

逢甲大學
交通工程與管理學系碩士班
碩士論文

應用程序分析、分類樹與類神經網路建構
肇事鑑定模式之研究

**A Study of the Application of the Procedure
Analysis Method, the Classification Tree
Method, and Artificial Neural Network
Method to Construct the Authentication
Models of the Roadway Accidents**

指導教授：葉名山

研 究 生：劉欣憲

中 華 民 國 九 十 五 年 七 月

誌 謝

研究所生涯隨著本篇論文完成而將結束，回首修業期間點點滴滴，學生首先要感謝的是啟蒙恩師 葉名山教授，在恩師的悉心指導及不吝傳授所學下，充實學生在交通領域中的知識與技能，讓學生於學術研究的瀚海中獲益良多。

學生於撰寫論文階段，承蒙系上 邱裕鈞教授於方法論上的啟發與提供寶貴意見，使學生在論文研究內容中更臻完善。然於論文口試期間，同時承蒙警察大學 陳高村教授於百忙之中撥冗細心審閱及指正，特此表達感謝之意。在此感謝系上諸多師長充實學生在交通專業上的知識與技能，以及三位助教在選課、學習、設備上的大力支持，讓論文能更加順利完成。

感謝一起在研究所努力打拼的同窗好友鵬升、妍菁、志豪、阿舜、欣翰、聖奇、宗勳、怡霖、姿雁、庭銀、智超、堂展、耿楨、昱彰、家勝、小雅、智淮、韻珏、仁維、雅博、尚輯、芋頌，有你們一起熬夜趕報告看日出、談天說地、一起慶生、一起打球...，在我的回憶中烙下深刻回憶。同時要感謝筆事中心的大學長銘亮，在我求學過程中提供協助與解惑，以及恭文戮力協助資料整理，讓學生論文能進展順利。而同門師兄弟貴楷、雅琄、遠橋、詮勳、鴻輝、志揚在研究室裡的點點滴滴，以及莉雯、瑜珮協助資料建檔，都充實了這段匆匆而紮實生活，特此深表謝意。

感謝父母親無時無刻、無微不至的在背後默默支持與照顧，使我無後顧之憂，專心的從事研究，方能完成這篇論文；以及感謝姐姐及姐夫對我在精神上的支持；最後要感謝的是陪伴在身邊的女友季琳，一起度過這辛苦奮鬥的兩年，使緊張刺激的生活中增添了歡笑愉快的色彩。感謝身邊關心我的每個人，因為有你們的支持才会有此成就。在此，僅將我的論文獻給你們，一起分享這份喜悅。

欣憲 謹誌于

逢甲大學丘逢甲紀念館 2006 年 7 月

中文摘要

由於國內近年來肇事案件持續增加，加上國人日趨重視自身權益保障，況且事故發生後所牽涉之人員損傷與車輛賠償等法律爭議影響事故當事人甚鉅，致使國內申請車禍鑑定案例與日俱增。但國內目前行車事故鑑定委員會存在有專業鑑定人力不足與採用鑑定準則不一之問題，易造成鑑定時程延宕與品質下降之疑慮。

本研究採用程序性分析、分類樹以及類神經網路等方法建構事故鑑定模式且進行判中率分析。本研究選用之事故資料庫以兩車碰撞類型、覆議會與各地區鑑定會之鑑定責任相同之案件，且扣除資料不明者或行人、腳踏車等事故，共計有 5268 筆當事人資料(2634 件案件數)。(1)程序性事故鑑定模式方面，利用文獻彙析以挑選影響鑑定責任之變數以便其模式建構；(2)分類樹模式部份則將資料分成三種不同事故類型，並以交叉表分析篩選出顯著影響責任之因子做為輸入變數，輔以末端節點限制數不同，建構 30 種子模式供驗證之用；(3)類神經網路模式部份，篩選顯著因子部分亦採交叉分析表篩選，再利用隱藏層神經元數不同分別建構 30 種子模式作為驗證之用。然分類樹與類神經網路模式訓練資料部份將以汽車碰撞、汽機車碰撞、以及機車碰撞模式之 80%進行訓練，而驗證部份以各類型之 20%進行驗證。經由驗證結果得知，程序性模式之判中率為 62.5%，分類樹模式為 71.92%，與類神經網路模式為 67.17%，因此分類樹模式較優於程序性模式與類神經網路模式，若僅考慮現有判定規則，則程序性模式判中率可提升至 74.1%。目前研究成果顯示分類樹模式作為最佳模式，然三種之事故鑑定模式均可提供事故鑑定相關者相當之參考價值。

關鍵字：道路交通事故、交通鑑定、程序性分析、類神經網路、分類樹

Abstract

The roadway traffic accidents are increasing yearly, and the clients of the traffic accident want to protect their own rights, so that the cases of traffic accidents need to be authenticated are increasing simultaneously. However, the Local Traffic Authentication Committee (LTAAC) is lack of manpower, and the quoted authentication criteria are inconsistent by the different LTAAC. Therefore, it results a delay and decreasing the quality of the authentication case.

This study uses three methods such as the Procedural Authentication Method (PAM), the Classification Tree Method (CTM), and the Artificial Neural Network (ANN) to construct those authentication models, so that we can use these models to predict the responsibilities of the clients in a traffic accident. Also this study mainly focuses on the two-vehicle collision which doesn't include pedestrian and bicyclist. The total data includes 2,634 cases and 5,268 clients. First, the PAM uses literature review and brainstorming to find the authentication criteria. Second, the CTM uses the cross table analysis to pick up the major factors as the input variables, and then sets up the different end-node numbers. Finally, the CTM produces 30 sub-models for validating. Third, the ANN method also uses the cross table analysis to pick up the major factors as the input variables, and sets up the different neuron numbers in the hidden layer. Finally, the ANN method also produces 30 sub-models. There are three collision types: car/car、car/motorcycle、and motorcycle /motorcycle. Both the CTM and the ANN methods will use 80 percentages of cases in database for training, and 20 percentages of cases for validating. This study shows that under the existing criteria, the PAM has the better

results than the CTM and ANN method such as the accuracy percentage of the PAM are 74.1%, the accuracy percentage of the CTM are 71.92%, and the accuracy percentage of the ANN method are 67.17%. However, if we include the total client data, the accuracy percentage of the PAM will reduce into 62.5%.

Key Words : roadway traffic accident, traffic authentication, the Procedural Authentication Method, the Classification Tree Method, the Artificial Neural Network Method.



目 錄

誌 謝	I
中 文 摘 要	II
A b s t r a c t	III
目 錄	V
圖 目 錄	VIII
表 目 錄	IX
第一章 緒論	1
1.1 研究背景	1
1.2 研究動機	2
1.3 研究目的	3
1.4 研究範圍、對象與限制	3
1.5 研究架構及流程	4
第二章 文獻回顧	7
2.1 肇事責任鑑定之相關文獻	7
2.2 肇事統計分析之相關文獻	17
2.3 其他比較方法之交通相關應用	27
2.3.1 分類樹之交通相關應用	27
2.3.2 類神經網路之交通相關應用	29
第三章 研究方法	35
3.1 交叉表分析	35
3.2 程序性驗證模式	37
3.3 分類樹	38
3.3.1 分類樹之基本概念	38
3.3.2 相關演算及發展流程	38
3.4 類神經網路	44
3.4.1 類神經網路之基本概念	44
3.4.2 類神經網路之運作過程	45
3.4.3 倒傳遞類神經網路	47
3.4.4 類神經網路之效能評估	51

3.4.5 類神經網路應用於資料探勘的優缺點	52
第四章 資料統計與變數篩選	53
4.1 建檔資料代號	53
4.2 資料檢核原則	60
4.3 變數選取	63
4.3.1 資料庫記錄變數挑選	64
4.3.2 程序性模式變數挑選	66
4.4 資料基本統計及交叉分析	67
4.4.1 資料庫基本統計	67
4.4.2 交叉分析表變數挑選	78
第五章 模式建構	- 85 -
5.1 程序性模式建構	- 85 -
5.2 分類樹模式建構	- 91 -
5.3 類神經網路模式建構	- 94 -
第六章 模式驗證	- 104 -
6.1 程序性模式驗證結果	- 104 -
6.2 分類樹模式訓練及驗證結果	- 113 -
6.2.1 汽車對汽車類型分類樹模式結果分析	- 113 -
6.2.2 汽車對機車類型分類樹模式結果分析	- 115 -
6.2.3 機車對機車類型分類樹模式結果分析	- 117 -
6.2.4 分類樹最佳模式分析與探討	- 119 -
6.2.5 資料檢核前後判中率分析	- 121 -
6.3 類神經網路模式訓練及驗證結果	- 122 -
6.3.1 汽車對汽車類型類神經網路模式結果分析 -	122 -
6.3.2 汽車對機車類型類神經網路模式結果分析 -	126 -
6.3.3 機車對機車類型類神經網路模式結果分析 -	130 -
6.3.4 類神經網路最佳模式分析與探討	- 134 -
6.4 最佳模式分析	- 136 -
第七章 結論與建議	- 139 -
7.1 結論	- 139 -
7.2 建議	- 140 -

參考文獻	- 143 -
附錄一、分類樹最佳模式	- 150 -
附錄二、筆事建檔變數彙整表	- 173 -



圖 目 錄

圖 1.1、研究流程圖	6
圖 3.1、卡方檢定之虛無假設接受與否示意圖	37
圖 3.2、分類樹進行運作示意圖	42
圖 3.3、神經元之主要功能	44
圖 3.4、類神經網路之三層式架構圖	46
圖 5.1、程序性模式建構流程圖	86
圖 5.2、PAM1 肇責判定流程圖	87
圖 5.3、PAM2 肇責判定流程圖-1	88
圖 5.4、PAM2 肇責判定流程圖-2	89
圖 5.5、PAM3 肇責判定流程圖	90
圖 5.6、模式 1 之單方輸入變數之類神經網路圖	96
圖 5.7、模式 1 之雙方輸入變數之類神經網路圖	97
圖 5.8、模式 2 之單方輸入變數之類神經網路圖	98
圖 5.9、模式 2 之雙方輸入變數之類神經網路圖	99
圖 5.10、模式 3 之單方輸入變數之類神經網路圖	100
圖 5.11、模式 3 之雙方輸入變數之類神經網路圖	101
圖 6.1、分類樹汽車對汽車最佳模式 CTM1-1 示意圖	114
圖 6.2、分類樹汽車對機車最佳模式 CTM2-1 示意圖	116
圖 6.3、分類樹機車對機車最佳模式 CTM3-1 示意圖	118
圖 6.4、ANN1-5 甲方訓練之預測與實際結果分析圖	123
圖 6.5、ANN1-5 乙方訓練之預測與實際結果分析圖	123
圖 6.6、ANN1-10 單方訓練之預測與實際結果分析圖	124
圖 6.7、ANN2-5 甲方訓練之預測與實際結果分析圖	127
圖 6.8、ANN2-5 乙方訓練之預測與實際結果分析圖	127
圖 6.9、ANN2-10 單方訓練之預測與實際結果分析圖	128
圖 6.10、ANN3-2 甲方訓練之預測與實際結果分析圖	131
圖 6.11、ANN3-2 乙方訓練之預測與實際結果分析圖	131
圖 6.12、ANN3-10 單方訓練之預測與實際結果分析圖	132

表 目 錄

表 1.1、90 年至 92 年臺閩地區道路交通事故件數統計表	1
表 1.2、90 年至 92 年臺灣地區事故案件鑑定數統計表	1
表 2.1、肇事分析相關文獻彙整表	13
表 2.2、肇事統計分析相關文獻彙整表	24
表 3.1、交叉分析之次數分布	36
表 3.2、說明用之分支節點屬性分割與代號彙整表	43
表 3.3、說明用之末端節點屬性與純度之彙整表	43
表 4.1、肇事資料庫建檔之變數代號與意義說明表	53
表 4.2、資料檢核規則表	62
表 4.3、程序性驗證分析相關文獻之鑑定流程彙整表	66
表 4.4、肇事區別之次數分配表	67
表 4.5、肇事時段之次數分配表	68
表 4.6、事故位置型態之次數分配表	68
表 4.7、天候之次數分配表	68
表 4.8、光線之次數分配表	69
表 4.9、道路類別之次數分配表	69
表 4.10、道路視距之次數分配表	70
表 4.11、號誌種類之次數分配表	70
表 4.12、號誌動作之次數分配表	71
表 4.13、年齡之次數分配表	71
表 4.14、車種之次數分配表	72
表 4.15、動作之次數分配表	72
表 4.16、車輛是否過路口中心之次數分配表	72
表 4.17、閃光號誌之次數分配表	73
表 4.18、是否變換車道之次數分配表	73
表 4.19、違規行駛之次數分配表	74
表 4.20、幹道或支道之次數分配表	74
表 4.21、兩車關係之次數分配表	75
表 4.22、駕駛資格情況之次數分配表	76

表 4.23、飲酒情況之次數分配表	76
表 4.24、肇事逃逸之次數分配表	77
表 4.25、車輛碰撞部位之次數分配表	77
表 4.26、超速行駛之次數分配表	78
表 4.27、覆議會鑑定責任之次數分配表	78
表 4.28、汽車碰撞汽車事故型態卡方檢定表	80
表 4.29、汽車碰撞機車事故型態卡方檢定表	82
表 4.30、機車碰撞機車事故型態卡方檢定表	84
表 5.1、程序性驗證模式與行向之模式關係表	86
表 5.2、分類樹各模式之相關參數選取彙整表	93
表 5.3、類神經網路各模式之相關參數選取彙整表	102
表 5.4、類神經網路訓練模式相關設定	103
表 6.1、同向程序性驗證之判中分析彙整表	104
表 6.2、同向單一類型兩種判定結果之所佔百分比表	104
表 6.3、對向程序性驗證之判中分析彙整表	106
表 6.4、對向單一類型兩種判定結果之所佔百分比表	108
表 6.5、橫向程序性驗證之判中分析彙整表	109
表 6.6、橫向單一類型兩種判定結果之所佔百分比表	110
表 6.7、程序性模式驗證之判中彙整表	112
表 6.8、汽車對汽車事故之分類樹模式訓練及驗證結果	115
表 6.9、汽車對機車事故之分類樹模式訓練及驗證結果	117
表 6.10、機車對機車事故之分類樹模式訓練及驗證結果	119
表 6.11、分類樹最佳子模式彙整表	120
表 6.12、分類樹資料檢核前後最佳模式分析表	121
表 6.13、汽車對汽車事故之類神經網路訓練結果彙整表	124
表 6.14、汽車對汽車事故之類神經網路驗證結果彙整表	125
表 6.15、汽車對機車事故之類神經網路訓練結果彙整表	128
表 6.16、汽車對機車事故之類神經網路驗證結果彙整表	129
表 6.17、機車對機車事故之類神經網路訓練結果彙整表	132
表 6.18、機車對機車事故之類神經網路驗證結果彙整表	134
表 6.19、類神經網路最佳子模式彙整表	135

表 6.20、各模式最佳判中率之彙整分析表 138



第一章 緒論

1.1 研究背景

茲因近年來，臺灣地區肇事案件呈現增長之趨勢，由表 1.1 中可得知在 93 年仍有 134,194 件的道路交通事故案件數，與 92 年的 120,223 件相比，台灣地區的交通事故狀況仍無減緩之趨勢，加上國人日益重視對於自身相關權益之保護，與道路交通事故發生後，肇事責任判定對於兩造後續之民事賠償與保險理賠等息息相關，因而申請肇事案件數日益遽增，且由表 1.2 中可知 92 年申請鑑定之案件數達到 18,250 件，與 91 年之 16,706 件相較之下高出有 9.2%。

表 1.1、90 年至 93 年臺閩地區道路交通事故件數統計表

年度	A1			A2		總計		
	件數	死亡	受傷	件數	受傷	件數	死亡	受傷
90 年	3,142	3,344	1,490	61,122	79,122	64,264	3,344	80,612
91 年	2,725	2,861	1,284	83,534	108,310	86,259	2,861	109,594
92 年	2,572	2,718	1,262	117,651	155,041	120,223	2,718	156,303
93 年	2,503	2,636	1,250	131,691	171,259	134,194	2,636	172,509

資料來源：【1】

表 1.2、90 年至 92 年臺灣省事故案件鑑定數統計表

案件 種類 年度	申請總 案件數	變動比率	申請單位		鑑定與否	
			法院與 檢察署 囑託	個人申請	予以鑑 定案件	不予鑑 定案件
90 年	15,776	-	6,903	8,873	14,609	1,167
91 年	16,706	↑5.9%	6,779	9,927	15,367	1,339
92 年	18,250	↑9.2%	6,682	11,568	16,857	1,357

資料來源：【2】

然我國肇事鑑定制度以全省各地區車輛行車事故鑑定委員會(簡稱車鑑會)先行審理，倘若兩造雙方對於鑑定結果有疑議時，則提請台灣省車輛行車事故覆議委員會(簡稱覆議會)再行覆議。有鑒於各地區車鑑會委員人數僅約六人，每年需審議約千餘件事故，其負擔是相當沉重，因此容易造成鑑定時程延宕；此外，因委員任期屆滿更換與各地區車鑑會秘書或委員採用鑑定準則不一，造成事故鑑定工作缺乏良好傳承制度以及亦可能發生類似案件類型但鑑定結果卻不同之狀況。此會造成外界產生對事故鑑定品質不良之慮。

然目前在我國車輛行車事故鑑定制度中，呈現有交通事故筆錄資料品質欠佳及事故鑑定人員之專業能力不足之疑慮【14】，為解決經驗傳承不佳與引用鑑定準則不同之問題，本研究則採用程序性、分類樹與類神經網路三種方法歸納出鑑定責任之相關規則並加以預測及分析，此規則可提供後續建置決策支援系統之前端應用，亦可提供鑑定會、各保險公司以及當事者之使用。

1.2 研究動機

本研究動機整理如下：

1. 國內相關鑑定人員於事故鑑定時，因所引用之道路優先使用權法規不一，以致發生類似案件但鑑定出之結果不一之結果。本研究採用文獻評析法將有關肇事率、國內鑑定流程、分類樹與類神經網路加以回顧，並針對三種方法程序性、分類樹以及類神經網路探討其研究流程、所選用變數、事故鑑定責任判中率，並比較分析其優缺點。
2. 由於鑑定工作相關人員之人事更迭，遂造成相關經驗缺乏有效傳承機制，故本研究希望藉由專家決策過程、資料探勘與人工智慧之方法，模仿鑑定人員判定肇事責任之過程與責任歸屬將其系統化，並將其肇事責任判定加以整理，以供後續使用人員參考之依據。

1.3 研究目的

本研究進行車禍事故責任判定結果預測之研究目的如下：

1. 本研究蒐集肇事鑑定與肇事資料分析等國內、外相關文獻，利用文獻蒐集與彙整之過程，進一步彙整出與肇事責任判定相關之參考變數，再加以進行模式建構與驗證分析。
2. 藉由建構模仿專家決策過程所研擬之程序性驗證模式，提升國內肇事事故鑑定系統之判中率，並且輔以建構高預測效果之類神經網路模式以及過程透明化之分類樹模式，將結果加以比較分析，並提升預測水準至一定水準。
3. 透過事故鑑定與事故分析之相關文獻彙整，整理出程序性驗證之判定流程與相關準則，並輔之專家修正與建議，制訂一套肇事責任判定模式；再者採用各地區鑑定會與覆議會之責任鑑定結果相同之案件，輔以挑選影響事故鑑定之重要影響變數，以作為分類樹模式、類神經網路模式之輸入變數，並將資料分組進行訓練與驗證，以提高其判中精準度。最後將程序性驗證模式與分類樹模式、類神經網路模式進行比較，更進一步探討各方法之優缺與分析各方法之間差異點。
4. 本研究所建構之肇事鑑定之程序性模式驗證之方式，係模仿鑑定委員鑑定之程序與高判中率之特質，可提供未來道路交通事故肇事鑑定決策系統軟體開發之依據；再者，可加上類神經網路與分類樹兩種模式之判中率結果分析做為佐證參考之用。

1.4 研究範圍、對象與限制

本研究所建立之肇事資料庫為民國 86 年至民國 94 年之肇事資料，共有 8784 件案件數(計有 18187 筆肇事者資料)，茲因本研究範圍限定為兩車事故碰撞類型，因此非兩車碰撞之事故類型，本研究不納入考量；再者肇事事故分析資料可能因員警於事故現場蒐證繪圖及填表過程中，蒐證資料不佳與填寫資料不齊全，故

該筆資料填寫變數闕漏者，本研究加以刪除；然本研究建構之肇事事務鑑定專家支援系統所考量為省覆議會與各地區車鑑會鑑定結果一致之案件，以提升系統之共識程度，所以省覆議會與各地區車鑑會鑑定結果未有共識之資料將不於考慮。遂本研究之資料庫經上述限定條件篩選後，資料為民國 86 年至民國 94 年期間，共 2634 件案件數(共 5268 筆當事者數)。

1.5 研究架構及流程

本研究採程序性驗證的方式進行判定交通事故鑑定，且配合類神經網路與分類樹等研究方法比較之間的差異與輸出結果之優缺；再分析其各方法間之判中率，並希望藉由比較之方式以提升鑑定之判中率。本研究流程如圖 1.1 所示，而研究流程之內容詳述如下：

1. 研究界定

針對國內兩車碰撞之事故案件分析所採用鑑定流程與相關變數，建構一流程與判別機制，以利於預測事故案件之肇責；本研究仿鑑定人員思考之流程的程序性驗證分析，輔以資料探勘之分類樹、以及人工智慧之類神經網路等三種方法，進行分析與預測。

2. 文獻回顧

蒐集國內肇事責任判定與國內外肇事資料分析等相關文獻，進行變數萃取與整體方法分析，同時本研究彙整相關研究之目的、研究方法、與中意選取變數。其次本研究彙整程序性、分類樹與類神經網路之相關文獻，瞭解各種方法之應用範圍與限制條件。

3. 資料整理與輸入

資料庫以民國 86 年至 94 年九年間台灣地區所發生事故申請覆議之案件中，針對兩車交通事故碰撞之部分，加以挑選出各地區鑑定會與覆議會所鑑定之肇責結果一致者進行研究分析。而將所有變數重新分類與簡化，以供後續研究使用。同時進一步建立資料檢核機制，以確保資料之正確性。

4. 研究方法

方法將採用仿專家鑑定流程之程序性驗證分析，藉由變數選取後將鑑定流程模式化，以達公開化及流程化之目標；藉由分類樹以及類神經網路之方法，透過學習歷史資料，預測分析肇事責任之判中率。

5. 模式建構與驗證

本研究採用文獻彙整以及腦力激盪之方式進程序性驗證模式建構，並且針對不同行向與不同碰撞類型之模式進行建構。分類樹利用末端節點樣本限制數建構不同子模式加以分析，而類神經網路則採用隱藏層神經元數之不同並輔以各類型之學習演算法建構不同子模式。本研究分類樹與類神經網路之模式訓練則利用 80% 資料庫做為訓練樣本，而 20% 資料庫樣本則加以驗證分析。

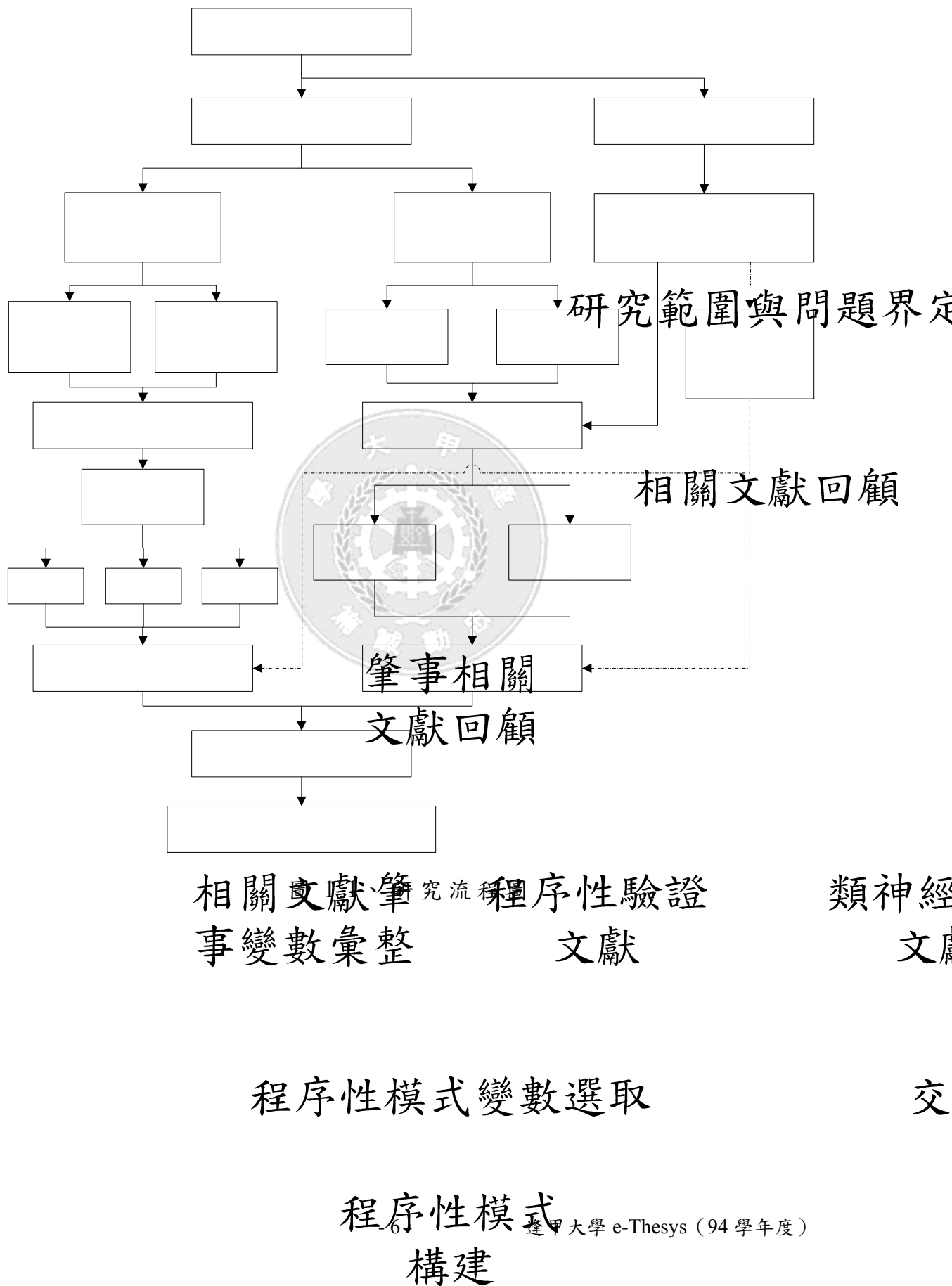
6. 比較分析

將程序性驗證模式之結果與類神經網路、分類樹進行判中率比較，且針對該三種方法加以分析比較。

7. 結論與建議

將研究內容作一綜合性歸納與整理，提出本研究所得之結論，並提出改善建議之處，作為未來相關研究之參考。

本研究流程如下圖 1.1 所示：



第二章 文獻回顧

本研究將以程序性驗證模式建構肇事責任判定模式，並且輔以類神經網路(Artificial Neural Network, ANN)以及分類樹(Classification Tree)兩種研究方法所建構之模式與前述之程序性模式比較，進行肇事事務責任判定系統之研究。本研究蒐集世界各國肇事鑑定責任之相關文獻，進而彙整肇事鑑定所採用之參考相關事故因子，且藉由各文獻了解各研究方法之相關應用限制。本章節於第一部分針對肇事責任鑑定的相關文獻進行彙整與探討；第二部分將回顧各國已進行之肇事統計分析，並且參考各文獻所挑選之變數，作為本研究後續分析參考之用；第三部分將回顧類神經網路與分類樹之方法所進行交通相關領域的研究，了解其方法之限制與相關應用。

2.1 肇事責任鑑定之相關文獻

本研究將國內肇事責任鑑定之相關研究進行整理，除參考各研究之研究方法與考量狀況外，亦可參考各研究所考量之肇事顯著影響變數。然文獻整理如后所示：

陳高村、龍天立兩君【17】研究侵權形態事故肇事責任鑑定方法構建之研究中，利用法理適用原則分析，確立道路交通事故「侵權行為」之規則條件，藉以提供建立侵權形態事故歸責法則之依據。該研究以歸責原因為主，但其與肇事鑑定責任有相輔相成之效，故本研究參考其相關變數有車輛尺度、碰撞位置、車損擦痕位置、事故型態與路權等變數。

吳宗修君【3】在非號誌化岔路口事故責任鑑定原則中探討了以路權規範為基礎，結合了車輛不同之行向研擬出了十五種路口之各類型遭遇型態，並且針對七種有潛在車流衝突之型態，配合了圖解法繪出不同之型態，研求出每種型態之違反路權優先規

範而引發車流衝突動向，以判定肇事之責任之基本原則。然若考量道路彎曲、路幅、路型與當事人本身狀態，則責任將再進行修正。該研究考量了路權優先權、車輛行向、車流遭遇型態等事故責任相關變數可供本研究參考之用。

陳高村君【18】在不同碰撞型態行為肇事原因分析與責任鑑定中，建置事故原因分析與肇事責任鑑定法則，並且提出在事故調查與鑑定作業中，研判事故發生碰撞型態是必要的，欲透過將碰撞類型以其特徵與軌跡之系統化分類，並將不同類型事故之交通行為、碰撞行為之特性、碰撞結果特徵加以歸納簡化，並且將相關變數輔以法規研判歸責法則，以釐清責任歸屬。然而本研究可參考其選取鑑定流程之相關變數有碰撞型態(對撞、角撞、側撞與追撞)、行車方向、碰撞軌跡與事故發生位置等變數。

周文生、陳蔚文兩君【11】針對國內目前肇事鑑定之原因分析的原則與方法尚未建立一套正確且可供鑑定相關單位參考之模式，遂使在相同案例判決上會有所不同之問題，研擬了全國首創以相關交通法規引用為導向的模式。該研究彙整我國交通法規有關駕駛行為與路權之規定，並結合駕駛優先權、道路優先權、侵權違規行為與其他違規行為，輔以問卷調查方式了解全國行車事故鑑定委員會（含覆議會）鑑定委員思考程序，最後利用決策樹的方式構建鑑定模式，希望藉由模式來模擬鑑定委員思考程序尋找出事故之肇因。惟該模式未能以肇責判定為最終結果並且加以驗證，僅以法規為導向，且尚未進行判中率之驗證，故在進行肇責判定上仍需詳加考慮。該研究之問卷調查結果所研擬相似鑑定委員之判定流程依序為確認行駛方向、研判路權優先順序、研判碰撞型態、確認道路型態及路況、研判駕駛行為、綜合分析肇事因果關係等，可供本研究於程序性模式分析中參考之用。

張漢威君【15】針對行車肇事於鑑定作業時應如何考慮肇事責任歸屬之疑慮中解釋其主要考量因素有三，分別為路權歸屬、駕駛行為及違規行為；然在行車事故因素分析中，也以不同行向、

碰撞類型、道路型態、駕駛行為、與相關違規事項構建出一因素分析圖，該因素分析圖形可供本研究於程序性模式分析模式構建參考之用。在張君【16】的車輛肇事鑑定之研究中，亦將肇事因素分析與肇事責任區分彙整於一張表內，該肇責因素分析表亦考量了路況、駕駛行為與違規行為等三項類別，輔以各種狀態與注意禮讓之行為，進行路權之判定後，定出肇因之區別。而該研究之肇事因素分析表與相關責任鑑定亦可供本研究於程序性模式分析中模式構建部分參考之用。

陳高村、廖信智兩君【19】主要針對路段肇事事故建立鑑定準則，該研究除整理相關法規外，主要從交通行為與事故發生的因果關係進行分析，依照各種碰撞型態輔以事故時間、事故地點與行車方向等因素，並加以系統化樹狀圖整理後，分別構建出同向與對向之事故責任歸屬之推演過程，且將此系統流程開發成一套路段交通事故原因鑑定準則之電腦軟體，以便供警方與鑑定者參考之用。惟該研究未見資料庫系統進行此系統流程之驗證，遂對於案件之判中率，仍需要再進一步之確認。本研究可參考之事故鑑定準則流程為確定事故地點、二車行駛方向、二車駕駛行為等三大要項，且該研究可所引用相關變數有碰撞型態、事故時間、事故地點與行車方向等變數亦為本研究可考量之變數。

楊宗璟、艾嘉銘兩君【30】在交通違規事故責任鑑定影響因素之分析中，利用各地區鑑定會與台灣省覆議會之鑑定結果分成鑑定結果一致與不一致兩部分，再將案件分成了十九類不同之事故類型，分別進行探討結果一致之影響因素具有共識之特性與雙方事故型態之責任輕重；而結果不一致者分別構建地區鑑定會與覆議會之影響責任結果模式。在該研究中所考慮之事故影響責任大小之變數有事故類型、車種、是否超速與其程度、是否飲酒與其程度、天色、天候、當事者雙方之相對位置、兩車動作、以及碰撞方向，然而該研究採用影響責任之相關變數可供本研究變數

採納之參考。且該研究所討論之事故型態有關責任加重部分也可供本研究進程序性模式分析之流程與責任考量上，詳加考慮。

楊宗璟、陳婉郁兩君【31】在路口橫向碰撞事故之鑑定分析中，將案件肇事案件僅考量無號誌且無幹支道區別之路口，並以橫向且雙方行車方向皆為直行動作作為探討之依據，僅探討左方車之肇事責任因素。而該研究雖將肇事類型僅考慮無號誌且無幹支道並輔以橫向之雙方直行，並單只以左方車責任來探討，讓肇事歸咎責任進行較細部之分析。該研究考慮變數有右方車是否靠右行駛、車損部位(雙方變數)、是否超速、是否飲酒、是否預見、駕駛者採取措施，除右方車是否靠右行駛之資料較難取得外，其餘肇事變數可做為本研究之變數參考依據。

邱裕鈞、方守潔兩君【9】提出由於肇事鑑定委員人力不足，加上鑑定委員累積多年鑑定經驗無法有良好之傳承制度，且於肇事案例中發生相似案件，然其肇事判別結果卻大相逕庭之狀況發生。為解決上述狀況，則藉由類神經網路(ANN)的強大學習能力，來模仿鑑定委員之判斷行為，以達到提升鑑定效率與品質，經驗傳承之目的。先以不同肇事型態之分類為基礎，針對兩車碰撞事故之各種型態進行路權判斷歸屬；而該研究以類神經網路中的倒傳遞網路(BPN)，並以交叉分析與逐步判別分析進行篩選影響變數，並利用判別分析方法構建肇事鑑定統計模型作為比較與驗證兩車碰撞事故之類神經網路的預測能力，而所得之結果為以類神經網路的各模式中，利用交叉分析判別輸入變數且將甲、乙雙方之變數皆輸入於模式中，且隱藏層為10個隱藏層節點之判中率72.67%為最高，則以此驗證判中機率最高為肇事鑑定專家系統，且類神經網路模式比判別分析方法構建肇事鑑定統計模型判中率較佳。而該研究所考量之因素，分別由交叉分析(卡方檢定)所考量之區別、車種、超速、飲酒、道路類別、道路型態、行向、車損部位、筆錄速率、是否預見、駕亡、路權共12項變數具有顯著差異；而逐步判別分析所考量之因素，透過SAS統計軟

體判別之重要性順序為路權、道路類型、行向、超速、區別、駕亡、車損部位、道路類別、車種等 9 項變數，該研究所考慮之變數可供本研究參考之用。

邱裕鈞等學者【10】，採用電腦技術建置一套兩車碰撞事故之鑑定決策支援系統，供肇事鑑定委員於鑑定案件時有一歷史資料作為參考依據可以進行判別。該研究主要以肇事案件資料庫與法規資料庫等兩大資料庫為基礎，利用 SAS 統計軟體的階層式群落分析（cluster analysis）方法，將案例之資料庫中之案件分成 40 個群落，再依照分群之結果進行判別分析（discrimination analysis）尋找出各群組之間的判別函數，以提供鑑定案例之分群索引之用。其研究佐以兩車碰撞之 31 種情境，配合路權與違規之相關法規，將此法規資料庫與案件資料分群之資料庫相連結，以方便鑑定委員查詢之用；最後利用電腦程式撰寫出此決策支援系統之介面。該研究在進行群落分析時所考慮之因素包括有車種、超速、飲酒、道路類別、道路型態、行向、車損部位、筆錄速率、是否預見、駕亡與路權等十一項變數對肇事責任輕重之影響，其所考慮之變數亦可供本研究參考之用。

葉名山、林世淵兩君【25】在事故鑑定型與理賠機制之研究中，對於無號誌交叉路口之不同行向，輔以左、右方車於不同超速、不同飲酒下制定各類型事故型態，並採用了專家問卷調查與權重分析方法之方式，擬定了兩車無號誌路口之肇責乘數分攤表，且總模式判中率為 76%。惟該研究在考慮肇責分攤表僅以路口碰撞型態輔以超速或酒駕是否加重肇責，未考量其他相關影響因素，但該研究擬定之超速或酒駕影響加減肇責與其他相關文獻為一致，故可供本研究於程序性驗證分析上參考之用。

楊宗璟等學者【32】在直行與同向右轉車發生碰撞致使一方無肇事責任之研究中，因較少研究討論直行與同向右轉車與一方無責之相關事故，然該研究採用統計分法檢定出相關變數與有無肇事責任是否顯著，而其研究結果顯示出動作及車損位置的相關

程度是較高的。該研究所採用之變數為動作、碰撞位置、預見、煞車、超速、飲酒、採取措施、車種、筆錄速率、傷亡等十項變數可供本研究變數選用參考之依據；且該研究成果顯示出動作及車損位置對有無肇因之相關程度較高亦可供本研究於程序性模式分析時考量肇因輕重之用。

楊宗璟、林芳誼兩君【33】在構建路段中變換車道者與同向直行車發生碰撞事故責任與傷亡統計模式中，構建了肇事責任與傷亡程度之多元羅吉特模式，並且分別以獨立模式與連鎖模式來構建。該研究之研究範圍僅以路段中有變換車道動作之兩車碰撞為研究對象，再將變換車道分成向左或向右分析；該研究成果可知碰撞部位、超速程度兩者影響肇事責任顯著，可供本研究於程序性驗證分析中參考之用。本研究可參考其採用變數有駕駛動作(路邊起駛、變換車道或超車型態)、超速狀況、飲酒程度、車損部位、是否預見與預見距離等變數。

邱裕鈞、郭曜彰兩君【8】在汽機車碰撞事故之鑑定決策支援系統之研究中，運用了人工智慧方法與電腦技術構建了依照案例屬性自動輸出判定責任、相似案件以及相關法規等三項資訊，供判決時參考之用。該研究採用類神經網路(ANN)之高準度預測能力來進行模式學習與驗證，並將結果變數分成單方變數與雙方變數之兩大模式，輔以卡方檢定進行變數篩選，最後以兩方肇事者輸入變數與輸出結果，且該隱藏層節點數為 15 個的時候為最佳。最後該研究將結果構建成電腦系統，以輔助鑑定委員鑑定之用。本研究可參考該研究所採用之變數有超速、飲酒、天候、道路類型、道路型態、速限、動作、行向、車損部位、筆錄速率、道路優先權等變數。

葉名山諸君【26】在應用分類樹於兩車肇事事務鑑定專家支援系統之構建的研究中，採用分類樹之公開透明化流程與易於進行人工判定的優點，進行判定兩車肇事事務責任鑑定。該研究先行以交叉表分析篩選變數後，輔以構建三種模式為所有事故類型

混合、汽車對汽車、與非汽車對汽車等三大事故類型，並配合採用資料之形式是以雙方變數(案件數)或者是單方變數(當事者)為主，構建出六個決策樹模式，而該研究之最佳模式為所有事故類型混合輔以雙方變數構建之模式，配合分支節點限制樣本為 50 時屬最佳模式；而在該研究中可知分類樹皆有將樹之節點越細分，則判中率越精準之趨勢。本研究可考量該研究中所採用之變數有年齡、車輛碰撞部位、閃光號誌、是否過路口中心、保護裝置、事故位置型態、號誌動作、道路類別、號誌種類、車種、兩車關係、違規行駛、幹道或支道、超速、駕駛人飲酒情況、動作、以及變換車道等變數。

葉名山、劉欣憲兩君【27】於道路交通事故鑑定系統之建置研究中，利用類神經網路進行肇事責任之判定，該研究雖未建置完成道路交通事故鑑定系統，但已經可以進行肇事責任判定，然根據其判中率發現雙方輸入變數模式明顯優於單方輸入變數模式，並且判中率最高為 73.68%。本研究可以考量該研究所採用之變數為超速、飲酒、天候、道路類型、道路型態、速限、動作、行向、車損部位、筆錄速率、道路優先權。

表 2.1、肇事分析相關文獻彙整表

作者(年代)	研究目的	研究方法	選取變數
陳高村、 龍天立 民 84【17】	侵權形態事故肇 事責任鑑定方法 之構建	法理適用 原則分析	車輛尺度、碰撞位 置、車損擦痕位置、 事故型態、路權
吳宗修 民 87【3】	以路權為基準構 建非號誌化交岔 路口事故責任鑑 定原則	模擬分析 與圖解法	路權優先權、車輛行 向、車流遭遇型態

表 2.1、肇事分析相關文獻彙整表(續)

作者(年代)	研究目的	研究方法	選取變數
陳高村 民 87【18】	建置不同碰撞型態行為之事故原因分析與肇事責任鑑定法則	系統化整理與圖解法	碰撞型態(對撞、角撞、側撞與追撞)、行車方向、碰撞軌跡、事故發生位置
周文生、 陳蔚文 民 88【11】	以交通法規引用為導向構建肇事鑑定之原因分析的原則與方法	決策樹	行駛方向、路權優先順序、碰撞型態、道路型態及路況、駕駛行為、綜合分析肇事因果關係
張漢威 民 90【15】	解釋行車肇事於鑑定作業時對於肇事責任歸屬所考量之因素	因素分析圖	行向、碰撞類型、道路型態、駕駛行為、相關違規事項
張漢威 民 90【16】	構建肇責因素分析表	系統化整理	路況、駕駛行為、違規行為、禮讓之行為
陳高村、 廖信智 民 91【19】	對於路段肇事事故構建鑑定準則	因果分析及系統化樹狀圖	碰撞型態、事故時間、事故地點、行車方向
楊宗璟、 艾嘉銘 民 91【30】	分析交通違規事故責任鑑定影響因素	統計分析方法	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、當事者雙方之相對位置、兩車動作、碰撞方向

表 2.1、肇事分析相關文獻彙整表(續)

作者(年代)	研究目的	研究方法	選取變數
楊宗璟、 陳婉郁 民 92【31】	構建路口橫向碰撞事故鑑定分析之模式	羅吉特模式	右方車是否靠右行駛、車損部位(雙方變數)、是否超速、是否飲酒、是否預見、駕駛者採取措施
邱裕鈞、 方守潔 民 93【9】	建置兩車碰撞事故之鑑定決策支援系統	判別分析、類神經網路	區別、車種、超速、飲酒、道路類別、道路型態、行向、車損部位、筆錄速率、是否預見、駕亡、路權
邱裕鈞諸君 民 93【10】	建置兩車碰撞事故之鑑定決策支援系統	階層式群落分析、類神經網路	車種、超速、飲酒、道路類別、道路型態、行向、車損部位、筆錄速率、是否預見、駕亡、路權
葉名山、 林世淵 民 93【25】	建置事故鑑定類型與理賠機制	專家問卷調查與權重分析	行向、左右方區別、超速、飲酒
楊宗璟諸君 民 93【32】	研究直行與同向右轉車發生碰撞致使一方無肇事責任之模式	羅吉特模式	動作、碰撞位置、預見、煞車、超速、飲酒、採取措施、車種、筆錄速率、傷亡
楊宗璟、 林芳誼 民 93【33】	構建路段中變換車道者與同向直行車發生碰撞事故責任與傷亡統計模式	多元羅吉特模式	駕駛動作(路邊起駛、變換車道或超車型態)、超速狀況、飲酒程度、車損部位、是否預見、預見距離

表 2.1、肇事分析相關文獻彙整表(續)

作者(年代)	研究目的	研究方法	選取變數
邱裕鈞、 郭曜彰 民 94【8】	建置汽機車碰撞 事故之鑑定決策 支援系統	類神經網 路	超速、飲酒、天候、 道路類型、道路型 態、速限、動作、行 向、車損部位、筆錄 速率、道路優先權
葉名山諸君 民 94【26】	應用分類樹於兩 車肇事事故鑑定 專家支援系統之 構建	資料探勘 之分類樹	年齡、車輛碰撞部 位、閃光號誌、是否 過路口中心、保護裝 置、事故位置型態、 號誌動作、道路類 別、號誌種類、車種、 兩車關係、違規行 駛、幹道或支道、超 速、駕駛人飲酒情 況、動作、變換車道
葉名山、 劉欣憲 民 94【27】	道路交通事故鑑 定系統之建置	程序性驗 證模式與 類神經網 路分析	超速、飲酒、天候、 道路類型、道路型 態、速限、動作、行 向、車損部位、筆錄 速率、道路優先權

2.2 肇事統計分析之相關文獻

Kraus等學者(1993)【51】經由高速公路肇事率模式之構建，以進行高速公路之重大傷亡肇事分析。其研究範圍乃以美國加州涵蓋三個城市之高速公路系統為主；在資料蒐集方面輔以1,986年至1987年之肇事、公路特性及交通量資料，並彙整成為六十九個路段資料，以便作為分析及模式校估之基礎。在模式構建方面，該研究假設肇事型態之發生符合卜瓦松分配，並且選擇對數線性之函數型態進行構建；而再進一步以肇事率為因變數，公路特性(車道數、護欄型式、左右路肩、右側橫斷面坡度、線形、交流道數)、時間(早、晚)、交通量為影響變數，且同時考慮其單一項效果及交叉項之效果，分別構建車道上、路外(左、右側路肩)之肇事率模式。該研究結果指出中央護欄有助於減少左側路外車禍之發生、夜間或週末假日較易發生車禍、左側路肩之缺乏對於肇事有極大影響、公路右側幾何特性影響右側路外車禍之發生、交通量對肇事發生之影響將視肇事於路外或車道上發生而不同，最後則建議可再考量駕駛行為之影響。

