機器學習作業六 報告

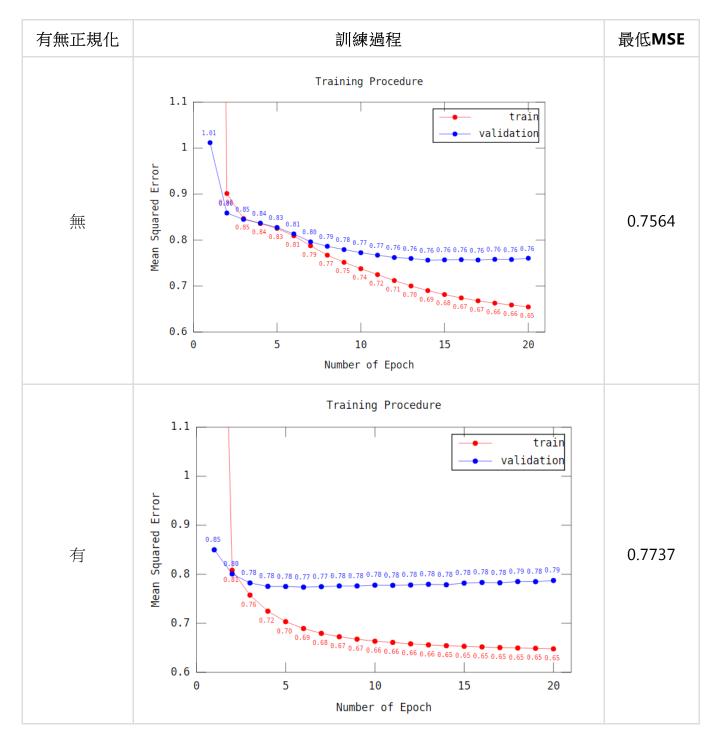
學號	系級	姓名
B03902015	資工三	簡瑋德

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

• 模型的架構

Layer	Parameters	Name	Input
Input	shape=(1,)	userId	-
Input	shape=(1,)	movieId	-
Embedding	<pre>input_dim=6041, output_dim=8, input_length=1</pre>	uEmb	userId
Flatten	-	uVec	uEmb
Embedding	<pre>input_dim=3953 , output_dim=8 , input_length=1</pre>	mEmb	movieId
Flatten	-	mVec	mEmb
Embedding	<pre>input_dim=6041, output_dim=1, input_length=1</pre>	uEmb2	userId
Flatten	-	uBias	uEmb2
Embedding	<pre>input_dim=3953 , output_dim=8 , input_length=1</pre>	mEmb2	movieId
Flatten	-	mBias	mEmb2
dot	[uVec, mVec], axes=-1	umDot	-
add	[umDot, uBias, mBias]	output	-

- 「Normalize」的方式 把「rate」除以5(最大值)
- 實驗參數
 - \circ Batch Size = 128
 - \circ Epochs = 20
 - $\circ~$ Validation Split = 10%
- 實驗結果



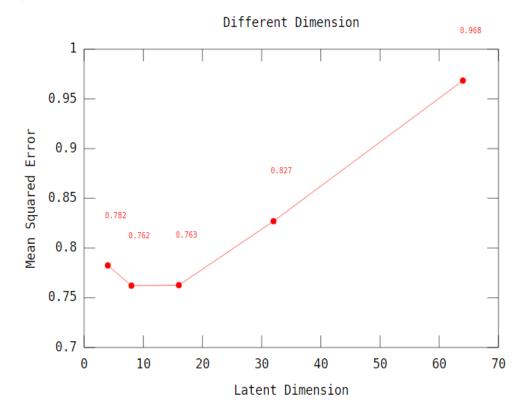
• 觀察和比較

- o 有做正規化的模型,不論在「Train」或「Validation」損失都下降得很快,約在四個「epochs」時「Validation」就收斂
- o 沒做正規化的模型,雖然下降得較慢,但反而有比較好的結果
- o 兩個模型的參數、架構相同,只差在「Loss」的計算,進而影響「Gradient」的大小,結果卻相差甚大

