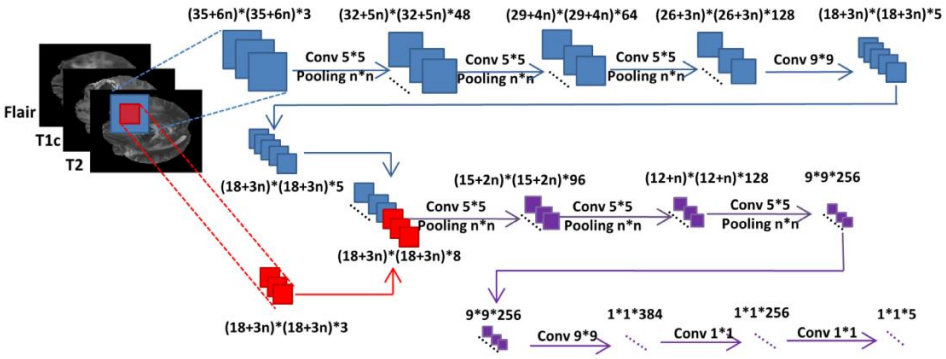
Final Project - Human Protein Atlas Image Classification

隊名：NTU_r06521504_隊名我想想
隊員：陳譽仁 土木所交通組 R06521504
趙浩雅 土木所交通組 R06521511

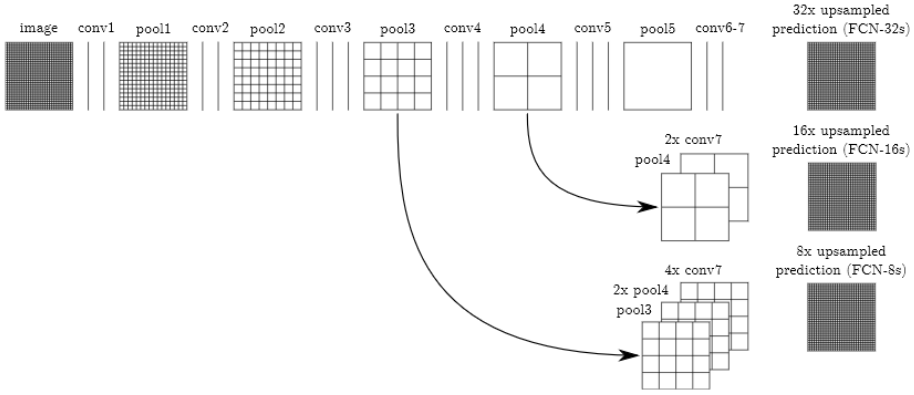
Introduction & Motivation

近幾年，深度學習成為機器學習中最受重視的一區，而藉由此技術完成的影像辨識系統被廣泛的運用在各個領域；其中，藉由影像辨識的系統，可輔助醫療判斷細胞狀況，藉以進行醫療診斷之輔助。考量到台灣未來 AI 的潛在姓，本次報告我們便選擇相關題目，利用 CNN 架構去進行圖像辨識，並用 ensemble 的架構去加強模型。在建立模型部分，本次報告參考兩個方面，分別為 paper 與競賽上參賽者分享的 Kernel。

a. Paper 方面，本報告參考了 Zhao et al., 2018 的研究[1]，本篇論文是對大腦腫瘤進行辨識與圖像的分區(segmentation)，在模式比較底層的部分引用了 Fully Convolutional Neural Network 所衍伸的架構，在模式中的一些部份疊上前幾層的結果，如下圖。



雖然分區不是本報告所選主題要做的事情，但是因為該主題是要辨識散布在圖片上的一些特徵，其中的架構或許可以拿來參考。因此，參考了 FCN 的文章[2]，這個架構將模式較後面的部分 upsampling，再與前面 maxpooling 前的卷積層結果相加以保留一些特徵在圖片上的位置資訊。



b. 參考的 Kernel 則是來自 Kaggle 上的 Kernel[3]，其中包含完整的程式碼，其模式為數個卷積層的疊加，其中一個卷積層有四個平行的卷積層，各自使用不同的 kernel 大小，應該是為了方便取出不同大小的特徵並疊加在一起。

