

應用類神經網路預測高鐵車站之運量- 以左營站為例

Forecasting Passenger Volume for THSR Station by Neural Network : a case of Zuoying Station

范俊海 Fan, Chun-Hai¹

顏志宇 Yen, Chih-Yu²

摘要

台灣高鐵於 2007 年正式營運，因為台灣高鐵有速度快、旅行時間短和運能大等優勢，許多旅客常常於一天之內南來北往，形成了北高一日生活圈。目前台灣高鐵車站運量排名前三分別是台北站、台中站及左營站。其中，台灣高鐵左營站為北高雄地區的重要交通樞紐，也是台灣高鐵的始發站與終到站。

車站運量是車站設計的參考依據，以避免不必要的資源浪費，將空間效用及大化；而預測運量可以對運輸系統規畫進行有效的管理與策劃，因此本研究將以台灣高鐵左營站之運量進行預測。

本研究將以類神經網路及迴歸模式對台灣高鐵左營站運量進行預測，並比較兩者預測方法的能力。其研究範圍為 97 年 1 月至 103 年 12 月的運量資料進行分析。分析結果顯示，台灣高鐵左營站運量呈現穩定成長；而類神經網路的預測能力比迴歸模式較佳。

關鍵字:類神經網路、迴歸模式、車站運量

Abstract

Taiwan high speed railway(THSR) have operated since 2007. With its virtues of high speed, high passenger capacity and reducing travel time, many travelers use THSR to make the one-day living circle in northern and southern Taiwan. THSR Zuoying station has been ranked as the third high station passenger volume, and the first and second are THSR Taipei station and THSR Taichung station, respectively. Moreover, THSR Zuoying station plays a vital role on north Kaohsiung's traffic hub and is also a departure station as well as destination.

To avoid wasting resource, when planners design the station, they should consider the station passenger volume. In addition, forecasting passenger volume can scheme and manage the transport system planning. Based on above reasons, this study will forecast passenger volume for THSR Zuoying Station.

This study will use Neural Network and Linear Regression to forecast passenger volume for THSR Zuoying Station and also compare their forecasting ability. The month passenger volume data is from 97/1 to 103/12. The result of this research are shown as follow. The passenger volume for THSR Zuoying Station increase stably. The Neural Network's forecasting ability is better than Linear Regression.

Keywords: Neural Network, Linear Regression, Station Passenger Volume

¹私立淡江大學運輸科學研究所副教授(聯絡地址:新北市淡水區英專路 151 號, 電話:(02)2621-5656, e-mail: chunhai@mail.tku.edu.tw)

²私立淡江大學運輸科學研究所碩士

一、緒論

在過去，台灣西部走廊的運輸工具大多以航空、國道客運、台鐵為主。隨著台灣高鐵的出現，使台灣西部走廊城際運輸產生了變化；從台灣國內線航空全數倒閉以及台鐵積極推動台鐵捷運化來看，因高鐵的速度快、旅行時間短等優勢，讓越來越多旅客選擇了高鐵為其長程的運輸工具。

運輸需求是建設運輸系統或是規劃策略不可或缺的元素；車站運量更是車站設計的參考依據，站內設施像是進出口閘門和售票處，都依運量進行設計，以避免設備不足及空間的浪費。預測運量可以對運輸系統的使用與規劃進行有效的管理與策劃（Celebi, Bolat, & Bayraktar, 2009）。

台灣高鐵左營站位於北高雄地區、三鐵共構和台灣高速鐵路之始發與終到車站，儼然形成重要的交通轉運樞紐，加上有數家百貨公司業者進駐，使轉運及周邊商業活動非常熱絡，周邊土地發展也如火如荼地進行，車站類型類似於台北車站。然而，過去文獻都以列車的旅運量為預測對象，少有預測單一車站的旅運量，因此本研究將選台灣高鐵左營站為研究對象進行探討。

