

逢甲大學  
交通工程與管理學系碩士班  
碩士論文



以類神經網路推導路口交通事故  
成因與改善之研究

A Study on the Effect of Intersection Geometric Characteristics on  
Intersection Traffic Accidents and their Remedial Strategy using  
Neural Network

指導教授：劉 霈

研究生：楊憲國

中華民國九十一年七月

## 誌 謝

本論文得以順利完成，首要感謝恩師 劉霽博士於論文寫作期間的細心指導，無論於論文題目的啟發、觀念的修正及論文寫作文辭上之修正，均使學生受益良多，深表感謝。此外感謝老師於生活各方面給予的關懷與照顧，並提供研究所需之資源與環境，在此謹致上由衷之謝意。

口試期間承蒙 洪士林教授及 楊明德教授於百忙之中抽空指導，惠於學生不少寶貴的意見，以增進論文之完整性。於論文研究、審查期間，感謝所上 楊宗璟博士及 徐耀賜博士提供諸多寶貴意見、謬誤之指正及精闢入裡之見解與指正，及台中市警察局交通隊提供資料與協助，使本論文得以更臻完善，謹此致謝。

論文研究期間同窗百賢、達樟、景文、仲偉、筱葳、仁旭、昭維、志霖、俊豪、建昌、銘亮、曉蘋及俊樺學長於修業期間的互相砥礪，以及學弟妹旺蒼、乃穎在各方面的熱心協助，在此一併感謝。

最後，謹將此份論文獻給我最親愛的父母與家人，感謝他們的支持與鼓勵，同時亦將此份成果獻給任何曾經幫助過我的人，謝謝您們。

楊憲國 謹誌

中華民國九十一年七月於逢甲

## 摘 要

影響交通事故發生的因素繁多，諸如：人為疏失、天候因素、車輛因素、道路幾何等等。在以往交通事故分析與統計結果中，多將人為疏失視為交通事故發生的主因。但事實上道路設計及規劃不當亦容易形成潛在危險而導致交通事故發生，故檢討並改善道路環境以減少交通事故發生應有其必要性。

本研究針對路口交通事故與幾何、號誌及交通現況因素進行分析研究。因交通事故與幾何、號誌及交通現況因素彼此間相互影響且錯綜複雜，對事故之影響程度不易界定；因此本研究採用類神經網路與負二項迴歸方法，選出台中市之 62 個路口，將其分解為 636 組行向組合，就其 88、89 年之內發生的 1,593 件交通事故資料，進行構建路口交通事故數量預測模式。以幾何、號誌及交通動態因素為輸入變數，交通事故數量為輸出變數。將 636 筆資料中抽取 75%(即 477 筆)進行模式構建，再以其餘 25%(即 159 筆)資料進行驗證。

本研究以相關係數、誤判率、最大誤差與最大誤差比等項目，就所構建之類神經網路與負二項迴歸模式之預測能力進行比較分析，結果以類神經網路之預測能力較佳。將所構建之類神經網路模式預測驗證資料，結果顯示其相關係數為 0.992、誤判率為 16.4%、最大誤差 1.95、最大誤差比為 2.76，網路之 MSE 值為  $3.38 \times 10^{-6}$ 。

在應用上，因道路工程改善為具沉沒成本性質之投資，一但設置往往具有難以恢復的性質，若可在進行方案之前，先行預估各改善方案之效果，將可避免資源誤置與提高道路工程改善效益。本研究利用所建立之路口交通事故預測模式，預測路口若經工程改善方案後其交通事故次數，並概估方案所需成本，並以效益-成本比值法評選出最佳方案，以期作為其路口改善方案效益評估與評選之參考，以避免資源誤置與提高道路工程改善效益。

**關鍵詞：**類神經網路、交通事故、交通安全、道路工程改善

# ABSTRACT

Numerous factors, such as human negligence, climate, vehicle condition and maneuver, road geometry, and roadside facilities, can be the major cause of traffic accidents. Nonetheless, analyses and/or statistics results normally deem human negligence as the major factor of traffic accidents. In fact, improper road design or planning can easily form potential dangerous spot and result in occurrence of traffic accident. That is, configuration of road also plays an important role in roadway safety. Hence, recognizing the effect of road configuration on traffic accidents, and reduce the number of traffic accidents by improving road safety is of great importance.

In this study, numbers of traffic accidents occurred within road intersection areas were studied. Sixty-two signalized roadway intersections in TaiChung city were investigated. Characteristics of the 1,593 traffic accidents occurred at these intersections during year 2000~2001 were analyzed and recorded. Meanwhile, factors, such as traffic volume, road geometry, phases of traffic signal, number of lanes, etc., of these intersections were collected. With the abovementioned information, a neural network model and a negative binominal regression model were constructed for the purpose of predicting numbers of intersection accidents. Due to the fact that traffic accidents in intersection can occur in many combinations of vehicle movement, the models were constructed based on combinations of vehicle movement instead of on intersections.

With evaluations on the correlation coefficient, misjudging rate, maximum error, and maximum error ratio, the neural network model was judged to be more accurate than the negative binominal regression model. For the neural network model, the correlation coefficient is 0.992, misjudging rate is 16.4%, maximum error is 1.95, maximum error ratio is 2.76, and the MSE value is  $3.38 \times 10^6$ . The neural network model was further applied to be a tool for evaluation of roadway improvement schemes. It was found that a better-quantified scheme could be achieved by using the proposed model.

**Key Words:** neural networks、 traffic accident、 traffic safety、 road engineering improvement

# 目 錄

誌 謝 .....	
中文摘要 .....	
英文摘要 .....	
目 錄 .....	
圖 目 錄 .....	
表 目 錄 .....	

## 第一章 緒論 ..... 1

1.1 研究緣起 .....	1
1.2 研究動機 .....	2
1.3 研究目的 .....	3
1.4 研究範圍 .....	4
1.5 研究內容與方法 .....	5
1.6 研究流程 .....	6

## 第二章 文獻回顧 ..... 9

2.1 肇事分析與鑑定 .....	9
2.2 肇事地點改善與評估 .....	16
2.3 類神經網路相關文獻 .....	22

## 第三章 研究方法與模式架構 .....28

3.1 類神經網路 .....	28
3.2 類神經網路之基本架構 .....	33
3.3 統計迴歸方法 .....	41
3.4 行向組合 .....	47
3.5 研究相關變數說明 .....	50

## 第四章 資料蒐集及基本分析 .....57

4.1 路口及肇事相關資料之蒐集及初步整理 .....	58
4.2 台中市區路口交通事故資料基本分析 .....	61

4.3 選取路口交通事故資料初步分析 .....	67
<b>第五章 模式建立與比較分析 .....</b>	<b>71</b>
5.1 變數資料之基本統計 .....	71
5.2 模式構建 .....	72
5.3 敏感度與彈性分析 .....	82
5.4 模式預測能力之比較分析 .....	89
5.5 類神經網路應用於路口改善 .....	90
<b>第六章 結論與建議 .....</b>	<b>104</b>
6.1 類神經網路應用於路口改善 .....	104
6.2 類神經網路應用於路口改善 .....	105
<b>參考文獻 .....</b>	<b>107</b>



## 圖目錄

圖 1.1	影響肇事的因素：人車路因素交集圖.....	3
圖 1.2	路口範圍平面圖.....	5
圖 1.3	研究流程圖.....	8
圖 3.1	生物神經元模型圖.....	28
圖 3.2	人工神經元模型圖.....	29
圖 3.3	類神經網路架構圖.....	33
圖 3.4	處理單元的作用.....	33
圖 3.5	四岔路口之行向組合之構成方式.....	48
圖 4.1	路口之交通事故次數分佈圖.....	60
圖 4.2	行向組合肇事次數分佈圖.....	61
圖 4.3	台中市 88、89 年交通事故地點之道路型態統計圖 .....	63
圖 4.4	台中市 88、89 年肇事時段分佈圖.....	65
圖 4.5	選取路口肇事時段分佈圖.....	69
圖 5.1	類神經網路模式模擬訓練資料預測圖.....	75
圖 5.2	類神經網路模式模擬訓練資料預測值與實際值之差值圖 .....	75
圖 5.3	類神經網路測試資料預測圖.....	76
圖 5.4	類神經網路模式模擬驗試資料預測值與實際值之差值圖 .....	76
圖 5.5	負二項迴歸模式預測圖.....	81
圖 5.6	負二項迴歸模式預測值與實際值之差值圖 .....	81
圖 5.7	變數：快車道數之敏感度分佈圖.....	82
圖 5.8	利用類神經網路輔助路口改善之流程圖 .....	90
圖 5.9	台中港與文心交叉路口示意圖.....	92

## 表目錄

表 1.1	台灣地區機動車輛與道路里程統計 .....	2
表 1.2	台灣地區歷年道路交通事故統計 .....	2
表 2.1	路口事故之主要成因、改善手法及其對應措施 .....	21
表 2.2	國內類神經網路在交通領域上應用網路架構 .....	25
表 4.1	選定路口之交會道路.....	57
表 4.2	路口之交通事故次數.....	59
表 4.3	行向組合交通事故次數統計表.....	60
表 4.4	台中市 88、89 年交通事故地點之道路型態統計表 .....	62
表 4.5	台中市 88、89 年交通事故地點之事故位置統計表 .....	64
表 4.6	台中市 88、89 年交通事故發生時間統計表 .....	64
表 4.7	台中市 88、89 年交通事故型態統計圖 .....	66
表 4.8	事故類與嚴重度相關分析表.....	67
表 4.9	選定路口肇事種類分佈.....	68
表 4.10	選取路口肇事時段統計表.....	69
表 5.1	變數資料之基本統計.....	71
表 5.2	網路相關設定值.....	74
表 5.3	負二項迴歸模式校估與檢定結果 .....	77
表 5.4	類神經網路輸入變數之敏感度平均值 .....	82
表 5.5	敏感度值先取絕對值後再平均之結果 .....	84
表 5.6	交通事故次數為 5 次以上之絕對平均敏感度值 .....	85
表 5.7	負二項迴歸模式變數彈性值.....	86
表 5.8	敏感度與彈性分析之比較.....	86
表 5.9	類神經網路與負二項迴歸模式之比較 .....	87
表 5.10	範例路口之基本調查資料.....	91
表 5.11	範例路口各行向組合之交通事故實際次數與預測次數.....	93
表 5.12	敏感度值先取絕對值後再平均之結果 .....	93
表 5.13	改善方案一之模式預測值.....	95
表 5.14	改善方案一之經費概估.....	95
表 5.15	改善方案二之模式預測值.....	96
表 5.16	改善方案二之經費概估.....	97
表 5.17	改善方案三之模式預測值.....	98
表 5.18	改善方案三之經費概估.....	98
表 5.19	各研擬改善方案之比較.....	99
表 5.20	改善方案之評選.....	100



# 第一章 緒論

## 1.1 研究緣起

近年來隨著經濟成長及國民所得提高，汽、機車持有數逐年增加，根據交通部統計處資料【1】，至民國 89 年底臺灣地區機動車輛數為 1,702 萬輛，其中民國 85 年至 89 年間，機動車輛共增加了 275 萬輛，每年平均成長率為 19.3%。而在公路興建部分，89 年底臺灣地區道路里程為 35,931 公里，民國 85 年至 89 年間，道路總里程增加了 3,153 公里，成長率為 9.6%(如表 1.1 所示)；其中主要增加部分為市區道路占 2,956 公里，顯示為配合都市地區之發展及人口增加所衍生的交通需求，市區道路興建里程數亦持續增加，以滿足所需。

雖然道路里程數逐年增加，但道路關建速率卻遠不及車輛成長率迅速。因此道路車輛密度增加，道路之交通負荷量日益繁重；伴隨而至的即為交通擁擠、空氣污染及與日俱增的交通事故發生次數。民國 85 年至 89 年間，台灣地區平均每年發生 3,324 件道路交通事故，導致 2,854 人死亡及 2,577 人受傷(如表 1.2 所示)。

每一件交通事故的發生不只造成個人生命財產之損失，此外亦造成事故鄰近地區交通擁塞與癱瘓，增加社會成本的額外支出。交通事故所造成的生命、財物與社會成本損失相當龐大。因此在道路關建速度遠不及車輛成長速度的日益惡化條件下，除了加強道路功能與運輸需求管制外，而如何於事故發生前瞭解影響肇事的因素，並以有效的手段加以改善或預防，以有效的降低交通事故發生次數與嚴重程度，為一重要的交通安全課題。

表 1.1 台灣地區機動車輛與道路里程統計

年度	機動車輛數 (萬輛)	道路里程 (公里)	公路里程 (公里)	市區道路里程* (公里)
85 年	1,427	32,778	20,188	12,600
86 年	1,534	33,628	20,165	13,463
87 年	1,595	34,901	20,222	14,679
88 年	1,631	35,775	20,319	15,453
89 年	1,702	35,931	20,375	15,556
平均成長率(%)	19.3	9.6	0.9	23.5

\*市區道路里程係指路面寬六米以上部分。

表 1.2 台灣地區歷年道路交通事故統計

年度	交通事故件數*	肇事率(件/萬 輛)	死亡人數	受傷人數
85	3,619	2.63	2,990	2,939
86	3,162	2.14	2,735	2,428
87	2,720	1.74	2,507	2,007
88	2,487	1.54	2,392	1,636
89	3,207	1.92	3,388	1,541
平均值	3,324	2.52	2,854	2,577

\*：表中交通事故件數僅指死亡及重傷案件。

資料來源：內政部警政署網頁【2】。

## 1.2 研究動機

影響交通事故發生的因素繁多，諸如：人為疏失、天候因素、車輛因素與道路環境等等，交通事故的形成受到上述各因素相互影響，如圖 1.1 所示。在以往交通事故分析與統計結果中，多將人為因素視為交通事故發生的主因，但事實上許多交通事故的發生，非但與人為因素有關，且與所面臨的道路環境有相當程度的相關性，例如，若道路設計及規劃不當亦容易形成潛在危險因子，而導致交通事故發生。民國 89 年在台灣省所發生的 3,207 件重大

交通事故(指人員當場或二十四小時內死亡之交通事故)中，其中交叉路口發生 1,083 件，佔總肇事次數的 33.8 %，相較於其他交通事故地點，交叉路口為最常發生交通事故之位置。因此如何改善與提昇路口安全性，降低其事故發生次數及嚴重程度，實有其必要性。



圖 1.1 影響肇事的因素：人車路因素交集圖

### 1.3 研究目的

交通部歷年來持續進行辦理「台灣地區易肇事路段改善計畫」，因其改善效果良好，至民國 90 年已辦理了共 18 期的改善計畫。而道路工程改善進行方式，為經由專家所組成之會勘小組至現場勘查道路環境與交通工程設施後，由各專家根據其專業素養與經驗，提出改善措施與方案。當進行道路改善時需因地制宜，而因各專家的背景與見解不一，常會有許多不同種類的改善措施與方法，但時常基於經費之考量下，需選取各方案中最具改善效益之方案，其於實際執行時具有相當之困難性；且道路工程改善為具沉沒成本性質之投資，一旦設置往往具有難以恢復的性質，若可在進行方案之前，先行預估各改善方案之效果，將可避免資源誤置與提高道路工程改善效益。

本研究採用人工類神經網路及統計負二項迴歸方法，針對路口交通事故與道路環境及交通工程設施因素進行分析研究。探討道路環境與交通工程設施對路口交通事故之直接與間接影響因素，構建交通事故數量預測模式，並期能找出重要的影響因素。

期望藉由所建立交通事故數量預測模式，預測路口若經過不同工程改善方案後，交通事故減少的數量，以期作為路口改善方案效益評估之參考。並根據所建立之類神經及負二項迴歸模式，分別以敏感度及彈性分析探討所選用的道路環境與交通工程設施變數對交通事故發生之影響，以期增進路口交通安全，其為本篇研究之主要目的。

## 1.4 研究範圍

交通事故發生的情況種類繁多且不盡相同，就交通事故發生位置而言，交叉路口為最常發生交通事故之位置。路段中交通事故相較於路口而言，其發生之位置往往過於分散，欲界定路段交通事故發生之範圍實屬不易，難以區分道路環境與交通工程設施特徵。而一般發生於交岔路口內或交岔路口附近之交通事故，係指兩條以上道路平面交岔重疊部份及從該部份向外延伸 10 公尺以內之範圍【5】。本研究所定義交岔路口範圍，即參考上述所指兩條以上道路平面交岔重疊部分及從該部份向外延伸 10 公尺以內之範圍。以四岔路口為例，形成一個涵蓋五個區域的交岔路口平面圖，如圖 1.2 所示。基於地緣因素考量下，本研究以台中市已蒐集到具有流量調查資料之 62 個路口為研究對象，蒐集民國 88 與 89 年間上述路口之交通事故資料共 1,593 筆。研究即對此一研究範圍內之交通事故進行分析研究，以期針對市區路口特性與交通工程設施因素，找出影響交通事故發生之因素。

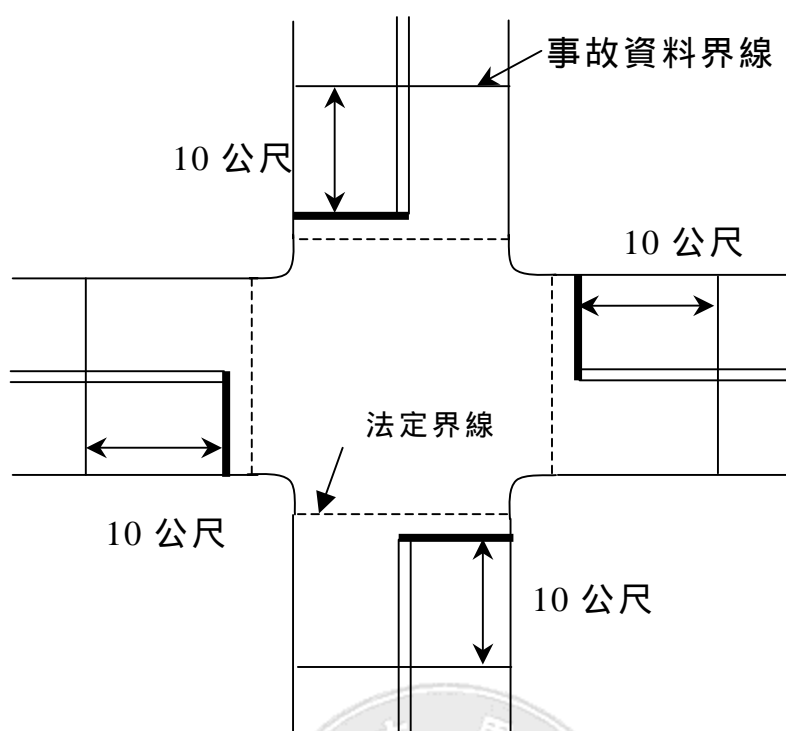


圖 1.2 路口範圍平面圖

## 1.5 研究內容與方法

因交通事故之發生與道路環境及交通工程設施因素彼此間相互影響且錯綜複雜，對事故之影響程度不易界定；且事故與幾何、號誌及交通狀況因素間為高度非線性關係，使用傳統線性迴歸所能達到之解釋與預測效果並不理想，類神經網路( Artificial Neural Network, ANN ) 具有處理複雜且非線性關係不易釐清之能力，適用於探討此類問題。故本研究採用類神經網路與負二項迴歸模式針對路口交通事故及其幾何、號誌及交通現況因素進行分析研究。

在大多數交通事故的發生均由兩輛或多輛車所構成，各事故車輛於進入路口時均有其行向，而各行向所面臨的道路環境及交通工程設施亦有所不同，本研究進行實地調查路口各行向之道路環境與交通工程設施，並將所蒐集到的路口交通事故資料，依不同的行向組合加以分類。

綜上所述，研究將依不同行向組合作為輸入資料，構建類神

經網路及負二項迴歸交通事故數量預測模式。

主要研究內容包括：

- 1、蒐集台中市於 88、89 年內於所選定之路口發生之交通事故資料，並依不同行向進行分類，整理成模式所需資料型式。
- 2、選取影響交通事故發生之路口環境因素與交通工程設施等相關因素，並進行實地調查。
- 3、將交通事故資料及路口調查資料，做為訓練與測試人工神經網路之用，並調整網路型式與選用不同演算法，構建類神經網路；並進行統計負二項迴歸模式之構建。
- 4、進行類神經網路預測模式及負二項迴歸預測模式之比較。
- 5、對所建立之類神經網路進行敏感度分析，及負二項迴歸模式進行彈性分析，探討所選用之道路環境與交通工程設施變數對事故數量之影響。
- 6、利用建立的類神經網路及負二項迴歸模式交通事故預測模式，預測一路口若經工程改善方案後，交通事故數量之變化，概估方案所需成本，藉此對工程改善之效益做一評估，並以效益-成本比值法評選出最佳方案。

## 1.6 研究流程

本研究擬定流程如圖 1.3 所示。首先確定本研究動機與目的，因本研究希望藉由類神經網路進行構建路口之交通事故數量預測模式。而傳統上在交通事故發生頻率或數量研究中，多採用統計分析方法，如：傳統線性迴歸、Poisson 迴歸、負二項迴歸等方法分析，研究步驟首先針對其研究主題評選相關影響肇事次數之因素(變數)，然而影響交通事故發生的因素繁多，在各因素間相互影響且錯綜複雜，在以往研究結果中指出，使用統計迴歸分析時所建立之模式，就其預測準確率方面而言，似乎有待進一步改善之相關研究。因影響交通事故發生之各因素間為非線性關係，對於事故之影響程度不易界定。而類神經網路具有建立系統模型(建立輸入與輸出變數間的關係)之能力，可用於推估、預測、決策、診斷。在以往使用類神經網路以構建模式相關研究中，

其結果大多有令人滿意的表現。本研究首先評選對交通事故具有影響道路環境因素與交通工程設施，並進行實地調查，將道路環境與交通工程設施為輸入變數，事故數量為輸出變數，擬進行構建類神經網路及負二項迴歸之數量預測模式，進行分析比較。與針對類神經網路與負二項迴歸模式所選用之變數分別進行敏感度分析與彈性分析。



