

## 應用類神經網路於產品感性設計之造形要素評比-以 PDA 智慧型手機為例

### Applying Artificial Neural Networks to Rating Form Elements of Product Affective Design – Using PDA Smart Phone as an Example

王振瑋

實踐大學高雄校區資訊模擬與設計學系 副教授

Chen-Cheng Wang

Department of Simulation and Design, Shih Chien University Kaohsiung Campus, Associate Professor

#### 摘要

產品的外觀吸引力所產生使用者的愉悅性與滿意度，無疑地是產品成功的關鍵因素之一，因此有效的造形要素重要性評比程序是感性設計中不可或缺之機制。以往應用類神經網路建立非線性的感性設計模式，探討產品意象與造形要素間之關係，雖然能建立精度較高的感性模式與進行特定造形要素組合之意象預測，然而如何對輸入變數造形要素的評比方法仍未論述完善，因此本研究旨在於提出一種能依據感性模式進行對造形要素的評比方法，釐清哪些造形要素較能符合產品意象的需求，以利遂行產品之感性設計。

為有效進行造形要素之評比，施程序劃分為 4 個階段進行研究：(1) 前置性研究，確認 32 個目標產品之實驗樣本、確認 9 項造形要素與 32 種類目與意象語彙對，並進行樣本於「方便的-困難的」感性評價實驗，建立形態要素評量矩陣；(2) 應用非線性類神經網路發展 BPNN 感性設計支援資訊系統，以解析與建立產品感性設計模式，並進行殘差分析與信賴度 t 檢定以驗證該模式的有效性，結果顯示預測值與實際測量值之差異不具備顯著性，因此該感性模式具備可行性；(3) 利用已完成之網路學習結果，以 Garson 演算法進行類神經網路之輸入變數權重分析，獲得輸入變數（造形要素）對應於輸出參數（產品意象）之相對重要性，造形要素之權值評比結果重要度最高者為方向鍵形式（FE5），最低者為頂端造形（FE2），得到消費者對產品意象於造形上的偏好結構；(4) 應用已建立的 BPNN 感性設計模式，可找出滿足特定產品意象之最佳造形要素組合。本研究所提之非線性感性設計模式與造形要素評比機制，可有效協助設計者釐清造形要素的優先度，此外設計者可以透過最佳組合形態因子，以增強特定的產品意象方

式建立產品造形風格標竿，在此設計概念化下可豐富與最佳化產品多樣性。

### Abstract

A significant factor to a successful product is its appearance attraction which can evoke users' pleasure and satisfactions. Hence, an effective importance rating mechanism of form elements is indispensable in product affective design. Formerly, the use of artificial neural network is to establish nonlinear models for exploring the relationships between product images and form elements. The merit of obtained model usually has precise capability to forecasting image for a given form element combination. However, the rating method of input variables is still not addressed well. Hence, this study aims to propose a form element rating method based on the obtained affective design model. This proposed method could assist designers clarifying the critical form elements which most influences product image.

To perform an effective form element rating, the implementation procedure is composed of four stages: (1) Conduct a preliminary study that identified 32 experimental samples, nine form elements and 32 categories, and image word pairs. We conducted an affective evaluating experiment of "convenient-difficult" image to obtain morphological element evaluation matrix. (2) Use nonlinear artificial neural network to develop a BPNN design support information system to analyze and establish product affective design model. Residue analysis and statistical t-test were conducted to verify model validity. The results shows that no significant difference between the predicted values and practical values. (3) Use Garson algorithms to determine the weighting functions of input variables based on the obtained trained results of neural network. The results shows that the form element "arrow key type" (FE5) is the most critical, but the "top shape" (FE2) the least critical, thus we can obtain consumers' preference structure with relation to form elements for a given product image. (4) Use obtained BPNN affective design model to find out the best combinations for form elements for a specific given product image. The proposed nonlinear affective design model and form element rating methodology could assist designers elucidating the priorities of form elements. In addition, designers can create product form benchmark by enhancing specific product image through the best form element combinations. As thus design conceptualization, we can enrich and optimize product variety.

**關鍵詞：**類神經網路、感性設計、產品意象、造形要素、重要性評比

**Keywords:** Artificial Neural Network, Affective Design, Product Image, Form Element, Importance Rating

## 壹、前言

PDA(Personal Digital Assistant)處理個人事物功能結合手機的功能而成爲 PDA 智慧型手機(Smartphone)，已成爲未來最有潛力的行動手持裝置(Mobile Handheld Device)產品，PDA 智慧型手機的主要功能除了電話功能外，並能協助使用者處理個人事物，諸如備忘錄、記事本、電話簿、約會及行程設定等基本功能，此外延伸提供金融理財、個人傳呼、助理秘書、新聞中心、生活資訊、遊樂場、會員天地、名片管理、待辦事項管理、個人帳務管理等。在硬體快速的進步下，輕薄短小的 PDA 智慧型手機更更能配合無線通訊數據機，達到無線網際瀏覽與電子郵件傳遞上傳下載的功能，PDA 智慧型手機實現爲一種名副其實的掌上型電腦，爲現代上班族帶來無窮的方便性。隨著硬體速度與功能的快速提升，如何增強使用經驗與外觀的魅力，實現內外兼美是設計者不可忽視的設計使命。由於吸引消費者的因素不再僅限於產品本身所提供的實際功能性，亦須能滿足消費者精神上更高層次需求的滿意度，因此設計師必須能掌握消費者的心理的真實期望，並將之轉換爲產品特性，實現於所欲生產產品的機能規格與造形外觀之上，如此才能增加產品的整體附加價值與提升顧客的滿意程度。

有效的造形要素評比機制是進行感性設計成功的關鍵，可利於協助設計者理解產品意象與造形要素之間的相關性，釐清哪些造形特徵的設計較能符合產品意象的需求，以利遂行產品之感性設計。目前感性設計的方法途徑大致可分爲線性模式與非線性模式，來探討形態要素與意象間的關係，線性模式大都採用數量化方法一類(Quantification Theory Type I)、多元迴歸分析(Multiple Regression Analysis)或灰色理論(Grey Theory)，而非線性模式則多採用類神經網路 (Artificial Neural Network) 來建立預測誤差值較小的意象預測模式。傳統上感性工學多數使用數量化一類分析法或多元迴歸分析，皆爲一種線性模式的概念，通常採用輸入變數之偏相關係數(Partial Correlation Coefficient)作爲重要度評比的依據，因線性模式所得結果之誤差較大，無法提供較爲精確的評比解果，且當造形要素的評比分數過於接近時，設計者無法精確判斷造形要素之優先權，並無法提供彈性的敏感度分析，因此缺乏完善精確的造形要素的評比機制，無法真正實現轉換顧客的感性認知需求至造形要素。雖然類神經網路對資料的變動具有很強的調適能力，已被廣泛用於處理非線性的意象預測模式，然而如何對造形要素的評比機制仍未論述完善，因此如何將類神經網路學習所得結果進一步作輸入變數之權值分析，方能全面發揮類神經網路對造形要素的評比機制。

爲有效評比產品之造形要素與建立感性設計模式，本研究以 PDA 智慧型手機作爲驗證研究

之案例，前置性研究包含確認目標產品之實驗樣本與消費者感性需求，然後導入倒傳遞神經網路，解析產品意象與產品形態要素之間的關係，並進行 PDA 智慧型手機造形要素之權重分析。以往應用類神經網路處理非線性的感性設計模式的主要目的，在於探討感性意象與產品造形間之非線性關係，雖然能建立精度較高的感性模式與進行特定造形要素組合之意象預測，然而，大都缺乏進一步對輸入變數(造形要素)之重要性評比，以致於無法定義產品造形的建構法則，而不能真正輔助設計者釐清設計要素彼此間的優先考量關係。因此，本研究除了探討如何建構感性設計為主要核心程序之外，並發展一種以類神經網路輸入變數權重演算法為基礎，作為評比造形要素的途徑，達成以類神經網路完整化的產品感性設計程序，以利攫取關鍵性的造形要素，可協助設計者理解產品意象與造形要素之間的相關性，釐清哪些造形特徵的設計較能符合產品意象的需求，並且進一步設定產品造形的建構法則，作為設計者發展新產品造形的依據，達成設計的目標產品更能迎合市場的需求，提升顧客心理層次的滿意度。

