

# 醫療院所之門診失約預測：類神經網路之應用

葉金標<sup>1,\*</sup> 童春芳<sup>2</sup> 張巍獻<sup>3</sup>

**目標：**本文主要是利用類神經網路的預測能力，進而達到預測醫療院所門診失約情況之目的。**方法：**本文主要以類神經網路、迴歸分析與星期特性移動平均法預測醫療院所門診失約之情況，並比較三種預測方法何者預測能力較佳。**結果：**本文不只採用倒傳遞類神經網路進行門診失約預測，也使用星期特性移動平均模式、迴歸分析等預測方法進行績效分析評估，分別以MSE與MAPE兩種方式的績效指標作比較，藉以評估何種方式之預測能力較佳。實證結果為倒傳遞網路在預測顧客失約人數的兩項績效指標皆優於星期特性移動平均、迴歸分析，因而得到倒傳遞網路較其他兩者預測方法更準確之結果；其中三種預測方法的正確率比較：倒傳遞類神經網路約55.91%；星期特性移動平均約47.24%；迴歸分析約48.82%。另外當過度預測某一位病患時所喪失的機會成本大於預測某一位病患時會發生的資源成本0.71倍，倒傳遞網路的預測力優於迴歸分析；在機會成本小於資源成本7.25倍，倒傳遞網路的預測能力比星期特性移動平均佳；若機會成本大於資源成本3.16倍，迴歸分析的預測能力優於星期特性移動平均。**結論：**以預測值的誤差之MSE及MAPE來判斷，倒傳遞網路比其他兩者預測方法準確。(台灣衛誌 2009；28(5)：361-373)

**關鍵詞：**類神經網路、過預約政策、門診失約預測

## 前 言

資源充分利用，產能才可以有效率的呈現，因此如何使各項要素的使用率達到最大、閒置最小，一直是企業最重視的問題之一。然企業的型態與從事生產或經營方式不同，要素使用率的高低也不同。由於需求不穩定、服務產量的受限等，因而導致企業的供給與消費者的需求無法順利達成一致性，進而影響服務品質。如何克服困難，各家業者各有法寶，最常使用的莫過於預約制

度(Reservation System)的行使。實行預約制度，除了可以提升企業經營效率，強化服務品質並減少顧客等候時間[1]，使企業在有限的資源下，妥善安排顧客接受服務，減少顧客失約(Failed appointments)的不穩定性。

隨著經濟環境的轉變，生活品質要求提高，醫療服務與民眾關係更加密切，但醫療院所基於成本考量，並無法大量購買昂貴的精密設備，導致在有限的醫療設備下，病患等候的時間增長。Rising et al.[2]認為某大學附屬醫院在一星期之中，星期一未預約的病患最多；Lehmann[3]研究顯示星期一與星期二有明顯偏高的失約率；Alex and Thomas[4]實證結果認為星期五的失約率最低，顯示顧客需求不易控制。因此若能採用預約制度，將可以有效控制顧客的需求。

但預約制度卻面臨一個最嚴重問題「顧客的失約情況」，有時預約報到率僅有40~50%[5]。Lee and McCormick[6]認為一般

<sup>1</sup> 僑光科技大學財務金融系

<sup>2</sup> 台中榮民總醫院內科部胃腸科

<sup>3</sup> 逢甲大學商學博士學位學程

\* 通訊作者：葉金標

聯絡地址：台中市僑光路100號

E-mail: biau@ocu.edu.tw

投稿日期：98年5月8日

接受日期：98年10月13日

醫院失約率為15%~23%，王文利等人[1]認為醫學中心的門診失約率約為12%。另一面Rockart et. al[7]認為病人失約的理由包括溝通問題、太忙不能來、忘了時間、看病時間太長、病情已改善等。Gabor and Metz[8]認為天氣、年齡、性別等都會影響病患就診。由於病患可能因為各種因素而導致失約，進而影響醫療院所的資源使用率，導致要素閒置率過高。解決顧客失約情況最常用的方法為過預約政策(Overbooking Policy)，但是在過預約政策之下，若造成預約人數過多，將會使得病患無法如期接受服務，反而將使醫療院所面臨商譽損失。因此準確預測病患失約率，選擇適當的過預約政策是醫療院所重要課題之一。

一般文獻大都以迴歸分析[1]、星期特性移動平均法[9,10]、時間序列法[11]等進行顧客失約數量的預測，作為服務資源有效運用的依據。可是使用這些方法不但計算繁雜、耗費時間，又因為變數不易控制，而容易產生誤差。類神經網路因具有較高的容錯及學習能力，且有非線性轉換功能等優點。其中倒傳遞網路(Back-Propagation Network, BPN)是目前類神經網路學習模式中應用最普遍也最具代表性的一種。以往曾有研究者使用類神經網路(Neural Network, NN)建立預測模式[12,13]，主要是因為類神經網路具備高速之處理速度，以及較佳之容錯能力，較能符合實際需要及服務業顧客需求多變且不穩定之特性。一般統計模型皆需假設相關變數，但是當實際狀況的變數不符合理論基本假設時，其所推論的結果必定會和理想有差異，故以無須變數假設的類神經網路來建立預測模式，實為簡易且合適的方式。因此，本文擬採用計算快速、容錯力佳的倒傳遞神經網路模式針對醫療院所之顧客失約狀況找出最佳的預測方案。

本文主要是利用類神經網路的預測能力，進而達到預測醫療院所門診失約情況之目的。有關預測方法各有其優缺點，蔡宗憲、李治剛、魏健宏[10]比較類神經與星期特性移動平均法對運輸業之預測。因此本

