

公司營運業績有效預測模型--X 公司案例

An Efficient Forecasting Model for Company Performance —a Case Study for Company X

黃惠民^{*1} 黃文昌^{1,2} 王孔政³
Hui-Ming Wee^{*1}, Wen-Chang Huang^{1,2}, Kung-Jeng Wang³

摘要

有效掌握公司營運狀況的因素，並精準的預測出其未來可能變動的趨勢，找出影響最大的關鍵因素並加以控制，便能使公司有效率的經營而能實現公司的目標。X 公司在國內面板業占有重要的地位，本研究以此公司為例，針對其營業額的變動做預測，找出較能影響營業額之因素及較佳的預測方法。本研究採取定量預測法做為預測工具，針對兩種構面分析，第一構面以時間做為考量因素，採用移動平均法、指數平滑法等方法，而第二構面主要以三個影響營業額的因素為考量，採用迴歸預測法及倒傳遞類神經網路預測法等方法為預測工具，最後以平均絕對百分比差為評量的依據，找出較佳的預測方法。

關鍵詞：定量預測法，迴歸預測，倒傳遞，類神經網路

Abstract

Efficient business operation must monitor the performance of a firm and make effective forecasting. This study builds a forecasting model for the performance of company X which is one of the leading TFT-LCD companies in Taiwan. Major factors affecting its revenue are identified. The proposed forecasting model is developed by applying a set of quantitative methods. Time series analyses such as moving average and smoothing techniques are employed. In addition, three predictors are applied in a regression model and a back-propagation neural network model respectively. Mean absolute percentage error is used to evaluate and select the best forecasting model accordingly. Experiments show that the proposed forecasting model performs well in practice.

Keywords: quantitative forecasting, regression models, back-propagation, neural networks

I. 導論

有效掌握公司營運狀況的因素，並精準的預測出其未來可能變動的趨勢，找出影響最大的關鍵因素並加以控制，便能使公司有效率的經營而能實現公司的目標。X 公司在國內面板業占有重要的地位，本研究以此公司為例，針對其營業額的變動做預測，找出能影響營業額之因素及較佳的預測方法。

本研究主要以時間序列[1]及因果(相對)法兩種向面分別探討，時間序列向面中以移動平均法、加權移動平均法、指數平滑法、模糊預測法及倒傳遞類神經網路(Back-Propagation Network Model: BPN)預測法來做預測，而因果法向面是以複迴歸預測法、BPN(多變數)

預測法及複迴歸 BPN 整合預測法等對 X 之營業額加以預測。時間數列的預測，其基本假設是未來數列的數值能從過去數列的數值估計出來，因為時間數列分析的概念是根據時間分析資料，以決定是否有某種趨勢或型態的存在，找出其關係即可預測下一期可能出現的數值，這種方法使用的相當廣泛。本研究另外加入模糊預測法、複迴歸預測法及 BPN 預測法。

X 公司成立於 1998 年 6 月資本額為 498 億元，員工人數共有 4750 人(截至 2004 年 7 月底)，專事生產薄膜電晶體液晶顯示器面板，主要應用領域為筆記型電腦顯示器及桌上型電腦監視器。擁有一座 LCD 廠及一座 LCM 廠，技術由 Y 公司及 Z 公司分別移轉，為最成

¹ 中原大學工業工程研究所

² 明新科技大學工業工程與管理系

³ 國立台灣科技大學工業管理學系

*Corresponding author. Email: weehm@cycu.edu.tw

¹ Department of Industrial Engineering, Chung Yuan Christian University, Chungli, Taiwan, R.O.C.

² Department of Industrial Engineering and Management, Minghsin University of Science and Technology, Hsinchu, Taiwan, R.O.C.

³ Department of Industrial Management, National Taiwan University of Science and Technology, Taipei, Taiwan, R.O.C.

Manuscript received 28 March 2006; revised 22 May 2006; accepted 19 March 2008



熟與量產效率最高的薄膜電晶體液晶顯示器生產技術，客戶群則為國內外各大知名電腦廠商。

一個預測方法的優劣常決定於兩點：預測過程中的複雜度與最終的預測誤差，本文以平均絕對百分比差(Mean

$$\text{Absolute Percentage Error, MAPE} = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|X_t - F_t|}{X_t}}{n} \times 100\%$$

其中 X_t : 實際值, F_t : 預測值, n : 樣本數) 當做衡量指標, 比較上述二向面各方法誤差。本研究收集該公司 20 個月份之營業額資料, 應用各預測法來預測各月份的營業額, 並算出各預測法 MAPE 值, 相互比較, 做為選擇預測方法之參考。

II. 預測方法構模

1. 模糊預測法

使用傳統的時間數列來做預測時, 會有以下幾項缺點: (1) 樣本數至少要高於 50 筆, 最好是 100 筆以上。(2) 當歷史資料是語意值的時候, 傳統預測方法無法解決, 所以本研究採用加入模糊集合概念之程式解決上述問題, 此預測之程式是採用 Microsoft Visual Basic 6.0 程式語言撰寫[2]。以阿拉巴馬州州立大學新生註冊人數為例, 說明執行步驟。

1-1. 步驟一：相關資料蒐集

資料(表 1) 是阿拉巴馬州州立大學從 1971 年至 1991 年間的新生註冊人數[3], 本研究將建立預測模式並預測 1992 年的新生註冊人數。

1-2. 步驟二：判斷資料是否為季節型

觀察資料是否為「在一固定週期內重複類似的資料分佈」, 以判斷資料型態是否屬於季節型。

(1) 若資料屬於季節型態, 則採用比率移動平均法去除了季節因素。

(2) 若資料不屬於季節型, 則進行步驟三。

1-3. 步驟三：資料差分處理

利用模糊趨勢法則來檢定資料趨勢, 首先需針對歷史數值資料作差分, 將 d_{s_t} 這筆資料的第 t 期數值減去第 $t-1$ 期數值, 即為 d_{s_t} 之差分。

