

深度學習期末報告

胸部 X 光影像疾病檢測

1. 背景和目的

本研究旨在利用深度學習方法，針對胸部 X 光影像進行分析，目的在於識別異常區域並診斷相關病症。此技術旨在輔助醫療工作者，增強診斷的準確性，並提升醫療效率。早期診斷和治療對於提升患者的預後至關重要，此外，透過影像分析導入深度學習技術，可輔助醫生判斷，降低醫療體系負擔，並提升醫療品質。如同冠狀動脈血管分割研究，建立完整且準確的血管模型，可應用於解剖學、生理學和病理生理學研究，並提供臨床醫師快速了解疾病的影響程度。

本研究聚焦於以下病灶的檢測與標註：

- 心脈肥大 (cardiac hypertrophy)
- 主動脈硬鈣化 (aortic atherosclerosis calcification)
- 主動脈彎曲 (aortic curvature)
- 肺尖肋膜增厚 (intercostal pleural thickening)
- 肺野浸潤增加 (lung field infiltration)
- 胸椎退化性關節病變 (degenerative joint disease of the thoracic spine)
- 脊椎側彎 (scoliosis)

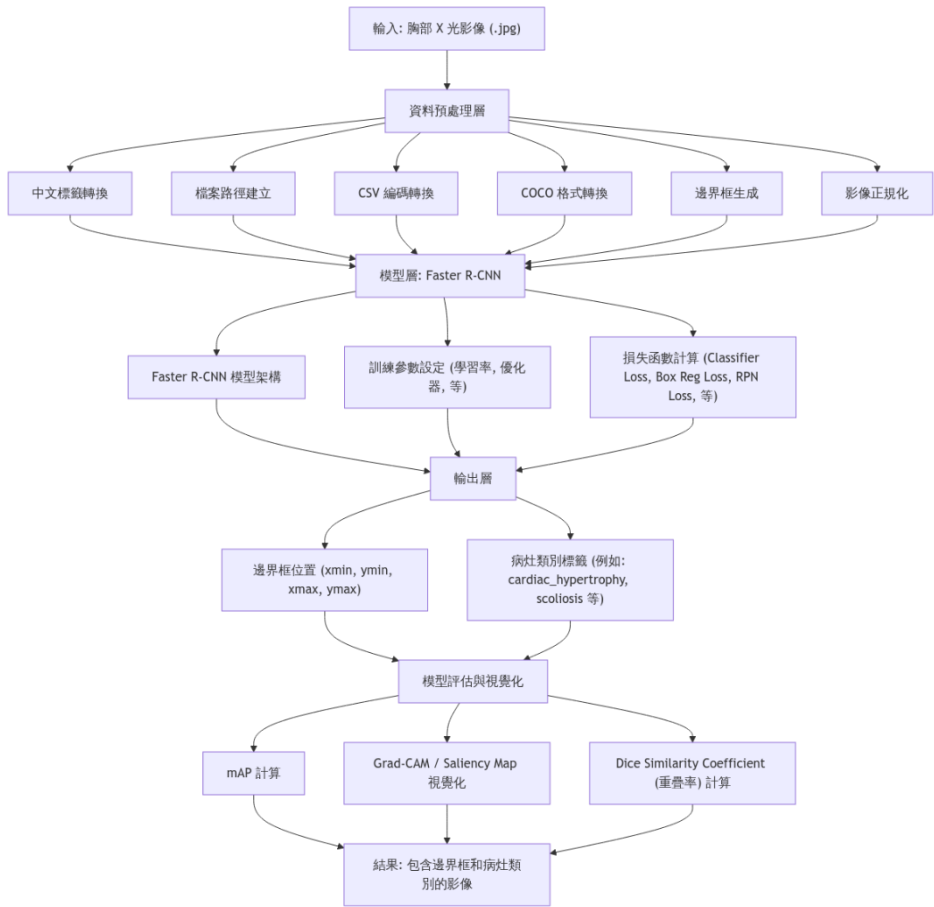
這些病灶的早期檢測對於疾病管理至關重要，而深度學習模型可以作為醫療輔助工具，減輕醫療人員的負擔，提升診斷效率。同時，藉由模型的可視化分析，如 Grad-CAM，也能夠提供醫療人員更直觀的參考資訊。

