

# 層級式時間序列的組合預測

林豐政\* 康銘仁\*\*

---

## 摘要

本文主要針對具層級的時間序列資料，提出一套結合獨立成分分析 (Independent Components Analysis, ICA) 中白化過程產生的特徵值比例為權重之組合方式，應用於多個預測方法的兩階段組合預測流程：第一階段為不同預測方法間預測值的組合預測，第二階段為 top-down 與 bottom-up 流程預測值的組合預測。為能評估與比較兩階段組合預測流程於具層級的時間序列中之可靠性與實用性，研究中以行政院主計總處總體統計資料庫之來台旅客人數的時間序列為實證資料；同時，採行算術平均、變異加權、ICA 加權等三種組合方式進行實際績效的評比。結果發現：(1) 單一方法的預測績效非常不一致，但都可能具有所需要的正確訊號，故而應用組合預測予以整合之，實屬可行的方法；(2) 在一階段之方法間組合預測評比中，加入 ICA 權重的組合方式，相對更有效整合單一方法的預測序列，並可降低預測誤差的雜訊；(3) 在兩階段之程序間組合預測評比中，同樣是以 ICA 加權的組合預測結果績效最佳。由此可知，研究中所提之兩階段的組合預測流程，並採行 ICA 加權的組合方式，確實可以有效提升預測績效。而在實務上，尚有許多領域的資料序列是具層級性的，故而本研究的組合預測概念亦可應用於相似的領域上。

關鍵詞：層級式預測、組合預測、獨立成分分析、白化

---

\* 通訊作者，國立宜蘭大學應用經濟與管理學系教授，E-mail: fjlin@niu.edu.tw，宜蘭市神農路一段 1 號，03-93574000 轉 7849。

\*\* 國立宜蘭大學應用經濟與管理學系研究助理。

## **Forecasting Hierarchical Time Series by Using Combined Forecasts**

**Feng-Jeng Lin\*, Ming-Ren Kang\*\***

### **ABSTRACT**

This paper examines a process that integrates the concept of combined forecast with the eigenvalue proportions resulted from the matrix formed by whitening of independent component analysis (ICA) as applied to forecast time series data with a hierarchical mode. In this process, the stage of combined forecast will be executed twice. The first stage will combine the several forecasts that derive from different forecasting methods, whereas the second stage will combine the forecasts that operate in a top-down and bottom-up manner. To evaluate and compare the reliability and applicability of the proposed process as practiced on time series data with a hierarchical mode, the official monthly number of inbound tourists to Taiwan, as obtained from the Directorate-General of Budget, Accounting and Statistics (DGBAS), will be used in this paper. Meanwhile, three combining methods (arithmetic average, variance-weighted, ICA-weighted) will also be adopted to assess their forecasting performance. As a result, we will note three important findings in this empirical study: (1) Although the forecasting performance is very inconsistent in each forecasting method, some correct signals are all required, therefore, using a combined forecast to integrate these correct signals is an optimal alternative. (2) The ICA-weighted method can decrease the error signals and be more efficient in integrating correct signals in the first combining stage. (3) The ICA-weighted method still outperformed the other two combining methods in the second combining stage. In summary, the findings demonstrate

---

\* Professor, Department of Applied Economics & Management, National Ilan University

\*\* Research Assistant, Department of Applied Economics & Management, National Ilan University

that the proposed forecasting process is feasible and reliable. The results suggest the possibility of applying forecast of hierarchical time series data to other areas as well.

**Keywords:** Hierarchical Forecasting, Combined Forecasting, Independent Component Analysis, Whitening

---

## 一、動機與目的

在商業與經濟環境中，有許多時間序列預測係應用在一個層次的結構基礎之上，例如：觀光旅客人數預測、液晶顯示器產量預測或是地區人口預測等。而層級式時間序列預測則多數應用於產品製造業的分析上，其通常係依產品的製造流程或類別做為層次的歸類；亦即期望藉由分類特性進行合理的聚合（aggregation）或解析（disaggregation），由不同層次切入進行預測，期獲致最佳的預測結果。

一般而言，總量的預測序列可能會呈現較為平穩的預測結果。然而，若只對總量的時間序列進行預測，亦可能會因精細度不夠，萃取的預測訊號有限，以致無法在細項序列上進行有效的規劃與分析。雖說細項序列的預測可以提供的訊號相對較多，但通常亦會面臨兩個問題：一為歷史資料涵蓋的時間不夠長，另一為各類細項的序列變異可能較總量為大，所需花費的時間與費用較多，但預測的準確度未必較佳。

組合預測（Combined Forecasting）概念是針對同一個預測議題，進行多個預測方法的結果給予不同權重以進行組合，而形成一個綜合預測值；其目的係統合不同方法所提供的訊息，進而降低預測誤差以

改善預測能力。相對於單一預測方法而言，由於經濟數據往往具隨時間變化的特性，使之往往表現出時好時壞的預測績效，精確度變得難以控制，故而以組合預測力圖克服此項缺陷。而自 Bates and Granger (1969) 提出組合預測概念後，許多學者相繼提出不同選取或決定權重方式；如：Bunn (1977) 的貝氏法、Clemen (1989) 的最小變異數法、Crane and Crotty (1967) 的迴歸法等。由此可見，組合預測研究受到更多學者的重視與關注。

此外，由於時間序列資料是由許多潛在因素 (underlying factors) 所構成的結果，無論是一般傳統或是電腦學習的預測方法，其同樣在面對資料呈現不良訊號時，經常無法完全準確地表達出其變化與趨勢，使之於進行預測時可能喪失資料原本性質。而獨立成分分析 (Independent Component Analysis, ICA) 恰好能在動態分解過程中，由資料中分解出特定的獨立成分或隱藏的訊號形態 (hidden patterns) (Jutten and Héroult 1991)。雖說運用該法之後產生的訊號，實際意義並不能完全被解釋；但對於構成序列的重要程度，則可以分別被發掘出來。由於特徵值可用以表達資料被解釋的程度，研究中期望應用獨立成分分析的白化 (whitening) 過程所產生之特徵值做為組合預測的權重，建構出一組更具說服力的預測結果。

Chambers et al. (1971) 指出，今日需要的不是更好的預測技術，而是對現有預測技術進行更有效的應用方式。因此，本研究的動機是嘗試結合組合預測與獨立成分分析的概念，並將其應用於層級式的預測序列中；期望透過獨立成分分析的白化過程，運算出預測序列的特徵值，並做為組合預測的權重分配依據，據以降低層級式預測中聚合或解析的跨層級過程之預測誤差。

為能驗證所提的程序具可行性與有效性，研究中採用行政院主計

總處所公布具層級式的來台旅客人數之時間序列資料為實際個案，進行預測評比工作。因此，本研究將達到以下研究目的：

- (1) 提出將組合預測概念應用在層級式時間序列資料之跨層級程序（top-down 與 bottom-up）的預測中。
- (2) 應用多種預測方法於各層級的時間序列資料的預測。
- (3) 應用獨立成分分析於多種預測方法的組合預測。
- (4) 將獨立成分分析的組合預測結果，與目前的組合預測方式（算術平均法、變異加權法）進行比較與評估。

## 二、相關文獻

### （一）層級式預測（Hierarchical Forecasting）

所謂層級式預測是以一產品族為基礎（family-based）的預測方法，其分為由上而下（top-down）與由下而上（bottom-up）預測程序，提供給不同層級的管理者和部門不同的決策支援資訊，而達不同的預測需求（Fliedner and Mabert 1992）。

層級式預測的研究最早追溯至 Theil（1954）於其研究中採用直接（direct）與間接（derived）兩種預測架構。前者是指直接預測產品族的需求量；後者是先預測產品族內的各個子分類項目，而後再進行加總，以得到產品族的需求量。在大量的預測過程中，Dalrymple（1987）提出管理者可考慮以下三種預測方式，從中挑選適當模式，獲致較佳的預測結果，降低預測工作的負荷：（1）先行預測總數量，再依比例拆解至單一產品；（2）先行直接預測個別產品品項，再加總得總數量；（3）對每一層級都進行預測，但忽略各層級間是否一致。在此三種方式中，以第一種預測方式所需的時間與成本最少，第三種方式的時間

和成本相對最高，但因考慮的預測方式較多，故其預測結果也可能是最準確的。

盧舜年、鄒坤霖（2002）亦指出，需求預測可有以下三種模式：（1）由上而下（top-down）；（2）由下而上（bottom-up）；（3）由中往上下（middle-out）。透過不同面向的考量觀點，從中找出最佳的預測方式。

而層級式資料到底應採行何種方式進行預測為佳？Wei and Abraham (1981) 認為無論由上而下或由下而上，此問題並沒有絕對的答案；產品族內品項間的關係性、預測模式設計中參數估計的方法，以及比例抽樣的偏誤都有可能導致偏好於某一種預測方式。羅心蓮（2005）則將採行 top-down、bottom-up 與 middle-out 等方式之研究者進行彙整，由其報告中可知各方式皆有其支持的學者。

此外，Hyndman et al. (2011) 提出在各層級中的資料序列應用差分整合移動平均自迴歸模型 (Autoregressive Integrated Moving Average model, ARIMA) 進行預測，而後運用預測值進行跨層級迴歸模式以調和這些預測模式；研究中並以澳大利亞的旅遊需求為例進行個案實證，結果顯示較傳統層級式預測程序 top-down 與 bottom-up 更為準確。Luna and Ballini (2011) 於研究中提出一個適用於長期時間序列預測的運算方法，包括 top-down 的程序架構，並結合可調式模糊規則基礎系統 (Adaptive Fuzzy Rule-Based Systems)，而以人工神經網絡與智慧運算預測競賽 (Artificial Neural Network and Computational Intelligence Forecasting Competition) 的每日與每週資料做為 top-down 的分類依據；實驗結果顯示：此方法要比單做每日時間序列預測績效為佳。

由前述文獻可以發現，過去學者對於層級式預測多半是比較 top-

down 程序與 bottom-up 程序各層級間的預測績效，也因預測方法以及資料屬性的不同，所得到的結果亦不盡相同。正因所預測出的結果不盡相同，本研究認為 top-down 與 bottom-up 兩個程序皆存在著正確訊號，故而期望透過兩個程序的組合，以取得相對最佳的預測績效。

## （二）組合預測（Combined Forecasts）

組合預測亦稱為混合預測（Composite Forecasts）。最早是由 Bates and Granger（1969）提出，由於傳統計量模式與時間序列模式的預測能力沒有一定客觀的優劣標準，常令人難以取捨；因此，其基本原理乃進一步擷取有用的訊息，經由誤差結果給予不同權重而形成組合預測，以改善預測效率，而達預測精確度的提升。而後，有許多學者針對組合預測方法的權重發展出不同的建構方式（Bunn 1977; Clemen 1989; Crane and Crotty 1967）；而這些研究結果皆顯示出，加入權重的組合預測，確實可以用來改善預測品質的概念。

