

機器學習與資料分析在會計領域的應用  
期末報告

**使用 Random Forest 及 XGBoost 模型  
進行每股盈餘金額預測**

B08303006 財金四 林姝延

## 目錄

壹、使用 Random Forest 和 XGBoost 預測全產業各公司 2017 EPS 金額	
(一)、 <a href="#">資料處理</a>	P.2 - 3
(二)、 <a href="#">模型及預測年度設定</a>	P.3
(三)、 <a href="#">預測金額結果</a>	P.4 - 6
(四)、 <a href="#">各模型預測分數比較</a>	P.6 - 8
(五)、 <a href="#">變數重要性</a>	P.8 - 10
貳、根據模型衡量結果建立全產業投資組合並提供投資建議	
(一)、 <a href="#">EPS 預期增額</a>	P.10 - 12
(二)、 <a href="#">投資組合建立</a>	P.12 - 13
(三)、 <a href="#">投資成效衡量</a>	P.13 - 14
(四)、 <a href="#">投資建議</a>	P.15 - 16
參、使用 Random Forest 和 XGBoost 預測半導體產業 2017 EPS 金額	
(一)、 <a href="#">定義所挑選的產業及資料集處理方式</a>	P.16
(二)、 <a href="#">模型及預測年度設定</a>	P.16 - 17
(三)、 <a href="#">預測金額結果</a>	P.17 - 19
(四)、 <a href="#">各模型預測分數比較</a>	P.20 - 21
(五)、 <a href="#">與全產業進行比較</a>	P.22 - 23
(六)、 <a href="#">變數重要性</a>	P.23 - 25
肆、根據模型衡量結果建立半導體產業投資組合並提供投資建議	
(一)、 <a href="#">EPS 預期增額</a>	P.26 - 27
(二)、 <a href="#">投資組合建立</a>	P.27 - 29
(三)、 <a href="#">投資成效衡量</a>	P.29 - 31
(四)、 <a href="#">投資建議</a>	P.31 - 32

## 專案摘要

本專案使用 Random Forest 及 XGBoost 模型對 2017 年全產業及半導體產業各公司每股盈餘進行預測，根據預測分數比較模型好壞，並根據較佳模型的預測結果建立全產業及半導體產業的投資組合及提供投資建議。

*Note：因程式碼無 set seed，每次執行產生不同預測結果，因此此書面報告與程式檔案中輸出結果略有不同，但對於分析結果無大幅影響*

### 壹、使用 Random Forest 和 XGBoost 預測全產業各公司 2017 EPS 金額

#### (一)、資料處理：

在進行模型訓練前，進行以下資料處理，確保資料完整和準確性：

- Y – 每股盈餘
  - 資料調整：以 EPS 調整因子來達成共同的比較基準
  - 將資料年份展開：將主鍵改成公司欄位單獨擔任
  - 樣本篩選：保留 2010 至 2017 年皆有數據的公司，並將金融業公司移除
  - 敘述性統計：了解資料特徵並檢查是否有異常值
  - 缺失值處理：將缺乏單一年度資料的公司進行補值，並將其餘有缺失值的公司刪除
- X – 資產負債表科目
  - 資料平減化：會計科目同除以總資產
  - 將資料年份展開：將主鍵改成公司欄位單獨擔任
  - 樣本篩選：將 Y 部分刪除的公司去除
  - 敘述性統計：了解資料特徵並檢查是否有異常值
  - 缺失值處理：將全為缺失值的欄位刪除，並將其餘欄位的缺失值補 0
- X – 損益表科目
  - 資料平減化：會計科目同除以營業收入
  - 將資料年份展開：將主鍵改成公司欄位單獨擔任
  - 樣本篩選：將 Y 部分刪除的公司去除
  - 敘述性統計：了解資料特徵並檢查是否有異常值
  - 缺失值處理：將全為缺失值的欄位刪除，並將其餘欄位的缺失值補 0

- X – 現金流量表科目
  - 資料平減化：會計科目同除以資產總額
  - 將資料年份展開：將主鍵改成公司欄位單獨擔任
  - 樣本篩選：將 Y 部分刪除的公司去除
  - 敘述性統計：了解資料特徵並檢查是否有異常值
  - 檢查缺失值：經確認沒有缺失值因此無需做缺失值處理
- 資料合併
  - 將所有資料合併，包含資產負債表科目、損益表科目、現金流量表科目，及調整後的 EPS

## (二)、模型及預測年度設定

本專案使用資產負債表、損益表，及現金流量表的會計科目對每股盈餘進行預測，以下為研究過程的相關設定及假設：

- 樣本為所有在 2010 - 2017 年上市櫃之非金融業公司
- X 為三表（資產負債表、損益表以及現金流量表）的會計科目，Y 為 EPS 金額
- 預測年月設定：  
使用標籤年度的前兩年的 3 個資產負債表（期初以及期末）以及 2 個損益表及 2 個現金流量表資料為訓練資料集，以 2015 以及 2016 的每股盈餘金額為標籤。最終，利用 2014-2016 的 3 個資產負債表以及 2015-2016 的 2 個損益表及 2 個現金流量表資料去預測 2017 的每股盈餘金額。如下【表 1】所列：

【表 1、年度設定】

	訓練資料 X	訓練資料 y	測試資料 X	測試資料 y
起始	2013 – 2014	2015	2015 – 2016	2017
結束	2014 – 2015	2015	2015 – 2016	2017

- 模型訓練：
  - 使用 Grid Search 找出最佳參數模型
  - 以 Training dataset 及有最佳參數的 Random Forest、XGBoost 進行訓練及測試
- 使用 均方根誤差(RMSE) 及平均絕對誤差 (MAE) 作為模型性能評估指標

### (三)、預測金額結果及模型比較

下【圖 1】及【圖 2】分別為使用 Random Forest 及 XGBoost 模型進行訓練及測試得出的前十間公司 EPS 預測值：

【圖 1、Random Forest 預測 EPS\_前十間公司】

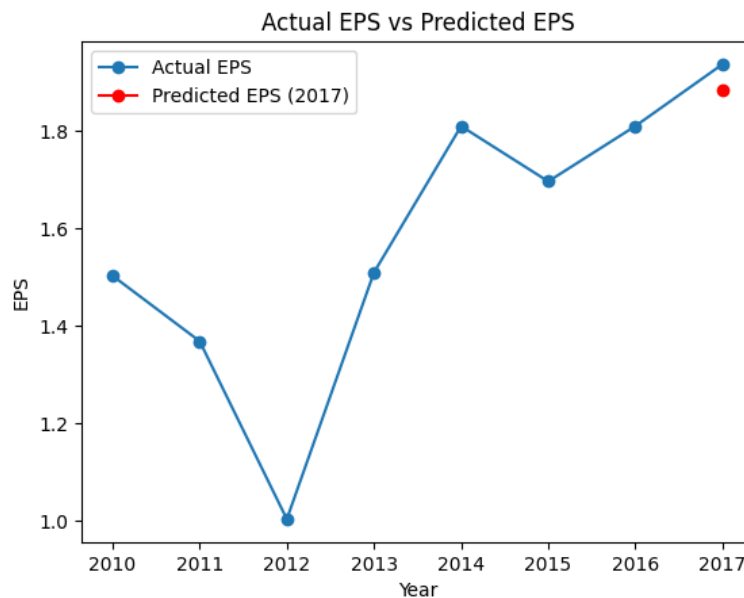
【圖 2、XGBoost 預測 EPS】

2017_predicted_eps		2017_predicted_eps	
公司		公司	
1101 台泥	1.173446	1101 台泥	1.427476
1102 亞泥	2.208733	1102 亞泥	1.333900
1103 嘉泥	-1.099519	1103 嘉泥	0.251484
1104 環泥	2.990789	1104 環泥	2.660576
1108 幸福	0.987827	1108 幸福	0.446460
1109 信大	0.214422	1109 信大	0.739532
1110 東泥	0.192148	1110 東泥	0.417537
1201 味全	-0.751871	1201 味全	-1.588032
1203 味王	1.625437	1203 味王	1.602611
1210 大成	2.594813	1210 大成	2.920379

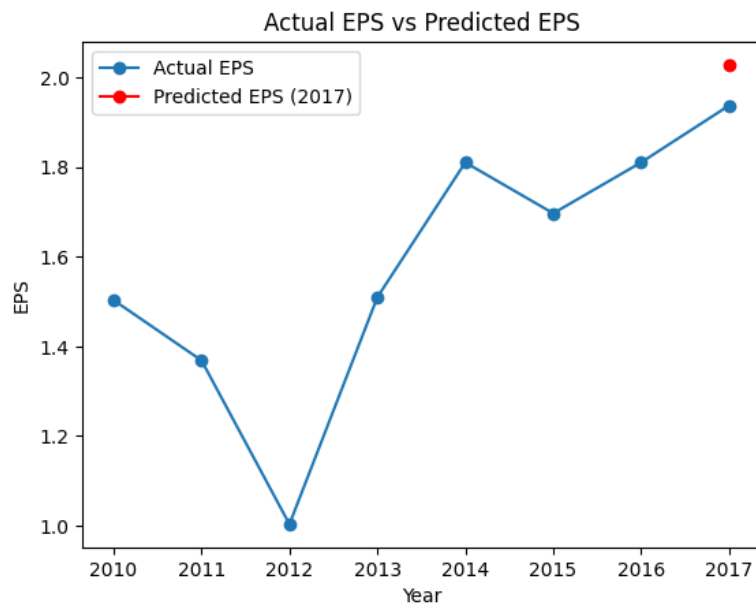
為了方便進行分析和比較模型的預測準確性，我們可以使用視覺化工具將預測結果和實際值呈現圖上。首先將全產業所有公司各年度 EPS 進行加總，取得 2010 至 2017 EPS 加總 EPS 實際值，及 2017 EPS 加總預測值，在圖表中，設定橫軸為時間軸，縱軸為每股盈餘值。使用折線圖來呈現實際值，得每股盈餘總額變化趨勢。同時，使用紅色點來表示模型的預測值總額。

