

東 海 大 學

工業設計學系碩士在職專班

碩 士 論 文

導入系統化分析法於
矯正鞋墊舒適度之預測與評量

A Systematic Analysis for the Prediction and
Evaluation to the Fitness of Orthotic Insole

研 究 生：莊正暘

指 導 教 授：王中行

中 華 民 國 一 百 零 七 年 七 月

中文摘要

本研究以「矯正鞋墊的舒適度」為研究重點，提出一項系統化分析法，針對個人挑選適合之鞋墊給予最佳的預測與評價，藉以提供鞋具設計者新的方向與方法，達成導入消費者最適化鞋楦選擇之目標。研究上，首先針對 20 位受測者與 6 雙樣本鞋墊款式，進行足底壓力實驗量測，找出受測者足壓之各項數據，包括：壓力峰值、壓力—時間積分值、接觸面積比、力量峰值、力量—時間積分值、改良式足弓壓力指標參數等壓值，再應用灰關聯分析，完成不同足弓之受測者在矯正鞋墊舒適度分析運算與評價，達成以人體足壓作為明確訊息數據，探討不明確之舒適度評價之成果預測。其次，本研究透過倒傳遞類神經網路做為學習過程之工具，進行足壓與鞋墊款式的學習辨識，建立一套自動評價鞋墊舒適度的系統，根據不同的足壓，系統有能力從資料庫中挑選出最適合的鞋墊款式，清楚辨識出各受測者足弓所適合之矯正鞋墊，而將舒適度數據匯入智慧分群系統，也可達到 80% 的最適鞋墊正確率預測，提供鞋具產業在產品開發的應用。

本研究具體成果與貢獻如下：

1. 提供足部的力學壓力量測數據，作為矯正鞋墊之實例驗證。
2. 探討受測者足壓、足弓指標與矯正鞋墊間之關聯性。
3. 研究灰關聯分析於足底壓力分佈資料之舒適度預測成效。
4. 應用倒傳遞類神經網路，進行矯正鞋墊足壓學習、驗證，達到分群效果，並找出適合各類足弓者之特徵鞋墊。

關鍵詞：足底壓力、足弓指標、矯正鞋墊、灰關聯分析、倒傳遞類神經網路、舒適度評量。

Abstract

In this research, the focus of the fitness of an orthotic insole is proposed. A systematic analysis method provides the best prediction and evaluation for the individual to choose the suitable insole for providing a new direction and method for the designer of the shoe to achieve the goal for consumers are the best choice for shoe insoles. In this research, firstly, 20-foot testers and 6 pairs of sample insole styles were used to measure the plantar pressure to find out the data of the measured foot pressure, including: pressure peak, pressure-time integral value, contact area ratio, force peak, force-time integral value, modified arch pressure index parameters, etc., and then apply grey correlation analysis to complete the analysis and evaluation of the insole comfort in the different arches. As a clear message data, we will explore the results of unclear comfort assessments. Secondly, this study uses the back propagation neural network as a tool for the learning process, learns the identification of foot pressure and insole style, and establishes a system to automatically evaluate the comfort of the insole. According to different foot pressures, the system has the ability to access data. The most suitable insole styles are selected in the database, and the corrective insoles suitable for the arch of each subject are clearly identified, and the comfort data is transferred into the intelligent grouping system, and the optimal insole correction rate up to 80% can also be achieved. With the application of industrial design in product development can be achieved.

The specific results and contributions of this study are as follows:

1. Provide the plantar pressure measurement data of the foot as an example to verify the corrective insole.
2. To explore the relationship between the foot pressure, the arch index of the testers and the orthotic insole.
3. Study the grey relational analysis to predict the fitness of the plantar pressure.
4. Apply back propagation neural network to correct and verify the insole's foot pressure, achieve the clustering effect, and find out the characteristic insole suitable for all kinds of arches.

KEYWORDS: Plantar pressure, Arch index, Orthotic insole, Grey relational analysis, Back propagation neural network, Fitness of evaluation.

致謝

在東海這三年研究所的日子裡，我充份利用了學校提供的資源，使自己能多方位思考，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 王中行教授這三年來的悉心指導與栽培。在學術研究上，治學的嚴謹態度及力求完美的風範，讓學生受益良多。承蒙口試委員 蕭世文教授、杜瑞澤教授、林均燁教授、王天政教授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。

感謝大學朋友 一加揚、亭伊、明正；感謝你們在我遇到研究上的困難時，都能及時給予我幫助，也總在我遇到挫折時，當我的垃圾桶，讓我能好好放鬆心情，並帶著一顆更清晰的腦袋再回到工作崗位上，繼續奮鬥。謝謝上天讓我在這輩子認識你們，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。

莊正暘 謹誌

東海大學工業設計研究所

中華民國一百零七年七月

目錄

中文摘要.....	I
Abstract.....	II
致謝.....	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 研究目的.....	3
1.3 研究架構.....	4
第二章 理論基礎.....	7
2.1 足壓與足弓相關文獻.....	7
2.1.1 足壓相關文獻.....	7
2.1.2 足弓相關文獻.....	8
2.2 矯正鞋墊相關研究.....	12

2.3 灰色理論.....	14
2.4 類神經網路.....	16
第三章 研究流程與方法.....	22
3.1 實驗變數與相關規劃設計.....	22
3.1.1 實驗對象.....	22
3.1.2 實驗材料與設備.....	24
3.1.3 實驗變項控制.....	27
3.1.4 實驗限制.....	28
3.2 足壓量測.....	29
3.3 舒適度評價模式建立.....	31
3.3.1 灰關聯分析簡介.....	31
3.3.2 灰關聯因子空間序列變換.....	32
3.3.3 灰關聯空間.....	33
3.3.4 評價舒適度.....	35
3.4 最適鞋墊系統建立.....	38
3.4.1 智慧分群.....	39

3.4.2 倒傳遞類神經網路訓練.....	43
3.4.3 動量最陡坡降演算法.....	44
3.4.4 倒傳遞類神經網路範例.....	45
第四章 結果分析與討論.....	50
4.1 實驗結果.....	50
4.1.1 力學實驗.....	50
4.1.2 舒適度評價.....	54
4.1.3 智慧分群.....	66
4.2 分析與討論.....	86
4.2.1 舒適度評價效果.....	86
4.2.2 智慧分群效果.....	92
第五章 結論與建議.....	94
參考文獻.....	96

圖目錄

圖 (1) 足部骨骼位置圖	2
圖 (2) 研究架構圖	6
圖 (3) 正常足後軸線	9
圖 (4) 各足型之足印	9
圖 (5) 足弓指標示意圖	11
圖 (6) 處理單元的作用	17
圖 (7) 單層與多層神經網路架構比較示意圖	18
圖 (8) 實驗流程圖	23
圖 (9) 1 號鞋墊	24
圖 (10) 2 號鞋墊	24
圖 (11) 3 號鞋墊	25
圖 (12) 4 號鞋墊	25
圖 (13) 5 號鞋墊	25
圖 (14) 6 號鞋墊	26
圖 (15) 足部壓力分佈量測系統	26
圖 (16) 足部壓力分佈量測系統現場拍攝圖	27
圖 (17) 實驗測壓狀態	29
圖 (18) 足壓實驗流程圖	31
圖 (19) 灰關聯流程圖	36
圖 (20) 舒適度評價流程圖	38
圖 (21) 倒傳遞類神經流程圖	43
圖 (22) 智慧分群流程圖	43
圖 (23) 原始灰階圖樣	45
圖 (24) 雙曲線正切函數	46
圖 (25) 雙彎曲函數	46
圖 (26) 網路架構圖 (範例)	47
圖 (27) 包含 30 個單位雜訊的測試樣本示意圖	48
圖 (28) 倒傳遞類神經範例結果	49
圖 (29) 足壓分佈矩陣圖	52
圖 (30) MATLAB 計算 MAI	53
圖 (31) 未經篩選的 R 受測者之裸足足型	53
圖 (32) 已經篩選的 R 受測者之裸足足型	54
圖 (33) R 受測者的關聯排序圖	62
圖 (34) 足壓分佈圖	67

圖 (35) 足壓分佈矩陣圖	67
圖 (36) 1260 維度網路架構圖	69
圖 (37) 1260 維度網路學習梯度性能變化圖 (第一次學習)	70
圖 (38) 1260 維度網路學習梯度性能變化圖 (第二次學習)	70
圖 (39) 1260 維度網路學習梯度性能變化圖 (第三次學習)	71
圖 (40) 1260 維度網路學習梯度性能變化圖 (第四次學習)	71
圖 (41) 1260 維度網路學習梯度性能變化圖 (第五次學習)	72
圖 (42) 1260 維度網路學習梯度性能變化圖 (第六次學習)	72
圖 (43) 1260 維度網路學習梯度性能變化圖 (第七次學習)	73
圖 (44) 1260 維度網路學習梯度性能變化圖 (第八次學習)	73
圖 (45) 1260 維度網路學習梯度性能變化圖 (第九次學習)	74
圖 (46) 1260 維度網路學習梯度性能變化圖 (第十次學習)	74
圖 (47) 1050 維度網路架構圖	77
圖 (48) 1050 維度網路學習梯度性能變化圖 (第一次學習)	77
圖 (49) 1050 維度網路學習梯度性能變化圖 (第二次學習)	78
圖 (50) 1050 維度網路學習梯度性能變化圖 (第三次學習)	78
圖 (51) 1050 維度網路學習梯度性能變化圖 (第四次學習)	79
圖 (52) 1050 維度網路學習梯度性能變化圖 (第五次學習)	79
圖 (53) 1050 維度網路學習梯度性能變化圖 (第六次學習)	80
圖 (54) 1050 維度網路學習梯度性能變化圖 (第七次學習)	80
圖 (55) 1050 維度網路學習梯度性能變化圖 (第八次學習)	81
圖 (56) 1050 維度網路學習梯度性能變化圖 (第九次學習)	81
圖 (57) 1050 維度網路學習梯度性能變化圖 (第十次學習)	82
圖 (58) 類神經自動選擇最佳結果範例圖	85
圖 (59) 類神經自動選擇最佳結果實際圖	85
圖 (60) 高足弓數據 D、H、J、L 受測者	87
圖 (61) 高足弓數據 M、N、P、R 受測者	88
圖 (62) 正常足弓數據 B、E、G、I 受測者	89
圖 (63) 正常足弓數據 K、O、Q、S 受測者	90
圖 (64) 低足弓數據 A、C、F、T 受測者	91

表目錄

表 (1) AI 與 MAI 之比較表	12
表 (2) 各理論間的特色差異	15
表 (3) 不同學習方式的神經網路特性	20
表 (4) 變數與參數的關聯表	55
表 (5) 變數與參數的正規值	57
表 (6) 新參考序列值	58
表 (7) 灰關聯距離值	59
表 (8) 灰關聯係數	60
表 (9) R 受測者的 6 款鞋墊之灰關聯度	62
表 (10) 20 位受測者的 6 雙鞋墊之灰關聯程度	63
表 (11) 20 位受測者的 5 雙鞋墊之灰關聯程度	65
表 (12) 1260 維度網路的學習結果	75
表 (13) 1260 維度網路的學習正確率	76
表 (14) 1050 維度網路的學習結果	83
表 (15) 1050 維度網路的學習正確率	84
表 (16) 各足弓最適鞋墊	91

第一章 緒論

足部需支撐著人體全身的重量，其重要性可想而知，故如何能夠更有效保護個人足部，以維持健康，減緩足底壓力（Plantar Pressure）是相當重要的因素。鞋墊為減緩壓力最便利取得之物，鞋墊最大的功用，在於分散足部腳底壓力，減輕腳背及腳跟疼痛，其特別適合腳部有病變之患者，包括：扁平足、高足弓、拇指外翻...等，以及特定族群，例如：糖尿病患、銀髮族、久站工作者...等。一般鞋墊的類型，可分為運動、醫療與矯正等鞋墊，其差異性包括，運動類鞋墊更注重其彈性，醫療類著重於其足型的舒適性，矯正鞋墊則可針對不同足弓者，提供更佳的足底壓力減緩。因此，如何以參考受測者之足型、足弓與足壓等型態與生理資訊，以達成矯正鞋墊評價，實為現階段之研究方向，研究上以系統化分析方法，藉由灰色理論（Grey Theory）與類神經網路學習（Artificial Neural Network, ANN），完成鞋墊人體舒適度的評價分析，相關研究成果將可提供設計師與生產者進行決策與新鞋墊開發之用。

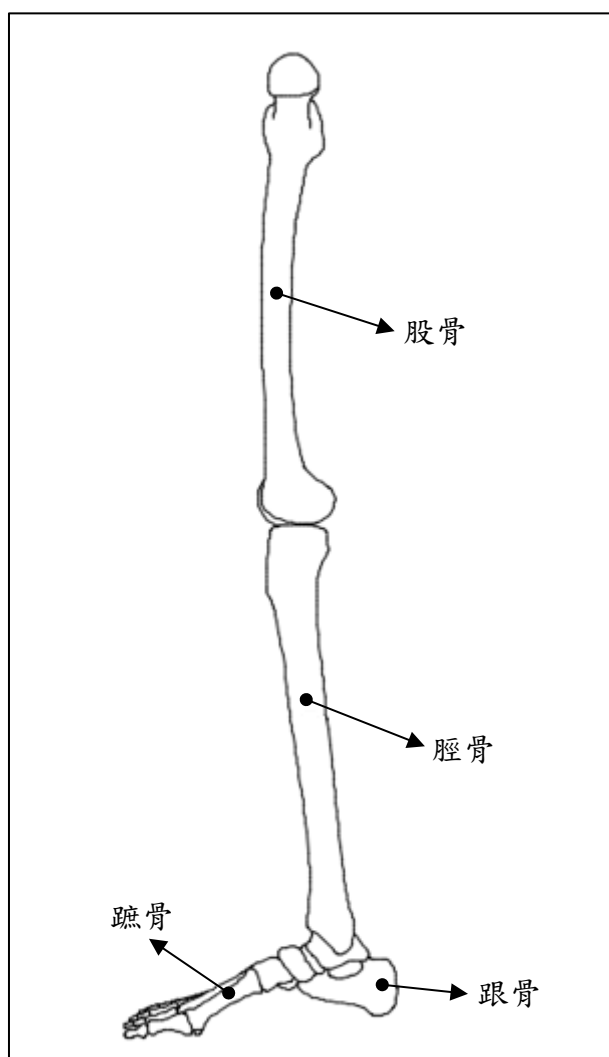
1.1 研究背景

下肢是人類生活當中最重要器官之一。當身體進行各種活動時，足部需要承受身體體重所帶來的衝擊，而腳的功能除了支撐人體全身的重量之外，我們還需要藉由足部的骨骼、肌肉、關節...等的結合以及神經的協調來達到平衡及避震的效果，因此足部對人類而言其重要性可想而知。

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），其中中足區也就是足弓（Foot Arches）主要扮演支撐身體平衡的重要腳色，其效果就如彈簧，具有吸收及釋放能量的組織結構，並提供身體

知覺回饋而能夠繼續行走，足弓的高度差異，造成了三種足型，即高足弓、低足弓（扁平足）、正常足弓。

三種足型中，高足弓較容易造成股骨和脛骨的疼痛，低足弓則是跟骨與蹠骨容易發生疼痛（李幸華，1994），這些疼痛倘若長期未接受治療則容易產生腳型病變進而衍伸出更多問題，這些問題也是因為足底壓力不平均所造成，足部骨骼位置，如圖（1）所示。



圖（1）足部骨骼位置圖

足部承載著全身的壓力與力量，為減緩全身壓力對足部所產生的直接衝擊，可透過多種外在輔助器具達到其成效，例如：鞋子、鞋墊...等。其中鞋墊是臨床上最為常用的保守治療方式，因鞋墊具更換方便且可幫助足部增加彈性回饋、減緩瞬間性衝擊與分散壓力集中等功能。

一般民眾對於鞋墊該如何選擇並不了解，每當專業人員為消費者做腳型分析、鞋墊介紹等程序，既複雜且耗時，又無法達成針對每一位消費者，提出完整客製化的鞋墊。故若能進一步的採用科技設備，進行腳型分析、足部壓力量測，再以系統化分析進行消費者與鞋墊自動篩選，將會對消費者所需等待之時間以及降低人為腳型判斷之錯誤率有相當大的幫助，而在前端設計時，設計師也可以利用現有鞋墊，以及設備等，再應用本研究方法進行分析，從眾多鞋墊中找出各種足弓需求方向，這也是本論文主要的目的。

1.2 研究目的

足部產品向來都是各國醫學工程與人因工程領域的重點研究課題之一，其中更以鞋具的設計為最大宗。一般民眾在進行選購鞋具時，多半只考慮美觀，而有足部病變的民眾就會注意到鞋具中鞋墊部份，但鞋墊到底該如何選擇，卻又是一個令人困擾的問題了，此時足部患者便會出現兩種選擇，其一，詢問專業進行客製化，此方法確實可以準確知道自己所需之鞋墊種類，但其金額高昂，且還須等待製作時間，其二，市場上隨意購買矯正鞋墊，但可能無矯正效果不打緊，反倒令足部不適，造成病變更加嚴重。

本研究為因應此類問題進而希望建立一智慧分群系統，利用足壓為基礎，再使用灰關聯（Grey Relational Analysis, GRA）建立一舒適度評價模式，將此模式之下得到之數據，利用倒傳遞類神經網路進行學習並識別，以達到智慧系統分群

效果，最後即可得到各足弓所適合之鞋墊。當消費者欲購買適合自己足型的鞋墊時，只需將雙腳踩在足壓量測儀器上，系統即可識別出現有鞋墊中，何者最適合之，而本研究的智慧分群系統，也可供設計師利用現有鞋墊，以進行分析，從鞋墊找出各足弓需求所向。

本研究達成之目標如下：

1. 提供足部的力學壓力量測數據，作為矯正鞋墊之實例驗證。
2. 探討受測者足壓、足弓指標與矯正鞋墊間之關聯性。
3. 研究灰關聯分析於足底壓力分佈資料之舒適度預測成效。
4. 應用倒傳遞類神經網路，進行矯正鞋墊足壓學習、驗證，達到分群效果，並找出適合各種足弓者之鞋墊。

1.3 研究架構

本研究論文分為五個章節，各部份工作說明如下所述，圖（2）為研究架構圖：

第一章 緒論

針對本研究之背景、目的、研究架構內容進行說明。

第二章 理論基礎

針對本研究相關之研究、理論文獻進行探討，以作為本研究之基礎，內容包含：1. 足壓與足弓相關研究、2. 矯正鞋墊相關研究、3. 灰色理論以及 4. 類神經網路等相關領域。

第三章 研究流程與方法

將本研究的概念、架構及使用的方法步驟逐一詳細說明，共分為三個部

份：第一部份為力學實驗取得數據、第二部份為應用所得數據以灰關聯進行舒適度評價模式建立，第三部份為利用倒傳遞類神經網路建立一套智慧分群系統以獲得各種足弓之最適鞋墊選項。

第四章 結果分析與討論

此章節分別說明實驗結果以及結果分析與探討，探討其受測者舒適度評價結果以及智慧分群系統識別最適鞋墊之實驗結果。

第五章 結論與建議

歸納本研究結論以及本研究是否達到研究目的而做出貢獻，並提出後續的研究建議。

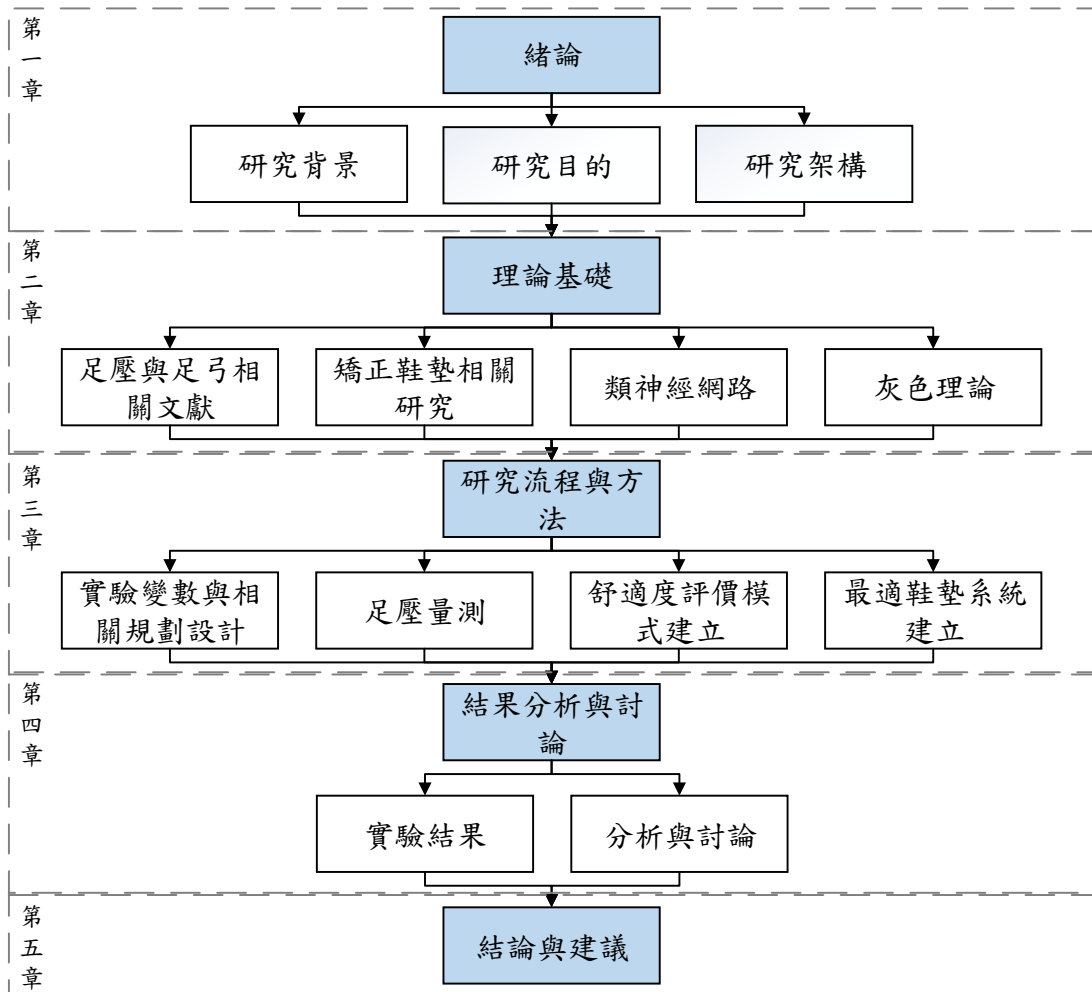


圖 (2) 研究架構圖

第二章 理論基礎

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，理論基礎包含 1. 「足壓與足弓相關文獻」、2. 「矯正鞋墊相關研究」、3. 「灰色理論」與 4. 「類神經網路」，將分別加以整理與探討，詳述內容如下說明。

2.1 足壓與足弓相關文獻

本研究將以力學實驗取得足壓數據與足壓分佈，將所得足壓分佈利用改良式足弓指標進行運算，得改良式足弓指標，再以足壓數據與改良式足弓指標作為基礎，進行後續舒適度評價之研究，故以下將提及足壓與足弓相關之文獻。

2.1.1 足壓相關文獻

於足部醫學領域在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。鞋墊的功用等同於人體足弓，一方面除了可增加行走的舒適性，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，再者可減輕跗骨區與足跟區的疼痛。

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份，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足部問題產生之來源，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。

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佈，發現最大足壓位於足跟區，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為：後足區 22.4%、足中區 13.7%、前足區 55.4% 與腳趾區 8.5%。

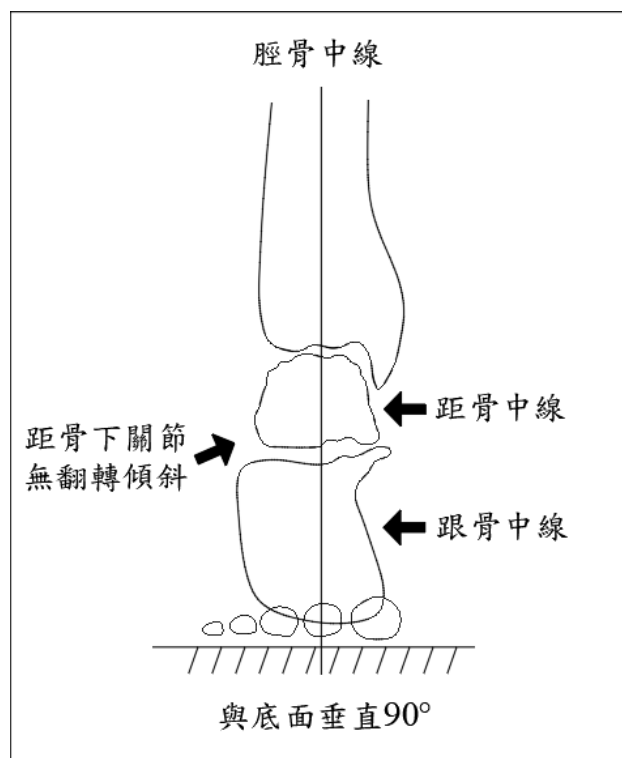
根據上述學者針對靜態壓力的研究，不難發現壓力大多集中於足跟區與前足區，或許這是因為足部構造所致。當足部承重時，首當受壓部位為足跟區，再者壓力將尋勢漸進的傳遞至中足區與前足區。

2.1.2 足弓相關文獻

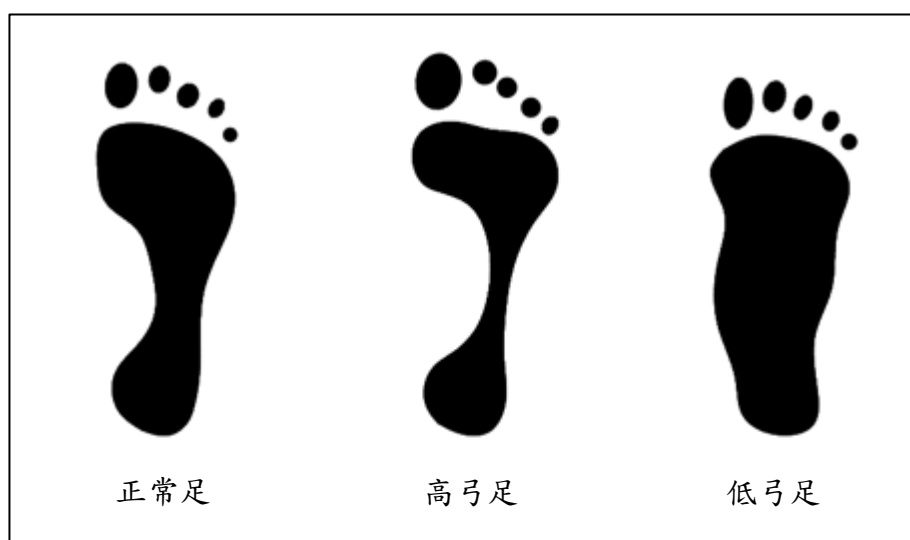
足弓在人體行走或跑步時，提供適度的彈性與吸收地面的反作用力，使足部適應各種地形，達到吸震的效果，因此足部結構可說是人體中最為複雜的結構。

