

三折肱而成良醫

It takes three broken arms to make a good doctor

指導教授：洪昌鈺

專題成員：李松曄、翁至瓏

開發工具：PyTorch, Ultralytics

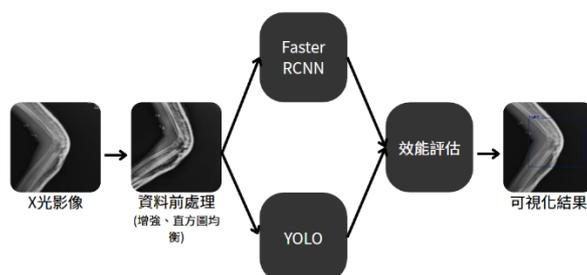
開發環境：Anaconda, CUDA12.6

一、簡介：

本專題旨在比較兩種主流目標檢測模型 **Faster R-CNN** 與 **YOLOv8** 在 X 光骨折影像辨識任務上的效能差異，藉此探索不同架構在實際醫療應用場景中的潛力與限制。

以 **COCO** 格式標註資料作為基礎，結合影像前處理與資料擴增，構建了完整的訓練與評估流程。在 **Faster R-CNN** 模型部分，我們採用 **torchvision** 套件中的 **fasterrcnn_resnet50_fpn** 模型，針對骨折影像資料重新定義類別數量，並以 **SGD** 優化器與學習率衰減策略進行訓練，實作早停機制以防止過擬合。驗證階段以平均損失 (**val loss**) 為依據進行模型選擇與比較。

YOLOv8 部分則使用 **Ultralytics** 提供的最新框架與訓練流程，透過 **PyTorch** 實現快速推論與高效部署的優勢。最後我們從精確率 (**precision**)、召回率 (**recall**)、**mAP** 以及推論速度等多方面指標，對兩模型效能進行評估與分析。



二、測試結果：

雖然理論上 Faster R-CNN 作為 two-stage 模型，應具備更細緻的區域提案與辨識能力，但在本專題所使用的資料規模與訓練設定下，YOLOv8 展現出更佳的實務應用表現。

綜合評估結果如下：

- 訓練時間：YOLOv8 較短（GPU 加速下差異更明顯）
- 模型準確率：YOLOv8 mAP、Precision 略高於 Faster R-CNN
- 開發便利性：YOLOv8 封裝完整，部署與測試更簡單
- 模型結構分析：Faster R-CNN 雖理論上具有潛在精度優勢，但需大量資料與微調才能發揮其最大效能

本測試結果顯示，YOLOv8 具備更高的實用性與開發效率，適合快速構建與實作醫學影像辨識任務，而 Faster R-CNN 仍保有學術探究與進階應用潛力。



圖一：val_labels

圖二：YOLO_pred



圖三：faster_rcnn_pred