

# 東 海 大 學

工業設計學系碩士班

碩士論文

類神經網路於鞋墊舒適度預測與評價  
Prediction and Evaluation of Fitness for Shoe Insert with  
Artificial Neural Networ



中 華 民 國 九 十 九 年 七 月

# 碩士學位論文口試委員會審定書

工業設計研究所 陳靜如 君所提供之論文

類神經網路於鞋墊舒適度預測與評價

經本委員會審定通過，特此證明。

論文口試委員會

委員：

葉世文

王中行

莊漢東

周重旺

陳靜如

指導教授：

王中行

中華民國 99 年 07 月 02 日

## 中文摘要

本研究以人因「舒適度」為探討方向，並以足部產品的「鞋墊」作為對象，設計一個以足底壓力（簡稱足壓）為前提的灰關聯（Grey Relational）評價模式，找出該足型與鞋墊樣本中關聯度最高的鞋墊款式，當成最適合的鞋墊選項，作為後續類神經網路（Artificial Neural Network, ANN）的「足壓－鞋墊」之訓練樣本對。藉由多次的疊代計算，類神經網路將擁有足夠的引申能力，能自動針對所輸入的足壓資料進行分群，從現有的鞋墊樣本中找出適合測試者之鞋墊款式，達成本研究最終目的。因此，本研究使用倒傳遞類神經網路（Back-Propagation Neural Network, BPNN）技術，將專家經驗與灰關聯分析技術轉換成數學模式，使不了解相關領域的工業設計師，參考類神經網路的計算所得之分群結果，正確進行設計決策，以縮短設計週期，並滿足顧客的個別差異性需求。

本論文的具體研究成果與貢獻如下：

1. 提供足部的力學實驗作為實例之驗證對象。
2. 探討足壓與鞋墊的舒適度關係。
3. 運用灰關聯於足壓資料的舒適度評價計算。
4. 驗證類神經網路的學習與分群效果。
5. 以類神經網路進行舒適度資料的學習，並作最適鞋墊的預測。

關鍵詞：足壓、鞋墊、灰關聯、倒傳遞類神經網路、舒適度評價

## 英文摘要

The purpose of the research is to estimate the comfort of a foot with different insoles by using the grey-relational approach based on the plantar pressure. When we find the most-related sample between foot shapes and insoles, we can put them into the artificial neural network (ANN) as the training pair (pressure-insole) for network training. After training iterations, the network will have enough generalizing capability to classify the pattern of the plantar pressure. Back-Propagation neural network (BPNN) is used to convert expertise and to classify insoles.

Referring to the classified results estimated by the network, designer who does not master the related domain can make correct decisions when design project is proceeding. Furthermore, this approach can efficiently reduce the design-cycle time and meets the customers' demands. Results and contributions in this paper are shown in the following:

1. To conduct a foot experiment to verify research assumptions.
2. To discuss the related comfort factors between the foot shape and insoles
3. To investigate validity of the gray-relational approach to estimate the comfort of foot based on the plantar pressure data.
4. To verify the validity of ANN's learning and classifying
5. To use ANN which learning from the comfortable data to predict the most appropriate insole.

Keywords: Plantar Pressure, Insole, Grey-Relational, Back-Propagation Neural Network, Comfort Evaluation

## 誌謝

首先我將今日的成就獻予雙親、家人與上天，感恩您的賜予，感恩您的無私，感恩您的愛，致使我得擁有！

於東海的時光裡，我樂於享受一切，宛如森林般的優美清靜，高雅的人文素質，充滿驚喜的生活，使得薰習陶冶，由衷感謝！種種磨練致使今日本論文得以完成，感謝指導教授 王中行博士的諄諄教誨，與學位論文的口試委員 蕭世文博士、謝志成博士、莊漢東博士、周重石博士提供寶貴建議。再者，感謝研所的各位師長於學術上之指導，與感謝南開科技大學 張庭瑞老師，從五專求學階段至今的學習生涯上之指導與提攜，以及鞋技中心 侯育文博士於本論文實驗部分的指導與協助，使得論文愈臻完善。

從研究上的懵懂無知到如今論文的完成，回首過去，感觸甚多！一路上眾多貴人的勉勵，銘記於心。研所兩年，同窗好友的互相扶持、勉勵：雅惠、惠華、依倫、麗恩、永鴻、仁傑、陳璽、筱玟、佩瑤，與一路相挺陪伴的男友泰華，感謝你們不吝指正本論文所匱乏之處，你們的共勉，使得求學生涯更添豐富！最後，期許自我持續學習，永不放棄！

陳靜如 謹誌于

東海大學工業設計所

中華民國 九十九 年 七 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.....	XI
第一章 緒論.....	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 文獻回顧.....	4
1.2.1 足壓相關文獻.....	4
1.2.2 灰色理論.....	7
1.2.3 類神經網路.....	9
1.3 研究目的.....	13
1.4 研究流程.....	14
1.5 論文架構.....	16

第二章 舒適度評價模式建立.....	19
2.1 灰關聯分析簡介.....	19
2.2 灰關聯因子空間與序列變換.....	20
2.3 灰關聯空間.....	23
2.4 評價舒適度.....	30
第三章 最適鞋墊系統建立.....	34
3.1 類神經網路架構.....	34
3.2 倒傳遞類神經網路.....	47
3.3 倒傳遞類神經網路訓練.....	52
3.3.1 動量最陡坡降演算法.....	53
3.3.2 類神經網路學習驗證.....	54
第四章 實驗流程.....	59
4.1 實驗變數與相關規劃設計.....	59
4.1.1 實驗對象.....	59
4.1.2 實驗材料與設備.....	61
4.1.3 實驗環境.....	63

4.1.4 實驗變項控制.....	64
4.1.5 實驗假設與限制.....	64
4.2 足壓實驗.....	66
4.3 資料前處理.....	68
第五章 實驗結果與分析討論.....	70
5.1 實驗結果.....	70
5.1.1 力學實驗.....	70
5.1.2 舒適度評價.....	73
5.1.3 智慧分群.....	84
5.2 分析與討論.....	102
5.2.1 舒適度評價效果.....	103
5.2.2 智慧分群效果.....	105
第六章 結論與建議.....	108
參考文獻.....	110

## 圖目錄

圖 1 受力傳導方向.....	2
圖 2 傳統生產（上）與客製化（下）的差異生產流程.....	3
圖 3 生物神經元模型.....	10
圖 4 研究流程圖.....	16
圖 5 灰關聯流程圖.....	31
圖 6 處理單元的作用.....	36
圖 7 硬限幅函數.....	38
圖 8 對稱硬限幅函數.....	39
圖 9 正線性函數.....	39
圖 10 雙曲線正切函數.....	40
圖 11 線性函數.....	40
圖 12 對稱飽和線性函數.....	41
圖 13 雙彎曲函數.....	41
圖 14 高斯函數.....	42
圖 15 飽和線性函數.....	43

圖 16 單層與多層神經網路架構比較示意圖.....	44
圖 17 倒傳遞訓練流程圖.....	48
圖 18 原始灰階圖樣.....	54
圖 19 網路架構圖（驗證）.....	55
圖 20 包含 30 個單位雜訊的測試樣本示意圖.....	56
圖 21 不同數量神經元的類神經網路辨識效果.....	57
圖 22 不同雜訊下的網路辨識效果.....	58
圖 23 未踩踏的鞋墊區塊.....	61
圖 24 市售鞋墊款式.....	62
圖 25 RS-Scan 平板式足壓量測墊.....	63
圖 26 實驗場地.....	63
圖 27 穿著襪子的測壓狀態.....	65
圖 28 正常步行姿態.....	66
圖 29 實驗測壓狀態.....	67
圖 30 正確測壓狀態.....	68
圖 31 差異性較大的足壓篩選.....	69

圖 32 未經篩選的足壓樣型 (2 號鞋墊) .....	72
圖 33 已經篩過的足壓樣型 (2 號鞋墊) .....	72
圖 34 舒適度評價的灰關聯計算流程圖.....	74
圖 35 A 測試者的關聯排序圖 .....	82
圖 36 足壓分佈圖.....	85
圖 37 足壓分佈矩陣圖.....	85
圖 38 網路架構圖 (a) .....	87
圖 39 網路架構 a 的梯度性能變化圖 (第一次學習) .....	87
圖 40 網路架構 a 的梯度性能變化圖 (第二次學習) .....	88
圖 41 網路架構 a 的梯度性能變化圖 (第三次學習) .....	88
圖 42 網路架構 a 的梯度性能變化圖 (第四次學習) .....	89
圖 43 網路架構 a 的梯度性能變化圖 (第五次學習) .....	89
圖 44 網路架構 a 的梯度性能變化圖 (第六次學習) .....	90
圖 45 網路架構 a 的梯度性能變化圖 (第七次學習) .....	90
圖 46 網路架構 a 的梯度性能變化圖 (第八次學習) .....	91
圖 47 網路架構 a 的梯度性能變化圖 (第九次學習) .....	91

圖 48 網路架構 a 的梯度性能變化圖 (第十次學習) .....	92
圖 49 網路架構圖 (b) .....	95
圖 50 網路架構 b 的梯度性能變化圖 (第一次學習) .....	95
圖 51 網路架構 b 的梯度性能變化圖 (第二次學習) .....	96
圖 52 網路架構 b 的梯度性能變化圖 (第三次學習) .....	96
圖 53 網路架構 b 的梯度性能變化圖 (第四次學習) .....	97
圖 54 網路架構 b 的梯度性能變化圖 (第五次學習) .....	97
圖 55 網路架構 b 的梯度性能變化圖 (第六次學習) .....	98
圖 56 網路架構 b 的梯度性能變化圖 (第七次學習) .....	98
圖 57 網路架構 b 的梯度性能變化圖 (第八次學習) .....	99
圖 58 網路架構 b 的梯度性能變化圖 (第九次學習) .....	99
圖 59 網路架構 b 的梯度性能變化圖 (第十次學習) .....	100
圖 60 A 測試者的足壓樣型圖 .....	103
圖 61 原始裸足壓力與踩踏於鞋墊上壓力的比較圖.....	104

## 表目錄

表 1 各理論間的特色差異.....	8
表 2 不同學習方式的神經網路特性.....	12
表 3 類神經網路模式簡表.....	46
表 4 測試者基本資料.....	60
表 5 變數與參數的關聯表.....	75
表 6 變數與參數的正規值.....	77
表 7 新參考序列值.....	78
表 8 灰關聯距離值.....	79
表 9 灰關聯係數.....	80
表 10 A 測試者的五款鞋墊之灰關聯度.....	82
表 11 20 位測試者的 5 雙鞋墊之灰關聯程度.....	83
表 12 網路架構的學習結果 (a) .....	93
表 13 網路架構的學習正確率 (a) .....	94
表 14 網路架構的學習結果 (b) .....	101
表 15 網路架構的學習正確率 (b) .....	102

# 第一章 緒論

新產品的開發是全球環境化下之競爭核心，而設計是目前產業與企業獲得市場競爭力的重要利器，因此，如何維持競爭力?如何掌握顧客需求?如何產出差異化產品?，這是目前所關注的問題，所以「縮短設計流程」與「滿足個別差異性需求」，是值得探究的問題。所以，本研究基於這些問題點，以「鞋墊」作為探討對象；以「人因舒適度」作為滿足顧客個別差異性的需求；以「可自動提供鞋墊舒適度評價的系統」作為縮短設計流程的解決方法，期藉由這些概念，達到提供生產者或設計師等，更進一步設計出專屬顧客的產品，與縮短製程的目標。

本研究從主題的概念發想到研究方法，與相關須考量的問題點，甚或後續的預期結果與貢獻，將藉由 1.1 節研究背景、1.2 節文獻回顧、1.3 節研究目的、1.4 節研究流程與 1.5 節論文架構進行深入探究，以理出研究的範疇與核心。

## 1.1 研究背景

試想若每人平均一天約步行六公里、行走八千步至一萬步，終其一生，平均約走過十八萬五千公里以上的路程，相當於繞地球四圈以上。足部負擔著人體全身重量，因此或許可說「足部是藝術，也是精品與工程學的傑作」，更或可說是「任重而道遠」，所以稱足是人體的第二個心臟應不為過。

一般醫學將足部構造區分成：前足區 (Fore Foot)、中足區 (Mid Foot) 與後足區 (Hind Foot)，其中中足區 (足弓) (Foot Arches) 主要扮演支撐身體平衡與協調的重要角色，具有吸收能量與釋放能量的組織結構(依據牛頓三大定律，當人類站立或行走時，人的體重與肌肉作用力會對地面產生反作用力)，並提供身體部分的知覺回饋而能夠繼

續行走。以圖 1 的足部力學 (Mechanics) 結構觀看其成一個三角形，由距骨 (Talus) 接受身體向下的衝力再分散至跟骨 (Calcaneus) 與蹠骨 (Metatarsals)，而掌腱膜 (Planter Aponeuroses) 連結蹠骨 (Metatarsals) 與跟骨 (Calcaneus)，提供此三角形的底部水平方向支撐 [Susan, 2003; Perry, 1992]。所以，足部承載著全身的力量與壓力，因此為減緩於吸收與釋放能量時所產生的直接衝擊等問題，可透過多種外在的輔助達到成效，例如：鞋墊、鞋子...等。其中，鞋墊為臨床上常用的保守治療方式，因鞋墊可幫助足部達到增加彈性的回饋、分散壓力集中與減緩瞬間性之衝擊等。



圖 1 受力傳導方向

鞋墊或稱為「足弓墊」，距今已有三千多年的文化歷史，於早期是一項手工藝品，並未考慮人體工學因此僅以平面形狀呈現，主要功用是增加足底接觸面積，並降低足跟與前掌的尖端壓力。可是於後期發現只要改變形狀、材質與厚度等，便可減少內轉的程度，與過度內轉所造成的韌帶伸張，因此現今的足弓墊已改為具有足弓輪廓之鞋墊取代。為因應產品改良、產品多樣性、產品個人化與市場需求的變遷，生產的模式漸由「大量生產」(Mass Production) 改為「大量客製化」(Mass Customization)，其兩者間的差

異以鞋墊的製造為例，如圖 2 可明顯看出最大的差異性在於，傳統透過手工量測進行設計，但現今確是透過機器取代人工，其可更有效率地滿足顧客達成經濟範疇。

現今的市場所講求的皆是以「人」為本，並追求高效率與高經濟，所以任何新的資訊與需求，都必須快速地處理，所以究竟是傳統的手工量測可以確實符合需求，並達到快速回應顧客，還是透過後期改良以機器取代人工可為之？或許是值得探究的！因此本研究以「鞋墊」為探討對象，與以足部的「舒適性」為問題點，並使整體的設計流程與生產流程可「縮短時間增加效率」，以快速回應顧客與市場。

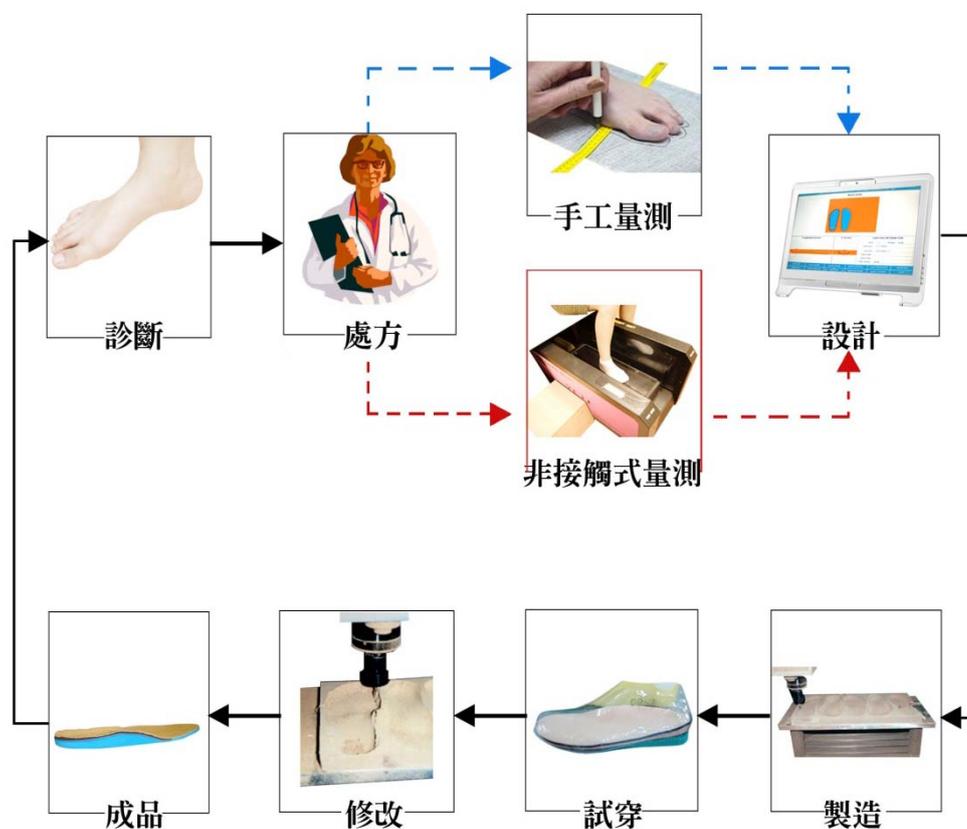


圖 2 傳統生產（上）與客製化（下）的差異生產流程

## 1.2 文獻回顧

本研究的「舒適度評價」機制，是由人因舒適度為出發點，結合灰色理論（Grey Theory）的灰關聯分析，進行鞋墊舒適度評價的計算，並將結果輸入倒傳遞類神經網路作學習預測。因此，依據所使用的理論不同，文獻回顧包含「足壓相關文獻」、「灰色理論概論」與「類神經網路概論」，將分別加以整理與探討，詳述內容如下說明。

### 1.2.1 足壓相關文獻

於足部醫學領域，足部壓力的相關文獻；Brown, Rudicel & Esquenazi [1996] 與 Ashry 等人 [1997] 的研究指出，過高的足壓易引發足部功能障礙之病變，更可能因連帶因素而影響到膝部與腕部等部位，造成局部軟組織受傷，甚至產生下背部疼痛。一般正常的健康人若感覺局部足壓過大時，會不自覺的調整步態以重新分配足底受力，減少局部壓力集中，亦或透過外在的輔助改變不適，鞋墊即是其中一種方法。鞋墊的功用等同人體足弓，一方面除了可增加行走的舒適性，與達到吸收震盪（Shock Absorption）、推動身體向前（Propulsion）、維持身體的穩定度（Stability）及增加前足能量回饋的彈性功能，並兼具分散足壓、提供足部縱向足弓與橫向足弓的支撐，及控制足部距骨下關節的內外翻，和橫跗關節的內外轉，再者可減輕跖骨區與足跟區的疼痛。

此外，Perry [1992] 與 Walter & Ng [2002] 認為足壓的資料能夠評估受力狀況，也是實驗室中評估完整步態資料的一部分，「當所測得的足壓型式與正常之壓力分佈狀況及數值有所不同時，可以根據所得的資訊探究問題產生之來源，並對其提出建議，包括鞋具的選擇，鞋墊的製作與選擇，運動方式的建議，因此對於步行所承重下肢的力學分析相當重要」。目前足壓的應用範圍相當廣泛，主要為臨床上與生物力學上：臨床上的應用包括鞋子的製造 [Sanfilippo, Stess & Moss, 1992]、糖尿病學 [Young, Cavanagh & Thomas, 1992; Cavanagh, 1987]、神經學 [Kitamura, Nakagawa & Iinuma, 1993]、運動

醫學與物理治療等；而生物力學上的應用則是探討關於足底壓力中心路徑、足弓指標 [Chu, Lee & Chuet, 1995] 與各種足矯具效果之評估。

足壓分析可分為靜態與動態的壓力，靜態足壓是指站立時所造成的壓力，動態足壓為走路或跑步時所造成的壓力。Cavanagh, Rodgers & Iiboshi [1987] 提出足部站立時的壓力分部，發現最大足壓位於足跟區 (139kpa)，約為前足區的 2.6 倍，所以足部負重的比例分別為：足跟 60%、中足 8%、前足 28%與腳 4%。Cornwall & McPoil [2000] 則發現足壓於站立期所佔的時間百分比，後足區 22.4%、足中區 13.7%、前足區 55.4%與腳趾區 8.5%。

動態足壓只發生於步態週期的踏腳期，當足跟與地面接觸時，足壓便開始產生，但足壓與步行速率並非呈線性關係。Grundy 等人 [1975] 研究足底壓力中心，發現到裸足行走時透過足跟區與跖骨頭區傳遞的力量較多，而足中區與腳趾區則較少。Perry [1992] 提出若步行每分鐘 110~120 步，第一個最大壓力在步態週期的 10%~13%時，此時力會在 0.05~0.07 秒內達到身體重量的 70~100%，隨著身體重心的向前移動，足跟壓力亦跟著降低，接著跖骨區的壓力上升，一般最大壓力大多發生於第一與第二的跖骨區，最後重心會從大拇指的位置出去，而動態的足底尖端壓力值於走路時為 200 — 500kPa (患有變形的足，壓力可達 3,000kPa)。詹益坤等人 [1997] 以每分鐘約 110 步進行動態足壓實驗，足跟區、第一跖骨區與第二跖骨區會產生較大的足壓，其值約 20.4  $N/cm^2$ ，另外慢跑時每分鐘約 150 步，足跟區的足壓約為 28  $N/cm^2$ ，第一跖骨區為 24.3  $N/cm^2$ ，大拇指區為 28.5  $N/cm^2$ 。

Hughes 等人 [1991] 以節拍器控制三種速度 (84, 112, 144 steps/min)，結果顯示全足的力量與壓力峰值會隨著速度增加而增加，足跟區、前足內側區、內側腳趾區與全足情況相類似，前足中、外側與第 5 腳趾則不明顯；承重時間方面，足跟區與第一跖骨頭

區的接觸時間則隨速度增加而減少。Kernozek, LaMott & Dancisak [1996] 測試三種不同速度 (0.89, 1.12, 1.34 m/sec) 發現足底受力峰值會隨著速度增加而增加，包括足跟區、外側與內側腳趾區，而在前足內側區只有在速度由 1.12 增加至 1.34 m/sec，受力峰值才明顯增加；而在壓力峰值方面，只有在腳跟區與腳趾區，隨著速度的增加壓力峰值會增加。劉于詮與林信良 [2001] 發現步行速度的增加，足跟處的力量亦隨著增加，內中足區隨速度的增加其受力與足壓亦隨之增加，此外力量的發生會隨速度增加而由外足弓向內足弓移動；中等速度下，足底各區域大都具有最小的「壓力 — 時間積分」與最小的「力量 — 時間積分」，顯示就能量的吸收而言，在這個速度下長期步行，較不會造成累積性的傷害。

另有學者提出影響足壓的參數還包括接觸面積，因當足底接觸面積改變時，足壓便會反映出不同的數據。謝月雲 [1997]、吳淑霞 [1998] 與朱嘉偉 [1999] 均使用全觸式鞋墊進行實驗，發現對於降低足壓均有相當大的效果。張志清 [1997] 則是針對半月型足弓墊實驗時，發現可提供下陷足弓適當的支撐，以減少後足距骨下關節運動範圍，達到矯正的目的。Rodgers [1988] 也指出足弓較高者，足跟與前足區有較高的壓力，足弓較低者，壓力會較平均的分配至足中區。Morag & Cavanagh [1999] 提到足弓高低、足跟脂肪墊厚度 (Heel Pad Thickness) 與距骨下關節的被動關節活動度 (Eversion Passive Range of Motion) 等均會影響足壓之參數值，且足弓高低與足壓呈現線性關係，而足跟墊厚度增加，足跟區壓力峰值亦呈現下降狀態。

根據上述學者針對靜態壓力的研究，不難發現壓力大多集中於足跟區與前足區，或許這是因為足部構造所致。當足部承重時，首當受壓部位為足跟區，再者壓力將尋勢漸進的傳遞至中足區與前足區。而動態壓力方面，多數學者的研究結果指出，不同的行進速度與接觸面積將會影響足壓之分佈參數，因此若欲進行臨床上評估患者足部負荷時 (鞋墊或其他對足壓的分佈影響)，就必須更謹慎限制此兩項參數的問題。

## 1.2.2 灰色理論

灰色理論或譯為灰色系統理論 (Grey System Theory)，是由華中理工大學的鄧聚龍教授於 1982 年提出，為一門新興的理論學問，所以至今仍有許多學者提出修正的研究報告，使灰色理論更趨近完整與蓬勃發展。灰色理論於早期發展，普遍應用於農業、交通、氣象、工程、運輸、經濟與醫療等方面，而於管理領域方面的應用相對較少，經過多年的發展，應用層面已由原本的「控制領域」延伸至社會、醫學工程與自然科學領域，原因之一是所建立的灰模型 (Grey Model) 為一連續微分方程式，可利用此模型針對系統不明確性與資訊的不完整性，進行系統的關聯分析 (Relational Analysis) 與模型建構 (Model Construction)，並藉預測 (Prediction) 與決策 (Decision) 的方法來探討以瞭解系統，使能對事物的“不確定性”、“多變量輸入”、“離散數據”與“數據不完整性”做有效的處理。

灰色理論是假設一個訊息包含資訊性質元 (定性資訊) 與資訊數據元 (定量資訊) 兩部分。重點為研究系統在訊息缺乏下挖掘系統本質，強調對系統訊息的補充，並充分利用已確定的白色訊息，使得系統由灰色狀態轉化為白化狀態。鄧聚龍 [1993] 以人體系統舉例說明灰色系統，「雖部份外部信息 (身高與體重等)，與部份內部信息 (血壓及脈搏) 為已知，然而卻有大量信息為未知，如人體運行的生物機制、信息的存在形式與傳遞渠道不完全了解，及具有內涵和外延的特質，所以人體系統是具有物理原型的灰色系統」。另外，灰色理論的運算具簡單性，與其他理論相比 (表 1)，如模糊理論 (Fuzzy Theorem) 與迴歸理論 (Regression)，便可看出差異性。迴歸分析的技術是基於，大量數據資料與符合某些分佈假設的前提作估計，因此具有許多的限制；反觀灰色理論，僅需要四筆以上的資料即可建立模型，且毋須對研究樣本的母體分配做許多嚴格假設。

表 1 各理論間的特色差異

	Grey System Theory	Regression	Fuzzy Theorem
依據	訊息覆蓋	機率分布	歸屬函數
方式	生成	統計估計	邊界取值
特點	少數據	多數據	經驗（數據）
限制	允許任意分布	要求典型分布	函數
目標	現實規律	歷史規律	認知表達
應用	小樣本不確定的模型	大樣本不確定的模型	認知不確定的模型

灰色理論的模型包含灰生成（Grey Generating）、灰關聯、灰建模（Grey Model Construction）、灰預測（Grey Prediction）、灰決策（Grey Decision Making）與灰控制（Grey Control）。因灰關聯具可分析離散序列間相關程度的特性，因此本研究欲運用灰關聯分析於後續舒適度評價的計算。灰關聯的相關研究與應用；林士彥 [2004] 以灰關聯分析法，針對資訊服務廠商的聲望調查進行相關評量，得到適合投資人、求職者或業者進行決策時的選擇依據；葉哲維 [2001] 以幼童為對象，實驗幼童乘坐於嬰幼兒汽車的安全座椅，其壓力的分佈與舒適度間之關聯，並以此進行舒適度的整體評價，與建立舒適度的評價系統；劉鎮源與唐麗英 [2009] 以感性工學（Kansei Engineering, KE）分析消費者心理需求與設計參數間的關係，並利用灰關聯求最佳的設計策略，開發出契合市場需求的商品，有效提升設計品質與縮短產品開發前置時間。

### 1.2.3 類神經網路

近來應用人工智慧來建立預測與評估模式的研究相當廣泛，最常採用的人工智慧模式有：基因演算法(Genetic Algorithm, GA)、類神經網路、模糊理論與貝式網路(Bayesian Network)等，其中以類神經網路最為普遍。類神經網路，或譯為人工神經網路，指模仿生物神經網路的資訊處理系統，更精確的定義是：一種計算的系統，使用大量簡單的相連人工神經元模仿生物神經網之能力。而人工神經元是生物神經元的簡單模擬，從外界環境或其它人工神經元取得資訊，並加以運算與輸出結果到外界環境或其它人工神經元 [葉怡成，2001]。

「類神經網路」源至於 *The Organization of Behavior* [Hebb, 1949] 一書，藉由觀察人類神經生理結構（神經元）（圖 3），透過適當參數式設計，模仿神經生理的智慧學習與預測能力。早在柏拉圖與亞里斯多德的年代，就已有關於人類智慧相關研究的記載，但以物理學觀點對多領域科學的整合，並於腦與心靈存在的研究作思辯，則始於十九世紀的努力。隨著計算科學的發展，多種模擬人腦功能的模式都曾被提出，然而這些模式無一是經由行為解析或腦結構分析而建立，故無法解釋許多腦神經組織的基本功能，直到 Rosenblatt [1958] 首先提出可變式鍵值與閥值架構的「感知機」(Perceptron) 模式，而掀起了神經網路相關研究的熱潮。感知機屬於單一神經元且無隱藏層的神經網路架構，常用來當作簡易的分類器。隨後，Kohonen [1972] 與 Anderson [1972] 等人分別提出擁有記憶能力的神經網路概念。Hopfield [1982] 發表定迴式「霍普菲爾神經網路」(Hopfield Neural Network)，首度將「迴授」(Recurrent) 概念導入網路中，使得神經網路擁有「時變」(Time Varying) 的特性。而 Rumelhart、Hinton & Williams [1986] 等學者則提出一具有多層神經結構的「倒傳遞類神經網路」，解決了早期神經網路無法處理邏輯電路中互斥或 (Exclusive OR) 非線性可分離問題 (Non-Linearly Separable Problem)。

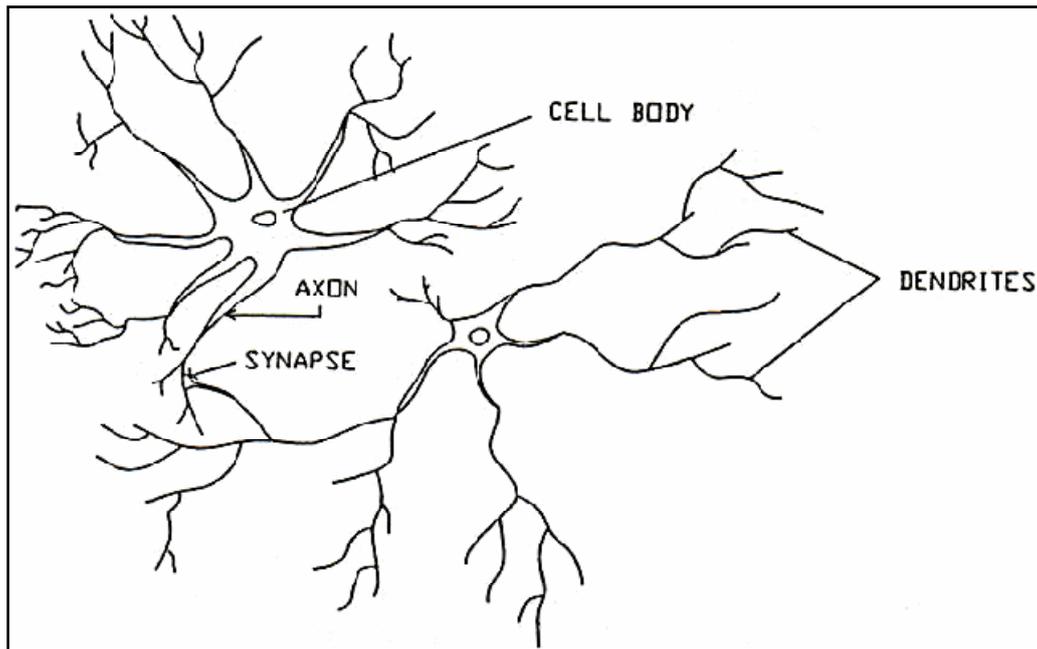


圖 3 生物神經元模型 [謝邦昌，2005]

