Machine Learning HW3 Report

b02901122 電機四 劉致廷

1. Supervised-learning:

我使用的是 Keras toolkit, backend 為 tensorflow,在 supervise-learning 中，我使用 CNN 作為我的 Model，以下介紹我使用的 model:

Input(32,32,3)→Relu(Conv(32,3,3))→Relu(Conv(32,3,3))→Maxpooling→Relu(Conv(64,3,3))→Relu(Conv(64,3,3))→Maxpooling→ Relu(Dense(512))→Softmax (Dense(10)) loss: categorical_crossentropy, optimizer: Adam

5000 筆的 data 部分，一開始我並沒有做什麼前處理，只有切 500 筆當作 validation，batch_size=128, epoch=40,唯一的變化是是否多加一層的 *Relu(Conv(128,3,3))→Relu(Conv(128,3,3))→Maxpooling*，之後會以兩層或三層的 model 來代表。第一次實際測出的 validation data performance 為

兩層：acc = 0.5518，三層: acc = 0.585

接下來，便嘗試使用 keras 內建的 Imagegenerator，只使用其中的 weight shift, height shift,horizontal flip.在一樣的測試下，validation data 的 performance 為

兩層：acc = 0.6700，三層：acc =0.680

因此，可以推斷，加上 Imagegenerator 與疊成三層的表現都會比較好。

2. Semi-supervised learning(1):

我使用的方法是 Imagegenerator + Selftraining，我使用的 self-training 指的是先利用 label data (4500train,500vali) train 出一個模型後，接著去標記 unlabel data，取其中較有信心的 data (probability >0.99)加入舊有的 label data 中，接著利用**合併的 data** 繼續 train 我的 model，經過一定的 Epoch 數後，便重新 train "label data" ,也就是只有繼續 fit 4500 筆資料，目的是因為害怕在 label 後 retrain 的過程因為標記錯誤而讓 model 偏移，因此在利用絕對正確的 label data 做一些修正，接著就繼續 label unlabel data, retrain,train 舊有 data...。經過幾次的循環，便完成最終版本的 model。

在過程中，我用了許多變因來測試我 model 的 performance，例如改變循環數目，model 的複雜度，是否加入 batchnormalization，activation function 的不同，是否加入 test data 來 self-training，甚至在加入 unlabel data 的時候是 weight by confidence 而不是只看 0.99，這些會在第四題做討論，以下會以 performance 最好的 model 說明。

這是我最終版本的 model:

INPUT(32,32,3)→ELU(NORMAL (CONV(64,3,3)))→ELU(NORMAL (CONV(64,3,3)))→MAXPOOLING(2,2)→DROPOUT(0.25)

ELU(NORMAL(CONV(128,3,3))→ELU(NORMAL(CONV(128,3,3)))→MAXPOOLING(2,2)→DROPOUT(0.25)

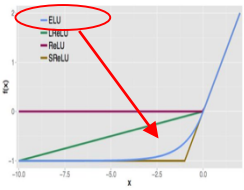
ELU(NORMAL(CONV(256,3,3))→ELU(NORMAL(CONV(256,3,3)))→MAXPOOLING(2,2)→DROPOUT(0.25)

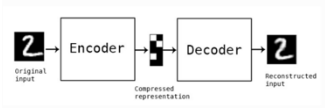
ELU(NORMAL(DENSE(512)))→DROPOUT(0.5)→ ELU(NORMAL(DENSE(128)))→DROPOUT(0.5)→SOFTMAX(DENSE(10))

LOSS: CATEGORICAL_CROSSENTROPY, OPTIMIZER: ADAM (LR=0.001)

我 channel 的架構為 64,128,256(三層)，使用 BatchNormalization 來 normalize 每一層的 filter 與 Dense，activation 的部分，我使用了比較特殊的"elu"，使其不會歸零 input 小於 0 的值，

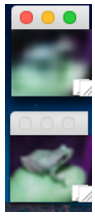
另外我在 training 的過程中，加入了(1)Early Stop 與(2)ModelCheckpoint，使其比較不會 overfit 並且可以存下 Val_acc 最高時的 model，循環的 iteration 我設為 6，也就是"train Lable, predict,train confidence data"循環六次,confidence 的部分我只提取了機率>0.99 的 data。在這樣的 model 底下我得到 Val_acc = 0.862，而最終上傳到 kaggle 上的 performance 為 Acc = 0.847 !!





3. Semi-supervised learning(2):

我使用的方法是 autoencoder+selftraining，所謂的 autoencoder 如圖所示，利用一個 encoder 與 decoder 的 network，可以產生維度比較少的 vector 來代表 input 的圖片，我使用 128 維的 vector 來代表圖片的 feature，接著嘗試了兩種方法(1.) SVM (2.) **建構一個 DNN 來 train feature 並且使用 2.所述 selftraining.** SVM 的方法為利用 label 的 feature 建 SVM model，並且 label unlabel data，接著拿 label 與 unlabel data，重新建構 SVM 後 label test data，最後 performance 只有 Acc=0.39.



方法二則是使用一個 DNN，所有的 data 都通過 encoder 產生 feature，接著就是 “train label,predict,train confidence data “做循環，而最後的 performance 則是有稍微的進步，

Acc = 0.47，我認為最大的問題是 autoencoder 其實是非常困難 train 的好，如果一開始就有偏差，我想用什麼後續的方法都蠻困難能正確分類。**如右圖是 autoencoder 的 input(下) 與 output(上)。**

4. Compare and analyze your result:

我目前只有對 2.的方法做分析與比較，因為用此方法的正確率比較高，且較可以比較與改善。首先，我比較是否有加入 weight by confidence 會比較好，而其他的變因為層數，模型複雜程度，與 data /255。

型態	模型	Validation Acc	模型	Validation Acc
No weight by confidence	2layer,32-64 模型, no /255	0.76	3layer,64-128-256 模型, no /255	0.766
	3layer,32-64-128 模型, no /255	0.74	3layer,64-128-256 模型, /255	0.688
Weight by confidence	2layer,32-64 模型, no /255	0.662	3layer,64-128-256 模型, no /255	0.712
	3layer,32-64-128 模型, no /255	0.696		

推測：No weight by confidence, 64-128-256 模型比較好　　接下來比較是否加入 test data 來一起 label 並且 retrain 會比較好

型態	模型	Validation Acc
No test data	64-128-256 模型, no /255	0.766
	64-128-256 模型, /255	0.678
Add test data	64-128-256 模型, no /255	0.784
	3layer,64-128-256 模型, /255	0.680

推測：Add test data，不要 /255 比較好

最後綜合比較是否加 normalization，換 elu，甚至在 DNN 的地方再加一層 128 個 neuron.

型態	模型	Validation Acc
No add 128	No normalize,Relu	0.80
	Normalize,Relu	0.824
	Normalize,elu	0.832
Add 128	Normalize,elu	0.862
	Noemalize,elu,/255	0.862

既然/255 有時會比較好有時差不多，那我就統一不要/255，並且就以 validation 0.862 的模型當作我的最終版本。