

逢甲大學
交通工程與管理學系碩士班
碩士論文



自我組織特徵映射圖網路應用於肇事鑑定之
決策支援系統

Self-Organizing Feature Maps for Traffic
Accident Decision Support System

指導教授：劉 霈
研 究 生：陳品宏

中 華 民 國 九 十 四 年 七 月

誌謝

隨著論文的完成，研究所的生活也終將劃下句點，回首這兩年的日子，曾為了鑽研論文，已迎接無數次的逢甲朝陽，這些辛苦的付出也因論文的完成而感到值得。

然而，這篇論文能如期的完成，最先要感謝恩師 劉霈博士的悉心指導，讓初步不知論文為何物的我，有了方向且得以前進，每當我陷入研究之窘境時，是老師讓我數次出現曙光，使我不再迷惘其中，如今論文能順利完成，其最大的功勞也來歸於老師的一次又一次不厭其煩的指引及教導；此外，也要感謝系上老師專業知識的傳授，使我在不同領域上有所認知及收獲，受益良多；然而助教們有時像母親般的關心問候，也讓在異鄉求學的我倍感溫馨，在此皆致上由衷的感激及謝意。

於論文撰寫期間，要感謝指導教授 邱裕鈞博士與 溫傑華博士對構建統計模式上給予建議及看法，讓我有機會從另一種角度切入思考問題；在論文口試期間，承蒙口試委員 吳水威博士及 洪士林博士對論文細心的審閱，並對論文之缺失提供精闢見解、寶貴的建議及指正，使本論文修正得更臻完善，特此致上謝意。

在這兩年的研究生活，感謝同窗光凱、阿彰、怡如、阿潘、品翰、冠樺、秋評、怡芳、阿肥、小龜、宇軒、tt、俊宏、自強、雲慶、算命、涂裕雯學姊的陪伴，一起鑽研學問、參加不同類型的研討會、同遊台灣著名的觀光景點等，讓我的研究所生活增添許多色彩及回憶；此外也要感謝學弟阿維、興漢的幫忙，好友妮臻的加油勉勵，使我更有勁的往前邁進，在此一併致謝最後，感謝我的家人，在我的求學過程中一直陪伴我、支持我，當我遇到瓶頸時，給予最大的加油與鼓勵；在此謹將這份成果獻給我最愛的家人及關心我的人，願一起分享這份喜悅。

陳 品 宏 僅誌于逢甲
中華民國九十四年七月

摘要

交通事故成因原即相當複雜，而我國事故現場蒐證資料則常有不盡周全之情形，加以鑑定會鑑定委員之經驗及對交通法規解釋觀點多所不同，致類似案件之鑑定結果常不盡相同；此外，各委員會甚少交流，新進委員在鑑定經驗傳承不足之情況下，各地區鑑定會之鑑定結果亦不易維持一致性；此種類似案件有不同判定結果之情形對鑑定單位之公信力有相當程度之傷害，如何讓鑑定機關間以統一標準鑑定類似案件之責任歸屬，顯然有其必要性，爰此，本研究嘗試以自我組織特徵映射圖網路建立一套行車事故責任鑑定支援系統，利用過去案件資料庫與自我組織特徵映射圖之特徵分群法則，整合出類似肇事案件援引系統，期能輔助各地鑑會、覆議會鑑定委員作為肇事責任研判之依據，同時也能承傳事故鑑定專業經驗與知識，並協助提升鑑定結果之公平性、準確性與效率性。

目前先針對兩車（汽車）碰撞之同向、橫向、對向三種碰撞型態建置各自的特徵映射圖分群模式，再計算出各個分群結果的輪廓係數，挑選輪廓係數最高者為最佳的分群模式。利用該分群結果，就能根據鑑定委員的需求，自動搜尋出所需參考的肇事案例經過與判定結果，再利用灰關聯度的高低，決定參考肇事案例的優先順序。本研究自逢甲大學車輛行車事故鑑定中心的肇事鑑定資料庫擷取所需資料，並透過特徵映射圖分群模式的訓練與驗證，初步估計新進肇事案例與該群落的參考案例之間的灰關聯度範圍介於 1~0.6458 之間，其中同向碰撞的平均灰關聯度約有 0.8208；橫向碰撞的平均灰關聯度約有 0.8668；對向碰撞的平均灰關聯度約有 0.8641，表示該決策支援系統在某些程度上，確實能提供鑑定委員相同或極類似的肇事案例做為參考分析，協助鑑定委員進行肇事鑑定作業。

本研究最後應用所建構之特徵映射圖分群模式，以動態服務網頁 (Active Server Pages, ASP) 模式建構不同碰撞型態之兩車交通事故責任鑑定支援系統，提供鑑定相關人員或社會大眾查詢過去相關案例之特性及鑑定結果。使用者僅需輸入欲查詢案例之變數選項，系統即透

過內建運算過程，自動輸出過去類似案例及相關法規供參考，系統已初步完成，唯尚待進一步改良，謹檢附測試案例供交通安全界諸位先進參考。

關鍵詞：自我組織特徵映射圖、決策支援系統、輪廓係數、灰關聯度



Abstract

Traffic accidents can be resulted from various factors. Consequently, authentication on accident liabilities can be very tedious and difficult. Due to the fact that information collected in traffic accident reports are normally incomplete and are varied from case to case. Similar cases can sometimes be authenticated with different liabilities. On the other hand, knowledge and experiences of committee members can also bias his/her judgment on similar cases at different time. Such variance of authentication on similar cases can easily be criticized by general public, and may hurt the image of government-established investigation committees. Consequently, it is apparent that there is a need to unify liability authentication of all traffic accident investigation committees. In this study, a liability authentication support system was constructed by using self-organizing feature maps. This system is intended to provide accident records and liability authentication results similar to inquiries as supplementary information to committee members. Hopefully, righteousness and fairness can be better reached with the help of this system.

Due to the fact that accidents involving more than three cars can be very complicated, this study was thus limited to two-car accidents. The first step to construct the proposed system is to establish a self-organizing feature map (SOM) model for two-car crashes. Effectiveness of SOM models were checked by using the Silhouette coefficients (SC). After SC value for every cluster being determined, the best clusters were chosen to be the proposed SOM models. Grey relation analysis was then employed to decide order of referable cases. Traffic accident information adopted in this study is abstracted from the database constructed by the center for traffic accident authentication in Feng Chia university. The grey relational values between new cases and reference cases calculated from the selected SOM models were found

range between 0.6458 and 1. Average grey relational value of same crash was approximately 0.8208. Average grey relational value of crosswise crash was approximately 0.8668. Average grey relational value of opposite crash was approximately 0.8641. These values indicated that the proposed models do have ability to provide similar accident cases as the inquiry.

With the selected SOM models, a decision support system for traffic accident liability authentication is constructed using Active Server Pages (ASP). The system is designed to provide characteristics and liability authentication results of cases similar to user input inquiries. Meanwhile, traffic safety rules related to the input inquiry can also be provided to the users for reference. Although initial results appeared to be acceptable, the system is still under development. In this paper, basic example is provided for better understanding of the system. Any comment or suggestion will certainly be sincerely appreciated.

Keywords: Self-Organizing Feature Maps、Decision Support System、Silhouette Coefficients、Grey Relational Analysis

目錄

誌謝	i
中文摘要	ii
英文摘要	iv
目錄	vi
圖目錄	viii
表目錄	ix
第一章 緒論	1
1.1 研究背景與動機	1
1.2 研究目的	2
1.3 研究範圍	3
1.4 研究內容與流程	3
第二章 文獻評析	8
2.1 筆事鑑定與分析之相關研究	8
2.2 自我組織特徵映射圖網路之相關研究	16
2.3 決策支援系統之相關研究	22
第三章 資料分析與變數選取	25
3.1 樣本資料分析	25
3.2 交叉分析	43
3.3 判別分析	50
3.4 專家問卷	53
3.4.1 專家問卷之發放與回收	53
3.4.2 專家問卷之評估法	54
3.4.3 專家問卷實證分析	57

3.5	小結	59
第四章	分群模式建構與分析	63
4.1	類神經網路之基本理論	63
4.2	自我組織特徵映射圖網路	64
4.2.1	演算過程	65
4.2.2	鄰近區域函數與學習速率	67
4.2.3	分群模式訓練	72
4.3	分群效度驗證	75
4.3.1	分群效度指標	75
4.3.2	分群效度實證分析	77
4.4	肇事鑑定案件實證分析	84
4.4.1	灰色關聯分析	85
4.4.2	肇事案例之灰色關聯分析	86
4.5	肇事鑑定決策支援系統	86
4.5.1	系統操作介面	87
4.5.2	系統測試	89
第五章	結論與建議	95
5.1	結論	95
5.2	建議	96
參考文獻	98
附錄一	101
附錄二	107

圖目錄

圖 1.1 研究流程圖.....	7
圖 2.1 地區鑑定會鑑定流程.....	13
圖 2.2 覆議會鑑定流程.....	14
圖 3.1 A 影響變數之模糊三角函數.....	56
圖 3.2 篩選重要影響變數之流程圖	59
圖 4.1 神經元細胞圖（林昇甫、洪成安，民 85 年）	63
圖 4.2 映射於設計映射圖.....	65
圖 4.3 Gaussian function（Haykin，1994）	68
圖 4.4 SOM 網路分群架構圖	72
圖 4.5 函數 gridtop 的矩形鄰域（30 個神經元節點）	73
圖 4.6 函數 hextop 的六角形或稱三角形鄰域（30 個神經元節點）	73
圖 4.7 函數 randtop 的隨機產生形狀鄰域（30 個神經元節點）	74
圖 4.8 SOM 分群模擬流程圖	84
圖 4.9 肇事鑑定決策支援系統首頁	87
圖 4.10 肇事案例資料庫輸入介面.....	88
圖 4.11 輸出案例介面.....	88
圖 4.12 法規資料庫輸入介面.....	89
圖 4.13 輸出法規介面.....	89

表目錄

表 2.1 肇事鑑定與分析之相關文獻彙整表	14
表 2.2 國內類神經網路於交通上應用網路架構	16
表 2.3 類神經網路應用於各領域應用之相關文獻彙整表	20
表 2.4 決策支援系統應用領域之相關文獻彙整表	23
表 3.1 影響變數（類別變數）之代號與說明	26
表 3.2 鑑定責任之次數分配表.....	31
表 3.3 路權之次數分配表.....	31
表 3.4 天候之次數分配表.....	32
表 3.5 駕駛受傷情形之次數分配表.....	32
表 3.6 駕駛死亡情形之次數分配表.....	32
表 3.7 是否預見之次數分配表.....	33
表 3.8 是否過路口中心之次數分配表.....	33
表 3.9 天色之次數分配表.....	33
表 3.10 超速之次數分配表.....	34
表 3.11 變換車道之次數分配表.....	34
表 3.12 幹道或支道之次數分配表.....	35
表 3.13 閃光號誌之次數分配表.....	35
表 3.14 號誌種類之次數分配表.....	35
表 3.15 號誌動作之次數分配表.....	36
表 3.16 行車方向之次數分配表.....	36
表 3.17 車道數之次數分配表.....	37
表 3.18 行駛動作之次數分配表.....	37
表 3.19 違規行駛之次數分配表.....	38

表 3.20 車種之次數分配表.....	38
表 3.21 駕駛人飲酒情形之次數分配表.....	39
表 3.22 兩車關係之次數分配表.....	39
表 3.23 採取措施之次數分配表.....	40
表 3.24 道路形態之次數分配表.....	40
表 3.25 年齡之次數分配表.....	41
表 3.26 車長之次數分配表.....	41
表 3.27 速限之次數分配表.....	42
表 3.28 預見距離之次數分配表.....	42
表 3.29 筆錄速率之次數分配表.....	42
表 3.30 乘客受傷數之次數分配表.....	43
表 3.31 乘客死亡數之次數分配表.....	43
表 3.32 肇事責任與影響變數之卡方檢定表	49
表 3.33 肇事責任與影響變數之判別分析表	52
表 3.34 台灣省車輛行車事故鑑定委員會一覽表	54
表 3.35 A 影響變數之模糊三角函數	56
表 3.36 影響變數之三角模糊函數.....	58
表 3.37 交叉分析與判別分析顯著變數之彙整表	60
表 3.38 統計方法與專家問卷顯著變數之彙整表	61
表 4.1 同向碰撞 SOM 網路之總體分群效度評估值.....	77
表 4.2 橫向碰撞 SOM 網路之總體分群效度評估值.....	79
表 4.3 對向碰撞 SOM 網路之總體分群效度評估值.....	81
表 4.4 三種碰撞型態分群結果之平均 SC 值綜合比較.....	83
表 4.5 輸入案例與輸出類似案例變數資料對照表（同向碰撞）	91

表 4.6 法規資料庫之輸入資料（同向碰撞）	91
表 4.7 輸入案例與輸出類似案例變數資料對照表（橫向碰撞）	92
表 4.8 法規資料庫之輸入資料（橫向碰撞）	93
表 4.9 輸入案例與輸出類似案例變數資料對照表（對向碰撞）	94
表 4.10 法規資料庫之輸入資料（同向碰撞）	94



第一章 緒論

1.1 研究背景與動機

交通事故發生時，最需釐清者多為責任歸屬問題，雖有部分當事人選擇以私下和解之方式解決事故問題，但也有部分當事人會因雙方責任歸屬無法釐清或和解條件未能達成共識，此時便需由第三公正單位進行相關權責之釐清。當事人可選擇自行向事故發生所處地區之車輛事故鑑定委員會（以下簡稱地鑑會）申請鑑定事故，而地鑑會會先調閱當時處理員警或當事人所提供之現場資料研判出事故發生原因，並將整個鑑定結果寫成鑑定意見書，如當事人不滿其鑑定結果，可再向覆議委員會（以下簡稱覆議會）申請覆議，最後當事人可利用地鑑會或覆議會之鑑定意見書向調解委員會申請調解，並請法院公證調解結果。如當事人堅持提出告訴或事故情節重大者，則交由法院進行審理，法院會基於職權先委託所屬地鑑會鑑定，如發現地鑑會曾鑑定過該案例，則法院會轉交給覆議會覆議其鑑定結果，最後法院會根據鑑定單位研判之鑑定結果釐清責任分攤比例。然而，各地鑑會與覆議會常因鑑定委員之經驗及對交通法規解釋觀點不同，而做出不盡相同之鑑定結果。由於各地區鑑定會之肇事案件數量原即甚為龐大，而交通事故鑑定作業需有固定處理時程與流程，加以地鑑會、覆議會或法院之間於公文傳遞所需費時，如此不但影響鑑定處理速度，更令等候判定結果之肇事雙方困擾，無形中也浪費了許多社會成本。

目前台灣地區每年數千件之車輛肇事案件，是由 14 個地鑑會及 1 個覆議會負責鑑定。現行制度規定各肇事鑑定單位只能有 7 位鑑定委員，在各委員會甚少交流，且新進委員於鑑定經驗傳承不足之情況下，各地區鑑定會判定結果無法維持一致性之情形時常發生。基於上述問題，本研究嘗試利用類神經網路(Artificial Neural Network, ANN)中之無監督式學習網路模式—自我組織特徵映射圖演算法則（Self-Organizing Feature Maps, SOM）構建一套關於肇事鑑定之決策支援系統(Decision Support System, DSS)，期望能利用過

去案件資料庫與自我組織特徵映射圖之特徵分群法則，整合出類似肇事案件援引系統，期能輔助各地鑑會、覆議會鑑定委員作為肇事責任研判之依據，同時也能承傳事故鑑定專業經驗與知識，並協助提升鑑定結果之公平性、準確性與效率性。

1.2 研究目的

本研究目前之目的如下：

1. 彙整分析國內、外相關行車事故文獻，了解事故發生之肇事因子特性、分析方法與專家問卷分析，並期望能掌握重要關鍵變數與主要研究工具，協助肇事鑑定決策支援系統前置作業完成。
2. 彙整分析國內外相關統計變數篩選文獻，了解進入因子與剔除因子間之特性與關聯，並將統計方法與專家問卷所得之影響變數作比較，挑選極重要或相對重要影響變數，進而整合分類模式，達到所需之群落關聯分析。
3. 蒐集台灣省行車事故覆議鑑定委員會鑑定案件資料，挑選其中較典型與代表性事故筆錄資料，分析事故發生肇事原因與型態，期能掌握較正確之肇事案件關聯分析，提高輔助鑑定委員之能力。
4. 利用自我組織特徵映射圖網路（SOM）建立肇事鑑定決策支援系統，期能準確快速地提供過去事故鑑定案件經過與鑑定結果，輔助鑑定工作實際執行，並進一步分析各輸入案件變數是否能符合系統型態辨認，並建立起完整案件關聯性分析，判斷各個鑑定案件是否能被分類至合適群落內。
5. 在構建自我組織特徵映射圖網路（SOM）之前，希望藉由肇事鑑定專家問卷，分析影響鑑定委員於鑑定時之主要考量變數，並將分析結果與由統計方法所得之主要變數進行比對，再依比對所得結果決定 SOM 輸入變數，以使本研究除依據統計理論結果外，更能與實務鑑定相結合。

6. 設計肇事鑑定決策支援系統操作介面，並利用資料故管理技術，當鑑定委員輸入案件資料時，會自動顯示出類似案件，以供參考。

1.3 研究範圍

基於考量案件資料是否容易取得與研究資料完整性之限制條件下，本研究於民國 88~90 年間台中縣市肇事案件中，挑選地區鑑定會與覆議會鑑定結果一致者，再由本研究逐案審核挑選通過後，加以鍵檔處理，以供作系統訓練分類與分析之用。目前肇事類型以兩車碰撞事故為主，多車、機車與行人之間的碰撞事故由於需考量之因素過多，且肇事責任歸屬也不易判斷，故目前為止本研究暫不考慮。

1.4 研究內容與流程

本研究之研究內容如下：

1. 研究目的與範圍界定

本研究針對目前行車事故鑑定案件審閱之效率性與相關肇事鑑定專業知識傳承等問題，建置一套能迅速提供肇事相關人員及鑑定委員，針對目前欲判定之肇事案件，提供過去類似案件之經過與鑑定結果，輔助鑑定委員處理龐大的肇事案件，以改進現行問題且提供公正、公平之肇事鑑定參考原則，為了使決策支援資料更加客觀且具代表性，本研究將進一步探討肇事重要影響變數與鑑定結果間之關係。

2. 文獻回顧

(1) 肇事分析

彙整國內外有關肇事分析研究方法與結果，及比較不同分析方法之差異與結論，參考相關文獻中影響肇事鑑定重要影響因子與不同因子擷取方法所得到之顯著因子，整合出最適條件因

子，以了解事故發生實際狀況，並決定本研究肇事分析及因子篩選方法。

(2) 自我組織特徵映射圖網路

由於應用於交通相關領域文獻甚少，所以主要彙整國內外有關自我組織特徵映射圖網路應用於各個領域相關文獻，透過不同資料映射成二維網格之實際情況與資料分佈訓練過程，並應用於本研究肇事鑑定資料庫案件分類，建立日後待審案件與資料庫關聯性分析，以決定本研究主要研究架構及分類模式最佳化之效能判定

(3) 決策支援系統

彙整國內外分群方法且應用於決策支援系統相關文獻，透過已建置好的決策支援系統，了解系統實際設計、操作及後續所可能面臨問題，與不同領域所使用不同軟、硬體之成果，並建置肇事鑑定決策支援系統人性化之介面整合，供日後肇事相關人員案件引援。

3. 肇事鑑定案例之篩選與整理

本研究主要是將逢甲大學肇事鑑定中心與楊宗璟老師兩年半之覆議會肇事鑑定資料利用 Microsoft Access 以案件編號為關聯做資料庫之結合，透過剔除重複變數、資料不完整變數，或變數過於複雜等過程作為整理資料庫之主要依據。在剔除變數重複之部分，以解釋最完善之變數選項為主，剔除解釋不夠完善之變數。

4. 統計方法評選重要影響變數

(1) 變數篩選方法

由於資料庫之變數選項眾多，而待審之肇事事故現場筆錄資料可能有筆誤或標示不明的情況，以至於該變數資料無法確

定，所以希望利用卡方檢定與判別分析等統計方法來擷取變數，透過幾個重要的影響變數作為鑑定結果之判定依據，並加強分類模式之精確性與客觀性。

(2) 回顧事故文獻變數

上述變數篩選的方法主要是利用變數之顯著性與整各預測模式之最佳化做為擷取變數的依據，但如果其成果不彰，則會參考過去有關於肇事鑑定之相關文獻，了解在何種情形下，哪些變數會對鑑定結果的影響最大，並與變數篩選方法所得出之變數做一整合。

(3) 設計專家問卷

目前台灣的肇事鑑定審查方式，仍然依賴傳統的人力審查作業，其主要也是因為判定事故責任所需考量之因素過多且複雜，而所得到之筆錄資料也可能是不完全或不正確的，所以鑑定委員只能依賴以往的鑑定經驗，研判出可能的責任歸屬，所以期望能透過專家問卷分析影響鑑定委員於鑑定時之主要考量變數為何，並將分析結果與由統計方法所得之主要變數進行比對，再依比對所得之結果決定 SOM 之輸入變數，以使本研究除依據統計理論結果外，更能與實務鑑定相結合。

5. 建構自我組織特徵映射圖網路模式

透過仔細審核篩選其肇事案件經過與結果，與利用統計方法依據其顯著性評選出重要影響鑑定結果之變數後，以分群效能評估的方式，來構建決策支援系統之非監督式分類學習網路，得到較精準、客觀的分群結果。

6. 進行模式訓練與關連性分析

以 418 筆覆議會之鑑定案例為訓練資料，挑選出影響鑑定結果之主要考量變數，並利用 Matlab 6.5 版之自我組織特徵映射圖網路功能架構，將整個肇事資料庫轉換成二維網格分類，透

過大、中、小不同的二維網格訓練模式，構建出代表性的特徵分類網格，再檢定分類成果之優劣，並建立待審案件與此資料庫之關聯，以便鑑定委員利用鑑定案例之分類索引使用。

7. 編撰 MATLAB 程式

本研究欲利用編撰自我組織特徵映射圖網路之類神經網路架構程式指令於 Matlab 6.5 版軟體上，其包括各種類神經網路相關之演算法與理論於函數工具箱中，再藉其軟體本身完善之操作介面與功能，可使訓練模式架構更有效率，以解決本身研究之實際問題。

8. 結論與建議

經過重要影響變數篩選後，了解精簡變數與鑑定結果之相互影響，加以嘗試建置決策支援系統人性化操作介面等，並提出具體研究結論與日後改善建議，期望能解決目前筆事鑑定過程所面臨困難，與建立輔助鑑定程序，以提高審閱鑑定案件處理速度進而減少社會成本。

本研究流程如下圖 1.1 所示。

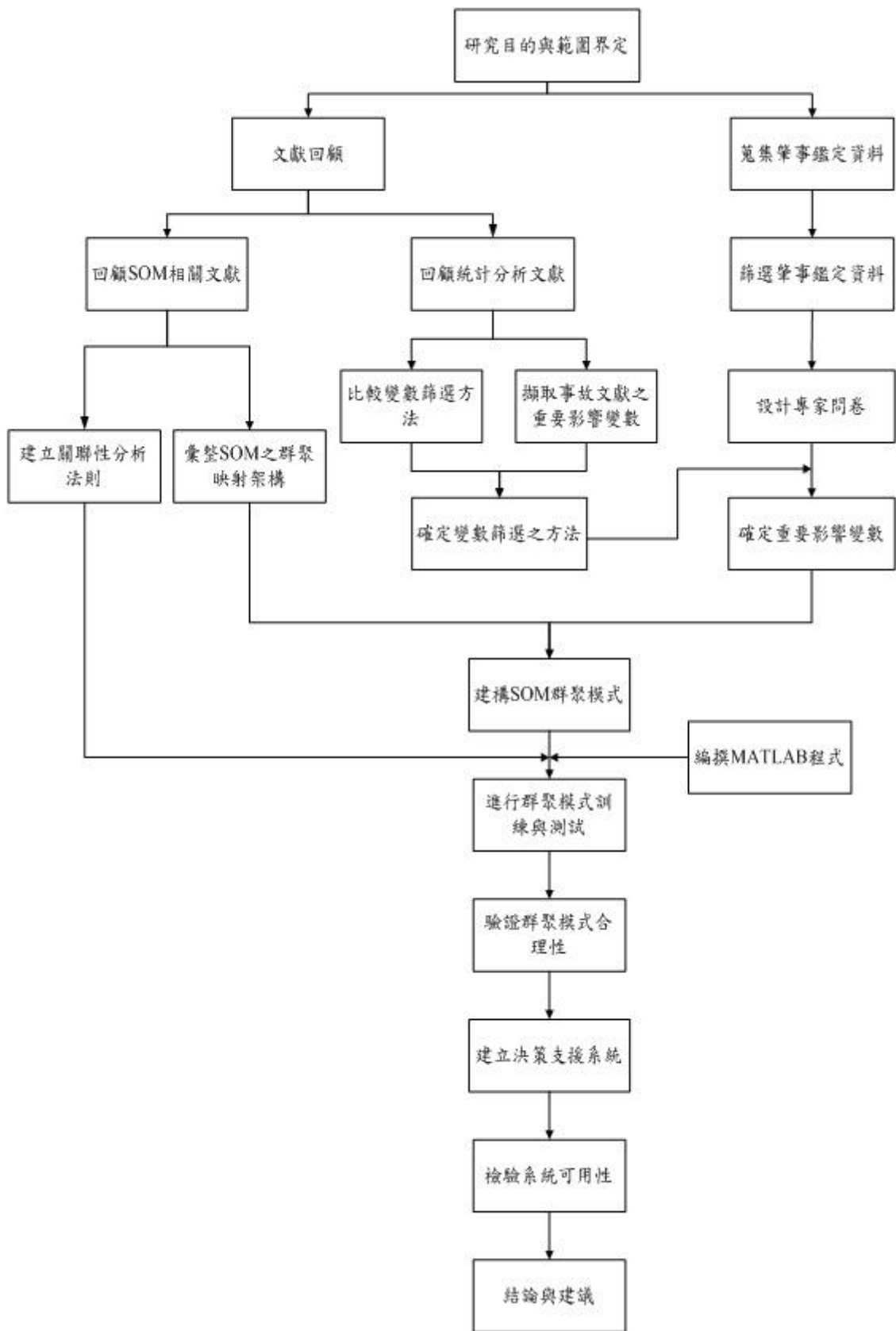


圖 1.1 研究流程圖

第二章 文獻評析

本研究主要目的於鑑定委員判定肇事案件過程中，根據過去相同或類似肇事案件，構建一套肇事鑑定決策支援系統，以供鑑定委員參考；基此，主要參考文獻分為肇事鑑定與分析、決策支援系統、自我組織特徵映射圖網路等三部分加以敘述說明及彙整。

2.1 肇事鑑定與分析之相關研究

Khaled A. Abbas (2004) 希望透過各種交通安全指標與分析事故發生原因，整合埃及交通安全資訊，並就較嚴重部份給予適當之改善建議。結合埃及交通警察部門與交通研究學者之事故調查部門，以 27 個可能交通事故因素，其中分為駕駛者因素、行人因素、車輛因素、道路因素、環境因素、其他因素等六種，透過敘述統計發現方向盤操控錯誤、超速、誤判當時交通情況、突然減速或停止、因爆胎而導致車輛翻覆、因爆胎而導致車輛開到路外等六個變數，是導致事故發生最主要因素。

Lawrence T. Lam (2003) 透過新南威爾士交通警察局，取得當地車輛事故資料，透過風險因子與勝算值比分析，針對不同年齡層與不同駕駛經驗其導致事故發生之高風險因子，並給予適當解決方案。分析結果顯示，女人比男人容易發生事故，晚上時間老年人和有經驗駕駛者容易發生事故，年輕人易受酒精影響而發生事故，且除了年齡與駕駛經驗之外，試險、超速、疲勞、乘客數都會增加事故風險。

