

利用深度學習方法預測肺結核病患病情之變化

Predicting the outcome of the tuberculosis by utilizing deep learning methods

生醫工程(Group. 6-7)

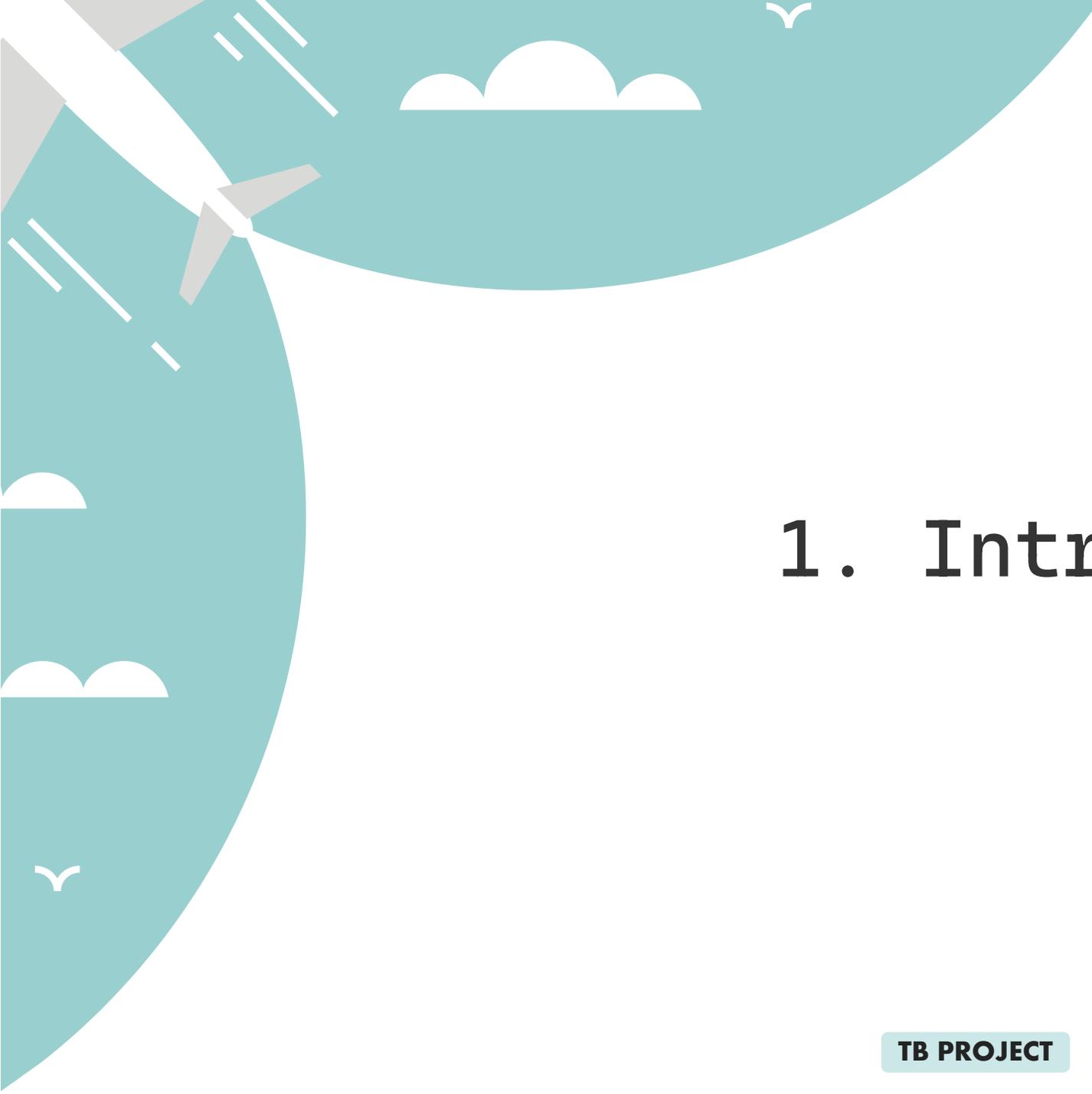
指導教授：蔣榮先 教授

合作醫師：黃維立 醫師

專題組員：陳彥博

OUTLINE

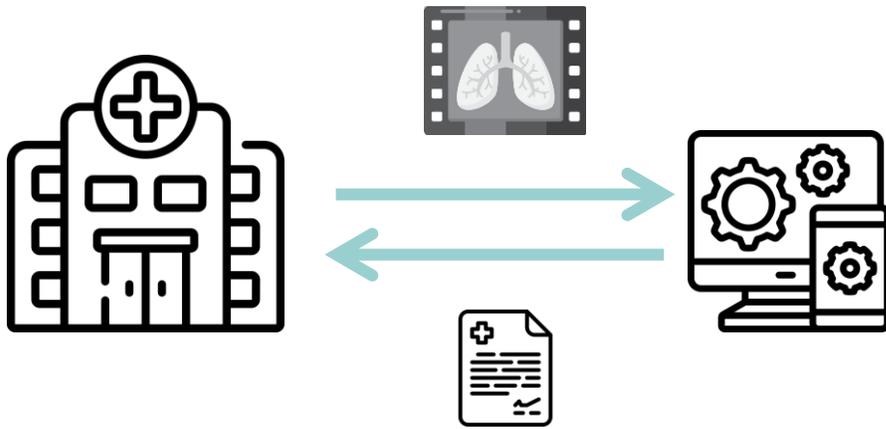
- Introduction - 簡介
- Motivation - 動機
- Dataset & Pseudo Label - 資料集與偽標籤
- Model & Training - 模型與訓練
- Result & Application - 成果與應用