Data Preprocessing \ Feature Engineering

目前讀取資料的方法、f1 score 的計算、Data generator 參考本競賽其他參加者在 Kernel 分享的程式碼[3]，對圖片資料先用 np.stack 的方式將同一細胞之紅、綠、藍、黃圖連接，以便在之後 training 過程讀取特徵值。為了增強數據，本報告用 imgaug 的套件將圖片進行平移、縮放、錯切等動作並加入少量的噪音，由於擔心其數據會造成過大偏差，未使用像素平移。
考慮到有部分種類數量過少，會在訓練過程中被忽略或著是被切除，在最開始切資料的時候我們另外進行篩選，避免出現未訓練該項目的狀況。

Model Description

本報告於開始先建立一個 CNN+DNN 的基礎模型，其架構如下圖所示：

_____
Layer (type)Output Shape Param # Connected to
==========
input_1 (InputLayer) (None, 256, 256, 4) 0
_____
batch_normalization_1 (BatchNor (None, 256, 256, 4) 16input_1[0][0]
_____
conv2d_1 (Conv2D) (None, 254, 254, 32) 1184
batch_normalization_1[0][0]
_____

batch_normalization_2 (BatchNor (None, 254, 254, 32) 128 conv2d_1[0][0]

_____

max_pooling2d_1 (MaxPooling2D) (None, 127, 127, 32) 0
batch_normalization_2[0][0]

_____

dropout_1 (Dropout) (None, 127, 127, 32) 0 max_pooling2d_1[0][0]

_____

batch_normalization_3 (BatchNor (None, 127, 127, 32) 128 dropout_1[0][0]

_____

conv2d_2 (Conv2D) (None, 63, 63, 64) 18496
batch_normalization_3[0][0]

_____

batch_normalization_4 (BatchNor (None, 63, 63, 64) 256 conv2d_2[0][0]

_____

conv2d_3 (Conv2D) (None, 61, 61, 64) 36928
batch_normalization_4[0][0]

_____

batch_normalization_5 (BatchNor (None, 61, 61, 64) 256 conv2d_3[0][0]

_____

conv2d_4 (Conv2D) (None, 59, 59, 64) 36928
batch_normalization_5[0][0]

_____

batch_normalization_6 (BatchNor (None, 59, 59, 64) 256 conv2d_4[0][0]

_____

max_pooling2d_2 (MaxPooling2D) (None, 29, 29, 64) 0
batch_normalization_6[0][0]

_____

dropout_2 (Dropout) (None, 29, 29, 64) 0 max_pooling2d_2[0][0]

_____

batch_normalization_7 (BatchNor (None, 29, 29, 64) 256 dropout_2[0][0]

_____

conv2d_5 (Conv2D) (None, 27, 27, 128) 73856
batch_normalization_7[0][0]

_____

batch_normalization_8 (BatchNor (None, 27, 27, 128) 512 conv2d_5[0][0]

_____

conv2d_6 (Conv2D) (None, 25, 25, 128) 147584
batch_normalization_8[0][0]

