

# 我國住宅與服務業部門之電力需求預測模型 準確度比較

吳易樺<sup>1\*</sup> 黃朝熙<sup>2</sup> 陳庚轅<sup>3</sup> 劉子衙<sup>4</sup>

## 摘 要

本研究使用因素模型(factor model)預測我國住宅部門與服務業部門之電力需求，並與傳統向量自我迴歸(vector autoregressive, VAR)模型比較何者具有預測優勢。因素模型利用主成份分析法(principle component analysis)，從眾多資訊萃取因素來代表複雜的資訊。我們發現IMS, UN, 以及DMS等因素模型對我國住宅部門與服務業部門之電力需求預測優於VAR模型。因此因素模型比傳統模型更精準預測我國住宅與服務業部門之電力需求走勢。

**關鍵詞：**電力需求預測、住宅部門、服務業部門、預測誤差比較、VAR、Factor Model

## 壹、前 言

長期以來電力需求預測為我國政府擬定電力政策之重要參考。國營事業中的台灣電力公司主導我國電力供給，然而興建電廠耗時數年，需事先推估國內未來電力需求，以規劃我國電力供給。我國經濟部能源局與台灣電力公司已對未來電力供需進行規劃與預測。若預測未來電力需求大幅成長，需擴大電源開發以滿足未來產業與民生之電力需求，以避免電力供應不足而影響到產業與經濟面之電力供應穩定。

我國經濟部能源局與台灣電力公司已分別進行未來電力供需規劃預測。經濟部能源局委託臺灣綜合研究院，而台灣電力公司內部自行進行電力負載預測，兩者皆利用傳統時間序列方式來評估未來電力負載預測。然而台灣電力

公司與臺灣綜合研究院尚未比較何種模型較適合預測我國電力需求。另一方面，國內文獻上較常使用迴歸分析(regression)、灰色理論(grey system theory)、以及類神經網路(artificial neural networks)等模式，來預測我國電力需求。如賈繼德(2009)運用 ARIMA 模型及迴歸模型探討臺灣電力需求預測，結果發現迴歸模型的預測表現約略優於 ARIMA 模型。應立志與潘美秋(2004)發現灰色預測模式之電力需求預測準確度略遜於迴歸分析模式。陳業鵬(2004)以模糊時間序列法與灰色理論建構區間型電力負載預測模型，來預測農林魚牧業用電量。吳菁菁(1999)與許哲強(2002)利用類神經網路與灰色系統理論預測用電量。陳佳豪與傅家啟(2013)發現時間序列方法具有預測電力消費量之優勢。

雖上述研究已比較我國電力預測之模型預測準確度，然而大部份只限定某一特定時

<sup>1</sup> 工業技術研究院綠能與環境研究所研究員

<sup>2</sup> 國立清華大學經濟學系教授

<sup>3</sup> 工業技術研究院綠能與環境研究所副研究員

<sup>4</sup> 工業技術研究院綠能與環境研究所正工程師

\*通訊作者, 電話: 03-591-5438, E-mail: d938901@oz.nthu.edu.tw

收到日期: 2014年10月15日

修正日期: 2014年12月30日

接受日期: 2015年02月16日

間區間比較，並無法得知該模型在不同時間之預測表現。除此之外，國內目前都使用傳統時間序列模型，所使用之資訊相對較少。經濟活動為影響電力需求之重要因素之一，國內如台灣電力公司與臺灣綜合研究院，皆先預估經濟與產業未來走勢，再評估用電需求。然而經濟體系之資訊龐大與複雜，一般傳統模型基於自由度(*degree of freedom*)之限制，無法考慮過多的變數。若有更多之資訊，應能增加模型的準確度，以提高預測準確度之表現。因此，本研究分別利用傳統的向量自我迴歸(*vector autoregressive, VAR*)模型與因素模型(*factor model*)預測我國住宅部門與服務業部門之電力需求，並比較各模型之預測優劣。傳統之VAR模型基於自由度之限制，無法考量過多變數。許多文獻(如Forni *et al.*, 2001; Forni and Reichlin, 2001; Schumacher, 2007; Stock and Watson, 1998, 2002; Marcellino *et al.*, 2003; 徐士勛等, 2005)發現因素模型具有預測優勢。因素模型利用主成份分析法(*principle component analysis*)，從眾多資訊中萃取因素來表示整體經濟走向。因素模型除可預測因素未來走勢外，也可回推細部資訊之未來趨勢。因此我們可利用該模型架構來推估未來部門別用電成長趨勢。

本研究採用因素模型與傳統VAR模型來預測我國服務業部門與住宅部門之電力需求，並評估何者模型具有預測優勢。依據2013年能源平衡表，在我國電力使用結構上，工業部門電力需求占總電力需求的比率最高達53.9%。而服務業部門占19.2%、住宅部門占17.8%，兩者合計占整體電力需求37.0%。我國服務業部門能源消費量為12,348千公秉油當量，其中電力使用占 86.7% (10,701千公秉油當量)。住宅部門能源消費量為12,092千公秉油當量，其中電力使用占 82.1% (9,929千公秉油當量)。因此電力

為住宅與服務業部門之主要的能源類別。基於篇幅限制，本研究鎖定以住宅與服務業部門為主要研究主要範疇。

本研究貢獻在於：(1)本研究為國內第一篇探討何種時間序列模型較適合預測我國住宅部門與服務業部門的電力需求成長趨勢。(2)除傳統的VAR模型外，也採因素模型預測住宅部門與服務業部門的電力需求成長趨勢。為國內首次利用因素模型來預測我國部門別電力需求成長趨勢<sup>1</sup>。(3)本研究發現IMS, UN, 以及DMS等因素模型的樣本外(*out-of-sample*)預測誤差小於傳統的VAR模型，因此因素模型更適合預測我國住宅部門與服務業部門之未來電力需求成長趨勢。

本文共分為四節，除第一節為前言外；第二節說明本研究模型與採取之資料來源；第三節為實證結果；第四節則提出本研究之結論。

## 貳、資料來源與模型設定

### 一、資料來源

本研究分國內與國外數據。選取準則為若1982年第1季(1982Q1)到2013年第4季(2013Q4)有完整的時間序列資料，則選取該變數。

我國163筆變數由主計總處「總體統計資料庫」取得<sup>2</sup>。所蒐集的資訊包含受僱員工、工業生產指數、消費者物價、以及躉售物價等主要項目。各資料族群代表變數如表1所表示。除此之外，也從該資料庫的進口物價基本分類指數蒐集我國進口能源價格。因篇幅限制，若讀者提出需求將提供更詳細資料名稱。

國外資料主要由美國聯準會聖路易斯分行(Federal Reserve Bank of St. Louis)的聯準會經濟資料庫(Federal Reserve Economic Data, FRED)取得美國22筆季資料。包含各類勞動數據、西

<sup>1</sup> 徐士勛等(2005)利用Stock and Watson (1998)的模型預測我國GDP成長。該模型的GDP成長預測優於國內研究單位所發布之GDP成長預測。然而因素模型尚未運用於我國電力需求預測。

<sup>2</sup> <http://ebas1.ebas.gov.tw/pxweb/Dialog/statfile9L.asp>

表1 各項資料族群主要代表變數

資料族群	變數個數	主要代表變數
受僱員工	46	住宿及餐飲業、資訊及通訊傳播業、金融及保險業、以及不動產業等
工業生產指數	7	金屬機電工業、資訊電子工業、化學工業、以及民生工業等
消費者物價	39	水電燃氣、娛樂費用、加工水果、以及理容服務費等
躉售物價	29	石油及煤製品、燃氣、非金屬礦物製品、以及電等
國民生產毛額	42	GDP、進出口、消費、投資等

