

基於深度學習的3D 成年鼠大腦分割

3D Adult Mouse Brain Image Segmentation

指導教授：謝孫源 王建堯

專題成員：蔡鎔澤

開發工具：Python、TensorFlow、PyTorch

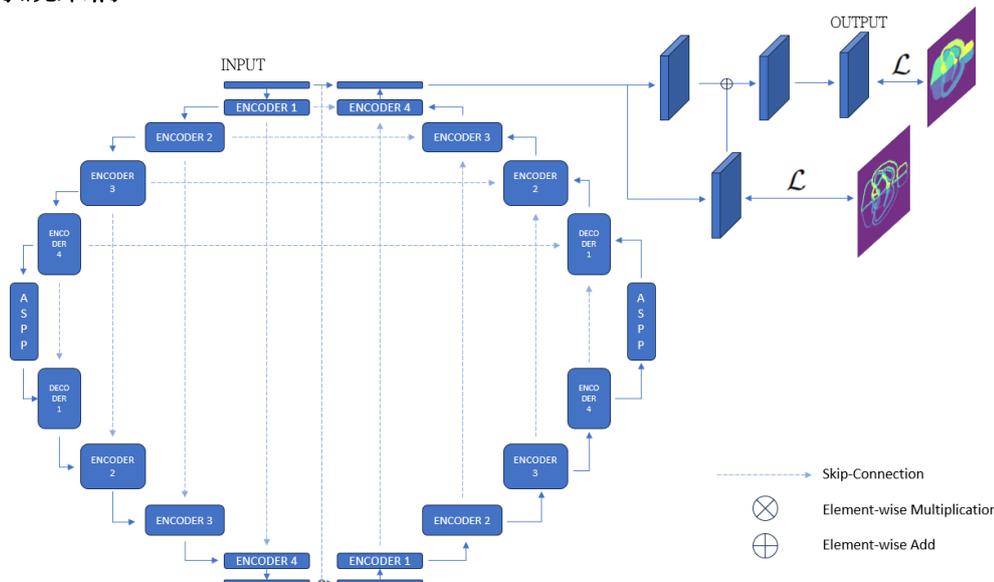
測試環境：Ubuntu 22.04.1 LTS

一、簡介：

去顛骨和腦區分割對於成年鼠大腦正電子發射斷層掃描（PET）的精確定量分析至關重要，但基於深度學習的統一解決方案——尤其是在 Spatial Normalization（SN）方面——則是 DL-based 影像處理中的一個挑戰性問題。

在專題中，使用基於 inverse Spatial Normalization（iSN）和 deep CNN 模型生成去顛骨 Mask 和腦特定感興趣區域（VOIs），從而建立無需 SN 的 template-based VOIs 方法。在各項 Metrics 中與傳統 VOIs 方法沒有顯著差異，解決了傳統 SN 方法中因半自動導致的評分者間信度與時間成本過高等問題。

系統架構



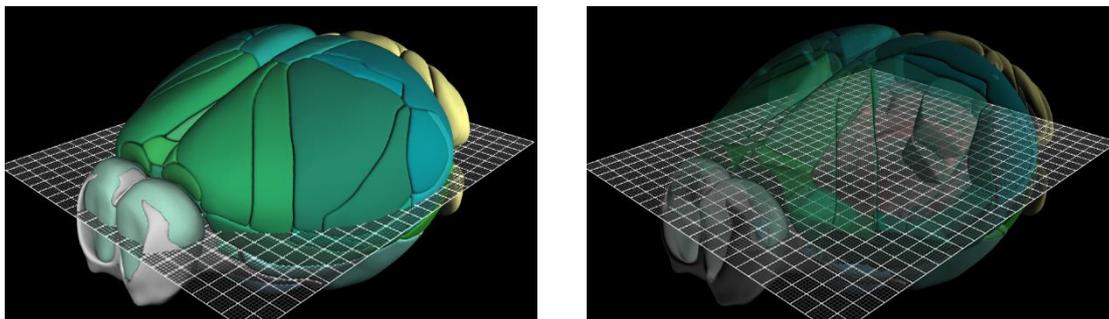
觀察問題

1. 成年鼠腦區分割的資料較難取得，無法訓練擁有大量參數的3D UNet。
2. 進行分割時，三個維度的資訊都相當重要，使用2D UNet 會導致丟失其中一維的訊息。
3. 傳統 Loss Function 多為基於分布與基於區域的損失函數，無法懲罰邊界預測不準確問題。
4. 預測時較小的腦區消失。