Fridstrom等學者(1994)【44】為了分析各國交通肇事因素與不同的曝光量、氣候條件與之關係，因此利用了卜瓦松迴歸分析之研究方法，針對丹麥、芬蘭、挪威與瑞典等四個國家為研究對象，分別對各國建立以曝光量、交通特性、氣候光線因素、事故變化趨勢、地區特性與不同種類事故之模式，然該研究所採用之資料為該四國家發生在1970年至1987年的每月交通事故。經由分析結果可以得知，氣候因素在各國各種不同種類事故發生的影響，均呈負相關；就單以降雪而言，降雪時間越長並不會造成事故發生機率增加，因為此四國積雪之氣候屬於長期性質，遂駕駛者對於降雪發生之反應較為謹慎；此外，於不同事故類型模式中，以受傷事故模式考量油耗為曝光量之解釋能力最高，然死亡事故模式之過散(overdispersion)參數值最大，由於事故發生不一定有

死亡者，死亡事故發生機率與卜瓦松機率就有差異，因此分析死亡事故較不適合使用卜瓦松迴歸。

Poch and Mannering (1996) 【59】研究在華盛頓州的主要道路之肇事頻率並且採用負二項迴歸建立肇事預測模式。輔以西元1987至1993年之間工程改善之63個路口之1,385筆肇事資料，分別建立不區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。該研究所引用之變數包括左轉、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肢數。該研究所得之結論指出負二項迴歸模式是一個較理想之預測模式，應於未來多加強在肇事事故發生頻率相關研究使用的比例。

Shankar等學者(1996) 【60】以華盛頓州1988至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。該研究定出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，且分析道路幾何因子、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，得到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 p^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。經由各種共生變數之驗證結果得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。

Shankar等學者(1997) 【61】為了找出能符合實際資料的分析模式，來探討交通是發生與各肇事因素之間的關係，由於過去分析肇事次數時，只考慮路段上發生的肇事次數，但實際資料顯示，仍有部分路段是未發生事故的(在相同觀測期間下)，因此zero-altered類型的分析模式，如zero-inflated Poisson(ZIP)、zero-inflated negative binomial(ZINB)更能符合描述實際的肇事資料。研究對象為發生在華盛頓各道路的事故，道路資料是由華盛

頓州運輸部門(WSDOT)所記錄的公路幾何設計資料、交通量資料，事故資料為州政府交通隊(WSP)所紀錄的公路事故歷史資料，資料範圍為1992年1月到1993年12月共2年的資料，並且將肇事地點區分成主要幹道、小型幹道肇事資料較符合ZINB模式，而聯絡幹道其資料較符合ZIP模式，而檢定方法除了判斷Poisson與NB的 α 值外，透過Vuong統計量可檢定ZIP與NB模式，當Vuong統計量大於1.96資料較適合zero-inflated模式，小於-1.96則較適合非zero-inflated模式，但若介於-1.96~1.96間則無法判斷。研究結果發現幾何設計會影響到肇事次數的增加，同樣也會對未發生肇事的路段增加事故發生的可能，如平坦路段變數會同時在有發生事故路段與未發生事故路段上，增加肇事機率，這些相關的肇事因素都可提供道路工程師在設計規劃道路時做為考量，可避免交通事故的發生。

Ivan等學者(1999)【49】為了瞭解單車碰撞(single crashes)與多車碰撞(multi-vehicle crashes)其發生原因之差異，蒐集同樣發生在2車道的事故案件來分析，由於過去文獻發現，肇事原因通常與交通量、道路特性有關，本研究除了考量這些因素外，另外考量道路的服務水準(Level of Service, LOS)高低，以及光線條件的充足與否，以發生在康乃狄克州1990年10月到1996年9月，共6年的事故資料為研究對象，並且蒐集當時道路交通量資料，研究方法以卜瓦松迴歸模式來分析，判斷模式的優缺則是以AIC(Akaike's Information Criterion)值最小者為較佳的模式。其結果發現，路肩的寬度對於單車碰撞的肇事次數是呈現負相關，但在多車碰撞卻呈現正相關，還有服務水準越高與可視距離超過1500英尺時會使單車碰撞次數增加，而在道路種類、號誌數目與重車比率對於多車碰撞次數會增加，此為這兩種碰撞可能因素相異之處，由於本研究的考量為道路服務水準與光線條件為主，服務水準因素為顯著，但光線因素，對於碰撞種類並無顯著影響。

Al-Ghamdi (2002)【40】以羅吉斯特迴歸研究利雅德之肇事因素的顯著性質。該研究將560件事故案例分死亡與受傷兩大類型，並將其肇事型態分成車與車、車與固定物、翻車以及車與行人之四種事故，檢定各變數後縮減成一最佳模型。該研究所選用之肇事因素分為發生地點、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，由Wald檢定確認肇事因子之誤差。該研究結果發現肇事地點與肇事原因兩變數為影響嚴重程度的最顯著因子，藉由勝算值比分析顯示路段中走錯車道之死亡事故高於路口超速事故3.26倍，故該研究可有效找出影響事故嚴重性之相關因子相互關係。

Dissanayake等學者(2002)【63】該研究蒐集1994至1996年間65歲以上年長者駕駛車輛碰撞障礙物的單車意外事故，且發生在佛羅里達州之相關資料，利用程序性羅吉斯特迴歸模式進行其事故嚴重程度預測模式之建立，並採用1993年之資料來驗證該模式。研究結果顯示，車速、安全設備的使用、撞擊點、飲酒或使用藥品、個人生理狀況、性別、駕駛人是否有過失、都市或郊區道路、道路之坡度與線型等，都是影響該類型事故傷亡嚴重程度的重要影響因素。

Al-Ghamdi (2003)【42】主要探討利雅德在西元1996至1998年間事故位置與影響因子特性間關係。該研究採用之研究方法為敘述統計學、成對樣本比較、卡方獨立性檢定，其因素特性包括事故型態、碰撞型態、發生原因與發生時間。然該研究發現於嚴重事故發生時有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%。碰撞固定物因素於本研究中對於嚴重事故與僅財產損失事故類型z-test均不顯著，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素應當納入利雅德有關當局於道路幾何設計時，需再加以審慎考量與評估。

Amoros等學者(2003)【41】為探討各地區交通安全標準訂定時所需考量的因素以避免交通意外發生，以法國東南方隆爾阿爾卑斯(Rhone-Alpes)地區8個郡的交通路網與肇事資料為研究對象，其考量因素包含道路等級(國道、高速公路、州郡道路、一般道路等)，且將道路特性分成郊區與市區兩種，以及事故發生時間與社經變數，此社經變數包含各地區人口平均年齡、肇事者駕照持有時間等，觀測期間為1986至1993年。肇事率依不同種類道路類別有不同曝光率(exposure)計算方式，高速公路、國道的曝光率是駕駛哩數，郡道、一般道路則為駕駛的行駛公里數，以油耗量來估計；在嚴重程度方面，分成死亡與受傷事件，為瞭解各地區之間肇事率與嚴重程度的差異，在肇事率以相關風險(Relative Risk,RR)來比較，也就是以一地區的肇事率為基準，與其他地區肇事率之比率；在嚴重程度以勝算值比(Odds Ratio,OR)來比較，研究方法是負二項迴歸與羅吉斯特迴歸來分析。其結果顯示，在肇事率比較中，郡道與一般道路下，Drome區的RR會高於Rhone區的2.29倍(以Rhone區為基準)，而7個地區的嚴重程度都高於Rhone區，而在郡道卻是低於此區。考量社經變數的結果顯示，新手的肇事率較一般駕駛高出0.43倍，但持學習駕照者卻少0.58倍，各地區考量社經變數與未考量時並無差異；在嚴重程度中，新手死亡機率較低，反而持學習駕照者死亡率較高。所以各地區會因為道路種類的不同而肇事率與嚴重程度也有所差異，因此各地區交通安全指標的制定，需由不同的道路等級來區分較適合。社經資料卻在各地區並無差異，表示社經資料是所有共同的特性，所以在管理上各地區應該相同。

Greibe (2003)【45】彙整先前Greibe (1995)、Hemdorff (1998)之路口與路段之事故研究，欲分析丹麥地區每日平均交通量與意外事故因素關聯性，且利用線性迴歸技術將肇事次數假定其為卜瓦松分配，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設計、土地使用等要素，並構建出數個模式來估計包括所有事故、所有受傷事故、穿越事

故與轉彎事故。該研究發現少部分道路旁之泊車和速限設備，在事故中存在相當重要性，號誌路口有較少的穿越事故，但卻有相當多追撞事故。透過車流量與影響因素間之關係，能夠有效解釋有關肇事的連續或是不同類的影響因素。該研究所選取之變數包括交通量、路段長度、規定速限、是否車道單向、車道數量、路幅寬度、分隔島類型、路旁是否設置停車格、道路類別、公車站設置與否等。

黃靖南君（民73）【28】進行高速公路肇事預測之模式構建與影響分析，該研究蒐集民國六十三年至七十年之高速公路肇事及其他相關資料，並且利用民國七十年高速公路32個區段之資料，輔以逐步迴歸法建立四個多元迴歸預測模式。然模式經檢定後，進一步分析模式意義，最後進行肇事影響因素敏感度與彈性等分析。研究結果顯示預測模式之複相關係數在0.4到0.6之間，顯示模式之預測解釋能力不甚理想。該研究所採納之變數選取有交通量、交通組成、坡度、曲率、速率、速差、天候、光線、駕駛人年齡、教育程度、駕駛行為、車種為自變數，肇事次數、肇事率、死亡人數、受傷人數等變數。

藍武王、戚培芳兩君（民85）【35】採用卜瓦松迴歸及負二項迴歸模式，考量道路特性、交通特性及管制措施三類肇事影響因素，輔以民國80年至84年之肇事案例為研究對象，分別構建高速公路三種路段主線、交流道及收費站之肇事分析模式。該研究結果發現三種路段肇事分析模式之模式解釋變數有所差異，除該解釋變數不盡相同外，亦各有不同之較適用模式，收費站路段適用卜瓦松模式，然主線及交流道路段則以負二項模式較佳；顯示主線及交流道路段之肇事發生存在過度離散(即肇事發生次數之變異數大於平均數)情形。

林郁志君（民86）【7】研究台南市之路口與路段之肇事，其目的乃是欲改善交通，減少事故的發生，故採用卜瓦松迴歸及負二項迴歸模式。該研究針對肇事地點路段及路口，選用一般線性

模式中的卜瓦松迴歸模式及負二項迴歸模式，找出與肇事因果相關的因素，作為改善交通的參考，減少肇事的發生。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，並假設其肇事死亡數與肇事次數成正比，結果指出卜瓦松及負二項分配兩模式於肇事因果分析上，卜瓦松分配較適合分析市區路口與路段之肇事。

許正文君（民90）【22】探討台北縣警察局交通隊及各分局交通事故業務承辦人探討筆錄內容、要件及證據，並利用事故原因分析於交通事故筆錄之製作，以多變量分析之因子分析法選擇行車動向、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，可解釋之總變異百分比為81.93%，並以流程圖法擷取交通事故跡證蒐集及製作筆錄所應具備之專業知識，以法則式知識表現及前向鏈結之推理方式，設計知識庫，再以離型系統設計法，構建專家系統離型，俾利進行測試，最後以實證研究法，一方面蒐集交通事故筆錄案例，輸入專家系統，再至交通隊事故審議小組，進行測試分析，彙整改進意見，進行系統修正，另一方面至實際處理交通事故之派出所實測，以兩母體成對樣本平均數差之統計法，瞭解使用專家系統與傳統筆錄製作時間有無顯著差異，評估其效益。結果顯示本系統於刑事訴訟法、筆錄製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。

表 2.2、肇事統計分析相關文獻彙整表

作者 (年代)	研究目的	研究區域	研究方法	變數選取
Kraus等 學者 (1993)	構建高速公路 肇事率模式	涵蓋美國 加州三個 城市之高 速公路	卜瓦松分 配、對數 線性迴歸	公路特性(車道 數、護欄型式、 左右路肩、右側 橫斷面坡度、線 形、交流道數)、 時間(早、晚)、交 通量
Fridstrom等 學者 (1994)	分析各國交通 肇事因素與其 他因素間關係	丹麥、芬 蘭、挪威 與瑞典等 四國	卜瓦松迴 歸	曝光量、交通特 性、氣候光線因 素、事故變化趨 勢、地區特性、 不同種類事故
Poch and Mannering (1996)	建立肇事預測 模式與肇事頻 率之研究	華盛頓州 的主要道 路	負二項迴 歸	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、 交會道路肢數
Shankar等 學者 (1996)	探討郊區高速 公路肇事嚴重 事故特性	華盛頓州	巢式羅吉 特模式	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、氣候變數

表 2.2、肇事統計分析相關文獻彙整表(續)

作者 (年代)	研究目的	研究區域	研究方法	變數選取
Ivan等 學者 (1999)	瞭解單車碰撞 與多車碰撞其 發生原因之差 異	康乃狄克 州共6年 的事故資 料	卜瓦松迴 歸	交通流量、服務 水準、路肩寬 度、視線距離、 交通號誌數目、 每日大貨車車流 比例
Al-Ghamdi (2002)	分析肇事因素 的顯著性質	沙烏地阿 拉伯利雅 德之560 件事故案 例	羅吉斯特 迴歸	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、駕照狀況
Dissanayake 等學者 (2002)	研究65歲以上 年長者駕駛車 輛碰撞障礙物 意外事故	佛羅里達 州	程序性羅 吉斯特迴 歸	車速、安全設備 的使用、撞擊 點、飲酒或使用 藥品、個人生理 狀況、性別、駕 駛人是否有過 失、都市或郊區 道路、道路之坡 度與線形
Al-Ghamdi (2003)	探討事故位置 與影響因子特 性間關係	沙烏地阿 拉伯利雅 德地區	敘述統計 學、成對 樣本比 較、卡方 獨立性檢 定	事故型態、碰撞 型態、發生原因 與發生時間

表 2.2、肇事統計分析相關文獻彙整表(續)

作者 (年代)	研究目的	研究區域	研究方法	變數選取
Amoros等 學者 (2003)	探討各地區交通安全標準訂定時所需考量的因素	法國東南方隆爾阿爾卑斯地區8個郡	負二項迴歸、羅吉斯特迴歸	道路等級、道路特性、事故發生時間、各地區人口平均年齡、肇事者駕照持有時間等
Greibe (2003)	每日平均交通量與意外事故因素關聯性	丹麥地區	卜瓦松分配、線性迴歸	交通量、路段長度、規定速限、是否車道單向、車道數量、路幅寬度、分隔島類型、路旁是否設置停車格、道路類別、公車站設置與否
黃靖南君 (民73)	構建高速公路肇事預測模式	台灣地區高速公路肇事及其他相關資料	逐步迴歸法建立多元迴歸模型	交通量、交通組成、坡度、曲率、速率、速差、天候、光線、駕駛人年齡、教育程度、駕駛行為、車種
藍武王、戚培芳兩君 (民85)	構建高速公路三種路段主線、交流道及收費站之肇事分析模式	台灣地區高速公路	卜瓦松迴歸、負二項迴歸	道路特性、交通特性及管制措施

表 2.2、肇事統計分析相關文獻彙整表(續)

作者 (年代)	研究目的	研究區域	研究方法	變數選取
林郁志君 (民86)	肇事嚴重程度 之預測模型	台南市之 路口與路 段	卜瓦松迴 歸、負二 項迴歸	肇事次數
許正文君 (民90)	建立筆錄製作 之專家系統雛 形	台北縣警 察局交通 隊及各分 局資料	多變量分 析	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

2.3 其他比較方法之交通相關應用

2.3.1 分類樹之交通相關應用

Kuhnert等學者(2000)【52】主要是採用非參數模式分類與迴歸樹(Classification and Regression Tree, CART)、MARS(Multivariate adaptive regression splines)和羅吉斯特迴歸模式等三種研究方法分析,並針對車輛碰撞造成嚴重損傷之嚴重性因素進行研究。該研究資料乃是蒐集澳洲布里斯班在西元1997年2月至1998年1月,共十二個月的時間之汽車運具之意外事故資料。該研究事故樣本是採用與病人面談所獲得之資料,然該問卷分為駕駛經驗的年別數、駕駛安全預防、駕駛者侵犯動作(driver aggression)、緊張性尋找行為(Thrill seeking behaviour)和部分之基本社經資訊;而再更近一步的針對事故發生後,經過住院六個月之後的後續問卷進行研究探討,而該份問卷則是包含駕駛經驗,駕駛者意見和行為。則所獲得樣本資料為2000筆受害者之資料,所選取樣本必需是超過17歲以上的駕駛者。然三種研究方法各採用之訓練與驗證之樣本數為CART和MARS有689個訓練

樣本和 59 個測試樣本分析，羅吉斯特迴歸在分析時以 663 個訓練樣本，以及 55 個測試樣本。該研究結果指出羅吉斯特迴歸總正確率小於 CART 和 MARS，以 MARS 而言，可以得到變數之間的交互項；CART，可以提供主要變數分割的訊息，而羅吉斯特迴歸將變數分割的訊息分析；最後則此研究再將此三個模式做整併結合之分析，於同時進行分析後，發現整體模式可以有更佳的預測程度能力。

Karlaftis 及 Golias (2003) 【53】主要以進行建立階層樹狀迴歸 (Hierarchical tree-based regression, HTBR) 來評估各種郊區道路幾何特性對事故發生率之影響，然其所分析之因素為對市區道路幾何特徵、事故率和其它影響事故率之因素；則該研究所採用之事故資料庫來自於西元 1991 年至 1995 年共五年之資料，由印地安那州的交通部所提供之道路資料庫和事故資訊紀錄的資料，道路資料庫包含道路路段資料、各路段之交通量、道路之幾何特性等，然而在事故資料庫則包含有地區、事故型態等。根據階層樹狀迴歸所構建出之結果顯示，若以多車道模式加以分析，由於樹的根部是以平均每年每日之交通量 (AADT) 發展，也是 AADT 分支出來的終端節點中事故次數也是頗高，因此最佳的變數為 AADT。然而該研究所得兩車道與多車道以迴歸樹分析之重要變數之次序，分別以 AADT 為重要變數，次等重要的為道路服務水準；然而摩擦力（時速以 40 英里行駛並採用標準輪胎駕駛於濕潤鋪面的行駛狀況）、和鋪面型態這些兩個變數是有關於道路鋪面的條件因素。

陳俊傑君 (民 91) 【21】應用資料探勘之技術分析我國警政署八十八年一月至九十年十二月之道路交通事故資料，進行資料群集化分析以及關聯規則分析。該研究進行了分成十項群集；然而亦針對當事人狀態尋找出十九項關聯規則；以及事故位置、事故類型以及型態與交通設施等三因素分析尋找出二十八項關聯規則；然針對當事者行動狀態、事故位置、事故類型及型態、車輛

損失、肇事因素與駕駛人飲酒情況等六因素分析共四項規則；且也找出道路類別、道路型態與道路障礙等三因素分析共九項規則。然該研究僅將各群集之類型以及各規則描述出來，卻未針對其中所代表引發事故之涵義進行解釋與說明較為遺憾，未來可以針對此處多加著墨。

2.3.2類神經網路之交通相關應用

Hashemi等學者（1995）【46】欲進行預測密西西比河下游段船隻意外事故與環境影響因素之間的影響，因此構建三層之倒傳遞網路演算法之類神經網路模式（neural network）來與多元判別分析、羅吉斯特迴歸互相比較，以進行船舶肇事預測之效能分析。在該研究之三種模式中探討船與船之間碰撞、船撞到固定物及船身底部碰撞事故三種事故之預測精確度，類神經網路預測率分別為67%、77%、90%，多元判別分析分別為25%、62%、65%，及羅吉斯特迴歸模式分別為33%、62%、65%，因此由該研究可以得知類神經網路提供了較佳之預測結果，且優於多元判別分析與羅吉斯特迴歸兩模式之預測結果。然該研究所挑選變數為事故時間、河流區位、氣候狀況、拖船數量、引水人有無、該水域之船舶量

Ivan（1997）【62】利用車內監視設備與迴圈式偵測器，即時偵測主要道路發生事件，對於資料融合有兩種方式：一為整合性融合(Integrated fusion)，將所觀察蒐集到的資料利用類神經網路來進行連結；另一為演算法輸出融合(Algorithm output fusion)，區分開個別來源的事件演算法，進行處理後才利用類神經網路將每個來源的輸出值作連結。該研究認為採用多種資訊來源能夠使偵測號誌化幹道的事件績效更佳。依不同的輸入與結構分成四種網路架構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，一為兩種資料來源個別採用獨自的演算法(Two input network)，最後才利用類神經網路連接；二為相同方式再將先前的輸出值加權回至原來的網路(Output memory network)；三

為相鄰路段網路(Adjacent link network)，其將路段與上下游所蒐集到的資料作為輸入變數，並利用類神經網路進行訓練；四為Full network input module detail，利用一個輸入變數來架構輸入模式，上述最終輸出值有二，再連結至類神經網路的隱藏層，構成事件偵測網路。網路績效以第四種為最佳，經上述四個道路事件偵測模式可得到很好偵測率及0.01%的更低錯誤預警頻率(false alarm rate, FAR)，且類神經網路模式於資料轉換上較其他方法能有效降低誤判率。

Mussone等學者（1999）【58】旨在分析路口事故的原因並量化路口事故的危險程度，以發生在義大利米蘭地區之交通事故紀錄資料為分析資料庫，該資料所紀錄之時間是西元1992至1995年的資料，有46,000件事故發生在交岔路口，其資料庫組成的特性有環境因素、碰撞因素和道路幾何設計因素。然該研究以時段、車流量、衝突點、交叉路口、事故型態、路面狀況及天氣等因素為網路輸入資料，構建類神經網路模式，該網路之隱藏層有4個神經元，輸出層則是事故指標，為每個交分路口發生事故危險的程度的百分比，且經過訓練及測試後，其結果顯示模式對於每個路口的事故指標值的判斷誤差均小於0.01，表示其路口事故次數的預測誤差不超過0.7件；然就影響程度而言夜間時段與無號誌路口的事務指標相對較高，結果顯示是有號誌化路口中而且只要是晚間發生碰撞事故機率較高，而在非號誌化路口晚間行人會被輾過的機率較高，整體而言類神經網路可應用於事故分析並提供正確之預測能力。

Jin等學者（2002）【50】構建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，並且輔以輸入新加坡高速公路事件所探測之車流資料、即時事件資料庫，以進行分析高速公路不確定性之事件探測績效評估，再加以比較三種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，並最後找尋最佳之高速公路

路探測模式。該研究之結果顯示出多層前饋式神經網路模式與結構機率神經網路兩模式花費過程之較少時間進行處理高速公路之事件探測上，且結構機率神經網路相較多層前饋式神經網路模式與機率神經網路模式兩模式為最佳模式並更易於彈性地做為調整。由上述兩點特性可知結構機率神經網路使高速公路自動事件探測器於提供事件資訊時，更能具有即時性與準確性。

蘇志強、趙崇仁兩君（民85）【37】探討高速公路交通事故發生之影響因子種類及特性，並回顧且瞭解現有各鑑別模式的特性與問題予以分析比較，而為滿足研究需要，擬先根據中山高速公路全線之交通特性加以分段，並就現有高速公路建立之相關資料，該研究蒐集84年7月至12月期間，高速公路全線南北兩方向，所有發生的交通事故的肇事相關資料，並隨機抽取作為類神經網路危險路段鑑別模式構建之基礎，針對類神經網路模式適用性的詳細分析與篩選，該研究選定三層、完全連結及前向的類神經網路架構，並配合倒傳遞演算法的類神經網路架構，進行模式構建，於構建過程中，分別動態調整隱藏層層數、輸入（出）處理單元數、學習速率及擾動量等相關參數，最後所得到的肇事嚴重度模式與路段相對危險度模式，可預測死亡人數、受傷人數及路段相對危險度等三項指標之準確度，分別高達90%、87%及89%。若能整合成預測之三項指標，應可有效預判高速公路全線各路段的危險等級，提供相關資訊予交通管理單位參考，達到提昇行車安全的目標。

魏開元君（民87）【36】針對路口肇事與工程因素兩者間之相互關係進行探討。影響路口肇事之工程因素相當繁多，彼此間之互動關係亦甚為複雜。自人工類神經網路之角度切入，同時將路口細分為不同的行向組合加以探討，進行微觀的路口肇事分析。該文選出台南市之69個路口，將其細分為745組行向組合，就其一年半之內發生的1225件交通事故，依據12種肇事類型分別建立肇事數量預測模式。此一模式由兩個倒傳遞類神經網路之子模

式構成，第一個為鑑別模式，依據交通動態、道路幾何、設施與管理等資料鑑別各行向組合有無事故。經鑑別出有發生事故之行向組合再以數量預估模式預估其事故件數。經訓練後之鑑別模式對各類型肇事之誤判率均低於15%，而平均誤判率則為6.07%；而數量預估模式之誤判率亦低於25%，平均值為6.67%，而其RMS 值則為0.1617。在實際路口改善方面，專家對一現有路口提出之改善策略於本模式中可得到肇事減少之結果。在應用上，為避免資源錯置，模式可用以作為改善策略評估之用。

呂孟學君（民89）【5】旨在探討台北市信義區停車需求之預測模式，該研究以類神經網路之三層、完全連結及前向式網路架構，並依倒傳遞演算法建立不同旅次目的型態預測模式，適時研擬控制策略以方便進行及時管理與控制。該研究並以北市信義區內之停車場為研究範圍，將停車場依旅次目的加以分類，再者研究對象以凱悅、信義A21、國際會議中心及信義A2等四個停車場為主。而利用進行調查所得之停車需求量以及連接路段流量兩項影響變數之資料輸入類神經網路模式訓練與測試，經該研究結果發現其所構建之停車需求量預測模式之預測效果良好，所判定之誤差較小且相關係數高。因此在即時停車需求量預測方面，該研究提供相關單位之未來預測停車需求量模式之參考雛形。

周雍傑君（民89）【12】利用倒傳遞類神經網路構建都市地區肇事嚴重程度之模式，主要目的在探討台南市區道路肇事之嚴重程度；然該研究中將分開路口與路段各自構建模式，而變數包含有路口（27種）變數、路段（31種）變數，及敏感度分析各因素傷亡影響；而該研究輔以多神經元與單神經元分別構建類神經網路並比較異同。該研究結果顯示路口多神經元的肇事嚴重度分別以死亡為50%，受傷為76.56%，未傷亡為91.82%，而平均總正確率88.45%；路口單神經元肇事嚴重度分別以死亡為50%，受傷為89.21%，未傷亡為98.31%，而平均總正確率96.26%；路段多神經元肇事嚴重度分別為死亡為50%，受傷為77.44%，未傷亡為

90.7%，平均總正確率96.26%；路段單神經元肇事嚴重度分別以死亡為50%，受傷為92.59%，未傷亡為100%，平均總正確率98.43%。然由上述數據可以得知類神經網路模式在路口、路段的肇事嚴重程度的判斷可達八成以上的正確率，該研究再經由敏感度分析結果顯示，在路口部分，當事故發生時天候不佳、潮溼路面及路面有障礙物等狀況時，肇事死亡的比例則會提高；而在路段部分，當事故發生時天候不佳及潮溼路面時肇事死亡的比例則會提高。

黃志偉君（民91）【29】茲因考量事故發生處理程序之時間特性與合理性，故構建二階段處理時間預測模式，該研究採用類神經網路之倒傳遞演算法之三層、完全連結及前向式網路架構進行構建二階段國道高速公路一、三號處理時間預測模式，並能妥善且有效率的提升高速公路運轉績效。為更進一步瞭解肇事因子間特性並有助於提升模式的預判能力，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，然該研究加以比較其預測時發生的問題與限制及各處理時間預測模式之特性。並於貢獻圖之概念進入訓練與測試範例中，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。

楊憲國君（民91）【34】採用類神經網路與負二項迴歸方法來構建交叉路口事故發生次數預測，以便進一步探討交叉路口事故主因與事故發生次數間之關係。該研究則以台中市之六十二個路口之方向組合及警察單位之交通事故資料為樣本，針對台中市交叉路口事故輔以道路幾何設計、號誌設施狀態及交通現況共分為工程影響變數（19個）、交通動態變數（7個），茲就事故資料構建交叉路口道路事故次數預測模式。該研究則將636筆資料中抽取75%進行模式構建，然以其餘25%資料進行驗證。再者，該研究比較類神經網路與負二項迴歸模式之預測能力之優缺，結果以

類神經網路之預測能力較佳，其類神經網路模式所進行之驗證資料顯示精準度為83.6%。



第三章 研究方法

於本章節將針對於挑選變數的交叉表分析以及進行模式建構與驗證的三種方法之理論基礎進行論述，分別有程序性驗證模式、類神經網路、以及分類樹，分別詳述如下。

3.1 交叉表分析

交叉表分析(Crosstabs, Cross-tabulation, 交叉分析分組列表)可以顯示兩個或多個隨機變數的聯合頻率分配表，又稱為多維度頻率分配表，它能對數值變數與字元串變數產生一個 2 維到 n 維的交叉分析列表，以及相對應的統計量，及百分比(%)、期望值(Expected)、殘差(Residual)、 χ^2 值以及 Sig 值(單側或者是雙側)等。【7】

交叉表分析程序的方法可以在敘述時，對計數資料和有序分類資料可以產生 2 維到 n 維交叉分析表，並計算相應的百分數指標、期望頻率、行／列匯總指標、各種殘差指標等；統計推定則包括了成組、配對、分層的卡方檢定、針對不同使用範圍的一大批於度量行、列變數關聯度的指標及其檢定、流行病學常用關聯度指標及其檢定等。【20】

交叉分析功能中的統計量之卡方分析統計量可以檢定變數間的獨立性，此為卡方檢定。假設兩隨機變數分別為 X 和 Y，其值分別為 x_1, x_2, \dots, x_n 和 y_1, y_2, \dots, y_m 。若兩隨機變數是獨立，則變數 X 和 Y 的聯合機率為個別機率之乘積，即：

$$P(X=x_i, Y=y_j) = P(X=x_i) \times P(Y=y_j) \dots\dots\dots (3.1)$$

$$i=1,2,\dots,n; j=1,2,\dots,m$$

假設取得 N 個觀察值，其次數分布如下表 3.1：

表 3.1、交叉分析之次數分布

		變數 Y				
		y ₁	y ₂	...	y _m	小計
變數 X	x ₁	O ₁₁	O ₁₂	...	O _{1m}	A ₁
	x ₂	O ₂₁	O ₂₂	...	O _{2m}	A ₂

	x _n	O _{n1}	O _{n2}	...	O _{nm}	A _n
	小計	B ₁	B ₂	...	B _m	N

而變數 X 的機率可用各列的和與總數 N 的比值來估計，即：

$$P(X=x_i) \approx \frac{A_i}{N} \dots\dots\dots (3.2)$$

而變數 Y 的機率可用各行的和與總數 N 的比值來估計，即：

$$P(Y=y_j) \approx \frac{B_j}{N} \dots\dots\dots (3.3)$$

若兩變數 X 和 Y 是獨立，則變數 X 和 Y 的聯合機率可估計為：

$$P(X=x_i, Y=y_j) = P(X=x_i) \times P(Y=y_j) \approx \frac{A_i}{N} \times \frac{B_j}{N} \dots\dots (3.4)$$

有了變數 X 和 Y 的聯合機率估計值後，則總數為 N 的觀察值在小方格(i,j)內（即“X=x_i, Y=y_j”）的期望個數可估計為：

$$E_{ij} \approx N \times \frac{A_i}{N} \times \frac{B_j}{N} = \frac{A_i \times B_j}{N} \dots\dots\dots (3.5)$$

因此，用以檢定兩變數 X 和 Y 是獨立的 Pearson 卡方檢定統計量為：

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \frac{(O_{ij} - E_{ij})^2}{E_{ij}} \dots\dots\dots (3.6)$$

檢定兩變數 X 和 Y 是獨立的檢定假設如下：

虛無假設 H₀：兩變數 X 和 Y 是獨立的

對立假設 H₁：兩變數 X 和 Y 是不獨立的

在虛無假設成立的條件下，意即兩變數 X 和 Y 是獨立的時候，統計量 x^2 具有卡方分配，其自由度為 $(n-1)(m-1)$ 。

若從總數為 N 的觀察值所計算出來的卡方值為 x_0 ，則當顯著水準為 α 時，若

$$P(x^2 \geq x_0) = p \geq \alpha$$

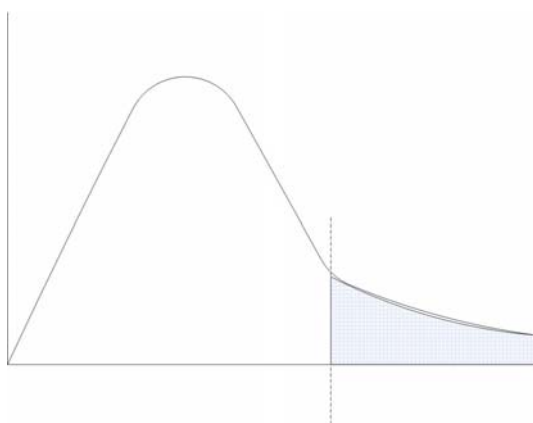


圖 3.1、卡方檢定之虛無假設接受與否示意圖

則不否定虛無假設 H_0 ，意即接受虛無假設 H_0 。

3.2 程序性驗證模式

程序性驗證模式乃是採用流程化判別方式呈現，使得使用者於肇事責任判定時可以輕易利用圖示以及流程化模式進行判定，乃是較為簡易且容易判定之方式，該方法乃具有擷取前人之經驗進行與現實狀況加以修正後，相輔相成之精神。本研究應用於肇事責任判定上，可以利用文獻回顧將重要變數選取出來，輔以進行專家訪談以及回顧彙整法規之方式得出規則以及責任輕重判定，且利用舊有之判決先例進行模式之修正，亦參考日本所建構之肇事判定責任百分比率表，作為本研究建構程序性事故責任判定之依據，藉由此提升本研究之肇事責任判中率。

3.3 分類樹

3.3.1 分類樹之基本概念

在資料探勘之技術中，以預測技術著名的乃是決策樹(decision tree)與類神經網路(artificial neural network)為主，但因類神經網路在進行預測過程中有黑箱作業之議，判定過程無法明顯呈現，因此要把紀錄分群或預測結果時，欲將整體過程輸出且易於判別而言，決策樹法為一個較佳之選擇。一般而言決策樹不一定比其他模式之預測能力精準，但是與其他模式相比，決策樹較易使人了解判別過程【4】。而在決策中有兩種不同型態的樹狀，分別為分類樹(classification tree)與迴歸分析樹(regression tree)，分類樹是在將標記紀錄分派到適當之類別中，並提供正確分類之可靠度；而迴歸分析樹乃是在估計某一變數之目標值【23】。本研究方法將各類肇事型態歸納至五種判定責任(全部原因、主要原因、同為原因、次要原因、以及無肇事原因)，故本研究採用分類樹法進行肇事鑑定之模式建構。

3.3.2 相關演算及發展流程

分類樹進行分類之演算法與分類技術陸續被提出，然常見有ID3(與之後發展的C4.5)、Gini Index、Twoing以及PRISM，其演算法之過程摘述於下：

- (1) ID3：此演算法是由昆蘭(Quinlan)所提出，ID3在決策樹歸納過程中使用了雪南(Shannon)於1949年所提出的資訊理論之中的資訊獲利(Information Gain)做為屬性之測試依據。資訊獲利是當某一屬性為決策樹節點時，其分支節點的加權熵值(Entropy)與原物件集合熵值的差距。應用於決策樹中之某一物件集合C分屬於j個不同類別，則此物件集合的熵值 $E(C)$ 公式為：

$$E(C) = - \sum_j P_j \times \log_2 P_j \cdots \cdots \cdots (3.7)$$

其中 $P_j = (\text{屬於類別 } j \text{ 的物件數}) / (C \text{ 的總物件數})$

再以屬性 A_i 為決策樹節點時，該節點以下建立了 m 個子節點，其分支節點的加權熵值計算如下式 3.16：

$$E(A_i) = \sum_{k=1}^m (n_k / n) \times E(C_k) \cdots \cdots \cdots (3.8)$$

其中 C_k 為物件集合 C 中其屬性值相同的物件子集合 k ；

$E(C_k)$ 為物件子集合 C_k 的熵值；

n 為物件集合 C 的總物件數；

n_k 為物件子集合 C_k 的物件數。

茲因資訊獲利是指選擇屬性 A_i 為決策樹節點時帶來熵值的改變程度，也就是原來物件集合的熵值，與以 A_i 為決策樹節點時，其分支節點加權熵值的差距，即 $G(A_i) = E(C) - E(A_i)$ ，最後在選取資訊獲利最大者作為選取之屬性。

- (2) C4.5：該 C4.5 演算法是由 ID3 演算法改良獲得，因 ID3 以資訊獲利為選擇分類屬性的準則，偏向選擇屬性值較多的的屬性。遂 C4.5 改以獲利比(Gain-Ratio Measure)作為選擇屬性的衡量準則，如式 3.17 所示：

$$GR(A_i) = G(A_i) / IV(A_i) \cdots \cdots \cdots (3.9)$$

其中 $GR(A_i)$ 屬性 A_i 對 C 物件集合進行分割的資訊獲利；

$IV(A_i)$ 為 A_i 屬性的資訊值 $= - \sum_m P_m \times \log_2 P_m$ ；

p_m 為 C 物件集合中，屬性之值為 a_m 的物件數/ C 的物件數。

- (3) Gini Index：在 CART 的分類法中，利用 Gini Index 之目的在於評估選取何種屬性能將節點的多樣性(Diversity)降低最多。然根節點的 Gini Index 與其爾後在進行分割之後加權的 Gini Index 應如式 3.18 與式 3.19。再將 $Gini(t)$ 扣除 $Gini'(t)$ 之值，但是該屬性為分隔條件所降低之分散度，該選取較大者為佳。然式 4 與式 5 如下所示：

$$Gini(t) = 1 - \sum_i p_i^2 \dots\dots\dots (3.10)$$

其中 t 為已知節點 t ；

P_i 為第 t 個節點中第 i 個類別之機率。

$$Gini'(t) = \frac{N_1}{N} Gini(t_1) + \frac{N_2}{N} Gini(t_2) \dots\dots\dots (3.11)$$

其中支點 t 切割成 t_1 和 t_2 ；

N_1 、 N_2 為分割成 t_1 、 t_2 中的樣本。

- (4) Twoing：該演算法其原先的概念與 Gini Index 不同，是在於計算父節點與子節點間最大的不純度改善值，目的是將所有的類別區分成兩大類。當一個目標變數(Target variable)有類別 $C = \{1, 2, 3, \dots, J\}$ ，將所有類別分成 2 個大類別如： $C_1 = \{j_1, j_2, \dots, j_n\}$ ，則 $C_2 = C - C_1$ 。然在 Twoing 進行分割時，將類別 C 分成 C_1 與 C_2 之動作視為一個二類別問題，因此於節點 t 之不純度改善值 $\Delta i(s, t)$ 的大小，茲受到類別

C_1 影響，遂將不純度改善值改寫為 $\Delta i(s, t, C_1)$ 。然而 Twoing 定義的不純度函數如式 3.20 所示：

$$\Phi(s, t) = \frac{P_L P_R}{4} \left[\sum_j |p(j|t_L) - p(j|t_R)| \right]^2 \dots\dots\dots (3.12)$$

因 Twoing 在分支時，並非評估單一節點之不純度，而以父節點與子節點之間所能改進的最大不純度值，而該分類方式與 ID3 演算法的 Entropy 值較為類似。

- (5) PRISM：該演算法於 1987 年提出，其基本概念與 ID3 相似，但 PRISM 以屬性值配對做為分類的依據；不過仍依資訊獲利為主要概念，而資訊獲利之公式改以條件機率做計算，公式如下所示：

$$\text{PRISM_Gain}(A=x) = \log_2 \left(\frac{p(A=x|P)}{p(A=x)} \right) \dots\dots\dots (3.13)$$

，當 $P(A=x|P) \neq 0$

其中 $p(A=x)$ 代表所有樣本中符合 $A=x$ 屬性值配對的樣本個數；

$p(A=x/P)$ 代表正例中符合 $A=x$ 屬性值配對的樣本個數。

3.3.3 分類樹判定方式

本研究之分類樹採用 IBM DB2 Intelligent Miner 進行模式建構，該軟體採用自行開發之演算法求得最佳模式以及完全樹狀圖，然本研究採限制末端節點數目進行樹狀之修剪，以便得知是否可以於最小樹狀圖中，獲得可以接受之驗證判中樣本數目與百分比。在此部分，本研究將說明樹狀圖使用之驗證流程與方式，茲假設出如圖 3.2 所示之一樹狀圖，然圖中所示之圓形節點代表

分類節點，該節點作用為判斷之資料進入該節點之屬性是否符合其所要求之屬性值，各點代號之屬性值如表 3.2；而菱形節點代表末端判定值之節點，該節點作用為判定“第一當事者”之最後肇事責任之歸屬，亦是作為判中率分析之依據，而末端節點代號如表 3.3 所示。

本研究將舉一例說明之該圖表之使用方式：一筆案件將進行判定，首先於節點 1 代表是第一當事者之兩車關係為橫向左方車與橫向右方車，在該案例中假若一車為橫向左方車或橫向右方車，則在節點 1 須向左方進行並進入節點 2；而節點 2 屬性為第二當事者之幹道或支道是屬於哪一類型，倘若第二當事者是支道則向右方進行並且進入節點 5；而節點 5 為第一當事者之動作為哪一動作類型，假若其第一當事者之動作為直行，則向左方進行至末端節點 10 做判定第一當事者為完全原因，但若第一當事者之動作“不為”直行則向右方進行至末端節點 11 做判定第一當事者為無肇事原因。

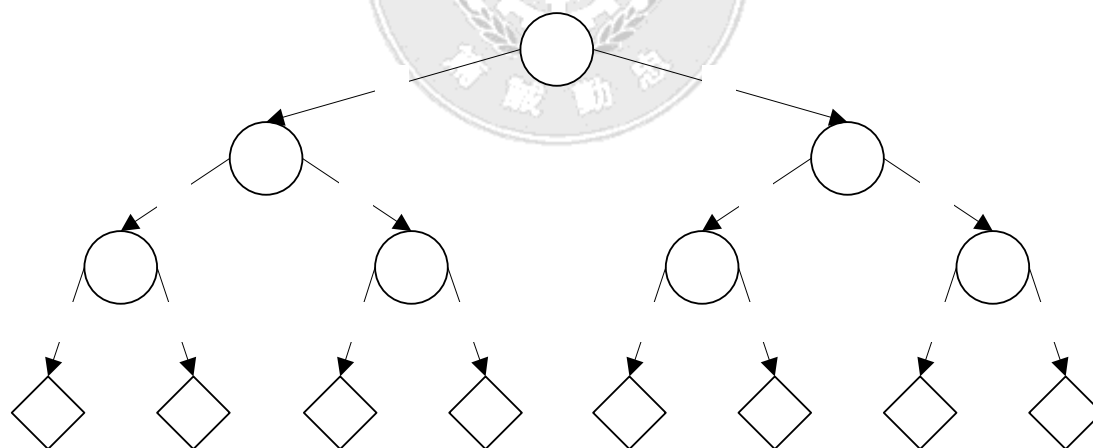


圖 3.2、分類樹進行運作示意圖

表 3.2 說明用之分支節點屬性分割與代號彙整表

節點	1	2	3	4
屬性	兩車關係 1	幹道或支道 2	違規行駛 1	車種 1
屬性值	5,6	2	3	2
節點	5	6	7	
屬性	動作 1	違規行駛 2	違規行駛 2	
屬性值	1,7	3,5	2,3	

註：1.屬性中的數值，“兩車關係 1”的 1 所指為第一當事者

2.以上節點屬性與屬性值僅以假設表示說明之，未經軟體分析

表 3.3 說明用之末端節點屬性與純度之彙整表

節點	8	9	10	11
標記	無因	無因	完全	無因
純度	66.7%	66.7%	50%	100%
節點	12	13	14	15
標記	完全	次因	次因	主因
純度	42.9%	55.6%	41.7%	78.7%

註：1.以上各節點判定皆屬第一當事者之責任

2.以上節點標記與純度僅以假設表示說明之，未經軟體分析

3.4 類神經網路

3.4.1 類神經網路之基本概念

類神經網路(neural network)是人工智慧的一種，也就是醫學、數學、資訊工程與電子工程領域研究的結合應用。類神經網路系統是利用大量的人工神經元的組合模擬大腦神經細胞的運作方式，由一些高度連結的處理單元(稱做為節點或是神經元，neuron)組成一動態的運算系統，建構成網路架構來模擬人類神經之功能。類神經網路會透過訓練資料的訓練來修正網路的參數，使整個網路模式符合訓練資料特性，並將經驗(修正的參數值)儲存在網路中。藉由此不斷的自我調整，使得輸入的資訊在經過神經元的運算之後能得到預設的輸出結果。

類神經網路是由許多人工神經元所組成，而人工神經元即為處理單元，大多數的演算工作均在此完成，而網路中各處理單元間以適當方式連接，而形成不同網路模式。而處理單元的主要功能是將輸入資料向量經過集合、轉換等過程，產生一輸出向量成為下個處理單元的輸入值或最終的輸出值。下圖 3.3 為主要處理單元之示意圖：

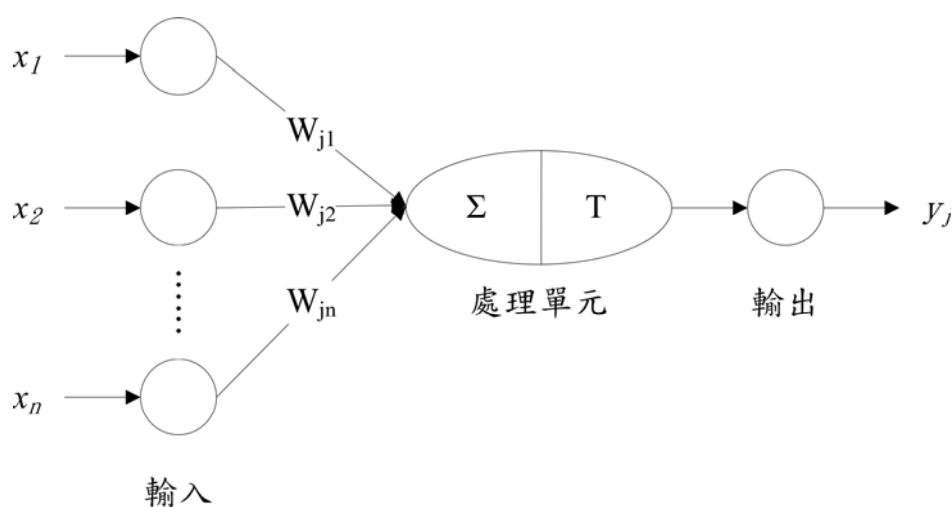


圖 3.3、神經元之主要功能

類神經網路由人工神經元是生物神經元的模擬，它是將外部的輸入值，經由加總及轉換函數的作用後輸出其結果，而透過大量的人工神經元作用，可用來解決不確定性的問題或輸入及輸出間存在複雜的非線性關係問題。類神經網路的主要單元、架構與運作方法說明如下所述。【23】