資料來源：本研究整理。

德州原油價格、美國實質GDP、以及消費者物價指數等。

## 二、VAR模型

本研究以VAR模型為預測表現之比較基準(benchmark)。Sims (1980)採VAR模型來進行政策評估與預測<sup>3</sup>。VAR模型利用迴歸式中各變數的遞延項，捕捉了各變數間錯綜複雜的動態關係。而這些變數間動態關係的推估與掌握，對於理論的評估以及預測的執行，是不可或缺。因此文獻上常利用VAR模型預測動態體系的成長趨勢。

本研究採VAR模型預測我國部門別之電力消費走勢。我國為小型開放經濟體(small open economy)，外國景氣走勢為影響我國經濟成長之關鍵因素之一。例如2008年的全球金融海嘯，造成我國整體實質GDP的負成長，而電力需求也負成長。因此，我們設計小型開放經濟體系的VAR模型，來預估我國住宅部門與商業部門之電力需求。

以 $Y_{i,t}$ 表示VAR模型之內生變數向量：

$$Y_{i,t} = [\Delta \log(y_{i,t}), \Delta \log(POP_t), \Delta \log(C_t), \log(I_t), \Delta \log(G_t), \Delta \log(GDP_t)] \quad (1)$$

其中 $y_{i,t}$ 表示第 $i$ 部門在第 $t$ 期間的電力需求， $\Delta$ 表示一階差分(first difference)， $\log$ 表示變數取對數(logarithm)， $POP_t$ 表示全國人口， $C_t$ 表示實質消費， $I_t$ 表示實質投資， $G_t$ 表示實質政府

支出，而 $GDP_t$ 表示實質GDP。

參考Teo (2009)的方式，我們採取美國實質GDP (以 $GDP_t^F$ 表示)來代表國際景氣走勢。此外我國高達九成以上的能源仰賴進口，因此也採取我國能源進口價格( $P_t^{IM}$ )為國際影響變數之一。我們以 $Z_t$ 表示VAR模型之外生變數向量：

$$Z_t = [\Delta \log(GDP_t^F), \Delta \log(P_t^{IM})] \quad (2)$$

預測 $i$ 部門電力需求的VAR模型表示為：

$$Y_{i,t} = C_i + D_t \Gamma_i^{VAR} + Z_t A_i + \sum_{l=1}^p Y_{i,t-l} B_{i,l} + u_{i,t}^{VAR} \quad (3)$$

其中 $C_i$ 表示截距項的向量， $D_t$ 表示季節的虛擬變數(seasonal dummy variable)， $A_i$ 與 $B_{i,l}$ 為參數矩陣， $Y_{i,t-l}$ 表示落後第 $l$ 期的變數向量， $u_{i,t}^{VAR}$ 表示白噪音。仿照Stock and Watson (2002)的方式，我們採用(Bayesian information criterion, BIC)來決定落後期 $p$ ，而最大落後期設為4。

我們採用最小平方法來估計 $\hat{C}_i$ 、 $\hat{\Gamma}_i^{VAR}$ 、 $\hat{A}_i$ 以及 $\hat{B}_{i,l}$ ，並採用遞迴方式預測我國部門別之電力需求成長趨勢。因 $u_{i,t}$ 的期望值為零，則第 $T+1$ 期的預測值 $\hat{Y}_{i,T+1}$ 為：

$$\hat{Y}_{i,T+1} = \hat{C}_i + D_{T+1} \hat{\Gamma}_i^{VAR} + \hat{Z}_{T+1} \hat{A}_i + \sum_{l=1}^p Y_{i,T+1-l} \hat{B}_{i,l} \quad (4)$$

其中 $\hat{Z}_{T+1}$ 表示外國變數的預測值。我們依照預測目標所在之時間點決定 $D_{T+1}$ 。除此之外我們採獨立於本國變數的VAR模型，利用遞迴之方式來預估 $\hat{Z}_t$ 之未來走勢。該VAR模型包含美國實質GDP、美國消費者物價指數(CPI)、美國聯邦基金利率(federal funds rate)、以及臺灣能源

<sup>3</sup> VAR模型為預測與政策評估常運用之模型。例如國外有Sims (1992)利用VAR模型架構來進行政策評估。國內利用VAR模型研究我國相關議題的研究有王弘仁(2005)、黃朝熙(2007)、以及Ho and Yeh (2010)等。



進口價格等<sup>4</sup>。我們也採用遞迴的方式預測 $t > T + 1$ 期的部門別電力需求成長趨勢。

經濟活動為影響電力需求之一項重要因素。我國國內在推估電力需求時，國內如台灣電力公司與臺灣綜合研究院，都先估計我國未來產業趨勢再進行相關後續電力需求推估。因此我國經濟活動為影響我國電力消費之關鍵因子之一。

我國2013年進口占整體GDP的64.3%，而出口占72.5%。因我國經濟規模小，國外景氣對我國經濟行為有重大的影響。例如美國2002年的網路泡沫與2008年金融海嘯，都造成我國GDP負成長。因我國經濟規模小，外國因素對我國之VAR模型而言為外生變數。要預估本國的電力需求，則需先預估國際景氣走勢，才能準確預測我國經濟走勢與電力需求。

選擇美國實質GDP、美國消費者物價指數(CPI)、美國聯邦基金利率(federal funds rate)、以及臺灣能源進口價格等變數來當作外生變數，皆是基於學理上的理由。照國際金融理論，購買力平價(purchase power parity)、與利率平價(interest rate parity)理論，兩國的物價與利率會決定兩國之貿易之競爭優勢。除此之外，美國的GDP為經濟活動之重要指標。因我國大部分能源皆為進口，因此國際因素會影響我國經濟發展，進而影響到電力需求。由於美國2002年的網路泡沫與2008年金融海嘯，皆大幅影響我國經濟發展。因此選定上述變數來推估國際趨勢，理應合理。

### 三、因素模型

用電成長趨勢除可能受國內人口、經濟成長、以及外國景氣衝擊等關鍵因素外，經濟體系其他資訊也將影響用電需求。其他資訊理應能擴充模型之資訊集合(information set)，進而改善模型預測表現。然而基於模型自由度(degree of freedom)的限制，傳統VAR模型通常只使用少量總體變數資訊，而捨棄其他資訊。

因各變數的計算單位與波動幅度有所差異，在估計以前我們先標準化所有變數：原始變數去除平均外，再標準化各變數之標準差為1單位。以 $X_{j,t}$ 表示處理後的資訊，其中 $j = 1, \dots, N$ 。我們由主計總處「總體統計資料庫」的受僱員工、工業生產指數、消費者物價、以及躉售物價等資料庫，蒐集共163筆變數( $N = 163$ )。其中 $X_{j,t}$ 也包含我國部門別之電力需求。若變數為水準值(level)，則各變數取對數與一階差分。依照Stock and Watson (2002)的作法，若變數為百分比(如利率)則只取對數。因此本研究探討之變數皆轉換為成長率，已無單根問題。