## 貳、文獻探討

產品的外觀美學吸引力所產生使用者的愉悅性與滿意度，無疑地是產品成功的關鍵因素之一 (Khalid and Helander, 2004; Khalid and Helander, 2006)，情緒乃是生活的一部分，影響人們的感覺行為與思考，亦成為產品設計中顯著的重點 (Desmet, 2003; Khalid and Helander, 2006)。Jordan (2000) 指出開發產品中相對應的設計策略應俱備有三個層次，從下而上依序為功能性 (Functionality)、使用性 (Usability)、愉悅性 (Pleasure)，其設計意涵表示產品存在的價值，必須以提供使用者適當的產品功能性為基礎，進而改善產品的使用者操作介面，並以滿足使用者心理上的需求為其最終目的。Jordan (2002b) 定義愉悅性為使用產品時所產生情緒性的與享樂性的利益。Srinivasan (1987) 指出使用者的消費行為中可能嘗試同時滿足功利主義與享樂主義的需求。功利主義的需求是指能從產品屬性獲得客觀的功能上的利益或實質上的利益，而享樂主義的需求是指主觀的經驗需求或是有關情緒性的回應，是一種獲得愉悅、尊重與地位以及表現自我的期望需求，通常使用者很難對自己的偏好順序做出準確而穩定的界定。此外，使用者對於購物選擇之消費行為可能依賴於多維複合式的需求 (Elliott and Wright, 1999; Shiv and Huber, 2000)，諸如效用性、功能性、美學性、聲譽性、可用性或娛樂性 (Khalid and Helander, 2004)。人造物的產品屬性所傳達的感性品質可以影響使用者之情緒 (Zhang and Li, 2005)；Norman (2004) 指出產品的設計特性可導致使用者之情緒回應 (Emotional Responses)，包含本質的 (Visceral)、行為的 (Behavioral) 與反射式的 (Reflective)，設計者必須考量與洞察使用者之需求，並盡可能回應與滿足這三方面的需求。

在新產品開發的過程中，將掌握產品意象與感性設計概念的過程是一個導致成功的關鍵，感性設計專注於顧客情感上的需求 (Jordan, 2000)，所涉及之感性工學是一種以顧客為導向的人因工程方法 (Nagamachi, 1989; Nagamachi, 1995; Nagamachi, 2002)，被認為是對產品感官資訊的理解

力、分析能力與經驗反應，其中，感性一詞代表了顧客對產品的心理需求，Nagamachi (1995)指出感性工學之目的在於根據顧客的感性需求量化並轉化為新產品的造形要素，故以探討顧客的感性與產品的設計特性之間的關係為其目的，並對顧客之主觀意向於以數量化的分析，探討哪些造形要素較能迎合顧客的感性需求。在設計程序中，設計者必須將有限的資源配置於關鍵性的造形特性的開發，然而設計者並非最適宜的設計決策者，往往需要依賴過往的經驗或藉助於決策工具，且設計者發展產品通常只關注產品的實質上的功能與特性(Matsubara and Nagamachi, 1997)，為縮小顧客與設計者之間對於產品意象的認知差距，並本釐清造形特性與感性意象的對應關係的作法，所設計的產品能更能確實反應顧客的期待並符合顧客的心理需求。

為能有效輔助設計者釐清關鍵性的造形特徵與感知意象之間的關係，在工業產品的意象設計方面，已有多篇研究(管倖生與林彥呈，2001；周君瑞與陳國祥，2003；劉念德與林揚智，2004；王振瑋，2006)探討造形要素與產品意象的對應關係，其分析結果可據以訂定相關的造形設計準則；亦有應用於色彩(林彥呈與管倖生，2000)與網頁(林彥呈等人，2000；管倖生與林彥呈，2002)之研究；陳國祥等人(2001)指出感性工學是一種將消費者的感性需求予以理性化的手法，其手法主要用於解析造形要素與意象之間的關係，因此，有效的產品意象預測模式與程序是發展產品感性設計成功的關鍵，目前預測產品意象演變的趨勢方法，一般大都採用線性分析法進行預測，如早期所採用的分析技術以線性模式的迴歸分析(莊明振與陳俊智，2004)與數量化一類分析法(林彥呈與管倖生，2000；陳俊智，2005)為主。迴歸分析(Neter et al., 1990)以有關數據來表示事實，以統計理論方法來測量與檢定變數間的關係，解釋自變數與因變數之關係，該法能對趨勢之變化能有效地分析與解釋，且能反應出投入與產出間之關係，然而需要大量數據資料，若數據量少，則難以找到統計規律；數量化一類分析法類似於質性的迴歸分析，以各造形要素具線性相加的假設為前提，優點在於不但可以偏相關係數評比各造形要素的重要程度，亦可依據類目得分評比各類目的優先度；亦有研究(蕭坤安與陳玲鈴，2005)使用多元尺度法建構使用者的偏好認知空間，進一步探討產品造形形變與情感意象反應之關係；亦有使用類神經網路的非線性分析模式(管倖生與林彥呈，2001，2002)，類神經網路雖對資料的變動具有很強的調適能力，然而需要找尋更多的學習範例與時間；周君瑞(2001)為塑造具有複合感性意象之產品，建構 3D 產品樣本模型，供受測者進行感性評價，最後經由類神經網路建立感性語彙與產品造形特徵的對應關係。此外，沈旻瑋(2002)以人對產品造形所產生的感性意象為探討主題，分析造形元素與人類心理感性意象的對應關係，先透過感性語彙了解使用者對有線電話機造形的感性評價，再萃取產品外觀上影響使用者感受的造形特徵，並進而建構單一感性意象與產品造形特徵之間的對應關係。

## 參、研究方法論述

本研究採用類神經網路輔助感性設計程序探討顧客感性需求與 PDA 智慧型手機造形要素間的非線性相關性，為了得到較為精確的評比結果，對於類神經網路之輸入變數權重評比機制予以

詳細論述，因此本研究除了可以倒類神經網路解析造形要素與感性意象之間的關係模式，以作為預測某種特定型態要素組合之意象，並可進行類神經網路之輸入變數權重分析，分析所得結果可協助設計者釐清關鍵性的造形要素，以利發展 PDA 智慧型手機之造形設計準則，可提供設計者進行造形改良設計或發展新造形之參考依據，設計者可依據設計要素與意象認知之間的關聯性，來進行操控組合某種特定造形特徵，以創造特定的產品意象，如此可提高顧客對於產品的某一特定意象的偏好程度，以下僅就相關研究方法進行論述。

## 一、類神經網路

類神經網路可用以建構非線性模式(non-linear model)，以釐清輸出入變數間複雜的交互關係(Nelson and Illingworth, 1991; Chester, 1993; Braspenning, 1995)。倒傳遞神經網路(back-propagation neural network, BPNN)是一種多層前向傳播型態與監督式學習算法的神經網路(Rumelhart et al., 1986; Freeman and Skapura, 1991; Hertz et al., 1991; Rumelhart et al., 1996)，倒傳遞神經網路已經成功發展於許多領域，包含在產品設計的應用(Sun et al., 2000; Chen et al., 2002; Hsiao and Huang, 2002; Lai et al., 2005)。倒傳遞神經網路適用於處理複雜的樣本識別與高度非線性模式，是目前應用最廣的類神經網路模式，具有學習及回想的功能，因此可進行訓練與預測。倒傳遞網路利用最陡坡降法(gradient steepest descent method)的觀念，在網路訓練的過程中調整神經元連結鏈上的權值，每當輸入一個學習的例子，網路即小幅調整權重值的大小，將誤差函數予以最小化，用於訓練前饋神經網路的典型性能函數是網路誤差的均方根誤差 (root mean square error, RMSE)，即實際目標輸出值與相對應之預測輸出值的均方和，並透過學習法則來調整網路參數以達最小化之均方根誤差。由案例中推求輸入變數與輸出變數的內在對應規則，之後可應用回想功能，確定的內在對應規則，進行新案例之輸出變數值推估預測。

