

國立政治大學資訊管理學系

碩士學位論文

指導教授:楊建民博士

運用 Elman 類神經網路與時間序列模型預測  
LME 銅價之研究

A study on applying Elman neural networks and time series  
model to predict the price of LME copper

研究生：黃鴻仁

中華民國 101 年 7 月

## 摘要

銅價在近年來不斷的創下歷史新高，由於台灣蓬勃的電子、半導體、工具機產業皆需要銅，因此銅進口量位居全球第五(ICSG,2009)，使得台灣企業的生產成本受國際銅價的波動影響甚鉅，全球有 70%的銅價是按照英國倫敦金屬交易所(London Metal Exchange, LME)的牌價進行貿易，因此本研究欲建置預測模式以預測銅價未來趨勢。

本研究之資料來源為 2003 年 1 月 2 日至 2011 年 7 月 14 日的 LME 三月期銅價，並依文獻探討選取 LME 的銅庫存、三月期鋁價、三月期鉛價、三月期鎳價、三月期鋅價、三月期錫價，以及金價、銀價、石油價格、美國生產者物價指數、美國消費者物價指數、聯邦資金利率作為影響因素的分析資料。時間序列分析、類神經網路已被廣泛的用於預測股市及期貨，本研究先藉由向量自我迴歸模型篩選出有影響力的變數，同時建置 GARCH 時間序列預測模型與具有遞迴的 Elman 類神經網路預測模型，再整合兩者建置 GARCH-Elman 類神經網路預測模型。

本研究之向量自我迴歸模型顯示銅價與金、鋁、銅庫存前第 1 期；自身前第 2 期；鎳、錫前第 3 期；鋅前第 4 期的變動有負向的影響；受到石油前第 2 期的變動有正向的影響，這其中以銅的自我解釋變異最高，銅庫存最低，推測其影響已有效率地反映到銅價上。也驗證預測模型必須考量總體經濟變數，且變數先經向量自我迴歸模型的篩選能因減少雜訊而提升類神經網路的預測能力。依此建置的 GARCH 模型有 33.81%的累積報酬率、Elman 類神經網路 38.11%、整合兩者的 GARCH-Elman 類神經網路 56.46%，皆優於實際銅價指數的累積報酬率。對銅有需求的企業者，能更為準確的預測漲跌趨勢，依此判斷如何跟原物料供應商簽訂合約的價格與期間，使其免於價格趨勢的誤判而提高生產成本，並提出五點建議供未來研究者參考。

**關鍵詞：銅價、Elman 類神經網路、時間序列、GARCH 模型、向量自我迴歸模型**

# Abstract

The recent copper price in London Metal Exchange (LME) has breaking the historical high. Taiwan's booming electronics, semiconductor and machine tool industry causing copper import volume ranked fifth in the world (ICSG, 2009). Because of 70% of copper worldwide trade in accordance with the price of the London Metal Exchange, this study using time series and neural networks to build the LME copper price forecast model.

This study considering copper, copper stocks, aluminum, lead, nickel, zinc, tin, gold, silver, oil ,federal funds rate, CPI and PPI during the period of 2003/1/2 to 2011/7/14. Time series model and neural networks have been widely used for forecasting the stock market and futures. In this study, using Vector Autoregressive (VAR) model screened influential variables, building GARCH model and Elman neural network to forecast the LME copper price; and further, integrating this two models to build GARCH-Elman neural network prediction model.

This study's VAR models show that the copper has negative effect with gold, aluminum, copper stocks, nickel, tin, zinc and itself. And has positive impact with oil prices. The highest of explained variance is copper. Copper stocks are lowest, speculating that its impact has been efficiently reflecting on the price of copper. Verifying the prediction model must consider the macroeconomics variables. Using VAR model screened influential variables can reduce noise to enhance the predictive ability of the neural network. This study's GARCH model has 33.81% of the cumulative rate of return, Elman neural network has 38.11% and the GARCH-Elman neural network has 56.46%. All of them are better than the actual price of copper.

**Key words : Copper price 、 Elman neural networks 、 Time series 、 GARCH model 、 Vector Autoregressive model**

## 誌謝

兩年半前接到錄取通知的當下就期待著能寫致詞的這一刻，萬萬沒想到現在會難以下筆。一來是受到太多人的幫助，細數求學以來的各種回憶，或許就是陳之藩《謝天》的：「需要感謝的人太多了，就感謝天吧！」；二來是撰寫誌謝代表論文地完成，二十多年的學生生涯就此告一段落了。

當然不可一句「謝天」就含糊帶過。同儕間的學習與扶持是值得珍惜一輩子的瑰寶，謝謝國傑總是細心地幫我們準備好一切，認真、負責、謹慎的態度令人欽佩；康維常常激發許多不一樣的思維，頗有台灣賈伯斯之風範；常帶來微笑的婉婷；很聰明但愛裝傻的宗勳；研究室的學長姐及學弟和助理的協助；碩班同學們的激勵。感謝口試委員邱光輝老師、李延平老師、劉文卿老師於論文口試時地建議，使得這篇論文能更加完善。承蒙指導教授 楊建民博士的悉心指導才能完成這篇論文，楊老師總能藉由指導論文指引我們人生的方向，學做研究更學「做人生」。

一切即一，看似毫不相關的研究議題也有著相同的研究原則；一即一切，即使是研究的原則也能適用到各種人生議題。是資管的議題還是財金的議題、是「做研究」的議題還是「做人生」的議題，這之間的界限本就是後人給予的界線，不設限、不分別才能開創新局。賈伯斯傳：「去史丹佛的那些人早就知道他們要做什麼了。這個學校缺乏藝術氣氛，我希望找到一所既有藝術氣氛又有趣的學校。」，明確的知道自己要做什麼就走不出新的路，一直以來總是將自己限制在某個框框裡，表面上是符合社會主流期望，實際上是固步自封，不敢大破大立。這不是要離經叛道或是鼓吹自己應該茫然的面對未來，而是在面對未來時不應拘於過去所學、不限於前人經驗、不執於他人眼光，而該以真理為歸。

最後，必須感謝我最摯愛的家人。教養一個小孩長大要花費數百萬元，更要承受各種精神層面的煎熬。感謝父母自小呵護備加，讓我不需為金錢煩惱，尤其自小體弱多病，讓父母在辛苦工作之際還要分神照顧著實不孝，妹妹也總是包容我這幼稚的哥哥。能在如此幸福的家庭下成長，我堪稱為世界最幸運之人了。

這是篇誌謝，更是對自己學生生涯的反思，我不知道未來會如何、也不設限自己該如何，只求無愧於心，別讓幫助過我、期待過我的人失望。跟文字比起來，這才是我對您們最誠摯的致謝。

(特別感謝：25年8個月又3天以來未曾出現的女朋友，由於您堅持不露面，我才能有今天！)

黃鴻仁 民國一百零一年七月十九日

# 目錄

中文摘要.....	I
Abstract.....	II
誌謝.....	III
圖目錄.....	VI
表目錄.....	VII
<b>第一章 緒論.....</b>	<b>1</b>
第一節 研究背景與動機.....	1
第二節 研究目的.....	2
<b>第二章 文獻探討.....</b>	<b>3</b>
第一節 影響銅價因素.....	3
一、 供給和需求關係.....	5
二、 總體經濟環境.....	7
三、 相關原物料.....	9
四、 小結.....	9
第二節 效率市場.....	10
第三節 GARCH 時間序列與類神經網路模型.....	11
一、 GARCH 時間序列模型.....	11
二、 類神經網路模型.....	14
第四節 相關研究.....	16
一、 應用類神經網路於預測之相關文獻.....	17
二、 應用類神經網路與時間序列模型之相關文獻.....	18
三、 小結.....	19
<b>第三章 研究方法.....</b>	<b>21</b>
第一節 本研究架構.....	21
第二節 資料與變數.....	22
第三節 變數檢定與變數選取.....	25
一、 變數檢定.....	25
二、 變數選取.....	29

第四節	本研究預測模型.....	32
一、	<i>GARCH</i> 模型.....	32
二、	類神經網路模型.....	33
三、	評估預測能力.....	37
四、	小結.....	39
<b>第四章</b>	<b>研究結果.....</b>	<b>40</b>
第一節	預測模型變數選取分析.....	40
第二節	預測結果分析.....	43
一、	<i>GARCH</i> 模型預測結果.....	43
二、	<i>Elman</i> 類神經網路預測結果.....	45
三、	<i>GARCH-elman</i> 類神經網路.....	46
四、	小結.....	48
<b>第五章</b>	<b>結論與建議.....</b>	<b>51</b>
第一節	結論.....	51
第二節	建議.....	52
第三節	未來研究方向.....	53
<b>參考文獻.....</b>		<b>54</b>
<b>附錄一</b>	<b>變數檢定結果.....</b>	<b>60</b>
<b>附錄二</b>	<b>GRANGER 因果關係檢定結果.....</b>	<b>61</b>
<b>附錄三</b>	<b>向量自我迴歸檢定結果.....</b>	<b>65</b>

## 圖目錄

圖 2-1 腦神經細胞 .....	14
圖 2-2 人工神經元模型 .....	15
圖 2-3 Elman 類神經網路架構.....	16
圖 3-1 研究架構圖 .....	22
圖 3-2 銅機率密度函數圖 .....	25
圖 3-3 Elman 類神經網路架構圖.....	34
圖 3-4 本研究之 Elman 類神經網路架構圖 .....	35
圖 3-5 模糊區域示意圖 .....	38
圖 4-1 實驗一各模式最佳模糊區域之累積報酬率 .....	41
圖 4-2 實驗二各模式最佳模糊區域之累積報酬率 .....	43
圖 4-3 GARCH 模型 15% 為模糊區域時之累積報酬率 .....	44
圖 4-4 Elman 類神經網路 10% 為模糊區域時之累積報酬率 .....	45
圖 4-5 GARCH-Elman 類神經網路 5% 為模糊區域時之累積報酬率 .....	48
圖 4-6 各模式最佳模糊區域之累積報酬率 .....	49

## 表目錄

表 2-1 三大金屬交易所簡介 .....	4
表 2-2 2009 年全球前十大銅生產國 .....	5
表 2-3 2010 年前二十大礦坑 .....	6
表 2-4 2009 年主要消費地區 .....	7
表 2-5 銅價長期趨勢之相關研究 .....	8
表 2-6 銅效率市場之相關研究 .....	11
表 3-1 變數一覽表 .....	23
表 3-2 各變數敘述統計量表 .....	24
表 3-3 各變數敘述統計量表(續表 3-2) .....	24
表 3-4 套用模型前的 Q 統計量檢定表 .....	27
表 3-5 套用模型前的 $Q^2$ 統計量檢定表 .....	28
表 3-6 AIC 最適落後期數檢定 .....	28
表 3-7 Granger 因果關係檢定結果 P 值對照表 .....	29
表 3-8 向量自我迴歸結果有顯著關係對照表 .....	30
表 3-9 三月期銅預測誤差變異分解結果 .....	31
表 3-10 變數選取對照表 .....	32
表 3-11 套用 GARCH 模型後殘差的 Q 統計量檢定表 .....	33
表 3-12 套用 GARCH 模型後殘差平方的 $Q^2$ 統計量檢定表 .....	33
表 3-13 類神經網路模型前測之 MSE 比較 .....	36
表 3-14 交易策略範例 .....	38
表 3-15 前測之 Elman 類神經網路於各模糊區域之方向正確率與累積報酬率 .....	39
表 4-1 變數對照表 .....	40
表 4-2 實驗一之預測結果 .....	41
表 4-3 實驗二之預測結果 .....	42
表 4-4 GARCH 模型於各模糊區域之方向正確率與累積報酬率 .....	44



表 4-5 Elman 類神經網路於各模糊區域之方向正確率與累積報酬率.....	46
表 4-6 GARCH-Elman 類神經網路於各模糊區域之方向正確率與累積報酬率 .....	47
表 4-7 各模型預測結果 .....	50



# 第一章 緒論

## 第一節 研究背景與動機

銅可說是人類最早應用的金屬之一，考古學上根據人類對工具的使用程度將史前時代劃分為「石器時代」、「青銅時代」和「鐵器時代」。自西元前 3000 年進入青銅時代開始，人類就開始懂得利用青銅(紅銅和錫的合金)製成各式的工具和武器。即使到了今日，人類仍舊繼續使用著銅製成的各式物品，諸如電纜電線、各式電子零件、建築、藝術品...等隨處可見，根據國際銅業研究組織(International Copper Study Group, ICSG)的報告，銅的消費量從 2003 年的 1,554 噸到 2009 年的 2,209 萬噸增加了 42.15%。由於需求激增，使得銅價大幅上漲，2002 年 12 月 31 日倫敦金屬交易所(London Metal Exchange, LME)銅價 1,535.5 美元/噸，至 2011 年 6 月 1 日已達 9,170 美元/噸，漲幅約 497.2%，近年來的銅價不斷的創下歷史新高。

二戰時期，日本在台灣的金瓜石開採銅礦以應戰事，但自「台灣金屬礦業公司」於 1987 年宣布歇業關閉金瓜石礦區後，台灣已不再有銅礦。因此所有的銅原料皆必須仰賴進口，由於台灣蓬勃的電子、半導體、工具機產業皆需要銅，有龐大的進口需求。據 ICSG 的資料顯示，台灣精煉銅(Refined Copper)的進口量僅次於中國大陸、美國、印度、義大利。大量仰賴進口的結果，使得台灣企業的生產成本受國際銅價的波動影響甚鉅，且電子、半導體、工具機產業又是台灣的重點產業，故而國際銅價對台灣經濟的影響不得不注意。因此本研究欲建置預測模式以預測銅價未來趨勢；由於全球有 70%的銅價是按照 LME 的牌價進行貿易，故本研究之銅價資料與預測價格皆為 LME 銅價。

## 第二節 研究目的

銅為工業上最重要的金屬之一，使用量僅次於鐵、鋼、鋁、金；就資料上而言，自 1870 年以來，銅價的資料是可信賴且一致的；不同於石油，銅是同質物品 (Homogeneous Good)，例如銅雖有很多等級，但是倫敦金屬交易所中的精煉銅 (Refined Copper) 就是 99% 以上的純銅；運輸成本在銅價中僅佔很小的比例；銅是流通於全球市場，而非多個區域市場，因此倫敦金屬交易所與美國這兩個主要市場有著一致性地移動，其差額只是往返於大西洋的運輸費用，在 1870 年至 2000 年間，兩市場的相關程度高達 0.9 (Svedberg & Tilton, 2006)，因此基於研究動機選擇銅為研究議題，本研究之研究目的如下：

1. 探討影響國際銅價的因素，以及檢定這些因素和銅價的相關性。
2. 交易所公布的庫存量為現今判斷國際銅價未來走勢的重要依據，庫存量是否已經反映了其他經濟因素的影響效果亦是本研究欲探討的。
3. 建置銅價預測模型，並比較時間序列與類神經網路模型在預測銅價上的預測能力，以及整合此二模型。

## 第二章 文獻探討

### 第一節 影響銅價因素

銅，俗稱紅金(Red Metal)，是商業金屬的代表，與世界主要國家的經濟之脈動息息相關，在許多工業上是不可或缺的原料。人類三千多年前就已開始運用銅金屬，是人類用於生產的第一種金屬，最初只使用存在於自然界中的天然銅，用石斧將其錘成各種生活上的器物。隨著文化的演進，只使用天然銅製造的生產工具漸漸不敷應用，生產的發展促使人類找到如何從銅礦中取得銅。

全球銅期貨交易的市場，目前主要有英國倫敦金屬交易所(London Metal Exchange, LME)和美國紐約商品交易所(New York Metals Exchange, NYMEX)的金屬商品交易所(Commerce Exchange, COMEX)及中國上海期貨交易所(Shanghai Futures Exchange, SHFE)三個市場。倫敦金屬交易所自 1877 年成立至今已有一百多年的歷史，為目前世界上最大的非鐵金屬交易市場，在市場規模上一直遙遙領先。倫敦金屬交易所公開發佈的成交價格被作為世界金屬貿易的基準價格。世界上全部銅生產量的 70%是按照倫敦金屬交易所公佈的正式牌價為基準進行貿易。紐約商品交易所的金屬商品交易所，是由芝加哥期貨交易所發展出來的以金屬商品為期交易的標的。上海期貨交易所在 1998 年 8 月時因為整頓規範期貨市場的要求，上海三家交易所實行合併，組建上海期貨交易所，於 1999 年 12 月正式營運，三大金屬交易所簡介如表 2-1。由於倫敦金屬交易所在國際銅的交易市場上重要性遠大於經由倉庫完成的交易市場，所以美國及加拿大以外的世界其他地區，精煉銅的價格都是以 LME 價格為基礎來訂定，至於 COMEX 價格一旦出了北美洲就不具有價格基準的地位，上海期貨交易所目前尚在發展中。因此本研究之銅價是以 LME 報價為研究的資料來源，預測的對象也是 LME 的價格。

表 2-1 三大金屬交易所簡介

期貨交易所	倫敦金屬交易所 (LME)	紐約商品交易所 (NYMEX-COMEX)	上海期貨交易所 (SHFE)
商品名稱	金屬期貨契約 高級銅	金屬期貨契約 高級銅	金屬期貨契約 高級銅
標準交割	實物交割	實物交割	實物交割
合約大小	25 噸	25,000 磅	5 噸
交割等級	高級銅塊、銅錠， 純度不低於 99.7 %	第一級 (Grade 1) 高 級電解銅	符合國標 GB/T467-1997 標準陰極銅規定，其中主 成份銅加銀含量不小於 99.95%
最小價格跳動	0.5 美元 / 公噸	0.05 美分 / 磅	10 元人民幣/噸
交易時間	12:00~12:05, 12:30 ~ 12:35, 15:30 ~ 15:35, 16:10~16:15	9:25~14:00 (到期月 份最後交易日到 12:00)	上午 9:00—11:30 下午 1:30—3:00
交易月份	最近月份加上連續 兩個月，及未來 24 個月	最近月份加上連續 11 個月，再加上 1、 3、5、7、9、12 月依 次循環到 總計 23 個月	1~12 月
最後交易日	每個月最後工作日 前兩個交易日	到期月份最後一個營 業日前的第七個交易 日	合約交割月份的 15 日(遇 法定假日順延)
交割日	最近 3 個月的每 一營業日，及後面 12 個月的每月第 三個星期三	到期月份的最後一個 營業日	最後交易日後連續五個 工作日
單日漲跌限制	無	無	不超過上一交易日結算 價±3%

資料來源：本研究整理

## 一、 供給和需求關係

依據經濟學的供需原理，價格與供需是相互作用的連鎖關係，當某一商品出現供不應求時，價格上漲，反之則下跌。同時價格反過來又影響供給與需求，即當價格上漲時，供應會增加而需求減少，反之就會出現需求上升而供給減少，因此價格與供需之間互相影響。

### 1. 銅的供給

銅乃由銅礦冶煉而來，因此瞭解銅礦的分布有助於分析銅的供給情況。如表 2-2，根據國際銅業研究組織(International Copper Study Group, ICSG)的報告，2009 年全球銅礦蘊藏最豐富的前五個國家為智利、秘魯、美國、中國、印尼，其中智利銅礦產量佔了全球的三分之一，2010 年的全球礦坑產量如表 2-3，前五大礦坑中智利就佔了四個，故而欲了解銅的供給情況就不得不注意智利的動向。

表 2-2 2009 年全球前十大銅生產國

國家	2009 銅生產量 (單位：噸)
Chile	5,320,000
United States	1,310,000
Peru	1,260,000
China	960,000
Indonesia	950,000
Australia	900,000
Russia	750,000
Zambia	655,000
Canada	580,000
Poland	440,000

資料來源：Copper Investing News

表 2-3 2010 年前二十大礦坑（單位：千噸）

排名	礦坑	國家	擁有者	生產量
1	Escondida	Chile	BHP Billiton (57.5%), Rio Tinto Corp. (30%), Japan Escondida (12.5%)	1300
2	Codelco Norte	Chile	Codelco	920
3	Grasberg	Indonesia	P.T. Freeport Indonesia Co. (PT-FI), Rio Tinto	780
4	Collahuasi	Chile	Anglo American (44%), Xstrata plc (44%), Mitsui + Nippon (12%)	520
5	El Teniente	Chile	Codelco Chile	454
6	Taimyr Peninsula (Norilsk/Talnakh Mills)	Russia	Norilsk Nickel	430
7	Antamina	Peru	BHP Billiton (33.75%), Teck (22.5%), Xstrata plc (33.75%), Mitsubishi (10%)	400
8	Los Pelambres	Chile	Antofagasta Plc (60%), Nippon Mining (25%), Mitsubishi Materials (15%)	400
9	Morenci	United States	Freeport-McMoRan Copper & Gold Inc./Sumitomo	390
10	Bingham Canyon	United States	Kennecott (Rio Tinto)	280
11	Batu Hijau	Indonesia	PT Pukuafu 20%, Newmont 41.5%, Sumitomo Corp., Sumitomo Metal Mining & Mitsubishi Materials 31.5%, PT Multi Daerah Bersaing 7%	280
12	Andina	Chile	Codelco Chile	280
13	Kansanshi	Zambia	First Quantum Minerals Ltd (80%), ZCCM (20%)	270
14	Los Bronces	Chile	Anglo American (100%)	241
15	Zhezkazgan Complex	Kazakhstan	Kazakhmys (Samsung)	230
16	Olympic Dam	Australia	BHP Billiton	225
17	Rudna	Poland	KGHM Polska Miedz S.A.	220
18	Sarcheshmeh	Iran	National Iranian Copper Industry Co.	204
19	Spence	Chile	BHP Billiton	200
20	La Caridad	Mexico	Mexicana de Cobre S. A. (Grupo Mexico)	195