2. 資料來源與背景

研究數據來源為義大醫院的胸部 X 光影像數據集，每張影像均附有病灶標籤與框選資訊。病例分為「正常」與「異常」兩類，異常病例的病灶位置以框選形式標註。原始數據來自 train.csv 文件，經過預處理後生成包含影像路徑和框選標籤的數據框。訓練數據的路徑定義於 config.root 中，並透過 pydicom 庫讀取 DICOM 格式的影像。部分影像的標記以 mark 格式儲存，並以灰度圖像進行顯示。然而，影像中可能存在雜訊，例如骨頭上的白點，這些雜訊可能對模型的訓練造成不利影響。

3. 分析流程

本研究分析流程包括以下步驟：



(1). 資料前處理：

在分析流程中，首先進行資料前處理，具體步驟如下：

- I. **標籤轉換**：將中文標籤轉換為英文，以便與模型兼容。
- II. **路徑生成**：根據數據集結構生成影像與標註文件的路徑，並使用 `os.path.join` 函數處理檔案路徑。
- III. **格式轉換**：將原始 `.dcm` 影像格式轉換為模型適用的 `.jpg` 格式。
- IV. **標籤格式處理**：根據標註檔案中的框選座標，處理標籤格式以適應目標檢測需求。
- V. **對比度調整**：使用影像的 Window Center 和 Window Width 標籤進行數值轉換，調整影像的對比度。
- VI. **影像三維化**：將影像數據疊合成三維矩陣，並縮放至尺寸為 `64x64x64`，以用於 3D 卷積神經網絡模型的訓練。
- VII. **強度處理**：進行影像強度的對數轉換和歸一化處理，並使用 `np.clip` 函數限制影像的強度值範圍。

VIII. 影像可視化：顯示原始影像、對數轉換後的影像以及歸一化後的影像，便於檢查處理效果。

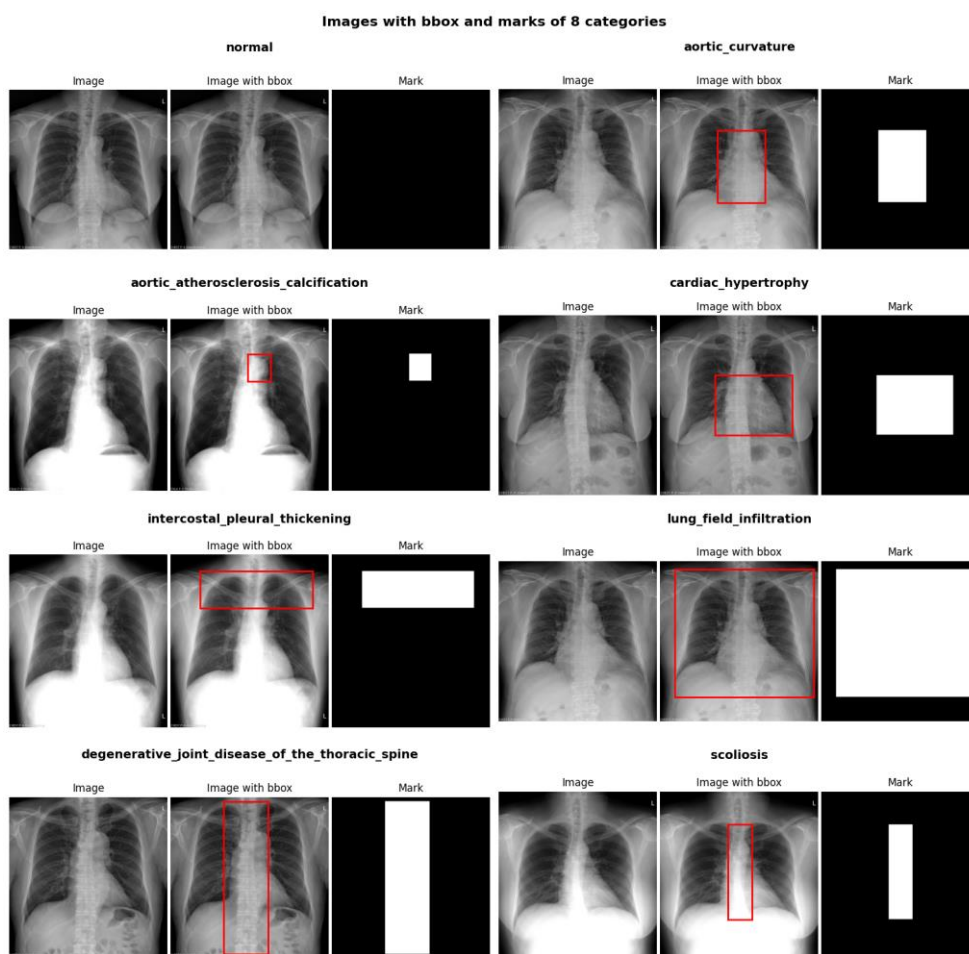
IX. 資料增強：對資料做 $\pm 5^\circ$ 度的旋轉以模擬不同拍攝角度或病患略微移動時，不同的資料呈現方式

