

1. (1%)請比較有無 normalize(rating)的差別。並說明如何 normalize.

(collaborator:)

normalize 方法:將 rating/5，即限制於 0~1 之間

	normalized	No-normalize
Training loss	0.136	0.699
Kaggle public	0.873	0.904

可見 normalize 有相當好的效果

2. (1%)比較不同的 latent dimension 的結果。

(collaborator:)

	128	64	32
Training loss (使用 mse)	0.029	0.030	0.030
Kaggle public	0.850	0.868	0.872

3. (1%)比較有無 bias 的結果。

(collaborator:)

	有 bias(normalized)	無 bias(normalized)
Training loss	0.136	0.699
Kaggle public	0.873	0.904

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。

(collaborator:)

試過幾次 DNN，發現精準度無法提高，覺得像這種類型對應輸出的問題，也許比較適合 MF，也就是資料能畫出關係表格的。

model 如下：

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense_1 (Dense)	(None, 512)	1536
batch_normalization_1 (Batch Normalization)	(None, 512)	2048
activation_1 (Activation)	(None, 512)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_2 (Dense)	(None, 256)	131328
batch_normalization_2 (Batch Normalization)	(None, 256)	1024
activation_2 (Activation)	(None, 256)	0
dropout_2 (Dropout)	(None, 256)	0
dense_3 (Dense)	(None, 128)	32896
batch_normalization_3 (Batch Normalization)	(None, 128)	512
activation_3 (Activation)	(None, 128)	0
dropout_3 (Dropout)	(None, 128)	0
dense_4 (Dense)	(None, 64)	8256
batch_normalization_4 (Batch Normalization)	(None, 64)	256
activation_4 (Activation)	(None, 64)	0
dropout_4 (Dropout)	(None, 64)	0
dense_5 (Dense)	(None, 64)	4160
batch_normalization_5 (Batch Normalization)	(None, 64)	256
activation_5 (Activation)	(None, 64)	0
dropout_5 (Dropout)	(None, 64)	0
dense_6 (Dense)	(None, 1)	65
activation_6 (Activation)	(None, 1)	0
Total params: 182,337		
Trainable params: 180,289		
Non-trainable params: 2,048		

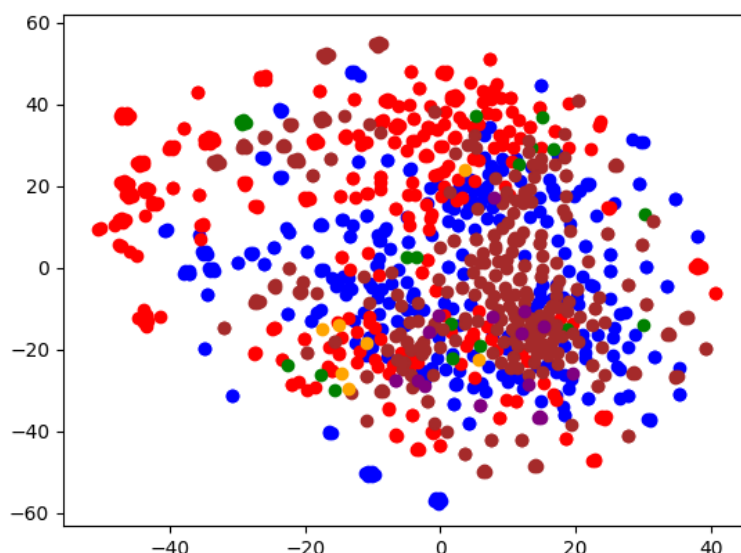
最高 validation:**0.922**，kaggle:**1.144**

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

(collaborator:)

分類(有多種性質的 movie 會取第一個作為代表)

1	2	3	4	5	6
Animation	Adventure	Thriller	Drama	Documentary	Western
Children's	Action	Horror	Romance	Sci-Fi	
Comedy	Crime		Musical	Mystery	
Fantasy	War			Film-Noir	



目前還找不到更好的分類方式。

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。

(collaborator:)

有嘗試過下列幾種作法:

- (1) 將每一行 user 的資訊(Gender, Age, Occupation, Zip-code)和 movie 的資訊 (Genres\*6, 未達 6 種的補 0) 取出, 並合成一條 11 個 element 的向量, 輸入 DNN, 輸出為 1 個值, 該值當作 bias 與原本的 MF 相加, 輸出最後結果。但不論 Dense、batchnormalize、activation、dropout、不使用 zip-code、減少 Genres 數量, 結果 loss 都無法降低, 上傳結果亦很慘(>1)。
- (2) 與上種類似, 但是不輸入 DNN, 而是將 user 資訊、資訊分別做 word embedding 後內積, 也就是 MF, 此值當作 bias 再與原本的 MF 相加, 輸出最後結果。

以上經過長時間的搶救, 最終宣告不治