McPoil 與 Hunt (1996) 所提出「正常足」的解釋定義，指出正常足在人體站立時，脛骨中線與距骨中線、跟骨中線應成為一直線，如圖 (3)，三點一線並與地面呈 90° 垂直角度，另趾關節與地面呈現水平，且距骨下關節無內翻或外傾

的歪斜角度，而足印呈現如圖(4)。



圖(3) 正常足後軸線



圖(4) 各足型之足印

因此足型外觀目視可區分可分為三種類型：

(1) 正常足：內側縱弓呈現一弧度表現，足印呈現類似一問號狀，足壓分佈均勻由後足跟外側延伸向上往前掌拇指內側連接。

(2) 高弓足：外觀上可觀察出內側縱弓位置較高，甚至產生空洞，壓力集中於前腳掌與後腳跟位置，外側中足部份無施力承重或無連接等現象。

(3) 扁平足：在外觀特徵上，內側縱弓沒有縫隙，甚至完全平貼地面，受力面積集中在中下半部內側縱弓位置，整足底面積均承受重量。

足弓高低是一種症候群，或可以說是一種描述性的用語，而不是一種疾病，但這種症狀雖然不會直接或立即對身體造成危害，但若長期未得到治療將會衍生出一些疾病，如：低足弓者容易造成蹠骨骨折、拇指外翻等等(Lee, Kim, & Cho, 2012)。而高足弓者則容易造成股骨和脛骨疲勞性骨折，足底筋膜炎、跟腱炎等等 (Galbreath, Harrison, & McCrory, 2014)。

足弓判斷有數種足印指標參數，周鴻佑 (2011) 對多項足印指標參數做出了研究比較，結果顯示改良式足弓 (Modified Arch Index, MAI) 指標對於分辨正常足、高弓足與扁平足的相關度最高，是目前研究中最佳之足弓判斷的足印指標參數，而改良式足弓指標是由李幸華 (1994) 以 Cavanagh & Rodgers (1987) 所提出足弓指標 (Arch Index, AI) 進而研究提出的，其計算方式雷同。

足弓指標與改良式足弓指標，計算方式都是以足底之第二趾，蹠骨間趾骨端中間點畫一直線至足跟最突出位置點 (理論上即是腳掌兩端之最突出點)，將此線分成三等份 (不包含腳趾)，分別為前足 (A)、中足 (B)、後足 (C)，如圖 (5) 所示。前者是由 Cavanagh & Rodgers (1987) 所提出，以中足區面積與三區面

積和的比值，即公式 (1)，若比值小於 0.21 為高足弓，大於 0.26 則為低足弓；而後者是由李幸華 (1994) 提出，以中足區壓力與足部全部壓力 (不包含腳趾) 的比值，其為公式 (2)，若比值小於 0.0926 為高足弓，比值大於 0.1778 為低足弓，表 (1) 為 AI 與 MAI 之比較。

$$AI = B_a / (A_a + B_a + C_a) \quad \text{公式 (1)}$$

$$MAI = B_p / (A_p + B_p + C_p) \quad \text{公式 (2)}$$

其中， a 表示面積， p 表示壓力

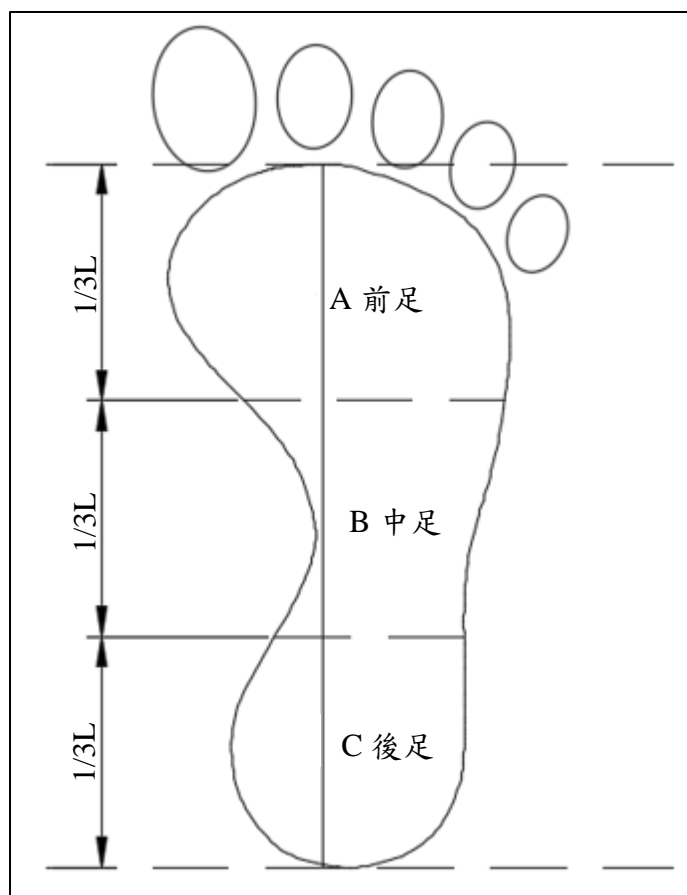


圖 (5) 足弓指標示意圖

由上述研究可發現，其足弓高低雖不會直接造成病痛，但若不進行矯正治療，將會衍生出一些疾病，故本研究將其足弓高低視為一重要信息，利用改良式足弓指標對足壓分佈圖進行運算，以獲取改良式足弓指標之數據，用以作為後續舒適度評價之其一數據。

表 (1) AI 與 MAI 之比較表

	足弓指標 (AI)	改良式足弓指標 (MAI)
計算數據	中足面積與全足面積之 比值	中足壓力與全足壓力之 比值
指標定義	小於 0.21 為高足弓 大於 0.26 為低足弓	小於 0.0926 為高足弓 大於 0.1778 為低足弓
量測便利性	量測方便，只需足印即 可量測	需要有壓力量測之儀器
準確度比較	低於 MAI，但高於其他 方法	目前為最佳量測方法

2.2 矯正鞋墊相關研究

足弓矯正鞋墊又稱「足弓墊」，主要作用為支撐足弓，將足部骨頭支撐與定位，使腳部骨頭蹠骨、楔骨、舟狀骨、距骨與跟骨作正確的排列，降低足底的不正常壓力，舒緩足底筋膜、肌肉，韌帶不正常的拉力，撐起全身骨架與緩衝避震等。

關於矯正鞋墊的相關研究及應用如下：

紀尚緯 (2014)，探討足弓矯正鞋墊運用於射箭運動選手，其結果顯示介入足弓矯正鞋墊之射箭成績優於未介入時，對肩關節穩定性與足底壓力中心兩者數值改善效果顯著。

黃宇平 (2017) 的研究發現有足弓矯正鞋墊介入於上坡行走時，其足部疲勞明顯低於無足弓矯正鞋墊介入，而從接觸面積中發現，穿了足弓矯正鞋墊後其接觸面積明顯增加，使得足部壓力變得更為平均，足部更加舒適。

在周玉萍 (2002) 與林桓正 (1999) 研究中之數據驗證後，當矯正鞋墊與腳型越貼合，足底壓力就會越平均，此時量測改良式足弓指標將會顯示為正常足弓或是低足弓。

Hsu 等人 (2008) 的期刊中發現全接觸矯正鞋墊可以降低足底壓力，並將壓力從前後足轉移到中足區域，以調節足底腳後跟疼痛。

陳光磊 (2017)，以低足弓肥胖學童為研究對象，使矯正鞋墊介入其生活進行四至八週的研究，研究結果發現，有矯正鞋墊介入後，對於著地後壓力中心面積有明顯降低，而且向後分力、垂直分力及前脛骨剪力也有下降之趨勢。

楊坤明 (1998)，利用三種高度不一之矯正鞋墊，對其三種足弓進行穿戴，其結果為低足弓適合足弓支撐較高之鞋墊，正常足弓適合些許足弓支撐鞋墊。

根據上述文獻可以發現，矯正鞋墊可以大幅的降低足部壓力，並使其分佈更為平均，且對於各足弓也有良好的矯正作用，故本研究將利用鞋具中的鞋墊作為研究材料，以各足型踩踏於不同矯正鞋墊上所獲得的足壓數據，作為後續研究。

2.3 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，灰色理論在早期發展，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。

灰色理論是以顏色的深淺來判別訊息的多寡，例如：一個系統的內部信息、參數等等訊息我們全然知道，則稱此一系統為白色系統，反之一個系統內部信息、參數我們全然不知，此一系統即為黑色系統，而只要介於黑與白之間的這一類系統，都可以稱之為灰色系統，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，如表 (2)，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 4 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(2) 各理論間的特色差異

	Grey Theory	Regression	Fuzzy
基礎	訊息覆蓋	機率分布	規屬函數
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：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；劉興達(2017)以兒童為對象，應用灰色理論求得兒童玩具品質要素的權重排序，並評選出最佳的產品開發案進行玩具開發；林正偉(2009)以鞋具材料為素材，利用灰色理論進行模擬大量客製化鞋材需求之預測。

灰關聯分析主要針對資訊不完整與因子不明確的關聯性問題，本研究之「人因舒適度」若使用一般問卷方式作為探討工具，較不容易得到一個確切之答案，所以方法上將以足壓數據與改良式足弓指標數據為基礎，透過灰色理論中的透明且白箱化特性，進行舒適度評價模式之建立，藉以達到各足型的最適合之鞋墊選項，取得之「足壓－鞋墊」的訓練樣本對，並可作為後續建立智慧分群之學習樣本數據。

2.4 類神經網路

「類神經網路」源自於 *The Organization of Behavior* (Hebb, 1949) 一書，藉由觀察人類神經生理結構（神經元），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閾值架構的「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)之非線性可分離問題(Non-Linearly Separable Problem)。

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 (Recursive 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，作為模擬人腦的高階功能學習與臆測之依據。

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。

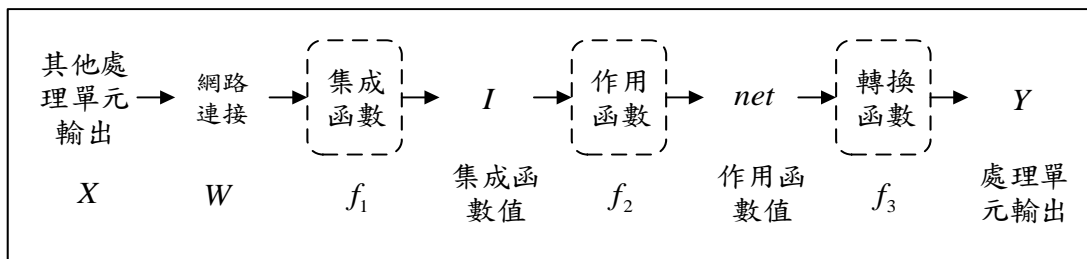
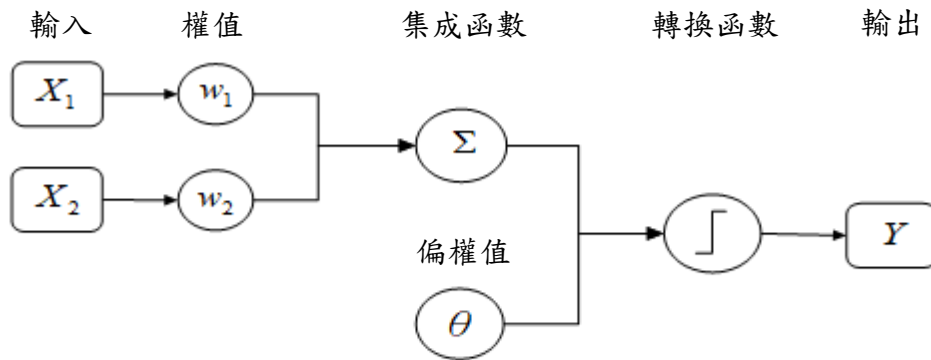


圖 (6) 處理單元的作用

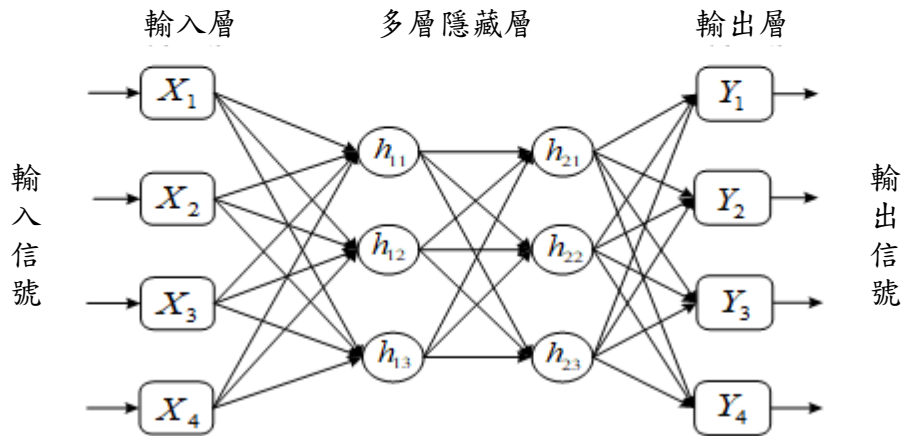
(二) 層 (Layer)

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，如圖（7）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。



單層神經網路（雙輸入）



多層神經網路

圖（7）單層與多層神經網路架構比較示意圖

X 是網路輸入， w 是權值， Σ 是集成函數， θ 是偏權值， Y 是網路輸出， h 是隱藏函數， \int 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 (3)：

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 (Perceptron) 倒傳遞類神經網路 (Back Propagation Neural Network, BPN)、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 (3) 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	

類神經網路相關之研究與應用：周伶繁 (2003)，其研究對象為妊娠婦女，利用類神經網路建立一止滑摩擦係數預測模式，預測鞋具之止滑效果，以供妊娠婦女作挑選鞋具之依據；王智寰 (2006)，研究為開發一低成本且高解析度的足底壓力量測系統，其利用類神經的部份為利用倒傳遞類神經網路將離散的灰階值，反推算出類比壓力量；尤聖凱 (2014)，以足底壓力與身體平衡為基礎，進行倒傳遞類神經網路分類，其使結果可應用於行為模式上的判斷；楊凱傑 (2013)，利用自組之映射網路對球員與球鞋進行聚類分佈，將所輸出之分佈圖進行類群編碼，再以倒傳遞類神經網路進行訓練及驗證；許丹丹 (2017)，利用倒傳遞類神經網路對鞋具皮革樣片進行訓練及驗證，使其設計師在設計時能更加客觀。

而本研究之智慧分群系統其結果須達到分群及輸出結果，正符合監督式學習網路之方法，而在監督式學習網路之下，倒傳遞類神經網路最廣為常用，所以本研究將利用倒傳遞類神經網路進行智慧分群的建立，其學習樣本為舒適度評價所得之最適鞋墊與足壓分佈，希望找出各足型所適合之鞋墊。

第三章 研究流程與方法

本研究實驗流程與方法為利用力學實驗所獲得之足壓資料，結合灰色理論中的灰關聯來進行計算足部與鞋墊的舒適度評價，並從受測者足部與鞋墊樣本中關聯度最高（最舒適）之鞋墊數據，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，本章節共分成四部份：3.1 節為實驗變數與相關規劃設計—即界定實驗中的相關範疇。3.2 節為足壓量測—即說明力學實驗部份的量測方式與欲得到之實驗結果。3.3 節為舒適度評價模式建立—即利用灰色理論解決訊息之不完整或不確定性，進行探討鞋墊的舒適度關係。3.4 節為智慧分群系統建立—即利用類神經網路模型中的倒傳遞類神經作為學習過程之系統工具，圖（8）為實驗流程圖。

3.1 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」、「實驗變項控制」與「實驗限制」，詳細內容如下說明。

3.1.1 實驗對象

本實驗主要針對分析足壓的舒適度評價，實驗受測者 A 排序至受測者 T 共計 20 名，實驗對象為工業設計系之男性同學。

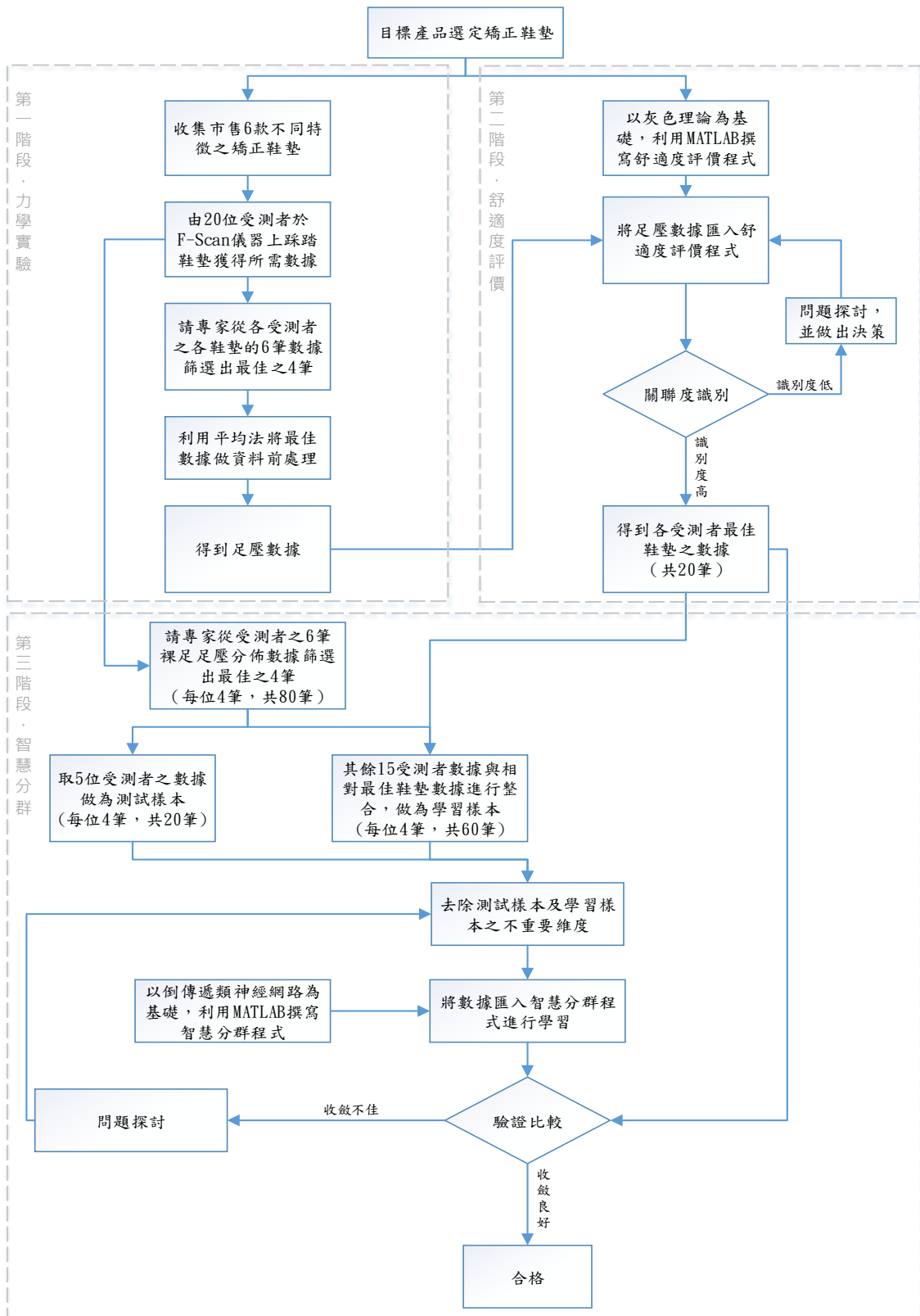


圖 (8) 實驗流程圖

3.1.2 實驗材料與設備

(一) 實驗材料：

實驗材料為市售男性矯正鞋墊，共計 6 款，圖 (9) 至圖 (14)，其挑選此 6 款鞋墊原因為，在其公司無做過相關分析且暫無各足弓所適合之鞋墊特徵數據時，並無法直接挑出特徵針對性強的鞋墊，為模擬此問題，本研究以明顯基本特徵：薄、厚、軟、硬、與足弓上、下支撐作為考量。

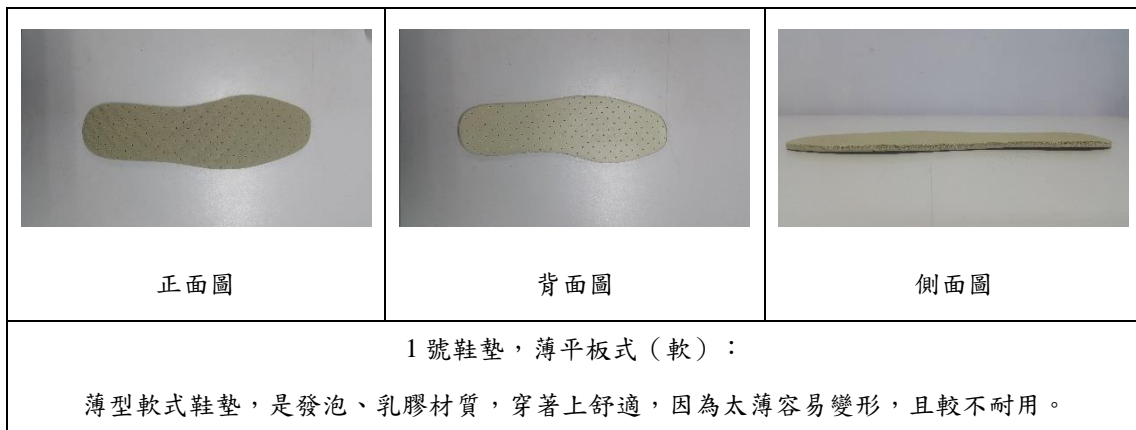


圖 (9) 1 號鞋墊

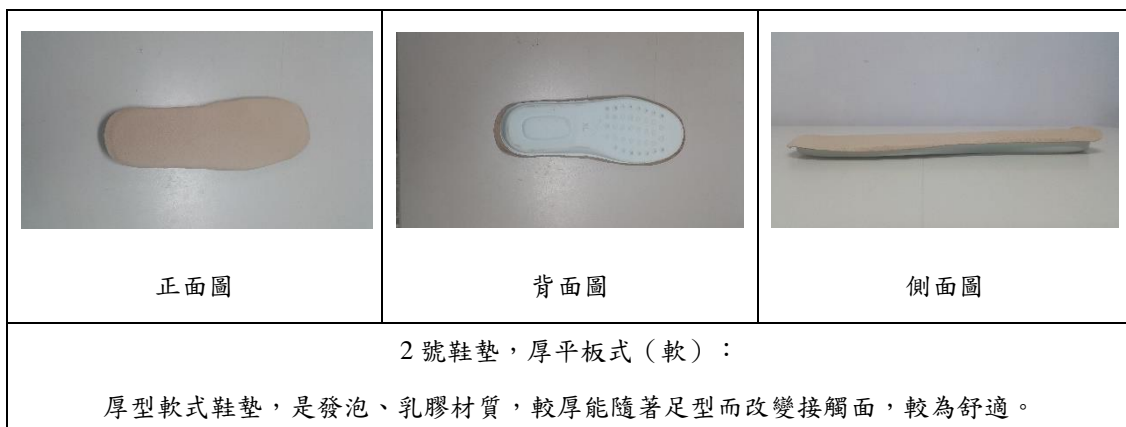
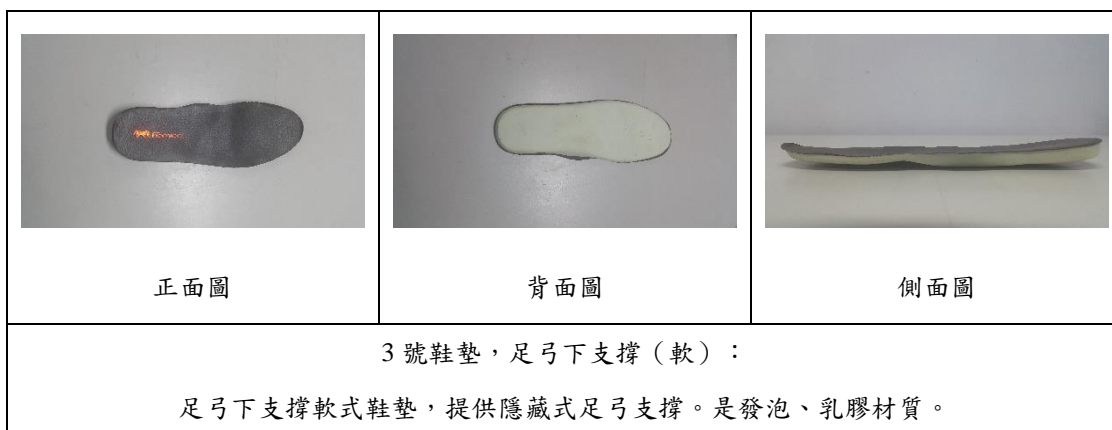
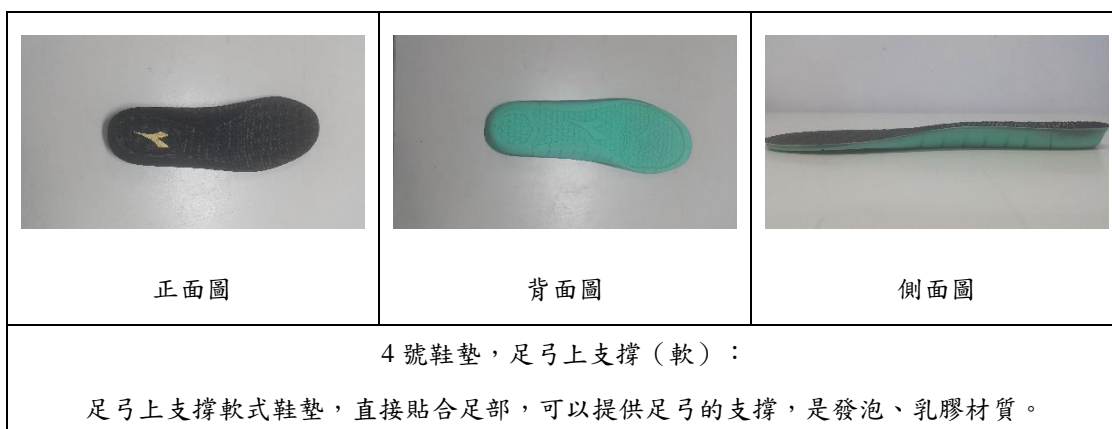