1. Introduction

1. Introduction

專案目標



以肺結核的病灶面積為目標，並且與成大醫師合作，以設計一個AI模型並開發檢測平台，希望可以成為醫師在臨床上診斷的輔助工具

1. Introduction

合作醫師

黃維立 醫師

成大醫院胸腔外科主治醫師

經歷：

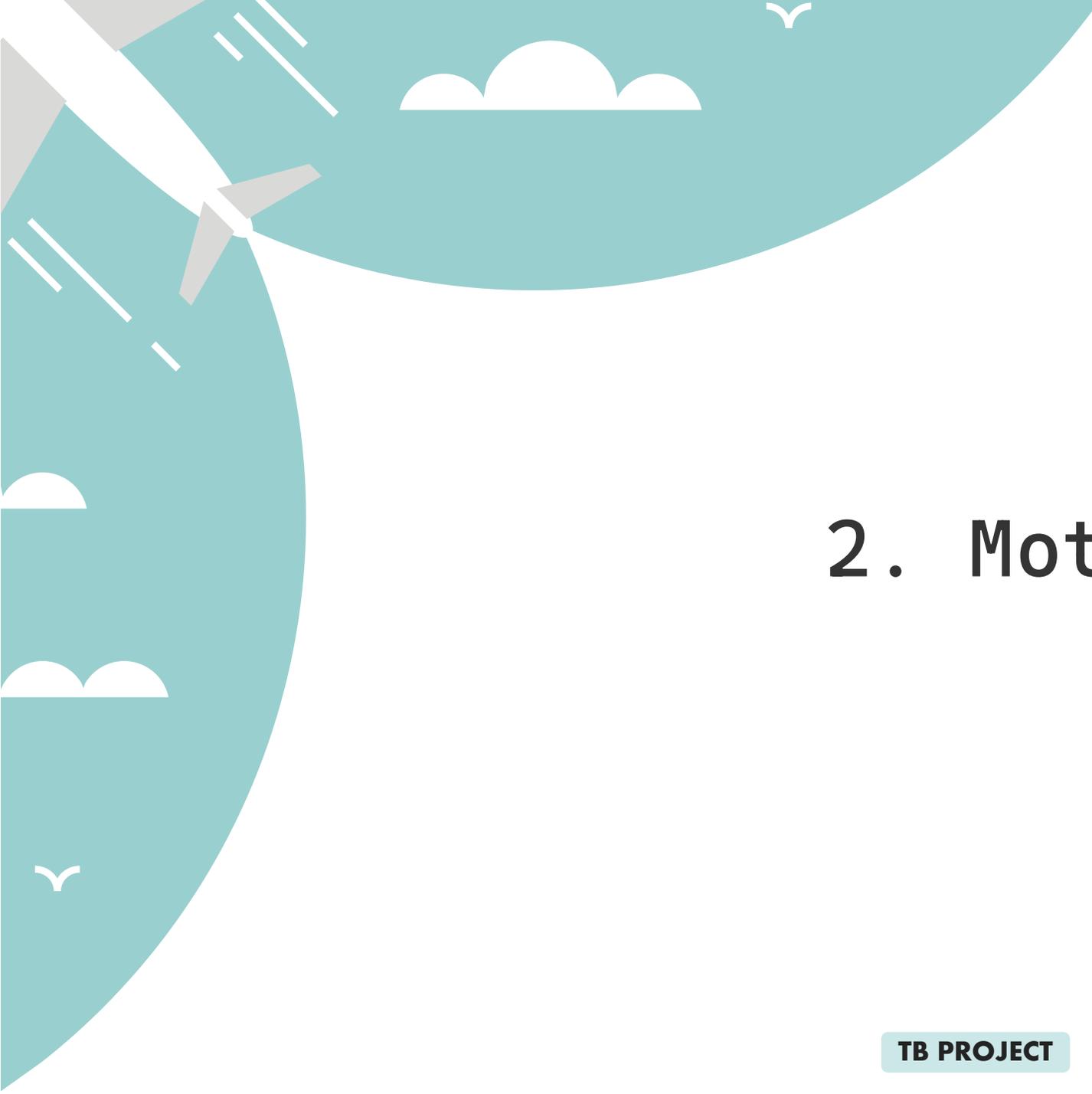
成大醫院斗六分院 胸腔外科 主治醫師

戴德森醫療財團法人嘉義基督教醫院 胸腔外科 主治醫師

成大醫院 外科部 總醫師

成大醫院 外科部 住院醫師



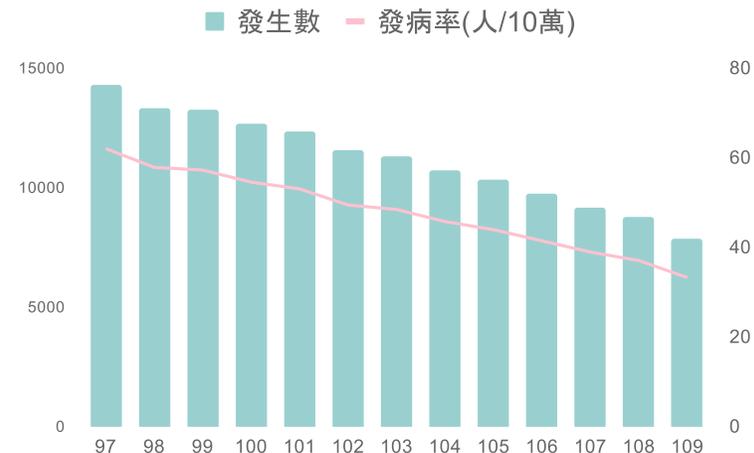


2. Motivation

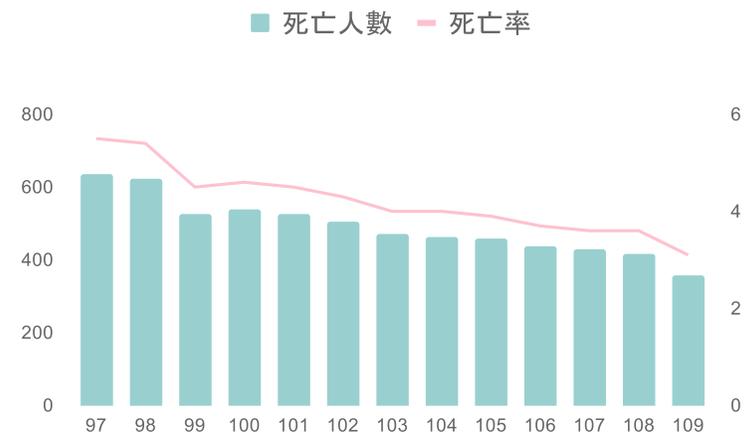
2. Motivation

肺結核背景

- 依據世界衛生組織(WHO)統計：
 - 每年全球死於結核病(Tuberculosis)占最大宗
 - 為全球十大死因之一
- 依據衛福部疾病管制署 (CDC)統計：
 - 法定傳染病中確診與死亡人數最多的傳染病
 - 衛福部於2020年的統計指出：
 - 台灣該年有 8000 人感染結核病
 - 台灣該年有 460 人死於結核病



衛服部 肺結核統計資料



衛服部 肺結核統計資料

2. Motivation

肺結核治療

- 臨床上的肺結核病灶判讀：
 - 電腦斷層(CT)
 - 費用較高、排檢較長與無法定期追蹤
 - X光 (臨床上普遍的診斷方法)
 - 費用低廉、排檢較短，影像較CT不精確

