

# 應用類神經網路於顧客群之分類分析

## A Neural Network Approach for Customer Group Classification Analysis

楊錦洲<sup>1</sup> Ching-Chow Yang

陳百盛<sup>2</sup> Bai-Sheng Chen

中原大學工業工程學系

中原大學工業工程研究所

<sup>1</sup>Department of Industrial Engineering, Chung Yuan Christian University &

<sup>2</sup>Doctoral Student, Department of Industrial Engineering, Chung Yuan Christian University

(Received June 16, 2003; Final Version June 16, 2005)

**摘要：**本研究建立了整合品質屬性之重要度與滿意度調查的類神經網路之顧客群分類模式。經過品質屬性之重要度與滿意度調查及分析之後，再以因素分析來萃取出顧客所認為重要的品質屬性構面，並以這些重要構面來建立類神經網路學習模式。利用倒傳遞類神經網路具有辨識類別的特性，來建構顧客對於品質屬性之滿意程度的分群判別模式，並與多變量之線性區別分析和二次區別分析相比較。研究結果顯示，類神經網路的整體分類正確率和預測的精確性均較佳，顯示類神經網路有較佳的分類效果。此外，根據網路中輸入變數對輸出變數的貢獻度分析結果，可明顯得知影響顧客分群結果的決定性因素有那些。對公司而言，由分析的結果可以瞭解不同群體的顧客所需要改善的重點有那些，可作為擬定改善策略上的參考，對於提昇服務品質上有相當程度的貢獻。

**關鍵詞：**顧客滿意、倒傳遞類神經網路、線性區別分析、二次區別分析

**Abstract :** This research establishes a classification model for customer groups using a neural network model. The proposed approach is based on the quality attributes from importance and satisfaction surveys. Factor analysis is utilized first to extract several important service quality attributes from customers. These attributes are used to construct the neural network learning process. The

back-propagation neural network (BPN) is then used to establish a customer group satisfaction classification model. A similar classification model is produced using linear discriminant analysis (LDA) and quadratic discriminant analysis (QDA). The classification performances of these methods are then compared with that from the BPN model. After the comparisons, it can be verified that the overall classification rate and prediction accuracy of the BPN is superior to those obtained using the LDA and QDA models. According to the input node contribution analysis of the output nodes, we can obtain the determinant variables that affect the classified customer satisfaction groups. Therefore, companies can obtain improvement information from the contribution analysis to improve their service quality and increase customer satisfaction.

**Keywords :** Customer Satisfaction, Backpropagation Neural Network, Linear Discriminant Analysis, Quadratic Discriminant Analysis

## 1. 前言

近年來我國的服務業不但發展得非常快速，競爭也越來越激烈，然而在高度競爭的環境下，企業不但要思考如何維持與強化競爭力，更要設法降低成本與提昇顧客的滿意度，以獲得顧客對公司的忠誠度。而顧客的滿意是來自於優質的服務，因而服務品質儼然變成企業在確保競爭力與市場佔有率的重要關鍵。一般而言，由於服務與服務品質的一些特性如高度顧客化、不易標準化、服務品質是由顧客主觀的評量、無法事先篩選不良、顧客會參與服務提供的過程中等，使得服務品質較產品品質更難於衡量與控制（楊錦洲，民 91）。此外，不論是製造業或是服務業均普遍地認知到衡量顧客滿意度的重要性並且發展出衡量顧客滿意度的方法（Pothas *et al.*, 2001）。因此，在現今競爭激烈的環境中，許多公司無不積極以提昇顧客滿意度以維持原有的顧客作為競爭之道。更有越來越多的公司選擇顧客滿意度作為主要的績效指標（Mihelis *et al.*, 2001）。

由於顧客是根據一些顧客視為重要的品質屬性來衡量服務品質。於是，企業要提昇顧客滿意度的首要關鍵便是要瞭解顧客所認知的重要品質屬性或要素有那些，進而在這些品質屬性或要素上提供優質的服務給顧客。而顧客滿意度調查的目地就是要瞭解廠商在關鍵品質屬性上是否滿足顧客的需求與期望（Mihelis *et al.*, 2001）。此外，如何以衡量的結果來判定顧客在滿意程度上的類別，以瞭解各類別的顧客群在那些品質屬性上必須要改善，那些屬性要繼續維持原有的服務水準，甚至有些屬性可以停止提供以降低企業資源的浪費等，以作為公司針對不同類別的顧客群時，在擬定改善服務品質策略上的重要參考依據。因此，除了要能充分的理解顧客的需求，並盡力來提供之外，更要時常以顧客的角度來檢視目前所提供的服務水準是否符合他們所預期的，並且適時適度的加以修正，以確保顧客的滿意。

本文的研究動機是以顧客的觀點來訂定服務品質的衡量項目，藉由因素分析歸納出重要的因素構面，透過類神經網路的分類模式，來建立一套顧客在滿意程度上分群的預測模式。此分類模式對公司而言，可以針對不同分群的顧客提供改善策略的方向，以達到組織在有限資源下，讓改善效益最大化的目的。本研究提出一個完整性的顧客滿意群之分類模式（Classification Model of Customer Satisfaction Groups），並以某品質系統驗證公司之定期追查服務作為實證分析。本模式是以顧客的觀點來訂定衡量的品質屬性，藉由滿意度與重要度的評價，以瞭解顧客在接受服務後對品質屬性所感受的滿意程度與接受服務前對該品質屬性的重要性程度的認知，並以滿意度與重要度兩者之間的差異程度作為服務品質的衡量基準。藉由因素分析，共萃取出保證性、反應性、附加價值、同理心、有形性及合理性等六個構面因素。

為了提高顧客在滿意程度分群上的精確度，本文以倒傳遞類神經網路（Backpropagation Neural Network, BPN）作為分類的方法，來建構顧客群的判別模式，並以多變量分析之線性區別分析（Linear Discriminant Analysis, LDA）和二次區別分析（Quadratic Discriminant Analysis, QDA）來比較分類結果的正確性。經研究分析結果顯示，雖然類神經網路和區別分析對顧客所認知的服務品質分群的判別結果皆是明顯有效的，但顯然類神經網路具有較高的整體分類正確率，且其分類預測的效果與精確性均較LDA與QDA模式為佳。此外，根據網路中輸入變數對輸出變數的貢獻度分析結果，可明顯得知影響顧客分群結果的決定性因素有那些。對公司而言，由分析的結果可以瞭解不同分群的顧客所需要改善的重點有那些，可作為擬定改善策略上的參考。

## 2. 顧客滿意度調查

重視顧客滿意度與顧客忠誠度一直是企業經營很重要的課題。自80年代開始推動全面品質管理（Total Quality Management）以來，追求顧客滿意更是企業經營的焦點（Clark, 1991），而追求顧客滿意的目的無非是要提升顧客忠誠度，以提高顧客購買的意願與金額，進而增加公司的獲利（Gorst *et al.*, 1998）。有研究指出，顧客滿意度的提昇不但有助於公司獲利的增加，更有助於公司的發展（Dubrovski, 2001）。此外，顧客滿意度衡量的目地不單只是為了『衡量』顧客的真正滿意實況，而最主要的目的就是要找到改善之處。於是，大多數的公司都會做顧客滿意度調查，而且，也經常會依據調查結果來進行相關的品質改善。

然而，實務上在進行顧客滿意度調查時，一般傳統或是慣例式的衡量方式是以問卷調查方式來進行滿意度的衡量，亦即是衡量顧客在使用過產品或接受服務後之整體滿意程度。然而公司在設計滿意度調查之問卷時，均是從自己的角度來思考，因而當在進行了滿意度調查之後，不一定能真正瞭解到顧客確實的滿意程度，原因在於量表上的問項並不一定是顧客視為重要的品質屬性。有可能會有些顧客認為重要的品質屬性並未列入量表中，而這些未列入量表的品質屬性卻有可能是公司未做好的部分，造成滿意度衡量的結果無法真實反映出顧客滿意的狀況。因此，若只

