

臺灣海運貨櫃吞吐量短期預測之研究

The Short-Term Forecasting of Container Throughput in Taiwan

黃燦煌 (Tsan-Huang Huang)^{①*}、郭承鑫 (Cheng-Hsin Kuo)^②

摘要

本研究以相關分析檢定臺灣貨櫃吞吐量的影響變數，透過灰色理論來預測變數未來值，並且運用類神經網路進行臺灣海運貨櫃吞吐量之預測。研究結果顯示在未考慮時間落後原始變數之最佳模式預測誤差為 3.25%，至於有考慮時間落後變數之誤差降為 1.54%，加入時間落後期數之變數的確能明顯提升預測能力之效果，預測精準度高達 97% 以上。至於本模式的預測結果，臺灣海運貨櫃吞吐量從 2011 年第四季的 3,367,765 TEUs 到 2014 年第四季的 3,427,264 TEUs 微幅波動，呈現穩定成長的趨勢。

關鍵字：時間序列、灰色理論、類神經網路、貨櫃吞吐量

Abstract

The study applies the correlation analysis to derive the variables influencing container throughput in Taiwan. The gray theory is adopted to forecast the future values of the influential variables and the artificial neural network is adopted to predict the container throughput in Taiwan. The results reveal that the error of the best forecasting model could significantly drops from 3.25% to 1.54% with more than 97% of the precise prediction rate whenever considering the lagged dependent variables. The predicted container throughput in Taiwan varied from 3,367,765 TEUs in the 4th quarter of 2011 to 3,427,264 TEUs in the 4th quarter of 2014 and

①* 通訊作者，國立臺灣海洋大學運輸科學系助理教授兼海事安全研究中心主任；聯絡地址：202 基隆市中正區北寧路二號；E-mail: tony@mail.ntou.edu.tw。

② 國立臺灣海洋大學運輸科學系碩士；E-mail: 19968008@ntou.edu.tw。

showed a stably growing trend.

Keywords: Time series, Gray theory, Artificial neural network, Container throughput

壹、前言

臺灣屬於海島型國家而且又位於亞太地區的交通樞紐，與其他國家之間的貿易往來非常頻繁，由此可知臺灣非常注重國際貿易。而在國際貿易的運輸方式不外乎三種運輸方式，包括陸運、空運、海運，又以海運為進出口大宗貨物的主要運輸方式。隨著兩岸交易頻繁，開放後的兩岸直航可創造的經濟效益，可減少交易運輸成本、時間成本，而臺灣需透過貿易來滿足民眾的基本需求與促進經濟成長。近年來亞太地區經濟快速成長，使得亞太各國際商港扮演舉足輕重的角色，因此港埠運量績效顯得格外重要。對於經濟發展主要依靠對外貿易的臺灣而言，貨物裝卸量對臺灣產業經濟發展有莫大的貢獻。藉由瞭解哪些總體經濟指標會影響臺灣國際商港貨櫃吞吐量，並進行預測，可提供適當的資訊作為未來政策研擬及港埠發展規劃之用，因此精準的預測模型便相當重要。本研究透過文獻回顧蒐集影響臺灣貨櫃吞吐量之變數和相關資料，嘗試以時間序列方法結合灰色理論與類神經網路分析，以探討預測臺灣貨櫃吞吐量的精準度。本研究藉由時間序列分析與檢定瞭解哪些影響經

濟指標會影響臺灣貨櫃吞吐量，然後透過灰色 GM(1,1) 來預測這些變數之未來趨勢值，再將這些新預測的變數未來趨勢值運用到所建立類神經網路進行臺灣貨櫃吞吐量之預測。

貳、文獻回顧

在國內外已經有許多學者探討過港埠吞吐量預測的研究，並發表了不少的文獻，而在此研究裡透過蒐集相關文獻歸納出本研究後續進行分析之變數。本研究整理參考相關文獻，蒐集港埠吞吐量預測所需之相關分析變數資料。郭塗城 (1993) 以迴歸分析臺灣港埠進出口各類貨物量，研究提出以臺灣人口數、國內生產毛額、進口輸入總值為預測變數；陳武正、林科 (1994) 針對海峽兩岸客貨櫃量預測與分配，主要採用灰色理論來預測兩岸未來的貨櫃需求量；陳垂彥 (1998) 在灰色理論下加入重力模式來預測兩岸直航後的貨運量；魏健宏、楊雨青 (1999) 應用倒傳遞類神經網路方法進行高雄轉口貨櫃運量預測，研究提出以國內生產毛額、經濟成長率、工業生產指數、平均國民所得、躉售

物價指數、平均國民生產毛額、工業生產毛額、前期轉口貨櫃量等八個指標為預測變數。顏進儒、林永山 (1997) 透過多元迴歸分析方法進行臺灣定期航運運量預測，研究中提出以臺灣經濟成長率、美元對臺幣匯率、國內生產毛額、日本經濟成長率、大陸國內生產毛額等五個指標為預測變數。周文賢等人 (1999) 透過時間序列分析 ARIMA 轉移模式函數方法，進行臺灣進出口貨櫃量預測，研究提出以全球國民生產毛額、臺灣實質國民生產毛額、有效關稅率、買進匯率、賣出匯率等五個指標為預測變數。

黃宏斌 (2000) 應用類神經網路和傳統迴歸分析方法進行高雄港轉口貨櫃預測，研究提出以國內生產毛額、經濟成長率、工業生產指數、平均國民所得、躉售物價指數、工業生產毛額、平均國民生產毛額等七個指標為預測變數。周建張 (2003) 透過改良式迴歸分析方法進行臺灣海運運量預測，研究中提出以臺灣地區人口總數、工業生產指數、國民生產毛額、躉售物價指數、國內生產毛額、農業的國內生產毛額、工業的國內生產毛額、服務業的國內生產毛額等九個指標為預測變數。梁金樹、周聰佑 (2003) 透過模糊迴歸方法進行臺灣海運進出口貨物運量預測，研究提出以國內生產毛額、經濟成長率、匯率、國內生產毛額、躉售物價指數、臺灣地區人口總數、工業生產毛額、貨幣供給額、工業生產指數等九個指標為預測變數。

Seabrooke et al. (2003) 透過多元迴歸分析方法進行香港港埠貨物吞吐量預測，研究提出以進出口貿易值、國內生產毛額、人口數、營建支出、電力需求、轉口價格、國內出口價格等七個指標為預測變數。呂志哲 (2004) 同時也使用灰色理論配合馬可夫鏈修正模型來預測亞洲地區互動的運輸貨櫃需求。另外陳世晃、陳俊男 (2008) 國際商港營運量預測模式之探討，進出口貿易貨物以倒傳遞類神經網路的預測能力最佳。王賢崙等人 (2010) 應用時間序列法於港埠運量預測之研究，蒐集八個中國國際港埠作為分析對象，分別為香港、上海、大連、天津、青島、深圳、寧波、廈門之港埠貨櫃量作為探討。而童為麟 (2011) 採用自我迴歸整合移動平均 (ARIMA)、灰預測 GM(1,1) 與指數平滑法三種預測模式研究散裝貨量與貨櫃裝卸量分析臺灣國際商港發展狀況。

綜合整理如表 1 所示，相關文獻主要以總人口數、經濟成長率、匯率、國內生產毛額、國民生產毛額、國民所得、工業生產毛額、躉售物價指數來作為港埠貨櫃吞吐量之預測。因此本研究亦採用這八項經濟指標作為變數來加以探討。