問題解決

1. 通過 Shift, Rotation, Shear 等方式增加訓練資料，以解決資料量較少的問題。
2. 將連續的2D 影像切片疊在一起作為輸入影像，輸入2D 的網路架構，既能保留第三維的連續空間訊息與也可以減少使用3D 網路架構而產生的參數量。
3. 使用 ResNet Block 使得網路更好訓練。
4. 使用 ASPP 與 SE block 增加感受野與減少冗餘信息並傳遞最相關的信息。

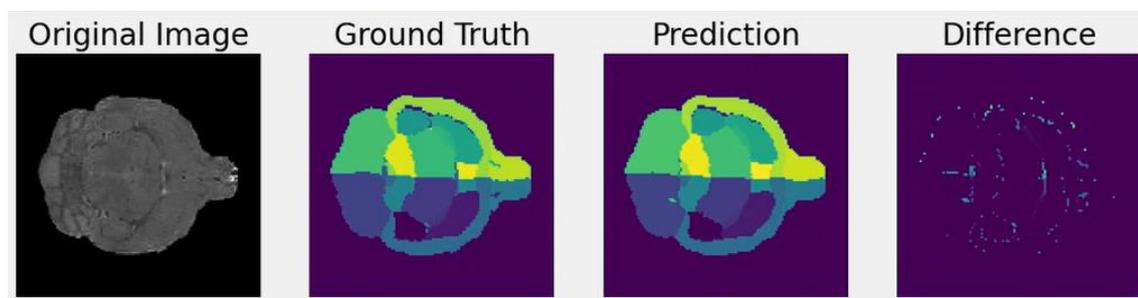
5. 通過使用 Multi-Task Learning，利用輔助任務透過基於邊界的 Loss Function 學習邊界訊息以輔助主任務邊界不準確的問題。



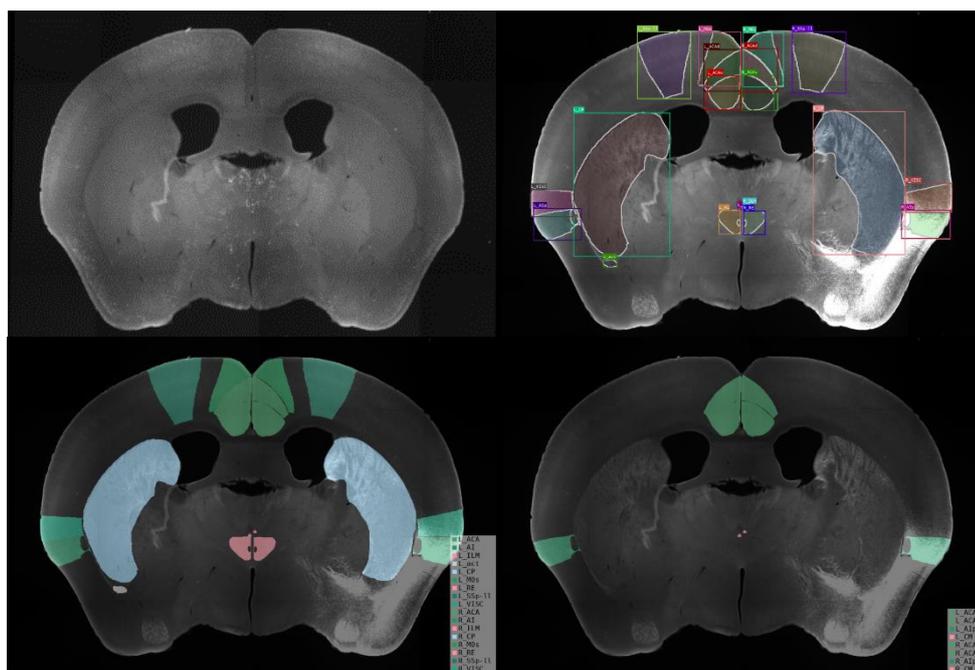
上圖為參考 Allen Brain Atlas

二、測試結果：

相較於 Baseline 中 0.84 的 Dice coefficient，通過 Propose 上述方法改善了邊界不準確的問題，並將 Dice coefficient 提升至 0.96。



(上圖左一) 輸入影像、(上圖左二) GT、(上圖右二) 通過輸入影像預測的腦分割區域、(上圖右一) 預測結果與 GT 的差



(左上) 輸入影像、(右上) 通過輸入影像預測的 VOIs、(左下) Level 1、(右下) Level 2