

# 運用 Elman 類神經網路與 GARCH 模型預測 LME 銅價

黃鴻仁

國立政治大學資訊管理學系

hj.huang75@gmail.com

趙婉婷

國立政治大學資訊管理學系

andytina520@hotmail.com

楊建民

國立政治大學資訊管理學系

jmyang@mis.nccu.edu.tw

## 摘要

本研究欲探究影響銅價的因素並依此建置預測模型。全球有 70% 的銅價是按照 LME 的牌價進行貿易，因此運用時間序列及類神經網路建置 LME 銅價預測模式。

向量自我迴歸模型顯示銅價受其自身、金價、銅庫存落後 1 期的變動有負向的影響；受到自身落後 4 期與油價落後 2 期的變動有正向的影響。前四十期的三月期銅解釋變異比例之平均分別為銀價 2.25%、金價 5.69%、三月期銅 80.08%、銅庫存 0.71%、石油 11.27%。藉由此建置的 Elman 類神經網路、GARCH 時間序列模型之預測模式的方向準確率分別為 61.23%、63%，藉由交易策略能在三個月後有 23.18%、17.97% 的累積報酬率，皆能有優於實際銅價的表現。

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

## 壹、緒論

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原料，因此有龐大的進口需求。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。因此本研究欲探討國際銅價的影響因素和與其他金屬的關係，全球有 70% 的銅價是按照 LME 的牌價進行貿易，故利用前述的分析結果來預測 LME 銅價。本研究之研究目的為：

1. 探究影響國際銅價的因素有哪些，這些因素和銅價的相關性有多少。
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. 運用時間序列及類神經網路建置預測模式。

## 貳、文獻探討

### 一、銅價影響因素

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。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)。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，紐約商品交易所的 COMEX 和上海期貨交易所。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。

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，故而選取 LME 銅庫存量作為本研究考量的變數。Vial(1988)驗證能源價格會對銅價有所影響。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，由於美國 GDP 為每季發佈無法及時反映對價格的影響，故使用每月發佈的 CPI 與 IPI 作為衡量總體經濟環境的指標。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，而其和銅價之間是否有關細則尚待本研究探討。

## 二、 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。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。

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。所以本研究欲藉由 GARCH 模型預測 LME 銅價。

## 三、 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(Jeffrey L., 1990；Tong, Wang, & Yu, 2009)。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，這使得 Elman 類神經網路能偵測和產生時變(Time-Varing)圖樣(羅華強，2011)。由於本研究所輸入及輸出之變數皆為時間序列，故採用 Elman 類神經網路建置預測模式，輸入變數皆為報酬率，數值範圍介於-1 至 1 之間，輸出項目為三月期銅次交易日之報酬率。根據 Ham 與 Kostanic(2001)的研究，權重初始值應落在  $[-0.5/(\text{此層神經元個數})]$  與  $[0.5/(\text{此層神經元個數})]$  之間的隨機亂數值。為了避免網路的訓練是從一個特定的權重值開始搜尋，而因此落入局部解或需要更多的迭代次數，本研究以隨機亂數來選取。

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)。唯 Elman 類神經網路的隱藏層必須具有足夠的神經元，隨著配適的函數越複雜，所需要的隱藏層

神經元就越多。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 與 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。

#### 四、 相關研究之文獻探討

Hwang 與 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類皆優於迴歸分析及時間序列模型。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。

經由 Hwang 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。故而本研究先藉由迴歸分析篩選有影響力的變數建置各預測模式來進行比較。

#### 參、研究方法與設計

本研究欲探究國際銅價的影響因素，再利用這些結果來達成預測之目的。研究流程如圖 1，先選取變數、再建置預測模式以達成研究目的。變數檢定流程如圖 2，藉此篩選出有影響力的變數，以免過多的輸入變數產生雜訊降低預測能力。由文獻探討找出銅價可能的影響因素，接著利用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。得到各變數之間的關係後便將對銅價有影響的變數納入 Elman 類神經網路、GARCH 模型，並藉由方向正確率與交易策略衡量預測能力。

