

以技術分析發展股票資訊預測方法

陳育仁 國立高雄第一科技 大學會計資訊系 副教授 yjchen@ccms.nkfust.edu.tw	曹湘庭 國立成功大學 製造資訊與系統所 碩士生 P96981116@mail.ncku.edu.tw	陳裕民 國立成功大學 製造資訊與系統所 教授 ymchen@mail.ncku.edu.tw	羅玉婷 國立高雄第一科技 大學會計資訊系 講師 ytluo@ccms.nkfust.edu.tw
--	--	--	--

摘要

隨著台灣人們生活富裕，使得投資理財逐漸受到重視；在眾多金融商品裡，具有動態且開放的市場、高獲利以及高變現能力等特性的股票投資(Stock Investment)最受青睞。

股票投資之獲利高於銀行利息與政府公債，但其高獲利背後亦須承擔極高的投資風險；再者，由於股票市場動態變化，影響股票價格的因素眾多，使得股票價格評定困難度增加。因此，如何運用有效的資訊協助投資者進行股票投資決策已成為股票投資理財重要的課題之一。

由於股票市場變化頻繁，且為一資訊密集產業，而為了掌握對個股產生投資影響的重要訊息，投資者需收集市場資訊以利進行投資分析與判斷。一般而言，股票市場資訊分析可分成基本分析與技術分析；其中，基本分析所考量的因素甚為廣泛，因此較不易從基本分析中找出影響股市變化的規則性；反觀，技術分析卻能利用股票市場的歷史成交量以及成交價等技術性資訊，預測出股票市場未來可能的變化趨勢。因此，在這動態變化的股票市場中透過技術分析提供股票投資者即時且正確的投資決策已成為股票預測的重要議題之一。

本研究主要目的在於發展一技術分析為基之股票預測方法，以預測出符合投資者偏好之個股，進而提昇股票投資者進行股票投資時之決策支援品質。依據上述研究目的，本研究之研究項目包含：(1)設計一股票投資之決策支援模式，(2)設計一

票投資之決策支援流程，(3)設計一技術分析為基之股票預測流程，(4)發展技術分析為基之股票預測方法以及(5)實作技術分析為基之股票預測方法。其中，技術分析為基之股票預測方法包含：趨勢為基之個股分類方法、合適技術指標選定方法以及交易訊號預測方法之發展。

關鍵詞：決策支援、技術分析、資料探勘、標準差、支援向量機。

1. 前言

隨著台灣人們生活富裕，使得投資理財逐漸受到重視；過去人們著重於銀行定存，但近年來由於銀行定存利率下降以及通貨膨脹率高漲，導致銀行定存已不再是最佳的理財方法。也因如此，人們紛紛轉往其它投資項目，包括債券與股票等有價證券、期貨與選擇權等衍生性金融商品以及外幣、基金與房地產等。然而，在眾多金融商品裡，則以具有動態且開放的市場、高獲利以及高變現能力等特性的「股票投資」(Stock Investment)最受青睞。

股票投資之獲利高於銀行利息與政府公債，但其高獲利背後亦須承擔極高的投資風險[4]；依據股票箱理論(Stock Box Theory)[8]指出，由於股票市場動態變化，影響股票價格的因素眾多，使得股票價格評定困難度增加，加上人類在處理資訊時，常常會對於立即可用、切身相關的資訊加以放大其重要性，使得投資決策制定隨波逐流而無法客觀理性。因此，如何運用有效的資訊協助投資者進行股票投資決策已成為股票投資理財重要的課題之一。

由於股票市場變化頻繁，且為一資訊密集產業[1]，而為了掌握對個股產生投資影響的重要訊息，投資者需收集市場資訊以利進行投資分析與判斷。一般而言，股票市場資訊分析可分成「基本分析」與「技術分析」；其中，基本分析所考量的因素甚為廣泛，包括總體經濟情況、產業環境、政治因素與公司經營等[3]，因此較不易從基本分析中找出影響股市變化的規則性；反觀，技術分析卻能利用股票市場的歷史成交量以及成交價等技術性資訊，預測出股票市場未來可能的變化趨勢[10]。因此，在這動態變化的股票市場中透過技術分析提供股票投資者即時且正確的投資決策已成為股票預測的重要議題之一。

在股票預測的相關研究中，近年來許多學者對技術分析的作法有所不同[9][12][13][15]，例如：Mieko & Seiji (2007)年提出一適合於分析大盤走勢的技術性指標方法，運用技術分析之結果預測出一天內股票價格，以協助投資者判斷進出股市的時機與其投資決策；Chang *et al.* (2009)提出一以個案動態視窗為基之類神經網路來預測股票市場的交易訊號，以篩選出潛力股以及重要影響股票市場的因素，以提昇股票預測的準確度，進而支援投資者制定良好的交易決策；再者，Chavarnakul and Enke (2008)則發展一類神經網路系統，運用均線(MA)預測隔日股票之收盤價，以推測出股票價格所屬的箱型大小，進而幫助投資者因應未來可能的股價漲跌而及早作出正確的交易決策；Ha *et al.* (2009)發展一動態變化之股票價格資料庫，藉此挖掘出有用的趨勢漲跌之規則，藉以判別出個股的趨勢類別，進而推薦投資者可投資的股票類型。

綜觀上述之近期研究，在技術分析上之股票預測方法仍有兩項不足之處：(1)投資者常因個人理財規劃的不同，有些投資者傾向長期投資，有些投資者偏好短期投資以求快速獲利了結；同時個股根據歷史盤面表現可區別出該股適合長期或短期投資。然而，上述這些近期的研究在個股之長短期投資上仍須仰賴投資者本身的自我

判斷，此情況除了會造成投資者在投資決策時間上的花費之外，還會因個股眾多與龐大的資料處理量，導致無法正確地判斷出適合投資者本身投資偏好的個股；(2)在技術分析之股票預測方法上，過去的研究大多以技術指標作為分析的依據；然而，技術指標種類眾多，且不同技術指標呈現的股票交易訊號也不同，這使得藉由技術指標在分析個股時，所產生的交易訊號會出現差異現象，進而混淆投資者之投資決策。