我們採用Stock and Watson (2002)的靜態(static)方法來產生因素。因素模型可表示為：

$$X_{j,t} = F_t^k \lambda_j^k + e_{j,t} \quad (5)$$

其中 $F_t^k$ 為 $1 \times k$ 向量， $k$ 為因素之個數； $\lambda_j^k$ 表示 $k \times 1$ 向量，用於連結 $X_{j,t}$ 與 $F_t^k$ 的負載(loadings)；而 $e_{j,t}$ 表示變數的特定誤差(idiosyncratic error)。以 $\mathbf{X}$ 表示 $T \times N$ 矩陣，其中每元素(element)由 $X_{j,t}$ 組成。 $\mathbf{F}^k$ 表示 $T \times k$ 矩陣，其中列向量(row vector)由 $F_t^k$ 組成。而 $\lambda^k$ 為 $k \times N$ 矩陣，其中行向量(column vector)由 $\lambda_j^k$ 組成。在給定 $k$ 下， $F_t^k$ 與 $\lambda_j^k$ 的估計方式為：

$$v(k) = \min_{\lambda^k, F^k} \frac{1}{NT} \sum_{j=1}^N \sum_{t=1}^T (X_{j,t} - F_t^k \lambda_j^k)^2 \quad (6)$$

依照Bai and Ng (2002)的推導，在標準化 $F_t^{k'} F_t^k / T = I_k$ 的假設下， $\hat{\mathbf{F}}^k$ 為 $\mathbf{X}\mathbf{X}'$ 矩陣的最大特性根(eigenvector)乘上 $\sqrt{T}$ ，而 $\hat{\lambda}^k = \hat{\mathbf{F}}^{k'} \mathbf{X} / T$ 。我們採用Bai and Ng (2002)的 $IC_{p1}(k)$ 資訊準則(information criterion)來決定 $\hat{k}$ ：

$$IC_{p1}(k) = \min_{1 \leq k \leq kmax} v(k, \hat{F}_t^k) + k \left( \frac{N+T}{NT} \right) \log \left( \frac{NT}{N+T} \right) \quad (7)$$

其中 $kmax$ 表示因素個數的最大值，而 $v(k, \hat{F}_t^k)$ 的定義為：

$$v(k, \hat{F}_t^k) = \frac{1}{NT} \sum_{j=1}^N \sum_{t=1}^T (X_{j,t} - \hat{\lambda}_j^k \hat{F}_t^k)^2 \quad (8)$$

給定因素成長趨勢後，文獻上有許多方式

<sup>4</sup>也就是我們以3個美國總體變數再加上我國能源進口價格所組成之VAR模型來推估 $\hat{Z}_t$ 走勢。

回推 $X_{j,t}$ 。因 $X_{j,t}$ 已包含部門用電資訊，因此可藉由文獻既有方法從因素的未來走勢推估各部門別之電力需求成長趨勢。我們採用下列四個因素模型來預測未來第 $i$ 部門的用電成長趨勢。

### (一) Iterative Multi-Step (IMS)模型

參考Boivin and Ng (2005)以及Schumacher and Breitung (2008)，IMS模型利用兩步驟來預估細部資訊的未來走勢。第一步驟利用遞迴方式預未來第 $h$ 期之因素走勢。我國為小型開放經濟體系，假設我國因素與外國變數的關係如下：

$$F_t^k = C^{IMS} + D_t \Gamma_k^{IMS} + Z_t A^{IMS} + \sum_{l=1}^p F_{t-l}^k B_l^{IMS} + u_t^{IMS} \quad (9)$$

其中 $C^{IMS}$ 為截距項向量， $\Gamma_k^{IMS}$ 、 $A^{IMS}$ 與 $B_l^{IMS}$ 為對應的參數矩陣、以及 $u_t^{IMS}$ 為殘差項。給定因素個數後，我們採BIC來選擇落後期 $p$ ，並使用最小平方方法來估計各參數，最後採用獨立於本國變數的VAR模型來產生預測值 $\hat{Z}_{t+h}$ 。未來第 $h$ 期的因素預測方式為：

$$\hat{F}_{t+h}^k = \hat{C}^{IMS} + D_{t+h} \hat{\Gamma}_k^{IMS} + \hat{Z}_{t+h} \hat{A}^{IMS} + \sum_{l=1}^p \hat{F}_{t+h-l}^k \hat{B}_l^{IMS} \quad (10)$$

第二步驟：給定因素的未來走勢後，利用負載 $\lambda_{j,t+h}^k$ 來預測 $\hat{X}_{j,t+h}$ ：

$$\hat{X}_{j,t+h} = \hat{F}_{t+h}^k \lambda_{j,t+h}^k \quad (11)$$

因 $\hat{X}_{j,t+h}$ 已包含部門別電力需求資訊，我們可藉此推估部門別之電力需求。

Schumacher and Breitung (2008)採迴歸方式來估計 $X_{j,t}$ 與因素之間的負載，本研究也採迴歸方式回推部門別之電力需求預測。

### (二) Direct Multi-Step (DMS)模型

IMS模型是估計兩相連期間(如第 $t$ 期與第 $t-1$ 期)的因素關係，利用遞迴方式來預測未來第 $h$ 期之因素。而DMS模型是直接估計相差 $h$ 期以上(如第 $t$ 期與第 $t-h$ 期)的因素關係，來預測未來第 $h$ 期之因素。DMS模型採兩步驟來預估各部門之電力需求成長趨勢。第一步驟考慮

外國景氣走勢，並估計第 $t$ 期與第 $t-h$ 期之因素關係：

$$F_t^k = C^{DMS} + D_t \Gamma_k^{DMS} + Z_t A^{DMS} + \sum_{l=0}^p F_{t-h-l}^k B_l^{DMS} + u_t^{DMS} \quad (12)$$

其中 $C^{DMS}$ 、 $\Gamma_k^{DMS}$ 、 $A^{DMS}$ 、以及 $B_l^{DMS}$ 為參數矩陣，其餘定義請參考式(9)。我們採獨立於本國變數的VAR模型來預測 $\hat{Z}_{t+h}$ 。最後利用遞迴方式預測未來因素走勢：

$$\hat{F}_{t+h}^k = \hat{C}^{DMS} + D_{t+h} \hat{\Gamma}_k^{DMS} + \hat{Z}_{t+h} \hat{A}^{DMS} + \sum_{l=0}^p \hat{F}_{t+h-l}^k \hat{B}_l^{DMS} \quad (13)$$

第二步驟：給定因素走勢後，利用式(11)預估 $\hat{X}_{j,t+h}$ 走勢。

### (三) Unrestricted (UN)模型

UN模型與DMS模型最大差異在於UN模型考量了電力需求成長的自我相關性，不再限制於式(5)所表示的眾多資訊與因素之間的關係。UN模型採單一步驟預測各部門之電力需求成長趨勢。相關模型設定如下：

$$\Delta \log(y_{i,t}) = C_i^{Un} + D_t \Gamma_k^{Un} + Z_t A_i^{Un} + \sum_{l=0}^p F_{t-h-l}^k B_{i,l}^{Un} + \sum_{l=0}^p \Delta \log(y_{i,t-h-l}) D_{i,l}^{Un} + u_{i,t}^{Un} \quad (14)$$

