

# Machine-Learning 數字辨識

蘇耀霆(S07210052)

指導老師:吳桂光

Email:school89327@gmail.com

## 摘要

利用 Multilayer perceptron(MLP)和 MNIST 資料集去設計模型，設計完之後讓模型進行訓練，最後匯入手寫的數字圖形讓模型進行預測。

## 研究計畫內容

### (一)研究動機及研究問題

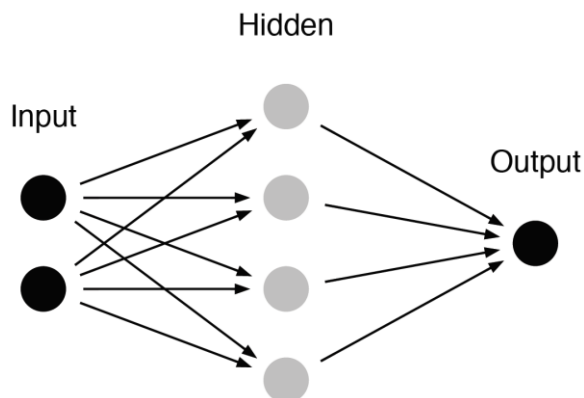
在這次專題之前機器學習對我來說是一個陌生的領域，因此透過這次機會讓我開始認識機器學習。

機器學習基本上可以分為兩種，監督式學習和非監督式學習，監督式學習就是電腦從 Labeled 的資料中做分析並且做出預測的學習方式，這種方法雖然需要龐大的前置作業但是預測出來的結果精準度較高。非監督式學習是不把資料 Labeled，當機器面對資料時按照相關性去做分類或分群，再找出其中的規則，這種方法可以大大降低前置作業所需的時間，但是有可能會將不太重要的特徵被放大造成無意義的分群進而導致預測結果的精準度。

這次我做的數字辨識屬於機器學習中的監督式學習，透過 Multilayer perceptron(MLP)讓模型去預測手寫數字圖形的數字。

### (二)研究方法及步驟

多層感知器(MLP)其實就是神經網路，其架構如下圖



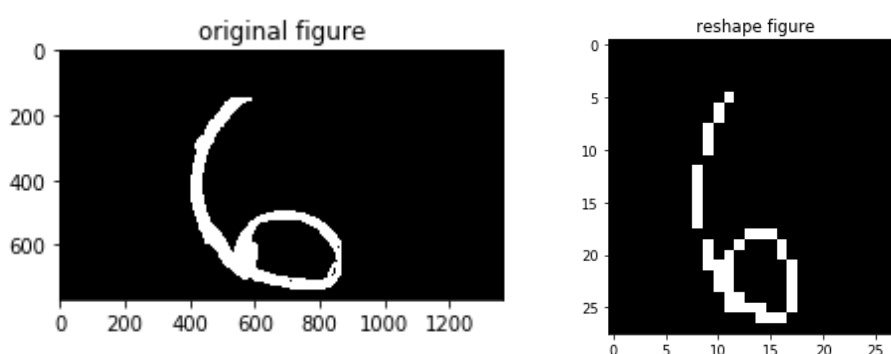
It has one or more hidden layers between its input and output layers, the neurons are organized in layers, the connections are always directed from lower layers to upper layers, the neurons in the same layer are not interconnected. [1]

我先用 MNIST 資料集去訓練我的模型，然後將手寫數字圖形放到 Input 中，經過 Hidden 最後 Output 出模型預測的數字機率。

MNIST 資料集，這個資料集中有 60000 張 Training data 的圖片及 10000 張 Test data 的圖片，每張都是 28\*28 像素，這個資料集較為簡單，因此適合用於這次數字辨識的模組。

在 28\*28 像素的圖形中有 784 個神經元，每個神經元都有包含著 0 或 1 的灰階值，0 是黑色，1 是白色，而這 784 個神經元就是 MLP 的 input。