倒傳遞網路藉由網路架構的方式將資料透過神經元 (neuron) 或稱為處理單元 (processing element)，經過彙整與轉換所輸入的資料後，針對輸入的個案作出分析、歸納並輸出結果。倒傳遞神經網路一般包含三層：(1)輸入層，即網路之輸入變數，其神經元數目依問題而定；(2)隱藏層，用以表現輸入神經元間的交互影響，網路架構可以包含不只一層隱藏層，但通常只需一層隱藏層即足以處理變數間非線性的交互關係，隱藏層中的神經元數目並無標準方法可以決定，通常以試誤法來決定其較佳的個數，通常隱藏層的神經元數目過少，不足以反映變數間之交互作用，會造成較大的誤差，然隱藏層個數越多，因網路複雜度提高而導致網路學習收斂速度變慢，但可達到較小之誤差；(3)輸出層，用以表現網路的輸出變數，其神經元個數依問題之輸出變數而定。

### (一) 倒傳遞神經網路學習演算法

倒傳遞神經網路的學習包含兩個階段：(1)順向傳遞 (forward pass)，順向傳遞是從輸入層開始，一層一層的向前傳遞並計算各層神經元的輸入值，然後連接神經間的權重，並經由轉換函數 (transfer function)，將該神經元接收前一層各神經元所傳來之訊息，加以彙整轉換後傳送至下一層，以得到該層各神經元的輸出值，該輸出值將成為下層各神經元的輸入值，依此類推，直至

網路的最後一層。(2)逆向傳遞 (backward pass)，逆向傳遞則是由輸出層向後傳遞，這一階段在於計算誤差及更新連接的權重，其權重更新方法為將前一層的誤差值向後傳遞，並以此為依據修改連接權重，接著計算該層的誤差，再將其往後傳遞，如此逐層往後傳遞計算修改權重，這也就是該學習法則稱為倒傳遞法的原因。本研究使用典型之三層式倒傳遞神經網路架構，包含一個輸入層、一個隱藏層與一個輸出層，學習演算法包含 9 個步驟：(1) 設定類神經網路的層數、各層神經元數目與其執行參數，如設定學習循環次數、設定學習樣本個數、設定輸入層神經元數目、設定隱藏層神經元數目、設定輸出層神經元數目、設定學習速率(Learning Rate)、設定慣性因子(Momentum term)、設定期望之均方根差值(RMSE)。(2)設定起始之加權值、加權修正值、偏權值、偏權修正值、誤差梯度。(3)計算隱藏層神經元的輸出訊號值。(4)計算輸出層神經元的輸出訊號值。(5)計算輸出層與隱藏層的誤差梯度 (error gradient)。(6)計算隱藏層與輸出層之間的權重修正量(weight correction term)，並計算輸入層與隱藏層之間的加權值修正量。(7)計算輸出層中神經元的偏權值修正量(bias correction term)，並計算隱藏層中神經元的偏權值修正量。(8)更新各層間神經元的加權值與隱藏層及輸出層的偏權值。(9)重複執行步驟 3 至步驟 8，達到網路收斂所接受的誤差基準(error criterion)為止。為了檢測類神經網路之學習是否達到收斂，本研究定義計算均方差根為誤差函數來表示網路的學習品質。若輸出層神經元的數目為一個，均方差根之方程式可定義為：

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{s=1}^r (t_s - y_s)^2}{r}} \quad (1)$$

其中， $t_s$  為第  $s$  個學習範例中的目標輸出值； $y_s$  為第  $s$  個學習範例中的推論輸出值。此式表示輸出層各個神經元的均方差根，因為在學習過程當中，希望類神經網路的推論輸出值  $t_s$  與目標輸出值  $y_s$  越接近越好，表示該學習已趨近於收斂的狀態，因此，此均方差根值應小於一個合理的範圍。

## (二) 回想與預測演算法(callback and prediction algorithms)

學習完成的倒傳遞神經網路，可以得到輸入變數與輸出變數的對應規則，設計者可應用回想功能進行預測，進行推估預測新案例之輸出變數值。傳遞類神經網路的回想與預測演算法如下列步驟所述：(1)讀入已訓練好的網路中各層間之加權值與隱藏層及輸出層的偏權值。輸入層與隱藏層之間的加權值、隱藏層與輸出層之間的加權值、隱藏層中神經元的偏權值、輸出層中神經元的偏權值；(2)輸入一個測試範例或未知輸出資料的輸入向量，儲存於輸入層神經元向量；(3)計算隱藏層神經元的輸出訊號值；(4)計算輸出層神經元的輸出訊號值；(5)計算每一個測試或預測資料的輸出誤差值；(6)計算全部測試資料的平均誤差值。

## 二、輸入變數權重分析

類神經網路模式之運作常被稱為黑箱作業，類神經網路學習結果為產生一內部黑箱函數，難

以得出一明確的方程式，對於使用者缺乏解釋能力，使得類神經網路在應用上受到一定程度的限制。因此，在許多的類神經網路應用中，類神經網路提供的解決方案仍是一個黑箱，不能解讀出是什麼原因而引起如此的一個特定行為，雖然類神經網路屬於一種黑箱形式的模式，無法直接解釋現象的運行法則，仍然提供良好的預測能力。因此，分析人員只要提供足夠訓練範例供系統進行訓練，訓練完成後，分析人員將要預測的範例輸入，系統便會計算結果。類神經網路並不會提供如迴歸分析的相關參數或信賴度供分析人員作進一步模型評估及分析。當然類神經網路分析及預測之準確程度，端視訓練範例之質與量而定。訓練範例需有足夠的代表性及涵蓋性，方能產生準確的預測結果。要解決類神經網路模式訓練結果無法提供系統分析之黑箱作業問題 Howes and Crook (1999) 提出利用網路權重計算不同的輸入變數影響指標，並分析及解釋輸入及輸出間各變數之相互關係；此外，Garson (1991) 演算法(Garson's algorithm)曾經利用網路中已完成之學習權值，分析各輸入參數對應於某一輸出參數之相對重要性 (Relative Importance, RI)，其計算式如下：

$$RI_i = \sum_{j=1}^n \left[ \frac{w_{ij}}{\sum_{i=1}^m w_{ij}} w_{jk} \right] / \sum_{q=1}^m \left[ \sum_{j=1}^n \left[ \frac{w_{ij}}{\sum_{i=1}^m w_{ij}} w_{jk} \right] \right], \text{ 且 } \sum_{i=1}^m RI_i = 1 \quad (2)$$

其中  $RI_i$  表示輸入層中第  $i$  個神經元之相對重要性； $w_{ij}$  表示為輸入層中第  $i$  個神經元與隱藏層中第  $j$  個神經元之間的權重，以絕對值表示； $w_{jk}$  表示為輸出層中第  $k$  個神經元與隱藏層中第  $j$  個神經元之間的權重，以絕對值表示； $i = 1, 2, \dots, m$ ， $m$  表示為輸入層中神經元的數目； $j = 1, 2, \dots, n$ ； $n$  表示為隱藏層中神經元的數目。值得注意的是 Garson 演算法使用連接權值的絕對值作為計算變數貢獻度的值，並無提供輸入變數與輸出變數之間關係的方向性。