這樣的圖可直觀觀察預測值總額與實際值總額之間的差異，以快速評估模型的準確性。如果預測值與實際值較為接近，則紅色點與折線圖最後節點較為貼近；如果預測值與實際值存在較大的偏差，則紅色點與折線圖最後節點有較大的距離。

【圖 3、EPS 實際值及 Random Forest 預測值比較】

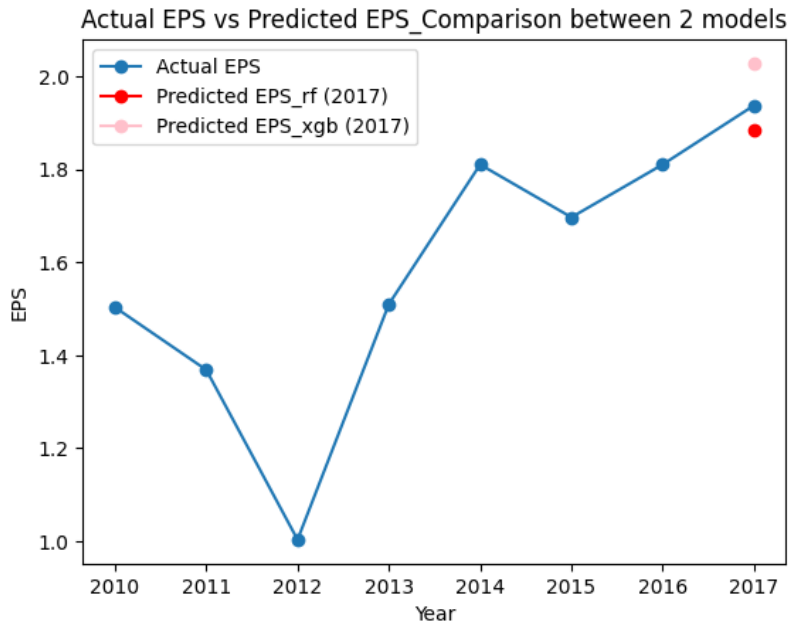


【圖 4、EPS 實際值及 XGBoost 預測值比較】



如【圖 3】及【圖 4】所示，將 EPS 實際值與分別使用 Random Forest 及 XGBoost 模型進行預測所得之預測值進行比較，由圖可得使用兩個模型進行預測時，紅色點距離藍色折現的最後節點均不遠，表示 2017 EPS 實際值及預測值皆未相差太遠，因此可推測兩模型預測表現均不差。

【圖 5、EPS 實際值、Random Forest 及 XGBoost 預測值比較】



接下來以【圖 5】進行兩模型的比較，由上圖可得 Random Forest 預測值總額 (紅色點) 高估、XGBoost 預測值總額 (粉色點) 則低估，其中 XGBoost 預測值 (粉色點) 與 2017 EPS 實際值 (藍色折現最後節點) 相距較預測值 (紅色點) 遠，但此圖將所有公司 EPS 進行加總，因此僅能得知預測總額與實際總額的間距，無法以此明確判定模型好壞，故下一部份將透過預測分數來衡量兩模型性能表現。

#### (四)、各模型預測分數比較

使用 均方根誤差(RMSE) 及平均絕對誤差 (MAE) 作為模型性能評估指標，兩者衡量指標計算方式分別如下：

- RMSE (Root Mean Square Error)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}$$

- MAE (Mean Absolute Error)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i|$$

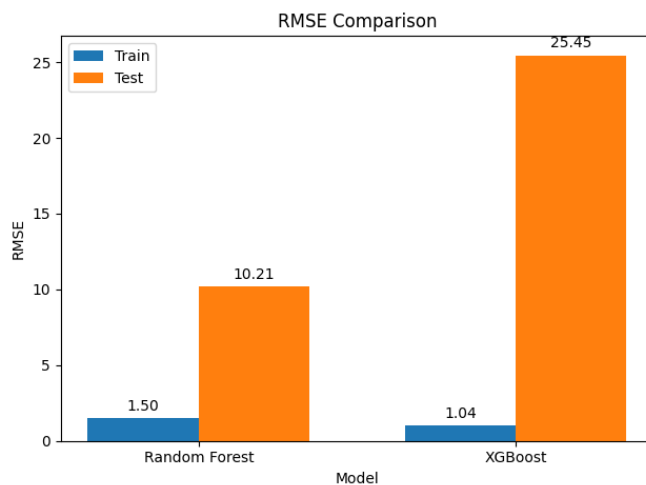
下【圖 6】呈現使用兩模型進行衡量時，訓練集和測試集的 RMSE 及 MAE:

【圖 6、兩模型預測分數呈現】

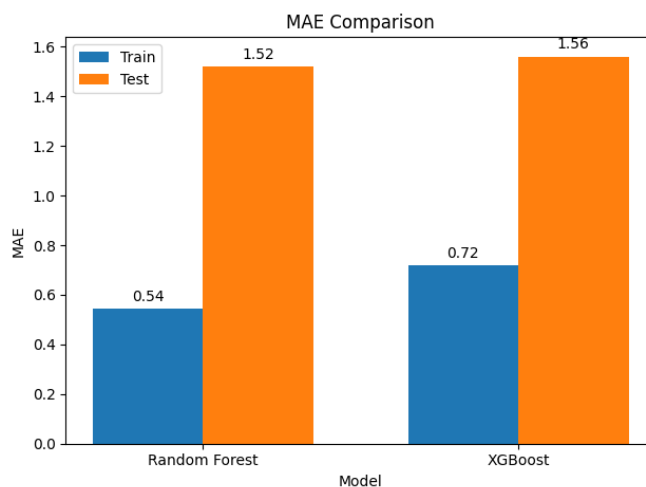
Model	RMSE Train	RMSE Test	MAE Train	MAE Test
Random Forest	1.501615	10.211944	0.543778	1.519648
XGBoost	1.038993	25.448853	0.719341	1.560537

為了方便進行兩模型預測性能的比較，將預測分數進行視覺化呈現，繪製 RMSE、MAE 衡量指標下，兩模型在訓練資料集及測試資料及的表現比較圖。

【圖 7、兩模型 RMSE 比較】



【圖 8、兩模型 MAE 比較】



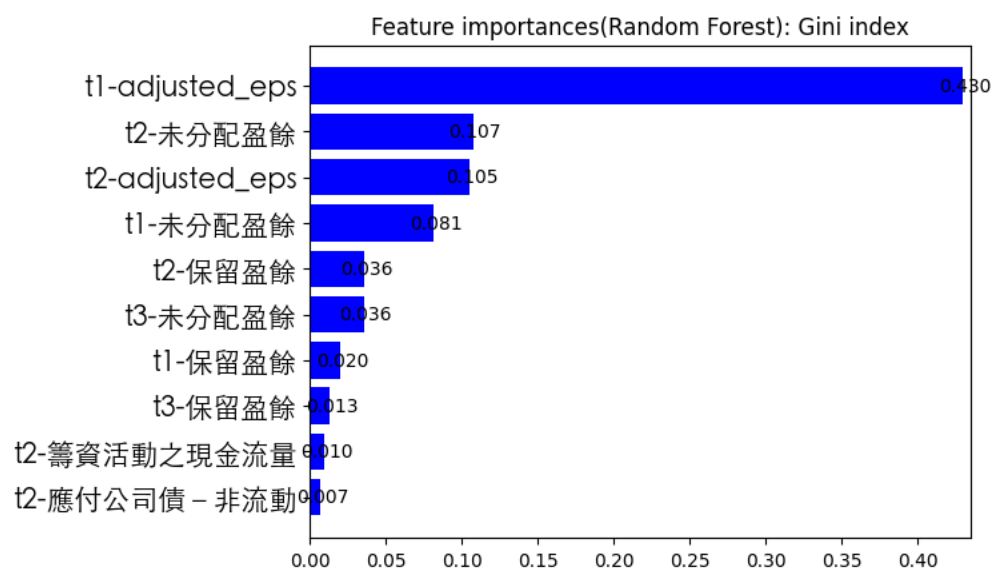


由上【圖 7】及【圖 8】可得以下三點結論：

- 訓練資料集相比於測試資料集有較低的 RMSE 及 MAE：  
兩個圖中的藍色 bars 皆低於橘色 bars，表示無論是使用 Random Forest 還是 XGBoost 模型進行模型訓練與預測，訓練資料集的 RMSE 及 MAE 皆低於測試資料集的 RMSE 及 MAE。推測因為訓練集通常是模型用來進行學習和調整參數的主要資料集，所以模型會根據訓練集的特徵和標籤之間的關係來進行擬合。當模型的參數調整得足夠好時，就能捕捉訓練集中的趨勢，進而更準確地預測訓練集中的標籤。而測試集是用來評估模型泛化能力的資料集，也就是看模型在看不見的數據上的表現。當模型遇到未見過的數據時，需利用在訓練集上學到的模式和特徵來進行預測。由於測試集與訓練集不同，因此模型可能無法完美地擬合測試集中的數據，導致測試集上的 RMSE 和 MAE 相對較高。
- 兩模型表現均不錯：雖然 testing dataset 的 RMSE 及 MAE 較高，但由結果可知 RMSE 及 MAE 皆低，表示兩模型的泛化能力和預測準確性是高的。
- XGBoost 模型表現較 Random Forest 好：由圖比較可得，XGBoost 模型在訓練資料與測試資料的 RMSE、MAE 普遍比 Random Forest 高，表示 XGBoost 模型表現較佳，推測因為 XGBoost 使用梯度提升算法，可以優化目標函數的梯度來提升整體模型的性能。