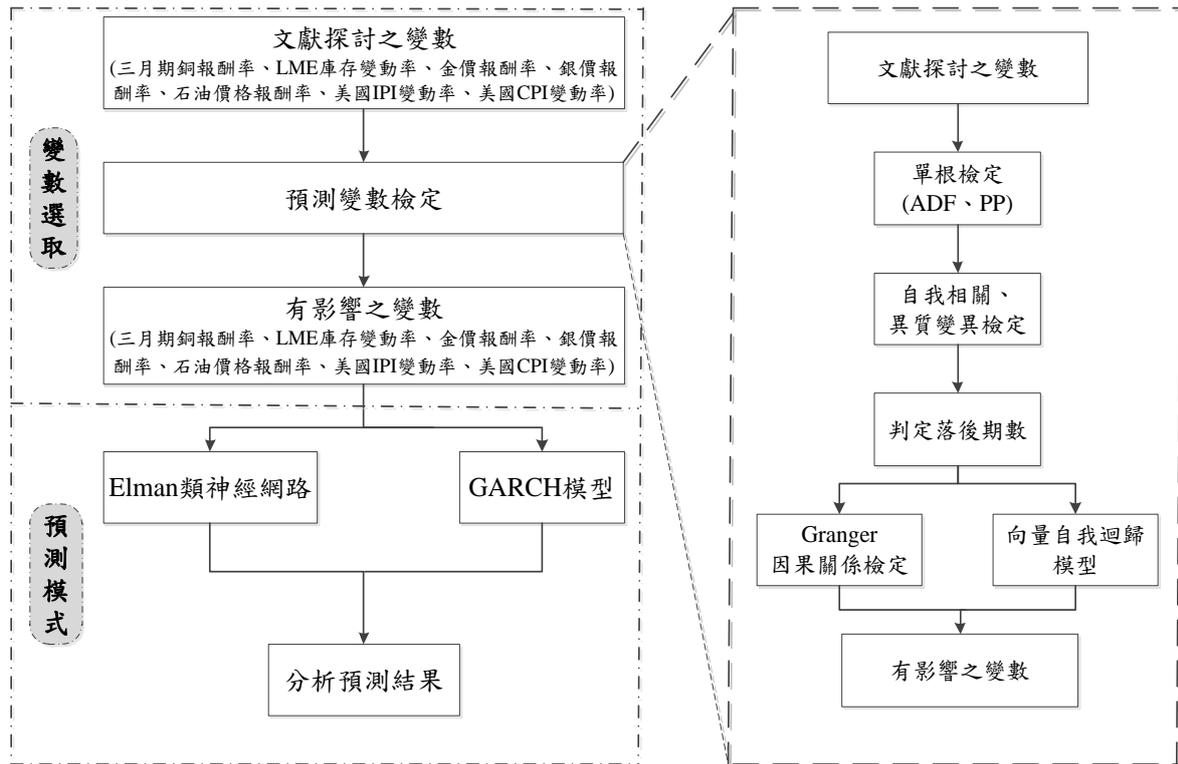


圖 1 研究流程圖

圖 2 預測變數檢定流程

### 一、 資料描述

文獻探討已分析影響銅價的因素可分為供需關係與經濟因素。供給和需求為決定商品價錢的最基本原則，庫存量具體呈現供需法則的運作結果。經濟因素諸如原油成本、相關金屬行情影響供給與需求的整體環境，決定了供給與需求的均衡點，然而庫存量的變化是否能完全反映經濟因素尚待探究。

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，各變數及資料期間如表 1。

表 1 變數一覽表

變數	資料來源	時間	頻率
三月期銅報酬率	London Metal Exchange	2003/1/2~2011/7/14	日
LME 銅庫存變動率	London Metal Exchange	2003/1/2~2011/7/14	日
金價報酬率	London Bullion Market Association	2003/1/2~2011/7/14	日
銀價報酬率	London Bullion Market Association	2003/1/2~2011/7/14	日
石油價格報酬率	OPEC	2003/1/2~2011/7/14	日
美國 IPI 變動率	Federal Reserve Board	2003/1/15~2011/7/15	月
美國 CPI 變動率	United States Department of Labor	2003/1/16~2011/7/16	月