資料來源：ICSG

## 2. 銅的需求

西歐曾經是世界上銅消費量最大的地區，中國大陸則為現今全球最大的銅消費

國(如表 2-4)。會有如此龐大的銅需求，經濟的快速發展和大規模的基礎建設是促進銅消費快速增長的主要原因(JOM,2005)。再加上全球製造業集中至中國大陸等發展中國家，亦是中國大陸銅需求增加的因素。

表 2-4 2009 年主要消費地區

地區	2009 年銅使用量(千噸)
China	7,873
Western Europe	3,133
North America	2,468
Japan	1,222
Latin America	1,194
India	920
ASEAN	863
South Korea	766
Eastern Europe	751
Africa	534
Russia	464
Taiwan	435
Rest of World	1,477

資料來源：ICSG

銅現貨價格與交易市場中庫存量的變化呈現負相關，當銅交易市場中庫存量愈低時現貨價格波動愈大，庫存量與現貨價負相關性愈顯著(Vartanesyan,1993)。Valencia(2005)也實證了銅交易市場庫存變化及銅生產量均與銅價呈現負相關。銅的庫存又分為報告庫存和非報告庫存。報告庫存又稱「顯性庫存」，是指交易所庫存，目前世界上具影響力的有倫敦金屬交易所(LME)，紐約商品交易所(NYMEX)的COMEX 和上海期貨交易所(SHFE)。三個交易所均定期公布指定倉庫庫存。非報告庫存，又稱「隱性庫存」，指全球的生產商、貿易商和消費商手中持有的庫存。由於這些庫存不會定期對外公布，因此難以統計，故本研究以交易所庫存來衡量銅的供需關係。

## 二、 總體經濟環境

供需法則決定了價格的均衡點，國際經濟發展、全球物價、匯率、相關金屬走勢、能源等總體經濟環境卻會對供給量與需求量產生影響。Vial(1988)實證能源價格與匯率會對銅價所影響，中國大陸地區工業生產指數(IPI)的變動與銅價呈現正向關



係。

銅是全球經濟發展最重要的工業原物料之一，其需求量與經濟形勢密切相關。國際經濟增長時，全球銅的需求量增加帶動銅價上升；經濟蕭條時，銅需求減少使得銅價下跌。通貨膨脹時銅價上漲，反之，通貨緊縮則會使銅價下跌。衡量物價水準最重要指標為消費者物價指數(CPI)，生產者物價指數(PPI)是衡量工業發展的重要指標，如表 2-5，研究銅價長期趨勢的文獻中，最常使用此兩種指標。美國為全球銅金屬第三大的使用國，其總體經濟指標統計完整且具有公信力，因此本研究選取美國消費者物價指數與生產者物價指數作為衡量總體經濟環境的指標。

表 2-5 銅價長期趨勢之相關研究

相關研究	研究標的	期間	總體經濟指標
Herfindahl (1959)	USPP*	1870-1957	PPI and CPI
Potter & Christy(1962)	USPP	1870-1957	PPI
Nordhaus (1974)	USPP	1900-1970	Wage rate
Manthy (1978)	USPP	1870-1973	PPI
Slade (1982)	USPP	1870-1978	PPI
Krautkraemer (1998)	USPP	1967-1994	CPI
Howie (2002)	USPP	1870-1997	PPI
Crowson (2003)	LME	1771-2001	PPI
Svedberg & Tilton(2006)	LME and USPP	1870 - 2000	PPI and CPI

\* USPP 為 US producer price of copper

資料來源:本研究整理

Hotelling 是最早以變分法(Calculus of Variation)求礦產者的最適產出軌跡、價格軌跡及稅負效果的學者，Hotelling 在 1931 年提出 Hotelling's Rule，認為市場價格相等於生產者的生產成本再加上放棄未來單位利潤的現值，市場價格每年會增加  $r\%$ ， $r\%$ 即是和其他投資相比後，投資礦產的市場回報率。銅是不可再生(Nonrenewable)的耗竭性資源，由於資源有限，如果礦產比其他投資行為有利，那礦產者會在當期利用其擁有的設備來增加產能，這行為也會提升礦產品未來的價格。不可再生的耗竭性資源之價格會持續提高，且成長率會等於利率，因為對於資源擁有者而言，若價格成長率不等於利率，還不如將礦產留在礦坑裡不要開採，等價格提高再開採。不過 Hotelling 的模型卻有“沒有額外勘探的礦坑或增加生產設備，也沒有技術的改進，沒有任何的不確定”的強烈假設。因此礦產者會根據資源價格和銀行利率的變化決定資源的處理方式：

1. 當資源價格上升的幅度大於銀行利率時，礦產者傾向保留資源；
2. 當資源價格上升的幅度小於銀行利率時，礦產者傾向開採資源。

在市場的調節下，會使資源價格與銀行利率的變化相協調。聯邦資金利率(Federal Funds Rate)為美國聯邦儲備系統各會員銀行為調整準備金頭寸和日常票據交換軋差而相互拆放聯邦資金的利率，其為反映貨幣市場銀根鬆緊最為敏感的指標。所以本研究選取聯邦資金利率做為衡量利率的指標。

### 三、 相關原物料

銅是僅次於鐵、鋁用於工業用途上最為廣泛之用品，是國際貿易上交易最熱絡的商品之一，也由於常和其他金屬混成合金或互為替代品，因此常會和相關金屬有著共同移動的特性。Robert & Julio(1990)認為原物料商品間的共同移動通常因為流動性限制(Liquidity Constraints)，一次持有許多原物料商品的投機者的一種商品價格下降時，也會使得其他原物料商品的價格下降。當資本市場是不完美時就會有這現象，使其必須重新調整投資組合，讓他再度平衡。當因一商品價格的變化影響了其他商品的價格而影響貼現率(Discount Rate)時，投資組合將再度平衡。另一種可能是因為商品市場中參與者對一連串非經濟因素的反應，這些反應可能來自於泡沫(Bubbles)或市場心理(Market Psychology)。

Robert & Julio (1990)也發現當持有期從月提升到季或年時，這共同移動的現象愈加明顯，這是由於總體經濟變數緩慢的影響各商品的價格，例如通貨膨脹指數通常是以月為單位變動。藉由同為倫敦金屬交易所的鋁、鋅、鉛、鎳、錫等基本金屬的波動來預測銅價的移動。銅的交易價格也常跟隨貴金屬群的交易價格波動，所以探討交易價格與相關金屬連動關係時仍要分析金、銀等貴金屬的影響，能源價格也會對銅價有所影響(Vial,1988)。

### 四、 小結

供需決定了價格，Fisher 等(1972)分析當時銅主要的出口國智利與消費國美國的銅產業來預測 LME 銅價。銅的庫存反映了供需結果，Vartanesyan(1993)也驗證了銅

價與銅庫存負向的關係。Ramanujam 等(1990)與 Pindyck 等(1990)提出金屬的價格會隨著總體經濟事件而改變。

Ma(1985)認為金價與銀價會隨著時間而達到一定的交易規則，此意味著金價、銀價之間存在一定的關係。根據 Robert & Julio(1990)的研究，原物料商品的價格常會因為總體經濟影響了商品的供需情況，而有共同移動(Co-Movement)的現象，某項原物料的價格下降，往往也會影響其他商品的價格。這些總體經濟的影響通常來自累積需求的改變(Changes in Aggregate Demand)、工業生產(Industrial Production)、通貨膨脹(Inflation)、利率(Interest Rates)、匯率(Exchange Rates)。

總體經濟變數藉由兩種方式影響價格。首先，總體經濟會直接影響原物料商品的需求與供給，例如當工業生產率(Rate of Industrial Production)增加時會提升銅、木材、石油等工業商品的需求，因這些商品將被用來作為生產的原料。也會因為收入增加的結果而提升了可可、小麥等非工業產品的需求。其次，藉由影響未來的供給與需求影響現在的價格。由於原物料商品具有可儲藏性(Storable)，所以預期外來市場的價格將會影響現在的儲藏需求，因此影響了現在的價格，這也是 Hotelling 提出的 Hotelling's Rule。這意謂著當總體經濟變數有著非預期的變化時，預測未來的總體經濟變數可瞭解現今對原物料商品的影響為何。例如當利率提高時會因為增加儲藏的必要報酬率(Required Rate of Return)而降低了現今的價格。利率提高也有可能因為生產者減少了資本投資從而減少了未來商品的供給，而提升了價格。利率的改變會改變未來預期的經濟行為而影響了未來商品的預期需求，進而影響了現在價格。

基於前述原因，本研究選取 LME 銅庫存量、鋁、鋅、鉛、鎳、錫、金、銀、石油、美國生產者物價指數、美國消費者物價指數、美國聯邦資金利率作為本研究預測銅價的變數

## 第二節 效率市場

欲預測銅價則需探討銅價是否為效率市場(Efficient Market)。Taylor(1980)拒絕 1966 年至 1978 年間的銅價隨機走勢假設(Random Walk Hypothesis)，也拒絕鋅、鉛在 1970 年至 1978 年間的隨機走勢假設，他研究結果顯示除了錫以外的基本金屬皆

拒絕隨機走勢假設。Bird(1985)測試 1972 年至 1982 年的倫敦金屬交易所是否為弱勢效率市場(Weak-Form Market Efficiency)，其驗證銅價為非效率市場(Inefficient Market)，但是卻沒證據顯示錫價為非效率市場。Goss(1985)應用聯合檢定(Joint test)研究 1966 年至 1984 年間的倫敦金屬交易所，其結果拒絕銅與鋅的效率市場假說(Efficient Market Hypothesis ,EMH )，但是無法拒絕鉛與錫的效率市場假說。Kenourgios & Samitas (2004)分析 1989 年至 2000 年倫敦金屬交易所之銅價，運用共整合與誤差修正模型(Co-integration and Error Correction Models)同時測試長期與短期效率，研究結果也顯示銅價為非效率市場。Otto(2010)運用隨機走勢假設分析倫敦金屬交易所之銅、鋁、鋅、鎳、錫、鉛是否為弱勢效率市場，其證明除了鉛以外皆無法拒絕隨機走勢假設。相關研究整理如表 2-6。於此可知 2000 年之前的銅價並非效率市場，之後則為弱勢效率市場，因此本研究除了採用銅價作為預測未來的依據外，尚有考慮其他的變數。

表 2-6 銅效率市場之相關研究

相關研究	期間	銅是否為效率市場
Taylor(1980)	1966~1978	否
Bird(1985)	1972~1982	否
Goss(1985)	1966~1984	否
Kenourgios & Samitas (2004)	1989~2000	否
Otto(2010)	1989~2007	弱勢效率市場

資料來源：本研究整理

### 第三節 GARCH 時間序列與類神經網路模型

#### 一、 GARCH 時間序列模型

##### 1. 時間序列

時間序列是指以時間順序型態出現之一連串觀測值的集合。數列對未來結果無法確定，需以機率分配來表示者，稱為隨機性時間序列(Stochastic Time Series)，大部分的時間序列皆屬於此型，若數列未來結果可用確定的數學式表示，為確定性時間序列(Deterministic Time Series)。時間序列一般有三大重要的應用領域：(1) 藉由

過去或現在的時間序列，建構模式以預測未來值。(2) 研究二個以上時間序列，其投入數列與產出數列間的關係，藉由衝擊反應函數(Impulse Response Function)，建構系統之轉換函數模式(Transfer Function Models)。(3) 研究多個時間序列的聯合關係性，以建立控制系統，用來解釋多變數間之互饋關係(Feed Forward And Feedback Control Schemes)。

## 2. GARCH 模型

Brooks(2002)認為一般線性結構模型無法解釋具高狹峰分配 (Leptokurtic Distribution)、波動性叢聚(Volatility Clustering)以及槓桿效果(Leverage Effects)等特質的財務資料。財務資料的波動幅度較大，容易出現極端值，分布比常態分配還高聳且狹窄屬於高狹峰分配。波動性叢聚指金融市場所觀察到股價波動是隨著時間而改變，且具有叢聚的特性，也就是股價大幅波動後，往往下一期會伴隨做大幅度波動，而股價小幅波動後亦會隨著較小幅度的變動(Bollerslev et al., 1992)，代表著資料的變異性是會隨著時間而改變，波動之測度即為條件變異數 (Conditional Variance)。如同財務上的槓桿效果，例如股價在景氣差時會震盪的比較大，景氣好時則震盪比較小。資產報酬的波動應該要隨著不同時空下所發生的不同事件而有著不同的變化。

鑒於前述的財務資料特性，諾貝爾經濟學獎得主 Robert F. Engle 於 1982 年提出一個解釋時間序列資料波動特性的計量模型—自我迴歸條件變異數模型 (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Model, ARCH Model)，條件變異數會隨著時間變動而變動，非固定不變，因而解決了「波動性叢聚」的問題，並廣泛運用在各個不同的領域中。由於 ARCH 的落後期可能很長造成參數過多，以及要求條件變異數方程式中的參數為正不易達成，Bollerslev (1986)將 ARCH 模型加以擴充而提出一般化自我迴歸條件異質變異數 (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Model, GARCH Model)模型，典型的 GARCH 模型可表示如下：

$$y_t \mid \Omega_t \sim N(x_t a, \sigma_t^2) \quad \text{式 2-1}$$

$$\varepsilon_t = y_t - x_t a \quad \text{式 2-2}$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^2 \quad \text{式 2-3}$$

其中 $y_t$ 為時間序列、 $\Omega_t$ 為在 $t$ 時間點之所有可利用的資訊集合、 $N$ 代表常態分配、 $x_t$ 為迴歸式的自變數向量、 $a$ 是迴歸式的係數向量、 $\varepsilon$ 是殘差項、 $\sigma^2$ 為條件變異數、 $\alpha_0$ 與 $\alpha_i$ 及 $\beta_i$ 為非負的未知參數； $x_t a$ 表示在資訊集合 $\Omega_t$ 所能獲得變數之線性組合。式 2-2 又被稱為均數方程式(Mean Equation)，式 2-3 為變異數方程式(Variance Equation)。

French 等(1987)驗證了只需要很少的參數，GARCH 模型就足以解釋長時間的變動，也比傳統的最小平方法更能解釋金融資產高狹峰的形態。此外有些學者認為金融資產報酬的資料往往存在非線性的依存關係，而 GARCH 模型是描述這種關係最好的模型(Hinich & Patterson, 1985)。綜上所述，GARCH 模型的優點是模型較為精簡(Parsimonious)，又可避免模型過度配適(Overfitting)的問題；同時除了可捕捉價格變動的現象，也可藉由過去未預期變動與波動資訊來預測未來條件變異數的波動。

### 3. 變數檢定

建立時間序列模型，首先需了解產生序列的隨機過程是否隨時間而產生變化，經濟變數之時間序列可劃分為定態(Stationary)或非定態(Non Stationary)兩種。在進行時間序列分析之前，必須先檢定時間序列是否為定態(Engle & Granger, 1987)。定態時間序列隨機過程之機率分配不隨時間改變而改變，外來衝擊(Shock)對時間序列只存在短暫影響，隨時間經過而逐漸消失並重新回到原來平均值，反之，非定態序列若受到隨機衝擊(Random Shock)，產生永久性累積效果，亦即久遠過去對現在影響依然存在，表示該序列具有長久記憶並發散而無法回原平均水準。要使用時間序列分析各金屬間的關係與建置時間序列模型必須進行檢定，包括單根檢定、自我相關檢定、異質變異檢定以確定運用時間序列模型是否合適(Enders, 2004；楊奕農，2010)。

## 二、 類神經網路模型

### 1. 概論及架構

類神經網路(Neural Network) 的基本架構為模仿人腦的腦神經網路，是一種平行分散式處理計算模式。最早由 McCulloch 和 Pitts 在 1943 年共同提出，以大量、簡單的處理單元，或稱神經元(Neuron)互相連接，藉由整體處理單元對外界輸入訊號的簡單運算來處理資訊，擁有類似於人腦腦神經的許多特性及優點，類神經網路利用自身的學習來處理問題。類神經網路的節點為模擬腦神經細胞(如圖 2-1)、節點中的連結為模擬神經纖維。類神經網路能夠應用在許多以往的電腦系統所未能作到的領域，例如樣式辨認、財務預測等(Kuan & White, 1994)。

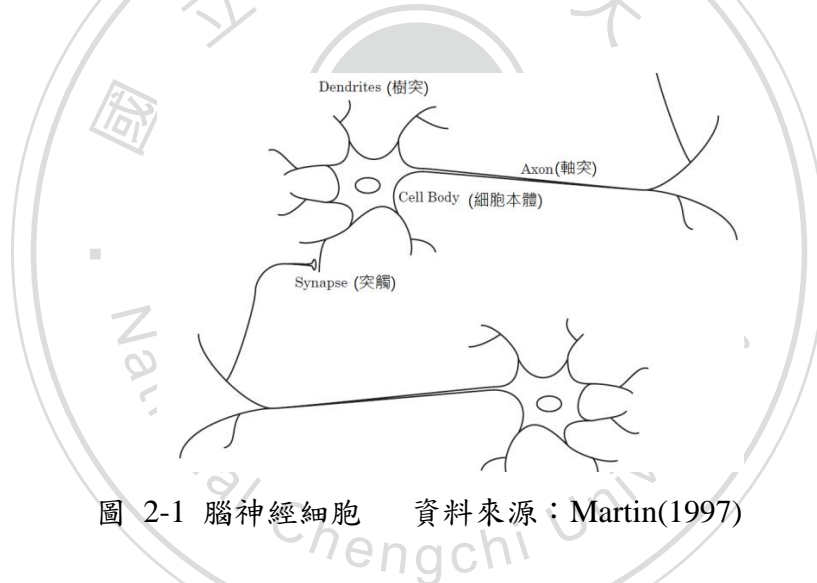


圖 2-1 腦神經細胞 資料來源：Martin(1997)

一個類神經網路是由許多的處理單元(類神經元)所組成，各處理單元的結構如下圖所示。它包括下面幾個重要的概念(Michaelj, 1997)：

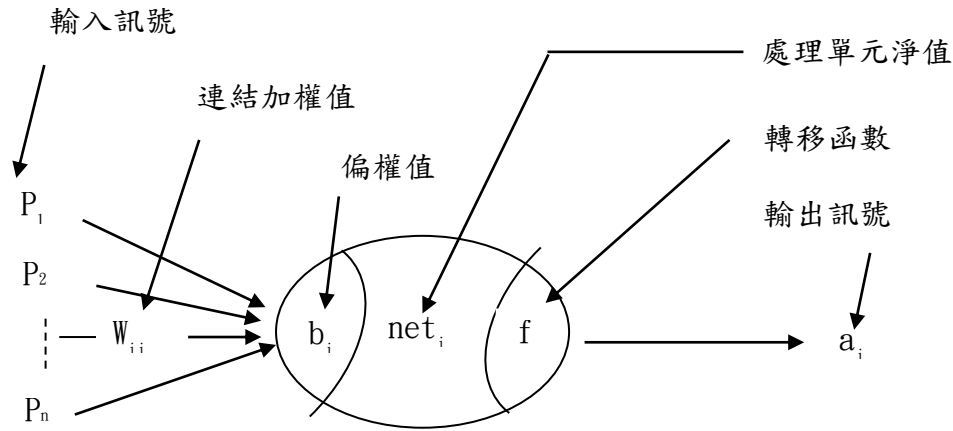


圖 2-2 人工神經元模型

$P_i$ ：人工神經元的輸入訊號，模擬樹突傳入訊號

$w_{ji}$ ：連結第  $i$  個輸入值與第  $j$  個人工神經元之加權值

$b_j$ ：偏權值，若為正對輸入是激發，若為負則抑制輸入值

$net_j$ ：輸入值加權值與偏權值總和，模擬膜電位的總改變量

$F(net_j)$ ：人工神經元的轉移函數，是用來轉換  $net_j$  的數學函數，模擬門檻值

$a_j$ ：第  $j$  個人工神經元輸出訊號，模擬軸突送出訊號

## 2. 倒傳遞類神經網路

倒傳遞類神經網路是 1986 年由 McClelland 和 Rumelhart 兩位學者共同發表，為層狀前饋式網路架構(Layered Feedforward Network)，其學習演算法乃採用倒傳遞式學習演算法(Back Propagation Learning Algorithm)，屬於監督式學習網路。倒傳遞網路系統在學習階段裡會反覆地執行兩個階段：前饋階段以及倒傳遞階段：

