

行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

產銷整合之協同預測模式- 以精密機械業為例(2/2)

計畫類別：個別型計畫

計畫編號：NSC93-2213-E-029-010-

執行期間：93年08月01日至94年08月10日

執行單位：東海大學工業工程與經營資訊學系

計畫主持人：蔡禎騰

計畫參與人員：許仲傑，周政欣，陳銘強，許雅婷

報告類型：完整報告

報告附件：出席國際會議研究心得報告及發表論文

處理方式：本計畫可公開查詢

中 華 民 國 94 年 9 月 30 日

中文摘要

精密機械業中之工具機業為我國十大重要產業之一。2004 年台灣工具機產值高達新台幣八百億元，產值為世界第 5 位。因其產業具有關鍵零組件前置期長、產品種類多、數量少、單價高、與選購品種類繁多等特性，加上透過代理商銷售時所產生的市場銷售資訊落差，更造成工具機業者在進行銷售預測時的困難，往往必須面臨延宕交期或採以高庫存量來縮短交期的窘況。

自從 VICS(The Voluntary Inter-industry Commerce Standards)於 1988 年提出協同規劃、預測與補貨(Collaborative Planning, Forecasting and Replenishment; CPFR)後，目前已有許多歐美企業證實了導入 CPFR 模式具有正面成效。

在進行協同規劃、預測與補貨流程時，準確的銷售預測有很重要影響，是供應鏈上協同合作時的重要依據，對後續的採購作業、存貨管理、生產排程與後勤配送等企業活動、均會造成巨大的影響，但目前少有針對協同預測模式的適用性探討。

故本研究乃針對工具機業進行協同預測時，將納入代理商與供應商影響銷售量的因子。並以國內某一工具機業者為實證案例，比較加權移動平均法、指數平滑法、灰預測、多元線性回歸模式，探討適合之協同預測模式，並以此發展一套協同預測離型系統，可供工具機業者導入 CPFR 時的參考。

本研究計畫之第二年計畫主要是蒐集與整理目前產品銷售預測模式，再透過第一年計畫所得之影響精密機械業生產銷售等相關因素，歸納出一套適合精密機械業產銷協同預測模式。

關鍵詞：精密機械業、協同預測、加權移動平均法、指數平滑法、灰預測、多元線性回歸

ABSTRACT

The machine tool industry of the precision machinery industry is one of the ten most important industries in Taiwan. In 2004, the production value of machine tool has reached 80 billion NT dollars, and the production value has already been ranked the fifth in the world. Because of their unique characteristics, such as the long lead time of critical components, the various categories of product, few amounts of machine tools, high price of product, and the information shortage of marketing sales which was produced by agent's sales ...etc., it is hard for machine tool's worker to process the sales forecasting. Hence, the company of machine tools always faces the problem of delaying the date of delivery, or the company must take the plan of increasing the quantities of inventory to solve the problem which we mentioned before.

Since 1988, the concept of CPFR (Collaboration Planning, Forecasting, and Replenishment), proposed by VICS (Voluntary Interindustry Commerce Standards), had been introduced into many enterprises and had been provided with positive performance.

The well forecasting performance is very important while the company of machine tools proceeds to CPFR process. It is one of the critical bases for decision making on the supply chain and it causes the tremendous effects for the material procurements, inventory control, as well as production management.

The aims of this study are building the model with adding the factor which affected the sales quantity, providing by the agent and supplier. Then, taking a domestic company of machine tools as example, we are going to find out the appropriate method of collaborative forecasting after contrasting to the methods of Weighted Moving Averages, Exponential Smoothing, Grey Forecasting, and the Multiple Regression Model. Finally, the collaborative forecasting prototype system is developed for the company of machine tools as a consultation.

The project is to be implemented in two years. The objectives in the second year are to get a collaborative marketing forecast model for the precision machinery industry will be proposed. Such task has been accomplished.

keywords : Precision Machinery Industry, Collaborative Forecasting, Weighted Moving Averages, Exponential Smoothing, Grey Forecasting, Multiple Regression Model

目錄

中文摘要	I
ABSTRACT.....	II
目錄.....	III
表目錄.....	V
圖目錄.....	VI
1. 研究動機與目的	1
2. 文獻探討	2
2.1 工具機產業	2
2.1.1 工具機產業之重要性與特性	2
2.1.2 工具機產業產銷概況	2
2.2. 供應鏈管理與協同規劃預測補貨策略	3
2.2.1 CPFR 的定義與範疇	3
2.2.2 CPFR 處理流程	4
2.1.3 工具機業導入 CPFR 可行性	4
2.3 預測概論	5
2.3.1 預測定義	5
2.3.2 預測的方法	5
3. 研究方法	5
3.1 預測模式	5
3.1.1 加權移動平均法	6
3.1.2 指數平滑法	6
3.1.3 灰色理論模式	6
3.1.4 多元線性回歸模式	8
3.2 資料搜集整理與應用	8
3.3 預測績效評估方法	8
4. 結果與討論	8
4.1 加權移動平均法建模	9
4.2 指數平滑法	9
4.3 灰色理論模式建模	9
4.3.1 灰色理論 GM(1, 1) 模式	9
4.3.2 灰色理論 GM(1, N) 模式	10

4.3.3 灰關聯分析與灰色理論 GM(1, N) 模式輸入因子修正	11
4.4 多元回歸模式建模	11
5. 計畫成果自評	12
參考文獻	12
附件一	15
附件二	16

表目錄

表 1 CPFR 相關研究文獻-資訊系統建構	1
表 2 CPFR 相關研究文獻-導入效益	1
表 3 CPFR 相關論文中所使用的預測模式	4
表 4 各模型使用的變數數量	6
表 5 加權移動平均法參數績效前 10 名	9
表 7 各期 GM(1, 1) 預測績效表	10
表 8 灰關聯數值	10
表 9 個變數關聯度表	11
表 10 11 個變數灰關聯排序	11
表 11 回歸模型分析與模型參數表	12
表 12 各模型的 MAPE 值	12

圖目錄

圖 1 本研究預測模式流程圖	8
圖 2 加權移動平均法實際銷售量與預測曲線圖	9
圖 3 指數平滑法實際銷售量與預測曲線圖	9
圖 4 不同期數 GM(1, 1) 預測值曲線圖	10
圖 5 GM(1, 11) 預測值曲線	11
圖 6 GM(1, 4) 預測值曲線	11
圖 7 多元線性迴歸預測值曲線	12
圖 8 各模型預測值曲線圖	12

1. 研究動機與目的

現在企業所必須面對的產業環境是複雜且具挑戰性的，其主要的特色是以顧客為導向的生產銷售型態。不僅對產品品質的要求提高，甚至還會要求企業能依其需要製造出顧客本身所需要的產品[10]。這需要透過良善之供應鏈管理、有效運籌、與能快速回應顧客需求並提供所需之服務。近年來，許多供應鏈管理的工具相繼出現，如起自於零售業重視客戶需求導向的品類管理(Category Management,CM)、重視有效補貨機制的供應商管理庫存(Vendor Management Inventory, VMI)、以致於結合上述兩者的有效消費回應(Efficiency Consumer Response,ECR)；在製造業部份，為了減少無效率的庫存，亦有豐田式生產(Just In Time,JIT)觀念的盛行。協同與同步商務的概念也在企業激烈的競爭環境下蓬勃發展。自從 VICS(The Voluntary Inter-industry Commerce Standards)於1988年提出協同規劃、預測與補貨(Collaborative Planning, Forecasting and Replenishment；CPFR)整合上述CM、VMI、ECR與JIT的原則後，目前已有許多歐美企業證實了導入CPFR模式具有正面成效。

在進行CPFR流程時，準確的銷售預測有很重要影響，是供應鏈上協同合作時的重要依據，對後續的採購作業、存貨管理、生產排程與後勤配送等企業活動，均會造成巨大的影響。Lapide[7]指出在電子化連結的 Sell-One-Make-One 供應鏈模式中，當需求激增或快速下降時，會有商品短缺或超額存或的情況，為了要規劃作業以反應未來的需求變動，預測依然十分重要。也就是說，企業對產品的未來市場需求量無法於事先得知，這無法藉由網際網路發達，資訊暢通與協同商務下，以高頻率之訂單回應來解決。對企業而言，需求預測的結果不準確會影響到生產的規劃，甚至造成成本上的浪費。舉例來說，由於無法提供準確的需求預測，使得企業為了能夠應付市場上快速變動的需求，勢

