

應用倒傳遞類神經網路及時間序列法建構股價報酬率預測模型-以台灣股市為例

蔡玉娟

國立屏東科技大學 資訊管理系 教授兼系主任
yjtsay@mail.npust.edu.tw

林家妃

新生醫護管理專科學校 行銷與流通科 助理教授
chafei@hsc.edu.tw

張修明

國立屏東科技大學 資訊管理系 研究生
N9956011@mail.npust.edu.tw

摘要

隨著各式金融商品的推陳出新，金融市場愈加蓬勃發展，其中又以股票為最受歡迎商品，而台灣股票市場有別於歐美國家股票市場，台灣股票市場往往以散戶交易佔最大宗，因此此類議題較受到投資人的重視。

再者，鑑於資訊科技的進步，透過網路資料蒐集較為容易，使得資料探勘的方法日漸受到財務界重視，在財務領域多數皆以傳統計量方法，建構股價報酬率預測模型。本研究欲使用倒傳遞類神經網路(雙曲線函數)、GARCH(1,1)、GJR-GARCH(1,1)模型予以比較，除了能具有傳統類神經網路的預測優勢外，亦比傳統迴歸模型更容易合理預測出未來股價的價位與走勢。另外，本文為得知模型的預測能力，使用四種績效評估指標，分別為平方誤差(ME)、絕對平均誤差(MAE)、均方誤差(MSE)、均方根誤差(RMSE)予以測量。本文實證結果發現，倒傳遞類神經網路所建構的預測模型平均而言確實優於時間序列預測模型。

關鍵字：倒傳遞類神經網路、股價報酬率預測模型

應用倒傳遞類神經網路及時間序列法建構股價報酬率預測模型-以台灣股市為例

壹、緒論

因台灣整體經濟改變，使得近年來貧富日漸拉鋸，適當理財及投資成為累積財富最重要學習課題。而目前市場上的金融工具又以股票相對報酬較高，成為目前適合累積財富的工具之一。再者，由表 1 可得知，台灣股票市場一向以散戶(本國自然人)居多，故此類議題更深受一般投資人喜愛。

表 1 近十年來投資人類別比重表

年份	本國自然人	本國法人	僑外自然人	僑外法人	年份	本國自然人	本國法人	僑外自然人	僑外法人
90	84.41%	9.69%	0.01%	5.89%	95	70.56%	11.04%	2.25%	16.15%
91	82.30%	10.05%	0.97%	6.68%	96	67.26%	13.01%	2.11%	17.62%
92	77.84%	11.51%	1.24%	9.41%	97	61.66%	13.97%	2.26%	22.12%
93	75.94%	11.56%	1.63%	10.87%	98	72.05%	11.59%	0.04%	16.32%
94	68.84%	13.29%	2.41%	15.46%	99	67.95%	13.58%	0.04%	18.43%

資料來源：台灣證券交易所

目前的金融市場上，以股票較獲投資人喜愛，所以股票價格的波動或預測相關議題備受重視。回顧探討股價波動及預測的相關研究，大多數學者皆以統計分析為主，其考量因素偏少，所以，效果相當有限。近年來，由於資訊科技的進步，使得資料探勘的方法日漸受到財務界重視；根據 Adams and Hand(1999)指出，資料探勘主要是由大量資料中萃取出有意義的訊息的過程，並藉此找出隱藏於資料間各種關係型態。Azuaje (2003)發現使用資料探勘的技術皆優於傳統的計量方法。因此，本文研究目的主要欲利用資料探勘技術，發掘股市中較多未知的資訊，以建構較適當且有效的股價變動預測模式。

綜上所述，在財務領域的文獻中，多數皆以傳統計量方法，予以建構股價報酬預測模型，本文欲使用資料探勘及傳統計量方式予以比較，並納入財務變數，以提高模型預測能力。另外，本文以國內上市公司為研究範圍，為增加預警模型的區別能力與預測能力，需考量研究樣本之品質可信度，即財務資料的正確性與一致性；故本文所選取的樣本資料限定為經台灣證券交易所核准的上市公司中前五十家各股股票。

貳、文獻探討

本文主要為使用資料探勘技術預測台灣各類股股市股價報酬率波動之實證研究。股

票價格顧名思義為股票在市場上出售的價格，它的具體價格及其波動受制於供需關係與各種經濟、政策、投資心理及交易技術等的影響。一般而言，可將影響股價的因素，區分為二大類：一個是基本分析；另一個是技術分析。基本分析假設股票皆有真實價值存在，其價值的高低取決於公司之獲利能力。然而，部份學者卻認為基本分析在許多心理因素和非量化變數皆無法解讀，其效率性仍有待解決。因此，學者提出技術分析以解決此問題，技術分析的依據統計學概念，假設在於歷史會重複發生，認為未來變動和過去有密切相關，代表可以利用過去資料建構一合理具理論基礎之模式加以評估，並且發展出各項技術指標。本文將上述二大指標納入研究中，以期提供給投資者更完備的資訊。