2. Motivation

肺結核治療

X光醫學影像：需要花費醫師大量時間、會有誤判之情事

- 我們希望以客觀的方法，並套用醫師的診斷經驗，提供一個指標，輔助醫師在臨床上診斷。

- 使用機器學習方法，建立預測病灶面積之AI模型



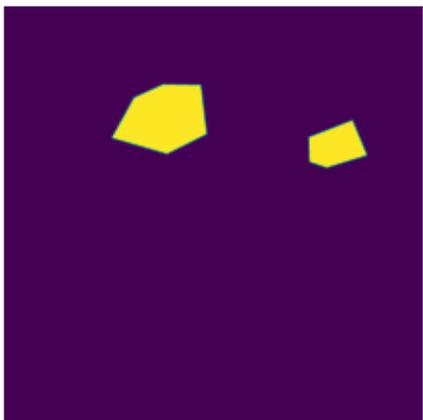
3. Dataset & Pseudo Label

3. Dataset & Pseudo Label

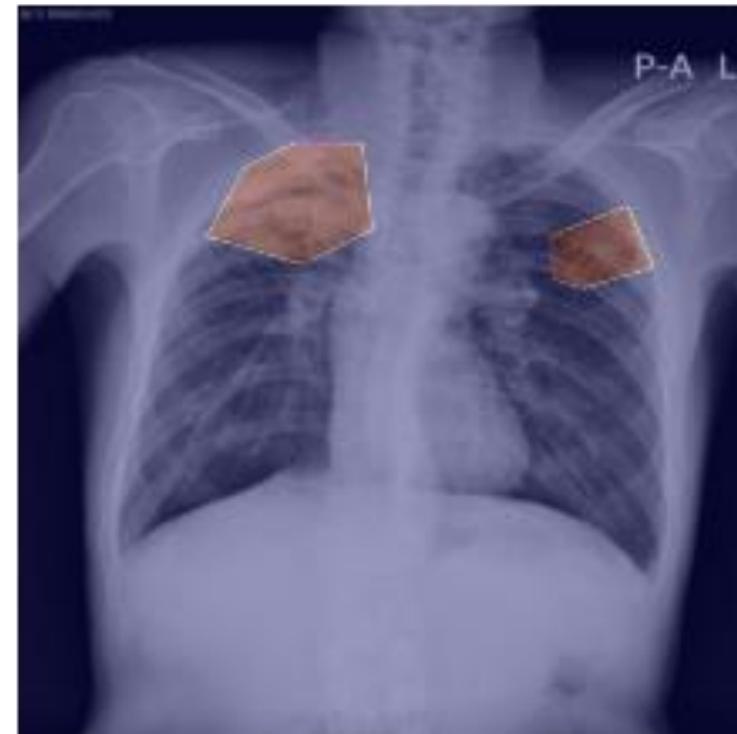
Dataset 衛福部與成大醫院



衛福部 胸腔病院提供 200 張

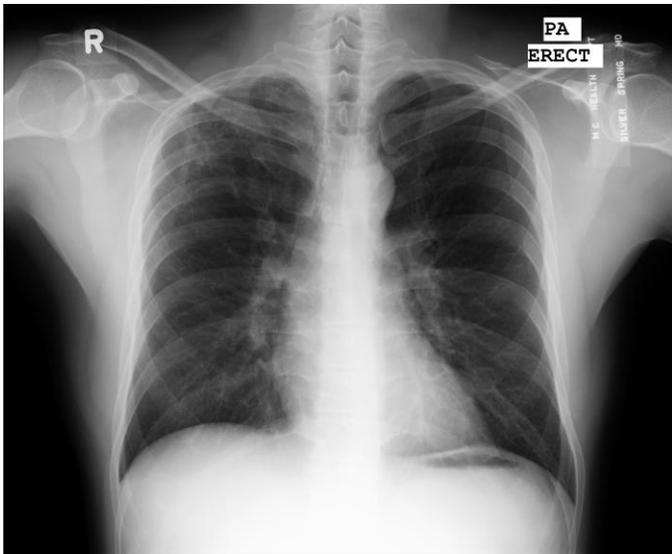


由成大醫院黃醫師等人標記出51張具有TB Cavity 病灶的影像。



3. Dataset & Pseudo Label

Dataset 公開資料集



未標記病灶點的胸腔X光影像



深圳市第三人民医院
THE THIRD PEOPLE'S HOSPITAL OF SHENZHEN