必又要提高存貨水準。所以 MaCarthy 與 Golicic[8]指出 CPFR 只是幫助協同預測的工具，若無建立企業內部的預測流程仍無法提升績效。因此，在進行 CPFR 流程時，仍然須以較佳的需求預測模式來降低競爭環境的不確定性，提高供應鏈上的績效。

工具機業為我國十大重要產業之一，2004年台灣工具機產值高達新台幣八百億元，產值為世界第5位。因其產業具有關鍵零組件前置期長、產品種類多、數量少、單價高、與選購品種類繁多等特性，加上透過代理商銷售時的所產生的市場銷售資訊落差，更造成工具機業者在進行銷售預測時的困難，往往必須面臨延宕交期的窘況，而目前國內尚未有對工具機業預測模式的探討。為了解決此一問題，吳佩勳[14]指出因我國工具機產業衛星體系完備，CPFR 相當適用於我國工具機業，在協同預測階段，可透過代理商與供應商間資訊的交換，提升預測的準確度，而預測的準確度更是業者願意導入與否的重要考量績效。其提出了納入協同預測的因子，以供後續研究之用，但並未對各模式進行分析。故工具機業實施 CPFR 時，協同預測模式之適用性探討，實為值得研究的問題。

目前 CPFR 相關研究文獻中，大多偏重於資訊系統建構、探討導入效益與管理面部份，舉例整理如下：

表 1 CPFR 相關研究文獻-資訊系統建構

作者	內容重點
吳志忠 (2001)	B2B(Business To Business)電子交易市集平台機制中，將 CPFR 的流程及服務整合入市集平台中。
林仕文 (2003)	利用 XML 及網路服務跨平台的性，以塑模語言—BPEL4WS，去塑模及自動化協同運作流程。
羅翔翰 (2004)	使用 J2EE 三層式網路架構，實做一套具有協同預測服務的交易平台，開發過程使用物件導向技術，銷售預測的部分則單以 ARIMA (Auto Regressive Integrated Moving Average) 為基礎。

表 2 CPFR 相關研究文獻-導入效益

作者	內容重點
----	------

Nolan(2001)	探討 CPFR 成功所需的規劃事項與要素。
MaCarthy& Golicic(2002)	透過實證研究探討導入 CPFR 後之績效，並歸納成功要素。
唐心婉(2004)	應用 eM-Plant 模擬軟體以分店為主導的 CPFR 情境，探討餐飲業應用 CPFR 對供應鏈績效。
周孟陞(2004)	以個案公司資料應用情境模擬的方法，評估上下游雙方面對需求及交期不確定時，透過彼此協調、共享成本結構和需求等資訊，所產生整體的效益與限制。

協同的精神主要為企業間透過資訊共享的概念[13]，藉以提升供應鏈中的協同合作企業預測產品銷售量的準確性，僅以歷史銷售量為主的時間序列預測模式，似乎並未充分利用供應鏈上協同合作所能提供的有效資訊。因此，本研究計畫之第二年計畫乃以傳統時間序列，與上下游影響因素使用下的預測模式來做比較，試圖探討其在工具機業進行協同預測的適用性。在限制條件方面，以台灣中部地區某車床業者為案例實證。蒐集其國內代理商、該業者本身、上游滾珠螺桿供應商，五年相關影響預測的因子數據。並以加權移動平均法、指數平滑法、灰色理論模式、多元線性回歸模式，並以 MAPE 進行預測的模式評選。

2. 文獻探討

2.1 工具機產業

2.1.1 工具機產業之重要性與特性

國際工業規格對工具機所下的定義為「以某種動力推動，不用手工，而以物理、化學或其他方式，具有使加工物件成型的機械」。根據「經濟部工業產品分類」的分類方式，金屬加工用機械業，即「工具機業」，屬機械產業之一，可概分為切削工具機及成型工具機。

工具機是一切工業發展的基礎，為製造各種機械的加工設備，亦是各種基礎加工與精密加工不可或缺的機器設備，因而有「機械之母」之稱。與國防工業、汽車工業、航太工業和電子工業等的發展息息相關，為國家經濟發展的命脈，而工具機產值更可以用來衡量、評估一個國家的國力。

依據台灣區機器工業同業公會統計，2004年我國工具機產值突破台幣八百億元規模，首度超越美國，晉升為全球最五大工具機製造國，出口值排名世界第四大。我國工具機產業佔整體機械業的12%，廠商數達1,400多家，屬於機械產業中最大項目。工具機業更為國內重點產業，行政院經建會委託日本野村總和研究所調查之「2005年中華民國最具潛力的高科技產業」中，選定機械、半導體、資訊、通訊等七大產業為最具發展潛力之製造業[37]。根據工研院的調查報告及學者的研究[39]，工具機業與其他產業的主要差異在於(1)產業關連性大(2)投資大、回收慢(3)技術密集性工業(4)大多為中小企業(5)隨景氣而波動(6)零組件專業生產(7)訂單前置時間較長(8)售後服務時間長(9)零件種類繁多。

而隨著時代的變遷，現今的產業界已從過去的單打獨鬥的時代，漸漸地有走向強調與相關產業技術合作及整合製造系統的協同製造時代。故工具機業與其他產業之差異，針對產品在協同銷售預測的模式選擇上，有其分析探討之必要性。

2.1.2 工具機產業產銷概況

根據 Gardner Publish, Inc. 統計，2004年台灣工具機產值突破新台幣八百億元，首度超越美國，晉升為全球最五大工具機製造國。排名前五名依序為日本、德國、義大利、中國、台灣。

國內工具機業有七成為外銷，以往多透過代理商代為銷售，與客戶的互動較有限，且較缺乏客戶訊息之回饋，業者不易了解產品改進的空間，也不易得知本身與

競爭對手的差距究竟有多少；隨著業者能力與活力逐漸增強，業者多採取至國外增設分公司的方式，直接服務客戶，企圖拉近客戶距離。但彼此之間的資訊沒有相互連結。如能利用協同概念，將代理商、製造商、供應商的資訊相互串連，透過適當預測模式，則代理商能準確允諾顧客交期、製造商能適當規劃生產產能、供應商能即時補貨，創造顧客、代理商、製造商及供應商四贏的局面。

以工具機業來說，其上游關鍵零組件供應商替代性小、獨占性強，造成工具機業者本身的議價能力偏低。而關鍵零組件的前置期長，往往也因需求預測的落差，產生庫存過剩或不足的壓力。至於工具機業者與下游代理商的關係，則往往因為工具機業者本身缺乏足夠的銷售資訊，無法即時準確允諾交期，造成交期延後、產能運用不當情形發生。

而該產業生產方式為訂單與計畫方式共存，其計畫方式憑業務人員經驗與展覽會的反應來擬定，往往不甚精確。而以往預測方式大都是以歷史銷售資料為參考依據，但往往無法反應現實情況，或是沒有及時反應現況。

2.2. 供應鏈管理與協同規劃預測補貨策略

2.2.1 CPFR 的定義與範疇

CPFR最初的定義由美國VICS組織於1998年推動的CPFR(Collaborative Planning, Forecasting, and Replenishment)模式，公佈的一連串指導原則(處理流程)，共製定了九大步驟協助企業間如何在規劃、預測與補貨等方面進行合作。聯合通商對CPFR之定義為「正式規範兩個企業夥伴間的處理流程，雙方需先同意接受協同合作計畫和預測，監控全程一直至補貨之間的運作是否成功，然後確認異常狀況，最後採取可行方案加以解決」。針對CPFR的定義，吳志忠[26]指出是「一種想要擴張供應鏈，

使之較成為需求導向(Demand-Driven)的理念」。魏志強[31]指出CPFR是「一個供應鏈合作的應用實務，使合作夥伴運用網際網路分享預測和結果的資訊，藉此減少供應鏈的庫存，成本，並增加商品的可利用率。CPFR 主要強調是零售商與供應商共同合作建立一個供應鏈的預測方式，並分享資訊與分擔風險」。

蘇雄義(2001)指出CPFR系統是「一個以網路為基礎標準，利用聯合預測，以提昇賣方管理存貨及持續再補貨效果的網路資訊系統。藉由CPFR，不同供應鏈成員利用電子方式交換一系列的意見及支援資訊，包括過去銷售趨勢、排定的促銷活動和預測等資料」。整合而言，CPFR是將過去對聯合規劃預測取得共識的程序正式化，透過補貨來監控規劃預測的成功性，並即時回應任何例外狀況。

