

# EAI

## Lab 1

## Report

系級	113 電機乙
學號	F64096114
姓名	郭家佑

## ● 如何實作各個 layer

我總共設計了三層 layer，包含 input layer，一層 hidden layer，一層 output layer，由於 input 與 output 的 neuron 數被固定住了，所以我中間的 hidden layer 就取 784 和 10 的中間值附近，不要讓他突然縮減太快。

一開始我先初始化各層的 parameter，參考網路前輩的建議下，使用了高斯分布的隨機函數初始化，拿去給之後的 layer 使用。

其中 forward propagation 較為簡單，InnerProduct 造著 NN 架構給他做 MACs 動作就好了，只是 tensor 要稍微對一下，而我是採用 sigmoid 當作 activation function，想說 backward 會比較好微分，接著是 softmax，這裡我卡了半天，原因是我採用網路上的一則較安全避免 overflow 或除 0 的公式：

$$y = \text{np.exp}(x - \text{np.max}(x)) / \text{np.sum}(\text{np.exp}(x))$$

但最後 debug 發現出來的值非常怪就改回原本的了。

Loss function 我則是用 cross-entropy，這裡我也卡很久，原因是 1.參考錯 loss function 成只有 binary 結果的 2.ground truth 沒代 one hot encoding 而是 index value，修改完後就正常許多了。

而 backward 就難許多，原因是要一直對她的 tensor，而我

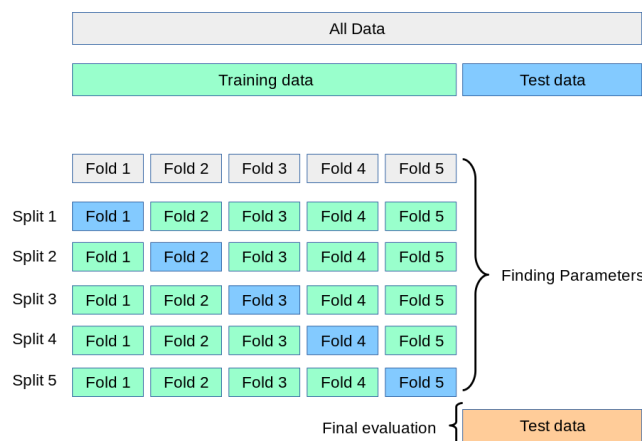
這個 python 新手是參考一篇教 `np.dot()`、`np.multiply()`、`np.matmul()`

<https://blog.csdn.net/FrankieHello/article/details/103510118>

才知道 `numpy` 有這些函示可以代。InnerProduct 和 softmax 就照著講義的公式把它刻出來，而 sigmoid 的則是將 `dEdy` 乘上 sigmoid 的微分(=自己\*(1-自己))，就完成 back propagation。

而 update parameter 則是利用 gradient descent 來將 backward propagation 得到的 gradient 乘上自己設定的 learning rate 再與原先的 parameter 相減，拿去更新 parameter。

最終搭建自己的 NN，我 epoch 設定為 10，另外將 validation 的資料量設為 training 的 1/10，並利用 cross validation 將資料在 10 次 epoch 中能夠輪流都有用到，避免針對其中一小塊 validation data 去優化。底下就分為 training(54000 次)和 validation(6000 次)。Training 需要 forward+backward+updating 才算一輪，而 validation 只能拿來測試，所以只能跑 forward 去看結果(loss+accuracy)，最後跑完 60000 次再 testing。



## ● forward / backward 如何進行

forward 的重點是在傳遞到最後的結果  $y$ ，當然中間的各 neuron

的 output 也必須記起來給 backward 用。

而 backward 的精華是在用 forward 得到的  $Y$  與 ground truth 去算

loss function，一層一層利用 chain rule 往回推每個參數對 loss 的

梯度，並利用 gradient descent 往低點調整。

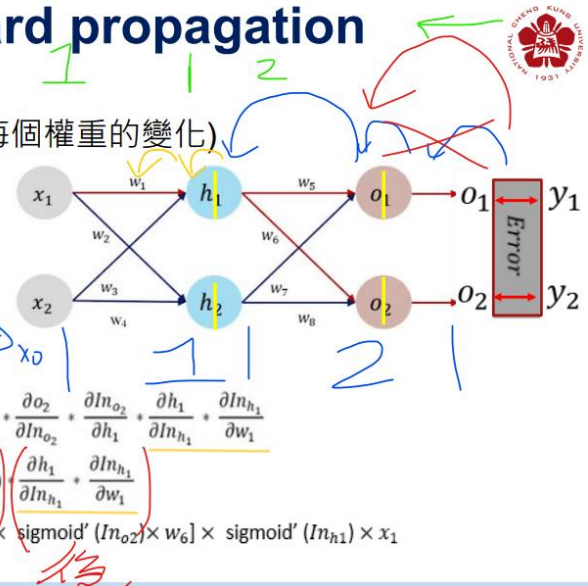
可以參考助教精心製作的講義與我精美的筆記

### NN training - backward propagation

- 計算  $w_1$  到  $w_4$  的梯度 (誤差對每個權重的變化)

