# 利用新聞建立出隱含波動度指標 (News Volatility Index)

第 11-5 組

財金碩二 r07723067 黃偉倫 財金碩一 r08723006 溫舜元 財金三 b06703009 吳培瑜 會計三 b06702089 陳毅芸

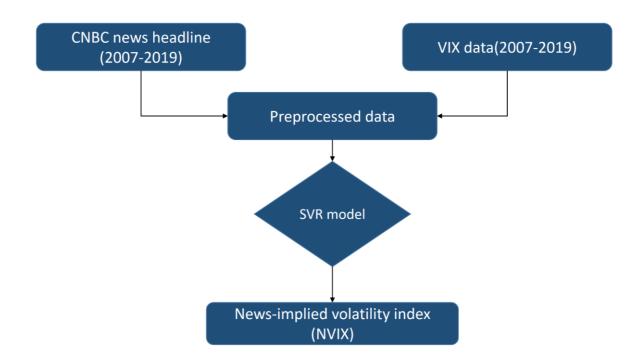
# 事案目標:使用CNBC新聞建立出隱含波動度指標(NVIX)

VIX 指數是用以反映 S&P 500 指數期貨的波動程度,透過 S&P 500 index option 的隱含波動度計算而來,可以反映市場上投資人的情緒。

NVIX 指數是透過新聞的文字內容來衡量市場上投資人的情緒,而建構而成的波動度指標,是基於這樣的假設:

Business press word choice provides a good and stable reflection of average investor's concerns

## ● 專案架構:



## 一、資料蒐集- CNBC 網頁爬蟲

我們利用 python 中的 selenium 作為爬蟲的工具。Selenium 是一種自動化測試工具,因為與網頁的交互能力極佳,可以模擬登錄、滑鼠點擊、鍵盤輸入等,所以適合抓取動態頁面的資料數據,而此特性很適合爬取新聞,因為爬取時需要不停點擊與退出並尋找下一篇新聞,而它的缺點則是爬取速度較慢,因為需要等待整個頁面加載完成後才能去爬取頁面元素,接著利用 selenium 的定位元素方法,如find\_elements\_by\_xpath()、find\_elements\_by\_name()等等去尋找所需要的資訊。我們一開始是使用是從 CNBC 的 site map 依序點擊進入年、月、日,並抓取全部新聞標題後,再返回前一個頁面並進入下一天,若為當月最後一天則退回該年的月份列表,若為該年最後一個月則退回年份列表。依此循環抓取近 11 年來每日的新聞標題,並在每日新聞標題之前和之後分別輸入年月日和分隔符號。

後來我們發現 CNBC 的網址都非常有規律,如 2019/1/1 發布的數篇新聞皆在 https://www.cnbc.com/site-map/2019/January/1/這個網址,其他天的網址也是依 此規則,因此我們將程式碼改為用三個迴圈寫出符合形式的年月日,並讓網頁直接 get 到特定日期的網址,再依據 class 定位到要抓取的資訊,抓取完後就直接 get 到下一天的網址,這樣可以省去許多點擊跟退回的步驟及時間,讓程式碼更為簡潔。

另外我們同時也下載 yahoo finance 的 VIX 歷史資料,為後續做準備

#### 資料蒐集程式碼如下:

```
from selenium import webdriver
browser = webdriver.Safari(executable_path='/usr/bin/safaridriver')
browser.get('https://www.cnbc.com/site-map/')
yy = 0
mlst = ['January', 'February', 'March', 'April', 'May', 'June', 'July', 'August', 'September', 'October', 'November', 'December']
dlst = [31, 28, 31, 30, 31, 30, 31, 30, 31, 30, 31]
for y in range(11):
    yy + 1
    mm = 0
    for m in range(12):
        mm += 1
        dd = 0
        for d in range(dlst[mm-1]):
        dd += 1
        browser.get('https://www.cnbc.com/site-map/%d/%s/%d/' % (2020-yy, mlst[mm-1], dd))
        articlelst = browser.find_elements_by_class_name('SiteMapArticleList-link')
        articlelst = [i.text for i in articlelst]
        with open('CNBC_TITLE.txt', 'a') as f:
        f.write(str(2020 - yy) + '/' + str(mm) + '/' + str(dd) + '\n')
        for i in articlelst:
        f.write('\n==\n')
browser.quit()
```