CPFR 是建立於效率化消費者回應(Efficient Consumer Response, ECR)原則之上，ECR包含VMI、JMI、連續補貨(Continuous Replenishment, CRP)和品類管理。目前在供應鏈中，已有不少企業因為採用及落實此一理念而得到實質上的利益。CPFR 幫助了供應鏈中的交易夥伴能夠產生最正確的預測並設定最有效率的補貨計劃。根據實際上的報表指出，其主要的優點為使供應鏈中能夠擁有較高的服務水準、降低庫存及增加銷售...等。CPFR 之協同合作(Collaboration)概念需要資訊技術去建立、分享及調整線上的預測及規劃。供應鏈中的合作一直被視為一種主要的企業流程。而CPFR正是一種能夠使彼此交易夥伴之間達成雙贏局面，亦即客戶滿意度，成本及收益能夠同時達到最佳化之最成功的機制。

CPFR的主要目標為增加需求預測和補貨規劃之正確性以降低供應鏈中的存貨及能夠使正確的產品在正確的地方獲得較高的服務水準。而唯有當企業之間能夠藉由一連串共通的處理流程來彼此合作、分享知識時，此一目的才有可能落實。而這一連串共通的企業流程，正是CPFR的主要精神。

2.2.2 CPFR 處理流程

商品缺貨或滯銷等產銷失衡的根本原因則在於「需求」無法有效掌握，然而整體供應鏈中許多的商務活動是以銷售預測為基礎，其得依賴整體供應鏈的協同運作，才可能準確的滿足需求。VICS所提出的CPFR，其內容涵蓋了消費品製造與銷售供應鏈體系所有的企業間互動的規劃、執行、監控，以及達致其最佳效益的其他活動，期望供應鏈體系成員能透過反復實行綿密的商務協調、互動，將營運作業同步化以讓供應鏈上成本最小化、減少商品缺貨或滯銷成為事實。

CPFR是由一連串流程所組成，也就是所謂的流程模式(Process Model)，所以對於其中之處理流程及相關步驟必須深入地理解。而VICS於1998年公布了處理流程白皮書(White Paper)，提出CPFR主要包含了九個主要的流程活動，約可略分三個階段與九個步驟。因此CPFR 指導方針中制訂一套循序漸進的方法，先從協同規劃開始，再經過協同預測，最終達到協同補貨。此商業流程的主要特色，仍在於促使供應鏈體系的成員，在「商務夥伴」關係架構下，能夠根據彼此之間的互信程度來共用特定的企業資訊，以在供應鏈體系內發揮各自的核心競爭力，分擔整體供應鏈成敗共同責任，並且同享成果。

在達成初步協同計劃後，預測階段的結果將影響後續一連串生產與補貨作業的規劃，若能在協同運測時有較準確的輸出，將能有效減少商品缺貨或滯銷等產銷失衡的狀況，更能提升整個CPFR的運作績效，目前相關論文中所使用的預測模式摘要如表3。

表3 CPFR相關論文中所使用的預測模式

作者	論文名稱	預測模式
吳慧玲 (2002)	台灣零售業應用協同規劃預測補貨模式之可行性研究—以烘焙業與百貨量販業為例	簡單平均法
羅翔瀚	以J2EE資訊技術建構供	統計迴歸

(2003)	應鏈中協同預測之模組	(單因子)
薛旭志 (2004)	3C零售業導入CPFR模式之研究	簡單移動平均法

目前相關論文大多僅以單一的預測方法來進行協同預測中的銷售預測，並無針對預測的模式之可行性進行探討，故本研究認為若能在進行CPFR流程時，能根據該產業所適用的預測模式進行研究，將更有效的提升CPFR的運作績效。

2.1.3 工具機業導入CPFR可行性

在工具機具業的生產體系上，我國有相當良好的中衛架構[38]，雖然個別廠商的規模不如歐、美、日等國，但在產品的生產競爭力上卻有極佳的表現。在台中、台南等地一個小時的車程範圍內，即可獲得所有的機械零組件的供應及各種生產加工的支援，此為我國機械工業發展CPFR的一大利基。

此外，過去我國的機械廠商大都擅長單打獨鬥，雖然在產品開發及市場拓展上有極佳的機動性，但在面對產品持續的開發及拓展上常因規模有限而力不從心。近年來部分廠商與具合作績效的廠商進行結盟，目前據工研院 ITIS計畫的分析包括有台中精機、台灣麗偉、遠東機械等國內知名的機械廠商約有三四十家，已籌組了十五個策略聯盟體系，其合作方式包括有合組貿易公司、共同設立展示中心、共同採購、合作整廠輸出、管理資訊的交換、及介紹買主等各種方式。

這種基於合作為基礎的中衛體系，對工具機業者上下游而言，正符合CPFR所提及之資訊透通要求。吳佩勳[14]更指出，「工具機零組件數量眾多，為降低難以控管的存貨成本，以目前工具機業衛星體系的完備，若中心廠能投入CPFR的輔導，將有很好的發展機會。但此時整體的效益，例如預測的準確性，將是廠商願意導入與否的關鍵因素。」

基於上述，本研究認為台灣工具機廠商所形成之中衛體系，將有助於導入

CPFR。而為了能達到實際效益，不僅需要廠商彼此間良好的溝通管道，更需有一套適合進行協同預測的模式，如此方能對工具機業者導入CPFR時更能有所幫助。

2.3 預測概論

工商界應用預測作為銷售的指南，始於二十世紀的美國。1904年巴布生(Roger W. Babson)首先創立商業服務社以供應商情資料，推測商場未來的演變，而獲得社會大眾的重視。近年來，資訊科技發展一日千里，進入所謂的十倍速時代。產品汰換的速度飛快，過多的庫存往往造成廠商無可計算的損失，也增添了預測準確的重要性。也因此，不論是在高科技產業或是傳統製造業，甚至是物流配送銷中心等，均利用預測來控制存貨量，以降低庫存過多的損失成本。

預測為管理決策中最普遍應用且重要之方法，因為決策所造成之影響，端賴下決策時可預知之各種因素而定。在企業管理的各領域中，不論是生產、存貨、銷售、財務等方面，都需用到預測的技巧。除此以外，各種社會活動與自然現象，也都有各式的預測問題需予解決。如以指數平滑法來預測來華觀光人數[40]、台灣區電力用量[45]，以類神經網路(Neural Network)預測電力負載[50]、集水區出流量[32]，或是將灰色理論應用在地層下陷之預測[33]、地震災害預測[29]等方面。

2.3.1 預測定義

于宗先[50]將預測定義為「對未被觀察事象的一種說明」。所謂未被觀察的(或未知的)事象不僅指未來的事象，也指已發生的。如果所涉及的包括這兩種事象，則稱為廣義的預測(Prediction)。如果所涉及的僅是未來的事象，則稱為狹義的預測(Forecasting)。徐桂祥[34]提出預測是指對研究對象的未來狀態，或目前不明確的事物，進行預先估計、推測的活動過程。在

調查研究的基礎上，運用預測理論對研究對象的特性，和所處的環境進行科學分析，則稱之為預測分析。而預測所採用的方法和手段則稱之為預測技術，這是一門注重實際應用整合性的學科。黃俊英[46]也認為預測的目的在於預見未來事件或現象，其具有三種特性：一定性、風險性與不定性。

2.3.2 預測的方法

依Chamber等[2]之區分預測的方法可以分為三大類：定性分析(Qualitative Methods)、時間序列分析及投影法(Time Series Analysis & Projection)與因果分析法(Causal Methods)DeLurgio[30]亦將預測方法區分為單變數(時間序列)、多重變數(因果預測)與定性預測三類。郭明哲[49]認為視問題之性質，可採用下列三類預測方法之一進行預測，分別是產業關連分析(Inter-industry Analysis)、計量經濟模式分析(Analysis of Econometric Model)與時間序列分析。預測的方法有很多種，主要有統計方法、定性分析、經濟模型、因果分析法等[44]。除此以外，像是灰色理論、模糊理論(Fuzzy Theory)、類神經網路與德爾菲法(Delphi Method)等，都可以作為預測之工具。

3. 研究方法

3.1 預測模式

在第二章的文獻探討後，本研究認為在CPFR流程下，由於銷售預測強調短期預測與考量上下游的資訊，以往的文獻多採時間序列預測作為預測模式，但單獨以歷史銷售量作為預測模式，似乎無法有效納入上下游的資訊。故本研究採取傳統時間序列模型：加權移動平均法、指數平滑法，與多因子考量下的多元回歸模式，與灰色預測GM(1,1)與GM(1,N)模型來做比較。各

模型使用的變數數量，如表4所示：

表4 各模型使用的變數數量

變數數量	1	>1
預測模式	加權移動平均法	多元回歸模式
	指數平滑法	GM(1,N)
	GM(1,1)	