1-4. 步驟四：判斷資料是否為趨勢型

為判斷資料是否具有趨勢性, 採用模糊趨勢檢定法則[4], 以檢定資料是否存在趨勢性。其檢定方法如下:

(1) 建立統計假設檢定

H_0 : 沒有模糊向上/或向下趨勢

H_1 : 有模糊向上/或向下趨勢

(2) 統計檢定量

$$R = \left\{ C / C_2^s + C_2^{n-s} \right\} C_\lambda = (C_2^n) \times (1 - \lambda)$$

其中, C 為假設檢定判定值, λ 為主觀認定值, C_λ 為主觀認定假設檢定值, n 為資料總筆數, s 為負差分值的次數。

表 1 歷年新生註冊人數 (單位: 人)

年份	1971	1972	1973	1974	1975	1976	1977	1978	1979	1980
實際值	13055	13563	13867	14696	15460	15311	15603	15861	16807	16919
1981	1982	1983	1984	1985	1986	1987	1988	1989	1990	1991
16388	15433	15497	15145	15163	15984	16859	18150	18970	19328	19337

(3) 經由趨勢檢定, 若檢定值 C 落在棄卻域, 表示接受 H_1 , 即表示此資料有 λ -顯著水準的模糊向上/或向下趨勢。

若資料仍具有趨勢型態, 則需再做差分處理, 回至步驟三。若資料已不具有趨勢性, 則資料已屬於平穩型, 進行步驟五。

而經由上述所求得的差分, 利用模糊趨勢法則來檢定資料趨勢。

令 $\lambda=0.2$, 代入下式:

$$C = C_2^s + C_2^{n-s} > C_\lambda = (C_2^n) \times (1 - \lambda)$$

$$C = C_2^4 + C_2^{17} = 142 < C_{0.2} = C_2^{21} \times (1 - 0.2) = 168$$

$$(C_2^4 + C_2^{17}) = \frac{4!}{2!(4-2)!} + \frac{17!}{2!(17-2)!} = 142$$

其中, λ 在此設定為 0.2, n 為資料總筆數, 共 21 筆資料, s 表示負差分值的筆數, $s=4$, 而正差分值的筆數有 17 筆。經由趨勢檢定運算後, 檢定值 C 判定為 Non-Reject H_0 , 即表示資料並未呈現向上(或向下)趨勢。

1-5. 步驟五：決定區間長度與全距

a. 決定區間長度

在決定區間長度上, 本研究使用平均基底區間長度的方法, 決定適當的區間長度。此方法的計算過程如下:

(1) 計算參考數值

$$B = \frac{\sum |d_i|}{2(n-1)} = \frac{10256}{2(21-1)} = 256.4$$

(d_i : 前後資料比較之差)

(2) 依據 B 值對應區間長度表(表 2), 決定區間長度的 base 值。在此, $B = 256.4$, 介於 101-1000 的 Range 內, 其所對應的 Base 值為 100。

(3) 依據 B 值與 base 值, 即可決定適當的區間長度。以 base 值 100 為單位, 找出 B 值 256.4 所介於的兩個單位數值(即 200 與 300), 而 256.4 比較靠近 300, 因此, 此資料的最適區間長度為 300。

b. 決定全距與區間範圍

因一次差分值的最大值 $D_{\max} = 1291$ 與最小值 $D_{\min} = -955$ 。設定兩適當的數值 $D_1 = 77$ 與 $D_2 = -77$ 。



表 2 B 值對應區間長度表

Range	Base
0.1-1.0	0.1
1.1-10	1
11-100	10
101-1000	100

$U = [D_{\min} - D_1, D_{\max} + D_2] = [-1032, 1368]$ 。因為全距的長度為 2400，最適區間長度為 300，故區間個數等於全距的長度除以最適區間長度（即 2400/300），因此，將全距 U 分割成七個區間。

1-6. 步驟六：定義模糊語意值

模糊語意值主要是表示變化值的改變程度，例如：變化很多，變化不多，或是沒有變化...等，如此即可依照資料改變的程度，定義其隸屬的模糊集合。依據區間的長度，設定語意變數的筆數 (3.4.7)，即 $\{A_i, i=1,2,\dots,k\}$ 為不同語意變數的模糊集合 (3.4.8)；其中 $f_{A_i}(u_L) \in [0,1]$ 。

區間長度數(模糊集合個數)=全距/區間長度。

$$A_i = f_{A_i}(u_1)/u_1 + f_{A_i}(u_2)/u_2 + \dots + f_{A_i}(u_L)/u_L$$

根據步驟五所找出的區間，即可定義其相對應的模糊集合於字集 U 中：

$A_1 =$ 減少非常多， $A_2 =$ 減少很多， $A_3 =$ 減少， $A_4 =$ 稍微減少， $A_5 =$ 稍微增加， $A_6 =$ 增加， $A_7 =$ 增加很多， $A_8 =$ 增加非常多。

其模糊語意值與模糊集合如下：

$$A_1 = 1/u_1 + 0.5/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7 + 0/u_8$$

→ 減少非常多

$$A_2 = 0.5/u_1 + 1/u_2 + 0.5/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7 + 0/u_8$$

→ 減少很多

$$A_3 = 0/u_1 + 0.5/u_2 + 1/u_3 + 0.5/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7 + 0/u_8$$

→ 減少

$$A_4 = 0/u_1 + 0/u_2 + 0.5/u_3 + 1/u_4 + 0.5/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7 + 0/u_8$$