參、資料檢定與預測方法

本研究採用時間序列方法進行相關分析與檢定，找出影響臺灣貨櫃吞吐量的變

表 1 相關文獻之選取變數比較

研究主題	預測方法	變數	資料來源
臺灣港埠進出口各類貨物量	迴歸分析	臺灣地區人口、GDP、進口總值	郭塗城 (1993)
海峽兩岸客貨預測分析	迴歸、灰色預測	臺灣地區經濟變數、總人口、GDP、工業生產指數、平均每人所得、美元匯率等	陳武正、林科、(1994)
臺灣港埠運量之預測	多元迴歸分析	臺灣經濟成長率、匯率、國內生產毛額、日本經濟成長率、大陸國內生產毛額	顏進儒、林永山 (1997)
高雄轉口貨櫃運量之預測	倒傳遞類神經網路	國內生產毛額、經濟成長率、工業生產指數、平均國民所得、躉售物價指數、平均國民生產毛額、工業生產毛額、前期轉口貨櫃量	魏健宏、楊雨青 (1999)
高雄港轉口貨運之預測	類神經網路和傳統迴歸分析	國內生產毛額、經濟成長率、工業生產指數、平均國民所得、躉售物價指數、工業生產毛額、平均國民生產毛額	黃宏斌 (2000)
臺灣港埠運量之預測	改良式迴歸分析	臺灣人口總數、工業生產指數、國民生產毛額 (GNP)、躉售物價指數、國內生產毛額、農業的國內生產毛額、工業的國內生產毛額、服務業的國內生產毛額	周建張 (2003)
臺灣海運進出口貨物運量之預測	模糊迴歸	國內生產毛額、經濟成長率、匯率、國民生產毛額、躉售物價指數、臺灣地區人口總數、工業生產毛額、貨幣供給額、工業生產指數	梁金樹、周聰佑 (2003)
香港港埠貨物吞吐之預測	多元迴歸分析	進出口貿易值、國內生產毛額、人口數、營建支出、電力需求、轉口價格、國內出口價格	Seabrooke et al. (2003)
臺灣國際商港貨物吞吐總量預測模式之研究	多元迴歸分析	國民生產毛額、躉售物價指數、國內生產毛額、臺灣經濟成長率、國民所得、平均每人 GNP、平均每人 GDP、平均每人所得、進口貿易總值、出口貿易總值、進口物價指數、出口物價指數	呂亦宸 (2010)
定期海運貨櫃航線運量影響因素分析與預測	迴歸分析、時間序列分析	GDP 平減指數、國內生產毛額、躉售物價指數以及工業生產指數	盧宛佩 (2011)

數，然後透過灰色 GM(1,1) 來預測這些變數之未來趨勢值，再將這些新預測的變數未來趨勢值運至所建立之類神經網路，以進行臺灣海運貨櫃吞吐量之預測，並且考慮有時間落後期數之變數，分析其成長趨勢。以下分別說明各方法。

3.1 單根檢定 (Unit Root Test)

在進行相關之時間序列研究時，資料是否為定態與非定態，一直是近年來討論的課題。所謂定態，是指假如受到外力衝擊只會對時間序列產生短暫的影響，隨時間的經過衝擊便會消失，而該序列便會

回到長期的均衡水準，也就是說時間序列資料隨機過程不隨時間之改變而改變。反之，當時間序列受到衝擊時，會產生永久性的影響，表示變數具有隨機之趨勢，其本身無穩定關係，也就是該序列具有長期記憶的特性，該序列則稱為非定態之時間序列。非定態的時間序列會因時間的改變而有不同的平均數或變異數，因此非定態的時間序列在做預測的工作時就會顯得較不具實質意義，在此情況下，就會出現錯誤的統計推論。

因此判斷時間序列是否為定態的方法大致有兩種：Dickey-Fuller 檢定法 (DF test) 及 Augmented Dickey-Fuller 檢定法 (ADF test)。由於後者的方法較為完整且穩定，可以確定時間序列的整合級次，它加入了變數之自我相關的問題來對時間序列資料進行單根檢定，本研究以 Engle and Yoo (1987) 提出的 ADF test 來進行單根檢定。

實際上，迴歸式的殘差常有顯著的自我相關，並非白噪音，但由於 DF 檢定法限定變數為一階自我迴歸式，並假設殘差為白噪音。因此該假設使得檢定結果受到不小的質疑。為了解決此問題，可在迴歸式中，加入被解釋變數的落後項 (Lagged Dependent Variable)，稱之為 ADF 檢定，此模型的優點在於同時考慮截距項與時間趨勢項為一階自我相關迴歸，分析結果亦會較 DF 檢定嚴謹也更能抓住序列的特

性。依照截距項和時間趨勢項可分為以下三種型態：

1. 無截距項與時間趨勢項

$$\Delta Y_t = rY_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta Y_{t-i+1} + \varepsilon_t \quad (1)$$

2. 有截距項但無時間趨勢項

$$\Delta Y_t = \alpha_0 + rY_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta Y_{t-i+1} + \varepsilon_t \quad (2)$$

3. 有截距項與時間趨勢項

$$\Delta Y_t = \alpha_0 + rY_{t-1} + \alpha_2 t + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta Y_{t-i+1} + \varepsilon_t \quad (3)$$

上述三種檢定模型的檢定假說為：

$$H_0 : r = 0 \quad (\text{有單根存在})$$

$$H_1 : r \neq 0 \quad (\text{無單根存在})$$

此外，在進行單根檢定時首先須決定其模型應包含的落後期數，目前決定最適落後期數的方法，普遍最常用的有兩個準則：分別為 AIC 準則與 SBC 準則為落後期數之評定準則，其準則計算公式分別如下：

$$AIC = T \ln(SSE) + 2n \quad (4)$$

$$SBC = T \ln(SSE) + n \ln(T) \quad (5)$$

其中 T 為樣本總數、 K 為估計參數數量、 \ln 為自然對數、 SSE 為殘差平方和。楊奕農 (2009) 於時間序列分析一書中指出 AIC 準則傾向於落後期數較長之模型且傾向於

小樣本數之模型，其檢定結果較具一致性與精確性，故本研究採用 *AIC* 準則，優先考量作為決定最適落後期數。

3.2 共整合檢定 (Co-integration Test)

依據 Engle and Granger (1987) 針對共整合 (Co-integration) 的定義，就是一組非定態時間序列變數的線性組合變成定態，則稱為這些變數有「共整合現象」。一般而言，非定態變數在加總後之整合階次，以變數中之整合階次最高者為其階次。簡單的說就是非定態變數相加總之後，應該仍然是非定態變數；而共整合關係，恰好是描述非定態變數之間，因為存在這種「特殊」關係，而使其線性關係變成定態的現象，可藉由某一變數來預測某一變數，使得組合變數間可能具有一穩定均衡關係。

目前共整合檢定的方法主要有兩種：

1. Engle and Granger (1987) 之兩階段共整合檢定法。
2. Johansen (1991) 最大概似法 (Maximum Likelihood Approach)。

其中，Johansen 提出的最大概似共整合檢定，檢定共整合向量數目及在受限制情況下共整合向量是否必須加入截距項，並估計調整速度參數之大小，而所包含的訊息也較為廣且具有檢定力，因此常被後續相關研究所採用。