- 前饋階段：網路系統會對於每一個供學習用的外界資料，執行前饋的動作而依次地計算出所有隱藏節點和輸出節點的對應激發狀態值；然後，對於每個輸出節點，其實際輸入值會與期望輸出值作比較，而產生一誤差訊號。
- 倒傳遞階段：此階段牽涉到網路系統的誤差訊號後向傳遞(Backward Pass)的運作現象。在輸出層所產生的誤差訊號會倒傳遞到每個隱藏節點，並且會適當地調整在輸出節點和隱藏節點之間的權重(Weight)以及輸出節點之間的偏權值(Bias)；然後，這個誤差訊號會更進一步地傳遞到每個輸入節點，同樣地，在隱



藏節點和輸入節點之間的權重以及隱藏節點之間的偏權值也會被調整。

### 3. Elman 類神經網路

Elman 類神經網路是由 Jeffrey Elman 在 1990 年發展的遞迴(Recurrent)形式的類神經網路。Elman 類神經網路是兩層倒傳遞類神經網路，他會將隱藏節點輸出的結果再輸入到其他的隱藏節點，這個遞迴連結讓 Elman 類神經網路延遲(Delay)儲存著先前的數值，使其能儲存資訊供未來參考，其架構如圖 2-3 (Jeffrey L., 1990 ; Tong, Wang, & Yu, 2009)。

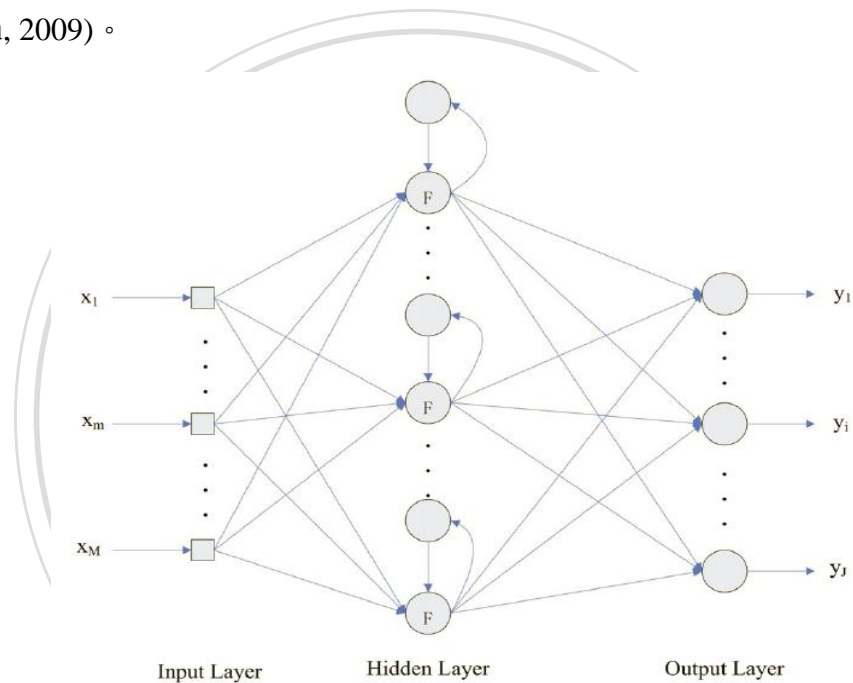


圖 2-3 Elman 類神經網路架構 資料來源：Tong, Wang, & Yu(2009)

Elman 類神經網路一般為兩層倒傳遞類神經網路，其學習法則沿用倒傳遞演算法，與傳統的兩層網路不同在於其第一層具有一個遞迴連結，在這個連結中的延遲儲存著來自先前時間步階的數值，它能夠用於目前的時間步階。這個遞迴的連結使得 Elman 類神經網路偵測和產生時變(Time-Varing)圖樣(羅華強，2011)。

## 第四節 相關研究

類神經網路已被廣泛的利用於財金、工程、娛樂、醫療、軍事等各領域，其中

在財金方面常被用於信用評等、財務預警、金融市場投資策略與預測等，本研究之主題乃為類神經網路與時間序列模型應用於金屬期貨市場之預測，故針對此主題進行相關研究的文獻探討。

## 一、 應用類神經網路於預測之相關文獻

類神經網路已廣泛的應用於股市、期貨，Kimoto & Asakawa(1990)使用模組化類神經網路(Modular Neural Network)，預測日經指數(TOPIX)未來一個月的最佳買賣點。輸入變數為基本面經濟指標，研究期間為1987年1月至1989年9月的日經股價資料，並以模組化的多個類神經網路分別學習單一變數，以了解各輸入變數間的關係。此預測架構經驗證在預測期間內可以獲得超額報酬。Bergerson & Wunsch(1991)運用倒傳遞類神經網路與專家系統模擬期貨交易判斷期貨交易的買賣點與停損點。研究期間為1989年1月4日至1991年1月25日，其輸入變數為技術指標，預測買賣時點，依此預測系統投資可達6.6倍的報酬。Grudnitski & Osburn(1993)利用倒傳遞類神經網路預測S&P 500指數期貨與黃金期貨價格的變動量。研究期間為1982年12月至1990年9月，輸入變數為前四期的M1月成長率、S&P500指數期貨及黃金期貨的價格變動率，與大型投資人，投資者及小型投資人月交易量等共24個變數，預測S&P 500指數期貨和黃金期貨價格的變動量的漲跌。其預測模型在S&P 500指數期貨價格漲跌之方向正確率為75%，平均報酬率為17.04%，黃金期貨的價格走勢預測正確率為61%，平均報酬率為16.36%。

Komo等(1994)於預測每月道瓊工業指數的研究中發現，類神經網路應用在財務預測時，較低的均方誤差值(MSE)並不代表會獲得較高的預測正確率及獲利率。在1998年1月至1992年12月共2個測試區間訓練類神經網路時，分別使用不同的MSE作為測試，發現幅狀基底函數(Radial Basis Function, RBF)類神經網路比多層感知器(Multilayer Perceptron, MLP)類神經網路預測能力為佳，而較高的MSE預測能力反而較好。

Saad等(1996)的使用具延遲(Delay)的類神經網路做短期股價的預測，預測股票的獲利機會，以AAPL (Apple Inc.)、IBM及Motorola Inc.三支股票自1995年3月1

日至 1995 年 8 月 16 日 的資料作測試。以 IBM 為例，具延遲(Delay)的類神經網路模型在共 117 次獲利機會中預測了 37 次，錯誤預測為 8.1%。

## 二、 應用類神經網路與時間序列模型之相關文獻

Hwang & Ang(2001)利用類神經網路和 ARMA 時間序列模型比較預測能力，其發現兩層隱藏層之類神經網路預測能力比 ARMA 時間序列模型佳。鐘正良(1995)建置倒傳遞類神經網路模型預測當期的黃金價格，並將所得結果與傳統統計方法的迴歸分析與時間序列分析方法進行比較。倒傳遞類神經網路模型輸入項目為黃金價格、原油價格、美國通貨膨脹率、美元指數、歐洲美元指數、白金期貨價格、白銀期貨價格、S&P 股價指數、美國公債利率，輸出項目為黃金期貨價格。其研究結果顯示類神經網路皆優於迴歸分析及時間序列模型。陳國玄(2004)也以倒傳遞類神經網路、迴歸分析與時間序列預測上市電子類股隔月股票價格之收盤指數，並以技術面、總經面與產業基本面配合集群分析對股價作探索性分群，再利用區別分析與機率神經網路探討分群好壞，最後比較預測與分類模型之績效。研究結果顯示，在預測方面，以人工神經網路模型之預測績效最佳，其次為迴歸分析，時間序列最差；在分群方面，透過集群分析能正確分類判斷股價走勢中受哪些因素影響並且均與時事及市場動態相符，藉由區別分析與機率神經網路所建立的分類規則其分類正確判斷率皆相同。

侯惠月(2000)以台灣證券股價指數期貨為研究對象，藉由部分基本資料及基差、移動平均線、相對強弱指標、隨機指標等技術指標作為輸入項目，並比較迴歸分析及時間序列模型與倒傳遞類神經網路之預測能力，研究結果顯示有隱藏層的倒傳遞類神經網路較無隱藏層的佳，預測績效以透過迴歸分析篩選出變數的類神經網路、其次為迴歸分析、再其次為原始類神經網路、最差的是時間序列模型。李惠妍(2003)以迴歸分析和倒傳遞類神經網路建置模型預測隔日台股期貨的收盤指數，並再利用迴歸分析後的變數建立改良式類神經網路，並比較迴歸分析、類神經網路、改良式類神經網路三者的預測能力。其中類神經網路模型考量了移動平均線、相對強弱指標、隨機指標指數、平滑異同平均線、趨向指標、乖離率、威廉氏指標、心理線、

容量比率、AR、BR 等 11 項輸入項目，而改良式類神經網路以迴歸分析篩選後的五種變數作為輸入項目。研究結果為迴歸分析之預測能力最佳、其次為改良式類神經網路、類神經網路最差，其認為類神經網路之所以最差乃因輸入項目過多造成雜訊，減少了部分變數的影響效果。

Donaldson & Kamstra (1997) 結合類神經網路與 GARCH 模型，利用類神經網路補足 GARCH 模型無法捕捉的非線性或無法估計之資訊。Donaldson 與 Kamstra 在 1999 年的研究進一步討論了類神經網路、最小平方法(Ordinal Least Squares, OLS) 模型及 GARCH 模型在擷取交互作用的能力上作一分析，Donaldson 與 Kamstra 認為最小平方法模型及 GARCH 模型對於自變數與因變數的交互效果不具效率性，而類神經網路則因具有完全的彈性。在檢驗類神經網路、最小平方法模型及 GARCH 模型的配適能力後，證實類神經網路在變數相依時，對於非線性關係的擷取上確實優於另外兩種模型，且可提高其預測能力。

Freisleben & Ripper (1997) 使用遞迴式(Recurrent)類神經網路建立類似 GARCH 模型之網路架構來估計條件平均數與條件變異數，輸入變數為報酬的條件平均數與條件變異數方程式中的參數，輸出項目為報酬的條件平均數與變異數。由於在條件變異數中的參數包含了條件變異數的延遲項，因此在得到當期條件變異數後會再遞迴給輸入元形成下一期之延遲項，如此便可同時捕捉到條件平均數與變異數的非線性過程。

### 三、 小結

於以往文獻中多使用倒傳遞類神經網路預測股市及期貨(Bergerson & Wunsch,1991；Grudnitski & Osburn ,1993)，且也常再加上遞迴使類神經網路具有延遲效果(Saad 等,1996；Freisleben & Ripper ,1997)使類神經網路能學習前幾期的資訊。或者利用類神經網路補足 GARCH 模型無法捕捉的非線性或無法估計之資訊(Donaldson & Kamstra,1997；Donaldson & Kamstra,1999)。由 Hwarng 與 Ang(2001)、鐘正良(1995)、陳國玄(2004)的研究可知雖然類神經網路模型的預測能力普遍較時間序列模型與迴歸分析佳，但侯惠月(2000)與李惠妍(2003)的研究結果得知其也會因為

輸入項目間的雜訊減少了真正有影響能力的變數，經過迴歸分析篩選出變數的類神經網路能減少這雜訊。

由於銅價在西元 2000 年之前為非效率市場(Taylor,1980;Bird,1985;Goss,1985; Kenourgios & Samitas,2004)，因此以往的銅價趨勢研究多為僅考慮銅價的歷史資料與總體經濟指標(Krautkraemer,1998;Howie,2002;Crowson,2003)，但是 Otto(2010)分析 1989 年至 2007 年的銅價市場，認為其為弱勢效率市場，並建議往後之研究必須依此為出發點。因此本研究選取相關金屬價格，先藉由迴歸分析篩選有影響力的變數建置具遞迴形式的倒傳遞類神經網路，再結合 GARCH 模型所估計的條件變異數建置 GARCH-Elman 類神經網路預測模型。



## 第三章 研究方法

於此章詳述本研究之架構與文獻探討所選取之資料與變數，再檢定所選取的變數，並藉由向量自我迴歸模型選取對銅價有顯著影響的變數，最後分述本研究建置的時間序列預測模型與類神經網路預測模型。

### 第一節 本研究架構

本研究主要分為「變數選取」、「建置預測模式」、「分析預測結果」三部分，研究流程如圖 3-1 所示。首先進行變數選取探究 LME 銅價的影響因素，接著利用 Granger 因果關係檢定與向量自我迴歸模型探究變數之間的關係。藉由單根檢定檢驗這些變數是否為定態序列，若非定態序列則對其差分，並對這些變數進行自我相關、異質變異檢定以確定適合套用時間序列模型。使用 Granger 因果關係檢定檢定兩兩變數之間是否具有因果關係，再進一步從向量自我迴歸模型中了解變數之間的關係。

為瞭解經濟環境的改變是否對得各金屬價格有不同的影響，本研究分別依美國聯邦資金利率、生產者物價指數與消費者物價指數的設置與否建置實驗組和對照組。本研究先藉由向量自我迴歸模型找出對銅價有影響的變數，再納入類神經網路，因此也依此設置實驗組與對照組驗證此法效益。

得到各變數之間的關係後，便將對銅價有影響的變數納入預測模型，觀察是否能提高預測的準確度，同時建置 Elman 類神經網路、倒傳遞類神經網路、GARCH 模型，藉由 MSE 選擇合適的類神經網路並加入 GARCH 模型所估計之條件變異數。再由方向正確率與交易策略衡量類神經網路模型、時間序列模型的預測能力，並找出各預測模型預測的模糊區域。

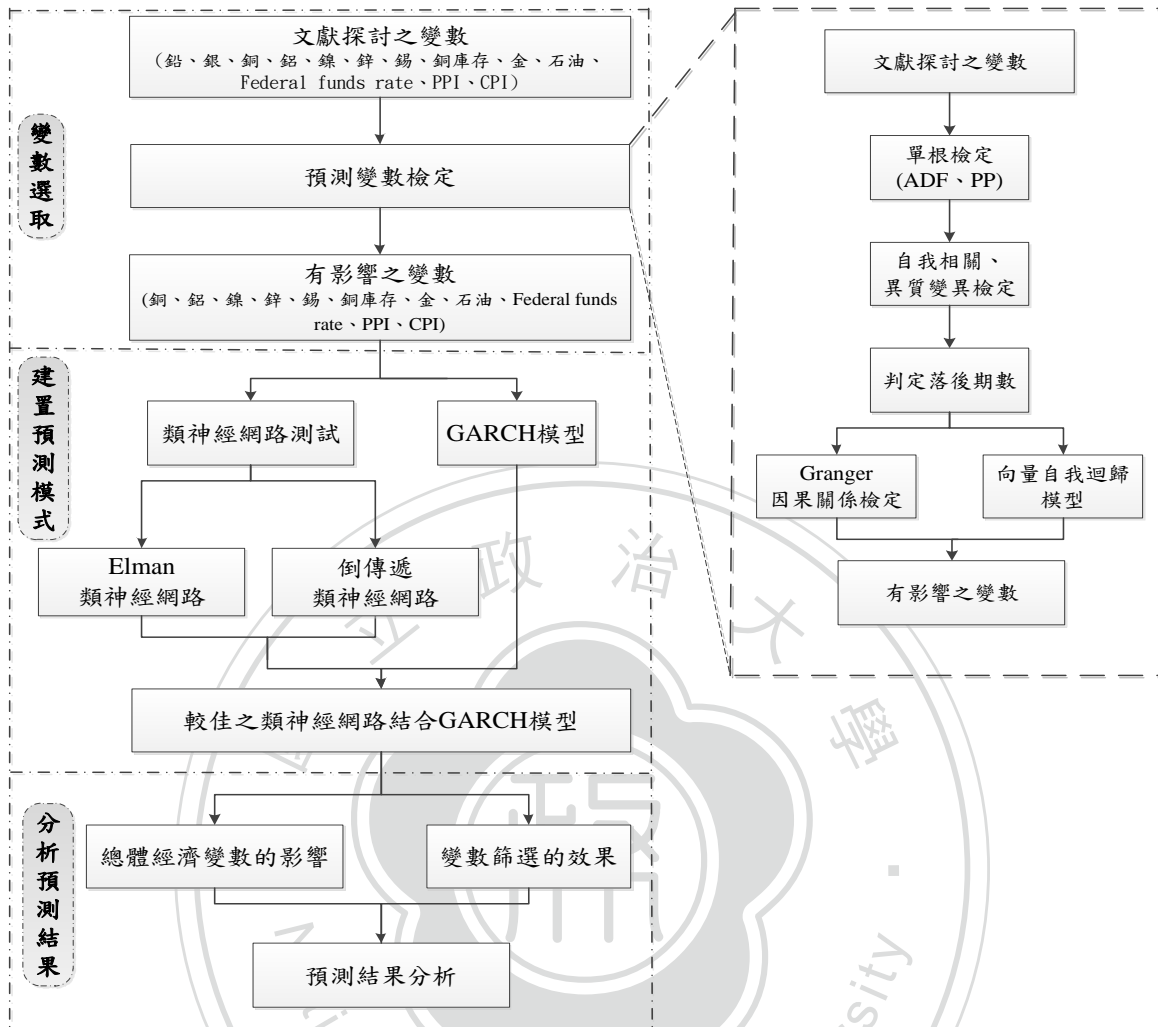


圖 3-1 研究架構圖

## 第二節 資料與變數

1993年7月5日至2011年7月18日的LME平均銅價為3651.5美元/公噸、標準差2457.8，其中1993年至2003年的LME平均銅價為1970.9美元/公噸，標準差477.8、2003年至2011年的LME平均銅價為5744.2美元/公噸、標準差2319.8。由此可知自2003年以來由於新興國家對原物料的需求激增，使得銅價有著不同的走勢，故而本研究選取此段時間作為觀察的樣本資料。

文獻探討已分析影響銅價的因素可分為供給和求關係、相關原物料與總體經濟環境等變數，因此本研究之資料為2003/1/2~2011/7/14的三月期銅、LME的銅庫存、

三月期鋁、三月期鉛、三月期鎳、三月期鋅、三月期錫、金價、銀價、石油價格、美國生產者物價指數、美國消費者物價指數、聯邦資金利率。變數皆經式 3-1 計算其變動率，各變數及資料期間及文後簡稱如表 3-1。

$$\text{變動率} = \frac{X_i - X_{i-1}}{X_{i-1}} \quad \text{式 3-1}$$

表 3-1 變數一覽表

	變數	資料來源	時間	頻率	簡稱
供給和需求關係	三月期銅變動率	London Metal Exchange	2003/1/2~2011/7/14	日	銅
	LME 銅庫存變動率	London Metal Exchange	2003/1/2~2011/7/14	日	銅庫存
相關原物料	三月期鋁變動率	London Metal Exchange	2003/1/2~2011/7/14	日	鋁
	三月期鉛變動率	London Metal Exchange	2003/1/2~2011/7/14	日	鉛
	三月期鎳變動率	London Metal Exchange	2003/1/2~2011/7/14	日	鎳
	三月期鋅變動率	London Metal Exchange	2003/1/2~2011/7/14	日	鋅
	三月期錫變動率	London Metal Exchange	2003/1/2~2011/7/14	日	錫
	金價變動率	London Bullion Market Association	2003/1/2~2011/7/14	日	金
	銀價變動率	London Bullion Market Association	2003/1/2~2011/7/14	日	銀
	石油價格變動率	OPEC	2003/1/2~2011/7/14	日	石油
總體經濟環境	美國 PPI 變動率	United States Department of Labor	2003/1~2011/7	月	PPI
	美國 CPI 變動率	United States Department of Labor	2003/1~2011/7	月	CPI
	聯邦資金利率變動率	The Federal Reserve System	2003/1/2~2011/7/14	日	Federal funds rate

(資料來源：本研究整理)