本研究主要目的在於發展一技術分析為基之股票預測方法，以預測出符合投資者偏好之個股，進而提昇股票投資者進行股票投資時之決策支援品質。依據上述研究目的，本研究主要研究項目包括：(1)股票投資之決策支援模式設計，(2)股票投資之決策支援流程設計，(3)技術分析為基之股票預測流程設計，(4)技術分析為基之股票預測方法發展以及(5)技術分析為基之股票預測方法實作。其中，技術分析為基之股票預測方法發展包含：趨勢為基之個股分類方法、合適技術指標選定方法以及交易訊號預測方法之發展。

2. 股票投資之決策支援模式設計

本章主要先針對股票投資提出一股票投資之決策支援模式，再依據所提之股票投資之決策支援模式進行細部流程之設計，以期依據投資者之投資需求預測與推薦出合適的投資個股，進而提昇股票投資者之決策品質與獲利能力。

2.1 股票投資之決策支援模式

一般而言，股票投資者在投資股票的過程中可分為投資前、投資中以及投資後三階段。其中，投資者在股票投資前，會先依據個人投資需求選定投資個股，再針對欲投資的個股蒐集其相關的投資資訊，以判斷個股未來的趨勢與買賣的時機；而在股票投資中，投資者不僅會隨時監控個股的價格是否已達到當初所判斷的買賣價

格，而且會與股友討論是否有較佳的個股投資操作模式，以作為投資操作時之參考依據；在個股買賣交易完成後，投資者會重新檢視個股投資時的整個過程是否與投資前所判斷的價格與投資時間點有所誤差，以利修正投資個股之投資操作模式，進而作為後續個股投資之參考依據。根據上述股票投資者之投資行為模式，本研究設計一股票投資之決策支援模式，以作為股票投資之決策支援系統發展之基礎，如圖 1 所示。此股票投資之決策支援模式包括股票資訊預測、股票投資推薦、股票投資操作歷程推薦、股票交易資訊監控以及股票投資資訊差異性分析。

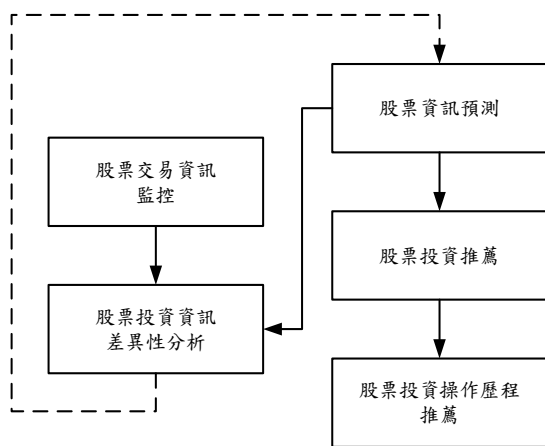


圖 1 股票投資之決策支援模式

2.2 股票投資之決策支援流程

依據 2.1 節所提之股票投資決策支援模式，本節將針對股票投資之決策支援模式進行細部流程設計，包括股票資訊預測、股票投資推薦、股票投資操作歷程推薦、股票交易資訊監控以及股票投資資訊差異性分析，如圖 2 所示；茲依序說明如下：

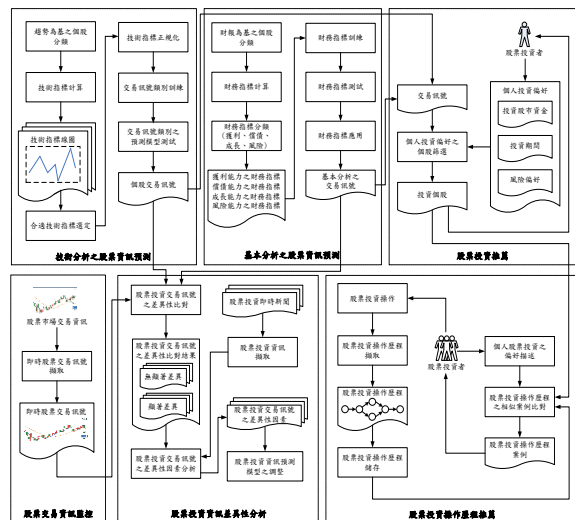


圖 2 股票投資之決策支援流程

(1) 股票資訊預測流程

為了考慮預測資訊的深度與廣度，本研究將分別就「技術分析」與「基本分析」兩層面來進行股票資訊預測。首先，在技術分析之層面上，先將股票市場中每一個股的交易線圖依據其趨勢進行個股的分類，並計算技術指標，以產生出技術指標線圖；接著，利用此技術指標線圖選定合適技術指標，以找出適合分析個股之技術指標；最後，將此技術指標做為個股預測之依據，並透過技術指標正規化、交易訊號類別訓練及交易訊號類別之預測模型測試，產生出個股的交易訊號，以有效地協助投資者於股票市場交易時之決策支援，進而提昇個股預測之準確度。而在基本分析之層面上，則先根據個股之歷年財務報表進行個股的分類，以瞭解個股內部營運的優劣；接著，計算財務指標，從中歸納出財務報表內相關的會計科目，並將這些歸納出的會計科目進行關鍵財務指標的分類，包括獲利能力、償債能力、成長能力以及風險能力；最後，將這些此財務指標做為個股預測之依據，並透過財務指標線圖之訓練、財務指標線圖之測試以及財務指標線圖之應用，產生出基本分析的交易訊號，以判斷個股經營體質與否健全，進而作為股票投資者之決策參考。

透過上述技術分析與基本分析之

個股預測資訊，其可協助投資者不僅獲得股票市場的交易資訊，而且悉知公司本身經營層面的財務資訊，以避免投資者落入片面決策之迷失。

(2) 股票投資推薦流程

依據股票投資者之投資需求與偏好(包含投資股市資金、投資期間長短以及風險偏好程度)，並參考技術分析與基本分析所產生的交易訊號，篩選出符合投資者個人投資偏好的個股，以推薦給股票投資者，進而降低投資者投資標的之搜尋時間與其成本。

