P1: 請比較有無 normalize(在 rating 上)的差別。並説明如何 normalize. (1%)

trainging 過程 20 個 epoch, batch size 為 128

normalize: 把整個 rating 做 normalization(個別使用者的 bias 已經被考慮,假設各自的 std 差別不大)

無 normalize 的結果為 public 0.89052, private 0.89207

有 normalize 的結果為 public 0.86614, private 0.86611

normalize 結果明顯較好, rate 的大小關係有意義, 符合理論

P2: 比較不同的 latent dimension 的結果(1%)

latent dimension	public	private
10	0.86618	0.86600
15	0.86317	0.86448
20	0.86318	0.86246
24	0.86614	0.86611
30	0.87003	0.87126
35	0.87249	0.87243

在此數量附近, 20 左右表現最好, 並且在 latent dimension 較大的時候表現相對較差

P3: 比較有無 bias 的結果。(1%)

trainging 過程 20 個 epoch, batch size 為 128 無 bias 的結果為 public 0.87406, private 0.87527 有 bias 的結果為 public 0.86614, private 0.86611 可以看出 bias 確實是有改善的,符合理論

P4: 請試著用 DNN(投影片 p.28)來解決這個問題,並且説明實做的方法(方法不限)。並比較 MF 和 NN 的結果,討論結果的差異。(1%)

参考 sample code 的方法,把 user 跟 movie 的 input 接在一起,然後過兩層的 Dense

Layer (type)	Output Shape	Param #	Connected to
input_1 (InputLayer)	(None, 1)	0	
input_2 (InputLayer)	(None, 1)	0	
embedding_1 (Embedding)	(None, 1, 24)	144984	input_1[0][0]
embedding_2 (Embedding)	(None, 1, 24)	93216	input_2[0][0]
flatten_1 (Flatten)	(None, 24)	0	embedding_1[0][0]
flatten_2 (Flatten)	(None, 24)	0	embedding_2[0][0]
dot_1 (Dot)	(None, 1)	0	flatten_1[0][0] flatten_2[0][0]
Total params: 238,200 Trainable params: 238,200 Non-trainable params: 0		========	

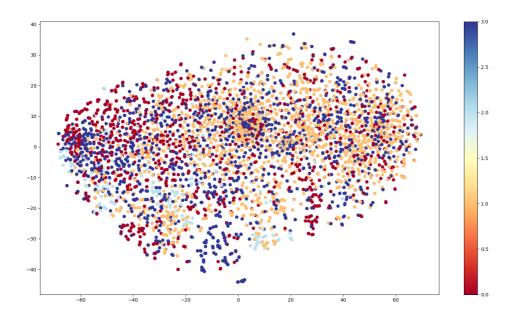
DNN: public 0.88290, private 0.89027 MF: public 0.86614, private 0.86611

結果而言,MF 效果明顯較好,除了 bias 的差別之外,這個 case 考慮對應關係,MF 理論上也比 DNN 更適合

P5: 請試著將 movie 的 embedding 用 tsne 降維後,將 movie category 當作 label 來作圖(如 投影片 p.29)。(1%)

label 方法:

'Thriller' 'Horror' 'Crime' 第1類 'Drama' 'Musical' 第2類 'Animation ' "Children's" 第3類 其他 第4類



圖中雖然蠻亂的,有些地方一塊一塊還是看的出來

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

這裡延續第五題,把電影分成四大類下去做 embedding

'Thriller' 'Horror' 'Crime' 第1類

'Drama' 'Musical' 第2類

'Animation ' "Children's" 第 3 類

其他 第4類

而 user 維持用 id

結果

public: 1.02671 private: 1.02629

離 simple baseline 有點距離,大致分類效果很差,推估人類的分類方式可能和實際評分在考慮的 dimension 有差距