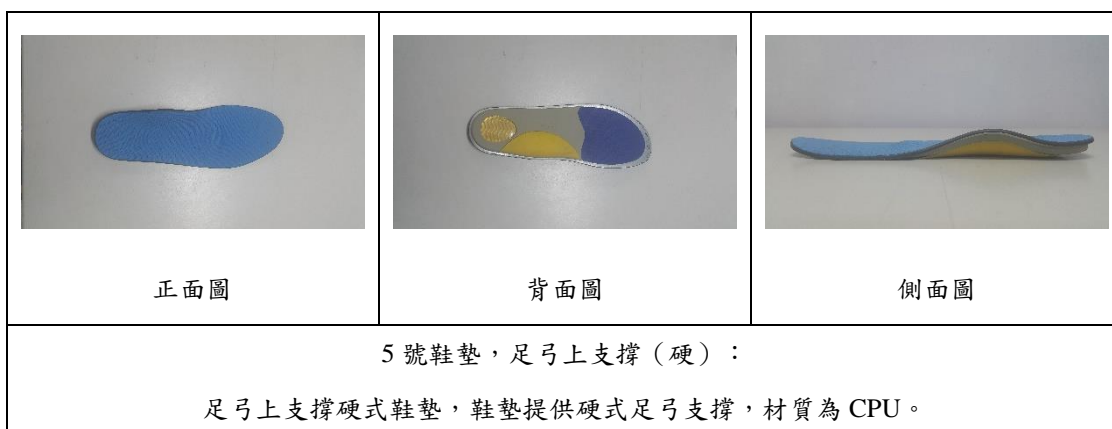
圖 (10) 2 號鞋墊



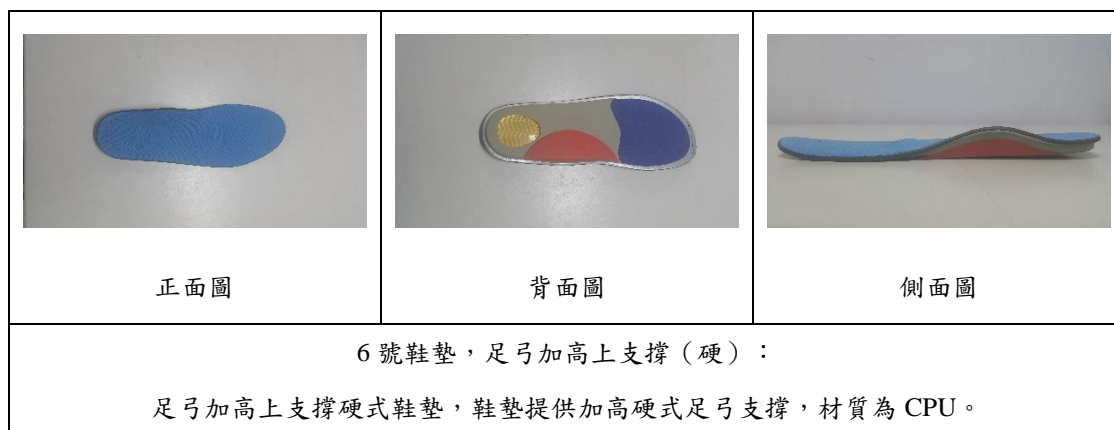
圖（11）3 號鞋墊



圖（12）4 號鞋墊



圖（13）5 號鞋墊



圖（14）6 號鞋墊

（二）實驗設備：

本研究的足部力學實驗設備為 F-Scan（F-Scan Research 7.01）足部壓力分佈量測系統，見圖（15），而圖（16）為足部壓力分佈量測系統現場拍攝圖，其共有 960 高解析度感測點，最大取樣頻率為 750Hz。量測方式是將壓力感測片平坦放置地上，請受測者踩其上方，擷取足印與足壓資料。



圖（15）足部壓力分佈量測系統

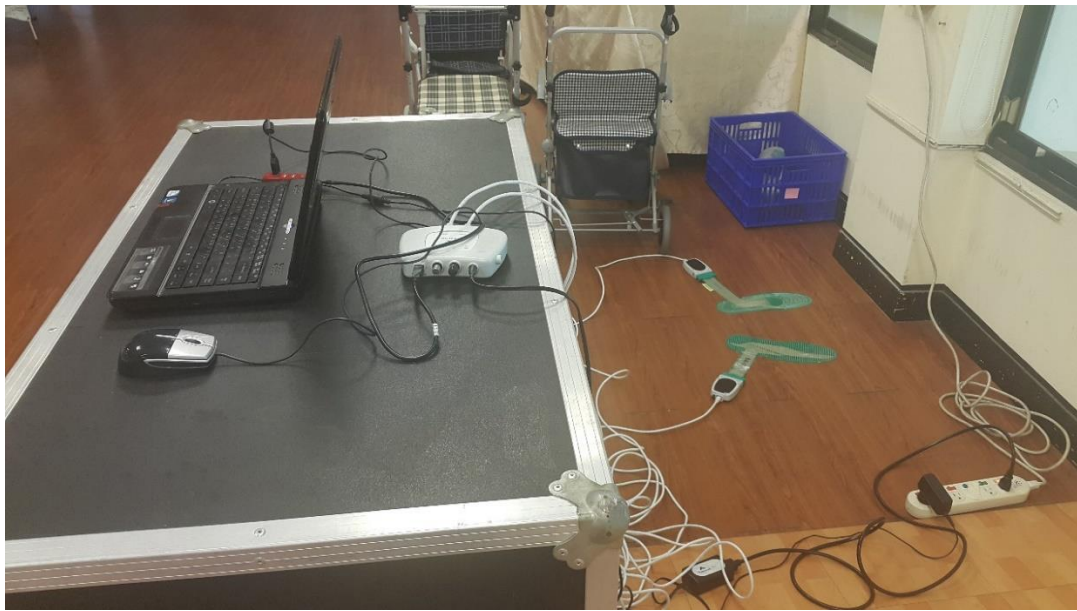


圖 (16) 足部壓力分佈量測系統現場拍攝圖

3.1.3 實驗變項控制

- (一) 控制變項：每次靜止站立 10 秒；量測次數為每一款式鞋墊皆測壓 6 次，並排除 2 次差異性較大的足壓樣型後，僅取其中 4 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：鞋墊款式與靜態壓力，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靜態壓力，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)、接觸面積增減百分比 (Contact Area)、力量峰值 (Peak Force, PF)、力量－時間積分值 (Force-Time Integral, FTI)、改良式足弓指標 (Modified Arch Index, MAI)。壓力參數的選取為參考葉哲維(2001)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。

以下為各壓力參數之敘述：

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。

PTI (壓力 — 時間積分值) — 同 PP 理論。

Contact Area (接觸面積增減百分比) — 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)。

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。

FTI (力量 — 時間積分值) — 同 PF 理論。

MAI (改良式足弓指標) — 李幸華 (1994) 以 Cavanagh & Rodgers (1987) 所提出足弓指標，進而研究提出改良式足弓指標，其主要作用為辨識各種足型，理論與 Contact Area 相似，當改良式足弓指標數值越高時，表示足弓部位接觸面積增加。

3.1.4 實驗限制

(一) 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 2 次差異性較大的足壓樣型)。

(二) 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。

(三) 因研究過程時間較長，其實驗對象較難尋找，故研究對象為本工業設計系所內之大學部學生。

3.2 足壓量測

本實驗主要量測不同足型於靜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、接觸面積增減百分比、力量峰值、力量－時間積分值的數據，共計量測 6 次。量測方式為將鞋墊固定放置於足壓量測片下方，以供受測者於裸足的狀態下進行量測，如圖 (17) 所示。



圖 (17) 實驗測壓狀態

相關實驗步驟如下所示：

1. 於實驗前記錄受測者之體重（儀器校準需求）。
2. 正式實驗前，需先對量測儀器進行壓力校準，每位受測者測試前皆會重新校準一次。
3. 實驗記錄方面，當一鞋墊量測達到 6 次將一次性將數據存檔，並更換鞋墊，測量過程中如出現訊號干擾，將暫時停止量測，並對儀器進行檢查。
4. 實驗完畢時，將請專家協助挑選出差異性較大之足壓數據。
5. 利用 MATLAB 軟體對所得之數據進行計算以得壓力峰值（Peak Pressure, PP）、壓力－時間積分值（Pressure-Time Integral, PTI）、接觸面積增減百分比（Contact Area）、力量峰值（Peak Force, PF）、力量－時間積分值（Force-Time Integral, FTI）、改良式足弓指標（Modified Arch Index, MAI）之六項數據，並將 4 筆最佳數據進行平均法資料前處理，以作為後續舒適度評價分析使用，圖（18）為足壓實驗之流程圖。

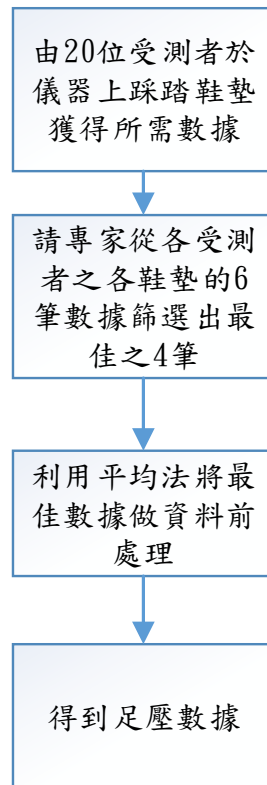


圖 (18) 足壓實驗流程圖

3.3 舒適度評價模式建立

本研究藉由灰色理論的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。依據生理的力學實驗，透過灰關聯計算關聯程度，得到各足型最舒適的鞋墊，達到建立一套直接而客觀的鞋墊舒適度評價計算。

3.3.1 灰關聯分析簡介

人們在討論問題時，往往都會對影響問題的因素作比較，以確定其影響問題因素的重要程度，或者是藉由分析各因素之間的相互關聯來增加對問題的瞭解

度，例如回歸系統分析或是數理統計分析，即是以分析資料的關聯為目的，但這類方法所需的資料樣本量往往較為龐大，且因受限於資料樣本取得不易與統計分析困難，故不符合需求，而相對的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。

灰關聯分析主要針對資訊不完整與因子不明確的關聯性問題，灰關聯運用量化方式來分析離散序列間的相關程度，確保不會產生相互矛盾的結論，並從少量的資訊中擷取出各因子間之關聯性。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，以找出何者是影響它最深的因素；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」。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)，而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。

3.3.2 灰關聯因子空間序列變換

為方便進行於灰關聯分析計算，首先定義 R_i, R_j 為序列

$$\begin{aligned} R_i &= (x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n)) \\ R_j &= (x_j(1), x_j(2), \dots, x_j(n)) \end{aligned} \quad \text{公式 (3)}$$

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

$$\begin{aligned} \omega &= (\omega(1), \omega(2), \dots, \omega(n)) \\ R &= (x(1), x(2), \dots, x(n)) \end{aligned} \quad \text{公式 (4)}$$

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：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。

$$X(k) = T(\omega(k)) = \frac{\omega(k)}{\omega(1)}, \forall k \in \{1, 2, \dots, n\} \quad \text{公式 (5)}$$

2. 平均化正規：即以序列所有元素平均，作為該序列元素的參考值數據。

$$X(k) = T(\omega(k)) = \frac{\omega(k)}{\omega(\text{mean})}, \omega(\text{mean}) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \omega(k) \quad \text{公式 (6)}$$

3. 最大值正規：即以序列中的最大值，作為該序列元素參考值的數據。

$$X(k) = T(\omega(k)) = \frac{R(k)}{\omega(\text{max})} \quad \text{公式 (7)}$$

4. 最小值正規：即以序列中的最小值，作為該序列元素參考值數據。

$$X(k) = T(\omega(k)) = \frac{\omega(\text{min})}{R(k)} \quad \text{公式 (8)}$$

5. 區間值正規：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。

$$X(k) = T(\omega(k)) = \frac{\omega(k) - \omega(\text{min})}{\omega(\text{max}) - \omega(\text{min})}, \quad \text{公式 (9)}$$

$$\omega(\text{min}) = \min_k \omega(k), \omega(\text{max}) = \max_k \omega(k)$$

6. 單位向量正規：即以序列的單位向量，作為該序列元素的參考值數據。

$$X(k) = T(\omega(k)) = \frac{\omega(k)}{\omega(\text{norm})}, \omega(\text{norm}) = \sqrt{\sum_{k=1}^n \omega(k)^2} \quad \text{公式 (10)}$$

3.3.3 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

$$\begin{aligned} X &= (x_i | i \in I), & I &= \{0, 1, 2, \dots, m\}, m \geq 2 \\ x_i(k) &\in x_i, & k &\in \{1, 2, \dots, n\}, n \geq 3 \end{aligned}$$

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

$$\begin{aligned} 0 < \gamma(x_0, x_i) &\leq 1 && \text{公式 (11)} \\ \gamma(x_0, x_i) &= 1, \text{ if } x_0 = x_i \\ \gamma(x_0, x_i) &= 0 \Leftrightarrow x_0, x_i \in \phi \text{ (空集)} \end{aligned}$$

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下方公式

(12) 求得，一般常以 ξ_{0i} 代表 $\gamma(x_0(k), x_i(k))$ 。

其中， ζ 為分辨係數，本研究根據 Deng (1989) 建議，將辨識係數 ζ 設定為 0.5。

$$\gamma(x_0(k), x_i(k)) = \frac{\min_i \min_k \Delta_i(k) + \zeta \max_i \max_k(k)}{\Delta_i(k) + \zeta \max_i \max_k(k)} \quad \text{公式 (12)}$$

而公式 (13) 為距離計算：

$$\Delta_i(k) = \Delta_{0i}(k) = |x_0(k) - x_i(k)| \quad \text{公式 (13)}$$

$\gamma(x_0, x_i)$ 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

$$\gamma(x_0, x_i) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \gamma(x_0(k), x_i(k)) \quad \text{公式 (14)}$$

則可計算 x_i 對 x_0 的灰關聯度 γ ，亦即灰關聯映射（從 x_0, x_i 到 $\gamma(x_0, x_i)$ ）， Γ 是 γ 的全體，稱 (X, Γ) 為灰關聯空間。此外，在灰關聯因子空間 X ，與灰關聯空間 (X, Γ) 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）。

3.3.4 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，因本研究是以人體足壓作為明確訊息數據，以討論不明確之舒適度訊息，此方式正符合灰色理論的概念，「外部訊息清楚，但內部訊息不明確之系統」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的情況下，利用灰關聯推算出其系統本質，得到最佳的解答。相關的舒適度評價計算方式將在下方作依序介紹。

於本研究評價舒適度的方法為：藉由 MATLAB 軟體撰寫程式，利用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 (19)，詳細說明如下：

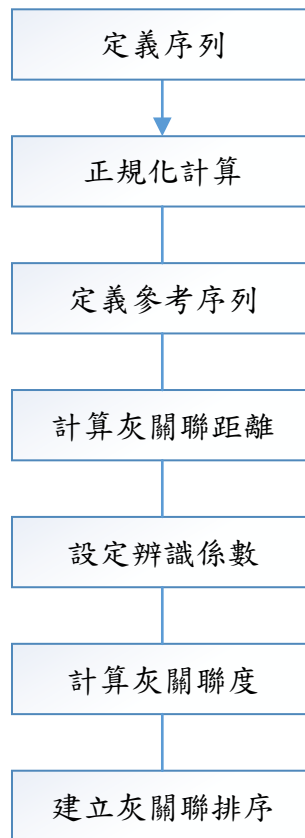


圖 (19) 灰關聯流程圖

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，若運用局部性灰關聯度，則取 $x_0(k)$ 作為參考序列；而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 0~1 之間，方便於計算與比較。故倘若樣本為 X_1, X_2, \dots, X_i ，則 X_i 的正規值為公式 (10)

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

分析各因子間的差異距離，可透過公式 (13) 做為差異程度的指標。

5. 設定辨識係數 (Distinguished Coefficient)

分辨係數 ζ 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，參考公式 (12)。

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 Γ_{0i} 。當灰關聯度值愈大，代表愈接近所定義的參考序列，即關聯度愈高；反之則否愈低。參考公式 (14)。

7. 灰關聯排序 (Grey Relational Ordinal)

排序的依據為灰關聯度 Γ_{0i} 值，當某一值愈大將被認定為關聯度最高，因此排序可依 Γ_{0i} 值的大小決定，排序結果由高至低。圖 (20) 為舒適度評價流程圖：

本研究透過 MATLAB 撰寫舒適度評價程式，將足壓數據匯入程式，進行灰關聯運算，計算出關聯度，如關聯識別度低則須回到足壓數據部分找其問題點並且做出決策後重新匯入程式，反之即得到各受測者最佳鞋墊之數據

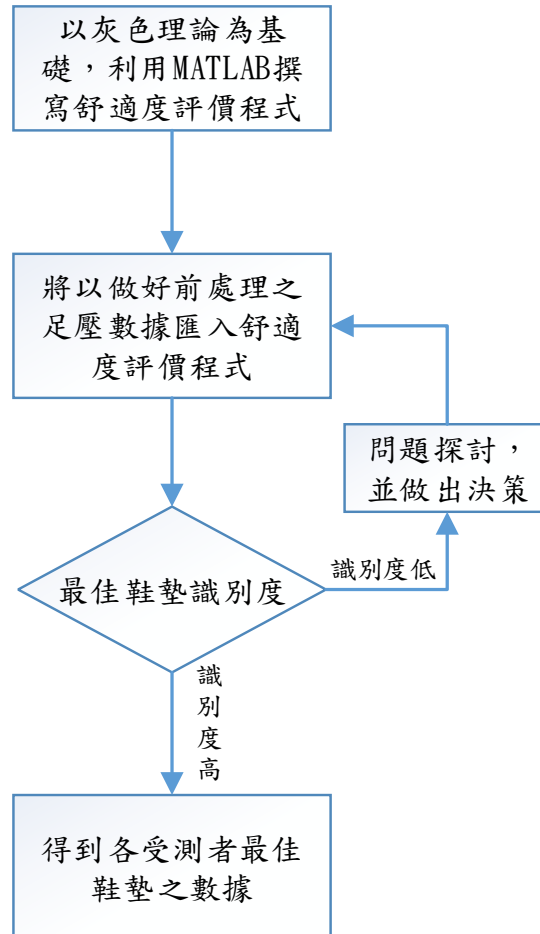


圖 (20) 舒適度評價流程圖

3.4 最適鞋墊系統建立

本研究欲透過類神經網路模型中的倒傳遞類神經網路做為學習過程之工具。

透過類神經網路進行足壓與鞋墊款式的學習識別，建立一個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。

3.4.1 智慧分群

本研究將足壓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演算法進行疊代的學習，目的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受測者之鞋墊款式，即達到智慧分群系統，其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 δ 、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，如圖(21)所示。

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

$$net_h = \sum_i W_{-xh_{ih}} \cdot X_i - \theta_{-h_h}$$

$$H_h = f(net_h) = \frac{1}{1 + \exp^{-net_h}}$$

公式 (15)

(b) 推論輸出向量 Y

$$net_j = \sum_h W_{-hy_{hj}} \cdot H_h - \theta_{-y_j}$$

$$Y_j = f(net_j) = \frac{1}{1 + \exp^{-net_j}}$$

公式 (16)

5. 計算差距量 δ

(a) 輸出層差距量 δ

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

公式 (17)

(b) 隱藏層差距量 δ

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

公式 (18)

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

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

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

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

公式 (19)

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

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

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

公式 (20)

7. 更新權值矩陣 W ，與偏權矩陣向量 θ

(a) 輸出層權值矩陣 W_{hy} ，與偏權值向量修正量 θ_y

$$\begin{aligned}W_{hy_{hj}} &= W_{hy_{hj}} + \Delta W_{hy_{hj}} \\ \theta_{y_j} &= \theta_{y_j} + \Delta \theta_{y_j}\end{aligned}\quad \text{公式 (21)}$$

(b) 隱藏層權值矩陣 W_{xh} 與偏權值向量 θ_y

$$\begin{aligned}W_{xh_{ih}} &= W_{xh_{ih}} + \Delta W_{xh_{ih}} \\ \theta_{h_h} &= \theta_{h_h} + \Delta \theta_{h_h}\end{aligned}\quad \text{公式 (22)}$$

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

$$RMSD = \sqrt{\frac{\sum_P^M \sum_j^N (T_j^P - Y_j^P)^2}{M \cdot N}}\quad \text{公式 (23)}$$

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，：
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 θ_h 和 θ_y

3. 讀入測試範例的輸入向量 X
4. 計算推論輸出向量 Y

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。

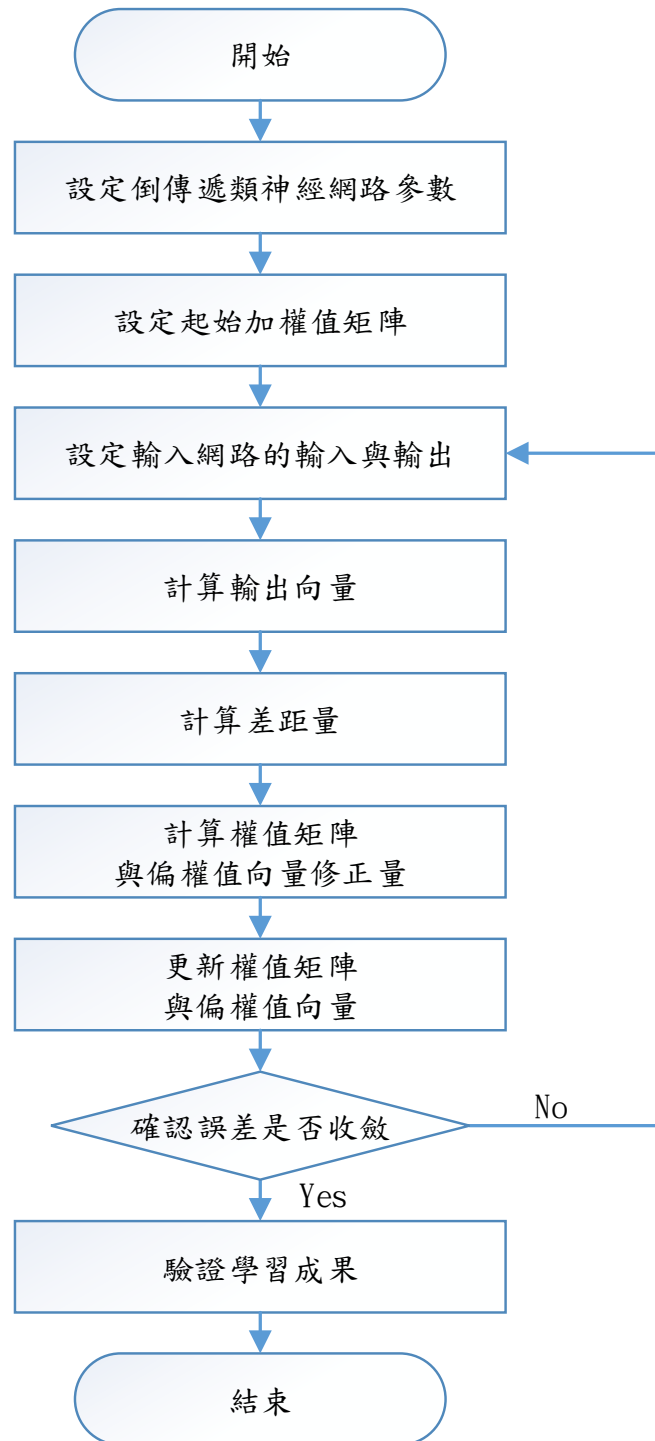


圖 (21) 倒傳遞類神經流程圖

圖 (22) 為智慧分群流程圖：

本研究利用 MATLAB 撰寫智慧分群程式，將舒適度評價所得數據及足壓分佈數據匯入程式進行學習、分群，再利用舒適度評價所得數據驗證其結果，若收斂不佳則須回至學習樣本與欲識別樣本進行樣本重新設定，反之收斂良好即合格。

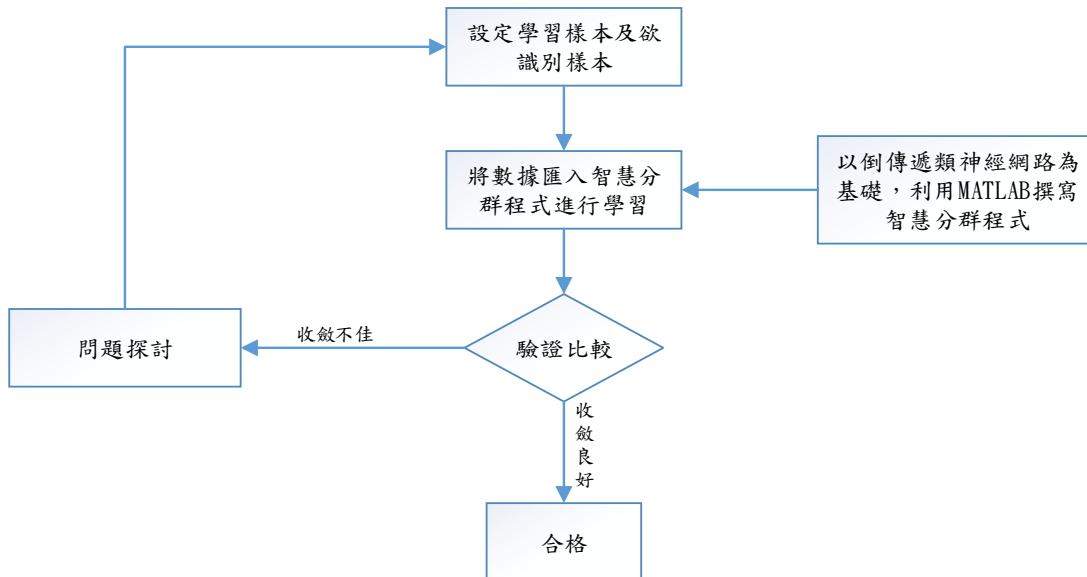


圖 (22) 智慧分群流程圖

3.4.2 倒傳遞類神經網路訓練

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：

$$x_{k+1} = x_k - a_k g_k \quad \text{公式 (24)}$$

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，但若是學習速率太大，演算法將會變的不穩定，另外若學習速率太小，演算法則需要較長的時間才能收斂。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。

3.4.3 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。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

$$\Delta W^m(k) = \gamma \Delta W^m(k-1) - \pi(1-\gamma) a s^m (a^{m-1}) \quad \text{公式 (25)}$$

$$\Delta b^m(k) = \gamma \Delta b^m(k-1) - \pi(1-\gamma) a s^m \quad \text{公式 (26)}$$