由於組合預測目的在於擷取有用的訊息，以降低誤差並改善模式的預測能力；因此，除了權重選取外，適當的權重組合方式也相當重要。Makridakis and Wheelwright（1989）發現應用簡單平均或加權平均多個模式預測值的組合方式，確能降低誤差並改善預測績效。平平等（2010）在神經網路、時間序列等模式基礎上，設計了組合預測模型，並採用吉林省豬肉價格的變化趨勢進行預測，實證結果亦都顯示組合預測模型具有更好的預測績效。周程、張培林（2012）利用物流貨運量資料，透過關聯面積法取得組合權重以建構組合預測模型，結果顯示其確實可以提高模型預測性能與精確度，且為有效的組合賦權方式。Zhao et al.（2012）對中長期電力負荷進行組合預測，結果發現該方法能夠提高預測精準度，使得平均相對誤差低於 2%，最大相對

誤差低於 5%。Melo and Loaiza (2012) 應用貝氏組合預測並以哥倫比亞的通貨膨脹率為個案，結果發現貝氏組合預測模型會優於單一模式的結果。張育維 (2014) 則提出一套結合季節性自我迴歸整合移動平均模式 (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average, SARIMA) 模式與類神經網路的組合預測模式，做為機場短期貨物運量預測的使用；結果顯示研究中所提出之組合預測模式，較使用單一模式更為精確且能提高預測能力。高文海 (2014) 以迴歸、灰色理論和簡單組合預測等三種預測方法的組合預測模型，並以浙江省農副產品出口貿易的物流需求為例進行實證，結果顯示組合預測模型在預測精確度上明顯優於三種個別的預測模型。高寧等 (2014) 則提出以灰色 GM(1,1) 模型、RBF 模型兩種單項預測數據為基礎，採用神經網路求取組合預測模型中單項模型的權重，建構出非線性的組合預測，並將該模型應用於深埋隧道圍岩變形的預測上，並與簡單平均等權組合、最佳線性加權組合進行比較，結果顯示所提方法於預測精確度上有明顯的提升。陳麗、張朝元 (2015) 運用指數平滑、多元線性迴歸、灰色系統等預測方法建立最小二乘支持向量機算法的組合預測模型，並以公路旅客流量進行實證，得到了較好的預測績效。

由前述學者的研究可知：無論採行何種組合預測方式，目的皆是為了提高模型預測的精確度。因此，本研究將採用 Bates and Granger (1969) 提出的加權平均組合預測概念，同時加入經由獨立成分分析白化過程中，得到的特徵值做為權重的依據，而將其應用於組合預測的權重計算中。

### (三) 獨立成分分析 (Independent Component Analysis, ICA)

獨立成分分析是一項訊號處理的統計學理論，其運用在部分相關



理論係包含在資訊及統計等領域中，主要目的是用來處理未知來源分離（Blind Source Separation, BSS）的問題（Karhunen et al. 1997），其特色就是我們所收集到的資料皆是由未知訊號線性混合而成的，而利用獨立成分分析從混合訊號中尋找出未知訊號。其中，用以描述未知來源分離的例子就「雞尾酒派對問題」（Cocktail-Party Problem）最為著名，即獨立成分分析所要解決之問題（Lee 1998）。而獨立成分分析的觀念經由 Comon（1994）詳細敘述之後，隨即有許多學者提出不同的論述，直至 Bell and Sejnowk（1995）提出 Informax ICA 後，該分析法方才逐漸受到重視。此外，由於 Hyvärinen and Oja（1997）提出的 Fast ICA 方法使其運算效率大為提升，因而該分析法亦開始大量地被應用於各個研究領域之中（Mansour and Kawamoto 2003）。而王建雄等（2011）經 FastICA 處理得到的分離信號與源信號相關係數的絕對值不小於 0.99，據此認為其為一種極為有效的盲源分離方法。

近些年來，許多學者將獨立成分分析應用在時間序列資料上，讓隱藏於資料中的結構能夠更輕易地被觀察出來。Back and Weigend（1997）發現時間序列的動態過程中，只需要幾個重要的獨立成分就可以解釋。劉斌等（2012）則將其應用於自變量中提取獨立分量，而後利用獨立分量進行迴歸建模；實證顯示，該法解決了自變量間的相關性問題外，且能促使提取的獨立分量對因變量有更好的解釋。楊臻明等（2013）使用獨立成分分析的最小平方支援向量機（Least Square Support Vector Machine, LS-SVM）對含有雜訊的時間序列進行預測，結果發現其預測績效會優於一般的最小平方支援向量機和反向傳播類神經網路（BP-ANN）。譚璐等（2013）從社會經濟發展水準、勞動者素質、城鄉發展水準、勞動者生活水準、工作環境等五方面選擇影響就業的指標，從而應用獨立成分分析提取反映就業狀況的三個主要獨

立成分，並結合就業人數本身具有之歷史慣性與趨勢而建立線性預測模型，結果發現模型可以對各個產業就業人數產生精準預測，相對誤差皆控制在 2% 以內。孫斌等（2014）提出一種以 Fast ICA 和改良最小平方支援向量機為基礎的風電廠風速預測方法，並以風電廠實測小時風速為例進行驗證；結果顯示，改良後的方法其預測精確度有明顯的提升。何川等（2014）應用主成分分析法和獨立成分分析法對神經網絡的訓練數據進行處理，模擬結果發現，獨立成分分析法不僅實現了主成分分析法的降維與去噪功能，且保留了原始數據的特徵與規律；同時，在以獨立成分分析特徵萃取後的數據做為神經網絡的輸入時，不僅可減少神經網絡的輸入量，提高神經網絡的效率，亦能有效地提高預測精確度。Lin et al.（2012）應用結合獨立成分分析與經驗模態分解（EMD）的 ICA-EMD 模型對擷取訊息加密的數據進行分析，發現如此將能有效地萃取原始訊號的數據。Lindsen and Bhattacharya（2010）則應用結合獨立成分分析與經驗模態分解解析眼部活動，發現其能最大化保留人體標準腦波圖（electroencephalogram, EEG）數據，且能夠選擇性去除眨眼的人為誤差。Huang and Cheng（2014）提出結合 ICA 與 SVM 之時間序列數據的模式識別方式，將所提方法應用在 ICA 以產生 ICs，而後將 SVM 應用到每個 IC 的時間序列數據的模式預測上。結果顯示所提的方法能有效且準確地預測出時間序列數據處理的狀態。

由以上研究文獻得知，獨立成分分析可以進一步消除時間序列資料中的雜訊，進而提升預測結果的品質。而本研究主要是應用獨立成分分析程序中白化過程所得到的特徵值做為權重，將其運用於多個預測方法的預測序列上，以建構組合預測序列，並與變異加權、算術平均的組合預測進行績效的比較。

### 三、研究方法

#### (一) 分析架構

過去學者於研究層級式預測資料時，多半是直接對各層級間進行預測績效的比較，也有跟組合預測進行結合的比較（Dekker et al. 2004; Athanasopoulos et al. 2009; Hyndman et al. 2011）。本研究則提出採行兩階段的組合預測程序：第一階段為方法間組合預測。其係透過獨立成分分析過程中白化程序計算出的特徵值矩陣，而將該特徵值做為組合的權重，並透過加權平均概念將多組預測值序列組合成一個新的預測值。第二階段則為程序間組合預測。其係針對層級式預測結果的序列再次進行預測值的組合，亦即將各階層間的預測數據再次的過濾與結合，以期提升預測績效。

因此，研究中的層級式預測程序乃結合兩次組合預測的概念，並依圖 1 的流程進行：

- (1) 蒐集具層級式（第一層與第二層）的時間序列資料，並考慮分群標準，以確認預測對象。
- (2) 分別應用單一預測方法對各層級的時間序列資料進行預測。
- (3) 應用算術平均、變異加權與 ICA 加權方式進行第一階段的方法組合預測。
- (4) 應用遞延比例分配法，進行 top-down 程序中第一層級預測資料的解析工作，以取得第二層級預測資料。
- (5) 進行 bottom-up 程序中第二層級預測資料的聚合（加總）工作，以取得第一層級的資料。
- (6) 應用算術平均、變異加權與 ICA 加權方式進行第二階段的程序

組合預測。

(7) 進行研究中單一預測法與組合預測（算術平均、變異加權、ICA 加權）的預測績效評估。

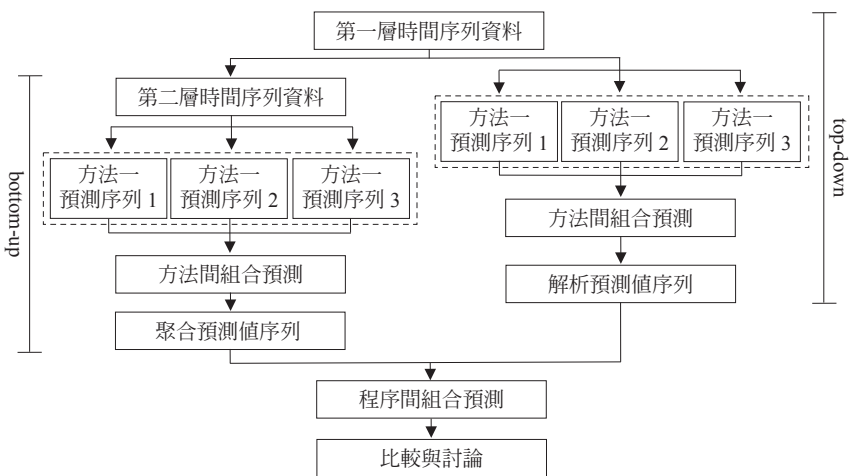


圖 1 本研究的分析架構

此外，基於 Mathews and Diamantapoulos（1986）採均方根誤差（Root Mean Square Error, RMSE）做為衡量產品與產品族群預測誤差的準則，Gross and Sohl（1990）以計算簡單且不受時間點數據為零的影響，認為 RMSE 為最常使用的比較方法；Saigal and Mehrotra（2012）指出於資料偶爾會出現較大誤差時，RMSE 會較其他衡量指標更具敏感度；研究中僅以 RMSE 做為判斷各個方法與組合預測績效的依據。

（二）層級式預測

本研究將資料階層分為兩個層級：第一層級（top level）與第二層級（bottom level），以下針對兩個層級的預測模式建構流程進行說明：

## 1. Top-Down 的預測流程

第一層級資料，亦為第二層級資料的加總。該程序首先以第一層級的資料為預測變數進行多種方法的預測，研究中將採行傳統預測模型中的古典時間序列分解法、指數平滑法與 ARIMA 模型等三種預測方法（余桂霖 2013；Bowerman and O’Connell 1993；Bowerman et al. 2004；Makridakis et al.1998）為之。接著，再應用第一階段組合預測（方法間組合預測）概念以結合三種方法的預測值。其次，將這些方法的預測序列，依照比例各自攤分成第二層級的預測序列。而其預測序列結果再與 bottom-up 的預測序列結果進行第二階段組合預測（程序間組合預測）；同時，並與相同 level 的預測序列進行評估與比較。top-down 的預測流程如圖 2 所示。