2. 比較不同的「latent dimension」的結果。

- 模型架構同上一題
- 實驗參數
 - \circ Batch Size = 128
 - \circ Epochs = 12
 - \circ Validation Split = 10%

• 實驗結果

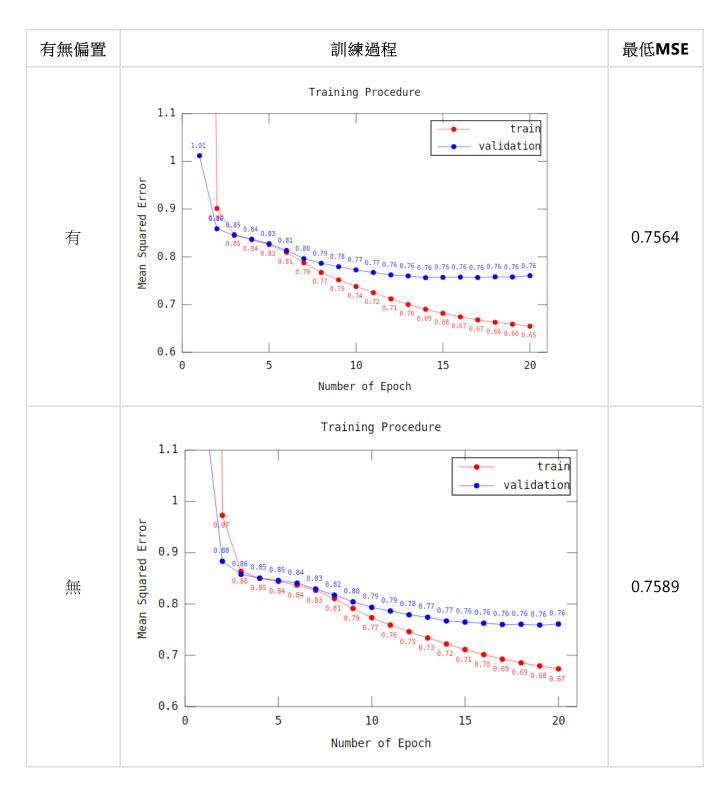


• 觀察和比較

- o 「Latent Dimension」是8或16的時候結果較好
- o 維度太低的話,損失不容易降低;維度超過16,則很容易「overfit」,可能需要搭配「early-stopping」或「regularization」來維護「Validation」和「Test」的表現

3. 比較有無「bias」的結果。

- 模型架構同第一題
- 實驗參數
 - \circ Batch Size = 128
 - \circ Epochs = 20
 - \circ Validation Split = 10%
- 實驗結果



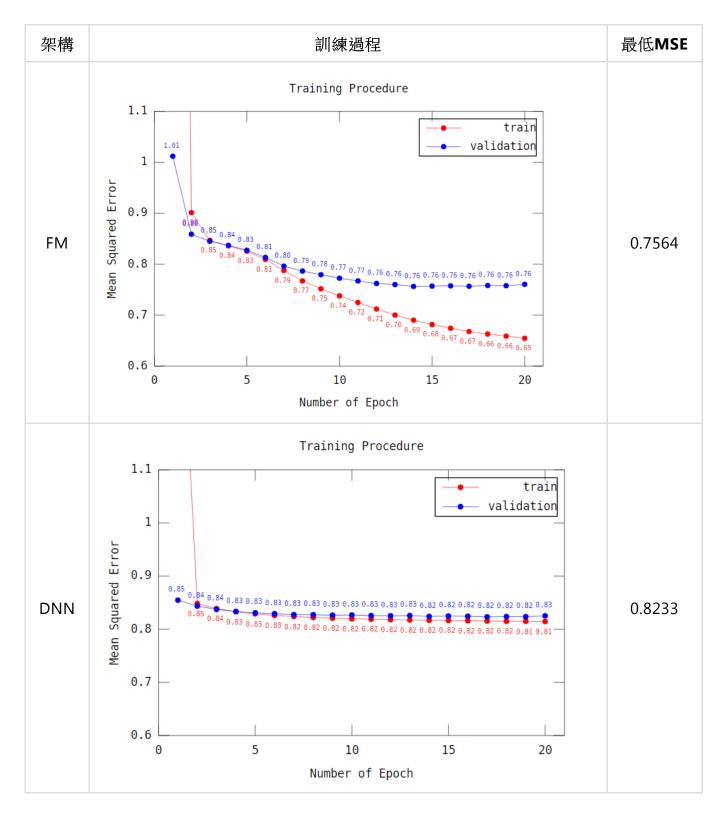
• 觀察和比較

- o 有偏置的模型參數稍微多了一些,「Train」的損失降得比較低
- 。 在「Validation」上的表現,兩者相差不大,「MSE」都能降到0.75左右
- 4. 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。
 - 模型架構