以滿意度調查來作為服務品質好壞的評價，有可能會遺漏了真正需要改善的品質屬性。鑑於此，廠商在進行顧客滿意度調查的同時也能進行品質屬性的重要度調查，由重要度調查的分析中也可了解到顧客的需求以及對品質屬性重視的程度，而且，公司欲有所改善時，則重要度高，但滿意度低的項目可優先考量。

在服務品質的衡量上，Parasuraman *et al.* (1985, 1988) 發展了一套衡量服務品質的模式，並定義了『認知的服務品質』，且由五個構面：有形性 (Tangibles)、可靠性 (Reliability)、速應性 (Responsiveness)、保證性 (Assurance) 和同理心 (Empathy) 來衡量服務品質。更以此為架構而發展出SERVQUAL之服務品質衡量模式，由所定義的認知的服務品質 (Perceived Service Quality) 可知，當認知的服務水準高於期望的服務時，顧客對品質的評價是正面的；但如果認知的服務水準低於期望的服務時，則會有負面的評價 (Parasuraman *et al.*, 1988)。

一般來說，企業界普遍用滿意度調查來衡量服務品質，然而若是只以滿意度來衡量的話則衡量的品質屬性不一定是顧客認為重要的，因而此種衡量服務品質的方式較不周延。而以SERVQUAL衡量方式的觀點，則認知的服務品質即是認知的服務與期望的服務之間的差距。此差距大多是負值。若其負值愈大，表示顧客所期望的越高，而實際感受的服務水準卻較低，顯示顧客對該項品質屬性有較負面的評價，因而該項屬性有待改善；相反地，若其正值越大，表示顧客實際感受到的服務水準比原先所期望的較高，顯示顧客滿意該項屬性的服務品質。因此，SERVQUAL衡量方式是以顧客的期望作為衡量的重點。然而實務上SERVQUAL量表的設計與作答方式對企業界來說難度較高，因而在實際進行上較不方便。因此，本研究採用類似SERVQUAL衡量的觀點，進行品質屬性的重要度與滿意度的調查以作為服務品質衡量的基礎，並以滿意度 (Satisfaction Degree) 與重要度 (Importance Degree) 衡量值之間的差異分數 (Difference Scores)，也就是顧客對該項品質屬性實際感受到的滿意程度與所認知的重要程度之間的差異，作為服務品質改善的衡量指標 (即重要度高但滿意度低的品質屬性做為改善的重點)，再利用類神經網路將顧客分類為高滿意度、中滿意度及低滿意度群，並針對各群體顧客進行分析，以建議公司未來在訂定服務品質改善策略上之參考。

### 3. 倒傳遞類神經網路

近年來，類神經網路 (Artificial Neural Networks, ANN) 的研究與應用快速的發展。由於類神經網路具有可以容忍不完全、遺失和雜音的資料；是一種無須參數，且不需要任何關於資料分佈的事先假設之方法；及具有建構任何複雜非線性與連續函數映對問題的能力等優點 (Vellido *et al.*, 1999)。因此，不只侷限於影像、語音、與文字識別方面問題的應用，更擴展到工業工程相關領域、商業與金融、科學與資訊等方面的應用。其中，在解決商業應用問題上以市場區隔、銷

售預測、財務預測與信用評比、保險風險評比、電信業相關應用和作業管理等，以及應用更廣泛的資料探勘 (Data Mining) 的方法與技術等 (Smith and Gupta, 2000)。

目前已有數種成熟的網路模式被提出，並且成功地被運用在商業預測與工程應用上。Vellido *et al.* (1999) 蒐集了從1992年至1998年應用類神經網路於商業上的分析，約有78%的應用是以監督式的倒傳遞類神經網路 (Backpropagation Neural Network, BPN) 為分析模式。根據Pendharkar (2002)的調查，大部分應用在不同領域的類神經網路都屬於分類問題 (Classification Problems)，例如Mangiameli and West (1999) 所發展的mixture-of-expert (MOE) 類神經網路，此模式利用BPN作為兩群體分類的工具，並以信用卡、心臟病、乳癌與肝炎之判別研究作為實證案例，結果發現MOE比倒傳遞類神經網路及其他傳統統計分類技術較為精確且穩定。池文海與李維斌 (2001) 以BPN來辨識銀行服務品質的類別分析，結果顯示最終整體辨識率較優於多變量的區別分析。Bertels *et al.* (1999) 建立以組織面向與管理面向為基礎的評估準則，來評估企業經營績效的分類研究，並分別以BPN與線性區別分析來構建分類模式，研究結果顯示BPN的分類效果並不優於區別分析模式，除非在問題中具有相當程度的不確定性。在Lee *et al.* (2002) 的研究中，提出一套整合區別分析與BPN的兩階段模式建構程序，將區別分析作為關鍵輸入變數之篩選，並以區別分析之結果作為輸入層之額外資訊，研究發現混合型的類神經鑑別分析對於信用卡評比的分類效果明顯優於線性鑑別分析、羅吉斯迴歸 (Logistic Regression) 與倒傳遞神經網路。Partovi and Anandarajan (2002) 以BPN與基因演算法 (Genetic Algorithms) 作為網路學習法則，對製藥公司的存貨進行ABC分類研究，結果顯示類神經網路分類的結果較佳於複區別分析，甚至以基因演算法為學習法則的網路其分類效果優於倒傳遞演算法。此外，Smith and Gupta (2000) 也提出BPN是較適用於解決預測、分類與系統模式建構方面的問題。而本研究主要是分析關於顧客群之分類問題，故利用倒傳遞類神經網路具有學習精確率高、回想速度快等優點作為主要分析工具。有關倒傳遞類神經網路之基本架構與運作方式在附錄中有概略性介紹。

由於在應用倒傳遞類神經網路時會因為隱藏層神經元數目、學習速率 (Learning rate) 及慣性因子 (Momentum) 等 (邱志洲等, 民91; 葉怡成, 民90; Su *et al.*, 2002;) 參數的設定而影響到網路的預測效果與訓練時間。因此，在網路學習過程中，會以這三個參數之間的最佳組合，來找尋最適合的網路架構。至目前為止，在文獻上並無一種可以適用於解決任何問題的網路架構方法，多半是利用試誤法 (Try-and-error) 來建構其網路模型，先任選一組初始參數值，觀察訓練過程之均方根誤差 (Root Mean Square Error, RMSE) 變化情形，逐一調整參數，直到找到最小之RMSE。此方式相當耗費時間，且其找出的最佳模式對於問題的分類效果也未必是最佳的。而BPN在應用上有兩項基本限制而影響到分類的預測效果，一為網路的學習很容易因為局部最小解而停止 (Leung, 1999)，另一為受限於問題與訓練資料本身的複雜度 (Piramuthu, 1998)。

基於上述因素，有學者提出運用BPN時利用模擬退火法 (Simulated Annealing)、基因演算法 (Generic Algorithm) 及塔布搜尋法 (Tabu Search) 等最佳化方法來求算整體最佳化的解 (Sexton

*et al.*, 1998, 1999; Sexton, 1999; Partovi, 2002)。根據上述研究結果顯示，利用這些演算法均比傳統之倒傳遞演算法則所得到的預測結果均較佳；另外利用統計與數值分析方法作為篩選或預先處理資料（Stein, 1993）；或利用區別分析作為關鍵輸入變數之篩選，並以其結果作為輸入層之額外資訊，以提高網路的分類效果（Lee *et al.*, 2002）。藉由以上這些方法來提高網路的學習與辨識能力，並建立一個更為快速且精確的分類模式。在本研究中為了有效減少類神經網路輸入變數的個數，遂利用因素分析中之主成份分析來篩選出具有關鍵決定性的輸入變數，以利於進行顧客群之分類分析。

## 4. 顧客滿意度調查與分類模式

在本研究中，首先是進行服務品質的調查，接著才是利用分析的結果以類神經網路的方式來進行顧客群之分類模式，詳見圖1之研究進行架構。由於品質是由顧客來衡量的，故此滿意度調查與分類模式的主要目的就是考量顧客在接受服務後，對所認知的品質屬性的滿意程度上之衡量並予以分類，以區隔出顧客對滿意度評量後，在滿意程度上的分群，進而作為公司在訂定服務品質改善策略上之參考與強化顧客關係管理上的落實方向，以下簡要說明模式中各步驟的進行方式與內容。

