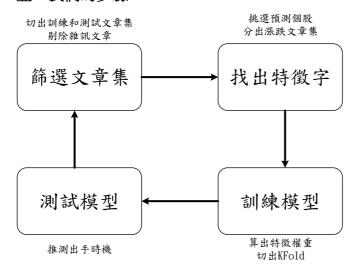
Group 12 期中報告

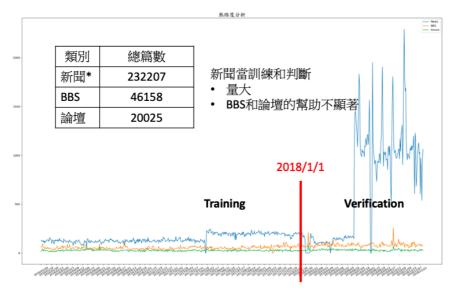
會計四 B04702077 徐嬿鎔 (組長) 會計四 B04702091 陳宜君 會計四 B04702010 廖文豪 會計四 B04702012 鄭皓 資管三 B05705034 藤田教譽 創業創新 MBA P05751019 陳牧忠

壹、我們的步驟:



貳、文章集分析與選用:

我們最後只選擇新聞當作我們的 Training & Testing,並以 2018/1/1 為切割基準,只選擇 news 除因其量最大,也因 BBS 和論壇新聞不顯著。



參、前處理 - 雜訊過濾:

目的(過濾無法標記的文章):

- 漲跌在同一篇出現的文章
- 多支股票出現的文章

利用在篩選新聞文章的關鍵字

- keyword_list = ['盤後','盤中','盤前','交易概況','上市認購','晨訊','各報要聞','報價簡訊','台北股市','海外存託憑證','國內匯市','證交所','y早報','y晚報','焦點新聞','投顧','晨間解析','集中市場']
- paradox a = ['賈進','賣出']
- paradox _b = ['上漲','下跌']
- paradox _c = ['跌破','衝上']
- paradox _d = ['買超','賣超']

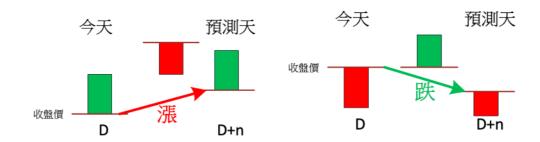
肆、討論目標:

以權值股討論熱度排名前三名的台積電、鴻海、大立光為討論目標。

新聞	array([台積電', '鴻海', '大立光' '南亞', '統一', '台塑', '華新', '國泰金', '聯發科', '友達',
BBS	array(['台積電', '鴻海', '南亞', '國巨', '中網', '中信金', '大立光', '統一', '華新', '友達', '群創', '聯電', '兆豐金', '台望', '新光金', '聯發科', '國泰金', '玉山金', '第一金', '中華電', '長榮', '富邦金', '培新科', '大同', '旺宏', '台新金', '莘邦電', '巨上大', '永豐金', '元大金', '宏基', 開發全', '可成', '韓創', '南亞科', '微髮皇', '和國', '台灣大', '仁寶', '台定', '華航', '英樂建', '智邦', '華朝全', '長癸抗', '廣建', '台建電', '台唯全', 'GIS', '台化', '中壽', '力成', '華碩', '彰銀', '上銀', '亞泥', '遠東新', '遠傳', '臺企銀', '臻鼎', '中程', '正新', '台型', '长霞報', '张寶、, '张寶科', '獨泰全', '大爾子, '大爾州', '台灣、'张寶本', '北京 '张明', '徐田祖', '世孫', '台中銀', '致茂', '研華', '億豐', 上海商銀', '亞德客', '日月光投控', '美利建', '治日車', '和泰車', '福懋', '群光', '台肥', '矽力', '佳格', '旭車'], dtype=' <us')< th=""></us')<>
論壇	array(['鴻海', '台積電', '中華電', '統一', '中信金', '第一金', '中師', '大立光', '巨大', '南亞', '國巨', '聯電', '台盟', '聯發科', '玉山金', '友達', '大同', '台新金', '兆豐金', '國泰金', '台灣大', '仁寶', '長榮', '群帥', '永豐金', '富邦金', '建新', '正无', '元大金', '遠傳', '宏基', '上ట', '華新', '敬祖', '初成', '台庫金', '開發金', '新光金', '台達電', '中壽', '華碩、'、彰銀', '廣達', '緯帥', '南亞科', '華邦電', '可成', '亞泥', '興嘉發', '孫一經', '擊稅', '獨捷', '韓剛', '台勝科', '英樂達', '長榮稅', '凋寒金', '正新', '常月', '竹與門, '中國', '增稅', '上海兩銀', '瑞是', '大縣大', '光寶科', '台化', '聯強', '研華', 和泰車', '豐泰', '福懋', '佳格', '敦茂', '台肥', '聯詠', '亞德各', '美利達', '矽力', '群光', '健鼎', '日月光投控', '裕日車', '億豐', '旭隼'], 'dtype='(U5')