→ 稍微減少

$$A_5 = 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0.5/u_4 + 1/u_5 + 0.5/u_6 + 0/u_7 + 0/u_8$$

→ 稍微增加

$$A_6 = 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0.5/u_5 + 1/u_6 + 0.5/u_7 + 0/u_8$$

→ 增加

$$A_7 = 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0.5/u_6 + 1/u_7 + 0.5/u_8$$

→ 增加很多

$$A_8 = 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0.5/u_7 + 1/u_8$$

→ 增加非常多

1-7. 步驟七：資料模糊化

將歷史資料實際差分値歸屬到適當的變化程度，以 1978 年為例，1978 年的實際差分値 (258) 在 $u_5 = [168, 468]$ 範圍之內，則屬 A_5 之模糊集合；資料模糊化後，即可獲得每個模糊時間數列 ($F(t)$) 隸屬的模糊集合，如表 3 所示。

1-8. 步驟八：設定階次求出模糊邏輯關係

本研究利用模糊合成運算，求出模糊邏輯關係作為預測模式，階次數 (w 值) 的設定必須在 2 階以上方能計算，以 1978 年為例，區間長度為 300 階次數為 3 階時，則基準矩準為 1977 年，運算矩陣是由 $F(t-2)$ 與 $F(t-3)$ 組成，即為 1976 年與 1975 年，套用模糊合成運算，即可求得模糊預測 $F(1978)$ 之值。

$$C(1978) = F(t-1) = F(1977) = [0 \ 0 \ 0 \ 0.5 \ 1 \ 0.5 \ 0 \ 0]$$

$$O^w(1978) = \begin{bmatrix} F(t-3) \\ F(t-2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F(1975) \\ F(1976) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 1 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0.5 & 1 & 0.5 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$R(1978) = O^3(1978) \otimes C(1978)$$

$$= \begin{bmatrix} 0 \times 0 & 0 \times 0 & 0 \times 0 & 0.5 \times 0 & 1 \times 0.5 & 0.5 \times 1 & 0 \times 0.5 & 0 \times 0 \\ 0 \times 0 & 0 \times 0.5 & 0 \times 1 & 0.5 \times 0.5 & 1 \times 0 & 0.5 \times 0 & 0 \times 0 & 0 \times 0 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.25 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

再找出模糊邏輯關係式 $R(1978)$ 的每行最大值，即可求得 1978 年的模糊時間數列。

$$F(1978) = [0 \ 0 \ 0 \ 0.25 \ 0.5 \ 0.5 \ 0 \ 0]$$

1-9. 步驟九：計算設定階次下之單點預測值

在 $F(1978)$ 中，不為 0 的區間有兩個，由於 $F(1978)$ 模糊時間數列其區間的中點值為 (-882, -582, -282, 18, 318, 618, 918, 1218)，則預測變化值計算如下：

$$Cv_i = \frac{(f_1 m_1 + f_2 m_2 + \dots + f_n m_n)}{k} = 157.5$$

$$Cv_i = \frac{0.25 * 18 + 0.5 * 318 + 0.5 * 618}{3} = 157.5$$

將預測變化值 (Cv_i) 與前期實際值 (Rv_{i-1}) 相加得到單點預測值 (Fv_i)，如下式：

$$\text{第 1978 年之單點預測值：} Fv_i = Cv_i + Rv_{i-1} = 157.5 + 15603 = 15760.5$$

1-10. 步驟十：判斷此階次是否為最佳解？

經過先前的步驟可將所有歷史數值資料的預測值求出，以區間長度 300 為例，由步驟八至步驟九，可分別先計算出階次 2 與階次 3 所有的預測值，再以全部歷史數值資料的預測值與實際值間的平均平方誤差值 (Mean Square Error, MSE) 做比較，階次 2 與階次 3 的 MSE 分別為 307723.7 與 282794.3。

再運用階次間誤差比值之三個啟發式準則，決定區



表 3 新生註冊人數對應之模糊集合表

年份	實際值	差分值	模糊集合
1971	13055	—	—
1972	13563	508	A6
1973	13867	304	A5
1974	14696	829	A7
1975	15460	764	A6
1976	15311	-149	A3
1977	15603	292	A5
1978	15861	258	A5
1979	16807	946	A7
1980	16919	112	A4
1981	16388	-531	A2
1982	15433	-955	A1
1983	15497	64	A4
1984	15145	-352	A3
1985	15163	18	A4
1986	15984	821	A7
1987	16859	875	A7
1988	18150	1291	A8
1989	18970	820	A7
1990	19328	358	A5
1991	19337	9	A4

間長度 300 時的最佳階次。首先計算階次 2 與階次 3 的 $Err_{3,2}$ 值。

$$Err_{3,2} = \frac{282794.3}{307723.7} = 0.92 < 0.95$$

依準則 (三) 判定此階次並非最佳階次，需再計算 $Err_{4,3}$ 之值，其值為 1.06， $1.05 < 1.06$ 成立，符合判定準則 (一) 的條件，故在區間長度 300 時，最佳階次為 3 階。

$$Err_{4,3} = \frac{296949.6}{282749.3} = 1.06$$

1-11. 步驟十一：求出最佳單點預測值

經由步驟八至步驟九的運算，即可求出 1992 年之單點預測值，其值為 19417，詳細計算過程如下。

$$C(1992) = F(t-1) = F(1991) = [0 \ 0 \ 0.5 \ 1 \ 0.5 \ 0 \ 0 \ 0]$$

$$O^w(1992) = \begin{bmatrix} F(t-2) \\ F(t-3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F(1990) \\ F(1989) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \ 0 \ 0 \ 0.5 \ 1 \ 0.5 \ 0 \ 0 \\ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0.5 \ 1 \ 0.5 \end{bmatrix}$$

$$R(1992) = O^3(1992) \otimes C(1992)$$

$$= \begin{bmatrix} 0 \times 0 & 0 \times 0 & 0 \times 0.5 & 0.5 \times 1 & 1 \times 0.5 & 0.5 \times 0 & 0 \times 0 & 0 \times 0 \\ 0 \times 0 & 0 \times 0 & 0 \times 0.5 & 0 \times 1 & 0 \times 0.5 & 0.5 \times 0 & 1 \times 0 & 0.5 \times 0 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0.5 & 0.5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