(3) 股票投資操作歷程推薦流程

在個股投資與交易之過程中，投資者對於投資個股成功獲利的操作歷程會被擷取、記錄以及儲存下來，以提供後續投資者對於相似個股之投資操作的參考。另一方面，投資者可依據個人股票投資的偏好描述(包括偏好類股與個股、投資資金、投資期間長短以及風險偏好程度)，找尋出近似的歷史投資個股之股票投資操作歷程，以推薦給股票投資者參考，進而提昇投資者之個股投資操作獲利的成功率。

(4) 股票交易資訊監控流程

主要針對預測出的投資個股，透過即時股票交易訊號擷取，監控與蒐集當日股市開盤的即時交易訊號，以利進行預測的個股資訊與實際的個股資訊兩者之間的差異性分析。

(5) 股票投資資訊差異性分析流程

將預測個股的交易訊號與所蒐集當日個股的即時股票交易訊號進行股票投資交易訊號之差異性比對；若差異的情形介於可接受的誤差範圍內，則表示個股之預測的交易訊號與實際股市的交易訊號無顯著差異，反之若差異的情形超出可接受的誤差範圍，即表示個股之預測的交易訊號與實際股市的交易訊號有顯著差異情形。然而，在股票投資的相關研究中，影響股票市場之重要資訊除了技術分析與基本分析之外，尚有消息層面的資訊；因此，本研究亦針對股票投資即時新聞進行股票

投資資訊擷取，再將所擷取的股票投資即時新聞資訊與上述的顯著差異情形進行股票投資交易訊號之差異性分析，以找出投資交易訊號的差異性因素，並作為股票投資資訊預測模型之調整依據，進而提昇股票預測之準確度。

3. 技術分析為基之股票預測方法發展

依據第二章所設計的「股票投資之決策支援模式」，本章將先針對「股票資訊預測」建構一技術分析為基之股票預測程序，再依此程序發展其核心方法，包括「趨勢為基之個股分類方法」、「合適技術指標選定方法」以及「交易訊號預測方法」。

3.1 技術分析為基之股票預測程序

依據 2.2 節中所述之股票資訊預測流程，此節將設計一技術分析為基之股票預測程序，期協助股票投資者於股票市場交易時透過技術分析有效且精準地預測個股走勢，如圖 3 所示。此技術分析為基之股票預測程序包含趨勢為基之個股分類、合適技術指標選定與交易訊號預測。其中，趨勢為基之個股分類包括收盤價序列資料擷取、個股報酬率計算、個股報酬率區間建立與關聯區間序列建立；而合適技術指標選定則包括價量資料擷取、技術指標計算、交易訊號判定以及交易訊號比對；最後，交易訊號預測包含技術指標正規化、交易訊號類別訓練與交易訊號類別之預測模型測試。

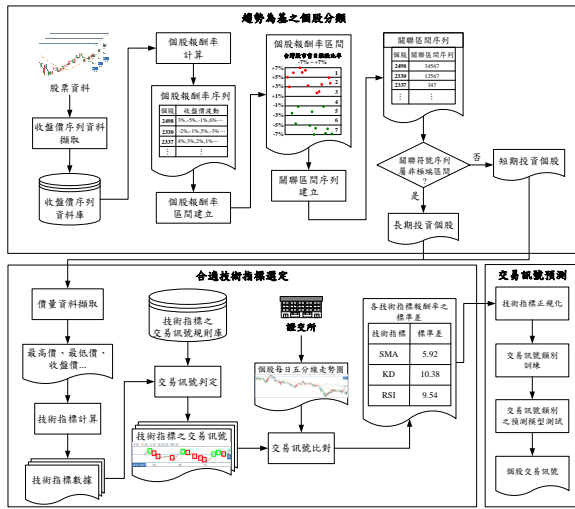


圖 3 技術分析為基之股票預測程序

3.2 趨勢為基之個股分類方法

趨勢為基之個股分類主要係區分個股趨勢的長短期投資類型，以作為合適技術指標選定的基礎，其詳細步驟依序說明如下：

(1) 收盤價序列資料擷取

主要依據所訂定的時間區間，從台灣經濟新報(TEJ)資料庫擷取個股每日收盤價格，以獲得一序列的收盤價資料，進而作為個股報酬率計算之依據，如圖 4 所示。

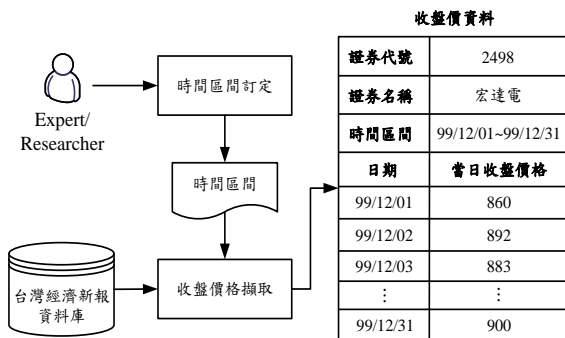


圖 4 收盤價序列資料擷取 (示意圖)

(2) 個股報酬率計算

將(1)所擷取到的個股收盤價序列資料，進行報酬率的計算，以得知個股的收盤價差情形；其計算公式如式(1)所示。

$$S'[i] = \frac{s[i+1] - s[i]}{s[i]} \times 100, \quad S[i]: 0 \leq i \leq n, \quad S'[i]: 0 \leq i \leq n-1 \quad (1)$$

其中， $S[i]$ 為第*i*天之個股收盤價；
 $S[i+1]$ 為第*i+1*天之個股收盤價；
 $S'[i]$ 為第*i*天之個股報酬率；

(3) 個股報酬率區間建立

依據(2)所計算之個股報酬率結果，其數據難以直接呈現出個股波動的情形，因此本研究採用台灣股市當日漲跌比率介於-7%~+7%之間為依據，將個股報酬率的區間做等寬切割成七個區間，並將(2)所得之個股報酬率數據對應至所屬的報酬率區間內，如圖 5 所示。