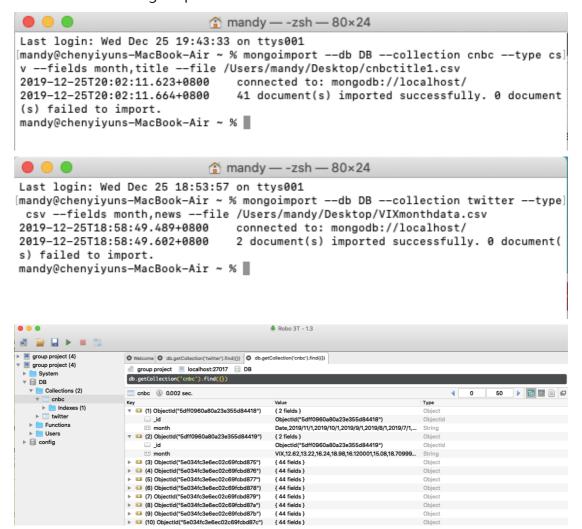
#### 二、資料儲存

MongoDB 是非結構式資料庫的一種·儲存類型為 Documents·一般會使用 Json 格式儲存。爬蟲下來的資料最簡單的方式為存成 txt 檔·然而資料讀取上可能會有一些問題;或者可以存成 Json 檔·但是資料量龐大時·在查詢方面可能會有效率上的疑慮·而 MongoDB 提供了很好的解決方法·且能夠快速地更新。

在使用上,我們已本機端的安裝為主,與其他程式比較不同的是,安裝結束後需要啟

動 server 才算成功安裝,所以程序上較複雜一些。另外還有安裝 MongoDB 的視覺操作頁面---Robo3T,以利於直接在 collection 下創建資料夾儲存資料。

就匯入爬蟲抓取的 CNBC 頭條及 VIX month data 而言,先將存取下來的 txt 檔轉成 csv 檔,並藉由 mongoimport 匯入資料庫。



事實上,本應是透夠 python 去操作資料的匯入,但是,我們在爬蟲資料的儲存上格式為 txt 檔,而有資料存取上的問題。所以,學習將資料儲存成 Json 格式並利用其簡單清晰的優點是必要的。

#### 三、資料處理

1. 有了 CNBC 資料之後,我們需要將這些資料進行預處理,這邊我們使用 NLTK 自然語言工具包將句子進行斷詞、將 stopword 如介係詞、代名詞等去除,且進行動詞、名詞的 lemmatization(如將 declining, declined 都還原回 decline,stocks、Stock等還原成 stock)。程式碼如下:

```
17 def preprocess(text):
       stop = set(stopwords.words("english"))
18
       text = re.sub("[0-9\!\%\[\]\,\.\'\\|\-;\:\(\)\&\$\-\?\/]","",text)
19
      text = text.lower()
20
      token_words = word_tokenize(text)
21
       words = [word for word in token words if word not in stop]
      lemmatizer = WordNetLemmatizer()
23
24
      text = [lemmatizer.lemmatize(t, pos='v') for t in words]
25
      return text
26
```

2. 接著我們希望使用 word2vector 套件找出詞與詞之間的相關性,把相關性相近的的字詞分為同一類並將其頻率加總。我們擁有兩個能夠幫助我們尋找相似詞的詞庫,一為 google 本身就訓練好得到的詞庫以及我們使用維基百科資料透過 word2vector套件訓練出的詞庫。但是我們發現利用這些詞庫來找 CNBC 詞彙的相似詞似乎有點落差,且我們無法將 CNBC 的所有詞彙依該模型分成獨立的群集,因此我們單純改以論文上的方式,使用 unigram、bigram 的方式建立出詞庫,並將 156 個月中,總出現頻率過低(<10 次)以及過高(>150)刪除,整理出 ngram table, Table 及程式碼如下:

>>>Time Series (2019/12-2007/1)>>>>

1	words	freq2	freq3	freq4	freq5	freq6	freq7	freq8	f	req9	freq10	freq11	freq12	freq13	freq14	freq15	f
40	('save',)	6	5	i	5	9 5	5	4	3	7	6	6	6	6	9	)	5
41	('billion',)	10	7	,	6	6 1:	L	6	16	11	12	11	3	9	10	)	9
42	('gain',)	3	2		3	2 3	3	3	3	6	4	4	5	2	4	ļ	7
43	('plan',)	8	8	3	5 1	2 9	9	8	10	11	12	11	10	13	10	)	7
44	('rate',)	4	2	1	1	5 12	2	15	2	4	4	2	4	5	1		4
45	('earn',)	10	25	i	4	9 20	)	3	13	26	5	15	12	6	4	. 1	11
46	('trade',)	24	33	2	4 3	9 2:	L :	28	39	8	20	21	19	19	28	2	22
47	('deal',)	15	12		В	8 10	)	8	16	5	14	14	9	10	13		4
48	('update',)	1	. 2		1	0 :	L	0	0	0	1	. 0	0	0	1		0
49	('watch',)	8	13	3	4	6 (	5	7	3	0	1	. 1	2	3	3	1	4
50	('market',)	27	30	2	B 2	9 17	7	26	23	21	16	18	24	34	35	3	37
51	('one',)	11	. 12		7 1	0 8	3	7	5	8	7	4	12	8	10	1	10
52	('employees',)	3	1		2	0 2	2	5	1	1	1	. 7	2	1	. 2		2
53	('make',)	16	26	2	1 1	5 19	9 :	23	26	21	20	18	32	27	20	2	23
54	('open',)	10	5	i	В	7 3	3	3	5	2	3	2	2	3	4	ļ	3
55	('let',)	3	1		2	2 :	L	1	1	1	(	5	3	4	. 3		2
56	('china',)	8	19	1	4 1	9 (	5 :	L <b>7</b>	33	9	15	10	11	15	11	. 1	13
57	('push',)	5	2	!	2	4 3	3	4	3	2	7	0	3	5	2		1
58	('company',)	11	. 13	1	3 1	3 19	9	1	14	10	11	15	16	12	18	1	12
	('neonle' ) ngram_table ⊕	5			5	5 :	R	3	6	10			2	9	9		6

```
27 def ngram_table(o):
28
     for i in range(2,157):
           with open('CNBC\\%s.txt'%i,'r', encoding='utf-8') as f:
29
               text = f.read()
31
           tokens = preprocess(text)
32
           bgs = list(ngrams(tokens, o))
33
           fdist = nltk.FreqDist(bgs)
35
           words=[]
36
           freq=[]
37
           for a,b in fdist.items():
               words.append(a)
38
39
               freq.append(b)
40
41
           globals()['table%s'%i] =pd.DataFrame(list(zip(words,freq)),columns=['words','freq%s'%i])
       merge_freq = pd.merge(table2,table3)
42
43
       for k in range(4,157):
44
           merge_freq = pd.merge(merge_freq,globals()['table%s'%k],how="outer")
45
           merge_freq.fillna(0,inplace =True)
46
       return merge_freq
```

