

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

供應鏈協同運輸管理之出貨預測與貨運需求預測模式研究

Shipment Forecasting and Freight Demand Forecasting Models for  
Collaborative Transportation Management in Supply Chain

計畫類別： 個別型計畫  整合型計畫

計畫編號：NSC 97-2218-E-032-006-

執行期間：97年1月1日至97年7月31日

計畫主持人：溫裕弘

計畫參與人員：李書賢、張歆可

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：淡江大學 運輸管理學系

中華民國 97 年 8 月 31 日

## 中文摘要

在供應鏈協同運輸管理架構下，出貨預測為整體業務流程之關鍵核心基礎，為物流運送業者預測貨主未來出貨量、發展趨勢與波動，作為其運輸網路規劃、路線排程、車隊規劃之基礎。本研究因應不同供應鏈協同關係機制，建構數列預測與多元系統預測模式，並首嘗試整合灰數(grey number)的概念於灰色預測模式中，分析協同運輸管理架構中不同程度資訊共享之下，物流運送業者進行出貨預測與出貨量波動範圍之掌握。數列預測主要建構在物流運送人與貨主廠商之協同機制下，利用歷史出貨量與協同資訊共享預測出貨量；多元系統預測則整合供應鏈上下游廠商之協同架構，考慮貨主廠商上下游供應鏈活動特性與協同資訊共享，物流運送業者進行出貨預測。藉由實證範例分析，本研究建構之出貨預測模式預測能力較多元迴歸模式、時間數列模式與類神經網路模式佳；而在協同資訊共享程度越高下，物流運送業者對於未來出貨量幅值範圍掌握能力越佳。本研究結果不僅在學術上可作為供應鏈協同運輸管理之出貨預測研究之參考，所發展之模式亦可提供相關協同運輸管理之供應鏈智能系統預測模組開發之模式理論基礎。

**關鍵詞：**供應鏈協同、協同運輸管理、出貨預測、灰色預測模式

## Abstract

*Shipment forecasting is a critical foundation in the business process of supply chain collaborative transportation management (CTM), that is prerequisite to carriers' tactical and operational planning, such as network planning, routing, scheduling, and fleet planning and assignment. This study extends and improves grey forecasting theory and develops a series of shipment forecasting models for CTM. In shipment forecasting, consider different collaborative frameworks, both grey time-series forecasting and grey systematic forecasting models are developed. This study first attempts to integrate the grey number in shipment forecasting models, in order to analyze shipment forecasting under partial information sharing in CTM frameworks. A case study with an IC (Integrated Circuit) supply chain and other relevant data was provided to illustrate the results. The proposed models are shown to be more accurate prediction results than multiple regression, ARIMA and neural network models. Finally, the results indicate that the more information sharing under CTM, the carriers can predict more accurately. This study demonstrates how the proposed forecasting models might be applied to the CTM system and provides as the model theoretical basis for the forecasting module developed for the supply chain CTM intelligence.*

**Keywords :** Supply chain collaboration, Collaborative transportation management, Shipment forecasting, Grey forecasting models

## 一、前言

為因應企業供應鏈激烈的競爭環境，快速回應市場需求、及時交貨與零庫存之競爭趨勢，如何強化與供應商、第三方物流業者(the 3rd-party logistics, 3PL)、資訊服務廠商、以及客戶之間的協同合作關係(collaboration)，以降低供應鏈成本，提昇從規劃、

採購、製造生產、物流配送之整體供應鏈管理效率，已成為供應鏈競爭致勝的關鍵課題。供應鏈管理面臨最大的問題在於上下游廠商為獨立系統，在資訊不對稱與需求不確定性的環境下，供應鏈廠商需求預測困難，以致於長鞭效應(bullwhip effect)的發生(Fiala, 2004)。供應鏈協同合作(supply chain collaboration)即發展為物流供應鏈與物流運籌領域最受重視的新興概念，其中，最具代表性的供應鏈協同合作模式即是由北美跨產業商業標準協會(Voluntary Interindustry Commerce Standards, VICS)所發展的「協同規劃、預測與補貨系統(Collaborative Planning Forecasting Replenishment, CPFR<sup>®</sup>)」，而目前 CPFR 的最新發展則是延伸整合供應鏈物流運輸環節的「協同運輸管理 (Collaborative Transportation Management, CTM)」。協同運輸管理主要目的係排除供應鏈運輸環節之無效率，藉由 CPFR 系統所預測銷售訂單預測轉換為出貨預測，提供物流運送人(carrier)進行運輸規劃之基礎，進而提升供應鏈上所有合作夥伴管理上之效益，創造三贏之局面 (VICS, 2004)。然而，由於供應鏈之物流出貨預測困難，且經由 CPFR 所得的生產/訂單預測結果仍可能不精確、其資訊仍不足夠，用以轉換出貨量時將產生偏誤，影響 CTM 運輸規劃結果而降低 CTM 效益。鑒此，建構一因應 CTM 架構下之物流運送業者出貨預測模式 (shipment forecasting)實有必要性，發展一套具準確預測能力且能因應協同資訊共享與不確定性、捕捉未來貨運量動態變化的協同運輸預測方法即為重要的研究課題。

過去探討協同運輸管理議題之相關文獻，主要著重在分析供應鏈協同運輸管理之架構、流程與關鍵核心技術，並探討企業導入協同運輸管理時所產生之效益與績效分析 (Browning and White, 2000; Tyan and Wang, 2007; Esper and Williams, 2003; Feng et al., 2005)。Barratt and Oliveira (2001) 認為協同供應鏈管理主要受限於缺乏資訊透明度、企業相互信任與供應鏈協同目標訂定，因此，企業透過導入 CPFR 系統，提升企業相互信任程度與資訊分享程度，能有效改善供應鏈績效。Sohn and Lim (2008)認為資訊共享的策略及需求預測方法之應用對於供應鏈績效會有顯著之影響。過去相關於供應鏈與 CPFR 流程基礎之預測以及供應鏈協同預測研究，則著重於生產、銷售預測與訂單預測，或是存貨預測系統研究，而 CTM 物流出貨運量預測則尚闕如。早期產銷、存貨預測研究針對部分需求分佈特性未知下建構以 Bayesian 更新機制來動態學習未來需求 (Azoury, 1985; Lovejoy, 1990)；另一類研究則應用時間數列模式 (Miller, 1986; Sobel, 1988)；亦有研究建構 Markov 需求模式 (Song and Zipkin, 1993; Sethi and Cheng, 1997)。而供應鏈協同預測(collaborative forecasting, CF)文獻方面，則有 Aviv(2001, 2002, 2007)建構一系列供應鏈市場需求協同預測模式，並以之作為解析廠商存貨管理效益之模式基礎。國內則有研究應用時間數列、多元迴歸、類神經網路模式等混合型預測模式進行 CPFR 流程架構下之銷售、訂單預測 (黃蘭禎, 2004; 陳寬茂, 2005; 曾永勝, 2006; 吳綺芳, 2006)。綜上，過去文獻尚未有針對在協同運輸管理架構下建立一套出貨預測模式，且在預測過程中處理不同程度之協同資訊共享問題；因此，協同運輸管理之預測模式探討尚具有很大的研究空間。