楊思瑜 (民 91) 以民國 89 年 3 月起近兩年半之桃竹苗地區車輛行車事故覆議鑑定會事故資料中與小型車有關之事故為分析樣本，透過個體觀點探討事故嚴重程度。在多變量分析模式中，採用三種步驟進行分析討論，分別為：先使用因子分析縮減變數後再利用群落分析將樣本分群（以多元羅吉特函數判斷最適因子數及群落數）、先運用群落分析將樣本分群後再透過因子分析縮減變數（利

用判別分析及陡坡圖取決最適群落數及因子數)、及直接利用事故發生地點將樣本分群後再進行因子分析(本步驟增加兩個發生地變數並以陡坡圖判斷最適因子數),其研究結果顯示,各事故嚴重程度模式中,年紀愈長愈嚴重、教育程度愈低愈嚴重、駕駛資格愈完整愈嚴重、碰撞方向愈偏向前方愈嚴重。

詹子儀(民 93)針對小型汽車相關之事故進行研究分析,探討小型汽車之事故特性及影響其事故的嚴重程度之原因。以民國 92 年度花東地區車輛行車事故鑑定委員會事故資料,與小型汽車有關的事故為分析樣本,採用多變量分析模式來縮減變數並將具有相同特性之樣本予以分群,討論各事故群體之特性,並以二元羅吉特模式分別構建各群落之事故嚴重程度預測模式,其分析因子概分為「個人背景構面」(教育程度、年紀、酒測值)、「外在環境構面」(天色狀況、他車車種、當地速限)、「碰撞型態構面」(碰撞方向、本車動作、他車動作)、「時間環境構面」(天候狀況、尖離峰)等,四個主要因子構面;而在各群落之事故嚴重程度模式中,對各群落之事故嚴重程度有不同程度的影響。最後將建立的嚴重程度預測模式除了分別印證原有資料分析的各群落外;並且再以 93 年度前 4 個月的案件加以印證,以判中率之高低,更進一步了解模式的準確性。

周文生、陳蔚文(民 90)敘述目前我國車輛行車事故鑑定委員從事肇事原因分析時,主要是依據道路交通安全規則、道路交通管理處罰條例、道路標線標誌號誌設置規則等規則,做為肇事原因之責任歸屬的現狀分析。有關駕駛行為與路況優先權之規定,嘗試以道路型態為分類,結合駕駛行為優先權、道路優先權、侵權違規行為及其他違規行為,並以樹枝圖建構相關交通法規,整合為道路交通事故肇事原因分析程序性模式,歸納肇事原因分析項目,其依序為確認行駛方向、研判路權優先順序、研判碰撞型態、確認道路型態及路況、研判駕駛行為、綜合分析肇事因果關係,之後再定義事故類型與碰撞型態,結合交通法規有關駕駛行為規範及道路優先權規範,整理出違反駕駛行為規範與道路優先權之法規,供肇事鑑定時

分析肇事原因及適用之交通法規。

李開(民91)發覺我國公辦行車事故鑑定制度有結構性缺陷，並將國內外鑑定制度作細部比較，發現我國若能將部分或全部鑑定工作，轉由民間機構辦理，藉由制度變革，期能消除公辦鑑定之缺失，以有效因應社會變遷，從而發揮行車事故鑑定之最大功能，故對行車事故鑑定，油然興起深入探討之意念。文中還提到鑑定證照制度之規範與鑑定制度之變革方案，在變革方案部分，主要是藉由分析層級程序（AHP）建立評估架構，擬定欲達成之標的及各項評估準則，以進行方案篩選。同時自不同面向分析探討不同專業群組之觀點異同，及其所重視問題之相對重要性，透過質化之判斷尋得脈絡予以整體評估，提供決策者（鑑定委員）選擇適當方案，減少決策錯誤風險性。

車輛行車事故發生後，如何釐清事故責任與原因，是當事各方所最關切之問題。鑑定結果除作為當事人和解、理賠或法院訴訟判決之依據外，亦可經由鑑定結果與資料，以各類統計方法進行分析與比較，能否發掘民眾不當用路行為、道路設施與交通管理上之缺失，及法規規範不足之處，以提供作為交通改善對策之依據，凡此皆為行車事故鑑定之重要功能。過去研究所得出之部分影響變數，於實際鑑定過程中，肇事鑑定委員根本不需參考就能依照其他相關變數進行責任判定，儘管各個鑑定委員的主觀判定認知不盡相同，所以於將利用合適之統計方法，配合專家問卷進行比較與分析，而本研究最終之期許，也希望所選取之影響變數，能被大部分鑑定委員接受。另外，我國行車事故鑑定，由屬於政府建制單位之各地車輛行車事故鑑定委員會辦理，其實際作業流程與鑑定機關之行政程序，往往與鑑定結果有很重要的關連。茲將上述有關於肇事鑑定與分析之相關文獻彙整如表2.1所示，透過表2.1了解國內、外文獻中之肇事研究，而下列將分別對這些影響肇事鑑定因素說明之。

一、統計分析方法

目前本研究所回顧之文獻中，於分析肇事相關研究之統計方法

有線性、指數、對數、多項式模式、卡方檢定、勝算值比、交通安全指標、風險評估、羅吉特模式、分析層級程序（AHP）來分析肇事因子與建立預測模型。本研究是期望能透過上述統計方法中，挑選適宜事故責任鑑定之分析方法，比較其分析結果的合理性、正確性，是否能應用於肇事鑑定委員或相關人員於鑑定實務上之鑑定，並提供肇事鑑定過程中，所需之參考案例。

二、影響肇事之相關因子

透過上述文獻整理出，影響肇事之相關因子如性別、事故日期、事故時間、天候、特殊路況、心煩、試險、飲酒、超速、疲勞、乘客數、行駛方向、路權優先順序、碰撞型態、道路型態及路況、駕駛行為、教育程度、年紀、酒測值、天色狀況、他車車種、當地速限、碰撞方向、本車動作、他車動作、尖離峰等，藉於上述各種事故型態之變數考量，將有助本研究於擷取變數之參考依據。

三、當前鑑定制度之問題

目前行車事故所致之人員傷亡遠高於其他事故傷害，使國人不得不正視公辦鑑定制度存在已久之問題，如國內現行鑑定作業組織與編制無法滿足事實上之需求、專業人力不足、事故處理紀錄資料品質不佳、鑑定設備與技術普遍缺乏之情況下，如何讓事故鑑定品質提昇乃當務之急。下列將目前地鑑會與覆議會的作業流程分述如圖2-1、圖2-2，並將現行行車事故鑑定制度所面臨之問題，探討歸納如下：

1.組織結構不健全

- (1)行車事故鑑定組織之人員分屬技職與行政體系，無法互相調用擢升，造成人員養成之阻力。
- (2)專職人員多屬臨時聘僱，且面對鑑定數量日漸增多，專職人員之工作量常超過負荷（行政和鑑定工作），加以工作環境不良及升遷管道不順暢，專任人員工作士氣受到影響。

2.人員素質良莠不齊

- (1)鑑定委員多屬兼任制，本身職務已相當繁重，加以每月僅集會三、四次，每次處理之案件量相當多，每一案件委員們所能投入審閱資料之時間相對有限，鑑定品質易受影響。
- (2)現行鑑定制度依賴經驗傳承，對於鑑定人員缺乏完整且連貫之培訓計劃，造成部份委員專業知識不足。又無認證制度對參與鑑定人員進行篩選，致使鑑定素質良莠不齊。

3.科學技術有待提昇

- (1)受限於預算經費限制，鑑定設備之添購不易。事故處理器材簡陋，缺少科學儀器配備，致重大複雜交通事故現場所遺留之跡證（如煞車痕、散落物），及現場人證難以完整正確測繪、紀錄與存證，嚴重影響肇事原因之研判。
- (2)國內學術單位與有關機構對鑑定技術研究雖多有探討，唯可應用於實務鑑定之事故重建電腦軟體則鮮少開發，或有電腦軟體卻礙於欠缺本國之基本參數資料，及資料庫未進行研究或建立，因而降低了此等軟體在使用上之準確性。
- (3)歐美日本等國目前多以「科學驗證推理」作肇事原因之求證，而我國仍停留在以個人經驗法則從事肇因研判之層次。

4.層級設計不具威信

行車事故鑑定作業採「地區鑑定」及「覆議」二級制，惟覆議鑑定會通常僅就地區鑑定之鑑定內容進行檢視，對於先前之鑑定結果，並無絕對否決及推翻之權，致使覆議會功能不彰。且同一行車事故案經由鑑定會與覆議會兩次鑑定，若產生不同之鑑定結果，不但對鑑定之公信力造成傷害，且究應採用何者之鑑定意見方屬適當，常使司法機關產生審理上之困擾。

5.鑑定時間耗時過長

當事人申請鑑定至開鑑定會需時一至二個月，開會鑑定至結果出爐又需費時一至二個月，若當事人再申請覆議，又需耗時一至二個月，致使當事人付出過多的時間及處理成本。

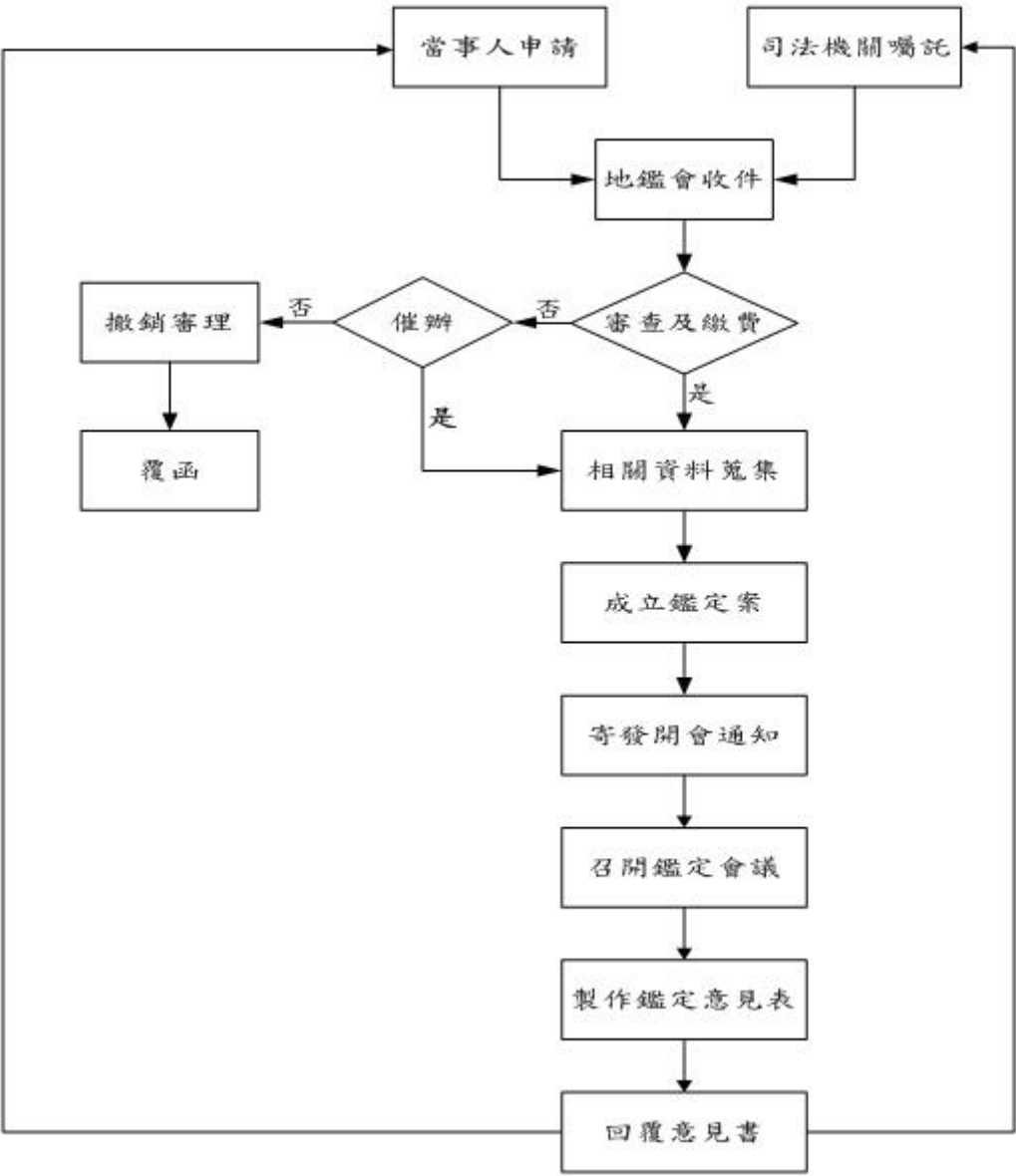


圖 2.1 地區鑑定會鑑定流程

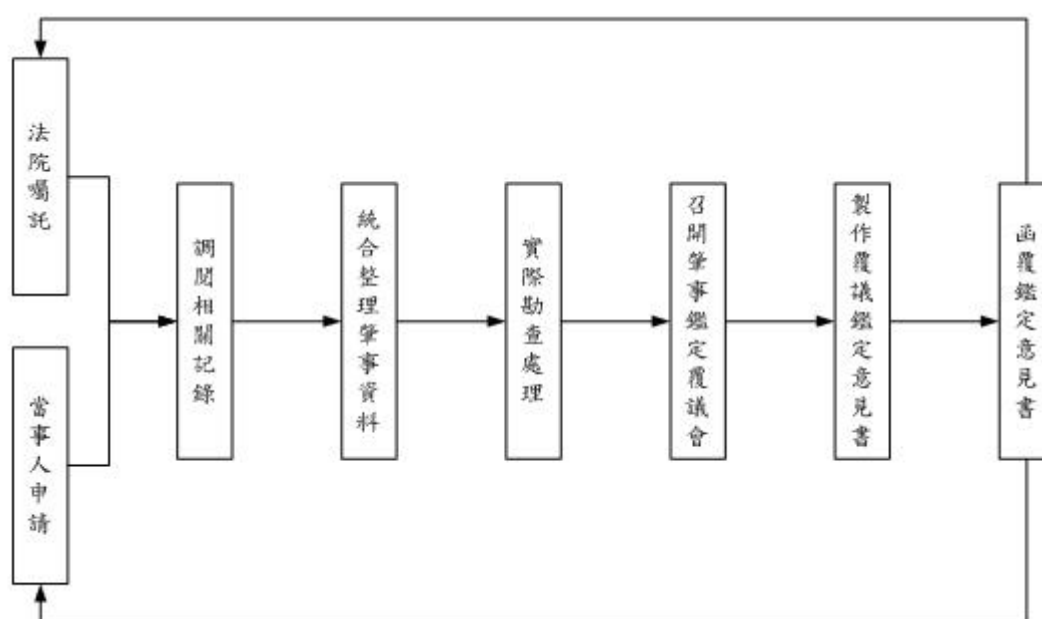


圖 2.2 覆議會鑑定流程

表 2.1 肇事鑑定與分析之相關文獻彙整表

作者	研究對象	研究方法	分析目的	挑選變數
Khaled (2004)	埃及的交通安全評估與事故預測模式	線性、指數、對數、多項式模式、卡方檢定、勝算值比、交通安全指標	整合埃及交通安全資訊就嚴重部份給予適當之改善建議。	駕駛者因素、行人因素、車輛因素、道路因素、環境因素、其他因素
Lawrence (2003)	針對新南威爾士不同年齡層發生事故意外之風險因子	風險評估、勝算值比	以評比的方式尋找出不同年齡層的高風險因子與改善措施	性別、事故日期、事故時間、天候、特殊路況、心煩、試險、飲酒、超速、疲勞、乘客數

表 2.1 肇事鑑定與分析之相關文獻彙整表 (續)

作者	研究對象	研究方法	分析目的	挑選變數
詹子儀 (民 93)	花東地區交通事故特性與嚴重程度預測	因子分群、群落分析、判別分析、羅吉特模式	構建各群落之事故嚴重程度預測模式	教育程度、年紀、酒測值、天色狀況、他車車種、當地速限、碰撞方向、本車動作、他車動作、天候狀況、尖離峰
周文生 (民 90)	臺灣省車輛行車事故鑑定覆議會鑑定案例結果	專家系統	提供事故處理人員、鑑定委員與事故當事人研判肇事原因	行駛方向、路權優先順序、碰撞型態、道路型態及路況、駕駛行為
楊思瑜 (民 92)	桃竹苗地區小型車事故嚴重程度預測	因子分群、群落分析、多元羅吉特	建構各群集事故嚴重程度預測模式探討事故嚴重程度	人、車、路因素(教育程度、年紀、駕駛資格、道路等級、當地速限、季節、天色、例假日、碰撞方向、本車動作、他車動作)
李開 (民 91)	台灣行車事故鑑定制度	分析層級程序 (AHP)	建立完善行車事故鑑定制度	主要分為保障民眾福祉、改善鑑定品質、符合法律意涵、善用社會資源等四個標的

2.2 自我組織特徵映射圖網路之相關研究

魏健宏、陳奕志（民 90）蒐集國內交通運輸界近十年來與類神經網路相關之論文、報告等資料，並加以有系統分類整理，評析其研究與應用特性。介紹類神經網路主要有分類、歸類、關聯、推理、預測與最佳化等功能。其評析項目包括類神經網路模式、數據來源、問題規模、實務或研究課題、交通問題分類、績效評估、演算法、應用程序、電腦軟、硬體應用，其中也說明類神經網路將分類與歸納之功能應用於車輛辨識、道路維修、道路事件偵測等方面之研究，下列表 2.2 將對於類神經網路於國內之應用範圍與功能做初步介紹。

表 2.2 國內類神經網路於交通上應用網路架構

類神經網路功能	交通運輸課題	類神經網路模式		
		倒傳遞網路	彈性網	模糊類神經網路
分類與歸類	車種、車牌辨識	*		
	道路維修	*		*
	道路事件偵測	*		
最佳化	交通控制	*		
	方案評估	*	*	
	路線與排程問題		*	
預測	駕駛人行為模擬	*		*
	旅運預測	*		
	車輛操控	*		*

邵泰璋、史天元（民 89）利用衛星資料，輔以倒傳遞類神經網路、混合監督式與非監督式的學習向量量化類神經網路之分類模式，進行地面水稻辨識工作。分類成果與傳統高斯最大概似法相比較，最後再加入紋理影像輔助分類，就遠程而言，將可減少時間、人力與物力之投入，且避免人為判釋上之主觀差異。其研究結果顯示，類神經網路確實比傳統高斯最大概似分類法為佳，尤其以倒傳遞類神經網路最為有效，學習向量量化類神經網路次之。

高立人（民 88）提出以模糊理論與倒傳遞類神經網路為分類法，

研製一色彩分類系統，以應用於自行設計之即時彩色影像系統中，依據色彩的不同而將目標與背景加以分類。在模糊色彩分類系統中，以動態模糊空間分割的觀念為主，而倒傳遞類神經網路，使用了單、雙隱藏層網路，並使用適應性學習速率，成功的開發一套色彩分類系統。此套系統對於色系過於接近的色彩，在分類上仍有瑕疵，日後期望將模糊理論與類神經網路做更緊密的結合，如模糊類神經網路，已獲致兩者的優點。

Huidong Jin, Wing-Ho Shum, Kwong-Sak Leung, Man-Leung Wong (2004) 透過 ESOM(Expanding Self-Organizing Map)的圖解法與分類法，了解自我組織特徵映射法在拓撲誤差、拓撲資訊不完整與資訊重疊上的缺點，並就深入進行解說。

王勝石、張淳智、魏健宏（民 83）結合影像處理技術與類神經網路模式探討車種分類，以架設於高處的攝影機對選定路段拍攝，經由影像處理後，構建三層倒傳遞網路，輸入端為 48 個節點，隱藏層有 25 個節點，輸出端則使用三個節點表示欲辨識之各類車種。由研究結果顯示此車種分類模式可有效區分大車、小車與機車，並具有發展價值，但對於影像灰度變化影響並未討論。

陳繼藩、徐守道、陳世旺（民 86）嘗試結合非監督性之類神經網路及群集分析法，做為衛星影像分類之研究。主要分為兩個階段，第一階段利用適應性共振理論之類神經網路模型，將影像上所含之光譜類別盡量萃取出來，而第二階段是透過統計之群集分析法，將光譜類別集成合適有意義之類別。在實驗測試方面，先以模擬的衛星影像，來測試此法的效率與精確度，再以實際 SPOT 衛星影像之自動化分類，其前者達 96%精確度，後者達 94%精確度。

R.J. Kuo, L.M. Ho, C.M. Hu (2002) 透過各種群落分析的方法論，對市場做區隔分析。文中提出三種主要分類法，第一種為傳統二階段群集分析，第二種為自我組織特徵映射圖，第三種為結合自我組織特徵映射圖與傳統 K-means 分類法之新二階段群集分析，並做相互間比較分析。透過模擬與實際資料的分析後，發現自我組織

特徵映射圖與新二階段群集分析法，無論是在 U 統計量(Wilk's Lambda)或是判別分析的誤判率上，都比傳統二階段群集分類法為佳，其中又以新二階段群集分析更佳。也因在市場區隔環境下，自我組織特徵映射圖通常無法給予完整合適的分類結果，所以才利用傳統 K-means 分類法以彌補自我組織特徵映射圖不足之部分，進而發展出新二階段群集分析。

賴顯松（民 90）在天然纖維織物特性分類之模式一文中，應用 FAST 系統所測得的纖維織物特性，建立出區別分析法與類神經網路之分類模式，並將區別分析法所建立的 Fisher's 區別函數、典型區別函數以及類神經網路之結果做比較。在正確分類率方面，多組判別法為 88.13%；類神經網路為 93.33%，在此類分析資料以類神經網路之分類法為佳。

Melody Y. Kiang（2001）說明 Kohonen SOM 分類法，在輸出分群資料邊緣地帶會有解釋不清之處，而導致無法判讀是歸於哪一類別，所以此研究發展出延伸性 SOM，以輔助 Kohonen SOM 不足部份。研究所提的延伸性 SOM 主要有兩種，第一種是以樣本間最小變異數為分群依據，第二種是以樣本間最小距離作為分群依據，之後再與 k-means analysis、Ward's、MODECLUS 三種群落分析做比較，透過 Kumar and Chandrasekharan（1990）分群效率公式，發現兩種延伸性 SOM 之資料判中率都比其餘三種方法高。另外，還針對相同資料做不同網路大小分析，其結果顯示網路越大所得到之輸出結果越完整。

張維仁（民 92）將事業區視為森林經營計畫編訂之基本單元，就尺度上可用事業區為建立林地分類的基礎。由近年來之林地分類發展趨勢來看，需要考慮因素愈來愈趨複雜，而利用多變量分析方法來解決林地分類問題，是目前被認為比較客觀之方式。以東勢林區管理處大安溪事業區國土保安區及林木經營區為例，分別利用網格(200m×200m)及小班作為分析之最小單元，萃取相關屬性資料，並利用群集分析法中階層式最小變異數法與非階層式之 K-means 法

做同質性的歸群，最後根據各群所佔之比例來定位各林班之分類適宜性，而所分析結果將與林務局之分類結果相比較。

Melody (1995) 利用人工智慧的方法模擬人類大腦中分類思考邏輯，並以 SOM 理論架構實際表現，此研究主要針對機械生產所需之各種資源進行群聚分類，將其相異性與相似性做明顯區分。方法效能評估方面，將 SOM、KNN、SLINK 三種不同分類工具所得結果，依據各群聚之平均數、變異數、完整性與 t 檢定量，發現 SOM 都比 KNN 與 SLINK 為佳，其成果評估方面，針對不同資料分類規模大小進行分析，主要分成 50 與 200 個分類區塊最後進行比較與分析。文中最後也提到，SOM 在處理大量資料與多個群落數方面，都比其他兩種分類法為佳且分配也較均勻，變動量也較小，在決策支援方面，SOM 能提供動態資訊幫助管理者做出決策，以建立完整運作程序。

Hsinchun (1999) 使用 SOM 與 Ward 兩種群集分析法，將龐大文件資料依照各自運算功能，得到所需之群聚輸出。由於是處理文件分群工作，所以沒有實際數據資料可供群聚分析，而繼續實驗進行，將各個文件較常出現之英文單字給予編號供群聚分析，在兩種方法的效能評估方面，針對群聚運算時間、誤差、誤判率、分類精確性進行評析，發現 Ward 運算時間與誤差較 SOM 小，SOM 分類精確性較 Ward 為佳，在誤判率上，兩者能力都差不多，所以在各有優劣情況下，SOM 的確有其實質上之效用。

Mascha (1996) 將倒傳遞網路與時間序列 (ARIMA) 兩種方法作結合，整合出 KARIMA 對法國高速公路交通流量預測，以分群與預測兩種資料型態之整合，針對不同交通流量資料分類，進行各別預測以提升預測準確度，最後並把 KARIMA、ARIMA、倒傳遞網路三種模式進行比較，發現 KARIMA 無論在交通流量資料結構與分類完整性都比其他兩種方法為佳，且 KARIMA 之分類結構是呈非線性分佈。

茲將上述有關於類神經網路應用於各種領域相關文獻彙整如表

2.3 所示，了解除了自我組織特徵映射網路之外，還是有許多群聚演算法與軟、硬體可供分析使用，且應用領域包含水稻辨識工作、彩色影像辨識系統、地理環境分類、3C 用品之市場區隔、天然纖維織物特性分類、鳶尾花特性分類等，適用領域相當廣，尤其是針對龐大資料庫整理、關聯性分析、效能評估，都是自我組織特徵映射網路適用範圍，而文獻中也說明了在誤判率與判中率方面，會比傳統群聚分析為佳，所以整合上述文獻之論點，將有助於建構本研究之肇事鑑定決策支援系統。

表 2.3 類神經網路應用於各領域應用之相關文獻彙整表

作者	研究範圍	演算法	效能評估	研究結論
邵泰璋 (民 89)	彰化地區地面水稻辨識工作	倒傳遞網路(三層)、學習向量量化網路	—	可減少時間、人力與物力之投入且避免人為辨別上之主觀差異
高立人 (民 88)	建置彩色影像檔之辨識系統	模糊理論、倒傳遞網路(三層、四層)	—	成功研製出彩色影像處理系統
張維仁 (民 92)	應用群集分析法於東勢林區管理處大安溪事業區林地分類研究	群聚分析	—	透過群聚分析所得出之分類結果與適宜性都較林務局為佳
賴顯松 (民 90)	天然纖維織物特性分類	倒傳遞網路(三層)、判別分析	FAST	提供製成參數快速修改之工具且 ANN 之分類法比多組判別法為佳

表 2.3 類神經網路應用於各領域應用之相關文獻彙整表（續）

作者	研究範圍	演算法	效能評估	研究結論
陳繼藩 (民 86)	衛星影像自 動化分類嘉 義縣東石鄉 鰲鼓農場及 附近地區	ART2、群聚 分析	ISOCLS	合併 ANN 與 群聚分析在 操作與結果 部份都比傳 統法為佳
R.J. Kuo (2002)	電腦、通 訊、電子耗 材市場之區 隔	群聚分析、 SOM	U 統計量 (Wilk's Lambda)、判 別分析	透過新二階 段群集分析 能彌補 SOM 不足之部分
Huidong (2004)	火星、北歐 地理環境分 類	SOM、ESOM	圖解法	ESOM 在群 落分析與代 用效果都比 SOM 來的精 確
Melody (2001)	鳶尾花之特 性分類	群聚分析、 SOM	Kumar and Chandrasekh aran (1990) 的分群效率 公式	SOM 比傳統 的群聚分析 為佳且分群 數多比分群 數少為佳
Melody (1995)	將機械生產 所需資源進 行群聚分類	SOM、 KNN、 SLINK	平均數、變 異數、t 檢定	SOM 在處理 大量的資料 與多個群落 數方面，都 比其他兩種 分類法為佳 且分配也較 均勻，變動 量也較小
Hsinchum (1999)	將文件資料 進行群聚分 類	SOM、Ward	平均數、標 準差、信賴 區間、期望 值誤差	運算時間與 誤差 Ward 較佳，分類 精確性 SOM 較佳，兩者 的誤判率都 差不多

