

# 以時間序列與人工智慧方法預測訂單需求 —以台中呈欣公司為例

張峯銘  
亞洲大學  
資訊科學與應用學系  
fmchang@asia.edu.tw

林家慶  
亞洲大學  
資訊科學與應用學系  
hchs810268@yahoo.com.tw

## 摘要

公司與顧客最直接且頻繁的關係，可認定為彼此之間的產品買賣關係，若沒有訂單，公司就無法獲取利潤，維持公司之存續就會出問題。因此訂單的獲得，是一切商業公司生存的基礎。接獲訂單後，各別產業才能依其生產系統，加以運作生產，在生產線的排程中，若是生產機台與人員無法協調，將會造成企業資源的浪費，因此需要訂單之預測以解決此問題。本研究使用實例公司之歷史資料，以移動平均法、指數平滑法、類神經網路和模糊類神經網路這四種方法去比較其訂單預測的準確度。由實驗顯示，模糊類神經網路之準確度，優於其他三種方法，較適合做為訂單預測之工具。

**關鍵詞：**銷售預測、類神經網路、模糊類神經網路

## Abstract

The relation between an enterprise and its customers is orders of goods. No benefit will be gotten if there is no order. In addition, forecast of the number of orders is very important for an enterprise, because the number of orders affects production utility. A sudden large number of orders causes the paucity of materials, parts, and human powers. On the other hand, lack of orders causes the waste of enterprise's resources. Using case data of a real company, in study applies four approaches, including Moving Average, Exponential Smoothing, Artificial Neural Network, and Fuzzy Neural Network, to forecast the company's orders of goods. The results indicate that Fuzzy Neural Network approach has the best forecast results.

**Keywords:** Forecast, Moving Average, Exponential Smoothing, Artificial Neural

Network, Fuzzy Neural Network, order of goods.

## 1. 前言

由於許多製造業為接受顧客訂單之後，才開始於生產線備料以製造產品，但是一旦顧客在某一時段集中下單，將會使得整個生產線擁塞；反之，若在某一時段顧客都沒下訂單，就會造成整個生產線停擺，或是員工的作業分配不一，如此就會造成生產線的靈活度下降。而在此情況下，雇主所要付出的人事成本將大為提高，因為訂單若是集中下單，為了在訂單期限趕出每張訂單的產品，就必須要讓員工加班以縮短產品製程；相反的，若員工作業分配不一或是公司幾乎沒有顧客訂單，會讓員工閒置和工作效率降低，且花費不必要的人事成本，因此訂單之預測就顯得很重要。

本研究實驗以「呈欣工業股份有限公司」為案例，此公司於西元 1984 年成立於台灣台中市西屯區，專業生產散熱片、固定片、隔離罩各式支架等五金沖壓件及機箱外殼等。因業務所需引進 NCT 自動沖床及電腦折床，專業生產大型機箱外殼及各類面板。應客戶要求專業打樣設計等服務。

此公司主要營業額之 70% 為生產包裝機之零組件，其中以包裝機面板、內部馬達之心臟底板為大宗，主要分為四種產品。雖然此種訂單型態屬於長期訂單，且合作廠商也保證每月之銷售訂單數量，但實際上每月的訂單數量並不穩定，時常會出現員工工作時數分配不均之問題。

本研究目的為加強生產線的靈活度，以減少雇主不必要的生產成本，利用顧客訂單的預測，使得整個生產線處於順暢運作的情況，這樣就可以有效的減少員工加班的人事成本，與增加員工正常上班時段的工作效率。在加上某些外在因素，例如：淡旺季、成本反映、季節性影響、市場趨勢和產品改良... 等因素，將會使得每年的生產曲線呈現較大的波動，因此使

用訂單預測系統將生產線的靈活度提高，就可以減少生產曲線的波動，或是將生產曲線拉直以趨近於直線。

本研究分別使用移動平均法、指數平滑法、類神經網路和模糊類神經網路四種方法，以呈欣工業往年之資料，探討各方法預測的優缺點和預測準確率，並比較這四種預測方法的適用性，找出適合之預測方法以做為往後訂單預測之用。

## 2. 文獻探討

預測(Forecast)是對未來某事件可能發展方向的推測。這些推測結果常作為規劃的依據，預測能使管理者在事先預期到未來的變化，進而設定目標、擬訂計畫，及早作出各種準備措施，求得制敵機先的最大勝算。