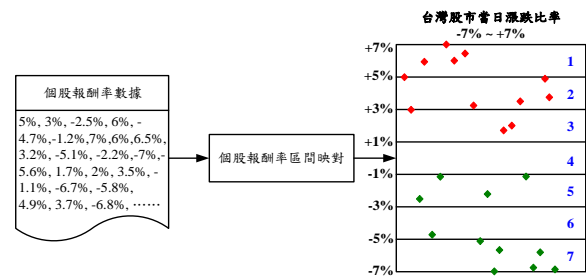


圖 5 個股報酬率區間建立 (示意圖)

(4) 關聯區間序列建立

依據(3)所得之個股報酬率區間，運用資料探勘之挖掘關聯法則(Apriori 演算法)，進行區間關聯性之支持度(Support)與信賴度(Confidence)的計算，以利關聯區間序列之建立；其計算公式如式(2)、(3)與(4)所示。

$$X \rightarrow Y[Support, Confidence] \quad (2)$$

其中， X 與 Y 分別表示個股報酬率區間；

$Support$ 表示個股報酬率區間 X 與 Y 之關聯支持度；

$Confidence$ 表示個股報酬率區間 X 與 Y 之關聯信賴度；

(a) 個股報酬率區間之關聯支持度計算

$$Support = \frac{C_i}{N} \quad (3)$$

其中， C_i 為相關區間 T_i 之出現次數；
 N 為相關區間 T_i 之總筆數；

(b) 個股報酬率區間之關聯信賴度計算

$$Confidence = Prob(Y | X) \quad (4)$$

其中， $Prob(Y | X)$ 為個股報酬率區間 X 出現的情況下，出現個股報酬率區間 Y 之機率。

根據個股報酬率區間之關聯支持度與信賴度之計算結果，若支持度滿足最小支持度 $Support_{min}$ (如式(5)所示) 以及信賴度滿足最小信賴度 $Confidence_{min}$ (如式(6)所示)，則表示個股報酬率區間之關聯性成立。

$$\frac{C_i}{N} \geq s_m \quad (5)$$

$$Prob(Y | X) \geq c_m, 0 < c_m \leq 1 \quad (6)$$

根據上述個股報酬率區間之關聯支持度與信賴度計算，本研究設計一個股關聯區間序列建立之演算法(如圖 6 所示)，以有效地呈現出個股報酬率落入的區間，進而判斷出個股之趨勢適合長期或短期投資。

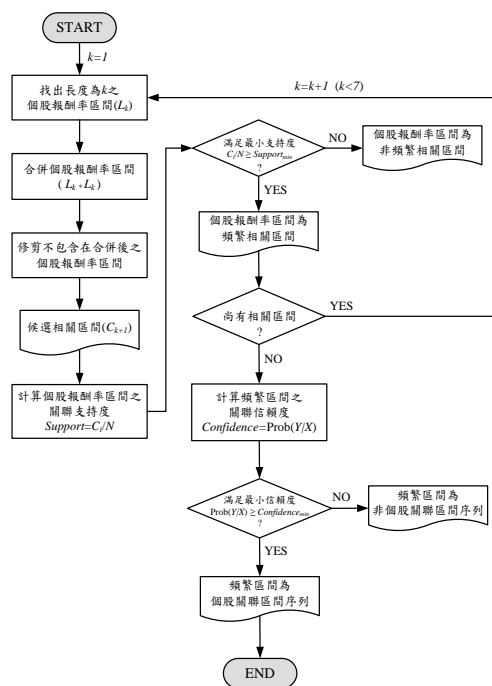


圖 6 個股關聯區間序列建立之演算法

3.3 合適技術指標選定方法

此階段主要是根據過去的股價資料，運用量化指標，分析過去的趨勢，並藉以預測未來的走勢，然而技術指標為分析個股未來交易訊號之重要來源，為了有效地產生適合個股分析之技術指標，進行一合適技術指標選定之程序，詳細步驟依序說明如下：

(1) 股價資料擷取：

依據個股名稱，從台灣經濟新報資料庫擷取個股相關股價與成交量資訊，以利技術指標之計算，如圖 7 所示：

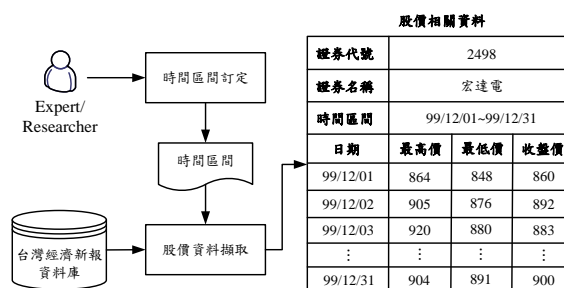


圖 7 價量資料擷取 (示意圖)

(2) 技術指標計算：

本研究採用市場上公認最有應用

價值之技術指標[2][5][7][11]，包含簡單移動平均(Simple Moving Average, SMA)、隨機指標(Stochastic, STOCH)及相對強弱指數指標(Relative Strength Index, RSI)；其計算公式如式(7)、(8)、(9)、(10)與(11)所示。

