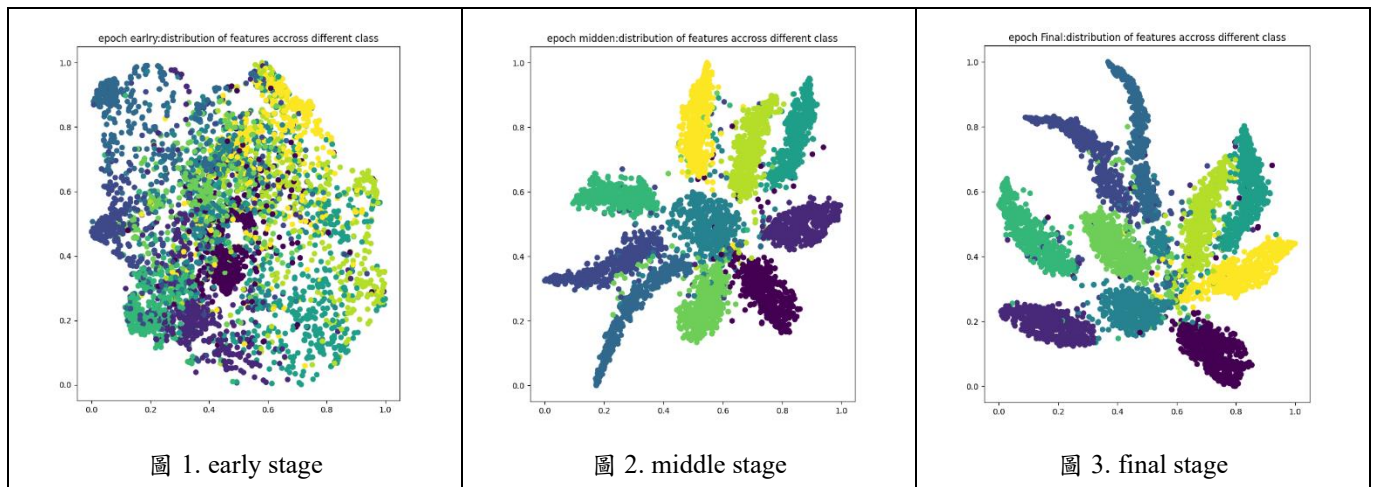


Q1:

1. Please make t-SNE plot the distribution of early, middle, final stage



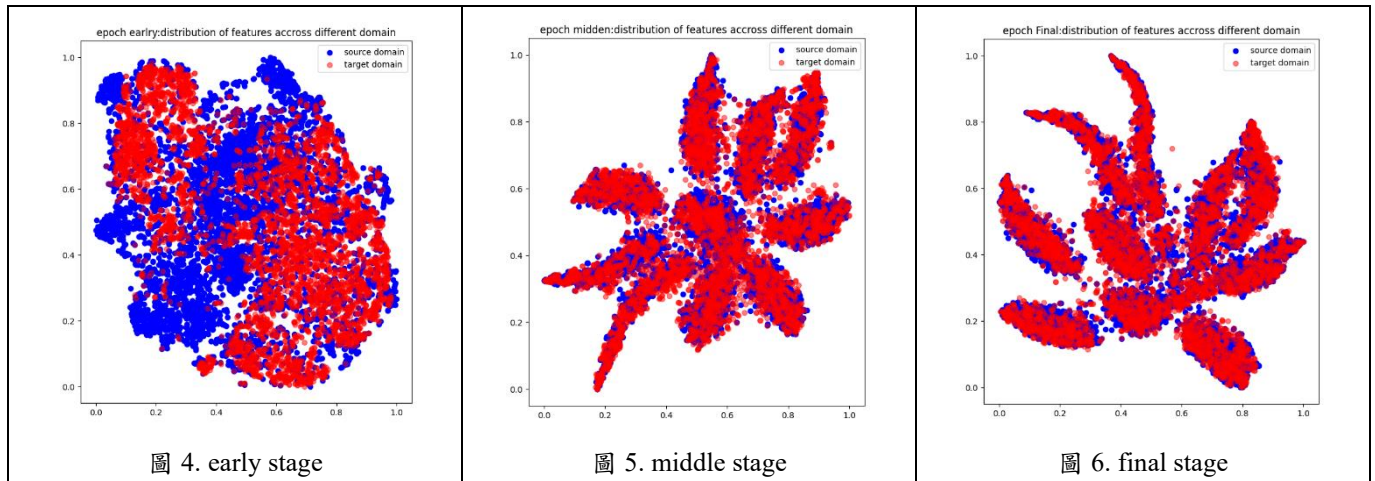
2. Explain and analyze the distribution of features of three stages.

