

東 海 大 學

工業設計學系碩士班

碩士論文

應用類神經網路於球鞋造形曲線
認知與設計之研究

Using Artificial Neural Network in Recognition and
Design of Shape Curve in Sneakers

研 究 生：楊凱傑
指 導 教 授：王中行

中 華 民 國 一 百 零 一 年 六 月

碩士學位論文口試委員會審定書

工業設計研究所 楊凱傑 君所提供之論文

應用類神經網路於球鞋造形曲線認知與設計之研究

經本委員會審定通過，特此證明。

論文口試委員會

委員：

新世文 郭昭弘
張炳騰 黃在生
王中行

指導教授：

王中行

中華民國 101 年 06 月 06 日

中文摘要

本研究目的為提出一套結合感性工學與類神經網路為基礎的球鞋造形設計流程，藉由自組織映射網路(Self-Organizing Map, SOM)的輸出分布圖，來了解自動搜尋事物聚類規則的能力，以倒傳遞網路(Back Propagation, BP)驗證其學習效果，讓設計師能藉由此模式作為客製化球鞋造型的設計依據，以及幫助消費者藉由感性意象來選購產品造型，得知球鞋的風格是屬於哪一類型的球員，透過球員的風格、名氣，來提高消費者對產品的接受度。最後加入形變理論在分類後的群組間，建構產品多樣化，幫助設計師於短時間內產生大量漸變造形的設計。

本研究具體成果如下：

1. 透過意象問卷來獲得消費者對於形容詞語彙在球鞋曲線及球員風格的感性評價，再以平均絕對誤差(Mean Absolute Deviation, MAD)公式建立出其相互對應之關係作為分類定義的準則。
2. 以SOM拓樸映射圖，找出50雙球鞋及10大控球後衛聚類後的分布作為修正定義分類的原則。
3. 以BP網路架構，進行語彙特徵及造形特徵之不同分類原則的訓練及驗證。
4. 應用形變理論在分類後的群組間，建構產品多樣化，幫助設計師於短時間內產生大量漸變造形的設計。
5. 利用Matlab軟體建立SOM及BP神經網路結構於樣本識別系統上，提供設計師於構想發展初期的參考原型，最後以3D建模軟體SolidWorks完成鞋型開發。

關鍵字：籃球鞋設計、感性工學、自組織映射網路、倒傳遞網路

英文摘要

This study aimed at establishing a shape design process of basketball shoes, which integrated Kansei engineering and neural network as the basic structure. By using the clustering rules in the self-organizing map (SOM) output map and the network learning result of the cluster rules from back propagation (BP) in neural network, customers could understand and build for the customized shape design on basketball shoes. The system also found out which basketball shoes belonged to the players' style. It promoted the acceptance for customers through the connection between players' reputation and shoes characteristic. This study finally applied the morphing theory in shape design from different groups and helped designers to create lots of forms in short times. Results and contributions in this paper were shown in the following:

1. To obtain the Kansei assessment between shoes curves and players style through the image questionnaire, the classification rules were defined by Mean Absolute Deviation (MAD) formula.
2. To modify the classification between 50 basketball shoes and NBA top 10 point guards by SOM topology map.
3. To verify the validity of different BP's input variables which are product image and shape feature.
4. To apply morphing theory to add product variety, designers could create lots of forms in short times.
5. To use SOM and BP build pattern recognition system by Matlab, and provide a prototype to designers in concept phase. Finally, it uses 3D software "SolidWorks," to finish basketball shoe design.

Keywords: Sneakers Design, Kansei Engineering, Self-Organizing Map, Back-Propagation,

誌 謝

在東海這兩年研究所的日子裡，我充份利用了學校提供的資源，除了修習系所內的課程以外，也去修了自己有興趣的系外課程，努力地去達到跨領域設計整合能力的提升，種種考驗致使今日本論文得以完成。

在此，感謝指導教授 王中行博士這兩年來的悉心指導與栽培。無論是在學術研究上，或是日常生活中，治學的嚴謹態度及力求完美的風範，都讓學生受益良多。承蒙口試委員 蕭世文博士、郭炳宏博士、張炳騰博士、黃台生博士在百忙之中撥冗審閱，並對本論文殷切的指正與寶貴的建議，使得本論文更臻完善，謹此致意。

在論文研究過程中，感謝林光甫學長、林雅俐老師在學理上及論文問題方面的指導與協助，並提供不同的思考方向與想法，特此銘謝。在研究所生活中，感謝平常一起打球的朋友 — 育辰、宗曄、可樂、政祥...等；感謝玩桌上遊戲的同伴 — 子茵、禹任、蕭雅、柏渝，讓我在作研究之餘，能好好放鬆心情，並帶著一顆更清新的腦袋再回到工作崗位上，繼續奮鬥。感謝師門同學 — 又新大哥、成名、筱玟、小甜、銘原、賀平、泊鑫、鴻諺、沛晶、志彥，謝謝你們帶給研究室的歡樂氣氛，因為有了你們的陪伴，讓我更能面對論文的考驗。

最後，將這份完成碩士學位的喜悅獻給我的家人，感謝爸媽給我無憂的求學環境，讓我能專心向學，感謝您們照顧與支持，使我能順利完成學業，在此表達最真摯的感謝。

楊凱傑 謹誌

東海大學工業設計研究所

中華民國一百零一年六月

目錄

中文摘要.....	I
英文摘要.....	II
誌謝.....	III
目錄.....	IV
圖目錄.....	VII
表目錄.....	IX
第一章 緒論.....	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 研究動機.....	3
1.3 研究目的.....	5
1.4 研究範圍限制.....	6
1.5 研究架構.....	7
第二章 文獻探討.....	8
2.1 籃球鞋設計.....	8
2.1.1 籃球鞋基本構成.....	9
2.1.2 電腦輔助籃球鞋設計.....	12
2.2 形變理論(Shape Morphing).....	15
2.3 感性工學.....	17
2.4 類神經網路(Artificial Neural Network).....	19
2.4.1 監督式學習網路.....	19
2.4.2 無監督式學習網路.....	21

2.4.3 類神經網路相關研究	23
第三章 研究方法.....	25
3.1 樣本蒐集及問卷調查.....	27
3.1.1 籃球鞋造形樣本蒐集及篩選	27
3.1.2 形容詞語彙蒐集及篩選	29
3.1.3 NBA 球星篩選及意象評分實驗.....	33
3.1.4 球鞋造形及意象評分實驗	35
3.2 球鞋造形特徵的數量化轉換.....	37
3.3 資料正規化.....	40
3.4 感性語彙評價排序.....	43
3.5 自組織映射網路的樣本分類.....	47
3.5.1 SOM 網路建立.....	48
3.5.2 SOM 網路學習程序.....	50
3.5.3 SOM 網路評估指標.....	53
3.6 倒傳遞網路的樣本識別.....	54
3.6.1 BP 網路建立	54
3.6.2 BP 網路學習程序	56
3.6.3 BP 網路評估指標	58
第四章 研究結果與設計應用.....	60
4.1 SOM 聚類分析與探討.....	60
4.1.1 SOM 之球員分類探討	61
4.1.2 SOM 之球鞋分類探討	64

4.2 BP 網路訓練驗證結果.....	68
4.2.1 BP 網路類型結構.....	68
4.2.2 BP 網路類型一.....	71
4.2.3 BP 網路類型二.....	73
4.2.4 BP 網路類型三.....	75
4.2.5 BP 網路類型四.....	77
4.2.6 討論.....	79
4.3 產品造形設計應用.....	81
4.3.1 造型融合及球星風格評估系統操作.....	81
4.3.2 SolidWorks 客製化建模.....	84
第五章 結論與建議.....	90
5.1 研究成果與貢獻.....	90
5.2 後續研究與建議.....	91
參考文獻.....	92
【附錄一】第一階段球員風格與球鞋特色之語彙問卷.....	93
【附錄二】第二階段球員風格特色(心理面)之語彙問卷.....	95
【附錄三】第三階段 50 雙球鞋與爆發力、速度、智慧 3 語彙問卷.....	97
【附錄四】50 雙球鞋對應 10 大控衛 MAD 表.....	100
【附錄五】40 訓練樣本球鞋的學習目標及輸出結果表.....	102

圖目錄

圖 1-1	台裔美籍 NBA 球員”林書豪”(Jeremy Lin)	3
圖 2-1	籃球鞋之構成	9
圖 2-2	籃球鞋鞋面之構成	10
圖 2-3	籃球鞋鞋底之構成	11
圖 2-4	NIKE 網路客製化互動式平台	12
圖 2-5	現有 3D 鞋樣設計軟體繪製流程	14
圖 2-6	汽車造形預測及推斷圖	15
圖 2-7	監督式學習演算法	20
圖 2-8	非監督式學習演算法	21
圖 2-9	拓樸層神經元之分派	22
圖 2-10	墨西哥帽函數	23
圖 3-1	研究流程圖	26
圖 3-2	50 雙 NIKE 籃球鞋樣本	28
圖 3-3	50 雙 NIKE 籃球鞋樣本線稿繪製	29
圖 3-4	感性語彙挑選之片段問卷	31
圖 3-5	NBA2010 十大控球後衛	34
圖 3-6	NBA 十大控衛感性語彙問卷平均值折線圖	35
圖 3-7	語彙與球鞋造形評價問卷	36
圖 3-8	球鞋造形節點曲線圖	38
圖 3-9	球鞋造形節點曲線圖	39
圖 3-10	Solidworks 點資料記錄過程	40
圖 3-11	自組織映射圖網路輸出二維矩形拓樸座標	49
圖 3-12	樣本在拓樸空間的映射過程	53
圖 3-13	對數-S 形函數及線性函數	56

圖 3-14	倒傳遞類神經網路	57
圖 4-1	十大控衛聚類中心之最短距離總合收斂過程	61
圖 4-2	10 大控球後衛(心理+物理)於 2x3 之 3 維拓樸映射圖	62
圖 4-3	10 大控球後衛(心理+物理)於 2x3 拓樸映射圖	63
圖 4-4	50 雙球鞋 3 感性語彙輸入於 6x6 拓樸映射圖	65
圖 4-5	50 雙球鞋樣本聚類中心之最短距離總合收斂過程	65
圖 4-6	50 雙球鞋 3 感性語彙輸入於 6x6 拓樸映射圖(修正後).....	67
圖 4-7	BP 網路之 3 語彙輸入 6 類型輸出演算流程圖	70
圖 4-8	不同隱藏神經元設定之均方誤差表	71
圖 4-9	感性語彙 3 輸入均方差迭代收斂圖	72
圖 4-10	26 座標輸入均方差迭代收斂圖	74
圖 4-11	80 座標輸入之均方差迭代收斂圖	76
圖 4-12	106 座標輸入均方差迭代收斂圖	77
圖 4-13	6x6 映射圖之球鞋劃分過程	82
圖 4-14	球鞋曲線漸變過程	83
圖 4-15	球鞋造形後處理過程	84
圖 4-16	SolidWorks 建模步驟-1	85
圖 4-17	SolidWorks 建模步驟-2	85
圖 4-18	SolidWorks 建模步驟-3	86
圖 4-19	SolidWorks 建模步驟-4	86
圖 4-20	SolidWorks 建模步驟-5	87
圖 4-21	SolidWorks 建模步驟-6	88
圖 4-22	SolidWorks 建模步驟-7	88
圖 4-23	SolidWorks 建模步驟-8	89

表目錄

表 3-1	40 組球鞋意象感性語彙	30
表 3-2	上場時間(總體能力)所挑選出來的前 10 名語彙.....	31
表 3-3	得分能力所挑選出來的前 10 名語彙	31
表 3-4	抄截能力所挑選出來的前 10 名語彙	32
表 3-5	籃板能力所挑選出來的前 10 名語彙	32
表 3-6	助攻能力所挑選出來的前 10 名語彙	32
表 3-7	球員五項能力所對應出來的語彙	33
表 3-8	NBA 十大控衛 2010-11 球季五項能力平均數據.....	35
表 3-9	50 雙球鞋之 20 位受測者感性語彙平均值	37
表 3-10	50 雙球鞋座標正規化數值	41
表 3-11	NBA 十大控衛五項能力數據正規化.....	41
表 3-12	NBA 十大控衛語彙問卷 0~1 正規化.....	42
表 3-13	NBA 十大控衛評價正規化((物理+心理)/2).....	42
表 3-14	50 雙球鞋感性語彙正規化數值	42
表 3-15	50 雙球鞋對應 10 大控衛排序表	45
表 3-16	球鞋對應球員之相關矩陣表	47
表 3-17	SOM 網路資料表.....	49
表 4-1	50 雙球鞋對應 6 類型球員表	64
表 4-2	50 雙球鞋對應 6 類型球員表(修正後).....	68
表 4-3	4 種倒傳遞類神經網路訓練類型	69
表 4-4	倒傳遞類神經網路參數設定	69
表 4-5	感性語彙 3 輸入混亂矩陣	72
表 4-6	10 雙球鞋驗證樣本的球員分類學習目標	73
表 4-7	10 雙球鞋驗證樣本的輸出結果(3 感性語彙輸入變數).....	73

表 4-8	26 輸入座標混亂矩陣	74
表 4-9	10 雙球鞋驗證樣本的輸出結果(26 座標值輸入變數).....	75
表 4-10	80 座標輸入之混亂矩陣	76
表 4-11	10 雙球鞋驗證樣本的輸出結果(80 座標值輸入變數).....	77
表 4-12	106 座標輸入混亂矩陣	78
表 4-13	10 雙球鞋驗證樣本的輸出結果(106 座標值輸入變數).....	78
表 4-14	四類型驗證樣本分類表	80

第一章 緒論

神經網路至今應用在各個領域學術上的文章，不計其數，但真正能把它用在民生產品之實務案例並不多(例如：鞋具設計)，主要是企業所考量的是如何以最少的成本達到最大的經濟效益，就算推測出來的結果有 90%的可信度，仍舊存有 10%的誤差，也因此企業多半是它的分析結果作為參考用而已；相反地，對於在客觀因素較大的產品造形設計上而言，藉由神經網路方法，確實是值得去分析，作為參考依據。因此本研究期望建立一套可使設計師於設計初期快速掌握消費者，對產品造形認知的設計模式，研究上將以問卷的方式及物理上的量測去得到大量的數據資料，讓神經網路作處理建構出一定的原則，本研究將以籃球鞋(以下簡稱球鞋)為案例，從背景、動機、目的、方法及全文架構進行分析探討，使整個認知模式的結果，在球鞋造形設計上產生更大的價值。

1.1 研究背景

近年來由於台灣職業運動選手在國際競賽中繳出優異的成績，諸如：高球的曾雅妮、網球的盧彥勳、棒球的王建民、籃球的林書豪...等等，使得愈來愈多的民眾投入更多的時間，在相關的球類運動上，在專業運動水平不斷的提高下與人們生活觀念的改變，為了滿足各種運動的需求，運動鞋儼然已成為日常生活最常被穿著的鞋類。

而籃球運動在台灣是最受大眾喜愛的運動，在電視上、街頭與學校，常可以看到老中青三代參與籃球運動的身影，推究其原因，籃球運動不因為場地侷限，是一種容易上手，又不需花費太多器具、設備的運動，即可單人進行投籃，也能多人組隊對戰的一項運動，一顆籃

球、一雙球鞋，即便可到球場進行鬥牛，因此，能穿著一雙造型酷炫的球鞋在球場上奔馳，更能提升球員的戰鬥力與自信。

美國 NBA(National Basketball Association)職業籃球聯賽在台灣是一項深受年輕人喜愛的體育賽事，其中知名運動品牌“NIKE”是最早與籃球員進行合作的廠商，早在 1984 年，就與籃球巨星，‘Michael Jordan’合作，為其量身定製球鞋，創造出新的品牌“Air Jordan”，爾後每年推出不一樣的款式，來吸引消費者的購買。另外最近在美國紐約尼克隊效力的首位台裔美籍 NBA 球員“林書豪”，如圖 1-1，所掀起的“林來瘋”(Linsanity)熱潮，更是帶起全球經濟的成長，NIKE 公司也隨即推出林書豪的專屬鞋款，在此之前，NIKE 僅有「籃球之神」喬丹等 7 位 NBA 超級球星有專屬鞋款，而林書豪將是第 8 人，就連許多週邊商品的價值也因而水漲船高，種種跡象，再再顯示出運動明星有著不可思議的高身價及魅力，在商業力量介入運動競賽下，確實能影響球鞋市場上的競爭力，這也是為什麼球鞋的造形變化在所有運動鞋中是最多變的。

藉此我們可得知，利用球星的知名度來提升消費者的購買慾是可行的，然而現今產品已趨向於客製化的模式前進，若能建立一個造形曲線客製化球鞋的介面，並結合對應所屬球星風格的回饋，相信此原創性的設計模式，將有別於先前為球星設計球鞋的單調模式，不僅減少設計師在草圖設計上的時程，也提供消費者不一樣的評價模式。

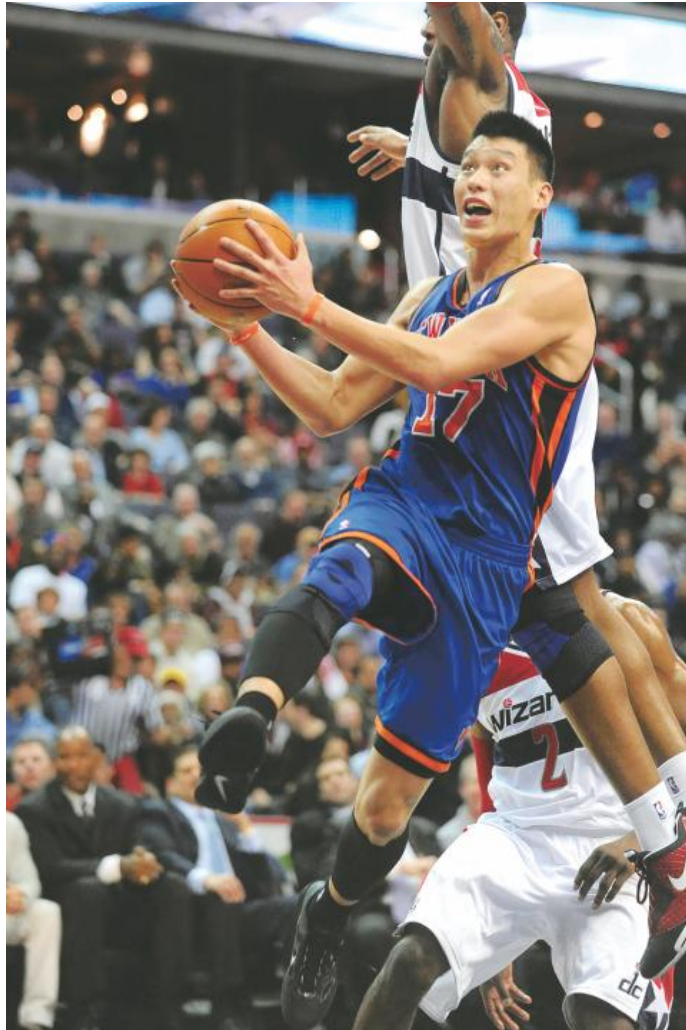


圖 1-1 台裔美籍 NBA 球員”林書豪”(Jeremy Lin)

1.2 研究動機

在現今科學技術的快速發展下，鞋子除了在穿著舒適上的基本要求外，除臭、抗菌、避震...等等技術，在市面上也愈來愈普及了，因此，消費者的產品購買決策與對產品的滿意度，不再只考量產品「物理機能」的滿足，更包括在精神上的滿足，也就是所謂的產品「心理機能」。

在「品質管理」管理的領域中，可分為「物理面的品質」及「心理面的品質」。「物理面的品質」所關切的是產品或服務的物理狀態，

例如：耐用度、操作性、功能等；「心理面的品質」所在意的則是消費者的主觀反應或滿意程度(楊錦洲，1993)。而消費者對產品造形的主觀反應或滿意程度，即包括了對產品的感性與美感反應。因此，產品「感性」與「美感」可被認為是產品「品質」(Quality)中的一種，是影響消費者「選擇」與「滿意度」(Satisfaction)的重要屬性。

一般在心理層面的品質特性，無法像可量測的物理品質(如：引擎轉速、扭力、馬力)，大多需藉助主觀的判斷，如：產品感性、美感或偏好等。而目前大多數的有關心理品質量測的方法，是先主觀地將這些無法量測的特性分成數個類型或等級(如：評估產品的美感品質時，可將其造形品質的美感程度區分成：具高度美感、具美感、美感尚可、美感不佳等類別)，再予以分析。

類神經網路(Artificial Neural Network, ANN)是模仿生物神經元運作模式所發展出來的人工智慧系統，具有學習能力、儲存能力、容錯性、歸納能力，平行處理，其資訊處理方式與生物神經運作相類似，已在許多領域被應用於傳統的規則性運算法則或統計方法無法處理的非規則性問題，並獲得成功的印證。其中，非監督式學習網路具有自動搜尋事物內部規則的特性，不需以已知的正確輸出值訓練網路。在造形認知評價中許多狀況均無法事先判定「正確的結果」，若非監督式的學習網路被證實具有模擬消費者對造形認的能力，將可大幅降低傳統調查方式的成本並增加獲取認知資料的效率，並可作為監督式倒傳遞(Back Propagation, BP)網路的前端處理，對於分析造形與認知間互動關係及提升設計效益均有莫大的助益。

因此本研究將以非監督式學習網路之「自組織映射網路」(Self-Organizing Map, SOM)模式建立認知模擬機制，並結合 BP 網路

於產品心理面與物理面的分類認知的差異性，建立出一套樣本聚類形變的造形特徵的輔助設計流程，球鞋設計師可藉此研究流程，創造出多變的鞋型並分析出聚類中心了解其所屬球星的風格特色。

1.3 研究目的

台灣鞋類產業在 CAD/CAM 使用上並不普遍，主要是價位高、人才尋覓不易，及生產量不大等因素，在台灣使用 2D 系統輔助製造最多的是鞋楦、模具等業者，早年鞋楦以手工修改，而用機器所修改後的楦頭，不能確定每一個號碼出來都一樣，尤其在鞋楦的圍度無法有一個很準確的比例，因此需要級放的方式檢查，而大部份都是依靠師父的經驗而來。

以運動鞋廠而言，鞋類設計師利用 3D 系統設計好鞋型，委託給 OEM 廠只要配合其同系統的軟體，使用 2D 作平面展開來製作紙版即可。但對於台灣目前還是習慣看到樣品鞋的成品，所以 3D 系統設計還沒有比人工快，不過優點是設計出來的是百分之百的準確。

目前 CAD/CAM 的做法，是從讀楦機輸進來的楦頭做展平，展平後再輸入造型、取分版、然後再做級放的工程，或者在紙版尚未級放前先做鞋面及大底的設計，並利用網路互動式平台讓鞋子有一個完整的造型供客人做確認，應用 CAD/CAM 做設計不是在取代製作樣品鞋，而是先做一個事先的篩選，以減少工廠的浪費。

鞋子是屬於民生必需品，也是消耗品，在具有龐大市場競爭力之下，許多企業也紛紛希望藉由設計來開創自己的品牌，因此將 CAD/CAM 系統，全面提升企業的競爭力，是鞋類產業的首要目標。

本研究擬以球鞋造形曲線的變化為例，並加入意象語彙的探討，

建構出一套智慧型電腦輔助球鞋造形設計系統，提供企業在運動鞋造形設計研究上有更多的想法。

本研究達成之目標有下列五點：

- (1) 本研究以數值化的方式進行心理感覺量及物理特性上的分析，進而建立一套感性語彙與球鞋造形配對模式。
- (2) 利用 SOM 聚類分析將球鞋造形予以分類，並以具代表性 NBA 球星命名之，提高消費者對產品的接受度。
- (3) 以 BP 網路進行語彙特徵及六種類型控球後衛的分類訓練及驗證。
- (4) 應用形變理論在分類後的群組間，建構產品多樣化，幫助設計師於短時間內產生大量漸變造形的設計。
- (5) 建立一套球鞋造形輔助設計系統，用以提供設計師於構想發展初期的參考原型。

1.4 研究範圍限制

本研究除了產品設計模式的建構，並以球鞋案例作驗證，為了使研究單純化，並考量研究的變數限制與技術層次，擬定下列研究的條件限制：

- (1) 本研究以球鞋為案例，所收集的樣本限定為 NIKE 出產的籃球鞋，並具有鞋面、中底、大底的明顯特徵。多功能式的運動鞋、彈簧鞋、一體成型的太空鞋等皆不考慮。
- (2) 本研究測試驗證之球鞋，主要是針對其鞋面及鞋底的造形曲線，並不進行色彩的探討，及排除一些較複雜的因素或規格化的元件，如：紋理、塊面、鞋帶、撕拉扣、LOGO 等。
- (3) 球鞋設計屬於人體工學為重的產品，主體外形大致相同，唯腳踝

關節處較不受腳型所限制，故有較多的造形變化，本研究將針對此處做為造形設計的重點特徵。

1.5 研究架構

本研究論文分為五個章節，各部分概念及執行工作說明如下所述：

第一章 緒論

針對本研究之背景、動機、目的、範圍與限制、研究架構等內容進行說明。

第二章 文獻探討

針對本研究相關之研究、理論文獻進行探討，以作為本研究之學理基礎，內容包含：籃球鞋設計相關研究、形變理論、感性工學、類神經網路等相關領域。

第三章 研究方法

將本研究中的概念、架構及使用的方法其步驟與邏輯逐一詳細說明，共分為三個部份，第一部份為心理意象數量化處理、第二部分為樣本物理特性的數量化處理，第三部份分別為SOM網路、BP網路之實驗設計與執行步驟進行說明並進一步應用到球星風格分類上的可行性。

第四章 研究結果與設計應用

分別說明SOM分類及BP模式的樣本識別結果，並實現在3D系統建模應用上。

第五章 結論與建議

歸納本研究之結論及檢討本研究之研究缺失與侷限，並提出後續建議。

第二章 文獻探討

如何在電腦輔助工業設計系統中，將造形曲線各項特徵的關聯性，予以簡化並清楚的表現出繪製步驟流程，並加入意象語彙與造形曲線的關聯性，以充實設計知識庫的評斷，本研究運用系統化的方法，經由資料收集、SOM 分類、BP 樣本識別評估等程序，以求得合適的解答，作為建構電腦輔助造形設計系統的依據。研究上，針對以下四點文獻進行探討：(1) 籃球鞋設計相關研究 (2) 形變理論 (3) 感性工學 (4) 類神經網路。

2.1 籃球鞋設計

籃球鞋的款式造型是建立在各部件外形輪廓設計的基礎上，各部件在統一的設計理念下，經過組合設計，形成整體的鞋款造型。大致上，其結構主要包括：鞋底(中底、外底)和鞋筒(亦稱鞋面或鞋身)等，其中又可分為：

- (1) 低筒：重量輕，但沒有高筒鞋的護踝作用好，適合快速跑動型的球員。
- (2) 中筒：適合以速度見長的運動員，若高筒鞋有很大的束縛性，那麼中筒鞋正到腳踝處是最好的選擇。
- (3) 高筒：最佳的護踝作用，適合強力進攻型運動員和大範圍跑動型運動員，在這種類型中的鞋中還往往更傾向於要求穩定性。

以下將針對球鞋的基本設計構成及近年來電腦輔助客製化的趨勢兩點做詳盡的介紹。

2.1.1 籃球鞋基本構成

籃球鞋基本上與運動鞋一樣是由上半部鞋面與下半部鞋底所構成，如圖 2-1 所示，其主要差異在於籃球運動具有激烈肢體碰撞及頻繁的跳躍動作，因此對於腳部的包覆及避震功能格外地重要。

而球鞋的鞋面與鞋底除了保護與避震這些屬於功能性的面向外，還兼顧到外形的美觀，因為消費者在購買球鞋時，會先受到造形的吸引，接著思考功能是否符合自己的需求，因此在設計籃球鞋時，外形與功能是兩個設計與檢驗的重要面向。

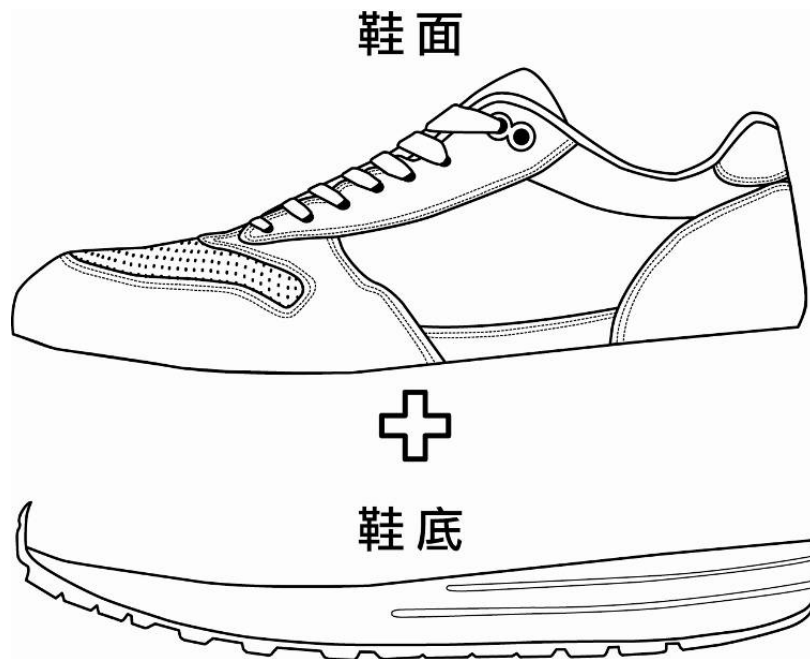


圖 2-1 籃球鞋之構成

而在鞋面的部份可分為前、中、後三個部份(圖 2-2)，主要的分別在於包覆與保護的部份不同；前面的部份保護的為腳與腳背、中間的部份保護的為腳背，腳踝與腳弓，後面的部份保護的則為腳後跟與阿基里斯腱，這其中值得注意的是，籃球鞋還會因為球員位置的不同

而對包覆腳踝的部份進行調整，也就是足踝領口的地方，當球員主要的攻擊與防守範圍是禁區，也就是前述的大前鋒(4號)或中鋒(5號)，由於激烈的部撞與頻繁的跳躍，因此對於腳踝的包覆也會特別加強，而領口的部份通常也會加高並且在內側使用加厚泡棉來達到包覆的效果，另外當球員的位置是以外線或切入投籃為主的後衛時，則需要速度及快速變換方向，因此對於領口的考量會以不妨礙到腳踝自由活動為主。



圖 2-2 籃球鞋鞋面之構成

最後在鞋底的部份(圖 2-3)，可分為中底和外底，中底的功用為避震，而外底的功用則為防滑與耐磨，由於在激烈的跑動及跳躍過程中，對運動員的膝蓋損害是很大的，因此一雙好的籃球鞋，其避震功能是非常重要的，而中底就扮演這重要的角色，低價位的籃球鞋中底多由 EVA 或 PHYLON 構成，高價位的籃球鞋多運動氣墊為球員提供更好的避震性。由於中底通常由不耐磨的材質構成，因此外部就必須由像是橡膠等耐磨材質構成，必要時還要針對不同球員的功能需求額外增加裝置，例如為了防止球員腳掌翻覆，就必須在鞋底外側增加一裝置防側翻，有了種種特殊設計後，才能確實應付籃球員在高速度奔跑下所做之急停或快速變換方向等動作。

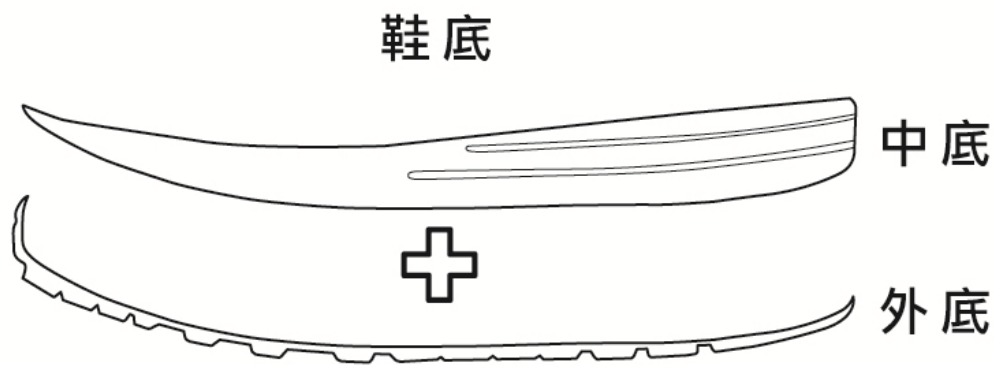


圖 2-3 籃球鞋鞋底之構成

鞋技中心(2002)指出籃球鞋楦型不像正裝鞋具有流行傳遞的功用及迅速變化，在強調舒適性及功能性機能要求下，通常一支好鞋楦可沿用好幾年，因此開始設計此類鞋種時，建議可找類似的鞋款先加以描繪其外觀輪廓，進而再加以內部線條修改變化，這樣所設計出來的鞋款才不會與實品鞋相差太多，鞋圖繪製也比較迅速確實，算是繪製運動鞋的一種捷徑。

