

短期電力負載預測之探討

一、前言

隨著我國經濟的快速成長帶動電力需求增長，且近年來受極端氣候影響，造成夏季用電屢創新高，然而，面臨既有電源在安全考量下逐年屆齡除役及新電源開發困境，故透過短期電力負載預測未來電力需求變化，以提供機組調度、負載管理等參考依據。而預測方法將考慮其準確性及實務應用，Lee et al.於 1990 年提出運用類神經網路(Artificial Neural Network, ANN)於電力負載預測，奠定類神經網路理論應用於電力預測的價值，其後學者更建置許多電力負載預測模型，如：Islam et al.於 1995 年使用類神經網路預測能源消耗及電力負載，採用降雨量、氣溫及輻射量等氣象因子為變數，以 5 年歷史資料訓練結果發現電力負載測試預測結果與實際值的平均誤差為 6%。而後許多研究致力於應用類神經網路為預測模型並降低預測的誤差，使用歷史負載及氣象因子進行模型建置，故本研究以類神經網路為短期負載預測模型，並說明如何預測未來逐時負載用電。

本研究採用中央氣象局觀測站之五都(新北市、臺北市、臺南市、臺中市和高雄市)逐時平均溫度及全國總發電量作為輸入參數，並使用兼具模糊推論系統特性及類神經網路架構之調適性網路模糊推論系統(Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System, ANFIS)預測模型建構與分析，其中，以歷史 2 年全國總發電量及五都平均溫度進行訓練，並於 2 年中選取 720 小時數據作為模型之驗證資料，並取另 1 整年逐時資訊作為模型測試資料。

二、預測模型理論

本研究使用類神經係為 ANFIS 作為建置臺灣短期負載預測模型，其主要是以模糊推論系統為模式主體，使用模糊 IF-THEN 規則處理人類知識與邏輯推論過程的描述性語意與分析，充分發揮對於系統不精確性與不確定性的處理能力(Jang, 1993)。在 IF-THEN 規則與模糊推論中採用 Sugeno 模糊模式(Jang et al., 1997)，且同一層節點的隸屬函數與轉換函數採用相似的函數，來建置 ANFIS 模式主體架構；在

學習與調整參數方面，則是結合前饋式類神經網路與監督式學習方法，使得模糊推論系統的所有參數可獲得適當的調整，讓模式具有自我學習與組織能力，故能對電力負載進行預測。

以N個維度的輸入向量、一個輸出值與五層架構的模糊推論系統為主要架構說明，輸入向量為 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ ，其各個變數分別被映射至模糊集合，假設每個變數 x_i 的映射集合各有 M_i 個子集合，每個子集合又有其相對應的隸屬函數，則隸屬函數共有 $M_1 + M_2 + \dots + M_N = S$ 個，再將各輸入變數間的模糊子集合進行排列組合的配對，可組合成 $M_1 \times M_2 \times \dots \times M_N = P$ 條規則。

第一層：輸入層

第一層輸入層是將輸入變數映射到模糊集合中，如圖1所示，屬於 x_1 的模糊集合分為 A_1 和 A_2 兩個子集合，屬於 x_2 的模糊集合也分為 B_1 和 B_2 兩個子集合，其映射之隸屬函數選用鐘型函數。(1)式表示輸入層的轉換公式：

$$O_{1,ji} = \mu_j(x_i) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_i - c_{ji}}{a_{ji}} \right|^{2b_{ji}}} \quad \text{for } i=1,2,\dots,N; j=1,2,\dots,M_i \quad (1)$$

式中 $\mu_j(x_i)$ 為第*i*個輸入變數的第*j*個集合之隸屬函數，在此設定為鐘型函數(具有三個參數 a_{ji}, b_{ji}, c_{ji})。

第二層：規則層

各輸入變數的模糊集合與隸屬函數在第一層內決定後，即進行先決條件配對，將各輸入變數間的模糊集合進行排列組合之配對後，進行模糊邏輯運算，本層選用T-norms進行模糊AND運算(本層節點以 Π 符號表示進行AND或乘積運算)，如(2)式所表示：

$$O_{2,p} = w_p = \prod_{i=1}^N \mu_{j_i}(x_i) \quad \text{for } j_i = 1, \dots, M_i; p = 1, \dots, P \quad (2)$$