本研究之研究方法選擇兩種具有預測能力的工具，分別是類神經網路及迴歸分析，利用兩者方法預測台灣高鐵左營站之運量，並比較兩者方法之預測能力。

本研究首先會進行相關的文獻回顧，再敘述研究方法，最後進行資料分析，並由結果提出結論與建議。

二、文獻回顧

2.1 類神經網路

Garrido, De Oña, & De Oña (2014) 研究應用人工類神經網路(ANN)、Connection Weights、Profile&Perturb 和統計分析方法分析旅客對於運輸系統的服務品質感知。以上應用方法分析結果都顯示為運輸系統的服務頻次(Frequency)、速度(Speed)和資訊(Information)會影響旅客對於運輸系統服務品質的感認；反而，可及性和車站整潔度是影響較少的變數。

Celebi et al.(2009) 以伊斯坦堡的輕軌系統之其中一個車站做為研究對象，利用類神經網路發展輕軌短期旅運量需求預測的模式。短期預測對於運輸管理與規劃是相當有幫助，其可以用來規劃時刻表或是座位配置。該研究結果顯示，應用類神經網路的預測比自我回歸移動平均整合(Autoregressive Intergrated Moving Average,ARIMA)模式預測來的精準，並建議未來可以用類神經網路結合統計分析方法產生一個強而有力的預測工具。

蔡宗憲 (2006) 提供良好的短期預測模式以便了解短期的旅運需求特性。有了旅運需求特性，相關單位即可使用該旅運需求特性進行有效的管理及規劃，例如列車的配票作業、列車的調度等等。該研究以能在非線性、非結構化的變動現象也具有良好預測能力的類神經網路為研究方法。結果顯示

利用時間數列轉換成類神經網路模式的輸入變數方式用來預測運量也有良好的解釋能力。

蘇怡瑄(2010) 該研究以類神經網路預測單一捷運站和單一出口人數，預期短期捷運運量的預測可以得到高準確率。該研究以類神經網路中的倒傳遞網路預測模式為研究方法，變數部分以台北車站之出站旅運量時間序列預測，共設定了十組不同的落後期數；倒傳遞網路架構的輸入層、隱藏層和輸出層各為一層。預測結果顯示類神經網路是一個有效處理非線性資料的方法；另外，進一步說明了倒傳遞網路比支援向量迴歸較適合預測短期捷運運量。

黃宏斌(2001) 討論哪些變數足以影響轉口貨櫃的運量，並以類神經網路及多元迴歸模式為研究方法預測高雄港轉口貨櫃之運量，最後再比較兩者研究方法的預測能力；在類神經網路中，該研究採用屬於前授型網路、監督式學習方法之倒傳遞網路。該研究的結果顯示在模型解釋能力與平均誤差方面，類神經網路皆有較佳的分析結果；沒有時間序列性下，影響轉口貨櫃運量的變數有經濟成長率、躉售物價指數、工業生產指數、平均國民生產毛額、工業生產毛額；有時間序列特性下，影響轉口貨櫃運量的變數有工業生產指數、平均國民所得、平均國民生產毛額和自我相關項(前一期轉口貨櫃運量)。

2.2 影響高鐵運量因素

謝慧婷(2013) 以灰關聯分析與迴歸分析探討影響高鐵的使用因素。該研究將高鐵的運輸距離分為短程(100 公里以下)、中程(100~250 公里)和長程(250 公里以上)，其分析結果如表

表 1 灰關聯分析與雙對數迴歸模型 高鐵運量變數比較表

	短程	中程	長程
灰關聯分析	高鐵班次數	汽油價格	汽油價格
雙對數迴歸模型	縣市人口 汽油價格 大學生優惠	縣市人口 小客車登記數 汽油價格 高鐵班次數	縣市人口 小客車登記數 汽油價格 早鳥優惠 大學生優惠 高鐵班次數

根據以上結果，灰關聯分析與迴歸分析中，高鐵班次數、汽油價格、縣市人口數皆是影響高鐵運量的因素。

三、研究方法

經過文獻回顧，發現類神經網路和迴歸模式皆可以作為預測的方法，因此本章節分別討論上述兩種方法的基本理論，並比較兩種方法的優點及缺點。

3.1 類神經網路

類神經網路模式(Neural Network)誕生於 1943 年，由神經生物學家 Warren McCulloch 和統計學家 Walter Pitta 共同提出神經元學模式。其是模仿生物神經網路的訊息傳遞功能，並以人工神經模擬生物神經元的運算方式，將其結果藉由網路傳遞至其他人工神經元中。而第一個使用類神經網路作為預測方法的是西元 1964 年 Hu。預測模型的解釋變數(輸入)與預測變數(輸出)之間多了一層隱藏層來建立資訊間的關係，隱藏層裡將輸入變數經過活化函數的轉換過程，產生對應的輸出值。類神經網路的預測準確，在於透過不斷地訓練學習(Training)，讓類神經網路能夠透過反覆的學習來修正模型權重。