一般而言，財務變數通常具有前後期相關（即時間序列）的特性，因此，對此類資料分析統計時，可使用財金計量模型。過去已有許多學者¹，將 ARCH 及 GARCH 模式運用在預測股價的波動上。然而，在 GARCH 模型中，當期的條件變異數是前期條件變異數與誤差平方項的函數，而條件變異數只會隨著誤差項的大小而變動，不會隨著誤差項的符號而改變，因此 GARCH 模型無法反應出正負向的非預期變動對條件波動是否有不對稱性的現象產生，故許多學者根據研究目的的不同，又將 GARCH 模型擴展與應用。如 Engle and Granger(1987)的 ARCH-M 模型，將 ARCH 概念擴展至估計報酬與風險的關係。Akgriray(1989)應用條件異質變異數在股票報酬率的實證與預測，研究發現日報酬時間序列具有一階自我迴歸相關的現象，在落遲多期時，仍很明顯；但殘差項的時間序列前後期無自我相關性，而 GARCH(1,1)被證明能更準確預測股價波動性。後來，Nelson(1991)提出 EGARCH 模型，藉由指數化反應市場中探討財務的槓桿效果，即股價出現負報酬時會比正報酬時，產生更大的波動程度，而對 ARCH 或 GARCH 的修正與延伸模式。

近年來，許多學者並以不同模型加以配適的相關文獻，最常出現的是資料探勘。資料探勘主要目的是要從大量資料中找出隱藏的有用資訊。Adams and Hand(2000)提出，資料探勘能從資料庫獲取有意義的資訊，以及對資料歸納有結構的模式。資料探勘針對不同的目的和資料特性，則有不同的方法，例如：類神經網路、群集分析、決策樹、遺傳基因演算法等。類神經網路是模效生物神經網路的資訊處理系統。類神經網路之種類繁多，但應用最普遍的是倒傳遞網路。倒傳遞網路是一種督導式的學習網路，即在網路學習過程中以使能量函數最小化來監督網路加權值之調整。所以形成之網路結構能將已知之輸入值，轉換成為接近實際輸出值的推論輸出值。因此，倒傳遞網路適合用於預測之研究。Grudnitski et al(1993)以 S&P500 股價指數與黃金期貨每月平均價格變動為研究對象，使用倒傳遞類神經網路以預測市場平均價格變動狀況。Chinag et al(1995)則以基金的資產淨值為研究對象，利用類神經網路及迴歸模型來預測其資產淨值，研究結果發現以類神經網路模型的效果較佳。Wood and DasGupta(1996)以摩根史坦利美國資本市場

¹ Engle(1982)發現英國的通貨膨脹率有波動性的存在，以 ARCH 模式的條件變異數會隨時間而改變，且受其模式建構後殘差項前後其相關的影響，Bollerslev(1986)將 Engle(1982)提出的自我相關條件異質變異模式(ARCH)擴展成為一般化 ARCH 模式，簡稱 GARCH 模型，由於 GARCH 模型可以捕捉到股價波動的情況，亦即大(小)的變動後通常會伴隨著大(小)的變動，也就是波動具有叢聚的現象，亦反映出股價報酬的變異數會隨著時間變動。

指數為研究對象，比較多元迴歸、ARIMA 及類神經網路模型，該研究發現 ARIMA 模型在指數預測準確度最佳。Mizuno et al(1998)以東京股票交易價格為對象，研究發現使用倒傳遞類神經網路模型，進行買賣預測系統正確判斷率約為 63%。Palit and PoPovic(2000)運用類神經網路、模糊邏輯及模糊類神經進行預測，研究結果發現以模糊類神經表現較佳。

綜上所述，可發現股價報酬預測議題深受喜愛，研究者也指出傳統計量方式較資料探勘在建立模型上較為容易，亦有文獻指出，倒傳遞類神經網路模型較適合用於股市報酬預測上，故本文欲同時採用 GARCH 家族模型及倒傳遞類神經網路模型，配合適當財務經濟變數，予以架構最妥適的股市報酬預測模型，期提供投資人參考使用。

參、研究方法

本文之研究對象台灣證券交易所上市公司中前五十家各股股票，資料蒐集範圍為 2009 年 8 月 1 日至 2010 年 11 月 30 日，資料來源主要為台灣經濟新報。本研究將以 2009 年 8 月 1 日至 2010 年 8 月 31 日為訓練樣本數，2010 年 9 月 1 日至 2010 年 11 月 30 日為測試樣本數，應用倒傳遞類神經網路、GARCH(1,1)、GJR-GARCH(1,1)建構預測模型再進行績效評估。

