

逢 甲 大 學
交通工程與管理學系碩士班
碩 士 論 文



兩車碰撞事故之肇事鑑定專家系統

An Expert Authentication System for the
Two-Vehicle Crash Accident

指導教授：邱裕鈞

研 究 生：方守潔

中 華 民 國 九 十 三 年 六 月

誌 謝

本論文能順利完成，首先衷誠感謝邱裕鈞教授，在兩年的研究生涯提供專業知識與教誨，以及不辭勞苦的指導與鼓勵，以豐富的學養與誨人不倦的態度，使學生在學術上獲益良多，而邱裕鈞教授平易近人與樂於與學生討論的態度，使學生學習到許多待人處事的道理，並在生涯規劃上有了明確的方向。

其次論文口試期間，承蒙口試委員交通大學交通運輸研究所馮正民教授以及成功大學交管系魏健宏教授於百忙中對本論文細心審閱，並提出許多寶貴意見與輔正，使本論文得以更加完整與豐富。在受業期間也承蒙葉名山教授、楊宗璟教授於交通專業知識上之啟發，使學生受益匪淺，特此表示最深的感謝。

而在研究所的兩年間，感謝在課業學習上給予幫助的彥衡學長、憲國學長；給予協助的學弟：耀彰、雲慶；好友小黃、小 P、老鼠、佳穎、大哥大、uiui、taco、芳誼、小明、阿美、阿鵝、伯鴻以及所有我愛的與愛我的人，因為你們的陪伴使我能安定的渡過兩年的研究生生活並充滿了美好的回憶，謝謝你們。

最後，謹將這份完成碩士學位的榮耀與喜悅，獻給為了我而仍未退休辛苦工作給予支持的父母親與家人，感謝你們的細心栽培與照顧，使我能順利的完成學業，在此表達我最真摯的感謝之心。

方守潔 謹誌於

逢甲大學交通工程與管理學系碩士班

中華民國九十三年七月

摘要

當道路交通事故發生時，所伴隨而來之人員傷亡或財產損失等具爭議性問題，皆需藉由法律途徑囑託行車事故鑑定委員會進行事故鑑定，以釐清事故雙方駕駛之責任分擔並解決紛爭。然而，每年 15,000 件數量龐大之交通事故鑑定案申請案，相較於全國約數十餘位鑑定委員編制之人力其負荷相當沈重。因此，當應利用歷史肇事案例來建立一個有效率之事故鑑定專家系統來減緩委員們之負擔。此外，事故責任之界定涉及專業領域，鑑定委員需靠專業知識與經驗累積，故無法一夕間造就。因此，應尋求更具效率、較少誤判的方法來解決此肇事鑑定所面臨龐大案件之壓力，以及人事更替時專業知識傳承之銜接問題。

基此，本文利用類神經網路 (artificial neural network, ANN) 構建一套「兩車事故碰撞之肇事鑑定專家系統」以解決上述肇事鑑定過程中所面臨之問題。本研究以 89 - 91 年肇事案例中兩車碰撞事故案例 (共計 538 件, 1,076 位當事人) 挑出其中地鑑會與覆議會鑑定結果一致案件為基礎，為研究對象。並將肇事資料隨機分為模式訓練組資料 (70%)，依照鑑定委員判斷決策行為來進行模式學習與訓練，並分別構建肇事鑑定統計模式與類神經網路模式。再以另外 (30%) 為模式驗證組，以驗證所構建之兩模式的不同預測結果。透過卡方檢定與逐步判別分析法來評選關鍵鑑定變數共 24 個，如飲酒、超速、車損部位、天候、車種、筆錄速率等因素，作為構建類神經網路模式之輸入變數，而輸出變數則為肇事當事人之肇事責任分攤程度。並且設定不同的類神經網路架構與參數以進一步分析與驗證其預測結果。另外構建統計判別分析模式與類神經網路相比較其預測結果之優劣。

由驗證結果知，ANN 模式的訓練判中率為 77.19% 且驗證判中率為 72.67 %，而透過統計模式判別分析之訓練判中率 61.84% 與驗證判中率為 58.39%。明顯的由 ANN 之預測結果可知其較判別分析模式適合構建肇事鑑定專家系統。另外，為了要衡量不同輸入變數對肇事責任之重要程度與影響大小，本文利用 ANN 模式構建後之網路權重值進行變數重要性分析，透過「一般影響 (general influence, GI) 指標」，我們可以發現道路類別 (省、縣、市區道路) GI=0.227、路權 GI=0.200、飲酒 GI=0.189、行向 (同向、對向、橫向行車) GI=0.097、車種 GI=0.056、道路型態 GI=0.048、超速 GI=0.047 等因素對於肇事責任之分攤有較明顯之影響程度。

關鍵字：肇事鑑定、類神經網路、判別分析、專家系統

Abstract

When a traffic accident happens, usually arguments on accident responsibility also accrued. In order to clarify the responsibility and settle the arguments, accident authentication committees are authorized to review these cases and conclude the allocation of responsibility. However, in comparing with over 15,000 accident authentication cases in a year in Taiwan, there are rather few experts in reviewing these cases. Therefore, in order to ease the burden of these experts and utilize their historical authentication cases, an efficiency expert system for accident authentication is worthy of developing. Besides, because highly professional knowledge and experience which are accumulated from long term training is needed for conducting accident authentication, it is also important for the system to effectively educate junior reviewers with these knowledge and experience.

Based on that, this study employs artificial neural network (ANN) to develop an expert system for two-vehicle crash accident authentication. A total of 538 two-vehicle crash accident cases, i.e. 1,076 drivers involved, from 2000 to 2002 are selected, which have same judgment between local committee and reviewing committee for accident authentication. These cases are randomly divided into two sets: 70% for training and 30% for validating. The input variables for ANN are selected by using contingent table analysis and stepwise discriminate analysis from a total of 24 accident variables, such as area, driver gender, driver age, vehicle type, right of the way, etc. The output variable is set as, of course, the degree of responsibility that the driver is judged to take. Then, different network structures and settings of parameters are tested and analyzed for proposing a comprising model. For the sake of comparison, a statistical discriminating analysis model is also calibrated.

The results show that the ANN model can achieve 77.19% and 72.67% of correctness rate in training and validating, respectively. The correctness rates of discrimination analysis model are only 61.84% in training and 58.39% in validating. Obviously, it indicates that the ANN model is more suitable to be the expert system of accident authentication. Moreover, in order to measure the influence of each input variable on judging the accident responsibility, an index named as general influence index (GI) is computed based on the ANN trained weights. The most influential variable is highway type, with $GI=0.227$, followed by right of way

(GI=0.200), degree of drinking (GI=0.189), relative driving direction (GI=0.097), types of vehicles (GI=0.056), types of road (GI=0.048), degree of speeding (GI=0.047). It is also in accordance with the prior knowledge in accident authentication.

Keywords : Accident Authentication, Artificial Neural Network, Discriminate Analysis, Expert System.



目錄

誌謝	I
中文摘要	II
英文摘要	III
目錄	V
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 文獻回顧	7
2.1 交通事故肇因與責任鑑定之相關研究	7
2.1.1 肇事鑑定之責任與制度探討	7
2.1.2 肇事之統計分析	8
2.2 類神經網路之相關研究	13
第三章 肇事鑑定作業制度與路權判斷	19
3.1 國內肇事鑑定作業制度	19
3.2 道路優先權之分析	20

3.2.1 路權.....	20
3.2.2 路權於現行法令上之相關規定.....	20
3.2.3 路權判斷流程圖.....	21
第四章 資料統計分析與影響變數選取	43
4.1 敘述統計分析	43
4.2 交叉分析與檢定	58
4.3 逐步判別分析	64
4.3.1 逐步判別分析的理論基礎.....	64
4.3.2 影響變數之逐步判別分析.....	67
4.4 小結	68
第五章 鑑定專家系統之構建與驗證	71
5.1 倒傳遞網路之理論模型	71
5.1.1 倒傳遞網路之架構.....	71
5.1.2 倒傳遞網路之演算法.....	73
5.2 模式結構建立	76
5.2.1 網路結構之設定.....	77
5.2.2 學習法則之設定.....	83
5.3 模式訓練	85
5.4 模式驗證	95
5.4.1 類神經網路模式之驗證.....	95

5.4.2 肇事鑑定統計模式之驗證.....	97
5.5 類神經網路權重分析	101
5.6 小結	107
第六章 結論與建議	112
6.1 結論	112
6.2 建議	113
參考文獻	115



圖目錄

圖 1.1 專家系統的基本概念	1
圖 1.2 研究流程圖	6
圖 5.1 神經元主要功能	71
圖 5.2 三層之倒傳遞神經網路架構	73
圖 5.3 模式一之一層隱藏層網路架構圖	79
圖 5.4 模式二之一層隱藏層網路架構圖	80
圖 5.5 模式三之一層隱藏層網路架構圖	81
圖 5.6 模式四之一層網路架構圖	82
圖 5.7 模式一（15 個隱藏層節點）之學習過程圖	87
圖 5.8 模式一（15 個隱藏層節點）訓練結果與實際值迴歸分析	88
圖 5.9 模式二（10 個隱藏層節點）之學習過程圖	89
圖 5.10 模式二（10 個隱藏層節點）訓練結果與實際值迴歸分析	90
圖 5.11 模式三（10 個隱藏層節點）之學習過程圖	91
圖 5.12 模式三（10 個隱藏層節點）甲方責任判定訓練結果與實際判定結果迴歸分析	91
圖 5.13 模式三（10 個隱藏層節點）乙方責任判定訓練結果與實際判定結果迴歸分析	92
圖 5.14 模式四（15 個隱藏層節點）之學習過程圖	93
圖 5.15 模式四（一層隱藏層各 15 個隱藏層節點）甲方責任判定訓練結果與實際判定結果迴歸分析	93
圖 5.16 模式四（15 個隱藏層節點）乙方責任判定訓練結果與實際判定結果迴歸分析	94

表目錄

表 2.1 肇事統計分析之相關文獻彙整表	12
表 2.2 類神經網路於交通應用相關文獻彙整表	17
表 3.1 二級制鑑定作業之各鑑定委員會彙整表	20
表 3.2 本研究依 K.W. Ogden (1996) 所整理之不同肇事形態表	22
表 3.3 路權判斷之相關變數代號與說明	24
表 3.4 兩車橫向碰撞事故之路權判斷流程圖	27
表 3.5 兩車對向碰撞事故之路權判斷流程圖	33
表 3.6 兩車同向碰撞事故之路權判斷流程圖	37
表 3.7 兩車發生與路邊停車、路邊起駛事故之路權判斷流程圖	42
表 4.1 影響變數之代號與說明	43
表 4.2 區別之次數分配表	47
表 4.3 性別之次數分配表	47
表 4.4 駕駛年齡之次數分配表	48
表 4.5 不同肇事車種次數分配表	48
表 4.6 事故當事人不同超速情形次數分配表	49
表 4.7 事故當事人不同飲酒情形次數分配表	49
表 4.8 事故當事人不同教育程度次數分配表	50
表 4.9 事故當事人駕照持有之分配表	50
表 4.10 不同天色狀況發生事故之次數分配表	51

表 4.11 不同天候狀況發生事故之次數分配表	51
表 4.12 不同道路類別發生事故之次數分配表	52
表 4.13 不同道路型態之次數分配表	52
表 4.14 不同速限型態之次數分配表	53
表 4.15 不同行向之次數分配表	53
表 4.16 不同車損部位之次數分配表	54
表 4.17 筆錄速率之次數分配表	54
表 4.18 是否預見之次數分配表	55
表 4.19 採取措施之次數分配表	55
表 4.20 是否煞車之次數分配表	56
表 4.21 是否有駕駛受傷之次數分配表	56
表 4.22 是否有乘客受傷之次數分配表	56
表 4.23 是否有乘客受傷之次數分配表	57
表 4.24 是否有乘客死亡之次數分配表	57
表 4.25 是否有道路優先權之次數分配表	58
表 4.26 肇事責任與影響變數之卡方檢定表	63
表 4.27 影響變數之逐步判別分析表	68
表 4.28 交叉分析與判別分析所挑變數之彙整表	69
表 5.1 各模式設定內容彙整表	83
表 5.2 古典最佳化技巧	84

表 5.3 類神經網路訓練模式相關設定	86
表 5.4 模式一之訓練結果	87
表 5.5 模式二之訓練結果	89
表 5.6 模式三之訓練結果	90
表 5.7 模式四之訓練結果	92
表 5.8 類神經網路模式訓練結果彙整表	95
表 5.9 驗證資料於各類神經網路模式之預測結果彙整表	96
表 5.10 判別分析各組資料分類情形	98
表 5.11 判別分析訓練資料之誤判率	98
表 5.12 各線性判別函數之參數	99
表 5.13 驗證資料於肇事鑑定統計模式之預測結果彙整表	100
表 5.14 模式三鑑定變數之 GI 值	103
表 5.15 綜合甲乙雙方事故當事人之鑑定變數之 GI 值彙整表	104
表 5.16 所有肇事變數 (24 個) 之 GI 值	105

第一章 緒論

1.1 研究背景與動機

我國行車事故鑑定制度自實行以來已 40 餘年，隨著時間與環境長期變遷下，處理當前交通肇事問題之鑑定方法與方式，及鑑定行車事故之體制與存在之問題，當應所改進以與當前環境所需相符；並且鑑定結果為判斷雙方當是人肇事責任之關鍵，故鑑定結果之公平性與正確性相當重要。

現行行車事故鑑定制度是透過全省共 12 個地區鑑定會來審理，若判決有異議，當事人可申請移轉台灣省覆議委員會覆議；然全國有上萬件交通事故鑑定案申請案需透過各地方鑑定會審理，相較於全國約數十餘位鑑定委員編制之人力，負荷相當沈重。因此，應尋求更具效率的方法來解決案件龐大負擔問題，以減輕鑑定委員壓力，且在此壓力下，雖然憑鑑定專家長期累積經驗審查案件，但龐大審核案件壓力可能導致疏失問題產生，故應研擬減少鑑定工作之誤判機會；另外，鑑定工作相關專業人員長期以來所累積的處理經驗或判斷決策行為，也因缺乏完整制度與方法，以致人事更替時專業知識較難傳承銜接，所以應當建立一良好的肇事決策機制（如專家系統）來解決此問題，且統一各地區肇事鑑定結果一致性、建立共同準則，也是解決對案情爭議性重要工作。專家系統（江孟峰等，民 91）的知識可由專家直接提供，也可由書本或具相關知識及經驗的人獲得，其藉由特定知識與規則（Rule）來解決問題，這些知識與規則被存放在知識庫（Knowledge base），本文即蒐集鑑定專家之判斷案例為知識庫、以人工智慧方法進行推理，以進行肇事責任之預測，其基本概念如圖 1.1。

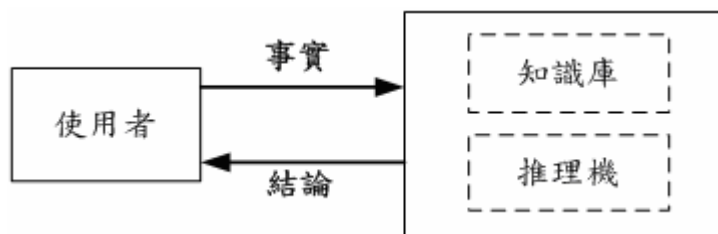


圖 1.1 專家系統的基本概念

因此，基於上述問題與困難，本研究將利用人工智慧方法（artificial intelligent method, AI）的技術 - 類神經網路（artificial neural network, ANN）構建一套「肇事鑑定專家系統」藉由案例資料庫與類神經網路之學習法

則、介面解決其兩車碰撞事故之龐大數量待審案件、鑑定專業知識傳承、事鑑定結果一致性及降低誤判率與提高正確性等問題。AI 是現今熱門科技研究項目及發展迅速的應用技術之一，首先於 1956 被美國麻省理工學院 (MIT)，Johan McCarthy 提出。簡單來講可以解釋成利用電腦技術去模擬人類腦部思考運作，使到電腦懂得自行分析及理解事物的一種科技應用技術。故本研究欲以此方法透過鑑定委員審查案件過程之了解，模擬預測鑑定結果。利用鑑定委員長期累積之經驗與考量相關變因做為參考，採用模擬之方式經由類神經網路模式之訓練與學習來預測類似鑑定委員判斷決策行為，並透過此方法能模仿鑑定委員之專業判斷之結果，避免人為疏失產生，甚至更可縮短鑑定時間，保障受害者權益，以冀進一步提供正確且一致之鑑定結果，供肇事鑑定委員參考，提昇案件審核之效率。

1.2 研究目的

本研究之研究目的如下：

1. 彙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與分析肇事之方法，以掌握重要關鍵變數與研究方法，協助鑑定肇事專家系統之完成。
2. 蒐集台灣省行車事故覆議鑑定委員會的鑑定案件資料，挑選其中較典型與代表性事故筆錄資料，以分析事故發生之肇事原因與型態，期能掌握較正確的鑑定結果以提高肇事鑑定預測結果。
3. 利用類神經網路模式建立肇事鑑定專家系統，期能正確快速地將事故鑑定之結果協助鑑定工作之執行，並進一步分析各輸入變數對鑑定結果之影響程度。

1.3 研究範圍

為滿足肇事鑑定專家系統之構建需求，本研究於資料可獲性及研究資源之限制下，將擬以近年內（民 89～91 年）台灣地區肇事鑑定案件中，挑選地區鑑定會與覆議會之鑑定結果一致者（楊宗璟和艾嘉銘[民國 91 年]之研究指出，兩鑑定結果一致之案件比例約為 70%）再由本研究逐案挑選審核通過後，加以鍵檔處理，以供作系統訓練與分析之用。

1.4 研究內容與流程

本研究之研究內容如下：

1. 界定研究問題

本研究針對行車事故鑑定案件之為數龐大待審現況問題與相關專業知識傳承等困難，欲構建一個有效的預測肇事鑑定結果之方法，以改進目前之缺失，提供一個鑑定結果公平、一致性的參考準則，以滿足肇事雙方之權益以符合目前情況所需，奠基於各鑑定會與覆議會之案件資料進一步探討其影響肇事重要因素與鑑定結果之關係。

2. 回顧文獻

(1) 類神經網路

彙整國內外有關類神經網路（Artificial neural network, ANN）相關應用文獻，以學習其網路架構形式與學習法則，藉此透過了解文獻中的類神經網路之功用與特性，作為本研究模式之架構方式與應用於肇事鑑定預測之準備。

(2) 肇事分析

彙整國內外有關肇事分析之研究方法與結果，比較其不同分析方法間之差異性與所帶來之效果，並整合相關文獻中影響肇事鑑定之重要因子，藉此整理其相關變數以了解當前實際狀況，並決定本研究之肇事分析及模式構建之方法。

3. 整理肇事鑑定資料

本研究主要擬由近年內台灣地區肇事鑑定案件中，挑選地區鑑定會與覆議會之鑑定結果一致者之肇事案件，透過仔細審核其案情過後，評選鑑定案件中影響鑑定之重要因素。

4. 統計方法評選重要鑑定結果變數

(1) 交叉分析

本節旨於運用交叉分析，透過卡方檢定來分析不同肇事鑑定變數（24 項變數）對於「肇事鑑定結果之責任歸屬」的差異情形。將所搜集的資料以本研究之肇事資料庫為例，透過統計學之方法了解肇事案例資料庫中不同影響變數與肇事責任之顯著水準，與影響變數為何，幫助本研究之評選影響鑑定因素。

（2）逐步判別分析

逐步判別分析是一種最能反應類間差距的變數子集，建立判別函數的方法。因為影響責任的變數往往很多，但是相對而言，其所造成之影響有大有小，倘若將其中最主要的影響變量忽略了，其於判別責任歸屬時將會使其降低鑑定之準確度，因此為了了解各個對於肇事鑑定結果之影響變數的重要程度與順序，本研究欲以逐步判別分析法幫助類神經網路來評選影響鑑定因素，以利進行模式預測。

5. 建構肇事鑑定統計模式、類神經網路模式

（1）肇事鑑定統計模式

經由整理肇事鑑定資料與透過評選出重要變數後，以判別函數來構建肇事鑑定統計模式，並檢驗其變數間之顯著關係，以得到較精準之預測結果。

（2）類神經網路模式

透過仔細審核其肇事案情與經過統計方法評選出重要鑑定結果變數間之顯著關係後，以其所選出之重要變數，以試誤法的方式來構建肇事專家系統之倒傳遞網路模式的架構，以得到較精準之預測結果。

6. 編撰 MATLAB 程式

本研究欲利用編撰類神經網路架構的程式指令於 MATLAB 軟體上，其包括各種類神經網路的演算法於函數工具箱中，並再藉其本身完善之操作介面與功能，可使設計類神經網路模型時更有效率，以解決本研究之實際問題。

7. 進行模式訓練與測試

將研選出適當的鑑定結果之相關影響變數，以輸入變數的方式透過類神經網路中之倒傳遞網路架構，進行模式之反覆訓練過程與測試步驟，使計算出來的結果與實際上鑑定預測結果相當接近或是在某一容忍範圍之內。

8. 比較類神經網路模式與統計分析兩模式

透過整理本研究所構建之類神經網路模式與統計分析模式之計算的結果，相互比較兩模式之預測結果之差異性與績效，並與實際資料相驗證，以比較兩模式之優劣。

9. 結論與建議

經過了解影響事故鑑定結果的重要因素後，再綜合上述之研究成果提出具體結論與建議，以期能改善目前肇事鑑定過程中所面臨之困難，與建立一件定結果之準則，尚可一併解決專業知識傳承之問題，提高事故鑑定之績效與滿意度。

本研究之研究流程如下圖 1.2 所示。



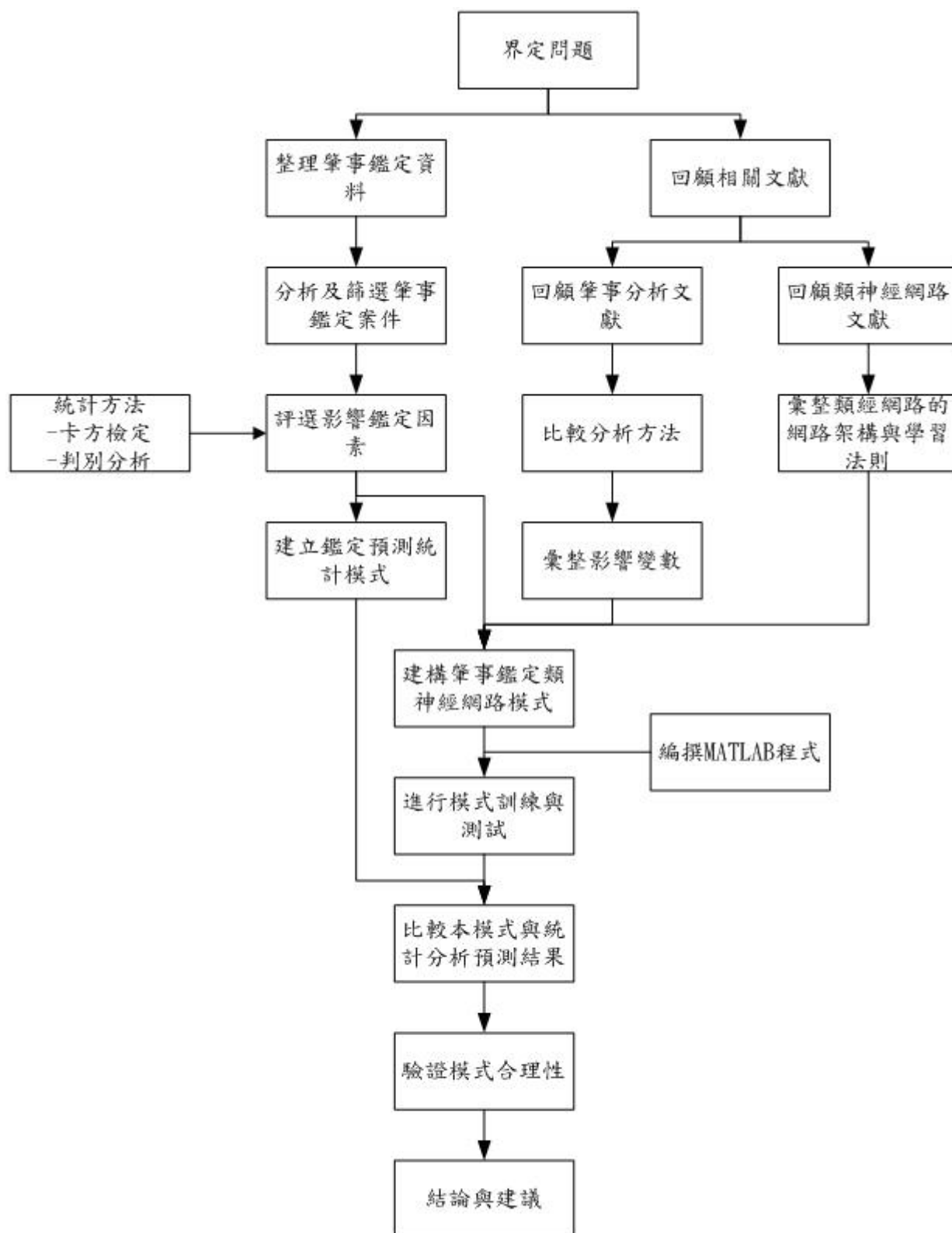


圖1.2 研究流程圖

第二章 文獻回顧

本研究旨在以人工智慧方法 (artificial intelligent method) 之類神經網路 (artificial neural network, ANN) 建立肇事鑑定決策支援系統，並分別從肇事鑑定之責任與制度探討、各種肇事之統計分析、類神經網路之相關研究方面深入了解肇事因子與肇事責任之相互影響關係，並透過國內外相關文獻進行回顧，以構建出適合國內之肇事鑑定決策支援系統，以提高肇事鑑定之效率與準確度，供各地區肇事鑑定會與覆議會等機關參考。將其分述如下：

2.1 交通事故肇因與責任鑑定之相關研究

2.1.1 肇事鑑定之責任與制度探討

吳光昇 (民 88) 利用問卷調查事故當事人及委員對道路交通事故鑑定之滿意程度。在滿意度量測方面，以 Likert 五分法及古典加權平均法計算滿意值。以交叉及構面縮減分析掌握各個屬性的差異性及歸納出主要的檢討分析。研究結果顯示：民眾對於「現場跡證照片」、「鑑定報告的內容及時效」、「民眾對案情的充分表達」等三項的滿意程度最低，委員對於「民眾說明案情的公正性」、「事故調查表」、「現場跡證照片」的滿意程度最低；藉由因子分析將各要項縮減成「警方事故處理蒐證面」、「鑑定會體制及運作面」、「鑑定會議施行面」等三大構面，依序進行重要課題的歸納與檢討，並針對各個課題研擬改善對策。

李開 (民 91) 具體比較國內外不同鑑定制度之研究，擬建立完善行車事故鑑定制度之方案，以改善我國行車事故鑑定制度。以近程而言，可採修訂現行制度管理之方式，提昇行車事故鑑定品質。長遠而言，則應採國家認證民營制方案，以達成改善我國行車事故鑑定制度。經由鑑定專業化與開放民間參與之途徑改善現行制度之缺失，是一務實可行的辦法。

張漢威 (民 90) 以豐富累積之實務經驗將相關事故處理與肇事鑑定整理成書，並詳述了國內各類型之行車事故現場處理、鑑定責任與後續和解、賠償問題之方法與步驟，並藉由實際圖例、案例 (事故處理與鑑定、行車肇事鑑定) 重要法規摘要之解說，對於警察人員之事故處理參考及

提昇鑑定水準有很大之助益。

周文生、陳蔚文(民 88)透過問卷調查並結合相關文獻探討與交通法規,以「決策樹」方式構建分析肇事原因的思維邏輯,將相關交通法規引用為導向之道路交通事故肇事原因分析程序性模式,供肇事鑑定時之分析肇事原因及適用交通法規之參考。

陳蔚文(民 88)透過周文生、陳蔚文(民 88)建立之模式透過分類統計,經模式判定侵權行為之違規後,再結合違規行為因果關係以判定肇事原因、一般違規行為。並將模式轉換成肇事原因分析專家系統,經驗證結果,研究範圍之「判中率」達 94%,顯見此模式已具相當參考價值,若再充實相關知識庫,則可發展為富實用性之電腦專家系統。

廖信智(民 91)為使鑑定作業中對於原因分析與責任研判有共同遵循的原則,甚至可以回饋到事故處理跡證蒐集之制度上,朝「事故原因鑑定準則之建立」,將各種事故類型分路口與路段兩大類,依序由碰撞時地點、行車方向及駕駛行為,歸納出肇事原因,推斷事故責任歸屬,建立一套事故原因鑑定準則,俾提供肇事當事者、警方或鑑定者甚至對事故原因分析工作關注者,作為初步鑑定參考,藉以提昇鑑定品質,縮短鑑定時程,進而保障人民基本權益。

吳宗修(民 87)認為進行事故責任鑑定時,對於一般路段車禍或號誌化交叉路口車禍之責任歸屬相對多較無異議,故針對非號誌化且無幹道、支線之分的交叉路口,就車輛各種不同相對方向之行進關係進行探討,並以圖解方式歸納出 15 種型態,並就 7 種具潛在車流衝突之型態找出違反路權優先規範而肇事之肇事責任之鑑定原則。

陳高村(民 87)認為事故發生型態之描述有助於事故原因分析與責任鑑定,故研究碰撞型態並分為對撞、角撞、側撞與追撞,由碰撞動力學與運動學來建立不同碰撞型態行為肇事原因分析與責任鑑定法則,並發現由質心運動方向定義碰撞角度,有助於未來事故鑑定作業模式化與自動化之進行。

2.1.2 肇事之統計分析

Al-Ghamdi(2002)以羅吉斯特迴歸研究利雅德之肇事因子的顯著狀

況。560 件案例分死亡與受傷兩大類型，而肇事因子分為發生地點、事故型態、碰撞型態、事故時間、肇事原因、年齡、國籍、車輛種類與駕照狀況，配合 generalized linear interactive modeling (GLIM) 軟體了解因子與嚴重事故關係與 Wald 檢定確認肇事因子之誤差。其肇事型態分車與車、車與固定物、翻車與車與行人之四種事故，檢定各變數後縮減成一最佳模型，並發現肇事地點與原因兩變數為影響嚴重程度的最顯著因子，藉勝算值比分析發現路段中走錯車道之死亡事故高於路口超速事故 3.26 倍。本研究羅吉斯特迴歸與勝算值比的應用，可有效找出影響事故嚴重性之相關因子相互關係。

Al-Ghamdi (2003) 利用敘述統計學、成對樣本比較、卡方獨立性檢定及曝光量不易獲取下以條件機率 (Lyles et al., 1991; Staplin and Lyles, 1992; Atty, 1998) 探討利雅德 1996-1998 年事故位置與影響因子特性間關係。包括事故型態、碰撞型態、發生原因與發生時間。並發現於嚴重事故中 50% 涉及行人且路段之死亡率 24.89% 明顯地高於路口死亡率 8.16%。碰撞固定物因子於本研究中對於嚴重事故與僅財產損失事故類型 z-test 皆不顯著，但相對於事故地點方面的卡方分析中，發現交叉路口與非交叉路口下之事故比率皆頗為明顯，故此路旁固定物之潛藏因子當納入利雅德有關當局於道路幾何設計時需加以再度審慎考量。

Evans (2003) 以 Poisson 分配分析英國鐵路與道路 34 年平均肇事率與肇事死亡率，以變動係數了解資料離散趨勢。發現以肇事危險趨勢為基礎的統計分析會低估目前危險，雖能快速、精準的預測出結果，但可能會因資料中潛藏不確定因子，而發生誤差，應與其他預測方法，如人工智慧來相互比較以更確定預測結果正確性與並免誤差之過大而影響其結果。

Greibe (2003) 彙整 Greibe (1995) 及 Hemdorff (1998) 之路口與路段之事故研究，以線性迴歸技術將肇事次數假定 Poisson 分配，經 SAS 分析丹麥地區 AADT 與意外事故因子關聯性，建立一個簡單易操作的路口與路段事故預測模式，來確定影響交通安全的道路幾何學、土地使用等要素。變數包括交通量、路段長度、速限、車道單向與否、車道數、路寬、分隔島類型、路旁是否具停車格、道路類別、公車站與否等。並構建出數個模式以估計：所有事故、所有受傷事故、穿過事故與轉彎事故。研究發現少部分道路旁之泊車和速限設備，於事故中存在相當重要性，號誌路口有較少的穿過事故，但有很多追撞事故。透過車流量與影響因子間之關係，能夠有效解釋有關肇事的連續或是不同類的影響因子。

Poch and Mannering (1996) 使用負二項迴歸進行交叉路口肇事頻率研究，評估華盛頓州 Bellevue 地區交通路口改善後，肇事次數的預測。探討路口幾何設計及路口特性。以 1987-1993 年間曾工程改善之 63 個路口之 1385 筆肇事資料，分別建立不分肇事型態之年肇事率預測模式及追撞、角撞與轉彎撞之年肇事率模式。變數包括左轉、右轉、對向流量、對向車道數、號誌、視距、道路種類、車道是否彎曲、路口所在區位及交會道路分支數。各模式 ρ^2 值為 0.200、0.505、0.458 以及 0.537。提供新建或改善路口時，移除增加肇事之因素或特徵。