國內對於銷售預測的文獻有許多，侯大偉(1998)建構一套訂單式存貨管理預警系統，將類神經網路自我學習及訓練的能力，與模糊邏輯的推論能力作結合[1]。王瓊敏(1999)以灰色預測、時間數列、類神經網路等方法建構的價格預測模式，並評估分析各方法之優缺點以及準確度，以供筆記型電腦廠商選擇預測關鍵零組件價格方法之參考[2]。尹居才(2002)比較只使用灰預測或只使用自我迴歸預測的準確度，以自我迴歸模式與灰預測滾動建模的方式建立類神經網路來預測即時用電需量，並將所產生之預測準確度提昇與比較[3]。李益順(2002)針對主觀意見預測法與時間序列法有清楚的討論，綜合近年研究者的看法，多為使用迴歸方式或以灰色預測之模式[4]。仇士元(2002)以指數平滑法及自我迴歸移動平均整合模式做為預測，以 MAPE 對預測樣本進行精確性評估[5]。黃庭鍾(2002)以我國主機板製造業廠商為例討論企業因應長鞭效應之存貨政策研究，為利用指數平滑法為下期加訂修正策略對中游製造商影響[6]。王富恩(2002)針對不同需求型態對長鞭效應的探討以四種時間序列需求型態及二種預測方法，分別推導零售商及配銷商之訂單變異度，並分析其關鍵因子[7]。蘇亞力(2005)以空軍防空火砲為研究對象，將影響備料的關鍵性因素納入考量，應用類神經網路自我學習及歸納的能力，建立一套備料需求估算模式進行需求預測[8]。徐品勝(2006)以國內知名 TFT-LCD 製造廠為例，其研究分為三大部份，並且建立三種預測模型，並進行平均絕對百分比誤差法(MAPE)、平均絕對偏差(MAD)與誤差均方根差(RMSE)之衡

量指標比較[9]。李錫強(2006)主要以時間序列法、灰色系統理論的灰預測 GM(1,1)模型以及倒傳遞類神經網路法三種預測模型，跟案例公司原有的預測經驗法則做比較[10]。

以上國內文獻所使用之預測方法，和其銷售預測之目標行業與樣本資料皆有相關性，不同的產業別或是不同的資料屬性，其所適用之預測方法也不盡相同，主要分為主觀意見預測法、時間序列法(移動平均法、指數平滑法)、迴歸預測法、類神經網路(傳統類神經、倒傳遞類神經、模糊類神經)和灰色理論。

## 3. 研究方法

### 3.1 研究數據

本研究使用之資料數據為案例公司於西元 1996 年至 2007 年之間的訂單資料，其中分為四種產品，共 980 筆資料，四種產品為 TC-002、TC-043、TJ-002-203、與 TC-2-20110，分別以產品一，產品二，產品三，產品四代表；資料先後使用移動平均法、指數平滑法、類神經網路以及模糊類神經網路試算建模。其中類神經網路方法，採用兩種資料屬性，分別以方法「類神經網路(一)」與「類神經網路(二)」表示之。

表 1 產品一以月統計數量之一部份資料

序號	數量
1	1652
2	385
3	1756
4	1204
5	1400
6	1200
7	1350
8	1800
9	1000
10	1904
11	1414
12	900

資料屬性，於使用移動平均法、指數平滑法和類神經網路(一)作預測時，只使用「數量」屬性，將數據資料依照產品別分成四個資料檔，分別將四種產品之原始資料依各個月數量

小計，並套用公式求出預測值，資料型態以表 1 為例。

表 2 產品一四個屬性之一部份資料

年份	月份	單價	數量
2007	1	180	1652
2007	2	180	385
2007	3	180	1756
2007	4	180	1204
2007	5	180	1400
2007	6	190	1200
2007	7	190	1350
2007	8	190	1800
2007	9	190	1000
2007	10	190	1904
2007	11	190	1414
2007	12	190	900

類神經網路(二)以及模糊類神經網路所使用之資料屬性有四種，分別為「年份」、「月份」、「單價」和「數量」，其中「年份」、「月份」和「單價」三種屬性為輸入資料，「數量」屬性為輸出資料，再依照工具軟體所要求之資料規格，就可開始訓練與檢測類神經網路。

