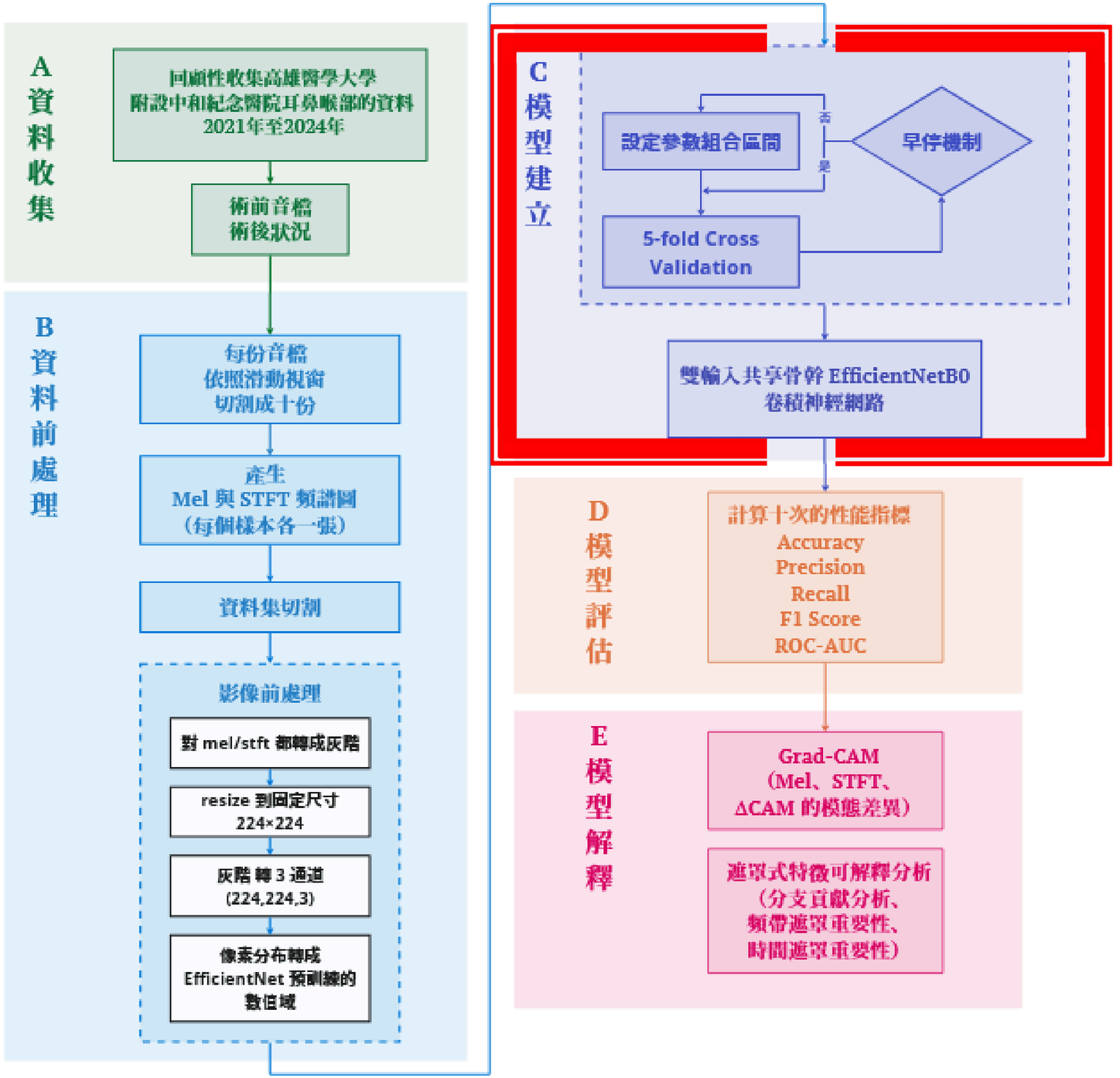
測試集

Fold	正樣本 (pos)	負樣本 (neg)	總人數	正樣本比例
1	5	4	9	0.5556
2	4	5	9	0.4444
3	7	2	9	0.7778
4	4	4	8	0.5000
5	6	2	8	0.7500

05 進模型前的影像前處理

- 對 mel/stft 都轉成灰階
  - 因為實驗過程中會有音檔過短導致整張變成紫色單色圖的問題
- resize 到固定尺寸：224×224
- 灰階 → 3 通道(224,224,3)
- 把像素分布轉成 EfficientNet 預訓練的數值域

06 模型建立


A 資料收集
回顧性收集高雄醫學大學附設中和紀念醫院耳鼻喉部的資料 2021年至2024年
術前音檔
術後狀況
B 資料前處理
每份音檔依照滑動視窗切割成十份
產生 Mel 與 STFT 頻譜圖（每個樣本各一張）
資料集切割
影像前處理
對 mel/stft 都轉成灰階
resize 到固定尺寸 224×224
灰階 轉 3 通道 (224,224,3)
像素分布轉成 EfficientNet 預訓練的數值域
C 模型建立
設定參數組合區間
否
是
早停機制
5-fold Cross Validation
雙輸入共享骨幹 EfficientNetB0 卷積神經網路
D 模型評估
計算十次的性能指標
Accuracy
Precision
Recall
F1 Score
ROC-AUC
E 模型解釋
Grad-CAM（Mel、STFT、ΔCAM 的模態差異）
遮罩式特徵可解釋分析（分支貢獻分析、頻帶遮罩重要性、時間遮罩重要性）

06 模型建立

- 同時輸入 Mel 頻譜圖 與 STFT 頻譜圖
- 兩個輸入共用同一個 EfficientNetB0 特徵擷取器（非兩個獨立 CNN）

兩階段訓練（freeze → finetune）

1：Warmup（特徵抽取器凍結）

- backbone：全部凍結
- 只訓練 head（Dense+Dropout+Sigmoid）

2：Finetune（只解凍 backbone 最後 20%）

06 模型架構圖

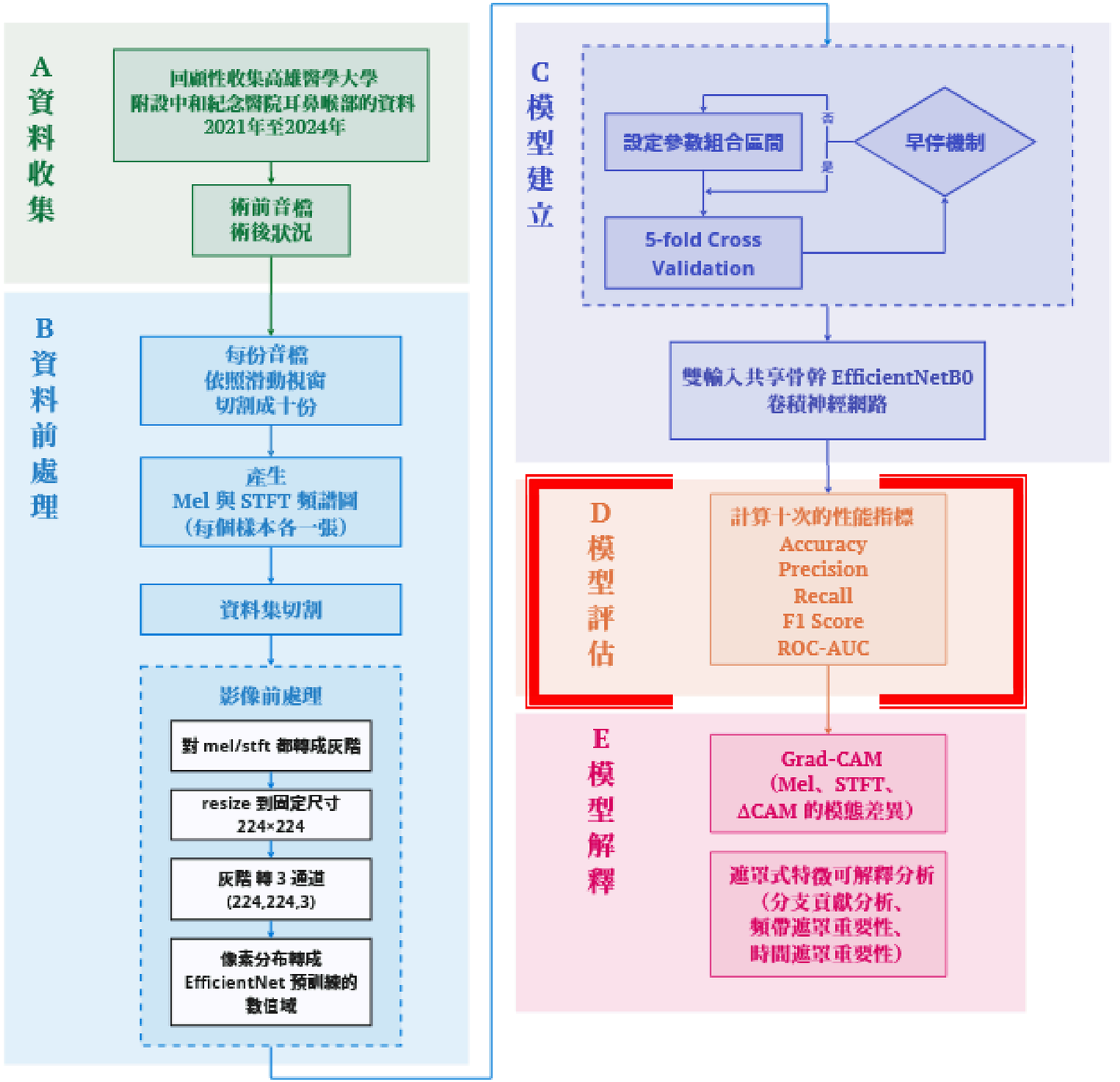

mel (InputLayer)
Output shape: (None, 224, 224, 3)
stft (InputLayer)
Output shape: (None, 224, 224, 3)
efficientnetb0 (Functional)
Input shape: (None, 224, 224, 3)
Output shape: (None, 7, 7, 1280)
gap_mel (GlobalAveragePooling2D)
Input shape: (None, 7, 7, 1280)
Output shape: (None, 1280)
gap_stft (GlobalAveragePooling2D)
Input shape: (None, 7, 7, 1280)
Output shape: (None, 1280)
fusion_concat (Concatenate)
Input shape: [(None, 1280), (None, 1280)]
Output shape: (None, 2560)
head_dense (Dense)
Input shape: (None, 2560)
Output shape: (None, 64)
head_dropout (Dropout)
Input shape: (None, 64)
Output shape: (None, 64)
prob (Dense)
Input shape: (None, 64)
Output shape: (None, 1)

