

分類迴歸樹於 S&P500 指數預測之研究

Forecasting the S&P500 with Classification and Regression Tree

王嘉隆¹ 詹淑慧²

摘要

過去有關技術分析的文獻中，有的直接利用技術指標來做效率市場之假說檢定，有的則嘗試透過人工智慧技術建構技術指標與股價間之關係，進而來預測股價之走勢，不同過去文獻所使用的方法，本研究嘗試透過分類迴歸樹(Classification and Regression Tree, CART)技術，以 KD 技術指標建立一專家系統，並形成一交易準則的分類樹，再對每一分類以迴歸進行分析，進而偵測買進及賣出訊號。實證結果顯示本研究方法對於 S&P 500 指數的預測能力，較諸於買入持有(buy and hold)，及直接以 KD 技術指標做為交易法則，有較佳的績效表現。

關鍵字：分類迴歸樹、技術指標、股票市場

Abstract

This study attempts to propose an alternative way to detect the buy and sell signals by combining classification and regression tree and KD technical indicator and use it to make prediction of the S&P 500 Index. The empirical results indicate that the proposed method outperforms the buy-and-hold strategy and trading rule directly used KD technical indicator.

Keywords: Classification and Regression Tree, Technical Indicators, Stock Market

1. 前言

發展一套股票報酬預測模型一直是理論與實務所嘗試研究的方向，不論是基本分析或技術分析，皆企圖探討股價的變化規則，以做為進出股市的依據。效率市場假說(efficient market hypothesis)認為市場價格立即且充分的反應所有新的訊息，而任何新訊息的衝擊，基本上都是不可預測，市場價格係遵循著隨機漫步(random walk)的行為。1960 年代及 1970 年代等早期的研究多支持效率市場假說，認為市場是效率的，因此無法藉由歷史資料發現任何可辨認、或可利用的型態(Alexander,1964; Fama and Blume,1966; Jensen and Bennington,1970)。但自 1980 年代以來，許多違反效率市場假說的現象陸續

¹和春技術學院資訊管理系講師

²國立高雄第一科技大學管理研究所博士生/和春技術學院財務金融系講師

被發現，如季節效應、星期效應、小型股效應等。另外，行為財務(behavior finance)學派從投資人心理角色探討，也發現股價對過去價格波動過度反應，以及對新資訊的反應不足等現象(Jegadeesh and Titman,1993; Chan et al., 1996; Grundy and Martin, 1998)。這些研究指出歷史股價仍可做為預測未來股價變動的依據，使得效率市場假說受到極大的挑戰。因此，近年來的許多財務研究逐漸以較正面與嚴謹的態度探討技術分析，無論在理論面和實證面都提出許多技術分析有效性的證明和證據。

由於許多研究指出股價變動係為一非線性的過程(Hinich and Paterson,1985 ; Brock, Hsieh, and LeBaron,1991 ; Hsieh,1991 ; Willey,1992)，透過技術分析卻可察覺此種非線性的現象(Neftci,1991)，此外，CART 亦能有效解決時間序列的非線性問題(Breiman et al., 1984)。因此本研究主要目的係透過 CART 技術，以 KD 技術指標建立一專家系統，並形成一交易準則的分類樹，再對每一分類以迴歸進行分析，進而偵測買進及賣出訊號。在實證分析上，為減輕資料窺視(data snooping)的偏誤，依 Brock, Lakonishok, and LeBaron (1992)所提出的解決方法，以相當長期的 S&P 指數日資料為研究期間，將本研究所建構的模式，與買入持有(buy and hold)及直接以 KD 技術指標做為交易法則的報酬進行比較分析；除此之外並進一步探討本研究所建構的模式在不同子樣本期間的投資報酬表現是否具有一致性。

本文架構如下，第一部份為緒論，說明本文之研究動機、目的，第二部份為相關文獻回顧，第三部份為本文的研究方法，第四部份說明本文使用的資料來源、實證方法、以及實證結果與分析，最後為本文的結論。