3.1.1 加權移動平均法

加權移動平均法 (Weight Moving average)，採用的是加權平均計算法，以這種方式來分析未來市場走勢，給最近數期的觀察點不同的權重。根據先前數個週期的觀察點，以影射預測週期中的數值。移動平均可以提供趨勢資訊，用來預測銷售、存貨、走勢分析或其他的趨勢。加權移動平均線(WMA)發出的指標是整體性的趨向。

加權移動平均法是將期數t內所有觀察數量分別乘以該期權重。就可得到一個時間數列平均值，也就是下一期之時間數列預測值。常見的加權移動平均法以3期為主，其計算公式如下。

$$F_t = \alpha A_{t-1} + \beta A_{t-2} + \gamma A_{t-3} \quad (2)$$

其中

F_t = 第 t 期的預測值

A_i = 第 i 期的實際值

α 、 β 、 γ 為各期權重

且 $\alpha + \beta + \gamma = 1$

加權移動平均法有兩個明顯的特點：
1. 對於較長觀察期內，時間序列的觀察值變動方向和程度不一致，呈現波動狀態，或受隨機影響比較明顯時，移動平均法能够在消除不規則變動的同時，又對其波動有所反映，即反映現象變動比較敏感。
2. 加權移動平均預測法所需儲存的觀察值較少，如上述公式只有3期。

3.1.2 指數平滑法

指數平滑法為加權移動平均的一種型

式，優點在於加權型態可以較簡單的改變以配合特殊需要，根據先前週期的預報來預測數值，數值會隨著先前預報的誤差而調整，其平滑常數(alpha factor)的大小來決定此次預測反映先前預測之誤差的程度為何。 α 必須介於0~1之間，0.2到0.5的值為常用的平滑常數。這些數值表示目前的預測應根據先前的預測誤差而調整 20% 到 50 %。常數值愈大可產生較快的回應速度，但也可能產生反常的情況。較小的常數值則可能產生預測值嚴重落後的結果。

指數平滑法的權數來自歷史資料，當資料筆數增加，權數就相對減小，亦即每一新預測值，是前一個預測值加上前一期實際值與前一期預測之差異再乘上平滑指數常數。計算方式：

$$F_t = \alpha A_{t-1} + (1-\alpha)F_{t-1} \quad (1)$$

其中

F_t = 第 t 期的預測值

A_{t-1} = 前一期的實際值

F_{t-1} = 前一期的預測值

α = 平滑常數, $0 < \alpha < 1$

移動平均法與指數平滑法均需要大量觀察資料，適當的權數是有必要，但會因個人主觀認定不同而有不同結果，容易造成預測偏差，會影響預測的準確性。故本研究乃嘗試以不同的權數進行運算。

3.1.3 灰色理論模式

灰色理論或稱灰預測 (Grey Theory) 為中國學者鄧聚龍，於1982年於論文中所發表之觀念。適用於系統的關聯分析、模型建構，藉由預測及決策方法來探索系統，使系統白化。灰色系統應用廣泛，其特色是能對系統之不確定性、多變量輸入、離散數據及數據不完整作有效的處理，並根據系統模型的發展趨勢作未來行為之預測，以提供對策及解決方案，發展至今已成功應用於農業、經濟、電力等領域上。

GM(1,1)數列灰預測進行的方法可分

為下列五個步驟：

步驟1：首先列出觀察數列，即原始數列 $x^{(0)}$

$$x_1^{(0)} = (x_1^{(0)}(1), x_1^{(0)}(2), x_1^{(0)}(3), \dots, x_1^{(0)}(k))$$

(3)

步驟2：進行累加生成(AGO)處理，定義 $x^{(1)}$ 為 $x^{(0)}$ 的一次AGO序列

$$x^{(1)} = \left(\sum_{k=1}^1 x^{(0)}(k), \sum_{k=1}^2 x^{(0)}(k), \dots, \sum_{k=1}^n x^{(0)}(k) \right) \quad (4)$$

步驟3：平均值計算 $z^{(1)}(k)$

$$z^{(1)}(k) = 0.5x^{(1)}(k) + 0.5x^{(1)}(k-1)$$

(5)

步驟4：求出發展係數 a 和灰作用量 b

$$a = \frac{\sum_{k=2}^n z^{(1)}(k) \sum_{k=2}^n x^{(0)}(k) - (n-1) \sum_{k=2}^n z^{(1)}(k) x^{(0)}(k)}{(n-1) \sum_{k=2}^n [z^{(1)}(k)]^2 - \left[\sum_{k=2}^n z^{(1)}(k) \right]^2} \quad (6)$$

$$b = \frac{\sum_{k=2}^n [z^{(1)}(k)]^2 \sum_{k=2}^n x^{(0)}(k) - \sum_{k=2}^n z^{(1)}(k) \sum_{k=2}^n z^{(1)}(k) x^{(0)}(k)}{(n-1) \sum_{k=2}^n [z^{(1)}(k)]^2 - \left[\sum_{k=2}^n z^{(1)}(k) \right]^2} \quad (7)$$

步驟五：進行預測值的運算

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = (1-e^a) \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} \quad (8)$$

若利用同一序列的前面幾個數據(至少以前四點數據開始)建立 GM(1,1)模型後，預測下一點數據(第五點數據)，然後再將整個建模序列的取點由數列的第二點開始取，同樣建立 GM(1,1)模型，再預測下一點數據(第六點數據)，依此類推做到原始序列最後一點數據為止，稱為滾動建模。而滾動建模時，期數的選擇也會影響預測值的反應速度，故在進行GM(1,1)滾動建模時，須以不同期數進行運算與篩選較適者。

在灰色理論中，如果在序列 $x_i^{(0)}(k)$ ， $i=1,2,3,\dots,N$ 中， $x_1^{(0)}(k)$ 為系統主要行為，而 $x_2^{(0)}(k), x_3^{(0)}(k), \dots, x_N^{(0)}(k)$ 為影響主行為的因子，則可利用GM(1,N)模型做分析，其步驟為：

步驟一：建立原始數列

$$x_1^{(0)} = (x_1^{(0)}(1), x_1^{(0)}(2), x_1^{(0)}(3), \dots, x_1^{(0)}(k))$$

$$x_2^{(0)} = (x_2^{(0)}(1), x_2^{(0)}(2), x_2^{(0)}(3), \dots, x_2^{(0)}(k))$$

$$x_3^{(0)} = (x_3^{(0)}(1), x_3^{(0)}(2), x_3^{(0)}(3), \dots, x_3^{(0)}(k))$$

.

$$x_N^{(0)} = (x_N^{(0)}(1), x_N^{(0)}(2), x_N^{(0)}(3), \dots, x_N^{(0)}(k))$$

其中 $k=1,2,3,\dots,n$

(9)

步驟二：建立AGO序列

$$x_1^{(1)} = (x_1^{(1)}(1), x_1^{(1)}(2), x_1^{(1)}(3), \dots, x_1^{(1)}(k))$$

$$x_2^{(1)} = (x_2^{(1)}(1), x_2^{(1)}(2), x_2^{(1)}(3), \dots, x_2^{(1)}(k))$$

$$x_3^{(1)} = (x_3^{(1)}(1), x_3^{(1)}(2), x_3^{(1)}(3), \dots, x_3^{(1)}(k))$$

(10)

$$x_N^{(1)} = (x_N^{(1)}(1), x_N^{(1)}(2), x_N^{(1)}(3), \dots, x_N^{(1)}(k))$$

其中 $k=1,2,3,\dots,n$

步驟三：根據GM(1, N)的型式，將AGO後之數列組成

$$x_1^{(0)}(k) + az_1^{(1)}(k) = \sum_{j=2}^N b_j x_j^{(1)}(k) \quad (11)$$

其中 $z^{(1)}(k) = 0.5x^{(1)}(k) + 0.5x^{(1)}(k-1)$ ， $k \geq 2$

步驟四：利用步驟三，代入各個生成後之數值，可得

$$x_1^{(0)}(2) + az_1^{(1)}(2) = b_2 x_2^{(1)}(2) + \dots + b_N x_N^{(1)}(2)$$

$$x_1^{(0)}(3) + az_1^{(1)}(3) = b_2 x_2^{(1)}(3) + \dots + b_N x_N^{(1)}(3)$$

(12)

$$x_1^{(0)}(n) + az_1^{(1)}(n) = b_2 x_2^{(1)}(n) + \dots + b_N x_N^{(1)}(n)$$

在將上述之方程組轉成矩陣的型式

$$\begin{bmatrix} x_1^{(0)}(2) \\ x_1^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x_1^{(0)}(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -z_1^{(1)}(2) & x_2^{(1)}(2) & \dots & x_N^{(1)}(2) \\ -z_1^{(1)}(3) & x_2^{(1)}(3) & \dots & x_N^{(1)}(3) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -z_1^{(1)}(n) & x_2^{(1)}(n) & \dots & x_N^{(1)}(n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b_2 \\ \vdots \\ b_N \end{bmatrix} \quad (13)$$