## 肆、施行政序

本研究主要可區分為 4 個階段，包含有 (1) 前置性研究：執行項目為確認目標產品「PDA 智慧型手機」之實驗樣本、確認造形要素及其類目與攫取消費者的感性需求，並進行樣本之感性評價實驗；(2) 導入倒傳遞神經網路解析 PDA 智慧型手機之造形要素與產品意象之對應關係，以利建立感性設計模型；(3) 進行 PDA 智慧型手機造形要素之權重分析；(4) 預測最佳造形要素之組合造形。

### 一、前置性研究

前置性研究包含四個程序，確認實驗樣本、確認造形要素及其類目、調查意象語彙對與感性量測實驗。

































#### (一) 確認代表性產品樣本

首先廣泛的收集研究案例產品的圖形樣本，本研究以公式  $n = (Z^2 \times D^2) / V^2$  計算所需樣本數



目，其中  $n$  為所需的樣本數目， $Z$  為可靠性係數， $V$  為離差係數， $D$  為期望誤差，標準差愈小表示樣本間的差異性較小，因此則所需的樣本數可以較少；相反的，若標準差愈大則表示所需的樣本數較多， $D$  為期望誤差，即母體之真實平均數與估計之平均數之差數。本研究定義分析結果之可信度至少為 95.5% 之概率，其相對應之可靠性係數  $Z$  值為 1.65，並考量有限度之調查及受測者主觀的評分方式，預期可能會有稍大之誤差，因此定義期望誤差為 15%，有關離差係數  $V$  之估計，對感性語彙「簡單的-複雜的」做先期調查，以 8 位受測者對 6 個產品樣本做感性語意調查，據此可估計離差係數  $V$  的數值為 0.51。最終計算實驗所需之樣本數  $n = ((1.65)^2 \times (0.51)^2) / (0.15)^2 = 31.47$ ，因此本研究中取樣本數為 32 個，並確認代表性產品樣本。然後進行廣泛性的收集研究案例產品 PDA 智慧型手機的圖形樣本，資料來源可從網路購物網站、產品型錄或產品實體進行拍照、掃描與去除背景與去除品牌文字等工作，以避免品牌造成受測者對感性評估的影響，初期收集到有 82 個樣本，再以 5 位專家小組進行討論及判斷，儘量排除主觀意見，刪除一些造形相似性過高的樣本，最終保留具各別造形特色的樣本，再進行編號保存。並且以統計之 K-Means 法進行樣本之集群分析，設定集群數為 32，並將每群中選擇一個離群集中心最近者作為該群集之代表性樣本並進行編號保存，作為感性評價所用的產品樣本。

表 1 案例產品的造形要素與類目

造形要素	類目			
	類目 1	類目 2	類目 3	類目 4
開啓方式 (FE <sub>1</sub> )	 無蓋 (FE <sub>11</sub> )	 拖曳 (FE <sub>12</sub> )	 摺疊 (FE <sub>13</sub> )	 摺疊旋轉 (FE <sub>14</sub> )
頂端造形 (FE <sub>2</sub> )	 方正 (FE <sub>21</sub> )	 導角 (FE <sub>22</sub> )	 圓弧 (FE <sub>23</sub> )	 盾牌 (FE <sub>24</sub> )
底部造形 (FE <sub>3</sub> )	 圓弧 (FE <sub>31</sub> )	 導角 (FE <sub>32</sub> )	 盾牌 (FE <sub>33</sub> )	 大圓角 (FE <sub>34</sub> )
功能鍵排列 (FE <sub>4</sub> )	 一字形 (FE <sub>41</sub> )	 對稱形 (FE <sub>42</sub> )	 不規則 (FE <sub>43</sub> )	 結合式 (FE <sub>44</sub> )
方向鍵形式 (FE <sub>5</sub> )	 圓形 (FE <sub>51</sub> )	 橢圓 (FE <sub>52</sub> )	 菱形 (FE <sub>53</sub> )	 長形 (FE <sub>54</sub> )
擴音孔形式 (FE <sub>6</sub> )	 圓點排列 (FE <sub>61</sub> )	 條狀排列 (FE <sub>62</sub> )	 輻射排列 (FE <sub>63</sub> )	
擴音孔位置 (FE <sub>7</sub> )	 下方 (FE <sub>71</sub> )	 上方 (FE <sub>72</sub> )	 與方向鍵結合 (FE <sub>73</sub> )	
色彩處理 (FE <sub>8</sub> )	 單色 (FE <sub>81</sub> )	 無彩色區隔 (FE <sub>82</sub> )	 有彩色區隔 (FE <sub>83</sub> )	
螢幕遮面與功能鍵關係 (FE <sub>9</sub> )	 互不影響 (FE <sub>91</sub> )	 遮面順著按鍵 (FE <sub>92</sub> )	 按鍵順著遮面 (FE <sub>93</sub> )	

## (二) 確認造形要素與類目

根據所收集的 PDA 智慧型手機樣本進行產品設計元素與類目的分析，運用形態分析法 (Morphological Analytical Method) (Zwicky, 1967) 對現有產品造形元素的分解，以利擴大解決設計問題方法的搜尋範圍，並刺激設計發散階段的創意性思考，每個設計問題與設計元素皆可能有多重解法。形態分析法的目標在於尋找設計問題所有現存產品所陳現的可能解答方案，因此，多樣化的設計提案可以經由重組或經由結合既有的造形要素來達成 (Cross, 1994)，如此可產生許多設計提案與可行的解決方式，形態學圖表是由主要造形要素及其各種次級類目機能所構成。經過彙整群體對 PDA 智慧型手機產品的設計經驗知識、組件分解方式與視覺構成印象，來分解構成產品外觀的造形要素、處理方式與造形特徵，共確認 9 種造形要素與 32 種類目，如表 1 所示。並分析產品樣本之造形要素類目歸屬製成形態要素矩陣。根據 PDA 智慧型手機已確認的造形要素與其類目，分析每一個實驗樣本對於造形要素之類目歸屬，以 1 值來表示該樣本屬於第 1 個類目，以 2 值來表示該樣本屬於第 2 個類目，依此類推，所構成之樣本形態要素矩陣，結果如表 2 所示。

表 2 各樣本之形態要素矩陣

樣本	造形要素之類目									方便的-困難的
	FE <sub>1</sub>	FE <sub>2</sub>	FE <sub>3</sub>	FE <sub>4</sub>	FE <sub>5</sub>	FE <sub>6</sub>	FE <sub>7</sub>	FE <sub>8</sub>	FE <sub>9</sub>	
No.1	1	2	1	2	1	1	1	2	1	5.33
No.2	3	3	1	1	2	1	1	1	1	5.33
No.3	1	1	1	2	2	3	3	2	2	7.67
No.4	3	3	1	1	2	1	2	1	1	2.33
No.5	3	3	1	4	4	2	1	1	1	2.67
No.6	3	3	1	4	1	1	2	1	1	2.33
No.7	1	3	1	1	2	1	2	1	1	4.33
No.8	1	2	4	1	1	1	1	1	1	2.33
No.9	1	2	2	2	1	1	1	2	1	5.33
No.10	1	3	1	4	2	1	2	3	1	3.67
No.11	1	3	1	2	2	3	3	3	2	5.33
No.12	1	2	2	1	2	1	2	1	1	2.67
No.13	1	3	1	1	1	1	2	1	1	2.33
No.14	4	3	1	2	1	1	2	1	1	3.67
No.15	1	2	1	1	1	1	1	1	1	3.33
No.16	1	3	1	1	4	2	1	2	2	3.67
No.17	1	3	1	1	4	2	1	1	1	4.67
No.18	1	3	1	1	4	2	2	1	1	5.67
No.19	1	2	2	3	3	1	2	3	2	3.33
No.20	1	1	2	2	4	2	1	1	1	2.67
No.21	1	3	1	1	2	1	1	1	1	3.33
No.22	2	2	2	1	1	2	1	1	1	7.33
No.23	1	3	1	1	4	1	1	1	3	2.33
No.24	1	3	1	2	2	2	1	1	1	4.33
No.25	1	4	4	2	2	2	2	2	1	1.67
No.26	1	3	1	3	1	1	2	2	1	5.33
No.27	1	3	3	2	2	1	2	2	1	4.67
No.28	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3.67
No.29	1	3	1	1	1	1	1	1	1	5.33
No.30	1	2	1	1	2	2	1	3	2	3.67
No.31	1	3	1	2	1	2	1	3	3	3.67
No.32	1	3	1	3	1	2	1	3	3	8.33

