

# 半監督醫學影像分割-雙向複製黏貼技術介紹

## Introducing to Semi-Supervised Medical Image Segmentation: Bidirectional Copy-Paste

指導教授：藍崑展

專題成員：龔暄仁

開發工具：Python, Google Colab

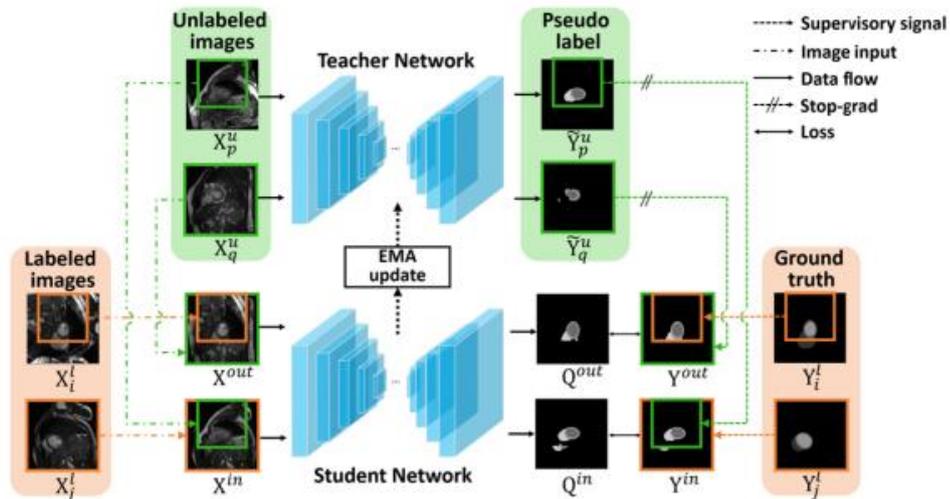
測試環境：Linux 22.04

### 一、簡介：

在進行 AI 模型訓練時我們往往有著大量的資料，但其中絕大部分的資料都是 unlabeled data，只有少數資料是具有 labeled 的。在 semi-supervised 中我們使用這些 unlabeled data 來進行訓練，往往可能會遇到 unlabeled data 和 labeled data 在資料分佈方面的不匹配問題。為了解決這種問題，我將介紹一種技術，稱之為雙向複製黏貼。這項技術簡單來說，就是將 labeled data 的圖片切下部分黏貼到 unlabeled data 上，也將 unlabeled data 的圖片切下部分黏貼到 labeled data 上。藉由這個簡單的操作，使的我們可以在兩種資料間建立關係。

此方法使用 Mean Teacher 架構。Mean Teacher 架構含有兩個相同的網路，分別稱之為 Student Network 和 Teacher Network。訓練時，我們先將 Batch 送入 Student Network，並得出一個預測結果。我們隨後用 Batch 中的 labeled data 來和真值進行 loss 計算，最後在藉由梯度反轉來更新 Student Network 的數值。至於 Batch 中的 unlabeled data 在灌入 Student Network 後，我們會得到一個預測結果 A。在 Teacher Network 這邊我們將 unlabeled data 先加入一些噪音後灌入訓練，可以得到一個結果 B。訓練的目的我們就是希望結果 A 能和結果 B 一樣，因為這代表這 unlabeled data 就算經過加入噪音改變，這個模型依然會將其判斷為同一個東西。

這個方法最大的改變就在於 Student Network 的資料輸入那邊。在過去舊有的方法中，我們是直接將 labeled 和 unlabeled data 分別灌入網路中，因此兩邊的資料是沒有交集的，而這導致最終訓練完的結果中 labeled 和 unlabeled data 的資料分佈不一致。此方法再將資料灌入 Student Network 前會先將資料進行前面麼雙向複製黏貼，而這將使的訓練完的模型結果在資料上會有一段共同語意，使的兩者的資料分佈接近。



## 二、測試節果：

根據這個方法論的論文，他有使用幾個數據集，分別是 3D 資料的 LA dataset 和 2D 資料的 ACDC dataset，而我準備使用其中的 ACDC dataset 來進行復現。我上網將 ACDC dataset 下載下來，先將集從原本醫療影像的 3D 圖轉成 2D 切片，並使用了其論文提供的一些程式碼將其作了前處理後，送入了這篇論文提供的架構中。

Method	Scans used		Metrics			
	Labeled	Unlabeled	Dice $\uparrow$	Jaccard $\uparrow$	95HD $\downarrow$	ASD $\downarrow$
U-Net	3(5%)	0	47.83	37.01	31.16	12.62
U-Net	7(10%)	0	79.41	68.11	9.35	2.70
U-Net	70(All)	0	91.44	84.59	4.30	0.99
UA-MT			46.04	35.97	20.08	7.75
SASSNet			57.77	46.14	20.05	6.06
DTC			56.90	45.67	23.36	7.39
URPC	3(5%)	67(95%)	55.87	44.64	13.60	3.74
MC-Net			62.85	52.29	7.62	2.33
SS-Net			65.83	55.38	6.67	2.28
Ours			<b>87.59<math>\uparrow</math>21.76</b>	<b>78.67<math>\uparrow</math>23.29</b>	<b>1.90<math>\downarrow</math>4.77</b>	<b>0.67<math>\downarrow</math>1.61</b>
UA-MT			81.65	70.64	6.88	2.02
SASSNet			84.50	74.34	5.42	1.86
DTC			84.29	73.92	12.81	4.01
URPC	7(10%)	63(90%)	83.10	72.41	4.84	1.53
MC-Net			86.44	77.04	5.50	1.84
SS-Net			86.78	77.67	6.07	1.40
Ours			<b>88.84<math>\uparrow</math>2.06</b>	<b>80.62<math>\uparrow</math>2.95</b>	<b>3.98<math>\downarrow</math>2.09</b>	<b>1.17<math>\downarrow</math>0.23</b>

Table 3. Comparisons with state-of-the-art semi-supervised segmentation methods on the ACDC dataset.

其中的 ours 為 BCP 架構的表現，可以看到他在 labeled 資料僅有 5% 時，模型的表现有顯著的提升，而當 labeled 資料來到 10% 時他的表先依然略優於其他架構。

```
init weight from ./model/BCP/ACDC_BCP_7_labeled/self_train/unet_best_model.pth
100% 40/40 [00:49<00:00, 1.23s/it]
[array([[0.88928676, 0.80708719, 1.45114762, 0.47634128]]), array([[0.86833849, 0.7697884, 4.98195099, 1.00474862]]), array([[0.92704921, 0.86905689, 6.85768234, 1.74954088]])]
[0.89489149 0.81531082 4.43026032 1.07687693]
```

而上圖為我使用同樣數據集進行復現的成果，其中的表現為圖片中最下方的陣列，由左至右分別為[dice Jaccard 95HD ASD]。我使用的為 10% labeled data，可以看到其表現的和論文相近，表現依然出色。