伍、股票漲跌定義:

如以下示意圖。



陸、股票漲跌特徵選取:

- 挑出個股文章 (利用個股名字當關鍵字)
 - n=1
 - $\delta = 0.0$ (即取反轉點前 1 天的相關文章作訓練集)
- 選取方法:TF-IDF、TFDF2、**Chi-Square** 其中 Chi-Square 跑的速度最快且結果最好,因此選擇以其為選取方 法。
- 總數: 5000 / 10000
 其中我們發現,原則上 5000 就夠了,但 10000 個 feature 可以幫助到一 些個股,所以最後決定 10000 個。

柒、個股漲跌關鍵字:

台積電(漲)特徵

1 chi2_up_features[0:100]

array(['端午', '法國', 'ic', '反彈', '年線', '開紅盤', '台揚', '德意志', 'nm', '券商', '股市', '脱歐', '公投', 'etf', '零股', '翻揚', '計算', '設計', '液化', '開市', '格羅方德', '英文', '三', '重建', '台苯', '鈦', '最長', '奈米', '宏達電', 'rs', '英國', '歐洲', '新政府', '元月', '網友', '大利', '南光', '中秋', '巨頭', '銀行', '程', '克宏', '土壤', '獨家', '反向', '交棒', '簽約', '國區', '活水', '來台', '展訊', '打臉', '六月份', '財金', '輪', '奈', '落腳', '工程', '缺口', '希望', '股納入', '重返', '曆', '會議', '股東會', '生', '米', '法國大選', '南海', '台南', '秦減', '歐系', '興富發', '南', '買', '下周', '格里', '建漢', '馬', '康樂', '當家', '歐派', '國際', '仲琦', '欣技', '大昌', '善意', 'ipc', '籌資', '重罰', '麥', '池塘', '新廠', '奈米廠', '未過', '矽品', '晶圓', '段', '中間'], dtype='<U17')

台積電(跌)特徵

1 chi2_down_features[0:100]

array(['希拉', '蕊', '重挫', '財報', '熊本', '北韓', '電郵門', '跌停', '新高', '降評', '大跌', '下跌', '開票', 'fbi', '欣銓', '美國大選', '前瞻', '大選', '殭', 'ai', '美大選', '狹幅', '美總統', 'ibiden', '博通', '跌破', '科技股', '盤後股價', '停電', '權重', '摩台', '遭雙降', '嘉聯益', '停工', '延攬', '起訴', '拆解', '電遭', '鎖碼', '失守', '減碼', '目標價', '大摩調', '學', '守月線', '恩智浦', '東芝', '回測', '感恩', '國家級', '加劇', '康控', '指期', '箱型', '正價差', '進機', '劉金標', '戻股', '曾銘宗', '蕭乾祥', 'led', '郭', '耳機', '北韓試', '蔣尚義', '爆氫彈', '不法', '人工智慧', '千興', '步入', '未定', '口至', '周年', '期現', '再創', '壓", '殺盤', '空方', '暫', '真空', '竹北', '再飆', '蠆', 'sunedison', '大供', '啃', '畸形', '小跌', '鴻海領', '單季', '黨候', '阿富汗', '再來', '繃', 'nand', '一度', '新至', '事業', '震盪', '拖累'], dtype='<U17')