第三層：正規化層

將上一層各節點所得的結果正規化，也就是將第*i*條規則的輸出結果除以所有規則之輸出結果，使其輸出值介於0到1之間，如(3)式所表示：

$$O_{3,p} = \bar{w}_p = \frac{w_p}{\sum_{p=1}^P w_p} \quad (3)$$

第四層：結論推論層

將上層獲得之正規化結果與Sugeno模糊模式相乘，如(4)式所示：

$$O_{4,p} = \bar{w}_p f_p = \bar{w}_p \left(\sum_{i=0}^N r_{pi} x_i \right), x_0 = 1 \quad (4)$$

式中 r_{pi} 為一次Sugeno模糊模式的相關係數，亦為此層所產生的參數，稱為結論部分的參數。

第五層：輸出層

本層是總和上層各節點的輸出結果，以 Σ 符號表示，如(5)式所表示：

$$O_{5,1} = \sum_{p=1}^P \bar{w}_p f_p = \frac{\sum_{p=1}^P w_p f_p}{\sum_{p=1}^P w_p} \quad (5)$$

ANFIS模式在架構時具有較大彈性，例如在第一層架構輸入變數的映射集合時，可利用排列組合的方式組合出所有可能規則，也可使用聚類(clustering)的方式獲得前提與結論部分的組合，例如K-Means、Fuzzy C-Means與減法聚類等常見之聚類方法。此外，可結合專家系統或從知識中萃取的規則，將之使用於IF-THEN 規則之中。於推論部分的應用，亦可選擇不同的模糊模式，例如：Tsukamoto模糊模式、Mamdani 模糊模式等(張斐章及張麗秋，2015)。

三、預測模式之建置與結果

A.預測模式建置

本研究使用中央氣象局測站局屬逐時平均氣溫及全國總發電量作為模式輸入，其中，測站選取人口密度較高且用電量較大的五個都市，分別為新北市、臺北市、臺南市、高雄市及臺中市，而台電系統小時供電量作為全國總發電量，選用變數之敘述統計如表 1 所示。使用之 3 年資料總數為 26,278 筆，包括 2 年的學習資料、以 2 年學習資料內隨機抽取 720 筆的驗證資料(30 日)及 1 年的測試資料，用以建立短期負載預測模式，並使用 1 年測試資料未來一小時全國總發電量資料作為預測標的。

表 1 選用變數之敘述統計

變數	平均數	標準差	最小值	最大值
新北市溫度	24.0	5.7	7.1	37.3
臺北市溫度	24.4	5.7	7.8	38.1
臺南市溫度	25.3	4.9	7.8	35.2
高雄市溫度	26.3	4.0	10.3	35.0
臺中市溫度	24.5	5.2	6.3	37.9
全國總發電量	26,115.7	4,276.4	15,154.1	37,056.9