06 模型超參數設定

超參數名稱	意義（用途說明）	設定的範圍 / 數值
`IMG_H`, `IMG_W`	輸入頻譜圖影像尺寸 （統一 CNN 輸入規格）	224 × 224
`N_FOLDS`	外層交叉驗證折數 （評估泛化能力）	5
`SEED`	隨機種子	42
`BATCH_SIZE`	每次梯度更新的樣本數	32
`VAL_RATIO_IN_TRAIN`	在外層 train 中再切出內層 validation 的比例	0.15
`EPOCHS_WARMUP`	第一階段 warmup 訓練 epoch 數（凍結 backbone）	20
`EPOCHS_FINETUNE`	第二階段 fine-tune epoch 數 （部分解凍 backbone）	60
`LR_WARMUP`	warmup 階段學習率	3e-4
`LR_FINETUNE`	fine-tune 階段學習率（小步調微調）	1e-5

超參數名稱	**意義（用途說明）**	**設定的範圍 / 數值**
`WEIGHT_DECAY_L2`	Dense 層的 L2 正則化係數（抑制過擬合）	1e-4
`HEAD_UNITS`	分類頭 Dense 層神經元數	64
`DROPOUT`	分類頭 Dropout 比例（防止過擬合）	0.35
`PATIENCE`	EarlyStopping 容忍無進步的 epoch 數	15
`unfreeze_ratio`	fine-tune 時解凍 backbone 的比例	0.2（最後 20% 層）
`label_smoothing`	Binary Crossentropy 的標籤平滑係數	0.05
`class_weight[0]`	類別 0 的 loss 權重 （補償少數類）	`tr_pos / tr_neg`（動態計算）
`THR_SWEEP_STEPS`	驗證集上搜尋最佳 threshold 的切割數	201
`best_monitor`	選擇最佳 epoch 的主要指標	`val_auroc_prob`
`Optimizer`	參數更新方法	Adam
`Loss function`	訓練損失函數	Binary Crossentropy

07 模型評估


A 資料收集
回顧性收集高雄醫學大學附設中和紀念醫院耳鼻喉部的資料 2021年至2024年
術前音檔
術後狀況
B 資料前處理
每份音檔依照滑動視窗切割成十份
產生 Mel 與 STFT 頻譜圖（每個樣本各一張）
資料集切割
影像前處理
對 mel/stft 都轉成灰階
resize 到固定尺寸 224×224
灰階 轉 3 通道 (224,224,3)
像素分布轉成 EfficientNet 預訓練的數值域
C 模型建立
設定參數組合區間
否
是
早停機制
5-fold Cross Validation
雙輸入共享骨幹 EfficientNetB0 卷積神經網路
D 模型評估
計算十次的性能指標
Accuracy
Precision
Recall
F1 Score
ROC-AUC
E 模型解釋
Grad-CAM (Mel、STFT、ΔCAM 的模態差異)
遮罩式特徵可解釋分析（分支貢獻分析、頻帶遮罩重要性、時間遮罩重要性）

07 模型評估(1/2) - 評估指標

- 混淆矩陣
- Accuarcy
- Precision
- Recall
- F1 score
- ROC / AUC

07 模型評估(2/2) - 模型可解釋種類

- **Grad-CAM：模型在看哪裡、怎麼判斷**
  - 用梯度找出 **單一筆樣本** 模型在影像上 **最敏感、最依賴** 的區域
  - 用熱區圖將決策證據視覺化
  - 另外加上ΔCAM（mel − stft） 的模態差異診斷，可以看出同一筆資料模型證據主要來自哪個分支

- **Occlusion / Masking（遮罩測試）**
  - 把影像切成 **頻帶區塊 / 時間區塊** 逐段遮掉，看輸出機率掉多少
  - 頻帶遮罩（Frequency Importance）評估模型對不同頻率區段的依賴程度
  - 時間遮罩（Temporal Importance）分析模型是否依賴特定時間區段或整體時間結構

我選擇結合這兩種方法，希望可以看到 局部 + 全域總結 的價值

07 模型評估

訓練集

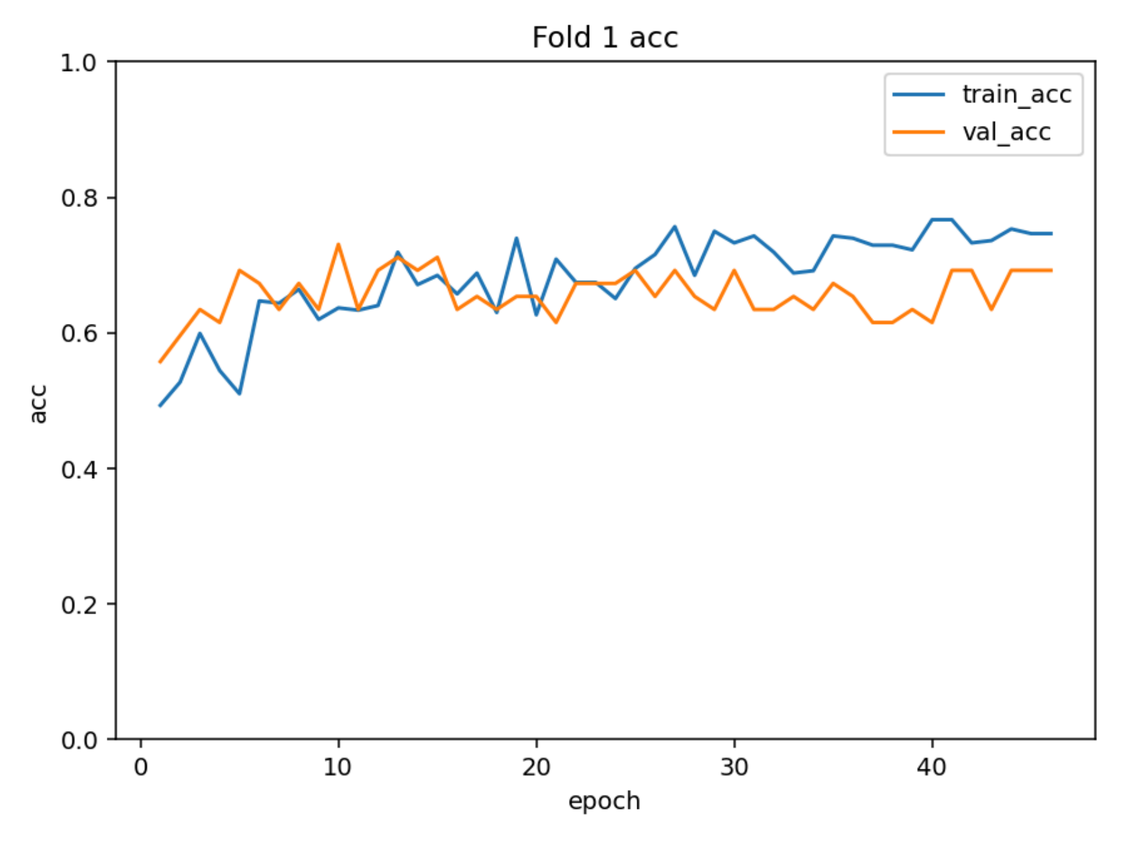
Fold	ACC (%)	Precision (%)	Recall (%)	F1	AUROC (%)	Best Epoch
1	68.15%	65.67%	99.44%	79.10	85.57%	31
2	91.10%	90.37%	95.48%	92.86	97.77%	79
3	91.78%	95.27%	90.96%	93.06	97.25%	80
4	90.75%	96.30%	88.14%	92.04	97.16%	80
5	90.07%	90.66%	93.22%	91.92	96.99%	80
Mean ± Std	**86.37% ± 9.13%**	**87.65% ± 11.25%**	**93.45% ± 3.86%**	**89.80 ± 5.37%**	**94.99% ± 5.10%**	**70.0 ± 19.5**