鑒於預測模式為 CTM 系統核心，且為供應鏈 CTM 新興且極待研究的課題之一，本研究嘗試建構一系統化 CTM 架構下之出貨預測模式，以作為 CTM 系統出貨運量預測模組之理論模式基礎。本研究整合應用灰色系統理論，針對供應鏈市場需求與出貨運量不確定性之環境，以及考慮不同供應鏈廠商與物流運送人之協同關係，分別以灰色數列 GM(1,1) 預測模式與灰色多元系統 GM(1,N) 預測模式為基礎建構出貨預測模式。本研究更進一步提出以灰數概念，建構協同運輸管理架構下不同程度資訊共享之出貨預測模式。數列預測主要建構在物流運送人與貨主廠商之協同機制下，利用貨主廠商過去出貨量歷史資料，以及協同資訊共享之資料更新架構，進行模式建構，並結合 Markov 鏈殘差修正模式與滾動灰預測模式以改善模式準確度。多元系統預測則整合供應鏈上下游廠商之協同關係架構，考慮貨主廠商上下游供應鏈活動特性與協同資訊共享，多元系統預測模式先以灰關聯分析相關貨主廠商上下游生產供應、銷售等解釋變數與出貨量間關係，萃取關聯性較高之解釋變數建構 GM(1,N) 模式，並透過灰數描述供應鏈上下游廠商不同程度之部分資訊共享，以掌握貨主廠商出貨量預測幅值範圍。最後，為驗證本研究模式之可行性與準確度，以實際 IC 積體電路產業供應鏈出貨量，進行範例分析。

## 二、研究方法

本研究整合應用灰色系統理論與灰數概念，考慮供應鏈出貨運量不確定性、及供應鏈 CTM 協同關係與不同程度之資訊共享，分別建構灰色數列 GM(1,1) 滾動預測模式與灰色多元系統 GM(1,N) 預測模式，進行 CTM 架構協同資訊共享下之出貨預測。

### 2.1 CTM 出貨數列預測模式

製造商在生產作業時，往往須面臨需求不確定性、環境與系統不確定性、作業良率不確定性、前置時間與供應前置時間不確定性。而對於物流運送業者，上述這些製造商貨主不確定性因素，同樣影響其出貨預測之準確性。灰色預測模式利用累加生成處理能有效降低數據列波動之隨機性，已驗證能處理高度不確定性之預測問題。

假設製造商出貨量原始數據列為

$x_s^{(0)} = (x_s^{(0)}(1), x_s^{(0)}(2), \dots, x_s^{(0)}(n))$ ，原始數列經累加生成(accumulated generating operation, AGO)，即

$x_s^{(1)}(k) = \sum_{m=1}^k x_s^{(0)}(m)$ ，可得累加生成數據列

$x_s^{(1)} = (x_s^{(1)}(1), x_s^{(1)}(2), \dots, x_s^{(1)}(n))$ ，其中

$x_s^{(0)}(1) = x_s^{(1)}(1)$ 。

製造商出貨量累加生成數列建構 GM(1,1)，為一階單變量微分方程式，此微分方程式可以下列數學式表示

$$\frac{dx_s^{(1)}}{dt} + a_s x_s^{(1)} = b_s \quad (1)$$

經由一般常微分方程求解，可得到

$$\hat{x}_s^{(1)}(k+1) = \left[ x_s^{(0)}(1) - \frac{b_s}{a_s} \right] e^{-a_s k} + \frac{b_s}{a_s} \quad (2)$$

其中參數  $a_s$ 、 $b_s$  則透過最小平方方法(Least Square Method)求得，如下式

$$\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y_N$$

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}(x_s^{(1)}(1) + x_s^{(1)}(2)), & 1 \\ -\frac{1}{2}(x_s^{(1)}(2) + x_s^{(1)}(3)), & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}(x_s^{(1)}(n-1) + x_s^{(1)}(n)), & 1 \end{bmatrix},$$

$$Y_N = \begin{bmatrix} x_s^{(0)}(2) \\ x_s^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x_s^{(0)}(n) \end{bmatrix}, \quad \hat{a} = \begin{bmatrix} a_s \\ b_s \end{bmatrix} \quad (3)$$

將上式(2)出貨預測模式利用累減生成(inverse accumulated generating operation, IAGO)進行還原，亦即  $x_s^{(0)}(k) = x_s^{(1)}(k) - x_s^{(1)}(k-1)$ ，可得出貨量預測式如下

$$\hat{x}_s^{(0)}(k) = \left[ x_s^{(0)}(1) - \frac{b_s}{a_s} \right] (1 - e^{-a_s}) e^{-a_s(k-1)} \quad (4)$$

其中， $\hat{x}_s^{(0)}(1) = x_s^{(0)}(1)$ 。而

$\hat{x}_s^{(0)}(1), \hat{x}_s^{(0)}(2), \dots, \hat{x}_s^{(0)}(n)$  為擬合(fit)原始出貨量數據之模式值， $\hat{x}_s^{(0)}(n+1), \hat{x}_s^{(0)}(n+2), \dots$ ，為未來廠商出貨量之預測值。

由於灰預測模式之擬合函數為單調遞增或遞減之指數分布型態，因此對於出貨量數據分布隨機性過大的資料擬合結果稍差，所得之預測準確度也會受到影響。為提高 GM(1,1) 預測模式的準確度，本研究利用殘差修正模式進行改善，利用預測值與原始數據之殘差數據進行預測，進一步修正原始預測模式，以提升預測準確度。過去作者(Hsu and Wen, 1998)發展 Markov 鏈殘差修正預測模式以預測殘差正負符號之動態隨機變化，本研究依循 Hsu and Wen (1998) 之架構，利用 Markov 鏈模式，由正負符號 2 個狀態集合及一組轉移機率矩陣預測未來之殘差正負符號。殘差修正模式過程如下：

定義殘差  $q_s^{(0)} = x_s^{(0)}(k) - \hat{x}_s^{(0)}(k)$ ，則原始殘差數列如下所示

$$\varepsilon_s^{(0)} = [\varepsilon_s^{(0)}(2), \varepsilon_s^{(0)}(3), \dots, \varepsilon_s^{(0)}(n)]$$

$$\varepsilon_s^{(0)}(k) = |q_s^{(0)}(k)|, \quad k = 2, 3, \dots, n \quad (5)$$

同樣應用 GM(1,1) 數列預測模式建立殘差數列的預測式，可得

$$\hat{\varepsilon}_s^{(0)}(k) = (-a_\varepsilon)(\varepsilon_s^{(0)}(1) - \frac{b_\varepsilon}{a_\varepsilon}) e^{-a_\varepsilon(k-1)} \quad (6)$$

利用名目尺度定義正號為 1，負號為 2，依此劃分殘差數列  $\varepsilon_s^{(0)}$  之正負符號狀態。狀態轉移機率  $P_{ij}$  如下式

$$P_{ij} = \frac{M_{ij}}{M_i} \quad i=1,2 \quad j=1,2 \quad (7)$$

$M_{ij}$  為 1 至  $n$  期原始殘差數列由符號  $i$  轉為  $j$  的次數， $M_i$  為符號  $i$  出現的次數，經由上述定義可以得到轉移機率矩陣  $R$

$$R = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} \\ P_{21} & P_{22} \end{bmatrix} \quad (8)$$