其中 $C_i^{Un}$ 、 $\Gamma_k^{Un}$ 、 $A_i^{Un}$ 、 $B_{i,l}^{Un}$ 、以及 $D_{i,l}^{Un}$ 為參數矩陣。因此UN模型除考量 $\Delta \log(y_{i,t})$ 與 $F_{t-h-l}^k$ 的因素關係外( $l=0, \dots, p$ )，也考慮 $\Delta \log(y_{i,t})$ 與 $\Delta \log(y_{i,t-h-l})$ 自我相關性( $l=0, \dots, p$ )，並利用外國資訊( $Z_t$ )，來預測 $\Delta \log(y_{i,t})$ 之未來走勢。在估計上式各項參數後，再利用獨立於本國變數之VAR模型推估外國變數向量 $Z_t$ 之未來走勢，即可預測 $\Delta \log(\hat{y}_{i,t+h})$ 的成長趨勢。

### (四) Factor-augmented VAR (FAVAR)模型

Bernanke *et al.* (2005)在探討美國貨幣政策時，將利率獨立出來，並與因素組成VAR模型來評估政策衝擊。我們採用相同策略將各部門電力需求 $\Delta \log(y_{i,t})$ 與因素 $F_t^k$ 組成向量 $M_{i,t}$ ，其中 $M_{i,t} \equiv [\Delta \log(y_{i,t}), F_t^k]$ 。我們所設定的FAVAR模型如下：

$$M_{i,t} = C_i^{FAVAR} + D_t \Gamma_k^{FAVAR} + Z_t A_i^{FAVAR} + \sum_{l=1}^p M_{i,t-l} B_{i,l}^{FAVAR} + u_{i,t}^{FAVAR} \quad (15)$$

其中  $C_i^{FAVAR}$ 、 $\Gamma_k^{FAVAR}$ 、 $A_i^{FAVAR}$ 、以及  $B_{i,l}^{FAVAR}$  為參數矩陣。利用獨立於本國變數之 VAR 模型推估  $Z_t$  的未來走勢後，我們採遞迴的方式來預測各部門用電成長趨勢。

## 參、實證結果

因素模型藉由主成份分析法萃取出眾多資訊之共同趨勢。然而當研究者想得知某個因素所代表之細部資訊時，則可用迴歸之方式拆解 (decomposition)，以利了解該因素背後所代表之變數。然而模型預估表現可能因模型設定產生變化，因此當比較完因素模型與 VAR 模型之預測優劣後，本研究也嘗試不同的模型設定，例如眾多資料分群、並蒐集更多美國資訊來進行因素估計，以探討因素模型在這些設定下是否仍存在預測優勢。

### 一、因素之拆解(decomposition)

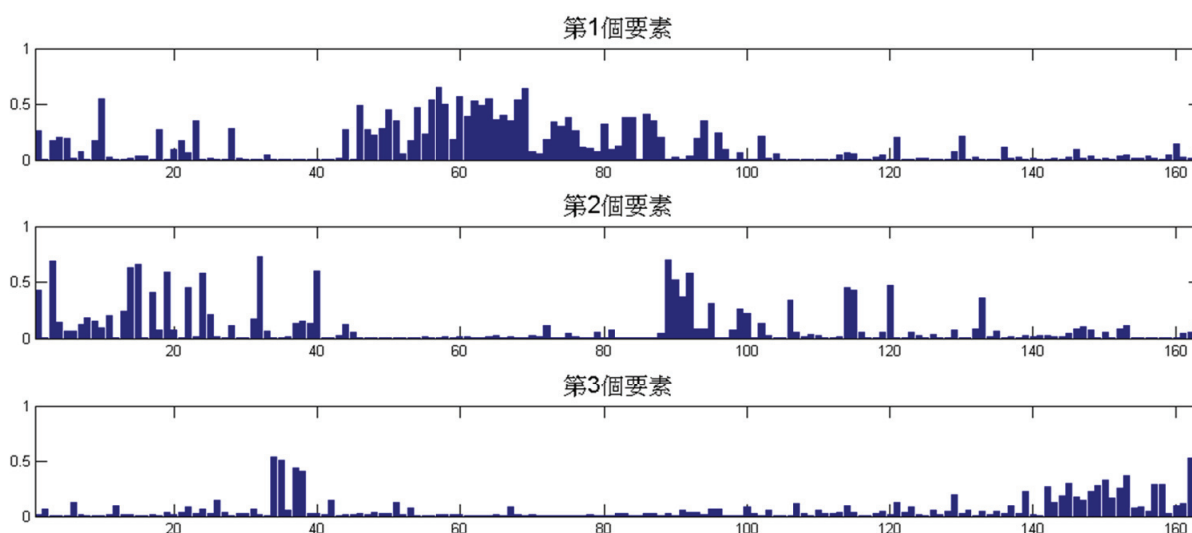
我們依照 Stock and Watson (2002) 的方式，利用迴歸式來計算  $\bar{R}^2$ ，用來評估因素是背後所代表之意義。以  $X_{j,t}$  表示變數，其中  $j = 1, \dots$ ,

163。因各個滾動樣本與模型所估計的因素都不同，呈現所有結果將超過篇幅限制。我們在此以全部時間樣本(1982Q1至2013Q4)與3個因素為例，探討這3個因素背後所代表之意義。若想了解某段期間何種變數可解釋未來用電趨勢，則可用以下拆解方式來了解。

我們考慮從163個變數，萃取3個因素的情況為例；也就是， $F_t^k$  為  $1 \times 3$  向量。採用以下的迴歸式：

$$F_t^k = X_{j,t} A_{j,t}^k + \varepsilon_t^k \quad (16)$$

圖1表示那些變數較能解釋3個因素。每一個 row panel 表示因素，依序為第1至3個因素。每個 row panel 的橫軸表示1至163個變數，縱軸表示變數所解釋因素的  $\bar{R}^2$ 。 $\bar{R}^2$  越大則表示該變數解釋因素的程度越高。我們可發現第1-10個變數(約表示受僱員工)，與第45至90變數(約包含工業生產指數與消費者物價指數)較能解釋第1個因素走勢。較能夠解釋第2個因素為第1至40個變數(約表示受僱員工)，以及第90至130個變數(約表示消費者物價指數與躉售物價指數)。較能解釋第3個因素走勢為35至40個變數(約表示就業與人口)以及140-163個變數(約表示躉售物價)。因此可利用此方式來推估各模型、各 rolling sample、以及各部門下，那些變數能夠



資料來源：本研究整理  
圖1 因素與各變數之關係



解釋部門別之電力需求。

## 二、因素模型與VAR模型之預測比較

為比較各時間序列模型之預測優劣，本文採用均方根誤差(root mean square errors, RMSEs)的方式來比較各模型的預測準確度。 $m$ 模型對 $i$ 部門之未來第 $h$ 期所產生之RMSE計算方式為：

$$RMSE_{i,h}^m = \sqrt{\sum_{t=T_0}^{r+T_0-1} \frac{(\Delta \log(\hat{y}_{i,t+h}^m) - \Delta \log(y_{i,t+h}))^2}{r}} \quad (17)$$

