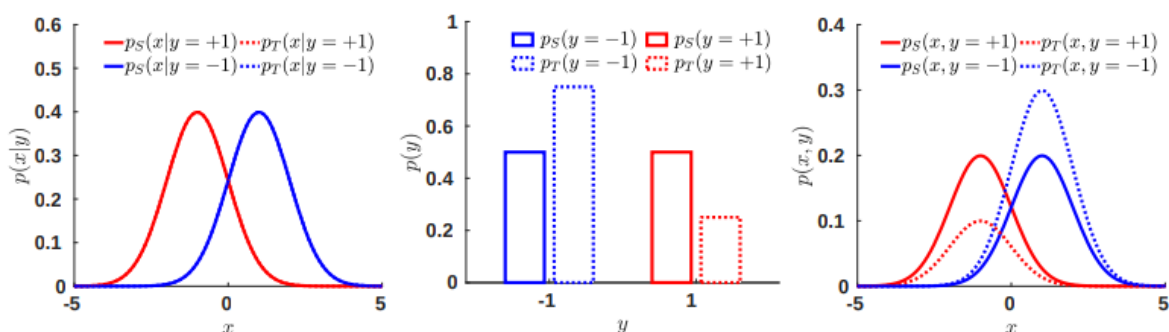


ML2019 Domain Adaptation

Introduction & Motivation

現今大部分的機器學習演算法或模型都是訓練在來自某特定分佈的資料上。模型從特定的資料上學習資料上的特徵，再用學到的知識來做預測分類等相關任務，雖然目前深度學習的技術可以得到很好的結果，但若測試資料來源一變（資料分佈位移），模型的表現變就大大的降低。