測試集

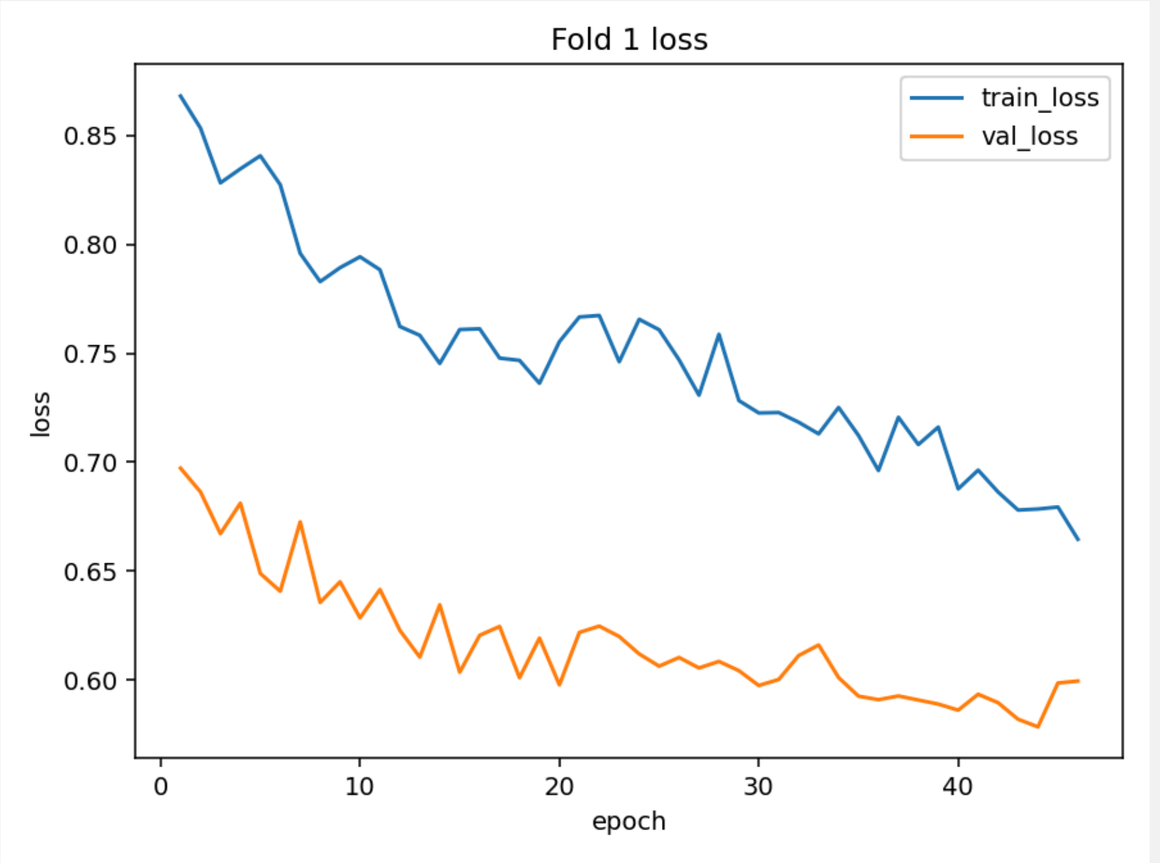
Fold	ACC (%)	Precision (%)	Recall (%)	F1	AUROC (%)
1	68.60%	66.23%	98.08%	79.07	75.48%
2	86.05%	85.71%	92.31%	88.89	88.86%
3	76.74%	79.63%	82.69%	81.13	83.20%
4	73.26%	85.37%	67.31%	75.27	87.44%
5	83.72%	85.19%	88.46%	86.79	90.84%
Mean ± Std	**77.67% ± 6.47%**	**80.43% ± 7.44%**	**85.77% ± 10.51%**	**82.23 ± 5.00**	**85.16% ± 5.45%**

