

研究方法

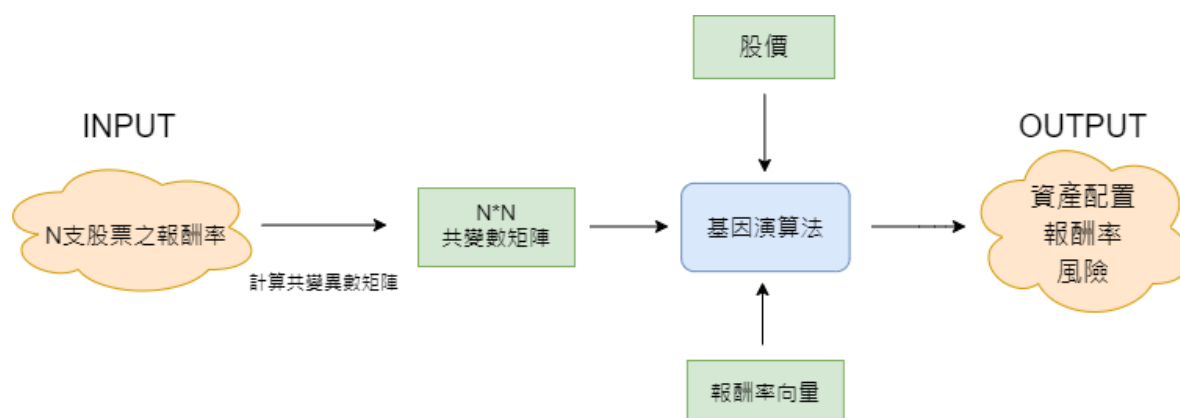


圖1 研究流程之示意圖

本研究自TEJ資料庫蒐集2017年1月3日至2021年5月21日之股價作為輸入資料以基因演算法進行投資組合最佳化，本實驗以離散行編碼進行，選取100組投資組合，意即100條染色體，20檔股票為單位，即染色體長度為20，取20個範圍內之隨機數為一染色體，進行基因演算法之優化。

在適應度函數部分，設置一個股權重(w_i)為每一檔股票價格在此投資組合總價格之比重，計算此投資組合之變異數，即為

$$\sigma_p^2 = \sum_{i=1}^n w_i^2 \sigma_i^2 + \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^n w_i w_j \sigma_{ij}$$

$$= \sum_{i=1}^n w_i^2 \sigma_i^2 + \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^n w_i w_j \rho_{ij} \sigma_i \sigma_j, \text{ 並非加權平均觀念}$$

$$\sigma_{ij} = \rho_{ij} \sigma_i \sigma_j$$

σ_p^2 ：投資組合報酬率的變異數， σ_p ：投資組合報酬率的標準差
(總風險)

σ_i^2 ：第 i 種證券報酬率的變異數

w_i 、 w_j ：分別表示第 i 種及第 j 種證券的投資比例

σ_{ij} ：第 i 種第 j 種證券的共變異數

ρ_{ij} ：第 i 種及第 j 種證券的相關係數

而組合的報酬率即為各股票權重乘以各股票之報酬率加總計算，總價格即為20檔股票之股價加總。

本研究設計以三個面向之懲罰項來避免預算超出100萬、報酬率之標準差過大，以及選取到太多檔重複股票的問題。在成本的部分，若是超出100萬，懲罰項為 $2 \times (\text{總成本} - 1000) / 1000$ ，希望能夠將組合之成本控制在範圍內。標準差之懲罰項則是由 $(\text{np.sqrt}(\text{total_var}) - \text{min_std}) / (\text{max_std} - \text{min_std})$ 所組成，最後為了避免選取到太多一樣的股票，因此設定 $\text{NUM_BIT} = \text{len}(\text{np.unique}(x))$ ，控制股票重複的問題。最後再根據設定不同權重比例(報酬率,成本,風險)，計算適應度函數，即為

總報酬率*報酬率比重-風險懲罰項*風險比重-成本懲罰項*成本比重 - 0.1 *重複挑選股票之懲罰項，

最後在目標檢核上，本研究將結果視覺化呈現，將有效的投資組合，亦即在研究範圍內得出最佳結果之報酬率與此期間範圍內每日的大盤報酬率作比較，並檢驗2020年1月1日至2021年5月21日範圍內之投組效果。

實驗設定

此實驗之設定為將100萬元的資本買20檔股票投資組合，會以三個面向來做考量，分成三個面向的權重(a,b,c)，首先 a 是報酬率之權重項，意即重視獲利的程度，接著 b 是成本之權重項，即組合成本與100萬的差距，最後 c 是風險之權重項，即報酬率的標準差，而報酬率的標準差就指股票波動的大小，因此若希望投資組合能夠越穩定，面對的風險越小的話，權重就會越高。

實驗結果



上圖中有一條直線，直線的左半邊為跑基因演算法的數據，是從2018年到2020年各檔股票之報酬率，而右半部是2020年到現在的報酬率，此數據用來觀察我們以基因演算法跑投資組合之成效。

此實驗分成三個不同的權重組合來跑基因演算法。首先，紅線即大盤之報酬率，藍色線之權重為(3,1,1)，可看出藍線是最講究報酬率的，也是三個組合中風險比重相對最小的，因此它的風險耐受度是最高的。橘線之權重為(3,1,3)，意即它不僅追求報酬率，亦比藍線更注重風險。綠線之權重為(2,1,3)，亦即它最重視的是風險，在三線中，它的風險耐受度是最低的。

從實驗結果中發現不管是哪個組合的報酬率皆比大盤來的高。以縱斷面來觀察黑線之右半部，發現藍線之整體報酬率是最好的，而橘線次佳，最後是綠線。以組合比重來看，藍線與橘線報酬比重皆為三，但是橘線之風險比重又比藍線來得高，因此整體報酬率沒有藍線那麼好，但同時在2021年下跌的時候，跌幅也比藍線來得小。而綠線是三個組合裡面風險比重最高的，比起獲利，或許他更重視組合的穩定程度，因此整體的報酬率也相對較低，同時在2021年下跌的幅度也是最小的。

結論

本實驗是以基因演算法來跑投資組合，而上面這組實驗的結果是符合我們預期的，因此認為以基因演算法跑投資組合是有潛力的。同時在實驗中，我們亦嘗試了不同組權重組合後，發現此實驗是改善的空間，因此若要將本專案實際應用在股市上，提供投資人參考的依據的話，在往後還需要投入改進，像是在報酬率與風險的設定，原本是用絕對的報酬率跟標準差去評分，但我們後來觀察實驗的結果發現這樣做並不好，因為報酬率跟風險其實是相對的，因此或許可以改成相對的sharp ratio會更好。