## (五)、變數重要性

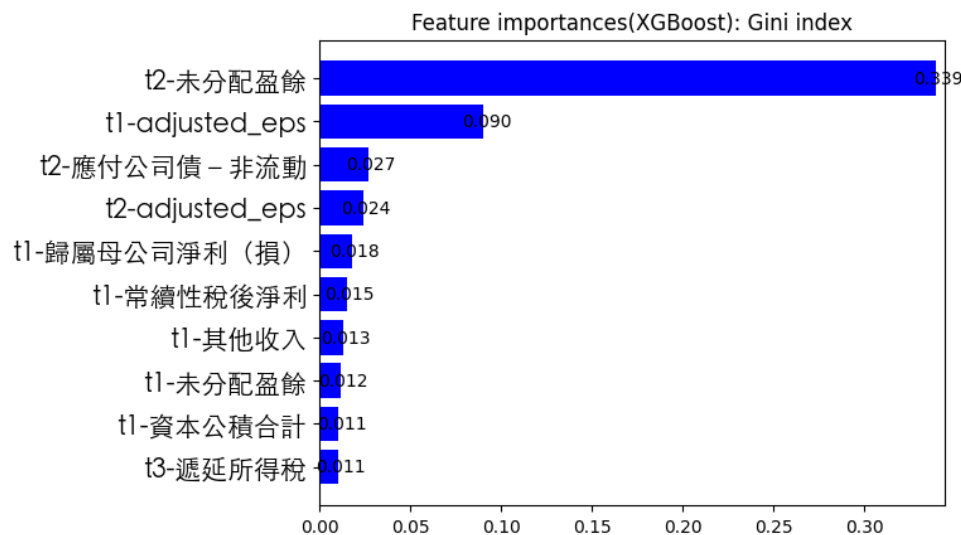
【圖 9、Random Forest 模型前十重要變數】



由上【圖 9】可得在使用 Radom Forest 進行模型訓練時，有以下重要變數，推測原因分述如下：

- t1- adjusted\_eps、t2- adjusted\_eps：前一年和前兩年的 EPS 可提供有關公司過去盈利表現的資訊，用來了解增長趨勢，因此是預測未來 EPS 的重要參考依據。
- 未分配盈餘和保留盈餘：未分配盈餘是公司累積未分配的利潤，保留盈餘則是公司保留起來作為資本投資或分配給股東的利潤。這兩個變數可反映公司在過去累積的利潤，對於預測未來 EPS 的可持續性和成長潛力提供重要價值。
- 籌資活動現金流量：籌資活動現金流量反映公司在籌集資金方面的活動，如發行公司債或吸引投資者投資，可以提供有關公司資本結構和財務健康狀況的信息，對於預測公司未來 EPS 的穩定性和成長能力也具重要性。
- 應付公司債：應付公司債是公司需要支付的長期負債，其大小和支付時間對公司的財務狀況和盈利能力具有影響，可提供關於公司負債水平和償還能力的資訊，對於預測公司未來 EPS 的風險和可持續性具重要性。

【圖 10、XGBoost 模型前十重要變數】



由上【圖 10】可得在使用 Radom Forest 進行模型訓練時，有以下重要變數，推測原因分述如下：

- 未分配盈餘和保留盈餘：未分配盈餘是公司累積未分配的利潤，保留盈餘則是公司保留起來作為資本投資或分配給股東的利潤。這兩個變數可反映公司

在過去累積的利潤，對於預測未來 EPS 的可持續性和成長潛力提供重要價值。

- t1- adjusted\_eps、t2- adjusted\_eps：過去的 EPS 可提供有關公司過去盈利表現的資訊，用來了解增長趨勢，因此是預測未來 EPS 的重要參考依據。
- 應付公司債：應付公司債是公司需要支付的長期負債，其大小和支付時間對公司的財務狀況和盈利能力具有影響，可提供關於公司負債水平和償還能力的資訊，對於預測公司未來 EPS 的風險和可持續性具重要性。
- 歸屬母公司淨利：衡量歸屬母公司淨利是指公司在扣除其他股東權益後，歸屬於母公司的盈利金額，可以衡量公司的獲利能力，因此對於預測公司未來的盈餘能力和 EPS 具有重要性。
- 常續性稅後淨利：常續性稅後淨利是排除非經常性收益或損失後，公司在支付稅款後的淨利，提供有關公司持續性盈利能力的資訊，並排除一次性或非常規項目的影響，因此對於預測公司未來的穩定盈利和 EPS 變化有重要性。
- 資本公積合計：資本公積合計是指公司從股東資本增加中形成的公積金總額。這個指標反映了公司在過去增加資本的能力和程度。它可以提供有關公司資本結構和財務狀況的信息，對於預測未來 EPS 的可持續性和成長潛力具有重要意義。

## 貳、根據模型衡量結果建立全產業投資組合並提供投資建議

EPS 可以反映公司盈利能力，為衡量個股表現的重要指標，是基本面投資人進行投資決策時的參考依據之一，因此透過使用機器學習模型進行 EPS 預測，可以幫助投資人時限高投資組合報酬。本專案嘗試使用模型預測結果建立最佳投資組合並有以下設定：

- 因原始資料年度只到 2017，因此假定現在時點為 2017 年初，將使用 2014 – 2016 財報進行預測而得的 2017 EPS，進行投資組合建立。
- 由第壹部分已知 XGBoost 模型表現較佳，因此此部分採用 XGBoost 模型預測結果及重要變數進行投資組合建立及投資決策。
- 因公司間數過多，此專案中選擇 5 種產業、各 2 間公司，共計 10 間公司進行分析，意即投資組合標的公司僅能從此 10 間公司進行挑選。公司列表如下：
  - 半導體產業
    - 2330 台積電
    - 2303 聯電

- 航運業
  - 2603 長榮
  - 2606 裕民
- 電腦及周邊
  - 2353 宏碁
  - 2357 華碩
- 通訊網路業
  - 3045 台灣大
  - 2412 中華電
- 光電業
  - 3008 大立光
  - 3481 群創

#### (一)、EPS 預期增額

根據 Ou and Penman (1989)，計算每股盈餘增長時，需將前四年的趨勢納入考量，即當公司當年的每股盈餘的增長大過前四年的平均增額才視為增加。預期的 EPS 為前一年的實際值加上前三年的平均增長，而當年 EPS 的增長（ $\Delta EPS_t$ ）為當年的 EPS 減掉預期的 EPS。算式如下：

$$Expected\ EPS_t = EPS_{t-1} + \frac{EPS_{t-1} - EPS_{t-4}}{t}$$

$$\Delta EPS_t = EPS_t - Expected\ EPS_t$$

因設定現在時點為 2017 年初 ( $t = 2017$ )，因此分析方式為：

1. 取出 2013 EPS ( $t-4$ )、2016 EPS ( $t-1$ ) 實際值及 2017 EPS ( $t$ ) 預測值。
2. 透過上述公式計算 2017 年 Expected EPS
3. 2017 EPS 預測值 - Expected EPS 得 EPS 預期增額\_delta EPS
4. 推測 EPS 增長可有較高的預期股價，因此根據求得的 delta EPS 來建立投資組合。

求算出的 Expected EPS 及 delta EPS 結果如下【圖 10】：

【圖 10 、10 間公司 Expected EPS 及 delta EPS】

	2013_adjusted_eps	2016_adjusted_eps	2017_predicted_eps	Expected EPS	漲幅_delta EPS
公司					
<b>2330 台積電</b>	7.260000	12.890000	13.945737	14.766667	-0.820930
<b>2303 聯電</b>	1.010000	0.680000	0.599491	0.570000	0.029491
<b>2603 長榮</b>	-0.396189	-1.749496	-1.480059	-2.200598	0.720540
<b>2606 裕民</b>	1.830000	-1.040000	-0.996257	-1.996667	1.000410
<b>2353 宏碁</b>	-7.446315	-1.620000	-1.104126	0.322105	-1.426231
<b>2357 華碩</b>	28.660000	25.850000	22.901525	24.913333	-2.011808
<b>3045 台灣大</b>	5.790000	5.630000	4.672937	5.576667	-0.903729
<b>2412 中華電</b>	5.120000	5.160000	5.047481	5.173333	-0.125853
<b>3008 大立光</b>	71.640000	169.470000	174.689377	202.080000	-27.390623
<b>3481 群創</b>	0.563361	0.190000	0.862305	0.065546	0.796758

## (二)、投資組合建立

1. 根據 2016 EPS 實際值與 2017 EPS 預測值求算各公司 EPS 預期漲幅，
2. 取出 EPS 漲幅 (delta EPS) 大於零的公司納入投資組合，如下【圖 11】：  
【圖 11 、delta EPS > 0 之公司】

	2013_adjusted_eps	2016_adjusted_eps	2017_predicted_eps	Expected EPS	漲幅_delta EPS
公司					
<b>2303 聯電</b>	1.010000	0.680000	0.599491	0.570000	0.029491
<b>2603 長榮</b>	-0.396189	-1.749496	-1.480059	-2.200598	0.720540
<b>2606 裕民</b>	1.830000	-1.040000	-0.996257	-1.996667	1.000410
<b>3481 群創</b>	0.563361	0.190000	0.862305	0.065546	0.796758

3. 得知投資組合中的個股數量及名稱後，以漲幅決定各公司在投資組合當中的比重。
  - a. 計算投資組合中所有公司 EPS 漲幅的總和
  - b. 計算各公司 EPS 漲幅佔總漲幅的比例，決定投資佔比，投資組合中各公司比重如下【圖 12】：

【圖 12、投資組合中各公司投資佔比】

公司	2016_adjusted_eps	2017_predicted_eps	漲幅_delta EPS	投資佔比
2303 聯電	0.680000	0.599491	0.029491	1.16%
2603 長榮	-1.749496	-1.480059	0.720540	28.29%
2606 裕民	-1.040000	-0.996257	1.000410	39.27%
3481 群創	0.190000	0.862305	0.796758	31.28%