其變數選取為 12 個變數，代表構面為總體經濟因子為 5 個變數，籌碼面指標為 2 個變數、基本面 5 個變數。將分別敘述如下：

一、總體經濟因子

1. 貨幣供給(X1)：代表資金行情啟動可以將資金投入股市等待獲利。
2. 失業率(X2)：失業率係指失業人口佔總勞動人口的比例。
3. 躉售物價指數(X3)：衡量民生必需品的價格變化。
4. 外匯存底(X4)：當一國的外匯存底增加時，顯示該國家的經濟穩定成長，代表此國家經濟實力愈來愈強。
5. 消費者物價指數(X5)：衡量家庭購買各項商品或勞務之價格水準變動情形。

二、籌碼面指標：

1. 券資比(X6)：融券餘額/融資餘額，此指標可以提供信用交易(融資融券)方面的訊息。
2. 三大法人買賣超(X7)：證券市場對外資、證券自營商、國內證券信託投資機構的統稱，亦可簡稱為外資、自營商和投信。

三、基本面：

1. 個股開盤價(X8)：個股每天開盤價格。
2. 個股收盤價(X9)：個股每天收盤價格。
3. 個股成交量(X10)：個股每天成交的數量。

4. 本益比(X11)：目前每股市價除每股稅後盈餘。
5. 週轉率(X12)：交易的總股數或成交量與上市的總股數之比值。

3.1 倒傳遞類神經網路

資訊網路靜態及動態演進，資料 I/O 存取方式多元及數位化，使用者取得資料更加方便及快速，將大量資料萃取轉換珍貴的資訊，使得企業在資訊科技時代取得競爭過程當中優勢，資料探勘和資料庫相對不同在於，資料探勘是將資料庫或其他能儲存資料體當中，挖掘找出潛在有用資訊的過程。其中，倒傳遞類神經網路是人工智慧應用最為廣泛的類神經網路，且與傳統統計方法中的迴歸分析皆一樣採用一組範例數據建構系統模型(即迴歸式)，故具有相同良好的預測績效。倒傳遞網路應用最早由 McClelland 及 Rumelhart 於 1986 共同發表，是一種監督式學習的類神經網路，於層狀前饋式網路架構，常應用的非線轉換函數有雙曲線函數和雙曲線正切函數，適合用來做「預測」及「分類」，是應用最廣的類神經網路。

倒傳遞網路是利用最陡坡降法的概念，採取倒傳遞式學習演算法，以回饋方式將錯誤訊號修正網路上的連結權重，而且使誤差函數予以最小化，以調整網路中連結值達到學習目的成果，使得網路推論輸出值接近目標輸出值。

而神經元使用的轉換函數之值域固定，一般而言，雙彎曲函數，其函數值域定義在 $[0,1]$ 之間；雙曲線正切函數，函數值域則在 $[-1,1]$ 之間，但尚未尺度化的真實輸出變數，尺度可能無法接近此值域。因此，本文在將數據載入網路進行學習前，輸出變數必須先行尺度化，且不超過轉換函數之值域。

傳統的計量經濟理論中，通常假設誤差項的變異數是固定不變的，也就是變異數在不同時期都固定為常數值，但這項假設在之後的財務金融理論發展與後續的相關研究文獻中皆認為不合理，因為許多金融資產的時間序列資料長期以來波動皆具有叢聚性的現象，而 Engle(1982) 根據此特性提出自我迴歸條件異質變異模式，ARCH 模型可以用來描述計量經濟理論中變異數波動的現象，亦能夠有效預測經濟資料從一個時期到另一個時期的變化，所以被廣泛使用在財務金融資料的時間序列研究上。

ARCH 模型可能會產生條件變異數需要很長的落後項，因而造成參數過多的問題，而且要求 α_i 皆大於零並不容易達成，於是 Bollerslev(1986) 將 ARCH 模型加以擴展，提出 GARCH 模型，此模型的結構更加簡潔，且落後期數更具彈性，允許條件變異數不僅受到前期誤差項平方所影響，亦會受到前期條件變異數所影響

綜上所述，本文根據實證分析所需，修改 GARCH 模型，再者，Bollerslev(1986)、McCurdy and Morgan(1987)、(Hsieh,1988；Hsieh,1989)、Baillie and Bollerslev(1989) 等學者的研究中皆證明 GARCH(1,1) 模型對經濟與財務的時間序列資料即有極佳的配適力，能捕捉時間序列資料的特性，因此本文採用 GARCH(1,1) 模型進行實證分析。