研究球鞋線條造形必需先了解設計師在進行設計時的繪製順序，以及下列之基本原則：

- (1) 線條要簡單但不單調，悅目而不牽強，明朗而不過分誇張。
- (2) 設計線條不應浪費大塊鞋料，更不能因增加少量美觀效果而浪費大量鞋料。
- (3) 鞋的規格除適合市場要求外，特別注意適合銷售地區人們的一般腳型。
- (4) 設計的款式、製作、要符合大量生產原則。

2.1.2 電腦輔助籃球鞋設計

隨著電腦及網際網路的普及與發展，愈來愈多的知名企業，在網路上建構產品客製化系統、人性化的介面，來提供消費者自認為最喜愛的樣式。消費者對於造形曲線所產生的認知作用是造形設計的重要依據，但情感及審美性的造形設計本身並無法利用演繹的方式推導出正確的法則，要獲得這些資訊通常必須經利用市場調查的方式、繁複的統計程序。因此一個能自動提供消費的造形認知資訊的機制對於提升造形效率來說是非常重要的。由於消費者對造形認知牽涉到複雜與非規則性的心理因素，以傳統明確法則的運算模式模擬消費者的認知效果有著相當大的侷限(張華城，1999)。

近幾年來，NIKE ID 透過網路互動式介面的服務，讓消費者做客製化的選擇(圖 2-4)，消費者可以自行設計包括皮革、鞋帶、LOGO 等各部位的配色，並同樣可以在側邊打上文字，創造出屬於自己的運動鞋，此互動式的介面設計雖已幾近完美，但仍缺少在造形在客製化的設計，本研究將以籃球鞋造形設計為例，建構出電腦輔助感性工學的客製化 3D 建模模式。



圖 2-4 NIKE 網路客製化互動式平台

在現今工業設計的繪圖軟體中，多數的產品材質是屬於金屬、塑膠類的硬殼產品，設計師能依據產品的種類，其製造加工的生產模式思考其建構模型的步驟，並且能運用參數化實體的方式進行設計、修改。然而，對於所使用的材質是屬於皮革、矽膠、織布...等之類的軟殼產品，這些在尺寸要求的公差標準是較為寬鬆的，設計所強調的是在於造形曲面上的變化，諸如：鞋子、皮包、服飾等，適合以 NURBS 曲線為主的 3D 軟體繪製，如：ALIAS, 3D MAX, MAYA。以上仍受限於長年所訂下來的規格化零件、及生產模式，充其量僅能作為概念參考為原則，要進行量產仍需要經過模型的重建或修補為符合規範的標準，基於種種因素，企業會願請程式設計師針對其所需的功能進行客製化 3D 軟體的設計，以 Visual Basic、JAVA 軟體設計一套對 3D 繪圖軟體溝通的圖形使用者介面(Graphic User Interface, GUI)。

此外，由英國 Delcam 公司所開發的鞋類 3D 繪圖設計軟體”Shoe design”，圖 2-5 為此軟體詳細設計的步驟流程，其針對鞋類設計在開發的過程中，考慮到整個生產製造流程，從鞋楦的選取與調整、鞋面線條的設計、鞋底的設計到整體的合併，並加入現有的規格建構出所屬的資料庫，以減少在縮短在產品開發上的時程。

在鞋樣造形設計的構想階段中，大量的設計概念發展是必須的，因此希望藉由電腦輔助設計結合量化統計資料，將設計的感性認知予以數值化，以提供設計者大量的概念構想，期望獲得更多的設計想法，同時電腦輔助設計的流程，也可提供設計者和其他工作部門在設計討論中的參考依據，並且鞋樣造形特徵輔助設計的互動式介面平台是即時的回饋，鞋樣設計師可依據此流程即時用於鞋樣設計上，在特定的時程內，減少設計的成本和時間。

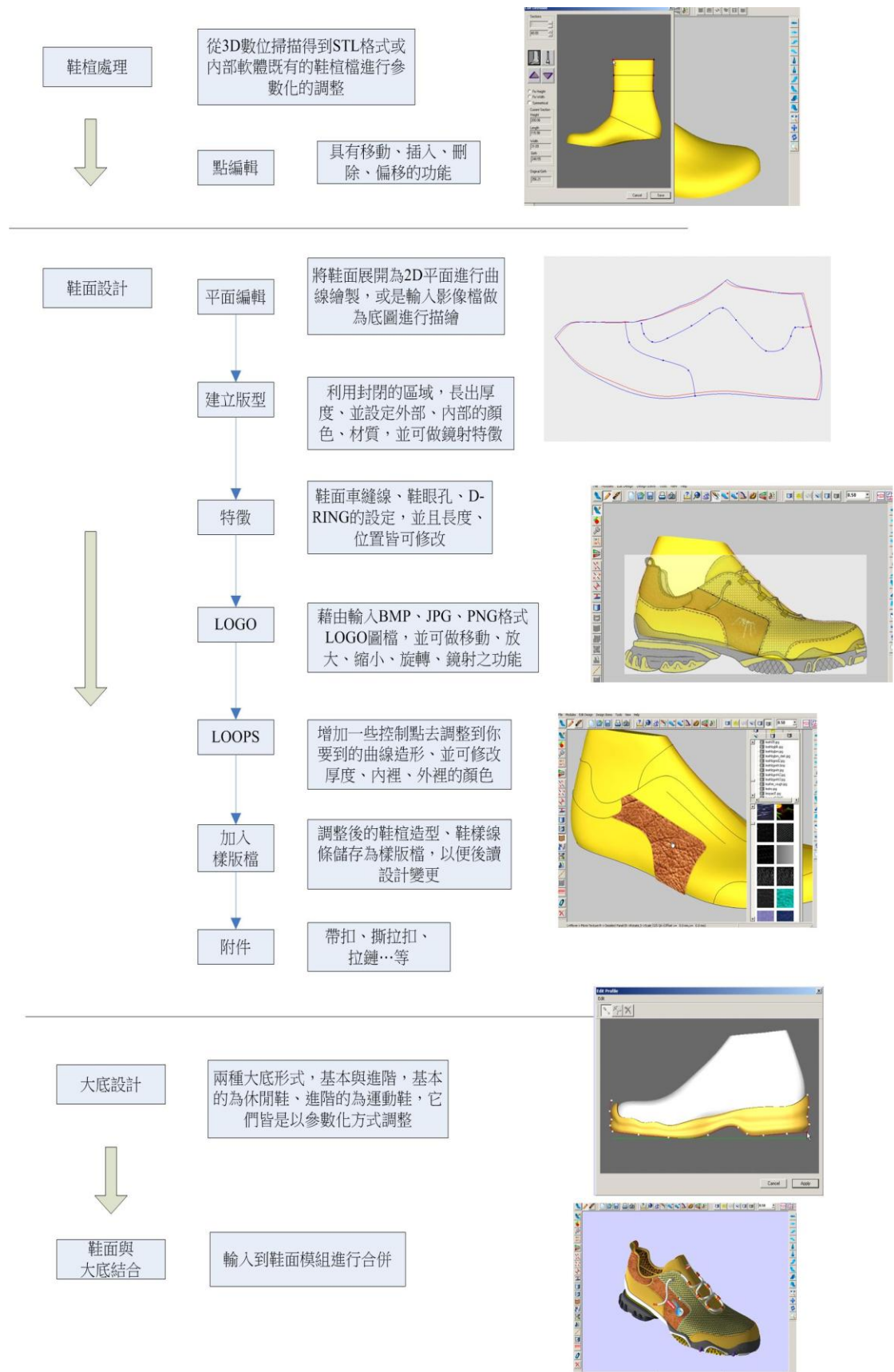


圖 2-5 現有 3D 鞋樣設計軟體繪製流程

2.2 形變理論(Shape Morphing)

形變理論的概念最早是由Chen & Parent (1989)提出的造形均化，由兩個物件邊界上所相對應的點，以加權平均的方式求出大致的外形。之後從1930年代起設計師就開始使用這種方法來創造出流線的火頭、汽車及郵輪，這種造形摻合的方法可視為設計方法的一種應用。造形摻合有兩種功用，一是可用於預測未來的造形趨勢(圖 2-6(a))，另一則是推斷過去的產品到現在的產品的演進，1973到1983年本田 Civic汽車的推斷(圖 2-6(b))。Hui & Yadong (1998)提出一種技術來做2D曲線造形的合成，藉由2D的曲線邊界輪廓來達成最終3D實體的合成。其方式是先對於基本造形提出可供摻合的特徵，並建立起物件特徵間的對應性，再利用內差法之數學模式找出一雙對應特徵的相對應關係，使設計上所要求的輪廓獨特性特徵，可以在摻合過程中被保留。

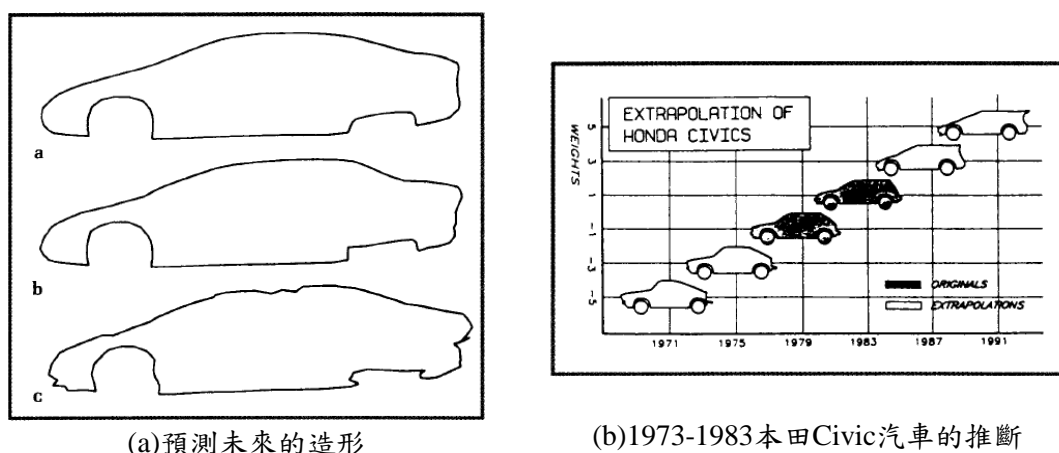


圖 2-6 汽車造形預測及推斷圖

於造形形變理論相關研究中，Hsiao & Chuang (2003)以非接觸式雷射掃瞄機量取原始模型樣本外觀，取得群點資料，再以現有點資料處理軟體，進行點群斷面資料擷取與相關處理，以舉昇曲面的建構方式和參數化的設定，使設計師能透過相關參數輸入與調整，經由造形均化法則來進行點群的外形摻合，設計師只要輸入兩個實體模型，就

能在最短的時間內衍生出一系列具有原始設計概念的 3D 模型圖檔。

Hsiao & Huang(2002)提出特徵導向式造型漸變，透過各特徵參數值的改變來產生新的立體造型，並由平面曲線及伸長的大小參數所控制。造型若具有相同特徵組合，即可利用此特性，使用線性內插法計算並改變參數值，可得中間的漸變造型。

Chen, Hsiao & Liang(2003)以圖像形變的技術應用在不同車種的造形變化上，透過知覺圖(Perceptual map)及內插(Interpolation)的方式處理產品造形的情感意象，得到一系列轉化的圖像。

Hsiao & Chen(2006)研究中以三種不同類型的案例產品，進行造形形變於產品造形情感意象上的探討，在結果中發現三類產品在”感性-理性”的情感意象上，大致隨著形變造形的改變而成線性改變，但在”簡潔-複雜”的情感意象變化上，則呈非線性變化，由此可推論到其他產品在形變造形情感意象上的認知反應。

Hsiao & Liu(2002)對LCD螢幕造形特徵進行量化，以形態漸變的方式，建構出一個以灰色理論的公式去預測圖像的人機介面系統。

鄭世傑(2008)在研究中以 CATIA 的 3D 模型繪圖技術搭配知識庫工具，發展出 Top-Down 方式進行進入意象諮詢系統，使用者能以輸入意象值的方式搜尋現有資料庫中符合條件的基礎原型，亦或是進入造型衍生系統 (Bottom-Up) 修改，利用心理意象衍生造型的方式將位於特定形容詞兩端極值的基礎原型進行混合漸變，產生位於兩端間符合特定比例的新造型。

2.3 感性工學

Nagamachi(1995)提出感性工學的三種模式，其中模式二，電腦輔助感性工學系統(Computer Aided Kansei Engineering System)是透過電腦的運算，操作者輸入感性語彙，將消費者的感覺意象轉換為設計細部要素的電腦系統。爾後有學者加入模糊理論、類神經網路、基因演算模式等邏輯推論，與感性資料庫組成一個專家系統。

電腦輔助感性工學系統是由感性語彙資料、意象資料庫、知識資料庫以及設計資料庫所構成。其中語意差異法(Method of Semantic Differential, SD method)是最常使用來作為獲取消費者感覺的方法，以定量化方式處理人們對產品的感覺，目的在於將感性資料庫轉化成產品設計的屬性。

Nagamachi(1999)提出感性工學系統是感性工學中以電腦為基礎的決策輔助技術，主要可分以下為三部分：

- (1)關於造形意象所能引發人們情感的所有感性語彙蒐集與分析。
- (2)對於人類情感與產品設計元素之間的關係推論。
- (3)以電腦繪圖的方式表達其推論的結果。

感性工學系統可應用於兩方面：消費者決策輔助系統與設計師決策輔助系統。消費者決策輔助系統，可接收消費者偏好的感性語彙，系統透過推論引擎瞭解他們的需求，並且輸出符合他們需求的產品。而設計師決策輔助系統可讓設計師在電腦上繪製粗略的草圖，讓電腦來辨識，並輸出感性計算的結果。

相關研究中，Hsiao, Chiu & Lu(2010)以感性工學系統(Kansei Engineering System, KES)，轉化消費者的心理想法為意象語彙的量化；利用GA尋優的特性，將所有零組件排列組合與事前預測做一比

對，找尋所有符合其意象的”最適化”造形組合模型，並以CAD展現出3-D的產品造形，協助設計師在構想發展和造形設計上的參考。

Chen, et al(2009)以糖果紙為例，應用語意微分法及統計方法中的相關分析及迴歸分析，探討糖果紙表面的物理特性(如:磨擦係數、粗糙度...等)對於消費者在觸覺認知上的感受程度。

Lin, Lai & Yeh(2007)提出模糊邏輯(Fuzzy logic)方法，制定出IF-THEN的規則，作為判斷手機造形元素上的配對組合與消費者意象情感的相關性程度。

Chen & Chang(2009)提出一種參數化感性設計程序，藉由數值化定為基礎的系統化方法，進行產品造形的詳盡定義，應用線性複迴歸分析(Multiple Regression Analysis, MRA)建構出產品造形特徵與消費者意象感受的對應關係模式。

Hsiao & Chen(1997)、Chen, Chou & Yang(2010)，運用形狀文法(Shape grammar)定義出一系列可能的產品形狀，找出其規則性，結合感性資訊(Kansei information)幫助設計師預測並選擇出合適的產品形狀及樣式。

Hsu & Chang(2007)研究中以3D基本幾何形“長方體”為例，針對其五個特徵部位，做不同變化的倒圓角及弧面，共32個樣本，由受測者分成不同類別，藉以了解受測者在不同類別的特徵組成條件下，其分類行為與特徵之分佈結構、特徵顯著性、特徵彼此間融合性之關係。

Lee & Chang(2010)以語意微分法(Semantic Differential, SD)為基礎建立一情感評估的系統，透過“評估-分享-聚集”的過程整合層級式互動基因演算法(Hierarchical Interactive Genetic Algorithm)來實現設計衍生過程中的創意刺激。

2.4 類神經網路(Artificial Neural Network)

類神經網路是指模仿生物神經網路的處理系統，它使用大量簡單的相連人工神經元來模仿生物神經網路能力，藉由「學習」(Learning)改變連接權重值的方式來表達對輸入的反應，並訓練(Training)網路來應付實際應用中的問題，網路的學習就是從應用的環境中選出具代表性的訓練範例(Training sample)或樣本(Patterns)，依學習法則，不斷也調整網路中的權重，直到達到應用的要求為止。完成訓練後的網路，可藉著隱含其中的知識去判斷將來輸入資料的屬性，從而決定輸出的結果。

研究中通常權重值的大小來代表神經元間連結的強弱，如果單從改變網路神經元間連結強弱的學習演算法來分類，大致可分成監督式學(Supervised learning)與非監督式學習(Unsupervised learning)二類，以下說明這二類的演算方式。

2.4.1 監督式學習網路

監督式學習可以從不斷修正網路中的傳遞權重，以符合「教師」的期待(圖2-7)。在學習的過程中我們會給予類神經網路訓練範例，每一個訓練範例中都會有同時包含輸入項和目標輸出值，這個目標輸出值扮演著教師的角色，不斷地督促網路修正傳遞權重的值，藉由訓練過程中一次又一次地調整網路連結的強弱，來降低網路輸出值與目標輸出值(Desired output)之間的差距，直到差距小於一定的「臨界值」才宣告停止。

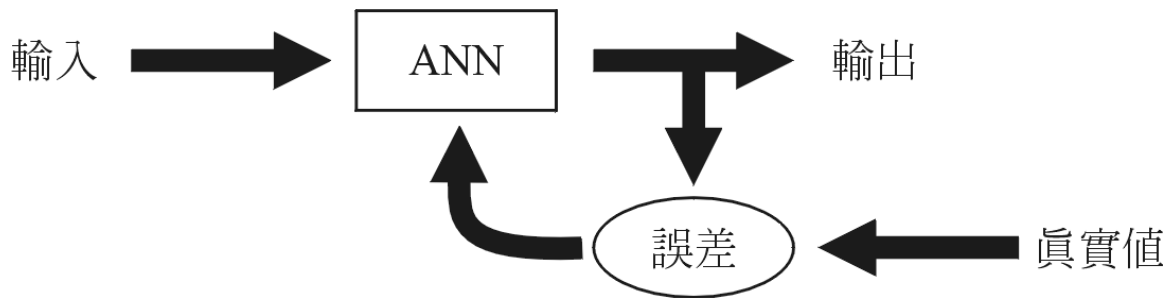


圖 2-7 監督式學習演算法

監督式學習有實際的正確值可供比對，讓進入神經網路架構的每筆輸入值所求的輸出值，可根據相對應的實際正確值進行誤差的修正，藉由不斷地修正，整個神經網路的架構能更符合輸入與輸出間的對應關係(張斐章，2010)。

監督式學習規則的神經網路要求對所學習的樣本給出“正確答案”，以便網路據此判斷輸出的誤差，修正自身的權值，提高正確解決問題的能力。然而在很多情況下，人們在認知過程中沒有預知的正確模式，人獲得大量知識常常是通過對客觀事件的反覆觀察、分析與比較，自行提示其內在規律並對具有共同特徵的事物進行正確分類。

倒傳遞網路(Back Propagation, BP)是一種監督式學習，並具有學習精度高、回想速度快、輸出值可為連續值、能處理複雜的樣本識別及高度非線性的函數合成問題，如：樣本識別、分類、預測、雜訊過濾、資料壓縮、等問題。其主要的架構為輸入層、隱藏層及輸出層；演算過程則是使用最佳化中的最陡坡降法(The Gradient Steepest Descent Method)來處理迭代運算，將BP輸出值與實際輸出值之誤差元(Error)降低至最小(Lee, 2008)。加入隱藏層處理神經元，使最佳化問題藉著自行調整參數，進而得到最佳解。

2.4.2 無監督式學習網路

所謂無監督式學習網路(圖2-8)指的是：在神經網路學習過程中，不需事先告知正確的答案(或期望目標)，網路即可以自行得到解答。代表性的無監督式學習網路為「競爭式學習網路」(Competitive Learning Network)。而競爭式學習網路的主要精神，就是將類似的圖樣聚集在一起。



圖 2-8 非監督式學習演算法

無監督式神經網路在訓練過程中並沒有實際輸出值可供比對，藉由權重值的修改，回應網路的輸入，以描述輸入間的分布關係；此種演算法多用於聚類型的神經網路，可降低高維度系統的複雜性(張斐章，2010)。我們事先以SOM網路來訓練拓樸層神經權重，利用此組拓樸層作為資料縮減的閘道，進行各個專家(亦指神經元輸出)的辨識類別之分派(圖 2-9)。

無監督式學習演算法的輸入項通常是巨量具未經處理的雜亂資料，這些資料往往無法輕易得知其中的同類性或相互關係；在此類的學習模式中，類神經網路本身必須從這些巨量的資料找出任何可能存在的規律、相關性、個別屬性...等，當類神經網路找出這些特性後，網路本身便會修改其自身的變數以符合資料特性，這一過程稱之為自我組織，通常在無法提供真實資料之分類特性時，我們便可藉由無監督式學習網路自身的功能來產生資料的聚類。

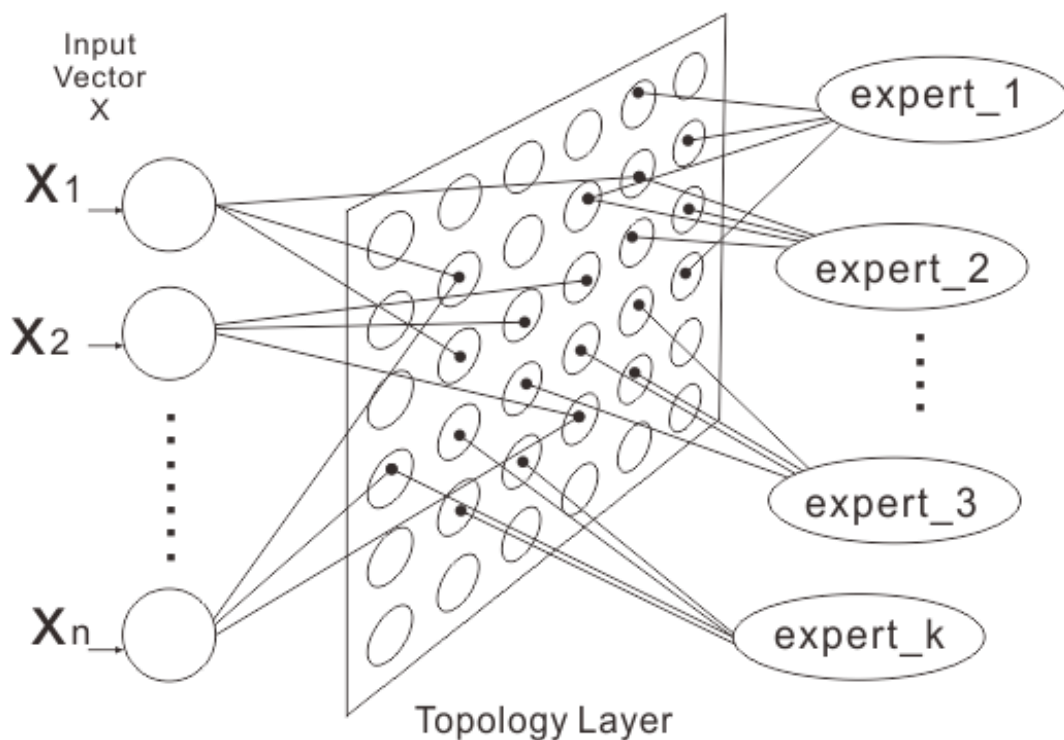


圖 2-9 拓樸層神經元之分派

自組織映射網路(Self-Organizing Map, SOM)是芬蘭赫辛基大學神經網路專家Kohonen(1981)教授提出，這種模擬大腦神經系統自組織特徵映射的功能，是種競爭型網路。競爭型網路是由網路競爭層的各神經元通過競爭來獲取，對輸入模式的響應機會，最後僅有一個神經元能成為勝利者，並將與獲勝神經元有關的各連接權值，向著更有利其競爭方向調整。一般為了實作神經元間的激勵與抑制，通常使用墨西哥帽函數(Mexican Hat Function)進行規範，該函數決定輸入與輸出層神經元之的權值修正幅度，圖2-10為墨西哥帽函數示意圖，水平軸表示距離，垂直軸表示刺激強度。根據此函數，最近鄰域（短程的橫向刺激區）以淡藍色表示，有正向激勵效應；中間鄰域則以深藍色表示，有某個程度的逆向抑制效果；而最遠鄰域則有微弱的刺激效應。

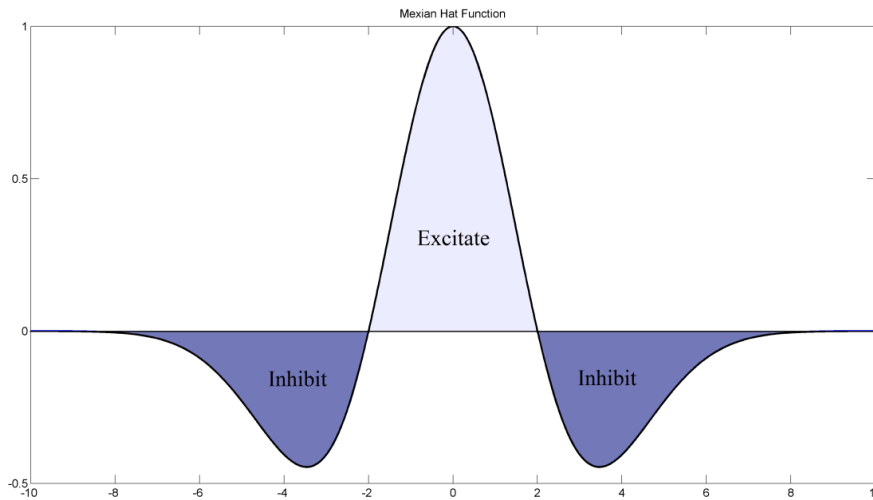


圖 2-10 墨西哥帽函數

SOM網路的主要目的，是以特徵映射的方式，將複雜高維度的輸入向量，映射到一個簡單直觀的二維特徵映射圖上(Konohen, 1989)。其無師自通的學習方式，使神經元知道如何學習辨識相似的輸入向量，偵測出在輸入中的規則性和關聯性(Negnevitsky, 2001)。

競爭式學習可用集群分析的方式來解釋，首先將同一層級的輸入分為許多集群，同一集群內各單元在相互競爭，產生代表此集群行為的優勝單元，在SOM的模式裡，起始神經元是隨機分布的，但隨著輸入的不斷影響，逐漸產生集群效應，而各群中的單元會有類似的性質(林昇甫等，1996)。

2.4.3 類神經網路相關研究

在本研究中，所採的神經網路方式是用來處理消費者認知與造形曲線間的資料數據，在於探討類神經於產品設計上的應用，並將目前相關的研究作探討，分述如下：

Hsiao & Tsai(2005)以輸入外形參數的方式及相對形容詞組間的關係，由訓練好的神經網路作為適應函數，利用基因遺傳演算法(Genetic algorithms, GA)去找出較佳的設計，來滿足設計師對產品意象的需

求，使設計師能夠迅速獲得產品造形及其相對應的意象語彙。

林忠志(2003)以 Visual Basic 6.0開發出以產品造形意象與特徵導向式的操作介面，作為資料讀取、儲存、輸出與輸入的媒介，透過倒傳遞類神經網路，尋找出特徵與造形意象的關連。提供設計師快速獲得造形意象參考原型，進而啟動商業軟體Solidworks進行細部設計。

張華城(1999)以無監督式學習的自組織映射網路對汽車造形進行分類，其結果與受測者的分類結果符合率達65.9%，此水準表示SOM模式的模擬能力應用於產品認知模擬具有高度開發的價值。

Lai, et al.(2006)以色相、明度、彩度3種數值作為神經網路輸入變數，以3組意象語彙組作為輸出變數，並得知預測結果具有高度的一致性，讓設計師更了解使用者對產品色彩的感知。

針對本研究而言，若在未得知辨識的規則之前，我們無法使用監督式學習網路來進行識別工作，因此，要建立一個自動化的造形辨識機制，可先利用無監督式學習的類神經網路模式來進行樣本聚類的工作。其中，SOM 模式其輸入值使用連續數值，更能配合本研究中的值量化造形描述法則所使用。另外，BP 網路具有高度的連結性及容錯率，即使有少數雜訊混雜在輸入資料中造成干擾，也不會影響其運作的正確性，在此我們可視這些雜訊為樣本受測中的不確定性。且在系統中，即便有部份人工神經元失效，整個神經網路系統依然可以正常的有效運作。

第三章 研究方法

類神經網路是一種「模型建構能力強，建構成本高」的模型建構技術，因此較不適合呈線性關係的研究議題，相反地，非線性的問題比較能夠發揮其所長。在感性工學這領域中，每個人的審美觀點都不一樣，也因此問題存在著多種解答的可能性，這對於應用在神經網路上，可以說是非常地適切。

本研究主要探討造形特徵、語彙意象到球員風格之關聯性，並選定鞋側視圖造形為研究樣本。首先，第一階段為蒐集鞋側視圖圖片 50 張、形容詞語彙 40 組及 10 大控球後衛。接著將球鞋特徵分為鞋外輪廓、鞋底特徵(中底、大底)、鞋整體(鞋外輪廓+鞋底特徵)，以 Corel Draw X5 向量繪圖軟體描繪樣本線稿，並轉存為 DXF 到 Solid Works 2010 記錄各線條之點座標資料，然後設計語彙篩選問卷、球員風格問卷及球鞋語彙問卷進行封閉式問卷調查，將所有資料結果進行正規化。

第二階段為球鞋與球員間的配對，利用「平均絕對誤差」(Mean Absolute Deviation, MAD)公式，計算出彼此間的相關性，接著進行 SOM 分群檢驗，探討不同性質輸入的分類結果，定義出球鞋所屬之風格球員類型。最後將分群的結果進行編碼，到最後的 BP 網路的類神經網路的訓練驗證。

第三階段為產品造形設計系統，經網路訓練通過驗證後，利用 SOM 的特徵映射圖製作出樣本分類地圖，透過 Corel Draw 軟體的形變功能，衍生出不同風格屬性的融合，得知最後的特徵形狀，並加入 Solid Works 3D 繪圖軟體做設計草圖的連結，讓設計師或使用者能快速地瀏覽產品。以下為研究流程圖 3-1：

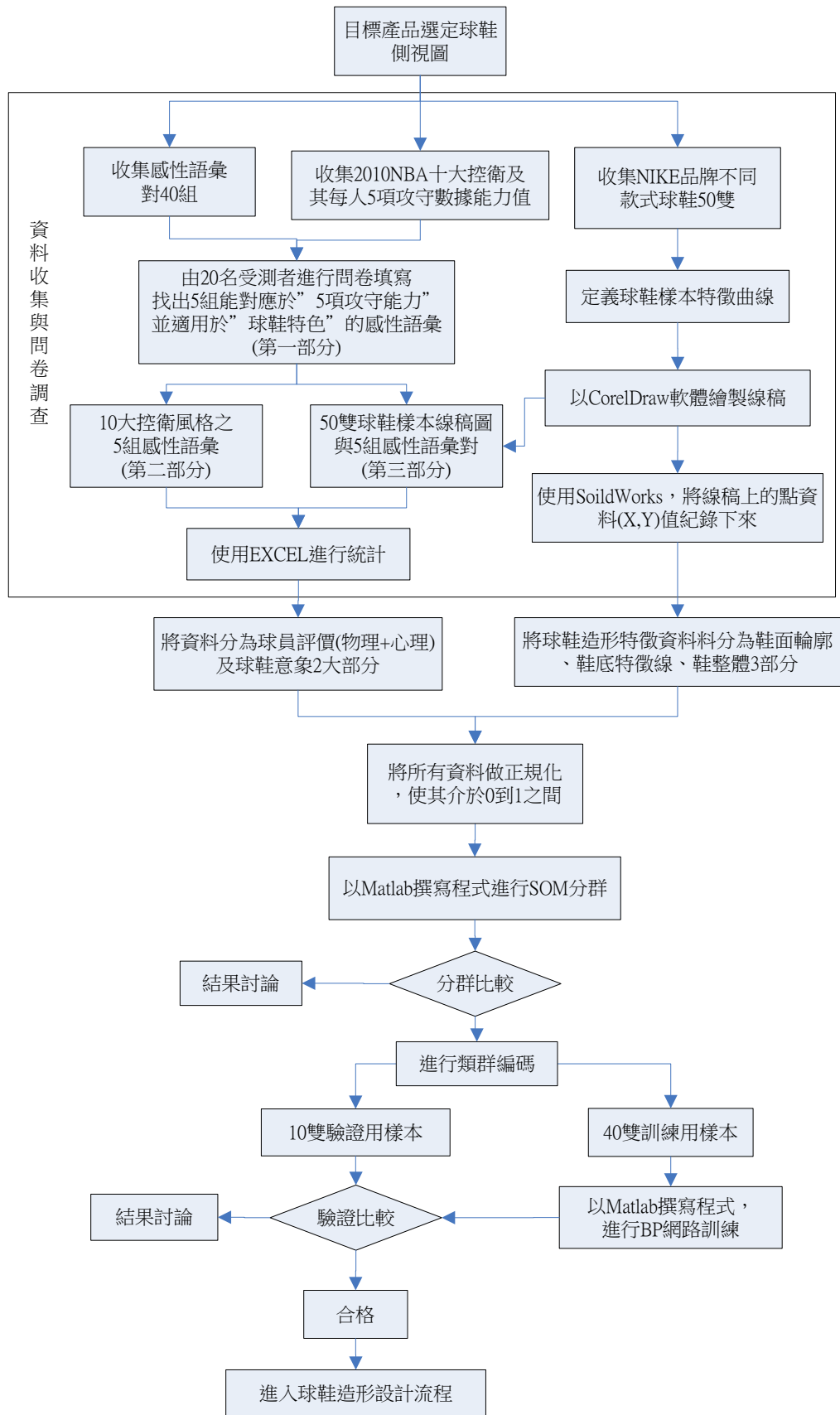


圖 3-1 研究流程圖

3.1 樣本蒐集及問卷調查

研究者提供 50 雙球鞋樣本，每樣本皆有線稿作為意象評分實驗，邀請東海大學設計相關系所及最近兩年來有觀察 NBA 動態的學生共 20 位，針對的形容詞語彙篩選(3.1.2 節)、NBA 球星篩選及意象評分實驗(3.1.3 節)、球鞋造形與意象評分實驗(3.1.4 節)等三部份進行問卷調查，期望藉由設計者的美感角度同時兼具專業球評的論點，建構出球鞋與球員間的分類連結，作為後續導引產品設計方向的基礎。