2. 文獻回顧

2.1 技術分析之相關文獻

自從許多研究指出股價變動係為一非線性的過程(Hinich and Paterson,1985 ; Brock et al.,1991 ; Hsieh,1991 ; Willey,1992)，透過技術分析卻可察覺此種非線性的現象(Neftci,1991)，所以逐漸有愈來愈多的研究以較正面且嚴謹的態度探討技術分析的有效性。技術分析認為歷史會重演，利用技術指標可以用來判斷未來的股價走勢。過去有關技術分析的文獻中，直接使用技術指標進行實證研究的文獻，則自 Alexander(1961) 定義濾嘴法則，並設定不同的濾嘴比率 0.5%至 50%，在未考慮交易成本的情況下，不論濾嘴比率大小，其投資報酬皆大於買入持有，所以股價變動有趨勢存在。此後相繼有 Levy(1967)以相對強弱，Pruitt and White(1988)以能量潮、相對強弱、及移動平均線合併之 CRISMA 交易系統進行交易，Brock et al.(1992)則以移動平均線法則與區間突破交易法則(trading range break out)，Bessembinder and Chan (1995)、黃彥聖(民國八四)、Ratner and Leal (1999)以移動平均做為交易規則，實證結果皆證實技術分析的有效性。

2.2 人工智慧之相關文獻

隨著電腦科技的快速發展，尤其透過人工智慧所建構的決策支援系統，因對龐大而

且複雜資訊有極佳的處理能力，諸如類神經網路(artificial neural networks)、基因演算法(genetic algorithms)、圖形識別(pattern recognition)等因能有效解決股價時間數列的非線性問題，因此，有相當多的文獻則嘗試透過人工智慧技術建構技術指標與股價間之關係，進而來預測股價之走勢，如 Kamijo and Tanigawa (1990)、Trippi and Turban(1993)、Brownstone (1996)、Neely et al. (1997)、Gencay(1998)、Refenes et al. (1997)、Saad et al. (1998)、Tsaih et al. (1998)、Allen and Karjalainen (1999)、林金賢、李家豪(2003)等，透過類神經網路、或結合基因演算法進行分析，並獲得不錯的成效。

2.3 分類迴歸樹之相關文獻

Breiman et al. (1984)提出分類迴歸樹(Classification and Regression Tree, CART)，透過切割技術(partitioning techniques)將觀察值以二元(binary)及序列展開(sequential fashion)方式進行分類，以提升預測能力，是一種有效的無母數工具。CART 最初被應用於醫學診斷及預測上，近年來則有若干學者，基於傳統統計方法在變數的選擇及設定上的限制，應用於商業及財務的範圍亦日漸廣泛，而且多數文獻利用 CART 的特質有效解決了時間數列可能發生的非線性問題 (Kao and Shumaker, 1999; Sorensen et al., 1994, 1996; Sorensen et al., 2000)。

3. 研究方法

由於相關文獻均指出金融時間序列呈現趨勢或非線性的現象，而技術交易法則卻可能察覺此現象，在眾多技術指標中，雖然 KD 技術指標在實務界廣泛的使用，但在學術研究上則相對較少(林金賢等, 2003)，KD 技術指標之計算公式除了考慮一段期間之最低價與最高價外，並結合了動量、相對強弱(relative strength)，以及移動平均之觀念，因此本研究嘗試以此一指標做為買賣訊號強弱的分類依據。此外，CART 雖然已逐漸應用在財務領域，並有效解有效解決時間數列可能發生的非線性問題，但多數運用在財務比率與擇股關係之研究(Sorensen et al., 2000)、或總體經濟指標與成長股、價值股關係之研究(Kao and Shumaker, 1999)，因此本研究嘗試以 CART 結合 KD 技術指標，對 S&P 500 指數進行實證分析，提供投資者在擇時方法上的另一選擇。

3.1 KD 技術指標

KD 技術指標的計算方式如下：

$$RSV_t = (C_t - L_9) \times \frac{100}{(H_9 - L_9)} \quad (1)$$

$$K_t = \frac{1}{3} \times RSV_t + \frac{2}{3} \times K_{t-1} \quad (2)$$

$$D_t = \frac{1}{3} \times K_t + \frac{2}{3} \times D_{t-1} \quad (3)$$

其中， RSV_t 為第 t 期的隨機值(Raw Stochastics Value)， C_t 為第 t 期的收盤價， H_9 與 L_9 分別為最近九日的最高價及最低價，若無前一日的 K 值與 D 值，則以 50 代入計算， K 值與 D 值介於 0 與 100 之間，其買賣訊號研判方式如下：

規則一 當 D 值大於 70 時為超買區，宜將股票賣出；當 D 值小於 30 時為超賣區，宜將股票買進

規則二 當 D 值大於 70，而 K 值小於 D 值為賣出訊號；當 D 值小於 30，而 K 值大於 D 值為買進訊號

林金賢等(2003)實證結果顯示 KD 交易規則能夠有效預測股價，另外， KD 交易系統為一經驗法則，其中，70 與 30 的門檻值也可設為 80 與 20，由於 80 與 20 的門檻值過於嚴格，可能會造成買進及賣出訊號過少，所以，在本文中採用 70 與 30 的門檻值。