其檢定步驟分別如下：假設欲進行檢定之變數為 Y_t ，其自我迴歸式模型如下：

$$Y_t = w_1 Y_{t-1} + w_2 Y_{t-2} + w_3 Y_{t-3} + \dots + w_p Y_{t-p} + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

其中， Y_{t-1} 為落後 1 期之內生變數、 p 為落後期數、 W_i 為 Y_{t-i} 之係數、 ε_{it} 為誤差項、 $i = 1, 2, \dots, p$ 。

再將 Y_t 自我迴歸式做一階差分後模型如下：

$$\Delta Y_t = \sum_{i=1}^{p-1} \Pi_i \Delta Y_{t-i} + \Pi Y_{t-p} + \varepsilon_{it} \quad (7)$$

其中， Π_i 為短期調整係數

$$\sum_{i=1}^{p-1} \Pi_i \Delta Y_{t-i} \text{ 為 } Y_t \text{ 之短期動態關係}$$

Π 為各期落後項係數之線性組合，亦稱為長期衝擊矩陣 (Long Run Impact Matrix)

ΠY_{t-p} 說明 Y_t 之長期均衡關係 ε_{it} 為誤差項

此外，Johansen (1991) 藉由分析係數矩陣 π 來決定存在於向量 Y_t 中變數間之長期均衡關係之個數。 π 之秩有以下三種情形：

- (1) $\text{Rank}(\pi) = p$ ，即為 π 為滿秩，表示向量 Y_t 內所有變數皆為定態。
- (2) $\text{Rank}(\pi) = 0$ 即為 π 為零秩矩陣，表示向量 Y_t 內所有變數皆不具共整合。
- (3) $0 < \text{Rank}(\pi) = r < p$ 即為向量 Y_t 存有 r 個共整合向量。

透過上述之衝擊矩陣 π 可以運用 Johansen (1988) 提出兩種的共整合檢定方法，分別為軌跡檢定 (Trace Test) 與最大特性根檢定 (Maximum Eigenvalue Test) 兩種，由於兩種檢定模式的不同，其估計結果也會產生差異性，但根據 Johansen and Juselius (1990) 指出，軌跡檢定具備考慮所有特性根之性質，軌跡檢定將比最大特性根檢定更具說服力，因此本研究將選取軌跡檢定作為判定變數間之共整合關係，其模型如下：

軌跡檢定 (Trace Test)

$H_0: \text{Rank}(\pi) \leq r$:

表示變數間至多有 r 個共整合向量

$H_1: \text{Rank}(\pi) > r$:

表示變數間至少有 $r+1$ 個共整合向量
統計量為：

$$\lambda_{\text{trace}}(r) = -T \sum_{i=r+1}^n \ln(1 - \lambda_i) \quad (8)$$

其中， T 為觀測樣本數、 n 為 Y_t 內之變數個數、 λ_i 為顯著特性根個數。

當拒絕 H_0 時，表示變數間至少存在 $r+1$ 種長期共整合趨勢關係，其檢定原理是當變數間具有一種共整合向量關係時， $\text{Rank}(\pi) = r = 1$ ，此時 $\lambda_1 \neq 0$ ， $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = \dots = \lambda_n = 0$ ，而當 $\text{Rank}(\pi) = r = 0$ ， $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = \dots = \lambda_n = 0$ ，則代表變數間不具有任何一種共整合向量。

3.3 向量誤差修正模型 (Vector Error Correction Model, VECM)

根據 Engle and Granger (1987) 所提出 “Granger Representation Theory” 之理論，當兩個變數為一階整合，且有兩個變數間存在共整合關係時，亦表示變數間存有長期均衡趨勢關係，不能只檢驗本身與另一個變數之落後值對當期變數之影響，還需考慮長期失衡之調整，即共整合關係與存在一個前期誤差修正項之誤差修正模型同時存在，所以兩變數有共整合現象則必須採用誤差修正模式判斷短期是否具有均衡關係，探討變數間之互動關係，否則應以差分項之向量自我迴歸模型來檢視共整合關係不存在的非定態數列之短期動態關係，這其實是一個經濟體系的動態調整過程，將序列間的長期均衡關係調整回模式中。共整合檢定只可用於進行變數間是否擁有共整合關係之判定，無法用於探討變數間的互動關係。因此以向量自我迴歸模型 (VAR) 解決此問題的產生，然而，在使用向量自我迴歸模型的基本假設為，變數必須具有一穩定關係，即為變數具有定態之性質，才可使用 VAR 模型，但是若變數本身為非定態序列時，則必須先經由差分程序，使其轉變為定態序列資料，才可使用 VAR 模型，探討其變數互動關係，但

是當具有共整合關係之變數進行差分整合時，此時經過整合後之變數，將會使短期偏離長期均衡之調整予以刪除，但是此舉反而造成檢定方程式的設定錯誤及產生估計值偏誤效果。簡單來說，誤差修正模型是以本期不均衡之部分納入模型，並在下一期時，予以修正，也就是使其長期均衡關係與短期動態關係能同時納入一個模型裡進行考量分析，以保持其序列之長短期資訊完整性。

3.4 向量自我迴歸模型 (Vector Autoregression, VAR)

Sims (1980) 認為傳統迴歸是根據理論建立之模型，當多變數時間序列模型以線性迴歸方式呈現時，其隱含著變數間可能存在因果關係之假設，亦即因變數 (內生變數) 是受自變數 (外生變數) 影響，而自變數並不會被因變數影響，但有時候並無法確定哪一個變數是因變數或是自變數。因此提出向量自我迴歸模型 (Vector Autoregression, VAR)，針對上述問題提出改善。此模型不需在多個變數間的因果關係未明之前進行內外生變數的假設，只需直接針對資料本身進行分析，將全部有關之經濟變數皆視為模型之內生變數，並選取變數之最適落後期為解釋變數，使變數之落後項涵蓋所有相關訊息，此迴歸方程式可用來描述變數間的互動關係。VAR 模型的理論基礎在於經濟活動的特性經常會

表現在資料本身的時間序列之上，若直接對資料本身進行分析，便可以得知經濟活動的本質。

所謂的 VAR 模型是由一組多變數、多條迴歸方程式所組成，不需先預設變數為因變數還是自變數，而是將變數皆視為因變數，而在每一條方程式中，因變數皆以因變數本身之落後期數，加上其他變數的落後期來表示，探討變數間之互動關係，能有效反應變數間之動態互動關係，可避免傳統計量分析結構設計的偏誤問題。

3.5 灰色 GM(1,1)

灰預測可對不確定因素進行模型預測，而模型包含部分已知與部分未知之訊息，且各因素間有不確定性關係。灰色模型 (Gray Model, GM) 是灰色理論的核心，而所謂的灰色模型是利用歷史資訊行為所建立的一種預測模式，是經由少量且部分不明確的資料進行灰生成來降低數據的隨機性，以尋找數據內的規律性，並經由處理過後之數列轉化為微分方程建立灰色預測模型。此模型不需做許多假設且所需的數據不需要太多，是找出數列中間元素之未來動態狀況，其中灰預測 GM(1,1) 模式是目前使用最為廣泛的預測模式 (翁慶昌等人，2001)。