根據最小平方法則，解出 $\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y_N$ ，

其中：

$$Y_N = \begin{bmatrix} x_1^{(0)}(2) \\ x_1^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x_1^{(0)}(n) \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -z_1^{(1)}(2) & x_2^{(1)}(2) & \dots & x_N^{(1)}(2) \\ -z_1^{(1)}(3) & x_2^{(1)}(3) & \dots & x_N^{(1)}(3) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -z_1^{(1)}(n) & x_2^{(1)}(n) & \dots & x_N^{(1)}(n) \end{bmatrix}, \hat{a} = \begin{bmatrix} a \\ b_2 \\ \vdots \\ b_N \end{bmatrix} \quad (14)$$

此步驟可求得主行為因子和各個子因子之間的關連強度，此關聯性也稱為灰關聯。

第五步驟：進行預測值的運算

$$\hat{x}_i^{(1)}(k+1) = \left\{ x_i^{(0)}(1) - \sum_{i=2}^N \frac{b_{i-1}}{a} x_i^{(1)}(k+1) \right\} e^{-ak} + \sum_{i=2}^N \frac{b_{i-1}}{a} x_i^{(1)}(k+1) \quad (15)$$

3.1.4 多元線性回歸模式

在一般的因果銷售預測函數中，依其複雜性有一般線性迴歸、非線性迴歸。為操作方便，非線性迴歸須轉換為線性，轉換後以半對數(Semi-Log)線性迴歸和雙對數(Double-Log)線性迴歸模型為常見。這些線性迴歸模型定義如下：

一般多元線性迴歸模型：

$$Y = \beta_0 + \sum \beta_i \times X_i \quad (16)$$

半對數線性迴歸：

$$\ln Y = \beta_0 + \sum \beta_i \times X_i \quad (17)$$

雙對數線性迴歸：

$$\ln Y = \beta_0 + \sum \beta_i \times X_i + \sum \beta_j \times \ln X_j \quad (18)$$

其中 X_i, X_j 皆為解釋變數； β_i, β_j 為該解釋變數之係數

迴歸分析也可有效的處理屬性對相關變數的影響。這個程序使用虛擬變數(Dummy Variables)來表示特定事件的出現。虛擬變數只有2個值，0和1。

本研究中，由於迴歸模型各解釋變數之數值差異甚大，虛擬變數與一般性變數同時存在，若使用半對數線性函數並不恰當，易發生變數影響效果被低估或被高估之現象，故採雙對數線性函數形式以減輕此現象[49]，最後再以對數還原的方式進行誤差值的計算。

3.2 資料搜集整理與應用

本研究中，以中部某工具機業者為研究實證對象，並以該業者車床之月銷售量做為預測。下游代理商部分，因其國內銷售皆透過單一代理商進行銷售，為國內外代理商銷售量最高者，每月銷售量約佔總銷售量2成，故進行預測時下游部分僅考量此一代理商。上游供應商部份，因滾珠螺桿為其關鍵零組件之一，且訂購前置期高

達1至3個月，故以此協力廠商為資料來源。除了故蒐集以「月」為單位之資料，並將資料劃分為兩區段，第一區段為模式訓練建構期，在此階段選定各參數值，如加權移動平均之最適參數決定，第二區段為模式驗證期，此階段乃前階段各模式所篩選之最適參數進行績效驗證。如圖1所示。

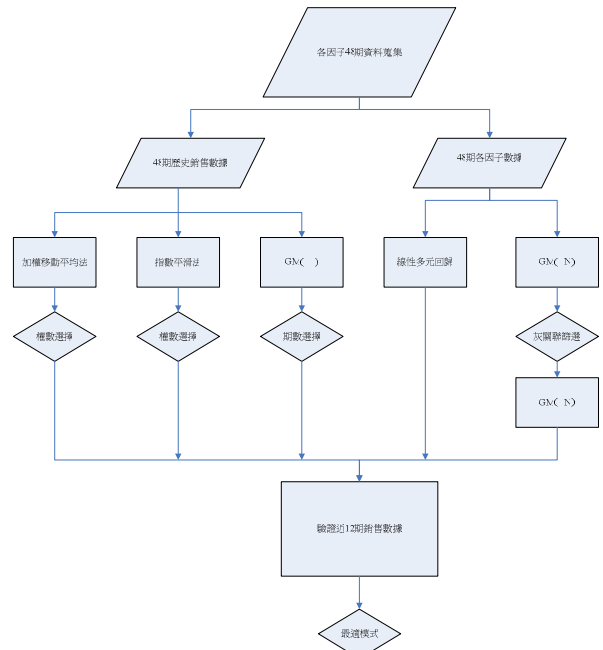


圖1 本研究預測模式流程圖

3.3 預測績效評估方法

在衡量指標部分，基於希望對極端值的影響不要過於敏感且可使預測人員迅速瞭解預測準確度[30]，故選取平均絕對誤差百分比(MAPE)作為預測效度之衡量與比較基準，MAPE值越小者越佳，其公式如下：

$$MAPE = \sum_{i=1}^m \frac{\|A_i - F_i\| / A_i}{m} \quad (19)$$

A_i ：第i期實際銷售量

F_i ：第i期預測銷售量

4. 結果與討論

本研究以國內某生產車床之工具機業者與其國內代理商、滾珠螺桿供應商為模式驗證的對象。並實地蒐集其2000年1月至

2004年12月共計60期(月)之歷史銷售資料、產能、存貨、行銷策略、市場動態，共計12項歷史資料，作為模式與方法驗證。將60期分為2大部份：以第1~48期為個預測模式之訓練區間，49~60期為績效測試區間。並以MAPE為衡量指標。

4.1 加權移動平均法建模

在加權移動平均法，以第1~48期銷售量進行模式參數敏感度訓練分析， α 、 β 、 γ 各以0.1為區間進行試驗共計36個模型，並以MAPE為衡量指標，篩選最適之參數，預測49~60期之銷售數量。前10名排名結果如表5。

表5 加權移動平均法參數績效前10名

α	β	γ	MAPE	排名
0.1	0.1	0.8	11.05632%	1
0.1	0.2	0.7	11.06184%	2
0.1	0.3	0.6	11.29082%	3
0.2	0.2	0.6	11.43656%	4
0.1	0.4	0.5	11.65791%	5
0.2	0.3	0.5	11.81824%	6
0.3	0.1	0.6	11.87172%	7
0.1	0.5	0.4	12.11455%	8
0.3	0.2	0.5	12.19886%	9
0.2	0.4	0.4	12.25498%	10

由表5可得知，排名前七名者，權重之結果與經驗上給予較近期較大的權重相符。取MAPE最小者，即 $\alpha=0.1$ ， $\beta=0.1$ ， $\gamma=0.8$ ，進行本研究之工具機實際銷售量與預測曲線圖，如圖2。由圖可知加權移動平均法在數據劇烈變動時，如最高點與最低點，有落後的反應並且在銷售量高時會低估低時會高估的狀況。但在銷售狀況平穩時，如第29~34期，會有很良好的預測效果。

在 $\alpha=0.1$ ， $\beta=0.1$ ， $\gamma=0.8$ 時進行預測第49~60期的MAPE為11.22034%。

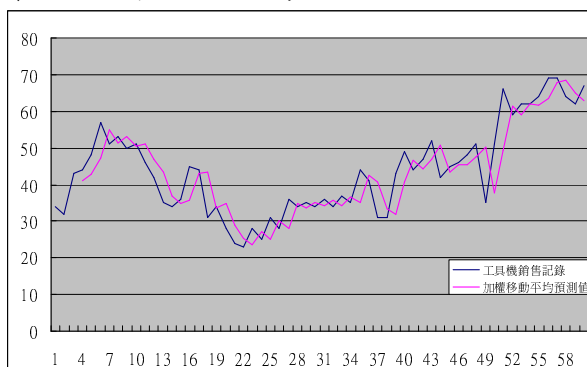


圖2 加權移動平均法實際銷售量與預測曲線圖

4.2 指數平滑法

在指數平滑法，以第1~48期銷售量進行模式參數敏感度訓練分析， α 值以0.1為區間進行試驗共計19個模型，並以MAPE為衡量指標，篩選最適之參數 α ，預測49~60期之銷售數量。前5名排名結果如表6。