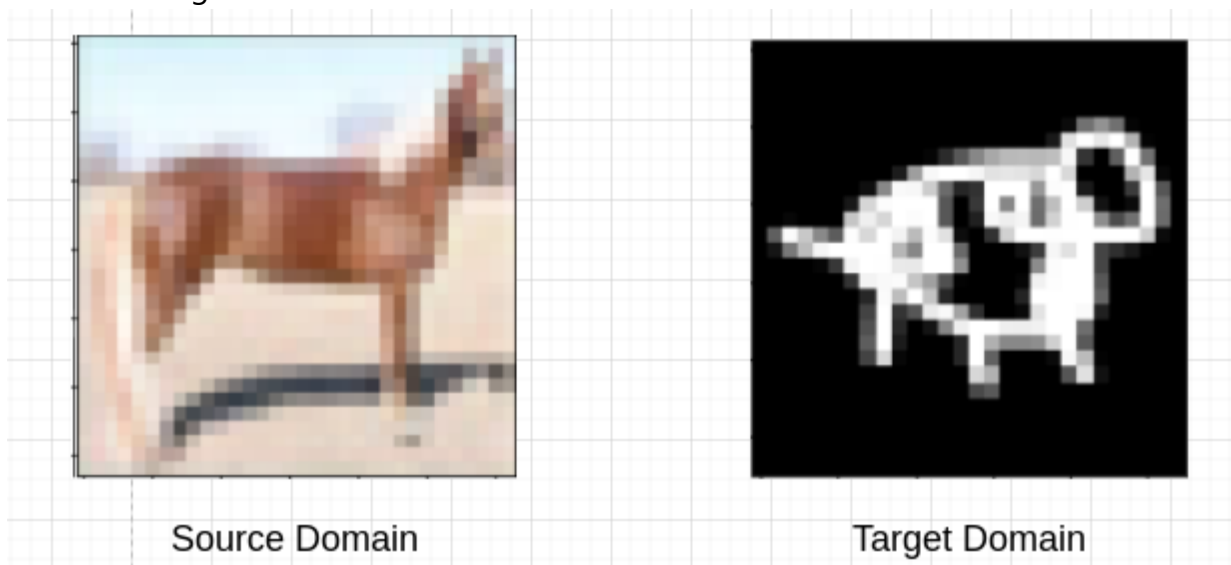


舉例來說，當一家醫院從三家不同的製造商購買不同的 MRI（核磁造影）掃描器，不同種類的掃描器會因不同規格或不同影像處理方式而產生出些微不同的照片，即人眼看覺得沒有差異，但對機器來說不一樣，這個就是 Prior Shift。此時若只將模型訓練在某一特定製造商的掃描器所產出的圖片上，則將模型測試在另外兩家的掃描器上，模型的表現力會比在測試訓練集的掃描器上差很多。因此，我們需要設計一個自適應的模型，可以在掃描器之間找到圖像中的對應關係，並相應地決定其決策，如此一來，便可在三家不同的掃描器產出的圖像中都得到最好的結果。

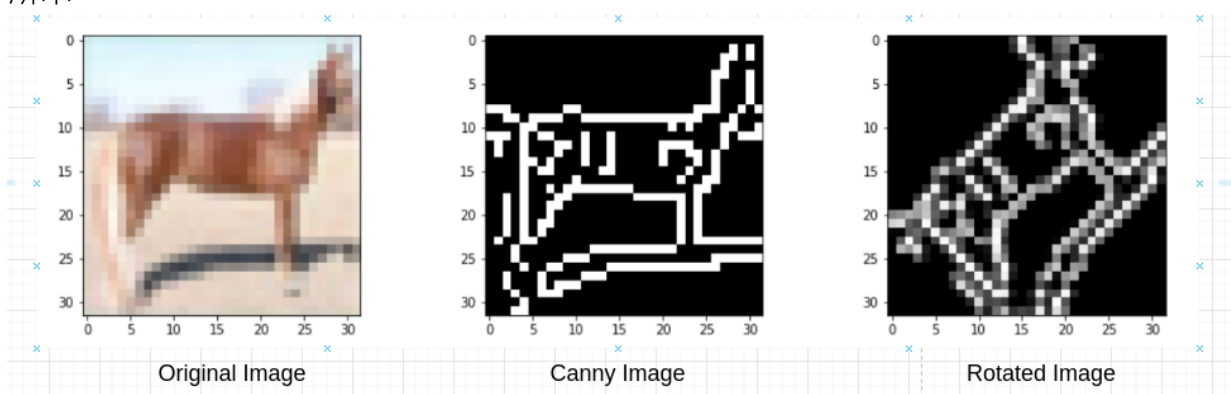
Domain Adaption 此概念便是為此目的而生，我們認為這個題目非常的有前瞻性，所以選擇了這個題目。

Data Preprocessing

下面是來自兩個不同來源的圖片，左圖為來自 Source domain 的真實彩色圖片，右圖則為來自 Target domain 手繪卡通圖片。



很明顯的，我們可以看到兩個 domain 的圖片差異非常大，一個彩色另一個為黑白外，一個是真實的照片，另一個為手繪卡通圖片，所以如果我們只訓練在 Source domain 上，再拿來推論 Target domain 的圖片肯定會有極差的表現。因此，這邊我們先將 Source Domain 的圖片影像利用邊緣偵測等相關技術，讓 Source domain 的圖片轉成只剩邊界資訊，轉變為類似 Target Domain 的圖片影像，此目的為將其盡量映射到同一個 Domain 中。最後由於 Target domain 的數量有高達十萬張，但 Source domain 只有五千張，所以我們再對 Source domain 的訓練資料做 Data augmentation，例如：將圖片旋轉及翻轉等，以增加訓練集的資料量，其效果如下圖所示。