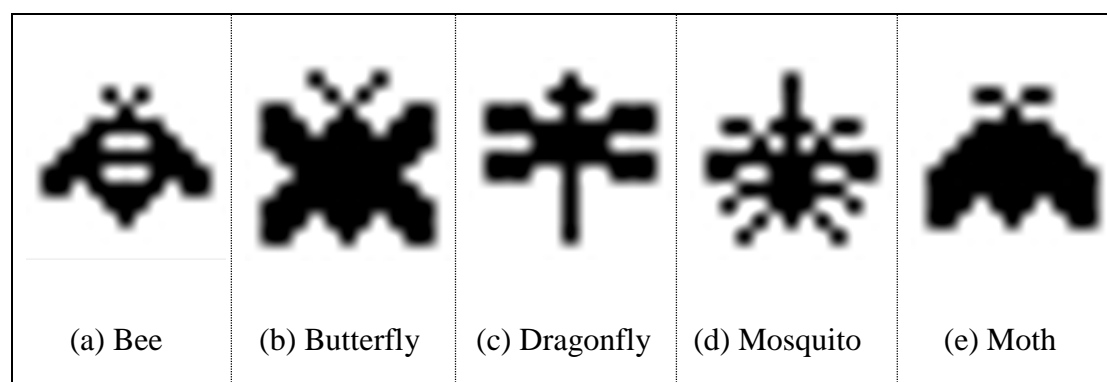
其中，

m 是層數； s 是靈敏數； γ 是動量常數； a 是學習率； k 是疊代次數

3.4.4 倒傳遞類神經網路範例

本節為倒傳遞類神經網路的範例，針對 2D 圖形的識別分群問題進行 MATLAB 程式模擬。

原始學習樣本部份，研究準備一組包含五張不同灰階圖樣（Bee, Butterfly, Dragonfly, Mosquito, Moth）的樣本作為網路參考樣本，每個圖樣是由 13×13 矩陣的灰階值所定義，原始的灰階圖樣，如圖（23）所示。其中，灰階值是一個介於 $0 \sim 1$ 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，亦將每個圖樣整型成 169×1 的行向量型式。



圖（23）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 R2010b 版時引入的類神經網路工具箱（Neural Network Toolbox, NNT），並透過所內建的 `trainidx`（Gradient descent with momentum and adaptive learning rate backpropagation）學習演算法進行學習驗證，網路架構，如圖（26）所示，包含一個輸入層、一個隱藏層與一個輸出層。其中本範例使用最常在倒傳遞類神經網路的兩函數搭配，其隱藏層使用雙曲線正切函數；輸出層使用雙彎曲函數，分別如圖（24）與圖（25）所示。

(1) 雙曲線正切函數

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

公式 (27)

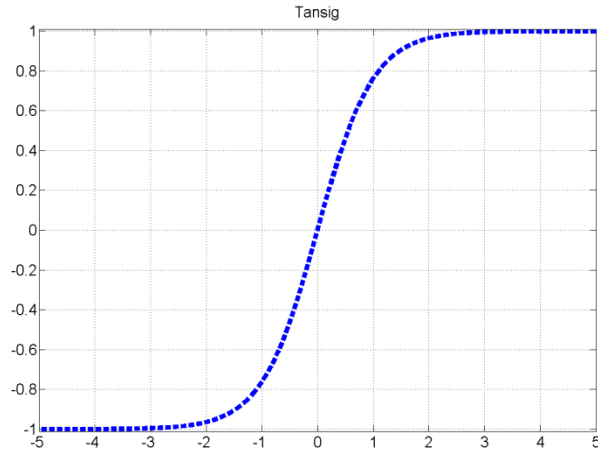


圖 (24) 雙曲線正切函數

(2) 雙彎曲函數

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

公式 (28)

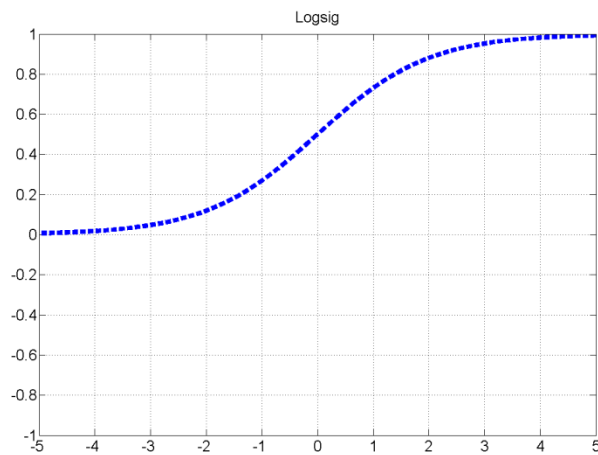


圖 (25) 雙彎曲函數

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）建議可用公式（29）與公式（30）的方式來決定。

$$N = \frac{1}{2}(N_{in} + N_{out}) \quad \text{公式 (29)}$$

$$N = \sqrt{N_{in} \times N_{out}} \quad \text{公式 (30)}$$

其中，

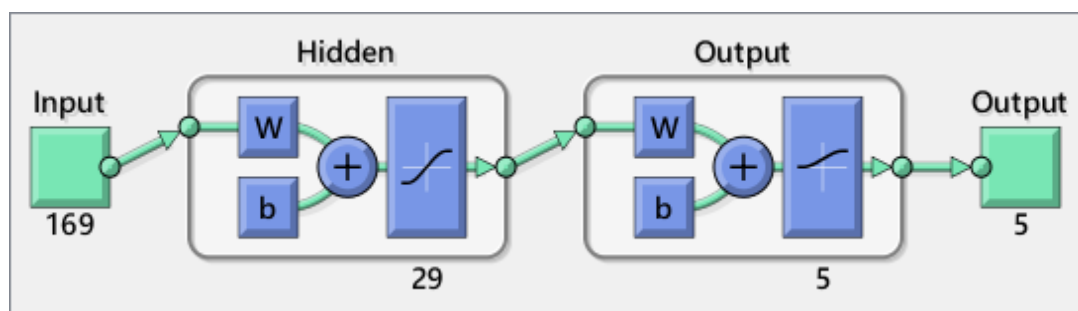
N 是建議神經元數

N_{in} 是輸入層神經元數

N_{out} 是輸出層神經元數

本範例利用公式（30）進行倒傳遞類神經範例之神經元數計算，其為

$N = \sqrt{169 \times 5}$ ， $N = 29$ ，隱藏層神經元數即設定為 29 個。



圖（26）網路架構圖（範例）

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。再者驗證的部份，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 (27)。

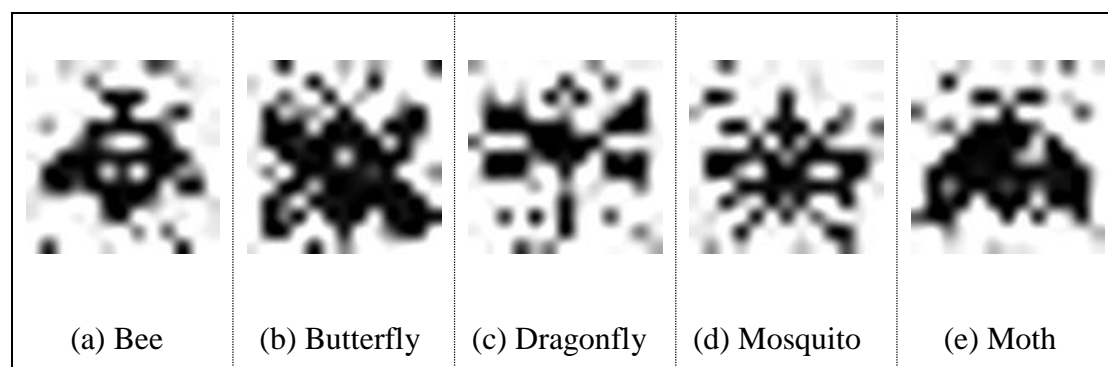


圖 (27) 包含 30 個單位雜訊的測試樣本示意圖

而本節範例模擬結果如圖 (28) 所示，其分群正確率近百分之百，表示以上類神經網路參數設置、神經元數以及進行資料集擴充之方法是可行的。

```

Editor - C:\Users\User\Desktop\#畢業論文\4程式\倒傳遞類神經範例程式\pattern_recognition_bpn_main.m
pattern_recognition_bpn_main.m  x main_program_5.m  x +
95 - net3.divideFcn = ''; % data division cancel
96 - net3.trainParam.epochs = epochs; %讀取最大疊代次數
97 - [net3,tr] = train(net3,P_ext,T_ext);%執行類神經學習
98 - plotperform(tr)%學習性能圖
99 - %% 輸入之驗證樣本
100 - P1 = P; % testing pattern
101 - P1 = P1.*randi([900 1100],[m n])*0.001;%資料做10%變異，作為驗證樣本
102 - P_tmp = P_tmp/max(P_tmp(:));%做用為將超出1之數據回歸至1
103 - P1(P1==0) = (rand(size(find(P1==0))))*0.1;%因數據是0:1之數據單純上面10%之變異對於0之數值來說是無意義的，此行
Command Window
Training begins...
Recognizing accurate: 100.000000

Target:
ans =

    1    2    3    4    5
|
Simulating output:
ans =

fx  1    2    3    4    5

```

圖 (28) 倒傳遞類神經範例結果

第四章 結果分析與討論

本章的重點在於探討鞋墊的舒適度，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 4.1 實驗結果與 4.2 分析與討論，進行論文的呈現與探究。

4.1 實驗結果

針對人體足部站立所產生的壓力，與本實驗所設定的 6 款男性市售矯正鞋墊，進行力學實驗，達到作為提供驗證案例之用。4.1.2 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，透過多項計算過程，選出各足型最適合的鞋墊選擇，另外計算部份則是透過自行撰寫的 MATLAB 程式作為呈現之平台。4.1.3 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，總和來說即是將不同的足型壓力與鞋墊款式數據，透過 MATLAB 程式，根據類神經的資料預測、智慧學習、自動分群與樣型識別等方式，進行資料交叉學習，即可省略人為判斷之作業，進而快速提供給設計師。

4.1.1 力學實驗

本實驗主要目的為探究何種足型踩於何種鞋墊可達到分散及降低足底壓力，並將數據供後續灰色理論建立舒適度評價用，依據先前第四章的各項實驗的規劃設計，本實驗有效樣本共計 20 名，其性別為男性，控制變項為每次靜止站立 10 秒，自變項為鞋墊款式與靜態壓力，依變項則為自變項的交叉實驗結果計算後所

得到的壓力參數：壓力峰值 (Peak Pressure, PP)、壓力 — 時間積分值 (Pressure-Time Integral, PTI)、接觸面積增加百分比 (Contact Area)、力量峰值 (Peak Force, PF)、力量 — 時間積分值 (Force-Time Integral, FTI)、改良式足弓指標 (Modified Arch Index, MAI)；實驗量測是運用 F-Scan 儀器進行足部與鞋墊的壓力量測，並透過 F-Scan Research 7.01 的軟體進行資料讀取，而改良式足弓指標 (MAI) 則需透過所讀取資料，如圖 (29) 之足壓分佈矩陣圖，其為 60×21 矩陣，利用 MATLAB 撰寫 2.1.2 節公式 (2) 之程式計算，結果如圖 (30)。

實驗結果，將各樣本的足型與鞋墊之壓力足型，透過專家經驗值分別將各款式的 6 次壓力樣型，扣除差異性較大的壓力樣型後，僅採納其中的 4 次壓力樣型，以作為後續的判讀資料，圖 (31) 為 R 受測者裸足的 6 次足壓樣型，且為未經由專家經驗值進行篩選，但圖 (32) 則是經由專家經驗值篩選後的 4 次足壓樣型。最後，藉由足壓樣型的篩選，與透過 F-Scan Research 7.01 軟體取得各足壓樣型之壓力參數，以用於後續的舒適評價計算。

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	21	48	16	0	0	0	0	80	181	48	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	180	180	96	32	0	0	0	32	40	16	16	21	0	0	0	0	0	0	0
10	0	140	208	181	128	80	0	0	0	0	0	0	180	218	0	0	0	0	0	0	0
11	0	181	210	208	128	80	0	0	0	0	0	0	88	48	0	0	0	0	0	0	0
12	0	210	277	210	128	32	0	0	0	0	0	0	16	16	0	0	0	0	0	0	0
13	0	128	261	180	21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	181	667	16	0	0	0
14	0	0	88	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	22	80	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0	0	0	16	64	48	21	0	0	0	0	0	0	0	0	0
16	0	0	0	0	16	27	27	64	107	188	112	96	64	32	0	0	0	0	0	0	0
17	0	0	0	48	27	80	78	112	176	171	168	112	140	96	80	0	0	0	32	80	0
18	0	0	48	80	78	96	96	188	220	220	228	224	228	188	64	48	0	0	0	0	27
19	0	0	27	80	117	117	112	140	277	248	286	208	261	180	107	91	88	0	0	0	0
20	0	0	32	107	188	188	188	208	261	204	272	288	288	140	180	88	91	27	0	0	0
21	0	0	21	88	128	144	176	140	286	261	288	218	218	192	188	140	91	88	32	0	0
22	0	0	16	78	180	188	128	128	187	187	224	218	218	176	197	144	96	88	80	64	0
23	0	0	0	48	128	140	128	144	188	128	128	188	144	181	188	140	96	80	80	64	0
24	0	0	0	0	78	112	91	88	80	48	78	80	88	112	128	117	96	80	80	96	0
25	0	0	0	0	0	27	48	88	32	0	16	32	64	80	96	91	180	101	80	112	0
26	0	0	0	0	0	0	16	27	0	0	0	0	16	48	88	78	91	80	80	128	0
27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27	64	80	88	80	78	101
28	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	88	88	80	88	88	88	64
29	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	48	78	80	80	48	78	0
30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	88	80	80	80	78	48	0
31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21	48	80	80	80	48	22
32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27	27	80	78	48	27	0
33	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	48	80	80	48	22
34	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	27	48	64	80	64	27	0
35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27	16	64	64	80	88	27	0
36	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21	27	48	91	80	80	0	0
37	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21	32	80	78	107	64	0	0
38	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27	48	64	96	91	27	0	0
39	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27	27	48	78	64	16	0	0
40	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21	27	48	88	48	88	0	0	0
41	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	21	27	27	32	27	27	0	0	0
42	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21	22	48	48	88	27	16	0	0	0
43	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21	21	48	48	27	80	48	0	0	0	0	0
44	0	0	0	0	0	0	0	0	16	32	80	80	80	80	88	32	0	0	0	0	0
45	0	0	0	0	0	0	0	0	48	78	91	80	107	80	80	27	0	0	0	0	0
46	0	0	0	0	0	0	0	27	96	188	140	140	180	96	80	32	0	0	0	0	0
47	0	0	0	0	0	0	16	78	188	218	218	176	188	144	96	21	0	0	0	0	0
48	0	0	0	0	0	0	88	160	220	287	286	288	107	188	101	0	0	0	0	0	0
49	0	0	0	0	0	0	78	218	261	288	287	261	228	181	144	0	0	0	0	0	0
50	0	0	0	0	0	0	96	261	288	218	228	272	248	192	128	0	0	0	0	0	0
51	0	0	0	0	0	0	140	288	298	286	220	288	298	187	171	0	0	0	0	0	0
52	0	0	0	0	0	0	128	240	261	204	228	218	261	204	188	0	0	0	0	0	0
53	0	0	0	0	0	0	128	187	288	208	208	261	240	192	91	0	0	0	0	0	0
54	0	0	0	0	0	0	91	171	107	240	281	224	107	128	27	0	0	0	0	0	0
55	0	0	0	0	0	0	32	144	176	181	210	218	192	117	0	0	0	0	0	0	0
56	0	0	0	0	0	0	0	88	80	128	107	160	96	0	0	0	0	0	0	0	0
57	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	48	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0
58	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
59	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

圖 (29) 足壓分佈矩陣圖

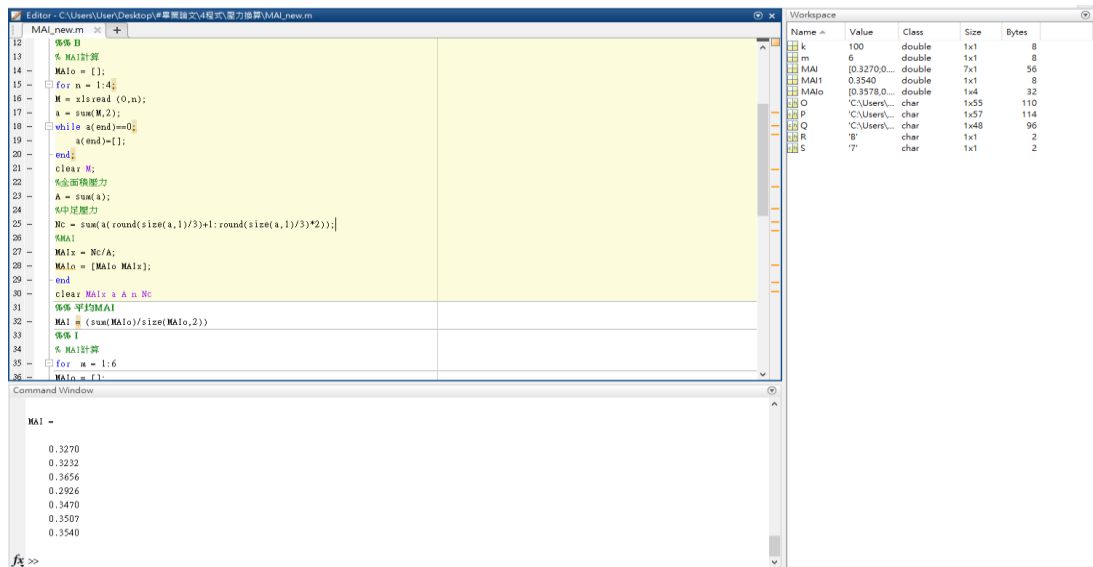


圖 (30) MATLAB 計算 MAI

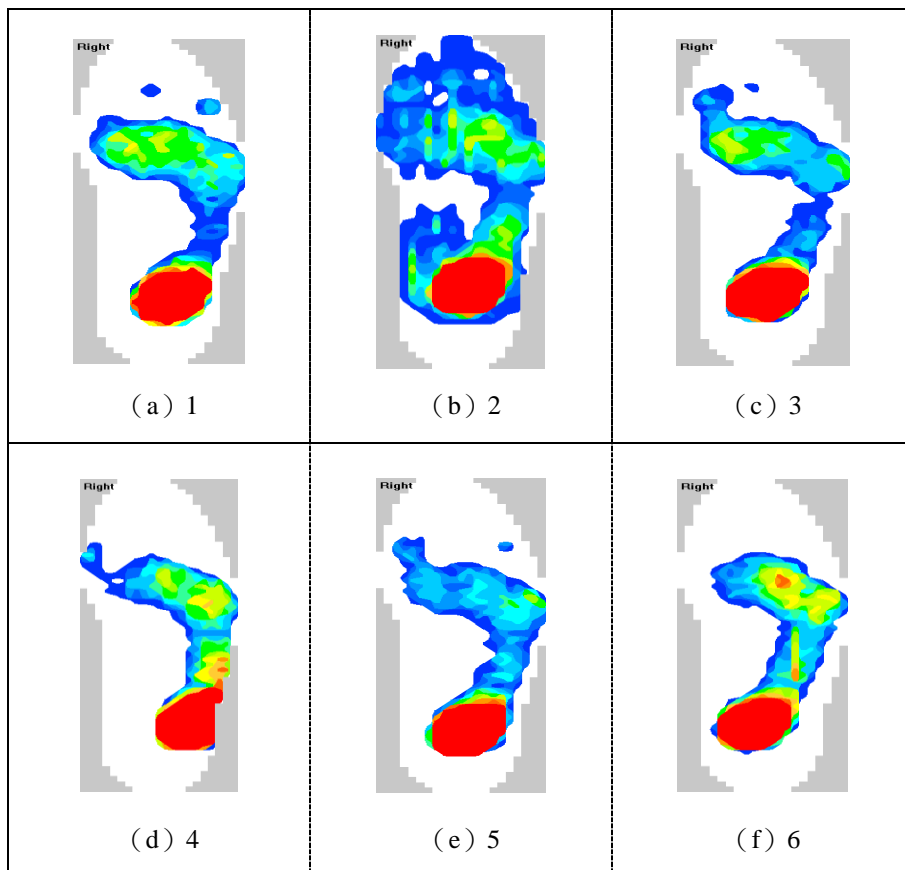


圖 (31) 未經篩選的 R 受測者之裸足足型

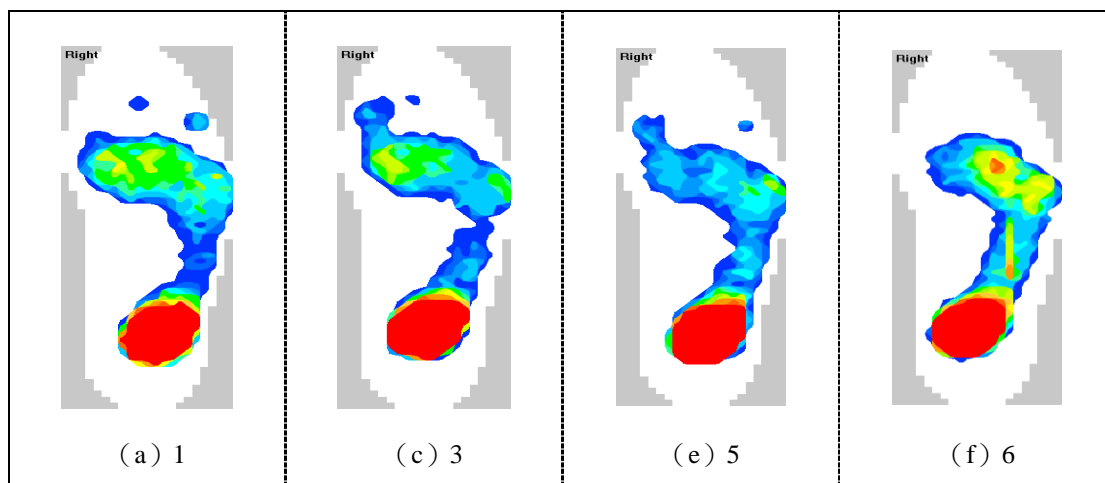


圖 (32) 已經篩選的 R 受測者之裸足足型

4.1.2 舒適度評價

若從「人因與醫學」的角度來看，舒適度是一種以主觀的觀感為出發點，因此包含生理與心理層面。若以心理層面來說明，因心理欲表達與表達出來的並非具有一致性，也就是說人容易受當時的情境或生理狀態，或甚至其他因素而產生不對等的答案，所以舒適度就容易隨著內在或外在因素的不同而有差異性，即不易描述舒適的定義，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。因此本研究以「人因舒適度」為理論基礎，欲透過一個較為科學的量測方法「力學實驗」作為依據，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 3.3.2 節公式 (10) 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 3.3.3 節公式 (13) 計算原序列與新參考序列間的距離，與設定辨識係數 $\zeta 0.5$ ，再以公式 (9) 計算灰關聯係數，與運用 3.3.3 節公式 (14) 求出關聯度 (最佳解)。

本實驗有效樣本共計 20 名，因此灰關聯的計算結果，以下藉由 R 受測者為舉例。首先建立變數與參數之關聯表，作為關聯度的分析依據，另外表 (4) 為已扣除差異性較大的足壓樣型後之 4 組樣本，且為經由平均計算後的 4 組平均數值，詳細的計算步驟說明如下：

表 (4) 變數與參數的關聯表

鞋墊編號	PP (N/cm^2)	PTI (Ns/cm^2)	Contact Area (%)	PF (N)	FTI (Ns)	MAI
1 號	12.43	602.61	-0.206	730.98	3630.1	0.04
2 號	6.65	465.92	0.123	557.82	3774.91	0.209
3 號	6.55	185.92	0.265	646.31	1742.07	0.139
4 號	7.68	436.24	0.093	648.66	3522.94	0.156
5 號	8.6	467.79	0	644.45	3455.74	0.076
6 號	9.25	396.25	-0.031	688.43	2974.59	0.075

1. 定義壓力參數序列

將關聯表中的鞋墊編號分別定義為 $R_1, R_2, R_3, R_4, R_5, R_6$ 。

$$R_1 = (12.43, 602.61, -0.206, 730.98, 3630.1, 0.04)$$

$$R_2 = (6.65, 465.92, 0.123, 557.82, 3774.91, 0.209)$$

$$R_3 = (6.55, 185.92, 0.265, 646.31, 1742.07, 0.139)$$

$$R_4 = (7.68, 436.24, 0.093, 648.66, 3522.94, 0.156)$$

$$R_5 = (8.6, 467.79, 0, 644.45, 3455.74, 0.076)$$

$$R_6 = (9.25, 396.25, -0.031, 688.43, 2974.59, 0.075)$$

2. 將壓力參數正規化

將各壓力參數序列內的值，分別以公式（10）進行單位向量正規化處理。

其中， m 為總序列數， k 為序列的元素代號。因此，以 6 款鞋墊的 PP 值正規化為舉例：

$$\begin{aligned} X_1(1) &= \frac{R_1(1)}{\sqrt{R_1(1)^2 + R_2(1)^2 + R_3(1)^2 + R_4(1)^2 + R_5(1)^2 + R_6(1)^2}} \\ &= \frac{12.43}{\sqrt{12.43^2 + 6.65^2 + 6.55^2 + 7.68^2 + 8.6^2 + 9.25^2}} \\ &= 0.5794 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} X_2(1) &= \frac{R_2(1)}{\sqrt{R_1(1)^2 + R_2(1)^2 + R_3(1)^2 + R_4(1)^2 + R_5(1)^2 + R_6(1)^2}} \\ &= \frac{6.65}{\sqrt{12.43^2 + 6.65^2 + 6.55^2 + 7.68^2 + 8.6^2 + 9.25^2}} \\ &= 0.3101 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} X_3(1) &= \frac{R_3(1)}{\sqrt{R_1(1)^2 + R_2(1)^2 + R_3(1)^2 + R_4(1)^2 + R_5(1)^2 + R_6(1)^2}} \\ &= \frac{6.55}{\sqrt{12.43^2 + 6.65^2 + 6.55^2 + 7.68^2 + 8.6^2 + 9.25^2}} \\ &= 0.3054 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} X_4(1) &= \frac{R_4(1)}{\sqrt{R_1(1)^2 + R_2(1)^2 + R_3(1)^2 + R_4(1)^2 + R_5(1)^2 + R_6(1)^2}} \\ &= \frac{7.68}{\sqrt{12.43^2 + 6.65^2 + 6.55^2 + 7.68^2 + 8.6^2 + 9.25^2}} \\ &= 0.3579 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
X_5(1) &= \frac{R_5(1)}{\sqrt{R_1(1)^2 + R_2(1)^2 + R_3(1)^2 + R_4(1)^2 + R_5(1)^2 + R_6(1)^2}} \\
&= \frac{8.6}{\sqrt{12.43^2 + 6.65^2 + 6.55^2 + 7.68^2 + 8.6^2 + 9.25^2}} \\
&= 0.4010
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
X_6(1) &= \frac{R_6(1)}{\sqrt{R_1(1)^2 + R_2(1)^2 + R_3(1)^2 + R_4(1)^2 + R_5(1)^2 + R_6(1)^2}} \\
&= \frac{9.25}{\sqrt{12.43^2 + 6.65^2 + 6.55^2 + 7.68^2 + 8.6^2 + 9.25^2}} \\
&= 0.4313
\end{aligned}$$