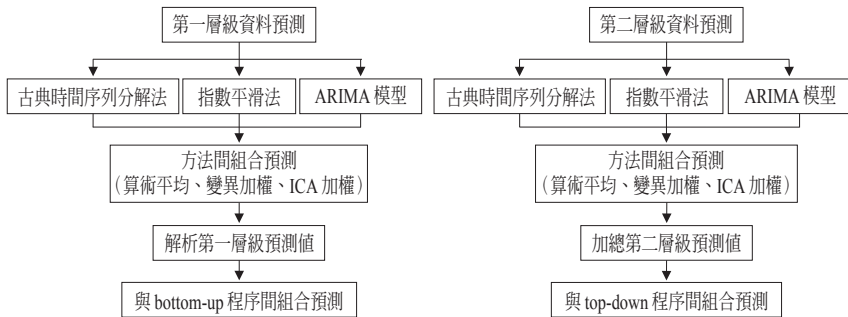


圖 2 Top-down 與 bottom-up 預測建構流程

## 2. Bottom-Up 的預測流程

在第二層級的預測流程中，首先係直接以第二層級資料為預測變數資料進行多種方法的預測，研究中同樣採行古典時間序列分解、指數平滑與 ARIMA 等三種預測方法為之；接著，應用組合預測（方法間的組合預測）概念結合三種方法的預測值。其次，將第二層級的預

測序列加總而成爲第一層級的預測序列。最後，將其預測序列結果與 top-down 的預測序列結果再進行一次組合預測（程序組合預測）；同時，並與同 level 的預測序列進行比較評估。Bottom-up 的預測流程如圖 2 所示。

### （三）組合預測

現假設  $k$  種預測方法於第  $T$  期的預測值爲  $(f_{1,T}, f_{2,T}, \dots, f_{k,T})$ ，且每個預測值各有一相對應的權重  $(w_1, w_2, \dots, w_k)$ ，則這些預測值於第  $T$  期的組合預測  $\hat{Y}_T$  爲：

$$\hat{Y}_T = w_1 f_{1,T} + w_2 f_{2,T} + \dots + (1 - \sum_{i=1}^{k-1} w_i) f_{k,T}, \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (1)$$

多數研究者在應用 Bates and Granger (1969) 所提的組合預測概念時，除了採行算術平均方式外，大部分係採行加權平均方式，其係將多種方法的預測序列，依各個預測序列之變異大小而給予不同權重；亦即變異越小的預測序列，給予相對越高的權重值；反之，則給予較小的權重值。而各個預測序列變異的衡量，則應用均方根誤差爲之。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (2)$$

以研究中採行的三種預測方法爲例，三個預測序列的權重  $(w_i)$  分別由下列三個式子所取得 (Lin 2005)：

$$\begin{aligned} w_1 &= \frac{\sigma_2^2 \sigma_3^2}{\sigma_2^2 \sigma_3^2 + \sigma_1^2 \sigma_3^2 + \sigma_1^2 \sigma_2^2} \\ w_2 &= \frac{\sigma_1^2 \sigma_3^2}{\sigma_2^2 \sigma_3^2 + \sigma_1^2 \sigma_3^2 + \sigma_1^2 \sigma_2^2} \end{aligned} \quad (3)$$

$$w_3 = \frac{\sigma_1^2 \sigma_2^2}{\sigma_2^2 \sigma_3^2 + \sigma_1^2 \sigma_3^2 + \sigma_1^2 \sigma_2^2}$$

其中， $\sigma_i^2$  為三種預測方法的誤差變異（ $i=1, 2, 3$ ）。通常在給定的預測模式下，真正的誤差變量  $\sigma_i^2$  是未知的；實務上係以  $MSE_i$ （均方誤差）估計之。

#### （四）獨立成分分析

研究中欲透過獨立成分分析過程中白化程序計算出的特徵值，做為組合預測的權重依據，其運算的原理簡述於後。

假設在同一個空間中同時有  $n$  個聲源訊號，另一端的不同位置也設置  $m$  支麥克風，聲源經過了環境混合過程後，麥克風會接收到混合訊號  $x_j(t)$ 。現假設混合訊號  $x_j(t)$  為來源訊號  $s_i(t)$  經由線性組合而成，則其算式如下：

$$\begin{aligned} x_1(t) &= a_{11}s_1(t) + a_{12}s_2(t) + \dots + a_{1n}s_n(t) \\ x_2(t) &= a_{21}s_1(t) + a_{22}s_2(t) + \dots + a_{2n}s_n(t) \\ &\vdots \\ x_m(t) &= a_{31}s_1(t) + a_{32}s_2(t) + \dots + a_{mn}s_n(t) \end{aligned} \quad (4)$$

若將其改以矩陣表之，則觀測到的混合訊號矩陣為  $X$ ，來源訊號矩陣為  $S$ ，與距離有關之混合矩陣為  $A$ ，且三者之關係為

$$X = \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_m(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{21} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \\ \vdots \\ s_n(t) \end{bmatrix} = AS \quad (5)$$

由於無法確知原始的來源訊號  $S$  與混合矩陣  $A$ ，只能從測量到的混合訊號  $X$  嘗試解決未知訊號分離的問題。現若假設測量到的混合訊號是因未知的潛在變數以線性組合方式組成，則將一群複雜的訊號與訊號之間重新組合成相互獨立的成分，即是找到一個去混合矩陣 (Demixing Matrix)  $W$ ，使得接收到的混合訊號  $X$ ，經  $W$  的轉換後，能夠找出獨立成分  $Y$  以估計來源訊號  $S$ 。其概念如圖 3 所示。

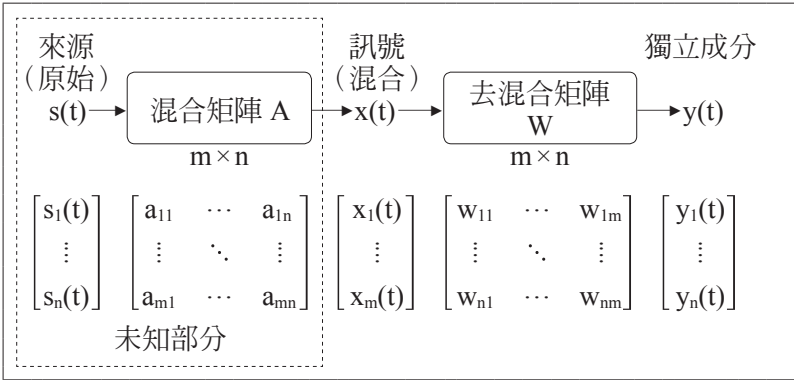


圖 3 獨立成分分析概念圖

資料來源：羅偵源 (2011)。

因此，為使該分析法較容易且快速取得相互獨立的成分，在資料前處理步驟中，會先對資料進行白化過程 (Whitening Process)，使之彼此間為不相關且變異數為 1。現若假設混合訊號  $\tilde{X}$  為白化時，則其共變異矩陣將為單位矩陣  $I$ ，即

$$E\{\tilde{X}\tilde{X}^T\}=I \tag{6}$$

因此，白化即是找出一個白化矩陣 (Whitening Matrix)  $V$ ，將混合訊號  $X$  進行線性轉換，最普遍的方法為應用特徵向量分解 (Eigenvalue



Decomposition, EVD) 以轉換之，即：

$$E\{XX^T\} = EDE^T \quad (7)$$

式中， $E$  為  $E\{XX^T\}$  的特徵向量 (Eigenvector) 構成之正交矩陣 (Orthogonal Matrix)，而  $D$  為其相對應特徵值 (Eigenvalue) 所組成的對角線矩陣 (Diagonal Matrix)，亦即  $D = \text{diag}(d_1, \dots, d_n)$ ，且  $D^{-1/2} = \text{diag}(d_1^{-1/2}, \dots, d_n^{-1/2})$ ，且白化可以表示為：

$$\tilde{X} = ED^{-1/2}E^TX \quad (8)$$

現若令  $ED^{-1/2}E^T$  為  $V$  時，則

$$\tilde{X} = VX \quad (9)$$

因此，經過白化的混合訊號可以再表示為：

$$\tilde{X} = ED^{-1/2}E^TX = ED^{-1/2}E^TAS = \tilde{A}S \quad (10)$$

亦即白化可視為將混合矩陣 (Mixing Matrix)  $A$  做一線性轉換為  $\tilde{A}$ 。

由於研究中將各個預測方法的預測序列視為可觀測到的混合訊號  $X$ ，且因特徵值可用以解釋資料變異的程度，故而應用執行獨立成分分析白化過程中得到之特徵值，做為組合預測的權重並運用之。

## 四、實證分析

為瞭解所提之獨立成分分析結合組合預測應用於層級式時間序列預測的可行性，本研究以 2004 年 1 月至 2014 年 12 月來台旅客人數的居住地分類資料 (合計 132 筆) 進行實證工作，其總人數的時間序

列如圖 4 所示。

資料取自行政院主計總處公布之總體統計資料庫，且為兩個層級的資料，可分別在總人數（第一層級）與各居住地（亞洲、亞洲—中國、亞洲—日本、亞洲—港澳、美洲、歐洲、大洋洲、非洲、未列明）（第二層級）進行序列的預測。由於亞洲地區旅客占總人數的比例甚高，為使分析結果具嚴謹性，故而將亞洲分為中國、日本、港澳以及亞洲其他區，使其比例近似於美洲與歐洲；另，由於大洋洲、非洲以及未列明地區的資料中具遺失值（即當月分無人來台旅遊）且整體比例過低，故而將其合併為其他洲。此外，為說明所採用的方法以不限於某特定年度的效果為佳，研究中分別以 2004 年 1 月至 2011 年 12 月、2012 年 12 月、2013 年 12 月的月資料序列做為訓練資料組以建立模式，並預測出 2012 年至 2014 年單年 1 月至 12 月的預測序列；同時，各以 2012 年 1 月至 12 月、2013 年 1 月至 12 月、2014 年 1 月至 12 月為測試資料組，進行預測績效評估與比較的工作；此亦即若以