欲了解各觀察值在所有資料中的相對位置，以衡量各變數對銅價的影響程度，即使是同樣漲跌 n%，在各變數中代表的意義可能不同，對 A 變數而言可能是巨幅的波動，但對 B 變數可能就只有小波動，所以將各變數標準差正規化 (Standard Deviation Normalization) 以了解觀察值與平均分佈之間的關係，將其定義如式 3-2

$$Z_i = \frac{X_i - \bar{X}}{S} \quad \text{式 3-2}$$

$X_i$  為原變數之變動率、 $\bar{X}$  為平均值、 $S$  為標準差、 $Z_i$  為正規化之值。各變數正規化後之基本統計量彙整於表 3-2 與表 3-3。由於已將其標準差正規化，所以各變數之平均數皆為 0、標準差皆為 1。銅機率密度函數如圖 3-2，其峰態係數大於 3，呈現超峰態(Excess Kurtosis)的現象，如此高峰的現象也是一般財務金融資料最常出現的特性。Robert & Julio (1990) 也說明了原物料商品價格的變動量已被證實為高狹峰(Leptokurtic)且非常態(Non-Normal)。

表 3-2 各變數敘述統計量表

	銅	銅庫存	鋁	鉛	鎳	鋅	錫
最小值	-5.0131	-4.0333	-5.3148	-5.0372	-6.3473	-4.6371	-5.5250
最大值	6.2862	22.3566	4.0434	5.5481	5.2842	4.2553	7.7071
平均數	0	0	0	0	0	0	0
中位數	-0.0217	-0.0839	-0.0261	-0.0014	-0.0341	-0.0337	0.0031
標準差	1	1	1	1	1	1	1
偏態係數	-0.0503	6.5115	-0.3632	-0.1462	-0.0236	-0.1460	0.0205
峰態係數	6.3935	122.5060	5.0379	5.4125	5.7802	4.5951	8.8241

表 3-3 各變數敘述統計量表(續表 3-2)

	石油	金	銀	PPI	CPI	Federal funds rate
最小值	-4.7509	-5.7137	-7.3395	-5.0819	-4.6582	-7.0334
最大值	7.1066	5.7628	8.5188	1.5951	2.2016	11.5670
平均數	0	0	0	0	0	0
中位數	0.0410	0.0080	-0.0161	0.1480	-0.0026	0.0400
標準差	1	1	1	1	1	1
偏態係數	-0.2724	-0.2243	-0.3175	-1.9421	-1.16	1.5546
峰態係數	6.3443	6.6795	10.1014	9.3893	6.6167	35.3779

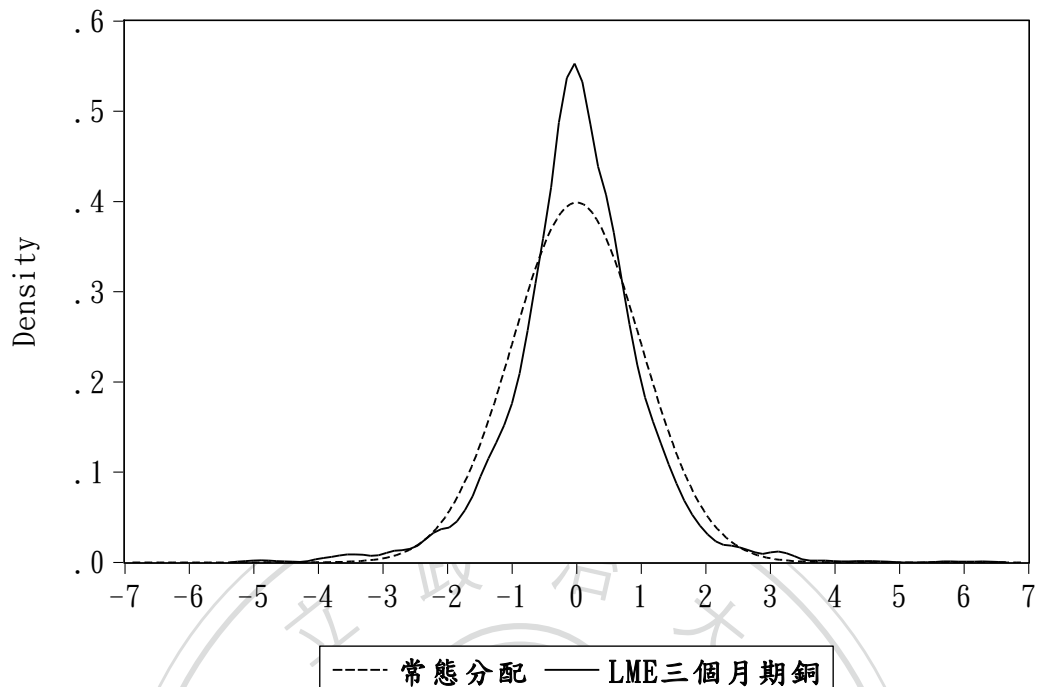


圖 3-2 銅機率密度函數圖

### 第三節 變數檢定與變數選取

本研究主要分為「變數選取」、「建置預測模式」、「分析預測結果」三部分，欲建置時間序列模型之前必須先進行變數檢定，並選取對銅價有顯著影響的變數以建置預測模型。

#### 一、 變數檢定

要使用時間序列模型與分析各金屬價格間的關係必須進行檢定，包括單根檢定、自我相關檢定、異質變異檢定以確定運用時間序列模型是否合適(Enders, 2004；楊奕農，2010)。以下簡述本研究使用的檢定方法，並說明檢定結果。

##### 1. 單根檢定

建立時間序列模型，首先必須瞭解產生序列的隨機過程是否隨時間而產生變化。因此在進行時間序列分析之前，必須先檢定時間序列是否為定態(Engle &

Granger,1987)。若原始序列為非定態，亦即有單根(Unit Root)，則需對原始序列進行差分直到其成為定態為止。迄今仍未有一種能普遍應用且檢定力強的單位根檢定，故本研究採用 Said & Dickey(1984)的 ADF 檢定 (Augmented Dickey-Fuller, ADF)及 Phillips & Perron(1988)提出的 PP 檢定來檢定各變數是否具有單根。若一序列呈現非定態，經由 d 次差分達到定態，表示此序列有 d 個單根，稱為 I(d) (integrated of order d)序列。若是定態序列，則不存在任何單根，即為 I(0)。此兩檢定的虛無假設皆為時間序列具有單根、對立假設則是時間序列為定態資料。檢定模式有以下三種：

模式一：含截距項與時間趨勢項

$$\Delta Y_t = \alpha + \beta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p C_j \Delta Y_{t-1} + b_t + e_t \quad \text{式 3-3}$$

模式二：含截距項

$$\Delta Y_t = \alpha + \beta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p C_j \Delta Y_{t-1} + e_t \quad \text{式 3-4}$$

模式三：無截距項與時間趨勢項

$$\Delta Y_t = \beta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p C_j \Delta Y_{t-1} + e_t \quad \text{式 3-5}$$

$Y_t$ 為一時間序列， $\beta$ 為自我迴歸係數， $b_t$ 為時間趨勢項， $P$ 為最適落後其數， $e_t$ 為干擾項。判定模型是否具有單根的檢定方法有很多，迄今仍未有能普遍應用的單根檢定方法，本研究採最常用的 ADF 單根檢定、PP 單根檢定兩種檢定方法檢定「含截距項與時間趨勢項」、「含截距項」、「無截距項與時間趨勢項」三種定態模型，檢定結果整理如附錄一。ADF 與 PP 檢定各變數的「含截距項與時間趨勢項」、「含截距項」、「無截距項與時間趨勢項」三種定態模型，結果皆小於 1%顯著水準的檢定值<sup>1</sup>，拒絕時間序列存在單根的虛無假設，故而所有變數皆為定態的時間序列。

<sup>1</sup> 三種定態模型「含截距項與時間趨勢項」、「含截距項」、「無截距項與時間趨勢項」在 1%顯著水準下的檢定值為-3.962169、-3.433091、-2.566001

## 2. 自我相關檢定

於單根檢定已證明各時間序列皆為定態，本研究利用 Ljung-Box Q 統計量 (Kmenta,1997)進行自我相關檢定，其式如式 3-6。

$$Q(p) = T(T + 2) \sum_{i=1}^p \rho(i)^2 / (T - i) \quad \text{式 3-6}$$

T 為樣本數、p 為最大落後期數、 $\rho$  為自我相關係數、i 為落後期數。Ljung-Box Q 統計量是針對所估計模型枝殘差是否存在自我相關的檢定所計算出來的統計量，其虛無假設是， $H_0$ :此變數從 0 到 p 階都沒有自我相關。

由表 3-4 可知，銅在十二個落後期都顯著地拒絕時間序列無自我相關的虛無假設，顯示其有自我相關的現象，所以模型必須運用時間序列模型來分析。

表 3-4 套用模型前的 Q 統計量檢定表

虛無假設：時間序列無自我相關						
期數	1	2	3	4	5	6
Q(p)	14.01 ***	14.49 ***	15.63 ***	19.96 ***	19.97 ***	19.98 ***
期數	7	8	9	10	11	12
Q(p)	19.99 ***	21.27 ***	21.39 **	22.59 **	23.37 **	27.12 ***

\*表示在 10% 顯著水準下拒絕虛無假設

\*\*表示在 5% 顯著水準下拒絕虛無假設

\*\*\*表示在 1% 顯著水準下拒絕虛無假設

## 3. 異質變異檢定

使用最小平方法 (OLS) 估計各變數的資料產生過程 (Data Generating Process, DGP)，銅為 AR(1)。由 Ljung-Box  $Q^2$  統計量 (簡稱  $Q^2$  統計量) 檢定 ARCH，也就是殘差條件變異不齊一的現象，檢定是否有異質變異。 $Q^2$  統計量為前面檢定自我相關的 Q 統計量應用在殘差平方的檢定。

如表 3-5， $Q^2$  統計量從第一期至十二期皆在 1% 顯著水準下拒絕無異質變異的虛無假設，表示經過十二期後仍存在 ARCH 效果，有異質變異的現象。根據 Bollerslev(1986)的研究，落後期數高的 ARCH(q) 模型可以更一般化形式替代，即為

GARCH 模型，故而本研究運用 GARCH 模型配適銅價的條件變異數。

表 3-5 套用模型前的  $Q^2$  統計量檢定表

虛無假設：時間序列無異質變異						
期數	1	2	3	4	5	6
$Q^2(q)$	111.47 ***	234.34 ***	319.64 ***	393.46 ***	511.89 ***	600.24 ***
期數	7	8	9	10	11	12
$Q^2(q)$	654.74 ***	719.22 ***	834.45 ***	927.15 ***	1008.1 ***	1101.0 ***

\*表示在 10% 顯著水準下拒絕虛無假設

\*\*表示在 5% 顯著水準下拒絕虛無假設

\*\*\*表示在 1% 顯著水準下拒絕虛無假設

#### 4. 落後期數的選取

在進行向量自我迴歸分析前要先決定變數的最適落後期數，如果選擇過長的落後期數容易發生參數過度(Over Parameterization)的現象，若是期數過短會因參數過於精簡產生估計偏誤。本研究利用 AIC(Akaike Information Criterion)檢定法來決定最適期數，AIC 模型如下：

$$AIC = T \ln(SSE) + 2k \quad \text{式 3-7}$$

其中 T 為樣本總數， $\ln(SSE)$  是殘差平方和(SSE)取自然對數， $k$  是帶估計參數總數。又因總變異(SST) = 已解釋變異(SSR) + 未解釋變異(SSE)，SSR 越大代表模型對樣本的解釋能力越好，在 SST 固定下，SSE 越小代表模型樣本的解釋能力越好，故而 AIC 計算出來的質越小越好(楊奕農，2010)。本研究 AIC 檢定結果如表 3-6，落後 6 期時達到最小值-27.255，在往後的期數又漸增，故而選取落後 6 期為最適落後期數。

表 3-6 AIC 最適落後期數檢定

落後期數	0	1	2	3	4	5	6
AIC	-26.733	-27.203	-27.23	-27.234	-27.245	-27.247	-27.255*
落後期數	7	8	9	10	11	12	13
AIC	-27.249	-27.240	-27.230	-27.216	-27.203	-27.198	-27.249

\*表示為最適落後期數

## 二、變數選取

運用 Granger 因果關係檢定與向量自我迴歸模型找出變數間的關係，找出對銅價有顯著影響的變數，藉由 GARCH 建置時間序列預測模式，同時亦建置 Elman 類神經網路預測模式，再運用交易策略與方向正確率分析預測的結果。

### 1. Granger 因果關係檢定

本研究採用 Granger 因果關係檢定檢定兩兩變數之間是否具有因果關係，經 AIC 檢定決定最適落後期為 6 期，落後 6 期的 Granger 因果關係檢定結果如附錄二，並將其 P 值整理至表 3-7，以方便判斷兩兩之間的關係。

表 3-7 Granger 因果關係檢定結果 P 值對照表

因果	銅	銅庫存	鋁	鉛	鎳	鋅	錫	石油	金	銀
銅	—	0.3458	0.1677	0.079 *	0.002 ***	0.0802 *	0.1413	<0.0001 ***	0.0018 ***	<0.0001 ***
銅庫存	0.0051 ***	—	0.2933	0.1307	0.4816	0.3415	0.348	0.1975	0.8538	0.7077
鋁	0.3078	0.6619	—	0.1212	0.1216	0.2954	0.1087	<0.0001 ***	0.0052 ***	<0.0001 ***
鉛	0.5925	0.9504	0.5311	—	0.463	0.6446	0.8055	<0.0001 ***	0.1206	<0.0001 ***
鎳	0.6944	0.1307	0.6154	0.801	—	0.4728	0.1481	<0.0001 ***	0.105	<0.0001 ***
鋅	0.4506	0.3415	0.0023 ***	0.1259	0.0326 **	—	0.667	<0.0001 ***	0.0563 *	<0.0001 ***
錫	0.0802 *	0.8619	0.4827	0.8333	0.357	0.4081	—	<0.0001 ***	0.3586	<0.0001 ***
石油	0.4722	0.8666	0.2804	0.6345	0.7839	0.5265	0.0007 ***	—	0.9796	<0.0001 ***
金	0.0256 **	0.4778	0.0846 *	0.1947	0.0312 **	0.0493 **	0.2995	0.0011 ***	—	<0.0001 ***
銀	0.2342	0.8527	0.4752	0.1094	0.2017	0.8505	0.1076	0.0109	0.783	—

\*表示在 10% 顯著水準下拒絕虛無假設

\*\*表示在 5% 顯著水準下拒絕虛無假設

\*\*\*表示在 1% 顯著水準下拒絕虛無假設

從表 3-7 可得到各變數之間的關係，由於本研究之研究標的為銅價，故僅列出和銅價有關係之變數：銅為鉛、鎳、鋅、石油、金、銀之因；銅庫存、錫、金為銅之因。Granger 因果關係檢定只能檢驗兩兩變數之間的因果關係，所以利用向量自我迴歸模型(VAR)進一步探討。

## 2. 向量自我迴歸模型

使用落後期數 6 期進行向量自我迴歸模型，由於本研究之議題，僅將對銅價有顯著關係者整理至表 3-8。在 10% 顯著水準下，利用 t 分配檢定 VAR(6) 結果顯示影響銅價的變動因素：

- 受自身銅價前第 2 期的變動有顯著的負向影響。
- 前第 2 期的油價變動有顯著的正向影響。
- 受鋁價前第 1 期、金價前第 1 期、鎳價前第 3 期、錫價前第 3 期、鋅價前第 4 期與銅庫存前第 1 期的變動有顯著的負向影響。

表 3-8 向量自我迴歸結果有顯著關係對照表

本身顯著影響	本身顯著影響
-銅(-2)	-鋁(-1) -金(-1) -鎳(-3) -錫(-3) -鋅(-4) -銅庫存(-1) 石油(-2)

註 1.(-1)、(-2)...(-6)分別代表前 1 期、前 2 期...前 6 期。

註 2.負號代表負相關

VAR 的實證研究也常利用「預測誤差之變異分解」(Forecast Error Variance Decomposition, 簡稱 Variance Decomposition) 來分析變數之間的變動關係。更明確地說, Variance Decomposition 是用來計算某一個變數的「預測誤差變異」, 有多少比例是由其他變數之預測誤差變異所貢獻(楊奕農, 2010)。由於本研究之議題為分析影響銅價變動的因素, 故表 3-9 僅列出銅價的預測誤差變異分解。可從此表知銅價第一期的自我解釋比例達 30.3928%, 隨著期數增至四十期, 自我解釋變異比例下

降至 29.8808%，自我影響力漸減。石油價格解釋變異比例至第三期達 10.8299% 為最高。金價解釋變異比例至第二期為 7.5432% 最高，影響力亦是隨著期數而減小。銀價解釋變異比例則是到了第四期才增至 0.0862% 最高。銅庫存解釋變異比例從第一期的 0.0166% 至第二期的 0.6037% 明顯增長了 36 倍，且隨著期數而漸增，唯其比例仍不到 1%。

前四十期各變數解釋變異比例之平均值為鋁 16.4899%、銅 29.8936%、銅庫存 0.6708%、金 7.5250%、鉛 0.0599%、鎳 26.5378%、石油 10.8245%、銀 0.0819%、錫 1.7670%、鋅 6.1469%。這其中以銅最高，其餘依次為鎳、鋁、石油、金、鋅、錫、銅庫存、銀、鉛。

表 3-9 三月期銅預測誤差變異分解結果(單位：%)

期數	鋁	銅	銅庫存	金	鉛	鎳	石油	銀	錫	鋅
1	16.5299	30.3928	0.0166	7.1980	0.0000	27.1124	10.7764	0.0000	1.7390	6.2349
2	16.5752	29.8630	0.6037	7.5432	0.0571	26.6514	10.8128	0.0070	1.7315	6.1551
3	16.4946	29.8965	0.6595	7.5295	0.0590	26.5340	10.8299	0.0786	1.7687	6.1498
4	16.4874	29.8834	0.6836	7.5339	0.0615	26.5215	10.8266	0.0862	1.7688	6.1471
5	16.4869	29.8818	0.6880	7.5335	0.0616	26.5201	10.8263	0.0862	1.7687	6.1469
6	16.4865	29.8810	0.6902	7.5333	0.0617	26.5194	10.8261	0.0862	1.7687	6.1469
7	16.4864	29.8809	0.6906	7.5332	0.0617	26.5193	10.8260	0.0863	1.7687	6.1469
8	16.4864	29.8808	0.6908	7.5332	0.0617	26.5192	10.8260	0.0863	1.7687	6.1469
9	16.4864	29.8808	0.6909	7.5332	0.0617	26.5192	10.8260	0.0863	1.7687	6.1469
10	16.4864	29.8808	0.6909	7.5332	0.0617	26.5192	10.8260	0.0863	1.7687	6.1469
15	16.4864	29.8808	0.6909	7.5332	0.0617	26.5192	10.8260	0.0863	1.7687	6.1469
20	16.4864	29.8808	0.6909	7.5332	0.0617	26.5192	10.8260	0.0863	1.7687	6.1469
25	16.4864	29.8808	0.6909	7.5332	0.0617	26.5192	10.8260	0.0863	1.7687	6.1469
30	16.4864	29.8808	0.6909	7.5332	0.0617	26.5192	10.8260	0.0863	1.7687	6.1469
35	16.4864	29.8808	0.6909	7.5332	0.0617	26.5192	10.8260	0.0863	1.7687	6.1469
40	16.4864	29.8808	0.6909	7.5332	0.0617	26.5192	10.8260	0.0863	1.7687	6.1469
<b>平均</b>	<b>16.4899</b>	<b>29.8936</b>	<b>0.6708</b>	<b>7.5250</b>	<b>0.0599</b>	<b>26.5378</b>	<b>10.8245</b>	<b>0.0819</b>	<b>1.7670</b>	<b>6.1494</b>

### 3. 小結

於前分別運用 Granger 因果關係檢定、向量自我迴歸模型、預測誤差之變異分解分析相關原物料對銅價的影響，茲將其整理至表 3-10。Granger 因果關係檢定僅找出兩兩關係，向量自我迴歸模型藉由找出某一變數變動對所有變數的影響驗證其



關係，預測誤差之變異分解則計算某一個變數的「預測誤差變異」，有多少比例是由其他變數之預測誤差變異所貢獻。其中銀與鉛的預測誤差之變異分解低於 0.1% 且向量自我迴歸模型也顯示其和銅價間並無顯著的關係，故而排除此二變數。因此預測模型採用之變數為銅、鋁、金、鎳、錫、鋅、銅庫存、石油，其關係期數也採向量自我迴歸模型之結果，再加上 Federal funds rate、PPI、CPI 等總體經濟變數。

表 3-10 變數選取對照表

方法	結果	採用之變數
Granger 因果關係檢定	銅庫存、錫、金為銅之因	
向量自我迴歸模型	-銅(-2) -鋁(-1) -金(-1) -鎳(-3) -錫(-3) -鋅(-4) -銅庫存(-1) 石油(-2)	-銅(-2) -鋁(-1) -金(-1) -鎳(-3) -錫(-3) -鋅(-4) -銅庫存(-1) 石油(-2)
預測誤差之變異分解	銅 29.8936% 鎳 26.5378% 鋁 16.4899% 石油 10.8245% 金 7.5250% 鋅 6.1469% 錫 1.7670% 銅庫存 0.6708% 銀 0.0819% 鉛 0.0599%	