3.1.1 籃球鞋造形樣本蒐集及篩選

在球鞋造形中，側視圖集合了多元的造形元素，對設計師而言，更是球鞋設計重點所在，研究中將針對側視圖的造形特徵做分類。相關的籃球鞋造形樣本由 Nike 相關購物網站等蒐集而來。其中以喬丹系列球鞋及國外 Eastbay 購物網站中的男用籃球鞋為主，在其下所登錄的球鞋，依價格高低作為分類，總共有 514 雙球鞋，不過在價格的分類當中，仍有多數的球鞋款式是相同的，差別僅在於配色、高低筒及紋理上的不同，因此為減少圖片數量，挑選出代表性的 50 種鞋款(圖 3-2) 將其作簡單的分類與編號，並進入下一階段，完成每雙球鞋的線稿描繪圖(圖 3-3)。

						
Jordan 19	Jordan CMFT Viz Air 13	Jordan CMFT Viz 11	Jordan 1 Flight	Jordan TE III		
						
Nike Air Visi Pro II	Jordan Black Cat Trainer Mid	Jordan Jeter Cut	Jordan 14	Jordan 9		
						
Jordan Cp3-IV	Jordan CMFT Viz 11	Nike Zoom Kobe V	Jordan Melo M8	Nike Air Max Destiny TB		
						
Nike Zoom KD III	Nike Air Quick Handle	Jordan Phase 23 Hoops	Jordan Fly 23	Jordan 11	Jordan 5	Jordan 7
						
Jordan AJ 8.0	Jordan Six Rings Boot	Jordan 13	Jordan 8	Jordan 6	Jordan 21	Jordan 10
						
Jordan Courtside Flight	Jordan B2B	Nike Air Max Hyperdunk 2010	Jordan 3			
						
Nike Zoom Koebe VI	Nike Air Max Flight 11	Nike Hyperdunk 2010	Jordan TC	Jordan 4		
						
Jordan 20	Nike Air Max 360 BB Low	Jordan City Air Trek	Jordan 18	Jordan 16		
						
Nike Hyperdunk 2011 Supreme	Jordan P.I.T High Flyer	Jordan 15	Jordan Trunner LX11			
						
Jordan 22	Jordan 12	Jordan 17				

圖 3-2 50 雙 NIKE 籃球鞋樣本





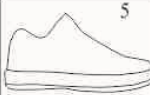





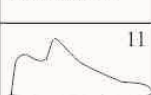
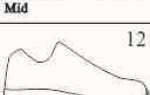



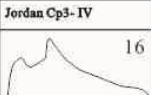
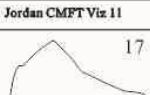
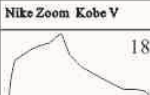
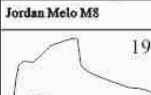



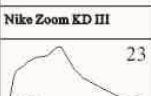


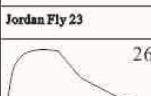
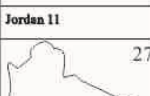
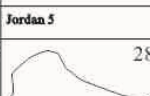
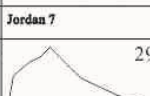


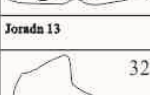
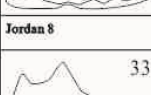
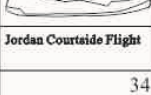

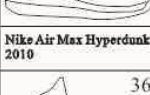
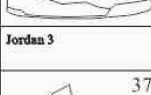





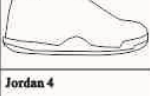




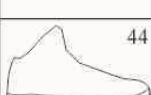

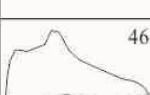
						
Jordan 19	Jordan CMFT Viz Air 13	Jordan CMFT Viz 11	Jordan 1 Flight	Jordan TE III		
						
Nike Air Visi Pro II	Jordan Black Cat Trainer Mid	Jordan Jeter Cut	Jordan 14	Jordan 9		
						
Jordan Cp3-IV	Jordan CMFT Viz 11	Nike Zoom Kobe V	Jordan Melo M8	Nike Air Max Destiny TB		
						
Nike Zoom KD III	Nike Air Quick Handle	Jordan Phase 23 Hoops	Jordan Fly 23	Jordan 11	Jordan 5	Jordan 7
						
Jordan AJ 8.0	Jordan Six Rings Boot	Jordan 13	Jordan 8	Jordan 6	Jordan 21	Jordan 10
						
Jordan Courtside Flight	Jordan B2B	Nike Air Max Hyperdunk 2010	Jordan 3			
						
Nike Zoom Kobe VI	Nike Air Max Flight 11	Nike Hyperdunk 2010	Jordan TC	Jordan 4		
						
Jordan 20	Nike Air Max 360 BB Low	Jordan City Air Trek	Jordan 18	Jordan 16		
						
Nike Hyperdunk 2011 Supreme	Jordan P.I.T High Flyer	Jordan 15	Jordan Trunner LX11			
						
Jordan 22	Jordan 12	Jordan 17				

圖 3-3 50 雙 NIKE 籃球鞋樣本線稿繪製

3.1.2 形容詞語彙蒐集及篩選

此目的是在取得與球鞋鞋款樣本相關之感覺意象的資訊，由於 NBA 在台灣具有廣大的市場，考量到球星代言的球鞋或廣告，對球

鞋的銷售有重大的影響力，故研究將以此作為挑選的原則。首先藉由 NBA hoop 雜誌上有關球星的特色及打球的風格，從中擷取流行用語與消費者的心理感覺，並收集適合鞋款意象的相關感性語彙共計 40 組(表 3-1)，以供下階段問卷調查之用，問卷內容請見附錄一。

表 3-1 40 組球鞋意象感性語彙

1	爆發力的	11	力量的	21	強壯的	31	智慧的
2	敏捷的	12	速度的	22	輕盈的	32	厚重的
3	直率的	13	銳利的	23	大膽的	33	粗獷的
4	聰明的	14	華麗的	24	清新的	34	高貴的
5	精明的	15	前衛的	25	繁複的	35	復古的
6	敏銳的	16	樸實的	26	裝飾的	36	層次的
7	兇猛的	17	瘋狂的	27	細緻的	37	俏皮的
8	狂野的	18	具視野的	28	簡單的	38	流線的
9	防禦的	19	耐用的	29	科技的	39	律動的
10	衝刺的	20	強化的	30	穩重的	40	神秘的

問卷設計上以 NBA 的攻守能力數據：上場時間(總體能力)¹、得分能力、抄截能力、籃板能力、助攻能力 5 個項目，由 20 名近 2 年來有在觀察 NBA 動態的受測者，分別就球員打球風格及球鞋造形特徵兩種要求，各選出 5 個能描述 5 項能力的形容詞，共計 25。之後再依照各語彙被挑選的次數，挑選出能對應 5 項能力的語彙及造形特徵，作為感性問卷之用，圖 3-4 為擷取問卷中的助功能力部份的選取過程；表 3-2 至表 3-6 分別為五項能力取眾數的前 10 順位語彙，最後問卷結果所挑選出的語彙，分別是“上場時間”對應“耐用的”；“得分”對應“爆發力的”；“抄截”對應“速度的”；“籃板”對應“力量的”；“助攻”對應“智慧的”(表 3-7)。

¹ 在此上場時間被視為是教練對球員的肯定，在 NBA 的隊伍中，能擁有一、兩位全能型的球員，確實是能影響球隊勝利的重要因素，因此將上場時間視為是球員總體能力來看。

Assists 助攻能力*

請挑選出能代表Assists(助攻能力)及球鞋特色的語彙5組

- 1.爆發力的 2.敏捷的 3.直率的 4.聰明的 5.精明的 6.敏銳的 7.兇猛的
 8.狂野的 9.防禦的 10.衝刺的 11.力量的 12.速度的 13.銳利的 14.華麗的
 15.前衛的 16.樸實的 17.癡狂的 18.具視野的 19.耐用的 20.強化的 21.強壯的
 22.輕盈的 23.大膽的 24.清新的 25.繁複的 26.裝飾的 27.細緻的 28.簡單的
 29.科技的 30.穩重的 31.智慧的 32.厚重的 33.粗獷的 34.高貴的 35.復古的
 36.層次的 37.俏皮的 38.流線的 39.律動的 40.神秘的

圖 3-4 感性語彙挑選之片段問卷

表 3-2 上場時間(總體能力)所挑選出來的前 10 名語彙

1. Minutes 總體能力* (複選)			
	項目	數量	百分比(%)
1.	19.耐用的	10	10.00%
2.	2.敏捷的	7	7.00%
3.	1.爆發力的	6	6.00%
4.	20.強化的	6	6.00%
5.	25.繁複的	5	5.00%
6.	36.層次的	5	5.00%
7.	11.力量的	4	4.00%
8.	15.前衛的	4	4.00%
9.	38.流線的	4	4.00%
10.	3.直率的	3	3.00%

表 3-3 得分能力所挑選出來的前 10 名語彙

2. Points Per Game 得分能力* (複選)			
	項目	數量	百分比(%)
1.	1.爆發力的	14	14.43%
2.	8.狂野的	9	9.28%
3.	7.兇猛的	7	7.22%
4.	2.敏捷的	6	6.19%
5.	23.大膽的	6	6.19%
6.	10.衝刺的	5	5.15%
7.	15.前衛的	5	5.15%
8.	17.癡狂的	5	5.15%
9.	30.穩重的	5	5.15%
10.	14.華麗的	4	4.12%

表 3-4 抄截能力所挑選出來的前 10 名語彙

3. Steals 抄截能力* (複選)			
	項目	數量	百分比(%)
1.	12.速度的	14	 14.00%
2.	2.敏捷的	12	 12.00%
3.	6.敏銳的	10	 10.00%
4.	23.大膽的	9	 9.00%
5.	10.衝刺的	8	 8.00%
6.	5.精明的	7	 7.00%
7.	13.銳利的	6	 6.00%
8.	27.細緻的	6	 6.00%
9.	18.具視野的	5	 5.00%
10.	40.神秘的	5	 5.00%

表 3-5 籃板能力所挑選出來的前 10 名語彙


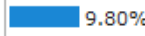
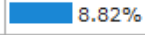
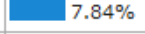
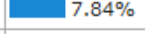
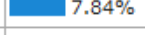
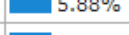

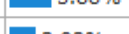

4. Robounds 籃板能力* (複選)			
	項目	數量	百分比(%)
1.	11.力量的	15	 14.71%
2.	9.防禦的	10	 9.80%
3.	1.爆發力的	9	 8.82%
4.	7.兇猛的	8	 7.84%
5.	21.強壯的	8	 7.84%
6.	32.厚重的	8	 7.84%
7.	8.狂野的	6	 5.88%
8.	20.強化的	6	 5.88%
9.	33.粗獷的	6	 5.88%
10.	30.穩重的	4	 3.92%

表 3-6 助攻能力所挑選出來的前 10 名語彙

5. Assists 助攻能力* (複選)			
	項目	數量	百分比(%)
1.	31.智慧的	14	 14.43%
2.	4.聰明的	9	 9.28%
3.	18.具視野的	9	 9.28%
4.	5.精明的	7	 7.22%
5.	39.律動的	6	 6.19%
6.	40.神秘的	6	 6.19%
7.	6.敏銳的	5	 5.15%
8.	2.敏捷的	4	 4.12%
9.	12.速度的	4	 4.12%
10.	13.銳利的	4	 4.12%

表 3-7 球員五項能力所對應出來的語彙

球星攻守能力		語彙形容詞	
1	上場時間	1	耐用的
2	得分	2	爆發力的
3	抄截	3	速度的
4	籃板	4	力量的
5	助攻	5	智慧的

3.1.3 NBA 球星篩選及意象評分實驗

在台灣的籃球場上，多數都是進行半場三對三的鬥牛比賽，而打籃球最常遇的事情，莫過於腳扭到，以及激烈的跑、跳，落地的瞬間力量及轉向切入所需要的瞬間反應抓地力，所以籃球鞋又分為很多種，例如：中、前鋒的鞋子，經常要在籃下跳躍，故幾乎都是高筒的，鞋底厚，鞋的基底夠高，腳步就越扎實，就跟房子地基一樣的道理。另外，後衛的工作，就是帶球及傳球，而跳躍的部分就顯得格外較少，所以在這方面鞋子的設計也以包覆性為主，這跟打街頭鬥牛也是有很大的關係，像交叉運球的切入、變速切入，都需要運用到腳步的變換及鞋底的摩擦性，當然包覆性很好的球鞋，這點會讓你覺得腳掌在一整場不停的交叉切及變速切入後，腳掌一點都不會累。因此，考量到大多數的打球愛好者較常進行三對三的鬥牛，故以控球後衛的球員做為分析的對象。

本研究將針對 Numeroten 網站評選出 2010-2011 NBA 十大控球後衛排名(圖 3-5)，做為球員風格的研究對象，從十位球員的攻守數據分別為:每場平均上場時間、平均得分、平均抄截、平均籃板、平均助攻 5 項指標做統計(表 3-8)，並加入對應 5 組感性語彙的意象評分做心理層面的分析(圖 3-6)，問卷內容請見附錄二。

1. Derrick Rose



2. Chris Paul



3. Russell Westbrook



4. Deron Williams



5. Rajon Rondo



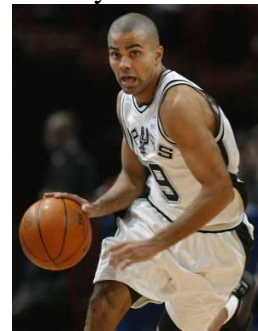
6. Steve Nash



7. Stephen Curry



8. Tony Parker



9. John Wall



10. Jason Kidd



圖 3-5 NBA2010 十大控球後衛

表 3-8 NBA 十大控衛 2010-11 球季五項能力平均數據

Ranking		Minutes	Points Per Game	Steals	Rebounds	Assists
1	Derrick Rose	37.4	25	1	4.3	7.7
2	Chris Paul	36	15.8	2.4	4.1	9.8
3	Russell Westbrook	34.7	21.9	1.9	4.6	8.3
4	Deron Williams	37.9	20.1	1.2	4	10.3
5	Rajon Rondo	37.2	10.6	2.2	4.4	11.2
6	Steve Nash	33.3	14.7	0.6	3.5	11.4
7	Stephen Curry	33.6	18.6	1.5	3.9	5.8
8	Tony Parker	32.7	17.7	1.2	3	6.5
9	John Wall	37.8	16.4	1.8	4.6	8.3
10	Jason Kidd	33.6	8.2	1.7	4.4	8

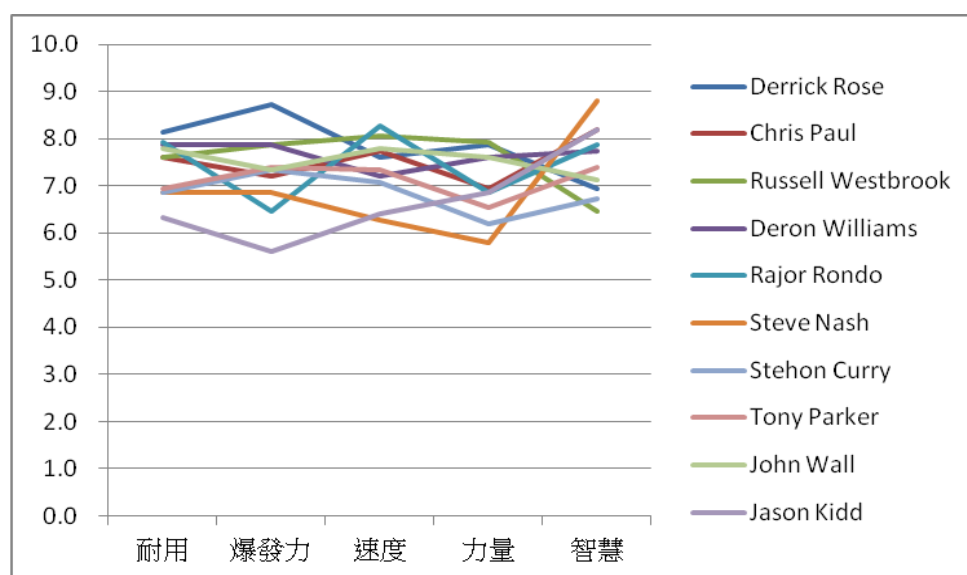


圖 3-6 NBA 十大控衛感性語彙問卷平均值折線圖

3.1.4 球鞋造形及意象評分實驗

本研究因考量到控球後衛的風格特質與得分、抄截、助攻這三項數據的表現有直接的相關性，並且 SOM 特徵映射圖僅能呈現出三個維度面向的關係，因此將 5 組語彙中挑選出與控衛較為相關的爆發力、速度及智慧 3 組語彙做問卷(亦即對應到得分、抄截、助攻 3 組物理面數據)，並使用 Berdie(1994)年所提出的 5 階李克特評估尺度

(Likert Scale)建立問卷，主要是當選項超過 5 點時，一般人難有足夠的辨別力，因此採用 5 點量表作為資料之測量尺度。另外，本研究著重於造型曲線的探討，產品顏色及材質不在本研究範圍內，提供的樣本皆以線稿方式呈現，圖 3-7 為球鞋感性語彙問卷部分資料，問卷內容請見附錄三。以下為進行步驟：

1. 問卷對象為 20 名工業設計系學生。
2. 以 mysurve 網站製作問卷。
3. 將球鞋側視圖線稿圖轉存為 jpg 檔，置入到問卷題項欄中。
3. 受測者依據三組感性語彙將 50 雙球鞋側視圖樣本依照 1~5 分，進行意象感覺評分實驗，若無關係則以 0 分計算。
4. 計算每一位受測者對感性語彙得分之平均值，受測結果如表(表 3-9)所示。

語彙與造形特徵的評估

這份問卷是關於球鞋造形與語彙之相關性，請按查情形，填入您認為最適當的分數

目的在於將輪廓樣本進行分群，請依照所列50個輪廓樣本，分別就歸屬於3個形容詞語彙的相關程度，填入1至5的評分。假若認為輪廓樣本與該形容詞語彙毫無關係，請填入「0」；若有關係，則依關係的強弱，分別填入「1-5」分。關係愈弱，分數愈低；關係愈強，分數愈高。

1. 1 *



	0	1	2	3	4	5
1. 爆發力 *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
2. 速度 *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
3. 智慧 *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

2. *

圖 3-7 語彙與球鞋造形評價問卷

表 3-9 50 雙球鞋之 20 位受測者感性語彙平均值

樣本	語彙			樣本	語彙		
	爆發力型	速度型	智慧型		爆發力型	速度型	智慧型
shoe1	2.55	2.45	1.7	shoe26	2.5	1.95	2.25
shoe2	2.45	3.4	2.2	shoe27	3.15	2.3	2.9
shoe3	1.95	2	1.45	shoe28	2.7	3.15	2.5
shoe4	1.75	1.8	1.75	shoe29	2.7	2.5	1.95
shoe5	1.55	1.9	1.65	shoe30	2.95	2.55	2.5
shoe6	3.65	2.5	2.85	shoe31	2.25	2.4	2.45
shoe7	3.75	2.95	2.8	shoe32	2.4	2.45	2.2
shoe8	3.15	2.75	2.4	shoe33	2.75	2.5	2.4
shoe9	3.05	3.5	2.6	shoe34	2.55	2.95	2.55
shoe10	3.4	1.9	1.85	shoe35	2.4	2.25	1.8
shoe11	2.3	2.35	1.95	shoe36	2.5	2.35	2.6
shoe12	1.75	1.75	1.65	shoe37	3	2.35	2.75
shoe13	2.8	3.1	2.4	shoe38	2.1	2.1	1.6
shoe14	2.95	2.25	2.2	shoe39	1.5	1.65	1.85
shoe15	3.2	3.1	2.7	shoe40	2.1	2.9	2.3
shoe16	3	2.95	2.5	shoe41	2.35	2.25	2.1
shoe17	2.65	2.6	2.65	shoe42	2.15	2.6	1.8
shoe18	2.4	2.1	1.8	shoe43	2.6	2.55	2.55
shoe19	2.75	2.2	2.35	shoe44	2.6	2.75	2.4
shoe20	2.5	2.45	2.15	shoe45	2.55	2.25	2.25
shoe21	3.4	3.25	2.75	shoe46	2.3	2.35	2.15
shoe22	3	2.2	2.45	shoe47	1.95	2.55	2.3
shoe23	3.4	2.95	2.6	shoe48	2.55	2.15	2.35
shoe24	2.95	2.5	2.7	shoe49	3	3.55	2.95
shoe25	2.75	3.05	2.75	shoe50	3	3.1	2.8

3.2 球鞋造形特徵的數量化轉換

本研究以 CorelDraw X5 向量繪圖軟體中的貝茲曲線(Bezier curve)工具繪製球鞋造形曲線，因一般產品外觀均以幾何線條為主，相較於球鞋具有大量的曲線變化，故適合用貝茲曲線繪製。另外使用 CorelDraw 的漸變工具，可做不同球鞋間的造形融合，產生更多的新

造形，不過在進行摻合時，需注意兩個圖形的節點數與相對位置需相同，否則會發生漸變不平順或產生紊亂線條的情況。

為了能讓所有節點位置有所對應，使造形能順利進行摻合，必須建立一個二維標準化座標系統，以確立節點位置的基準，因此，設定原點(0,0)位置於鞋後跟處(圖 3-8)，亦即繪製鞋面外輪廓時的起始點。

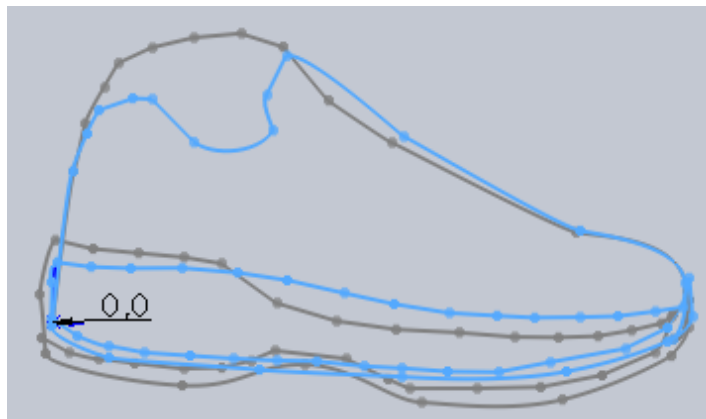


圖 3-8 球鞋造形節點曲線圖

另外，因球鞋各部位線條複雜度不一，所以分佈的節點數也不相同，例如：球鞋腳踝部份的曲線變化較複雜，故用較多的節點數描述造形的變化；腳掌背的部分則因受到腳型的限制，曲線較平緩故用較少的節點描述之。因此，本研究將一個完整的球鞋造形樣本的節點描述變數包含(圖 3-9)：

- (1) 鞋外輪廓部份：由於每個樣本原點座標皆為(0,0)，因此不列入計算，以點(X1,Y1)開始計算到點(X13,Y13)，節點數為 13 點，共 26 筆數值。
- (2) 鞋底特徵部份：鞋底輪廓線由點(X14,Y14)開始計算到點(X37,Y37)所組成，節點數為 24 點，48 筆數值；中底分隔線由點(X37,Y38) 開始計算到點(X53,Y53) ，節點數為 16 點，32 筆數值，合計 80 個座標變數。

(3) 鞋整體：即鞋外輪廓加上鞋底特徵的總合，合計共 106 筆數值。

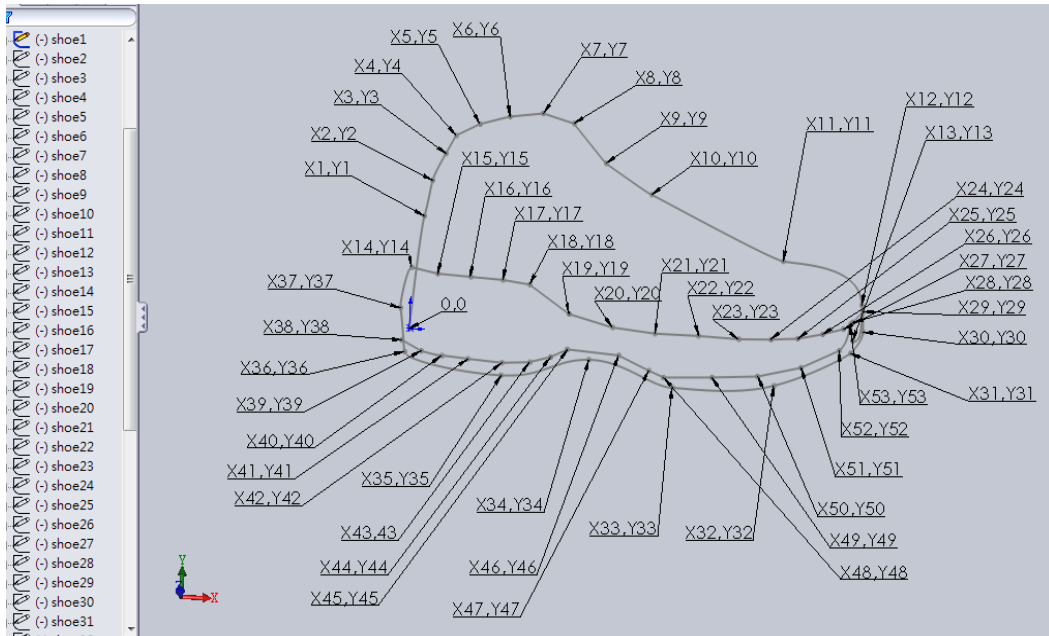


圖 3-9 球鞋造形節點曲線圖

接著，將球鞋造形特徵分為 3 個部份，分別為鞋面外輪廓線條、鞋底外輪廓線條(封閉)、中底分隔線條，以 Corel Draw 軟體來進行曲線的繪製，繪製完的樣本線稿，轉存為 DXF 檔，置入到 SolidWorks 中編輯，把每一個樣本各存為圖塊到新的草圖當中，並利用”穿越 XYZ 點曲線”工具來記錄每個樣本的 X,Y 座標(圖 3-10)，輸入完所有的點資料後，轉存至 Excel 以建立造形數據資料庫。

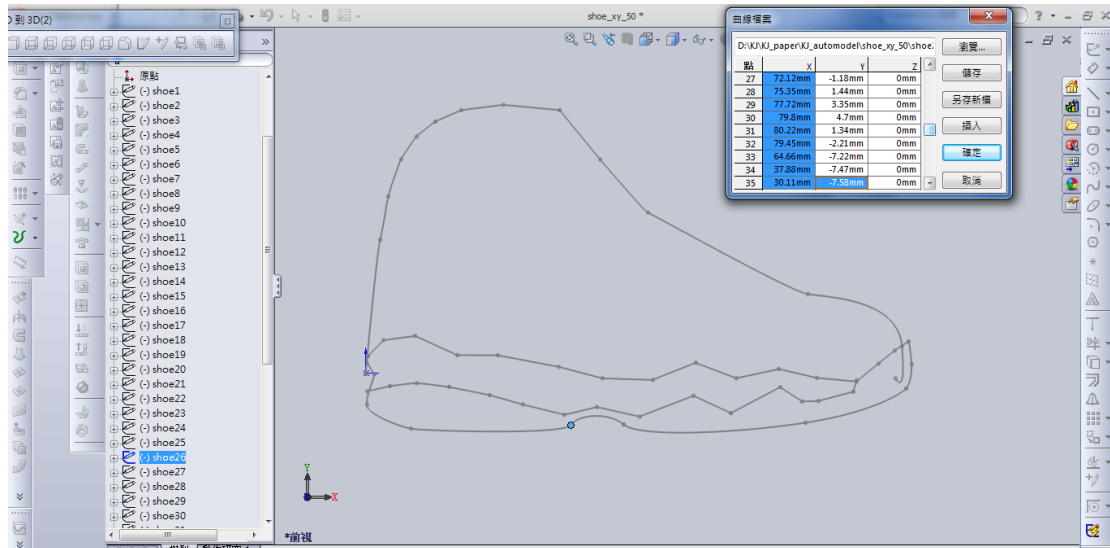


圖 3-10 SolidWorks 點資料記錄過程

3.3 資料正規化

如何將各樣本輸入向量長度予以統一非常重要，若不同的樣本之輸入向量長度差別太大，會使各維度的影響力不平均，後果將使網路的學習效果變差，因此選擇正規化，以求取最佳之網路學習結果。本研究採用 Azoff(1994)採用的正規化模式(Normalization model)，在原始資料正規化後所得結果能獲得符合本研究限制的區間範圍要求，表 3-10 至表 3-14 分別為 50 雙球鞋座標、NBA2010-11 十大控衛年五項能力、十大控衛語彙問卷、十大控衛評價(亦即前二組數據做相加除以二)及 50 雙球鞋感性語彙正規化後的數據。其正規化方式(式 1)是將每筆原始資料 X_i ，減去該原始資料的最小值 X_{min} ，除以該原始資料的全距(即最大值 X_{max} 減去最小值 X_{min})。

$$X_{i,normal} = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (1)$$

而類神經網路的轉換函數的形式採用雙彎曲函數(Sigmoid Function)，資料範圍區間於[0,1]之中，其函數值為當輸入數值愈大時

其圖形趨近於輸出值為 1 的橫線，即斜率將會趨近於零，函數的變化相當小，幾乎無變化。因此，將資料進行正規化以避免資料本身在較大值出現時，造成資料對輸出值的影響性過大，而產生預測不準確的情形。