傳統的 ARCH 模型與 GARCH 模型對於波動性皆具對稱的特性，只能描述波動叢聚性的現象，無法處理條件波動的不對稱性，也就是無法處理負的報酬衝擊對於市場波動的影響比正的報酬衝擊對於市場波動的影響為大的現象，但如果模型中忽略此種波動不對

稱性的現象，則容易造成低估或高估波動量的偏誤，因此後續有學者提出可以修正 GARCH 缺點的模型。Glosten et al(1993)修正 GARCH 模型，提出 GJR-GARCH 模型，此模型允許正向的非預期超額報酬與負向的非預期超額報酬對條件異質變異數有不同程度的影響，因為他們認為波動不對稱性的現象是來自於槓桿效果。GJR-GARCH 模型條件異質變異數的設定中，以虛擬變數用來區分好消息與壞消息對條件波動的影響。

綜上所述，接下來本文根據實證分析所需，修改上述之 GJR-GARCH 模型，為了便於比較 GJR-GARCH 模型實證結果是否優於 GARCH 模型，因此本文採用 GJR-GARCH(1,1) 模型進行實證分析。

3.3 績效預測

藉由各種計量方法的績效評估值，可得知模型的預測能力。一般使用四種評估指標，分別為平均誤差 (ME)、絕對平均誤差 (MAE)、均方誤差 (MSE)、均方根誤差 (RMSE)。

一、平均誤差 (mean of error, ME)

$$ME = \frac{\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)}{n} \quad (4)$$

對於 ME 衡量工具而言，其計算方法為實際值與預測值之差的平均值，但因為預測誤差有正有負，直接加總會相互抵消對於衡量預測能力較不精確。

二、絕對平均誤差 (mean of the absolute error, MAE)

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t|}{n} \quad (5)$$

而 MAE 則為計算實際值與預測值之差絕對值，可藉由 MAE 值比較實際值與預測值之間的平均差距，而不受正負值抵消之影響。

三、均方誤差 (mean square error, MSE)

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}{n} \quad (6)$$

MSE 衡量統計量的計算方法為計算模型實際值與預測值差距的平方值。計算平方值之意義為給予各個實際值與預測值差不同的平方加權方式，經此步驟可強化誤差分配的群聚範圍，藉此得到更明確的比較結果。

四、均方根誤差 (root mean square error, RMSE)

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (7)$$

均方根誤差即為均方誤差之平方根，意義上與均方誤差相同。

肆、實證結果

根據本文之研究背景與動機、研究目的、文獻探討與相關研究方法後，本部份將說明相關研究方法之實證結果並進行分析。本文使用 Eviews 6.0 版本處理時間序列資料，而倒傳遞類神經網路之建構則使用 VB 搭配 C 語言動態連結檔(dll)撰寫。

本文首先對研究資料進行基本統計量檢定及自我相關程度檢定，以確定是否可適用時間序列模型加以估定，並有助於後續研究步驟之進行，並可獲得較為精確之實證結果²。經資料整理後，剔除資料不齊全之公司，樣本家數為四十六家公司。且由統計結果可發現，在本文所訂樣本期間下，股票報酬率及相關財務變數資料呈現非常態及高狹峰的分配型態。因此，本文使用 GARCH 模型來進行實證，而根據 Bollerslev (1986)、McCurdy and Morgan (1987)、Hsieh (1988,1989)、Baillie and Bollerslev (1989)等學者的研究中皆證明 GARCH(1,1)模型對經濟與財務的時間序列資料即有極佳的配適效果，能捕捉時間序列資料的特性。

再者，Glosten et al(1993)修正 GARCH 模型，提出 GJR-GARCH 模型，此模型允許正向的非預期超額報酬與負向的非預期超額報酬對條件異質變異數有不同程度的影響，故其模型準確性應較高。最後，根據文獻整理後發現，倒傳遞類神經網路是人工智慧應用最為廣泛的類神經網路，且與傳統統計方法比較下，通常有相同良好的預測績效。

綜上所述，本文將採取二個時間序列模型及倒傳遞類神經法加以估計並比較各模型預測績效，而評估方法中，本文亦根據先前相關研究，選出四種常用指標予以比較分析，並驗證文中所建構模型之有效性。

另外，本文也實施樣本變數與變數之間相關性檢定³，實證結果發現各經濟變數中相關性大多顯示較低的比率，故可推論本文所選擇的變數應不具有共線性問題存在；再者，本文亦針對所選擇之樣本變數間與報酬率使用一般迴歸方式探討其變數相關程度，由表 1 指出 X2、X4、X11 變數在統計上不具顯著水準，為了後續研究穩健性，故本文在後文中將剔除此三變數以利模型預測及探討。