(a) Simple Moving Average (SMA)：

$$SMA_n = \frac{\sum_{i=1}^n Closeprice_i}{n} \quad (7)$$

其中， SMA_n 為 n 日之移動平均值；

$\sum_{i=1}^n Closeprice_i$ 為 n 日收盤價之總合；

(b) Stochastic(STOCH)：

$$RSV_n = \frac{Closeprice_i - Lowestprice_n}{Highestprice_n - Lowestprice_n} \times 100 \quad (8)$$

$$K_i = K_{i-1} \times \frac{2}{3} + RSV_i \times \frac{1}{3} \quad (9)$$

$$D_i = D_{i-1} \times \frac{2}{3} + K_i \times \frac{1}{3} \quad (10)$$

其中， RSV_n 為第 n 日之未成熟隨機值；

$Closeprice_i$ 為第 i 日之收盤價；

$Lowestprice_n$ 為 n 日內之最低價；

$Highestprice_n$ 為 n 日內之最高價；

K_i 為第 i 日之快速平均值；

RSV_i 為第 i 日之未成熟隨機值；

D_i 為第 i 日之慢速平均值；

(c) Relative Strength Index (RSI)：

$$RSI_n = \frac{Priceup_n}{Priceup_n + Pricedown_n} \times 100 \quad (11)$$

其中， RSI_n 為第 n 日之相對強弱指數指標；

$Priceup_n$ 為 n 日內股價上漲總幅度；

$Pricedown_n$ 為 n 日內股價下

跌總幅度；

(3) 交易訊號判定：

依據技術指標之交易訊號規則庫，將(2)所計算之各技術指標數據進行交易訊號判定，以獲得各技術指標之交易訊號，如圖 8 所示。

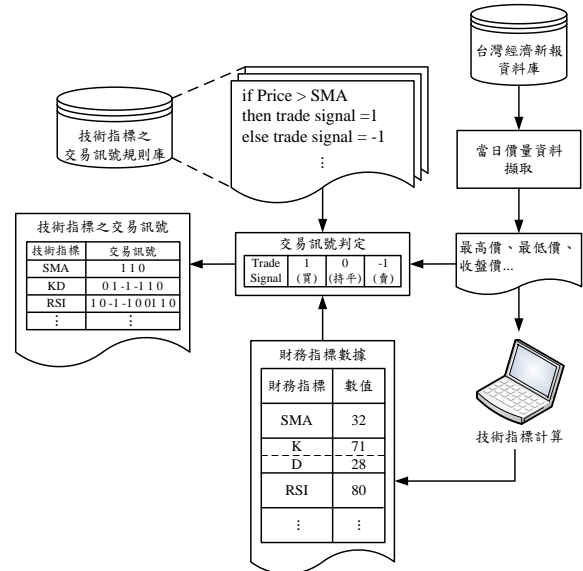


圖 8 交易訊號判定 (示意圖)

(4) 交易訊號比對：

將(3)所產生各技術指標之交易訊號及從證交所擷取之個股每日五分線走勢圖，進行交易訊號比對，以獲得個股技術指標之準確度，如圖 9 所示。在交易訊號比對過程中，當交易訊號產生時，擷取五分線之開盤價與下一次產生交易訊號時之開盤價，進行各技術指標之報酬率計算，並運用標準差方法，得知個股技術指標報酬率之離散程度；其計算公式如式(12)及(13)所示，然而標準差愈大者，表示其報酬波動風險愈大，愈不適宜分析該個股。

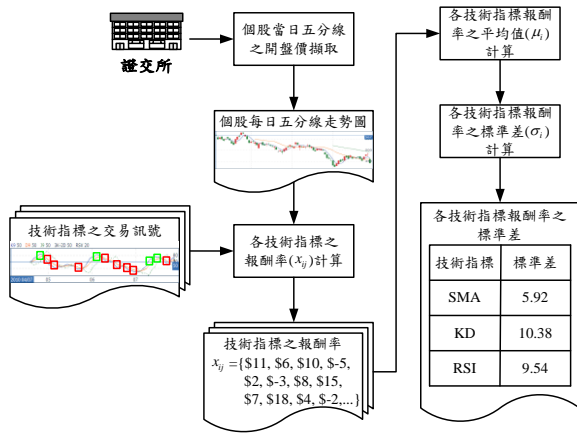


圖 9 交易訊號比對 (示意圖)

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n x_{ij} \quad (12)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \mu_i)^2} \quad (13)$$

其中， μ_i 為各技術指標報酬率之平均值；
 N 為報酬率總筆數；
 $\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n x_{ij}$ 為各技術指標之報酬率總合；
 σ_i 為各技術指標報酬率之標準差；

3.4 交易訊號預測方法

此階段主要係運用 3.3 節之技術指標為輸入資料，進行交易訊號預測模型訓練及測試，最終產生個股之交易訊號，其詳細步驟依序說明如下：

(1) 技術指標正規化[6]

根據上述之技術指標，進行個股技術指標數值正規化，以利交易訊號類別之訓練樣本資料集之建立，其計算公式如式(14)所示。

$$a_l = \frac{b_l}{\max_{i=1}^z (b_i)} \quad (14)$$

其中， a_l 為正規化技術指標數值；
 b_l 為原技術指標數值；
 $\max_{i=1}^z (b_i)$ 為所有技術指標

之最大值；

(2) 交易訊號類別訓練

根據(1)所得之正規化技術指標數值，建立交易訊號類別之訓練樣本資料集如公式(15)、(16)與(17)所示，最後將所有技術指標之輸入向量資料集與交易訊號類別輸出值總合之結果如公式(18)所示。

$$S = \{x_i, y_i\}, i = 1 \dots n \quad (15)$$

$$x_i = \{a_i, a_{i+1}, \dots, a_{i+p-1}\}, i = 1 \dots n \quad (16)$$

$$y_i = \{a_{i+p}\}, i = 1 \dots n \quad (17)$$

$$X = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & \dots & a_p \\ a_2 & a_3 & \dots & a_{p+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n-p} & a_{n-p+1} & \dots & a_{n-1} \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} a_{p+1} \\ a_{p+2} \\ \vdots \\ a_p \end{bmatrix} \quad (18)$$