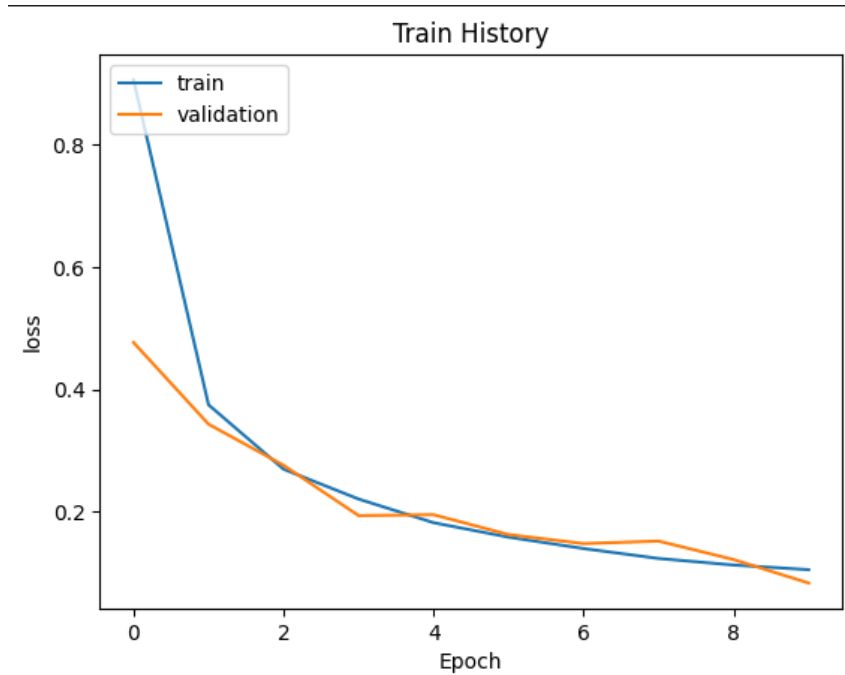
(以  $w_1$  為例)

$$\begin{aligned}
 \delta_1 &= \frac{\partial \text{Error}}{\partial w_1} = \frac{\partial \text{Error}}{\partial o_1} \cdot \frac{\partial o_1}{\partial w_1} + \frac{\partial \text{Error}}{\partial o_2} \cdot \frac{\partial o_2}{\partial w_1} \\
 &= \frac{\partial \text{Error}}{\partial o_1} \cdot \frac{\partial o_1}{\partial \ln o_1} \cdot \frac{\partial \ln o_1}{\partial h_1} \cdot \frac{\partial h_1}{\partial \ln h_1} \cdot \frac{\partial \ln h_1}{\partial w_1} + \frac{\partial \text{Error}}{\partial o_2} \cdot \frac{\partial o_2}{\partial \ln o_2} \cdot \frac{\partial \ln o_2}{\partial h_1} \cdot \frac{\partial h_1}{\partial \ln h_1} \cdot \frac{\partial \ln h_1}{\partial w_1} \\
 &= \left( \frac{\partial \text{Error}}{\partial o_1} \cdot \frac{\partial o_1}{\partial \ln o_1} \cdot \frac{\partial \ln o_1}{\partial h_1} + \frac{\partial \text{Error}}{\partial o_2} \cdot \frac{\partial o_2}{\partial \ln o_2} \cdot \frac{\partial \ln o_2}{\partial h_1} \right) \cdot \left( \frac{\partial h_1}{\partial \ln h_1} \cdot \frac{\partial \ln h_1}{\partial w_1} \right) \\
 &= [(o_1 - y_1) \times \text{sigmoid}'(\ln o_1) \times w_5 + (o_2 - y_2) \times \text{sigmoid}'(\ln o_2) \times w_6] \times \text{sigmoid}'(\ln h_1) \times x_1
 \end{aligned}$$