其中 $r$ 表示滾動樣本(rolling sample)的數量，在此研究選取40個滾動樣本( $r=40$ )。每滾動樣本包含80筆觀測值(observations)，因此選定第1個滾動樣本的觀測值為1982Q2-2002Q1，而第2個滾動樣本為1982Q3-2002Q2，其餘以相似邏輯推估<sup>5</sup>。定義 $T_0$ 為第1個滾動樣本之最終觀測值(也就是2002Q1)。每滾動皆對未來1至8季做出預測( $h=1, \dots, 8$ )。因此第40個滾動為1992Q1-2011Q4，該滾動對未來第8季的預測時間為2013Q4(也就是本研究所使用的最後一筆資料)。 $\Delta \log(\hat{y}_{i,t+h}^m)$ 表示以最終觀測值為 $t$ 的滾動樣本，利用 $m$ 模型對 $i$ 部門在未來第 $h$ 期的電力需求做出預測。當 $RMSE_{i,h}^m$ 越高，則表示 $m$ 模型對未來第 $h$ 期之預測誤差值較大，則該模型的預測能力較差。

### (一) 基準結果(Benchmark Results)

因素模型與VAR模型對未來第 $h$ 期之預測誤差準確度之比較方式為：

$$\frac{RMSE_{i,h}^m - RMSE_{i,h}^{VAR}}{RMSE_{i,h}^{VAR}} \times 100\% \quad (18)$$

當上述數值為正數，表示第 $m$ 類型的因素模型所產生之RMSE高於VAR模型的百分比，其中 $m = \text{IMS, UN, DMS, 以及FAVAR}$ 。當該數值為負值，表示因素模型的RMSE低於VAR模型之比率，因此該因素模型的預測較準確。另

一方面當該數值為正數，則表示該因素模型的RMSE高於VAR模型之比率，則該因素模型的預測較VAR模型來的差。

表2比較VAR模型與因素模型對我國住宅部門與服務業部門之電力需求預測表現。當表格中的正數表示VAR模型預測較準確、而負數表示該因素模型的預測較準確。我們發現相對於VAR模型，因素模型具有預測我國住宅部門與服務業部門之電力需求優勢。IMS模型與VAR模型比較，對於整體住宅部門的電力需求預測誤差在第1季改善19.0%、第2季改善21.5%。IMS模型對整體住宅部門未來1-8季電力需求預測準確度改善幅度分布於18.4%-21.5%。除此之外IMS模型也比VAR模型具有預測服務業部門電力需求之優勢，IMS模型的預測誤差比VAR模型小37.9%-40.4%。因此IMS因素模型具有預測我國住宅部門與服務業部門的電力需求優勢。

與傳統的VAR模型比較，我們發現使用更多資訊的IMS因素模型也具有預測服務業細部門電力需求之優勢。以批發零售的電力需求為例，IMS因素模型改善VAR模型的誤差分布於46.4%至51.0%。因此使用更多資訊的IMS因素模型，對於批發零售部門的電力需求預測具有預測優勢。除此之外，IMS因素模型對於下列服務業細部門之電力需求預測也優於VAR模型：住宿餐飲業、運輸服務業、倉儲業、通信業、金融保險及不動產業、工商服務業、社會與個人服務、公共行政、以及其他服務業等。

其他因素模型，如UN與DMS因素模型，仍然比VAR模型具有預測電力需求之優勢。不論是預測整體住宅與服務部門之電力需求、或預測細部服務業部門之需求走勢，UN與DMS因素模型都比VAR模型具有預測優勢。

然而表2最後一部分顯示因素模型中的FAVAR因素模型，電力需求預測表現卻不如VAR模型。例如FAVAR對於住宅部門的電力需求預測誤差比VAR模型高54.5%至68.2%。因

<sup>5</sup>除了利率外，其餘變數都取一階差分，因此自由度自然減少1。實際估計的樣本從1981Q2開始。

表2 因素模型相對VAR模型預測改善(-)或惡化(+)之幅度(%)

	住宅部門	整體服務業部門	服務業細部門									
			批發零售	住宿餐飲	運輸服務	倉儲	通信	金融保險及不動產	工商服務	社會與個人服務	公共行政	其他
IMS												
1	-19.0	-40.1	-49.9	-46.3	-23.1	-36.2	-52.6	-42.6	-47.8	-46.2	-37.3	-36.2
2	-21.5	-39.9	-50.4	-47.3	-24.4	-36.5	-56.2	-44.3	-48.2	-47.4	-39.1	-35.0
3	-20.0	-38.5	-50.5	-46.7	-23.8	-37.3	-55.2	-43.9	-47.4	-46.3	-35.5	-34.8
4	-20.9	-40.4	-51.0	-47.8	-22.3	-35.0	-54.6	-45.0	-47.7	-46.8	-32.5	-36.7
5	-18.6	-37.9	-45.9	-42.6	-23.7	-32.6	-52.4	-40.7	-42.5	-41.8	-30.1	-35.5
6	-18.4	-39.0	-47.1	-43.6	-24.3	-34.0	-54.5	-40.8	-43.9	-42.8	-31.1	-35.7
7	-19.6	-38.9	-47.0	-43.5	-22.7	-33.7	-53.9	-40.3	-44.8	-42.4	-30.1	-36.2
8	-19.0	-38.2	-46.4	-43.2	-22.6	-33.9	-52.7	-41.8	-44.8	-41.7	-30.2	-35.6
UN												
1	-19.7	-48.7	-59.2	-55.3	-21.5	-28.0	-54.6	-54.6	-60.9	-53.8	-34.4	-39.9
2	-30.1	-44.7	-59.9	-59.3	-25.9	-27.3	-65.7	-50.4	-64.6	-53.1	-39.1	-38.2
3	-21.8	-48.4	-65.1	-56.8	-22.0	-33.8	-64.2	-50.8	-57.9	-57.3	-37.8	-37.9
4	-20.7	-52.5	-65.8	-63.9	-20.3	-30.4	-68.9	-57.4	-66.7	-61.8	-28.4	-43.0
5	-19.3	-49.0	-57.2	-53.4	-26.9	-30.2	-63.9	-47.9	-58.8	-52.3	-27.8	-41.9
6	-15.2	-44.0	-58.7	-59.6	-23.3	-30.5	-66.2	-50.5	-62.6	-51.0	-22.8	-38.4
7	-26.2	-49.1	-59.5	-53.5	-25.9	-32.8	-62.2	-54.9	-55.6	-50.1	-30.8	-42.0
8	-25.2	-52.0	-62.6	-59.5	-26.9	-27.5	-65.5	-57.0	-63.3	-52.1	-30.9	-43.3
DMS												
1	-17.4	-43.0	-54.1	-48.7	-23.4	-33.7	-56.6	-45.5	-52.3	-49.1	-35.4	-36.8
2	-22.4	-45.7	-57.1	-53.3	-27.3	-36.6	-62.8	-50.5	-52.9	-52.6	-39.0	-36.8
3	-25.6	-46.8	-58.5	-55.0	-28.2	-37.9	-64.0	-52.2	-52.4	-53.5	-36.6	-38.1
4	-25.4	-47.4	-59.1	-55.4	-26.2	-35.2	-61.0	-52.0	-53.7	-54.2	-32.2	-38.4
5	-18.8	-39.1	-52.2	-45.4	-26.9	-34.1	-52.6	-42.9	-49.5	-44.9	-26.1	-33.0
6	-19.4	-42.8	-53.6	-46.8	-27.5	-36.9	-56.6	-44.4	-49.3	-46.7	-30.0	-36.5
7	-25.9	-44.5	-53.2	-48.5	-26.0	-30.6	-58.0	-44.9	-48.4	-47.4	-30.7	-38.2
8	-25.5	-45.5	-54.6	-51.4	-27.5	-30.9	-57.9	-50.3	-49.1	-48.8	-30.8	-37.9
FAVAR												
1	68.2	57.0	3.0	3.5	0.8	59.1	-9.1	-0.4	-1.1	9.6	71.3	80.5
2	57.1	56.2	4.5	2.4	-2.4	57.2	-12.0	-2.0	-2.0	6.8	66.0	79.9
3	54.5	62.0	13.4	14.6	0.0	56.6	0.7	6.2	3.6	22.0	77.1	79.8
4	57.4	61.2	13.8	11.2	-1.0	58.0	-8.8	5.0	3.8	16.4	74.7	80.4
5	60.6	55.9	13.6	12.4	-6.7	60.1	-2.0	7.4	3.4	21.1	65.9	77.0
6	61.2	58.9	14.9	10.5	-9.1	56.9	-6.8	4.0	3.1	17.5	59.8	79.8
7	57.7	60.1	15.4	16.5	-1.4	59.5	1.4	11.1	3.9	27.2	63.8	78.5
8	67.5	65.3	19.9	19.8	-2.4	59.7	-6.3	14.7	4.6	26.3	60.3	84.5