倒傳遞類神經網路的出現，使神經網路的理論與模式有相當程度之突破，此後大量研究學者開始投入神經網路領域的研究，各種新世代的網路概念相繼發表。迄今，神經網路仍不斷發展，基於擁有智慧分群 (Classification)、穩健預測 (Forecast)、適配容錯 (Tolerance) 與回想學習 (Learning) 等特性，因此於財務統計、生物醫學、航太工程、高能物理、自動機械與人工智慧等領域都被廣為採用，可說是匯集各學科領域的資源，嘗試構築並模擬出更趨真實與完善的網路模型，與透過學理及實驗間的相互佐證，做為關於人腦的高階功能理論與臆測之依據。

目前著名的類神經網路模式不下數十種，若依據網路學習類型分類，大致可分為四大類：1. 監督式學習網路、2. 非監督式學習網路、3. 聯想式學習網路與 4. 最適化應用網路，特性分析如表 2：

### 1. 監督式學習網路 (Supervised Learning Network)

從問題領域中取訓練範例 (有輸入變數, 也有輸出變數), 並從中學習輸入變數與輸出變數的內在對應規則, 以應用於新的案例 (只有輸入變數值, 而須推論輸出變數值的應用)。如: 感知機網路、倒傳遞類神經網路、機率神經網路 (Probability Neural Network, PNN)、學習向量量化網路 (Learning Vector Quantization, LVQ)、反傳遞網路 (Counter-Propagation Network, CPN)。

### 2. 非監督式學習網路 (Unsupervised Learning Network)

從問題領域中取訓練範例 (只有輸入變數), 並從學習範例的內在聚類規則, 以應用於新的案例 (有輸入變數值, 而須推論它與哪些訓練範例屬於同一聚類的應用)。如: 自組織映射圖網路 (Self-Organization Map, SOM)、適應共振理論網路 (Adaptive Resonance Theory Network, ART)。

### 3. 聯想式學習網路 (Associate Learning Network)

從問題領域中取訓練範例 (狀態值的改變), 並從中學習範例的內在記憶規則, 以應用於新案例 (只有不完整的狀態值改變, 而需推論其完整的狀態變數值應用)。如: 霍普菲爾網路 (Hopfield Neural Network)、雙聯想記憶網路 (Bi-direction Associate Memory, BAM)。

### 4. 最適化應用網路 (Optimization Application Network)

類神經網路除學習應用外, 還有一類特殊應用「最適化應用」, 對一問題決定其設計變數值, 使其在滿足設計限制下, 設計目標達最佳狀態的應用。設計應用與排成應用屬之, 此類應用的網路架構大都與聯想式學習網路架構類似。如: 霍普菲爾—坦克網路

(Hopfield-Tank Neural Network)、退火神經網路 (Annealed Neural Network)。

表 2 不同學習方式的神經網路特性

	適用問題	訓練範例
監督式學習網路	分群/預測	輸入向量/輸出向量
非監督式學習網路	分群	輸入向量
聯想式學習網路	雜質過濾/資料擷取	狀態向量
最適化應用網路	設計/排程	

類神經網路的應用與研究領域不斷擴展，於應用方面已不再限於語音辨識、手寫文字識別、語音合成與影像縮壓等領域問題，而更廣泛擴及於工業工程、商業金融與科學資訊方面應用，詳細整理說明如下：

#### 1. 工業工程

資料分析（礦床探測訊號分析）、故障診斷（飛機、電子電路與衛星通訊廣播等故障診斷）、決策諮詢（自來水工廠水質處理操作與材質選用）、製程監製（化工與鋼鐵製程監控）與最適化問題求解（排程、資源配置與廢水處理等最適化）。

#### 2. 商業與金融

商業決策（期貨交期決策、債卷分級與保單審核）、商業預測（股價、市場與利率預測）與商業分析（財務分析與稅務稽查）。

### 3. 科學與資訊

醫學疾病診斷、軍事目標追蹤、資料庫聯想搜尋、感測資料分析、犯罪行為聚類分析與氣象預測等。

類神經網路的相關研究；林忠志 [2003] 運用特徵導向建構架構，與配合語意差異法，將消費者對造形的意象量化，並透過尋找出特徵參數與造形意象的關連，且建立操作介面，以快速修改特徵參數值產生新設計，如此一來可縮短設計時程並使設計師掌握顧客喜好；張俊雄 [2007] 利用倒傳遞類神經網路建構可預測免疫抑制劑環孢靈，於腎臟移植病患上的作用結果之分類模式，結果顯示倒傳遞類神經網路與醫師的辨識率，分別為 86.81% 與 66.29%，故倒傳遞類神經網路可有效協助醫療人員掌握環孢靈的血中濃度，提升環孢靈的用藥安全與品質，且提高腎臟移植病患的存活率；朱玉琪 [2008] 探討影響門診高使用者的就醫因素，以倒傳遞類神經網路建構一套門診使用者因素判斷模式，達到可自動偵測異常就醫對象與發掘潛高度醫療耗用者，以提供健保局未來對門診高使用者擬定對策的參考。

#### 1.3 研究目的

足部產品向來都是各國於醫學工程與人因工程領域的重點研究課題之一，其中又以鞋具的設計為大宗。舒拉赫特 [1990] 認為一般鞋類的用途必須滿足：1. 應能保護並支撐足部，且能維護足部的健康。2. 美觀，並符合顧客品味。3. 應能穿出流行且適合足形。由上述的觀點可得知足部與鞋款之密切關聯，且諸多文獻也針對足部與鞋楦作為探討核心，本文則提出以鞋墊作為探討對象。

一般鞋墊的設計，不外乎採用影像擷取設備來取得足部立體輪廓資料，並經由專業技師或醫生根據個人的生理情況做局部修改，但就現今的觀點，前述的設計模式較偏向

主觀認知，也就是以經驗法則作為設計決策的評價基準，仍有失其偏頗。本研究以生理足壓作為量測基礎，藉以探討與「鞋墊」間的舒適關聯度，以「灰關聯」替代專家法則進行鞋墊舒適度的計算，最後運用智慧型工具「倒傳遞類神經網路」，建立一個智慧型學習機制，可快速根據足壓資料進行鞋墊選擇，供設計師與生產者進行決策之用，也達成本研究目的。

本研究目的有下列四項：

1. 應用足壓力學實驗探討壓力與鞋墊的舒適度關係。
2. 運用灰關聯於足壓資料的舒適度評價計算。
3. 探討類神經網路的學習與分群效果。
4. 透過類神經網路建立可自動學習與分群的學習機制，以供設計決策之用。

## 1.4 研究流程

本研究主要的方向為「人因足底舒適度評價」與「最適鞋墊分群」，目的是希望透過類神經網路，參考專家所提供的舒適鞋墊評選結果，進行有效的訓練學習，從中擷取內隱的專家知識，建立一個可以取代專家設計決策的支援工具，以快速提供設計師所需要的設計相關資訊，加速整個設計工作的進行。針對研究課題的需要，本研究流程如圖4所示，共分成三個主要步驟：（一）力學實驗（二）舒適度評價（三）智慧分群。

### （一）力學實驗：

提供一個參考足壓與鞋墊款式的生理力學實驗作為驗證案例，主要目的為取得行進間（動態）的壓力資料，即足壓接觸鞋墊時所產生的壓力分佈，藉以延伸用於後續的舒適度評價分析上。

## （二）舒適度評價：

透過灰關聯的計算以替代專家法則，與藉由不同足型的壓力與鞋墊款式之參數數據，從中挑選出代表性的樣本值，作為參考序列的設計標準（即最舒適之序列值），以達到計算不同鞋墊款式的序列值對參考序列之灰關聯程度，進而完成「選出最適合該足型的鞋墊款式選項」之目的。

## （三）智慧分群：

將足壓分佈資料與鞋墊款式作為類神經網路的訓練樣本對，即「足壓－鞋墊」的資料，透過倒傳遞類神經網路的演算法進行疊代地學習，目的是為了使網路擁有可以辨識足壓資料的能力，能自動針對所輸入的足壓資料進行分群，從現有的鞋墊樣本中找出適合測試者之鞋墊款式。

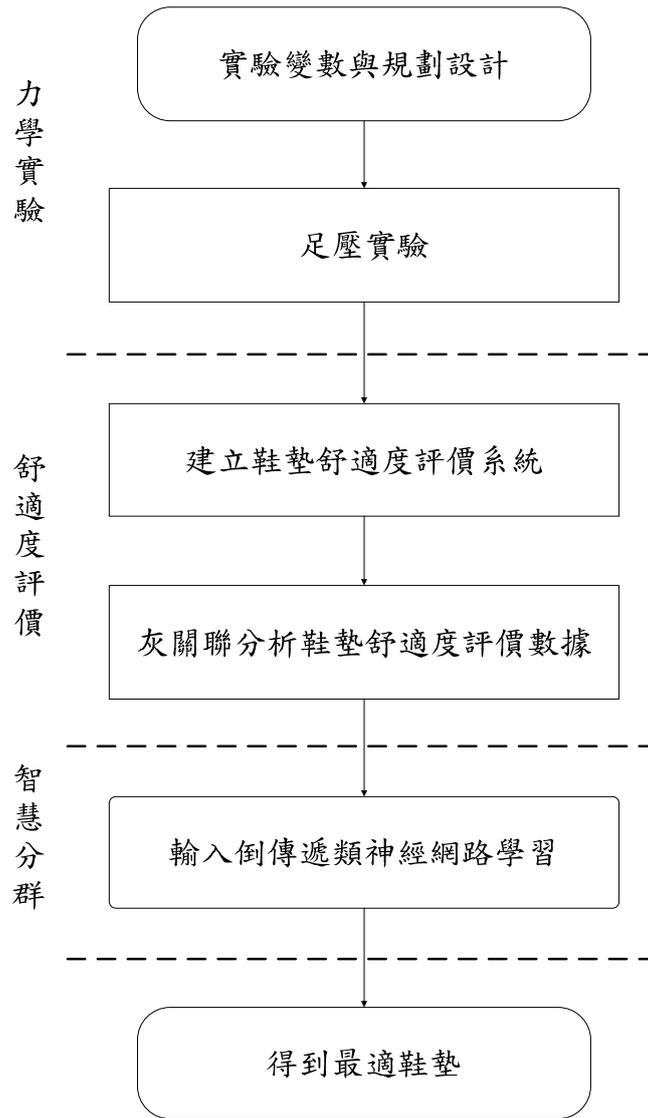


圖 4 研究流程圖

## 1.5 論文架構

本論文的研究架構共分成六章節，包含 1. 緒論、2. 評價模式建立、3. 舒適度評價系統建立、4. 實驗流程、5. 實驗結果與分析討論與 6. 結論與建議，說明如下。

## 1. 第一章 緒論

研究背景以「縮短設計流程」與「滿足顧客個別差異性需求」作為切入點，並進而說明足部的生理構造，與於作動時的力量傳遞路徑，及鞋墊對足部的重要性，最後則進一步探討現今市場的生產與運作模式，以點出本研究的差異性。回顧文獻為藉由各小節協助讀者對於本文所使用的理論能有初步瞭解。研究目的為說明本研究的目標，並界定研究的範疇。研究流程則是說明研究的分析步驟，與概略敘述步驟要點。

## 2. 第二章 舒適度評價模式建立

以舒適度評價模式的建構為概念，並藉由灰關聯計算作為評價的依據，接著依序介紹最終欲求的關聯度之計算流程，以進一步作為後續本研究於足底與鞋墊舒適度篩選的基礎。

## 3. 第三章 最適鞋墊系統建立

概略介紹類神經網路如何將真實世界的事件萃取後，並藉由內部架構進行學習與記憶，以衍伸運用至多方向的運用。再者，透過 Matlab 程式建構「最適鞋墊系統」，與透過 2D 圖形的小案例，進行識別與分群問題的驗證。

## 4. 第四章 實驗流程

依序說明本實驗的相關訂定，包含「實驗變數與相關規劃設計」、「足壓實驗」與「資料前處理」，其中，於實驗變數與相關規劃設計部份，將更明確地訂定出「實驗對象」、「實驗材料與設備」、「實驗環境」、「實驗變項控制」與「實驗假設與限制」，以定義出完備的實驗流程。

## 5. 第五章 實驗結果與分析討論

除呈現力學實驗的成果，與說明本研究透過 Matlab 程式計算灰關聯的過程外，並陳述倒傳遞類神經網路的分群學習效果，及透過五組樣本驗證後的差異性程度。再者，後續將文中各階段的成果分成「舒適度評價效果」與「智慧分群效果」，以進行分析與討論。

## 6. 第六章 結論與建議

針對本文中各階段的成果做出相關「結論」，與提出論文的「完成度」及所遭遇的「困難度」，再者也提供於未來研究的相關研究建議與方向。

## 第二章 舒適度評價模式建立

本研究藉由灰理論的運算簡單性與能夠解決訊息之不完整或不確定性，進行探討鞋墊的舒適關係。本章擬依據生理的力學實驗，透過灰關聯討論關聯程度的方式，得到足以顯示該足型的舒適鞋墊，達到建立一套直接而客觀的鞋墊舒適度評價計算。針對本研究中的「舒適度評價」課題，本章分成：2.1 節灰關聯分析簡介、2.2 節灰關聯因子空間與序列變換、2.3 節灰關聯空間與 2.4 節評價舒適度，詳述說明如下。

### 2.1 灰關聯分析簡介

人們在討論問題時，往往會針對影響問題的因素作一番比較與探討，以確定影響問題因素的重要性，或藉由分析各因素彼此間的相互關聯以增加對問題之瞭解，例如回歸統計分析或是數理統計分析，即是以分析資料的關聯為目的，但唯這類方法所需的資料量樣本往往較為龐大，且因受限於資料樣本取得不易與統計分析困難，故逐漸不符所需，相對地「灰關聯分析」恰好可由少量的資料分析，了解問題因子間的相互關聯，進而解決統計分析或是數理統計分析等方法的不足。

灰關聯分析的概念，主要針對資訊不完整與因子不明確的「關聯性」問題，透過量化與序化步驟進行多角度分析，並從少量的資訊中擷取出各因子間之關聯性，是一種「基數特徵型態」的分析方法。比如說，從相同初始值角度來探討事物間的關聯（初值化）；從平均值角度來探討事物間的關聯（均值化）；從上下界來探討事物間的關聯（最大最小化）；從高層次來探討事物間的關聯（累加生成）；從極性轉換來探討事物間的關聯（測度化）；從背景與環境改變來探討事物間的關聯（分辨係數）。因此，灰關聯運用量化方式來分析離散序列間的相關程度，並確保不會產生相互矛盾的結論。

一般來說，「參考序列」是資料序列中，用來作為比較基準的序列，比較其餘的因子序列與參考序列間之相關程度，以判斷何者為影響它的最深因素；相較於參考序列，其他用於跟參考序列作比較的所有序列便稱為「比較序列」。此外，當每個因子須依次成為參考序列者稱之為「整體性的灰關聯分析」(Global Grey Relational Analysis)，但若只有一個固定的參考序列，則稱之為「局部性的灰關聯分析」(Local Grey Relational Analysis)。於本研究中，採用局部性的灰關聯分析，分別由不同項目的數據中挑選出代表性樣本值，作為參考序列的設計標準(即最舒適之序列值)，以計算不同鞋墊的序列值對參考序列之灰關聯程度。

## 2.2 灰關聯因子空間與序列變換

為方便進行於灰關聯分析計算，首先定義  $x_i, x_j$  為序列

$$\begin{aligned} x_i &= (x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n)) \\ x_j &= (x_j(1), x_j(2), \dots, x_j(n)) \end{aligned}$$

接著，定義  $\omega$  為原始序列， $T$  為變換， $x = T(\omega)$ ，稱  $x$  為  $\omega$  的正規化序列。

$$\begin{aligned} \omega &= (\omega(1), \omega(2), \dots, \omega(n)) \\ x &= (x(1), x(2), \dots, x(n)) \end{aligned}$$

一般正規化序列包含：「初值化正規」、「平均化正規」、「最大值正規」、「最小值正規」、「區間值正規」與「單位向量正規」，如下所介紹：

### 1. 初值化正規

$$x(k) = T(\omega(k)) = \frac{\omega(k)}{\omega(1)}, \forall k \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (1)$$

即以序列中的第一個元素  $\omega(1)$ ，作為該序列元素的參考值數據。

## 2. 平均化正規

$$x(k) = T(\omega(k)) = \frac{\omega(k)}{\omega(\text{mean})}, \quad \omega(\text{mean}) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \omega(k) \quad (2)$$

即以序列所有元素平均，作為該序列元素的參考值數據。

## 3. 最大值正規

$$x(k) = T(\omega(k)) = \frac{x(k)}{\omega(\text{max})} \quad (3)$$

即以序列中的最大值，作為該序列元素參考值的數據。

## 4. 最小值正規

$$x(k) = T(\omega(k)) = \frac{\omega(\text{min})}{x(k)} \quad (4)$$

即以序列中的最小值，作為該序列元素參考值數據。

## 5. 區間值正規

$$x(k) = T(\omega(k)) = \frac{\omega(k) - \omega(\text{min})}{\omega(\text{max}) - \omega(\text{min})}, \quad \omega(\text{min}) = \min_k \omega(k), \quad \omega(\text{max}) = \max_k \omega(k) \quad (5)$$

即以序列中最大值與最小值的差，作為該序列元素的參考值數據。

## 6. 單位向量正規

$$x(k) = T(\omega(k)) = \frac{\omega(k)}{\omega(norm)}, \quad \omega(norm) = \sqrt{\sum_{k=1}^n \omega(k)^2} \quad (6)$$

即以序列的單位向量，作為該序列元素的參考值數據。

因此，茲以序列的初值化、平均化、最大值、最小值、區間值與單位向量正規方法做計算，舉例如下：

若有一序列為 $\omega_1$ 與 $\omega_2$ ，以初值化、平均值化與區間值化作正規值計算？

$$\omega_1 = (300, 400, 820)$$

$$\omega_2 = (28, 3, 54)$$

則，

### (a) 初值化

$$x_1(1) / x_1(1) = 300 / 300 = 1$$

$$x_1(2) / x_1(1) = 400 / 300 = 1.3333$$

$$x_1(3) / x_1(1) = 820 / 300 = 2.7333$$

$$x_2(1) / x_2(1) = 28 / 28 = 1$$

$$x_2(2) / x_2(1) = 3 / 28 = 0.1071$$

$$x_2(3) / x_2(1) = 54 / 28 = 1.9286$$

$$\Rightarrow x_1 = (1, 1.3333, 2.7333)$$

$$x_2 = (1, 0.1071, 1.9286)$$

### (b) 平均值化

$$\omega_1(\text{mean}) = \frac{1}{3}(300 + 400 + 820) = 506.6666$$

$$\omega_2(\text{mean}) = \frac{1}{3}(28 + 3 + 54) = 28.3333$$

$$x_1(1) = 300 / 506.6666 = 0.5921$$

$$x_1(2) = 400 / 506.6666 = 0.7895$$

$$x_1(3) = 820 / 506.6666 = 1.6184$$

$$x_2(1) = 28 / 28.3333 = 0.9882$$

$$x_2(2) = 3 / 28.3333 = 0.1059$$

$$x_2(3) = 54 / 28.3333 = 1.9059$$

$$\Rightarrow x_1 = (0.5921, 0.7895, 1.6184)$$

$$x_2 = (0.9882, 0.1059, 1.9059)$$

(c) 區間值化

$$x_1(1) = \frac{300-300}{820-300} = 0$$

$$x_1(2) = \frac{400-300}{820-300} = 0.1923$$

$$x_1(3) = \frac{820-300}{820-300} = 1$$

$$x_2(1) = \frac{28-3}{54-3} = 0.4920$$

$$x_2(2) = \frac{3-3}{54-3} = 0$$

$$x_2(3) = \frac{54-3}{54-3} = 1$$

$$\Rightarrow x_1 = (0, 0.1923, 1)$$

$$x_2 = (0.4920, 0, 1)$$

## 2.3 灰關聯空間

為了介紹灰關聯空間，需對「灰關聯係數」與「灰關聯度」有某些規範。首先，若令  $X$  為灰關聯因子空間

$$X = (x_i | i \in I), \quad I = \{0, 1, 2, \dots, m\}, m \geq 2$$

$$x_i(k) \in x_i, \quad k \in \{1, 2, \dots, n\}, n \geq 3$$

令  $\gamma(x_0(k), x_i(k))$  為各因子間關聯係數，而  $\gamma(x_0, x_i)$  為各因子間的關聯係數平均值，且  $\gamma(x_0(k), x_i(k))$  與  $\gamma(x_0, x_i)$  皆為正實數。因此，若滿足

## 1. 規範公理

$$0 < \gamma(x_0, x_i) \leq 1$$

$$\gamma(x_0, x_i) = 1, \text{ if } x_0 = x_i$$

$$\gamma(x_0, x_i) = 0 \Leftrightarrow x_0, x_i \in \phi \text{ (空集)}$$

根據上述定義，簡單來說當  $\gamma(x_0, x_i) = 1$ ，稱  $x_i$  與  $x_0$  兩序列為完全相關；當  $\gamma(x_0, x_i) = 0$ ，則稱  $x_i$  與  $x_0$  兩序列為完全不相關。

## 2. 接近性公理

$|x_0(k) - x_i(k)|$  愈小，則  $\gamma(x_0(k), x_i(k))$  愈大，故稱  $\gamma(x_0(k), x_i(k))$  以  $x_0$  為參考列， $x_i$

為比較列的前提下， $x_i$  對於  $x_0$  在  $k$  點的灰關聯係數可由

$$\gamma(x_0(k), x_i(k)) = \frac{\min_i \min_k \Delta_i(k) + \zeta \max_i \max_k(k)}{\Delta_i(k) + \zeta \max_i \max_k(k)} \quad (7)$$

求得，一般常以  $\xi_{0i}$  代表  $\gamma(x_0(k), x_i(k))$ 。其中， $\zeta$  為分辨係數，而  $\Delta_i(k)$  為距離計算

$$\Delta_i(k) = \Delta_{0i}(k) = |x_0(k) - x_i(k)| \quad (8)$$

$\gamma(x_0, x_i)$  為  $\gamma(x_0(k), x_i(k))$  平均值。 $\gamma(x_0, x_i)$  為  $x_i$  對於  $x_0$  的灰關聯度

$$\gamma(x_0, x_i) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \gamma(x_0(k), x_i(k)) \quad (9)$$

則可計算  $x_i$  對  $x_0$  的灰關聯度  $\gamma$ ，亦即灰關聯映射（從  $x_0, x_i$  到  $\gamma(x_0, x_i)$ ）， $\Gamma$  是  $\gamma$  的全體，

稱 $(X, \Gamma)$ 為灰關聯空間。此外，在灰關聯因子空間 $X$ ，與灰關聯空間 $(X, \Gamma)$ 上，若有

$\gamma(x_0, x_j), \gamma(x_0, x_p), \dots, \gamma(x_0, x_q)$ 滿足

$$\gamma(x_0, x_j) > \gamma(x_0, x_p) > \dots > \gamma(x_0, x_q)$$

$$\text{或 } \gamma_j > \gamma_p > \dots > \gamma_q$$

則稱上述排列為灰關聯序（Grey Relational Order）。

因此，有關於灰關聯係數與灰關聯度的計算，舉例如下：

某國家年續四年的農業 $\omega_1$ 、工業 $\omega_2$ 、運輸業 $\omega_3$ 與商業 $\omega_4$ 之經濟營運，如下序列，

將農業 $\omega_1$ 當成參考序列，與工業 $\omega_2$ 、運輸業 $\omega_3$ 與商業 $\omega_4$ 作為比較序列，分別比較彼此

間的關聯程度？

$$\omega_1 = (\omega_1(1), \omega_1(2), \omega_1(3), \omega_1(4),)$$

$$= (39.85, 35.44, 34.49, 33.84)$$

$$\omega_2 = (\omega_2(1), \omega_2(2), \omega_2(3), \omega_2(4),)$$

$$= (44.53, 44.98, 45.3, 45.73)$$

$$\omega_3 = (\omega_3(1), \omega_3(2), \omega_3(3), \omega_3(4),)$$

$$= (3.59, 3.56, 3.9, 3.74)$$

$$\omega_4 = (\omega_4(1), \omega_4(2), \omega_4(3), \omega_4(4),)$$

$$= (6.67, 10.2, 9.79, 10.07)$$

1. 首先參考式(6)，對 $\omega_{1,2,3,4}$ ； $i=1,2,3,4$ 做初值化正規

$$x_1(k) = \frac{\omega_1(k)}{\omega_1(1)} = \frac{\omega_1(k)}{39.85}$$

$$\Rightarrow x_1(1) = \frac{\omega_1(1)}{39.85} = \frac{39.85}{39.85} = 1$$

$$\Rightarrow x_1(2) = \frac{\omega_1(2)}{39.85} = \frac{35.44}{39.85} = 0.8893$$

$$\Rightarrow x_1(3) = \frac{\omega_1(3)}{39.85} = \frac{34.49}{39.85} = 0.8654$$

$$\Rightarrow x_1(4) = \frac{\omega_1(4)}{39.85} = \frac{33.84}{39.85} = 0.8491$$

$$x_1 = (x_1(1), x_1(2), x_1(3), x_1(4)) \\ = (1, 0.8893, 0.8654, 0.8491)$$

$$x_2(k) = \frac{\omega_2(k)}{\omega_2(1)} = \frac{\omega_2(k)}{44.53}$$

$$\Rightarrow x_2(1) = \frac{\omega_2(1)}{44.53} = \frac{44.53}{44.53} = 1$$

$$\Rightarrow x_2(2) = \frac{\omega_2(2)}{44.53} = \frac{44.98}{44.53} = 1.0101$$

$$\Rightarrow x_2(3) = \frac{\omega_2(3)}{44.53} = \frac{45.3}{44.53} = 1.0172$$

$$\Rightarrow x_2(4) = \frac{\omega_2(4)}{44.53} = \frac{45.73}{44.53} = 1.0269$$

$$x_2 = (x_2(1), x_2(2), x_2(3), x_2(4)) \\ = (1, 1.0101, 1.0172, 1.0269)$$

$$x_3(k) = \frac{\omega_3(k)}{\omega_3(1)} = \frac{\omega_3(k)}{44.53}$$

$$\Rightarrow x_3(1) = \frac{\omega_3(1)}{3.59} = \frac{3.59}{3.59} = 1$$

$$\Rightarrow x_3(2) = \frac{\omega_3(2)}{3.59} = \frac{3.56}{3.59} = 0.9916$$

$$\Rightarrow x_3(3) = \frac{\omega_3(3)}{3.59} = \frac{3.9}{3.59} = 1.0863$$

$$\Rightarrow x_3(4) = \frac{\omega_3(4)}{3.59} = \frac{3.74}{3.59} = 1.0417$$

$$x_3 = (x_3(1), x_3(2), x_3(3), x_3(4)) \\ = (1, 0.9916, 1.0863, 1.0417)$$

$$x_4(k) = \frac{\omega_4(k)}{\omega_4(1)} = \frac{\omega_4(k)}{6.67}$$

$$\Rightarrow x_4(1) = \frac{\omega_4(1)}{6.67} = \frac{6.67}{6.67} = 1$$

$$\Rightarrow x_4(2) = \frac{\omega_4(2)}{6.67} = \frac{10.2}{6.67} = 1.5292$$

$$\Rightarrow x_4(3) = \frac{\omega_4(3)}{6.67} = \frac{9.79}{6.67} = 1.4677$$

$$\Rightarrow x_4(4) = \frac{\omega_4(4)}{6.67} = \frac{10.07}{6.67} = 1.5097$$

$$x_4 = (x_4(1), x_4(2), x_4(3), x_4(4)) \\ = (1, 1.5292, 1.4677, 1.5097)$$

2. 求序列間的因子距離 $\Delta_i$ ，令 $x_i, i=1$ 為參考序列， $x_i, i=2,3,4$ 為比較序列，則

$$\Delta_{1i}(k) = |x_1(k) - x_i(k)|$$

$$\Delta_{1i}(k) = (\Delta_{1i}(1), \Delta_{1i}(2), \Delta_{1i}(3), \Delta_{1i}(4),)$$

令  $i = 2, 3, 4 ; k = 1, 2, 3, 4$

$$\Delta_{12}(1) = |x_1(1) - x_2(1)|$$

$$\Rightarrow |1 - 1| = 0$$

$$\Delta_{12}(2) = |x_1(2) - x_2(2)|$$

$$\Rightarrow |0.8893 - 1.0101| = 0.1208$$

$$\Delta_{12}(3) = |x_1(3) - x_2(3)|$$

$$\Rightarrow |0.8654 - 1.0172| = 0.1518$$

$$\Delta_{12}(4) = |x_1(4) - x_2(4)|$$

$$\Rightarrow |0.8491 - 1.0269| = 0.1778$$

$$\begin{aligned} \Delta_{12} &= (\Delta_{12}(1), \Delta_{12}(2), \Delta_{12}(3), \Delta_{12}(4)) \\ &= (0, 0.1028, 0.1518, 0.1778) \end{aligned}$$

$$\Delta_{13}(1) = |x_1(1) - x_3(1)|$$

$$\Rightarrow |1 - 1| = 0$$

$$\Delta_{13}(2) = |x_1(2) - x_3(2)|$$

$$\Rightarrow |0.8893 - 0.9916| = 0.1023$$

$$\Delta_{13}(3) = |x_1(3) - x_3(3)|$$

$$\Rightarrow |0.8654 - 1.0863| = 0.2209$$

$$\Delta_{13}(4) = |x_1(4) - x_3(4)|$$

$$\Rightarrow |0.8491 - 1.0417| = 0.1926$$

$$\begin{aligned} \Delta_{13} &= (\Delta_{13}(1), \Delta_{13}(2), \Delta_{13}(3), \Delta_{13}(4)) \\ &= (0, 0.1023, 0.2209, 0.1926) \end{aligned}$$

$$\Delta_{14}(1) = |x_1(1) - x_4(1)|$$

$$\Rightarrow |1 - 1| = 0$$

$$\Delta_{14}(2) = |x_1(2) - x_4(2)|$$

$$\Rightarrow |0.8893 - 1.5292| = 0.6399$$

$$\Delta_{14}(3) = |x_1(3) - x_4(3)|$$

$$\Rightarrow |0.8654 - 1.467| = 0.6016$$

$$\Delta_{14}(4) = |x_1(4) - x_4(4)|$$

$$\Rightarrow |0.8491 - 1.5097| = 0.6606$$

$$\begin{aligned} \Delta_{14} &= (\Delta_{14}(1), \Delta_{14}(2), \Delta_{14}(3), \Delta_{14}(4)) \\ &= (0, 0.6399, 0.6016, 0.6606) \end{aligned}$$

接著，對  $\Delta_i, i = 1, 2, 3, 4$  比較，得

$$\max_i \max_k |x_1(k), x_i(k)| = \max_i \max_k \Delta_i(k) = 0.6606$$

$$\min_i \min_k |x_1(k), x_i(k)| = \min_i \min_k \Delta_i(k) = 0$$

3. 設定辨識係數  $\zeta = 0.5$ ，並計算灰關聯係數

$$\begin{aligned}\gamma(x_1(k), x_i(k)) &= \frac{\min_i \min_k \Delta_i(k) + 0.5 \max_i \max_k(k)}{\Delta_i(k) + 0.5 \max_i \max_k(k)} \\ &\Rightarrow \frac{0.5 \times 0.6606}{\Delta_i(k) + (0.5 \times 0.6606)} \\ &\Rightarrow \frac{0.3303}{\Delta_i(k) + 0.3303}\end{aligned}$$