文加入迴歸分析與星期特性移動平均法預測醫療院所門診失約之情況，並比較三種預測方法何者預測能力較佳。Sakesun and Vicent[14]曾以MAPE評估醫療院所之成本，所以本文以預測值的誤差之均方誤差(MSE)及平均絕對值誤差率(MAPE)來判斷，倒傳遞網路比其他兩者預測方法準確。

## 材料與方法

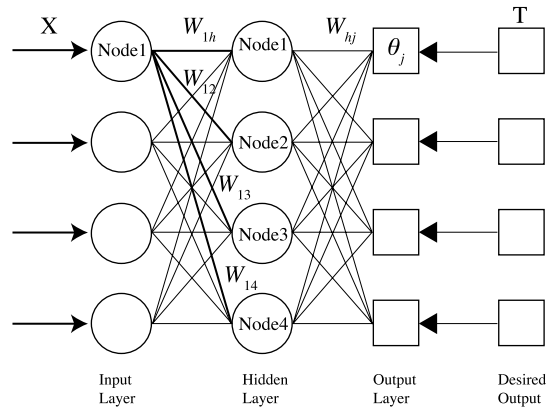
預測，對於未來的未知程度深具立即與長期的影響，它可以大幅降低損失成本並提高自我保護的能力。因此，為了建構一有效的預測模式，使準確度提高，本文將以類神經網路之倒傳遞網路模式為方法，建構出一需求預測模式。

### 一、網路架構與網路演算過程

#### (一) 網路架構

倒傳遞類神經網路(BPN)的網路架構是由一層輸入層、數層隱藏層以及一層輸出層所構成，其整體的模式架構如圖一所示。

1. 輸入層是用來表現網路的輸入變數，處理單元的數目依問題而定，使用的是線性轉換函數。
2. 隱藏層是用來表示處理單元間的交互影響，其處理單元的數目必需以試驗的方式決定；隱藏層使用的是非線性轉換函數，在網路中，可以沒有隱藏層也可以不只一層。一般而言，隱藏層處理單元數目的選用原則，(1)平均法=(輸入層處理單元數+輸出層處理單元數)÷2；(2)總合法=(輸入層處理單元數+輸出層處理單元數)；(3)加倍法=(輸入層處理單元數+輸出層處理單元數)×2等三種方法，透過調整組合的方式來嘗試選取最適當的隱藏層處理單元個數[16]，但若問題複雜性高隱藏層單位數目宜多[17]。
3. 輸出層是用來表示網路的輸出變數，其處理單元的數目需依問題而決定；而輸出層亦是使用非線性轉換函數的。



圖一 倒傳遞類神經網路模式架構 資料來源：陳靖惠[15]

## (二) 網路演算過程

倒傳遞網路的演算過程可以分為兩個階段：學習(Learning)過程與回想(Recalling)過程[17]。

1. 學習過程(Learning)：當運算後所得到之網路實際值與正確值之間發生偏差時，根據網路的學習演算法，藉由範例中學習調整網路的連結加權值，以降低實際值與正確值之間的誤差。

$$E = \left( \frac{1}{2} \right) \sum_j \left( T_j - A_j \right)^2 \quad (1)$$

$T_j$  = 輸出層目標輸出值、 $A_j$  = 輸出層推論輸出

2. 回想過程(Recalling)：學習過程結束之後，網路依循回想演算法，以輸入資料來決定網路輸出資料的過程，稱做「回想過程」。

倒傳遞類神經網路(BPN)模式的學習過程，主要是對權重值的更新與調整。當網路的學習誤差低於容許誤差時，類神經網路即表示已訓練完畢。之後，進入網路測試。測試過程也就是回想過程，將已訓練完成的各個權重值，輸入測試樣本，經由層層權值加權、總合計算、函數轉換等處理，最後由輸出層得到輸出值。網路的表現成效，可藉由

輸出值與期望輸出值相互比較而得知。

## 二、模式績效指標

績效指標一：均方誤差(Mean Squared Error; MSE)，為母體或誤差項變異數( $\sigma^2$ )之估計值，其  $\frac{(x(k) - x'(k))^2}{x(k)}$  之平均期望值稱為均方誤差，如公式(2)：

$$MSE = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \frac{(x(k) - x'(k))^2}{x(k)} \quad (2)$$

在上述公式中， $x'(k)$ ：本預測方法的預測值， $x(k)$ ：本文的實際值， $M$ ：樣本數，若MSE值愈小，表示估計效果越佳。

績效指標二：平均絕對值誤差率(Mean Absolute Percentage Error; MAPE)，主要是用以評估預測模式優劣的指標，由於MAPE為相對值，並不會受到實際測量值與預估值在單位上或在數值高低上的影響，所以可以客觀地獲得實際測量值與預測值兩者之間的差異，如計算公式(3)所示：

$$MAPE = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \frac{|x(k) - x'(k)|}{x(k)} \times 100\% \quad (3)$$

在上述公式的  $x(k) - x'(k)$  為  $\epsilon_k$ ， $x(k)$  為本文的實際值， $x'(k)$  為本文的預測值， $M$ ：樣

本數 $\varepsilon_k$ ：隨機誤差。若MAPE值愈接近0，表示估計效果越佳。Lewis[18]依據MAPE值之大小將預測能力區分為四個等級；若 $\text{MAPE}(\%) < 10\%$ ，代表「高準確的預測」；若 $10\% < \text{MAPE}(\%) < 20\%$ ，代表「優良的預測」；若 $20\% < \text{MAPE}(\%) < 50\%$ ，代表「合理的預測」；若 $\text{MAPE}(\%) > 50\%$ ，代表「不準確的預測」。