### 3.2 誤差程度判別標準

由於本研究使用的方法不同，所以必須有一套共通的判別標準，本研究所使用的判別工具為誤差均方根(Root Mean Squared Error, RMSE)，其計算公式如下：

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2}{n}} \quad (1)$$

其中， $A_t$  為第  $t$  期之觀測值

$F_t$  為第  $t$  期之預測值

$n$  為資料筆數總和

### 3.3 移動平均法

移動平均法(Moving Average Method)是利用最近幾期的資料求取其平均值，當作未來預測值，因為資料中差異較大的值在組成一平均數時就會彼此相互抵消一些，在時間數列分析

法中可使某些較大的變數較為平滑。移動平均值就是每筆平均值一直反覆的被修正，當新的觀察值變得可行，數列中的舊值就會被刪除，因此平均值可保持為最新的。移動平均法所選取的期數大小會影響預測值，當期數愈小時，算出的平均數差異性會很大，所以預測值的精確性較差；當期數愈大時，由於過去歷史資料大小會相互抵消，故預測值的感應越不敏銳。所以期數的選擇需要分析判斷。

移動平均法是將期數  $t$  內所有觀察數量加總後再除以期數。就可得到一個時間數列平均值，也就是下一期之時間數列預測值。其計算公式如下：

$$MA_n = \frac{\sum_{t=1}^n A_t}{n} \quad (2)$$

其中， $MA_n$  為移動平均預測值

$n$  為移動平均所採用之期數

$A_t$  為第  $t$  期的觀測值

### 3.4 指數平滑法

指數平滑法(Exponential Smoothing Method)算是一種加權移動平均法，但所需資料較少，計算也較簡易，它的好處是在於加權型態能很輕易的改變，以配合特殊情形的需要，且它只需要很小的資料儲存空間。基於僅需很小的資料儲存空間優點，特別是當許多項目皆須作預測時，指數平滑法很適合電腦化之使用。其平滑常數(Alpha Factor)的大小來決定此次預測反映先前預測之誤差的程度為何。 $\alpha$  必須介於 0~1, 0.2 到 0.5 的值為常用的平滑常數。這些數值表示目前的預測應根據先前的預測誤差而調整 20%到 50%。常數值愈大可產生較快的回應速度，但也可能產生反常的情況。較小的常數值則可能產生預測值嚴重落後的結果。

指數平滑法每一期預測值都需要事先獲得前期預測值，通常前期預測值可用其他預測方法來取得，若此時選擇移動平均法，則可以利用  $n=2/\alpha-1$  經驗公式先求得期數  $n$ ，然後再求取最初  $n$  期觀測值之平均值，作為  $n+1$  期之預測值，此即第一個預測值。

指數平滑法的權數來自歷史資料，當資料筆數增加，權數就相對減小，亦即每一新預測值，是前一個預測值加上前一期實際值與前一期預測之差異再乘上平滑常數。其計算公式如

下：

$$F_t = F_{t-1} + \alpha(A_{t-1} - F_{t-1}) \quad (3)$$

其中， $F_t$  為第  $t$  期之預測值

$F_{t-1}$  為第  $t-1$  期之預測值

$A_{t-1}$  為第  $t-1$  期之觀測值

$\alpha$  為平滑係數或平滑常數， $0 \leq \alpha \leq 1$

### 3.5 類神經網路

類神經網路(Artificial Neural Network)理論起源於 1950 年代，當時科學家仿造人類大腦的組織及運作方式，開始提出稱之為「感知機」(Perceptron)的神經元模型，這是最簡單也是最早的類神經模型，感知機通常被拿來做分類器(Classifier)使用。類神經網路則是指模仿生物神經網路的資訊處理系統。類神經網路是一種計算系統，包括軟體和硬體，它使用大量簡單的相連人工神經元來模仿生物神經網路的能力。人工神經元是生物神經元的簡單模擬，它從外界環境或者其它人工神經元取得資訊，並加以運算，並輸出其結果到外界環境或其它人工神經元。

類神經網路的運作分為兩個階段，第一為訓練與學習，此階段目的在決定網路的權重值與偏權值，第二為模擬階段，目的在決定網路的預測輸出值或驗證網路的準確度。當類神經網路在運作時，都會將所需訓練的資料分成兩類：「訓練數據集」為修改網路的權重值與偏權值。「測試數據集」為驗證網路的準確度。