3.4.2 類神經網路之運作過程

類神經網路的運作過程主要分成兩個階段：

- (1) 訓練階段：調整網路內部各節點連結的權重值，使得輸入值經過網路計算之後能得到目標的輸出值。訓練(Training)或學習(Learning)過程－訓練或學習之目的在決定網路的連結加權值與偏權值，此過程為類神經網路的構建階段。類神經網路可依學習方式來分類可分為監督式學習網路(Supervised learning network)、無監督式學習網路(Unsupervised learning network)、聯想式學習網路(Associate learning network)、最適化應用網路(Optimization)。
- (2) 測試階段：驗證網路的準確度或是利用訓練完成的網路進行預測。模擬(Simulating)或回想(Recalling)過程－模擬或回想之目的在決定網路的預測輸出值或驗證網路的準確度，此過程則為類神經網路的實際應用操作的方法。

類神經網路的網路架構是由有許多處理單元所連接而成，一般主要的內部結構可分為三層，如圖 3.4，並且包含了：

- (1) 輸入層：接收外來的訊號並將此訊號傳入類神經網路中，以便進行處理，其內容主要為放置輸入變數，神經元的個數即代表輸入變數的個數。
- (2) 隱藏層：對輸入層接收的訊號進行處理，但使用者看不見整個處理過程。主要為提供各變數間作交互作用影響之用，其中隱藏層的數目，可不只一層，可採取多層的隱藏層，在部份問

題模型亦可不需隱藏層。隱藏層的主要是用來表達複雜的交互作用關係，而隱藏層中的神經元的數目亦有相似的作用。

- (3) 輸出層：將隱藏層處理後的訊號傳送到外界。用來輸出網路的結果，其神經元數目，依問題類型而決定。具有輸入層、隱藏層、輸出層的類神經網路又稱為多層網路，而沒有隱藏層僅有輸入層及輸出層的類神經網路則稱為單層網路，單層網路一般應用在具線性關係的問題方面，而多層網路因具有隱藏層則可用來處理複雜的非線性問題。

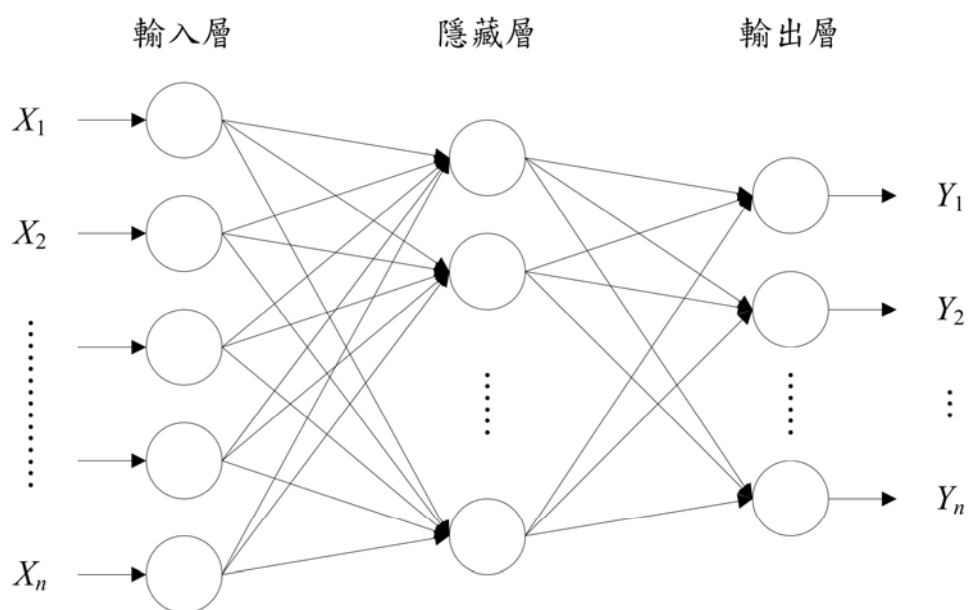


圖 3.4、類神經網路之三層式架構圖

近年來，類神經網路已成功地應用在許多科學領域中，包括資料探勘中的分類法。雖然還可因無需複雜的運算，而於較短的時間內獲得優於傳統分類法的準確度。

除了預測的準確度較高之外，類神經網路分類法對於某些含有錯誤的資料，也具有部分容錯的功能。運用類神經網路進行分類時並不太需要用到專業領域的知識，這意味著不論是應用在信用等級的分類、或是區分是否購買筆記型電腦等方面，以類神經網路的觀點來看都是一樣的，因為對其而言只是在不同的數值上做運算而已，並不需要針對各種專業領域做區分。這也使得類神

經網路的探勘結果不太容易與各種領域的專業知識相結合，同時類神經網路所建立的分類模型也不容易用來解釋分類的原因。

對於類神經網路進行分類的訓練，其輸入向量是由訓練樣本中每一個屬性的值所構成的，而輸出向量(或輸出值)則代表該訓練樣本所屬的類別。透過神經網路的訓練，可調整網路內部節點連結的權重值，使得每一筆訓練樣本的屬性輸入之後，經由神經網路的計算，均可得到該訓練樣本所屬的類別。

神經網路的訓練最重要的求得一組權重值，使得輸入向量經過運算之後可以得到輸出向量(或輸出值)。權重值的調整與神經網路內部的運算函數有關，此部分的變化相當多。倘若以最簡單的內積運算來做說明：

假設輸入向量為 $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik})$ ，輸出值為 $y_i, i=1,2,\dots,n$ ，神經網路的訓練將找出權重向量 $W=(w_1, w_2, \dots, w_k)$ ，使得

$$X_i \cdot W = \sum_{j=1}^k x_{ij} \cdot w_j = y_i, \quad i=1,2,\dots,n \dots\dots\dots (3.14)$$

為了使權重值的調整更容易進行，假設輸出值 y_i 為非 0 即 1 的二元值，則可令 X_i 與 W 的內積小於等於 0 時輸出 0，大於 0 時輸出 1。

訓練之初，神經網路將以預設或是亂數選取的方式設定初使的權重值，接著一筆訓練樣本輸入，進行回授(feedback)調整權重值，使得輸出與目標值吻合，反覆進行同樣的步驟，直到每一筆訓練樣本均可得到目標輸出值為止。

3.4.3 倒傳遞類神經網路

在眾多的類神經網路模式中，倒傳遞網路(Back-propagation network; BPN)模式為應用最普及的模式之一，可適用於分類與預

測之問題。最早的倒傳遞類神經網路模式，是由 Werbos 於 1974 年在其博士論文中提出了隱藏層的學習演算法。到了 1985 年 Parker 與 Rumelhart 等學者分別發表了有關倒傳遞網路文章，使得倒傳遞網路為眾所皆知。倒傳遞類神經網路模式即是透過部份訓練資料，使模式將相關經驗儲存於網路各連結與處理單元之中，而不同輸入訊號，透過網路中各連結加權值(Weight)的調整後輸入至各處理單元，而處理單元再利用集成函數(Aggregation function)與轉換函數將輸入值轉換，並產生最終之輸出值。而倒傳遞網路的運作亦具有訓練(Training)與模擬(Simulating)兩個過程【38】，下面就敘述倒傳遞網路的操作與運用過程：

(1)訓練過程

由於倒傳遞網路的訓練方法為監督式(Supervised)的網路，必須從待處理的範圍中取出一部分的變數資料及輸出參考值，作為訓練學習的範本。而有關訓練的過程是將這些訓練資料輸入倒傳遞網路中，以最陡坡降法(Gradient steepest descent method)進行連結加權值與偏權值(Bias)的反覆修正，當誤差收斂至容許值時即可完成訓練。由於連結加權值與偏權值的修正過程不但有正向傳遞的行為，同時也有倒傳遞的現象，因此稱為倒傳遞類神經網路。下式分為別連結加權值的調整方式與偏權值的調整計算方式：

$$w_{i,j}^m(k+1) = w_{i,j}^m(k) - \alpha \frac{\partial \hat{F}}{\partial w_{i,j}^m} \dots\dots\dots (3.15)$$

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha \frac{\partial \hat{F}}{\partial b_i^m} \dots\dots\dots (3.16)$$

其中， $w_{i,j}^m$ 為第 m 層的 i 單元至 j 單元的連結加權值；

b_i^m 為第 m 層的 i 單元偏權值；

k 疊代次數；

a 學習速率；

$F(x)$ 為即能量函數(Energy function)；

$\frac{\partial \hat{F}}{\partial w_{i,j}^m}$ ， $\frac{\partial \hat{F}}{\partial b_i^m}$ 為倒傳遞的靈敏度，可由輸入層的靈敏度

倒傳遞推求各層的靈敏度，故稱為倒傳遞網路。

網路的訓練過程目的即為使能量函數最小化之過程，透過使能量達到最小化來降低理論輸出值與網路實際輸出值之差距，當每一個輸入向量作用於網路，就比較其網路輸出與其目標。而訓練演算法其功能就是要來調整網路參數以達到最小化能量(最小化誤差)，而能量函數表示方法如下式：

$$F(x) = E[e^2] = E[(t - a)^2] \dots \dots \dots (3.17)$$

其中， x 是網路權重值和偏權值向量；

t 為目標輸出向量；

a 為推論輸出向量。

倒傳遞網路的訓練步驟：

- (1)隨機設定連結加權值與各偏權值。
- (2)選擇輸入向量(p)，並將其輸入網路之輸入層中。
- (3)根據目前的連結加權值求得網路的實際輸出向量(a)。
- (4)計算實際輸出向量與理論輸出向量之差異(t-a)
- (5)調整網路的連結加權值以降低網路的能量函數

並且重覆步驟(2)至(5)，直到所有訓練資料均完成訓練，並使網路能量函數收斂為止。

(2)模擬過程

模擬的過程是利用倒傳遞類神經網路訓練完成所得的網路各連結加權值與偏權值，來進行進模擬，將輸入向量經過網路連結加權值作用，透過每個處理單元集成函數加總、偏權值修正後，再經過轉換函數的轉換後，即形成該處理單元的輸出值，再將輸出值送往下一層之連結處理單元處理，最終至輸出處理單元輸出，即完成模擬之過程。以第 n 層的第 j 個單元 a_j^n 的輸出值如下式：

$$a_j^n = f\left(\sum_{i,j} w_{ij} p_i + b_j\right) \cdots \cdots \cdots (3.18)$$

其中， $\sum_{i,j} w_{ij} p_i$ 為集成函數；

f 為轉換函數； w_{ij} 為介於第 $n-1$ 層的第 i 個處理單元，與第 n 層的第 j 個處理單元間的連結加權值；及 b_j 為第 n 層的第 j 個處理單元偏權值。

常用之轉換函數(f)大多為非線性之函數，包括有雙彎曲函數(Sigmoid Function)及雙彎曲線正切函數(Hyperbolic Tangent Function)。其函數特徵如下：

(1) 雙彎曲線函數(Sigmoid Function)

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \cdots \cdots \cdots (3.19)$$

其值介於 0 至 1 之間，當 x 值趨於無窮大時，函數值趨近於 1；當 x 趨於負無窮大時，函數值趨近於 0。

(2) 雙彎曲線正切函數(Hyperbolic Tangent Function)

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \dots\dots\dots (3.20)$$

其值介於-1 至 1 之間，當 x 值趨近正無窮大時，函數值趨近於 1；當 x 值趨近負無窮大時，函數趨近於-1。

3.4.4 類神經網路之效能評估

為了解類神經網路訓練的成果，在訓練網路前必需將樣本隨機分類成訓練組資料與測試組資料，做為驗證類神經網路效能之用。以訓練組資料來訓練類神經路，當訓練完畢時，再以測試組資料來驗證網路性能是否良好。網路的誤差表示方法有下列兩種：

a. 均方誤差(Mean Square Error, MSE)

函數型問題之網路誤差可用均方誤差來表示，下式為均方誤差之定義：

$$F = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \dots\dots\dots (3.21)$$

其中， F為均方誤差；

N為範例數目；

t_i 為第*i*個目標輸出值；

a_i 為第*i*個推論輸出值。

b. 正確率

分類型問題之網路誤差可用正確率或誤判率來表示，下式正確率之定義：

$$\text{正確率} = \frac{\text{正確判斷的測試範例數}}{\text{測試的範例總數}} \dots\dots\dots (3.22)$$

均方誤差與正確率的變化情形大致上呈現固定，一般而言均方誤差愈小相對的其正確率也就愈高。

3.4.5 類神經網路應用於資料探勘的優缺點

類神經網路應用於資料探勘上則具有良好之預測與分類功能，其使用上亦會有其優勢及缺失，則類神經網路應用上之優點為：【24】

- (1) 類神經網路對於包含大量的混亂輸入資料的資料集很適合去分析。類神經網路的評估函數中，像 S-字型函數，能夠對錯誤作圓滑式地轉換。
- (2) 類神經網路對於數值性的結果的處理和預測會比類別性的結果要來的好。然而，類別性資料需要進一步地轉換。
- (3) 類神經網路能使用在有包含時間因素的資料。
- (4) 類神經網路對於一些專業的領域，能一致性地完成。
- (5) 類神經網路能夠使用監督式和非監督式學習法。

然而在類神經網路應用上之缺點則有：

- (1) 類神經網路最引人詬病的是它缺乏能力去解釋它們的運轉的狀態。
- (2) 類神經網路學習演算法不能保證能收斂到最佳的答案。而大多數的類神經網路均能藉由學習參數來解決。
- (3) 類神經網路對於“訓練資料”會比對“測試資料”容易被過度訓練，此問題能經由一致性地測量“測試資料的效能”來監視。

第四章 資料統計與變數篩選

本章節將介紹資料建檔時所採用之變數意義與代號並且說明；進一步制定檢核原則進行初步資料篩選後與資料彙整，再進行變數選取之步驟，將各模式建構所需之變數因子選取出來，以供後續模式建構之用。選取方式分成文獻回顧及專家腦力激盪挑選，以及交叉分析表之卡方檢定挑選等兩種方式。最後整理已完成篩選之事故資料庫並進行基本統計與事故碰撞類型統計。詳細說明敘述如后。

4.1 建檔資料代號

本研究建置之肇事事故資料庫，大多數採用分類變數進行處理，但尚有部分未能以分類處理之變數，如：事故案號、事故發生年月日、當事者年齡等，皆以連續數值建檔，在後續研究中將再針對所需變數進行分類。表 4.1 為本研究肇事資料庫建檔之變數代號與意義說明。

表 4.1、肇事資料庫建檔之變數代號與意義說明表

變數	變數意義	變數內容要項
肇事區別	事故發生時所在縣市區域之位置	1. 北基宜 2. 桃竹苗 3. 中彰投 4. 雲嘉南 5. 高屏澎 6. 花東 7. 不明
行向關係	兩車相對行車方向	1. 同向 2. 橫向 3. 對向

表 4.1、肇事資料庫建檔之變數代號與意義說明表(續)

變數	變數意義	變數內容要項
肇事時段	事故發生之時段	1. 凌晨(00:00(含)~04:00(不含)) 2. 清晨(04:00(含)~08:00(不含)) 3. 上午(08:00(含)~12:00(不含)) 4. 下午(12:00(含)~16:00(不含)) 5. 晚上(16:00(含)~20:00(不含)) 6. 夜晚(20:00(含)~24:00(不含))
事故位置型態	事故發生於道路之位置地點	1. 有號誌路口 2. 無號誌路口 3. 路段 4. 路邊起始
天候	事故發生當時之天氣概況	1. 惡劣天候(暴雨、強風、風砂、霧、煙、雪) 2. 雨 3. 陰、晴(無雨)
光線	事故發生時光線亮度與照明相關狀況	1. 日間自然光 2. 晨或暮光 3. 夜間(或隧道、地下道、涵洞)有照明 4. 夜間(或隧道、地下道、涵洞)無照明
道路類別	事故發生所在位置之道路等級	1. 國道 2. 省道 3. 縣道 4. 鄉道 5. 市區道路 6. 其他(村里道路、專用道路)

表 4.1、肇事資料庫建檔之變數代號與意義說明表(續)

變數	變數意義	變數內容要項
速 限	事 故 發 生 位 置 所 在 地 之 規 定 速 限	1. 30km/hr 2. 40km/hr 3. 50km/hr 4. 60km/hr 5. 70km/hr 6. 80km/hr 7. 90km/hr 8. 100km/hr(含以上) 9. 不明(筆錄無資料)
道路視距	事 故 發 生 時 道 路 視 距 狀 況	1. 不良(彎道、坡道、建築物、樹木、 農作物、路上停放車輛) 2. 良好 3. 其他
號誌種類	事 故 發 生 前 之 路 口 或 路 段 號 誌 狀 況	1. 行車管制號誌 2. 行車管制號誌(附設行人專用號誌) 3. 閃光號誌 4. 無號誌
號誌動作	事 故 發 生 前 號 誌 正 常 運 作 與 否	1. 正常 2. 不正常 3. 無動作 4. 無號誌
性 別	當 事 者 之 性 別	1. 男 2. 女
年 齡	當 事 者 之 年 齡	1. 20 歲以下(不含 20 歲) 2. 20~35 歲(含 20 歲，不含 35 歲) 3. 35~50 歲(含 35 歲，不含 50 歲) 4. 50~65 歲(含 50 歲，不含 65 歲) 5. 65 以上(含 65 歲) 6. 不明

表 4.1、肇事資料庫建檔之變數代號與意義說明表(續)

變數	變數意義	變數內容要項
車種	事故發生時當事人所駕駛之車種	1. 小車(小客車、小貨車、小客貨、營小客車) 2. 大車(大貨車、大客車、聯結車) 3. 機車(重機、輕機、大型重型機車)
行車方向	事故發生前當事者之行向	1. 東向西 2. 西向東 3. 南向北 4. 北向南 5. 其他(多路口) 6. 圓環
動作	事故發生前當事者之行車動作	1. 直行 2. 右轉 3. 左轉 4. 迴轉 5. 靜止 6. 倒車
車輛是否過路口中心	事故發生前當事者之車輛是否過路口中心	1. 否 2. 是 3. 非路口
閃光號誌	事故發生時閃光號誌之狀態	1. 閃紅 2. 閃黃 3. 無閃光號誌 4. 非閃光號誌路口型態

表 4.1、肇事資料庫建檔之變數代號與意義說明表(續)

變數	變數意義	變數內容要項
是否變換車道	事故發生前當事者是否有變化車道之動作	1. 無 2. 有 3. 有超車動作 4. 不明
違規行駛	事故發生前當事者是否有違規行駛之狀態	1. 入侵對向車道 2. 逆向 3. 無違規 4. 不明 5. 未行駛於指定車道上 6. 未依標誌標線行駛
幹道或支道	事故發生前當事者所在之車道為幹道或支道	1. 幹道 2. 支道 3. 不明 4. 同為幹支道
兩車關係	事故發生前雙方當事者之相對關係	1. 同向前車 2. 同向後車 3. 同向左方車 4. 同向右方車 5. 橫向左方車 6. 橫向右方車 7. 對向 8. 路邊起駛 9. 不明

表 4.1、肇事資料庫建檔之變數代號與意義說明表(續)

變數	變數意義	變數內容要項
原所在位置快車道數	事故發生前當事者所在位置之車道數	1. 單車道 2. 雙車道 3. 三車道 4. 四車道 5. 五車道以上 6. 不明
轉後(下一位置)快車道數	事故發生前當事者欲抵達下一路口或路段之車道數	1. 單車道 2. 雙車道 3. 三車道 4. 四車道 5. 五車道以上 6. 不明
駕駛人受傷程度	事故發生後當事者之受傷程度	1. 死亡 2. 受傷 3. 未受傷 4. 不明
駕駛人資格情況	事故發生前當事者持有之駕駛執照之情形	1. 有適當駕照 2. 無照駕駛 3. 駕照吊扣(銷) 4. 無適當駕照 5. 不明
飲酒情況	事故發生當時當事人的飲酒程度	1. 有(大於 0.55mg/l) 2. 有(0.25 mg/l~0.55mg/l) 3. 經酒測合格(小於 0.25 mg/l) 4. 無 5. 不明

表 4.1、肇事資料庫建檔之變數代號與意義說明表(續)

變數	變數意義	變數內容要項
肇事逃逸	事故發生後當事者是否肇事逃逸	1. 否 2. 是
車輛碰撞部位	事故發生後車輛所受損害之位置	1. 右前 2. 右側 3. 右後 4. 後面 5. 左後 6. 左側 7. 左前 8. 前 9. 無碰撞或碰撞位置不明
超速行駛	事故發生前當事者超速的程度	1. 嚴重超速(超過速限 20 公里以上者) 2. 超速(超過速限 0~20 公里者) 3. 無 4. 不明(筆錄上無記載者)
筆錄速度	事故發生後當事者描述之第一次筆錄速度	1. 30 KMH 以下 2. 31KMH ~40 KMH 3. 41KMH ~50 KMH 4. 51KMH ~60 KMH 5. 61KMH ~70 KMH 6. 71KMH 以上 7. 不明
肇事責任	覆議會與車鑑會所鑑定責任	1. 全部原因 2. 主要原因 3. 同為原因 4. 次要原因 5. 完全無因

4.2 資料檢核原則

本研究所建置之肇事資料庫因變項繁多，以及建檔人員輸入案件認知不一致，故需進一步實行資料整理及資料篩選動作，以提升後續資料分析以及模式驗證時之判中率。本研究分兩步驟篩選與檢視資料之正確度，第一部份為篩選資料，因資料庫之資料型態不一定符合本研究之類型，故設定七種資料型態為本研究將不採用之資料，如下：

- (1) 事故案件為非兩車事故類型。
- (2) 各地區車鑑會與覆議會所鑑定之肇事責任不一致者。
- (3) 各地區車鑑會與覆議會之鑑定責任該變數欄位闕漏。
- (4) 各地區車鑑會與覆議會肇責相同，但肇責判定確屬分析函覆或是不予鑑定之資料。
- (5) 重要變數如兩車行向關係、事故位置型態、或者是車輛動作等不明狀況過多，故本研究則將檢核該類資料。
- (6) 兩車事故非為肇事逃逸案件，但卻有一方資料完全無法輸入。
- (7) 兩造雙方其中一方為人、腳踏車、動物、固定物設施等非為機車、汽車之資料。

然本研究針對上述七種狀況將先檢視書面檔案，倘若為建檔人員之疏失或錯誤則將資料予以斧正，如資料無法更新者將則不加以考量並予以刪除。

第二部份則採檢核機制進行資料檢核，利用兩車碰撞會產生之情境與其他相關變數的關聯進行設立 18 項檢核原則，如資料不符設定規則，將進行資料確認並立即修正資料建檔，細部檢核原則如下：

規則 1：在肇事責任之建檔選項中，甲、乙雙方之肇事責任應為互相對應。

- 規則2： 在行向關係之建檔選項中，甲、乙雙方之行向關係應為一致。
- 規則3： 在事故位置型態以及號誌種類之建檔選項中，當事者本身對此兩變數應該有其對應關係。
- 規則4： 若事故位置及型態發生在路段時，則兩車事故之行向關係應大多為同向或者是對向，如為橫向則將資料進行檢視。
- 規則5： 採用閃光號誌以及事故位置型態之有號誌路口應相對應。
- 規則6： 採用號誌變數之間合理性進行檢核，亦利用閃光號誌以及號誌種類之間對應關係進行檢核。
- 規則7： 採用號誌運作狀況以及號誌種類之對應進行檢核。
- 規則8： 藉由幹支道區別確認閃光號誌之燈號是否正確。
- 規則9： 透過幹支道區別甲、乙雙方應互相對應。
- 規則10： 本規則針對事故發生後肇事逃逸未有查獲，因此於性別欄位將為肇事逃逸尚未查獲，而肇事逃逸欄位中必為是肇事逃逸。
- 規則11： 針對肇事逃逸未有查獲後但個人資料卻填有相關資料，或者是當事人資料不全等狀況進行資料檢核。
- 規則12： 兩車關係為同向且車輛動作不為倒車撞時，則甲、乙兩車之行車方向應為相同方向。
- 規則13： 兩車關係為同向且車輛動作為倒車撞時，則甲、乙兩車之行車方向應為相反方向。
- 規則14： 兩車關係為對向時，則甲、乙兩車之行車方向應為相對方向。
- 規則15： 兩車關係為橫向左右方時，則甲、乙兩車之行車方向應互為直角方向。
- 規則16： 行向關係以及兩車關係應互相有對應關係。
- 規則17： 兩造雙方之兩車關係應相互對應。
- 規則18： 在事故位置型態是否為路口以及車輛是否過路口中心來進行檢核。

本研究將上述規則導入代號檢核分析，並且將各規則代號所需符合之排列組合列出，如表 4.2 之資料檢核規則表以利進行規則檢核執行。

表 4.2、資料檢核規則表

規則	選取 要項	(參照變數,參照變數)	所需符合之代號
規則 1	(甲,乙)	(肇事責任,肇事責任)	(1,5)、(2,4)、(3,3)、(4,2)、 (5,1)、(6,6)、(7,7)
規則 2	(甲,乙)	(行向關係,行向關係)	(1,1)、(2,2)、(3,3)
規則 3	(甲,甲)	(事故位置型態,號誌 種類)	(1,1)、(1,2)、(1,3)、(2,4)、 (3,4)
規則 4	(甲,甲)	(事故位置型態,行向 關係)	(3,1)、(3,3)
規則 5	(甲,甲)	(閃光號誌,事故位置 型態)	(1,1)、(2,1)
規則 6	(甲,甲)	(閃光號誌,號誌種類)	(1,3)、(2,3)、(3,4)
規則 7	(甲,甲)	(號誌種類,號誌動作)	(1,1)、(1,2)、(1,3)、(2,1)、 (2,2)、(2,3)、(3,1)、(3,2)、 (3,3)、(4,4)
規則 8	(甲,甲)	(幹支道區別,閃光號 誌)	(1,2)、(2,1)
規則 9	(甲,乙)	(幹支道區別,幹支道 區別)	(1,2)、(2,1)、(3,3)、(4,4)
規則 10	(甲,甲)	(性別,肇事逃逸)	(4,2)
規則 11	(甲,甲)	(性別,其他個人變數)	(4,擁有明確數值)
規則 12	(甲,乙)	甲或乙兩車關係為同 向且不為倒車撞時,則 (行車方向,行車方向)	(1,1)、(2,2)、(3,3)、(4,4)

表 4.2、資料檢核規則表(續)

規則	選取 要項	(參照變數,參照變數)	所需符合之代號
規則 13	(甲,乙)	甲或乙兩車關係為同向且為倒車撞時,則 (行車方向,行車方向)	(1,2)、(2,1)、(3,4)、(4,3)
規則 14	(甲,乙)	甲或乙兩車關係為對向時,且(行車方向,行車方向)	(1,2)、(2,1)、(3,4)、(4,3)
規則 15	(甲,乙)	甲或乙兩車關係為橫向左右方時,且(行車方向,行車方向)	(1,3)、(3,1)、(1,4)、(4,1)、 (2,3)、(3,2)、(2,4)、(4,2)
規則 16	(甲,甲)	(行向關係,兩車關係)	(1,1)、(1,2)、(1,3)、(1,4)、 (2,7)、(2,8)、(3,11)
規則 17	(甲,乙)	(兩車關係,兩車關係)	(1,2)、(2,1)、(3,4)、(4,3)、 (7,8)、(8,7)、(11,11)
規則 18	(甲,甲)	(事故位置型態,車輛是否過路口中心)	(1,1)、(1,2)、(2,1)、(2,2)、 (3,3)、(4,3)

附註：在選取要項欄位中，甲方當事人(甲,甲)之選項等同於乙方當事人(乙,乙)之選項，故甲方當事人檢核完後亦須檢核乙方當事人；而(甲,乙)等同於(乙,甲)。代號之意思可參照表 4.1、肇事資料庫建檔之變數代號與意義說明表。

4.3 變數選取

進行資料模式建構與驗證之前，先以主觀認定篩選資料庫中建檔之變數與肇事責任較無關的變數，再採用交叉表分析之卡方檢定判定不同變數對於事故鑑定責任的影響顯著狀況，以期了解各變數對於鑑定結果之差異性。後續再將選出之變數進行模式建構及驗證之工作。

4.3.1 資料庫記錄變數挑選

本研究所採用之資料庫為 86 年至 94 年台灣地區道路交通事故案件，該資料庫所建之相關變數可分成共同狀況、當事者狀況（包含車輛）、道路基礎設施三大部分，所建檔之相關變數茲於列於后：

共同狀況：包含(1)案號、(2)肇事發生時間(年、月、日、時、分)、(3)肇事區別、(4)肇事時段、(5)事故位置型態、(6)天候、(7)光線、(8)事故類型及形態、(9)肇事因素等 9 項變數。因案號是屬於每件案件的編碼，判定與肇責認定無關；再者本研究已將肇事發生時間轉換肇事時段，且初步判定事故發生年、月、日較與責任鑑定無關；然因類別變數過多之變數有「事故類型及形態」(計有 23 類)、「肇事因素」(計有 45 類)，將使模式在建構分類樹模式時，預期產生過度訓練之狀況。因此，本研究針對共同狀況共 9 項變數中，判定「案號」、「肇事發生時間」、「事故類型及形態」、「肇事因素」等 4 項變數與肇責判定無關，因此模式建構採用 5 項變數為「肇事區別」、「肇事時段」、「事故位置型態」、「天候」、以及「光線」，以進行後續分析及應用。

當事者狀況：包含(1)年齡、(2)行向關係、(3)區分駕駛、(4)行車方向、(5)動作、(6)車種、(7)兩車關係、(8)車輛是否過路口中心、(9)變換車道與否、(10)違規行駛、(11)性別、(12)出生年、(13)出生月、(14)出生日、(15)受傷程度、(16)保護裝置、(17)當事人行動狀態、(18)駕駛資格情形、(19)駕駛人飲酒情況、(20)車輛碰撞部位、(21)肇事逃逸、(22)筆錄速度、(23)是否超速駕駛等 23 項變數。茲因「區分駕駛」變數僅作為分別甲、乙兩方之用；而「出生年」、「出生月」、

「出生日」已轉換成當事者年齡變數；「行向關係」以及「行車方向」可用「兩車關係」替代，「筆錄速度」亦已轉換為「是否超速」變數；「性別」、「保護裝置」以及「受傷程度」三項變數本研究認定與肇責判定無關；最後「當事人行動狀態」因類別變數過多，計有 19 項變數，將使模式在建構分類樹模式時，預期產生過度訓練之狀況。因此，本研究針對當事者狀況共 23 項變數中，「行向關係」、「區分駕駛」、「行車方向」、「性別」、「出生年」、「出生月」、「出生日」、「受傷程度」、「保護裝置」、「當事人行動狀態」、以及「筆錄速度」等 11 項變數與肇責判定無關，因此模式建構時採用 12 項變數為「年齡」、「動作」、「車種」、「兩車關係」、「車輛是否過路口中心」、「變換車道與否」、「違規行駛」、「駕駛資格情形」、「駕駛人飲酒情況」、「車輛碰撞部位」、「肇事逃逸」、以及「是否超速駕駛」進行後續分析及應用。

道路狀況：包含(1)道路類別、(2)道路視距、(3)速限、(4)號誌種類、(5)號誌動作、(6)所在位置車道數、(7)車輛轉後車道數、(8)幹道或支道、(9)閃光號誌等 9 項變數。因「速限」與「筆錄速度」變數本研究已彙整為「是否超速駕駛」；再者「所在位置車道數」、「車輛轉後車道數」其變數相當複雜，依據現有資料甚難研判其對肇事責任之因果關係；因此本研究針對道路狀況共 9 項變數中，判定「速限」、「所在位置車道數」、以及「車輛轉後車道數」等 3 項變數與肇責判定較無直接關聯，因此模式建構時採用 6 項變數為「道路類別」、「道路視距」、「號誌種類」、「號誌動作」、

「幹道或支道」、以及「閃光號誌」等變數進行後續分析及應用。

4.3.2 程序性模式變數挑選

本研究回顧國內關於程序性驗證分析文獻並彙整其模式鑑定流程，如表 4.3 所示。本研究發現鑑定事故案件之初，國內學者皆以確認「行車方向」、「事故位」置或者是「碰撞型態」為優先考量之重點，然在相關文獻回顧中，碰撞型態在鑑定過程較少採用，仍是一項判定責任之重要變數，故本研究以行車方向與事故位置為優先考慮鑑定之重點；再者，由於路權判定之部分，在行車方向與事故位置之判定中，可初步確認路權優先順序，故路權判定亦以判斷行車方向與事故位置為主；最後在駕駛行為、違規行為與碰撞型態等三大部分，足可判定責任之輕重，加上有無違規行為會導致責任加重或減輕，因此亦為流程考量之重點。因此本研究所採納程序性驗證分析的流程與變數為行車方向、事故位置、駕駛行為、碰撞型態、違規行為以及責任判定。

表 4.3、程序性驗證分析相關文獻之鑑定流程彙整表

作者(年度)	相關文獻之程序性鑑定流程
葉名山、林世淵 (民 93)	確認行駛方向→事故發生位置→兩車駕駛行為→主、次要違規事項→判定責任歸屬
陳高村、廖信智 (民 91)	確認事故地點→二車行駛方向→二車駕駛行為
張漢威 (民 90)	路權歸屬→駕駛行為→違規行為
周文生、陳蔚文 (民 88)	確認行駛方向→研判路權優先順序→研判碰撞類型→確認道路型態及路況→研判駕駛行為→綜合分析肇事因果關係
陳高村 (民 87)	碰撞型態→事故發生位置→行車方向→判定責任歸屬

4.4 資料基本統計及交叉分析

4.4.1 資料庫基本統計

本研究所採用資料庫為 86 年至 94 年台灣省覆議會與各地區車鑑會鑑定結果一致者，並經由相關檢核原則所挑選出可進行分析資料筆數共 5268 筆，其中汽車對汽車碰撞事故型態佔 2180 筆，汽車對機車碰撞事故型態佔 2576 筆，以及機車對機車碰撞事故型態佔 512 筆。以下針對本研究所採用之資料進行基本統計分析，以了解各變數之變項所佔比例，分述如下：

X1：肇事區別

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議會鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的肇事區域以及所佔之分配比例，其中以「雲嘉南地區」所佔比例最高為 23.5%，再者以「中彰投地區」所佔比例為 21.1%為次之，且在已知發生地區中則以「花東地區」所佔比例為 6.2%為最少，其他各地區所佔比例如表 4.4 所示。

表 4.4、肇事區別之次數分配表

	北基宜	桃竹苗	中彰投	雲嘉南	高屏澎	花東	不明	總計
個數	846	952	1114	1236	776	328	16	5268
所佔比率	16.1%	18.1%	21.1%	23.5%	14.7%	6.2%	0.3%	100%

X2：肇事時段

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議會鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的肇事發生時段以及所佔之分配比例，其中以「下午(12:00(含)~16:00(不含))」所佔比例最高為 24.4%，再者以「晚上(16:00(含)~20:00(不含))」所佔比例為 22.6%為次之，且以「凌晨(00:00(含)~04:00(不含))」所佔比例為 6.0%為最少，其他各肇事發生時段所佔比例如表 4.5 所示。

表 4.5、肇事時段之次數分配表

	凌晨	清晨	上午	下午	晚上	夜晚	總計
個數	318	548	1184	1288	1190	740	5268
所佔比率	6.0%	10.4%	22.5%	24.4%	22.6%	14.0%	100%

X3：事故位置型態

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的肇事發生事故位置型態以及所佔之分配比例，其中以「路段」所佔比例最高為 35.4%，再者以「有號誌路口」所佔比例為 34.0%為次之，且以「路邊起始」所佔比例為 1.5%為最少，其他各肇事發生事故位置型態所佔比例如表 4.6 所示。

表 4.6、事故位置型態之次數分配表

	有號誌路口	無號誌路口	路段	路邊起始	總計
個數	1792	1530	1866	80	5268
所佔比率	34.0%	29.0%	35.4%	1.5%	100%

X4：天候

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的天候狀況以及所佔之分配比例，其中以「陰、晴」所佔比例最高為 91.0%，再者以「雨」所佔比例為 8.5%為次之，然以「惡劣天候」所佔比例為 0.5%為最少，天候狀況所佔比例如表 4.7 所示。

表 4.7、天候之次數分配表

	惡劣天候	雨	陰、晴	總計
個數	28	446	4794	5268
所佔比率	0.5%	8.5%	91.0%	100%

X5：光線

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的光線狀態以及所佔之分配比例，其中以「日間自然光線」所佔比例最高為 65.8%，再者以「夜間有照明」所佔比例為 25.6%為次之，且以「晨或暮光」所佔比例為 4.2%為最少，其他各光線狀態所佔比例如表 4.8 所示。

表 4.8、光線之次數分配表

	日間自然光	晨或暮光	夜間有照明	夜間無照明	總計
個數	3464	221	1347	236	5268
所佔比率	65.8%	4.2%	25.6%	4.5%	100%

X6：道路類別

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的道路類別以及所佔之分配比例，其中以「市區道路」所佔比例最高為 39.0%，再者以「省道」所佔比例為 19.6%為次之，且以「國道」所佔比例為 0.9%為最少，其他各道路類別所佔比例如表 4.9 所示。

表 4.9、道路類別之次數分配表

	國道	省道	縣道	鄉道	市區道路	其他	總計
個數	48	1030	770	658	2056	706	5268
所佔比率	0.9%	19.6%	14.6%	12.5%	39.0%	13.4%	100%

X7：道路視距

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的道路視距以及所佔之分配比例，其中以「良好」所佔比例最高為 91.4%，再者以「不良」

所佔比例為 4.5%為次之，且以「其他狀況」所佔比例為 4.2%為最少，道路視距所佔比例如表 4.10 所示。

表 4.10、道路視距之次數分配表

	不良	良好	其他	總計
個數	235	4813	220	5268
所佔比率	4.5%	91.4%	4.2%	100%

X8：號誌種類

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的號誌種類以及所佔之分配比例，其中以「無號誌」所佔比例最高為 65.1%，再者以「閃光號誌」所佔比例為 19.1%為次之，且以「行車管制號誌(附設行人專用號誌)」所佔比例為 0.6%為最少，其他各號誌種類所佔比例如表 4.11 所示。

表 4.11、號誌種類之次數分配表

	行車管制 號誌	行車管制 號誌 (附設行人 專用號誌)	閃光號誌	無號誌	總計
個數	800	33	1007	3428	5268
所佔比率	15.2%	0.6%	19.1%	65.1%	100%

X9：號誌動作

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的號誌動作以及所佔之分配比例，其中以「無號誌」所佔比例最高為 65.1%，再者以「正常運作」所佔比例為 33.4%為次之，且以「不正常」所佔比例為 0.3%為最少，其他各號誌動作所佔比例如表 4.12 所示。

表 4.12、號誌動作之次數分配表

	正常	不正常	無動作	無號誌	總計
個數	1760	16	64	3428	5268
所佔比率	33.4%	0.3%	1.2%	65.1%	100%

X10：年齡

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的肇事者年齡以及所佔之分配比例，其中以「20~35 歲(含 20 歲，不含 35 歲)」所佔比例最高為 41.1%，再者以「35~50 歲(含 35 歲，不含 50 歲)」所佔比例為 33.5%為次之，且以「65 以上(含 65 歲)」所佔比例為 5.3%為最少，其他各肇事者之年齡所佔比例如表 4.13 所示。

表 4.13、年齡之次數分配表

	20 歲 以下	20 歲~ 35 歲	35 歲~ 50 歲	50 歲~ 65 歲	65 歲 以上	總計
個數	299	2165	1765	761	278	5268
所佔比率	5.7%	41.1%	33.5%	14.4%	5.3%	100%

X11：車種

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的車種以及所佔之分配比例，其中以「小車(小客車、小貨車、小客貨、營小客車)」所佔比例最高為 56.9%，再者以「機車(重機、輕機、大型重型機車、腳踏車)」所佔比例為 34.2%為次之，且以「大車(大貨車、大客車、聯結車)」所佔比例為 8.9%為最少，車種資料所佔比例如表 4.14 所示。

表 4.14、車種之次數分配表

	小車	大車	機車	總計
個數	3000	468	1800	5268
所佔比率	56.9%	8.9%	34.2%	100%

X12：動作

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的車輛動作以及所佔之分配比例，其中以「直行」所佔比例最高為 75.7%，再者以「左轉」所佔比例為 13.2%為次之，且以「倒車」所佔比例為 0.5%為最少，其他各車輛動作所佔比例如表 4.15 所示。

表 4.15、動作之次數分配表

	直行	右轉	左轉	迴轉	靜止	倒車	總計
個數	3990	272	698	153	127	28	5268
所佔比率	75.7%	5.2%	13.2%	2.9%	2.4%	0.5%	100%

X13：車輛是否過路口中心

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的車輛是否過路口中心以及所佔之分配比例，其中以「非路口型態」所佔比例最高為 36.3%，再者以「車輛已經過路口中心」所佔比例為 33.7%為次之，且以「車輛尚未過路口中心」所佔比例為 30.0%為最少，各車輛是否過路口中心所佔比例如表 4.16 所示。

表 4.16、車輛是否過路口中心之次數分配表

	否	是	非路口	總計
個數	1582	1775	1911	5268
所佔比率	30.0%	33.7%	36.3%	100%

X14：閃光號誌

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的閃光號誌以及所佔之分配比例，其中以「無閃光號誌」所佔比例最高為 69.1%，再者以「非閃光號誌路口型態」所佔比例為 15.8%為次之，且以「閃紅」所佔比例為 4.3%為最少，其他各閃光號誌所佔比例如表 4.17 所示。

表 4.17、閃光號誌之次數分配表

	閃紅	閃黃	無閃光號誌	非閃光號誌 路口型態	總計
個數	227	571	3638	832	5268
所佔比率	4.3%	10.8%	69.1%	15.8%	100%

X15：是否變換車道

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的變換車道以及所佔之分配比例，其中以「無變換車道」所佔比例最高為 77.9%，再者以「有變換車道」所佔比例為 18.5%為次之，且以「不明狀態」所佔比例為 0.6%為最少，其他各車輛變換車道所佔比例如表 4.18 所示。

表 4.18、是否變換車道之次數分配表

	無	有	有超車動作	不明	總計
個數	4105	977	152	34	5268
所佔比率	77.9%	18.5%	2.9%	0.6%	100%

X16：違規行駛

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的違規行駛以及所佔之分配比例，其中以「無違規」所佔比例最高為 72.7%，再者以「未依標誌標線行駛」所佔比例為 10.5%為次之，且以「逆向」所佔比例為 1.4%為最少，其他各違規行駛所佔比例如表 4.19 所示。

表 4.19、違規行駛之次數分配表

	入侵對向車道	逆向	無違規	不明	未行駛於指定車道	未依標誌標線行駛	總計
個數	198	76	3829	466	148	551	5268
所佔比率	3.8%	1.4%	72.7%	8.8%	2.8%	10.5%	100%

X17：幹道或支道

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的幹道或支道以及所佔之分配比例，其中以「同為幹支道」所佔比例最高為 76.1%，再者以「幹道」、「支道」所佔比例為 10.6%為次之，且以「不明狀態」所佔比例為 2.6%為最少，其他各幹道或支道所佔比例如表 4.20 所示。

表 4.20、幹道或支道之次數分配表

	幹道	支道	不明	同為幹支道	總計
個數	561	561	137	4009	5268
所佔比率	10.6%	10.6%	2.6%	76.1%	100%

X18：兩車關係

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的兩車關係以及所佔之分配比例，其中以「對向」所佔比例最高為 28.8%，再者以「橫向左右方車」所佔比例為 17.7%為次之，且以「路邊起始」所佔比例為 0.1%為最少，其他各兩車關係所佔比例如表 4.21 所示。若以同向、橫向、以及對向資料觀之，則以「同向」所佔 35.6%為最高，「橫向」則佔 35.5%為次之，「對向」則是以 28.8%為最少，然各兩車關係的所站樣本比例如表 4.21 所示。

表 4.21、兩車關係之次數分配表

	同向				橫向		對向	路邊 起始	總計
	同向 前車	同向 後車	同向 左車	同向 右車	橫向 左車	橫向 右車			
個數	511	511	428	425	935	935	1518	5	5268
所佔 比率	9.7%	9.7%	8.1%	8.1%	17.7%	17.7%	28.8%	0.1%	100%

X19：駕駛資格情況

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的各駕駛者之駕駛資格情況以及所佔之分配比例，其中以「有適當駕照」所佔比例最高為 81.1%，再者以「不明」所佔比例為 10.8%為次之，且以「無適當駕照」所佔比例為 0.6%為最少，其他各駕駛資格情況所佔比例如表 4.22 所示。

表 4.22、駕駛資格情況之次數分配表

	有適當 駕照	無照駕駛	駕照吊扣 (銷)	無適當 駕照	不明	總計
個數	4272	352	43	34	567	5268
所佔比率	81.1%	6.7%	0.8%	0.6%	10.8%	100%

X20：飲酒情況

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的各駕駛者之飲酒情況以及所佔之分配比例，其中以「無飲酒狀況」所佔比例最高為 77.3%，再者以「不明」所佔比例為 11.3%為次之，且以「檢查飲酒狀況介於 0.25mg/l~0.55mg/l 之間」所佔比例為 1.6%為最少，各駕駛之飲酒情況所佔比例如表 4.23 所示。

表 4.23、飲酒情況之次數分配表

	大於 0.55mg/l	0.25mg/l~ 0.55mg/l	經酒測 合格	無	不明	總計
個數	172	86	345	4072	593	5268
所佔比率	3.3%	1.6%	6.5%	77.3%	11.3%	100%

X21：肇事逃逸

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的肇事車輛是否肇事逃逸以及所佔之分配比例，其中以「無肇事逃逸」所佔比例最高為 99.1%，再者以「肇事逃逸」所佔比例為 0.9%為最少，肇事車輛是否肇事逃逸所佔比例如表 4.24 所示。

表 4.24、肇事逃逸之次數分配表

	否	是	總計
個數	5219	49	5268
所佔比率	99.1%	0.9%	100%

X22：車輛碰撞部位

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的車輛碰撞部位以及所佔之分配比例，其中以「前車頭」所佔比例最高為 28.7%，再者以「碰撞位置不明」所佔比例為 13.9%為次之，且以「後車尾」所佔比例為 3.2%為最少，其他各車輛碰撞部位所佔比例如表 4.25 所示。

表 4.25、車輛碰撞部位之次數分配表

	右前	右側	右後	後面	左後	左側	左前	前	不明	總計
個數	532	649	172	166	279	684	542	1512	732	5268
所佔比率	10.1%	12.3%	3.3%	3.2%	5.3%	13.0%	10.3%	28.7%	13.9%	100%