表 2.3 類神經網路應用於各領域應用之相關文獻彙整表（續）

作者	研究範圍	演算法	效能評估	研究結論
Mascha (1996)	對法國高速公路進行交通流量預測	倒傳遞網路 (三層)、 SOM、 ARIMA	—	KARIMA 其預測部分都比倒傳遞網路與 ARIMA 為佳且在交通流量資料表示之結構與分類都很完整

2.3 決策支援系統之相關研究

Kate A. Smith, Alan Ng (2003) 評估自我組織特徵映射法應用在網路搜索引擎分類功能之可行性，透過此決策支援系統不但能使網路使用者獲得關鍵字以外關聯性高之資料，還能有助於伺服器管理員於管理與合併網站之網頁資料。但目前由於網際網路資料過於龐大，再加上各資料編碼之複雜性過高，所以還無法將自我組織特徵映射法很有效的實際應用於網路搜索引擎上。

王素芬、陳永寬、鄭祈全（民 90）利用多變量統計之群落分析方法(cluster analysis)，利用 K 均數群落分析法，將各集水區單元，依其固有聚集特性予以分組，並建立決策支援系統。研究結果指出，此多尺度林地分級決策支援系統，除可視實際需要隨時調整評估區域範圍、增減相關因子或改變評估準則，迅速有效地分析和評估林地適宜性之外，並可針對不同管理階層之經營需要，將林地分級與不同管理階層之經營模式結合。

邱志洲、李天行、周宇超、呂奇傑（民 91）提出鑑別分析與類神經網路兩種方法之混合模式，應用在資料探勘分析上，期望找出資料庫中有價值的隱藏事件，做為決策之參考依據。文中以鑑別分析結果之額外資訊，做為提升類神經網路的學習與辨識能力，進而建立一個更為快速、精確的判別模式。此研究針對線性資料的鳶尾

花資料與非線性的信用卡客戶資料做分析，發現整合模式在判別結果與網路收斂速度，都比單一方法論之鑑別分析與類神經網路為佳，最後也提到，鑑別分析較適合分析線性資料，類神經網路較適合分析非線性資料。

曾士育（民92）探討如何使用SOM神經網路，對金融時序性資料進行採掘（包含分群、分類、預測以及視覺化等分析）其關於時間性的特性與模式，並以台灣集中市場加權指數為實證研究對象。並建立一套智慧型投資策略決策支援系統，輔助基金經理人、代客操作業者、四大基金操盤人進行投資決策，而專業投資決策者亦可依據本研究所探勘出來的投資決策知識以驗證或修正其內隱知識。更針對每日沖銷投資決策，開發了一套具有即時報價及定點即時進行型態辨認當沖系統，透過Dynamic Data Exchange技術，將即時報價資訊轉入系統，並透過SQL指令將每一個tick的資料，轉換成5分鐘K線資料，以前四個小時期貨走勢圖來比對，並預測最後一個小時的市場漲跌。

茲將上述有關於決策支援系統應用領域的相關文獻彙整如表 2.4 所示，雖為不同領域之決策支援系統，但其最終目的與需求大致相同，所以整合上述系統，考量其優點可否應用於本研究上，並做為肇事鑑定決策支援系統之學習範例。

表 2.4 決策支援系統應用領域之相關文獻彙整表

作者	應用範圍	決策準則	相關應用方法或軟體
Kate A. (2003)	網際網路收尋資料	關鍵字、關聯字	SOM、Visual Basic、Access2000
周文生 (民 90)	提供事故處理人員、鑑定委員與事故當事人研判肇事原因	事故類型、碰撞型態、駕駛行為優先權、道路優先權、侵權違規行為及其他違規行為之法令	CLIPS version 6.1

表 2.4 決策支援系統應用領域之相關文獻彙整表（續）

作者	應用範圍	決策準則	相關應用方法或軟體
Kate A. (2003)	網際網路收尋資料	關鍵字、關聯字	SOM、Visual Basic、Access2000
周文生 (民 90)	提供事故處理人員、鑑定委員與事故當事人研判肇事原因	事故類型、碰撞型態、駕駛行為優先權、道路優先權、侵權違規行為及其他違規行為之法令	CLIPS version 6.1
王素芬 (民 90)	提供森林經營者多樣管理規劃、需求與評估林地適宜性	坡度、土壤酸鹼值、土壤深度、有效深度、陽離子交換能力、有機質、排水性	群落分析、ArcView 3.1、EMDS 2.0
邱志洲 (民 91)	鳶尾花與信用卡資料的判別結果與鑑定分析	鳶尾花資料（萼片長度、寬度、花瓣長度、寬度）、信用卡資料（性別、婚姻狀況、教育程度、職位、職業、信用額度、年薪、自有住宅、年齡）	鑑別分析、倒傳遞網路（三層）、SPSS、Qnet
曾士育 (民 92)	建立智慧型投資策略決策支援系統，輔助操盤人進行投資決策	當日開盤價、當日大盤高價、當日大盤低價、當日大盤收盤價及成交張數	SOM、Matlab

第三章 資料分析與變數選取

賴晃宇（民86）認為變數之界定大致可歸納為三種方法：第一種是將所有可收集到的資料，直接拿來分析；第二種是由前人研究結果界定可能之影響變數；第三種是由統計模式來選定變數。第一種方法雖然方便，但過於粗糙、缺乏理論基礎，第二種方法則考慮到自然環境的複雜性，且在不同研究目的下所選擇之因子皆會有所差異，故較難找出所有影響變數，但在分析上，至少要找出重要影響因子，且第三種方法較第一種方法準確，但仍需耗時費力在各變數之收集及演算上，適合於已有大量完整資料庫之研究。

本研究是利用參考上述三種方法進行綜合比較分析，排除其統計分析可能之缺點，並分析實際影響鑑定委員於鑑定時之主要考量變數，並將分析結果與由統計方法所得之主要變數進行比對，再依比對所得之結果決定SOM之輸入變數，以使本研究除依據統計理論結果外，更能與實務鑑定相結合。

3.1 樣本資料分析

本研究以民國88年至90年肇事案例為基礎，搜集整理台灣省覆議會鑑定委員會鑑定案件，目前將逢甲大學車輛行車事故鑑定中心第一期資料庫所整理的台灣省覆議會鑑定委員會鑑定案件，利用Microsoft Access資料庫關聯以案例編號為依據將兩資料庫結合，其所分析案例以地區鑑定委員會與台灣省覆議會鑑定委員會鑑定結果一致為主。挑選兩車碰撞事故型態有關之案件資料，排除資料庫中之多車碰撞之事故、車輛與行人有關之事故、車輛與機車、行人與機車有關之事故、發生於高速公路上之事故、發生於彎道或山路之事故等，共篩選出418件事故案例（每件兩車碰撞事故都包含甲、乙兩方肇事當事人資料共836筆）作為訓練SOM之資料筆數，並另外擷取有別於原始資料庫（418件案件）肇事案例進行灰色關聯分析，其中同向碰撞新進肇事案例擷取17件；橫向碰撞新進肇事案例擷取12件；對向碰撞新進肇事案例擷取14件，總共43件肇事案例（每件兩

車碰撞事故都包含甲、乙兩方肇事當事人資料)。

在還沒整理資料庫時，共有164個變數項目，且考慮其他關於肇事變數資料之完整性與變數項目之重複性，初步篩選之變數有29個，其中包含22個類別變數與7個連續變數，日後更希望透過統計篩選變數功能，如變數顯著性、高度共線性與建構系統之精簡性，擷取出最合適之變數組合。因交叉分析所使用變數需為類別變數，且為了符合統計分析之資料型態原理，所以原先資料庫的連續變數需轉換成類別變數之選項。本肇事鑑定資料庫之變數說明彙整如下表3.1所示。

表 3.1 影響變數（類別變數）之代號與說明

性質	影響變數	變數之代號與說明
類別變數	鑑定責任 (Y)	(1) 全部原因 (2) 主因 (3) 同為原因 (4) 次因 (5) 無因
	路權 (X ₁)	(1) 有道路優先權 (2) 無道路優先權
	天候 (X ₂)	(1) 暴風 (2) 雨 (3) 陰 (4) 晴
	駕駛受傷情形 (X ₃)	(1) 無 (2) 有
	駕駛死亡情形 (X ₄)	(1) 無 (2) 有
	是否預見 (X ₅)	(1) 否 (無) (2) 是 (有) (3) 不明(無筆錄資料)
	是否過路口中心 (X ₆)	(1) 否 (2) 是 (3) 非路口(不明)

表3.1 影響變數（類別變數）之代號與說明（續）

性質	影響變數	變數之代號與說明
類別變數	天色 (X ₇)	(1) 日間自然光線 (2) 夜間有照明 (3) 夜間無照明 (4) 不明(無筆錄資料)
	超速 (X ₈)	(1) 嚴重超速 (超過速限 20km/hr) (2) 超速 (超過速限 0~20km/hr) (3) 無 (4) 不明(無筆錄資料)
	變換車道 (X ₉)	(1) 無 (2) 有 (3) 超車 (4) 不明(無筆錄資料)
	幹道或支道 (X ₁₀)	(1) 幹道 (2) 支道 (3) 同為幹支道 (4) 不明(無筆錄資料)
	閃光號誌 (X ₁₁)	(1) 非路口沒裝號誌 (2) 閃紅 (3) 閃黃 (4) 無閃燈號誌 (有裝號誌沒啟動) (5) 行車管制號誌 (紅綠燈)
	號誌種類 (X ₁₂)	(1) 行車管制號誌 (2) 閃光號誌 (3) 無號誌 (4) 不明(無筆錄資料)
	號誌動作 (X ₁₃)	(1) 正常 (2) 不正常 (3) 無動作 (4) 無號誌 (5) 不明(無筆錄資料)
	行車方向 (X ₁₄)	(1) 東向西 (2) 西向東 (3) 南向北 (4) 北向南 (5) 其他(多叉路口)

表3.1 影響變數（類別變數）之代號與說明（續）

性質	影響變數	變數之代號與說明
類別變數	車道數 (X_{15})	(1) 單車道 (2) 雙車道 (3) 三車道 (4) 四車道 (5) 不明(無筆錄資料)
	行駛動作 (X_{16})	(1) 直行 (2) 右轉 (3) 左轉 (4) 迴轉 (5) 靜止 (6) 倒車
	違規行駛 (X_{17})	(1) 入侵對向車道 (2) 逆向 (3) 無違規 (4) 未行駛於專用道路 (5) 未依標誌標線行駛 (6) 不明(無筆錄資料)
	車種 (X_{18})	(1) 小客車 (2) 小貨車 (3) 小客貨 (4) 營小客車 (5) 大貨車 (6) 大客車
	駕駛人飲酒情形 (X_{19})	(1) 經測試含酒精成分超過規定 (2) 經測試未超過規定 (3) 經觀察明顯酒醉 (4) 經觀察未測試 (5) 未飲酒 (6) 有服用藥物 (7) 不明(無筆錄資料)

表3.1 影響變數（類別變數）之代號與說明（續）

性質	影響變數	變數之代號與說明
類別變數	兩車關係 (X_{20})	(1) 同向前車 (2) 同向後車 (3) 同向左方車 (4) 同向右方車 (5) 同向路邊起駛 (6) 同向不明(無筆錄資料) (7) 橫向左方車 (8) 橫向右方車 (9) 對向
	採取措施 (X_{21})	(1) 否 (無) (2) 按喇叭 (3) 亮燈 (4) 減速 (5) 停車 (6) 超車 (7) 閃 (8) 變換車道 (9) 繞 (10) 不明(無筆錄資料)
	道路形態 (X_{22})	(1) 平交道第一種 (2) 平交道第三乙種 (3) 三岔路 (4) 四岔路 (5) 多岔路 (6) 單路部分(橋樑) (7) 單路部分(高架道路) (8) 單路部分(彎曲路及附近) (9) 單路部分(坡道) (10) 單路部分(巷弄) (11) 單路部分(直路) (12) 單路部分(其他) (13) 圓環 (14) 不明(無筆錄資料)

表3.1 影響變數（類別變數）之代號與說明（續）

性質	影響變數	變數之代號與說明
連續變數	年齡 (X_{23})	(1) 20 歲以下 (2) 21 歲~35 歲 (3) 36 歲~50 歲 (4) 51 歲~65 歲 (5) 超過 65 歲
	車長 (X_{24})	(0) 不明(無筆錄資料) (1) 1.5m~4.0m (2) 4.1m~9.0m (3) 9.1m~14.0m (4) 14.1m~17.5m
	速限 (X_{25})	(0) 不明(無筆錄資料) (1) 30km/hr 以下 (2) 40km/hr (3) 50km/hr (4) 60km/hr (5) 70km/hr 以上
	預見距離 (X_{26})	(0) 不明 (無筆錄資料或遇見距離為 0m) (1) 1m~100m (2) 101m~200m (3) 超過 200m
	筆錄速率 (X_{27})	(0) 不明(無筆錄資料) (1) 30km/hr 以下 (2) 31km/hr~40km/hr (3) 41km/hr~50km/hr (4) 51km/hr~60km/hr (5) 61km/hr~70km/hr (6) 超過 70km/hr
	乘客受傷數 (X_{28})	(0) 不明 (無筆錄資料或 0 人受傷) (1) 1 人受傷 (2) 2 人受傷 (3) 3 人以上受傷
	乘客死亡數 (X_{29})	(0) 不明 (無筆錄資料或 0 人死亡) (1) 1 人以上死亡

本研究針對此一肇事資料庫篩選836筆當事人資料（即418件事故案例），並分成同向262筆肇事當事人資料（131件案件）、橫向322

筆肇事當事人資料（161件案件）、對向252筆肇事當事人資料（126件案件）作為SOM網路訓練資料，再針對所有鑑定資料進行基本統計分析，下列將敘述整體資料之應變數（Y）與29項自變數（ X_i ， $i=1\sim 29$ ）所分別佔比例為何。

1. 鑑定責任（Y）

在836筆案件資料中，所包括不同鑑定責任所佔之比例（如表3.2所示），其中以「無因」所佔比例最高為25.48%，以「全部原因」所佔比例24.88%為次之，「同為原因」所佔比例6.70%為最少。

表 3.2 鑑定責任之次數分配表

鑑定責任（Y）	次數	百分比
(1) 全部原因	208	24.88%
(2) 主因	182	21.77%
(3) 同為原因	56	6.70%
(4) 次因	177	21.17%
(5) 無因	213	25.48%
總和	836	100%

2. 路權（ X_1 ）

在836筆案件資料中，所包括不同路權所佔之比例（如表3.3所示），其中以「有道路優先權」所佔比例最高為50.12%，「無道路優先權」所佔比例49.88%為最少。

表 3.3 路權之次數分配表

路權（ X_1 ）	次數	百分比
(1) 有道路優先權	419	50.12%
(2) 無道路優先權	417	49.88%
總和	836	100%

3. 天候（ X_2 ）

在836筆案件資料中，所包括不同天候所佔之比例（如表3.4所示），其中以「晴」所佔比例最高為71.65%，以「雨」所佔比例15.55%

為次之，「暴風」所佔比例1.20%為最少。

表 3.4 天候之次數分配表

天候 (X_2)	次數	百分比
(1) 暴風	10	1.20%
(2) 雨	130	15.55%
(3) 陰	97	11.60%
(4) 晴	599	71.65%
總和	836	100%

4. 駕駛受傷情形 (X_3)

在836筆案件資料中，所包括不同的駕駛受傷情形所佔之比例(如表3.5所示)，其中以「無」所佔比例最高為79.19%，「有」所佔比例20.81%為最少。

表 3.5 駕駛受傷情形之次數分配表

駕駛受傷情形 (X_3)	次數	百分比
(1) 無	662	79.19%
(2) 有	174	20.81%
總和	836	100%

5. 駕駛死亡情形 (X_4)

在836筆案件資料中，所包括不同的駕駛死亡情形所佔之比例(如表3.6所示)，其中以「無」所佔比例最高為94.50%，以「有」所佔比例5.50%為最少。

表 3.6 駕駛死亡情形之次數分配表

駕駛死亡情形 (X_4)	次數	百分比
(1) 無	790	94.50%
(2) 有	46	5.50%
總和	836	100%

6. 是否預見 (X_5)

在836筆案件資料中，所包括是否預見之情形所佔比例(如表3.8

所示)，其中以「是」所佔比例最高為44.62%，以「不明」所佔比例27.75%為次之，「否」所佔比例27.63%為最少。

表 3.7 是否預見之次數分配表

是否預見 (X_5)	次數	百分比
(1) 否 (無)	231	27.63%
(2) 是 (有)	373	44.62%
(3) 不明(無筆錄資料)	232	27.75%
總和	836	100%

7. 是否過路口中心 (X_6)

在836筆案件資料中，所包括是否過路口中心所佔之比例（如表3.8所示），其中以「是」所佔比例最高為46.53%，以「非路口(不明)」所佔比例33.85%為次之，「否」所佔比例19.62%為最少。

表 3.8 是否過路口中心之次數分配表

是否過路口中心 (X_6)	次數	百分比
(1) 否	164	19.62%
(2) 是	389	46.53%
(3) 非路口(不明)	283	33.85%
總和	836	100%

8. 天色 (X_7)

在836筆案件資料中，所包括不同天色所佔之比例（如表3.9所示），其中以「日間自然光線」所佔比例最高為65.19%，以「夜間有照明」所佔比例20.57%為次之，「不明(無筆錄資料)」所佔比例6.94%為最少。

表 3.9 天色之次數分配表

天色 (X_7)	次數	百分比
(1) 日間自然光線	545	65.19%
(2) 夜間有照明	172	20.57%
(3) 夜間無照明	61	7.30%
(4) 不明(無筆錄資料)	58	6.94%
總和	836	100%

9. 超速 (X_8)

在836筆案件資料中，所包括不同超速情形所佔之比例（如表3.10所示），其中以「無」所佔比例最高為84.21%，以「超速（超過速限0~20km/hr）」所佔比例9.45%為次之，「不明(無筆錄資料)」所佔比例2.51%為最少。

表 3.10 超速之次數分配表

超速 (X_8)	次數	百分比
(1) 嚴重超速 (超過速限 20km/hr)	32	3.83%
(2) 超速 (超過速限 0~20km/hr)	79	9.45%
(3) 無	704	84.21%
(4) 不明(無筆錄資料)	21	2.51%
總和	836	100%

10. 變換車道 (X_9)

在836筆案件資料中，所包括不同變換車道的情形所佔之比例（如表3.11所示），其中以「無」所佔比例最高為91.51%，以「有」所佔比例5.62%為次之，「超車」所佔比例1.32%為最少。

表 3.11 變換車道之次數分配表

變換車道 (X_9)	次數	百分比
(1) 無	765	91.51%
(2) 有	47	5.62%
(3) 超車	11	1.32%
(4) 不明(無筆錄資料)	13	1.56%
總和	836	100%

11. 幹道或支道 (X_{10})

在836筆案件資料中，所包括是否為幹道或支道所佔之比例（如表3.12所示），其中以「幹道」所佔比例最高為74.88%，以「支道」所佔比例18.42%為次之，「同為幹支道」所佔比例0.60%為最少。

表 3.12 幹道或支道之次數分配表

幹道或支道 (X_{10})	次數	百分比
(1) 幹道	626	74.88%
(2) 支道	154	18.42%
(3) 同為幹支道	5	0.60%
(4) 不明(無筆錄資料)	51	6.10%
總和	836	100%

12. 閃光號誌 (X_{11})

在836筆案件資料中，所包括不同閃光號誌情形所佔之比例（如表3.13所示），其中以「無閃燈號誌（有裝號誌沒啟動）」所佔比例最高為70.57%，以「行車管制號誌（紅綠燈）」所佔比例17.82%為次之，「非路口根本沒裝號誌」所佔比例2.51%為最少。

表 3.13 閃光號誌之次數分配表

閃光號誌 (X_{11})	次數	百分比
(1) 非路口根本沒裝號誌	21	2.51%
(2) 閃紅	26	3.11%
(3) 閃黃	50	5.98%
(4) 無閃燈號誌(有裝號誌沒啟動)	590	70.57%
(5) 行車管制號誌(紅綠燈)	149	17.82%
總和	836	100%

13. 號誌種類 (X_{12})

在836筆案件資料中，所包括不同號誌種類所佔之比例（如表3.14所示），其中以「無號誌」所佔比例最高為55.50%，以「閃光號誌」所佔比例17.94%為次之，「不明(無筆錄資料)」所佔比例8.85%為最少。

表 3.14 號誌種類之次數分配表

號誌種類 (X_{12})	次數	百分比
(1) 行車管制號誌	148	17.70%
(2) 閃光號誌	150	17.94%
(3) 無號誌	464	55.50%
(4) 不明(無筆錄資料)	74	8.85%
總和	836	100%

14. 號誌動作 (X_{13})

在836筆案件資料中，所包括不同號誌動作所佔之比例（如表3.15所示），其中以「無號誌」所佔比例最高為54.43%，以「正常」所佔比例33.61%為次之，「不正常」所佔比例0.36%為最少。

表 3.15 號誌動作之次數分配表

號誌動作 (X_{13})	次數	百分比
(1) 正常	281	33.61%
(2) 不正常	3	0.36%
(3) 無動作	23	2.75%
(4) 無號誌	455	54.43%
(5) 不明(無筆錄資料)	74	8.85%
總和	836	100%

15. 行車方向 (X_{14})

在836筆案件資料中，所包括不同行車方向所佔之比例（如表3.16所示），其中以「南向北」所佔比例最高為30.74%，以「北向南」所佔比例27.87%為次之，「其他(多叉路口)」所佔比例0.24%為最少。

表 3.16 行車方向之次數分配表

行車方向 (X_{14})	次數	百分比
(1) 東向西	166	19.86%
(2) 西向東	178	21.29%
(3) 南向北	257	30.74%
(4) 北向南	233	27.87%
(5) 其他(多叉路口)	2	0.24%
總和	836	100%

16. 車道數 (X_{15})

在836筆案件資料中，所包括不同車道數所佔之比例（如表3.17所示），其中以「單車道」所佔比例最高為55.62%，以「雙車道」所佔比例32.42%為次之，「三車道」所佔比例0.12%為最少。

表 3.17 車道數之次數分配表

車道數 (X_{15})	次數	百分比
(1) 單車道	465	55.62%
(2) 雙車道	271	32.42%
(3) 三車道	13	1.56%
(4) 四車道以上	17	2.03%
(5) 不明(無筆錄資料)	70	8.37%
總和	836	100%

17. 行駛動作 (X_{16})

在836筆案件資料中，所包括不同行駛動作所佔之比例（如表3.18所示），其中以「直行」所佔比例最高為81.10%，以「左轉」所佔比例8.01%為次之，「倒車」所佔比例0.60%為最少。

表 3.18 行駛動作之次數分配表

行駛動作 (X_{16})	次數	百分比
(1) 直行	678	81.10%
(2) 右轉	40	4.78%
(3) 左轉	67	8.01%
(4) 迴轉	35	4.19%
(5) 靜止	11	1.32%
(6) 倒車	5	0.60%
總和	836	100%

18. 違規行駛 (X_{17})

在836筆案件資料中，所包括各種違規行駛情形所佔之比例（如表3.19所示），其中以「無違規」所佔比例最高為50.00%，以「不明(無筆錄資料)」所佔比例26.67%為次之，「逆向」所佔比例0.36%為最少。

表 3.19 違規行駛之次數分配表

違規行駛 (X_{17})	次數	百分比
(1) 入侵對向車道	30	3.59%
(2) 逆向	3	0.36%
(3) 無違規	418	50.00%
(4) 未行駛於專用道路	30	3.59%
(5) 未依標誌標線行駛	132	15.79%
(6) 不明(無筆錄資料)	223	26.67%
總和	836	100%

19. 車種 (X_{18})

在836筆案件資料中，所包括不同車種所佔之比例（如表3.20所示），其中以「小客車」所佔比例最高為76.67%，以「小貨車」所佔比例9.69%為次之，「營小客車」所佔比例1.79%為最少。

表 3.20 車種之次數分配表

車種 (X_{18})	次數	百分比
(1) 小客車	641	76.67%
(2) 小貨車	81	9.69%
(3) 小客貨	30	3.59%
(4) 營小客車	15	1.79%
(5) 大貨車	53	6.34%
(6) 大客車	16	1.91%
總和	836	100%

20. 駕駛人飲酒情形 (X_{19})

在836筆案件資料中，所包括不同駕駛人飲酒情形所佔之比例（如表3.21所示），其中以「未飲酒」所佔比例最高為70.45%，以「不明(無筆錄資料)」所佔比例19.26%為次之，「經觀察明顯酒醉」所佔比例0.36%為最少。

表 3.21 駕駛人飲酒情形之次數分配表

駕駛人飲酒情形 (X ₁₉)	次數	百分比
(1) 經測試含酒精成分超過規定	21	2.51%
(2) 經測試未超過規定	27	3.23%
(3) 經觀察明顯酒醉	3	0.36%
(4) 經觀察未測試	9	1.08%
(5) 未飲酒	589	70.45%
(6) 有服用藥物	26	3.11%
(7) 不明(無筆錄資料)	161	19.26%
總和	836	100%

21. 兩車關係 (X₂₀)

在836筆案件資料中，所包括不同兩車關係所佔之比例（如表3.22所示），其中以「對向」所佔比例最高為30.62%，以「橫向右方車」所佔比例19.26%為次之，「同向不明(無筆錄資料)」所佔比例0.24%為最少。

表 3.22 兩車關係之次數分配表

兩車關係 (X ₂₀)	次數	百分比
(1) 同向前車	76	9.09%
(2) 同向後車	78	9.33%
(3) 同向左方車	45	5.38%
(4) 同向右方車	54	6.46%
(5) 同向路邊起駛	6	0.72%
(6) 同向不明(無筆錄資料)	2	0.24%
(7) 橫向左方車	158	18.90%
(8) 橫向右方車	161	19.26%
(9) 對向	256	30.62%
總和	836	100%

22. 採取措施 (X₂₁)

在836筆案件資料中，所包括不同的採取措施所佔之比例（如表3.23所示），其中以「否（無）」所佔比例最高為48.68%，以「不明(無筆錄資料)」所佔比例34.69%為次之，「繞」、「超車」、「變換車道」所佔比例都為最低的0.24%。

表 3.23 採取措施之次數分配表

採取措施 (X_{21})	次數	百分比
(1) 否 (無)	407	48.68%
(2) 按喇叭	22	2.63%
(3) 亮燈	12	1.44%
(4) 減速	20	2.39%
(5) 停車	16	1.91%
(6) 超車	2	0.24%
(7) 閃	62	7.42%
(8) 變換車道	2	0.24%
(9) 繞	2	0.24%
(10) 不明(無筆錄資料)	291	34.81%
總和	836	100%

23. 道路形態 (X_{22})

在836筆案件資料中，所包括不同的道路形態所佔之比例（如表3.24所示），其中以「四岔路」所佔比例最高為31.94%，以「單路部分(直路)」所佔比例28.71%為次之，「單路部分(高架道路)」所佔比例0.24%最低。

表 3.24 道路形態之次數分配表

道路形態 (X_{22})	次數	百分比
(1) 平交道第一種	8	0.96%
(2) 平交道第三乙種	4	0.48%
(3) 三岔路	101	12.08%
(4) 四岔路	267	31.94%
(5) 多岔路	11	1.32%
(6) 單路部分(橋樑)	9	1.08%
(7) 單路部分(高架道路)	2	0.24%
(8) 單路部分(彎曲路及附近)	69	8.25%
(9) 單路部分(坡道)	12	1.44%
(10) 單路部分(巷弄)	22	2.63%
(11) 單路部分(直路)	240	28.71%
(12) 單路部分(其他)	13	1.56%
(13) 圓環	4	0.48%
(14) 不明(無筆錄資料)	74	8.85%
總和	836	100%

24. 年齡 (X_{23})

在836筆案件資料中，所包括不同年齡所佔之比例（如表3.25所示），其中以「21歲～35歲」所佔比例最高為45.81%，以「36歲～50歲」所佔比例38.40%為次之，「超過65歲」所佔比例2.27%為最少。