MONTGOMERY
COUNTY COMMUNITY COLLEGE

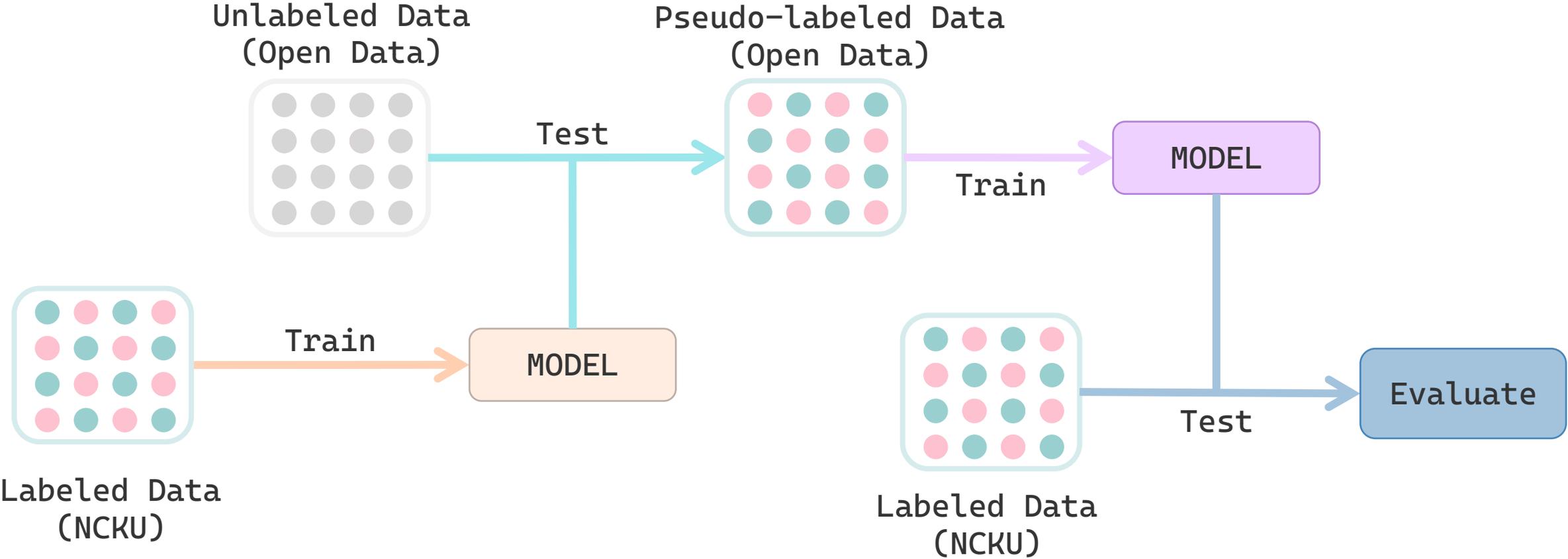
深圳醫院與蒙哥馬利縣社區學院提供 328 張胸腔X光影像

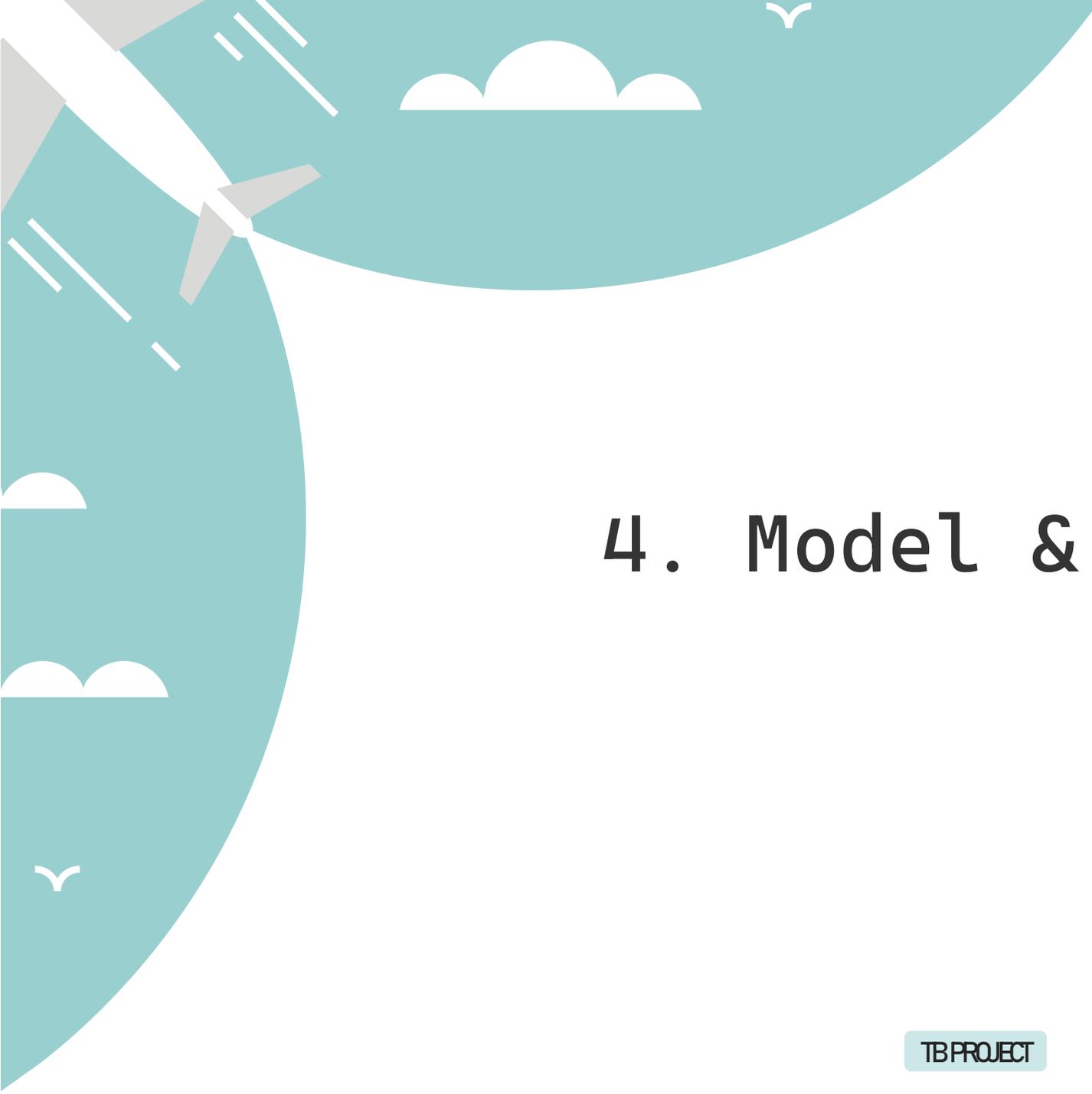
使用Pseudo Labelling 的方式

優化機器學習模型

3. Dataset & Pseudo Label

Pseudo Label



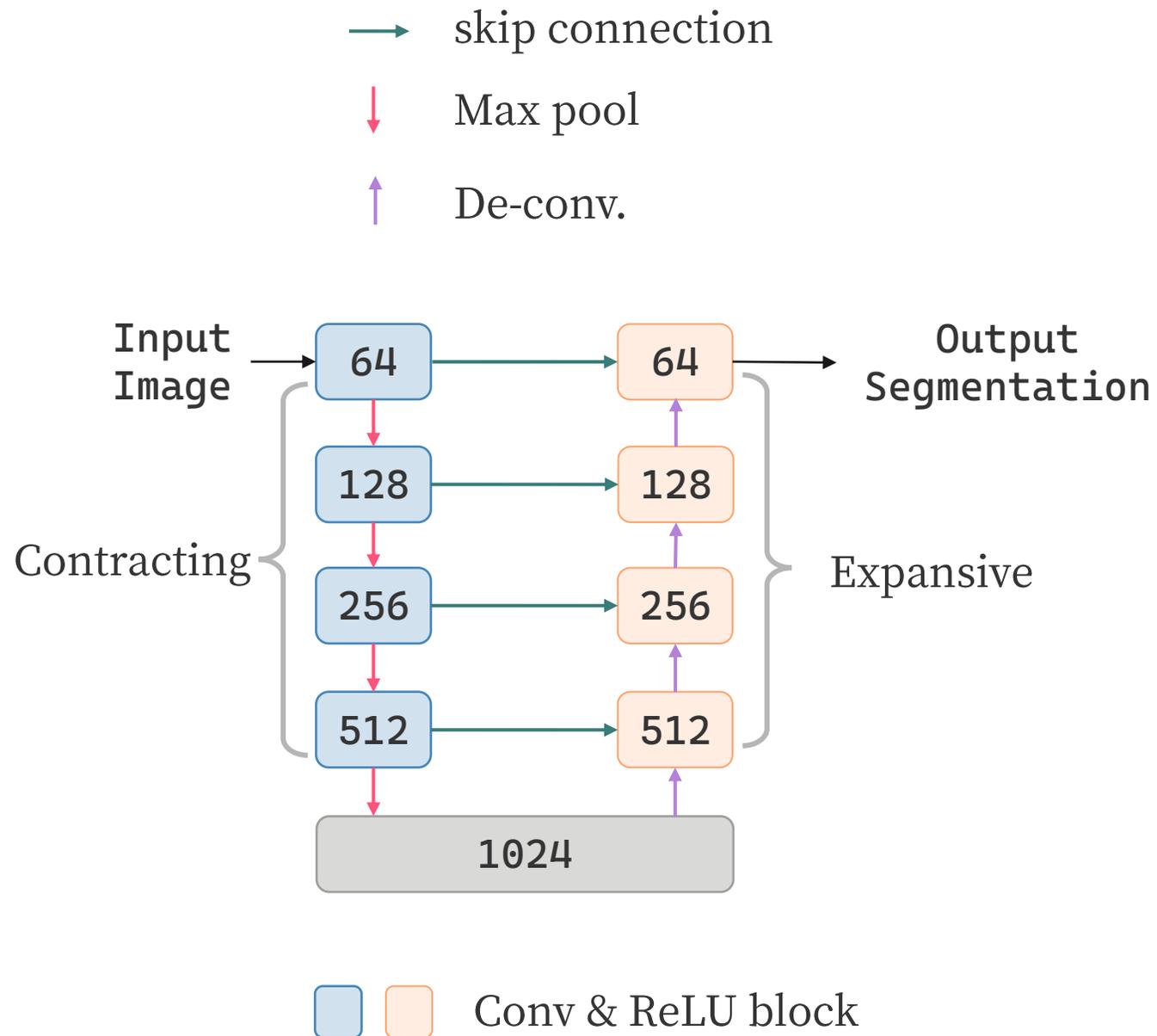


4. Model & Training

4. Model & Training

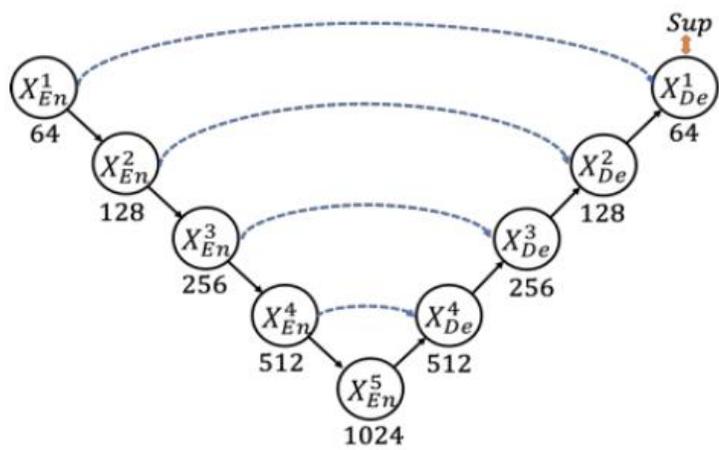
U-Net

- 醫學影像結構較固定，器官型態不太會因為影像而有巨大差異。
- 不同時期的特徵都是重要資訊
- 醫學影像資料集較小
- U-Net 參數量為 7.76M 屬於小模型減少過擬和(over-fitting)的情況發生