### 3.6 模糊類神經網路

模糊邏輯使用的是語意式的模糊資訊，而不是數學方程式，因此可以將人類專家的知識轉換成模糊控制規則。從模糊化、模糊推論到解模糊化，而其中推論的機制為「知識庫」，由一連串的模糊規則建立的，通常由專家學者共同訂定出的模糊規則，建構成為知識於模糊控制器中。模糊邏輯與類神經網路兩者各有擅場，模糊邏輯模仿人的思維，在知識上有較強的描述能力；而類神經網路模仿人的腦部活動，具有學習、推理與快速處理數據的能力。因此將兩者結合成模糊類神經網路(Fuzzy-Neural Network)，使之同時擁有模糊邏輯與類神經網路的優點。

設置模糊類神經網路可分為下列五個階段：

- (1) 取得訓練資料數據。
- (2) 建立模糊邏輯系統。
- (3) 定義類神經模糊學習。
- (4) 訓練階段。
- (5) 最佳化和驗證。

## 4. 研究結果

### 4.1 移動平均法

將數量依照年月先後順序排列，得到 144 筆資料，再按照不同的期數作預測，而期數則取三期、五期以及七期移動平均法來相互比較，將此三種移動平均法之預測值求出後，再算出其 RMSE，由此方式可得知哪種期數之移動平均法表現較為準確，結果如下表 3：

表 3 移動平均法之 RMSE

方法	移動平均法		
	N=3	N=5	N=7
產品一	397	382	376
產品二	237	237	232
產品三	70	71	71
產品四	108	98	97

如表 3 所示，產品一在期數 7 所得到的 RMSE 比期數 3 以及期數 5 的 RMSE 來得好，在產品二和四的結果也與上述相同；而產品三之 RMSE 是期數 3 表現較好為 70，但是期數 5 以及期數 7 的 RMSE 為接近 70，所以於移動平均法中，大致上以期數為 7 之表現較為準確，見圖 1。

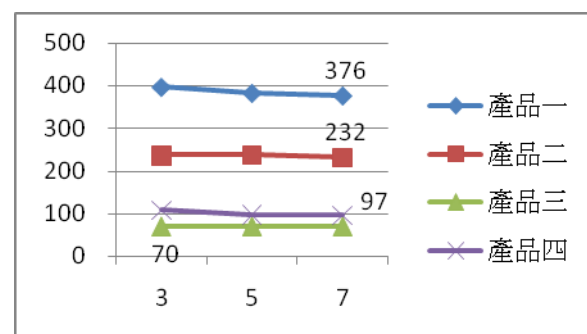


圖 1 各產品於移動平均法之表現

### 4.4 指數平滑法

指數平滑法之資料前處理和移動平均法相同，不同的是它依據平滑常數  $\alpha$  作數量預

測， $\alpha$  分別以 0.1、0.3、0.5、0.7 以及 0.9 操作，將此五種  $\alpha$  值之預測值求出後，再算出 RMSE 並互相比較。

而第一個數量預測值由於需要事先計算得到，所以本研究中每個  $\alpha$  值的期數  $n$  也都不相同， $\alpha$  為 0.1 時， $n$  為 19； $\alpha$  為 0.3 時， $n$  為 6； $\alpha$  為 0.5 時， $n$  為 3； $\alpha$  為 0.7 時， $n$  為 2； $\alpha$  為 0.9 時， $n$  為 1。指數平滑法之 RMSE 結果如下表 4：

表 4 指數平滑法之 RMSE

方法	指數平滑法				
	$\alpha=0.1$	$\alpha=0.3$	$\alpha=0.5$	$\alpha=0.7$	$\alpha=0.9$
產品一	358	377	405	440	484
產品二	236	225	234	249	267
產品三	71	72	75	80	88
產品四	94	99	105	112	120

如表 4 所示，產品一、產品三以及產品四的 RMSE 於  $\alpha$  為 0.1 時表現較好；產品二是  $\alpha$  為 0.3 時表現較好，但與  $\alpha$  為 0.1 時之 RMSE 差異不大，所以於指數平滑法中，大致上是以  $\alpha$  為 0.1 時較為準確，見圖 2。

