hw1

張泳樺-統研所碩一

主題 利用回歸預測房價

I. DATA

由 scikit-learn 下載房子有關的資料,此筆資料觀測個數共有 354 個,其變數有土地面積、房間間數等 13 個,並以房價為預測目標,將所有 data 以 3:7 的比例分為traing data 和 testing data

II. 模型建立

建立以房價為預測對象的回歸模型,以 MLP 方法建立 此結構,希望預測的房價能與實際房價差距越小,建立 共三層的模型,分為 input layer、hidden layer、output layer

hidden layer:連接 input layer 的全連接層 output layer:連接 hidden layer 的全連接層

input $\dim = 13$ hidden $\dim = 30$ ouput $\dim = 1$

激活函數為 sigmoud,以 SSE 為其評估的目標及損失函數

III. 變數假設

 A_{in} : input data $y^{(i)}$: 房價實際值 n: 觀測值個數

W₁: 連接連接 input layer 與 hidden layer 的權重

 B_1 :第一層的 bais

 $\Phi(x)$: 為經過 sigmoid 後的值

 W_2 : 連接連接 hidden layer 與 output layer 的權重

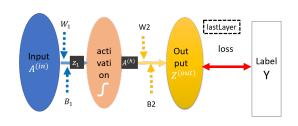
 B_2 : 第二層的 bais

η: learningrate Z^(out): 房價預測值

Y:房價實際值

IV. 模型推導

A. forward



$$Z^{(h)} = W_1 * A_{in} + B_1$$

$$A^{(h)} = \Phi(Z^{(h)})$$

$$Z^{(out)} = W_2 * A_h + B_2$$

$$F(w) = \sum_{i=1}^{354} \left\| Z_i^{(out) - y^{(i)}} \right\|^2$$

B. backward

$$\begin{array}{l} \frac{\partial F(w)}{\partial W_2} = (A^{(h)})^T * (Y - Z^{(out)}) \\ \frac{\partial F(w)}{\partial B_2} = (Y - Z^{(out)}) \\ \frac{\partial F(w)}{\partial A^{(h)}} = (Y - Z^{(out)}) * (W_2^{(out)})^T \\ \frac{\partial F(w)}{\partial Z^h} = \frac{\partial F(w)}{\partial A^{(h)}} * (1 - A^{(h)}) * A^{(h)} \\ \frac{\partial F(w)}{\partial W_1^{(h)}} = (A^{(h)})^T * \frac{\partial F(w)}{\partial Z^{(h)}} \\ \frac{\partial F(w)}{\partial A^{(in)}} = \frac{\partial F(w)}{\partial Z^{(h)}} * (W_1^{(h)})^T \end{array}$$

V. 程式架構

A. 目標-loss 最小值

利用向前向候傳播法來進行參數的更新,所有的參數皆 可寫成

$$W_{new} = W + \eta * \Delta W$$

參數每進行一次更新即會有不同的 loss 值,當損失函數不在更新,或更新幅度小於我所假設值 10^{-8} ,則所有迭代則停止,其所得到的參數值則為我們的所求。 可以截油畫出每一次迭代的 train loss 的突來確保每一次的迭代皆能使 loss 越來越小,更可以藉由和 test loss 的比較而確保有無 overfitting 的發生

B. 流程

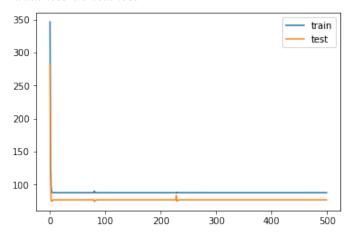
建立四個不同 class,主要的作用分為兩種, 第一類型的 class 為 affine 層、sigmoid 層、 square_loss forward backward class Twolayers,

 $W_1 \setminus B_1 \setminus W_2 \setminus B_2$,所以 Twolayers 第一部分先進 行個參數的初始化給其起始值,並以字典形式架設 MLP 的順序結構為

 $Affine_1 \rightarrow Sigmoid \rightarrow Affine_1 \rightarrow square_loss$

Twolayers predict forward loss F(w) gradient

A. train loss v.s teat loss



B. train accuracy v.s teat accuracy