### 4.1 內部與外部顧客訪談

為了要瞭解顧客所重視的服務品質屬性或要素，以兩方面來進行。一方面針對公司的業務人員或服務人員進行座談。藉由座談來探討顧客決定服務品質之重要品質屬性；另一方面，也針對重要的顧客，如抱怨最多者、交易金額較大者、來往時間較長者等，進行深入訪談，以瞭解他們所重視的品質屬性（Yang, 2003）。再將所有的品質屬性加以整理及分析。

### 4.2 篩選重要服務品質之屬性

在完成上一步驟後，將兩部分所得的品質屬性整合在一起，再以集體決策之方式決定出重要之品質屬性。再以這些重要的品質屬性來設計問卷，則所進行的滿意度調查才較能測量出顧客真確的滿意程度。

### 4.3 重要度與滿意度調查

經過上一步驟之重要品質屬性篩選後，並分別設計品質屬性之重要度與滿意度調查之問卷。問卷是以每一項品質屬性均以重要度與滿意度之成對問項的方式來設計，且均利用到李克特之五尺度（Likert Five-point Scale）量表。重要度調查的目的在於瞭解顧客對於這些品質屬性上所認知的重要性程度；而滿意度調查的目的即是對於這些品質屬性，顧客所感受到公司所提供之服務

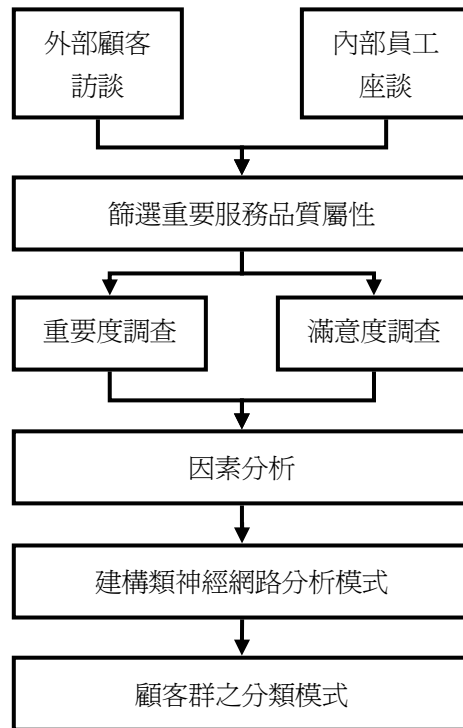


圖1 利用類神經網路於顧客群分類模式之進行架構

水準的滿意程度。在李克特之五尺度量表上，以重要度調查而言即是『非常不重要』、『不重要』、『普通』、『重要』與『非常重要』；滿意度調查則為『非常不滿意』、『不滿意』、『普通』、『滿意』與『非常滿意』。最後，則以滿意度衡量值減去重要度衡量值，作為品質屬性之改善係數。

#### 4.4 因素分析

當調查結果經過分析之後，再進行因素分析，其目的在減少類神經網路分析的複雜度。因為當輸入變數過多時，則對網路的學習能力與預測績效具有相當程度的影響。即是當某輸入變數的特性與輸出變數間存在著明確的對映關係時，則可能因為過多不必要的輸入變數而混淆了該輸入與輸出變數間的對映規則，進而影響到網路的預測能力。因此，為了要有效減少衡量問項（變數），並且萃取出具影響品質績效的決定性變數（Determinant Variables），因此遂利用因素分析中之主成分分析（Principal Component Analysis）以篩選出具有關鍵決定性的輸入變數。透過主成分分析法並以最大變異數法進行直交轉軸，在本研究中選取轉軸後之因素負荷量（Factor Loading）之絕對值大於0.5的變數作為新因素的組成因子。因素負荷量代表該因子對某項因素的重要性，

其值越大表示該因子對該因素越重要，並根據Kaiser (1958)的建議，保留特徵值大於1.0的因素，並且進行巴氏球形檢定 (Bartlett Test of Sphericity) 來檢定各變數間是否存在有相關性，確保因素分析的可行性。

本研究利用主成份分析的目的，即是對輸入變數進行分析，以期找出相依性高的變數並將之合併為組合變數，保留或合併對分類結果較有顯著貢獻度的因素，並且剔除對分類結果較無顯著影響的因素，以利網路在輸入與輸出之間對映關係的學習能力。

#### 4.5 類神經網路模式之收斂與驗證測試

在建構BPN之分類模式時，一旦決定了輸入變數與輸出變數後，另一個重要的工作就是找出一個穩定且預測效果較佳的網路架構，因此有必要設定某些評估指標作為網路架構選取的準則。常用的類神經網路預測績效的評估指標有平方根誤差、均方根誤差、平均絕對誤差、總正確率、總錯誤率等。由於本研究是屬於分類問題，故以分類正確性 (Classification Accuracy, CA) 與均方根誤差 (Root Mean Square Error, RMSE) 作為評估網路預測能力的主要指標。當網路建構完成後，為了要驗證網路的預測績效，需對網路進行測試。分成收斂測試與驗證測試。

##### ■ 收斂測試

收斂測試的目的在於當進行數種不同網路架構之訓練時，依照收斂準則 (Convergence Criteria) 來選取適當的網路架構。並以下列網路收斂準則的優先順序作為網路架構選取的標準 (Su *et al.*, 2002)：

- (a) 有較高的分類正確率
- (b) 測試樣本具有最小的 RMSE
- (c) 訓練樣本具有最小的 RMSE
- (d) 測試與訓練樣本之 RMSE 之差異值最小

而分類正確率與均方根誤差的計算方法見公式(1)與(2)。

$$\text{分類正確率} = \frac{\text{分類正確樣本數}}{\text{總樣本數}} \quad (1)$$

$$\text{均方根誤差} = \frac{1}{s} \sqrt{\sum_{i=1}^s (T_i - O_i)^2} \quad (2)$$

其中， $s$ 、 $T_i$ 與 $O_i$ 分別代表訓練樣本個數、樣本 $i$ 的實際輸出值與樣本 $i$ 的預測輸出值。

##### ■ 驗證測試

當網路滿足收斂條件後，為了更進一步確認網路的有效性與可靠度，即利用散佈圖進行驗證測試。因網路之輸出層處理單元之實際輸出值與預測輸出值均為實數，因此可利用散佈圖來做驗



證。以橫軸為輸出層處理單元的預測輸出值，縱軸為實際輸出值，將各樣本的結果繪製在圖上即可形成散佈圖，若圖上的點均在圖的對角線上則網路的效果良好。另外，亦可利用相關係數 $\rho$ ，來衡量散佈圖上點集中在對角線的程度。而 $\rho$ 的計算方式見公式(3)。

$$\rho = \frac{(\sum T_i O_i - n \cdot \mu_i \cdot \mu_o)}{(n-1) \cdot \sigma_i \cdot \sigma_o} \quad (3)$$

其中， $\sigma_i$  = 目標輸出值之標準差 =  $\sqrt{\sum_i (T_i - \mu_i)^2 / (n-1)}$

$\sigma_o$  = 預測輸出值之標準差 =  $\sqrt{\sum_i (T_i - \mu_o)^2 / (n-1)}$

$\mu_o$  = 預測輸出值之平均值； $\mu_i$  = 目標輸出值之平均值

相關係數的值域應是在 [-1.0, 1.0] 間，若能在0.8以上則可視為結果良好（葉怡成，民90）。

## 5. 實證分析

爲了驗證本文所提出的以類神經網路爲基礎的顧客滿意度之分類模式的可行性與有效性，本研究以一家ISO驗證公司爲案例分析，針對其定期追查流程進行研究。經過內外部顧客訪談和重要品質屬性的篩選後，共訂定了29項衡量問項，並分爲稽核人員、公司制度、換證服務、行政管理與附加價值等五大構面。本研究主要的目的就是要考量顧客在接受驗證公司之定期追查服務時在這五個構面上所感受到的滿意程度，進而對顧客所認知的滿意程度予以分類，以區隔出不同滿意程度的顧客群，以作爲公司在訂定服務品質改善策略上之參考，並能強化顧客關係管理的落實度。在分析上所使用之應用軟體方面，因素分析與區別分析模式以SPSS 10.0套裝軟體進行分析，而在類神經網路模式之建構上則以Qnet 2000進行網路建構與分析。