07 模型評估 - fold 1

準確度曲線

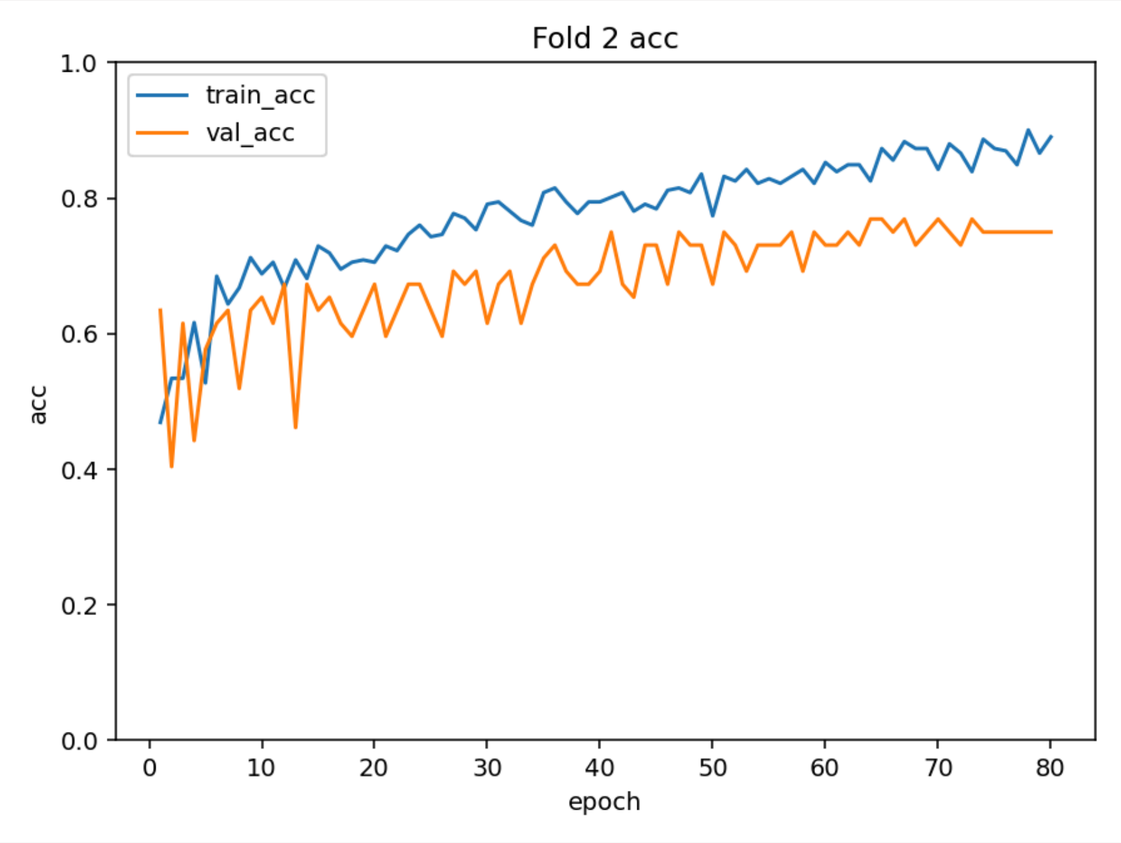


損失曲線圖

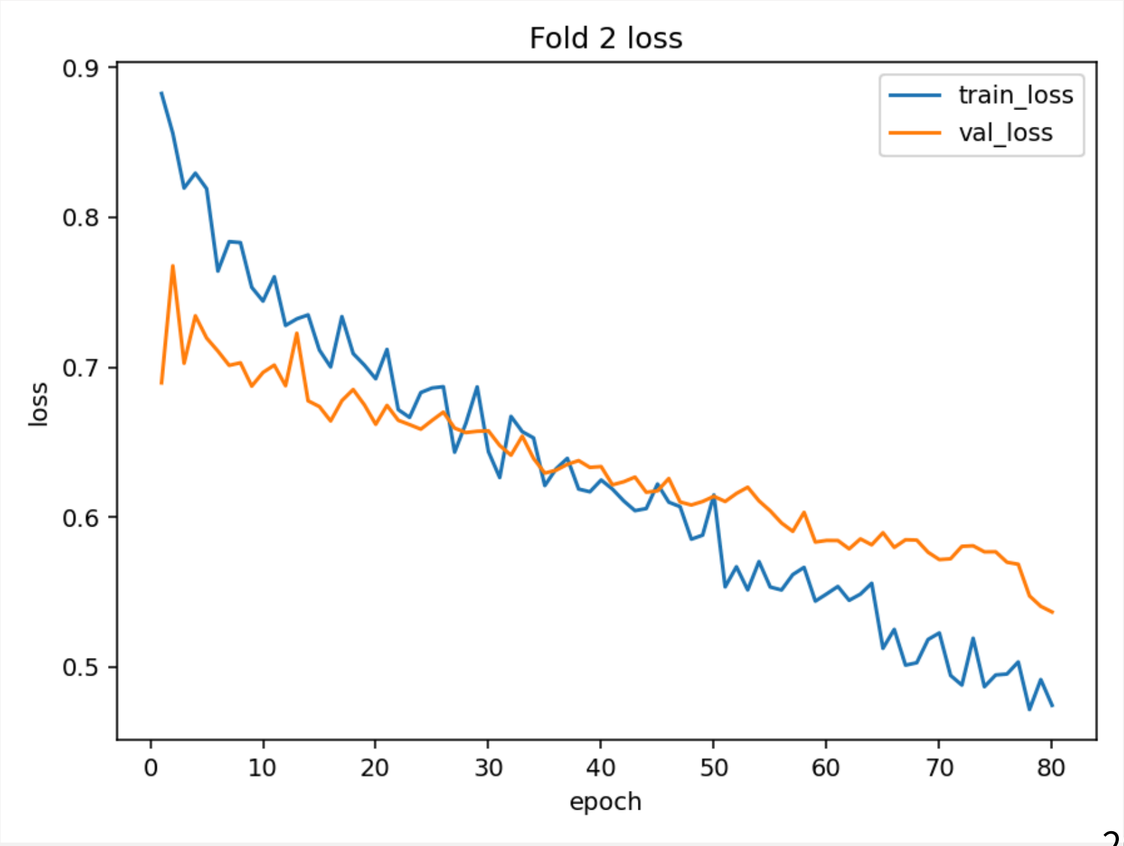


07 模型評估 - fold 2

準確度曲線

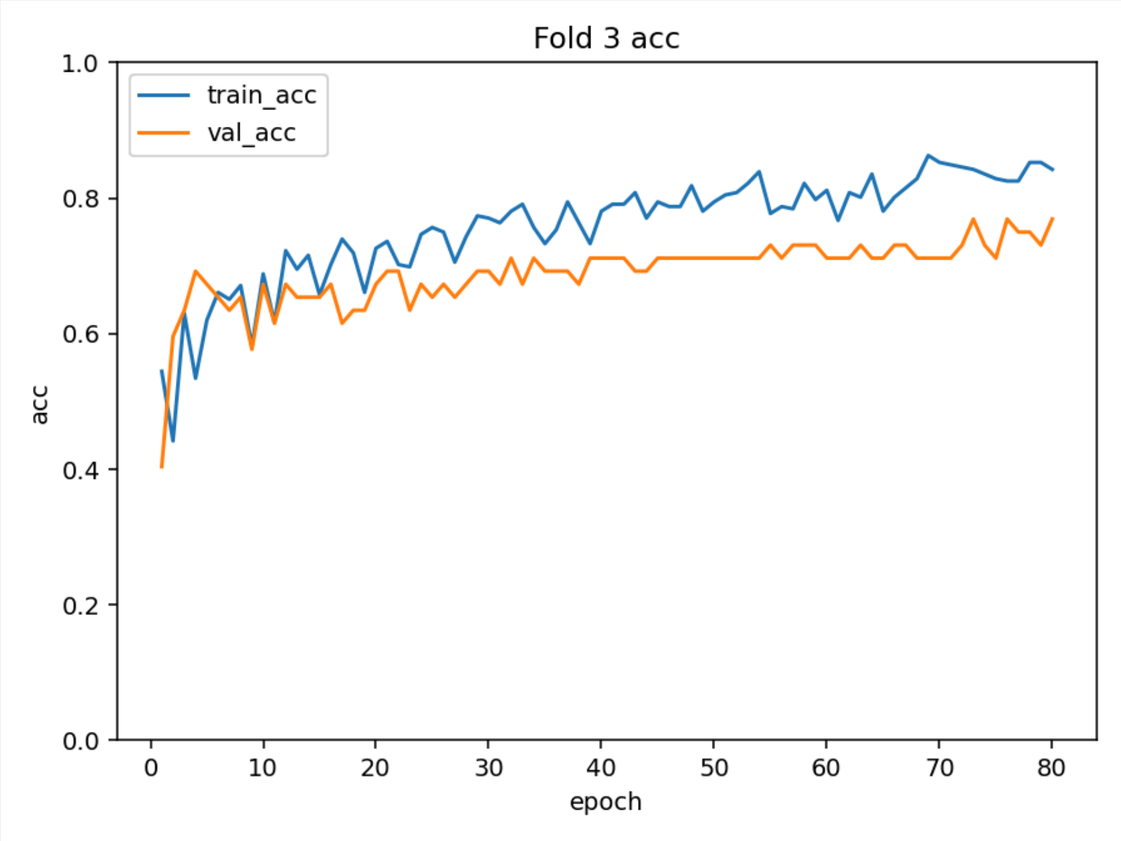


損失曲線圖

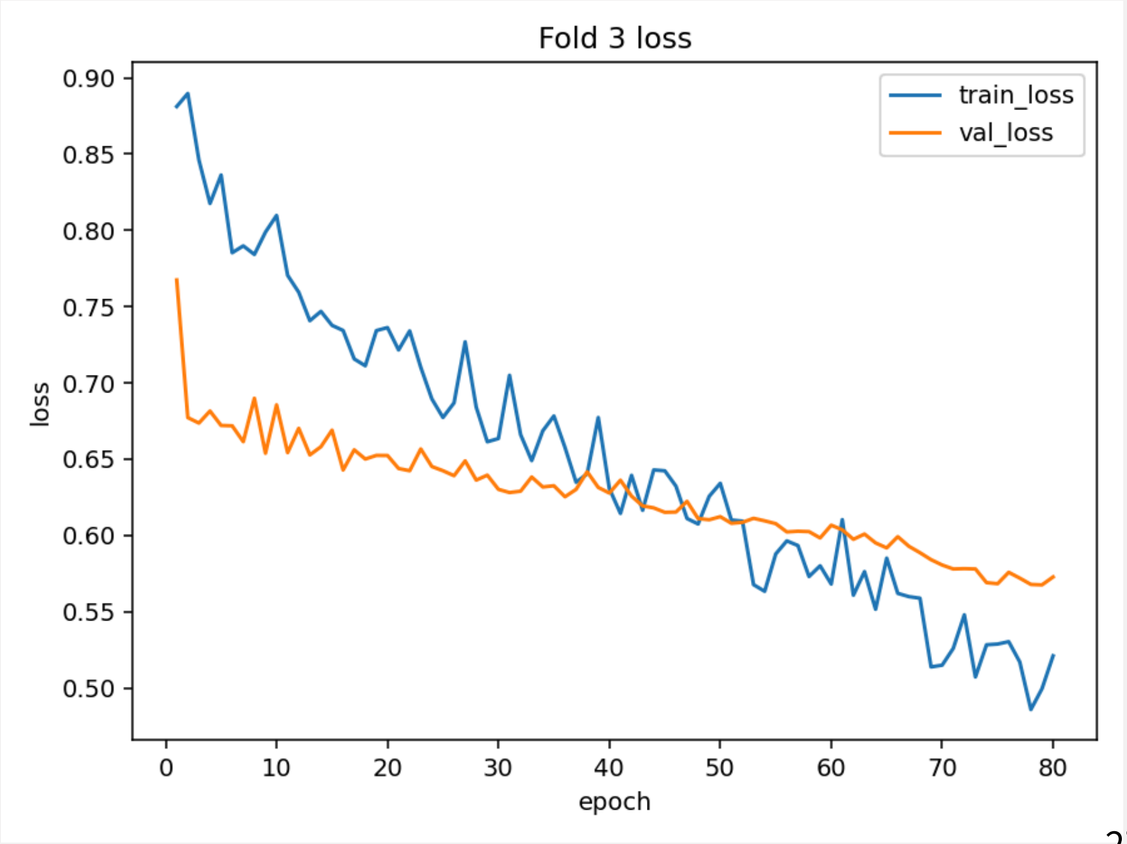


07 模型評估 - fold 3

準確度曲線

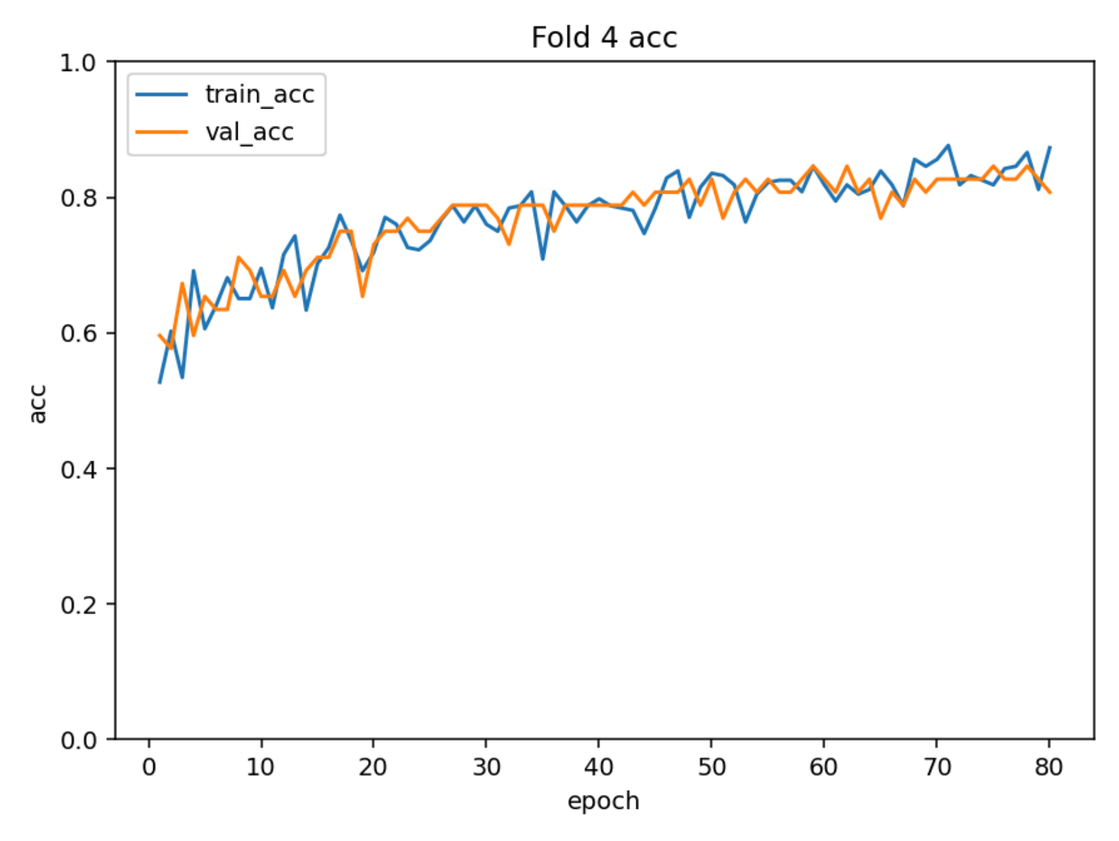


損失曲線圖

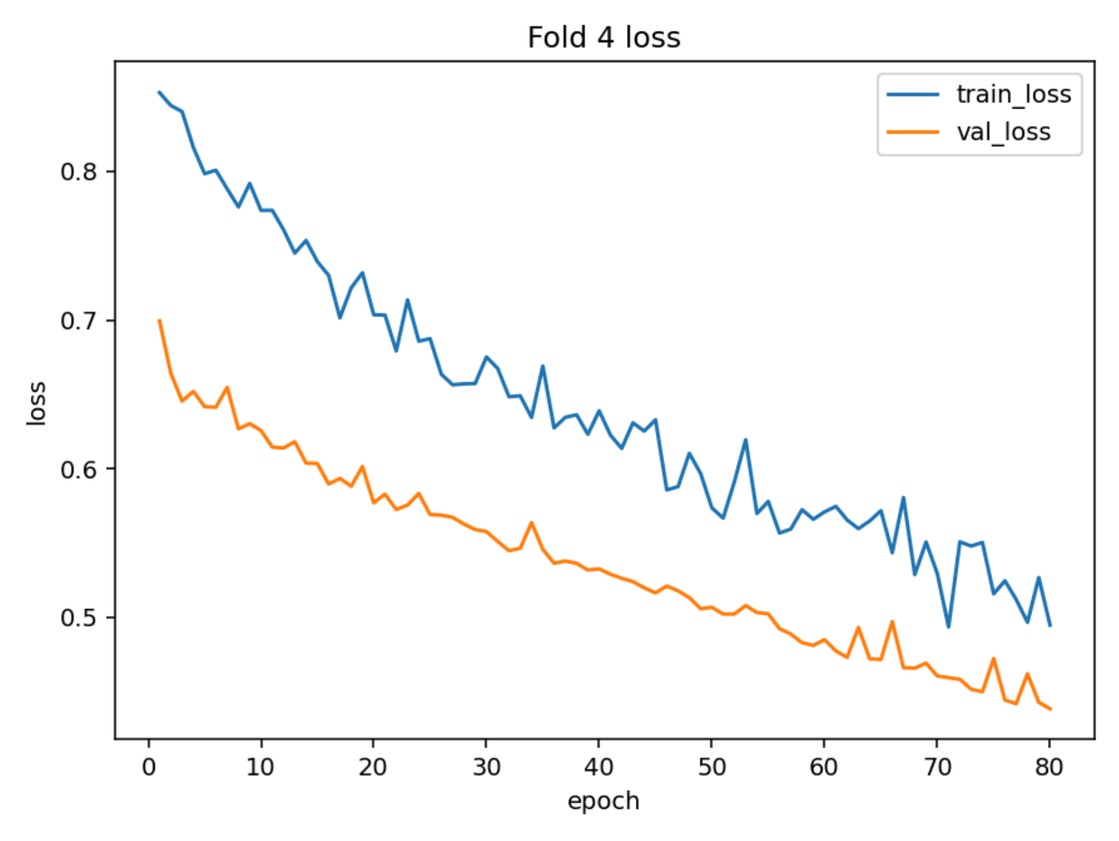


07 模型評估 - fold 4

準確度曲線