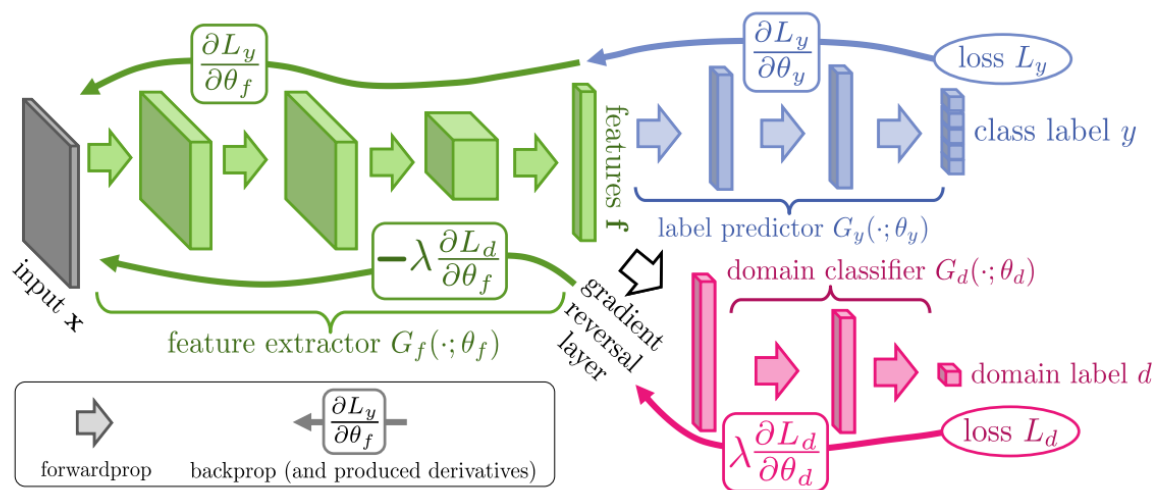


Model Description

這次我們參考的模型架構是 Github 上的 DANN 模型（見連結）

(https://github.com/fungtion/DANN_py3)

(https://github.com/fungtion/DANN_py3%EF%BC%89).



DANN 的特色在於，他的 classifier 有兩個，分別為 Category 及 Domain classifier。種類部分如同以往，此模型最特別的莫過於 Domain classifier，此分類器的目標為可以透過辨認圖片來自於哪個 Domain 來決定他的決策，相關細節附於參考資料。此模型最主要分為三大部份：

- **Feature extractor**

此部分主要是用來從輸入圖片中擷取重要特徵，用於 Category classifier，和 Domain classifier 做分類依據。這邊我們修改了參考模型的架構，加深原本模型的架構，多了兩層 Convolutional layers，希望能夠增強模型抓到兩個 Domain 間的差異與分類的的能力。