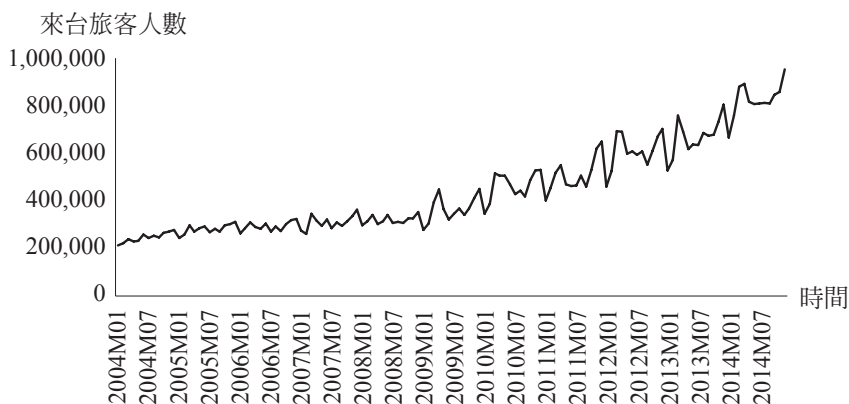


圖 4 2004 年至 2014 年各月分來台旅客總人數時間序列圖

資料來源：行政院主計總處（2015）。

測試資料組爲 2012 年 1 月 12 月爲例，則研究中係以 2004 年 1 月至 2011 年 12 月之 96 個月分資料建立模式，並進行 2012 年 1 月至 12 月的實際值預測。整體實證資料的設置如表 1 中所示，整個分析的過程則可分爲如下的 7 個部分：

**表 1 實證資料的設置**

全部資料（年／月）	訓練資料組（年／月）	測試資料組（年／月）
2004/01～2012/12 合計 108 筆	2004/01～2011/12 合計 96 筆	2012/01～2012/12 合計 12 筆
2004/01～2013/12 合計 120 筆	2004/01～2012/12 合計 108 筆	2013/01～2013/12 合計 12 筆
2004/01～2014/12 合計 132 筆	2004/01～2013/12 合計 120 筆	2014/01～2014/12 合計 12 筆

### （一）資料序列的預測

八組來台旅客的時間序列資料（總人數、中國、日本、港澳、亞洲其他區、美洲、歐洲、其他洲）分別採行古典時間序列分解法（採長期趨勢因子與季節變動因子）、指數平滑法（採單重、雙重指數或 Holt-Winters 乘法模型）以及 ARIMA 模式建立模式並進行往前 12 期的預測；之後，分別皆與測試資料組的實際資料進行誤差變異的計算，如表 2 所示。其中，在建立 ARIMA 模式時，若原始資料不具平穩性，則將進行一般性或季節性差分使之達到平穩，進而決定暫定模式的階次；接著，於殘差序列滿足純雜訊過程（White Noise Process）的暫定模式中選取 AIC 與 SBC 相對較小者爲研究中的最適模式並估計其之參數，如附錄 1 至附錄 3 所示；而純雜訊過程的檢測係以殘差序列在

表 2 十二期預測值與實際值的均方根誤差 (RMSE)

年分	2012				2013				2014			
	古典 時間序列	指數 平滑法	ARIMA 模式	古典 時間序列	指數 平滑法	ARIMA 模式	古典 時間序列	指數 平滑法	古典 時間序列	指數 平滑法	ARIMA 模式	ARIMA 模式
總人數	29,643.72	45,477.92	43,414.93	36,580.39	39,266.96	32,920.33	53,085.66	78,878.98	53,085.66	78,878.98	85,655.57	85,655.57
中國	19,476.31	76,758.53	26,273.83	48,379.31	36,635.14	41,688.14	30,809.80	46,826.56	30,809.80	46,826.56	85,444.18	85,444.18
日本	32,447.42	21,656.48	12,234.48	42,891.09	22,565.42	12,975.63	21,095.58	15,048.98	21,095.58	15,048.98	5,899.03	5,899.03
港澳	9,349.09	14,622.30	17,338.63	11,210.87	15,331.41	19,081.08	9,446.50	11,297.17	9,446.50	11,297.17	17,898.90	17,898.90
亞洲 其他區	11,566.29	17,898.07	4,643.82	15,891.76	12,431.99	13,740.59	15,873.80	19,276.97	15,873.80	19,276.97	12,532.93	12,532.93
美洲	5,789.75	2,038.14	2,853.55	3,085.85	2,448.88	2,075.76	3,781.44	3,768.15	3,781.44	3,768.15	5,129.43	5,129.43
歐洲	1,338.37	1,240.98	1,622.14	1,215.44	1,227.07	1,188.37	3,014.18	3,332.00	3,014.18	3,332.00	3,880.87	3,880.87
其他洲	2,738.95	2,216.41	2,069.55	2,738.03	2,639.48	2,050.82	4,990.04	4,565.89	4,990.04	4,565.89	6,027.85	6,027.85

信賴係數 0.95 下，遞延 24 期內的各個自我相關函數值小於  $|2/\sqrt{T}|$  為之（T 為期數）（Pindyck and Rubinfeld 1998）。此外，在指數平滑法中，由於考量整體模式為最小平方誤差的參數，故而逐一測試並選出相對誤差最小的參數進行設定，如附錄 4 所示。

## （二）方法間組合預測

研究中分別採用算術平均、變異加權以及 ICA 加權等三種組合方式取得組合預測權重值。其中，在變異加權與 ICA 加權的權重分配部分，前者係將近三年的預測值與實際值之 MSE 代入公式 3 後獲致，而後者則依近三年的預測值與實際值的 RMSE 由大至小，分別給予由低至高的權重值，結果分別如表 3 與表 4 中所示。

**表 3 2012 年至 2014 年方法間組合變異加權之權重值**

預測 年分	預測方法	總人數	中國	日本	港澳	亞洲 其他區	美洲	歐洲	其他 洲
2012	古典時間序列	0.45	0.32	0.36	0.37	0.38	0.38	0.43	0.31
	指數平滑	0.28	0.23	0.26	0.41	0.18	0.40	0.35	0.32
	ARIMA	0.27	0.46	0.38	0.22	0.44	0.22	0.22	0.38
2013	古典時間序列	0.40	0.25	0.40	0.38	0.21	0.41	0.45	0.31
	指數平滑	0.35	0.25	0.35	0.38	0.52	0.37	0.35	0.30
	ARIMA	0.25	0.50	0.25	0.25	0.27	0.22	0.20	0.39
2014	古典時間序列	0.39	0.35	0.23	0.41	0.23	0.37	0.41	0.30
	指數平滑	0.35	0.34	0.24	0.37	0.29	0.41	0.37	0.27
	ARIMA	0.26	0.31	0.53	0.22	0.49	0.22	0.22	0.43

表 4 2012 年至 2014 年方法間組合 ICA 加權之權重值

預測 年分	預測方法	總人數	中國	日本	港澳	亞洲 其他區	美洲	歐洲	其他 洲
2012	古典時間序列	0.97	0.04	0.15	0.05	0.01	0.07	0.95	0.00
	指數平滑	0.03	0.01	0.00	0.95	0.00	0.92	0.05	0.25
	ARIMA	0.00	0.96	0.85	0.00	0.98	0.01	0.00	0.75
2013	古典時間序列	0.97	0.04	0.39	0.98	0.00	0.97	0.96	0.04
	指數平滑	0.02	0.03	0.00	0.02	0.99	0.03	0.04	0.00
	ARIMA	0.01	0.93	0.61	0.00	0.01	0.00	0.00	0.96
2014	古典時間序列	0.98	0.88	0.00	0.94	0.01	0.04	0.97	0.22
	指數平滑	0.02	0.10	0.23	0.06	0.01	0.96	0.03	0.00
	ARIMA	0.00	0.01	0.77	0.00	0.99	0.00	0.00	0.78

（三）方法間組合預測的評估

現將三個預測方法的預測序列，應用於三種組合方式（算數平均、變異加權以及 ICA 加權）進行組合預測值的運算（方法間組合預測），並與實際值進行均方根誤差的評估，結果如表 5 所示。來台旅客總人數的預測序列，研究中應用遞延比例分配法進行。

（四）預測序列之解析與聚合

第一層級預測序列的解析，研究中應用遞延比例分配法進行。由於重覆測試取最近一年、兩年、三年的訓練資料進行時，其比例值並無太大的變化；因此，研究中乃以最近三年的平均做為解析的比例，亦即為遞延三期之比例分配，結果如附錄 5 所示。至於聚合的方法則

**表 5 2012 年至 2014 年方法間組合預測值與實際值的均方根誤差 (RMSE)**

預測年分	組合方式	總人數	中國	日本	港澳
2012	算數平均	36,206.31	36,272.93	20,901.72	12,814.79
	變異加權	34,238.45	31,275.58	20,593.46	12,349.47
	ICA 加權	29,702.35	26,076.58	14,545.86	14,265.18
	組合方式	亞洲其他區	美洲	歐洲	其他洲
	算數平均	10,055.55	3,027.44	1,302.96	2,203.04
	變異加權	8,397.86	3,178.13	1,286.39	2,185.21
	ICA 加權	4,688.60	2,191.16	1,331.13	2,092.91
	組合方式	總人數	中國	日本	港澳
	算數平均	29,037.18	40,383.04	20,989.06	14,750.05
	變異加權	28,662.96	40,542.92	24,090.81	14,226.68
2013	ICA 加權	35,687.20	41,591.73	16,332.09	11,251.74
	組合方式	亞洲其他區	美洲	歐洲	其他洲
	算數平均	13,542.12	2,179.99	1,076.86	2,408.20
	變異加權	13,088.04	2,299.81	1,100.20	2,363.71
	ICA 加權	12,428.91	3,038.29	1,208.50	2,065.54
	組合方式	總人數	中國	日本	港澳
	算數平均	71,561.57	50,021.86	10,371.26	12,171.68
2014	變異加權	69,705.49	48,757.11	7,776.64	11,367.16
	ICA 加權	53,660.12	32,172.08	6,414.46	9,537.04
	組合方式	亞洲其他區	美洲	歐洲	其他洲
	算數平均	14,957.16	4,091.79	3,384.00	5,169.40
	變異加權	14,432.74	3,965.31	3,300.30	5,295.25
	ICA 加權	12,581.81	3,768.60	3,024.02	5,785.43

相當簡單，只需從第二層級的預測序列直接加總即可。而解析與聚合的預測結果與實際值之 RMSE 如表 6 所示。

表 6 解析與聚合的預測值與實際值的均方根誤差 (RMSE)

