

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

我直接將所有 $\text{rating} = (\text{rating} - \text{mean}(\text{rating})) / \text{std}(\text{rating})$ 作為 `normalize`。經過 `normalize` 的 `rating` 在 training 時經過 10 個 epochs 就可以將 validation rmse 降到 0.8 以下，沒有經過 `normalize` 要花 30 個，但最後結果卻是差不多的。

2. (1%)比較不同的 latent dimension 的結果。

dimension	50	100	200
train_loss	0.762	0.717	0.643
val_loss	0.784	0.774	0.769
validation set: 10% training data, epochs:10			

3. (1%)比較有無 bias 的結果。

有 bias: train_loss:0.588 val_loss:0.774

無 bias: train_loss:0.717 val_loss:0.774

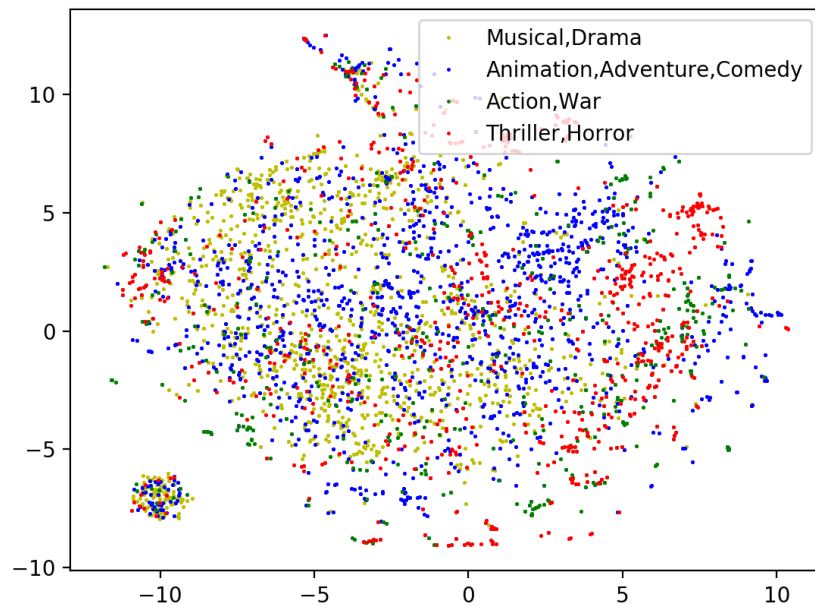
有 bias 在 training 上 fit 得比較好，但在 validation 上沒有顯著的幫助

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。

我將 movies 跟 users embedding 出來的結果直接 concatenate，接兩層 Dense 後做輸出，得到 train_loss:0.785, val_loss:0.796。結果比 MF 稍差了一點。

另外我在第 6 題 bonus 試了另一種不做 Embedding 的 DNN model，結果差很多，因此我認為 MF 跟 NN 做輸出的差別並沒有很大，Embedding 才是影響結果的主要因素。

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



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。

我將 movie 的 18 種不同的 label 分別當成 binary 的 feature，在加上 user id，總共 19 維的 feature 直接做三層的 DNN，跑了 10 個 epochs 後，得到 train_loss:1.166 val_loss :1.116。