令  $i = 2 ; k = 1, 2, 3, 4$

$$\begin{aligned}\gamma(x_1(1), x_2(1)) &= \frac{0.3303}{\Delta_{12}(1) + 0.3303} = \frac{0.3303}{0 + 0.3303} = 1 \\ \gamma(x_1(2), x_2(2)) &= \frac{0.3303}{\Delta_{12}(2) + 0.3303} = \frac{0.3303}{0.1208 + 0.3303} = 0.7322 \\ \gamma(x_1(3), x_2(3)) &= \frac{0.3303}{\Delta_{12}(3) + 0.3303} = \frac{0.3303}{0.1518 + 0.3303} = 0.6851 \\ \gamma(x_1(4), x_2(4)) &= \frac{0.3303}{\Delta_{12}(4) + 0.3303} = \frac{0.3303}{0.1779 + 0.3303} = 0.6501\end{aligned}$$


---

$$\begin{aligned}\gamma(x_1(1), x_3(1)) &= \frac{0.33035}{\Delta_{13}(1) + 0.33035} = \frac{0.3303}{0 + 0.3303} = 1 \\ \gamma(x_1(2), x_3(2)) &= \frac{0.3303}{\Delta_{13}(2) + 0.3303} = \frac{0.3303}{0.1023 + 0.3303} = 0.7635 \\ \gamma(x_1(3), x_3(3)) &= \frac{0.3303}{\Delta_{13}(3) + 0.3303} = \frac{0.3303}{0.2209 + 0.3303} = 0.5992 \\ \gamma(x_1(4), x_3(4)) &= \frac{0.3303}{\Delta_{13}(4) + 0.3303} = \frac{0.3303}{0.1926 + 0.3303} = 0.6317\end{aligned}$$


---

$$\gamma(x_1(1), x_4(1)) = \frac{0.3303}{\Delta_{14}(1) + 0.3303} = \frac{0.3303}{0 + 0.3303} = 1$$

$$\gamma(x_1(2), x_4(2)) = \frac{0.3303}{\Delta_{14}(2) + 0.3303} = \frac{0.3303}{0.6399 + 0.3303} = 0.3404$$

$$\gamma(x_1(3), x_4(3)) = \frac{0.3303}{\Delta_{14}(3) + 0.3303} = \frac{0.3303}{0.6016 + 0.3303} = 0.3544$$

$$\gamma(x_1(4), x_4(4)) = \frac{0.3303}{\Delta_{14}(4) + 0.3303} = \frac{0.3303}{0.6606 + 0.3303} = 0.3333$$

所以記  $\xi_{12}, \xi_{13}, \xi_{14}$  為  $\gamma(x_1(k), x_2(k))$ 、 $\gamma(x_1(k), x_3(k))$  與  $\gamma(x_1(k), x_4(k))$ ， $k=1, 2, 3, 4$  為構

成的序列

$$\xi_{12} = (1, 0.7322, 0.6851, 0.6501)$$

$$\xi_{13} = (1, 0.7635, 0.5992, 0.6317)$$

$$\xi_{14} = (1, 0.3404, 0.3544, 0.3333)$$

並依灰關聯度定義

$$\gamma(x_1, x_2) = \frac{1}{4} \sum_{k=1}^4 \gamma(x_1(k), x_2(k)), k=1, 2, 3, 4$$

因此，令  $i=2, 3, 4$

$$\begin{aligned} \gamma(x_1, x_2) &= \frac{1}{4} \sum_{k=1}^4 \gamma(x_1(k), x_2(k)) \\ &\Rightarrow \frac{1}{4}(1 + 0.7322 + 0.6851 + 0.6501) \\ &= 0.7669 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \gamma(x_1, x_3) &= \frac{1}{4} \sum_{k=1}^4 \gamma(x_1(k), x_3(k)) \\ &\Rightarrow \frac{1}{4}(1 + 0.7635 + 0.5992 + 0.6317) \\ &= 0.7486 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\gamma(x_1, x_4) &= \frac{1}{4} \sum_{k=1}^4 \gamma(x_1(k), x_4(k)) \\ &\Rightarrow \frac{1}{4}(1 + 0.3404 + 0.3544 + 0.3333) \\ &= 0.5070\end{aligned}$$

4. 故，基於  $\gamma(x_1, x_2)$  可求得灰關聯排序為

$$\begin{array}{ccc}\gamma(x_1, x_2) & > & \gamma(x_1, x_3) & > & \gamma(x_1, x_4) \\ 0.7669 & & 0.7486 & & 0.5070\end{array}$$

$$\text{或 } x_2 > x_3 > x_4$$

故灰關聯排序為  $\omega_2 > \omega_3 > \omega_4$ ，因此從灰關聯分析結果可看出，農業  $x_1$  與工業  $x_2$  的關聯度最大，其次為運輸業  $x_3$ ，關聯度最低為商業  $x_4$ 。

## 2.4 評價舒適度

在本研究中將依據足部壓力數據作為舒適度評價，而評價舒適度的方法則以灰關聯作為分析之理論，因本研究以人體足部壓力（小樣本）作為明確的生理資訊，以討論不明確的舒適度信息，此方式正符合灰色理論的概念，「外延信息清楚，內涵信息不明確之系統」與「針對不確定性、多變量輸入、離散數據與數據不完整性做有效的處理」，也就是說本研究將在訊息缺乏下挖掘系統本質，得到最佳的解答。相關的舒適度評價計算方式，將藉由下列依序介紹。

於本節評價舒適度的方法為：藉由變數與參數的關聯作為關聯度的計算依據，步驟共分為七大項，包括 1. 定義序列、2. 正規化計算、3. 定義參考序列、4. 計算灰關聯

距離、5. 設定辨識係數、6. 計算灰關聯度與 7. 建立灰關聯排序，計算流程如圖 5，詳細說明如下：

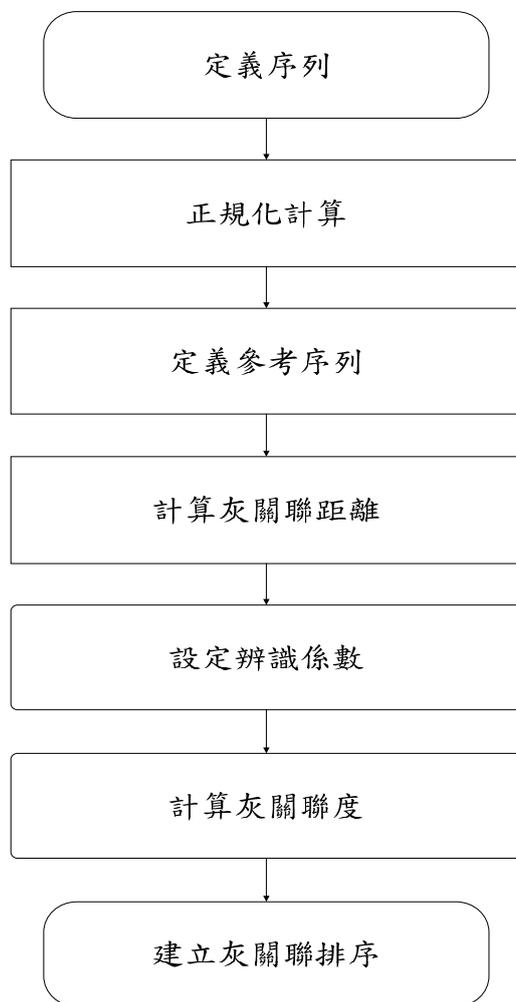


圖 5 灰關聯流程圖

### 1. 定義序列

有一序列  $x_i(x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(k)) \in X$ ，其中  $i = 0, 1, 2, \dots, n$ ； $k = 1, 2, 3, \dots, m$ ； $m, n \in N$ ，

即

$$\begin{aligned}
x_0 &= (x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(k)) \\
x_1 &= (x_1(1), x_1(2), \dots, x_1(k)) \\
x_2 &= (x_2(1), x_2(2), \dots, x_2(k)) \\
&\vdots \\
x_n &= (x_n(1), x_n(2), \dots, x_n(k))
\end{aligned}$$

接著，定義序列為運用局部性灰關聯度或整體性灰關聯度作為計算方針，若運用局部性灰關聯度，則僅取  $x_0(k)$  作為參考序列；但相反地若是運用整體性灰關聯度，即是代表任一序列  $x_i(k)$  均可作為參考序列。

## 2. 正規化 (Normalize) 計算

將原始序列的各個變數值壓縮至 1~0 之間，方便於計算與比較。故假若樣本為  $X_1, X_2, \dots, X_i$ ，則  $X_i$  的正規值為式(6)

## 3. 定義參考序列

根據各期望參數值，來決定參考序列  $X_0$ 。

## 4. 計算灰關聯距離

為分析各因子間的差異距離，可透過式(8)做為差異程度的指標。

## 5. 設定辨識係數 (Distinguished Coefficient) $\zeta$

分辨係數  $\zeta$  為 0~1 間的實數值，大小可根據實際需要作適當的調整，再者灰關聯度亦進行同步調整，但此做法並不會改變灰關聯序，而設定辨識係數目的在於控制係數的大小以利判斷，公式參考式(7)。

## 6. 計算灰關聯度 (Grey Relational Grade)

將灰關聯係數乘上權值後所得的加權平均即為該灰關聯度  $\Gamma_{0i}$ 。當灰關聯度值愈大，代表愈接近所定義的參考序列，亦即，關聯度愈高；反之則否。公式參考式(9)。

## 7. 灰關聯排序 (Grey Relational Ordinal)

決策的依據為灰關聯度  $\Gamma_{0i}$  值，當某一值愈大將被認定為首要選擇，反之則為次要選項，因此排序可依  $\Gamma_{0i}$  值的大小決定，排序結果由高至低。

## 第三章 最適鞋墊系統建立

類神經網路擁有識配容錯、快速學習與樣型分群等特性，本研究欲透過類神經網路模型中的倒傳遞類神經網路作為學習過程之系統工具。透過類神經網路進行足壓與鞋墊款式的資料學習及識別，建立一個可取代專家知識，並且具有自動評價鞋墊舒適度的系統。之後，根據不同的足壓，系統將有能力從資料庫中挑選出最適合的鞋墊款式，做為提供設計師進行設計決策時的依據。為了方便說明，本章節共分成 3 個子小節：3.1 節類神經網路架構、3.2 節倒傳遞類神經網路與 3.3 節倒傳遞類神經網路訓練。

於 3.1 節，將由生物學的角度來介紹類神經網路之基本架構；於 3.2 節，進一步針對目前使用最廣泛的倒傳遞類神經網路做學理介紹，並詳細說明倒傳遞類神經網路的計算流程；為了驗證倒傳遞類神經網路的學習，於 3.3 節倒傳遞類神經網路訓練，透過動量最陡坡降演算法使網路具備較快的收斂性能，並藉由小案例進行模擬，最後以結果來探討網路參數的設定對學習效果之影響。

### 3.1 類神經網路架構

類神經網路是一種參考人類神經生理，結合數理統計，擁有學習、歸納與引伸行為的智慧型資訊處理系統。類神經網路於諸多領域中的應用，看似截然不同的出發點考量，卻經常有其相通與共同的存在問題點，關鍵在於學習與記憶是如何將真實世界的事件萃取，轉換成可在腦中存取的「碼」，並據以產生決策做為生活中每一動作的命令？

由生物神經學角度來看，人類大腦是由密集且相互連結的神經元（神經細胞）所組成，神經元間的訊號傳遞則是透過複雜之電化學反應來激發。細胞突觸所釋放的化學物質會導致細胞體電壓發生變化，當電壓達到某個臨界值時，就會透過軸突向另一神經元傳送一個動作電位（電脈衝）。經由不斷的電位刺激，神經元將逐漸自行調整之間連結，

導致「正確答案」的連結會被強化，「錯誤答案」的連結則被弱化，因此神經網路能夠透過經驗進行學習。然而，少數神經元或連結的損傷，並不會對神經網路的運作造成大程度影響，原因在於神經網路的資訊儲存，屬於分散式的記憶，其資訊是散布在許多連結上，小部分連結損傷並不會造成嚴重影響，而是造成功能略微降低，也就是「優雅劣化」的特性。因此基於類神經網路採用與此相似的記憶特性，於不完整或有雜訊的輸入，網路也能做出正確處理，稱之為「模糊推論」的能力。

為使類神經網路能正確運作，則必須透過訓練的方式，使其反覆的學習直到對每個輸入都能正確對應到所需之輸出，亦即使類神經網路的輸出值愈接近目標值，因此在學習前必須分割出一個訓練樣本，使學習的過程中有一個參考，訓練樣本的建立來自於實際系統之輸入、輸出與過往經驗。類神經網路的工作性能與訓練樣本有直接關係，若訓練樣本不正確、太少或是太相似，則工作區間與能力將大打折扣，換句話說，訓練樣本就是類神經網路的老師，因此，訓練樣本越多、越正確與差異性越大，類神經網路的能力就越強，再者，隨訓練次數增加其連結權值便會逐漸被調整，使得目標值與類神經網路的輸出兩者誤差越來越小。

一般來說，類神經網路的基本架構可分為「處理單元」、「層」與「網路」三層次：

#### （一）處理單元（Processing Element, PE）

處理單元或譯為人工神經元，為組成類神經網路的基本單元，依作用的不同分成集成函數（Summation Function）、作用函數（Activity Function）與轉換函數（Transfer Function）。其中處理單元中最常使用與討論的是轉換函數，轉換函數直接影響了網路的學習結構，透過不同轉換函數會使得所建構的網路擁有不同特性。各單元（參數）的關聯與計算流程如圖 6 所示。

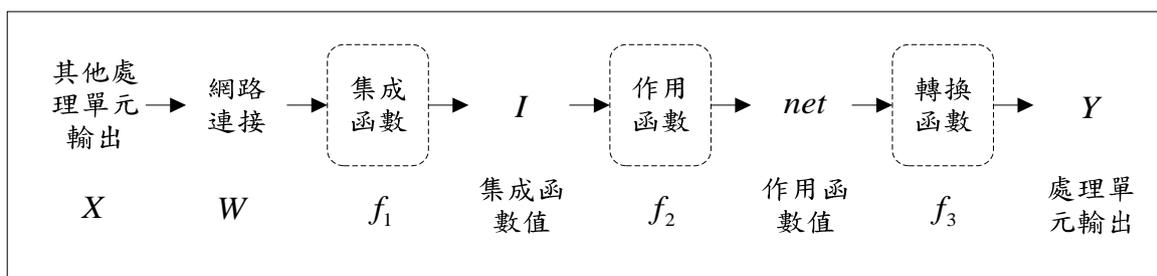


圖 6 處理單元的作用

### 1. 集成函數

集成函數於網路中扮演著訊息加總的角色，主要是將其他處理單元透過網路連結所傳來的計算結果加以綜合，即

$$I = f_1(W, X)$$

其中， $W$  為網路的權值， $X$  為其他處理單元輸出， $Y$  為處理單元輸出。一般來說，常用的集成函數有兩種：(a) 加權乘積和與 (b) 歐式距離和，以下分別介紹其公式：

#### (a) 加權乘積和

$$I_j = \sum_i w_{ij} X_i$$

#### (b) 歐式距離和

$$I_j = \sum_i |X_i - w_{ij}|$$

## 2. 作用函數

目的是將集成函數的值與處理單元之網路狀態（包含權值及偏權值）加以綜合

$$net_j = f_2(I_j^n, I_j^{n-1}, net_j^{n-1})$$

常用的作用函數有三種：(a) 直接使用集成函數輸出、(b) 加入前次集成函數輸出與 (c) 加入前次作用函數輸出，以下分別介紹其公式：

(a) 直接使用集成函數輸出

$$net_j^n = I_j^n$$

(b) 加入前次集成函數輸出

$$net_j^n = I_j^n + c \cdot I_j^{n-1}$$

(c) 加入前次作用函數輸出

$$net_j^n = I_j^n + c \cdot net_j^{n-1}$$

一般類神經網路的作用函數是直接使用函數輸出，但倒傳遞類神經網路模式則是加入前次作用函數的輸出。

## 3. 轉換函數

將作用函數輸出值以轉換成處理單元的輸出

$$Y = f_3(net)$$

，較常被使用的非線性轉移函數有：(a) 硬限幅函數 (Hard-Limit Function)、(b) 對稱硬限幅函數 (Symmetric Hard-Limit Function)、(c) 正線性函數 (Positive Linear Function)、(d) 雙曲線正切函數 (Hyperbolic Tangent Sigmoid Function)、(e) 線性函數 (Linear Function)、(f) 對稱飽和線性函數 (Symmetric Saturating Linear Function)、(g) 雙彎曲函數 (Log-Sigmoid Function)、(h) 高斯函數 (Gaussian Function) 與 (i) 飽和線性函數 (Saturating Linear Function)，以下分別介紹：

(a) 硬限幅函數 (圖 7)

$$h(net) = \begin{cases} 1 & \text{for } net \geq 0 \\ 0 & \text{for } net < 0 \end{cases}$$

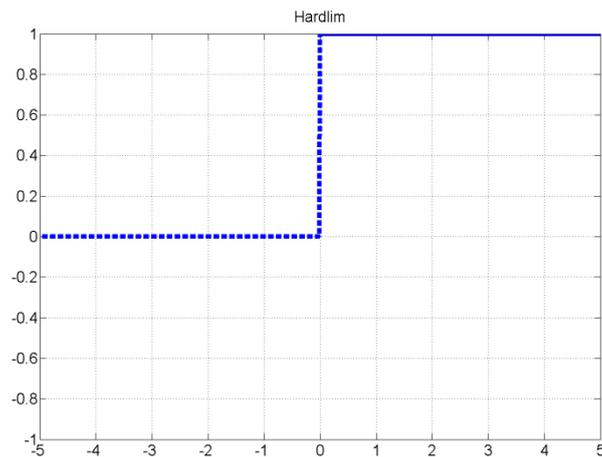


圖 7 硬限幅函數

(b) 對稱硬限幅函數 (圖 8)

$$h(\text{net}) = \begin{cases} 1 & \text{for } \text{net} \geq 0 \\ -1 & \text{for } \text{net} \leq 0 \end{cases}$$

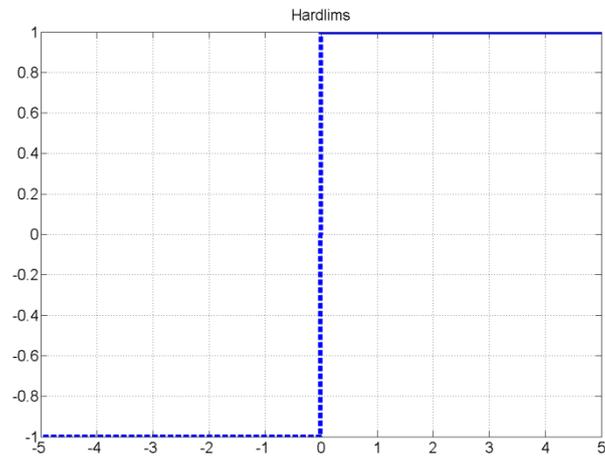


圖 8 對稱硬限幅函數

(c) 正線性函數 (圖 9)

$$h(\text{net}) = \begin{cases} \text{net} & \text{for } \text{net} \geq 0 \\ 0 & \text{for } \text{net} < 0 \end{cases}$$

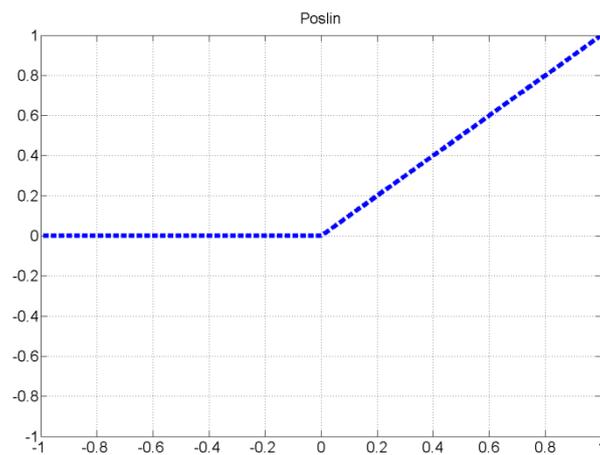


圖 9 正線性函數

(d) 雙曲線正切函數 (圖 10)

$$h(net) = \frac{e^\lambda - e^{-\lambda}}{e^\lambda + e^{-\lambda}}$$

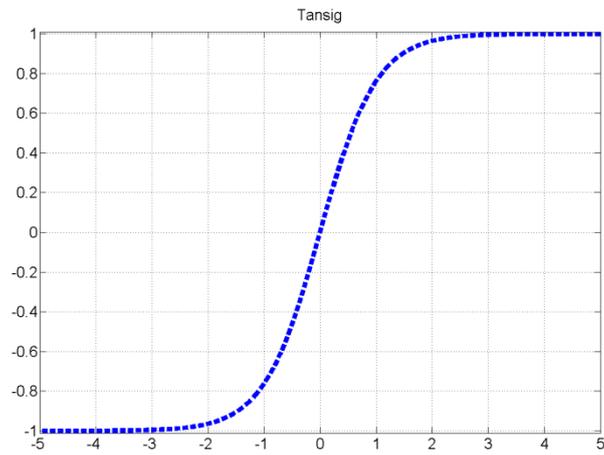


圖 10 雙曲線正切函數

(e) 線性函數 (圖 11)

$$h(net) = net$$

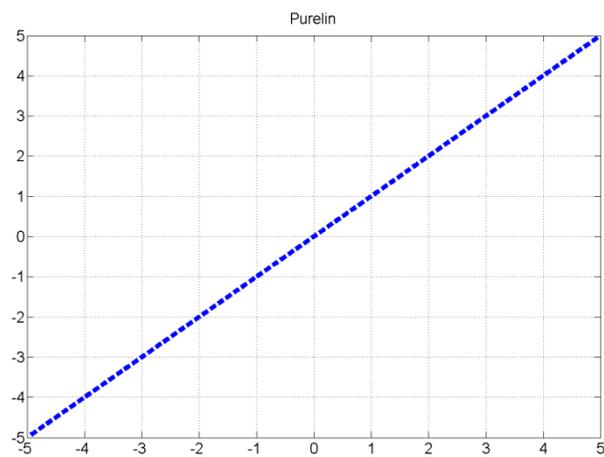


圖 11 線性函數

(f) 對稱飽和線性函數 (圖 12)

$$h(net) = \begin{cases} 1 & \text{for } net > 1 \\ net & \text{for } -1 \leq net \leq 1 \\ -1 & \text{for } net < -1 \end{cases}$$

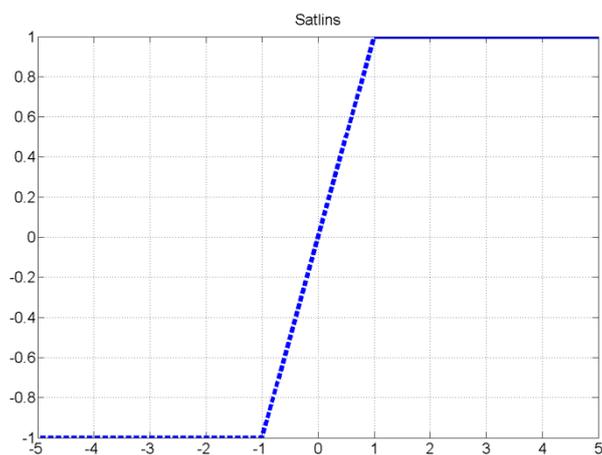


圖 12 對稱飽和線性函數

(g) 雙彎曲函數 (圖 13)

$$h(net) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda}}$$

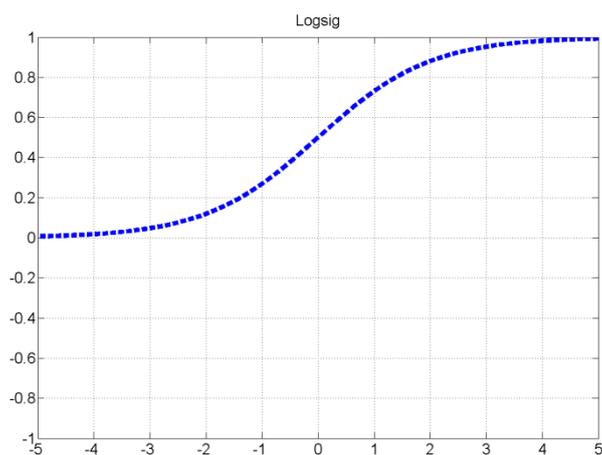


圖 13 雙彎曲函數

(h) 高斯函數 (圖 14)

$$h(net) = \exp\left(\frac{-net^2}{\sigma^2}\right)$$

其中  $\sigma^2$  為  $net$  的變異數

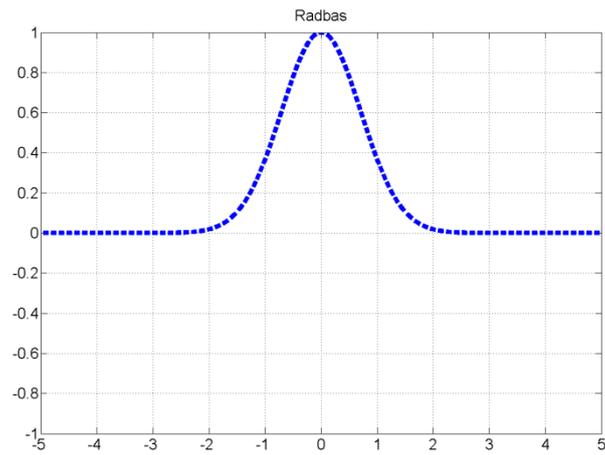


圖 14 高斯函數

(i) 飽和線性函數 (圖 15)

$$h(\text{net}) = \begin{cases} 1 & \text{for } \text{net} > 1 \\ \text{net} & \text{for } 1 \geq \text{net} \geq 0 \\ 0 & \text{for } \text{net} < 0 \end{cases}$$

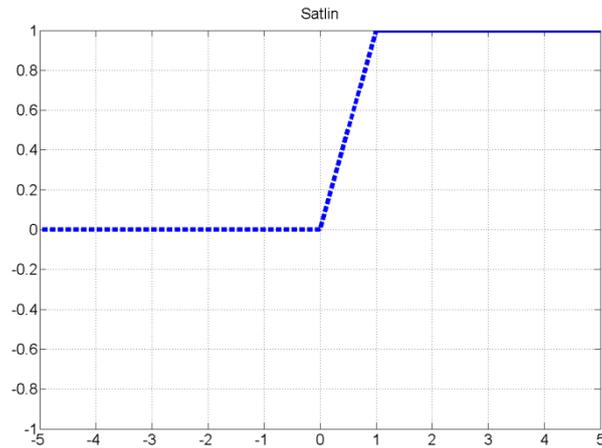
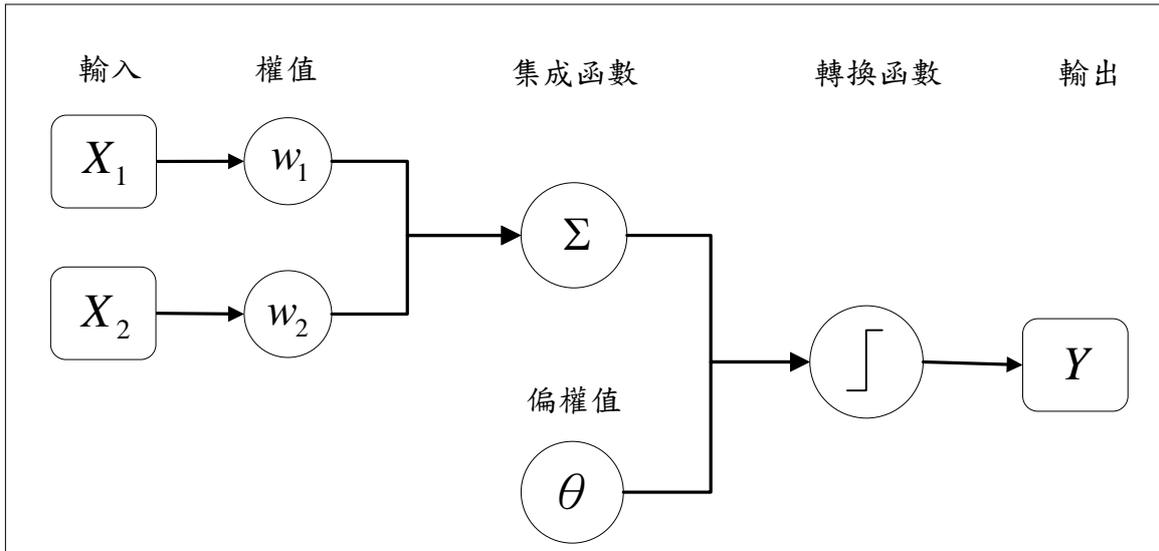


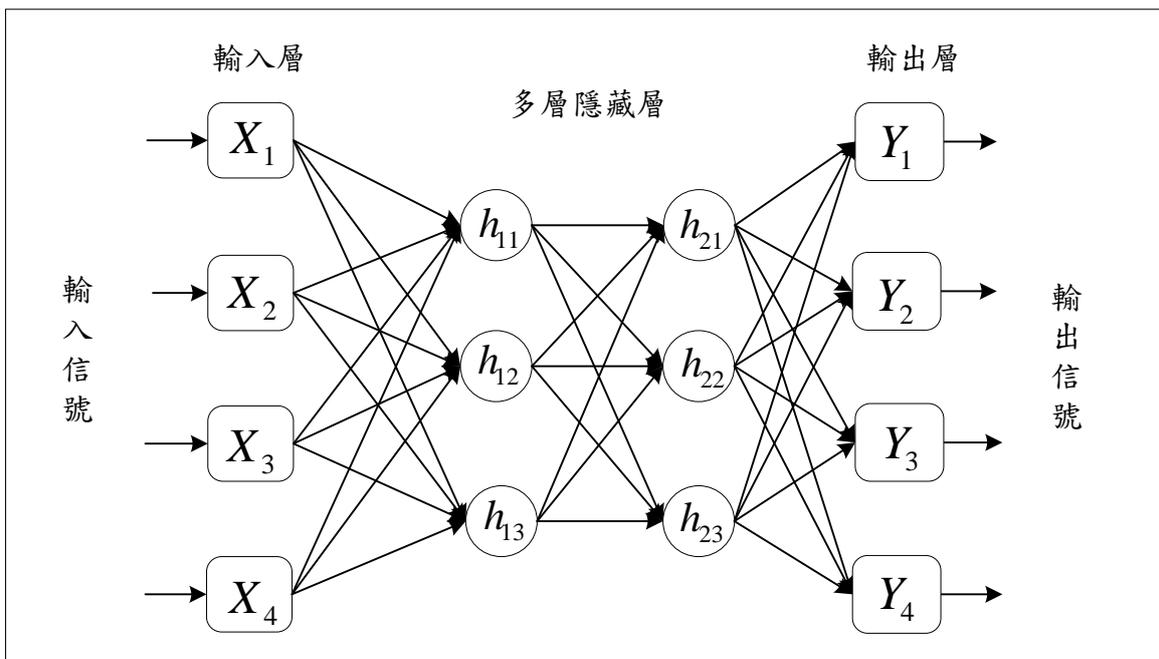
圖 15 飽和線性函數

## (二) 層 (Layer)

若干相同作用的處理單元集成層，其本身具有競爭化輸出與競爭化學習的特性。於一個基本的神經網路中，會包含輸入層、隱藏層與輸出層的結構。輸入層為接收來自外部的輸入信號，重新將信號發送給隱藏層的所有神經元，但實際上輸入層並不包含計算神經元，因此不處理所輸入的資料；隱藏層為提供類神經網路表現處理單元間的交互作用，擁有處理問題能力的內在結構，而層的數量通常以試驗方式決定最佳數，即視問題的複雜程度而定；輸出層從隱含層接收信號，並輸出訊息給外在環境。通常，層的組成可以是單層或多層方式作呈現。類神經網路中的層結構如下圖 16 所示。在聯想式學習網路與最適化應用網路中，層的作用較不明顯。