X23：超速行駛

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的車輛是否超速情況以及所佔之分配比例，其中以「無超速」所佔比例最高為 67.4%，再者以「不明」所佔比例為 20.3%為次之，且以「嚴重超速(超過限速 20 公里以上者)」所佔比例為 4.3%為最少，其他各車輛是否超速情況所佔比例如表 4.26 所示。

表 4.26、超速行駛之次數分配表

	嚴重超速	超速	無	不明	總計
個數	225	425	3551	1067	5268
所佔比率	4.3%	8.1%	67.4%	20.3%	100%

X24：覆議會鑑定責任

本研究藉由資料庫中 5268 筆台灣省覆議鑑定委員會之鑑定資料可以得知，在該資料中包含了不同的覆議會鑑定責任以及所佔之分配比例，其中以「完全原因及無因」所佔比例最高為 23.7%，再者以「主、次因」所佔比例為 22.4%為次之，且以「同為肇事原因」所佔比例為 7.9%為最少，覆議會鑑定責任所佔比例如表 4.27 所示。

表 4.27、覆議會鑑定責任之次數分配表

	全部原因	主要原因	同為原因	次要原因	完全無因	總計
個數	1247	1179	416	1179	1247	5268
所佔比率	23.7%	22.4%	7.9%	22.4%	23.7%	100%

4.4.2 交叉分析表變數挑選

本研究除藉由主觀認定與肇責無關之變數外，將再以交叉分析表之卡方檢視汽車對汽車碰撞類型、汽車對機車碰撞類型以及機車對機車碰撞類型之變數與肇事責任相關性是否顯著，如后所示。

1. 汽車對汽車碰撞事故類型之卡方檢定

本研究經由篩選資料庫中與肇事責任無關之變數後，除了「肇事責任」該變數為結果變數外，共有 23 項變數需再進行交叉分析的卡方檢定，其變數分別為肇事區別、肇事時段、事故位置型態、天候、光線、道路類別、道路視距、號誌種類、號誌動作、年齡、

車種、動作、是否過路口中心、閃光號誌、是否變換車道、違規行駛、幹道或支道、兩車關係、駕駛資格情形、飲酒情況、肇事逃逸、車輛碰撞部位、超速行駛。在汽車對汽車碰撞事故類型部份，共有 2180 筆當事者事故資料進行交叉分析，其結果如表 4.28 所示。結果顯示於顯著水準 α 值在 0.05 時，23 項變數中有 6 項變數 P 值大於 0.05，分別為肇事區別 ($P=0.268$)、肇事時段 ($P=0.998$)、天候 ($P=0.540$)、光線 ($P=0.706$)、駕駛資格情形 ($P=0.639$)、肇事逃逸 ($P=0.762$)，前述 6 項變數則與肇事責任無顯著相關，因此本研究採用其他 17 項顯著影響變數進行後續模式建構，顯著變數為事故位置型態、道路類別、道路視距、號誌種類、號誌動作、年齡、車種、動作、是否過路口中心、閃光號誌、是否變換車道、違規行駛、幹道或支道、兩車關係、飲酒情況、車輛碰撞部位、以及超速行駛。



表 4.28、汽車碰撞汽車事故型態卡方檢定表

代號	變數名稱	卡方值	自由度	P 值	顯著與否
X1	肇事區別	27.806	24	0.268	×
X2	肇事時段	6.384	20	0.998	×
X3	事故位置型態	421.394	12	0.000	★
X4	天候	6.965	8	0.540	×
X5	光線	8.959	12	0.706	×
X6	道路類別	178.551	20	0.000	★
X7	道路視距	18.322	8	0.019	★
X8	號誌種類	131.964	12	0.000	★
X9	號誌動作	94.181	12	0.000	★
X10	年齡	38.774	16	0.001	★
X11	車種	79.302	4	0.000	★
X12	動作	205.390	20	0.000	★
X13	是否過路口中心	441.971	8	0.000	★
X14	閃光號誌	302.948	12	0.000	★
X15	是否變換車道	85.601	12	0.000	★
X16	違規行駛	246.611	20	0.000	★
X17	幹道或支道	645.123	12	0.000	★
X18	兩車關係	828.451	28	0.000	★
X19	駕駛資格情況	13.458	16	0.639	×
X20	飲酒情況	49.278	16	0.000	★
X21	肇事逃逸	1.855	4	0.762	×
X22	車輛碰撞部位	189.086	32	0.000	★
X23	超速行駛	86.368	12	0.000	★

註：本研究採納 P 值小於 0.05 之顯著變數，進行後續模式分析。

2. 汽車對機車碰撞事故類型之卡方檢定

本研究經由篩選資料庫中與肇事責任無關之變數後，除了「肇事責任」該變數為結果變數外，共有 23 項變數需再進行交叉分析的卡方檢定，其相關變數為肇事區別、肇事時段、事故位置型態、天候、光線、道路類別、道路視距、號誌種類、號誌動作、年齡、車種、動作、是否過路口中心、閃光號誌、是否變換車道、違規行駛、幹道或支道、兩車關係、駕駛資格情形、飲酒情況、肇事逃逸、車輛碰撞部位、超速行駛。在汽車對機車碰撞事故類型部份，共有 2576 筆當事者事故資料進行交叉分析，其結果如表 4.29 所示。結果顯示於顯著水準 α 值在 0.05 時，23 項變數中有 5 項變數 P 值大於 0.05，分別為肇事區別($P=0.384$)、天候($P=0.476$)、光線($P=0.624$)、道路視距($P=0.131$)、以及肇事逃逸($P=0.065$)，前述 5 項變數則與肇事責任無顯著相關，因此本研究採用其他 18 項顯著影響變數進行後續模式建構，顯著變數為肇事時段、事故位置型態、道路類別、號誌種類、號誌動作、年齡、車種、動作、是否過路口中心、閃光號誌、是否變換車道、違規行駛、幹道或支道、兩車關係、駕駛資格情形、飲酒情況、車輛碰撞部位、以及超速行駛。

表 4.29、汽車碰撞機車事故型態卡方檢定表

代號	變數名稱	卡方值	自由度	P 值	顯著與否
X1	肇事區別	25.401	24	0.384	×
X2	肇事時段	32.501	20	0.038	★
X3	事故位置型態	348.834	12	0.000	★
X4	天候	7.572	8	0.476	×
X5	光線	9.908	12	0.624	×
X6	道路類別	59.225	20	0.000	★
X7	道路視距	12.474	8	0.131	×
X8	號誌種類	87.399	12	0.000	★
X9	號誌動作	39.195	12	0.000	★
X10	年齡	77.558	16	0.000	★
X11	車種	42.051	8	0.000	★
X12	動作	380.551	20	0.000	★
X13	是否過路口中心	334.228	8	0.000	★
X14	閃光號誌	209.027	12	0.000	★
X15	是否變換車道	166.079	12	0.000	★
X16	違規行駛	378.808	20	0.000	★
X17	幹道或支道	553.356	12	0.000	★
X18	兩車關係	442.567	28	0.000	★
X19	駕駛資格情況	27.836	16	0.033	★
X20	飲酒情況	80.738	16	0.000	★
X21	肇事逃逸	8.865	4	0.065	×
X22	車輛碰撞部位	146.946	32	0.000	★
X23	超速行駛	85.718	12	0.000	★

註：本研究採納 P 值小於 0.05 之顯著變數，進行後續模式分析。

3.機車對機車碰撞事故類型之卡方檢定

本研究經由篩選資料庫中與肇事責任無關之變數後，除了「肇事責任」該變數為結果變數外，共有 23 項變數需再進行交叉分析的卡方檢定，其相關變數為肇事區別、肇事時段、事故位置型態、天候、光線、道路類別、道路視距、號誌種類、號誌動作、年齡、車種、動作、是否過路口中心、閃光號誌、是否變換車道、違規行駛、幹道或支道、兩車關係、駕駛資格情形、飲酒情況、肇事逃逸、車輛碰撞部位、超速行駛。在機車對機車碰撞事故類型部份，共有 512 筆當事者事故資料進行交叉分析，其結果如表 4.30 所示。茲因本事故碰撞類型為機車對機車，因此車種變數則可毋需考慮。結果顯示於顯著水準 α 值在 0.05 時，22 項變數中有 10 項變數 P 值大於 0.05，分別為肇事區別 ($P=0.058$)、肇事時段 ($P=0.257$)、天候 ($P=0.296$)、光線 ($P=0.757$)、道路類別 ($P=0.656$)、道路視距 ($P=0.672$)、號誌種類 ($P=0.060$)、號誌動作 ($P=0.881$)、駕駛資格情況 ($P=0.334$)、以及肇事逃逸 ($P=0.731$)，前述 10 項變數則與肇事責任無顯著相關，因此本研究採用其他 12 項顯著影響變數進行後續模式建構，顯著變數為事故位置型態、年齡、動作、是否過路口中心、閃光號誌、是否變換車道、違規行駛、幹道或支道、兩車關係、飲酒情況、車輛碰撞部位、以及超速行駛。

表 4.30、機車碰撞機車事故型態卡方檢定表

代號	變數名稱	卡方值	自由度	P 值	顯著與否
X1	肇事區別	30.761	20	0.058	×
X2	肇事時段	23.666	20	0.257	×
X3	事故位置型態	60.320	12	0.000	★
X4	天候	4.915	4	0.296	×
X5	光線	8.355	12	0.757	×
X6	道路類別	13.224	16	0.656	×
X7	道路視距	5.777	8	0.672	×
X8	號誌種類	20.419	12	0.060	×
X9	號誌動作	6.624	12	0.881	×
X10	年齡	37.847	16	0.002	★
X11	車種	--	--	--	--
X12	動作	73.526	20	0.000	★
X13	是否過路口中心	48.722	8	0.000	★
X14	閃光號誌	32.737	12	0.001	★
X15	是否變換車道	23.396	12	0.025	★
X16	違規行駛	80.012	20	0.000	★
X17	幹道或支道	130.299	12	0.000	★
X18	兩車關係	154.846	28	0.000	★
X19	駕駛資格情況	17.837	16	0.334	×
X20	飲酒情況	42.523	16	0.000	★
X21	肇事逃逸	1.992	4	0.737	×
X22	車輛碰撞部位	47.825	32	0.036	★
X23	超速行駛	38.743	12	0.000	★

註：本研究採納 P 值小於 0.05 之顯著變數，進行後續模式分析。

第五章 模式建構

本研究針對肇事事故鑑定肇責判定，採專家腦力激盪法與文獻彙整分析以進行程序性驗證模式建構，並且建構分類樹以及類神經網路兩大模式，以供後續討論分析與優缺比較之用，以下為三種模式建構之程序。

5.1 程序性模式建構

本研究所採用之程序性驗證分析，其模式建構則先以文獻回顧之篩選變數為主，分別以不同行向作為模式區分，再依照不同之碰撞類型之資料進行分析，因此會建構出 9 種不同模式驗證分析。模式建構是以文獻回顧以及道路法規剖析為主，再輔以專家肇事鑑定責任判定之經驗，先找出以行車方向、事故位置、駕駛行為、違規行為與碰撞型態，以及最後肇責判定做為程序性分析之變數；其次本研究藉由研擬出不同合理的變數組合，利用建構模式時即將資料庫進行驗證之方式，因此挑選程序性之規則皆由資料庫之資料驗證所決定，或者是應用資料庫彙整相關規則並檢視其合理性，倘若資料驗證判中效果不佳，則該規則不列入本研究模式考量，模式建構流程如圖 5.1 所示。最後經各模式之規則建立與資料驗證挑選後，同向程序性模式共建立 16 項規則如圖 5.2，而對向程序性模式則建立 30 項規則如圖 5.3 以及圖 5.4，最後橫向程序性模式則建立 7 項規則如圖 5.5。然所建構模式與車輛碰撞事故類型之交叉驗證之適用情況，彙整如下表 5.1 所示。本研究所建構之程序性驗證模式主要有同向驗證 PAM1、對向驗證 PAM2、以及橫向驗證 PAM3，其模式如圖 5.2 至圖 5.5 所示。

表 5.1、程序性模式與行向之模式關係表

碰撞類型		行 向		
		同向 (PAM1 ³)	對向 (PAM2)	橫向 (PAM3)
車輛事故 碰撞類型	汽車對汽車 (PAMA ²)	PAMA-1 ¹	PAMA-2	PAMA-3
	汽車對機車 (PAMB)	PAMB-1	PAMB-2	PAMB-3
	機車對機車 (PAMC)	PAMC-1	PAMC-2	PAMC-3

註：1.PAMA-1 代表為 procedural authentication model 之模式 A-1，亦即同向判定模式但是以汽車碰撞汽車之資料類型加以驗證

2.PAMA 代表所有汽車對汽車事故類型之模式(含不同行向)

3.PAM1 代表所有同向事故之模型(含不同碰撞事故類型組合)

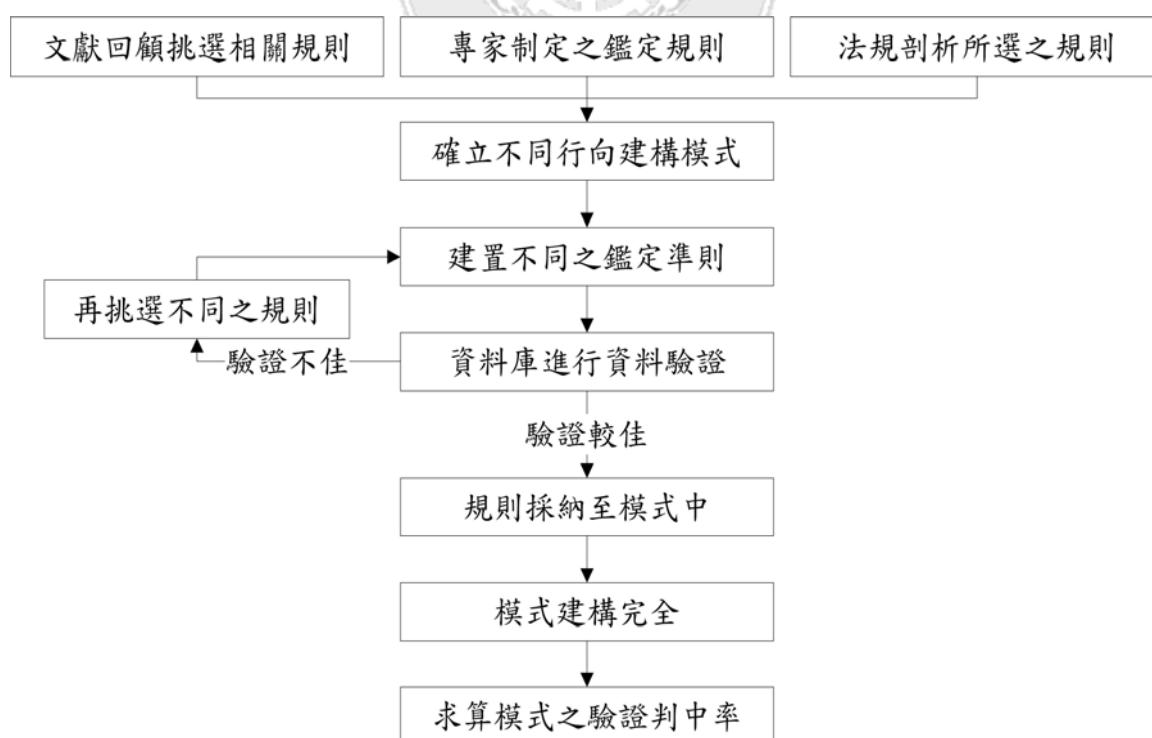


圖 5.1、程序性模式建構流程圖

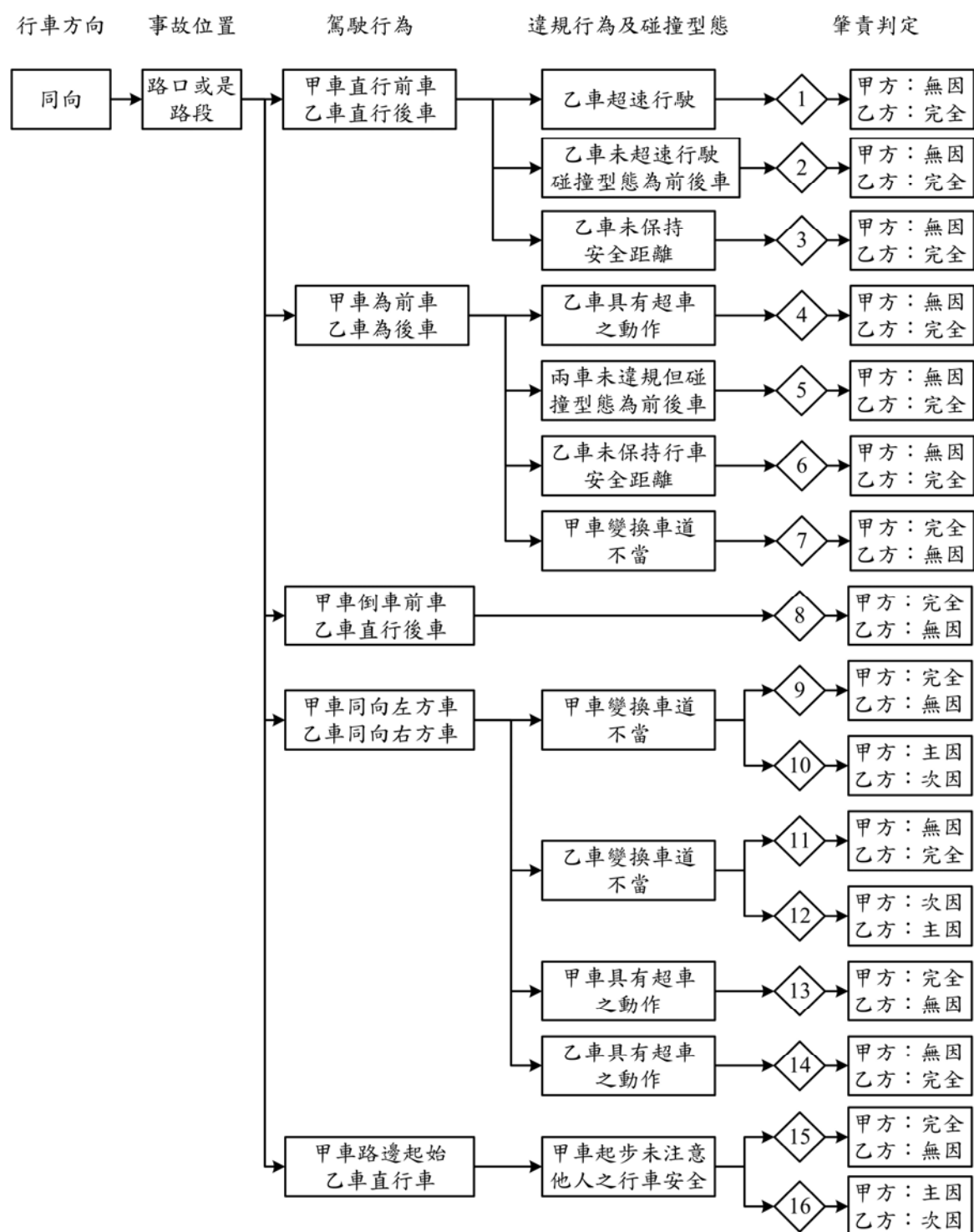


圖 5.2、PAM1 肇責判定流程圖

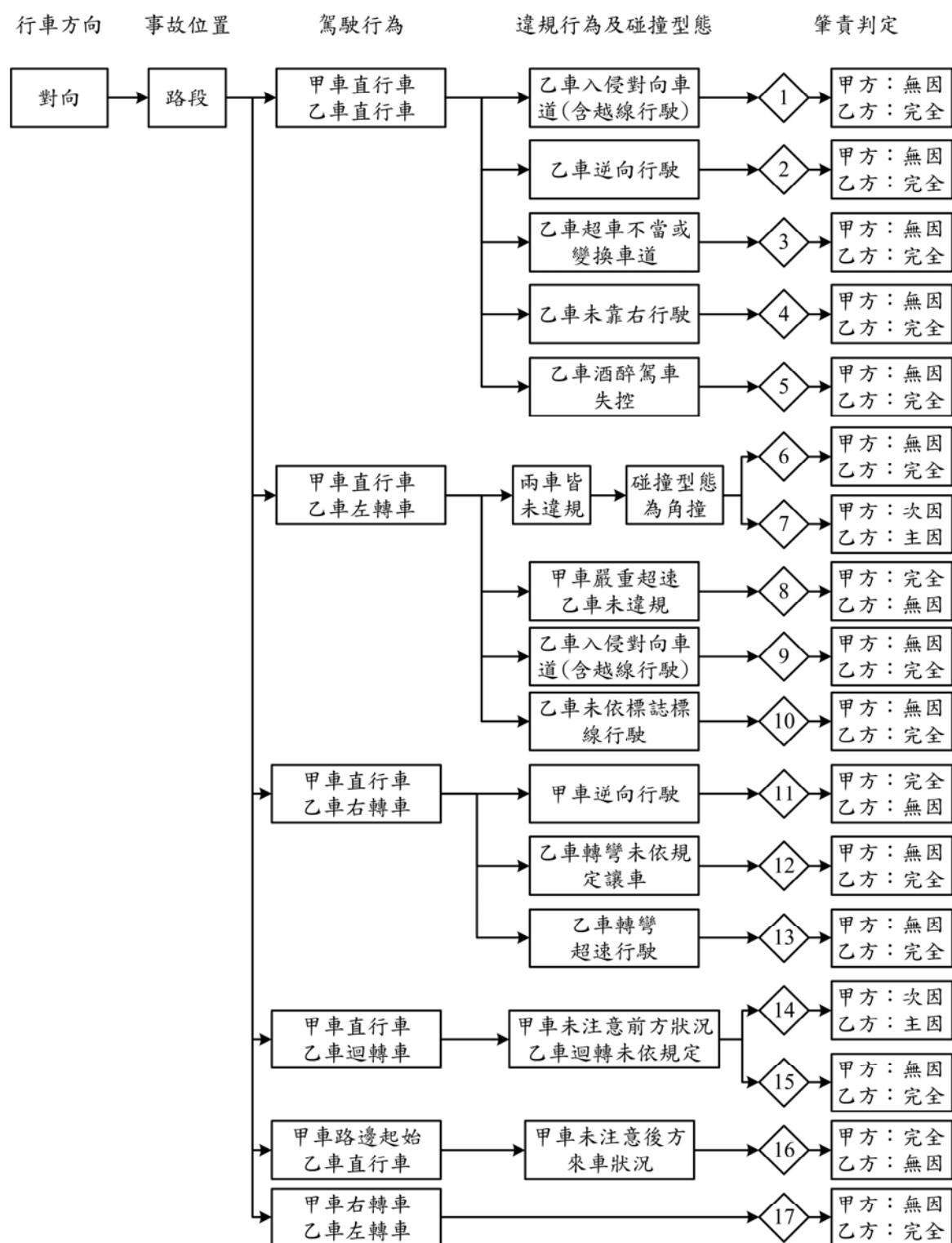


圖 5.3、PAM2 肇責判定流程圖-1

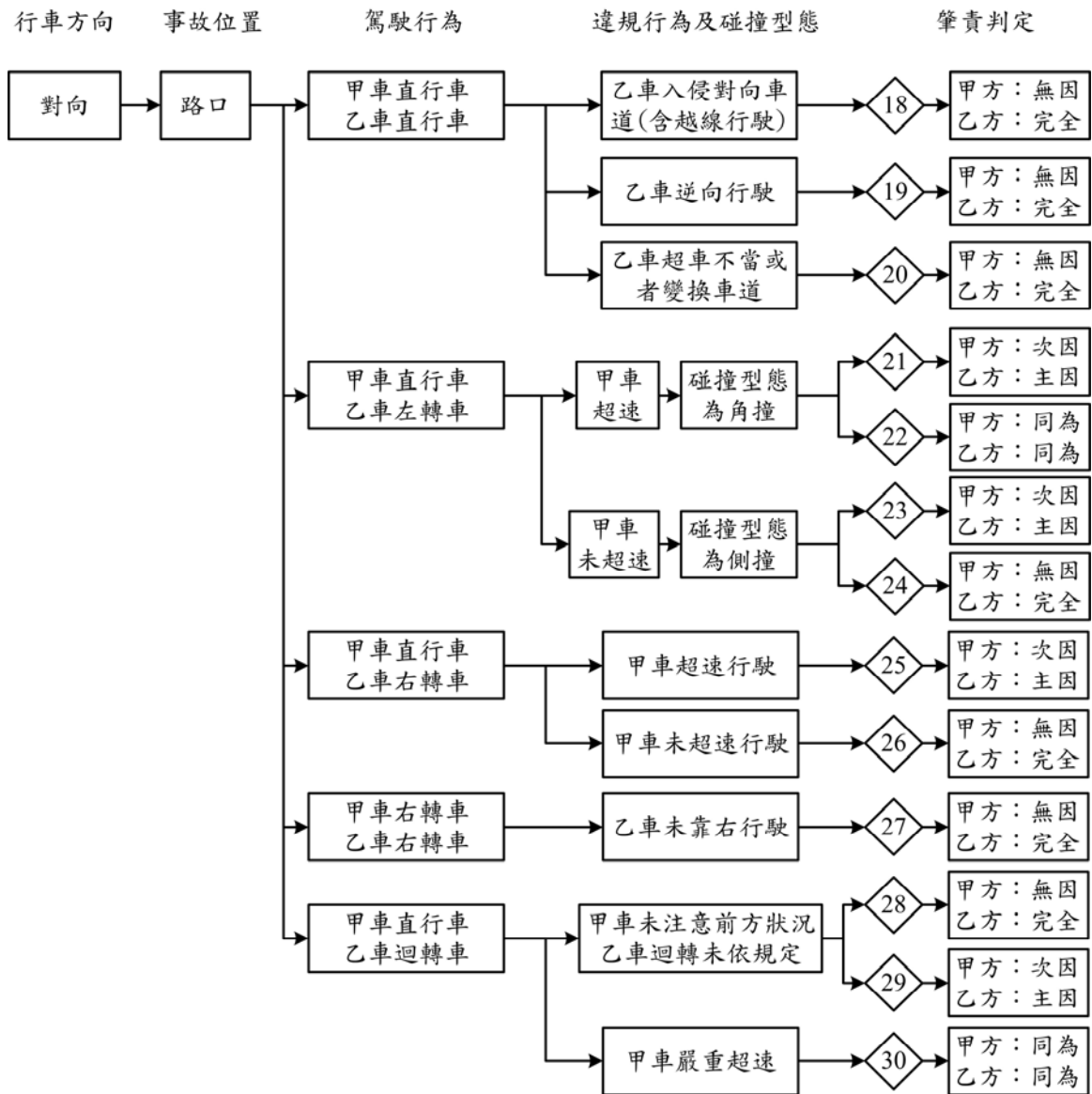


圖 5.4、PAM2 肇責判定流程圖-2

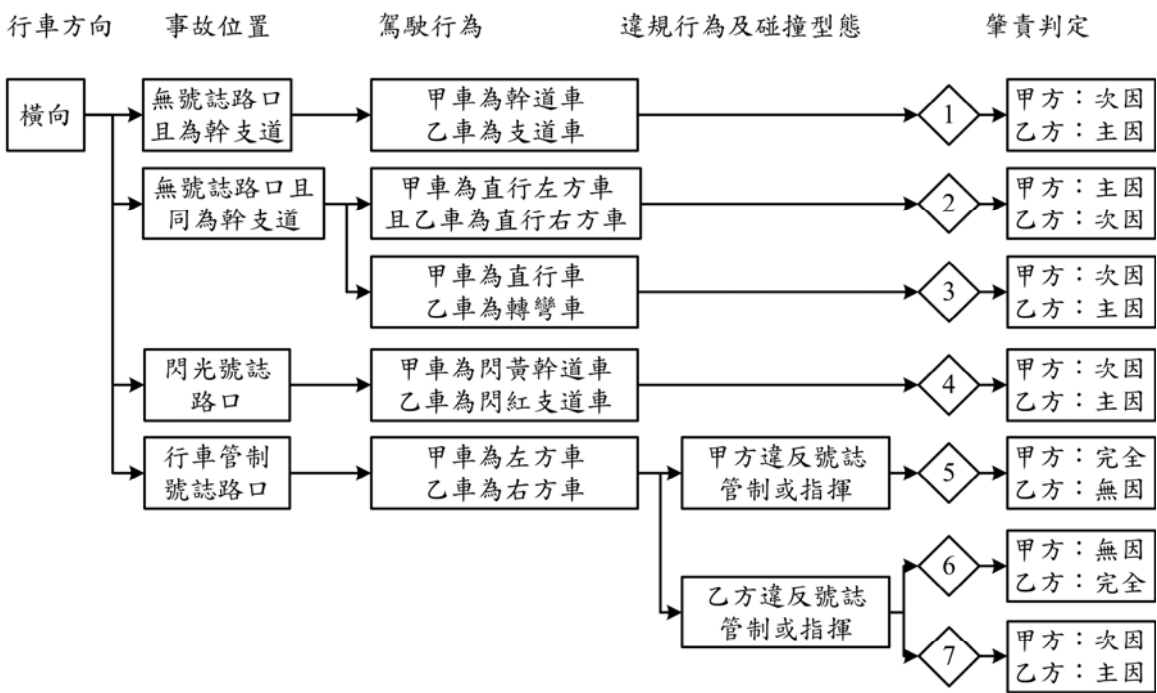


圖 5.5、PAM3 肇責判定流程圖



5.2 分類樹模式建構

分類樹模式建構方面，本研究將資料分成汽車對汽車、汽車對機車、以及機車對機車等三大事故類型，並改變分支節點樣本數限制與輸入變數(雙方變數或單方變數)之不同，並且皆以第一當事者之肇事責任做為預測之結果，進行模式建構與相關驗證分析。本研究建構之分類樹則是採用 DB2 Intelligent Miner 之軟體進行分類，建構模式之相關設定如表 5.2 之分類樹各模式之相關參數選取彙整表所示。所建構之模式詳細變數分析說明如下：

模式一：該模式主要是以汽車碰撞汽車之事故類型為主，並採用交叉分析表選取顯著變數，單方變數與雙方變數為輸出結果變數之個數(意即以當事人單一肇事者輸出為單方變數，而以兩造雙方所構成單筆案件資料輸出為雙方變數)，雙方輸入變數有 34 個以及單方輸入變數有 17 個，再加以改變分支節點樣本數限制數目為 5 個、25 個、50 個、75 個、100 個，分別建構出各子模式為 CTM1-1、CTM1-2、CTM1-3、CTM1-4、CTM1-5、CTM1-6、CTM1-7、CTM1-8、CTM1-9、CTM1-10。

模式二：該模式主要是以汽車碰撞機車之事故類型為主，並採用交叉分析表選取顯著變數，單方變數與雙方變數為輸出結果變數之個數(意即以當事人單一肇事者輸出為單方變數，而以兩造雙方所構成單筆案件資料輸出為雙方變數)，雙方輸入變數有 36 個以及單方輸入變數有 18 個，再加以改變分支節點樣本數限制數目為 5 個、25 個、50 個、75 個、100 個，分別建構出各子模式為 CTM2-1、CTM2-2、CTM2-3、CTM2-4、CTM2-5、CTM2-6、CTM2-7、CTM2-8、CTM2-9、CTM2-10。

模式三：該模式主要是以機車碰撞機車之事故類型為主，並採用交叉分析表選取顯著變數，單方變數與雙方變數為輸出結果變數之個數(意即以當事人單一肇事者輸出為單方變數，而以兩造雙方所構成單筆案件資料輸出為雙方變數)，雙方輸入變數有 24 個以及單方輸入變數有 12 個，再加以改變分支節點樣本數限制數目為 5 個、25 個、50 個、75 個、100 個，分別建構出各子模式為 CTM3-1、CTM3-2、CTM3-3、CTM3-4、CTM3-5、CTM3-6、CTM3-7、CTM3-8、CTM3-9、CTM3-10。

本研究採用資料筆數為 5268 筆當事人事故數(2634 筆案件數)，並輔以各模式之樣本數之 80%做為訓練樣本數與 20%做為驗證樣本數，模式一為汽車碰撞汽車事故類型，共有 2180 筆當事者事故數(1090 件案件數)，故訓練樣本數為 1744 筆(872 件案件數)與驗證樣本數為 436 筆(218 件案件數)；模式二為汽車碰撞機車事故類型，共有 2576 筆當事者事故數(1288 件案件數)，故訓練樣本數為 2060 筆(1030 件案件數)與驗證樣本數為 516 筆(258 件案件數)；模式三為機車碰撞機車事故類型，共有 512 筆當事者事故數(256 件案件數)，故訓練樣本數為 410 筆(205 件案件數)與驗證樣本數為 102 筆(51 件案件數)。其雙方變數皆以預測第一當事者之肇事責任作為判中之依據，意即以第一當事者作為資料預測輸出變數；而單方變數則是預測本身之肇事責任為標的。

表 5.2、分類樹各模式之相關參數選取彙整表

相關變數說明					分支節點樣本數限制				
變數選取	事故類型	資料來源	輸入變數	輸出變數	5 個	25 個	50 個	75 個	100 個
交叉分析表所選顯著變數	汽車對汽車	雙方變數	34 個 ²	1 個	CTM 1-1 ¹	CTM 1-2	CTM 1-3	CTM 1-4	CTM 1-5
		單方變數	17 個	1 個	CTM 1-6	CTM 1-7	CTM 1-8	CTM 1-9	CTM 1-10
	汽車對機車	雙方變數	36 個	1 個	CTM 2-1	CTM 2-2	CTM 2-3	CTM 2-4	CTM 2-5
		單方變數	18 個	1 個	CTM 2-6	CTM 2-7	CTM 2-8	CTM 2-9	CTM 2-10
	機車對機車	雙方變數	24 個	1 個	CTM 3-1	CTM 3-2	CTM 3-3	CTM 3-4	CTM 3-5
		單方變數	12 個	1 個	CTM 3-6	CTM 3-7	CTM 3-8	CTM 3-9	CTM 3-10

註： 1.CTM1-1 代表為之 classification tree model 子模式 1-1
 2.雙方變數之輸入變數個數=單方變數之輸入變數個數×2

5.3 類神經網路模式建構

類神經網路模式建構方面，本研究亦同前程序性與分類樹之分類，分成汽車對汽車、汽車對機車、以及機車對機車等三大事故類型，加以改變各隱藏層之神經元數與輸入變數(雙方變數或單方變數)之不同，來進行各種模式建構與相關驗證分析，建構模式之相關設定如表 5.3 之類神經網路各模式之相關參數選取彙整表所示。所建構之模式詳細變數分析說明如下：

模式一：該模式主要是以汽車碰撞汽車之事故類型為主，並採用交叉分析表選取顯著變數，單方變數與雙方變數為輸入影響變數之個數(意即以當事人單一肇事者輸出為單方變數，而以兩造雙方所構成單筆案件資料輸出為雙方變數)，雙方輸入變數有 34 個以及單方輸入變數有 17 個，再加以改變隱藏層之神經元個數為 5 個、10 個、15 個、20 個、25 個，分別建構出各子模式為 ANN1-1、ANN1-2、ANN1-3、ANN1-4、ANN1-5、ANN1-6、ANN1-7、ANN1-8、ANN1-9、ANN1-10 (前五組子模式如圖 5.7 為兩個輸出變數，後五組子模式如圖 5.6 為單一輸出變數)。

模式二：該模式主要是以汽車碰撞機車之事故類型為主，並採用交叉分析表選取顯著變數，單方變數與雙方變數為輸入影響變數之個數(意即以當事人單一肇事者輸出為單方變數，而以兩造雙方所構成單筆案件資料輸出為雙方變數)，雙方輸入變數有 36 個以及單方輸入變數有 18 個，再加以改變隱藏層之神經元個數為 5 個、10 個、15 個、20 個、25 個，分別建構出各子模式為 ANN2-1、ANN2-2、ANN2-3、ANN2-4、ANN2-5、ANN2-6、子模式 2-7、ANN2-8、

ANN2-9、ANN2-10 (前五組子模式如圖 5.9 為兩個輸出變數，後五組子模式如圖 5.8 為單一輸出變數)。

模式三：該模式主要是以機車碰撞機車之事故類型為主，並採用交叉分析表選取顯著變數，單方變數與雙方變數為輸出結果變數之個數(意即以當事人單一肇事者輸出為單方變數，而以兩造雙方所構成單筆案件資料輸出為雙方變數)，雙方輸入變數有 24 個以及單方輸入變數有 12 個，再加以改變隱藏層之神經元個數為 5 個、10 個、15 個、20 個、25 個，分別建構出各子模式為 ANN3-1、ANN3-2、ANN3-3、ANN3-4、ANN3-5、ANN3-6、ANN3-7、ANN3-8、ANN3-9、ANN3-10(前五組子模式如圖 5.11 為兩個輸出變數，後五組子模式如圖 5.10 為單一輸出變數)。