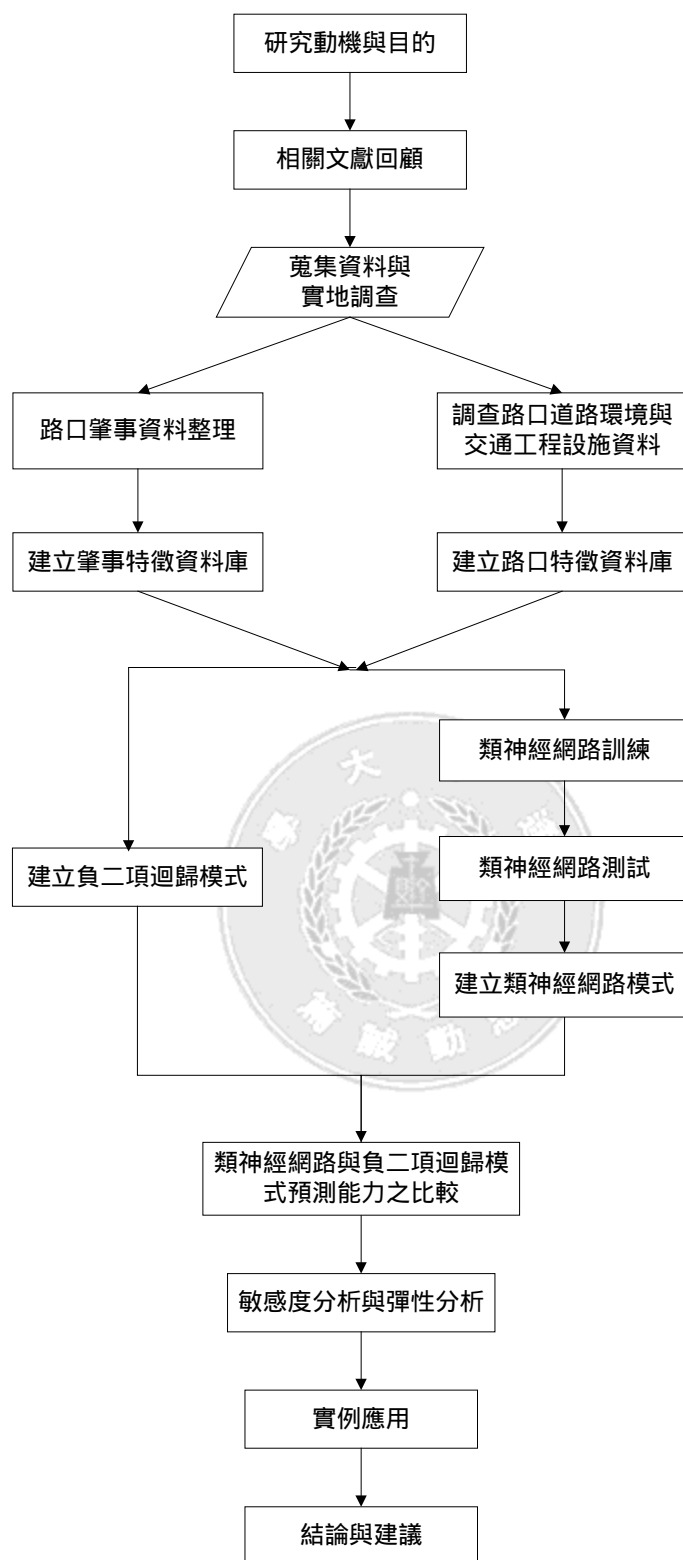


圖 1.3 研究流程圖



## 第二章 文獻回顧

本部分將針對肇事分析與鑑定、肇事地點改善與評估及類神經網路方面之應用等方面，進行相關文獻回顧，目前已蒐集整理的文獻如下：

### 2.1 肇事分析與鑑定

在肇事分析相關文獻中，以肇事因果分析最為常見；而在內容上則多以構建肇事影響因素與肇事間因果模式進行分析研究。肇事因果分析模式以迴歸模式最為常見，而迴歸模式又可進一步細分為傳統迴歸模式、卜瓦松迴歸模式及負二項迴歸模式。以下將分述上述各類模式之相關文獻。

#### 2.1.1 傳統迴歸模式

迴歸分析方法係建立於變數間之因果關係上，將一個或多個自變數與因變數關聯起來，利用一組自變數(解釋變數)的函數關係來解釋因變數；而所謂傳統迴歸模式則須滿足解釋變數為非機率性變數及殘差項合於不偏性、均齊變異性、獨立性及常態性之假設。以往肇事因果分析相關文獻多採用傳統迴歸模式，其相關文獻敘述如下：

黃靖南 [民 73] 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，首先就所蒐集之資料進行肇事原因分析、肇事型態分析及特殊路段肇事分析；其次，在選定自變數方面以交通量、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、駕駛行為及車種等為模式自變數；而模式之因變數為肇事次數、肇事率、死亡人數及受傷人數等，利用民國七十年高速公路 32 個區段之資料，以逐步迴歸法建立四個多元迴歸

預測模式。模式經檢定後，再進一步分析模式意義，最後進行肇事影響因素敏感度分析、彈性分析。研究結果顯示預測模式之複相關係數在 0.4~0.6 之間，顯示模式之解釋能力並非甚佳。

張新立[民 78]針對以傳統迴歸模式分析肇事因果之不適性，其提出以下數點說明：(1)因所搜集資料具有過大之觀察區域或過長之觀察時間，將使個體間之差異盡被隱藏，產生在無法對影響行車安全之因子作深入之探討。因此為求深入分析肇事，須儘量使肇事資料及曝光量資料個體化，亦即縮小觀測區域或時間。但如此一來，傳統迴歸將面臨以下問題：(a)不符合連續性假設；(b)無法滿足常態性分配假設；(c)違反同質性假設。(2)以肇事率作為因變數雖可消除離散性問題，然仍無法滿足常態分配之要求，如肇事次數為 0 次之可能甚多，使得母體分佈趨向於右偏，即違反傳統迴歸假設母體為常態分佈的不偏假設。(3)若肇事如同部份學者所提符合卜瓦松(Poisson)或白努利(Bernolli)分配，則違反同質性假設。

謝孟昌 [民 81] 在其探討公路幾何設計與交通特性對肇事之影響之研究中，以縱斷面線形之坡度值變化在 1%時作為路段區分之分段點，將中山高速公路分南北二向，經分類後共 162 個路段。蒐集民國 71 年至 80 年上述每一路段之公路幾何特性、交通特性及肇事資料，以進行總肇事頻率、死亡人數、受傷人數、單車碰撞頻率及多車碰撞頻率模式之構建。同時採用傳統迴歸模式及卜瓦松迴歸模式，兩種研究方法進行分析，再藉由校估結果所得判定係數  $R^2$  值與概似比指標  $\rho^2$  值之比較，結果決定總肇事頻率、單車碰撞頻率、多車碰撞頻率採用線性相加型之傳統迴歸模式，死亡人數、受傷人數則採用指數型傳統迴歸模式。研究發現事故之發生將與每日延車公里、下坡度、曲度、車道數成正比，而與上坡度成反比；且在曲度大之下坡路段將增加肇事之嚴重度，曲度大之上坡度則對肇事無顯著影響。另在交流道及收費站附近，事故發生頻率及死傷人數均明顯比主線路段要高；衝突點數愈多，對肇事影響亦愈大。惟模式之  $R^2$  值不高，表示模式之適

用性不佳。

Zageer [1988] 探討二車道公路肇事與交通特性及公路幾何間之關係，其研究方法使用傳統線性迴歸分析其相互間之關係，因考量在不同的交通量之下，其肇事率亦會產生變化，故依不同交通量水準構建子模式；研究結果發現，影響肇事之重要變數有平均每日交通量、彎曲路段百分比、道路寬度、交叉路口數、溝渠數及地形為丘陵或平地。

### 2.1.2 卜瓦松迴歸模式

所謂卜瓦松迴歸係迴歸式之因變數之分佈形態屬於卜瓦松分配，為一般化線性模型(General Linear Model)之一種。由於卜瓦松迴歸與傳統迴歸之基本假設相異，故模式所使用之校估及檢定方法均有不同；卜瓦松迴歸以最大概似法校估參數，以概似比指標及 AIC 值作模式檢定。卜瓦松迴歸模式主要用於稀少事件之分析，鑒於傳統迴歸模式之缺失，且肇事之發生具稀少之特性；近年來，從事肇事研究者改以卜瓦松迴歸方法建立肇事分析及預測模式。茲將國內外相關文獻分述如下：

張新立 [民 78] 以臺灣地區二車道公路行車安全進行分析探討其重要因素，將公路依每公里長度進行劃分，為其研究對象，蒐集民國七十四、七十五年臺灣地區 1,756 個路段之肇事、交通特性及公路幾何資料。研究方法上採用卜瓦松迴歸模式替代傳統迴歸模式，以克服傳統迴歸模式於分析稀少事件問題時所遭遇之問題，建立肇事因果模式以分析道路幾何設計與交通特性對交通事故發生之影響。結果發現除了平均日交通量（即曝光量）會影響交通事故外，道路鋪面寬度、路側淨空、涵洞個數、護欄長度、路燈數、機車比率、地形等因素皆顯著影響交通事故之發生；而在依交通事故嚴重度及平均日交通量所建立之子模式中，亦發現子模式之建立對模式之解釋能力均有顯著之改善，顯示在不同流量之下，影響交通事故發生之因素不盡相同，影響不同事故嚴重程度之因素亦各有所不同。

Miaou S.P.以及 Lum H.[1993]研究大貨車肇事與幾何設計間之關係，利用傳統線性迴歸與卜瓦松迴歸為研究方法，進行構建肇事與幾何設計間之關係模式建立，並比較其間差異。所採用之資料為 HSIS 於 1985 至 1987 年間之 927 件路段上大貨車肇事資料。在幾何設計之變數上，其使用了曲率與長度、縱曲線之坡度與長度以及內側路肩寬度，而在交通量對曝光量之影響上，並非採用平均日交通量，而是採用平均車道流量為其輸入變數。其結果為卜瓦松迴歸模式之預測能力較佳。而其限制則在於因卜瓦松迴歸模式之變異數與平均數相等，因此若有肇事件數特高之路段，所建立之模式將容易發生低估之狀態。

Kraus 等人 [1993] 藉由肇事率模式之構建，以進行高速公路重大傷亡肇事之分析。以美國加州涵蓋三個城市之高速公路系統為研究範圍，蒐集 1986 年至 1987 年之肇事、公路特性及交通量資料，並整理成為 69 個路段資料，作為分析及模式校估之基礎。至於模式方面，假設肇事之發生符合卜瓦松分佈，選擇 log-linear 之函數型態；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)、交通量為自變數，且同時考慮其主效果及交叉效果；分別構建車道上、路外(左、右側路肩)之肇事率模式。結果發現左側路肩之缺乏對於肇事有極大影響、中央護欄有助於減少左側路外車禍之發生、公路右側幾何特性影響右側路外車禍之發生、夜間或週末日較易發生車禍、交通量對肇事發生之影響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。

### 2.1.3 負二項迴歸模式

負二項迴歸亦屬一般化線性模式(GLM)之一種，係假設因變數服從負二項分配；與卜瓦松迴歸模式相較，允許變異數大於平均數，可處理資料過度離散(Overdispersion)之問題，因此有取代卜瓦松迴歸模式而用於肇事分析之趨勢。介紹如下：

戚培芳、藍武王[民 86]建立一適當之肇事分析模式，期能有效改善中山高速公路肇事情形，增進安全。以民國 80 年至 84 年之列管肇事為研究對象，為使模式得以掌握實際肇事特性，研究首先針對中山高速公路肇事變動趨勢、肇事發生分配型態及肇事影響因素進行分析，以作為模式構建之基礎；接著採用一般化線性模式(GLM)中之卜瓦松迴歸及負二項迴歸技術，考量公路供給特性、交通特性及管制措施三大類肇事影響因素，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。研究結論如後：收費站路段適用卜瓦松模式，而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。而公路幾何特性對於肇事之發生有顯著影響，不僅受路段本身幾何特性影響，亦受到毗鄰路段之影響；避免陡下坡及曲度差距過大之設計、減少交流道路段之衝突點數及廢除戰備跑道均有助於減少肇事之發生。肇事次數隨每車道車公里數及重車比例之增加而增加。提高主線路段速限有助於減少肇事發生。本研究所構建之模式除可供作肇事因果分析外，尚可進一步應用於肇事預測、危險路段判別及交通安全相關策略之效果評估。

Poch M.與 Mannering F.以負二項分析方式對交叉路口肇事頻率進行研究。利用 7 年間(1987-1993)於有經過工程改善的 63 個路口所發生的 1,385 筆肇事資料進行分析，分別建立了不分肇事型態之年肇事率預測模式以及追撞、角撞以及轉彎撞之年肇事率預測模式。其所採用之變數包括左轉、右轉以及對向車流量、對向車道數、號誌、視距、道路種類、車道是否彎曲、路口所在區位以及交會道路之數等。各模式之  $\rho^2$  值則分別為 0.200、0.505、0.458 以及 0.537。此一模式主要用於新建或改善路口時，移除增加肇事之因素或特徵。

Moses 與 Savage [1994] 指出卜瓦松迴歸方法雖可用於肇事分析，然誤差項存在過度離散情形卻往往使得「平均數等於變異數」之假設無法成立；故發現確有過度離散情形時，即應以負二

項迴歸方法取而代之。實證方面，擴充其於 1992 年所作關於貨車行特性與肇事關係之研究，首先，將樣本數由 13,000 筆增加至 75,500 筆；其次，考慮到卜瓦松迴歸模式之平均數等於變異數之假設的不合理性，在經檢定平均數確實不等於變異數後，改採以負二項迴歸模式構建貨車行特性與貨車肇事之關係式。模式以貨車肇事率為因變數，貨車行規模、年資、載貨之貨物特性、車隊行駛里程及是否服從安全管制等變數作為自變數。研究結果除支持之前研究所獲致結論外，尚發現肇事與貨車行規模無關，卻與其經營年資有關；載運受託貨物、載運危險物質都易導致較高肇事率。

Bhagwant 與 Kornel [1995] 在郊區二車道公路之肇事研究中，有鑑於以往肇事預測模式採用平均每日交通量(ADT)作為自變數無法表示出不同時段交通量特性對肇事影響之缺點，遂改以小時交通量為基礎，建立一微觀模式。首先蒐集加拿大 Ontario 之郊區二車道公路(共 2014 個路段)之交通量、公路幾何及肇事資料，其中交通量資料部分，係利用 AADT 及小時、季節因子換算處理以求得小時交通量；公路幾何資料部分，則整理各路段之長度、車道寬及路肩寬；而肇事資料部分則是依肇事時間、類型(單車或多車碰撞)及嚴重度予以分類。至於模式構建方面，在假設肇事發生次數為負二項分配之前題下，且考慮交通量與肇事次數間並非必呈線性關係，使用指數型之負二項迴歸模式；變數選取上則以肇事率(肇事次數/公里 小時)為因變數，小時交通量為自變數。而為作較詳細之分析，構建三類不同模式，第一類是僅考慮肇事型式、肇事嚴重度及時間因素；第二類則加入車道寬及路肩寬之因素；第三類係為第二類之擴充，將車道及路肩寬作更細之劃分。模式以 GLIM 校估參數後，便進行以下二項分析：(1)交通量對肇事之影響；(2)構建子模式之必要性。研究結果發現：白天、夜晚因素對於肇事之影響，須視肇事型態屬單車碰撞或多車碰撞而定。

#### 2.1.4 其他

陳志和[民 89]蒐集台南市都市地區之肇事資料，根據肇事發生時的道路性以及肇事駕駛人的屬性，以依序羅機模式，將駕駛人的受傷嚴重程度分為「未受傷」、「受傷」及「死亡」三級，建構路口與路段肇事整體駕駛人與機車駕駛人受傷程度模式，研究中整體駕駛人受傷嚴重程度預測模式之預測正確率皆達 90 % 以上，機車駕駛人預測模式稍差，預測正確率約八成左右，由於死亡的樣本不足，所以各模式對於駕駛人死亡的預測能力都比較差。對於各變數之間的交互影響項並沒有討論，提出未來的研究可以對各危險因子之間可能的交互影響做進一步的研究。

鄭添富 [民 74] 以臺灣地區一般鄉村無中央分隔島之公路為研究對象，探討公路幾何線形中各種不同之配合設計對車輛肇事率之影響；同時亦兼考慮交通量之影響。研究結果發現，坡度及曲率愈大，則肇事率愈大；另交通量大小對肇事率之影響視交通量水準之不同亦有不同。

林大煜 [民 68] 指出肇事統計資料同時隱涵有長期趨勢、季節變動、循環變動及偶然變動等特性，宜分別由長期趨勢及短期變動兩方面進行肇事資料之分析。在長期趨勢分析方面，「成長率分析」可了解各種肇事情況之成長情形，並與不同國家、地區互作比較；「次序趨勢分析」可知各月及各季每一年其肇事百分率之變化情形，以充分了解天氣、路況、環境等因素是否逐年對於肇事產生逐漸變化之影響；「多變數迴歸分析」則可了解各種交通工程、規範與社會因素對於肇事之影響程度，以充分了解每一因素對於肇事發生之重要性，更進而謀求改善策略。在短期變動分析方面，「季節指數分析」可了解各月肇事情況相對於年平均之比較，或更進而得知各月之平均每日肇事情況相對於年平均之比較；「危險路段標示分析」可了解危險路段位置，優先予以改善；「交通安全改善效果分析」則可就每一路段或地區短期肇事資料變動之情形，以評估各項交通安全措施是否已收良好之成效。

楊宗璟、曾國維、薛璟宏等人[民 88]調查 87 年五月份逢甲大學附近之福星路及河南路與青海路三種不同的路口，蒐集路口各流向各車種的曝光量資料，作為衡量交叉路口安全的標準，進而由衝突率的分析比較各路口的衝突指數，實證結果指出，大路口、違規車輛、本身與環境流量小、以及機車比汽車由雙車道左轉進入單車道等四狀況之衝突率偏高。降低路口衝突危險的方法應與尖峰小時交通疏導同時並重，才能改善不同觀點的共同安全總目標。

## 2.2 肇事地點改善與評估

國內目前國內對易肇事地點之評定及現行改善作業程序介紹如下

目前國內對易肇事地點之評定及改善作業係由交通部運輸研究所所研訂，其改善計畫流程主要步驟如下：

### 1. 肇事資料之蒐集：

利用交通部管理資訊中心所建立的「道路交通事故分析系統」，將前一年的台灣地區道路肇事資料，依全年肇事次數以及死亡、受傷人數加權計算其肇事嚴重程度，進行易肇事路段的鑑定作業。並函請各縣市警察局、台灣省公路局、工務局與建設局，提報各轄區內道路之易肇事地點之基本資料。

### 2. 會勘：

彙整前述資料，初步研擬改善之地點後，再由交通部道路安全督導委員會邀集路政司、內政部警政署、台灣省政府警政廳、交通處、道安會報、公路局、台北市、高雄市、台灣省各縣市政府警察局、工務局與建設局及運研所等有關交通單位及人員前往改善現場辦理會勘，逐案進行檢討並研擬改善方案。最後依據各地點改善之需要及急迫性，確定各期之改善地點。



### 3.執行與檢討：

確定改善措施之後，於會計年度內將所需執行之易肇事改善措施加以完成，並於下期計畫會勘之時同時檢討前期之改善成效。計畫執行之前，以一年之時間針對各所轄地點加以蒐集資料，並以蒐集之資料進行研究，其間大約半年至一年。決定改善地點之後，派相關人員以一到兩個月的時間，到各縣市與當地交通相關人員進行會勘。在半年內將編定之改善加以執行，且於明年度易肇事改善計畫會勘之時同時進行前年度之檢討。

有關肇事分析之相關文獻，介紹如下：

饒智平[民 84]研究從交岔路口安全分析出發，透過交岔路口肇事區位及肇事種類之劃分，建立風險分析方法；經由研究路口相關資料之調查與分析，選出各肇事種類交通工程肇事因子，建立安全檢核模式。進而提出交岔路口安全檢核評估程序，以實例之驗證與應用說明該評估之可行性與實用性。其在交岔路口交通安全分析方面，將影響交岔路口之主要因素區分為路口基本特性、易辨識性、視野（距）清晰性、易理解性及易通行性五項綜合因子。而在號誌化交叉路口風險分析方面，依交岔路口鄰向穿越、對向穿越、同向左轉及同向右轉四種主要肇事種類分別評估相關風險分析，其考量因素有行駛速率、設計速率、道路等級差異、路側建築位置、區位視野、交通量轉向比、車種比、交叉路口間隔、進入路口線型、路口寬度、轉彎半徑、轉向車道、轉向儲存空間、路面特性、車流動線複雜性、交通島設置排水設施、號誌位置與指示、號制時相、清道時間、相關標誌設置、相關標線設置、各動線視距、道路坡度、照明狀況及植栽設置等等。

曾平毅、林豐裕[民 89]曾整理影響路口安全程度之因素歸納為以下四個層面：

（1）「人」：如行人交通量、守法性或違規比例、駕駛人生理狀況等。

（2）「車」：如行車速率、交通量、車種組成、機車交通量等。

(3)「路」：如路口面積、衝突點數、道路等級、車道數、路口槽化情形等。

(4)「環境」：如天狀況、天色、路口附近土地使用等。

該文指出，以往這些路口安全評量方法分析所得之結果，並不易直接引出安全改善措施或瞭解肇事與人（駕駛行為特性）、車（車流特性）、路（幾何設計特性）與環境（交通環境特性）間之關係，作為分析肇事主因與研擬改善對之參據。未來路口安全程度評估指標的發展方向，可朝肇事發生前就能評估出其潛在之危險程度，並透過評估過程了解一個路口在人、車、路與環境等四方面的安全程度，便於援引改善方案的方向發展，期在肇事發生前先行改善以降低肇事發生。

吳銘山[民 87]於其「易肇事路段與路口改善績效評估與指標之建立 - 以台南市為例」研究中，對於現行的績效評估方案提出探討，認為現行的易肇事路口改善程序中，對績效的評估缺乏有效而可信的方式，因此利用分析層級評估法（AHP）建立系統化的評估程序，確立評估改善項目之權重，並據以構建評估改善的模式。

其研究結果擬定的七項評估改善績效因素，如下所示：

- (1) 降低平均每件肇事的嚴重度
- (2) 降低肇事率
- (3) 減少總肇事次數
- (4) 減少肇事時所衍生的交通壅塞
- (5) 改善項目對交通壅塞的負面影響
- (6) 直接改善經費
- (7) 改善項目行政管理配合的複雜度

湯儒彥[民 87]曾將事故地點概分為路口、直線路段、彎道、夜間事故等四類，強調改善理念與手法重於設施項目與細節的觀念，探討工程之設計應配合駕駛人之期望與習性，並提出導引、

突顯、警告、阻滯、管制、禁制、防護及清除視線障礙等八項具體改善理念與手法，進行交通工程設施之設置與設計，以謀求事故的防制與減輕，如表 2.1 所示。其所提出之交通工程改善方法說明如下：

1.導引：導引駕駛人採取安全通過的行進方式或方向，以避開危險。包括導標、輔二標誌、指示標誌、路面標記與槽化線等設置，均可應用於此類手法，其著重在誘導或因勢利導駕駛人之駕駛期望，易為駕駛人接受，並可建立駕駛人對道路設施之信心，與駕駛人間之互動最佳、效果最好，在預防肇事的工程改善上最值得採用。

2.突顯：對於道路之潛在危險處以圖形、文字、符號、光線等方式顯示其所在，以提醒駕駛人避開。如拒馬、近障礙物體線、照明、反光紙等均屬此類手法之應用。然其設置必須考慮道路背景環境，通常只要突顯之方式與背景環境之差異夠大，對道路安全的提昇均會有相當之效果。

3.警告：對於駕駛人預期以外之狀況，以標誌、標線、號誌的方式，告知駕駛人危險因子所在。如閃光號誌、岔路、彎道標誌、告示牌等均屬於此。惟此種設計手法仍須仰賴駕駛人自己的警覺，才可避開危險，因此層次上較消極。

4.阻滯：對於駕駛人違反原工程設計期望的駕駛行為，或可能引致危險產生之不當行車方式，以防礙、遲滯等方式，使駕駛人降低該行為出現之意願，藉以提高安全，防止事故發生。常見之改善措施包括減速標線、路面標記（含車道屏等）。

5.管制：對因道路路權使用不明確之地點，以管制方式分派使用權力，確保彼此安全，最典型之措施莫過於路口行車管制號誌，其它如「讓路」、「停車再開」等，亦可用作此類應用。

6.禁制：對原工程設計期望與駕駛者駕駛期望落差很大時，以強制手段改變駕駛人的行為，使符合安全要求。如速限、單行道等均是，惟此種作法可能強烈抵觸駕駛期望，導致駕駛人遵守意願不高，效果有限，因此，實施時常需配合執法取締工作的落實，才可獲得較好的效果。

