

暑期專題計劃書

肺部電腦斷層掃描之非小細胞癌 PD-L1 表現預測：
結合多任務自監督學習與生成對抗網路

申請者：戴偉璿

May 27, 2025

1 研究背景與動機

PD-L1 (Programmed Death Ligand 1) 表現量是免疫治療中一個重要的生物標記，常用以評估非小細胞肺癌 (NSCLC) 患者是否適合接受 PD-1/PD-L1 抑制劑。然而，現有檢測方法依賴組織切片與免疫染色，具有侵入性、區域異質性與判讀主觀性等缺點。

參照了周姍妤學姐的碩士論文：「肺部電腦斷層掃描之非小細胞癌 PD-L1 表現預測: 結合遮蓋圖像模型與生成對抗網路」，其中提出了一種基於 MAE 模型改良後的多模態模型 MTMAE，結合了自監督重建、腫瘤分割與分類任務，並利用 GAN 強化訓練資料的多樣性，在低資料條件下有效提升了 PD-L1 表現的預測準確率。基於該模型的潛力，我想嘗試看看這個方法能否有進一步改進的空間。

2 研究目標

1. 建立以 MTMAE 為基礎之 PD-L1 表現預測模型
2. 探討加入對比學習對自監督表徵學習的增強效果。
3. 在 ViT encoder 中嵌入 GNN，建構 patch 間關聯性以提升特徵整合能力。
4. 評估多模型集成 (ensemble) 策略對預測穩定性與泛化能力的影響。

3 研究方法

本研究將基於周姍妤學姐的碩士論文所提出的 MTMAE 模型進行改良，模型核心為 Multi-task Masked Autoencoder (MTMAE)。由於影像資料的缺乏，我們先使用 GAN 生成批量的影像，對模型進行預訓練，接下來再使用真正的醫學影像進行微調。

以下是我想到可以進行延伸的部份：

1. 對比學習：在自監督訓練階段導入對比損失，以不同遮蔽策略產生的影像對作為正樣本，提升 encoder 對語意一致性的建模能力。
2. GNN 結合：將 ViT encoder 輸出的 patch token 建構為圖結構，節點間依位置或注意力建邊，透過 GNN 進行訊息傳遞，強化區域語意整合。
3. 模型集成：利用隨機初始化、遮蔽方式或 GAN 輸入生成多個 MTMAE 模型，最後透過投票的方式整合各模型的預測結果，提升整體穩定性與泛化能力。除了原生的 MTMAE 模型外，前面提到的對比學習與 GNN 模型也可以進行集成。

4 實驗設計

預計使用來自於台大醫院、台大醫院新竹分院、台大醫院雲林分院提供之非小細胞肺癌患者 CT 與 PD-L1 標記資料做為輸入，比較原本的 MTMAE 模型、加入對比學習、加入 GNN、集成模型在在正確率 (Accuracy)、靈敏度 (Sensitivity)、特異度 (Specificity) 與 AUC (Area under curve) 上的表現。

5 預期成果

本專題預期將建立可實作之 MTMAE 模型，完成 PD-L1 表現預測任務，並驗證對比學習、GNN 以及模型集成等方法對於預測效能的提升效果。期望透過這些改進能顯著提升模型的準確度與泛化能力。

6 進度規劃 (預估)

週次	日期	工作內容
1	6/16~6/22	閱讀論文、整理背景知識、建立 MTMAE 架構
2~3	6/23~7/6	嘗試導入對比學習模組進行實驗
4~5	7/7~7/20	嘗試加入 GNN 模組進行實驗
6~7	7/21~8/3	嘗試集成模型進行實驗
8	8/4~8/14	整理研究內容，撰寫書面報告
9	8/15~8/21	完成最終簡報與口頭報告準備