其餘參數依此計算，即可求得所有序列的值，如表（5）。

表（5）變數與參數的正規值

	PP	PTI	Contact Area	PF	FTI	MAI
X_1	0.5794	0.5545	-0.5561	0.4557	0.455	0.1268
X_2	0.3101	0.4287	0.3318	0.3477	0.4731	0.6602
X_3	0.3054	0.1711	0.7145	0.4029	0.2183	0.4391
X_4	0.3579	0.4014	0.2513	0.4044	0.4415	0.4920
X_5	0.401	0.4305	-0.0002	0.4017	0.4431	0.2398
X_6	0.4313	0.3646	-0.0836	0.4292	0.3728	0.2361

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。

根據 3.1.3 節之各數據敘述定義其期望值：

- (a) PP (壓力峰值) — 選擇望小值。
- (b) PTI (壓力 — 時間積分值) — 同 a, 選擇望小值。
- (c) Contact Area (接觸面積增減百分比) — 選擇望大值。
- (d) PF (力量峰值) — 選擇望小值。
- (e) FTI (力量 — 時間積分值) — 同 d, 選擇望小值。
- (f) MAI (改良式足弓指標) — 與 c 相似, 選擇望大值。

因此可由表 (5) 的每個序列中之壓力參數期望值產生新序列 X_0 , 如表 (6)。

$$X_0 = (0.3054, 0.1711, 0.7145, 0.3477, 0.2183, 0.6602)$$

表 (6) 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)	MAI (望大值)
X_1	0.5794	0.5545	-0.5561	0.4557	0.455	0.1268
X_2	0.3101	0.4287	0.3318	0.3477	0.4731	0.6602
X_3	0.3054	0.1711	0.7145	0.4029	0.2183	0.4391
X_4	0.3579	0.4014	0.2513	0.4044	0.4415	0.4920
X_5	0.401	0.4305	-0.0002	0.4017	0.4431	0.2398
X_6	0.4313	0.3646	-0.0836	0.4292	0.3728	0.2361
X_0	0.3054	0.1711	0.7145	0.3477	0.2183	0.6602

4. 計算灰關聯距離（原序列與新參考序列間距離）

運用公式（13）計算因子間的灰關聯程度，結果如表（7）所示。

表（7）灰關聯距離值

	$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$	$k=5$	$k=6$
$\Delta_{01}(k)$	0.2739	0.3835	1.2706	0.108	0.2366	0.5334
$\Delta_{02}(k)$	0.0047	0.2577	0.3827	0	0.2548	0
$\Delta_{03}(k)$	0	0	0	0.0552	0	0.2211
$\Delta_{04}(k)$	0.0525	0.2303	0.4632	0.0566	0.2232	0.1682
$\Delta_{05}(k)$	0.0956	0.2594	0.7147	0.054	0.2148	0.4204
$\Delta_{06}(k)$	0.1259	0.1935	0.7981	0.0814	0.1545	0.4241

5. 設定辨識係數為 0.5

本研究根據 Deng（1989）建議，將辨識係數 ζ 設定為 0.5。

6. 計算灰關聯係數

透過 3.3.3 節公式（12）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（8）所示。

以下為利用公式（12）之計算：

$$\begin{aligned}\gamma(x_0(1), x_1(1)) &= \frac{0 + (0.5 \times 1.2706)}{0.2739 + (0.5 \times 1.2706)} \\ &= 0.6987\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\gamma(x_0(1), x_1(2)) &= \frac{0 + (0.5 \times 1.2706)}{0.3835 + (0.5 \times 1.2706)} \\ &= 0.6236\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\gamma(x_0(1), x_1(3)) &= \frac{0 + (0.5 \times 1.2706)}{1.2706 + (0.5 \times 1.2706)} \\ &= 0.3333\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\gamma(x_0(1), x_1(4)) &= \frac{0 + (0.5 \times 1.2706)}{0.108 + (0.5 \times 1.2706)} \\ &= 0.8548\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\gamma(x_0(1), x_1(5)) &= \frac{0 + (0.5 \times 1.2706)}{0.2366 + (0.5 \times 1.2706)} \\ &= 0.7286\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\gamma(x_0(1), x_1(6)) &= \frac{0 + (0.5 \times 1.2706)}{0.5334 + (0.5 \times 1.2706)} \\ &= 0.5436\end{aligned}$$

表(8) 灰關聯係數

	$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$	$k=5$	$k=6$
X_1	0.6987	0.6236	0.3333	0.8548	0.7286	0.5436
X_2	0.9927	0.7115	0.6241	1	0.7138	1
X_3	1	1	1	0.9201	1	0.7418
X_4	0.9237	0.7339	0.5784	0.9182	0.74	0.7906
X_5	0.8692	0.7101	0.4706	0.9217	0.7473	0.6018
X_6	0.8346	0.7665	0.4432	0.8864	0.8044	0.5997

7. 計算灰關聯度

透過公式 (14) 分別計算 X_1 、 X_2 、 X_3 、 X_4 、 X_5 與 X_6 關聯度值，過程如下，結果如表 (9) 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 $X_3 > X_2 > X_4 > X_6 > X_5 > X_1$ ，即 **3 號鞋墊** > 2 號鞋墊 > 4 號鞋墊 > 6 號鞋墊 > 5 號鞋墊 > 1 號鞋墊，因此 3 號鞋墊為 R 受測者的最適選擇，圖 (33) 為 R 受測者的 6 款靜態壓力樣型圖，另外表 (10) 為 20 位受測者的 6 雙鞋墊之灰關聯程度。

以下為利用公式 (14) 之計算：

$$\begin{aligned}\gamma(x_0, x_1) &= \frac{1}{5}(0.6987+0.6236+0.3333+0.8548+0.7286+0.5436) \\ &= 0.6304\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\gamma(x_0, x_2) &= \frac{1}{5}(0.9927+0.7115+0.6241+1+0.7138+1) \\ &= 0.8403\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\gamma(x_0, x_3) &= \frac{1}{5}(1+1+1+0.9201+1+0.7418) \\ &= 0.9437\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\gamma(x_0, x_4) &= \frac{1}{5}(0.9237+0.7339+0.5784+0.9182+0.74+0.7906) \\ &= 0.7808\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\gamma(x_0, x_5) &= \frac{1}{5}(0.8692+0.7101+0.4706+0.9217+0.7473+0.6018) \\ &= 0.7201\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\gamma(x_0, x_6) &= \frac{1}{5}(0.8346+0.7665+0.4432+0.8864+0.8044+0.5997) \\ &= 0.7225\end{aligned}$$

表 (9) R 受測者的 6 款鞋墊之灰關聯度

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
灰關聯度	0.6304	0.8403	<u>0.9437</u>	0.7808	0.7201	0.7225

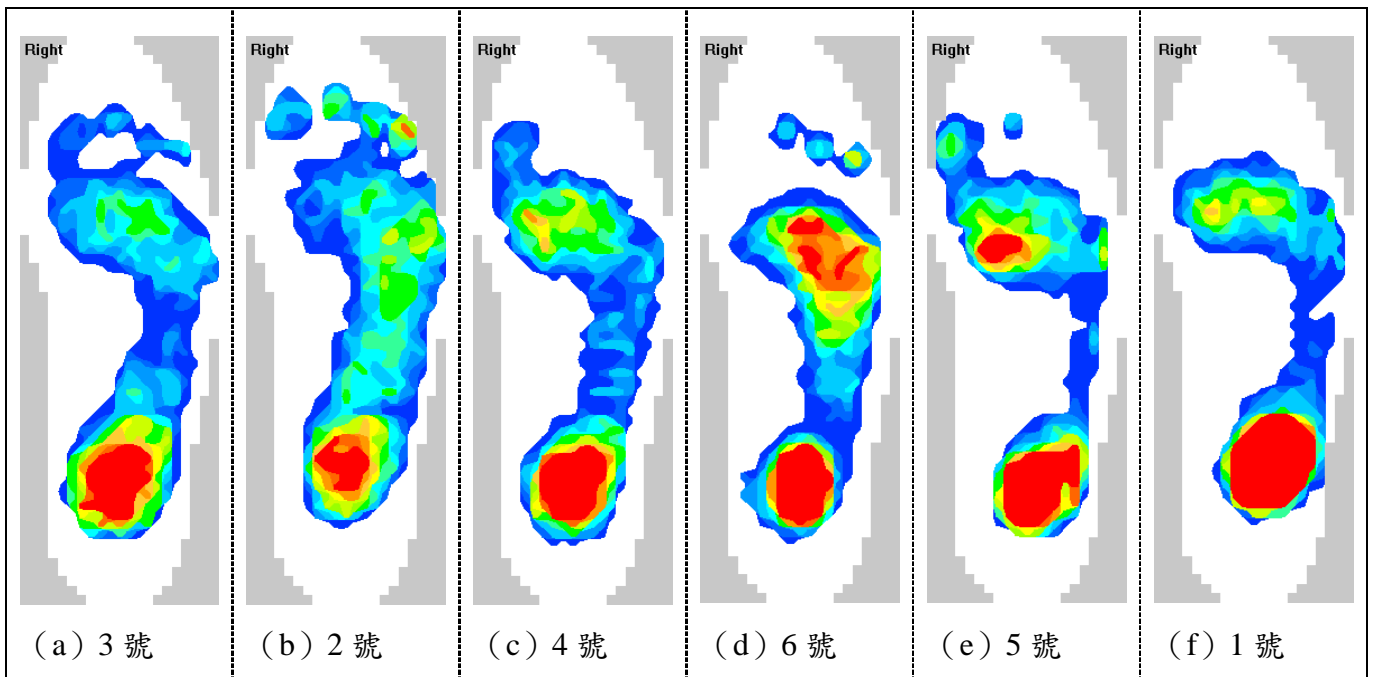


圖 (33) R 受測者的關聯排序圖

表 (10) 20 位受測者的 6 雙鞋墊之灰關聯程度

	1 號	2 號	3 號	4 號	5 號	6 號	最適鞋墊
A 受測者	0.7948	<u>0.9366</u>	0.7480	0.7872	0.8231	0.8050	2 號
B 受測者	0.7440	<u>0.9740</u>	0.7552	0.6037	0.7634	0.5429	2 號
C 受測者	0.7448	<u>0.8998</u>	0.6978	0.7446	0.6820	0.7691	2 號
D 受測者	0.6720	<u>0.9607</u>	0.7951	0.7280	0.6546	0.6991	2 號
E 受測者	0.5244	<u>0.8993</u>	0.6882	0.6994	0.7395	0.6789	2 號
F 受測者	0.6111	<u>0.8995</u>	0.6892	0.6813	0.6802	0.8314	2 號
G 受測者	0.6692	<u>0.9829</u>	0.9106	0.7578	0.8750	0.7748	2 號
H 受測者	0.5842	<u>0.9616</u>	0.8292	0.6941	0.6136	0.6462	2 號
I 受測者	0.5686	0.8681	0.8075	<u>0.9173</u>	0.7168	0.7143	4 號
J 受測者	0.6039	<u>0.8892</u>	0.7686	0.6398	0.6432	0.7120	2 號
K 受測者	0.6562	0.8794	<u>0.9893</u>	0.8396	0.7318	0.7525	3 號
L 受測者	0.5965	<u>0.9228</u>	0.7884	0.7704	0.6765	0.7832	2 號
M 受測者	0.6255	<u>0.9584</u>	0.7869	0.7678	0.6215	0.6057	2 號
N 受測者	0.5597	<u>0.8635</u>	0.8398	0.6486	0.7377	0.7078	2 號
O 受測者	0.5875	0.7922	0.7901	<u>0.9065</u>	0.6710	0.7173	4 號
P 受測者	0.6714	<u>0.9933</u>	0.8151	0.7588	0.6622	0.7102	2 號
Q 受測者	0.6792	0.7332	0.8211	<u>0.8639</u>	0.6855	0.6845	4 號
R 受測者	0.6304	0.8403	<u>0.9437</u>	0.7808	0.7201	0.7225	3 號
S 受測者	0.5752	<u>0.8147</u>	0.8057	0.7213	0.6552	0.6243	2 號
T 受測者	0.7677	0.8078	0.7828	0.7047	0.7326	<u>0.8648</u>	6 號

而 MATLAB 程式實際操作為：

1. 將足壓檔製作成 Excel 檔案。
2. 將其讀入 MATLAB 程式進行運算。
3. 運算後即匯出 Excel 檔，其內容為列表 20 受測者灰關聯度及最適合之鞋墊。

在灰關聯程度計算後顯示，20 位受測者有 14 位屬於 2 號鞋墊，造成此結果的原因可能為：

1. Lemmon 等人在 1997 年提到，鞋墊厚度增加，會直接影響其足底壓力，達到壓力降低。
2. 2 號鞋墊為厚而軟材質，受測者在踏此鞋墊時，足部造成下陷，而直接導致接觸面積數據及 MAI 數據大增。

考慮以上兩點，且當鞋墊厚度過於厚，將導致鞋具選擇性減少。若鞋具未經挑選，當放入鞋具，受測者穿戴後，也會因鞋墊過厚導致鞋具內部空間不足，受測者足部容易受擠壓造成不適，故本研究選擇將 2 號鞋墊去除，重新計算舒適度預測。

而表 (11) 為去除 2 號鞋墊後，重新計算之數值：

表 (11) 20 位受測者的 5 雙鞋墊之灰關聯程度

	1 號	3 號	4 號	5 號	6 號	最適鞋墊
A 受測者	0.8048	0.7905	0.7918	<u>0.845</u>	0.8086	5 號
B 受測者	0.8591	<u>0.9035</u>	0.7545	0.8331	0.599	3 號
C 受測者	0.7382	0.7807	0.7854	0.6735	<u>0.7908</u>	6 號
D 受測者	0.6504	<u>0.9203</u>	0.865	0.6244	0.7234	3 號
E 受測者	0.5057	0.716	<u>0.7691</u>	0.7469	0.6997	4 號
F 受測者	0.6166	0.7397	0.7931	0.7144	<u>0.8845</u>	6 號
G 受測者	0.7083	<u>0.966</u>	0.8004	0.9096	0.8113	3 號
H 受測者	0.6026	<u>0.9996</u>	0.7988	0.6371	0.6933	3 號
I 受測者	0.5972	0.8374	<u>0.9395</u>	0.7454	0.7432	4 號
J 受測者	0.6267	<u>0.9107</u>	0.6733	0.6562	0.7247	3 號
K 受測者	0.6549	<u>0.9891</u>	0.8376	0.7293	0.7496	3 號
L 受測者	0.6186	<u>0.8131</u>	0.7952	0.6968	0.8009	3 號
M 受測者	0.7063	<u>0.8888</u>	0.885	0.693	0.6828	3 號
N 受測者	0.5791	<u>0.9288</u>	0.7223	0.764	0.7391	3 號
O 受測者	0.6271	0.8373	<u>0.9517</u>	0.7145	0.7604	4 號
P 受測者	0.6729	<u>0.9615</u>	0.8197	0.6603	0.7295	3 號
Q 受測者	0.6896	0.8366	<u>0.8906</u>	0.6909	0.6925	4 號
R 受測者	0.644	<u>0.9839</u>	0.8251	0.7406	0.7422	3 號
S 受測者	0.5752	<u>0.8363</u>	0.7956	0.6566	0.62	3 號
T 受測者	0.8044	0.8203	0.7462	0.7732	<u>0.9051</u>	6 號

4.1.3 智慧分群

根據灰關聯計算所求得的舒適度評價結果，已經可得到每位受測者最適合的鞋墊款式。研究的最後，再將每位受測者的足壓分佈資料與鞋墊款式當作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，找出適合受測者之鞋墊款式。另外，在訓練樣本的足壓資料部份，由於每位受測者只有 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，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，產生 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 位受測者，共 80 組的訓練樣本，即將資料做適當的編碼，因編碼後才能作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 F-Scan 的系統得到圖 (34) 足壓分佈圖，接著將其轉為圖 (35) 足壓分佈矩陣圖，一組原始足壓資料為 60×21 矩陣，將其整型為行向量 1260×1 矩陣，作為網路的輸入樣本。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，轉換函數的輸出將介於 $(0,1)$ 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 5 款，因此定義網路的輸出矩陣為 5×1 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）。

將所有數據矩陣整型成行向量 1260×1 後，我們隨機將 I、J、Q、S、T 五位受測者的資料挑選出來，共有 20 組訓練樣本對，作為研究的驗證樣本。其中，每一組類神經網路的驗證樣本輸入皆為列向量 1260×1 的足壓資料。剩下的 15 位受測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 3.4.4 節公式 (30) 來決定，其公式計算為 $N = \sqrt{1260 \times 5}$ ， $N = 79$ ，計算所得的神經元數量為 79 個。

本研究之網路的學習函數使用為 — 隱藏層為雙曲線正切函數，輸出層為雙彎曲轉換函數。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) : $1e - 10$

網路架構如圖 (36)，首先將 15 組訓練樣本輸入網路學習，待網路達成收斂條件，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，將計算網路分群的正確率，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 5x1 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。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 (37) 至圖 (46)。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。

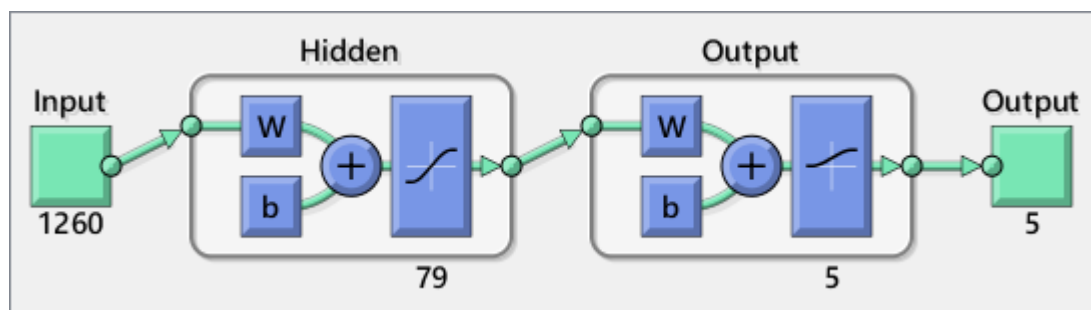


圖 (36) 1260 維度網路架構圖

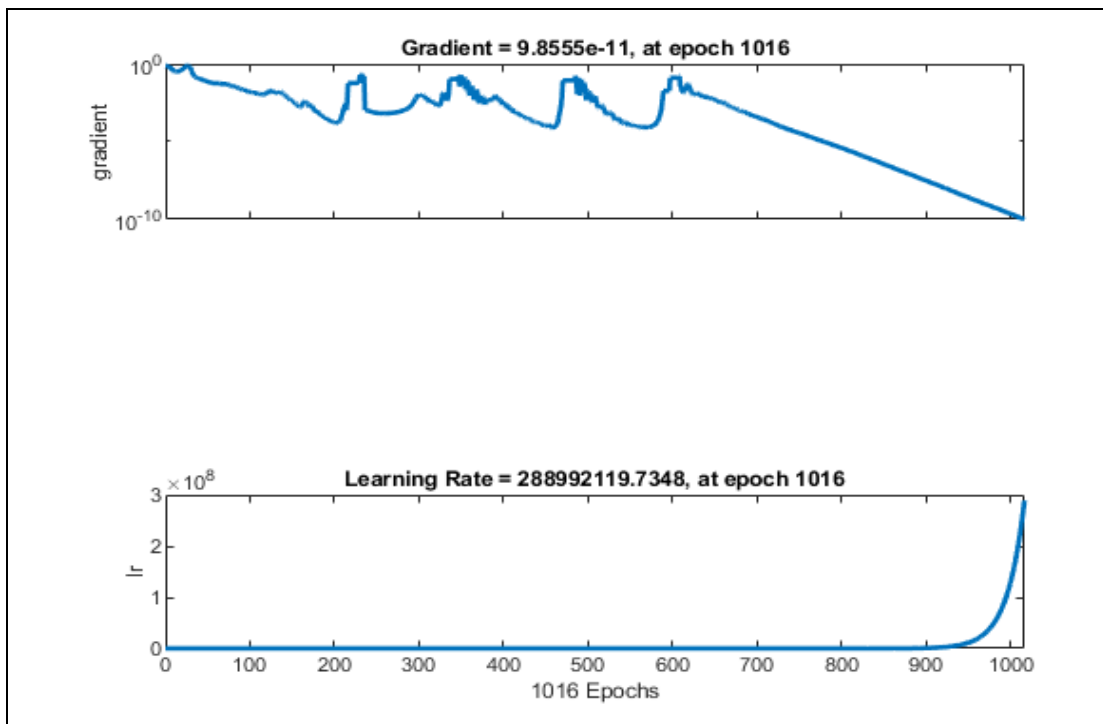


圖 (37) 1260 維度網路學習梯度性能變化圖 (第一次學習)

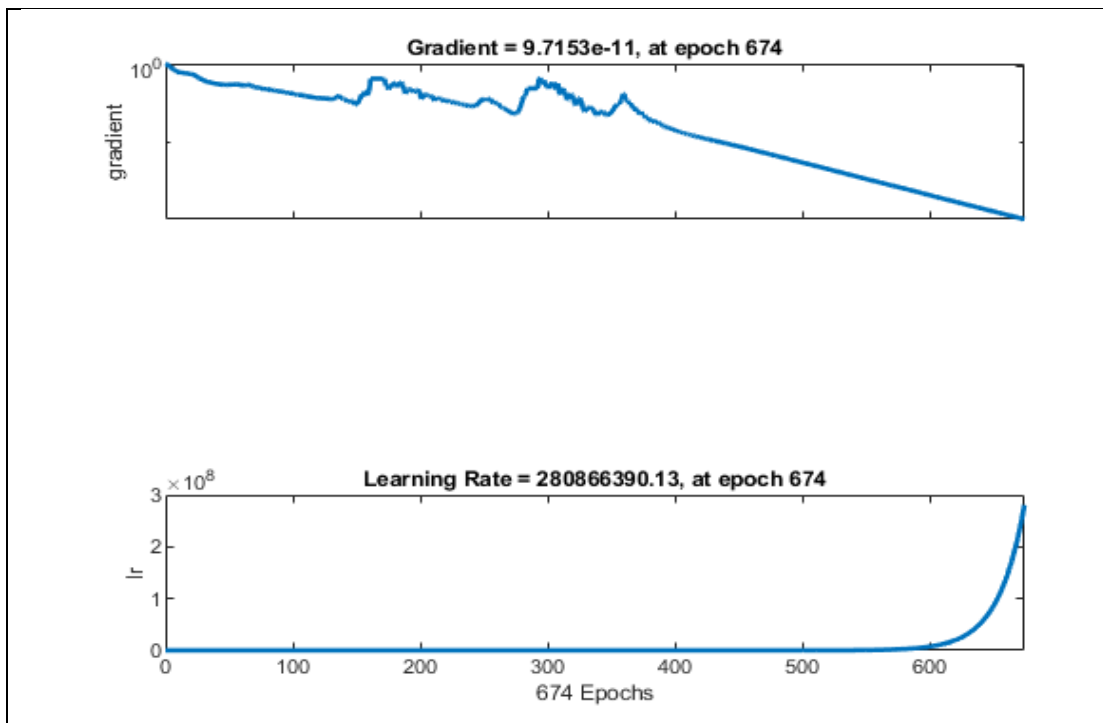


圖 (38) 1260 維度網路學習梯度性能變化圖 (第二次學習)

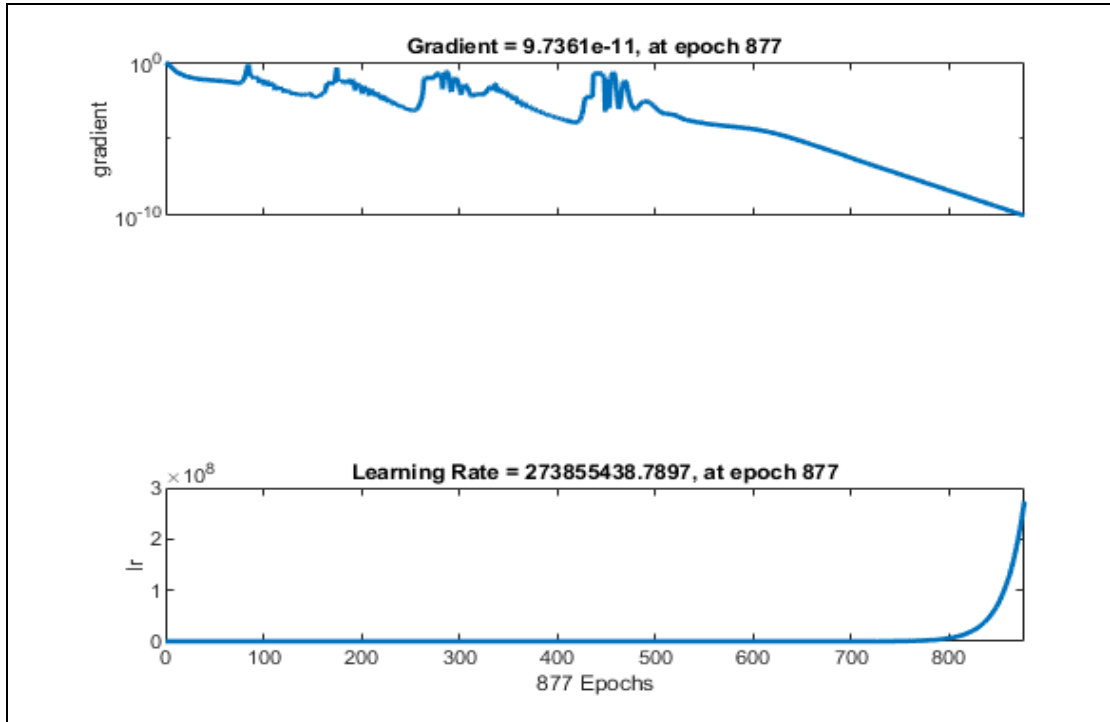


圖 (39) 1260 維度網路學習梯度性能變化圖 (第三次學習)