由上述計算所得到的模糊邏輯關係式 $R(1992)$ ，將每行最大值求出，可獲得 1992 年的模糊時間數列 $F(1992)$ ，如下所示。

$$F(1992) = [0 \ 0 \ 0 \ 0.5 \ 0.5 \ 0 \ 0 \ 0]$$

透過反模糊化的步驟，求出 1992 年的預測變化值 $Cv_t=84$ 。

$$\text{第 1992 年之單點預測值為：} Fv_t = Cv_t + Rv_{t-1} = 84 + 19337 = 19421$$

2. 倒傳遞類神經預測模型

倒傳遞類神經網路之運算係將網路中輸入層的資料輸入並將其傳給隱藏層，再經計算與轉換送到輸出層，倒傳遞類神經網路模式中的轉換函數是 Sigmoid function，其型式為 $f(X) = (1 + \exp(x))^{-1}$ 。訓練過程採用最陡坡降法來調整權數變動的幅度 (ΔW_{ij})，可以表示為：

$$\Delta W_{ij} = -\eta (\partial E / \partial W_{ij})$$

其中 η 為學習步伐、E 為誤差函數、定義為 $E = \frac{1}{2} \sum (T_j - A_j)^2$ ，而 T_j 表實際值、 A_j 表網路輸入值。整個演算的流程是在輸出層的到隱藏層傳來的結果後，計算與真值的差距，再傳回給隱藏層去修正連結鍵的權數，使得輸出層之輸出值與真實值的均方誤差最小。此訓練會一直重複至誤差收斂至假設之條件為止。

類神經網路模型隱藏層計算原則[5-6]如下：

- (a) 平均法=(輸入層處理單元數+輸出層處理單元數)/2。
- (b) 總合法=(輸入層處理單元數+輸出層處理單元數)。
- (c) 加倍法=(輸入層處理單元數+輸出層處理單元數)x2。
- (d) $h = \frac{p}{10(m+n)}$ ，h 為隱藏之節點，其中 p 為訓練之樣本數，n 為輸入節點數，m 為輸出節點數。

III. 時間序列預測模型

1. 移動平均法

移動平均法計算如表 4、移動平均法之實際與預測如圖 1 所示。

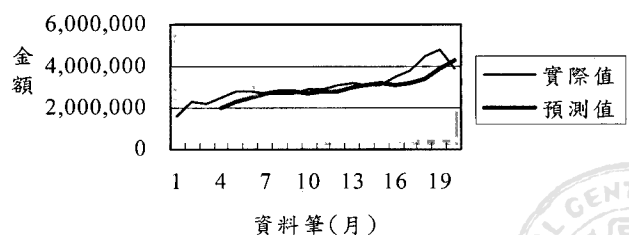


圖 1 移動平均法之實際與預測圖



表 4 移動平均法

資料筆	1	2	3	4	5
期間	Dec-91	Jan-92	Feb-92	Mar-92	Apr-92
實際值(仟元)	1,608,742	2,294,721	2,215,893	2,512,472	2,769,395
預測值(仟元)				2,039,785	2,341,029
誤差(仟元)				472,687	428,366
資料筆	6	7	8	9	10
期間	May-92	Jun-92	Jul-92	Aug-92	Sep-92
實際值(仟元)	2,815,124	2,728,043	2,747,351	2,723,221	2,903,860
預測值(仟元)	2,499,253	2,698,997	2,770,854	2,763,506	2,732,872
誤差(仟元)	315,871	29,046	-23,503	-40,285	170,988
資料筆	11	12	13	14	15
期間	Oct-92	Nov-92	Dec-92	Jan-93	Feb-93
實際值(仟元)	2,917,174	3,140,955	3,183,387	3,133,450	3,069,412
預測值(仟元)	2,791,477	2,848,085	2,987,330	3,080,505	3,152,597
誤差(仟元)	125,697	292,870	196,057	52,945	-83,185
資料筆	16	17	18	19	20
期間	Mar-93	Apr-93	May-93	Jun-93	Jul-93
實際值(仟元)	3,470,607	3,758,713	4,451,241	4,778,956	3,874,188
預測值(仟元)	3,128,750	3,224,490	3,432,911	3,893,520	4,329,637
誤差(仟元)	341,857	534,223	1,018,330	885,436	-455,449

(MAPE=9.19% 期數：三月)

表 5 BPN 預測法(MAPE=4.62%)

資料筆	實際營業額(仟元)	預測營業額(仟元)	誤差
1	1608742		
2	2294721		
3	2215893		
4	2512472		
5	2769395		
6	2815124	2717200	-97924
7	2728043	2765000	36957
8	2747351	2747100	-251
9	2723221	2858600	135379
10	2903860	2918400	14540
11	2917174	3008900	91726
12	3140955	2989100	-151855
13	3183387	3125000	-58387
14	3133450	3202800	69350
15	3069412	3227400	157988
16	3470607	3265200	-205407
17	3758713	3768200	9487
18	4451241	4049200	-402041
19	4778956	4540200	-238756
20	3874188	4713800	839612

2. 加權移動平均法

依三期權重 0.4、0.3、0.3 其實際與預測如圖 2 所示。

3. 指數平滑法

指數平滑法為 $F_t = F_{t-1} + \alpha (X_{t-1} - F_{t-1})$, $\alpha = 0.3$ 。指數平滑法之實際與預測如圖 3。