由結果可得，投資組合中，權重由高至低依序為 2606 裕民、3481 群創、2603 長榮、2303 聯電，佔比分別為 39.27%、31.28%、28.2829%，及 1.16%。

### (三)、投資成效衡量

因本研究中設定現在時點為 2017 年初，因此以 2017 年初作為進場時間，計算持有此投資組合至 2017 年底之投資報酬，衡量此投資組合表現。以下統整投資起始設定及各個股與投資組合表現：

- 起始資金：10 萬元新台幣
- 進場日期：2017 / 01 / 24
- 出場日期：2017 / 12 / 29
- 持有期間：11 個月

【表 2、投資組合績效表現】

欄位名稱	A	B	C	D	E	F
公司名	投資佔比	2017/01/24 開盤價	2017/12/29 收盤價	買入 股數	投入 資金	出場 價值
2606 裕民	39.27%	25.3	36.5	1,552	39,265.6	56,648
3481 群創	31.28%	11.7	12.4	2,674	31,285.8	33,157.6
2603 長榮	28.28%	11.2	16.35	2,525	28,280	41,283.75
2303 聯電	1.16%	11.4	14.2	102	1,162.8	1,448.4
總和					99,994.2	132,537.8
投資報酬率						32.54%
年化報酬率						35.98%

\* 股價資料來源：<https://tw.stock.yahoo.com/quote/2881.TW/technical-analysis>

\* 年化報酬率計算：<https://wisehomemaker.com/annualized-rate-of-return-calculator/>

上【表 2】計算根據模型預測結果建立之投資組合的投資成效表現，流程如下：

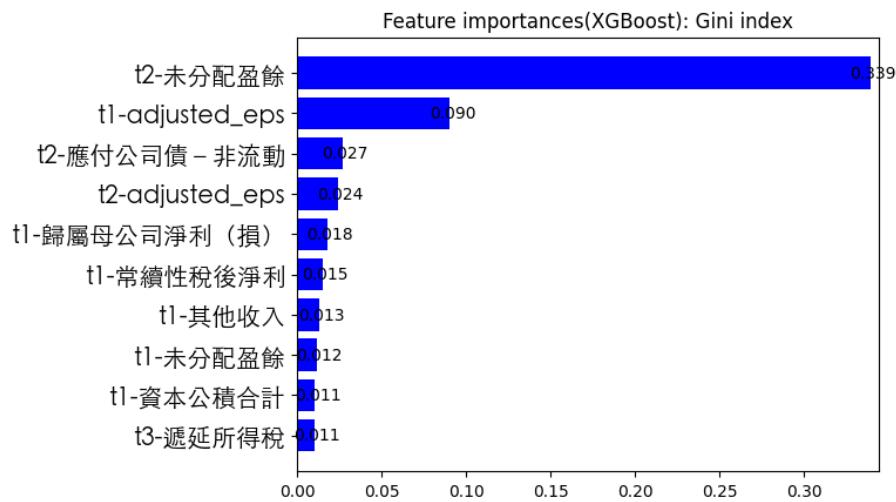
1. 各公司投資占比 \* 投資起始金額 10 萬得各公司大約投入資金
2. 各公司確切應投入多少資金取決於僅場時機的股價，因此列出各公司 2017/01/24 的開盤價，如上表欄位 B
3. 將步驟 1. 所得之各公司大約投入資金除以 2017/01/24 開盤價 (欄位 B)，取至整數位，可得各公司應買進的股數，如上表欄位 D
4. 各公司買入股數 (欄位 D) \* 2017/01/24 開盤價 (欄位 B)，可得各公司確切投入金額，如上表欄位 E
5. 將各公司買入股數 (欄位 D) \* 2017/12/29 收盤價，可得該部位持有至 2017 年底的價值，如上表欄位 F
6. 將各公司投入資金 (欄位 E) 數值加總，可得投資成本 \$99,994.2，應確認此數值 < 起始資金 10 萬
7. 將各公司出場價值 (欄位 F) 數值加總，可得投資組合截至 2017/12/29 的價值為 132,537.8，即投資收益
8. (投資收益 - 投資成本) / 投資成本，可得投資報酬率 (ROI)
9. 換算為年化報酬率，可得 35.98%

由上述計算結果可得根據模型預測結果進行投資的投資組合中每個股漲幅皆為正，且年化報酬率為 35.98%。

此研究中僅採用 10 間公司作為潛在投資標的，投資人也可以選擇對全產業或挑選特定產業的所有公司進行分析，計算各公司 delta EPS 後，決定投資組合中公司間數 n，並排序各公司 delta EPS 選出 delta EPS 前 n 大的公司，亦可同時設定單一公司在投資組合當中的佔比上限，避免投資過度集中，以進行適度的風險分散並確保投資多元化，透過將更多看漲個股納入投資組合，投資人可實現更高投資報酬。

#### (四)、投資建議

【圖 13、以 XGBoost 進行訓練時的重要變數】



根據上【圖 13】結果，以下使用模型進行訓練時的重要變數，可以做為基本面投資人進行投資決策時的重要參考依據：

- 未分配盈餘和保留盈餘：未分配盈餘是公司累積未分配的利潤，保留盈餘則是公司保留起來作為資本投資或分配給股東的利潤。這兩個變數可反映公司在過去累積的利潤，對於預測未來 EPS 的可持續性和成長潛力提供重要價值。
- t1-adjusted\_eps、t2-adjusted\_eps：過去的 EPS 可提供有關公司過去盈利表現的資訊，用來了解增長趨勢，因此是預測未來 EPS 的重要參考依據。
- 應付公司債：應付公司債是公司需要支付的長期負債，其大小和支付時間對公司的財務狀況和盈利能力具有影響，可提供關於公司負債水平和償還能力的資訊，對於預測公司未來 EPS 的風險和可持續性具重要性。
- 歸屬母公司淨利：衡量歸屬母公司淨利是指公司在扣除其他股東權益後，歸屬於母公司的盈利金額，可以衡量公司的獲利能力，因此對於預測公司未來的盈餘能力和 EPS 具有重要性。
- 常續性稅後淨利：常續性稅後淨利是排除非經常性收益或損失後，公司在支付稅款後的淨利，提供有關公司持續性盈利能力的資訊，並排除一次性或非非常規項目的影響，因此對於預測公司未來的穩定盈利和 EPS 變化有重要性。
- 資本公積合計：資本公積合計是指公司從股東資本增加中形成的公積金總額。這個指標反映了公司在過去增加資本的能力和程度。它可以提供有關公



司資本結構和財務狀況的信息，對於預測未來 EPS 的可持續性和成長潛力具有重要意義。

## 參、使用 Random Forest 和 XGBoost 預測半導體產業 2017 EPS 金額

### (一)、定義所挑選的產業及資料集處理方式

#### 1. 產業選擇：

選擇「半導體」(TSE 產業別 = 24)。

#### 2. 選擇依據：

選擇資料筆數足夠大的產業，確保模型準確率及可比較性。

#### 3. 資料集處理：

複製已經進行資料處理的 dataframe，命名為 data\_semi，將所有非「半導體」分類的公司資料全部刪除後，共有 152 間公司資料。

#### 4. 資料平減：

資料平減方式與第一部分全產業相同。

### (二)、模型及預測年度設定

使用資產負債表、損益表，及現金流量表的會計科目對每股盈餘進行預測，以下為半導體產業研究過程的相關設定及假設：

- 樣本為所有在 2010 - 2017 年上市櫃之半導體產業公司
- X 為三表（資產負債表、損益表以及現金流量表）的會計科目，Y 為 EPS 金額
- 預測年月設定：  
使用標籤年度的前兩年的 3 個資產負債表（期初以及期末）以及 2 個損益表及 2 個現金流量表資料為訓練資料集，以 2015 以及 2016 的每股盈餘金額為標籤。最終，利用 2014-2016 的 3 個資產負債表以及 2015-2016 的 2 個損益表及 2 個現金流量表資料去預測 2017 的每股盈餘金額。如下【表 1】所列：

【表 1、年度設定】

	訓練資料 X	訓練資料 y	測試資料 X	測試資料 y
起始	2013 – 2014	2015	2015 – 2016	2017
結束	2014 – 2015	2015	2015 – 2016	2017

- 模型訓練：
  - 使用 Grid Search 找出最佳參數模型
  - 以 Training dataset 及有最佳參數的 Random Forest、XGBoost 進行訓練及測試
- 使用 均方根誤差(RMSE) 及平均絕對誤差 (MAE) 作為模型性能評估指標

### (三)、預測金額結果

下【圖 14】及【圖 15】分別為使用 Random Forest 及 XGBoost 模型進行訓練及測試得出的前十間公司 EPS 預測值：

【圖 14、Random Forest 預測 EPS\_前十間公司】

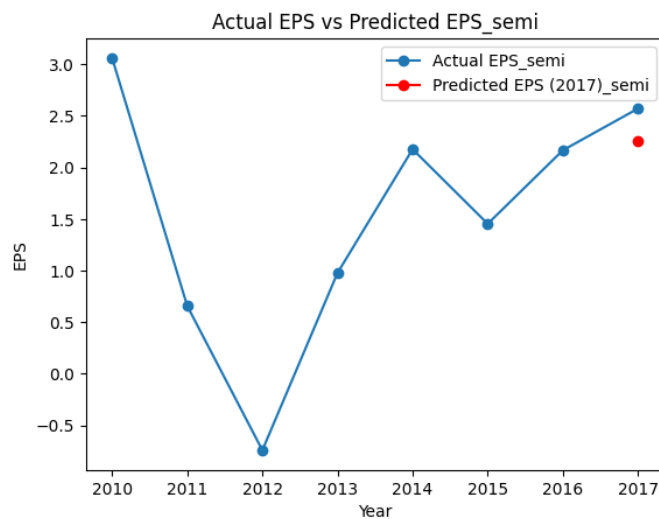
【圖 15、XGBoost 預測 EPS】

2017_predicted_eps		2017_predicted_eps	
公司		公司	
1439 中和	0.203354	1439 中和	-0.017280
1443 立益	0.353712	1443 立益	2.135626
1507 永大	4.041710	1507 永大	3.634753
1529 樂士	-1.628388	1529 樂士	-0.515987
2302 麗正	0.051980	2302 麗正	-0.207596
2303 聯電	0.546021	2303 聯電	0.939462
2329 華泰	0.254173	2329 華泰	0.824349
2330 台積電	12.496050	2330 台積電	13.761901
2337 旺宏	-0.902877	2337 旺宏	0.271783
2338 光罩	-0.444919	2338 光罩	-0.680696