### 三、模式建立

在實務上造成病患失約的原因或情況其實是非常多種的，例如：氣象、性別、年齡、教育程度、居住地區、職業、交通便利性……等等。Badgley and Furnal[19]與Cates and Colborn[20]則認為年齡與失約有密切關係。Pesata et al[21]指出交通問題〔地域〕是導致失約因素之一；Sharp and Hamilton[22]則指出較年輕者〔年齡〕、低社會經濟階層者〔職業〕有失約傾向。Jackson et al[23]認為路程遠近〔地域〕也是失約因素。Stine[24]統計出居住地方會影響失約情形，都市失約率相對比鄉村來的高。Rockart et. al[7]認為天氣太差將影響失約率約6%；Rebecca and Pauline[25]提及天氣與重大假日有可能影響門診失約。Rising et al.[2]實證結果顯示一星期之中，星期一未預約的病患最多；但Alex and Thomas[4]認為星期五的失約率最低。Vincent et. al[26]以年輕者〔年齡〕為對象，分為男女〔性別〕兩個族群來探討失約，發現患病種類會導致性別族群的行為模式，並且影響或增加失約的風險。Gabor and Metz[8]探討全球暖化對門診就醫的影響，其認為男性與年輕人較少持續門診，低風速、晴天時間長、少雲的天氣與較多的失約相關。因此本文採用倒傳遞網路為預測模式，以病歷號碼、性別、年齡、職業、郵遞區號(居住地方)、降雨量(天氣)、星期別為輸入變數，以「是否有來看診」為輸出變數進行模型的建立。

#### (一) 輸入變數：

1. 病歷號碼：以資料庫的病歷號碼為依據，為了避免重複編碼，將2002年到2006年的

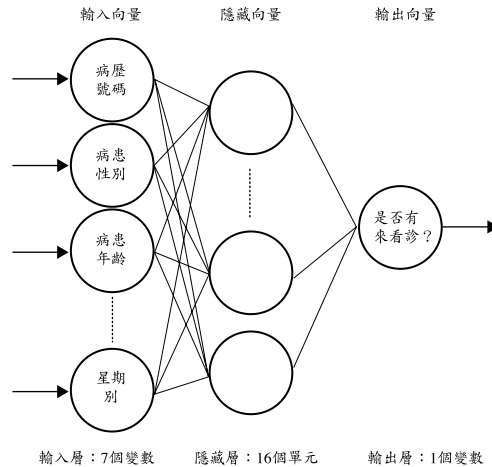
病歷號碼依先後順序重新排列(例如：同一病患(假設為A)可能在不同年度皆有就診、預約和失約之資料，倘若不依病歷號碼重新排序，則A病患有可能因不同年度的就診、預約和失約之資料重複計算，因此重新排序後再依就診等相關資料給予整合解決重複編碼之問題)。

2. 性別：以「1」表示女性，「2」表示男性。
3. 年齡：以資料庫中的出生年月日為依據，計算出門診當天的實際年齡。
4. 職業：依序編制如後所示，「1」：軍、「2」：公、「3」：教、「4」：「商」、「5」：工、「6」：農、「7」：漁、「8」：牧、「9」：自由、「10」：家管、「11」：學生、「12」：運輸、「13」：社服、「14」：其他、「15」：無、「16」：無(榮民)。
5. 郵遞區號：依照中華民國郵遞區號所代表意涵設定—「400」：台中市中區、「401」：台中市東區、「402」：台中市南區、「403」：台中市西區、「404」：台中市北區、「406」：台中市北屯區、「407」：台中市西屯區、「408」：台中市南屯區。
6. 降雨量：以中央氣象局網站公佈資料之每天降雨量為依據，以「mm」表示衡量單位。
7. 星期別：依序編制如下—「1」：星期一、「2」：星期二、「3」：星期三、「4」：星期四、「5」：星期五、「6」：星期六、「7」：星期日。

#### (二) 輸出變數：

「是否有來看診？」(若未前來看診，設為「1」；若有來看診，則設為「2」)，圖二呈現本文進行病患失約預測的主要研究架構，採用Neuro Solutions軟體建立學習訓練與預測模型：第一個部份，本文試者將以上七個變數作為輸入層。第二個部份，將隱藏層設定為「單層」；16個單元(本文係





圖二 本文倒傳遞網路模型之架構

針對醫療院所之門診預測，其資料複雜性相對較高，因此以加倍法為主要考量，由於輸入層有七個變數，輸出層有一個變數，兩者相加乘以2，共16個。第三個部份，輸出層的變數為「是否有來看診？」(1個變數)。另外，在整個預測模型是使用批次學習加權值。

#### 四、樣本訓練

本文以2002年1月至2006年11月為訓練資料(64,541筆)，以2006年12月為測試資料(127筆)，以類神經網路的倒傳遞網路為預測模式。為了找出最小均方差(MSE)，本文採用不同的學習速率( $\eta$ ): 0.05、0.1、0.3、0.8、1 (共5種)，與不同的慣性因子( $\alpha$ ): 0.1、0.2、0.3、0.8、0.9 (共5種)，各做50、100、500、1000次的學習次數，實際執行實驗次數為 $5 \times 5 \times 4 = 100$ 次，最後得到表一的結果。

為了要找出最佳的最小均方差(MSE)以建立預測模型，我們可以在表一發現當學習速率( $\eta$ )設定為0.1 與慣性因子( $\alpha$ )設定為0.9時，學習500次的MSE值0.087951為最佳，所以本文採用此組結果作為預測模型依據。

#### 五、失約狀況分析

為了解本文的病患失約狀況，所以特別建立表二以進行更深入分析。由病患性別觀察，可知女性失約率大於男性約7.29%；若以職業別來看，以運輸業為74.87%其失約率最高、商業人士為70.50%次之、學生為66.67%再次之，這三大類職業的病患失約率頗高；以病患年齡層而言，失約率在「41~50歲」為70.60%與「31~40歲」為65.00%的病患失約率較高；以居住地區而言，在市區內的失約率略大於其他縣市約11.77%；以降雨量而論，約降雨在100-150mm與200-250mm之失約率最高，達60%以上。若以「星期別」分類，發現「星期六」約82.61%與「星期五」約54.25%為最大。