表6 加權移動平均法參數績效前5名

α	MAPE	排名
0.75	11.09104127%	1
0.8	11.09555605%	2
0.85	11.13041343%	3
0.7	11.18113527%	4
0.9	11.18292524%	5

取MAPE最小者，即 $\alpha=0.75$ ，進行本研究之工具機實際銷售量與預測曲線圖，如圖3。

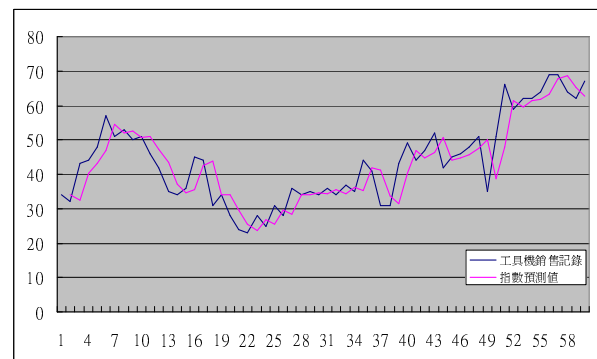


圖3 指數平滑法實際銷售量與預測曲線圖

4.3 灰色理論模式建模

4.3.1 灰色理論 GM(1,1) 模式

使用灰色理論GM(1,1)模式進行預測時，只需歷史銷售數據即可，但在滾動建模時不同的是必須考慮所需之期數，進行預測的期數越多，則預測值越行平緩，為決定最佳之期數，本研究分別以4期、5期、6期、7期、8期歷史銷售數據進行滾動建

模。再前48期訓練區間，採取MAPE最小者。此外，進行GM(1,1)滾動建模時，若當a=0，因GM(1,1)預測公式會遭遇分母為0無法進行預測之窘況，而目前尚無針對此一問題作探討的文獻，本研究為解決此一問題，乃以預測公式之極限值b作為下期預測測量。各期GM(1,1)在訓練期所得之MAPE如下表7。各期數預測值與實際值曲線如圖4所示。

表7 各期GM(1,1)預測績效表

期數	MAPE	排名
5	13.70993589%	1
6	13.772283%	2
7	14.43292635%	3
4	14.82137696%	4
8	15.20935227%	5

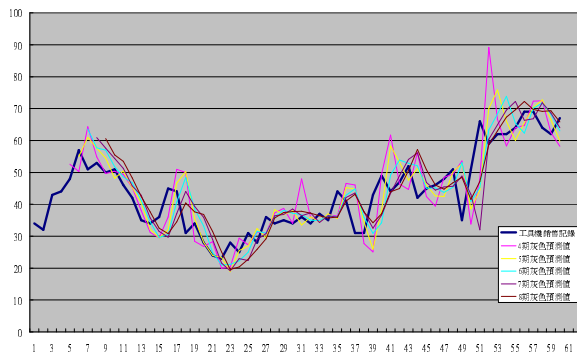


圖4不同期數GM(1,1)預測值曲線圖

期數選擇的不同會有不同的預測效率。由上圖可知，雖然期數越大曲線越平緩，但其落後真實值的程度也越大，如在13~16期銷售狀況為成長，但各曲線對此成長狀況的反應，卻依使用期數越大而越慢有所反應，大於5期者甚至在銷售量為下滑時依舊反映著成長的預測值。以本案例而言以5期歷史銷售量進行滾動建模有最好的準確性。而其第49~60期之MAPE為16.6822%。

4.3.2 灰色理論 GM(1, N) 模式

在進行 GM(1, N) 之前，先對 12 項因子做一說明：

- AS：該代理商銷售紀錄
- MS：工具機業者銷售紀錄
- VS：滾珠螺桿供應商銷售紀錄

- MC：工具機業者產能利用率
- VC：滾珠螺桿供應商產能利用率
- AI：該代理商存貨週轉天數
- MI：工具機業者存貨週轉率
- VI：滾珠螺桿供應商存貨週轉率
- H：機械展覽會是否參展。若有，值為1；若無，值為0
- P：當月是否有促銷活動。若有，值為1；若無，值為0
- B：經濟部工業局公告之「工業生產指數-切削工具機類」
- ER：中央銀行所公告之每月匯率平均

由以上 11 項因子進行對工具機業者銷售紀錄進行 48 期 GM(1, 11) 建模。求得個灰關聯數值，如下表 8 所示：

表8 灰關聯數值

變數	灰關聯數值
a	1.9071
AS	-0.4568
VS	0.0409
MC	77.8015
VC	-34.2179
AI	0.1105
MI	-0.083
VI	0.0213
H	1.2835
P	-1.7544
B	0.2854
ER	0.2884

代入預測方程式得到

$$\begin{aligned}
 MS^{(0)}(t+1) = & [MS^{(0)}(t) - \frac{0.4568}{1.9071} AS^{(0)}(t+1) - \frac{0.0409}{1.9071} VS^{(0)}(t+1) - \frac{77.8015}{1.9071} MC^{(0)}(t+1) \\
 & - \frac{34.2179}{1.9071} VC^{(0)}(t+1) - \frac{0.1105}{1.9071} AI^{(0)}(t+1) - \frac{-0.083}{1.9071} MI^{(0)}(t+1) - \frac{0.0213}{1.9071} VI^{(0)}(t+1) \\
 & - \frac{1.2835}{1.9071} H^{(0)}(t+1) - \frac{-1.7544}{1.9071} P^{(0)}(t+1) - \frac{0.2854}{1.9071} B^{(0)}(t+1) - \frac{0.2884}{1.9071} ER^{(0)}(t+1)] e^{-1.9071t} \\
 & + \frac{-0.4568}{1.9071} AS^{(0)}(t+1) + \frac{0.0409}{1.9071} VS^{(0)}(t+1) + \frac{77.8015}{1.9071} MC^{(0)}(t+1) \\
 & + \frac{-34.2179}{1.9071} VC^{(0)}(t+1) + \frac{0.1105}{1.9071} AI^{(0)}(t+1) - \frac{-0.083}{1.9071} MI^{(0)}(t+1) + \frac{0.0213}{1.9071} VI^{(0)}(t+1) \\
 & + \frac{1.2835}{1.9071} H^{(0)}(t+1) + \frac{-1.7544}{1.9071} P^{(0)}(t+1) + \frac{0.2854}{1.9071} B^{(0)}(t+1) + \frac{0.2884}{1.9071} ER^{(0)}(t+1)
 \end{aligned}
 \tag{20}$$

其預測曲線如圖 5 所示

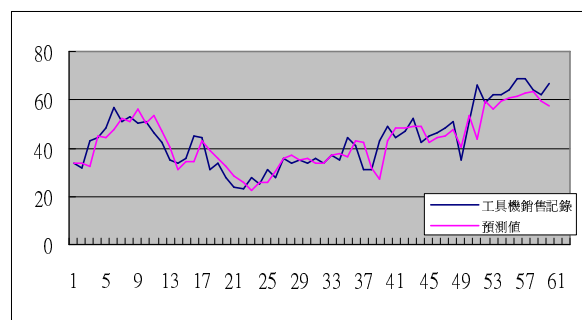


圖 5 GM(1,11)預測值曲線

GM(1,11)模式在第 49~60 期有著較低之 MAPE 其值為 9.446812%。優於加權移動平均與指數平滑法。但文獻[23]指出若 GM(1,N)模式所選的變數過多，有可能會干擾整個系統的準確性，故針對哪些因子可納入考量，需經過灰關聯篩選後再行判斷，為針對此一問題，本研究再進行下一節的輸入因子修正實驗。

4.3.3 灰關聯分析與灰色理論 GM(1, N)模式輸入因子修正

上節採取 12 個變數進行建模，灰關聯係數除以 a 取絕對值即表示灰關聯度，如表 9 所示

表 9 個變數關聯度表

變數	灰關聯度
AS	0.239525982
VS	0.021446175
MC	40.79571077
VC	17.94237324
AI	0.057941377
MI	0.043521577
VI	0.01116879
H	0.673011379
P	0.919930785
B	0.149651303
ER	0.151224372

各變數關聯度數值的大小，其實際意義並不重要，序列間的關聯順序才是分析關鍵[42]，其排序如表 10。根據呂柏賢[27]指出，在灰關聯度在 0.6 以上表示該變數對系統的輸出有一定程度的影響。在本例中灰關聯度在 0.6 以上的依序為工具機業者產能利用率、滾珠螺桿供應商產能利用率、是否有促銷活動、機械展覽會是否參展。未必免系統的干擾過多，將以灰關聯度在 0.6 以上的變數進行建模，故採用此 4 項變數再行建立 GM(1,4)模式。其預測圖形如圖 6。