4. 模糊預測法

本研究採用模糊預測法解決預測問題，將二十筆資料輸入此程式，所得之結果如下：模糊預測法實際與預測值趨勢如圖 4，模糊預測法輸出結果如圖 5。

5. 倒傳遞類神經網路預測法

在 BPN 預測法中，以前一期實際值、前三期平均值及前五期平均值為輸入變數，作為預測實際值用，以加倍法決定隱藏節點的個數為 8 個，建立網路架構為 5-8-1，且設定 Max iterations=10000 次，並設定最佳之參數組合 $(\eta, \alpha) = (0.2, 0.9)$ 。BPN 預測法預測營業額如表 5，各種時間序列預測模型之比較如表 6。

IV. 因果預測法

對於預測 X 公司的營業額，本研究以出貨量、股價、及市價（單指面板金額）作為影響營業額的因素，收集二十筆資料，以複迴歸、Qnet 軟體及複迴歸 BPN 整合預測法個別預測。

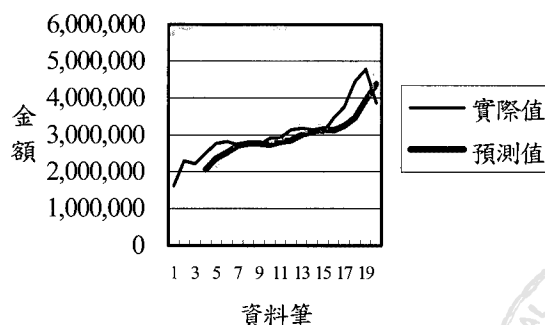


圖 2 加權移動平均法實際與預測圖 (加權移動平均法 MAPE=8.86%)



表 6 時間序列各方法之 MAPE

預測方法	移動平均法	加權移動平均法	指數平滑法	Fuzzy	BPN
MAPE	9.189%	8.860%	13.568%	6.67%	*4.62%

表 7 相關資料

時間	營業額 (千元)	出貨量	股價	市價(US\$)
Dec-91	1608742	324	11.07	177
Jan-92	2294721	380	11.09	178
Feb-92	2215893	360	10.68	181
Mar-92	2512472	406	10.27	183
Apr-92	2769395	422	9.47	183
May-92	2815124	415	7.67	187
Jun-92	2728043	409	11.13	190
Jul-92	2747351	413	14.41	190
Aug-92	2723221	403	14.59	191
Sep-92	2903860	403	14.52	196
Oct-92	2917174	392	14.75	200
Nov-92	3140955	396	14.37	206
Dec-92	3183387	391	13.56	211
Jan-93	3133450	396	13.72	223
Feb-93	3069412	394	14.37	227
Mar-93	3470607	414	17.10	231
Apr-93	3758713	451	20.03	235
May-93	4451241	503	17.88	235
Jun-93	4778956	547	16.65	234
Jul-93	3874188	539	15.16	221

1. 定義網路之輸入與輸出變數

影響營業額數值之變數，列舉三項與營業額相關的因子，完成下列輸入與輸出變數之定義。相關資料如表 7。

輸入變數：出貨量：15 吋面板各月出貨量 (仟片)、
股價：X 公司個股於各月之加權平均價、市價：市面上 15 吋 TFT LCD 面板價格 (US\$)。輸出變數：營業額：X 各月 (91/12~93/07) 營業額 (仟元)。

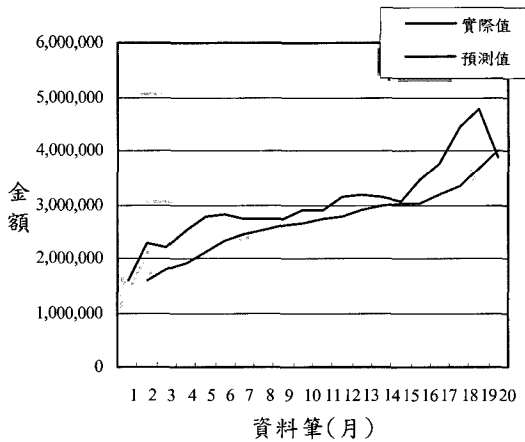


圖 3 指數平滑法之實際與預測圖 (指數平滑法 MAPE=13.57%)

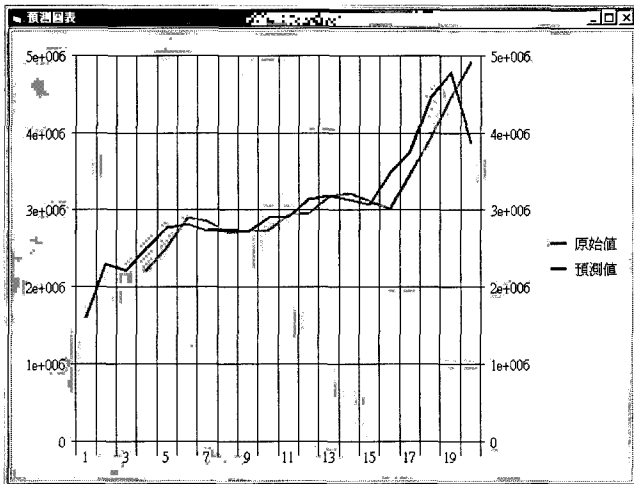


圖 4 模糊預測法實際與預測值趨勢圖

檔案(F)	說明(I)	原始資料	預測值	誤差值	誤差(%)
1		1608742			
2		2294721			
3		2215893			
4		2512472	2,215,893	296,579	11.8%
5		2769395	2,512,472	256,923	9.28%
6		2815124	2,901,191	-86,067	3.06%
7		2728043	2,850,213	-122,170	4.48%
8		2747351	2,705,792	41,559	1.51%
9		2723221	2,725,100	-1879	0.07%
10		2903860	2,731,780	172,080	5.93%
11		2917174	2,943,228	-26,054	0.89%
12		3140955	2,956,542	184,413	5.87%
13		3183387	3,176,044	-73,433	2.33%
14		3133450	3,218,476	-85,026	2.71%
15		3069412	3,111,199	-41,787	1.36%
16		3470607	3,016,352	454,255	13.09%
17		3758713	3,470,607	288,106	7.67%
18		4451241	3,921,318	529,923	11.91%
19		4778956	4,451,241	327,715	6.86%
20		3874188	4,906,472	-1032,284	26.65%
下期預測值		3874188			
				平均誤差(%)	6.67%