#### 六、星期特性移動平均模式(Day-of-week Moving Average, DMV)

移動平均法為了消除隨機噪音，所以是採取平均的概念來設計的。若用此一方法來假設未來星期特性的變化情況與過去是一致的，則可以為了求得每一星期特性的平均值來建立一個階段資料模式，在下列公式(4)之中可以預測未來每一個星期特性的預測值。

表一 學習速率、慣性因子各種組合之MSE表

$\alpha$	$\eta$	T					$\alpha$	$\eta$	T				
		0.05	0.1	0.3	0.8	1			0.05	0.1	0.3	0.8	1
0.1	50	0.1909	0.2005	0.2084	0.2053	0.1973	0.3	500	0.2009	0.2007	0.1986	0.2198	0.2032
	100	0.2012	0.2002	0.2042	0.1976	0.2042		1000	0.2014	0.2085	0.2011	0.2002	0.2011
	500	0.1940	0.1993	0.2020	0.2022	0.2137	0.8	50	0.2010	0.1976	0.2003	0.2054	0.2076
	1000	0.1948	0.2141	0.2074	0.1938	0.1963		100	0.2029	0.2006	0.1995	0.1806	0.1998
0.2	50	0.1994	0.2038	0.2081	0.2096	0.2097		500	0.1977	0.2009	0.2039	0.2021	0.2118
	100	0.2035	0.2023	0.2139	0.2021	0.2073	0.9	1000	0.1971	0.2039	0.1934	0.2015	0.1932
	500	0.2064	0.2012	0.2012	0.2062	0.2080		50	0.2102	0.1962	0.2093	0.1872	0.2086
	1000	0.1966	0.2073	0.2006	0.2010	0.2024		100	0.1999	0.1963	0.2063	0.2079	0.1972
0.3	50	0.1949	0.2038	0.2054	0.2005	0.1990	1000	500	0.2005	0.0880	0.1946	0.2019	0.2021
	100	0.1933	0.2058	0.2055	0.1867	0.2137		1000	0.1958	0.1993	0.2076	0.2024	0.1969

表二 病患失約狀況分析表

變數名稱	失約人數	預約人數	失約比 (%)	變數名稱	失約人數	預約人數	失約比 (%)	變數名稱	失約人數	預約人數	失約比 (%)
<b>性別</b>				<b>工</b>	470	1,530	30.72%	<b>北屯區</b>	128	220	58.18%
男性	1,403	3,123	44.92%	<b>農</b>	198	864	22.92%	<b>西屯區</b>	307	668	45.96%
女性	1,739	3,331	52.21%	<b>漁</b>	98	252	38.89%	<b>南屯區</b>	142	188	75.53%
<b>病患年紀</b>				<b>牧</b>	8	16	50.00%	<b>其他縣市</b>	2,256	4,990	45.21%
1-10歲	41	185	22.16%	<b>自由</b>	954	1,521	62.72%	<b>降雨量</b>			
11-20歲	44	220	20.00%	<b>家管</b>	2,760	5,830	47.34%	0-50mm	3,060	6,274	48.77%
21-30歲	275	427	64.40%	<b>學生</b>	528	792	66.67%	50-100mm	60	136	44.12%
31-40歲	299	460	65.00%	<b>運輸</b>	12,264	16,380	74.87%	100-150mm	12	20	60.00%
41-50歲	1,004	1,422	70.60%	<b>社服</b>	78	247	31.58%	150-200mm	2	8	25.00%
51-60歲	690	1,284	53.74%	<b>其他</b>	12,782	30,394	42.05%	200-250mm	8	13	61.54%
61-70歲	384	969	39.63%	<b>無</b>	6,465	17,190	37.61%	250-300mm	0	3	0.00%
71-80歲	288	1,013	28.43%	<b>無(榮民)</b>	272	2,064	13.18%	<b>星期別</b>			
81-90歲	102	424	24.06%	<b>居住地區</b>				星期一	582	1,213	47.98%
91-100歲	15	50	30.00%	<b>台中市市區</b>	886	1,555	56.98%	星期二	1,148	2,734	41.99%
<b>職業</b>				<b>中區</b>	9	22	40.91%	星期三	2,061	4,194	49.14%
軍	2	7	28.57%	<b>東區</b>	35	58	60.34%	星期四	2,032	4,308	47.17%
公	44	124	35.48%	<b>南區</b>	61	75	81.33%	星期五	3,480	6,415	54.25%
教	48	129	37.21%	<b>西區</b>	111	172	64.53%	星期六	570	690	82.61%
商	564	800	70.50%	<b>北區</b>	93	152	61.18%	星期日	0	7	0.00%

$$x_{ij}'(k | k \in w) = \frac{\sum_{t=1}^{M_w} x_{ij}(k | k \in w)}{M_w}$$

$$w \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\} \quad (4)$$

在上述公式中的  $x_{ij}(k | k \in w)$ ：當星期特

性為  $w$  且為第  $k$  期的實際值， $M_w$ ：星期特性  $w$  時，其當年的個數值，而  $x_{ij}'(k | k \in w)$ ：此模式在星期特性  $w$  時的預測值，亦即為星期特性  $w$  的平均值。雖然此模型可以簡單預測歷史趨勢，但是面對於比較複雜型態的資料波動時，將會影響到預測的績效。