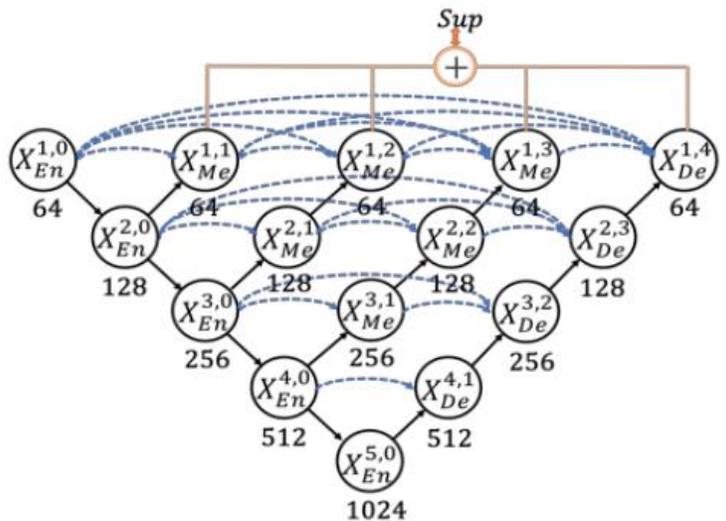


4. Model & Training

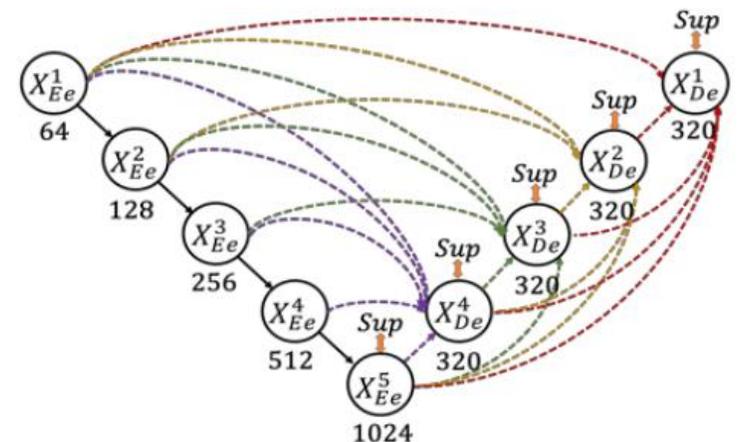
UNet3Plus



(a) UNet



(b) UNet++



(c) UNet 3+

自適應Network深度
+
Deep Supervision

Full-scale
Skip Connections
(保留不同層的Encoder)
+
Full-scale
Deep Supervision

4. Model & Training

SE-Net

U-Net 等模型多專注於同一個 channel 間的關係，像素間的關係，成效有限

- SE-Net 基於通道間的注意力機制(Attention)
 - 將通道間的全域訊息萃取出(Squeeze)
再依據不同通道給予重要程度(Excitation)
- 在不同層的網路模型架構中，有不一樣的效果
 - 淺層網路：萃取出目標物
 - 深層網路：強調具有分辨性的特徵