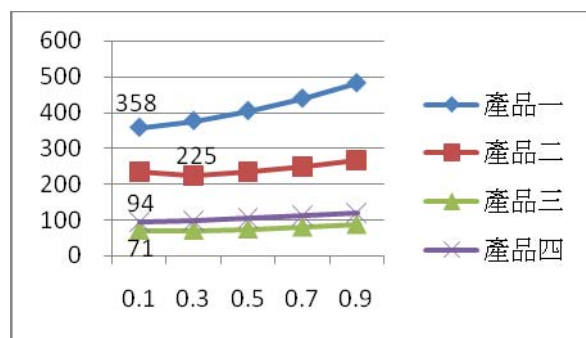


圖 2 各產品於指數平滑法之表現

#### 4.5 類神經網路(一)

類神經網路 1 的資料前處理是使用滑動視窗方式做資料分群，首先依照產品別分為四種資料，再將各種資料以所選期數的不同去作預測，舉下列範例說明，若設定期數為 3， $\{x_1, x_2, x_3\}$  三個值為輸入值，則  $x_4$  為輸出值； $\{x_2, x_3, x_4\}$  三個值為輸入值，則  $x_5$  為輸出值； $\{x_3, x_4, x_5\}$  三個值為輸入值，則  $x_6$  為輸出值...以此類推。而當期數為 5 和 7 的時候，也是以上述方式作資料分群。

類神經網路(一)所使用的軟體為 Weka 其中的「Multilayer Perceptron」工具以求得類神經網路(一)的 RMSE，結果如下表 5：

表 5 類神經網路(一)之 RMSE

方法	類神經網路(一)		
	N=3	N=5	N=7
產品一	479	533	564
產品二	265	280	480
產品三	103	98	182
產品四	115	224	175

如表 5 所示，產品一、產品二以及產品四之 RMSE 在  $n=3$  時表現較好；產品三則是在  $n=5$  時表現較好，所以於類神經網路(一)中， $n=3$  之 RMSE 大致上較為準確，見圖 3。

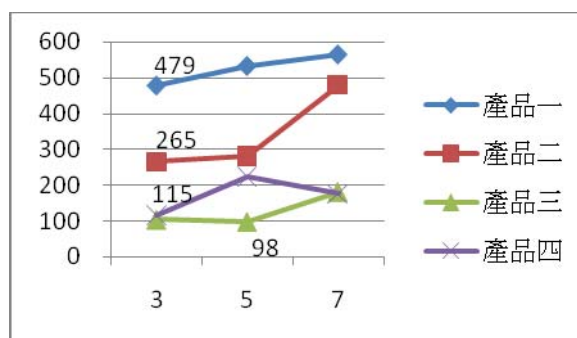


圖 3 各產品於類神經網路(一)之表現

#### 4.6 類神經網路(二)

類神經網路(二)之資料前處理也是將資料以產品別分為四種，並分別去作數量預測，但其中以「年份」、「月份」、「單價」以及「數量」作為屬性，輸入屬性為：年份、月份和單價；輸出屬性為：數量。使用之軟體也為 Weka 的「Multilayer Perceptron」工具，結果如下表 6：