## 七、迴歸分析模式(Regression Analysis)

迴歸分析預測結果以是否有來看診為依變數Y，自變數X<sub>1</sub>：病歷號碼、X<sub>2</sub>：病患性別、X<sub>3</sub>：病患年齡、X<sub>4</sub>：職業、X<sub>5</sub>：郵遞區號、X<sub>6</sub>：降雨量、X<sub>7</sub>：星期別， $\alpha_i$ 為參數，編號*i*=0~7， $\varepsilon$ 為誤差項。

$$Y = \alpha_0 + \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \alpha_3 X_3 + \alpha_4 X_4 + \alpha_5 X_5 + \alpha_6 X_6 + \alpha_7 X_7 + \varepsilon \quad (5)$$

$$\begin{cases} \sum X_i * B, & IF \ X_i < 0 \\ \sum X_i * A, & IF \ X_i > 0 \end{cases} \quad (6)$$

假設某一醫療機構欲了解關於門診病患在預約掛號後的失約情形，於是對於每一個預測方法所預測的值進行分析，當過度預測某一位病患時將會喪失A元的機會成本；若過度預測某一位病患時會發生B元的資源成本。

## 結 果

## 八、預測高低之影響比較一成本分析法

在此之前的分析都只研究預測方法的準確程度，但是對於預測高於或低於實際值的程度卻沒有確實的分析了解，所以可能會忽略相關成本後所造成的影響。所以，本文在建立倒傳遞網路模式和迴歸分析模式時，採用曾育培[27]之評估成本的分析公式如下：

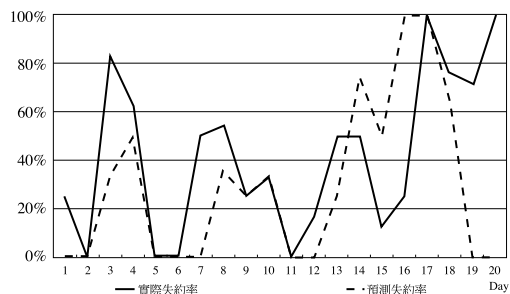
## 一、倒傳遞網路預測結果

將相關資料以倒傳遞網路處理，我們可以在表三中得知倒傳遞網路預測之失約人數與實際失約人數的差異，而圖三-1為倒傳遞網路預測誤差圖，最小均方差MSE=0.44355。

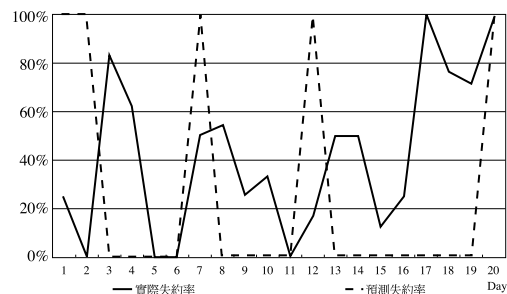
表三 預測值與實際值比較表

年度：2006

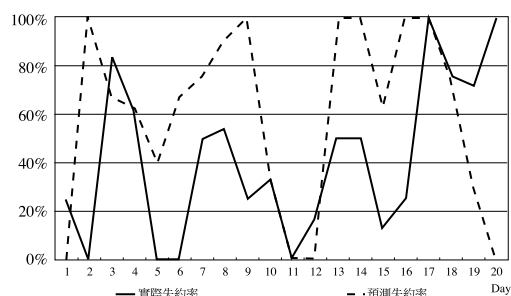
日期	星期	倒傳遞類神經網路						星期特性移動平均						迴歸分析					
		實際值			預測值			實際值			預測值			實際值			預測值		
		失約	赴約	小計	失約	赴約	小計	失約	赴約	小計	失約	赴約	小計	失約	赴約	小計	失約	赴約	小計
12/01	週五	1	3	4	0	4	4	1	3	4	4	0	4	1	3	4	0	4	4
12/02	週六	0	1	1	0	1	1	0	1	1	1	0	1	0	1	1	1	0	1
12/04	週一	5	1	6	2	4	6	5	1	6	0	6	6	5	1	6	4	2	6
12/05	週二	5	3	8	4	4	8	5	3	8	0	8	8	5	3	8	5	3	8
12/06	週三	0	5	5	0	5	5	0	5	5	0	5	5	0	5	5	2	3	5
12/07	週四	0	3	3	0	3	3	0	3	3	0	3	3	0	3	3	2	1	3
12/08	週五	2	2	4	0	4	4	2	2	4	4	0	4	2	2	4	3	1	4
12/11	週一	6	5	11	4	7	11	6	5	11	0	11	11	6	5	11	10	1	11
12/12	週二	1	3	4	1	3	4	1	3	4	0	4	4	1	3	4	4	0	4
12/13	週三	2	4	6	2	4	6	2	4	6	0	6	6	2	4	6	2	4	6
12/14	週四	0	2	2	0	2	2	0	2	2	0	2	2	0	2	2	0	2	2
12/15	週五	1	5	6	0	6	6	1	5	6	6	0	6	1	5	6	0	6	6
12/18	週一	2	2	4	1	3	4	2	2	4	0	4	4	2	2	4	4	0	4
12/19	週二	2	2	4	3	1	4	2	2	4	0	4	4	2	2	4	4	0	4
12/20	週三	1	7	8	4	4	8	1	7	8	0	8	8	1	7	8	5	3	8
12/25	週一	1	3	4	4	0	4	1	3	4	0	4	4	1	3	4	4	0	4
12/26	週二	7	0	7	7	0	7	7	0	7	0	7	7	7	0	7	7	0	7
12/27	週三	19	6	25	16	9	25	19	6	25	0	25	25	19	6	25	18	7	25
12/28	週四	5	2	7	0	7	7	5	2	7	0	7	7	5	2	7	2	5	7
12/29	週五	8	0	8	0	8	8	8	0	8	8	0	8	8	0	8	0	8	8
總計		68	59	127	48	79	127	68	59	127	23	104	127	68	59	127	77	50	127