假設起始狀態機率向量為

$\pi^{(0)} = [\pi_1^{(0)}, \pi_2^{(0)}]$ ，其中  $\pi_1$  與  $\pi_2$  為狀態 1(正)與狀態 2(負)之機率，第  $n$  年為起始狀態，其狀態機率向量  $\pi^{(0)}$ ，利用狀態轉移機率矩陣計算起始狀態經第  $n$  步轉移後之狀態機率向量，如式(9)所示。

$$\pi^{(n)} = \pi^{(0)} \hat{R}^n, \quad n = 1, 2, \dots \quad (9)$$

第  $k$  年的殘差符號為  $\delta(k)$

$$\delta(k) = \begin{cases} +1, & \text{if } \pi_1^{(n)} > \pi_2^{(n)} \\ -1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

結合上述 Markov 殘差修正模式與 GM(1,1) 數列預測模式，可得到本研究出貨預測模式如下式：

$$\hat{x}_s^{(0)}(k) = \left[ x_s^{(0)}(1) - \frac{b_s}{a_s} \right] (1 - e^{a_s}) e^{-a_s(k-1)} + \frac{b_s}{a_s} \quad (11)$$

$$\delta(k)(-a_s)(e_s^{(0)}(1) - \frac{b_s}{a_s}) e^{-a_s(k-1)}$$

其中， $\hat{x}_s^{(0)}(1) = x_s^{(0)}(1)$ ，而

$\hat{x}_s^{(0)}(1), \hat{x}_s^{(0)}(2), \dots, \hat{x}_s^{(0)}(n)$  為擬合原始出貨量數據之模式值， $\hat{x}_s^{(0)}(n+1), \hat{x}_s^{(0)}(n+2), \dots$ ，為未來廠商出貨量之預測值。

滾動灰色預測模式(rolling grey forecasting)係屬於動態預測模式方法，當數據出現新的資訊時，更新原始數據列，去除原始舊數據而以新資訊進行取代，稱為滾動灰色預測模式(Jiang et al., 2004; Kung and Yu, 2008; Chang et al., 2005; Yao et al, 2003)。滾動灰色預測模式主要強調以新的資訊進行模式構建，以排除舊資訊所造成的影響，而此新資訊的獲得上，本研究亦將其視為在協同運輸管理機制下製造商貨主提供予物流運送業者的資訊共享內容。

假設原始出貨數據列為

$x_s^{(0)} = (x_s^{(0)}(1), x_s^{(0)}(2), \dots, x_s^{(0)}(n))$ ，利用灰色數列預測 GM(1,1) 模式，將 1~ $n$  期作為模式構建之擬合數據列，並預測第  $n+1$  筆的出貨量；接續將預測值  $x_s^{(0)}(n+1)$  加入原始數據列，並將原始數據列第一筆資料  $x_s^{(0)}(1)$  去除，產生一個新的數據列

$x_s^{(0)} = (x_s^{(0)}(2), x_s^{(0)}(3), \dots, x_s^{(0)}(n+1))$ ，同樣以固定期數  $n$  筆資訊進行 GM(1,1) 的模式構建，預測下一期之出貨量。

除了利用灰色數列預測進行出貨量數據精確的擬合之外，如何捕捉未來出貨量發展態勢對於物流運送業者亦是重要的課題。本研究以灰色包絡預測模式(grey interval forecasting)構建未來出貨量的預測帶，依據原始出貨量數據曲線的上下緣點建立數列，再由這些數列構建 GM(1,1) 模式，所得之預測值即為上、下包絡線(upper and lower limits)，而此上下包絡線所構成的範圍為灰預測區間(grey forecast intervals)，亦即未來出貨量之預測帶。

## 2.2 CTM 出貨多元系統預測模式

假設出貨量原始數據列為

$Y_s = (Y_s(1), Y_s(2), \dots, Y_s(n))$ ，而其它相關解釋變數(例如上游供應商原物料出貨變數、下游零售商產品銷售變數等)定義為

$$x_i = (x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n)),$$

$i = 1, 2, \dots, N-1$ 。灰色多元系統預測模式用以分析出貨量( $Y_s$ )與解釋變數( $x_1, x_2, \dots, x_{N-1}$ )間之發展關係及解釋變數對出貨量解釋程度。各數據由 1 到  $n$  期數據資料所構成，則原始系統如下：

$$\begin{cases} Y_s^{(0)} &= \{Y_s^{(0)}(1), Y_s^{(0)}(2), \dots, Y_s^{(0)}(n)\} \\ x_1^{(0)} &= \{x_1^{(0)}(1), x_1^{(0)}(2), \dots, x_1^{(0)}(n)\} \\ x_2^{(0)} &= \{x_2^{(0)}(1), x_2^{(0)}(2), \dots, x_2^{(0)}(n)\} \\ \vdots & \vdots \\ x_{N-1}^{(0)} &= \{x_{N-1}^{(0)}(1), x_{N-1}^{(0)}(2), \dots, x_{N-1}^{(0)}(n)\} \end{cases} \quad (12)$$

原始數列經累加生成(AGO)可得累加生成數列如下

$$\begin{cases} Y_s^{(1)} &= \{Y_s^{(1)}(1), Y_s^{(1)}(2), \dots, Y_s^{(1)}(n)\} \\ x_1^{(1)} &= \{x_1^{(1)}(1), x_1^{(1)}(2), \dots, x_1^{(1)}(n)\} \\ x_2^{(1)} &= \{x_2^{(1)}(1), x_2^{(1)}(2), \dots, x_2^{(1)}(n)\} \\ \vdots & \vdots \\ x_{N-1}^{(1)} &= \{x_{N-1}^{(1)}(1), x_{N-1}^{(1)}(2), \dots, x_{N-1}^{(1)}(n)\} \end{cases} \quad (13)$$

接著建構一階  $N$  個變數的微分方程模式

GM(1,N)，括號中 1 表示一階微分方程， $N$  則代表系統由  $N$  個變數所組成，如下式

$$\frac{dY_s^{(1)}}{dt} + aY_s^{(1)} = b_1x_1^{(1)} + b_2x_2^{(1)} + \dots + b_{N-1}x_{N-1}^{(1)} \quad (14)$$

其中參數  $a, b_1, b_2, \dots, b_{N-1}$  則利用最小平方法求得

假設各解釋變數  $x_i$  之間互為獨立，分別對各解釋變數構建 GM(1,1) 模式，以累加生成數列建立一階單變量微分方程，如下式

$$\frac{dx_i^{(1)}}{dt} + a_i x_i^{(1)} = u_i \quad (15)$$

則 GM(1,N) 模式與各解釋變數 GM(1,1) 模式所構成之微分方程組，即為系統狀態方程組，如下式

$$\begin{cases} \frac{dY_s^{(1)}}{dt} &= -aY_s^{(1)} + b_1x_1^{(1)} + b_2x_2^{(1)} + \dots + b_{N-1}x_{N-1}^{(1)} \\ \frac{dx_1^{(1)}}{dt} &= -a_1x_1^{(1)} + u_1 \\ \frac{dx_2^{(1)}}{dt} &= -a_2x_2^{(1)} + u_2 \\ \vdots & \vdots \\ \frac{dx_{N-1}^{(1)}}{dt} &= -a_{N-1}x_{N-1}^{(1)} + u_{N-1} \end{cases} \quad (16)$$