Shankar *et al.* (1996) 以盛頓州 1988-1993 年郊區高速公路肇事資料透過巢式羅吉特模式探討嚴重事故特性。四種事故嚴重程度為僅財產受損、輕微受傷、重傷、傷殘或死亡，分析道路幾何因子、肇事原因、結果、發生時間、位置、事故型態、駕駛者特性與氣候變數，並將某些個別變數結合成一相互影響變數，透過概似比檢定，得出一個採用僅財產受損與輕微受傷兩類同巢包容值 0.4153 與 t 值 2.6391 且重傷與傷殘或死亡各自獨立的兩層最佳巢式羅吉特模式，概似比指標 ρ^2 為 0.52。結果 curve-length 與道路每公里水平曲線之肇事彈性為 -0.2704 與 -0.9017 為顯著的。經各種共生變數之驗證結果知此巢式羅吉特方法為評估事故嚴重度與交通安全的一個良好方法。

林郁志 (民 86) 利用卜松迴歸及負二項迴歸模式，研究台南市之路口與路段之肇事，因其市區道路交通量與里程不易取得，便以肇事次數為曝光量，假設其肇事死亡數與肇事次數成正比，結果發現卜松及負二項分配兩模式於肇事因果分析上卜松分配較適合分析市區之肇事。

姚高橋等 (民 85) 以肇事當事人角度針對高雄地區來探討駕駛行為對交通肇事傷亡嚴重程度因素，以多變量分析進行肇事嚴重程度之判別分析，建立判別函數探討肇事因素分析其原因；依據各因素在各類型肇事中如何影響肇事傷亡之嚴重程度，將肇事傷亡嚴重程度分類：肇事者當事人有一方發生受傷、死亡或未受傷（財物損失）之情形；而考慮的因素有：引起肇事違規型態分析、肇事車種、當事人受傷部位、肇事者雙方的年齡、車輛毀損的狀況、肇事地區、日期、時段及道路型態。

許正文 (民 90) 調查台北縣警察局交通事故承辦人探討筆錄內容、要件及證據，運用犯罪偵查理論、事故原因分析於交通事故筆錄之制作，透過多變量分析選擇行車動向、天候、路面跡證、駕駛操作能力、飲酒狀況、道路障礙及車速與損害狀況七個特徵值超過 1 的成份，可解釋之總變異百

分比為81.93%，並以法則式知識表現及前向鏈結之推理方式設計知識庫構建專家系統，進行測試分析，並以實例相比以了解專家系統與傳統筆錄制作時間之差異。結果顯示本系統於刑事訴訟法、筆錄制作與筆錄內容完整性等三方面均有良好成效，可協助事故處理人員迅速、公正、客觀完成事故當事人筆錄之制作，做為後續調查工作或事故原因分析之參考。

楊宗璟、艾嘉銘（民91）蒐集91年1月4號至8月21號地區鑑定會與覆議會鑑定結果一致者與不一致者，分別以統計方法歸納相同特性與當事人雙方之責任，及以不一致案例之鑑定主因建立迴歸模式，以了解交通違規事故責任鑑定影響因素。挑選變數為事故類型、車種、是否超速及其程度、是否飲酒及其程度、天色、天候、當事者兩車之動作、相對位置與碰撞方向。並分共識較少、較有共識與完全一致之不同類型來探討。發現兩鑑定結果一致之案件比例約為70%，且超速程度、飲酒程度為顯著之影響因子，車損位置、天色、天候並不如預期顯著。

楊思瑜（民92）探討桃竹苗地區小型車事故嚴重程度預測，以因子分析及群落分析將人、車、路進行分群；以多元羅吉特模式建構各群集事故嚴重程度的預測模式來探討事故嚴重程度，分析影響各集群嚴重程度的主成分與影響程度；結果可概分為「外在環境構面」（道路等級、當地速限）、「個人背景構面」（教育程度、年紀、駕駛資格）、「時間環境構面」（季節、天色、例假日）、「碰撞型態構面」（碰撞方向、本車動作、他車動作）等，而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、駕駛資格完整愈嚴重、碰撞方向愈偏向前方愈嚴重。

茲將上述有關肇事統計分析的相關文獻研究彙整如表2.1所示。並且透過表2.1可了解國內外文獻中的肇事研究，其研究對象通常為探討市區之路口、路段的行車肇事、高速公路之事故研究等，且所用之統計分析方法有以羅吉斯特迴歸、勝算值比的統計方法來分析肇事因子的預測模型，另外，敘述統計學、條件機率、成對樣本比較、卡方獨立性檢定來建立事故位置與影響因子特性間之預設模型，其他統計方法尚有Poisson分配、線性迴歸模型、負二項迴歸模型、巢式羅吉特模式、多變量分析等，皆為針對影響肇事之相關因子如發生地點、事故型態、碰撞型態、事故時間、肇事原因、年齡、國籍、車輛種類、駕照使用之狀況、是否超速及其超速程度、是否飲酒及飲酒程度、交通量等，藉由以上各種肇事型態之考量變數的文獻回顧將有助於構建本研究之鑑定預測統計模型之學習與參考。

表 2.1 肇事統計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
Al-Ghamdi (2002)	沙烏地阿拉伯利雅德肇事型態研究	羅吉斯特迴歸、勝算值比	建立肇事因子的預測模型	發生地點、事故型態、碰撞型態、事故時間、肇事原因、年齡、國籍、車輛種類、駕照使用之狀況
Evans (2003)	英國鐵路與道路事故	Poisson 分配	建立肇事率與肇事死亡率預測模型	列車碰撞數、出軌數、衝撞止衝擋數、車流量、肇事次數、死亡人數
Al-Ghamdi (2003)	沙烏地阿拉伯利雅德路口位置與肇事因子	敘述統計、條件機率、成對樣本比較、卡方獨立性檢定	建立事故位置與影響因子特性間之預設模型	事故型態、碰撞型態、發生原因、發生時間
Greibe (2003)	丹麥地區路口與路段事故	線性迴歸模型、Possion 分配	建立一個易操作的路口與路段事故預測模型	交通量、路段長度、速限、車道數、路寬、分隔島類型、路旁是否具停車格、道路類別、公車站與否等
Poch, Mannering (1996)	美國華盛頓州 Bellevue 路口肇事率	負二項迴歸模型	建立交通路口改善後之肇事次數預測模型	左轉、右轉、車流量、車道數、號誌、視距、道路種類、車道是否彎曲、路口區位、交會分支數
Shankar <i>et al.</i> (1996)	美國華盛頓州郊區高速公路事故	巢式羅吉特模式	建立嚴重事故特性的預測模型	道路幾何因子、肇事原因、結果、發生時間、位置、事故型態、駕駛者特性與氣候
林郁志 (民 86)	台南市之路口與路段之肇事	卜松迴歸模型、負二項迴歸模式	建立都市肇事嚴重程度預測模型	-
姚高橋等 (民 85)	高雄地區駕駛行為對交通肇事傷亡嚴重程度	多變量分析	建立判別函數探討肇事因素分析其原因	違規型態、車種、當事人受傷部位、年齡、車輛毀損狀況、肇事地區、日期、時段及道路型態

表 2.1 肇事統計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
許正文 (民 90)	台北縣之交通肇事研究	多變量分析	建立筆錄制作之專家系統模型	行車動向、天候、路面跡證、駕駛操作能力、飲酒狀況、道路障礙及車速與損害狀況
楊宗璟 艾嘉銘 (民 91)	鑑定會與覆議會肇事案件研究	迴歸模式	建立交通違規事故責任鑑定影響因素預測模型	事故類型、車種、是否超速及其超速程度、是否飲酒及飲酒程度、天色、天候、當事者兩車之動作、相對位置、碰撞方向
楊思瑜(民 92)	桃竹苗地區小型車事故嚴重程度預測	因子分析、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)

2.2 類神經網路之相關研究

Fausett (1994) 一書中指出神經網路模式為解決各種類型問題之相當有用的工具，其中不但以豐富的圖表及詳細推演各種演算法於數種基本類神經網路架構，並由求解型態判別(pattern classification) 型態配適(pattern association、) 適應性理論、倒傳遞網路(backpropagation network) 等部分逐一深入探討。

Srivaree-ratana *et al.* (2002) 認為以Monte Carlo 模擬方法及上下界線法來評估所有網路節點可靠度並不實際。故以類神經網路評估所有網路節點可靠度。以層次化方法先以general神經網路審查所有網路節點可靠度再以specialized神經網路來評估高可靠度的網路設計。經backpropagation training方法透過實驗以群集交叉驗證所得到的估計比上界法來的更準確。經比較可靠度評估方法ANN、上界法、backtracking與模擬退火法(simulated annealing)之結果顯示由ANN所計算出的成本較合理且較好的網路設計方法。

Walczak and Cerpa (1999) 提出啟發式方法為原則設計類神經網路。

並認為過去類神經網路通常挑選之投入變數缺乏詳細說明，挑選過程中可能因變數間存在互相影響，將導致預測不切實際而失去準確性，用Pearson correlation matrix、chi-square 檢定來進一步刪減變數。此外，隱藏層之設計考量是基於所選擇之學習法則而定，以啟發式方法來決定ANN所需的隱藏層數量的是依空間維數的增加，隱藏層的數目應該相應地增加。啟發式法決定最理想輸入節點決定元素（decision factor，DF）數目為ANN決定隱藏單元的最理想數目。

葉怡成（民92）以工程、應用之觀點及實用導向經由統一的格式將類神經網路基本概念與源由、十一種類神經網路模式架構、網路演算法、最適化問題、應用步驟、透過PC Neuron程式軟體的說明來構建類神經網路之實作與研究遠景及現況詳述類神經網路式之專家系統，其中共包含二十一個實際應用案例，把呈現出系統化的知識詳細說明，讓讀者了解類神經網路之效率與成果。

魏健宏、陳奕志（民90）對國內目前類神經網路在交通領域之現況進行有系統分類整理，並加以評析，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、硬體應用等。

羅華強（民90）彙整類神經網路基本理論與各種網路架構，並彙整感知器、倒傳遞網路、類神經網路之控制系統、線性濾波器、適應性濾波器與適應性訓練、類神經網路實例與 MATLAB 程式之 Neural Network Toolbox 介紹，涵蓋類神經網路研究領域的基本成果，並歸納各種演算法之程式編碼於其中，可藉由完善的介面與簡單程式指令來幫助使用者設計與模擬類神經網路解決實際問題。類神經網路的研究與應用為解決科學與工程問題的一種新知識、新智慧與新趨勢。

類神經網路於交通領域之應用的文獻很多，本研究挑選幾篇相關文獻並整理如下：

Hashemi *et al.*（1995）基於 Hebb's（1949）學習法則，建構三層之倒傳遞網路演算法之神經網路（neural network）來預測密西西比河下游船舶意外事故與環境因素間之影響，並與多元判別分析、羅吉斯特迴歸相比，以了解船舶肇事預測與績效。挑選影響變數為。於三模式中探討船與船之間碰撞（collision）、船撞到固定物（ramming）及船身底部碰撞事故（grounding）三種事故之預測準確度，神經網路預測率為（67%，77%，

90%)，discriminant 為 (25%，62%，65%)，及 logistic regression 為 (33%，62%，65%)。因此神經網路提供了較佳之預測績效，並優於其他兩種模式之預測結果。

Ivan (1997) 以迴圈式固定偵測系統 (FDA) 與探測車 (PVA) 兩種偵測系統配合 two input network、output memory network、adjacent link network、full network 四種神經網路依倒傳遞演算法於芝加哥郊區幹道研究道路發生事件所造成交通擁擠。驗證後 full network、output memory network 內皆含 memory unit 可進一步篩檢預測值而得較佳偵測率 92.59%、86.11%。經此四個 NN 模式道路事件偵測資料可得到很好偵測率及 0.01% 的更低錯誤預警頻率 (false alarm rate, FAR)，且 NN 模式於資料轉換上能較其他方法能有效降低誤判率。

Jin *et al.* (2002) 於新加坡高速公路事件探測研究中以車流資料、即時事件資料庫輸入多層前饋式神經網路模式 (MLF)、機率神經網路模式 (PNN) 與結構機率神經網路 (CPNN) 三種模式分析高速公路不確定性之事件探測績效，並比較各模式適應位置之事件探測裝置的績效差異性與各神經網路模式架構之規模，以找尋最合適之高速公路探測模式。結果顯示 CPNN 與 MLF 兩模式處理高速公路之事件探測上之過程需較少時間，且 CPNN 相較 MLF 與 PNN 兩模式為最佳規模模式並更易於彈性地做為調整。此兩點特性可知 CPNN 使高速公路自動事件探測器提供事件資訊時更加具即時性與準確性。

Mussone *et al.* (1996) 於義大利北部兩條公路與米蘭外環道路上之肇事資料中 12 項特徵 (包括人、車、路與環境等因素) 進行類神經網路分析，配合倒傳遞網路來求不同情況下之相對肇事風險值。架構含 12 各處理單元之輸入層以及肇事量為處理單元之輸出層，並經過 40000 次之學習獲得一個固定肇事風險值。並由結果可知，於當時流量不可得與事故並非均勻發生於公路上，因此輸出值並不能直接視為肇事機率值。所以當網路不再繼續加入訓練資料時，則僅輸入相同變數僅能得出固定風險值。

Mussone *et al.* (1999) 以三層類神經網路與倒傳遞演算法 (BPN) 制定 Milan 路口或路段上事故發生分析模型。透過量化肇事資料庫十種變數為輸入變數，以 $AI = N_i / N_{\max}$ 定出當年與四年中最危險一年的危險指標值以預測都市交叉路口不同的危險程度。得出行人在夜間非號誌路口發生輾斃為最高的事故指標。資料透過 ANN 模式之訓練與測試後可將高度危險因素得以清晰表示，且明確解釋事故資料庫之潛在價值。

呂孟學(民 89)以類神經網路之三層、完全連結及前向式網路架構，依倒傳遞演算法建立不同旅次目形態預測模式，適時擬定控制策略進行及時管理與控制。以北市信義區內之停車場為範圍，將停車場依旅次目的分類，再以凱悅、信義 A21、國際會議中心及信義 A2 四個停車場為對象。將調查的停車需求量及連接路段流量兩變數資料經類神經網路訓練與測試，結果本研究构建之停車需求量預測模式，預測效果良好，誤差小，相關係數高。因此在即時停車需求量預測方面，本研究可提供未來相關單位，預測停車需求量參考之雛形。

周雍傑(民 89)利用倒傳遞演算法之類神經網路預測台南市之事故肇事嚴重度包括路口(27 種)變數、路段(31 種)變數，及敏感度分析各因素傷亡影響，貢獻圖概念評估變數於輸入層處理單元之影響性。以多神經元與單神經元分別構建類神經網路並比較異同。結果路口多神經元的肇事嚴重度平均總正確率 88.45%(死亡為 50%，受傷為 76.56%，未傷亡為 91.82%)，路口單神經元肇事嚴重度平均總正確率 96.26%(死亡為 50%，受傷為 89.21%，未傷亡為 98.31%)；路段多神經元肇事嚴重度平均總正確率 96.26%(死亡為 50%，受傷為 77.44%，未傷亡為 90.7%)，路段單神經元肇事嚴重度平均總正確率 98.43%(死亡為 50%，受傷為 92.59%，未傷亡為 100%)。敏感度分析得知路口或路段於陰雨天的死亡比例顯著高於晴天，乾燥路面之死亡比例低於潮濕路面，有障礙物之路口之死亡率大於無障礙物之死亡率。

黃志偉(民 91)採用類神經網路中倒傳遞演算法之三層、完全連結及前向架構進行構建二階段國道一、三號處理時間預測模式，使交控單位之策略能提高高速公路運轉績效。探討高速公路事故發生之影響因子(17 種)對於處理時間影響之特性，並比較各處理時間預測模式的特性及其預測時發生的問題與限制。於訓練與測試範例中採貢獻圖的概念，評估輸入層處理單元影響性，選出較具影響之變數並動態調整隱藏層層數、學習速率及慣性因子，以找出最佳之預測模式。並以國內架設影像偵測獲得之肇事資料進行一驗證測試與分析。

楊憲國(民 91)對台中市路口事故與幾何、號誌及交通現況共分為工程因素變數(19 個)、交通動態變數(7 個)，採用類神經網路之倒傳遞演算法與負二項迴歸，就事故資料構建路口交通事故數量預測模式。將 636 筆資料中抽取 75%進行模式構建，再以其餘 25%資料進行驗證。類神經網路與負二項迴歸模式之預測能力比較結果以類神經網路之預測能力較佳。其類神經網路模式預測驗證資料顯示相關係數為 0.992、誤判率為

16.4%、最大誤差 1.95、最大誤差比為 2.76，網路之 MSE 值為 3.38×10^{-6} 。

鄭益興（民 91）由文獻了解港埠營運量及其預測模式並蒐集 28 個總體經濟資料為自變數；由花蓮港 1991-2001 年進出口貨物分析、篩選 7 類貨物作為應變數，進行花蓮港營運量預測模型。先以 WINQSB 進行時間序列預測，以 SPSS 作多元迴歸分析預測，再以 NEURALWORKS PROFESSIONAL II PLUS 進行類神經網路的運算、學習、預測，結果類神經網路的預測值的 MSE 最小，多元迴歸次之，即以類神經網路預測值為預測供港埠經營管理、規劃設計的參考。

茲將上述有關類神經網路於交通之應用的相關文獻彙整如表 2.2 所示，藉由表 2.2 可了解文獻中各類神經網路之網路架構可知大部分的網路架構都採取類神經網路中之前向式之三層倒傳遞網路的網路架構，其應用領域包括海運的船舶意外、港口的營運量須由預測、停車場之需求預測、公路之肇事、高速公路之事件偵測等，是用領域相當廣，尤其是針對修要透過龐大資料庫的變數整理、分析與預測，皆為類神經適用的領域，所使用之軟體大致上以 MATLAB、與 NW2 兩種為較多；於肇事上挑選之變數大致包括人、車、路與環境等會影響肇事的因素如時間、流量、虛擬衝突點、實際衝突點、路口型態、事故型態、鋪面狀態、天氣，可作為構建本研究行車肇事鑑定之類神經網路模型之學習與參考。

表 2.2 類神經網路於交通應用相關文獻彙整表

作者	研究對象	架構與演算法	使用軟體	影響變數	於交通領域之應用
Hashemi et al. (1995)	密西西比河下游	前向式倒傳遞網路（三層）	-	事故型態、是否運送服務中、河水位狀況、交通量狀況、VTS 使用狀況、事故位置、天候、時間	船舶意外事故
Ivan (1997)	芝加哥郊區幹道	前向式倒傳遞網路（三層）	INTRAS	FDA 之探測資料、PVA 之探測資料	道路上事件預測模型

表 2.2 類神經網路於交通應用相關文獻彙整表 (續)

作者	研究對象	架構與演算法	使用軟體	影響變數	於交通領域之應用
Jin <i>et al.</i> (2002)	新加坡高速公路	MLF (多層) PNN (四層) CPNN (四層)	-	車流資料庫、即時事件資料庫	高速公路事件探測預測模型
Mussone <i>et al.</i> (1996)	義大利北部兩條公路與米蘭外環道路	前向式倒傳遞網路(三層)	MATLAB 6.1	肇事資料中 12 項特徵 (包括人、車、路與環境等因素)	公路上之肇事風險值預測模型
Mussone <i>et al.</i> (1999)	Milan 路口或路段	前向式倒傳遞網路(三層)	MATLAB 6.1	時間、流量、虛擬衝突點、實際衝突點、路口型態、事故型態、鋪面狀態、天氣	路口碰撞相對影響程度預測模型
呂孟學 (民 89)	北市信義區	前向式倒傳遞網路(三層)	Borland C	停車需求量、連接路段流量	停車需求量預測模式
周雍傑 (民 89)	台南市市區	前向式倒傳遞網路(三層)	Neural Works Professional II /Plus NW2)	路口變數 (27 種) 路段變數 (31 種)	市區道路之事故肇事嚴重度預測模型
黃志偉 (民 91)	國道一、三號	前向式倒傳遞網路(三層)	Neural Works Professional II Plus (NW2)	高速公路事故發生之影響因子 (17 種)	事件處理時間預測模式
楊憲國 (民 91)	台中市路口	前向式倒傳遞網路 (三層)	MATLAB 6.1	工程因素變數 (19種) 交通動態變數 (7種)	路口交通事故數量預測模式
鄭益興 (民 91)	花蓮港	前向式倒傳遞網路 (三層)	Neural Works Professional II /Plus (NW2)	自變數(28 個總體經濟資料為) 應變數 (7 類貨物)	港口營運量預測模型

第三章 肇事鑑定作業制度與路權判斷

本研究之主旨是欲利用蒐集台灣省車輛行車事故覆議鑑定委員會之肇事鑑定案件資料進行兩車碰撞事故專家系統之模式構建，藉由所蒐集之肇事資料來透過本研究之模式進行肇事責任判定之預測，以提供一個可供參考之肇事責任判斷準則範例。因此本章就先針對國內肇事鑑定作業制度、道路優先權兩方面進一步分析了解。

3.1 國內肇事鑑定作業制度

依據我國公路法第六十七條規定，為了處理車輛行車事故之案件，得於各省（市）公路主管機關設立車輛行車事故鑑定委員會，以處理各類車輛行車事故之肇事鑑定案件。其中，各鑑定委員應由當地公路主管機關與相關機關、團體指派具相關肇事鑑定經驗之專業人員與專家其包括：警察機關代表、縣市政府道路工程代表、公路主管機關代表、公私立大專院校或高級職業學校教師代表、汽車駕駛員職業工會代表、法規委員會代表等擔任此項鑑定工作。

台灣當前各地區之車輛行車事故鑑定作業係採用二級制，一級機關為各地區之車輛行車事故鑑定委員會，包括了：基宜區、台北市、台北縣區、桃園縣區、竹苗區、台中市區、台中縣區、南投縣區、彰化縣區、嘉雲區、台南區、高雄市、高屏澎區、花東區共 14 個地區鑑定會，二級機關為台灣省、台北市、高雄市車輛行車事故覆議鑑定委員會，將此二級鑑定作業制度之各鑑定委員會彙整表表 3.1 所示。

此二級制之鑑定作業係依據道路交通事故處理辦法第十七條、十八條規定：自道路交通事故發生之日起六個月內，得由當事人（駕駛人、車輛所有人、代理人）申請，或由處理（警察、憲兵）機關移情，或由司（軍）法機關囑託當地車輛行車事故鑑定委員會鑑定。若其鑑定結果有異議時，當事人可於收受鑑定書之翌日起十五日內，敘明原因向該省（市）公路主管機關申請覆議。

表 3.1 二級制鑑定作業之各鑑定委員會彙整表

名稱		地區
一級機關	各地區車輛行車事故鑑定委員會	基宜區、台北市、台北縣區、桃園縣區、竹苗區、台中市區、台中縣區、南投縣區、彰化縣區、嘉雲區、台南區、高雄市、高屏澎區、花東區
二級機關	車輛行車事故覆議鑑定委員會	台灣省、高雄市

3.2 道路優先權之分析

3.2.1 路權

湯儒彥（民 89）基於法律理論上，分別說明通行權、路權、與道路使用正當性之內涵，並釐清此三者中不同適用前提與其差異，幫助事故歸責之過程時之鑑定及裁判有相當助益。

「路權」是交通工程上非常重要之概念，也是於肇事鑑定或裁判過程中，相當重要的歸責依據。且路權原本是「共有」的，即用路者享有之權益，但在不同用路者之間之差異則在其使用道路者彼此優先順序之間，因此，在一定時空下，路權只能歸屬一方，一旦一方取得路權則其他人不可以取得該時空之路權，需等至前一路權持有者脫離該地點，另一方始可有效取得該路權，此意即路權之歸屬應以單一使用者為原則。

3.2.2 路權於現行法令上之相關規定

故本研究於原本之資料庫中增添了一項道路優先權之判斷來探討兩車碰撞事故之雙方駕駛人其當時彼此路權的狀況，進而了解其路權與肇事責任之影響關係，其相關判斷準則是依照我國公路法中之兩大法規，其分別為：

(1) 道路交通安全規則

(2) 道路交通管理處罰條例

而本研究中將不各別列舉所有道路交通安全規則、道路交通管理處罰條例之規定與限制，僅將擇其目前國內公路法中關於兩車碰撞事故可能情形如橫向碰撞事故、對向碰撞事故、同向碰撞事故以及路邊起駛碰撞事故，將此四種兩車可能發生事故情形涉及道路優先權部分的法規加以整理並將配合於本研究 3.2.3 節道路優先權判斷流程圖進行說明。

3.2.3 路權判斷流程圖

依據澳洲 Ogden(1996)編寫之「安全道路：道路安全工程手冊(Safer Roads: A Guide to Road Safety Engineering)」一書之內容中，根據過去澳洲交通安全工程師所累積之經驗所整理出不同的肇事形式(如表 3.2 所示)，本研究將參考此不同肇事型態之分類為基礎，據此針對雙方駕駛皆於事故發生前先正規行駛於道路上，依其雙方相會所發生之衝突判斷兩車碰撞事故發生後路權歸屬之判斷分析。

判斷準則依據彙整國內相關路權法規的觀念，舉出正常狀況下常見且較易判斷之兩車事故狀況，透過兩車行車方向、當時動作、雙方所在車道位置...等種種相對情形與條件，假設出與路權判斷有關之變數，包括行車方向、事故發生前雙方動作、事故發生前雙方車道位置、事故發生前兩車相對關係、事故發生前兩車是否過路口中心、是否有變換車道、違規行駛的情形...等種種變數，其相關變數設定如表 3.3 所示，配合所設定的路權判斷變數進而轉換成流程圖的方式以進行兩車碰撞事故之路權判斷分析，相關各種肇事形式之路權判斷流程圖如表 3.4，3.5，3.6，3.7 所示。

表 3.2 本研究依 Ogden (1996) 所整理之不同肇事形態表

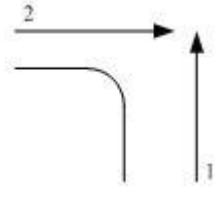
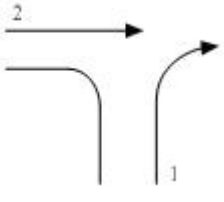
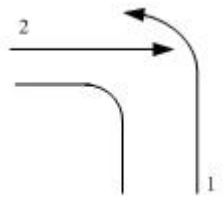
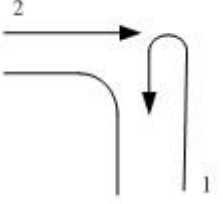
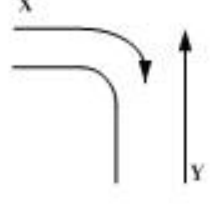
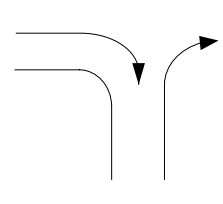

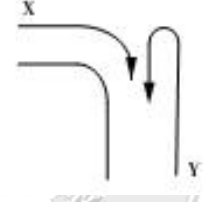
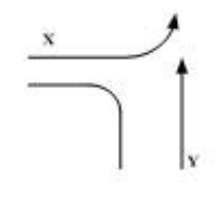
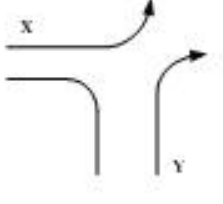
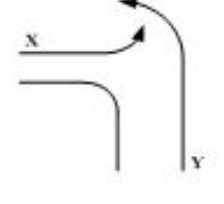
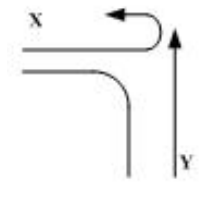
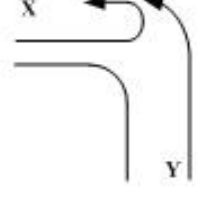
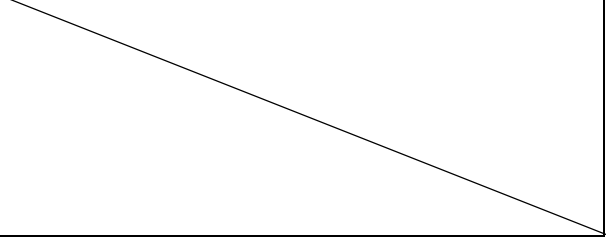
事故型態	相關圖形		
交叉路口 -橫向事故			
			
			
			
			

表 3.2 本研究依 Ogden (1996) 所整理之不同肇事形態表 (續)








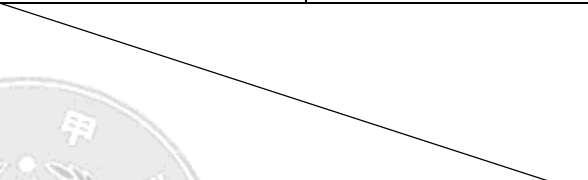









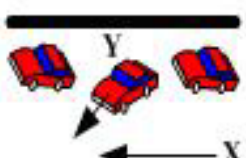
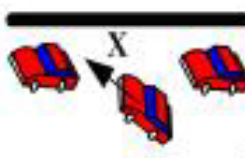
事故型態	相關圖形		
對向行車事故			
			
			
同向行車事故			
			
			
與路邊停車 路邊起駛有關之事故			

表 3.3 路權判斷之相關變數代號與說明

判斷路權之變數項目	相關判斷變數內容	
A.行車方向 (X 甲方, Y 乙方): 事故發生前雙方之行車方向	X = 1 東向西	Y = 1 東向西
	X = 2 西向東	Y = 2 西向東
	X = 3 南向北	Y = 3 南向北
	X = 4 北向南	Y = 4 北向南
B.動作 (X 甲方, Y 乙方): 事故發生當前雙方駕駛人之動作	X = 1 直行	Y = 1 直行
	X = 2 右轉	Y = 2 右轉
	X = 3 左轉	Y = 3 左轉
	X = 4 迴轉	Y = 4 迴轉
C.車道位置 (X 甲方, Y 乙方): 事故發生前車輛所在車道位置	X = 1 內車道	Y = 1 內車道
	X = 2 外車道	Y = 2 外車道
	X = 3 中間車道	Y = 3 中間車道
	X = 4 慢車道	Y = 4 慢車道
	X = 5 單車道	Y = 5 單車道
D. 同向兩車關係(X 甲方, Y 乙方): 同向或對向事故發生前雙方之兩車關係	X = 1 前車	Y = 1 前車
	X = 2 後車	Y = 2 後車
	X = 3 左方車	Y = 3 左方車
	X = 4 右方車	Y = 4 右方車
	X = 5 路邊起駛	Y = 5 路邊起駛
	X = 6 對向	Y = 6 對向

表 3.3 路權判斷之相關變數代號與說明 (續)

<p>E. 橫向兩車關係 (X 甲方, Y 乙方):</p> <p>橫向事故發生前雙方之兩車關係</p>	<p>X = 1 前車 Y = 1 前車</p> <p>X = 2 後車 Y = 2 後車</p> <p>X = 3 橫向左方車 Y = 3 橫向左方車</p> <p>X = 4 橫向右方車 Y = 4 橫向右方車</p> <p>X = 5 路邊起駛 Y = 5 路邊起駛</p>
<p>F. 是否過路口 (X 甲方, Y 乙方):</p> <p>事故發生前車輛是否過路口中心</p>	<p>X = 1 否 Y = 1 否</p> <p>X = 2 是 Y = 2 是</p> <p>X = 3 非路口 Y = 3 非路口</p>
<p>G. 變換車道 (X 甲方, Y 乙方):</p> <p>事故發生時車輛是否變換車道</p>	<p>X = 0 無 Y = 0 無</p> <p>X = 1 有 Y = 1 有</p> <p>X = 2 超車 Y = 2 超車</p>
<p>H. 違規行駛 (X 甲方, Y 乙方)</p> <p>事故發生時當事人雙方違規行駛車道情形</p>	<p>X = 1 入侵對向車道 Y = 1 入侵對向車道</p> <p>X = 2 逆向 Y = 2 逆向</p> <p>X = 3 無違規 Y = 3 無違規</p> <p>X = 4 不明 Y = 4 不明</p> <p>X = 5 未行駛於專用 Y = 5 未行駛於專用 道路上 道路上</p> <p>X = 6 未依標誌標線 Y = 6 未依標誌標線 行駛 行駛</p>

表 3.3 路權判斷之相關變數代號與說明 (續)

I.轉後車道數 (X 甲方, Y 乙方) 車輛轉彎後之車道數	X = 1 單車道	Y = 1 單車道
	X = 2 雙車道	Y = 2 雙車道
	X = 3 多車道	Y = 3 多車道
J.轉後車道位置 (X 甲方, Y 乙方): 車輛轉彎後所行駛之車道位置	X = 1 內車道	Y = 1 內車道
	X = 2 外車道	Y = 2 外車道
	X = 3 中間車道	Y = 3 中間車道
	X = 4 慢車道	Y = 4 慢車道
K.幹、支道 (X 甲方, Y 乙方) 當事人行駛道路是否為幹道或支道	X = 1 幹道	Y = 1 幹道
	X = 2 支道	Y = 2 支道
	X = 3 不明	Y = 3 不明
	X = 4 同為幹支道	Y = 4 同為幹支道
L.閃光號誌 (X 甲方, Y 乙方) 車輛行經路口之閃光號誌	X = 1 閃紅	Y = 1 閃紅
	X = 2 閃黃	Y = 2 閃黃
	X = 3 無閃燈號誌	Y = 3 無閃燈號誌