Layer	Parameters	Name	Input
Input	shape=(1,)	userId	-
Input	shape=(1,)	movieId	-
Embedding	<pre>input_dim=6041, output_dim=8, input_length=1</pre>	uEmb	userId
Flatten	-	uVec	uEmb
Embedding	<pre>input_dim=3953, output_dim=8, input_length=1</pre>	mEmb	movieId
Flatten	-	mVec	mEmb
concatenate	[uVec, mVec]	concat	-
Dense	units=1	output	concat

• 實驗參數

- o Batch Size = 128
- \circ Epochs = 20
- $\circ~$ Validation Split = 10%
- 實驗結果



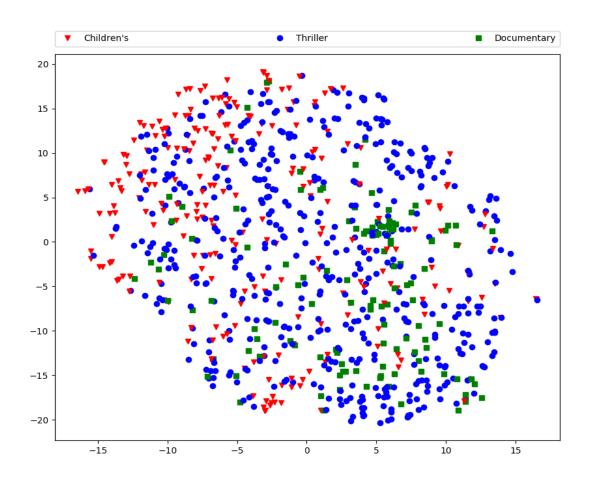
• 觀察和比較

- o 同樣的參數量,「DNN」明顯「underfit」,不論在「Train」或是「Validation」,「MSE」都超過0.8
- o 從實驗結果,可以得知,比起「concat」,「dot」本身有「consine-similarity」的意義,足以代表使用者和電影的相容性

5. 請試著將「movie」的「embedding」用「tsne」降維後,將「movie category」當作「label」來作圖

• 我選了三個比較特別的類別:「Thriller」、「Chrilden's」和「Documentary」

• 作圖結果



• 觀察和比較

- o 「Documentary」特別集中,我想它應該是最特別的一類電影,「Embedding」自然特別 突出
- o 「Thriller」幾乎到處都有散布,可能是因為,不論甚麼樣的電影,多少都能夠加入一些恐怖、嚇人的元素,只是程度的差別,所以沒有很明顯的被區分出來
- o 「Chrildren's」則落在偏左上角的部分。因為兒童電影的種類可能還能再細分,所以比起「Documentary」,它的分布比較沒那麼集中

6. 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。

- 額外使用的「feature」:年齡、性別、職業、電影年份、電影分類
- 實驗作法
 - o 和「MF」相同,也有「User/Movie Embedding」和「User/Movie Bias」
 - o 讓「職業」和「電影分類」,也各自有一個「Embedding」(職業使用「Embedding Layer」,而電影分類使用「Dense」)
 - 。 每筆資料現在都有4個「Embedding」,任兩個作內積,共可得到 $C_2^4=6$ 個內積結果
 - 。 把6個內積結果,以及「年齡」、「性別(0/1)」和「電影年份」,「concat」成一個9維的 向量
 - o 過一層「Dense Layer」,拿到一個實數,加上「User/Movie」的「Bias」,就是最後預測的評分
- 實驗結果
 - o 「Validation MSE」最低可到0.74左右,相較於原始的「MF」,進步了一些