註：單位：溫度℃、發電量 MWh。

資料來源：本研究自行估算。

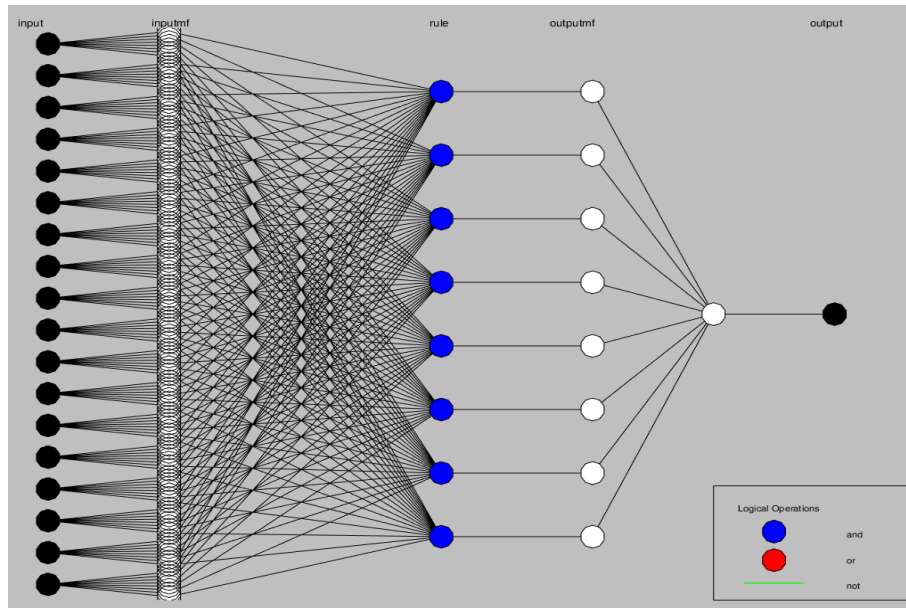
此電力負載預測模式，將每小時(t)、前一小時(t-1)、前兩小時(t-2)五都溫度及全國總發電量資料正規化(normalize)0 至 1 之間，作為 ANFIS 網路的輸入變數，而 ANFIS 模型中使用減法聚類法(subtractive clustering)建構模糊推論系統(Chiu, 1994)，不同於 Fuzzy C-Means 及 K-Means 聚類法需事先知道欲分類之群集各數，而是依據中心點影響半徑決定群集數目，且計算量與系統維度的複雜性無關，僅與資料筆數多寡成正比，故採用減法聚類法。

以 ANFIS 模型訓練出的測試資料結果，採用平均絕對誤差(Mean Absolute Error, MAE)、均方根誤差(Root Mean Square Error, RMSE)及平均絕對比例誤差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)作為預測評估指標，探討本研究使用之參數對下一時刻全國總發電量預測的影

響，以利判斷預測準確性。

B.結果與討論

本研究建立之 ANFIS 網路架構輸入項有 18 個變數，依輸入之變數以高斯函數建立隸屬函數，模糊模式採用 Sugeno type，經各輸入變數之模糊集合以減法聚類建立規則(Rule)並產出輸出項 1 個變數，如圖 1 所示。



資料來源：本研究自行繪製。

圖 1 ANFIS 網路架構(Para=0.6, 8 Rules)

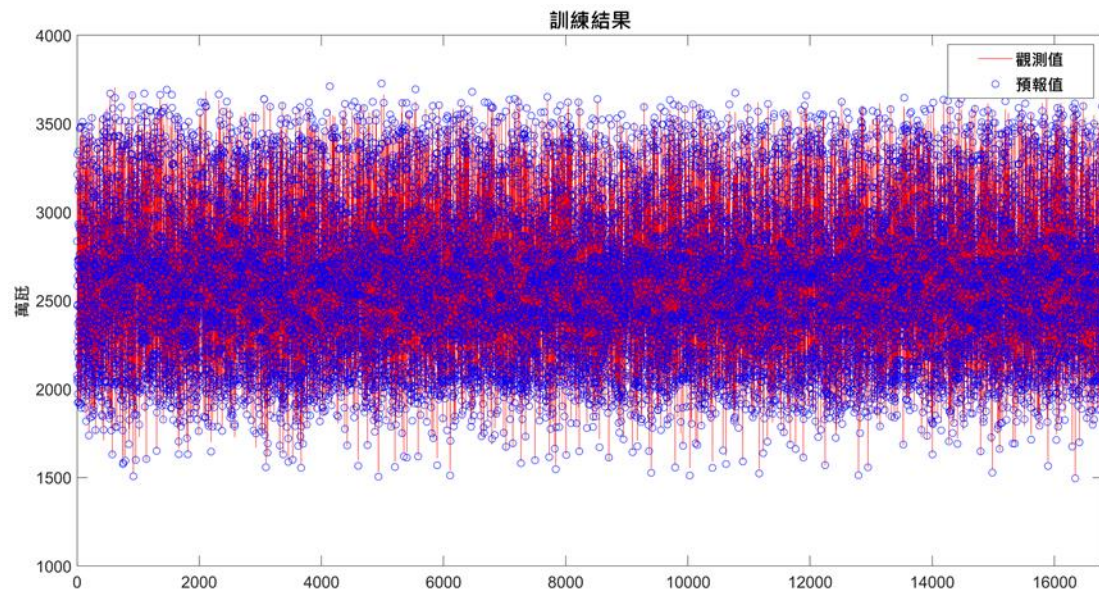
本研究設定訓練次數(Epoch) 1,000，影響半徑(Para)0.6 為例，輸入全國總發電量、五都平均溫度作為變數(即時、前一二時刻)，以觀測其在此聚類模式下訓練(train)、驗證(vaild)及測試(test)結果之 MAE、RMSE 及 MAPE，如表 2 所示，ANFIS 網路訓練下得到 MAPE 為 1.42%的測試結果，有一定的準確性可提供電源調度之參考。