表 3.4 兩車橫向碰撞事故之路權判斷流程圖

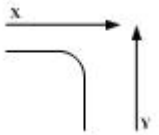
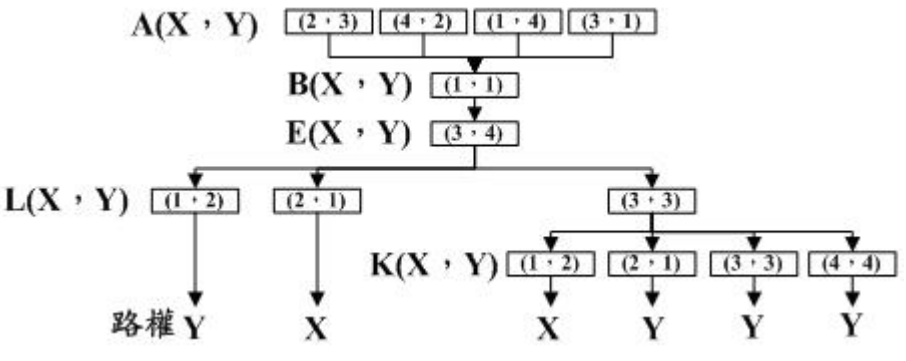
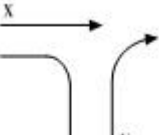
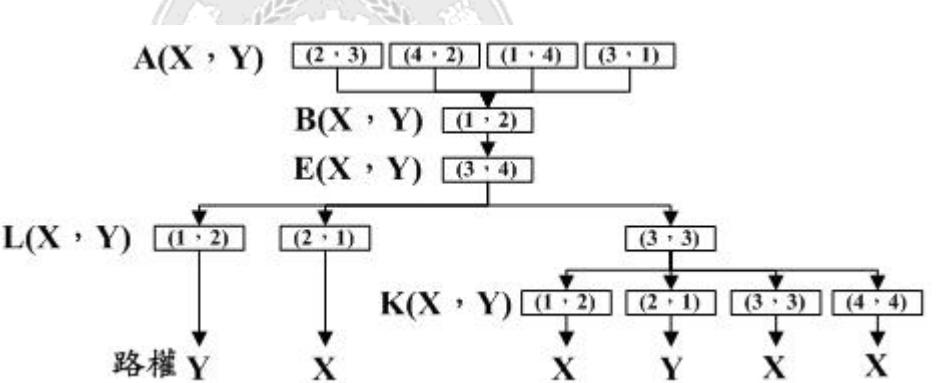
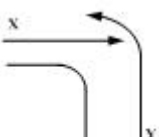
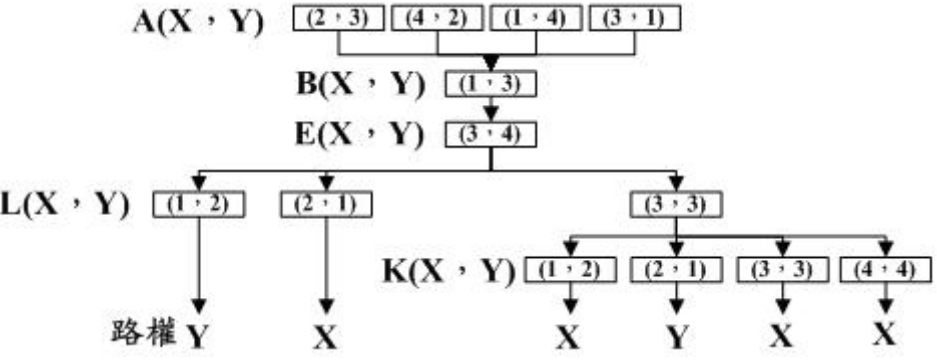
參考圖形	路權判斷流程圖
	
主要參考條文 道路交通安全規則第 102 條	
參考圖形	路權判斷流程圖
	
主要參考條文 道路交通安全規則第 102 條， 道路交通管理處罰條例 48 條	
參考圖形	路權判斷流程圖
	
主要參考條文 道路交通安全規則第 102 條 道路交通管理處罰條例 48 條	

表 3.4 兩車橫向碰撞事故之路權判斷流程圖（續）

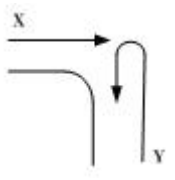
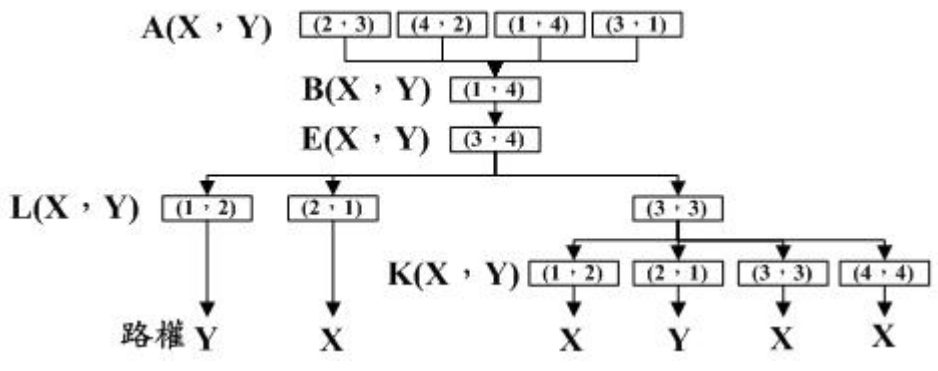
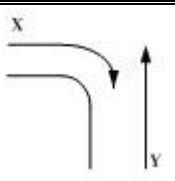
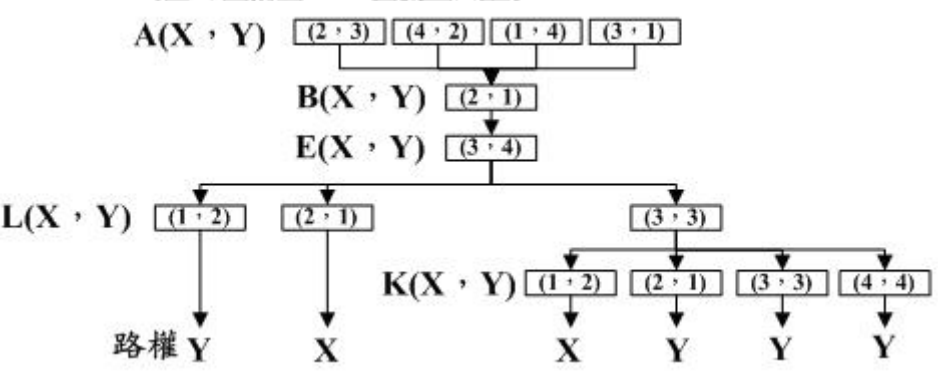
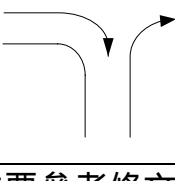
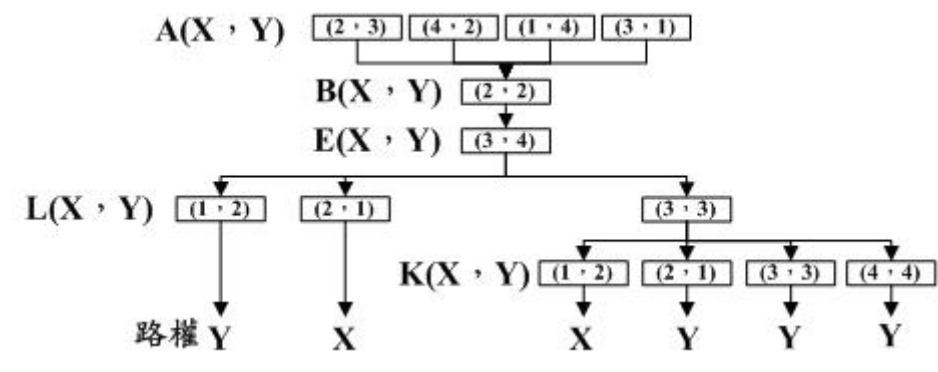
參考圖形	路權判斷流程圖
 <p>主要參考條文 道路交通安全規則第 102、106 條，道路交通管理處罰條例第 48、49 條</p>	 <pre> graph TD A["A(X, Y)"] --> B["B(X, Y)"] A --> E["E(X, Y)"] B --> L["L(X, Y)"] B --> K["K(X, Y)"] E --> K L --> LY["路權 Y"] K --> K1["(1, 2)"] K --> K2["(2, 1)"] K --> K3["(3, 3)"] K --> K4["(4, 4)"] K1 --> KX["X"] K2 --> KY["Y"] K3 --> KY K4 --> KX </pre>
 <p>主要參考條文 道路交通安全規則第 102 條，道路交通管理處罰條例第 48 條</p>	 <pre> graph TD A["A(X, Y)"] --> B["B(X, Y)"] A --> E["E(X, Y)"] B --> L["L(X, Y)"] B --> K["K(X, Y)"] E --> K L --> LY["路權 Y"] K --> K1["(1, 2)"] K --> K2["(2, 1)"] K --> K3["(3, 3)"] K --> K4["(4, 4)"] K1 --> KY["Y"] K2 --> KY K3 --> KY K4 --> KY </pre>
 <p>主要參考條文 道路交通安全規則第 102 條</p>	 <pre> graph TD A["A(X, Y)"] --> B["B(X, Y)"] A --> E["E(X, Y)"] B --> B2["(2, 2)"] B2 --> E B --> L["L(X, Y)"] B --> K["K(X, Y)"] E --> K L --> LY["路權 Y"] K --> K1["(1, 2)"] K --> K2["(2, 1)"] K --> K3["(3, 3)"] K --> K4["(4, 4)"] K1 --> KY["Y"] K2 --> KY K3 --> KY K4 --> KY </pre>

表 3.4 兩車橫向碰撞事故之路權判斷流程圖（續）

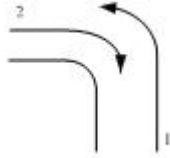
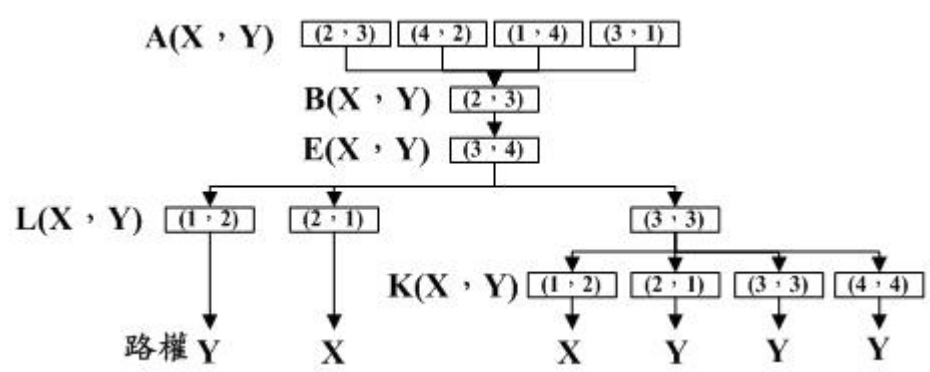
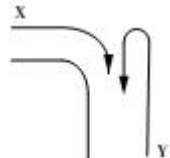
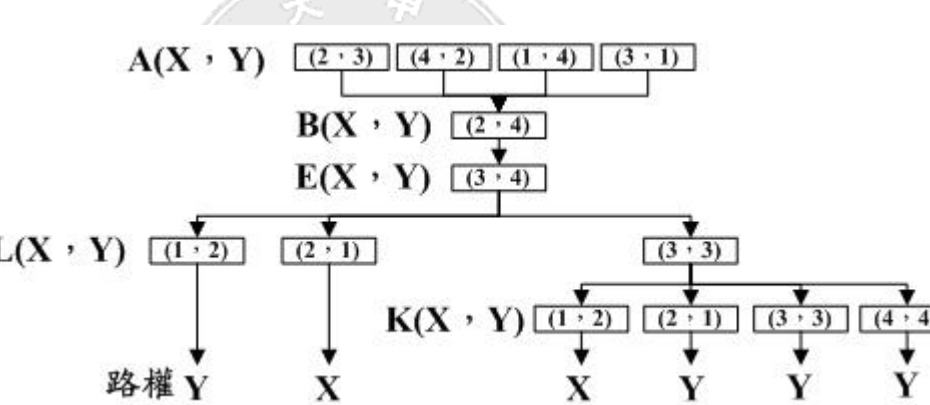
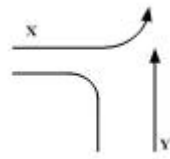
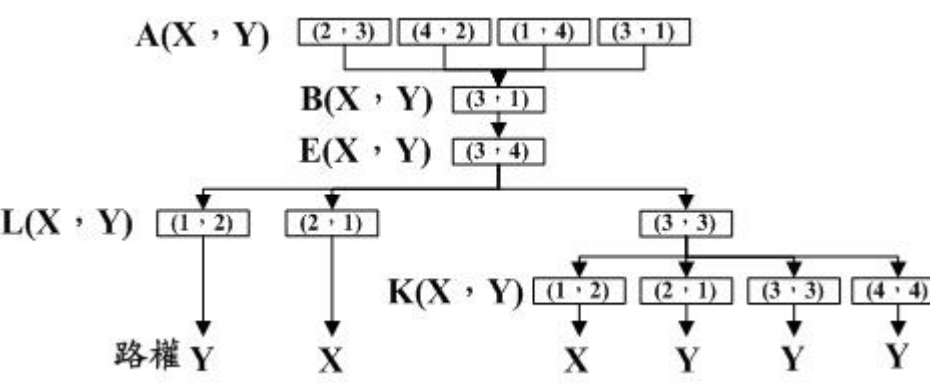
參考圖形	路權判斷流程圖
	
	
	

表 3.4 兩車橫向碰撞事故之路權判斷流程圖（續）

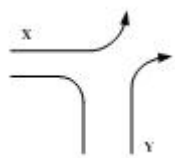
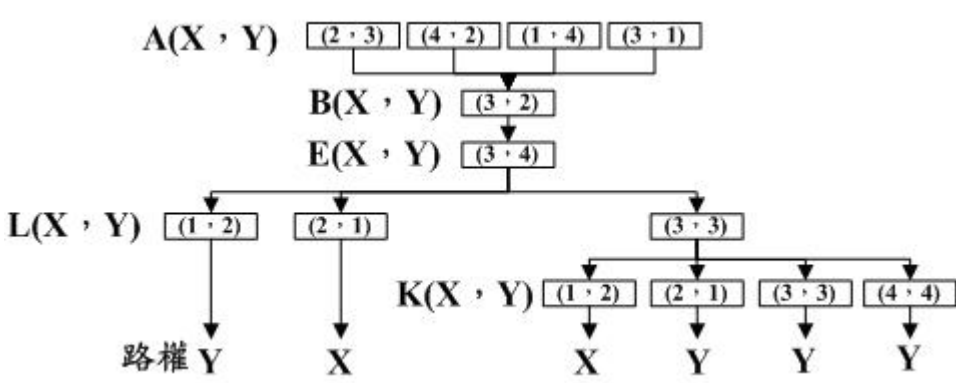
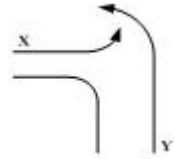
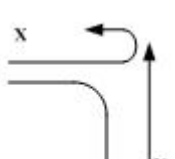
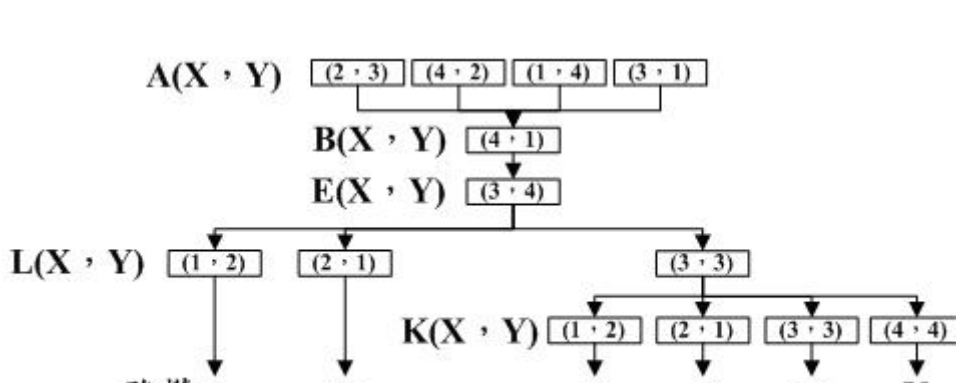
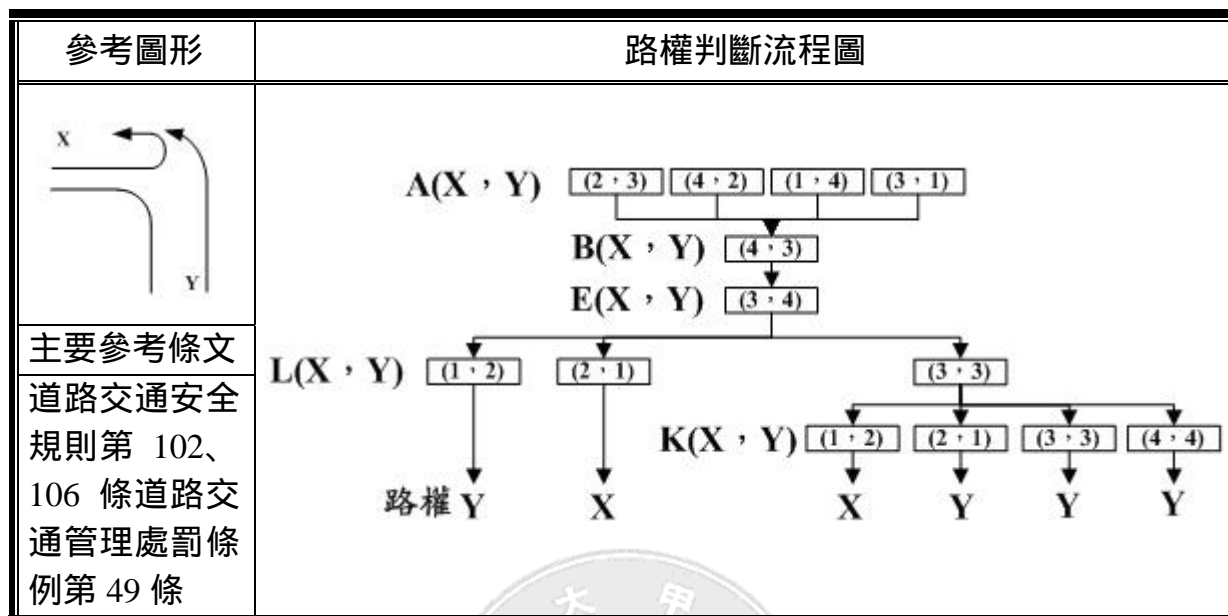
參考圖形	路權判斷流程圖
	
	
	

表 3.4 兩車橫向碰撞事故之路權判斷流程圖（續）



交叉路口-橫向事故援引法規：

1. 道路交通安全規則

- (1) 安 94 條：汽車在同一車道行駛時，除擬超越前車外，後車與前車之間應保持隨時可以煞停之距離。前項如須減速暫停，駕駛人應預先顯示燈光或手勢告知後車，後車駕駛人應隨時注意前車之行動。汽車行駛時，駕駛人應注意車前狀況及兩車併行之間隔，並隨時採取必要之安全措施。
- (2) 安 98 條第六款：變換車道時，應讓直行車先行，並注意安全距離。設有左右轉彎專用車道之交岔路口，直行車不得占用轉彎專用車道。
- (3) 安 101 條第五款：前行車減速靠邊或以手勢或亮右方向燈表示允讓後，後行車始得超越。超越時應顯示左方向燈並於前車左側保持半公尺以上之間隔超過，行至安全距離後，再顯示右方向燈駛入原行路線。
- (4) 安 102 條第二款：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，支線道車應暫停讓幹線道車先行。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。
- (5) 安 102 條第四款：左轉彎時，應距交岔路口三 0 公尺前顯示方向

燈或手勢，行至交岔路口中心處左轉，並不得占用來車道搶先左轉。

- (6) 安 102 條第五款：四車道以上或同向二車道道路，欲右轉彎時，應距交岔路口三 0 公尺前換入外側車道或右轉車道，欲左轉彎時，應距交岔路口三 0 公尺前換入內側車道或左轉車道；其設有劃分島劃分快慢車道，在慢車道上行駛之車輛不得左轉。
- (7) 安 102 條第六款：轉彎車輛應讓直行車輛先行。但直行車尚未進入交岔路口，而轉彎車已達中心處開始轉彎，直行車應讓轉彎車先行。
- (8) 安 106 條第五款：汽車迴車前，應暫停並顯示左轉燈光或手勢，看清無來往車輛，並注意行人通過，始得迴轉。

2. 道路交通管理處罰條例

- (1) 處 45 條第五款：汽車駕駛人，爭道行駛有左列情形之一者，處新臺幣六百元以上一千八百元以下罰鍰：插入正在連貫行駛汽車之中間者。
- (2) 處 46 條第一款：汽車駕駛人交會時，有左列情形之一者，處二百元以上六百元以下罰鍰：未保持適當之間隔者。
- (3) 處 47 條第三款：汽車駕駛人超車時，有左列情形之一者，處新臺幣一千二百元以上二千四百元以下罰鍰：在前行車之右側超車，或超車時未保持適當之間隔，或未行至安全距離即行駛入原行路線者。
- (4) 處 48 條第一款：在轉彎或變換車道前，未使用方向燈或不注意來、往行人或轉彎前未減速慢行者。
- (5) 處 48 條第三款：行經交岔路口未達中心處，佔用來車道搶先左轉彎者。
- (6) 處 48 條第六款：轉彎車不讓直行車先行，或直行車尚未進入交岔路口，而轉彎車已達中心處開始轉彎，直行車不讓轉彎車先行者。
- (7) 處 49 條第五款：迴車前，未依規定暫停，顯示左轉燈光，或不注意來、往車輛、行人、仍擅自迴轉者。
- (8) 處 58 條第一款：汽車駕駛人，駕駛汽車有左列情形之一者，處二百元以上四百元以下罰鍰：不依規定保持前、後車距離者。

表 3.5 兩車對向碰撞事故之路權判斷流程圖




參考圖形	路權判斷流程圖
	<p> $A(X, Y)$ $(1, 2)$ $(2, 1)$ $(3, 4)$ $(4, 3)$ $B(X, Y)$ $(1, 1)$ $D(X, Y)$ $(6, 6)$ $H(X, Y)$ $(1, 3)$ $(3, 1)$ $(2, 3)$ $(3, 2)$ 路權 Y X Y X </p>
	<p> $A(X, Y)$ $(1, 2)$ $(2, 1)$ $(3, 4)$ $(4, 3)$ $B(X, Y)$ $(1, 3)$ $D(X, Y)$ $(6, 6)$ $H(X, Y)$ $(1, 2)$ $(2, 1)$ $(3, 3)$ 路權 Y X X </p>
	<p> $A(X, Y)$ $(1, 2)$ $(2, 1)$ $(3, 4)$ $(4, 3)$ $B(X, Y)$ $(2, 3)$ $D(X, Y)$ $(6, 6)$ $I(X, Y)$ $(1, 1)$ $(2, 2)$ $(3, 3)$ $J(X, Y)$ $(1, 1)$ $(2, 1)$ $(3, 3)$ $(3, 2)$ $(1, 1)$ $(2, 1)$ $(5, 4)$ $(5, 5)$ $(5, 6)$ 路權 Y Y Y X X Y Y X X X </p>

表 3.5 兩車對向碰撞事故之路權判斷流程圖（續）




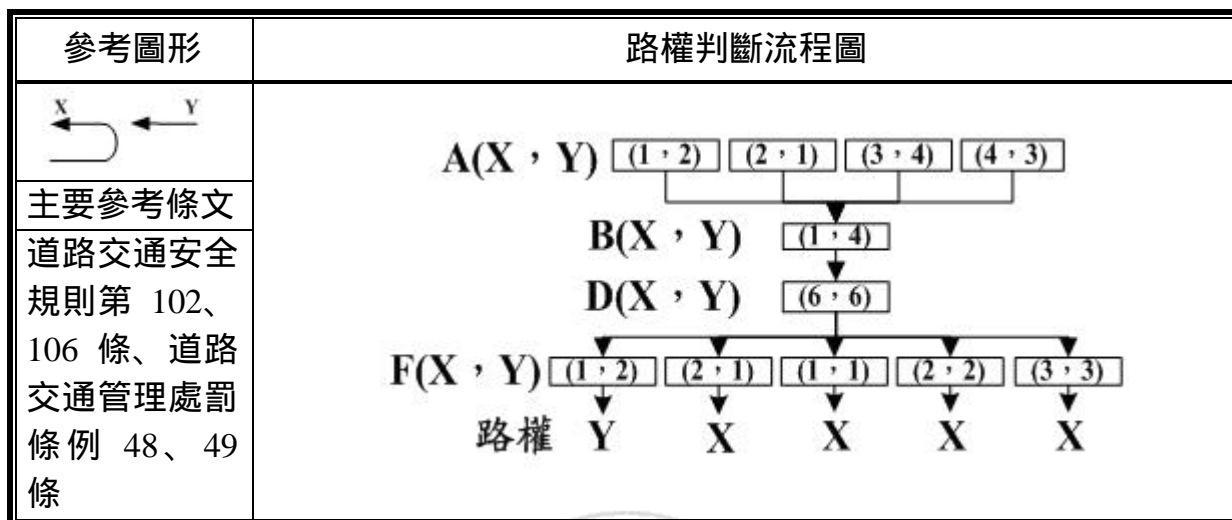
參考圖形	路權判斷流程圖
	<p> $A(X, Y)$ $(1, 2)$ $(2, 1)$ $(3, 4)$ $(4, 3)$ $B(X, Y)$ $(2, 2)$ $D(X, Y)$ $(6, 6)$ $F(X, Y)$ $(1, 2)$ $(2, 1)$ 路權 Y X </p>
<p>主要參考條文 道路交通安全 規則第 102 條、道路交 通管理處罰條例 48 條</p>	
參考圖形	路權判斷流程圖
	<p> $A(X, Y)$ $(1, 2)$ $(2, 1)$ $(3, 4)$ $(4, 3)$ $B(X, Y)$ $(1, 2)$ $D(X, Y)$ $(6, 6)$ $H(X, Y)$ $(1, 2)$ $(2, 1)$ $(3, 3)$ 路權 Y X X </p>
<p>主要參考條文 道路交通安全 規則第 102 條、道路交 通管理處罰條例 48、49 條</p>	
參考圖形	路權判斷流程圖
	<p> $A(X, Y)$ $(1, 2)$ $(2, 1)$ $(3, 4)$ $(4, 3)$ $B(X, Y)$ $(3, 3)$ $D(X, Y)$ $(6, 6)$ $F(X, Y)$ $(1, 2)$ $(2, 1)$ 路權 Y X </p>
<p>主要參考條文 道 路 交 通 安 全 規 則 第 100 條、道路交 通管理處罰條例 46 條</p>	

表 3.5 兩車對向碰撞事故之路權判斷流程圖（續）



對向碰撞事故之援引法規：

1. 道路交通安全規則

- (1) 安 100 條第五款：會車相互之間隔不得少於半公尺。汽車交會時，應依左列規定：
- (2) 安 102 條第二款：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，支線道車應暫停讓幹線道車先行。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。
- (3) 安 102 條第四款：左轉彎時，應距交岔路口三 0 公尺前顯示方向燈或手勢，行至交岔路口中心處左轉，並不得占用來車道搶先左轉。
- (4) 安 102 條第五款：四車道以上或同向二車道道路，欲右轉彎時，應距交岔路口三 0 公尺前換入外側車道或右轉車道，欲左轉彎時，應距交岔路口三 0 公尺前換入內側車道或左轉車道；其設有劃分島劃分快慢車道，在慢車道上行駛之車輛不得左轉。
- (5) 安 102 條第六款：轉彎車輛應讓直行車輛先行。但直行車尚未進入交岔路口，而轉彎車已達中心處開始轉彎，直行車應讓轉彎車先行。
- (6) 安 102 條第七款：對向行駛之左右轉車輛已轉彎須進入同一車道時，右轉彎車輛應讓左轉彎車輛先行，如進入二以上之車道者，右轉彎車輛應進入外側車道，左轉彎車輛應進入內側車道。

- (7) 安 106 條第五款：汽車迴車前，應暫停並顯示左轉燈光或手勢，看清無來往車輛，並注意行人通過，始得迴轉。

2. 道路交通管理處罰條例

- (1) 處第 45 條第一款汽車駕駛人，爭道行駛有下列情形之一者，處新臺幣六百元以上一千八百元以下罰鍰：不按遵行之方向行駛者。
- (2) 處第 45 條第三款汽車駕駛人，爭道行駛有下列情形之一者，處新臺幣六百元以上一千八百元以下罰鍰：不依規定駛入來車道者。
- (3) 處第 45 條第十二款汽車駕駛人，爭道行駛有下列情形之一者，處新臺幣六百元以上一千八百元以下罰鍰：任意駛出邊線，或任意跨越兩條車道行駛者。
- (4) 處第 46 條第一款汽車駕駛人交會時，有左列情形之一者，處二百元以上六百元以下罰鍰：未保持適當之間隔者。
- (5) 處 48 條第三款：行經交岔路口未達中心處，佔用來車道搶先左轉彎者。
- (6) 處 48 條第六款：轉彎車不讓直行車先行，或直行車尚未進入交岔路口，而轉彎車已達中心處開始轉彎，直行車不讓轉彎車先行者。
- (7) 處 49 條第二款汽車駕駛人迴車時，有左列情形之一者，處二百元以上六百元以下罰鍰：在設有禁止迴車標誌或劃有分向限制線、禁止超車線或禁止變換車道線之路段迴車者。
- (8) 處 49 條第三款汽車駕駛人迴車時，有左列情形之一者，處二百元以上六百元以下罰鍰：在禁止左轉路段迴車者。
- (9) 處 49 條第五款汽車駕駛人迴車時，有左列情形之一者，處二百元以上六百元以下罰鍰：迴車前，未依規定暫停，顯示左轉燈光，或不注意來、往車輛、行人、仍擅自迴轉者。

表 3.6 兩車同向碰撞事故之路權判斷流程圖


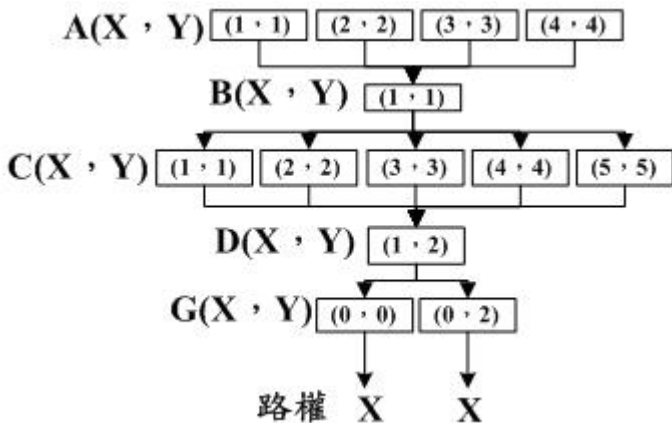

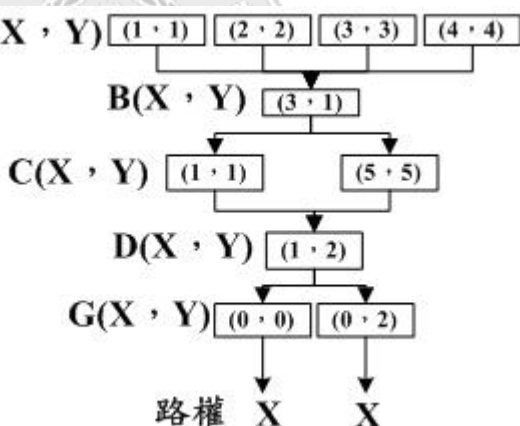

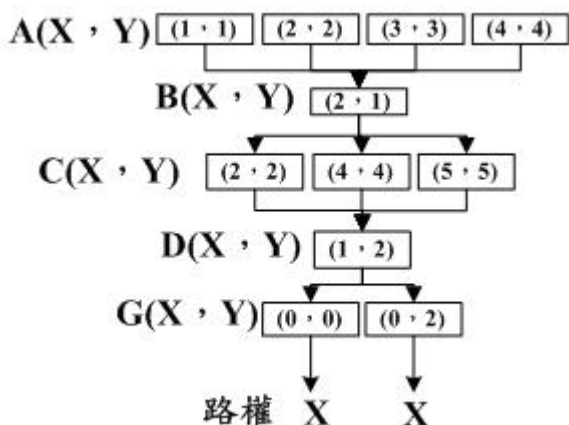
參考圖形	路權判斷流程圖
	
	
	