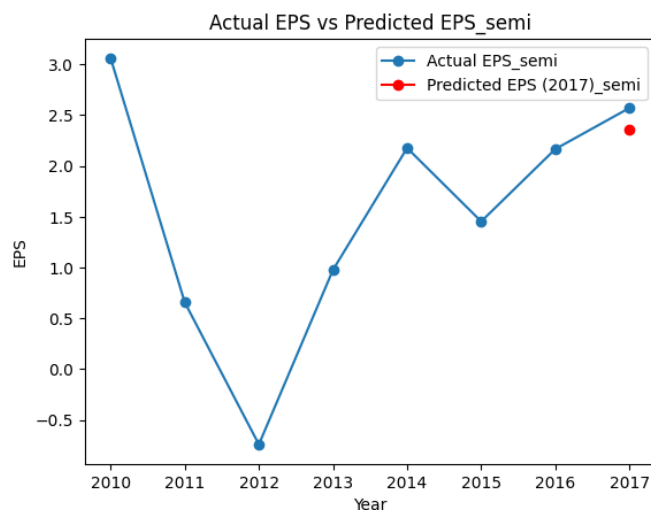
為了方便進行分析和比較模型的預測準確性，我們可以使用視覺化工具將預測結果和實際值呈現圖上。首先將半導體產業所有公司各年度 EPS 進行加總，取得 2010 至 2017 EPS 加總 EPS 實際值，及 2017 EPS 加總預測值，在圖表中，設定橫軸為時間軸，縱軸為每股盈餘值。使用折線圖來呈現實際值，得每股盈餘總額變化趨勢。同時，使用紅色點來表示模型的預測值總額。

這樣的圖可直觀觀察預測值總額與實際值總額之間的差異，以快速評估模型的準確性。如果預測值與實際值較為接近，則紅色點與折線圖最後節點較為貼近；如果預測值與實際值存在較大的偏差，則紅色點與折線圖最後節點有較大的距離。

【圖 16、EPS 實際值及 Random Forest 預測值比較\_半導體產業加總】

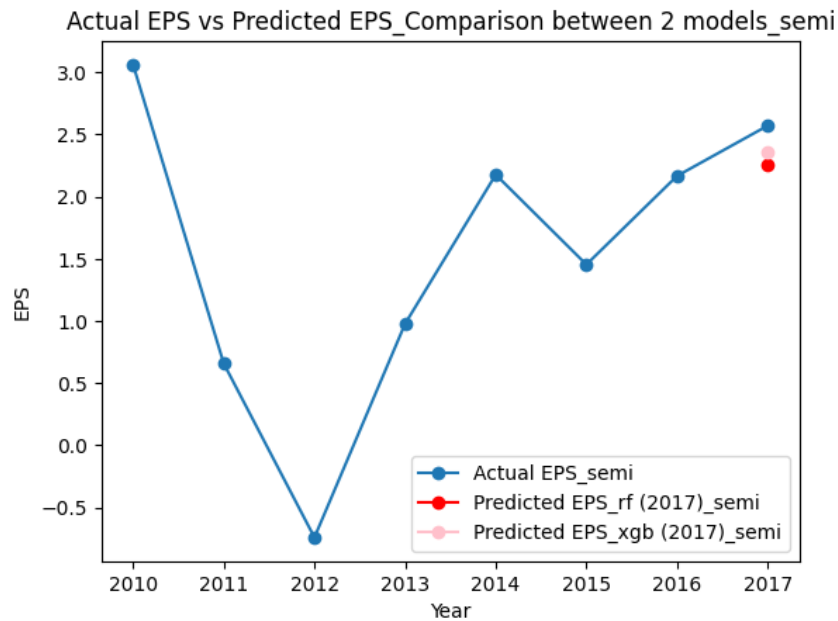


【圖 17、EPS 實際值及 XGBoost 預測值比較\_半導體產業加總】



如【圖 16】及【圖 17】所示，將 EPS 實際值與分別使用 Random Forest 及 XGBoost 模型進行預測所得之預測值進行比較，由圖可得使用兩個模型進行預測時，紅色點距離藍色折現的最後節點均不遠，表示 2017 EPS 實際值及預測值皆未相差太遠，因此可推測兩模型預測表現均不差。

【圖 18、EPS 實際值、Random Forest 及 XGBoost 預測值比較】



接下來以【圖 18】進行兩模型的比較，由上圖可得 Random Forest 預測值總額 (紅色點) 及 XGBoost 預測值總額 (粉色點) 均低估，其中 XGBoost 預測值 (粉色點) 與 2017 EPS 實際值 (藍色折現最後節點) 相距較預測值 (紅色點) 近，可以猜測 XGBoost 模型表現可能較佳，但此圖將所有半導體產業所有公司 EPS 進行加總，因此僅能得知預測總額與實際總額的間距，無法以此明確判定模型好壞，故下一部份將透過預測分數來衡量兩模型性能表現。

#### (四)、各模型預測分數比較

使用 均方根誤差(RMSE) 及平均絕對誤差 (MAE) 作為模型性能評估指標，兩者衡量指標計算方式分別如下：

- RMSE (Root Mean Square Error)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}$$

- MAE (Mean Absolute Error)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i|$$

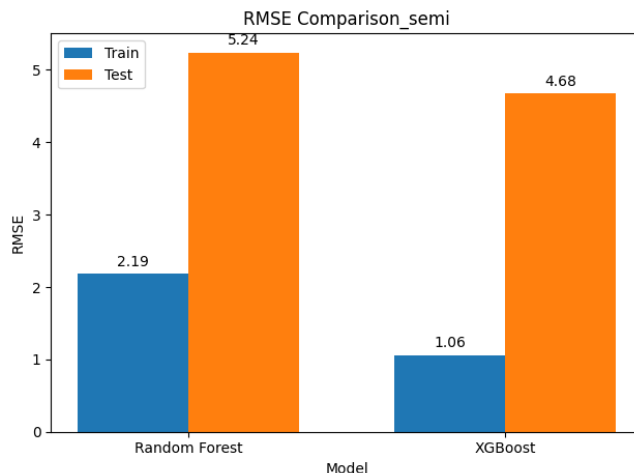
下【圖 19】呈現使用兩模型進行衡量時，訓練集和測試集的 RMSE 及 MAE：

【圖 19、兩模型預測分數呈現】

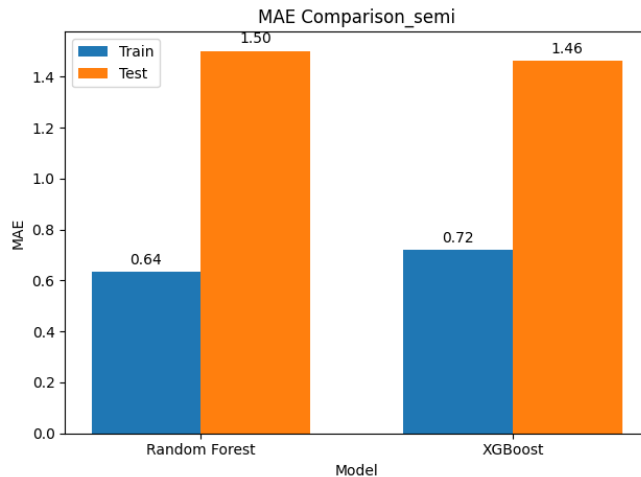
Model	RMSE Train	RMSE Test	MAE Train	MAE Test
Random Forest	2.186247	5.241293	0.635523	1.501741
XGBoost	1.061827	4.677545	0.719566	1.464563

為了方便進行兩模型預測性能的比較，將預測分數進行視覺化呈現，繪製 RMSE、MAE 衡量指標下，兩模型在訓練資料集及測試資料及的表現比較圖。

【圖 20、兩模型 RMSE 比較】



【圖 21、兩模型 MAE 比較】



由上【圖 20】及【圖 21】可得以下三點結論：

- 訓練資料集相比於測試資料集有較低的 RMSE 及 MAE：  
兩個圖中的藍色 bars 皆低於橘色 bars，表示無論是使用 Random Forest 還是 XGBoost 模型進行模型訓練與預測，訓練資料集的 RMSE 及 MAE 皆低於測試資料集的 RMSE 及 MAE。推測因為訓練集通常是模型用來進行學習和調整參數的主要資料集，所以模型會根據訓練集的特徵和標籤之間的關係來進行擬合。當模型的參數調整得足夠好時，就能捕捉訓練集中的趨勢，進而更準確地預測訓練集中的標籤。而測試集是用來評估模型泛化能力的資料集，也就是看模型在看不見的數據上的表現。當模型遇到未見過的數據時，需利用在訓練集上學到的模式和特徵來進行預測。由於測試集與訓練集不同，因此模型可能無法完美地擬合測試集中的數據，導致測試集上的 RMSE 和 MAE 相對較高。
- 兩模型表現均不錯：雖然 testing dataset 的 RMSE 及 MAE 較高，但由結果可知 RMSE 及 MAE 皆低，表示兩模型的泛化能力和預測準確性是高的。
- XGBoost 模型表現較 Random Forest 好：由圖比較可得，XGBoost 模型在訓練資料與測試資料的 RMSE、MAE 普遍比 Random Forest 高，表示 XGBoost 模型表現較佳，推測原因為 XGBoost 使用梯度提升算法，可以優化目標函數的梯度來提升整體模型的性能。