### 5.1 統計分析

針對該驗證公司在臺灣所有的顧客進行全面性之調查，共發出2060份問卷，回收529份問卷，回收率爲25.68%。經過篩選後，剔除資料不完整以及無效問卷，有效樣本數爲467份，有效回收率爲22.67%。在樣本分佈上，電子業共102份，營建業54份，傳統製造業51份，化學（工）與塑膠業71份，機械設備業106份及服務業83份。在信度分析方面，以Cronbach's  $\alpha$ 值來衡量各因素構面之變數的內部一致性。 $\alpha$ 值越高，表示內部一致性越高。由表1之重要度、滿意度與Cronbach's  $\alpha$ 值分析表可看出，各衡量構面的Cronbach's  $\alpha$ 值皆大於0.78，符合Nunnally（1978）

所建議的標準，即Cronbach's  $\alpha$ 係數值至少大於或等於0.7才是可以接受的信度範圍，顯示資料具有可接受的信度。

在重要度與滿意度分析之敘述統計上，在重要度調查方面，以稽核人員構面之重要度分數最高為4.346，尤其是專業知識與能力（4.595）的平均數最高，顯示顧客認為該項是他們最關切的。其次為對問題點提出建設性建議（4.565）、評核的一致性（4.544）等，顯示出顧客所關切的品質屬性多半來自於關於稽核人員部份，亦反應了專業性的服務在該產業是必須具備的。而顧客認為較不重要的有海外稽核的服務（3.585）、稽核人員的服裝儀容（3.852）、文宣品有良好溝通性（3.895）等。在滿意度方面，整體而言顧客較滿意的構面為稽核人員，其滿意度分數為4.179，尤以對時間掌握（4.248）、溝通能力與技巧（4.206）、與客戶之間的互動關係（4.199）、專業知識與能力（4.195）等，顯示顧客對於稽核人員的素質上算是滿意的。而在換證服務構面上是五個構面中滿意度最低的（平均數為3.806），其次為附加價值構面（平均數為3.816）。而顧客最不滿意的品質屬性為海外稽核的服務（3.563）、其次為稽核服務的合理收費（3.593）、證書更換取得時間（3.790）等。

## 5.2 因素分析

在以各服務品質屬性之滿意度與重要度之差異分數為基礎進行因素分析時，根據Kaiser（1958）的建議，保留特徵值大於1.0的因素，並且進行巴氏球形檢定（Bartlett test of Sphericity）來檢定各變數間是否有存在相關性，以確保因素分析的可行性。經巴氏球形檢定結果，其近似卡方值為4907.002，自由度為406，顯著水準達0.000，且Kaiser-Meyer-Olkin（KMO）之度量值高達0.922，非常接近1.0，顯示變數間有顯著的相關性，因而本研究所抽樣的資料適合進行因素分析。因素分析的結果，保留轉軸後之因素負荷量絕對值大於0.5的變數，因而將原來29個服務品質項目刪減為23個（刪除的項目有稽核人員之態度與親和力、公司文宣品有良好溝通性、提供詳細稽核行程與作業、換證前與客戶溝通、儘量給予客戶修正的機會、適時回應顧客抱怨與申訴等），並從中再萃取出六個合成因素，並依照其組成因子所代表的涵意，將此六個合成因素重新命名為保證性（Assurance）、反應性（Responsiveness）、附加價值（Value-added）、同理心（Empathy）、有形性（Tangibility）及合理性（Rationality）等六構面，其累積解釋變異量為54.65%，顯示經因素分析之後應可接受對衡量變數重新組合的解釋能力，（詳見表2），並將此六個因素構面視為類神經網路的輸入變數來建構分類模式。

## 5.3 類神經網路之分類模式

在BPN模式建構部分，將467個有效樣本分為訓練樣本（Training Patterns）與測試樣本（Testing Patterns）兩部分，其中75%有效樣本作為網路訓練之用，另外25%作為網路測試。在本模式中，共有六個輸入層節點，即 $(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6)$ 分別表示為保證性、反應性、附加價值、同理心、

表1 重要度、滿意度與Cronbach's  $\alpha$ 值分析表

構面	服務品質屬性	重要度		Cronbach's $\alpha$	滿意度		Cronbach's $\alpha$
		平均值	標準差		平均值	標準差	
稽核人員	1.專業知識與能力	4.595	.529	0.8017	4.195	0.543	0.8865
	2.服裝儀容	3.852	.647		4.148	0.522	
	3.對時間掌握	4.129	.605		4.248	0.588	
	4.對問題點提出建設性建議	4.565	.546		4.191	0.604	
	5.態度與親和力	4.251	.593		4.201	0.569	
	6.評核的一致性	4.544	.567		4.047	0.663	
	7.與客戶之間的互動關係	4.366	.553		4.199	0.568	
	8.溝通能力與技巧	4.469	.553		4.206	0.568	
	平均	4.346	0.574		4.179	0.578	
行政服務	9.與客戶間保持密切聯繫	4.086	.623	0.8509	3.801	0.662	0.9052
	10.迅速獲得正確的諮詢服務	4.358	.577		3.968	0.643	
	11.配合客戶調整行程表	4.139	.611		4.126	0.641	
	12.專案負責人	4.039	.719		3.833	0.716	
	13.行政與業務人的態度	4.069	0.611		3.987	0.621	
	14.良好的溝通管道	4.240	0.550		3.934	0.623	
	15.稽核服務的合理收費	4.227	0.638		3.593	0.676	
	16.文宣品有良好溝通性	3.895	0.642		3.794	0.636	
	平均	4.131	0.621		3.880	0.652	
公司制度	17.提供詳細行程與作業程序	4.276	0.606	0.7998	4.054	0.677	0.8575
	18.換證前與客戶溝通	4.221	0.646		3.846	0.627	
	19.稽核人天數的適當性	4.105	0.661		3.938	0.595	
	20.給予客戶修正的機會	4.411	0.599		4.092	0.595	
	21.對問題的共識	4.505	0.542		4.049	0.589	
		平均	4.304		0.611		
換證	22.證書更新時間快	4.034	0.717	0.7995	3.790	0.658	0.8373
	23.提供證書轉換服務	4.171	0.684		3.822	0.583	
		平均	4.103		0.701		
附加價值	24.回應顧客抱怨與申訴	4.411	0.569	0.7813	3.976	0.598	0.8540
	25.海外稽核服務	3.585	0.755		3.563	0.633	
	26.協助客戶改善管理與作業系統之服務	4.193	0.679		3.803	0.674	
	27.相關的教育訓練	4.111	0.646		3.854	0.632	
	28.新舊條款對照與諮詢服務	4.409	0.629		3.814	0.673	
	29.稽核報告中文化	4.058	0.729		3.884	0.699	
		平均	4.128		0.668		

表2 服務品質屬性因素分析後之分類表

服務品質屬性	保證性	反應性	附加價值	同理心	有形性	合理性
6.評核的一致性	.689					
4.對問題點提出建設性建議	.639					
1.專業知識與能力	.610					
8.溝通能力與技巧	.596					
21.對問題點的認知有共識	.532					
7.與客戶之間的互動良好	.502					
12.專案負責人		.751				
11.配合客戶調整行程表		.647				
14.良好的溝通管道		.626				
10.迅速獲得正確的諮詢服務		.570				
13.行政與業務人的態度		.565				
9.與客戶間保持密切聯繫		.512				
28.新舊條款對照與諮詢服務			.722			
27.相關的教育訓練			.665			
29.稽核報告中文化			.638			
26.協助改善管理與作業系統之服務			.598			
22.證書更新時間快				.797		
23.提供證書轉換服務				.760		
25.海外稽核服務				.566		
2.服裝儀容					.701	
3.對時間掌握					.583	
15.稽核服務的合理收費						.846
19.稽核人天數的適當性						.517
特徵值	9.136	1.826	1.518	1.094	1.191	1.083
解釋變異量	31.504	6.297	5.234	3.773	4.108	3.735
累積解釋變異量	31.504	37.801	43.035	46.808	50.915	54.650