資料來源：本研究整理。

註：表中數字比較因素模型與VAR模型對*i*部門的預測表現。計算方式為 $((RMSE_{i,h}^m - RMSE_{i,h}^{AR}) / (RMSE_{i,h}^{AR})) \times 100\%$ ， $h = 1, \dots, 8$ ，而 $m = \text{IMS, UN, DMS, 以及FAVAR等因素模型}$ 。負值(-)表示該因素模型所產生的RMSEs小於VAR的百分比；而正值(+)表示因素模型所產生的RMSEs大於VAR的百分比。因此數值越小表示因素模型的預測表現優於VAR模型。



此除了資訊使用外，預測因素的方式也影響著電力需求預測表現。例如VAR模型與FAVAR模型，皆在過去資訊所形成的向量矩陣模型架構下，對於各部門之電力需求預做出預測。使用資訊較多的FAVAR模型的預測表現卻劣於VAR模型。因此因素資訊較適合使用IMS, UN, 與DMS模型架構來預測我國電力需求：除了資訊使用會影響電力需求預測外，模型架構也會影響電力需求預測表現。

為比較因素模型在使用不同模型設定(model specifications)與不同資料(data)下，是否會改善電力需求預測表現，下節進行各種堅強性檢定。

## (二) 堅強性檢定(Robustness Check)

我們在此檢視不同模型設定下，因素模型對各部門之電力需求是否仍具有預測優勢。首先依照徐士勛等(2005)的「區分市場模型」方式，也就是主觀依資料屬性分群，再用主成份分析法來計算各分群資料下的因素。此方式可清楚了解群組資料的影響途徑與管道。我們將資料區分為2大群組：包含實質總體變數群組(包含國民生產毛額之處分、受僱員工人數、以及工業生產指數)與價格變數群組(包含躉售物價與消費者物價等)。接著再用主成份分析法來建構實質面因素( $F_t^Q$ )與價格面因素( $F_t^P$ )。採用Bai and Ng (2002)的 $IC_{pl}(k)$ 準則決定各群組的因素個數。每群組的最大因素數設為3。要數矩陣表示為：

$$F_t = [F_t^Q, F_t^P] \quad (19)$$

其他模型設定與基準結果相同。

表3比較資料分群下因素模型與VAR模型對部門別電力需求成長的預測表現。其中IMS, UN, 以及DMS等因素模型對大多數部門之電力需求預測表現仍優於VAR模型：因素模型在資料分群後對住宅部門與整體服務業的電力需求成長仍具預測優勢。除此之外，這些因素模型在資料分群仍對細部服務業之電力需求仍具有

預測優勢：包含住宿餐飲業、運輸服務業、倉儲業、通信業、金融保險及不動產業、工商服務業、社會與個人服務、公共行政、以及其他服務業等。然而FAVAR因素模型在資料分群後仍不具有預測部門別之電力需求優勢，其預測表現比VAR模型差。因此資料依照實質變數與價格變數分群後，因素模型仍具有預測我國服務與住宅部門電力需求之優勢。

在表2基準結果中，我們採用美國GDP與我國能源進口價格代表外國景氣走勢。然而無法得知上述兩變數是否足以代表整體外國經濟資訊。我們由美國聯準會FRED蒐集美國下列數據：各類金融信心指標與股市指數、美國西德州原油價格、各類利率指標、各類就業與人口數據、各類貨幣數據、各類消費物價指數、以及各類躉售物價指數等共22筆變數。利用主成份分析法，由這些美國變數估計美國因素( $F_t^{US}$ )，並採用Bai and Ng (2002)的 $IC_{pl}(k)$ 準則決定美國因素個數。為避免模型自由度過低，美國最大因素數設定為2個。而其他設定與基準結果相同。因素模型的外生變數矩陣為：

$$Z_t = F_t^{US} \quad (20)$$

表4顯示採用主成份分析法估計我國因素與美國因素，因素模型仍然比VAR模型具有預測電力需求成長之優勢。其中IMS, UN, 以及DMS等因素模型對大多數部門之電力需求預測表現仍優於VAR模型。而FAVAR因素模型仍然不具有預測我國住宅與服務部門電力需求之優勢。

總而言之，由表2至表4的估計結果顯示，使用更多資訊的IMS, UN, 以及DMS等因素模型對住宅部門與服務業部門別的電力需求預測比傳統VAR模型具有優勢。然而FAVAR因素模型的預測表現卻不如VAR模型，有可能是向量自我迴歸的模型設定方式，不適合因素資訊預測。然而整體而言，使用眾多資訊與合適的計量模型設定，可以改善電力需求預測準確度。

表3 因素模型相對VAR模型預測改善(-)或惡化(+)之幅度(%)  
(因素分群)