求解上述微分方程可得如下式出貨多元系統預測式，並將其利用累減生成進行還原，即可獲得出貨預測值。

$$\hat{Y}_s^{(1)}(k+1) = \left[ Y_s^{(0)}(1) - \sum_{i=1}^{N-1} \frac{b_i}{a} x_i^{(1)}(k+1) \right] e^{-ak} + \sum_{i=1}^{N-1} \frac{b_i}{a} x_i^{(1)}(k+1) \quad (17)$$

上述灰色多元系統預測模式中，須先針對上游原物料出貨變數與下游零售商產品銷售變數分別構建 GM(1,1) 模式，並求解 GM(1,N) 微分方程組，以預測出貨量。然而實務上，這些貨主供應鏈上下游解

釋變數的取得，往往必須藉由上游供應商與下游零售商的協同資訊分享，才得以取得這些詳細的資訊。由於物流運送業者面對的是製造商貨主的出貨量，並無法直接精確獲得上下游供應、銷售等解釋變數的資訊，因此在供應鏈上下游夥伴不同程度之協同合作關係或是部份資訊共享程度(partial information sharing)的情況下，這些資訊則可視為一灰數  $\otimes x_i$ 。灰數  $\otimes x_i$  係介於  $[\underline{\otimes}x_i, \overline{\otimes}x_i]$  的範圍之間，而灰數  $\otimes x_i$  的範圍預估可以透過 GM(1,1)包絡模式取得一上包絡與下包絡值而定義其區間。在實務上，即物流運送業者透過對上下游供應、銷售量之歷史資料預估其可能發展趨勢。進一步，灰數可藉由協同運輸管理架構下資訊的補充而縮小其區間範圍或是取得一確定值，即白化值  $\hat{\otimes} \hat{x}_i$ ；亦即，在實務上，上協同程度越高，物流運送業者越能掌握製造商之上下游供應、銷售資訊，越能準確預測製造商出貨量。本研究將灰數的概念與協同程度(白化權函數)之間的關係作一概述，圖 1 表示不同程度資訊共享下供應鏈上下游解釋變數灰色數之白化權函數。圖 1 中，y-軸表示白化權函數  $f(x_i)$  值，用以代表 CTM 協同資訊共享程度高低，介於 0~1 之間，0 代表資訊不透明、資訊共享程度最低(如前節所述之傳統交易買賣關係)，1 則代表完全資訊共享、協同程度最高(如前節提及之協同供應鏈夥伴關係)。當部分資訊共享時，隨著資訊共享程度越高，即值  $f'(x_i)$  至值  $f''(x_i)$ ，灰數  $\otimes x_i$  的區間範圍亦將縮小，即區間  $[x'_{i,l}, x'_{i,u}]$  至區間  $[x''_{i,l}, x''_{i,u}]$  (如圖示)；而當完全資訊共享時(即  $f(x_i)=1$ )，灰數  $\otimes x_i$  則轉變成一個白化值  $\hat{\otimes} \hat{x}_i$ 。

實務上，供應商與零售商對於其預測方法與結果係屬於公司內部資訊，若供應鏈協同程度不高時，其詳細資訊難以取得；因此，資訊共享程度代表供應鏈上游供應量與下游銷售量預估資訊給予物流運送業者之資訊透明度。當協同程度低時，供應商與零售商所提供予物流運送人的資料可能僅有過去歷史資料，物流運送業者必須依此自行概估供應量、銷售量區間並預測貨主製造商出貨量，亦即，可應用 GM(1,1)模式與包絡預測模式掌握一預測帶。而隨著供應商、零售商與物流運送人間之協同資訊共享程度越高，透過協同資訊的補充(如供應商訂單資料與零售商商品促銷活動等)，物流運送人越能較精確掌握供應、銷售變數的範圍，逐漸逼近供應量與零售產品銷售量之預測值，也就是在 CPFR 系統中的生產銷售預測值。因此，對於物流運送業者而言，灰數  $\otimes x_i$  的掌握若越明確，出貨預測的準確度也將能有所提升。本研究透過灰數引入預測模式中，主要在提供一分析協同運輸管理架構之不同程度協同資訊共享下，物流運送業者進行出貨預測之理論模式基礎。

圖中協同程度(白化權函數)所對應的  $x_{i,l}$  與

$x_{i,u}$  值，計算方式分別如下：

$$x_{i,l} = f(x_i)(\hat{\otimes} \hat{x}_i - \underline{\otimes} x_i) + \underline{\otimes} x_i \quad (18)$$

$$x_{i,u} = f(x_i)(\hat{\otimes} \hat{x}_i - \overline{\otimes} x_i) + \overline{\otimes} x_i \quad (19)$$

當  $f(x_i)=0$  時， $x_{i,l} = \underline{\otimes} x_i$ ， $x_{i,u} = \overline{\otimes} x_i$ ；而當  $f(x_i)=1$  時， $x_{i,l} = x_{i,u} = \hat{\otimes} \hat{x}_i$ 。

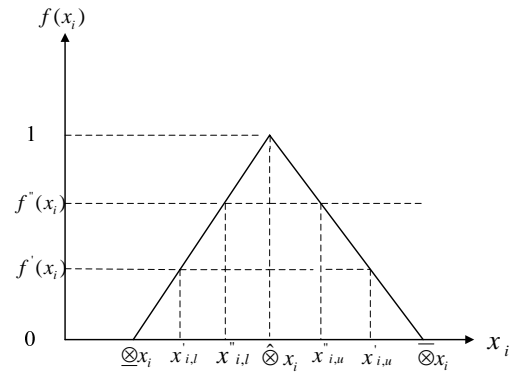


圖 1 CTM 不同程度資訊共享下供應鏈上下游變數灰色數之白化權函數

本研究整合灰數之 CTM 出貨多元系統預測模式表示如下，

$$\begin{cases} \frac{dY_s^{(1)}}{dt} &= -aY_s^{(1)} + b_1 \otimes x_1^{(1)} + b_2 \otimes x_2^{(1)} + \dots + b_{N-1} \otimes x_{N-1}^{(1)} \\ \frac{dx_{1,j}^{(1)}}{dt} &= -a_{1,j} x_{1,j}^{(1)} + u_{1,j}, \quad j=l, u \\ \frac{dx_{2,j}^{(1)}}{dt} &= -a_{2,j} x_{2,j}^{(1)} + u_{2,j}, \quad j=l, u \\ \vdots & \vdots \\ \frac{dx_{N-1,j}^{(1)}}{dt} &= -a_{N-1,j} x_{N-1,j}^{(1)} + u_{N-1,j}, \quad j=l, u \end{cases}$$

$$\hat{Y}_s^{(1)}(k+1) = \left[ Y_s^{(1)}(1) - \sum_{i=1}^{N-1} \frac{b_i}{a} \otimes x_i^{(1)}(k+1) \right] e^{-ak} \quad (20)$$

$$+ \sum_{i=1}^{N-1} \frac{b_i}{a} \otimes x_i^{(1)}(k+1)$$

$$\hat{Y}_s^{(0)}(k) = \hat{Y}_s^{(1)}(k) - \hat{Y}_s^{(1)}(k-1)$$

$$\text{其中，} \otimes x_i^{(1)} = \begin{cases} \otimes_{\alpha} x_{i,u}^{(1)} \\ \otimes_{\alpha} x_{i,l}^{(1)} \end{cases}$$