表 6 類神經網路(二)之 RMSE

方法	類神經網路(二)
	年份、月份、單價、數量
產品一	368
產品二	221
產品三	83
產品四	111

再將類神經網路(一)中表現較準確的結果數據與類神經網路(二)之數據比較，結果如下圖 4。

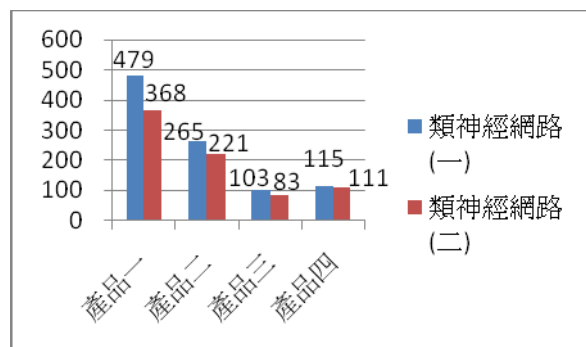


圖 4 類神經網路(一)與(二)比較

由圖 4 可知，類神經網路(二)之結果比類神經網路(一)較佳。

#### 4.7 模糊類神經網路

模糊類神經網路之資料前處理方式與類神經網路(二)相同，分為四種屬性：年份、月份、單價以及數量。

本研究使用 MATLAB 內的「ANFIS」工具，用以訓練與測試模糊類神經網路，並且得出 RMSE，結果如下表 7：

表 7 模糊類神經網路之 RMSE

方法	模糊類神經網路	
	年份、月份、單價、數量	
產品一	346	
產品二	170	
產品三	69	
產品四	87	

由於類神經網路(二)與模糊類神經網路方法之資料型態與屬性均相同，故可先將兩者作個初步比較，如下圖 5 所示。結果發現模糊類神經網路方法之結果較佳。

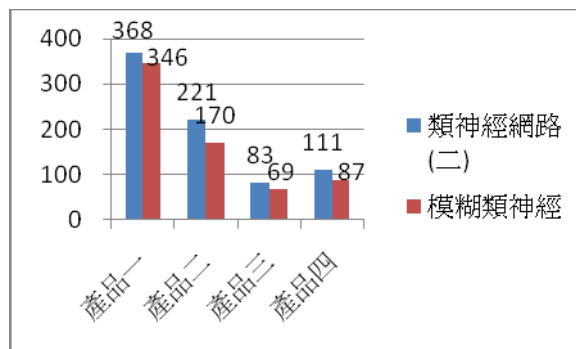


圖 5 類神經網路(二)與模糊類神經網路之 RMSE 比較

### 5. 分析與討論

本研究使用 RMSE 做為判別標準，分別將移動平均法、指數平滑法、類神經網路和模糊類神經網路這四種方法，以產品類別來做 RMSE 的比較，希望能找出適合本研究案例的訂單數量預測方法。

由於數據資料主要是以產品別分為四種，故可將上列實驗結果的 RMSE 依照同種產品，不同種方法，全部整理成一張表來比較，見下表 8：

表 8 各種方法之 RMSE 比較

方法		品名			
		產品一	產品二	產品三	產品四
指數平滑法	$\alpha=0.1$	358	236	71	94
	$\alpha=0.3$	377	225	72	99
	$\alpha=0.5$	405	234	75	105
	$\alpha=0.7$	440	249	80	112
	$\alpha=0.9$	484	267	88	120
移動平均法	N=3	397	237	70	108
	N=5	382	237	71	98
	N=7	376	232	71	97
類神經網路(一)	N=3	479	265	103	115
	N=5	533	280	98	224
	N=7	564	480	182	175
類神經網路(二)	年份	368	221	83	111
模糊類神經	月份				
	單價 數量	346	170	69	87

由表 8 所示，產品一之 RMSE 在指數平滑法表現最好為 358，移動平均法為 376，類神經網路(一)為 479，類神經網路(二)為 368，模糊類神經網路為 346，將各方法之最好結果取出加以比較，由圖 6 可明顯發現模糊類神經網路之結果最好。

由表 8 所示，產品二之 RMSE 在指數平滑法表現最好為 225，移動平均法為 232，類神經網路(一)為 265，類神經網路(二)為 221，模糊類神經網路為 170，由圖 7 可明顯發現模糊類神經網路之結果最好。