這些處理步驟確保數據集適配模型需求，並減少雜訊對模型訓練的影響。



(2). 視覺化：

利用 Matplotlib 將部分影像與標註框疊加可視化，並使用 `plot_images_and_marks` 函數來顯示各類別的影像和標註



(3). 模型建立與訓練：

初步選用 **Faster R-CNN** 作為基礎架構，並使用 `pytorch_grad_cam` 函式庫進行類別激活映射（**CAM**）的視覺化。模型設置採用初始學習率 **0.005**，優化器為 **SGD**，透過分批梯度下降進行訓練，訓練的迭代次數由 `config2.epochs` 設定。在訓練過程中，監測損失函數的變化，並繪製訓練和驗證階段的損失曲線，以便觀察模型的收斂情況。結果記錄中顯示每個 **epoch** 的詳細損失，包括分類器的分類損失、邊界框的位置回歸損失、區域提案網絡的框回歸損失，以及物體存在與否的預測損失。此外，透過 **Average Precision** 和 **Average Recall** 對模型進行性能評估，量化其在物體檢測任務上的表現。這一流程結合 **Faster R-CNN** 的檢測能力與 **CAM** 的視覺化優勢，有助於分析模型性能並定位誤差來源，同時提供直觀的特徵解釋。

(4). 模型解釋與視覺化：

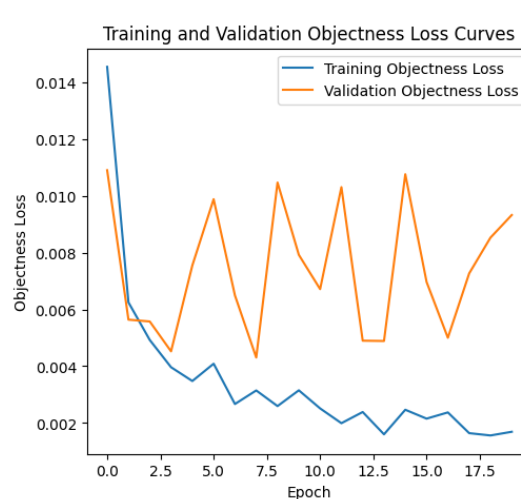
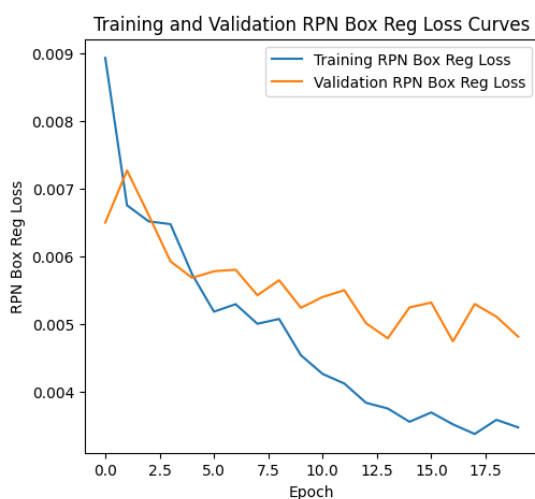
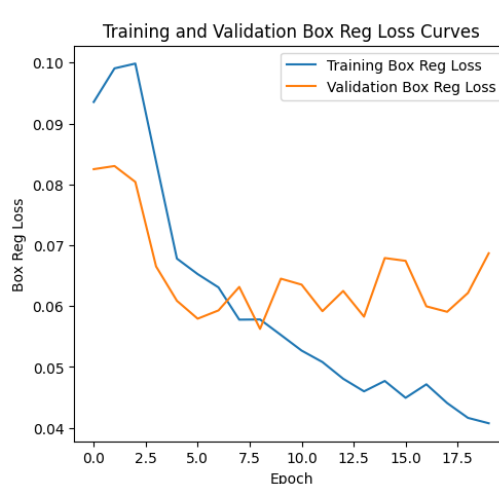