其中， S 為交易訊號類別之訓練樣本；

x_i 為技術指標之輸入向量；

p 為輸入向量之維度；

y_i 為交易訊號類別輸出值；

n 為資料總筆數；

X 為總技術指標輸入向量；

Y 為總交易訊號類別輸出值；

接著，將公式(18)計算之結果，運用支援向量機(SVM)公式(如式(19)所示)區分交易訊號之類別，以建構技術指標之交易訊號類別預測模型。

$$f(x) = \omega \cdot \phi(x) + b \quad (19)$$

其中， ω 為技術指標輸入向量 x 之法向量(weight vector)；

$\phi(x)$ 為非線性輸入空間 x

映射成高維度之特徵空間；

b 為特徵空間之位移量；

此外，依特徵空間之垂直方向將交易訊號類別的邊界擴展至最大，即可得到明確的分類函數，計算公式如式(20)所示。

$$\begin{aligned} \text{Min } & \frac{\|\omega\|^2}{2} \\ \text{s.t. } & \begin{cases} y_i - \phi(\omega, x_i) - b \leq \varepsilon \\ \phi(\omega, x_i) + b - y_i \leq \varepsilon \end{cases} \end{aligned} \quad (20)$$

上述公式(20)屬一對偶問題(dual problem)，此處可利用一優化方法，將問題轉換，其推導公式如式(21)所示。

$$\begin{aligned} \text{Max } & \sum_{i=1}^n y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) - \varepsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) \\ & - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) \\ \text{s.t. } & \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \text{ and } 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C \end{aligned} \quad (21)$$

其中， α_i 與 α_j 為 Lagrange Multiplier；
 ε 為交易訊號類別之訓練樣本誤差值；
 C 為交易訊號類別之訓練樣本誤差值超過 ε 的處罰常數 (penalty parameter)；
 $K(x_i, x_j)$ 為核心函數 (Kernel Function)；

由於支援向量機(SVM)是用在線性分割條件下，本研究之技術指標輸入向量屬多維度資料集，難以線性分割，故將原本樣本空間透過核心函數 (Kernel Function)，投射至高維空間，故經由上述公式(21)推導之結果，使得支援向量機(SVM)計算公式如式(22)所示。

$$\begin{aligned} f(x) &= \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) + b \\ K(x_i, x_j) &= \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|}{2\sigma^2}\right) \end{aligned} \quad (22)$$

然而，核心函數(Kernel Function)中參數的選擇會影響預測準確度 [14]，故運用粒子群優化演算法(PSO)尋求支援向量機(SVM)之參數最佳解，相關粒子參數包含 C 、 ε 及 σ ，其計算公式如式(23)與(24)所示。

$$v^{n+1} = w \cdot v^n + c_1 \cdot r_1 \cdot (p^n - x^n) + c_2 \cdot r_2 \cdot (p_g^n - x^n), \quad 0 \leq r_1, r_2 \leq 1 \quad (23)$$

$$x^{n+1} = x^n + \beta \cdot v^n \quad (24)$$

其中， v^{n+1} 為粒子參數下一個速度；
 w 為前一個粒子參數影響當前粒子之慣性權重值 (inertia weight)；

v^n 為粒子參數目前速度 (current velocity)；

c_1 與 c_2 為兩個加速係數；

r_1 與 r_2 為兩個獨立均勻分佈之隨機變量；

p^n 為為粒子參數前一個最佳位置；

x^n 為粒子參數當前位置；

p_g^n 為粒子參數群中之最佳位置；

x^{n+1} 為粒子參數下一個位置；

β 為控制速度之限制值；

經由上述，產生初始粒子相關參數值後，計算每一粒子參數之適應函數值，相關適應函數計算公式如式(25)所示，以當前粒子參數作為單獨的極值，直到該產生最小適應函數值，該粒子參數作為全局的最佳解。

$$\text{Fitness} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{F_i - F_i'}{F_i} \right| \quad (25)$$

(3) 交易訊號類別之預測模型測試

本研究擷取台灣股市 2001 年至 2007 年的技術指標當作交易訊號類別之訓練樣本，而 2008 至 2010 年的技術指標為交易訊號類別之預測模型測試樣本。

根據(1)、(2)與(3)之結果，本研究設計一交易訊號類別之預測模型建立流程(如圖 10 所示)，以有效地呈現出交易訊號預測的準確度，進而提供股票投資者於股票交易時決策之制定。