表 1 變數一般迴歸

變數	係數值	Std.Error	變數	係數值	Std. Error	變數	係數值	Std. Error
C	17.00***	5.34	X5	-0.29***	0.05	X10	0.01***	0.00
X1	0.01***	0.00	X6	-0.01***	0.00	X11	0.00	0.00
X2	-0.00	0.11	X7	0.01***	0.00	X12	0.36***	0.04
X3	-0.04***	0.01	X8	-0.31***	0.01			
X4	0.00	0.00	X9	0.31***	0.01			

資料來源：本研究整理

²為減少篇幅，本文省略敘述性統計部份，但本文變數皆為財務變數，實證結果確實發現具有高峽峰等分配狀況。

³為減少篇幅，本文省略相關性檢定。

4.1 倒傳遞類神經網路參數設定彙總

倒傳遞類神經網路之建構乃根據前述研究方法，由於本研究對象為台灣證券交易所上市公司中前五十家各股股票，因各股資料數據不同，只用同一組網路參數值設定並不妥洽，故採取動態神經網路方式，讓神經網路具有自我修正設定參數來趨近目標收斂值，隱藏層節點數參考自，葉怡成(2003)隱藏層神經元數目選取，並未有一定準則，但一般而言，有參考公式。使用參數值設定如表 2 所示。

表 2 倒傳遞類神經網路參數設定

設定項目	設定內容	設定項目	設定內容
網路架構	I-H-O	慣性因子	0.1~0.5
隱藏層層數	1 層	學習循環	100~1000 遞增 100
隱藏層節點數	5 個	權重與偏權項初始範圍	[-0.01,0.01]
輸入變數	9	訓練終止標準	學習循環=1000 學習速率=0.5 慣性因子=0.5 or $E_{MSE} \leq 25e-2$
輸出變數	1	轉換函數	Sigmoid Function
學習速率	0.1~0.5	學習法則	Delta-Rule

4.2 預測績效之比較

此部份主要針對前述三種模型的測試樣本中預測值與實際值的預測誤差進行比較分析。由表 3 中得知，倒傳遞類神經法的預測準確率平均而言優於時間序列模型，且其預測誤差值皆比時間序列模型小，尤其以塑膠類股及金融類股最為明顯，本文認為此二類股在報酬波動上的特性較易被解釋變數捕捉。綜合以上所述，本文推論倒傳遞類神經法確實在股市報酬上具有較佳的預測能力，可提供投資人於實務投資時參考使用。

4.3 倒傳遞類神經網路模型系統畫面

本文倒傳遞類神經網路股價報酬率預測模型，採用 2009 年 8 月 1 日至 2010 年 8 月 31 日共 272 筆為訓練樣本數，2010 年 9 月 1 日至 2010 年 11 月 30 日共 64 筆為測試樣本數，適用於經資料整理後，剔除資料不齊全之公司，樣本家數為四十六家公司，其預測畫面如圖 1~圖 3 所示。

因樣本家數為四十六家公司，網路參數設定需有各自需求參數，故圖 1 倒傳遞神經網路預測起始畫面，將訓練次數、學習速率、慣性因子採取動態調整網路參數方式進行訓練。圖 2 倒傳遞類神經網路運作畫面，將程式初始參數訓練次數 100、學習數率 0.1、慣性因子 0.1 進行訓練程式，如達到終止條件學習循環=1000 學習速率=0.5 慣性因子=0.5 or 收斂值 $\leq 25e-2$ 則終止程式，未達到終止程式條件則進行迴圈參數調整。

圖 3 倒傳遞類神經網路預測完成畫面，若預測結果已收斂則可出現以下畫面。畫面中 $T[j]$ =目標輸出值、 $Y[j]$ =網路推論值、 mse =均方誤差，為預測樣本個數 $T[j]-Y[j]=mse$ 。

最小平方和 mse=訓練次數收斂值。



圖 1 倒傳遞類神經網路股價報酬率

預測起始畫面



圖 2 倒傳遞類神經網路股價報酬率

預測運作畫面



圖 3 倒傳遞類神經網路股價報酬率預測完成畫面

伍、結論與建議

本文主要目的就是運用倒傳遞類神經網路及時間序列模型建構股價報酬率預測模型，並且進行比較分析。本文試著引入多元性指標做為模型輸入變數，以加強模型之預測準確度。當然，基本面及總體經濟變數也有許多指標可以用來參考。因為在實際上需考量的有，如政治因素、國際狀況、世界情勢等都是影響臺灣股市波動的可能原因。本文同時在預測模型考慮這些因素，其預測結果將會更接近真實情況。

