使用 NER 模型產生的風險詞,並加上風險詞的上下文,以句點作為結尾。將這個資料作為訓練集,訓練隨機森林分類模型

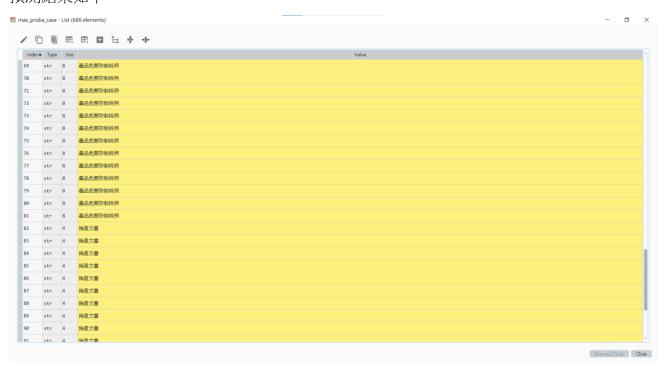
分別對每個案件類型建立分類模型

```
#Use Randomforest to train classifier model
rf_classifier_seg_drug = RandomForestClassifier()
rf_classifier_seg_forged_documents = RandomForestClassifier()
rf_classifier_seg_gamble = RandomForestClassifier()
rf_classifier_seg_negligent_injury = RandomForestClassifier()
rf_classifier_seg_public = RandomForestClassifier()
rf_classifier_seg_theft = RandomForestClassifier()
rf_classifier_seg_theft = RandomForestClassifier()
rf_classifier_seg_drug.fit(train_embedding, merged_df['label_case1']==1) \cdot
rf_classifier_seg_forged_documents.fit(train_embedding, merged_df['label_case2']==1)
rf_classifier_seg_negligent_injury.fit(train_embedding, merged_df['label_case3']==1)
rf_classifier_seg_public.fit(train_embedding, merged_df['label_case5']==1)
rf_classifier_seg_theft.fit(train_embedding, merged_df['label_case6']==1)
```

將上述的資料轉換成詞嵌入向量,作為輸入屬性,而目標屬性分別為「是案件 (1)/非案件(0)」,各別對應六種案件,例如:是竊盜(1)/非竊盜(0)。將 測試資料輸入六個訓練好的分類模型,就會得到六組是非的機率值 (predict_proba),再取出最高「是」的機率轉換成對應的案件,以此作為分類 預測結果

```
probs = case[j].predict_proba(test)
probs all list.append(probs)
```

預測結果如下:



另外使用同一種方式,但不經過 NER 模型,直接將原文轉換成詞嵌入向量,訓

練隨機森林模型,將這兩個模型進行比較

上下文:

詞嵌入(分類)	Period
F1_micro	0.9723
F1_macro	0.9685

原文:

詞嵌入(分類)	Original
F1_micro	0.8921
F1_macro	0.8701

與分類模型相似,將包含上下文的風險詞資料轉換成詞嵌入向量作為輸入屬性,以刑期作為目標屬性建立的隨機森林回歸模型,及以罰金作為目標屬性的雖機森林回歸模型,最後使用 MSE 進行評估。

預測結果:



評估結果:

Public_Danger	(總篇數:1331,訓練:1065,測試:266)				t:266)	Forged_Documents	(總篇數:406,訓練:325,測試:8				81)
max_features	3000	4000	5000	6000	7000	max_features	3000	4000	5000	6000	7000
MSE	0.0324	0.0292	0.0338	0.0349	0.0282	MSE	0.2283	0.2061	0.2121	0.2037	0.2096
Drug	(總篇數:411,訓練:329,測試:82)				:82)	Gamble	(總篇數:408,訓練:326,測試:8				82)
max_features	3000	4000	5000	6000	7000	max_features	3000	4000	5000	6000	7000
MSE	5.3521	4.9716	5.1418	5.1905	5.1317	MSE	0.0399	0.0391	0.04	0.0403	0.0392
Theft	(總篇數:409,訓練:327,測試:82)				:82)	Negligent_Injury	(總篇數:467,訓練:374,測試:93)				
max_features	3000	4000	5000	6000	7000	max_features	3000	4000	5000	6000	7000
MSE	0.2274	0.2062	0.218	0.2183	0.222	MSE	0.006	0.0059	0.0066	0.0065	0.0063