3.2 分類迴歸樹(CART)

由於傳統線性模型必須所有自變數為獨立而且具可加性(additive)等限制，所得迴歸係數在所有時間下皆不變，因此，無法描述在不同的情況下，單一變數可能有不同狀態的走勢，Breiman et al. (1984) 提出 CART 技術，其決策樹則可依據不同的狀態，以“if-then”的規則進行分類，以提升預測能力。本研究透過 CART 技術，以上述 KD 技術指標交易規則形成一交易準則的分類樹(如圖 1)。

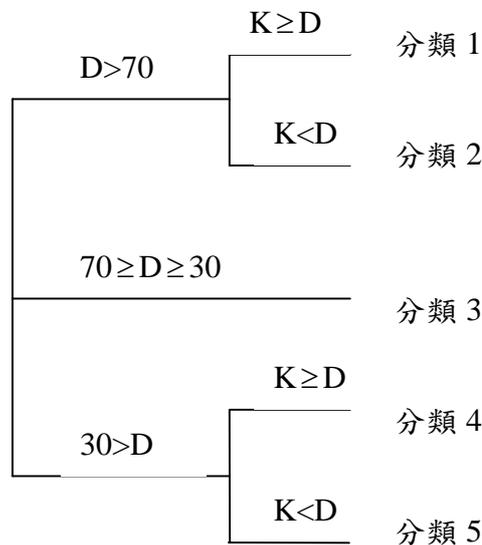


圖 1 CART 之交易準則分類樹

再對每一分類以 $AR(1)$ 迴歸，如式(4)

$$R_t = a^i + b^i R_{t-1} + \varepsilon_t^i, \quad i = 1, 2, 3, 4, 5 \quad (4)$$

其中， R_t 為 t 期股價指數日報酬率， i 表示第 i 個分類。
透過式(4)數個分段的線性模式所組成的非線性模型，以描述股價指數在不同分類狀態下的走勢。

3.3 研究架構

本研究嘗試以 CART 技術偵測買進及賣出訊號，作法如下：

Step 1. 依式(1)(2)(3)計算 KD 技術指標

Step 2. 依據 KD 技術指標，判斷分類狀態 S_t

if $D_t > 70$ and $K_t \geq D_t$, then $S_t = 1$

if $D_t > 70$ and $K_t < D_t$, then $S_t = 2$

if $70 \geq D_t \geq 30$ then $S_t = 3$

if $30 > D_t$ and $K_t \geq D_t$, then $S_t = 4$

if $30 > D_t$ and $K_t < D_t$, then $S_t = 5$

Step 3. 依據分類狀態 S_t ，計算下一期預估的報酬率 R'_{t+1}

$$R'_{t+1} = a^{S_t} + b^{S_t} R_t \quad (5)$$

其中 R'_{t+1} 為第 $t+1$ 期的預估報酬率， a^{S_t} ， b^{S_t} 為分類狀態 S_t 的迴歸係數值。

Step 4. 研判買賣訊號

if $S_t = 1$ and $R'_{t+1} < 0$ then 賣出訊號

if $S_t = 2$ and $R'_{t+1} < 0$ then 賣出訊號

if $S_t = 4$ and $R'_{t+1} > 0$ then 買進訊號

if $S_t = 5$ and $R'_{t+1} > 0$ then 買進訊號

4. 實證結果

本研究以二個評估標準衡量 CART 結合 KD 技術指標模式(以下簡稱 CART)的預測績效，包括買進或賣出一天的日報酬，以及模擬操作績效。並將所得報酬結果與直接以 KD 技術指標做為交易法則(以下簡稱 KD)及買入持有策略進行比較。至於買進及賣出價格均以收盤價為準。

4.1 研究樣本及敘述統計

本研究資料來源為 yahoo 財金資料庫，研究對象為 S&P 500 指數之日指數資料，為了減輕資料窺視可能造成的偏誤，本研究以相當長期的樣本資料進行實證分析，樣本期間為 10/19/1982 至 10/19/2004 共計 22 年 5552 筆日資料。其中前 600 個交易日用以估