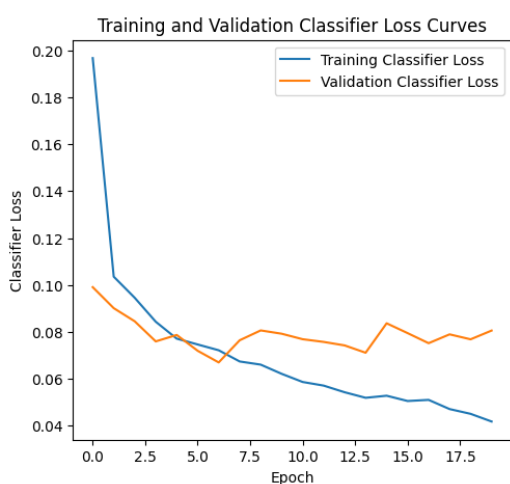
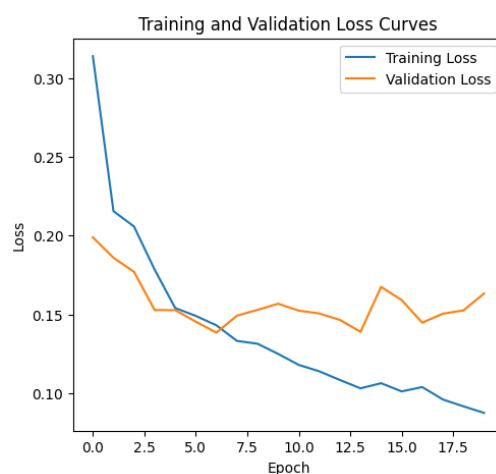
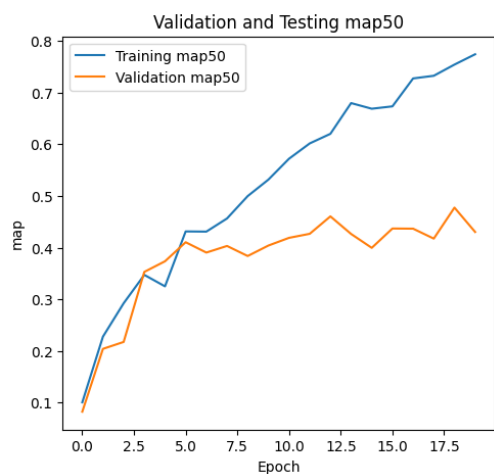
採用 **Grad-CAM** 與 **Saliency Map** 技術來解釋模型的判斷，生成可視化圖像以供醫療人員參考。使用 **EigenCAM** 和 **AblationCAM** 方法生成類別激活映射（**CAM**）圖像，並利用 `show_cam_on_image` 函數將生成的 **CAM** 熱圖疊加在原始影像上。同時，通過 `draw_boxes` 函數在影像上標示預測的邊界框，以便更加清晰地展示模型的檢測結果。

為了更直觀地展示結果，使用 `gridspec` 創建子圖，將不同的可視化結果排列在一個畫布中，並顯示包含邊界框的 **CAM** 圖像。最終，通過 `plt.figure` 和 `plt.show` 函數展示生成的 **CAM** 視覺化圖像，使醫療人員能直觀了解模型對異常部位的關注區域，為診斷和治療提供輔助依據。

4. 結果與討論

(1). 模型性能：

在程式碼中，訓練過程的指標，如 **Average Precision (AP)** 和 **Average Recall (AR)**，會在每個訓練的 **Epoch** 結束時被計算出來。



(2). 視覺化分析：

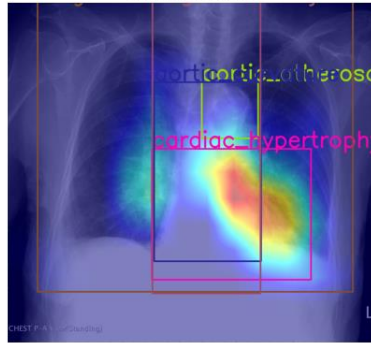
視覺化分析採用 EigenCAM 和 AblationCAM 生成的 CAM 圖像，展現模型在診斷時所關注的區域。