表 3.6 兩車同向碰撞事故之路權判斷流程圖（續）


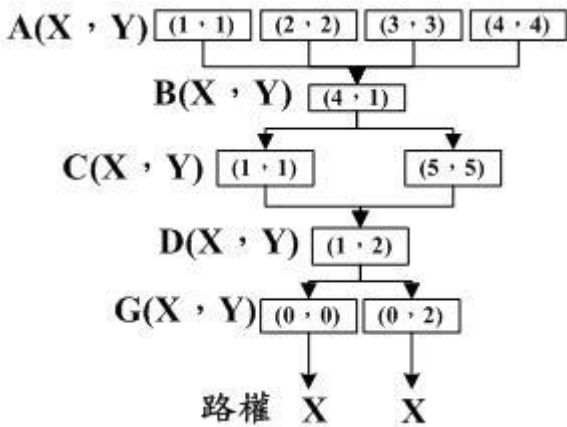
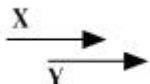
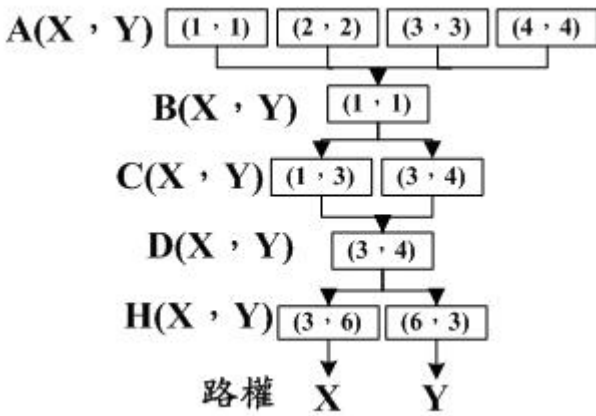

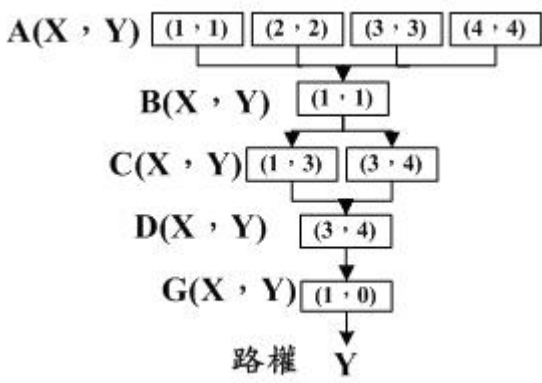

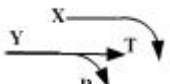
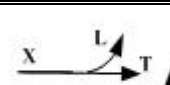
參考圖形	路權判斷流程圖
	
	
	

表 3.6 兩車同向碰撞事故之路權判斷流程圖（續）

參考圖形	路權判斷流程圖
	<p> $A(X, Y)$ (1, 1) (2, 2) (3, 3) (4, 4) $B(X, Y)$ (1, 1) $C(X, Y)$ (1, 3) (3, 4) $D(X, Y)$ (3, 4) $G(X, Y)$ (0, 1) 路權 X </p>
	<p> $A(X, Y)$ (1, 1) (2, 2) (3, 3) (4, 4) $B(X, Y)$ (2, 1) (2, 2) $C(X, Y)$ (3, 2) (2, 4) (3, 2) (2, 4) $D(X, Y)$ (3, 4) (3, 4) $F(X, Y)$ (1, 1) (1, 2) (2, 1) (1, 1) (1, 2) (2, 1) 路權 Y Y X Y Y X </p>
	<p> $A(X, Y)$ (1, 1) (2, 2) (3, 3) (4, 4) $B(X, Y)$ (3, 1) (3, 3) $C(X, Y)$ (1, 3) (1, 3) $D(X, Y)$ (3, 4) (3, 4) $F(X, Y)$ (1, 1) (1, 2) (2, 1) (1, 1) (1, 2) (2, 1) 路權 X Y X X Y X </p>

同向碰撞事故之援引法規：

1. 道路交通安全規則

- (1) 安 89 條第六款：起駛前，不讓行進中之車輛優先通行者。
- (2) 安 94 條：未保持安全距離。
- (3) 安 98 條第四款：由同向二車道進入一車道，未讓直行車道之車輛先行，無直行車道者，外車道之車輛應讓內車道之車輛先行。
- (4) 安 98 條第五款：除準備停車或臨時停車外，不得駛出路面邊線或跨越兩條車道行駛。
- (5) 安 98 條第六款：變換車道時，應讓直行車先行，並注意安全距離。
- (6) 安 101 條第一款：彎道、狹路、陡坡、橋樑、圓環、隧道、鐵路平交道、單行道、快車道等危險地帶或交通頻繁處所，不得倒車。
- (7) 安 101 條第五款：在前行車之右側超車，或超車時未保持適當之間隔，或未行至安全距離即行駛入原行路線者。
- (8) 安 102 條第五款：四車道以上或同向二車道道路，欲右轉彎時，應距交岔路口三 0 公尺前換入外側車道或右轉車道，欲左轉彎時，應距交岔路口三 0 公尺前換入內側車道或左轉車道；其設有劃分島劃分快慢車道，在慢車道上行駛之車輛不得左轉。
- (9) 安 102 條第七款：對向行駛之左右轉車輛已轉彎須進入同一車道時，右轉彎車輛應讓左轉彎車輛先行，如進入二以上之車道者，右轉彎車輛應進入外側車道，左轉彎車輛應進入內側車道。
- (10) 安 106 條第二款：在設有禁止迴車標誌或劃有分向限制線、禁止超車線或禁止變換車道線之路段迴車者。

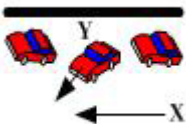
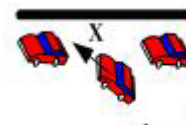
2. 道路交通管理處罰條例

- (1) 處第 45 條第五款汽車駕駛人，爭道行駛有下列情形之一者，處新臺幣六百元以上一千八百元以下罰鍰：變換車道時插入正在連貫行駛汽車之中間者。
- (2) 處第 45 條第十款汽車駕駛人，爭道行駛有下列情形之一者，處新臺幣六百元以上一千八百元以下罰鍰：起駛前，不讓行進

中之車輛優先通行者。

- (3) 處第 45 條第十二款汽車駕駛人，爭道行駛有下列情形之一者，處新臺幣六百元以上一千八百元以下罰鍰：任意駛出邊線，或任意跨越兩條車道行駛者。
- (4) 處第 46 條第一款汽車駕駛人交會時，有左列情形之一者，處二百元以上六百元以下罰鍰：未保持適當之間隔者。
- (5) 處第 47 條第三款：在前行車之右側超車，或超車時未保持適當之間隔，或未行至安全距離即行駛入原行路線者。
- (6) 處 48 條第四款：在多車道右轉彎，不先駛入外側車道，或多車道左轉彎，不先駛入內側車道者。
- (7) 處 48 條第五款：四車道以上道路，設有劃分島，劃分快、慢車道，在慢車道上左轉彎者或快車道右轉彎。
- (8) 處 48 條第六款：轉彎車不讓直行車先行，或直行車尚未進入交岔路口，而轉彎車已達中心處開始轉彎，直行車不讓轉彎車先行者。
- (9) 處 49 條第二款汽車駕駛人迴車時，有左列情形之一者，處二百元以上六百元以下罰鍰：在設有禁止迴車標誌或劃有分向限制線、禁止超車線或禁止變換車道線之路段迴車者。
- (10) 處 50 條第一款：彎道、狹路、陡坡、橋樑、圓環、隧道、鐵路平交道、單行道、快車道等危險地帶或交通頻繁處所，不得倒車。
- (11) 處 58 條第一款：不依規定保持前、後距離。

表 3.7 兩車發生與路邊停車、路邊起駛事故之路權判斷流程圖

參考圖形	路權判斷流程圖
	<pre> graph TD A["A(X, Y) (1, 1) (2, 2) (3, 3) (4, 4)"] --> B["B(X, Y) (1, 3)"] B --> C["C(X, Y) (4, 4) (5, 5)"] C --> D["D(X, Y) (2, 5)"] D --> X["路權 X"] </pre>
<p>主要參考條文</p> <p>道路交通安全規則第 94、98 條 道路交通管理處罰條例第 45 條</p>	
參考圖形	路權判斷流程圖
	<pre> graph TD A["A(X, Y) (1, 1) (2, 2) (3, 3) (4, 4)"] --> B["B(X, Y) (2, 1)"] B --> C["C(X, Y) (4, 4) (5, 5)"] C --> D["D(X, Y) (5, 2)"] D --> X["路權 X"] </pre>
<p>主要參考條文</p> <p>道路交通安全規則第 94、98 條 道路交通管理處罰條例第 45 條</p>	

路邊停車、路邊起駛碰撞事故之援引法規：

1. 道路交通安全規則

- (1) 安 94 條：未保持安全距離。
- (2) 安 98 條第五款：除準備停車或臨時停車外，不得駛出路面邊線或跨越兩條車道行駛。
- (3) 安 98 條第六款：變換車道時，應讓直行車先行，並注意安全距離。

2. 道路交通管理處罰條例

- (1) 處 45 條第五款：汽車駕駛人，爭道行駛有左列情形之一者，處新臺幣六百元以上一千八百元以下罰鍰：插入正在連貫行駛汽車之中間者。

第四章 資料統計分析與影響變數選取

4.1 敘述統計分析

本研究藉由民國 89 年 3 月至民國 91 年 8 月之肇事鑑定資料庫為基礎，將楊宗璟老師所蒐集整理之台灣省覆議鑑定委員會之肇事鑑定案件（11282 筆）中挑選出其中各地區鑑定委員會與台灣省覆議鑑定委員會鑑定結果一致（各地區鑑定會判定肇事當事人有責任者，其台灣省覆議鑑定會亦判定其相同肇事責任）之案件資料。

透過篩選的方式排除此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，僅挑選發生於省道、縣道、村里道路、市區道路之兩車碰撞事故資料共 538 件案例，（每件兩車碰撞事故都包含甲、乙兩方肇事當事人的肇事資料共 1076 筆資料），首先在總資料中抽取約 70%（即 754 筆）為訓練類神經網路之資料筆數，並將資料統計分析以挑選影響變數。另外 30%（即 322 筆）肇事當事人資料對於所建立之模式予以驗證。並逐筆翻閱此 754 筆案件中相關判斷道路優先權之項目（如表 3.2 所示）以增添『道路優先權』之項目，以進一步將了解其道路優先權（路權）與肇事鑑定之責任關係。此肇事鑑定資料庫之變數說明彙整如下表 4.1 所示。

表 4.1 影響變數之代號與說明

變數代號	變數內容及代號
鑑定責任 (Y)	1. 全部原因 2. 主因 3. 同為原因 4. 次因 5. 無因
區別 (X_1)	1. 北部地區（基隆、宜蘭、台北） 2. 桃竹苗地區（桃園、新竹、苗栗） 3. 中部地區（台中、彰化、南投） 4. 南部地區（嘉義、台南、高雄、屏東、澎湖） 5. 花東地區（花蓮、台東）
性別 (X_2)	1. 男 2. 女

表 4.1 影響變數之代號與說明 (續)

變數代號	變數內容及代號
年齡 (X ₃)	<ol style="list-style-type: none"> 1. 20 歲以下 2. 21 歲 35 歲 3. 36 歲 50 歲 4. 51 歲 65 歲 5. 65 歲以上
車種 (X ₄)	<ol style="list-style-type: none"> 1. 小客車 (小客、營小客) 2. 小貨車 (小客貨、小貨車) 3. 大車 (大貨車、大客車)
超速 (X ₅)	<ol style="list-style-type: none"> 1. 嚴重超速 (超過速限 20km/hr) 2. 超速 (超過速限 0 20km/hr 之間) 3. 無 4. 不明
飲酒 (X ₆)	<ol style="list-style-type: none"> 1. 有(大於 0.55mg/l) 2. 有(0.25mg/l~0.55mg/l) 3. 合格(經酒側, 小於 0.25) 4. 無
教育 (X ₇)	<ol style="list-style-type: none"> 1. 不識字 2. 國中小 3. 高中職 4. 專科以上
駕照 (X ₈)	<ol style="list-style-type: none"> 1. 有 2. 無(已達考照年齡) 3. 無(未達考照年齡) 4. 不明
天色 (X ₉)	<ol style="list-style-type: none"> 1. 日間自然光線 2. 夜間有照明 3. 夜間無照明 4. 不明
天候 (X ₁₀)	<ol style="list-style-type: none"> 1. 有雨 2. 無雨

表 4.1 影響變數之代號與說明 (續)

變數代號	變數內容及代號
道路類別 (X_{11})	<ol style="list-style-type: none"> 1. 不明 (筆錄無記錄) 2. 省道 3. 縣道 4. 鄉道 5. 市區道路 6. 村里道路
道路型態 (X_{12})	<ol style="list-style-type: none"> 1. 路段 (直路) 2. 行車管制號誌交叉路口 3. 閃光號誌路口 4. 無號誌路口
速限 (X_{13})	<ol style="list-style-type: none"> 1. 30km/hr 2. 40km/hr 3. 50km/hr 4. 60km/hr 5. 70km/hr 6. 不明 (筆錄無資料)
行向 (X_{14})	<ol style="list-style-type: none"> 1. 對向 2. 同向 3. 橫向(左方車) 4. 橫向(右方車)
車損部位 (X_{15})	<ol style="list-style-type: none"> 1. 前、右前 2. 右側、右後 3. 後、左後 4. 左側、左前 5. 無或不明
筆錄速率 (X_{16})	<ol style="list-style-type: none"> 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. 70km/hr 以上 7. 不明

表 4.1 影響變數之代號與說明 (續)

變數代號	變數內容及代號
是否預見 (X ₁₇)	1. 是 (有) 2. 否 (無) 3. 不明
採取措施 (X ₁₈)	1. 無 2. 閃 (向右閃、向左閃) 3. 減速 (減速、停車) 4. 其他 (變換車道、倒車、繞、按喇叭、閃燈、超車) 5. 不明
是否煞車 (X ₁₉)	1. 煞後撞 2. 撞後煞 3. 不明 4. 否
駕傷 (X ₂₀)	1. 有 2. 不明 (無受傷之筆錄) 3. 無
乘傷 (X ₂₁)	1. 有 2. 無乘客 3. 不明 (無受傷之筆錄) 4. 無
駕亡 (X ₂₂)	1. 有 2. 不明 (無筆錄資料) 3. 無
乘亡 (X ₂₃)	1. 有 2. 無乘客 3. 不明 (無筆錄資料) 4. 無
路權 (X ₂₄)	1. 有道路優先權 2. 無道路優先權

本研究針對此一肇事資料庫先初步篩選 1,076 筆當事人資料 (即 538 件事故案例)。並將資料隨機依 7:3 比例,分為訓練組 (754 筆當事人資料, 377 件事故案例) 及驗證組 (322 筆當事人資料, 161 件事故案例) 兩部分,以分別作為鑑定模式之訓練與驗證之用。以下僅

針對訓練組資料進行基本統計分析，以了解 24 項影響變數所佔比例，分述如下：

1. 區別 (X_1)：

透過此754筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料結果顯示，可以了解此754筆資料中，所包括不同地區鑑定會事故案例所佔之比例（如表4.2），其中以「南部地區（嘉義、台南、高雄、屏東、澎湖）」所佔比例最高為43.24%，以「中部地區（台中、彰化、南投）」所佔比例20.69%為次之，以「花東地區（花蓮、台東）」所佔8.75%為最少。

表4.2區別之次數分配表

區別 (X_1)	次數	百分比
1.北部地區（基隆、宜蘭、台北）	88	11.67%
2.桃竹苗地區（桃園、新竹、苗栗）	118	15.65%
3.中部地區（台中、彰化、南投）	156	20.69%
4.南部地區（嘉義、台南、高雄、屏東、澎湖）	326	43.24%
5.花東地區（花蓮、台東）	66	8.75%
總和	754	100.00%

2. 性別 (X_2)：

透過此 754 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料結果顯示，可以了解此 754 筆資料中所包括不同性別駕駛人所佔之比例（如表 4.3 所示），其中以「男性」所佔比例最高為 83.82%，而「女性」所佔比例則為 16.18%。

表 4.3 性別之次數分配表

性別 (X_2)	次數	百分比
1.男性	632	83.82%
2.女性	122	16.18%
總和	754	100.00%

3. 年齡 (X_3) :

藉由此 754 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料的基本統計結果顯示，可以了解此 754 筆資料中所含括不同駕駛年齡層所佔之比例（如表 4.4），其中以「21 歲 35 歲」所佔比例最高為 47.21%，以「36 歲 50 歲」所佔比例 37.14%為次之，「65 歲以上」所佔比例 1.99%為最少。

表 4.4 駕駛年齡之次數分配表

年齡 (X_3)	次數	百分比
1.20 歲以下	22	2.92%
2.21歲 35歲	356	47.21%
3.36歲 50歲	280	37.14%
4.51歲 65歲	81	10.74%
5.65歲以上	15	1.99%
總和	754	100.00%

4. 車種 (X_4) :

本研究透過此 754 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料結果顯示，可以了解此 754 筆資料中所含括不同肇事車種所佔之比例（如表 4.5 所示），其中以「小客車」所佔比例最高為 76.66%，以「小貨車」所佔比例 14.19%為次之，以「大車」所佔比例 9.15%為最少。

表 4.5 不同肇事車種次數分配表

車種 (X_4)	次數	百分比
1.小客車（小客、營小客）	578	76.66%
2.小貨車（小客貨、小貨車）	107	14.19%
3.大車（大貨車、大客車）	69	9.15%
總和	754	100.00%

5. 超速 (X_5) :

本研究透過此 754 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料結果顯示，可以了解此 754 筆資料中所含括事故當事人之不同超速情形所佔之比例（如表 4.6 所示），其中以「無超速情形」所佔比例最高為 85.54%，以「超速(超過速限 0 20km/hr 之間)」所佔比例 10.88% 為次之，以「嚴重超速(超過速限 20km/hr)」所佔比例 3.58% 為最少。

表 4.6 事故當事人不同超速情形次數分配表

超速 (X_5)	次數	百分比
1.嚴重超速(超過速限20km/hr)	27	3.58%
2.超速(超過速限0 20km/hr之間)	82	10.88%
3.無超速	645	85.54%
總和	754	100.00%

6. 飲酒 (X_6) :

藉此 754 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料結果顯示，可以了解此 754 筆資料中所含括事故當事人之不同飲酒情形所佔之比例（如表 4.7 所示），其中以「無飲酒情形」所佔比例最高為 92.97%，以「酒測合格(經酒側，小於 0.25)」佔 2.79% 為次之，以「有飲酒 (0.25mg/l~0.55mg/l)」與「有飲酒 (0.25mg/l~0.55mg/l)」所佔比例皆為 2.12% 為最少。

表 4.7 事故當事人不同飲酒情形次數分配表

飲酒 (X_6)	次數	百分比
1.有(大於0.55mg/l)	16	2.12%
2.有(0.25mg/l~0.55mg/l)	16	2.12%
3.合格(經酒側，小於0.25)	21	2.79%
4.無飲酒	701	92.97%
總和	754	100.00%

7. 教育程度 (X_7) :

透過基本統計分析可知此 754 筆資料中所含括各事故當事人不同教育程度所佔之比例(如表 4.8 所示),其中當事人之學歷以「高中職」所佔比例最高為 32.36%。

表 4.8 事故當事人不同教育程度次數分配表

教育程度 (X_7)	次數	百分比
1.不識字	33	4.38%
2.國中小	168	22.28%
3.高中職	244	32.36%
4.專科以上	135	17.90%
5.不明	174	23.08%
總和	754	100.00%

8. 駕照 (X_8) :

此 754 筆資料中之事故當事人駕照持有狀況如表 4.9 所示,其中以「持有駕照」之比例最高佔全部的 90.05%。

表 4.9 事故當事人駕照持有之分配表

駕照 (X_8)	次數	百分比
1 有	679	90.05%
2 無(已達考照年齡)	9	1.19%
3 無(未達考照年齡)	2	0.27%
4.不明	64	8.49%
總和	754	100.00%

9. 天色 (X_9) :

經此 754 筆之肇事案例的統計結果如表 4.10 所示，可知其發生事故當時之天色以「日間自然光線」所佔比例最高為 64.72%，而事故發生於「夜間有照明」所佔比例為 19.10%、「夜間無照明佔」8.22%，故由此 754 筆資料結果可知其事故發生於日間之比例高於夜間所發生之事故。

表 4.10 不同天色狀況發生事故之次數分配表

天色 (X_9)	次數	百分比
1.日間自然光線	488	64.72%
2.夜間有照明	144	19.10%
3.夜間無照明	62	8.22%
4.不明	60	7.96%
總和	754	100.00%

10. 天候 (X_{10}) :

如表 4.11 所示，可知此 754 筆案例中以發生事故當時之天候以無雨所佔比例最高為 85.94%，而事故發生於有雨所佔比例為 14.06%。

表 4.11 不同天候狀況發生事故之次數分配表

天候 (X_{10})	次數	百分比
1.有雨	106	14.06%
2.無雨	648	85.94%
總和	754	100.00%

11. 道路類別 (X_{11}) :

依此 754 筆資料中事故發生所在之道路類別統計結果顯示如表 4.12，發現事故發生之道路類別最高為「市區道路」所佔比例 27.59%，其次為「省道」佔 23.87%，而發生「村里道路」為最少佔 9.28%。

表 4.12 不同道路類別發生事故之次數分配表

道路類別 (X_{11})	次數	百分比
1.不明	82	10.88%
2.省道	180	23.87%
3.縣道	118	15.65%
4.鄉道	96	12.73%
5.市區道路	208	27.59%
6.村里	70	9.28%
總和	754	100.00%

12. 道路型態 (X_{12}):

此 754 筆資料中事故發生之不同型態的基本統計結果顯示如表 4.13 所示，我們可以知道事故發生之道路型態於資料中所佔比例最高為「路段（直路）」佔 35.01%，而「無號誌路口」為次之佔 28.12%，再其次為「行車管制號誌交叉路口」佔 21.22%，而「發生閃光號誌路口」之事故為最少佔 15.65%。

表 4.13 不同道路型態之次數分配表

道路型態 (X_{12})	次數	百分比
1.路段（直路）	264	35.01%
2.行車號誌管制交叉路口	160	21.22%
3.閃光號誌路口	118	15.65%
4.無號誌路口	212	28.12%
總和	754	100.00%

13. 速限 (X_{13}):

此 754 筆事故資料中不同速限型態的統計結果顯示如表 4.14，我們可以知道其所佔比例最高為「限速 40km/hr」共佔 53.58%，其次為「限速 60km/hr」佔 21.22%，而在此 754 筆案件

中道路限速為「30km/hr」所發生之事故為最少佔全部的 3.71%。

表 4.14 不同速限型態之次數分配表

速限 (X_{13})	次數	百分比
1.30km/hr	28	3.71%
2.40km/hr	404	53.58%
3.50km/hr	62	8.22%
4.60km/hr	160	21.22%
5.70km/hr	30	3.98%
6.不明	70	9.28%
總和	754	100.00%

14. 行向 (X_{14}):

在此 754 筆事故資料中將不同行向之事故的統計結果顯示如表 4.15，我們可以知道其「橫向事故」所佔比例最高為 40.58%，「對向行車事故」共佔 31.03%，「同向行車事故」佔 28.38%。

表 4.15 不同行向之次數分配表

行向 (X_{14})		次數	百分比
1.對向行車		234	31.03%
2.同向行車		214	28.38%
橫向 行車	3.橫向左方車	153	20.29%
	4.橫向右方車	153	20.29%
總和		754	100.00%

15. 車損部位 (X_{15}):

依此資料中事故車輛發生車損部位之統計結果顯示如表 4.16，可以發現車輛發生事故之車損部位以「正前、右前」為最高所佔比例 43.63%，其次為「左側、左前」佔 29.71%，而發生正「後、左後」佔 8.49%。

表 4.16 不同車損部位之次數分配表

車損部位 (X_{15})	次數	百分比
1.正前、右前	329	43.63%
2.右側、右後	109	14.46%
3.正後、左後	64	8.49%
4.左側、左前	224	29.71%
5.無或不明	28	3.71%
總和	754	100.00%

16. 筆錄速率 (X_{16}):

從此 754 筆事故資料中之各案例筆錄速率統計結果顯示如表 4.17，我們可以知道其筆錄速率「0 30km/hr」所佔比例最高為 36.74%，「31km/hr 40km/hr」共佔 16.58%，「41km/hr 50km/hr」佔 10.74%。

表 4.17 筆錄速率之次數分配表

筆錄速率 (X_{16})	次數	百分比
1.0 30km/hr	277	36.74%
2.31km/hr 40km/hr	125	16.58%
3.41km/hr 50km/hr	81	10.74%
4.51km/hr 60km/hr	47	6.23%
5.61km/hr 70km/hr	12	1.59%
6.70km/hr 以上	26	3.45%
7.不明	186	24.67%
總和	754	100.00%

17. 是否預見 (X_{17}):

於資料中之是否遇見之狀況統計分析如表 4.18 所示，其中以「有預見」比例最高共佔 45.09%，其次為「沒有預見」共佔 28.25%，而「不明」佔了 26.66%為最低。

表 4.18 是否預見之次數分配表

是否預見 (X ₁₇)	次數	百分比
1.是(有)	340	45.09%
2.否(無)	213	28.25%
3.不明	201	26.66%
總和	754	100.00%

18. 採取措施 (X₁₈):

依此 754 筆肇事資料中事故車輛發生時駕駛採取措施之統計結果顯示如表 4.19，可以發現「無採取措施」為最高所佔比例 44.30%，其次為「不明」佔 38.59%。

表 4.19 採取措施之次數分配表

採取措施 (X ₁₈)	次數	百分比
1.無.	334	44.30%
2.閃(向右閃、向左閃)	58	7.69%
3.減速(減速、停車)	31	4.11%
4.其他(變換車道、倒車、繞、按喇叭、閃燈、超車)	40	5.31%
5.不明	291	38.59%
總和	754	100.00%

19. 是否煞車 (X₁₉):

於資料中之是否煞車之狀況統計分析如表 4.20 所示，其中以「不明」比例最高共佔 46.29%，其次為「煞車」共佔 21.78%，而「煞後撞」佔了其中的 21.22%。

表 4.20 是否煞車之次數分配表

是否煞車 (X_{19})	次數	百分比
1.煞後撞	160	21.22%
2.撞後煞	4	0.53%
3.不明	349	46.29%
4.否	241	31.96%
總和	754	100.00%

20. 駕傷 (X_{20}):

於資料中之是否有駕駛受傷之狀況統計分析如表 4.21 所示，其中以「駕駛無受傷」比例最高共佔 78.38%，其次為「駕駛有受傷」佔 21.35%。

表 4.21 是否有駕駛受傷之次數分配表

駕傷 (X_{20})	次數	百分比
1.有	161	21.35%
2.不明	2	0.27%
3.無	591	78.38%
總和	754	100.00%

21. 乘傷 (X_{21}):

於此 754 筆資料中之是否有乘客受傷之狀況統計分析如表 4.22 所示，其中以「無乘載乘客」比例最高共佔 88.46%，其次為「有乘客受傷」佔 9.02%。

表 4.22 是否有乘客受傷之次數分配表

乘傷 (X_{21})	次數	百分比
1.有	68	9.02%
2.無乘客	667	88.46%
3.不明	3	0.40%
4.無	16	2.12%
總和	754	100.00%

22. 駕亡 (X_{22}):

於此事故資料中之是否有駕駛死亡之狀況統計分析如表 4.23 所示，其中以「無駕駛死亡」比例最高共佔 94.30%，其次為「有駕駛死亡」佔 5.44%。

表 4.23 是否有乘客受傷之次數分配表

駕亡 (X_{22})	次數	百分比
1.有	41	5.44%
2.不明	2	0.27%
3.無	711	94.30%
總和	754	100.00%

23. 乘亡 (X_{23}):

於此 754 筆肇事資料中之是否有乘客死亡狀況統計分析如表 4.24 所示，其中以「無乘客」比例最高共佔 88.59%，其次為「無乘客死亡」共佔 9.28%。

表 4.24 是否有乘客死亡之次數分配表

乘亡 (X_{23})	次數	百分比
1.有	14	1.86%
2.無乘客	668	88.59%
3.不明	2	0.27%
4.無	70	9.28%
總和	754	100.00%

24. 路權 (X_{24}):

於資料中之是否有道路優先權之狀況統計分析如表 4.25 所示，其中有道路優先權及無道路優先權之比例各佔一半。

表 4.25 是否有道路優先權之次數分配表

路權 (X_{24})	次數	百分比
1.有道路優先權	377	50.00%
2.無道路優先權	377	50.00%
總和	754	100.00%

4.2 交叉分析與檢定 (cross-tabulation analyses)

本研究旨在探討兩車碰撞事故之肇事案例中影響肇事責任變數 (X) 共 24 個 (包含：區別 (X_1)、性別 (X_2)、年齡 (X_3)、車種 (X_4)、超速 (X_5)、飲酒 (X_6)、教育程度 (X_7)、駕照 (X_8)、天色 (X_9)、天候 (X_{10})、道路類別 (X_{11})、道路型態 (X_{12})、速限 (X_{13})、行向 (X_{14})、車損部位 (X_{15})、筆錄速率 (X_{16})、是否預見 (X_{17})、採取措施 (X_{18})、是否煞車 (X_{19})、駕傷 (X_{20})、乘傷 (X_{21})、駕亡 (X_{22})、乘亡 (X_{23})、路權 (X_{24})) 相對於肇事鑑定委員會對案情所判定雙方肇事責任 (Y) 的關係；以本研究之肇事資料庫為例共有 377 個案件 (每件事務案例皆有甲、乙兩方肇事資料共 754 筆)，以期能透過統計學之方法了解肇事案例資料庫中不同影響變數與肇事責任之顯著水準。

本節係運用統計學的交叉分析，以卡方檢定來分析不同肇事鑑定變數對於「肇事鑑定結果之責任歸屬」的顯著影響情形，以了解各個變數對於鑑定結果之差異性。經由卡方檢定結果得知：性別 (X_2)、年齡 (X_3)、教育 (X_7)、駕照 (X_8)、天色 (X_9)、天候 (X_{10})、速限 (X_{13})、採取措施 (X_{18})、是否煞車 (X_{19})、駕傷 (X_{20})、乘傷 (X_{21})、乘亡 (X_{23}) 共 12 項變數皆未達到顯著水準；其餘的影響變數：區別 (X_1)、車種 (X_4)、超速 (X_5)、飲酒 (X_6)、道路類別 (X_{11})、道路型態 (X_{12})、行向 (X_{14})、車損部位 (X_{15})、筆錄速率 (X_{16})、是否預見 (X_{17})、駕亡 (X_{22})、路權 (X_{24}) 共 12 項變數則達顯著差異。其交叉分析結果分述如下，並將其彙整於表 4.26 所示。

1. 區別 (X_1):

以卡方檢定的方式進行分析，並得到自由度為 16、卡方值為 36.6179 及 P 值為 0.0024 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下， $P = 0.0024 < 0.05$ ，拒絕虛無假設，表示不同肇事責任對於「區別」上具有顯著差異。

2. 性別 (X_2):

以卡方檢定的方式進行分析，並得到自由度為 4、卡方值為 4.0899 及 P 值為 0.3940 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下， $P = 0.3940 > 0.05$ ，接受虛無假設，表示不同肇事責任對於當事人「性別」上沒有顯著差異。

3. 年齡 (X_3):

以卡方檢定的方式進行分析，並得到自由度為 16、卡方值為 20.9758 及 P 值為 0.1794 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下， $P = 0.1794 > 0.05$ ，接受虛無假設，表示不同肇事責任於事故當事人的「年齡」上並沒有顯著差異。

4. 車種 (X_4):

以卡方檢定的方式進行分析，並得到自由度為 8、卡方值為 22.7497 及 P 值為 0.0037 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下， $P = 0.0037 < 0.05$ ，拒絕虛無假設，表示不同肇事責任於事故「車種」上具有顯著差異。

5. 超速 (X_5):

以卡方檢定的方式進行分析，並得到自由度為 8、卡方值為 24.5459 及 P 值為 0.0019 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下， $P = 0.0019 < 0.05$ ，拒絕虛無假設，表示不同肇事責任於車輛「超速」上具有顯著差異。

6. 飲酒 (X_6):

以卡方檢定的方式進行分析，並得到自由度為 12、卡方值為 41.2739 及 P 值為 0 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下， $P = 0 < 0.05$ ，拒絕虛無假設，表示不同肇事責任於事故當事人之「飲酒」上有顯著差異。

7. 教育 (X_7):

以卡方檢定的方式進行分析，並得到自由度為 16、卡方值為 13.3982 及 P 值為 0.6435 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下， $P = 0.6435 > 0.05$ ，接受虛無假設，表示不同肇事責任於事故當事人

之「教育」程度上沒有顯著差異。

8. 駕照 (X_8):

以卡方檢定的方式進行分析，並得到自由度為 12、卡方值為 18.7963 及 P 值為 0.0936 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下， $P = 0.0936 > 0.05$ ，接受虛無假設，表示不同肇事責任於駕駛人持有「駕照」上無顯著差異。

9. 天色 (X_9):

以卡方檢定的方式進行分析，並得到自由度為 12、卡方值為 11.9226 及 P 值為 0.4519 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下， $P = 0.4519 > 0.05$ ，接受虛無假設，表示不同肇事責任於事故發生之「天色」上無顯著差異。