圖 5 模糊預測法輸出結果

2. 複迴歸預測法

複迴歸分析(multiple-regression-analysis)是簡單線性迴歸的一種延伸應用,用以瞭解一組預測變項和一個效標變項的直線關係;而每個預測變項的預測能力,是研究者重要的參考指標[7]。以 MINITAB 求得此複迴歸方程式:

令 Y:營業額、X1:出貨量、X2:股價、X3:市價,ANOVA 分析如表 8。各變數之檢定值如表 9。

由表 9 得知 X2 (股價)的 P-value 值過大,故股價並沒對營業額有顯著的影響。經由複迴歸預測法所得之 MAPE 為 4.007%詳見附錄表 A-1。

3. 多變數倒傳遞類神經網路預測法

本研究採用加倍法求出隱藏節點數,輸入變數三個與輸出變數一個,故 $h=(3+1)*2=8$ 。將 16 筆資料做為訓練樣本。並建立網路架構為 5-8-1 且依不同的參數組合 $(\eta, \alpha)=(\text{Learning rate, Momentum})$ 做測試,且設定 Max iterations=10000 次,並以 $GAP(GAP=| \text{Training RMSE} - \text{Testing RMSE} |)$ 之最小值決定為最佳之參數組合 $(\eta, \alpha)=(0.2, 0.9)$,如表 10 所示。

使用最佳參數組合為 $(\eta, \alpha)=(0.2, 0.9)$,做為 BPN 網路訓練之用,使提升預測之能力,接著測試之前訓練過的網路模型,再輸入所有資料,以求得每月營業額之預測值,其相關資料結果如圖 6。

由圖 7 得知,BPN 及複迴歸均顯示出股價對營業額的影響較小,故可將之刪除。經由 BPN 預測法所得之 MAPE 為 4.073%詳見附錄表 A-2。

將影響營業額較小之因素(股價)刪除後,重新以 BPN 做預測,將剩下的二個因素(出貨量、市價)做為輸入變數,而以全部 20 筆數據做為訓練,發現改善後所求得之 MAPE 較改善前為佳,其結果如圖 8。

經由 BPN 預測法(改善後)所得之 MAPE 為 3.648%詳見附錄表 A-3。

表 8 ANOVA 表

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	3	9.94422E+12	3.31474E+12	104.56	0.000
Residual Error	16	5.07238E+11	31702356180		
Total	19	1.04515E+13			

$S = 178052$ $R\text{-Sq} = 95.1\%$ $R\text{-Sq}(\text{adj}) = 94.2\%$
 $Y = -3737129 + 7775 X1 + 5841 X2 + 16980 X3$

表 9 各變數之檢定值

Predictor	Coefficient	T-value	P-value
Constant	-3737129	7.85	0.000
X1	7775.1	8.05	0.000
X2	5841	0.25	0.808
X3	16980	4.43	0.000

表 10 參數組合表

Trial	Learning rate(η)	Momentum(α)	Training RMSE	Testing RMSE	Gap
1	0.01	0.8	0.027375	0.086849	0.059474
*2	0.2	0.9	0.016206	0.05217	0.035964
3	0.2	0.95	0.012594	0.118732	0.106138
4	0.25	0.9	0.014796	0.117433	0.102637
5	0.25	0.95	0.013705	0.127384	0.113679

*最佳參數組合

4. 複迴歸與多變數倒傳遞類神經網路整合預測方法

此預測技術是利用倒傳遞類神經網路模式結合複迴歸預測技術,以倒傳遞類神經網路模式做預測求出預測值與實際值得誤差後,再利用複迴歸模式針對誤差值加以預測。將倒傳遞類神經網路方法所得之預測值與複迴歸模式得到新的殘差預測值兩項相加後,便可得到另一個預測結果。本研究採用刪除股價之 BPN 預測法所得的誤差,利用複迴歸模式預測其誤差,再將 BPN 所得之預測值與複迴歸模式所得的誤差預測值相加,得到預測營業額。經由複迴歸與 BPN 整合預測法所得之 MAPE 為 3.60%詳見附錄表 A-4。表 11 列出各種因果法之 MAPE。

由表 11 得到各類預測法之 MAPE 值,而 BPN (改善後)及複迴歸與類神經整合預測法之 MAPE 值僅有小幅之改變,故在此將兩種預測方法做比較。首先針對此兩種預測方法所得之誤差值做檢定(表 12),判斷其是否有明顯之差異。表 13 是 BPN 與複迴歸 BPN 整合預測法之誤差 t 檢定。