預測年分	組合方式	總人數 (聚合)	中國	日本	港澳
2012	算數平均	31,258.39	60,166.91	17,228.42	15,938.98
	變異加權	31,703.19	59,377.23	17,273.86	15,885.25
	ICA 加權	34,413.63	55,977.32	17,878.66	15,866.32
	組合方式	亞洲其他區	美洲	歐洲	其他洲
	算數平均	18,149.09	11,788.05	5,104.76	2,677.77
	變異加權	18,837.08	12,008.18	5,195.74	2,729.07
	ICA 加權	21,972.94	13,031.00	5,621.14	2,965.67
	組合方式	總人數 (聚合)	中國	日本	港澳
	算數平均	46,238.87	36,201.00	22,374.31	16,727.95
	變異加權	50,662.35	36,067.90	22,451.42	16,695.30
2013	ICA 加權	54,022.62	33,035.72	25,190.54	15,732.97
	組合方式	亞洲其他區	美洲	歐洲	其他洲
	算數平均	21,476.86	10,624.30	4,347.72	1,580.79
	變異加權	21,319.02	10,703.82	4,383.81	1,577.79
	ICA 加權	21,846.83	12,108.35	4,977.91	1,594.05
	組合方式	總人數 (聚合)	中國	日本	港澳
	算數平均	64,331.98	78,475.68	16,322.36	22,477.41
	變異加權	64,297.94	77,853.11	16,688.34	22,356.40
	ICA 加權	45,103.71	72,136.71	19,548.89	21,552.53
	組合方式	亞洲其他區	美洲	歐洲	其他洲
2014	算數平均	17,378.19	6,866.48	2,605.96	5,071.25
	變異加權	17,163.45	6,945.21	2,622.32	5,104.91
	ICA 加權	16,178.64	7,916.61	2,858.94	5,413.88
	組合方式	總人數 (聚合)	中國	日本	港澳
	算數平均	64,331.98	78,475.68	16,322.36	22,477.41
	變異加權	64,297.94	77,853.11	16,688.34	22,356.40



### （五）程序間組合預測

程序即代表研究中的 top-down 與 bottom-up 兩個流程。現將其兩個程序再進行一次組合預測，即稱為第二階段的組合預測。在變異加權與 ICA 加權的權重分配部分，前者係將近三年的預測值與實際值的 MSE 代入公式 3 獲得；後者則與第一階段之方法間組合預測完全相同。而有關程序間組合預測的變異加權與 ICA 加權的權重值則分別如表 7 與表 8 中所示。

### （六）程序間組合預測的評估

接著，將 top-down 與 bottom-up 兩個程序估計之第一階段組合預測（方法間組合預測）結果，各別依總人數、中國、日本、港澳、亞洲其他區、美洲、歐洲以及其他洲等預測序列，應用三種組合方式（算數平均、變異加權、ICA 加權）進行組合預測值（程序間組合預測）的運算，並與實際值進行均方根誤差的評估，結果如表 9 所示。

**表 7 2012 年至 2014 年程序間組合預測的變異加權之權重值**

預測 年分	預測程序	總人數	中國	日本	港澳	亞洲 其他區	美洲	歐洲	其他 洲
2012	Top-Down	0.45	0.28	0.39	0.24	0.36	0.11	0.13	0.40
	Bottom-Up	0.55	0.72	0.61	0.76	0.64	0.89	0.87	0.60
2013	Top-Down	0.48	0.25	0.42	0.23	0.13	0.08	0.14	0.44
	Bottom-Up	0.52	0.75	0.58	0.77	0.87	0.92	0.86	0.56
2014	Top-Down	0.50	0.35	0.34	0.29	0.15	0.09	0.14	0.50
	Bottom-Up	0.50	0.65	0.66	0.71	0.85	0.91	0.86	0.50

表 8 2012 年至 2014 年程序間組合預測的 ICA 加權之權重值

預測 年分	預測方法	總人數	中國	日本	港澳	亞洲 其他區	美洲	歐洲	其他 洲
2012	Top-Down	0.02	0.05	0.19	0.17	0.05	0.17	0.31	0.08
	Bottom-Up	0.98	0.95	0.81	0.83	0.95	0.83	0.69	0.92
2013	Top-Down	0.02	0.09	0.17	0.15	0.05	0.15	0.25	0.38
	Bottom-Up	0.98	0.91	0.83	0.85	0.95	0.85	0.75	0.62
2014	Top-Down	0.99	0.07	0.21	0.15	0.06	0.15	0.23	0.12
	Bottom-Up	0.01	0.93	0.79	0.85	0.94	0.85	0.77	0.88

（七）結果彙整與比較

最後，依據不同預測年分別，將組合預測方式（算術平均、變異加權與 ICA 加權）與各居住地（總人數、中國、日本、港澳、亞洲其他區、美洲、歐洲以及其他洲）來台旅客人數的預測結果，以均方根誤差（RMSE）與積分（RMSE 最小給予 12 分、最大給予 1 分）比較一階段組合預測（方法間組合預測）、兩階段組合預測（程序間組合預測）以及單一預測方法的預測績效，結果如表 10 至表 15 所示。此外，研究中再將表 10 至表 15 中最佳預測次數與總積分根據組合方式和預測年分交叉彙整，如表 16 所示。

**表 9 2012 年至 2014 年程序間組合預測值與實際值的均方根誤差 (RMSE)**

預測年分	組合方式	總人數	中國	日本	港澳
2012	算數平均	34,753.43	47,727.69	18,148.61	12,397.87
	變異加權	32,469.23	38,567.54	18,539.55	11,684.90
	ICA 加權	34,182.65	26,960.98	14,667.75	12,869.40
	組合方式	亞洲其他區	美洲	歐洲	其他洲
	算數平均	13,867.85	7,215.54	2,409.15	2,155.12
	變異加權	11,946.64	3,992.01	1,063.43	2,131.50
	ICA 加權	5,157.58	3,711.02	1,566.24	2,106.33
	組合方式	總人數	中國	日本	港澳
	算數平均	35,582.03	24,363.57	20,982.37	14,486.56
	變異加權	37,748.65	29,732.95	22,757.31	13,854.76
2013	ICA 加權	53,630.31	37,486.31	17,399.76	11,072.01
	組合方式	亞洲其他區	美洲	歐洲	其他洲
	算數平均	16,223.32	5,755.97	2,191.45	1,874.39
	變異加權	13,492.62	2,577.28	1,092.53	1,896.09
	ICA 加權	12,565.98	4,023.40	1,631.59	1,668.56
	組合方式	總人數	中國	日本	港澳
	算數平均	67,630.41	63,350.41	12,279.22	16,386.19
	變異加權	66,722.53	57,988.24	9,613.69	13,743.08
	ICA 加權	53,558.90	33,678.45	6,269.03	10,829.22
	組合方式	亞洲其他區	美洲	歐洲	其他洲
2014	算數平均	14,190.59	2,600.11	1,886.92	5,096.49
	變異加權	13,698.61	3,222.39	2,764.32	5,177.36
	ICA 加權	12,110.60	2,505.27	2,095.03	5,731.39

表 10 2012 年組合預測流程與單一預測方法間均方根誤差與積分彙整

居住地 組合方式	總人數							亞洲 其他區		美洲	歐洲	其他洲	總積分
	中國	日本	港澳										
算數平均	(A) 36,206(3)	60,167(2)	17,228(9)	15,939(2)	18,149(3)	11,788(3)	5,105(3)	2,678(4)	29				
	(B) 34,121(8)	36,273(7)	20,902(3)	12,815(8)	10,056(8)	3,027(9)	1,303(9)	2,203(6)	58				
	(C) 34,753(4)	47,728(5)	18,149(6)	12,398(9)	13,868(5)	7,216(4)	2,409(4)	2,155(8)	45				
變異加權	(A) 34,238(6)	59,377(3)	17,274(8)	15,885(3)	18,837(2)	12,008(2)	5,196(2)	2,729(3)	29				
	(B) 31,703(10)	31,276(8)	20,593(4)	12,349(10)	8,398(9)	3,178(8)	1,286(10)	2,185(7)	66				
	(C) 32,469(9)	38,568(6)	18,540(5)	11,685(11)	11,947(6)	3,992(6)	1,063(12)	2,131(9)	64				
ICA 加權	(A) 29,702(11)	55,977(4)	17,879(7)	15,866(4)	21,973(1)	13,031(1)	5,621(1)	2,966(1)	30				
	(B) 34,414(5)	26,077(11)	14,546(11)	14,265(6)	4,689(11)	2,191(11)	1,331(8)	2,093(11)	74				
	(C) 34,183(7)	26,961(9)	14,668(10)	12,869(7)	5,158(10)	3,711(7)	1,566(6)	2,106(10)	66				
單一預測	(D) 29,644(12)	19,476(12)	32,447(1)	9,349(12)	11,566(7)	5,790(5)	1,338(7)	2,739(2)	58				
	(E) 45,478(1)	76,759(1)	21,656(2)	14,622(5)	17,898(4)	2,038(12)	1,241(11)	2,216(5)	41				
	(F) 43,415(2)	26,274(10)	12,234(12)	17,339(1)	4,644(12)	2,854(10)	1,622(5)	2,070(12)	64				

註：(A) 表方法間 top-down；(B) 表方法間 bottom-up；(C) 表程序間兩階段；(D) 表古典時間序列分解；(E) 表指數平滑法；(F) 表 ARIMA 模式。

表 11 2013 年組合預測流程與單一預測方法間均方根誤差與積分彙整

居住地 組合方式		總人數	中國	日本	港澳	亞洲 其他區	美洲	歐洲	其他洲	總積分
算數平均	(A)	29,037(11)	36,201(8)	22,374(7)	16,728(2)	21,477(2)	10,624(3)	4,348(3)	1,581(11)	47
	(B)	46,239(4)	40,383(5)	20,989(8)	14,750(6)	13,542(7)	2,180(11)	1,077(12)	2,408(3)	56
	(C)	35,582(9)	24,364(12)	20,982(9)	14,487(7)	16,223(4)	5,756(4)	2,191(4)	1,874(8)	57
變異加權	(A)	28,663(12)	36,068(9)	22,451(6)	16,695(3)	21,319(3)	10,704(2)	4,384(2)	1,578(12)	49
	(B)	50,662(3)	40,543(4)	24,091(3)	14,227(8)	13,088(9)	2,300(10)	1,100(10)	2,364(4)	51
	(C)	37,749(6)	29,733(11)	22,757(4)	13,855(9)	13,493(8)	2,577(8)	1,093(11)	1,896(7)	64
ICA 加權	(A)	35,687(8)	33,036(10)	25,191(2)	15,733(4)	21,847(1)	12,108(1)	4,978(1)	1,594(10)	37
	(B)	54,023(1)	41,592(3)	16,332(11)	11,252(10)	12,429(12)	3,038(7)	1,208(8)	2,066(5)	57
	(C)	53,630(2)	37,486(6)	17,400(10)	11,072(12)	12,566(10)	4,023(5)	1,632(5)	1,669(9)	59
單一預測	(D)	36,580(7)	48,379(1)	42,891(1)	11,211(11)	15,892(5)	3,086(6)	1,215(7)	2,738(1)	39
	(E)	39,267(5)	36,635(7)	22,565(5)	15,331(5)	12,432(11)	2,449(9)	1,227(6)	2,639(2)	50
	(F)	32,920(10)	41,688(2)	12,976(12)	19,081(1)	13,741(6)	2,076(12)	1,188(9)	2,051(6)	58

註：(A) 表方法間 top-down；(B) 表方法間 bottom-up；(C) 表程序間兩階段；(D) 表古典時間序列分解；(E) 表指數平滑法；(F) 表 ARIMA 模式。