本研究採用灰色理論中的 GM(1,1) 模式，表示一階微分、輸入變數為一個，普

遍用於預測方面。GM(1,1) 模式建構演算過程如下：

步驟 1：決定原始序列為 $X^{(0)}$

$$\begin{aligned} X^{(0)} &= \{X^{(0)}(1), X^{(0)}(2), X^{(0)}(3), \dots, X^{(0)}(n)\} \\ &= \{X^{(0)}(k); k = 1, 2, 3, \dots, n\}, \\ X^{(0)}(k) &\geq 0 \text{ \& } n \geq 4 \end{aligned} \quad (9)$$

步驟 2：選擇數據生成方式——累加生成 (Accumulated Generation Operation, AGO)

$$X^{(1)} = \left\{ \sum_{k=1}^1 X^{(0)}(k), \sum_{k=1}^2 X^{(0)}(k), \sum_{k=1}^3 X^{(0)}(k), \dots, \sum_{k=1}^n X^{(0)}(k) \right\} \quad (10)$$

步驟 3：建立灰色微分方程式

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} + aX^{(1)} = b \quad (11)$$

其中 t 為系統之自變數、 a 為發展係數、 b 為灰色控制變數、 a 、 b 為特定參數。此外灰色模式本質上要求樣本為等距間隔期數，即 $\Delta t = 1$ ，所以式 (11) 可以近似為差分方程式：

$$\begin{aligned} \frac{dX^{(1)}(t)}{dt} &\approx \frac{\Delta X^{(1)}(t)}{\Delta t} \\ &= X^{(1)}(k+1) - X^{(1)}(k) = X^0(k) \end{aligned} \quad (12)$$

由以上推導，可看出兩者存在對應關係：

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} \Rightarrow X^{(0)}(k) \quad (13)$$

$$\begin{aligned} X^{(1)} &\Rightarrow z^{(1)}(k) \\ &= \alpha(k)X^{(1)}(k-1) + (1-\alpha(k))X^{(1)}(k) \end{aligned} \quad (14)$$

步驟 4：建立數據矩陣

以最小平方方法 (Least Squares Method) 求係數向量：

$$\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y_N \quad (15)$$

$$B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \dots & \dots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}, Y_N = \begin{bmatrix} X^{(0)}(2) \\ X^{(0)}(3) \\ \dots \\ X^{(0)}(n) \end{bmatrix}, \hat{a} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}$$

將上述矩陣形式的辨識式展開並隱入中間參數 C 、 D 、 E 、 F 則有辨識算式：

$$\begin{aligned} C &= \sum_{k=2}^n z^{(1)}(k), D = \sum_{k=2}^n X^{(0)}(k), \\ E &= \sum_{k=2}^n z^{(1)}(k) \times X^{(0)}(k), F = \sum_{k=2}^n [z^{(1)}(k)]^2 \\ a &= \frac{CD - (n-1)E}{(n-1)F - C^2}, b = \frac{DF - CE}{(n-1)F - C^2} \end{aligned} \quad (16)$$

步驟 5：將所求得係數代入微分方程

可得近似關係式為：

$$\hat{X}^{(1)}(k+1) = \left[X^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad (17)$$

步驟 6：用累減生成還原成 $X^{(0)}(k)$ 的形式：

$$\hat{X}^{(0)}(k+1) = \hat{X}^{(1)}(k+1) - \hat{X}^{(1)}(k) \quad (18)$$

或

$$\hat{X}^{(0)}(k) = \left[X^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] (1 - e^a) \times e^{-a(k-1)} \quad (19)$$

經由上述模式結果產生之預測值，由於預測值與實際值之間可能存在著誤差，須進一步計算預測值是否有可靠度，檢驗其預測結果之精確性與適用性。本研究應用灰色後驗差檢驗來分析模式之精準度，以下說明計算流程，與此先定義預測誤差：

$$e(k) = X^{(0)}(k) - \hat{X}^{(0)}(k), \quad k = 1, 2, 3, \dots, n \quad (20)$$

其中 $X^{(0)}(k)$ 與 $\hat{X}^{(0)}(k)$ 分別為實際數列與預測數列，定義原始數據的標準差為 S_1 、 S_2 殘差數據的標準差為 S_2 ：

原始數據之標準差 S_1 ：

$$S_1 = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (X^{(0)}(k) - \bar{X}^{(0)})^2}$$

其中

$$\bar{X}^{(0)} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X^{(0)}(k) \quad (21)$$

殘差數據之標準差 S_2 ：

$$S_2 = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (e(k) - \bar{e})^2}$$

其中

$$\bar{e} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n e(k) \quad (22)$$

並且定義「後驗差比值 C 」以及「最小誤差頻率比值 p 」分別為：

$$C = \frac{S_2}{S_1} \quad (23)$$

$$p = P\{|e(k) - \bar{e}| < 0.6745S_1\} \quad (24)$$

按照 c 與 p 的計算結果之對照如表 2 預測模式精度對照與準則表評定模式精確度等級，後檢驗差比 c 愈小愈好，代表 S_1 愈大而 S_2 愈小。 S_1 愈大表示原始數據標準差大且離散程度高；而 S_2 愈小表示殘差數據標準差小且離散程度低。換言之， c 值愈小代表原始數據離散，但所得模式之預測值與實際值之差不會太離散。另外， p 值則是愈大愈好，表示殘差與殘差平均值之差小於給定 $0.6745 S_1$ 之點較多。所以當 c 與 p 值相近時，平均殘差值愈小愈好，代表預測模式的擬合度愈高。

類神經網路 (Artificial Neural Networks, ANN) 是一種計算預測系統，模

表 2 預測模式精度對照與準則表

預測之精度對照與準則表	c 值	p 值
一級：極佳	$C < 0.35$	$p > 0.95$
二級：合格	$0.35 \leq C < 0.50$	$0.95 \geq p > 0.80$
三級：勉強	$0.50 \leq C < 0.65$	$0.80 \geq p > 0.70$
四級：不合格	$C \geq 0.65$	$p \leq 0.70$

資料來源：翁慶昌等人 (2001)。

仿生物神經網路的資訊處理系統，主要使用簡單且大量的相連人工神經元 (Neurons) 來模仿生物神經網路的能力，進行分析與討論。其最大的優點為具有學習能力、平行處理、非線性運算等好處，所以其在各相關領域都被廣泛應用。類神經網路可以彌補多元迴歸及 ARIMA 模式建構時須設立許多假設條件之限制，對於未知的輸入亦可得到準確的輸出；更可接受不同種類的變數作為輸入，適應性強。

類神經網路有多種網路型態，有聯想式學習網路、最適化應用網路、無監督網路和倒傳遞網路。其中又以倒傳遞 (Back Propagation Network, BPN) 類神經網路最具代表性。BPN 屬於監督式學習 (Supervised Learning) 網路模式，其網路架構通常包含三層神經元：輸入層 (Input Layer)、隱藏層 (Hidden Layer) 及輸出層 (Output Layer)。其中 (1) 輸入層：負責接收外部環境的資訊，此資訊一般是描述問題的變數，因此層內的神經元個數是依變數的數量而定。(2) 輸出層：表現模式的輸出資訊，輸出層的神經元個數等於待預測的目標數。一般而言，輸入層神經元的數目為欲輸入變數的數目；輸出層神經元的數目為欲得知結果變數的個數；而在隱藏層方面，此層沒有直接與外部環境接觸故稱為隱藏層，通常包含一個或多個隱藏層。類神經網路對於變數的選取有較大的自由度，沒有如迴歸分析般的限制。而隱藏層之數目、隱藏層中神經元的數目、訓