倒傳遞類神經網路(Back Propagation, BP)是類神經網路的其中一種，也是許多種類中最具代表性，屬於監督式的學習網路，架構上屬於前授型網路。其設計常為三層，包含輸入層、隱藏層和輸出層，並依照最小誤差平方來進行權重的訓練，並且分為學習階段與回想階段。學習階段是要得到一組連接權重，讓輸入資料經過這組連接權重得到目標輸出結果；回想階段是將輸入資料和訓練得到的連接權重，計算出結果。

倒傳遞類神經網路訓練過程如下：

- (1)初始化權重
- (2)利用目前的權重計算輸出結果

$$y_j^n = f(\text{net}_j^n) \quad (1)$$

(2)

其中， W_{ij} 為第 $n-1$ 層第 i 個神經元和第 n 層第 j 個神經元的連結權重； X_i 為第 i 個輸入變數； θ_j 為第 n 層第 j 個神經元之偏權重

- (3) 計算輸出結果和目標結果的誤差

(3)

其中， T_j 為第 j 個輸出層之目標輸出值； net_j 為第 j 個計算的推論值。

- (4)調整權重

$$\Delta W = \eta \left| \frac{\partial E}{\partial W} \right|$$

(4)

其中， W 為各層神經元的連結加權值； $\frac{\partial E}{\partial W}$ 為各層神經元連結權重值的修正量； η 為學習速率。

- (5)重複 2-5 步驟直到收斂

3.2 迴歸分析

迴歸模型(Linear Regression Model) 是統計學上分析與預測的工具。應用其模型分析主要是在建立、估計及確認變數之間的關係，透過迴歸預測分析解釋歷史資料的現象，並進一步對於一組新的觀測資料所產生可能的預測結果。其模式中，考慮自變數(independent variable)及應變數(dependent variable)之間的線性關係，依據變數間的關係來預測應變數。依線性關係的迴歸公式如下：

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon$$

(5)

符號說明

Y：應變數(dependent variable)

X：獨立變數(independent variable)

β：迴歸係數(未知的參數)

ε：隨機誤差項

四、資料分析

利用民國 97 年 1 月開始至 103 年 12 月台灣高鐵左營站的月份歷史運量，應用類神經網路及多元迴歸模式進行運量預測。最後，比較上述兩者研究方法的預測能力。

4.1 變數設定

選定變數有高雄市人口數、高雄市汽車車輛數、高鐵班次數及淡旺季因子(謝慧婷, 2013)。其中，在高雄市人口數及汽車車輛數方面，因 2010 年高雄市和高雄縣合併改制，為了方便資料進行分析，變數中的人口數與汽車車輛數皆將高雄市與高雄縣資料合併；淡旺季因子選擇是否為寒暑假為因子。

表 2 輸入變數設定表

變數英文	變數中文	單位
Rider(Y)	左營站運量	人
Pop(X ₁)	高雄市人口數	人
Car(X ₂)	高雄市汽車車輛數	輛
Number(X ₃)	高鐵班次數	班
Vacation(X ₄)	淡旺季因子	0:非寒暑假 1:是寒暑假

4.2 類神經網路

本研究選擇類神經網路中的倒傳遞類神經網路演算法進行台灣高鐵左營站的運量預測。將利用 Super PCNeuron 5.0 軟體進行資料分析。輸入資料有高雄市人口數(pop)、高雄市汽車車輛數(car)、高鐵班次數(number)和淡旺季因子(vacation)，目標變數為左營站運量(rider)。隱藏層為一層。訓練樣本為 56 個，測試樣本為 28 個。學習次數為 1000 次，學習速率為 1。