註：Kaiser-Meyer-Olkin取樣適切性量數為0.922；Bartlett 球形檢定之近似卡分值为4907.002；自由度為406；顯著性為0.000。

有形性及合理性等因素構面之滿意度與重要度之平均差異分數。爲了要區別所有顧客對品質屬性在滿意程度上的差異，故將顧客的群體劃分為三類，分別代表低滿意度群、中滿意度群和高滿意度群，便於分群後針對各群體客戶進行品質屬性之改善及管理（池文海、李維斌，民90），並以此三個變數作爲輸出層節點。而BPN所要決定的網路參數有學習循環次數、學習速率、慣性因子、隱藏層節點數等四個參數。在學習循環次數上，設定爲10000次；在隱藏層節點數部分，依照拇指法則公式（NeuralWare, 2001），見公式(4)，作爲決定隱藏層節點數之初步參考

$$h = \frac{s}{5 \times (m + n)} \quad (4)$$

其中， $h$  為隱藏層節點數； $s$  為訓練樣本個數； $m$  為輸出層節點數； $n$  為輸入層節點數。根據此公式得到起始隱藏層節點數為 8，故設定隱藏層節點數由 6~13；而學習率則以 0.02、0.04 與 0.08 進行測試；最後慣性因子則以 0.6、0.7 與 0.8 進行測試，並且以 Sigmoid 函數作為網路中的非線性轉換函數。共進行了  $8 \times 3 \times 3 = 72$  次網路實驗，在選取網路架構準則方面，以均方根誤差 (RMSE) 與分類正確率為主要評估指標。經過網路訓練測試後結果，當在網路結構為 6-12-3 時，即輸入層、隱藏層和輸出層分別包含 6、12 和 3 個節點數，且學習率為 0.02 和慣性因子為 0.8 時，在 72 次的實驗中有最高的分類正確率（訓練樣本為 73.9%，測試樣本為 74.1%），與最低之 RMSE 值。但本研究認為該架構對於網路的預測能力與精確性似乎不太理想。故為了增加預測的能力與精確性，讓 6-12-3 為網路起始架構，另增加一個隱藏層，重新進行網路測試。表 3 列出增加第二層隱藏層時之網路測試部份結果。由表 3 中可明顯看出當網路架構為 6-12-10-3 且（學習率，慣性因子）=（0.04, 0.8）時，該模式之訓練與測試之辨識率為 98.4% 和 93.7% 是所有測試實驗中較佳的，而其 RMSE 值分別為 0.013032 和 0.074376，且兩者之間的差異為 0.061344。以不同網路架構為橫軸，相對該網路架構之 RMSE 值為縱軸，繪製訓練與測試之 RMSE 值差異變動情況，由圖 2 中可得知 6-12-10-3 架構之訓練與測試之 RMSE 的表現均是較佳的。根據網路架構選取的準則，此網路模式應可視為是最佳的網路模式。圖 3 為訓練與測試樣本之 RMSE 值與學習次數之趨勢關聯圖，由圖 3 中亦可知在該架構下訓練與測試模式之收斂情況良好，因此可以說滿足網路建模時之受斂測試條件；而在驗證測試上，訓練樣本的相關係數高達 0.9992 而測試樣本為 0.9743。因此，可以推斷 6-12-10-3 是最適合的網路架構，接著以此架構進行網路的回想模式 (Recall Model)，將資料進行分類處理。

表4為經過類神經網路分類後的結果，在各滿意度群體的個數上，歸屬於低滿意度群的顧客共有87位，中滿意度群共有183位，高滿意度群共有197位。整體來看，在所回應的顧客中對該驗證公司的定期追查服務，所感受到高滿意績效的比率佔42.18%，中滿意度績效為39.19%，低滿意度績效為18.63%。顯示接近一半的顧客都滿意該公司所提供的服務水準，而有約五分之一的顧客認為該公司的服務品質是較低的。整體而言，該公司的服務品質應是不錯的。在各群體的分類結果上，有196位高滿意度群的顧客被正確的分類，辨識率高達99.49%，有1個原為高滿意度群的顧客，被錯分為中滿意度群體中；有181位中滿意度群的顧客被正確的分類，辨識率亦高達(98.91%)，有1(1)個原為中滿意度群的顧客，被錯分為高(低)滿意度群體中；有86位低滿意度群的顧客被正確的分類，有1個原為低滿意度群的顧客，被錯分為中滿意度群體中，其辨識率為98.85%。而整體的分類正確率更高達99.14%。顯示以類神經網路作為分類的技術在各群體的分類預測能力與精確性上皆有很好的效果。

表 3 網路訓練與測試結果

網路架構	學習率	慣性因子	訓練樣本		測試樣本		RMSE差異
			RMSE	辨識率(%)	RMSE	辨識率(%)	
6-12-4-3	0.02	0.8	0.021761	95.8	0.086402	92.6	0.064641
	0.03		0.015199	97.4	0.087058	92.6	0.071859
	0.04		0.013051	96.9	0.100244	90.3	0.087193
6-12-5-3	0.02	0.8	0.021560	95.2	0.065203	91.7	0.043643
	0.03		0.019326	93.1	0.119658	89.2	0.100332
	0.04		0.032080	87.2	0.132512	85.6	0.100433
6-12-6-3	0.02	0.8	0.020237	92.5	0.084813	88.0	0.064576
	0.03		0.027819	95.1	0.071383	92.9	0.043564
	0.04		0.035695	96.0	0.078396	93.4	0.042701
6-12-7-3	0.02	0.8	0.020549	92.7	0.087050	87.2	0.066501
	0.03		0.018020	97.0	0.070946	93.2	0.052926
	0.04		0.021549	90.2	0.087542	89.2	0.065993
6-12-8-3	0.02	0.8	0.028902	96.2	0.062723	93.2	0.033821
	0.03		0.023611	95.2	0.071835	92.6	0.048224
	0.04		0.014420	97.3	0.093767	92.0	0.079347
6-12-9-3	0.02	0.8	0.021876	95.9	0.058324	93.2	0.036448
	0.03		0.016740	97.5	0.077870	93.2	0.061130
	0.04		0.012441	96.8	0.099757	91.5	0.087316
6-12-10-3	0.02	0.8	0.020810	93.0	0.077471	88.6	0.056661
	0.03		0.016705	95.0	0.096238	89.2	0.079533
	0.04		0.013032	98.4	0.074376	93.7	0.061344

