HW01

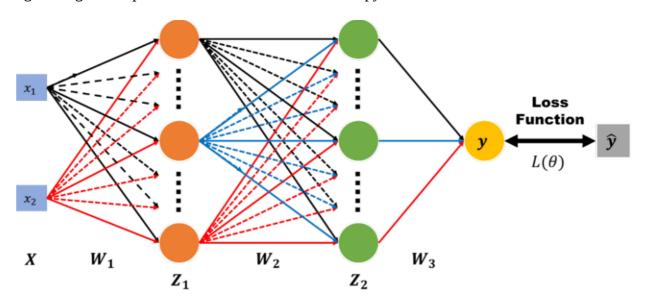
資工碩一 吳承翰 0856105

code on github: https://github.com/chiha8888/NCTU DLP

(1) Introduction

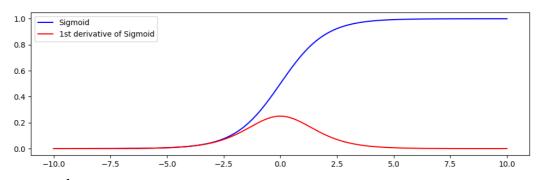
建構一個有 2 hidden layer 的 neuron network 來 classify input data.

為 logistic regression problem, loss function 為 cross entrpy。



(2) Experiment Setup

(a) sigmoid function



(b) neuron network

我的 2 層 hidden layer 皆使用 10 個 neuron,learning rate 設 0.1 使用 cross entropy

Cross entropy:

$$C(f(x^n), \hat{y}^n) = -[\hat{y}^n ln f(x^n) + (1 - \hat{y}^n) ln (1 - f(x^n))]$$

(c) back-propogation

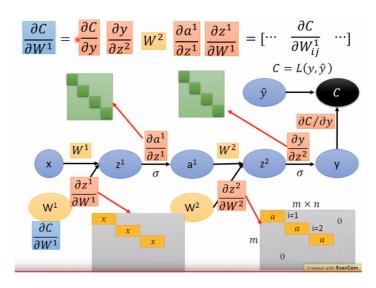
我用了2種實做bp的方式:

1.傳統 bp 方式

$$\begin{aligned} & \textbf{Backpropagation algorithm} \\ & \Rightarrow \text{Training set } \{(x^{(1)},y^{(1)}),\dots,(x^{(m)},y^{(m)})\} \\ & \text{Set } \underline{\wedge}_{ij}^{(l)} = 0 \text{ (for all } l,i,j). & \text{ where } \underline{\wedge}_{ij}^{(l)} = 1 \text{ to } m \leftarrow \text{ (x^{(i)},y^{(i)})}. \\ & \text{For } i = 1 \text{ to } m \leftarrow \text{ (x^{(i)},y^{(i)})}. \\ & \text{Set } a^{(1)} = x^{(i)} \\ & \text{Perform forward propagation to compute } a^{(l)} \text{ for } l = 2,3,\dots,L. \\ & \text{Using } y^{(i)}, \text{ compute } \underline{\delta^{(L)}} = \underline{a^{(L)}} - \underline{y^{(i)}}. \\ & \text{Compute } \underline{\delta^{(L-1)}}, \underline{\delta^{(L-2)}}, \dots, \underline{\delta^{(2)}}. \\ & \text{Compute } \underline{\delta^{(L)}}_{ij} + a^{(l)}_{ij} \underline{\delta^{(l+1)}}_{ij}. \\ & \Rightarrow D^{(l)}_{ij} := \underline{1}_m \underline{\Delta^{(l)}}_{ij} + \lambda \underline{\Theta^{(l)}}_{ij} \text{ if } \underline{j} \neq 0 \\ & \Rightarrow D^{(l)}_{ij} := \underline{1}_m \underline{\Delta^{(l)}}_{ij}. \end{aligned}$$

2.computational graph bp 方式

(reference: https://www.youtube.com/watch?v=-yhm3WdGFok)



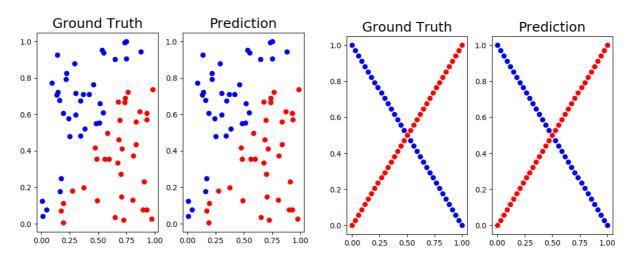
兩種方式皆可以達到收斂,

但『 1.傳統 bp 方式 』速度應該比較快也較省空間,因為『 2.computational graph bp 方式 』有許多稀疏矩陣要相乘。

(3) Experiment result

(a) screenshot and comparison figure

兩種方法都可以達到 100% accuracy



(b) anything you want to share

我們知道:

a=sigmoid(z)

在 bp 過程中,我把 a 對 z 的微分寫成 der_sigmoid(self.z[i]) ,使得網路在 training 到十幾個 epoch 的時候就梯度爆炸了,loss 與 accuracy 皆變成 nan。 害我花了不少時間 debug。

實際上應該寫為: der_sigmoid(self.a[i]) 或是 der_sigmoid(sigmoid(self.z[i]))

grad z2=grad a2*der sigmoid(self.a[2])

(4) Discussion and extra experiments

我用了2種實做bp的方式:

1.傳統 bp 方式 (lab1_withbias.py)

2.computational graph bp 方式 (lab1_computationalgraph_withoutbias.ipynb)

一個有 bias 一個沒有加 bias

以 XOR dataset 來說

在到達 100% accuracy 的條件下,

我發現沒有加 bias 所需的 epoch 數僅須不到 2000,但有 bias 的 epoch 需要高達 20000 以上。 其實還蠻合理的,因為需要訓練的參數少了 b[1],b[2],b[3] 三個向量

但這不代表 NN 不需要 bias parameter,

只是因為這次的 dataset 很簡單,即便沒有 bias parameter 也可以訓練的非常好。 像信困難一些的 dataset 就需要 bias parameter 的加入了。