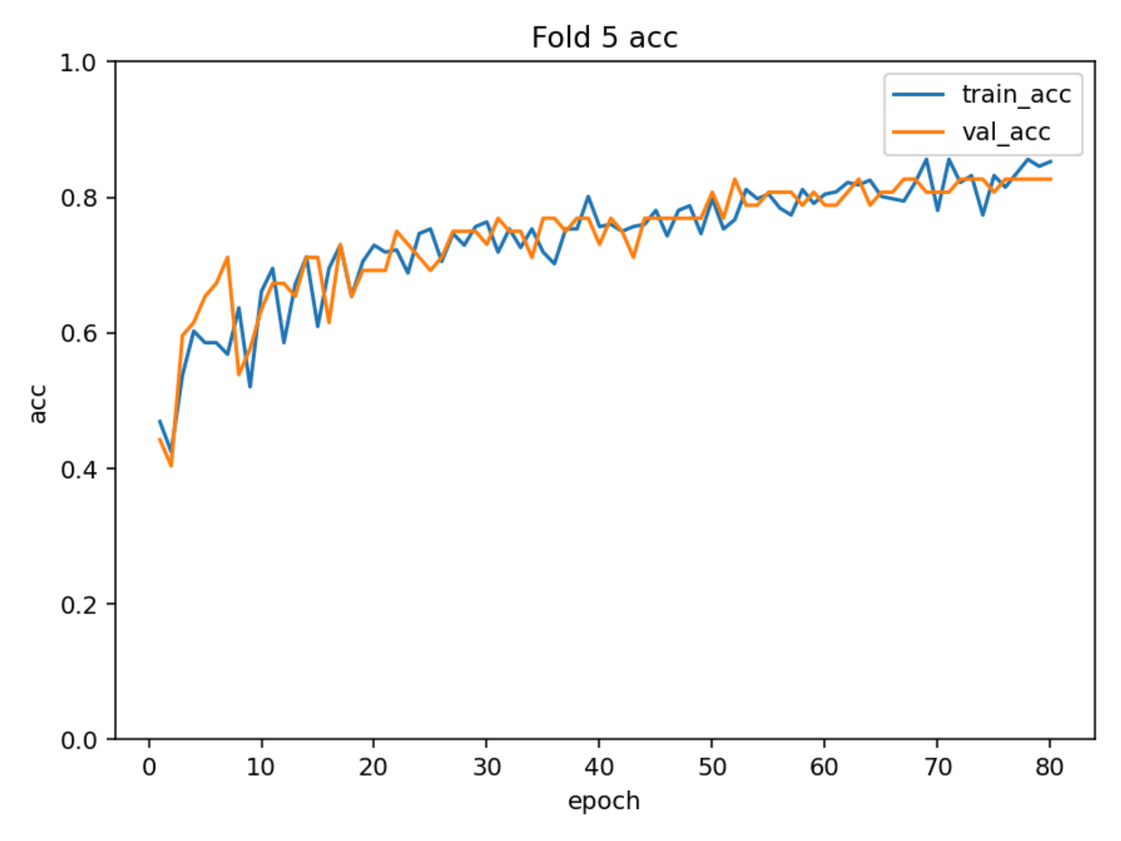


損失曲線圖

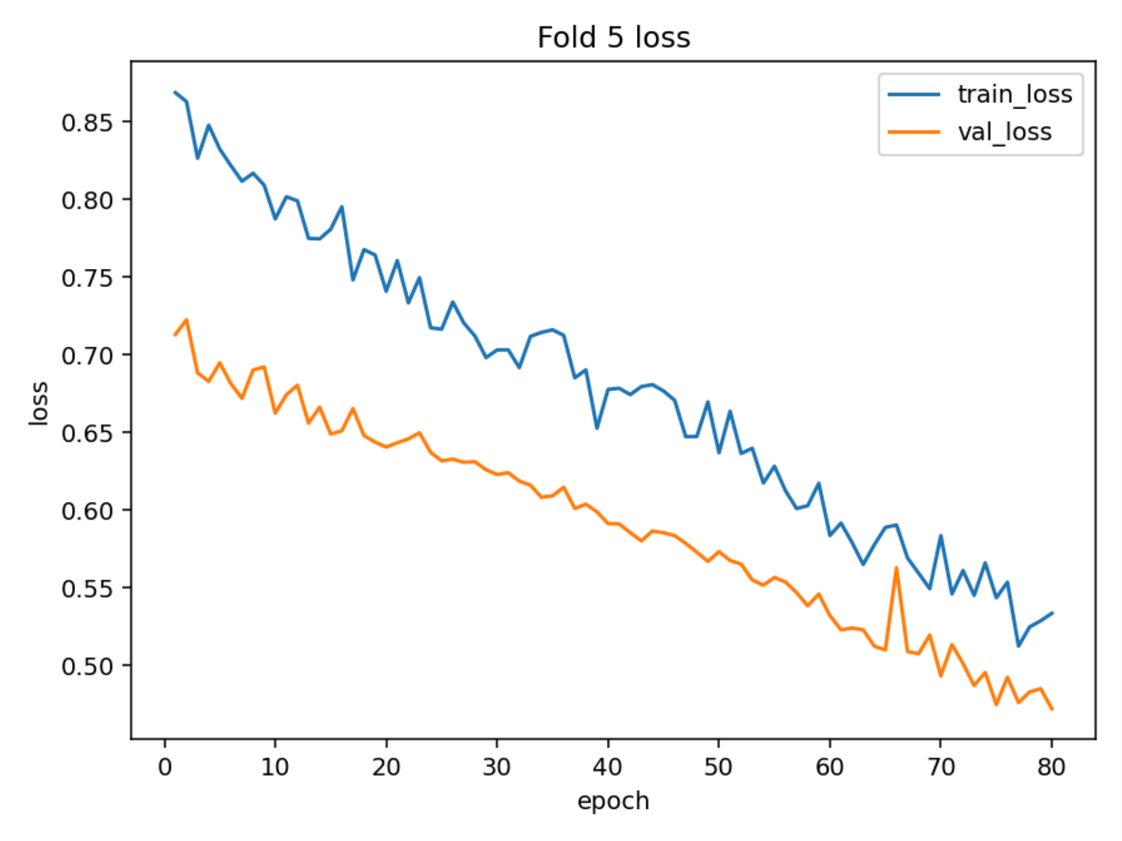


07 模型評估 - fold 5

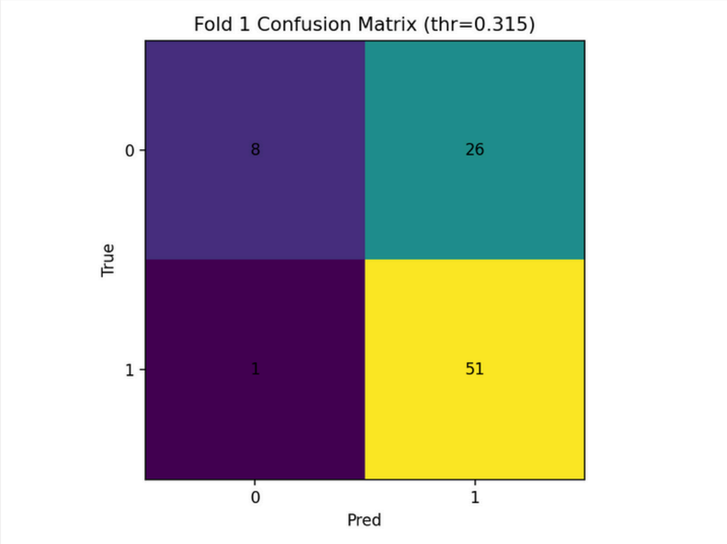
準確度曲線

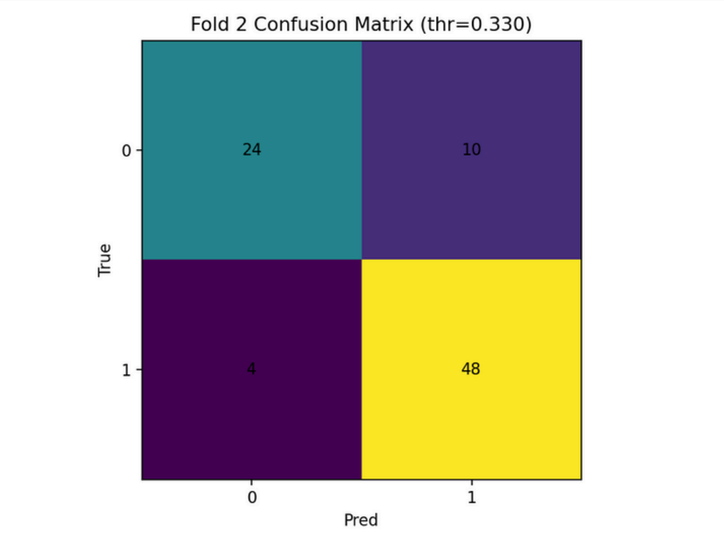


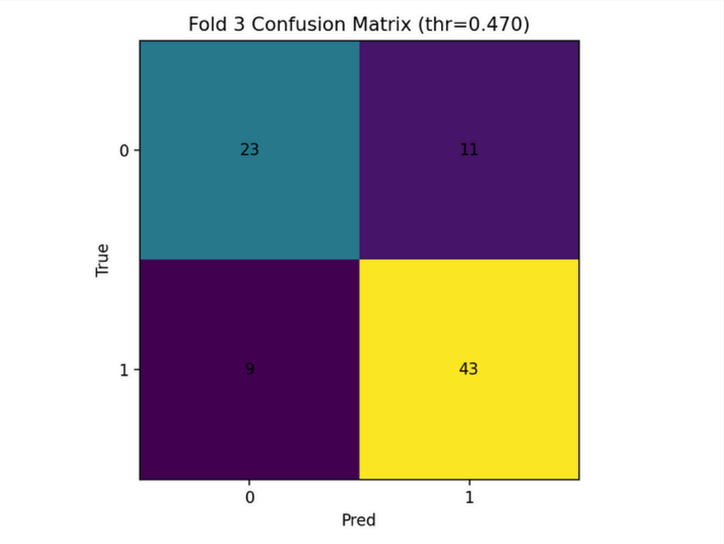
損失曲線圖

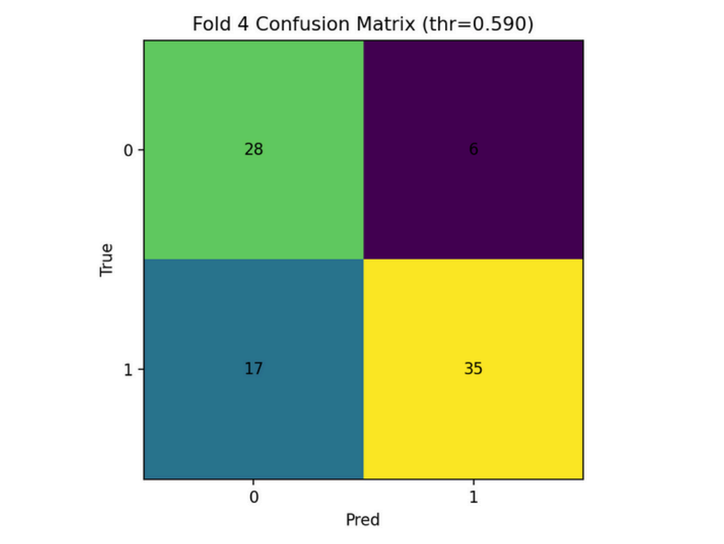


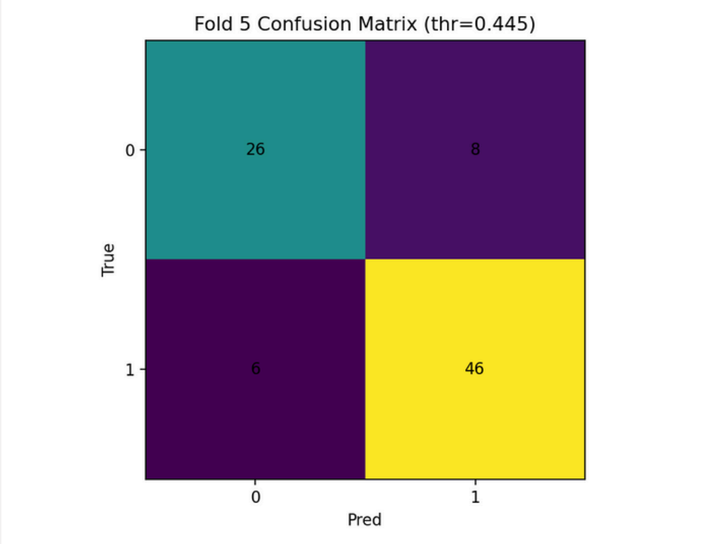
07 模型評估 - 混淆矩陣


Fold 1 Confusion Matrix (thr=0.315)
8
26
1
51