本文實證結果認為，若比較倒傳遞類神經網路與時間序列法，倒傳遞類神經網路所建立的預測模型平均而言，較優於時間序列分析預測模型，且其誤差值均較時間序列模型為小。

誌謝

本研究承蒙國科會經費輔助方能順利完成，計畫編號為 NSC99-2410-H-020-008-MY2，特此感謝。

參考文獻

1. 徐俊明(2002)，財務管理理論與實務，新陸書局股份有限公司。
2. 葉怡成(2003)，類神經網路模式應用與實作，儒林圖書公司。
3. 葉怡成(2009)，類神經網路模式應用與實作，儒林圖書公司。
4. Adams N. M., and Hand D. J. (1999), Comparing classifiers when the misallocation costs are uncertain. *Pattern Recognition*, Vol. 32, pp. 1139–1147
5. Adams N. M., and Hand D. J. (2000), Improving the practice of classifier performance assessment. *Neural Computation*, 12, 305–311.
6. Akgiray V., (1989), Conditional Heteroscedasticity in Time Series of Stock Returns: Evidence and Forecasts, *Journal of Business*, Vol. 62, No. 1, pp. 55-80.
7. Azuaje F., (2003), Clustering-based Approaches to Discovering and Visualizing MICroarray Data Patterns, *Briefings in Bioinformatics*.
8. Baillie R. T., and Bollerslev T. (1989), The Message in Daily Exchange Rates: a Conditional Variance Tale, *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 7, pp. 297–305.
9. Bollerslev T., (1986), Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, *Journal of Econometrics*, Vol. 31, pp. 1307-1327.
10. Chiang W. C., and Urban T. L. and Baldrige G. W. (1995), A Neural Network Approach to Mutual Fund Net Asset Value Forecasting, *Omega, Int. J. Mgmt. Sci.*, 24(2), 205-210.
11. Engle R. F., (1982), Autoregressive Conditional Heteroskedasticity With Estimates of The Variance of Uk Inflation, *Econometrica*, Vol. 50, pp. 987-1008.
12. Engle R. F., and Granger C. W. J. (1987), Co-Integration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing, *Econometrica*, Vol. 55, No. 2, pp. 251-276.
13. Hsieh D., (1988), The Statistical Property of Daily Foreign Exchange Rates:1974-1983, *Journal of International Economics* Vol. 24, pp. 129-145.
14. Hsieh D., (1989), Testing for Nonlinearity in Daily Foreign Exchange Rate Changes, *Journal of Business* Vol. 62, pp. 339-368.
15. Glosten R. J., and Lawrence R. and Runkle D. E. (1993), On The Relation Between The Expected Value and The Volatility of Nominal Excess Return On Stocks, *The Journal of Finance*, Vol. 48. No. 5, pp. 1779-1801.
16. McClelland J. L., and Rumelhart D. E. (1986), *Parallel Distributed Processing: Explorations in Microstructure of Cognition*, Vol. 1, MA: MITPress.
17. McCurdy T. A., and Morgan G. I. (1987), Tests of the Martingale Hypothesis for Foreign Currency Futures with Time Varying Volatility, *International Journal of Forecasting*. Vol. 3, pp. 131-148.

18. Mizuno H., and Kosaka M. and Yajima H. and Komoda N. (1998), Application of Neural Network to Technical Analysis of Stock Market Prediction, *Studies in Informatics and Control*, Vol. 7, No. 2, pp. 111-120.
19. Nelson D. B., (1991), Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: a New Approach, *Econometrica* Vol. 59, pp. 347-370
20. Palit A. K., and Popovic D. (2000), Intelligent Processing of Time Series Using Neuro Fuzzy Adaptive Genetic Approach, *Proc, Of IEEE-ICIT, Goa, India*, vol. q, pp. 86-91.
21. Wood D., and Dasgupta B. (1996), Classifying Trend Movements in The MCSIU.S.A. Capital Index—A Comparison of Regression, ARIMA and Neural Network method. *Computer and Operations Research*, Vol. 23, pp. 611-622.