表 2 ANFIS 建構預測模型之評估指標結果

Epoch=1,000 & Para=0.6			
評估指標	train	vaild	test
MAE(萬瓩)	35.59	48.16	37.62
RMSE(萬瓩)	49.84	62.35	54.2
MAPE(%)	1.36	1.88	1.42

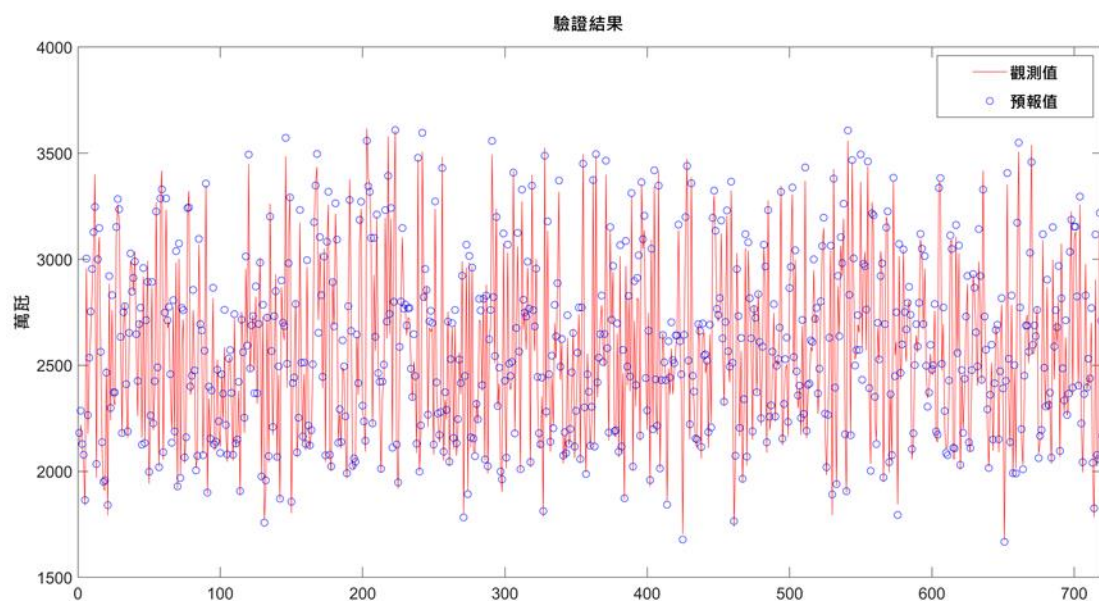
資料來源：本研究自行估算。

圖 2、圖 3 及圖 4 分別為 ANFIS 採用訓練次數 1,000，影響半徑 0.6 之短期電力負載預測模型之訓練、驗證及測試結果，其中圖 2 訓練筆數為 16,798 小時(共 2 年)，而圖 3 係於 2 年資料中取用隨機 720 小時(30 日)進行驗證，圖 4 的 8,759 筆小時(1 年)資料作為模型測試結果，可觀察到模型預測結果已能掌握變動趨勢，且大部分峰值可達良好的預測結果，雖然其 MAPE 仍有 1.42%的誤差，但可知此預測模式的可行性，以作為未來研究方向之參考。