表 3.25 年齡之次數分配表

年齡 (X_{23})	次數	百分比
(1) 20 歲以下	24	2.87%
(2) 21 歲～35 歲	383	45.81%
(3) 36 歲～50 歲	321	38.40%
(4) 51 歲～65 歲	89	10.65%
(5) 超過 65 歲	19	2.27%
總和	836	100%

25. 車長 (X_{24})

在836筆案件資料中，所包括不同車長所佔之比例（如表3.26所示），其中以「不明(無筆錄資料)」所佔比例最高為43.78%，以「4.1m～9.0m」所佔比例41.51%為次之，「14.1m～17.5m」所佔比例0.24%為最少。

表 3.26 車長之次數分配表

車長 (X_{24})	次數	百分比
(0) 不明(無筆錄資料)	366	43.78%
(1) 1.5m～4.0m	90	10.77%
(2) 4.1m～9.0m	347	41.51%
(3) 9.1m～14.0m	31	3.71%
(4) 14.1m～17.5m	2	0.24%
總和	836	100%

26. 速限 (X_{25})

在836筆案件資料中，所包括不同速限所佔之比例（如表3.27所示），其中以「40km/hr」所佔比例最高為53.95%，以「60km/hr」所佔比例20.93%為次之，「30km/hr以下」所佔比例3.35%為最少。

表 3.27 速限之次數分配表

速限 (X_{25})	次數	百分比
(0) 不明(無筆錄資料)	66	7.89%
(1) 30km/hr 以下	28	3.35%
(2) 40km/hr	451	53.95%
(3) 50km/hr	72	8.61%
(4) 60km/hr	175	20.93%
(5) 70km/hr 以上	44	5.26%
總和	836	100%

27. 預見距離 (X_{26})

在836筆案件資料中，所包括不同預見距離所佔之比例（如表3.28所示），其中以「不明（無筆錄資料或遇見距離為0m）」所佔比例最高為86.84%，以「1m~100m」所佔比例12.44%為次之，「101m~200m」與「超過200m」所佔比例都為0.36%。

表 3.28 預見距離之次數分配表

預見距離 (X_{26})	次數	百分比
(0) 不明(無筆錄資料或遇見距離為 0m)	726	86.84%
(1) 1m~100m	104	12.44%
(2) 101m~200m	3	0.36%
(3) 超過 200m	3	0.36%
總和	836	100%

28. 筆錄速率 (X_{27})

在836筆案件資料中，所包括不同筆錄速率所佔之比例（如表3.29所示），其中以「30km/hr以下」所佔比例最高為40.91%，以「不明（無筆錄資料）」所佔比例22.13%為次之，「超過70km/hr」所佔比例1.79%為最少。

表 3.29 筆錄速率之次數分配表

筆錄速率 (X_{27})	次數	百分比
(0) 不明(無筆錄資料)	185	22.13%
(1) 30km/hr 以下	342	40.91%
(2) 31km/hr~40km/hr	135	16.15%
(3) 41km/hr~50km/hr	76	9.09%
(4) 51km/hr~60km/hr	48	5.74%
(5) 61km/hr~70km/hr	35	4.19%
(6) 超過 70km/hr	15	1.79%
總和	836	100%

29. 乘客受傷數 (X_{28})

在836筆案件資料中，所包括不同乘客受傷數所佔之比例（如表3.30所示），其中以「不明（無筆錄資料或0人受傷）」所佔比例最高為91.39%，以「1人受傷」所佔比例6.58%為次之，「3人以上受傷」所佔比例0.84%為最少。

表 3.30 乘客受傷數之次數分配表

乘客受傷數 (X_{28})	次數	百分比
(0) 不明（無筆錄資料或0人受傷）	764	91.39%
(1) 1人受傷	55	6.58%
(2) 2人受傷	10	1.20%
(3) 3人以上受傷	7	0.84%
總和	836	100%

30. 乘客死亡數 (X_{29})

在836筆案件資料中，所包括不同乘客死亡數所佔之比例（如表3.31所示），其中以「不明（無筆錄資料或0人死亡）」所佔比例最高為98.09%，以「1人以上死亡」所佔比例1.91%最少。

表 3.31 乘客死亡數之次數分配表

乘客死亡數 (X_{29})	次數	百分比
(0) 不明（無筆錄資料或0人死亡）	820	98.09%
(1) 1人以上死亡	16	1.91%
總和	836	100%

3.2 交叉分析

交叉分析理論架構如下：

檢驗假設首先 $\sigma = \sigma_0$ 計算出統計量

$$\chi^2 = \frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{\sigma_0^2} \dots\dots\dots (3-1)$$

其分子是對樣本離散程度的一種度量，分母 σ_0 是正常情況下的

母體標準差，這個比值太大或太小都說明母體標準差的改變，如果 $\chi^2 > \chi^2_{\alpha/2}$ 或 $\chi^2 < \chi^2_{1-\alpha/2}$ ，則為母體標準差有顯著的變化，即 $\sigma \neq \sigma_0$ 。

本研究利用交叉分析旨在透過統計分析之方法，探討兩車碰撞事故之肇事案例中，哪些影響變數相對於肇事責任較為顯著。本研究以肇事資料庫共418件案件（每件事故案例皆有甲、乙兩方肇事當事人資料共836筆）為交叉分析樣本資料，並以卡方檢定來分析不同影響變數對於「肇事鑑定結果之責任歸屬」之顯著影響情形，了解各個變數對鑑定結果之差異性。

經卡方檢定結果可得知：天候（ X_2 ）、駕駛受傷情形（ X_3 ）、天色（ X_7 ）、號誌動作（ X_{13} ）、行車方向（ X_{14} ）、車長（ X_{24} ）、速限（ X_{25} ）、乘客受傷數（ X_{28} ）、乘客死亡數（ X_{29} ）共 9 項變數皆未達到顯著水準；其餘影響變數：路權（ X_1 ）、駕駛死亡情形（ X_4 ）、是否預見（ X_5 ）、是否過路口中心（ X_6 ）、超速（ X_8 ）、變換車道（ X_9 ）、幹道或支道（ X_{10} ）、閃光號誌（ X_{11} ）、號誌種類（ X_{12} ）、車道數（ X_{15} ）、行駛動作（ X_{16} ）、違規行駛（ X_{17} ）、車種（ X_{18} ）、駕駛人飲酒情形（ X_{19} ）、兩車關係（ X_{20} ）、採取措施（ X_{21} ）、道路形態（ X_{22} ）、年齡（ X_{23} ）、預見距離（ X_{26} ）、筆錄速率（ X_{27} ）共 20 項變數皆達顯著水準。其交叉分析結果分述如下，並將其結果彙整於表 3.32 所示。

1. 路權（ X_1 ）

透過卡方檢定可得到卡方值為584.591、自由度為4、及p-value為0.000之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.000 < 0.05$ ，拒絕虛無假設，表示「路權」對於肇事責任具有顯著性差異。

2. 天候（ X_2 ）

透過卡方檢定可得到卡方值為9.625、自由度為12、及p-value為0.649之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.649 > 0.05$ ，沒有拒絕虛無假設，表示「天候」對於肇事責任不具有顯著性差異。

3. 駕駛受傷情形 (X_3)

透過卡方檢定可得到卡方值為1.642、自由度為4、及p-value為0.801之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.801>0.05$ ，沒有拒絕虛無假設，表示「駕駛受傷情形」對於肇事責任不具有顯著性差異。

4. 駕駛死亡情形 (X_4)

透過卡方檢定可得到卡方值為39.311、自由度為4、及p-value為0.000之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.000<0.05$ ，拒絕虛無假設，表示「駕駛死亡情形」對於肇事責任具有顯著性差異。

5. 是否預見 (X_5)

透過卡方檢定可得到卡方值為50.119、自由度為8、及p-value為0.000之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.000<0.05$ ，拒絕虛無假設，表示「是否預見」對於肇事責任具有顯著性差異。

6. 是否過路口中心 (X_6)

透過卡方檢定可得到卡方值為190.894、自由度為8、及p-value為0.000之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.000<0.05$ ，拒絕虛無假設，表示「是否過路口中心」對於肇事責任具有顯著性差異。

7. 天色 (X_7)

透過卡方檢定可得到卡方值為12.294、自由度為12、及p-value為0.422之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.422>0.05$ ，沒有拒絕虛無假設，表示「天色」對於肇事責任不具有顯著性差異。

8. 超速 (X_8)

透過卡方檢定可得到卡方值為43.553、自由度為12、及p-value為0.000之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.000<0.05$ ，拒絕虛無假設，表示「超速」對於肇事責任具有顯著性差異。

9. 變換車道 (X_9)

透過卡方檢定可得到卡方值為31.712、自由度為12、及p-value為0.002之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.002 < 0.05$ ，拒絕虛無假設，表示「變換車道」對於肇事責任具有顯著性差異。

10. 幹道或支道 (X_{10})

透過卡方檢定可得到卡方值為22.307、自由度為12、及p-value為0.034之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.034 < 0.05$ ，拒絕虛無假設，表示「幹道或支道」對於肇事責任具有顯著性差異。

11. 閃光號誌 (X_{11})

透過卡方檢定可得到卡方值為53.899、自由度為16、及p-value為0.000之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.000 < 0.05$ ，拒絕虛無假設，表示「閃光號誌」對於肇事責任具有顯著性差異。

12. 號誌種類 (X_{12})

透過卡方檢定可得到卡方值為66.830、自由度為12、及p-value為0.000之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.000 < 0.05$ ，拒絕虛無假設，表示「號誌種類」對於肇事責任具有顯著性差異。

13. 號誌動作 (X_{13})

透過卡方檢定可得到卡方值為24.509、自由度為16、及p-value為0.079之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.079 > 0.05$ ，沒有拒絕虛無假設，表示「號誌動作」對於肇事責任不具有顯著性差異。

14. 行車方向 (X_{14})

透過卡方檢定可得到卡方值為15.313、自由度為16、及p-value為0.502之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.502 > 0.05$ ，沒有拒絕虛無假設，表示「行車方向」對於肇事責任不具有顯著性差異。

15. 車道數 (X_{15})

透過卡方檢定可得到卡方值為37.818、自由度為16、及p-value為

0.002之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.002 < 0.05$ ，拒絕虛無假設，表示「車道數」對於肇事責任具有顯著性差異。

16. 行駛動作 (X_{16})

透過卡方檢定可得到卡方值為57.753、自由度為20、及 $p\text{-value}$ 為0.000之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.000 < 0.05$ ，拒絕虛無假設，表示「行駛動作」對於肇事責任具有顯著性差異。

17. 違規行駛 (X_{17})

透過卡方檢定可得到卡方值為116.191、自由度為20、及 $p\text{-value}$ 為0.000之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.000 < 0.05$ ，拒絕虛無假設，表示「違規行駛」對於肇事責任具有顯著性差異。

18. 車種 (X_{18})

透過卡方檢定可得到卡方值為37.755、自由度為20、及 $p\text{-value}$ 為0.009之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.009 < 0.05$ ，拒絕虛無假設，表示「車種」對於肇事責任具有顯著性差異。

19. 駕駛人飲酒情形 (X_{19})

透過卡方檢定可得到卡方值為44.967、自由度為24、及 $p\text{-value}$ 為0.006之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.006 < 0.05$ ，拒絕虛無假設，表示「駕駛人飲酒情形」對於肇事責任具有顯著性差異。

20. 兩車關係 (X_{20})

透過卡方檢定可得到卡方值為281.037、自由度為32、及 $p\text{-value}$ 為0.000之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.000 < 0.05$ ，拒絕虛無假設，表示「兩車關係」對於肇事責任具有顯著性差異。

21. 採取措施 (X_{21})

透過卡方檢定可得到卡方值為57.082、自由度為36、及 $p\text{-value}$ 為0.014之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.014 < 0.05$ ，拒絕虛

無假設，表示「採取措施」對於肇事責任具有顯著性差異。

22. 道路形態 (X_{22})

透過卡方檢定可得到卡方值為146.508、自由度52、及p-value為0.000之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.000<0.05$ ，拒絕虛無假設，表示「道路形態」對於肇事責任具有顯著性差異。

23. 年齡 (X_{23})

透過卡方檢定可得到卡方值為27.149、自由度為16、及p-value為0.040之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.040<0.05$ ，拒絕虛無假設，表示「年齡」對於肇事責任具有顯著性差異。

24. 車長 (X_{24})

透過卡方檢定可得到卡方值為15.188、自由度為16、及p-value為0.511之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.511>0.05$ ，沒有拒絕虛無假設，表示「車長」對於肇事責任不具有顯著性差異。

25. 速限 (X_{25})

透過卡方檢定可得到卡方值為29.081、自由度為20、及p-value為0.086之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.086>0.05$ ，沒有拒絕虛無假設，表示「速限」對於肇事責任不具有顯著性差異。

26. 預見距離 (X_{26})

透過卡方檢定可得到卡方值為30.309、自由度為12、及p-value為0.003之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.003<0.05$ ，拒絕虛無假設，表示「預見距離」對於肇事責任具有顯著性差異。

27. 筆錄速率 (X_{27})

透過卡方檢定可得到卡方值為77.700、自由度為24、及p-value為0.000之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.000<0.05$ ，拒絕虛無假設，表示「筆錄速率」對於肇事責任具有顯著性差異。

28. 乘客受傷數 (X_{28})

透過卡方檢定可得到卡方值為13.435、自由度為12、及p-value為0.338之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.338>0.05$ ，沒有拒絕虛無假設，表示「乘客受傷數」對於肇事責任不具有顯著性差異。

29. 乘客死亡數 (X_{29})

透過卡方檢定可得到卡方值為6.167、自由度為4、及p-value為0.187之結果。在 $\alpha=0.05$ 的狀態下， $p\text{-value}=0.187>0.05$ 沒有拒絕虛無假設，表示「乘客死亡數」對於肇事責任不具有顯著性差異。

表 3.32 肇事責任與影響變數之卡方檢定表

性質	變數項目	卡方值	自由度	p-value	顯著影響
類別變數	路權 (X_1)	584.591	4	0.000	*
	天候 (X_2)	9.625	12	0.649	—
	駕駛受傷情形 (X_3)	1.642	4	0.801	—
	駕駛死亡情形 (X_4)	39.311	4	0.000	*
	是否預見 (X_5)	50.119	8	0.000	*
	是否過路口中心 (X_6)	190.894	8	0.000	*
	天色 (X_7)	12.296	12	0.422	—
	超速 (X_8)	43.553	12	0.000	*
	變換車道 (X_9)	31.712	12	0.002	*
	幹道或支道 (X_{10})	22.307	12	0.034	*
	閃光號誌 (X_{11})	53.899	16	0.000	*
	號誌種類 (X_{12})	66.830	12	0.000	*
	號誌動作 (X_{13})	24.509	16	0.079	—
	行車方向 (X_{14})	15.313	16	0.502	—
	車道數 (X_{15})	37.818	16	0.002	*
	行駛動作 (X_{16})	57.753	20	0.000	*
	違規行駛 (X_{17})	116.191	20	0.000	*
	車種 (X_{18})	37.755	20	0.009	*
	駕駛人飲酒情形 (X_{19})	44.967	24	0.006	*
	兩車關係 (X_{20})	281.037	32	0.000	*
	採取措施 (X_{21})	57.082	36	0.014	*
	道路形態 (X_{22})	146.508	52	0.000	*

註：p-value<0.05 代表有顯著性影響，並以「*」表示。

表 3.32 肇事責任與影響變數之卡方檢定表 (續)

性質	變數項目	卡方值	自由度	p-value	顯著影響 【以*表示】
連續變數	年齡 (X ₂₃)	27.149	16	0.040	*
	車長 (X ₂₄)	311.136	328	0.740	—
	速限 (X ₂₅)	31.895	28	0.279	—
	預見距離 (X ₂₆)	185.925	144	0.011	*
	筆錄速率 (X ₂₇)	273.561	124	0.000	*
	乘客受傷數 (X ₂₈)	13.435	12	0.338	—
	乘客死亡數 (X ₂₉)	6.167	4	0.187	—

註：p-value<0.05 代表有顯著性影響，並以「*」表示。

3.3 判別分析

判別分析最早是由 R.A. Fisher (1936) 所提出，其主要功能有二：
 (一) 將已知分類的觀察值建立一組判別函數，將能觀測值之線性組合轉換為一新的變數，並使原來的分類組群經過轉換後能得到最大的區分；
 (二) 將未知組群之新觀測值，經過判別函數轉換後可以區分到已知的分類群組中，得到該觀察值所應被歸類的群組。判別分析理論式如下：

假定今有一組具 p 種變量之 n 個樣本之觀察值，並將之分成 m 個群體 (π_i , $i = 1, 2, 3, \dots, m$)，每個群體內所分配之觀察值個數為 o_i ($\sum o_i = n$, $i = 1, 2, 3, \dots, m$)。

$$X_q^{(i)} = (X_{1q}, X_{2q}, \dots, X_{pq}), q = 1, 2, 3, \dots, o_i / i = 1, 2, 3, \dots, m \dots\dots\dots (3-2)$$

首先計算各群體樣本之平均數矩陣 (μ_i , $i = 1, 2, 3, \dots, m$) 與組內的互變異係數矩陣 (Σ)。

$$\mu^{(i)} = \frac{1}{o_i} \sum_{v=1}^n X_v^{(i)}, i = 1, 2, 3, \dots, m \dots\dots\dots (3-3)$$

$$\sum = \frac{1}{\sum_{i=1}^m o_i - 2} \left[\sum_{i=1}^m \sum_{v=1}^n (X_v^{(i)} - \mu^{(i)}) (X_v^{(i)} - \mu^{(i)})' \right] \dots\dots\dots (3-4)$$

之後再計算各群體 ($\pi_i, i = 1, 2, 3, \dots, m$) 之先天機率

$$P(i) = \frac{o_i}{\sum_{i=1}^m o_i} \dots\dots\dots (3-5)$$

最後得判別函數 $Z^{(i)}(X)$ 之推定式組為：

$$Z^{(i)}(X) = X \times \sum^{-1} \times \mu^{(i)} - \frac{1}{2} \times \mu^{(i)} \times \sum^{-1} \times \mu^{(i)} + \log P(i) \dots (3-6)$$

後續推廣之應用為將未知群組之觀察值 X 投入判別函數推定組可得 i 個 $Z^{(i)}$ 值，之後找出 $Z^{(i)}$ 值為最大時之 i 值所在之群組，即為該觀察值所被分類到的群組。相關之程序大致可歸納如下：

1. 標準化：首先將所有變數加以標準化，並依此進行分析。
2. 集群分析：本研究採 Ward 最小變異數法進行集群分析，為免程序過於複雜，因此省略區別分析前的各項假設之檢定，而直接進行分析。
3. 命中率法 (Hit-ratio)：檢定準確度用以檢定模型之預測能力，即外部有效性 (Ex-ternal Validity)。

本研究利用交叉分析與判別分析等統計分析方法，探討兩車碰撞事故於肇事案例中，哪些影響變數相對於肇事責任較為顯著，之後再將交叉分析與判別分析所得出之顯著變數，進行相互間比較，擷取出兩種分析均顯著之重要影響變數。在判別分析部分是以本研究所整理的肇事資料庫共 418 件案件（每件事故案例皆有甲、乙兩方肇事當事人資料共 836 筆）為判別分析樣本資料，並以 F 檢定來分析不同影響變數對於「肇事鑑定結果之責任歸屬」之顯著影響情形，了

解各個變數對於鑑定結果之差異性。

經 F 檢定結果可得知：天候 (X_2)、駕駛受傷情形 (X_3)、天色 (X_7)、幹道或支道 (X_{10})、號誌種類 (X_{12})、號誌動作 (X_{13})、行車方向 (X_{14})、車道數 (X_{15})、駕駛人飲酒情形 (X_{19})、採取措施 (X_{21})、年齡 (X_{23})、車長 (X_{24})、速限 (X_{25})、乘客受傷數 (X_{28})、乘客死亡數 (X_{29}) 共 15 項變數皆未達到顯著水準；其餘影響變數：路權 (X_1)、駕駛死亡情形 (X_4)、是否預見 (X_5)、是否過路口中心 (X_6)、超速 (X_8)、變換車道 (X_9)、閃光號誌 (X_{11})、行駛動作 (X_{16})、違規行駛 (X_{17})、車種 (X_{18})、兩車關係 (X_{20})、道路形態 (X_{22})、預見距離 (X_{26})、筆錄速率 (X_{27}) 共 14 項變數皆達顯著水準。其判別分析結果分述如下，並將其結果彙整於表 3.33 所示。

表 3.33 肇事責任與影響變數之判別分析表

性質	變數項目	Wilks' Lambda	F-value	p-value	顯著影響
類別變數	路權 (X_1)	0.301	483.072	0.000	*
	天候 (X_2)	0.999	0.281	0.891	—
	駕駛受傷情形 (X_3)	0.998	0.409	0.802	—
	駕駛死亡情形 (X_4)	0.953	10.251	0.000	*
	是否預見 (X_5)	0.979	4.552	0.001	*
	是否過路口中心 (X_6)	0.917	18.758	0.000	*
	天色 (X_7)	0.995	0.965	0.426	—
	超速 (X_8)	0.973	5.743	0.000	*
	變換車道 (X_9)	0.979	4.414	0.002	*
	幹道或支道 (X_{10})	0.992	1.748	0.137	—
	閃光號誌 (X_{11})	0.976	5.197	0.000	*
	號誌種類 (X_{12})	0.996	0.822	0.511	—
	號誌動作 (X_{13})	0.992	1.774	0.132	—
	行車方向 (X_{14})	0.998	0.519	0.722	—
	車道數 (X_{15})	0.999	0.193	0.942	—
	行駛動作 (X_{16})	0.969	6.715	0.000	*
	違規行駛 (X_{17})	0.963	8.009	0.000	*
	車種 (X_{18})	0.969	6.576	0.000	*

註：p-value<0.05 代表有顯著性影響，並以「*」表示。

性質	變數項目	Wilks' Lambda	F-value	p-value	顯著影響
類別變數	駕駛人飲酒情形 (X ₁₉)	0.992	1.647	0.160	—
	兩車關係 (X ₂₀)	0.922	17.688	0.000	*
	採取措施 (X ₂₁)	0.989	2.261	0.061	—
	道路形態 (X ₂₂)	0.972	6.047	0.000	*
連續變數	年齡 (X ₂₃)	0.993	1.456	0.214	—
	車長 (X ₂₄)	1.000	0.054	0.995	—
	速限 (X ₂₅)	0.989	2.256	0.061	—
	預見距離 (X ₂₆)	0.987	2.820	0.024	*
	筆錄速率 (X ₂₇)	0.963	7.886	0.000	*
	乘客受傷數 (X ₂₈)	0.997	0.584	0.674	—
	乘客死亡數 (X ₂₉)	0.993	1.544	0.187	—

註：p-value<0.05 代表有顯著性影響，並以「*」表示。

3.4 專家問卷

目前在台灣肇事鑑定作業仍相當依賴專家學者們的專業意見，主要是因為在判定肇事責任所可能牽扯因素過於複雜，所以只能透過經驗豐富的專家學者給予客觀判定依據。因本研究想要瞭解鑑定委員於面對肇事案件時，主要考量因素為何，所以設計一份肇事鑑定專家問卷進行重要影響變數分析，並將專家問卷示於附錄一。然而不同單位之鑑定委員在審查相同肇事案件所考量因素也可能不盡相同，本研究也將針對所回收的專家問卷進行「模糊德菲法(Fuzzy Dephi Method)」，以求取客觀判定依據。

3.4.1 專家問卷之發放與回收

目前問卷發放之對象是以全台灣14個地方鑑定會與1個省覆議鑑定會之鑑定委員為主，由於每個鑑定會只能編制7位鑑定委員，所以本研究針對全省發放出約110份專家問卷（包含已退休人員），總共回收56份問卷，其中含48份有效問卷與8份無效問卷，並利用模糊德菲法進行分析。

表 3.34 台灣省車輛行車事故鑑定委員會一覽表

分區	鑑定會簡稱
地區	基宜區鑑定委員會
	台北市鑑定委員會
	台北縣區鑑定委員會
	桃園縣區鑑定委員會
	竹苗區鑑定委員會
	台中市區鑑定委員會
	台中縣區鑑定委員會
	彰化縣區鑑定委員會
	南投縣區鑑定委員會
	嘉雲縣區鑑定委員會
	台南區鑑定委員會
	花東區鑑定委員會
	高雄市鑑定委員會
	高屏澎區鑑定委員會
省	台灣省覆議鑑定委員會

3.4.2 專家問卷之評估法

本研究主要之研究目的為利用自我組織特徵映射圖網路(SOM)建構兩車(汽車)碰撞事故之肇事鑑定決策支援系統。在構建SOM之前,希望藉由專家問卷,分析影響鑑定委員於鑑定時之主要考量變數,並將分析結果與由統計方法所得之主要變數進行比對,再依比對所得之結果決定SOM之輸入變數,以使本研究除依據統計理論結果外,更能與實務鑑定相結合。故本研究對於影響變數的考量不得不慎重,因而在影響鑑定委員於鑑定時之主要考量變數層面上,我們需考慮多元的影響因素,期使肇事鑑定作業達到最大效率。

而在這些影響變數中,有不少變數具有「多準則」、「模糊不確定性」以及「群體決策」的問題特性,所以本研究利用「模糊德菲法」,嘗試挑選鑑定委員在判定肇事責任時所考量之影響變數,藉此提出一套挑選重要變數之評估方法。

「德菲法(Dephi Method)」是一種專家預測法,也是一種群體決

策方法，其目的乃在於獲取專家共識，尋求對特定對象一致性之意見，此法不但可收集思廣益之效，亦可兼顧專家獨力判斷品質。但德菲法在實際運用時，常會因專家意見的收斂效果不大（即各個專家意見紛歧時），導致需要以增加調查次數得到較佳結果，而所需成本也就越高，亦越耗時，專家反應率也會隨之下降，而且德菲法是以平均數作為篩選評估準則之依據，在統計上易受極端值影響，而造成扭曲專家原意之情況發生。

「模糊德菲法(Fuzzy Dephi Method)」是在模糊理論發表之後，由上述德菲法(Dephi Method)之方法中加入模糊理論概念、精神而加以改良而成，也是專家預測的一種方法，並且「模糊德菲法」在應用上亦可使用幾何平均數作為本研究篩選評估準則之依據，以收統計上不偏效果，避免極端值影響，如此可使準則之選取效果更佳。

有關「模糊德菲法」之進行步驟如下所示：

步驟一：建立影響變數集

針對研究目標-「分析影響鑑定委員於鑑定時之主要考量變數」，廣泛地蒐集相關文獻資料，以找出各種影響鑑定委員於鑑定時主要考量之層面，彙整成影響因素集。

步驟二：蒐集決策群體意見

利用專家問卷的方式，蒐集各單位鑑定委員的專業意見，並以「分析影響鑑定委員於鑑定時之主要考量變數」為目標，並懇請專家學者由上一步驟所得之影響變數集中，針對個別影響因素對肇事責任判定之重要性予以評分，以取得鑑定委員對各個影響變數之評價值。

步驟三：建立模糊三角函數

將由專家問卷所蒐集到之鑑定委員對該影響變數評估值，依據下列式子，建立每項影響變數之模糊三角函數

$$\tilde{A} = (L_A, M_A, U_A) \dots\dots\dots (3-7)$$

$$L_A = \min(X_{Ai}), i = 1, 2, 3, \dots, n \dots\dots\dots (3-8)$$

$$M_A = (X_{A1} \times X_{A2} \times \dots \times X_{An})^{1/n} \dots\dots\dots (3-9)$$

$$U_A = \max(X_{Ai}), i = 1, 2, 3, \dots, n \dots\dots\dots (3-10)$$

其中， A 為影響變數； i 為鑑定委員； \tilde{A} 為 A 影響變數重要性之模糊數； X_{Ai} 為第 i 個鑑定委員對 A 影響變數之評價； L_A 為鑑定委員對 A 影響變數評估值之下限； M_A 為鑑定委員對 A 影響變數評估值之幾何平均數； U_A 為鑑定委員對 A 影響變數評估值之上限。