表 3-10 50 雙球鞋座標正規化數值

	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	x14	x15	x16	x17	x18	x19
shoe1	0.11	0.13	0.15	0.17	0.22	0.27	0.34	0.40	0.47	0.56	0.83	0.99	0.98	0.09	0.15	0.21	0.28	0.33	0.41
shoe2	0.08	0.10	0.14	0.16	0.19	0.25	0.36	0.36	0.40	0.54	0.81	0.98	0.97	0.05	0.10	0.17	0.25	0.32	0.40
shoe3	0.08	0.10	0.11	0.16	0.19	0.26	0.37	0.36	0.38	0.56	0.83	0.99	0.97	0.06	0.11	0.17	0.25	0.33	0.40
shoe4	0.10	0.12	0.14	0.17	0.21	0.23	0.36	0.37	0.40	0.56	0.81	0.98	0.97	0.08	0.13	0.19	0.26	0.34	0.40
shoe5	0.09	0.11	0.12	0.16	0.21	0.23	0.34	0.38	0.43	0.55	0.81	0.98	0.95	0.07	0.12	0.17	0.25	0.33	0.40
shoe6	0.08	0.08	0.10	0.17	0.20	0.32	0.37	0.41	0.49	0.54	0.82	0.98	0.97	0.06	0.12	0.18	0.25	0.32	0.39
shoe7	0.09	0.11	0.14	0.19	0.22	0.34	0.36	0.42	0.47	0.56	0.82	0.99	0.98	0.07	0.11	0.19	0.28	0.37	0.46
shoe8	0.07	0.08	0.12	0.17	0.22	0.33	0.37	0.41	0.48	0.54	0.82	1.00	0.99	0.07	0.10	0.16	0.24	0.33	0.39
shoe9	0.11	0.12	0.14	0.16	0.21	0.27	0.33	0.41	0.46	0.56	0.83	0.99	0.98	0.09	0.13	0.22	0.31	0.36	0.42
shoe10	0.09	0.12	0.13	0.17	0.21	0.27	0.33	0.48	0.51	0.56	0.83	0.99	0.98	0.09	0.13	0.20	0.39	0.54	0.60
shoe11	0.08	0.09	0.11	0.14	0.17	0.29	0.35	0.39	0.45	0.54	0.79	0.99	0.97	0.06	0.11	0.17	0.25	0.33	0.40
shoe12	0.08	0.09	0.13	0.18	0.22	0.27	0.37	0.42	0.47	0.55	0.82	0.98	0.97	0.07	0.11	0.17	0.25	0.33	0.41
shoe13	0.10	0.13	0.14	0.17	0.22	0.38	0.43	0.45	0.48	0.54	0.80	1.00	0.98	0.08	0.12	0.16	0.22	0.27	0.35
shoe14	0.11	0.12	0.13	0.17	0.22	0.32	0.38	0.39	0.42	0.56	0.82	0.99	0.97	0.09	0.14	0.19	0.27	0.35	0.41
shoe15	0.11	0.12	0.13	0.17	0.22	0.32	0.38	0.40	0.47	0.55	0.83	0.99	0.98	0.11	0.14	0.20	0.27	0.35	0.41
shoe16	0.11	0.12	0.13	0.17	0.22	0.32	0.38	0.41	0.47	0.55	0.83	1.00	0.98	0.07	0.10	0.17	0.25	0.33	0.39
shoe17	0.09	0.11	0.12	0.16	0.22	0.26	0.34	0.41	0.47	0.55	0.83	1.00	0.98	0.08	0.13	0.19	0.27	0.35	0.41
shoe18	0.07	0.08	0.12	0.18	0.23	0.27	0.34	0.41	0.47	0.55	0.83	1.00	0.98	0.08	0.13	0.19	0.27	0.35	0.41
shoe19	0.09	0.11	0.12	0.16	0.22	0.26	0.34	0.41	0.47	0.55	0.83	1.00	0.98	0.08	0.13	0.19	0.27	0.35	0.41
shoe20	0.08	0.10	0.13	0.14	0.22	0.37	0.39	0.42	0.47	0.56	0.84	1.00	0.97	0.07	0.12	0.18	0.26	0.32	0.39
shoe21	0.09	0.11	0.13	0.16	0.18	0.27	0.36	0.39	0.42	0.47	0.56	0.84	1.00	0.98	0.07	0.12	0.18	0.26	0.32
shoe22	0.11	0.12	0.14	0.17	0.20	0.24	0.45	0.49	0.53	0.55	0.83	1.00	0.98	0.07	0.12	0.18	0.26	0.32	0.39
shoe23	0.06	0.08	0.09	0.14	0.18	0.23	0.30	0.40	0.48	0.55	0.83	1.00	0.98	0.06	0.11	0.18	0.26	0.33	0.39
shoe24	0.08	0.09	0.11	0.14	0.20	0.24	0.27	0.36	0.49	0.55	0.83	1.00	0.98	0.06	0.11	0.18	0.26	0.33	0.40
shoe25	0.07	0.09	0.11	0.15	0.22	0.29	0.33	0.39	0.46	0.54	0.83	1.00	0.98	0.06	0.10	0.17	0.24	0.32	0.40
shoe26	0.12	0.13	0.15	0.18	0.21	0.25	0.32	0.41	0.48	0.56	0.83	0.98	0.97	0.10	0.12	0.17	0.24	0.31	0.41
shoe27	0.10	0.10	0.09	0.15	0.23	0.24	0.38	0.44	0.51	0.55	0.83	0.99	0.99	0.08	0.11	0.16	0.24	0.29	0.44
shoe28	0.09	0.09	0.12	0.15	0.19	0.25	0.32	0.39	0.43	0.54	0.82	0.99	0.97	0.06	0.11	0.17	0.24	0.32	0.39
shoe29	0.09	0.11	0.15	0.18	0.21	0.28	0.34	0.40	0.46	0.55	0.82	0.99	0.97	0.07	0.10	0.16	0.25	0.32	0.41
shoe30	0.07	0.08	0.10	0.12	0.13	0.32	0.38	0.42	0.49	0.54	0.83	1.00	0.98	0.06	0.11	0.24	0.33	0.44	0.53
shoe31	0.07	0.08	0.10	0.19	0.26	0.30	0.34	0.39	0.47	0.54	0.82	0.99	0.97	0.07	0.12	0.23	0.31	0.41	0.52
shoe32	0.09	0.10	0.13	0.15	0.19	0.25	0.32	0.42	0.48	0.55	0.83	1.00	0.98	0.07	0.10	0.16	0.24	0.31	0.39
shoe33	0.08	0.10	0.12	0.14	0.16	0.20	0.33	0.42	0.49	0.54	0.82	0.99	0.98	0.06	0.11	0.18	0.24	0.32	0.42
shoe34	0.07	0.08	0.10	0.17	0.24	0.34	0.35	0.39	0.43	0.53	0.82	0.99	0.98	0.06	0.10	0.14	0.21	0.29	0.36
shoe35	0.05	0.07	0.09	0.12	0.16	0.22	0.31	0.37	0.45	0.54	0.82	0.99	0.98	0.04	0.07	0.13	0.20	0.28	0.35
shoe36	0.09	0.11	0.14	0.16	0.19	0.25	0.34	0.41	0.46	0.55	0.83	1.00	0.98	0.08	0.13	0.20	0.28	0.36	0.45
shoe37	0.09	0.12	0.12	0.14	0.20	0.33	0.36	0.47	0.51	0.55	0.83	1.00	0.98	0.08	0.10	0.15	0.24	0.32	0.39
shoe38	0.09	0.11	0.13	0.16	0.19	0.26	0.30	0.36	0.50	0.57	0.83	1.00	0.98	0.05	0.10	0.17	0.27	0.42	0.48
shoe39	0.09	0.10	0.13	0.16	0.21	0.27	0.32	0.41	0.49	0.57	0.83	1.00	0.98	0.08	0.12	0.16	0.24	0.32	0.39

表 3-11 NBA 十大控衛五項能力數據正規化

十大控衛 \ 五項能力(物理)		Minutes	Points	Steals	Rebounds	Assists
		Per Game				
1	Derrick Rose	0.90	1.00	0.22	0.81	0.34
2	Chris Paul	0.63	0.45	1.00	0.69	0.71
3	Russell Westbrook	0.38	0.82	0.72	1.00	0.45
4	Deron Williams	1.00	0.71	0.33	0.63	0.80
5	Rajon Rondo	0.87	0.14	0.89	0.88	0.96
6	Steve Nash	0.12	0.39	0.00	0.31	1.00
7	Stephen Curry	0.17	0.62	0.50	0.56	0.00
8	Tony Parker	0.00	0.57	0.33	0.00	0.13
9	John Wall	0.98	0.49	0.67	1.00	0.45
10	Jason Kidd	0.17	0.00	0.61	0.88	0.39

表 3-12 NBA 十大控衛語彙問卷 0~1 正規化

十大控衛		五項能力(心理)				
		耐用	爆發力	速度	力量	智慧
1	Derrick Rose	1.00	1.00	0.70	1.00	0.10
2	Chris Paul	0.70	0.51	0.73	0.55	0.71
3	Russell Westbrook	0.70	0.51	0.73	0.55	0.71
4	Deron Williams	0.85	0.72	0.47	0.87	0.48
5	Rajon Rondo	0.89	0.28	1.00	0.52	0.55
6	Steve Nash	0.30	0.40	0.00	0.00	1.00
7	Stephen Curry	0.30	0.55	0.40	0.19	0.00
8	Tony Parker	0.33	0.57	0.53	0.35	0.32
9	John Wall	0.82	0.55	0.77	0.87	0.19
10	Jason Kidd	0.00	0.00	0.07	0.52	0.71

表 3-13 NBA 十大控衛評價正規化((物理+心理)/2)

十大控衛	(物理/心理)	Minutes /耐用	Points Per Game/ 爆發力	Steals/ 速度	Rebounds/ 力量	Assists/ 智慧
	Derrick Rose		0.95	1.00	0.46	0.91
Chris Paul		0.67	0.48	0.87	0.62	0.71
Russell Westbrook		0.54	0.66	0.73	0.77	0.58
Deron Williams		0.93	0.72	0.40	0.75	0.64
Rajon Rondo		0.88	0.21	0.94	0.70	0.76
Steve Nash		0.21	0.40	0.00	0.16	1.00
Stephen Curry		0.23	0.59	0.45	0.38	0.00
Tony Parker		0.17	0.57	0.43	0.18	0.22
John Wall		0.90	0.52	0.72	0.94	0.32
Jason Kidd		0.09	0.00	0.34	0.70	0.55

表 3-14 50 雙球鞋感性語彙正規化數值

樣本	語彙			樣本	語彙		
	爆發力	速度	智慧		爆發力	速度	智慧
shoe1	0.47	0.42	0.17	shoe26	0.44	0.16	0.53
shoe2	0.42	0.92	0.50	shoe27	0.73	0.34	0.97
shoe3	0.20	0.18	0.00	shoe28	0.53	0.79	0.70
shoe4	0.11	0.08	0.20	shoe29	0.53	0.45	0.33

shoe5	0.02	0.13	0.13	shoe30	0.64	0.47	0.70
shoe6	0.96	0.45	0.93	shoe31	0.33	0.39	0.67
shoe7	1.00	0.68	0.90	shoe32	0.40	0.42	0.50
shoe8	0.73	0.58	0.63	shoe33	0.56	0.45	0.63
shoe9	0.69	0.97	0.77	shoe34	0.47	0.68	0.73
shoe10	0.84	0.13	0.27	shoe35	0.40	0.32	0.23
shoe11	0.36	0.37	0.33	shoe36	0.44	0.37	0.77
shoe12	0.11	0.05	0.13	shoe37	0.67	0.37	0.87
shoe13	0.58	0.76	0.63	shoe38	0.27	0.24	0.10
shoe14	0.64	0.32	0.50	shoe39	0.00	0.00	0.27
shoe15	0.76	0.76	0.83	shoe40	0.27	0.66	0.57
shoe16	0.67	0.68	0.70	shoe41	0.38	0.32	0.43
shoe17	0.51	0.50	0.80	shoe42	0.29	0.50	0.23
shoe18	0.40	0.24	0.23	shoe43	0.49	0.47	0.73
shoe19	0.56	0.29	0.60	shoe44	0.49	0.58	0.63
shoe20	0.44	0.42	0.47	shoe45	0.47	0.32	0.53
shoe21	0.84	0.84	0.87	shoe46	0.36	0.37	0.47
shoe22	0.67	0.29	0.67	shoe47	0.20	0.47	0.57
shoe23	0.84	0.68	0.77	shoe48	0.47	0.26	0.60
shoe24	0.64	0.45	0.83	shoe49	0.67	1.00	1.00
shoe25	0.56	0.74	0.87	shoe50	0.67	0.76	0.90

3.4 感性語彙評價排序

若以「美學」的觀點來看，人的視覺感受是一種質性的觀點，也就是以主觀的觀感作為出發點，因心理所欲表達與所表達出來的並非具有統一性，所以美感易隨著個體或外在因素的不同而有差異性，因此透過常用的問卷方式作為探討的工具，或許無法得到一個較為確切的答案。

為了提供消費者或設計師對於形的意象有更快速直覺的聯想，故本研究基於此述，除了利用「感性工學」為理論基礎外，並加入人們對於較熟悉的人物來做為分類的目標，以科學的量測方法「平均絕對誤差」(Mean Absolute Deviation, MAD) (式 2)作為評估準則，計算出

球鞋語彙與球員類型的差異性，當 MAD 值越小，表示 x_i 對應之 y_i 值越接近，預測的越準確。

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (2)$$

其中 n 為 3 種語彙值(爆發力、速度、智慧)

x_i 為球員評價值， y_i 為球鞋評價值

首先，將十大控衛的評價正規化數值，萃取出與控衛相關的能力，分別是爆發力、速度、智慧(亦即得分、抄截、助攻)，共為[3*10]大小的矩陣，接著與 50 雙球鞋語彙(爆發力、速度、智慧)正規化數值，共[3*50]大小的矩陣，將每一列向量的元素相減，並計算相減後每一列向量的總合平均數，計算出的最小值即為最接近球員類型的球鞋，表 3-15 為 50 雙球鞋對應 10 大控球後衛計算完後的排序結果。假設以第一雙球鞋，球員以 Derrick Rose 為例，其計算的方式如下：

Derrick Rose (1, 0.46, 0.22)

第一雙球鞋 (0.47, 0.42, 0.17)

$$\frac{|1-0.47| + |0.46-0.42| + |0.22-0.17|}{3} = 0.2085$$

計算所得之值為 0.2085，在此參照附錄四所計算出來的每雙球鞋與球員的平均絕對誤差值(MAD)，得知 1 號球鞋於 Derrick Rose 類型中，在 50 雙球鞋中排名為第三高者，即表 3-15 的第 3 列第一行。

由表 3-15 得知，十大控衛對應到 50 雙球鞋前 10 順位排名中，若不論名次而言，有許多的球鞋同時對應到多個球員，這點可說明 50 雙球鞋不足以分到 10 種類型之多。除此之外，仍有 7 雙球鞋樣本不在歸類範圍之內，這表示此類球鞋特徵，不足以能夠被這 10 位球員的風格特色所識別。

表 3-15 50 雙球鞋對應 10 大控衛排序表

Players Shoe -sort	Derrick Rose	Chris Paul	Russell Westbrook	Deron Williams	Rajon Rondo	Steve Nash	Stephen Curry	Tony Parker	John Wall	Jason Kidd
1	10	28	16	22	2	36	1	29	29	47
2	29	34	13	30	9	26	29	1	13	46
3	1	13	8	8	40	27	35	35	28	31
4	35	2	28	33	28	48	42	42	44	45
5	42	25	50	14	34	37	18	18	2	41
6	6	9	44	37	25	31	38	20	34	32
7	14	44	15	24	47	17	20	11	1	48
8	8	16	30	19	13	43	11	33	20	40
9	18	43	34	16	49	19	3	32	11	11
10	20	50	25	43	31	45	33	14	42	20
11	30	17	23	27	44	24	14	41	16	39
12	11	15	33	31	43	22	32	46	40	26
13	33	21	9	44	16	41	41	45	32	5
14	7	30	40	36	50	32	46	19	25	19
15	32	40	14	48	17	46	30	30	35	36
16	23	33	2	45	15	33	45	10	33	14
17	22	36	22	17	36	20	19	38	41	4
18	41	23	24	20	21	18	10	43	46	35
19	24	49	19	32	23	34	43	44	8	33
20	46	8	43	13	30	30	44	48	45	42
21	45	31	21	23	33	25	24	22	18	43
22	19	24	17	29	32	44	48	24	43	44
23	16	20	20	46	24	14	22	17	14	12
24	43	48	32	6	46	6	8	26	17	18
25	44	32	37	15	8	11	17	31	19	38
26	37	45	45	34	42	35	13	8	30	22

27	38	19	29	26	20	47	26	36	50	29
28	17	22	48	28	48	39	31	13	48	3
29	48	47	49	41	45	50	47	47	15	17
30	27	37	7	47	41	4	36	37	23	30
31	13	29	47	50	37	12	12	16	47	1
32	47	46	31	11	11	40	16	4	26	34
33	15	7	36	25	19	28	5	3	31	37
34	26	26	46	9	7	29	37	34	36	24
35	31	14	26	1	22	16	4	28	9	8
36	21	41	41	10	29	38	34	40	24	2
37	36	11	27	40	26	49	28	2	22	13
38	34	1	11	21	14	8	40	12	38	28
39	28	27	1	35	27	15	2	5	10	27
40	40	42	6	7	35	13	25	25	21	16
41	4	35	42	18	1	10	27	27	37	25
42	3	6	35	42	6	1	23	39	7	10
43	50	18	10	2	18	23	50	23	49	23
44	2	38	18	49	38	5	39	50	4	50
45	25	10	38	38	4	42	6	6	3	6
46	9	4	4	4	3	3	15	15	27	15
47	12	3	3	3	12	7	9	9	12	9
48	5	12	12	12	5	21	21	21	5	21
49	39	5	5	5	39	2	7	7	39	7
50	49	39	39	39	10	9	49	49	6	49

由表 3-16 中，我們對每一位球員與其他球員重疊數超過 4 次的作標記，其中僅有 Williams、Nash 及 Kidd 三位球員它們的重疊次數不超過 4 次，這代表者這十位球員中，有 7 位球員相互間具有一定的相似的特質，故可作類型維度的縮減，因此，本研究將以自組織映射網路來做為分類縮減的方法。

表 3-16 球鞋對應球員之相關矩陣表

	Rose	Paul	Westbrook	Williams	Rondo	Nash	Curry	Parker	Wall	Kidd
Rose	-	-	-	8,14	-	-	29,1 35,42 18,20	29,1 35,42 18,20	29,1 42,20	20
Paul	-	-	13,44 50,34 28	16	9,25 28,34	-	-	-	2,13 28,44	-
Westbrook	-	13,44 50,34 28	-	8	28	-	-	-	13,28 44,34	-
Williams	8,14	16,	8	-	-	43,19	33	33,14	-	-
Rondo	-	9,25 28,34	28	-	-	-	-	-	34	31,40 47
Nash	-	-	-	43,19	-	-	-	-	-	45,48
Curry	29,1 35,42 18,20	-	-	33	-	-	-	1,29 35,42 18,20 11,33	29,1 20,11 42	11,20
Parker	29,1 35,42 18,20	-	-	33,14	-	-	1,29 35,42 18,20 11,33	-	29,20 11,42	11,20
Wall	29,1 42,20	2,13 28,44	13,28 44,34	-	34	-	29,1 20,11 42	29,20 11,42	-	11,20
Kidd	20	-	-	-	31,40 47	45,48	11,20	11,20	11,20	-

3.5 自組織映射網路的樣本分類

無監督式應用可作為監督式應用的前端處理，在一開始對於 10 位球員是否能作為分類的類型，或球鞋能對應到的球員類型有多少種都不清楚，這時可將 50 組球鞋樣本的各种相關特徵資料，如：意象語彙值、座標位置值等，應用無監督式學習作聚類分析，將這 50 筆樣本聚類成若干群，再分別對各聚類的樣本加以檢討，找出球鞋風格

聚類中所屬球員類型的特徵關係，再將這些樣本以監督式學習得到球鞋與球員的內在對映規則，以應用於新的案例。

3.5.1 SOM 網路建立

在本節說明自組織映射網路的設計及架構。並探討自組織映射網路輸入、輸出層及其權重值，本研究網路設計如下：

- (1) 輸入層：表示訓練樣本的輸入向量變數。在本研究中，分別將球鞋及球員樣本資料投入當作訓練樣本，球鞋的輸入變數為心理面向的爆發力、速度、智慧 3 組；球員的輸入變數於此考量與球鞋的配對關係及控衛的特性，故擷取 5 項攻守數據中的得分、抄截、助攻的 3 組變數，及對應 5 項感性語彙值中的爆發力、速度、智慧的 3 組變數做加總平均，各個輸入節點資料向量 X_i 來表示。

$$X_i = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)^T$$

其中 X_i 為第 i 個樣本評分資料的輸入向量；

n 為單筆樣本資料的總變數個數

- (2) 輸出層：由於 SOM 可將所有樣本依其特性的相似度映射至二維拓樸上的不同位置，特性較相似的樣本會有較相近的位置，反之則較遠。因此 SOM 拓樸神經元數量的多寡將影響以後對樣本聚類判斷的準確性，若神經元數太少，則所有樣本的聚集度均提高，不易準確判斷樣本的類型特性。相對的，若神經元數量太多，則所有樣本的聚集度均降低，難以判斷樣本的類型。依據經驗可將神經元數量設定為樣本的 60%~70% 之間(張華城, 1999)。本研究球鞋樣本數為 50、球員樣本數為 10，因此將神經元數設定為 36(6×6)及 6(2×3)，見表 3-17。

表 3-17 SOM 網路資料表

參數 \ 屬性	球鞋	球員
輸入層處理神經元	3(心理)	3((心理+物理)/2)
輸出層維數	2	2
輸出層神經元	6×6	2×3
初始學習速率	0.9	0.9
初始鄰近半徑	1	1
樣本數目	50	10

(3) 輸入層與輸出層間的權重值：每個輸入層神經元與輸出層神經元相互間的連結關係

$$W_j = [W_{j1}, W_{j2}, W_{j3}, \dots, W_{jd}]$$

其中 W_{jd} 代表第 j 個輸出層神經元對應第 d 個輸入層神經元的權重值

j 為輸出層的神經元數目。

d 為輸入層的神經元數。

當網路學習完畢時，我們可以在這矩形拓樸中找到每雙樣本所對應的位置，36 個神經元間的拓樸座標關係，可根據神經元在網路中的相對座標位置，對應成圖 3-11 的拓樸座標圖，其位置越接近，則相似性越高，並依據此原則決定劃分樣本群類，表現 SOM 網路的聚類結果。

(0,5)	(1,5)	(2,5)	(3,5)	(4,5)	(5,5)
(0,4)	(1,4)	(2,4)	(3,4)	(4,4)	(5,4)
(0,3)	(1,3)	(2,3)	(3,3)	(4,3)	(5,3)
(0,2)	(1,2)	(2,2)	(3,2)	(4,2)	(5,2)
(0,1)	(1,1)	(2,1)	(3,1)	(4,1)	(5,1)
(0,0)	(1,0)	(2,0)	(3,0)	(4,0)	(5,0)

圖 3-11 自組織映射圖網路輸出二維矩形拓樸座標

不同的參數設定對 SOM 網路的學習會有不同影響，例如以較大的矩陣進行學習，則需花費較長的時間而缺乏效率，但若以較小的矩陣進行學習，則雖然在學習效率提昇了，但是分類的結果往往難以分析。另外，若以較大鄰近半徑進行學習，同樣需花費較長時間而效率不彰，反之則收斂速度較快，但學習效果卻不佳。至於學習速率的設定，也會面臨相同的問題。

由於參數的設定組合很多，必須反覆加以嘗試與判斷結果，因此建議使用二階段方式進行網路學習，先以較少的學習循環數與較高的學習速率和較小鄰近半徑進行學習，使其以最快的速度收斂，並重覆進行多次，以選擇最佳收斂值的網路參數，再者，將第一階段所選出的最佳網路連結加權值，用較多的學習循環與較低的學習速率和較大鄰近半徑進行第二次學習，以慢慢調整其網路加權值。

3.5.2 SOM 網路學習程序

- (1) 網路初始化 (Initialize the SOM Network): 首先設定神經元數量及學習率參數，並透過 0~1 之間的亂數來設定網路的初始權值。
- (2) 激勵和相似性匹配 (Select the Best-Matching Cell): 計算所有輸入向量與權值向量間的最小歐基里德距離 (Euclidean Distance)，如(式 3)，找到優勝神經元。其中 a_r 為樣本個數 a_1, a_2, \dots, a_r ， x_i 為輸入向量 x_1, x_2, \dots, x_i ； w_j 元為神經元連結權重 w_1, w_2, \dots, w_j 。

$$d(x_i, w_j) \equiv \sqrt{\sum_{r=1}^n |a_r(x_i) - a_r(w_j)|^2} \quad (3)$$

- (3) 學習並調整權值向量 (Adapt the weight vectors): 透過墨西哥帽函數及學習率參數，參考優勝神經元，定義鄰域神經元的激勵與

抑制，進行權值向量之修正。

$$w_j(p+1) = w_j(p) + \Delta w_j(p)$$

其中 $\Delta w_j(p)$ 表示疊代次數為 p 時的學習校正。為了使優勝神經元的權值 W 有向輸入樣本 X 趨近的能力，學者 Haykin (1999) 給了基本學習規則

$$\Delta w_{i,j} = \alpha y_j (x_i - w_{i,j}) \quad (4)$$

其中 α 是值界於 0 到 1 之間的學習參數， y_j 是神經元 j 的輸出，若該神經元判定為優勝，則定其輸出值為 1，其餘競爭失敗的神經元輸出值為 0

- (4) 檢查是否收斂 (Check the convergence): 疊代次數加 1，回到步驟 (2) 繼續進行計算，直到疊代次數至 100 為止。

我們可依據網路學習完畢之後輸出層神經元加權值向量矩陣，計算每一個樣本映射到網路輸出的優勝神經元，即可獲得樣本在網路拓樸中的位置。

舉例說明：假設有 1 組三維輸入向量及 4 個神經元架構的 SOM 網路

$$x_1 = \begin{bmatrix} 0.67 \\ 0.42 \\ 0.33 \end{bmatrix}$$

初始權值向量

$$w_1 = \begin{bmatrix} 0.57 \\ 0.11 \\ 0.38 \end{bmatrix} \quad w_2 = \begin{bmatrix} 0.91 \\ 0.78 \\ 0.65 \end{bmatrix} \quad w_3 = \begin{bmatrix} 0.04 \\ 0.28 \\ 0.61 \end{bmatrix} \quad w_4 = \begin{bmatrix} 0.02 \\ 0.14 \\ 0.06 \end{bmatrix}$$

首先計算輸入與權值向量間的歐基里德距離

$$d(x_1, w_1) = \sqrt{(0.67 - 0.57)^2 + (0.42 - 0.11)^2 + (0.33 - 0.38)^2} = 0.33$$

$$d(x_1, w_2) = \sqrt{(0.67 - 0.91)^2 + (0.42 - 0.78)^2 + (0.33 - 0.65)^2} = 0.54$$

$$d(x_1, w_3) = \sqrt{(0.67 - 0.04)^2 + (0.42 - 0.28)^2 + (0.33 - 0.61)^2} = 0.70$$

$$d(x_1, w_4) = \sqrt{(0.67 - 0.02)^2 + (0.42 - 0.14)^2 + (0.33 - 0.06)^2} = 0.76$$

根據式(3) 進行優勝神經元之判定

$$I(x_1) = \arg \min_j \{d(x_1, w_j)\} = 1$$

亦即與輸入 x_1 最匹配的優勝神經元為 1 號神經元，即該輸入樣本在輸出層網路拓樸中的位置。由式(4)的學習規則，令學習參數 α 為 0.2，分別對權值 w_1 及進行更新，可得

$$\Delta w_1 = 0.2 \times \begin{bmatrix} 0.67 - 0.57 \\ 0.42 - 0.11 \\ 0.33 - 0.38 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.02 \\ 0.06 \\ -0.01 \end{bmatrix}$$

於疊代次數為 $p+1$ 時，權值向量更新如下

$$w_1(p+1) = w_1(p) + \Delta w_1(p) = \begin{bmatrix} 0.57 \\ 0.11 \\ 0.38 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.02 \\ 0.06 \\ -0.01 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.59 \\ 0.17 \\ 0.37 \end{bmatrix}$$

透過每次疊代，優勝神經元的權值向量會和輸入向量越來越相似。同理可證，假設以球鞋整體座標為例，將每雙樣本 3 維輸入變數依據式 3、4 計算其在 6×6 的矩形拓樸中的映射點，由樣本在拓樸上的位置，我們可判斷 50 個樣本在 SOM 網路分類狀況(圖 3-12)。

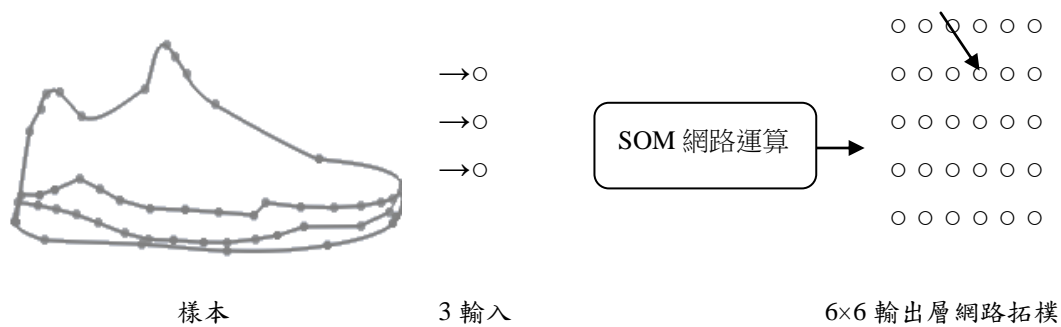


圖 3-12 樣本在拓樸空間的映射過程

3.5.3 SOM 網路評估指標

利用歐氏距離為考量的依據，選擇具有最小歐氏距離者為最適網路架構。因為一個好的分群結果應具有兩個特性：內聚力強和耦合力弱：內聚力是代表群內各筆資料的相似程度或關聯程度，因此如果該值越高則代表該群內的資料相似度或是關聯程度越高；而耦合力剛好相反，它是表示群與群間的相似或關聯程度，因此該值越小則表示群間的差異度大。而歐氏距離則表示群內各筆資料與群中心點的距離，因此該值越小表示各筆資料越接近該分群的群中心點，也間接表示其內聚力越大，這也就是為什麼要採用歐氏距離值為考量的依據。

由於無監督式學習的訓練樣本並不像監督式有「目標」輸出向量可做學習，因此不能用誤判率或誤差均方根來衡量網路誤差的大小，但可以先由式(3)計算出第 p 個範例對第 j 個輸出層處理神經元的距離，再由式(5)計算出總距離來做評估(葉怡成，1993)。

$$\text{總距離} = \sum_p (\min_j d_j(p)) \quad (5)$$

當各輸出層神經元與輸入神經元的連結加權值所組成的樣本空間座標到各聚類的形心時，總距離將達到最小值。

3.6 倒傳遞網路的樣本識別

倒傳遞神經網路的架構屬於多層感知器(Multi-Layer Perceptrons, MLP)，一般使用的學習演算為誤差倒傳遞演算法(Error Back Propagation, EBP)，簡稱為BP(Back Propagation)演算法，即是從訓練樣本中，學習輸入值和目標輸出值的內在對應規則，透過其輸出值與訓練樣本原有的目標值相互比較，可求得網路之誤差，並利用最陡坡降法(Gradient Steepest Descent Method)將此誤差作為修正連結中的加權值與閾值的依據，並在訓練過程中每執行若干個學習循環即測試系統模型的誤差一次，以判讀誤差收斂情形。訓練完成後再加以處理即將執行網路所得的輸出檔加以分析。當建立精確性令人滿意的網路後，為了進一步確認系統的可靠性，可收集更多的樣本，稱之為「驗證樣本」，這些樣本既有輸入向量，也有輸出向量，將輸入向量輸入到已訓練網路得到其推測輸出值，再與「驗證範例」的目標輸出值作比較，以確認系統的可靠性。

3.6.1 BP 網路建立

建置 BP 網路架構包括輸入層、隱藏層與輸出層，輸入層與輸出層都可以由問題本身決定，如：爆發力、速度、敏捷，3種球鞋語彙變數即為系統的控制因子，是決定輸入層的神經元數；而系統所需的預測變數為何，也決定了輸出層的神經元數，由於此部份的網路建立需要平均絕對誤差(MAD)公式的計算及 SOM 分類的結果來確定 BP 的學習目標的分類群數。

從輸入、輸出的性質來看，可分為數值變量及語意變量。數值變量的值是數值確定的連續量或離散量。語意變量是用自然語言表示事物的各種屬性，當選用語意變量作為網路的輸入或輸出變量時，需將其語言值轉換為離散的數量值，分類問題的輸出變量多用語意變量類型。

如：球鞋可分為 6 個類別，令“n 中取 1”為輸出向量的分量數等於類別數，假設球鞋樣本被判為第二類，即編碼為 010000，對應的輸出分量取 1，其餘 n-1 個分量皆為 0。

然而隱藏層神經元數的多寡將影響網路描述系統(問題)的能力，也就是影響其歸納推演的能力。因此，過少的神經元數是無法描述(Fit)訓練範例；反之，隱藏層神經元數越多收斂越慢，但可達到更小的誤差值，特別是「訓練樣本」誤差。但超過一定數目後，對降低「驗證樣本」誤差，既不會有幫助，反倒是會造成「過度學習」(Overlearning)現象，即網路對訓練樣本的誤差越來越小，對「驗證範例」的誤差欲越來越大的現象。因此，問題雜訊高，隱藏層神經元數宜少；問題複雜度高，即非線性，交互作用程度高，隱藏層神經元數宜多；驗證樣本誤差遠高於訓練樣本誤差，說明網路已被訓練得過度吻合，隱層藏神經元數宜減少(葉怡成，1997)。

