Machine Learning 2016
系級：電機四
姓名：鍾勝隆
學號：B02901001

HW4 Report – Unsupervised Learning

1.Describe my method briefly：

我使用 sklearn 中，針對文章 feature 的截取套件 TfidfVectorizer，將 Title_Stackoverflow.txt 的每個標題當作是獨立的文章，進行 vectorizing，扣掉 stop word，並使用 bigram 以增加 feature，完成 vectorization。接著用 LSA 降維，最後使用 KMeans 作分群。

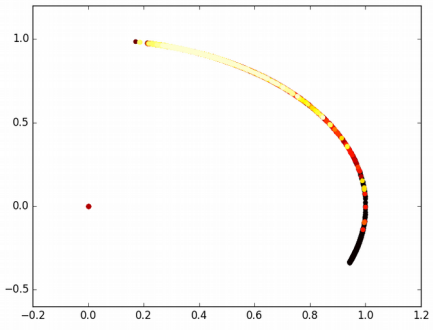
2. Analyze the most common words in the clusters：

Cluster	Word(feature)	Cluster size	Cluster	Word(feature)	Cluster size
1	excel	1053	11	sharepoint	872
2	qt	761	12	magento	944
3	svn	1144	13	visual	773
4	wordpress	958	14	apache	909
5	matlab	902	15	drupal	1002
6	**use**	**2212**	16	hilbernate	931
7	scala	878	17	haskell	887
8	ajax	878	18	spring	898
9	oracle	925	19	bash	910
10	linq	939	20	**mac**	**1224**

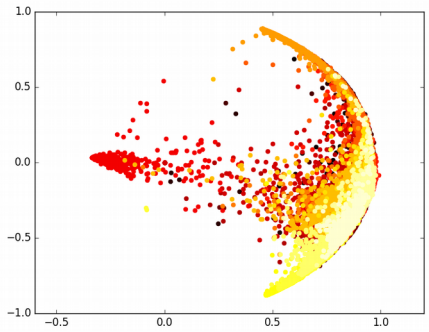
上表爲使用 KMeans 分類成 20 群的結果，把這 20 群與以正確的 tag 比較，發現少了兩個 tag(osx, cocoa)，第 20 群的 mac 應該對應的是 osx，這兩個字本來就是關連性非常高的，但是 cocoa 對應的是第 6 群中最常出現的字，use，就會發現在這一群可能就有很多 Kmeans 無法正確將其進行分類的糢糊資料。另外，正確的分群應是是 20 群皆有 1000 筆資料，然而第六群卻是 **2.2 倍**。

3. Visualize the data by projecting onto 2-D space：

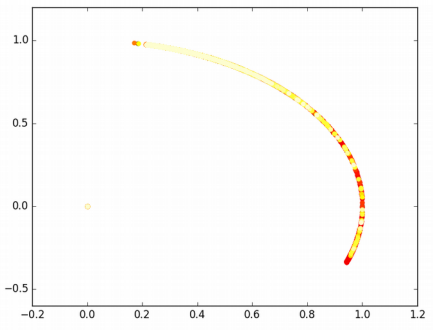
我首先使用 LSA 將維度都降到 2（圖一、圖二），但是這樣表示資料非常的不清楚。不易觀察出差異，我改以 LSA 將維度都降到 3，在投影至 2 維的圖形（圖三、圖四）。



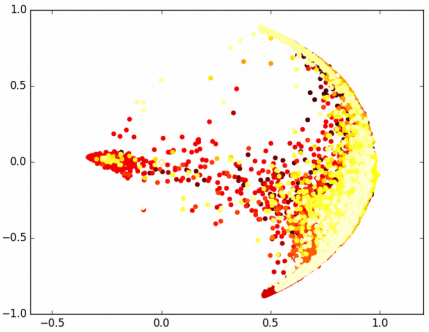
圖一



圖三



圖二



圖四

圖二和圖四皆爲使用正確的 label 標出的圖，由於每次的分群不一定對應的編號相同，所以，顏色本身沒有參考性，分佈位置才需要討論。由圖三和圖四的差異可以發現，使用 KMeans 相同顏色的分佈，會比較集中，趨近圓形，但是正確的 label 分佈是較爲畸形的，有很多突起。KMeans 不適合處理這種分佈，因此，造成分類的誤差。