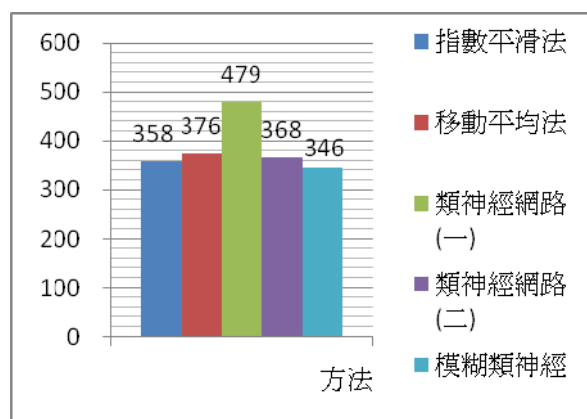


圖 6 產品一各種方法之 RMSE 比較

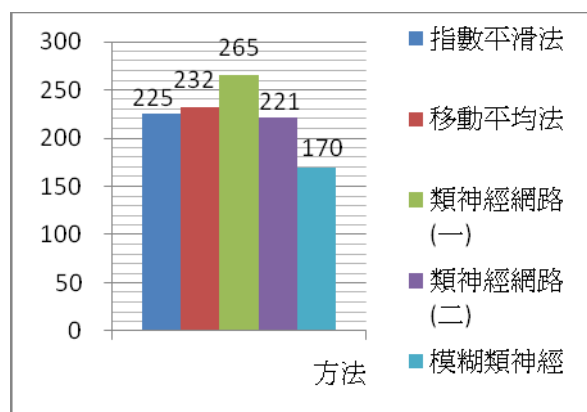


圖 7 產品二各種方法之 RMSE 比較

由表 8 所示，產品三之 RMSE 在指數平滑法表現最好為 71，移動平均法為 70，類神經網路(一)為 98，類神經網路(二)為 83，模糊類神經網路為 69，由圖 8 可明顯發現模糊類神經網路之結果最好。

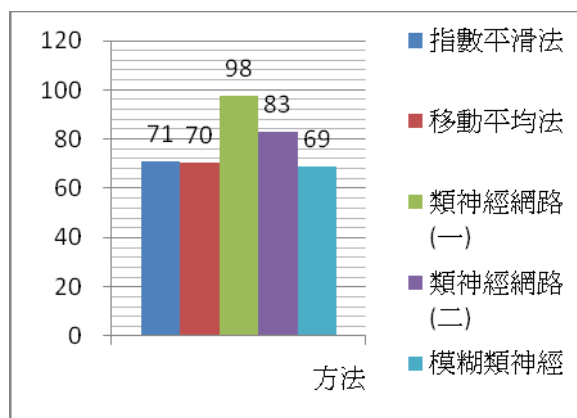


圖 8 產品三各種方法之 RMSE 比較

由表 8 所示，產品四之 RMSE 在指數平滑法表現最好為 94，移動平均法為 97，類神經網路(一)為 115，類神經網路(二)為 111，模糊類神經網路為 87，由圖 9 可明顯發現模糊類神經網路結果最好。

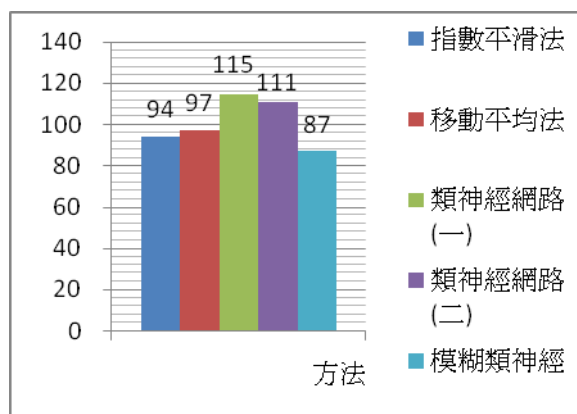


圖 9 產品四各種方法之 RMSE 比較

由以上各圖可知，各個產品別對上述方法所表現出之 RMSE，都為模糊類神經網路方法的表現最為優異。

## 6. 結論

本研究使用實例公司之歷史資料，利用移動平均法、指數平滑法、類神經網路和模糊類神經網路來做預測，由實驗中發現移動平均法、指數平滑法和以及類神經網路(一)這三個方法，於不同產品別中之準確度表現較不一致，造成此結果的原因可能為期數或指數之選擇，因此使用類似上述之預測方法時，還需要詳細的分析比較所設定之期數或指數。

資料顯示各個產品的歷史資料數量有極大的差異，例如產品一每月的訂單數量均遠大

於產品三與產品四，造成各個產品之 RMSE 有些許的差異。由此推得資料量的多寡，會影響預測之準確度，但最後得到之結果為，此四種產品分別使用上述各方法作預測時，皆以模糊類神經網路之預測方法最佳，故建議使用此方法為訂單預測之工具。