鴻海(漲)特徵

1 chi2_up_features[0:100]

array(['公投','脫歐','電視','海信','封關','面板','英國','印度','郭台銘','威斯康辛','robohon','新政府','股東','仟元','千股','股東會','ps','端午','寬頻','飛鷹','aptt','華亞科','州','退休','江申','除息','msci','漲','職漢','麥格理','向上','光法','公平','本土','英脫','量','開紅盤','負債','oled','東會','台聚','配合','權重','今晚','漲點','轉強','造','遊戲','誠意','歐派','有線','擴張','開高','走揚','千億量','tbc','ubi','smart','泛鴻海','激勵','新春','群創','下周一','攻克','聯詠','椽','匯流','夏普股','生效','德宏','尾牙','網站','赴美','缺口','挑戰前','說','日經連','建漢','備貨量','往上走','景氣','突破','恢','英國脫','冷軋','稅後','留歐','小股','販售','預計','脫','集團','吸引力','娶','往前','sumc','點序','茶','阿里','sony'],dtype='<U15')

鴻海(跌)特徵

1 chi2_down_features[0:100]

```
array(['大跌', '重挫', '下跌', '跌幅', 'fbi', '北韓', '跌破', '希拉', '蕊', '賣超', '砍', '摜', '東芝', 'ces', '熔斷', '富土通', '蘋果', '韓聯盟', '飛彈', '王仲良', '震旦', '繃', '逾百點', 'pc', '電郵門', '去年同期', '雷射', '機制', '大選', '破月線', '地緣', '阿富汗', '機器', '熱賣', 'pro', '暴跌', 'google', 'pixel', '外資則', '起訴', 'jdi', 'ipo', '殺', 'fii', 'socket', '管制', '咸恩', '敬正吳', 'purley', '履約價', '日美', '防禦型', '調查局', '減少', '廣達', '虧損', '台廠', 'wwdc', '鞋', '護盤', '營收', '名元', 'robo', '和沛', '尹衍', '超台灣', '出資額', '季季', '魏永祥', '十月', '下挫', 'ai', '萬點', '失守', '結算', 'nb', '陣營', '洛克', '緯創', '股紅', '回夏普', '要鴻海', '油電氣類', '回測', '台新金', 'tmc', '人工智慧', '人民', '兆元', '欣銓', '遭遇', '賣壓', '上市', '勵素', '投資獎', '炸彈', '關島', '翟本喬', '拍檔'], dtype='(U15')
```

大立光(漲)特徵

chi2_up_features[0:100]

array(['恩平', '美元', '林', '觀望', '說', '航運股', '同致', '量', '反彈', '星歐', 'etf', '聯發', '曆', '新政府', '醞釀', '星巴克', '記錄', '年減', '砸', '支出', '懷特', '股史', '虹膜', '依價', '端牛', '基贈', '以下', '明光', '反向', '榮海', '瑞聲', '週線連', '一季', '揚', '法國', '股東會', '軋空', '元月', '下台', '輪', '生效', '巴菲特', '通訊', 財務', '股新', '年前', '辭', '池塘', '贖', '金居', '低', '受', '領軍下', '級法', '朋程', '型態', '魔咒', '以外', 'vr', '不好', '雙鏡頭', '攻抵', '萬戶', '灣藍籌', 'sunedison', '點後拉回', '地盤', '配', '專家', '農', '今收', '陽明', '神盾', '智易', '施昶成', '结盟', '屠', '爆氫彈', '瞬間', '中小', '記憶體', '糾結', '榮成', '日以', '光法', '態', '友通', '難漲', '認售', '大降價', '敵台', '仍連', '離燈', '關將', '季減', '太', '禁', '措施'], dtype='<U11')