表 3 各模型預測結果

公司資料		平均誤差(ME)			絕對平均誤差 (MAE)			均方誤差(MSE)			均方根誤差(RMSE)		
公司代碼	公司名稱	GARCH	GJRGARCH	BPN	GARCH	GJRGARCH	BPN	GARCH	GJRGARCH	BPN	GARCH	GJRGARCH	BPN
1101	台泥	0.1914	0.0430	-0.1130	0.5406	0.4925	0.5169	0.4468	0.4019	0.4316	0.6684	0.6339	0.6570
1102	亞泥	0.4127	0.3813	0.4237	0.5260	0.5045	0.5193	0.4771	0.4474	0.4344	0.6907	0.6689	0.6591
1216	統一	0.6209	0.3007	0.3752	0.7284	0.5354	0.5683	0.7438	0.4351	0.4742	0.8625	0.6597	0.6886
1301	台塑	0.1081	0.0078	0.2665	0.5458	0.5388	0.4638	0.4934	0.5007	0.3885	0.7024	0.7076	0.6233
1303	南亞	0.4290	0.4471	0.3004	0.7478	0.7612	0.6455	1.4076	1.4621	1.0746	1.1864	1.2092	1.0366
1326	台化	0.1734	0.1689	-0.0823	0.5396	0.5359	0.4376	0.4962	0.4929	0.3208	0.7044	0.7021	0.5664
1402	遠東新	1.9022	1.8939	1.6524	1.9314	1.9229	1.7259	5.4074	5.3793	4.2724	2.3254	2.3193	2.0670
1722	台肥	-0.4103	-0.1585	0.2250	0.7417	0.6703	0.7199	1.2340	1.0868	1.0335	1.1109	1.0425	1.0166
2002	中鋼	0.1322	0.1448	-0.0362	0.2893	0.2930	0.2773	0.1381	0.1417	0.1346	0.3716	0.3764	0.3668
2105	正新	0.5992	0.6842	0.6237	0.6491	0.7256	0.7503	0.5753	0.6562	0.7121	0.7585	0.8101	0.8439
2301	光寶科	0.2515	0.3306	0.3622	0.5825	0.6177	0.6260	0.5350	0.5879	0.6171	0.7315	0.7668	0.7856
2303	聯電	0.0582	0.0719	0.0794	0.6017	0.5875	0.5829	1.3354	1.1940	1.2751	1.1556	1.0927	1.1292
2308	台達電	0.1322	0.2293	-0.5663	1.7584	1.7657	1.7906	4.9766	5.0220	5.1366	2.2308	2.2410	2.2664
2311	日月光	-0.7078	-0.7632	-0.3431	0.8937	0.9102	0.7084	1.6321	1.6540	0.8208	1.2775	1.2861	0.9060
2317	鴻海	0.5544	0.6327	0.5636	0.7268	0.7668	0.7314	0.8807	0.9831	0.9490	0.9384	0.9915	0.9742
2324	仁寶	-0.1224	0.1384	-0.0570	0.5471	0.5431	0.5244	0.4465	0.4348	0.4252	0.6682	0.6594	0.6521
2325	矽品	0.4183	0.3464	0.6428	0.7526	0.7236	0.8346	0.7915	0.7518	0.9721	0.8897	0.8670	0.9859
2330	台積電	-0.0933	-0.0963	-0.2562	0.3937	0.3958	0.4425	0.2317	0.2341	0.2782	0.4814	0.4838	0.5274

表 3 各模型預測結果(續)

公司資料		平均誤差(ME)			絕對平均誤差 (MAE)			均方誤差(MSE)			均方根誤差(RMSE)		
公司代碼	公司名稱	GARCH	GJRGARCH	BPN	GARCH	GJRGARCH	BPN	GARCH	GJRGARCH	BPN	GARCH	GJRGARCH	BPN
2347	聯強	0.3935	0.4312	0.0919	0.5618	0.5594	0.5247	0.5227	0.5459	0.4083	0.7230	0.7388	0.6390
2353	宏碁	-0.0254	0.0237	-0.2771	0.6905	0.6765	0.7767	0.8909	0.8706	1.1252	0.9439	0.9331	1.0608
2354	鴻準	0.0222	0.4950	-0.1667	0.6778	0.6531	0.6520	0.8527	0.8071	0.6476	0.9234	0.8984	0.8047
2357	華碩	0.0222	-0.0204	-0.6006	0.7126	0.7305	0.9614	0.7736	0.8072	1.3848	0.8795	0.8985	1.1768
2382	廣達	0.0261	-0.1286	-0.1136	0.6130	0.7121	0.6895	0.7232	0.8539	0.8157	0.8504	0.9241	0.9032
2409	友達	-0.1508	-0.2507	-0.3570	0.6757	0.7038	0.7459	0.7879	0.8295	0.9461	0.8876	0.9108	0.9727
2412	中華電	-0.0685	-0.0865	0.1410	0.2112	0.2212	0.3481	0.0724	0.0778	0.2476	0.2690	0.2789	0.4975
2448	晶電	-0.3055	-0.1209	-0.2925	0.6421	0.6048	0.6471	0.6408	0.5785	0.6376	0.8005	0.7606	0.7985
2454	聯發科	0.2133	0.1554	0.4630	0.6597	0.6455	0.7693	0.7177	0.6984	0.9248	0.8472	0.8357	0.9617
2498	宏達電	0.6733	0.6295	0.0686	1.4110	1.4418	1.1943	3.5642	3.6809	2.2576	1.8879	1.9186	1.5025
2801	彰銀	0.5988	0.6216	0.1454	0.8311	0.8408	0.5897	0.9811	1.0005	0.5457	0.9905	1.0003	0.7387
2880	華南金	-0.1733	-0.1655	-0.4650	0.5636	0.5519	0.6236	0.5429	0.5137	0.5305	0.7368	0.7167	0.7283
2881	富邦金	0.0112	0.0226	-0.1616	0.4498	0.4508	0.4444	0.3374	0.3350	0.2824	0.5809	0.5788	0.5314
2882	國泰金	0.4875	0.6939	-0.1739	0.5372	0.7174	0.4198	0.4344	0.6984	0.2645	0.6591	0.8357	0.5143
2883	開發金	0.4096	0.2259	0.1448	0.5553	0.4097	0.3859	0.5425	0.3500	0.3296	0.7366	0.5916	0.5741
2885	元大金	0.1672	0.1880	-0.0034	0.4496	0.4493	0.4464	0.3394	0.3396	0.3516	0.5826	0.5828	0.5929
2886	兆豐金	0.4965	0.3975	0.5408	0.8142	0.7801	0.7975	1.0767	1.0634	1.0314	1.0376	1.0312	1.0156
2888	新光金	0.4152	0.2959	0.3920	1.0474	0.7088	0.5890	2.0521	0.9008	0.5655	1.4325	0.9491	0.7520