計各狀態下之迴歸係數值，因此本研究以 03/05/1985~10/19/2004 共計 4952 個交易日進行獲利能力分析。此外，為了確認本研究所建構擇時模式在不同子樣本期間之獲利穩定性，因此，進一步將樣本期間均分為 4 個不重疊子樣本期間，每段子樣本期間均有 1238 個交易日，各子樣本期間分別為 03/05/1985~01/24/1990、01/25/1990 ~ 12/15/1994、12/16/1994 ~ 11/10/1999、11/11/1999 ~ 10/19/2004，以分析本研究所建構之模式在不同子樣本期間的獲利穩定性。

表 1 為 S&P 500 指數於全期(03/05/1985~ 10/19/2004)及各子樣本期間之日報酬敘述統計，全期之平均日報酬為正，子樣本期間之日報酬則以 12/16/1994 ~ 11/10/1999 期間的報酬最高，而 11/11/1999 ~ 10/19/2004 則呈現負報酬。顯示子樣本期間之平均日報酬有相當的差異。

表 1 S&P 500 日報酬之敘述統計

Period	Observations	Mean	Std. Dev.	Skewness	Kurtosis
Panel A: overall period					
03/05/1985~ 10/19/2004	4952	0.0423%	1.0799	-1.4543	33.5103
Panel B: sub-period					
03/05/1985 ~ 01/24/1990	1238	0.0556%	1.1991	-4.2365	77.4244
01/25/1990 ~ 12/15/1994	1238	0.0288%	0.7526	0.0283	5.1661
12/16/1994 ~ 11/10/1999	1238	0.0943%	1.0031	-0.3932	8.2523
11/11/1999 ~ 10/19/2004	1238	-0.0095%	1.2851	0.1987	4.7505

4.2 買進或賣出一天的平均日報酬

本研究首先分析以 KD 及 CART 為交易規則進行買賣訊號偵測，買進或賣出一天的日報酬表現。表 2 結果顯示，以 KD 為交易規則所偵測的買賣訊號雖然比 CART 多，但在日報酬表現上，以 CART 為交易規則買進一天的日報酬相對較高，賣出一天的日報酬相對較低，此結果顯示，相較於直接使用 KD 技術指標，CART 能更有效偵測買賣訊號，因此將買進日報酬減去賣出日報酬後，其報酬相對較高。

表 2 以 KD 及 CART 為交易規則之日報酬結果

Rule	N(buy)	N(sell)	Buy	Sell	Buy - Sell
KD	548	1793	0.3272%	0.0564%	0.2708%
CART	409	778	0.3485%	0.0381%	0.3104%

“KD”表示直接以以 KD 技術指標做為交易法則；“CART”表示 CART 結合 KD 技術指標模式；N(buy)表示買進次數，N(sell)表示賣出次數，“Buy”、“Sell”分別表示買進及賣出一天的平均日報酬。

4.3 模擬操作績效

4.3.1 全期的操作績效

本研究進一步將 KD 及 CART 對股價指數的預測，進行模擬買賣，並與買入持有策

略的投資報酬比較，以判斷本研究之模式是否優於買入持有。表 3 結果顯示，在 03/05/1985 ~ 10/19/2004 全期預測期間，買入持有策略的買入指數為 03/05/1985 的收盤指數 182.24，賣出指數為 10/19/2004 的收盤指數 1103.23，其年化投資報酬率為 8.17%。而直接以 KD 做為交易規則下的年化報酬表現為 8.25%，略優於買入持有策略；以 CART 進行買賣訊號偵號，其年化報酬則高達 18.70%，顯示 CART 不但能有效偵測買賣訊號，而且有效提升報酬，不但優於買入持有策略下的報酬，而且也比直接使用 KD 交易規則有更好的報酬表現。

進一步觀察 KD 與 CART 的交易次數，表 3 顯示二個交易法則下的交易次數相當，然而報酬表現卻有相當的差異，仔細觀察二者在買賣時點上的差異³，KD 與 CART 的所偵測到的買進時點相近，但賣出時點則顯著不同，因此二者在累積持有天數上有較大差異(如表 3)，而且 CART 有較長的累積持有天數。

表 3 以 KD 及 CART 為交易規則之操作績效—全期

Rule	N(trades)	累積持有天數	累積報酬	年化報酬
KD	65	1382	57.85%	8.25%
CART	64	1525	197.26%	18.70%
Buy and hold	1	4952	405.37%	8.17%