4. Model & Training

Hyperparameter & Optimizer

- Learning Rate (學習率) : Gradual Warm-Up LR

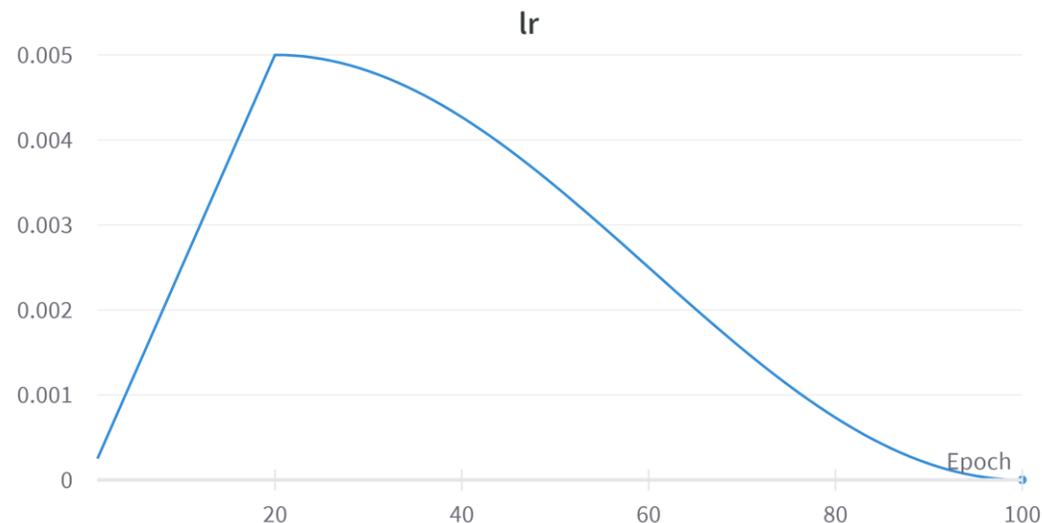
- 模型在前期訓練時，可能會因學習率過大而提早過擬和現象

- 前期訓練使用較小的LR可以讓模型更穩定

- EPOCH : 100

- Optimizer - Adam

- 加入Momentum 與 AdaGrad 依照LR的改變，漸進式調整模型



4. Model & Training

Loss Function model預測值與Ground-Truth差異的程度

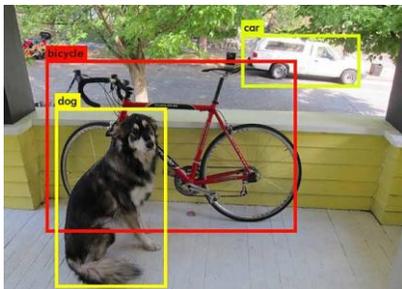
- focal loss / Dice loss / MM-SSIM loss

讓 One-Stage 與 Two-Stage
Detector 有一樣高的準確率

專注於不平衡樣本
(一張圖中只有一小部分的Object)

$$loss_{seg} = loss_{focal} + loss_{ms-ssim} + loss_{iou}$$

Two-Stage Detector
選出物件，再分類



專注於模糊邊界



5. Result & Application

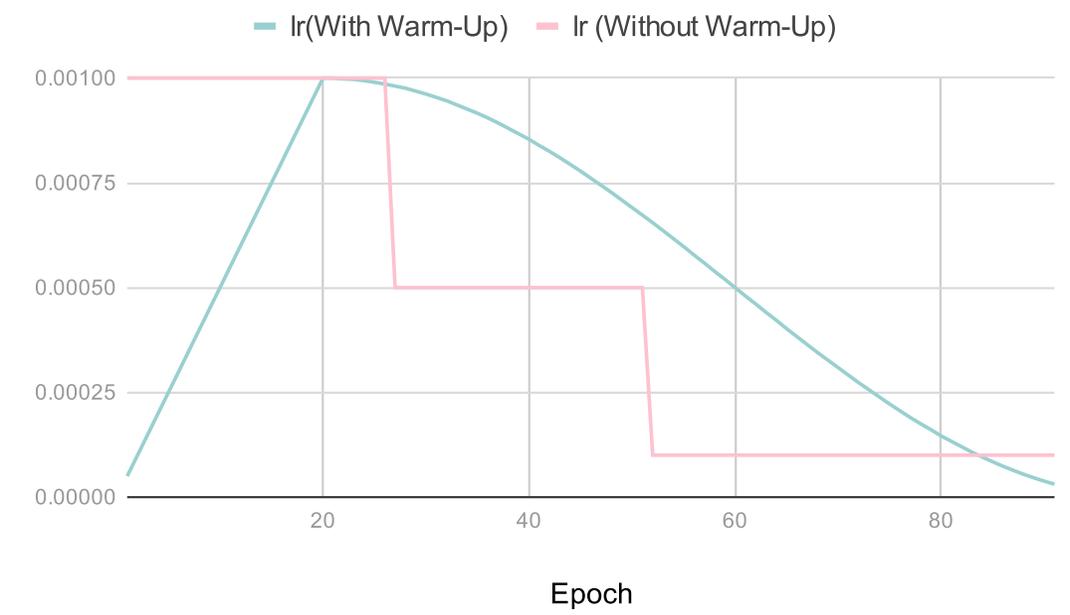
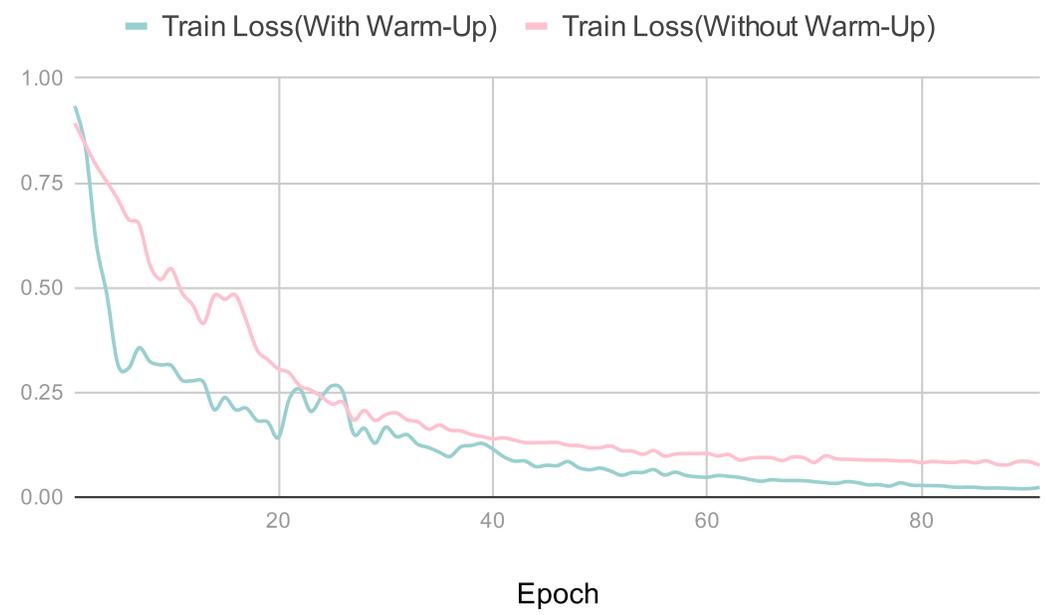
5. Result & Application

Table

	Dataset	Backbone	SE-Net	IOU	Dice Score
Grad-CAM	NCKU	Res-Net 152	-	X	X
U-Net ++	NCKU	Res-Net 152	X	0.31	0.44
U-Net ++	NCKU	Dense-Net	X	0.38	0.53
U-Net ++	NCKU	Dense-Net	O	0.56	0.70
U-Net3Plus	Pseudo-Label	Dense-Net	O	0.60	0.74