7.防護：對危險所在不明之地點，或對可能威脅駕駛者安全之外在因素，以特定設施保護車輛，或以遮蔽方式隔絕危及正常駕駛之外的因素，使免於造成重大的傷亡發生。典型之措施如護欄、防眩版、隧道路口之遮光設施等。

8.清除視線障礙：對於有礙視線之障礙物予以清除，消滅視線死角或提供駕駛人充分視距，使清晰辨識路況。常見措施如清除路口廣告物或電線桿與遷移攤販等。

湯君另針對事故之人為過失、車輛機械、道路設計與天候環境等四大主要因素，考量機械與天候因素非交通工程人員所可掌控，指出道路與人為因素中，確有不少可藉交通工程之手段予以避免或改善。事故地點之改善，首重事故成因的發掘，而工程之改善則對應其原因加以分析，再進行規劃與設計。

莊秋明君[民 87]認為道路交通安全設施之設置齊全與否及其交通管制設施之好壞將直接影響交通安全與順暢，而道路中易肇事及阻塞地點在幹支道之交叉路口。故道路交叉路口之路型、構造，車流動線及車道之佈設與交通管制設施之齊全合理、合法及易明白、易被接受性對改善交通之順暢及防制交通肇事非常重要。於幹支道交叉口，彎道路段等高肇事率地段除駕駛人未嚴格遵守交通規則行車外，難免有交通管制設施之不健全、不合理、不易明白，未能即時提供路況訊息與指示及引導行車設施之不清楚，以致未能發生應有之管制效果與安全防護設施之不全所致。這種肇事之改善偏重於交通管制設施之佈設改善及增設行車安全防護設施為要。

表 2.1 路口事故之主要成因、改善手法及其對應措施

常見事故型態	主要事故成因	改善理念	手法	改善措施
不同向車交叉撞、擦撞	1.幹道無法發現路口存在。 2.搶過路口。 3.路口範圍過大車流動線混亂 4.路口視距不足	1.突顯路口存在 2.提醒駕駛注意 3.分派路口路權 4.整理動線，縮小衝突機會及範圍 5.改善路口視距	突顯 警告 管制 導引 清除視障	1.以標線強化路口存在 2.設反光路面標記 1.設置閃光號誌 2.設置叉路標誌 3.設置告示牌 1.支道設置停、讓等標誌、標線 2.設置行車管制號誌 1.槽化並縮小路口範圍 1.修剪樹木、拆除廣告等
同向車擦撞、追撞	1.車流動線混亂 2.搶道。	引導各流向車流行駛路徑，並分隔不同特性車流 防止任意變換車道	導引 阻滯 禁制	1.以標線指引各向車流行駛路徑 2.設指示標誌預告方向 3.路口槽化 1.設置路面標記 1.設置雙白線
撞交通島或障礙物前端	1.駕駛人對前方路徑產生混淆不清或不易辨認。	2.引導車輛行進路線，使避開島頭或危險 3.防止離開車道 4.突顯島頭或障礙物所在	導引 阻滯 突顯	1.增加照明 2.標線重繪 3.設置槽化線 1.沿車道線設路面標記 1.島頭或障礙物前設置明顯反光標誌 2.設置近障礙物體線
撞行人	1.路口不易發現駕駛未預期行人之出現。 2.車速過快，反應不及。	1.突顯路口存在 2.警告行人存在 3.降低車速 4.人、車路權分離	突顯 警告 禁制 阻滯 警告 (其它)	1.以照明、標線、標誌、反光設施等突顯路口存在 1.設置當心行人標誌 1.降低速限 2.設減速標線 3.設「慢」標字.. 1.設陸橋、地下道 2.設行人專用號誌

## 2.3 類神經網路相關文獻

趙崇仁[民 85]於其「應用類神經網路鑑別高速公路危險路段研究」中，應用類神經網路模式作危險路段鑑別，針對民國 84 年 7 月至 12 月間之中山高速公路全線之 4695 件肇事資料，採用 Neural ware 公司所出版的 Neural Works Professional /Plus 作為構建模式之用，首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(如道路交通事故調查報告表、幾何設計特性等)，以每件肇事 16 個輸入變數，分別為路段編號、路段長度、公里數、時間、天候、車道數、事故位置、速限、平曲線長度、肇事主因等，進行對死傷嚴重度以及相對危險度進行分析。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。至於類神經網路模式之實際操作方面，選定三層、完全連結及前向之類神經網路架構，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，分別進行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，以便廣泛性地進行實驗。其所建立死傷嚴重度最穩定的鑑別模式對於死亡與受傷兩項指標之預測能力分別為 90 % 與 87 %，而相對危險度最穩定的鑑別模式其預測能力為 89 %。顯示類神經網路危險路段鑑別模式應可有效預判高速公路全線各路段之危險等級，俾供交通管理機關事前研擬防制策略及相關安全改善計畫。

魏開元[民 88]以台南市為研究範圍，選出 69 個蒐集到車流量資料的路口，將其細分為 745 組行向組合，蒐集民國 86 年 7 月至 87 年 12 月期間發生的 1225 件交通事故，依據其所分類的 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發生。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 %，

平均誤判率為 6.67 %，而其誤差均方根(Root Mean Square, RMA)值則為 0.1617。研究所建立之二階段預測模式與直接預測模式及逐步迴歸模式相較，均有較佳之表現。然而研究對於其所建立之各事故類型的預測模式並無探討各模式所選用的變數對於事故發生的影響關係。因肇事與工程因素間為關係高度非線性，故若採用更新的網路架構，或許可得到最佳的預測模式。

蔡閔光、洪士林[民 89]於其「模組式類經網路於高性能混凝土抗壓強度預測之應用」研究中，因高性能混凝土相較於傳統混凝土更具流動性及高強度，而高性能混凝土的行為亦更為複雜，故其目的在於探討模組式類神經網路於高性能混凝土強度預測之可行性以及不同的強度預測模型與高性能混凝土強度的影響關係，並透過敏感度分析高性能混凝土的影響因素。將所建立之模組式類神經網路預測模式與單一類神經網路所建立之預測模式進行比較驗證。而研究所得結論如下所示：

(1) 由不同的預測高性能混凝土強度方式所得結果，得知模組式類神經網路適用解決複雜度高的非線性問題，透過模組式類神經網路變數組合一預測高性能混凝土強度誤差為 2.5 %，相較於單一類神經網路變數組合一預測強度誤差 4 %，可得到更佳結果。

(2) 由敏感度分析得知：

影響高性能混凝土強度之重要依序為水泥、拌合水、細骨材、粗骨材、水膠比、齡期、飛灰、爐石、強塑劑；

影響高性能混凝土抗壓強度變數之重要性依序為  $f_c''$ 、水比、齡期、飛灰、爐石、強塑劑。

作者在建議部分提出因模組式類神經網路之輸出值是由不同模組結果整合而得，因此如何有地整合模組使輸出結果更為精準，為一值得研究探討的課題。

周雍傑[民 89]以個體觀點探究肇事之嚴重程度，以類神經網路模式，對都市地區的路口與路段分別構建財物損失、受傷及死亡之預測鑑別模式，並以敏感度分析來探討各因素對傷亡程度之

影響。而每一種預測鑑別模式，採取多神經元與單神經元兩種編碼方式。結果指出路口多神經元編碼三種模式平均總正確率為 88.45 %，而單神經元編碼三種模式平均總正確率為 96.26 %；路段多神經元編碼三種模式平均總正確率為 87.55 %，而單神經元編碼三種模式平均總正確率為 98.43 %。比較發現，單神經元編碼之預測績效比多神經元編碼之預測績效來的好；以多神經元編碼時，路口的預測績效優於路段的預測績效；以單神經元編碼時路段的預測績效反而優於路口的預測績效。

從敏感度分析得知，不論在路口或路段，在陰雨天的死亡比例顯著高於晴天的死亡比例，其原因為雨天視線不佳，車輛操控程度較差，故發生肇事較為嚴重，而導致死亡比例較高。路口若為乾燥的路面狀態之死亡比例低於潮濕路面，由於乾燥路面一般均出現在晴天，故其結果與上述之原因相符。因此駕駛人在雨天或潮濕路面行駛時應更小心操控車輛，避免事故發生。

魏健宏、陳奕志[民 90]對國內目前類神經網路在交通領域之現況進行有系統分類整理，並加以評析，評析項目包括類神經網路模式、數據來源、問題規模、實務或研題、交通問題分類、績效評估、演算法、應用程序、電腦軟、硬體應用等。交通運輸領域本為應用科學，凡有助於促進系統安全，提升其效率之方法，都值得加以研究，應用於交通運輸各範疇。查閱國內外相關文獻，得知類神經網路與交通運輸之關連大約是近十年間逐漸建立起來，無論是理傳統交通問題或研發先進的智慧型運輸系統，均有部分內涵與類神經網路性質相近，此方面之研究報告乃陸續發表，且有可觀的累積成果。

近年來，國內交通運輸領域也逐漸重視類神經網路之功能，且有相當數量的研究成果。在交通領域上多應用類神經網路於分類、歸類、尋求最佳解、預測功能等。作者依照類神經網路之功能特性在交通運輸課題之應用予以分類整理如下：



## 1. 類神經網路模式

依照國內目前所應用之類神經網路模式於交通運輸課題進行分類，得出表 2.2 之結果。

表 2.2 國內類神經網路在交通領域上應用網路架構

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

由上表得知，國內仍以倒傳遞網路模式最普及，只有在方案評估及路線與排程問題中，探討非監督式網路之應用程序與成效。在類神經網路的功能中，分類功能以倒傳遞網路較為適宜；最佳化功能仍以非監督式網路模式居多；預測功能則有使用倒傳遞與模糊類神經網路。

## 2. 數據來源

類神經網路之研究工作非常仰賴相關數據資料，才得以進行學習、訓練與績效評估等工作。國內研究所引用之資料數量相當片斷，規模亦小，主要有下列 6 種數據來源：

- (1)實地調查：利用偵測器或其他設備以現場調查方式得到。
- (2)利用偵測器或其他設備以現場調查方式得到。
- (3)實驗設計：依據研所需狀況條件設計出合適之問卷調查或

樣本資料。

- (4)既有演算法：經由它種已驗證過的演算法例如 AHP、TSC7、FREQ 等，依據所給予相同外在條件下，求出合理的數據，作為訓練資料。
- (5)模擬模式：利用車流模擬模式所得結果，進行訓練。
- (6)虛擬實境實驗：將真實交通環境要素以互動式電腦運算方式顯示於螢幕中，再透過真人的實際操作而得。

### 3.網路架構

由於大部分國內文獻採用倒傳遞網路，通常又以試誤法找出較佳的網路模式，因此僅就此網路在交通上應用的最佳模式加以探討：

- (1)隱藏層：網路架構多以具有隱藏層較佳，而處理單元數多為輸入層與輸出層之單元數相加平均所得。
- (2)學習法則：多數採用 Delta rule，其效果亦較佳。
- (3)轉換函數：多為雙彎曲函數(sigmoid function)，但在預測旅次產生時以線性函數較佳。

### 4.績效評估

績效評估為構建模式中極重要的部分，研究者通常會期望由類神經所得結果於其他方法，以進行較大模之應用研究。在類神經網路應用案例中常用的評估方式如下所示：

- (1)實際應用測試：利用訓練完成的網路架構應用於現實環境中。
- (2)調查資料測試：將蒐集到的實際資料，取一部分作為網路訓，另一部分作為績效評估之用。
- (3)與其他演算法比較：利用相同資料，輸入不同演算法中，比較各方面所顯現的優劣性。
- (4)電腦模擬比：構建車流模擬模式，而由其結果與類神經網路比較。

### 5.軟、硬體之使用

目前國內交通運輸界對於類神經網路的使用仍位於研究階段，再加上個人電腦的普及與功能上的提升，因此大多數研究者皆使用個人電腦為硬體工具。而在軟體使用方面尚無具體的調查統計數據供參考，以 Neural Works Professional Plus、MATLAB Fuzzy Logic Tool Box 兩者為最常使用的商業軟體，就文獻內容來看，Neural Works Professional Plus 似為最普遍的專業軟體；此外，仍有相當比例者自行設計軟體，以串連學習過程與後續之應用課題。

## 6.實務應用

國內有關類神經網路模式與技術在交通運輸應用之研報告多來自博碩士論文研究及國科會補助專題研究，兩者皆在極為困窘的經費不進行，計畫時程多僅有一年，而且主題頗為零散，缺乏系統性課題規劃。



## 第三章 研究方法

本研究擬採用類神經網路及負二項迴歸方法，構建路口交通事故數量預測模式。本章即在針對類神經網路及卜瓦松與負二項迴歸之理論作一基礎介紹，並將闡述採用行向組合與模式相關變數之原因。

### 3.1 類神經網路

#### 3.1.1 類神經網路概念【19,20】

類神經網路(Artificial Neural Network, ANN)，或稱為人工神經網路，係指一種基於腦與神經系統研究所啟發的資訊處理技術；或人類製造出來，用來模仿生物神經網路的資訊處理系統。其較精確之定義為：「類神經網路是一種計算系統，它使用大量簡單的相連人工神經元來模仿生物神經網路的能力」。因此，要了解類神經網路就必須先了解生物神經網路，生物神經網路是由約  $10^{11}$  個神經細胞（又稱為神經元, Neuron）所組成的，神經元是腦組織的基本單元，如圖 3.1 所示。

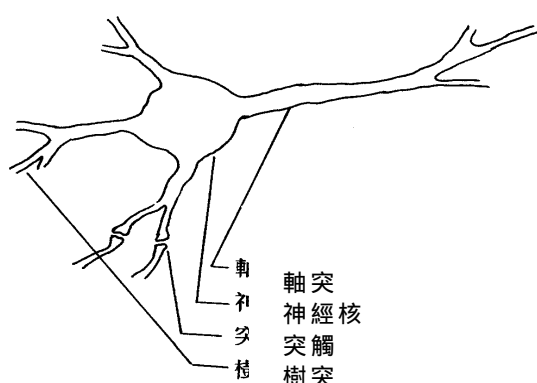


圖 3.1 生物神經元模型圖

當外界產生各種不同形式的能量訊號或資訊（例如：聲、光、電、熱、影像等等），透過感官器官轉換成電的訊號後，便會進入

神經細胞中，而在神經元內此輸入訊號是經由突觸 ( Synapse ) 間內部電位變化後，透過樹突 ( Dendrites ) 傳送至神經核 ( Soma )，再將經由神經核轉換後之訊號由軸突 ( Axon ) 傳送到樹突，成為下一個神經元的輸入訊號。【29】

類神經網路則是由許許多多的人工神經聯結所組成的。人工神經細胞又稱為類神經元，又稱為處理單元(Processing Element, PE)或節點(Node)。人工神經元是生物神經元的簡單模擬(如圖 3.2 所示)，它可從外界環境(感官器官)或其它人工神經元取得資訊，成為人工神經元之輸入訊號( $X_i$ )，訊號於傳遞至神經核前，先與神經節作用( $W_{ij}$ )，再將各訊號匯集，經過神經核之處理，處理程序為將匯集之資料與閾值作用( $\theta$ )，作用後之訊號經神經之轉移函數作用( $f$ )，將其結果輸出到外界環境或成為其它的人工神經元之輸入。每一個處理單元的輸出以扇狀送出，成為其它許多處理單元的輸入。

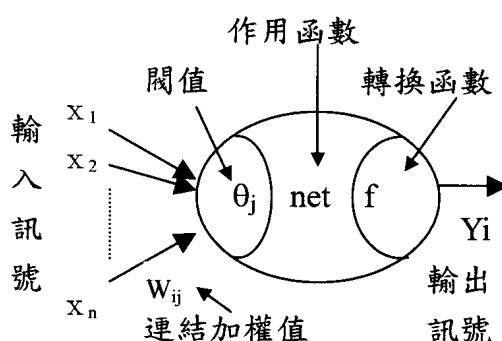


圖 3.2 人工神經元模型圖

處理單元的輸入與輸出值關係，可利用式 3.1 表示：

$$Y = f(\sum WX - \theta) \dots\dots\dots (3.1)$$

其中  $Y$  為模仿生物神經元模型的輸出訊號。

$f$  為模仿生物神經元模型的神經核內轉換函數(Transfer Function)

- $W$  為模仿生物神經元模型的神經節強度，亦稱連結權重值(Weight)
- $X$  為模仿生物神經元模型的輸入訊號
- $\theta$  為模仿生物神經元模型的閾值，又稱為偏權值或稱為門檻值(Threshold value)

### 3.1.2 類神經網路之分類

類神經網路分類常用者有兩種【19,20】：

#### 1.依學習策略分類

- (1)監督式學習：從問題領域中取得訓練範例(有輸入變數值，也有輸出變數值)，並從中學習輸入變數與輸出變數的內在對應規則，以應用於新的範例(只有輸入變數值，而需推論輸出變數值的應用)。
- (2)無監督式學習：從問題領域中取得訓練範例(只有輸入值)，並從中學習範例內在集群規則，以應用於新的範例(有輸入變數值，需推論它與那些訓練範例屬於同一集群的應用)。
- (3)聯想式學習：從問題領域中取得訓練範例(狀態變數值)，並從中學習範例的內在記憶規則，以應用於新的範例(只有不完整的狀態變數值，而需推論其完整的狀態變數值的應用)。

#### 2.依網路架構分類

- (1)前向式架構(Forward)：神經元分層排列，形成輸入層、隱藏層與輸出層；每一層只接受前一層的輸出當作輸入者，稱前向式架構，監督式學習與非監督式學習網路大多採用此一網路架構。
- (2)回饋式架構(Feedback)：從輸出層回饋到輸入層，或層內

各處理單元間有連接者，或者神經元不分層排列，只有一層，各神經元均可相互連接者稱回饋式架構，聯想式學習與非監督式學習網路採用此一網路架構較多。

### 3.1.3 類神經網路的運作原理

類神經網路的運作過程可分為二個階段：

- (1)學習過程 ( Learning )：網路依學習演算法，從範例中學習以調整網路連結加權值的過程。
- (2)回想過程 ( Recalling )：在回想過程中，由於神經元間的加權值已在訓練結束時確定，因此，只需將欲推測範例的資料，轉換為網路的輸入樣本，經由加權值的矩陣運算，即可快速推測出答案。

### 3.1.4 類神經網路之特色

- 1.平行處理：由於類神經網路的神經元皆有獨立處理資料的能力，因此資料在網路中是在同一時段中，以平行的方式被處理。換句話說，一個神經網路處理問題的時間，取決於資料從輸入到輸出間經過神經元的數目，而非問題的複雜度與困難度。因此，即使是處理一個十分複雜的問題，只不過增加神經元數目，對於目前計算機處理速度而言，對其運算時間並沒多大的影響。
- 2.學習能力：生物神經網路的連結是可變的，即神經元間的連結是透過神經節，而神經節本身是可調整的，因此生物神經網路具有強大的學習能力，但對傳統電腦而言則困難重重。
- 3.容錯能力：生物神經網路如果有少數神經元或連節受損，並不損及其正常功能，其原因在於生物神經網路資訊儲存是分散式記憶 ( Distributed Memory )，也就是資訊散佈在

許多連節（神經節）上。因此即使小部份連結受損，並不會造成嚴重的後果，而僅是造成功能略為降低，人工神經網路亦同。也因為分散記憶的關係，對於不完整或有雜訊的輸入也能正確的處理。

4.以類神經網路設計動態決策行為模式時，並不需要系統之數學模式，只要有足夠之系統輸入輸出對資料即可訓練。該點相較傳統需要仰賴精確數學模式之方法完全不同，故對有極其複雜動態決策行為模式而言，類神經控制有著極其便利的優點。

5.高記憶容量：類神經網路是高度連結的網路，可將高維度的映射以較少的神經元來完成，因此具有驚人的記憶容量。





### 3.2 類神經網路之基本架構

類神經網路之基本架構簡單介紹如下：

#### 1. 網路架構

類神經網路組成的基本單位為處理單元，經由處理單元組成「層」(Layer)，再經由層組成「網路」(Network)。一般單隱藏層之網路架構，如圖 3.3 所示。

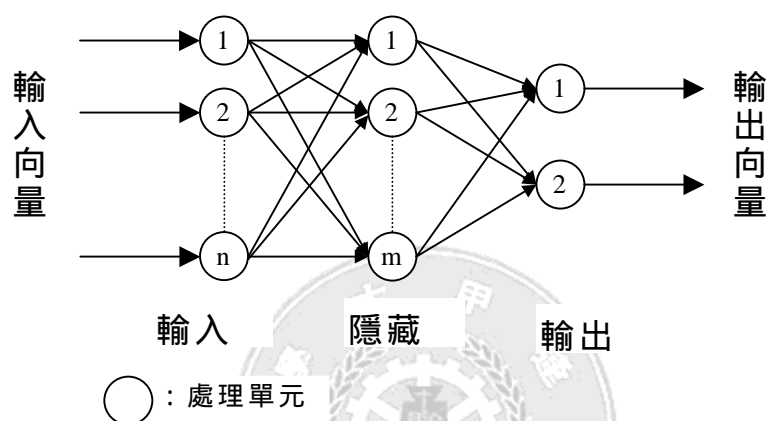


圖 3.3 類神經網路架構圖

#### 2. 處理單元

處理單元的作用可用三個函數來說明，如圖 3.4 所示：

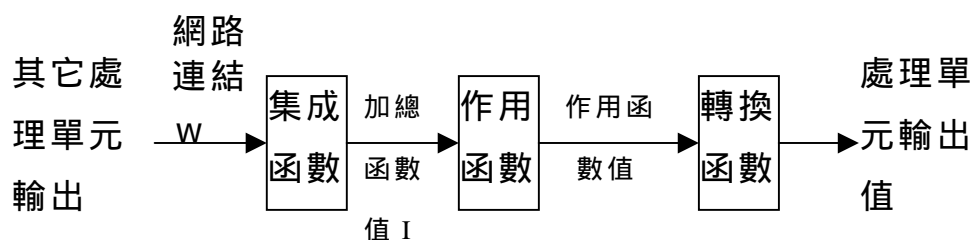


圖 3.4 處理單元的作用

(1)集成函數(Summation Function): 集成函數是用以將其它處

理單元之輸出，透過網路連結將傳來的訊息加以綜合，即

$$I=f(W, X) \dots\dots\dots (3.2)$$

常用的集成函數為加權乘積和：

$$I_i = \sum_j W_{ij} X_j \dots\dots\dots (3.3)$$

其中

$I_i$  =第 i 個處理單元之加權乘積和

$W_{ij}$  =第 i 個處理單元與第 j 個處理單元間的加權值

$X_j$  =第 j 個處理單元傳來的訊息

(2)作用函數(Activity Function)：作用函數的目的是將集成函數值與處理單元目前的狀況加以綜合：

$$net_i = f(I_i^n, I_i^{n-1}, net_i^{n-1}) \dots\dots\dots (3.4)$$

一般使用之作用函數採用直接使用集成函數輸出，即

$$net_i = I_i^n$$

(3)轉換函數(Transfer Function)：轉換函數的目的在將作用函數輸出轉換作處理單元的輸出，即

$$Y_i = f(net_i) \dots\dots\dots (3.5)$$

### 3. 層

若干個具有相同作用的處理單元集成「層」；類神經網路主要由三層所組成，說明如下：

(1)輸入層：用以表示網路之輸入變數，其處理單元依問題而定。

(2)隱藏層：用以表示輸入處理單元間的交互影響，其處理單元數目並無標準方法可以決定，經常須以試驗方法決定其最佳數目。使用非線性轉換函數。網路可以不只一層隱藏層，也可以沒有隱藏層。