N(trades)表示交易次數；本研究以 240 天為基礎進行年化。

4.3.2 不重疊子樣本期間的操作績效

為探討本研究所架構的模式在不重疊子樣本期間的獲利穩定性，在實證分析上乃將樣本期間均分為 4 個不重疊子樣本期間，表 4 結果顯示，所有交易規則在前 3 個子樣本期間均呈現正報酬，但第 4 子樣本期間則均為負報酬，深入觀察第 4 子樣本期間所屬期間為 11/11/1999~10/19/2004，適逢美國景氣由榮景轉趨衰退階段，表 1 顯示該段期間市場的平均日報酬為-0.0095%，因此投資者若未進行賣空策略，則欲從股市獲利實屬不易。

至於各交易規則在各子樣本期間獲利的穩定性方面，以 KD 為交易法則僅在第 1 及第 2 子樣本期間的年化報酬優於買入持有策略；以 CART 建構的交易法則，則除了第 4 子樣本期間的年化報酬略低於買入持有策略外，其餘各子樣本期間均優於買入持有策略，尤其第 1 及第 2 子樣本期間，CART 之年化報酬更是遠高於買入持有策略，上述結果顯示 CART 在不重疊子樣本期間的獲利能力較 KD 更具一致性。

表 4 以 KD 及 CART 為交易規則之操作績效—子樣本期間

Period	Rule	N(trades)	累積持有天數	累積報酬	年化報酬
1 03/05/1985~01/24/1990	KD	18	322	21.45%	15.58%
	CART	17	387	87.76%	47.80%
	Buy and hold	1	1238	81.22%	12.22%
2 01/25/1990~12/15/1994	KD	20	402	44.25%	24.45%
	CART	20	440	52.53%	25.90%

³基於篇幅的考量，本研究未列出此部份的結果。

表 4 以 KD 及 CART 為交易規則之操作績效—子樣本期間(續)

	Buy and hold	1	1238	39.64%	6.69%	
	KD	9	157	9.00%	14.09%	
3	12/16/1994~11/10/1999	CART	9	190	19.27%	24.94%
	Buy and hold	1	1238	199.36%	23.68%	
	KD	18	501	-17.34%	-8.72%	
4	11/11/1999~10/19/2004	CART	18	508	-12.98%	-6.36%
	Buy and hold	1	1238	-20.14%	-4.27%	

N(trades)表示交易次數；本研究以 240 天為基礎進行年化

5. 結論

過去有關技術分析的文獻中，有的直接利用技術指標來做效率市場之假說檢定，有的則嘗試透過人工智慧技術建構技術指標與股價間之關係，進而來預測股價之走勢，不同過去文獻所使用的方法，本研究嘗試透過 CART 技術，以 KD 技術指標建立一專家系統，並形成一交易準則的分類樹，再對每一分類以迴歸進行分析，進而偵測買進及賣出訊號。實證結果顯示若直接以 KD 技術指標進行 S&P 500 指數買賣訊號的偵測，其年化報酬僅略些微高於買入持有策略。但依本研究方法所架構的交易規則，不但優於直接使用 KD 技術指標的報酬，而且所得報酬比買入持有策略高出甚多。因此，實證結果顯示，本研究所架構的交易規則，不但可以有效偵測買賣訊號，而且報酬表現亦優於買入持有策略。

參考文獻

1. 林金賢、李家豪 (2003), 「利用類神經模糊建構投資組合」, 管理學報, 第二十卷第二期, 339-364 頁。
2. 黃彥聖(1995), 「移動平均法的投資績效」, 管理評論, 第十四卷第一期, 47-69 頁。
3. Alexander, S. S. (1961), *Price Movement in Speculative Markets: Trends or Random Walks*, in P. Cootner, ed. : *The Random Character of Stock Market Prices*, MIT Press, Cambridge, Mass, 199-218.
4. Alexander, S. S. (1964), *Price Movement in Speculative Markets: Trends or Random Walks*, No. 2, in P. Cootner, ed. : *The Random Character of Stock Market Prices*, MIT Press, Cambridge, Mass., 338-372.
5. Allen, F. & R. Karjalainen (1999), "Using Genetic Algorithms to Find Technical Trading Rules," *Journal of Financial Economics*, 51, pp.245-271.
6. Bessembinder, H. & K. Chan (1995), "The profitability of Technical Trading Rules in the Asian Stock Markets," *Pacific-Basin Finance Journal*, 3, pp.257-284.
7. Breiman, L., J. H. Friedman, R. A. Olshen & C. J. Stone (1984), *Classification and*