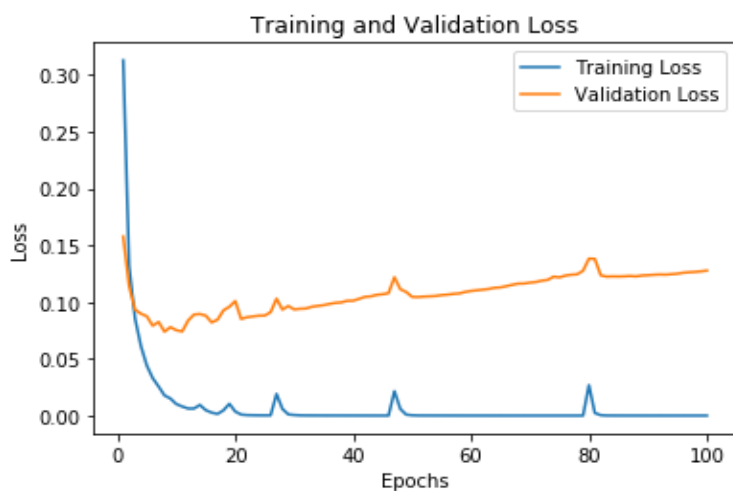
因此為了讓模型能成功運作，必須將手寫圖形轉成 28\*28 像素的圖形，如下圖



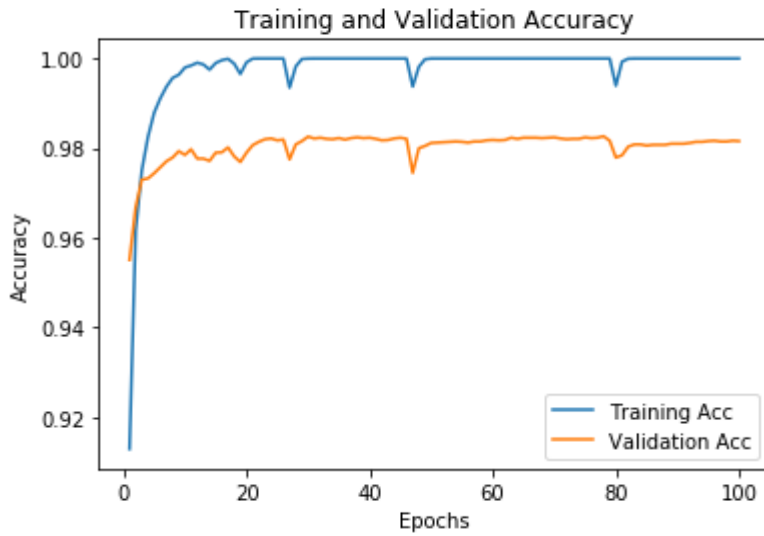
接下來要建立模型，把 Input、Hidden、Output 寫入模型後開始對模型進行訓練，使用 Accuracy 來評估這個模型的準確度並且用 Loss function 來評估預測跟真實不一致的程度。

模型完成訓練後就能將手寫數字圖形匯入模型中進行預測

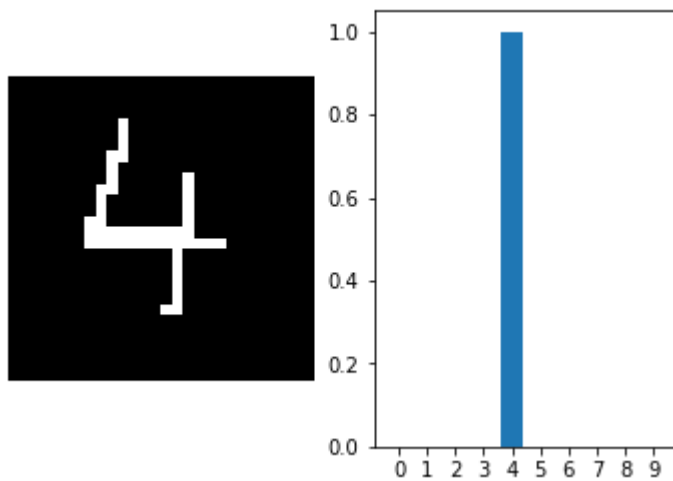
### (三)結果與討論



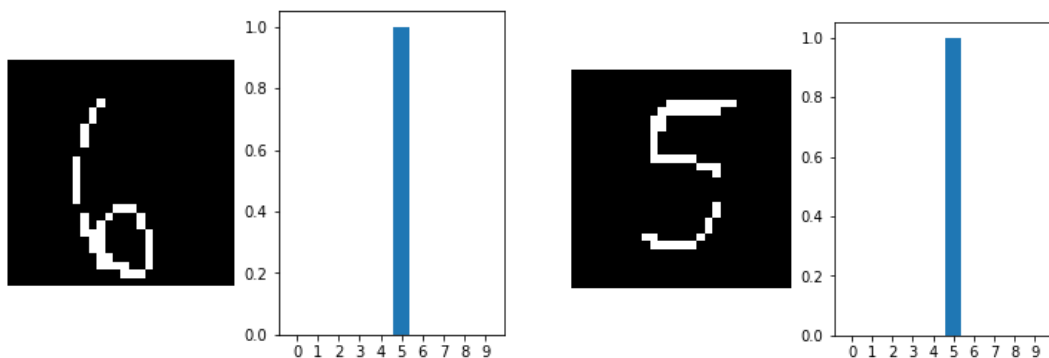
從上圖看出在訓練模型 100 次後 train(藍線)的 Loss function 幾乎為 0，代表這個模型預測的結果會更加精準。