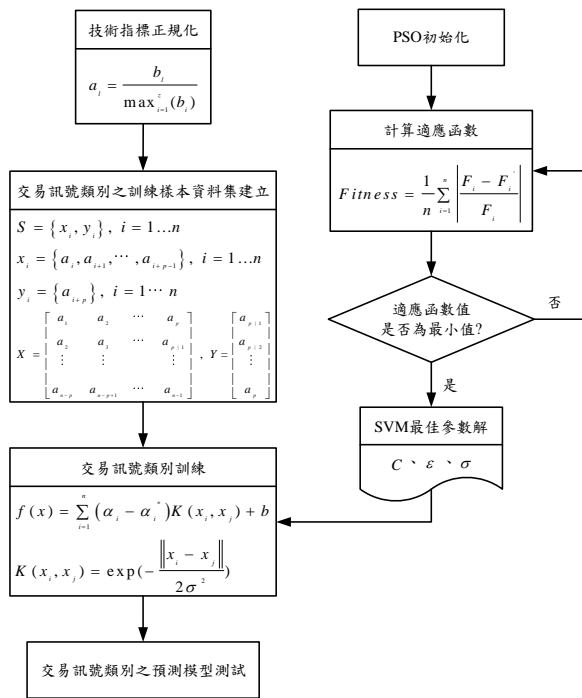


圖 10 交易訊號類別之預測模型建立

4. 實作與實例說明

根據技術分析為基之股票預測方法發展結果，本研究以宏達電與台積電兩公司之股票為例進行實作與實例說明，茲敘述如下。

先從台灣經濟新報擷取宏達電與台積電兩個股之收盤價格，以進行報酬率計算，並將此兩個股之報酬率映射至報酬率七大區間，如圖 11 與 12 所示。

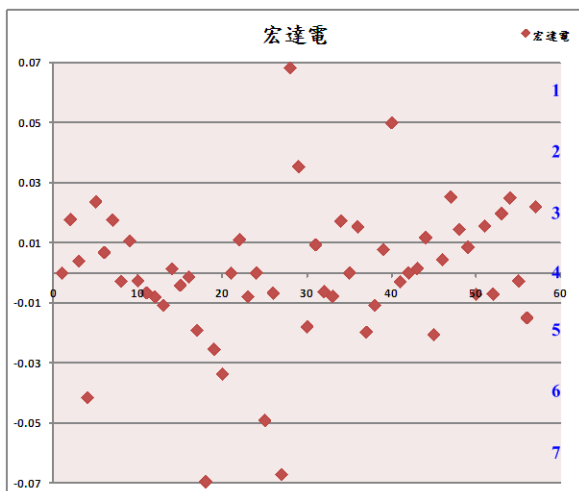


圖 21 宏達電報酬率區間映射結果

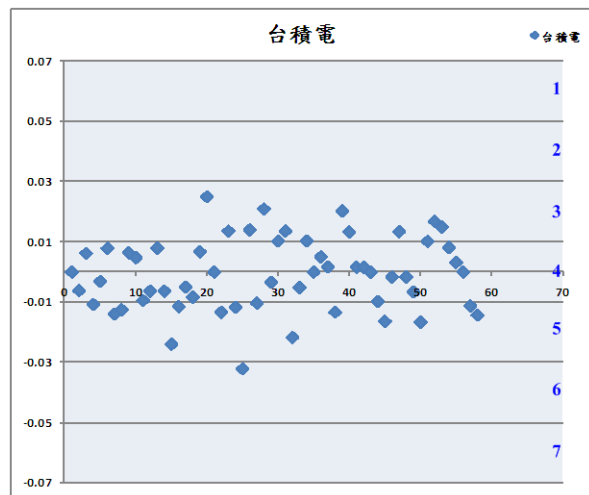


圖 32 台積電報酬率區間映射結果

依據上述兩個股之報酬率區間映射結果，運用 MATLAB 來實作 Apriori 演算法，並逐一建立報酬率區間之關聯性，如圖 13 與 14 所示。其中，在宏達電中，第一回報酬率之關聯區間為[1, 3, 4, 5, 6, 7]，第二回報酬率之關聯區間為[1 3, 1 4, 1 5, 3 4, 3 5, 3 6, 3 7, 4 5, 4 6, 4 7, 5 6, 5 7, 6 7]，第三回報酬率之關聯區間為[1 3 4, 1 3 5, 1 4 5, 3 4 5, 3 4 6, 3 4 7, 3 5 6, 3 5 7, 3 6 7, 4 5 6, 4 5 7, 4 6 7, 5 6 7]，第四回報酬率之關聯區間為[1 3 4 5, 3 4 5 6, 3 4 5 7, 3 4 6 7, 3 5 6 7, 4 5 6 7]，第五回報酬率之關聯區間為[3 4 5 6 7]。而在台積電中，第一回報酬率之關聯區間為[3, 4, 5]，第二回報酬率之關聯區間為[3 4, 3 5, 4 5]，第三回報酬率之關聯區間為[3 4 5]。

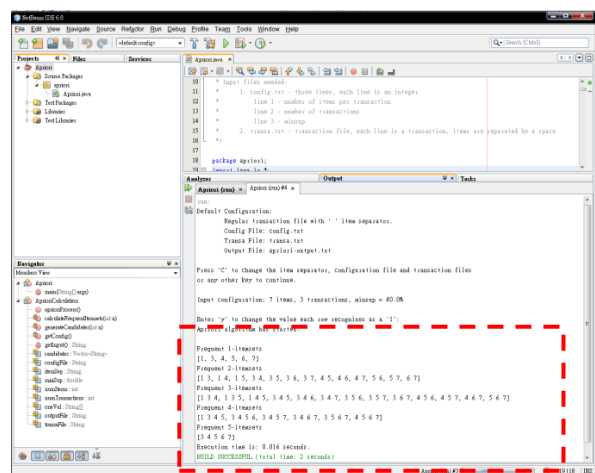


圖 43 宏達電報酬率區間關聯建立

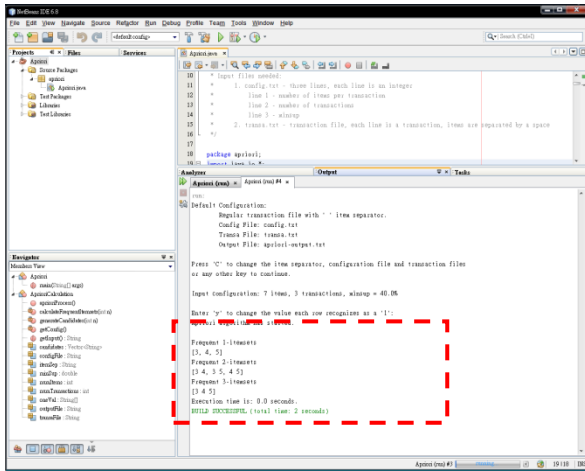


圖 54 台積電報酬率區間關聯建立

由上述個股報酬率區間關聯之建立結果可得知此兩個股最強之區間關聯，以判斷出個股之長短期投資類型，如圖 15 與 16 所示。其中，宏達電之報酬率區間為[3 4 5 6 7]，由此得知宏達電報酬率區間數較多，表示報酬率波動程度較大，適合短期投資；而台積電之報酬率區間為[3 4 5]，可得知台積電報酬率區間數較少，表示報酬率波動程度較平緩，適合長期投資。