表 3.35 A 影響變數之模糊三角函數

變數影響評估準則	評估值		
	最小值	幾何平均數	最大值
A 影響變數	L_A	M_A	U_A

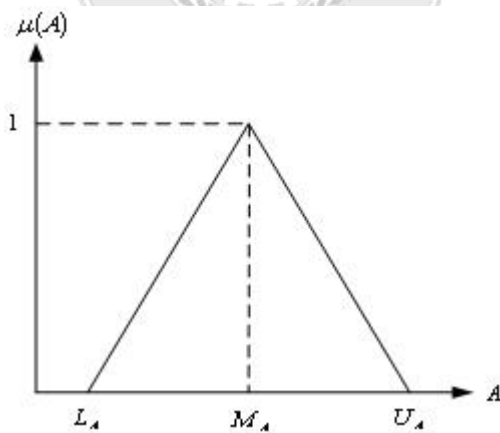


圖 3.1 A 影響變數之模糊三角函數

步驟四：篩選影響變數

利用上一步驟所得之模糊三角函數，再以每個影響因素模糊三角函數中之幾何平均數為其隸屬函數【 M_A 】，用以代表各單位鑑定委員對此影響變數之共識。最後依研究目的決定合適的門檻值【 S 】，

並透過以下的方式，從眾多的初擬影響變數中，篩選出較適當的影響變數。

(1) $M_A \geq S$ ，接受A影響變數為評估準則。

(2) $M_A < S$ ，刪除A影響變數。

其中， M_A 為決策群體對A影響變數之共識，S為門檻值。

而門檻值大小的決定，則將會直接影響到篩選出來的影響變數之多寡。若發現影響變數太少，可將門檻值降低；反之，若發現影響變數太多，則可以提高門檻值。至於如何決定適當之門檻值，全依決策者之主觀認定；一般認為準則重要性程度大於80%者[15]，應該視其為具有重要性的變數。

3.4.3 專家問卷實證分析

專家問卷發放目的是希望瞭解鑑定委員在實務鑑定上，考量各個影響變數為何？以及對於肇事責任判定的重要影響變數順序為何？所以本研究利用模糊德菲法進行變數評等分析，並只挑準則重要性程度大於80%之影響變數，在透過幾何平均數 M_A ，可以初步瞭解各影響變數之重要順序為何。本研究主要將各個變數重要性分為五種程度，並給予極不重要（2分）、不重要（4分）、尚可（6分）、重要（8分）、極重要（10分）等不同配分，再經由模糊德菲法計算各個變數之隸屬函數。

經隸屬函數之結果可得知：天候（ X_2 ）、駕駛受傷情形（ X_3 ）、駕駛死亡情形（ X_4 ）、是否過路口中心（ X_6 ）、天色（ X_7 ）、行車方向（ X_{14} ）、車道數（ X_{15} ）、車種（ X_{18} ）、採取措施（ X_{21} ）、道路形態（ X_{22} ）、年齡（ X_{23} ）、車長（ X_{24} ）、筆錄速率（ X_{27} ）、乘客受傷數（ X_{28} ）、乘客死亡數（ X_{29} ）共15項變數皆未達到80%的門檻值；其餘影響變數：路權（ X_1 ）、是否預見（ X_5 ）、超速（ X_8 ）、變換車道（ X_9 ）、幹道或支道（ X_{10} ）、閃光號誌（ X_{11} ）、號誌種類（ X_{12} ）、號誌動作（ X_{13} ）、行駛動作（ X_{16} ）、違規行駛（ X_{17} ）、駕駛人飲酒情形（ X_{19} ）、兩車關係（ X_{20} ）、速限（ X_{25} ）、預見距

離 (X_{26}) 共14項變數皆達80%以上之門檻值。其隸屬函數之結果彙整於表3.36所示。

表 3.36 影響變數之三角模糊函數

性質	影響變數	L_A	M_A	U_A	顯著影響 【以*表示】
類別變數	路權 (X_1)	8	9.82	10	*
	天候 (X_2)	4	6.57	10	—
	駕駛受傷情形 (X_3)	2	5.66	10	—
	駕駛死亡情形 (X_4)	2	5.92	10	—
	是否預見 (X_5)	6	8.07	10	*
	是否過路口中心 (X_6)	4	6.83	10	—
	天色 (X_7)	4	6.79	10	—
	超速 (X_8)	4	8.55	10	*
	變換車道 (X_9)	6	8.83	10	*
	幹道或支道 (X_{10})	2	9.10	10	*
	閃光號誌 (X_{11})	4	8.53	10	*
	號誌種類 (X_{12})	4	8.52	10	*
	號誌動作 (X_{13})	4	8.59	10	*
	行車方向 (X_{14})	4	7.99	10	—
	車道數 (X_{15})	4	6.93	10	—
	行駛動作 (X_{16})	4	8.08	10	*
	違規行駛 (X_{17})	4	8.58	10	*
	車種 (X_{18})	2	4.73	10	—
	駕駛人飲酒情形 (X_{19})	6	8.96	10	*
	兩車關係 (X_{20})	2	8.33	10	*
	採取措施 (X_{21})	4	7.55	10	—
	道路形態 (X_{22})	4	7.03	10	—
連續變數	年齡 (X_{23})	2	5.00	8	—
	車長 (X_{24})	2	5.87	10	—
	速限 (X_{25})	4	8.23	10	*
	預見距離 (X_{26})	4	8.03	10	*
	筆錄速率 (X_{27})	4	7.05	10	—
	乘客受傷數 (X_{28})	2	5.20	10	—
	乘客死亡數 (X_{29})	2	5.34	10	—

註：本研究以 $M_A > 8$ 表示具有重要影響變數，並以「*」表示。

3.5 小結

本研究之兩車（汽車）碰撞事故之自組織特徵映射圖神經網路，其最主要的目的是期望建構出一個能提供過去類似肇事鑑定案件之兩車碰撞肇事鑑定決策支援系統，因此藉由過去肇事案例歷史資料為基礎篩選排除多車碰撞、與行人有關、與機車有關、高速公路、彎道或山路事故等，僅挑選兩車碰撞事故資料以進行研究。並藉由本章中所使用之統計分析方法（交叉分析、判別分析與專家問卷）挑選重要影響變數作為進入自映射圖神經網路模式之變數，以增加此決策支援系統之分群能力，其篩選變數之流程如圖3.2所示。

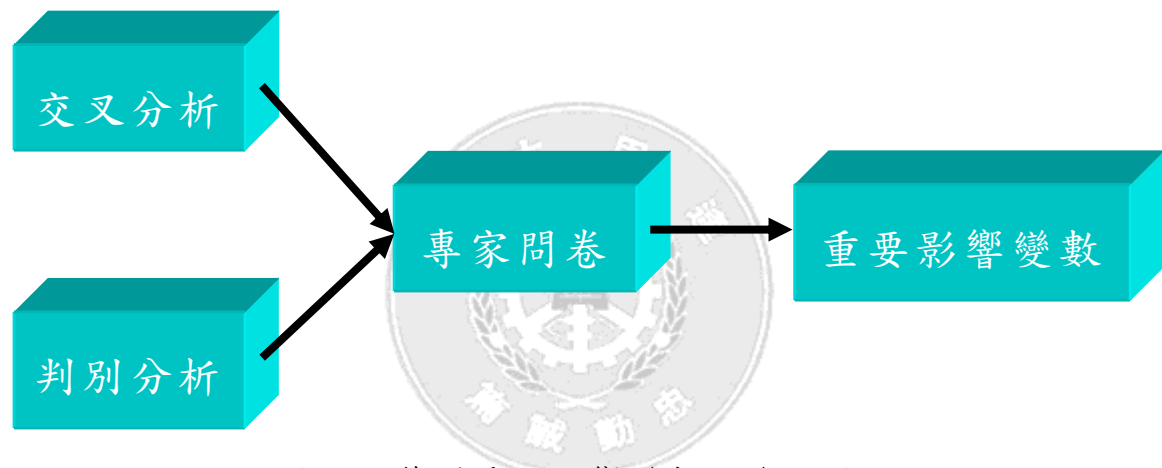


圖 3.2 篩選重要影響變數之流程圖

本研究在篩選變數時，主要是考量理論與實務並重，所以會先將交叉分析與判別分析先作相互間之比較，並將所得到之結果再與鑑定專家問卷作比較，以確定所有進入自組織特徵映射圖神經網路之影響變數，對於肇事判定結果會有顯著之影響。經由比較後，交叉分析與判別分析均顯著之變數為：路權（ X_1 ）、駕駛死亡情形（ X_4 ）、是否預見（ X_5 ）、是否過路口中心（ X_6 ）、超速（ X_8 ）、變換車道（ X_9 ）、閃光號誌（ X_{11} ）、行駛動作（ X_{16} ）、違規行駛（ X_{17} ）、車種（ X_{18} ）、兩車關係（ X_{20} ）、道路形態（ X_{22} ）、預見距離（ X_{26} ）、筆錄速率（ X_{27} ）等 14 個變數，而所篩選的變數分別如下，並彙整如表 3.37 所示。

表 3.37 交叉分析與判別分析顯著變數之彙整表

性質	影響變數	交叉分析 挑選變數	判別分析挑 選變數	共同挑選 變數
類別變數	路權 (X ₁)	*	*	☆
	天候 (X ₂)	—	—	—
	駕駛受傷情形 (X ₃)	—	—	—
	駕駛死亡情形 (X ₄)	*	*	☆
	是否預見 (X ₅)	*	*	☆
	是否過路口中心 (X ₆)	*	*	☆
	天色 (X ₇)	—	—	—
	超速 (X ₈)	*	*	☆
	變換車道 (X ₉)	*	*	☆
	幹道或支道 (X ₁₀)	*	—	—
	閃光號誌 (X ₁₁)	*	*	☆
	號誌種類 (X ₁₂)	*	—	—
	號誌動作 (X ₁₃)	—	—	—
	行車方向 (X ₁₄)	—	—	—
	車道數 (X ₁₅)	*	—	—
	行駛動作 (X ₁₆)	*	*	☆
	違規行駛 (X ₁₇)	*	*	☆
	車種 (X ₁₈)	*	*	☆
	駕駛人飲酒情形 (X ₁₉)	*	—	—
	兩車關係 (X ₂₀)	*	*	☆
	採取措施 (X ₂₁)	*	—	—
	道路形態 (X ₂₂)	*	*	☆
連續變數	年齡 (X ₂₃)	*	—	—
	車長 (X ₂₄)	—	—	—
	速限 (X ₂₅)	—	—	—
	預見距離 (X ₂₆)	*	*	☆
	筆錄速率 (X ₂₇)	*	*	☆
	乘客受傷數 (X ₂₈)	—	—	—
	乘客死亡數 (X ₂₉)	—	—	—

註：「☆」表示交叉分析與判別分析都顯著之影響變數。

經由比較交叉分析、判別分析、專家問卷等三種方法後，最後決定進入自組織特徵映射圖網路之重要影響變數為：路權 (X₁)、是否預見 (X₅)、

超速 (X₈)、變換車道 (X₉)、閃光號誌 (X₁₁)、行駛動作 (X₁₆)、違規行駛 (X₁₇)、兩車關係 (X₂₀)、預見距離 (X₂₆) 等9個重要影響變數，而所篩選的變數分別如下，並彙整如表3.38所示。

表 3.38 統計方法與專家問卷顯著變數之彙整表

性質	影響變數	統計方法	專家問卷	重要影響變數
類別變數	路權 (X ₁)	☆	*	◎
	天候 (X ₂)	—	—	—
	駕駛受傷情形 (X ₃)	—	—	—
	駕駛死亡情形 (X ₄)	☆	—	—
	是否預見 (X ₅)	☆	*	◎
	是否過路口中心 (X ₆)	☆	—	—
	天色 (X ₇)	—	—	—
	超速 (X ₈)	☆	*	◎
	變換車道 (X ₉)	☆	*	◎
	幹道或支道 (X ₁₀)	—	*	—
	閃光號誌 (X ₁₁)	☆	*	◎
	號誌種類 (X ₁₂)	—	*	—
	號誌動作 (X ₁₃)	—	*	—
	行車方向 (X ₁₄)	—	—	—
	車道數 (X ₁₅)	—	—	—
	行駛動作 (X ₁₆)	☆	*	◎
	違規行駛 (X ₁₇)	☆	*	◎
	車種 (X ₁₈)	☆	—	—
	駕駛人飲酒情形 (X ₁₉)	—	*	—
	兩車關係 (X ₂₀)	☆	*	◎
	採取措施 (X ₂₁)	—	—	—
	道路形態 (X ₂₂)	☆	—	—
連續變數	年齡 (X ₂₃)	—	—	—
	車長 (X ₂₄)	—	—	—
	速限 (X ₂₅)	—	*	—
	預見距離 (X ₂₆)	☆	*	◎
	筆錄速率 (X ₂₇)	☆	—	—
	乘客受傷數 (X ₂₈)	—	—	—
	乘客死亡數 (X ₂₉)	—	—	—

註：「◎」表示統計分析與專家問卷分析均顯著之重要影響變數。

事故鑑定作業為一門相當專業的鑑定工作，如果只透過統計方法去分析過往的肇事案件資料，往往可能會忽略實務上部分重要影響變數或是過於重視一些不是那麼重要的變數。如果不考慮變數重要性，將所有變數直接進入自組織映射圖網路進行群聚分析，那麼在資料庫樣本有限的情況下，可能導致所分出之群落過於繁雜，或使群落數過多而各個群落所能參考案件過少等情形，所以挑選理論與實務上均顯著之變數，作為進入自組織映射圖網路之重要影響變數，可使群聚模式簡化，卻不失其代表性。



第四章 分群模式建構與分析

本研究於此章節先針對各種肇事案件碰撞型態進行區分，分成兩車事故之同向、橫向與對向等三種不同碰撞型態，再將上述章節所得出之9個重要影響變數當成SOM分群模式之輸入變數，進行不同碰撞型態之分群模式訓練，由於SOM網路之群聚模式牽涉到各項參數設定，而不同參數設定將會對於群聚結果產生重要影響，所以本研究也會先介紹SOM網路如何處理對肇事責任產生顯著影響的18個變數（甲、乙兩方各9個影響變數）進行分群及各種參數設定，並評估各種網路參數執行績效，以選出最佳參數設定來執行案例資料庫分類。

4.1 類神經網路之基本理論

類神經網路（Neural Network），又稱為平行分散處理器（Parallel Distributed Process），模仿生物神經網路的資訊處理系統。生物神經網路是由許多神經細胞（Neuron、神經元）組成，神經元的組織結構如圖4-1 所示。

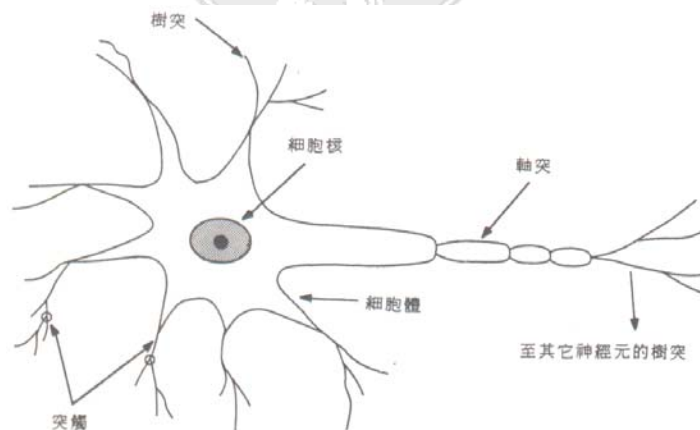


圖 4.1 神經元細胞圖（林昇甫、洪成安，民 85 年）

當外界的各種不同資訊或訊號，透過感官器官接收後，傳遞進神經細胞；而神經細胞的突觸（Synapse）會將輸入訊號作處理轉換，再透過樹突（Dendrites）傳遞至細胞核（Soma），最後軸突（Axon）

傳遞至樹突，作為下一個神經元的輸入訊號。神經細胞樹突是輸入的路徑，突觸的訊號轉換是神經鍵或加權值（weight），軸突相當於輸出路徑。類神經網路即是許多人工神經元連結組成，進行模仿生物神經網路，而人工神經元是基本類神經網路單元，或稱之為處理單元（Processing Element, PE）或節點（Node）。

類神經網路可以簡單分作監督式（supervised）學習和非監督式（unsupervised）學習（Haykin, 1994）。

1. 監督式學習：根據原有問題領域的訓練範例，從中學習輸入變數和輸出變數的內在對映規則，再將之用於待處理的問題案例。如：倒傳遞網路、學習向量化網路、機率神經網路等，其中由許多獨立並行進行運作的神經元組成，而神經元彼此有連結，簡單而言有以下三層。

(1) 輸入層：類似生物神經網路樹突的功用，將資訊導入類神經網路，以作為接下來的資訊處理。

(2) 隱藏層：相似生物神經網路的突觸，將資訊作處理和轉換。

(3) 輸出層：將網路處理後的結果輸出。

2. 非監督學習：利用學習範例得到內在群聚規則，再運用於新的問題案例。不過，訓練過程只有輸入變數，無輸出變數來做調整內在對映規則。大部分用於聚類運作，可將輸入資訊有效分為有限種類。如：自組織映射圖網路、競爭式學習網路等，。

4.2 自我組織特徵映射圖網路

自組織映射圖網路是由Teuvo Kohonen (1980)提出的網路模型，屬於非監督式學習。自組織映射圖網路屬於競爭式的網路架構，而競爭式學習法的原理是輸出單元彼此競爭，唯一贏得勝利者則成為優勝單元，成為唯一權重向量受刺激作調整者，此過程被稱為winner-take-all。自組織映射圖網路與傳統競爭式學習法不同之處，是加入鄰近區域的觀念，使每次優勝單元鄰近區域的輸出單元會隨

同優勝單元被激發。自組織映射圖網路的神經元通常是設計映射於一維或二維網格的映射圖，本研究主要是使用二維網格，主要目標就是將任意維度的輸入向量，映射於設計的映射圖上（如圖4.2所示）。所以，自組織映射圖網路可視為將輸入樣本以線性法轉換至設計映射圖。

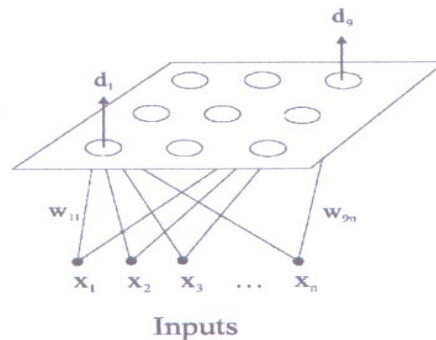


圖 4.2 映射於設計映射圖

神經元會依輸入向量之特性，以具意義的拓撲結構展現在輸出空間，而這拓撲結構是可以反應輸入樣本的特性，所以原本輸入向量間存在著某種拓撲關係，反映在映射圖的輸出單元也會表現出相似關係。因此自組映射圖網路相當適合做辨識分類處理，而在許多不同學科領域也都利用這項演算法來作歸納分析，如語言學家分析語言、商業管理者對市場反應作分類處理、影像圖樣作分類處理及本研究所討論的肇事鑑定資料分類處理。

4.2.1 演算過程

- (1) 因為輸入變數之間尺度不一定一致，所以輸入空間變數需經過（4-1）式標準化後

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{s_j} \quad i=1,2,\dots,n, j=1,2,\dots,p \dots\dots\dots (4-1)$$

消除變數間對分群時不同之權重關係。若原始資料空間有p個樣本輸入向量，而每個輸入向量為m維度，因此第p個樣本向量如下：

$$x_p = [x_{p,1}, x_{p,2}, x_{p,3}, \dots, x_{p,m}]^T \dots\dots\dots (4-2)$$

網路所有神經元突觸權重向量將是相同的維度 m ，而第 j 個神經元突觸權重向量表示如下（ l 為網路神經元數目）：

$$w_j = [w_{j,1}, w_{j,2}, w_{j,3}, \dots, w_{j,m}]^T \quad j = 1, 2, 3, \dots, l \dots\dots\dots (4-3)$$

- (2) 設定循環次數 n 、學習速率 η 和鄰近區域函數 $h_{j,i(x)}(n)$ ，其中學習速率 η 是優勝單元權重向量的加權值，鄰近區域函數 $h_{j,i(x)}(n)$ 則是以優勝神經元鄰近半徑 $R(n)$ 內所有的神經元組。
- (3) 初始神經元突觸權重向量 $w_j(0)$ 以隨機選取，而所有初始神經元突觸權重向量 $w_j(0)$ 都不相同，另一個初始權重向量 $\{w_j(0)\}_{j=1}^l$ 選定 $\{w_j(0)\}_{j=1}^l$ 可以利用在輸入向量 $\{x_i\}_{i=1}^N$ 的極值範圍內，以隨機的方法選定。
- (4) 循序從輸入樣本空間選取樣本向量 x_p ，使用歐式距離計算樣本向量 x_p 和權重向量 w_j 之距離：

$$d_{p,j} = \left[\sum_{i=1}^m (x_{p,i} - w_{j,i})^2 \right]^{1/2} \dots\dots\dots (4-4)$$

$d_{p,j}$ 為輸入向量 x_p 和權重向量 w_j 的距離， $x_{p,i}$ 為輸入向量 x_p 第 i 個分量， $w_{j,i}$ 則是權重向量 w_j 第 i 個分量。

- (5) 找出歐式距離為最小的神經元權重向量，則此神經元即是優勝單元（winning neuron），調整優勝單元和以其為中心鄰近半徑內鄰近區域的突觸權重向量：

$$w_j(n+1) = w_j(n) + \eta(n)h_{j,i(x)}(n)(x(n) - w_j(n)) \dots\dots\dots (4-5)$$

其中 $w_j(n+1)$ 是經調整後神經元 j 新的權重向量， $h_{j,i(x)}(n)$ 是鄰近區域函數，以優勝單元為中心鄰近半徑以內的區域， $\eta(n)$ 是學習速率。

- (6) 重複步驟(2)~(5)，直到所有樣本的輸入向量均與權重向量比較過，即完成一次循環。
- (7) 輸入向量中所有樣本將分別映射至映射圖上的網格點，利用這映射圖類似於等高線圖，聚集輸入向量數目視為高度，而連接映射圖上高度為鄰的點，就可以將不同群聚分出（Kohonen,1997；Haykin, 1994）。

4.2.2 鄰近區域函數與學習速率

一、鄰近區域函數

優勝單元是位於拓樸學上合作神經元的鄰近區域的中心，為決定一個正確合理神經生理學的拓樸學上鄰近區域，可利用一個神經生物學證據的證明：一組受刺激神經元會有橫向的相互刺激作用。若以優勝單元為中心，則愈接近中心受刺激的程度愈大，距離中心遠處則受刺激的強度隨之變小。換言之，受刺激的程度是以優勝神經元 i 為中心的鄰近區域做橫向距離平滑地衰退。若令 $h_{j,i}$ 為以優勝神經元 i 為中心的鄰近區域，並包含一組受刺激的神經元，神經元 j 則是其中之一。 $d_{j,i}$ 為優勝神經元 i 與受刺激神經元 j 之間的網格距離。我們可以假設拓樸鄰近區域 $h_{j,i}$ 為一以衰退距離 $d_{j,i}$ 變化的單峰函數，並且滿足以下兩項明確的限制（Haykin, 1994）：

- (1) 拓樸鄰近區域 $h_{j,i}$ 以 $d_{j,i} = 0$ 為最高值左右對稱分佈。換句話說，當優勝神經元 i 為最大值時，距離 $d_{j,i}$ 為零值。
- (2) 拓樸鄰近區域 $h_{j,i}$ 的振幅是隨著衰退距離 $d_{j,i}$ 增加做單調地的遞減，當 $d_{j,i} \rightarrow \infty$ ， $h_{j,i}$ 衰退至 0；這是為達到收斂的必須狀況。

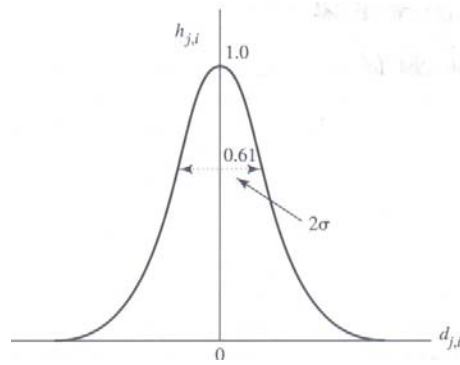


圖 4.3 Gaussian function (Haykin , 1994)

Gaussian function 滿足以上要求的 $h_{j,i}$ ，所以選擇作為鄰近區域函數。

$$h_{j,i(x)} = \exp\left(-\frac{d_{j,i}^2}{2\sigma^2}\right) \dots\dots\dots (4-6)$$

參數 σ 為拓樸鄰近區域的有效距離，適用於估量優勝單元在學習過程中包含鄰近受刺激神經元距離的程度。在性質的判斷上，這高斯鄰近區域函數比矩形函數是更符合神經生物學的合理性，同時，他能使收斂速度比矩形拓樸鄰近區域函數更快。

SOM 演算法另一處特徵是則是鄰近區域的大小會隨次數增加而收縮。換句話說，鄰近區域函數 $h_{j,i}$ 的寬度 σ 隨次數增加而減少，較好的選擇是 σ 隨次數 n 做指數衰退：

$$\sigma(n) = \sigma_0 \exp\left(-\frac{n}{\tau_1}\right) \quad n = 1, 2, 3, \dots \dots\dots (4-7)$$

σ_0 為 SOM 演算法中 σ 的初始值， τ_1 是次數常數，因此鄰近區域函數可假定為一隨次數變化的指數型態：

$$h_{j,i(x)} = \exp\left(-\frac{d_{j,i}^2}{2\sigma^2(n)}\right) \quad n = 1, 2, 3, \dots \dots\dots (4-8)$$

當次數 n 增加， σ 會以指數速度做衰退，而鄰近區域的收縮也是相同

的方式， $h_{j,i(x)}(n)$ 為鄰近區域函數。

二、學習速率

網路的自組織映射過程，神經元 j 的突觸權重向量 w_j 的改變是和輸入向量有密切關係，在Hebbian假設的學習過程，權重向量 w_j 前後的權重向量的同時發生變化會導致權重向量 w_j 改變。而此規則是有助於學習過程中神經元 j 的權重向量 w_j 學習。但考慮典型非監督式學習，Hebbian假設其基本形式是不符合以下理由：變化只有在連接同方向發生，迫使所有神經元最後達到飽和，為克服這個問題，我們修飾Hebbian假設包含一個可以忽略項 $g(y_j)w_j$ 。 $g(y_j)$ 是反應 y_j 的某正數量函數， $g(y_j)$ 是在對 $g(y_j)$ 展開的泰勒展開式的常數項為0：

$$g(y_j)=0 \quad \text{for} \quad y_j=0 \quad \dots\dots\dots (4-9)$$

所以某神經元 j 的權重向量在映射圖的改變量可以表示如下：

$$\Delta w_j = \eta y_j x - g(y_j)w_j \quad \dots\dots\dots (4-10)$$

其中 η 是這演算法中的學習速率參數，右邊第一項是Hebbian項，而第二項是可忽略項。為滿足（4-9）的要求，我們選擇線性函數的 $g(y_j)$ ：

$$g(y_j)=\eta y_j \quad \dots\dots\dots (4-11)$$

且為了更進一步簡化過程，所以：

$$y_j = h_{j,i(x)} \quad \dots\dots\dots (4-12)$$

根據以上，可得到權重改變量函數如下：

$$\Delta w_j = \eta h_{j,i(x)}(x - w_j) \dots\dots\dots (4-13)$$

最後在次數 n 時的神經元 j 突觸向量為 $w_j(n)$ ，所以在時刻 $(n+1)$ 的權重 $w_j(n+1)$ 如下：

$$w_j(n+1) = w_j(n) + \eta(n) h_{j,i(x)}(n) (x - w_j(n)) \dots\dots\dots (4-14)$$