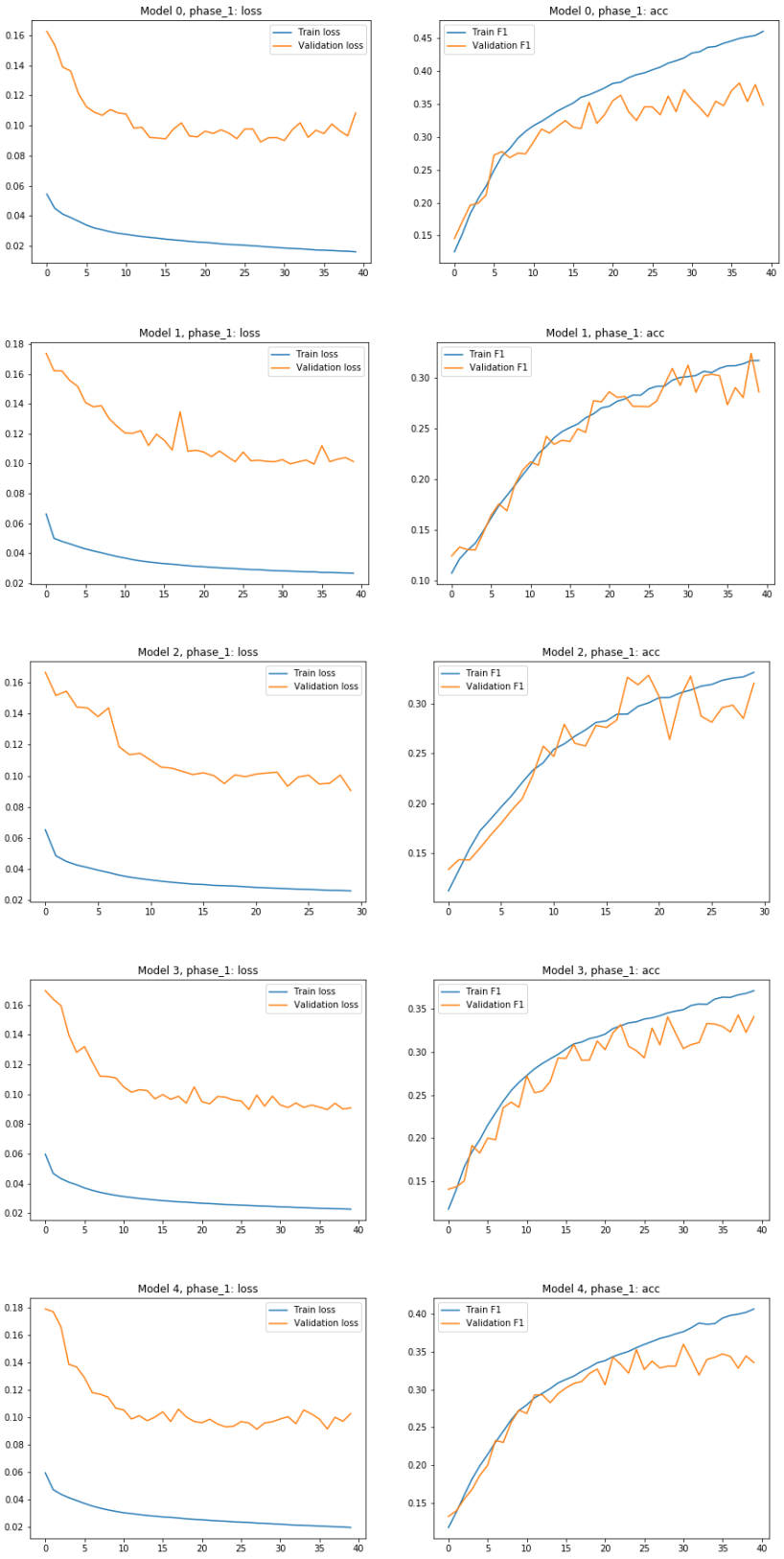
_____

batch_normalization_9 (BatchNor (None, 25, 25, 128) 512 conv2d_6[0][0]

conv2d_7 (Conv2D)	(None, 23, 23, 128)	147584	batch_normalization_9[0][0]
dropout_3 (Dropout)	(None, 23, 23, 128)	0	conv2d_7[0][0]
global_average_pooling2d_1 (Glo	(None, 32)	0	dropout_1[0][0]
global_average_pooling2d_2 (Glo	(None, 64)	0	dropout_2[0][0]
global_average_pooling2d_3 (Glo	(None, 128)	0	dropout_3[0][0]
concatenate_1 (Concatenate)	(None, 224)	0	global_average_pooling2d_1[0][0] global_average_pooling2d_2[0][0] global_average_pooling2d_3[0][0]
batch_normalization_10 (BatchNo	(None, 224)	896	concatenate_1[0][0]
dense_1 (Dense)	(None, 256)	57600	batch_normalization_10[0][0]
dropout_4 (Dropout)	(None, 256)	0	dense_1[0][0]
batch_normalization_11 (BatchNo	(None, 256)	1024	dropout_4[0][0]
dense_2 (Dense)	(None, 256)	65792	batch_normalization_11[0][0]
dropout_5 (Dropout)	(None, 256)	0	dense_2[0][0]
dense_3 (Dense)	(None, 28)	7196	dropout_5[0][0]
activation_1 (Activation)	(None, 28)	0	dense_3[0][0]