練學習速率等，並無一定的原則可循。但若隱藏層所包含的神經元個數太少時，會限制網路結構的發展能力，太多則會造成過度學習。

BPN 的演算流程是由輸入層將資料傳給隱藏層，經計算與轉換後送到輸出層，計算與實際值的差距後，回傳給隱藏層去修正連接鍵的權數，使得輸出值與真實值的均方誤差 (MSE) 最小，訓練過程採用最陡坡降法 (The Gradient Steepest Descent Method) 加以調整。

3.7 類神經網路預測模型

因類神經網路在資料處理類型、類神經網路搜尋方式、資料轉換方式及變數選擇方式有所不同，共有四種處理選擇，且其中又有四種子模式 (Neuralware, 2005)，可將資料處理類型設定為完全無干擾資料 (Clean Data)、適度干擾資料 (Moderately Noisy Data) 及干擾資料 (Noisy Data) 等三種；資料轉換類型設定為只有原等級資料 (Scale Data Only)、粗略的資料轉換 (Superficial Data Transformation)、適度的資料轉換 (Moderate Data Transformation) 及充分的資料轉換 (Comprehensive Data Transformation) 等四種；變數選擇設定為粗略的變數選擇 (Superficial Variable Selection)、適度的變數選擇 (Moderate Variable Selection) 及充分的變數選擇 (Comprehensive Variable Selection) 等三種；類神經網路搜尋選擇設定為粗略

的類神經網路搜尋 (Superficial Network Search)、適度的類神經網路搜尋 (Moderate Network Search) 及充分的類神經網路搜尋 (Comprehensive Network Search) 等三種，

本研究歸納整理出四項不同的類神經預測網路模型如表 3 所示。本研究分別針對這四種模型進行各項變數及臺灣海運貨櫃吞吐量預測分析。

表 3 臺灣海運貨櫃吞吐量類神經預測模式

模式	資料處理類型	類神經網路搜尋方式	資料轉換方式	變數選擇方式
一	clean data	superficial network search	scale data only	superficial variable selection
二	moderately noisy data	moderate network search	superficial data transformation	moderate variable selection
三	noisy data	comprehensive network search	moderate data transformation	comprehensive variable selection
四	noisy data	comprehensive network search	comprehensive data transformation	comprehensive variable selection

資料來源：Neuralware (2005)。

3.8 模式檢驗評估

在建立臺灣海運貨櫃吞吐量預測方式後，為求預測之準確性，須對所求得的預測結果進行檢驗評估，也就是預測值與實際值之間的預測誤差 (Forecast Error)。如果僅以預測期間之其中一個時點之預測誤差值即作評斷預測之績效顯不合理，因此衡量該模型的函數為一總合平均的值，為避免其值中正負值相抵，通常會取其平方或絕對值以作為衡量之標準，在常用的檢驗預測績效評估中，Lewis (1982) 認為用絕對平均百分比誤差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) 值為最有效之評估指標，數值愈小表示模式之準確性愈高，愈接近零表示預測效果愈佳。因此

本研究採用之預測精確度衡量準則是以 MAPE 來衡量預測值與實際值之差異，其計算公式如下：

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{x_t - \hat{x}_t}{x_t} \right| \times 100\% \quad (25)$$

其中， x_t 為第 t 期之實際值， \hat{x}_t 為第 t 期之預測值， n 為期數。

MAPE 主要在衡量模式中未被解釋部分之百分比。MAPE 之值愈小，表示模型正確預測能力愈強，預測模式估計結果與歷史資料吻合精確度愈大。Lewis (1982) 依據 MAPE 值之大小，將模式預測能力分為四種等級，如表 4 所示，當 MAPE 小於 10% 時，表示模型之預測能力高度精確。

表 4 MAPE 預測能力之等級

MAPE 值	預測能力 (Interpretation)
< 10%	高精確度 (Highly accurate forecasting)
10%~20%	良好 (Good forecasting)
20%~50%	合理 (Reasonable forecasting)
> 50%	不正確 (Inaccurate forecasting)

資料來源：Lewis (1982)。

肆、臺灣海運貨櫃吞吐量之短期預測分析

經由上述文獻資料的彙整，透過交通部交通統計月報 (2011) 蒐集可能影響海運貨櫃吞吐量的變數之各季的時間序列資料。本研究以 2001 年~2011 年臺灣貨櫃裝卸量，透過中華統計資訊網 (2011) 蒐集臺灣總人口數、經濟成長率、匯率、國內生產毛額 (GDP)、國民生產毛額 (GNP)、國民所得 (元)、工業生產指數、躉售物價指數等八個經濟指標為分析變數，並進行以下預測分析。

4.1 相關分析

針對可能有關影響海運貨櫃吞吐量的季資料，各變數季資料時間長度從 2000 年第一季至 2011 年第三季，共計 47 筆資料進行分析研究，並透過 SPSS 相關分析 (楊世瑩，2008)，初步篩選與臺灣海運貨櫃吞吐量有關之變數如表 5 所示，由相關檢定分析初步篩選出有顯著關聯的八個變數。因此本研究將以這八個變數資料透過時間

表 5 臺灣海運貨櫃吞吐量相關分析表

應變數	變數名稱	相關係數
臺灣海運貨櫃吞吐量	總人口數	0.652**
	經濟成長率	0.462**
	匯率	0.302**
	國內生產毛額	0.711**
	國民生產毛額	0.702**
	國民所得	0.724**
	工業生產指數	0.768**
	躉售物價指數	0.693**

註：**表示有顯著關聯。

序列方法，進行更進一步的分析與探討。

4.2 ADF 單根檢定

本研究利用 ADF 單根檢定，檢定變數資料是否為定態數列，表 6 顯示各變數原始資料單根檢定之 P 值皆大於 5% 顯著水準，因此接受虛無假設表示有單根存在，而變數經過一階差分後，各變數之 P 值皆在 5% 顯著水準以下，表示單根檢定拒絕虛無假設，無單根存在亦即經一階差分後即成定態數列，亦可稱之 I(1) 序列資料。

4.3 Johansen 共整合檢定

此節將探討貨櫃吞吐量與其他相關經濟變數間之共整合關係，表 7 為臺灣海運貨櫃吞吐量之共整合檢定結果。若具有共整合現象，表示具有長期均衡關係，而短期可能存在偏離之現象。但是此種短期偏離，經過長時間會逐漸縮小，最後呈現均衡跟隨之現象。

表 6 ADF 單根檢定表

變數	差分	落後期數	T 值	臨界值 (5%)	P
臺灣海運貨櫃吞吐量	0	5	-2.0662	-2.9350	0.2589
	1	4	-3.6435	-1.9490	0.0006*
總人口數	0	2	-3.1256	-3.5155	0.1132
	1	2	-3.4702	-2.9314	0.0137*
經濟成長率	0	5	-2.5472	-2.9350	0.1122
	1	3	-6.6436	-1.9488	0.0000*
匯率	0	2	-3.0727	-3.5155	0.1254
	1	4	-2.7150	-1.9490	0.0078*
國內生產毛額	0	8	-2.4788	-3.5330	0.3362
	1	6	-4.4165	-2.9389	0.0011*
國民生產毛額	0	8	-2.5424	-3.5330	0.3073
	1	5	-4.7263	-2.9369	0.0004*
國民所得	0	8	-2.7036	-3.5330	0.2409
	1	7	-4.4249	-2.9389	0.0011*
工業生產指數	0	5	-2.3250	-3.5236	0.4117
	1	4	-4.0385	-1.9490	0.0002*
躉售物價指數	0	1	-3.3058	-3.5130	0.0783
	1	1	-5.4720	-1.9484	0.0000*