4. Compare different feature extraction methods：

1. BoW(Bag of Words)：把所有出現的 word 都當做作 feature，維度也會非常大，容易特殊字，甚至是錯字的影響，而一般文章中，與分類確切相關的字並不一定是出現次數最多，所以單純只用 BoW 的分類的準確度一定不好。

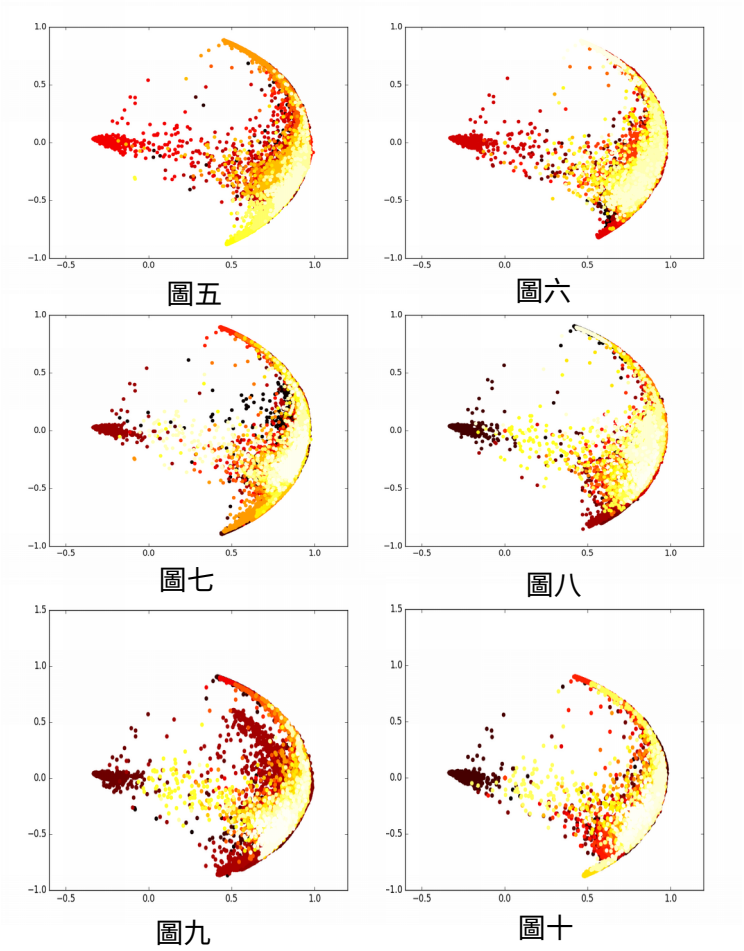
2. Tf-idf：將字的出現次數也考慮進來，IDF 與該字出現的文章數相關，由 sklearn 套件中設定 max_df 和 min_df，即可以將一些幾乎有出現在每一個文章中、對分類沒有幫助的字，和只出現在非常少數文章的字剔除。我的設定爲超過 5 成的文章有該字，或是只有一篇文章有該字，就不考慮將其當成 feature，進而提升準確度。

3. LSA(TruncateSVD)：降維後可以使得 KMeans 在分類上執行得更快速，減少運算時間，同時不會失去太多資料間的相對關係，但是的確資訊有減少，是增加效率的 tradeoff。

4. Exclude stop word：每個語言中都有該語言常出現的字，像是英文中的 the、and 或是 because，這些字不一定會在 Tfidf 中去除，特別用 Vectorizer 將 stop word 除去在 feature 之外，進而提升準確度。

5. Try different cluster numbers.

Cluster 數量	Score on kaggle(private)
20(圖五)	0.62023
40(圖六)	0.82464
60(圖七)	0.85285
80(圖八)	**0.86110**
100(圖九)	0.86012
120(圖十)	0.83858


圖五

圖六

圖七

圖八

圖九

圖十

可以發現隨著 cluster 數量的增加，label 的分佈也越來越與真實的 label 分佈相，但是，由於同樣地資料會被分在不同的 cluster，所以分得過多數量的時候，會把太多原本應該算是同群的資料，視爲不同群，score 反而會下降。

5.參考資料：

Feature extraction for sklearn
http://scikit-learn.org/stable/modules/feature_extraction.html#text-feature-extraction
Kmeans
http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.cluster.KMeans.html