表 3 各樣本誤差均方根與判定係數

	訓練樣本	測試樣本
樣本數	56	28
誤差均方根	71522.19531	66209.35156
判定係數	0.73553	0.797935

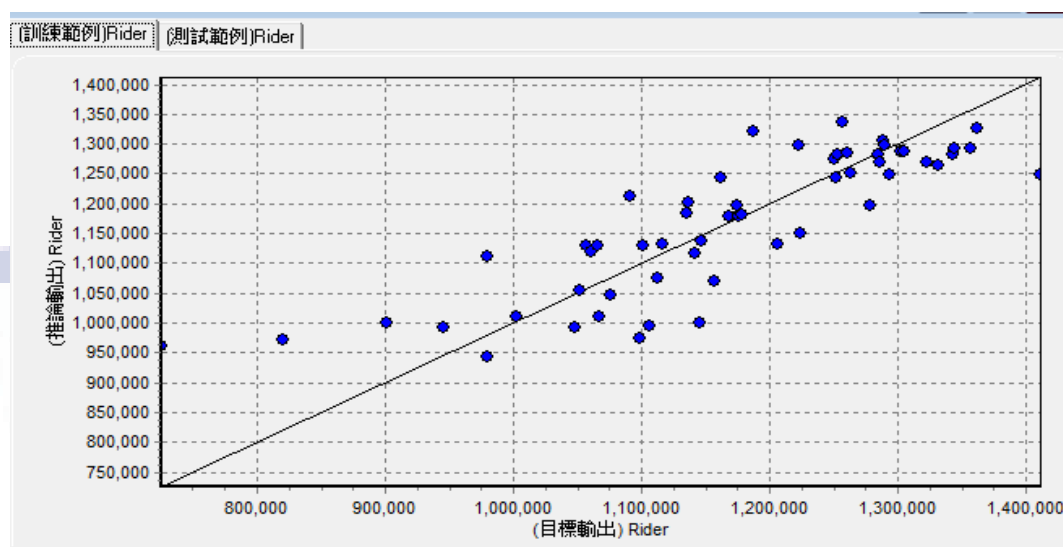


圖 1 訓練樣本散佈圖 (圖片來源由 Super PCNeuron 5.0 軟體擷圖)

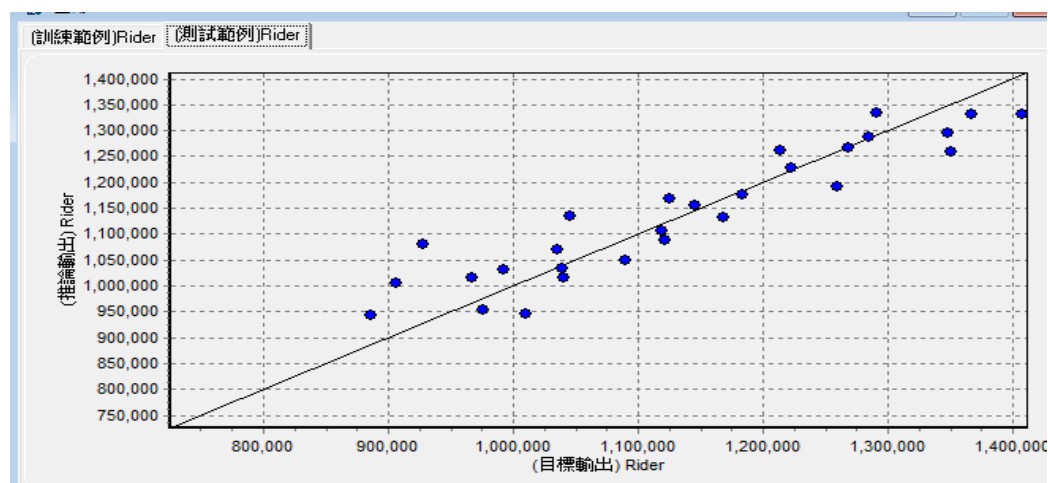


圖 2 測試範例散佈圖 (圖片來源由 Super PCNeuron 5.0 軟體擷圖)

4.3 迴歸分析

迴歸分析將利用 SAS 軟體進行分析。 α 將設定為 0.1，檢定輸入變數是否會影響台灣高鐵左營站之運量。

(1) 迴歸模式結果分析

$P\text{-value} < 0.0001$ ，遠小於 $\alpha = 0.1$ ，因此各變數間具有顯著差異。在模式解釋能力方面，調整後的 R 平方值等於 0.7437。