適用於優勝單元 i 的鄰近區域的所有神經元。有效地移動優勝神經元 i 突觸權重向量 w_i 往輸入向量 x 移動。重複訓練資料之後，突觸權重向量會因鄰近區域一再更新而逐漸向輸入向量接近。導致映射圖鄰近神經元在輸入空間有相似大小的權重向量。從 (4-14) 式是指出學習速率參數 $\eta(n)$ 應該是隨時間變化。特別的是，是從一初始值 η_0 開始隨次數 n 增加而緩慢縮減。同樣以指數衰退來滿足，表示如下：

$$\eta(n) = \eta_0 \exp\left(-\frac{n}{\tau_2}\right) \quad n = 1, 2, 3, \dots \dots\dots (4-15)$$

其中 τ_2 是為另一項常數。指數衰退公式如鄰近區域函數寬度 (4-8) 和學習速率參數 (4-15) 能理想地滿足自組織映射圖的架構 (Haykin, 1994)。

三、設計參數

利用設計鄰近區域函數和學習速率收縮的狀況，我們可以用 (4-14) 計算過程的變化，將整個過程粗分為兩個階段，分別是排序階段和收斂階段。本研究在這兩階段中，鄰近區域函數的設定是不同於前人研究，也就是改變過程不會達到收斂的狀態。兩個階段描述如下 (Haykin, 1994；Hagan, 1996；Zhang and Li, 1993)：

- (一) 排序階段：組織映射過程中的第一階段，期望神經元的權重值拓撲排序在輸入空間中，並與相鄰神經元在空間中相鄰。因此將根據自然法則排序。本研究設定排序為1000次。

- (1) 習速率參數 $\eta(n)$ 應該是大約從 0.9 開始，較大的學習速率有助於隨機產生的權重向量進行快速的排序；然後漸漸縮減保持在 0.01。這設計的值如下：

$$\begin{aligned}\eta_0 &= 0.9 \\ \tau_2 &= 1000\end{aligned}$$

- (2) 鄰近區域函數 $h_{j,i}(n)$ 初始是包含以優勝單元 i 為中心的所有網路中的神經元，然後隨時間緩慢縮減。因此鄰近區域函數 $h_{j,i}(n)$ 初始是以最大神經元距離，逐漸收縮至一設計值。假設一個二維網格神經元用於分離圖，我們如此設這鄰近區域函數 σ_0 初始值大小相同於網格半徑距離。同樣地，我們可以假設(4-16)式中次數常數 τ_1 如下：

$$\tau_1 = \frac{1000}{\log \sigma_0} \dots\dots\dots (4-16)$$

- (二) 收斂階段：這第二階段是微調整個網路映射圖，因此保持在前一階段所學習到的神經元排序穩定，依一般規則，這重複數字組成這收斂階段至少要 500 次移動網路神經元的數目，所以收斂階段可能必須要上千次左右的重複，同時也是相當耗時的。

- (1) 為了良好的統計學準確性，學習速率 $\eta(n)$ 應在收斂階段保持較小值，約是設計值 0.01，以利於微調整個網路。而且不允許縮減至零值。而 (4-15) 式的指數衰退可以保證防備縮減至零值的可能性。
- (2) 鄰近區域函數 $h_{j,i}(n)$ 應保持一穩定值 h_n ，因為是利用自組織映射網路作分類處理，並不期待達到收斂，所以設定較大的鄰近區域半徑，使不同特性的輸入向量在映射圖上明顯分別聚類成群。而根據經驗，略小於設計最大神經元距離的設計鄰近半徑，將會有明顯的分類結果。這項參數設定明顯與前人的 SOM 演算法的鄰近區域觀念明顯的不同，同時群聚結果在映射圖更為明顯 (Zhang and Li, 1993)。

4.2.3 分群模式訓練

在進行分群模式之構建與驗證前，先將全部836筆肇事當事人資料（418件案件）分成同向262筆肇事當事人資料（131件案件）、橫向322筆肇事當事人資料（161件案件）、對向252筆肇事當事人資料（126件案件）作為SOM網路之訓練資料，以開始進行模式訓練與建立分群模式，並利用軟體MATLAB 6.5所提供之環境配合撰寫程式，以窮舉方列出不同參數組合，總共構建出135個SOM網路模式，下面將列出本研究分類架構如圖4.4所示，並將網路訓練之各項參數設定如下列所述：

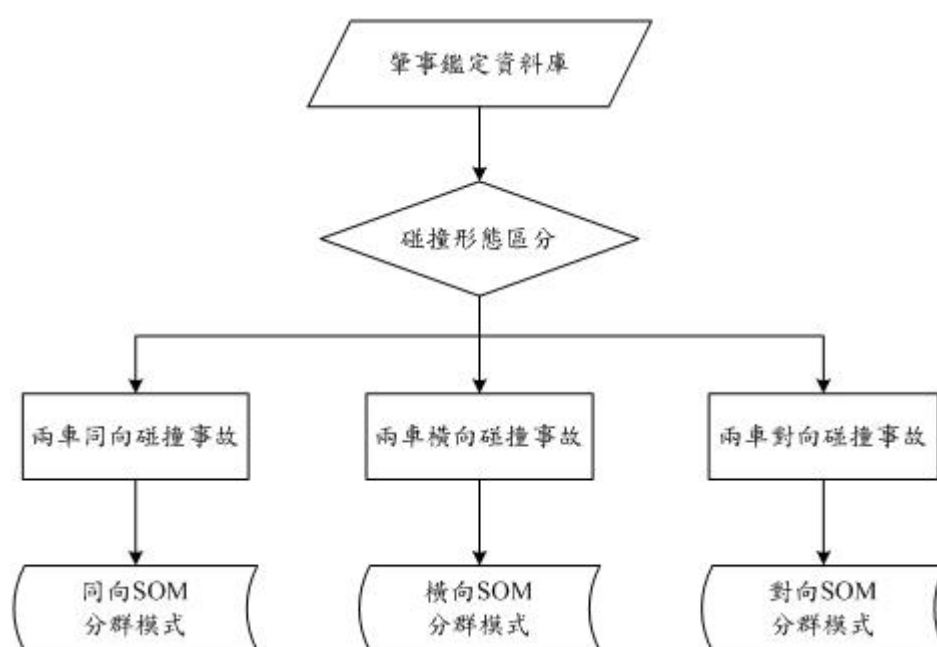


圖 4.4 SOM 網路分群架構圖

一、輸入層

輸入神經元數目為18個，因為每一方當事人都擷取路權（ X_1 ）、是否預見（ X_5 ）、超速（ X_8 ）、變換車道（ X_9 ）、閃光號誌（ X_{11} ）、行駛動作（ X_{16} ）、違規行駛（ X_{17} ）、兩車關係（ X_{20} ）、預見距離（ X_{26} ）等九個變數，而甲、乙兩方共有18個變數。特別注意的為對向SOM分群模式只有16個神經元數目，主要是因為對向碰撞在兩車關係（ X_{20} ）中，並不像同向與橫向碰撞有左、右方車細部選項，所以對向兩車關係（ X_{20} ）被省略。

二、輸出層

輸出層的神經元數目為網路拓樸座標的大小，本研究擬採用 5×5 的網路拓樸座標模式來測試分群結果，其每個SON模式最多可以分出25個不同群落。

三、拓樸函數

本研究擬採用gridtop、hextop、randtop等三種拓樸函數情形來探討網路學習績效。gridtop為矩形鄰域、hextop為六角形鄰域（或稱三角形鄰域）、randtop為隨機產生形狀的鄰域，其實際的鄰域圖形將利用30個神經元節點當作範例，並於圖4.5、圖4.6、圖4.7所示。

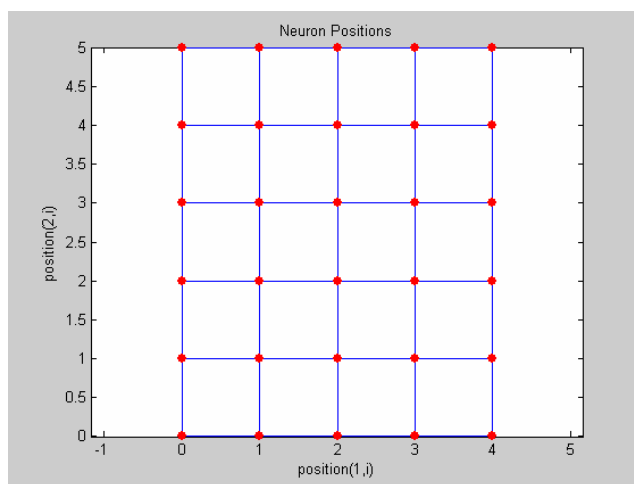


圖 4.5 函數 gridtop 的矩形鄰域（30 個神經元節點）

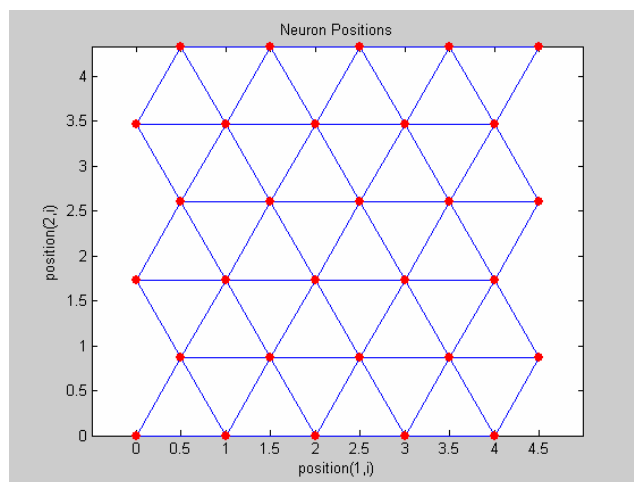


圖 4.6 函數 hextop 的六角形或稱三角形鄰域（30 個神經元節點）

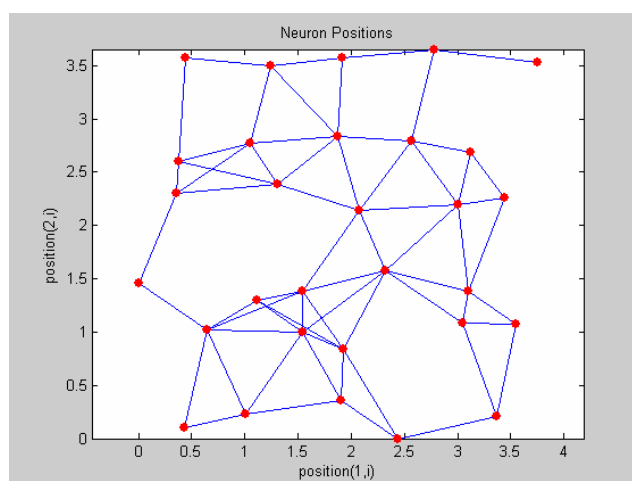


圖 4.7 函數 randtop 的隨機產生形狀鄰域（30 個神經元節點）

三、距離函數

本研究擬採用 dist、linkdist、mandist 等三種距離函數情形來探討網路學習績效。dist 是指歐幾里得(Eculidean)距離權重函數，linkdist 是指連接距離權重函數、mandist 是指 Manhattan 距離權重函數。

四、學習速率

本研究擬採用 0.2、0.4、0.6、0.8、0.9 等五種學習速率情形來探討網路學習績效。

五、鄰近半徑縮小因子

鄰近半徑縮小因子擬設定為 0.9。

六、初始權重值

依據 Lee 於 1989 年所提出的權重值設定的方法，初始權重值以隨機方式產生，設定在 -0.3 至 0.3 的區間範圍內，可以加速網路的學習訓練。

七、學習終止條件

網路執行一定學習循環時，本研究設定為 1000 次學習訓練。

4.3 分群效度驗證

自組織特徵映射圖網路模式(SOM)是一種非監督式(unsupervised learning)的學習方法，它可將資料作彙整，並透過每群特徵代表的匯總方式，便可有效地將大量資料之輸入空間予以減低；而每一代表值具有一個彼此不同的特徵向量。而分群演算法也已被大量地應用在工程、控制、資料採礦、樣式辨認等研究領域。

雖然SOM模式具有許多優點，但是分群進行時仍有許多須先決定的參數值，這些參數值的挑選對於結果呈現也都會具有影響力。因此為了能夠有效評估分群效果之優劣，必須採用分群效度指標來衡量分群結果的正確度。因此過去許多研究學者提出不同分群衡量指標，包括有距離衡量指標及非距離衡量指標。

4.3.1 分群效度指標

分群效度衡量指標分成兩項，為密度(compactness)及區隔度(separation)。密度主要衡量群內資料相似程度，而區隔度主要衡量群間相異程度，群內密度高則代表群內相似效果佳，群間相異程度大則代表分群效果之區別力強；換言之，一個好的分群演算法則必須有效地將相似向量歸屬在同一群內，以達到群內高密度的效果，同時好的分群演算法也必須將相異程度大的向量予以區隔，以達到群間相異程度高的效果。

許多分群演算法都假設分群所需參數為已知，包含分群之目標群數參數。然而高維度資料向量由於不易藉由視覺化之工具來瞭解分佈情況，因此預先決定分群群落數目具有一定難度。過去許多研究學者也提出總體分群驗證方法，便可有效地將此一問題解決。以SOM模式進行分群時，需採用有效驗證分群效度之演算法來進行分群效度之驗證，本研究擬採用輪廓係數(silhouette coefficients) (Kaufman and Rousseeuw, 1990)來衡量分群結果之基本考量因素，即內部凝聚效度及區隔效度兩者。在內部凝聚效度計算方面，silhouette coefficients以 a_i 標準來衡量第 i 個輸入向量規屬群的內部凝聚效度，

也就是考量該群內某一特定點與該群內所有座標點間之歐幾里得距離，由於Kaufman and Rousseeuw對於該群內某一特定點並沒有明確定義，所以本研究假設該特定點為該群落之權重座標，並計算每個群落筆事案例資料座標與該群落權重座標間之歐幾里得距離平均數為該群內部凝聚效度 a_i ，其計算方法如下：

$$a_i = \frac{1}{n_i} \sum_{i \in C_i} \|x_i - w_i\| \dots\dots\dots (4-17)$$

a_i : 第 i 群的內部凝聚效度

x_i : 被分類至第 i 群內的筆事案件輸入資料

w_i : 第 i 群的權重座標

n_i : 第 i 群的群內筆事案件數量

其中 n_i 為第 i 群的群內數量，則藉由 a_i 的計算，即可求得第 i 個輸入向量歸屬群的內部凝聚效度，若 $a_1 > a_2$ 則代表第二個資料歸屬群的內部凝聚效度高於第一個資料歸屬群。在計算區隔效度方面，輪廓係數(silhouette coefficients)以 b_i 來衡量外部區隔效度之優劣，也就是考量該群內某一特定點與其他群內所有的座標點間的歐幾里得距離，由於Kaufman and Rousseeuw對於該群內某一特定點並沒有明確定義，所以本研究假設該特定點為該群落之權重座標，並計算該群落之權重座標與其他每個群落之筆事案例資料座標間之歐幾里得距離平均數，取其最小值為該群外部區隔效度 b_i ，其計算方法如下：

$$b_i = \min_j \left\{ \frac{1}{n_j} \sum_{j \in C_j} \|x_j - w_i\| \right\} \dots\dots\dots (4-18)$$

b_i : 第 i 群的外部區隔校度

x_j : 被分類至第 j 群內的筆事案件輸入資料

w_i : 第 i 群的權重座標

n_j : 第 j 群的群內筆事案件數量

最後，依據各個不同的參數設定所得出的不同SOM模式，計算各個模式分群結果的平均輪廓寬度(average silhouette width) s_i ，以及整

體分群結果之輪廓係數(silhouette coefficients, SC)，其計算方式如下，

$$s_i = \frac{b_i - a_i}{\max\{a_i, b_i\}}, \quad -1 \leq s_i \leq 1 \quad \dots\dots\dots (4-19)$$

$$\bar{s} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i, \quad N: \text{該分群模式的群落數量} \quad \dots\dots\dots (4-20)$$

$$SC = \max_k \bar{s}(k) \quad \dots\dots\dots (4-21)$$

取所有輪廓寬度的平均值 ($SC = \text{average}(s_i)$)，即為 silhouette coefficients 總體分群效度評估值，SC 值介於 [-1,1] 之間，數值越大代表此一分群結果越好，且 Kaufman and Rousseeuw 在文獻中有提到，如 $SC \leq 0.25$ 表示分群結果為不佳。

4.3.2 分群效度實證分析

本研究是利用 [5×5] 分類網格進行分群，所以每個 SOM 模式最多可被分出 25 個群落數，且透過不同參數設定，整理出了 135 個 ($3 \times 3 \times 3 \times 5 = 135$ 個) SOM 模式，其中同向、橫向與對向各佔 45 個 ($3 \times 3 \times 5 = 45$ 個)，並再針對各個分群模式計算其分群結果之輪廓係數(silhouette coefficients, SC)，從中選出最高 SC 當成該碰撞類型最佳 SOM 分群模式與分群結果。

在同向碰撞中，最佳 SOM 模式其所使用的拓樸函數為 hextop，距離函數為 linkdist，學習速率為 0.8，群落數目為 22 群，SC 值為 0.381487，下面將列出不同參數之群落數量與 SC 值，如表 4.1 所示。

表 4.1 同向碰撞 SOM 網路之總體分群效度評估值

碰撞 型態	拓樸 函數	距離 函數	學習 速率	群落 數量	SC	【☆】 表示最佳
同 向 碰 撞	hextop	dist	0.9	21	0.346043	—
			0.8	21	0.357692	—
			0.6	24	0.35123	—
			0.4	23	0.378762	—
			0.2	23	-0.44929	—

表 4.1 同向碰撞 SOM 網路之總體分群效度評估值 (續)

碰撞 型態	拓樸 函數	距離 函數	學習 速率	群落 數量	SC	【☆】 表示最佳
同 向 碰 撞	hextop	linkdist	0.9	22	0.342697	—
			0.8	22	0.381487	☆
			0.6	23	0.340972	—
			0.4	21	0.363807	—
			0.2	20	0.315996	—
		mandist	0.9	22	0.366227	—
			0.8	21	0.292314	—
			0.6	23	0.36739	—
			0.4	21	0.30379	—
			0.2	24	0.341863	—
	gridtop	dist	0.9	20	0.341927	—
			0.8	22	0.333366	—
			0.6	25	0.356003	—
			0.4	23	0.353691	—
			0.2	22	0.359242	—
		linkdist	0.9	23	-0.32234	—
			0.8	24	0.36667	—
			0.6	23	0.363199	—
			0.4	23	0.321323	—
			0.2	25	0.359031	—
		mandist	0.9	22	0.358727	—
			0.8	20	0.325921	—
			0.6	22	0.31206	—
			0.4	21	0.340677	—
			0.2	23	0.364509	—
	randtop	dist	0.9	23	0.078521	—
			0.8	25	0.058218	—
			0.6	25	-0.4885	—
			0.4	24	0.079201	—
			0.2	21	0.04242	—
		linkdist	0.9	22	0.311686	—
			0.8	22	0.368019	—
			0.6	20	0.364307	—

表 4.1 同向碰撞 SOM 網路之總體分群效度評估值 (續)

碰撞 型態	拓樸 函數	距離 函數	學習 速率	群落 數量	SC	【☆】 表示最佳
同 向 碰 撞	randtop	linkdist	0.4	21	0.331048	—
			0.2	22	0.351682	—
		mandist	0.9	24	0.118312	—
			0.8	24	0.099764	—
			0.6	24	0.114148	—
			0.4	25	0.091717	—
			0.2	24	0.128904	—

在橫向碰撞中，最佳SOM模式其拓樸函數為hextop，距離函數為mandist，學習速率為0.9，群落數目為24群，SC值為0.351695，下面將列出不同參數之群落數量與SC值，如表4.2所示。

表 4.2 橫向碰撞 SOM 網路之總體分群效度評估值

碰撞 型態	拓樸 函數	距離 函數	學習 速率	群落 數量	SC	【☆】 表示最佳
橫 向 碰 撞	hextop	dist	0.9	25	0.337878	—
			0.8	25	0.327716	—
			0.6	23	0.343791	—
			0.4	22	0.298852	—
			0.2	20	0.294062	—
		linkdist	0.9	23	0.307138	—
			0.8	25	0.324779	—
			0.6	25	-0.47807	—
			0.4	24	0.308294	—
			0.2	24	0.291979	—
		mandist	0.9	24	0.351695	☆
			0.8	23	0.28649	—
			0.6	24	0.319794	—
			0.4	25	0.269529	—
			0.2	24	0.301162	—
	gridtop	dist	0.9	23	0.339672	—
			0.8	24	0.337981	—
			0.6	24	0.317107	—
			0.4	23	0.315648	—
			0.2	24	0.268857	—

表 4.2 橫向碰撞 SOM 網路之總體分群效度評估值 (續)

碰撞 型態	拓樸 函數	距離 函數	學習 速率	群落 數量	SC	【☆】 表示最佳
橫 向 碰 撞	gridtop	linkdist	0.9	23	0.295365	—
			0.8	22	0.310884	—
			0.6	22	0.325174	—
			0.4	24	0.32342	—
			0.2	24	0.324575	—
		mandist	0.9	25	0.335155	—
			0.8	25	0.319936	—
			0.6	25	0.342904	—
			0.4	24	0.31131	—
			0.2	24	0.308118	—
	randtop	dist	0.9	24	0.047545	—
			0.8	24	0.087197	—
			0.6	24	0.046733	—
			0.4	25	0.029912	—
			0.2	24	0.01597	—
		linkdist	0.9	24	0.333327	—
			0.8	24	0.329988	—
			0.6	25	0.306074	—
			0.4	25	0.345198	—
			0.2	24	0.345752	—
		mandist	0.9	24	0.074502	—
			0.8	24	0.078125	—
			0.6	24	0.146147	—
			0.4	24	0.111361	—
			0.2	25	0.077395	—

在對向碰撞中，最佳SOM模式其拓樸函數為gridtop，距離函數為dist，學習速率為0.4，群落數目為23群，SC值為0.399479，下面將列出不同參數之群落數量與SC值，如表4.3所示。

表 4.3 對向碰撞 SOM 網路之總體分群效度評估值

碰撞 型態	拓樸 函數	距離 函數	學習 速率	群落 數量	SC	【☆】 表示最佳
對 向 碰 撞	hextop	dist	0.9	24	0.373247	—
			0.8	23	0.32737	—
			0.6	24	0.369878	—
			0.4	23	0.356433	—
			0.2	23	0.307469	—
		linkdist	0.9	22	0.380194	—
			0.8	23	0.357715	—
			0.6	23	0.33006	—
			0.4	23	0.352781	—
			0.2	23	0.340472	—
		mandist	0.9	22	0.347283	—
			0.8	24	0.36798	—
			0.6	22	0.374066	—
			0.4	24	0.354799	—
			0.2	22	0.352993	—
	gridtop	dist	0.9	24	0.346451	—
			0.8	25	0.364657	—
			0.6	21	0.368961	—
			0.4	23	0.399479	☆
			0.2	23	0.36627	—
		linkdist	0.9	22	0.356728	—
			0.8	23	0.357466	—
			0.6	21	0.361645	—
			0.4	21	0.345838	—
			0.2	24	0.34767	—
		mandist	0.9	22	0.361049	—
			0.8	24	0.381145	—
			0.6	22	0.344082	—
			0.4	24	0.344986	—
			0.2	23	0.377101	—

表 4.3 對向碰撞 SOM 網路之總體分群效度評估值 (續)

碰撞 型態	拓樸 函數	距離 函數	學習 速率	群落 數量	SC	【☆】 表示最佳
對 向 碰 撞	randtop	dist	0.9	22	0.032871	—
			0.8	24	0.115874	—
			0.6	22	0.025388	—
			0.4	25	0.042288	—
			0.2	21	0.045744	—
		linkdist	0.9	23	0.367134	—
			0.8	25	0.357222	—
			0.6	24	0.362268	—
			0.4	21	0.357895	—
			0.2	20	0.33534	—
		mandist	0.9	24	0.15448	—
			0.8	23	0.051454	—
			0.6	25	0.104867	—
			0.4	24	0.157775	—
			0.2	23	0.132705	—

透過上述135個模式，可發現同向、橫向、對向碰撞資料中，個別選取最佳模式後，整個肇事案件資料共被分成69群（22+24+23=69群），其中同向碰撞資料佔22群，橫向碰撞資料佔24群，對向碰撞資料佔23群，以提供日後新進肇事案例參考。平均而言SC值最佳之函數設定為拓樸函數gridtop，距離函數dist，次佳SC值之函數設定為拓樸函數randtop，距離函數linkdist，而SC值最差之函數設定為拓樸函數randtop，距離函數dist，至於其他不同參數設定之平均SC值分佈情形，如表4.4所示。

表 4.4 三種碰撞型態分群結果之平均 SC 值綜合比較

參數設定		同向	橫向	對向	平均
hextop	dist	0.196887	0.32046	0.346879	0.288075
	linkdist	0.348992 (最佳)	0.150824	0.352244	0.284020
	mandist	0.334317	0.305734	0.359424	0.333158
gridtop	dist	0.348846 (次佳)	0.315853	0.369164 (最佳)	0.344621
	linkdist	0.217577	0.315884	0.353869	0.295777
	mandist	0.340379	0.323485 (次佳)	0.361673 (次佳)	0.341846
randtop	dist	-0.04603 (最差)	0.045471 (最差)	0.052433 (最差)	0.017291
	linkdist	0.345348	0.332068 (最佳)	0.355972	0.344463
	mandist	0.110569	0.097506	0.120256	0.109444

4.4 肇事鑑定案件實證分析

本研究擷取肇事案件資料庫中418件案件，將其區分成同向、橫向與對向等三種碰撞型態，並進行各個SOM分群模式構建，選取總體分群效度評估值(SC)最高之分群結果，為該碰撞型態最佳肇事案件資料分佈情況。

為了再進一步確認該分群結果之優劣，另外再擷取有別於原始資料庫（418件案件）肇事案件進行灰色關聯分析，瞭解新進肇事案件與被分配至該群落之肇事案件相關性為何？如相關性低則表示分群模式不佳且該肇事案件參考性低，如相關性高則表示分群模式較佳且該肇事案件參考性高，之後更可針對相關性高低，提供優先參考案件與次優先參考案件批次，下面將列出SOM的分群模擬流程，如圖4.8所示。

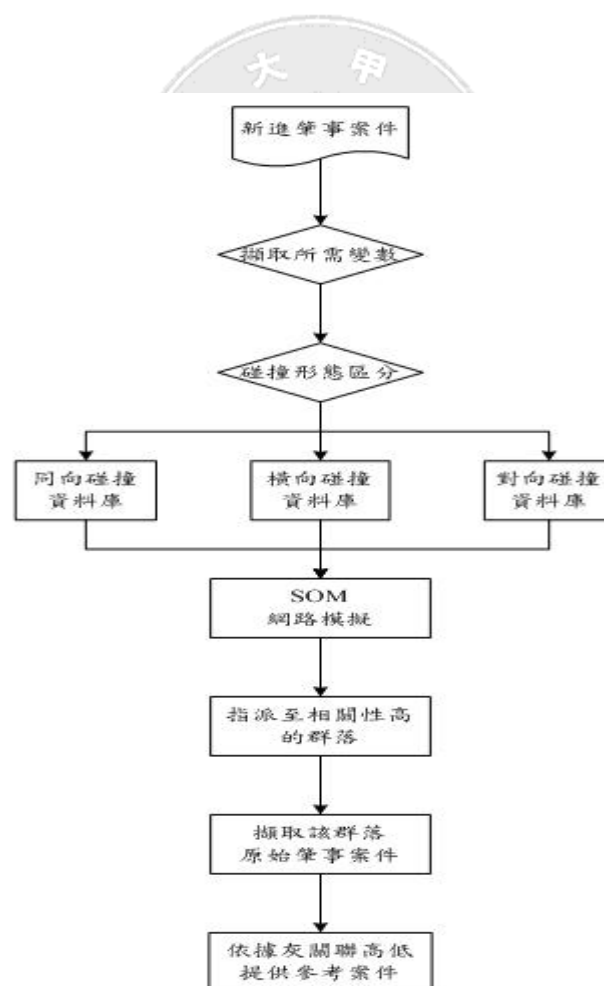


圖 4.8 SOM 分群模擬流程圖

4.4.1 灰色關聯分析

灰色關聯分析是探討兩個數列間的關聯程度，利用離散測度做數列間距離量度，它是一種根據因素與因素之間發展趨勢之相似或相異程度(關聯度)來衡量因素間關聯程度之方法，本研究運用灰色關聯分析進一步驗證自組織映射圖網路指標分群之關聯性，灰色關聯分析模式運用之數據資料與自組織映射圖網路模式相同。

