金融科技

以 Trading Valley 為基礎改建之理財機器人

小組成員:陳冠維、白鎧維、黃亭瑄、郭子寧、吳旻聖

組內分工

陳冠維:程式撰寫、交易策略構思

白鎧維:AI 概念構思、法遵

黃亭瑄: 彙整書面報告 郭子寧: 彙整書面報告

吳旻聖:AI 概念構思

大綱

前言、系統概論	01
未來發展風險、法遵	02
實際買賣交易策略	03
不同風險接受程度下之績效	04 ~ 06
未來展望	07

程式碼連結:

https://github.com/105071013/Fintech_Project.git

前言

在機器人顧問興起之前,傳統上,我們要從事投資活動時,會諮詢理財專員或顧問的建議,客戶與顧問之間透過面對面溝通或電話,以信任為兩者中介,進行投資和收取顧問服務的報酬。但 人的複雜多變,使本身充滿風險的投資,更是增加了不確定性,一般人很難有能力知識去對眼前給 予你建議的理專調查,因此選擇理專時,對於所屬公司的品牌信任即是重要依據。

可惜在 2008 年金融海嘯中,人們對於投資的風險意識,特別關於「人性」的因素,起了很大的質疑。機器人顧問(Robo-Adviser)也順勢在這樣的情境中,開始蓬勃發展。一方面,也是因為大數據的技術累積,使得機器人, 也就是由「真人」寫出來的系統,比「真人」更有能力與效率處理巨量資訊,而從中對於推薦投資標的、預測走勢、投資相關參數的各樣計算更為精準,利用新穎的科技技術解決了傳統上的金融痛點。

▍系統概論

我們以 Trading Valley 為依據,建立一個新的投資訊號可以依投資人風險偏好作為進出場的訊號,我們以美國前百大 ETF,作為標的目的是為了保持交易的流動性且這些 ETF 因為交易量大能夠反映市場價格,此外進出場的訊號基本上以技術指標作為買賣基準,而投資人可以透過調整參數α的作法,以自身的風險接受程度對出場訊號做不同的調整。我們簡單的先將風險接受程度分成低中高,風險接收程度低的投資人參數α設置為 1·1 倍的 ATR 代表了較為保守的停利策略,再加上設置一個跌 10%的 hard stop 去建構整個投組。風險接受程度中、高的投資人設置的參數α為 2·2 倍的 ATR 反映了較為積極的策略。至於風險接受程度最高的投資人我們則是選擇不去設置 hard stop。下表為系統建立所需工具及方法,關於更詳細的演算法內容放在後方。

理財機器人系統概況	
投組標的	美國前百大 ETF
進場技術指標	(1) Squeeze 產生+momentum>0 (追股價上漲的趨勢)
	(2) 近 52 週最高價
出場訊號	移動停利(α*ATR)、hard stop
風險調整參數	可透過調整α·改變對於出場訊號中α*ATR 的影響
演算法執行平台	Python
資料庫來源	Yahoo Finance

未來發展風險

(i) 監管風險

為了有效地為客戶服務,機器人顧問必須按照投資目標進行不同的程式,並具備捕獲和量化每個投資者風險狀況的詳細信息。為了滿足投資顧問的信託責任,機器人顧問環境必須包含新的控制和驗證。對於監管機構來說,確定如何評估其信託責任可能是一個挑戰。

(ii) 技術風險

為了在客戶資產處置中發揮更重要的作用,需要有足夠的技術能夠使系統達到安全性、彈性和容量。舉例來說,系統是否能在歷史資料中未發生的事件中進行判別,抑或有其他對策處理伺服器 當機時的方案。市場的變化相當的迅速,機器相比於人以外已經能反應得更為及時,但是能否達到 上述所提到的問題,將會是取得客戶信任的一大課題。

法遵

現在的法律規定沒有辦法全自動的代操,因此,<u>我們的目標並不是直接幫顧客去做一個買賣的動</u>作,而是提供資訊 (i.e.接下來可能的走勢),最終的交易的動作還是交由顧客自己去執行。

在介面部分,會顯示經由計算後的最佳化的交易量,而下方會顯示三種選項讓顧客自己去選取: GO·NO·及 Customize·分別為進行機器所推薦的交易,不進行,跟自行客製化操作。在進行的部份並非機器自動進行,而是連接 API 到交易的服務介面去做交易。在查過相關規定後認為這樣一個單純提供資訊的系統是被允許的。

實際買賣交易策略

買入策略(Trend following)

近 52 週最高價+squeeze 產生(布林通道跑進凱勒通道裡)+momentum>0 透過以上三個指標 判斷股價將有一個往上漲的趨勢

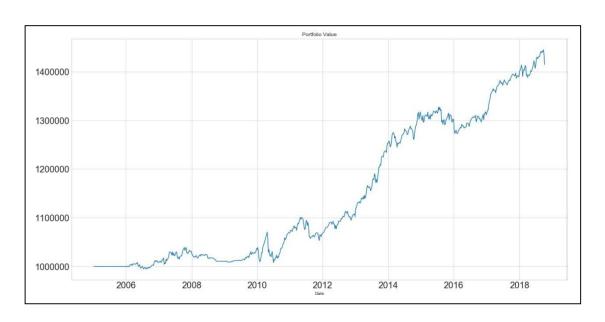
圖示



出場策略(依據投資人風險承受程度來設定)