10. 天候 (X_{10}):

以卡方檢定的方式進行分析，並得到自由度為 4、卡方值為 0.4321 及 P 值為 0.9798 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下， $P = 0.9798 > 0.05$ ，接受虛無假設，表示不同肇事責任於事故發生當時之「天候」上沒有顯著差異。

11. 道路類別 (X_{11}):

以卡方檢定的方式進行分析，並得到自由度為 20、卡方值為 86.8258 及 P 值為 0 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下， $P = 0 < 0.05$ ，拒絕虛無假設，表示不同肇事責任於事故發生之「道路類別」上具有顯著差異。

12. 道路型態 (X_{12}):

以卡方檢定的方式進行分析，並得到自由度為 12、卡方值為 202.5981 及 P 值為 0 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下， $P = 0 < 0.05$ ，拒絕虛無假設，表示不同肇事責任於事故發生之「道路型態」上具有顯著差異。

13. 速限 (X_{13}):

以卡方檢定的方式進行分析，並得到自由度為 20、卡方值為

21.9405 及 P 值為 0.3437 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下, $P = 0.3437 < 0.05$, 拒絕虛無假設, 表示不同肇事責任於事故地點之「速限」上具有顯著差異。

14. 行向 (X_{14}):

以卡方檢定的方式進行分析, 並得到自由度為 12、卡方值為 212.4884 及 P 值為 0 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下, $P = 0 < 0.05$, 拒絕虛無假設, 表示不同肇事責任於事故當事人雙方之「行向」上具有顯著差異。

15. 車損部位 (X_{15}):

以卡方檢定的方式進行分析, 並得到自由度為 16、卡方值為 46.9196 及 P 值為 0.0001 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下, $P = 0.0001 < 0.05$, 拒絕虛無假設, 表示不同肇事責任於事故車輛之「車損部位」上具有顯著差異。

16. 筆錄速率 (X_{16}):

以卡方檢定的方式進行分析, 並得到自由度為 24、卡方值為 86.8334 及 P 值為 0 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下, $P = 0 < 0.05$, 拒絕虛無假設, 表示不同肇事責任於事故當事人之「筆錄速率」上具有顯著差異。

17. 是否預見 (X_{17}):

以卡方檢定的方式進行分析, 並得到自由度為 8、卡方值為 38.6112 及 P 值為 0 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下, $P = 0 < 0.05$, 拒絕虛無假設, 表示不同肇事責任於事故發生時雙方駕駛「是否預見」上具有顯著差異。

18. 採取措施 (X_{18}):

以卡方檢定的方式進行分析, 並得到自由度為 16、卡方值為 21.7930 及 P 值為 0.1500 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下, $P = 0.1500 > 0.05$, 接受虛無假設, 表示不同肇事責任於發生事故時雙方當事人「採取措施」上沒有顯著差異。

19. 是否煞車 (X_{19}):

以卡方檢定的方式進行分析，並得到自由度為 12、卡方值為 20.2915 及 P 值為 0.0618 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下， $P = 0.0618 > 0.05$ ，接受虛無假設，表示不同肇事責任於發生事故時雙方駕駛「是否煞車」上沒有顯著差異。

20. 駕傷 (X_{20}):

以卡方檢定的方式進行分析，並得到自由度為 8、卡方值為 4.7083 及 P 值為 0.7882 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下， $P = 0.7882 > 0.05$ ，接受虛無假設，表示不同肇事責任於發生事故之「駕傷」情形上沒有顯著差異。

21. 乘傷 (X_{21}):

以卡方檢定的方式進行分析，並得到自由度為 12、卡方值為 11.3951 及 P 值為 0.4954 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下， $P = 0.4954 > 0.05$ ，接受虛無假設，表示不同肇事責任於發生事故之「乘傷」情形上沒有顯著差異。

22. 駕亡 (X_{22}):

以卡方檢定的方式進行分析，並得到自由度為 8、卡方值為 40.1808 及 P 值為 0 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下， $P = 0 < 0.05$ ，接受虛無假設，表示不同肇事責任於發生事故之「駕亡」情形上具有顯著差異。

23. 乘亡 (X_{23}):

以卡方檢定的方式進行分析，並得到自由度為 12、卡方值為 11.2611 及 P 值為 0.5067 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下， $P = 0.5067 > 0.05$ ，接受虛無假設，表示不同肇事責任於發生事故之「乘亡」情形上沒有顯著差異。

24. 路權 (X_{24}):

以卡方檢定的方式進行分析，並得到自由度為 4、卡方值為 748.2652 及 P 值為 0 之結果。在顯著水準為 0.05 的狀態下， $P = 0 < 0.05$ ，拒絕虛無假設，表示不同肇事責任於事故發生時雙方當事人擁有「路權」上具有顯著差異。

表 4.26 肇事責任與影響變數之卡方檢定表

變數項目	卡方值	自由度	P 值	「* * * , * * *」 代表顯著影響
區別 (X ₁)	36.6179	16	0.0024	* *
性別 (X ₂)	4.0899	4	0.3940	-
年齡 (X ₃)	20.9758	16	0.1794	-
車種 (X ₄)	22.7497	8	0.0037	* *
超速 (X ₅)	24.5459	8	0.0019	* *
飲酒 (X ₆)	41.2739	12	0.0000	* * *
教育 (X ₇)	13.3982	16	0.6435	-
駕照 (X ₈)	18.7963	12	0.0936	-
天色 (X ₉)	11.9226	12	0.4519	-
天候 (X ₁₀)	0.4321	4	0.9798	-
道路類別 (X ₁₁)	86.8258	20	0.0000	* * *
道路型態 (X ₁₂)	202.5981	12	0.0000	* * *
速限 (X ₁₃)	21.9405	20	0.3437	-
行向 (X ₁₄)	212.4884	12	0.0000	* * *
車損部位 (X ₁₅)	46.9196	16	0.0001	* * *
筆錄速率 (X ₁₆)	86.8334	24	0.0000	* * *
是否預見 (X ₁₇)	38.6112	8	0.0000	* * *
採取措施 (X ₁₈)	21.7930	16	0.1500	-
是否煞車 (X ₁₉)	20.2915	12	0.0618	-
駕傷 (X ₂₀)	4.7083	8	0.7882	-
乘傷 (X ₂₁)	11.3951	12	0.4954	-
駕亡 (X ₂₂)	40.1808	8	0.0000	* * *
乘亡 (X ₂₃)	11.2611	12	0.5067	-
路權 (X ₂₄)	748.2652	4	0.0000	* * *

註：「* * *」為 $0.01 < P \text{ 值} \leq 0.05$ ，「* * * *」為 $P \text{ 值} < 0.01$

透過交叉分析之結果顯示肇事鑑定委員對鑑定責任之歸屬會受到區別 (X_1) 車種 (X_4) 超速 (X_5) 飲酒 (X_6) 道路類別 (X_{11}) 道路型態 (X_{12}) 行向 (X_{14}) 車損部位 (X_{15}) 筆錄速率 (X_{16}) 是否預見 (X_{17}) 駕亡 (X_{22}) 路權 (X_{24}) 等變數顯著影響, 而較不會受到性別 (X_2) 年齡 (X_3) 教育 (X_7) 駕照 (X_8) 天色 (X_9) 天候 (X_{10}) 速限 (X_{13}) 採取措施 (X_{18}) 是否煞車 (X_{19}) 駕傷 (X_{20}) 乘傷 (X_{21}) 乘亡 (X_{23}) 所影響。

4.3 逐步判別分析 (Stepwise Discriminate Analysis, SDA)

判別分析若按判別的組數來分有二組判別分析和多組判別分析, 按區分不同的總體所用的數學模型來分有線性判別和非線性判別; 按判別對所處理的變量方法不同有逐步判別、序貫判別等。

此處的逐步判別分析方法是在多組判別分析基礎上發展起來的一種方法, 判別準則為貝葉斯判別函數, 其基本思想和逐步回歸分析類似, 變量按其重要性 (Lambda 變動值) 逐步引入, 原引入的變量, 也可能由於其後新的引入使之喪失重要性而被剔除, 每步引入或剔除變量, 也可能由於其後新變量的引入使之喪失重要幸而被剔除, 每步引入或剔除變量, 都作相應的統計檢驗, 使最後的貝葉斯判別函數僅保留“重要”的變量。

4.3.1 逐步判別分析的理論基礎

設有 m 個母體, 從這個母體中分別抽取 n_1, n_2, \dots, n_m 個樣品, 每個樣品有 p 個指標, 即為:

$$\begin{aligned} X_i^{(1)} & \quad (i=1, 2, \dots, n_1) \\ X_i^{(2)} & \quad (i=1, 2, \dots, n_2) \\ & \dots \\ X_i^{(m)} & \quad (i=1, 2, \dots, n_m) \end{aligned} \quad , \text{ 而 } X_i^{(a)} = (x_{i_1}^{(a)}, x_{i_2}^{(a)}, \dots, x_{i_p}^{(a)}) \quad (a=1, 2, \dots, m)$$

假定各組的樣品都是相互獨立的正態隨機向量, 各組的協方差矩陣都一樣, 即:

$$(x_{k_1}^{(a)}, x_{k_2}^{(a)}, \dots, x_{k_p}^{(a)}) \sim N(\mu_a, \Sigma) \quad a=1,2,\dots,m; k=1,2,\dots,n$$

其中： $x_{kj}^{(a)}$ 為a組第k個樣品的第j個變量， μ_a 為a組的數學期望向量， Σ 為協方差矩陣

$$\text{記：}\bar{x}_j^l = \frac{1}{n_l} \sum_{k=1}^{n_l} x_{kj}^l, \quad \bar{x}_j = \frac{1}{n} \sum_{l=1}^m \sum_{k=1}^{n_l} x_{kj}^{(l)}, \quad n = n_1 + n_2 + \dots + n_m$$

$x_j^{(l)}$ 為l組第j個變量的均值， \bar{x}_j 為第j個變量的總均值。

$$\text{記：} w_{ij} = \sum_{l=1}^m \sum_{k=1}^{n_l} (x_{ki}^{(l)} - \bar{x}_i^{(l)})(x_{kj}^{(l)} - \bar{x}_j^{(l)})$$

$$t_{ij} = \sum_{l=1}^m \sum_{k=1}^{n_l} (x_{ki}^{(l)} - \bar{x}_i)(x_{kj}^{(l)} - \bar{x}_j) \quad (i, j = 1, 2, \dots, p)$$

則 $W = (w_{ij})$ 為組內離差矩陣； $T = (t_{ij})$ 為總的離差矩陣。

為了對這m個母體建立判別函數，需要檢驗。

$$H_0: \mu(1) = \mu(2) = \dots = \mu(m)$$

當 H_0 接受時：說明區分這 m 個總體是無意義的，在此基礎上建立的判別函數效果不好。

當 H_0 拒絕時：說明區分這 m 個總體是可以區分，在此建立的判別函數有意義。

可以採用維爾克斯 (Wilks) Λ 統計量：

$$\Lambda = \frac{|W|}{|T|}$$

而 $-(n - \frac{1}{2}(p-m) - 1) \cdot \ln \Lambda$ 的極限分布是服從於大樣本的 $\chi^2(p(m-1))$ 。為進一步考慮這個問題，將 k 個變量分解為兩部分，如果通過某個步驟已選中 p-1 個變量，我們要檢驗增加第 p 個指標後對區分母體是否提供附加信息，即是說增加了第 p 個變量後，對於區分、鑑別這 m 個總體的能力是否有所增加。

$$W = \begin{matrix} & p-1 & & 1 \\ & \begin{pmatrix} W_{11} & W_{12} \\ W_{21} & W_{22} \end{pmatrix} & & \end{matrix}, \quad T = \begin{matrix} & p-1 & & 1 \\ & \begin{pmatrix} T_{11} & T_{12} \\ T_{21} & T_{22} \end{pmatrix} & & \end{matrix}$$

於是，對前 $p-1$ 個變量的維爾克斯統計量 Λ_{p-1} 為： $\Lambda_{p-1} = \frac{|W_{11}|}{|T_{11}|}$

當增加第 p 變量後， p 維變量的維爾克斯統計量 Λ_p 為：

$$\begin{aligned} \Lambda_p &= \frac{|W|}{|T|} = \frac{\begin{vmatrix} W_{11} & W_{12} \\ W_{21} & W_{22} \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} T_{11} & T_{12} \\ T_{21} & T_{22} \end{vmatrix}} = \frac{|W_{11}| \cdot |W_{22} - W_{21}W_{11}^{-1}W_{12}|}{|T_{11}| \cdot |T_{22} - T_{21}T_{11}^{-1}T_{12}|} \\ &= \Lambda_{p-1} \cdot \frac{|W_{22} - W_{21}W_{11}^{-1}W_{12}|}{|T_{22} - T_{21}T_{11}^{-1}T_{12}|} \\ \frac{\Lambda_{p-1}}{\Lambda_p} - 1 &= \frac{|T_{22} - T_{21}T_{11}^{-1}T_{12}| - |W_{22} - W_{21}W_{11}^{-1}W_{12}|}{|W_{22} - W_{21}W_{11}^{-1}W_{12}|} \end{aligned}$$

統計量 $F = \left(\frac{\Lambda_{p-1}}{\Lambda_p} - 1 \right) \frac{(n - (p-1) - m)}{m-1}$ 的極限分布是 F

$((m-1), n-(p-1)-m)$ 用它來檢驗在給定前 $p-1$ 個指標的條件下，增加第 p 個指標的條件均值是否相等，及是否對區分母提供附加信息。

逐步判別分析是運用在衡量各個自變數對於判別函數的解釋能力。當影響判別群組劃分的變數數目很多時，藉由逐步判別分析逐次篩檢自變數，除了可以衡量在有效判別的情況下，哪些變數是有必要的之外，也可以尋找最佳（解釋力強）的判別自變數。

逐步判別分析對於自變數篩檢的步驟可以採用三種方法：

1. 順向選擇法

根據這個方法，鑑別模型首先不含任何變項。在每一次選擇的步驟中，選出一個變項，其對鑑別函數的鑑別力貢獻最大。這個貢獻以威爾克斯（Wilk's）的 Lambda 衡量之。這個 Lambda 其實也就是概似比指標（Likelihood Ratio Criterion）。如此重複，直到所於的變項都不能達到預定的 Lambda 標準時，順向選擇法便停止。

2. 反向淘汰法

反向淘汰法與上述的順向選擇法正好相反。首先，鑑別模型包含所有變項。在每一次淘汰的步驟中，會剔除一個變項，其對鑑別函數的鑑別力貢獻最小。這個 Λ 其實也就是概似比指標 (Likelihood Ratio Criterion)。如此重複，直到留在模型中的變項都能達到預定的 Λ 標準時，反向淘汰法便停止。

3. 逐步排除法

逐步排除法是順向選擇法與反向淘汰法的綜合。首先，鑑別模型中不包含任何變項。然後採順向選擇法，根據 Λ 挑選變項進入鑑別模型中。在每一步驟中，已經被納入模型的變項必須經過反向淘汰法的審核，以決定該變項要被淘汰還是要留下。

每當某變項加入或退出鑑別模型時，必須符合下列的條件之一：

- (1) 以此變項為依變項，以其他在鑑別模型內的變項串為共變項串，來進行共變數分析。此共變數分析的 F 值達到顯著水準。
- (2) 此變項與該模型中的分類變項之間的淨相關平方 (排除掉其他已在模型內的變項串) 達到預定的標準。

4.3.2 影響變數之逐步判別分析

在鑑定肇事案例中，能夠對鑑定肇事責任之分攤產生影響的變數往往很多，但是相對而言，其所造成之影響有大有小，倘若將其中最主要的影響變數於模式被忽略了，可能會於判別責任歸屬時將會使其降低鑑定之準確度。

因此為了了解各個影響變數之重要程度與順序，本研究透過 SAS 統計軟體採用逐步判別分析的方法 - 逐步選擇 (stepwise selection)，將區別 (X_1)、性別 (X_2)、年齡 (X_3)、車種 (X_4)、超速 (X_5)、飲酒 (X_6)、教育程度 (X_7)、駕照 (X_8)、天色 (X_9)、天候 (X_{10})、道路類別 (X_{11})、道路型態 (X_{12})、速限 (X_{13})、行向 (X_{14})、車損部位 (X_{15})、筆錄速率 (X_{16})、是否預見 (X_{17})、採取措施 (X_{18})、是否煞車 (X_{19})、駕傷 (X_{20})、乘傷 (X_{21})、駕亡 (X_{22})、乘亡 (X_{23})、路權 (X_{24}) 此 24 項相關肇事變數與肇事責任之分攤 (Y ，包括：全部原因、主因、同為原因、次因、無因等 5 類肇事責任) 進行探討哪些肇事變數影響了責任之分攤。

透過 SAS 統計軟體將鑑定相關影響變數 (X_1, \dots, X_{24}) 與肇事責任分攤 (Y) 的關係所做的逐步判別分析結果彙整成表 4.27，其最佳的判別模型是由其中 9 項變數所形成的。然而，此 9 項肇事變數的重要性不等。依據這些變數先後進入判別模型的順序，我們可以將他們的重要性排列如下：

路權 (X_{24}) 道路型態 (X_{12}) 行向 (X_{14}) 超速 (X_5) 區別 (X_1) 駕亡 (X_{22}) 車損部位 (X_{15}) 道路類別 (X_{11}) 車種 (X_4)

表 4.27 影響變數之逐步判別分析表

步驟	被選變數 順序	F Value	Pr > F	Wilks' Lambda	Pr < Lambda	Canonical Correlation	Pr > ASCC
1	路權 (X_{24})	664.51	<.0001	0.21983882	<.0001	0.19504030	<.0001
2	道路型態 (X_{12})	55.72	<.0001	0.16937445	<.0001	0.25240123	<.0001
3	行向 (X_{14})	9.00	<.0001	0.16158375	<.0001	0.26119902	<.0001
4	超速 (X_5)	5.41	0.0003	0.15703131	<.0001	0.26803815	<.0001
5	區別 (X_1)	4.27	0.0020	0.15351407	<.0001	0.27258239	<.0001
6	駕亡 (X_{22})	3.24	0.0119	0.15088395	<.0001	0.27637189	<.0001
7	車損部位 (X_{15})	2.35	0.0531	0.14900152	<.0001	0.27872154	<.0001
8	道路類別 (X_{11})	2.28	0.0595	0.14719493	<.0001	0.28156591	<.0001
9	車種 (X_4)	1.73	0.1409	0.14583133	<.0001	0.28296985	<.0001

4.4 小結

本研究之兩車碰撞事故之肇事鑑定類神經網路架構，其最主要是欲建構出一個判斷兩車碰撞事故之責任分攤結果的專家系統，因此，藉由過去肇事案例歷史資料為基礎透過篩選排除多車碰撞、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的統計分析方法（交叉分析與逐步判別分析）挑選重要影響變數以作為本研究構建類神經網路模式之前置工作，以增加此專家系統之預測能力，所挑選的變數分別為如下，並彙整如表 4.28 所示。

交叉分析所挑變數：區別 (X₁) 車種 (X₄) 超速 (X₅) 飲酒 (X₆)
道路類別 (X₁₁) 道路型態 (X₁₂) 行向 (X₁₄)
車損部位 (X₁₅) 筆錄速率 (X₁₆) 是否預見 (X₁₇)
駕亡 (X₂₂) 路權 (X₂₄)

逐步判別分析所挑變數：路權 (X₂₄) 道路型態 (X₁₂) 行向 (X₁₄)
超速 (X₅) 區別 (X₁) 駕亡 (X₂₂) 車損
部位 (X₁₅) 道路類別 (X₁₁) 車種 (X₄)

表 4.28 交叉分析與判別分析所挑變數之彙整表

變數項目	交叉分析所挑變數	逐步判別分析所挑變數
區別 (X ₁)	**	**
性別 (X ₂)	-	-
年齡 (X ₃)	-	-
車種 (X ₄)	**	*
超速 (X ₅)	**	**
飲酒 (X ₆)	***	
教育 (X ₇)	-	-
駕照 (X ₈)	-	-
天色 (X ₉)	-	-
天候 (X ₁₀)	-	-
道路類別 (X ₁₁)	***	*
道路型態 (X ₁₂)	***	***
速限 (X ₁₃)	-	-
行向 (X ₁₄)	***	***
車損部位 (X ₁₅)	***	*
筆錄速率 (X ₁₆)	***	-
是否預見 (X ₁₇)	***	-
採取措施 (X ₁₈)	-	-
是否煞車 (X ₁₉)	-	-
駕傷 (X ₂₀)	-	-
乘傷 (X ₂₁)	-	-
駕亡 (X ₂₂)	***	*
乘亡 (X ₂₃)	-	-
路權 (X ₂₄)	***	***

註：「*」為 0.05 < P 值 0.1, 「**」為 0.001 < P 值 0.05, 「***」為 P 值 < 0.001

透過表 4.28 我們可以清楚地發現本研究利用此兩種統計方法所挑出的肇事變數大致上皆相同，不同之處僅只有在於飲酒 (X_6) 筆錄速率 (X_{16}) 是否預見 (X_{17}) 這三種變數於交叉分析上呈現顯著，而於逐步判別分析中並無顯著的表現。

故本研究將所篩選出此兩類不同的關鍵變數分別作為不同模式之輸入變數，以了解有挑選飲酒 (X_6) 筆錄速率 (X_{16}) 是否預見 (X_{17}) 此三種肇事變數與沒有挑選這三種肇事變數輸入兩車碰撞事故類神經網路模式後對於肇事責任之預測有何差異之處，以及對於肇事責任之判定之影響程度。



第五章 鑑定專家系統之構建與驗證

5.1 倒傳遞網路之理論模型

類神經網路係模仿人類神經系統之運作機制，故稱為類神經網路，「類」的意思即是指模仿或類似。當人類的感官受到外界刺激經由神經細胞傳遞訊號到大腦，大腦便會下達命令傳遞至相關的受動器（effector）做出反應，如：手的皮膚接觸到燙的物體立即放開，此過程往往需要經由反覆的訓練，才能做出適當的判斷，並且記憶於腦細胞中。類神經網路的運作便源於此，我們可以輸入欲探討問題之向量和與其對應的目標向量來訓練網路，直到網路能夠逼近於一個函數，或是能夠用指定的輸出來聯想輸入向量，或藉由你所定義的適當方式來分類輸入向量，並藉由不同的演算法訓練類神經網路使得神經網路的輸出能達到我們所要求的結果。

5.1.1 倒傳遞網路之架構

倒傳遞網路（back-propagation network, BPN）是目前類神經網路學習模式中最具代表性，最廣為應用的模式之一，係由 Rumelhart *et al.* 在 1985 年所提出。其藉由網路架構的方式將資料透過神經元（neuron）或稱為處理單元（processing element）- 處理訊息的基本單元，經過彙整（ Σ ）與轉換（ T ）所輸入的資料後，針對輸入的個案作出分析、歸納並輸出預測結果，如圖 5.1 所示。倒傳遞網路的基本原理是利用目標輸出值（desired output）與實際輸出值（actual output）之間的差異，由設計者定義出誤差函數（error function），然後利用梯度遞減法（gradient descent method）的觀念將誤差函數給予最小化，即每當輸入一個學習的例子時，網路即小幅調整 W 權重值的大小。

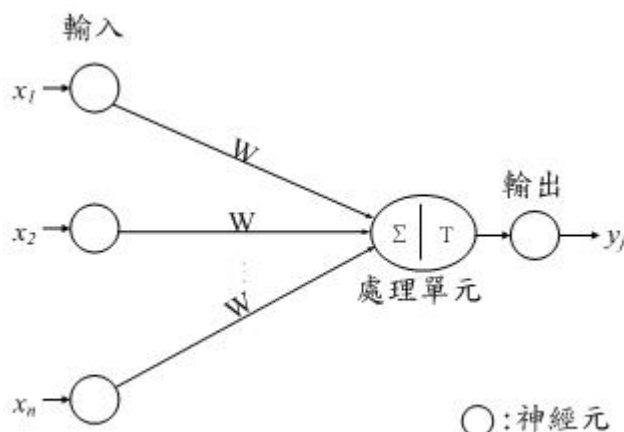


圖5.1 神經元主要功能

倒傳遞類神經網路 (BPN) 的學習包含兩個階段：順向傳遞 (forward pass) 與逆向傳遞 (backward pass)。

1. 順向傳遞 (forward pass)：

順向傳遞是從輸入層開始，一層一層的向前傳遞並計算各層處理單元的輸入值，然後連接權重 (weight)，並經由轉換函數 (transfer function)，將該神經元接收前一層各神經元所傳來之訊息，加以彙整後，再利用某一特定函數加以轉換後傳送至下一層) 得到該層各處理單元的輸出值，該輸出值將成為下層各處理單元的輸入值，以此類推，直至網路的最後一層。

2. 逆向傳遞 (backward pass)：

逆向傳遞則是由輸出層向後傳遞，這一階段在於計算誤差及更新連接的權重，其權重更新方法為將前一層的誤差值向後傳遞，並以此為依據修改連接權重，接著計算該層的誤差，再將其往後傳遞，如此逐層往後傳遞計算修改權重，這也就是該學習法則稱為倒傳遞法的原因。

每一個連結節線上均有其對應的權重，用以加權其所傳送的訊息，而權重值之大小也同時反應上層神經元對下層神經元之影響程度，其值愈大，影響程度愈大。權重是 ANN 之主要訓練成果，其類似迴歸分析校估所得之參數。權重值需透過該網路之學習法則 (learning laws) 加以訓練而得。並且，每一個神經元均配有一個激發函數 (activation function)，用以將傳入之訊息予以轉換後傳出，經轉換過之訊息，其值域大致會落在一小範圍內，可減少資料變異程度，提高預測準確率，同時也具有資料平準化 (scaling) 之功能。故輸入變數之單位差異，無需統一。

倒傳遞網路之架構一般分成輸入層 (input layer)、隱藏層 (hidden layer)、輸出層 (output layer) 三層，如圖 5.2 所示

1. 輸入層 (input layer)：

用以表現網路之輸入變數，輸入層之神經元數量，需視解釋變數個數 (或輸入變數個數) 而定。由輸入變數所組成的向量作為輸入層之輸入值，即輸入層並未將輸入做處理就輸出，使用線性轉換函數，意即 $f(x) = x$ 。

2. 隱藏層 (hidden layer)：

其用以表現輸入處理單元間的相互影響，隱藏層在 ANN 之設計上不必然存在，但其層數也可以 1 層以上。隱藏層為提供輸入與輸出層間一個綜合計算的機會，一般有隱藏層之 ANN 模式其預測績效較佳。但隱藏層愈多，網路運算會愈形複雜。一般 3 層之 ANN（隱藏層 1 層）已能處理絕大部份之複雜問題最為常見。至於隱藏層神經元個數之設定，並無可供依循之法則，一般係以試誤法（try and error），嘗試設定不同數量之神經元個數，並比較其預測績效，再擇其最佳者。

3. 輸出層（output layer）：

用以表現網路之輸出變數，其輸出層上之神經元數量，則視被解釋變數個數（或輸出變數個數）而定。一般亦以一對一方式對應，例如輸出層之第 1 個神經元代表第 1 個被解釋變數，第 2 個代表第 2 個被解釋變數，以此類推。

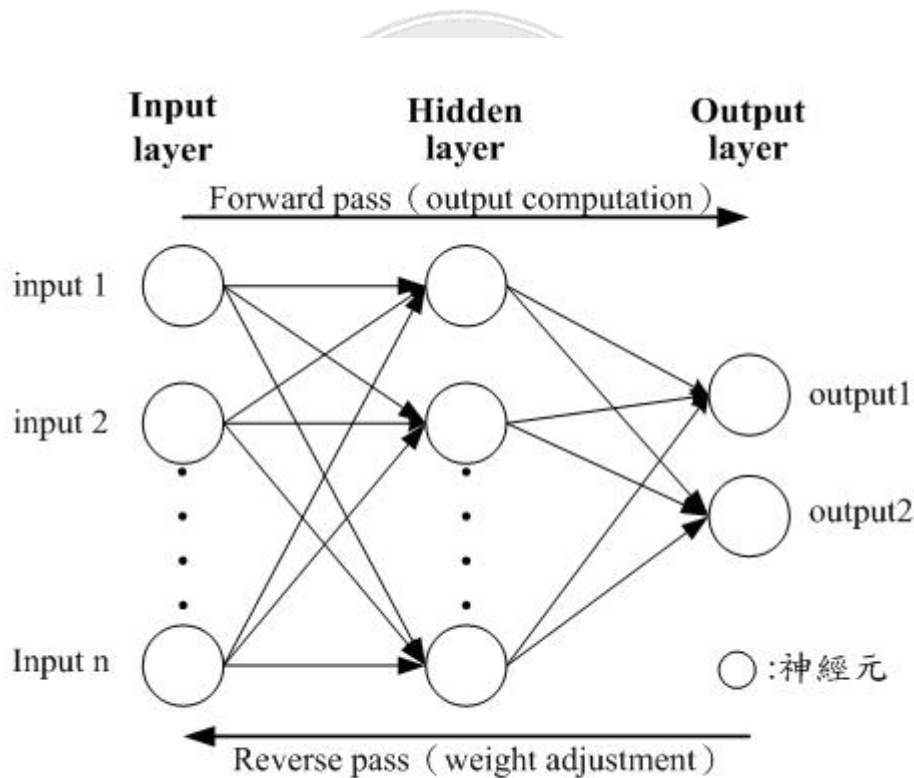


圖5.2 三層之倒傳遞神經網路架構

5.1.2 倒傳遞網路之演算法

倒傳遞網路之演算法以 3 層之 BPN 網路結構為例，如圖 5.2，其學法則分為三個階段：學習範例之前推（forward）、誤差之回饋（feedback）以

及權重之調整。前推階段係將所有範例之輸入變數值(x_i)輸入網路，計算網路之輸出值(y_j)。回饋階段則計算各輸出值(y_j)與對應範例原輸出變數值(t_j)之誤差(δ_j)。調整階段，則依據誤差大小進行權重之調整。其演算法如下(Fausett, 1994)：

步驟零：設定權重之起始值。

步驟一：若不符停止條件，執行步驟二至十。

步驟二：輸入一個訓練範例，執行步驟三至八，直到所有範例均輸入後，跳至步驟九。

1. 前推階段

步驟三：輸入層各節點($X_i, i=1,2,...,n$)接收輸入資料。

步驟四：每一個隱藏層節點彙整輸入層各節點所傳來之資料，即：

$$z_in_j = v_{oj} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} ,$$

再利用激發函數加以轉換，成為：

$$z_j = f(z_in_j)。$$

其中， v_{oj} 為隱藏層第 j 個節點的誤差項。

步驟五：每一個輸出層節點彙整隱藏層各節點所傳來之資料，即：

$$y_in_k = w_{ok} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} ,$$

再利用激發函數加以轉換，成為：

$$y_k = f(y_in_k)。$$

其中， w_{oj} 為輸出層第 k 個節點的誤差項。

2. 回饋階段

步驟六：計算每一個輸出層節點與其對應原範例輸出值之誤差，即：

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_in_k)。$$

並據以計算輸出層權重調整幅度，即：

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \text{ 及 } \Delta w_{0k} = \alpha \delta_k。$$

α 為學習率 (learning rate)，為一外生設定參數，其值大多介於 0, 1 間。

步驟七：計算每一個隱藏層節點彙整輸出層傳回之誤差，即：

$$\delta_in_j = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk}，乘以其激發函數之偏微分，即：$$

$$\delta_j = \delta_in_j f'(z_in_j)。$$

並據以計算隱藏層權重調整幅度，即：

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \text{ 及 } \Delta v_{0j} = \alpha \delta_j。$$

3. 調整階段

步驟八：更新輸出層之權重，即：

$$w_{jk}(new) = w_{jk}(old) + \Delta w_{jk}，$$

以及隱藏層之權重，即：

$$v_{ij}(new) = v_{ij}(old) + \Delta v_{ij}。$$

步驟九：計算能量函數 E_l 值， $l=l+1$ 。

步驟十：測試停止條件。停止條件通常設為：

$$(E_l - E_{l-1}) \leq \varepsilon。$$

ε 為設定之極小值。

4. 預測

訓練完成後，進行預測時，其運作步驟如下：

步驟零：設定權重值（以訓練所得之權重值設定之）。

步驟一：輸入預測案例之輸入變數值，設其為輸入層各節點值： x_i 。

步驟二：計算隱藏層各節點值：

$$z_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij}, \quad z_j = f(z_in_j)。$$

步驟三：計算輸出層各節點值：

$$y_in_k = w_{ok} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk}, \quad y_k = f(y_in_k)。$$

5.2 模式結構建立

交通事故發生時，事故當事人及保險公司為釐清雙方責任或和解條件未能妥協，法院通常會基於職權委託鑑定各地區鑑定委員會對其肇事責任進行判定，因此，理應尋求更具效率的方法來解決對此鑑定案件之龐大負擔問題，以減輕鑑定委員之壓力，並減少審理案情所需之時間。因此，本研究將利用人工智慧方法（artificial intelligent method）建立肇事鑑定專家系統，以提供事故鑑定委員進行肇事鑑定時之參考的輔助工具，勢可大幅提昇鑑定之效率。因此，在進行模式之構建與驗證前，先將總資料 1076 筆肇事當事人資料（538 件案件）分為模式建構組與模式驗證組。其選取之方式為：首先在總資料中抽取約 70%（即 754 筆）為訓練類神經網路之資料筆數，以建立其預測模式。另外 30%（即 322 筆）肇事當事人資料對於所建立之模式予以驗證。利用軟體 MATLAB 所提供之環境，進行構建與驗證。