表 4 迴歸分析表

調整後的 R 平方=0.7437		
變數	參數估計	p-value
截距	-64280126	<.0001
高雄市人口數(X_1)	23.62072	<.0001
高鐵班次數(X_2)	12.41075	0.2976
高雄市汽車車輛數(X_3)	-0.15345	0.0819
淡旺季因子(X_4)	50246	0.0036

高雄市人口數($p < 0.0001$)、高雄市汽車登記數($p = 0.0819$)及淡旺季因子($p = 0.0036$)均小於 $\alpha = 0.1$ ，因此上述三者變數均會影響台灣高鐵左營站之運量。當人口數每增加 1 人，就會增加 24 個運量；汽車登記數每增加一輛，就會減少 1 個運量；當是旺季時，運量就會增加 50246。因此，迴歸模型方程式如下

(6)

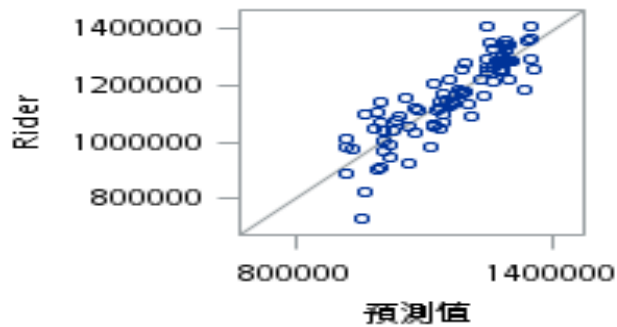


圖 3 迴歸模式預測樣本的散佈圖 (圖片來源由 SAS 軟體擷圖)

