## Machine Learning HW6 Report

學號:B05611038 系籍:生機二 姓名:張育堂

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

(collaborator: No)

## Matrix factorization model structure:

Layer (type)	Output	Shape	Param #	Connected to
input_1 (InputLayer)	(None,	1)	0	
input_2 (InputLayer)	(None,	1)	0	
embedding_l (Embedding)	(None,	1, 128)	773248	input_1[0][0]
embedding_3 (Embedding)	(None,	1, 128)	505984	input_2[0][0]
embedding_2 (Embedding)	(None,	1, 1)	6041	input_1[0][0]
embedding_4 (Embedding)	(None,	1, 1)	3953	input_2[0][0]
dropout_1 (Dropout)	(None,	1, 128)	0	embedding_1[0][0]
dropout_3 (Dropout)	(None,	1, 128)	0	embedding_3[0][0]
dropout_2 (Dropout)	(None,	1, 1)	0	embedding_2[0][0]
dropout_4 (Dropout)	(None,	1, 1)	0	embedding_4[0][0]
reshape_1 (Reshape)	(None,	1, 128)	0	dropout_1[0][0]
reshape_2 (Reshape)	(None,	1, 128)	0	dropout_3[0][0]
flatten_l (Flatten)	(None,	1)	0	dropout_2[0][0]
flatten_2 (Flatten)	(None,	1)	0	dropout_4[0][0]
dot_1 (Dot)	(None,	1, 1)	0	reshape_1[0][0] reshape_2[0][0]
add_1 (Add)	(None,	1, 1)	0	flatten_1[0][0] flatten_2[0][0] dot_1[0][0]
flatten_3 (Flatten)	(None,	1)	0	add_1[0][0]
dense_1 (Dense)	(None,	1)	2	flatten_3[0][0]
Total params: 1,289,228 Trainable params: 1,289,228 Non-trainable params: 0				

	no normalize	Normalize
Public score	0.85473	0.94924

我的 normalize 做法是把 keras 中 Dot 層的參數 normalize 設為 True,而它 做法是對要點積的 dimension 進行 L2 標準化,而有設置 normalize 的 model 表現比較差,我想原因是因為我們最後 output 的結果是 movie rating,而它代表的意義也只有分數類的排名,點積 normalize 後輸出所不足的地方就要由 bias 去補足,而同時也會喪失當初做 matrix factorization 的意義,所以表現才會比較差。

## 2. (1%)比較不同的 embedding dimension 的結果。

(collaborator: No)

Dimension	64	128	256	512
Public score	0.86000	0.85498	0.85661	0.85995

由分數的高低可以看出,其實並非一昧地將 embedding dimension 設大就可以了,雖然理論上將 dimension 設高可以將複雜的數據表示得更好,但是這種作法同時也會造成 model 有 overfitting 的狀況發生,所以應該依照自己數據的性質選擇適合的 embedding dimension。

## 3. (1%)比較有無 bias 的結果。

(collaborator : No)

	bias	no bias
Public score	0.85381	0.85349

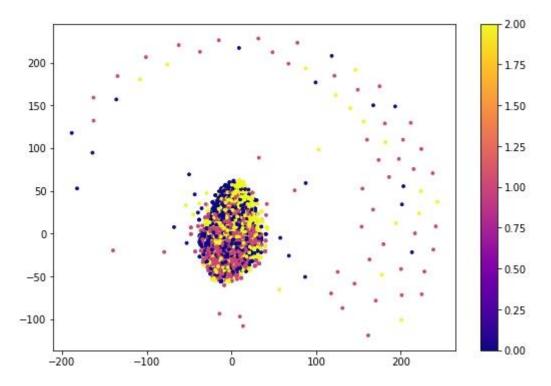
依照理論來看這結果的話,有點不符常理,反而是沒有放上 bias 的 model 表現比較好。因為照一般的理論,在做 matrix factorization 的時候,每一個人的 個人因素或者是電影本身的性質,總是會有點積的時候無法預測到的地方,所以依照常理,有放上 bias 的 model 會表現較好。觀察兩個 model 的表現,雖然 no bias 的表現較好,但其實兩者的分數接近,也不至於到不合理的地步。

4. (1%)請試著將 movie 的 embedding 用 tsne 降維後,將 movie category 當作 label 來作圖。

(collaborator: No)

我將 movie embedding layer 的參數取出來,也就是上圖 embedding\_3 的參數,將 movie\_num \* embedding\_dimension 丟進 sklearn 的 TSNE 並解將之降至 2 維,label 是讀取 movie 的類型之後,因為一個電影有多個類型,而挑選我是用亂數去挑選出一個類型之後,並根據它的類型上 label。

Label 的部分我是將 Animation、Children's、Comedy、Fantasy、Western 標為 0,Documentary、Drama、Film-Noir、Musical、Romance、War 標為 1,剩下的 則標為 2,而結果如下圖。



雖然 model 的表現是有過 strong baseline 的,但是由圖的分布的狀況可知,其實 embedding 層的結果並沒有可以明顯看出分類的狀況,所以其實 model 內部的狀況就算用優秀的演算法降維之後,還是很難用人眼判斷。

5. (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: No)

Layer (type)	Output Shape	Param #	Connected to
input_1 (InputLayer)	(None, 4)	0	
input_2 (InputLayer)	(None, 1)	0	
embedding_l (Embedding)	(None, 4, 128)	773248	input_1[0][0]
embedding_3 (Embedding)	(None, 1, 512)	2023936	input_2[0][0]
embedding_2 (Embedding)	(None, 4, 1)	6041	input_1[0][0]
embedding_4 (Embedding)	(None, 1, 1)	3953	input_2[0][0]
dropout_1 (Dropout)	(None, 4, 128)	0	embedding_1[0][0]
dropout_3 (Dropout)	(None, 1, 512)	0	embedding_3[0][0]
dropout_2 (Dropout)	(None, 4, 1)	0	embedding_2[0][0]
dropout_4 (Dropout)	(None, 1, 1)	0	embedding_4[0][0]
reshape_1 (Reshape)	(None, 1, 512)	0	dropout_1[0][0]
reshape_2 (Reshape)	(None, 1, 512)	0	dropout_3[0][0]
flatten_1 (Flatten)	(None, 4)	0	dropout_2[0][0]
flatten_2 (Flatten)	(None, 1)	0	dropout_4[0][0]
dot_1 (Dot)	(None, 1, 1)	0	reshape_1[0][0] reshape_2[0][0]
add_1 (Add)	(None, 1, 4)	0	flatten_1[0][0] flatten_2[0][0] dot_1[0][0]
flatten_3 (Flatten)	(None, 4)	0	add_1[0][0]
dense_1 (Dense)	(None, 1)	5	flatten_3[0][0]
Total params: 2,807,183 Trainable params: 2,807,183 Non-trainable params: 0			

Public score: 0.86193

這是我使用 user.csv 的資料,除了郵遞區號以外全用的 model,因為還是使用 matrix factorization,所以將 movie 的 embedding dimension 增加到可以內積的程度,而最後表現並沒有比單純使用 train.csv 資料來的好。

我想原因可能是因為,像是用戶個人資料之類的,應該只在 bias 層使用,而 movie 的資料也可以考慮使用此方法做輔助,只增加在 bias 層更能表示此種 model 加上 bias 的意義,而這也讓我知道其實雖然建構 model 的方式有千百種,但是合適的審視 data 的性質真的是在做 machine learning 跟 deep learning 最重要的事情。