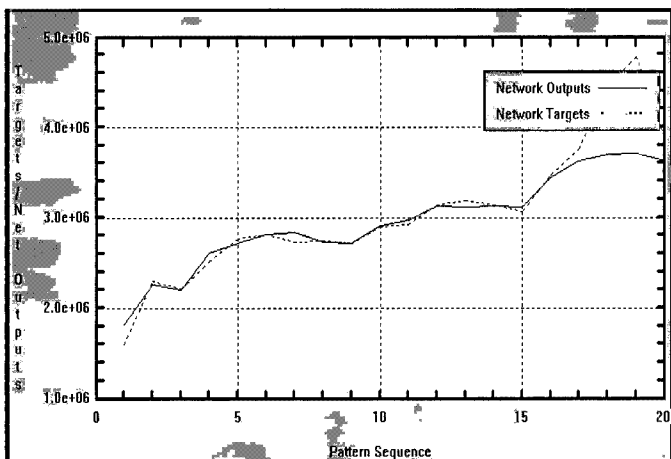


圖 6 實際營業額 VS.網路預測值(改善前)

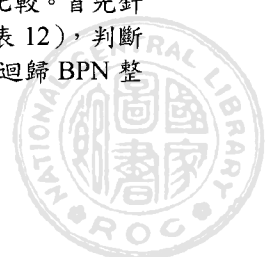


表 11 各種因果法之 MAPE

	Regression Analysis	BPN (改善前)	BPN (改善後)	複迴歸與 BPN 整合預測法
MAPE	4.01%	4.07%	3.65%	3.60%

表 12 BPN 與複迴歸整合預測法之誤差 F 檢定

F 檢定：兩個常態母體變異數的檢定		
	X ₁	Y ₂
平均數	11455.25	12.45
變異數	2.76 E+10	2.65E+10
觀察值個數	20	20
自由度	19	19
F	1.04	
P(F<=f) 單尾	0.46	
臨界值：單尾	2.16	

X₁: BPN(改善後)之誤差Y₂: 複迴歸與類神經整合預測法之誤差

由 t 檢定之 p-value 值得知，兩種預測方法之誤差並無顯著差異，故本研究以此兩種方法來預測 93 年 8 月之營業額，收集到此月份之出貨量及市價分別為 446 仟片、212 (US\$)，得到結果以複迴歸與 BPN 整合預測法來預測營業額較 BPN (改善後) 預測法準。

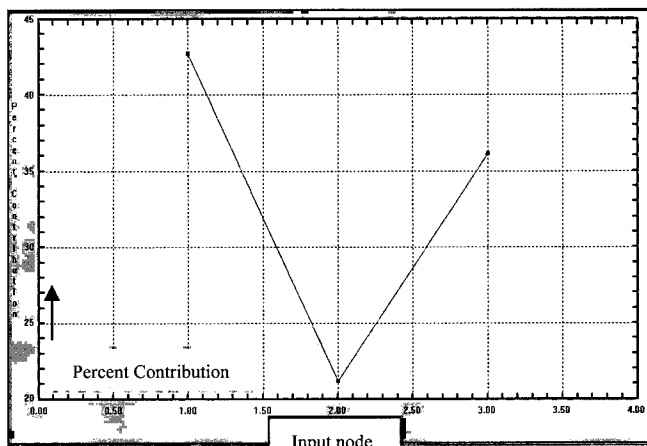


圖 7 輸入變數對輸出變數之貢獻率 (改善前)

表 13 BPN 與複迴歸整合預測法之誤差 t 檢定

t 檢定：兩個母體平均數差的檢定，假設變異數相等		
	X ₁	Y ₂
平均數	11455.25	12.45
變異數	2.76E+10	2.65E+10
觀察值個數	20	20
Pooled 變異數	2.71E+10	
假設的均數差	0	
自由度	38	
t 統計	0.22	
P(T<=t) 雙尾	0.82	
臨界值：雙尾	2.02	

V. 結論

由上述各方法所求得之 MAPE 觀察，三種時間序列所求得之值皆偏高，而模糊預測法及 BPN 時間序列預測法皆有明顯改善，BPN 時間序列預測法較其它方法為佳。

本研究發現不能單純以時間因子及過去營業額來預測未來之營業額，因為實際影響營業額的因素很多（例如：出貨量、市價、市場需求、品牌經營），故 BPN 與複迴歸所得之 MAPE 結果較時間序列來得佳，BPN 之 MAPE 較複迴歸高出約 0.06%。

本研究將貢獻度較小之因子（股價）刪除得到之多變數 BPN 的 MAPE 有明顯的改善，減少 0.42%，另外使用複迴歸與類神經網路整合之預測法預測營業額，得

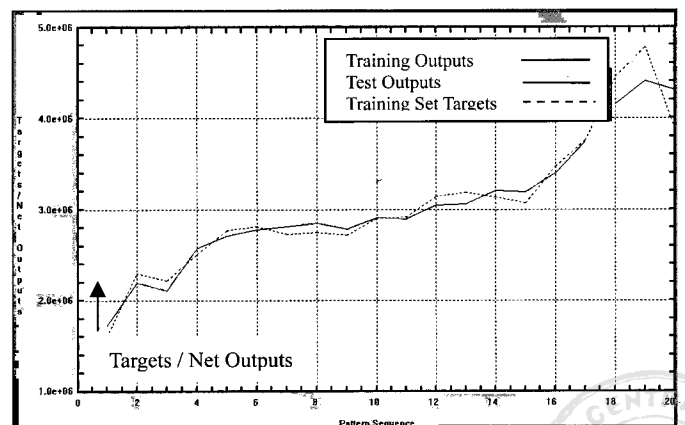


圖 8 實際營業額 VS. 網路預測值 (改善後)

表 14 兩構面預測法 MAPE 值之比較

	移動平均法	加權移動平均法	指數平滑法	模糊預測法	複迴歸預測法	BPN 預測法 (改善前)	BPN 預測法 (改善後)	迴歸及 BPN 整合預測法
時間序列	9.189%	8.860%	13.568%	6.67%	—	*4.62%	—	—
因果法	—	—	—	—	4.01%	4.07%	3.65%	*3.60%