表 7 臺灣海運貨櫃吞吐量 Johansen 共整合檢定 (Trace Test)

(貨櫃吞吐量, 變數)	Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	臨界值 (5%)	P
(貨櫃吞吐量, 總人口數)	None*	0.3302	19.2647	12.3209	0.0030*
	At most 1	0.0666	2.8286	4.1299	0.1095
(貨櫃吞吐量, 平均匯率)	None	0.0852	4.5051	12.3209	0.6379
	At most 1	0.0206	0.8537	4.1299	0.4105
(貨櫃吞吐量, 經濟成長率)	None*	0.3021	22.4661	20.2618	0.0245*
	At most 1	0.1716	7.7192	9.1645	0.0934
(貨櫃吞吐量, 國內生產毛額)	None	0.2919	19.6521	25.8721	0.2440
	At most 1	0.1254	5.4968	12.5179	0.5267
(貨櫃吞吐量, 國民生產毛額)	None	0.3093	22.1234	25.8721	0.1366
	At most 1	0.1558	6.9468	12.5179	0.3501
(貨櫃吞吐量, 國民所得)	None	0.2286	13.4744	20.2618	0.3271
	At most 1	0.0666	2.8283	9.1645	0.6133
(貨櫃吞吐量, 工業生產指數)	None	0.1024	4.4434	12.3209	0.6467
	At most 1	0.0003	0.0120	4.1299	0.9288
(貨櫃吞吐量, 躉售物價指數)	None	0.3446	23.9510	25.8721	0.0851
	At most 1	0.1491	6.6243	12.5179	0.3853

註：1. *表示在 5% 水準下顯著。

2. CE(s) 表示 Co-integrating Vector 共整合向量數目。

根據表 7 共整合檢定結果，可得知總人口數與經濟成長率之 P 值皆小於顯著水準 0.05，表示拒絕虛無假設，亦即代表檢定結果呈現共整合關係，即代表貨櫃吞吐量與總人口數、經濟成長率具有長期均衡關係；而其他變數之 P 值大於顯著水準 0.05，表示無法拒絕虛無假設，即代表檢定結果呈現不顯著，亦即無共整合關係，因此不具有長期均衡現象。所以將具有共整合關係之變數，納入 VECM 模型進行探

討，以避免其產生統計偏誤效果；至於其餘無共整合關係的變數，則代入 VAR 模型進行分析。

4.4 VECM 模型

將具有共整合關係之變數代入 VECM 模型來進行分析，如表 8 所示。從 VECM 模型實證結果可以顯示在 5% 顯著水準下，臺灣海運貨櫃吞吐量會受到自身貨櫃吞吐量落後二期到落後四季之影響。

表 8 臺灣海運貨櫃吞吐量 VECM 模型係數檢定表

(貨櫃吞吐量, 變數)	影響變數	統計量	
總人口數	貨櫃吞吐量 (-4)	參數估計值	0.5556
		T 統計量	3.1189*
經濟成長率	貨櫃吞吐量 (-2)	參數估計值	-0.3002
		T 統計量	-1.8058*
	貨櫃吞吐量 (-3)	參數估計值	-0.4523
		T 統計量	-2.5473*

註：1. (P) 表示落後期數。
2. *表示在 5% 水準下顯著。

4.5 VAR 模型

另外將不具有共整合關係之變數代入 VAR 模型來進行分析，如表 9 所示。從分析結果可以顯示在 5% 顯著水準下，臺灣海運貨櫃吞吐量會受到本身落後三至四季、國內生產毛額落後一季、國民生產毛額落後一季、躉售物價指數落後二期之顯著影響。透過時間序列分析，可得到含有落後項之變數，並彙整如表 10 所示。

4.6 灰色 GM(1,1)

為了進行未來臺灣海運貨櫃吞吐量之預測，除了建立適當的海運貨櫃吞吐量預測模式之外，解釋性變數也須先有未來變化的趨勢值。因此本研究將分別對於未加入時間落後期數之四個經濟變數，以及加入時間落後期數之 11 個變數進行未來趨勢值之推估。然而許多分析常需要蒐集大量資料，又必須符合多項假設才能計算精準

表 9 臺灣海運貨櫃吞吐量 VAR 模型係數檢定表

(貨櫃吞吐量, 變數)	影響變數	統計量	
匯率	貨櫃吞吐量 (-4)	參數估計值	0.4868
		T 統計量	3.6446*
	匯率 (-3)	參數估計值	8204.74
		T 統計量	2.4703*
國內生產毛額	貨櫃吞吐量 (-3)	參數估計值	-0.2758
		T 統計量	-1.7343*
	貨櫃吞吐量 (-4)	參數估計值	0.3138
		T 統計量	1.8513*
	國內生產毛額 (-1)	參數估計值	0.5852
		T 統計量	2.3434*
國民生產毛額	貨櫃吞吐量 (-3)	參數估計值	-0.3114
		T 統計量	-1.7012*
	國民生產毛額 (-1)	參數估計值	-0.5066
		T 統計量	1.8052*
工業生產指數	貨櫃吞吐量 (-4)	參數估計值	0.5587
		T 統計量	1.8366*
躉售物價指數	貨櫃吞吐量 (-4)	參數估計值	0.7894
		T 統計量	0.5314
	躉售物價指數 (-2)	參數估計值	-3579.83
		T 統計量	-4.1811*

註：1. (P) 表示落後期數。
2. *表示在 5% 水準下顯著。

表 10 影響臺灣海運貨櫃吞吐量之因素

影響臺灣海運貨櫃吞吐量因素
前二至四季貨櫃吞吐量
前第三季匯率
前一季國內生產毛額
前一季國民生產毛額
前第二季躉售物價指數

的預測模式；而灰預測則沒有這些限制，模式精準度比其他分析方法高。因此許多預測相關的文獻說明，當資料筆數不足及欲想得到精準的預測結果則適合以灰預測

來操作。故本研究透過灰色 GM(1,1) 來預測這些變數之未來趨勢值各項變數預測結果如表 11 所示。由表中可以得知，以殘差檢驗而言值與值皆符合標準，其平均精準

表 11 預測變數未來值

	匯率 (NT\$/US\$)	國內生產毛額 (百萬元)	國民生產毛額 (百萬元)	躉售物價指數
2011Q4	31.23	3,517,478	3,628,311	114.53
2012Q1	31.18	3,544,351	3,656,774	115.32
2012Q2	31.12	3,571,430	3,685,461	116.11
2012Q3	31.06	3,598,716	3,714,373	116.90
2012Q4	31.00	3,626,210	3,743,511	117.71
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2018Q1	29.80	4,254,674	4,411,090	135.89
2018Q2	29.75	4,287,180	4,445,694	136.82
2018Q3	29.69	4,319,934	4,480,569	137.76
2018Q4	29.64	4,352,938	4,515,718	138.70
<i>c</i> 值	0.48	0.25	0.23	0.26
<i>p</i> 值	0.70	0.87	0.91	0.89
平均誤差率 (%)	3.15	3.32	3.18	3.09

表 11 預測變數未來值 (續)

