

# Report

109511207 蔡宗儒

我設計了四層 Fully Connected layer 來做這次的作業，用的 Activation function 為 ReLu，用的 Loss function 為 Softmax，如下圖。

```
def __init__(self):
    self.fc1 = FullyConnected(28*28,256)
    self.act1 = ReLu()
    self.fc2 = FullyConnected(256,128)
    self.act2 = ReLu()
    self.fc3 = FullyConnected(128,32)
    self.act3 = ReLu()
    self.fc4 = FullyConnected(32,10)
    self.loss = SoftmaxWithloss()
```

我 train 了很多次後發現用三層的效果和五層的效果都沒有用四層的效果好，而這其中又以將節點設置成 2 的冪次為佳。至於 Activation function 我嘗試使用了 Sigmoid 跟 Tanh，但做出來的 Val Acc 都只有 80 初頭%而已，用 ReLu 和 SeLu 的效果明顯較佳。而用 ReLu 和 SeLu 的效果差不多，有些超參數用 ReLu 能有更高的 Acc，有些反而用 SeLu 能有更高的 Acc。我最後跑出最高的 Acc 是用 ReLu 做為 Activation function。

而最後我也採用了老師上課所講的 Learning Rate Decay 的方式去調整 Learning Rate，我採用的方式是每跑一個 epoch，Learning Rate 就乘上 0.9，如下圖。

```
for epoch in range(1, EPOCH+1):
    train_hit = 0
    val_hit = 0
    total_train_loss = 0
    total_val_loss = 0
    Learning_rate *= 0.9
```

而採用 Learning Rate Decay 的方式後我的 Test Acc 就從 89.0X%提升至 90.04%了，算是滿有感的提升。而我還有嘗試 step decay 的方式，然而 Test Acc 並沒有比每個 epoch 乘上 0.9 高。

至於超參數的調整方式，我是經過數次測試後發現將 EPOCH 設為 50，Batch\_size 設為 10，Learning\_Rate 設為 0.0006，val\_image\_num 設為 3000 會比其他數值有更好一點點的結果。

最後，我還有嘗試將 train data 切成 30 等份，每個 EPOCH 依序取出其中一份做為 validation data，剩下的做為 train data。我這麼做的原因是如果將 validation data 固定為原本的最後幾份 train data 的話，這樣整個網路就會有些資料學不到，所以我這麼做應該能讓我設計的網路學習到更多資料？

我實作並拿去 train 後發現 Val Acc 的確比較高，如下圖。

Epoch: 30	Train Loss: 0.1115	Train Acc:95.8439	Val Loss: 0.1376	Val Acc:94.9000
Epoch: 31	Train Loss: 0.1097	Train Acc:95.9053	Val Loss: 0.1268	Val Acc:95.0667
Epoch: 32	Train Loss: 0.1069	Train Acc:96.0772	Val Loss: 0.1436	Val Acc:94.2333
Epoch: 33	Train Loss: 0.1056	Train Acc:96.1193	Val Loss: 0.1434	Val Acc:94.3000
Epoch: 34	Train Loss: 0.1037	Train Acc:96.2140	Val Loss: 0.1541	Val Acc:94.2667
Epoch: 35	Train Loss: 0.1024	Train Acc:96.1947	Val Loss: 0.1389	Val Acc:94.8333
Epoch: 36	Train Loss: 0.1012	Train Acc:96.2842	Val Loss: 0.1374	Val Acc:94.1667
Epoch: 37	Train Loss: 0.1005	Train Acc:96.3281	Val Loss: 0.1193	Val Acc:95.5333
Epoch: 38	Train Loss: 0.0996	Train Acc:96.3579	Val Loss: 0.1259	Val Acc:95.1667
Epoch: 39	Train Loss: 0.0989	Train Acc:96.4123	Val Loss: 0.1120	Val Acc:95.8000
Epoch: 40	Train Loss: 0.0980	Train Acc:96.4702	Val Loss: 0.1001	Val Acc:95.9667
Epoch: 41	Train Loss: 0.0971	Train Acc:96.4860	Val Loss: 0.0973	Val Acc:96.3000
Epoch: 42	Train Loss: 0.0965	Train Acc:96.5035	Val Loss: 0.0978	Val Acc:96.8667
Epoch: 43	Train Loss: 0.0956	Train Acc:96.5246	Val Loss: 0.0982	Val Acc:96.4667
Epoch: 44	Train Loss: 0.0949	Train Acc:96.5456	Val Loss: 0.0955	Val Acc:96.6000
Epoch: 45	Train Loss: 0.0941	Train Acc:96.5895	Val Loss: 0.0983	Val Acc:96.2333
Epoch: 46	Train Loss: 0.0935	Train Acc:96.6158	Val Loss: 0.1028	Val Acc:96.0667
Epoch: 47	Train Loss: 0.0930	Train Acc:96.6211	Val Loss: 0.0981	Val Acc:96.2667
Epoch: 48	Train Loss: 0.0930	Train Acc:96.6456	Val Loss: 0.0932	Val Acc:96.2000
Epoch: 49	Train Loss: 0.0924	Train Acc:96.6474	Val Loss: 0.0968	Val Acc:96.5333
Epoch: 50	Train Loss: 0.0919	Train Acc:96.6789	Val Loss: 0.0950	Val Acc:96.5667
Epoch: 51	Train Loss: 0.0919	Train Acc:96.6474	Val Loss: 0.0918	Val Acc:96.6000
Epoch: 52	Train Loss: 0.0910	Train Acc:96.7070	Val Loss: 0.1010	Val Acc:96.0333
Epoch: 53	Train Loss: 0.0908	Train Acc:96.7228	Val Loss: 0.0997	Val Acc:96.3333
Epoch: 54	Train Loss: 0.0900	Train Acc:96.7456	Val Loss: 0.1061	Val Acc:96.2000
Epoch: 55	Train Loss: 0.0901	Train Acc:96.7298	Val Loss: 0.0983	Val Acc:96.6000
Epoch: 56	Train Loss: 0.0900	Train Acc:96.7702	Val Loss: 0.0965	Val Acc:95.8667
Epoch: 57	Train Loss: 0.0900	Train Acc:96.7333	Val Loss: 0.0898	Val Acc:96.8667
Epoch: 58	Train Loss: 0.0894	Train Acc:96.7702	Val Loss: 0.0972	Val Acc:96.4333
Epoch: 59	Train Loss: 0.0894	Train Acc:96.7754	Val Loss: 0.0917	Val Acc:96.8667
Epoch: 60	Train Loss: 0.0894	Train Acc:96.7877	Val Loss: 0.0852	Val Acc:96.8667

然而實際拿去 test 後發現 Test Acc 依舊只有 89% 左右，並沒有顯著提升，反而還下降了。我認為這麼做只能讓他更會預測 train 的 6 萬筆資料，對於未知的 test data 沒有明顯提升。