式(20)中，若上下游廠商提供的資訊是灰數形式，則本研究所預測的出貨量亦是呈現一個範圍區間之出貨量預測帶，計算時必須將解釋變數灰數的區間值代入出貨預測模式。若供應鏈合作夥伴協同程度高且資訊完全透明時，則可直接利用供應鏈協同夥伴在 CPFR 系統中的產銷預測結果進行預測。

### 三、結果與討論

本研究以 IC 製造業為個案對象，進行範例分析，以驗證本研究模式之可行性與預測模式準確度。本研究採用 IC 製造出貨量作為樣本數據列(經濟部統計處，民 94-95)，取民國 94 年 7 月至民國 95 年 12 月共 18 筆數據資料進行模式構建，其中前 12 筆數據為進行模式建構校估之樣本數列，而後 5~6 筆數據則作為後續模式準確度驗證比較之依據。令  $x_s^{(0)}$  為 IC 製造出貨之樣本數據列，實際值如表 1 第二行所示，依據式(1)-(4)可得 IC 製造出貨 GM(1,1) 預測式。並透過式(5)-(11)，可得灰色 Markov 鏈殘差修正模式，進而預測未來 5 期(民國 95 年 7 月~11 月)

的出貨量。

而滾動灰色預測則是在每固定期數預測完之後，進行原始數據列的更新過程，本研究採取 1 階的滾動過程，利用原始樣本數列預測第 1 筆出貨量之後，剔除原始樣本數列第 1 筆數據並加入此預測值，因此可獲得新數據列，再利用相同期數之數列建構 GM(1,1) 模式，預測第 2 筆出貨量，以此類推。本研究出貨數列預測模式之預測值與誤差整理於表 1 中，預測結果顯示，整合灰色 Markov 鏈殘差修正與灰色滾動預測模式之預測結果準確，平均誤差僅為 3.06%。進一步，本研究數列預測模式另與時間序列 ARIMA 模式及線性迴歸趨勢預測模式進行比較分析，利用相同數據資料，以 SPSS 統計軟體進行 ARIMA(1,1,1) 模式與線性迴歸趨勢模式之構建。表 1 亦列出本研究出貨數列預測模式、ARIMA 預測模式與線性迴歸模式的預測結果比較，預測結果比較亦示於圖 3。結果顯示在相同數據資料的模式建構下，本研究出貨數列預測模式仍較為準確。另外，透過灰色包絡模式，預測出貨量之上下包絡線，如圖 2，即可掌握出貨量發展態勢之預測帶。

另一方面，因應物流運送業者與 IC 製造供應鏈之協同關係，本研究發展出貨灰色多元系統預測模式。在建構 CTM 出貨多元系統預測模式，首先針對影響 IC 產業出貨量的解釋變數進行灰關聯分析。IC 產業上游原物料供應商主要為晶圓，而下游銷售之產品總類較多，包含主機板、桌上型電腦、筆記型電腦等，本研究亦將總體 IC 產業下游相關產品作加總，作為解釋變數之一，透過上述原物料與產品銷售量進行灰關聯分析，利用其數列的發展態勢選取與本研究主要預測目標 IC 製造的出貨量關聯性高之產品作為多元系統預測之解釋變數。藉由灰關聯的分析，可以了解上述解釋變數與本研究預測目標 IC 製造出貨量之關聯度依序為上游供應商品圓出貨量、下游 IC 相關產品銷售量加總、下游之桌上型電腦銷售量、筆記型電腦銷售量、主機板銷售量。晶圓出貨量為 IC 製造上游主要原物料之一，因此其出貨量對於 IC 製造出貨量相關性較高，而由於下游 IC 相關產品總類原本繁多，因此若僅針對單一產品進行灰關聯分析，其發展態勢明顯會受到其他環境等因素影響，對於 IC 製造出貨量的關聯性較少，因此本研究將 IC 相關產品進行加總，結果顯示對於 IC 製造出貨量之關聯度明顯提升許多，所以在建構出貨灰色多元系統預測上，本研究採取晶圓與 IC 相關產品銷售總量作為模式建構之解釋變數，建構 GM(1,3) 多元系統預測模式。進一步為測試與驗證所選取之上下游變數確實較為合適，本研究亦探討在不同數量之解釋變數下之模式預測準確度。本研究以上述整理之解釋變數，分別依照關聯度的大小排序分別建構 GM(1,2)、GM(1,3)、GM(1,4)、GM(1,5) 與 GM(1,6) 之多元系統預測模式，結果顯示模式預測能力最佳的是 GM(1,3)，亦即所選取之模式解釋變數：上游晶圓出貨量與下游 IC 相關產品銷售總量。下游 IC 相關產品銷售總量係將筆記型電腦、桌上型電腦、主機板、介面卡等相關產品進行加總，此目的係透過產品的加總以排除不同產品在每個期數中所產生的擾動。

因此，本研究以上游原物料供應商之晶圓產量與 IC 相關產品銷售總量作為 IC 出貨多元系統預測模式建構之解釋變數，模式中  $Y$  代表 IC 製造出貨

量， $x_1$  與  $x_2$  分別表示為晶圓生產量與 IC 相關產品銷售總量。透過式(12)-(17)計算，得 IC 製造出貨 GM(1,3) 系統預測模式之微分方程組，以及式(31)為預測式。本研究出貨多元系統 GM(1,3) 模式預測結果及誤差顯示於表 2 中。進一步，將本研究多元系統預測模式與多元線性迴歸模式及前饋式倒傳遞類神經網路(feed-forward backprop neural network) 進行比較分析，已驗證本研究模式預測準確度。分別以 SPSS 統計軟體與 MATLAB 軟體將相同數據資料進行迴歸模式與類神經網路模式之構建；其中，多元迴歸模式亦以 IC 製造出貨量為自變數，上游晶圓出貨量與下游 IC 相關產品銷售總量為依變數；而類神經網路則將上游晶圓出貨量與下游 IC 相關產品銷售總量設為輸入層，IC 製造出貨量則為輸出層。而後之預測期，多元迴歸模式與類神經網路之解釋變數與輸入層皆以變數實際值代入模式。表 2 為本研究 GM(1,3) 多元系統預測模式、多元線性迴歸模式與類神經網路模式之預測結果比較，並繪圖於圖 3。結果顯示在相同數據資料的模式建構下，本研究所建構之出貨 GM(1,3) 多元系統預測模式預測準確度較多元線性迴歸模式與類神經網路預測模式佳，且對於未來出貨量捕捉能力亦優於其他預測模式。

