金融科技導論 Final Project

R06922022 資工所碩一 曹爗文

Introduction

目標指數是 SPDR 標普 500 指數 ETF (SPDR S&P 500 ETF, SPY), 透過從 1993/1/29 開始的歷史資料,預測未來的漲跌,以獲得最大利潤。

Baseline Method

使用作業寫過的 Sharpe Ratio,公式如下:

$$Sharpe = \frac{\bar{R}_p - R_f}{\sigma_p}$$

 $ar{R}_p$ 為 Mean portfolio return,在此用每日的 AdjOpen 差當作 return,計算 N 日 之内的平均。

 R_f 為 Risk-free rate,在此設為 0。

 σ_p 為 Standard deviation of portfolio return,即 return 的標準差。

My Model

除了 Sharpe Ratio,我另外實驗了四種方法,首先是 Sortino Ratio,公式:

$$Sortino = \frac{\overline{R}_p - R_f}{\sigma_{pd}}$$

 $ar{R}_p$ 和 R_f 與 Sharpe Ratio 一樣,唯一不同的是衡量 risk 的方式,也就是分母的數值,Sortino Ratio 是用 σ_{pd} ,Standard deviation of Negative portfolio return,也稱作 Downside deviation,算 deviation 時只計算 return 比 mean 還小的部分,比 mean 大的設為 0。目的是衡量比平均還差的部分的風險,為 Sharpe Ratio 的簡單修正。

第二種是 Sterling Ratio,公式:

$$Sterling = \frac{\bar{R}_p - R_f}{ADD}$$

 \bar{R}_p 和 R_f 與 Sharpe Ratio 一樣,不同的地方一樣是衡量 risk 的方式,在這邊是用 Average Drawdown,簡稱 ADD。方法是計算這段時間之內的所有跌幅,並且 選出跌幅最大的其中幾個做平均,有另外一種相似的方法叫做 Calmar Ratio,使用 Maximum Drawdown,簡稱 MDD,選出最大的跌幅當成衡量風險的方式,算是 Sterling Ratio 的特例。

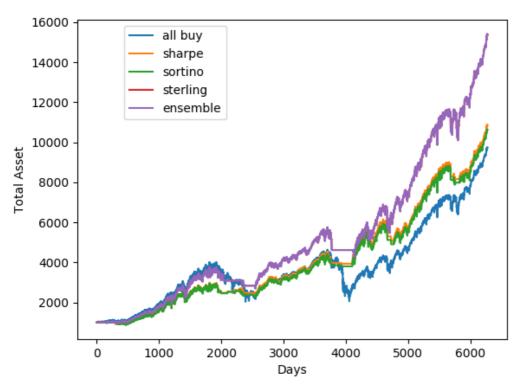
第三種我結合 Sharpe Ratio、Sortino Ratio 和 Sterling Ratio,在決定 action 的 時候三種都做,最後只有全部選 buy 的時候才 buy,全部選 sell 的時候才

sell。但由於 Sterling Ratio 表現特別好,所以將三種 model 做 ensemble 還是會跟 Sterling 的一樣。

第四種非常簡單, SPY 的走勢長期來看在漲, 所以我全部都回傳 1, 也就是全部都買, 最後結果也不錯。

Experiment Result

我做了許多實驗,其中只測最後 20 天(模擬助教最後測試)的無論是哪種模型結果都一樣,所以我認為測試全部的資料(1993/1/29~2017/12/29)比較準確,以下是結果:



由圖可以明顯看出,ensemble 或是 Sterling Ratio 效果最好,初始資金是 1000,最後可以達到 15382.427525,約是初始金額的 15 倍,Sharpe Ratio 和 Sortino Ratio 結果相近,大約是初始金額的 10 倍,全部都買的話最差,但也 有超過初始金額的 9 倍。

此外可以看出三種 ratio 的圖形狀長得很像,但由於買賣是全買或全賣,所以彼此的表現容易被拉開,但仍可以說三者的能力是差不多的,若換一種股票預測也許可以看出更完整的比較。

Days 大約在 2400 和 4000 左右的地方,由全買的藍色線可以看出那時候買會大虧,而三種 Ratio 在那時候都呈現水平,表示它們有能力判斷說大跌的時候不要買賣,以此減少虧損。

Conclusion

結論是 Sterling Ratio 在此資料上表現良好,大幅超過 Sharpe Ratio 和 Sortino Ratio。最終我使用三者 ensemble 的結果。

除了使用各項 Ratio,我也有想過使用 Machine Learning 的方式預測股價,但由於資料只有各個開盤價、收盤價等資訊,這些資訊對於 ML 的 model 來說不是有用的 feature,因為它們不是真正影響表現的因素。真正會影響的在於投資人的心態、市場的變化以及其他非常大量的變數,但這是預測股票時很難獲得的,所以我認為至少在這次的作業裡不適合用 Machine Learning 的方式。