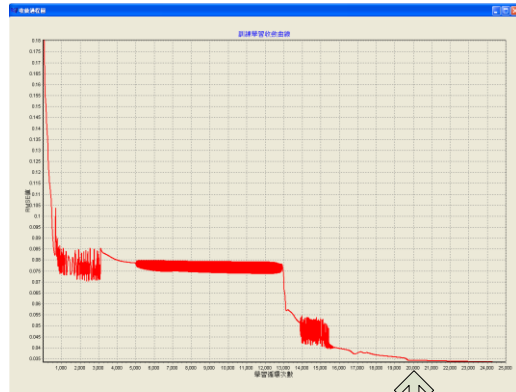
### (三) 確認代表性的感性語彙

產品意象語彙的描述可以解釋顧客對於抽象產品意象特徵的經驗認知，為了較為精確描述對於 PDA 智慧型手機的顧客認知，必須選擇適合數目的意象語彙對 (image word pairs) 來定義感性與藝空間 (Kansei semantic space)，本研究之確認意象語彙對的程序包含數個步驟：(1) 首先藉由參閱賣場、雜誌、網頁資訊及相關論文與報告，廣泛地擷取流行用語與消費者的心理感覺，並蒐集適合描述 PDA 智慧型手機產品的感性語彙，將所蒐集到的語意經過詞性轉換，成為表達心理感受及風格意象的感性語彙，初步蒐集到 68 個意象語彙，並予以編號處理，且製作小尺寸的卡片來表示每個意象語彙；(2) 進行意象語彙的篩選，透過問卷以及 5 位專家小組進行討論，進行刪除一些意義相似性過高的語彙，從先前意象語彙中篩選出 20 個適用於描繪 PDA 智慧型手機的意象語彙；(3) 使用親和圖或是所謂的 KJ 法 (Mizuno, 1988; Asaka and Ozeki, 1990; Munemori and Nagasawa, 1991)，以圖形處理的方式綜合相似度高的卡片項目，以主觀判斷方式進行分群為 4 類，並將群組予以命名並予以解釋，結果分類為視覺性、創意性、操作性、族群；(4) 萃取代表性的雙極性感性語彙對 (bipolar image word pairs)，建立感性語彙集合 (Kansei semantics set)，用以評價產品的感性強度，最後萃取出正式實驗用的 4 對意象語彙定義為視覺性：簡單的-複雜的、操作性：方便的-困難的、創意性：獨特的-普通的、族群：休閒的-工作的。

### (四) 進行感性評價實驗

本研究將最終的 32 個實驗樣本，以「方便的-困難的」感性語彙建立意象評量問卷，以選定之意象語彙，配合樣本圖片，進行顧客產品意象認知之問卷調查，由受測者參照產品圖片之外觀造形，針對各產品樣本的意象語彙的強度值，採用 7 階語意差異法 (semantic differential method) (Osgood et al., 1957) 之尺度標定進行評比，7 表正面意象絕強、6 表正面意象頗強、5 表正面意象稍強、4 表意象中庸、3 表反面意象稍強、2 表反面意象頗強、1 表反面意象絕強；評分愈高表示樣本之意象愈趨近於正面之意象語彙，相對地，評分愈低則表示樣本之意象愈趨近於反面意象語彙，本研究之受測對象為 50 人，男性 30 人，女性 20 人，其中 28 人為與設計相關者，另外 22 人為一般 PDA 智慧型手機產品使用者，將調查後之數據資料予以平均化，得到各產品樣本之意象強度評量值，並製作成意象評量矩陣，如表 2 所示，運用非線性類神經網路建立產品造形設計規則與產品意象之預測方程式。

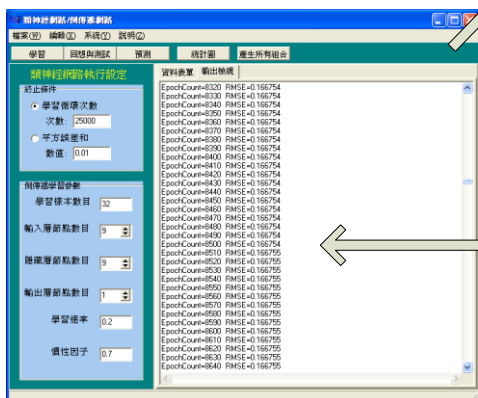
(3) 學習收斂圖



(5) 回想與測試



(4) 預測程序



(2) 學習程序

(1) 參數輸入介面

圖 1 BPNN 感性設計支援資訊系統之輸入介面與執行功能

## 二、建立 BPNN 感性設計模式

為減少人工計算的繁雜程序與降低計算錯誤的可能，本研究以類神經網路 ( Back-Propagation Neural Network, BPNN ) 為演算法建立一套 BPNN 感性設計支援資訊系統 (BPNN Affective Design Support Information System)，以保證能有效精確地計算感性評價結果，對於加速設計者進行感性設計之分析決策將有相當大的助益，藉由此系統，設計人員更能快速與精確掌握大眾消費者心理層面上特定的感性需求，並且轉換為產品的設計重點與造形要素。本研究所發展之感性設計支援資訊系統之輸入介面與執行結果如圖 1 所示，主要功能包含參數出入介面、學習、學習收斂圖、預測、回想與測試等。

此外，本研究網路學習策略設定為：（1）避免設定很小的誤差平方和，因過度的訓練將使網路的權重值範圍很大，而導致預測的誤差增大；（2）設定適當數目隱藏層內的節點數，避免設定太少導致網路訓練很難收斂，亦避免設定太多導致預測不準確；（3）避免設定太大或太小的學習率，因太大的學習率將導致網路學習太快達到收斂，太小的學習率會使網路學習的收斂速度變慢。本文所使用之網路架構(network architecture)如圖 2 所示，包含 3 層，輸入層有 9 個處理單元，對應 PDA 智慧型手機產品造形之 9 個造形要素；隱藏層有 9 個處理單元，是經過試誤法(trial and error)所得到較佳的數目；輸出層有 1 個處理單元，對應 PDA 智慧型手機產品意象‘方便的-困難的’(‘Convenient-Difficult’)。