大立光(跌)特徵

chi2_down_features[0:100]

array(['萬點','希拉','蕊','電郵門','熊本','失守','mate','三星','併','股票','fbi','macbook','塑化','概況','重挫','鴻','月合','款','新機','環境','戰萬點','結算','熔斷','機制','鴻海','年線','跌破','觀測','光磊','幾金','市場鉅額','起訴','甦','高台','亞聚','福利','維持','轉會','年薪','晶電','月營','震天','go','跌幅','警示','選人','收創','川習','銀','明日','最壞','作業員','當日','pro','旺旺','六個','營收','潤泰','降評','沙烏地','全額','天王','阿拉伯','本日','積極','收增','回測試','Cam','炫','百昶','招募','和解','過熱','油電氣類','美國大選','切勿','中概','找後腿','巨蛋','敘利亞','群聯','展現','餐飲及','大眾','旅遊','以','華為','鴻家','太陽能','豐金','中多','美大選','軟銀','驚魂','交割股','新電郵','數量','醣','mb'],dtype='<U11')

捌、模型的訓練

訓練模型 - 台積電:

- 模型:Radom Forest
- 文章集 (4895)
 - ・ 漲 (2694)
 - 跌 (2201)

		precision	recall	f1-score	support
		precision	recarr	11-30016	suppor c
1	Down	1.00	1.00	1.00	734
	Up	1.00	1.00	1.00	898
micro	avg	1.00	1.00	1.00	1632
macro	avg	1.00	1.00	1.00	1632
weighted	avg	1.00	1.00	1.00	1632
Accuracy	= 1	0			
		precision	recall	f1-score	support
1	Down	1.00	1.00	1.00	734
	Up	1.00	1.00	1.00	898
micro	avg	1.00	1.00	1.00	1632
macro	avg	1.00	1.00	1.00	1632
weighted	avg	1.00	1.00	1.00	1632
Accuracy	= 1	.0			
		precision	recall	f1-score	support
1	Down	1.00	1.00	1.00	733
	Up	1.00	1.00	1.00	898
micro	avg	1.00	1.00	1.00	1631
macro	avg	1.00	1.00	1.00	1631
weighted	avg	1.00	1.00	1.00	1631

訓練模型 - 鴻海:

- 模型:Radom Forest
- 文章集 (3884)
 - ・ 漲 (2200)
 - 跌 (1684)

StratifiedKFo	ld(n_splits=	3, random	_state=0,	shuffle=Fal	se)
	precision	recall	f1-score	support	
Down	1.00	1.00	1.00	562	
Up	1.00	1.00	1.00	734	
micro avg	1.00	1.00	1.00	1296	
macro avg	1.00	1.00	1.00	1296	
weighted avg	1.00	1.00	1.00	1296	
0.99845679012	34568				
	precision	recall	f1-score	support	
Down	1.00	1.00	1.00	561	
Up	1.00	1.00	1.00	733	
micro avg	1.00	1.00	1.00	1294	
macro avg	1.00	1.00	1.00	1294	
weighted avg	1.00	1.00	1.00	1294	
1.0					
	precision	recall	f1-score	support	
Down	1.00	1.00	1.00	561	
Up	1.00	1.00	1.00	733	
micro avg	1.00	1.00	1.00	1294	
macro avg	1.00	1.00	1.00	1294	
weighted avg	1.00	1.00	1.00	1294	

^{0.999227202472952}

訓練模型 - 大立光:

- 模型:Radom Forest
- 文章集 (3653)
 - ・ 漲 (1946)
 - 跌 (1707)

StratifiedKFo	ld(n_splits	=3, random_	_state=0,	shuffle=Fals	e
	precision	recall	f1-score	support	
Down	1.00	1.00	1.00	569	
Up	1.00	1.00	1.00	649	
micro avg	1.00	1.00	1.00	1218	
macro avg	1.00	1.00	1.00	1218	
weighted avg	1.00	1.00	1.00	1218	
Accuracy 1.0					
	precision	recall	f1-score	support	
Down	1.00	1.00	1.00	569	
Up	1.00	1.00	1.00	649	
micro avg	1.00	1.00	1.00	1218	
macro avg	1.00	1.00	1.00	1218	
weighted avg	1.00	1.00	1.00	1218	
Accuracy 1.0					
	precision	recall	f1-score	support	
Down	1.00	1.00	1.00	569	
Up	1.00	1.00	1.00	648	
micro avg	1.00	1.00	1.00	1217	
macro avg	1.00	1.00	1.00	1217	
weighted avg	1.00	1.00	1.00	1217	
Accuracy 1.0					