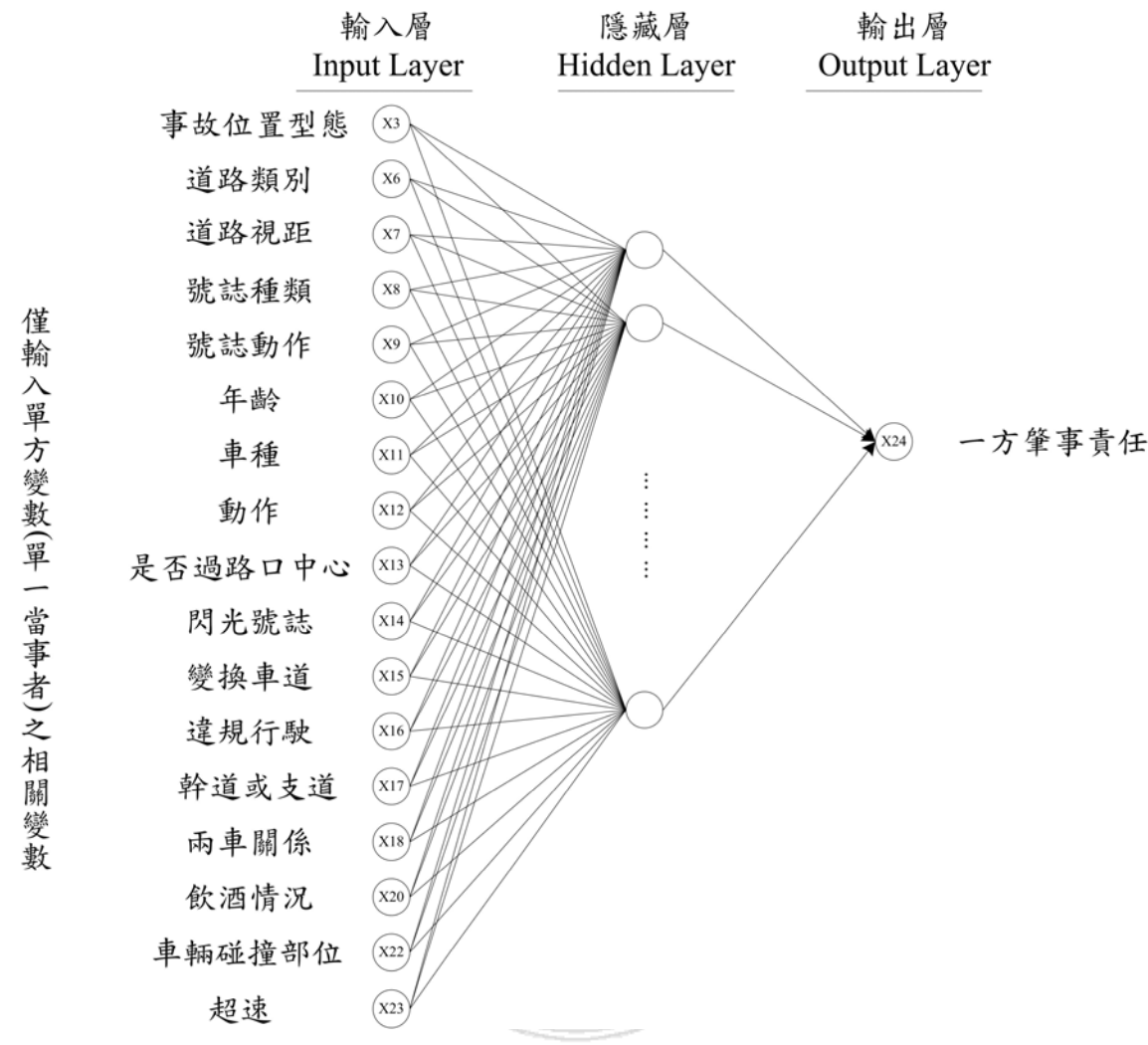


圖 5.6、模式 1 之單方輸入變數之類神經網路圖

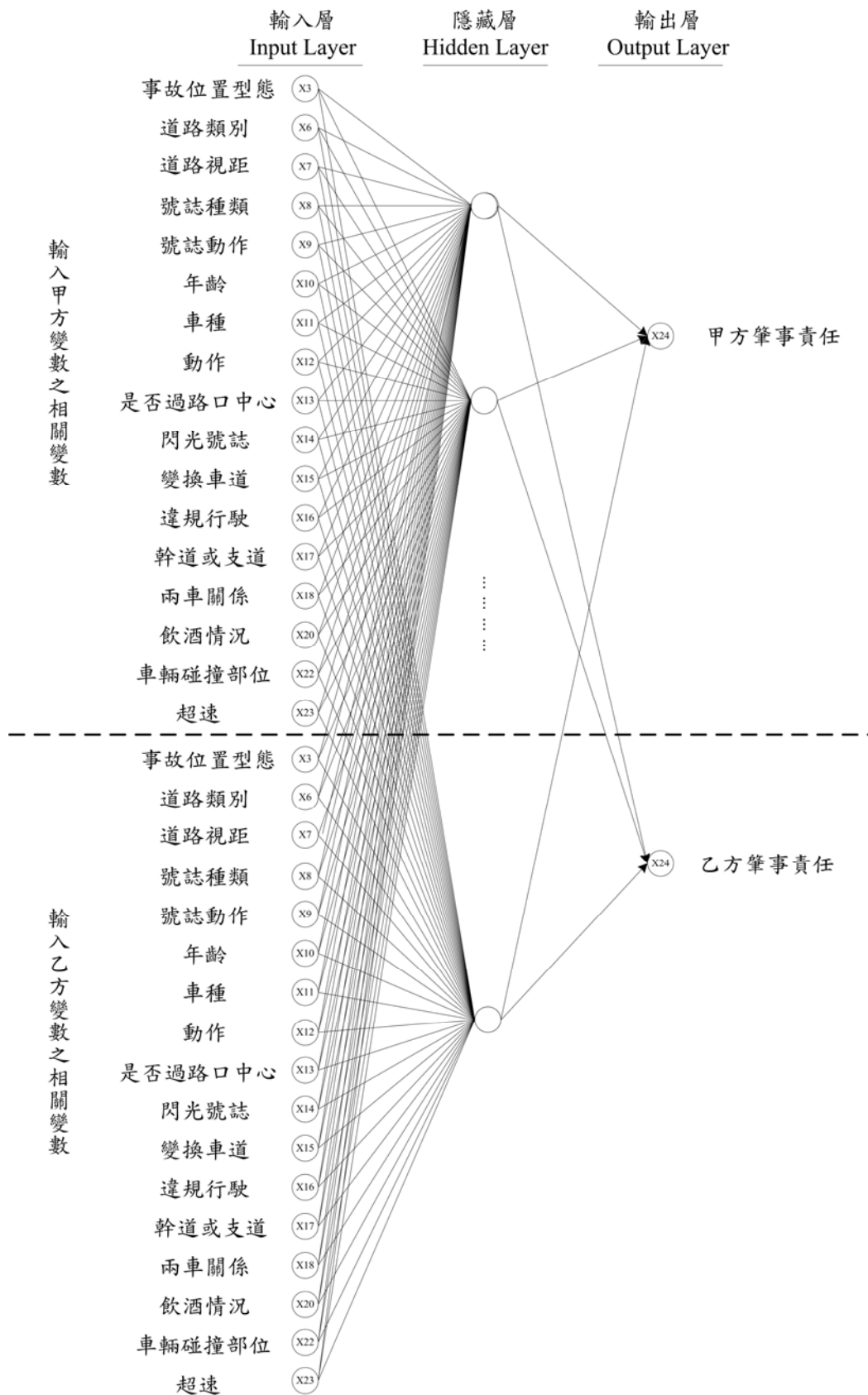


圖 5.7、模式 1 之雙方輸入變數之類神經網路圖

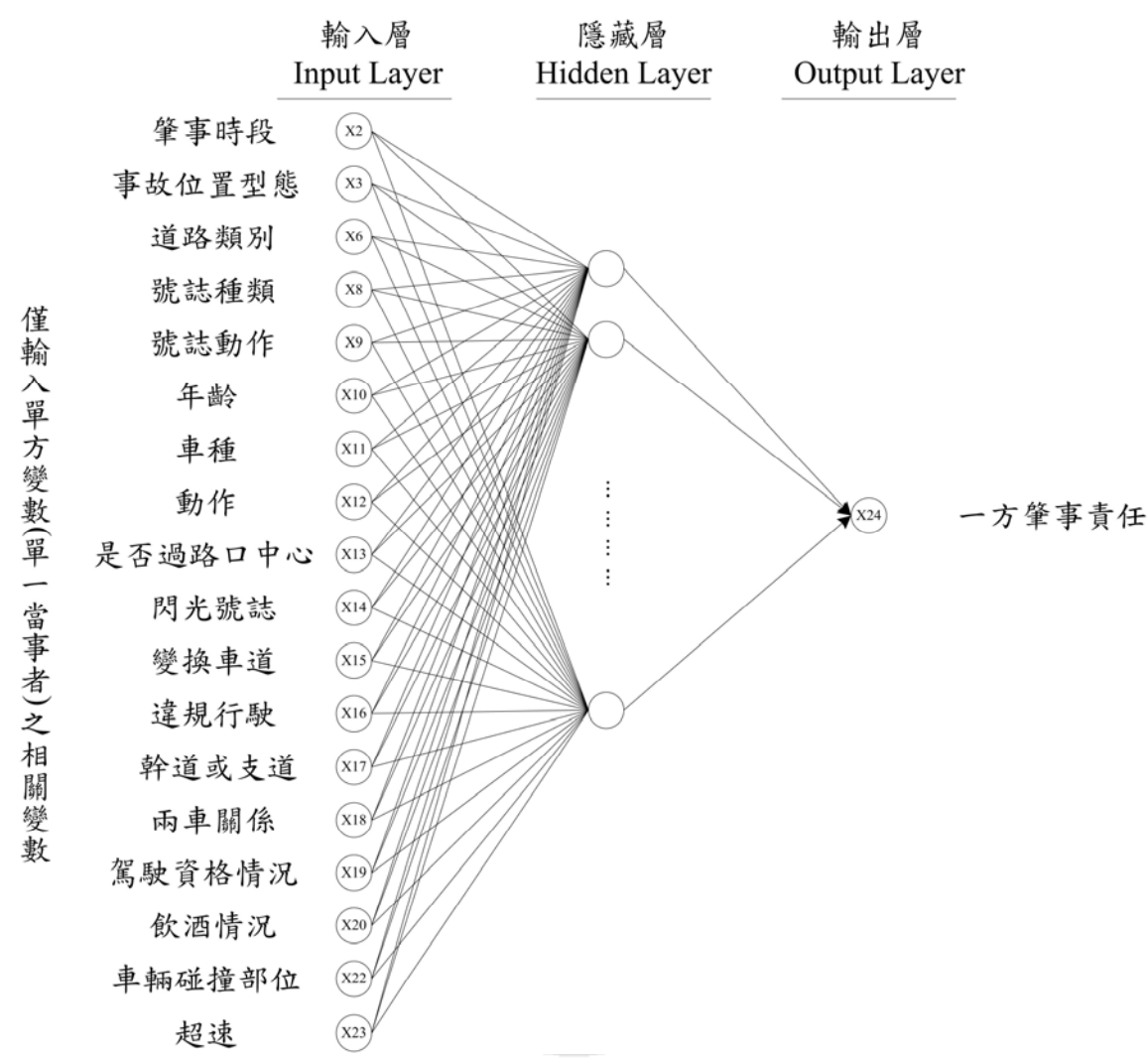


圖 5.8、模式 2 之單方輸入變數之類神經網路圖

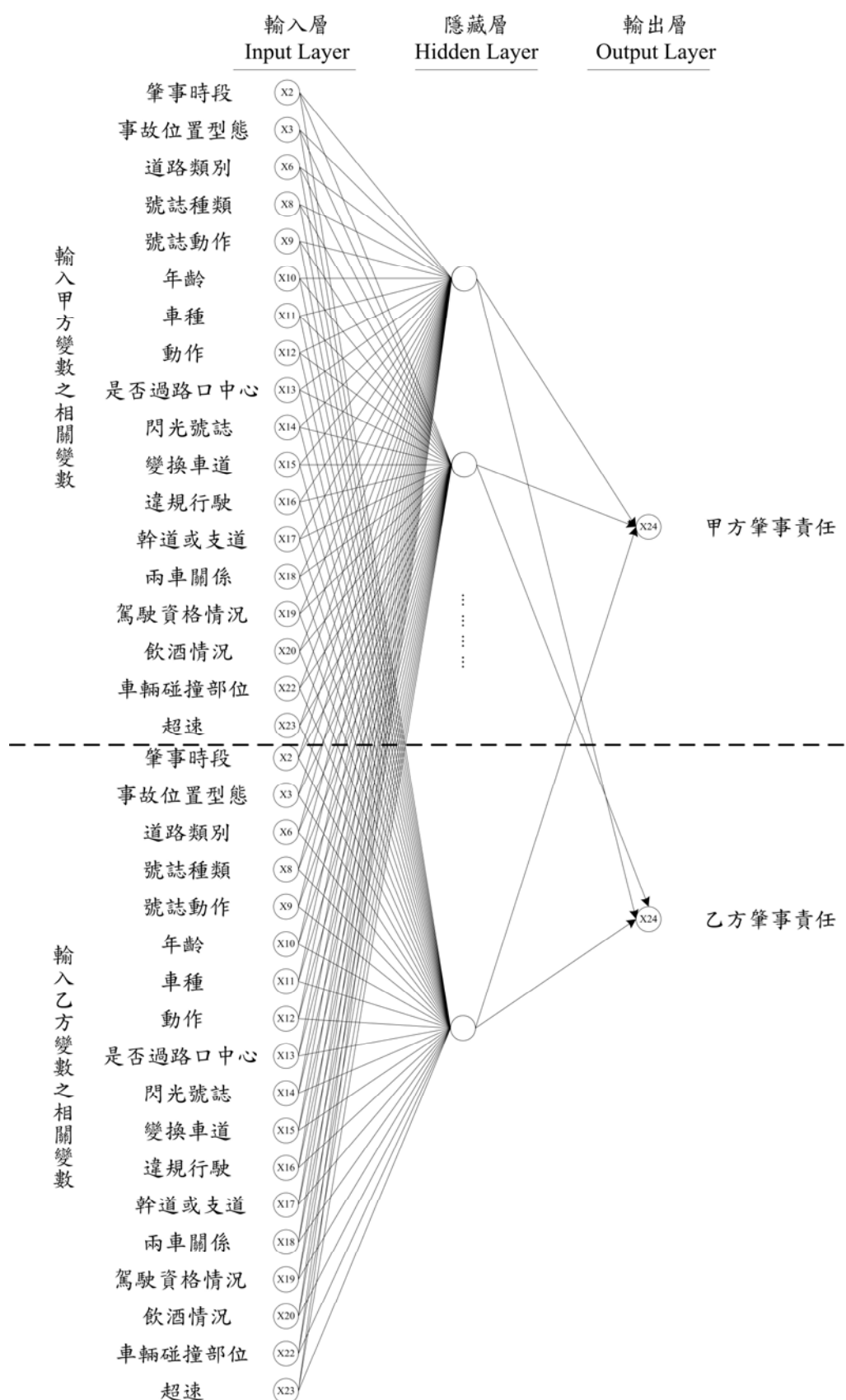


圖 5.9、模式 2 之雙方輸入變數之類神經網路圖

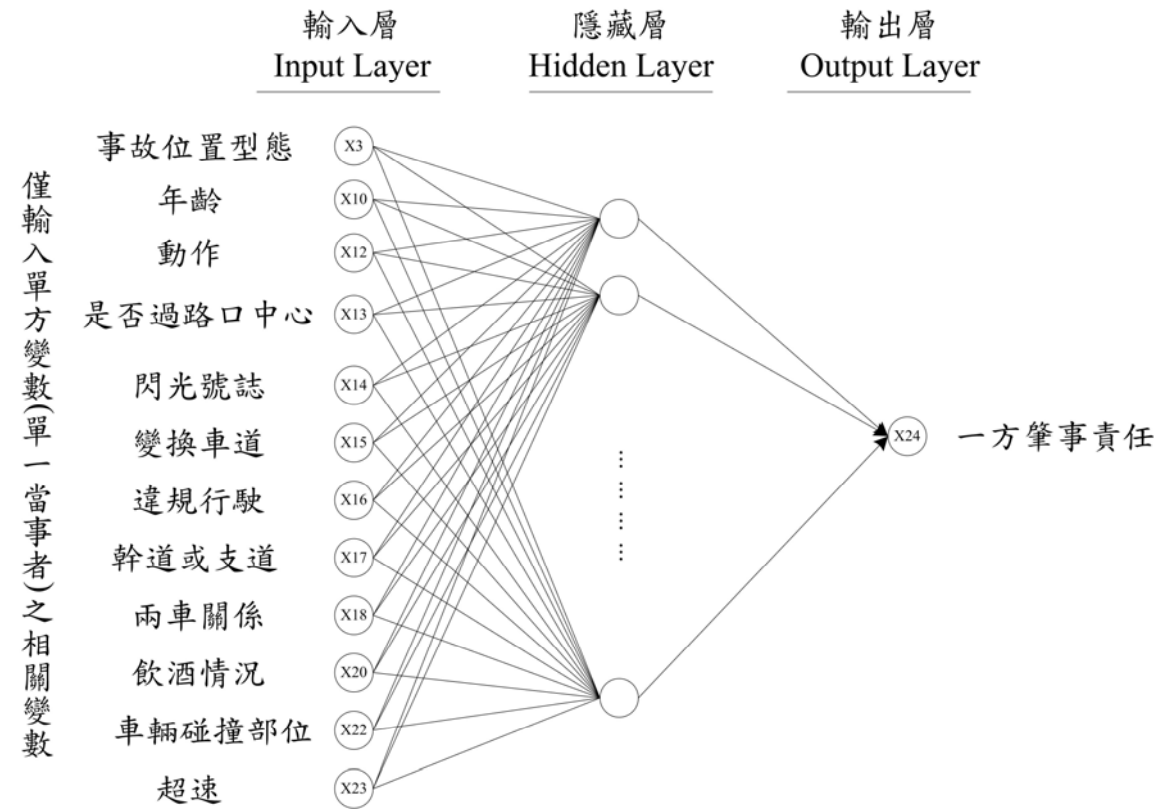


圖 5.10、模式 3 之單方輸入變數之類神經網路圖

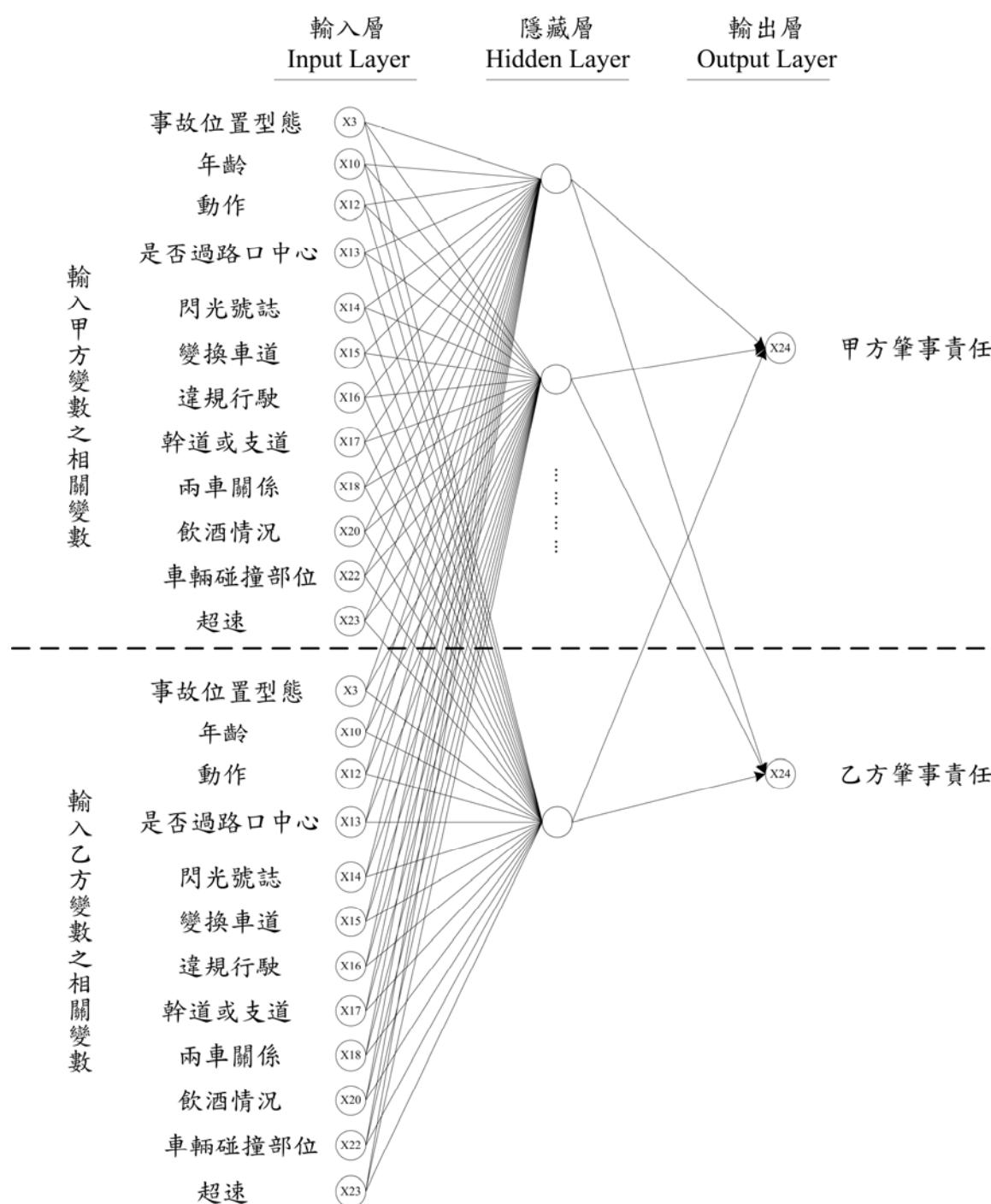


圖 5.11、模式 3 之雙方輸入變數之類神經網路圖

本研究利用當事人事故資料筆數共 5268 筆當事者事故數 (2634 筆案件數)，並各模式之樣本數之 80% 做為訓練樣本數與 20% 做為驗證樣本數，模式一為汽車碰撞汽車事故類型，共有 2180 筆當事者事故數 (1090 件案件數)，故訓練樣本數為 1744 筆 (872

件案件數)與驗證樣本數為 436 筆(218 件案件數)；模式二為汽車碰撞機車事故類型，共有 2576 筆當事者事故數(1288 件案件數)，故訓練樣本數為 2060 筆(1030 件案件數)與驗證樣本數為 516 筆(258 件案件數)；模式三為機車碰撞機車事故類型，共有 512 筆當事者事故數(256 件案件數)，故訓練樣本數為 410 筆(205 件案件數)與驗證樣本數為 102 筆(51 件案件數)。在隱藏層數設定為固定一層隱藏層數。

表 5.3、類神經網路各模式之相關參數選取彙整表

類神經網路相關 參數設定 變數參數設定					隱藏層數設定				
					1 層				
變數 選取	事故 類型	資料 來源	輸入 變數	輸出 變數	神經元數設定				
					[5]	[10]	[15]	[20]	[25]
交叉分析表所選顯著變數	汽車 對 汽車	雙方 變數	34 個 ²	2 個	ANN 1-1 ¹	ANN 1-2	ANN 1-3	ANN 1-4	ANN 1-5
		單方 變數	17 個	1 個	ANN 1-6	ANN 1-7	ANN 1-8	ANN 1-9	ANN 1-10
	汽車 對 機車	雙方 變數	36 個	2 個	ANN 2-1	ANN 2-2	ANN 2-3	ANN 2-4	ANN 2-5
		單方 變數	18 個	1 個	ANN 2-6	ANN 2-7	ANN 2-8	ANN 2-9	ANN 2-10
	機車 對 機車	雙方 變數	24 個	2 個	ANN 3-1	ANN 3-2	ANN 3-3	ANN 3-4	ANN 3-5
		單方 變數	12 個	1 個	ANN 3-6	ANN 3-7	ANN 3-8	ANN 3-9	ANN 3-10

註： 1.ANN1-1 代表為 artificial neural network 之子模式 1-1

2.雙方變數之輸入變數個數=單方變數之輸入變數個數×2

本研究設定上述 30 個類神經子模式之相關變數後，利用程式語言軟體 MATLAB6.5 所提供可使用類神經之環境並配合撰寫程

式，將模式初步建構完成，輔以相關參數設定後即可進行分析。在訓練模式之前，需先針對類神經網路訓練模式之相關參數進行設定，然相關參數設定如表 5.4 所示。

表 5.4、類神經網路訓練模式相關設定

網路相關 參數設定	雙方輸入變數模式 設定值	單方輸入變數模式 設定值
隱藏層數	1 層	1 層
隱藏層節點數	5、10、15、20、25 個 節點數	5、10、15、20、25 個 節點數
輸出層節點數	2 個	1 個
隱藏層轉換函數	正切雙彎曲轉換函數	正切雙彎曲轉換函數
輸出層轉換函數	線性轉換函數	線性轉換函數
學習演算法	比例共軛梯度演算法	比例共軛梯度演算法
設定訓練次數	4500 次	4500 次
設定績效目標	10^{-6}	10^{-6}

第六章 模式驗證

本研究將針對前一章模式所建構之三種模式分別進行驗證，然相關驗證數據分析與模式結果將分述如后所示。

6.1 程序性模式驗證結果

程序性驗證模式同向部份，共細分成 16 個判別節點，並利用不同事故類型進行驗證，由表 6.1 可知同向模式中以汽車對汽車事故類型之判中率為 73.8%最佳；再者以機車對機車事故類型之判中率為 73.5%次之；最後則為汽車對機車事故類型之 73.1%最低。就整體同向程序性模式觀之，同向關係之全部樣本數計有 939 筆，本研究所建構之模式共涵蓋樣本數為 758 筆，樣本涵蓋比率為 80.72%，然而模式判中之個數為 556 筆，其同向程序性模式之判中率為 73.35%，但若考量模式未涵蓋之資料則判中率大幅降為 59.21%。

表 6.1、同向程序性驗證之判中分析彙整表

節點	汽車對汽車			汽車對機車			機車對機車		
	樣本 個數	判中 個數	判中率 (%)	樣本 個數	判中 個數	判中率 (%)	樣本 個數	判中 個數	判中率 (%)
1	15	11	73.3%	20	14	70.0%	3	3	100.0%
2	22	19	86.4%	32	25	78.1%	10	9	90.0%
3	6	6	100.0%	4	3	75.0%	1	0	0.0%
4	21	14	66.7%	42	36	85.7%	11	9	81.8%
5	22	14	63.6%	50	23	46.0%	5	3	60.0%
6	6	4	66.7%	4	1	25.0%	0	0	0.0%
7	38	24	63.2%	35	14	40.0%	6	2	33.3%
8	8	7	87.5%	4	4	100.0%	0	0	0.0%
9	22	16	72.7%	52	43	82.7%	8	5	62.5%
10	12	6	50.0%	45	36	80.0%	4	2	50.0%

表 6.1、同向程序性驗證之判中分析彙整表(續)

節點	汽車對汽車			汽車對機車			機車對機車		
	樣本 個數	判中 個數	判中率 (%)	樣本 個數	判中 個數	判中率 (%)	樣本 個數	判中 個數	判中率 (%)
11	34	28	82.3%	45	36	80.0%	6	5	83.3%
12	14	8	57.1%	46	37	80.4%	8	7	87.5%
13	9	8	88.9%	19	12	63.2%	2	1	50.0%
14	4	4	100.0%	7	6	85.7%	0	0	0.0%
15	14	12	85.7%	11	10	90.9%	1	1	100.0%
16	9	8	88.9%	18	17	94.4%	3	3	100.0%
總計	256	189	73.8%	434	317	73.1%	68	50	73.5%

針對同一事故類型本研究設計有兩種肇事責任判定，其因囿於資料限制而無法挑選較佳之規則，故採用兩種肇事鑑定結果作為做後節點，本研究提供兩種判定結果於該類型之判中所佔之百分比率，供使用者進行鑑定時參考之用，同向兩判定節點之所佔百分比率如下表 6.2 所示。

表 6.2、同向單一類型兩種判定結果之所佔百分比表

樣本 總數	節點					
	9			10		
	樣本涵 蓋數	判中樣 本數	百分比 (%)	樣本涵 蓋數	判中樣 本數	百分比 (%)
143	82	64	44.75	61	44	30.76

樣本 總數	節點					
	11			12		
	樣本涵 蓋數	判中樣 本數	百分比 (%)	樣本涵 蓋數	判中樣 本數	百分比 (%)
153	85	69	45.09	68	52	33.99

表 6.2、同向單一類型兩種判定結果之所佔百分比表(續)

樣本 總數	節點					
	15			16		
	樣本涵 蓋數	判中樣 本數	百分比 (%)	樣本涵 蓋數	判中樣 本數	百分比 (%)
56	13	23	41.07	30	28	50.00

註：百分比=樣本判中數/樣本總數

而在程序性驗證模式對向部份，共細分成 30 個判別節點，並藉由各種事故類型進行驗證，由表 6.3 可知對向模式中以機車對機車事故類型之判中率為 81.5%最佳；再者以汽車對汽車事故類型之判中率為 80.6%次之；最後則為汽車對機車事故類型之 79.9%最低。本研究在針對對向程序性模式分析，對向關係之全部樣本數計有 760 筆，其對向模式共涵蓋樣本數計有 600 筆，其樣本涵蓋比率為 78.94%，然而模式判中之個數為 482 筆，因此對向程序性模式之判中率為 80.33%，如果考量模式未涵蓋資料之判中率則降至 63.42%。

表 6.3、對向程序性驗證之判中分析彙整表

節點	汽車對汽車			汽車對機車			機車對機車		
	樣本 個數	判中 個數	判中率 (%)	樣本 個數	判中 個數	判中率 (%)	樣本 個數	判中 個數	判中率 (%)
1	66	58	87.9%	62	57	91.9%	12	10	83.3%
2	13	10	76.9%	18	14	77.8%	7	6	85.7%
3	8	6	75.0%	15	8	53.3%	4	4	100.0%
4	10	5	50.0%	19	14	73.7%	1	1	100.0%
5	5	4	80.0%	2	1	50.0%	0	0	0.0%
6	3	2	66.6%	2	2	100.0%	1	1	100.0%
7	2	1	50.0%	5	4	80.0%	0	0	0.0%
8	0	0	0.0%	1	1	100.0%	0	0	0.0%

表 6.3、對向程序性驗證之判中分析彙整表(續)

9	3	2	66.7%	3	2	66.7%	2	2	100.0%
10	2	1	50.0%	5	5	100.0%	2	1	50.0%
11	1	1	100.0%	1	1	100.0%	0	0	0.0%
12	0	0	0.0%	1	1	100.0%	0	0	0.0%
13	0	0	0.0%	2	2	100.0%	0	0	0.0%
14	8	8	100.0%	2	2	100.0%	1	1	100.0%
15	4	4	100.0%	7	6	85.7%	2	2	100.0%
16	5	3	60.0%	4	1	25.0%	0	0	0.0%
17	6	5	83.3%	5	3	60.0%	0	0	0.0%
18	6	6	100.0%	15	14	93.3%	0	0	0.0%
19	3	2	66.7%	3	2	66.7%	1	0	0.0%
20	10	4	40.0%	12	6	50.0%	4	2	50.0%
21	10	7	70.0%	13	11	84.6%	2	1	50.0%
22	10	6	60.0%	8	7	87.5%	1	0	0.0%
23	30	28	93.3%	51	45	88.2%	7	6	85.7%
24	20	18	90.0%	27	21	77.8%	3	3	100.0%
25	1	1	100.0%	0	0	0.0%	0	0	0.0%
26	0	0	0.0%	1	1	100.0%	0	0	0.0%
27	0	0	0.0%	0	0	0.0%	1	1	100.0%
28	4	4	100.0%	5	2	40.0%	2	2	100.0%
29	12	11	91.7%	8	4	50.0%	1	1	100.0%
30	5	3	60.0%	1	1	100.0%	0	0	0.0%
總計	248	200	80.6%	298	238	79.9%	54	44	81.5%

然對向具有單一事故型態而設計有兩種判定結果之節點以及參考節點判中所佔之樣本百分比彙整於下表 6.4 所示，供使用者進行對向鑑定結果判定時參考之用。

表 6.4、對向單一類型兩種判定結果之所佔百分比表

樣本 總數	節點					
	6			7		
	樣本涵 蓋數	判中樣 本數	百分比 (%)	樣本涵 蓋數	判中樣 本數	百分比 (%)
13	6	5	38.46	7	5	38.46
樣本 總數	節點					
	14			15		
	樣本涵 蓋數	判中樣 本數	百分比 (%)	樣本涵 蓋數	判中樣 本數	百分比 (%)
24	11	11	45.83	13	12	50.00
樣本 總數	節點					
	21			22		
	樣本涵 蓋數	判中樣 本數	百分比 (%)	樣本涵 蓋數	判中樣 本數	百分比 (%)
44	25	19	43.18	19	13	29.55
樣本 總數	節點					
	23			24		
	樣本涵 蓋數	判中樣 本數	百分比 (%)	樣本涵 蓋數	判中樣 本數	百分比 (%)
138	88	79	57.25	50	42	30.43
樣本 總數	節點					
	28			29		
	樣本涵 蓋數	判中樣 本數	百分比 (%)	樣本涵 蓋數	判中樣 本數	百分比 (%)
32	11	8	25.00	21	16	50.00

最後在程序性驗證模式橫向部份，主要分成 7 個判別節點，透過輸入各種事故類型之資料進行驗證，由表 6.5 可知橫向模式

中以汽車對機車事故類型之判中率為 73.5%最佳；再者以汽車對汽車事故類型之判中率為 71.8%次之；最後則為機車對機車事故類型的 68.7%最低。以整體橫向程序性模式分析，橫向關係之全部樣本數計有 935 筆，而模式涵蓋之樣本數計有 842 筆，其樣本涵蓋比率為 90.01%，然而模式判中之個數為 608 筆，故橫向程序性模式之判中率為 72.21%，但如若考慮未涵蓋資料之判中率則降至 65.03%。

表 6.5、橫向程序性驗證之判中分析彙整表

節點	汽車對汽車			汽車對機車			機車對機車		
	樣本 個數	判中 個數	判中率 (%)	樣本 個數	判中 個數	判中 率(%)	樣本 個數	判中 個數	判中率 (%)
1	115	72	62.1%	132	88	66.7%	35	24	68.6%
2	101	78	77.2%	72	61	84.7%	13	9	69.2%
3	22	16	72.7%	25	14	56.0%	10	5	50.0%
4	131	94	71.8%	89	64	71.9%	14	9	64.3%
5	8	5	62.5%	21	20	95.2%	6	5	83.3%
6	5	5	100.0%	14	12	85.7%	4	4	100.0%
7	15	15	100.0%	9	7	77.8%	1	1	100.0%
總計	397	285	71.8%	362	266	73.5%	83	57	68.7%

然橫向具有單一事故型態而設計有兩種判定結果之節點以及參考節點判中所佔之樣本百分比彙整於下表 6.6 所示，供使用者進行橫向鑑定結果判定時參考之用。

表 6.6、橫向單一類型兩種判定結果之所佔百分比表

樣本 總數	節點					
	6			7		
	樣本涵 蓋數	判中樣 本數	百分比 (%)	樣本涵 蓋數	判中樣 本數	百分比 (%)
48	23	21	43.75	25	23	49.92

本研究藉由表 6.7 之程序性模式驗證之判中彙整表於程序性模式判中率分析比較上，可獲得以下幾點分析小結：

1. 針對程序分析之各事故類型角度來看，考量所有資料筆數接納入考慮，則以汽車碰撞機車事故類型之判中率 63.7%為最高；再者以汽車對汽車事故類型之判中率為 61.8%次之；判中率最低以機車對機車事故類型之 59.0%為最低。如若僅考量模式本體適合之資料者，則判中率狀況則相對提高，最高為汽車碰撞汽車事故類型，其判中率為 74.7%；而汽車碰撞機車事故類型之判中率 73.8%為次之；則機車對機車事故類型之以 73.7%為最低。
2. 倘若以行向關係進行判中率分析，如欲採納資料未涵蓋之樣本計入判中率計算中，則判中率最高為橫向程序性模式之 65.03%；其次為對向之判中率 63.42%；最後以同向之判中率為 59.21%。僅考量資料涵蓋部分則以對向程序性模式之 80.33%之判中率為最高；然以同向程序性模式判中率為 73.35%為次之；最後則以橫向程序性模式最低，其判中率為 72.21%。
3. 本研究建構各類型或各行向之程序性分析模式，為避免有提升判中率而遷就少數資料特性之樣本的疑慮，因此除對向程序分析模式樣本涵蓋率為 78.94%之外，其餘樣本涵蓋率皆大於 80%以上，希望藉此提升模式之實用性。

4. 在行向關係中，本研究認為對向模式之判中率較高原因在於其行向關係簡單，只要判定其入侵到對方路權則必負有責任，因此其判中率較高於其他行向原因在此；然同向判中率較低原因本研究認為同向左、右方車與同向前、後車之判定，對於建檔人員較為困難，因同向亦產生超車狀況，而超車則有認定上之誤差，其追撞、側撞或者是動作完成與否，其判定仍無一定準則，因此判中率較低為此原因；而橫向判中率較低原因本研究推斷其建構判定模式較為簡易，所考量變數較少，較無法針對細部原因進行分析探討，再者橫向模式可涵蓋之樣本比率為三種行向中最高，故其模式判中率較低。
5. 本研究探討模式判中率無法提升之情況進行更進一步分析，其原因為建檔資料尚有錯誤之樣本，因建檔人員未接受最專業肇事鑑定之訓練，僅以事故現場圖之車輛已碰撞完成後之情況判定事故之變數內容，並未考量車輛事故有其因果關係，必須先針對事故進行肇事重建後方能建檔，其建檔資料尚屬正確，然資料雖經過基本檢核機制篩選降低其錯誤率，但如建檔變數狀況合理可是卻不是實際之行車狀況，其資料仍可進入本研究中進行分析，惟造成判中率較為不佳原因之一。
6. 本研究於建構程序性模式之初，因囿於建檔資料內容，故造成資料所挑選規則與現實狀況較無法符合之現象出現，如對向模式之節點 6、7，兩車未違規則發生車禍；再者對向模式中的甲車為直行車與乙車為右轉車之情境，因此項情境較無法發生碰撞事故；最後於橫向模式中，其無號誌路口且同為幹支道時，則大多數以左方車與右方車之判定當準則，甚少以直行車與轉彎車做為判定標準。上述三項規則與現實狀況差異較大，但因本研究先以符合資料內容再訂出準則，因此其程序規則仍有修正空間，建議於後續研究中修正。

表 6.7、程序性模式驗證之判中彙整表

事故型態	行向	模式代碼	資料所有筆數	資料涵蓋數目	判中個數	判中率 A	判中率 B
汽車 對 汽車	同向	PAMA-1	329	256	189	73.8%	57.4%
	對向	PAMA-2	323	248	200	80.6%	61.9%
	橫向	PAMA-3	438	397	285	71.8%	65.1%
小計			1090	902	674	74.7%	61.8%
汽車 對 機車	同向	PAMB-1	520	434	317	73.1%	60.9%
	對向	PAMB-2	366	298	238	79.9%	65.0%
	橫向	PAMB-3	402	362	266	73.5%	66.2%
小計			1288	1113	821	73.8%	63.7%
機車 對 機車	同向	PAMC-1	90	68	50	73.5%	55.6%
	對向	PAMC-2	71	54	44	81.5%	62.0%
	橫向	PAMC-3	95	83	57	68.7%	60.0%
小計			256	205	151	73.7%	59.0%
總計			2634	2220	1646	74.1%	62.5%

註：判中率 A=判中個數/資料涵蓋數目；

判中率 B=判中個數/資料所有筆數。

6.2 分類樹模式訓練及驗證結果

本研究於分類樹模式驗證部份，分成汽車對汽車事故類型、汽車對機車事故類型、以及機車對機車事故類型等三類進行模式訓練以及驗證其判中率。且本研究於資料分析中分成單方輸入變數以及雙方輸入變數進行，而研究發現雙方輸入變數之判中率優於單方輸入變數，故文字敘述僅以雙方輸入變數加以說明。

6.2.1 汽車對汽車類型分類樹模式結果分析

本研究由表 6.8 中可以得知在汽車對汽車之事故類型中，雙方變數則以分支節點限制數為 5 個的子模式 CTM1-1 訓練結果最高，在 872 筆訓練樣本中，共有 785 筆樣本結果判中，判中率高達 90.02% 為最高；再者為分支節點限制數為 25 個的子模式 CTM1-2，判中樣本為 593 筆樣本，其模式之判中率為 68.00% 次之；然而於汽車對汽車之事故類型中模式訓練中以分支節點限制數 100 個之 60.21% 為最差。本研究於驗證部分共驗證 218 筆樣本，則與訓練結果一致，以分支節點限制數為 5 個的子模式 CTM1-1 共判中 163 筆樣本，樣本判中率為 74.33% 為最佳模式；然亦以 CTM1-2 的驗證判中樣本 142 個，總判中率為 65.14% 為次之；最差之模式則為分支節點限制數為 100 個，判中樣本僅有 133 個，判中率則為 61.01%。本研究發現在汽車對汽車事故型態之雙方變數有分支節點限制數越小，則訓練以及驗證之判中率則有越高之趨勢，因此本事故類型之雙方變數整體而言以 CTM1-1 為最佳模式，共有 17 層之分之節點，如圖 6.1 所示。

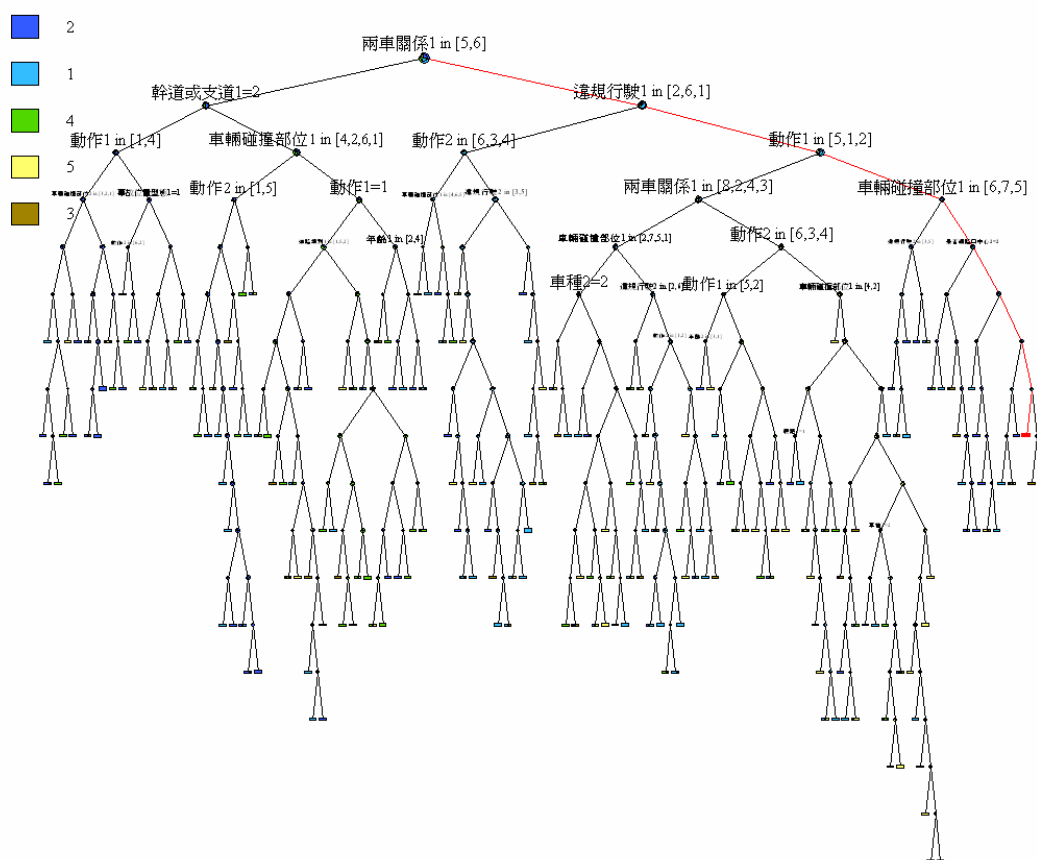


圖 6.1、分類樹汽車對汽車最佳模式 CTM1-1 示意圖

註：圖 6.1 左上角之方形以及數字所代表意義為：1 代表完全原因；2 代表主要原因；3 代表同為原因；4 代表次要原因；5 代表無肇事原因。

本研究發現在汽車對汽車之碰撞事故類型中就最佳模式而言，雙方變數與單方變數比較，可以得知無論是在訓練模式以及驗證模式方面，雙方變數之最佳子模式 CTM1-1 明顯較單方變數之子模式 CTM1-6 較佳。

表 6.8、汽車對汽車事故之分類樹模式訓練及驗證結果

主 模 式	子 模 式			訓 練		驗 證		順 序
	輸入 變數	分支節點 限制數	代 碼	判 中 個 數	判 中 率	判 中 個 數	判 中 率	
汽 車 對 汽 車 事 故 型 態	雙 方 變 數	5 個	CTM1-1	785	90.02%	163	74.77%	1
		25 個	CTM1-2	593	68.00%	142	65.14%	2
		50 個	CTM1-3	562	64.45%	138	63.30%	3
		75 個	CTM1-4	537	61.58%	135	61.93%	4
		100 個	CTM1-5	525	60.21%	133	61.01%	5
	單 方 變 數	5 個	CTM1-6	1568	89.91%	264	60.55%	1
		25 個	CTM1-7	1167	66.92%	236	54.13%	2
		50 個	CTM1-8	1115	63.93%	226	51.83%	3
		75 個	CTM1-9	1073	61.53%	217	49.77%	4
		100 個	CTM1-10	1045	59.91%	209	47.94%	5

6.2.2 汽車對機車類型分類樹模式結果分析

在汽車對機車之事故類型中，藉由表 6.9 可以獲知雙方變數以分支節點限制數為 5 個的子模式 CTM2-1 訓練結果最高，在 1030 筆訓練樣本中，共有 926 筆樣本結果判中，判中率達 89.90% 為最高；再者為分支節點限制數為 25 個的子模式 CTM2-2，判中樣本為 716 筆樣本，其模式之判中率為 69.51% 次之；然而於汽車對機車之事故類型中模式訓練中以分支節點限制數 100 個之 55.44% 為最差。本研究於驗證部分共驗證 258 筆樣本，則與訓練結果一致，以分支節點限制數為 5 個的子模式 CTM2-1 共判中 181 筆樣本，樣本判中率為 70.16% 為最佳模式；然亦以 CTM2-2 的驗證判中樣本 175 個，總判中率為 67.83% 為次之；最差之模式則為分支節點限制數為 100 個，判中樣本僅有 143 個，判中率則為 55.43%。在汽車對機車事故型態之雙方變數亦同於汽車對汽車之事故類型，有分支節點限制數越小，則訓練以及驗證之判中率則有越高之趨

勢，因此本事故類型之雙方變數整體而言以 CTM2-1 為最佳模式，共有 18 層分支，如圖 6.2 所示。

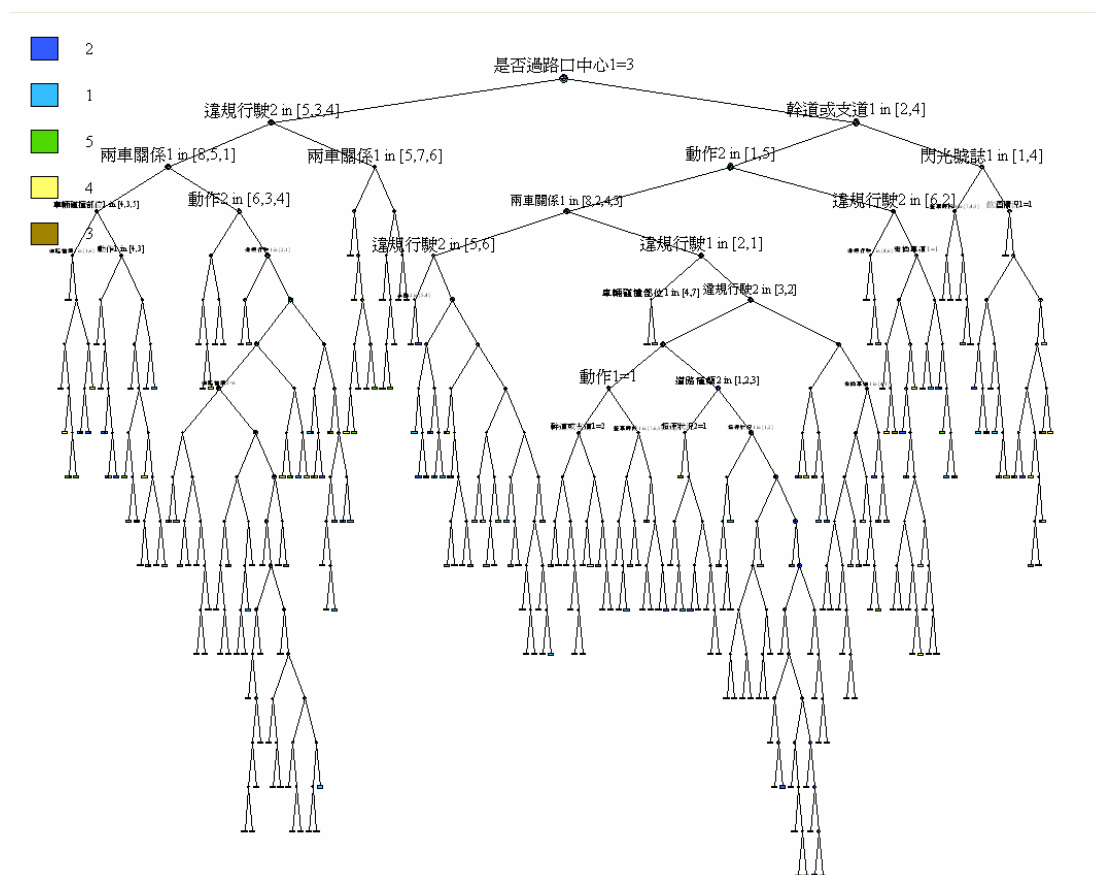


圖 6.2、分類樹汽車對機車雙方最佳模式 CTM2-1 示意圖

註：圖 6.2 左上角之方形以及數字所代表意義為：1 代表完全原因；2 代表主要原因；3 代表同為原因；4 代表次要原因；5 代表無肇事原因。

在此事故類型中就雙方變數與單方變數就最佳模式比較，可以得知無論是在訓練以及驗證方面，雙方變數之子模式 CTM2-1 較單方變數之最佳子模式 CTM2-6 較佳。

表 6.9、汽車對機車事故之分類樹模式訓練及驗證結果

主 模 式	子 模 式			訓 練		驗 證		順 序
	輸入 變數	分支節點 限制數	代 碼	判 中 個 數	判 中 率	判 中 個 數	判 中 率	
汽 車 對 機 車 事 故 型 態	雙 方 變 數	5 個	CTM2-1	926	89.90%	181	70.16%	1
		25 個	CTM2-2	716	69.51%	175	67.83%	2
		50 個	CTM2-3	674	65.44%	160	62.02%	3
		75 個	CTM2-4	656	63.69%	146	56.59%	4
		100 個	CTM2-5	571	55.44%	143	55.43%	5
	單 方 變 數	5 個	CTM2-6	1835	89.08%	295	57.17%	1
		25 個	CTM2-7	1332	64.66%	279	54.07%	2
		50 個	CTM2-8	1253	60.73%	261	50.58%	3
		75 個	CTM2-9	1224	59.42%	253	49.03%	4
		100 個	CTM2-10	1174	56.99%	250	48.45%	5

6.2.3 機車對機車類型分類樹模式結果分析

由表 6.10 針對機車對機車事故類型雙方變數之訓練與驗證結果中，以分支節點限制數為 5 個的子模式 CTM3-1 訓練結果最高，在 205 筆訓練樣本中，共有 185 筆樣本結果判中，判中率高達 90.24% 為最高；再者為分支節點限制數為 25 個的子模式 CTM3-2，判中樣本為 132 筆樣本，其模式之判中率為 64.39% 次之；然於本事故類型模式訓練中以分支節點限制數 100 個之 52.20% 為最差。然再本事故類型之驗證部分共驗證 51 筆樣本，則與訓練結果一致，以分支節點限制數為 5 個的子模式 CTM3-1 共判中 35 筆樣本，樣本判中率為 68.63% 為最佳模式；再者以分支節點限制數為 25 個的子模式 CTM3-2 共判中 34 筆樣本，樣本判中率為 66.67% 次之；然模式 CTM3-3、CTM3-4、與 CTM3-5 的驗證判中樣本 33 個，其判中率為 64.71% 為較差。如同前面兩事故類型之模式所呈現之結果，發現在機車對機車事故型態之雙方變數有分支節點限制數越細分，則訓練以及驗證之判中率則有越

準確之趨勢，故機車對機車事故類型之雙方變數整體而言，將以最高驗證判中率並且相同的 CTM3-1 為最佳模式，共有 12 層分支節點，如圖 6.3 所示。

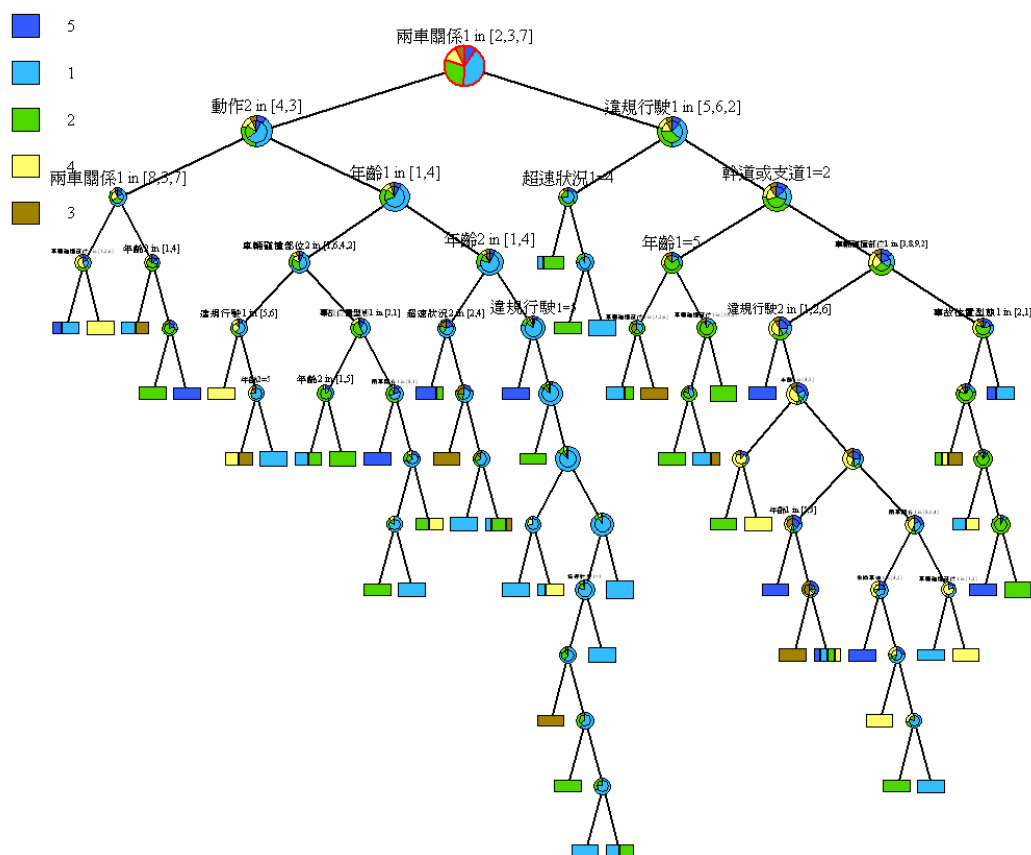


圖 6.3、分類樹機車對機車雙方最佳模式 CTM3-1 示意圖

註：圖 6.3 左上角之方形以及數字所代表意義為：1 代表完全原因；2 代表主要原因；3 代表同為原因；4 代表次要原因；5 代表無肇事原因。

本研究發現在汽車對汽車之碰撞事故類型中就最佳模式而言，雙方變數與單方變數比較，可以得知無論是在訓練模式以及驗證模式方面，雙方變數之子模式皆明顯較優於單方變數之子模式，因此本研究選擇驗證結果較高的雙方變數之子模式 CTM3-1 作為本事故類型之最佳模式。