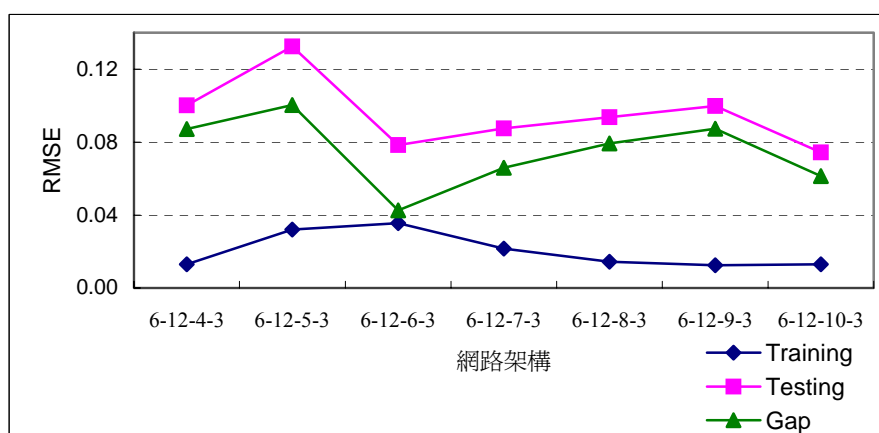


圖 2 不同網路模式與其 RMSE 值之變動趨勢

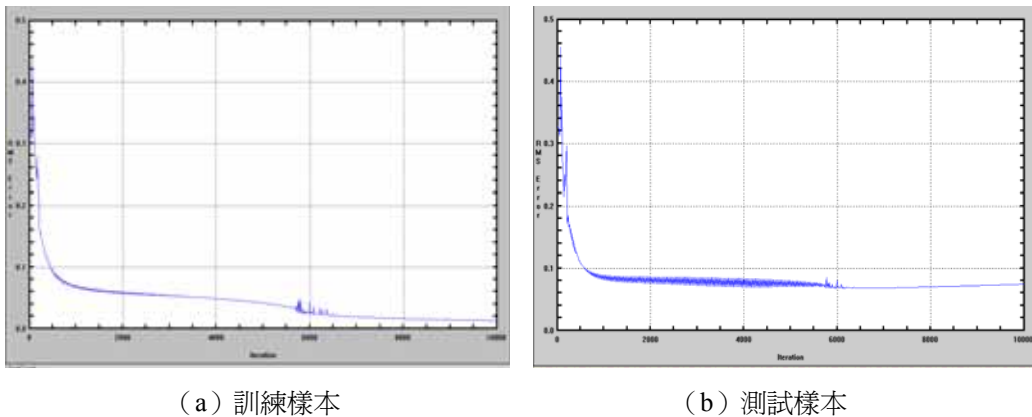


圖 3 RMSE 值與學習次數之趨勢關聯圖

表 4 類神經網路之分類結果

預測分群 \ 實際分群	高滿意度群	中滿意度群	低滿意度群
高滿意度群	196 (99.49%)*	1	0
中滿意度群	1	181(98.91%)	1
低滿意度群	0	1	86 (98.85%)
整體分類正確率：99.14%			

\* ( ) 內的值為該群體的分類正確率

#### 5.4 因素構面對滿意度分群之貢獻度分析

爲了要瞭解因素構面對顧客滿意度分群的影響程度，有必要更進一步來分析在類神經網路中輸入變數 ( $X_i$ ) 對輸出變數 ( $Y_i$ ) 之間的對映關係，亦即是在  $Y = f(X)$  的關係中，分析出  $X$  對  $Y$  的貢獻程度。因此，計算在網路中輸入節點對輸入節點之貢獻度程度，來分析這些因素構面對顧客分群的影響，並以改善係數 (滿意度減去重要度所換算之平均數)，其值越大表示顧客在該因素構面實際的滿意程度較高於所認知的重要程度，也就是愈符合顧客所期望的服務水準；換言之，若該值越小，則表示公司所提供的服務表現較顧客所期望的低，顯示顧客越不滿意公司的服務水準。表5爲貢獻度分析後的結果，以下針對各顧客群加以說明。

##### ■ 高滿意度群顧客

在197位被歸類爲高滿意度群顧客中，其改善係數中有五個構面爲正值 (除保證性爲 -0.064)，顯示該群的顧客認爲公司所提供的服務品質績效之表現高於他們內心所期望的。其中，有形性構面的貢獻度爲24.00%是所有構面中最高的，顯示該構面是顧客認爲到高滿意的主要原

表5 因素構面對顧客分群的貢獻度分析

輸入節點	輸出節點		
	Y <sub>1</sub> (高滿意度群)	Y <sub>2</sub> (中滿意度群)	Y <sub>3</sub> (低滿意度群)
X <sub>1</sub> (保證性)	8.83% (-0.064)	12.03% (-0.407)	12.49% (-0.927)
X <sub>2</sub> (反應性)	16.19% (0.144)	17.97% (0.380)	16.79% (-0.843)
X <sub>3</sub> (附加價值)	12.66% (0.005)	16.08% (-0.397)	16.68% (-1.072)
X <sub>4</sub> (同理心)	22.08% (0.175)	21.33% (-0.255)	23.74% (-0.954)
X <sub>5</sub> (有形性)	24.00% (0.334)	12.35% (0.315)	4.73% (-0.305)
X <sub>6</sub> (合理性)	16.24% (0.143)	20.23% (-0.663)	25.57% (-1.069)

\* ( ) 內的值為改善係數

因，而該構面的改善係數為0.334為所有因素中最高的，顯示該構面的服務水準確實高於顧客的期望。值得注意的是，雖然保證性（8.83%）的貢獻度為較低的，但是其改善係數卻為-0.064，顯示顧客普遍認為該公司在此構面上所提供之服務表現雖未能如他們所預期的，但仍是在可接受的範圍內。因此，對未來的管理策略上不但要保持原有在有形性方面的提供水準，如稽核人員的服裝儀容和對時間掌握上的服務水準之外，更要加強在保證性方面的服務水準，例如『稽核人員評核的一致性』、『對問題點提出建設性建議』、『強化專業的知識與能力』、『具備良好的溝通能力與技巧』、『對問題點的認知有共識』以及『與客戶之間的互動良好』等，以維持顧客的高滿意程度。

#### ■ 中滿意度群顧客

對中滿意度群的183位顧客而言，反應性與有形性構面之改善係數均大於零，顯示他們認為公司在這些因素構面上所提供的服務績效超出他們所預期的；而在保證性、附加價值、同理心和合理性構面上卻是低於他們所期望的。尤其是合理性構面，因其貢獻度高達20.23%，且改善係數為-0.663為六個構面中最低者，因此若要提昇中滿意度群的顧客滿意度，建議可以先針對合理性構面之品質屬性，例如稽核服務的合理收費和稽核人天數的適當性等先進行檢討，並且提出適當的調整。其次，也應針對同理心構面的屬性（貢獻度為21.33%，改善係數為-0.255）進行適當的改善。

#### ■ 低滿意度群顧客

對低滿意度群的87位顧客而言，六個因素構面的改善係數均小於零，顯示該群之顧客對公司所提供之服務品質均較他們所期望的為低。而貢獻度最高的為合理性構面的25.57%，且其改善係數為-1.069，表示造成該顧客群所感受到低服務品質的主要原因是來自於有關合理性方面的服務，例如『稽核服務的合理收費』和『稽核人天數的適當性』。其次為同理心構面（貢獻度為



23.74%，改善係數為-0.954）之『證書更新取得時間』、『提供證書轉換的服務』以及『海外稽核服務』等，建議公司有必要針對上述之品質屬性的提供過程與標準進行適切的檢討、調整與改善。此外，貢獻度最低的為有形性構面（4.73%），雖然其改善係數亦小於零，但因其貢獻度較低，而在公司的有限資源下，其改善的迫切程度較低。

綜上所述，爲了要提昇顧客對品質屬性的滿意程度，本研究建議先針對低滿意度群的顧客進行改善。而在改善的優先次序上，在考量公司的有限資源與改善的效益上，應以在類神經網路中輸入變數對輸出變數的貢獻程度作為改善次序的參考。亦即是貢獻度較高且改善係數較低的因素爲先，即是同理心與合理性構面。在這些構面的服務品質屬性中規劃出適當的改善策略，並且落實執行之以提昇他們對公司服務品質的滿意程度。

## 5.5 類神經網路與區別分析之分類效果比較

區別分析（Discriminant Analysis, DA）是由Fisher（1936）所發展出來，是一種劃分群體的技術。在近幾年的研究應用上，常被用來求解分類問題的統計分法之一。區別分析的方法是根據預測變數的某些特性將研究對象分爲兩個以上的群體，而其目標是找出預測變數的線性組合，透過區別函數而建構一個判別模式，使此線性模式具有區別群體的最佳效果。區別分析的主要目的即是找出預測變數的線性組合，使其組間變異平方和相對於組內變異平方和之比值爲最大。其執行的程序在於先檢定各組重心是否有差異，再找出那些預測變數具有最大的區別能力，最後在根據新的預測變數（新樣本）的數值，將該樣本指派到特定群體。在應用區別分析時有兩個重要的假設，即預測變數要具備多變量常態性（Multivariate Normality）和各群體共變異數矩陣（Covariances Matrices）要相等（Johnson and Wichern, 1998），故在進行區別分析之前要先檢定所分析的分組變數是否有符合此假設條件，以避免影響區別函數估計的正確性，而降低分類預測的效果。此部分可利用Box's M共變異數矩陣相等性檢定，來檢測分群各組的共變異數矩陣是否具有均質性。值得注意的是，當預測變數的共變異數矩陣不符合均質性的要求時，顯示較不適用於線性區別分析（Linear Discriminant Analysis, LDA）模式，此時應利用二次區別分析（Quadratic Discriminant Analysis, QDA）模式來對問題進行分類分析。