以上模型在辨別分類均為 100%正確。

玖、事件偵測標準

- 當日文章數超過5篇
- 快速平均由下穿過慢速平均
- 快速平均超過慢速平均(0.4)篇
- 個股變數
 - 預測天數 n
 - 篇數平均速度



MA_fast_len = 5 MA_slow_len = 10

```
Test Date= [Timestamp('2018-01-21 00:00:00')], DocCnt=8(U 5 D 3 P 0.40), Prediction=1, Acutual=1.0 Test Date= [Timestamp('2018-02-01 00:00:00')], DocCnt=6(U 4 D 2 P 0.50), Prediction=1, Acutual=1.0 Test Date= [Timestamp('2018-06-08 00:00:00')], DocCnt=6(U 4 D 2 P 0.50), Prediction=1, Acutual=1.0 Test Date= [Timestamp('2018-07-15 00:00:00')], DocCnt=7(U 4 D 3 P 0.25), Prediction=1, Acutual=1.0 Test Date= [Timestamp('2018-07-22 00:00:00')], DocCnt=2(U 16 D 16 P 0.00), Prediction=0, Acutual=1.0 Test Date= [Timestamp('2018-08-05 00:00:00')], DocCnt=20(U 6 D 14 P 0.57), Prediction=0, Acutual=0.0 Test Date= [Timestamp('2018-08-23 00:00:00')], DocCnt=10(U 7 D 3 P 0.57), Prediction=1, Acutual=1.0 Test Date= [Timestamp('2018-09-22 00:00:00')], DocCnt=10(U 6 D 4 P 0.33), Prediction=1, Acutual=1.0 Test Date= [Timestamp('2018-10-04 00:00:00')], DocCnt=10(U 6 D 4 P 0.67), Prediction=0, Acutual=0.0 Test Date= [Timestamp('2018-10-08 00:00:00')], DocCnt=13(U 4 D 9 P 0.56), Prediction=0, Acutual=0.0 Test Date= [Timestamp('2018-11-30 00:00:00')], DocCnt=13(U 9 D 4 P 0.56), Prediction=1, Acutual=1.0 Test Date= [Timestamp('2018-11-30 00:00:00')], DocCnt=13(U 9 D 4 P 0.56), Prediction=1, Acutual=1.0 Test Date= [Timestamp('2018-11-30 00:00:00')], DocCnt=13(U 9 D 4 P 0.56), Prediction=1, Acutual=1.0 Test Date= [Timestamp('2018-11-30 00:00:00')], DocCnt=13(U 9 D 4 P 0.56), Prediction=1, Acutual=1.0 Test Date= [Timestamp('2018-11-30 00:00:00')], DocCnt=15(U 8 D 7 P 0.12), Prediction=1, Acutual=1.0 Test Date= [Timestamp('2018-12-03 00:00:00')], DocCnt=15(U 8 D 7 P 0.12), Prediction=1, Acutual=1.0 Test Date= [Timestamp('2018-12-03 00:00:00')], DocCnt=15(U 8 D 7 P 0.12), Prediction=1, Acutual=1.0 Test Date= [Timestamp('2018-12-03 00:00:00')], DocCnt=15(U 8 D 7 P 0.12), Prediction=1, Acutual=1.0 Test Date= [Timestamp('2018-12-03 00:00:00')], DocCnt=15(U 8 D 7 P 0.12), Prediction=1, Acutual=1.0 Test Date= [Timestamp('2018-12-03 00:00:00')], DocCnt=15(U 8 D 7 P 0.12), Prediction=1, Acutual=1.0 Test Date= [Timestamp('2018-12-03 00:00:00')], D
```

其中有偵測到事件便是出手時機。

壹拾、預測結果

台積電

	precision	recall	f1-score	support
DOWN	0.75	0.60	0.67	5
UP	0.78	0.88	0.82	8
micro avg	0.77	0.77	0.77	13
macro avg	0.76	0.74	0.75	13
weighted avg	0.77	0.77	0.76	13

