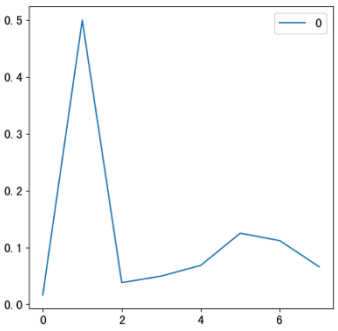
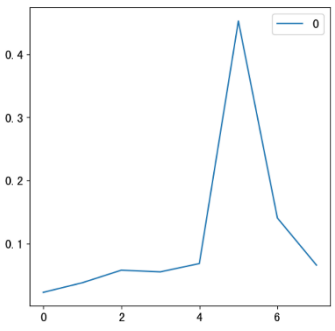
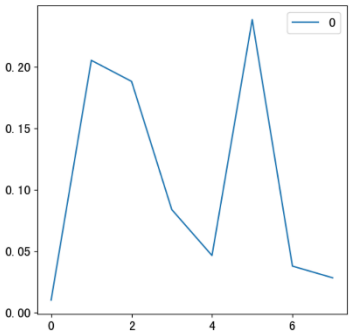
原本依序驗證 2022-03 用之前資料訓練、驗證 2022-01、2021-12、2021-10...使用 Sequential Forward Selection 挑變數，由於這次比賽很困難，常常努力挑的變數只把其中一個月分數衝高讓平均變高，交叉驗證分數如下圖。

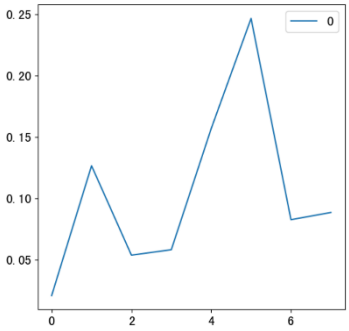
右圖只有 2022-01 分數很高其他月份分數低




不同模型交叉驗證都有這個現象，只有某幾的月特別高分

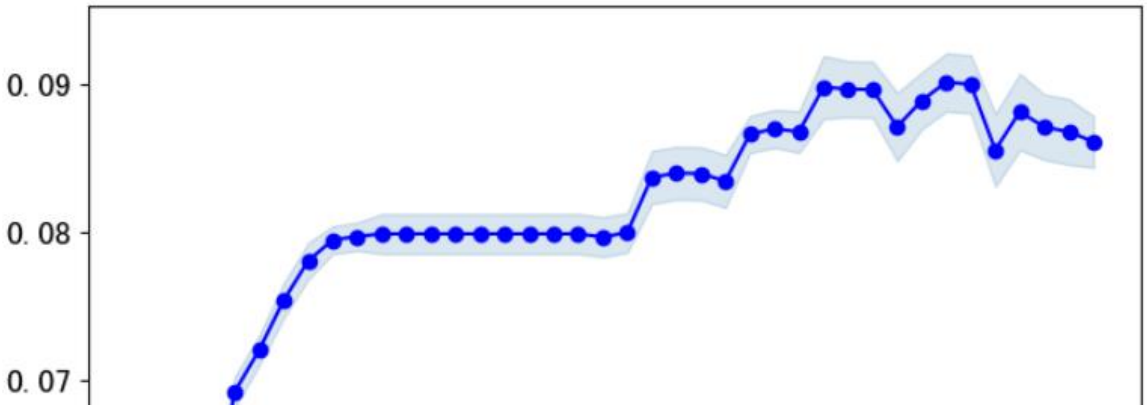



甚至有時候可以把某個月分數衝上 1 或 0.75，正確的特徵應該要在多個月份都有幫助，所以這樣挑選到的特徵很可能只是巧合。

另外每個月 alert 為 1 的數量很少，可能挑變數往好的方向前進，分數也不會前進。



就算 score function 增加 log_loss 項也只稍微改進，但會使和比賽的評分不同。

```
def n_1recall(y_test, y_pred,num=1):
    pred1=y_pred[np.where(y_test == 1)]
    pred1.sort()
    return (y_test.sum()-num)/((y_pred>=pred1[num]).sum()) - log_loss(y_test,y_pred)*0.5
```