EigenCAM Images of 8 categories

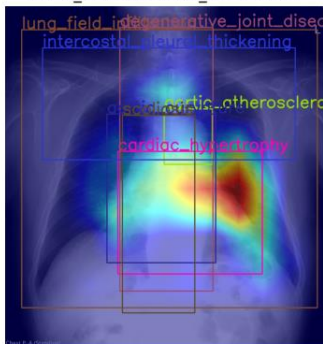
normal



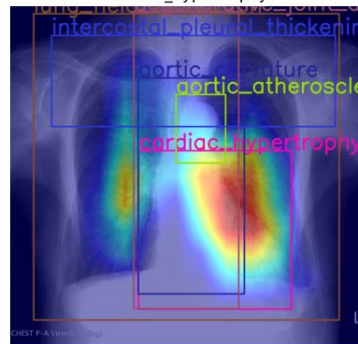
aortic_curvature



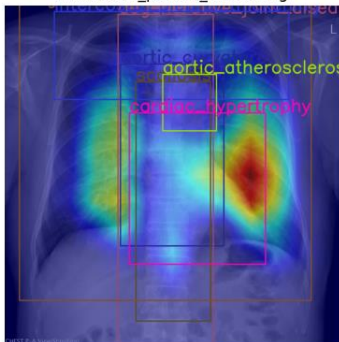
aortic_atherosclerosis_calcification



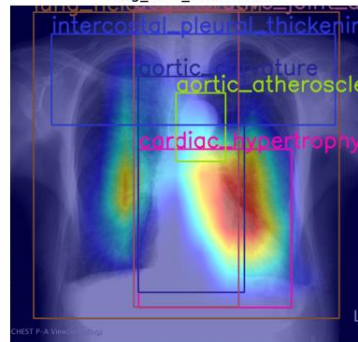
cardiac_hypertrophy



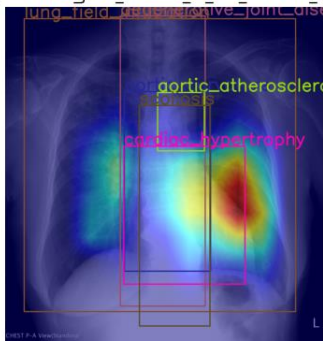
intercostal_pleural_thickening



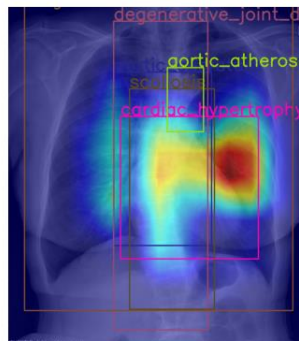
lung_field_infiltration



degenerative_joint_disease_of_the_thoracic_spine



scoliosis

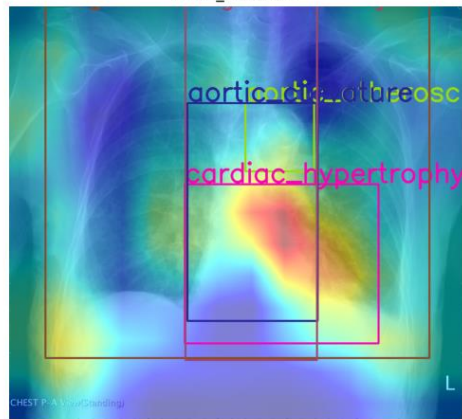


AblationCAM Images of 8 categories

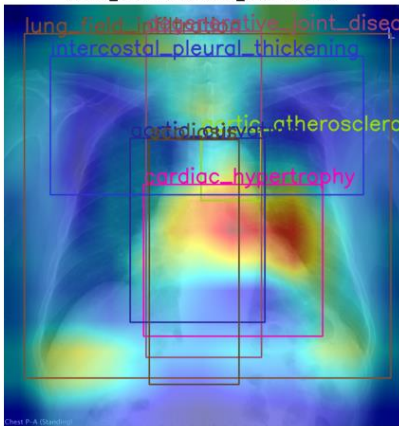
normal



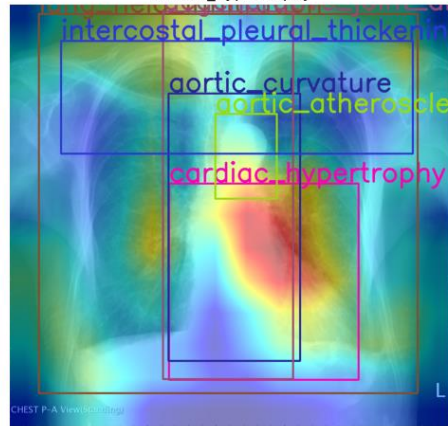
aortic_curvature



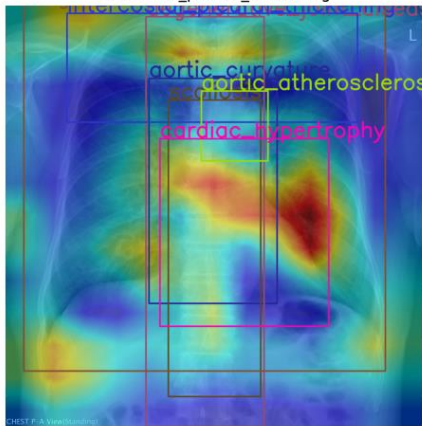
aortic_atherosclerosis_calcification



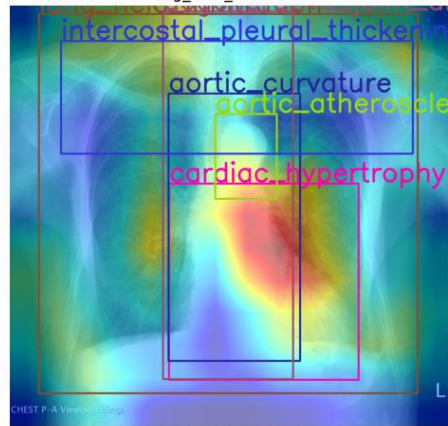