### 二、 敘述性統計

茲將各變數基本統計量彙整於表 2。由於各變數皆為報酬率、變動率的資料，所以平均數、中位數皆近於零。各變數的變異幅度無太大差異，其中金價的變動最為穩定。除了銅庫存變動率右偏外，其餘皆為左偏；所有變數的峰態係數皆大於 3，呈現超峰態 (Excess Kurtosis) 且厚尾 (Heavy Tails) 的現象，如此高峰厚尾的現象也是一般財務金融資料最常出現的特性。

表 2 各變數敘述統計量表

	三月期銅 報酬率	LME 銅庫存 變動率	石油價格 報酬率	金價 報酬率	銀價 報酬率	美國 IPI 變動率	美國 CPI 變動率
平均數	0.0010	-0.0001	0.0007	0.0008	0.0012	0.0004	0.0022
中位數	0.0006	-0.0016	0.0015	0.0009	0.0009	0.0016	0.0021
標準差	0.0199	0.0173	0.0172	0.0122	0.0234	0.0082	0.0046
偏態係數	-0.0503	6.5115	-0.2724	-0.2243	-0.3175	-1.9356	-1.1704
峰態係數	6.3935	122.5060	6.3443	6.6795	10.1014	9.3405	6.6322

### 三、變數選取

本研究主要分為「變數選取」、「建置預測模式」兩部分，其中預測模式採用了時間序列與類神經網路，要使用時間序列模型與分析各金屬間的關係皆須進行檢定，所以先進行單根檢定、自我相關檢定、異質變異檢定、選取落後期數。接著運用 Granger 因果關係檢定與向量自我迴歸模型分析金屬間的關係，選取有確切影響力的變數。

#### (一) 單根檢定

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，故而本研究採最常用的 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。檢定結果如表 3，各變數皆小於 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。

表 3 單根檢定結果

檢定方法	截距項	時間趨勢項	三月期銅報酬率	LME 銅庫存變動率	石油價格報酬率	金價報酬率	銀價報酬率	美國 IPI 變動率	美國 CPI 變動率
ADF	有	有	-50.352*	-4.420*	-4.961*	-47.386*	-50.352*	-4.420*	-4.961*
	有	無	-50.351*	-4.416*	-4.953*	-47.390*	-50.351*	-4.416*	-4.953*
	無	無	-50.213*	-4.415*	-4.525*	-47.216*	-50.213*	-4.415*	-4.525*
PP	有	有	-50.400*	-6.555*	-5.182*	-47.449*	-50.400*	-6.555*	-5.182*
	有	無	-50.397*	-6.544*	-5.172*	-47.450*	-50.397*	-6.544*	-5.172*
	無	無	-50.230*	-6.540*	-4.671*	-47.219*	-50.230*	-6.540*	-4.671*

\*表示在顯著水準為 1% 下，拒絕虛無假設。

<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

## (二) 自我相關檢定

於前面已證明各時間序列皆為定態，再利用 Q 統計量做自我相關檢定。檢定結果如表 4，三月期銅報酬率、LME 銅庫存變動率、石油價格報酬率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，金價報酬率、銀價報酬率則在部分期數中拒絕虛無假設。因各變數皆有自我相關，所以模型必須運用時間序列模型來分析。

表 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	三月期銅報酬率	LME 銅庫存變動率	石油價格報酬率	金價報酬率	銀價報酬率	美國 IPI 變動率	美國 CPI 變動率
1	14.019***	150.26***	155.05***	0.0535	10.069***	8.2540***	28.541***
2	14.499***	277.94***	156.29***	0.1424	10.077***	17.845***	29.525***
3	15.637***	374.87***	161.91***	0.2764	11.227**	30.863***	30.996***
4	19.969***	500.57***	162.29***	1.0095	11.309**	46.725***	33.963***
5	19.971***	595.05***	162.32***	2.1016	11.625**	54.008***	40.520***
6	19.986***	722.58***	164.86***	13.714**	12.323*	59.551***	46.056***
7	19.990***	811.69***	164.86***	14.422**	12.342*	60.212***	50.048***
8	21.276***	881.75***	172.58***	14.525*	13.021	62.663***	53.614***
9	21.399**	942.33***	174.99***	15.768*	13.222	63.093***	54.726***
10	22.589**	999.36***	175.11***	17.646*	13.501	63.140***	55.090***
11	23.373**	1020.1***	175.33***	18.861*	15.401	63.181***	59.335***
12	27.125***	1051.1***	178.60***	23.012**	15.582	64.229***	63.176***