還是希望以本次比賽評分做優化。

$$\text{Recall@N} - 1 \text{ 的 Precision} = \frac{\text{N} - 1}{\textit{抓到N} - 1 \textit{ 個真正報 SAR 案件所需的名單量}},$$

$$\textit{where } N = \textit{該月所有真正報 SAR 的案件數}$$

為了解決少次驗證不穩定的問題，使用 30 次交叉驗證，交叉驗證使用 StratifiedShuffleSplit 以 1 測試 9 訓練比例隨機抽取資料，且確保每折測試資料都同等有 alert 0 有 2,521 筆 alert 1 有 25 筆，每次挑變數跟調整模型都改用不同的 30 次 StratifiedShuffleSplit 切法，把挑選變數改為最差 10 筆(另外也嘗試了 5 種版本的改法，但都沒有這個方法穩定)，修改驗證方法後改用月份時間序列交叉驗證測試得分也差不多，所以用此方法符合比賽需求不會有太多問題。

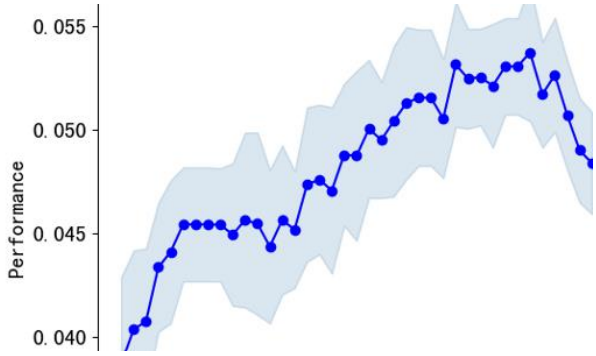
挑選變數

```
for new_subset, cv_scores in work:
    all_avg_scores.append(np.nanmean(cv_scores))
    all_cv_scores.append(cv_scores)
    all_subsets.append(new_subset)

if len(all_avg_scores) > 0:
    best = np.argmax(all_avg_scores)
    out = (all_subsets[best], all_avg_scores[best], all_cv_scores[best])
```

挑選變數由平均修改為最差10筆平均(使用30次交叉驗證)

```
for new_subset, cv_scores in work:

    all_avg_scores.append(np.nanmean(sorted(cv_scores)[:10]) )
```

有了多次交叉驗證 score function 用本次比賽的評分方式也比較不容易卡住不往前進步。




## 特徵方面

ccba 的帳務日期，可以對到 2021 跟 2022 日期，且對應 2021、2022 國定假日不會有 alert 發生。

| 日期 | ccba 的帳務日期 |
|---|---|
| 2021-04-01 | 0 |
| 2021-05-01 | 30 |
| 2021-06-01 | 61 |
| 2021-07-01 | 91 |
| 2021-08-01 | 122 |
| 2021-09-01 | 153 |
| 2021-10-01 | 183 |
| 2021-11-01 | 214 |
| 2021-12-01 | 244 |
| 2022-01-01 | 275 |
| 2022-02-01 | 306 |
| 2022-03-01 | 334 |
| 2022-04-01 | 365 |

alert 當天之前如果放假，也要拿連續假期的資料同時做特徵，禮拜一的 alert 有可能是六、日發生洗錢交易所以 alert 筆數特別多，如果不是放假後上班第一天則只要用當天資料做特徵就可以。

| 星期幾 | 幾筆 alert |
|---|---|
| 一 | 5839 |
| 二 | 4733 |
| 三 | 5326 |
| 四 | 4915 |
| 五 | 4532 |
| 六 | 110 |

幾乎 alert 等於 1 是那個顧客在那個月的最後一次出現，除了 2022 年 4 月有同月相同顧客出現兩次，因為有這筆意外，所以可以當作特徵但不能只預測那個月每個顧客的最後一筆。

| 是否是顧客當月最後一筆 alert | alert 主鍵報 SAR 與否 | 筆數 |
|---|---|---|
| 0 | 0 | 14615 |
| | 1 | 1 |
| 1 | 0 | 10595 |
| | 1 | 244 |