(a) 單層神經網路 (雙輸入)



(b) 多層神經網路

圖 16 單層與多層神經網路架構比較示意圖

其中，

$X$  是網路輸入

$W$  是權值

$\Sigma$  是集成函數

$\theta$  是偏權值

$Y$  是網路輸出

$h$  是隱藏函數

$f$  是轉換函數

### (三) 網路 (Network)

簡單來說一個完整的類神經網路是由若干不同作用之層架構所組成，層與層之間的關係則由轉換函數來定義，而每個層結構又各自包含許多的處理單元，透過這些單元與關聯即可建構出一個擁有學習能力的智慧型系統。一般來說，類神經網路的運作可分成學習過程與回想過程，學習過程為透過學習演算法從範例中學習，以調整網路連結加權值的過程；回想過程則是依回想演算法，輸入資料決定網路輸出資料的過程，包含監督式、無監督式與聯想式學習演算法。

目前於類神經網路相關研究，已有許多不同的網路架構被提出。網路型式如表 3 所示 (葉怡成, 2003)，不同種類的問題擁有不同之適用網路，並可依網路架構做分群。其中，倒傳遞類神經網路為最具代表性與普遍性的模式，常見於樣本識別、函數近似、適應控制、雜訊過濾、資料壓縮與專家系統等各領域的應用。從學習機制來看，倒傳遞類神經網路屬於前向式的監督式學習網路，具有回想速度快、精度高與理論易理解等特點，故本研究將其選用，做為文中的分群學習演算法。

表 3 類神經網路模式簡表

架構	分類	模式	應用	特點
前向式架構	監督式	認知機 (Perceptron) [Rosenblatt, 1957]	<ul style="list-style-type: none"> <li>打字字母識別</li> <li>目前較少應用</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>無法解 XOR (互斥或) 問題</li> <li>模式最簡單</li> <li>發展最早</li> </ul>
		倒傳遞網路 (Back-Propagation Network) [Werbos, 1974] [Parker, 1985] [Rumelhart, 1985]	<ul style="list-style-type: none"> <li>樣本識別</li> <li>分群問題</li> <li>函數合成</li> <li>適應控制</li> <li>雜訊過濾</li> <li>資料壓縮</li> <li>專家系統</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>可解 XOR 問題</li> <li>應用最普遍</li> <li>成功案例多</li> <li>學習精度高</li> <li>學習速度慢</li> <li>回想速度快</li> <li>理論簡明</li> </ul>
		機率神經網路 (Probabilistic Neural Network) [Specht, 1988]	<ul style="list-style-type: none"> <li>樣本識別</li> <li>分群問題</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>學習速度快</li> <li>回想速度慢</li> <li>理論簡明</li> </ul>
		學習向量量化網路 (Learning Vector Quantization) [Kohonen, 1988]	<ul style="list-style-type: none"> <li>樣本識別</li> <li>分群問題</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>學習速度快</li> <li>回想速度慢</li> <li>理論簡明</li> </ul>
		反傳遞網路 (Counter-Propagation Network) [Hecht-Nielsen, 1986]	<ul style="list-style-type: none"> <li>樣本識別</li> <li>聚類問題</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>結合監督與無監督</li> <li>理論簡明</li> <li>學習速度快</li> <li>學習精度低</li> </ul>
	自組織映射圖網路 (Self-Organizing Maps) [Kohonen, 1980]	<ul style="list-style-type: none"> <li>聚類問題</li> <li>拓樸映射</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>具有鄰近區域觀念</li> <li>學習速度快</li> </ul>	
回饋式	無監督	自適應共振理論網路 (Adaptive Resonance Theory) [Carpenter, 1976] [Grossberg, 1986]	<ul style="list-style-type: none"> <li>樣本識別</li> <li>聚類問題</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>網路聚穩定性</li> <li>網路具可塑性</li> <li>學習速度快</li> <li>模式非常複雜</li> <li>具警戒值觀念</li> </ul>
		霍普菲爾網路 (Hopfield Neural Network) [Hopfield, 1982]	<ul style="list-style-type: none"> <li>自聯想記憶問題</li> <li>雜訊過濾</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>學習速度快</li> <li>回想速度慢</li> <li>理論簡明</li> </ul>
	聯想	雙向聯想記憶網路 (Bi-directional Associative Memory) [Kosko, 1985]	<ul style="list-style-type: none"> <li>異聯想記憶問題</li> <li>雜訊過濾</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>學習速度快</li> <li>回想速度慢</li> <li>理論簡明</li> </ul>
		霍普菲爾-坦克網路 (Hopfield-Tank Neural Network) [Hopfield & Tank, 1985]	<ul style="list-style-type: none"> <li>組合最式化問題</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>易陷局部最小值</li> </ul>
	最適化	退火神經網路 (Annealed Neural Network) [Ven DEN bout & Miller, 1988]	<ul style="list-style-type: none"> <li>組合最式化問題</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>較不易陷局部最小值</li> </ul>

### 3.2 倒傳遞類神經網路

倒傳遞類神經網路模式是目前類神經網路中最具代表性的模式。自 1957 年感知機模式被提出之後，陸續的研究發現，由於感知機模式缺乏網路中的隱藏層，導致學習能力低落。人工智慧的創始人之一 Minsky，更以專書篇幅討論這個問題，指出無隱藏層的感知機模式，連簡單的 XOR 問題都無法解決，就算是勉強加入隱藏層，卻苦無合適的學習演算法可以修正權值，而須透過人為方式巧妙地設計。Werbos 於 1974 年的博士論文中提出了隱藏層之學習演算法，這是最早已知的倒傳遞類神經網路模式，他用這種模式做經濟預測方面的問題，可惜當時此概念未受到學術界重視，直到 1985 年 Parker 再次提出倒傳遞類神經網路模式，同年 Rumelhart, Hinton & William [1986] 發表了一篇倒傳遞類神經網路文章，才使其廣為人知。

倒傳遞類神經網路的基本原理，是利用最陡坡降法（The Gradient Steepest Descent Method）的概念將誤差函數予以最小化，並經由隱藏層設計，使網路可表現輸入處理單元間的交互影響，最後使用平滑可微分的轉換函數，使網路可應用最陡坡降的概念進行網路加權值（權值與偏權值）修正。倒傳遞類神經網路學習過程主要有九個步驟：1. 設定倒傳遞類神經網路的參數、2. 設定起始權值矩陣、3. 設定輸入網路的輸入與輸出、4. 計算輸出向量  $Y$ 、5. 計算差距量  $\delta$ 、6. 計算加權值矩陣與偏權值向量修正量、7. 更新權值矩陣與偏權值向量、8. 確認誤差是否收斂與 9. 驗證學習成果，計算流程如下圖 17 所示。

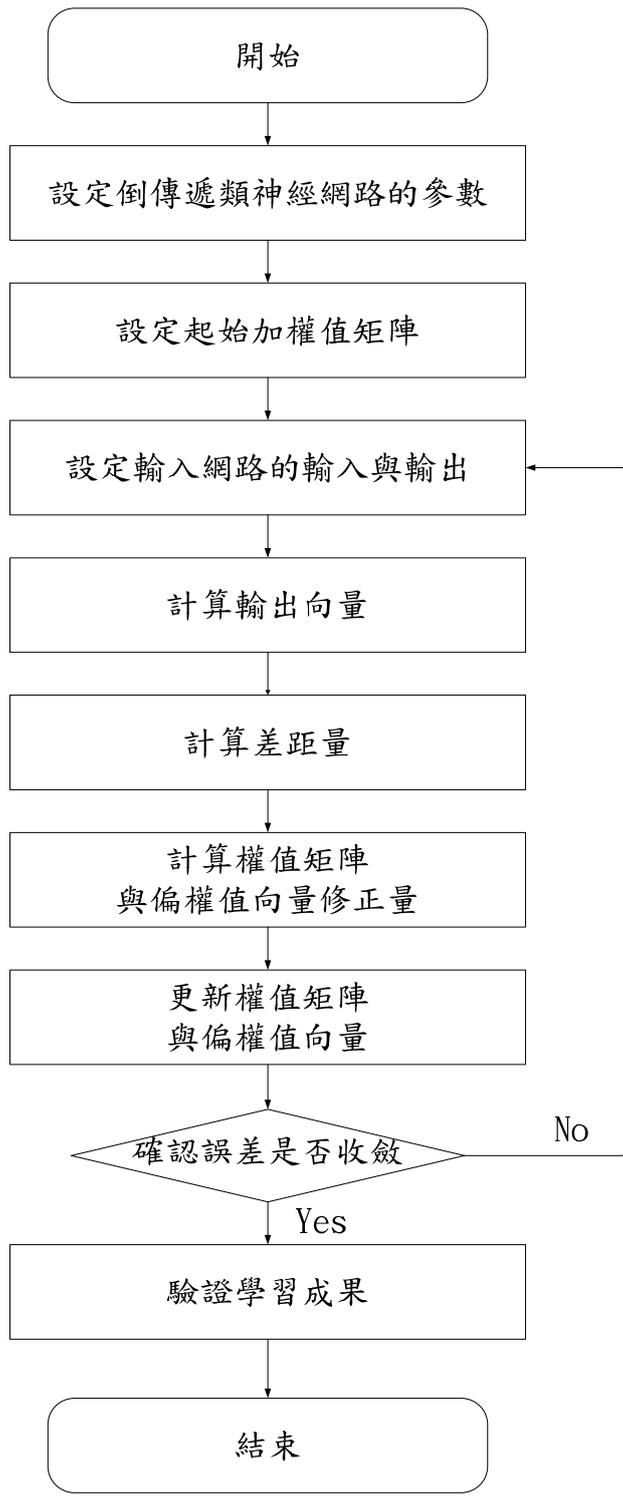


圖 17 倒傳遞訓練流程圖

1. 設定倒傳遞類神經網路參數

依問題類型，由網路設計者設定神經元數量，與隱藏層的層數，決定網路結構。

2. 設定起始加權值矩陣

以均佈隨機亂數設定介於 0~1 之間的權值矩陣  $W_{_xh}$  與  $W_{_hy}$ ，與偏權值向量  $\theta_{_h}$  及  $\theta_{_y}$ 。

3. 設定輸入網路的輸入與輸出

輸入訓練樣本向量  $X$ ，與目標輸出向量  $T$ 。

4. 計算輸出向量  $Y$

(a) 隱藏層輸出向量  $H$

$$net_h = \sum_i W_{_xh_{ih}} \cdot X_i - \theta_{_h}$$
$$H_h = f(net_h) = \frac{1}{1 + \exp^{-net_h}}$$

(b) 推論輸出向量  $Y$

$$net_j = \sum_h W_{_hy_{hj}} \cdot H_h - \theta_{_y_j}$$
$$Y_j = f(net_j) = \frac{1}{1 + \exp^{-net_j}}$$

5. 計算差距量  $\delta$

(a) 輸出層差距量  $\delta$

$$\delta_j = Y_j(1 - Y_j)(T_j - Y_j)$$

(b) 隱藏層差距量  $\delta$

$$\delta_h = H_h(1 - H_h) \sum_j W_{hy_{hj}} \delta_j$$

6. 透過最陡坡降的概念，計算權值矩陣修正量  $\Delta W$ ，與偏權值向量修正量  $\Delta \theta$

(a) 輸出層權值矩陣修正量  $\Delta W_{hy}$  與偏權值向量修正量  $\Delta \theta_{y_j}$

$$\Delta W_{hy_{hj}} = \eta \delta_j H_h$$

$$\Delta \theta_{y_j} = -\eta \delta_j$$

(b) 隱藏層權值矩陣修正量  $\Delta W_{xh}$  與偏權值向量修正量  $\Delta \theta_{h_i}$

$$\Delta W_{xh_{ih}} = \eta \delta_h X_i$$

$$\Delta \theta_{h_i} = -\eta \delta_h$$

7. 更新權值矩陣  $W$ ，與偏權矩陣向量  $\theta$

(a) 輸出層權值矩陣  $W_{hy}$ ，與偏權值向量修正量  $\theta_{y_j}$

$$W_{hy_{hj}} = W_{hy_{hj}} + \Delta W_{hy_{hj}}$$

$$\theta_{y_j} = \theta_{y_j} + \Delta \theta_{y_j}$$

(b) 隱藏層權值矩陣  $W_{_xh}$  與偏權值向量  $\theta_{_y}$

$$W_{_xh_{ih}} = W_{_xh_{ih}} + \Delta W_{_xh_{ih}}$$
$$\theta_{_h_h} = \theta_{_h_h} + \Delta \theta_{_h_h}$$

8. 為使誤差收斂 (減少至零), 因此重複執行步驟 3 至 7, 或執行事先設定的學習循環數量
9. 驗證學習成果, 輸入方均根誤差

$$\sqrt{\frac{\sum_P^M \sum_j^N (T_j^P - Y_j^P)^2}{M \cdot N}}$$

其中

$T_j^P$  是第  $P$  個樣本的第  $j$  個輸出單元之目標輸出值

$Y_j^P$  是第  $P$  個樣本的第  $j$  個輸出單元之推論輸出值

$M$  是樣本數量

$N$  是輸出層的處理單元數量

當上述結果已完成倒傳遞類神經網路的收斂, 亦即已達成學習, 則可進行網路的回想, 包含: 1. 設定倒傳遞類神經網路的各項參數、2. 讀入權值矩陣與偏權值向量、3. 讀入測試範例的輸入向量與 4. 計算推論輸出向量, 操作如下:

1. 設定倒傳遞類神經網路的各項參數
2. 讀入權值矩陣  $W_{_xh}$  與  $W_{_hy}$ , 及偏權值向量  $\theta_{_h}$  和  $\theta_{_y}$
3. 讀入測試範例的輸入向量  $X$
4. 計算推論輸出向量  $Y$

(a) 隱藏層輸出向量  $H$

$$net_h = \sum_i W_{-xh_{ih}} \cdot X_i - \theta_{-h_h}$$
$$H_h = f(net_h) = \frac{1}{1 + \exp^{-net_h}}$$

(b) 推論輸出向量  $Y$

$$net_j = \sum_h W_{-hy_{hj}} \cdot H_h - \theta_{-y_j}$$
$$Y_j = f(net_j) = \frac{1}{1 + \exp^{-net_j}}$$

當網路完成上述學習過程，將可透過回想的步驟，進行輸入樣本的識別。

### 3.3 倒傳遞類神經網路訓練

倒傳遞類神經網路的權值與偏權值一但被初始化後，便可訓練網路的輸入值與目標輸出值以當作範例樣本對。在訓練過程中網路的權值與偏權值將疊代地作調整來極小化網路之性能函數，就是網路輸出與目標輸出之間的平方平均誤差 (Mean Square Error, MSE)。最簡單的倒傳遞類神經網路演算法，是以性能函數降低的最快方向 (即負梯度之方向) 作為網路更新權值與偏權值依據。此種演算法的疊代式如下

$$x_{k+1} = x_k - a_k g_k$$

其中，

$x_k$  是目前權值與偏權值的向量

$g_k$  是目前梯度

$a_k$  是學習速率

學習率乘以負梯度，來決定權值與偏差量的變化量。學習速率越大，每次的變化量就越大，可是若學習速率太大，演算法將變的不穩定，另外若學習速率太小，演算法將需較長的時間才可收斂。而網路中止學習的條件有疊代次數與性能指標兩種，如果疊代次數超過先前設定的最大遞代次數，則網路停止訓練；如果性能函數落在性能指標之下，則網路停止訓練。

### 3.3.1 動量最陡坡降演算法

動量最陡坡降演算法可提供網路具備較快的收斂性能，動量的設計不僅讓網路回應局部梯度變化，也回應誤差曲面中最新變化的趨勢，其作用如同一個低通過濾器，動量允許網路忽略在誤差曲面中極小的變化特性。在有動量的作用下，網路可能滑過這樣的極小值，因此動量降低了網路對誤差曲面局部梯度的變化，可以有效抑制網路陷於局部極小值。相關權值與偏差量的變化量如下二式

$$\Delta W^m(k) = \gamma \Delta W^m(k-1) - \pi(1-\gamma) a s^m (a^{m-1}) \quad (10)$$

$$\Delta b^m(k) = \gamma \Delta b^m(k-1) - \pi(1-\gamma) a s^m \quad (11)$$

其中，

$m$  是層數

$S$  是靈敏數

$\gamma$  是動量常數

$a$  是學習率

$k$  是疊代次數

### 3.3.2 類神經網路學習驗證

為了驗證倒傳遞類神經網路的學習，根據動量最陡坡降的倒傳遞學習演算法，針對 2D 圖形的識別分群問題進行 Matlab 程式模擬。經過多次的實驗，發現類神經網路的學習結果會因隱藏層數量、各層神經元數量與轉換函數之種類不同而有明顯變化，因此不良的學習參數設計將會影響網路最後之學習品質。

原始學習樣本部分，研究準備一組包含五張不同灰階圖樣（Airplane1, Airplane2, Airplane3, Tank, Helicopter）的樣本作為網路參考樣本，每個圖樣是由  $12 \times 12$  矩陣的灰階值所定義，原始的灰階圖樣如圖 18 所示。其中，灰階值是一個介於 0~1 的實數值，當灰階值為 0 時定義為白色；當值灰階為 1 時則定義為黑色。為了方便進行網路學習的計算，我們亦將每個圖樣整形成  $144 \times 1$  的行向量型式。

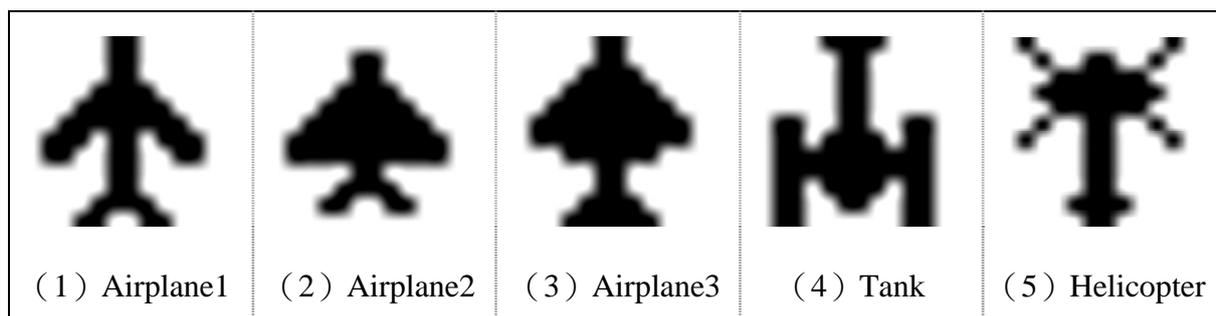


圖 18 原始灰階圖樣

所以為了驗證倒傳遞類神經網路於雜訊資料下的學習效果，因此使用 6.0.4 版的類神經網路工具箱（Neural Network Toolbox, NNT），並透過所內建的 Traingdx（Gradient Descent Backpropagation with Adaptive Learning Rate）學習演算法進行學習驗證，網路架構如圖 19 所示，包含一個輸入層、一個隱藏層與一個輸出層。其中，輸入層與輸出層所包含的神經元數量是根據學習之輸出入樣本對來決定，而隱藏層所包含的神經元數

目並無強制規定，通常是由試誤法以獲取最佳的網路輸出為目標，進而決定神經元的數目。另外關於隱藏層神經元的數量，葉怡成 [2003] 建議可用式(12)與(13)的方式來決定。

$$N = \frac{1}{2}(N_{in} + N_{out}) \quad (12)$$

$$N = \sqrt{N_{in} \times N_{out}} \quad (13)$$

其中，

$N$  是建議神經元數

$N_{in}$  是輸入層神經元數

$N_{out}$  是輸出層神經元數

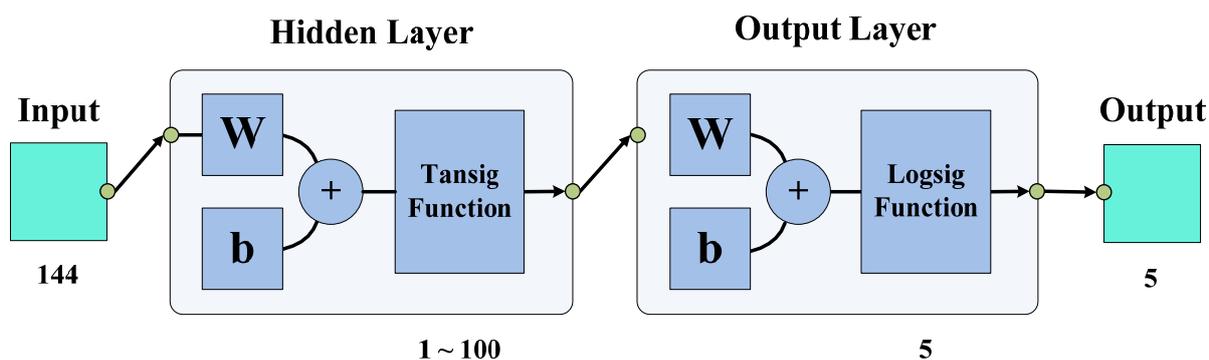


圖 19 網路架構圖 (驗證)

網路相關的學習參數設定如下：

最大疊代次數 (Epoch) : 1000

性能指標 (Performance Goal) : 0

學習速率 (Learning Rate) : 0.01

動量常數 (Momentum Constant) : 0.9

最小梯度性能 (Minimum Performance Gradient) : 1e -10

為了增加網路的學習品質，並達到較好的辨識效果，將針對學習樣本進行資料集擴充的步驟，方法是對原有樣本增加少許的雜訊，並給予相同於原分群項目的輸出目標，即透過增加總輸出入樣本對的數量來提升網路可參考之資訊量，與改善學習的品質。再者驗證的部分，經由電腦隨機產生 1~100 組不同單位的雜訊驗證樣本，雜訊設定是取 0~1 之間的隨機亂數值，與原始圖樣中的灰階值作替換，當雜訊量設為 1 個單位時，即產生 1 筆 0~1 間的亂數值來隨機替換原始使圖樣中之 1 筆灰階值；當雜訊量設為 30 個單位時，即產生 30 筆 0~1 間的亂數值來隨機替換原始圖樣中之 30 筆灰階值（參照圖 20）。

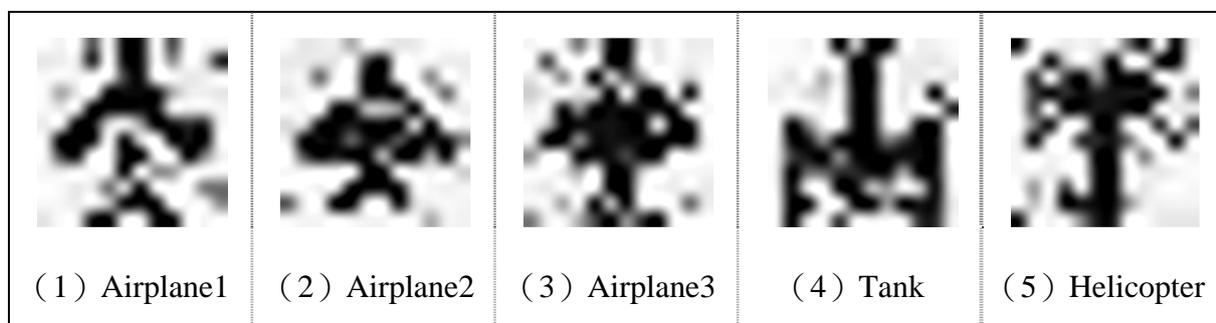


圖 20 包含 30 個單位雜訊的測試樣本示意圖

圖 21 是針對不同神經元數量設定下的網路學習結果。每一神經元數量下的計算，皆進行 1,000 次的隨機雜訊驗證，並取其平均的正確率作為該神經元數量下之辨識正確率。由模擬結果可知，網路辨識效果與隱藏層中的神經元數量並沒有一定相關；過少的神經元會使得網路沒有足夠的參數來進行有效分群，即引申能力 (Generalization) 較差；反之，過多的神經元數會因倒傳遞演算法特性，除了增加系統的計算時間外，也會導致學習過適配 (Over Fitting) 的情況，同樣會影響網路的引申能力。

圖 22 則是將式(12)與(13)所求得之建議神經元數，27 與 75 個神經元數的網路，針對不同雜訊數的樣本進行分群之結果。於此案例中，當神經元數量設為 27，雜訊為 20，平均辨識率接近 100%；當神經元數量同設為 27，雜訊改為 50，其平均辨識率仍有 85% 以上的水準；當神經元數增加為 75 的時候，雜訊為 20，平均辨識率同樣接近 100%；當神經元數同為 75，雜訊改為 50，辨識率更高達 90% 的水準。由此案例可知，較多的神經元數量，對網路學習的效果（辨識率）有正向之改善，不過其網路的計算時間也將大幅增加，故如何有效選定隱藏層中的神經元數量，會是類神經網路學習所需注意的重點研究課題，它是影響網路學習效果好壞的關鍵。

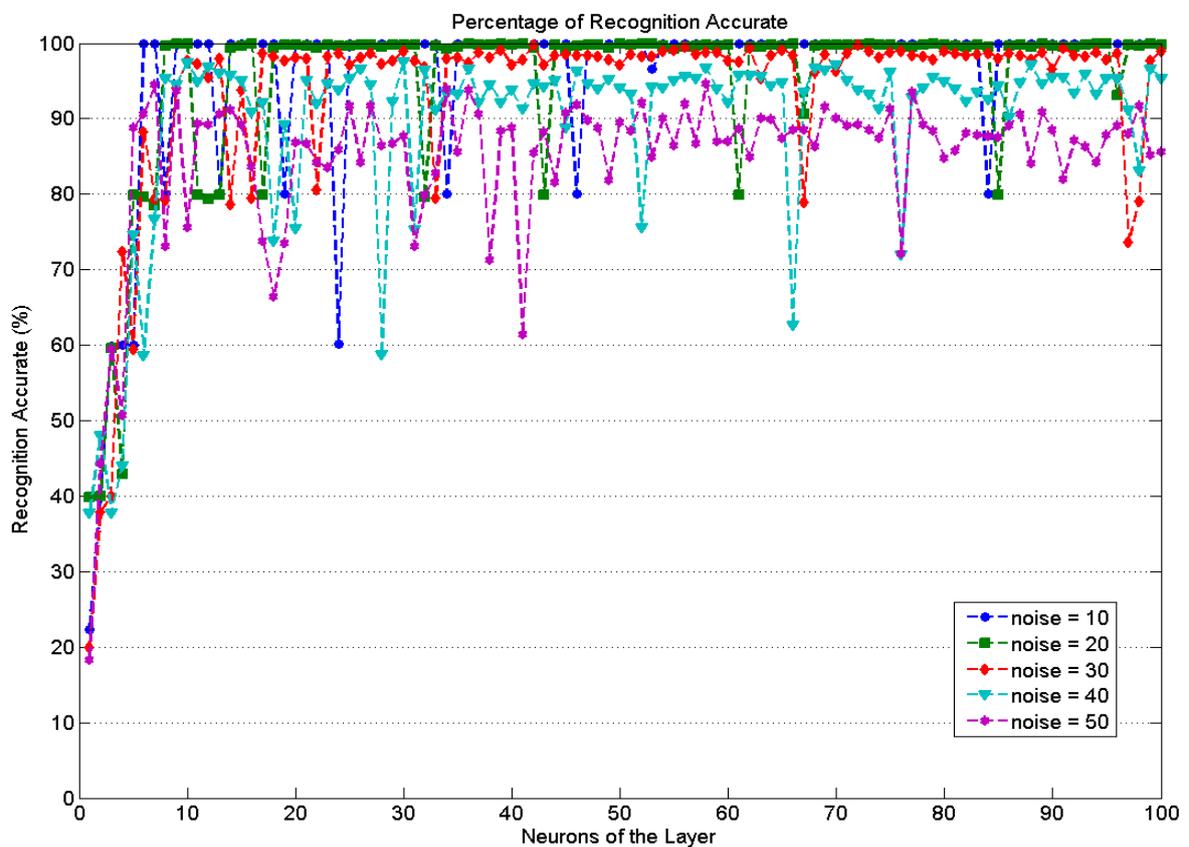


圖 21 不同數量神經元的類神經網路辨識效果

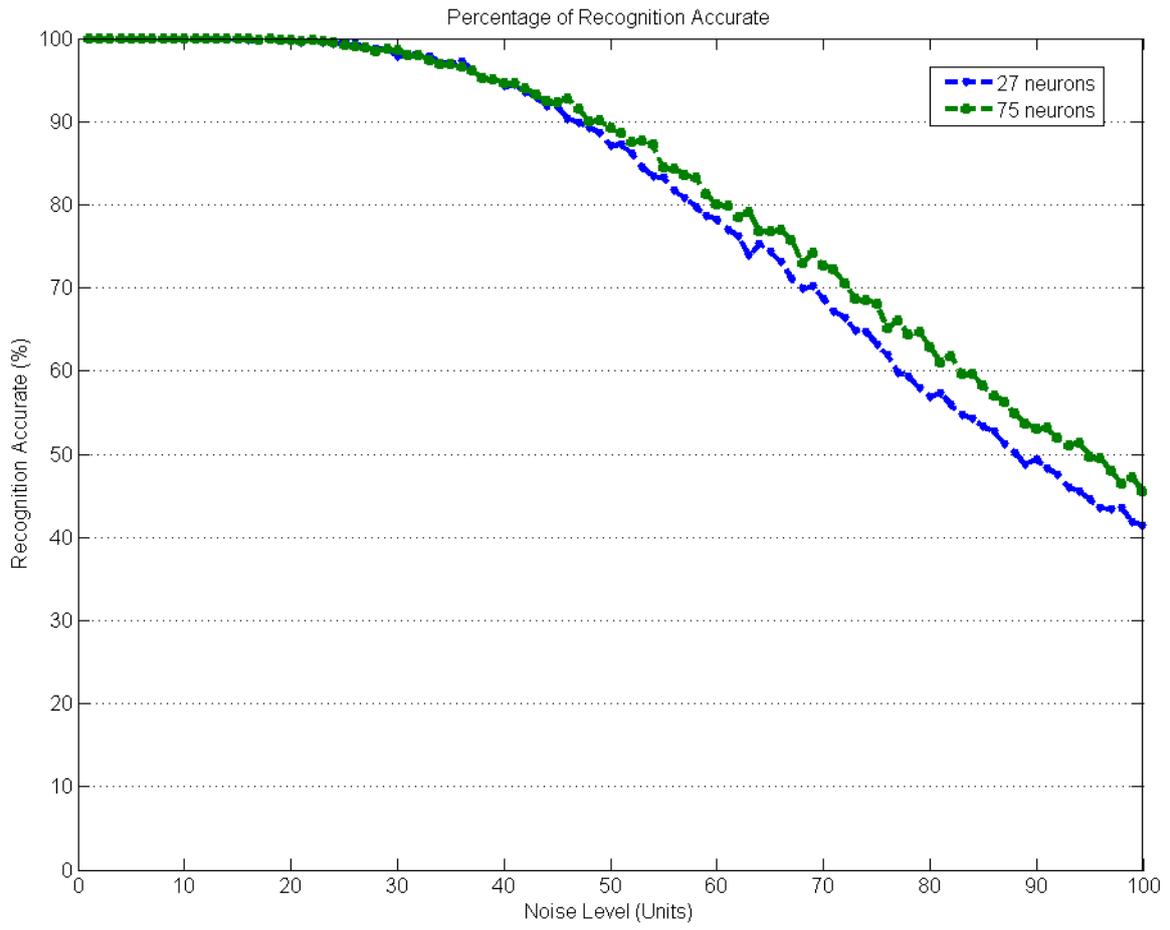


圖 22 不同雜訊下的網路辨識效果

## 第四章 實驗流程

為了驗證灰關聯於足壓資料的舒適度評價計算，我們參考葉哲維 [2001] 的研究，將力學實驗所得到的足壓資料，結合灰關聯計算來進行足部與鞋墊間的舒適度評價，並從現有的鞋墊樣本中找出關聯度最高（最舒適）之鞋墊款式，產生「足壓－鞋墊」的訓練樣本對，供類神經網路進行訓練學習之用。經過多次的疊代學習計算，網路將擁有足夠的引申能力，可針對新輸入的足壓資料進行有效分群，以找出對應的鞋墊款式，完成自動評價鞋墊舒適度的系統。