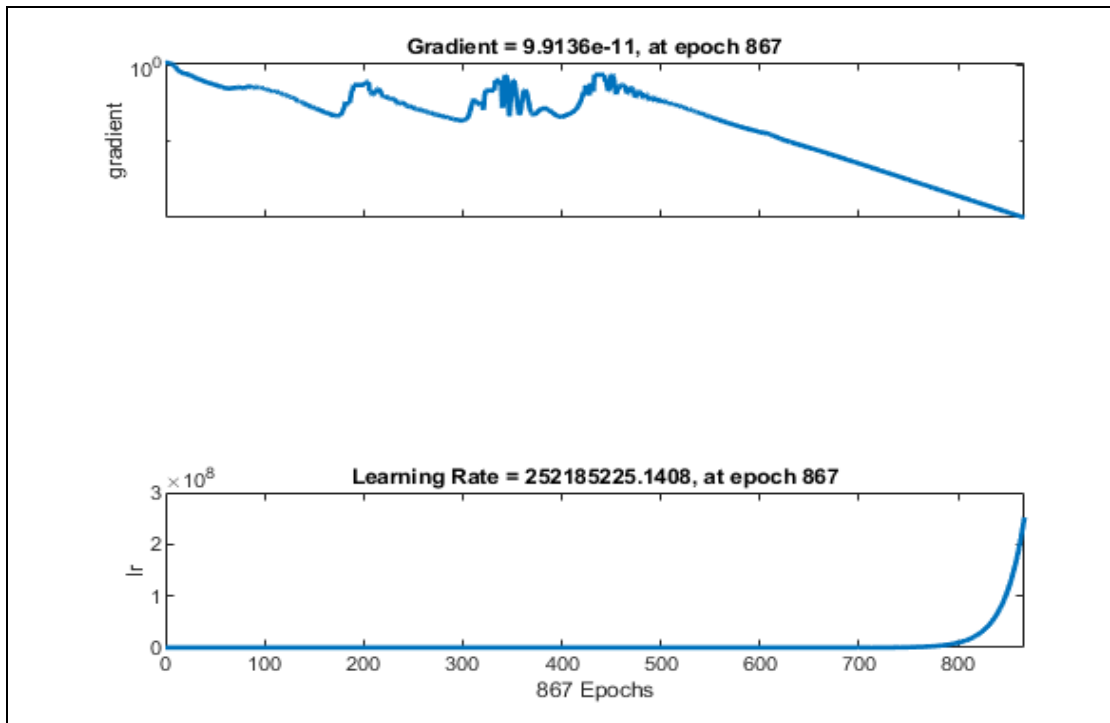


圖 (40) 1260 維度網路學習梯度性能變化圖 (第四次學習)

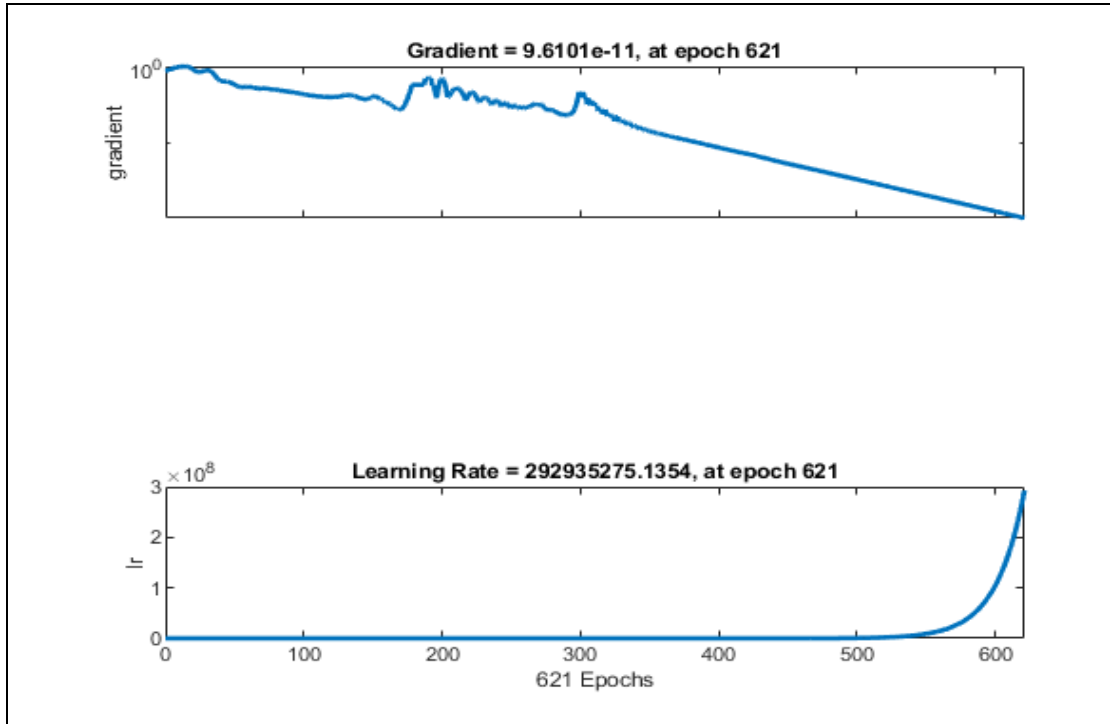


圖 (41) 1260 維度網路學習梯度性能變化圖 (第五次學習)

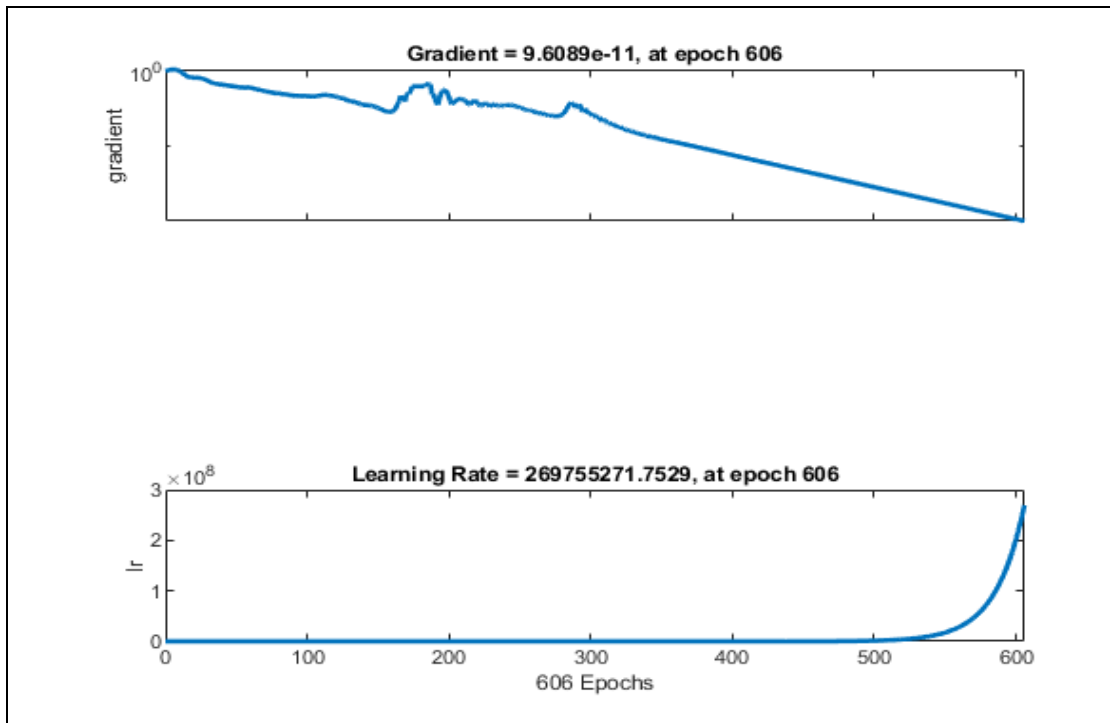


圖 (42) 1260 維度網路學習梯度性能變化圖 (第六次學習)

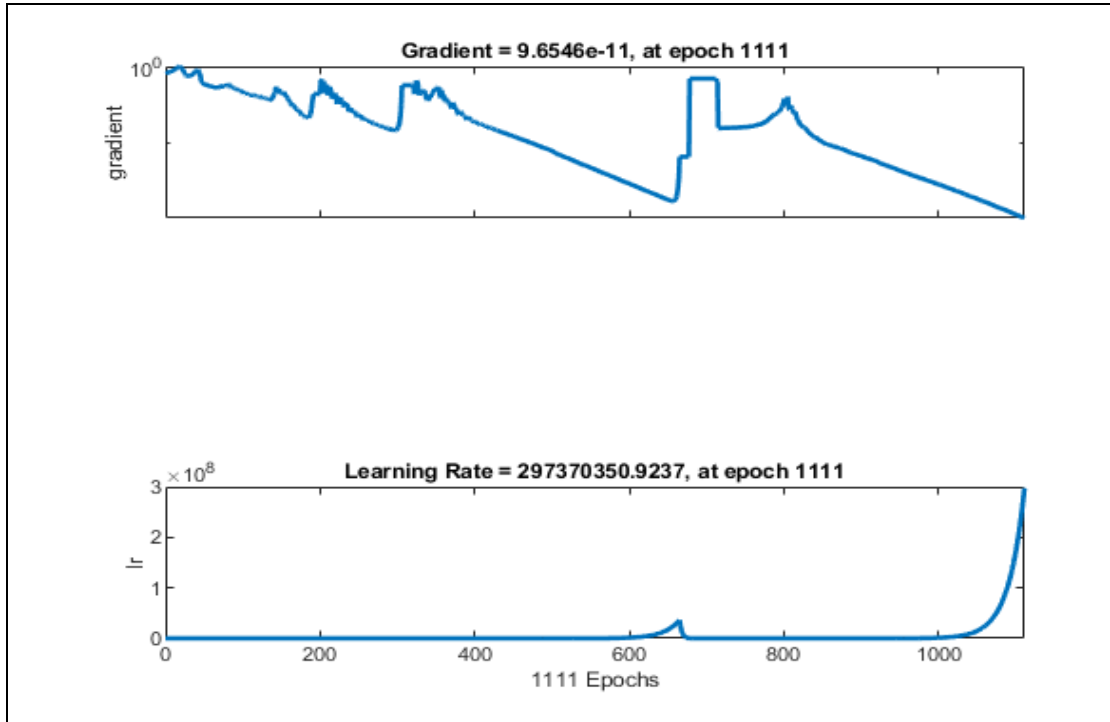


圖 (43) 1260 維度網路學習梯度性能變化圖 (第七次學習)

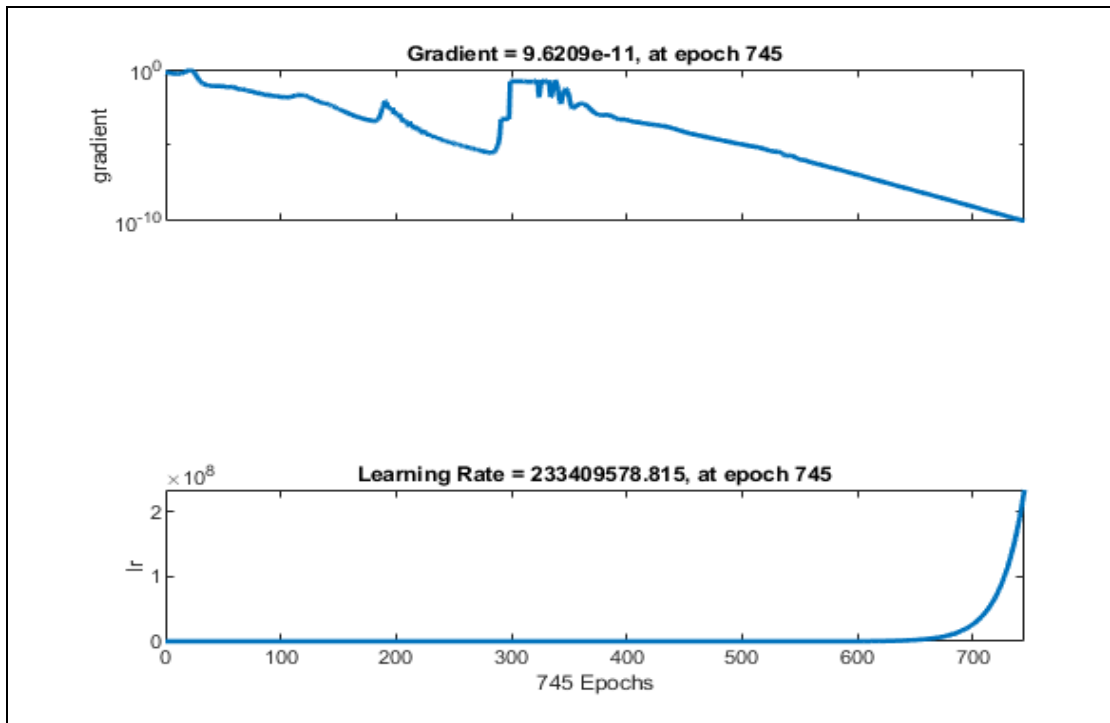


圖 (44) 1260 維度網路學習梯度性能變化圖 (第八次學習)

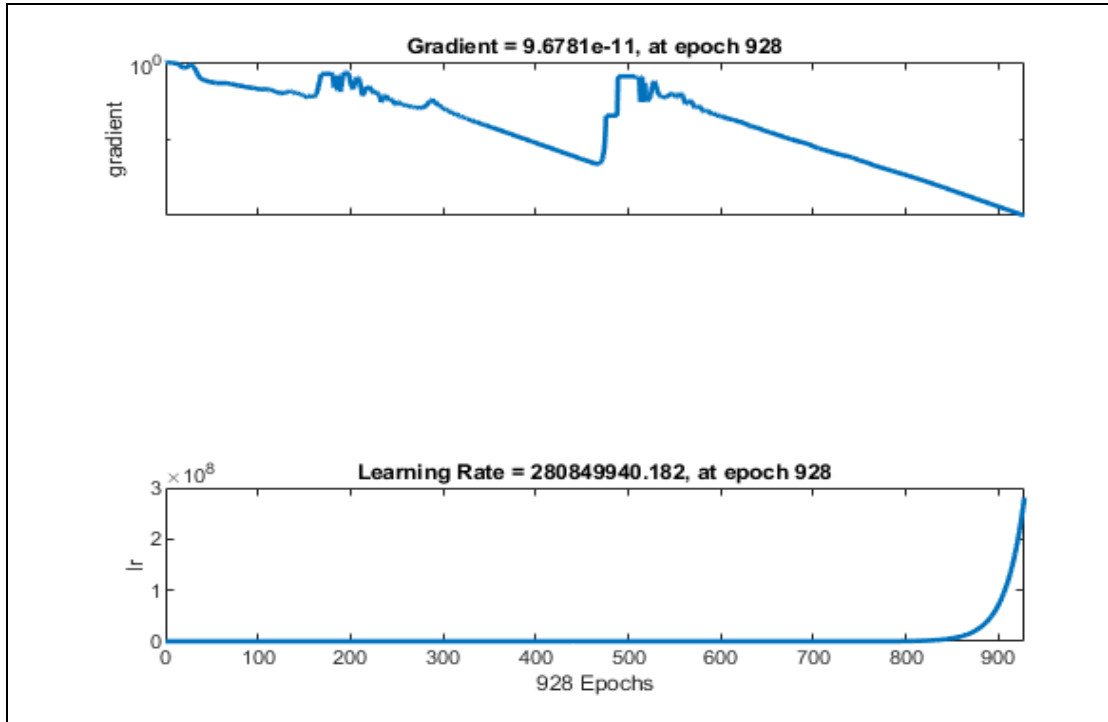


圖 (45) 1260 維度網路學習梯度性能變化圖 (第九次學習)

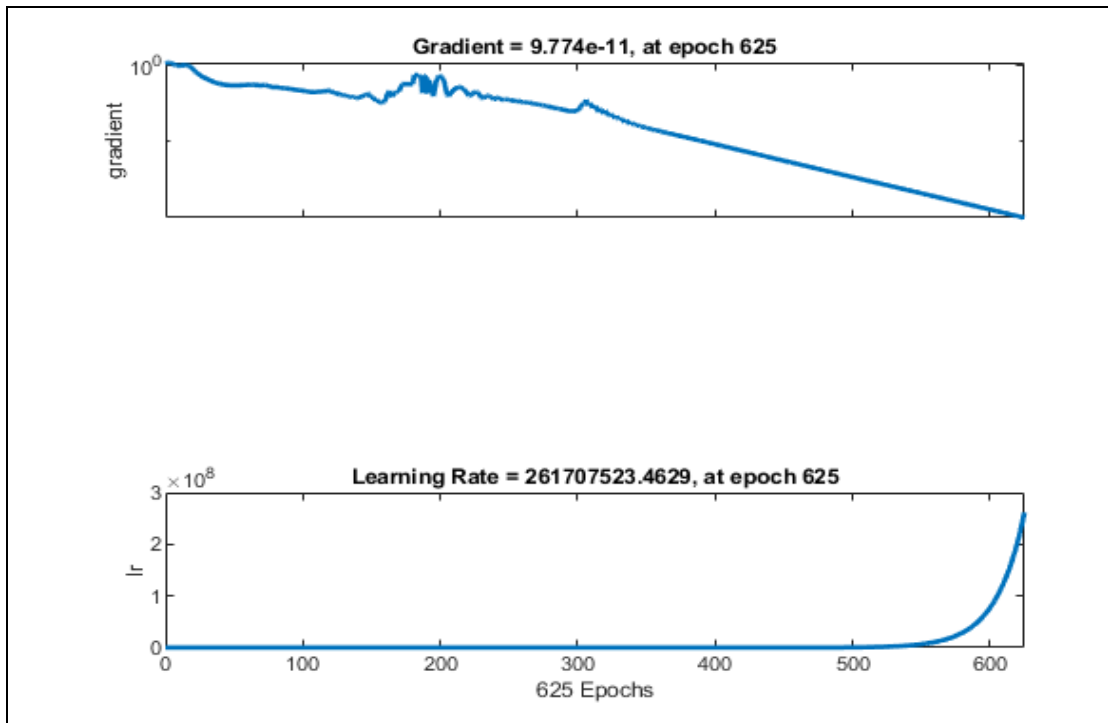


圖 (46) 1260 維度網路學習梯度性能變化圖 (第十次學習)

表 (12) 1260 維度網路的學習結果

	I 受測者				J 受測者				Q 受測者				T 受測者				U 受測者			
灰關聯計算所得鞋墊	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	3	2	2	2	2	5	5	5	5
第 1 次驗證結果	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	5	5	5	5	1	1	1	1
第 2 次驗證結果	3	3	3	3	3	2	2	3	3	3	3	3	5	5	5	5	1	1	1	1
第 3 次驗證結果	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	5	3	3	1	1	3	1	1
第 4 次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	3	2	1	2	1	5	5	5	5
第 5 次驗證結果	3	3	3	3	3	3	2	2	3	3	3	3	5	5	5	5	1	1	1	1
第 6 次驗證結果	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	5	5	5	5	3	3	4	3
第 7 次驗證結果	3	3	3	3	3	2	2	3	3	3	3	3	3	5	3	5	1	3	3	1
第 8 次驗證結果	5	3	5	5	2	2	2	2	5	5	3	3	5	5	5	5	5	5	5	3
第 9 次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	3	3	3	3	3	5	5	5	5	1	1	1	1
第 10 次驗證結果	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	5	5	5	5	3	3	4	3

由下表 (13)，可發現 10 次獨立學習其平均正確率僅有 47%，造成正確率如此低的可能原因為：

1. 學習樣本過少
2. 學習樣本維度過高

表 (13) 1260 維度網路的學習正確率

	正確率	梯度性能	網路疊代數
第 1 次學習	40%	9.8555e-011	1016
第 2 次學習	50%	9.7153e-011	674
第 3 次學習	40%	9.7361e-011	877
第 4 次學習	55%	9.9136e-011	867
第 5 次學習	50%	9.6101e-011	621
第 6 次學習	40%	9.6089e-011	606
第 7 次學習	50%	9.6546e-011	1111
第 8 次學習	50%	9.6209e-011	745
第 9 次學習	55%	9.6781e-011	928
第 10 次學習	40%	9.774e-011	625
平均值	47%	9.7167e-011	807

對於以上兩點原因，其一學習樣本過少，因受測者人數上的限制，解決方法除了利用原有樣本進行數據擴充以外，較難以去做變化，故選擇對第二點進行更改。原本學習樣本維度為 60×21 之矩陣，而將內部其不重要的維度去除，變為 50×21 之矩陣，將其整型為行向量 1050×1 ，即為 1050 維度，而因維度下降，故神經元數也應重新計算，同樣利用 3.4.4 節公式 (30) 進行計算， $N = \sqrt{1050 \times 5}$ ， $N = 72$ ，其計算結果神經元數設定為 72 個，圖 (47) 為新網路架構圖，而圖 (48) 至圖 (57) 為新網路學習過程之梯度性能變化參考圖，同樣參考先前灰關聯舒適度的計算結果，將計算網路分群的正確率，並將其分別記錄於表 (14) 與表 (15)。

以下為維度更改後之重新學習成果：

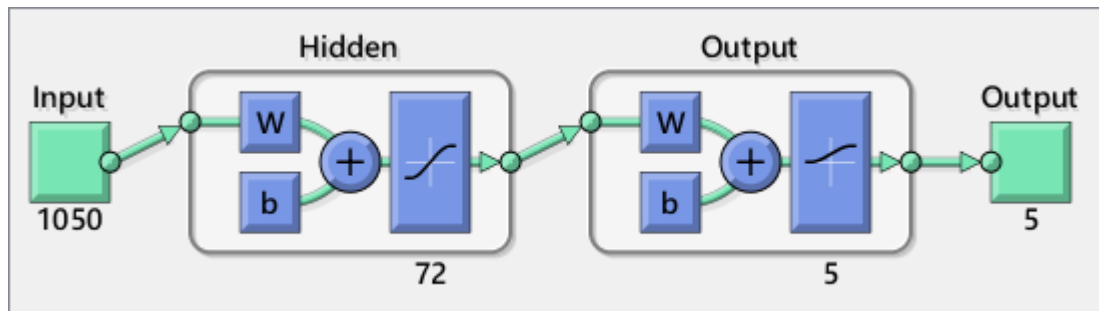


圖 (47) 1050 維度網路架構圖

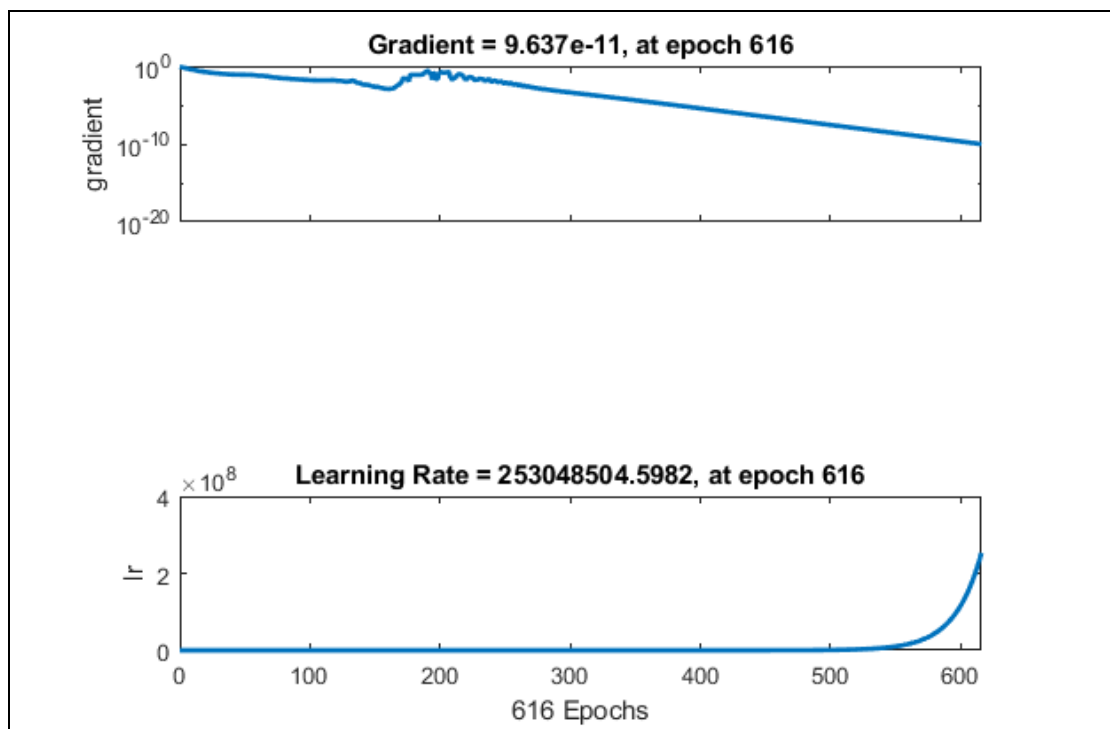


圖 (48) 1050 維度網路學習梯度性能變化圖 (第一次學習)

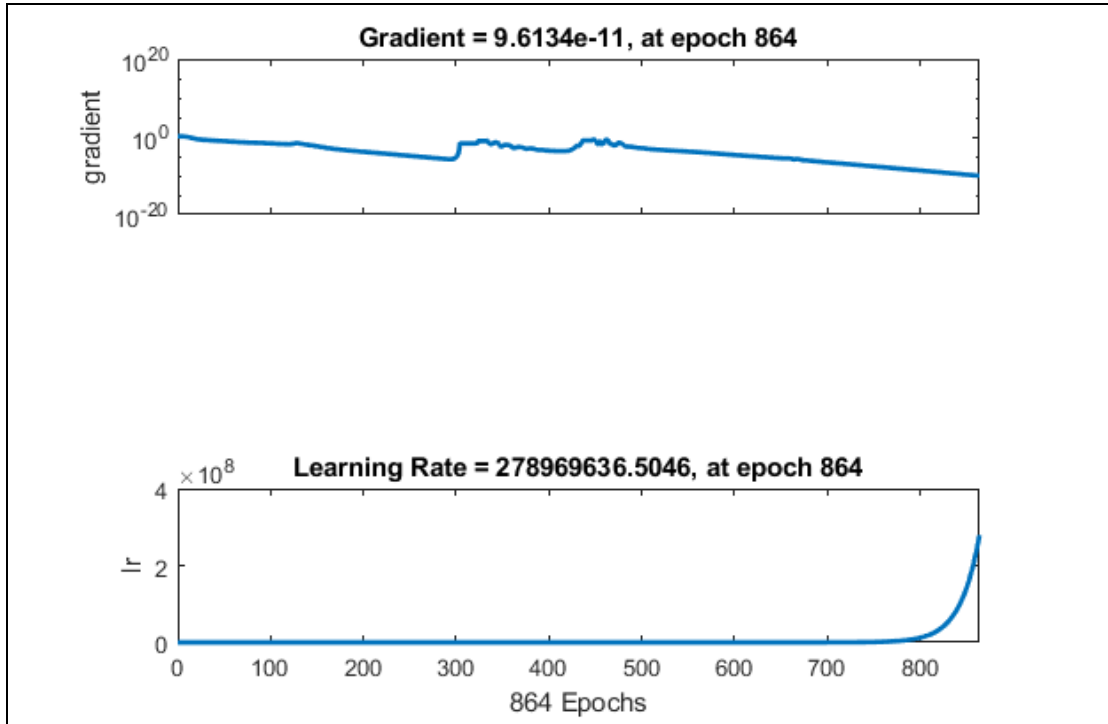


圖 (49) 1050 維度網路學習梯度性能變化圖 (第二次學習)