本研究將利用 ANN 進行鑑定案例之關聯性與分類分析，於此，將採以 BPN 模式為主。BPN 之基本模型包括兩部分。第一部分是其網路結構之設定，包括層數與各層神經元個數。其輸入層與輸出層之神經元個數一般係分別視輸入變數與輸出變數之個數而定，至於隱藏層數與其神經元數，則必須以試誤法逐一進行比較，再依其績效加以選定。第二部分則是其學習法則之設計。

5.2.1 網路結構之設定

類神經網路架構中，輸入層（Input Layer）的作用是接受外界的輸入訊號，然後經由連結鏈將訊號傳到網路內部的隱藏層（Hidden Layer）。這些隱藏層是類神經網路運作的主要層次，其結構及數目決定了類神經網路的功能及能力。經由隱藏層的運算後，訊號傳至輸出層（Output Layer）上，得到類神經網路對外界輸入訊號所產生的反應訊號。

故本研究僅針對兩車碰撞事故之歷史案例為基礎，來建立一個兩車碰撞事故肇事鑑定專家系統，並希望藉由類神經網路中倒傳遞網路（BPN）的理論架構建構出一個能模擬鑑定委員判斷肇事責任分攤的預測模型架構，於此本研究將建構四種不同網路模式來進行比較，分別設計了僅探討單一肇事當事人資料，且僅輸出其單方責任判定結果（模式一、模式二），以及同時探討雙方肇事資料，並同時輸出雙方當事人之彼此責任判定結果（模式三、模式四），以了解單憑肇事當事人單方資料來判斷其肇事責任與合併雙方當事人肇事資料同時判斷彼此肇事責任判定之預測結果孰者為優，其各模式詳細設定分述如下：

1. 模式一

- (1) 於兩車碰撞事故案例中將甲方事故當事人與乙方事故當事人的案例資料分開來探討，每次僅以單一方面之肇事駕駛員的相關肇事變數進行分析，並預測其相對應之可能受到判定的肇事責任分攤。
- (2) 並採用卡方檢定對影響肇事責任判定之變數（24 種變數）所挑出之顯著影響變數做為倒傳遞網路的輸入變數，其變數為：區別（ X_1 ） 車種（ X_4 ） 超速（ X_5 ） 飲酒（ X_6 ） 道路類別（ X_{11} ） 道路型態（ X_{12} ） 行向（ X_{14} ） 車損部位（ X_{15} ） 筆錄速率（ X_{16} ） 是否預見（ X_{17} ） 駕亡（ X_{22} ） 路權（ X_{24} ） 共 12 種肇事變數。
- (3) 輸出結果為模式預測甲方當事人或乙方當事人之肇事責任判定的單一輸出結果。意即，輸入某方肇事資料，便輸出其責任判定的預測結果。

2. 模式二：

- (1) 於兩車碰撞事故案例中將甲方事故當事人與乙方事故當事人的案例資料分開來探討，每次僅以單一方面之肇事駕駛員的相關肇事變數進行分析，並預測其相對應之可能受到判定的肇事責任分攤。
- (2) 並採用逐步判別分析對影響肇事責任判定之變數（24 種變數）所挑出之顯著影響變數做為倒傳遞網路的輸入變數，

其變數為：路權 (X_{24})、道路型態 (X_{12})、行向 (X_{14})、超速 (X_5)、區別 (X_1)、駕亡 (X_{22})、車損部位 (X_{15})、道路類別 (X_{11})、車種 (X_4) 共 9 種肇事變數。

- (3) 輸出結果為模式預測甲方當事人或乙方當事人之肇事責任判定的單一輸出結果。意即，輸入某方肇事資料，便輸出其責任判定的預測結果。

3. 模式三：

- (1) 於兩車碰撞事故案例中將甲方事故當事人與乙方事故當事人的案例資料相互結合起來探討，每次皆同時將雙方當事人之相關肇事變數輸入模式中以進行分析，並同時預測其甲、乙兩方相對應之可能受到判定的肇事責任分攤。
- (2) 並採用卡方檢定對影響肇事責任判定之變數 (24 種變數) 所挑出之顯著影響變數做為倒傳遞網路的輸入變數，其變數為：區別 (X_1)、車種 (X_4)、超速 (X_5)、飲酒 (X_6)、道路類別 (X_{11})、道路型態 (X_{12})、行向 (X_{14})、車損部位 (X_{15})、筆錄速率 (X_{16})、是否預見 (X_{17})、駕亡 (X_{22})、路權 (X_{24}) 共 12 種肇事變數，故每件案例同時輸入其甲方當事人及乙方當事人之肇事變數資料總共 24 種肇事變數 (甲、乙兩方各 12 種) 為此網路模式之輸入變數。
- (3) 輸出結果為模式同時預測甲方當事人及乙方當事人之肇事責任判定的兩個責任判定結果。意即，同時輸入兩方肇事資料，便分別輸出兩方責任判定的預測結果。

4. 模式四：

- (1) 於兩車碰撞事故案例中將甲方事故當事人與乙方事故當事人的案例資料相互結合起來探討，每次皆同時將雙方當事人之相關肇事變數輸入模式中以進行分析，並同時預測其甲、乙兩方相對應之可能受到判定的肇事責任分攤。
- (2) 並採用逐步判別分析對影響肇事責任判定之變數 (24 種變數) 所挑出之顯著影響變數做為倒傳遞網路的輸入變數，其變數為：路權 (X_{24})、道路型態 (X_{12})、行向 (X_{14})、超速 (X_5)、區別 (X_1)、駕亡 (X_{22})、車損部位 (X_{15})、道路類別 (X_{11})、車種 (X_4) 共 9 種肇事變數。故每件案例同時輸入其甲方當事人及乙方當事人之肇事變數資料總共 18 種肇事變數 (甲、乙兩方各 9 種)。
- (3) 輸出結果為模式同時預測甲方當事人及乙方當事人之肇事責任判定的兩個責任判定結果。意即，同時輸入兩方肇事資料，便分別輸出兩方責任判定的預測結果。

每個預測模式之網路架構皆設定為：三層的網路架構，包括輸入層（input layer）隱藏層（hidden layer）以及輸出層（output layer），至於隱藏層神經元個數之設定，並無可供依循之法則，係採一般常用的試誤法（try and error），嘗試設定 5 個、10 個、15 個三種不同數量之神經元個數，並比較其預測績效，再擇其最佳者最為本研究兩車碰撞事故專家系統之最佳模式。

本研究所構建之四個網路模式如圖 5.3、5.4、5.5、5.6 所示，並其各模式相關設定內容彙整於下表 5.1 所示。

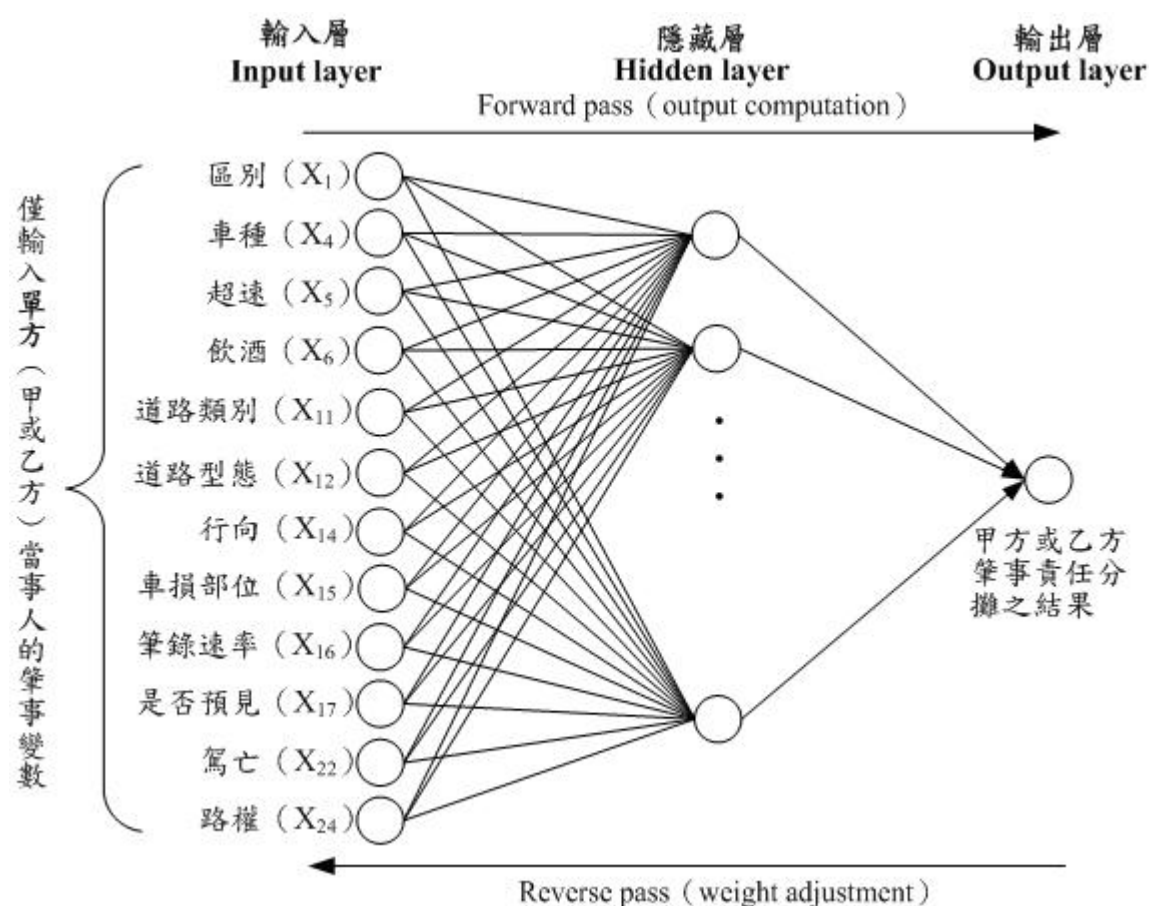


圖 5.3 模式一之一層隱藏層網路架構圖

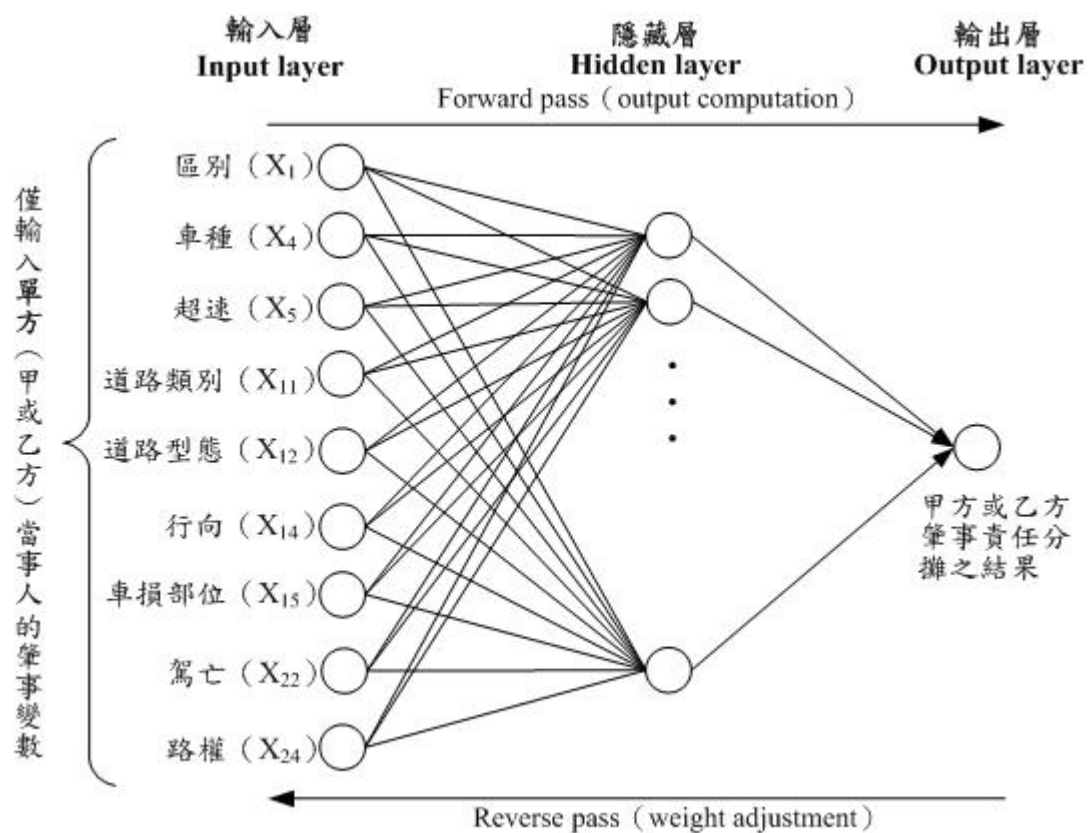


圖 5.4 模式二之一層隱藏層網路架構圖

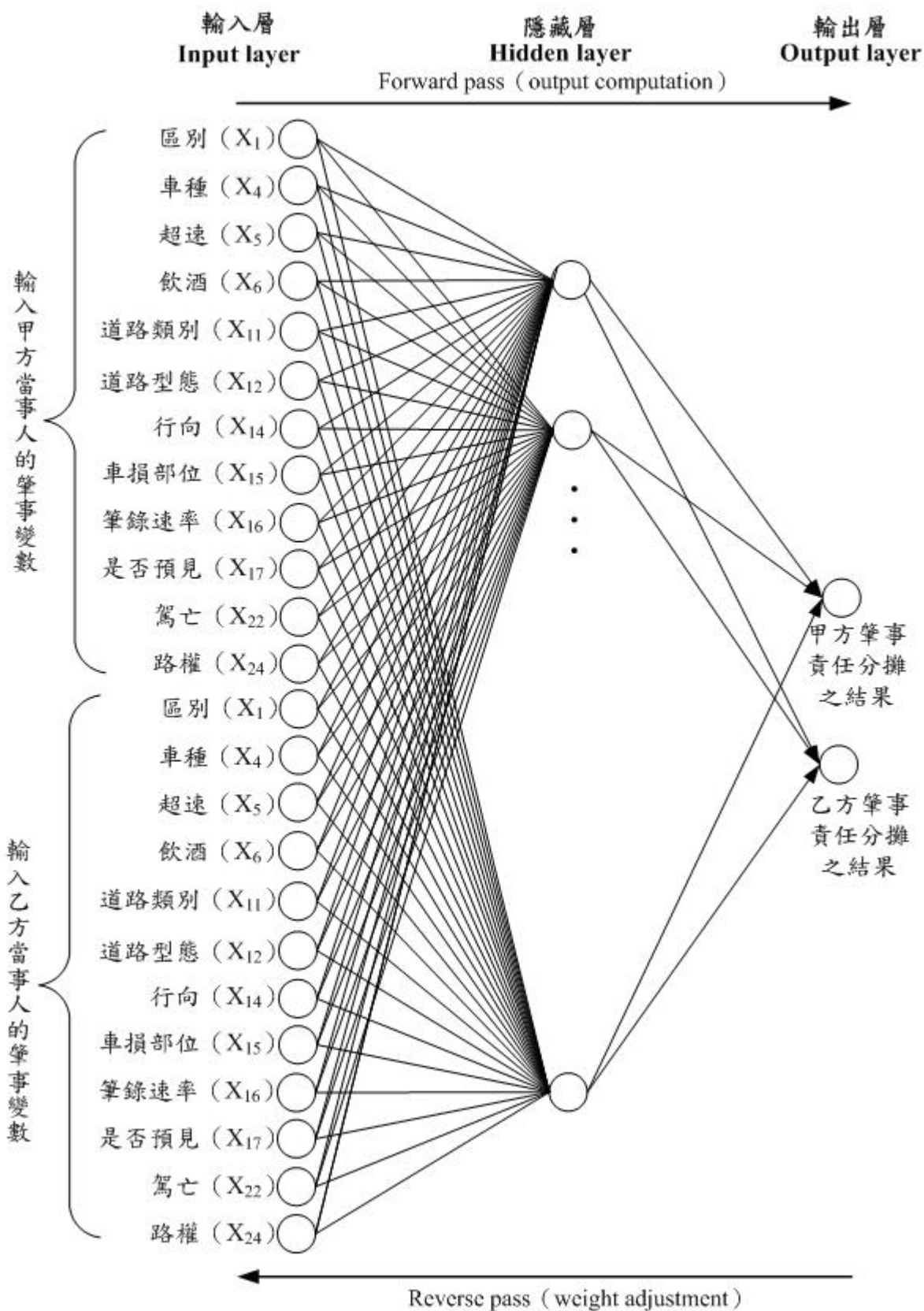


圖 5.5 模式三之一層隱藏層網路架構圖

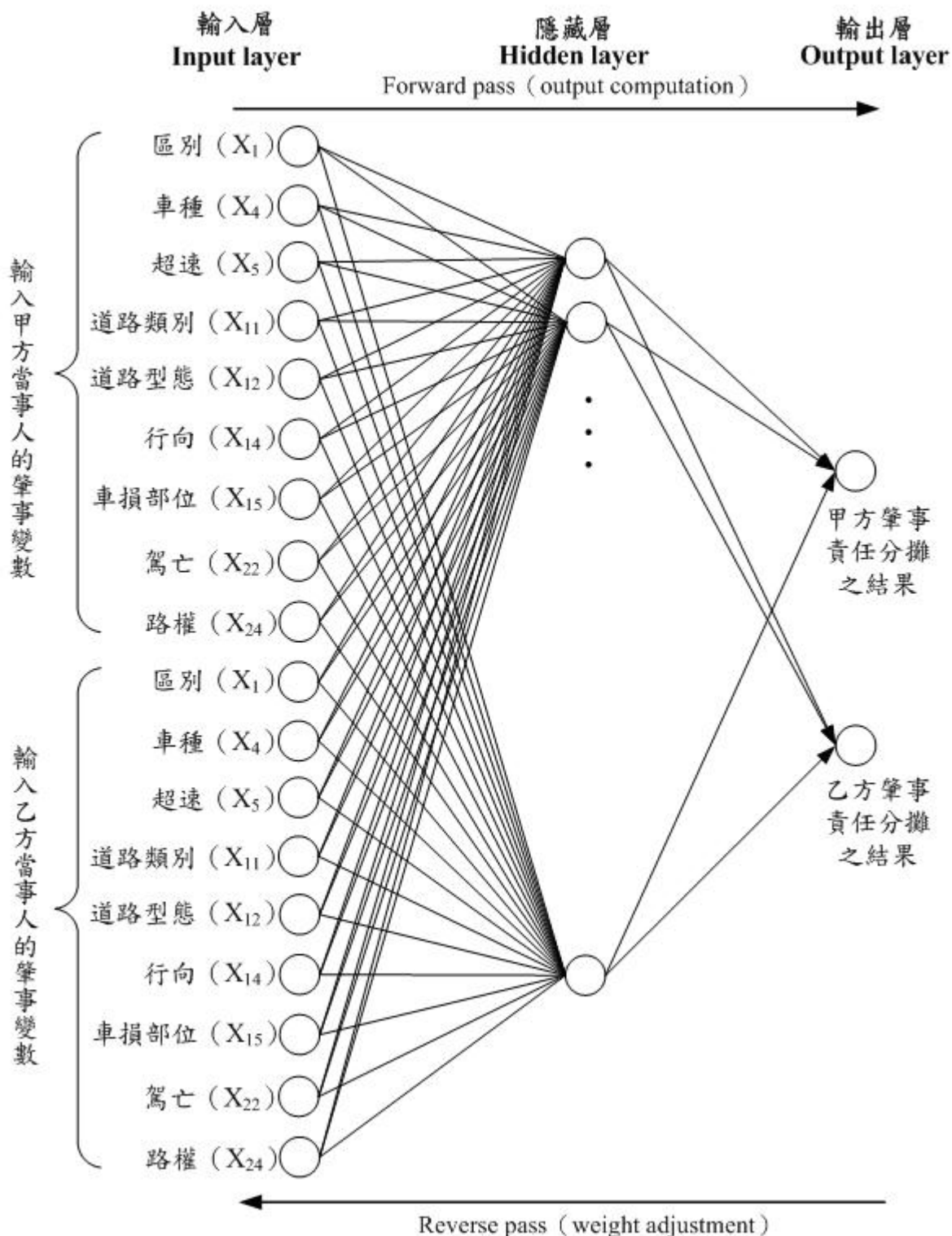


圖 5.6 模式四之一層網路架構圖

表 5.1 各模式設定內容彙整表

	輸入案例之形式	輸入層神經元個數 與輸入變數	隱藏層神經元個數	輸出層神經元個數 與輸出變數
模式一	將甲、乙雙方當事人的肇事資料分開來探討	12 個神經元，分別為 X_1 、 X_4 、 X_5 、 X_6 、 X_{11} 、 X_{12} 、 X_{14} 、 X_{15} 、 X_{16} 、 X_{17} 、 X_{22} 、 X_{24}	分別嘗試 5、10、15 個神經元	1 個神經元，僅輸出甲方或乙方之單方肇事責任判定 Y
模式二	將甲、乙雙方當事人的肇事資料分開來探討	9 個神經元，分別為 X_{24} 、 X_{12} 、 X_{14} 、 X_5 、 X_1 、 X_{22} 、 X_{15} 、 X_{11} 、 X_{40}	分別嘗試 5、10、15 個神經元	1 個神經元，僅輸出甲方或乙方之單方肇事責任判定 Y
模式三	同時將甲、乙雙方當事人的肇事資料合併，並一同探討	24 個神經元，同時輸入甲方與乙方之 X_1 、 X_4 、 X_5 、 X_6 、 X_{11} 、 X_{12} 、 X_{14} 、 X_{15} 、 X_{16} 、 X_{17} 、 X_{22} 、 X_{24}	分別嘗試 5、10、15 個神經元	2 個神經元，同時輸出甲方與乙方之雙方責任判定 Y
模式四	同時將甲、乙雙方當事人的肇事資料合併，並一同探討	18 個神經元，同時輸入甲方與乙方之 X_{24} 、 X_{12} 、 X_{14} 、 X_5 、 X_1 、 X_{22} 、 X_{15} 、 X_{11} 、 X_{40}	分別嘗試 5、10、15 個神經元	2 個神經元，同時輸出甲方與乙方之雙方責任判定 Y

5.2.2 學習法則之設定

倒傳遞網路 (BPN) 是將 Widrow-Hoff 學習規則廣義化到多層具非線性可微分轉移函數網路中而創造出來的，所謂「倒傳遞」就是將誤差倒傳回前面的隱藏層，此種現象主要是因為傳統的倒傳遞網路是採最陡坡降法 (Steepest Gradient Descent Method) 來當做學習法則作為訓練網路的方法。在學習 (Training) 過程中，主要的作用是要調整神經元連結鏈上的權值 (Weight)。如同 Widrow-Hoff 學習規則，網路的權重值是沿著「性能函數」的負梯度方向移動著，學習法則意即針對非線性多層網路內計算梯度的方法，以求得權重值。經由這些權值的調整，類神經網路可將資料庫

中輸入資料與輸出資料的對應關係記憶下來，並可以經由回想 (Recalling) 的過程，將此對應關係重現，應用於問題上。

用於訓練前饋神經網路的典型性能函數是網路誤差 (e_i) 的均方和 (mse)，即實際目標輸出值 (t_i) 與相對應之預測輸出值 (a_i) 的均方和，並透過學習法則來調整網路參數以達最小化之均方誤差。

性能函數：

$$F = mse = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e_i)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2, N \text{ 為輸出值之個數}$$

最陡坡降法來當學習法則是最普遍、最簡單的方法，倒傳遞網路剛發展出來時，即是採用最陡坡降法來當學習法則。最陡坡降法是沿著負梯度的方向去搜尋最佳值，而最佳值通常落於斜率等於零的地方，所以當搜尋到最佳值附近時，其斜率變的很小，因而造成權重的修正量也跟著變小，以致影響收斂速度。故在效率上有收斂緩慢且易收斂到局部最小值 (Local Minima) 的缺點，也因此許多變化的學習法則陸續被提出，如共軛梯度法 (Conjugate Gradient)、牛頓法、Levenberg-Marquardt 演算法等。

表 5.2 古典最佳化技巧

古典最佳化技巧	一階梯度法	1. 梯度下降 2. 最陡步階下降 (Cauchy 法) 3. 共軛梯度下降
	二階梯度法	1. 牛頓法 2. 高斯-牛頓法 3. 擬牛頓法 4. Levenberg-Marquardt 法

資料來源：羅華強 (2001)

Levenberg-Marquardt 演算分析法是設定成二階訓練方式，但不需計算 Hessian 矩陣以減少演算分析速度。當性能函數具有平方和形式形成時，

則 Hessian 矩陣將被逼近成下式：

$$H = J^T J \quad , \text{ 並且計算梯度可得：}$$

$$g = J^T e \quad ,$$

其中：e 是網路誤差向量，

g 是梯度數值，

J 是 Jacobian 矩陣表示網路誤差對於權重與偏權值的一階微分

Jacobian 矩陣可以透過標準倒傳遞技巧來計算，但是比起在計算 Hessian 矩陣則更為複雜，因此 Levenberg-Marquardt 演算分析法是將 Hessian 矩陣逼近來使用，如下式

$$X_{k+1} = X_k - [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e$$

上式中，當 $\mu=0$ 時，則是使用近似化 Hessian 矩陣的牛頓法；當 μ 值很大時，則形成具有小的步階大小的梯度下降。牛頓法在誤差極小值附近較快且較正確，所以上式的目的是要儘可能快速移向牛頓法。因此，在每次步階變化疊代下使性能函數降低時，則相對地降低 μ 值；反之則增加 μ 值。依據羅華強（2001）針對一階梯度法與二階梯度法（表 5.2）在倒傳遞網路演算分析比較下，則顯示出 Levenberg-Marquardt 演算分析法可收斂到較佳的最小平方誤差，亦即準確度較高。

因此本研究將採用倒傳遞網路下之 Levenberg-Marquardt 演算法，訓練肇事資料數據集來評估預測影響肇事之變數是否肇事責任分攤之判定。

5.3 模式訓練

本研究在進行模式之構建與驗證前，就已先將總資料1076筆肇事當事人資料（538件案件）分為模式訓練組與模式驗證組。故在總資料中將先前所抽取約70%（即754筆）訓練組做為訓練類神經網路之資料筆數，以開始進行模式訓練以建立其預測模式。並利用軟體MATLAB6.5所提供之環境配合撰寫程式，結合本研究前節所構建四個模式之設定進行倒傳遞網路之訓練。其中輸入層與隱藏層之轉換函數採用正切雙彎曲轉換函數（Sigmoid threshold transfer function），隱藏層與輸出層之間之轉移函數為

線性轉換函數 (Linear transfer function)。訓練類神經網路之前，首先要進行網路訓練模式的設定，各設定如表5.3所示。

表5.3 類神經網路訓練模式相關設定

網路相關參數設定	設定值
隱藏層數量	1層
隱藏層節點數	分別嘗試5、10、15個節點數
輸出層節點數	模式一與模式二：1個； 模式三與模式四：2個
隱藏層轉換函數	正切雙彎曲轉換函數
輸出層轉換函數	線性轉換函數
學習演算法	Levenberg-Marquardt演算法
設定訓練次數	2500次
設定性能目標	10^{-6}

註：正切雙彎曲轉換函數： $a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$ ，線性轉換函數： $a = n$ ； n 為各數入變數之值， a 為轉換後之值，通常前推網路之隱藏層內採用正切雙彎曲轉換函數，可允許網路學習到輸入向量與輸出向量間之非線性與線性關係，而線性之輸出層轉換函數，則可以讓網路產生範圍在-1到+1以外的數值。

將本研究所抽取之754筆事故資料中的70%（包含各當事人肇事影響變數與其各鑑定委員對其所做出來的責任判斷）先進行各模式之訓練與學習，並將各模式訓練後所得的預測結果與實際結果進行迴歸分析，來了解所訓練資料之實際值與訓練後預測值的相關性為何，另外也分別將各模式訓練後所得的預測結果與實際結果進行判中率之驗證，倘若模式預測結果與實際值（肇事責任之分攤，Y：1 = 全部原因，2 = 主因，3 = 同為原因，4 = 次因，5 = 無因）相差於0.5以內則視為判中，其餘則視為誤判以了解訓練之判中率，各模式結果分述如下：

1. 模式一：

模式訓練後我們可以得到訓練結果與實際結果的誤差均方和 (MSE) 是以15個隱藏層節點之模式所得到的最低為0.038其學習過程如圖5.7, 另外透過迴歸分析後我們可以得到預測結果與實際結果之相關係數是以15個隱藏層節點之模式所得0.969最大如圖5.8所示, 且訓練結果之判中率是以15個隱藏層節點之模式所得82.63%最高, 其餘結果如表5.4。

表5.4 模式一之訓練結果

模式一	誤差均方和	相關係數	訓練資料判中率
5個隱藏層節點	0.066	0.946	74.67%
10個隱藏層節點	0.043	0.960	81.83%
15個隱藏層節點	0.038	0.969	82.63%

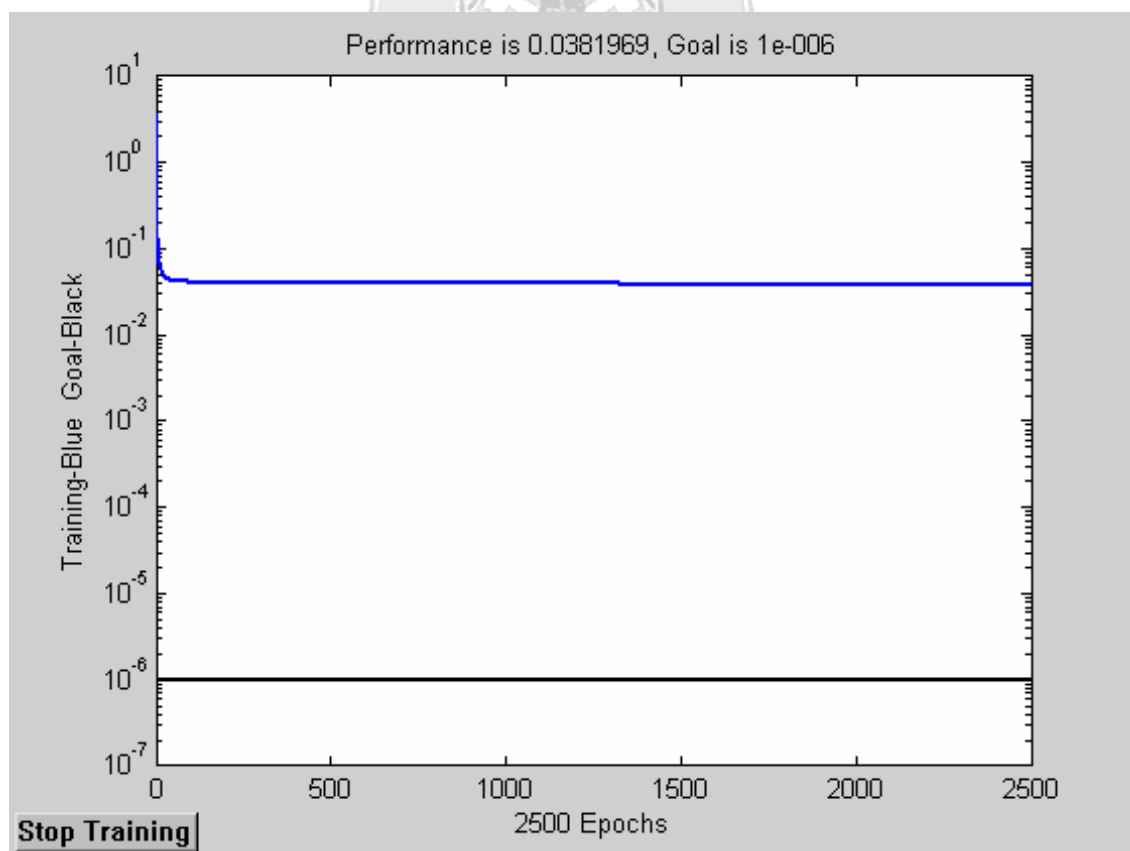


圖5.7 模式一（15個隱藏層節點）之學習過程圖

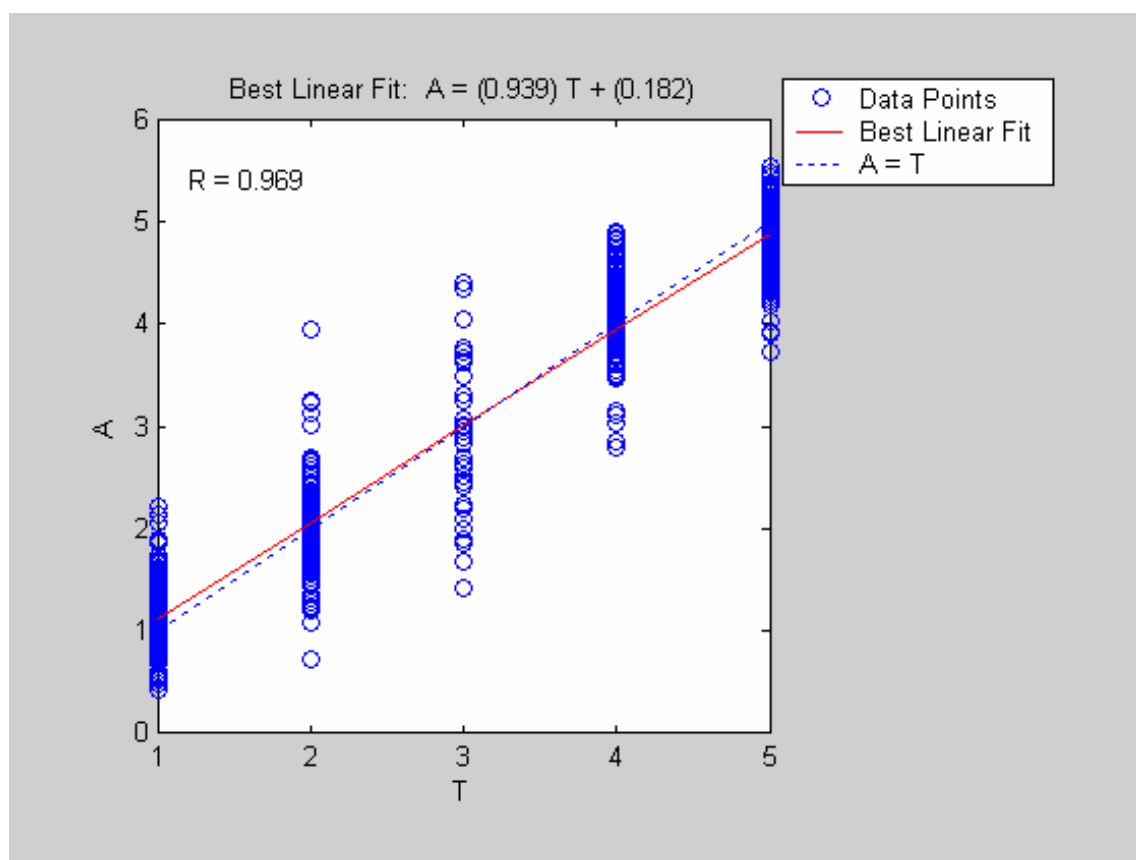


圖5.8 模式一（15個隱藏層節點）訓練結果與實際值迴歸分析，T：實際值，A：訓練資料預測值

2. 模式二：

藉由模式訓練結果我們可以得到其訓練結果與實際結果的誤差均方和（MSE）是以10個隱藏層節點之模式所得到的最低為0.051如圖5.9，另外透過迴歸分析後我們可以得到預測結果與實際結果之相關係數是以10個隱藏層節點模式之0.958最大如圖5.10所示，且訓練結果之判中率是以10個隱藏層節點之模式所得75.73%為最高，其餘結果如表5.6所示。