	貨櫃吞吐量 (-2) (TEU)	貨櫃吞吐量 (-3) (TEU)	貨櫃吞吐量 (-4) (TEU)	匯率 (-3) (NT\$/US\$)	國內生產毛 額 (-1) (百萬元)	國民生產毛 額 (-1) (百萬元)	躉售物價指 數 (-2)
2011Q4	3,474,543	3,144,315	3,279,169	29.51	3,513,916	3,578,361	112.87
2012Q1	3,359,592	3,474,543	3,144,315	28.90	3,517,745	3,629,328	112.91
2012Q2	3,408,258	3,359,592	3,474,543	29.20	3,544,640	3,657,871	114.26
2012Q3	3,423,123	3,418,582	3,359,592	31.53	3,571,740	3,686,638	115.02
2012Q4	3,438,054	3,434,171	3,520,508	31.49	3,599,047	3,715,632	115.79
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2018Q1	3,767,089	3,778,484	4,053,227	30.64	4,223,274	4,380,041	133.22
2018Q2	3,783,520	3,795,715	4,080,516	30.60	4,255,562	4,414,488	134.11
2018Q3	3,800,022	3,813,025	4,107,988	30.56	4,288,098	4,449,206	135.01
2018Q4	3,816,597	3,830,413	4,135,645	30.52	4,320,882	4,484,197	135.92
<i>c</i> 值	0.42	0.40	0.45	0.50	0.24	0.22	0.25
<i>p</i> 值	0.70	0.70	0.70	0.73	0.87	0.91	0.89
平均 誤差率 (%)	6.50	6.59	6.92	3.48	3.25	3.12	3.13

註：變數(-p)代表時間落後期數為p期。

度均大於 90%，顯示灰預測 GM(1,1) 對於各個變數未來之趨勢值都有良好的預測。由於本研究應屬於短期預測，但透過灰色 GM(1,1) 預測變數之未來趨勢值時仍預測至 2018 年，以利將這些變數預測的未來趨勢值運用至所建立的類神經網路，並進行貨櫃吞吐量之預測，最後進行貨櫃吞吐量預測時即採短期預測至 2014 年為止。

4.7 類神經網路

由於前一節已說明類神經網路在資料處理類型、類神經網路搜尋方式、資料轉換方式及變數選擇方式可區分為四種模

式，本研究將未加入時間落後期數之變數與加入時間落後期數之變數歸納整理為四項不同的預測網路模型，分別將在下面敘述說明。

4.7.1 未加入時間落後期數

分別以表 3 四種類神經網路模型對未加入時間落後之原始四項變數及臺灣海運貨櫃吞吐量進行分析，本文以平均絕對誤差百分比 (Mean Absolute Percent Error, MAPE)，用來檢驗預測之精確度。其中分析結果如表 12 所示。

由表 12 可得知，模式四平均絕對誤

表 12 類神經網路預測之平均絕對誤差百分比

	模式一	模式二	模式三	模式四
MAPE	5.91%	5.23%	4.14%	3.25%

差值為 3.25% 最小且最佳。而且其他模式之 MAPE 值皆小於 10%，顯示此四種預測模式績效皆為高度精確。

4.7.2 加入時間落後期數

分別再以表 3 四種類神經網路模型對加入時間落後期數之 11 項變數及臺灣海運貨櫃吞吐量進行分析，其預測之平均絕對誤差百分比結果如表 13 所示。

表 13 類神經網路預測之平均絕對誤差百分比

	模式一	模式二	模式三	模式四
MAPE	2.35%	2.44%	2.26%	1.54%

由表 13 可得知，模式四平均絕對誤差值為 1.54% 最小且最佳。而且其他模式之 MAPE 值皆小於 10%，顯示此四種預測模式績效皆為高度精確。在比較表 12 和

表 13 可以得知，在加入時間落後原始變數之預測誤差皆比未加入時間落後原始變數之預測誤差要來的小，顯示預測精確度更佳，而在未加入時間落後原始變數之最佳

模式四預測誤差為 3.25%，在考慮有時間落後變數之誤差降為 1.54%，因此可得知在考慮有時間落後變數模式下可使預測更加精準，故本研究在後續預測以加入時間落後之變數來預測臺灣海運貨櫃吞吐量。

4.7.3 預測分析與結果

本研究以類神經網路作為臺灣海運貨櫃吞吐量之預測，經由上述之探討以加入時間落後變數並且評估四種不同類型的網路模式預測成效，顯示以模式四的網路處理方式是最為理想之預測模型。預測結果如表 14 所示。

本研究整理實際值與預測結果之趨勢圖如圖 1 所示，從圖 1 可以得知，臺灣海

表 14 臺灣海運貨櫃吞吐量之預測

時間	貨櫃吞吐量預測值 (單位：TEU)
2011 年第四季	3,367,765
2012 年第一季	3,334,087
2012 年第二季	3,404,631
2012 年第三季	3,431,978
2012 年第四季	3,452,843
2013 年第一季	3,442,214
2013 年第二季	3,430,764
2013 年第三季	3,432,373
2013 年第四季	3,431,367
2014 年第一季	3,430,353
2014 年第二季	3,429,331
2014 年第三季	3,428,301
2014 年第四季	3,427,264

運貨櫃吞吐量整體而言，除了在 2009 年受到全球金融海嘯之影響，導致運量呈現

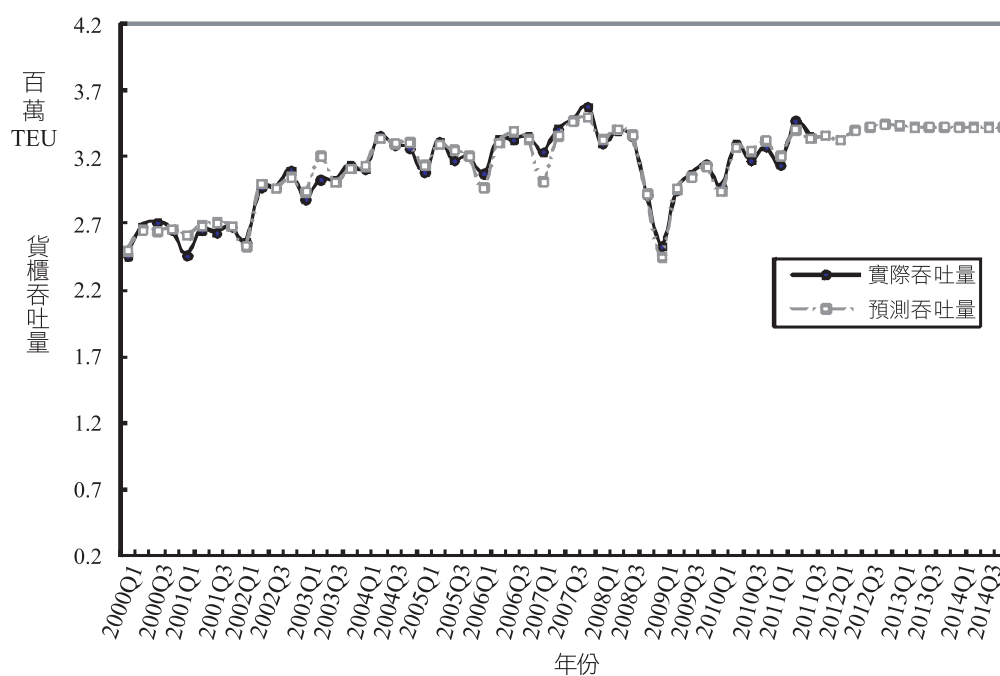


圖 1 臺灣海運貨櫃吞吐量實際值與預測結果之趨勢比較圖

大幅下滑之趨勢之外，其他在 2000 年至 2011 年海運運量均是呈現穩定成長趨勢。而圖中可看出類神經網路預測值曲線與實際值曲線相當接近，顯示兩者皆具有相當高的可信度。同時也可以發現從 2011 年第四季的 3,367,765 TEUs 到 2014 年第四季的 3,427,264 TEUs，臺灣海運貨櫃吞吐量雖有微幅波動，但仍呈現穩定成長的趨勢。