為方便說明，本章節的力學實驗分成三部分：4.1 節為實驗變數與相關規劃設計 — 依序界定實驗中的相關範疇。4.2 節為足壓實驗（生理量測）— 說明實驗的量測方式與欲得到之實驗結果。4.3 節為資料前處理 — 界定實驗的有效樣本數。分別由下列各子節詳細說明。

### 4.1 實驗變數與相關規劃設計

本實驗的變數與相關規劃設計，包含「實驗對象」、「實驗材料與設備」、「實驗環境」、「實驗變項控制」、「實驗假設」與「實驗限制」，詳細內容如下說明。

#### 4.1.1 實驗對象

本實驗主要針對分析足壓的舒適度評價，實驗樣本共計二十名，實驗對象為 20～30 歲女性，體重 65kg 以下為限制，足長尺寸是以所穿著的鞋子號數作為記錄，號數的界定則以日本規格（JPN）作為判斷基準，基本資料如表 4。

表 4 測試者基本資料

樣本編號	年齡 (age)	體重 (/kg)	鞋號
A	24	52	24.5
B	23	62	25
C	23	49	24
D	27	55	25
E	25	45	24
F	23	42	23
G	26	48	24
H	28	55	24.5
I	22	51	24
J	24	53	24
K	24	45	24
L	25	55	25
M	23	58	23
N	26	60	24.5
O	23	48	24
P	20	50	25
Q	25	56	23.5
R	22	56	23.5
S	26	55	25
T	24	54	25

#### 4.1.2 實驗材料與設備

##### (一) 實驗材料：

本實驗材料為市售女性通用鞋墊，共計五款（圖 24），尺寸為穿著日本規格 23～25 號的足型者適用，即此五款鞋墊可接受的最大號數為 25 號，而介於 23～24 號的足型者亦可使用，但若小於 23 號則不適用。款式部分其中四雙為 3/4 款式，一雙為全墊款式。另外，本研究所採用的全墊鞋墊，於測壓時並不會因測試者的足長較短，例如 23～24 號的足型者，產生不必要的壓力值，意指未踩踏到的前段部分，如圖 23 所示。



圖 23 未踩踏的鞋墊區塊



圖 24 市售鞋墊款式

(二) 實驗設備：

本研究的足部力學實驗設備為 RS-Scan ( footscan 2D 0.5m plate ) 平板式足底壓力量測墊 ( 圖 25 ) ，壓力感測板尺寸為  $50 \times 40 \times 0.8 (cm)$  ，可偵測區域為  $48 \times 32 (cm)$  ，共有 4096 個 Sensor ，最大取樣頻率為 500Hz 。測量方式是將壓力感測板平放置，擷取兩個足印與足壓資料，在操作方面有自動感應 ( Auto ) 與手動感應 ( Manual Trigger ) 兩種

模式，本研究所採取的量測方式為後者，實驗時需利用組合式地墊，將測試區架到與平板等高，避免凸起的感測板對測試者造成影響。



圖 25 RS-Scan平板式足壓量測墊

#### 4.1.3 實驗環境

足壓實驗場地位於台中鞋類暨運動休閒科技研發中心（鞋技中心），實驗場地規劃如圖 26，木製步道尺寸為 $610 \times 135 \times 16\text{cm}$ ，而步道中間設置一個 RS-Scan 平板式足底壓力量測墊的凹槽，尺寸為 $50 \times 40\text{cm}$ ，另外於步道右端為一斜坡 $90 \times 135 \times 16\text{cm}$ ，角度為 $32^\circ$ ，但此區塊本實驗並未使用。

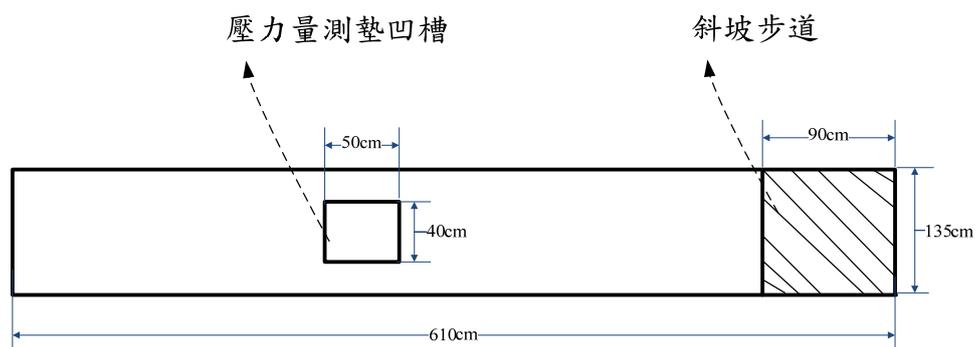


圖 26 實驗場地

#### 4.1.4 實驗變項控制

- (一) 控制變項：控制行走速度—110 步/分鐘；量測次數為每一款式鞋墊皆測壓六次，排除差異性較大的足壓樣型後，僅取其中四次作為壓力數值的判讀。
- (二) 自變項：本實驗之自變項可分為兩項：鞋墊款式與動態壓力，並將對兩變項進行交叉實驗。
- (三) 依變項：由自變項的鞋墊款式與動態壓力，進行交叉實驗可得壓力分佈資料矩陣，再經由計算取得欲分析的壓力參數，包含：壓力峰值 (Peak Pressure, PP)、壓力 — 時間積分值 (Pressure-Time Integral, PTI)、接觸面積 (Contact Area)、力量峰值 (Peak Force, PF)、力量 — 時間積分值 (Force-Time Integral, FTI)。壓力參數的選取為參考葉哲維 [2001] 的建議，與依據本實驗的研究目的進行所欲求的壓力參數界定。

#### 4.1.5 實驗假設與限制

本研究基於先前文獻所提出的結論，擬訂定以下兩項實驗假設，另外基於實驗環境與設備等因素，訂定七項的實驗研究限制與範圍，以下分別詳述：

##### (一) 實驗假設

1. 依據文獻定義，當足底接觸面積改變時，足壓便會反映出不同的數據，因此本實驗定義不同款式的鞋墊款式將影響界面壓力之分佈情形，且當鞋墊款式越接近足部外型，則壓力總值與峰值亦將下降，而接觸面積將增加。
2. 多數學者提出於步行時壓力峰值，應落於第一、二趾區與足跟附近，本實驗亦定訂相同的研究假設，以於後續實驗結果作為一驗證與探討 [Grundy et. Al., 1975 ; Perry, 1992 ; 詹益坤等人, 1997] 。

## (二) 實驗限制

1. 鑒於研究假設所定義的，足底接觸面積改變時，足壓便會反映出不同的數據，故本研究僅以高足弓、低足弓、正常足弓做為實驗評估對象，而於足弓的界定，僅透過基本人工觀測方式，未透過數學計算或是醫學儀器界定，也就是凡未患有特殊疾病者，皆視為可接受測適的對象。
2. 足壓測試次數為 6 次，但最終只採納其中 4 次作平均值計算（扣除差異性較大的足壓樣型）。
3. 實驗的量測僅進行右腳的測壓。因研究時間上的限制，且因大部份的慣用腳為右腳，因此僅以右腳作為探討的對象。
4. 足壓量測數據會因測試者本身的生理因素而有所差異，例如長短腳、身高、體重、站姿、與平常行走習慣等有關，因此於實驗時將主動告知測試者盡量採取視線平視正前方，並放鬆身心。
5. 測壓時採取穿著統一款式襪子進行量測，以符合大眾穿鞋習慣（圖 27）。



圖 27 穿著襪子的測壓狀態

6. 測壓時，雙足採取各 15 度的姿勢，誤差為 $\pm 5$ （圖 28）。主因有兩點：第一點，與足的踝關節相關聯，因於結構上外側相對內側低，並非為對稱。第二點，因一般正常的步行姿勢為以雙腳中心點向外 5~15 度方式前進。
7. 根據醫學觀點，腿部易因瓣膜功能不全與重力因素，致使腿部於下午時較易靜脈曲張與水腫，因此本實驗為維持數據的真實性與可靠性，故量測時間皆採取下午 2 點至下午 5 點。

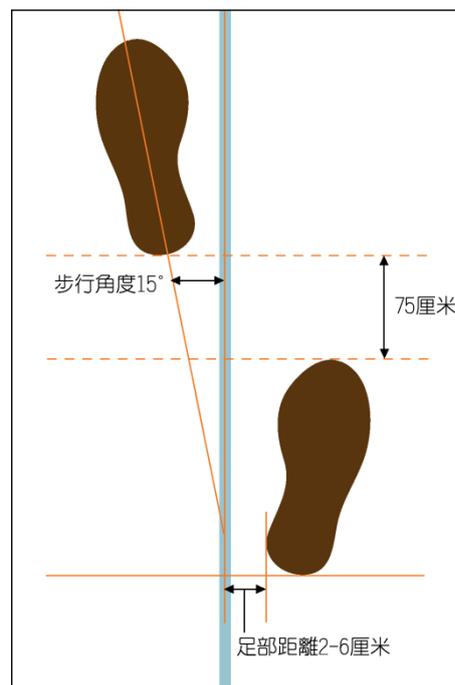


圖 28 正常步行姿態

## 4.2 足壓實驗

本實驗主要量測不同足型於動態下踏踩不同款式鞋墊的壓力分佈，以得到五項壓力參數的數據：壓力峰值、壓力 — 時間積分值、接觸面積、力量峰值、力量 — 時間積分值的數據，共計量測六次。量測方式採取單向的動態量測，並將鞋墊固定放置於事先

規劃好的位置，以供測試者於裸足的狀態下進行量測，如圖 29 所示，其中因本實驗為動態量測，但為了以較於清楚簡易的方式表示之，因此本實驗的照片皆以靜態方式呈現。相關實驗步驟如下所示。



(a) 裸足的測壓狀態



(b) 裸足踏於鞋墊的測壓狀態

圖 29 實驗測壓狀態

1. 於實驗前記錄測試者的基本資料（身高、體重、年齡與足長）。
2. 說明實驗的相關注意事項：
  - (a) 須遵守穿著統一樣式的襪子進行測壓實驗
  - (b) 為避免於測壓時數據的準確性降低，於每款鞋墊測量 3 次後，或實驗時若出現身心疲倦，便可主動要求休憩 15 至 20 分鐘
  - (c) 實驗時將主動告知測試者盡量採取視線平視正前方並放鬆身心。

3. 正式實驗前，將先量測裸足並且為未採踏任一款式鞋墊的足壓狀態，以用於後續比對之用。
4. 為使測試者適應實驗的流程，與調整步態的起始位置，將請測試者於步道上來回練習約 3~10 次的實驗過程，直至測試者確定適應為止。
5. 實驗的記錄方面，當單向動態步行一次後，便記錄其相關數據，直達到累計六次的量測數據，但若測試者未準確踩踏於鞋墊足跟處，其可接受範圍為鞋墊後端的外側邊緣向內 1cm，如圖 30 正確測壓狀態的橘色虛線至紅色虛線，或是出現疲備狀態以致影響實驗，則不予以記錄。

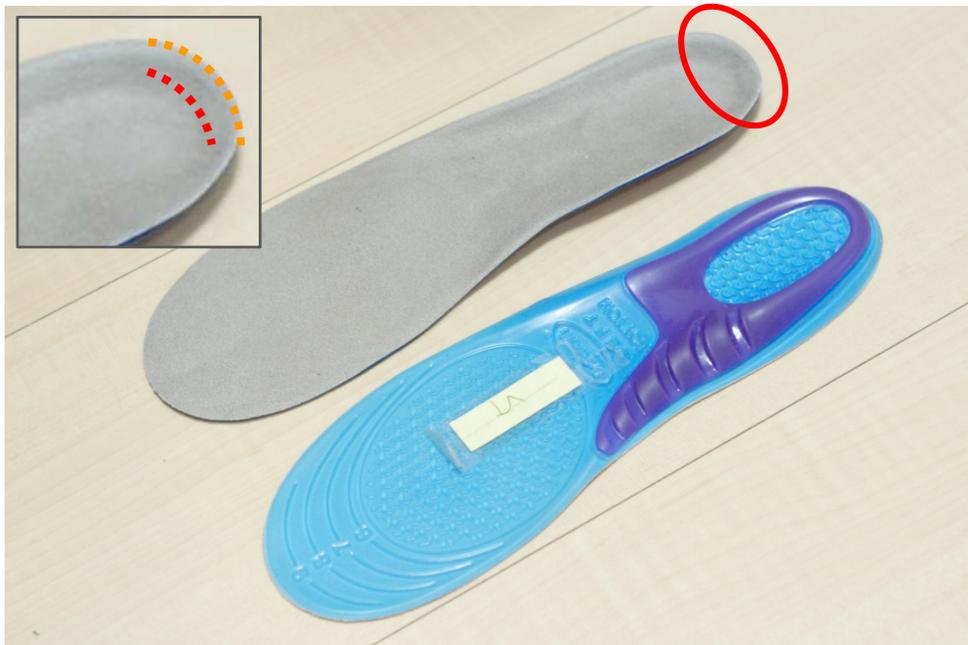


圖 30 正確測壓狀態

### 4.3 資料前處理

透過專家經驗法則，根據未採踏於任一款式的裸足，與踩踏五款鞋墊的裸足壓力分佈圖進行比較，以排除差異性較大的足壓樣型（圖 31），包含因實驗過程未準確踩踏於

鞋墊時，所產生的壓力影像重疊與全足壓力未完整顯示等錯誤，因此本實驗欲從六組足壓實驗樣型中篩選出四組足壓實驗樣型，以作為後續的舒適度評價分析使用。

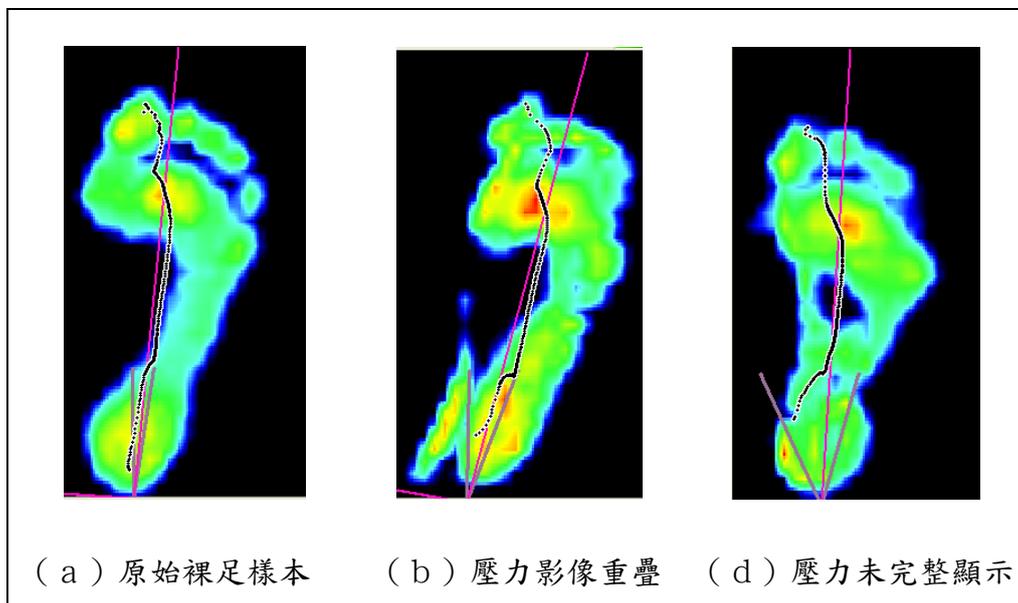


圖 31 差異性較大的足壓篩選

## 第五章 實驗結果與分析討論

本章的重點在於以前三章的理論基礎，與實驗的範疇作為論文的整體架構，精確說法是，「探討鞋墊的舒適度，因此針對不同足型的壓力，透過力學的實驗量測，運用倒傳遞類神經網路進行多次的參數疊代運算，以提昇鞋墊的選擇品質，與最終的鞋墊舒適系統建置」。以下將分成 5.1 實驗結果與 5.2 分析與討論，進行論文的呈現與探究。

### 5.1 實驗結果

本節共分成：5.1.1 節力學實驗、5.1.2 節舒適度評價與 5.1.3 節智慧分群。5.1.1 節力學實驗，針對人體足部於動態時所產生的壓力，與本實驗所設定的五款女性市售通用鞋墊材料，進行交叉力學實驗，達到作為提供驗證案例之用。5.1.2 節舒適度評價，進一步將本文所提出的灰色理論基礎應用於舒適度選擇上，透過序列的定義、序列的正規化與參考序列的定義等多項計算過程，選出該足型最適合的鞋墊選擇，另外計算部分則是透過自行撰寫的 Matlab 程式做為呈現之平台。5.1.3 節智慧分群，透過類神經網路中的倒傳遞網路特性，完成本研究最終目的，以類神經網路進行舒適度資料的學習，並作最適鞋墊的預測，供設計師進行決策之用，深入來說即是將不同的足型壓力與鞋墊款式數據，透過 Matlab 程式，依據智慧學習、資料預測、自動分群與樣型識別等方式，進行資料交叉學習，而因本研究屬於小樣本，故另外加入雜訊，使本系統能更完善與建構。

#### 5.1.1 力學實驗

本實驗的主要目的，為探究何種足型踏於何種款式的鞋墊，可達到確實分散與降低於某一區塊的壓力，並作為一項小案例，供後續應用灰色理論建立舒適度評價。依據先前第四章的各項實驗變數與相關規劃設計，本實驗的有效樣本共計二十名，分別為 20

~30 歲女性，體重 65kg 以下，足型尺寸為穿著日本規格 23~25 號的足型者；實驗材料為市售女性通用的五款鞋墊（23~25 號）；控制變項為 110 步/分鐘，自變項為鞋墊款式與動態壓力（交叉實驗），依變項為經由自變項交叉實驗結果計算後所取得的壓力參數：壓力峰值 (Peak Pressure, PP)、壓力 - 時間積分值 (Pressure-Time Integral, PTI)、接觸面積 (Contact Area)、力量峰值 (Peak Force, PF)、力量 - 時間積分值 (Force-Time Integral, FTI)；實驗量測是運用 RS-Scan 儀器進行足部與鞋墊的壓力量測，並透過 footscan 的軟體進行資料讀取。

實驗結果的求得方式是，將各樣本的足型與鞋墊之壓力樣型，透過專家經驗值分別將各款式的六次壓力樣型，扣除差異性較大的壓力樣型後，僅採納其中的四次壓力樣型，以作為後續的判讀資料，如下圖 32 與圖 33，圖 32 為 A 測試者踩於 2 號鞋墊的六次足壓樣型，且為未經由專家經驗值進行篩選，但圖 33 則是經由專家經驗值篩選後的四次足壓樣型。最後，藉由足壓樣型的篩選，與透過 footscan 軟體的內建自動運算功能取得各足壓樣型之壓力參數，以用於後續的舒適評價計算。另外，舒適評價所選出的最適鞋墊選項，可將其選項的壓力數值轉成矩陣形式，以進行本研究的「最適鞋墊分群」。

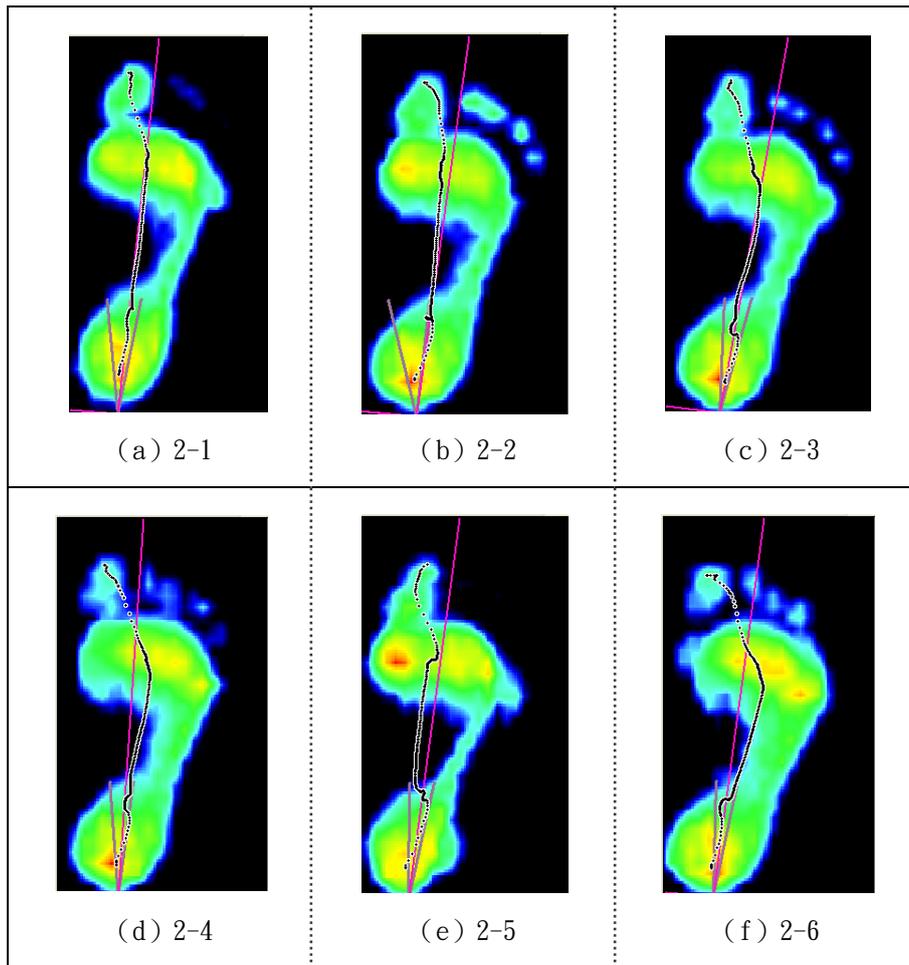


圖 32 未經篩選的足壓樣型 (2 號鞋墊)

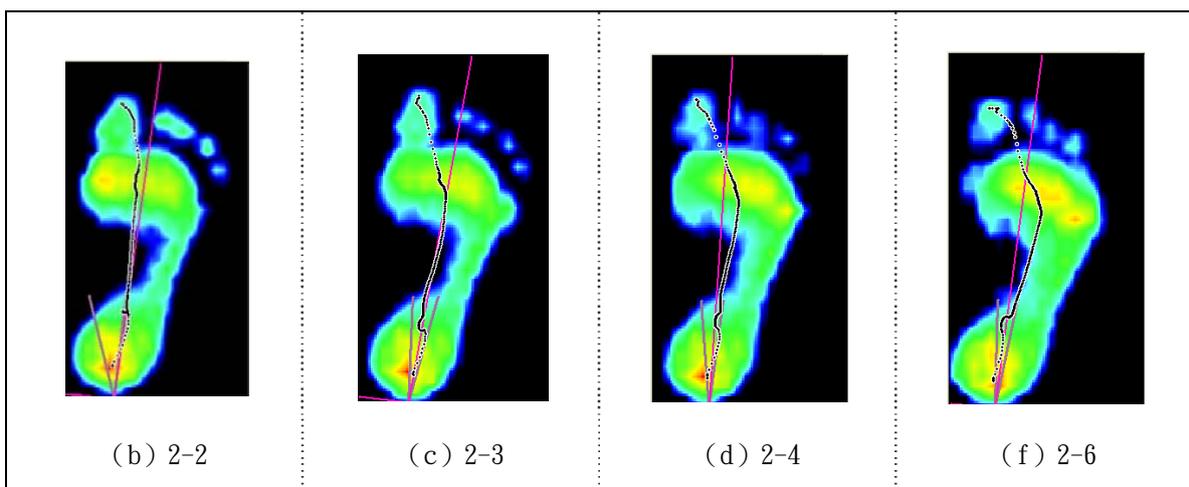


圖 33 已經篩過的足壓樣型 (2 號鞋墊)

### 5.1.2 舒適度評價

若以「人因與醫學」的觀點來看，舒適度是一種質性的觀點，也就是說以主觀的觀感作為出發點，因此包含生理與心理層面。若以心理層面來說明，其本身即為一個黑箱，因心理所欲表達與所表達出來的並非具有統一性，也就是說人容易受當時的情境或生理狀態，甚或其他不可考因素而產生不對等的答案，所以舒適易隨著個體或外在因素的不同而有差異性，即不易闡述舒適的定義，因此若透過常用的問卷方式作為探討的工具，或許較無法得到一個較為確切的答案。因此本研究基於此述，以「人因舒適度」為理論基礎，並欲透過一個較為科學的量測方法「力學實驗」進行評量依據，最後再應用「灰色理論」的透明且白箱化特性，進行鞋墊的舒適度計算，以得到較為客觀、明確且嚴謹的數據。

本研究運用 Matlab 程式進行舒適評價的運算，而運算方式是先以統計的平均法將力學實驗之壓力參數作資料前處理，完成後將壓力參數以矩陣方式呈現，接著將壓力參數作透過式(14)作正規化的處理，並選擇各壓力參數的望大值與望小值，以定義出新的參考序列  $X_0$ ，完成以上的步驟後，透過式(15)計算原序列與新參考序列間的距離，與設定辨識係數  $\zeta < 0.5$ ，再者，以式(16)計算灰關聯係數，與運用式(17)求出關聯度(最佳解)。計算流程如下圖 34 所示。



圖 34 舒適度評價的灰關聯計算流程圖

本實驗有效樣本共計二十名，因此灰關聯的計算結果，以下藉由 A 測試者為舉例。首先以表 5 的變數與參數之關聯表，作為關聯度的分析依據，另外表 5 為已扣除差異性較大的足壓樣型後之四組樣本，且為經由平均計算後的四組平均數值，詳細的計算步驟說明如下：

表 5 變數與參數的關聯表

鞋墊編號	PP ( N / cm <sup>2</sup> )	PTI ( Ns / cm <sup>2</sup> )	Contact Area ( % )	PF ( N )	FTI ( Ns )
1 號	42.75	11.15	92.75	442	116.65
2 號	50.8	14.02	92.75	594.25	165
3 號	55.1	13.53	85.5	677.5	174.65
4 號	47.58	12.3	82.5	639	163.88
5 號	66.4	14	79.75	732.25	173.35

1. 定義壓力參數序列

將關聯表中的鞋墊編號分別定義為  $R_1, R_2, R_3, R_4, R_5$ 。

$$R_1 = (42.75, 11.15, 92.75, 442, 116.65)$$

$$R_2 = (50.8, 14.02, 92.75, 594.25, 165)$$

$$R_3 = (55.1, 13.53, 85.5, 677.5, 174.65)$$

$$R_4 = (47.58, 12.3, 82.5, 639, 163.88)$$

$$R_5 = (66.4, 14, 79.75, 732.25, 173.35)$$

2. 將壓力參數正規化

將各壓力參數序列內的值，分別以式(14)進行單位向量正規化處理。

$$X_i(k) = \frac{R_i(k)}{\sqrt{\sum_1^m R_m(k)^2}} \quad (14)$$

其中， $m$  為總序列數， $k$  為序列的元素代號。因此，以五款鞋墊的 PP 值正規化為舉例：

$$\begin{aligned} X_1(1) &= \frac{R_1(1)}{\sqrt{R_1(1)^2 + R_2(1)^2 + R_3(1)^2 + R_4(1)^2 + R_5(1)^2}} \\ &= \frac{42.75}{\sqrt{42.75^2 + 50.8^2 + 55.1^2 + 47.58^2 + 66.4^2}} \\ &= 0.3589 \end{aligned}$$


---

$$\begin{aligned} X_2(1) &= \frac{R_2(1)}{\sqrt{R_1(1)^2 + R_2(1)^2 + R_3(1)^2 + R_4(1)^2 + R_5(1)^2}} \\ &= \frac{50.8}{\sqrt{42.75^2 + 50.8^2 + 55.1^2 + 47.58^2 + 66.4^2}} \\ &= 0.4276 \end{aligned}$$


---

$$\begin{aligned} X_3(1) &= \frac{R_3(1)}{\sqrt{R_1(1)^2 + R_2(1)^2 + R_3(1)^2 + R_4(1)^2 + R_5(1)^2}} \\ &= \frac{55.1}{\sqrt{42.75^2 + 50.8^2 + 55.1^2 + 47.58^2 + 66.4^2}} \\ &= 0.4637 \end{aligned}$$


---

$$\begin{aligned} X_4(1) &= \frac{R_4(1)}{\sqrt{R_1(1)^2 + R_2(1)^2 + R_3(1)^2 + R_4(1)^2 + R_5(1)^2}} \\ &= \frac{47.58}{\sqrt{42.75^2 + 50.8^2 + 55.1^2 + 47.58^2 + 66.4^2}} \\ &= 0.4005 \end{aligned}$$


---

$$\begin{aligned} X_5(1) &= \frac{R_5(1)}{\sqrt{R_1(1)^2 + R_2(1)^2 + R_3(1)^2 + R_4(1)^2 + R_5(1)^2}} \\ &= \frac{66.4}{\sqrt{42.75^2 + 50.8^2 + 55.1^2 + 47.58^2 + 66.4^2}} \\ &= 0.5589 \end{aligned}$$

其餘參數依此計算，即可求得所有序列的值，如表 6。

表 6 變數與參數的正規值

	PP	PTI	Contact Area	PF	FTI
$X_1$	0.3598	0.3822	0.4778	0.3164	0.3257
$X_2$	0.4276	0.4805	0.4778	0.4253	0.4608
$X_3$	0.4637	0.4637	0.4405	0.4849	0.4877
$X_3$	0.4005	0.4216	0.4250	0.4574	0.4576
$X_4$	0.5589	0.4798	0.4108	0.5241	0.4841

### 3. 定義新參考序列（選擇望大與望小值）

完成正規化處理後，便從壓力參數的序列期望值中挑選出新參考序列  $X_0$ ，以定義各壓力參數的期望值。

- (a) PP（壓力峰值）— Mueller [1999] 指出造成人體足部傷害的原因之一，為足部所承受的壓力超過足部所能負荷極限，因此足底局部過高的壓力為造成足部結構出現問題與傷害之主因。Husain [1953] 提到，當壓力分佈到達平衡時，應避免壓力集中於同一地方而形成尖端壓力。因此，若足底的局部壓力峰值（Peak Pressure）過大，就必須考量分散壓力，故 PP 應選擇望小值。
- (b) PTI（壓力—時間積分值）— 同 a.理論，故 PTI 應選擇望小值。
- (c) Contact Area（接觸面積）— 根據赫茲接觸理論，當兩彈性體相互接觸，幾何形狀相互嵌合，可產生最小的接觸界面壓力，亦可推論當有效接觸面積愈大，界面壓力愈小 [Landau & Lifshitz, 1970]，故 Contact Area 應選擇望大值。