## (五)、與全產業進行比較

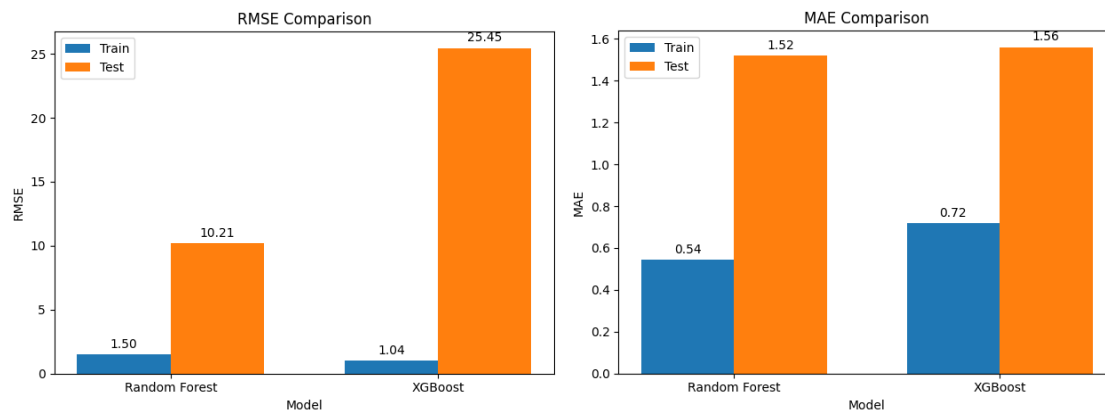
【圖 22、全產業預測分數整理】

Model	RMSE Train	RMSE Test	MAE Train	MAE Test
Random Forest	1.501615	10.211944	0.543778	1.519648
XGBoost	1.038993	25.448853	0.719341	1.560537

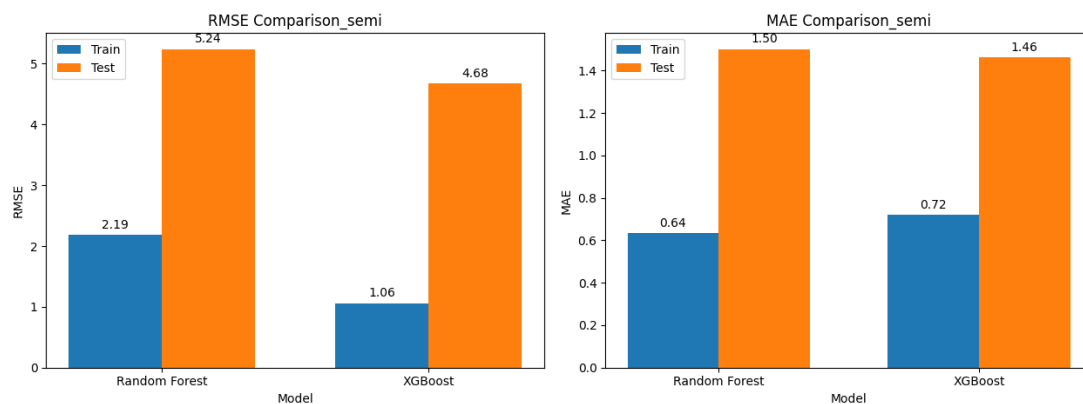
【圖 23、半導體產業預測分數整理】

Model	RMSE Train	RMSE Test	MAE Train	MAE Test
Random Forest	2.186247	5.241293	0.635523	1.501741
XGBoost	1.061827	4.677545	0.719566	1.464563

【圖 24、全產業 RMSE 及 MAE】



【圖 25、半導體產業 RMSE 及 MAE】

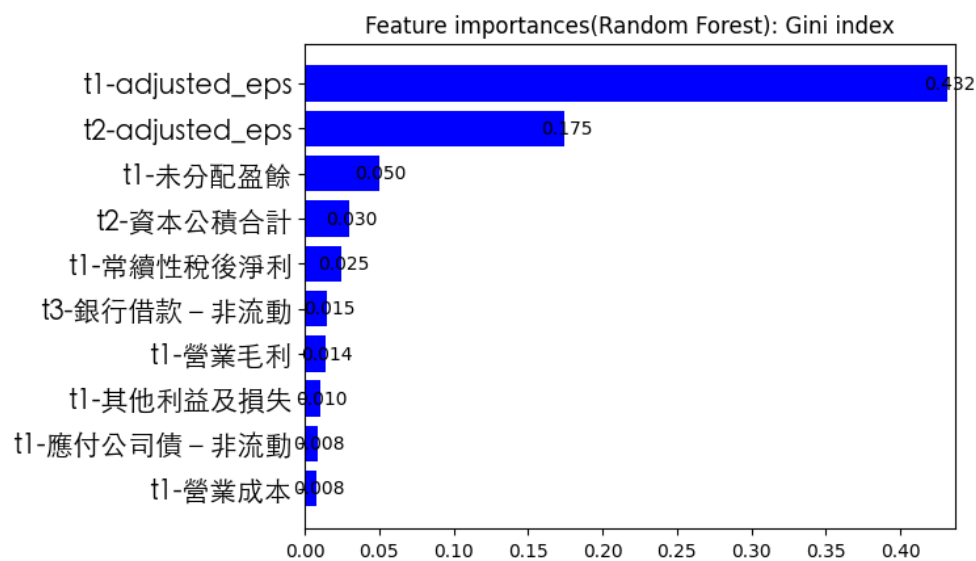


由【圖 22】~【圖 25】可看出，相比於全產業的營收預測，把產業限縮到半導體單一產業，訓練資料集與測試資料及的 RMSE 及 MAE 均降低，表示半導體產業預測表現稍微較好，推測可能有以下幾個原因：

- 全產業預測較為複雜：相比於單一產業，全產業模型同時捕捉各產業的數據波動，需考慮多個因素與營收之間以及多個產業間的複雜關係，使模型的複雜度較高、預測較不確定。
- 數據多樣性：相比於單一產業模型只需要處理特定產業數據，全產業的數據來自不同領域，具有較大的差異性，因此模型準確解釋數據並進行預測的難度較高。

## (六)、變數重要性

【圖 26、Random Forest 模型前十重要變數】



由上【圖 26】可得在使用 Radom Forest 進行模型訓練時，有以下重要變數，推測原因分述如下：

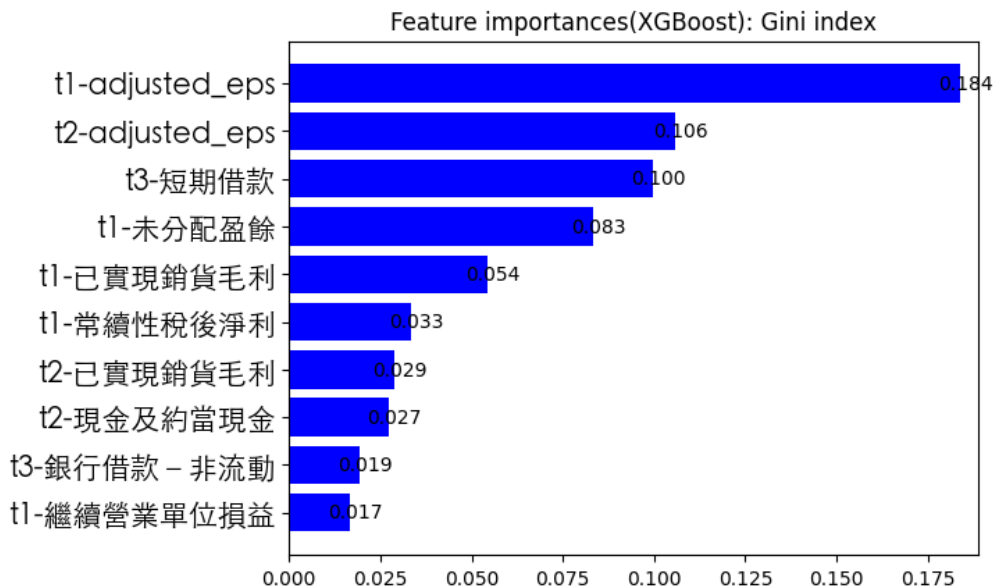
- t1-adjusted\_eps、t2-adjusted\_eps：前一年和前兩年的 EPS 可提供有關公司過去盈利表現的資訊，用來了解增長趨勢，因此是預測未來 EPS 的重要參考依據。
- 未分配盈餘：未分配盈餘是公司累積未分配的利潤，可反映公司在過去累積的利潤，對於預測未來 EPS 的可持續性和成長潛力提供重要價值。
- 資本公積合計：資本公積合計是指公司從股東資本增加中形成的公積金總額。這個指標反映了公司在過去增加資本的能力和程度。它可以提供有關公



司資本結構和財務狀況的信息，對於預測未來 EPS 的可持續性和成長潛力具有重要意義。

- 常續性稅後淨利：常續性稅後淨利是排除非經常性收益或損失後，公司在支付稅款後的淨利，提供有關公司持續性盈利能力的資訊，並排除一次性或非常規項目的影響，因此對於預測公司未來的穩定盈利和 EPS 變化有重要性。
- 銀行借款：半導體產業的公司可能需透過借款來籌集資金，用於研發新產品、新增生產設施或收購等。銀行借款金額可以顯示公司的財務風險和資本結構，對預測 EPS 具重要性。
- 營業毛利：營業毛利為銷售收入扣除原料、生產等直接成本，可反映公司的生產、營運效率、產品定價和市場競爭力，高營業毛利率通常表示公司在市場上有競爭優勢，可能有高的 EPS。
- 應付公司債：應付公司債是公司需要支付的長期負債，其大小和支付時間對公司的財務狀況和盈利能力具有影響，可提供關於公司負債水平和償還能力的資訊，對於預測公司未來 EPS 的風險和可持續性具重要性。