(3)輸出層：用以表現網路的輸出變數，其處理單元數目依問題而定。通常大多使用非線性轉換函數。

組成類神經網路的「層」有三種作用：

- (1)正規化輸出：正規化輸出的目的在於將同一層中的處理單元之原始輸出值所組成的向量加以正規化，成為單位長度向量後，再做為「層」的輸出。
- (2)競爭化輸出：競爭化輸出之目的在於將同一層中的處理單元的原始輸出值所組成的向量中，選擇一個或若干個最強的處理單元，令其值為 1，其餘為 0，再作為「層」的輸出。這些輸出值為 1 的處理單元稱為優勝單元(Winner)
- (3)競爭化學習：競爭化學習的目的在於將同一層中的處理單元的原始輸出值組成的向量中，選擇一個或若干個最強的處理單元，網路將只調整與其相連的下層網路連結。

#### 4.網路

類神經網路由輸入層、隱藏層與輸出層組成，網路的總體運作分為學習過程與回想過程兩種。

學習過程依學習演算法，從範例中學習，以調整網路連結加權值的過程，主要可分為監督式、無監督式與聯想式三種學習演算法，每一類演算法基本上都是從「能量函數」(Energy Function)推導得到。能量函數是用來衡量網路的學習效果，因此網路的學習過程變成能量函數最小化的過程。

本研究採用倒傳遞類神經網路，屬於監督式學習，所以，文中僅敘述監督式學習演算法，其它學習演算法非本研究之範圍，故不贅述。

監督式學習旨在降低網路輸出單元目標輸出值與推論輸出值之差距。一般以下列能量函數(誤差函數)表示學習品質：

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (T_i - Y_i)^2 \dots\dots\dots (3.6)$$

其中： $T_i$  = 目標輸出值

$Y_i$  = 推論輸出值

欲使上述能量函數最小化，通常以最陡坡降法(The Gradient Steepest Descent Method)達成：

$$\Delta W_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \dots\dots\dots (3.7)$$

$$W_{ij}(n+1) = W_{ij}(n) + \Delta W_{ij}(n) \dots\dots\dots (3.8)$$

$W_{ij}(n)$ 與 $W_{ij}(n+1)$ ：原先及調整後的鍵結值。

$\Delta W_{ij}(n)$ ：神經元受刺激後，為達學習效果，所採的改變量，其為輸入值與期望目標值之函數。

$\eta$ ：學習速率(Learning Rate)，控制最陡坡降法中使能量函數最小化之步幅。

回想過程則依回想演算法，輸入資料以決定網路輸出資料的過程。

### 3.2.1 倒傳遞演算法(back propagation algorithm) 【19,20】

本法係目前最常使用之演算法，其學習過程是由正向傳遞和反向傳遞所組成；在正向傳遞過程中，輸入訊號從輸入層經隱藏層逐層處理，並傳向輸出層。每一層神經元的狀態只影響下一層神經元的狀態。如果輸出層不能得到期望的輸出，則轉入反向傳遞，將誤差沿原來的連接通路返回，透過修改各層神經元的連接線加權值，使得誤差逐漸縮小。

網路的運作過程分成二個階段：

#### (1)學習過程(Learning)

網路依學習演算法學習，以調整網路連結加權值的過程。

a.設定網路參數。

b.以均勻分布隨機亂數設定加權值矩陣  $W_h$  及  $W_y$ ，與偏權值向

量  $\theta_h$  及  $\theta_j$  初始值。

c.輸入一個訓練範例的輸入向量  $X$ ，與目標輸出向量  $T$ 。

d.計算推論輸出向量  $Y$ 。

(a)計算隱藏層輸出向量  $H$

(b)計算推論輸出向量  $Y$

$$net_h = \sum_i W_h \cdot X_i - \theta_h$$

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

$$net_j = \sum_h W_j \cdot H_h - \theta_j$$

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

其中  $W_h$  為輸入層與隱藏層間之連結加權值

$\theta_h$  為隱藏層處理單元之偏權值

e.計算差距量

(a)計算輸出層差距量  $\delta_j = Y(1-Y)(T-Y)$

(b)計算隱藏層差距量  $\delta_h = H(1-H) \sum_j W_j \cdot \delta_j$

f.計算加權值矩陣修正量  $\Delta W$ ，及偏權值向量修正量  $\Delta \theta$

(a)計算輸出層加權值矩陣修正量  $\Delta W_j$ ，及偏權值向量修正量  $\Delta \theta_j$

$$\Delta W_j = \eta \cdot \delta_j \cdot H$$

$$\Delta \theta_j = -\eta \cdot \delta_j$$

(b)計算隱藏層加權值矩陣修正量  $\Delta W_h$ ，及偏權值向量修正量  $\Delta \theta_h$

$$\Delta W_h = \eta \cdot \delta_h \cdot X_i$$

$$\Delta \theta_h = -\eta \cdot \delta_h$$

g.更新加權值矩陣  $W$ ，及偏權值向量  $\theta$

(a)計算輸出層加權值矩陣  $\Delta W_j$ ，及偏權值向量  $\Delta \theta_j$

$$W_j = W_j + \Delta W_j$$

$$\theta_j = \theta_j + \Delta \theta_j$$

(b)計算隱藏層加權值矩陣  $W_h$  , 及偏權值向量  $\theta_h$

$$W_h = W_h + \Delta W_h$$

$$\theta_h = \theta_h + \Delta \theta_h$$

h.重複步驟 3 至步驟 7 , 直到收斂 ( 誤差不再有明顯變化 )  
或執行一定數目的學習循環。

## (2)回想過程(Recalling)正向傳遞

網路依回想演算法以輸入資料決定網路輸出資料的過程。

a.設定網路參數。

b.讀入加權值矩陣  $W_h$  及  $W_j$  , 與偏權值向量  $\theta_h$  及  $\theta_j$ 。

c.輸入一個測試範例的輸入向量  $X$  。

d.計算推論輸出向量  $Y$ 。

(a)計算隱藏層輸出向量  $H$

$$net_h = \sum_i W_h \cdot X_i - \theta_h$$

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

(b)計算隱藏層輸出向量  $Y$

$$net_j = \sum_h W_j \cdot H_h - \theta_j$$

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

上述之網路學習過程通常以一次一個訓練範例的方式進行，直到所有的學習範例均學習完畢，此過程稱為一個學習循環 (Learning Cycle)，一個網路可以將訓練範例反覆學習直到網路收斂為止。為了檢驗網路之學習成果，通常將所收集之範例隨機分成二部份，一部份當作訓練範例，另一部份則留作測試範例，在網路學習幾個循環後，可將測試範例載入網路中，檢驗網路的誤差程度是否收斂。

倒傳遞網路中有幾個重要參數，包括隱藏層處理單元數目、隱藏層層數與學習速率，進一步說明如下：

### 1.隱藏層處理單元數目：

通常隱藏層處理單元之數目越多收斂越慢，但可達到更小的誤差值，特別是「訓練範例」誤差。但超過一定數目後，再增加則對降低「測試範例」誤差幾乎沒幫助，徒然增加執行時間。這可解釋成隱藏層處理單元之數目太少，不足以反映輸入變數間的交互作用，因而有較大的誤差，而數目越多，雖然可達到更小的誤差值，但因網路較複雜，因而收斂較慢。為平衡品質與成本，以取適當的數目為宜。

### 2、隱藏層層數

通常隱藏層之數目為一層到二層時有最好的收斂性質，太多層或者太少層其收斂結果均較差。這可解釋成沒有隱藏層不能反應此問題輸入單元間的交互作用，因而有較大的誤差；而有一、二層隱藏層已足以反應此問題的輸入單元間的交互作用，更多的隱藏層反而使網路過度複雜，造成更多局部最小值，使得在修正網路加權值時更易掉入一個誤差函數的局部最小值，而無法收斂。一般問題可取一層隱藏層，較複雜的問題則取二層隱藏層。

### 3、學習速率

通常學習速率太大或太小對網路的收斂性質均不利。這可解釋成較大的學習速率，有較大的網路加權值修正量，可較快逼近函數最小值，但過大的學習速率將導致網路加權值修正過量，造成數值振盪而難以達到收斂的目的，因此學習速率的大小對學習有很大的影響。由經驗顯示，學習速率在相當大的範圍均有很好的收斂性，在此範圍內，學習的結果對學習速率並不敏感。依據經驗取 0.5，或 0.1 到 1.0 間的值作為學習速率的值，大都可得到良好的收斂效果。但仍有些問題的適當學習速率可能低到 0.01 以

下或高到 10 以上。





### 3.3 統計迴歸方法

在以往肇事分析相關研究中，大多以肇事因果分析為研究對象；而在內容上則多以構建肇事影響因素與肇事間因果模式進行分析研究。其研究方法則以迴歸模式探討肇事因果分析最為常見，而迴歸模式又可進一步細分為傳統迴歸模式、卜瓦松迴歸模式及負二項迴歸模式。目前國內對於肇事因果分析之研究，大多採用卜瓦松迴歸模式。近年來，亦有多數學者採用負二項迴歸模式為研究方法進行分析，且其可行性及預測能力經許多研究證實，均較線性迴歸模式佳【9,10,30,31】。而傳統迴歸模式屬於線性迴歸模式(Linear Regression Model) 卜瓦松與負二項迴歸屬於非線性迴歸模式(Nonlinear Regression Model)，以下謹就常用各迴歸模式作一簡要介紹。

#### 3.3.1 線性迴歸模式(Linear Regression Model)

##### 1.一般線性迴歸模式

一般線性迴歸模式可列示如下：

$$Y = \alpha + \sum X_i \beta_i + \varepsilon \dots\dots\dots (3.9)$$

其中，

$Y$  = 應變數；

$X_i$  = 因(解釋)變數， $i=1,2,\dots,K$

$\varepsilon$ ：殘差項

$\alpha$  與  $\beta$  為參數

$$E(\varepsilon) = 0 \quad ; \quad V(\varepsilon) = \sigma_i^2$$

當  $K=1$  時，統計模式稱為簡單迴歸模式(Simple Regression Model)；當  $K \geq 2$  時，稱為複迴歸模式(Multiple Regression Model)。在參數估計方法方面上，最常採用的是一般最小平方法(Least squares method)估計迴歸模式的參數  $\beta_i$ ，以矩陣表示如下：

$$\hat{\beta} = (X' X)^{-1} X' Y$$

其中，

$X'$  為  $X$  的轉置矩陣

$$Y = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix}; X = \begin{bmatrix} 1 & X_{1,1} & X_{1,2} & \cdot & \cdot & X_{1,k} \\ 1 & X_{2,1} & X_{2,2} & \cdot & \cdot & X_{2,k} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 1 & X_{n,1} & \cdot & \cdot & \cdot & X_{n,k} \end{bmatrix}; \beta = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \beta_k \end{bmatrix}$$

由於最小平方法所估計出的估計量為最佳線性不偏計量，也就表示由最小平方法所估計出的模式能夠最配合資料，此模式具有較佳的預測能力。但是一般線性迴歸模式若要能與資料最相配合，必須假設殘差項為一連續分配，也就是應變數必須是連續性的變數。故當樣本資料是屬於計次性的資料(如：交通事故次數)，應變數是正整數，是離散性變數。此違反了應變數是連續性的假設，此時若使用一般線性迴歸模式配適資料，估計出的迴歸參數可能會產生偏誤。

## 2.對數線性迴歸模式(Log-linear Regression)

$$\ln Y = \alpha + \sum X_i \beta_i + \varepsilon \dots\dots\dots (3.10)$$

式 3.10 與式 3.9 類似，差異為應變數取 log。通常將變數取對做轉換有兩個原因：

- a、為了能符合迴歸變數為離散型的假設，將變數取對數做轉換後可以讓變數能符合一個連續型的 log normal 分配，以改善一般線性迴歸模式的缺點。
- b、為了縮小資料的變異。

## 3.指數迴歸模式(Exponential Model)

若實際資料為指數模式而非直線型，通常會運用轉換技巧將資料轉換成直線型迴歸模式。其模式如下：

$$Y = \alpha e^{\beta X} \varepsilon \dots\dots\dots (3.11)$$

其中，

$Y$  = 應變數；  $X$  = 自變數；  $\alpha$  與  $\beta$  是參數

$$E(\varepsilon) = 0 \quad ; \quad V(\varepsilon) = \sigma_i^2$$

此時，可以將上式經過對數轉換 (Logarithmic Transformation)：

$$\ln Y = \ln \alpha + X\beta + \ln \varepsilon$$

$$\text{令 } Y^* = \ln Y \quad ; \quad \alpha^* = \ln \alpha \quad ; \quad \varepsilon^* = \ln \varepsilon$$

即可成為直線型迴歸模式，如下所示：

$$Y^* = \alpha^* + X\beta + \varepsilon^* \dots\dots\dots (3.12)$$

### 3.3.2 非線性迴歸模式 (Nonlinear Regression Model)

#### 1. 卜瓦松迴歸模式 (Poisson Regression Model)

卜瓦松迴歸模式，是一種非線性迴歸模式。適用於一段時間或空間內，事件發生為計數值的資料 (count data)。例如：高速公路的肇事事件數。

$Y$  必須是特定的時間或區域中計數的結果，而且  $Y$  屬於 Poisson 分配，分配，型態如下：

假設  $Y$  是屬於相同單位的時間或區域中計數的結果

$$P(Y_i | \lambda_i) = (\lambda_i)^{Y_i} \exp(-\lambda_i) / Y_i! \dots\dots\dots (3.13)$$

$$Y = 0, 1, 2, \dots \quad ; \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$E(Y_i) = \lambda_i \quad ; \quad V(Y_i) = \lambda_i$$

其中，個案  $i$  之  $Y$  的平均反應  $E(Y_i) = \lambda_i$ ，和個案  $i$  之預測變數  $(X_1, X_2, \dots, X_{p-1})$  及迴歸係數值  $(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)$  之間的函數關係，通常以下式表示，設成指數形式的目的是為了確保  $\lambda_i$  為正：

$$E(Y_i) = \lambda_i = \exp(x_i' \beta) \dots\dots\dots (3.14)$$

因此， $Y_i$  的條件平均數和變異數為：

$$E(Y_i|X_i) = \lambda_i = \exp(x_i' \beta) = V(Y_i|X_i) \dots\dots\dots (3.15)$$

卜瓦松迴歸之參數估計方法使用最大概似估法 (Maximum Likelihood Estimation, MLE)。

$$\begin{aligned} L(\beta) &= \prod_1^n f_i(Y_i) = \prod_1^n \frac{[\exp(x_i' \beta)]^{Y_i} \exp[-\exp(x_i' \beta)]}{Y_i!} \\ &= \frac{[\prod_1^n \exp(x_i' \beta)]^{Y_i} \exp[-\sum_1^n \exp(x_i' \beta)]}{\prod_1^n Y_i!} \end{aligned}$$

對  $L(\beta)$  取對數，令  $\ln L(\beta) = l(\beta)$

$$l(\beta) = \ln L(\beta) = \sum_{i=1}^n Y_i \ln[\exp(x_i' \beta)] - \sum_{i=1}^n \exp(x_i' \beta) - \sum_{i=1}^n \ln(Y_i!)$$

讓  $l(\beta)$  極大化，尋得  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{p-1}$  的最大概似估計量。可以使用數值搜尋法或是迭代覆重加權最小平方法來尋得  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{p-1}$  的最大概似估計值。

卜瓦松迴歸被廣泛地運用到離散性的計數性資料是因為具有以下的優勢：(1) 卜瓦松分配對特定時間內隨機且獨立發生的事件有合理的描述，故能夠有效地處理計數性的資料；(2) 卜瓦松分配本身雖為離散性的分配，但其參數  $\lambda$  卻為連續性的變數，故令  $\lambda$  為迴歸式不僅考慮到外生變數的效果而且未違反變數為連續性的

基本迴歸模式假設。

雖然卜瓦松迴歸模式提供對建構計數值資料的迴歸模式，但是實際上，資料的變異數通常會大於平均數。這種情形和卜瓦松迴歸模式限制資料的平均數和變異數必須相等，互有衝突。可能使得估計出來的參數和理論上的假設會不一致。

為了解決卜瓦松迴歸模式的缺點，通常會讓  $\lambda_i$  符合一隨機效果的分配(random-effects distribution)，模式的估計結果就能夠符合實際資料之變異數會大於平均數的情形。其中，當隨機效果的分配為 Gamma 分配時，該模式就稱為負二項迴歸(Negative Binomial Distribution, NBD)。

## 2. 負二項迴歸模式(Negative Binomial Regression Model, NBD Model)

負二項迴歸模型和卜瓦松模式同樣是適用於一段時間或空間內，事件發生為計數值的資料(count data)。而不同之處，在於負二項模型讓事件發生的期望計數值  $\lambda_i$  符合一個無法觀察到的伽瑪分配(Gamma Distribution)，此結果使得建構出來的負二項模型可以符合實際資料變異數大於平均數的特性。負二項迴歸型態如下：

$$P(Y_i|\alpha, \theta_i) = \int p(Y_i|\lambda_i)g(\lambda_i|\alpha, \theta_i)d\lambda_i = C_n^{n+\alpha-1} \left( \frac{\theta_i}{\theta_i+1} \right)^n \left( \frac{1}{\theta_i+1} \right)^\alpha$$

$Y_i$ ：i 個案固定時段內事件發生的計數值

其中， $P(Y_i|\lambda_i) = (\lambda_i)^{Y_i} \exp(-\lambda_i) / Y_i!$ ； $Y_i = 0, 1, 2, \dots$

$\lambda_i$ ：i 個案固定時段內事件發生的期望計望計數值

$$g(\lambda_i|\alpha, \theta_i) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \left(\frac{\lambda_i}{\theta_i}\right)^{\alpha-1} \exp\left(-\frac{\lambda_i}{\theta_i}\right) ;$$

$$\lambda > 0 ; \quad \theta > 0 ; \quad \alpha > 0$$

$$E(Y_i|\alpha, \theta_i) = \alpha \cdot \frac{\theta_i}{\theta_i + 1} \cdot \left(\frac{1}{\theta_i + 1}\right)^{-1} = \alpha\theta_i$$

$$V(Y_i|\alpha, \theta_i) = \alpha \cdot \frac{\theta_i}{\theta_i + 1} \cdot \left(\frac{1}{\theta_i + 1}\right)^{-2} = \alpha\theta_i(\theta_i + 1)$$

加入解釋變數矩陣 $(x_i)$ ，用以解釋 $Y_i$ 事件發生的型態，構成以下的負二項迴歸模式

$$E(Y_i|\alpha, \theta_i) = \alpha\theta_i = \exp(x_i' \beta)$$

負二項迴歸模式之參數估計方法使用最大概似估法 (Maximum Likelihood Estimation, MLE)。

$$L(\beta) = \prod_1^n f_i(Y_i) = \prod_1^n C_{Y_i}^{Y_i + \alpha - 1} \left(\frac{\theta}{\theta + 1}\right)^{Y_i} \left(\frac{1}{\theta + 1}\right)^{\alpha}$$

$$\text{其中, } \alpha\theta = \exp(x_i' \beta)$$

對 $L(\beta)$ 取對數，令 $\ln L(\beta) = l(\beta)$

讓 $l(\beta)$ 極大化，尋得 $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{p-1}$ 的最大概似估計量。

若對卜瓦松迴歸模式的過度離散檢定，因負二項迴歸模式有考慮到資料的離散性，是故負二項迴歸模式更能配合計數性資料的實際情況。此外，負二項迴歸模式之期望值 $\lambda_i$ 符合伽瑪分配 (Gamma Distribution)，此結果使負二項迴歸模式符合實際資料異數大於平均數的特性。

路口交通事故發生具稀少、非負整數特性；因此，建立於誤

差項結構為常態分配假設之傳統迴歸並不適合用於肇事分析模式。交通事故發生次數機率符合卜瓦松分配，卻極可能受構建模式時遺漏變數、資料之不確定性及公路環境之非均質性等種種因素影響，而存在過度離散之特性；故而導致與卜瓦松模式「平均數等於變異數」之假設相違背的情形，此時即有必要以允許變異數可不必等於平均數之負二項迴歸加以取代，以符合實際交通事故資料之特性。故本研究將構建負二項迴歸模式並與類神經網路所構建之模式，進行分析比較。

### 3.4 行向組合【27,29】

對於複雜的肇事而言，其原因如第一章所述可歸為人、車及道路環境三大類，且三者間彼此相互牽連影響，其三者間複雜程度甚高，若欲進行肇事分析，往往需要土木(路)、機械(車)及醫學(人)等等多面的專家共同會勘，才能得到完整而明確的分析結果。

觀察肇事資料及實際進行路口觀測時，可以發現某些特定的路段、路口及區域中，在車輛與用路人等無特殊條件之情況下，特別容易發生特定型態的事故，因此可以推測此一地點之道路特徵與肇事間有某種關連，亦即表示該特定路段、路口及區域中，可能具有某些型式、特徵或組合而產生危險因子，導致交通事故發生。

對於肇事地點之工程因素，有些與整個路口有關，如路口面積之大小或路口之夜照明程度；有些則與各臨近路段相關，如一臨近路段之道路寬度及是否設有左轉專用車道或左轉專用號誌等。本研究即在探討工程因素與肇事發生次數間之的關係與影響程度。本研究分析路口交通事故之影響因素，而將路口進行分解，產生不同行向之組合，建立交通事故次數預測模式。

各臨近路段進入路口時，其所面對之道路環境均有所不同，本研究認為這些相異的道路環境對肇事有所影響。因此本研究將整個路口之肇事依照其進入路口之上游路段區分出來，定義所謂『行向』為：「車輛進入路口之上游路段」。如此一個三岔路口便有三個行向，四岔路口則有四個行向。

事故類型中，大部分事故均有兩輛或多車輛涉及。各肇事車輛均有其行向，因此形成了不同行向組合。在行向組合之計算上，將一路口之所有行向任取兩者，由於同一行向在組合中，可被同時選取，如此一個 N 岔路口便有  $\frac{N(N+1)}{2}$  種組合。若以一四岔路

口為例，便有  $\frac{4(4+1)}{2}$ ，共 10 種組合，如圖 3.5 所示：

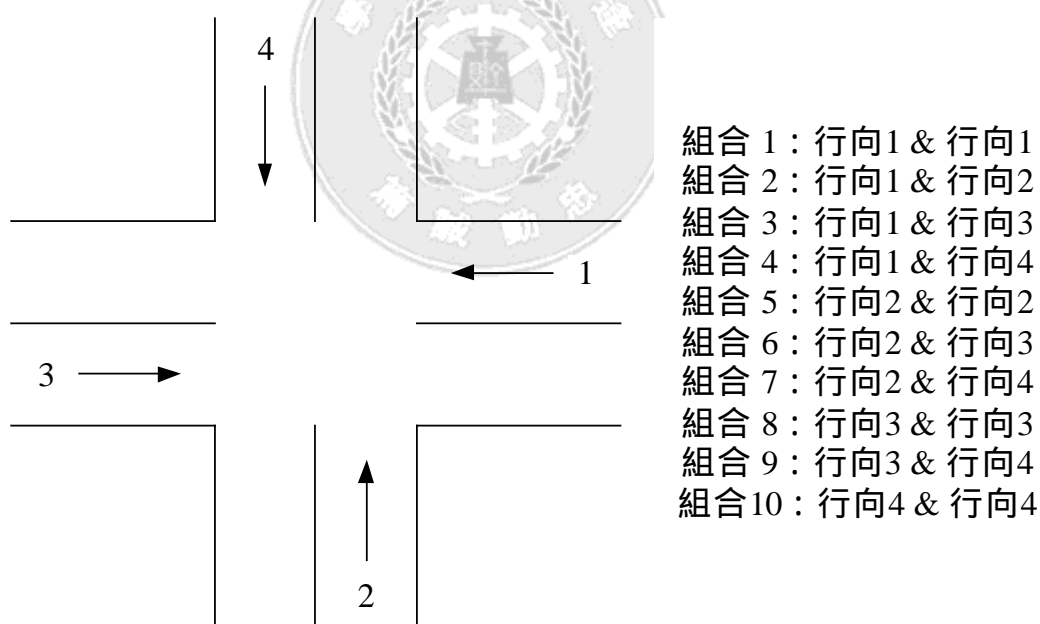


圖 3.5 四岔路口之行向組合之構成方式

本研究採用行向組合作為研究對象，原因如下：  
在各種車流交會的路口中，包括標準的十字路口、三岔的 T



字路口、超過四岔的多岔路口、畸形路口以及圓環等各種不同的路口。若以路口整體之特徵加以解釋，並無法突顯各行向組合之異同，是故將路口分解為行向組合，如此一來不同路口間之差異便可消除，形成一致化的分析對象。