	住宅部門	整體服務業部門	服務業細部門									
			批發零售	住宿餐飲	運輸服務	倉儲	通信	金融保險及不動產	工商服務	社會與個人服務	公共行政	其他
IMS												
1	-9.2	-27.1	-46.7	-38.4	-21.7	-38.4	-41.7	-32.7	-49.5	-40.2	-20.5	-25.5
2	-12.0	-24.5	-43.7	-36.1	-21.3	-37.2	-42.3	-32.2	-46.8	-39.0	-22.8	-21.5
3	-11.3	-19.4	-37.7	-30.8	-19.4	-40.1	-38.9	-27.9	-41.9	-32.9	-19.8	-20.8
4	-12.4	-21.8	-40.1	-33.6	-19.7	-37.3	-39.3	-29.4	-44.3	-34.8	-15.3	-22.1
5	-12.4	-25.8	-39.9	-32.9	-22.6	-38.2	-39.7	-29.5	-41.1	-33.9	-16.1	-27.8
6	-11.9	-26.6	-39.8	-31.7	-23.9	-39.4	-38.9	-27.7	-41.8	-34.3	-18.1	-26.8
7	-12.5	-24.4	-36.8	-29.2	-23.0	-39.7	-36.8	-23.7	-41.6	-31.6	-16.2	-26.0
8	-10.4	-23.7	-37.2	-29.5	-22.2	-40.8	-37.6	-24.4	-43.4	-31.7	-13.9	-24.7
UN												
1	-15.4	-42.7	-57.4	-53.0	-14.9	-29.5	-54.8	-53.0	-68.8	-53.3	-33.0	-35.1
2	-28.8	-50.6	-63.0	-61.1	-21.9	-16.5	-66.3	-48.3	-64.8	-55.3	-36.9	-41.6
3	-19.5	-44.5	-55.6	-46.8	-9.2	-22.0	-51.7	-44.7	-44.3	-47.1	-40.0	-36.9
4	-18.3	-47.7	-61.9	-61.6	-10.1	-19.8	-58.5	-56.3	-65.1	-57.8	-17.0	-39.0
5	-19.4	-36.6	-54.2	-50.0	-18.6	-22.5	-50.7	-39.9	-59.8	-50.4	-18.1	-32.3
6	-13.8	-43.2	-63.4	-61.3	-3.7	-20.6	-61.3	-53.1	-63.9	-51.2	-34.7	-33.2
7	-27.2	-45.1	-54.4	-47.8	-21.6	-30.0	-49.7	-43.7	-51.0	-45.2	-30.8	-36.9
8	-19.9	-40.8	-58.7	-54.9	-21.5	-16.9	-55.1	-50.1	-57.9	-48.0	-26.2	-24.0
DMS												
1	-19.9	-45.7	-55.4	-51.3	-17.0	-37.2	-61.3	-49.7	-53.1	-51.5	-36.8	-34.6
2	-19.7	-43.6	-51.4	-47.7	-26.2	-28.5	-57.4	-44.3	-48.7	-47.7	-37.5	-37.0
3	-23.3	-48.3	-55.7	-49.9	-26.1	-37.6	-56.5	-47.2	-49.3	-49.3	-39.4	-40.8
4	-25.3	-46.1	-56.6	-53.3	-22.9	-37.0	-58.2	-49.2	-52.7	-52.1	-30.0	-36.9
5	-19.7	-41.0	-52.2	-47.5	-26.6	-29.8	-55.2	-44.5	-48.4	-47.1	-26.9	-33.4
6	-20.7	-42.0	-51.4	-44.8	-28.0	-33.0	-54.2	-43.5	-47.4	-44.9	-29.2	-35.3
7	-26.1	-44.6	-49.8	-44.5	-28.0	-31.0	-53.7	-41.9	-44.5	-44.3	-30.3	-39.2
8	-25.8	-43.0	-49.0	-46.2	-24.5	-29.7	-54.1	-43.6	-47.2	-44.4	-32.7	-37.6
FAVAR												
1	73.2	51.2	-7.0	-6.2	42.2	83.9	-3.8	-12.3	-5.3	-2.0	108.4	89.7
2	59.0	43.7	-11.3	-12.2	41.2	81.7	-11.2	-17.6	-3.8	-8.4	97.0	84.6
3	60.4	61.7	2.6	2.4	44.1	83.2	5.1	-1.3	-0.9	9.8	113.5	90.2
4	62.3	56.3	5.5	0.5	48.2	84.2	-7.2	-5.3	1.1	5.6	111.8	89.2
5	66.7	55.3	7.9	6.5	37.5	90.6	-0.5	0.3	6.3	13.9	103.9	88.1
6	66.6	51.0	9.3	3.9	37.1	84.3	-8.7	-4.0	9.8	10.0	92.3	86.2
7	64.9	59.3	13.3	13.0	42.6	89.7	4.4	10.8	3.8	22.1	99.1	87.6
8	73.4	59.7	13.5	9.9	38.9	87.0	-6.8	14.6	2.6	15.1	97.1	94.6

資料來源：本研究整理。

表4 因素模型相對VAR模型預測改善(-)或惡化(+)之幅度(%)  
(考慮美國因素)

	住宅部門	整體服務業部門	服務業細部門									
			批發零售	住宿餐飲	運輸服務	倉儲	通信	金融保險及不動產	工商服務	社會與個人服務	公共行政	其他
IMS												
1	-12.7	-35.0	-50.6	-40.8	-18.4	-36.5	-36.1	-37.1	-49.4	-43.4	-34.1	-29.4
2	-13.7	-31.2	-47.0	-37.9	-20.6	-37.4	-37.0	-35.9	-46.3	-41.1	-33.5	-26.2
3	-17.1	-29.7	-43.6	-35.6	-19.7	-37.6	-36.0	-33.4	-43.2	-37.9	-31.5	-28.1
4	-16.9	-31.7	-44.8	-37.0	-19.4	-35.8	-35.5	-34.9	-43.8	-39.2	-25.4	-31.2
5	-15.4	-31.8	-43.2	-34.6	-21.2	-33.7	-32.2	-32.4	-42.1	-36.6	-26.1	-31.5
6	-13.5	-29.6	-41.8	-32.4	-25.3	-36.3	-34.0	-30.0	-41.3	-35.6	-24.7	-27.8
7	-16.4	-29.3	-39.2	-30.9	-24.4	-35.0	-32.0	-26.8	-39.9	-33.4	-24.0	-29.2
8	-17.0	-29.3	-39.9	-31.2	-21.8	-35.8	-31.3	-28.5	-40.4	-33.3	-23.5	-29.5
UN												
1	-17.9	-51.1	-59.2	-17.9	-23.6	-29.4	-53.9	-50.9	-60.5	-55.2	-38.1	-42.3
2	-29.3	-45.6	-62.9	-29.3	-28.1	-22.5	-67.3	-51.1	-65.7	-55.6	-38.7	-39.1
3	-21.8	-46.7	-61.6	-21.8	-23.3	-32.6	-66.7	-48.2	-55.2	-54.7	-38.0	-36.7
4	-21.8	-53.5	-65.3	-21.8	-22.6	-32.5	-69.2	-56.5	-67.2	-63.2	-26.6	-42.6
5	-21.6	-46.6	-57.0	-21.6	-31.6	-27.0	-59.4	-49.3	-59.2	-49.9	-28.7	-41.5
6	-12.9	-42.7	-60.1	-12.9	-22.9	-27.2	-67.5	-49.9	-63.8	-52.6	-28.2	-34.7
7	-24.4	-46.0	-55.2	-24.4	-32.8	-34.3	-58.1	-52.0	-53.6	-48.5	-26.1	-40.5
8	-20.7	-51.1	-64.2	-20.7	-28.7	-31.3	-65.1	-57.3	-64.6	-53.3	-31.9	-41.3
DMS												
1	-16.2	-42.2	-54.5	-49.0	-22.4	-34.7	-57.4	-46.6	-52.3	-49.4	-35.2	-34.8
2	-20.1	-41.9	-54.3	-49.8	-24.3	-35.9	-59.7	-48.1	-50.3	-49.7	-38.2	-32.1
3	-26.5	-44.5	-55.0	-52.0	-27.6	-38.6	-62.4	-49.9	-49.1	-50.8	-36.8	-35.9
4	-26.3	-45.0	-55.7	-52.5	-25.3	-35.9	-58.3	-49.7	-50.4	-51.4	-31.3	-36.7
5	-17.5	-38.4	-51.3	-44.9	-25.5	-33.5	-51.2	-42.2	-47.9	-44.4	-26.7	-33.1
6	-16.4	-37.1	-49.1	-42.0	-27.1	-35.6	-50.1	-40.0	-45.9	-42.4	-27.9	-31.1
7	-24.7	-42.2	-49.6	-45.7	-29.0	-31.8	-56.6	-42.3	-45.2	-44.5	-29.7	-36.5
8	-26.0	-42.5	-49.9	-47.1	-29.4	-32.0	-54.5	-45.3	-46.0	-44.9	-29.8	-36.2
FAVAR												
1	71.9	53.3	-7.5	-3.2	44.8	78.2	-0.1	-6.3	-9.3	-0.3	100.8	86.9
2	55.2	46.8	-9.8	-7.7	43.2	73.5	-3.9	-12.4	-4.9	-4.9	87.1	82.6
3	56.3	59.4	-1.4	3.1	44.2	76.9	8.2	2.1	-8.0	8.9	97.9	85.6
4	58.3	55.7	5.0	4.6	48.7	77.4	-2.4	1.0	-2.9	8.0	98.4	85.2
5	64.0	57.4	7.3	9.4	40.7	86.8	4.5	6.9	0.5	15.8	96.3	86.8
6	63.7	52.9	12.5	9.4	37.3	78.3	-2.7	3.0	6.7	14.1	82.0	83.6
7	61.0	56.6	10.1	13.6	39.7	84.2	6.3	16.7	-5.5	21.2	83.0	83.2
8	68.7	59.9	13.2	13.9	38.1	81.6	-1.7	22.5	-4.5	17.3	85.7	90.9

