

1.模型結構與參數

以下為模型部分程式碼說明文字，若需要可直接使用：

模型主體為「ResUnet」結構：

編碼器塊(Encoder Blocks)：使用了多層的卷積和池化層，逐步縮減影像尺寸和提取特徵。每個編碼器塊包含一個卷積層、兩個殘差卷積層（每個殘差塊包含兩個卷積層），以及一個池化層。編碼器塊數：5 個（對應 cblock1 到 cblock5）。

解碼器塊(Decoder Blocks)：負責將縮小的特徵圖放大並結合 Encoder 過程中跳躍連結的特徵，以還原原始尺寸的影像。每個解碼器塊包含一個轉置卷積層、兩個卷積層。解碼器塊數：4 個（對應 ublock6 到 ublock9）。

額外的卷積層(Convolutional Layers)：這些層用於提取影像特徵，並且在模型中使用了殘差連接（ResNet）以幫助減輕梯度消失問題。主要為 conv9 和 conv10。

Batch Normalization：用於加速收斂並且穩定模型訓練。

Dropout：防止過擬合。

ResUnet_Encoder_Block：負責將輸入影像逐步壓縮成特徵圖，同時提取影像中的重要特徵。由兩個卷積層和一個殘差連接組成。兩個卷積層：進行特

徵提取，使用 ReLU 激活函數。殘差連接：將輸入影像（或特徵圖）與卷積後的特徵圖進行相加，有助於減輕梯度消失問題，提高模型訓練的效果。每個編碼器塊的最後一層進行池化操作（取池化的平均值），以縮小特徵圖大小。

ResUnet_Decoder_Block：負責將經過壓縮的特徵圖逐步還原成原始尺寸의影像。由兩個卷積層和一個殘差連接組成，與編碼器部分相似。兩個卷積層：進行特徵提取和還原，同樣使用 ReLU 激活函數。殘差連接：將解碼器輸出的特徵圖與對應編碼器部分的特徵圖進行相加，幫助網絡學習到更加精細的特徵。通過卷積層的運算，解碼器部分將逐步將特徵圖大小還原至原始影像大小。

Loss Function：均方誤差（Mean Squared Error）作為模型訓練的損失函數。

評估指標：AUC (Area Under the Curve)，通常用於二元分類問題的評估。

第一階段的損失函數是二元交叉熵(binary cross entropy)、評估指標為 accuracy，使用的模型預測範圍為 0~1；第二階段的損失函數才是均方誤差（Mean Squared Error）、和評估指標 AUC (Area Under the Curve)，使用的模型預測範圍為-1~1。

若需要部分程式碼，可參考同資料夾中的「**part of code.txt**」

2.訓練結果第一階段(較多不好的訓練結果)

訓練資料數量：118 張訓練集、14 張驗證集、43 張測試集。

以下為所有預測結果圖存放路徑，若需要請自行取用：

可用：路徑為「compare data / 1st step / 1st_YES」資料夾

不太行(判斷錯誤或判斷到背景)：路徑為「compare data / 1st step / 1st_NO」資料夾

3.訓練結果第二階段(目前)

為第一階段挑選並請專家修改 112 張第一階段預測較差的結果圖，選定大部分可用的後，加入此階段的訓練集和驗證集。而挑選的條件主要為針對模型的弱點：原圖中的傷口處有反光、原圖的光線較暗、原圖中的傷口組織整體比較偏向其他組織而非肉芽組織。這些挑出來的圖是針對肉芽組織表現較差的，但對於其他組織來說可能不一定也會表現較差，所以這些只針對肉芽組織。

此階段整體資料數量：213 張訓練集、20 張驗證集、43 張測試集。

以下為所有預測結果圖存放路徑，若需要請自行取用：

可用：路徑為「compare data / 2nd step / 2nd_YES」資料夾

不太行(判斷到背景)：路徑為「compare data / 2nd step / 2nd_NO」資料夾

最終可用結果和比較

訓練階段的損失函數曲線：

若需要可自行選擇「[loss function curve](#)」資料夾中的訓練損失率

「[ResUnet_V1.2_F16_train loss.jpg](#)」、驗證損失率「[ResUnet_V1.2_F16_validate loss.jpg](#)」；或是訓練損失率「[ResUnet+_V1.2_F20_train loss.jpg](#)」、驗證損失率