灰色關聯分析步驟

步驟一：透過SOM網路的分類，將新的筆事案例分群至適當的群落裡，再將新的筆事案例中的18個變數設定為取樣的個數18筆，亦即

$$x_0(k) = (x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(18)) \dots\dots\dots (4-22)$$

步驟二：成立各群原始的筆事案例為單獨的比較數列（除參考案例外的其他案例）， $x_i(t)$ ， $t=1,2,\dots,18$ 。

步驟三：將原始數列除以數列之平均值，以進行數列單位統一化處理。

步驟四：求差序列之絕對值 $|x_0(k) - x_i(k)|$ ，並找出兩級最小差(Δ_{\min})和

最大差(Δ_{\max})，其中

$$\Delta_{\min} = \min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)| \dots\dots\dots (4-23)$$

$$\Delta_{\max} = \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)| \dots\dots\dots (4-24)$$

$$\Delta o_{0,i}(k) = |x_0(k) - x_i(k)| \dots\dots\dots (4-25)$$

步驟五：套入關聯係數公式。

$$L_{0,i}(k) = \frac{\Delta \min + \rho \times \Delta \max}{\Delta o_{0,i}(k) + \rho \times \Delta \max} \dots\dots\dots (4-26)$$

其中 ρ 取 0.5

步驟六：求關聯度。

$$r_{0,i} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n L_{0,i}(k) \dots\dots\dots (4-27)$$

4.4.2 肇事案例之灰色關聯分析

為了瞭解新進肇事案例與被分配至該群落之肇事案例灰關聯度為何？擷取有別於原始資料庫（418件案件）之肇事案例進行灰色關聯分析，其中同向碰撞之新進肇事案例擷取17件；橫向碰撞之新進肇事案例擷取12件；對向碰撞之新進肇事案例擷取14件，總共43件肇事案例，先進行SOM分群模擬再進行灰關聯分析。將新擷取之肇事案例與原始資料庫內之肇事案例給予編號進行灰關聯分析，並將結果表示於附錄二。

平均而言，同向碰撞之灰關聯度為0.8208；橫向碰撞之灰關聯度為0.8668；對向碰撞之灰關聯度為0.8641。綜合而言，其灰關聯度最高為1，表示原始資料庫對於某些案例可以提供幾乎完全相同的肇事案例給予使用者參考；其灰關聯度最低為0.6458，表示原始資料庫對於某些案例雖不能提供完全相同肇事案例，但卻可以提供類似肇事案例給予使用者參考，而相似度最低可高達0.6458。透過上述各種證明，可以代表該系統在某些程度上，確實能提供使用者合適的肇事案例做為參考分析。

4.5 肇事鑑定決策支援系統

決策支援系統大多是利用資料探勘技術，搜尋出完全相同之參考資料提供決策者參考使用，但在資料庫樣本資料有限情形下，當所搜尋關鍵字或限制條件越多時，可能導致參考資料越少甚至搜尋不到任何參考資料。援此，本研究利用ASP（Active Server Pages，動態服務網頁）建置不同碰撞型態之決策支援系統，當新案例發生時，只需輸入其變數選項，本系統即會透過建置好的運算過程，自動輸出過去類似案例及相關法規供鑑定委員參考，下列將針對系統介面與測試部分做細部說明。

4.5.1 系統操作介面

本研究之案例資料庫是將輸入案例資料予以量化，透過已經建置好之SOM群落案例，計算該輸入案例與各個群落重心座標之歐幾里得距離，當距離最小者表示該輸入案例與該群落相似度極高，其後擷取出該群全部肇事案例，找出雖不完全相同但卻類似之肇事案件以供參考，並將上述研究成果初步建置決策支援系統之動態網頁介面，輔助鑑定委員進行肇事責任判定。本系統之法規資料庫是透過輸入變數選項，尋找與該變數相關之交通法規，下列圖4.9~4.13將針對本系統介面做介紹。



圖 4.9 肇事鑑定決策支援系統首頁

兩車同向碰撞案例資料庫

本系統將自案例資料庫搜尋與輸入事故因子相關之類似案例供使用者參考...

甲方當事人		乙方當事人	
路權	<input type="text" value="請選擇"/>	路權	<input type="text" value="請選擇"/>
是否預見	<input type="text" value="請選擇"/>	是否預見	<input type="text" value="請選擇"/>
超速	<input type="text" value="請選擇"/>	超速	<input type="text" value="請選擇"/>
變換車道	<input type="text" value="請選擇"/>	變換車道	<input type="text" value="請選擇"/>
閃光號誌	<input type="text" value="請選擇"/>	閃光號誌	<input type="text" value="請選擇"/>
行駛動作	<input type="text" value="請選擇"/>	行駛動作	<input type="text" value="請選擇"/>
違規行駛	<input type="text" value="請選擇"/>	違規行駛	<input type="text" value="請選擇"/>
兩車關係	<input type="text" value="請選擇"/>	兩車關係	<input type="text" value="請選擇"/>
預見距離	<input type="text" value="請選擇"/>	預見距離	<input type="text" value="請選擇"/>

圖 4.10 肇事案例資料庫輸入介面

本資料庫與輸入條件情境相似之案件共有**3**筆

案號	當事人	責任	路權	是否預見	超速	變換車道	閃光號誌	行駛動作	違規行駛	兩車關係	預見距離
900228	甲方	全部原因	無道路優先權	否(無)	無	無	非路口根本沒裝號誌	迴轉	無違規	右方車	不明(無筆錄資料)
	乙方	無因	有道路優先權	否(無)	無	無	非路口根本沒裝號誌	直行	無違規	左方車	不明(無筆錄資料)
900124	甲方	全部原因	無道路優先權	不明(無筆錄資料)	無	無	閃黃	迴轉	無違規	右方車	不明(無筆錄資料)
	乙方	無因	有道路優先權	是(有)	超速(超過速限0~20km/hr)	無	閃黃	直行	無違規	左方車	不明(無筆錄資料)
900121	甲方	全部原因	無道路優先權	否(無)	無	無	非路口根本沒裝號誌	迴轉	無違規	前車	不明(無筆錄資料)
	乙方	無因	有道路優先權	不明(無筆錄資料)	無	無	閃黃	直行	無違規	後車	不明(無筆錄資料)

[回首頁](#)

圖 4.11 輸出案例介面

兩車碰撞法規資料庫

本系統將自道路交通安全條例搜尋與輸入事故因子相關之條文供使用者參考...

甲方當事人	
超速	<input type="text" value="請選擇"/>
飲酒	<input type="text" value="請選擇"/>
天色	<input type="text" value="請選擇"/>
天候	<input type="text" value="請選擇"/>
動作	<input type="text" value="請選擇"/>
闖紅燈	<input type="text" value="請選擇"/>
道路型態	<input type="text" value="請選擇"/>
車輛行向	<input type="text" value="請選擇"/>
車道位置	<input type="text" value="請選擇"/>
採取措施	<input type="text" value="請選擇"/>
同向兩車關係	<input type="text" value="請選擇"/>
是否過路口中心	<input type="text" value="請選擇"/>

乙方當事人	
超速	<input type="text" value="請選擇"/>
飲酒	<input type="text" value="請選擇"/>
天色	<input type="text" value="請選擇"/>
天候	<input type="text" value="請選擇"/>
動作	<input type="text" value="請選擇"/>
闖紅燈	<input type="text" value="請選擇"/>
道路型態	<input type="text" value="請選擇"/>
車輛行向	<input type="text" value="請選擇"/>
車道位置	<input type="text" value="請選擇"/>
採取措施	<input type="text" value="請選擇"/>
同向兩車關係	<input type="text" value="請選擇"/>
是否過路口中心	<input type="text" value="請選擇"/>

圖 4.12 法規資料庫輸入介面

輸出相關法規

道路交通安全規則93條第一款：行車時速不得超過五0公里。但在未劃設車道線、行車分向線之道路，或設有快慢車道分隔線之慢車道，時速不得超過四0公里。

道路交通安全規則114條第二款：飲用酒類或其他類似物後其吐氣所含酒精濃度超過每公升0.，二五毫克或血液中酒精濃度超過百分之0.，0五以上者，不得駕車。

道路交通安全規則93條第二款：行經彎道、坡路、狹路、狹橋、隧道、泥濘或積水道路、無號誌之交岔路口、道路修理地段或行近工廠、學校、醫院、車站、會堂、娛樂、展覽、競技等公共場所出、入口及其他人車擁擠處所，或因雨霧致視線不清或道路發生臨時障礙時，均應減速慢行，作隨時停車之準備。

道路交通安全規則102條第二款：汽車行駛至岔路口，車輛行至無號誌或號誌故障而無交通警察指揮之交岔路口，支線車應暫停讓幹線車先行。未劃分幹、支線或同為幹線道或支線道者，轉彎車應暫停讓直行車先行；如同為直行車或轉彎車者，左方車應暫停讓右方車先行。

本系統自道路交通安全條例比對出以上相關條文供參考...

[回首頁](#)

圖 4.13 輸出法規介面

4.5.2 系統測試

本文之研究範圍為兩車碰撞，在輸入變數資料前先選擇所屬碰撞型態，再輸入所需變數資料自動搜尋出類似案例與相關法規，案例資料庫之變數包含路權、是否預見、超速、變換車道、閃光號誌、

行駛動作、違規行為、兩車關係、預見距離等。法規資料庫之變數包含超速、飲酒、天色、天候、動作、闖紅燈、道路型態、車輛行向、採取措施、車道位置、兩車關係、是否過路口中心等，下列將分別輸入同向、橫向、對向三種不同碰撞型態之案例資料，觀察其輸出案例與相關法規之合理性。

1. 案例一

由表4.5知，案例一為無號誌路口之同向碰撞事故，甲方無道路優先權，乙方有預見、超車及有道路優先權。將案例一輸入本系統，經歐幾里得距離判定案例一屬於同向碰撞SOM分群結果第21分群，該群包括7個案例，選擇與輸入案例極類似案例列於表4.5之輸出類似案例欄。由表4.5知，本系統輸出類似案例同樣為無號誌路口之同向碰撞事故，甲、乙兩方於路權、是否預見、變換車道、閃光號誌、行駛動作、違規行為、兩車關係等資料完全與輸入案例相同，不同的是輸出案例乙方為嚴重超速且預見距離為1~100公尺，但輸入案例乙方為超速且無預見距離資料。該輸出案例責任判定甲方為全部原因，乙方為無因。

本系統所輸出法規共計有21條，其中以道路交通安全規則102條第六款較為重要。由於案例一為無號誌路口之同向碰撞事故，其衝突點發生於交叉路口，甲方動作為右轉，乙方動作為直行，基於轉彎車應禮讓直行車，所以初步研判甲方可能突然右轉，以致乙方反應不及而發生車禍。下面於表4.6列出法規資料庫之同向碰撞輸入資料。

表 4.5 輸入案例與輸出類似案例變數資料對照表（同向碰撞）

同向碰撞	輸入案例		輸出案例		符合
	甲方	乙方	甲方	乙方	
路權	無	有	無	有	◎
是否預見	不明	是	不明	是	◎
超速	無	超速	無	嚴重超速	
變換車道	無	無	無	無	◎
閃光號誌	無	無	無	無	◎
行駛動作	右轉	直行	右轉	直行	◎
違規行駛	無違規	無違規	無違規	無違規	◎
兩車關係	左方車	右方車	左方車	右方車	◎
預見距離	不明	不明	不明	1~100m	
鑑定責任	—	—	全部原因	無因	—

表 4.6 法規資料庫之輸入資料（同向碰撞）

同向碰撞	輸入案例		有無 輸出法規
	甲方	乙方	
超速	無	超速	○
飲酒	無	無	×
天色	日間自然光	日間自然光	×
天候	無雨	無雨	×
動作	右轉	直行	○
闖紅燈	無	無	×
道路型態	路段	路段	×
車輛行向	同向	同向	○
車道位置	內車道	外車道	○
採取措施	停車	停車	○
兩車關係	左方車	右方車	○
是否過路口中心	否	否	○

2. 案例二

由表4.7知，案例二為無號誌路口之橫向碰撞事故，甲方有道路優先權、有預見、超速、有變換車道、未行駛於專用道路及預見距離為101~200公尺，乙方無道路優先權、沒有預見及未依標誌標線行駛。將案例二輸入本系統，經歐幾里得距離判定案例二屬於橫向碰

撞SOM分群結果第13分群，該群包括2個案例，選擇與輸入案例極類似案例列於表4.7之輸出類似案例欄。由表4.7知，本系統輸出類似案例同樣為無號誌路口之橫向碰撞事故，甲、乙兩方於路權、是否預見、超速、閃光號誌、行駛動作、違規行為、兩車關係等資料完全與輸入案例相同，不同的是輸出案例甲方為沒有變換車道且無預見距離資料，但輸入案例甲方為有變換車道且預見距離為101~200公尺。該輸出案例責任判定甲方為次因，乙方為主因。

本系統所輸出法規共計有 27 條，其中以道路交通安全規則第 90 條、第 98 條第六款和第 102 條第六款較為重要。由於案例二為無號誌路口之橫向碰撞事故，其衝突點發生於交叉路口，甲方動作為直行，乙方動作為直行，基於應遵守道路交通標誌、標線、號誌之指示，及轉彎車應禮讓直行車，所以初步研判甲方可能車速過快且隨意變換車道，以致影響乙方駕駛行為進而發生車禍。下面於表 4.8 列出法規資料庫之橫向碰撞輸入資料。

表 4.7 輸入案例與輸出類似案例變數資料對照表（橫向碰撞）

橫向碰撞	輸入案例		輸出案例		符合
	甲方	乙方	甲方	乙方	
路權	有	無	有	無	◎
是否預見	是	否	是	否	◎
超速	超速	無	超速	無	◎
變換車道	有	無	無	無	
閃光號誌	無	無	無	無	◎
行駛動作	直行	直行	直行	直行	◎
違規行駛	未行駛於專用道路	未依標誌標線行駛	未依標誌標線行駛	未依標誌標線行駛	◎
兩車關係	右方車	左方車	右方車	左方車	◎
預見距離	101~200m	不明	不明	不明	
鑑定責任	—	—	次因	主因	—

表 4.8 法規資料庫之輸入資料（橫向碰撞）

同向碰撞	輸入案例		有無 輸出法規
	甲方	乙方	
超速	超速	無	○
飲酒	無	無	○
天色	夜間有照明	夜間有照明	○
天候	無雨	無雨	×
動作	直行	直行	○
闖紅燈	有	無	○
道路型態	路段	路段	×
車輛行向	橫向右方車	橫向左方車	○
車道位置	外車道	慢車道	○
採取措施	變換車道	停車	○
是否過路口中心	否	否	○

3. 案例三

由表4.9知，案例三為有號誌路口之對向碰撞事故，甲方無道路優先權、沒有預見及未行駛於專用道路上，乙方有道路優先權、有預見、超速、未依標誌標線行駛及預見距離為1~100公尺。將案例三輸入本系統，經歐幾里得距離判定案例三屬於對向碰撞SOM分群結果第15分群，該群包括5個案例，選擇與輸入案例極類似案例列於表4.9之輸出類似案例欄。由表4.9知，本系統輸出類似案例同樣為有號誌路口之對向碰撞事故，甲、乙兩方於路權、是否預見、超速、變換車道、閃光號誌、行駛動作、預見距離等資料完全與輸入案例相同，不同的是輸出案例甲方違規行駛資料不明，但輸入案例甲方為未行駛於專用道路上。該輸出案例責任判定甲方為主因，乙方為次因。

本系統所輸出法規共計有25條，其中以道路交通安全規則102條第六款較為重要。由於案例三為有號誌路口之對向碰撞事故，其衝突點發生於交叉路口，甲方動作為左轉，乙方動作為直行，基於轉彎車應禮讓直行車，所以初步研判甲方可能突然左轉沒有禮讓乙方直行車，以致乙方反應不及而發生車禍。下面於表4.10列出法規資料

庫之對向碰撞輸入資料。

表 4.9 輸入案例與輸出類似案例變數資料對照表（對向碰撞）

對向碰撞	輸入案例		輸出案例		符合
	甲方	乙方	甲方	乙方	
路權	無	有	無	有	◎
是否預見	否	是	否	是	◎
超速	無	超速	無	超速	◎
變換車道	無	無	無	無	◎
閃光號誌	行車管制號誌	行車管制號誌	行車管制號誌	行車管制號誌	◎
行駛動作	左轉	直行	左轉	直行	◎
違規行駛	未行駛於專用道路	未依標誌標線行駛	不明	未依標誌標線行駛	
預見距離	不明	1~100m	不明	1~100m	◎
鑑定責任	—	—	主因	次因	—

表 4.10 法規資料庫之輸入資料（對向碰撞）

同向碰撞	輸入案例		有無輸出法規
	甲方	乙方	
超速	無	超速	○
飲酒	有	無	○
天色	日間自然光	日間自然光	×
天候	有雨	有雨	○
動作	左轉	直行	○
闖紅燈	無	無	×
道路型態	路段	路段	×
車輛行向	對向	對向	○
車道位置	慢車道	慢車道	○
採取措施	停車	停車	○
是否過路口中心	否	是	○

本系統所輸出之案例，僅是類似案例而非為完全相同案例，此因完全相同案例未必能在資料庫中尋得，若以此設計系統，在資料樣本有限之情況下，可能無法列出相同案例供委員參考。本系統計算輸入案例與輸出案例間之最小歐幾里得距離為擷取參考案例之依據，所以當輸入案例資料越詳盡時，越能找到極為類似之輸出案例。

第五章 結論與建議

5.1 結論

1. 將一萬多筆覆議會案件資料進行篩選，最後篩選出 836 筆案件資料作為 SOM 訓練用，並利用 Matlab 6.5 版之 SOM 分群功能，將整個案例資料庫分成同向、橫向與對向碰撞之二維網格分類，構建其特徵分群結果，最後建立各新進案例與此資料庫之關聯度分析，發現確實能提供使用者作為鑑定案例分類索引使用。
2. 如有部分肇事案件是超出本研究所建立之資料庫範疇，可利用 SOM 分群模式找出雖不完全相同但卻極為類似之肇事案件，輔助鑑定委員進行肇事責任判定。
3. 在構建 SOM 之前，藉由專家問卷分析影響鑑定委員於鑑定時主要考量變數，並將分析結果與統計方法所得之重要變數進行比對，再依比對所得結果決定 SOM 之輸入變數，使本研究除依據統計理論結果外，更能與實務鑑定相結合。
4. 目前本研究將 836 筆肇事當事人資料（418 件案件）構建兩車碰撞決策支援系統，且在挑選影響變數過程中，可能因為樣本數量不夠多或樣本種類蒐集不夠齊全，使某些影響變數選項沒有樣本或樣本數過低，導致其影響變數不顯著，進而使決策支援系統所能沿用之重要影響變數減少。
5. 新進案例（總共 43 件）與本肇事案例資料庫（總共 418 件）間之灰關聯度介於 1~0.6458，其中同向碰撞平均灰關聯度為 0.8208；橫向碰撞平均灰關聯度為 0.8668；對向碰撞平均灰關聯度為 0.8641，其數據表示該系統在某些程度上，確實能提供使用者類似或相同肇事案例做為參考分析。
6. 平均而言 SC 值最高之函數設定為拓樸函數 gridtop，距離函數 dist，次高 SC 值之函數設定為拓樸函數 randtop，距離函數

linkdist，而 SC 值最低之函數設定為拓樸函數 randtop，距離函數 dist。鄰近距離設定略小於 1 時，對於整個分群效益有明顯的幫助。

5.2 建議

1. 目前完成兩車碰撞決策支援系統之芻型，可輔助鑑定委員進行肇事責任判定。往後更可以此芻型為基礎，進一步建立多車碰撞、與行人有關、與機車有關等事故之決策支援系統，以提昇事故鑑定輔助範圍與功能。
2. 往後可以此研究所構建之模型進一步將肇事案例進行深入研究，分別以不同肇事型態（路口、路段）為主題，探討其不同肇事特性之責任判定，以提昇對於肇事責任判定之輔助能力。
3. 肇事鑑定實為相當複雜與艱難之工作，因事故發生種類繁多，且各肇事狀況也有所出入，甚至不同鑑定專家在判斷同樣案例時，於認知上可能會有意見相左之情況發生，故只憑本研究之836筆肇事當事人資料（418件案件）來構建兩車碰撞決策支援系統尚顯不足，往後應納入更多肇事案例以提供類神經網路分類學習，以掌握住各種具代表性肇事案例做為類神經網路訓練學習之用。
4. 台灣目前之車輛肇事鑑定制度作業仍需投入龐大之人力、物力與時間，倘若能以現代科技輔助現行鑑定制度相關之作業，如利用決策支援系統所提供過去判定類似事故之責任分攤比例，並配合日後肇事資料庫系統建立與更新之情況，必可有效節省人力、物力與時間。
5. 本研究僅考量SOM之分類演算法，往後尚可嘗試其他分群演算法進行比較，以找出最適合肇事鑑定問題之分群演算法，提升肇事案件分類能力。
6. 目前所完成之肇事鑑定決策支援系統，只屬於文字與數據上之呈現，未來更希望朝向還原事故現場之2D或3D電腦模擬系統發展，

可以幫助鑑定委員們更瞭解事故發生情形。

7. 在擷取資料時可能會有所缺失，而導致某些案例資料已失去本身所代表之意義，所以建議在日後新增案例資料時，可參考將兩個或兩個以上變數資料作相互間綜合比較，再決定是否進行更新或刪除之動作。
8. 設計一套肇事鑑定決策支援系統，將新進肇事鑑定案例與案例資料庫之間相互做連結，便於使用者參考過去類似案例責任判定結果，並將此系統提供使用者操作，以確認其正確性及可用性，並作為系統修正調校依據。



參考文獻

1. 中文部分

- [1] 周文生、陳蔚文，民國90年9月，「交通事故肇事原因分析決策支援系統之研究」，運輸計劃季刊，30卷，3期，頁635~頁656。
- [2] 邱志洲、李天行、周宇超、呂奇傑，民國91年3月，「整合鑑別分析與類神經網路在資料探勘上之研究」，工業工程學刊，19卷，2期，頁9~頁22。
- [3] 鄭祈全、陳永寬、王素芬，民國90年7月，「多尺度林地分級決策支援系統之研究」，航測及遙測學刊，6卷，2期，頁41~頁56。
- [4] 魏健宏、陳奕志，民國90年6月，「類神經網路模式在國內交通運輸研究之成果評析」，交通計劃季刊，30卷，2期，頁323~頁348。
- [5] 邵泰璋、史天元，民國89年3月，「類神經網路於多光譜影像分類之應用」，航測及遙測學刊，5卷，1期，頁1~頁14。
- [6] 陳繼藩、徐守道、陳世旺，民國86年3月，「應用非監督性類神經網路於SPOT衛星影像分類之研究」，航測與遙測學刊，2卷，1期，頁1~頁12。
- [7] 高立人，民國88年10月，「彩色影像系統中彩色分類方法之研究」，大漢學報，13卷，頁301~頁315。
- [8] 賴顯松，民國90年9月，「天然纖維織物特性分類之模式」，技術學刊，16卷，3期，頁497~頁504。
- [9] 李開，民國91年，「行車事故鑑定制度之研究」，中國文化大學政治學研究所碩士論文，台北市。
- [10] 鄭惠玲，民國93年，「行車事故鑑定對保險理賠影響之分析」，逢甲大學保險學系碩士班碩士論文，台中市。
- [11] 楊宗璟、艾嘉銘，民國91年，「交通違規事故責任鑑定影響因素之統計分析及模式建構」，中華民國運輸學會第17屆論文研討會。
- [12] 楊思瑜，民國92年，「小型車事故嚴重程度預測以桃竹苗地區為範圍」，逢甲大學交通工程與管理學研究所碩士論文。

- [13] 方守傑，民國93年，「兩車碰撞事故之肇事鑑定專家系統」，逢甲大學交通工程與管理學研究所碩士論文。
- [14] 曾士育，民國92年，「以自組織映射圖神經網路探勘金融投資決策之研究」，國立高雄第一科技大學資訊管理學系。
- [15] 吳憲斌，民國91年，「新行道路交通工程設施設置決策之探討」，國立成功大學交通管理科學研究所碩士論文。
- [16] 羅華強，民國90年，「類神經網路－MATLAB的應用」，清蔚科技股份有限公司。
- [17] 葉怡成，民國92年，「類神經網路模式應用與實作」，儒林圖書有限公司。
- [18] 張斐章等，民國92年，「類神經網路理論與實務」，台灣東華書局股份有限公司。
- [19] 周鵬程，民國93年，「類神經網路入門－活用Matlab」，全華科技股份有限公司。

2. 英文部分

- [1] Huidong Jin, Wing-Shum, Kwong-Sak Leung, Man-Leung Wong (2004), "Expanding Self-Organizing Map for data visualization and cluster analysis," Information Sciences, Vol. 163, No.1-3, pp. 157-173.
- [2] Khaled A. Abbas (2004) , "Traffic safety assessment and development of predictive models for accidents on rural on rural roads in Egypt," Accident Analysis and Prevention, Vol 36, No. 2, pp149-163.
- [3] Lawrence T. Lam (2003) , "Factors associated with young drivers' car crash injury: comparisons among learner, provisional, and full licensees," Accident Analysis and Prevention, Vol 35, No. 6, pp913-920.
- [4] Rune Elvik (2003) , "assessing the validity of road safety evaluation studies by analyzing causal chains," Accident Analysis and Prevention, Vol 35, No. 5, pp741-748.
- [5] Kate A. Smith, Alan Ng (2003) , "Web page clustering using a self-organizing map of user navigation patterns," Decision Support Systems, Vol 35, No. 2, pp245-256.

- [6] R.J. Kuo, L.M. Ho, C.M. Hu (2003) , "Integration of self-organizing feature map and K-means algorithm for market segmentation," Computers and Operations Research, Vol 29, No.11, pp1475-1493.
- [7] Melody Y. Kiang (2001) , "Extending the Kohonen self-organizing map networks for clustering analysis," Computational Statistics and Data Analysis, Vol 38, No. 2, pp161-180.
- [8] Melody Y. Kiang, Uday R. Kulkarni, Kar Yan Tam (1995) , " Self-organizing map network as an interactive clustering tool - An application to group technology," Decision Support Systems, Vol 15, No. 4, pp351-374.
- [9] Hsinchun Chen, Dmitri G. Roussinov (1999) , "Document clustering for electronic meetings: an experimental comparison of two techniques," Decision Support Systems, Vol 27, No. 1-2, pp67-79.
- [10] Mascha Van Der Voort, Mark Dougherty, Susan Watson (1996) , "Combining Kohonen maps with ARIMA time series models to forecast traffic flow" Transportation Research Part C, Vol 4, No. 5, pp307-318.
- [11] Ching-Lai Hwang., and Shu-Jen Chen (1992) , "Fuzzy Multiple Attribute Decision Making, Method and Applications", Springer-Verlag, NY.
- [12] Hwang, C.L., and K.P.Yoon (1995) , "Multiple Attribute Decision making : An Introduction", Sage University Paper Series on Quantitive Applications in the Social Science.
- [13] George J.Klir and Bo Yuan (1995) , "Fuzzy Sets and Fuzzy Logic, The theory and Applications," Prentice Hall International, Inc.
- [14] Ronald K. Pearson, Tom Zylkin, James S. Schwaber, Gregory E.Gonye (2004) , "Quantitative Evaluation of Clustering Results Using Computational Negative Controls," SIAM.
- [15] A. Gordon (1999), "Classification," Chapman and Hall, NewYork.
- [16] L. Kaufman and P. Rousseeuw (1990) , "Finding Groups in data-An Introduction to Cluster Analysis," Chapman and Hall, NewYork.