一般隱藏層神經元數的設定原則如下：

(1)簡單問題: $=(\text{輸入層神經元數} + \text{輸出層神經元數}) / 2$ (平均法)
 ≥ 4

(2)一般問題: $=(\text{輸入層神經元數} + \text{輸出層神經元數})$ (總和法)
 ≥ 8

(3)困難問題: $=(\text{輸入層神經元數} + \text{輸出層神經元數}) * 2$ (加倍法)
 ≥ 16

由上述得知我們可以確定隱藏層神經元大致上設定的範圍，但仍舊無法找到最適神經元數的設定。另外，Kwok & Yeung(1997)等人提出的網路增長法(Constructive Algorithm)，先設定小數目的隱藏層神經元個數開始訓練，再逐一增加神經元個數，直到均方差(Mean Square

Error, MSE)達到容忍範圍或均方差的變化不大時之最少神經元數，即為最適當的神經元數。

本研究綜合上述兩位學者所提出的論點，將觀察神經元數在簡單問題到困難問題間，每增加一神經元數的變化來找出最適隱藏層神經元數之設定。

3.6.2 BP 網路學習程序

準備訓練球鞋樣本資料(包含輸入與目標輸出值)，並給予正規化。

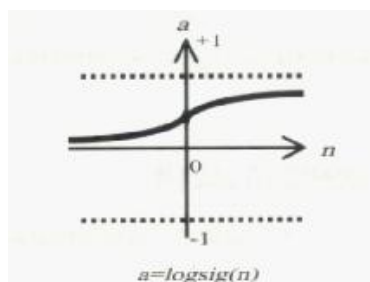
決定網路大小，包括：隱藏層層數、各層神經元個數。

向前傳遞部分：

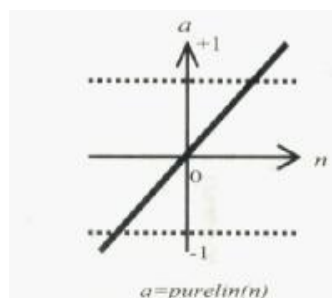
- (1) 設定學習速率 η 、容忍誤差。
- (2) 以隨機亂數初始隱藏層權重 w_{ji} 與輸出層權重 w_{kj} 。
- (3) 輸入訓練樣本及目標輸出值。
- (4) 接著計算隱藏層的輸出 y_j 與輸出層的輸出值 y_k 。

在 BP 網路中，常使用雙彎曲函數(Log-Sigmoid Transfer function, S 形函數)，如圖 3-13(a)所示，當作隱藏層神經元的非線性轉換函數，主要是 S 形轉換函數(式 6)可微分，可利用最陡坡降法在學習過程中修正權重與偏權值，使誤差值逐次減小，達到學習的目的。

$$a = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (6)$$



(a)



(b)

圖 3-13 對數-S 形函數及線性函數

透過式(6)計算可將 a 的範圍限制在 0~1 之間；輸出層轉換函數使用線性轉移函數(Linear Transfer Function)，如圖 3-13(b)所示，使網路的輸出能夠取任意值。圖 3-14 為步驟一至步驟四網路計算的過程。

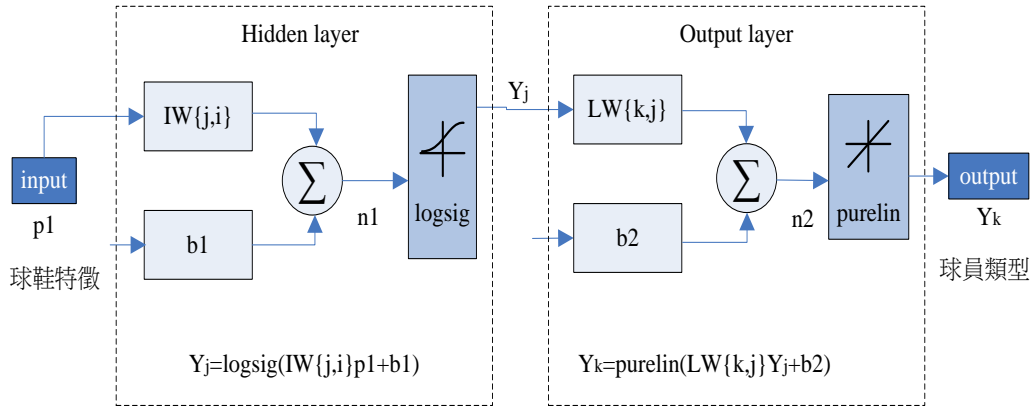


圖 3-14 倒傳遞類神經網路

(5) 計算誤差函數值
$$E = (1/2) \sum_{k=1}^K (d_k - y_k)^2$$

倒傳遞部分：

(6) 分別計算隱藏層的 $\delta_j^n, j=1, \dots, L$ ，代入式(7)，與輸出層的 $\delta_k^n, k=1, \dots, K$

代入式(8)²

輸入層與隱藏層間：
$$\delta_j^n = (d_j - y_j^n) f'(net_j^n) \quad (7)$$

隱藏層與輸出層間：
$$\delta_k^n = \left[\sum_k \delta_k^{n+1} w_{kj} \right] f'(net_j^n) \quad (8)$$

(7) 分別修正輸出層權重 ($w_{kj}(p+1) = w_{kj}(p) + \eta \delta_k^n(p) y_j^{n-1}(p)$) 與隱藏層權重

($w_{ji}(p+1) = w_{ji}(p) + \eta \delta_k^n(p) y_j^{n-1}(p)$)

(8) 回到步驟 3 重複計算與修正，直到目標函數值達到停止標準，或達到最大訓練次數為止。

²： δ_j^n 為第 n 層 j 個神經元的差距量； δ 為誤差函數的表示符號，當 δ 為 0 時，表示類神經網路實際值與目標值相等，不必修改連結權值。

本研究所用的 BP 網路是以批次學習(Batch learning)的方式做訓練，其標準的 BP 網路，其學習過程為每載入一組樣本範例更新其權重值，而批次學習則是將一批(多組或全部)樣本載入後，依次求得每一組的權重改變量，將其累加起來再平均以更新權重值(式 9)：

$$\Delta w_{ji} = \frac{\sum_{p=1}^P \Delta w_{ji}^p}{P} \quad (9)$$

其中 Δw_{ji}^p 為第 p 個輸入樣本所造成的權重值改變量； P 為訓練樣本的總數。

以批次學習更新權重值的方式，有以下幾個優點：

- (1) 利用多組樣本推求誤差函數的平均梯度，其效果通常比利用一組樣本推求瞬間誤差函數之梯度更為穩定
- (2) 當樣本中含有高度的雜訊(Noise)時，平均誤差通常有平滑的作用，以減少雜訊的影響，其學習效果較佳。

3.6.3 BP 網路評估指標

評估一個模式是否準確，或是比較不同模式間之優劣，通常以評估指標值來表示；評估指標也經常被用於模式的目標函數，做為模式參數或網路權重的指標，對於不同的應用或資料，需要有不同的評估指標方能評估模式的表現並顯現其特性。在 BP 演算的學習過程中，可以根據問題的型態或需求來改變目標函數的型態，而本研究的目標函數收斂過程以均方差來表示，並以總錯率來衡量學習的效果：

(1) 均方差(Mean Square Error, MSE)

對於應用在預測問題的 BP 網路，因其輸出層神經元的推論值 Y_j 與目標輸出值 T_j 均為實數，故其收斂程度可用均方差衡量(式 10)：

$$MSE = \sum_j (T_j - Y_j)^2 / N \quad (10)$$

上式為 j 樣本的均方誤差，實用上是以全部樣本的均方誤差平均值作為收斂程度均衡的標準。均方差數值越大，代表推論值與期望目標值互相矛盾；反之，均方差越小，代表推論值與期望值愈接近，藉此可合理推論預測值是否正確。

(2) 總錯率：

對於應用於分類問題的監督式的學習網路，其收斂程度可用總錯率來衡量其公式為：

$$\text{總錯率} = \text{錯誤分類樣本總數} / \text{樣本總數}$$

總錯率值域在 $[0.0, 1.0]$ ，在迭代之初此值應為 $(N-1)/N$ 左右，如收斂到 0.1 以下可視為收斂良好。

一般而言，類神經網路在訓練過程中，均方差與總錯率收斂情形並不一定相同。對於每個樣本只有一個正確分類的問題，總錯誤率比較有意義，但若就整體樣本而言，均方差則較有意義。

第四章 研究結果與設計應用

本章分為 3 個部份：第一部分針對 SOM 在球員類型的聚類分析，依照 3.4 節的感性評價排序結果，作為第一階段的球鞋分類原則。而後，進行球鞋樣本的 SOM 模式聚類分析，做為樣本在輸出拓樸的分布狀況、類別判斷及第二階段分類修正的定義。第二部份為以第二階段的分類定義作為 BP 網路模式四種不同輸入變數設定下的學習目標，說明 BP 各模式對樣本分類結果的比較分析。第三部份為以通過 BP 網路驗證後的類型，萃取 SOM 的網路映射圖作為產品造形設計應用的依據。

4.1 SOM 聚類分析與探討

當訓練結束時且收斂時，可以表示網路中所有的神經元，再將原先的輸入樣式輸入到網路並將其對應激發的神經元及輸入樣式的編號或其名稱分分別標示在網格中，即得到特徵圖(Feature map)。被標示的網格元素表示網路中的神經元被某特定的輸入樣式所激發，該元素則稱為該定輸入樣式的映像(Image)。在特徵圖中，一個輸入樣式擁有唯一的映像，但是一個映像卻可以同時是其他很多不同輸入樣式的映像。計算每映像所對應的輸入樣式數目並將其填入該網路即可得到密度圖(Density map)、從中可得知輸入樣式在密度圖散佈的情形。輸入樣式之間若有相似的特性，其會有坐落在密度圖同一區域的傾向；反之，則在密度圖上的位置會較為分散。換句話說，當輸入樣式之間存在某些群集的情況時，其群集的情形會顯示在密度圖。

4.1.1 SOM 之球員分類探討

本節目的主要承 3.4 節的球鞋對應球員的相關矩陣表中，針對許多球鞋重複對應到球員的問題，做十大控衛類型的縮減，使分類更加的明確。

承 3.5.1 節的網路架構表(3-17)，網路載入訓練樣本之輸入值進行訓練，每將所有樣本訓練完成稱為一個學習循環或一次迭代，即記錄一次各集群中心的最短距離總合，圖(4-1)為計算 10 到 100 次迭代每增加 5 次的變化，網路開始學習時，到 65 次迭代還不太穩定，至 65 次之後則急劇下降，至第 80 次迭代後仍有些起伏，但表示網路已漸漸趨於穩定，達到收斂效果。

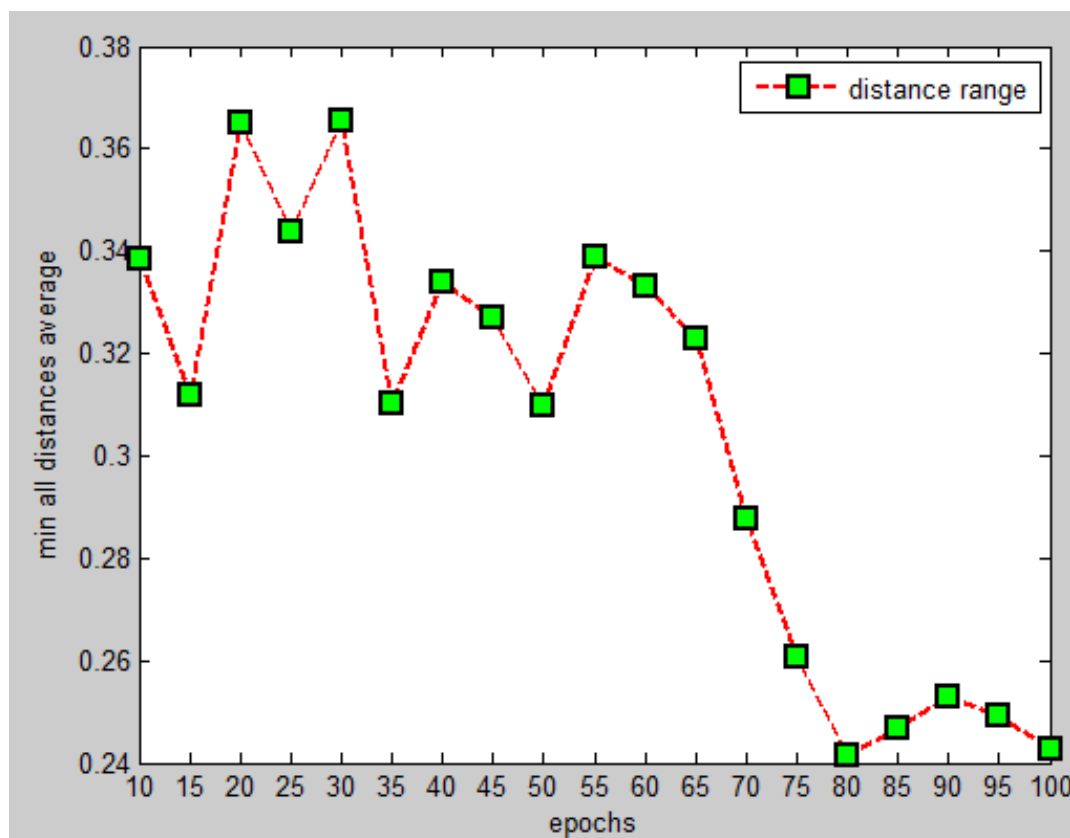


圖 4-1 十大控衛聚類中心之最短距離總合收斂過程

本階段採用 SOM 網路在第 100 次學習循環的學習結果，圖(4-2)中顯示出球員 3 種輸入維度的分布情形，每個維度結合心理面及物理面的正規化後數據，其中 X 維度為(爆發力+得分)；Y 維度為(速度+抄截)；Z 維度為(智慧+助攻)，由圖可看出球員樣本的輸入點呈現均勻的分散，無明顯的聚落，因此藉由 SOM 網路，神經元在經過多次競爭下，把差別很小的輸入歸為一類，差別不大的神經元位置也是相鄰的。

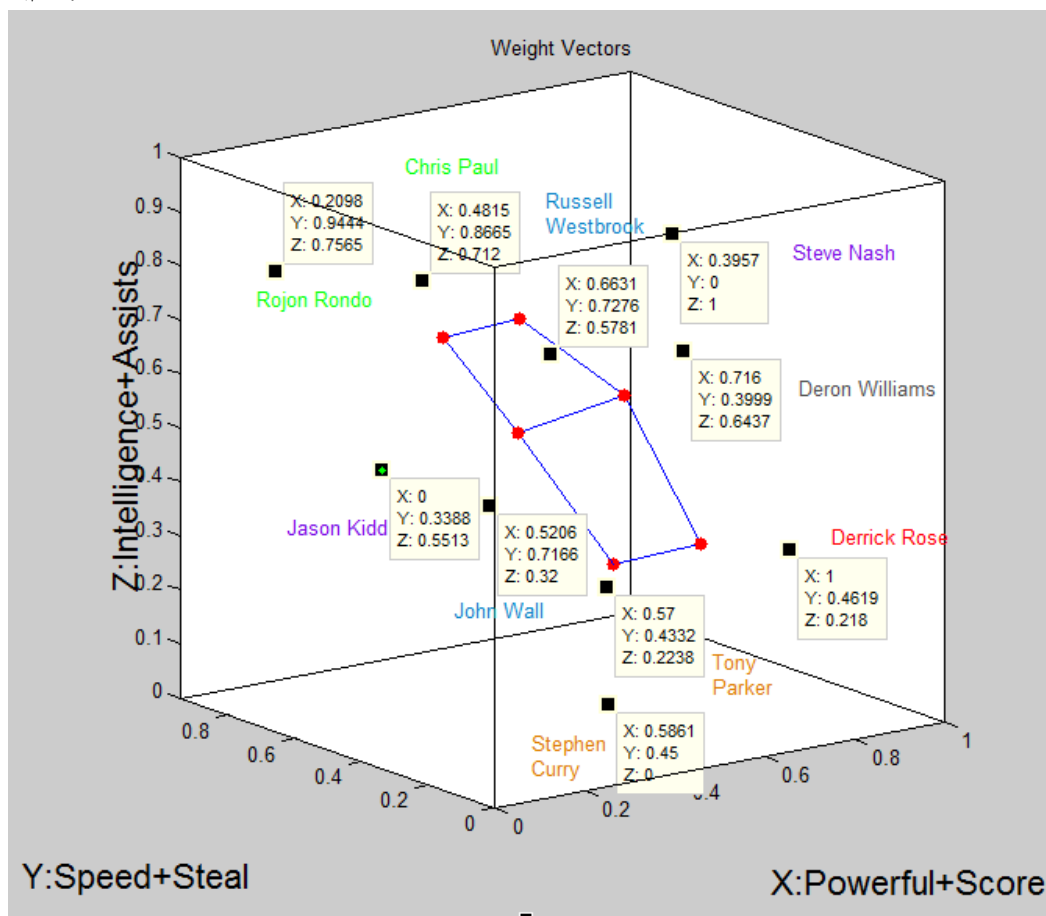


圖 4-2 10 大控球後衛(心理+物理)於 2x3 之 3 維拓樸映射圖

圖(4-3) 為 2*3 矩陣映射的相對位置，以(6,1)為例，代表的是第一位球員 Derrick Rose 被映射到第 6 類的位置，本研究為了避免與先前十大控球後衛的排名造成混淆，將 1,2,3,4,5,6 類，分別定義為 A,B,C,D,E,F 類。由 SOM 球員分類的映射結果中得知，所有十大控衛類型縮減為 6 個群類，其中 A 類為 Chris Paul + Rajon Rondo、B 類為

Steve Nash + Jason Kidd、C 類為 Russell Westbrook+ John Wall、D 類為 Deron Williams、E 類為 Stephen Curry+ Tony Parker、F 類為 Derrick Rose。由此我們對照 3.4 節的球鞋對應球員相關矩陣表，發現大部份被歸為同類型的球員，其對應球鞋重疊的樣本數都很多，這表示了 SOM 聚類有一定程度的解釋能力。

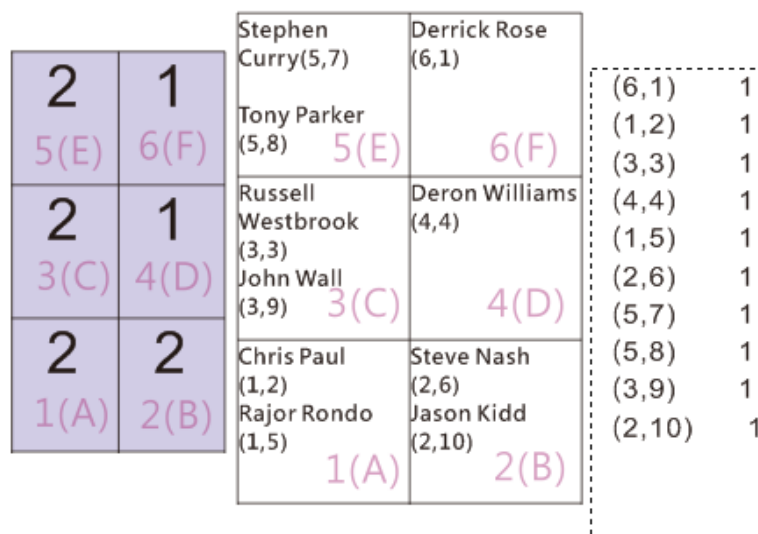


圖 4-3 10 大控球後衛(心理+物理)於 2x3 拓樸映射圖

進行完球員類型縮減後，承 3.4 節的分析結果，參考感性語彙評價排序表及相關矩陣表，將 50 雙球鞋樣本進行歸類，歸類原則有以下兩點：

- (1) 以排序在前的優先。
- (2) 若排序相同，其次則考慮平均分配 6 種類型的樣本數。

50 雙球鞋樣本中(表 4-1)，有 7 個樣本被劃分到 A 類；21 個樣本被劃分到 B 類；7 個樣本被劃分到 C 類；6 個樣本被劃分到 D 類；6 個樣本被劃分到 E 類；3 個樣本被劃分到 F 類。從分類結果中，明顯看出 B 類仍被分到多達 21 個樣本，F 類僅被分到 3 個樣本，主要是

B 類中與其他 5 類的球鞋重複次數較少，而 F 類與其他 5 類的重複次數較多，且排序又較後面，而造成分配的不均。因此，這一節所分類出來的結果並不是絕對的，還必須利用 SOM 在球鞋群內樣本造形的拓樸狀況來做比較，再去做到最後分類的修正。

表 4-1 50 雙球鞋對應 6 類型球員表

類型		球鞋編號(數量)
A	Paul+Rondo	2,9,21,25,28,34,49 (7)
B	Nash+Kidd	4,5,11,12,17,19,20,26,27,31,32,36,37,39,40,41 43,45,46,47,48 (21)
C	Westbrook+Wall	13,15,16,23,29,44,50 (7)
D	Deron Williams	8,14,22,24,30,33 (6)
E	Curry+Parker	1,3,18,35,38,42 (6)
F	Derrick Rose	6,7,10 (3)

4.1.2 SOM 之球鞋分類探討

由於本研究的目的在於找出球員與球鞋對應分類的準則，好讓後續的 BP 網路在進行訓練時，能夠遵循最正確的學習目標來去建構出較佳的學習規則，因此依據 4.1.1 節的分類結果來進行 SOM 網路於球鞋類別的修正。

在 4.1.1 節的 50 雙球鞋對應 6 類型球員的分類結果中，我們將各樣本所被劃分的類別標示在 SOM 網路拓樸中圖(4-4)，以檢視各類別的樣本網路拓樸上的分布狀況，藉以了解以球員分類定義的準則與 50 雙球鞋 SOM 聚類兩者結果的差異性，並做適當的分類修正。承 3.5.1 節的網路架構表(3-17)，網路載入訓練樣本之 3 語彙輸入值進行訓練，並經由網路 100 次學習循環收斂過程得知其穩定性圖(4-5)。

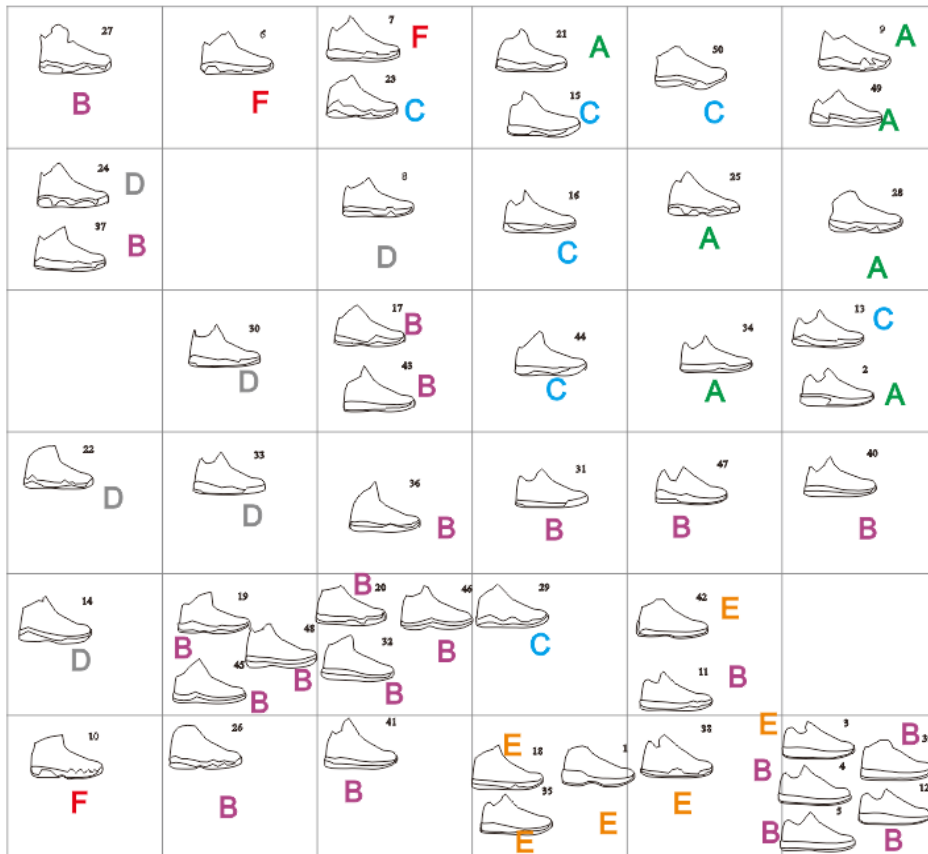


圖 4-4 50 雙球鞋 3 感性語彙輸入於 6x6 拓樸映射圖

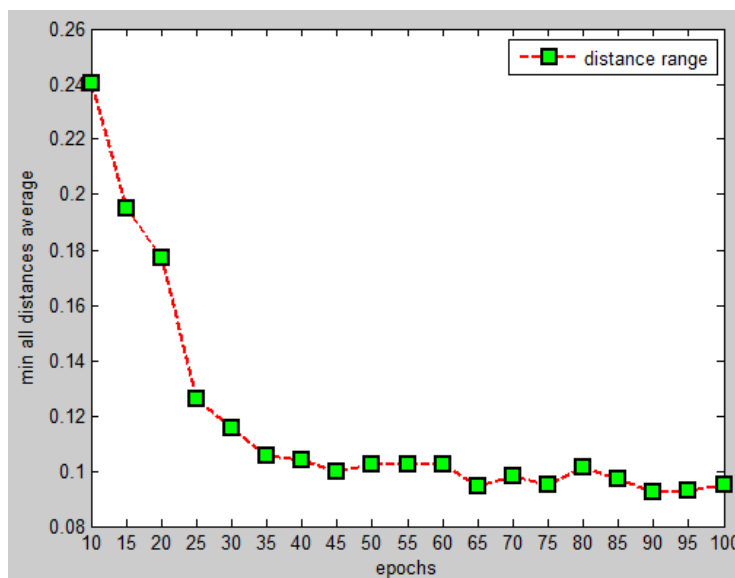


圖 4-5 50 雙球鞋樣本聚類中心之最短距離總合收斂過程

研究中，我們可以發現相似的球鞋總是在同一格位置或者是相鄰的，同類的顯少被分到較遠的位置，唯有 F 類型的 10 號球鞋被分到與他同類較遠的地方，但各類仍有聚集的區域，顯示 SOM 網路的聚

類結果與球員分類對應的狀況大致符合。為精確了解 SOM 網路與球鞋對應球員模式的分類結果差異，必須參考其分類的數量與類別，將 SOM 網路輸出拓樸明確地劃分為 6 個類別區域，劃分結果如圖 4-6 所示，劃分的參考原則有以下幾點：

- (1) 基於 SOM 網路「鄰近區域中的單元具有相同特性」的基本概念，類別區域必須為一完整的區域，排除離散分布的情形。
- (2) 類別區域盡量接近圓形或方形，使區域半徑盡量相等。
- (3) 盡量平均分配樣本類別，使後續驗證時每類能有一定的數量做訓練，提高訓練的可性度。
- (4) 參考第一階段的劃分情形，即圖 4-6 上的英文字母。
- (5) 以視覺來判斷球鞋造形歸屬的一方。

經由類別的劃分可以發現，雖然大多數的類別其在 SOM 所劃分的類別區域中，可涵蓋球鞋對應球員模式的同類樣本，但仍有部份匹配到其他類別區域的狀況產生，對於此現象有以下幾點可以提出討論與解釋。

- (1) 對於欲使樣本分的愈多群數，所呈現的「模糊」分類的現象愈明顯。也就是說某一樣本可能屬於某一類，但同時也可能屬於另一類，隨著類別定義的精確程度，會影響類別歸屬的「模糊性」。因此，SOM 的映射會有各類別相互交疊的情形產生，而產生類別歸屬判斷的困難。
- (2) 球鞋對應球員的模式分類是依照爆發力、速度、智慧 3 組變數作為對應的媒介，以平均絕對誤差公式(MAD)算其相似度的排序，由於是「明確」的分類方式，因此有部份的樣本在分群時其歸屬的程度不高，但又必須替每一樣本尋求一個識

別，故只能以最相近的類別對該樣本加以劃分。也就是說分類系統缺少了一個「從缺」的規則。

- (3) 樣本聚類的多寡，也會影響分類的結果，例如：F 類型與 E 類型分別屬兩對角的分布，在視覺判斷上兩者具有明顯的區隔。反觀 B 類的樣本在 6 類中佔絕大多數，故他與其他類重疊的機率較高，造成聚類的分散，其分別與 E 類、F 類均有相互混雜的狀況發生。

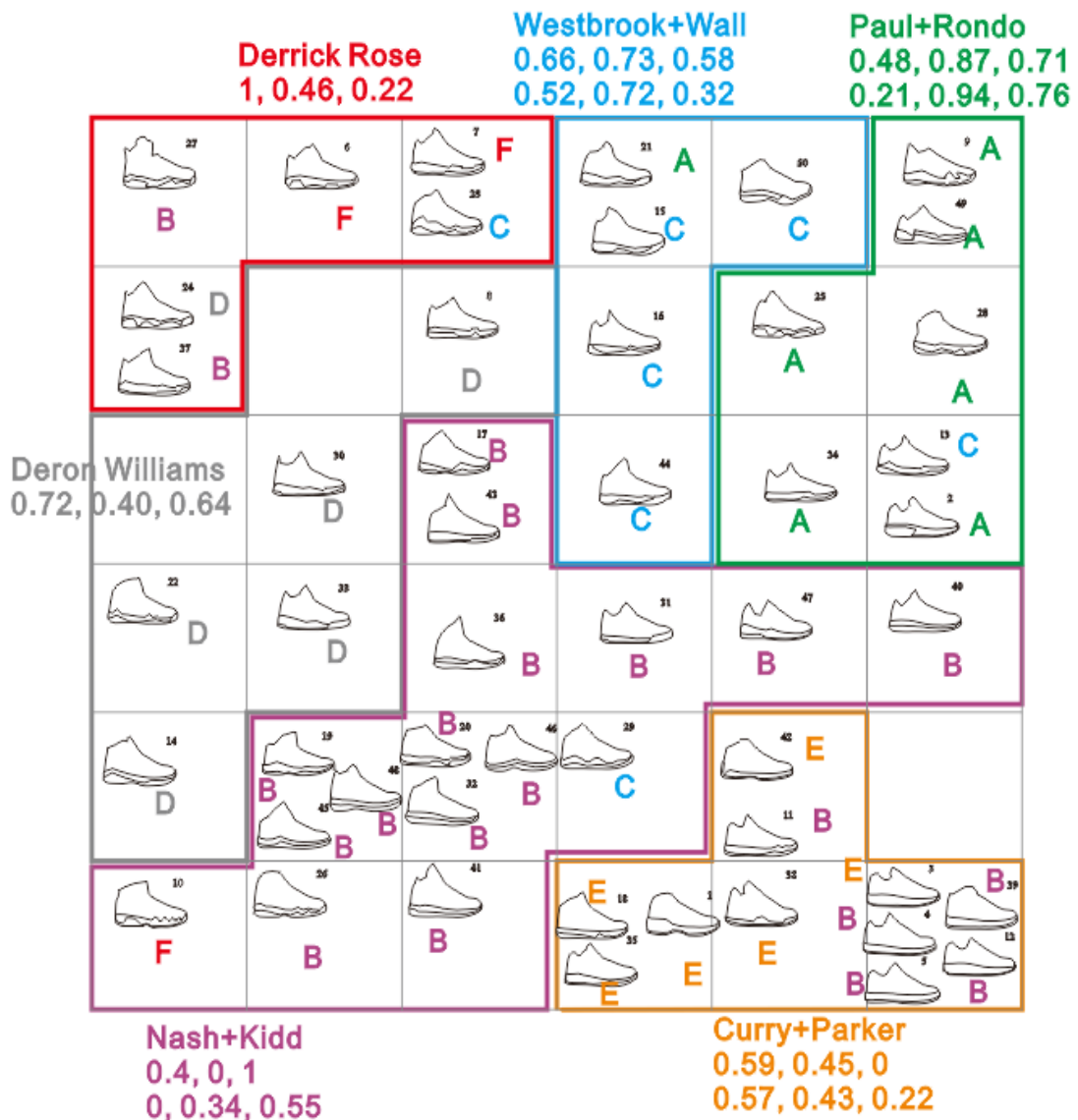


圖 4-6 50 雙球鞋 3 感性語彙輸入於 6x6 拓樸映射圖(修正後)

4.2 BP 網路訓練驗證結果

為了證明所訓練完成的神經網路與 SOM 的聚類是否準確，研究中將每一類別中提取 1~2 個樣本出來做驗證，篩選驗證樣本的規則，我們參照第二階段由 6×6 映射圖劃分出的結果，選出各類別中混雜其他類的樣本，分別為樣本編號 9,10,12,13,21,22,23,24,29,39，共 10 雙樣本，其餘 40 雙樣本則作為神經網路訓練之用，如表 4-2 所示。