(d) PF (力量峰值) — 詹益坤等 [1997] 提出足部承受的能量與足底變形量及作用力的大小有關，但測量變形量並不容易，僅能以作用力預測所承受的能量，因此承受地面的反作用力愈大則能量就愈大，因此愈容易造成足部的傷害，故 PF 應選擇望小值。

(e) FTI (力量 — 時間積分值) — 同 d. 理論，故 FTI 應選擇望小值。

因此可由表 6 的每個序列中之壓力參數期望值產生新序列  $X_0$ ，如表 7。

$$X_0 = (0.3594, 0.3822, 0.4778, 0.3164, 0.3257)$$

表 7 新參考序列值

	PP (望小值)	PTI (望小值)	Contact Area (望大值)	PF (望小值)	FTI (望小值)
$X_1$	0.3598	0.3822	0.4778	0.3164	0.3257
$X_2$	0.4276	0.4805	0.4778	0.4253	0.4608
$X_3$	0.4637	0.4637	0.4405	0.4849	0.4877
$X_4$	0.4005	0.4216	0.4250	0.4574	0.4576
$X_5$	0.5589	0.4798	0.4108	0.5241	0.4841
<b><math>X_0</math></b>	<b>0.3598</b>	<b>0.3822</b>	<b>0.4778</b>	<b>0.3164</b>	<b>0.3257</b>

4. 計算灰關聯距離（原序列與新參考序列間距離）

運用式(15)計算因子間的灰關聯程度，結果如表 8 所示。

$$\Delta_{0i}(k) = \Delta_i(k) = |x_0(k) - x_i(k)| \quad (15)$$

表 8 灰關聯距離值

	$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$	$k=5$
$\Delta_{01}(k)$	0	0	0	0	0
$\Delta_{02}(k)$	0.0678	0.0984	0	0.1090	0.1350
$\Delta_{03}(k)$	0.1039	0.0816	0.0373	0.1686	0.1620
$\Delta_{04}(k)$	0.0407	0.0394	0.0528	0.1410	0.1319
$\Delta_{05}(k)$	0.1990	0.0977	0.0670	0.2077	0.1583

5. 設定辨識係數為 0.5

本研究根據 Deng [1989] 建議，將辨識係數  $\zeta$  設定為 0.5。

6. 計算灰關聯係數

透過式(16)進行計算，以下藉由  $X_2$  序列作為灰關聯係數的計算舉例，結果如表 9 所示。

$$\gamma(x_0(k), x_i(k)) = \frac{\min_i \min_k \Delta_i(k) + \zeta \max_i \max_k (k)}{\Delta_i(k) + \zeta \max_i \max_k (k)} \quad (16)$$

$$\begin{aligned}\gamma(x_0(1), x_2(1)) &= \frac{0 + (0.5 \times 0.2077)}{0.0678 + (0.5 \times 0.2077)} \\ &= 0.6052\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\gamma(x_0(1), x_2(1)) &= \frac{0 + (0.5 \times 0.2077)}{0.0984 + (0.5 \times 0.2077)} \\ &= 0.5136\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\gamma(x_0(1), x_2(1)) &= \frac{0 + (0.5 \times 0.2077)}{0 + (0.5 \times 0.2077)} \\ &= 1\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\gamma(x_0(1), x_2(1)) &= \frac{0 + (0.5 \times 0.2077)}{0.1090 + (0.5 \times 0.2077)} \\ &= 0.4880\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\gamma(x_0(1), x_2(1)) &= \frac{0 + (0.5 \times 0.2077)}{0.1350 + (0.5 \times 0.2077)} \\ &= 0.4348\end{aligned}$$

表 9 灰關聯係數

	$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$	$k=5$
$X_1$	1	$\gamma(x_0, x_i) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \gamma(x_0(k), x_i(k))$	1	1	1
$X_2$	0.6052	0.5136	1	0.4880	0.4348
$X_3$	0.4998	0.5601	0.7355	0.3813	0.3907
$X_4$	0.7187	0.7249	0.6630	0.4242	0.4406
$X_5$	0.3429	0.5154	0.6080	0.3333	0.3962

## 7. 計算灰關聯度

透過式(17)分別計算  $X_1$ 、 $X_2$ 、 $X_3$ 、 $X_4$  與  $X_5$  的關聯度值，過程如下，結果如表 10 所示。依據灰關聯度定義，灰關聯度值愈大，代表愈接近所定義的參考序列，亦即為最佳選擇。故，依排序結果由高至低選擇，結果為  $X_1 > X_2 > X_4 > X_3 > X_5$ ，即 **1 號鞋墊** > 2 號鞋墊 > 4 號鞋墊 > 3 號鞋墊 > 5 號鞋墊，因此 1 號鞋墊為 A 測試者的最適選擇，圖 35 為 A 測試者的五款動態壓力樣型圖，另外表 11 為 20 位測試者的 5 雙鞋墊之灰關聯程度。

$$\gamma(x_0, x_i) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \gamma(x_0(k), x_i(k)) \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \gamma(x_0, x_1) &= \frac{1}{5}(1+1+1+1+1) \\ &= 1 \end{aligned}$$

---

$$\begin{aligned} \gamma(x_0, x_2) &= \frac{1}{5}(0.6052+0.5136+1.0000+0.4880+0.4348) \\ &= 0.6083 \end{aligned}$$

---

$$\begin{aligned} \gamma(x_0, x_3) &= \frac{1}{5}(0.4988+0.5601+1.7355+0.3813+0.3907) \\ &= 0.5135 \end{aligned}$$

---

$$\begin{aligned} \gamma(x_0, x_4) &= \frac{1}{5}(0.7187+0.7249+1.6603+0.4242+0.4406) \\ &= 0.5943 \end{aligned}$$

---

$$\begin{aligned} \gamma(x_0, x_5) &= \frac{1}{5}(0.3429+0.5154+1.6080+0.3333+0.3962) \\ &= 0.4391 \end{aligned}$$

表 10 A 測試者的五款鞋墊之灰關聯度

	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$
灰關聯度	<b><u>1.0000</u></b>	0.6083	0.5135	0.5943	0.4391

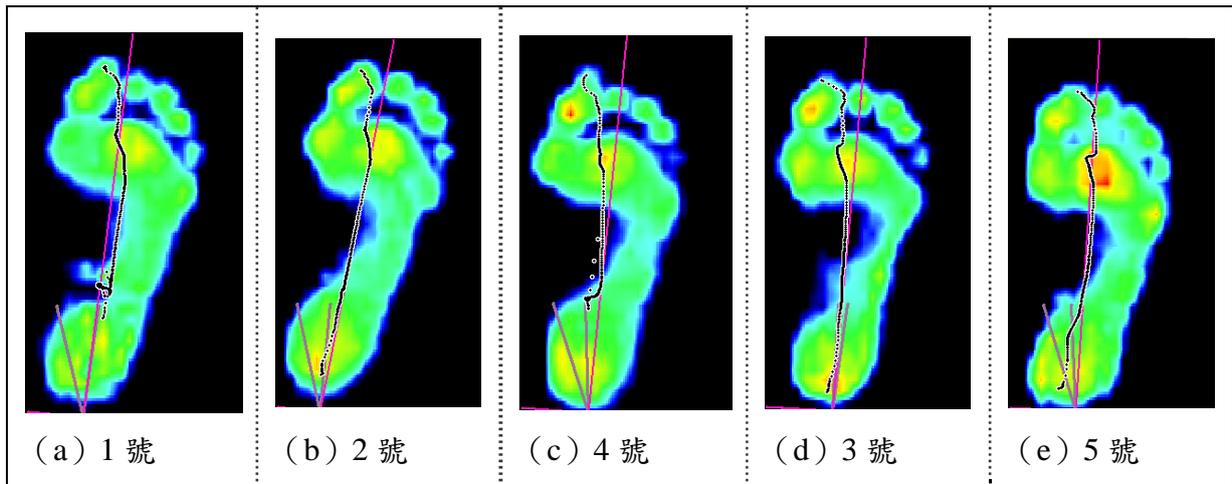


圖 35 A 測試者的關聯排序圖

表 11 20 位測試者的 5 雙鞋墊之灰關聯程度

	1 號	2 號	3 號	4 號	5 號	最適鞋墊
A 測試者	<b><u>1.0000</u></b>	0.6083	0.5135	0.5943	0.4391	1 號
B 測試者	0.5935	0.4272	0.7422	0.5395	<b><u>0.9901</u></b>	5 號
C 測試者	0.6320	0.4843	0.6331	<b><u>0.9266</u></b>	0.7064	4 號
D 測試者	0.5128	<b><u>0.9102</u></b>	0.4823	0.6375	0.5255	2 號
E 測試者	0.8873	0.6225	<b><u>0.9533</u></b>	0.6837	0.8354	3 號
F 測試者	0.5492	<b><u>0.8925</u></b>	0.7432	0.8911	0.5199	2 號
G 測試者	0.7711	0.8475	0.7595	0.8027	<b><u>0.8597</u></b>	5 號
H 測試者	<b><u>1.0000</u></b>	0.5849	0.4713	0.4956	0.5743	1 號
I 測試者	0.6080	0.4347	0.7296	0.5552	<b><u>0.9448</u></b>	5 號
J 測試者	0.9114	<b><u>0.9536</u></b>	0.8357	0.6837	0.6232	2 號
K 測試者	0.4981	0.5245	0.6185	<b><u>1.0000</u></b>	0.5336	4 號
L 測試者	0.6502	<b><u>0.9299</u></b>	0.5995	0.7416	0.4445	2 號
M 測試者	0.8341	0.9023	<b><u>0.9140</u></b>	0.7955	0.8183	3 號
N 測試者	0.6132	0.7223	0.8386	<b><u>0.9486</u></b>	0.5477	4 號
O 測試者	0.7793	0.5481	<b><u>0.9820</u></b>	0.5916	0.4373	3 號
P 測試者	<b><u>0.9504</u></b>	0.7536	0.9272	0.6616	0.9129	1 號
Q 測試者	0.5287	0.6466	0.4862	<b><u>0.9104</u></b>	0.5110	4 號
R 測試者	<b><u>0.9705</u></b>	0.6380	0.8775	0.6140	0.9194	1 號
S 測試者	0.5366	0.7972	0.7993	<b><u>0.8837</u></b>	0.5717	4 號
T 測試者	0.8398	0.7888	0.7515	<b><u>0.8578</u></b>	0.8378	4 號

### 5.1.3 智慧分群

根據灰關聯計算所求得的舒適度評價結果，可得到每位測試者最適合的鞋墊款式。實驗的最後，將每位測試者的足壓分佈資料與鞋墊款式當做類神經網路之訓練樣本對，即「足壓－鞋墊」的資料。透過倒傳遞類神經網路的演算法進行疊代地學習，目的是為了使網路擁有可以辨識足壓資料的能力，能自動針對所輸入的足壓資料進行分群，從現有的鞋墊樣本中找出適合測試者之鞋墊款式。另外，在訓練樣本的足壓資料部分，由於每位測試者只有 6 組量測結果，並排除差異性較大的足壓樣型後，剩下 4 組可供網路訓練的樣本，為了要使網路擁有較好的學習結果，我們參考「3.3.2 類神經網路學習驗證」小節的做法，透過資料集擴充的步驟，針對每組足壓資料進行 100 次的計算，產 100 組新的訓練樣本供類神經網路做學習之用。

首先，研究針對 20 位測試者，共 80 組的訓練樣本進行資料之正規化處理，即將資料做適當的編碼，因編碼後才能做為倒傳遞類神經網路的訓練數據。首先將先前足壓量測資料透過 RS-Scan 的系統得到圖 36 足壓分佈圖，接著將其轉為圖 37 足壓分佈矩陣圖，一組原始足壓資料為  $25 \times 40$  矩陣，將其整型為行向量  $1000 \times 1$  矩陣，做為網路的輸入樣本。另外，倒傳遞類神經網路為採用雙曲線正切函數與雙彎曲函數當作神經元的非線性轉換函數，轉換函術的輸出將介於  $(0,1)$  之間，所以實際網路輸出值的值域亦必落在  $(0,1)$  之間。此外，本研究中欲進行分類的鞋墊款式有五款，因此定義網路的輸出矩陣為  $5 \times 1$  的矩陣，並由該矩陣中的最大值元素作為網路預測的結果（即最適鞋墊款式）。



經過資料的正規化處理後，我們隨機將 K、L、M、N、O 五位測試者的資料挑選出來，共有 20 組訓練樣本對，做為研究的驗證樣本。其中，每一組類神經網路的驗證樣本輸入皆為列向量 $1000 \times 1$ 的足壓資料。剩下的 15 位測試者的資料則進行資料集擴充處理，並將結果輸入倒傳遞網路模型來訓練，重覆的進行訓練程序，直到網路達到最大遞代次數或訓練的最小梯度性能則停止。欲進行訓練的倒傳遞類神經網路架構包含一層輸入層、一層隱藏層與一層輸出層。其中，輸入層與輸出層所包含的神經元數量是根據訓練樣本對來決定，而隱藏層的數量則是根據式(13)來決定，計算所得的神經元數量為 71 個。

為了驗證不同轉換函數對網路預測結果的影響，研究針對兩種不同的轉換函數組合進行實驗：1. a 架構網路的學習 — 隱藏層為雙曲線正切函數，輸出層為雙彎曲轉換函數與 2. b 架構網路的學習 — 隱藏層為雙彎曲轉換函數，輸出層亦為雙彎曲轉換函數。其他相關的網路學習參數設定如下：

最大遞代次數 (Epoch) : 2000

性能指標 (Performance Goal) : 0

學習速率 (Learning Rate) : 0.01

動量常數 (Momentum Constant) : 0.9

最小梯度性能 (Minimum Performance Gradient) :  $1e-10$

#### 1. a 架構網路的學習：

網路架構如圖 38，首先將 15 組訓練樣本輸入網路學習，帶網路達成收斂條件，則依序將驗證樣本輸入至已完成學習的類神經網路，並參考先前灰關聯舒適度的計算結果，計算網路分類的正確率，並將其分別記錄於表 12 與表 13。由於輸出層轉換函數是採用雙彎曲函數，因此網路的輸出將是一個介於 0~1 之間，尺寸為 $5 \times 1$ 的實數矩陣。

研究中，取該矩陣最大的值作為輸出的分類結果。例如網路的輸出結果為  $(0.2344, 0.3341, 0.4388, 0.3658, 0.1962)^T$ ，則分類結果判讀為第 3 類（3 號鞋墊）。根據此方式，進行 10 次獨立的程式實驗，網路學習過程之梯度性能變化請參考圖 39 至圖 48。網路輸出的正確率是將網路輸出結果與先前進行灰關聯計算所得結果作比較，找出所有相符合的比較結果，並計算其所占的比例，作為網路的分群正確率。

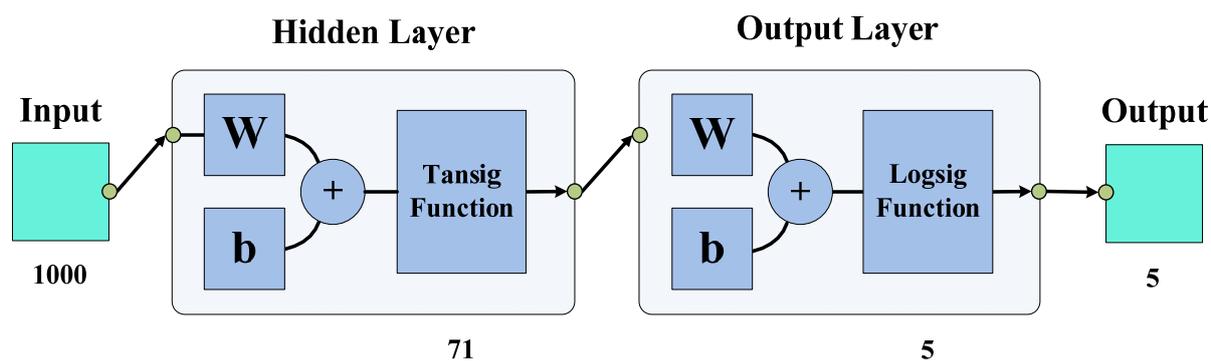


圖 38 網路架構圖 (a)

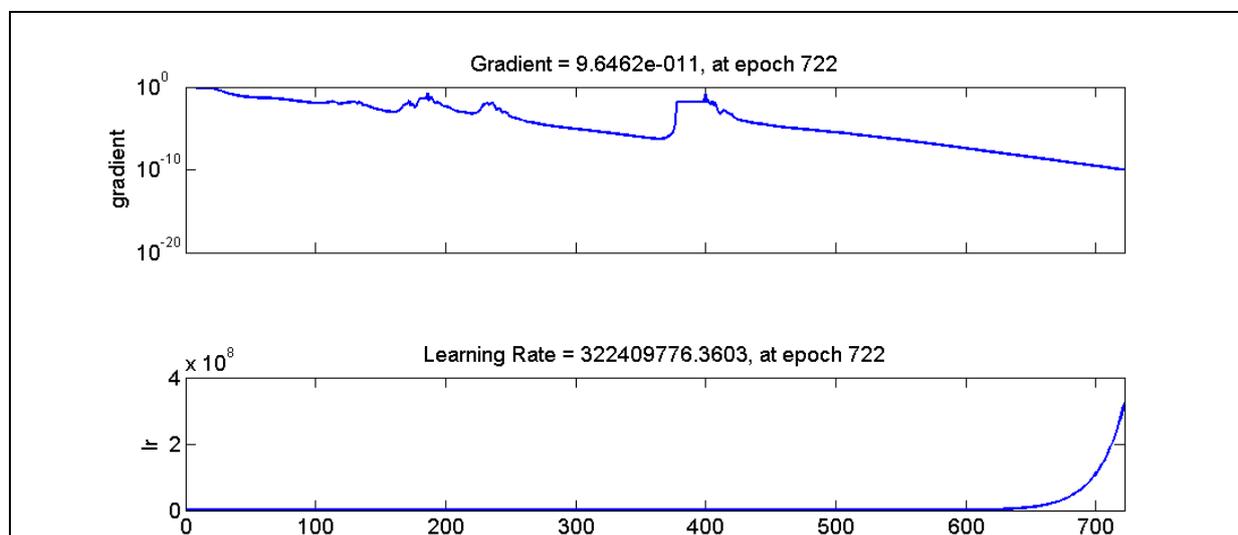


圖 39 網路架構 a 的梯度性能變化圖 (第一次學習)

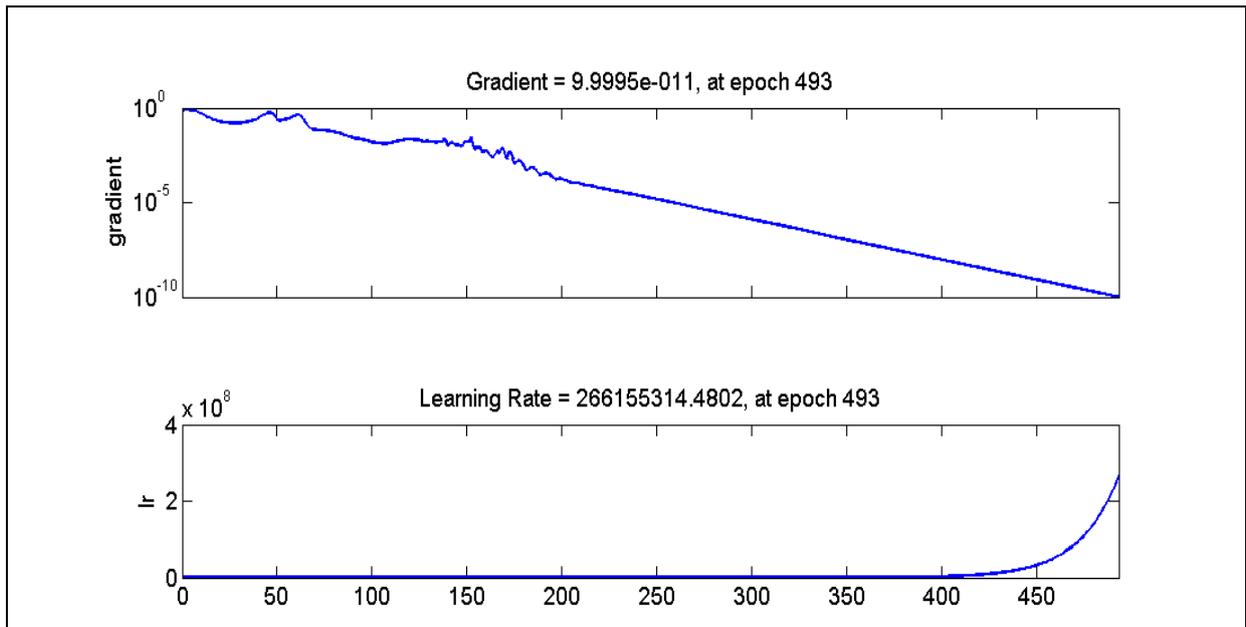


圖 40 網路架構 a 的梯度性能變化圖 (第二次學習)

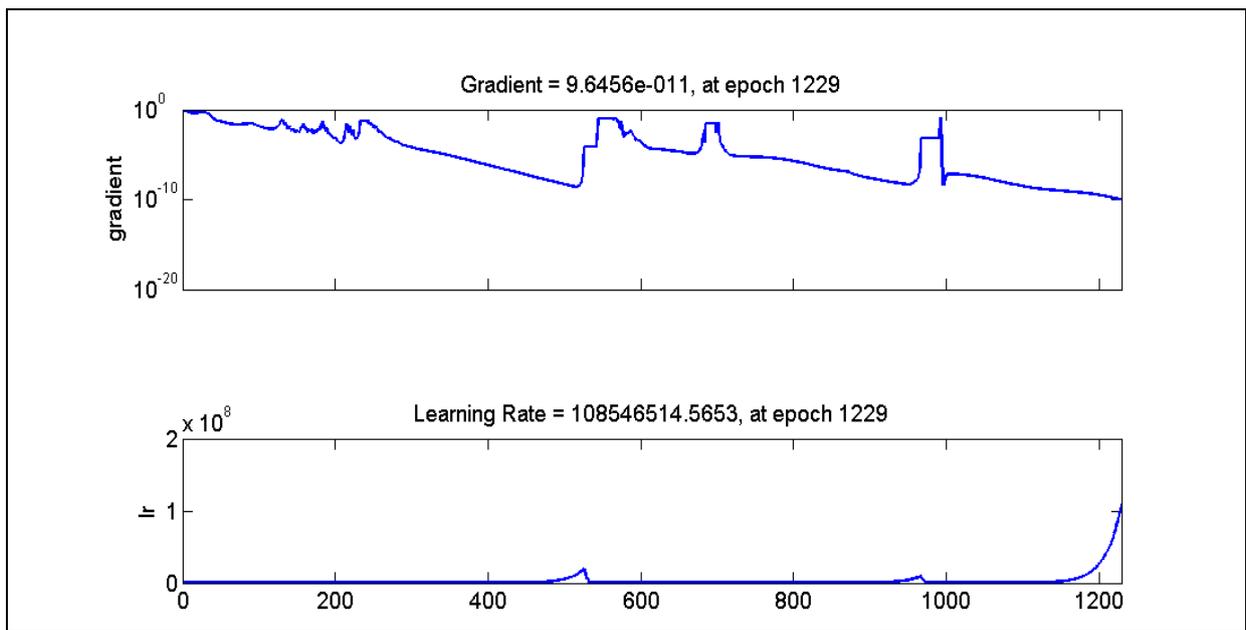


圖 41 網路架構 a 的梯度性能變化圖 (第三次學習)

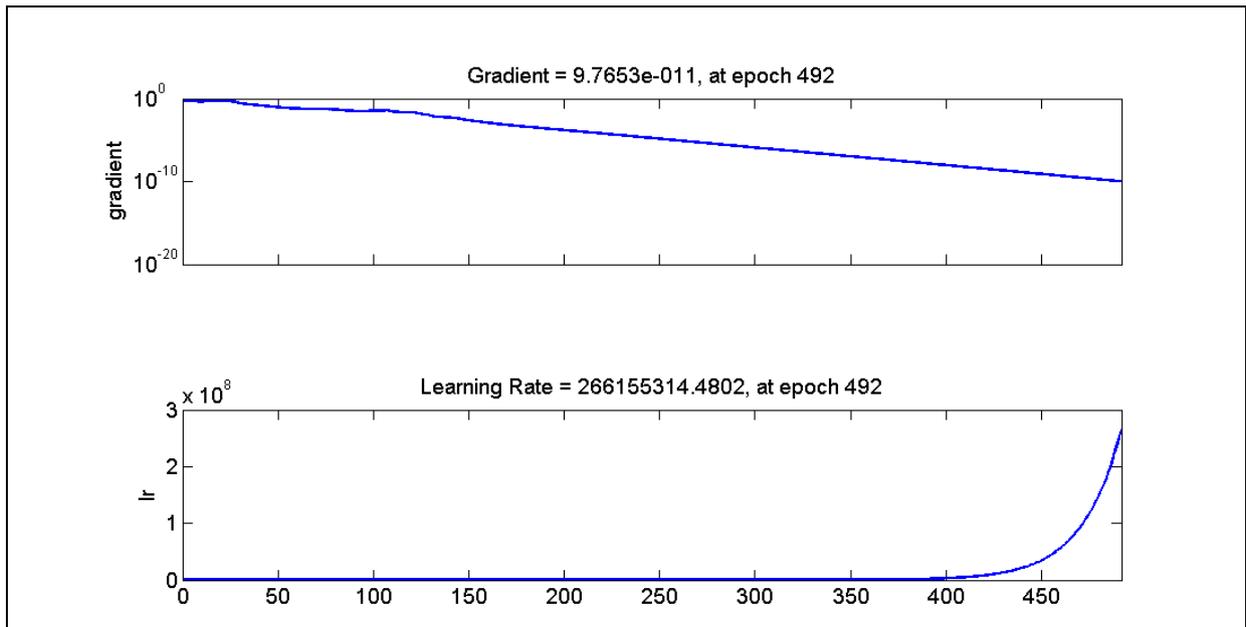


圖 42 網路架構 a 的梯度性能變化圖 (第四次學習)

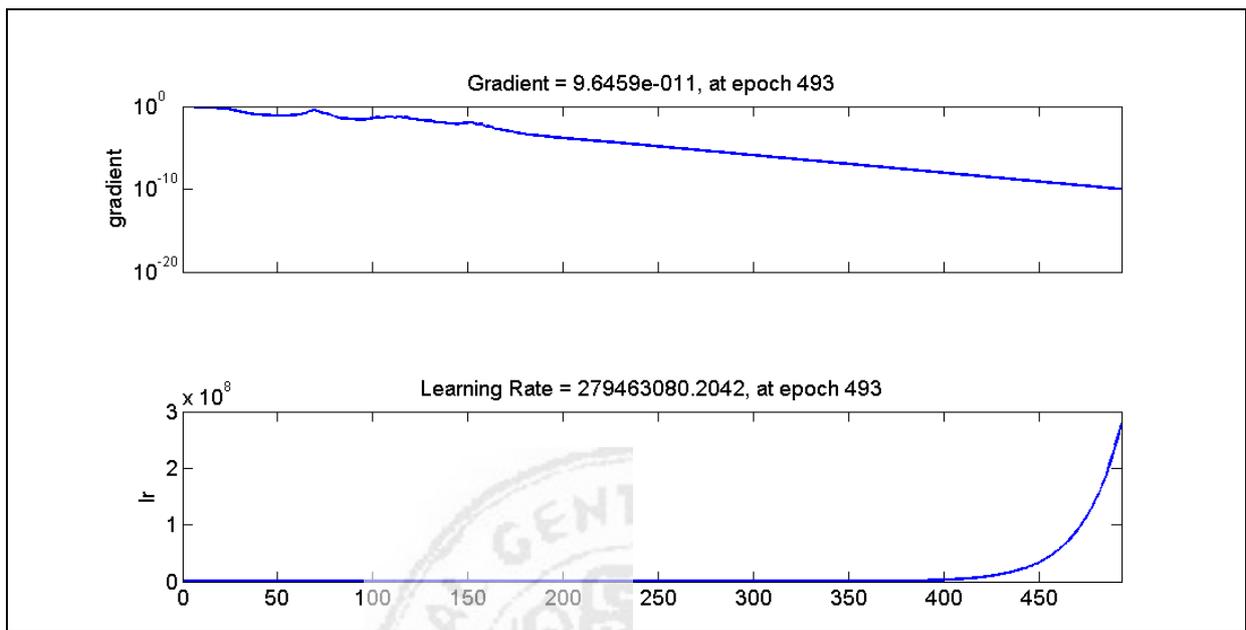


圖 43 網路架構 a 的梯度性能變化圖 (第五次學習)

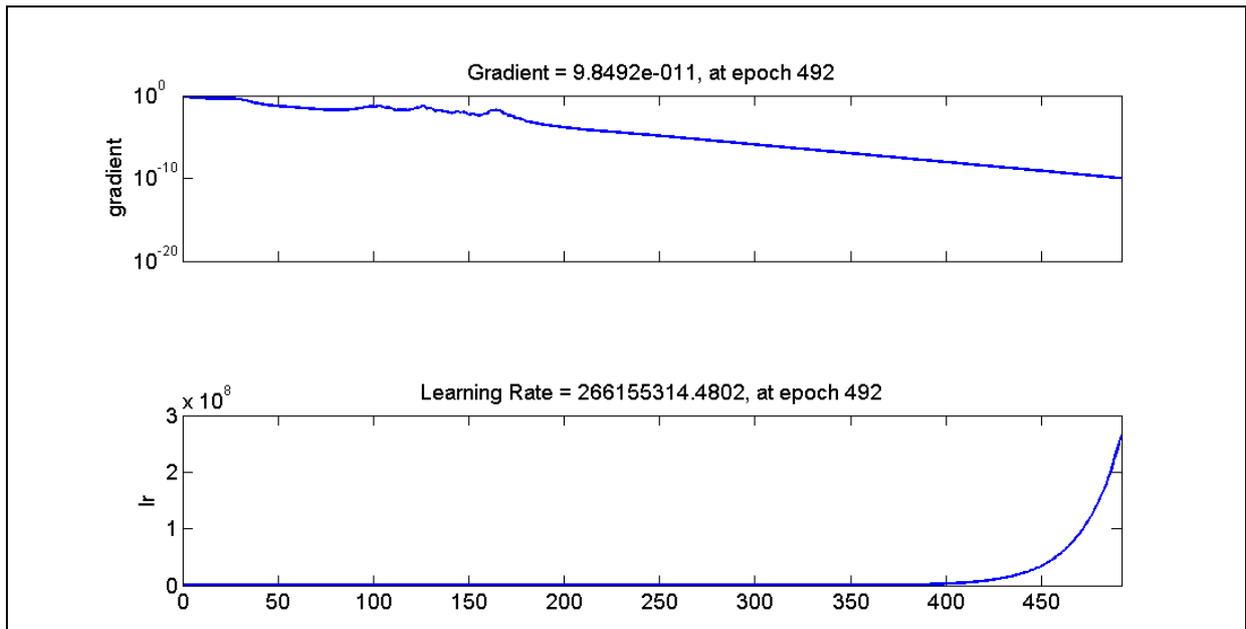


圖 44 網路架構 a 的梯度性能變化圖 (第六次學習)