0
1
True
Pred

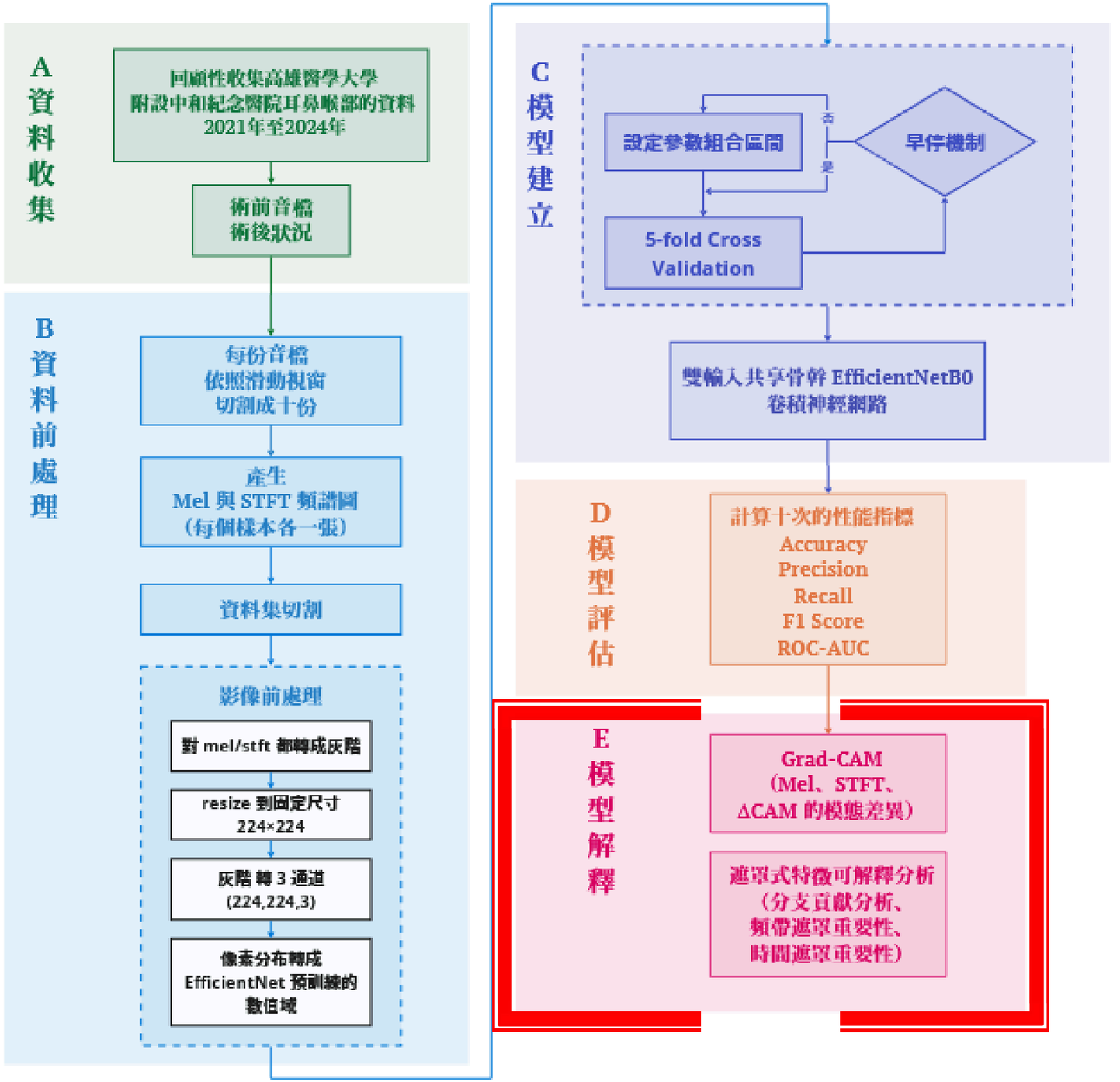

Fold 2 Confusion Matrix (thr=0.330)
24
10
4
48
0
1
True
Pred


Fold 3 Confusion Matrix (thr=0.470)
23
11
9
43
0
1
True
Pred


Fold 4 Confusion Matrix (thr=0.590)
28
6
17
35
0
1
True
Pred

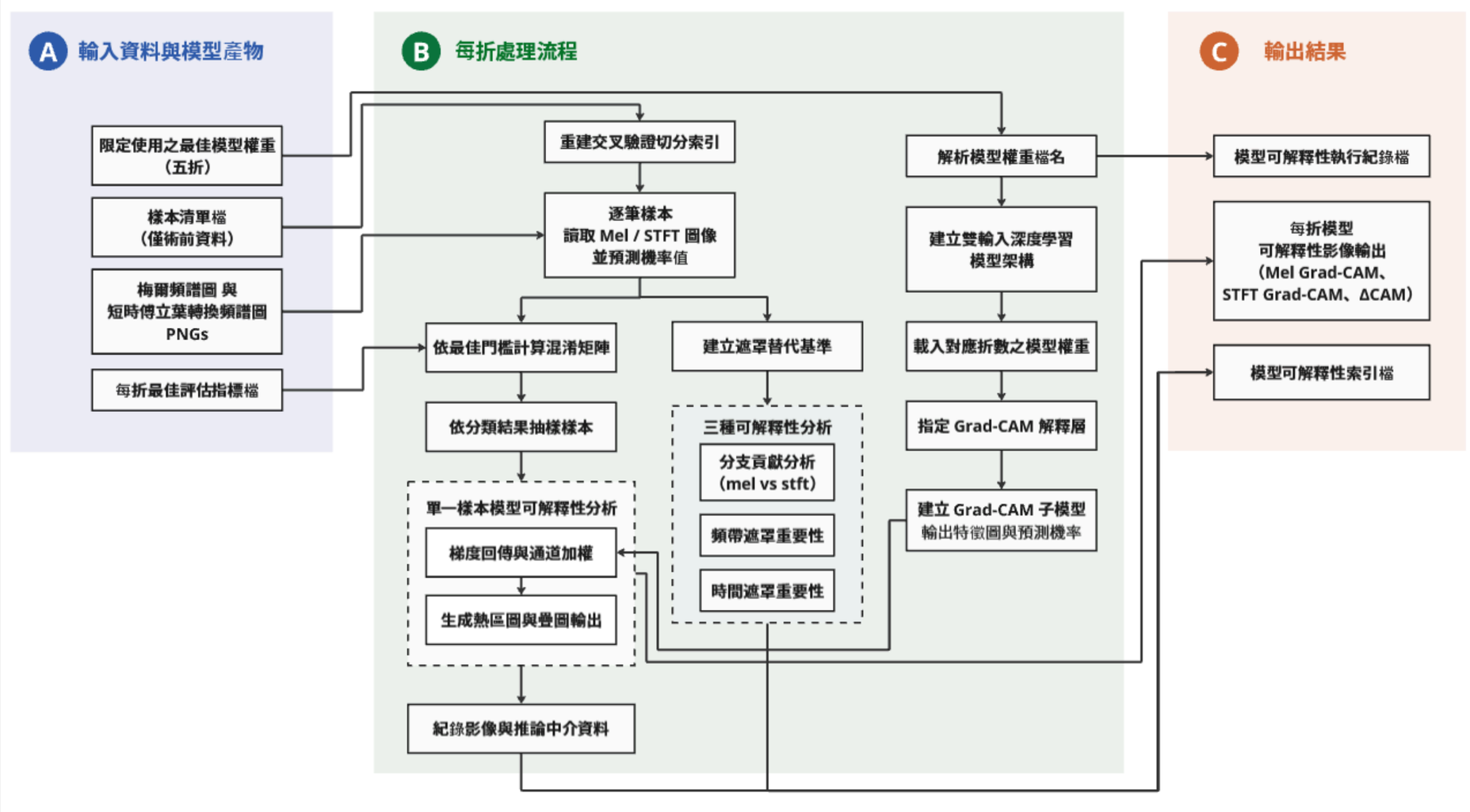

Fold 5 Confusion Matrix (thr=0.445)
26
8
6
46
0
1
True
Pred

07 模型解釋


A 資料收集
回顧性收集高雄醫學大學附設中和紀念醫院耳鼻喉部的資料 2021年至2024年
術前音檔
術後狀況
B 資料前處理
每份音檔依照滑動視窗切割成十份
產生 Mel 與 STFT 頻譜圖（每個樣本各一張）
資料集切割
影像前處理
對 mel/stft 都轉成灰階
resize 到固定尺寸 224×224
灰階 轉 3 通道 (224,224,3)
像素分布轉成 EfficientNet 預訓練的數值域
C 模型建立
設定參數組合區間
否
是
早停機制
5-fold Cross Validation
雙輸入共享骨幹 EfficientNetB0 卷積神經網路
D 模型評估
計算十次的性能指標
Accuracy
Precision
Recall
F1 Score
ROC-AUC
E 模型解釋
Grad-CAM (Mel、STFT、ΔCAM 的模態差異)
遮罩式特徵可解釋分析（分支貢獻分析、頻帶遮罩重要性、時間遮罩重要性）

