Machine Learning HW4 Report ML2016 HW4 Unsupervised Learning

A. Analyze the most common words in the clusters

a. TF-IDF Top 25 after filtering stop-words (title_StackOverflow.txt)

1		0 1	` =	,
wordpress	visual	data	spring	linq
oracle	matlab	haskell	way	apache
magento	bash	drupal	hibernate	sharepoint
excel	mac	ajax	get	svn
file	scala	studio	use	qt

b. TF-IDF Top 25 before filtering stop-words (title_StackOverflow.txt)

r			(
how	and	for	wordpress	with
to	using	spring	linq	of
do	the	can	magento	a
drupal	i	hibernate	is	in
excel	an	on	what	from

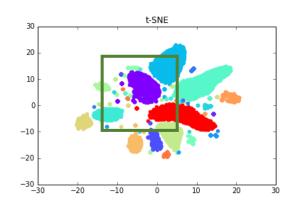
c. Remark

1. stop-word : from nltk.corpus (English)

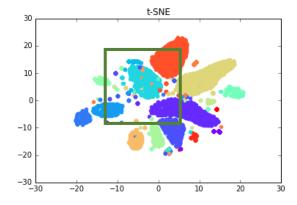
2. blue word: actual tag words

B. Visualize the data

a. My prediction



b. True Label



c. Remark

- 1. 由於我會先將 title 分成兩類: 有/沒有 Top 20(見 A)字在句子中,針對有者(約 13000 筆),使用 K-mean 分類,沒有者(約 7000 筆)則隨機分類。為了不影響視覺,上述圖型僅考慮前者。
- 2. 由於記憶體限制,上述圖型使用 t-SNE,僅畫出 13000 筆資料(有 Top 20 字者)之前 6000 筆。
- 3. 由兩張圖可以得知,分類效果還不錯(除了少部分如綠色框框中的錯誤),其中原特徵向量為 20 維度

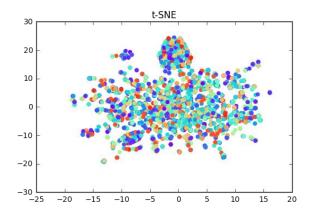
C. Compare different feature extraction methods

a. TF-IDF with stop-words removing and different vector size 測試過使用 20, 50, 100, 150 維的向量當作 feature, 結果是 20 維最好, 可能的原因可由 A 看出,經過 TF-IDF 的篩選, Top 20 的字可能涵蓋了大部分實際的 tag,使用太多維度可能會增加 noise 而降低準確度。

20	50	100	150
0.28559	0.20279	0.15042	0.05318

b. TF-IDF without removing stop-words

若不去除 stop-words,而其餘方法皆與 a 相同,向量將會含有過多雜訊,無法分類(如下圖所示)。

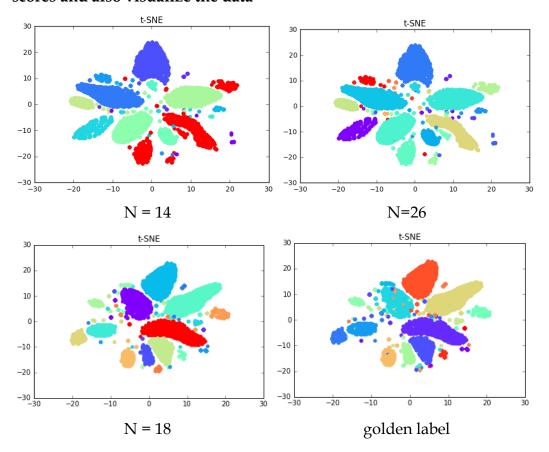


c. Bag-of-word (simply count word showing up times) 與 b 道理相似,將會把"the"等重複出現但無意義的字加入 feature,使 雜訊過多。

d. Document vector

有嘗試過使用 gensim 的 doc2vec 來找出句子的向量,但可能是因為參數不會調整導致結果不好(或是讓 model 看太多無關緊要的句子),儘管 model 似乎能夠幫忙將一些字連結在一起(如 model 可以判斷'svn' 與'repository'很接近等)

D. Try different cluster numbers and compare them. You can compare the scores and also visualize the data



由結果可以得知,我所使用的方法在 N=18 時效果看起來比較好,主要原因大概可以從 A 分析,由於取 Top 20 當作 feature,有一些關鍵字(tag)可能被遺漏在外面(只有找到 18 個 tag),導致某些句子沒有關鍵字(即上述 7000 筆資料),故剩下的 13000 筆大部分應該存在於 18 個 clustering 中而非均匀分散在 20 的 clustering。