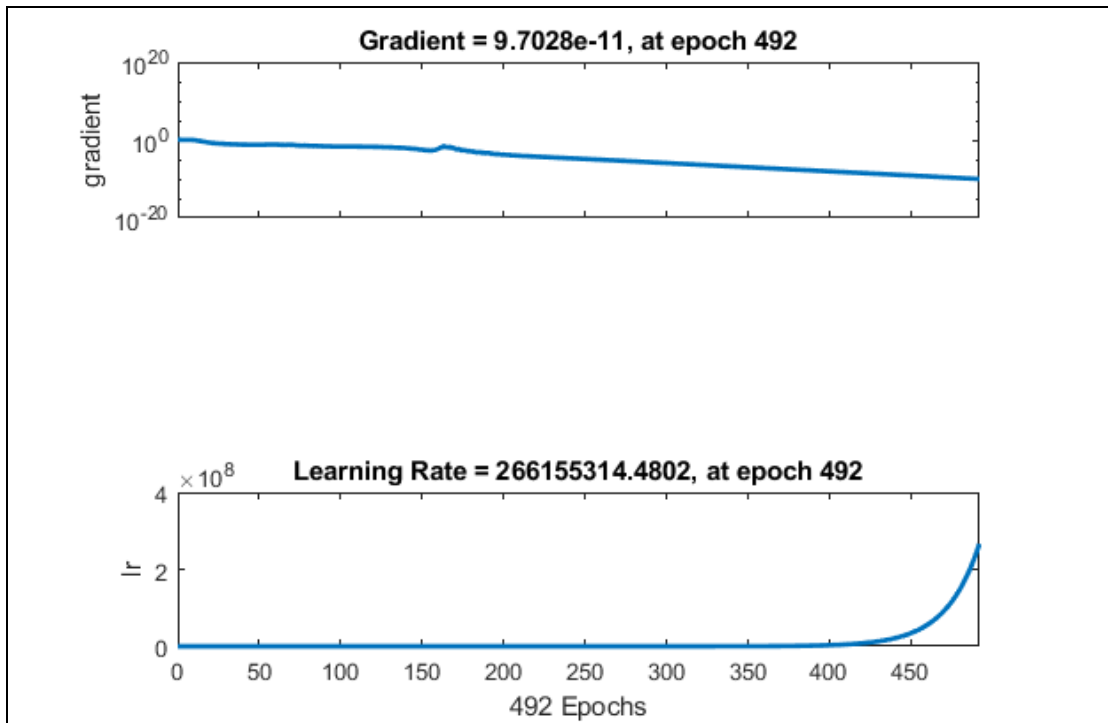


圖 (50) 1050 維度網路學習梯度性能變化圖 (第三次學習)

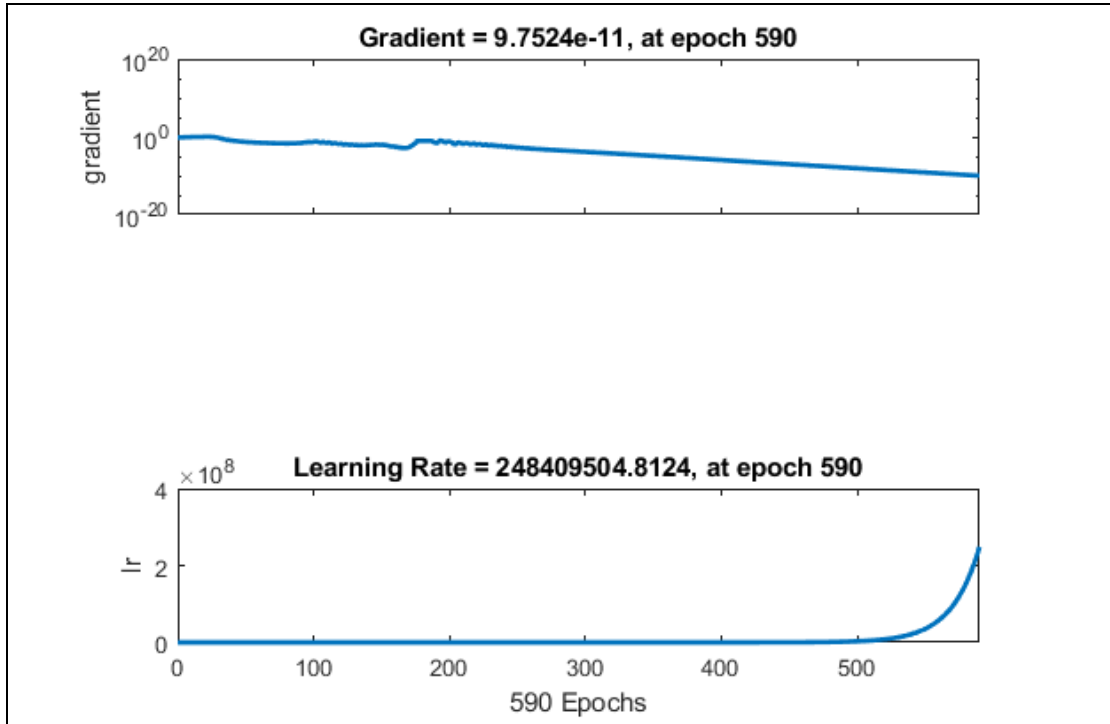


圖 (51) 1050 維度網路學習梯度性能變化圖 (第四次學習)

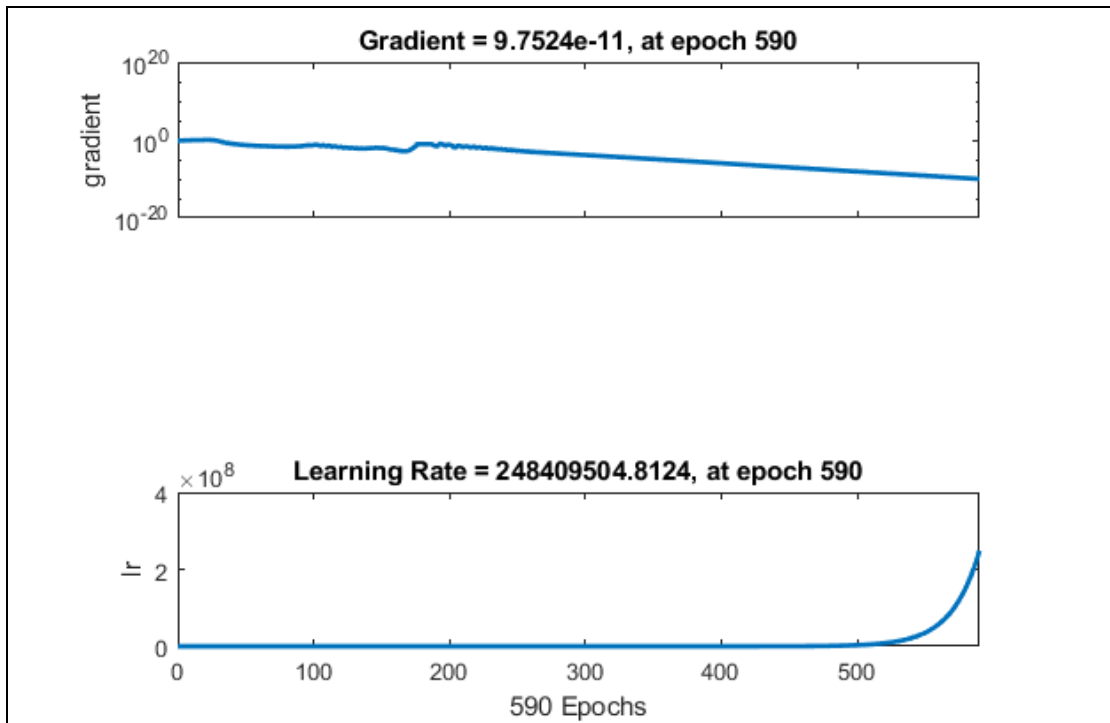


圖 (52) 1050 維度網路學習梯度性能變化圖 (第五次學習)

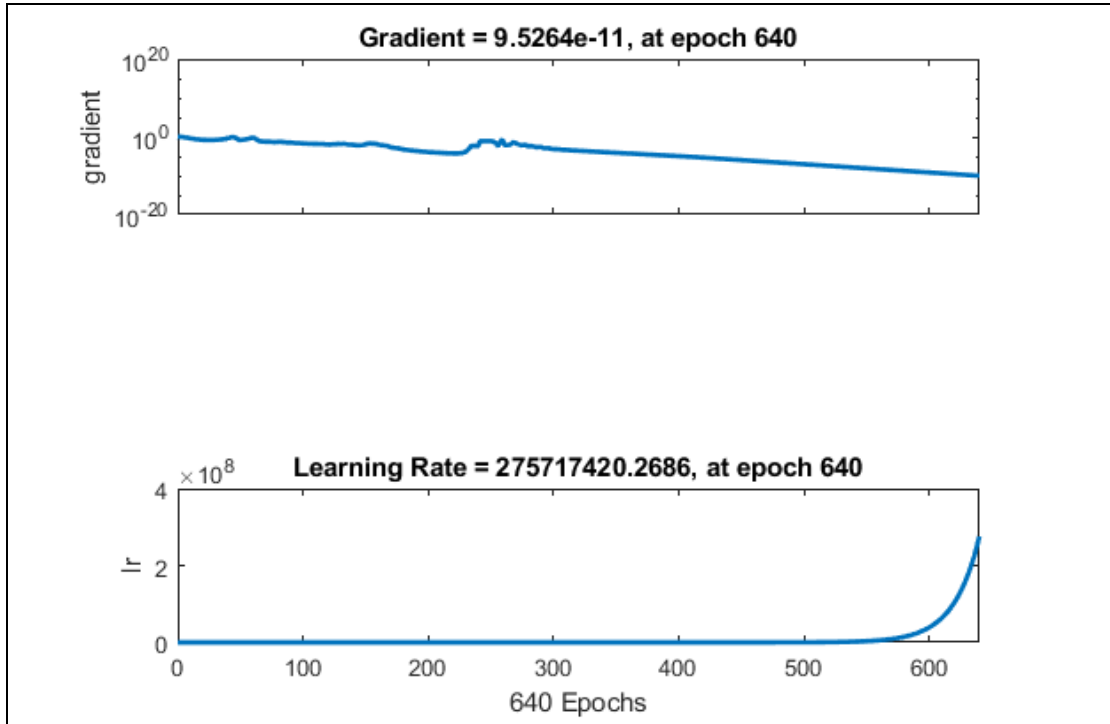


圖 (53) 1050 維度網路學習梯度性能變化圖 (第六次學習)

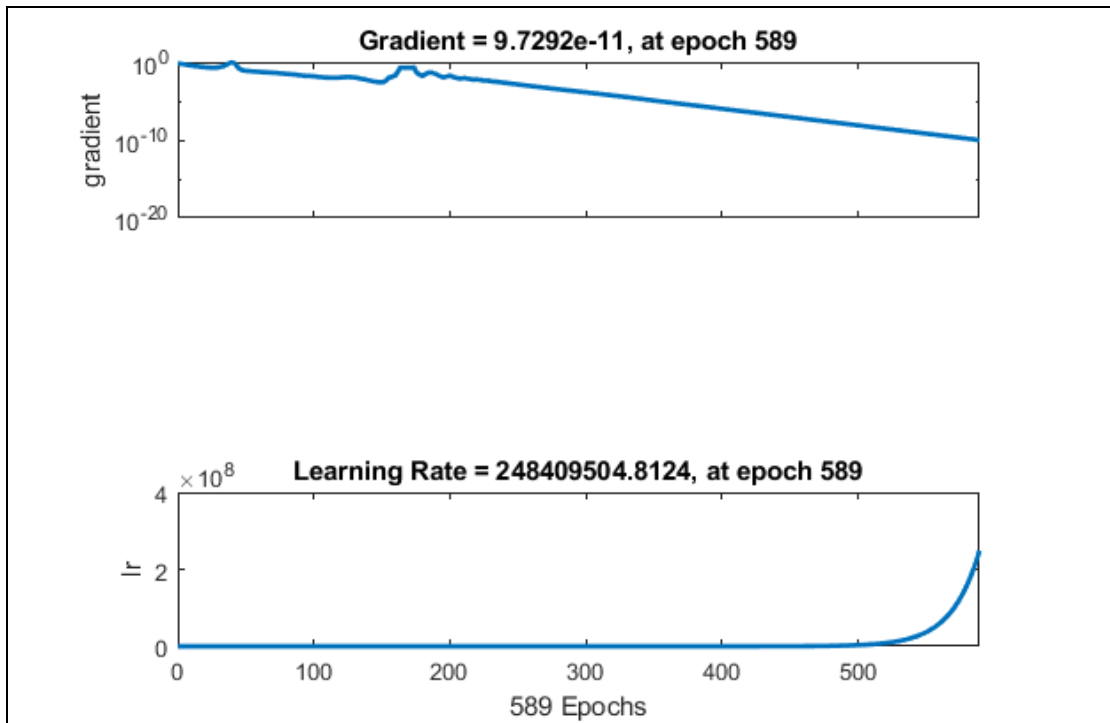


圖 (54) 1050 維度網路學習梯度性能變化圖 (第七次學習)

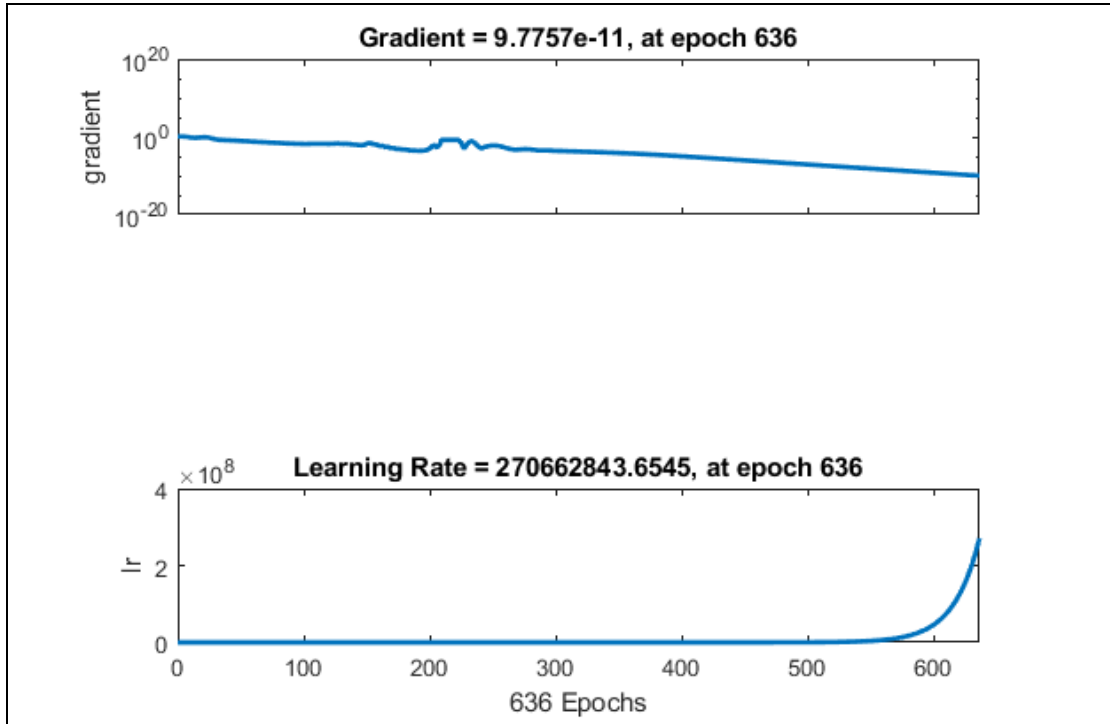


圖 (55) 1050 維度網路學習梯度性能變化圖 (第八次學習)

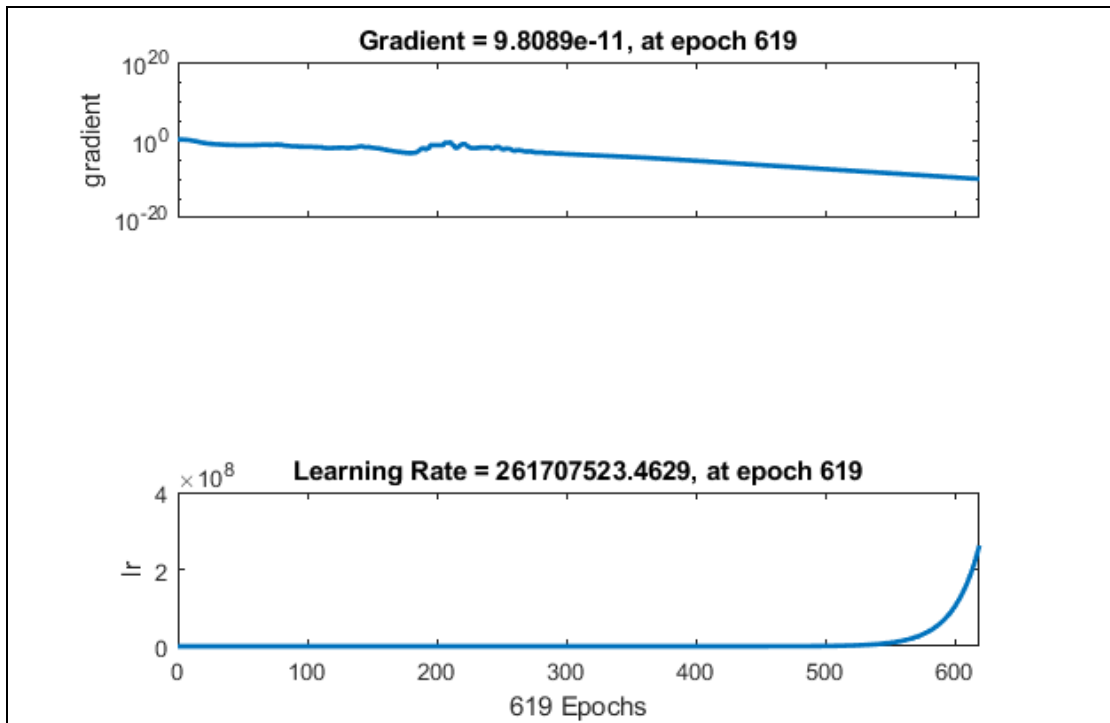


圖 (56) 1050 維度網路學習梯度性能變化圖 (第九次學習)

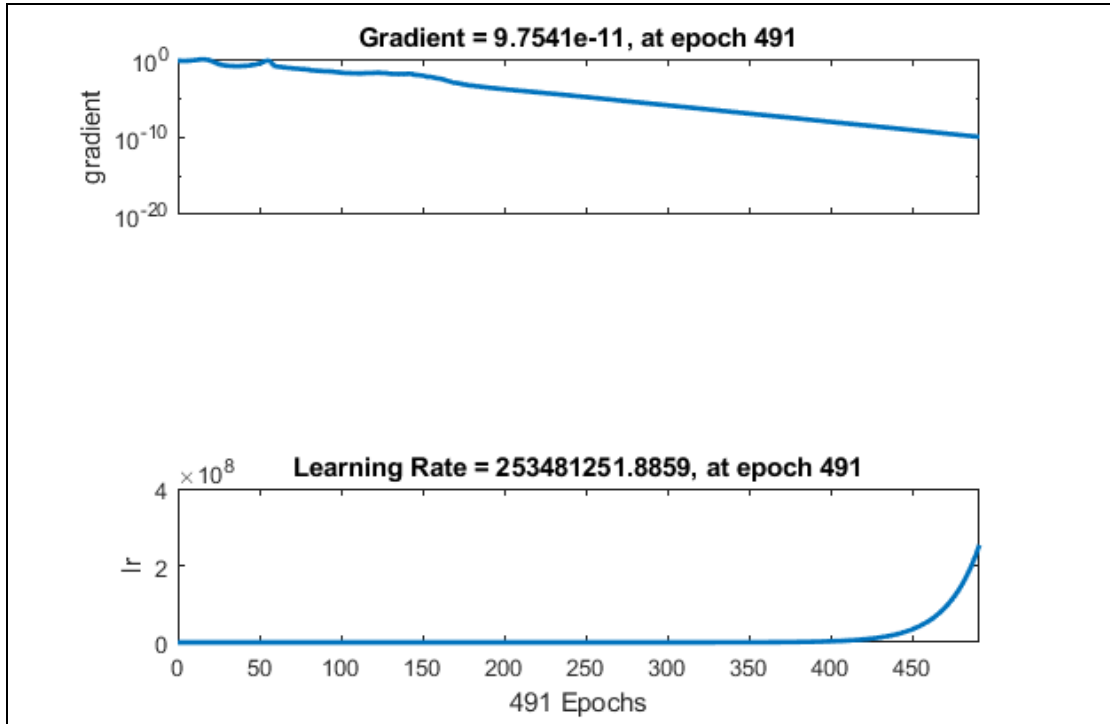


圖 (57) 1050 維度網路學習梯度性能變化圖 (第十次學習)

表 (14) 1050 維度網路的學習結果

	I 受測者				J 受測者				Q 受測者				T 受測者				U 受測者			
灰關聯計算所得鞋墊	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	3	2	2	2	2	5	5	5	5
第 1 次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	3	1	2	2	2	4	3	3	1
第 2 次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	3	2	3	3	3	5	5	4	5
第 3 次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	3	1	2	1	2	5	5	5	5
第 4 次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	3	2	1	2	1	5	5	5	5
第 5 次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	2	1	2	1	1	1	5	1	1
第 6 次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	3	2	2	2	2	1	1	5	1
第 7 次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	2	2	3	3	2	2	1	2	1	1	1	1	5
第 8 次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	1	2	2	2	2	3	3	5	1
第 9 次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	3	1	1	1	2	5	5	5	5
第 10 次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	2	2	3	3	3	4	3	3	5

由表 (15) 發現維度更改後，其 10 次獨立程式實驗平均正確率為 78%。而在表 (15) 發現正確率於 80~90% 的次數最多，因此本研究經過程式再次修正，使程式一次性學習 10 次，並將每次所學習後之輸出結果自動記錄，最後將所記錄之 10 次結果，選擇重複性最高之個別結果整合作為總結果，以圖 (58) 為例，藍色框框為最終結果，而最終結果的判定為上方紅色框框內重複性最高之數，其每個最終結果皆以此方法獲得，此方法其正確率可高達 90% 以上，而圖 (59) 為程式執行後實際情況。

表 (15) 1050 維度網路的學習正確率

	正確率	梯度性能	網路疊代數
第 1 次學習	75%	9.637e-011	616
第 2 次學習	80%	9.6134e-011	864
第 3 次學習	90%	9.7028e-011	492
第 4 次學習	90%	9.8937e-011	638
第 5 次學習	65%	9.7524e-011	590
第 6 次學習	85%	9.5264e-011	640
第 7 次學習	65%	9.7292e-011	589
第 8 次學習	80%	9.7757e-011	636
第 9 次學習	85%	9.8089e-011	619
第 10 次學習	65%	9.7541e-011	491
平均值	78%	9.7194e-011	618

	I測試者				J測試者				Q測試者				T測試者				U測試者			
灰關聯計算所得鞋墊	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	3	2	2	2	2	5	5	5	5
第1次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	3	1	2	2	2	4	3	3	1
第2次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	3	2	3	3	3	5	5	4	5
第3次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	3	1	2	1	2	5	5	5	5
第4次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	3	2	1	2	1	5	5	5	5
第5次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	2	1	2	1	1	1	5	1	1
第6次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	3	2	2	2	2	1	1	5	1
第7次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	2	2	3	3	2	2	1	2	1	1	1	1	5
第8次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	1	2	2	2	2	3	3	5	1
第9次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	3	1	1	1	2	5	5	5	5
第10次驗證結果	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	2	2	3	3	3	4	3	3	5
最終結果	3	3	3	3	2	2	2	2	3	3	3	3	2	2	2	2	5	5	5	5

圖 (58) 類神經自動選擇最佳結果範例圖

```

main_program_5.m  main_program02_5.m  +
1 - clear;
2 - close all;
3 - clc;
4
5 %% 訓練參數 (鞋墊測試)
6 - epochs = 2000; % 疊代次數
7 - goal = 0; % 性能指標
8 - lr = 0.01; % 學習率
9 - neurons = 71; % 神經元數量
10 - mc = 0.9; % 動差係數
11 - min_grad = 1e-10; % 最小梯度性能
12 - text = 10; % 訓練樣本擴充
13 - tex = 20; % 正確率計算用，數值等於輸出列數
14 - R_ext = 0; % 正確率
15 %% 讀取檔案並設定矩陣
16 - load foot_data2;
17 - %P1 = P(:,(4:4:80)); % test pattern
18 - %P(:,(4:4:80)) = []; % pattern for training
19 - %T(:,(4:4:80)) = []; % training target
20 - [m,n] = size(P);

Command Window
Training begins...
Recognizing accurate: 90.0%

Simulating output:
M =
    3    3    3    3    2    2    2    2    3    3    3    3    2    2    2    2    1    1    5    5

Target:
N =
    3    3    3    3    2    2    2    2    3    3    3    3    2    2    2    2    5    5    5    5

```

圖 (59) 類神經自動選擇最佳結果實際圖

4.2 分析與討論

本研究重點在於利用智慧型演算法的特性，建立一自動學習與分群系統，提供鞋墊設計師進行決策之用。為了達成此目的，本研究針對足壓、足弓指標與鞋墊的舒適性進行探討，並利用灰色理論對足壓與足弓指標等參數進行計算從而獲得舒適度的參數，最後再利用倒傳遞類神經網路進行學習分群。以下根據前一章節所得之結果分成：4.2.1 節舒適度評價效果與 4.2.2 節智慧分群效果進行討論。