表 4-2 50 雙球鞋對應 6 類型球員表(修正後)

類型		訓練樣本球鞋編號(數量)	驗證樣本球鞋編號(數量)
A	Paul+Rondo	2,25,28,34,49(5)	9,13(2)
B	Nash+Kidd	17,19,20,26,31,32,36,40,41,43 ,45,46,47,48(14)	10,29(2)
C	Westbrook+Wall	15,16,44,50(4)	21(1)
D	Deron Williams	8,14,30,33(4)	22(1)
E	Curry+Parker	1,3,4,5,11,18,35,38,42(9)	12,39(2)
F	Derrick Rose	6,7,27,37(4)	23,24(2)

4.2.1 BP 網路類型結構

本研究以 MATLAB 軟體進行倒傳遞類神經網路訓練及驗證，共 4 種類型(表 4-3)，分別依照倒傳遞類神經網路訓練的輸入類型不同，有 4 種訓練類型，其中 1 種為心理面向的輸入，其他 3 種為物理面向的輸入。(表 4-4)則為 Matlab 相關參數的設定。

表 4-3 4種倒傳遞類神經網路訓練類型



倒傳遞類神經網路類型	輸入層神經元數	隱藏層一層神經元個數	輸出層神經元
類型一	感性語彙 3	$(3+6)/2=5$ $(3+6)*2=18$ Final test=18	由先前 MAD 公式及 SOM 的分析結果，定義出後來的 6 類型球員。
類型二	鞋面 26 	$(26+6)*2=64$	
類型三	鞋底 80 	$(80+6)*2=172$	
類型四	球鞋整體 106 	$(106+6)*2=224$	

表 4-4 倒傳遞類神經網路參數設定

Matlab 語法	倒傳遞神經網路訓練參數設定	設定值
net.trainParam.epochs	最大迭代次數	50000
net.trainParam.goal	誤差收斂目標	0.01
net.trainParam.max_fail	最大驗證失敗次數	500
net.trainParam.min_grad	最小坡降梯度	1.0e-5
net.trainParam.lr	學習數率	0.02
net.trainParam.epochs	動量因子	0.9
net.layer{1}.trainferFcn	輸入層至隱藏層的轉換函數	LOGSIG
net.layer{2}.trainferFcn	隱藏層至輸出層的轉換函數	PURELIN
net.trainFcn	訓練函數	TRAINGDM

倒傳遞類神經網路類型一為 3 組感性語彙(爆發力、速度、智慧)；類型二為鞋面外廓輪廓線 26 個節點 xy 座標值；類型三為鞋底特徵線 80 個節點 xy 座標值；類型四為球鞋整體 106 個節點 xy 座標值。以

上類型的輸出神經元皆依據表(4-2)定義之，在此將球員類型分為 6 類，目標輸出模式為(1 0 0 0 0 0)、(0 1 0 0 0 0)、(0 0 1 0 0 0)、(0 0 0 1 0 0)、(0 0 0 0 1 0) 和(0 0 0 0 0 1)分別對應 A 類(Paul & Rondo)、B 類(Nash & Kidd)、C 類(Westbrook & Wall)、D 類(Deron Williams)、E 類(Curry & Parker)、F 類(Derrick Rose)。

於此 4 種類型結構的隱藏層神經元數設定，我們僅以輸入變數較少的類型一承 3.6.1 的方式做模擬，其餘三種類型，因變數過多的關係，故以第一類型推估出來的結果來做隱藏層神經元數的判斷。圖 4-7 是類型一倒傳遞類神經網路在建構時，3 輸入神經元、18 隱藏神經元、6 輸出神經元的演算過程。

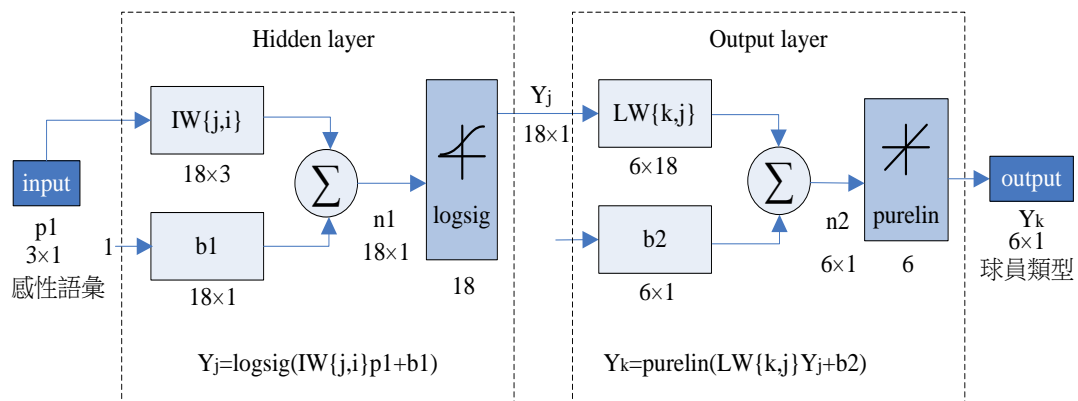


圖 4-7 BP 網路之 3 語彙輸入 6 類型輸出演算流程圖

由圖 4-8 得知，驗證樣本隨著神經元數的增加，均方誤差有逐次下降的結果，並且在 18 神經元數設定之下，均方差達到 0.1 的標準，且訓練樣本的均方誤差也有低於 0.05 以下的標準，代表網路有足夠推演能力，因此我們將類型一最適隱藏層神經元數設定為 18 個。

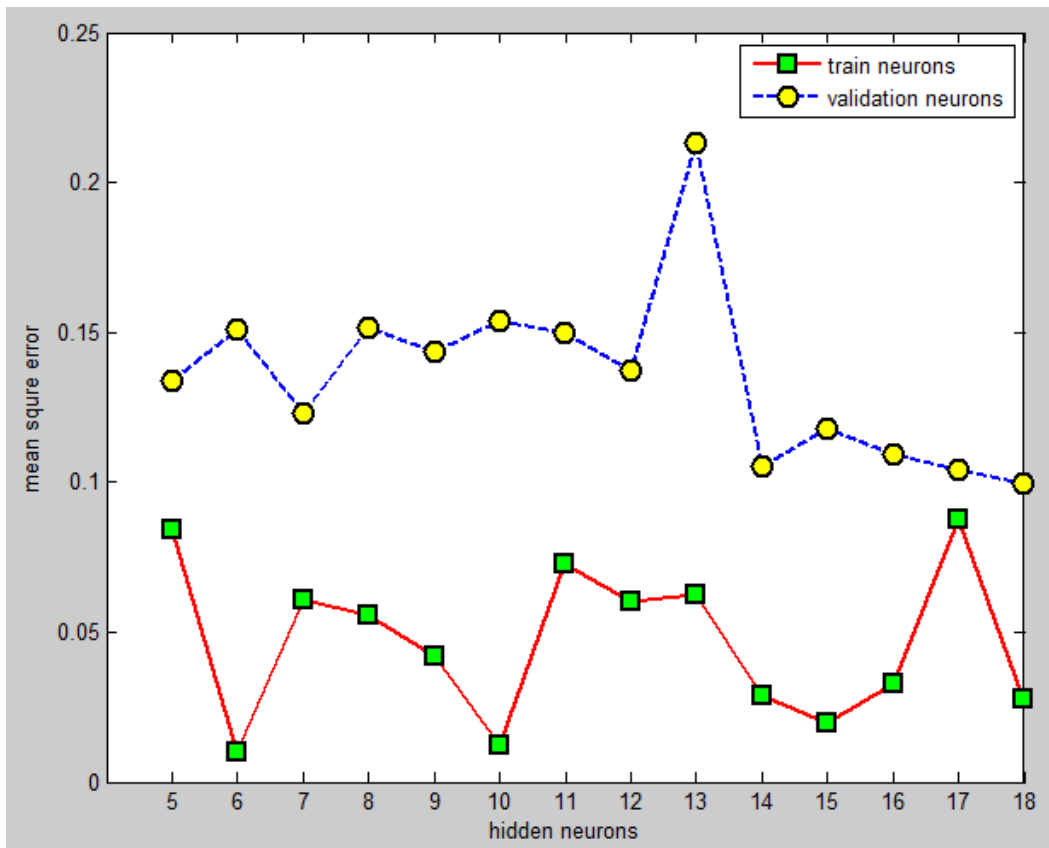


圖 4-8 不同隱藏神經元設定之均方誤差表

由於類型一是以感性語彙值做輸入，與前面所對應的球員分類直接的關聯性，因此，考量其餘三種外型座標(物理面)的輸入，與六種球員風格類型的輸出呈較複雜的非線性問題，故以困難問題的計算方式做設定。

4.2.2 BP 網路類型一

將 50 雙球鞋分為 40 雙訓練樣本及 10 雙驗證樣本，以球鞋造形 3 語彙正規化後數值作為輸入，6 類型球鞋以二進制編碼作為輸出目標，隱藏層轉設定為 1 層，18 個神經元，利用 BP 網路類型一進行訓練，驗證樣本經過 19561 次迭代後停止學習，其 MSE 值收斂在 0.061143(圖 4-9)。

對於分類型的應用，可用「混亂矩陣」作測試工具，利用矩陣的每直行代表一種目標分類，矩陣每橫列代表一種推論分類，矩陣的第

i 列第 j 行的元素值，代表應當屬於第 j 種分類，而被網路推論為第 i 種分類的樣本數，如果混亂矩陣中對角線上的元素值大，非對角線上的元素值小，則結果良好。

利用混亂矩陣圖(表 4-5)可明顯看出網路在經過訓練以後，40 個訓練樣本中有 3 個錯誤，有 92.5%的準確率；10 個驗證樣本中 2 個錯誤，有 80%的準確率。

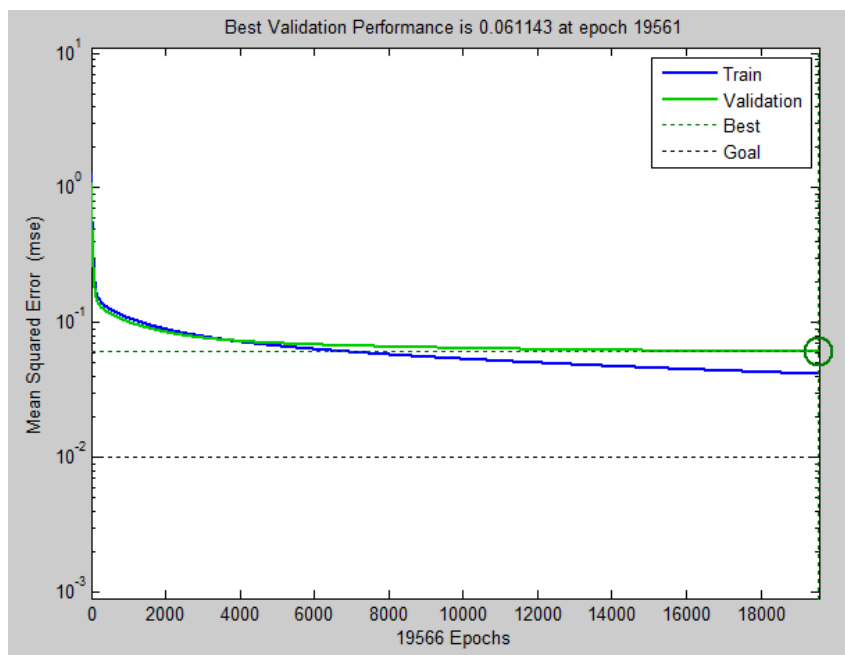


圖 4-9 感性語彙 3 輸入均方差迭代收斂圖

表 4-5 感性語彙 3 輸入混亂矩陣

		tr Confusion Matrix						val Confusion Matrix							
Output Class	1	5 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 20.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100%
	2	0 0.0%	14 35.0%	1 2.5%	2 5.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 20.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100%
	3	0 0.0%	0 0.0%	3 7.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 10.0%	0 0.0%	100%
	4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 5.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 10.0%	0 0.0%	0 0.0%	100%
	5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	9 22.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 20.0%	0 0.0%	0 0.0%	100%
	6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	4 10.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 10.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 10.0%	1 50.0%	100%
			100%	100%	75.0%	50.0%	100%	100%	100%	100%	50.0%	100%	50.0%	80.0%	92.5%
		0.0%	0.0%	25.0%	50.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	100%	0.0%	50.0%	20.0%	7.5%	
		1	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	6		
		Target Class						Target Class							

表 4-6 為驗證樣本之學習目標之二元值編碼，若從驗證樣本之輸出表(表 4-7)來看，原本應被分到 C 類的 21 號球鞋，結果被分到 F 類；原本應被分到 F 類的 23 號球鞋，結果被分到 C 類。

表 4-6 10 雙球鞋驗證樣本的球員分類學習目標

驗證樣本(球鞋) 球員類型	9	10	12	13	21	22	23	24	29	39
A. Pau+Rondo	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
B. Nash+Kidd	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0
C. Westbrook+Wall	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
D. Deron Williams	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
E. Curry+Parker	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1
F. Derrick Rose	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0

表 4-7 10 雙球鞋驗證樣本的輸出結果(3 感性語彙輸入變數)

驗證樣本(編號) 球員類型	9	10	12	13	21	22	23	24	29	39
A. Pau+Rondo	0.894	0.321	-0.11	0.522	0.328	0.086	0.019	0.129	0.082	-0.12
B. Nash+Kidd	-0.15	0.73	-0.03	0.121	-0.06	0.395	-0.13	0.189	0.731	0.066
C. Westbrook+Wall	0.395	-0	0.004	0.396	0.45	0.003	0.554	0.061	0.053	0.022
D. Deron Williams	0.083	0.516	0.056	0.213	0.11	0.517	0.032	0.285	0.155	0.129
E. Curry+Parker	-0.01	0.343	1.112	0.113	-0.03	0.074	0.118	-0	0.201	1.123
F. Derrick Rose	0.215	0.131	0.041	0.126	0.454	0.173	0.485	0.419	-0.05	0.028

4.2.3 BP 網路類型二

將 50 雙球鞋分為 40 雙訓練樣本及 10 雙驗證樣本，以球鞋鞋面輪廓 26 座標 xy 值正規化後作為輸入，6 類型球鞋以二進制編碼作為輸出目標，隱藏層轉設定為 1 層，64 個神經元，利用 BP 網路類型二進行訓練，驗證樣本經過 13766 次迭代後停止學習，其 MSE 值收斂在 0.15663(圖 4-10)。

利用混亂矩陣圖(表 4-8)可明顯看出網路在經過訓練以後，40 個訓練樣本中有 3 個錯誤，有 92.5%的準確率；10 個驗證樣本中 5 個錯誤，有 50%的準確率。

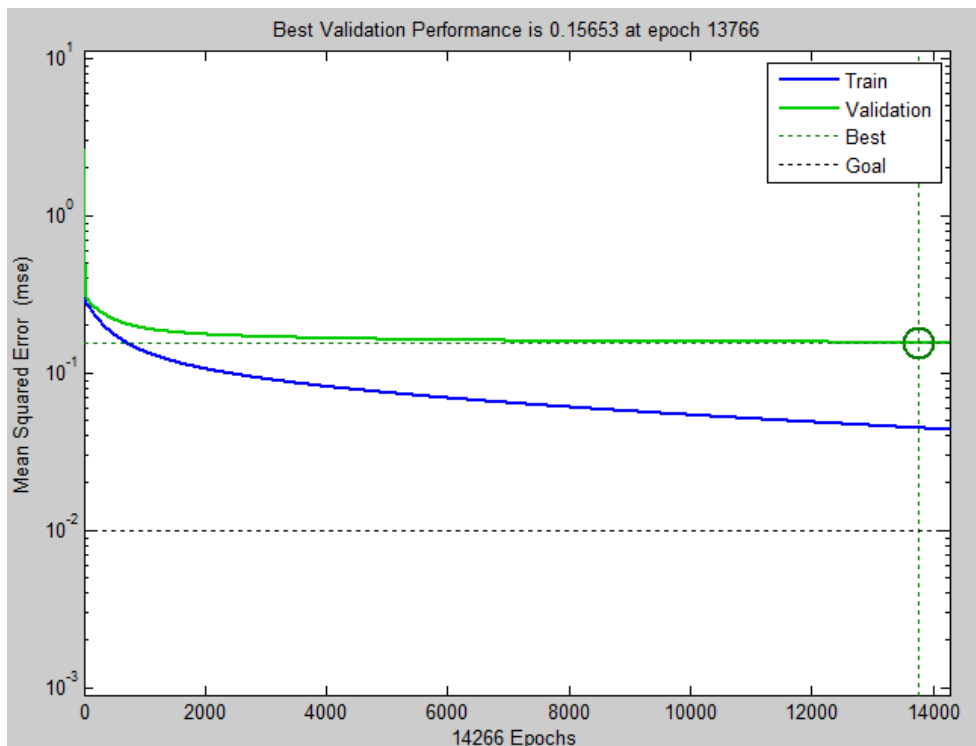


圖 4-10 26 座標輸入均方差迭代收斂圖

表 4-8 26 輸入座標混亂矩陣

		tr Confusion Matrix						val Confusion Matrix								
Output Class	1	3 7.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100%	1 10.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100%
	2	1 2.5%	14 35.0%	0 0.0%	1 2.5%	0 0.0%	0 0.0%	87.5%	1 10.0%	2 20.0%	0 0.0%	1 10.0%	1 10.0%	1 10.0%	1 10.0%	33.3%
	3	0 0.0%	0 0.0%	4 10.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	NaN%
	4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	3 7.5%	0 0.0%	0 0.0%	100%	0 0.0%	0 0.0%	1 10.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0.0%
	5	1 2.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	9 22.5%	0 0.0%	90.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 10.0%	0 0.0%	0 0.0%	100%
	6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	4 10.0%	100%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 10.0%	0 0.0%	100%
			60.0%	100%	100%	75.0%	100%	100%	92.5%	50.0%	100%	0.0%	0.0%	50.0%	50.0%	50.0%
		40.0%	0.0%	0.0%	25.0%	0.0%	0.0%	7.5%	50.0%	0.0%	100%	100%	50.0%	50.0%	50.0%	
		1	2	3	4	5	6		1	2	3	4	5	6		
		Target Class							Target Class							

若從驗證樣本之輸出表(表 4-9)來看，原本應被分到 A 類的 9 號球鞋，結果被分到 B 類；原本應被分到 E 類的 12 號球鞋，結果被分到 B 類；原本應被分到 C 類的 21 號球鞋，結果被分到 D 類；原本應被分到 D 類的 22 號球鞋，結果被分到 B 類；原本應被分到第 F 類的 23 號球鞋，結果被分到 B 類。

表 4-9 10 雙球鞋驗證樣本的輸出結果(26 座標值輸入變數)

驗證樣本(球鞋) 球員類型	9	10	12	13	21	22	23	24	29	39
A. Pau+Rondo	-0.054	-0.068	0.359	0.548	-0.177	0.514	0.034	-0.175	0.226	-0.047
B. Nash+Kidd	0.511	0.832	0.545	-0.002	0.127	1.053	0.378	0.253	0.68	0.346
C. Westbrook+Wall	-0.124	-0.23	-0.231	0.282	-0.063	-0.233	0.06	0.253	0.074	0.314
D. Deron Williams	0.422	0.001	0.265	0.131	0.308	0.403	0.069	-0.105	-0.004	-0.119
E. Curry+Parker	0.375	0.094	0.437	0.278	0.283	-0.376	0.332	0.379	0.119	0.381
F. Derrick Rose	-0.118	0.328	-0.26	-0.074	-0.311	-0.482	0.182	0.394	-0.022	0.379

4.2.4 BP 網路類型三

將 50 雙球鞋分為 40 雙訓練樣本及 10 雙驗證樣本，以球鞋鞋底特徵 80 座標 xy 值正規化後作為輸入，6 類型球鞋以二進制編碼作為輸出目標，隱藏層轉設定為 1 層，172 個神經元，利用 BP 網路類型三進行訓練，驗證樣本經過 2504 次迭代後停止學習，其 MSE 值收斂在 0.37753(圖 4-11)。

利用混亂矩陣圖(表 4-10)可明顯看出網路在經過訓練以後，40 個訓練樣本中有 1 個錯誤，有 97.5%的準確率；10 個驗證樣本中 5 個錯誤，有 50%的準確率。

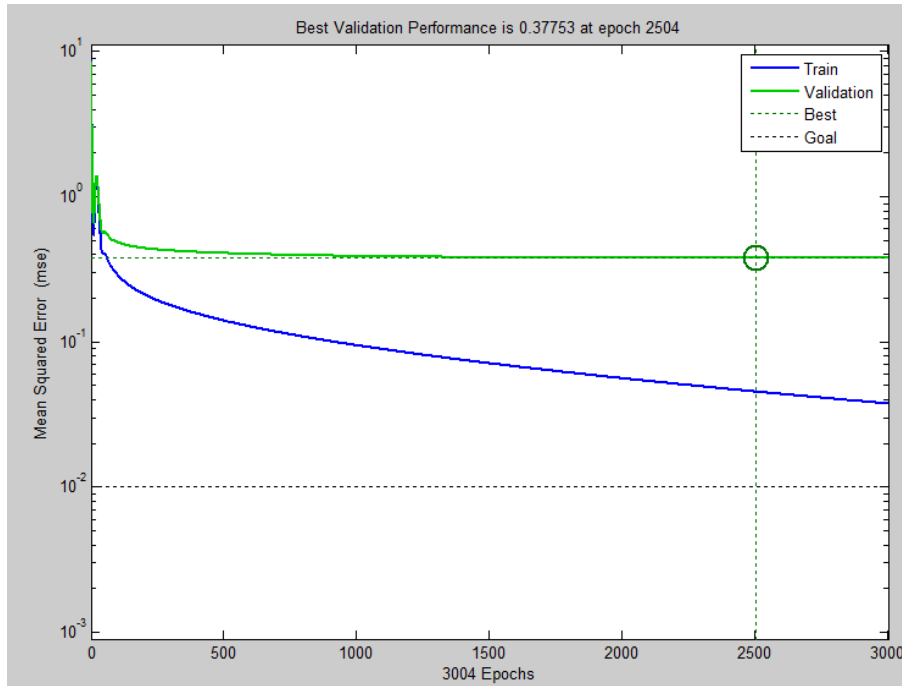


圖 4-11 80 座標輸入之均方差迭代收斂圖

表 4-10 80 座標輸入之混亂矩陣

		tr Confusion Matrix						
Output Class	1	4 10.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100%
	2	1 2.5%	14 35.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	93.3%
	3	0 0.0%	0 0.0%	4 10.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100%
	4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	4 10.0%	0 0.0%	0 0.0%	100%
	5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	9 22.5%	0 0.0%	100%
	6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	4 10.0%	100%
			80.0%	100%	100%	100%	100%	100%
		20.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	2.5%
		1	2	3	4	5	6	
		val Confusion Matrix						
Output Class	1	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	NaN%
	2	0 0.0%	2 20.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100%
	3	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	NaN%
	4	0 0.0%	0 0.0%	1 10.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 10.0%	0.0%
	5	2 20.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 10.0%	2 20.0%	0 0.0%	40.0%
	6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 10.0%	100%
			0.0%	100%	0.0%	0.0%	100%	50.0%
		100%	0.0%	100%	100%	0.0%	50.0%	50.0%
		1	2	3	4	5	6	

若從驗證樣本之輸出表(表 4-11)來看，原本應被分到 A 類的 9 號球鞋，結果被分到 E 類；原本應被分到 A 類的 13 號球鞋，結果被分到 E 類；原本應被分到 C 類的 21 號球鞋，結果被分到 D 類；原本應被分到 D 類的 22 號球鞋，結果被分到 E 類；原本應被分到 F 類的 23 號球鞋，結果被分到 D 類。

表 4-11 10 雙球鞋驗證樣本的輸出結果(80 座標值輸入變數)

驗證樣本(球鞋) 球員類型	9	10	12	13	21	22	23	24	29	39
A. Pau+Rondo	-0.452	-0.061	0.206	0.956	-0.189	0.022	-0.224	0.647	0.244	0.085
B. Nash+Kidd	-0.118	0.929	0.133	0.802	0.07	-0.805	0.613	0.416	0.351	-0.277
C. Westbrook+Wall	-0.084	-0.48	-0.03	1.081	0.26	-0.077	-0.167	0.406	-0.464	0.05
D. Deron Williams	0.495	-0.105	0.304	0.346	0.572	0.345	0.799	-0.761	-0.425	-0.17
E. Curry+Parker	1.551	-0.695	0.646	2.084	-0.369	0.514	0.048	-0.836	-0.309	0.374
F. Derrick Rose	0.815	-0.902	0.108	0.914	0.289	0.317	0.076	0.681	-0.189	0.276

4.2.5 BP 網路類型四

將 50 雙球鞋分為 40 雙訓練樣本及 10 雙驗證樣本，以球鞋整體 106 座標 xy 值正規化後作為輸入，6 類型球鞋以二進制編碼作為輸出目標，隱藏層轉設定為 1 層，18 個神經元，利用 BP 網路類型四進行訓練，驗證樣本經過 1941 次迭代後停止學習，其 MSE 值收斂在 0.32244(圖 4-12)。

利用混亂矩陣圖(表 4-12)可明顯看出網路在經過訓練以後，40 個訓練樣本中有 1 個錯誤，有 97.5%的準確率；10 個驗證樣本中 5 個錯誤，有 50%的準確率。

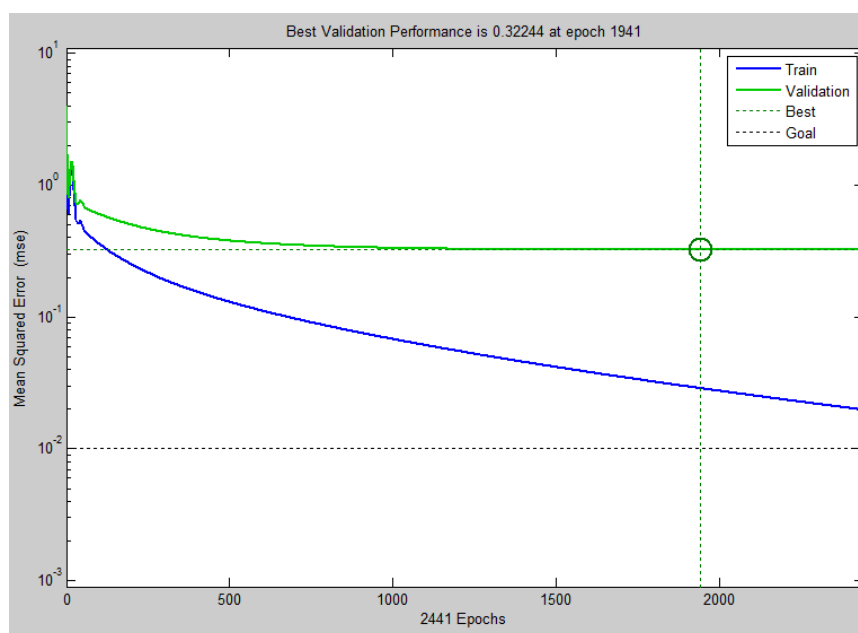


圖 4-12 106 座標輸入均方差迭代收斂圖

表 4-12 106 座標輸入混亂矩陣

tr Confusion Matrix							val Confusion Matrix						
Output Class	1	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	6	
1	4 10.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 10.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 50.0%	
2	0 0.0%	14 35.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 10.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 50.0%	
3	0 0.0%	0 0.0%	4 10.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 10.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	
4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	4 10.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 10.0%	0 0.0%	1 10.0%	0 0.0%	0 0.0%	
5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	9 22.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 10.0%	0 0.0%	
6	1 2.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	4 10.0%	1 10.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 10.0%	0 0.0%	0 0.0%	
	80.0% 20.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	97.5% 2.5%	50.0% 50.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	50.0% 50.0%	0.0% 50.0%	
	1	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	6	
	Target Class						Target Class						

若從驗證樣本之輸出表(表 4-13)來看，原本應被分到 B 類的 10 號球鞋，結果被分到 D 類；原本應被分到 A 類的 13 號球鞋，結果被分到 F 類；原本應被分到 F 類的 23 號球鞋，結果被分到 B 類；原本應被分到 F 類的 24 號球鞋，結果被分到 A 類；原本應被分到 E 類的 39 號球鞋，結果被分到 F 類。

表 4-13 10 雙球鞋驗證樣本的輸出結果(106 座標值輸入變數)

驗證樣本(球鞋) 輸出結果(球員)	9	10	12	13	21	22	23	24	29	39
A. Pau+Rondo	1.024	-0.77	0.064	-0.519	0.614	0.281	-0.15	1.254	-0.519	-0.201
B. Nash+Kidd	0.979	-0.809	0.151	-0.187	-0.281	-0.866	0.602	-0.007	0.417	0.330
C. Westbrook+Wall	-0.321	-0.358	-0.13	0.086	0.731	-0.472	0.042	-0.083	0.134	-0.031
D. Deron Williams	0.591	1.104	0.273	0.053	0.273	1.240	0.537	0.915	0.002	0.234
E. Curry+Parker	0.493	0.125	0.328	0.185	0.510	-0.028	0.530	0.051	0.371	0.479
F. Derrick Rose	0.529	0.194	0.217	0.710	-0.458	0.320	-0.139	0.657	0.264	0.493

4.2.6 討論

經過倒傳遞網路訓練四種類型的結果中，訓練樣本的準確度皆達 90% 以上，訓練結果請見附錄五。表示四種網路皆能訓練出一定的邏輯規則。在驗證樣本的準確度上，類型一的準確率達 80%³，這說明了當初在定義類型時，研究主要是以球鞋與球員兩部份的感性語彙問卷結果，計算出對應的排序所定義出來的類型，因此，當 BP 網路是以球鞋 3 語彙作輸入時，與網路的學習目標具有直接的相關性，故能模擬出較佳的水準。

且由 21、23 號的錯誤樣本來看，其錯誤類型的輸出值分別為 0.454 及 0.554，這與正確類型的輸出值 0.45，及 0.485 都相差不大，只是本研究並非以「程度」的角度來探討，而是以「明確」的角度作分類。










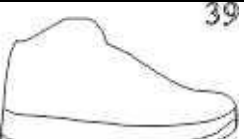
另外，在其餘三類型模式結果下，皆僅有 50% 的準確率，這說明了球鞋造形特徵與球員風格類型之間相關性不高，無法做後續新樣本資料的辨識，無法模擬出較佳的結果。

此外在表(4-14)觀察到應為 F 類的 23 號樣本在四類型模式中，皆分錯類，而 29 號樣本皆分到正確的 B 類型，就以單純外形而言，這兩個樣本的相似度相當高，且 23 號樣本有二類型是被分到 B 類的，這表示了其實 23 號樣本應該被歸為 B 類，推測其原因，發現最早這兩原被定義為同一類型，而後經過第二階段 SOM 的分類修正，將其分為不同類而造成辨識的錯誤。

以上的討論可以得到以類型一的架構能去做新樣本分類的辨識，但前提是輸入值必須是屬於心理面向的 3 感性語彙變數，若以物理面向的座標值輸入，恐造成辨識的錯誤。

³ 類神經網路準確度 $\geq 80\%$ 才表示所建立的神經網路系統，可以拿來作為預測、判斷、推論、辨識使用。否則要重新學習訓練新的神經網路系統。

表 4-14 四類型驗證樣本分類表

	A	B	C	D	E	F
	○◆	▲			■	
		○▲■		◆		
		▲			○■◆	
	○▲				■	◆
			◆	▲■		○
		▲		○◆	■	
		▲◆	○	■		
	◆					○▲■
		○▲■ ◆				
					○▲■	◆

○:3 語彙輸入; ▲:26xy 輸入; ■:80xy 輸入; ◆:106xy 輸入

4.3 產品造形設計應用

一般設計師在 3D 建模的過程中，會依據模型製造加工的順序來作為建模的步驟，然而真正的產品經過加工後是無法還原到最初的原料，但在 3D 建模中設計師可藉由模型樹狀圖回到之前的步驟做修正，這激發了設計師在建模邏輯上的思維，因此，如何在同一類型產品中製訂一套建模規則，來幫助設計師在 3D 建模上的快速設計，將是此節的重點之一。

4.3.1 造型融合及球星風格評估系統操作

承 4.2 節的 BP 網路訓練的結果，將可應用在新樣本的辨識，亦或是導入造形摻合，以內插法來進行球鞋曲線間的融合，產生更多樣化的造形。

本研究以通過驗證準確率達 80% 的類型一架構，作為設計案例之應用，由於類型一架構是以 3 感性語彙作輸入，因此我們提取同樣是 3 感性語彙作輸入的 SOM 網路輸出分布圖(圖 4-13)，做造型分類的形變設計。