\*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

## (三) 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)，三月期銅報酬率、LME 銅庫存變動率、石油價格報酬率、金價報酬率、銀價報酬率、美國 IPI 變動率、美國 CPI 變動率的自我迴歸模型分別為 AR(1)、AR(1)、AR(3)、AR(1)、AR(1)、AR(1)、AR(1)。接著運用 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。檢定結果如表 5，所有變數的  $Q^2$  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。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 模型配適這些變數的條件變異數。

表 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	三月期銅報酬率	LME 銅庫存變動率	石油價格報酬率	金價報酬率	銀價報酬率	美國 IPI 變動率	美國 CPI 變動率
1	96.165***	1.0705	62.136***	15.589***	11.401***	17.525***	0.3299
2	201.53***	1.3796	90.077***	29.537***	18.397***	21.021***	16.016***
3	274.82***	1.5043	184.20***	95.593***	26.953***	26.614***	17.496***
4	334.58***	2.2732	348.10***	116.25***	27.426***	27.254***	17.599***
5	435.65***	2.5102	383.24***	163.96***	36.661***	27.338***	18.283***
6	509.52***	3.0897	430.81***	194.96***	58.254***	27.432***	18.298***
7	554.03***	3.0949	463.85***	235.84***	77.140***	27.596***	18.406***
8	607.92***	3.1121	538.91***	284.35***	87.271***	27.869***	21.872***
9	709.15***	3.2216	580.24***	323.40***	107.05***	28.591***	22.433***
10	786.73***	4.8639	628.72***	347.74***	110.58***	28.601***	22.516**
11	857.23***	4.8663	684.78***	366.62***	137.14***	28.780***	22.979**
12	937.38***	4.8707	745.93***	401.06***	140.24***	29.415***	22.994**

\*\*\*表示在 1% 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

#### (四) 選取落後期數

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：

$$AIC = T \ln(SSE) + 2k \quad (1)$$

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)。AIC 檢定結果如表 6，落後 6 期時達到最小值 -27.25556，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 6 AIC 最適落後期數檢定

落後期數	0	1	2	3	4	5	6
AIC	-26.734	-27.203	-27.231	-27.235	-27.246	-27.248	-27.255*
落後期數	7	8	9	10	11	12	7
AIC	-27.249	-27.240	-27.230	-27.217	-27.204	-27.199	-27.249

#### (五) 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，將檢定結果之 P 值整理至表 7，但 Granger 因果關係檢定只

能檢驗兩兩變數之間的因果關係，所以本研究再利用向量自我迴歸模型(VAR)進一步探討。

表 7 Granger 因果關係檢定結果 P 值對照表

因\果	三月期銅	LME 銅庫存	石油	金價	銀價
三月期銅	—	0.3458	< 0.00001***	0.0018***	< 0.00001***
LME 銅庫存	0.0051***	—	0.1975	0.8538	0.7077
石油	0.4722	0.8666	—	0.9796	< 0.00001***
金價	0.0256**	0.4778	0.0011***	—	< 0.00001***
銀價	0.2342	0.8527	0.0109**	0.7830	—

\*\*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

#### (六) 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，在 10%顯著水準下，利用 t 分配檢定 VAR(6)結果顯示影響各變數的變動因素，由於本研究主題為銅價之預測，故僅列出三月期銅的影響因素為：

1. 受自身三月期銅前第 1 期的變動有顯著的負向影響；前第 4 期的變動有正向的影響。
2. 前第 2 期的油價變動有顯著的正向影響。
3. 受金價前第 1 期與銅庫存前第 1 期的變動有顯著的負向影響。