- Regression Trees*, New York: Chapman & Hall.
8. Brock, W., D. Hsieh & B. LeBaron (1991), *Nonlinear Dynamics, Chaos, and Instability*, MIT Press. Cambridge, MA, and London.
 9. Brownstone, D. (1996), "Using Percentage Accuracy to Measure Neural Network Predictions in Stock Market Movements," *Neurocomputing*, 10, pp.237-250.
 10. Chan, L., N. Jegadeesh & J. Lakonishok (1996), "Momentum Strategies," *Journal of Finance*, 51, pp.1681-1713.
 11. Fama, E. F. & M. E. Blume (1966), "Filter Rules and Stock Market Trading Profits," *Journal of Business*, 39, pp.226-241.
 12. Gencay, R. (1998), "The Predictability of Security Returns with Simple Technical Trading Rules," *Journal of Empirical Finance*, 5, pp.347-359.
 13. Grundy, B. & S. Martin (1998), "Understanding the Nature of the Risks and the Source of the Rewards to Momentum Investing," *Working Paper*, Wharton School, University of Pennsylvania.
 14. Hinich, C. D. & D. M. Patterson (1985), "Evidence of Nonlinearity in Daily Stock Returns," *Journal of Business and Economic Statistics*, 3, pp.69-77.
 15. Hsieh, D. (1991), "Chaos and Nonlinear Dynamics: Application to Financial Markets," *Journal of Finance*, 5, pp.1839- 1877.
 16. Jegadeesh, N. & S. Titman (1993), "Returns to buying Winners and Selling Losers: Implications for Stock Market Efficiency," *Journal of Finance*, 48, pp.65-91.
 17. Jensen, M. C. & G. Bennington (1970), "Random Walks and Technical Theories: Some Additional Evidences," *Journal of Finance*, 25, pp.469-482.
 18. Kamijo, K. & T. Tanigawa (1990), "Stock Price Pattern Recognition: A Recurrent Neural Network Approach," *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, pp.215-221.
 19. Kao, Duen-Li & Robert D. Shumaker (1999), "Equity Style Time," *Financial Analysts Journal*, January-February, pp.37-48.
 20. Levy, R. (1967), "Relative Strength as a Criterion for Investment Selection," *Journal of Finance*, 22, pp.595-610.
 21. Neely, C., P. Weller & R. Dittmar (1997), "Is Technical analysis in the Foreign Exchange Market Profitable? A genetic programming approach," *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 32, pp.405-426.
 22. Neftci, S. N. (1991), "Naïve Trading Rules in Financial Markets and Weiner- Kolmogorov Prediction Theory: A Study of Technical Analysis," *Journal of Business*, 64, pp.549-571.
 23. Pruitt, S. W. & R. E. White (1988), "The CRISMA Trading System: Who Says Technical Analysis Can't Beat the Market?" *Journal of Portfolio Management*, pp.55- 58.
 24. Ratner, M. & Leal, R. P. C. (1999), "Test of Technical Trading Strategies in the Emerging Equity Markets of Latin America and Asia," *Journal of Banking and Finance*, 23,

pp.1887-1905.

25. Refenes, A. N., N. Burgess & Y. Bentz (1997), "Neural Networks in Financial Engineering: a Study in Methodology," *IEEE Transactions on Neural Networks*, 8(6), pp.1222-1267.
26. Saad, E., D. Prokhorov & D. Wunsch (1998), "Comparative Study of Stock Trend Prediction Using Time Delay, Recurrent and Probabilistic Neural Networks," *IEEE Transactions on Neural Networks*, 9(6), pp.1456-1470.
27. Sorensen, Eric H., Joseph J. Mezrich & Keith L. Miller (1996), "Asset Allocation — The Cart Before the Bourse," *Salomon Brothers*, June.
28. Sorensen, Eric H., Keith L. Miller & Chee K. Ooi (2000), "The Decision Tree Approach to Stock Selection," *Journal of Portfolio Management*, 27(1), 42-52.
29. Trippi, R. R. & E. Turban (1993), *Neural Network in Finance and Investing*, Probus Publishing Company.
30. Tsaih, R., Y. S. Hsu & C. C. Lai (1998), "Forecasting S&P 500 Stock Index Futures With a Hybrid AI System", *Decision Support Systems*, 23, pp.161-174.
31. Willey, T. (1992), "Testing for Nonlinear Dependence in Daily Stock Indices," *Journal of Economics and Business*, 44, pp.63-76.