表 12 2014 年組合預測流程與單一預測方法間均方根誤差與積分彙整

居住地 組合方式	亞洲							總積分		
	總人數	中國	日本	港澳	其他區	美洲	歐洲		其他洲	
算數平均	(A)	71,562(3)	78,476(2)	16,322(4)	22,477(1)	17,378(2)	6,866(3)	2,606(10)	5,071(10)	35
	(B)	64,332(7)	50,022(7)	10,371(7)	12,172(7)	14,957(6)	4,092(5)	3,384(3)	5,169(7)	49
	(C)	67,630(5)	63,350(5)	12,279(6)	16,386(5)	14,191(8)	2,600(11)	1,887(12)	5,096(9)	61
變異加權	(A)	69,705(4)	77,853(3)	16,688(3)	22,356(2)	17,163(3)	6,945(2)	2,622(9)	5,105(8)	34
	(B)	64,298(8)	48,757(8)	7,777(9)	11,367(8)	14,433(7)	3,965(6)	3,300(4)	5,295(5)	55
	(C)	66,723(6)	57,988(6)	9,614(8)	13,743(6)	13,699(9)	3,222(10)	2,764(8)	5,177(6)	59
ICA 加權	(A)	53,660(9)	72,137(4)	19,549(2)	21,553(3)	16,179(4)	7,917(1)	2,859(7)	5,414(4)	34
	(B)	45,104(12)	32,172(11)	6,414(10)	9,537(11)	12,582(11)	3,769(8)	3,024(5)	5,785(3)	71
	(C)	53,559(10)	33,678(10)	6,269(11)	10,829(10)	12,111(12)	2,505(12)	2,095(11)	5,731(2)	78
單一預測	(D)	53,086(11)	30,810(12)	21,096(1)	9,446(12)	15,874(5)	3,781(7)	3,014(6)	4,990(11)	65
	(E)	78,879(2)	46,827(9)	15,049(5)	11,297(9)	19,277(1)	3,768(9)	3,332(2)	4,566(12)	49
	(F)	85,656(1)	85,444(1)	5,899(12)	17,897(4)	12,533(10)	5,129(4)	3,881(1)	6,028(1)	34

註：(A) 表方法間 top-down；(B) 表方法間 bottom-up；(C) 表程序間兩階段；(D) 表古典時間序列分解；(E) 表指數平滑法；(F) 表 ARIMA 模式。

表 13 2012 年至 2013 年組合預測流程與單一預測方法間均方根誤差與積分彙整

居住地 組合方式	總人數		中國	日本	港澳	亞洲 其他區	美洲	歐洲	其他洲	總積分
算數平均	(A)	32,622(11)	48,184(2)	19,801(8)	16,333(2)	19,813(3)	11,206(3)	4,726(3)	2,129(7)	39
	(B)	40,180(5)	38,328(5)	20,945(5)	13,782(6)	11,799(8)	2,604(10)	1,190(11)	2,306(3)	53
	(C)	35,168(7)	36,046(6)	19,565(9)	13,442(7)	15,046(5)	6,486(4)	2,300(4)	2,015(10)	52
變異加權	(A)	31,451(12)	47,723(3)	19,863(7)	16,290(3)	20,078(2)	11,356(2)	4,790(2)	2,153(6)	37
	(B)	41,183(4)	35,909(7)	22,342(2)	13,288(8)	10,743(9)	2,739(8)	1,193(10)	2,274(5)	53
	(C)	35,109(8)	34,150(8)	20,648(6)	12,770(9)	12,720(7)	3,285(7)	1,078(12)	2,014(11)	68
ICA 加權	(A)	32,695(10)	44,507(4)	21,535(4)	15,800(4)	21,910(1)	12,570(1)	5,300(1)	2,280(4)	29
	(B)	44,218(1)	33,834(11)	15,439(11)	12,758(10)	8,559(12)	2,615(9)	1,270(8)	2,079(8)	70
	(C)	43,906(2)	32,224(12)	16,034(10)	11,971(11)	8,862(11)	3,867(6)	1,599(5)	1,887(12)	69
單一預測	(D)	33,112(9)	33,928(10)	37,669(1)	10,280(12)	13,729(6)	4,438(5)	1,277(7)	2,738(1)	51
	(E)	42,372(3)	56,697(1)	22,111(3)	14,977(5)	15,165(4)	2,244(12)	1,234(9)	2,428(2)	39
	(F)	38,168(6)	33,981(9)	12,605(12)	18,210(1)	9,192(10)	2,465(11)	1,405(6)	2,060(9)	64

註：(A) 表方法間 top-down；(B) 表方法間 bottom-up；(C) 表程序間兩階段；(D) 表古典時間序列分解；(E) 表指數平滑法；(F) 表 ARIMA 模式。

表 14 2013 年至 2014 年組合預測流程與單一預測方法間均方根誤差與積分彙整

居住地		總人數		中國	日本	港澳	亞洲 其他區	美洲	歐洲	其他洲	總積分
組合方式											
算數平均	(A)	50,299(8)	57,338(2)	19,348(4)	19,603(1)	19,428(1)	8,745(3)	3,477(3)	3,326(12)	34	
	(B)	55,285(4)	45,202(5)	15,680(9)	13,461(7)	14,250(7)	3,136(9)	2,230(6)	3,789(5)	52	
	(C)	51,606(7)	43,857(8)	16,631(6)	15,436(5)	15,207(6)	4,178(4)	2,039(10)	3,485(10)	56	
變異加權	(A)	49,184(10)	56,961(3)	19,570(3)	19,526(2)	19,241(2)	8,825(2)	3,503(2)	3,341(11)	35	
	(B)	57,480(3)	44,650(6)	15,934(8)	12,797(9)	13,760(8)	3,133(10)	2,200(7)	3,829(4)	55	
	(C)	52,236(6)	43,861(7)	16,185(7)	13,799(6)	13,596(9)	2,900(12)	1,928(11)	3,537(8)	66	
ICA 加權	(A)	44,674(12)	52,586(4)	22,370(2)	18,643(3)	19,013(3)	10,012(1)	3,918(1)	3,504(9)	35	
	(B)	49,563(9)	36,882(11)	11,373(11)	10,394(11)	12,505(11)	3,403(7)	2,116(8)	3,925(2)	70	
	(C)	53,595(5)	35,582(12)	11,834(10)	10,951(10)	12,338(12)	3,264(8)	1,863(12)	3,700(6)	75	
單一預測	(D)	44,833(11)	39,595(10)	31,993(1)	10,329(12)	15,883(4)	3,434(6)	2,115(9)	3,864(3)	56	
	(E)	59,073(2)	41,731(9)	18,807(5)	13,314(8)	15,854(5)	3,109(11)	2,280(5)	3,603(7)	52	
	(F)	59,288(1)	63,566(1)	9,437(12)	18,490(4)	13,137(10)	3,603(5)	2,535(4)	4,039(1)	38	

註：(A) 表方法間 top-down；(B) 表方法間 bottom-up；(C) 表程序間兩階段；(D) 表古典時間序列分解；(E) 表指數平滑法；(F) 表 ARIMA 模式。



表 15 2012 年至 2014 年組合預測流程與單一預測方法間均方根誤差與積分彙整

居住地 組合方式	總人數		中國	日本	港澳	亞洲 其他區	美洲	歐洲	其他洲	總積分
	(A)	(B)	(C)	(D)	(E)	(F)	(G)	(H)	(I)	(J)
算數平均	45,602(8)	48,231(4)	58,281(1)	18,642(5)	18,381(1)	19,001(3)	9,760(3)	4,019(3)	3,110(10)	34
	48,231(4)	42,226(7)	17,421(7)	13,246(7)	13,246(7)	12,852(8)	3,100(10)	1,921(7)	3,260(6)	56
	45,989(6)	45,147(6)	17,137(8)	14,424(5)	14,424(5)	14,761(5)	5,191(4)	2,163(5)	3,042(12)	51
變異加權	44,202(10)	57,766(2)	18,805(4)	18,312(2)	18,312(2)	19,107(2)	9,886(2)	4,067(2)	3,137(9)	33
	48,888(3)	40,192(9)	17,487(6)	12,648(9)	12,648(9)	11,973(9)	3,148(9)	1,896(8)	3,281(5)	58
	45,647(7)	42,096(8)	16,970(9)	13,094(8)	13,094(8)	13,046(7)	3,264(8)	1,640(12)	3,068(11)	70
ICA 加權	39,683(12)	53,717(3)	20,873(2)	17,717(4)	17,717(4)	19,999(1)	11,019(1)	4,486(1)	3,325(3)	27
	44,513(9)	33,280(10)	12,431(11)	11,685(10)	11,685(10)	9,900(12)	2,999(11)	1,855(10)	3,315(4)	77
	47,124(5)	32,709(12)	12,779(10)	11,590(11)	11,590(11)	9,945(11)	3,413(6)	1,764(11)	3,169(7)	73
單一預測	39,770(11)	32,888(11)	32,145(1)	9,915(12)	9,915(12)	14,444(6)	4,219(5)	1,856(9)	3,489(1)	56
	54,541(1)	53,407(4)	19,757(3)	13,750(6)	13,750(6)	16,536(4)	2,752(12)	1,933(6)	3,141(8)	44
	53,997(2)	51,135(5)	10,370(12)	18,106(3)	18,106(3)	10,306(10)	3,353(7)	2,230(4)	3,383(2)	45

註：(A) 表方法間 top-down；(B) 表方法間 bottom-up；(C) 表程序間兩階段；(D) 表古典時間序列分解；(E) 表指數平滑法；(F) 表 ARIMA 模式。

表 16 組合預測流程與單一預測方法間最佳預測次數與總積分彙整

組合方式 \ 年分							
	2012	2013	2014	2012- 2013	2013- 2014	2012- 2014	總次數 (總積分)
算術平均	(A)	0(29)	0(47)	0(35)	0(39)	0(34)	1(218)
	(B)	0(58)	1(56)	0(49)	0(53)	0(56)	1(324)
	(C)	0(45)	1(57)	1(61)	0(52)	0(56)	1(51)
變異加權	(A)	0(29)	2(49)	0(34)	1(37)	0(33)	3(217)
	(B)	0(66)	0(51)	0(55)	0(53)	0(55)	0(58)
	(C)	1(64)	0(64)	0(59)	1(68)	1(66)	1(70)
ICA 加權	(A)	0(30)	0(37)	0(34)	0(29)	1(35)	1(27)
	(B)	0(74)	1(57)	1(71)	1(70)	0(70)	1(77)
	(C)	0(66)	1(59)	2(78)	2(69)	3(75)	1(73)
單一預測	(D)	3(58)	0(39)	2(65)	1(51)	1(56)	1(56)
	(E)	1(41)	0(50)	1(49)	1(39)	0(52)	1(44)
	(F)	3(64)	2(58)	1(34)	1(64)	1(38)	1(45)