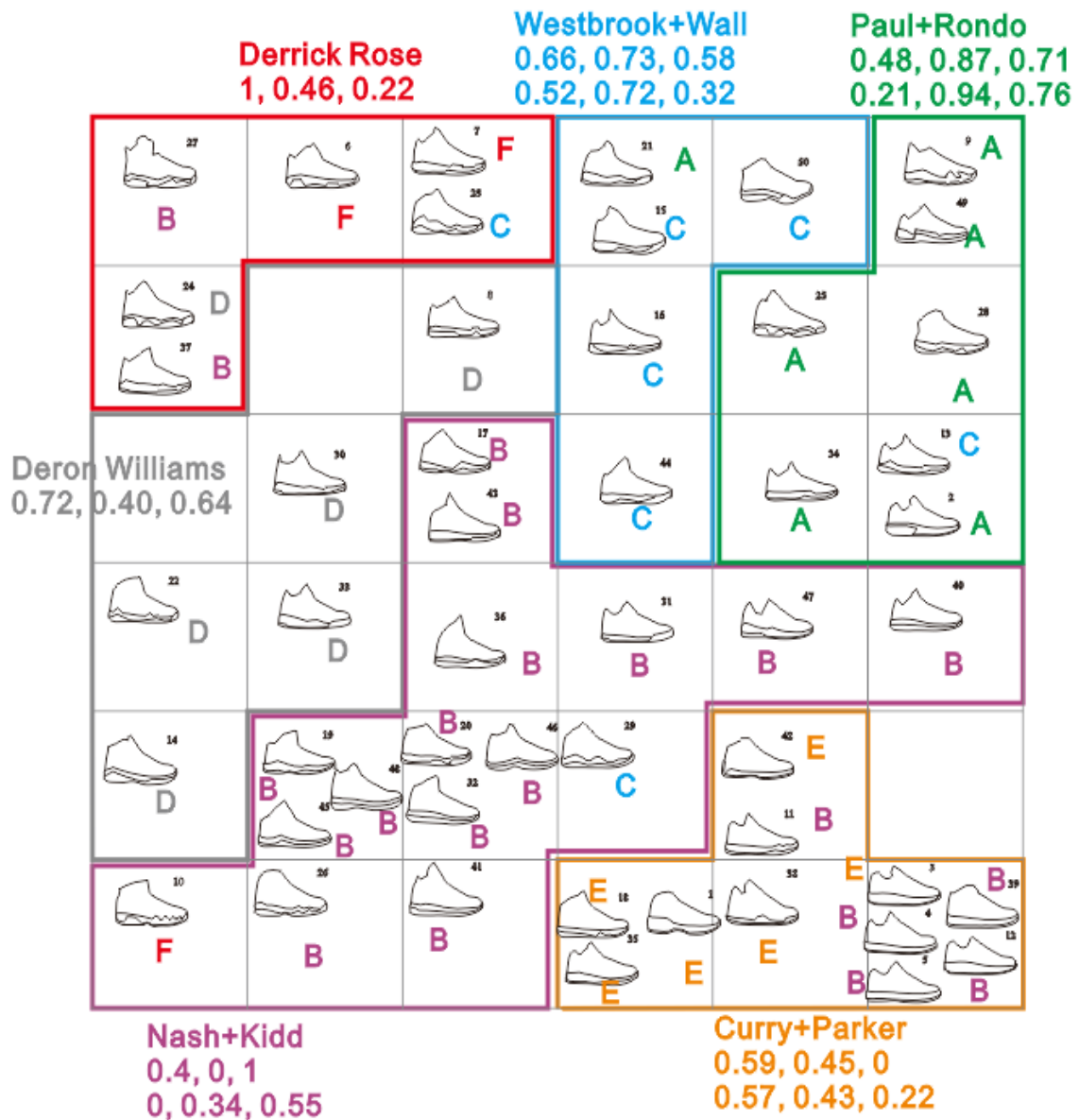


圖 4-13 6×6 映射圖之球鞋劃分過程

假設欲得知 B 類型(Nash+Kidd)與 C 類型(Westbrook+Wall)結合的感覺。首先，從兩類別中各選出一個代表性樣本，至於兩類間的樣本挑選，我們可從拓樸圖球鞋位置的遠近距離來了解彼此間的相關程度，相關性愈高，則距離愈近；反之，則愈遠。

圖 4-14 是以選取 B 類型的 36 號球鞋與 C 類型的 16 號球鞋來進行造形融合，而後取第 50%的造形做為後續的 3D 模型設計草圖。

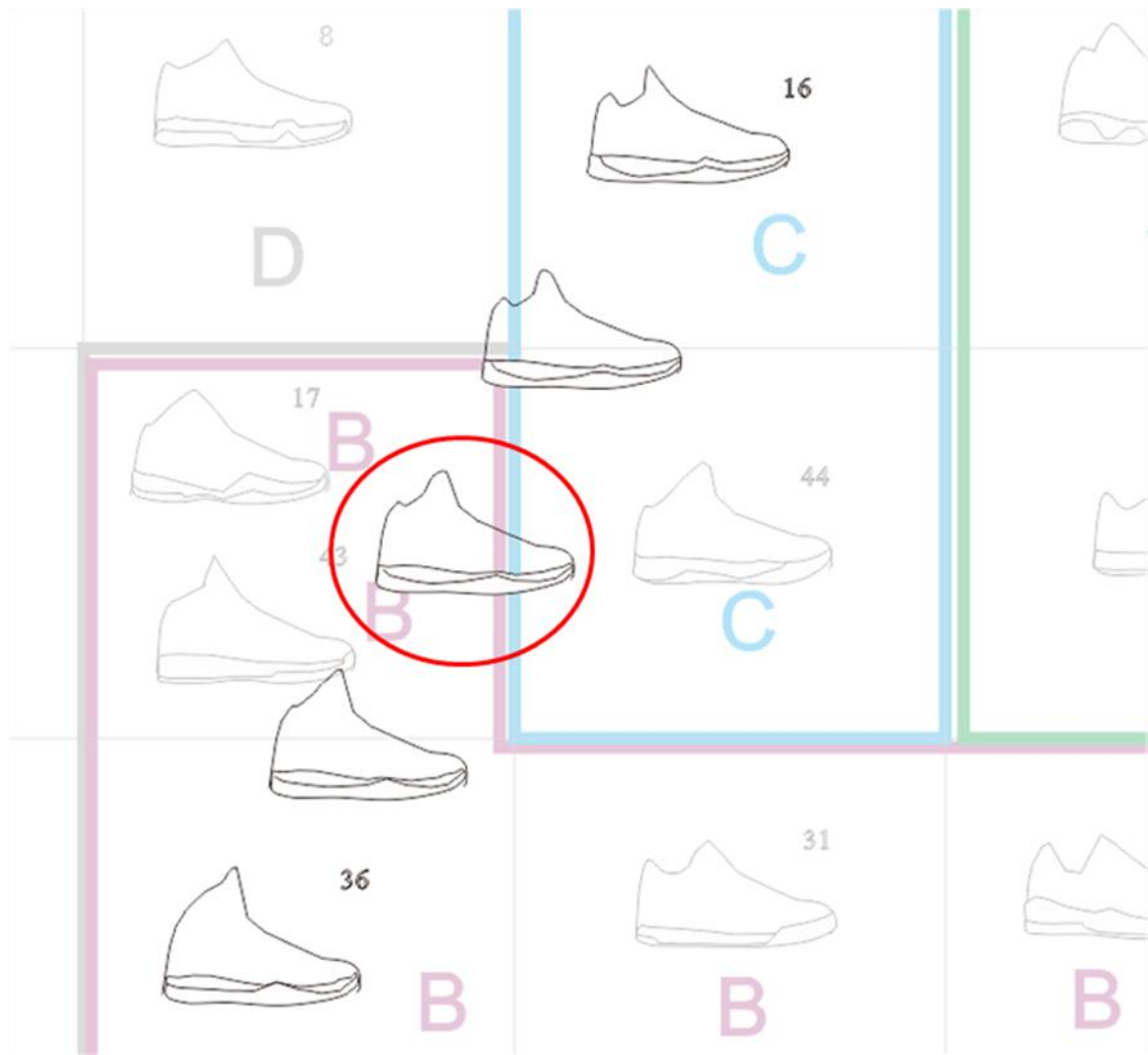


圖 4-14 球鞋曲線漸變過程

將鞋外輪廓線與鞋底線分別進行後處理，如圖 4-15 所示，並予以存檔，圖中鞋外輪廓線的處理是除去變化不大的曲線，留下影響球鞋造形較大的踝部曲線；鞋底特徵線修正的部份則是將鞋底分隔線延伸，使其為封閉區塊，而後將處理完後的線稿輸出為 DXF 曲線檔。

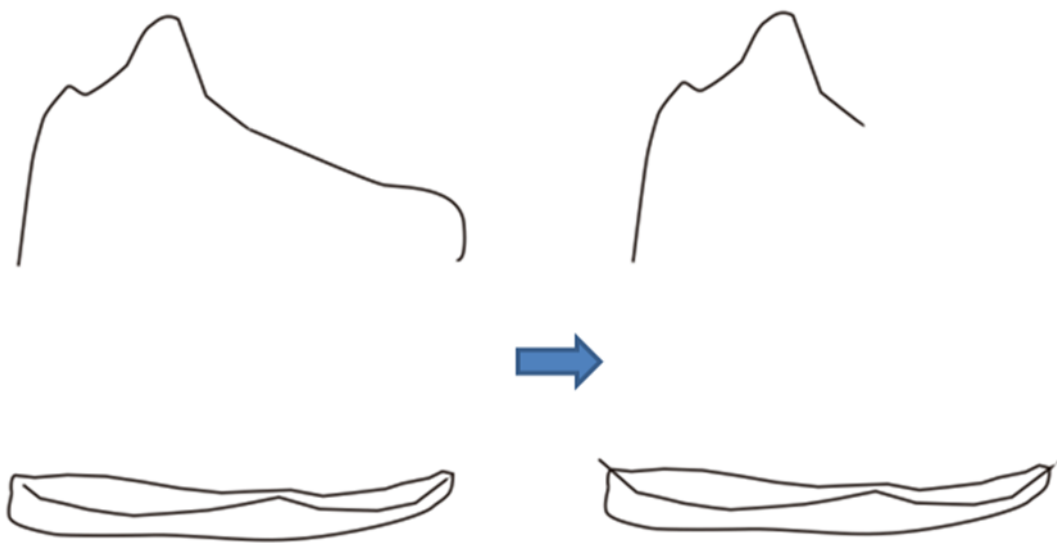


圖 4-15 球鞋造形後處理過程

4.3.2 SolidWorks 客製化建模

本節將進入自手動造形設計建模流程，所謂“自手動”的意義是指仍舊以手動建模的步驟為主，而非以程式撰寫出自動建模的介面，只是在一開始，先利用 SolidWorks 3D 軟體建構一雙球鞋的白身模型，接著在模型樹的重點特徵上加入設計草圖的連結，而設計草圖是由先前在 CorelDraw 向量軟體建立的 50 雙球鞋鞋面及鞋底的曲線，將其作為資料庫之用，再由 CorelDraw 軟體中的形變功能來作造形摻合，最後輸出成 DXF 檔作為草圖的連結。以下為自手動造形設計建模之步驟：

- (1) 繪製 3 條球鞋封閉輪廓線，及 2 條軌跡線，利用疊層拉伸工具建立鞋型白身(圖 4-16)。

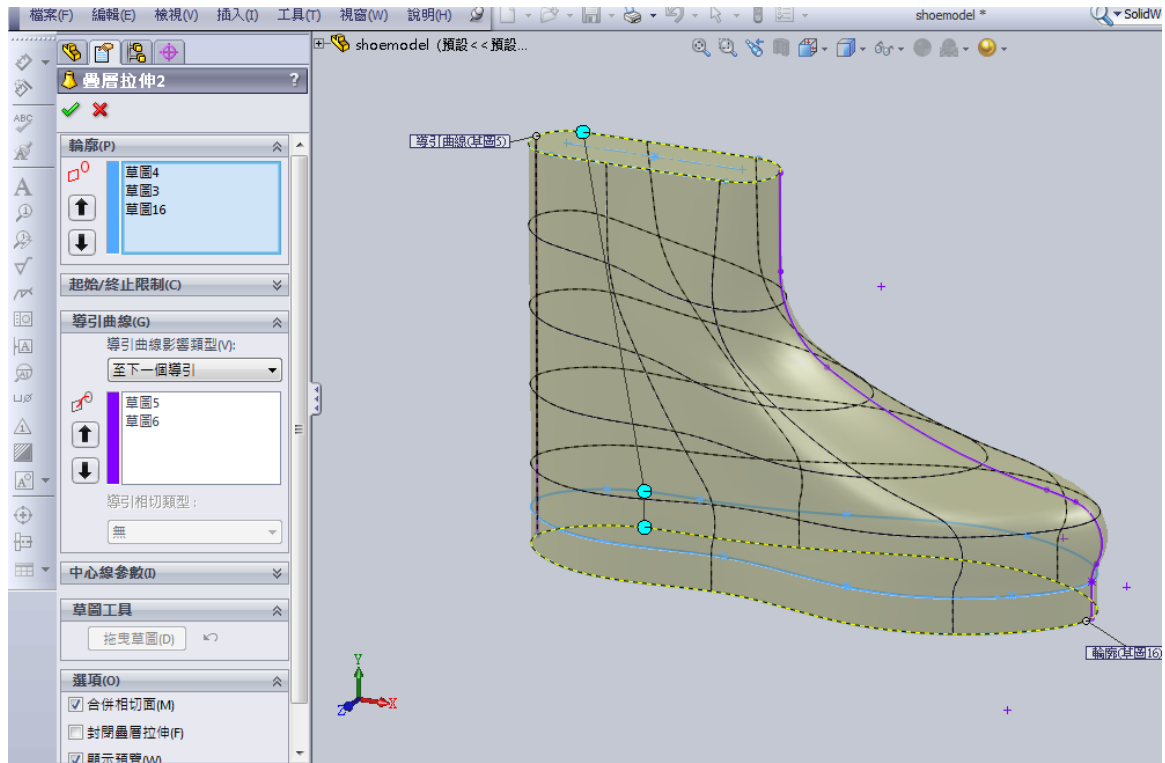


圖 4-16 SolidWorks 建模步驟-1

(2) 以曲面-伸長工具來作業(圖 4-17)，在此我們加入第一個“鞋面”客製規則。

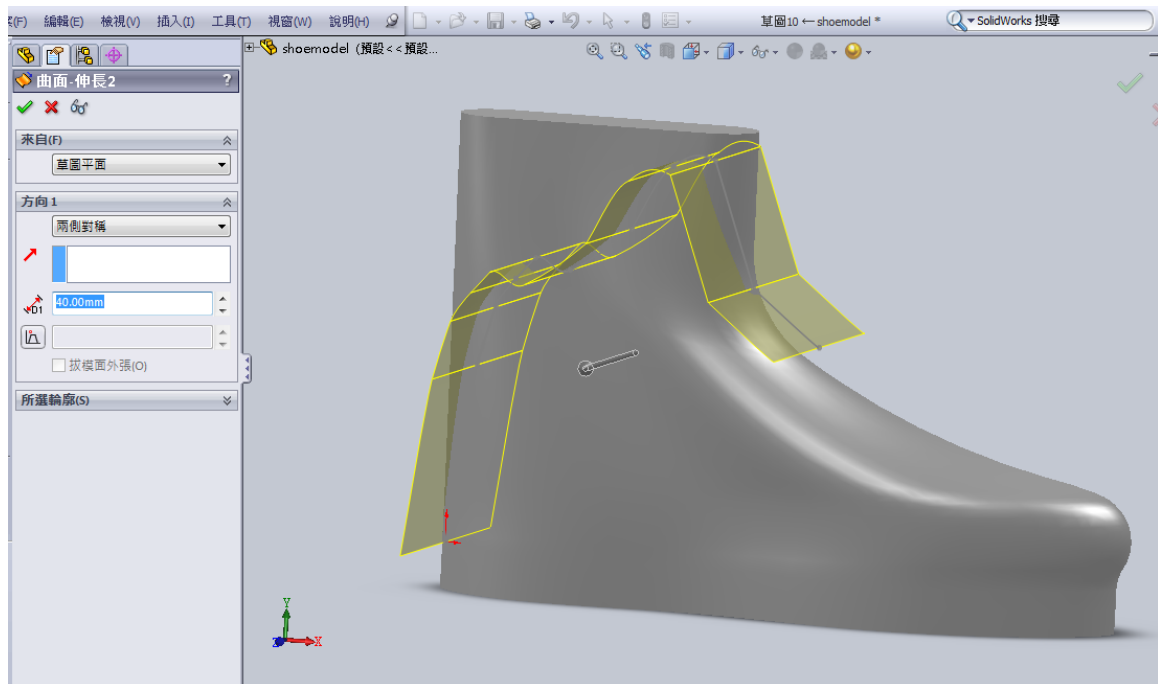


圖 4-17 SolidWorks 建模步驟-2

(3) 於工具中→“產生圖塊“的功能(圖 4-18)，讀入之前在 CorelDraw 經後處理後轉存的鞋面線 DXF 檔。

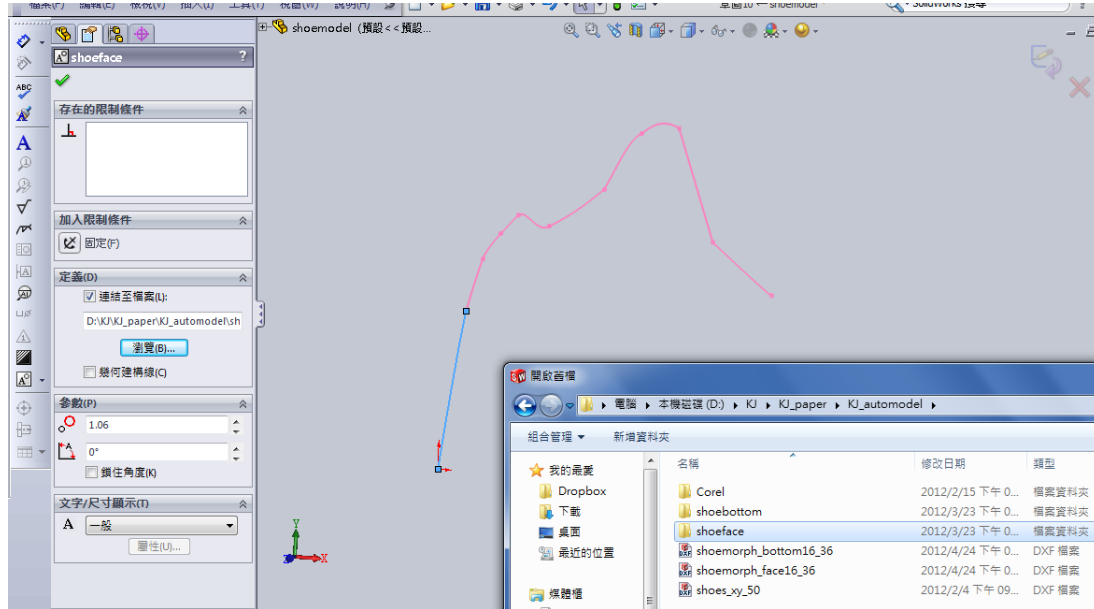


圖 4-18 SolidWorks 建模步驟-3

(4) 以使用曲面工具來移除不必要的部分(圖 4-19)

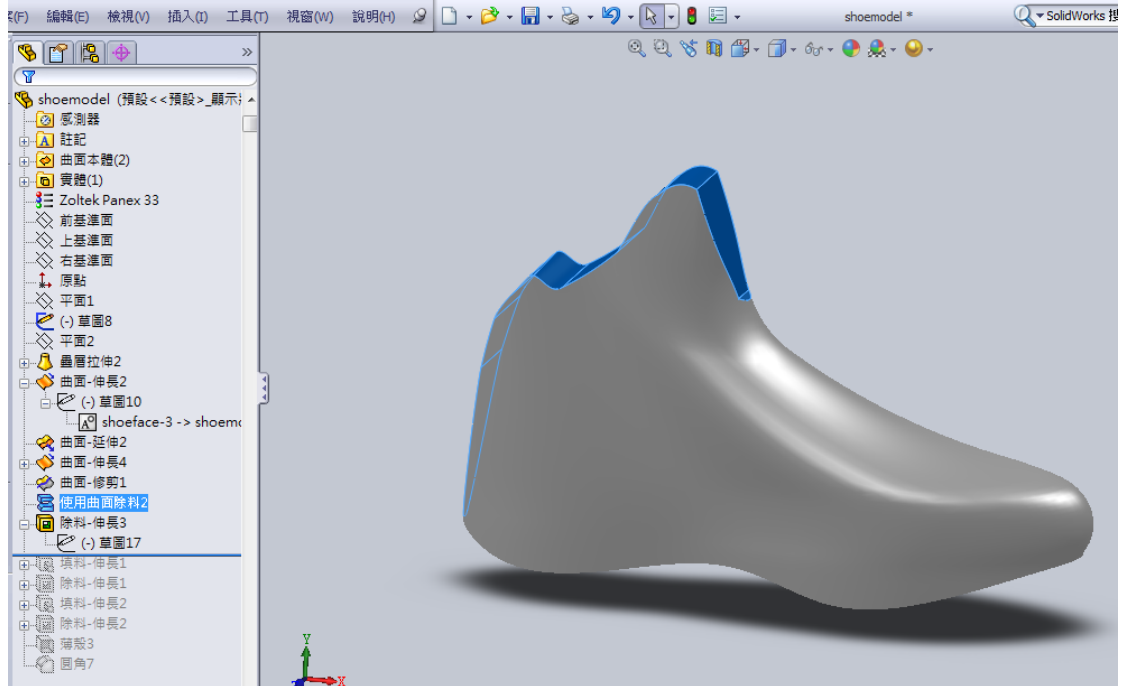


圖 4-19 SolidWorks 建模步驟-4

(5) 以伸長-填料工具來長出鞋中底及鞋大底部份(圖 4-20)，在此我們加入第二個“鞋底“客製化的規則。

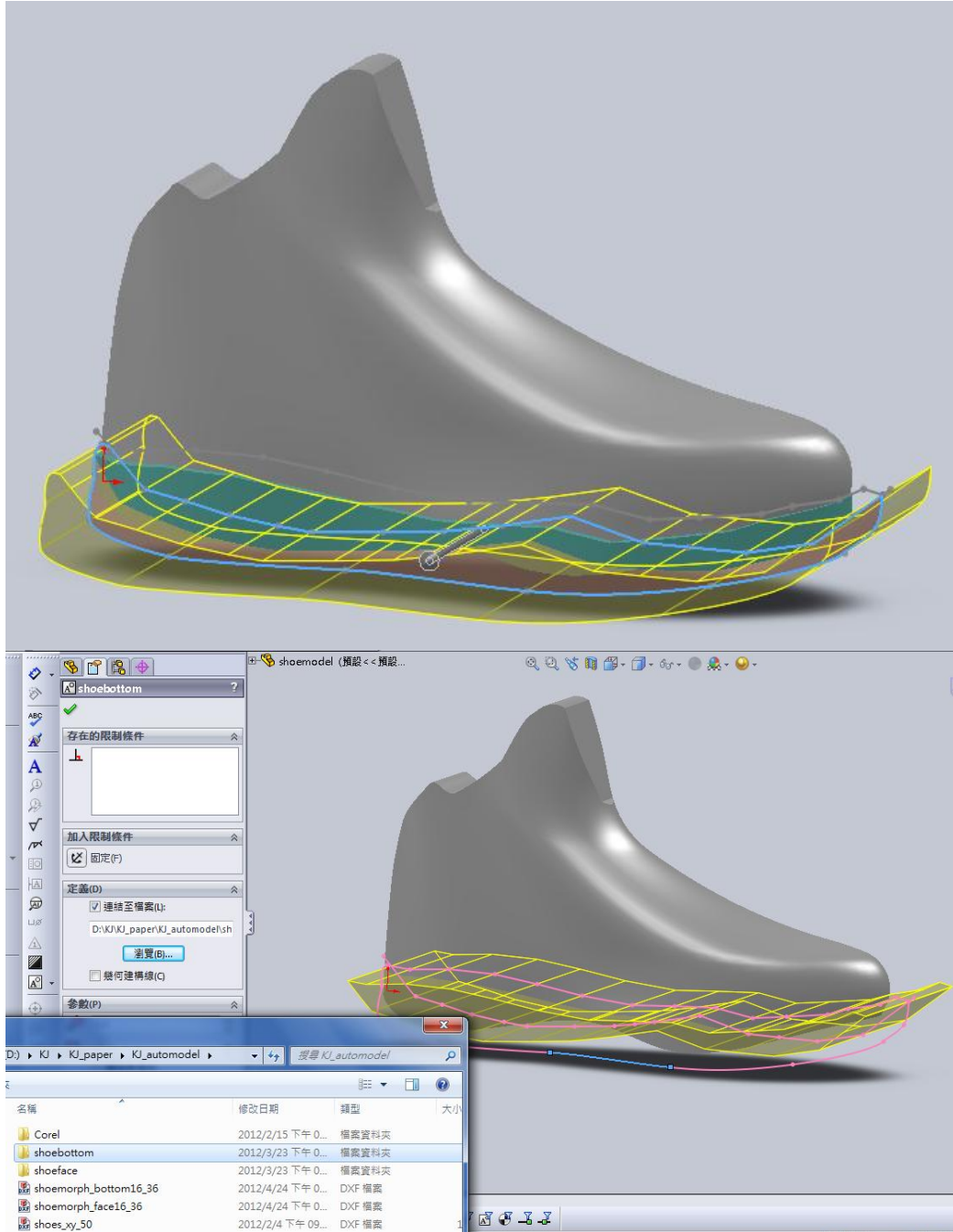


圖 4-20 SolidWorks 建模步驟-5

(6) 以伸長-除料來移除鞋中底多餘的部份(圖 4-21)

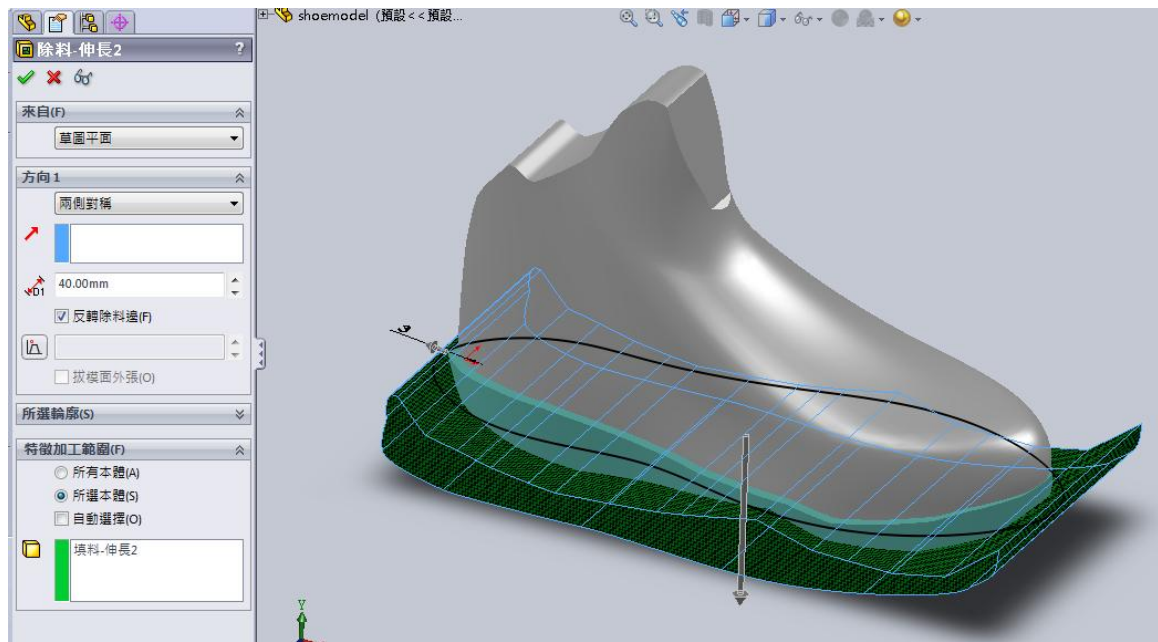


圖 4-21 SolidWorks 建模步驟-6

(7) 以伸長-除料來移除鞋大底多餘的部份(圖 4-22)

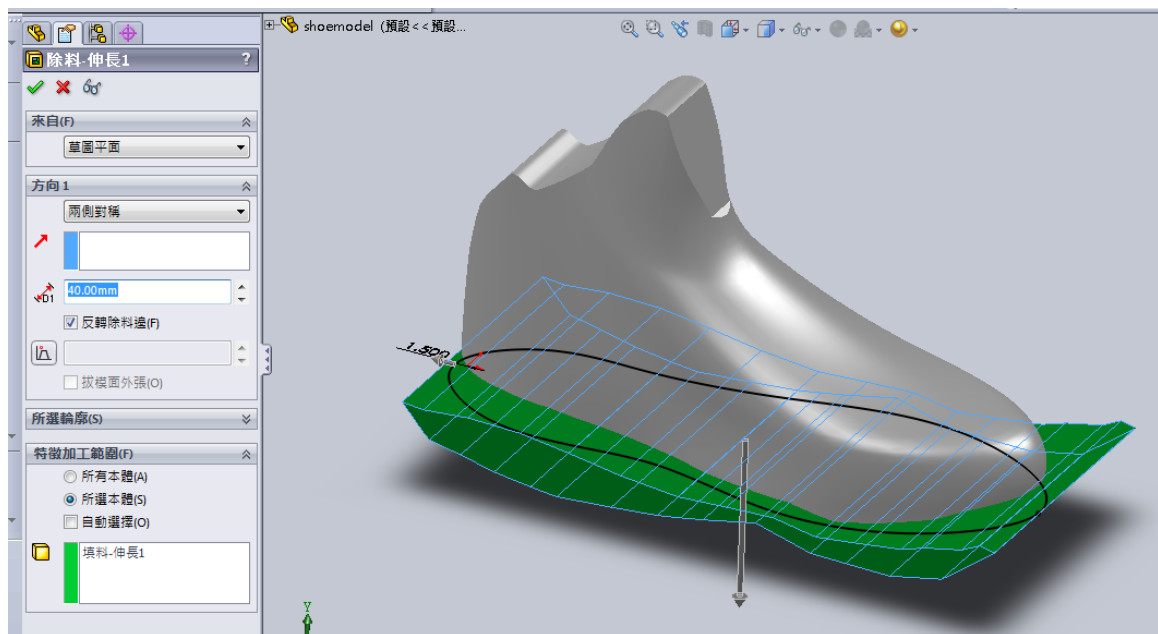


圖 4-22 SolidWorks 建模步驟-7

(8) 進行鞋身的薄殼作業及細部 R 角的修飾，來完成最後 B 類型(Nash+Kidd)與 C 類型(Westbrook+Wall)的綜合體(圖 4-23)。

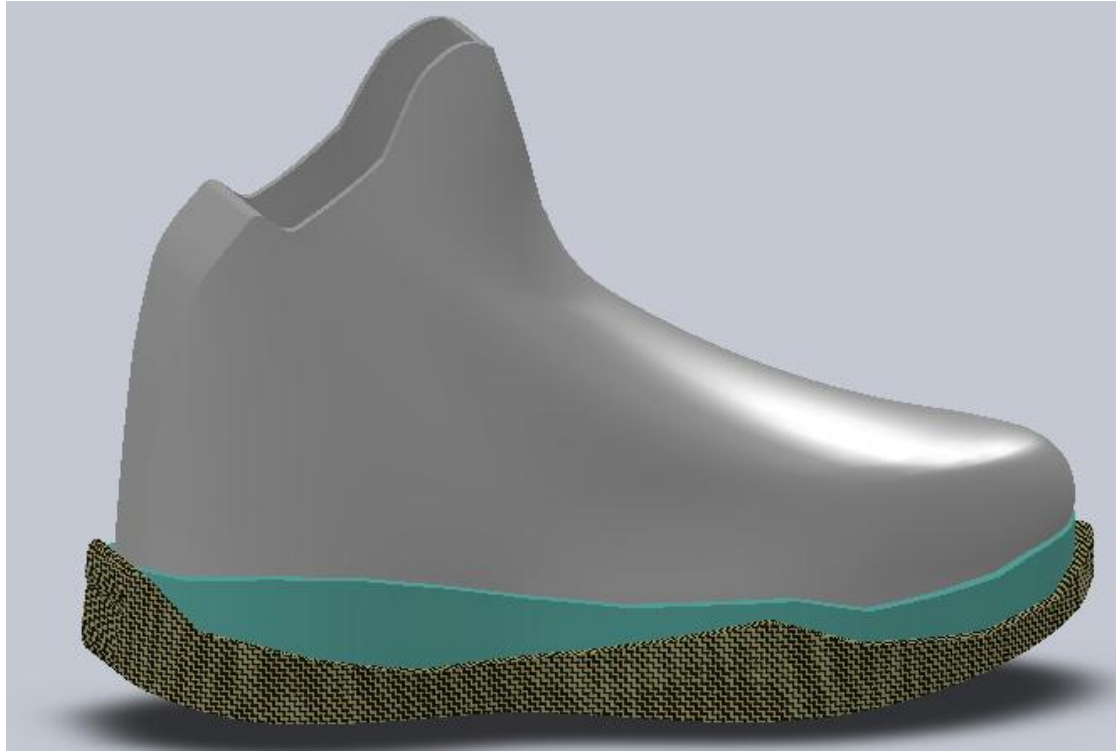


圖 4-23 SolidWorks 建模步驟-8

第五章 結論與建議

本研究以 NBA 明星控球後衛當作是 50 雙球鞋的分類目標，改變了以往單純藉由語彙問卷的結果，作為消費者對產品的意象知覺，利用 NBA 球員的風格特質，更能激發出設計師或消費者對產品造形的聯想力，並透過造形摻合理論及自手動 3D 建模的方式，能快速掌握消費者對造形意象的感受，提供設計師在進行下一步細部設計前的參考原型。