進一步，本研究利用灰數的概念，將供應鏈上下游合作廠商的協同資訊分享程度整合於 CTM 出貨預測模式中。在無資訊共享的情況下，物流運送業者僅能針對供應鏈上游晶圓出貨與 IC 相關產品銷售總量兩解釋變數之歷史資料概估一發展趨勢預測帶；亦即，可利用灰色包絡模式建構上包絡曲線與下包絡曲線，此上下包絡曲線所構成的範圍涵蓋實際值所構成曲線之發展可能範圍，而此範圍即灰數範圍。灰數表示某個區間範圍值，灰數的區間可以隨著資訊共享程度越高，透過資訊的補充而縮小其範圍，達到當完全資訊共享時，灰數即得一確定白化值。本研究假設在協同運輸管理架構下，此白化值代表的就是上游供應商與下游零售商對於晶圓出貨與 IC 相關產品銷售總量的單點明確預測值，這些預測值可經由上下游廠商在 CPFR 架構中利用本身的資訊以及其它資訊提供所預測而得，提供予物流運送人一明確預測數據值。

白化權函數是衡量上游供應商或下游零售商對於物流運送業者資訊共享程度的指標，假設供應商與零售商針對物流運送業者所需要的關鍵影響因素資訊提供一個範圍性的資料，又或者僅提供過去的歷史資料給予物流運送業者，物流運送業者利用歷史數據預測未來可能的發展區間，而這類型的資訊就像是一個灰數。圖 5 為晶圓出貨量與 IC 相關產品銷售總量預估於 95 年 7 月之白化權函數，圖 5 中，IC 相關產品銷售總量灰數範圍介於 [11765226, 27255060] 之間，而晶圓出貨量灰數範圍介於 [1092, 1692] 之間，當供應商與零售商提供更多的資訊時，例如供應商的訂單資訊、生產計劃，零售商的銷售計畫、市場調查等，隨著資訊共享程度  $f(x_i)$  的提升，灰數的區間會逐漸縮小其範圍，相對於物流業者亦能夠更精確掌握解釋變數的幅值範圍。當資訊分享程度  $f(x_i)$  最大時，即完全資訊共享時，則灰數即取一點資料，亦即白化值  $\hat{x}_i$ ，代表供應商與零售商所提供之明確點預測值。透過不同資訊程度共享的內容對於出貨預測目標即 IC 製造出貨量的準



確度亦有所差別，進一步，本研究針對上述解釋變數(晶圓與 IC 相關產品銷售總量)的灰數區間與白化值分析比較對於 IC 製造出貨預測準確度之影響。

本研究進一步以不同資訊共享程度  $f(x_i)$  下，令  $f(x_i) = 0.75$ 、 $f(x_i) = 0.5$ 、 $f(x_i) = 0.25$ 、 $f(x_i) = 0$ ，進行情境分析，驗證資訊共享程度對於 IC 出貨預測準確度之影響。根據式(25)-(27)，分別求算在不同資訊共享程度下之 IC 出貨多元系統預測模式結果，預設結果之預測帶列於圖 6。根據上述不同的資訊共享程度對於 IC 製造出貨預測的準確度分析，可發現資訊共享的程度越高，物流運送業者對於晶圓出貨量與 IC 相關產品銷售總量的掌握也就越準確，因此在利用這些解釋變數求取 IC 製造出貨量時，資訊共享充足的情況下更容易準確掌握未來 IC 製造出貨量的幅值範圍。上述不同資訊共享程度下的預測能力以完全資訊共享(白化值)最高，可準確預測未來 IC 製造出貨量，而協同程度未達最高(完全資訊共享)時，所預測的 IC 製造出貨量皆為一個預測帶，此預測帶隨著不同資訊共享程度的情況下亦有不同之幅值範圍，對於物流運送業者而言，此幅值範圍越小對於運輸規劃上之效率越高。

本研究將灰數的概念引入出貨預測模式上，說明在供應鏈中上下游合作廠商協同合作與資訊共享程度對於預測準確度之影響，結果顯示在資訊共享程度越高的情況下，物流運送業者對於未來出貨量幅值範圍掌握性越佳。因此，物流運送業者在進行出貨預測時，關鍵解釋變數資訊的取得相對變得重要，透過導入協同運輸管理之資訊共享機制，能夠有效提升整體供應鏈協同程度，對於資訊共享流程與內容取得亦較便利，物流運送業者在面對客戶的出貨預測能力上藉由資訊透明化的便利性，可更有效的掌握出貨量動態波動之態勢，在規劃其運送容量配置與管理時更具彈性與優勢。

#### 四、計畫成果自評

本研究內容符合原計劃所提內容，研究成果達成原計劃預期目標。本研究具體貢獻：因應供應鏈協同運輸管理不同之協同關係機制，整合發展一系列灰預測理論基礎之出貨預測模式，建構出貨數列預測與多元系統預測模式，並首嘗試整合灰數(grey number)的概念於灰色預測模式中，分析協同運輸管理架構中不同程度資訊共享之下，物流運送業者進行出貨預測與出貨量波動範圍之掌握。CTM 出貨數列預測主要建構在物流運送人與貨主廠商之協同機制下，利用歷史出貨量與協同資訊共享預測出貨量；而 CTM 出貨多元系統預測則整合供應鏈上下游廠商之協同架構，考慮貨主廠商上下游供應鏈活動特性與協同資訊共享，物流運送業者進行出貨預測。本研究以灰數的概念表示協同程度的高低，亦即供應鏈上下游廠商解釋變數之準確性，並探討協同程度與預測準確度之間的關聯性。本研究所建構之協同運輸管理架構下之出貨預測模式與結果，不僅在學術上為供應鏈協同運輸管理之出貨預測與貨運需求預測模式相關研究之參考，可作為後續協同運輸管理策略面、作業面等運輸規劃之出貨需求預測與輸入基礎，並可提供 CTM 系統預測模組開發之模式基礎。

本研究均將投稿學術期刊，本研究部分研究內容為學生碩士論文 [1]，目前已獲國際學術研討會接受發表[2]，並於國內學術研討會審查中[3]。另更完整之研究成果亦正整理投稿國際學術期刊中。