表 10 11 個變數灰關聯排序

變數	灰關聯度	排序
MC	40.79571	1
VC	17.94237	2

P	0.919931	3
H	0.673011	4
AS	0.239526	5
ER	0.151224	6
B	0.149651	7
AI	0.057941	8
MI	0.043522	9
VS	0.021446	10
VI	0.011169	11

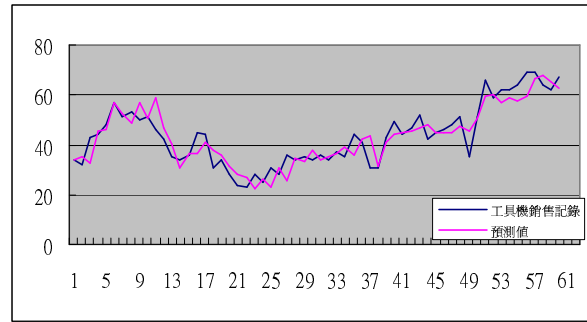


圖 6 GM(1,4)預測值曲線

經修正過後的 GM(1,4)有著比 GM(1,11)較佳的準確度，其 49~60 期 MAPE 值為 8.376746%。故表示 GM(1,11)模式中因納入的 11 個變數，若干較不具影響的變數所造成對系統的干擾，使得預測準確度不如僅採取 4 個變數所建之 GM(1,4)模式。

4.4 多元回歸模式建模

多元回歸建模法如第三章所述，採雙對數線性迴歸模型，並對自變數特性，對其作適當轉換，以底數為 10 進行轉換，模型如下：

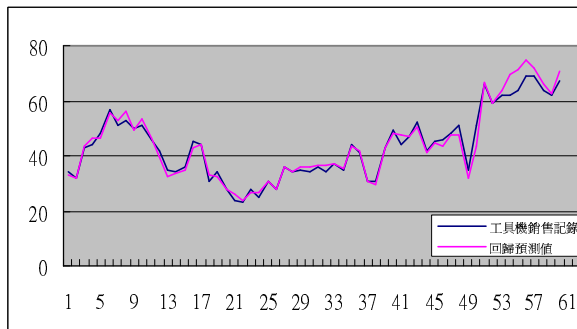
$$\begin{aligned} \log MS(t) = & b_0 + b_1 \times \log AS(t) + b_2 \times \log VS(t) + b_3 \times MC(t) \\ & + b_4 \times VC(t) + b_5 \times AI(t) + b_6 \times MI(t) + b_7 \times VI(t) \\ & + b_8 \times H(t) + b_9 \times P(t) + b_{10} \times \log B(t) + b_{11} \times \log ER(t) \end{aligned} \quad (21)$$

針對上述 1~48 期資料與統計工具分析變數之合適性，求出合適之回歸預測模型。以 SPSS 統計軟體，進行模型解釋度與相關性、解釋變數間共線性分析。由於變數間若存在共線性會降低模型之績效，本研究以變異數膨脹因子 (Variance Inflation Factor, VIF) 來做多元回歸共線性分析。其模型參數與分析如表 11 所示。

表 11 回歸模型分析與模型參數表

		參數值	STD Error	VIF
常數	b0	1.878583985	0.468	1.371
AS	b1	0.007584829	0.027	3.630
VS	b2	0.146003482	0.091	7.975
MC	b3	0.459741996	0.060	4.411
VC	b4	-0.202089159	0.061	1.789
AI	b5	-0.030310709	0.019	2.394
MI	b6	-0.158173494	0.032	1.159
VI	b7	-0.016849346	0.013	1.170
H	b8	0.014247929	0.006	1.140
P	b9	-0.005620774	0.006	6.785
B	b10	0.203322684	0.088	2.495
ER	b11	-0.616695717	0.227	1.371

VIF 值應小於 10 為佳，本模型中變數 VIF 介於 7.975~1.140 之間，自變數間並無明顯之共線性問題。接著，將 $\log MS(t)$ 還原成原始值 $MS(t)$ ，對此模型參數進行驗證，得到 49~60 期的 MAPE 值為 6.091019%，其相關如圖 7：



4.5 預測模式績效分析

將章節 4.1 至 4.4 各模型的 49~60 期所篩選出的較佳參數模型曲線圖如圖 8，並將 MAPE 值排序整理如表 12。

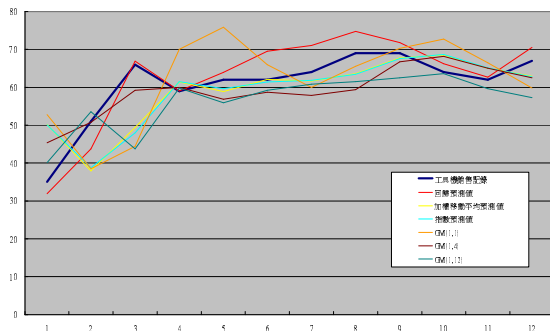


圖 8 各模型預測值曲線圖

表 12 各模型的 MAPE 值

模型	MAPE	排序
多元線性回歸模式	6.0910%	1
灰色理論 GM(1,4)	8.3767%	2
灰色理論 GM(1,11)	9.4468%	3
加權移動平均法	11.2203%	4
指數平滑法	11.2949%	5
灰色理論 GM(1,1)	16.6822%	6

經比較各模型的 MAPE 值後發現，在此案例中多元線性回歸模式有著最佳的預測績效。比傳統時間序列法(加權移動平均法、指數平滑法)之誤差值減少約 5%。而排名前 3 名皆為使用多變數之模型，可見，若能在進行協同預測時，將上下游影響的變數納入預測模型中，可提高預測之準確度。

5. 計畫成果自評

第二年預計完成蒐集與整理目前產品銷售預測模式、研究適合的精密機械產業預測方法、比較與驗證協同預測模式，以建構出一套適合精密機械產業之協同預測模式。

完成之工作項目：對工具機業者進行協同預測時，納入代理商與供應商影響銷售量的因子，以加權移動平均法、指數平滑法、灰預測、多元線性回歸模式，探討適合之協同預測模式，並發展一套協同預測雛型系統，以供日後研究參考。

參考文獻

- [1] Anderson, E. & Simester, D. "Minding Your Pricing Cues," Harvard business Review, September, 7-14, 2003.
- [2] Caire, P., G. Hatabian, and C. Muller, "Progress in Forecasting by Neural Networks," International Joint Conference on Neural Network, 540-545, 1992.
- [3] Diane, E. K., "Machine Learning", Training & Development Journal, Vol. 44, No. 12, pp.24-29, Dec. 1990
- [4] Douglas, C. M. and A. P. Elizabeth,