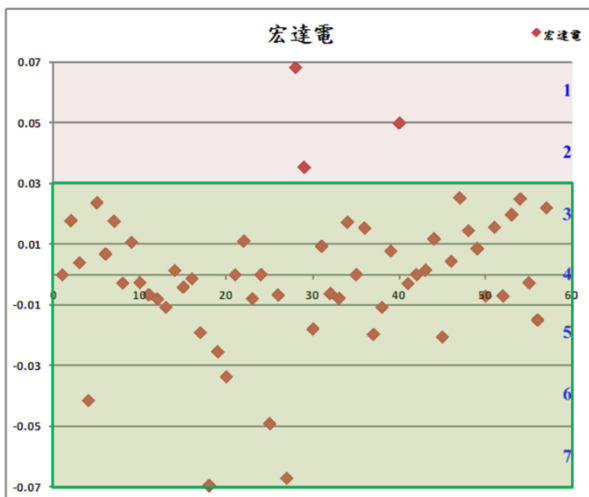


圖 65 宏達電報酬率區間關聯結果

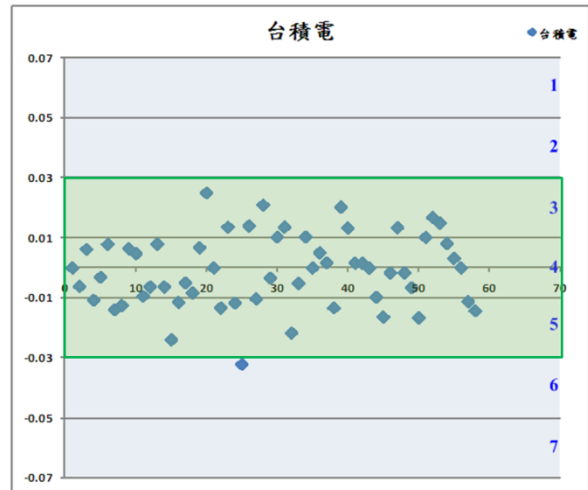


圖 76 台積電報酬率區間關聯結果

5. 結論

本研究主要發展一技術分析為基之股票預測方法，以預測出符合投資者偏好個股之交易訊號，進而提昇股票投資者進行股票投資時之決策支援品質。

本研究之主要研究成果與貢獻包括：

- (1) 提出一股票投資之決策支援模式：本研究所提出的股票投資之決策支援模式可作為後續股票投資之相關研究發展決策支援的重要參考模式(Reference Model)。
- (2) 設計一股票投資之決策支援流程：此流程可依據投資者之投資需求預測與推薦出合適的投資個股，以提昇股票投資者之決策品質與獲利能力。
- (3) 發展一技術分析為基之股票預測方法：能協助股票投資者於股票市場交易時透過技術分析有效且精準地預測個股走勢。

其中，技術分析為基之股票預測方法具備下列優點：

- (1) 區別個股特性的差異，
- (2) 依據個股股價之波動進行個股長短期投資分類，以及
- (3) 根據技術指標分析個股所產生的資訊，挑選出合適該股的技術指標，提昇個股未來交易訊號預測的準確度。

致謝

本研究承國科會研究經費補助編號為 (NSC98-2221-E-327-039) 及 (NSC99-2221-E-327-036)，使本研究得以順利完成，特此致謝。

參考文獻

- [1] C. Knorr, "The Information Architecture of Financial Market", in *Proceedings of the Constance Conference on Financial Markets*, Constance University, 2003.
- [2] C. L. Huang and C. Y. Tsai, "A hybrid SOFM-SVR with a filter-based feature selection for stock market forecasting", *Expert System with Applications*, Vol. 36, No. 2, 2009, pp. 1529-1539.
- [3] D. M. Cutler, J. M. Poterba, and L. H. Summers, "What moves stock prices?", *Journal of Portfolio Management*, Vol. 15, No. 3, 1989, pp. 4-12.
- [4] J. D. Bermúdez, J. V. Segura, and E. Vercher, "A fuzzy ranking strategy for portfolio selection applied to the Spanish Stock Market", *IEEE*, 2007.
- [5] K. Yakup, A. B. Melek, and K. B. Ömer, "Predicting direction of stock price index movement using artificial neural networks and support vector machines: The sample of the Istanbul Stock Exchange", *Expert Systems with Applications*, Vol. 38, No. 5, 2011, pp. 5311-5319.
- [6] L. X. Liu, Y. Q. Zhuang, and X. Y. Liu, "Tax forecasting theory and model based on SVM optimized by PSO", *Expert Systems with Applications*, Vol. 38, No. 1, 2011, pp. 116-120.
- [7] L. Yu, S. Wang and K. K. Lai, "Mining stock market tendency using GA-based support vector machines", *Lecture Notes in Computer Science*, 2005, pp. 336-345.
- [8] N. Darvas, *How I made \$2,000,000 in the stock market*, American Research Council Larchmont, New York, 1991.
- [9] P. C. Chang, C. H. Liu, J. L. Lin, and C. Y. Fan, C. S. P. Ng, "A neural network with a case based dynamic window for stock trading prediction", *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, No. 3, 2009, pp. 6889-6898.
- [10] R. D. Edward and J. Magee, *Technical analysis of stock trends*, Lucie Press, AMACOM St, 2001.
- [11] R. K. Lai, C. Y. Fan, W. H. Huang and P. C. Chang, "Evolving and clustering fuzzy decision tree for financial time series data forecasting", *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, No. 2, 2009, pp. 3761-3773.
- [12] T. Chavarnakul and D. Enke, "Intelligent technical analysis based equivolume charting for stock trading using neural networks", *Expert Systems with Applications*, Vol. 34, No. 2, 2008, pp. 1004-1017.
- [13] T. Y. Mieko and T. Seiji, "Adaptive use of technical indicators for the prediction of intra-day stock prices", *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol. 383, No. 1, 2007, pp. 125-133.
- [14] X. Liang, H. Zang, J. Xiao, and Y. Chen, "Improving option price forecasts with neural networks and support vector regressions", *Neurocomputing*, Vol. 72, No. 13-15, 2009, pp. 3055-3065.
- [15] Y. M. Ha, P. Sanghyun, S. W. Kim, J. I. Won, and J. H. Yoon, "A stock recommendation system exploiting rule discovery in stock databases", *Information and Software Technology*, Vol. 51, No. 7, 2009, pp. 1140-1149.