伍、結論與建議

本研究應用時間序列、結合灰色理論與類神經網路對臺灣海運貨櫃吞吐量進行分析及短期預測，瞭解海運貨櫃吞吐量與經濟變數影響因素間互動關係。經過一系列之時間序列分析，發現到海運貨櫃吞吐量受到本身前二季至前四季貨櫃吞吐量、前三季匯率、前一季國內生產毛額、前一季國民生產毛額及前二季躉售物價指數之顯著影響，因此建議相關研究者在探討海運貨櫃吞吐量時，可以考量將這些變數納入考量。另外在臺灣海運貨櫃吞吐量短期預測上，經由本研究實證分析發現，傳統運用經濟變數資料，透過預測等方法建構預測模型時，通常只會將變數直接納入模型考量並預測未來值，雖然也有一定的準確率，但是若能先經由時間序列分析找出有落後時間效果的影響變數，對預測模型

之建立，將有更明顯提升準確率之效果，同時也可以瞭解變數與變數之間的關聯性。在研究結果發現，未加入時間落後原始變數之最佳模式四預測誤差為 3.25%，至於有考慮時間落後變數之誤差可以降為 1.54%，因此有考量時間落後影響變數時，將可使預測模式更加精準，且原始資料之運量與預測值結果相當接近，平均誤差相當低，預測精準度高達 97% 以上。同時由臺灣海運貨櫃吞吐量短期預測值可以發現從 2011 年第四季的 3,367,765 TEUs 到 2014 年第四季的 3,427,264 TEUs，臺灣海運貨櫃吞吐量雖有微幅波動，但仍呈現穩定成長的趨勢，因此可提供相關單位作為決策考量。

本研究所建立的技術性模式較適於短期預測，但透過灰色 GM(1,1) 預測變數之未來趨勢值時仍可嘗試用於預測較長時期，以利將這些新預測的變數未來趨勢值運用至所建立類神經網路進行貨櫃吞吐量之預測，最後貨櫃吞吐量預測時即採短期預測至 2014 年。但因為臺灣海運貨櫃吞吐量需求為衍生需求，受到許多社會經濟相關因素影響而產生需求，雖然從研究結果可以呈現出相當的解釋能力，但若能加入其他方面的影響變數，如政策因素等，可以讓預測模型更完整進行預測推估，相信能夠使未來臺灣海運貨櫃吞吐量的預測分析更加完備與準確。

參考文獻

- 中華民國交通部交通統計月報，2011，
<http://www.motc.gov.tw/ch/home.jsp?id=578&parentpath=0,6>，2011年12月31日。
- 中華民國統計資訊網，2011，<http://www.stat.gov.tw/mp.asp?mp=4>，2011年12月31日。
- 王賢崙、陳俊諺、范聖義、顧聖傑，2010，應用時間序列法於港埠運量預測之研究——以中國國際港埠為例，*明新學報*，第36卷，第1期，101-115。
- 呂亦辰，2010，長榮大學航運管理學系，*海空運論文研討會論文集*，臺南市。
- 呂志哲，2004，中國大陸經濟發展對亞洲主要港埠貨櫃量影響之分析與預測，國立交通大學運輸科技與管理研究所碩士論文，新竹市。
- 周文賢、張隆憲、古金英，1999，臺灣貨櫃運量決定因素及預測之研究，*海運學報*，第7期，83-110。
- 周建張，2003，臺灣地區海運貨櫃運量迴歸預測模式之改善研究，*航運季刊*，第12卷，第1期，27-42。
- 翁慶昌、陳嘉欉、賴宏仁，2001，*灰色系統基本方法及其應用*，初版，高立圖書有限公司，臺北市。
- 梁金樹、周聰佑，2003，臺灣地區海運進出口貨物運量預測，*海運學報*，第12期，171-185。
- 郭塗城，1993，基隆港之運量與能量分析，臺灣港埠整體發展及深水文化之研究，基隆港之整體開發計畫，交通部運輸研究所，臺北市。
- 陳武正、林科，1994，海峽兩岸客貨櫃量預測與分配，*第二屆海峽兩岸海上航運學術研討會論文集*，171-178，臺北市。
- 陳世晃、陳俊男，2008，臺灣國際商港營運量預測模式之探討，逢甲大學交通工程與管理學系在職專班碩士論文，臺中市。
- 陳垂彥，1998，兩岸直航海運貨櫃量預測與分配分布之研究，國立成功大學交通管理科學系碩士論文，臺南市。
- 童為麟，2011，臺灣國際商港營運現況與運量預測之分析，國立臺灣海洋大學航運管理學系碩士論文，基隆市。
- 黃宏斌，2000，高雄轉口貨櫃運量預測之研究——以類神經網路為預測模式，國立臺灣海洋大學航運管理學系碩士論文，基隆市。
- 楊奕農，2009，*時間序列分析：經濟與財務上之應用*，第二版，雙葉書廊有限公司，臺北市。
- 盧宛佩，2011，定期海運貨櫃航線運量影響因素分析與預測，國立交通大學管理學院運輸物流學程碩士論文，新竹市。
- 顏進儒、林永山，1997，我國主要定期航線貨物運量分析，*運輸學刊*，第10卷，第4期，97-112。
- 魏健宏、楊雨青，1999，高雄轉口貨櫃運量預測之研究——以類神經網路評選輸

入變數，*運輸學刊*，第 11 卷，第 3 期，1-20。

楊世瑩，2008，*SPSS 統計分析實務*，第二版，旗標出版社，臺北市。

Engle, R.F. and Granger, C.W.J., 1987, Co-integration and error correction representation, estimation, and testing. *Econometrics*, 55(2), 251-276.

Engle, R.F. and Yoo, B.S., 1987, Forecasting and testing in co-integrated systems. *Journal of Econometrics*, 35, 143-159.

Johansen, S., 1988, Statistical analysis of cointegration vectors. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12, 231-54.

Johansen, S. and Juselius, K., 1990, Some structural hypotheses in multivariate cointegration analysis of purchasing power parity and the uncovered parity for the U.K. *Journal of Econometrics*, 53, 211-244.

Johansen, S., 1991, Estimation and hypothesis of cointegrating vectors in Gaussian vector autoregression models. *Econometrica*, 59, 1551-1580.

Lewis, J.M., 1982, Adaptation of P.D. Thompson's scheme to the constraint of potential vorticity conservation. *Monthly Weather Review*, 110, 1618-1634.

Neuralware, 2005, *An Introduction to Neural Works Predict*, Neuralware Company: PA.

Seabrooke, W., Hui, E.C.M., Lam, W.H.K. and Wong, G.K.C., 2003, Forecasting cargo

growth and regional role of the port of Hong Kong. *Cities*, 20(1), 51-64.

Sims, C.A., 1980, Macroeconomics and reality. *Econometrica*, 48, 1-48.