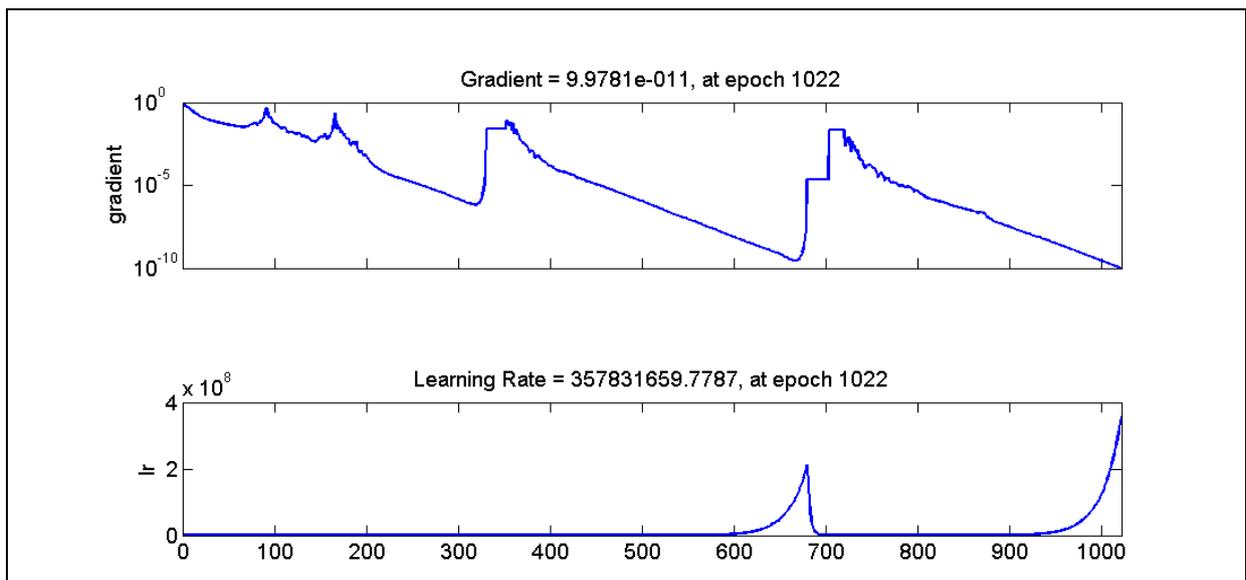


圖 45 網路架構 a 的梯度性能變化圖 (第七次學習)

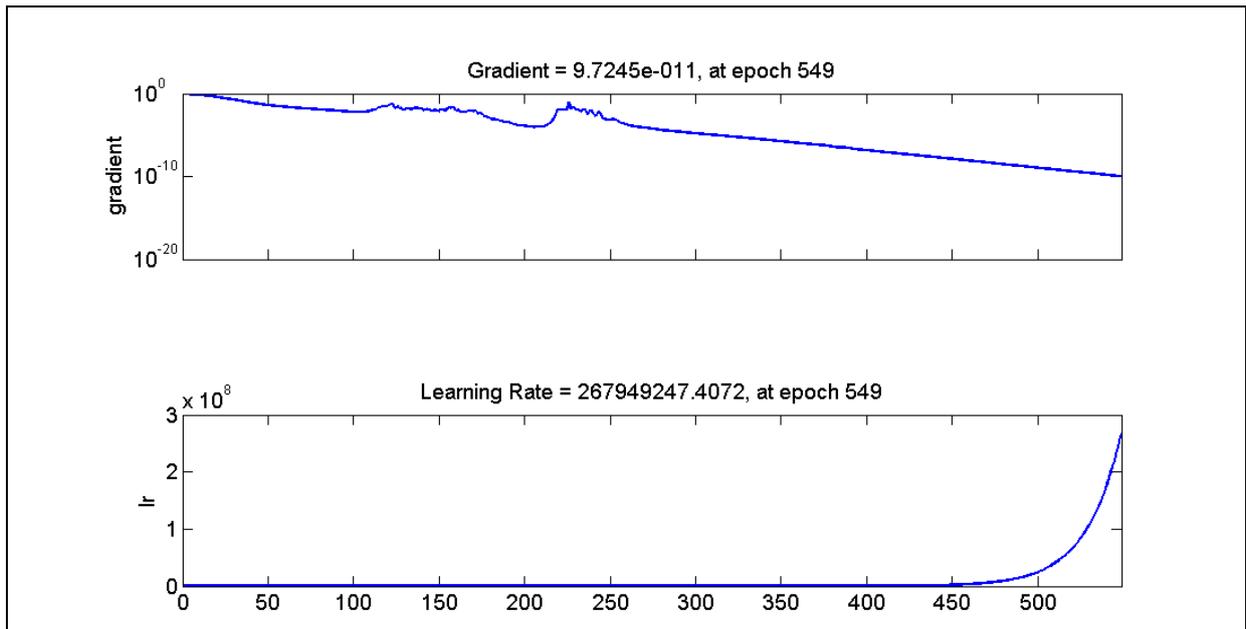


圖 46 網路架構 a 的梯度性能變化圖 (第八次學習)

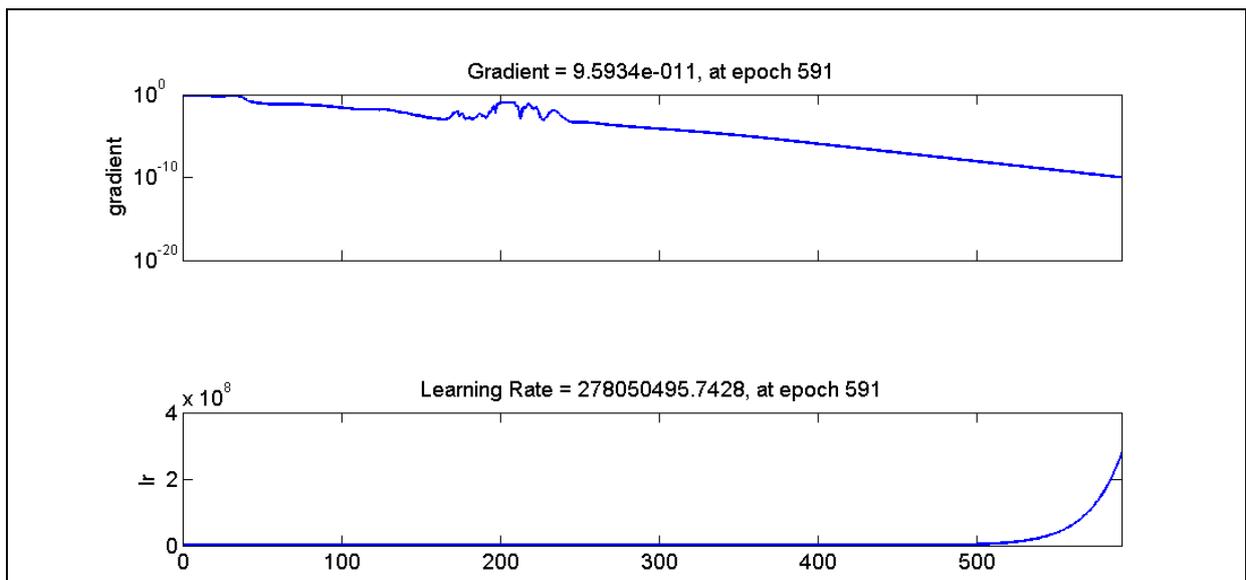


圖 47 網路架構 a 的梯度性能變化圖 (第九次學習)

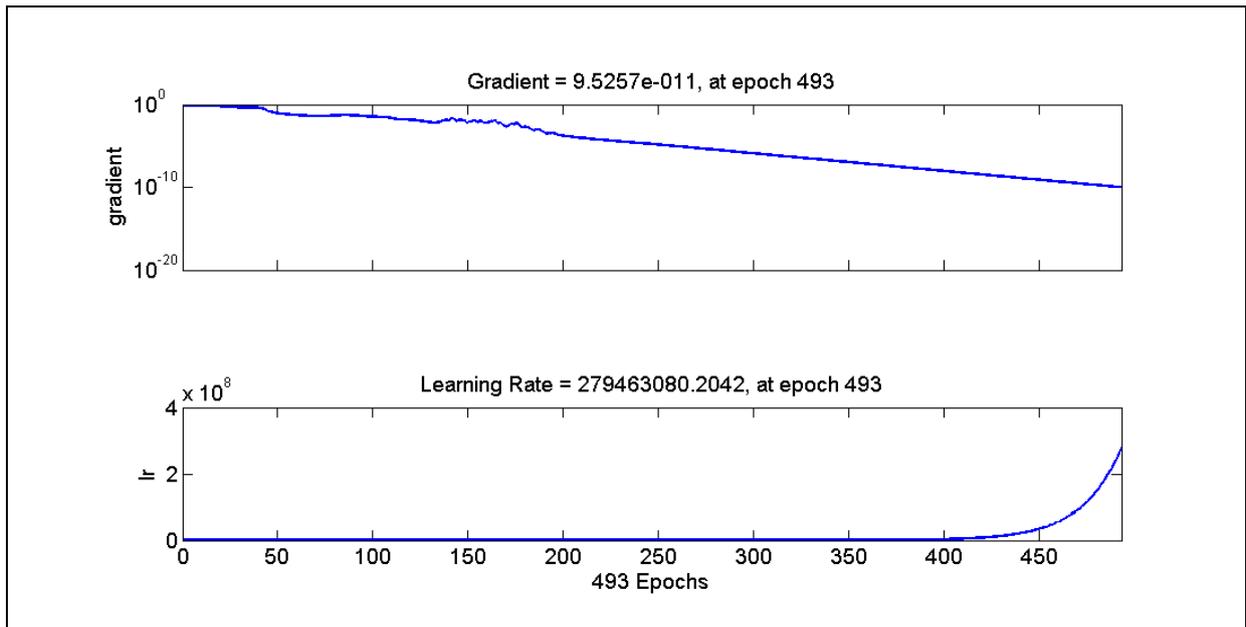


圖 48 網路架構 a 的梯度性能變化圖 (第十次學習)

表 12 網路架構的學習結果 (a)

	K 測試者				L 測試者				M 測試者				N 測試者				O 測試者			
灰關聯計算所得鞋墊	4	4	4	4	2	2	2	2	3	3	3	3	4	4	4	4	3	3	3	3
第 1 次驗證結果	4	5	4	4	2	2	4	2	3	3	3	3	4	4	4	4	3	3	4	3
第 2 次驗證結果	4	4	4	4	4	2	5	2	3	3	3	3	4	4	5	1	3	3	3	3
第 3 次驗證結果	4	4	4	4	2	4	2	2	2	5	5	2	4	4	4	4	1	4	4	2
第 4 次驗證結果	4	4	4	4	3	2	4	2	4	4	4	3	1	4	4	4	3	3	5	3
第 5 次驗證結果	4	4	4	4	2	2	1	1	1	3	5	3	4	4	4	4	3	3	3	3
第 6 次驗證結果	4	4	4	3	1	2	3	4	3	5	3	5	4	4	1	4	5	3	3	3
第 7 次驗證結果	4	4	4	4	3	5	4	4	3	3	3	3	4	4	4	4	3	3	3	3
第 8 次驗證結果	4	4	4	4	5	3	2	5	3	4	3	3	2	4	4	4	4	4	3	3
第 9 次驗證結果	4	4	4	4	2	2	3	2	5	3	3	3	4	4	4	4	5	3	3	3
第 10 次驗證結果	4	4	4	4	2	2	1	2	5	3	3	3	4	4	4	4	5	3	3	3

表 13 網路架構的學習正確率 (a)

	正確率	梯度性能	網路疊代數
第 1 次學習	85%	9.6462e-011	722
第 2 次學習	85%	9.9995e-011	493
第 3 次學習	55%	9.6456e-011	1229
第 4 次學習	65%	9.7653e-011	492
第 5 次學習	85%	9.6459e-011	493
第 6 次學習	60%	9.8492e-011	492
第 7 次學習	80%	9.9781e-011	1022
第 8 次學習	65%	9.7245e-011	549
第 9 次學習	85%	9.5934e-011	591
第 10 次學習	85%	9.5257e-011	493
平均值	75%	9.7373e-011	673

2. b 架構網路的學習：

接下來，研究針對 b 架構網路進行實驗，網路架構如圖 49，同樣如 a 架構進行學習及驗證。其網路學習過程的梯度性能變化請參考圖 50 至圖 59，網路架構的學習結果如表 14，網路架構的學習正確率如表 15 所示。

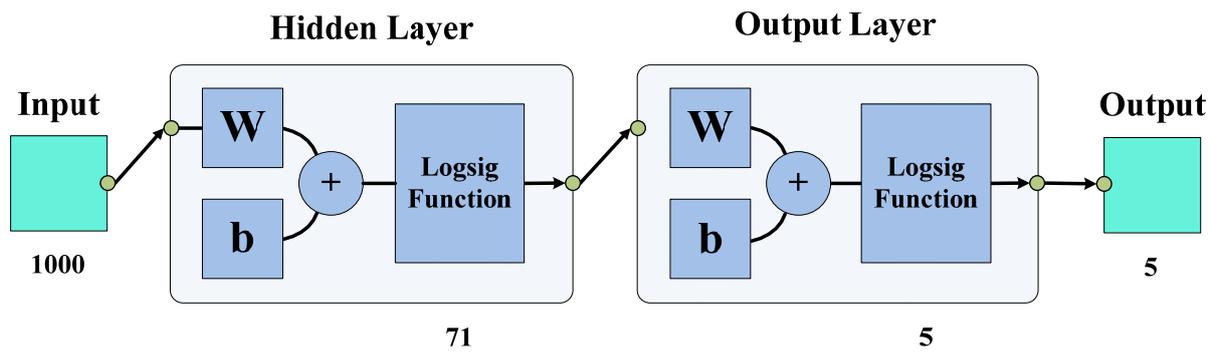


圖 49 網路架構圖 (b)

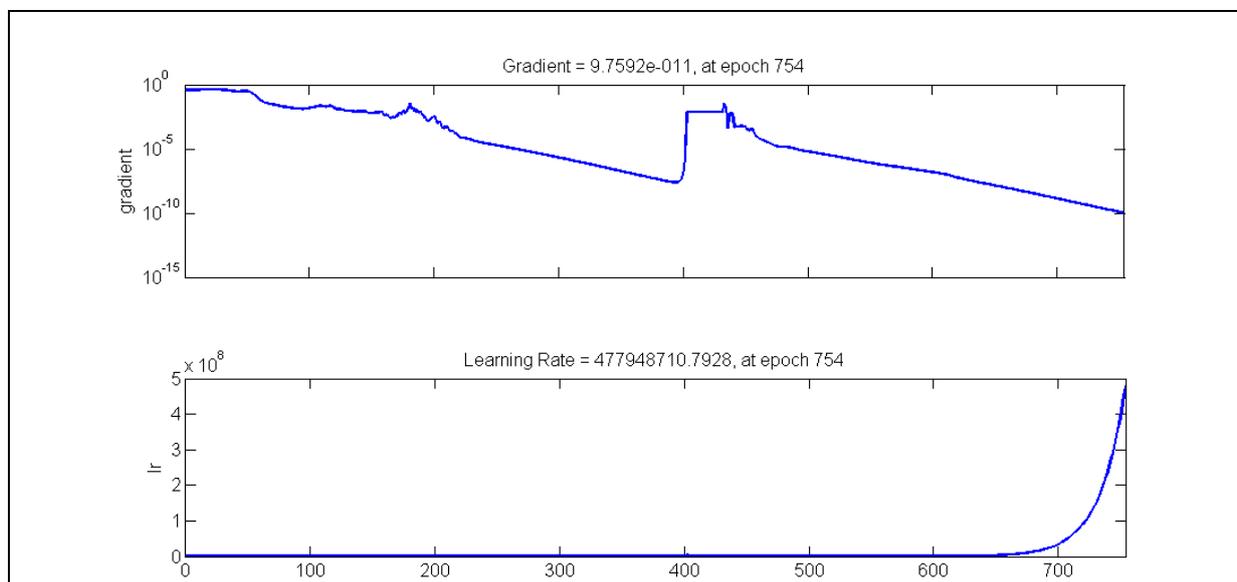


圖 50 網路架構 b 的梯度性能變化圖 (第一次學習)

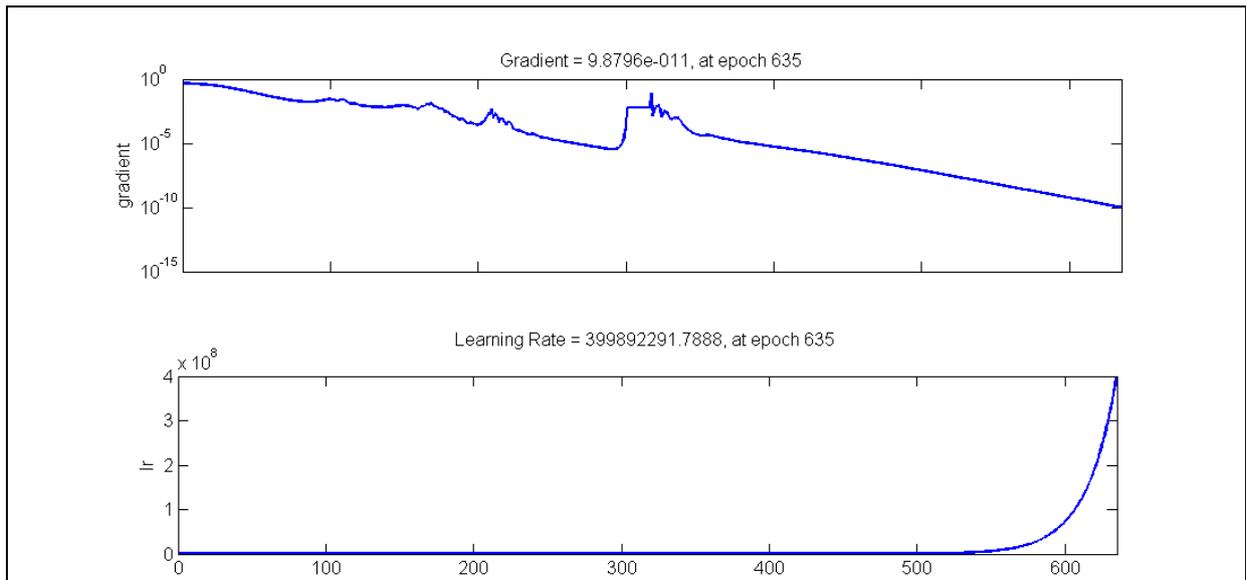


圖 51 網路架構 b 的梯度性能變化圖 (第二次學習)

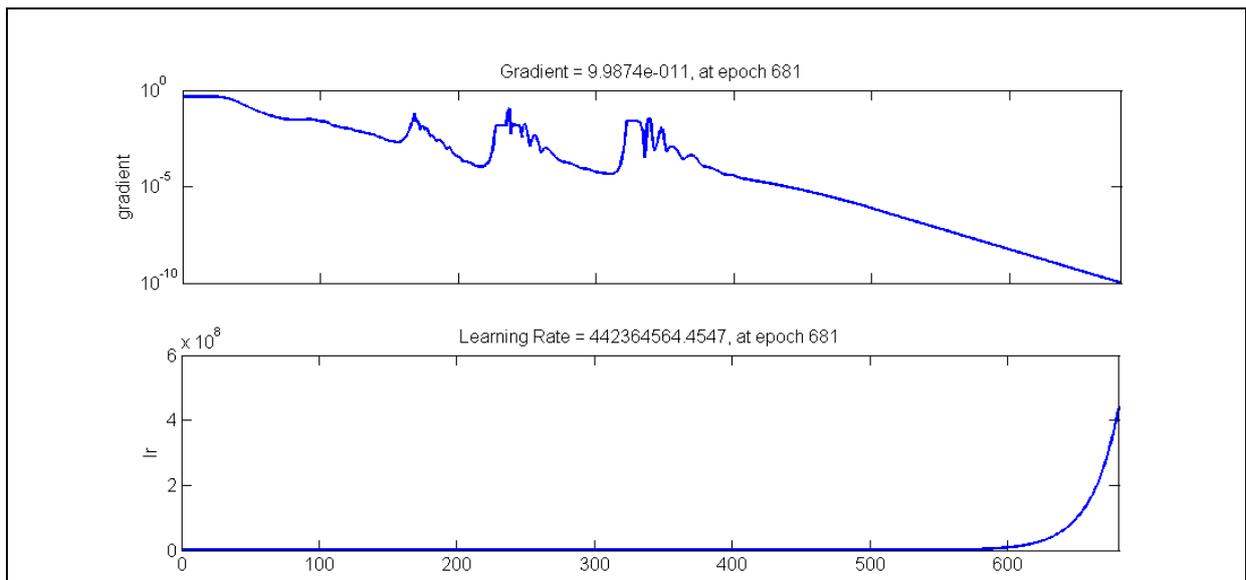


圖 52 網路架構 b 的梯度性能變化圖 (第三次學習)

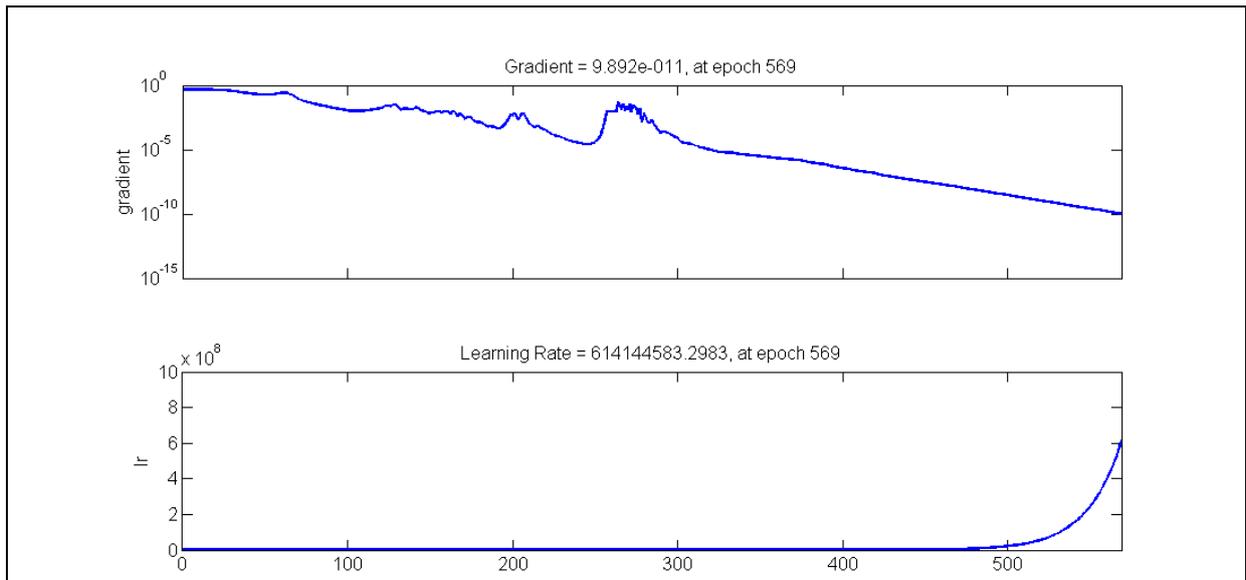


圖 53 網路架構 b 的梯度性能變化圖 (第四次學習)

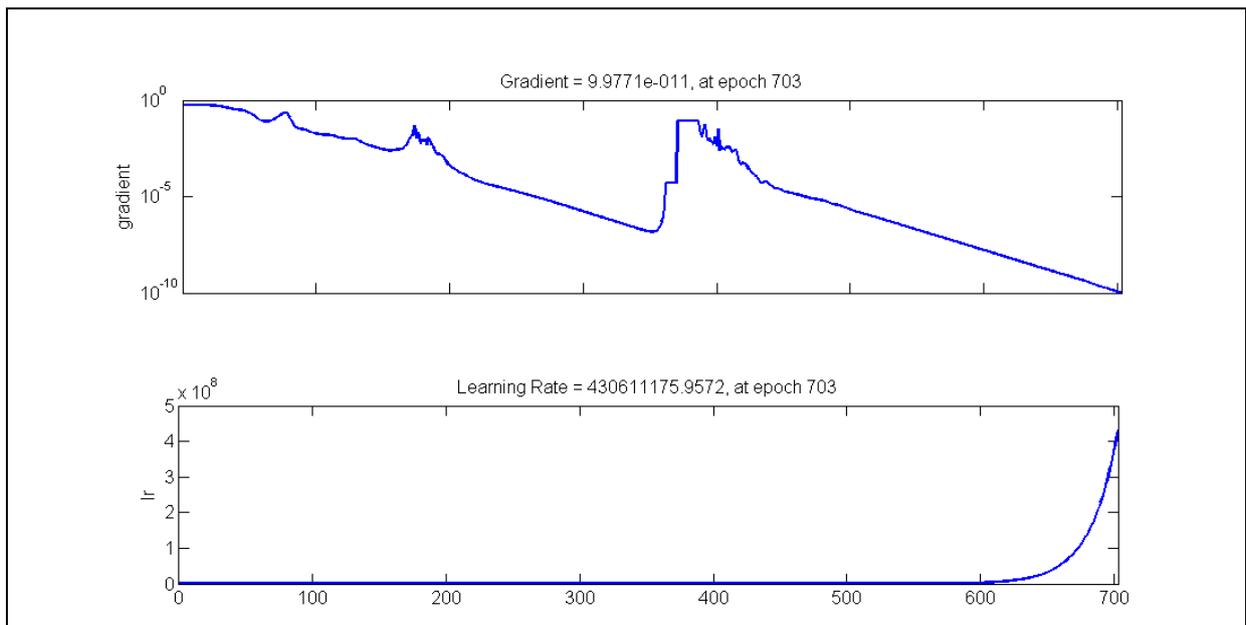


圖 54 網路架構 b 的梯度性能變化圖 (第五次學習)

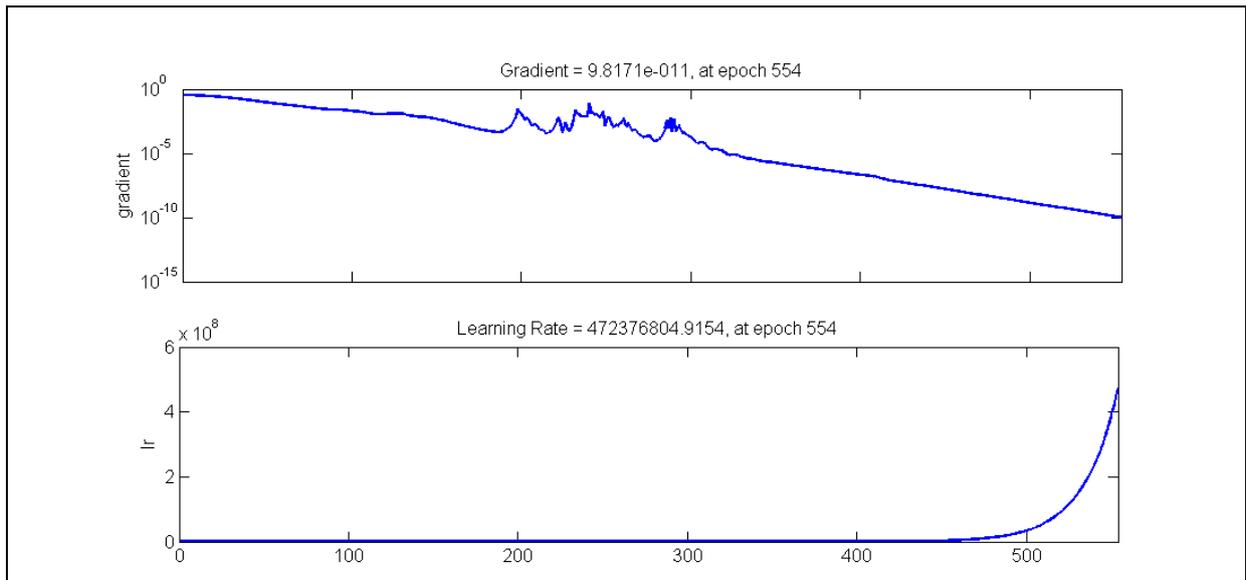


圖 55 網路架構 b 的梯度性能變化圖 (第六次學習)

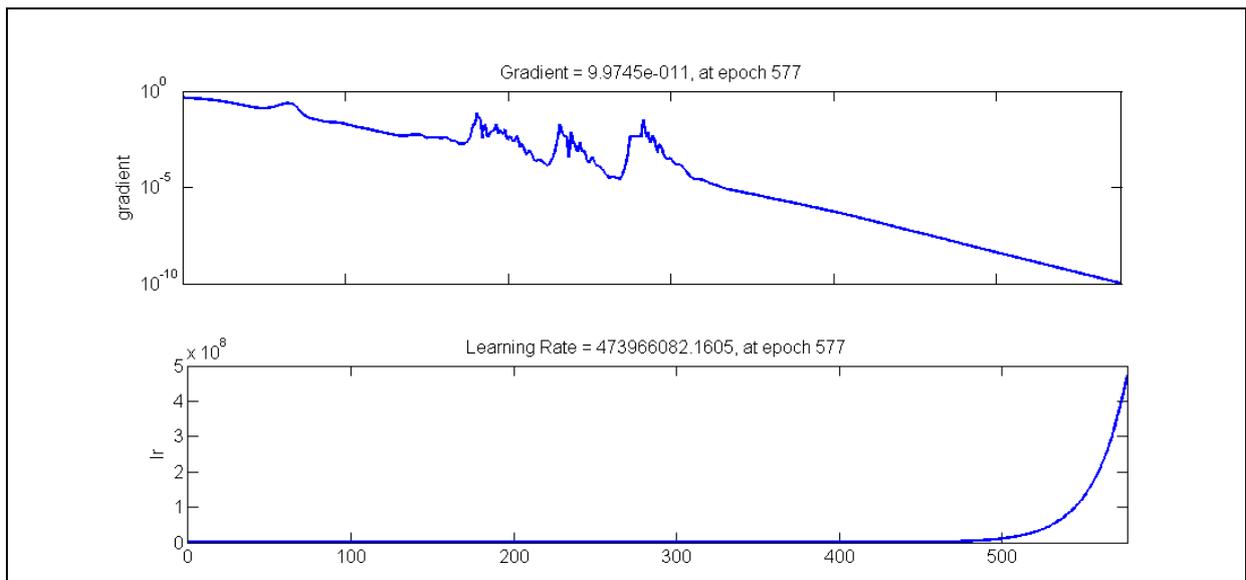


圖 56 網路架構 b 的梯度性能變化圖 (第七次學習)

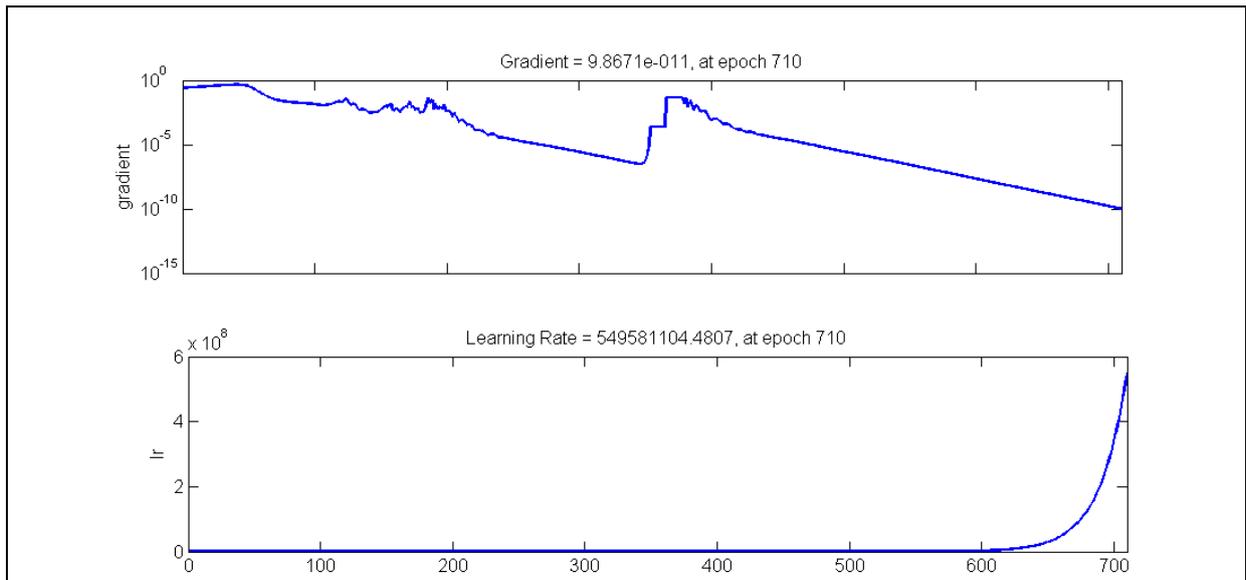


圖 57 網路架構 b 的梯度性能變化圖 (第八次學習)

