學號:R05943129 系級: 電子碩一 姓名:侯人文

1. (1%)請比較有無 normalize(rating)的差別。並說明如何 normalize. 我是先取 training data rating 的 mean 以及 standard deviation,再把 training data 的 rating 做 normalization 再用 normalized 過後的 rating 做為 training 的 target。在 testing 的時候則使用一下公式

$$pred_{test} = pred_{test}^* \times train_{std} + train_{mean}$$

然後用一樣的架構把結果上傳,可以看到沒有 normalize 的比較好,而有經過 normalize 的卻比較差,不知道為甚麼會這樣,我想可能是不管是 usrer 或是 movie,它的範圍都蠻大的,如果硬是把它 normalize 到 0~1 的話,可能沒辦 法表現出原有的樣子。

normalize	Non normalize
1. 0146	0. 85630

2. (1%)比較不同的 latent dimension 的結果。

我在使用相同架構下,使用 k=16,上傳到 kaggle 的結果是 0.85630,使用 k=15,上傳到 kaggle 的結果是 0.85609,,如果 k=12 的話,丢上去是 0.85801,如果是 k=2 的話,丢上 kaggle 是 0.865,可以看到雖然 15 的結果比 16 還高,但我認為應該只是 random 的結果, latent dimension 應該越低,出來的結果會越高。

16	15	12	2
0.85630	0.85609	0.85801	0.8650

3. (1%)比較有無 bias 的結果。

有 bias	無 bias
0. 85630	0. 9367

我發現有無 bias 會有蠻大的差別的,之前一開始我都補 bias 調成 0,雖然 validation predict 都可以到達 0.6 多,但我發現我上傳後卻只有 0.9 多,但 我把 bias 改成不是 0 後,就可以上升到 0.8 多,我想應該是 bias 是改變最後

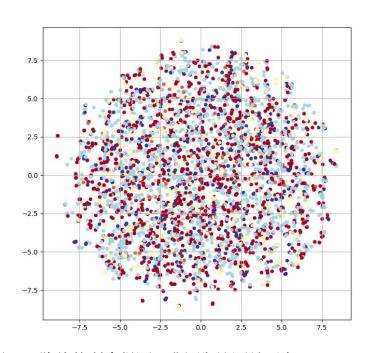
偏移的方法,如果你沒加 bias,可能容易 overfitting,所以雖然我跑出來的解果很好,但上傳的結果很爛,但如果有加 bias 的話,預測出來的和上傳結果就沒有相差太遠了。

4. (1%)請試著用 DNN 來解決這個問題,並且說明實做的方法(方法不限)。並比較 MF 和 NN 的結果,討論結果的差異。

我是用 embedding 把 user_id 和 movie_id 投影 N 維和 M 維,然後再把 M 和 N 兩個接在一起,進行 normalize,然後丟進 DNN 的 model,我使用 softmax 當作輸出的最後一層,因為有 5 個 case,所以最後輸出是五維,使用 NN 的話,最後輸出只能是 1~5,不像 MF 可以到小數點下好幾位,所以 predict 出來的解果都大於 1,因為代表一錯都是相差 1 以上,我認為 NN 並不適合這次的功課。

5. (1%)請試著將 movie 的 embedding 用 tsne 降維後,將 movie category 當作 label 來作圖。

藍色
紅色
橘
黄
淺藍



這是我經過將 movie 的 embedding 用 tsne 降維後所畫得圖,我認為這圖並不太能分辨出來不同類型的電影,我想應該是我 embedding 出來的並不明顯,如果 kaggle 上的成績能更高,embedding 出來的效果會更好些,雖然這張圖不太能分辨,但有些地方還是值得觀察,例如藍色的點在左下比其他地方還要集中, 感覺有區分出來,還有黃色點比較偏向左半部等等。

6. (BONUS)(1%)試著使用除了 rating 以外的 feature,並說明你的作法和結果,結果好壞不會影響評分。

我嘗試只使用 UserID 一個 feature 來做,原本我 training 的時候是直接使用 UserID,然後我嘗試直接使用 UserID 裡面的 age 來做,我發現結果沒有我一開始想像的會非常差,我想是雖然每個人的 age 都不一樣,但相似度還是蠻高,所以會有這種結果是可以預期的,但我用另外一個 Gender 來做,我發現使用這會非常不好,我想是因為性別只有男生和女生,單靠性別來區分是非常困難的,看起來幾乎像亂猜,所以我認為用 age 是非常不恰當的。以下是我用 10%的 validition 所跑出的結果。

age	Gender
2.6481	1.6941