#### 參考文獻

1. 李書賢 (2008), 供應鏈協同運輸管理之出貨預測與貨運需求預測模式研究, 淡江大學運輸科學碩士班碩士論文。
2. Wen, Y.H. and Li, S.H. (2009), "Shipment Forecasting Models for Supply Chain Collaborative Transportation Management," 2009 International Conference on e-Commerce, e-Administration, e-Society, and e-Education (e-CASE 2009), Singapore.
3. 溫裕弘, 李書賢 (2008), 「供應鏈協同運輸管理之出貨預測模式研究」, 中華民國運輸學會 2008 年年會暨學術論文國際研討, 高雄。
4. 經濟部統計處 (2005-2006), 台灣地區資訊電子工業生產統計月報, 94 年 7 月至民國 95 年 12 月號。
5. 吳綺芳 (2006), 整合類神經網路與灰色理論之預測模型設計, 元智大學工業工程與管理學系碩士論文。
6. 許仲傑 (2005), 工具機業協同預測模式之研究, 東海大學工業工程與經營資訊學系碩士論文。
7. 陳寬茂 (2005), CPFR 流程下之訂單預測方法, 國立政治大學資訊管理研究所碩士論文。
8. 曾永勝 (2006), CPFR 銷售預測模式之探討, 國立政治大學資訊管理研究所碩士論文。
9. 黃蘭禎 (2004), CPFR 流程下之銷售預測方法-混合預測模型, 國立政治大學資訊管理研究所碩士論文。
10. Aviv, Y. (2001), "The Effect of Collaborative Forecasting on Supply Chain Performance", *Management Science*, Vol. 47, No.10, pp.1326-1343.
11. Aviv, Y.(2002), "Gaining Benefits From Joint Forecasting and Replenishment Processes: The Case of Auto-Correlated Demand", *Manufacturing & Service Operations Management*, Vol. 4, No.1, pp.55-74.
12. Aviv, Y. (2007) "On The Benefits of Collaborative Forecasting Partnerships between Retailers and Manufacturers", *Management Science*, Vol. 53, No.5, pp.777-794.
13. Azoury, K. S. (1985), "Bayes Solution to Dynamic Inventory Models under Unknown Demand Distribution," *Management Science*, Vol. 31, pp.1150-1160.
14. Barratt, M. and Oliveira, A. (2001) "Exploring the Experiences of Collaborative Planning Initiatives", *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, Vol. 31, No.4, pp.266-289.
15. Browning, B. and White, A. (2000), "Collaborative Transportation Management", Logility, Inc. White paper. <http://www.vics.org>
16. Chang, S. C., Lai, H. C., and Yu, H. C. (2005), "A Variable P Value Rolling Grey Forecasting Model for Taiwan Semiconductor Industry Production", *Technological Forecasting & Social Change*, Vol. 72, pp.623-640.
17. Cooke, J. A. (2000), "Bringing Carriers into the Loop", *Logistics Management and Distribution Report*, Vol.39, Iss.9, pp.77-80.
18. Deng, J. L. (1982), "The Control Problems of Grey System", *System and Control Letters*, No. 5, pp.288-294.
19. Deng, J. L. (1989), "Introduction to Grey System Theory", *J. Grey Syst. 1*, Vol. 1, pp.1-24.
20. Esper, T. L. and Williams, L. R. (2003), "The Value of Collaborative Transportation Management (CTM): Its Relationship to CPFR and Information Technology", *Transportation Journal*, Vol. 42, No.4, pp.55-65.
21. Feng, C. M., Lin, Y. C., and Yuan, C. Y. (2005), "The System Framework for Evaluating the Effect of

- Collaborative Transportation Management on Supply Chain”, *Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies*, Vol. 6, pp.2837-2851.
22. Fiala, P. (2005), “Information Sharing in Supply Chain”, *Omega-The International Journal of Management Science*, Vol. 33, pp.419-423.
  23. Hsu, C. I. and Wen, Y. H. (1998), “Improved Grey Prediction Models for the Trans-Pacific Air Passenger Market”, *Transportation Planning and Technology*, Vol. 22, pp.87-107.
  24. Jiang, Y. Q., Yao, Y., Deng, S. M., and Ma, Z. L. (2004), “Applying Grey Forecasting to Predicting the Operating Energy Performance of Air Cooled Water Chillers”, *International Journal of Refrigeration*, Vol. 27, pp.385-392.
  25. Karolefsky, J. (2001), “Collaborating Across the Supply Chain”, *Collaboration in Practice: A Supplement to Food Logistics and Retailtech Magazines*, pp.24-34.
  26. Kung, L. M. and Yu, S. W. (2008), “Prediction of Index Futures Returns and the Analysis of Financial Spillovers-A Comparison between GARCH and the Grey Theorem”, *European Journal of Operational Research*, Vol. 186, pp.1184-1200.
  27. Lin, C. T. and Yang, S. Y. (2003), “Forecast of the Output Value of Taiwan's Opto-Electronics Industry Using the Grey Forecasting Model”, *Technological Forecasting & Social Change*, Vol. 70, pp.177-186.
  28. Lovejoy, W.S. (1990), “Myopic Policies for Some Inventory Models with Uncertain Demand,” *Management Science*, Vol. 36, pp. 724-738.
  29. Miller, B. (1986), “Scarf's State Reduction Method, Flexibility, and A Dependent Demand Inventory Model,” *Operations Research*, Vol. 34, pp. 83-90.
  30. Ouyang, Y. (2007), “The Effect of Information Sharing on Supply Chain Stability and the Bullwhip Effect”, *European Journal of Operational Research*, Vol. 182, pp.1107-1121.
  31. Sethi, S.P., Cheng, F. (1997), “Optimality of (s, S) Policies in Inventory Models with Markovian Demand,” *Operations Research*, Vol. 45, pp. 931-939.
  32. Sobel, M. (1988), *Dynamic Affine Logistics Models*. Report, SUNY at Stony Brook, Stony Brook, NY.
  33. Song, J. S., Zipkin, P. (1993), “Inventory Control in a Fluctuating Demand Environment,” *Operation Research*, Vol. 41, pp. 351-370.
  34. Sohn, S. Y. and Lim, M. (2008), “The Effect of Forecasting and Information Sharing in SCM for Multi-Generation Products”, *European Journal of Operational Research*, Vol. 186, pp.276-287.
  35. Tyan, J. C., Wang, F. K., and Du, T. C. (2003), “An Evaluation of Freight Consolidation Policies in Global Third Party Logistics”, *Omega-The International Journal of Management Science*, Vol. 31, pp.55-62.
  36. VICS, CTM Sub-Committee of the Voluntary Commerce Standards, (2004), Collaborative Transportation Management white paper, Version 1.0, Voluntary Interindustry Commerce Standards Association. <http://www.vics.org>
  37. Yao, A. W. L., Chi, S. C., and Chen, J. H. (2003), “An Improved Grey-Based Approach for Electricity Demand Forecasting”, *Electric Power System Research*, Vol.67, pp.217-224.

表 1 本研究出貨數列預測模式結果及與 ARIMA、線性迴歸趨勢預測之比較

期數	實際值 (千個)	本研究模式		ARIMA		線性迴歸		上包絡 預測值	下包絡 預測值
		預測值	誤差	預測值	誤差	預測值	誤差		
1	749901	749901	-	-	-	743377	0.87	780000	677356
2	783384	777426	0.76	757827	3.26	751038	4.13	783407	662660
3	785264	785110	0.02	779763	0.70	758700	3.38	803503	673440
4	765015	792877	3.64	799416	4.50	766362	0.18	824115	684396
5	768225	743405	3.23	781332	1.71	774023	0.75	845256	695531
6	712665	751619	5.47	774993	8.75	781685	9.68	866940	706846
7	760431	759917	0.07	744700	2.07	789346	3.80	889179	718345
8	736450	768299	4.32	745089	1.17	797008	8.22	911989	730032
9	860560	832978	3.21	764388	11.18	804670	6.49	935385	741909
10	829929	841259	1.37	818138	1.42	812331	2.12	959380	753979
11	835111	849627	1.74	869776	4.15	819993	1.81	983991	766245
12	839252	858085	2.24	832950	0.75	827655	1.38	1009233	778711
13	832573	866634	4.09	852102	2.35	835316	0.33	1035123	791379
14	937723	894637	4.59	856475	8.66	842978	10.10	1061677	804254
15	1032479	928883	10.03	866964	16.03	850639	17.61	1088912	817338
16	1001692	964914	3.67	873041	12.84	858301	14.31	1116846	830635
17	1010705	1006016	0.46	882301	12.70	865963	14.32	1145496	844148
平均誤差			3.06		5.76		5.85		