Total params: 597,388 Trainable params: 595,268 Non-trainable params: 2,120

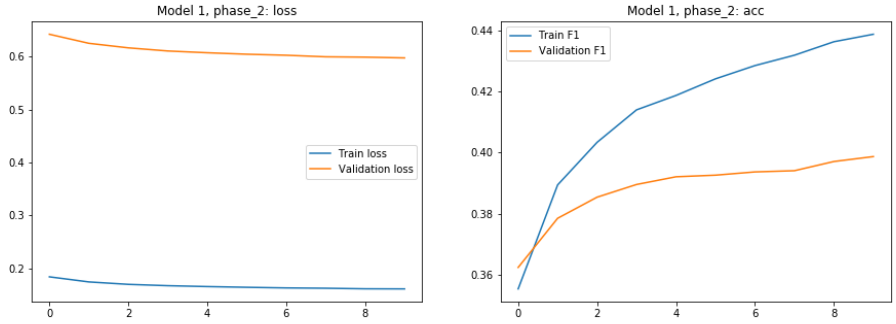
並以此模型架構做參數調整、包含將 kernelsize 設定與其他 dropout 的數值調整，另外建置出八個基礎模型，進行 40 次 epoch 訓練。下圖為模型在訓練過程中 lose 與 F1 數值變化：



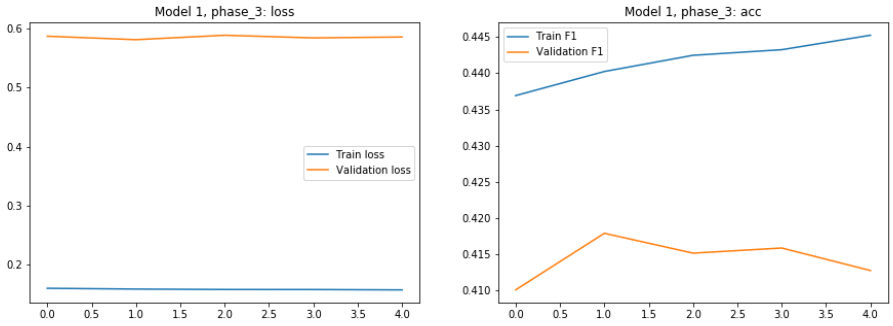
圖一、Base model 0-4

Train lose、Validation lose、Train F1，Validation F1 變化過程

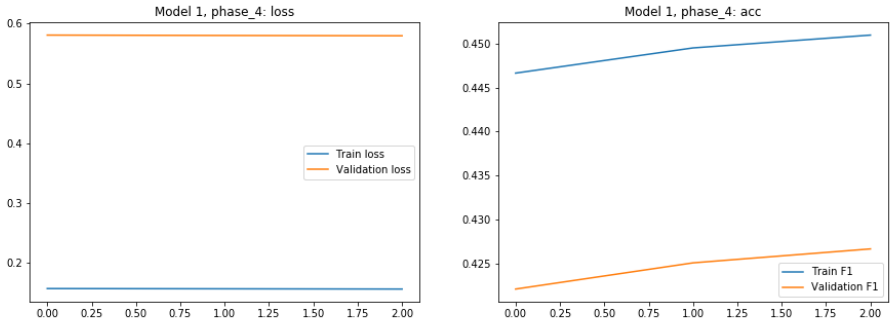
從圖片中可發現，原本的模型在經過四十次 epochs 後 Validation F1 大約落在 0.3-0.35 之間，而且有些還有上升趨勢。所以本報告後續用 pretrain model 用微調(Fine-tune)的方式，對 CNN 與 DNN 部分進行重新訓練，另外產生 24 個 model，兩者過程分別如下：