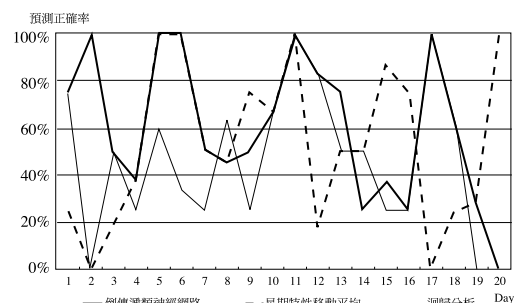
圖三-1 倒傳遞網路預測誤差圖



圖三-2 星期特性移動平均預測誤差圖



圖三-3 迴歸分析預測誤差圖



圖三-4 預測值與實際值之誤差圖

## 二、星期特性移動平均模式(Day-of-week Moving Average, DMV)

將相關資料搭配方程式(4)可得表三相關數值與圖三-2，由表三可了解星期特性移動平均預測之失約人數與實際失約人數比較，圖三-2為星期特性移動平均預測誤差圖，最小均方差 $MSE=0.50794$ 。

## 三、迴歸分析模式(Regression Analysis)

將相關資料搭配方程式(5)可得表三相關數值與圖三-3，於表三可看出迴歸分析預測之失約人數與實際失約人數比較，圖三-3為迴歸分析預測誤差圖，最小均方差 $MSE=0.52066$ 。

## 四、預測結果比較

為了解倒傳遞網路預測、星期特性移動平均預測與迴歸分析預測之準確性差別，本文以預測誤差圖以及最小均方差(MSE)、平

均絕對誤差百分比(MAPE)兩個績效指標來作相互比較。

倒傳遞類神經網路、星期特性移動平均、迴歸分析之預測正確與失誤之比較表於表四呈現，粗體字部份分別為三者預測方法較為準確之部份，由表四可知倒傳遞類神經網路在20組資料中有5組的結果正確，該月127筆資料中正確預測71筆(正確率約55.91%)；星期特性移動平均在20組資料中有4組的結果正確，該月127筆資料中正確預測60筆(正確率約47.24%)；迴歸分析在20組資料中有2組的結果正確，該月127筆資料中正確預測62筆(正確率約48.82%)。

圖三-4即為倒傳遞網路、星期特性移動平均、迴歸分析之預測值與實際值之誤差圖；接著，再以預測值的誤差之MSE及MAPE來比較，結果如表五所示。由表五可得知，倒傳遞網路在預測顧客失約人數的MSE與MAPE都小於星期特性移動平均、迴歸分析，因而得到倒傳遞網路較其他兩者更



表四 預測正確與失誤之比較

年度：2006

日期	12/01	12/02	12/04	12/05	12/06	12/07	12/08	12/11	12/12	12/13	12/14	12/15	12/18	12/19	12/20	12/25	12/26	12/27	12/28	12/29	總計
星期	週五	週六	週一	週二	週三	週四	週五	週一	週二	週三	週四	週五	週一	週二	週三	週一	週二	週三	週四	週五	
倒傳遞類神經網路	正確 3	1	3	3	5	3	2	5	2	4	2	5	3	1	3	1	7	16	2	0	71
失誤	1	0	3	5	0	0	2	6	2	2	0	1	1	3	5	3	0	9	5	8	56
小計	4	1	6	8	5	3	4	11	4	6	2	6	4	4	8	4	7	25	7	8	127
星期特性移動平均	正確 1	0	1	3	5	3	2	5	3	4	2	1	2	2	7	3	0	6	2	8	60
失誤	3	1	5	5	0	0	2	6	1	2	0	5	2	2	1	1	7	19	5	0	67
小計	4	1	6	8	5	3	4	11	4	6	2	6	4	4	8	4	7	25	7	8	127
迴歸分析	正確 3	0	3	2	3	1	1	7	1	4	2	5	2	2	2	1	7	16	0	0	62
失誤	1	1	3	6	2	2	3	4	3	2	0	1	2	2	6	3	0	9	7	8	65
小計	4	1	6	8	5	3	4	11	4	6	2	6	4	4	8	4	7	25	7	8	127

表五 預測值之績效指標MSE與MAPE

模型	MSE	MAPE
倒傳遞網路	0.44094	36.01%
星期特性移動平均	0.52756	48.43%
迴歸分析	0.51181	37.61%

準確之結果。

### 五、預測高低之影響比較

上述三種預測方法的預測誤差值呈現於表六，再將表六各數值帶入公式(6)計算後可以得到的產出為表六的成本損失。首先，在迴歸分析與倒傳遞網路之成本損失差異為  $17A - 12B$  (表六迴歸與倒傳遞網路之差；亦即  $(24A + 15B) - (7A + 27B) = 17A - 12B$ )。也就是說，假若  $A > (12/17) * B$  的時候，倒傳遞網路的預測能力優於迴歸分析；若  $A < (12/17) * B$  時，則是迴歸分析在此情況的預測較佳。接著，在星期特性移動平均與倒傳遞網路之成本損失差異為  $4A + 29B$ 。亦即，假若  $A > (-29/4) * B$  的時候，倒傳遞網路的預測能力優於星期特性移動平均；若  $A < (-29/4) * B$  時，則是星期特性移動平均在此情況的預測較佳。再者，在星期特性移動平均與迴歸分析之成本損失差異為  $13A - 41B$ 。也就是說，假若  $A > (41/13) * B$  的時候，迴歸分析的預測能力優於星期特性移

動平均；若  $A < (41/13) * B$  時，則是星期特性移動平均在此情況的預測較佳。

### 討 論

本文以倒傳遞類神經網路評估醫療院所病患失約的情況，由於倒傳遞類神經網路相對有較高的預測能力估算病患失約的機率為何，因此於預約制度中輔以過預約模式，將可避免醫療院所之機密儀器設備的閒置，亦可減少病患門診等候的時間。本文採用倒傳遞網路、星期特性移動平均與迴歸分析預測等方法進行比較分析，結果顯示：