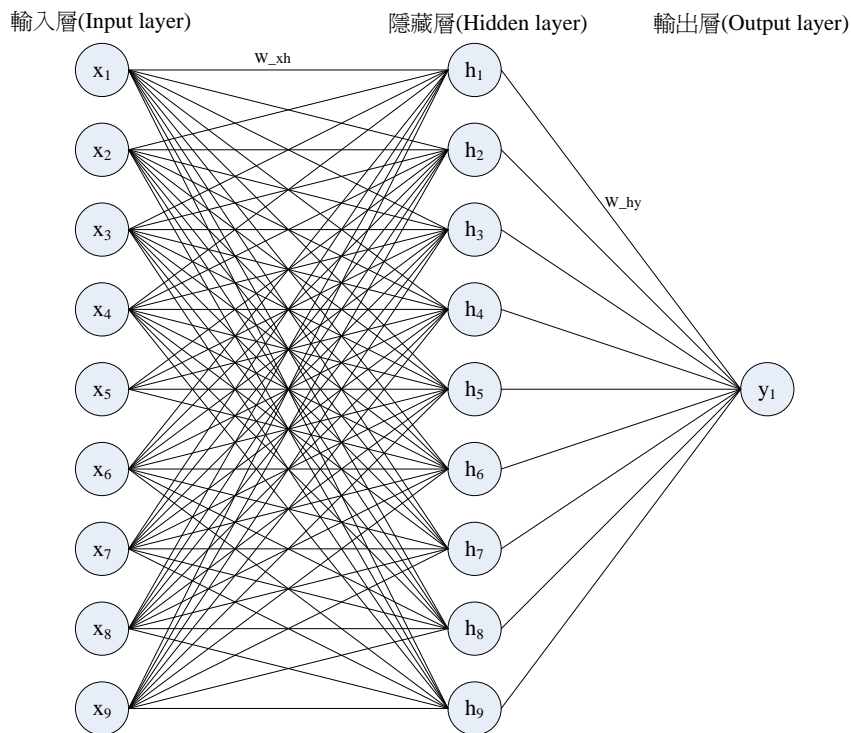


圖 2 本研究倒傳遞神經網路之架構

PDA 智慧型手機的造形元素項目包含數個類目，這些類目為輸入層神經元之輸出訊號，因此為便利於類神經網的學習，需要將這些屬於名目尺度的資料型態加以轉換，以量化數值加以表示，已知共有 9 個設計元素項目，可能的類目組合數目共有 82944 個 ( $4*4*4*4*4*3*3*3*3=82944$ )，其中包含 4 個類目者，以 4 個位元的二進位數值表示，以 1 代表 True 與 0 代表 False 的方式進行編碼，以  $(1000)_2$  表示第一種類目， $(0100)_2$  表示第二種類目， $(0010)_2$  表示第三種類目， $(0001)_2$  表示第四種類目，也就是說以十進位的 8、4、2、1 等數值各表示第一種、第二種、第三種與第四種類目；若包含 3 個類目者，以 3 個位元的 2 進位數值表示， $(100)_2$  表示第一種類目， $(010)_2$  表示第二種類目， $(001)_2$  表示第三種類目，也就是說以十進位的 4、2、1 等數值各表示第 1 種、第 2 種、第 3 種類目。相對的當類神經網路完成產品意象之預測時，可

能需要對有較高預測值的设计元素之組合產品，進行解碼以了解各设计元素項目的類目。

## 伍、結果與討論

藉由神經網路解析 PDA 智慧型手機之造形要素與產品意象之對應關係，可建立感性设计模式，進一步可導出造形要素之權值，並建立造形设计準則。所得之感性设计模式之結果，可提供设计者理解哪些產品具有較佳的綜合性意象評價，應用於預測最佳造形要素之組合造形，以利協助设计者定義競爭標竿與調適设计競爭力；所得造形要素權值表示每個造形要素對於產品意象的影響貢獻程度，當權值越大時表該造形要素對該感性意象彙的影響程度也就越大。

### 一、BPNN 感性设计模式之學習結果

32 個實驗樣本之形態要素矩陣(morphological element matrix)與 PDA 智慧型手機產品意象‘方便的-困難的’之評價結果作為 BPNN 模式之訓練集合，在訓練過程中有 2 個網路學習終止之必要條件：(1) 當網路輸出值與期望值之間的均方根誤(root mean square error, RMSE)減小至某一個先前設定的數值；(2)當學習循環次數已達到某一個先前設定的數值。網路參數中設定學習率(learning rate)為 0.2，慣性因子(momentum term)設定為 0.5，可輔助神經網路降低學習盪，並達到收斂，本文之 BPNN 模式之學習終止條件中設定學習循環次數(learning epoch times)為 25000，RMSE 設定為小於 0.1，經過許多次數的網路試誤訓練後，可至少得到一組滿足終止條件的結果，其學習收斂曲線如圖 3 所示，得到一個可接受 BPNN 模式的條件為 RMSE=0.0334。在訓練程序達到收斂之後，可得到一組適當可接受之處理單元間的權值與偏權值，輸入層處理單元( $x_1, x_2, \dots, x_9$ )與隱藏層處理單元( $h_1, h_2, \dots, h_9$ )之間的權值矩陣  $W_{xh}$  如表 3 所示，隱藏層處理單元( $h_1, h_2, \dots, h_9$ )與輸出層處理單元( $y_1$ )之間的權值矩陣  $W_{hy}$  如表 4 所示，輸出層與隱藏層處理單元的偏權值如表 5 所示。

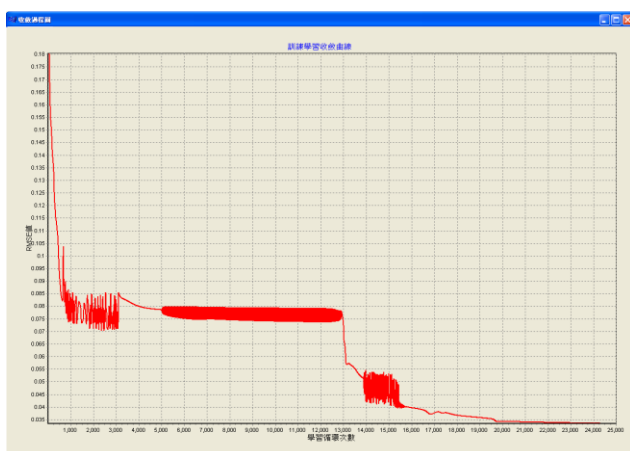


圖 3 BPNN 感性设计模式之學習收斂曲線

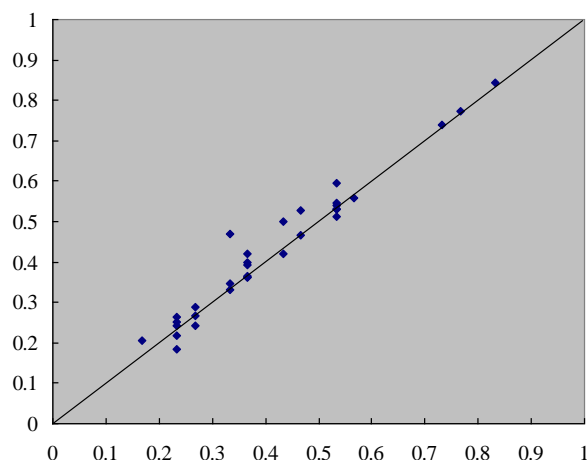


圖 4 BPNN 感性设计模式之殘差散佈圖

表 3 輸入層與隱藏層處理單元之間的權值

輸入層之處理單元	隱藏層之處理單元								
	h <sub>1</sub>	h <sub>2</sub>	h <sub>3</sub>	h <sub>4</sub>	h <sub>5</sub>	h <sub>6</sub>	h <sub>7</sub>	h <sub>8</sub>	h <sub>9</sub>
x <sub>1</sub>	0.518	1.166	0.305	-0.695	0.578	-2.409	0.559	-2.469	0.856
x <sub>2</sub>	0.114	-3.264	0.071	0.774	-0.051	-1.699	0.228	-1.737	0.221
x <sub>3</sub>	0.245	-3.045	0.691	0.706	0.809	3.820	0.588	0.567	0.863
x <sub>4</sub>	0.293	3.411	-0.041	0.488	0.898	-3.796	0.216	4.947	0.533
x <sub>5</sub>	0.891	-1.966	0.083	0.906	0.877	0.286	0.895	-2.728	0.816
x <sub>6</sub>	-0.091	-0.953	0.792	-3.337	0.384	3.530	0.017	4.013	0.259
x <sub>7</sub>	0.107	5.662	0.880	-0.256	0.654	0.874	0.604	4.192	0.083
x <sub>8</sub>	0.066	-7.563	0.486	-1.788	0.232	2.442	0.552	-0.166	0.187
x <sub>9</sub>	0.511	6.502	0.007	1.989	0.645	3.388	0.445	1.416	0.031