向量自我迴歸模型能預測某一變數的改變對整個 VAR 模型中所有變數的影響，並藉由衝擊反應分析得出其結果。由於本研究主要分析影響銅價變動的因素，故僅分析三月期銅報酬率受到其他變數的衝擊反應。當銀價、金價報酬率變動一單位標準差時，三月期銅報酬率於第一日的正向反應最大，為 0.0046%、0.0051%。表示銀價上升時，短期內的銅價亦會上升，並於十日之後趨於穩定。

受銅庫存變動率變動一單位標準差的衝擊於第二日時的負向反應最大接近 0.0014%，這呈現了供需反應的結果，庫存量增加會使得銅價下跌，並於十日之後變動幅度趨於平緩。石油價格報酬率變動一單位標準差使得銅價在七日內呈現震盪的走勢，第二日時負向反應為 0.00035%、第三日時正向反應最大達 0.00075%，並於十四日後失去影響力。

除了衝擊反應函數外，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)。從三月期銅的預測誤差變異分解中，可知三月期銅第一期的自我解釋比例達 81.67739%，但隨著期數增至四十期，自我解釋變異比例下降至 79.96947%，自我影響力漸減。石油價格解釋變異比例至第三期達 11.29757%為最高，隨後影響力漸減。金價解釋變異比例至第四期為 5.709365%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十期才增至 2.295%最高。銅庫存解釋變異比例從第一期的 0.003409%至第二期的 0.540712%有著明顯的增長，且隨著期數而漸增，唯其比例在這五變數中仍為最小。前四十期各變數解

釋變異比例之平均值為銀價 2.25046%、金價 5.692261%、三月期銅 80.07707%、銅庫存 0.713527%、石油 11.26668%。

#### 四、 GARCH 預測模式檢定

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  $Q^2$  統計量來檢測自我相關、異質變異的效果。檢定結果顯示，除去石油價格報酬率一至三期及金價報酬率一期仍有異質變異不能由模型來解釋外，其餘變數皆無自我相關及異質變異的情況，表示 GARCH 模型足以解釋這些時間序列的特性。

#### 五、 Elman 類神經網路模式參數設定

Elman 類神經預測模式和 GARCH 模型同樣選擇三月期銅報酬率、LME 庫存報酬率、石油價格報酬率、金價報酬率、美國 IPI 變動率、美國 CPI 變動率為輸入變數。為了選擇適當的參數，將迭代參數設為 1000、學習速率參數設為 0.001，學習速率初始值設為 0.001、減少係數 0.1、增加係數 10、最大值  $1e11$ 。使用 Levenberg-Marquardt 演算法訓練網路。由於研究議題為具有時間序列的輸入變數，故而使用包含遞迴的 Elman 類神經網路。訓練(Training)的期間為自 2003 年 1 月 3 日至 2010 年 8 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報酬率為學習目標(Target)。並以 2010 年 9 月 1 日至 2011 年 7 月 14 日的數據為測試(Testing)資料，藉由 MSE 衡量模型的預測能力，前測結果如表 8，依此選擇最佳的設定參數。

表 8 類神經網路模型測試階段之 MSE 比較

隱藏層神經元個數(n)										
n	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
MS	3.76E	3.51E	4.11E	<b>2.44E-</b>	3.15E	5.25E	5.53E	5.06E	4.17E	3.75E
E	-04	-04	-04	<b>04*</b>	-04	-04	-04	-04	-04	-04
n	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
MS	3.67E	3.44E	4.91E	4.68E-	4.22E	4.68E	4.62E	5.92E	5.57E	4.77E
E	-04	-04	-04	04	-04	-04	-04	-04	-04	-04

\*為最低之 MSE

從前測結果表 8 可知，當隱藏層神經元個數為 4 時能得到最低的 MSE，這結果也和 Kwok 和 Yeung(1997)的經驗法則相近，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。

#### 肆、實驗結果

於前已從向量自我迴歸模型找出對三月期銅有顯著影響的變數，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。

## 一、評估預測能力

### (一) 交易策略

為能直覺評估各模式之預測能力，利用簡單的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 9，每日無策略的交易則其報酬率將跟實際行情波動一致，和其比較可知預測模式是否能比實際波動有更好的績效。