從上圖能看到模型經過 100 訓練後 Training Accuracy(藍線)幾乎為 1，這代表這個模型經過訓練後準確度十分優秀。



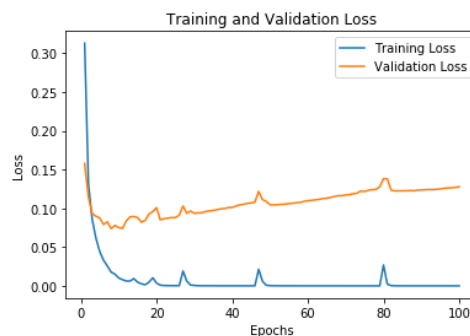
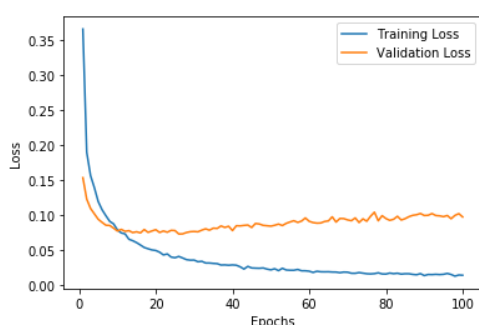
將手寫數字 4 的圖形匯入模型後模型預測此圖形數字為 4，而且從旁邊的機率圖表可以看出模型將此數字圖形預測為 4 的機率為 1，因此能判斷這個模型在數字 4 時有很好的預測結果。



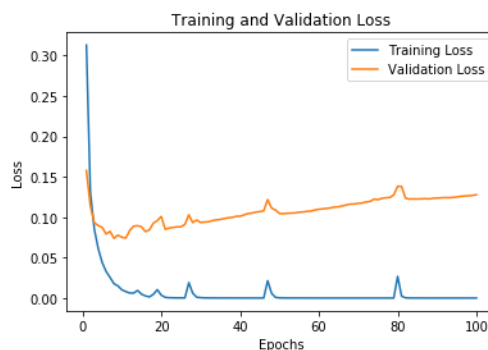
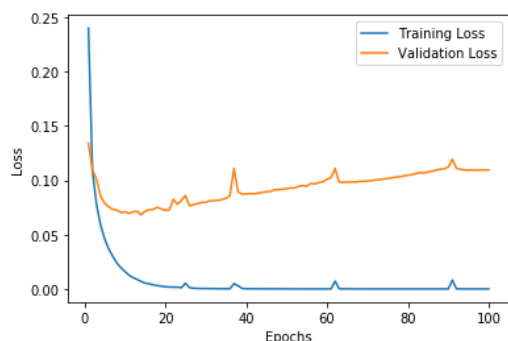
從這兩張圖能看出這個模型對數字 6 預測狀況十分糟糕，但是對數字 5 卻十分優秀，針對這個部分我認為模型在訓練時將數字 5 的 Labeled 判斷為紅圈的部分，因此才會將數字 6 預測為數字 5。



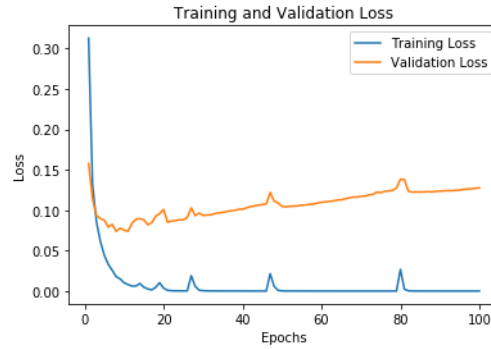
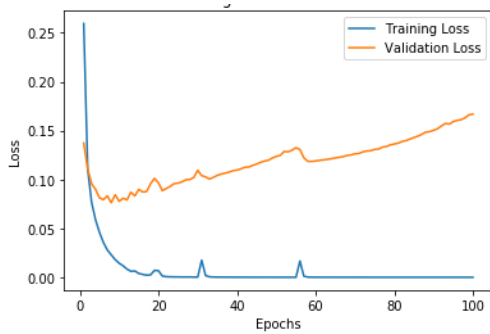
在上面 loss-Epoch 的圖形中能看到 Validation Loss(橘線)先是下降但是又上升，這就是發生了過度擬和(Overfitting)的狀況，過度擬和就是模型把訓練進行得太徹底了，導致模型無法有效判斷訓練資料以外的資料。  
要解決過度擬和的方法有三種:增加 Hidden 的神經元數量、多加一層 Hidden 或是使用 Dropout。



左圖是利用 Dropout 的方式解決 Overfitting 的狀況，明顯能看出橘線相較起來平穩很多。



左圖是利用增加神經元數量的方式，但是跟增加前的圖形並無太大的差別。



左圖是利用增加一層 Hidden 的方式，但是明顯看得出成效並不好。從以上三種方法來看加入 Dropout 對於解決這個模型的 Overfitting 有最好的成效。

#### (四) 結論

透過這次的經驗讓我對 Machine-Learning 有基本的認識，也對 MLP 有更多的了解，這次所做的模型還有許多能變化的空間，例如使用卷積神經網路(CNN)來強化模型訓練效果，之後我將試著使用 MLP 去研究 Ising model，透過給定的資料去分辨有序或是無序。

#### (五) 參考文獻

[1] Hassan Ramchoun, Mohammed Amine Janati Idrissi, Youssef Ghanou, Mohamed Ettaouil. Multilayer Perceptron: Architecture Optimization and Training. International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence, Vol. 4, N°1(2016)