資料來源：本研究整理。

## 肆、結 論

我國政府已委託國內研究單位預測未來用電成長趨勢，但目前並未公布官方電力需求成長預測數據。而國內學術研究成果中，尚未探討利用更多資訊的因素模型，是否能夠改善電力需求預測準確度。本研究發現IMS, UN, 以及DMS 等因素模型對我國住宅與服務部門之電力需求預測表現優於VAR 模型。對於我國電力需求預測與相關電力政策，具有參考價值。

本研究目前只探討對住宅與服務業部門之電力需求預測，未來可用相同方式探討對於工業部門需求預測。除此之外，因素模型也具有整合不同頻率 (frequency) 資訊之功能，能即時反應經濟體系的變化。例如主計總處每月公布能源價格，應能適時反應對我國發電成本之影響，進而修正電力需求資訊。模型若能夠同時整合月資訊與季資訊，理應能即時反應於模型估計並修正電力需求預測。我們將這兩部分留為未來研究。

## 致 謝

本研究工作承蒙經濟部能源局資助，與兩位審查委員之建議，謹此致謝。

## 參考文獻

- 王泓仁，2005，「臺幣匯率對我國經濟金融活動之影響」，中央銀行季刊，27: 13-46。
- 吳菁菁，1999，「類神經網路應用於短期用電量之預測」，碩士論文，元智大學工業工程研究所。
- 徐士勛、管中閔與羅雅惠，2005，「以擴散指標為基礎之總體經濟預測」，臺灣經濟預測與政策，36: 1-28。
- 陳佳豪與傅家啟，2013，「臺灣地區電力消費總量模型之建立與研究」，2013國際ERP學術及實務研討會。

- 陳業鵬，2004，「以模糊時間序列法與灰色理論建構區間型電力負載預測模型之研究」，碩士論文，國立高雄第一科技大學資訊管理所。
- 許哲強，2002，「臺灣區域電力負載預測分析系統之建立與應用研究」，博士論文，國立成功大學資源工程研究所。
- 黃朝熙，2007，「臺灣通貨膨脹預測」，中央銀行季刊，29: 5-30。
- 賈繼德，2009，「臺灣電力需求預測模型之探討—ARIMA模型及迴歸模型」，碩士論文，東吳大學經濟學系。
- 應立志與潘美秋，2004，「回歸分析與灰色立論在電力需求量預測之比較-台電實證案例」，德明學報，第23期，頁33-56。
- Bai, J. and S. Ng, 2002, "Determining the Number of Factors in Approximate Factor Models," *Econometrica*, 70: 191-221.
- Bernanke, B. S., J. Boivin, and P. S. Elias, 2005, "Measuring the Effects of Monetary Policy: A Factor-augmented Vector Autoregressive (FAVAR) Approach," *The Quarterly Journal of Economics*, 120: 387-422.
- Boivin, J. and S. Ng, 2005, "Understanding and Comparing Factor-Based Forecasts," *International Journal of Central Banking*, 1: 117-152.
- Forni, M., M. Hallin, M. Lippi, and L. Reichlin, 2001, "Coincident and Leading Indicators for the Euro Area," *The Economic Journal*, 111: C62-85.
- Forni, M. and L. Reichlin, 2001, "Federal Policies and Local Economies: Europe and the US," *European Economic Review*, 45: 109-134.
- Ho, T. K. and K. C. Yeh, 2010, "Measuring Monetary Policy in a Small Open Economy with Managed Exchange Rates: The Case of Taiwan," *Southern Economic Journal*, 76: 811-826.



- Marcellino, M., J. H. Stock, and M. W. Watson, 2003, "Macroeconomic Forecasting in the Euro Area: Country Specific versus Area-Wide Information," *European Economic Review*, 47: 1-18.
- Schumacher, C., 2007, "Forecasting German GDP Using Alternative Factor Models Based on Large Datasets," *Journal of Forecasting*, 26: 271-302.
- Schumacher, C. and J. Breitung, 2008, "Real-time Forecasting of German GDP Based on a Large Factor Model with Monthly and Quarterly data," *International Journal of Forecasting*, 24: 386-398.
- Sims, C. A., 1980, "Macroeconomics and Reality," *Econometrica*, 48: 1-48.
- Sims, C. A., 1992, "Interpreting the Macroeconomic Time Series Facts: The Effects of Monetary Policy," *European Economic Review*, 36: 975-1011.
- Stock, J. H. and M. W. Watson, 1998, "Diffusion Indexes," *NBER Working Paper*, No. 6702.
- Stock, J. H. and M. W. Watson, 2002, "Macroeconomic Forecasting Using Diffusion Indexes," *Journal of Business Economics and Statistics*, 20: 147-162.
- Teo, W. L., 2009, "Estimated Dynamic Stochastic General Equilibrium Model of the Taiwanese Economy," *Pacific Economic Review*, 14: 194-231.

# The Power Demand Forecast of Residential and Service Sectors in Taiwan

Yi-Hua Wu<sup>1\*</sup>   Chao-Hsi Huang<sup>2</sup>   Geng-Yuan Chen<sup>3</sup>   Tzu-Yar Liu<sup>4</sup>

## ABSTRACT

This paper adopts the factor model to forecast the power demand of the residential and service sectors, comparing its forecasting performance with the VAR model. The factor model uses the principle component analysis, generating factors from abundant information to represent the complicated data. We find that the factor model such as IMS, UN, and DMS outperforms the forecasting performance of the vector autoregressive model. As a result, the factor model has more advantage in forecasting the power demand of service and residential sectors than the VAR model.

**Keywords:** Power Demand forecast, Residential Sector, Service Sector, Forecast Error Comparison, VAR, Factor Model

---

<sup>1</sup> Researcher, Green Energy & Environment Research Laboratories, Industrial Technology Research Institute

<sup>2</sup> Professor, Department of Economics, National Tsing Hua University

<sup>3</sup> Associate Researcher, Green Energy & Environment Research Laboratories, Industrial Technology Research Institute

<sup>4</sup> Principal Engineer, Green Energy & Environment Research Laboratories, Industrial Technology Research Institute

\* Corresponding Author, Phone: +886-3-591-5438, E-mail: d938901@oz.nthu.edu.tw

Received Date: October 15, 2014

Revised Date: December 30, 2014

Accepted Date: February 16, 2015