Machine Learning Submission Assignment #1

March 23, 2020

1 Problem 1. Unbiasedness of OLS

Suppose that Population model is:

$$y = \beta_1 + \beta_1 x + u$$

and OLS regression is:

$$\hat{y} = \hat{\beta_1} + \hat{\beta_1} x$$

(b) By
$$(0.25)$$

$$\hat{\beta}_1 = \beta_1 + \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) u_i}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

$$E(\hat{\beta}_1) = E(\beta_1) + E(\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) u_i}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2})$$

$$E(\hat{\beta}_1) = \beta_1 + E(\frac{\sum_{i=1}^n x_i * u_i}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}) - E(\frac{\sum_{i=1}^n \bar{x} * u_i}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2})$$

Since

$$\sum_{i=1}^{n} x_i * u_i = E(x * u) = 0$$

$$\sum_{i=1}^{n} \bar{x} * u_i = \bar{x} * n * E(u_i) = 0$$

So

$$E(\hat{\beta}_1) = \beta_1$$

(a) By (b) and
$$(0.9)$$

$$\hat{\beta}_0 = \bar{y} - \hat{\beta}_1 \bar{x}$$

$$E(\hat{\beta}_0) = E(\bar{y}) - E(\hat{\beta}_1 \bar{x})$$

$$E(\hat{\beta}_0) = \bar{y} - \bar{x}E(\hat{\beta}_1)$$

$$E(\hat{\beta}_0) = \bar{y} - \bar{x}\beta_1$$

$$E(\hat{\beta}_0) = \beta_0$$

Since

$$\bar{y} = \beta_1 \bar{x} + \beta_0$$

2 Problem 2

(a)

$$\hat{\beta}_1 = -0.3188642859705657$$

$$\hat{\beta}_0 = 32.142711644500494$$

- (b) the percentage of students passing the math10 decrease 3.1
- (c) 不合理,給午餐錢理論上不是應該考得更好嗎?

(d)

$$\beta_0 = -20.36081647$$
$$\beta_1 = 14.34441037$$
$$\beta_2 = -0.3045853$$

R-square: 0.8200728991486963 (表示其實這份math10 和這兩個參數 蠻相關的) 由於expend取了log,導致值不會太大所以我想lnchprg 變化不會太大

3 Problem 3

(a) 數據(data)僅代表數據本身,例如線上遊戲(英雄聯盟,5v5玩家dota遊戲)中玩家的登入資訊、對戰紀錄。

信息(information)代表分析數據之間的關係得到的東西,可用來回應一些簡單的問題,像是這個遊戲晚上八點的平均在線人數。

知識(knowledge)代表信息的集合吸收之後所整合出的能力,且可以回答更為複雜的問題,例如這個遊戲現在那些角色處於强勢,並分析出該如何平衡角色以及裝備等等。

智慧是一種非確定性的,做正確判斷和決定的能力,包含對知識的最 佳使用。智慧可以回答的問題不僅限於前三者所構成的問題。例如從 打英雄聯盟的過程中悟出了做人處事的道理之類的。

(b) supervised learning: 給定輸入和預期輸出,從中學到其中的關係。 例子: 給1000張含有貓並且標記為貓的圖片,1000張含有狗且標記為 狗的圖片,希望學到如何辨認貓和狗圖片之間的差異 unsupervised learning:

在非監督式學習裡,會將一組未明確指示處理方式的資料集交給深度 學習模型。訓練資料集是一組無特定期望結果或正確答案的例子,神 經網路會嘗試擷取出有用特徵並分析其結構,以求自動找出資料結 構。

例子:給1000張不同鳥類的的圖片,根據鳥種的羽色、尺寸或嘴喙形狀等線索大致加以區分種類(clustering)

4 Problem 4

(a) 訓練了一個大型的神經網路,並在ImageNet比賽中取得了最好的結果。

實現利用多GPU來加速訓練

提出了一些方法來提高模型有效性,減少訓練時間(ReLU) 防止過擬合的方法

- (1) Dropout: 放棄一些神經元的輸出,使model的輸出不特別依賴某些神經元
- (2) 數據增强: 從256*256抽取224*224,並做水平翻轉,一張原始圖片可產生2048倍的訓練圖片。

(b)

(1) Defining problem

圖片分類問題,給定一張圖片,輸出它屬於該類別的分數(共一 千個類別)

(2) Gathering data

ImageNet 圖片數量:1500萬

類別數:2.2萬

圖片來源:網上人工標註的

ILSVRC-2010 (2010 ImageNet Large-Scale Visual Recognition) 圖

片數量:120萬張訓練圖片,5萬張驗證圖片,15萬張測試

圖片類別數:1000 ILSVRC-2012

與2010相比,它的測試集標籤是不公開的。評價指標:top-1準

確率和top-5準確率 下載上述的資料集

(3) Data preparation

有長寬問題,先取短邊等比例壓縮到256pixels,再取長邊中間的256pixels。

數據增强的部分,從256*256抽取224*224並且做水平翻轉,達到2048倍的訓練量。

(4) Model development

網路包含八層帶權重層;前五層是卷積層,其餘三層是全連接層。

第一層卷積層過濾維度為224x224x3的輸入影像,

96個大小11x11x3的kernel, stride為4

第二層卷積層並以256個大小5x5x48的kernel做過濾。

第三、四、五卷積層彼此連接,而沒有中介的池化或正規化 層。

第三層卷積層擁有384個大小3x3x256的kernels

第四層卷積層有384個大小3x3x192的kernels

第五層卷積層有256個大小3x3x192的kernels

每一層全連接層都擁有4,096個神經元。

最後一層全連接會有1000個輸出,分別對應到1000個類別的分數,並取softmax

(5) Training stochastic gradient descent batch size為128 momentum為0.9 weight decay為0.0005

(6) Evaluation ILSVRC2010測試集

Model	Top-1	Top-5
Sparse coding	47.1%	28.2%
SIFT+FVs	45.7%	25.7%
CNN	37.5%	17.0%

(7) Parameter tuning