表5.5 模式二之訓練結果

模式二	誤差均方和	相關係數	訓練資料判中率
5個隱藏層節點	0.062	0.949	71.09%
10個隱藏層節點	0.051	0.958	75.73%
15個隱藏層節點	0.068	0.944	74.00%

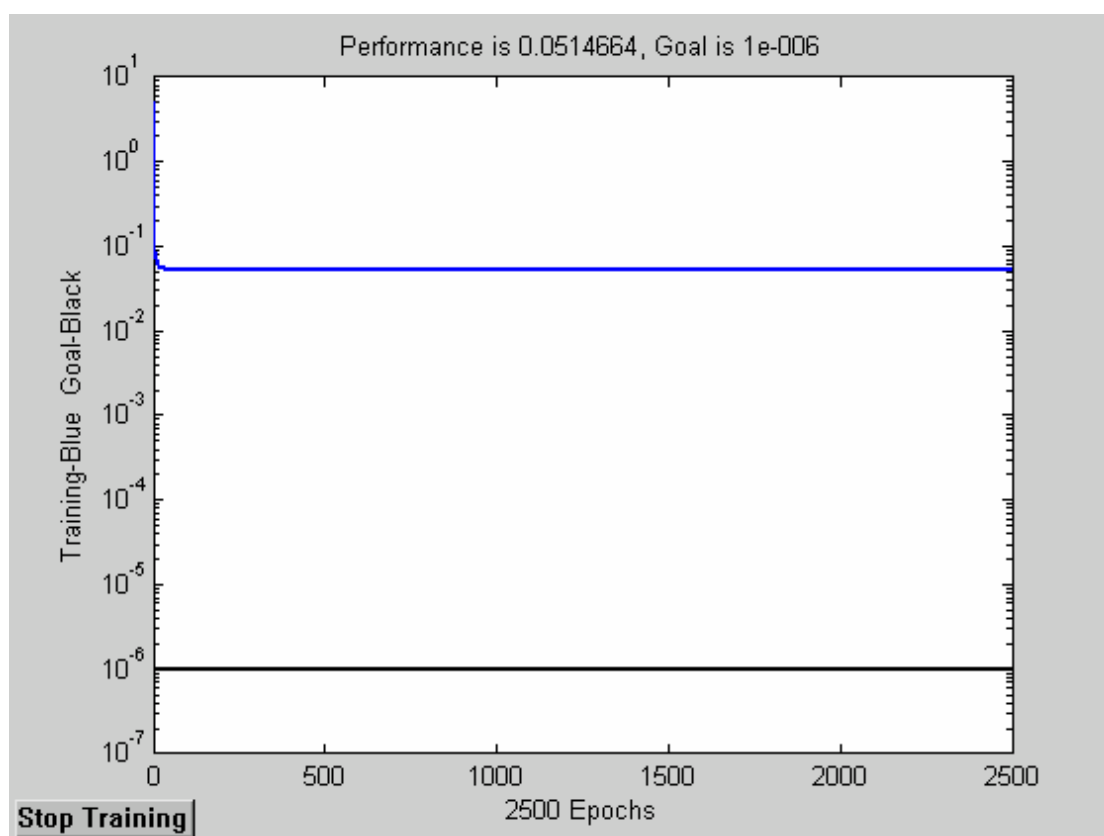


圖5.9 模式二（10個隱藏層節點）之學習過程圖

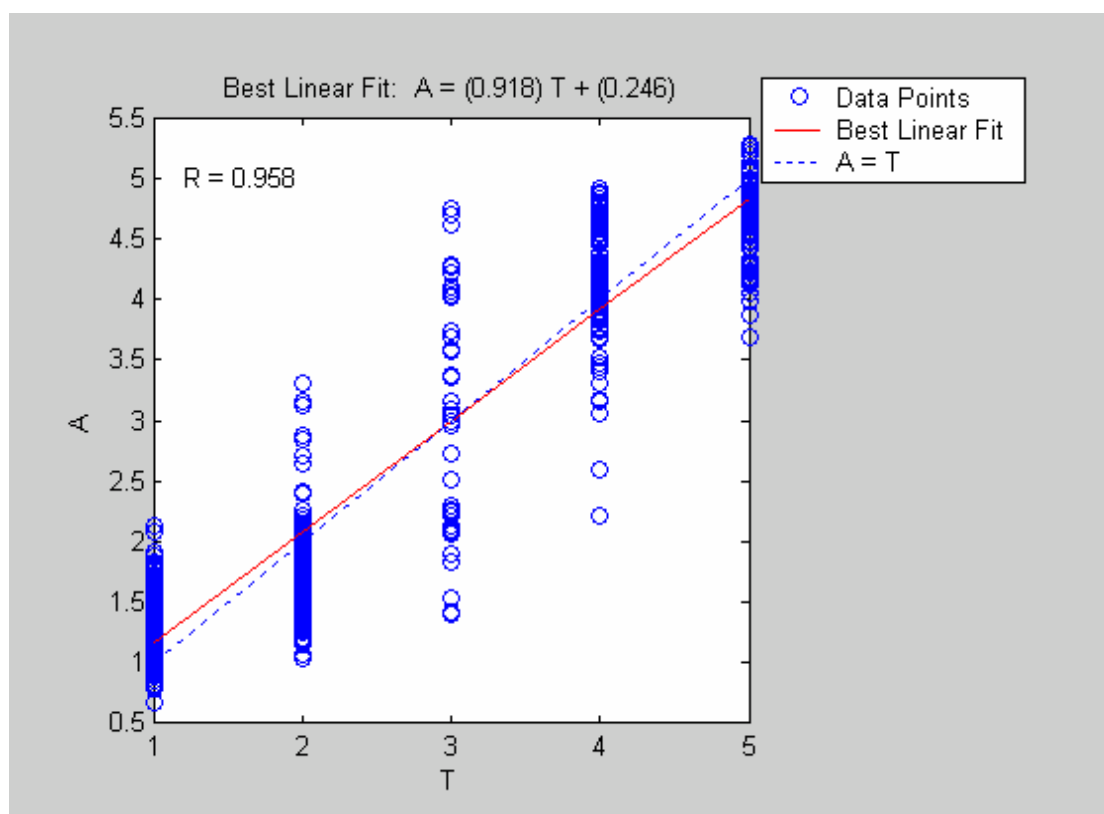


圖5.10 模式二（10個隱藏層節點）訓練結果與實際值迴歸分析，T：實際值，A：訓練資料預測值

3. 模式三：

藉由模式訓練結果我們可以得到其訓練結果與實際結果的誤差均方和（MSE）是以10個隱藏層節點之模式所得到的最低為0.036如圖5.11，另外透過迴歸分析後我們可以得到預測結果與實際結果之相關係數是以10個隱藏層節點模式之0.967最大如圖5.12、5.13所示，且訓練結果之判中率是以10個隱藏層節點之模式所得83.29%為最高，其餘結果如表5.6所示。

表5.6 模式三之訓練結果

模式三	誤差均方和	相關係數	訓練資料判中率
5個隱藏層節點	0.052	0.952	77.19%
10個隱藏層節點	0.036	0.967	83.29%
15個隱藏層節點	0.065	0.940	71.09%

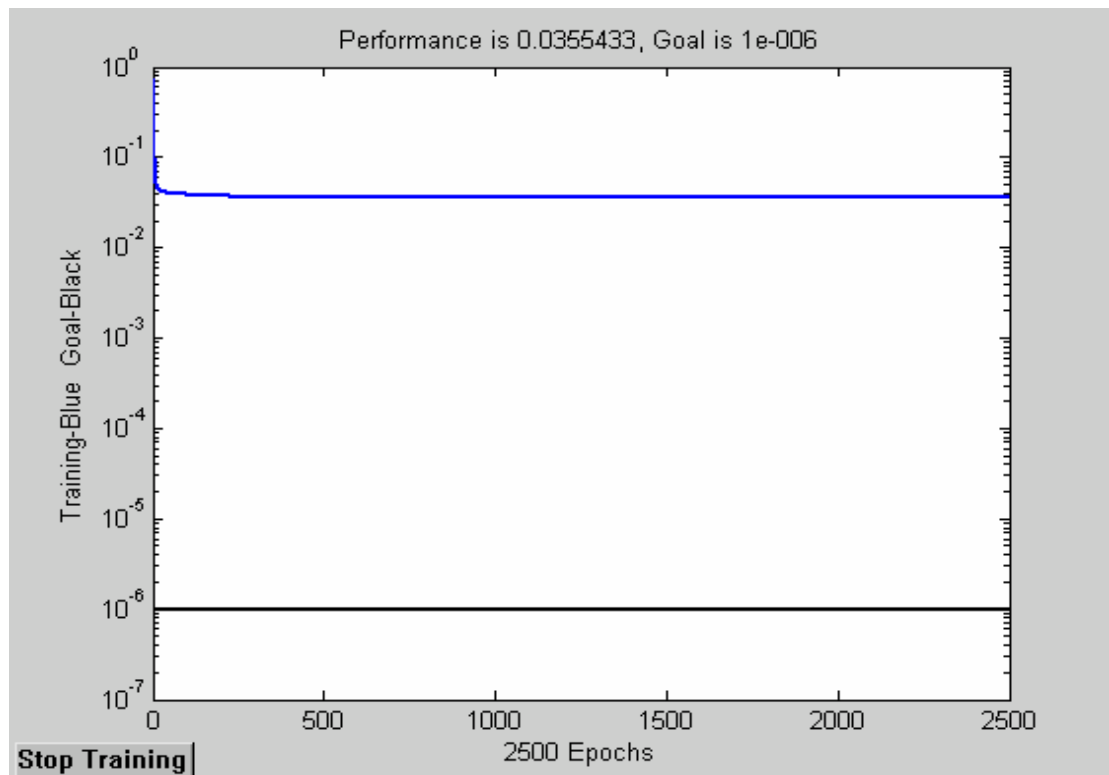


圖5.11 模式三（10個隱藏層節點）之學習過程圖

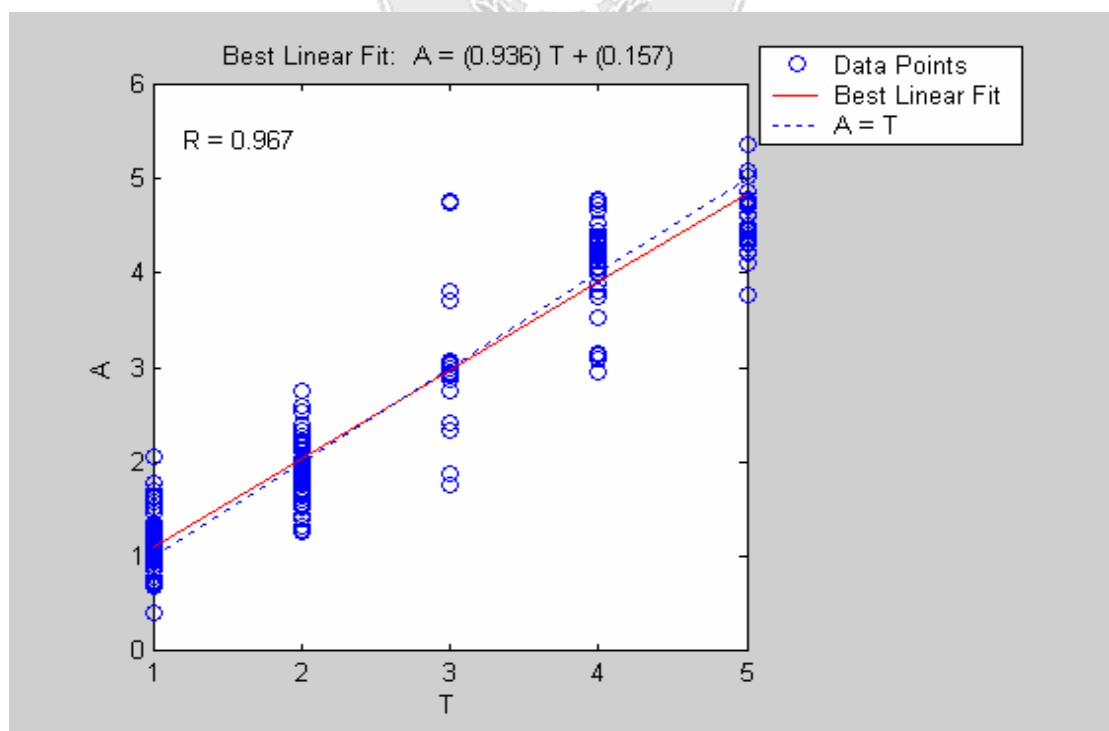


圖5.12 模式三（10個隱藏層節點）甲方責任判定訓練結果與實際判定結果迴歸分析，T：實際值，A：訓練資料預測值

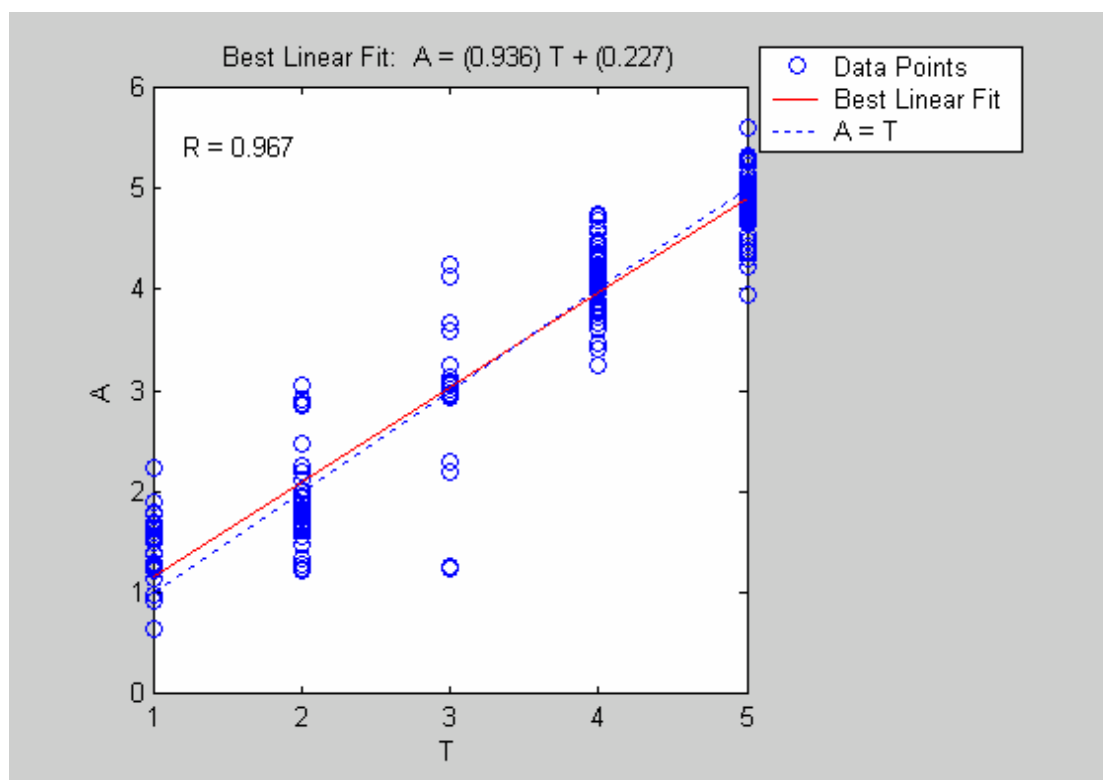


圖5.13 模式三(10個隱藏層節點)乙方責任判定訓練結果與實際判定結果迴歸分析，T：實際值，A：訓練資料預測值

4. 模式四：

藉由模式訓練結果我們可以得到其訓練結果與實際結果的誤差均方和(MSE)是以15個隱藏層節點之模式所得到的最低為0.030如圖5.14，另外透過迴歸分析後我們可以得到預測結果與實際結果之相關係數是以15個隱藏層節點模式之0.974最大如圖5.15、5.16所示，且訓練結果之判中率是以15個隱藏層節點之模式所得84.88%為最高，其餘結果如表5.6所示。

表5.7 模式四之訓練結果

模式四	誤差均方和	相關係數	訓練資料判中率
5個隱藏層節點	0.061	0.944	74.80%
10個隱藏層節點	0.043	0.960	74.80%
15個隱藏層節點	0.030	0.974	84.88%

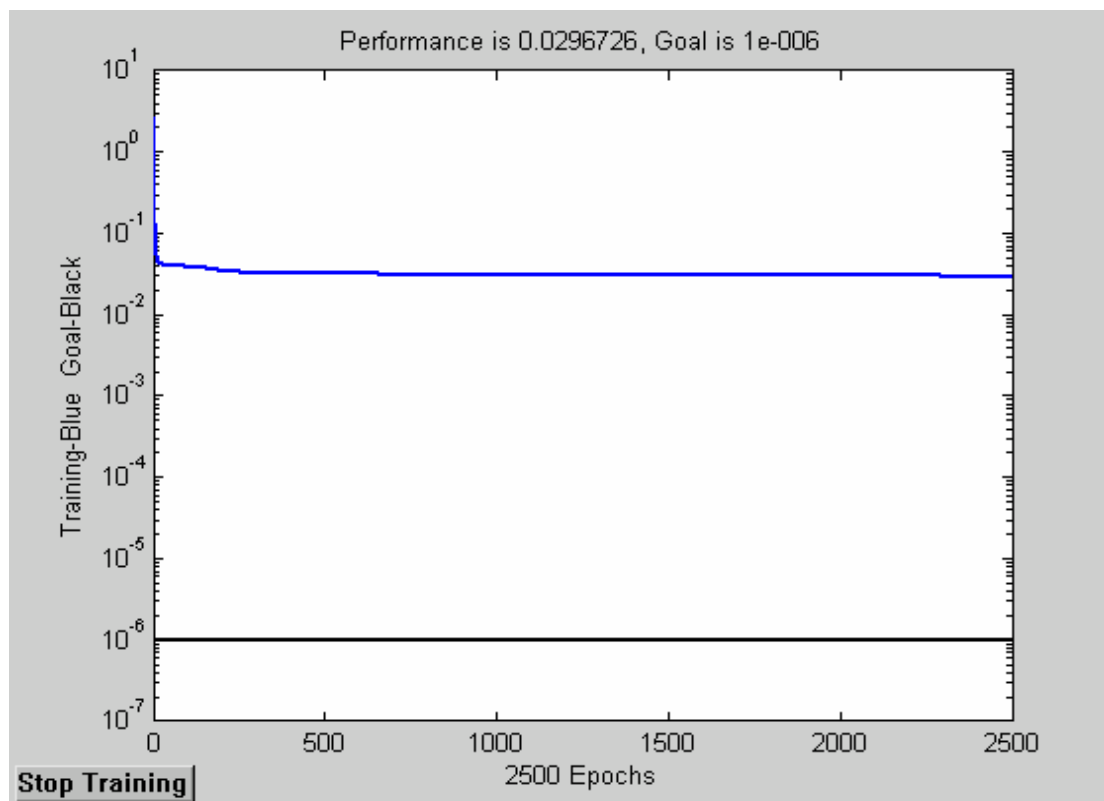


圖5.14 模式四（15個隱藏層節點）之學習過程圖

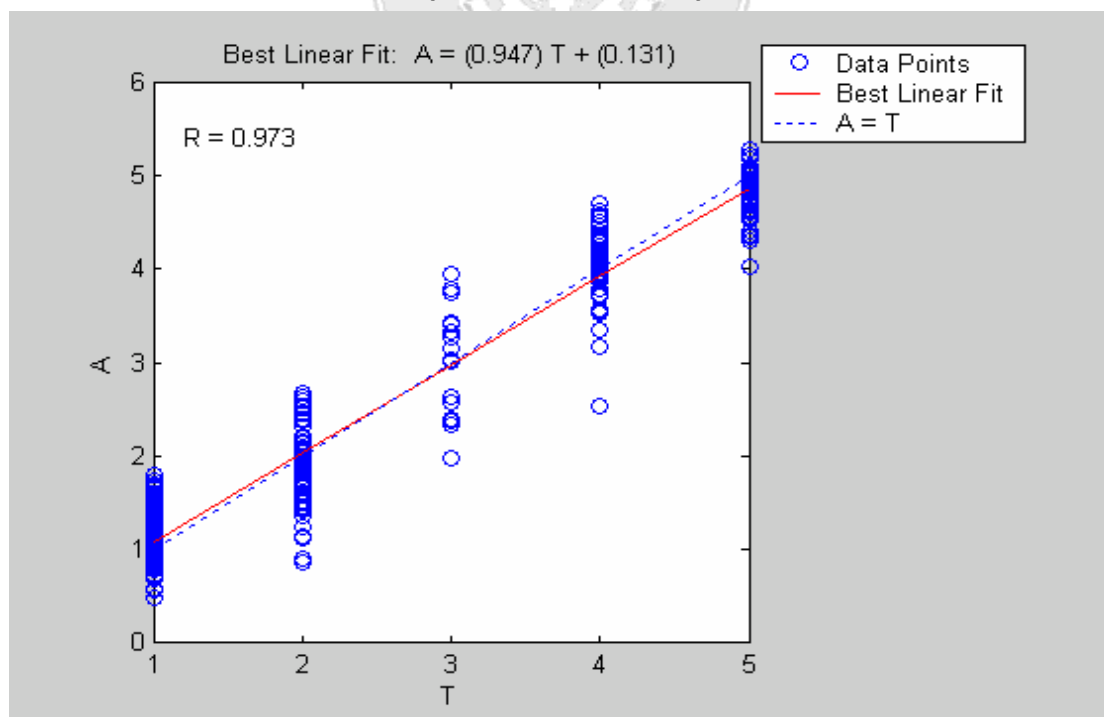


圖5.15 模式四（一層隱藏層各15個隱藏層節點）甲方責任判定訓練結果與實際判定結果迴歸分析，T：實際值，A：訓練資料預測值

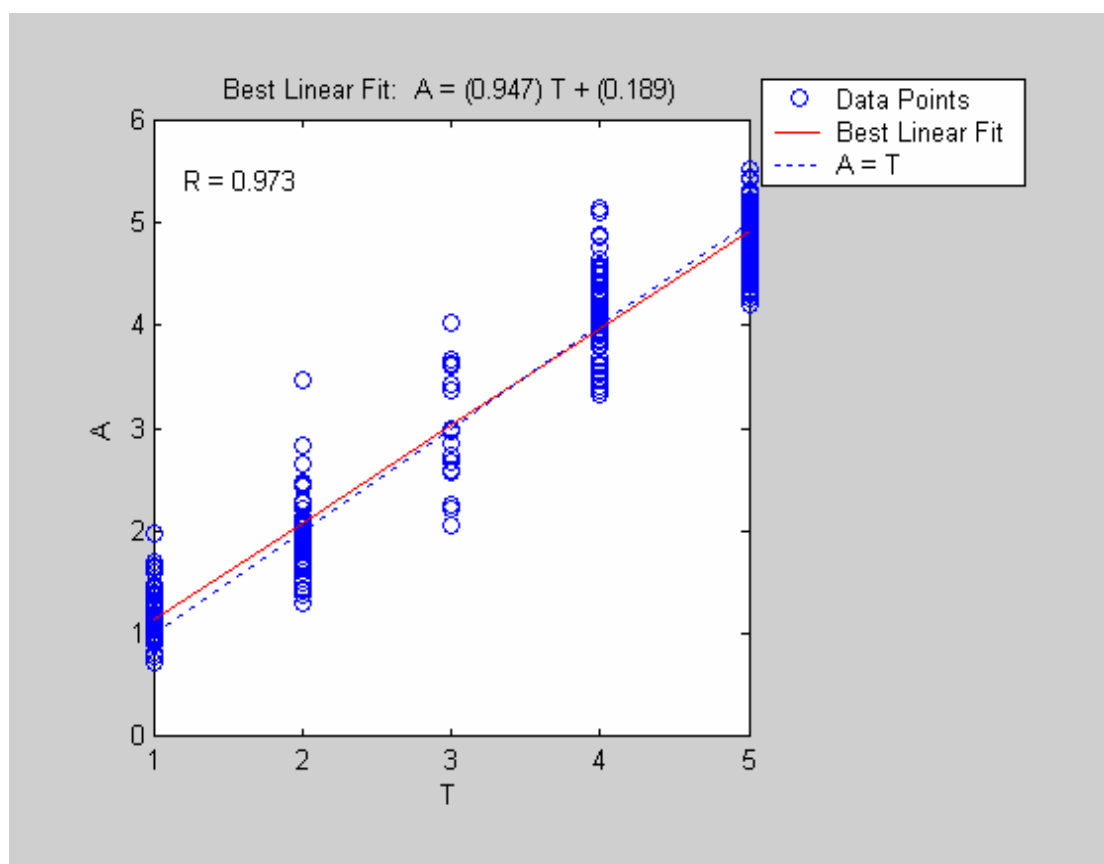


圖5.16 模式四(15個隱藏層節點)乙方責任判定訓練結果與實際判定結果迴歸分析，T：實際值，A：訓練資料預測值

綜合上述各類神經網路模式訓練結果，將本研究中所構建之四個訓練模式之誤差均方和、相關係數、訓練資料判中率的結果彙整如下表5.8所示，其中以模式四之訓練判中率為最佳為84.88%，並且以模式四之實際值與訓練資料預測值之相關係數為最高為0.974，且模式四之誤差均方和為最小為0.030。並由四個訓練結果可知其訓練資料的相關係數與隱藏層節點大致上呈現正相關，意即當隱藏層節點數越大時，其訓練資料之實際值（肇事責任之分攤）與訓練預測值之相關係數越大，且透過各個模式相關係數圖，我們也發現肇事責任分攤之實際值為3（甲、乙雙方同為肇事原因），的預測準確度較低。

表 5.8 類神經網路模式訓練結果彙整表

模式一	誤差均方和	訓練資料相關係數	訓練資料判中率
5個隱藏層節點	0.066	0.946	74.67%
10個隱藏層節點	0.043	0.960	81.83%
15個隱藏層節點	0.038	0.969	82.63%
模式二	誤差均方和	訓練資料相關係數	訓練資料判中率
5個隱藏層節點	0.062	0.949	71.09%
10個隱藏層節點	0.051	0.958	75.73%
15個隱藏層節點	0.068	0.944	74.00%
模式三	誤差均方和	訓練資料相關係數	訓練資料判中率
5個隱藏層節點	0.052	0.952	77.19%
10個隱藏層節點	0.036	0.967	83.29%
15個隱藏層節點	0.065	0.940	71.09%
模式四	誤差均方和	訓練資料相關係數	訓練資料判中率
5個隱藏層節點	0.061	0.944	74.80%
10個隱藏層節點	0.043	0.960	74.80%
15個隱藏層節點	0.030	0.974	84.88%

5.4 模式驗證

5.4.1 類神經網路模式之驗證

將驗證組322筆肇事資料（沒有以類神經網路訓練與學習的資料）輸入各當事人之肇事影響變數於訓練完成之各個網路模式以進行預測各個當事人之肇事責任判定，並將預測結果與鑑定委員實際判決結果進行驗證其判中率，以了解透過訓練後各模式對於驗證資料之預測結果準確性。

透過驗證結果可知各模式大致上設定一層隱藏層的網路架構之判中率預測結果（其對於肇事當事人責任分攤）與隱藏層節點數有關，一旦增加了隱藏層的節點數目，則預測能力便有越差之趨勢產生，並且驗證組資料於四個模式的判中率皆是以設定隱藏層節點數最少的5個隱藏層節點的預測判中率最好，其中又以模式三5個隱藏層節點之判中率72.67%為最佳即模式三為本研究之最佳模式，且雖然判中率僅達七成左右的結果但是驗證資料之相關係數為0.927，這表示雖然有些肇事責任預測並未完全判中但是也相當接近實際肇事責任之判定；並發現模式假設兩個輸出節點（同時輸出甲方與乙方之雙方責任判定）相對於模型假設單一輸出節點（僅輸出甲方或乙方之單方肇事責任判定）有較好之預測結果。由此可知，兩車碰撞事故之責任判定同時探討雙方當事人之肇事資料較優於僅以單方資料探討肇事責任判斷來的好，其結果也符合了常理判斷；綜合四個模式之各個相關預測結果並彙整於表5.9所示。

表5.9 驗證資料於各類神經網路模式之預測結果彙整表

模式一	驗證資料相關係數	驗證資料判中率
5個隱藏層節點	0.921	71.74%
10個隱藏層節點	0.887	62.73%
15個隱藏層節點	0.894	57.77%
模式二	驗證資料相關係數	驗證資料判中率
5個隱藏層節點	0.917	70.19%
10個隱藏層節點	0.912	69.57%
15個隱藏層節點	0.925	68.94%
模式三	驗證資料相關係數	驗證資料判中率
5個隱藏層節點	0.927	72.67%
10個隱藏層節點	0.876	62.11%
15個隱藏層節點	0.890	60.25%
模式四	驗證資料相關係數	驗證資料判中率
5個隱藏層節點	0.932	71.43%
10個隱藏層節點	0.925	65.22%
15個隱藏層節點	0.856	58.39%

5.4.2 肇事鑑定統計模式之驗證

為了探討肇事當事人之鑑定責任判定的狀況，並驗證本研究所構建之兩車碰撞事故類神經網路模式之預測能力，故採以與類神經網路模式相同的肇事資料下，另外構建一個肇事鑑定統計模型 - 判別分析 (Discriminant Analysis) 模型，以進行肇事責任之統計分析。此模型所輸入之鑑別變數之挑選主要係根據本研究第四章中藉由逐步判別分析所挑選出之對於鑑定責任有重要影響之變數：路權 (X_{24})、道路型態 (X_{12})、行向 (X_{14})、超速 (X_5)、區別 (X_1)、駕亡 (X_{22})、車損部位 (X_{15})、道路類別 (X_{11})、車種 (X_4) 作為9項影響肇事責任之指標。並將本研究中兩車碰撞事故共538件案例 (1076筆肇事當事人資料) 分為五組，即肇事之全部原因、主因、同為原因、次因、無肇事原因，將總資料中抽取約70% (與類神經網路模式所用之訓練組資料相同，即754筆) 依據9項影響肇事責任之指標建立判別函數 (Linear Discriminant Function)，待判別函數構建完成後，再將另外30%的待判資料以判別函數來判斷該筆資料應屬於何組。

本節係以SAS統計軟體進行判別分析，將所設地定好之肇事指標與肇事案件進行分析，將其結果摘要如下表5.10、5.11、5.12所示，藉由判別分析 (Discriminant Analysis) 之結果與類神經網路所構建之模式二相比較，以驗證選取相同的肇事影響變數的統計模式與類神經網路模式兩者間之肇事責任判定的差異性。