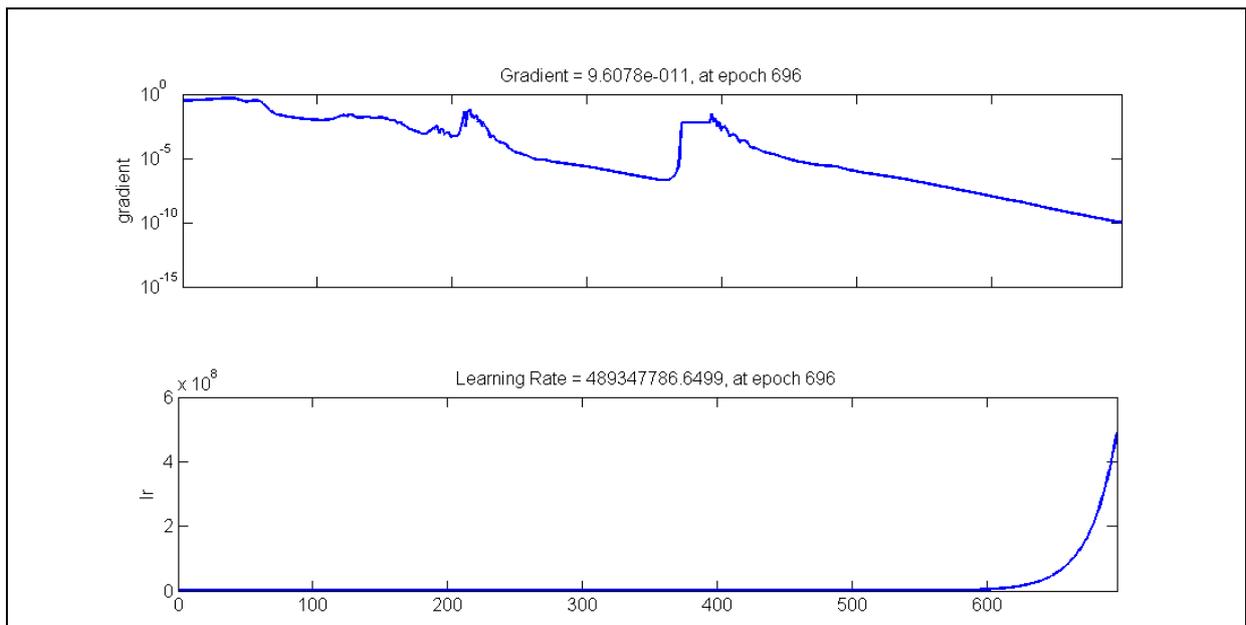


圖 58 網路架構 b 的梯度性能變化圖 (第九次學習)

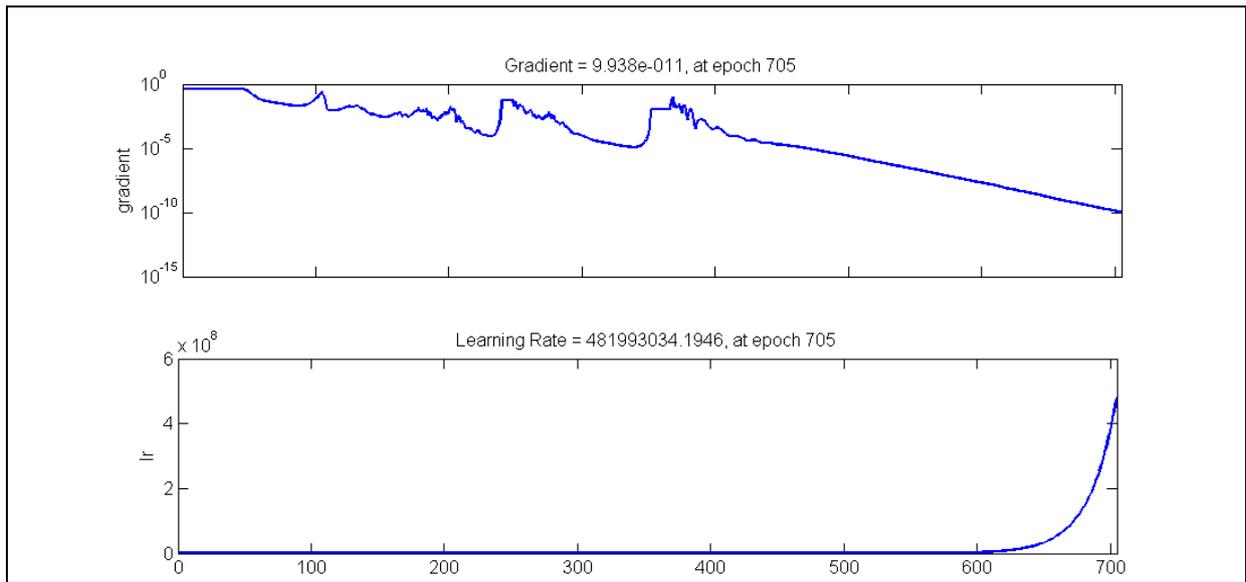


圖 59 網路架構 b 的梯度性能變化圖 (第十次學習)

表 14 網路架構的學習結果 (b)

	K 測試者				L 測試者				M 測試者				N 測試者				O 測試者			
灰關聯計算所得鞋墊	4	4	4	4	2	2	2	2	3	3	3	3	4	4	4	4	3	3	3	3
第 1 次驗證結果	4	4	5	4	3	2	2	2	3	3	3	3	4	4	4	4	5	3	3	3
第 2 次驗證結果	4	4	4	4	2	2	2	2	3	3	3	3	4	4	4	3	3	5	3	3
第 3 次驗證結果	4	4	4	4	2	1	2	2	3	3	3	3	4	4	4	4	5	1	3	3
第 4 次驗證結果	4	2	4	4	2	2	1	2	2	3	3	3	4	4	4	4	5	3	4	4
第 5 次驗證結果	4	4	4	4	3	3	3	3	5	3	3	3	4	4	4	4	4	3	3	4
第 6 次驗證結果	4	4	4	4	2	2	2	2	5	3	3	3	4	4	4	4	5	3	3	3
第 7 次驗證結果	4	4	4	4	2	2	2	2	5	1	1	4	4	4	4	4	5	1	4	4
第 8 次驗證結果	4	2	4	4	2	2	2	2	1	3	3	3		4	4	4	2	3	3	3
第 9 次驗證結果	4	1	4	4	2	2	2	2	4	3	3	3	4	4	4	4	5	3	1	3
第 10 次驗證結果	4	4	4	4	2	2	2	2	4	1	1	4	4	4	4	4	4	2	1	4

表 15 網路架構的學習正確率 (b)

	正確率	梯度性能	網路疊代數
第 1 次學習	85%	9.7592e-011	754
第 2 次學習	90%	9.8796e-011	635
第 3 次學習	85%	9.9874e-011	681
第 4 次學習	70%	9.8920e-011	569
第 5 次學習	65%	9.6595e-011	509
第 6 次學習	90%	9.8171e-011	554
第 7 次學習	60%	9.9745e-011	577
第 8 次學習	85%	9.8761e-011	710
第 9 次學習	80%	9.6078e-011	696
第 10 次學習	60%	9.9380e-011	705
平均值	77%	9.8391e-011	639

## 5.2 分析與討論

本研究的重點在利用智慧型演算法的特性，建立自動學習與分群的系統，提供鞋墊設計師進行決策之用。為了達成目的，針對足壓與鞋墊的舒適性問題進行研究，並應用灰色理論的客觀計算方式，對可建構成為舒適度的參數進行多次運算。以下為根據前一章節所得的結果分成：5.2.1 節舒適度評價效果與 5.2.2 節智慧分群效果進行討論。

### 5.2.1 舒適度評價效果

於 5.1.1 與 5.1.2 節，本研究參考葉哲維 [2001] 評價舒適度的方式，運用生理壓力作為對象，探討足型與鞋墊的舒適度，目的是以舒適度評價結果供智慧型演算法進行學習，以得到智慧型系統。5.1 節力學實驗是為了提供 5.2 節進行舒適度評價的分析，故將其結果一同進行分析與討論，如以下列九點：

1. 本研究提出「當鞋墊款式越接近足部外型，壓力總值與峰值亦將下降」，經由力學實驗後，可藉由表 7 的結果作為依據，確實符合先前所訂定的假設。
2. 藉由圖 60 的足壓樣型圖，可看出壓峰發生於第一、二趾區與足跟區域的百分比比較高，同時驗證了先前的第二點假設。

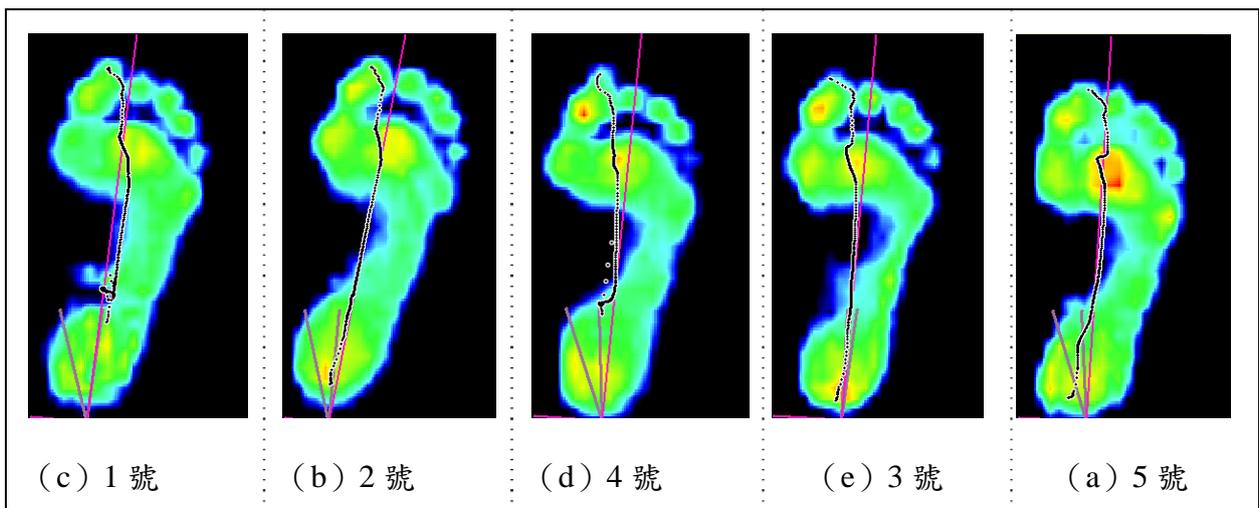


圖 60 A 測試者的足壓樣型圖

3. 根據圖 61 的原始裸足壓力圖與採於鞋墊上壓力作比較，可發現經由灰關聯計算所選出的最適鞋墊 1 號，與原始裸足壓力作比較，確實 1 號鞋墊的壓力較為平均，而

原始裸足壓力則於第一、二腳趾區呈現部分紅色的壓力樣貌，所以 1 號鞋墊可達到提高舒適性的目的。

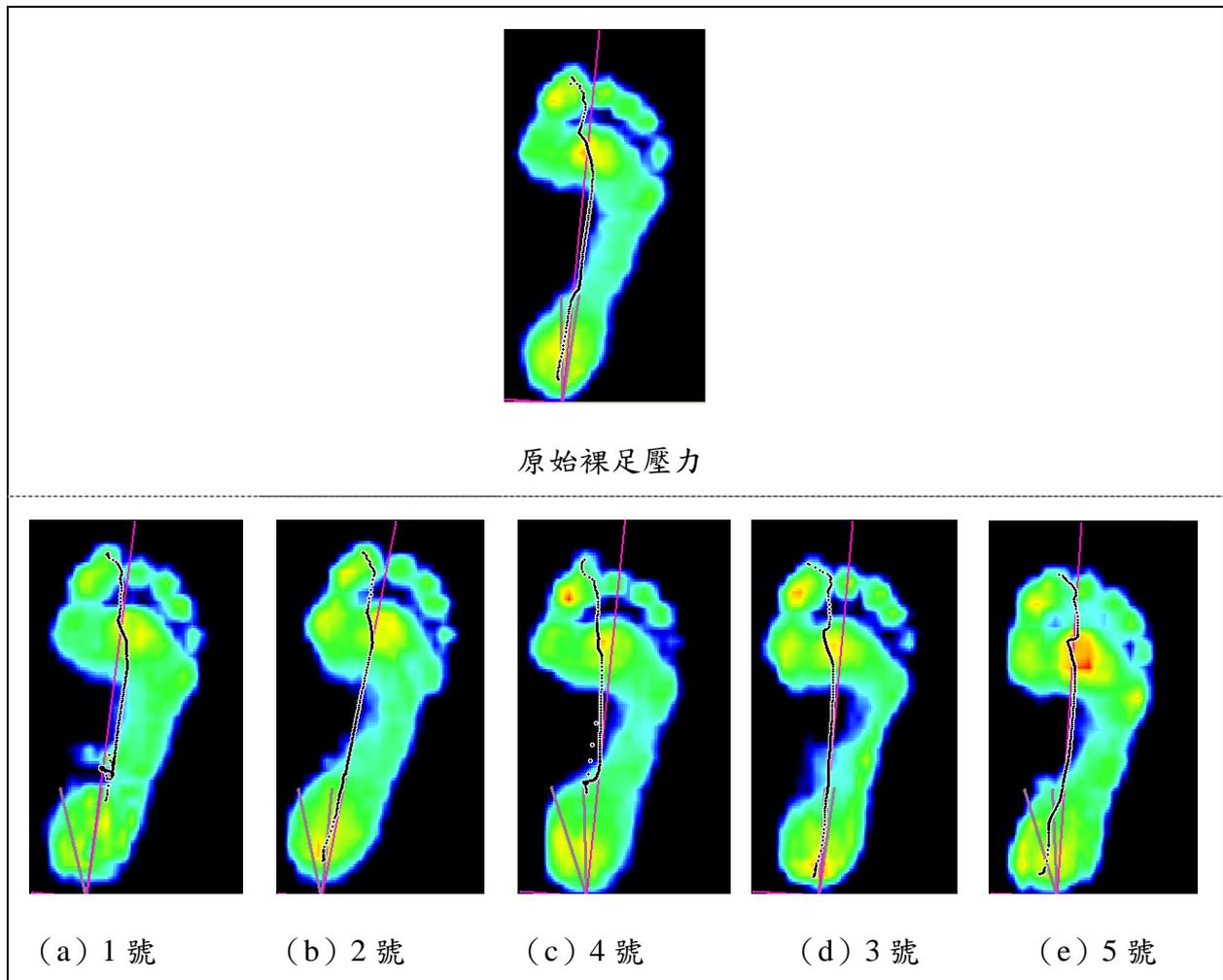


圖 61 原始裸足壓力與踩踏於鞋墊上壓力的比較圖

4. 於力學實驗的資料前處理，僅透過專家經驗法則進行足壓樣型的篩選，此種方式較欠缺實際可信度，且為主觀的判斷，因此後續的相關研究可朝透過統計的分析或是其他理論作為資料前處理之依據，應較為適切。
5. 本實驗所使用的五款市售鞋墊款式（實驗材料），其材質、密度、彈性與厚度等不盡相同，此部分會影響足壓的分佈，導致壓力參數產生變化，以表 5 的力量 — 時

間積分值 (FTI) 來說明，測試者的體重與力量 — 時間積分值應為線性關係，但結果非如此，影響的因素可能為上述所說，因此後續可先透過功能性試驗 (如吸震與反彈等)、密度的計算與厚度量測等完成前置處理，並將這些參數納入考量後，再進行舒適度評價效果的分析。

6. 足壓量測次數為每一款式鞋墊皆測壓六次，並排除差異性最大的樣本，僅取其中四次作為壓力數值的判讀，此部分屬於小樣本實驗。
7. 舒適度評價的計算，於先前 2.2 節提出 6 種的正規化計算，但礙於研究時間的限制，僅採用「單位向量正規」作為計算方式，此作法較為不嚴謹，因此後續可分別運用不同正規法進行計算，因計算方式的不同可導致於最適鞋墊的選擇有所不同。
8. 本研究以人體壓力為對象，並以灰關聯的計算評量舒適性的問題，透過此理論可得到最為適切的答案，因人的心理本身即為一個黑箱，如欲透過問卷 — 李克特量表、語意差異量表、Thurstone 量表與 Guttman 量表等方式得到解答，則具有衝突的矛盾點，因人容易受當時的情境與生理，甚或其他不可考因素，於進行問卷的當下產生黑箱的作業，所以相對的，如運用客觀的灰色理論作為評量方式，則可將大量且不明確的未知心理因素，由黑轉白，故為一項較為嚴謹且明確的評量方式，更可表達出本研究欲求的鞋墊舒適評價。
9. 本研究運用灰關聯進行評價分析，但於變數與參數的關聯表方面，僅使用平均法作為工具，而未進一步運用變異數瞭解本實驗的資料分佈情形與數據間之差距性，因由於本實驗的樣本數較少，故即使運用變異數做為判讀工具，也不易查覺差異之處。

### 5.2.2 智慧分群效果

為驗證倒傳遞類神經網路的智慧分群效果，於 5.1.3 節智慧分群進行兩種不同架構的倒傳遞類神經網路，分析與討論如以下四點：

1. 於研究過程發現，不同的轉換函數雖會影響學習結果，但效果差異不大。兩種網路架構的平均正確率分別為 75%與 77%，而平均的疊代計算次數為 673 與 639，可見雙曲線正切函數架構的網路，不但可達到相近於雙彎曲函數架構網路的學習效果，並同時擁有較快的收斂速度。
2. 於網路學習結果指出，倒傳遞類神經網路於足壓資料辨識問題的正確率，普遍只維持 70 在左右的水準，相較於 3.3.2 節針對 5 張不同灰階圖樣 (Airplane1, Airplane2, Airplane3, Tank, Helicopter) 所進行的網路學習結果，差距甚遠。其主要原因有下列兩點：

(a) 學習樣本的數量過少

一般來說，類神經網路的學習效果、網路架構與訓練樣本有直接的關係，若網路架構不良（如神經元數太少，或轉換函數的設定不適當），將會限制網路的學習，降低於未知樣本的引伸與推論能力。而訓練樣本的不正確、太少、太相似或雜訊過多，類神經網路的工作區間與能力也將大打折扣。於本研究中，雖採用資料集擴充的技術來增加訓練樣本數，但由於所產生的樣本其特性過於接近，因此當足型變化超過一定的範圍時，網路仍無法有效的進行辨識與分群。

(b) 學習樣本的維度過高

於樣型識別的課題，高維度資料空間表示對所輸入的「樣型」擁有更詳細之特性描述（本文中所使用的足壓資料為例，其資料的維度為 1,000），但如果其中包含過多不重要的維度資料時，將形成維度詛咒（Curse of Dimensionality）的窘境，使得網路的學習效果低落。為了克服此問題，Mitchell [1997] 建議採用交叉驗證（Cross-Validation）的方式來降低樣型維度，只保留最重要的幾個特徵（Features）。使得類神經網路在進行訓練學習的過程，只將最重要的幾個特徵納入計算，增加網路的學習品質。

3. 本研究雖應用灰關聯已可得取最適合的鞋墊選擇，但後續卻又運用類神經網路建立可自動提供鞋墊舒適度評價的演算法，原因歸納如下兩點：
- (a) 因本實驗僅為一小樣本，若單純使用灰關聯確實即可得到欲求得的鞋墊選擇，但若本實驗為大樣本，或將此方法與概念提供給予設計師使用，甚或於以縮短設計增加效率為前題時，僅應用灰關聯作為求得答案的方法則無法發揮最佳效果，因於實際應用上，通常為擁有幾百筆或幾千筆的大樣本，此時若將灰關聯當作同等專家知識，以求得最適合的鞋墊選擇，再透過類神經網路的學習、預測與識別等特性建構，則時效性與準確性遠比單使用灰關聯來的佳，因此本研究欲透過此方法，提供設計部門實際上的應用。
  - (b) 類神經網路本身即為一黑箱系統，而每一企業甚或部門間皆有無法公開的商業機密，因此若將前置運算透過類神經網路的黑箱學習，則其他同業便無法得知相關機密，如此可區隔市場與創造商機等優勢。
4. 本研究進行足壓實驗時，鞋墊擺放位置會有 $\pm 5$ 度的偏差，因此所得的足壓資料於平面座標上亦會有 $\pm 5$ 度之偏差。該偏差從平面相對座標來看，雖只是小角度的位移，但若進行矩陣資料整型之後，其所代表的樣型將差距甚遠，亦將影響網路的學習與預測效果。因此，若有一個合理的修正方法，可先針對量測所得的足壓資料進行角度上矯正（歸零），必能提升網路學習的效果，即提升網路於最適鞋墊預測的正確率。

## 第六章 結論與建議

本研究的主要目的在於，以類神經網路進行舒適度資料的學習，並作最適鞋墊的預測，供設計師進行決策之用。研究的內容已於各子題具體描述。藉由本研究提出的系統進行最適鞋墊的搜尋，可減少先透過灰關聯計算的繁雜步驟，取而代之的是僅需輸入足壓，即可以足壓對足壓來進行選擇的搜尋。研究結果指出：將足部的力學實驗透過客觀的灰色理論計算，已完成預期的評價效果，提供最適合的鞋墊選項。再者，以類神經網路的智慧型演算，進行快速學習與分群，由研究結果可得知，本研究所提出的概念，以成功解決先前所提「縮短設計流程」與「滿足個別差異性需求」，甚或可進一步於創造或設計新產品時提昇競爭力。

本論文的具體研究成果與貢獻茲歸納如下：

1. 提供足部的力學實驗作為實例之驗證對象。
2. 探討足壓與鞋墊的舒適度關係。
3. 運用灰關聯於足壓資料的舒適度評價計算。
4. 驗證類神經網路的學習與分群效果。
5. 以類神經網路進行舒適度資料的學習，並作最適鞋墊的預測。

未來研究建議：

1. 本研究的目的是在於提出一個概念，以灰關聯分析舒適度評價效果，與應用類神經網路進行鞋墊的選擇，精確來說是「提供一個設計決策的參考方法」，因此本研究的相關力學實驗規劃，較於欠缺深入考量，故後續仍有待進一步的定義與探究。
2. 本實驗僅提供足部產品「鞋墊」作為案例選擇，但又因鞋具產品中「鞋墊與鞋子」

為最密切的關聯，故後續可經由搭配性的交叉實驗進行相關分析，或許可得到更嚴謹的評估選項。

3. 於舒適度評價的計算，僅以多屬性決策方法中的灰關聯分析法作為運用，但決策者可根據需求而選擇其他多屬性決策方法進行比較，Chan & Wu [1998] 指出選擇決策方案的評選固然重要，然而，選擇決策方法本身亦為一項決策過程，因此決策者應針對目標採取適當的決策方法，也可說是藉由多項方法比較，例如：統計迴歸、層級分析 (Analytic Hierarchy Process, AHP)、模糊聚類分析等，試圖在各方法中找出較具一致性的結果，以平衡評估方法的擅用，來降低決策風險。
4. 本研究於舒適度評價的部分，是藉由市售不同的鞋墊款式中，挑選出最適合測試者的鞋墊，但未來可針對同材質、密度、形狀與彈性等參數，作進一步實驗與分析。
5. 未來以「人」為設計的產品或系統，將針對個人化或小群體，因此後續可朝臨床案例與科學實驗作為設計方向，以更符合人的需求。
6. 未來可透過不同的人工智慧之學習方式，例如：貝氏網路 (Bayesian Network)、事例基學習 (Instance Based Learning)，進行學習與分群，並與本研究的結果進行探討及分析。

## 參考文獻

- [1] Anderson, J. A. (1972). A simple neural network generating an interactive memory. *Mathematical Diosciences* 14), pp. 197-220.
- [2] Ashry, H. R., Lavery, L. A., Murdoch, D. P., Frolich, M., & Lavery, D. C. (1997). Effectiveness of diabetic insoles to reduce foot pressures. *Journal of Foot & Ankle Surgery* 36 , pp. 268–271.
- [3] Brown, M., Rudicel, S., & Esquenazi, A. (1996). Measurement of dynamic pressures at the shoe-foot interface during normal walking with foot orthoses using the FSCAN system. *Foot & Ankle International* , 17 (3), pp. 152-156.
- [4] Cavanagh, P. R., Rodgers, M. M., & Iiboshi, A. (1987). Pressure distribution under symptom-free feet during barefoot standing. *Foot & Ankle International* , 7 (5), pp. 262-276.
- [5] Chan, L. K., & Wu, M. L. (1998). Prioritizing the technical measures in quality function deployment. *Quality Engineering* , 10 (3), pp. 467-479.
- [6] Chu, W. C., Lee, S. H., & Chuet, W. (1995). The use of arch index to characterize arch height: a digital image processing approach. *IEEE Transactions on Biomed Eng* , 42, pp. 1088-1093.
- [7] Cornwall, M. W., & McPoil, T. G. (2000). Velocity of the center of pressure during walking. *J Am Podiatr Med Assoc* , 90 (7), pp. 334-338.
- [8] Deng, J. L. (1989)). Introduction of grey system theory. *Journal of Grey System* , 1 (1), pp. 1-24.
- [9] Grundy, M., Tosh, P. A., McLeish, R. D., & Smidt, L. (1975). An investigation of the centres of pressure under the foot while walking. *The Journal of Bone and Joint*

- Surgery* , 57B (1), pp. 98-103.
- [10] Hebb, D. (1949). *The Organization of Behavior*. New York: Wiley.
- [11] Hopfield, J. J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational properties. *Proceedings of the National Academy of Sciences* (79), pp. 2554-2558.
- [12] Hughes, J., Pratt, L., Linge, K., Clark, P., & Klenerma. (1991). Reliability of pressure measurements: the EMEDF system. *Clinical Biomechanics* , 6, pp. 14-18.
- [13] Husain, T. (1953). An experimental study of some pressure effects on tissues, with reference to the bed-sore problem. *Journal of Pathology and Bacteriology* , pp. 347-358.
- [14] Kernozek, T. W., LaMott, E. E., & Dancisak, M. J. (1996). Reliability of an in-shoe pressure measurement system during treadmill walking. *Foot & Ankle International* , 17 (4), pp. 204-209.
- [15] Kitamura, J., Nakagawa, H., & Iinuma, K. (1993). Visual influence on center of contact pressure in advanced parkinson's disease. *Arch Phys Med Rehabi* , 74, pp. 1107-1112.
- [16] Kohonen, T. (1972). Correlation matrix memories. *IEEE Transaction on Computers* (21), pp. 353-359.
- [17] Kohonen, T. (1990). The self-organizing map. *Proc. of IEEE* , 9 (78), pp. 1464-1480.
- [18] Landau, L. D., & Lifshitz, E. M. (1970). *Theory of Elasticity* (2 ed., Vol. 7). London, England: Butterworth-Heinemann.
- [19] Mitchell, T. M. (1997). *Machine Learning*. New York: McGraw-Hill.
- [20] Morag, E., & Cavanagh, P. R. (1999). Structural and functional predictors of regional peak pressures under the foot during walking. *Journal of Biomechanics* , 32, pp. 359-370.

- [21] Mueller, M. J. (1999). Application of plantar pressure assessment in footwear and insert design. *J Opthop Sports Phys Ther* , 29, pp. 747-755.
- [22] Perry, J. (1992). *Gait Analysis: Normal and Pathological Function*. New York: Slack.
- [23] Rodgers, M. M. (1988). Dynamic biomechanics of the normal foot and ankle during walking and running. *Physical Therapy* , 68 (12), pp. 1822-1830.
- [24] Rosenblatt, F. (1958). The perceptron:A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review* (65), pp. 386-408.
- [25] Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). *Learning internal representations by error propagation* (Rumelhart, D. E., G. E. Hinton ed., Vol. 1). Cambridge, MA: MIT Press.
- [26] Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating error. *Nature* (323), pp. 533-536.
- [27] Sanfilippo, P. B., Stess, R. M., & Moss, K. M. (1992). Dynamic plantar pressure analysis: comparing common insole materials. *J Am Podiatric Med Associ* , 82 (10), pp. 507-513.
- [28] Susan, J. (2003). *Basic Biomechanics*. New York: Raven Press.
- [29] Walter, J. H., & Ng, G. K. (2002). The evaluation of cleared shoes with the adolescent athlete in soccer. *The Foot* , 12, pp. 158-165.
- [30] Young, M. J., Cavanagh, P. R., & Thomas, G. (1992). The effect of callus removal on dynamic plantar foot pressure in diabetic patients. *Diabetic Med* , 9, pp. 55-57.
- [31] 朱玉琪 (2008)。建立門診高使用者因素判斷模式－應用倒傳遞類神經網路。東海大學工業工程與經營資訊學系，未出版碩士論文，台中。
- [32] 朱嘉偉 (1999)。功能性足部輔具之生物力學評估。中原大學醫工所，未出版碩士論文，桃園。

- [33] 吳淑霞 (1998)。全觸式鞋內墊與足部之生物力學評估。中原大學醫工所，未出版碩士論文，桃園縣。
- [34] 林士彥 (2004)。應用灰關聯分析評價資訊服務業的企業聲望。中央警察大學資訊、科技與社會學報，2，79-95。
- [35] 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學系，未出版碩士論文，台南。
- [36] 張志清 (1997)。足弓墊對扁平足在後足運動與足底壓力影響之研究。國立中央大學機械工程研究所，未出版碩士論文，桃園。
- [37] 張俊雄 (2007)。以倒傳遞網路預測環孢靈在腎臟移植後患者之用量適當性。大同大學資訊工程學系，未出版碩士論文，台北。
- [38] 舒拉赫特 (1990)。鞋類及鞋材。中國生產力中心，103-114。
- [39] 葉怡成 (1993)。類神經網路模式應用與實作。台北：儒林。
- [40] 葉哲維 (2001)。應用灰關聯分析方法於嬰幼兒汽車安全座椅。國立成功大學工業設計研究所，未出版碩士論文，台南。
- [41] 詹益坤、李淑貞、楊世偉、趙令怡、林佳貞、張惠芳 (1997)。正常青年人之足底壓力分析。中華物療誌，2，81-90。
- [42] 劉鎮源、唐麗英 (2009)。整合灰關聯分析與感性工學於產品設計開發。品質學報，16，165-177。
- [43] 劉于詮、林信良 (2001)。人體在不同步行速度下之足底壓力分析。國立體育學院論叢，12(1)，335-349。
- [44] 鄧聚龍 (1993)。灰色系統理論教程。武昌：華中理工大學。
- [45] 謝月雲 (1997)。糖尿病病人的足部與輔具之有限元素接觸應力分析。私立中原大學醫工所，未出版碩士論文，桃園。
- [46] 謝邦昌 (2005)。資料採礦與商業慧-SQL Server 2005。台北：鼎茂。