【圖 27、XGBoost 模型前十重要變數】



由上【圖 27】可得在使用 Radom Forest 進行模型訓練時，有以下重要變數，推測原因分述如下：

- t1- adjusted\_eps、t2- adjusted\_eps：前一年和前兩年的 EPS 可提供有關公司過去盈利表現的資訊，用來了解增長趨勢，因此是預測未來 EPS 的重要參考依據。
- 短期借款：短期借款為公司在短期內需償還的借款，通常用於支應營運資金需求。短期借款變化可反映公司的資金流動性和財務風險。當短期借款增加，可能需支付更多利息費用，可能對 EPS 造成負面影響。
- 未分配盈餘：未分配盈餘是公司累積未分配的利潤，可反映公司在過去累積的利潤，對於預測未來 EPS 的可持續性和成長潛力提供重要價值。
- 已實現銷貨毛利：已實現銷貨毛利為銷售收入減去銷售成本，與營業毛利類似，反映公司的銷售策略與市場定位，高的已實現銷貨毛利率可能顯示公司在產品銷售方面的優勢，對 EPS 有正面影響。
- 常續性稅後淨利：常續性稅後淨利是排除非經常性收益或損失後，公司在支付稅款後的淨利，提供有關公司持續性盈利能力的資訊，並排除一次性或非常規項目的影響，因此對於預測公司未來的穩定盈利和 EPS 變化有重要性。
- 現金及約當現金：現金及約當現金為公司可隨時使用的現金和可立即轉換為現金的金融資產，反映公司的資金儲備和流動性。高的現金及約當現金水平通常顯示公司在應對營運挑戰和不確定性時有更大彈性，意味公司可能更容易應對突發事件、投資於新項目或應對市場變化，並有更高的財務穩定性。
- 銀行借款：半導體產業的公司可能需透過借款來籌集資金，用於研發新產品、新增生產設施或收購等。銀行借款金額可以顯示公司的財務風險和資本結構，對預測 EPS 具重要性。

其中半導體相比於全產業，t1- adjusted\_eps, t2- adjusted\_eps 兩變數更為重要，由結果可得，不論使用 Random Forest 或 XGBoost 進行模型訓練，t1- adjusted\_eps, t2- adjusted\_eps 皆為前二重要變數，當將 EPS 近期歷史資料也納入 X 中時，半導體產業 EPS 歷史資料重要性高，推測可能為以下原因：

- 時間序列相關性與季節變化：半導體業的 EPS 可能受到市場需求、供應鏈狀況、技術發展的因素影響，而這些因素通常有時間相依性，所以過去 1、2 個月的 EPS 數據對未來的預測有較高參考價值。
- 滯後效應：半導體產業的生產和銷售周期相比其他產業稍微較長，所以有時需要數月時間才能完全反應公司營利能力，進而反映在公司個股 EPS 數據，因此過去幾個月的 EPS 數據對於當期的預測通常較為重要。

## 肆、根據模型衡量結果建立半導體產業投資組合並提供投資建議

EPS 可以反映公司盈利能力，為衡量個股表現的重要指標，是基本面投資人進行投資決策時的參考依據之一，因此透過使用機器學習模型進行 EPS 預測，可以幫助投資人時限高投資組合報酬。本專案嘗試使用模型預測結果建立最佳投資組合並有以下設定：

- 使部分使用半導體產業公司進行分析，即投資組合中僅能包含半導體公司。
- 因原始資料年度只到 2017，因此假定現在時點為 2017 年初，將使用 2014 – 2016 財報進行預測而得的 2017 EPS，進行投資組合建立。
- 由第參部分已知進行半導體產業 EPS 預測時，使用 XGBoost 模型表現較佳，因此此部分採用 XGBoost 模型預測結果及重要變數進行投資組合建立及投資決策。

### (一)、EPS 預期增額

根據 Ou and Penman (1989)，計算每股盈餘增長時，需將前四年的趨勢納入考量，即當公司當年的每股盈餘的增長大過前四年的平均增額才視為增加。預期的 EPS 為前一年的實際值加上前三年的平均增長，而當年 EPS 的增長（ $\Delta EPS_t$ ）為當年的 EPS 減掉預期的 EPS。算式如下：

$$Expected\ EPS_t = EPS_{t-1} + \frac{EPS_{t-1} - EPS_{t-4}}{t}$$
$$\Delta EPS_t = EPS_t - Expected\ EPS_t$$

因設定現在時點為 2017 年初 ( $t = 2017$ )，因此分析方式為：

1. 取出 2013 EPS ( $t-4$ )、2016 EPS ( $t-1$ ) 實際值及 2017 EPS ( $t$ ) 預測值
2. 透過上述公式計算 2017 年 Expected EPS
3. 2017 EPS 預測值 - Expected EPS 得 EPS 預期增額\_delta EPS
4. 推測 EPS 增長可有較高的預期股價，因此根據求得的 delta EPS 來決定投資組合

求算出的 Expected EPS 及 delta EPS 結果如下【圖 28】：

【圖 28、半導體產業公司 Expected EPS 及 delta EPS】

公司	2013_adjusted_eps	2016_adjusted_eps	2017_predicted_eps	Expected EPS	漲幅_delta EPS
1439 中和	0.020000	0.280000	-0.069902	0.366667	-0.436568
1443 立益	-0.610000	-1.340000	0.807088	-1.583333	2.390421
1507 永大	4.190000	3.800000	3.720607	3.670000	0.050607
1529 樂士	-2.540070	-1.308521	0.026420	-0.898005	0.924425
2302 麗正	0.153942	0.080000	0.319763	0.055353	0.264411
...	...	...	...	...	...
8271 宇瞻	4.329466	2.740000	3.247528	2.210178	1.037350
8277 商丞	0.730000	-1.600000	-1.554878	-2.376667	0.821789
8299 群聯	17.570000	24.670000	28.671148	27.036667	1.634482
8406 金可-KY	14.923810	15.628572	15.842818	15.863493	-0.020675
8427 基勝-KY	2.140000	8.160000	7.576799	10.166667	-2.589868

152 rows × 5 columns

## (二)、投資組合建立

1. 根據 2016 EPS 實際值與 2017 EPS 預測值求算各半導體公司 EPS 預期漲幅，
2. 取出 EPS 漲幅 (delta EPS) 大於零的半導體公司，如下【圖 29】：

【圖 29、delta EPS > 0 之半導體公司】

公司	2013_adjusted_eps	2016_adjusted_eps	2017_predicted_eps	Expected EPS	漲幅_delta EPS
1443 立益	-0.610000	-1.340000	0.807088	-1.583333	2.390421
1507 永大	4.190000	3.800000	3.720607	3.670000	0.050607
1529 樂士	-2.540070	-1.308521	0.026420	-0.898005	0.924425
2302 麗正	0.153942	0.080000	0.319763	0.055353	0.264411
2303 聯電	1.010000	0.680000	0.599491	0.570000	0.029491
...	...	...	...	...	...
8088 品安	3.476114	1.139710	0.864483	0.360908	0.503575
8150 南茂	3.037286	1.958829	3.158805	1.599344	1.559461
8271 宇瞻	4.329466	2.740000	3.247528	2.210178	1.037350
8277 商丞	0.730000	-1.600000	-1.554878	-2.376667	0.821789
8299 群聯	17.570000	24.670000	28.671148	27.036667	1.634482

68 rows × 5 columns

3. 由於  $\Delta \text{EPS} > 0$  之半導體公司間數有 68 家，因此設定投資組合中投資標的總量為 10，故取  $\Delta \text{EPS}$  前 10 大的半導體公司納入投資組合。如下

【圖 30】：

【圖 30、 $\Delta \text{EPS}$  前 10 大之半導體公司】

公司	2013_adjusted_eps	2016_adjusted_eps	2017_predicted_eps	Expected EPS	漲幅_delta EPS
3383 新世紀	-7.063621	-30.064953	-17.479498	-37.732064	20.252566
3661 世芯-KY	2.100000	-3.450000	-0.589450	-5.300000	4.710550
3041 揚智	4.793310	-3.064575	-0.989380	-5.683870	4.694490
6182 合晶	-1.354921	-3.494652	-0.331341	-4.207895	3.876554
3374 精材	1.220000	-2.360000	-1.054058	-3.553333	2.499275
1443 立益	-0.610000	-1.340000	0.807088	-1.583333	2.390421
5483 中美晶	0.570000	-2.770000	-1.832327	-3.883333	2.051006
3556 禾瑞亞	7.364885	3.230021	3.559651	1.851733	1.707919
4966 譜瑞-KY	9.250000	18.040000	22.608023	20.970000	1.638023
8299 群聯	17.570000	24.670000	28.671148	27.036667	1.634482

4. 因 3383 新世紀已於 2022 年下市，目前查無股價等交易資料，為方便進行後續投資成效衡量，將其從投資組合當中去除，即投資組合中僅保留九間半導體公司。
5. 得知投資組合中的個股數量及名稱後，以漲幅決定各半導體公司在投資組合當中的比重。
- 計算投資組合中所有公司  $\text{EPS}$  漲幅的總和
  - 計算各公司  $\text{EPS}$  漲幅佔總漲幅的比例，決定投資佔比，投資組合中各公司比重如下【圖 31】：