1. 就失約概況而言，(1)以病患性別觀察，可知女性失約率大於男性約7.29%；此結果與 Vincent et. al[26]之研究顯示男性失約率高於女性的結果不同，但與王文利等人[1]之研究結果相同，此現象可能與女性預約人數相對比男生多且台灣男性就醫情況大都是病情較嚴重才會就醫，因此失約情形相對較低，而女性就醫頻率相

表六 模型預測值之誤差比較與成本損失

模型	i																				成本損失
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
倒傳遞類神經	-1	0	-3	-1	0	0	-2	-2	0	0	0	-1	-1	1	3	3	0	-3	-5	-8	7A+27B
星期移動平均	3	1	-5	-5	0	0	2	-6	-1	-2	0	5	-2	-2	-1	-1	-7	-19	-5	0	11A+56B
迴歸分析	-1	1	-1	0	2	2	1	4	3	0	0	-1	2	2	4	3	0	-1	-3	-8	24A+15B

對較高，因此失約率亦較高。(2)若以職業別來看，以運輸業為74.87%其失約率最高、商務人士為70.50%次之、學生為66.67%再次之；此結果與Sharp[22]所指出之低社會經濟階層者較會失約的結果不同，其原因可能為台灣已轉型成服務業社會型態，因此從事服務業性質之運輸與商業可能因工作關係而容易失約。(3)以病患年齡層而言，失約率在「41~50歲」為70.60%與「31~40歲」為65.00%的病患失約率較高；Sharp[22]研究指出年輕者易失約，與本文不同，可能原因在於31~50歲大都有正常工作，因上班請假不易等因素而造成失約。(4)以居住地區而言，在市區內的失約率略大於其他縣市約11.77%；此與Pesata et. Al[21]、Jackson et al[23]之距離與失約率成正向關係結果不同，探其可能原因在於本文資料為台中某教學醫院，因此外縣市若跨縣市到相對“有名氣”的醫院就診大多都會準時就醫，因而失約率較低。(5)以降雨量而論，約降雨在100-150mm與200-250mm之失約率最高，達60%以上；此結果與Rebecca and Pauline[25]認為天氣可能影響門診失約不謀而合。(6)若以「星期別」而分類，可以發現「星期六」約82.61%與「星期五」約54.25%為最大。與Alex et al[4]認為星期五失約率最低呈現不同結果，可能是國人在周休二日後，原本有預約門診，因假日相關休閒活動或假日休假期間增加而產生失約現象。由上述比較可知病患的失約特性，具有國別上之差異，亦即關於門診失約之影響研究具有地域別差異，而本文也因此發現台中地區病患失約之特徵。

- 以預測值的誤差之MSE及MAPE來比較，倒傳遞網路在預測顧客失約人數的MSE與MAPE都小於星期特性移動平均、迴歸分析，因而得到倒傳遞網路較其他兩者預測方法更準確之結果，此結果與一般以類神經網路為研究主題之文獻相同，類神經網路的預測能力相對都優於其他預測方法，因此本文以類神經網路預測醫療院所門診預測不失為一種好方法。
- 就醫機構針對門診病患在預約掛號後的失約情形，(1)若過度預約所產生的機會成本大於0.71倍(12/17)的過低預測所產生的資源成本時，倒傳遞網路的預測能力優於迴歸分析。(2)假若過度預約所產生的機會成本小於7.25倍(29/4)的過低預測所產生的資源成本時，倒傳遞網路的預測能力優於星期特性移動平均。(3)過度預約所產生的機會成本大於3.16倍(41/13)的過低預測所產生的資源成本時，迴歸分析的預測能力優於星期特性移動平均。由此結果可知，當加入機會成本考量後，倒傳遞網路的預測能力不再一支獨秀，須在滿足某些狀況下才可能比其他方法有較佳的預測能力，此為本文與其他文獻之不同地方，亦為本文重要貢獻處。

由上述結果可知倒傳遞網路在預測功能上具有較佳之優勢，過去即有研究者因類神經網路之較佳處理速度、容錯能力、較便利之操作、資料建立、以及無須變數假設等優點，而運用此法建立不確定性較大之服務業顧客需求預測模式，也都有不錯的預測成果。但由於資料取得不易，因此變數之取得相對有所取捨，無法如其他方法先選取多個變數，進而以統計方法篩選變數，只能以文

獻回顧法加以驗證並篩選變數，此為本文有待突破與加強之所在，亦為本文之研究限制之處。故後續研究可以以問卷方式搭配醫療院所之資料庫加以整合討論，以增加自變數之數量，或許可提高預測之能力。

本文主要目的在了解醫療部門之門診失約問題，並作出最適的預測情況，然受限於資料庫的原始資料的多樣性，實際上只能採用部份已知的變數作為了解其中某些醫療部門的門診失約情況，未來可能需要於接觸患者的第一線設立更詳細的資料蒐集系統，並與真正接洽的醫療人員作資料的有效連結，才能達到最佳的預測效果。整體而言，本文除可了解當地病患失約特徵外，其預測水準可以提供醫療部門一個具效率且更具節約成本的門診系統。