表 9 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%
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%
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%

### (二) 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，則代表此模型對於報酬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：

$$\text{方向正確率} = \left( \frac{1}{T} \sum_{t=T_1}^T z_t \right) \% \quad (1)$$

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

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

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。

## 二、預測結果

GARCH 模型與 Elman 類神經網路預測模式的輸入變數皆為向量自我迴歸模型檢定和三月期銅報酬率具有顯著相關的變數。故選取 2003 年 1 月 3 日至 2010 年 8 月 31 日的三月期銅報酬率、LME 庫存報酬率、石油價格報酬率、金價報酬率、美國 IPI 變動率、

美國 CPI 變動率為輸入變數。再利用 2010 年 9 月 1 日至 2011 年 7 月 14 日的三月期銅報酬率來當作樣本外資料驗證預測結果。

於前已藉由檢測 GARCH 預測模式的自我相關、異質變異，顯示其足以解釋這些變數的特性。GARCH 模型預測結果之 MSE 為  $4.14E-4$ 、方向正確率為 63%。Elman 類神經網路依前測時最佳之參數設定迭代參數設為 1000、學習速率參數設為 0.001，學習速率初始值設為 0.001、減少係數 0.1、增加係數 10、最大值  $1e11$ 、隱藏層神經元個數為 4，再使用 Levenberg-Marquardt 演算法訓練網路，預測之 MSE 為  $2.93E-4$ ，方向正確率為 61.23%。

GARCH 模型與 Elman 類神經網路預測模式之方向正確率皆在六成左右，GARCH 模型比 Elman 類神經網路略高 1.77%，但是 Elman 類神經網路的 MSE 比 GARCH 模型低  $1.21E-4$ (如表 10)。為符合實際情況，藉由簡單的交易策略評估兩預測模型，從圖 3 可知兩模型的預測結果符合實際銅價的累積報酬率，能貼切的描繪未來走勢，且 Elman 類神經網路與 GARCH 模型分別在 28 天、40 天的累積報酬率超過實際銅價。從表 11 中可知 Elman 類神經網路雖然在一個月的累積報酬率雖仍低於實際銅價的變動率，但差距都能維持在 0.14% 左右，其和 GARCH 模型的累積報酬率在三個月時差距最大，Elman 類神經網路預測模式也能在各期皆有優於 GARCH 模型的表現。