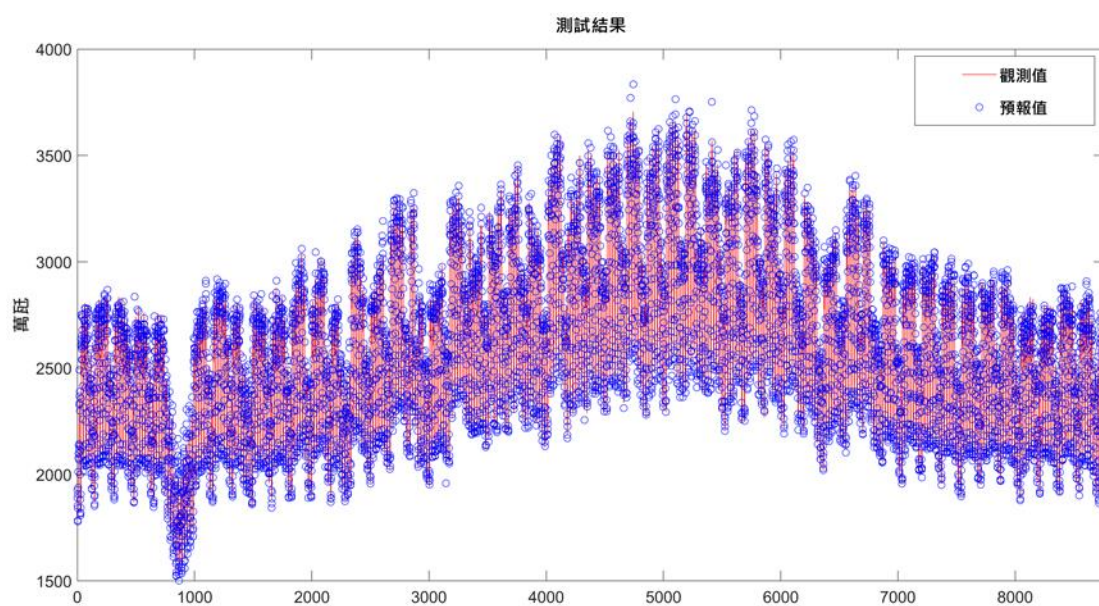
資料來源：本研究自行繪製。

圖 2 ANFIS 模型訓練結果(輸入變數：全國總發電量、溫度)



資料來源：本研究自行繪製。

圖 3 ANFIS 模型驗證結果(輸入變數：全國總發電量、溫度)



資料來源：本研究自行繪製。

圖 4 ANFIS 模型測試結果(輸入變數：全國總發電量、溫度)

四、結語

本研究建立之短期電力負載預測模型，係利用當時刻、前一二時刻之五都平均溫度及全國總發電量作為輸入變數，輸出之預測結果具有一定準確性，所得之結語如下：

1. 藉由本研究所建構之短期電力負載預測模型，納入之溫度對於全國總發電量具有一定影響力。
2. 本研究採用之輸入變數以 ANFIS 預測下一時刻全國總發電量，更能有效掌握臺灣負載趨勢。
3. 人為活動會因季節不同(氣象因子改變)而改變用電型態，模型會因氣象等外在因子而降低預測之準確性，未來期能持續更新訓練參數及評估用電型態，以利此研究方向的進行。

參考文獻

1. 張斐章、張麗秋，2015，類神經網路導論原理與應用，滄海書局。
2. Chiu S. L., 1994. "Fuzzy Model Identification Based on Cluster Estimation", J. of Intelligent and Fuzzy Syst. 2(3):267-278.
3. Jang J. S. R., 1993. "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. 23(3):665-685.
4. Jang J.-S. R., Sun C.-T., Mizutani E., 1997. "Neuro-Fuzzy and Soft Computing", Prentice-Hall International, Inc.
5. Lee K., Cha Y. and Park J., 1990. "Artificial neural network methodology for short term load forecasting", NSF Workshop on Artificial Neural Network Methodology in Power System Engineering, Clemson University.
6. Islam S. M., Al-Alawi S. M. and Ellithy K. A., 1995. "Forecasting Monthly Electric Load and Energy for a Fast Growing Utility Using an Artificial Neural Network", Electric Power Systems Research, Vol. 34, pp. 1-9.