## 致 謝

本文為台中榮總醫院與僑光科技大學合作之榮橋計畫(計畫編號為：TCVGH-OCIT 968407)。感謝台中榮總醫院與僑光科技大學在經費與資料上提供與贊助。

## 參考文獻

1. 王文利、林文真、趙文忠、陳楚杰、林恆慶：某醫學中心門診失約病人的特性及失約問題之探討。醫護科技學刊 2003；**5**：309-19。
2. Rising EJ, Baron R, Averill B. A systems analysis of a university health-service outpatient clinic. *Oper Res* 1973;**21**:1030-47.
3. Lehmann TNO. Missed appointments at a Swiss university outpatient clinic. *Public Health* 2007;**121**:790-9.
4. Alex JM, Thomas S. Why don't patients attend their appointments? Maintaining engagement with psychiatric services. *Adv Psychiatr Treat* 2007;**12**:423-34.
5. 陳繼鳳、許蓮招、林秀鳳、潘純媚、蕭世槐：門診預約掛號就醫率改善專案。長庚護理 2006；**17**：341-9。
6. Lee CS, McCormick PA. Telephone reminders to reduce non-attendance rate for endoscopy. *J R Soc Med* 2003;**96**:547-8.
7. Rockart JF, Hofmann PB. Physician and patient

- behavior under different scheduling systems in a hospital outpatient department. *Med Care* 1969; 7:463-70.
8. Linthorst GE, de Metz J. Global warming could affect outpatient attendance. *Lancet* 2008;**371**:474.
9. 李婉怡、陳功興：應用鞏固迴圈架構理論建構銷售預測模式之研究—以便利商店早餐商品為例。資訊科學應用期刊 2005；**1**：103-13。
10. 蔡宗憲、李治剛、魏健宏：短期列車旅客需求之類神經網路預測模式建構與評估。運輸計畫季刊 2006；**35**：475-506。
11. Williams BN, Hoel LA. Modeling and forecasting vehicular traffic flow as a seasonal ARIMA process: theoretical basis and empirical results. *J Transport Eng* 2003;**129**:664-72.
12. 唐淑娟、彭克仲：灰預測、類神經網路與預測組合之應用—以台灣地區鳳梨零售價格為例。灰色系統學刊 2002；**5**：95-106。
13. 陳建良、王孔政、吳政俊、賴宜伶、陳佳雯：類神經網路於農產產銷預測模型之應用。先進工程學刊 2008；**3**：241-9。
14. Sakesun S, Vicent KO. Cost minimization models: applications in a teaching hospital. *Eur J Oper Res* 2008;**186**:1175-83.
15. 陳靖惠：半導體產業晶圓需求預測之研究—類神經網路模型。新竹：國立交通大學資訊管理研究所碩士論文，1991。
16. 陳瑞龍：運用類神經網路於醫院實施服務品質管理之研究—以花蓮地區醫院為例。花蓮：國立東華大學企業管理研究所碩士論文，2000。
17. 葉怡成：類神經網路模式應用與實作。台北：儒林出版，2003。
18. Lewis CD. *Industrial and Business Forecasting Method*. London: Butterworth, 1982.
19. Badgley RF, Furnal MA. Appointment breaking in a pediatric clinic. *Yale J Biol Med* 1961;**34**:117-23.
20. Cates SJ, Colborn DK. Lowering appointment failures in a neighborhood health center. *Med Care* 1976;**14**:263-7.
21. Pesata V, Pallija G, Webb AA. A descriptive study of missed appointments: families' perceptions of barriers to care. *J Pediatr Health Care* 1999;**13**:178-82.
22. Sharp D, Hamilton W. Nonattendance at general practices and outpatient clinics. *BMJ* 2001;**323**:1081-2.
23. Jackson K, Booth P, McGuire J. Predictors of starting and remaining in treatment at a specialist alcohol clinic. *J Subst Use* 2006;**11**:89-100.
24. Stine OC, Chuaqui C, Jimenez C, Oppel WC. Broken appointments at a comprehensive clinic for children.

- Med Care 1968;**6**:332-9.
25. Rebecca L, Pauline JR. An investigation into why patients do not attend for out-patient radiology appointments. Radiography 2006;**12**:283-90.
26. Chariatte V, Berchtold A, Akre C, Michaud PA, Suris JC. Missed appointments in an outpatient clinic for adolescents, an approach to predict the risk of missing. J Adolesc Health 2008;**43**:38-45.
27. 曾育培：類神經網路於醫療業顧客失約預測之應用。台北：國立台北科技大學生產系統工程與管理研究所碩士論文，2001。



## The application of the neural network to the forecasting of missed hospital appointments

JIN-BIAUN YEH<sup>1,\*</sup>, CHUN-FANG TUNG<sup>2</sup>, WEI-HSIEN CHANG<sup>3</sup>

**Objectives:** This research used a measurement of Back-Propagation Networking (BPN) to forecast missed hospital appointments. **Methods:** We compared BPN with Day-of-week Moving Average and a Regression model. **Results:** BPN predicted mean squared error (MSE) and mean absolute percentage error (MAPE) better than the others. The forecasting accuracy of BPN was 55.91%, Day-of-week Moving Average 47.24%, and regression 48.82%. On cost analysis: (1) the opportunity cost between Regression and BPN is 0.71 times larger than the resource cost. (2) The opportunity cost between Day-of-week Moving Average and BPN is 7.25 times smaller than the resource cost. (3) The opportunity cost between Day-of-week Moving Average and Regression is 3.16 times larger than the resource cost. **Conclusions:** When MSE and MAPE are used to compare the performance of these forecasting methods, our results showed that BPN was better than Day-of-Week Moving Average and Regression. (*Taiwan J Public Health*. 2009;**28**(5):361-373)

**Keywords:** *Neural Network, Overbooking, Forecasting of Hospital Miss-appointments*

<sup>1</sup> Department of Finance, Overseas Chinese University, No. 100, Ciao Guang Rd., Taichung, Taiwan, R.O.C.

<sup>2</sup> Division of Gastroenterology, Department of Internal Medicine, Taichung Veterans General Hospital, Taichung, Taiwan, R.O.C.

<sup>3</sup> PhD Program in Business, Feng Chia University, Taichung, Taiwan, R.O.C.

\* Correspondence author. E-mail: biaun@ocu.edu.tw

Received: May 8, 2009

Accepted: Oct 13, 2009