附錄一

筆事鑑定專家問卷



各位交通界的先進 您好！

首先，感謝您在百忙之中抽空填寫此份問卷。本研究題目為『自我組織特徵映射圖網路應用於肇事鑑定之決策支援系統』，其主要研究目的是利用自我組織特徵映射圖網路（SOM）建構兩車（汽車）碰撞事故之肇事鑑定決策支援系統。在構建SOM之前，希望藉由此份問卷，分析影響鑑定委員於鑑定時之主要考量變數，並將分析結果與由統計方法所得之主要變數進行比對，再依比對所得之結果決定SOM之輸入變數，以使本研究除依據統計理論結果外，更能與實務鑑定相結合。

本問卷所列變數如有定義不明或語意含糊不清之處，也煩請您不吝指教，將您的寶貴意見填於本問卷最後面之建議與指導欄位中，俾利後續研究之參考。最後，您的寶貴意見對於本研究具有決定性的影響，藉由諸位肇事鑑定委員之專業素養與豐富經驗，可獲得各項肇事影響變數相對重要程度之評比。煩請您將填妥之問卷於民國94年2月21日前回覆，懇請您惠予指導與賜教，由衷感謝您的耐心幫忙與不吝指正!!

敬祝 萬事如意

私立逢甲大學 交通工程與管理學系

指導教授：劉霈 博士

研究生：陳品宏 敬啟

聯絡電話：(04) 24517250-4676

行動電話：0910987427

電子信箱：pinhung@anet.net.tw

地址：407 台中市西屯區文華路 100 號

【問卷填寫說明】

- 請您考量下列各個變數對於『判定肇事責任』之重要性。
- 評定選項為『極不重要』、『不重要』、『尚可』、『重要』、『極重要』等五個項目，請以單選方式填選。
- 各個影響變數之選項代號與意義說明如下。
- 本問卷所列之類別變數、連續變數只屬初步分類，其中可能仍有數個爭議之變數，日後將參照諸位專家之建議，並予以釐清，敬請多加包涵。
- 本問卷之變數若有遺漏、未列或問卷設計不當之處，也請您不吝指教。

【影響變數之代號與說明】

■ 類別變數

1.路權	2.天候	3.駕駛受傷情形	4.駕駛死亡情形
(1)有道路優先權	(1)有雨	(1)無	(1)無
(2)無道路優先權	(2)無雨	(2)有	(2)有

自我組織特徵映射圖網路應用於肇事鑑定之決策支援系統

		(3)不明	(3)不明
5.是否預見	6.是否過路口中心	7.天色	8.超速
(1)否(無)	(1)否	(1)日間自然光線	(1)嚴重超速
(2)是(有)	(2)是	(2)夜間有照明	(2)超速
(3)不明	(3)非路口(不明)	(3)夜間無照明	(3)無
		(4)不明	(4)不明

9.變換車道	10.幹道或支道	11.閃光號誌	12.號誌種類
(1)無	(1)幹道	(1)非路口根本沒裝號誌	(1)行車管制號誌
(2)有	(2)支道	(2)閃紅	(2)行人專用號誌
(3)超車	(3)同為幹支道	(3)閃黃	(3)閃光號誌
(4)不明	(4)不明	(4)無閃燈號誌 (有裝號誌沒啟動)	(4)無號誌
		(5)行車管制號誌 (紅綠燈)	(5)不明

13.號誌動作	14.行車方向	15.車道數	16.行駛動作
(1)正常	(1)東向西	(1)單車道	(1)直行
(2)不正常	(2)西向東	(2)雙車道	(2)右轉
(3)無動作	(3)南向北	(3)三車道	(3)左轉
(4)無號誌	(4)北向南	(4)四車道	(4)迴轉
(5)不明	(5)其他(多叉路口)	(5)五車道以上	(5)靜止
		(6)不明	(6)倒車

17.違規行駛	18.車種		
(1)入侵對向車道	(1)小客車		
(2)逆向	(2)小貨車		
(3)無違規	(3)小客貨		
(4)未行駛於專用道路	(4)營小客車		
(5)未依標誌標線行駛	(5)大貨車		
(6)不明	(6)大客車		

19.駕駛人飲酒情形	20.兩車關係	21.採取措施	22.道路形態
(1)經測試含酒精成分超過規定	(1)同向前車	(1)否（無）	(1)平交道第一種
(2)經測試未超過規定	(2)同向後車	(2)按喇叭	(2)平交道第二種
(3)經觀察明顯酒醉	(3)同向左方車	(3)亮燈	(3)平交道第三甲種
(4)經觀察拒絕接受測試	(4)同向右方車	(4)減速	(4)平交道第三乙種
(5)經觀察未測試	(5)同向路邊起駛	(5)停車	(5)平交道第四種
(6)未飲酒	(6)同向不明	(6)超車	(6)三岔路
(7)有服用藥物	(7)橫向左方車	(7)閃	(7)四岔路
(8)不明	(8)橫向右方車	(8)向右閃	(8)多岔路
	(9)對向	(9)向左閃	(9)單路部分(隧道(地下道))
		(10) 變換車道	(10) 單路部分(橋樑)
		(11) 倒車	(11) 單路部分(高架道路)
		(12) 繞	(12) 單路部分(彎曲路及附近)
		(13) 不明	(13) 單路部分(坡道)
			(14) 單路部分(巷弄)
			(15) 單路部分(直路)
			(16) 單路部分(其他)
			(17) 圓環
			(18) 廣場
			(19) 不明

■ 連續變數

1.年齡	2.車長	3.速限	4.預見距離
數字	數字	數字	數字

5.筆錄速率	6.乘客受傷數	7.乘客死亡數	
數字	數字	數字	

【問卷內容】

請您依序勾選下列變數項目：

■ 就肇事鑑定過程而言，下列各個類別變數對於肇事責任之影響程度為何？

影響變數	極不重要	不重要	尚可	重要	極重要
1.路權.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
2.天候.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
3.駕駛受傷情形.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
4.駕駛死亡情形.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
5.是否預見.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
6.是否過路口中心.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
7.天色.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
8.超速.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
9.變換車道.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
10.幹道或支道.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
11.閃光號誌.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
12.號誌種類.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
13.號誌動作.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
14.車道數.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
15.行車方向.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
16.行駛動作.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
17.違規行駛.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
18.車種.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
19.駕駛人飲酒情形.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
20.兩車關係.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
21.採取措施.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
22.道路型態.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

■ 就肇事鑑定過程而言，下列各個連續變數對於肇事責任之影響程度為何？

影響變數	極不重要	不重要	尚可	重要	極重要
1.年齡.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
2.車長.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
3.速限.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
4.預見距離.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
5.筆錄速率.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
6.乘客受傷數.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
7.乘客死亡數.....	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

■ 建議與指導：

【基本資料】

一、專長領域：_____

二、服務單位/職稱：_____

※此份問卷只專作學術論文之用，絕不為其他用途，請您放心填寫。

~~~本問卷到此結束，再次感謝您的熱心協助~~~



## 附錄二

### 灰色關聯度分析結果



| 同向 SOM 分群模擬結果之灰關聯度 |          |        |        |          |        |
|--------------------|----------|--------|--------|----------|--------|
| 案例代號               | 參考案例代號   | 關聯度    | 案例代號   | 參考案例代號   | 關聯度    |
| 新案例 1              | 原始案例 8   | 0.8032 | 新案例 10 | 原始案例 5   | 0.9259 |
| 新案例 1              | 原始案例 27  | 0.8741 | 新案例 10 | 原始案例 7   | 0.8648 |
| 新案例 1              | 原始案例 54  | 0.9016 | 新案例 10 | 原始案例 14  | 0.8778 |
| 新案例 1              | 原始案例 60  | 0.8127 | 新案例 10 | 原始案例 19  | 0.9019 |
| 新案例 1              | 原始案例 62  | 0.7312 | 新案例 10 | 原始案例 23  | 0.8463 |
| 新案例 1              | 原始案例 63  | 0.8349 | 新案例 10 | 原始案例 24  | 0.9019 |
| 新案例 1              | 原始案例 74  | 0.8741 | 新案例 10 | 原始案例 55  | 0.8333 |
| 新案例 1              | 原始案例 83  | 0.7757 | 新案例 10 | 原始案例 56  | 0.9019 |
| 新案例 1              | 原始案例 101 | 0.8053 | 新案例 10 | 原始案例 65  | 0.8833 |
| 新案例 1              | 原始案例 110 | 0.855  | 新案例 10 | 原始案例 97  | 0.837  |
| 新案例 1              | 原始案例 126 | 0.8519 | 新案例 10 | 原始案例 99  | 0.8093 |
| 新案例 2              | 原始案例 102 | 0.6759 | 新案例 10 | 原始案例 121 | 0.8685 |
| 新案例 2              | 原始案例 103 | 0.7685 | 新案例 11 | 原始案例 22  | 0.7907 |
| 新案例 2              | 原始案例 111 | 0.7593 | 新案例 11 | 原始案例 31  | 0.8278 |
| 新案例 2              | 原始案例 123 | 0.7407 | 新案例 11 | 原始案例 33  | 0.8    |
| 新案例 3              | 原始案例 5   | 0.8032 | 新案例 11 | 原始案例 35  | 0.7537 |
| 新案例 3              | 原始案例 7   | 0.7661 | 新案例 11 | 原始案例 40  | 0.8556 |
| 新案例 3              | 原始案例 14  | 0.7069 | 新案例 11 | 原始案例 46  | 0.8185 |
| 新案例 3              | 原始案例 19  | 0.781  | 新案例 11 | 原始案例 47  | 0.813  |
| 新案例 3              | 原始案例 23  | 0.8011 | 新案例 11 | 原始案例 78  | 0.763  |
| 新案例 3              | 原始案例 24  | 0.7979 | 新案例 11 | 原始案例 81  | 0.8093 |
| 新案例 3              | 原始案例 55  | 0.8159 | 新案例 11 | 原始案例 100 | 0.7593 |
| 新案例 3              | 原始案例 56  | 0.855  | 新案例 11 | 原始案例 119 | 0.7778 |
| 新案例 3              | 原始案例 65  | 0.8201 | 新案例 11 | 原始案例 124 | 0.8    |
| 新案例 3              | 原始案例 97  | 0.7302 | 新案例 11 | 原始案例 131 | 0.8056 |
| 新案例 3              | 原始案例 99  | 0.8032 | 新案例 12 | 原始案例 85  | 0.7439 |
| 新案例 3              | 原始案例 121 | 0.7566 | 新案例 13 | 原始案例 28  | 0.8357 |
| 新案例 4              | 原始案例 85  | 0.8222 | 新案例 13 | 原始案例 34  | 0.8113 |
| 新案例 5              | 原始案例 11  | 0.8333 | 新案例 13 | 原始案例 115 | 0.9065 |
| 新案例 5              | 原始案例 29  | 0.9352 | 新案例 14 | 原始案例 28  | 0.8241 |
| 新案例 5              | 原始案例 30  | 0.9074 | 新案例 14 | 原始案例 34  | 0.75   |



| 案例代號  | 參考案例代號   | 關聯度    | 案例代號   | 參考案例代號   | 關聯度    |
|-------|----------|--------|--------|----------|--------|
| 新案例 5 | 原始案例 58  | 0.7407 | 新案例 14 | 原始案例 115 | 0.9167 |
| 新案例 5 | 原始案例 64  | 0.8333 | 新案例 15 | 原始案例 5   | 0.8519 |
| 新案例 5 | 原始案例 84  | 0.9722 | 新案例 15 | 原始案例 7   | 0.7907 |
| 新案例 5 | 原始案例 86  | 0.7778 | 新案例 15 | 原始案例 14  | 0.8037 |
| 新案例 5 | 原始案例 95  | 0.7407 | 新案例 15 | 原始案例 19  | 0.8278 |
| 新案例 5 | 原始案例 105 | 0.8611 | 新案例 15 | 原始案例 23  | 0.8352 |
| 新案例 5 | 原始案例 106 | 0.9074 | 新案例 15 | 原始案例 24  | 0.8278 |
| 新案例 5 | 原始案例 120 | 0.8889 | 新案例 15 | 原始案例 55  | 0.7963 |
| 新案例 6 | 原始案例 5   | 0.7574 | 新案例 15 | 原始案例 56  | 0.837  |
| 新案例 6 | 原始案例 7   | 0.8222 | 新案例 15 | 原始案例 65  | 0.8463 |
| 新案例 6 | 原始案例 14  | 0.8463 | 新案例 15 | 原始案例 97  | 0.8278 |
| 新案例 6 | 原始案例 19  | 0.7852 | 新案例 15 | 原始案例 99  | 0.7704 |
| 新案例 6 | 原始案例 23  | 0.813  | 新案例 15 | 原始案例 121 | 0.8315 |
| 新案例 6 | 原始案例 24  | 0.8222 | 新案例 16 | 原始案例 48  | 0.9074 |
| 新案例 6 | 原始案例 55  | 0.7722 | 新案例 17 | 原始案例 22  | 0.8333 |
| 新案例 6 | 原始案例 56  | 0.8963 | 新案例 17 | 原始案例 31  | 0.8333 |
| 新案例 6 | 原始案例 65  | 0.813  | 新案例 17 | 原始案例 33  | 0.8889 |
| 新案例 6 | 原始案例 97  | 0.7907 | 新案例 17 | 原始案例 35  | 0.8519 |
| 新案例 6 | 原始案例 99  | 0.7667 | 新案例 17 | 原始案例 40  | 0.6944 |
| 新案例 6 | 原始案例 121 | 0.7981 | 新案例 17 | 原始案例 46  | 0.8611 |
| 新案例 7 | 原始案例 61  | 0.7037 | 新案例 17 | 原始案例 47  | 0.8333 |
| 新案例 7 | 原始案例 71  | 0.7757 | 新案例 17 | 原始案例 78  | 0.9444 |
| 新案例 7 | 原始案例 72  | 0.8423 | 新案例 17 | 原始案例 81  | 0.7963 |
| 新案例 7 | 原始案例 116 | 0.8868 | 新案例 17 | 原始案例 100 | 0.713  |
| 新案例 8 | 原始案例 85  | 0.7407 | 新案例 17 | 原始案例 119 | 0.7778 |
| 新案例 9 | 原始案例 28  | 0.8833 | 新案例 17 | 原始案例 124 | 0.7778 |
| 新案例 9 | 原始案例 34  | 0.9221 | 新案例 17 | 原始案例 131 | 0.8056 |
| 新案例 9 | 原始案例 115 | 0.8918 |        |          |        |

| 橫向 SOM 分群模擬結果之灰關聯度 |         |        |        |          |        |
|--------------------|---------|--------|--------|----------|--------|
| 案例代號               | 參考案例代號  | 關聯度    | 案例代號   | 參考案例代號   | 關聯度    |
| 新案例 1              | 原始案例 21 | 0.9444 | 新案例 10 | 原始案例 102 | 0.8476 |

| 案例代號  | 參考案例代號   | 關聯度    | 案例代號   | 參考案例代號   | 關聯度    |
|-------|----------|--------|--------|----------|--------|
| 新案例 1 | 原始案例 43  | 0.8889 | 新案例 10 | 原始案例 106 | 0.781  |
| 新案例 1 | 原始案例 75  | 0.787  | 新案例 10 | 原始案例 108 | 0.8455 |
| 新案例 1 | 原始案例 144 | 0.7407 | 新案例 10 | 原始案例 136 | 0.8159 |
| 新案例 2 | 原始案例 7   | 0.9259 | 新案例 10 | 原始案例 139 | 0.8921 |
| 新案例 2 | 原始案例 14  | 0.8519 | 新案例 10 | 原始案例 146 | 0.8571 |
| 新案例 2 | 原始案例 32  | 0.9259 | 新案例 6  | 原始案例 4   | 0.8889 |
| 新案例 2 | 原始案例 38  | 0.9259 | 新案例 6  | 原始案例 5   | 0.8889 |
| 新案例 2 | 原始案例 57  | 0.8889 | 新案例 6  | 原始案例 18  | 0.9167 |
| 新案例 2 | 原始案例 84  | 0.963  | 新案例 6  | 原始案例 29  | 0.9167 |
| 新案例 2 | 原始案例 85  | 1      | 新案例 6  | 原始案例 83  | 0.8333 |
| 新案例 2 | 原始案例 119 | 1      | 新案例 6  | 原始案例 91  | 0.8889 |
| 新案例 2 | 原始案例 132 | 0.8889 | 新案例 6  | 原始案例 93  | 0.9444 |
| 新案例 3 | 原始案例 34  | 0.8241 | 新案例 6  | 原始案例 104 | 0.9444 |
| 新案例 3 | 原始案例 77  | 0.9444 | 新案例 6  | 原始案例 109 | 0.8519 |
| 新案例 3 | 原始案例 142 | 0.9167 | 新案例 6  | 原始案例 141 | 0.8889 |
| 新案例 4 | 原始案例 2   | 0.9556 | 新案例 6  | 原始案例 155 | 0.8056 |
| 新案例 4 | 原始案例 6   | 0.9556 | 新案例 6  | 原始案例 159 | 0.9167 |
| 新案例 4 | 原始案例 10  | 0.9556 | 新案例 6  | 原始案例 160 | 0.9444 |
| 新案例 4 | 原始案例 48  | 0.9778 | 新案例 6  | 原始案例 161 | 0.8889 |
| 新案例 4 | 原始案例 64  | 0.9111 | 新案例 7  | 原始案例 11  | 0.7963 |
| 新案例 4 | 原始案例 92  | 0.8127 | 新案例 7  | 原始案例 68  | 0.7963 |
| 新案例 4 | 原始案例 101 | 1      | 新案例 7  | 原始案例 70  | 0.8889 |
| 新案例 4 | 原始案例 111 | 0.8889 | 新案例 7  | 原始案例 71  | 0.7778 |
| 新案例 4 | 原始案例 121 | 0.9333 | 新案例 7  | 原始案例 72  | 0.8519 |
| 新案例 4 | 原始案例 129 | 0.8963 | 新案例 7  | 原始案例 90  | 0.8241 |
| 新案例 4 | 原始案例 130 | 0.9683 | 新案例 7  | 原始案例 95  | 0.7037 |
| 新案例 5 | 原始案例 15  | 0.8769 | 新案例 7  | 原始案例 115 | 0.7963 |
| 新案例 5 | 原始案例 16  | 0.8769 | 新案例 7  | 原始案例 116 | 0.8889 |
| 新案例 5 | 原始案例 36  | 0.8856 | 新案例 7  | 原始案例 145 | 0.8519 |
| 新案例 5 | 原始案例 37  | 0.8856 | 新案例 8  | 原始案例 20  | 0.8241 |
| 新案例 5 | 原始案例 52  | 0.8472 | 新案例 8  | 原始案例 39  | 0.9352 |
| 新案例 5 | 原始案例 86  | 0.8690 | 新案例 8  | 原始案例 40  | 0.8241 |

| 案例代號   | 參考案例代號   | 關聯度    | 案例代號   | 參考案例代號   | 關聯度    |
|--------|----------|--------|--------|----------|--------|
| 新案例 5  | 原始案例 89  | 0.8518 | 新案例 8  | 原始案例 79  | 0.8241 |
| 新案例 5  | 原始案例 107 | 0.8856 | 新案例 8  | 原始案例 94  | 0.8241 |
| 新案例 5  | 原始案例 127 | 0.8324 | 新案例 8  | 原始案例 114 | 0.8241 |
| 新案例 9  | 原始案例 12  | 0.8056 | 新案例 8  | 原始案例 137 | 0.8796 |
| 新案例 9  | 原始案例 24  | 0.7593 | 新案例 8  | 原始案例 151 | 0.8241 |
| 新案例 9  | 原始案例 42  | 0.8333 | 新案例 11 | 原始案例 9   | 0.9556 |
| 新案例 9  | 原始案例 44  | 0.8333 | 新案例 11 | 原始案例 23  | 0.9556 |
| 新案例 9  | 原始案例 45  | 0.7778 | 新案例 11 | 原始案例 33  | 0.9556 |
| 新案例 9  | 原始案例 62  | 0.75   | 新案例 11 | 原始案例 46  | 0.9778 |
| 新案例 9  | 原始案例 63  | 0.7778 | 新案例 11 | 原始案例 51  | 0.9111 |
| 新案例 9  | 原始案例 69  | 0.7963 | 新案例 11 | 原始案例 53  | 0.8127 |
| 新案例 9  | 原始案例 102 | 0.8148 | 新案例 11 | 原始案例 99  | 1      |
| 新案例 9  | 原始案例 106 | 0.7685 | 新案例 11 | 原始案例 124 | 0.8889 |
| 新案例 9  | 原始案例 108 | 0.6852 | 新案例 11 | 原始案例 126 | 0.9333 |
| 新案例 9  | 原始案例 136 | 0.8519 | 新案例 11 | 原始案例 134 | 0.8963 |
| 新案例 9  | 原始案例 139 | 0.7593 | 新案例 11 | 原始案例 149 | 0.9683 |
| 新案例 9  | 原始案例 146 | 0.8241 | 新案例 12 | 原始案例 8   | 0.8889 |
| 新案例 10 | 原始案例 12  | 0.781  | 新案例 12 | 原始案例 28  | 0.9074 |
| 新案例 10 | 原始案例 24  | 0.8921 | 新案例 12 | 原始案例 35  | 0.8241 |
| 新案例 10 | 原始案例 42  | 0.8667 | 新案例 12 | 原始案例 87  | 0.9167 |
| 新案例 10 | 原始案例 44  | 0.7778 | 新案例 12 | 原始案例 113 | 0.8426 |
| 新案例 10 | 原始案例 45  | 0.7841 | 新案例 12 | 原始案例 122 | 0.8519 |
| 新案例 10 | 原始案例 62  | 0.7683 | 新案例 12 | 原始案例 148 | 0.8241 |
| 新案例 10 | 原始案例 63  | 0.8349 | 新案例 12 | 原始案例 153 | 0.8519 |
| 新案例 10 | 原始案例 69  | 0.8349 | 新案例 12 | 原始案例 154 | 0.8333 |

| 對向 SOM 分群模擬結果之灰關聯度 |         |        |        |          |        |
|--------------------|---------|--------|--------|----------|--------|
| 案例代號               | 參考案例代號  | 關聯度    | 案例代號   | 參考案例代號   | 關聯度    |
| 新案例 1              | 原始案例 26 | 0.9375 | 新案例 9  | 原始案例 22  | 0.9167 |
| 新案例 1              | 原始案例 31 | 0.8646 | 新案例 9  | 原始案例 123 | 0.7917 |
| 新案例 1              | 原始案例 56 | 0.875  | 新案例 10 | 原始案例 1   | 0.9375 |
| 新案例 1              | 原始案例 57 | 0.9063 | 新案例 10 | 原始案例 17  | 0.9063 |

| 案例代號  | 參考案例代號   | 關聯度    | 案例代號   | 參考案例代號   | 關聯度    |
|-------|----------|--------|--------|----------|--------|
| 新案例 1 | 原始案例 85  | 0.8229 | 新案例 10 | 原始案例 34  | 0.9375 |
| 新案例 1 | 原始案例 110 | 0.8333 | 新案例 10 | 原始案例 44  | 0.8958 |
| 新案例 3 | 原始案例 25  | 0.6458 | 新案例 10 | 原始案例 83  | 0.9063 |
| 新案例 3 | 原始案例 41  | 0.8125 | 新案例 11 | 原始案例 52  | 0.75   |
| 新案例 3 | 原始案例 47  | 0.9375 | 新案例 11 | 原始案例 79  | 0.75   |
| 新案例 3 | 原始案例 73  | 0.75   | 新案例 11 | 原始案例 89  | 0.9583 |
| 新案例 3 | 原始案例 90  | 0.9375 | 新案例 11 | 原始案例 104 | 0.9583 |
| 新案例 3 | 原始案例 96  | 0.7396 | 新案例 11 | 原始案例 114 | 0.9167 |
| 新案例 3 | 原始案例 126 | 0.8125 | 新案例 11 | 原始案例 121 | 0.875  |
| 新案例 4 | 原始案例 6   | 0.8643 | 新案例 12 | 原始案例 3   | 0.9479 |
| 新案例 4 | 原始案例 19  | 0.9143 | 新案例 12 | 原始案例 21  | 0.8854 |
| 新案例 4 | 原始案例 23  | 0.7821 | 新案例 12 | 原始案例 28  | 0.7917 |
| 新案例 4 | 原始案例 50  | 0.7893 | 新案例 12 | 原始案例 33  | 0.8958 |
| 新案例 4 | 原始案例 59  | 0.7071 | 新案例 12 | 原始案例 38  | 0.8438 |
| 新案例 4 | 原始案例 71  | 0.825  | 新案例 12 | 原始案例 63  | 0.8958 |
| 新案例 4 | 原始案例 91  | 0.95   | 新案例 12 | 原始案例 80  | 0.9271 |
| 新案例 4 | 原始案例 112 | 0.8667 | 新案例 12 | 原始案例 81  | 0.8958 |
| 新案例 4 | 原始案例 119 | 0.9143 | 新案例 12 | 原始案例 84  | 0.9063 |
| 新案例 5 | 原始案例 32  | 0.8438 | 新案例 12 | 原始案例 87  | 0.8854 |
| 新案例 5 | 原始案例 49  | 0.9375 | 新案例 12 | 原始案例 99  | 0.8438 |
| 新案例 5 | 原始案例 76  | 0.8125 | 新案例 12 | 原始案例 120 | 0.875  |
| 新案例 5 | 原始案例 95  | 0.875  | 新案例 12 | 原始案例 124 | 0.8438 |
| 新案例 6 | 原始案例 52  | 0.9375 | 新案例 13 | 原始案例 52  | 0.9063 |
| 新案例 6 | 原始案例 79  | 0.8333 | 新案例 13 | 原始案例 79  | 0.8646 |
| 新案例 6 | 原始案例 89  | 0.9063 | 新案例 13 | 原始案例 89  | 0.875  |
| 新案例 6 | 原始案例 104 | 0.9063 | 新案例 13 | 原始案例 104 | 0.875  |
| 新案例 6 | 原始案例 114 | 0.8958 | 新案例 13 | 原始案例 114 | 0.9063 |
| 新案例 6 | 原始案例 121 | 0.9271 | 新案例 13 | 原始案例 121 | 0.9375 |
| 新案例 7 | 原始案例 43  | 0.9063 | 新案例 14 | 原始案例 52  | 0.7604 |
| 新案例 7 | 原始案例 64  | 0.9375 | 新案例 14 | 原始案例 79  | 0.6979 |
| 新案例 7 | 原始案例 69  | 0.9583 | 新案例 14 | 原始案例 89  | 0.9167 |
| 新案例 8 | 原始案例 32  | 0.8438 | 新案例 14 | 原始案例 104 | 0.9167 |

| 案例代號  | 參考案例代號  | 關聯度    | 案例代號   | 參考案例代號   | 關聯度    |
|-------|---------|--------|--------|----------|--------|
| 新案例 8 | 原始案例 49 | 0.7917 | 新案例 14 | 原始案例 114 | 0.8438 |
| 新案例 8 | 原始案例 76 | 0.8125 | 新案例 14 | 原始案例 121 | 0.8125 |
| 新案例 8 | 原始案例 95 | 0.8125 | 新案例 15 | 原始案例 102 | 0.9167 |
| 新案例 9 | 原始案例 14 | 0.8333 | 新案例 15 | 原始案例 111 | 0.7083 |



## 作者簡歷



姓名：陳品宏

籍貫：台灣省台北市

生日：民國70年8月7日

電話：02-27032261

地址：台北市敦化南路一段344號2樓之2

E-mail：*pinhung@anet.net.tw*

學歷：2005年6月逢甲大學交通工程與管理學系碩士班畢業

2003年6月逢甲大學交通工程與管理學系畢業