到之 MAPE 值較改善後 BPN 預測法減少 0.05%，雖然此兩種方法檢定之結果的誤差值並無顯著差異，但複迴歸與類神經網路整合之預測法所預測之營業額比 BPN 預測法之誤差小，故使用複迴歸與類神經網路整合之預測法來預測營業額可以明顯改善預測之誤差（表 14）。

要求預測達到 100% 的準確是不可能的，因為變數太多與不確定性，但是改良預測方式將提升預測準確性。正如本篇論文敘述之時間序列 BPN 預測、因果 BPN 預測、改善後因果 BPN 預測、迴歸與 BPN 整合，可以發現其誤差愈來愈小。因此預測準確與否，必需快速回應外在環境變因的變化，以調整預測方式。

致謝

這篇文章得以完成，特別要感謝楊智皓、林素玉、顏志仰三位研究生在資料收集與整理上的許多協助。

參考文獻

- [1] William J. Stevenson, *production/operations management*, 6th ed., New York: McGraw Hill Company, 1999.
- [2] P. L. Lu and M. C. Huang, *Pattern establishment and system development of season fuzzy time series forecast*, I-Shou University, Department of Industrial Engineering and Management, Master thesis, 2004.
- [3] Q. Song and B. S. Chissom, "Fuzzy forecasting enrollments with fuzzy time series-Part II," *Fuzzy sets and systems*, vol. 62, no. 1, pp. 1-8, 1994.
- [4] M. C. Liao, *The fuzzy time series step recognized, the pattern constructs and forecast*, National Chenchi University, Department of Statistic, Doctor thesis, 1998.
- [5] B. Widrow, R. G. Winter and R. A. Baxte, "Learning phenomena in layered neural network," *Proceedings of the First IEEE International Conference on Neural Network*, San Diego, 1987.
- [6] W. P. Li, *Using neural network implements total quality control by banking industry - take the Hualian area banking industry as the example*, National Dong Hwa University, Department of Business Administration, Master thesis, 2000.
- [7] Y. H. Wang, *Statistics*, Taiwan, Crown Books for Young Readers, Periodicals, 2003.

附錄

表 A-1 複迴歸預測法

時間	實際營業額	預測營業額	誤差
Dec-91	1608742	1852091	-243349
Jan-92	2294721	2304588	-9866.69
Feb-92	2215893	2197633	18260.12
Mar-92	2512472	2586848	-74376.1
Apr-92	2769395	2706575	62819.73
May-92	2815124	2709556	105567.5
Jun-92	2728043	2734056	-6013.33
Jul-92	2747351	2784315	-36963.8
Aug-92	2723221	2724596	-1375.19
Sep-92	2903860	2809087	94772.68
Oct-92	2917174	2792826	124348.3
Nov-92	3140955	2923586	217368.8
Dec-92	3183387	2964880	218507
Jan-93	3133450	3208450	-74999.5
Feb-93	3069412	3264616	-195204
Mar-93	3470607	3503982	-33375.1
Apr-93	3758713	3876691	-117978
May-93	4451241	4268433	182807.9
Jun-93	4778956	4586369	192587.4
Jul-93	3874188	4294726	-420538

表 A-2 多變數 BPN 預測法 (改善前)

資料筆	實際營業額	預測營業額	誤差
1	1608742	1823200	-214458
2	2294721	2268400	26321
3	2215893	2208800	7093
4	2512472	2608000	-95528
5	2769395	2715400	53995
6	2815124	2817700	-2576
7	2728043	2834700	-106657
8	2747351	2725800	21551
9	2723221	2723500	-279
10	2903860	2905300	-1440
11	2917174	2965500	-48326
12	3140955	3120800	20155
13	3183387	3108000	75387
14	3133450	3129400	4050
15	3069412	3118100	-48688
16	3470607	3448400	22207
17	3758713	3633600	125113
18	4451241	3694800	756441
19	4778956	3715100	1063856
20	3874188	3624100	250088

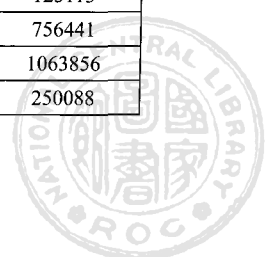


表 A-3 多變數 BPN 預測法 (改善後)

資料筆	實際營業額	預測營業額	誤差
1	1608742	1722700	-113958
2	2294721	2197900	96821
3	2215893	2110000	105893
4	2512472	2576100	-63628
5	2769395	2715700	53695
6	2815124	2778500	36624
7	2728043	2811600	-83557
8	2747351	2848300	-100949
9	2723221	2783700	-60479
10	2903860	2912600	-8740
11	2917174	2894600	22574
12	3140955	3044800	96155
13	3183387	3063400	119987
14	3133450	3204400	-70950
15	3069412	3191700	-122288
16	3470607	3398900	71707
17	3758713	3748700	10013
18	4451241	4154200	297041
19	4778956	4403900	375056
20	3874188	4306100	-431912

表 A-4 複迴歸與多變數 BPN 整合預測法

資料筆	實際營業額	預測營業額	誤差
1	1608742	1688814	-80072
2	2294721	2169162	125559
3	2215893	2084298	131595
4	2512472	2556338	-43866
5	2769395	2696994	72401
6	2815124	2765140	49984
7	2728043	2802200	-74157
8	2747351	2839164	-91813
9	2723221	2775356	-52135
10	2903860	2911516	-7656
11	2917174	2898598	18576
12	3140955	3057774	83181
13	3183387	3083304	100083
14	3133450	3242058	-108608
15	3069412	3235034	-165622
16	3470607	3449362	21245
17	3758713	3807412	-48699
18	4451241	4216344	234897
19	4778956	4467496	311460
20	3874188	4350292	-476104