5. Result & Application

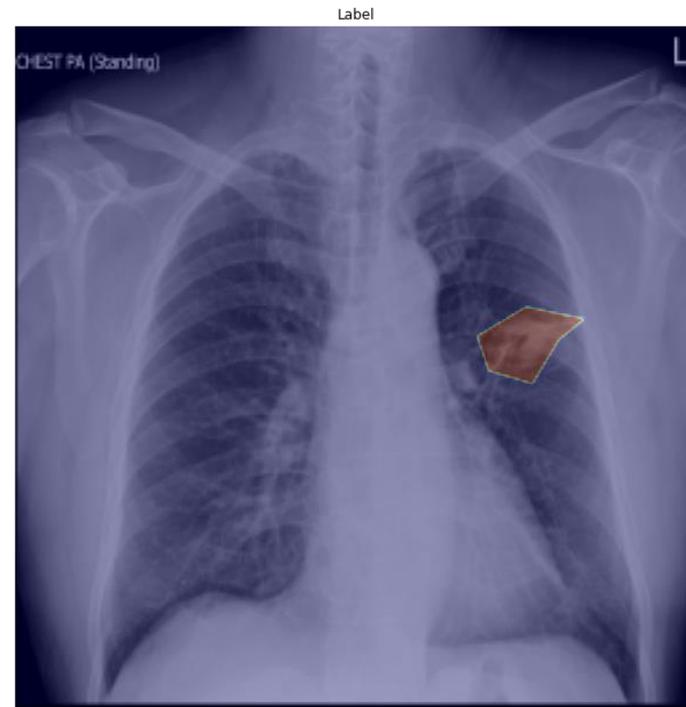
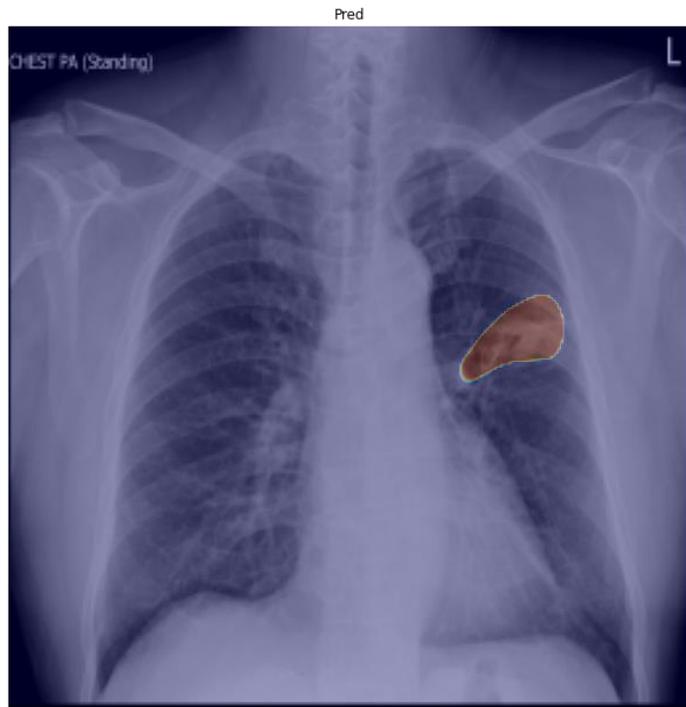
學習率(LR)



Gradual Warm-Up LR 加入後，Loss 最後收斂數值下降

5. Result & Application

實際範例



IoU Score	Dice Score
0.64	0.78

5. Result & Application

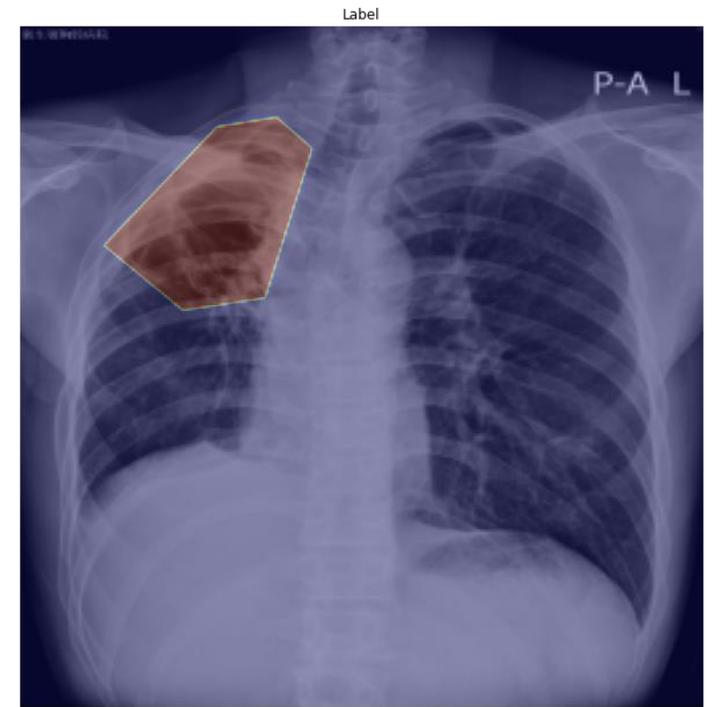
實際範例



IoU Score	Dice Score
0.54	0.709

5. Result & Application

實際範例



IoU Score	Dice Score
0.836	0.91

5. Result & Application

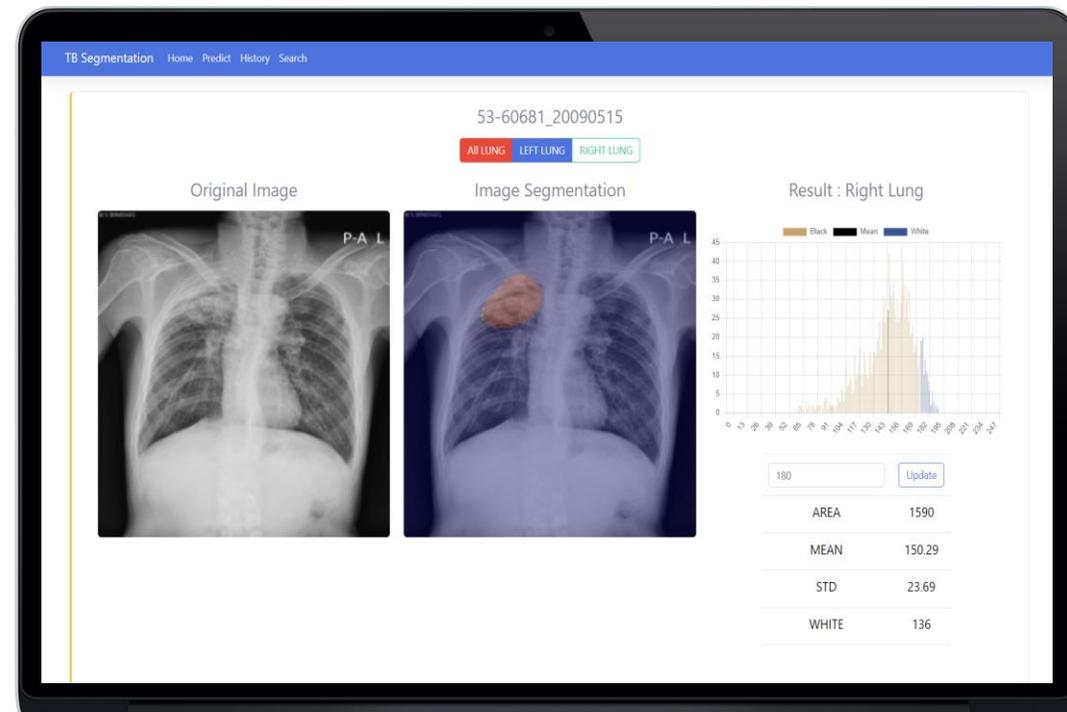
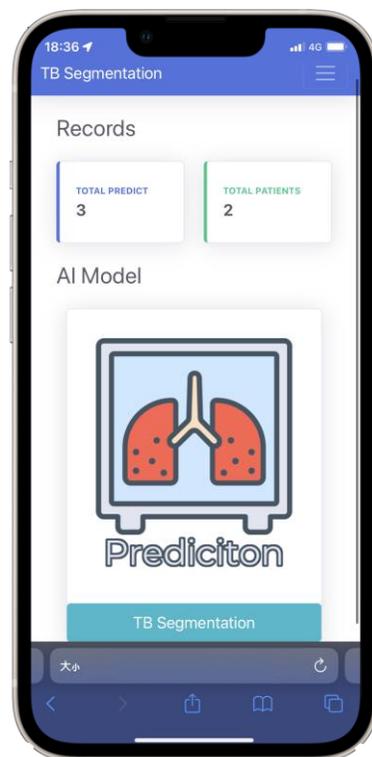
Application