透過表5.10可知訓練資料 (754筆) 之各責任變數之分類統計情形，其中Y=1 (肇事責任之全部原因) 共195筆佔全體之0.26 (195/754)，Y=2 (肇事責任之主要原因) 共160筆佔全體之0.21 (160/754)，Y=3 (同為肇事責任原因) 共44筆佔全體之0.06 (44/754)。而Y=1會與Y=5 (無肇事責任原因) 互補，且Y=2會與Y=4 (肇事責任之次要原因) 互補，故所佔比例相同。

表5.10 判別分析各組資料分類情形

	Class Level Information			
y	Frequency	Weight	Proportion	Prior Probability
1	195	195.0000	0.258621	0.200000
2	160	160.0000	0.212202	0.200000
3	44	44.0000	0.058355	0.200000
4	160	160.0000	0.212202	0.200000
5	195	195.0000	0.258621	0.200000

由表 5.11 可知透過 SAS 軟體所得出之訓練資料之誤判率為 38.16%，即訓練資料中有 61.84% 為判中。

表 5.11 判別分析訓練資料之誤判率

	Error Count Estimates for y					Total
	1	2	3	4	5	
Rate	0.2676	0.3622	0.6857	0.3307	0.2617	0.3816
Priors	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	0.2000	1

藉由表5.12之結果，我們可將各鑑定變數所相對應之參數轉換成此肇事鑑定統計模式的5組（A組：y=1，肇事責任之全部原因、B組：y=2，肇事責任之主要原因、C組：y=3，同為肇事責任原因、D組：y=4，肇事責任之次要原因、E組：y=5，無肇事責任原因）線性判別函數，此5組線性判別函數分述如下：

表5.12 各線性判別函數之參數

Linear Discriminant Function for y					
Variable	1	2	3	4	5
Constant	-81.13724	-85.94751	-68.41870	-63.77151	-60.06657
X ₁	2.78910	3.08479	3.14009	3.10901	2.80878
X ₄	3.44100	3.39216	3.58625	3.54032	3.97520
X ₅	12.88730	13.52747	11.95009	13.09002	13.48319
X ₁₁	0.47883	0.46578	0.76140	0.46569	0.45120
X ₁₂	0.58689	1.41560	0.74823	1.34583	0.49569
X ₁₄	0.52414	0.94802	0.44141	1.28539	0.70622
X ₁₅	0.74941	0.66522	0.90833	0.95623	0.82290
X ₂₂	13.89939	14.70040	14.58546	14.43232	14.72105
X ₂₄	35.36283	33.85504	26.73780	19.31663	17.93883

A組 (Y = 1) : 肇事責任之全部原因

$$d_A(x) = -81.13724 + 2.78910X_1 + 3.44100X_4 + 12.88730X_5 + 0.47883X_{11} + 0.58689X_{12} + 0.52414X_{14} + 0.74941X_{15} + 13.89939X_{22} + 35.36283X_{24}$$

B組 (Y = 2) : 肇事責任之主要原因

$$d_B(x) = -85.94751 + 3.08479X_1 + 3.39216X_4 + 13.52747X_5 + 0.46578X_{11} + 1.41560X_{12} + 0.94802X_{14} + 0.66522X_{15} + 14.70040X_{22} + 33.85504X_{24}$$

C組 (Y = 3) : 同為肇事責任原因

$$d_C(x) = -68.41870 + 3.14009X_1 + 3.58625X_4 + 11.95009X_5 + 0.76140X_{11} + 0.74823X_{12} + 0.44141X_{14} + 0.90833X_{15} + 14.58546X_{22} + 26.73780X_{24}$$

D組 (Y = 4) : 肇事責任之次要原因

$$d_D(x) = -63.77151 + 3.10901X_1 + 3.54032X_4 + 13.09002X_5 + 0.46569X_{11} + 1.34583X_{12} + 1.28539X_{14} + 0.95623X_{15} + 14.43232X_{22} + 19.31663X_{24}$$

E組 (Y = 5) : 無肇事責任原因

$$d_E(x) = -60.06657 + 2.80878X_1 + 3.97520X_4 + 13.48319X_5 + 0.45120X_{11} + 0.49569X_{12} + 0.70622X_{14} + 0.82290X_{15} + 14.72105X_{22} + 17.93883X_{24}$$

將待判樣本 (322筆肇事資料) 中的逐步判別分析所挑選出之對於鑑定責任有重要影響之變數 X_1 、 X_4 、 X_5 、 X_{11} 、 X_{12} 、 X_{14} 、 X_{15} 、 X_{22} 、 X_{24} 值同時代入以上5組之判別函數，其分組準則是依據 d_1 、 d_2 、 d_3 、 d_4 、 d_5 之值最大者來決定，若所求出 d_A 之值同時大於 d_B 、 d_C 、 d_D 、 d_E 之值，則該筆資料將分至A組，若所求出 d_B 之值同時大於 d_A 、 d_C 、 d_D 、 d_E 之值，則該筆資料將分至B組，若所求出 d_C 之值同時大於 d_A 、 d_B 、 d_D 、 d_E 之值，則該筆資料將分至C組，若所求出 d_D 之值同時大於 d_A 、 d_B 、 d_C 、 d_E 之值，則該筆資料將分至D組，若所求出 d_E 之值同時大於 d_A 、 d_C 、 d_D 、 d_B 之值，則該筆資料將分至E組。

驗證資料的結果顯示如表5.13所示，待判樣本透過判別函數來判定該筆事故當事人之肇事資料屬於何種肇事責任後，並與鑑定委員實際判斷之鑑定結果相比較，發現此肇事之統計模式之判中率為58.39% (共188筆判中，188/322)，誤判率為41.61% (共134筆誤判，134/322)。

表5.13 驗證資料於肇事鑑定統計模式之預測結果彙整表

驗證資料		鑑定結果之實際值 (Y)					次數總和
		1	2	3	4	5	
判別分析之預測值	A 組	55	6	4	1	0	66
	B 組	15	42	6	10	3	76
	C 組	8	6	2	6	11	33
	D 組	4	9	9	38	18	78
	E 組	0	3	3	12	51	69
次數總和		82	66	24	67	83	322

5.5 類神經網路權重分析

馮正民、邱裕鈞（民93）類神經網路模型之整體架構係以不同神經元（節點）與節線所組成的網路形式，該網路架構與資料型態及預測能力三者間並沒有直接關聯。所以，類神經網路不必像傳統統計分析（如迴歸分析）需有先驗知識設定模式型式（model specification），方能進行模式校估。但是，迴歸分析之校估結果，可以解釋各個參數之意涵與顯著性，甚至利用ANOVA來測試模型之解釋能力與信賴度，以進一步了解分析對象之特質與關係。相反的，ANN模式之運作常被稱為黑箱作業。因此，分析人員只要提供足夠訓練範例供系統進行訓練，訓練完成後，分析人員將要預測的範例輸入，系統便會計算結果。ANN並不會提供如迴歸分析的相關參數或信賴度供分析人員作進一步模型評估及分析。當然，ANN分析及預測之準確程度，端視訓練範例之質與量而定。訓練範例需有足夠的代表性及涵蓋性，方能產生準確的預測結果。

要解決類神經網路模式訓練結果無法提供系統分析之黑箱作業問題Howes and Crook（1999）提出利用網路權重計算不同的輸入變數影響指標包括，一般影響（general influence, GI）、特定影響（specific influence, SI）及潛在影響（potential influence, PI）分析及解釋輸入及輸出間各變數之相互關係。簡單來講GI根據全部學習訓練範例量度網絡輸入變數或特質與輸出結果的不同相互關聯及影響程度。SI及PI根據某一特定預測範例量度輸入變數或特質與輸出的不同相互關聯及影響程度。

Howes and Crook（1999）假設一個三層的類神經網路，其中包括一層輸出層 n 個輸入層節點，一層隱藏層 h 個隱藏層節點，一層輸出層1個輸出層節點，其GI值之計算方式如下式（1）所示：

$$GI(x_i, net) = \frac{\sum_{j=1}^h \left| \left(\frac{w_{ji}}{\sum_{k=0}^n |w_{jk}|} \right) v_j \right|}{\sum_{j=0}^h |v_j|}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

w_{ji} : 由第 i 個輸入層節點到第 j 個隱藏層節點之權重值

v_j : 由第 j 個隱藏層節點到輸出節點之權重值

因此,本研究藉由5.3節所構建的類神經網路模式於訓練過程中各節線上所得的權中值來建立類神經網路之權重指標,以探討不同輸入變數相對於對鑑定結果之重要程度與影響大小。因此,本研究將以驗證結果之判中率最高的最佳模式(即模式三)為基礎,進行網路權重分析,而模式三的網路架構為三層,其中包括有24個輸入層節點、5個隱藏層節點、2個輸出結果與式(1)只假設1個輸出有所不同,故將式(1)推廣如下式(2)所示, m 為輸出層點數。

$$GI(x_i, net) = \frac{\sum_{l=1}^m \sum_{j=1}^h \left| \left(\frac{w_{ji}}{\sum_{k=0}^n |w_{jk}|} \right) v_{lj} \right|}{\sum_{l=1}^m \sum_{j=0}^h |v_{lj}|}, \quad i=1, 2, \dots, n; l=1, 2, \dots, m \quad (2)$$

w_{ji} :由第*i*個輸入層節點到第*j*個隱藏層節點之權重值

v_j :由第*j*個隱藏層節點到第*j*個輸出節點之權重值

故透過式(2)計算模式三的24個鑑定變數(甲、乙方各12個變數)對於責任判定的一般影響指標(general influence, GI)將其分為甲方與乙方之GI值並由大至小排列如下表5.14所示。

表5.14 模式三鑑定變數之GI值

甲方之鑑定變數	GI 值	乙方之鑑定變數	GI 值
道路類別 (X ₁₁)	0.1082900	道路類別 (X ₁₁)	0.1191500
路權 (X ₂₄)	0.0895030	飲酒 (X ₆)	0.1135800
飲酒 (X ₆)	0.0757930	路權 (X ₂₄)	0.1108300
行向 (X ₁₄)	0.0529580	行向 (X ₁₄)	0.0447160
車種 (X ₄)	0.0346550	車種 (X ₄)	0.0213280
超速 (X ₅)	0.0330500	車損部位 (X ₁₅)	0.0208780
道路型態 (X ₁₂)	0.0322280	駕亡 (X ₂₂)	0.0201770
駕亡 (X ₂₂)	0.0247130	道路型態 (X ₁₂)	0.0154210
區別 (X ₁)	0.0135530	超速 (X ₅)	0.0141260
是否預見 (X ₁₇)	0.0122650	區別 (X ₁)	0.0116020
車損部位 (X ₁₅)	0.0104940	是否預見 (X ₁₇)	0.0098130
筆錄速率 (X ₁₆)	0.0033085	筆錄速率 (X ₁₆)	0.0075710

由表5.14所得之GI值共包括了甲方與乙方兩類當事人之鑑定變數，但本研究主要是要探討不同輸入變數相對於對鑑定結果之重要程度與影響大小，因此，綜合甲乙雙方之GI值，並依其影響程度之大小整理如表5.15所示，以了解不同鑑定變數對於肇事責任判定之影響程度。

表5.15 綜合甲乙雙方事故當事人之鑑定變數之GI值彙整表

影響程度 (1 最大, 12 最小)	鑑定變數	綜合後之 GI 值
1	道路類別 (X ₁₁)	0.2274400
2	路權 (X ₂₄)	0.2003330
3	飲酒 (X ₆)	0.1893730
4	行向 (X ₁₄)	0.0976740
5	車種 (X ₄)	0.0559830
6	道路型態 (X ₁₂)	0.0476490
7	超速 (X ₅)	0.0471760
8	駕亡 (X ₂₂)	0.0448900
9	車損部位 (X ₁₅)	0.0313720
10	區別 (X ₁)	0.0251550
11	是否預見 (X ₁₇)	0.0220780
12	筆錄速率 (X ₁₆)	0.0108795

因此，由表 5.14 不同 GI 值之大小程度可知於模式三所挑選之鑑定變數相對於肇事責任判定之影響程度最大為道路類別（省道、鄉道、市區道路等），GI 值為 0.22744；對責任影響程度第二大之鑑定變數為路權（有路權與無路權），GI 值為 0.200333；對責任影響程度第三大之鑑定變數為飲酒（有無飲酒及其飲酒程度），GI 值為 0.189373；其次為行向（對向、同向、橫向），GI 值為 0.097674；再其次為車種（小客車、大車、小貨車），GI 值為 0.055983；道路型態（路段、路口）GI 值為 0.047649；超速（超速與否與程度）GI 值為 0.047176；駕亡（駕駛有無死亡）GI 值為 0.04489；車損部位 GI 值為 0.031372；區別（鑑定會之地區別）GI 值為 0.025155；是否預見（事故發生時是否遇見來車）GI 值為 0.022078，影響程度最低的為筆錄速率 GI 值為 0.0108795。

故可知道路類別、道路優先權、飲酒情形、行向、車種、道路型態、超速等影響責任頗為明顯，而是否預見、筆錄速率對肇事責任影響低。

再嘗試將所有肇事變數（24個）帶入模式三計算其GI值（如表5.16所示）以進一步了解未透過統計方法（逐步判別分析與卡方檢定）篩選變數之GI值與透過篩選的肇事變數GI值對於肇事責任之影響程度差異性為何。

表5.16 所有肇事變數（24個）之GI值

影響程度（1 最大，12 最小）	鑑定變數	GI 值
1	路權（ X_{24} ）	0.09143
2	道路型態（ X_{12} ）	0.07175
3	道路類別（ X_{11} ）	0.04915
4	飲酒（ X_6 ）	0.04870
5	行向（ X_{14} ）	0.04790
6	是否預見（ X_{17} ）	0.04655
7	車損部位（ X_{15} ）	0.04606
8	超速（ X_5 ）	0.04444
9	採取措施（ X_{18} ）	0.04409
10	駕亡（ X_{22} ）	0.04282
11	是否煞車（ X_{19} ）	0.04250
12	筆錄速率（ X_{16} ）	0.04187
13	車種（ X_4 ）	0.03848
14	區別（ X_1 ）	0.03771
15	教育（ X_7 ）	0.03702
16	駕傷（ X_{20} ）	0.03614
17	乘亡（ X_{23} ）	0.03555
18	年齡（ X_3 ）	0.03426
19	速限（ X_{13} ）	0.03393
20	乘傷（ X_{21} ）	0.03215
21	性別（ X_2 ）	0.03147
22	天候（ X_{10} ）	0.03071
23	駕照（ X_8 ）	0.02990
24	天色（ X_9 ）	0.02383

將 24 個肇事變數的權重值透過式（2）計算 GI 值結果，我們依照 GI 指標影響程度大小排序，結果發現由大至小的前 12 項肇事變數與我們透過統計分析所挑選之 12 項變數大致相同，只有採取措施（ X_{18} ）、是否煞車（ X_{19} ）兩項未在原先挑選之變數內，而車種（ X_4 ）、區別（ X_1 ）兩項原先屬於前 12 項，卻變為前 12 項之外，而影響的重要程度排序也有些不同如原先重要程度最高的變數道路類別（ X_{11} ）變為路權（ X_{24} ）GI 值 0.09143 為最重要，其次為道路型態（ X_{12} ）GI 值 0.07175、在其次依序為飲酒（ X_6 ）

GI 值 0.04870、行向 (X₁₄) GI 值 0.04790、是否預見 (X₁₇) GI 值 0.04655、車損部位 (X₁₅) GI 值 0.04606、超速 (X₅) GI 值 0.04444、採取措施 (X₁₈) GI 值 0.04409、駕亡 (X₂₂) GI 值 0.04282、是否煞車 (X₁₉) GI 值 0.04250、筆錄速率 (X₁₆) GI 值 0.04187 等。

雖然藉由類神經網路之權重所求得的 GI 值可以作為鑑定變數對肇事責任判定的一個影響程度的比較依據，而由上述結果可知如果單憑直接以 GI 值計算，所選擇之全部輸入變數 (X₁, ..., X₂₄) 重要順序與以交叉分析表及逐步判別分析雖然差異不大，但是卻無法如交叉分析與逐步判別分析所能提供顯著與否之資訊（也就是無法提供變數選擇之資訊）。

此外，根據Howes and Crook (1999) 文中另外提及的兩個特定影響 (specific influence, SI) 及潛在影響 (potential influence, PI) 指標之計算方式如下式 (3) (4) 所示：

$$SI(x_i, net) = \frac{f^{-1}(net(x)) - f^{-1}(net(x'_i))}{\sum_{k=1}^n |f^{-1}(net(x)) - f^{-1}(net(x'_k))| + |SI(x_{bias})|}; \quad (3)$$

$$PI(x_t, net) = \max(net(x_t)) - \min(net(x_t)); \quad (4)$$

$$\text{且：} SI(x_{bias}, net) = f^{-1}(net(x)) - \sum_{k=1}^n [f^{-1}(net(x)) - f^{-1}(net(x'_k))],$$

$$net(x) = f\left(v_0 + \sum_{i=1}^h a_i(x) \cdot v_i\right),$$

$$a_i(x) = f\left(w_{io} + \sum_{j=1}^n x_j \cdot w_{ij}\right)$$

x ：原始的輸入樣本

x_i ：第 i 個輸入變數

x_t ：第 t 個輸入變數

x'_i ：第 i 個輸入變數將其值以0取代

$a_i(x)$ ：第 i 個隱藏層的激發函數

v_j ：第 j 個隱藏層節點到輸出層節點的權重

v_o ：輸出層之偏權重值，為一固定常數

w_{ji} ：第 i 個輸入層節點到第 j 個隱藏層節點的權重

由於特定影響（SI）與潛在影響（PI）此兩指標主要是針對某一特定樣本（範例）來進一步探討某一輸入變數改變後所伴隨而來將會導致何種輸出結果之轉變，以了解輸入變數的特質與輸出值的不同相互關聯及影響程度；根據Howes and Crook（1999）計算SI的作法是把待探討之輸入變數 x_i 以0取代後所計算出來的一個指標值，並比較其各個變數以0取代後所計算出來之SI大小來分析不同輸入變數對輸出結果的特定影響程度。而PI指標則是類似敏感度分析之作法，是將欲探討之輸入變數 x_i 之可能值分別帶入網路中，找出最大之網路值與最小之網路值的差值如上式（4）所示，以了解該變數對輸出結果之潛在影響程度。

而本研究之主旨並非專注於探討某單一樣本（某單一肇事案例）的輸入變數改變後相對於所造成輸出結果之影響程度，故在此並不利用本研究於5.3節構建模式三後所得之權重值來探討SI與PI兩個指標之影響肇事鑑定責任之分攤。

5.6 小結

本研究針對於兩車碰撞事故構建了肇事鑑定類神經網路模式與肇事鑑定統計模式來相互進行其判中率之比較，將原來資料分為訓練組與驗證組兩部分，分別以訓練組訓練學習鑑定委員之肇事責任判斷，再以驗證組資料來進行此兩類模式之判中率之比較。

類神經網路模式訓練後之判中率是以模式四中的15個隱藏層節點的判中率84.88%為最高，而肇事鑑定統計模式訓練資料判中率為61.84%。並再將此兩類模式以驗證組資料進行驗證，發現類神經網路模式之模式三中的5個隱藏層節點之判中率最佳為72.67%。而肇事鑑定統計模式之驗證後的判中率僅為58.39%。此外，藉由表5.8之結果可知雖然類神經網路模式之模式三中的5個隱藏層節點之訓練判中率僅77.19%，但仍舊優於統計模式訓練判中率61.84%，故綜合訓練、驗證結果可知由類神經網路模式三中的5個隱藏層節點所構建之兩車碰撞事故的專家系統（為本研究之最佳模式），其不管是訓練資料或是驗證資料之判中率皆較優於由統計模式所構建的模式，有較佳之預測肇事責任分攤之能力。且雖然類神經網路驗證之判中率僅達七成左右的結果但是驗證資料之相關係數為0.927，這表示雖然有些肇事責任預測並未完全判中但是也相當接近實際肇事責任之判定結果。

此外，藉由所求得類神經網路最佳模式之權中值來建立類神經網路之權重指標，發現對於肇事責任判定之影響程度最大的鑑定變數為道路類別（省道、鄉道、市區道路等），GI 值為 0.22744；對責任影響程度第二大之鑑定變數為路權（有路權與無路權），GI 值為 0.200333；對責任影響程度第三大之鑑定變數為飲酒（有無飲酒及其飲酒程度），GI 值為 0.189373；其次為行向（對向、同向、橫向），GI 值為 0.097674；再其次為車種（小客車、大車、小貨車），GI 值為 0.055983；道路型態（路段、路口）GI 值為 0.047649；超速（超速與否與程度）GI 值為 0.047176；駕亡（駕駛有無死亡）GI 值為 0.04489；車損部位 GI 值為 0.031372；區別（鑑定會之地區別）GI 值為 0.025155；是否預見（事故發生時是否遇見來車）GI 值為 0.022078，影響程度最低的為筆錄速率 GI 值為 0.0108795。



第六章 結論與建議

6.1 結論

本研究之主旨是欲利用蒐集台灣省車輛行車事故覆議鑑定委員會之肇事鑑定案件資料進行兩車碰撞事故專家系統之模式構建，藉由所蒐集之肇事資料來透過本研究模式進行肇事責任判定之預測，以提供一個可供參考之肇事責任判斷準則範例。本研究之結論與建議分述如下。

1. 透過彙析國內外相關行車事故文獻，了解了當前影響事故發生之肇事因子，而本研究藉由其中 24 種重要肇事變數，協助鑑定肇事專家系統之完成，包括了區別 (X_1) 性別 (X_2) 年齡 (X_3) 車種 (X_4) 超速 (X_5) 飲酒 (X_6) 教育 (X_7) 駕照 (X_8) 天色 (X_9) 天候 (X_{10}) 道路類別 (X_{11}) 道路型態 (X_{12}) 速限 (X_{13}) 行向 (X_{14}) 車損部位 (X_{15}) 筆錄速率 (X_{16}) 是否預見 (X_{17}) 採取措施 (X_{18}) 是否煞車 (X_{19}) 駕傷 (X_{20}) 乘傷 (X_{21}) 駕亡 (X_{22}) 路權 (X_{24}) 乘亡 (X_{23})。
2. 藉由交叉分析與逐步判別分析篩選後挑選了顯著影響肇事鑑定責任 (Y ，全部原因、主因、同為原因、次因、無因) 之變數作為類神經網路輸入變數，其交叉分析挑選了 X_1 、 X_4 、 X_5 、 X_6 、 X_{11} 、 X_{12} 、 X_{14} 、 X_{15} 、 X_{16} 、 X_{17} 、 X_{22} 、 X_{24} 共 12 項變數達顯著差異，而逐步判別分析所挑出之變數除了 X_6 、 X_{16} 、 X_{17} 三個變數外，其餘皆交叉分析所挑相同。
3. 透過 MATLAB6.5 之環境進行構建類神經網路模式 (Artificial Neural Network) 的架構，以台灣省肇事鑑定覆議案例之判決模仿類似鑑定委員之判斷決策行為，並發現模式中以交叉分析所挑之變數為模式輸入變數之預測結果最佳。
4. 利用倒傳遞網路訓練模擬分析方法，分別訓練模擬分析各網路結構組合型態，彙整分析結果建議採用模式三來作為預測兩車碰撞事故之專家系統 (交叉分析所挑之變數且一層隱藏層其隱藏層中神經元數目為 5 個)，訓練數據集之判定正確率約 77.19%；模擬數據集之判定正確率約 72.67%，此訓練資料與驗證資料之判中率結果皆優於統計模型。

5. 利用肇事鑑定統計模型 - 判別分析 (Discriminant Analysis) 模型進行模式訓練與驗證, 其訓練資料集之判中率為 61.84%, 而透過驗證資料集之判中率結果為 58.39%。
6. 經過模式驗證結果可知本研究各模式大致上隱藏層節點數設定越多, 則預測能力便有越差之趨勢產生; 並發現模式假設單一輸出節點 (僅輸出甲方或乙方之單方肇事責任判定) 與模型假設兩個輸出節點 (同時輸出甲方與乙方之雙方責任判定) 其驗證之判中率差異性並不大, 但以模型假設兩個輸出節點之模式三為最佳。
7. 藉由類神經網路之權中值來建立類神經網路之權重指標 (GI), 發現對於肇事責任判定之影響程度最大的鑑定變數為道路類別 (省道、鄉道、市區道路等), GI 值為 0.22744; 影響程度第二大之鑑定變數為路權 (有路權與無路權), GI 值為 0.200333; 對責任影響程度第三大之鑑定變數為飲酒 (有無飲酒及其飲酒程度), GI 值為 0.189373; 其次為行向 (對向、同向、橫向), GI 值為 0.097674; 再其次為車種 (小客車、大車、小貨車), GI 值為 0.055983; 道路型態 (路段、路口) GI 值為 0.047649; 超速 (超速與否與程度) GI 值為 0.047176; 駕亡 (駕駛有無死亡) GI 值為 0.04489; 車損部位 GI 值為 0.031372; 區別 (鑑定會之地區別) GI 值為 0.025155; 是否預見 (事故發生時是否遇見來車) GI 值為 0.022078, 影響程度最低的為筆錄速率 GI 值為 0.0108795。
8. 本研究透過類神經網路方法所構建之兩車碰撞事故專家系統能模仿鑑定委員之專業判斷之結果, 而進行預測肇事當事人之判斷, 其可提供各鑑定相關人員一個參考準則。

6.2 建議

1. 目前完成兩車碰撞的專家系統之芻型, 可提供相關預測事故兩造雙方之責任分攤。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及專家系統, 以提昇事故鑑定輔助範圍與功能。
2. 往後更以此本研究所構建之模型進一步將肇事案例加以細分進行研

究，分別以不同肇事型態（路口、路段）為主題，深入探討其不同肇事特性之責任判定，以提昇對於肇事責任之預測能力。

3. 目前本研究所完成之道路優先權判斷僅考量兩車碰撞事故之案例，往後更可在進一步深入探討多車事故之道路優先權判斷，以幫助多車事故釐清複其道路優先權優先順序，並輔助鑑定委員釐清肇事原因。
4. 肇事鑑定實為相當複雜與艱難的工作，因其事故後發生之種類繁多，且各肇事狀況也有所出入，甚至鑑定專家於判斷同樣案例之認知上也可能會有些微差異，故單憑本研究所採納的 1076 筆肇事當事人資料（538 件案件）來構建兩車碰撞的專家系統尚顯不足，往後應納入更多之肇事案例提供類神經網路之學習，以掌握住各種具代表性的肇事案例做為類神經網路之訓練學習，以達更佳之預測結果。
5. 當前台灣採用鑑定委員來判定事故發生之責任判定，此作業過程需要龐大的人力、時間與的投入，若能結合此專家系統所提供判定事故發生後之肇事責任分攤的參考，並且配合肇事資料庫系統之建立後，必可節省人力投入，幫助專業知識傳承並達到具有效率之鑑定目的。
6. 本研究採用之倒傳遞網路模式僅考量其中一種學習演算法（LM）構建，往後尚可嘗試以其他學習演算法來進行比較，以找出最適合肇事鑑定問題之演算法，以提升肇事責任分攤之預測之能力與準確性。

參考文獻

1. 中文部分

- [1] 吳光昇，民國 88 年，「道路交通事故鑑定滿意度調查及其作業機制之檢討研究」，國立交通大學交通運輸研究所碩士論文。
- [2] 吳宗修，民國 87 年，「非號誌化路口事故責任鑑定原則之探討」，八十七年道路交通安全與執法研討會。
- [3] 呂孟學，民國 89 年，「應用類神經網路於即時停車需求預測之研究」，國立中央大學土木工程研究所碩士論文。
- [4] 李開，民國 91 年，「行車事故鑑定制度之研究」，私立中國文化大學法學院政治學研究所碩士論文。
- [5] 周文生、陳蔚文，民國 88 年，「道路交通事故肇事原因分析程序之研究」，八十八年道路交通安全與執法研討會。
- [6] 周雍傑，民國 89 年，「以類神經網路探討都市地區肇事嚴重程度之研究」，國立成功大學交通管理科學研究所碩士論文。
- [7] 林郁志，民國 86 年，「都市地區肇事嚴重程度之分析研究」，國立成功大學交通管理科學研究所碩士論文。
- [8] 姚高橋、曾國雄、楊俊宜，民國 85 年，「交通肇事傷亡嚴重程度影響因素與執法策略研擬之研究 - 以高雄市為例」，道路交通安全與執法研討會。
- [9] 張漢威，民國 90 年，「車禍處理與鑑定實務」。
- [10] 許正文，民國 90 年，「交通事故筆錄專家系統之研究」，國立中央警察大學交通管理研究所碩士論文。
- [11] 陳高村，民國 87 年，「不同碰撞型態行為肇事原因分析與責任鑑定」，八十七年道路交通安全與執法研討會。
- [12] 陳蔚文，民國 88 年，「道路交通事故肇事原因分析程序性模式之研究」，國立中央警察大學交通管理研究所碩士論文。
- [13] 馮正民、邱裕鈞，民 93 年，「研究分析方法」，建都文化事業股份有限公司。
- [14] 黃志偉，民國 91 年，「高速公路肇事處理時間預測之研究-應用

類神經網路分析」，國立中央大學土木工程研究所碩士論文。

- [15] 湯儒彥，民國 89 年，「通行權、路權與道路使用正當性」，道路交通安全與執法研討會。
- [16] 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
- [17] 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。
- [18] 楊憲國，民國 91 年，「以類神經網路推導路口交通事故成因與改善之研究」，私立逢甲大學交通工程與管理所碩士論文。
- [19] 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。
- [20] 廖信智，民國 91 年，「事故原因鑑定準則之研擬」，國立中央警察大學交通管理研究所碩士論文。
- [21] 鄭益興，民國 91 年，「以類神經網路建立國際港口營運量預測模式-以花蓮港為例」，國立東華大學企業管理研究所碩士論文。
- [22] 魏健宏、陳奕志，民國 90 年，「類神經網路模式在國內交通運輸研究之成果評析」，運輸計劃季刊第三十卷第二期，pp. 323-348。
- [23] 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。

2. 英文部分

- [1] Al-Ghamdi, A. S. (2003) , “Analysis of traffic accidents at urban intersections in Riyadh,” *Accident Analysis and Prevention*, Vol. 35, No. 5, pp. 717-724.
- [2] Al-Ghamdi, A. S. (2002) , “Using logistic regression to estimate the influence of accident,” *Accident Analysis and Prevention*, Vol. 34, No. 6, pp. 729-741.
- [3] Evans, A. W. (2003) , “Estimating transport fatality risk from past accident data,” *Accident Analysis and Prevention*, Vol. 35, No. 4, pp. 459-472.
- [4] Fausett, L. (1994) , “Fundamentals of neural networks,” *Prentice-Hall international editions*.
- [5] Greibe, P. (2003) , “Accident prediction models for urban roads,” *Accident Analysis and Prevention*, Vol. 35, No. 2, pp.273-285.
- [6] Hasnemi, R. R., Le Blanc L. A., Rucks, C. T. and Shearry, A.(1995) , “A neural network for transportation safety modeling,” *Expert Systems with Applications*, Vol. 9, No3, pp.247-256.
- [7] Howes, P. and Crook N. (1999) , “Using input parameter influences to support the decision of feedforward neural networks,” *Neurocomputing* 24, pp.191-206.
- [8] Ivan, J. N.(1997) , “Neural network representations for arterial street incident detection data fusion,” *Transportation Research Part C*, Vol. 5, No. 3/4, pp. 245-254.
- [9] Jin, X., Srinivasay D. and Chou, R. L. (2002) , “Comparative appraisal of adaptive ANN-based freeway incident detection models,” *The IEEE 5th International Conference on Intelligent Transportation Systems, Singapore*, Vol. 3-6, pp. 720-726.
- [10] Mussone, L. (1996) , “Estimating the accident probability of a vehicular flow by means of an artificial network,” *Environment and planning B*, Vol. 23, No. 6, pp. 667-675.
- [11] Mussone, L., Ferrari, A. and Oneta, M. (1999) , “An analysis of urban collisions using an artificial intelligence,” *Accident Analysis and Prevention*, Vol. 31, No. 6, pp. 705-718.
- [12] Ogden K.W., *Safer Roads: A Guide to Road Safety Engineering*,

Avebury Techbical, 1996.

- [13] Poch, M. and Mannering, F. (1996), “Negative binomial analysis of intersection,” *Journal of Transportation Engineering*, Vol.12, No. 1, pp. 105-113.
- [14] Shanker, V. and Mannering, F. (1996) , “Statistical analysis of accident severity on rural freeways,” *Accident Analysis and Prevention*, Vol. 28, No. 3, pp. 391-741.
- [15] Srivaree-ratana, C., Konak A. and Smith A. E. (2002) , “Estimation of all-terminal network reliability using an artificial neural network,” *Computers and Operations Research*, Vol. 29, No. 7, pp. 849-868.
- [16] Walczak, S., Cerpa, N. (1999) , “Heuristic principles for the design of artificial neural networks,” *Information and Software Technology*, Vol. 41, No. 2, pp. 106-117.