表 4 輸出層與隱藏層處理單元之間的權值

輸出層之處理單元	隱藏層之處理單元								
	h <sub>1</sub>	h <sub>2</sub>	h <sub>3</sub>	h <sub>4</sub>	h <sub>5</sub>	h <sub>6</sub>	h <sub>7</sub>	h <sub>8</sub>	h <sub>9</sub>
y <sub>1</sub>	-0.102	1.434	0.014	1.182	0.225	1.367	0.035	-2.317	0.262

表 5 輸出層與隱藏層處理單元的偏權值

隱藏層									輸出層
h <sub>1</sub>	h <sub>2</sub>	h <sub>3</sub>	h <sub>4</sub>	h <sub>5</sub>	h <sub>6</sub>	h <sub>7</sub>	h <sub>8</sub>	h <sub>9</sub>	y <sub>1</sub>
-0.0008	-0.6506	-0.0001	0.9044	0.0000	-0.2057	0.0000	-0.2287	0.0000	1.0467

## 二、BPNN 模式有效性分析

在網路回想(callback)與測試(testing)階段中，將 32 個樣本資料的輸入與輸出圖樣與所得 BPNN 模式中的權值與偏權值等資訊做為輸入項，即可得到產品意象之預測值與誤差值，結果顯示絕對平均誤差(Absolute average error, AME)為 0.024，均方根誤 RMSE=0.0368，小於 0.1，殘差分析如圖 4 之 BPNN 感性設計模式殘差散佈圖所示，說明本文所建立之 BPNN 模式可用來預測目標產品之感性意象。

此外，為理解感性設計模式之信賴程度，感性模式之預測值與受測者評點之實際結果是否存在差異，因此進一步進行成對樣本平均值之 t 檢定，並以 99%作為差異之信賴區間，若機率值大於 0.01，表示感性模式之預測結果與問卷之實際量測值沒有顯著差異，則由實驗設計中所分析得到的感性模式之方程式，可視為具有準確性與可行性，經成對樣本 t 檢定，結果如表 6 所示，顯示各感性模式之預測結果之平均值與問卷之實際量測值之平均值沒有顯著差異，且皮爾森相關係數(Pearson correlation coefficient)檢定結果顯示 BPNN 感性設計模式之預測結果與實際實驗結果具備顯著性(p-value=0.000)，因此所得之 BPNN 感性設計模式可視為具備精準性與可行性，可用來詮釋產品意象與造形要素之間複雜的非線性關係。

表 6 BPNN 感性設計模式之成對樣本 t 檢定結果

感性語彙	成對差異					t 值	df	顯著性 (p 值)
	平均數	標準差	平均數的標準誤差	99% 差異的信賴區間				
				下界	上界			
方便的-困難的	-0.014	0.034	0.006	-0.031	0.002	-2.344	31	0.026



### 三、造形要素權值分析

利用已完成之網路學習權值結構(如表 3、4、5 所示),並以 Garson 演算法(Garson's algorithm)可計算出各輸入變數(造形要素)對應於某一輸出參數(產品意象)之相對重要性(Relative Importance, RI)。最後計算輸入變數(造形要素)之權值,結果如表 7 所示,評比結果依序為方向鍵形式(FE<sub>5</sub>)、底部造形(FE<sub>3</sub>)、擴音孔形式(FE<sub>6</sub>)、開啓方式(FE<sub>1</sub>)、功能鍵排列(FE<sub>4</sub>)、擴音孔位置(FE<sub>7</sub>)、螢幕遮面與功能鍵關係(FE<sub>9</sub>)、色彩處理(FE<sub>8</sub>)、頂端造形(FE<sub>2</sub>)。

表 7 輸入變數(造形要素)之權值

	造形要素								
	FE <sub>1</sub>	FE <sub>2</sub>	FE <sub>3</sub>	FE <sub>4</sub>	FE <sub>5</sub>	FE <sub>6</sub>	FE <sub>7</sub>	FE <sub>8</sub>	FE <sub>9</sub>
權重值	1.062	0.507	1.17	1.021	1.217	1.087	1.016	0.903	1.016
正規化權重值	0.118	0.056	0.130	0.113	0.135	0.121	0.113	0.100	0.113

### 四、預測最佳意象之造形要素組合

本文所建立的 BPNN 感性設計模式,可輔助產品設計者找出滿足特定產品意象之最佳造形要素組合。設計者為了發展出符合消費者心理需求的產品意象,必須要理解何種造形要素之組合所得到的產品意象最高,然而,在 9 種設計元素與 32 種類目的組合情形下,共有 82944(4×4×4×4×4×3×3×3×3)種設計元素組合,如果對每一種組合產品進行意象調查,將耗費龐大之成本、時間與人力,在現實的情況下必定不可行,因此必須尋求有效之產品意象預測方法,如本研究應用 BPNN 神經網路所建立之非線性感性模式,且設計者進行產品組合時,基於成本或設計策略之考量因素,極可能對某些造形要素之類目有所偏好,因此可事先對造形要素進行設限,基於此觀念,本研究對造形要素之開啓方式(FE<sub>1</sub>)限定為無蓋(FE<sub>11</sub>),功能鍵排列(FE<sub>4</sub>)限定為對稱形(FE<sub>42</sub>),擴音孔形式(FE<sub>6</sub>)限定為輻射排列(FE<sub>63</sub>),則所有可能組合產品之數目為 1728(4×4×4×3×3×3),並利用所建立之非線性感性模式進行每一種組合產品進行意象預測,產品意象預測值最佳與最差之造形要素組合如表 8 所示,分析結果可作為設計者進行 PDA 智慧型手機產品意象設計與電腦輔助設計立體繪圖之依據。

表 8 產品意象預測值最佳與最差之造形要素組合

	造形要素									產品意象預測值
	FE <sub>1</sub>	FE <sub>2</sub>	FE <sub>3</sub>	FE <sub>4</sub>	FE <sub>5</sub>	FE <sub>6</sub>	FE <sub>7</sub>	FE <sub>8</sub>	FE <sub>9</sub>	
最佳組合	FE <sub>11</sub>	FE <sub>24</sub>	FE <sub>32</sub>	FE <sub>42</sub>	FE <sub>51</sub>	FE <sub>63</sub>	FE <sub>73</sub>	FE <sub>82</sub>	FE <sub>91</sub>	0.9662
最差組合	FE <sub>11</sub>	FE <sub>24</sub>	FE <sub>33</sub>	FE <sub>42</sub>	FE <sub>54</sub>	FE <sub>63</sub>	FE <sub>73</sub>	FE <sub>81</sub>	FE <sub>93</sub>	0.0511

## 陸、結論

有效的造形要素評比機制是進行感性設計成功的關鍵,可利於協助設計者理解產品意象與造形要素之間的相關性,釐清哪些造形特徵的設計較能符合產品意象的需求,以利遂行產品之感性設計。雖然類神經網路雖對資料的變動具有很強的調適能力,已被廣泛用於處理非線性的意象預測模式,然而如何對造形要素的評比機制仍未論述完善,本研究將類神經網路學習所得結果進



一步作輸入變數之權值分析，方能全面發揮類神經網路對造形要素的評比機制。

為有效進行造形要素之評比，本研究首先進行前置性研究，包含確認目標產品之實驗樣本、確認造形要素及其類目與消費者的感性需求，並進行樣本之感性評價實驗；然後應用非線性類神經網路解析造形要素與特定意象之間的關係，因此可得到一個高精確性的感性設計模型，並進行殘差分析與信賴度檢定以驗證該模式的有效性；最終進行類神經網路之輸入變數權重分析，可獲得消費者對產品意象的偏好結構，進而預測最佳意象之造形要素組合。此外建立以倒傳遞神經網路為演算法的感性設計支援資訊系統，能協助設計者快速建立形態要素與意象語彙間之感性關聯模型，能有效與迅速獲得產品設計重點，改善傳統產品設計特性與消費者心理需求不能有效的結合的問題，縮短設計者與顧客之間對於產品認知的差距。總體而言，本研所得到的結果與貢獻為（1）藉由此系統，設計者能快速精確地掌握消費者心理層面上特定的感性需求，並且轉換為產品的設計重點與造形要素；（2）藉由產品造形的形態分析，歸納出案例產品的形態造形要素與其類目；（3）所建立的 BPNN 感性設計模式，可輔助產品設計者找出滿足特定產品意象之最佳造形要素組合，以提昇整體產品造形意象之效用；（4）藉由造形要素權重分析結果，可協助設計者釐清關鍵性的造形要素，以利發展 PDA 智慧型手機之造形設計準則。