#### 四、SVR 模型訓練:

使用 Python 的 sklearn 的 SVM 套件中的 SVR 套件來訓練預測 VIX 的模型

```
from sklearn import svm
import numpy as np
from sklearn.svm import SVR
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
```

首先,先讀取前一個步驟所整理好的 n-gram table 與每月 VIX 數值的檔案

```
data = pd.read_csv('/Users/aaronhuang/Desktop/ngram_table.csv',index_col=0).iloc[:,0:].T.astype(float)
vix = pd.read_csv('/Users/aaronhuang/Desktop/VIX month data.csv',index_col=0).T
```

#### 接著,再度對資料做一些調整與篩選:

1. 將資料由舊至新排序

```
data = data[::-1]
vix = vix[::-1]
```

2. 合併 VIX 與 n-gram table,將作為訓練資料(前 120 筆資料)的每個詞與 VIX

算 cor, 再將 cor 小於零與 NaN 的字刪除

```
x_train_withVIX = data.iloc[:120,:]
corr=x_train_withVIX.corr()['VIX']
corr.T

data.loc["corr"]=list(corr.values.reshape(-1))
droplist_1=list(data.loc["corr"][data.loc["corr"]<=0].index)
data=data.drop(droplist_1,axis=1)

data=data.dropna(axis=1)</pre>
```

3. 分割訓練資料與測試資料與對應的日期

```
x_test = data.iloc[120:156,1:].values
x_train = data.iloc[:120,1:].values

y_test = vix.iloc[120:156,:1].values
y_train = vix.iloc[:120,:1].values

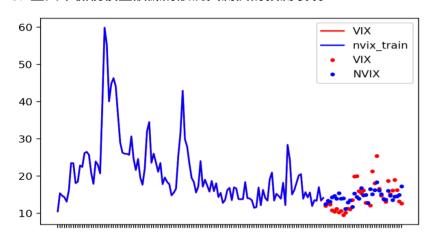
date = data.index.values
date_test = date[120:156]
date_train = date[:120]
```

4. 使用訓練資料來訓練 SVR 模型

## 5. 用訓練好的模型,輸入測試資料來進行預測

vix\_test = vix\_train.predict(x\_test)

## 6. 畫圖來檢視模型訓練的狀況與測試的預測表現



#### 7. 查看模型的分數與參數的權重

vix\_train.score(x\_train,y\_train)
vix\_train.coef\_

Train score	Test score			
0.9999	0.2574			

Rank	Word	Weight		
1	recession	0.0490		
2	Obama	0.0432		
3	day	0.0426		
4	September	0.0426		
5	amid	0.0398		
6	volatility	0.0395		
7	buffett	0.0388		
8	time	0.0385		

2008/10 Top 10				
contribution				
1	('credit',)			
2	('bailout',)			
3	('round',)			
4	('day',)			
5	('october',)			
6	('buffett',)			
7	('time',)			
8	('mail',)			
9	('pros', 'say')			
10	('recession',)			

根據我們訓練出的結果,從 Test Score 的結果看來還可以接受;且根據權重表來看,當新聞標題出現 Recession 時,VIX 會有最大幅度增加,符合邏輯。我們認為該專案需要再精進的部分為"將所有程式碼完整整合,連結雲端資料庫"、"詞庫需要隨時間部斷更新訓練,且多試幾種不同的方法比較效果"。