- (1) 風險接受程度(低):以 1 倍的 ATR 當作停利點·並以跌幅 10%當作一個 hard stop。
- (2) 風險接受程度(中高):以 2 倍的 ATR 當作停利點,並以跌幅 10%當作一個hard stop。
- (3) 風險接受程度(高):以前 10 週的最低收盤價作為追蹤止損。

(i)風險接受程度:低



可以由下圖發現此投資組合的年波動度只有 **6.9%**,而年報酬率達到 **12.9%**。相較於大盤的 **17.5%**年波動度以及 **7.5%**的年報酬率,以上數據說明了此投資組合將能夠產生比投資 **S&P500** 指數 更為穩定的報酬。

此交易策略績效

1 performance_matrics(total_port_value)

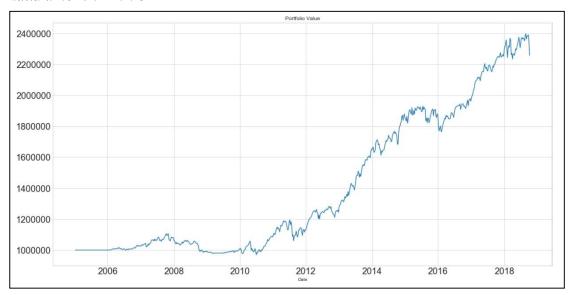
annual volatility:0.069452906383324 total return:0.41451623168997354 annual return:0.1292395789056291 sharpe ratio:1.8608231913626607 max drawdown:0.05869908642549062 max down duration:125 days

大盤績效

performance_matrics(benchmark_value)

annual volatility:0.17501847204885618 annual return:0.07549002556190576 sharpe ratio:0.4313260462063274 max drawdown:0.5677538894035713 max down duration:1802 days

(ii)風險接受程度:中高



可以由下圖發現此投資組合的年波動度為 **16.8%**,而年報酬率達到 **33%**。相較於大盤的 **17.5%** 年波動度以及 **7.5%**的年報酬率,以上數據說明了此投資組合雖然年波動度不比大盤低上許多,不過能夠產生比投資 **S&P500** 指數更為可觀的報酬。

此交易策略績效

performance_matrics(total_port_value)

annual volatility:0.16847737535852042

total return:1.2583436410144855 annual return:0.3304505271490237 sharpe ratio:1.9613940830086167 max drawdown:0.12357614450825903

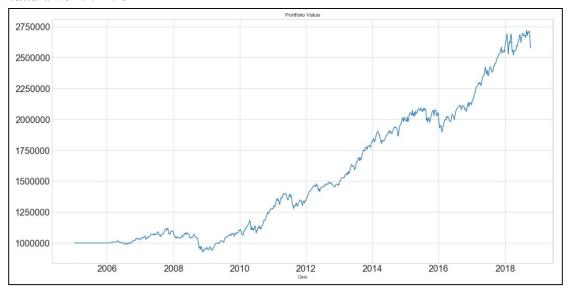
max down duration:169 days

大盤績效

performance_matrics(benchmark_value)

annual volatility:0.17501847204885618 annual return:0.07549002556190576 sharpe ratio:0.4313260462063274 max drawdown:0.5677538894035713 max down duration:1802 days

(ii)風險接受程度:高



可以發現此投資組合的年波動度為 17.48%,而年報酬率達到 39.35%。相較於大盤的 17.5%年波動度以及 7.5%的年報酬率,以上數據說明了此投資組合雖然年波動度不比大盤低上許多,不過能夠產生比投資S&P500 指數更為可觀的報酬。

此交易策略績效

performance_matrics(total_port_value)

annual volatility:0.17483781939371118 total return:1.5776006599450443 annual return:0.39355991790808686 sharpe ratio:2.250999922515866 max drawdown:0.1728202822604643 max down duration:122 days

大盤績效

performance_matrics(benchmark_value)

annual volatility:0.17501847204885618 annual return:0.07549002556190576 sharpe ratio:0.4313260462063274 max drawdown:0.5677538894035713 max down duration:1802 days

★來展望:加入 AI 提升選擇性

在根據現有架構下,我們提出了一個加上人工智慧的提升辦法:

利用網路爬蟲的方式,在顧客指定好有興趣的 ETF 後,自動到各大新聞上去擷取相關的資訊,並且依序放入一個機器學習的模型,利用 NLP(自然語言處理)的方式去判斷在接下來的時間點的走勢會是跌或漲。

在實作部分,可以把整體架構下去做一個分解:

- 1. 爬蟲部分:在顧客輸入其有興趣的商品後,利用已經 train 好的文字的模型去產生一些相關的字詞當作搜尋的關鍵字,並輸出至爬蟲的函式中去做自動抓取新聞內容。
- 2. 股市預測部分:首先先利用過去的資料及新聞去做訓練,在得知可能變動的一些訊號後,進而使用新的文字內容去做預測,進而產出對於短時間內的變化情形。
- 3. 社群情緒指數:基於現在社群網路的發展蓬勃,人們可以在上面自由發表言論,而我們認為在不同的時間點上,群眾的言論也會對股市產生一定程度的影響。故我們希望利用此資訊作出一個「社群情緒指數」,來幫助我們了解市場散戶的情緒指數。

Prototype 網址:

https://app.powerbi.com/view?r=eyJrljoiMWNiMGY3NzYtOGRjMy00NWEwLWJjZ WItYWE4NTcxY2IyMzgyIiwidCI6ImNjNzU2MmE4LTFhY2ItNDZjNS1hMTRkLThkZD g2NTRmZTI3MiIsImMiOjEwfQ%3D%3D