4.4 小結

(1)判定係數

類神經網路之測試樣本判定係數為 0.797935；迴歸模式之判定係數為 0.7437。兩者相比較，解釋能力上為類神經網路較好。

(2)誤差百分比

類神經的平均誤差百分比為 0.01，迴歸模式的平均誤差百分比為 0.04，兩者相較之下，類神經網路的平均誤差百分比比較小，其預測能力較佳。

(3)類神經網路與迴歸模式預測值的比較圖

由該圖 4 得知，類神經網路預測值較接近實際值



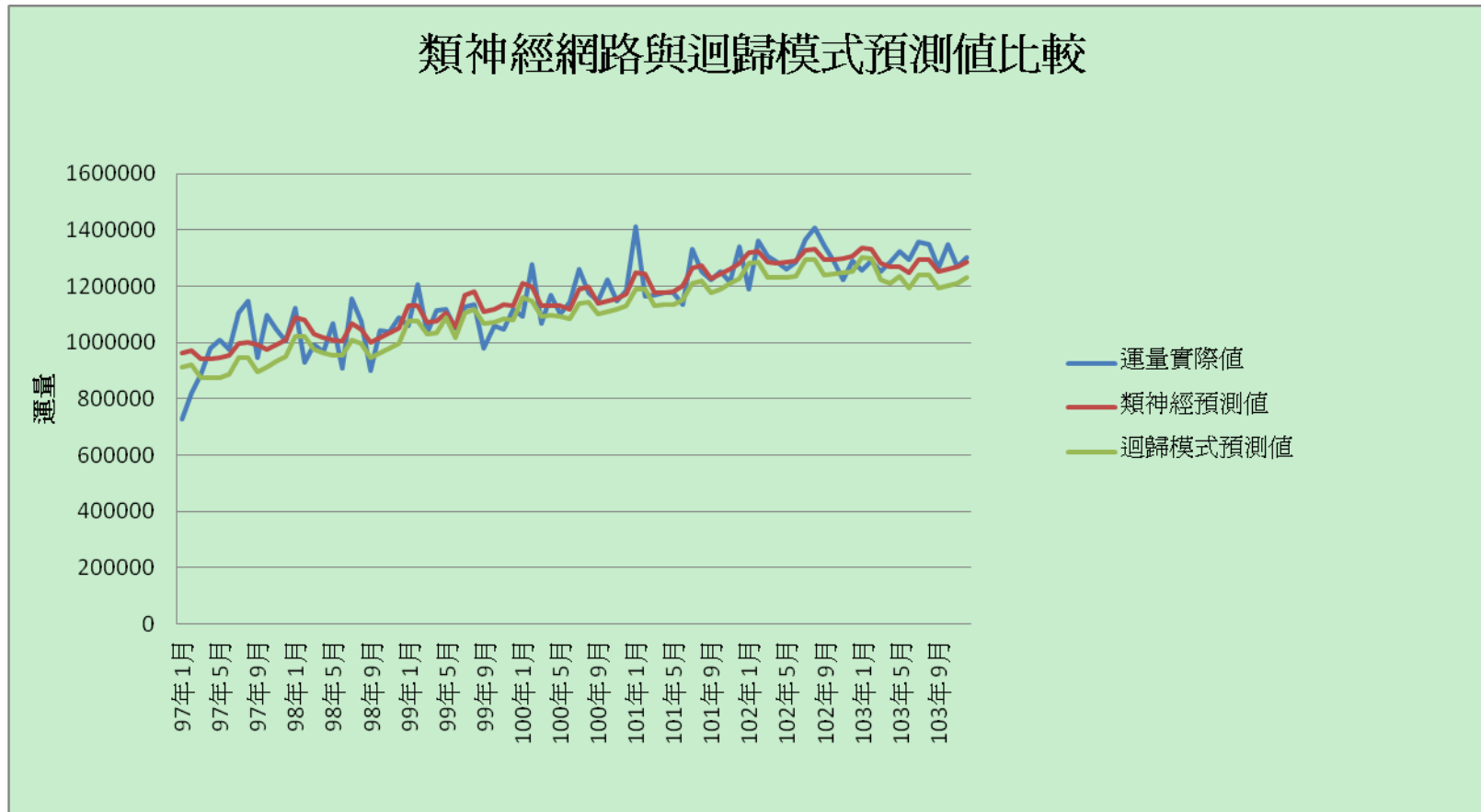


圖 4 類神經網路、迴歸模式與實際值比較圖

五、結論與建議

類神經網路與迴歸模式都是作為預測的工具。本研究就以兩個模式為研究方法探討台灣高鐵左營站的運量，發現類神經網路預測比迴歸模式預測能力較佳。

5.1 結論

- (1)台灣高鐵左營站之實際值和預測值都是呈現上升趨勢，顯示台灣高鐵左營站運量是穩定成長狀態。
- (2)由判定係數、平均誤差百分比和比較圖，顯示類神經網路比迴歸模式具有較好的預測能力。
- (3)每年7月是台灣高鐵左營站運量的高峰期，其他的月份如遇逢年過節或是選期期間等等，也造成台灣左營站運量大增。

5.2 建議

- (1)學術方面
本研究係利用類別變數為輸入變數，建議未來可以利用時間序列特性進行分析。
- (2)業者方面
目前台灣高鐵左營站平均月運量為100萬人次，適時進行預測運量，於不善的地方進行改善，於優良的地方繼續維持服務水準，以吸引旅客搭乘。
- (3)土地使用方面
由於台灣高鐵左營站為北高雄地區的重要交通轉運樞紐，周邊土地使用已發展為住商混合，有住家和百貨公司的進駐，因此，建議開發者對於未來土地開發要好好研擬與審視開發計畫，以達最大土地使用效益。

參考文獻

1. 蔡宗憲. (2006). 類神經網路模式於短期列車旅運量需求預測之應用.
2. 蘇怡瑄(2010)。運用類神經網路預測捷運車站之運量. 交通大學). 交通大學交通運輸研究所學位論文, (2010年), 1-111.
3. 謝慧婷. (2013). 影響高鐵使用因素之分析. 交通大學運輸與物流管理學系學位論文, 1-71.
4. 黃宏斌(2001)。高雄港轉口貨櫃運量預測之研究~以類神經網路為預測模式. 國立海洋大學). 航運管理學系, 碩士, 81.
5. Celebi, D., Bolat, B., & Bayraktar, D. (2009). Light rail passenger demand forecasting by artificial neural networks. Paper presented at the *Computers & Industrial Engineering, 2009. CIE 2009. International Conference on*, 239-243.
6. Garrido, C., De Oña, R., & De Oña, J. (2014). Neural networks for analyzing service quality in public transportation. *Expert Systems with Applications*, 41(15), 6830-6838.