經Box's M檢定後，Box's M值爲151.584，F值爲3.532，顯著性爲0.000，顯示此三個群體間的共變異數矩陣是不相等的，因此不符合線性區別模式的假設條件。顯示在此種分類問題下應以非線性的區別模式作為分類的方法較為合宜。然而在本研究中，仍分別以LDA與QDA兩種區別模式來進行顧客在品質屬性之滿意程度上的判別模式，進而與類神經網路模式比較分類預測的效果。首先在LDA模式部份，本研究利用逐步區別分析（Stepwise Discriminant）方法來進行，同樣將所有顧客群區別爲三群，利用相同的六個因素構面來建立線性區別函數分別以 $F_1$ 、 $F_2$ 與 $F_3$ 表示高、中與低滿意度群如下：

$$F_1 = -1.476 - 0.866x_1 + 0.791x_2 + 0.174x_3 + 0.631x_4 + 1.182x_5 + 0.547x_6$$

$$F_2 = -3.434 - 3.188x_1 - 1.091x_2 - 1.218x_3 - 1.435x_4 + 1.430x_5 - 2.671x_6$$

$$F_3 = -12.337 - 6.466x_1 - 2.679x_2 - 4.458x_3 - 4.597x_4 - 0.641x_5 - 4.398x_6$$

再者，利用此判別函數可直接將顧客所認知的服務品質績效予以分類，只要將某一個顧客之六因素構面之數值分別帶入此三組分類函數中，而顧客的類型則歸屬於 $F$ 數值最大者。將LDA模式的分類結果列於表6，其中有5個原為高滿意度群的顧客，被錯分為中滿意度群體中；有1（1）個原為中滿意度群的顧客，被錯分為高（低）滿意度群體中；有1（4）個原為低滿意度群的顧客，被錯分為高（中）滿意度群體中。整體而言，利用LDA模式的分類正確率為97.43%。在QDA模式部份，經分類後的結果列於表7。在表7中，有7個原為高滿意度群的顧客，被錯分為中滿意度群體中；有9（7）個原為中滿意度群的顧客，被錯分為高（低）滿意度群體中；而低滿意度群體的顧客則是百分之百的被正確分類。整體而言，利用QDA模式的分類正確率為95.07%。

本研究分別以倒傳遞類神經網路和多變量之區別分析及二次區別分析來建構驗證公司在定期追查流程之顧客滿意度的分類問題。最後，將各分類模式之各群體的辨識率、辨識率標準差及整體分類正確率整理於表8。根據研究結果發現，應用BPN的整體分類正確率高達99.14%（辨識率標準差為0.354%），而LDA模式為97.43%（辨識率標準差為2.385%），QDA模式為95.07%（辨

表6 線性區別分析之分類結果

預測分群	實際分群		
	高滿意度群	中滿意度群	低滿意度群
高滿意度群	192 (97.46%)*	5	0
中滿意度群	1	181(98.91%)	1
低滿意度群	1	4	82 (94.25%)
整體分類正確率：97.43%			

\*（）內的值為該群體的分類正確率

表7 二次區別分析之分類結果

預測分群	實際分群		
	高滿意度群	中滿意度群	低滿意度群
高滿意度群	190(96.45%)*	7	0
中滿意度群	9	167 (91.26%)	7
低滿意度群	0	0	87 (100.00%)
整體分類正確率：95.07%			

\*（）內的值為該群體的分類正確率

表8 倒傳遞類神經網路和區別分析之分類效果比較

分類技術	倒傳遞類神經網路 (BPN)	線性區別分析 (LDA)	二次區別分析 (QDA)
高滿意度群辨識率	99.49%	97.46%	96.45%
中滿意度群辨識率	98.91%	98.91%	91.26%
低滿意度群辨識率	98.85%	94.25%	100.00%
辨識率標準差	0.354%	2.385%	4.396%
整體分類正確率	99.14%	97.43%	95.07%

識率標準差為4.396%)。整體而言，BPN模式有最高的整體分類正確率，以及最低的辨識率標準差，顯示BPN模式對於其他兩種分類技術而言具有較佳的分類預測能力以及穩定性。因此，在本研究中以BPN模式來進行顧客對於滿意度認知群體的分類預測較為合適。

## 6. 結論與建議

本研究提出以倒傳遞類神經網路為基礎的顧客群之分類模式，藉由網路來學習關鍵品質屬性對顧客滿意程度上的對應關係，並對顧客進行滿意程度上的分群判別分析，以作為品質改善的基礎。本文的主要貢獻有二點：一為藉由類神經網路的分類預測結果與貢獻度分析，案例公司可針對各類別的顧客群擬定適切的改善策略以提升顧客滿意；其二以顧客滿意群分類的正確率和精確性來看，類神經網路均比線性區別和二次區別分析較佳，顯示類神經網路有較佳的分類效果。此分類模式的結果對公司經營管理而言，可歸納如下：(1)對於高滿意度群的顧客，不但要保持有形性構面之『稽核人員的服裝儀容』及『對時間掌握上』的服務水準之外，更要加強在保證性方面的服務，如『稽核人員評核的一致性』、『對問題點提出建設性建議』、『強化專業的知識與能力』、『具備良好的溝通能力與技巧』、『對問題點的認知有共識』以及『與客戶之間的互動良好』等以維持顧客的高滿意程度。此外，更要傾聽顧客的心聲以深入瞭解他們希望獲得的其它服務，並持續提供可以增加顧客價值方面的服務，以深植他們對公司所提供之服務的滿意程度。(2)對中與低滿意度群顧客而言，為了要提昇他們的滿意程度，建議可以先針對合理性構面之品質屬性如『稽核服務的合理收費』和『稽核人天數的適當性』等先進行檢討，並且提出適當的調整。此外，對於低滿意度群的顧客建議加強在同理心構面之『證書更新取得時間』、『提供證書轉換的服務』以及『海外稽核服務』等的服務。除此之外，可以再對顧客所認知的服務品質予以劃分更多群體，再分析對各群體應該提昇或改善的重點，切合各群體實際需求以提昇整體的顧客滿意。

在後續研究方面，有下列三個研究重點：(1)爲了創造並維持忠誠的顧客，以確保企業獲利的基礎。建議應進一步調查顧客滿意度與顧客忠誠度之間的關聯性，來探究是否高滿意度群的顧客其忠誠度亦會相對較高，或者顧客滿意只是影響顧客忠誠的因素之一。(2)爲了要瞭解各群體顧客對公司營業額及獲利的貢獻程度，建議可針對各群體顧客進行獲利率分析（Profitability Analysis），以掌握各群體的顧客結構對獲利力的影響程度，以作爲公司制訂服務品質改善及行銷策略的參考，以最有效益的方式來充分利用組織的資源並產生最大的報酬。(3)爲了有效找出最佳的網路架構與參數組合，以及在問題領域中萃取出關鍵性的輸入變數，在類神經網路的建構過程中，可以利用最佳化的技術如基因演算法，以及利用統計或數值分析等方法作爲數入變數的篩選或前置處理等，以提昇網路的學習與預測能力。

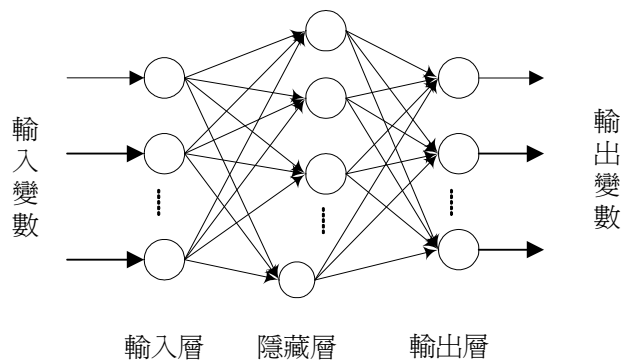
## 附錄：倒傳遞類神經網路簡介

一般而言，倒傳遞類神經網路的結構有三層：輸入層（Input Layer）、隱藏層（Hidden Layer）與輸出層（Output Layer）。每一層均由數個神經元（Neuron）排列組成，各層之間的神經元均有相連結。輸入層是用以表達網路的輸入變數，其神經元的數目則依問題而定，採用線性轉換函數；輸出層則是網路最後輸出的結果，採用非線性轉換函數，其中隱藏層的層數可以是一或多層。一個簡單的三層式BPN架構如附圖1所示。由附圖1中，資訊的傳遞是由左至右，各層之間的神經元均互相連結，唯同層間的神經元無連結，而各層的輸入資料爲前一層的輸出資料，各層間的連結上藉由相對應的權數（ $W_{ij}$ ），用來表示第*i*個神經元對第*j*個神經元的影響程度。BPN屬於監督式學習演算法，故須從研究問題的領域中取得訓練的範例，包含輸入與輸出變數，並從中學習輸入與輸出變數之間的對映規則與關係，以應用於新的案例。