表 6.10、機車對機車事故之分類樹模式訓練及驗證結果

主 模 式	子 模 式			訓 練		驗 證		順 序
	輸入 變數	分支節點 限制數	代 碼	判 中 個 數	判 中 率	判 中 個 數	判 中 率	
機車對機車事故型態	雙方變數	5 個	CTM3-1	185	90.24%	35	68.63%	1
		25 個	CTM3-2	132	64.39%	34	66.67%	2
		50 個	CTM3-3	119	58.05%	33	64.71%	3
		75 個	CTM3-4	109	53.17%	33	64.71%	3
		100 個	CTM3-5	107	52.20%	33	64.71%	3
	單方變數	5 個	CTM3-6	338	82.44%	64	62.75%	1
		25 個	CTM3-7	261	63.66%	57	55.88%	2
		50 個	CTM3-8	237	57.80%	48	47.06%	3
		75 個	CTM3-9	225	54.87%	47	46.08%	4
		100 個	CTM3-10	219	53.42%	42	41.18%	5

6.2.4 分類樹最佳模式分析與探討

在分類樹模式建構中，訓練之判中率最佳為機車對機車事故類型之雙方輸入變數判中率高達 90.24%，再者以汽車對汽車事故類型之雙方輸入變數判中率則有 90.02%次之，第三則為汽車對汽車事故類型之單方輸入變數為 89.91%，然在汽車對機車判中率中，雙方輸入變數則有 89.90%；然而本研究在訓練模式之判中率皆高於 8 成。然在驗證部分，則以汽車對汽車事故類型雙方輸入變數之 74.77%為本研究分類樹模式所挑選出之整體成果最佳模式，再者則為汽車對機車之 70.16%之判中率次之，然僅與第一順位之判中率差距 4.61%。本研究由表 6.11 之分類樹最佳子模式彙整表建議，汽車對汽車事故類型適用 CTM1-1 做為其最佳模式，而汽車對機車事故類型適用 CTM2-1 做為其最佳模式，最後機車對機車事故類型則適用 CTM3-1 做為其最佳模式。

另外本研究發現所有子模式皆有樣本分支限制數越小，則訓練以及驗證之判中率則會提高現象，但此一狀況易造成節點較不具代表性之疑議，因此將資料庫擴建使樣本數提高、將樣本限制數提升、或者是提高建檔時的精確度則是未來可以努力進行之重點，才能使資料進行模式建構時準確建構並且預期會提升驗證之判中程度，故在分類樹之驗證上仍與實務階段有相當大之差距。本研究將最佳模式 CTM1-1 彙整於「附錄一」中供參考之用。

表 6.11、分類樹最佳子模式彙整表

主模式	最佳子模式		最佳訓練 判中率	最佳驗證 判中率
	輸入變數	最佳模式代碼		
汽車對 汽車	雙方變數	CTM1-1	90.02%	74.77%
	單方變數	CTM1-6	89.91%	60.55%
汽車對 機車	雙方變數	CTM2-1	89.90%	70.16%
	單方變數	CTM2-6	89.08%	57.17%
機車對 機車	雙方變數	CTM3-1	90.24%	68.63%
	單方變數	CTM3-6	82.44%	62.75%
整體 模式 ¹	雙方變數 CTM		89.99% ²	71.92% ³
	單方變數 CTM		88.78% ⁴	59.11% ⁵

註：1、整體模式為汽車對汽車模式、汽車對機車模式以及機車對機車模式的總和判中率。

2、在訓練部份，雙方變數共判中 1896 個樣本，全部樣本共 2107 個樣本，因此最佳訓練判中率為 $1896/2107=0.8999$ 。

3、在驗證部份，雙方變數共判中 379 個樣本，全部樣本共 527 個樣本，因此最佳驗證判中率為 $379/527=0.7192$ 。

4、在訓練部份，單方變數共判中 3741 個樣本，全部樣本共 4214 個樣本，因此最佳訓練判中率為 $3741/4214=0.8878$ 。

5、在驗證部份，單方變數共判中 623 個樣本，全部樣本共 1054 個樣本，因此最佳驗證判中率為 $623/1054=0.5911$ 。

6.2.5 資料檢核前後判中率分析

本研究嘗試於資料檢核前進行分類樹之模式建構與驗證分析，藉由表 6.12 之資料檢核前後最佳模式分析表可發現雙方變數在經資料檢核後，整體判中率提高 8.12%，故進行資料檢核以提升判中分析是有其貢獻存在。而在整體模式之單方變數卻減少 1.03%，其所降低幅度不大，原因可能為資料檢核後發生單方輸入的事故發生類型更為相近但其判定結果可能不一致，因此降低其分類後之判中率；然雙方變數可能因兩造之碰撞型態更為確定，因此肇事責任較易判定且一致，故判中率可以提升。

表 6.12、分類樹資料檢核前後最佳模式分析表

主模式	輸入變數	資料檢核“前” 最佳驗證判中率	資料檢核“後” 最佳驗證判中率	判中率 增減
汽車對 汽車	雙方變數	70.33%	74.77%	+4.44%
	單方變數	60.44%	60.55%	+0.11%
汽車對 機車	雙方變數	60.40%	70.16%	+9.76%
	單方變數	57.67%	57.17%	-0.50%
機車對 機車	雙方變數	59.57%	68.63%	+9.06%
	單方變數	69.47%	62.75%	-6.72%
整體 模式 ¹	雙方變數	63.80%	71.92%	+8.12%
	單方變數	60.14%	59.11%	-1.03%

註：1、整體模式為汽車對汽車模式、汽車對機車模式以及機車對機車模式的總和判中率。

6.3 類神經網路模式訓練及驗證結果

本研究針對類神經網路模式驗證部份，將分成汽車對汽車事故類型、汽車對機車事故類型、以及機車對機車事故類型等三類進行模式訓練以及驗證其判中率，以下為判中率結果分析。

6.3.1 汽車對汽車類型類神經網路模式結果分析

在汽車對汽車之事故類型中，類神經網路模式訓練部分則分成雙方及單方輸出變數兩部分建構。其中雙方輸出變數計有 872 筆案件數進行模式建構，其訓練結果則以模式 ANN1-5 隱藏層神經元數為 25 個時判中 872 筆樣本，並可由圖 6.4、圖 6.5 得知相關係數為 0.999 且訓練判中率 100% 為最高；再者以隱藏層神經元數為 20 個的 ANN1-4 訓練判中樣本 862 筆，判中率為 99.20% 次之；最後以模式 ANN1-1 判中樣本僅 725 筆案件為最低，其判中率為 83.14%。在單方輸出變數計有 1744 筆當事者人數進行模式建構，訓練結果以模式 ANN1-10 之隱藏層神經元數為 25 個判中樣本有 1346 筆樣本為最高，可由圖 6.6 知道相關係數為 0.947 且訓練判中率為 77.18%；再者以模式 ANN1-9 之隱藏層神經元數為 20 個判中樣本有 1302 筆樣本，樣本判中率為 74.66% 次之；然而判中率最低的模式則為 ANN1-6 判中樣本為 1165 筆，判中率為 66.80%。

由表 6.13 汽車對汽車事故之類神經網路訓練結果彙整表可以得知，其無論是單方、雙方輸出變數，模式訓練是以隱藏層神經元數越多則訓練判中率也越高，且相關係數亦逐漸提高，然在誤差均方和則隨之降低。

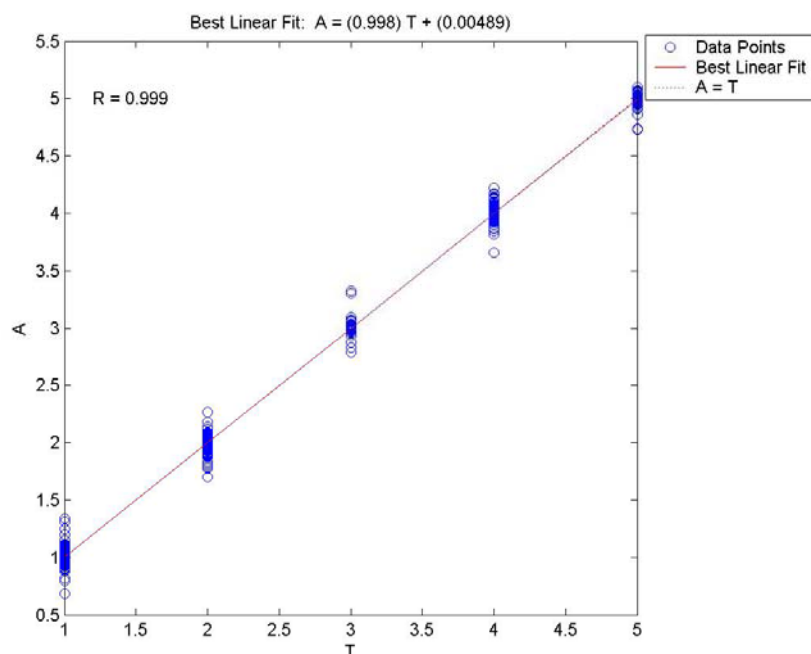


圖 6.4、ANN1-5 甲方訓練之預測與實際結果分析圖

註：圖 6.4 中 T 代表肇事責任實際值；A 則代表肇事責任預測值

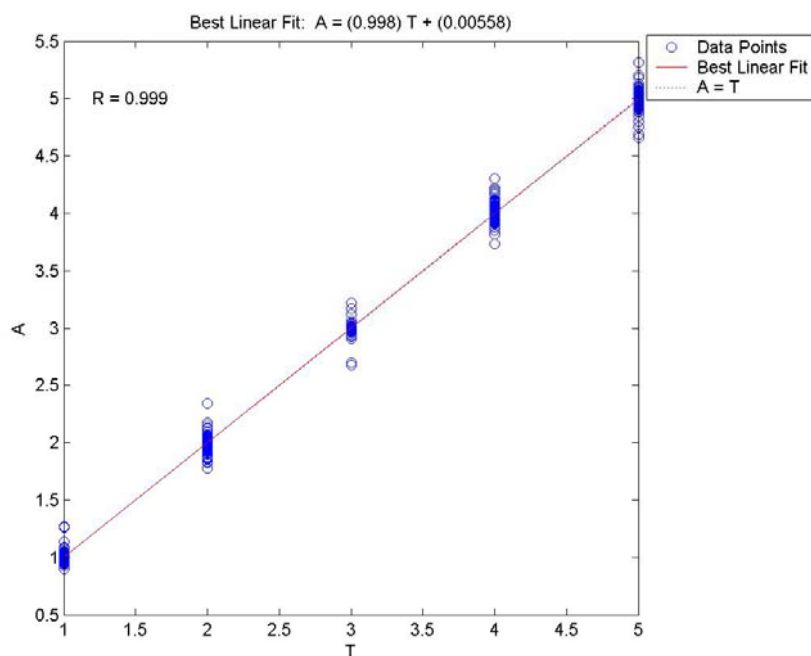


圖 6.5、ANN1-5 乙方訓練之預測與實際結果分析圖

註：圖 6.5 中 T 代表肇事責任實際值；A 則代表肇事責任預測值

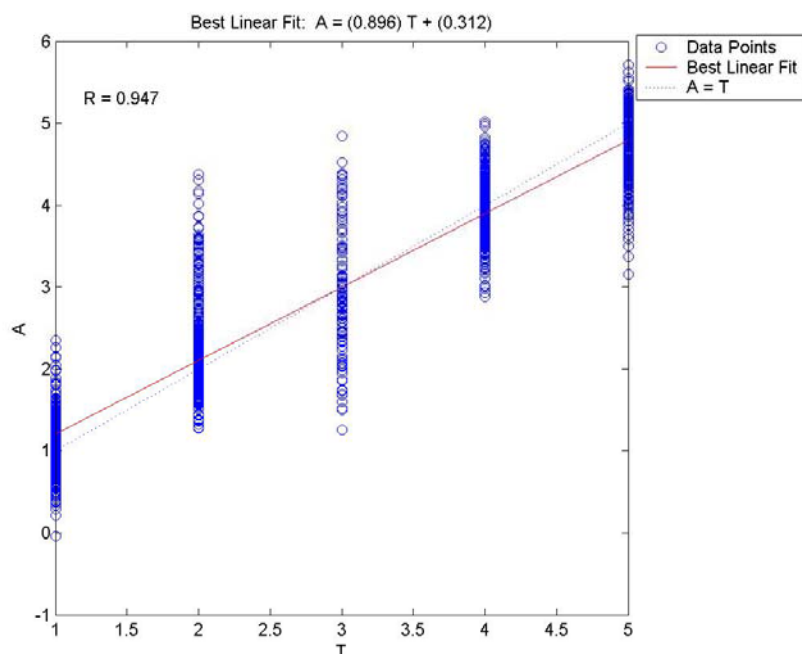


圖 6.6、ANN1-10 單方訓練之預測與實際結果分析圖

註：圖 6.6 中 T 代表肇事責任實際值；A 則代表肇事責任預測值

表 6.13、汽車對汽車事故之類神經網路訓練結果彙整表

主模式	子模式			誤差均 方和	相關 係數	訓練 判中率
	輸入 變數	隱藏層 神經元	代碼			
汽車對 汽車事故型態	雙方 變數	5 個	ANN1-1	0.0424	0.959	83.14%
		10 個	ANN1-2	0.0232	0.978	91.06%
		15 個	ANN1-3	0.0078	0.993	98.17%
		20 個	ANN1-4	0.0022	0.998	99.20%
		25 個	ANN1-5	0.0008	0.999	100.0%
	單方 變數	5 個	ANN1-6	0.5018	0.887	66.80%
		10 個	ANN1-7	0.4572	0.897	67.14%
		15 個	ANN1-8	0.3523	0.922	72.65%
		20 個	ANN1-9	0.2867	0.937	74.66%
		25 個	ANN1-10	0.2436	0.947	77.18%

於本事故類型之雙方輸出變數模式驗證部份，本研究利用 218 筆案件數進行模式驗證，以檢測各模式之預測能力良窳，可由表 6.14 之驗證結果彙整表得知於隱藏層神經元為 10 個的模式，其以判中 155 筆樣本，驗證判中率為 71.10%最高，故判定 ANN1-2 為該類型之最佳模式。然在單方輸出變數模式驗證部份，亦採用 436 筆案件數進行模式驗證，其可得知隱藏層神經元為 5 個的模式共判中有 276 筆樣本，驗證判中率以 63.30%為最高，因此判定 ANN1-6 為該類型之最佳模式。

藉由表 6.14 之驗證彙整表可得知在本事故類型中，雙方輸出變數或者是單方輸出變數之模式，其資料顯示隱藏層神經元個數越多則模式之預測能力便降低之趨勢。再者可發現在固定隱藏層神經元之個數下，雙方輸出變數模式較優於單方輸出變數模式，即利用兩車事故資料進行建構判定肇責模式較為準確。

表 6.14、汽車對汽車事故之類神經網路驗證結果彙整表

主模式	子模式			相關係數	驗證判中率	順序
	輸入變數	隱藏層神經元	代碼			
汽車對汽車事故型態	雙方變數	5 個	ANN1-1	0.698	68.81%	2
		10 個	ANN1-2	0.799	71.10%	1
		15 個	ANN1-3	0.790	64.22%	3
		20 個	ANN1-4	0.636	63.30%	4
		25 個	ANN1-5	0.682	52.75%	5
	單方變數	5 個	ANN1-6	0.884	63.30%	1
		10 個	ANN1-7	0.842	61.24%	2
		15 個	ANN1-8	0.839	56.19%	3
		20 個	ANN1-9	0.813	55.96%	4
		25 個	ANN1-10	0.803	52.06%	5

6.3.2 汽車對機車類型類神經網路模式結果分析

在汽車對機車之事故類型中，類神經網路模式訓練部分亦分成雙方及單方輸出變數兩部分建構。其中雙方輸出變數計有 1030 筆案件數進行模式建構，其訓練結果則以模式 ANN2-5 隱藏層神經元數為 25 個時判中 1024 筆樣本，並可由圖 6.7、圖 6.8 得知相關係數為 0.998 且訓練判中率 99.42% 為最高；再者以隱藏層神經元數為 20 個的 ANN2-4 訓練判中樣本仍保持 1024 筆，判中率為 99.42%，但其相關係數 0.996 略低於 ANN2-5，因此為次之；最後以模式 ANN2-1 判中樣本僅 792 筆案件為最低，其判中率為 76.89%。在單方輸出變數計有 2060 筆當事者人數進行模式建構，訓練結果以模式 ANN2-10 之隱藏層神經元數為 25 個判中樣本有 1646 筆樣本為最高，可由圖 6.9 知道相關係數為 0.958 且訓練判中率為 79.90%；再者以模式 ANN2-9 之隱藏層神經元數為 20 個判中樣本有 1562 筆樣本，樣本判中率為 75.83% 次之；然而判中率最低的模式則為 ANN2-6 判中樣本為 1187 筆，判中率為 57.62%。

同汽車對汽車碰撞類型之訓練結果，由表 6.15 汽車對機車事故之類神經網路訓練結果彙整表可以得知，其無論是單方、雙方輸出變數，模式訓練是以隱藏層神經元數越多則訓練判中率也越高，且相關係數亦逐漸提高，然在誤差均方和則隨之降低。

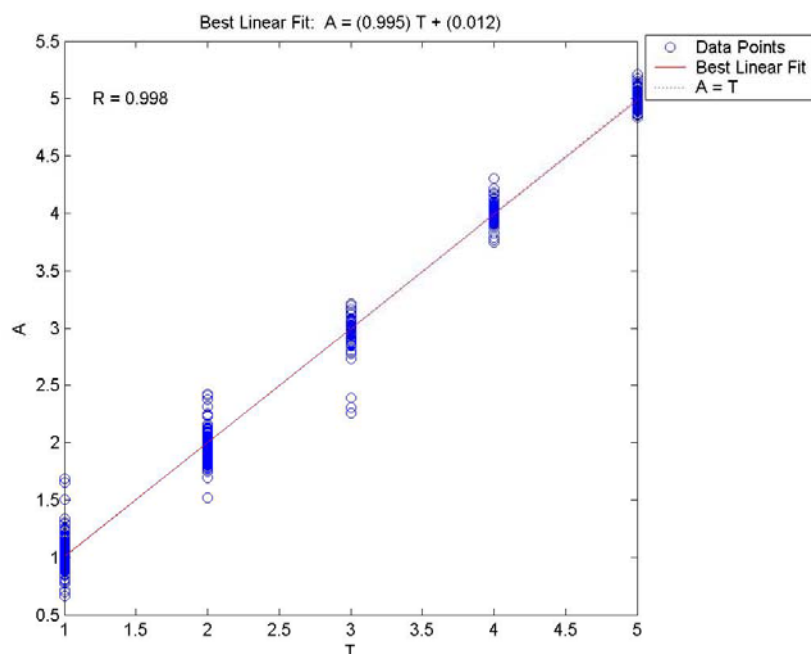


圖 6.7、ANN2-5 甲方訓練之預測與實際結果分析圖

註：圖 6.7 中 T 代表肇事責任實際值；A 則代表肇事責任預測值

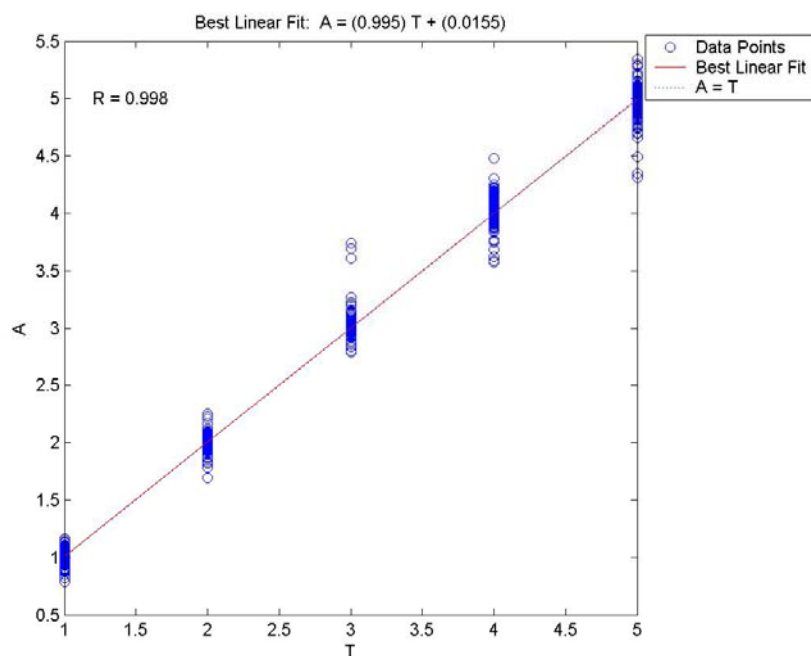


圖 6.8、ANN2-5 乙方訓練之預測與實際結果分析圖

註：圖 6.8 中 T 代表肇事責任實際值；A 則代表肇事責任預測值

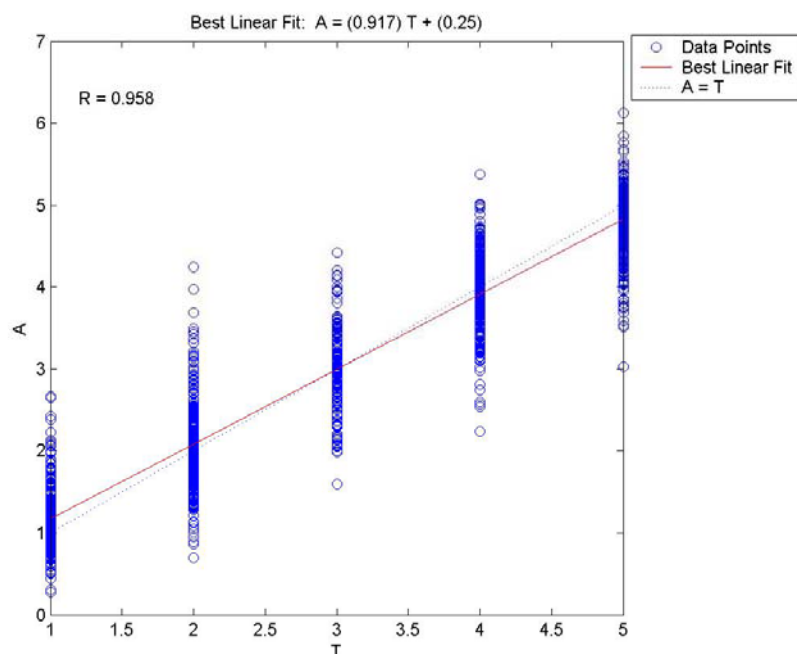


圖 6.9、ANN2-10 單方訓練之預測與實際結果分析圖

註：圖 6.9 中 T 代表肇事責任實際值；A 則代表肇事責任預測值

表 6.15、汽車對機車事故之類神經網路訓練結果彙整表

主模式	子模式			誤差均 方和	相關 係數	訓練 判中率
	輸出 變數	隱藏層 神經元	代碼			
汽車對機車事故型態	雙方變數	5 個	ANN2-1	0.050	0.952	76.89%
		10 個	ANN2-2	0.023	0.978	91.17%
		15 個	ANN2-3	0.009	0.992	97.57%
		20 個	ANN2-4	0.004	0.996	99.42%
		25 個	ANN2-5	0.002	0.998	99.42%
	單方變數	5 個	ANN2-6	0.449	0.896	57.62%
		10 個	ANN2-7	0.229	0.932	68.54%
		15 個	ANN2-8	0.258	0.942	73.16%
		20 個	ANN2-9	0.224	0.950	75.83%
		25 個	ANN2-10	0.189	0.958	79.90%

於此事故類型之雙方輸出變數模式驗證部份，本研究利用 258 筆案件數進行模式驗證，以檢測各模式之預測能力優劣，可由表 6.16 之驗證結果彙整表得知於隱藏層神經元為 10 個的模式，其以判中 175 筆樣本，驗證判中率為 67.83%最高，故判定 ANN2-2 為該類型之最佳模式。然在單方輸出變數模式驗證部份，亦採用 516 筆案件數進行模式驗證，其可得知隱藏層神經元為 10 個的模式共判中有 291 筆樣本，驗證判中率以 56.40%為最高，因此判定 ANN2-7 為該類型之最佳模式。

藉由表 6.16 之驗證彙整表可得知在汽車碰撞機車事故類型中，雙方輸出變數或者是單方輸出變數之模式，其約略呈現隱藏層神經元個數越多則模式之預測能力便降低之趨勢。再者可發現在固定隱藏層神經元之個數下，其他模式之雙方輸出變數模式略優於單方輸出變數模式(除隱藏層神經元個數為 15 個之外，其判中率差距僅 0.97%)，因此利用兩車事故資料進行建構判定肇責模式較為準確。

表 6.16、汽車對機車事故之類神經網路驗證結果彙整表

主模式	子模式			相關係數	驗證判中率	順序
	輸出變數	隱藏層神經元	代碼			
汽車對機車事故型態	雙方變數	5 個	ANN2-1	0.870	58.53%	2
		10 個	ANN2-2	0.764	67.83%	1
		15 個	ANN2-3	0.812	53.49%	4
		20 個	ANN2-4	0.772	53.88%	3
		25 個	ANN2-5	0.662	48.06%	5
	單方變數	5 個	ANN2-6	0.885	54.65%	2
		10 個	ANN2-7	0.865	56.40%	1
		15 個	ANN2-8	0.850	54.46%	3
		20 個	ANN2-9	0.812	52.52%	4
		25 個	ANN2-10	0.826	47.48%	5

6.3.3 機車對機車類型類神經網路模式結果分析

在機車對機車之事故類型中，類神經網路模式訓練部分亦分成雙方及單方輸出變數兩部分建構。其中雙方輸出變數計有 205 筆案件數進行模式建構，其訓練結果則以模式 ANN3-2、ANN3-3、ANN3-4、以及 ANN3-5 隱藏層神經元數為 25 個時判中 205 筆樣本，並可參考圖 6.10、圖 6.11 之 ANN3-2 甲乙雙方相關係數為 0.999 且訓練判中率皆為 100%，因此該四個模式為最高；再者以模式 ANN3-1 判中樣本 199 筆案件為次之，其判中率為 97.07%。在單方輸出變數計有 410 筆當事者人數進行模式建構，訓練結果以模式 ANN3-10 之隱藏層神經元數為 25 個判中樣本有 390 筆樣本為最高，可由圖 6.12 知道相關係數為 0.989 且訓練判中率為 95.12%；再者以模式 ANN3-9 之隱藏層神經元數為 20 個判中樣本有 377 筆樣本，樣本判中率為 91.95% 次之；然而判中率最低的模式則為 ANN3-6 判中樣本為 268 筆，判中率為 65.37%。

類似前兩種事故類型之情況，由表 6.17 機車對機車事故之類神經網路訓練結果彙整表可以得知，其無論是單方、雙方輸出變數，模式訓練是以隱藏層神經元數越多則訓練判中率也越高，且相關係數亦逐漸提高，然在誤差均方和則隨之降低。但較有趣的是在表 6.17 中可知因機車對機車碰撞類型的雙方輸出變數之樣本數過少，所以在訓練模式過程中，ANN3-2 等模式之誤差均方和很快就達到目標設定值 10^{-6} 而停止學習，本研究深入分析其原因則是因樣本數過少而導致快速收斂之情況。

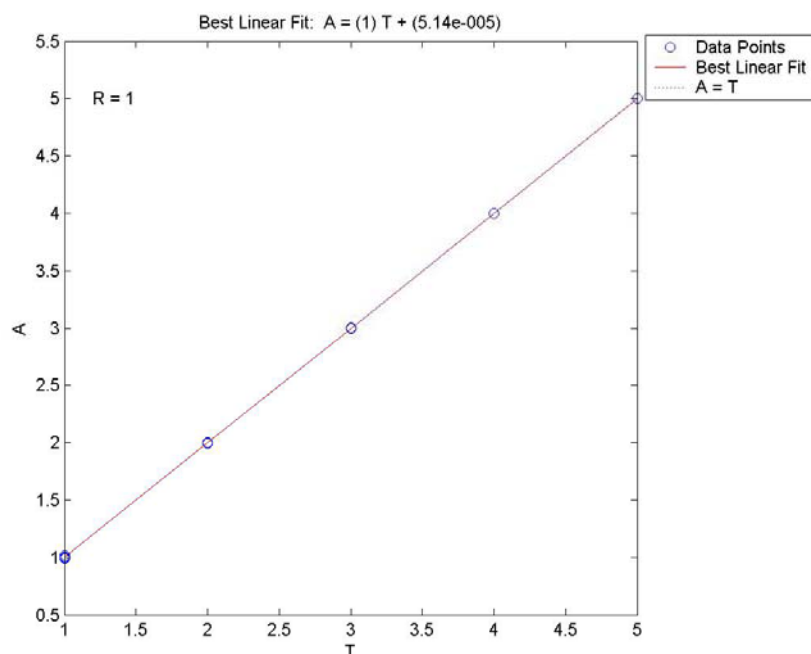


圖 6.10、ANN3-2 甲方訓練之預測與實際結果分析圖

註：圖 6.10 中 T 代表肇事責任實際值；A 則代表肇事責任預測值

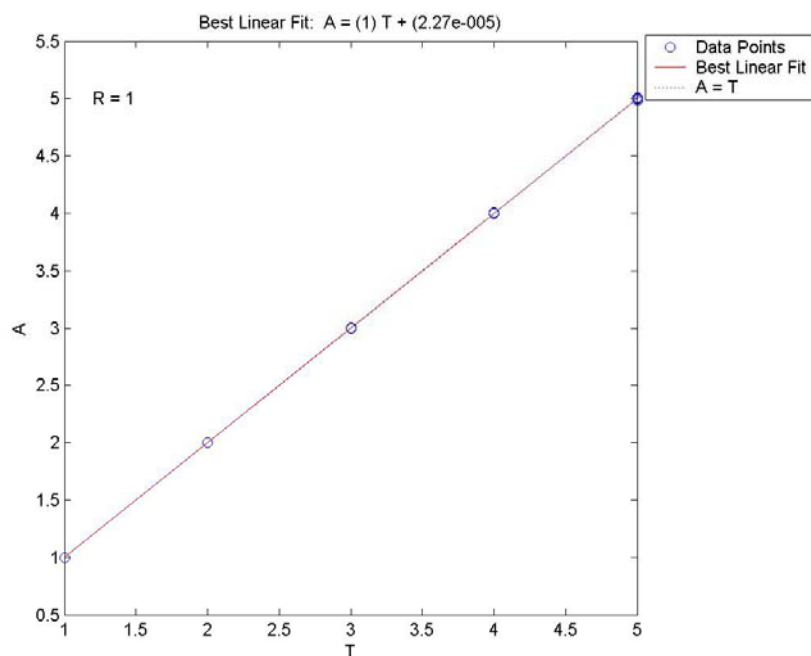


圖 6.11、ANN3-2 乙方訓練之預測與實際結果分析圖

註：圖 6.11 中 T 代表肇事責任實際值；A 則代表肇事責任預測值

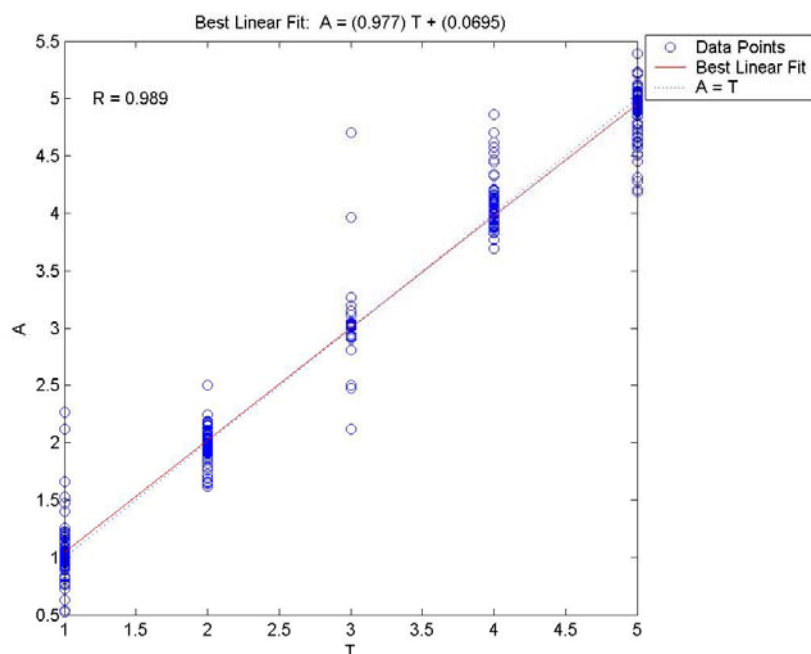


圖 6.12、ANN3-10 單方訓練之預測與實際結果分析圖

註：圖 6.12 中 T 代表肇事責任實際值；A 則代表肇事責任預測值

表 6.17、機車對機車事故之類神經網路訓練結果彙整表

主模式	子模式			誤差均 方和	相關 係數	訓練 判中率
	輸出 變數	隱藏層 神經元	代碼			
機車對機車事故型態	雙方變數	5 個	ANN3-1	0.0079	0.990	97.07%
		10 個	ANN3-2	10^{-6}	1.000	100.0%
		15 個	ANN3-3	10^{-6}	1.000	100.0%
		20 個	ANN3-4	10^{-6}	1.000	100.0%
		25 個	ANN3-5	10^{-6}	1.000	100.0%
	單方變數	5 個	ANN3-6	0.3020	0.936	65.37%
		10 個	ANN3-7	0.1939	0.960	79.76%
		15 個	ANN3-8	0.1442	0.970	84.15%
		20 個	ANN3-9	0.0769	0.984	91.95%
		25 個	ANN3-10	0.0554	0.989	95.12%

於機車對機車碰撞事故類型之雙方輸出變數模式驗證部份，本研究利用 51 筆案件數進行模式驗證，以檢測各模式之預測能力良窳，可由表 6.18 之驗證結果彙整表得知於隱藏層神經元為 20 個的模式，其以判中 24 筆樣本，驗證判中率為 47.06%最高，故判定 ANN3-4 為該類型之最佳模式。然在單方輸出變數模式驗證部份，亦採用 102 筆案件數進行模式驗證，其可得知隱藏層神經元為 10 個的模式共判中有 54 筆樣本，驗證判中率以 52.94%為最高，因此判定 ANN3-7 為該類型之最佳模式。

相較於前兩大事故類型之不同，機車碰撞機車之事故類型則呈現雙方輸出變數與單方輸出變數有差異之情況。在雙方變數中，則驗證判中率呈現出隱藏層神經元個數越多則模式之預測能力較為提升之現象；在單方變數部分則相似於前兩大事故類型，呈現隱藏層神經元個數越多則模式之預測能力便降低之趨勢。且由表 6.18 可知，單方輸出變數模式比雙方輸出變數模式略佳，則該情況可能與機車碰撞機車事故類型之案件筆數過少，因此在訓練模式學習完成後，但驗證樣本之資料類型則無法符合模式之需求，故誤判率提升較高。

表 6.18、機車對機車事故之類神經網路驗證結果彙整表

主 模 式	子 模 式			相 關 係 數	驗 證 判 中 率	順 序
	輸 出 變 數	隱 藏 層 神 經 元	代 碼			
機車對機車事故型態	雙方變數	5 個	ANN3-1	-0.041	31.37%	5
		10 個	ANN3-2	0.419	33.33%	4
		15 個	ANN3-3	0.362	37.25%	3
		20 個	ANN3-4	0.376	47.06%	1
		25 個	ANN3-5	0.448	45.10%	2
	單方變數	5 個	ANN3-6	0.668	46.08%	3
		10 個	ANN3-7	0.758	52.94%	1
		15 個	ANN3-8	0.723	50.98%	2
		20 個	ANN3-9	0.653	46.08%	3
		25 個	ANN3-10	0.586	42.16%	5

6.3.4 類神經網路最佳模式分析與探討

各事故類型所建構之類神經網路模式，經由驗證分析後挑選出較佳之子模式彙整於表 6.19 之類神經網路最佳子模式彙整表中。從訓練判中率可知最佳為模式 ANN3-4 的 100.0%，其次為 ANN2-2 的判中率為 91.17%，然以模式 ANN1-6 的判中率 66.80% 為最低。本研究挑選最佳判中模式為 ANN1-2，其驗證判中率為 71.10% 為最佳，其次是模式 ANN2-2 之判中率 67.83%，然整體模式最後為 ANN3-4，其判中率僅有 47.06%。本研究經由分析建議汽車對汽車事故類型之模式較適用雙方變數建構，亦即採用 ANN1-2 作為最佳模式；汽車對機車事故類型適用模式為雙方變數之 ANN2-2 做為該類型最佳模式；最後機車對機車事故類型則採用單方變數之 ANN3-7 作為最佳模式。

針對類神經所建構之模式而言，汽車對汽車事故類型以及汽車對機車事故類型之判中率，雙方變數皆優於單方變數；但在機

車對機車事故類型上則反之，單方變數較優於雙方變數之驗證判中率。

表 6.19、類神經網路最佳子模式彙整表

主模式	最佳子模式		訓練判中率	驗證判中率
	輸出變數	最佳模式代碼		
汽車對 汽車	雙方變數	ANN1-2	91.06%	71.10%
	單方變數	ANN1-6	66.80%	63.30%
汽車對 機車	雙方變數	ANN2-2	91.17%	67.83%
	單方變數	ANN2-7	68.54%	56.40%
機車對 機車	雙方變數	ANN3-4	100.0%	47.06%
	單方變數	ANN3-7	79.76%	52.94%
整體 模式 ¹	雙方變數 ANN		99.72% ²	67.17% ³
	單方變數 ANN		71.00% ⁴	58.92% ⁵

註：1、整體模式為汽車對汽車模式、汽車對機車模式以及機車對機車模式的總和判中率。

2、在訓練部份，雙方變數共判中 2101 個樣本，全部樣本共 2107 個樣本，因此最佳訓練判中率為 $2101/2107=0.9972$ 。

3、在驗證部份，雙方變數共判中 354 個樣本，全部樣本共 527 個樣本，因此最佳驗證判中率為 $354/527=0.6717$ 。

4、在訓練部份，單方變數共判中 2992 個樣本，全部樣本共 4214 個樣本，因此最佳訓練判中率為 $2992/4214=0.71$ 。

5、在驗證部份，單方變數共判中 621 個樣本，全部樣本共 1054 個樣本，因此最佳驗證判中率為 $621/1054=0.5892$ 。

6.4 最佳模式分析

針對肇事責任判定之最佳模式分析彙整於表 6.20 中，其可分成以下幾點進行分析：

1. 在程序性分析中考量所有資料則以汽車碰撞機車事故類型之最高判中率為 63.7%；判中率次之為汽車對汽車事故類型的 61.8%；判中率最低以機車對機車事故類型之 59.0%。如僅考量模式涵蓋之資料筆數者，則肇責判中率最高為汽車對汽車事故型態之 74.7%，然而汽車對機車之事故型態則為 73.8%，最後以機車對機車事故類型之 73.7%。
2. 分類樹模式因各事故類型皆由雙方模式優於單方模式，故以雙方模式作為分類述模式之代表。然其模式之判中率比較則與程序性分析之順序相同，汽車碰撞汽車事故類型之判中率以 74.77%為最高；汽車碰撞機車事故類型之判中率為 70.16%次之；最後為機車對機車事故類型之判中率為 68.63%。
3. 分析類神經網路模式中，以雙方變數之汽車碰撞汽車事故類型模式為最佳，判中率達 71.10%；再者以雙方變數之汽車碰撞機車事故類型次之，其模式判中率為 67.83%；而最後較不一樣的是機車碰撞機車事故類型，其因雙方變數樣本數太少導致提前訓練完成而導致判中率比起單方變數較低，因此採用單方變數之 62.75%作為機車對機車之模式。
4. 就不同之碰撞類型分析其各種方法所建構模式之良窳觀之，在汽車碰撞汽車事故類型以分類樹模式之 74.77%優於程序性模式之 61.8%以及類神經網路模式之 71.10%；而在汽車碰撞機車事故類型則是以分類樹模式之 70.10%明顯優於程序性模式的 63.7%以及類神經網路模式之 70.16%；最後在機車碰撞機車之事故類型中，分類樹模式之 68.63%亦大於程序性分析模式之判中率為 59.0%以及類神經網路模式 52.94%。
5. 本研究以單一方法所建構之模式最佳為目標，其經由分析可以得知程序性分析僅考量模式涵蓋資料之總得分為 4 分，但因其

模式僅考量部份資料，故不列為最佳模式之中。然本研究挑選分類樹雙方變數模式作為最佳模式，其總得分為 5 分，除程序性未涵蓋所有資料外其總得分最高，因此本研究選取為最佳單一方法論模式，該分類樹模式明顯優於程序性分析模式以及類神經網路模式。

6. 本研究如考量程序性分析所有資料類型，以混合不同方法之模式以作為最佳模式，則於汽車碰撞汽車事故類型中將以分類樹模式之 74.77% 做為該類型之最佳模式；而汽車碰撞機車事故類型以及機車碰撞機車事故類型則以程序性分析模式分別作為其最佳模式，其判中率各為 73.76% 以及 73.66%。因此以混合方法之最佳模式與單一方法之最佳模式比較，因汽車碰撞機車事故類型以及機車碰撞機車事故類型皆為重複最佳模式，故其判中率僅差異於汽車碰撞汽車事故類型之 0.05%，差異不大。
7. 在分類樹模式以及類神經網路模式，其雙方輸入模式顯然較優於單方輸入模式，但類神經網路之機車對機車類型則是例外。
8. 在單方輸入模式中，本研究結果顯示分類樹模式之總得分為 12 分亦優於類神經網路模式之 13 分。

表 6.20、各模式最佳判中率之彙整分析表

		雙方變數				單方變數	
		PAM(A)	PAM(B)	CTM	ANN	CTM	ANN
汽車對汽車	模式代碼	A	A	1-1	1-2	1-6	1-6
	驗證判中率	74.7%	61.8%	74.77%	71.10%	60.55%	63.30%
	順序	2	5	1	3	6	4
汽車對機車	模式代碼	B	B	2-1	2-2	2-6	2-7
	驗證判中率	73.8%	63.7%	70.16%	67.83%	57.17%	56.40%
	順序	1	4	2	3	5	6
機車對機車	模式代碼	C	C	3-1	3-4	3-6	3-7
	驗證判中率	73.7%	59.0%	68.63%	47.06%	62.75%	52.94%
	順序	1	4	2	6	3	5
總判中率		74.1%	62.5%%	71.92%	67.17%	59.11%	58.92%
總得分		4	13	5	12	14	15

註：順序欄位中數值代表得分值，且總得分數值越低代表模式越佳。然而 PAM(A)為程序性模式僅考量模式所符合之資料的判中率；PAM(B)則為程序性模式考量所有資料之判中率。

第七章 結論與建議

本研究以程序性分析模式、分類樹以及類神經網路分析肇事事故責任之判定並加以比較，其目的希望藉由此舉能提供肇事責任判定以協助鑑定委員、保險業者以及民眾做參考依據。綜合本研究之分析與探討將提出結論與建議如后。

7.1 結論

1. 本研究透過交叉分析之方式選取出肇事鑑定重要變數，然汽車對汽車事故碰撞類型共有 17 項顯著變數，而汽車對機車事故碰撞類型則有 18 項顯著變數，最後機車對機車事故碰撞類型亦有 12 項顯著變數。
2. 在程序性分析中考量所有資料則以汽車碰撞機車事故類型之最高判中率為 63.7%；判中率次之為汽車對汽車事故類型的 61.8%；判中率最低以機車對機車事故類型之 59.0%。如僅考量模式涵蓋之資料筆數者，則筆責判中率最高為汽車對汽車事故型態之 74.7%，然而汽車對機車之事故型態則為 73.8%，最後以機車對機車事故類型之 73.7%。
3. 分類樹模式判中率分析中，汽車對汽車事故碰撞類型則以雙方輸入變數且分支節點限制數為 5 個樣本數之判中率為 74.77%較佳；而汽車對機車事故碰撞類型亦以雙方輸入變數且分支節點限制數為 5 個樣本數之判中率為 70.16%較佳；最後在機車對機車事故碰撞類型同樣以雙方輸入變數且分支節點限制數為 5 個樣本數之判中率為 68.63%較佳。
4. 類神經網路模式判中率分析之汽車對汽車碰撞類型以雙方輸入變數且隱藏層神經元數為 10 個之判中率為 71.10%較佳；然而在汽車對機車碰撞類型以雙方輸入變數且隱藏層神經元數為 10 個之判中率為 67.83%較佳；最後機車對機車碰撞類型以

單方輸入變數且隱藏層神經元數為 10 個之判中率為 52.94%較佳。

5. 本研究以單一方法之最佳模式為分類樹模式，該模式明顯優於程序性分析模式以及類神經網路模式。
6. 本研究如考量程序性分析所有資料類型，以混合不同方法之模式以作為最佳模式，則於汽車碰撞汽車事故類型中將以分類樹模式之 74.77%做為該類型之最佳模式；而汽車碰撞機車事故類型以及機車碰撞機車事故類型則以程序性分析模式分別作為其最佳模式，其判中率各為 73.76%以及 73.66%。
7. 針對各種碰撞類型分析其各種方法所建構模式之優劣，在汽車碰撞汽車事故類型以分類樹模式優於程序性模式以及類神經網路模式；而在汽車碰撞機車事故類型則是以分類樹模式明顯優於程序性模式以及類神經網路模式；在機車碰撞機車之事故類型中，同樣以分類樹模式優於程序性分析模式及類神經網路模式。
8. 在雙方輸入變數以及單方輸入變數之判中率比較上，則除類神經網路之機車對機車事故類型外，其他模式皆以雙方輸入變數模式較優單方輸入變數模式。
9. 本研究針對分類樹進行資料檢核前後之判中率分析，發現其整體模式之雙方變數可提升 8.12%，故進行資料檢核是具有相當重要的貢獻。