台積電 Tested accuracy = 0.7692307692307693

- n=3
- $MA_fast_len = 5$
- $MA_slow_len = 10$
- 出手次數 = 13

١.	4	`	_	
`	IE.	`	$\overline{}$	t
1	The state of	/1	`	Ī

	precision	recall	f1-score	support
DOWN	1.00	0.80	0.89	5
UP	0.75	1.00	0.86	3
micro avg	0.88	0.88	0.88	8
macro avg	0.88	0.90	0.87	8
weighted avg	0.91	0.88	0.88	8

鴻海 Tested accuracy = 0.875

- n=4
- $MA_fast_len = 5$
- $MA_slow_len = 15$
- 出手次數 = 8

大立光

DOWN	0.60	1.00	0.75	3
UP	1.00	0.60	0.75	5
micro avg	0.75	0.75	0.75	8
macro avg	0.80	0.80	0.75	8
weighted avg	0.85	0.75	0.75	8

大立光 Tested accuracy = 0.75

- n=3
- $MA_fast_len = 2$
- $MA_slow_len = 5$
- 出手次數 = 8

壹拾壹、模型與結果評估

- 沒有使用 BBS 跟 Forum 的新聞集
- 出手次數偏少

附錄、其他模型

以不分產業的 news 新聞共 10000 篇,編制 tfidf 的向量空間 (每篇 202 維度),訓練 Logistic Reg model,並在設定不同的 Threshold 下,得到不同的 準確率。

- 以 0.5 為 threshold, 共 2000 次出手次數, 準確率 55 趴
- 以 0.6 為 threshold, 共 730 次出手次數, 準確率 59 趴
- 以 0.7 為 threshold, 共 213 次出手次數, 準確率 62 趴
- 以 0.8 為 threshold, 共 19 次出手次數, 準確率 79 趴 (其中較具參考性的為出手次數大於 200 者)

```
classifier = LogisticRegression()
    print('training...')
    classifier.fit(text_matrix[0:trainingSet.shape[0]], trainingLabel)
    print('testing...')
    pred_labels = classifier.predict_proba(text_matrix[len(trainingSet):])
    print('Logistic:')
    my_classification_report(testingLabel, pred_labels, 0)
    my_classification_report(testingLabel, pred_labels, 0.1)
    my_classification_report(testingLabel, pred_labels, 0.2)
    my_classification_report(testingLabel, pred_labels, 0.3)
    my_classification_report(testingLabel, pred_labels, 0.3)
    my_classification_report(testingLabel, pred_labels, 0.4)
```

```
for i in range(ans.shape[0]):
    if pred[i,1]>0.5+th:
        if ans[i]==1:
            pred_up_real_up+=1
    else:
            pred_up_real_dn+=1
    elif pred[i,1]<0.5-th:
         if ans[i]==0:
            pred_dn_real_dn+=1
    else:
            pred_dn_real_up+=1</pre>
```

Dictionary size:202 Train 文章集:10000 Test 文章集:2000

Model: Logistic Regression

thresh-hold: 0
pred_up_real_up 563
pred_up_real_dn 455
Predict up acc: 0.5530451866404715
pred_dn_real_dn 545

```
pred_dn_real_up 437
```

Predict dn acc: 0.554989816700611

avg acc: 0.554

thresh-hold: 0.1

pred_up_real_up 262

pred_up_real_dn 194

Predict up acc: 0.5745614035087719

pred_dn_real_dn 167

pred_dn_real_up 107

Predict dn acc: 0.6094890510948905

avg acc: 0.5876712328767123

thresh-hold: 0.2

pred_up_real_up 66

pred_up_real_dn 56

Predict up acc: 0.5409836065573771

pred_dn_real_dn 67

pred_dn_real_up 24

Predict dn acc: 0.7362637362637363

avg acc: 0.6244131455399061

thresh-hold: 0.3

pred_up_real_up 9

pred_up_real_dn 4

Predict up acc: 0.6923076923076923

pred_dn_real_dn 6

pred_dn_real_up 0

Predict dn acc: 1.0

avg acc: 0.7894736842105263

thresh-hold: 0.4

pred_up_real_up 0

pred_up_real_dn 0

pred_dn_real_dn 0

pred_dn_real_up 0