表 10 各模型預測結果

	GARCH 模型	Elman 類神經網路
方向正確率	63%	61.23%
MSE	$4.14E-4$	$2.93E-4$

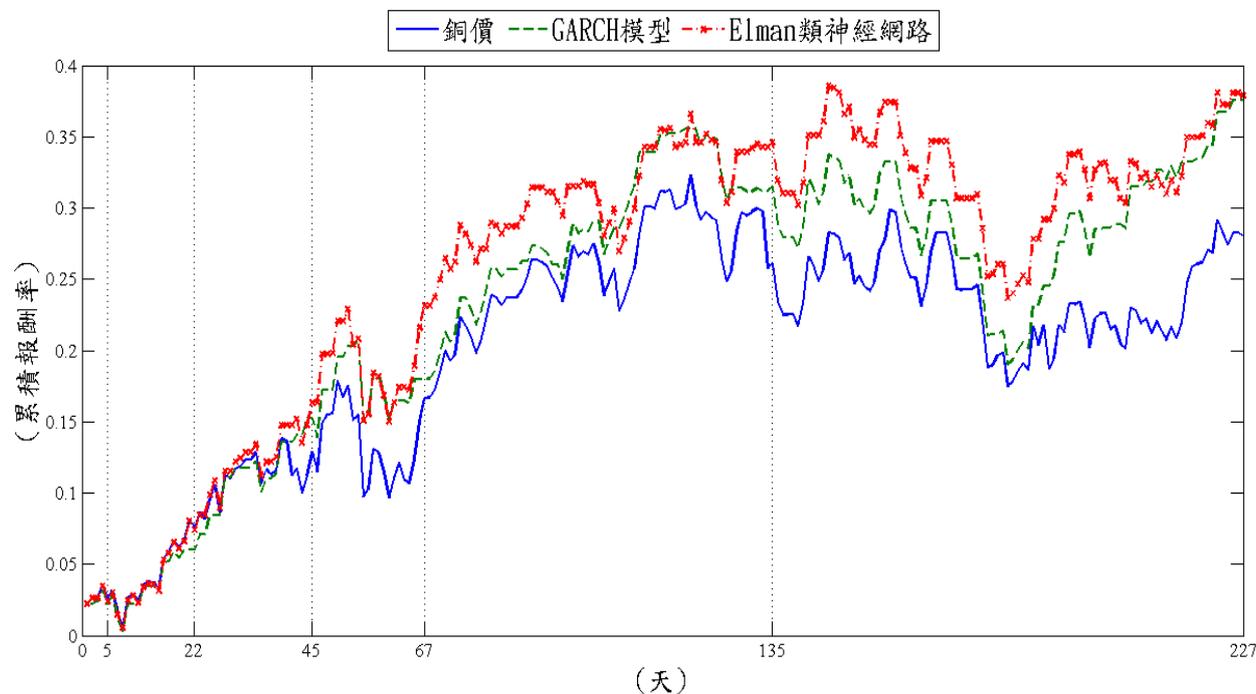


圖 3 各模式之累積報酬率

表 11 各預測模式在不同期間之累積報酬率比較表

預測天數	銅價	GARCH 模型	Elman 類神經網路
5(周)	2.54%	2.16%	2.4%
22(一個月)	7.55%	5.99%	7.41%
45(二個月)	12.87%	15.25%	16.37%
67(三個月)	16.65%	17.97%	23.18%
135(半年)	26.1%	31.52%	34.59%
227(一年)	28.05%	37.57%	37.88%

## 伍、結論

本研究之實證結果顯示三月期銅、LME 銅庫存、銀價、金價、石油報酬率之時間序列前後期有著自我相關的特性，經由 Ljung-Box  $Q^2$  檢定也發現各序列存在異質變異，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。且各時間序列並不存在單根，皆為定態時間序列。

由 Granger 因果關係檢定與向量自我迴歸模型得到三月期銅、LME 銅庫存、銀價、金價、石油報酬率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，發現金價與三月期銅有著雙向的因果關係、銅庫存為銅價之因。向量自我迴歸模型結果顯示銅價受其自身、金價、銅庫存落後 1 期的變動有負向的影響；受到自身落後 4 期與油價落後 2 期的變動有正向的影響。再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銀價 2.25046%、金價 5.692261%、三月期銅 80.07707%、銅庫存 0.713527%、石油 11.26668%，由此得知仍以自我解釋比例為最高，銅庫存的影響最低，推測其影響早已有效率地反映到價格的變化上。

得到各變數之間的關係後便將有影響的變數納入預測模型中，同時建置 Elman 類神經網路、GARCH 模型以檢測類神經網路模型、時間序列模型何者能得到更好地預測結果。運用方向正確率與交易策略之累積報酬率分析預測能力，Elman 類神經網路預測模式與 GARCH 模型之方向正確率分別為 61.23%、63%，但是 Elman 類神經網路的 MSE 比 GARCH 模型低  $1.21E-4$ ，Elman 類神經網路與 GARCH 模型分別在 28 天、40 天的累積報酬率開始超過實際銅價，且前者在各期皆能有較佳的表現。

## 參考文獻

1. 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，國立成功大學企業管理學系(EMBA)專班碩士論文。
2. 侯惠月，2000，統計方法與類神經網路在台股指數期貨之研究，國立成功大學統計學系碩士論文。
3. 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，國立成功大學統計學系碩士論文。
4. 羅華強，2011，類神經網路：MATLAB 的應用，新北市：高立圖書。