註：(A) 表方法間 top-down；(B) 表方法間 bottom-up；(C) 表程序間兩階段；(D) 表古典時間序列分解；(E) 表指數平滑法；(F) 表 ARIMA 模式。

五、結論與建議

本研究係針對具層級的時間序列資料，提出一套結合 ICA 權重組合方式而應用於多個預測方法的兩階段組合預測流程；同時，以來台旅客人數預測的實案資料進行績效比較與評估，並得到以下的結論與建議。

## （一）結論

### 1. 在組合預測與單一方法的比較方面

由實證中三種預測方法的結果發現，各資料序列於不同年分中，單一方法的預測績效非常不一致。由此可見，每一方法得到的結果，皆可能具有我們所需要的預測訊號；因此，應用組合預測以整合所有的可能性，將是一項極為務實的選擇。由表 16 確實可看到，給予權重之組合預測的總積分，皆較單一預測方法為高；權重的計算方式除了算數平均外，其餘兩種組合預測，於各年分以及各序列中的預測績效，雖不一定會是最佳的，但整體而言卻是穩定且相對優於單一預測方法的。

### 2. 在三種組合方式的比較方面

ICA 加權的組合方式由表 16 可以看到，無論是程序間組合預測或是 bottom-up 方法間組合預測，其總積分皆較變異加權與算術平均的組合方式為高；由此可知，結合獨立成分分析之組合預測績效，是相對穩定優於其他兩種方式。

### 3. 在一階段與兩階段組合預測的比較方面

表 16 同樣可以看出，無論是採行 ICA 加權、變異加權或算術平均，其兩階段程序間組合預測的總積分，皆較一階段方法間組合預測的總積分為高；而 ICA 加權中程序間組合預測的積分更是最高者，雖與 bottom-up 方法間組合預測總積分相當接近，但在出現預測最佳的次數中，前者仍是相對高於後者。

綜合前述，研究中所提之兩階段組合預測結合獨立成分分析的概念，運用在層級式時間序列資料上，雖然不一定會是最佳的預測結果；但整體而言，其預測績效確實是穩定相對優於其他方法的，足見

研究中所提的方式與流程是具可行性與可靠性。

## （二）研究限制與建議

由於 2002 年至 2003 年期間，有嚴重急性呼吸道症候群（SARS）事件；雖然研究中的資料為 2004 年 1 月至 2014 年 12 月；為避免影響實證結果，將假設該期間的數據不受其影響，此為本研究的限制一。其次，研究中僅採 RMSE 做為判斷各個方法與組合預測績效的依據，並未採行平均誤差絕對（Mean Absolute Error, MAE）或平均誤差百分比（Mean Absolute Percentage Error, MAPE），恐有不周延的情況，此為本研究的限制二。此外，研究中亦建議：

1. 由於實證中僅採行三種傳統預測方法（古典時間序列分解法、指數平滑法、ARIMA 模式）為之，但隨著預測技術的更新與套裝軟體的精進，建議後續研究者亦可應用其他預測方法進行實證工作。
2. 由於實證中 top-down 程序的績效並沒有明顯提升，可能在解析比例部分需再重新思量分配法而予以突破，後續研究可再嘗試其他解析方法於整個架構的概念中。
3. 由於僅採來台旅客人數進行實證，然實務上尚有許多領域的資料序列具層級性，故而研究中的概念可應用於其他領域上，或許會有更進一步的效果。

附錄 1 訓練組為 2004 年至 2011 年配適之 ARIMA 及其參數等相關估計量 (期數 T=96)

序列	模 式	AIC	SBC	MSE <sub>i</sub>	$\hat{\rho}_k$
總人數	$(1-0.09105B+0.24753B^2)\nabla\nabla^{12}Z_t$ $= (1-0.43783B-0.05161B^2)\alpha_t$	1,952.88	1,962.56	92,365,000	(-0.152, 0.133)
中國	$(1+0.3799B+0.74312B^2)\nabla\nabla^{12}Z_t$ $= (1+0.61231B+0.45239B^2)\alpha_t$	1,816.80	1,826.48	17,925,000	(-0.098, 0.124)
日本	$(1-0.07126B+0.90416B^2)\nabla\nabla^{12}Z_t$ $= (1-0.51259B-0.44092B^2)\alpha_t$	2,010.45	2,020.66	87,182,115	(-0.171, 0.118)
港澳	$(1+0.4276B+0.9656B^2)\nabla\nabla^{12}Z_t$ $= (1-0.48294B+0.62615B^2-0.70273B^3)\alpha_t$	1,743.73	1,755.82	73,480,716	(-0.146, 0.173)
亞洲 其他區	$(1+0.26805B+0.19105B^2+0.12168B^3)\nabla\nabla^{12}Z_t$ $= (1-0.13201B)\alpha_t$	1,753.17	1,762.84	83,270,879	(-0.180, 0.174)
美洲	$(1+0.34502B)\nabla\nabla^{12}Z_t$ $= (1+0.71641B+0.53443B^3+0.81861B^4)\alpha_t$	1,543.05	1,552.77	5,310,942	(-0.129, 0.176)
歐洲	$(1+0.85566B)\nabla\nabla^{12}Z_t = (1+0.97742B)\alpha_t$	1,461.52	1,466.39	2,058,909	(-0.105, 0.188)
其他洲	$(1+0.24927B+0.25755B^2)\nabla\nabla^{12}Z_t$ $= (1-0.25735B-0.11872B^2+0.50951B^{12})\alpha_t$	1,590.25	1,603.02	1,035,494	(-0.191, 0.154)

註：1.  $\nabla-B$ ：一般差分； $\nabla^{12}=1-B^{12}$ ：季節差分。  
2.  $\hat{\rho}_k$ ：遞延 k 期殘差序列的自我相關函數值， $k=1, 2, \dots, 24$ 。

附錄 2 訓練組為 2004 年至 2012 年配適之 ARIMA 及其參數等相關估計量 (期數 T=108)

序列	模 式	AIC	SBC	MSE <sub>i</sub>	$\hat{\rho}_k$
總人數	$(1+0.28331B+0.33662B^2)\nabla\nabla^{12}Z_t=(1-0.0682B^2)\alpha_t$	2,236.18	2,243.84	94,791,000	(-0.115, 0.167)
中國	$(1-0.22756B^2)\nabla\nabla^{12}Z_t$ $= (1-0.72928B^2+0.47575B^4-0.45517B^5)\alpha_t$	2,083.87	2,094.08	18,884,000	(-0.153, 0.151)
日本	$(1-0.98099B^{12})\nabla\nabla^{12}Z_t$ $= (1-0.44265B-0.07354B^3-0.11846B^4$ $-0.51091B^{12})\alpha_t$	2,277.98	2,291.34	98,543,871	(-0.180, 0.099)
港澳	$(1-0.18404B^3+0.58238B^{12})\nabla\nabla^{12}Z_t$ $= (1-0.78208B-0.04465B^3)\alpha_t$	1,986.10	1,996.32	67,474,728	(-0.138, 0.157)
亞洲 其他區	$(1-0.11613B)\nabla\nabla^{12}Z_t=(1-0.49628B)\alpha_t$	1,992.59	1,997.71	73,735,976	(-0.193, 0.135)
美洲	$(1+0.3857B^3+0.6583B^{12})\nabla\nabla^{12}Z_t$ $= (1+0.6893B+0.62193B^3+0.64089B^4)\alpha_t$	1,748.11	1,760.93	4,506,030	(-0.142, 0.174)
歐洲	$(1-0.2379B^5)\nabla\nabla^{12}Z_t=(1+0.34262B^3)\alpha_t$	1,663.58	1,668.71	1,924,982	(-0.167, 0.162)
其他洲	$(1+0.7993B+0.68552B^2)\nabla\nabla^{12}Z_t$ $= (1+0.12772B-0.50112B^3+0.57026B^{12})\alpha_t$	1,815.58	1,828.95	1,308,783	(-0.150, 0.174)

註：1.  $\nabla-B$ ：一般差分； $\nabla^{12}=1-B^{12}$ ：季節差分。  
2.  $\hat{\rho}_k$ ：遞延 k 期殘差序列的自我相關函數值， $k=1, 2, \dots, 24$ 。

附錄 3 訓練組為 2004 年至 2013 年配適之 ARIMA 及其參數等相關估計量 (期數 T=120)

序列	方程式	AIC	SBC	MSE <sub>i</sub>	$\hat{\rho}_k$
總人數	$(1+0.59078B)\nabla\nabla^{12}Z_t=(1-0.93619B)\alpha_t$	2,520.49	2,525.84	97,661,000	(-0.159, 0.167)
中國	$(1+0.26207B^2)\nabla\nabla^{12}Z_t=(1-0.09821B^2)\alpha_t$	2,406.25	2,411.60	33,577,000	(-0.142, 0.167)
日本	$(1-0.00209B^{11}-0.99791B^{12})\nabla\nabla^{12}Z_t$ $= (1-0.46566B-0.49236B^{12})\alpha_t$	2,539.83	2,550.94	10,528,000	(-0.115, 0.078)
港澳	$(1-0.34672B-0.351B^3)\nabla\nabla^{12}Z_t$ $= (1-1.25878B+0.30095B^2)\alpha_t$	2,285.95	2,296.64	10,712,000	(-0.104, 0.131)
亞洲 其他區	$(1-0.45948B)\nabla\nabla^{12}Z_t$ $= (1-0.79333B-0.20667B^7)\alpha_t$	2,236.08	2,244.10	67,827,526	(-0.116, 0.142)
美洲	$(1-0.34998B^3)\nabla\nabla^{12}Z_t$ $= (1+0.35366B-0.03554B^3)\alpha_t$	1,998.56	2,006.60	6,198,968	(-0.102, 0.181)
歐洲	$(1+0.19482B^{12})\nabla\nabla^{12}Z_t=(1+0.32674B^3)\alpha_t$	1,869.33	1,874.69	1,890,585	(-0.150, 0.162)
其他洲	$(1+0.58844B^1+0.47683B^2+0.03175B^3)\nabla\nabla^{12}Z_t$ $= (1-0.05874B+0.20047B^3-0.14856B^4$ $+0.61274B^{12})\alpha_t$	2,041.52	2,060.97	1,560,814	(-0.152, 0.083)

註：1.  $\nabla-B$ ：一般差分； $\nabla^{12}=1-B^{12}$ ：季節差分。2.  $\hat{\rho}_k$ ：遞延 k 期殘差序列的自我相關函數值， $k=1, 2, \dots, 24$ 。