## 參考文獻

- Asaka, T., Ozeki, K., Handbook of Quality Tools: The Japanese Approach, Cambridge, Productivity Press, Massachusetts, 1990.
- Braspenning, P.J., Artificial Neural Networks: An Introduction to ANN Theory and Practice, Springer-Verlag, New York, 1995.
- Chen, C.H., Khoo, L.P., Yan, W., Web-enabled customer-oriented product concept formation via laddering technique and kohonen association, Concurrent Engineering: Research and Applications, Vol.10, No.4, pp.299-310, 2002.
- Chester, M., Neural Networks: A Tutorial, Prentice-Hall Inc, New Jersey, 1993.
- Cross, N., Engineering Design Methods: Strategies For Product Design, John Wiley & Sons, England, 1994.
- Elliott, A.C. and Wright, I.C., Customer-needs information in the new product development process: an empirical study, Proceedings of International Conference on Engineering Design, ICED99, Munich, 3 August, pp. 1559-1564, 1999.
- Freeman, J.A., Skapura, D.M., Neural networks algorithm, application, and programming techniques, Addison-Wesley, New York, 1991.
- Garson, G.D., Interpreting neural-network connection weights, Artificial Intelligent Expert, Vol. 6, pp.47-51, 1991.

- Hertz, J., Krough, A., Palmer, R.G., Introduction to the theory of neural computation, Addison-Wesley, New York, 1991.
- Howes, P., Crook N., Using input parameter influences to support the decision of feedforward neural networks, *Neurocomputing*, Vol.24, pp.191-206, 1999.
- Hsiao, S.W. and Huang, H.C., A neural network based approach for product form design, *Design Studies*, Vol.23, pp.67-84, 2002.
- Jordan, P.W., *Designing Pleasurable Products: an Introduction to the New Human Factors*, Taylor and Francis, London, 2000.
- Jordan, P.W., *How to Make Brilliant Stuff that People Love and Make Big Money Out of It*, Wiley, Chichester, UK, 2002b.
- Khalid, H.M., Helander, M.G., A framework for affective customer needs in product design, *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, Vol.5, No.1, pp. 27-42, 2004.
- Khalid, H.M., Helander, M.G., Customer needs in emotional design, *International Journal Concurrent Engineering: Research and Applications*, Vol.14, No.2, pp. 197-206, 2006.
- Lai, H.H., Lin, Y.C., Yeh, C.H., Form design of product image using grey relational analysis and neural network models, *Computers & Operations Research*, Vol.32, pp.2689-2711, 2005.
- Matsubara, Y., Nagamachi, M., Hybrid Kansei engineering system and design support, *International Journal of Industrial Ergonomics*, Vol.19, pp.81-92, 1997.
- Mizuno, S., *Management for Quality Improvement: The 7 New QC Tools*. Productivity Press, Inc., Cambridge MA, 1988.
- Munemori, J., Nagasawa, Y., Development and trial of groupware for organizational design and management: distributed and cooperative KJ method support system, *Information and Software Technology*, Vol.33, No.4, pp.259-264, 1991.
- Nagamachi, M., Kansei engineering as a powerful consumer-oriented technology for product development. *Applied Ergonomics*, Vol.33, pp.289-294, 2002.
- Nagamachi, M., *Kansei engineering*. Kaibundo Publishing Company, Tokyo, 1989.
- Nagamachi, M., *Kansei engineering: A new ergonomics consumer-oriented technology for product development*. *International Journal of Industrial Ergonomics*, Vol.15, pp.3-10, 1995.
- Nelson, M., Illingworth, W.T., *A Practical Guide to Neural Nets*. Addison-Wesley, New York, 1991.
- Neter J., Kuter, M.H., Nachtsheim, C.J., Wasserman, W., *Applied linear regression model*, Irwin 3rd edition, 1990.
- Norman, D.A., *Emotional Design: Why Do We Love (or Hate) Everyday Things*. Basic Books, New York, 2004.
- Osgood, E.C., Suci, G.J., Tannenbaum, P.H., *The measurement of meaning*. Urbana, University of

Illinois Press, 1957.

Rumelhart, D.E., Hinton, G., McClelland, J.L., A general framework for parallel distributed processing. In: RUMELHART DE and McCLELLAND (eds.) Parallel Distributed Processing; Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol. 1, MIT Press, Cambridge, pp.45-76, 1996.

Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Williams, R.J., Learning internal representations by error propagation. Parallel Distributed Processing: Exploration in the Microstructures of Cognition 1, MIT Press, Cambridge, Mas, pp.318-362, 1986.

Shiv, B. and Huber, J., The impact of anticipating satisfaction on consumer choice, Journal of Consumer Research, Vol.27, pp.202-216, 2000.

Srinivasan, T.C., An integrative approach to consumer choice, In Wallendorf, M., Anderson, P., (Eds.), Advances in Consumer Research, Vol. 14, Association for Consumer Research, pp. 96-101, 1987.

Sun, J., Kalenchuk, D.K., Xue, D., Gu, P., Design candidate identification using neural network-based fuzzy reasoning, Robotics and Computer Integrated Manufacturing, Vol.16, pp.383-396, 2000.

Zhang, P., Li, N., The importance of affective quality, Communications of the ACM (CACM), Vol.48, No.9, pp.105-108, 2005.

Zwicky, F., The morphological approach to discovery, invention, research and construction, New Method of Thought and Procedure: Symposium on Methodologies, Pasadena, May, pp.316-317, 1967.

王振琤，運用灰關聯分析於產品感性設計中造形要素優先度評比之研究，第五屆地方產業特色與產品設計實務研討會論文集，和春技術學院，頁LICPDP5-213~8，2006。

沈旻瑋，多重感性語彙間之複合性探討，雲林科技大學工業設計系碩士論文，2002。

周君瑞，複合感性意象之塑造-以造形特徵為基礎，國立成功大學，工業設計學系碩士論文，2001。

周君瑞、陳國祥，感性化產品造形之塑造--以造形特徵為基礎，設計學報，第8卷第2期，頁77-88，2003。

林彥呈，管倖生，產品色彩與造型搭配相關性之研究，工業設計，第28卷第2期，頁148-153，2000。

莊明振、陳俊智，產品形態特徵與構成關係影響消費者感性評價之研究—以水壺的設計為例，設計學報，第9

卷第3期，頁43-58，2004。

陳俊智，造形特徵與風格演變的相關性研究--以圈椅設計為例，高雄師大學報：自然科學與科技類，第19期，頁27-43，2005。

陳國祥，管倖生，鄧怡莘，張育銘，感性工學--將感性予以理性化的手法，工業設計，第29卷第1期，頁2-16，2001。

管倖生，林彥呈，應用類神經網路於手機色彩與造形搭配之研究，工業工程學刊，第18卷第6期，頁84-94，2001。

管倖生、林彥呈，以感性工學程序建構網頁設計系統之研究，設計學報，第7卷第1期，頁59-74，

2002。

劉念德、林揚智，筆記型電腦外觀造型認知差異之調查研究，工業設計，第32卷第1期，頁51-56，

2004。

蕭坤安、陳玲鈴，造形形變於產品造形情感意象上的探討－以壺類產品為例，設計學報，第 10 卷第 3 期，頁 101-121，2005。