- Introduction To Linear Regression Analysis”, Wiley Inter. Science, New York, 1992.
- [5] Henson, T., W. Huxhold, and D. Bowman, “An enhanced neural network learning algorithm with simulated annealing”, Third Workshop on Neural Networks, 87-94, Feb., 1992.
- [6] Huan, J. S. and T. L. James, and P. W. Trefor, “Using Neural Networks to Predict Component Inspection Requirements for Aging Aircraft,” Computers Ind. Engng, Vol. 30, No. 2, 257-267, 1996..
- [7] Lapide, L., “New Developments in Business Forecasting : Debunking executive conventional wisdom ”,The journal of business forecasting, vol.19,No.2,pp.16-17, 2000
- [8] MaCarthy,T.M.and Golicic,S.L., “Implementing Collaborative Forecasting to Improve Supply Chain Performance ”, International Journal of Physical Distribution&Logistics Management,vol.32,No.6,pp.431-454, 2002
- [9] Nolan, W. Jr., “Game Plan for A Successful Collaboration Forecasting process”,the Journal of Business Forecasting, Spring pp.2-6,2001
- [10] Still, Richard R., Edward W. Coundiff and Norman A. P. Govoni, “Sales Management”, Prentice-Hall, 1988.
- [11] Strasheim, J. J., “Demand Forecasting For Motor Vehicle Spare Parts,” University of Pretoria, South Africa ,1992.
- [12] Tae, Hoo-Oum, “Alternative Demand Models and Their Elasticity Estimates,” Journal of Transport Economics & Policy, Vol.23, Iss.2, 163-187, May 1989.
- [13] VICS Association, <http://www.vics.org/>
- [14] 吳佩勳, 「產銷整合之協同預測因子分析—以工具機業為例」, 東海大學工業工程與經營資訊研究所碩士論文
- [15] 薛旭志, 「3C 零售業導入CPFR 模式之研究」, 國立高雄第一科技大學行銷與流通管理研究所, 碩士論文, 2004年。
- [16] 羅翔翰, 「以 J2EE 資訊技術建構供應鏈中協同預測之模組」, 義守大學工業工程與管理學研究所, 碩士論文, 2004年。
- [17] 唐心婉, 「餐飲業應用協同規劃、預測及補貨對供應鏈績效影響之研究」, 南台科技大學企業管理研究所, 碩士論文, 2004年。
- [18] 周孟陞, 「精簡式協同規劃預測補貨模式之實證研究」, 國立成功大學資訊管理研究所, 碩士論文, 2004年。
- [19] 林仕文, 「以企業流程塑模語言自動化CPFR之補貨機制」, 國立台北大學資訊管理研究所, 碩士論文, 2003年。
- [20] 吳慧玲, 「台灣零售業應用協同規劃預測補貨模式之可行性研究—以烘焙業與百貨量販業為例」, 淡江大學資訊管理研究所, 碩士論文, 2003年。
- [21] 詹仕堅, 「使用類神經網路在洪水推估之研究—以集水區地文特徵為基礎」, 國立台灣大學地理環境學研究所, 碩士論文, 2002年。
- [22] 黃宏文, 「晶圓製造廠區段基礎式週期時間估算法」, 國立交通大學工業工程與管理系, 博士論文, 2002年。
- [23] 鄭益興, 「以類神經網路建立國際港口營運量預測模式—以花蓮港為例」, 國立東華大學企業管理學系, 碩士論文, 2001年。
- [24] 李順益, 「灰色理論於短期銷售預測之適用性探討」, 義守大學資訊工程學系, 碩士論文, 2001年。
- [25] 陳怡姣, 「半導體產業景氣之灰預測研究」, 彰化師範大學商業教育學系, 碩士論文, 2001年。
- [26] 吳志忠, 「建構一個具有CPFR流程特性之企業間商務電子交易市集平台的模式」, 國立政治大學資訊管理研究所, 碩士論文, 2001年。
- [27] 呂柏賢, 「灰色需求預測模式之研究—以易腐性商品為例」, 東海大學工業工程與經營資訊研究所, 碩士論文, 2000年。
- [28] 葉怡成, 「類神經網路模式應用與實作(第7版)」, 儒林圖書公司, 台北市, 2000年。
- [29] 鄭魁香, 「混合類神經網路應用於地震災害預測」, 第四屆灰色系統理論與應用研討會論文集, 高雄, 57-64, 1999年10月。
- [30] DeLurgio, S. A., 預測的原則與應用, 許純君

- (譯)，西書，1999年3月。
- [31] 魏志強，「連鎖零售業資訊科技策略性運用之研究」，元智大學管理研究所，碩士論文，1998年。
- [32] 蔡國慶，「模糊類神經網路應用在集水區出流量之預測」，逢甲大學土木及水利工程研究所，碩士論文，1998年。
- [33] 周孟科，「灰色理論應用於地層下陷之預測」，成功大學水利及海洋工程研究所，碩士論文，民國1998年。
- [34] 徐桂祥，「灰色系統在商情預測上之研究」，雲林技術學院資訊管理技術研究所，碩士論文，1997年。
- [35] 楊豐松，「聚合式智慧型系統在資訊篩選上之研究—結合類神經網路與模糊理論以證券市場預測為例」，國立政治大學資訊管理研究所，碩士論文，1997年。
- [36] 周孟科，「灰色理論應用於地層下陷之預測」，成功大學水利及海洋工程學系，碩士論文，1997年6月。
- [37] 野村總和研究所，「2005年最具發展潛力之高科技產業計畫-機械產業(上)」，機械會訊，1997年10月。
- [38] 鍾自強，「我國成為亞太精密機械製造中心的契機、困難與展望」，經濟情勢暨評論季刊，經濟部工業局，1996年5月。
- [39] 劉仁傑，「台灣產業分工網路的技術因素分析—台灣工具機產業分工體系再探」，第四屆產業管理研討會論文集，國立中山大學企管系，1995年。
- [40] 國立政治大學企業管理研究所編輯，管理評論，財團法人光華管理策進基金會發行，第十四卷第一期，77-116，1995年1月。
- [41] 常大勇、張麗麗，「經濟管理中的模糊數學方法」，北京經濟學院，1995年。
- [42] 史開泉、吳國威、黃有評，灰色信息關係論，全華，1994年9月。
- [43] 吳壽山、陳安斌、王丕承、黃景彰、許和鈞，統計科技在半導體工業生產管理的應用(I)：半導體主產品材料之不確定性分析—AHP、ARIMA 及類神經模式之整合，國科會專題研究計畫成果報告，1994年。
- [44] 陳靖惠，「半導體產業晶圓需求預測之研究—類神經網路模型」，交通大學資訊管理研究所，碩士論文，1994年。
- [45] 鄭碧娥，商情預測，三民，77-78，1993年4月。
- [46] 黃俊英，行銷研究—管理與實務，華泰，1992年2月。
- [47] 沈啓賓、莊艷蕙，「應用灰色系統理論對李福恩十項全能成績的因素分析與成績預測之探討」，體育與運動，199年6月。
- [48] 春日井博，需求預測入門，書泉，1988年3月。
- [49] 郭明哲，預測方法—理論與實例，中興管理顧問，1976年。
- [50] 于宗先，經濟預測，大中國，1972年4月。

行政院國家科學委員會補助專題研究計畫 成果報告
 期中進度報告

產銷整合之協同預測模式- 以精密機械業為例(2/2)

計畫類別： 個別型計畫 整合型計畫

計畫編號：NSC 93-2213-E-029-010

執行期間：93年08月01日至94年08月10日

計畫主持人：蔡禎騰

計畫參與人員：許仲傑，周政欣，陳銘強，許雅婷

成果報告類型(依經費核定清單規定繳交)： 精簡報告 完整報告

本成果報告包括以下應繳交之附件：

- 赴國外出差或研習心得報告一份
- 赴大陸地區出差或研習心得報告一份
- 出席國際學術會議心得報告及發表之論文各一份
- 國際合作研究計畫國外研究報告書一份

處理方式：除產學合作研究計畫、提升產業技術及人才培育研究計畫、
列管計畫及下列情形者外，得立即公開查詢

涉及專利或其他智慧財產權， 一年 二年後可公開查詢

執行單位：東海大學工業工程與經營資訊學系

中華民國 94 年 9 月 25 日

可供推廣之研發成果資料表

 可申請專利 可技術移轉

日期：94年9月25日

國科會補助計畫	計畫名稱：產銷整合之協同預測模式- 以精密機械業為例 計畫主持人：蔡禎騰 計畫編號：NSC 93-2213-E-029-010 學門領域：工業工程
技術/創作名稱	精密機械業產銷整合之協同預測模式
發明人/創作人	蔡禎騰
技術說明	中文： 針對工具機業進行協同預測時，將納入代理商與供應商影響銷售量的因子。並以國內某一工具機業者為實證案例，比較加權移動平均法、指數平滑法、灰預測、多元線性回歸模式，探討適合之協同預測模式，並以此發展一套協同預測雛型系統，可供工具機業者導入 CPFR 時的參考。
	英文： The aims of this study are building the model with adding the factor which affected the sales quantity, providing by the agent and supplier. Then, taking a domestic company of machine tools as example, we are going to find out the appropriate method of collaborative forecasting after contrasting to the methods of Weighted Moving Averages, Exponential Smoothing, Grey Forecasting, and the Multiple Regression Model. Finally, the collaborative forecasting prototype system is developed for the company of machine tools as a consultation tool.
可利用之產業及可開發之產品	適用於精密機械業之協同預測模式時之選擇，並有一發展出來之適合精密機械業協同預測雛型資訊系統。
技術特點	在 CPFR 流程下透過上下游間完整通透的資訊交流，本案例工具機業者在導入協同預測的概念時，以多元線性回歸預測模式為最佳。其次依序為 GM(1,N)、加權移動平均法、指數平滑法、灰色理論 GM(1,1)模式。當中模式所納入因子屬於多變數者，較單一歷史銷售數據進行預測方法，有更良好的預測績效。
推廣及運用的價值	工具機業者在供應鏈上有著嚴重的在製品成本與零組件庫存極高問題，而時間序列預測會有反應落後的狀況發生，若能以績效較好的預測模式下進行 CPFR 流程，不僅可使其後續的協同補貨作業中減少庫存的積壓，更可使用的缺貨的狀況減少。