5.1 研究成果與貢獻

由研究結果可得知，本研究所提出的概念，成功地架構出“球鞋辨識的網路模式”與“3D 快速客製化建模模式”，進一步提升球鞋造形設計的競爭力。

本論文的具體研究成果與貢獻茲歸納如下：

1. 透過意象問卷來獲得消費者對於形容詞語彙在球鞋曲線及球員風格的感性評價上，以平均絕對誤差(MAD)公式建立出其相互對應之關係作為分類定義的準則。
2. 以SOM拓樸映射圖，找出50雙球鞋及10大控球後衛聚類後的分布作為修正定義分類的原則。
3. 以BP網路進行語彙特徵及造形特徵之不同分類原則的訓練及驗證。
4. 應用形變理論在分類後的群組間，建構產品多樣化，幫助設計師於短時間內產生大量漸變造形的設計。
5. 利用Matlab軟體建立SOM及BP神經網路結構於樣本識別系統上，提供設計師於構想發展初期的參考原型，最後以3D建模軟體SolidWorks完成鞋型開發。

5.2 後續研究與建議

1. 本研究於感性評價的部分，是藉由與控球後衛得分、抄截、助攻3組相關的意象語彙，作為球鞋與球員之間溝通的橋樑，未來可以不同位置的球員作分類，如：中鋒球員，就需考量到“籃板”及“火鍋”兩項能力相關的語彙作調查，並比較在不同位置上球鞋分類的差異性。
2. 由於本研究BP網路二、三、四類型選用輪廓造形數值作為輸入變數，由於變數過多，若輸入變數之間不是相互獨立時，利用神經網路容易出現過擬合現象，從而導致所建立的模型精度降低，模擬時間過長，因此後續在建立模型前，可加入“主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)”將多餘的變數去掉，選擇最能反映輸入與輸出關係的自變量參與建模。
3. 本研究主要是藉由無監督式網路“SOM”找出學習樣本中的集群規則定義分類，即輸出目標；以監督式網路之“BP”方法從訓練範例中學習輸入變數與輸出目標變數的內在對映規則，以應用於新的案例上，未來可使用“時空樣本識別網路(Spatiotemporal Pattern Recognition)”用來推估未來的產品造形，其與BP的差異在於它將時間訊息資料與空間訊息資料以不同的方式來處理，如：以喬丹系列的球鞋為例，我們將1代至23代的球鞋，依序建構出其造形特徵影響因子，並推估其24代的球鞋造形。

參考文獻

- [1] Azoff, E. M. (1994), *Neural Network Time Series Forecasting of Financial Markets*, John Wiley and Sons, Inc., New York.
- [2] Berdie, D.R. Reassessing the Value of High Response Rates to Mail Surveys, *Marketing Research*, 1(3), 52-64, 1994.
- [3] Chen, S. C. & Parent, R. E. (1989), Shape Averaging and Its Applications to industrial Design. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 9(1), 47-54.
- [4] Chen, X. J., Shao, F., Barnes, C., Childs, T., & Henson, B. (2009). Exploring Relationships between Touch Perception and Surface Physical Properties. *International Journal of Design*, 3(2), 67-76.
- [5] Chang, W. F., & Shang, H. H., (2007), Effects of form feature structure on similarity identification. *Journal of the Chinese Institute of Industrial Engineers*, 24(5), pp. 428-436.
- [6] Hsiao, S. W., & Chen, C. H. (1997). A semantic and shape grammar based approach for product design. *Design Studies*, 18(3), 275-296.
- [7] Hsiao, S. W., Chiu, F. Y., & Lu, S. H. (2010), Product-form design model based on genetic algorithms *International Journal of Industrial Ergonomics* 40(3), 237-246.
- [8] Hsiao, S. W. & Liu, M. C. (2002). A morphing method for shape generation and image prediction in product design. *Design Studies*, 23(6), 533-556.
- [9] Hsiao, S. W. & Huang, H.C. (2002), A neural network based approach for product form design. *Design Studies*, 23(1), 67-84.
- [10] Hsiao, S. W. & Chuang, J.C. (2003), A reverse engineering based approach for product form design. *Design Studies*, 24(2), 155-171.
- [11] Hsiao, S. W. & Tsai, H. C. (2005). Applying a hybrid approach based on fuzzy neural network and genetic algorithm to product form design. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 35(5), 411-428.
- [12] Hsiao, K. A & Chen, L. L. (2006). Fundamental dimensions of affective responses to product shapes. *International Journal of Industrial Ergonomics* 36(6), pp. 553-564.
- [13] Hui, K. C. & Li, Yadong. (1998). A feature-based shape blending technique for industrial design. *Computer-Aided Design*, 30, pp. 823-834.
- [14] Laia, H. H. & Lin, Y. C. (2006). User-oriented design for the optimal combination on product design *International Journal of Production Economics*, 100(2), 253-267.
- [15] Lee, J. H. & Chang, M. L. (2010). Stimulating designers' creativity based on a creative evolutionary system and collective intelligence in product design. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 40(3), 295-305.
- [16] Chen, K. M, Chou, Y. P., & Yang, M.Y. (2010). Developing A System for

- Deriving Aesthetic Product Shapes Based on Shape Grammar and Kansei Information-the Case of Kettles. *International journal of Kansei Information*, 1(1), 17-30.
- [17] Kwok, T. Y., & Yeung, D. Y. (1997). Constructive algorithms for structure learning in feedforward neural networks for regression problems. *Ieee Transactions on Neural Networks*, 8(3), 630-645.
- [18] Lee, T. L. (2008). Back-propagation neural network for the prediction of the short-term storm surge in Taichung harbor, Taiwan. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 21(1), 63-72.
- [19] Kohonen, T. (1981), "Utilization of Data from Automatic Water-Quality Monitoring Stations in Finland." *Water Science and Technology* 13(11-1): 631-637.
- [20] Kohonen, T. (1989), *Self-Organization and Associative Memory*, 3rd ed. Network, Berlin: Springer-Verlag.
- [21] Yang, S. M., Nagamachi, M., & Lee, S. Y. (1999), Rule-based Inference Model for the Kansei Engineering System, *International Journal of Industrial Ergonomics*, 24, pp.459- 471.
- [22] 林昇甫、洪成安，神經網路入門與圖樣辨識，全華科技圖書公司，台北，1996
- [23] 林忠志. (2003). 應用特徵導向與類神經網路於產品造形衍生之研究. 國立成功大學工業設計研究所碩士論文
- [24] 張斐章、張麗秋，類神經網路導論，滄海書局，台中，2010
- [25] 張華城 (1999)，應用類神經網路模式於產品造形特徵辨識之研究，國立成功大學工業設計學系碩士論文。
- [26] 楊錦洲. (1993). 二維品質模式在服務品質上之應用. 品質管制月刊，19[5]，pp27-33.
- [27] 葉怡成. 類神經網路模式應用與實作，儒林圖書有限公司，台北，1993.
- [28] 葉怡成. 應用類神經網路，儒林圖書有限公司，台北，1997.
- [29] 鄭世傑 (2008)，特徵型態參數化應用於電腦輔助造型知識庫-以行動電話設計為例，國立雲林科技大學工業設計研究所碩士論文
- [30] 鞋類設計暨技術研究中心 (2002)，流行鞋樣設計與技法，經濟部工業局。

參考網站

- http://www.eastbay.com/promotion/promoId:5003009/basketball-shoes/?cm_sp=TopNav-_-Sports-_-BasketballShoes
- <http://www.numeroten.com/top10/sports/files/top-10-best-point-guards-2011.html>

【附錄一】第一階段球員風格與球鞋特色之語彙問卷

您好：

我是東海大學工業設計研究所的研究生，目前正進行「球鞋感性工學」為主題的研究計畫，想了解消費者對球鞋的感性意象。您的意見將成為研究的資料。

感謝您的合作。

請選出你認為可代表球員各項能力值並同時能表示球鞋風格意象的形容詞語彙，選出各能力值的前五名編號：

Minutes 上場時間(總體能力) _____
Points Per Game 得分能力 _____
Steals 抄截能力 _____
Robounds 籃板能力 _____
Assists 助攻能力 _____

1	爆發力的	11	力量的	21	強壯的	31	智慧的
2	敏捷的	12	速度的	22	輕盈的	32	厚重的
3	直率的	13	銳利的	23	大膽的	33	粗獷的
4	聰明的	14	華麗的	24	清新的	34	高貴的
5	精明的	15	前衛的	25	繁複的	35	復古的
6	敏銳的	16	樸實的	26	裝飾的	36	層次的
7	兇猛的	17	瘋狂的	27	細緻的	37	俏皮的
8	狂野的	18	具視野的	28	簡單的	38	流線的
9	防禦的	19	耐用的	29	科技的	39	律動的
10	衝刺的	20	強化的	30	穩重的	40	神秘的

【附錄二】第二階段球員風格特色(心理面)之語彙問卷

下表為 Numerten 網站評選出 2010-2011 NBA 十大控球後衛排名，表內數據分別為：每場平均上場時間、每場平均得分、每場平均抄截、每場平均籃板、每場平均助攻。

請您針對每名球星的特質在表格右邊五欄的形容詞語彙進行評比（評比分數為 1~9 分）

(ps.若您不了解球星的特質，可參照數據進行評比)

Ranking		Minutes	Points Per Game	Steals	Rebounds	Assists	耐用	爆發力	速度	力量	智慧
1	Derrick Rose	37.4	25	1	4.3	7.7					
2	Chris Paul	36	15.8	2.4	4.1	9.8					
3	Russell Westbrook	34.7	21.9	1.9	4.6	8.3					
4	Deron Williams	37.9	20.1	1.2	4	10.3					
5	Rajon Rondo	37.2	10.6	2.2	4.4	11.2					
6	Steve Nash	33.3	14.7	0.6	3.5	11.4					
7	Stephen Curry	33.6	18.6	1.5	3.9	5.8					
8	Tony Parker	32.7	17.7	1.2	3	6.5					
9	John Wall	37.8	16.4	1.8	4.6	8.3					
10	Jason Kidd	33.6	8.2	1.7	4.4	8					



1.



2.



3.



4.



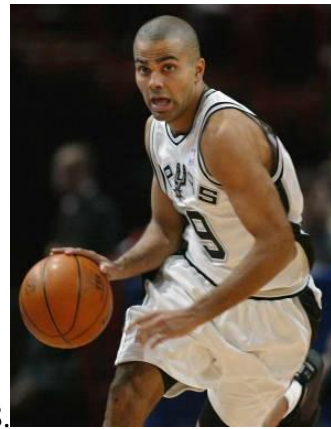
5.



6.



7.



8.



9.


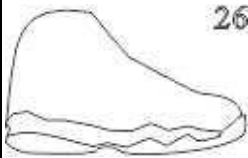






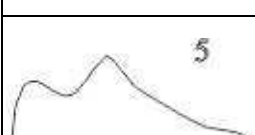







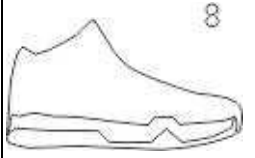





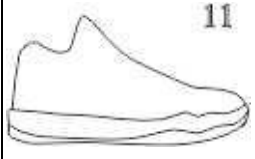

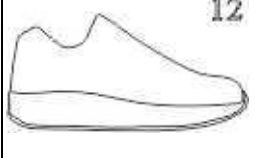

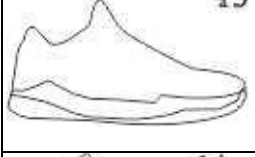

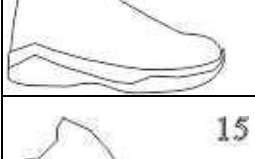
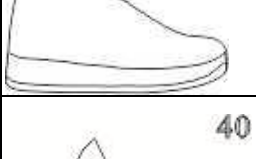
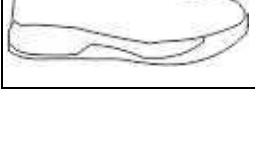

10.









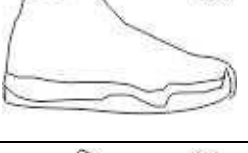

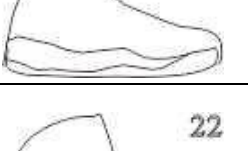

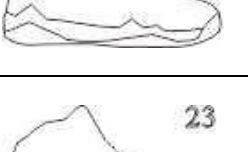
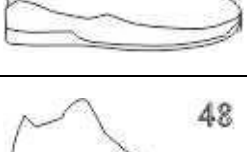

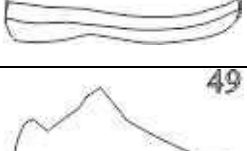




【附錄三】第三階段 50 雙球鞋與爆發力、速度、智慧 3 語彙問卷

這份問卷是關於球鞋造形與語彙之相關性，請按實情形，填入您認為最適當的分數

目的在於將輪廓樣本進行分群，請依照所列 50 個輪廓樣本，分別就歸屬於 3 個形容詞語彙的相關程度，填入 1 至 5 的評分。假若認為輪廓樣本與該形容詞語彙毫無關係，請填入「0」；若有關係，則依關係的強弱，分別填入「1~5」分。關係愈弱，分數愈低；關係愈強，分數愈高。

樣本	語彙			樣本	語彙		
	爆發力	速度	智慧		爆發力	速度	智慧
 1				 26			
 2				 27			
 3				 28			
 4				 29			
 5				 30			
 6				 31			

 7				 32			
 8				 33			
 9				 34			
 10				 35			
 11				 36			
 12				 37			
 13				 38			
 14				 39			
 15				 40			

 16				 41			
 17				 42			
 18				 43			
 19				 44			
 20				 45			
 21				 46			
 22				 47			
 23				 48			
 24				 49			
 25				 50			

【附錄四】50 雙球鞋對應 10 大控衛 MAD 表

Players shoes	Derrick Rose	Chris Paul	Russell Westbrook	Deron Williams	Rajon Rondo	Steve Nash	Stephen Curry	Tony Parker	John Wall	Jason Kidd
1	0.2085	0.3352	0.3048	0.2491	0.4567	0.4418	0.1050	0.0575	0.1676	0.3112
2	0.4396	0.1086	0.1708	0.3195	0.1641	0.4825	0.3783	0.3039	0.1610	0.3519
3	0.4319	0.5586	0.5282	0.4584	0.5088	0.4600	0.2173	0.2809	0.3910	0.3020
4	0.4299	0.5567	0.5262	0.4565	0.5069	0.3878	0.3487	0.2790	0.3890	0.2408
5	0.4642	0.5910	0.5605	0.4908	0.5412	0.4572	0.3385	0.3133	0.4233	0.2158
6	0.2581	0.3715	0.3093	0.1922	0.4732	0.3580	0.4351	0.3697	0.4392	0.4821
7	0.3014	0.2962	0.2341	0.2749	0.3980	0.4629	0.5160	0.4524	0.3639	0.5647
8	0.2664	0.2060	0.0914	0.0689	0.3374	0.4278	0.3032	0.2395	0.2212	0.3518
9	0.4572	0.1231	0.1535	0.2413	0.1728	0.5001	0.4644	0.4007	0.2907	0.5130
10	0.1782	0.5144	0.3629	0.2579	0.6458	0.4379	0.2811	0.2063	0.3207	0.4454
11	0.2844	0.3342	0.3038	0.2341	0.3816	0.3584	0.2152	0.1296	0.1755	0.2010
12	0.4609	0.5877	0.5572	0.4875	0.5379	0.4013	0.3352	0.3100	0.4200	0.2717
13	0.3796	0.0928	0.0587	0.1706	0.2241	0.4373	0.3183	0.2491	0.1390	0.3614
14	0.2612	0.3085	0.1695	0.0998	0.4399	0.3549	0.2309	0.1560	0.2349	0.2396
15	0.3870	0.1662	0.1278	0.1975	0.2680	0.4299	0.4387	0.3750	0.2650	0.4873
16	0.3459	0.1265	0.0563	0.1300	0.2579	0.4184	0.3383	0.2746	0.1861	0.3869
17	0.3697	0.1614	0.2005	0.1538	0.2631	0.2718	0.3083	0.2340	0.2354	0.3070
18	0.2801	0.3966	0.3662	0.2965	0.4736	0.3360	0.2109	0.1253	0.2290	0.2733
19	0.3329	0.2544	0.1892	0.1048	0.3857	0.2831	0.2637	0.1781	0.2474	0.2179
20	0.2817	0.2426	0.2122	0.1566	0.3493	0.3344	0.2124	0.1268	0.1728	0.2038
21	0.3948	0.1807	0.1948	0.2646	0.2824	0.4747	0.5057	0.4421	0.3320	0.5544
22	0.3181	0.2692	0.1768	0.0609	0.4005	0.2979	0.3026	0.2277	0.3066	0.2771
23	0.3088	0.2000	0.1378	0.1786	0.3017	0.4554	0.4197	0.3561	0.2676	0.4684
24	0.3285	0.2345	0.1847	0.1029	0.3362	0.2876	0.2981	0.2327	0.3021	0.3450
25	0.4560	0.1194	0.1351	0.2401	0.2212	0.3434	0.3947	0.3203	0.2006	0.4230
26	0.3916	0.3081	0.2777	0.2080	0.4148	0.2245	0.3224	0.2368	0.2827	0.2144
27	0.3784	0.3436	0.2814	0.1327	0.4454	0.2377	0.4073	0.3324	0.4113	0.3840
28	0.4254	0.0469	0.1045	0.2095	0.1783	0.4091	0.3641	0.2897	0.1552	0.3776
29	0.1988	0.2832	0.2182	0.1801	0.4146	0.4172	0.1296	0.0535	0.0984	0.2866
30	0.2831	0.1892	0.1315	0.0672	0.3206	0.3408	0.2607	0.1970	0.2489	0.3093
31	0.3941	0.2218	0.2504	0.1369	0.2543	0.2635	0.3249	0.2393	0.2853	0.1682
32	0.3076	0.2463	0.2159	0.1603	0.3234	0.3085	0.2383	0.1528	0.1987	0.1778
33	0.2914	0.1906	0.1477	0.0727	0.3220	0.3246	0.2222	0.1460	0.2058	0.2487

34	0.4237	0.0728	0.1317	0.2077	0.1801	0.3406	0.3623	0.2880	0.1666	0.3314
35	0.2538	0.3703	0.3399	0.2701	0.4473	0.3623	0.1845	0.0990	0.2027	0.2470
36	0.3992	0.1966	0.2555	0.1420	0.2736	0.2168	0.3300	0.2444	0.2903	0.2298
37	0.3585	0.2793	0.2171	0.1013	0.3810	0.2576	0.3429	0.2681	0.3470	0.3372
38	0.3588	0.4855	0.4551	0.3854	0.4736	0.4219	0.2109	0.2078	0.3179	0.2733
39	0.5035	0.5978	0.5674	0.4976	0.5480	0.3763	0.4343	0.3487	0.4302	0.2078
40	0.4260	0.1896	0.1592	0.2614	0.1777	0.4067	0.3647	0.2903	0.1864	0.2004
41	0.3279	0.3110	0.2806	0.2109	0.3733	0.3001	0.2586	0.1730	0.2190	0.1729
42	0.2549	0.3459	0.3155	0.3125	0.3489	0.4578	0.1935	0.1191	0.1783	0.2560
43	0.3461	0.1405	0.1945	0.1302	0.2577	0.2779	0.2847	0.2104	0.2293	0.2686
44	0.3478	0.1245	0.1260	0.1388	0.2559	0.3463	0.2865	0.2121	0.1609	0.2704
45	0.3316	0.2481	0.2177	0.1479	0.3695	0.2845	0.2623	0.1767	0.2227	0.1692
46	0.3288	0.2898	0.2594	0.1896	0.3372	0.3140	0.2596	0.1740	0.2200	0.1566
47	0.3868	0.2732	0.2428	0.2222	0.2234	0.3676	0.3255	0.2511	0.2701	0.1168
48	0.3713	0.2434	0.2276	0.1432	0.3649	0.2447	0.3021	0.2165	0.2625	0.1970
49	0.5512	0.2022	0.2326	0.3352	0.2520	0.4237	0.5435	0.4799	0.3698	0.5922
50	0.4389	0.1588	0.1204	0.2230	0.2606	0.3781	0.4312	0.3676	0.2575	0.4799

【附錄五】40 訓練樣本球鞋的學習目標及輸出結果表

40 雙球鞋訓練樣本的球員分類學習目標

球鞋編號 球員類型	球鞋編號																											
	1	2	3	4	5	6	7	8	11	14	15	16	17	18	19	20	25	26	27	28								
A. Pau+Rondo	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1								
B. Nash+Kidd	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	1	0	0								
C. Westbrook+Wall	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0								
D. Deron Williams	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0								
E. Curry+Parker	1	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0								
F. Derrick Rose	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0								

球鞋編號 球員類型	球鞋編號																			
	30	31	32	33	34	35	36	37	38	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50
A. Pau+Rondo	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
B. Nash+Kidd	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0	1	0	1	1	1	1	0	0
C. Westbrook+Wall	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1
D. Deron Williams	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
E. Curry+Parker	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
F. Derrick Rose	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

40 雙球鞋訓練樣本的輸出結果(3 感性語彙輸入變數)

球鞋編號 球員類型	球鞋編號																											
	1	2	3	4	5	6	7	8	11	14	15	16	17	18	19	20	25	26	27	28								
A. Pau+Rondo	0.2	1.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	0.1	0	0.1	0.2	0.2	0.2	0.1	-0	-0	0.4	-0	0.1	0.6								
B. Nash+Kidd	0.3	0.1	-0.2	0	-0.2	0	-0	0.1	0.4	0.6	-0	0	0.3	0.3	0.7	0.8	-0	1	0.2	0.1								
C. Westbrook+Wall	-0.1	0.1	-0	0	-0	0.3	0.3	0.2	0	0	0.6	0.4	0	-0	0	0.1	0.3	-0	0	0.4								
D. Deron Williams	0	-0	-0.1	0.1	-0.1	-0.1	0.1	0.4	0	0.4	-0	0.2	0.3	0.1	0.3	0.1	-0	-0	0.1	0.1								
E. Curry+Parker	0.9	-0	1.1	1.1	1.1	0	0	0.2	0.6	0.1	0	0.1	-0	0.8	-0	0	-0	0	-0	0.1								
F. Derrick Rose	-0	-0.1	0.1	0	0.1	0.9	0.8	0.1	-0	-0	0.3	0.2	0.2	-0	0	-0	0	0.1	0.8	0.1								

球鞋編號 球員類型	30	31	32	33	34	35	36	37	38	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50
A. Pau+Rondo	0.1	-0	-0	0.1	0.4	0.1	-0	0.1	-0	0.2	-0	0.2	0.1	0.2	-0	-0	-0	-0	1	0.4
B. Nash+Kidd	0.2	1	0.9	0.5	0.2	0.3	0.7	0.3	-0	0.6	0.8	0	0.4	0.5	0.9	0.8	0.7	0.9	-0	-0
C. Westbrook+Wall	0.1	0	0.1	0	0.2	-0	-0	-0	-0	0.2	0	0	0	0.1	0	0.1	0.1	-0	0.1	0.5
D. Deron Williams	0.5	0	0.1	0.4	0.1	0.1	0.2	0.3	-0	-0	-0	-0	0.3	0.3	0.1	-0	-0	0.1	0	-0
E. Curry+Parker	0.1	-0	0	0	-0	0.8	-0	-0	1	0.1	0.3	0.9	-0	-0	-0	0.2	0.3	-0	0	-0
F. Derrick Rose	0.1	0	-0	-0	-0	-0	0.2	0.6	0	-0	-0	-0	0	-0	-0	-0	-0	0.1	-0	0.1

40 雙球鞋訓練樣本的輸出結果(26 座標值輸入變數)

球鞋編號 球員類型	1	2	3	4	5	6	7	8	11	14	15	16	17	18	19	20	25	26	27	28
A. Pau+Rondo	0.1	0.3	0.2	0.2	0.1	-0	-0.1	0.1	0	0.2	0	0.3	0	0.1	0	0.1	0.3	0.1	-0	0.7
B. Nash+Kidd	0.1	0.1	0.1	-0.1	0	0.1	0.3	0.2	0.2	0	0.1	0.2	0.5	0.3	0.9	0.9	0.4	0.8	0	0.1
C. Westbrook+Wall	0.2	-0.1	-0.1	0.2	-0.1	0	0.2	0	0.2	-0.1	0.9	0.4	0.1	0.2	-0	-0	0.2	-0	-0	0.2
D. Deron Williams	-0	0	-0.1	-0	0	0.1	-0	0.3	-0	0.6	-0	0.1	0.1	0.3	0	0.1	0.1	0	-0	0.1
E. Curry+Parker	0.4	0.5	0.8	0.7	1.1	0	-0.1	-0	0.5	0.1	0.2	0.2	0.2	0.5	-0	-0	0	-0	0.1	0.1
F. Derrick Rose	0.1	-0.3	0.1	-0.1	0.1	0.6	0.8	0.2	0.1	0	0	-0	-0	-0	0.2	-0	-0	0.1	0.9	-0

球鞋編號 球員類型	30	31	32	33	34	35	36	37	38	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50
A. Pau+Rondo	-0	0.1	0	0.1	0.7	0	0.1	-0	-0	0.1	-0	0.1	0	-0	0	0	-0	0.2	0.8	0.3
B. Nash+Kidd	0.1	0.5	0.6	0.4	-0	0	0.5	0.3	0.1	0.5	1.2	0.3	0.9	0.2	0.9	0.6	0.8	0.5	0.3	-0
C. Westbrook+Wall	-0	0.1	0.1	-0	0.2	-0	-0	-0	0.1	0.4	0.1	0.1	0.2	0.7	-0	-0	-0	0.1	-0	0.6
D. Deron Williams	0.6	0.2	0.1	0.4	0.2	0.1	0.3	0.2	0.3	-0	-0	-0	-0	0.1	0.1	0.2	0.1	0.2	-0	0
E. Curry+Parker	0.1	0.1	0.3	0.2	-0	0.8	0.1	0.1	0.9	0	0	0.5	0.2	-0	-0	0.1	0.4	0.1	-0	0.4
F. Derrick Rose	0.2	0.1	0.1	-0	0.3	0	0.1	0.5	0.1	-0	0.1	0	0.1	0.1	-0	0.3	0	0	-0	-0

40 雙球鞋訓練樣本的輸出結果(80 座標值輸入變數)

球鞋編號 球員類型	1	2	3	4	5	6	7	8	11	14	15	16	17	18	19	20	25	26	27	28
A. Pau+Rondo	-0	0.7	0.2	-0	0	0.1	0.1	0.3	0.3	-0	-0	-0	0.2	-0	-0	0.1	0.9	0.1	0	0.6
B. Nash+Kidd	-0	0.1	-0	-0	0	0.2	0.2	0.4	0.1	0.1	0.2	0	0.7	0.3	0.9	0.5	-0	0.7	0.2	-0
C. Westbrook+Wall	0.2	0.1	-0	-0	-0	0.1	-0	-0	0	0	0.8	0.7	-0	0.5	-0	0.1	0.1	0.1	-0	-0
D. Deron Williams	-0	0.2	0.3	-0	-0	0.2	-0	0.4	-0	0.4	-0	0.3	0.1	0.4	-0	0	0.1	0.1	0	0.1
E. Curry+Parker	1	0.3	0.9	0.8	0.8	0.1	0.1	0	0.4	-0	0	0.3	0.1	0.5	0.1	-0	-0	0.4	-0	0.4
F. Derrick Rose	0.1	0	0.2	-0	0.3	0.4	0.5	0.3	0.2	-0	0	0.1	-0	0.3	0.2	-0	-0	-0	1	-0

球鞋編號 球員類型	30	31	32	33	34	35	36	37	38	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50
A. Pau+Rondo	0.1	0.1	0.2	-0	0.2	0.2	-0	-0	0.4	0.1	0.4	-0	-0	0.2	-0	-0	0.1	-0	1	-0
B. Nash+Kidd	0.4	0.7	0.7	0.1	0.3	0.4	1	-0	0.4	0.9	0.6	0.1	0.5	0.1	1.1	0.7	0.6	1	0.3	0.2
C. Westbrook+Wall	-0	0.2	-0	0.1	0	-0	-0	0.1	-0	-0	0	0.3	0.9	0	0.2	-0	0.2	0.1	0.9	
D. Deron Williams	0.8	0.2	-0	0.6	0.2	0	-0	0.1	0	-0	-0	-0	-0	0.3	-0	0.3	0.2	0.1	0.1	
E. Curry+Parker	0.3	-0	-0	0	0.2	0.6	-0	0.2	0.8	0.1	0	1	0.1	0.1	0.3	-0	0	0.1	0	0.1
F. Derrick Rose	-0	-0	0.2	0.3	0.1	0.1	0.2	0.6	0.1	0	-0	-0	-0	-0	0.3	-0	-0	-0	-0	0

40 雙球鞋訓練樣本的輸出結果(106 座標值輸入變數)

球鞋編號 球員類型	1	2	3	4	5	6	7	8	11	14	15	16	17	18	19	20	25	26	27	28
A. Pau+Rondo	-0	0.8	0.1	0	0.2	0	-0	0.3	-0	-0	-0	0	0	-0	-0	0.1	0.7	-0	0.1	1.1
B. Nash+Kidd	0	-0	-0	-0	0.1	0.1	-0	0.2	0.1	0.1	0	-0	0.6	0.3	1.1	0.6	-0	0.7	0.2	0.1
C. Westbrook+Wall	-0	0.1	0.2	0	0	-0	0.1	-0	0.1	-0	1	0.5	-0	0.2	0	0.2	0.1	0.2	0	0.1
D. Deron Williams	0	-0	0.2	0	0	0.2	0	0.6	-0	0.9	-0	-0	0.4	0.1	-0	0.1	0.1	-0	-0	0.1
E. Curry+Parker	0.8	-0	0.8	1.1	0.9	-0	0.2	0.1	0.6	0.1	0.2	-0	-0	0.4	-0	0	-0	-0	0.1	0.4
F. Derrick Rose	0.1	-0	-0	-0	0	0.7	0.7	0.2	0.2	0.2	0.1	0	-0	-0	0.2	-0	0	0.1	0.9	-0

球鞋編號 球員類型	30	31	32	33	34	35	36	37	38	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50
A. Pau+Rondo	-0	0	0.1	-0	0.4	0	0.1	-0	-0	0.5	-0	0	0.2	-0	0	0.1	-0	0	0.9	-0
B. Nash+Kidd	0.4	0.7	0.9	0.1	0	0.1	1	-0	0.2	1	0.7	0.1	0.8	0.3	0.9	1	0.7	0.9	0.2	0
C. Westbrook+Wall	-0	0	-0	0.1	0.1	-0	0	0.1	-0	0.1	-0	0.1	-0	0.9	0.1	0.3	-0	0.1	-0	1
D. Deron Williams	0.8	0.2	0.1	0.8	-0	-0	0	0.2	0.1	0.2	0.1	-0	0.2	-0	-0	-0	-0	-0	-0	0.1
E. Curry+Parker	-0	0	-0	0.3	0.3	0.8	0.1	-0	1	-0	0.1	1	0.1	0	-0	0.2	0.4	-0	-0	-0
F. Derrick Rose	0.1	0.1	0.3	0.1	0.4	-0	-0	0.6	-0	-0	0	0	-0	0.1	-0	0.3	0	-0	-0	-0