若以個別肇事而言，每件肇事均各自有其原因，將其合併至各行向組合中，可使彼此間之差異性消失。然而在特定地點之肇事工程因素研究中，乃是將其他導致肇事之人與車輛等因素，視為各地點之均有相似的分佈。例如通過一路口之車輛駕駛人之性別與年齡分佈，便假設與其他路口並無不同。本研究在時間、人力各方面之考量下，採用行向組合之方式對肇事工程因素進行分析。

本研究以每發生一件交通事故依照其行向記錄之，為避免產生肇事之輸入資料發生大量無肇事之行向組合，對模式產生偏誤的影響，故將道路交通事故調查報告表上各種交通事故種類合併，僅考量行向組合中，事故所發生的次數。而於處理超過兩輛車之多車肇事，則由道路交通事故調查報告表上之肇事現場圖加以研判，以造成肇事之主要車輛為其行向。例如一十字路口東西向為紅燈，西向車輛闖紅燈撞上南向車輛，而涉及東向停等車輛，則記為西向與南向之肇事。依據「道路交通事故處理實務」【21】，當事人之順序首先依照肇事責任(過失)排列，故一般而言多車事故多半可假設前兩車之資料為造成肇事之主要車輛，並可利用觀察肇事現場圖加以驗證。而亦有可能自上述無法判斷是否該車輛為形成肇事之主要車輛，若遇有此種情況則捨棄此筆資料，例如：肇事車輛逃逸，無法判斷其行向。

### 3.5 研究相關變數說明

參考相關文獻與以往之相關研究及道路設計之安全準則等，歸納出如下與影響交通事故發生相關之工程因素與交通動態變數，本研究即以歸納所得變數作構建交通事故預測模式之輸入變數。

### 3.5.1 工程因素變數

#### 1.左/右轉專用道

隨各路口車流方向組成之差異。若一路口有大量的轉彎車輛，於綠燈時，左轉車輛與對向直行車輛易發生衝突，因此可能產生待轉車輛佔用直行車道，而對直行車流產生影響。因此考慮有無專供車輛待轉之左轉/右轉車道，而於本研究中分為：

代號	情況
0	有 2 條左/右轉車道
1	有 1 條左/右轉車道
2	無左/右轉車道

#### 2.快車道寬度

考慮車道寬度對於擦撞以及行駛速率之影響。以該行向之總快車道寬度(以公尺為單位)計算。

#### 3.快車道數

考量車道數對於能負荷之車流量影響，以其各行向之快車道數為輸入單位。

#### 4.快車道以外之寬度

考量機慢車之可利用之道路寬度，以間接衡量其擁擠程度。若道路之慢車道寬度不足，將增加機車與汽車之碰撞機會，以公尺為單位。

## 5.道路寬度

道路本身之寬度將影響其所能負荷之車流量。車流擁擠時，除前後間距縮小之外，亦容易有車輛不依循車道劃分或擠入慢車道行駛，導致事故發生，而此時道路寬度較個別車道寬度更能反映流量與容量之間的關係。

## 6.中央分隔型式

道路非單行道者，於雙向行車間有所分隔，依據其跨越之因難度，有數種不同的設置。許多文獻中指出道路槽化（含中央分隔以及快慢分隔）對車輛間肇事型態有顯著的影響關係。而中央分隔之形式於本研究中分為：

代號	情況
0	以實體分隔之中央分隔島
1	雙向間雖無中央分隔島，但有反光標鈕分隔
2	雙向間僅以標線分隔
3	道路為單行道，並無中央分隔設置

## 7.快慢車道間分隔型式

同上，考量快車道與慢車道間之分隔形式對於安全的影響，本研究分類如下：

代號	情況
0	快慢車道間以實體分隔
1	快慢車道間以反光標鈕分隔
2	快慢車道間僅以標線分隔
3	該行向僅有一混合車道，無快慢車道之分

## 8.左/右轉專用號誌

同有無設置左/右專用道，若一路口有大量的轉彎車輛，因

於綠燈時，左轉車輛與對向直行車輛、右轉車輛與同向行人間均有衝突，故若設置左/右轉專用號誌，應可減少發生衝突與交通事故的機率。

#### 9.標誌個數

當駕駛人進入路口時，若其所面臨之交通標誌數量太多易使駕駛人分心，且過量之資訊亦容易導致混淆。

#### 10.時相複雜程度

一般路口為簡單二時相者，駕駛人常有不待自身行向之綠燈，而見相鄰行向黃燈便搶先通行之現象。然而某些路口有左轉遲閉或單方向早開等特殊時相，容易造成衝突甚而引發肇事。因此時相之複雜程度亦列入考慮。以各行向所需面對之時相數計算之，而其中閃光號誌路口視為零時相。

#### 11.跨越橫向路口長度與黃燈及全紅時間之比值

考慮黃燈與全紅的時間是否足夠讓車輛通過此一路口。此外，黃燈與全紅時間也會影響駕駛人之猶豫區間。容易導致發生交通事故的危險。

#### 12.進入路口時是否有速限或警告標誌

若可於某些路口或 T 字路口設置清楚、明確之指示或警告標誌、標線及號誌，提醒駕駛人注意路口存在，進而達到提醒駕駛人依規定減速慢行與讓道，應可減少事故發生，故將此項因素列入考慮。

#### 13.路口標線設置是否清楚

同上，若路口之標線設置不清楚，亦容易產生事故發生，是故列入考量因素之一。

#### 14.是否位於坡道

考量駕駛人之視距以及煞車之影響，因此行向是否位於坡道亦列入考慮。關於坡道之認定，以兩旁道路比較若有明顯之坡度變化，則視為坡道。

代號	情況
0	該行向並未位於坡道上
1	該行向位於坡道上，上坡與下坡均同

#### 15.相交道路夾角

相交道路之夾角將影響駕駛人之視距。因此本研究以各行向彼此間夾角作為變數。

#### 16.路面是否有損壞或碎石頭

道路鋪面若有損壞或是於路面上存有部分碎石頭，若是機車騎士緊急煞車嚴重者則易導致機車摔倒翻車，汽車則容易打滑影響行車安全，基於上述考量，將其列入考慮因素之一。

#### 17.路口夜間照明程度

照明對於駕駛人於夜間之視線有相當大的影響。然而一路口之照明程度隨時而變，即使道路交通事故調查報告表上之「照明」項目，有下列四種選項：(1)日間自然光線、(2)晨或暮光、(3)夜間有照明與(4)夜間無照明等。對於肇事時現場之亮度並無確切之紀錄，而且照明對肇事之影響尚包括各肇事駕駛人所能見之光線。研究不考慮周邊住戶商家之照明等干擾因素，僅將各路口之道路照明狀況分為三級。

代號	情況
0	加強道路照明環境

1	一般道路照明環境
2	無道路照明

### 18.車道被佔用程度

經路口實地調查時，發現市區道路常有路邊臨時違規停車，或道路兩旁民眾長期佔用，甚有位置不當之公共設施或停車位等等。這些狀況都會導致道路實際可使用之寬度大為減少，對於車流產生嚴重度不等的影響。雖然本研究之肇事限定於路口，然而由於臨近道路對路段若遭佔用，亦會影響車流。故將各行向臨近路口處道路被佔用之程度列為變數，放入模式中考量。研究將道路遭佔用分為四個等級：

代號	情況
0	道路兩旁未遭佔用，可完整使用慢車以及路肩
1	道路旁遭佔用，但僅及道路邊線以外部分
2	道路遭佔用，固定設施或常有違規停車佔用慢車道
3	道路遭佔用，固定設施或常有違規停車佔用快車道

### 19.路旁十公尺內是否有障礙物

進行實地調查時，發現於停止線後十公尺路旁常有設置許多廣告與看板，這些設置不當之廣告與看板往往會影響駕駛人視野與注意力，可能導致事故之發生。

## 3.5.2 交通動態變數

在相同的幾何設計、時相配比、號誌標誌配置之環境下，因為不同的交通流量以及不同的組成，肇事之多寡依然會有所不同。因此除了工程因素變數外，希望在考量交通動態變數之因素下使預測更加準確。本研究所考量之交通動態變數分述如下：

### 1.交通量：

路口通過之車輛多，則彼此間之干擾與衝突亦隨之增多。因此進入路口的車流量可成為衡量肇事數量的影響因子，研究以交通量做為衡量肇事曝光量之基準。而在作為模式輸入時將路口之總交通量作為一輸入變數，除總交通量外亦將行向組合之各別交通量納入考量。

### 2.尖峰小時係數

交通量為調查中整個時段所得之整體數值，但流量並非均勻分佈均勻於整個調查時段中。尖峰小時係數便可表現出交通量在時間上之分佈均勻與否。考量尖峰小時係數可更詳細的表現了流量的差異。

### 3.左/右轉車輛比

於路口進行轉向的車輛，對其他車輛形成干擾。其與同向之直行車輛形成匯出型衝突、與對向直行車輛形成交叉型衝突、與對向轉同一方向之車輛則形成匯入型衝突。因此路口轉彎車輛數之多寡對於衝突以及肇事的產生具有影響。

### 4.重/機車輛比

不同車種所產生之肇事機率亦有所不同。研究將車流均換算為小客車當量數(Passenger Car Equivalent, PCU)，求出重車與車之比例，作為各行向之重車比與機車比之變數。

### 5.時制週期

若路口之時制週期過長，駕駛人常會不待本身之時向而違反交通規則，而若路口常存有此種情況則將導致事故發生。因此將路口之時制週期納入模式考量因素之一。

## 6.綠燈秒數

在時制之綠燈秒數不符車流量所需，則駕駛人可能於綠燈結束與黃燈始亮時，強行穿越路口導致發生交通事故。

## 7.左轉秒數

在左轉秒數不符左轉車流量所需，則欲左轉之駕駛人可能因強行穿越路口導致發生交通事故。





## 第四章 資料蒐集與基本分析

在以往研究中，大多以交通流量為衡量交通事故曝光量之考量，為將交通流量納入考量，本研究選定台中市近幾年來曾進行過交通流量調查之路口。經資料蒐集與整理後，三年內曾進行過流量調查之路口共有 62 個，因此本研究以此 62 個路口之交通事故資料為研究對象，將 62 個路口拆解為行向組合之後，則可得到 636 組行向組合。此 62 個交會道路名稱如表 4.1 所示：

表 4.1 選定路口之交會道路

路口編號	交會道路			路口編號	交會道路		
1	台中港路	東大路		34	建成路	振興路	忠孝路
2	台中港路	工業一路					大興路
3	台中港路	安和路		35	建成路	旱溪街	東光園路
4	台中港路	光明路		36	崇德路	進化北路	
5	台中港路	朝富路		37	崇德路	松竹路	
6	台中港路	河南路		38	崇德路	昌平路	昌平十路
7	台中港路	惠中路		39	崇德路	環中路	
8	台中港路	文心路		40	中清路	雷中街	
9	台中港路	大墩路	何厝路	41	中清路	四平路	
10	台中港路	漢口路	東興路	42	中清路	水滴路	華美西街
11	台中港路	忠明路	忠明南路	43	大雅路	五權路	公園路
12	台中港路	健行路	美村路	44	大雅路	英才路	
13	台中港路	英才路		45	大雅路	健行路	
14	台中港路	民權路	公益路	46	大雅路	太原路	
15	台中港路	五權路	中正路	47	大雅路	忠明路	進化北路
16	文心路	市政路	大墩十七街	48	大雅路	漢口路	
17	文心路	青海路		49	大雅路	天津路	
18	文心路	河南路		50	大雅路	北平路	
19	文心路	大雅路	中清路	51	公園路	三民路	

20	文心路	崇德路		52	精武路	雙十路	
21	忠明南路	國光路		53	國光路	建成路	
22	忠明南路	復興路		54	國光路	復興路	林森路
23	忠明南路	三民西路		55	中清路	民航路	
24	忠明南路	南屯路		56	復興路	台中路	
25	忠明南路	五權西路		57	林森路	自由路	
26	忠明南路	向上路		58	林森路	五權路	英才路
27	忠明南路	公益路		59	公益路	英才路	
28	環中路	永春路		60	台中路	明德街	
29	環中路	五權西路		61	三民路	北屯路	雙十路
30	環中路	市政路					健行路
31	五權西路	忠勇路	安和路	62	三民路	五權路	崇德路
32	五權西路	高工路					錦南街
33	五權南路	忠明南路					

本研究對台中市市區交通事故資料與研究範圍所選取之路口交通事故資料，進行整理分析。以期瞭解市區交通事故與研究範圍內交通事故之基本性質。

## 4.1 路口及肇事相關資料之蒐集及初步整理

本研究蒐集所需相關肇事變數、工程因素變數及交通動態變數等資料。分述如下：

### 4.1.1 肇事資料之蒐集

肇事資料之取得方式係經由台中市警察局交通隊之協助，利用台中市警察局所建立之道路交通事故調查報告表資料庫，從中挑選出符合研究範圍內之交通事故資料。而資料庫中對於肇事車輛之經過及行向並無相關記錄，因此經由交通隊協助調閱所需之道路交通事故調查報告表，以現場記錄與整理之方式登錄所需資料；基於保護肇事當事人資料之考量，本研究所記錄之肇事資料

僅含事故成因與結果。致肇事經過摘要、當事人之姓名、身份證字號、住址、電話及肇事車輛車號等則全未記錄。在此謹再次感謝台中市警察局交通隊提供之全力協助。

資料蒐集整理結果顯示，88、89 年間所選定之 62 個路口共計發生 1,593 件交通事故。其 62 個路口之交通事故次數如表 4.2，其次數分佈如圖 4.1 所示。

表 4.2 路口之交通事故次數

路口編號	事故次數	路口編號	事故次數	路口編號	事故次數	路口編號	事故次數
1	15	17	14	33	24	49	21
2	9	18	12	34	78	50	8
3	21	19	15	35	29	51	22
4	14	20	30	36	31	52	20
5	20	21	39	37	52	53	26
6	14	22	13	38	29	54	19
7	27	23	20	39	50	55	17
8	10	24	25	40	10	56	24
9	18	25	33	41	9	57	28
10	21	26	21	42	11	58	10
11	9	27	21	43	11	59	11
12	5	28	133	44	14	60	82
13	10	29	36	45	12	61	27
14	8	30	31	46	16	62	26
15	15	31	68	47	18		
16	12	32	62	48	14		

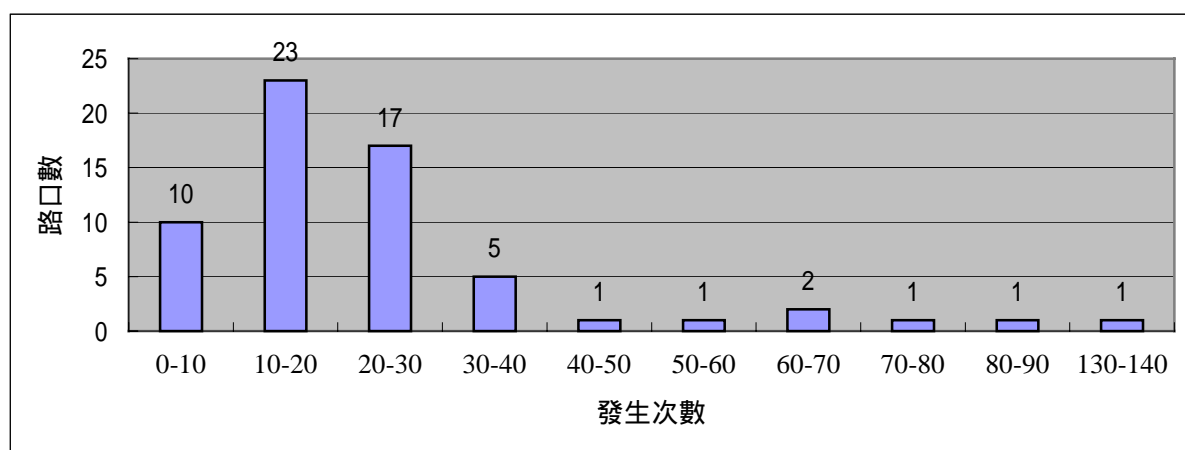


圖 4.1 路口之交通事故次數分佈圖

將 1,593 件依據其肇事現場圖判定肇事車輛之行向後，即得到 636 組行向組合之事故發生次數。本研究即以此 636 筆資料，做為構建模式之用。此 636 行向組合經整理所蒐集之交通事故資料後，交通事故次數統計如表 4.3 及圖 4.2 所示，於圖 4.2 中得知次數分佈情況普遍偏低，其中以發生次數為零次之行向組合總數最多佔 26.73%，由此可推論對特定路口而言，確有部分行向組合是較易發生事故的！

表 4.3 行向組合交通事故次數統計表

發生次數	行向組合總數	所佔比例 (%)	發生次數	行向組合總數	所佔比例 (%)
0	170	26.73	10	4	0.63
1	155	24.37	11	3	0.47
2	113	17.77	13	3	0.47
3	78	12.26	14	2	0.31
4	31	4.87	17	1	0.16
5	20	3.14	19	1	0.16
6	16	2.52	21	2	0.31
7	15	2.36	25	2	0.31
8	7	1.10	28	3	0.47
9	9	1.42	38	1	0.16

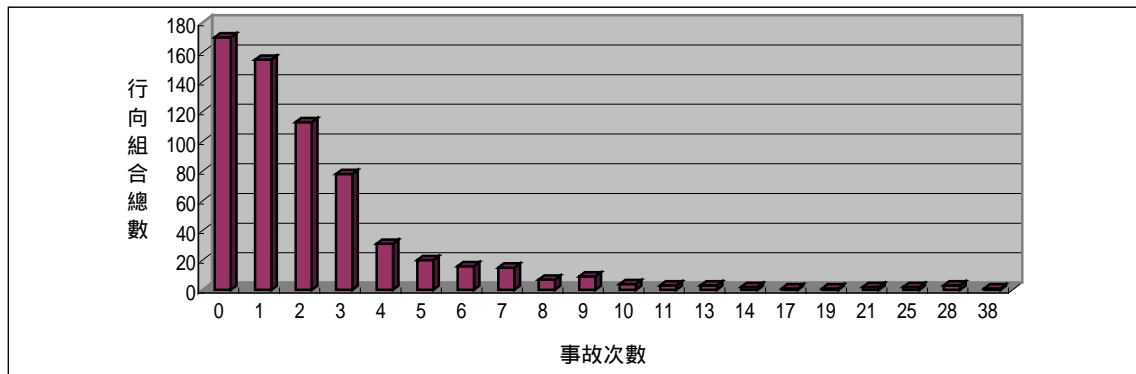


圖 4.2 行向組合肇事次數分佈圖

#### 4.1.2 交通動態資料之蒐集

因路口交通流量及轉向調查需要大量人力且成本高昂，因此本研究採用已有之資料，蒐集近三年曾在台中市市區進行的各路口流量及轉向調查資料。因調查之時間不同，於各年間各路口之流量會有所變化，唯本研究採用車輛流量資料以做為衡量路口交通事故曝光量之衡量，故並不進行轉換計算之工作。

#### 4.1.3 道路環境資料之蒐集

本研究所需之路口資料，如道路幾何、標誌佈設及號誌時相等資料，均以實地進行測量與勘查。而各路口之時制相關資料如：黃燈與全紅秒數，則由台中市交通局交通工程科所提供，此一數值為為民國 89 年底之狀態。而道路相交夾角則利用 MapInfo 軟體於電子地圖上進行計算而得。將所有取得之變數資料輸入資料庫中，以供模式使用。

### 4.2 台中市區路口交通事故資料基本分析

資料整理後，謹就肇事資料的道路型態、事故位置、肇事嚴重度及肇事時間等一般特性進行基本統計分析，以期得到對台中

市整體肇事之基礎認知。

針對這些肇事，首先對道路交通事故調查報告表中之「道路型態」欄位進行統計，則可得到表 4.4 及圖 4.3

表 4.4 台中市 88、89 年交通事故地點之道路型態統計表

道路型態		件數	百分比(%)	件數	百分比(%)
平交道	第一種平交道	0	0.00	0	0.00
	第二種平交道	0	0.00		
	第三甲種平交道	0	0.00		
	第三乙種平交道	0	0.00		
	第四種平交道	0	0.00		
交岔路	四岔路	14,668	55.9	19,579	74.64
	三岔路	4,284	16.33		
	多岔路	627	2.39		
單路部分	直路	6,268	17.01	6,623	25.25
	彎曲路及附近	176	0.67		
	隧道(地下道)	53	0.20		
	高架道路	49	0.19		
	其他	30	0.11		
	橋樑	28	0.11		
	巷弄	12	0.05		
	坡路	7	0.03		
圓環		25	0.09	25	0.09
廣場		5	0.02	5	0.02
總計		26,232	100.00	26,232	100.00

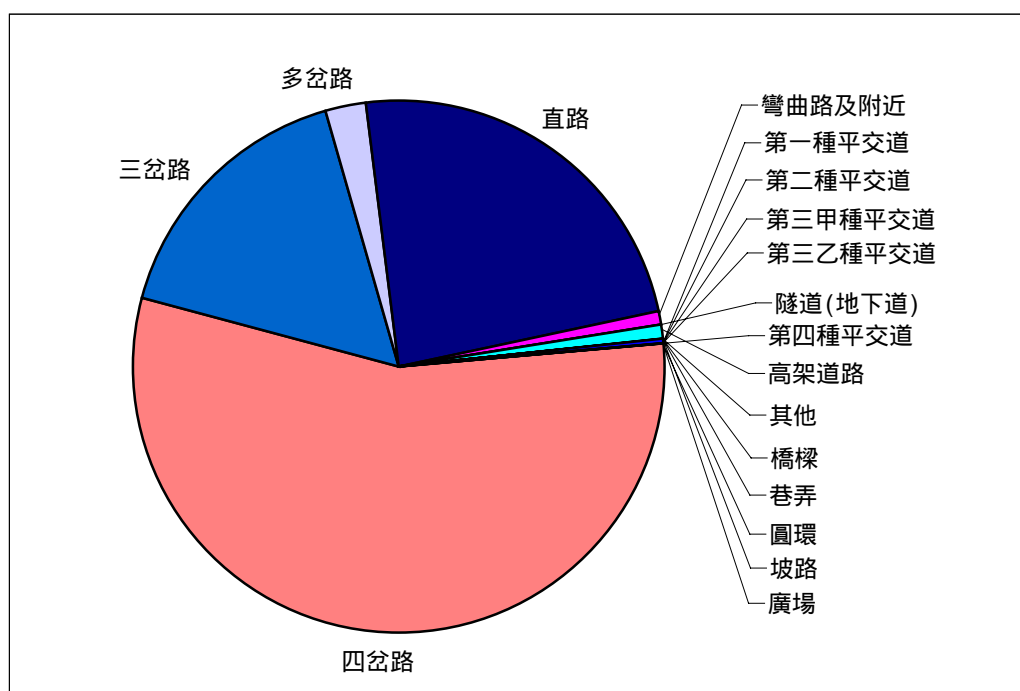


圖 4.3 台中市 88、89 年交通事故地點之道路型態統計圖

由圖 4.2 可知台中市於 88、89 年交通事故地點之道路型態以四岔路口最多，佔了 55.92%。其次則為直線路段，佔了整體之 17.01%。而就交岔路口整體之肇事來看，四岔、三岔以及多岔路口之總和，便已超過肇事數量的半數，佔了整體之 74.64%。而肇事量隨四岔路口、三岔路口、多岔路口之不同而有所差異，主要乃因各類型交岔路口數量多寡不同。