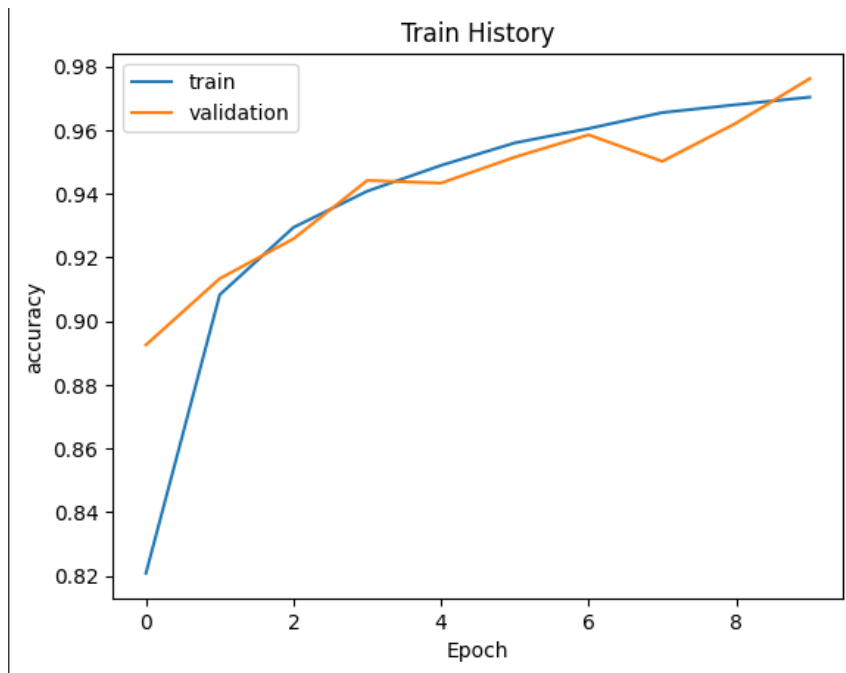
- 截圖並說明各項結果(包含 accuracy 和 loss 圖表(plot)的結果)

- Loss



可從圖表中看出 `train_loss` 從 epoch0 的 48000/54000 快速在下一個 epoch 降到 20000/54000，可知道這次用來 updating 的 `gradient` 對整體的 `parameter` 影響很大，後面則是隨著越快要到 `optimal` 而 `loss` 改善減到降低。

- accuracy plot



可由上面 loss 的結果反推 accuracy，兩者有著負相關的關係，epoch0 到 epoch1 的 accuracy 大幅上升是因為模型的 updating 在這個 epoch 非常給力的潮 optimal point 跨一大步，後續隨著 epoch 增加而越來越準。

## ■ Training accuracy

```

epoch: 0 train_loss: 48934.75208252075 val_loss: 2861.447608209934 train_accuracy: 0.8207592592592593 val_accuracy: 0.8925
epoch: 1 train_loss: 20251.57845485265 val_loss: 2060.1704716892323 train_accuracy: 0.9082592592592592 val_accuracy: 0.9133333333333333
epoch: 2 train_loss: 14565.776612674385 val_loss: 1656.8715106186041 train_accuracy: 0.9294074074074075 val_accuracy: 0.9258333333333333
epoch: 3 train_loss: 11931.960905266322 val_loss: 1163.5126367559265 train_accuracy: 0.9407962962962962 val_accuracy: 0.9441666666666667
epoch: 4 train_loss: 9842.897804349886 val_loss: 1172.0189774999412 train_accuracy: 0.9488888888888889 val_accuracy: 0.9433333333333334
epoch: 5 train_loss: 8566.986722189482 val_loss: 977.267963536671 train_accuracy: 0.955962962962963 val_accuracy: 0.9515
epoch: 6 train_loss: 7561.881147468628 val_loss: 888.8446533311067 train_accuracy: 0.960462962962963 val_accuracy: 0.9585
epoch: 7 train_loss: 6684.8392052347035 val_loss: 913.3228200445398 train_accuracy: 0.9654814814814815 val_accuracy: 0.9501666666666667
epoch: 8 train_loss: 6105.835663287172 val_loss: 732.2169385726182 train_accuracy: 0.9679629629629629 val_accuracy: 0.9621666666666666
epoch: 9 train_loss: 5696.153603164086 val_loss: 502.02267253986753 train_accuracy: 0.9703333333333334 val_accuracy: 0.9761666666666666
  
```

## ■ testing accuracy

```

test accuracy: 0.9439
  
```

由 testing 結果可看出模型沒有 overfitting

## ● 遇到的困難及你後來是如何解決的(optional)

我發現網路上查詢的資料很多都有錯，都是我試到最後才發現用最初的作法才最可行，而我解決的辦法就是把每一個不確定對不對的結果 `print` 他的 `shape` 和 `value` 來驗證是否與預期的一樣，加速 `debug`。

這個 lab 是我第一次親手寫 `python`，一開始連 `list` `numpy` 都不熟，所以花了好一大段時間查詢相關資料，而對 `NN` 的運作也是聽完助教講解才知道的，過程中一直遇到打擊，尤其是看到不管怎麼調 `accuracy` 都還是比我亂猜還低時，想把我擊退去按退選，好險最終有撐過來，但我要趕快去寫 lab2 和 `paper review` 了，`deadline` 一個接著一個。最後也感謝助教百忙之中抽空回答同學 `email` 的問題。