7.2 建議

1. 本研究目前僅探討兩車碰撞事故類型，未能將事故鑑定範圍擴大，因此建議未來可針對多車碰撞事故或者是行人、腳踏車等事故類型進行分析研究。

2. 本研究因囿於研究時程與經費限制，因此於資料庫資料筆數中較為不足，使得機車對機車事故碰撞類型於類神經網路學習時，目標值較易達成而導致學習快速收斂，亦使得驗證判中不易提升之狀況。因此透過擴建資料庫可提昇資料訓練之學習狀況，進而達成驗證模式能夠提升判中率之目標。
3. 本研究建議未來可將分類樹模式以及類神經網路模式再細分行向關係加以建構及驗證，希冀以細分模式方式提昇判中率，增加各模式於實務範圍之可用性。
4. 於程序性驗證模式中，本研究認為可以增加資料庫之樣本數，並且制定更嚴格之檢核機制以提升判中率，使各模式之判中以及實用性質可更加提升。
5. 在分類樹模式中，本研究建議可增加「道路優先權」變數，或者是藉由建立詳細之資料檢核原則，挑出不合適之資料並予以檢視以健全資料完整性，進而提升判中率；然亦可藉由擴建資料庫之資料筆數可使模式訓練能更齊全，更進一步提升判中率。
6. 而在類神經網路模式裡，建議可以藉由增加「道路優先權」變數來增加筆責之判中；或者是可透過建構更嚴格之資料檢核機制，以檢視較不合理之資料並予以檢視或刪除，此舉可提昇資料之判中率；最後亦可透過增建資料庫使模式訓練更加完善，並且達成提升判中率之目的。
7. 未來於研究中可以嘗試將模式與事故資料庫結合，加入滾動的概念進行整合，利用新增資料輔以模式不斷更新，藉由不斷學習分類樹模式以及類神經網路模式以提升模式之適用性。
8. 本研究建議應針對後續建檔工作中，進行肇事資料庫擴增之建檔人員訓練，提供相關肇事課程以及知識，以增加其對於肇事因果關係認知，有助於資料建檔之正確性與完整性，希

冀藉此除了提升資料庫之可用資料數量外，亦可增加相關模式之肇事責任判中率。

9. 建議未來仍須將強資料檢核之動作，且須將檢核原則更加細分方能挑選出不適合之資料。然需再輔以專業肇事鑑定人員輔助，檢視建檔資料是否正確以及合理，如此方能提昇資料正確度以及肇責之判中率。
10. 本研究於建構程序性模式之初，因囿於建檔資料內容，故造成資料所挑選出計有三項規則與現實狀況較無法符合之現象出現，其規則因與現實狀況差異較大，因此其程序規則仍有修正空間，建議於後續研究中修正，使其符合現況亦能提升判中率，讓程序模式更臻完善。



參考文獻

國內文獻部份：

- [1] 內政部警政署
- [2] 台灣省地區行車事故鑑定委員會
- [3] 吳宗修（民 87），「非號誌化岔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，頁 279-287。
- [4] 吳旭智、賴淑貞(民 90)，資料探勘理論與實務，維科圖書有限公司，初版。
- [5] 呂孟學，民國 89 年 6 月，「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。
- [6] 林郁志，民國 86 年 6 月，「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。
- [7] 林傑斌、林川雄、劉明德、飛捷工作室，SPSS12 統計建模與應用實務，博碩文化有限公司，2004 年 8 月初版。
- [8] 邱裕鈞、郭曜彰(民 94)，「汽機車碰撞事故之鑑定決策支援系統」，九十四年度車輛行車事故鑑定研究中心成果技術推廣研討會，頁 4.13-4.25。
- [9] 邱裕鈞、方守潔（民 93），「兩車碰撞事故之肇事鑑定專家系統」，中華民國運輸學會第 19 屆論文研討會論文集，頁 985-998。
- [10] 邱裕鈞、王福聖、紀竣傑、郭曜彰、謝侃君（民 93），「兩車碰撞事故之鑑定決策支援系統」，九十三年道路交通安全與執法國際研討會，頁 341-353。
- [11] 周文生、陳蔚文（民 88），「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。
- [12] 周雍傑，民國 89 年 6 月，「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。

- [13] 張新立，民國 78 年 12 月，「影響二車道公路行車安全因素之研究」，運輸計畫季刊，第十八卷，第四期，頁 441-450。
- [14] 張新立、張則斌，「我國車輛行車事故鑑定制度之研擬與評估」，運輸計畫季刊，第三十一卷第三期，民國九十一年九月，頁 523-552。
- [15] 張漢威(民 90)，車禍處理與鑑定實務，二版。
- [16] 張漢威(民 90)，車輛肇事鑑定之研究，初版。
- [17] 陳高村、龍天立（民 84），「侵權形態事故肇事責任鑑定方法之建立」，中華民國第二屆運輸安全研討會，頁 257-266。
- [18] 陳高村（民 87），「不同碰撞型態與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，頁 267-278。
- [19] 陳高村、廖信智（民 91），「交通事故原因分析鑑定準則之研究」，中華民國運輸學會第 17 屆論文研討會論文集，頁 515-524。
- [20] 陳景堂，統計分析 SPSS for Windows 入門與應用，儒林圖書公司，2004 年 9 月五版二刷。
- [21] 陳俊傑，民國 91 年，「應用資料探勘技術於道路交通資料分析之研究」，中央警察帶學資訊管理所碩士論文。
- [22] 許正文，民國 90 年 6 月，「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。
- [23] 曾憲雄、蔡秀滿、蘇東興、曾秋蓉、王慶堯，資料探勘，旗標出版股份有限公司，94 年 5 月初版。
- [24] 曾新穆、李建億，資料探勘，台灣東華書局股份有限公司，2003 年 7 月初版。
- [25] 葉名山、林世淵（民 93），「事故鑑定類型與理賠機制之研究」，中華民國運輸學會第十九屆論文研討會，頁 1191-1215。

- [26] 葉名山、劉欣憲、張恭文、陳鵬升(民 94)，「應用分類樹於兩車肇事事故鑑定專家支援系統之構建」，九十四年道路交通安全與執法研討會，頁 363-376。
- [27] 葉名山、劉欣憲(民 94)，「道路交通事故鑑定系統之建置」，中華民國運輸學會第二十屆論文研討會，頁 707-724。
- [28] 黃靖南，民國 73 年 5 月，「臺灣區中山高速公路肇事分析與預測模式之研究」，國立交通大學交通運輸研究所碩士論文。
- [29] 黃志偉，民國 91 年 6 月，「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。
- [30] 楊宗璟、艾嘉銘（民 91），「交通違規事故責任鑑定影響因素與結果統計分析及模式構建」，中華民國運輸學會第十七屆論文研討會。
- [31] 楊宗璟、陳婉郁（民 92），「路口橫向碰撞事故責任鑑定之統計分析及模式構建」，中華民國運輸學會第十八屆論文研討會論文集。
- [32] 楊宗璟、侯至隆、葉筱雯（民 93），「直行車與同向右轉車發生碰撞時致使一方無肇事責任之鑑定資料分析」，中華民國運輸學會第十九屆論文研討會。
- [33] 楊宗璟、林芳誼（民 93），「路段中變換車道者與同向直行車發生碰撞事故責任與傷亡統計模式之構建」，中華民國運輸學會第十九屆論文研討會。
- [34] 楊憲國，民國 91 年 8 月，「以類神經網路推導路口交通事故成因與改善之研究」，逢甲大學交通工程與管理所碩士論文。
- [35] 藍武王、戚培芳，(民 85)，「中山高速公路肇事分析模式之構建-一般線性模式之應用」，運輸學刊，第九卷第二期，頁 93-120。
- [36] 魏開元，民國 88 年 7 月，「由肇事碰撞構圖及類神經網路推導肇事工程因素研究」，成功大學交通理研究所碩士論文。

- [37] 蘇志強、趙崇仁，民國 85 年 12 月，「應用類神經網路鑑別中山高速公路危險路段之研究」，中華民國運輸年會第十一屆學術論文研討會，第二冊，頁 501-512。
- [38] 葉怡成（1998），類神經網路模式應用與實作，儒林圖書公司。



國外文獻部份：

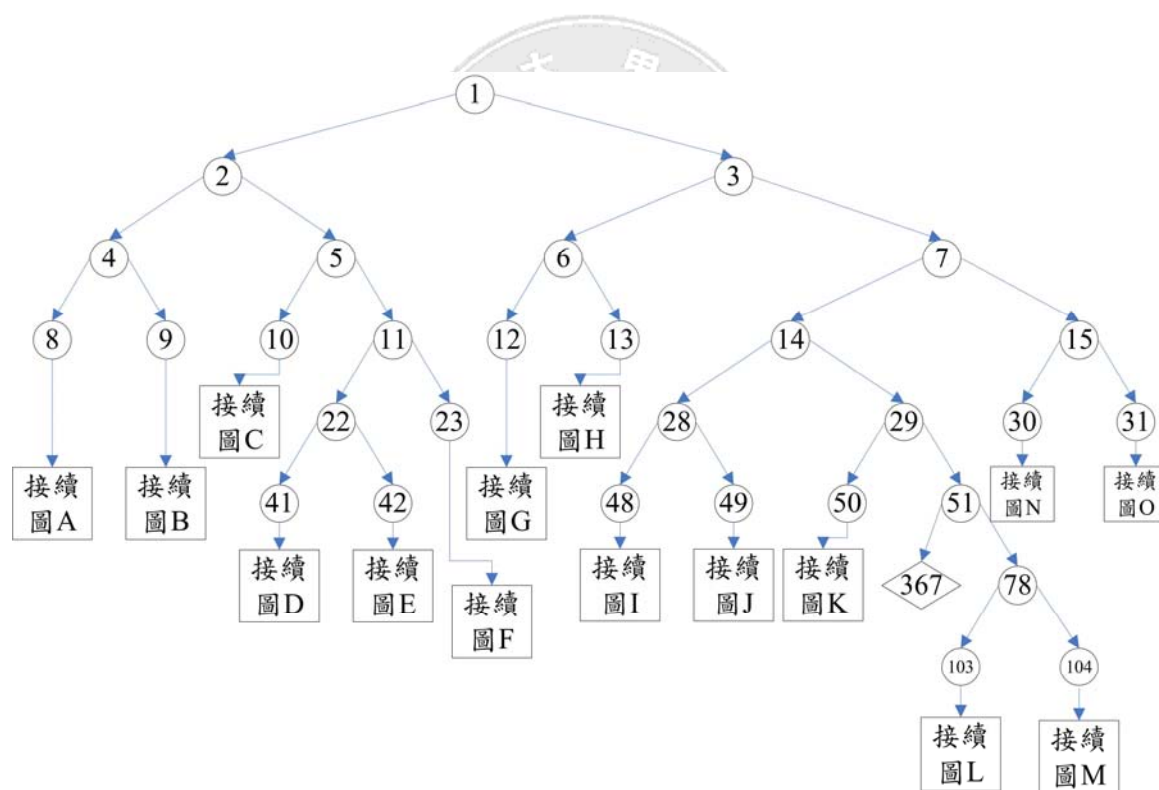
- [39] Abdel-Aty, M. A. and Radwan, A. E. (2000), "*Modeling traffic accident occurrence and involvement*," Accident Analysis and Prevention, Vol.32, pp.633-542.
- [40] Al-Ghamdi, Ali S. (2002), "*Using logistic regression to estimate the influence of accident*," Accident Analysis and Prevention, Vol. 34, No. 6, pp. 729-741.
- [41] Amoros, E., Martin, J.L., Laumon, B., (2003), "*Comparison of road crashes incidence and severity between some French counties*," Accident Analysis and Prevention 35(4), 537-547.
- [42] Al-Ghamdi, Ali S. (2003), "*Analysis of traffic accidents at urban intersections in Riyadh*," Accident Analysis and Prevention, Vol. 35, No. 5, pp. 717-724.
- [43] Daniel, B., Campbell, K., and Green, P. E. (1993), "*Accident rates for heavy truck-tractors in Michigan*," Accident Analysis and Prevention, Vol.25, No.3, pp.307-321.
- [44] Fridstrom, L., Ifver, J., Ingebrigtsen, S., Kulmala, R., Thomsen, L. K., (1995), "*Measuring the contribution of randomness, exposure, weather, and daylight to the variation in road accident counts*," Accident Analysis and Prevention 27(1), No. 1, 1-20.
- [45] Greibe, P. (2003), "*Accident prediction models for urban roads*," Accident Analysis and Prevention, Vol. 35, No. 2, pp.273-285.
- [46] Hasnemi, Ray R., Le Blanc Louis A., Rucks, Conway T. and Shearry, A. (1995), "*A neural network for transportation safety modeling*," Expert Systems with Applications, Vol. 9, No3, pp.247-256.
- [47] Ivan, J., and O'Mara, P. (1997), "*Prediction of traffic accident rates using Poisson regression*," Presented at the 76th Annual Meeting of the Transportation Research Board.

- [48] Ivan, J.N., Wang, C., Bernardo, N.R., (2000), "*Explaining two-lane highway crash rates using land use and hourly exposure*," *Accident Analysis and Prevention* 32(6), 787-795.
- [49] Ivan, J. N., Pasupathy, R. K., and Ossenbruggen, P. J. (1999), "*Differences in causality factors for single and multi-vehicle crashes on two-lane roads*," *Accident Analysis and Prevention*, Vol.31, pp.695-704.
- [50] 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.
- [51] Kraus, Jess F., et al. (1993) , "*Epidemiological Aspects of Fatal and Severe Injury Urban Freeway Crashes*," *Accident Analysis and Prevention*, Vol.25, No.3, pp.229-239.
- [52] Kuhnert, P. M., Do, K. A., McClure, R., (2000), "*Combining non-parametric models with logistic regression: an application to motor vehicle injury data*," *Computational Statistics & Data Analysis*, 34(3), 371-386.
- [53] Karlaftis, M. G., Golias, I., (2002) , "*Effects of road geometry and traffic volumes on rural roadway accident rates*," *Accident Analysis and Prevention*, 34(3), 357-365.
- [54] Levine, N., Kim, K. E., and Nitz, L. H. (1995) , "*Daily fluctuations in Honolulu motor vehicle accidents*," *Accident Analysis and Prevention*, Vol.27, No.6, pp.785-796.
- [55] Lee, A.H., Stevenson, M.R., Wang, K., Yau, K.K.W., (2002) , "*Modeling young driver motor vehicle crashes: data with extra zeros*," *Accident Analysis and Prevention* 34(4), 515-521.
- [56] Martin, J.-L., (2002) , "*Relationship between crash rate and hourly traffic flow on interurban motorways*," *Accident Analysis and Prevention* 34(4), 619-629.

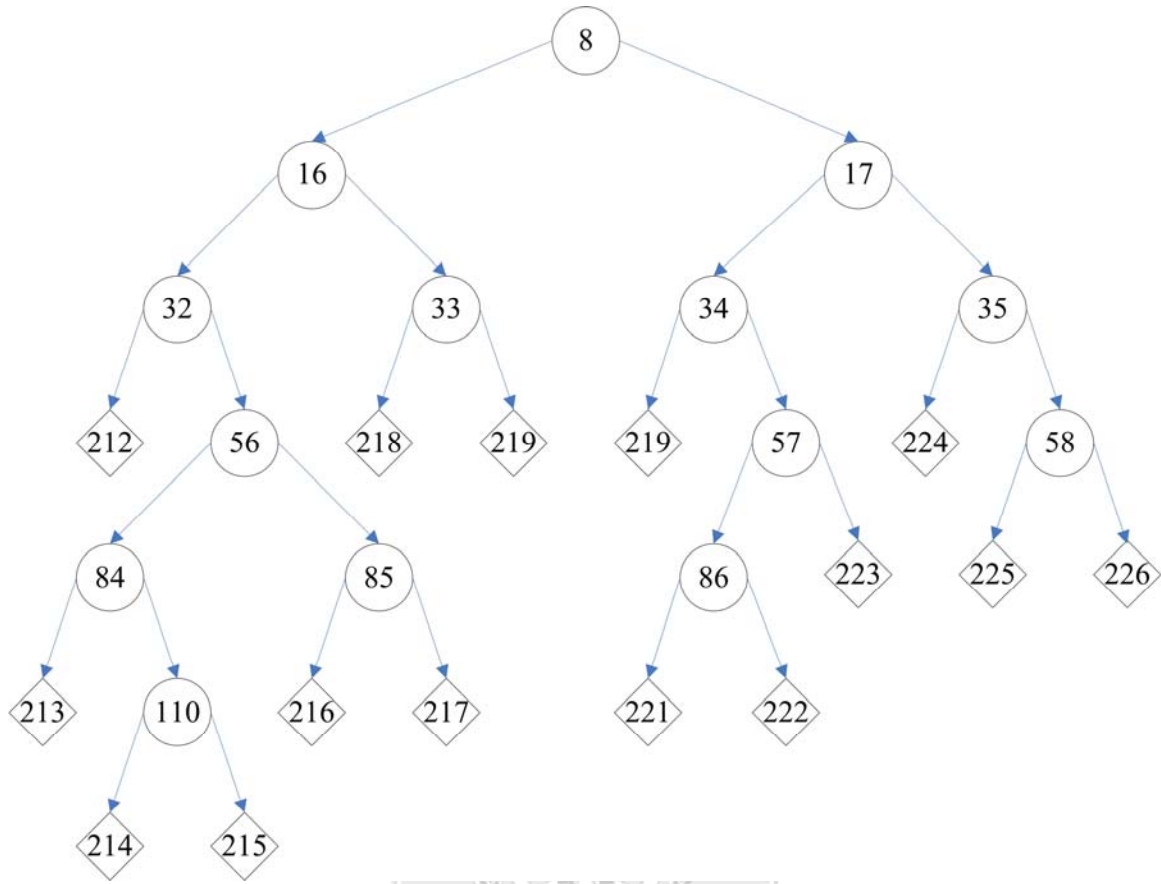
- [57] Miaou, S., Hu, P., Wright, T., Rathi, A., and Davis, S. (1992), “*Relationship between truck accidents and highway geometric design: a Poisson regression approach*,” Transportation Research Record 1376, pp. 10-18.
- [58] Mussone, L., Ferrari, A. and Oneta, M. (1999), “*An analysis of urban collisions using an artificial intelligence*,” Accident Analysis and Prevention, Vol. 31, No. 6, pp. 705-718.
- [59] Poch, M., Mannering, F. (1996), “*Negative binomial analysis of intersection*,” Journal of Transportation Engineering, Vol. 12, No. 1, pp. 105-113.
- [60] Shankar, V., Mannering, F., & Barfield, W. (1996), “*Effect of roadway geometrics and environmental factors on rural freeway accident frequencies*,” Accident Analysis and Prevention, Vol. 27, No. 3, pp. 371-389.
- [61] Shankar, V., Milton, J., Mannering, F. (1997), “*Modeling accident frequencies as zero-altered probability processes: an empirical inquiry*,” Accident Analysis and Prevention 29(6), 829-837
- [62] Ivan, J.N. (1997), “*Neural network representations for arterial street incident detection data fusion*,” Transportation Research Part C: Emerging Technologies, Volume: 5, pp. 245-254
- [63] Dissanayake, Sunanda, Lu, Jian John (1997), “*Factors influential in making an injury severity difference to older drivers involved in fixed object-passenger car crashes*,” Accident Analysis and Prevention Volume: 34, pp. 609 – 618

附錄一、分類樹最佳模式

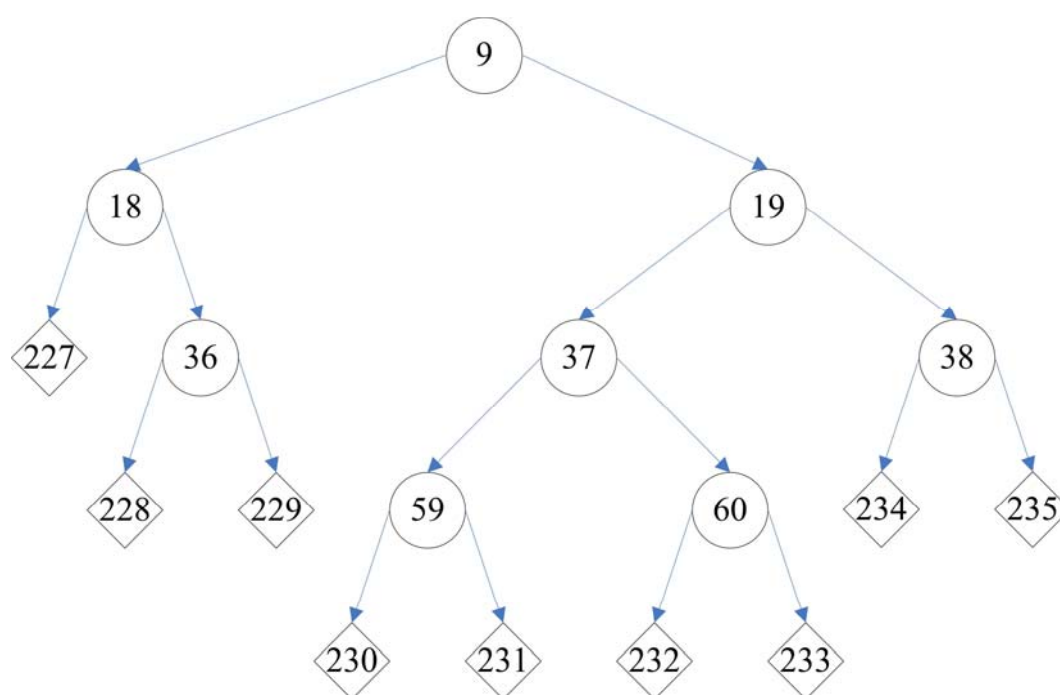
本研究求取出之最佳分類樹模式為汽車對汽車碰撞事故類型，因礙於文書編輯之版面有限，因此本研究將模式拆解成主架構以及 A 至 O 等 16 部分，並須參照附表 1 最佳模式分支節點屬性分割與代號彙整表中，依照各節點進行分類歸納，最後再利用附表 2 之最佳模式末端節點屬性與純度之彙整表進行筆責判定。本研究僅列出驗證判中率所得之最佳模式「汽車對汽車事故類型之雙方變數分類樹模式」，其他模式因判中率較低，故不在此繪出。