「[ResUnet+_V1.2_F20_validate loss.jpg](#)」。其中圖片下排的資訊即為訓練階段所

得到的損失率變化，像是 **Start Value** 為最一開始的損失率、**End Value** 為最終的損失率。

兩階段比對圖(幾張範例)：

以下為呈現用的幾張範例圖，詳細可到「[compare data / for compare](#)」路徑

內的資料夾去選擇所需資料。若可以接受以下比對圖格式，可以在此資料夾中

點開「[compare image\(1st\)](#)」和「[compare image\(2nd\)](#)」(此為未挑選的全

部)的 2 個資料夾、「[some 1st_BAD](#)」、「[some 2nd_GOOD](#)」(此為挑選好

的幾組)的 2 個資料夾查看，以下的示意圖即是出自「[some 1st_BAD](#)」、

「[some 2nd_GOOD](#)」的 2 個資料夾。

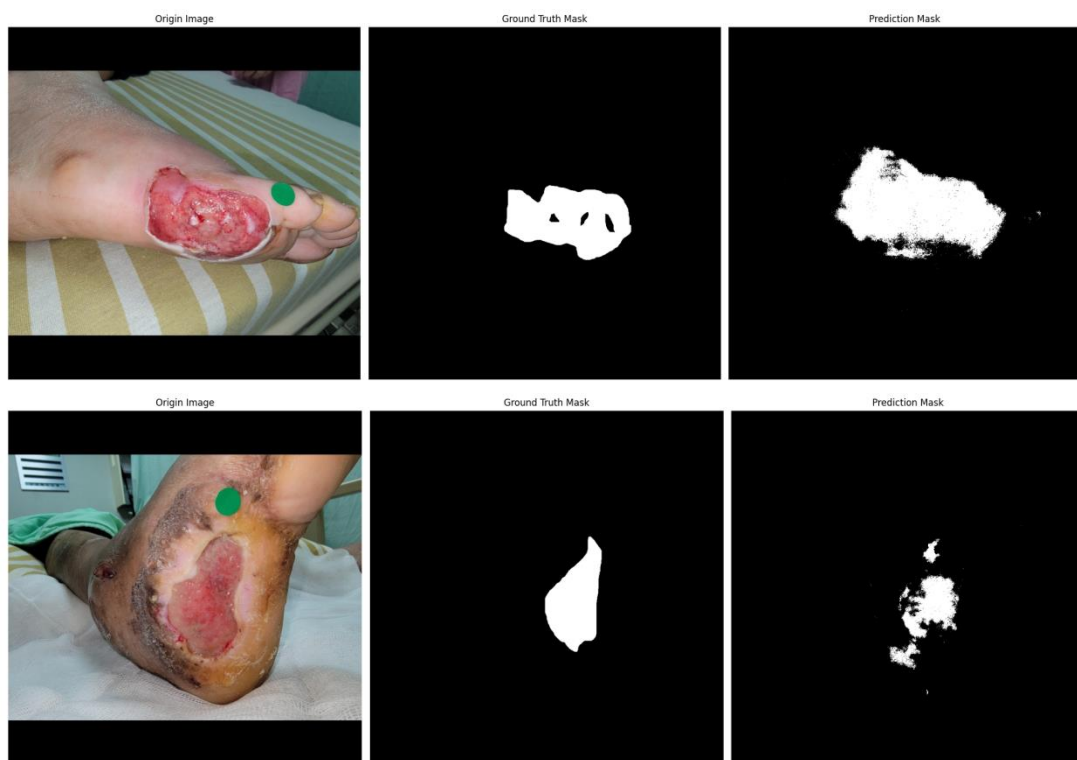
比對圖上的 **Origin Image** 出自「[test origin](#)」資料夾；**Ground Truth** 出自

「[test Ground Truth](#)」資料夾；**Prediction Mask** 出自「[prediction\(1st\)](#)」

和「prediction(2nd)」資料夾。

第一階段訓練結果 (左至右分別為原圖、經標註的 Ground Truth、模型預測結果)：

出自「some 1st_BAD」



第二階段訓練結果 (左至右分別為原圖、經標註的 Ground Truth、模型預測結果)：

出自「some 2nd_GOOD」