而若由「事故位置」欄位進行分析，則可得到表 4.5。由表 4.5 可以看出，事故位置超過一半(63.12%)位於交岔路口內；若加上交岔路口附近之肇事(11.32%)，則超過七成。其餘事故位置的絕大部分則在快、慢車道上。

表 4.5 台中市 88、89 年交通事故地點之事故位置統計表

事故位置	件數	百分比(%)
交岔路口內	16,557	63.12
交岔路口附近	2,970	11.32
交通島	64	0.24
加速車道	0	0.00
減速車道	0	0.00
匝道	1	0.01
快車道	3,700	14.10
機車專用道	92	0.35
慢車道	1,418	5.41
高速公路路肩	0	0.00
行人穿越道	64	0.20
穿越道附近	10	0.04
人行道	30	0.11
其他	1,326	5.05
總和	26232	100.00

以肇事之時間分佈而言，統計如表 4.6 及圖 4.4：

表 4.6 台中市 88、89 年交通事故發生時間統計表

時段	肇數次數	百分比(%)	時段	肇數次數	百分比(%)
0 - 1	1,406	5.36	12 - 13	667	2.54
1 - 2	607	2.31	13 - 14	1,222	4.66
2 - 3	520	1.98	14 - 15	1,438	5.48
3 - 4	497	1.89	15 - 16	1,458	5.56
4 - 5	458	1.75	16 - 17	1,476	5.63
5 - 6	417	1.59	17 - 18	1,594	6.08
6 - 7	484	1.85	18 - 19	1,476	5.63
7 - 8	1,290	4.92	19 - 20	1,112	4.24
8 - 9	1,592	6.07	20 - 21	1,048	4.00



9 - 10	1,280	4.88	21 - 22	1,163	4.43
10 - 11	1,295	4.94	22 - 23	1,250	4.77
11 - 12	1,422	5.42	23 - 24	961	3.66
不詳	99	0.38	總計	26,232	100.00

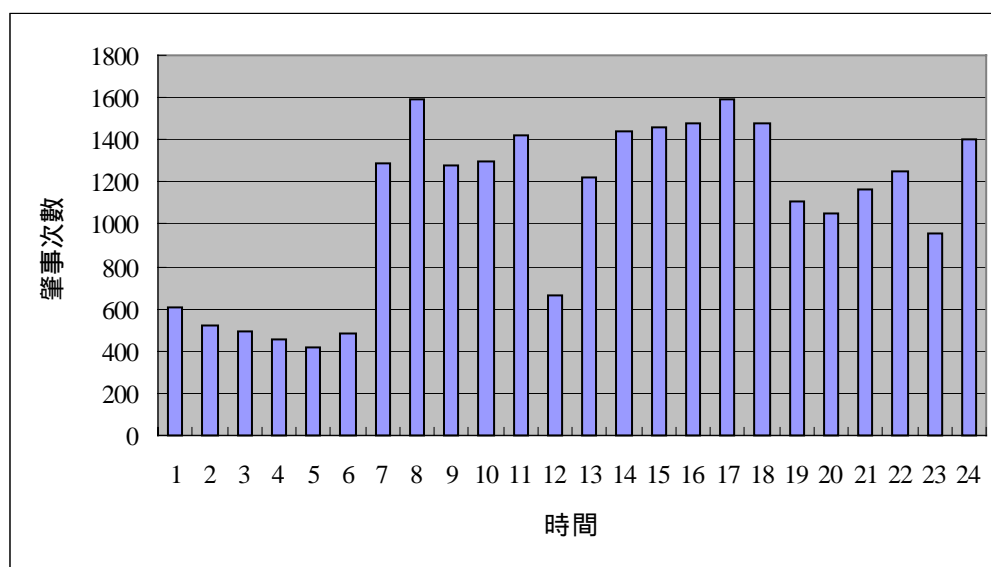


圖 4.4 台中市 88、89 年肇事時段分佈圖

由圖 4.3 得知，台中市市區肇事發生時段，在 7 時至 11 時及 13 時至 18 時具有高發生頻率之趨勢，其次為 19 時至 24 時，於 1 時至 6 時發生頻率低。其中以 8 時、17 時及 18 時為發生頻率最高的三個時段，而於此三個時段為上下班時間之尖峰時間。而於凌晨及午夜時段 1 時至 6 時發生頻率最低。其原因可能為於尖峰時段交通流量較大、車流密度較高，車輛發生碰撞的機率亦隨之增加。

若以事故型態來做區分，則可得到表 4.7。

表 4.7 台中市 88、89 年交通事故型態統計圖

事故種類			次數	百分比(%)	次數	百分比(%)
車與車撞	A	對撞	480	1.83	24,638	93.92
	B	對向擦撞	377	1.44		
	C	同向擦撞	1,825	6.96		
	D	追撞	3,843	14.65		
	E	倒車撞	836	3.19		
	F	路口交岔撞	7,462	28.45		
	G	側撞	8,401	32.03		
	H	其他	1,414	5.39		
車輛本身	I	翻(摔)車	126	0.48	133	0.51
	J	衝出路外	7	0.03		
撞交通設施或其他物(撞及物體)	K	護欄	25	0.10	931	3.55
	L	號誌、標誌	33	0.13		
	M	收費亭	0	0.00		
	N	交通島	126	0.48		
	O	非固定設施	2	0.01		
	P	橋樑、建築物	14	0.05		
	Q	路樹、電桿	109	0.42		
	R	停放中車輛	505	1.93		
	S	動物	1	0.00		
	T	工程施工	14	0.05		
	U	其他	102	0.39		
人與汽機車撞(人車撞)	1	對向通行中	13	0.05	528	2.01
	2	同向通行中	57	0.22		
	3	穿越道路中	382	1.46		
	4	在路上嬉戲	5	0.02		
	5	在路上作業中	5	0.02		
	6	衝進路中	5	0.02		
	7	從停車(後)中穿	12	0.05		
	8	佇立路邊(外)	17	0.06		
	9	其他	32	0.12		
		不詳	2	0.01	2	0.01
		總計	26.232	100.00	26.232	100.00

由表 4.6 中得知，市區交通事故主要的四種肇事型態為：側撞、路口交岔撞、追撞以及同向擦撞加起來就佔了 82% 的肇事數量。而在單車事故中，則以撞及停放中車輛佔 1.93% 最多。市區交通事故中，車輛與車輛碰撞型態發生次數最高，佔了整體之 93.92%。

在經由資料處理後，本研究得到各肇事之嚴重度區分與對事故型態進行交叉分析，即可得到如表 4.8 之結果：(表中將撞交通設施或其他物之事故型態以撞及物體表示、人與汽機車撞之事故型態以人車撞表示之)

表 4.8 事故類與嚴重度相關分析表

事故類型	A1	A2	A3	小計
對撞	10	340	130	480
對向擦撞	1	180	196	377
同向擦撞	12	792	1021	1825
追撞	11	650	3182	3843
倒車撞	1	94	741	836
路口交岔撞	19	3277	4166	7462
側撞	26	4084	4291	8401
其他	10	527	877	1414
翻車	8	111	7	126
衝出路外	2	4	1	7
撞及物體	18	354	559	931
人與汽機車撞	27	503	0	530
小計	145	10916	15171	26232

### 4.3 選取路口交通事故資料初步分析

本研究以 88、89 年發生於選定之 62 個路口的交通事故資料為研究對象，經蒐集整理後共有 1,593 肇事資料，佔台中市肇事總數的 6.07%。對此 1,593 件肇事資料之肇事型態進行分析，則可得結果如表 4.9 所示：

表 4.9 選定路口肇事種類分佈

事故種類	次數	所佔百分比 (%)
對撞	5	0.31
對向擦撞	3	0.19
同向擦撞	81	5.08
追撞	134	8.41
倒車撞	11	0.69
路口交岔撞	285	17.89
側撞	1035	64.97
其他	19	1.19
翻（摔）車	4	0.25
衝出路外	0	0.00
撞及物體	11	0.69
人與汽機車撞	5	0.31

與表 4.6 之台中市整體肇事種類分佈相較，則可發現由於選定路口，車輛間之肇事比例較多，佔總數之 98.74%(全台中市為 93.92%)；而單車輛事故(撞及物體、翻車以及衝出路外)則大幅降低，總計不及 1%，全台中市之比例則為 4.06%。

而在肇事時間的分佈上，選定路口之肇事時間分佈如表 4.10 及圖 4.5 所示。

表 4.10 選取路口肇事時段統計表

時段	肇數次數	所佔百分比	時段	肇數次數	所佔百分比
0 - 1	86	5.40%	12 - 13	42	2.64%
1 - 2	55	3.45%	13 - 14	60	3.77%
2 - 3	32	2.01%	14 - 15	57	3.58%
3 - 4	40	2.51%	15 - 16	70	4.39%
4 - 5	30	1.88%	16 - 17	79	4.96%
5 - 6	60	3.77%	17 - 18	89	5.59%
6 - 7	72	4.52%	18 - 19	98	6.15%
7 - 8	108	6.78%	19 - 20	53	3.33%
8 - 9	77	4.83%	20 - 21	50	3.14%
9 - 10	66	4.14%	21 - 22	87	5.46%
10 - 11	60	3.77%	22 - 23	90	5.65%
11 - 12	46	2.89%	23 - 24	86	5.40%
總計	1593		100.00%		

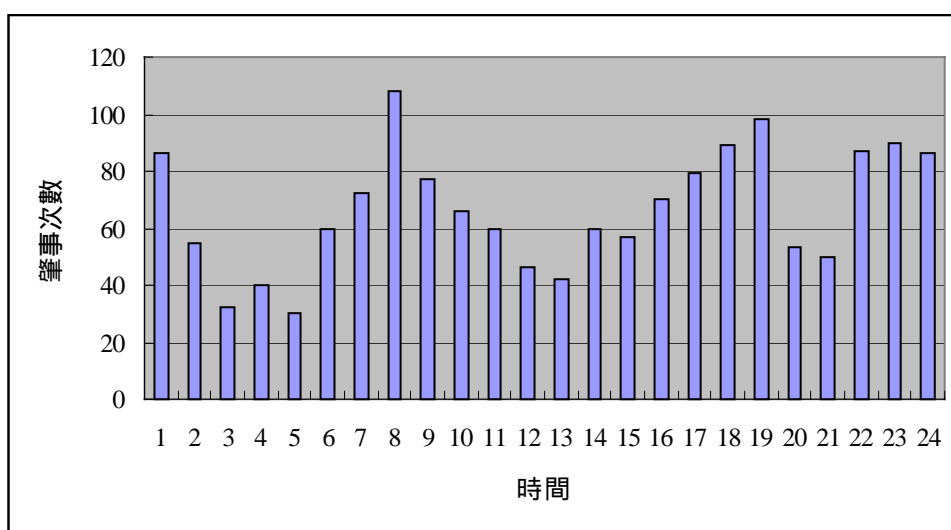


圖 4.5 選取路口肇事時段分佈圖

將於所選定之路口肇事時段分佈與台中市市區肇事時段分

佈相較，發現選定路口之肇事發生時段分佈相較於台中市交通事故時段分佈而言，其事故發生頻率於尖峰時段較無集中之現象。

經過資料比較之後，發現研究之事故資料各項資料與整體肇事資料並不完全相同。其原因可能為本研究選取路口多為市區號誌化路口，可能使其有所異差。但整體之趨勢大致相同，以發生事故種類而言，皆以側撞發生頻率最高，車輛間碰撞發生比例亦最多。



## 第五章 模式建立與比較分析

本研究欲探討道路環境與交通工程設施對交通事故發生之影響，所建立模式以路口幾何因素與交通動態因素為輸入變數，交通事故次數為輸出變數。而於建立模式之前，先將所蒐集之資料建立資料庫，然後分別將資料轉換為適合類神經網路與負二項迴歸模式所需之型式。其後建立適合的負二項迴歸模式與選擇適合的類神經網路型式以及撰寫所需程式，最後以相關係數及誤判率進行模式預測能力之比較。並對類神經網路模式與負二項迴歸模式進行敏感度與彈性分析，以了解影響路口交通事故之因素，並進一步藉由實例分析，提供改善路口交通安全之建議。

### 5.1 變數資料之基本統計

本研究所採用之相關變數如第三章所述，變數資料之基本統計如表 5.1 所示。所採用之變數包括車道數、車道寬度、車流量、車流組成比率及行向間夾角等，由表 5.1 可知各變數之值域範圍差異甚大，如交通流量之值域範圍介於 0 與  $10^4$  之間，而重、機車比率、轉彎比率之值域範圍均介於 0 與 1 之間。

表 5.1 變數資料之基本統計

變數名稱	最大值	最小值	平均值	標準差
左轉專用道	2	0	0.72	0.65
快車道數	6	0	2.45	1.17
快車道寬度	22.7	0	8.26	3.82
快車道以外寬度	49.3	0	5.58	6.79
道路總寬度	58.9	0	13.84	8.23
中央分隔設施型式	3	0	1.67	0.97
快慢車道間分隔型式	3	0	2.58	0.9
左轉專用時制	1	0	0.49	0.5
號誌個數	5	3	4.25	0.9

時相複雜程度	7	3	3.58	0.67
跨越路口距離與時間(全黃加全紅秒數)比	46.4	0.62	5.46	3.45
標誌數之和	5	0	0.25	0.44
標線設置是否清楚	1	0	0.8	0.40
是否位於坡道	1	0	0.04	0.19
兩行向間夾角	180	0	70.59	65.89
路面是否損壞	1	0	0.21	0.41
夜間照明程度	1	0	0.05	0.22
車道佔用程度	2	0	0.54	0.57
路旁十公尺內是否有障礙物	1	0	0.48	0.50
路口總流量	26052	7251	12545.59	3932.98
行向流量	9025	43	3185.00	1812.00
尖峰小時係數	0.99	0.64	0.90	0.06
左轉比率	0.99	0	0.17	0.17
右轉比率	1	0	0.17	0.17
重型車比率	0.85	0	0.03	0.06
機車比率	0.96	0	0.41	0.14
時制週期	180	90	154.92	22.30
綠燈秒數	115	15	52.5	22.23
左轉時相秒數	44	0	9.23	9.81

## 5.2 模式構建

### 5.2.1 類神經網路模式

本研究所構建類神經網路模式係屬路口肇事次數預測模式，蒐集資料組成包含輸入變數值及輸出變數值，並欲從中學習輸入變數與輸出變數的內在對應規則，預測包含只有輸入變數值，而需推論輸出變數值之研究。此種問題特性屬於監督式學習網路，本研究以監督式學習網路之倒傳遞網路 ( Back-Propagation



Network, BPN) 模式，並採用前向式 (Feed-Forward) 架構，不考慮處理單元之回饋。

在進行模式之構建與驗證前，先將總資料 636 筆行向組合分為模式建構組與模式驗證組。其選取之方式為：首先在總資料中抽取 75 % (即 477 筆) 為訓練類神經網路之資料筆數，以建立其次數預測模式。再以其餘 25 % (即 159 筆) 的行向組合資料對於所建立之模式予以驗證。利用軟體 MATLAB 6.1 所提供之環境自行撰寫相關模式所需程式，進行構建與驗證。

雖然類神經網路之輸入值可包含任意大小之變數值，但若不同變數之間之值域範圍差別太大，可能會影響網路之學習效率。因此於實際操作上，可將各輸入處理單元之值域轉換至 $[-1,1]$ 或 $[0,1]$ 間，可得到較佳之結果。本研究採用將輸入變數資料之值域轉換至 $[-1,1]$ 之間。

於構建類神經網路時，需設定網路架構包括輸入單元之個數、隱藏層之層數、各隱藏層中之單元個數及輸出單元之形式。其後設定網路中於輸入層與隱藏層間、隱藏層與隱藏層間(若網路具有兩層隱藏層)、隱藏層與輸出層之轉換函數。同時需設定網路之學習演算法、學習速率等網路相關設定。

假使變動網路參數，其學習的效果與精度可能會有很大的差異，因此，本研究經由調整網路參數構建相異模式，比較網路之平均平方誤差值(Mean Square Error, MSE)、相關係數(Correlation Coefficient)及誤判率(Error Rate)之結果，再決定適合本研究之參數值。

本研究構建之網路參數如下所述，所採用的網路架構為輸入層、單隱藏層及輸出層共三層之網路，輸入層之神經元個數為 53 個，隱藏層之神經元個數為 22 個，輸出層之神經元為 1 個。其中輸入層與隱藏層之轉換函數採用正切雙彎曲轉換函數(Sigmoid

threshold transfer function ), 隱藏層與輸出層之間之轉移函數為線性轉換函數 ( Linear transfer function ), 演算法為共軛梯度演算法中之 Fletcher-Reeves 更新法, 此網路之 MSE 值為  $3.38 \times 10^{-6}$ , 其他相關之網路資料表列於表 5.2。

表 5.2 網路相關設定值

網路相關參數名稱	設定值
隱藏層數量	1 層
隱藏層處理單元數	22 個
隱藏層轉換函數	正切雙彎曲轉換函數
輸出轉換函數	線性轉換函數
輸出單元數	1 個
學習演算法	Fletcher-Reeves 演算法(traincgf)

若將構建網路之資料以本研究所構建之網路模式進行模擬, 其資料筆數為 477 筆, 網路預測值與實際值比較結果與相關係數值, 如圖 5.1 所示, 圖中橫軸(T)代表的是實際值, 縱軸(A)代表的是模式預測值, 最佳結果為預測值等於實際值, 即為通過原點之虛線。實線為代表整體資料趨勢之線段。而代表最佳結果之虛線與代表訓練資料整體趨勢之實線, 產生重疊之情況, 相關係數值為 1, 以及由圖 5.2 中, 將模式結果四捨五入, 若以預測值與實際值相差於 0.5 以內則視為判中, 然其餘則視為誤判, 其預測模式預測值與實際值完全相同, 表示類神經網路模式對於模擬訓練資料而言, 其預測能力相當準確。

將驗證資料以構建之類神經網路模式, 進行測試其預測值與實際值比較結果與相關係數值, 如圖 5.3 所示, 代表最佳結果之虛線與代表訓練資料整體趨勢之實線, 幾乎產生重疊之情況, 相關係數值為 0.992, 而由圖 5.5 中模式預測值與實際值之差值來說, 其誤判比率為 16.4%, 其差值皆於  $\pm 2$  之間, 顯示所構建之類神經網路模式雖仍有判預測值與實際值之差距仍屬可接受之範圍。