Ans: 這是個很好的分類任務特徵提取器，因為我們這次的作業是要分 10 個 class，由圖 1 到圖 3 可發現隨著訓練步長的增加，10 個 class 的分群越來越明顯，圖 1 的時候全部都擠在一起，到圖 3 時 10 個 class 已明顯分群，只有少數幾個點沒被正確分群到。

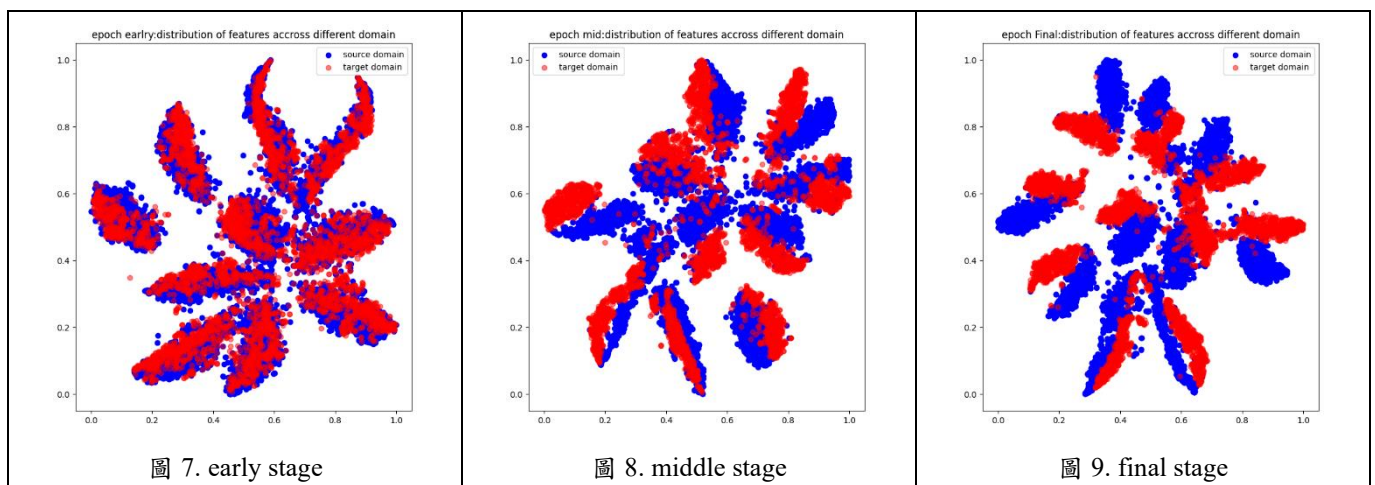
Q2:

1. Please plot the distribution of early, middle, final stage

只用 DANN 做訓練



利用 DANN 模型生成偽標籤再進行訓練



2. Explain and analyze the distribution of features of three training phases.

Ans: 這是一個好的 feature extractor for domain adaption task, 首先我們先定義 “1” for source (藍色圓點) and “0” for target(紅色圓點), 圖 4 到圖 6 的部分只用了 DANN 做訓練, 我們可以發現, 隨著訓練步長增加, source domain 跟 target domain 從起初的隨機分布, 到最後藍色圓點與紅色圓點幾乎是重疊再同個區域, 此時以具有不錯的分類能力, 在 kaggle 上分數也有 Strong, 但依舊不夠好, 所以我將 DANN 的輸出結果做偽標籤做監督式學習, 其訓練結果如圖 7 到圖 9, 可

發現隨著訓練步數的增加，即使是同個 class，其 source、target 的 domain 還是會有差別，以下為我的想法:現在有一隻狗，但你在不同的角度、背景或甚至在不同時間對狗狗拍照，當你把这些不同變因所拍成的照片丟入模型裡，模型所接收到的圖形數據就會有不同分布，但不管是哪種變因所拍出來的照片，他的類別就是狗。因此就算模型預測出是同個 class，但由於受到數據收集方法、環境條件或數據來源等不同的影響，其 domain 依舊會不同。所以由圖 9 中的 source domain、target domain 的分布來看(兩者有分離)，這是一個好的 feature extractor for domain adaption task。