在網路運作方面，藉由輸入層的資料傳遞給隱藏層，經過計算與轉換函數轉換後，將預測的結果傳至輸出層，並計算預測輸出與目標輸出之間的差距後，再回傳至隱藏層並修正連結的權重值，其目的就是要使網路的預測輸出值與目標值誤差最小。此訓練的過程會重複的進行，直到網路達到所預設的誤差收斂條件爲止，而網路就是藉由權重值的改變而達到學習的效果。而BPN最常用的學習演算法則是最陡坡降法（Gradient Steepest Descent Method），利用該法則來調整權數變動的幅度  $\Delta W_{ij}$ ，可表示如公式(1)：

$$\Delta W_{ij} = -\eta \left( \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \right) \quad (1)$$

其中  $\eta$  爲學習速率； $E$  爲誤差函數  $= \frac{1}{2} \sum (T_j - O_j)^2$ ， $T_j$  表示實際值， $O_j$  表示網路預測輸出值。在本研究中將以雙彎曲函數（Sigmoid Function），其型式爲  $f(x) = (1 + e^{-x})^{-1}$  做爲網路的轉換函數。



附圖1 倒傳遞類神經網路架構

## 參考文獻

- 池文海、李維斌，「運用類神經網路於銀行服務品質之研究—以以花蓮地區銀行業為例」，工業工程學刊，第 18 卷，第 4 期，民國 90 年，49-58 頁。
- 楊錦洲，服務業品質管理，台北：品質學會，民國 91 年。
- 葉怡成，應用類神經網路，第三版，台北：儒林圖書有限公司，民國 90 年。
- 邱志洲、李天行、周宇超、呂奇傑，「整合鑑別分析與類神經網路在資料探勘上之應用」，工業工程學刊，第 19 卷，第 2 期，民國 91 年，9-22 頁。
- Bertels, K., Jacques, J. M., Neuberg, L. and Gatot, L., "Qualitative Company Performance Evaluation: Linear Discriminant Analysis and Neural Network Models," *European Journal of Operational Research*, Vol.115, 1999, pp. 608-615.
- Clark, H. J. "Total Quality Management: Getting Started," *Total Quality Management*, Vol. 2, No1, 1991, pp.29-38.
- Dubrovski, D., "The Role of Customer Satisfaction in Achieving Business Excellence," *Total Quality Management*, Vol. 12, No. 7&8, 2001, pp.920-925.
- Fisher, R.A., "The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems," *Annals of Eugenics*, 1936, pp.179-188.
- Gorst, J., Kanji, G. K. and Wallage, W. "Providing Customer Satisfaction," *Total Quality Management*, Vol. 9, No. 4&5, 1998, pp.100-103.
- Johnson, R. A. and Wichern, D. W., *Applied Multivariate Statistical Analysis*, 4<sup>th</sup> Edition, Prentice Hall, 1998.

- Kaiser, H. F., "The Varimax Criterion for Analytic Rotation on Factor Analysis," *Psychometrika*, Vol. 23, 1958, pp.187-200.
- Kerlinger, F. N., *Foundation of Behavior Research*, 3<sup>rd</sup> Edition, New York: McGraw Hill, 1986.
- Leung, C. and Chow, T. W., "Adaptive Regularization Parameter Selection Method for Enhancing Generalization Capability of Neural Network," *Artificial Intelligence*, Vol. 107, No. 2, 1999, pp.347-356.
- Lee, T. S., Chiu, C. C., Lu, C. J. and Chen, I. F., "Credit Scoring Using the Hybrid Neural Discriminant Technique," *Expert Systems with Applications*, Vol. 23, 2002, pp.245-254.
- Mangiameli, P. and West, D., "An Improved Neural Classification Network for the Two-Group Problem," *Computers & Operations Research*, Vol. 26, 1999, pp.443-460.
- Mihelis, G., Grigoroudis, E., Siskos, Y., Politis, Y. and Malandrakis, Y., "Customer Satisfaction Measurement in the Private Bank Sector," *European Journal of Operational Research*, Vol. 130, 2001, pp.347-360.
- Nunnally, J. L., *Psychometric Theory*, 2<sup>nd</sup> Edition, New York: McGraw Hill, 1978.
- NeuralWorks Professional II/Plus, NeuralWare, USA, Co., 2001.
- Parasuraman, A., Zeithaml, V. A. and Berry, L. L., "A Conceptual Model of Service Quality and Its Implications for Future Research," *Journal of Marketing*, Vol. 49, 1985, pp.41-50.
- Parasuraman, A., Zeithaml, V. A. and Berry, L. L., "SERVQUAL: A Multiple-Item Scale for Measuring Consumer Perceptions of Service Quality," *Journal of Retailing*, Vol. 64, 1988, pp.12-40.
- Pendharkar, P. C., "A Computational Study on the Performance of Artificial Neural Networks Under Changing Structural Design and Data Distribution," *European Journal of Operational Research*, Vol.138, 2002, pp. 155-177.
- Piramuthu, S., Ragavan, H. and Shaw, M. J., "Using Feature Construction to Improve Performance of Neural Networks," *Management Science*, Vol. 44, No. 3, 1998, pp.416-430.
- Partovi, F. Y. and Anandarajan, M., "Classifying Inventory Using an Artificial Neural Network Approach," *Computers & Industrial Engineering*, Vol. 41, 2002, pp.389-404.
- Pothas, A. M., Wet, A.G. D., and Wet, J. M. D., "Customer Satisfaction: Keeping Tabs on the Issues That Matter," *Total Quality Management*, Vol. 12, No. 1, 2001, pp.83-94.
- Stein, R., "Preprocessing Data for Neural Networks," *AI Expert*, 1993, pp.32-37.
- Stein, R., "Selecting Data for Neural Networks," *AI Expert*, 1993, pp.42-47.
- Sexton, R. S., Alidaee, B. R., Dorsey, E. and Johnson, J. D., "Global Optimization for Artificial Neural Networks: A Tabu Search Application," *European Journal of Operational Research*, Vol. 106, 1998, pp.570-584.

- Sexton, R. S., "Comparing Backpropagation With A Genetic Algorithm for Neural Network Training," *Omega, International Journal of Management Science*, Vol. 27, 1999, pp.679-684.
- Sexton, R. S., Dorsey, R. E., and Johnson, J. D., "Optimization of Neural Network: A Comparative Analysis of the Genetic Algorithm and Simulated Annealing," *European Journal of Operational Research*, Vol. 114, 1999, pp.589-601.
- Smith, K. A. and Gupta, J. N. D., "Neural Networks in Business: Techniques and Applications for the Operations Researcher," *Computers & Operations Research*, Vol. 27, 2000, pp.1023-1044.
- Su, C. T., Yang, T. and Ke, C. M., "A Neural-Network Approach for Semiconductor Wafer Post-Sawing Inspection," *IEEE Trans. On Semiconductor manufacturing*, Vol. 15, No. 2, 2002, May.
- Vellido, A., Lisboa, P. J. G. and Vaughan, J., "Neural Networks in Business: A Survey of Applications (1992–1998)," *Expert Systems with Applications*, Vol. 17, 1999, pp.51-70.
- Yang, C. C., "Establishment and Applications of The Integrated Model Of Service Quality Measurement," *Managing Service Quality*, Vol. 13, No. 4, 2003.