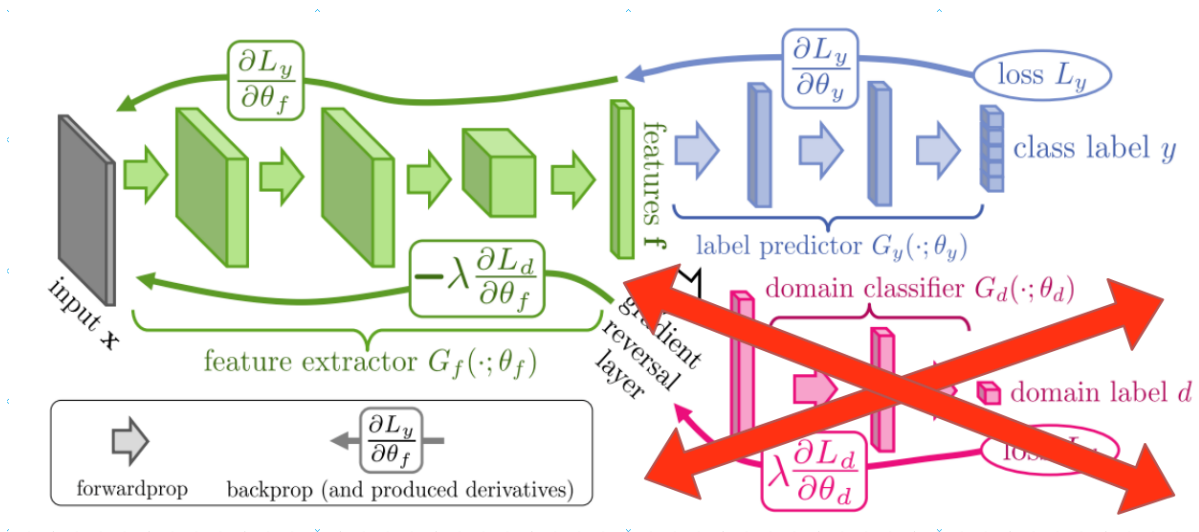
- **Category classifier**

這邊使用簡單的 FCN，用於判別圖片中物件的種類。Loss function 為 Crossentropy。

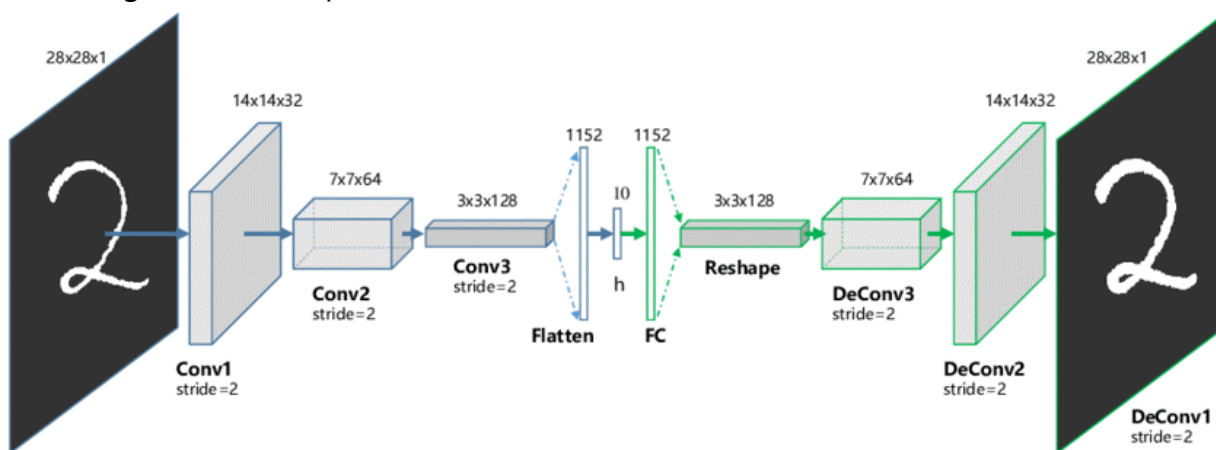
- **Domain classifier**

這邊如上，使用簡單的 FCN，用於判別圖片來自哪個 Domain。Loss function 為 Binaryentropy。

另外一個架構就只是單純的 CNN 模型，捨棄 Domain Classifier，用來迭代訓練，此處細節會在實驗與討論中說明。



尚有使用 Autoencoder 並搭配 Kmeans 的架構來輔助我們在 Tartgert domain 上做 clustering 得到起初的 pseudo label。



Experiment and Discussion

以下投影片擷取吳沛遠大大的課程教材

- Repeat:

- Train model f^* from labelled data set

You can use any model here.

Regression?

- Apply f^* to the unlabeled data set

- Obtain $\{(x^u, y^u)\}_{u=1}^U$ Pseudo-label

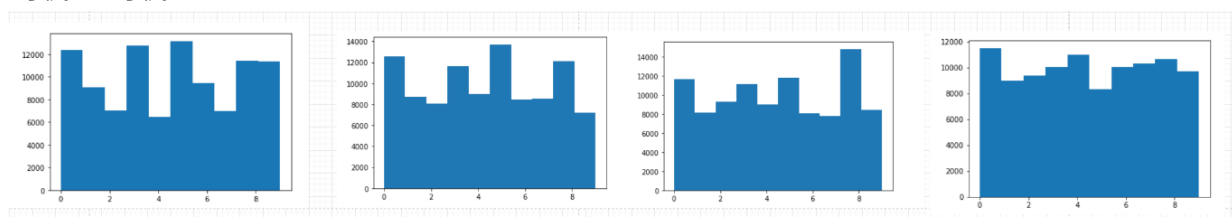
- Remove a set of data from unlabeled data set, and add them into the labeled data set