【圖 31、投資組合中各公司投資佔比】

公司	2016_adjusted_eps	2017_predicted_eps	漲幅_delta EPS	投資佔比
3661 世芯-KY	-3.450000	-0.589450	4.710550	18.69%
3041 揚智	-3.064575	-0.989380	4.694490	18.63%
6182 合晶	-3.494652	-0.331341	3.876554	15.38%
3374 精材	-2.360000	-1.054058	2.499275	9.92%
1443 立益	-1.340000	0.807088	2.390421	9.48%
5483 中美晶	-2.770000	-1.832327	2.051006	8.14%
3556 禾瑞亞	3.230021	3.559651	1.707919	6.78%
4966 譜瑞-KY	18.040000	22.608023	1.638023	6.50%
8299 群聯	24.670000	28.671148	1.634482	6.49%

由結果可得，投資組合中，權重由高至低依序為 3661 世芯-KY、3041 楊智、6182 合晶、3374 精才、1443 立益、5483 中美晶、3556 禾瑞亞、4966 譜瑞-KY、8299 群聯，投資佔比分別為 18.69%、18.63%、15.38%、9.92%、9.48%、8.14%、6.78%、6.50%、6.49%。

### (三)、投資成效衡量

因本研究中設定現在時點為 2017 年初，因此以 2017 年初作為進場時間，計算持有此投資組合至 2017 年底之投資報酬，衡量此投資組合表現。以下統整投資起始設定及各個股與投資組合表現：

- 起始資金：10 萬元新台幣
- 進場日期：2017 / 01 / 24
- 出場日期：2017 / 12 / 29
- 持有期間：11 個月

【表 3、投資組合績效表現】

欄位名稱	A	B	C	D	E	F
公司名	投資佔比	2017/01/24 開盤價	2017/12/29 收盤價	買入 股數	投入 資金	出場 價值
3661 世芯-KY	18.69%	31.4	90.5	595	18,683	53,847.5
3041 楊智	18.63%	15.95	16.95	1,168	18,629.6	19,797.6
6182 合晶	15.38%	14.3	42.6	1,076	15,386.8	45,837.6
3374 精才	9.92%	32.9	82.5	302	9,935.8	24,915
1443 立益	9.48%	4.47	5.1	2,121	9,480.87	10,817.1
5483 中美晶	8.14%	33.65	76.3	242	8,143.3	18,464.6
3556 禾瑞亞	6.78%	49.5	52.9	137	6,781.5	7,247.3
4966 譜瑞-KY	6.50%	320	589	20	6,400	11,780
8299 群聯	6.49%	255.5	292	25	6,387.5	7,300
總和					99,828.37	200,006.7
					投資報酬率	100.35%
					年化報酬率	113.42%

\* 股價資料來源：<https://tw.stock.yahoo.com/quote/2881.TW/technical-analysis>

\* 年化報酬率計算：<https://wisehomemaker.com/annualized-rate-of-return-calculator/>

上【表 2】計算根據模型預測結果建立之投資組合的投資成效表現，流程如下：

1. 各公司投資占比 \* 投資起始金額 10 萬得各公司大約投入資金
2. 各公司確切應投入多少資金取決於僅場時機的股價，因此列出各公司 2017/01/24 的開盤價，如上表欄位 B
3. 將步驟 1.所得之各公司大約投入資金除以 2017/01/24 開盤價 (欄位 B)，取至整數位，可得各公司應買進的股數，如上表欄位 D
4. 各公司買入股數 (欄位 D) \* 2017/01/24 開盤價 (欄位 B)，可得各公司確切投入金額，如上表欄位 E
5. 將各公司買入股數 (欄位 D) \* 2017/12/29 收盤價，可得該部位持有至 2017 年底的價值，如上表欄位 F
6. 將各公司投入資金 (欄位 E) 數值加總，可得投資成本 \$99,828.37，應確認此數值 < 起始資金 10 萬
7. 將各公司出場價值 (欄位 F) 數值加總，可得投資組合截至 2017/12/29 的價值為 200,006.7，即投資收益
8. (投資收益 - 投資成本) / 投資成本，可得投資報酬率 (ROI)
9. 換算為年化報酬率，可得 113.42%

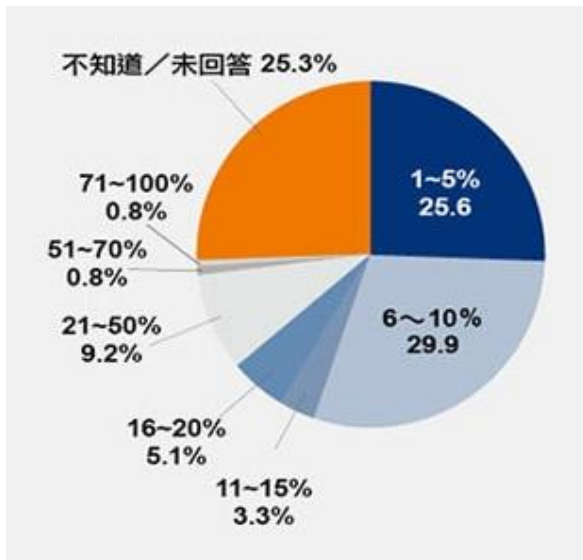
由上述計算結果可得根據模型預測結果進行投資的投資組合中每個股漲幅皆為正，且年化報酬率為 113.42%。

將投資標的限縮於半導體產業後，得極大的年化報酬率，因此此模型也能幫助基本面投資者在選定產業後，進行特定產業的最佳投資組合建立。

下【圖 32】為資產管理公司施羅德所分析之遠見民調中心之統計結果，呈現民眾對於自行選擇投資標的時，年化報酬率的期待，由圖可得在 813 個有效樣本中，僅 1.6% 民眾期望的年化報酬率高於 70%，且所有有效回答之期望年化報酬率皆未超過 100%，而上【表 2】根據模型預測所建立的投資組合之年化報酬率為 113.42%，遠超過所有民眾對於投資報酬率的期待，因此可推論此研究模型預測結果可幫助基本面投資人實現投資目標，並實現更高的投資報酬。

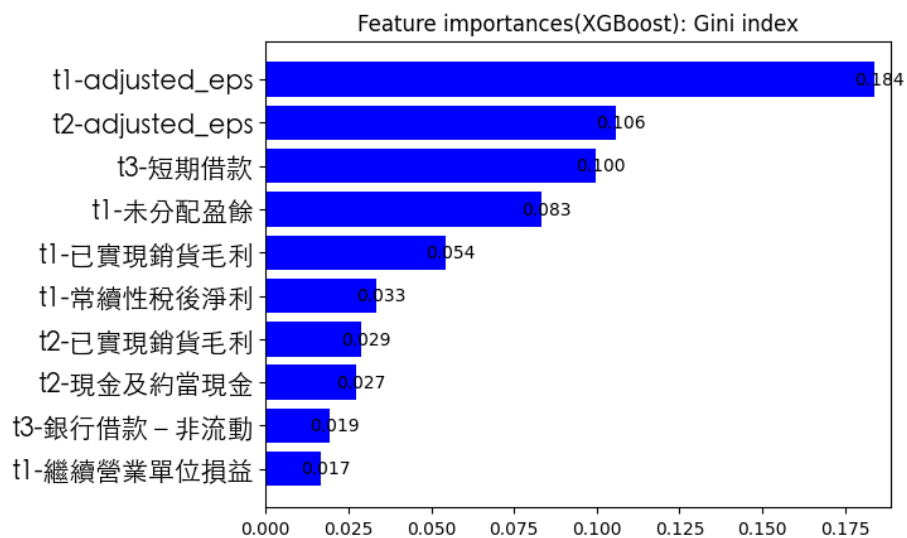


【圖 32、自行選擇投資標的之期望年化報酬率佔比】



#### (四)、投資建議

【圖 33、以 XGBoost 進行訓練時的重要變數】



根據上【圖 33】結果，以下使用模型進行訓練時的重要變數，可以做為基本面投資人進行投資決策時的重要參考依據：

- t1-adjusted\_eps、t2-adjusted\_eps：前一年和前兩年的 EPS 可提供有關公司過去盈利表現的資訊，用來了解增長趨勢，因此是預測未來 EPS 的重要參考依據。



- 短期借款：短期借款為公司在短期內需償還的借款，通常用於支應營運資金需求。短期借款變化可反映公司的資金流動性和財務風險。當短期借款增加，可能需支付更多利息費用，可能對 EPS 造成負面影響。
- 未分配盈餘：未分配盈餘是公司累積未分配的利潤，可反映公司在過去累積的利潤，對於預測未來 EPS 的可持續性和成長潛力提供重要價值。
- 已實現銷貨毛利：已實現銷貨毛利為銷售收入減去銷售成本，與營業毛利類似，反映公司的銷售策略與市場定位，高的已實現銷貨毛利率可能顯示公司在產品銷售方面的優勢，對 EPS 有正面影響。
- 常續性稅後淨利：常續性稅後淨利是排除非經常性收益或損失後，公司在支付稅款後的淨利，提供有關公司持續性盈利能力的資訊，並排除一次性或非常規項目的影響，因此對於預測公司未來的穩定盈利和 EPS 變化有重要性。
- 現金及約當現金：現金及約當現金為公司可隨時使用的現金和可立即轉換為現金的金融資產，反映公司的資金儲備和流動性。高的現金及約當現金水平通常顯示公司在應對營運挑戰和不確定性時有更大彈性，意味公司可能更容易應對突發事件、投資於新項目或應對市場變化，並有更高的財務穩定性。
- 銀行借款：半導體產業的公司可能需透過借款來籌集資金，用於研發新產品、新增生產設施或收購等。銀行借款金額可以顯示公司的財務風險和資本結構，對預測 EPS 具重要性。

參考資料：

- 股價資料：<https://tw.stock.yahoo.com/quote/2881.TW/technical-analysis>
- 年化報酬：<https://wisehomemaker.com/annualized-rate-of-return-calculator/>
- 報酬期望：<https://reurl.cc/94Gdix>