## 第四節 本研究預測模型

### 一、 GARCH 模型

已檢定銅價具自我相關及異質變異，並經由向量自我迴歸模型找出變數間的關係後，將其納入 GARCH 模型，經由 GARCH 模型估計之後，其均數方程式如式 3-8，變異數方程式如式 3-9：

$$\begin{aligned} \text{銅}_t = & -0.0182\text{銅}_{t-2} - 0.0656\text{鋁}_{t-1} - 0.0242\text{金}_{t-1} + 0.0166\text{鎳}_{t-3} \\ & - 0.0237\text{錫}_{t-3} + 0.0006\text{鉅}_{t-4} - 0.0611\text{銅庫存}_{t-1} \\ & + 0.0102\text{CPI}_{t-1} + 0.0333\text{PPI}_{t-1} + 0.0369\text{FED}_{t-2} \end{aligned} \quad \text{式 3-8}$$

$$\sigma_t^2 = 0.0093 + 0.0519\varepsilon_{t-1}^2 + 0.9381\sigma_{t-1}^2 \quad \text{式 3-9}$$

如果迴歸殘差有變異數不齊一的現象，則會使估計出來的係數不具備有效性 (Efficiency)，在迴歸殘差中若有異質變異，則代表均數方程所估計出來係數的變異數並非最小的。因此套用 GARCH 模型後，藉由殘差的 Q 統計量與殘差平方的 Q<sup>2</sup> 統計量來檢測自我相關、異質變異的效果。從表 3-11 和表 3-12 可知，已無自我相關及異質變異的情況，表示 GARCH 模型足以解釋銅價這時間序列的特性。

表 3-11 套用 GARCH 模型後殘差的 Q 統計量檢定表

虛無假設：時間序列無自我相關						
期數	1	2	3	4	5	6
Q(p)	0.2605	0.2621	1.5398	1.9711	2.0135	2.0473
期數	7	8	9	10	11	12
Q(p)	2.2143	2.5324	3.0165	3.0757	3.3456	4.8798

表 3-12 套用 GARCH 模型後殘差平方的 Q<sup>2</sup> 統計量檢定表

虛無假設：時間序列無異質變異						
期數	1	2	3	4	5	6
Q <sup>2</sup> (q)	1.0106	1.5605	1.5892	2.2626	4.4139	4.4439
期數	7	8	9	10	11	12
Q <sup>2</sup> (q)	4.6842	5.2413	6.9829	7.7607	8.1065	9.9136

## 二、類神經網路模型

本研究所輸入及輸出之變數皆為時間序列，因此採用 Elman 類神經網路建置預測模式，架構如圖 3-3，Elman 類神經網路的學習法沿用倒傳遞類神經演算法。倒傳遞類神經網路訓練的目的就是讓輸出項目愈接近目標輸出值，各項參數與學習演算法的選定就是為了讓輸入項目輸入到類神經網路後，能得到逼近目標值的輸出值。

一開始得到的輸出值往往與目標值相差甚遠，但隨著訓練次數的增加，網路的權重值也會跟著調整，最後使得類神經網路輸出值與目標輸出值之間的誤差不再變化或是在一容許範圍內，此時稱為收斂並完成訓練。

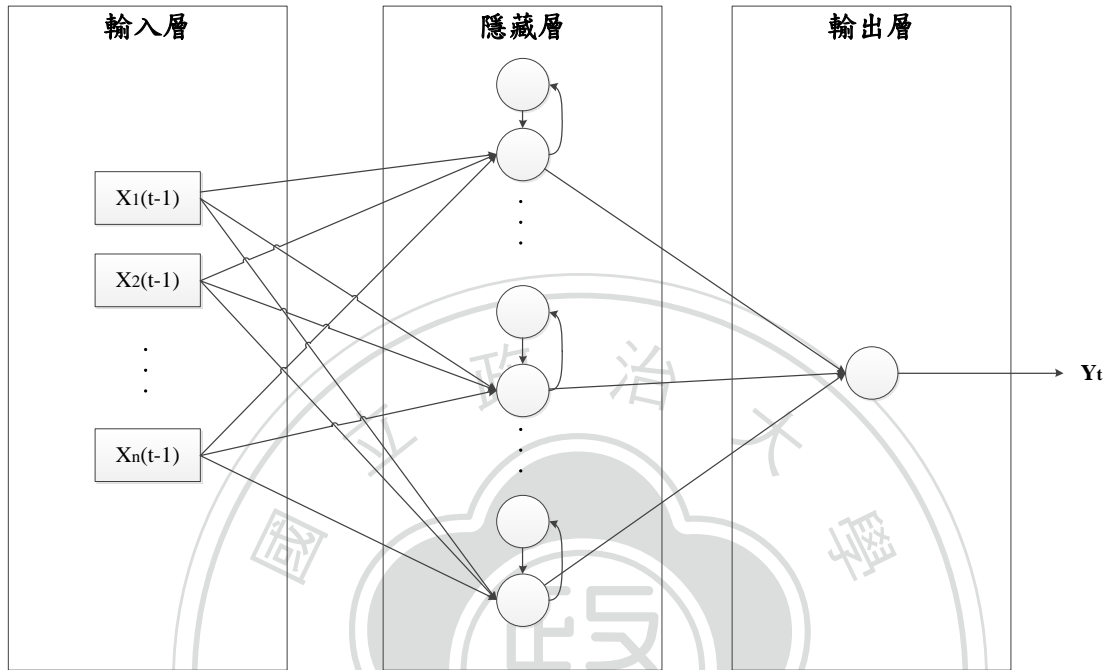


圖 3-3 Elman 類神經網路架構圖

根據 Ham & Kostanic(2001)的研究，權重初始值應落在 $-0.5/n$ 與 $0.5/n$  ( $n$  為該層神經元個數) 之間的隨機亂數值。隱藏層不需要超過兩層以上，使用兩層隱藏層的網路時，各隱藏層只需有少量神經元，就可取代使用一層需要數量龐大神經元隱藏層的網路(Hush&Horne,1993)。網路架構的型態與大小會影響到系統的學習能力，神經元太少無法處理較複雜的事件，神經元太多效率會不好，也可能造成過度配適(Overfitting)的問題。Elman 類神經網路隱藏層神經元的轉移函數為正切雙彎曲轉移函數，而輸出層神經元的轉移函數為線性轉移函數，具有這些轉移函數的兩層網路能夠使用任意精度來逼近任何函數(羅華強，2011)。

Levenberg-Marquardt 演算法是由 Levenberg & Marquardt 分別於 1944 年和 1963 年對非線性最小方差的優化問題進行了研究，此法結合了牛頓法和梯度下降法，也簡稱 L-M 法(Zurada, 1992)。梯度下降法在離最佳點尚遠時，下降快擁有不錯的收斂性，但是隨著接近最佳點，梯度開始趨近於零，使得收斂也跟著變慢。牛頓法改進倒傳遞演算法收斂慢、容易震盪的缺點，在靠近最佳點時有不錯的收斂性。故而本

研究選擇結合了牛頓法與梯度下降法優點的 Levenberg-Marquardt 演算法作為訓練網路的演算法。

本研究之輸入變數為正規化後的銅、鋁、金、鎳、錫、鋅、銅庫存、石油、Federal funds rate、PPI、CPI，輸出項目為銅次交易日之變動率，架構圖如圖 3-4。為了避免網路的訓練是從一個特定的權重值開始搜尋，而落入局部解或需要更多的迭代次數，權重初始值為落在 $-0.045$ 與 $0.045$ 之間的隨機亂數值(Ham & Kostanic,2001)，迭代參數設為 1000。使用 Levenberg-Marquardt 演算法訓練網路，學習速率初始值設為 1、減少係數 0.5、增加係數 10、最大值 $1e10$ 。使用一層隱藏層的網路，隱藏層神經元的轉移函數為正切雙彎曲轉移函數，而輸出層神經元的轉移函數為線性轉移函數，類神經網路之停止條件為 MSE 不再改善或達到最大迭代次數。為避免其落入區域最佳解，當類神經網路到達停止條件時就將學習速率增加為前次初始值的 10 倍，觀察其是否會得到更低的 MSE，若是得到更低的 MSE 則代表之前得到區域最佳解，若仍是一樣的 MSE 表示未落入區域最佳解。

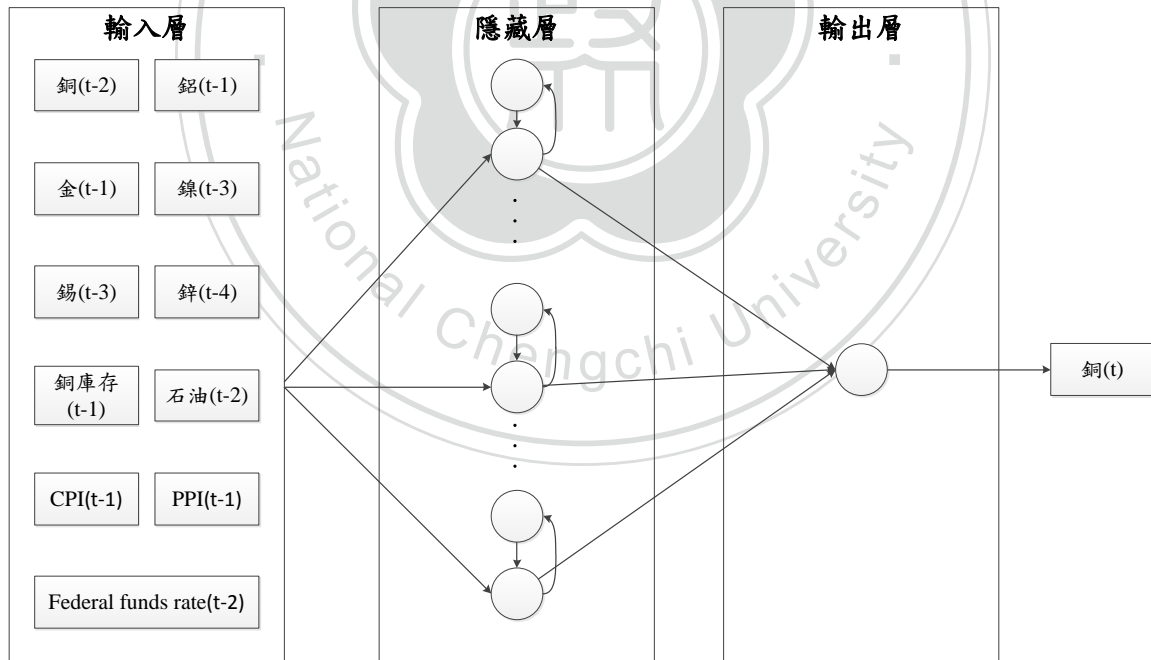


圖 3-4 本研究之 Elman 類神經網路架構圖

本研究為找出最佳神經元個數與類神經網路架構，於此先進行前測。前測訓練的期間為自 2003 年 1 月 3 日至 2007 年 12 月 31 日，以每日變動率為輸入項，對應未來一日後的三月期銅變動率為學習目標(Target)。並以 2008 年 1 月 1 日至 2008 年

12月31日的數據為測試(Testing)資料，藉由MSE衡量模型的預測能力。

為得知最佳神經元個數，運用Kwok和Yeung(1997)的經驗法則試誤之，此法是由兩個經驗數值分別試誤，即 $n = \frac{A}{2}$ 或 $\sqrt{A \times B}$ ，A為輸入變數之數目，B為輸出變數之數目，再由兩者之間的數字分別試誤，得知最佳神經元數目。前測有11個輸入變數，1個輸出變數，所以依經驗法則之神經元應介於3.32至5.5之間，因此從3開始試誤之，每個設置皆執行四十次取平均值。從前測結果表3-13可知，當隱藏層神經元個數為5時，Elman類神經網路能得到最低的MSE；當隱藏層神經元個數為7時，倒傳遞類神經網路都能得到最低的MSE，於後的MSE皆增加，故選取此為神經元個數。

由於研究議題為具有時間序列的輸入變數，故而測試使用包含遞迴的Elman類神經網路是否會比倒傳遞類神經網路佳。由表3-13知，Elman類神經網路之MSE值0.9938比倒傳遞類神經網路的0.9954低，且四十次的MSE標準差分別為0.0083與0.0130，這也顯示Elman類神經網路比倒傳遞類神經網路穩定，所以選擇Elman類神經網路。

表 3-13 類神經網路模型前測之MSE比較

神經元	網路架構	MSE	MSE標準差
3	Elman	1.0041	0.0231
	倒傳遞	0.9997	0.0207
4	Elman	0.9994	0.0155
	倒傳遞	0.9965	0.0120
5	Elman	<b>0.9938**</b>	<b>0.0083</b>
	倒傳遞	0.9982	0.0154
6	Elman	1.0045	0.0187
	倒傳遞	0.9996	0.0153
7	Elman	1.0015	0.0141
	倒傳遞	<b>0.9954*</b>	<b>0.0130</b>
8	Elman	0.9982	0.0117
	倒傳遞	1.0000	0.0179
9	Elman	0.9977	0.0170
	倒傳遞	0.9977	0.0116
10	Elman	0.9959	0.0118
	倒傳遞	1.0003	0.0118

\*倒傳遞類神經網路最佳之MSE

\*\*Elman類神經網路最佳之MSE

### 三、 評估預測能力

#### 1. 預測力評估指標

常見的預測力評估指標有誤差均方根(Root Mean Square Error, RMSE)、平均誤差絕對值(Mean Absolute Error, MAE)、平均誤差百分比值(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)三種指標比較四種模式之預測能力，其式如下：

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=T+1}^{T+N} (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad \text{式 3-10}$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{t=T+1}^{T+N} |y_t - \hat{y}_t| \quad \text{式 3-11}$$

$$\text{MAPE} = \frac{1}{N} \sum_{t=T+1}^{T+N} \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \quad \text{式 3-12}$$

$y_t$ 為實際觀察值、 $\hat{y}_t$ 為模型之預測值，全部的樣本數為  $T+N$ ， $N$  筆為樣本外資料，第 1 到  $T$  筆為估計模型的樣本內資料。

#### 2. 方向正確率

方向正確率並不衡量預測誤差之大小，而是衡量預期值與實際值之間的方向是否相同，若低於 50%時，則代表此模型對於變動率方向之預測能力還不如隨機猜測之 50%來的佳，計算方式為：

$$\text{方向正確率} = \frac{1}{T} \sum_{t=T_1}^T z_t \quad \text{式 3-13}$$

$$\text{當}(r_t \cdot \hat{r}_t) > 0 \text{時，} z_t = 1$$

$$\text{當}(r_t \cdot \hat{r}_t) \leq 0 \text{時，} z_t = 0$$

其中  $T$  為總樣本數， $r_t$ 為實際值， $\hat{r}_t$ 為模型的預測值，其中 $z_t$ 為邏輯變數，當實際值與預期值的乘積大於 0 表示預測方向正確，則 $z_t$ 為 1，反之為 0。

### 3. 交易策略

為能直覺評估各模式之預測能力，利用簡單的買低賣高交易策略模擬交易情況，評比預測能力。每日進行交易，如果預測下個交易日上漲則買入，下跌則賣出，如表 3-14。每日無策略的交易則其報酬率將跟實際行情波動一致，和其比較可知各預測模式是否能比實際波動更好的績效。

表 3-14 交易策略範例

實際行情	100	110	105	115	110	95	90
無交易策略	0%	10%	5%	15%	10%	-5%	-10%
預測模式一 預測下個交易日	漲	跌	漲	漲	跌	跌	漲
交易行為	買	賣(+10%)	買	無	賣(+4.76%)	無	買
累計報酬率	0	10%	10%	10%	14.76%	14.76%	14.76%
預測模式二 預測下個交易日	漲	跌	跌	漲	漲	跌	漲
交易行為	買	賣(+10%)	無	買	無	賣(-17.39%)	買
累計報酬率	0	10%	10%	10%	10%	-7.39%	-7.39%

如圖 3-5 當預測模型預測漲跌幅度不明顯時，也常是預測不準確的時候，故不在此時交易，而增加漲跌幅度大之時的交易權重。將各模型之預測值依值排序，在中位數( $\pm \frac{1}{2}X\%$ )內之預測值為模糊區域。

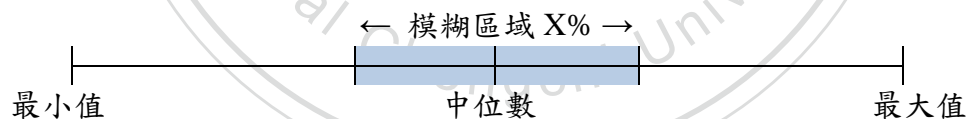


圖 3-5 模糊區域示意圖

若預測模型有一定的準確度，在排除模糊區域後，理應提升預測的準確度，且隨著模糊區域的擴大而提升準確度。表 3-15 為前測之 Elman 類神經網路執行 40 次於各模糊區域的方向正確率與累積報酬率的平均值。當從無模糊區域提升到 95% 的模糊區域時，方向正確率從原先的 65.73% 增加到 76.92%，有著明顯的提升。唯其累積報酬率自 5% 的模糊區域後就下降，此乃因隨著交易天數的減少，而降低了累積的報酬率。

表 3-15 前測之 Elman 類神經網路於各模糊區域之方向正確率與累積報酬率

模糊區域(X%)	方向正確率平均值	累積報酬率平均值
95%	76.92%	3.10%
90%	73.71%	5.40%
85%	69.86%	6.51%
80%	67.89%	7.81%
75%	66.81%	8.68%
70%	66.79%	10.03%
65%	65.62%	10.74%
60%	64.99%	11.33%
55%	64.49%	12.28%
50%	63.56%	12.72%
45%	63.65%	13.84%
40%	63.98%	15.12%
35%	63.51%	15.62%
30%	63.51%	17.17%
25%	63.08%	17.97%
20%	63.14%	20.02%
15%	63.22%	20.99%
10%	63.45%	23.33%
5%	63.22%	24.03%
0%	65.73%	14.11%

#### 四、 小結

本研究建置 GARCH 模型及 Elman 類神經網路模型，Elman 類神經網路並未考慮報酬率波動的可能性，所以建置 GARCH-Elman 類神經網路預測模型。GARCH-Elman 類神經網路預測模型加入 GARCH 模型所估計的條件變異數至 Elman 類神經網路中，以衡量這期間銅價的報酬波動。唯本研究之預測模型以歷史價格為考量變數，即是假設歷史會重演，因此無法預測系統風險，不能輔助判斷不可分散風險(Undiversifiable Risk)，並無法預測金融海嘯或是歐債等事件。



## 第四章 研究結果

研究結果有「預測變數選取分析」與「預測結果分析」兩部分。設置實驗了解總體經濟變數的影響效果，和先經由向量自我迴歸模型篩選變數的方式是否能提升預測能力。並分析 GARCH 預測模型、Elman 類神經網路預測模型，與整合兩者之長的 GARCH-Elman 類神經網路預測模型的預測結果。

### 第一節 預測模型變數選取分析

為瞭解經濟環境的改變是否會使得各金屬有不同的關係，分別依美國聯邦資金利率、生產者物價指數與消費者物價指數的設置與否建置實驗一。本研究先藉由向量自我迴歸模型找出對銅價有影響的變數，才納入類神經網路，因此也依此設置實驗二以驗證此法效益。實驗組與對照組之變數設置如表 4-1 變數對照表。使用 GARCH-Elman 類神經網路作為模擬之分析模型。

表 4-1 變數對照表

		輸入變數
實驗一： 總體經濟變數的影響	實驗組	銅、鋁、鎳、鋅、錫、銅庫存、金、石油、Federal funds rate、PPI、CPI
	對照組	銅、鋁、鎳、鋅、錫、銅庫存、金、石油
實驗二： 預測變數篩選的效果	實驗組	鉛、銀、銅、鋁、鎳、鋅、錫、銅庫存、金、石油、Federal funds rate、PPI、CPI
	對照組	銅、鋁、鎳、鋅、錫、銅庫存、金、石油、Federal funds rate、PPI、CPI

實驗一之實驗組加入總體經濟變數，其和未加入總體經濟變數的對照組之預測結果如表 4-2。考量總體經濟變數之平均方向正確率及平均累積報酬率多了 5.34% 及 3.3%。從圖 4-1 知對照組在短期間內之累積報酬率並未較差，然自預測未來第 140 個交易日之後就開始有明顯的差距，此模型就長期而言，因未考量總體經濟變