## 參考文獻

- [1] 陳鴻文、侯大偉，「運用模糊類神經網路以建置訂單式存貨管理預警系統」，**大葉大學**，資訊管理系，碩士論文，1998。
- [2] 湯玲郎、陳振明、王瓊敏，「電腦關鍵零組件之價格預測模式」，**國立中央大學**，工業管理系，碩士論文，1999。
- [3] 姚文隆、尹居才，「以自迴歸式建模倒傳遞網路為基礎之即時用電需量預測研究」，**國立高雄第一科技大學**，機械與自動化工學系，碩士論文，2002。
- [4] 李益順，「灰色理論於短期銷售之適用性探討」，**義守大學**，資訊工程研究所，碩士論文，2002。
- [5] 李文義、仇士元，「加總模型的預測效果—以台灣地區汽車銷售量資料為例」，**長庚大學**，企業管理研究所，碩士論文，2002。
- [6] 李少如、黃庭鍾，「企業因應長鞭效應之存貨政策研究—以我國主機板製造業廠商為例」，**國立東華大學**，企業管理學系，碩士論文，2002。
- [7] 朱艷芳、藍筱蘋、王富恩，「長鞭效應在不同需求型態下關鍵影響」，**國防管理學院**，後勤管理研究所，碩士論文，2002。
- [8] 晏啟華、蘇亞力，「運用類神經網路建立武器系統備份零件需求預測模式—以國軍某防空火砲為例」，**國防管理學院**，資源管理研究所，碩士論文，2005。
- [9] 張百棧、徐品勝，「倒傳遞類神經網路在銷售預測之應用—以 TFT-LCD 產業為例」，**元智大學**，工業工程與管理學系，碩士論文，2006。
- [10] 林建福、李錫強，「通路組裝市場主機板銷售預測模式之分析研究—以 A 公司為例」，**世新大學**，資訊管理研究所，碩士論文，2006。
- [11] 傅新彬、常宗盛，「應用 ARIS 建構電子化流程分析模式—以化學材料業 K 公司為例」，**立德管理學院**，科技管理研究所，碩士論文，2003。
- [12] 曹承礎、廖連信，「建置企業資源系統關鍵成功因素之探討—以電子通訊製造業為個案對象」，**國立台灣大學**，資訊管理研究所，碩士論文，2003。
- [13] 許通安、羅慕君，「短期訂單預測模型之研究—PDA 產業為例」，**中原大學**，資訊管理學系，碩士論文，2004。
- [14] 錢炳全、李順益、王學亮，「基於灰色理論之短期銷售預測方法」，**資訊管理展望**，第 5 卷，第 1 期，2003。
- [15] 李友錚，**作業管理：創造競爭優勢**，前程企業管理有限公司，2004。
- [16] 周鵬程，**類神經網路入門：活用 MATLAB**，全華科技圖書股份有限公司，2006。
- [17] 王進德，**類神經網路與模糊控制理論入門與應用**，全華科技圖書股份有限公司，2007。
- [18] 羅華強，**類神經網路—MATLAB 的應用**，高立出版集團，2008。
- [19] 網站，<http://neuron.csie.ntust.edu.tw/>，**台灣科技大學**，資訊工程系所，智慧型系統實驗室。
- [20] Chase, Jacobs and Aquilano, “*Operations Management: For Competitive Advantage*,” The McGraw-Hill Companies, Inc. 2004.
- [21] Hans Corsten, Constantin May, “Artificial neural networks for supporting production planning and control,” *Technovation*, Vol. 16, No. 2, pp. 67-76, 1996.
- [22] F. M. Chang and C. C. Chan, “Improve Neuro-Fuzzy Learning by Attribute Reduction,” *The 27th Annual Meeting of the North American Fuzzy Information Processing Society (NAFIPS'08)*, The Rockefeller University, NY, USA, May 18-21, 2008.
- [23] Baba, K. and Kozaki, M., “An intelligent forecastion system of stock price using neural network”, *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 371-377, 1992.
- [24] Heidi Winklhofer, Adamantios Diamantopoulos, “A model of export sales forecasting behavior and performance: development and testing,” *International Journal of Forecasting*, Vol. 19, pp. 271-285, 2003.
- [25] J. S. Jang, “ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system,” *IEEE Trans.*



- On Systems and Man Cybernet*,” Vol. 23, No. 3, pp. 665-685, 1993.
- [26] L. W. Bridges, N. Mort, “New approaches to on-line quality control for enameled wire manufacture,” *Control Engineering Practice*, Vol. 6, pp. 1397-1403, 1998.
- [27] L.N. Smith, R.M. German and M.L. Smith, “Neural network approach for solution of the inverse problem for selection of powder metallurgy materials,” *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 120, pp. 419-425, 2002.
- [28] Guoqiang Peter Zhang, “An investigation of neural networks for linear time-series forecasting,” *Computers and Operations Research*, Vol. 28, pp. 1183-1202, 2001.