4.2.1 舒適度評價效果

本研究參考葉哲維（2001）評價舒適度的方式，利用足底壓力作為對象，探討足型與鞋墊的舒適度，而利用足壓進行評價依據也較為客觀。根據 2.1.2 節表（1）之 MAI 改良式足弓指標定義所示當 MAI 值小於 0.0926 時為高足弓；當值大於 0.1778 時則為低足弓，而在兩者之間則為正常足弓，受測者 20 位中包含了：低足弓 4 位、正常足弓與高足弓分別 8 位。以下五張圖分別為圖（60）、圖（61）高足弓受測者數據，圖（62）、圖（63）正常足弓受測者數據與圖（64）低足弓受測者數據，在圖中可以發現高足弓受測者最適鞋墊皆為 3 號鞋墊，而正常足弓受測者則為 3 號鞋墊與 4 號鞋墊各半，低足弓 4 位則有 3 位適合 6 號鞋墊、1 位適合 5 號鞋墊，而此位適合 5 號鞋墊為 A 受測者，但在圖（64）可以發現其第二適合鞋墊也為 6 號鞋墊，其原因可能為低足弓適合 5 號及 6 號鞋墊，但因低足弓受測者過少，故只出現一人適合 5 號鞋墊，而 1 號鞋墊完全無適合人選，其可能原因為它沒有任何支撐足弓的效果又過於薄，從而導致無人適合，由上述判斷，以足壓、改良式足弓指標，作為舒適度評價的基礎數據是可行的，而結果也可清楚的分辨出其各類足弓所適合之鞋墊，並依照所適合之鞋墊判斷其鞋墊特徵，如

表 (16) 所示。(各足弓數據中其綠底為受測者編碼、藍底為受測者之裸足改良式足弓指標、黃底紅字為受測者最適鞋墊)

	PP	PTI	Contcat Area	PF	FTI	MAI	灰關聯	最適鞋墊
D	8.8	491.615	0	597.972	3191.410	0.0311		
Insole01	7.1	460.465	0.087	527.265	3450.007	0.0599	0.6504	4
Insole02	4.3	378.860	0.510	457.489	4029.442	0.1855		
Insole03	5.5	364.035	0.254	479.465	3213.914	0.0985	0.9203	1
Insole04	5.5	523.195	0.250	471.062	4529.147	0.1413	0.8650	2
Insole05	7.2	496.030	0.053	514.770	3598.340	0.0543	0.6244	5
Insole06	5.9	497.515	0.175	480.078	4027.109	0.0993	0.7234	3
	PP	PTI	Contcat Area	PF	FTI	MAI	灰關聯	最適鞋墊
H	11.7	184.030	0	616.616	964.002	0.0295		
Insole01	12.9	351.950	-0.048	565.215	1502.797	0.0250	0.6026	5
Insole02	6.0	171.390	0.442	454.304	1284.439	0.1574		
Insole03	8.0	156.985	0.251	463.369	919.252	0.0954	0.9996	1
Insole04	8.9	276.665	0.184	512.883	1523.112	0.0850	0.7988	2
Insole05	10.2	323.420	-0.008	510.727	1626.665	0.0076	0.6371	4
Insole06	8.0	319.140	0.108	485.468	1867.184	0.0164	0.6933	3
	PP	PTI	Contcat Area	PF	FTI	MAI	灰關聯	最適鞋墊
J	13.2	774.565	0	606.473	3442.324	0.0220		
Insole01	10.3	686.150	0.112	518.322	3443.698	0.0374	0.6267	5
Insole02	5.6	508.295	0.778	469.714	4295.592	0.1333		
Insole03	6.2	490.195	0.500	451.829	3599.189	0.0910	0.9107	1
Insole04	8.5	710.505	0.180	459.008	3801.779	0.0521	0.6733	3
Insole05	10.1	562.400	0.007	470.253	2658.368	0.0137	0.6562	4
Insole06	10.4	368.535	0.004	491.666	1757.109	0.0130	0.7247	2
	PP	PTI	Contcat Area	PF	FTI	MAI	灰關聯	最適鞋墊
L	14.7	979.800	0	595.718	3978.720	0.0665		
Insole01	15.4	691.740	-0.202	470.964	2291.379	0.0515	0.6186	5
Insole02	6.5	353.920	0.298	317.128	2096.550	0.1865		
Insole03	7.4	580.040	0.358	417.946	3298.290	0.1159	0.8131	1
Insole04	8.8	639.575	0.094	360.248	2607.797	0.1907	0.7952	3
Insole05	13.3	589.580	-0.192	368.774	1688.052	0.0802	0.6968	4
Insole06	9.5	391.090	-0.129	299.880	1282.108	0.0762	0.8009	2

圖 (60) 高足弓數據 D、H、J、L 受測者

	PP	PTI	Contcat Area	PF	FTI	MAI	灰關聯	最適鞋墊
M	12.5	393.665	0	681.860	2129.808	0.0172		
Insole01	12.3	572.990	-0.113	592.778	2838.551	0.0002	0.7063	3
Insole02	6.7	194.410	0.077	388.080	1147.387	0.0556		
Insole03	8.5	779.190	0.125	523.688	4834.815	0.0473	0.8888	1
Insole04	9.7	393.560	0.031	524.692	2258.449	0.0376	0.8854	2
Insole05	11.1	761.535	-0.039	565.436	3720.624	0.0000	0.6931	4
Insole06	13.4	648.600	-0.161	596.918	2811.036	0.0000	0.6828	5
	PP	PTI	Contcat Area	PF	FTI	MAI	灰關聯	最適鞋墊
N	9.6	216.700	0	520.380	1176.005	0.0330		
Insole01	8.9	357.570	-0.201	391.804	1568.009	0.0053	0.5791	5
Insole02	6.8	224.440	-0.272	272.759	894.850	0.0650		
Insole03	6.7	219.400	0.002	372.008	1213.196	0.0493	0.9288	1
Insole04	8.7	313.665	-0.201	360.077	1359.413	0.0476	0.7223	4
Insole05	7.9	191.970	-0.147	368.603	872.667	0.0014	0.7640	2
Insole06	7.7	221.380	-0.133	359.489	1083.038	0.0161	0.7391	3
	PP	PTI	Contcat Area	PF	FTI	MAI	灰關聯	最適鞋墊
P	11.4	903.025	0	836.283	6720.509	0.0740		
Insole01	11.9	864.720	-0.214	651.700	4758.468	0.0170	0.6729	4
Insole02	6.4	441.025	0.155	613.456	4282.267	0.1745		
Insole03	9.7	525.870	0.061	736.372	4076.712	0.1056	0.9615	1
Insole04	8.9	731.480	-0.004	606.277	4956.722	0.0660	0.8197	2
Insole05	12.8	879.740	-0.176	689.185	4737.709	0.0133	0.6603	5
Insole06	10.0	798.065	-0.087	612.745	4876.484	0.0153	0.7295	3
	PP	PTI	Contcat Area	PF	FTI	MAI	灰關聯	最適鞋墊
R	11.7	673.625	0	838.194	4775.028	0.0747		
Insole01	12.4	602.610	-0.206	730.982	3630.103	0.0401	0.6440	5
Insole02	6.7	465.915	0.123	557.816	3774.910	0.2090		
Insole03	6.6	185.915	0.265	646.310	1742.071	0.1390	0.9839	1
Insole04	7.7	436.235	0.093	648.662	3522.936	0.1557	0.8251	2
Insole05	8.6	467.785	0.000	644.448	3455.743	0.0759	0.7406	4
Insole06	9.3	396.245	-0.031	688.426	2974.591	0.0747	0.7422	3

圖 (61) 高足弓數據 M、N、P、R 受測者

	PP	PTI	Contcat Area	PF	FTI	MAI	灰關聯	最適鞋墊
B	6.9	37.000	0	672.844	363.239	0.0977		
Insole01	5.7	17.115	0.152	654.199	197.313	0.1064	0.8592	2
Insole02	3.9	17.540	0.394	545.444	243.682	0.2066		
Insole03	5.2	30.265	0.167	598.241	353.620	0.1443	0.9035	1
Insole04	5.4	219.360	0.161	625.363	2551.672	0.1847	0.7545	4
Insole05	5.8	10.720	0.067	609.242	111.892	0.1155	0.8331	3
Insole06	6.1	187.685	0.031	630.655	1931.081	0.1031	0.5990	5
	PP	PTI	Contcat Area	PF	FTI	MAI	灰關聯	最適鞋墊
E	8.0	476.130	0	622.962	3711.032	0.1358		
Insole01	5.9	471.915	0.174	563.745	4532.430	0.2322	0.5057	5
Insole02	4.4	302.775	0.400	518.812	3614.550	0.3237		
Insole03	5.1	365.890	0.227	498.061	3628.458	0.2816	0.7160	3
Insole04	5.5	343.890	0.295	522.781	3168.964	0.2726	0.7691	1
Insole05	6.2	303.830	0.185	496.983	2194.460	0.2227	0.7469	2
Insole06	5.6	398.730	0.238	528.367	3775.234	0.3275	0.6997	4
	PP	PTI	Contcat Area	PF	FTI	MAI	灰關聯	最適鞋墊
G	8.5	741.760	0	639.891	5611.175	0.1394		
Insole01	9.7	880.280	-0.184	576.583	5250.299	0.1537	0.7083	5
Insole02	5.2	459.380	0.082	428.579	3828.332	0.2350		
Insole03	6.0	509.730	0.082	494.165	4230.336	0.1871	0.9660	1
Insole04	7.5	655.750	-0.046	533.929	4687.003	0.1537	0.8004	4
Insole05	8.1	421.410	0.075	542.479	3470.435	0.1163	0.9096	2
Insole06	6.9	625.665	-0.005	506.562	4599.921	0.1076	0.8113	3
	PP	PTI	Contcat Area	PF	FTI	MAI	灰關聯	最適鞋墊
I	9.5	13.700	0	869.726	125.598	0.1585		
Insole01	8.2	37.670	-0.022	734.829	340.859	0.1524	0.5972	5
Insole02	6.6	14.735	0.129	664.391	137.814	0.2345		
Insole03	6.9	19.105	0.154	732.869	195.479	0.1999	0.8374	2
Insole04	7.1	8.020	0.119	751.146	83.023	0.2406	0.9395	1
Insole05	7.6	15.665	0.060	725.078	152.917	0.1589	0.7454	3
Insole06	7.3	21.610	0.121	758.765	227.488	0.1795	0.7432	4

圖 (62) 正常足弓數據 B、E、G、I 受測者

	PP	PTI	Contcat Area	PF	FTI	MAI	灰關聯	最適鞋墊
K	11.9	147.160	0	596.575	824.471	0.1293		
Insole01	12.3	636.825	-0.074	480.078	2425.848	0.1632	0.6549	5
Insole02	8.7	247.095	0.143	536.452	1497.682	0.2456		
Insole03	7.1	133.630	0.144	454.255	824.605	0.2549	0.9891	1
Insole04	7.7	232.060	0.046	435.365	1273.515	0.1767	0.8376	2
Insole05	9.5	310.250	-0.052	464.104	1487.810	0.0776	0.7293	4
Insole06	11.6	195.840	-0.268	440.853	742.472	0.0436	0.7496	3
	PP	PTI	Contcat Area	PF	FTI	MAI	灰關聯	最適鞋墊
O	9.7	638.410	0	699.059	4703.170	0.0957		
Insole01	9.0	527.695	-0.123	559.531	3484.650	0.0952	0.6271	5
Insole02	5.7	321.850	-0.075	397.905	2237.047	0.1940		
Insole03	6.8	382.000	0.050	540.421	3040.867	0.1677	0.8373	2
Insole04	7.3	152.565	0.028	550.099	1178.452	0.2124	0.9517	1
Insole05	8.1	339.045	-0.097	526.334	2043.557	0.0915	0.7145	4
Insole06	7.6	304.845	-0.021	553.578	2217.153	0.1274	0.7604	3
	PP	PTI	Contcat Area	PF	FTI	MAI	灰關聯	最適鞋墊
Q	8.8	8.270	0	700.480	65.593	0.1261		
Insole01	6.3	134.635	-0.037	479.318	1029.163	0.1736	0.6896	5
Insole02	4.7	194.810	0.027	380.902	1585.748	0.2580		
Insole03	5.1	159.665	0.181	469.837	1449.267	0.2716	0.8366	2
Insole04	5.6	28.500	0.080	475.178	240.094	0.2509	0.8906	1
Insole05	7.4	134.395	0.015	553.235	998.168	0.2410	0.6909	4
Insole06	7.1	173.200	-0.017	530.278	1252.855	0.2882	0.6925	3
	PP	PTI	Contcat Area	PF	FTI	MAI	灰關聯	最適鞋墊
S	10.4	706.945	0	818.545	5660.060	0.1312		
Insole01	8.9	790.525	-0.240	581.532	5148.826	0.1079	0.5752	5
Insole02	7.9	533.310	-0.279	470.376	3213.457	0.2584		
Insole03	8.6	341.090	-0.131	602.700	2490.291	0.1259	0.8363	1
Insole04	8.8	603.700	-0.087	597.727	4199.734	0.1785	0.7956	2
Insole05	10.5	563.165	-0.315	510.776	2719.077	0.0960	0.6566	3
Insole06	9.8	611.120	-0.334	502.961	3228.259	0.0603	0.6200	4

圖 (63) 正常足弓數據 K、O、Q、S 受測者

	PP	PTI	Contcat Area	PF	FTI	MAI	灰關聯	最適鞋墊
A	9.9	192.210	0	941.119	1,886.457	0.3270		
Insole01	10.6	409.120	0.044	911.204	3,678.688	0.3136	0.8048	3
Insole02	8.0	448.765	0.087	771.603	4,340.490	0.3656		
Insole03	8.9	562.710	0.073	887.905	5,602.464	0.2926	0.7905	5
Insole04	8.4	462.820	0.020	822.784	4,640.634	0.3470	0.7918	4
Insole05	8.5	466.295	0.060	814.699	4,668.370	0.3507	0.8450	1
Insole06	7.7	514.455	0.005	734.216	4,797.515	0.3598	0.8086	2
	PP	PTI	Contcat Area	PF	FTI	MAI	灰關聯	最適鞋墊
C	6.8	93.635	0	644.595	873.206	0.2342		
Insole01	5.5	76.510	0.066	604.072	856.964	0.2247	0.7382	4
Insole02	3.9	83.710	0.311	570.409	1,219.368	0.2828		
Insole03	4.5	109.840	0.184	588.049	1,422.810	0.2270	0.7807	3
Insole04	4.9	87.550	0.150	597.874	1,085.657	0.2532	0.7854	2
Insole05	5.3	92.150	0.116	688.401	1,149.234	0.2484	0.6735	5
Insole06	5.5	61.270	0.132	721.231	844.955	0.2353	0.7908	1
	PP	PTI	Contcat Area	PF	FTI	MAI	灰關聯	最適鞋墊
F	7.7	6.810	0	771.922	69.028	0.2011		
Insole01	6.7	28.680	-0.017	655.228	278.767	0.2060	0.6166	5
Insole02	4.2	11.760	0.230	520.576	152.057	0.2642		
Insole03	5.9	18.875	0.055	617.327	192.528	0.2218	0.7397	3
Insole04	5.5	25.945	0.086	594.836	279.492	0.2360	0.7931	2
Insole05	5.9	17.990	0.043	588.784	188.243	0.1865	0.7144	4
Insole06	5.0	3.095	0.043	544.611	34.828	0.1737	0.8845	1
	PP	PTI	Contcat Area	PF	FTI	MAI	灰關聯	最適鞋墊
T	8.3	19.270	0	664.465	155.823	0.1887		
Insole01	7.1	22.575	-0.189	461.776	146.089	0.2263	0.8044	3
Insole02	4.8	56.520	-0.102	354.050	398.392	0.3251		
Insole03	5.8	82.615	0.156	534.100	756.825	0.2219	0.8203	2
Insole04	6.2	144.900	0.068	513.398	1,187.567	0.3050	0.7462	5
Insole05	6.2	67.855	-0.038	468.930	529.994	0.2581	0.7732	4
Insole06	5.6	6.705	-0.006	471.576	57.715	0.2749	0.9051	1

圖 (64) 低足弓數據 A、C、F、T 受測者

表 (16) 各足弓最適鞋墊

	高足弓	正常足弓	低足弓
受測者	D、H、J、L、M、 N、P、R	B、E、G、I、K、 O、Q、S	A、C、F、T
最適鞋墊	3 號鞋墊	3 號、4 號鞋墊	5 號、6 號鞋墊
特徵	軟材質且鞋墊足弓部 位下支撐	軟材質且鞋墊足弓部 位上支撐或下支撐	硬材質且鞋墊足弓 部位上支撐

4.2.2 智慧分群效果

利用舒適度評價結果之數據供倒傳遞類神經網路進行智慧演算法之學習，以得到智慧型系統，欲得到自動分群之功效，分析討論如以下：

1. 網路學習結果指出，倒傳遞類神經網路於足壓資料辨識度之正確率，普遍只維持在 80% 左右，相較於 3.4.4 節針對 5 張不同灰階圖樣(Bee, Butterfly, Dragonfly, Mosquito, Moth) 所進行的網路學習結果，頗有差距。其主要原因有下列兩點：

(a) 學習樣本的數量過少

類神經網路的學習效果與網路架構及訓練樣本數有直接關係，若架構不良（例如參數設定上的類神經元數，或是輸出層、隱藏層所使用的轉換函數，又或者是學習率等等...），將會大大降低類神經的學習成效。而訓練樣本太少、太相似或雜訊太多，也會直接影響類神經的學習成效，雖然本研究利用資料擴充的技術來增加樣本數，但因樣本數其特徵過於接近，當新足型變化超過一定範圍時，類神經網路仍然無法有效地進行分群。

(b) 學習樣本維度過高

這是一個樣本識別問題，高維度資料表示其輸入之樣本擁有更詳細的特徵描述，但如果其中包含太多不重要的維度資料時，將形成維度詛咒（Curse of Dimensionality），這個結果使網路學習效果降低，而本研究原本之樣本維度為 21×60 ，即為 1260 維度，經過類神經學習顯示學習效果不佳，而經過去除一些不重要維度後變為 21×50 ，即是 1050 維度，學習效果有明顯提高，但因專業程度不足，仍然有不重要維度資料無法去除。

2. 本研究雖應用灰關聯即可得到最適合之鞋墊，但後續又用類神經網路建立自動學習演算法，其原因為：

因實驗關係，無法獲得大量樣本，在小量樣本時，使用灰關聯求得最適合之鞋墊確實準確又快速，但倘若此方法真正用在業界時，成千上萬的資訊將無法快速消化，導致工作延遲，失去產品開發的先機，此時若能以灰關聯當作同等專家知識，以求得最適合鞋墊之選擇，再透過類神經網路進行學習、預測，此時效率與準確性將遠超過單使用灰關聯的預測。

而本研究最後修正了倒傳遞類神經程式，即為撰寫程式使類神經一次性學習十次，並將十次結果重複性最高之個別結果挑出，作為最終結果，可將本研究類神經學習正確率從 70% 提高至 90% 以上，但此方法僅限於獨立程式實驗之正確率變化較大且高正確率次數較多時使用，倘若獨立程式實驗結果正確率很平均將無法提升正確率而低正確率次數較多時，反倒會降低正確率，簡言之此方法僅僅只是可更直接的表現出倒傳遞類神經的學習正確率，僅能省略人工獨立程式學習、人工平均法之過程，仍無法解決上述第一點之兩小點最根本問題。

第五章 結論與建議

本研究主要目的在於利用類神經網路學習舒適度數據，並找出適合不同足弓之矯正鞋墊。足壓、足弓指標與矯正鞋墊有著密不可分的關係，當足底壓力增加，會因足弓足型的不同導致不同的病變，而改良式足弓指標可以準確識別出足弓類型，即可針對足弓類型穿戴適合矯正鞋墊進行矯正，保護足部。研究利用足壓與改良式足弓指標進行舒適度預測已達到預期效果，提供各足弓最適合之鞋墊選項，而並將舒適度數據利用類神經學習進行分群之預測成效也可達到正確率 80% 左右，倘若學習數據量到一定程度後，即可省略灰關聯部份的操作，只需輸入足壓即可找到最適合的鞋墊，此方法可使設計師更快的完成決策，而消費者想找一雙適合鞋墊，員工只需讓其腳踩上儀器，獲得足壓數據，輸入類神經網路並進行預測，即可快速得知結果，使得鞋墊專賣公司可節省培養專業人才之成本。

本論文的具體研究成果與貢獻如下：

1. 提供足部的力學壓力量測數據，作為矯正鞋墊之實例驗證。
2. 探討出受測者足壓、足弓指標與矯正鞋墊間之關聯性。
3. 研究灰關聯分析於足底壓力分佈資料之舒適度預測成效。
4. 應用倒傳遞類神經網路，進行矯正鞋墊足壓學習、驗證，達到分群效果，並找出適合各種足弓者之特徵鞋墊。

未來研究與建議：

1. 本研究之鞋墊挑選，是藉由市售不同的鞋墊款式基本特徵進行挑選，未來可以針對單一足弓進行挑選，如以高足弓族群為主，做更進一步的實驗。
2. 本研究僅探討現有鞋墊，並未考慮到，未來新開發之鞋墊如何在毫無

數據情況下，繼承現有數據。

3. 本研究主要目的為利用足壓分析出舒適度預測，並以舒適度預測數據進行類神經學習預測最適合之鞋墊，因此在力學實驗規劃部份，較欠缺深入的探討，未來朝這方面進行努力，將可得到更精確之數據。

參考文獻

- [1] Anderson, J. A., (1972). A simple neural network generating an interactive memory, *Mathematical Diosciences*, 14, 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 , 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), 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), 262-276.
- [5] Cavanagh, P.R., Rodgers, M.M., (1987). The arch index: a useful measure from footprints, *Journal of Biomechanics*, 20(5), 547-551.
- [6] Cornwall, M. W., & McPoil, T. G., (2000). Velocity of the center of pressure during walking, *Journal of the American Podiatric Medical*, 90(7), 334-338.
- [7] Crabtree, P., Dhokia, V.G., Newman, S.T., Ansell, M.P., (2009). Manufacturing methodology for personalised symptom-specific sports insoles, *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 25, 972-979.
- [8] Deng, J. L., (1989). Introduction of grey system theory, *Journal of Grey System*, 1(1), 1-24.
- [9] Galbreath, K. M., Harrison, K. D., & McCrory, J. L., (2014). The Influence of Arch Type on Injury in Minimally-Shod Runners, *In International Journal of Exercise Science : Conference Proceeding*, (Vol. 9, No. 2, Article. 25).

- [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, 2554-2558.
- [12] Hsu, Y.C., Gung, Y.W., Shih, S.L., Feng, C.K., Wei, S.H., Yu, C.H. and Chen, C.S., (2008). Using an Optimization Approach to Design an Insole for Lowering Plantar Fascia Stress, *A Finite Element Study*, 36:1345.
- [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*, 347-358.
- [14] Kohonen, T., (1972). Correlation matrix memories, *IEEE Transaction on Computers*, 21, 353-359.
- [15] Landau, L. D., & Lifshitz, E. M., (1970). *Theory of Elasticity*, (2 ed., Vol. 7). London, England: Butterworth-Heinemann.
- [16] Lee, C. R., Kim, M. K., & Cho, M. S., (2012). The relationship between balance and foot pressure in fatigue of the plantar intrinsic foot muscles of adults with flexible flatfoot, *Journal of Physical Therapy Science*, 24(8), 699-701.
- [17] Lemmon, D., Shiang, T. Y., Hashmi, A., Ulbrecht, J. S., & Cavanagh, P. R., (1997). The effect of insoles in therapeutic footwear—A finite element approach. *Journal of Biomechanics*, 30, 615-620.
- [18] McPoil, T.G., Comwall, M.W., (1994). Relationship Between Neutral Subtalar Joint Position and Pattern of Rear foot Motion During Walking, *Foot & Ankle International*, 15(3), 141-145.
- [19] Mueller, M. J., (1999). Application of plantar pressure assessment in footwear and insert design, *Journal of Orthopaedic and Sports Physical*, 29, 747-755.

- [20] Perry, J., (1992). *Gait Analysis: Normal and Pathological Function*, New York: Slack.
- [21] Rosenblatt, F., (1958). The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain, *Psychological Review*, 65, 386-408.
- [22] Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J., (1986). Learning representations by back-propagating errors, *Nature*, 323, 533-536.
- [23] Walter, J. H., & Ng, G. K., (2002). The evaluation of cleared shoes with the adolescent athlete in soccer, *The Foot*, 12, 158-165.
- [24] 尤聖凱, (2014), 以足底壓力和身體平衡結合倒傳遞類神經網路應用於行為模式判斷, 國立雲林科技大學資訊管理系碩士論文。
- [25] 王智寰, (2006), 數位影像腳形、腳壓量測系統之開發, 國立臺南大學系統工程研究所碩士論文。
- [26] 李幸華, (1994), 利用改良的足弓指標來分類足弓的型態, 國立陽明大學醫學工程研究所碩士論文。
- [27] 周玉萍, (2002), 以足底壓力參數探討唐氏症兒童之步行特徵, 國立陽明大學醫學工程研究所碩士論文。
- [28] 周伶繁, (2003), 妊娠婦女鞋具之止滑墊設計研究, 私立大同大學工業設計研究所碩士論文。
- [29] 周鴻佑, (2011), 足弓指標參數之比較分析, 國立中央大學生物醫學工程研究所碩士論文。
- [30] 林正偉, (2009), 大量客製化共用鞋材需求預測之研究, 私立逢甲大學工業工程與系統管理學研究所碩士論文。
- [31] 林桓正, (1999), 矯正鞋墊對高低足弓運動員傷害及表現的影響, 國立體育學院教練研究所碩士論文。
- [32] 紀尚緯, (2014), 足弓矯正鞋墊對射箭運動之表現評估, 國立臺南大學機電

- 系統工程研究所產業碩士專班碩士論文。
- [33] 許丹丹，(2017)，基於視觸覺意象之色彩及紋理特徵認知研究—以鞋具皮革選擇為例，私立東海大學工業設計學系碩士論文。
- [34] 陳光磊，(2017)，矯正鞋墊對足部異常之肥胖學童效果評估 ～以生物力學觀點，國立台北教育大學體育學系碩士班碩士論文。
- [35] 黃宇平，(2018)，穿著足弓支撐鞋墊對低足弓大學生走路之影響，私立中國文化大學體育學系運動教練碩博士博士論文。
- [36] 楊坤明，(1998)，鞋墊材質與足弓支撐高度對不同足型影響之研究，私立大同大學工業設計研究所碩士論文。
- [37] 楊凱傑，(2013)，應用類神經網路於球鞋造形曲線認知與設計之研究，私立東海大學工業設計學系碩士論文。
- [38] 葉怡成，(2003)，應用類神經網路，第五版，儒林圖書公司。
- [39] 葉哲維，(2001)，應用灰關聯分析方法於嬰幼兒汽車安全之舒適度探討與評價模式建立，國立成功大學工業設計學系碩士論文。
- [40] 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。
- [41] 劉興達，(2017)，應用灰色產品研發與遴選方法於玩具產品之設計與開發，私立義守大學工業管理學系碩士論文。
- [42] 鄧聚龍，(1992)，灰色系統理論教程，華中理工大學出版社。