數而未學習到總體經濟環境的改變。

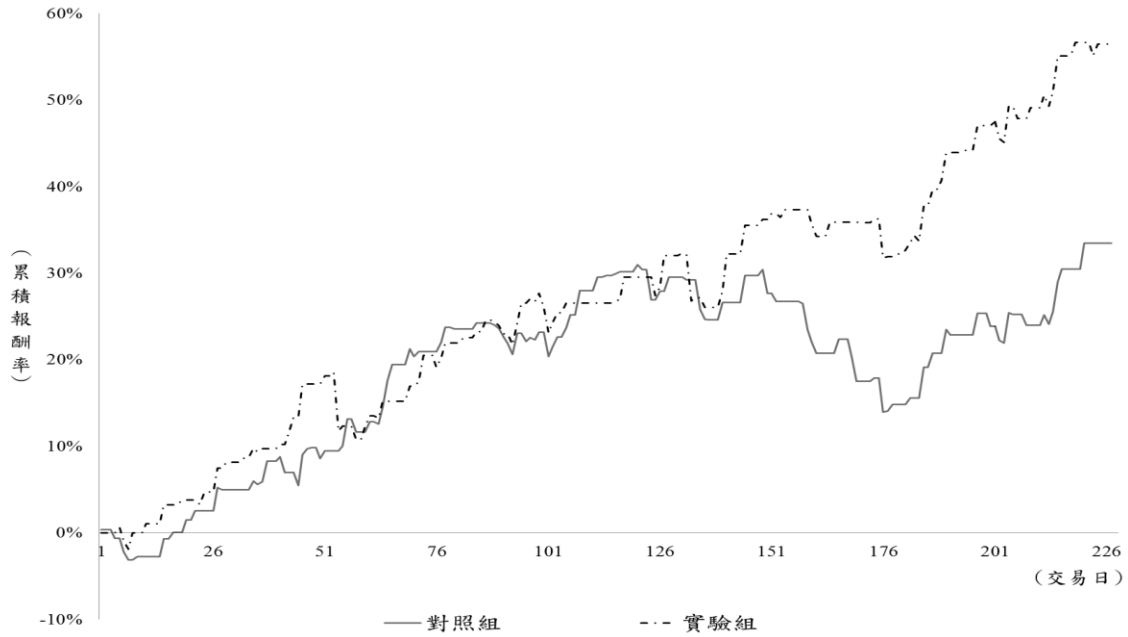


圖 4-1 實驗一各模式最佳模糊區域之累積報酬率

表 4-2 實驗一之預測結果

模糊區域(X%)	方向正確率		累積報酬率	
	對照組	實驗組	對照組	實驗組
95	<b>83.33%</b>	<b>83.33%</b>	0.68%	5.73%
90	72.73%	72.73%	4.58%	7.44%
85	70.59%	64.71%	4.87%	8.89%
80	69.57%	65.22%	7.28%	8.40%
75	67.86%	64.29%	9.74%	7.69%
70	61.76%	64.71%	16.49%	12.26%
65	67.50%	67.50%	20.92%	17.68%
60	66.67%	64.44%	16.75%	13.74%
55	64.71%	64.71%	19.23%	14.68%
50	59.65%	68.42%	22.68%	18.15%
45	58.06%	67.74%	29.50%	18.67%
40	55.88%	69.12%	33.43%	26.33%
35	58.11%	67.57%	32.11%	23.99%
30	59.49%	69.62%	26.61%	32.50%
25	57.65%	68.24%	24.15%	36.47%
20	58.24%	68.13%	28.27%	39.09%
15	57.29%	69.79%	29.88%	43.34%
10	57.84%	71.57%	28.86%	54.55%
5	58.33%	70.37%	<b>33.47%</b>	<b>56.46%</b>
0	58.41%	68.14%	30.88%	40.24%
平均	63.18%	68.52%	21.02%	24.32%

實驗二之實驗組的變數為未利用向量自我迴歸模型篩選的變數，也無經向量自我迴歸模型找出和銅價的關係期數。預測結果如表 4-3，方向正確率之平均雖較差但僅有 1.08% 的差距，平均累積報酬率則有 13.5% 差距，可從圖 4-2 知自預測未來第 110 個交易日後就擴大了和對照組的差距，由於未先經過變數的篩選和設置適當的關係期數，使得類神經網路因為輸入變數間的雜訊而減少了真正有影響能力的變數，經由向量自我迴歸模型的篩選能使類神經網路減少這雜訊。

表 4-3 實驗二之預測結果

模糊區域(X%)	方向正確率		累積報酬率	
	對照組	實驗組	對照組	實驗組
95	<b>83.33%</b>	<b>83.33%</b>	5.73%	2.65%
90	72.73%	81.82%	7.44%	4.60%
85	64.71%	82.35%	8.89%	3.92%
80	65.22%	78.26%	8.40%	5.25%
75	64.29%	71.43%	7.69%	3.27%
70	64.71%	64.71%	12.26%	1.15%
65	67.50%	57.50%	17.68%	0.78%
60	64.44%	62.22%	13.74%	6.31%
55	64.71%	62.75%	14.68%	10.87%
50	68.42%	59.65%	18.15%	7.35%
45	67.74%	61.29%	18.67%	10.81%
40	69.12%	63.24%	26.33%	11.42%
35	67.57%	63.51%	23.99%	11.10%
30	69.62%	63.29%	32.50%	12.47%
25	68.24%	63.53%	36.47%	12.81%
20	68.13%	63.74%	39.09%	13.39%
15	69.79%	65.63%	43.34%	17.79%
10	71.57%	66.67%	54.55%	21.45%
5	70.37%	66.67%	<b>56.46%</b>	<b>30.20%</b>
0	68.14%	67.26%	40.24%	28.85%
平均	68.52%	67.44%	24.32%	10.82%

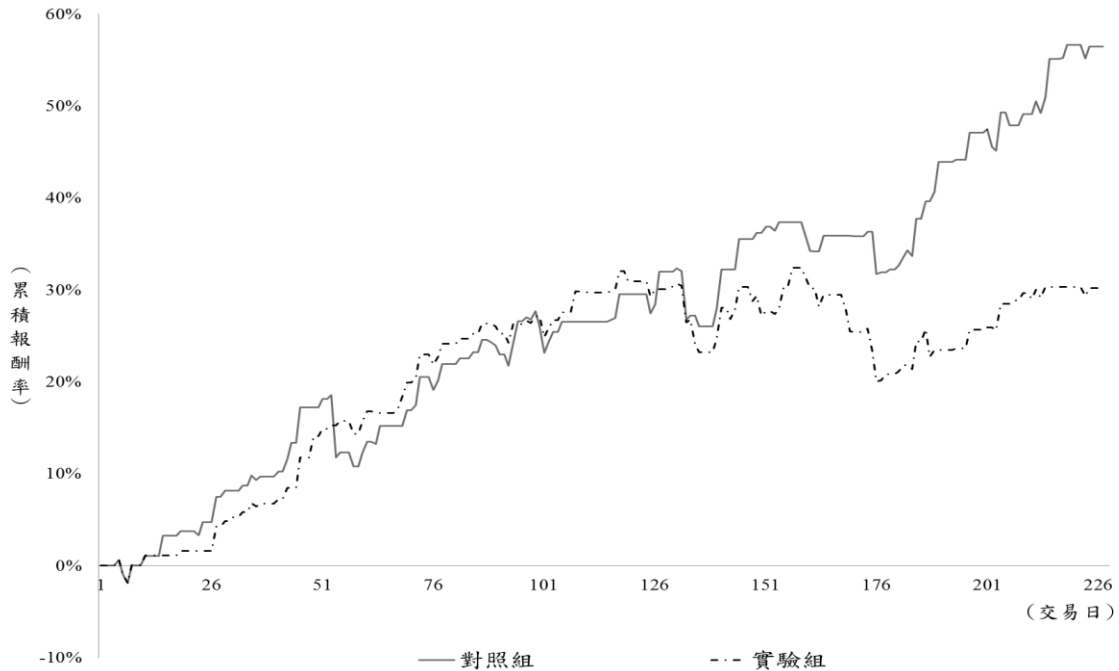


圖 4-2 實驗二各模式最佳模糊區域之累積報酬率

## 第二節 預測結果分析

GARCH 模型與 Elman 類神經網路預測模型之輸入變數為銅、鋁、金、鎳、錫、鋅、銅庫存、Federal funds rate、PPI、CPI，將 2003 年 1 月 3 日至 2010 年 8 月 31 日的資料當作估計模型的樣本內資料，預測 2010 年 9 月 1 日至 2011 年 7 月 14 日的銅價。利用方向正確率與交易策略衡量預測模型，再整合 GARCH 模型與 Elman 類神經網路建置 GARCH-Elman 類神經網路類神經網路。

### 五、 GARCH 模型預測結果

GARCH 模型在排除各模糊區域後之方向正確率與累積報酬率如表 4-4，其中 15% 的模糊區域擁有最高的累積報酬率與方向正確率，此意謂在 2010 年 9 月 1 日至 2011 年 7 月 14 日這預測期間共 226 個交易日裡交易 85 個交易日，這 85 個交易日內的方向正確率為 53.61%，累積報酬率為 33.81%。如圖 4-3 所示，2010 年 9 月 1 日至 2011 年 7 月 14 日的銅價漲幅為 29%，GARCH 模型於第 174 個交易日之後

的預測結果皆明顯優於實際銅價變動。

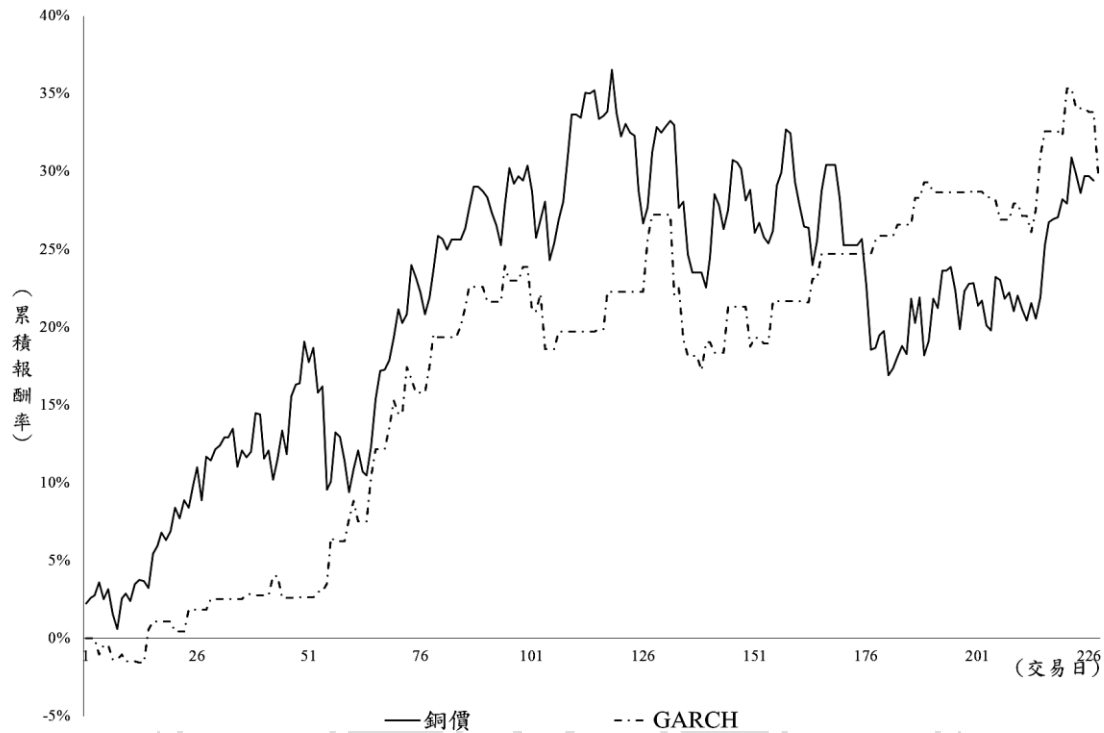


圖 4-3GARCH 模型 15%為模糊區域時之累積報酬率

表 4-4GARCH 模型於各模糊區域之方向正確率與累積報酬率

模糊區域(X%)	方向正確率	累積報酬率
95	66.67%	8.63%
90	72.73%	1.77%
85	70.59%	5.73%
80	73.91%	4.07%
75	67.86%	7.37%
70	64.71%	9.53%
65	60.00%	12.87%
60	58.70%	15.37%
55	56.86%	13.83%
50	54.39%	14.53%
45	52.38%	18.82%
40	52.94%	13.04%
35	52.70%	17.81%
30	56.25%	15.27%
25	54.12%	17.58%
20	54.95%	31.66%
<b>15</b>	<b>53.61%</b>	<b>33.81%</b>
10	51.46%	33.16%
5	52.78%	30.52%
0	52.63%	32.00%
平均	59.01%	17.37%

## 二、ELMAN 類神經網路預測結果

Elman 類神經網路之參數設定如前測，將迭代參數設為 1000，使用 Levenberg-Marquardt 演算法訓練網路學習速率初始值設為 1、減少係數 0.5、增加係數 10 隱藏層神經元個數為 5。輸入變數為正規化後的銅、鋁、金、鎳、錫、鋅、銅庫存、石油、Federal funds rate、PPI、CPI，輸出項目為銅次交易日之變動率。

Elman 類神經網路收斂於第 94 代，為避免其落入區域最佳解，當 MSE 不再改善時就將學習速率增加為前次初始值得 10 倍，連續執行五次的 MSE 皆相同，得知其並未落入區域最佳解，預測結果之 MSE 為 0.9917。

Elman 類神經網路在排除各模糊區域後之方向正確率與累積報酬率如表 4-5，其中 10% 的模糊區域擁有最高的累積報酬率與方向正確率，此意謂在 2010 年 9 月 1 日至 2011 年 7 月 14 日這預測期間共 226 個交易日裡交易 90% 個交易日，這 90% 個交易日內的方向正確率為 59.8%，累積報酬率為 44.74%。如圖 4-4 所示，2010 年 9 月 1 日至 2011 年 7 月 14 日的銅價漲幅為 29%，Elman 類神經網路於第 134 個交易日之後的預測結果皆明顯優於實際銅價變動。

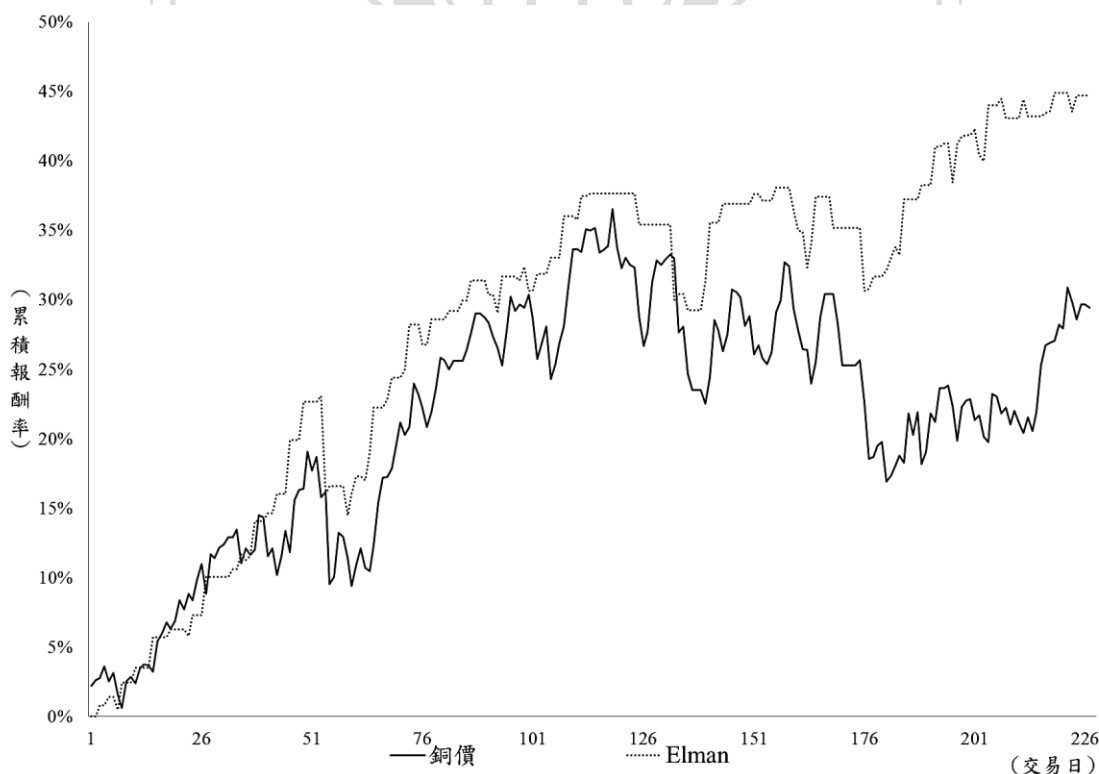


圖 4-4 Elman 類神經網路 10% 為模糊區域時之累積報酬率

表 4-5 Elman 類神經網路於各模糊區域之方向正確率與累積報酬率

模糊區域(X%)	方向正確率	累積報酬率
95	83.33%	1.86%
90	72.73%	7.44%
85	76.47%	8.08%
80	82.61%	17.35%
75	78.57%	19.43%
70	79.41%	23.61%
65	77.50%	28.06%
60	75.56%	27.10%
55	72.55%	28.05%
50	70.18%	22.40%
45	66.13%	22.66%
40	63.24%	20.99%
35	63.51%	25.07%
30	62.03%	27.88%
25	60.00%	30.99%
20	59.34%	34.59%
15	60.42%	31.53%
<b>10</b>	<b>59.80%</b>	<b>44.74%</b>
5	61.11%	43.95%
0	61.95%	34.11%
平均	69.32%	25%

### 三、 GARCH-ELMAN 類神經網路

Elman 類神經網路並未考慮報酬率波動的可能性，所以建置 GARCH-Elman 類神經網路預測模型。GARCH-Elman 類神經網路預測模型加入 GARCH 模型所估計的條件變異數至 Elman 類神經網路中，以衡量這期間銅價的報酬波動，期能因此結合 GARCH 模型在捕捉波動群聚的能力，進而反映銅價報酬的變異數是隨時間而改變。GARCH-Elman 類神經網路的輸入變數為正規化後的銅、鋁、金、鎳、錫、鋅、銅庫存、石油、Federal funds rate、PPI、CPI 以及 GARCH 模型所估計的條件變異數，輸出項目為銅次交易日之變動率。

GARCH-Elman 類神經網路收斂於第 97 代，為避免其落入區域最佳解，當 MSE 不再改善時就將學習速率增加為前次初始值得 10 倍，連續執行五次的 MSE 皆相同，得知其並未落入區域最佳解，預測結果之 MSE 為 0.9816。

在排除各模糊區域後之方向正確率與累積報酬率如表 4-6，其中 5% 的模糊區域擁有最高的累積報酬率與方向正確率，此意謂在 2010 年 9 月 1 日至 2011 年 7 月 14 日這預測期間共 226 個交易日裡交易 95% 個交易日，這 95% 個交易日內的方向正確率為 70.37%，累積報酬率為 56.46%。如圖 4-5 所示，2010 年 9 月 1 日至 2011 年 7 月 14 日的銅價漲幅為 29%，GARCH-Elman 類神經網路於第 134 個交易日之後的預測結果皆明顯優於實際銅價變動。

表 4-6 GARCH-Elman 類神經網路於各模糊區域之方向正確率與累積報酬率

模糊區域(X%)	方向正確率	累積報酬率
95	83.33%	5.73%
90	72.73%	7.44%
85	64.71%	8.89%
80	65.22%	8.40%
75	64.29%	7.69%
70	64.71%	12.26%
65	67.50%	17.68%
60	64.44%	13.74%
55	64.71%	14.68%
50	68.42%	18.15%
45	67.74%	18.67%
40	69.12%	26.33%
35	67.57%	23.99%
30	69.62%	32.50%
25	68.24%	36.47%
20	68.13%	39.09%
15	69.79%	43.34%
10	71.57%	54.55%
<b>5</b>	<b>70.37%</b>	<b>56.46%</b>
0	68.14%	40.24%
平均	68.52%	24.32%