5. 鐘正良，1995，類神經網路之應用—黃金期貨預測，國立政治大學統計學系碩士論文。
6. Bollerslev, T. "Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity," *Journal of Econometrics* 31,1986,pp. 307-327.
7. Bollerslev, T., R.U. Chou, and K.F. Kroner , "ARCH Modeling in Finance: A Review of the Theory and Empirical Evidence," *Journal of Econometrics* 15,1992, pp.27-37.
8. Brooks, Chris, *Introductory Econometrics for Finance*, Cambridge University Press,2002, pp.439-438.
9. Engle, R. F. and C.W.J. Granger, "Cointegration and Error Correction : Representative, Estimation, and Testing," *Econometrica* 55, 1987,pp. 251-276.
10. Engle, R.F., "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation," *Journal of Econometrics* 50, 1982, pp.987-1007.
11. Fisher, F. M., Cootner, P. H., and Baily, M. N. "An Econometric Model of the World Copper Industry. " *The Bell Journal of Economics and Management Science*, 3(2), 1972,pp. 568-609.
12. French, K. R., G. W. Schwert, and R. F. Stambaug, "Expected Stock Returns and Volatility," *Journal of Financial Economics* 19, 1987,pp. 13-29.
13. Ham F.M. and Kostanic I. *Principles of Neurocomputing for Science & Engineering*. McGraw-Hill: New York, 2001.
14. Hinich, M.J. and D. M. Patterson, "Evidence of Nonlinearity in Daily Stock Returns," *Journal of Business and Economic Statistics* 3(1), 1985,pp.69-77.
15. Hush & Horne , *Progress in supervised neural networks*, 1993.
16. Hwang, H. B., & Ang, H., "A simple neural network for ARMA(p,q) time series". *Omega*, 29(4),2001,pp. 319-333.
17. Jeffrey L., E. "Finding structure in time. " , *Cognitive Science*, 14(2), 1990,pp. 179-211.
18. Ma, C. K. "Spreading between the Gold and Silver Markets: Is There a Parity? " *Journal of Futures Markets* 5(4),1985,pp.579-594.
19. Pindyck, R.S., and Rotemberg, J. J. "The Excess Co-movement of Commodity Prices " , *Economic Journal* 100,1990,pp.1173-1189.
20. Ramanujam, P., & Vines, D. " Commodity prices, financial markets and world income: a structural rational expectations model," *Applied Economics* 22(4),1990,pp. 509-527.
21. Tong, X., Wang, Z., & Yu, H. "A research using hybrid RBF/Elman neural networks for intrusion detection system secure model." *Computer Physics Communications* 180(10),2009.
22. Vartanesyan, Sosi Zepur, "The Short-run Behavior of The Price of Copper : Financial Markets and Fundamentals," Ph.D., New York University, 1993.
23. Vial, Joaquin R, "An Econometric Study of The World Copper Market," Ph.D., University of Pennsylvania, 1988.
24. Zurada, J. M. *Introduction to Artificial Neural Systems*. Pws Pub Co,1992.

# Application of Elman Neural Network and GARCH Model on the Prediction of LME Copper

Hung-Jen, Huang

National Chengchi University

Department of Management Information Systems

[hj.huang75@gmail.com](mailto:hj.huang75@gmail.com)

Wan-Ting, Chao

National Chengchi University

Department of Management Information Systems

[andytina520@hotmail.com](mailto:andytina520@hotmail.com)

Jiann-Min, Yang

National Chengchi University

Department of Management Information Systems

[jmyang@mis.nccu.edu.tw](mailto:jmyang@mis.nccu.edu.tw)

## Abstract

This study investigated the factors affecting the price of copper and builds a predictive model. Use of time series and neural networks to build the LME copper price forecast model.

Vector Autoregressive (VAR) models show that the copper has a negative effect with gold and copper stocks and have a positive impact with oil prices. The explained variance of three months copper by silver is 2.25%, gold is 5.69%, three months copper is 80.08%, copper stocks is 0.71%, oil is 11.27%. The direction of accuracy of GARCH model is 63% and the Elman neural network is 61.23%. The GARCH model has 17.97% of the cumulative rate of return and the Elman neural network has 23.18 % by the trading strategy after three months. Both of them are better than the actual price of copper.

Keywords: Copper, Elman neural network, Time series, GARCH, Vector Autoregressive