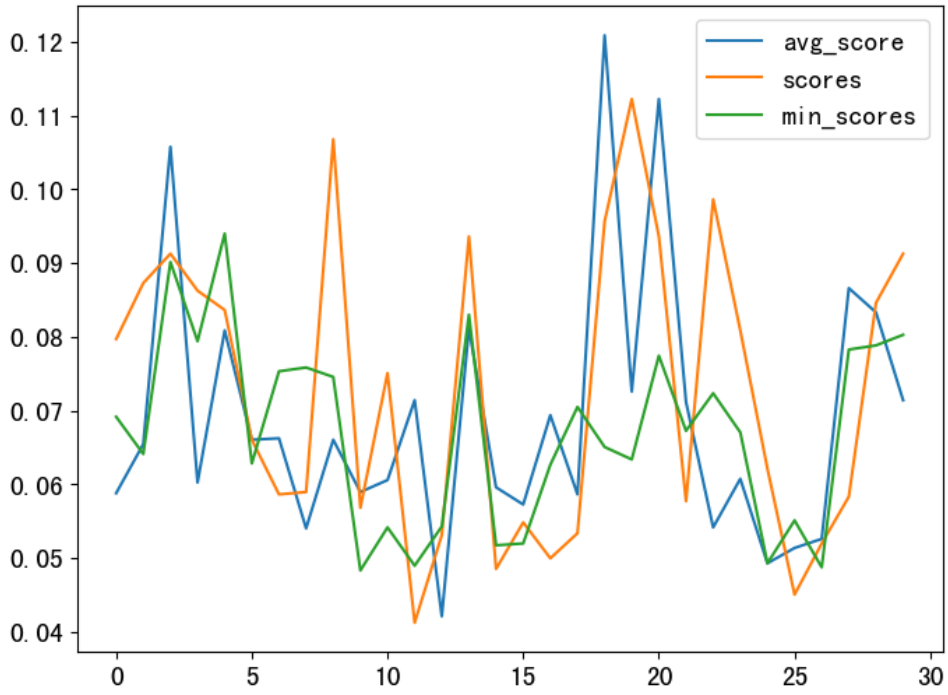
當月才出現第一次 alert 的顧客，alert 等於 1 機會稍微高一點，所以放入第一次 alert 的天數離當筆資料多少天來判斷是不是新 alert 顧客，且訓練資料改由 2021-05 開始，所以一定會有舊帳號，另外發現只需要考慮 alert 當天或前短時間的資料，所以可以隨機抽樣做驗證。

| alert 日期 | 新帳號 | 當月帳號數 | 新帳號是 1 | 所有 1 |
|---|---|---|---|---|
| 2021-04 | 2031 | 2031 | 19 | 19 |
| 2021-05 | 551 | 737 | 45 | 51 |
| 2021-06 | 569 | 775 | 28 | 34 |
| 2021-07 | 502 | 721 | 25 | 29 |
| 2021-08 | 454 | 659 | 18 | 20 |
| 2021-09 | 390 | 631 | 12 | 17 |
| 2021-10 | 462 | 682 | 16 | 20 |
| 2021-11 | 434 | 675 | 10 | 12 |

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| 2021-12 | 461 | 731 | 9 | 11 |
| 2022-01 | 556 | 939 | 9 | 13 |
| 2022-02 | 383 | 691 | 1 | 1 |
| 2022-03 | 471 | 832 | 4 | 7 |
| 2022-04 | 444 | 735 | 7 | 11 |

最終模型挑選最佳 30 折平均，訓練兩個模型，每次挑變數跟調整模型都改用不同的 30 次 StratifiedShuffleSplit，最後驗證準度有提升下融合兩個模型結果。

avg_scores:最佳最差 10 折平均、scores: 最佳 30 折平均、min_scores:最佳最差 1 折




使用 30 次隨機交叉驗證，或以驗證 2022-03 用之前資料訓練、驗證 2022-01、2021-12... 分數平均都有 0.07 以上，如上圖最差一折至少都有 0.04 以上，如果運氣不好預期也有 0.05 以上。最後成績 0.054 雖然比預期差，但很好運的獲得第一名。