RWD 響應式網頁

使用漸進式框架Vite、前端框架Bootstrap 與輕量級後端 flask 將模型部屬到伺服器上供醫師能夠在臨床上輔助使用。



Flask



5. Result & Application

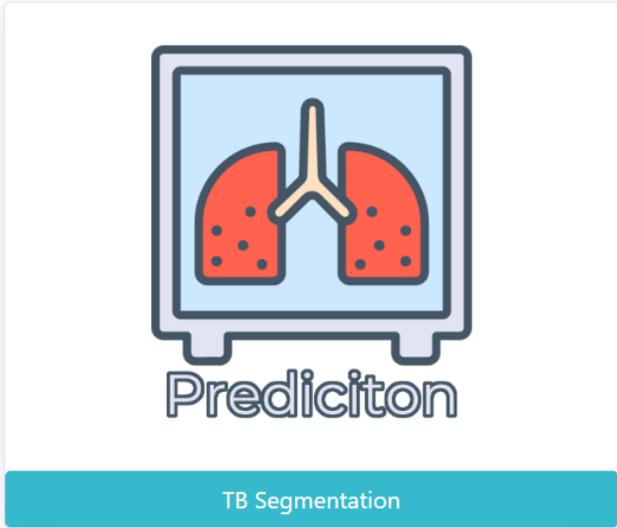
Application

TB Segmentation Home Predict History Search

Records

TOTAL PREDICT 3	TOTAL PATIENTS 2
--------------------	---------------------

AI Model



Prediciton

TB Segmentation

← 點擊按鈕 進入predict 畫面

5. Result & Application

Application



Prediction

Upload Chest X-Ray

選擇檔案 沒有選擇檔案

Upload

1. 選擇檔案並上傳

上傳檔案名稱須為 <病歷號>_<日期>.png/jpg

History

Name : 53-60681_20090515.jpg

100%

Upload : Mon May 23 16:52:50 2022

Information Delete

2. 點擊 information 按鈕
跳至預測結果

5. Result & Application

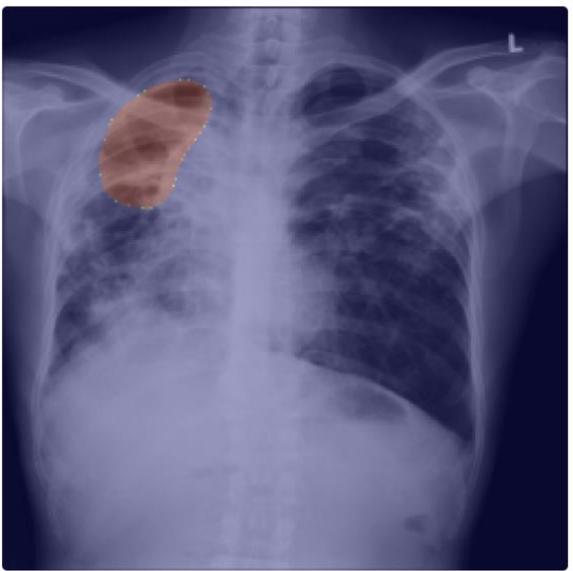
Application

43-59664_20090518

All LUNG LEFT LUNG RIGHT LUNG

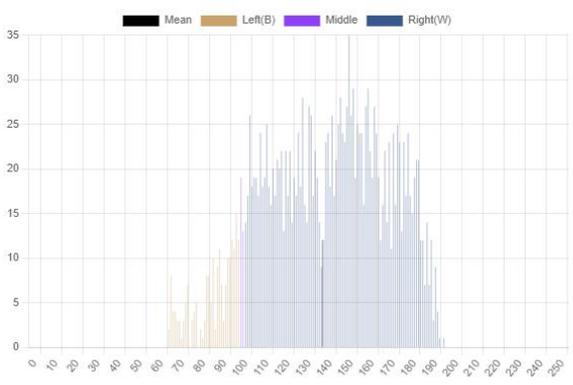
Original Image

Image Segmentation



1. 選擇欲觀察的肺(全肺/左肺/右肺)

Result : Right Lung



100 101 Update

AREA	2009
MEAN	139.14
STD	29.67
Select	2

2. 選取上下界

3. 觀測數值

5. Result & Application

Application

TB Segmentation Home Predict History Search

History

Patient 53-60681

Date	Area(A/L/R)	Mean(A/L/R)	Std(A/L/R)	White(A/L/R)	Link
20090731	2469 / 249 / 2220	133 / 119 / 135	29 / 27 / 29	28 / 0 / 28	Information
20090515	1861 / 271 / 1590	146 / 127 / 150	24 / 17 / 23	136 / 0 / 136	Information

Patient 43-59664

Date	Area(A/L/R)	Mean(A/L/R)	Std(A/L/R)	White(A/L/R)	Link
20090518	2997 / 988 / 2009	124 / 95 / 139	34 / 24 / 29	175 / 0 / 175	Information

點擊 History 查看上傳紀錄

以協助醫師能夠依照時序分析病人惡化與復原情形，並輔助臨床上的診斷。

5. Result & Application

Application

TB Segmentation Home Predict History Search

Search

53-60681

Result

Patient					
Date	Area(A/L/R)	Mean(A/L/R)	Std(A/L/R)	White(A/L/R)	Link
20090731	2469 / 249 / 2220	133 / 119 / 135	29 / 27 / 29	28 / 0 / 28	<input type="button" value="Information"/>
20090515	1861 / 271 / 1590	146 / 127 / 150	24 / 17 / 23	136 / 0 / 136	<input type="button" value="Information"/>

輸入病歷號
並點擊 Search 查詢特定病人

Thank for Listening