附錄 4 指數平滑法相對最佳的參數設定

年分	2004 年至 2011 年	2004 年至 2012 年	2004 年至 2013 年
總人數	$\alpha=0.09, \beta=0.15, \gamma=0.01$	$\alpha=0.39, \beta=0.01, \gamma=0.63$	$\alpha=0.06, \beta=0.13, \gamma=0.11$
中國	$\alpha=0.09, \beta=0.40, \gamma=0.01$	$\alpha=0.30, \beta=0.04, \gamma=0.40$	$\alpha=0.06, \beta=0.08, \gamma=0.07$
日本	$\alpha=0.15$	$\alpha=0.08$	$\alpha=0.11$
港澳	$\alpha=0.06, \beta=0.50, \gamma=0.01$	$\alpha=0.30, \beta=0.01, \gamma=0.01$	$\alpha=0.10, \beta=0.03, \gamma=0.01$
亞洲 其他區	$\alpha=0.03, \beta=0.30, \gamma=0.01$	$\alpha=0.84, \beta=0.01, \gamma=0.01$	$\alpha=0.01, \beta=0.30, \gamma=0.65$
美洲	$\alpha=0.50, \gamma=0.01$	$\alpha=0.39, \gamma=0.01$	$\alpha=0.38, \gamma=0.01$
歐洲	$\alpha=0.11, \gamma=0.01$	$\alpha=0.12, \gamma=0.01$	$\alpha=0.16, \gamma=0.01$
其他洲	$\alpha=0.01$	$\alpha=0.01$	$\alpha=0.04$

附錄 5 第一層級依各居住地之解析比例

居住地 年分							
	中國	日本	港澳	亞洲其他區	美洲	歐洲	其他洲
2012	0.27	0.21	0.15	0.22	0.09	0.04	0.02
2013	0.32	0.20	0.14	0.22	0.08	0.03	0.02
2014	0.34	0.19	0.14	0.21	0.07	0.03	0.02



## 參考文獻

- 王建雄、張立民、鍾兆根，2011，〈基於 Fast ICA 算法的盲源分離〉。《計算機技術與發展》21(12): 93-96。
- 平平、劉大有、楊博、金弟、方芳、馬思佳、田野、王永，2010，〈組合預測模型在豬肉價格預測中的應用研究〉。《計算機工程與科學》32(5): 109-112。
- 行政院主計總處，2015，交通統計，總體統計資料庫。(http://statdb.dgbas.gov.tw/pxweb/dialog/statfile91.asp，取用日期：2015 年 3 月 15 日)。
- 何川、舒勤、賀含峰，2014，〈ICA 特徵提取與 BP 神經網路在負荷預測中的應用〉。《電力系統及其自動化學報》26(8): 40-46。
- 余桂霖，2013，《時間序列分析》。台北：五南。
- 周程、張培林，2012，〈基於關連面積法的物流貨運量組合預測模型〉。《計算機應用》32(9): 2628-2630, 2642。
- 高文海，2014，〈基於組合預測模型的物流需求預測實證研究〉。《物流技術》33(3): 226-228。
- 高寧、潘傳姣、李建剛，2014，〈深埋隧道圍岩變形預測的非線性組合模型〉。《金屬礦山》8: 45-48。
- 孫斌、姚海濤、李田、劉袖、劉博，2014，〈基於 Fast ICA 和改進 LSSVM 的短期風速預測〉。《電力系統及其自動化學報》26(1): 22-27。
- 張育維，2014，〈組合模式於桃園機場貨物運量預測之研究〉。《運輸學刊》26(2): 203-230。
- 陳麗、張朝元，2015，〈基於 SOR-LS-SVM 的公路旅遊客流量組合預測模型〉。《科技通報》31(1): 195-198, 209。
- 楊臻明、岳繼光、王曉保、蕭蘊詩，2013，〈基於獨立成分分析的含噪聲時間序列預測〉。《控制與決策》28(4): 501-505。
- 劉斌、戴吾蛟、黃大偉、羅飛雪，2012，〈獨立分量迴歸及其在變形分析中的應用研究〉。《大地測量與地球動力學》32(6): 90-93。
- 盧舜年、鄒坤霖，2002，《供應鏈管理的第一本書》。台北：商周。
- 羅心蓮，2005，《層級式預測方法論——以液晶監視器為例》。新竹：國立清華大學工業工程與工程管理學系碩士論文。
- 羅偵源，2011，《利用聲源分離和定位技術合成出虛擬聆聽點的 3D 音訊》。新竹：國立交通大學電子工程學系電子研究所碩士論文。
- 譚璐、劉婷、呂志勇，2013，〈基於獨立成分分析的山東省就業人數預測〉。《經濟與管

理評論》3: 149-153。

- Athanasopoulos, G., R. A. Ahemd, and R. J. Hyndman, 2009, "Hierarchical Forecasts for Australian Domestic Tourism." *International Journal of Forecasting* 25(1): 146-166.
- Back, A. D. and A. S. A. Weigend, 1997, "A First Application of Independent Component Analysis to Extracting Structure from Stock Returns." *International Journal on Neural Systems* 8(4): 473-484.
- Bates, J. M. and C. W. J. Granger, 1969, "The Combination of Forecasts." *Operational Research Quarterly* 20(4): 451-468.
- Bell, A. and T. Sejnowski, 1995, "An Information Maximization Approach to Blind Separation and Blind Deconvolution." *Neural Computation* 7: 1129-1159.
- Bowerman, B. L. and R. T. O'Connell, 1993, *Forecasting and Time Series: An Applied Approach*. 3rd ed. Belmont, CA: Duxbury Press.
- Bowerman, B. L., R. T. O'Connell, and A. B. Koehler, 2004, *Forecasting, Time Series, and Regression: An Applied Approach*. Belmont, CA: Wadsworth/Thomson Learning.
- Bunn, D. W., 1977, "A Comparative Evaluation of the Outperformance and Minimum Variance Procedures for the Linear Synthesis of Forecasts." *Journal of Operational Research Society* 28(3): 653-662.
- Chambers, J. C., S. K. Mullick, and D. D. Smith, 1971, "How to Choose the Right Forecasting Technique." *Harvard Business Review* 49: 45-71.
- Comon, P., 1994, "Independent Component Analysis—A New Concept?" *Signal Processing* 36: 287-314.
- Clemen, R. T., 1989, "Combining Forecasts: A Review and Annotated Bibliography." *International Journal of Forecasting* 5(4): 559-583.
- Crane, D. B. and J. R. Crotty, 1967, "A Two-Stage Forecasting Model: Exponential Smoothing and Multiple Regression." *Management Science* 13(8): B501-B507.
- Dalrymple, D. J., 1987, "Sales Forecasting Practices: Results from a United States Survey." *International Journal of Forecasting* 3(3-4): 379-391.
- Dekker, M., K. van Donselaar, and P. Ouwehand, 2004, "How to Use Aggregation and Combined Forecasting to Improve Seasonal Demand Forecasts." *International Journal of Production Economics* 90(2): 151-167.
- Fliedner, E. B. and V. A. Mabert, 1992, "Constrained Forecasting: Some Implementation Guidelines." *Decision Sciences* 23(5): 1143-1161.
- Gross, C. W. and J. E. Sohl, 1990, "Disaggregation Methods to Expedite Product Line Forecasting." *Journal of Forecasting* 9(3): 233-254.
- Huang, K. K. and C. S. Cheng, 2014, "Integrating Independent Component Analysis and

- Support Vector Machine for Identifying Process Status Changes.” *Journal of Quality* 21(6): 413–426.
- Hyndman, J. R., R. A. Ahmed, G. Athanasopoulos, and H. L. Shang, 2011, “Optimal Combination Forecasts for Hierarchical Time Series.” *Computational Statistics and Data Analysis* 55(9): 2579–2589.
- Hyvärinen, A. and E. Oja, 1997, “A Fast Fixed-point Algorithm for Independent Component Analysis.” *Neural Computation* 9(7): 1483–1492.
- Jutten, C. and J. Héroult, 1991, “Blind Separation of Sources, Part 1: An Adaptive Algorithm Based on Neuromimetic Architecture.” *Signal Processing* 24(1): 1–10.
- Karhunen, J., A. Hyvärinen, R. Vigario, J. Hurri, and E. Oja, 1997, “Applications of Neural Blind Separation to Signal and Image Processing.” Paper presented at the 1997 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal. Munich, Germany 21–24 April 1997.
- Lee, T. W., 1998, *Independent Component Analysis: Theory and Applications*. Boston, MA: Kluwer Academic Publishers.
- Lin, F. J., 2005, “Forecasting Telecommunication New Service Demand by Analogy Method and Combined Forecast.” *Yugoslav Journal of Operations Research* 15(1): 97–107.
- Lin, S. L., P. C. Tung, and N. E. Huang, 2012, “Application of ICA-EEMD to Secure Communications in Chaotic Systems.” *International Journal of Modern Physics C* 23(4): 1250028–1~1250028–11.
- Lindsen, J. P. and J. Bhattacharya, 2010, “Correction of Blink Artifacts Using Independent Component Analysis and Empirical Mode Decomposition.” *Psychophysiology* 47(5): 955–960.
- Luna, I. and R. Ballini, 2011, “Top-down Strategies Based on Adaptive Fuzzy Rule-based Systems for Daily Time Series Forecasting.” *International Journal of Forecasting* 27(3): 708–724.
- Makridakis, S. and S. C. Wheelwright, 1989, *Forecasting: Methods for Managers*. 5th ed. New York: John Wiley & Sons.
- Makridakis, S., S. C. Wheelwright, and R. J. Hyndman, 1998, *Forecasting: Methods and Application*. 3rd ed. New York: John Wiley & Sons.
- Mansour, A. and M. Kawamoto, 2003, “ICA Papers Classified According to Their Applications and Performances.” *IEICE Transaction on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences* E86A(3): 620–633.
- Mathews, B. P. and A. Diamantopodou, 1986, “Managerial Intervention in Forecasting: An Empirical Investigation of Forecast Manipulation.” *International Journal of Research in*

*Marketing* 3(1): 3-10.

Melo, L. F. and R. A. Loaiza, 2012, "Bayesian Forecast Combination for Inflation Using Rolling Windows: An Emerging Country Case." *Borrador de Economia* 705: 1-17.

Pindyck, R. S. and D. L. Rubinfeld, 1998, *Econometric Model and Economic Forecasts*. Boston, MA: McGraw-Hill.

Saigal, S. and D. Mehrotra, 2012, "Performance Comparison of Time Series Data Using Predictive Data Mining Techniques." *Advances in Information Mining* 4(1): 57-66.

Theil, H., 1954, *Linear Aggregation of Economic Relations*. Amsterdam: North-Holland.

Wei, W. W. S. and B. Abraham, 1981, "Forecasting Contemporaneous Time Series Aggregates." *Communications in Statistics* 10(13): 1335-1344.

Zhao, K., L. Gan, H. Wang, and A. H. Ye, 2012, "Application of Combination Forecast Model in the Medium and Long Term Power Load Forecast." *International Journal of Computer Science Issues* 9(5)3: 24-28.