表 3 各模型預測結果(續)

公司資料		平均誤差(ME)			絕對平均誤差 (MAE)			均方誤差(MSE)			均方根誤差(RMSE)		
公司代碼	公司名稱	GARCH	GJRGARCH	BPN	GARCH	GJRGARCH	BPN	GARCH	GJRGARCH	BPN	GARCH	GJRGARCH	BPN
2890	永豐金	-0.0779	0.1198	0.0838	0.4437	0.4420	0.4474	0.3163	0.3318	0.3309	0.5624	0.5760	0.5752
2891	中信金	0.0979	0.1163	0.5123	0.4996	0.5013	0.6510	0.4084	0.4110	0.6856	0.6390	0.6411	0.8280
2892	第一金	0.0311	0.1502	-0.1944	0.4517	0.4615	0.4988	0.3782	0.3973	0.4216	0.6149	0.6303	0.6493
2912	統一超	0.7397	0.6478	0.3388	1.0612	0.9862	0.6322	1.7813	1.5737	0.6320	1.3347	1.2545	0.7950
3045	台灣大	0.0503	-0.0655	0.0425	0.2284	0.2314	0.2261	0.0921	0.0919	0.0923	0.3034	0.3031	0.3038
3231	緯創	0.7056	0.5771	0.6311	0.8535	0.7472	0.7822	1.2416	0.9803	1.0567	1.1143	0.9901	1.0280
3481	奇美電	-0.2636	-0.2612	-0.2604	0.7581	0.7512	0.7459	0.9649	0.9472	0.9396	0.9823	0.9733	0.9694
4904	遠傳	-0.0373	-0.0268	-0.0260	0.3175	0.3208	0.3201	0.1985	0.2007	0.1983	0.4455	0.4480	0.4453
5854	合庫	-0.2072	-0.1720	-0.2553	0.8297	0.8198	0.7111	1.1214	1.0929	0.7970	1.0589	1.0454	0.8927
6505	台塑化	0.6170	0.6189	0.6733	0.6812	0.6827	0.7232	0.7697	0.7710	0.8569	0.8773	0.8780	0.9257

The Application of Back Propagation Neural Network and Time Series Method to Construct
the Forecasting Model - Evidence from Taiwan Stock Market

Yuh-Jiuan Tsay

Professor,

Department of Management Information System, National Pingtung University of Science
and Technology

yjtsay@mail.npust.edu.tw

Chia-Fei Lin

Assistant Professor,

Department of Marketing and Logistics Management, Hsin Sheng College of Medical Care
and Management

chafei@hsc.edu.tw

Hsiu-Ming Chang

Master student,

Department of Management Information System, National Pingtung University of Science
and Technology

N9956011@mail.npust.edu.tw

Abstract

Recently, financial markets become more popular. Taiwan's stock market is different from Europe and the United States stock market. And the Taiwan stock market tends to individual investors for the largest cases, so this subject is attention of investors.

Moreover, given the advances in information technology, collected through the network data more easily, makes the method of data mining is becoming importance. The majority of the financial sector used traditional methods to construct stock return prediction model. This study is compared the back-propagation neural network, the GARCH (1,1), and the GJR-GARCH (1,1) model. They have the advantages of traditional neural network prediction than traditional regression model which is easier to reasonably predict future stock price. The empirical results showed that the back-propagation is better than time series forecasting model.

Keywords: back-propagation neural network, the stock return forecasting model