cardiac_hypertrophy



intercostal_pleural_thickening



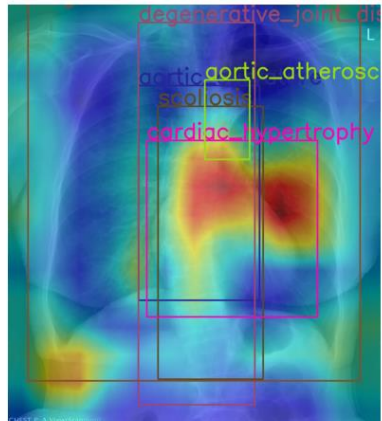
lung_field_infiltration



degenerative_joint_disease_of_the_thoracic_spine



scoliosis



(3). 臨床應用價值：

這項技術具有臨床應用價值，可作為醫療輔助工具，不僅能減輕醫療人員的負擔，還能提升診斷效率。透過深度學習模型，醫生可以更有效地篩選出明顯無病的患者，減少醫療體系的壓力，並進一步提高醫療品質。此外，深度學習技術還能協助放射科醫師減輕判讀 3D 影像（例如電腦斷層）的工作負擔，而自動化分割方法則能處理大量臨床資料，有助於開發血管狹窄程度的預測模型。

5. 未來發展

未來的發展方向包括以下幾個方面：首先是數據擴充，透過引入更多病症樣本來提高模型的泛化能力。其次是多模態數據融合，將 CT、MRI 等多種醫學影像數據結合，以提升診斷的準確率。此外，模型優化也是重點，採用更先進的目標檢測模型（如 YOLOv8），進一步提升診斷效率。影像前處理的改進同樣重要，可針對不同影像類型採用專屬的前處理方法，並訓練對應的模型。同時，模型評估標準應更加全面，將 sensitivity（靈敏度）納入評估指標之中。最後，針對 Grad-CAM，可先運用影像分割技術將骨頭、血管等結構圈選並去除，然後再進行模型的訓練，以提高結果的準確性與可靠性。

6. 結語

本研究成功地利用深度學習模型分析胸部 X 光影像，並在病灶檢測和標註方面取得了良好的成果。程式碼中，我們使用了 Faster R-CNN 模型，並結合 Grad-CAM 技術進行可視化分析。