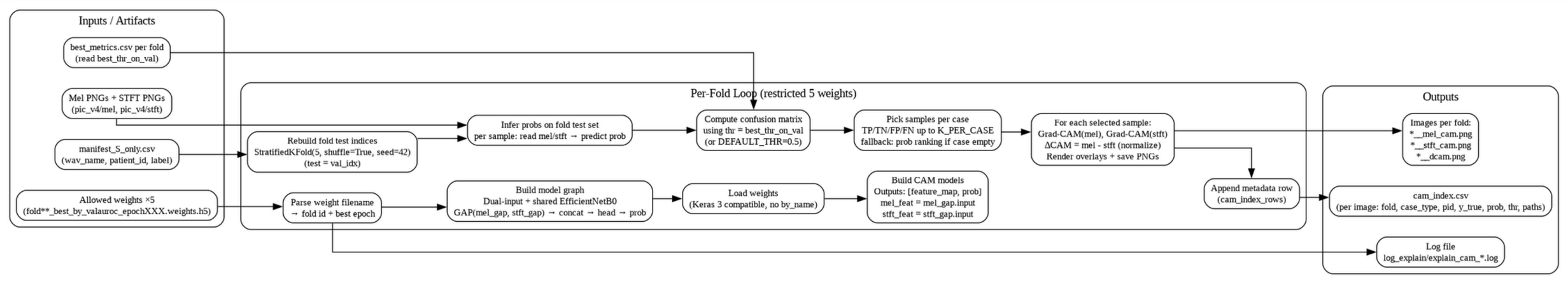
07 模型推論與可解釋性分析架構

- 使用已訓練完成之模型權重進行可解釋性分析
- 同一個模型推論結果，同時支援模型層級與特徵層級兩種可解釋性分析



07 模型推論與可解釋性分析架構

- （英文版本）
- 本流程圖描述模型推論與可解釋性分析；模型訓練流程不包含於此圖中

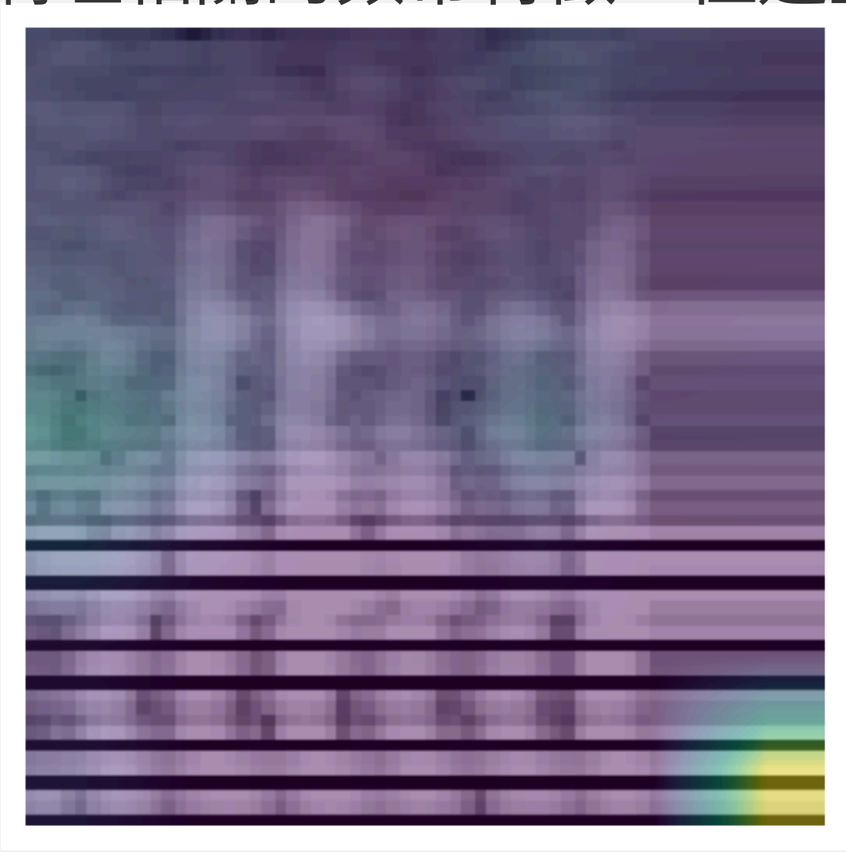


07 Grad-CAM (1/4)

以fold01_FN_pid14_14_S1_10_為例

梅爾時頻圖的 Grad-CAM

- 模型主要關注：低到中頻區段、非連續的時間窗
- 模型在梅爾時頻圖中，捕捉到部分疑似病理相關的頻帶特徵，但這些特徵強度不足或持續時間不夠長



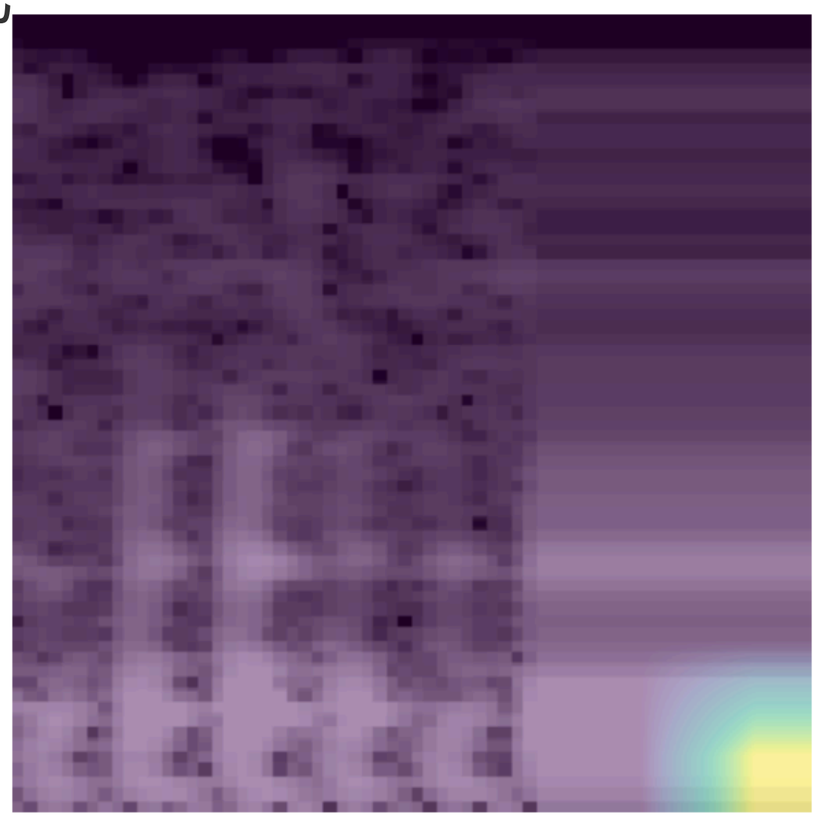
- 顏色越亮 → 對預測為正類的貢獻越大

07 Grad-CAM (2/4)

以fold01_FN_pid14_14_S1_10_為例

STFT 的 Grad-CAM

- 顯示模型在短時間頻譜中關注的關鍵時間 × 頻率區域
- 模型利用 STFT 捕捉 瞬時異常或突發變化



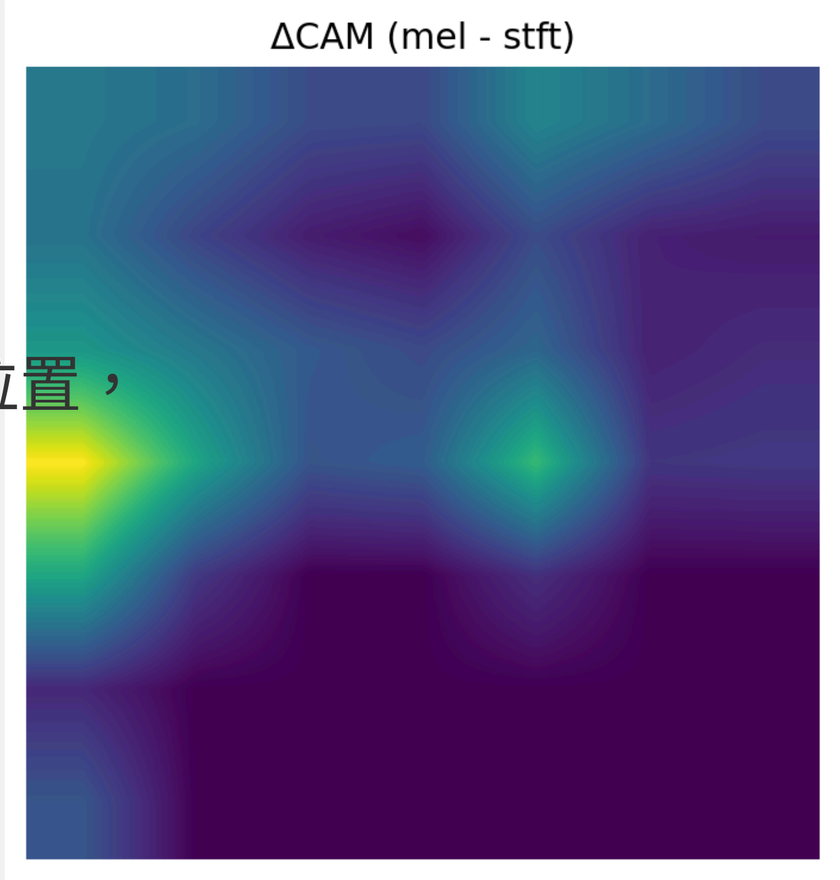
- 顏色越亮對模型判斷越重要；暗色是貢獻低

07 Grad-CAM (3/4)

以fold01_FN_pid14_14_S1_10_為例

- 模型在梅爾時頻圖比STFT更依賴的位置與較不依賴的位置
- 在不同時間與頻段，注意力明顯偏向某一種圖
- 梅爾時頻圖在低頻、局部時間窗出現較強主導，頻譜圖整體影響較弱

亮色 / 偏黃區域（Δ > 0）
→ 模型在這些時間 × 頻率位置，
更依賴梅爾時頻圖



暗色 / 偏紫區域（Δ < 0）
→ 這些區域STFT的相對貢獻較高

07 Grad-CAM (4/4)

以fold01_FN_pid14_14_S1_10_為例

- **Mel CAM**
  - 模型在 低到中頻區段 有注意力，聲學結構已偏離健康樣態
  - 但注意力零散，沒有長時間維持
  - 模型推斷是 **早期或間歇性病理特徵**
- **STFT CAM**
  - 病人可能偶發不穩定聲音，但 **頻率與持續度未構成明確風險訊號**
- **ΔCAM**
  - 有些區域偏向 mel、有些偏向 stft：模型不確定要選結構性特徵還是瞬時特徵

這位病人已經開始出現一些異常聲音的跡象
模型在不同的聲學表示（mel 與 STFT）中都有看到異常狀況
但這些異常出現得不夠久、不夠集中
所以模型判斷風險偏高但仍落在臨界值附近，沒有直接判成陽性

07 遮罩式特徵可解釋分析

- mel_branch_mean：在該 fold 中，把 mel 分支遮掉時，模型預測機率平均下降多少
- stft_branch_mean：在該 fold 中，把 stft 分支遮掉時，模型預測機率平均下降多少
- Δprob 越大（正值）＝該分支越重要
- 負值＝遮掉反而讓預測更高，代表在整體上不是主要決策依據

fold	mel_branch_mean	stft_branch_mean	解讀
1	+0.078	−0.111	強烈依賴 mel，stft 整體偏干擾
2	+0.102	−0.151	mel 主導非常明顯
3	+0.150	−0.011	mel 為主，stft 幾乎中性
4	+0.095	+0.017	唯一一折 stft 有輕微正貢獻
5	+0.104	−0.045	mel 主導，stft 次要

跨 5 折交叉驗證，模型決策主要基於梅爾時頻圖
符合人類對呼吸或聲音異常的感知方式

07 遮罩式特徵可解釋分析

- 頻帶層級（Frequency-wise）
  - 把 Mel / STFT 圖沿著 **頻率方向切成 10 段** ，一次遮掉一段看模型信心掉多少
  - 模型對 **不同頻率區段** 的依賴 **不平均** ，主要集中在 Mel 頻譜上
  - 頻帶重要性主要來自 Mel，STFT 的頻帶遮罩影響小、不穩定
- 時間層級（Time-wise）
  - 把頻譜圖沿著 **時間軸切成 10 段**，遮掉某一段時間觀察模型預測機率變化
  - 結果發現 **模型依賴一段時間內的聲學型態**

跨 5 折交叉驗證，模型決策主要基於梅爾時頻圖
符合人類對呼吸或聲音異常的感知方式

08 結果與討論 (1/2)

- 深度學習模型測試集準確度皆近八成 ➟ 具一定預測能力
- 雙輸入架構中，模型主要依賴 Mel 頻譜進行判斷，STFT 提供輔助資訊
- 我認為 STFT 更像是正則化的存在，單用 STFT 的效果雖不好，但結合梅爾時頻圖一起有助於模型準確判斷
- 此分析僅採 a 母音音檔，納入其他母音有助於辨識更準確完整
- 再修改輸入輸出可以預測出需要使用多少的玻尿酸劑量，對臨床上的資源利用率會有正面效益

08 結果與討論 (2/2)

限制與心得

- 資料量很少，每段音檔長度已經用到極致，待資料量更充足，希望能用常見的 ResNet, LeNet 等 CNN 測試看看效果
- 從曲線圖可看出模型尚未完全收斂，也因為資料量小，epoch 設很小，這次期末報告試用兩種圖來訓練模型，在閱讀文獻就有看到梅爾時頻圖的效果會比較好，如果可以應該還可以再找別種可以從音檔的擷取的特徵，建構多模態模型，讓 AI 在臨床上更具信度

114-1 [redacted] 期末報告

Thanks for your attention

Q&A

[redacted]

報告日期：2025. 01. 12

01 附錄

更多補充文字的連結

https://statuesque-arrow-b28.notion.site/114-1-2e436e7f278c801995cfd6439d14df89?source=copy_link

02 附錄

資料的連結（持續上傳）

https://github.com/hiimsharon/ai-laryngeal-injection-outcome-prediction