我們這次比賽採用的訓練方法為 Self-training，這是一種 Semi-supervised 的訓練方法，使用時機為當有標記好的與沒有標記好的資料時，因此我們便將此次比賽視為適合 Self-training 的時機。

首先我們使用 DANN 模型將 Source 和 Target Domain 的資料一起訓練，此資料集只包含了 Source Domain 的 class label, domain label 以及 Target Domain 的 domain label。將訓練好的模型用作 Target Domain 上的圖片種類預測，得到第一組 pseudo label，當作下一次迭代訓練時的 Target Domain 上的 class label。（迭代訓練時，模型架構就轉為單純 CNN，直接訓練在 Target Domain 上）

而這邊最重要的就是選一組好的 pseudo label，由左至右是每次迭代訓練後模型產出在 Target domain 上 class label 的分佈。越平均分佈得到分數會越高。


剛開始透過模型出來的 class label 機率分佈進行分析。找出信心程度大的當作 pseudo labels，另外亦有藉由在 Target domain 上做 unsupervised learning，透過在 Target domain 上做集群，集群利用了 Kmeans 等方法，可以得到一個初始的 label。之後就一直 fine-tune 我們的模型，直到找到一組 class label 比較平均分佈（因為比賽說了不同種類的圖片數量是平均的!）。以下圖片為在 Kaggle 上的實驗結果，由左至右為不平衡到均衡。



以下這張圖中我們的準確率從 0.40106 突破性地跳到 0.75536 就是我們認知到了 class label 平均分佈的重要性。

ans.csv a day ago by johnnylord add submission details	0.75536	<input type="checkbox"/>
ans.csv a day ago by johnnylord add submission details	0.40106	<input type="checkbox"/>

往後我們就用這個方法繼續迭代，可以由 **kaggle** 上的表現看到準確率越來越高，不過此迭代方式仍有其極限在，到了最後無法再更高。

ans.csv 6 minutes ago by johnnylord add submission details 	0.79570	<input type="checkbox"/>
ans.csv an hour ago by johnnylord add submission details	0.77483	<input type="checkbox"/>
ans.csv 2 hours ago by johnnylord add submission details	0.76396	<input type="checkbox"/>
ans.csv a day ago by johnnylord add submission details	0.75536	<input type="checkbox"/>

Conclusion

從我們的實驗來看，若單單只用 DANN 訓練並不會得到很好的結果，但是如果透過資料的後處理分析，產出一組值得信賴的 **pseudo label** 並再使用迭代訓練的方式便可以大大的提昇模型的表現。不過我們認為這次雖然在 **leaderboard** 上的名次在前面，但尚未有透過嚴謹的分析此方法的信賴度及穩定性，因此我們認為雖然有得到好的表現，但不代表這個方法適合用在現實生活中的其他應用上，它目前只適合用在比賽上去獲得好的表現。另外由於比賽的介紹中有透露額外的資訊（測試資料集的種類的含量為均衡，有相等數量的）讓我們有一個很好的依據來找出好的 **pseudo label**，也因為此原因，我們認為較為沒有理論根據而不太適合在實際生活中的任務上應用此方法。

Reference

- <https://arxiv.org/pdf/1812.11806v2.pdf> (<https://arxiv.org/pdf/1812.11806v2.pdf>).
- https://ceiba.ntu.edu.tw/course/6fb39e/content/W12_semi.pdf (https://ceiba.ntu.edu.tw/course/6fb39e/content/W12_semi.pdf).