附錄圖 1、分類樹最佳模式之主架構圖

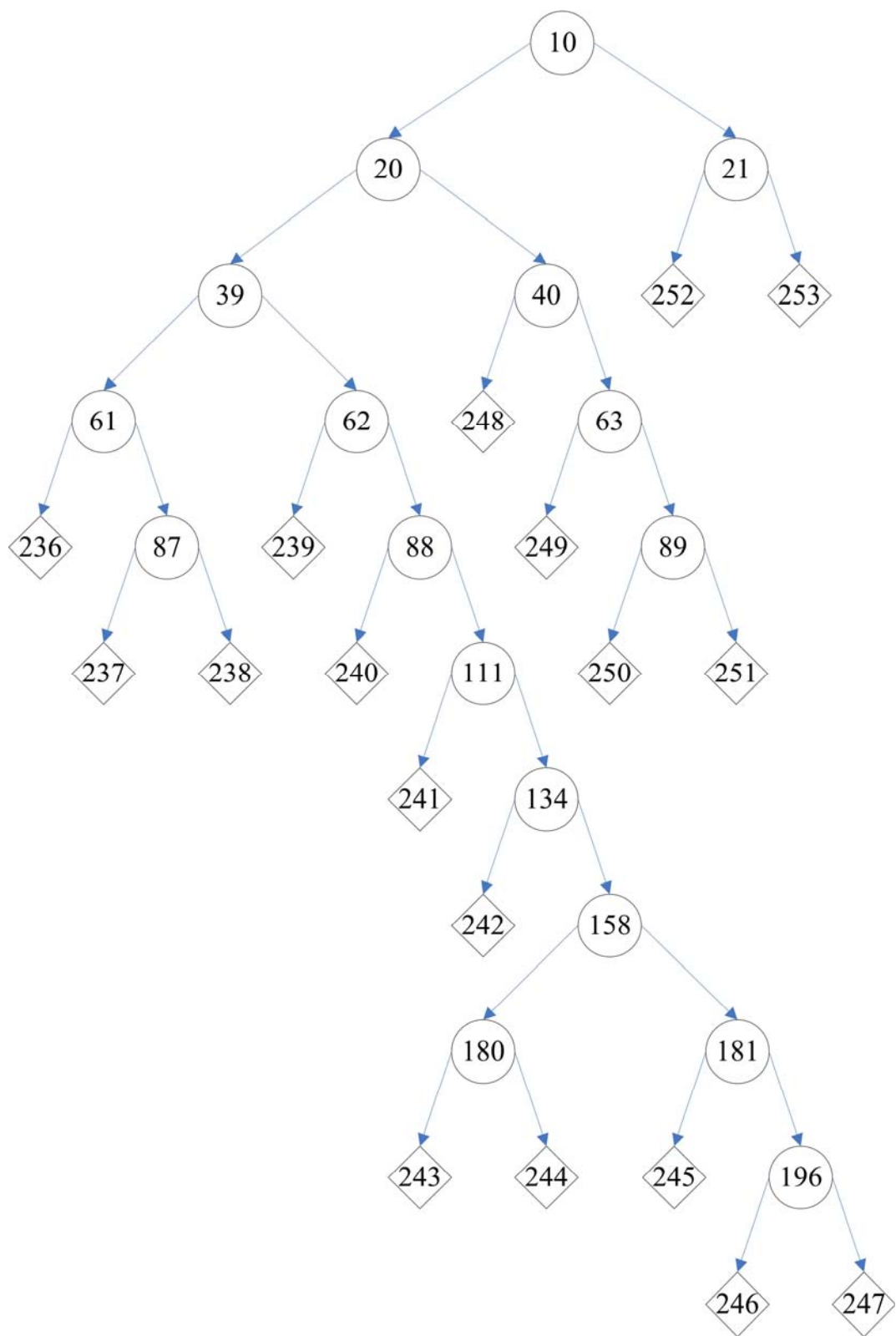


附錄圖 2、分類樹圖 A

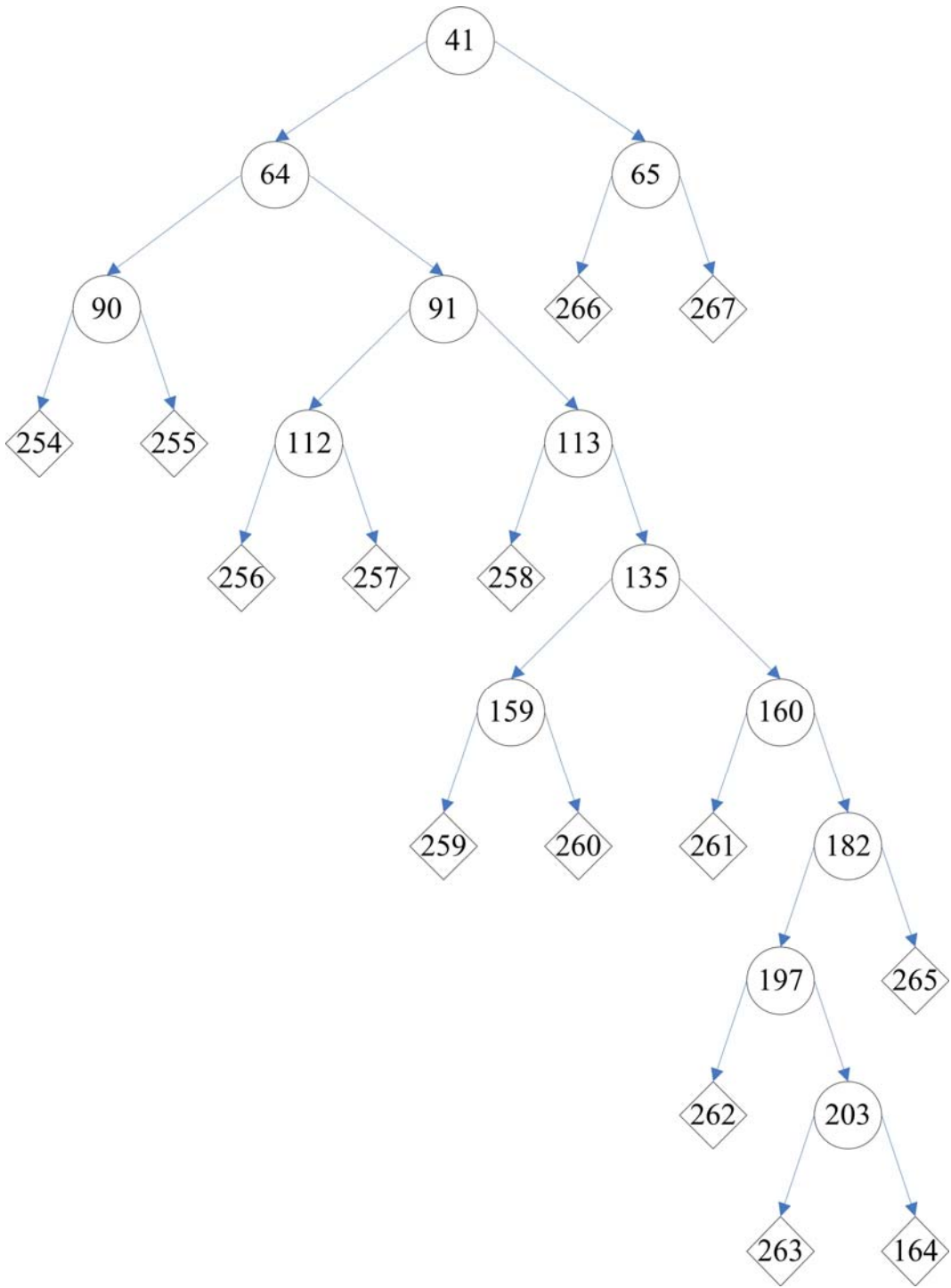


附錄圖 3、分類樹圖 B

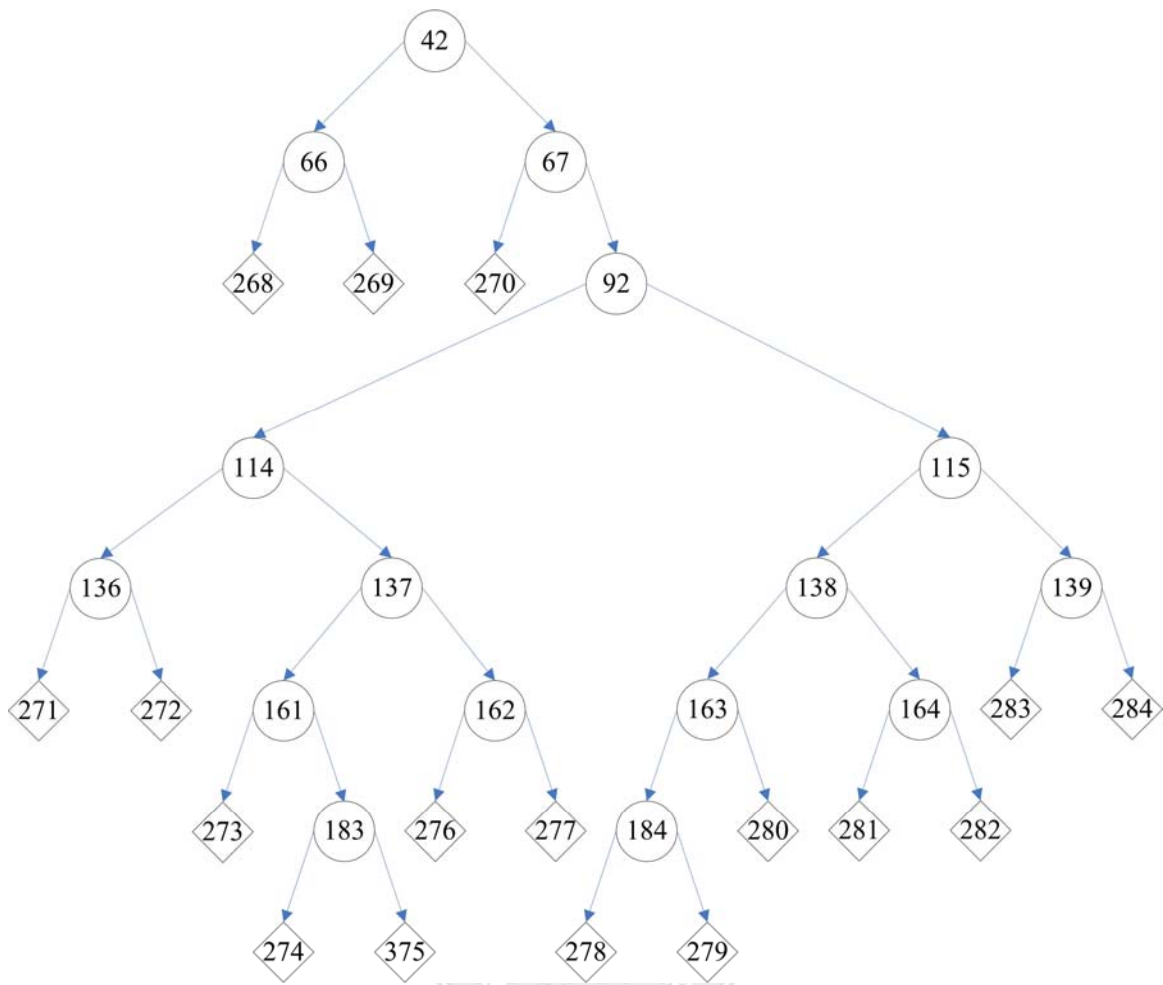




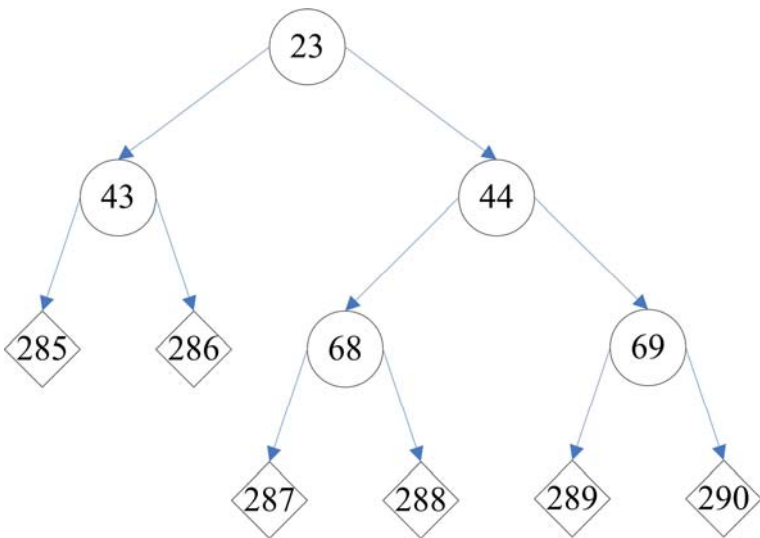
附錄圖 4、分類樹圖 C



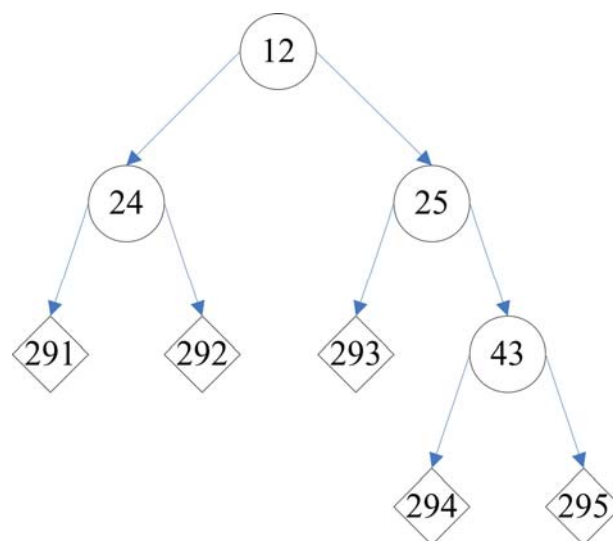
附錄圖 5、分類樹圖 D



附錄圖 6、分類樹圖 E

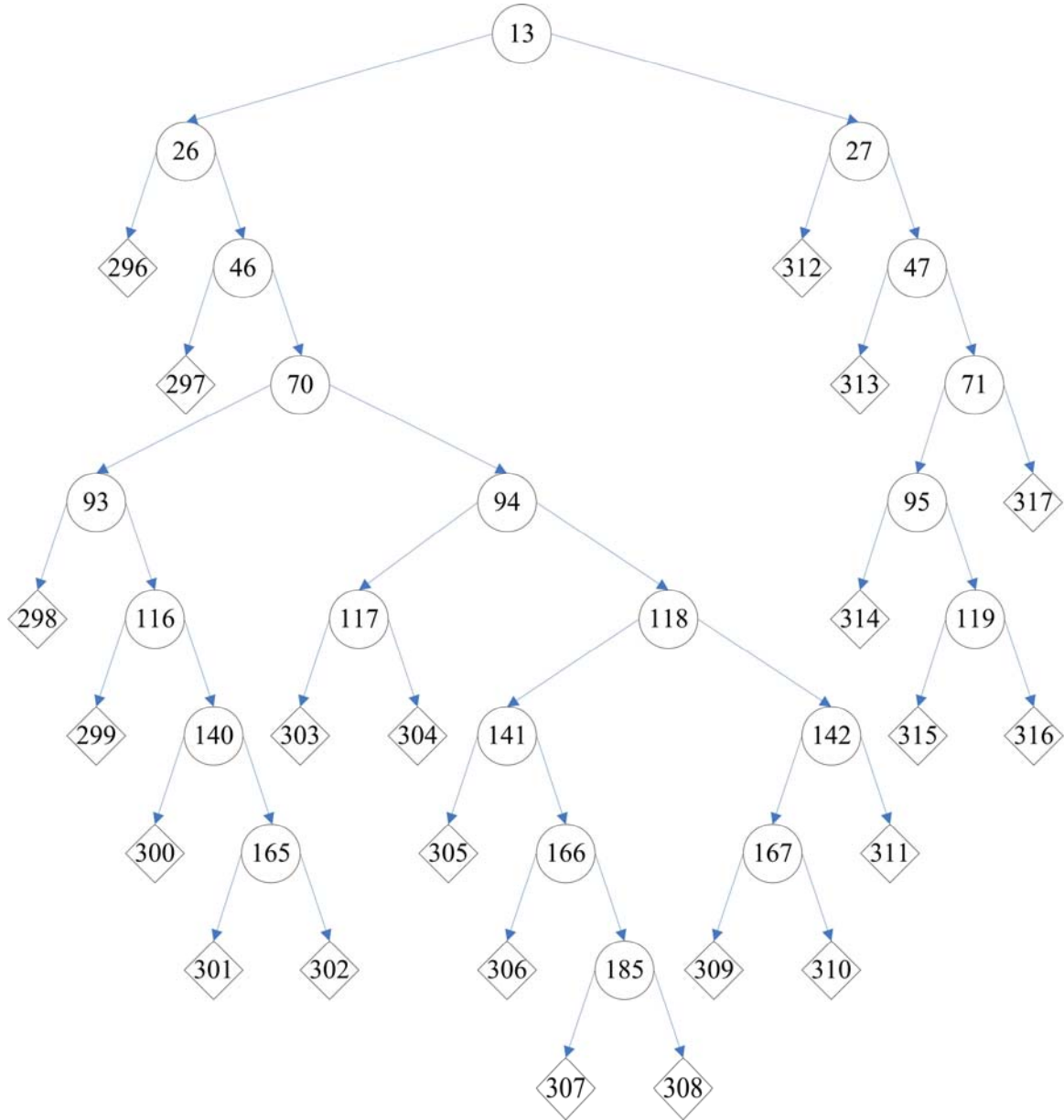


附錄圖 7、分類樹圖 F

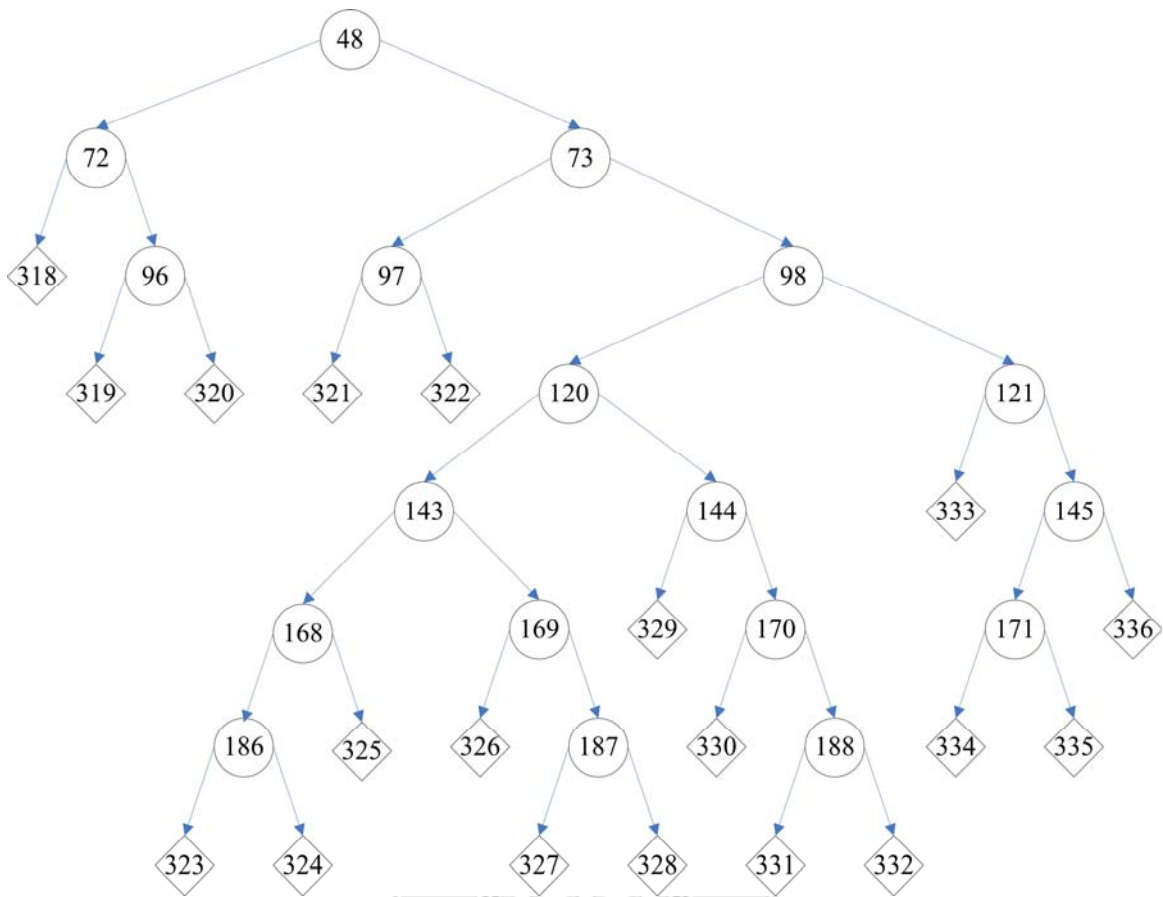


附錄圖 8、分類樹圖 G

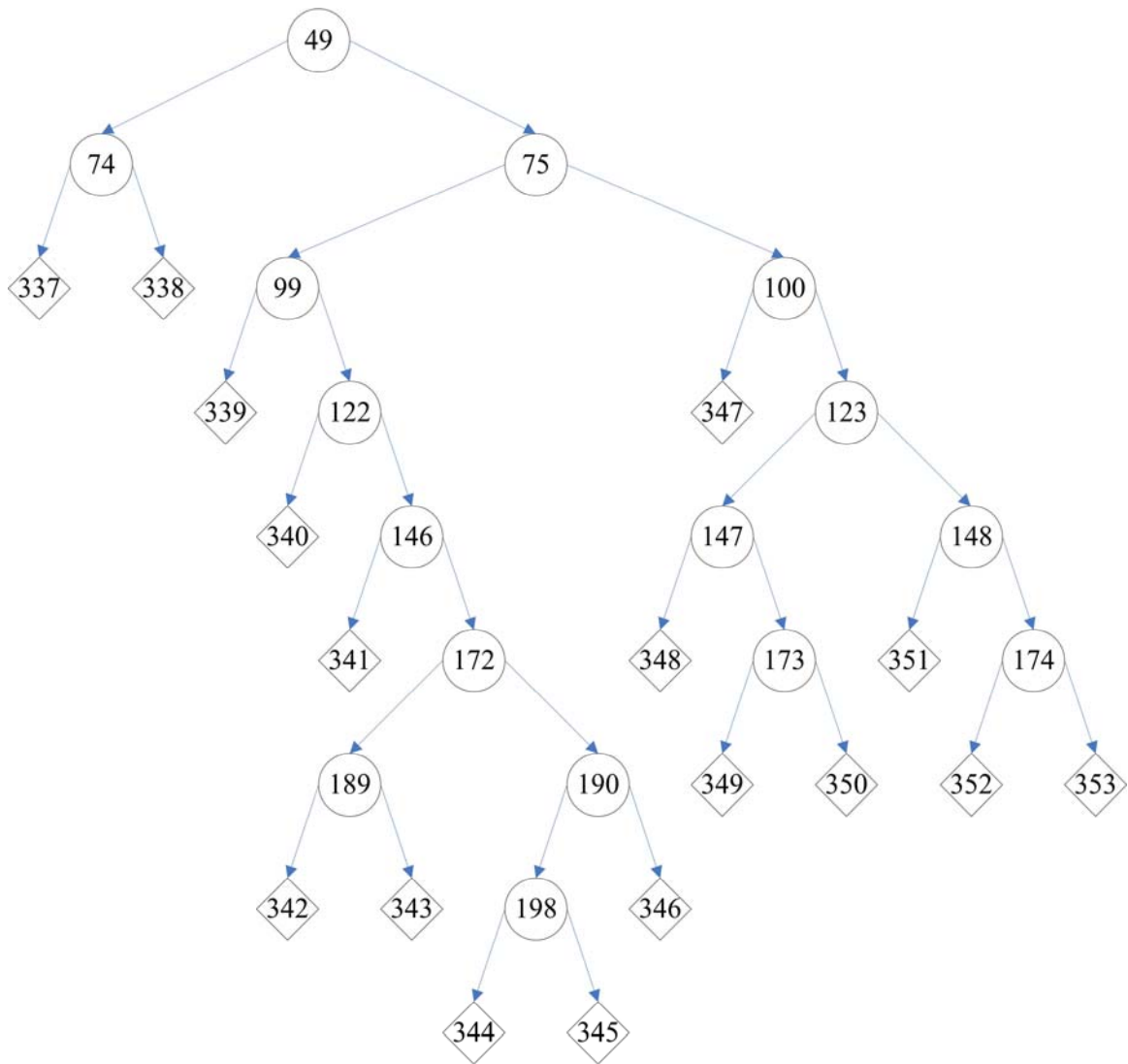




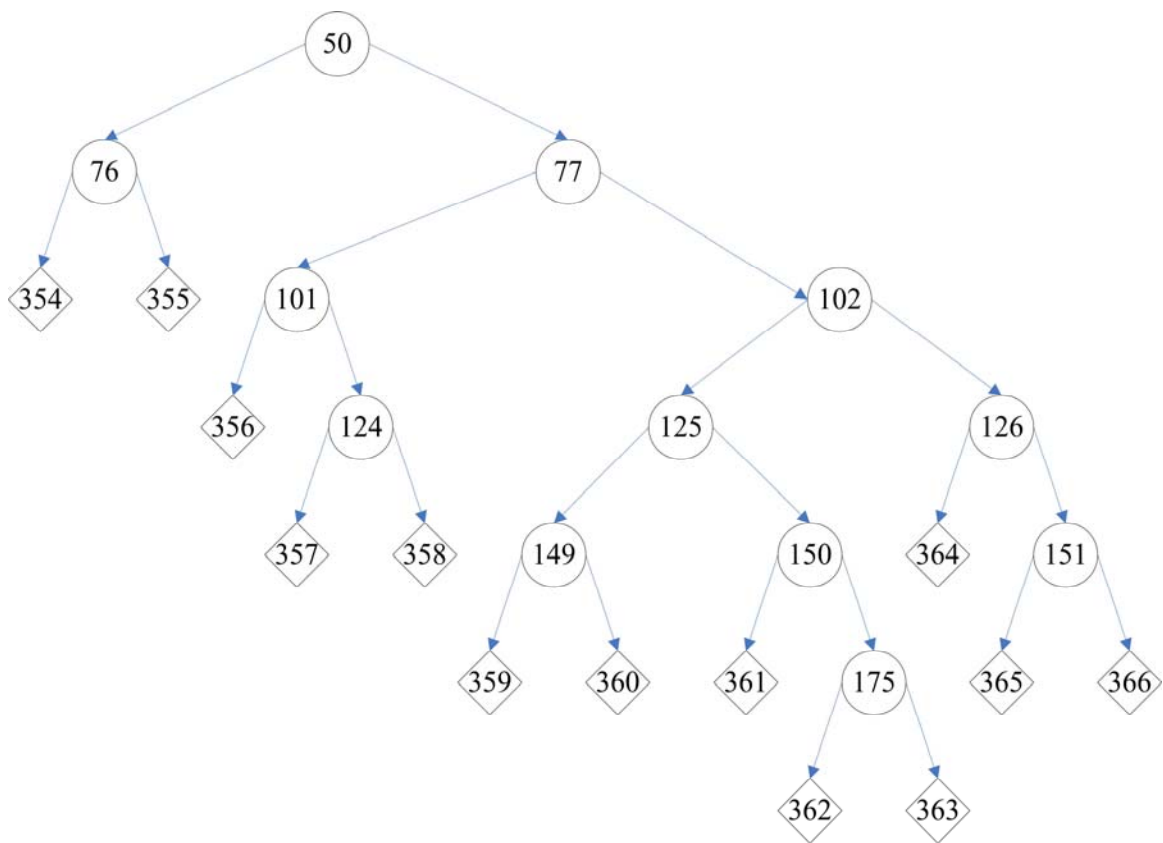
附錄圖 9、分類樹圖 H



附錄圖 9、分類樹圖 I

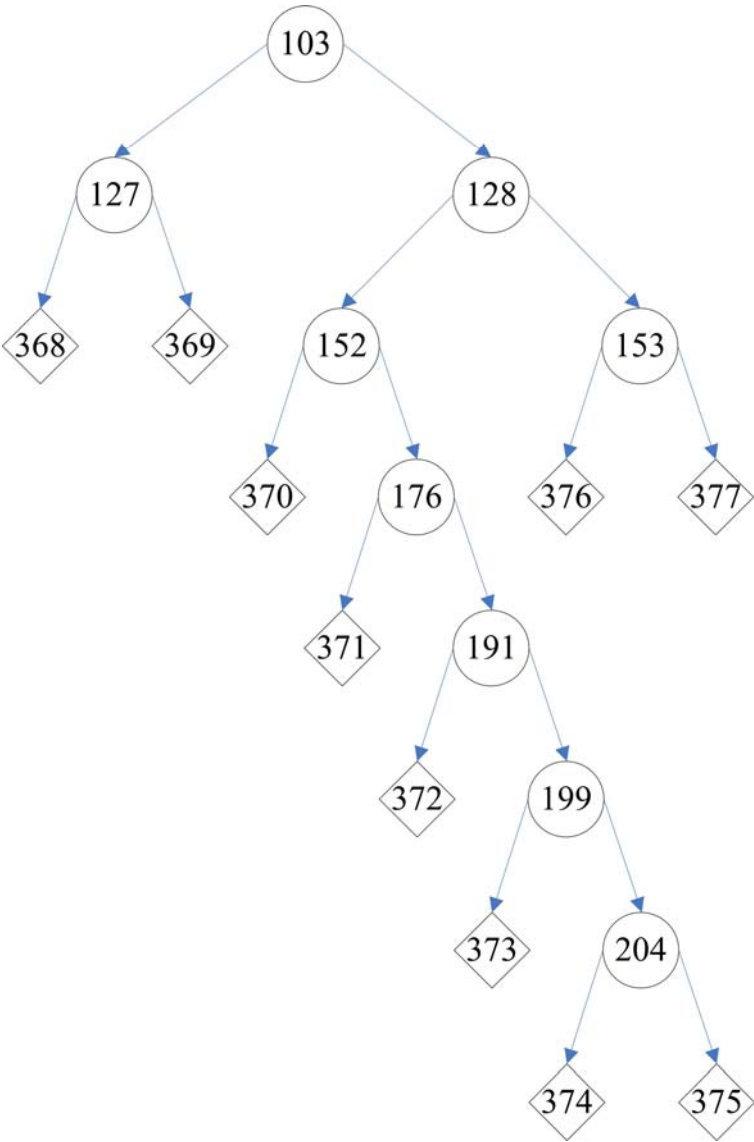


附錄圖 10、分類樹圖 J

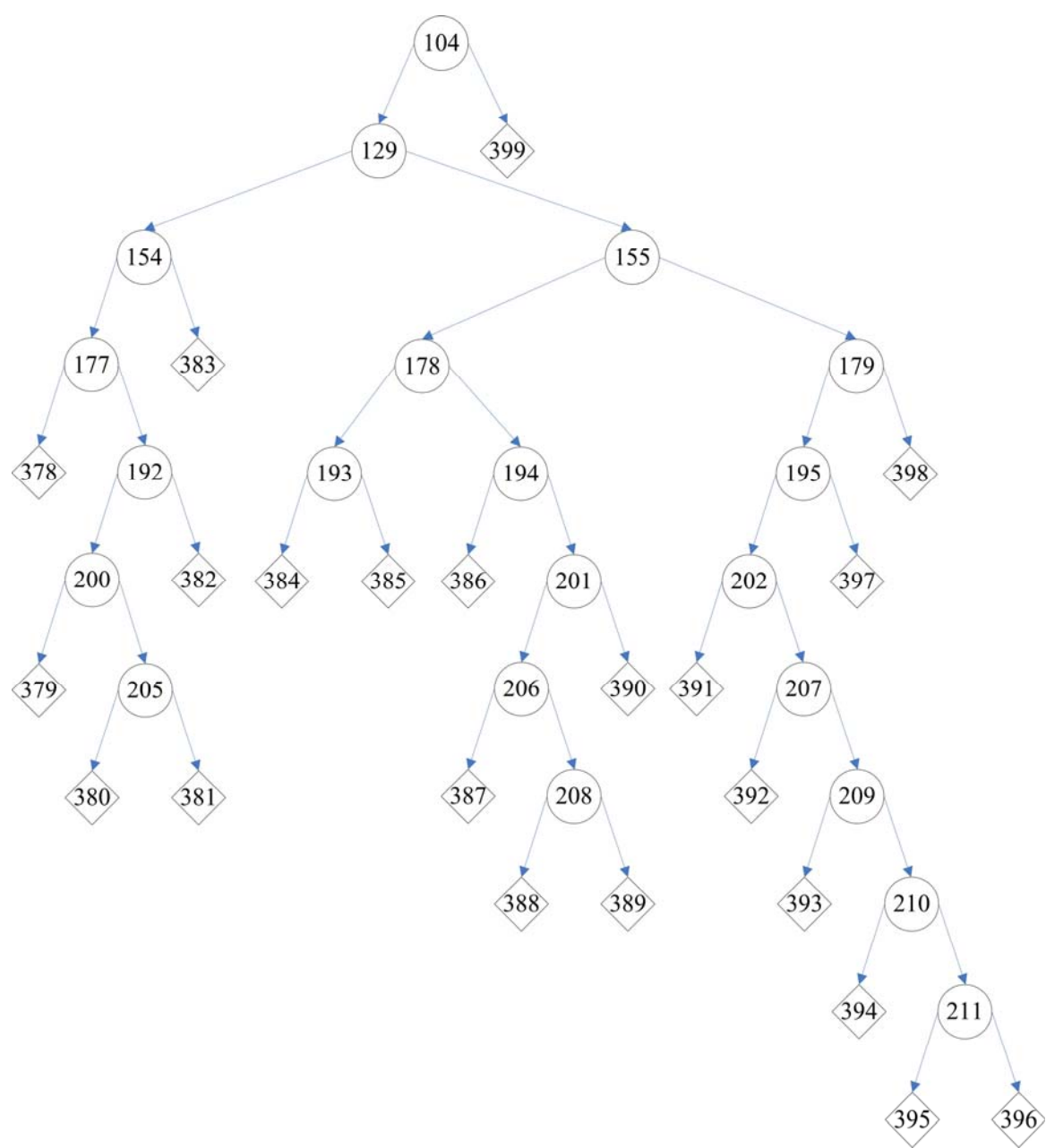


附錄圖 11、分類樹圖 K

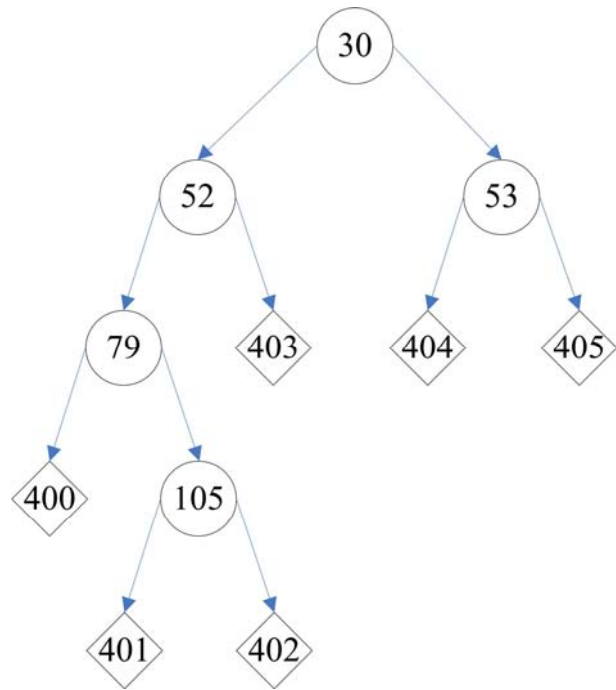




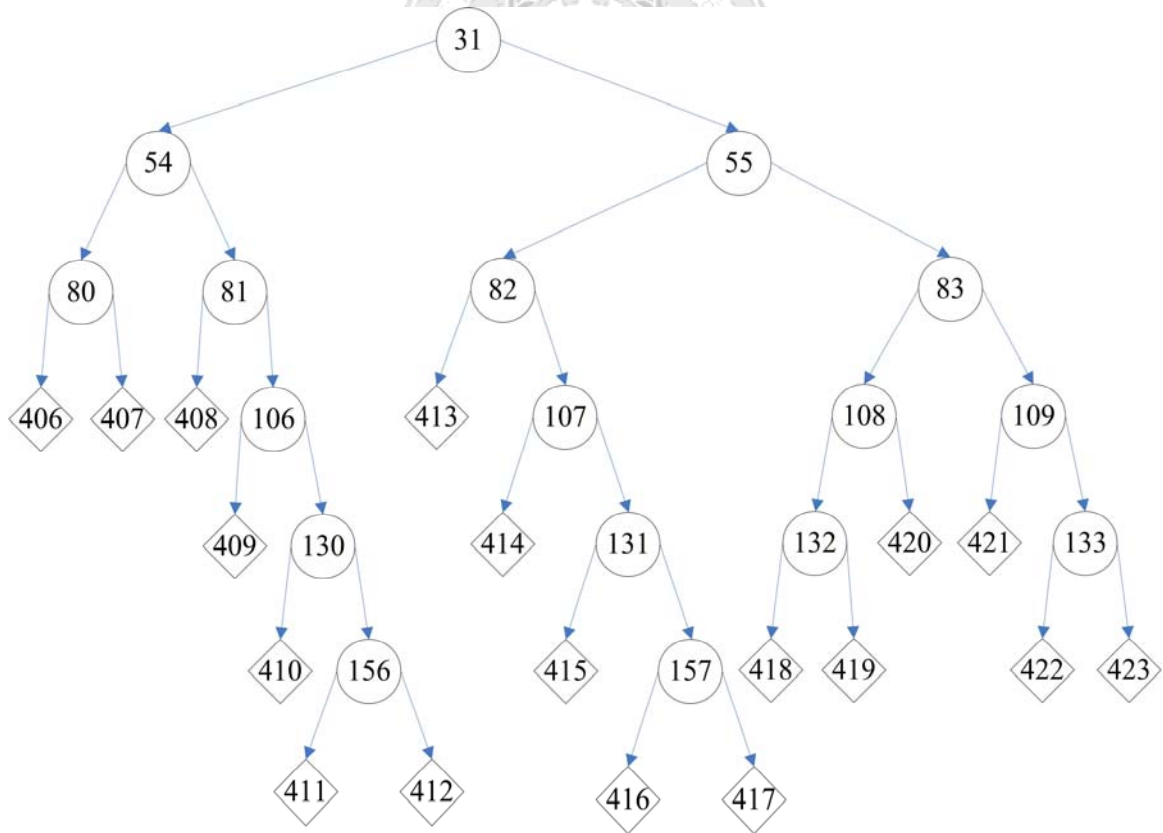
附錄圖 12、分類樹圖 L



附錄圖 13、分類樹圖 M



附錄圖 14、分類樹圖 N



附錄圖 15、分類樹圖 O

附表 1、最佳模式之分支節點屬性分割與代號彙整表

節點	1	2	3	4	5
屬性	兩車關係 1	幹道或支道 1	違規行駛 1	動作 1	車輛碰撞部位 1
屬性值	5、6	2	2、6、1	1、4	1、2、4、6
節點	6	7	8	9	10
屬性	動作 2	動作 1	車輛碰撞部位 2	事故位置型態 1	動作 2
屬性值	3、4、6	1、2、5	1、2、3	1	1、5
節點	11	12	13	14	15
屬性	動作 1	車輛碰撞部位 1	違規行駛 2	兩車關係 1	車輛碰撞部位 1
屬性值	1	4、5、6	3、5	2、3、4、8	5、6、7
節點	16	17	18	19	20
屬性	事故位置型態 1	違規行駛 2	動作 2	飲酒情況 2	幹道或支道 1
屬性值	2、4	2、3、4	2、6	1、4	3、4
節點	21	22	23	24	25
屬性	年齡 1	道路類別 1	年齡 1	年齡 1	車輛碰撞部位 2
屬性值	1、3	1、2、5	2、4	2、4	3、5
節點	26	27	28	29	30
屬性	超速狀況 2	飲酒情況 1	車輛碰撞部位 1	動作 2	違規行駛 2
屬性值	1	1、3	1、2、5、7	3、4、6	3、5
節點	31	32	33	34	35
屬性	是否過路口中心 2	飲酒情況 1	車種 1	車輛碰撞部位 1	車輛碰撞部位 1
屬性值	2	1、2	2	4、7	1、4、5、6

附表 1、最佳模式之分支節點屬性分割與代號彙整表(續)

節點	36	37	38	39	40
屬性	變換車道 2	車輛碰撞 部位 2	車種 1	違規行駛 1	車種 2
屬性值	3	3、5、8	2	2、6	2
節點	41	42	43	44	45
屬性	飲酒情況 1	違規行駛 2	車輛碰撞 部位 1	車輛碰撞 部位 1	道路類別 1
屬性值	2、4	2、6	4、5、7、8	3、4、7	1、4
節點	46	47	48	49	50
屬性	車輛碰撞 部位 1	車輛碰撞 部位 1	車種 2	違規行駛 2	動作 1
屬性值	4	3、5、6	2	2、6	2、5
節點	51	52	53	54	55
屬性	車輛碰撞 部位 1	兩車關係 1	年齡 1	車輛碰撞 部位 2	車輛碰撞 部位 2
屬性值	2、4	1、4、7、8	1、4	3、6、9	4、6、8
節點	56	57	58	59	60
屬性	年齡 1	超速狀況 1	年齡 2	車輛碰撞 部位 2	超速狀況 2
屬性值	2、4	4	4、5	3、5	1、3
節點	61	62	63	64	65
屬性	年齡 2	違規行駛 2	飲酒情況 2	車輛碰撞 部位 2	閃光號誌 1
屬性值	2、5	1、2、6	2、5	2、4、5、9	4
節點	66	67	68	69	70
屬性	動作 2	事故位置 型態 1	飲酒情況 1	是否過路 口中心 1	是否過路 口中心 2
屬性值	2、3、6	4	1、5	1	2

附表 1、最佳模式之分支節點屬性分割與代號彙整表(續)

節點	71	72	73	74	75
屬性	車輛碰撞 部位 2	飲酒情況 2	車輛碰撞 部位 2	車輛碰撞 部位 1	動作 2
屬性值	2、3、8、9	2、5	2、4、9	4、8	1、2
節點	76	77	78	79	80
屬性	年齡 2	道路類別 1	車輛碰撞 部位 2	超速狀況 1	年齡 2
屬性值	1、3	1、2	1、2、5	2	2、5
節點	81	82	83	84	85
屬性	超速狀況 2	車輛碰撞 部位 1	道路類別 1	飲酒情況 2	年齡 2
屬性值	1	5、6、7、8	1、4、5	2、5	4、5
節點	86	87	88	89	90
屬性	道路類別 1	兩車關係 1	車種 1	車輛碰撞 部位 1	車種 1
屬性值	1、4	6、8	2	1、4、6	2
節點	91	92	93	94	95
屬性	違規行駛 1	車輛碰撞 部位 2	年齡 1	超速狀況 1	車種 2
屬性值	2、4	1、2、3、9	4、5	2	2
節點	96	97	98	99	100
屬性	事故位置 型態 1	違規行駛 1	變換車道 1	車輛碰撞 部位 2	車種 1
屬性值	2、4	2、4	1	8	2
節點	101	102	103	104	105
屬性	年齡 1	違規行駛 2	道路類別 1	變換車道 1	違規行駛 1
屬性值	1	3、5	1、5	1、3	2、5

附表 1、最佳模式之分支節點屬性分割與代號彙整表(續)

節點	106	107	108	109	110
屬性	違規行駛 2	年齡 2	車輛碰撞 部位 1	年齡 1	車輛碰撞 部位 1
屬性值	2、6	2、5	1、2、4、8	1、3	4、5
節點	111	112	113	114	115
屬性	車輛碰撞 部位 2	是否過路 口中心 2	超速狀況 1	違規行駛 1	車輛碰撞 部位 1
屬性值	1、3	1	2	2、6	3、4、8
節點	116	117	118	119	120
屬性	車輛碰撞 部位 2	車輛碰撞 部位 2	車輛碰撞 部位 2	年齡 2	車輛碰撞 部位 2
屬性值	3	1、5、8	5、6、9	2、5	3、6、7
節點	121	122	123	124	125
屬性	事故位置 型態 1	事故位置 型態 1	車輛碰撞 部位 2	車輛碰撞 部位 1	年齡 2
屬性值	2、4	4	1、4、8、9	4、8	3、5
節點	126	127	128	129	130
屬性	年齡 1	視距 1	道路類別 1	道路類別 1	視距 1
屬性值	1、3	1	1、2、3	3、4	1
節點	131	132	133	134	135
屬性	動作 1	年齡 1	超速狀況 1	變換車道 1	年齡 2
屬性值	4、5	1、3	1	3	4、5
節點	136	137	138	139	140
屬性	車輛碰撞 部位 2	超速狀況 1	道路類別 1	車輛碰撞 部位 2	車輛碰撞 部位 1
屬性值	2、3	1	1、3、4	3、5、6、7	4、6

附表 1、最佳模式之分支節點屬性分割與代號彙整表(續)

節點	141	142	143	144	145
屬性	飲酒情況 1	飲酒情況 1	兩車關係 1	年齡 1	超速狀況 1
屬性值	2、3	3	3、8	1、4	1、3
節點	146	147	148	149	150
屬性	超速狀況 2	事故位置 型態 1	年齡 1	超速狀況 1	車輛碰撞 部位 1
屬性值	1	2、4	1、3	1、3	1、4
節點	151	152	153	154	155
屬性	超速狀況 1	違規行駛 2	車輛碰撞 部位 2	飲酒情況 2	年齡 2
屬性值	1、2	1、2、4	1、3、5	4	3、4
節點	156	157	158	159	160
屬性	道路類別 1	年齡 1	動作 1	是否過路 口中心 2	車輛碰撞 部位 1
屬性值	4、6	1、3	3、5	1	3、4
節點	161	162	163	164	165
屬性	車輛碰撞 部位 1	車種 2	車輛碰撞 部位 2	車輛碰撞 部位 2	年齡 2
屬性值	4、8	2	3、5、6	3、5、6、7	2、5
節點	166	167	168	169	170
屬性	車輛碰撞 部位 1	車種 1	動作 2	年齡 1	動作 2
屬性值	4、7	2	1、5	1、4	2、6
節點	171	172	173	174	175
屬性	是否過路 口中心 2	車輛碰撞 部位 1	兩車關係 1	年齡 2	車輛碰撞 部位 2
屬性值	2	3、4、6、8	3、8	4、5	2、3、8、9

附表 1、最佳模式之分支節點屬性分割與代號彙整表(續)

節點	176	177	178	179	180
屬性	車輛碰撞 部位 1	視距 1	車種 2	飲酒情況 2	年齡 2
屬性值	4、9	1	2	4	1、3
節點	181	182	183	184	185
屬性	視距 1	超速狀況 1	超速狀況 2	是否過路 口中心 1	超速狀況 2
屬性值	1	1、3	1、3	1	1、3
節點	186	187	188	189	190
屬性	年齡 1	車種 1	年齡 2	年齡 2	年齡 1
屬性值	1、3	2	5	1、4	2、5
節點	191	192	193	194	195
屬性	閃光號誌 1	年齡 1	幹道或支 道 1	號誌種類 1	違規行駛 2
屬性值	4	1、3	3	3	3、4
節點	196	197	198	199	200
屬性	視距 1	事故位置 型態 1	變換車道 2	動作 2	年齡 2
屬性值	3	3、4	2、3	2、6	2、5
節點	201	202	203	204	205
屬性	車輛碰撞 部位 1	變換車道 2	動作 2	違規行駛 1	車輛碰撞 部位 1
屬性值	4、5、7、8	3、4	2、6	2、4	4、8
節點	206	207	208	209	210
屬性	車種 1	車輛碰撞 部位 1	變換車道 1	視距 1	車輛碰撞 部位 2
屬性值	2	1、3、4	3	3	3、4

附表 1、最佳模式之分支節點屬性分割與代號彙整表(續)

節點	211				
屬性	事故位置 型態 1				
屬性值	4				

註：1.屬性中的數值，“兩車關係 1”的 1 所指為第一當事者；然而“兩車關係 2”的 2 所指為第二當事者

附表 2、最佳模式之末端節點屬性與純度之彙整表

節點	212	213	214	215	216	217	218	219	220	221
標記	1	2	2	4	4	2	5	2	2	2
純度	100%	100%	66.7%	100%	100%	100%	100%	100%	50%	50%
節點	222	223	224	225	226	227	228	229	230	231
標記	2	2	5	4	2	5	4	2	5	3
純度	100%	100%	50%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	66.7%
節點	232	233	234	235	236	237	238	239	240	241
標記	1	2	4	2	4	4	2	5	1	1
純度	100%	50%	100%	100%	50%	100%	100%	50%	100%	100%
節點	242	243	244	245	246	247	248	249	250	251
標記	1	1	2	2	2	2	3	2	4	4
純度	100%	100%	100%	50%	75%	100%	100%	100%	100%	100%
節點	252	253	254	255	256	257	258	259	260	261
標記	4	1	2	4	3	4	1	1	5	3
純度	100%	50%	50%	100%	100%	100%	50%	33.3%	100%	100%
節點	262	263	264	265	266	267	268	269	270	271
標記	1	1	2	5	4	2	5	4	2	4
純度	100%	100%	100%	100%	50%	100%	100%	50%	50%	100%

附表 2、最佳模式之末端節點屬性與純度之彙整表(續)

節點	272	273	274	275	276	277	278	279	280	281
標記	1	3	4	2	4	4	4	4	2	2
純度	100%	100%	100%	100%	50%	100%	50%	100%	100%	100%
節點	282	283	284	285	286	287	288	289	290	291
標記	4	4	4	3	4	2	1	2	1	3
純度	100%	100%	75%	50%	100%	100%	100%	100%	50%	100%
節點	292	293	294	295	296	297	298	299	300	301
標記	1	2	1	4	5	5	2	5	2	1
純度	100%	100%	50%	100%	50%	100%	100%	100%	100%	50%
節點	302	303	304	305	306	307	308	309	310	311
標記	1	5	1	2	3	1	1	1	1	1
純度	100%	100%	100%	100%	100%	100%	50%	50%	100%	100%
節點	312	313	314	315	316	317	318	319	320	321
標記	2	1	1	3	4	5	2	3	1	1
純度	100%	100%	100%	100%	66.7%	100%	50%	100%	100%	100%
節點	322	323	324	325	326	327	328	329	330	331
標記	2	5	1	5	4	1	5	5	4	4
純度	75%	100%	50%	100%	100%	50%	100%	100%	50%	100%
節點	332	333	334	335	336	337	338	339	340	341
標記	1	4	1	3	1	4	5	5	5	1
純度	100%	100%	50%	75%	100%	50%	75%	50%	100%	33.3%
節點	342	343	344	345	346	347	348	349	350	351
標記	1	1	4	1	1	5	4	5	2	1
純度	66.7%	100%	66.7%	75%	100%	100%	100%	100%	50%	100%
節點	352	353	354	355	356	357	358	359	360	361
標記	1	3	2	5	1	2	4	1	3	5
純度	100%	100%	100%	100%	100%	50%	100%	33.3%	100%	100%

附表 2、最佳模式之末端節點屬性與純度之彙整表(續)

節點	362	363	364	365	366	367	368	369	370	371
標記	4	2	2	3	5	5	2	1	5	5
純度	100%	50%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	50%	100%
節點	372	373	374	375	376	377	378	379	380	381
標記	5	5	1	1	3	4	3	2	1	5
純度	100%	100%	50%	100%	66.7%	100%	75%	100%	100%	75%
節點	382	383	384	385	386	387	388	389	390	391
標記	4	5	5	1	4	4	2	5	2	5
純度	66.7%	100%	100%	100%	100%	50%	100%	100%	33.3%	100%
節點	392	393	394	395	396	397	398	399	400	401
標記	1	5	5	2	3	5	1	1	2	1
純度	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	50%	50%
節點	402	403	404	405	406	407	408	409	410	411
標記	1	2	2	1	5	2	3	3	1	2
純度	100%	100%	100%	50%	50%	100%	75%	100%	100%	50%
節點	412	413	414	415	416	417	418	419	420	421
標記	2	1	2	2	5	1	1	2	2	3
純度	100%	100%	100%	100%	66.7%	100%	100%	33.3%	100%	100%
節點	422	423								
標記	3	1								
純度	100%	100%								

註：1.以上各節點判定皆屬第一當事者之責任

附錄二、肇事建檔變數彙整表

共同狀況

建檔變數	選取狀況	代號或者數值範圍
檔案序號	數值	從 1 開始編碼
案號	數值	根據摘要報告表上之案號
肇事時間(年)	數值	86、87、88、89、90、91、92、93、94
肇事時間(月)	數值	1-12
肇事時間(日)	數值	1-31
肇事時間(時)	數值	0-23
肇事時間(分)	數值	0-60
肇事地點(郵遞區號)	代碼	EX：407 (如無提供，可省略)
肇事地點(縣市)	文字	EX：台中市、台北縣
肇事地點(路段)	文字	
事故車輛數	代碼	1.雙車輛、2.三車輛 【啟動區分駕駛欄】
事故位置型態	代碼	1.有號誌路口、2.無號誌路口、3.路段、4.路邊起始、5.其他
行向關係	代碼	1.同向、2.橫向、3.對向 【啟動兩車關係】
碰撞型態	代碼	1.對撞 (碰撞角度介於 180 度至 135 度之間) 2.角撞 (碰撞角度介於 135 度至 45 度之間) 3.側撞 (碰撞角度介於 45 度至 0 度之間) 4.追撞 (碰撞角度幾乎接近 0 度) 5.多車碰撞 6.不明

整體傷亡情況	代碼	1.死亡、2.受傷、3.未受傷、4.不明
天候	代碼	1.暴雨、2.強風、3.風沙、4.霧或煙、5.雪、 6.雨、7.陰、8.晴
光線	代碼	1.日間自然光線 2.晨或暮光 3.夜間(或隧道、地下道、涵洞)有照明 4.夜間(或隧道、地下道、涵洞)無照明
道路類別	代碼	1.國道、2.省道、3.縣道、4.鄉道、5.市區 道路、6.村里道路 7.專用道路、8.其他
速限	數值	1.30 km/hr、2.40 km/hr、3.50 km/hr、4.60 km/hr、5.70 km/hr、6.不明、7.80 km/hr、 8.90 km/hr、10.100 km/hr 以上
道路型態	代碼	一. 平交道：1.有遮斷器、2.無遮斷器 二. 交叉路：3.三岔路、4.四岔路、5.五岔 路 三. 單路部分： 6.軌道、7.地下道、8.橋樑、9.涵洞、 10.高架路段 11.彎曲路附近、12.坡路、13.巷弄、14. 直路、15.其他 四. 圓環廣場：16.圓環、17.廣場
事故位置	代碼	一. 交叉路口：1.交叉路口內、2.交叉路口 附近 3.機車代轉區、4.機車停等區 二. 路段：5.交通島(含槽化線)、6.迴轉 區、7.快車道、8.慢車道、9.一般車道(為 劃設快慢車道)、10.公車專用道、11. 機車專用道、12.機車優先道、13.路肩、 路緣 三. 交流道：14.加速車道、15.減速車道、

		16. 匝道 四. 其它：17. 行車穿越道、18. 穿越道附近、19. 人行道、20. 收費站附近、21. 其它
路面狀況-路面鋪裝	代碼	1. 柏油、2. 水泥、3. 碎石、4. 其它鋪裝、5. 無鋪裝、6. 不明
路面狀況-路面狀態	代碼	1. 冰雪、2. 油滑、3. 泥濘、4. 濕潤、5. 乾燥、6. 不明
路面狀況-路面缺陷	代碼	1. 路面鬆軟、2. 突出(高低)不平、3. 有坑洞、4. 無缺陷、5. 不明
道路障礙-障礙物	代碼	1. 道路工事(程)中、2. 有堆積物、3. 路上有停車、4. 其他障礙物、5. 無障礙物
道路障礙-視距	代碼	一. 不良：1. 彎道、2. 坡道、3. 建築物、4. 樹木、農作物、5. 路上停放車輛、6. 其他 二. 良好：7. 良好
號誌-號誌種類	代碼	1. 行車管制號誌、2. 行車管制號誌(附行人專用號誌) 3. 閃光號誌、4. 無號誌
號誌-號誌動作	代碼	1. 正常、2. 不正常、3. 無動作、4. 無號誌
車道劃分設施-分向設施	代碼	一. 中央分隔島：1. 寬式(50 公分以上)、2. 窄式附柵欄、3. 窄式無柵欄 二. 雙向禁止超車線：4. 附標記、5. 無標記 三. 單向禁止超車線：6. 附標記、7. 無標記 四. 行車分向線：8. 附標記、9. 無標記 五. 無：10. 無分向設施
車道劃分設施-分道設施 -快車道或一般車道間	代碼	1. 禁止變換車道線-雙白線(附標記) 2. 禁止變換車道線(無標記) 3. 車道線-單白線(附標記) 4. 車道線(無標記)

		5. 無繪設車道線
車道劃分設施 -分向設施 -快慢車道間	代碼	1. 寬式快慢車道分隔島(50 公分以上) 2. 窄式快慢車道分隔島(附柵欄) 3. 窄式快慢車道分隔島(無柵欄) 4. 快慢車道分隔線 5. 未繪設快慢車道分隔線
車道劃分設施 -分向設施 -路面邊緣	代碼	1. 有 2. 無
事故類型及形態	代碼	一. 人與汽(機)車：1.對向通行中、2.同向通行中、3.穿越道路中、4.在路上嬉戲、5.在路上作業中、6.衝進路中、7.從停車後(或中)穿出、8.佇立路邊(外)、9.其他 二. 車與車：10.對撞、11.對向擦撞、12.同向擦撞、13.追撞、14.倒車撞、15.路口交叉撞、16.側撞、17.其他 三. 汽(機)車本身：18.路上翻車、摔倒、19.、衝出路外、20.撞護欄(樁)、21.撞號誌、標誌桿、22.撞收費亭、23.撞交通島、24.撞非固定設施、25.撞橋樑、建築物、26.撞路樹、電桿、27.撞動物、28.撞工程設施、29.其它 四. 平交道事故：30.衝過(或撞壞)遮斷器、31.正越過平交道、32.暫停位置不當、33.在平交道內無法行動、34.其它

肇事者(各方)

建檔變數	選取狀況	代號或數值範圍
------	------	---------

區分駕駛	代碼	1. 甲方、2. 乙方、3. 丙方
行車方向	代碼	1. 東向西、2. 西向東、3. 南向北、4. 北向南、 5. 其他(多路口)、6. 圓環
動作	代碼	1. 直行、2. 右轉、3. 左轉、4. 迴轉、5. 靜止、 6. 倒車
車種	代碼	1. 小客車、2. 小貨車、3. 小客貨、4. 營小客 車、5. 重機、6. 輕機車、7. 大貨車、8. 大客 車、9. 腳踏車、10. 行人、11. 其他、12. 大 型重型機車、13. 聯結車
原所在快車道數	代碼	1. 單車道、2. 雙車道、3. 三車道、4. 四車道、 5. 五車道以上、6. 不明
所在車道位置	代碼	<p>一. 單車道</p> <p>1. 單車道、2. 快慢車道間、3. 慢車道、4. 機車專用到與慢車道間、5. 機車專用道、 6. 不明</p> <p>二. 雙車道</p> <p>1. 內側車道、2. 內外車道間、3. 外側車道、 4. 快慢車道間、5. 慢車道、6. 機車專用道與 慢車道間、7. 機車專用道、8. 不明</p> <p>三. 三車道</p> <p>1. 內側車道、2. 內中車道間、3. 中間車道、 4. 中外車道間、5. 外側車道、6. 慢車道與鄰 近車道間、7. 慢車道、8. 機車專用車道與 慢車道間、9. 機車專用道、10. 不明</p> <p>四. 四車道</p> <p>1. 內側車道、2. 內中內車道間、3. 中內車 道、4. 中內中外車道間、5. 中外車道、6. 外中外車道間、7. 外側車道、8. 慢車道與 鄰近車道間、9. 慢車道、10. 機車專用道與 慢車道間、11. 機車專用道、12. 不明</p>

		<p>五、五車道</p> <p>1.內側車道、2.內中內車道間、3.中內車道、4.中內中間車道間、5.中間車道、6.中間中外車道、7.中外車道、8.外中外車道間、9.外側車道、10.慢車道與鄰近車道間、11.慢車道、12.機車專用道與慢車道間、13.機車專用道、14.不明</p>
相關行車方向	代碼	1.同向、2.橫向、3.對向
兩車關係	代碼	<p>一、同向</p> <p>1.前車、2.後車、3.左方車、4.右方車、5.路邊起駛、6.不明</p> <p>二、橫向</p> <p>7.橫向左方車、8.橫向右方車、9.路邊起駛、10.不明</p> <p>三、對向</p> <p>11.對向</p>
三車關係	代碼	<p>一、同向</p> <p>1.前車、2.後車、3.左方車、4.右方車、5.路邊起駛、6.不明、7.無碰撞、8.(外力碰撞後)被影響</p> <p>二、橫向</p> <p>9.橫向左方車、10.橫向右方車、11.路邊起駛、12.不明、13.無碰撞、14. .(外力碰撞後)被影響</p> <p>三、對向</p> <p>15.對向</p>
車輛是否過路口中心點	代碼	1.是、2.否、3.非路口
是否變換車道	代碼	1.無、2.有、3.超車、4.不明
違規行駛	代碼	1.入侵對向車道、2.逆向、3.無違規、

		4.不明、5.未行使於指定車道上、 6.未依標誌標線行駛
轉後(下一位置)車 道數	代碼	1.單車道、2.雙車道、3.三車道、4.四車道、 5.五車道以上、6.不明
轉後(下一位置)車 道位置	代碼	<p>一.單車道</p> <p>1.單車道、2.快慢車道間、3.慢車道、4. 機車專用到與慢車道間、5.機車專用道、 6.不明</p> <p>二.雙車道</p> <p>1.內側車道、2.內外車道間、3.外側車道、 4.快慢車道間、5.慢車道、6.機車專用道與 慢車道間、7.機車專用道、8.不明</p> <p>三.三車道</p> <p>1.內側車道、2.內中車道間、3.中間車道、 4.中外車道間、5.外側車道、6.慢車道與鄰 近車道間、7.慢車道、8.機車專用車道與 慢車道間、9.機車專用道、10.不明</p> <p>四、四車道</p> <p>1.內側車道、2.內中內車道間、3.中內車 道、4.中內中外車道間、5.中外車道、6. 外中外車道間、7.外側車道、8.慢車道與 鄰近車道間、9.慢車道、10.機車專用道與 慢車道間、11.機車專用道、12.不明</p> <p>五、五車道</p> <p>1.內側車道、2.內中內車道間、3.中內車 道、4.中內中間車道間、5.中間車道、6. 中間中外車道、7.中外車道、8.外中外車 道間、9.外側車道、10.慢車道與鄰近車道 間、11.慢車道、12.機車專用道與慢車道 間、13.機車專用道、14.不明</p>

幹支道區別	代碼	1.幹道、2.支道、3.不明
閃光號誌	代碼	1.閃紅、2.閃黃、3.無閃光號誌
性別	代碼	1.男、2.女、3.無或物(動物、堆積物)、 4.肇事逃逸尚未查獲
出生(年)	數字	
出生(月)	數字	
出生(日)	數字	
駕駛受傷程度	代碼	1.死亡、2.受傷、3.未受傷、不明
主要傷處	代碼	1.頭部、2.頸部、3.胸部、4.腹部、5.腰部、 6.背脊部、7.手(腕)部、8.腿(腳)部、 9.多處傷、10.無、11.不明
保護裝置	代碼	1.戴安全帽或繫安全帶(使用幼童安全座椅) 2.未戴安全帽或繫安全帶(未使用幼童安全座椅) 3.不明 4.其他(行人、慢車駕駛人、汽車後座乘客)
行動電話	代碼	1.未使用、2.使用手持、3.使用免持、 4.不明、5.非汽(機)車駕駛人
當事者區分(類別)	代碼	一、大客車：1.公營公車、2.民營公車、3.公營客運、4.民營客運、5.遊覽車、6.自用大客車 二、小客車：7.營業用、8.自用 三、大貨車：9.營業用、10.自用 四、全聯結車：11.營業用、12.自用 五、半聯結車：13.營業用、14.自用 六、曳引車：15.營業用、16.自用 七、小貨車：17.營業用、18.自用 八、特種車：19.救護車、20.消防車、 21.警備車、22.工程車、23.其他特種

		<p>車</p> <p>九、 軍車：24.大客車、25.載重車、26.小型車</p> <p>十、 機車：27.大型重型、28.普通重型、29.輕型</p> <p>十一、 慢車：30.腳踏車、31.人力車、32.獸力車、33.兒童用車、34.其他慢車</p> <p>十二、 其他車：35.拼裝車、36.農耕用車(或機械)、37.動力機械、38.拖車(架)、39.火車、40.其他車</p> <p>十三、 人：41.行人、42.乘客、43.其他人</p>
車輛用途	代碼	<p>1.砂石車、2.幼童車、3.校車、4.殘障特製車、5.教練車、6.裝載危險物品車、7.其它、8.非駕駛人或乘客</p>
當事者行動狀態 一.車狀態	代碼	<p>1.起步、2.倒車、3.停車操作中、4.超車(含超越)、5.左轉彎、6.右轉彎、7.向左變換車道、8.向右變換車道、9.向前直行中、10.插入行列、11.迴轉或橫越道路中、12.急減速或急停止、13.停止(引擎熄火)、14.停等(引擎未熄火)、15.其他</p>
當事者行動狀態 二.人狀態或不明	代碼	<p>16.步行、17.靜止(止)、18.奔跑、19.上、下車、20.其他、21.不明</p>
駕駛資格情形	代碼	<p>1.有適當之駕照、2.無照(未達考照年齡)、3.無照(已達考照年齡)、4.越級駕駛、5.駕照被吊扣、6.駕照被吊(註)銷、7.不明、8.非汽、機車駕駛人</p>
駕駛執照種類	代碼	<p>一. 職業駕照：1.聯結車、2.大客車、3.大貨車、4.小型車</p> <p>二. 普通駕照：5.聯結車、6.大客車、7.大貨車、8.小型車</p>

		<p>三. 機車駕照：9.大型重型、10.普通重型、11.輕型</p> <p>四. 軍用駕照：12.大客車、13.載重車、14.小型車</p> <p>五. 其它：15.國際(國外)駕照、16.其他駕照(証)、17.學習駕駛證、18.無駕駛執照、19.不明、20.非汽(機)車駕駛人</p>
飲酒情況	代碼	<p>1.無飲酒 2.經酒測無酒精反應</p> <p>3.經呼氣檢測未超過 0.25mg/L 或血液檢測未超過 0.05%</p> <p>4.經呼氣檢測未超過 0.26mg/L~0.40mg/L 或血液檢測未超過 0.051%~0.08%</p> <p>5.經呼氣檢測未超過 0.41mg/L~0.55mg/L 或血液檢測未超過 0.081%~0.11%</p> <p>6.經呼氣檢測超過 0.05mg/L 或血液檢測超過 0.11%</p> <p>7.無法檢測 8.非駕駛人、未檢測 9.不明</p>
車輛撞擊部位	代碼	<p>(一.)汽車：1.前車頭 2.右側車身 3.後車尾 4.左側車身 5.右前車頭(身) 6.右後車尾(身) 7.左前車頭(身) 8.左後車尾(身) 9.車頂 10.車底</p> <p>(二.)機車：11.前車頭 12.右側車身 13.後車尾 14.左側車身</p> <p>(三.)其他：15.不明 16.非汽(機)車</p>
肇事因素索引- 車輛駕駛人因素- 駕駛人	代碼	<p>1.違規超車 2.爭(搶)道行駛 3.蛇行、方向不定 4.逆向行駛 5.未靠右行駛 6.未依規定讓車 7.變換車道或方向不定 8.左轉彎未依規定 9.右轉彎未依規定 10.迴轉未依規定 11.橫越道路不慎 12.倒車未依規定 13.超速失控 14.未依規定減速 15.搶</p>

		越行人穿越道 16.未保持行車安全距離 17.未保持行車安全間距 18.停車操作 時，未注意其他車(人)安全 19.起步未注意 其他車(人)安全 20.吸食違禁物後駕駛失 控 21.酒醉(後)駕駛失控 22.疲勞(患病)駕 駛失控 23.未注意車前狀況 24.搶(闖)平 交道 25.違反號誌管制或指揮 26.違反特 定標誌(線)禁制
肇事因素索引 - 車輛駕駛人因素 - 燈光	代碼	27.未依規定使用燈光 28.暗處停車無燈光、標識
肇事因素索引 - 車輛駕駛人因素 - 裝載	代碼	29.裝載貨物不穩定 30.載貨超重而失控 31.超載人員而失控 32.貨物超長、寬、高而肇事 33.裝載貨物不當 34.裝載未盡安全措施 35.未待乘客安全上下車 36.其他裝載不當而肇事
肇事因素索引 - 車輛駕駛人因素 - 其他	代碼	37.違規停車或暫停不當而肇事 38.拋錨未採安全措施 39.開啟車門不當而肇事 40.使用手持行動電話而失控 41.其他引起事故之違規或不當行為 42.不明原因肇事
肇事因素索引 - 車輛駕駛人因素 - 無	代碼	43.尚未發現肇事因素
肇事因素索引 - 非車輛駕駛人因素	代碼	44.煞車失靈 45.方向操控系統故障

- 機件		46.燈光系統故障 47.車輪脫落或輪胎爆裂 48.其他引起事故之故障
肇事因素索引- 非車輛駕駛人因素 - 行人(或乘客)	代碼	49.未依規定行車行走行人穿越道、地下道、天橋而穿越道路 50.未依標誌、標線、號誌或手勢指揮行駛道路 51.穿越道路未注意左右來車 52.在道路上嬉戲或奔走不定 53.未待車輛停妥而上下車 54.上下車輛未注意安全 55.頭手伸出車外而肇事 56.乘坐不當而跌落 57.在路上工作未設置適當標識 58.其他引起事故之疏失或行為
肇事因素索引- 非車輛駕駛人因素 - 交通管制(設施)	代碼	59.路況危險無安全(警告)設施 60.交通管制設施失靈或損毀 61.交通指揮不當 62.平交道看守疏失或未放柵欄 63.其他交通管制不當
肇事因素索引- 非車輛駕駛人因素 - 無	代碼	64.尚未發現肇事因素
主要肇因	代碼	如上述原因
肇事逃逸	代碼	1.否 2.是
職業	代碼	1.民意代表、行政主管、企業主管及經理人員 2.專業人員 3.技術員及助理人員 4.事務工作者 5.服務工作者 6.售貨員 7.農林漁牧工作者 8.保安工作者(不含警察人

		員) 9.技術工 10.汽車、火車駕駛員或船員 11.機械設備操作工及組裝工 12.非技術工及體力工 13.未就學兒童 14.小學生 15.國中生 16.高中生 17.專科生 18.大學(研究)生 19.家庭主婦(夫) 20.無業者 21.其他 22.不明 23.警察人員
旅次目的	代碼	1.上、下班 2.上、下學 3.業務聯繫 4.運輸 5.社交活動 6.觀光旅遊 7.購物 8.其他 9.不明
筆錄速度 (採用第一次筆錄速度)	代碼	1. 30Km/hr 以下 2. 30Km/hr~40Km/hr 3. 40Km/hr~50Km/hr 4. 50Km/hr~60Km/hr 5. 60Km/hr~70Km/hr 6. 70Km/hr 以上 7. 不明
鑑定責任	代碼	1. 全部原因 2. 主因 3. 同為原因 4. 次因 5. 無因 6.不予鑑定 7.分析函覆