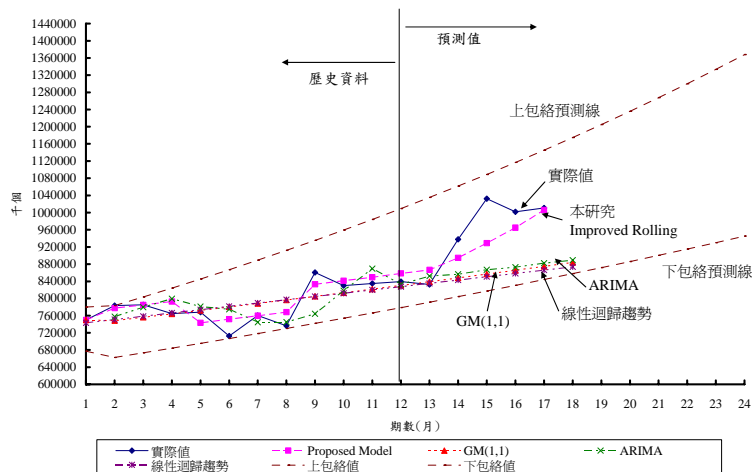


圖 2 本研究出貨數列預測、線性迴歸趨勢預測與 ARIMA 模式預測比較

表 2 GM(1,3)、多元線性迴歸與類神經網路預測結果比較

期數	實際值 (千個)	GM(1,3)		多元線性迴歸		類神經網路	
		預測值	誤差(%)	預測值	誤差(%)	預測值	誤差(%)
1	749901	749901	-	730581	2.58	736261	1.82
2	783384	772739	1.36	754865	3.64	796590	1.69
3	785264	759020	3.34	758460	3.41	829420	5.62
4	765015	769500	0.59	778162	1.72	865229	13.10
5	768225	785454	2.24	788452	2.63	887584	15.54
6	712665	782819	9.84	788999	10.71	841321	18.05
7	760431	769461	1.19	788759	3.73	662297	12.91
8	736450	729732	0.91	766995	4.15	606099	17.70
9	860560	803879	6.59	805839	6.36	751202	12.71
10	829929	815640	1.72	810880	2.30	799579	3.66
11	835111	845925	1.29	829270	0.70	801701	4.00
12	839252	834482	0.57	824925	1.71	741948	11.59
平均誤差(%) :			2.69		3.64		9.87
13	832573	859172	3.19	852103	2.35	718548	13.7
14	937723	874058	6.79	849853	9.37	896824	4.36
15	1032479	888953	13.90	828505	19.76	970317	6.02
16	1001692	909895	9.16	841382	16.00	866993	13.45
17	1010705	936232	7.37	840610	16.83	848171	16.08
18	899021	964759	7.31	789135	12.22	703535	21.74
平均誤差(%) :			7.96		12.76		12.56

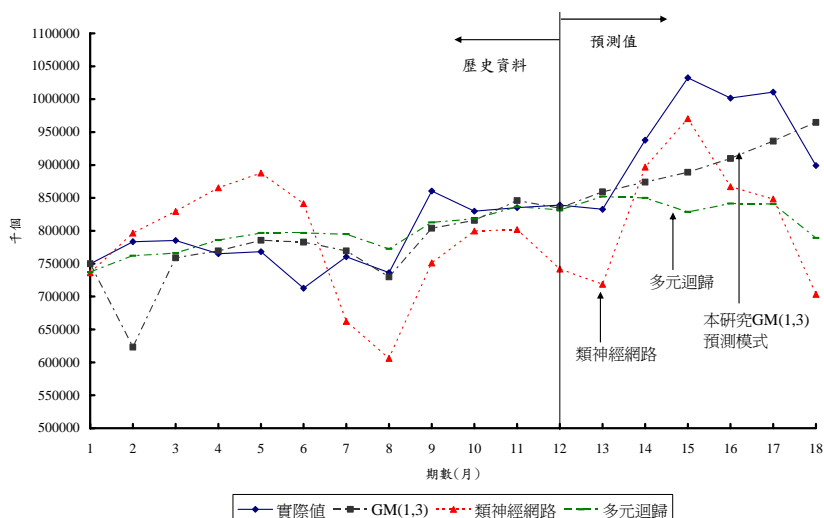


圖 3 本研究出貨多元系統預測模式結果與多元線性迴歸、類神經網路比較

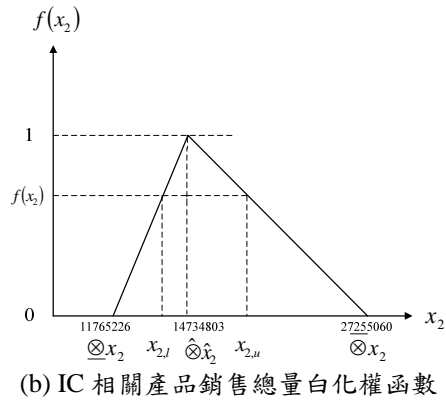
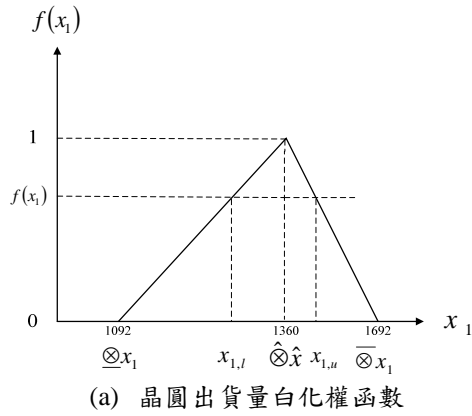


圖 4 代表 CTM 資訊共享程度之 IC 製造供應鏈上下游變數白化權函數：  
 (a)晶圓出貨量白化權函數；(b) IC 相關產品銷售總量白化權函數

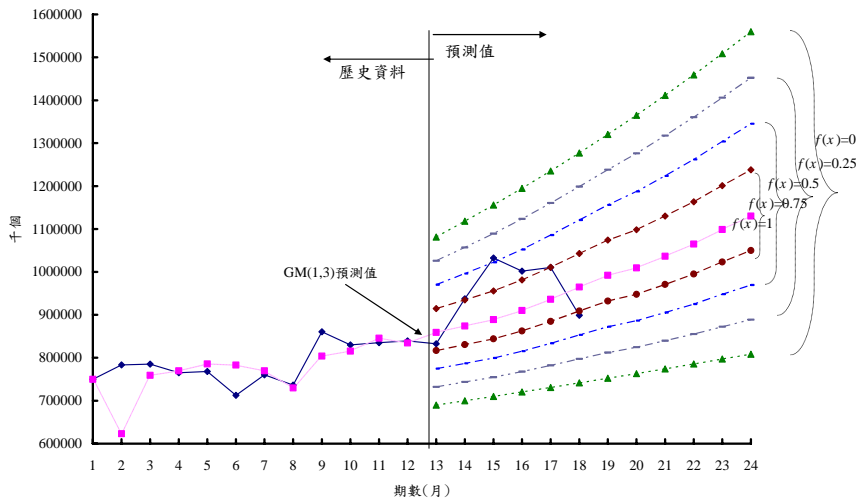


圖 5 不同資訊共享程度下 IC 製造出貨預測值與上下包絡預測值