圖二 Base model 1 pretrain 後用 CNN 繼續訓練 10 個 epochs 後 Train lose、Validation lose、Train F1，Validation F1 變化過程



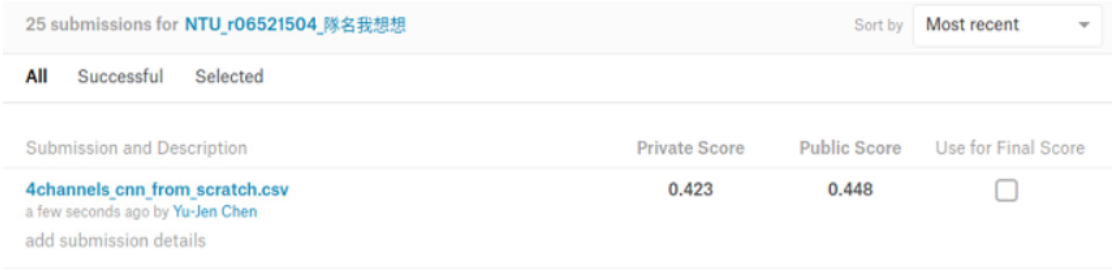
圖三 Base model 1 pretrain+CNN 後用 DNN 繼續訓練 4 個 epochs 後 Train lose、Validation lose、Train F1，Validation F1 變化過程



圖四 Base model 1 pretrain+CNN+DNN 後用 DNN 繼續訓練 2 個 epochs 後 Train lose、Validation lose、Train F1，Validation F1 變化過程

從圖片趨勢中可以發現，後續訓練已經有一些 overfitting 的現象，不過其 validation F1 依舊有些許上升。最後本報告依照試驗後採用 model 0,

model 1, model 2,model 3,model 4 與 model 6，權重部分先是參考 Validation F1 的數值（約在 0.42-0.47 之間）後並進行平移(-0.34)，最後依照得到的權重比用 ensemble 的方式進行預測。在 kaggle 上得到 public score 0.448 與 private score 0.423 的成績。



Experiment and Discussion

在最後 ensemble 的部分，從之前測試中可發現平移權重大小其實對最後數據相差極高。以 0.34 與 0.36 做平移值，其相差的 public score 可以差到 0.02。
另外，我們也曾經將 32 個模型中前期未經過 CNN 與 DNN 的模型一併放入 ensemble，在權重都為 1 的狀況下，雖然 public score 並沒有比較高 (0.428)，但是後來 private score 出來後可發現其數值較其他模型的 private score 要高(0.428)，推測此部分是因為權重未調整到最佳數據，如果進行調整，或許可以得到更高的分數。

Conclusion

本次報告我們先用 CNN 與 DNN 的模型進行訓練，並使用 ensemble 的方式加強模型強度，最終得到不錯的成果。

Reference

1. X. Zhao, Wu, Y., Song, G., Li, Z., Zhang, Y., and Fan, Y., "A deep learning model integrating FCNNs and CRFs for brain tumor segmentation," *Medical image analysis*, 43, 98-111, 2018
2. Jonathan Long, Evan Shelhamer, Trevor Darrell; The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015, pp.

3431-3440

3. Michal Haltuf, "CNN 128x128x4, Keras from scratch [LB 0.328]," *kaggle.com*, Oct. 30, 2018. [Online]. Available: https://www.kaggle.com/rejpalcz/cnn-128x128x4-keras-from-scratch-lb-0-328?fbclid=IwAR2SbpFcM0WhZfs7I9xeIukyE6e9bMoUKX_kjxo3fUhaFeS2UUM6QQ2LpT8. [Accessed Dec. 14, 2018].