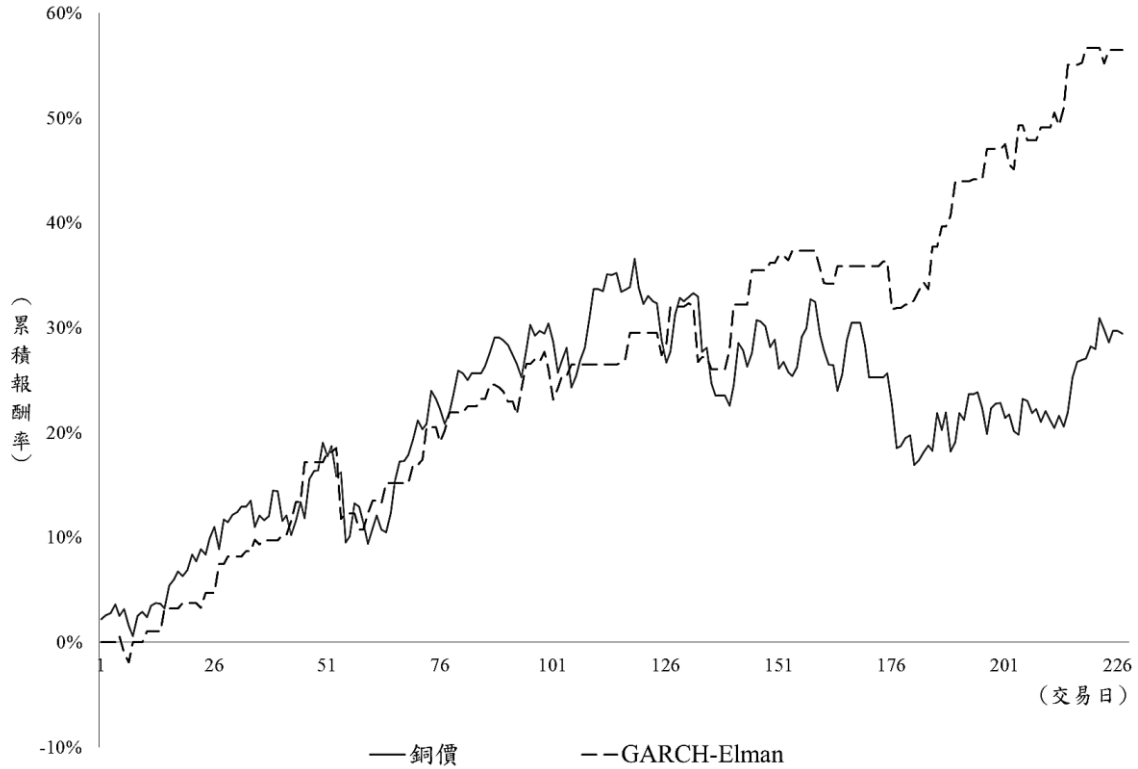


圖 4-5 GARCH-Elman 類神經網路 5% 為模糊區域時之累積報酬率

#### 四、 小結

於此統整前三預測模型，將其整理至表 4-7 及圖 4-6。如圖 4-6，除了 GARCH 模型外，另兩個預測模型皆在第 134 個交易日之後的預測結果皆明顯優於實際銅價變動，關鍵為銅價在第 119 個交易日，也就是 2011 年 2 月 14 日時到達 40 年來最高價 10,160 美元/噸，於此時除了簽長約的廠商必須履約提貨外，下游供應商深怕買到最高點而減少提貨量，紛將庫存備量從原先 2 個月降為 15 天至 1 個月，需求量降低。在此同時，葡萄牙政府標售一年期政府公債、五年期券殖利率升至 6.66%、十年期券殖利率升至 7.51%，改寫歐元區歷史，使得市場憂心葡萄牙籌資能力不足，歐債危機可能再度擴大。穆迪信評 (Moody's) 在 2011 年 3 月 7 日將希臘評級從 Ba1 下調至 B1，當天銅價跌了 396 美元。由於這段時間的總體經濟環境動盪，使得實際銅價的累積報酬率下降，預測模型能避免買在高點降低報酬率，使得預測模型的累積報酬率明顯的優於實際銅價。此意謂預測模型在牛市時尚無法明顯呈現出預測模型的能力，於動蕩時才能見其優勢。

各模型累積報酬率最高時並不一定就是方向正確率最高之時，隨著模糊區域的擴大，交易的天數也隨之減少，所以預測錯誤時的損失也顯得較為嚴重。GARCH 模型與 Elman 類神經網路的方向正確率隨著模糊區域的增加而提高，Elman 類神經網路的累積報酬率與方向正確率皆有著較佳的表現，此乃因 GARCH 模型對於自變數與因變數的交互效果不具效率性，而類神經網路則能捕捉 GARCH 模型無法捕捉的非線性資訊(Donaldson & Kamstra,1999)。

GARCH-Elman 類神經網路將 GARCH 模型所估計的條件變異數加入 Elman 類神經網路中，期能因結合 GARCH 模型在捕捉波動群聚的能力而改善 Elman 類神經網路，更補足 GARCH 模型無法捕捉到的資訊。預測結果也證明 GARCH-Elman 類神經網路的最高累積報酬率比 Elman 類神經網路提升了 18.35%。

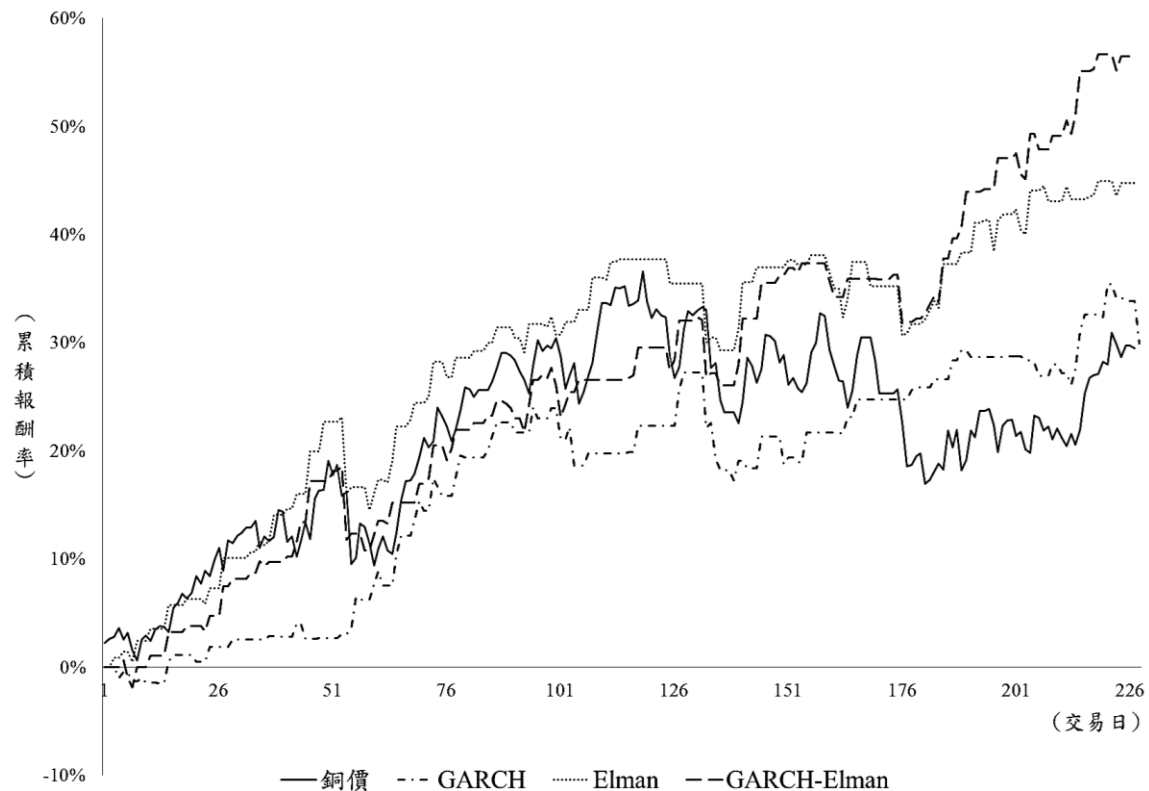


圖 4-6 各模式最佳模糊區域之累積報酬率

表 4-7 各模型預測結果

模糊區域(X%)	方向正確率			累積報酬率		
	GARCH	Elman	GARCH-Elman	GARCH	Elman	GARCH-Elman
95	66.67%	<b>83.33%</b>	<b>83.33%</b>	8.63%	1.91%	5.73%
90	72.73%	72.73%	72.73%	1.77%	7.28%	7.44%
85	70.59%	76.47%	64.71%	5.73%	7.96%	8.89%
80	<b>73.91%</b>	82.61%	65.22%	4.07%	16.28%	8.40%
75	67.86%	78.57%	64.29%	7.37%	18.06%	7.69%
70	64.71%	79.41%	64.71%	9.53%	21.54%	12.26%
65	60.00%	77.50%	67.50%	12.87%	25.13%	17.68%
60	58.70%	75.56%	64.44%	15.37%	24.39%	13.74%
55	56.86%	72.55%	64.71%	13.83%	25.22%	14.68%
50	54.39%	70.18%	68.42%	14.53%	20.91%	18.15%
45	52.38%	66.13%	67.74%	18.82%	21.14%	18.67%
40	52.94%	63.24%	69.12%	13.04%	19.86%	26.33%
35	52.70%	63.51%	67.57%	17.81%	23.22%	23.99%
30	56.25%	62.03%	69.62%	15.27%	25.48%	32.50%
25	54.12%	60.00%	68.24%	17.58%	27.95%	36.47%
20	54.95%	59.34%	68.13%	31.66%	30.73%	39.09%
15	53.61%	60.42%	69.79%	<b>33.81%</b>	28.44%	43.34%
10	51.46%	59.80%	71.57%	33.16%	<b>38.11%</b>	54.55%
5	52.78%	61.11%	70.37%	30.52%	37.59%	<b>56.46%</b>
0	52.63%	61.95%	68.14%	32.00%	34.11%	40.24%
平均	59.01%	69.32%	68.52%	17.37%	22.77%	24.32%

## 第五章 結論與建議

### 第一節 結論

本研究之實證結果顯示銅價之時間序列前後期有著自我相關的特性，經由 Ljung-Box  $Q^2$  檢定也發現時間序列存在異質變異，也就是條件變異數不齊一的現象，驗證了若要探討其特性必須運用時間序列模型，且時間序列並不存在單根，為定態時間序列。

由 Granger 因果關係檢定與向量自我迴歸模型得到鋁、銅、銅庫存、金、鉛、鎳、石油、銀、錫、鋅之間的關係與相互影響的情況。由於本研究以銅價為例，故僅闡述此部分，經由 Granger 檢定結果，發現銅庫存、錫、金為銅價之因。向量自我迴歸模型顯示銅價與金、鋁、銅庫存前第 1 期；自身前第 2 期；鎳、錫前第 3 期；鋅前第 4 期的變動有負向的影響；受到石油前第 2 期的變動有正向的影響。藉由預測誤差之變異分解分析變數之間的變動關係發現前四十期的三月期銅解釋變異比例之平均分別為鋁 16.4899%、銅 29.8936%、銅庫存 0.6708%、金 7.5250%、鉛 0.0599%、鎳 26.5378%、石油 10.8245%、銀 0.0819%、錫 1.7670%、鋅 6.1469%，由此得知仍以自我解釋比例為最高，銅庫存的影響不及 1%，推測其影響早已有效率地反映到價格的變化上。

經實驗分析也發現若預測模型未考慮總體經濟變數，在短期內（於此例為 140 個交易日）雖沒影響，就長期而言，預測模型會因未考量總體經濟變數而無法學習到總體經濟環境的改變。也驗證先經向量自我迴歸模型篩選過的類神經網路能減少雜訊而擁有較佳之預測能力。

得到各變數之間的關係後將有顯著影響的變數納入預測模型中，同時建置 Elman 類神經網路、倒傳遞類神經網路、GARCH 模型、GARCH-Elman 類神經網路。具有遞迴形式的 Elman 類神經網路在預測銅價上能比倒傳遞類神經網路擁有更佳的預測能力。預測模型在牛市時尚無法明顯呈現出預測模型的能力，於動蕩時才能見

其優勢。運用方向正確率與交易策略之累積報酬率分析預測能力，GARCH-Elman 類神經網路累積報酬率有 56.46% 最佳，其能捕足 GARCH 模型無法捕捉的非線性資訊、Elman 類神經網路 38.11% 次之、GARCH 模型 33.81% 最差。

## 第二節 建議

綜結本研究結果，提出四點建議給予對預測原物料金屬價格有興趣之業界與相關研究者：

1. 在預測金屬原物料時可從供給和需求關係、相關原物料、總體經濟環境三方面選取變數。若是預測銅價，則輸入變數可為銅價、銅庫存、鋁價、金價、鎳價、錫價、鋅價、石油價格、美國聯邦資金利率、美國生產者物價者數、美國消費者物價指數。
2. 建置原物料預測模型時，可先用向量自我迴歸模型篩選相關變數的影響力，降低變數之間的雜訊，再 GARCH-Elman 類神經網路能得到較好之預測結果。
3. 進口原物料的業者能依預測模型找出價格趨勢，經由本研究建置的 GARCH-Elman 類神經網路預測模型在模糊區域 95% 時得最佳方向正確率 83.33%。若不是以原物料做為獲取利潤的製造業者，首重原物料成本的穩定，使用 95% 的模糊區域擁有較高的方向正確率，能預測更為準確的漲跌趨勢，並依此判斷如何跟原物料供應商簽訂合約的價格與期間，使其免於價格趨勢的誤判而提高生產成本。
4. 若是以原物料作為投資工具，則必須在模糊區域與方向正確率之間取得平衡。因為提高模糊區域能得到更高的方向正確率，但也由於模糊區域的提高使得交易天數的減少，降低了累積報酬率。經由本研究建置的 GARCH-Elman 類神經網路預測模型在模糊區域為 5% 時能得最佳之累積報酬率 56.46%，即是在 226 個交易日裡交易 215 天獲得 56.46% 的累積報酬率。

### 第三節 未來研究方向

針對此研究議題，於此基於研究過程與結果所遇之問題與想法，提出五點未來可研究之方向：

1. 如果能由類神經網路找出原物料的關係則能省去利用時間序列分析所需的諸多變數檢定與統計限制，直接從各變數之間找出關係後再由類神經網路所建置的預測模型進行預測，是否能因此提升類神經網路預測模型的準確度值得探討，且由類神經網路找出的關係和時間序列模型的實證結果有何差異也是有趣的研究議題。
2. 此研究僅藉由時間序列分析出金屬間的關係，但是無法從此推論出是怎樣的原因導致這樣的關係，如果能結合文件探勘(Text Mining)交叉比對新聞資料，或許能知其然、更知其所以然。
3. 預測模型僅考慮相關金屬的變動未考量非經濟因素，但是諸多政治、社會、環境因素更會直接造成原物料的波動，雖然這些會反映到總體經濟變數PPI和CPI上，但是此二指標每月才發佈一次，無法及時反映這項資訊至預測模型。藉由相關原物料的共同移動特性也無法及時有效的學習。若能藉由文字探勘分析即時新聞，或許能使預測模型有更精準的預測結果。
4. 本研究以倫敦金屬交易所作為研究標的，主要的金屬交易所尚美國紐約商品交易所(NYMEX)的金屬商品交易所(COMEX)及中國上海期貨交易所(SHFE)，如果能運用交易所之間的連動性，興許也能提升預測模型的能力。
5. 本研究的交易策略僅為衡量預測模型使用，若要實際運用於製造業購置原物料的價格風險判斷抑或進行金屬期貨的投資，仍要視不同的應用領域發展不同的交易策略。

## 參考文獻

1. Anonymous(2005), “ The Global Copper Industry : 2004 Review and Forecast,” JOM, Oct. 2005, Issue 10.
2. Bergerson, K., & Wunsch, D.C., I. (1991). A commodity trading model based on a neural network-expert system hybrid. Neural Networks, 1991., IJCNN-91-Seattle International Joint Conference on (Vol. i, pp. 289 –293 vol.1).
3. Bird, P. J. W. N. (1985). The weak form efficiency of the London Metal Exchange. Applied Economics, 17(4), 571–587.
4. Bollerslev, T. (1986), “Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity,” Journal of Econometrics 31, 307-327.
5. Bollerslev, T., R.U. Chou, and K.F. Kroner,(1992), “ARCH Modeling in Finance: A Review of the Theory and Empirical Evidence,” Journal of Econometrics 15, 27-37.
6. Brooks, Chris,(2002), Introductory Econometrics for Finance, Cambridge University Press, 439-438.
7. Clement, M.P. and Hendry, D.F. (1998),“Forecasting economic time series”, Cambridge UK : Cambridge University Press.
8. Crowson, P. (2003). Astride mining. London: Mining Journal Books.
9. Dunis, C. L., & Huang, X. (2002). Forecasting and trading currency volatility: an application of recurrent neural regression and model combination. Journal of Forecasting, 317–354.
10. Donaldson, R. G., & Kamstra, M. (1997). An artificial neural network-GARCH model for international stock return volatility. Journal of Empirical Finance, 4(1), 17–46.
11. Donaldson, R. G., & Kamstra, M. (1999). Neural network forecast combining with interaction effects. Journal of the Franklin Institute, 336(2), 227–236.
12. Enders, W. (2004). Applied Econometric Time Series. J. Wiley.
13. Engle,R.F.(2002),“Dynamic Conditional Correlation: A Simple Class of

- Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models,” *Journal of Business & Economic Statistics*, 20, 339-350.
14. Engle, R. F. and C.W.J. Granger(1987), “Cointegration and Error Correction : Representative, Estimation, and Testing,” *Econometrica* 55, 251-276.
  15. Engle, R.F., (1982), “Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation,” *Journal of Econometrics* 50, 987-1007.
  16. Fisher, F. M., Cootner, P. H., and Baily, M. N. (1972). An Econometric Model of the World Copper Industry. *The Bell Journal of Economics and Management Science*, 3(2), 568-609.
  17. Freisleben, B., & Ripper, K. (1997). Volatility estimation with a neural network. *Computational Intelligence for Financial Engineering (CIFEr)*, 1997., Proceedings of the IEEE/IAFE 1997 (pp. 177 –181).
  18. French, K. R., G. W. Schwert, and R. F. Stambaug, (1987), “Expected Stock Returns and Volatility,” *Journal of Financial Economics* 19, 13-29.
  19. Goss, B. A. (1981). The forward pricing function of the London metal exchange. *Applied Economics*, 13(2), 133–150.
  20. Grudnitski, G., & Osburn, L. (1993). Forecasting S&P and gold futures prices: An application of neural networks. *Journal of Futures Markets*, 13(6), 631–643.
  21. Ham F.M. and Kostanic I. (2001). *Principles of Neurocomputing for Science & Engineering*. McGraw-Hill: New York, NY.
  22. Herfindahl, O. C. (1959). *Copper costs and prices*. Baltimore: Johns Hopkins for Resources for the Future.
  23. Hinich, M.J. and D. M. Patterson,(1985), “Evidence of Nonlinearity in Daily Stock Returns,” *Journal of Business and Economic Statistics* 3(1), 69-77.
  24. Hotelling, H. (1931). The Economics of Exhaustible Resources. *Journal of Political Economy*, 39(2), 137–175.
  25. Howie, P. A. (2002). A study of mineral prices: Analyzing long-term behavior and testing for noncompetitive markets. Unpublished PhD dissertation, Colorado School of Mines, Golden, CO.
  26. Hush & Horne (1993). Progress in supervised neural networks.



27. Hwang, H. B., & Ang, H. . (2001). A simple neural network for ARMA(p,q) time series. *Omega*, 29(4), 319–333.
28. Jeffrey L., E. (1990). Finding structure in time. *Cognitive Science*, 14(2), 179–211.
29. Kenourgios, D., & Samitas, A. (2004). Testing Efficiency of the Copper Futures Market: New Evidence from London Metal Exchange. SSRN eLibrary
30. Kimoto, T., Asakawa, K., Yoda, M., & Takeoka, M. (1990.). Stock market prediction system with modular neural networks (pp. 1–6). IEEE.
31. Kmenta, J. (1997). *Elements of econometrics*. University of Michigan Press.
32. Komo, D., Chang, C.-I., & Ko, H. (1994). Neural network technology for stock market index prediction. *Speech, Image Processing and Neural Networks, 1994. Proceedings, ISSIPNN '94., 1994 International Symposium on* (pp. 543 –546 vol.2).
33. Krautkraemer, J. A. (1998). Nonrenewable resource scarcity. *Journal of Economic Literature*, 36(December),2065–2107.
34. Kuan,C.M.White,H.(1994),“Artificial neural networks: An econometric perspective”, *Econometric Reviews*, 13, 1-91.
35. Ma, C. K. (1985). Spreading between the Gold and Silver Markets: Is There a Parity? *Journal of Futures Markets*, 5(4), 579-594.
36. Manthy, R. S. (1978). *Natural resource commodities—A century of statistics*. Baltimore: Johns Hopkins for Resources for the Future.
37. Martin T.H., Howard B.D., Mark B.,(1997), “Neural network design,” PWS Publishing Co., Boston, MA, USA.
38. Michaelj, A. Berry (1997), “Data Mining Techniques For Marketing, sales, and Customer Support”, Wiley Computer Publishing.
39. Nordhaus, W. D. (1974). Resources as a constraint on growth. *American Economic Review*, 64(1), 22–26.
40. Otto, S. (2010). Does the London Metal Exchange Follow a Random Walk? Evidence from the Predictability of Futures Prices. *Open Economics Journal*, 3, 25–42.
41. Pesaran, M.H., Timmermann, A., (1992). A simple non-parametric test of predictive performance.*Journal of Business and Economic Statistics* 10, 467-465.