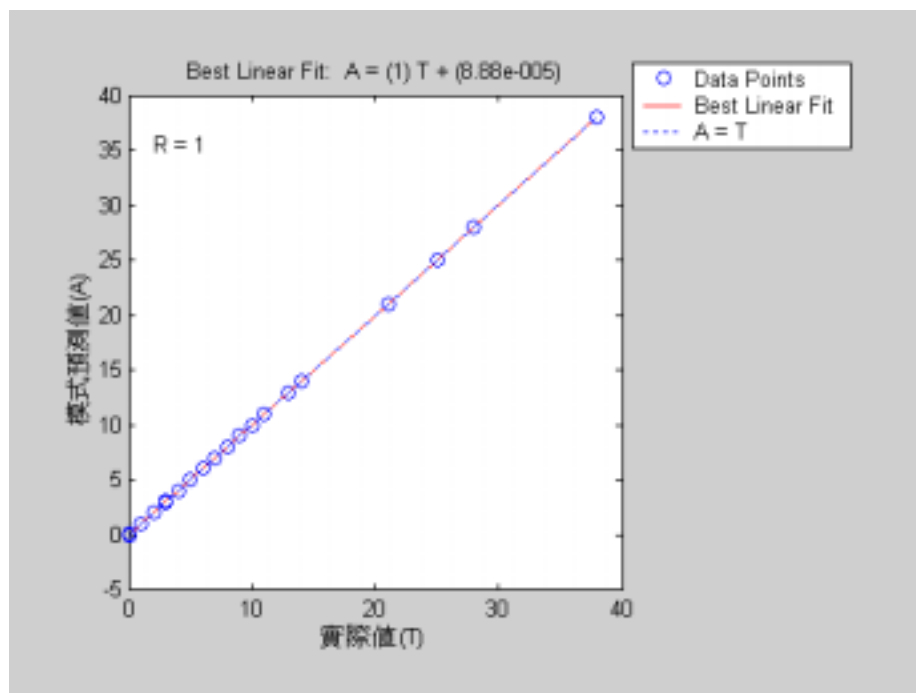


圖 5.1 類神經網路模式模擬訓練資料預測圖

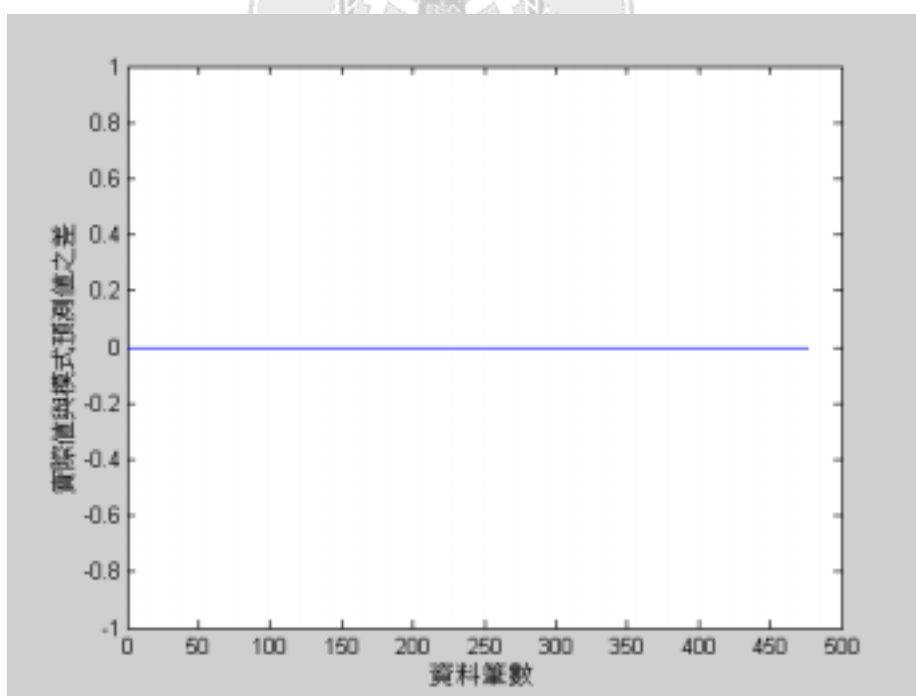


圖 5.2 類神經網路模式模擬訓練資料預測值與實際值之差值圖

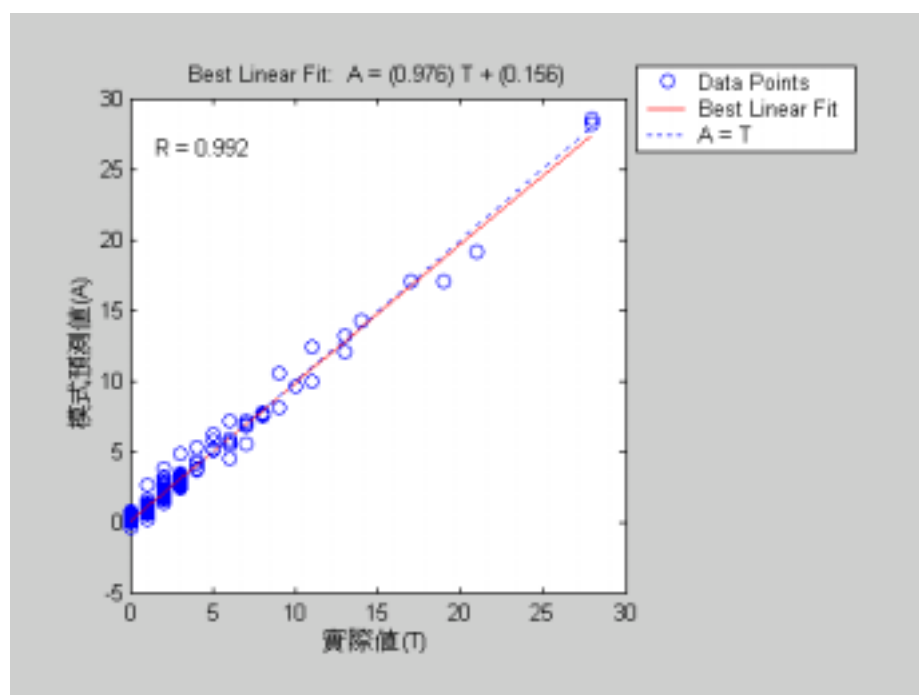


圖 5.3 類神經網路測試資料預測圖

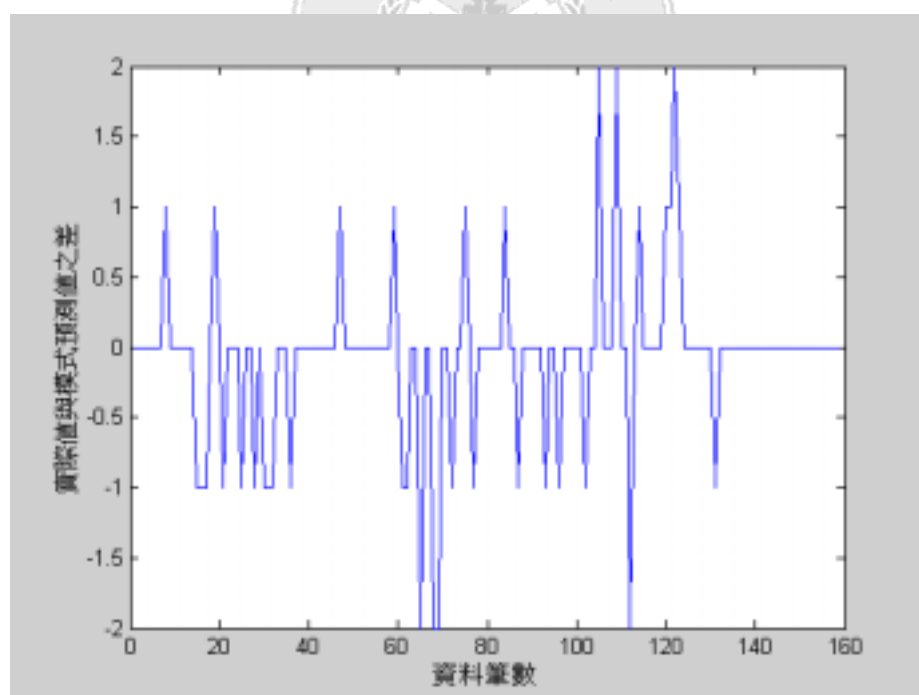


圖 5.4 類神網路模式模擬驗試資料預測值與實際值之差值圖

### 5.2.2 負二項迴歸模式

迴歸技術廣泛地應用於交通事故因果模式之構建，本研究亦嘗試採用迴歸技術建立路口交通事故分析模式，期能建立一可應用之交通事故分析模式。搜集的交通事故資料依照行向組合進行分組時，以發生事故次數為零次之資料相對於其他次數發生筆數最高，在進行構建負二項迴歸模式時，容易造成模式偏估，無法建立適用模式，故研究將肇事次數為零之資料去除，再進行模式構建。構建負二項迴歸模式時，將行向組合資料筆數以隨機之方式抽取 75% 為訓練類神經網路之資料筆數，以建立模式。再以其餘 25% 的行向組合資料對於所建立之模式予以驗證。

以研究範圍內發生於選定之 62 個路口的 636 筆行向組合作為構建模式之用，利用套裝軟體 LIMDEP 7.0 進行參數校估及檢定。目前所建立之負二項迴歸模式校估與檢定結果如表 5.3 所示。

表 5.3 負二項迴歸模式校估與檢定結果

變數名稱	代號	係數	P value	變數名稱	代號	係數	P value
常數項		1.35432	1.359	快慢分隔型式(2)	【X <sub>18</sub> 】	-0.18656	0.065
快車道個數(1)	【X <sub>1</sub> 】	-0.03939	0.126	中央分隔型式(1)	【X <sub>19</sub> 】	0.078709	0.060
快車道個數(2)	【X <sub>2</sub> 】	-0.0877	0.107	中央分隔型式(2)	【X <sub>20</sub> 】	0.078592	0.064
快車道寬度(1)	【X <sub>3</sub> 】	0.176437	0.136	兩行向交角	【X <sub>21</sub> 】	0.00116	0.000
快車道寬度(2)	【X <sub>4</sub> 】	0.022225	0.177	車道佔用程度(1)	【X <sub>22</sub> 】	0.131171	0.089
道路總寬度(1)	【X <sub>5</sub> 】	-0.12212	0.118	車道佔用程度(2)	【X <sub>23</sub> 】	-0.12302	0.079
道路總寬度(2)	【X <sub>6</sub> 】	0.033907	0.164	綠燈秒數(1)	【X <sub>24</sub> 】	-0.00172	0.003
快車道以外寬度(1)	【X <sub>7</sub> 】	0.148923	0.118	綠燈秒數(2)	【X <sub>25</sub> 】	0.005401	0.003
快車道以外寬度(2)	【X <sub>8</sub> 】	-0.04957	0.164	尖峰小時係數(1)	【X <sub>26</sub> 】	1.17688	1.189
左轉專用道數(1)	【X <sub>9</sub> 】	-0.13419	0.112	尖峰小時係數(2)	【X <sub>27</sub> 】	-2.67988	1.349
左轉專用道數(2)	【X <sub>10</sub> 】	0.04923	0.108	重車比(1)	【X <sub>28</sub> 】	-0.93519	2.396
路口總交通量	【X <sub>11</sub> 】	0.000033	0.000	重車比(2)	【X <sub>29</sub> 】	0.781245	0.586

行向交通量(1)	【X <sub>12</sub> 】	0.00007	0.000	時相複雜程度(1)	【X <sub>30</sub> 】	-0.06893	0.083
左轉車輛比(1)	【X <sub>13</sub> 】	-0.19052	0.263	時相複雜程度(2)	【X <sub>31</sub> 】	0.098248	0.078
左轉車輛比(2)	【X <sub>14</sub> 】	-0.03871	0.260	$\alpha$ (alpha)		0.10662	0.030
右轉車輛比(1)	【X <sub>15</sub> 】	-0.51333	0.274	Degrees of freedom		32	
右轉車輛比(2)	【X <sub>16</sub> 】	-0.05325	0.302	Log likelihood function		-899.7244	
快慢分隔型式(1)	【X <sub>17</sub> 】	-0.09945	0.059	Chi-squared ( $\chi^2$ )		44.93893	

本研究建立之負二項迴歸模式其以檢定過度離散參數 $\alpha$ (alpha)是否顯著來作離散性檢定，結果發現在建立之負二項模式結果如表 5.3 所示，離散參數值為 0.1066，研究採用 95%信賴區間為模式檢定標準，其值為 0.05，與離散參數值 0.1066 大於檢定值 0.05；顯示過度離散情形顯著，故以負二項模式取代卜瓦松模式為較合適之選擇。

建立之路口交通事故分析模式如式 5.1 所示：

$$u = \exp(1.35432 - 0.03939 X_1 - 0.0877 X_2 + 0.176437 X_3 + 0.022225 X_4 - 0.12212 X_5 + 0.033907 X_6 + 0.148923 X_7 - 0.04957 X_8 - 0.13419 X_9 + 0.04923 X_{10} + 0.0000334 X_{11} + 0.0000706 X_{12} - 0.19052 X_{13} - 0.03817 X_{14} - 0.51333 X_{15} - 0.05325 X_{16} - 0.09945 X_{17} - 0.18656 X_{18} + 0.078709 X_{19} + 0.078592 X_{20} + 0.00116 X_{21} + 0.131171 X_{22} - 0.12302 X_{23} - 0.00172 X_{24} + 0.005401 X_{25} + 1.17688 X_{26} - 2.67988 X_{27} - 0.93519 X_{28} + 0.781245 X_{29} - 0.06893 X_{30} + 0.098248 X_{31}) \dots\dots\dots (5.1)$$

其中，

u：為交通事故次數

X<sub>1</sub>：為行向組合中其一行向之快車道個數

X<sub>2</sub>：為行向組合中另一行向之快車道個數

X<sub>3</sub>：為行向組合中其一行向之快車道寬度

X<sub>4</sub>：為行向組合中另一行向之快車道寬度

X<sub>5</sub>：為行向組合中其一行向之道路總寬度

X<sub>6</sub>：為行向組合中另一行向之道路總寬度

X<sub>7</sub>：為行向組合中其一行向之快車道以外之寬度

X<sub>8</sub>：為行向組合中另一行向之快車道以外之寬度

- $X_9$ ：為行向組合中其一行向之左轉專用道個數
- $X_{10}$ ：為行向組合中另一行向之左轉專用道個數
- $X_{11}$ ：為路口之總交通量
- $X_{12}$ ：為行向組合中之交通量
- $X_{13}$ ：為行向組合中其一行向之左轉車輛比
- $X_{14}$ ：為行向組合中另一行向之左轉車輛比
- $X_{15}$ ：為行向組合中其一行向之右轉車輛比
- $X_{16}$ ：為行向組合中另一行向之右轉車輛比
- $X_{17}$ ：為行向組合中其一行向之快、慢車道分隔型式
- $X_{18}$ ：為行向組合中另一行向之快、慢車道分隔型式
- $X_{19}$ ：為行向組合中其一行向之中央分隔型式
- $X_{20}$ ：為行向組合中另一行向之中央分隔型式
- $X_{21}$ ：為行向組合中兩行向之夾角
- $X_{22}$ ：為行向組合中其一行向之車道佔用程度
- $X_{23}$ ：為行向組合中另一行向之車道佔用程度
- $X_{24}$ ：為行向組合中其一行向之綠燈秒數
- $X_{25}$ ：為行向組合中另一行向之綠燈秒數
- $X_{26}$ ：為行向組合中其一行向之尖峰小時係數
- $X_{27}$ ：為行向組合中另一行向之尖峰小時係數
- $X_{28}$ ：為行向組合中其一行向之重車比
- $X_{29}$ ：為行向組合中另一行向之重車比
- $X_{30}$ ：為行向組合中其一行向之時向複雜程度
- $X_{31}$ ：為行向組合中另一行向之時向複雜程度

負二項迴歸模式以一般化皮爾森統計量  $\chi^2$  來作模式適合度檢定。而模式的自由度為 32，研究採用信賴區間為 95% 來作為模式檢定標準，藉由查表得知其  $\chi^2_{0.05}$  臨界值為 46.1701，模式  $\chi^2$  值為 44.93 <  $\chi^2_{0.05}$  (46.17)，故表示模式值在顯著水準下可配適理論值，即構建模式為可接受模式。

構建模式所採用之變數其 P 值在信賴區間為 95% 來作為模式變數

顯著與否之檢定標準，藉由查表得知其臨界值為 0.05，表示變數之 P 值若小於 0.05 則表示變數為顯著變數，由表 5-1 中模式變數之 P 值絕大多數大於臨界值 0.05；即變數不顯著。只有路口總交通量、各行向交通量、兩行向之夾角與各行向綠燈秒數為顯著變數。

而負二項迴歸模式預測驗證資料結果如圖 5.5 所示，圖中橫軸(T)代表的是實際值，縱軸(A)代表的是模式預測值，最佳結果為預測值等於實際值，即為通過原點之虛線。實線為代表整體驗證資料之線段。研究構建之負二項模式其預測結果與實際值比較，發現模式於預測高交通事故次數之行向組合中，其負二項迴歸模式之預測值具有低估的趨勢。而於交通事故次數較低的行向組合相較於高交通事故次數之行向組合而言，高、低估的情況皆有，模式之 R（相關係數）值為 0.765。就模式預測值與實際值之差值，如圖 5.6 所示，若以預測值與實際值相差於 0.5 以內則視為判中，其餘則視為誤判，其誤判率高達 79.9%，其差值最大為 21，若與圖 5.5 進行比較，得知較大之誤差值來自於次數較高之行向組合。

由圖中可得知於高次數之行向組合中，以負二項迴歸模式預測值較實際值低估的情況較多，此種情況之產生可能為所蒐集之行向組合之交通事故次數大多數為低次數居多，資料具有之偏態分佈之情況，無法代表高交通事故次數之行向組合之特性，而導致構建之模式於預測高次數之行向組合時，產生低估之情況。



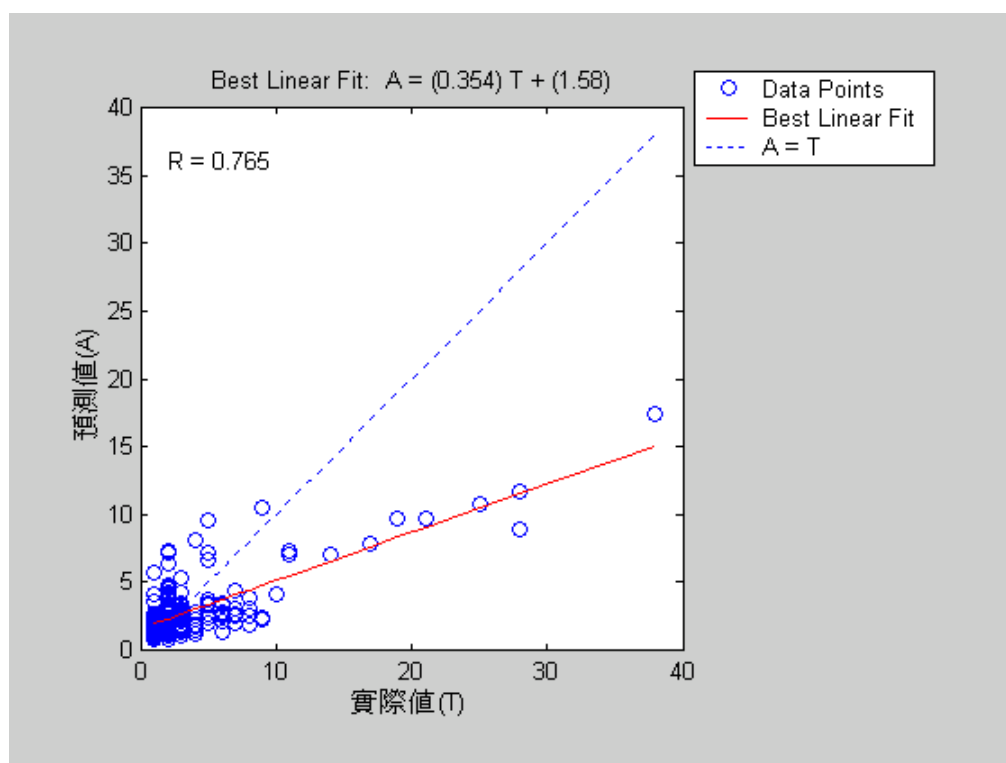


圖 5.5 負二項迴歸模式預測圖

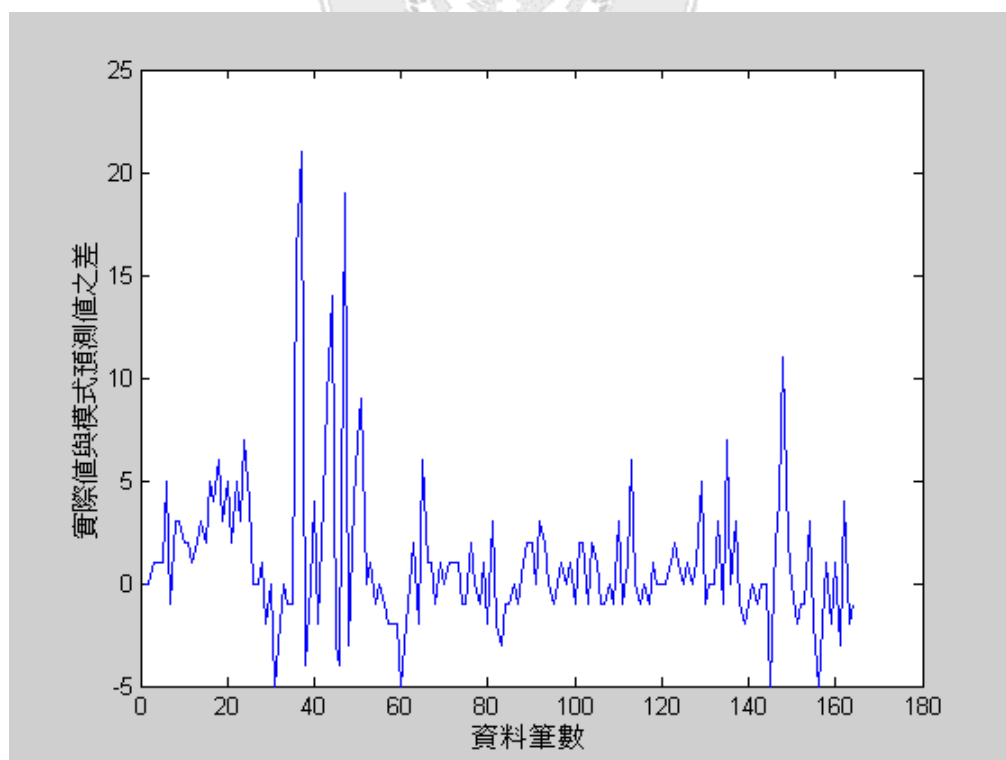


圖 5.6 負二項迴歸模式預測值與實際值之差值圖

### 5.3 敏感度及彈性分析

本研究對所構建之類神經網路與負二項迴歸模式進行敏感度及彈性分析，以嘗試了解各路口因子對交通事故之潛在影響程度，並對模式合理性做進一步探討。

#### 5.3.1 類神經網路之敏感度分析

本研究對類神經網路模式進敏感度分析，其中敏感度可定義為：模式輸出值受輸入變數變化影響的程度【23】。因此透過敏感度分析，可找出模式之重要影響變數。對於多層網路而言，其每一層的輸出將成為下一層的輸入，如下所示：

$$a_i^{m+1} = f^{m+1}(net_i^{m+1}) \quad , \quad net_i^{m+1} = \sum_{j=1}^{S^{m+1}} W_{i,j}^{m+1} a_j^m + \theta_i^{m+1} \dots\dots\dots (5.2)$$

$$a_i^m = f^m(net_i^m) \quad , \quad net_i^m = \sum_{j=1}^{S^m} W_{i,j}^m a_j^{m-1} + \theta_i^m \dots\dots\dots (5.3)$$

.....  
 .....  
 .....

$$a_i^2 = f^2(net_i^2) \quad , \quad net_i^2 = \sum_{j=1}^{S^2} W_{i,j}^2 a_j^2 + \theta_i^2 \dots\dots\dots (5.4)$$

$$a_i^1 = f^1(net_i^1) \quad , \quad net_i^1 = \sum_{j=1}^{S^1} W_{i,j}^1 a_j^0 + \theta_i^1 \dots\dots\dots (5.5)$$

其中， $m=0,1,\dots,M-1$ ，

$M$  為網路之層的數目(包括輸入、隱藏及輸出層)，

輸入單元即為  $a_j^0 = X_j$ ，輸出單元即為  $Y_i = a_i^M$ ，

$W_{i,j}^{m+1}$  表示由第  $m+1$  層之權重值矩陣，

$\theta^{m+1}$  是門檻值矩陣，

$S^{m+1}$  為第  $m+1$  層中之神經元個數，

為求得輸入變數對於輸出變數的影響程度，於是將輸出變數  $Y_i$  對輸入變數  $X_j$  微分得：

$$\frac{\partial Y_i}{\partial X_j} = \frac{\partial a_i^{m+1}}{\partial a_i^m} \cdot \frac{\partial a_i^m}{\partial a_i^{m-1}} \cdots \frac{\partial a_i^2}{\partial a_i^1} \cdot \frac{\partial a_i^1}{\partial a_j^0} \cdots \quad (5.6)$$

亦可表示為

$$\frac{\partial Y_i}{\partial X_j} = \sum_{T^{m+1}=1}^{S^{m+1}} \sum_{T^m=1}^{S^m} \cdots \sum_{T^1=1}^{S^1} W_{T^{m+1}, T^m}^{m+1} G(net_{T^{m+1}}^{m+1}) W_{T^m, T^{m-1}}^m G(net_{T^m}^m) \cdots W_{T^2, T^1}^2 G(net_{T^1}^2) W_{T^1, j}^1 G(net_{T^1}^1) \cdots \quad (5.7)$$

其中，根據本研究採用之類神經網路轉換函數，式 5.7 中之  $G(net)$  可表示為：

$$G(net) = f'(net) = 1 - \left( \frac{e^{net} + e^{-net}}{e^{net} - e^{-net}} \right)^2 \cdots \quad (5.8)$$

當網路訓練完畢後，將此網路中各結點的權值以及門檻值，利用式 5.7 與 5.8 便可求得各輸入變數相對輸出變數的敏感度值。

本項分析，分析結果顯示，以輸入變數「快車道個數」為例，其敏感度值如圖 5.7 所示，顯示其敏感度分析結果並非一定值，大多數之敏感度值集中於 0 附近，其中有數筆資料之敏感值明顯不為零。其可能原因為每組行向組合其構成因子相異，同一因子變化對於不同行向組合之影響亦有所不同，例如：當增加快車道數時，對不同之路口幾何環境、號誌設施與交通流量特性而言，對交通事故之發生次數可能增加，亦可能減少。說明如後：對於交通量較大之路口，其增加快車道數有助於紓解交通壅塞，減少車輛間碰撞機會，降低交通事故之發生次數；而對於交通量較小之路口，其增加快道數可能讓駕駛人降低其警覺心，增加行駛速率，而導致交通事故發生，增加事故之發生次數。故於不同之路口幾何、號誌及交通現況因素而言，單一變數的改變對於交通事故次數之影響並非一定值。

