# Deep Learning and Practice - LabO report

### Introduction

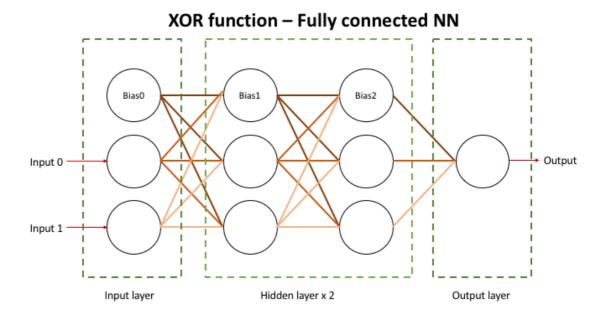
建立一個 XOR 邏輯的 Neural Network, 並且實作 backpropagation 來進行 training。

## **Experiment setups**

## A. Sigmoid function

```
def sigmoid(x):
return 1 / (1 + np.exp(-x))
```

### B. Neural network



## C. Backpropagation

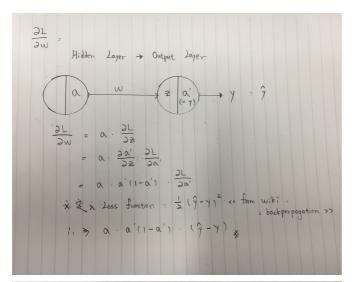
目標為求出每個 weight 的變化對 Loss function 的影響,也就 是  $\frac{dL}{dw}$ ,接著使用:

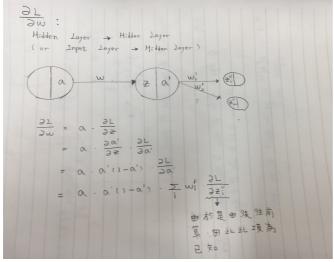
$$W_{i+1} = W_i + (m * \frac{dL}{dw_{i-1}} - I * \frac{dL}{dw_i})$$

來更新各個 weight(/ 為 learning rate, 並且有考慮 momentum, 將在 Discussion 討論)。

參考這篇文章 <u>A Step by Step Backpropagation Example</u> 的說明 (非常詳細易懂)來實作 backpropagation,因此每一回需要將各個 neural 的 activated output  $\mathbf{a}$  以及  $\frac{dL}{dz}$  (z:丟入 activate function 前的值) 記錄下來,這邊的話是利用 numpy 向量與矩陣來記錄,在更新的時候進行矩陣向量的乘法即可。

下面兩張圖為兩種情況下 $\frac{dL}{dw}$ 的算法歸納:





## Results

```
  (lab0-env)
  Ricky
  Lab0
  ✓ master±
  python3
  lab0.py

  Input data:
  [0. 0.]
  , Result:
  [0.00544357]
  Target:
  0.0

  Input data:
  [0. 1.]
  , Result:
  [0.99357837]
  Target:
  1.0

  Input data:
  [1. 0.]
  , Result:
  [0.99718259]
  Target:
  1.0

  Input data:
  [1. 1.]
  , Result:
  [0.0064005]
  Target:
  0.0
```

#### Fully-connected XOR function NN.

Learning rate: 0.05

Momentum parm.: 0.5

Epoch: 30000 Hidden layer #: 2

#### Discussion

#### **Momentum**

在更新參數部分將上一回的  $\frac{dL}{dw_{i-1}}$  一同納入考慮,參考現實生活中物理慣性運動的概念,想像上一個回合的 $\frac{dL}{dw_{i-1}}$ 為原始速度,因此每一次更新的值為  $m*\frac{dL}{dw_{i-1}}-l*\frac{dL}{dw_i}$ , m 為一個可調參數。此更新方法的目的為**不讓參數的更新卡在** local minimal,有一個衝量使參數可以越過 local minimal 繼續往下前進。

#### Loss function def.

Loss function 的定義則是參考了 Wiki - backpropagation 中 example loss function 的定義:  $L=\frac{1}{2}\|y-y'\|^2$ ,對 y'

進行偏微分即可得: y'-y,以利計算。