42. Pindyck, R.S., and Rotemberg, J. J. (1990): "The Excess Co-movement of Commodity Prices" ,*Economic Journal*, 100:1173-1189.
43. Potter, N., & Christy, F. T. Jr., (1962). Trends in natural resource commodities: Statistics of prices, output,consumption, foreign trade, and employment in the United States, 1870–1957. Baltimore: Johns Hopkins for Resources for the Future.
44. Ramanujam, P., & Vines, D. (1990). Commodity prices, financial markets and world income: a structural rational expectations model. *Applied Economics*, 22(4), 509-527.
45. Robert, & Julio. (1990). The Excess Co-movement of Commodity Prices. *Economic Journal*, 100(403), 1173–89.
46. Saad, E. W., Prokhorov, D. V., & Wunsch, D. C. (1996). Advanced neural network training methods for low false alarm stock trend prediction. *Neural Networks*, 1996., IEEE International Conference on (Vol. 4, pp. 2021 –2026 vol.4).
47. Said, S. E. and D. A. Dickey(1984), "Testing for Unit Roots in Autoregressive Moving Average Models of Unknown Order," *Biometrika* 71 , 599-607.
48. Slade, M. E. (1982). Trends in natural-resource commodity prices: An analysis of the time domain.*Journal of Environmental Economics and Management*,9(1), 122–137.
49. Svedberg, P., & Tilton, J. E. (2006). The real, real price of nonrenewable resources: copper 1870-2000. *World Development*, 34(3), 501–519.
50. Taylor, S. J. (1980). Conjectured Models for Trends in Financial Prices, Tests and Forecasts. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, 143(3), 338–362.
51. Tong, X., Wang, Z., & Yu, H. (2009). A research using hybrid RBF/Elman neural networks for intrusion detection system secure model. *Computer Physics Communications*, 180(10).
52. Valencia, Claudio A(2005), "An Econometric Study of The World Copper Industry," Ph.D., Colorado School of Mines.
53. Vartanesyan, Sosi Zepur(1993), "The Short-run Behavior of The Price of Copper : Financial Markets and Fundamentals," Ph.D., New York University.
54. Vial, Joaquin R(1988), "An Econometric Study of The World Copper Market,"

Ph.D., University of Pennsylvania.

55. Zurada, J. M. (1992). Introduction to Artificial Neural Systems. Pws Pub Co.
56. 王尊賢 (2006)。國際銅價決定機制與影響因素之實證分析。未出版碩士，中原大學國際貿易研究所，桃園縣
57. 李惠妍 (2003)。類神經網路與迴歸模式在台股指數期貨預測之研究。未出版碩士，國立成功大學企業管理學系(EMBA)專班，台南市
58. 侯惠月 (2000)。統計方法與類神經網路在台股指數期貨之研究。未出版碩士，國立成功大學統計學系，台南市
59. 洪振家 (2009)。以模糊時間序列為主的類神經網路方法預測臺灣證券交易所股價指數選擇權價格。未出版碩士，國立臺灣科技大學資訊管理系，台北市
60. 洪雪卿 (2005)。總體經濟指標新聞發佈對台灣股市之影響。未出版博士，國立台北大學企業管理學系，台北縣
61. 張振魁 (2000)。以類神經網路提高股票單日交易策略之獲利。未出版碩士，國立中央大學資訊管理研究所，桃園縣
62. 陳國玄 (2004)。人工神經網路與統計方法應用於台灣上市電子類股價指數預測與分類之研究。未出版碩士，國立成功大學統計學系，台南市
63. 陳聖明 (2003)。台灣、日本與香港股市間互動、波動不對稱性及外溢效果之研究-三元不對稱 VECM-GARCH-M 之應用-。未出版碩士，國立台北大學合作經濟學系，台北縣
64. 楊奕農 (2010)。時間序列分析：經濟與財務上之應用，雙葉書廊。
65. 蔡明翰 (2008)。應用 ARIMA 與 GARCH 模式於台灣運輸產業股價之預測。未出版碩士，國立交通大學運輸科技與管理學系，新竹市
66. 蔡瑞煌 (1995)。類神經網路概論，三民書局。
67. 羅莉莉 (2004)。期貨市場交叉避險策略分析-以銅商品交易為例。未出版碩士，中原大學會計研究所，桃園縣
68. 羅華強 (2011)。類神經網路：MATLAB 的應用，高立圖書。
69. 鐘正良 (1995)。類神經網路之應用—黃金期貨預測。未出版碩士，國立政治大學統計學系，台北市

70. 2010 World Copper Factbook.pdf. Retrieved from  
[http://www.icsg.org/index.php?option=com\\_docman&task=doc\\_download&gid=278&Itemid=61](http://www.icsg.org/index.php?option=com_docman&task=doc_download&gid=278&Itemid=61)
71. Toovey, L. (2010, November 17). The Top 10 Copper Producing Countries | Copper Investing News. Retrieved February 16, 2012, from  
<http://copperinvestingnews.com/4147/the-top-10-copper-producing-countries/>
72. 寶來曼氏期貨資訊網. Retrieved June 5, 2011, from  
[http://www.pmf.com.tw/newversion/prodclass/foreign\\_7\\_c.php?ShowType=1](http://www.pmf.com.tw/newversion/prodclass/foreign_7_c.php?ShowType=1)



## 附錄一 變數檢定結果

表 1 單根檢定結果

檢定方法	截距項	時間趨勢項	銅	銅庫存	鋁	鉛	鎳	鋅	錫
ADF	有	有	-50.352*	-4.420*	-49.471*	-44.869*	-38.531*	-48.590*	-33.187*
	有	無	-50.351*	-4.416*	-49.476*	-44.872*	-38.495*	-48.592*	-33.181*
	無	無	-50.213*	-4.415*	-49.452*	-44.798*	-38.498*	-48.542*	-33.173*
PP	有	有	-50.400*	-6.555*	-49.475*	-44.829*	-38.322*	-48.699*	-32.049*
	有	無	-50.397*	-6.544*	-49.480*	-44.832*	-38.299*	-48.697*	-32.205*
	無	無	-50.230*	-6.540*	-49.451*	-44.779*	-38.245*	-48.616*	-32.269*
檢定方法	截距項	時間趨勢項	石油	金	銀	PPI	CPI	Federal funds rate	
ADF	有	有	-4.961*	-47.386*	-50.352*	-5.922*	-4.961*	-30.364*	
	有	無	-4.953*	-47.390*	-50.351*	-5.921*	-4.953*	-30.370*	
	無	無	-4.525*	-47.216*	-50.213*	-5.661*	-4.525*	-30.291	
PP	有	有	-5.182*	-47.449*	-50.400*	-6.297*	-5.182*	--38.956*	
	有	無	-5.172*	-47.450*	-50.397*	-6.297*	-5.172*	-38.967*	
	無	無	-4.671*	-47.219*	-50.230*	-5.990*	-4.671*	-38.904*	

\*表示在顯著水準為 1% 下，拒絕虛無假設。

## 附錄二 Granger 因果關係檢定結果

虛無假設	樣本數	F 統計量	P 值
銅價變動率不為鋁價變動率之因	2221	1.51937	0.1677
鋁價變動率不為銅價變動率之因		1.19131	0.3078
銅庫存變動率不為鋁價變動率之因	2221	1.21883	0.2933
鋁價變動率不為銅庫存變動率之因		0.68484	0.6619
金價變動率不為鋁價變動率之因	2221	1.85713	0.0846*
鋁價變動率不為金價變動率之因		3.08840	0.0052***
鉛價變動率不為鋁價變動率之因	2220	0.85019	0.5311
鋁價變動率不為鉛價變動率之因		1.68290	0.1212
鎳價變動率不為鋁價變動率之因	2220	0.74250	0.6154
鋁價變動率不為鎳價變動率之因		1.68128	0.1216
石油變動率不為鋁價變動率之因	2221	1.24423	0.2804
鋁價變動率不為石油變動率之因		5.87621	<0.0001***
銀價變動率不為鋁價變動率之因	2221	0.92569	0.4752
鋁價變動率不為銀價變動率之因		27.5366	<0.0001***
錫價變動率不為鋁價變動率之因	2220	0.91528	0.4827
鋁價變動率不為錫價變動率之因		1.73640	0.1087
鋅價變動率不為鋁價變動率之因	2220	3.42064	0.0023***
鋁價變動率不為鋅價變動率之因		1.21480	0.2954
銅庫存變動率不為銅價變動率之因	2221	3.09490	0.0051***

銅價變動率不為銅庫存變動率之因		1.12368	0.3458
金價變動率不為銅價變動率之因	2221	2.40425	0.0256**
銅價變動率不為金價變動率之因		3.51187	0.0018***
鉛價變動率不為銅價變動率之因	2220	0.77126	0.5925
銅價變動率不為鉛價變動率之因		1.88969	0.079*
鎳價變動率不為銅價變動率之因	2220	0.64486	0.6944
銅價變動率不為鎳價變動率之因		3.46902	0.002***
石油變動率不為銅價變動率之因	2221	0.92981	0.4722
銅價變動率不為石油變動率之因		11.3343	<0.0001***
銀價變動率不為銅價變動率之因	2221	1.34353	0.2342
銅價變動率不為銀價變動率之因		34.6435	<0.0001***
錫價變動率不為銅價變動率之因	2220	1.88259	0.0802*
銅價變動率不為錫價變動率之因		1.60634	0.1413
鋅價變動率不為銅價變動率之因	2220	0.96042	0.4506
銅價變動率不為鋅價變動率之因		1.88256	0.0802*
金價變動率不為銅庫存變動率之因	2221	0.92208	0.4778
銅庫存變動率不為金價變動率之因		0.43804	0.8538
鉛價變動率不為銅庫存變動率之因	2220	0.27147	0.9504
銅庫存變動率不為鉛價變動率之因		1.64538	0.1307
鎳價變動率不為銅庫存變動率之因	2220	0.40278	0.8776
銅庫存變動率不為鎳價變動率之因		0.91678	0.4816
石油變動率不為銅庫存變動率之因	2221	0.41928	0.8666
銅庫存變動率不為石油變動率之因		1.43452	0.1975
銀價變動率不為銅庫存變動率之因	2221	0.43957	0.8527
銅庫存變動率不為銀價變動率之因		0.62836	0.7077

錫價變動率不為銅庫存變動率之因	2220	0.42626	0.8619
銅庫存變動率不為錫價變動率之因		1.11983	0.348
錳價變動率不為銅庫存變動率之因	2220	1.13107	0.3415
銅庫存變動率不為錳價變動率之因		0.37750	0.8937
鉛價變動率不為金價變動率之因	2220	1.68539	0.1206
金價變動率不為鉛價變動率之因		1.44198	0.1947
鎳價變動率不為金價變動率之因	2220	1.75289	0.105
金價變動率不為鎳價變動率之因		2.31511	0.0312**
石油變動率不為金價變動率之因	2221	0.19023	0.9796
金價變動率不為石油變動率之因		3.72007	0.0011***
銀價變動率不為金價變動率之因	2221	0.53370	0.783
金價變動率不為銀價變動率之因		80.8378	<0.0001***
錫價變動率不為金價變動率之因	2220	1.10211	0.3586
金價變動率不為錫價變動率之因		1.20703	0.2995
錳價變動率不為金價變動率之因	2220	2.04820	0.0563*
金價變動率不為錳價變動率之因		2.10928	0.0493**
鎳價變動率不為鉛價變動率之因	2221	0.51032	0.801
鉛價變動率不為鎳價變動率之因		0.94274	0.463
石油變動率不為鉛價變動率之因	2220	0.71880	0.6345
鉛價變動率不為石油變動率之因		8.38389	<0.0001***
銀價變動率不為鉛價變動率之因	2220	1.73289	0.1094
鉛價變動率不為銀價變動率之因		19.6658	<0.0001***
錫價變動率不為鉛價變動率之因	2221	0.46685	0.8333
鉛價變動率不為錫價變動率之因		0.50436	0.8055
錳價變動率不為鉛價變動率之因	2221	1.66405	0.1259



鉛價變動率不為鋅價變動率之因		0.70622	0.6446
石油變動率不為鎳價變動率之因	2220	0.53248	0.7839
鎳價變動率不為石油變動率之因		9.02559	<0.0001***
銀價變動率不為鎳價變動率之因	2220	1.42327	0.2017
鎳價變動率不為銀價變動率之因		19.7094	<0.0001***
錫價變動率不為鎳價變動率之因	2221	1.10469	0.357
鎳價變動率不為錫價變動率之因		1.58258	0.1481
鋅價變動率不為鎳價變動率之因	2221	2.29571	0.0326**
鎳價變動率不為鋅價變動率之因		0.92900	0.4728
銀價變動率不為石油變動率之因	2221	2.77157	0.0109
石油變動率不為銀價變動率之因		7.02770	<0.0001***
錫價變動率不為石油變動率之因	2220	5.72762	<0.0001***
石油變動率不為錫價變動率之因		3.92297	0.0007***
鋅價變動率不為石油變動率之因	2220	6.11473	<0.0001***
石油變動率不為鋅價變動率之因		0.85623	0.5265
錫價變動率不為銀價變動率之因	2220	11.8206	<0.0001***
銀價變動率不為錫價變動率之因		1.74118	0.1076
鋅價變動率不為銀價變動率之因	2220	24.8353	<0.0001***
銀價變動率不為鋅價變動率之因		0.44265	0.8505
鋅價變動率不為錫價變動率之因	2221	0.67859	0.667
錫價變動率不為鋅價變動率之因		1.02315	0.4081

\*表示在 10%顯著水準下拒絕虛無假設

\*\*表示在 5%顯著水準下拒絕虛無假設

\*\*\*表示在 1%顯著水準下拒絕虛無假設

### 附錄三 向量自我迴歸檢定結果

因 果	AGPRICE	AUPRICE	CUPRICE	CUSTOCK	OILPRICE
AGPRICE(-1)	-0.321920 [-12.7495]***	-0.000588 [-0.03978]	0.012681 [ 0.52804]	-0.013247 [-0.68253]	-0.085597 [-4.35522]***
AGPRICE(-2)	-0.053304 [-2.01169]**	-0.024417 [-1.57443]	-0.009458 [-0.37529]	-0.026179 [-1.28537]	0.009524 [ 0.46179]
AGPRICE(-3)	-0.050894 [-1.91858]*	-0.015458 [-0.99564]	-0.025530 [-1.01186]	-0.006703 [-0.32875]	-0.040415 [-1.95735]*
AGPRICE(-4)	-0.017840 [-0.67192]	0.000261 [ 0.01676]	-0.002478 [-0.09812]	-0.004001 [-0.19604]	-0.042299 [-2.04666]**
AGPRICE(-5)	0.000418 [ 0.01574]	-0.003272 [-0.21081]	0.029516 [ 1.17007]	0.007858 [ 0.38547]	0.002667 [ 0.12918]
AGPRICE(-6)	-0.000144 [-0.00613]	0.003409 [ 0.24840]	-0.034894 [-1.56456]	0.006451 [ 0.35792]	-0.001806 [-0.09893]
AUPRICE(-1)	0.813883 [ 18.6310]***	-0.031977 [-1.25065]	-0.099323 [-2.39045]**	0.020088 [ 0.59823]	0.124062 [ 3.64851]***
AUPRICE(-2)	0.153243 [ 3.16338]***	0.026614 [ 0.93867]	0.043754 [ 0.94960]	0.052246 [ 1.40312]	0.036418 [ 0.96582]
AUPRICE(-3)	0.059869 [ 1.23399]	0.016191 [ 0.57017]	-0.045839 [-0.99334]	0.007390 [ 0.19817]	0.046867 [ 1.24103]
AUPRICE(-4)	0.067903 [ 1.39781]	0.021919 [ 0.77090]	-0.012766 [-0.27628]	-0.025932 [-0.69448]	0.079342 [ 2.09830]**
AUPRICE(-5)	-0.003662 [-0.07531]	0.015914 [ 0.55925]	0.006124 [ 0.13242]	-0.047790 [-1.27878]	-0.027554 [-0.72809]
AUPRICE(-6)	-0.078817 [-1.66095]*	-0.074416 [-2.67934]***	-0.004501 [-0.09972]	0.015972 [ 0.43790]	-0.034258 [-0.92748]
CUPRICE(-1)	0.210959 [ 8.49862]*	0.063616 [ 4.37867]***	-0.056385 [-2.38818]**	0.006743 [ 0.35340]	0.104340 [ 5.40016]***
CUPRICE(-2)	-0.023072 [-0.90818]	0.000793 [ 0.05331]	-0.038485 [-1.59271]	0.013796 [ 0.70650]	-0.013856 [-0.70068]
CUPRICE(-3)	0.012161 [ 0.47868]	0.001574 [ 0.10586]	-0.015953 [-0.66018]	0.005920 [ 0.30315]	0.037939 [ 1.91852]*
CUPRICE(-4)	0.056593 [ 2.23044]*	0.016751 [ 1.12798]	0.054434 [ 2.25556]**	-0.003260 [-0.16713]	0.034450 [ 1.74431]*
CUPRICE(-5)	0.020433 [ 0.80483]	0.023274 [ 1.56630]	-0.000966 [-0.03999]	0.001239 [ 0.06349]	0.063098 [ 3.19294]***
CUPRICE(-6)	0.025622 [ 1.02595]	0.009759 [ 0.66768]	-0.008963 [-0.37732]	-0.039355 [-2.05013]**	-0.034723 [-1.78625]*
CUSTOCK(-1)	-0.000968 [-0.03506]	-0.001472 [-0.09110]	-0.089315 [-3.40074]***	0.147105 [ 6.93094]***	0.009623 [ 0.44775]
CUSTOCK(-2)	0.037010 [ 1.32563]	0.023736 [ 1.45260]	-0.013921 [-0.52424]	0.111941 [ 5.21635]***	0.025448 [ 1.17101]
CUSTOCK(-3)	0.000251 [ 0.00898]	0.003967 [ 0.24273]	-0.016692 [-0.62852]	0.074517 [ 3.47202]***	0.008929 [ 0.41084]
CUSTOCK(-4)	-0.011221 [-0.40188]	0.005934 [ 0.36312]	0.007492 [ 0.28214]	0.116041 [ 5.40704]***	-0.032175 [-1.48048]

CUSTOCK(-5)	-0.010746 [-0.38455]	-0.014676 [-0.89731]	0.022697 [ 0.85396]	0.068959 [ 3.21047]***	-0.017000 [-0.78156]
CUSTOCK(-6)	-0.040783 [ 1.25643]	0.008290 [-1.02923]	-0.019072 [-0.86136]	0.119102 [ 0.29116]	-0.028770 [ 11.1278]***
OILPRICE(-1)	0.037652 [ 1.25643]	-0.018052 [-1.02923]	-0.024552 [-0.86136]	0.006707 [ 0.29116]	0.259571 [ 11.1278]***
OILPRICE(-2)	-0.048121 [-1.55959]	0.000305 [ 0.01688]	0.053976 [ 1.83922]*	0.003922 [ 0.16536]	-0.059915 [-2.49470]**
OILPRICE(-3)	0.002573 [ 0.08324]	-0.000141 [-0.00777]	-0.009462 [-0.32188]	-0.010558 [-0.44444]	0.046361 [ 1.92709]
OILPRICE(-4)	-0.014981 [-0.48586]	-0.017072 [-0.94597]	0.002912 [ 0.09930]	0.025266 [ 1.06600]	-0.021308 [-0.88779]
OILPRICE(-5)	0.033395 [ 1.08529]	0.002216 [ 0.12306]	-0.021169 [-0.72331]	-0.013872 [-0.58652]	0.008349 [ 0.34858]
OILPRICE(-6)	0.009148 [ 0.31189]	-0.006123 [-0.35669]	0.039404 [ 1.41243]	-0.003341 [-0.14820]	-0.017505 [-0.76672]

- 註 1. AGPRICE、AUPRICE、CUPRICE、CUSTOCK、OILPRICE 分別代表銀價變動率、金價變動率、三月期銅變動率、LME 銅庫存變動率、石油價格變動率。
- 註 2. (-1)、(-2)...(-6)分別代表前 1 期、前 2 期...前 6 期。
- 註 3. [ ]內為 t 值。
- 註 4. 「\*」、「\*\*」、「\*\*\*」表示在 10%、5%、1%顯著水準下顯著及 t 統計量絕對值大於 1.645、1.96、2.576。