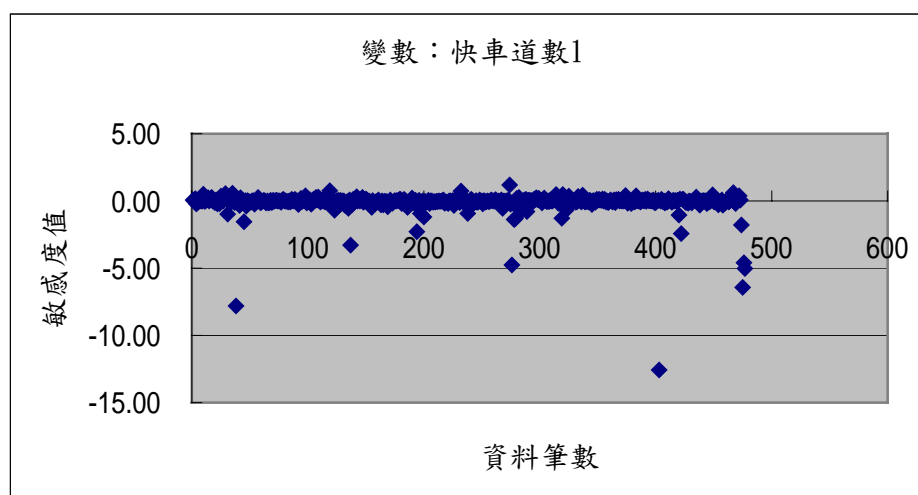


圖 5.7 變數：快車道數之敏感度分佈圖

對於不同之行向組合而言，相同變數之敏感度分析值可能為正值亦可能為負值，若其敏感度分析值為正值，表示此一變數增加其輸入值，將導致輸出變數即交通事故次數增加，反之則減少。是故本研究將各輸入變數之敏感度分析取其平均值，藉以瞭解各因素對交通事故次數之影響程度，其結果如表 5.4 所示，其中相較於其他變數之敏感度分析值，快車道總寬度變數與中央分隔設施其敏感度分析值最大為 0.18。顯示對於整體資料之平均而言，若增加快車道之總寬度或中央分隔設施由實體之分隔島改為反光標鈕或標線，則可能增加交通事故之發生頻率。以行向交通量而言，其敏感度分析值為 -0.15，表示當行向交通量增加時，可能為駕駛人注意左右車況，降低事故之發生機會。

表 5.4 類神經網路輸入變數之敏感度平均值

變數名稱	敏感度值	變數名稱	敏感度值	變數名稱	敏感度值
快車道個數 1	-0.13	時相複雜程度 1	0.00	車道被佔用程度 1	0.04
快車道個數 2	-0.13	時相複雜程度 2	0.05	車道被佔用程度 2	-0.06
左轉專用道 1	0.06	時制週期	-0.05	路口總交通量	0.03
左轉專用道 2	-0.07	綠燈秒數 1	0.06	行向交通量 1	-0.15
快車道總寬度 1	0.12	綠燈秒數 2	0.05	行向交通量 2	0.11
快車道總寬度 2	0.18	左轉秒數 1	-0.06	尖峰小時 1	-0.02

道路總寬度 1	0.06	左轉秒數 2	0.07	尖峰小時 2	0.03
道路總寬度 2	-0.02	速限或警告標誌 1	-0.02	左轉車輛比 1	0.05
快車道以外寬度 1	0.11	速限或警告標誌 2	0.02	左轉車輛比 2	-0.04
快車道以外寬度 2	-0.03	標線設置是否清楚 1	-0.09	右轉車輛比 1	-0.09
中央分隔設施型式 1	0.09	標線設置是否清楚 2	0.04	右轉車輛比 2	-0.07
中央分隔設施型式 2	0.18	是否位於坡道 1	-0.04	重型車比 1	0.11
快慢車道分隔型式 1	-0.06	是否位於坡道 2	-0.04	重型車比 2	0.08
快慢車道分隔型式 2	-0.07	路面是否有損壞 1	-0.07	機車比 1	0.02
號誌個數 1	-0.01	路面是否有損壞 2	0.16	機車比 2	-0.05
號誌個數 2	-0.06	夜間照明程度	0.03	兩行向交角	0.01
左轉專用號誌 1	0.00	十公尺內有障礙 1	0.10	跨越路口時間比	-0.03
左轉專用號誌 2	0.03	十公尺內有障礙 2	-0.07		

本研究欲找出影響路口交通事故之重要因素，因對於不同之行向組合其分析值可能為正值亦可能為負值，為防止正值與負值相消取其值後導致其值趨近於零，故對於模式之變數其敏感度分析先取絕對值再平均之結果如表 5.5 所示，其中以變數之敏感分析值由大至小為行向交通量、中央分隔設施、快慢分隔設施、快車道個數、快車道寬度、路面是否有損壞、路旁十公尺內是否有障礙物等等。

表 5.5 敏感度值先取絕對值後再平均之結果

變數名稱	敏感度值	變數名稱	敏感度值	變數名稱	敏感度值
快車道個數 1	0.24	時相複雜程度 1	0.20	車道被佔用程度 1	0.17
快車道個數 2	0.28	時相複雜程度 2	0.23	車道被佔用程度 2	0.14
左轉專用道 1	0.22	時制週期	0.18	路口總交通量	0.15
左轉專用道 2	0.18	綠燈秒數 1	0.24	行向交通量 1	0.32
快車道寬度 1	0.24	綠燈秒數 2	0.15	行向交通量 2	0.29
快車道寬度 2	0.28	左轉秒數 1	0.21	尖峰小時 1	0.15
道路總寬度 1	0.16	左轉秒數 2	0.27	尖峰小時 2	0.23
道路總寬度 2	0.14	速限或警告標誌 1	0.14	左轉車輛比 1	0.23

快車道以外寬度 1	0.24	速限或警告標誌 2	0.16	左轉車輛比 2	0.26
快車道以外寬度 2	0.15	標線設置是否清楚 1	0.20	右轉車輛比 1	0.26
中央分隔設施型式 1	0.23	標線設置是否清楚 2	0.24	右轉車輛比 2	0.17
中央分隔設施型式 2	0.31	是否位於坡道 1	0.12	重型車輛比 1	0.22
快慢車道分隔型式 1	0.31	是否位於坡道 2	0.16	重型車輛比 2	0.19
快慢車道分隔型式 2	0.26	路面是否有損壞 1	0.25	機車比 1	0.12
號誌個數 1	0.21	路面是否有損壞 2	0.28	機車比 2	0.16
號誌個數 2	0.23	夜間照明程度	0.13	兩行向交角	0.19
左轉專用號誌 1	0.22	十公尺內有障礙 1	0.27	跨越路口時間比	0.17
左轉專用號誌 2	0.20	十公尺內有障礙 2	0.27		

因所蒐集之行向組合資料中，以零次之組合最多，本研究為探討高次之行向組合中，其重要之影響因素為何，是故對發生次數 5 次以上之行向組合進行敏感分析，其分析之平均值如表 5.6 所示。其分析值由大至小為中央分隔設施、快車道寬度、行向交通量、路面是否有損壞、快慢分隔設施等等。

表 5.6 交通事故次數為 5 次以上之絕對平均敏感度值

變數名稱	敏感度值	變數名稱	敏感度值	變數名稱	敏感度值
快車道個數 1	1.21	時相複雜程度 1	0.68	車道被佔用程度 1	0.67
快車道個數 2	1.45	時相複雜程度 2	0.94	車道被佔用程度 2	0.65
左轉專用道 1	0.91	時制週期	0.71	路口總交通量	0.55
左轉專用道 2	0.76	綠燈秒數 1	1.07	行向交通量 1	1.58
快車道寬度 1	1.30	綠燈秒數 2	0.49	行向交通量 2	1.32
快車道寬度 2	1.58	左轉秒數 1	0.86	尖峰小時 1	0.65
道路總寬度 1	0.75	左轉秒數 2	1.25	尖峰小時 2	0.61
道路總寬度 2	0.55	速限或警告標誌 1	0.55	左轉車輛比 1	1.00
快車道以外寬度 1	1.13	速限或警告標誌 2	0.58	左轉車輛比 2	0.85
快車道以外寬度 2	0.61	標線設置是否清楚 1	0.94	右轉車輛比 1	1.19
中央分隔設施型式 1	1.14	標線設置是否清楚 2	1.04	右轉車輛比 2	0.65

中央分隔設施型式 2	1.60	是否位於坡道 1	0.42	重型車輛比 1	1.00
快慢車道分隔型式 1	1.31	是否位於坡道 2	0.54	重型車輛比 2	0.79
快慢車道分隔型式 2	1.03	路面是否有損壞 1	1.10	機車比 1	0.45
號誌個數 1	0.74	路面是否有損壞 2	1.43	機車比 2	0.62
號誌個數 2	0.86	夜間照明程度	0.49	兩行向交角	0.71
左轉專用號誌 1	0.73	十公尺內有障礙 1	1.10	跨越路口時間比	0.65
左轉專用號誌 2	0.71	十公尺內有障礙 2	0.90		

### 5.3.2 彈性分析

對所構建之負二項迴歸模式進行彈性( $\eta$ )分析，而彈性可定義為輸出變數  $y$  變動百分比除以輸入變數  $x$  變動百分比如式 5.9 所示。

$$\eta = \frac{\text{percentage change in } y}{\text{percentage change in } x} = \frac{\frac{\Delta y}{y}}{\frac{\Delta x}{x}} = \frac{\Delta y}{\Delta x} \cdot \frac{x}{y} \dots\dots\dots (5.9)$$

$$\text{其中， } \beta_2 = \frac{\Delta E(y)}{\Delta x}$$

$E(y)$  為變數  $y$  之期望值

5.9 式亦可表示為 5.10 式

$$\eta = \frac{\frac{\Delta E(y)}{E(y)}}{\frac{\Delta x}{x}} = \frac{\Delta E(y)}{\Delta x} \cdot \frac{x}{E(y)} = \beta \cdot \frac{x}{E(y)} \dots\dots\dots (5.10)$$

其中  $\beta$  為參數即模式中變數之係數

$x$  和  $E(y)$  之值以平均值代入

經由彈性分析之結果如表 5.7 所示，若取其絕對值排序由大至小依序為變數尖峰小時係數、跨越路口時間比、道路總寬度、快車道寬度、快車道以外寬度、路口總交通量、時相複雜程度等等。顯示若增加快、慢車道及道路之寬度，將導致交通事故次數增加，其原因可能為駕駛人行駛於寬度過寬之道路時，其行駛速率容易在不自覺的情況

下過快；或於交通狀況擁擠時，產生不當超車之駕駛行為，易導致事故之發生。

表 5.7 負二項迴歸模式變數彈性值

變數名稱	彈性值	變數名稱	彈性值	變數名稱	彈性值
快車道個數 1	-0.03	快慢車道分隔型式 1	-0.08	左轉車輛比 1	-0.01
快車道個數 2	0.07	快慢車道分隔型式 2	-0.15	左轉車輛比 2	0.00
快車道寬度 1	0.47	時相複雜程度 1	-0.08	右轉車輛比 1	-0.02
快車道寬度 2	0.06	時相複雜程度 2	0.11	右轉車輛比 2	0.00
道路總寬度 1	-0.54	車道被佔用程度 1	0.02	重型車輛比 1	-0.01
道路總寬度 2	0.15	車道被佔用程度 2	-0.02	重型車輛比 2	0.01
快車道以外寬度 1	0.26	路口總交通量	0.13	兩行向交角	0.03
快車道以外寬度 2	-0.09	行向交通量	0.07	跨越路口時間比	0.65
中央分隔設施型式 1	0.04	尖峰小時 1	0.65		
中央分隔設施型式 2	0.04	尖峰小時 2	0.61		

敏感度分析與彈性分析結果，變數重要性排序整理如表 5.8 所示：

表 5.8 敏感度與彈性分析之比較

項目 排序	整體資料之 敏感度分析	取絕對值後整體資 料之敏感度分析	高事故次數資料之 敏感度分析	彈性分析
1	快車道寬度	行向交通量	中央分隔設施	尖峰小時係數
2	中央分隔設施	中央分隔設施	快車道寬度	跨越路口時間比
3	路面是否有損壞	快慢分隔設施	行向交通量	道路總寬度
4	行向交通量	快車道個數	路面是否有損壞	快車道寬度
5	快車道個數	快車道寬度	快慢分隔設施	快車道以外寬度

由表 5.8 得知，各處理分析所得到之重要項目不盡相同，其中出現頻率最高為快車道寬度，其次分別為中央分隔設施、行向交通量、快慢分隔設施等等。



## 5.4 模式預測能力之比較分析

評估準確性的標準一般有誤差均方根 ( Root Mean Square, RMS )、平均絕對誤差 ( Mean Absolute Deviation, MAD )、相關係數 ( Correlation Coefficient ) 以及誤判率 ( Error Rate ) 等。因本研究為預測事故次數，若模式之預測值接近實際值或與實際值相同，模式之相關係數值越高與誤判率越低，則所建構之模式其預測能力越佳、適用性越高。是故本研究選取相關係數與誤判率來進行模式間之比較分析。其中誤差均方根與平均平方誤差之公式如式 5.11、5.12 所示。

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{p=1}^M \sum_{j=1}^N (T_j^p - Y_j^p)^2}{M \cdot N}} \dots\dots\dots (5.11)$$

其中， $T_j^p$  第 P 個範例的第 j 個輸出單元之目標輸出值。

$Y_j^p$  第 P 個範例的第 j 個輸出單元之推論輸出值。

$M$ ：範例數目。

$N$ ：輸出層處理單元數目。

$$MAD = \frac{\sum_{p=1}^M \sum_{j=1}^N |T_j^p - Y_j^p|}{M \cdot N} \dots\dots\dots (5.12)$$

其中， $T_j^p$  第 P 個範例的第 j 個輸出單元之目標輸出值。

$Y_j^p$  第 P 個範例的第 j 個輸出單元之推論輸出值。

$M$ ：範例數目。

$N$ ：輸出層處理單元數目。

比較結果如表 5.9 所示。

表 5.9 類神經網路與負二項迴歸模式之比較

項目	相關係數	誤判率(%)	最大誤差	最大誤差百分比
類神經網路模式	0.992	16.4	-1.95	2.76
負二項迴歸模式	0.765	79.9	22.1	3.37

以相關係數而言，類神經網路之相關係數為 0.992 比負二項迴歸模式之 0.765 較佳。就誤判率而言，類神經網路之誤判率為 16.4%，相對於負二項迴歸模式 79.9% 之高誤判率，類神經網路之誤判率較低；而就其模式預測產生之最大誤差而言，亦為類神經網路較佳。經由上述之比較若就模式之預測能力而言，以類神經網路之預測能力較佳。

因交通事故的發生本身具有隨機性與不確定性，其影響因素眾多且彼此間相互影響，本研究僅考量路口幾何、誌號與交通現況等因子作為模式之輸入變數，其他影響因子並未納入模式中。且由於所採用的資料為 88、89 年度選定之 62 個路口交通事故資料，而於輸入變數方面，是利用現地調查與事故發生當時之路口幾何、號誌及交通現狀因素，亦有所不同。負二項迴歸模式假設事件發生的期望計數值符合一個無法觀察到的伽瑪分配(Gamma Distribution)，而所蒐集之資料是否符合此分配並無法得知，這些因素均可能導致變數校估結果不顯著與負二項迴歸模式之適用性不佳。本研究所構建之倒傳遞類神經網路模式其預測能力較負二項迴歸模式佳，是故採用此類神經網路模式應用於輔助路口改善方案之評選。

## 5.5 類神經網路模式應用於路口改善

將所構建之類神經網路預測模式，應用於輔助路口改善方案之評選。以下首先說明應用模式於路口改善之流程，並以所蒐集資料中事故次數最高之台中港路與文心路交叉口為例，擬定不同改善方案，利用模式進行各改善方案之交通事故次數預測並概估所需成本，分述如下：

### 5.5.1 類神經網路模式應用於路口改善流程

本研究應用所構建之交通事故數量預測模式輔助路口改善方案之進行，其流程如圖 5.8 所示，說明如下。

首先蒐集路口之幾何、號誌、交通動態及肇事資料，其後以建構之類神經網路模式預測路口之事故次數，判別路口是否需進行改善，由於實務上並無類似之判斷準則，故本研究嘗試將蒐集之行向組合資料，依其交通事故次數由小至大進行遞增排序，取其第 75 百分位數(third quartile)之事故次數值 3，做為判別行向組合是否需進行改善之臨界值(A)；因路口為各行向所組成，若單一行向之幾何、號誌因子有所改變，對於其他行向組合亦會有所影響，是故亦將路口之交通事故次數進行遞增排序，取其第 75 百分位數(third quartile)之事故次數值 28，做為判別路口是否需進行改善之臨界值(B)。

若實際或模式預測之行向組合事故次數大於臨界值(A)，或路口事故次數值大於臨界值(B)，表示此一路口需進行工程改善。倘若經判別其行向組合事故次數小於臨界值(A)，且路口事故次數小於臨界值(B)，則此路口無需進行改善。

經由判別後，若此路口需進行改善，則進行敏感度分析評選出重要之影響因素，在參考敏感度分析結果與現場勘查路口道路環境與交通工程設施後，擬定數種相關改善方案並概估所需成本。

將各改善方案以模式分別預測其事故次數，並與原預測次數進行比較，將比較結果其事故次數較原次數增加之方案剔除，評選出事故次數較原次數降低之方案，則進行計算各方案之降低一次事故所需成本值即成本/降低次數比值並與平均交通事故成本進行比較。

此一平均成本值僅針對交通事故發生時之財物損失而言，並無包含生命價值成本、醫療費用等等，引用文獻【13】之研究，單一交通

事故發生時，其汽車平均損失為 151,000 元，機車平均損失為 15,000 元，本研究統計 88、89 年度之交通事故中包含之汽車與機車數，乘以上述之數值後加總，再將加總之數值除以總交通事故次數，得此平均成本值約為 234,000 元，公式如式 5.13 所示。

$$\text{平均成本值} = \frac{88\text{ 89 年之交通事故所含汽車數} \times \text{汽車平均損失} + \text{機車數} \times \text{機車平均損失}}{88\text{ 89 年之交通事故數量}} \dots\dots\dots (5.13)$$

若各改善方案之成本/降低次數比值皆大於平均交通事故成本，則重擬改善方案。若方案之成本/降低次數比值小於平均事故成本，則將此改善方案納入評選方案中，倘若改善方案中有二個以上之替選方案則利用效益 - 成本比值法評選出較佳之改善方案。



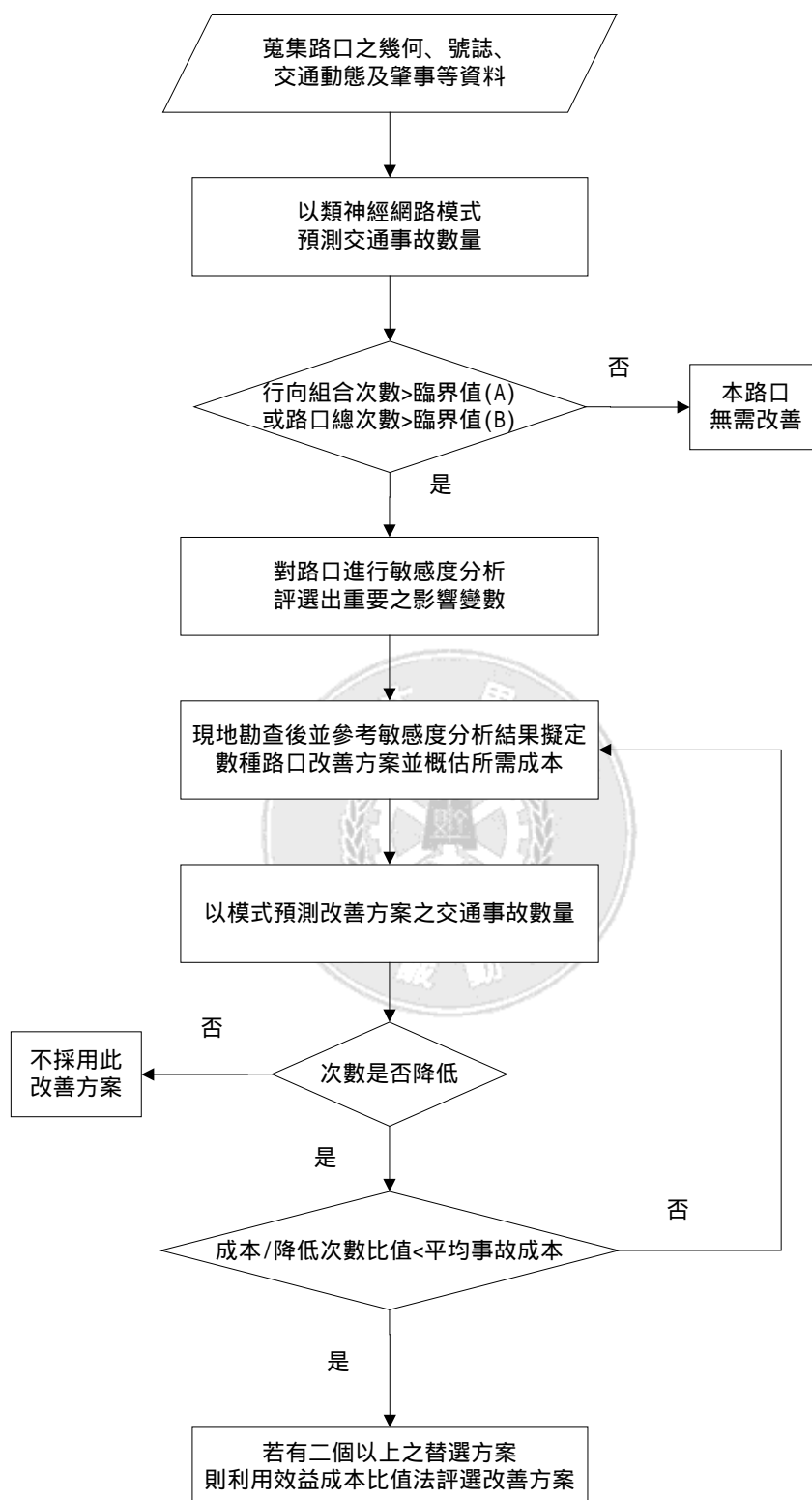


圖 5.8 利用類神經網路輔助路口改善之流程圖

### 5.5.2 類神經網路預測模式應用於路口改善範例

茲以本研究選用路口中交通事故發生次數最多之台中港路與文心路叉路口作為改善之範例。首先，此一交叉路口之基本調查資料與路口示意圖如表 5.10 與圖 5.9 所示：

表 5.10 範例路口之基本調查資料

行向代碼	1	2	3	4
道路名稱	台中港路	文心路	台中港路	文心路
車輛行向	東	南	西	北
中央分隔	實體分隔	實體分隔	實體分隔	實體分隔
快慢分隔	實體分隔	標線	實體分隔	標線
快車道數	4	4	4	4
左轉專用道	2	1	2	1
快車道寬度(m)	13.3	12.9	14.0	13.0
道路寬度(m)	23.6	18	24.3	16.9
慢車道及路肩寬(m)	10.3	5.1	10.3	3.9
是否位於坡道	否	否	否	否
道路被佔用程度	未遭佔用	未遭佔用	未遭佔用	未遭佔用
行向角度(°)	0	90	180	270
時相複雜程度	5	4	6	4
號誌個數(個)	5	5	5	5
號誌周期	180	180	180	180
綠燈秒數(秒)	60	30	60	30
左轉秒數(秒)	15	24	22	24
行向流量(pcu)	7341	4410	8938	5363
路口尖峰小時係數	0.98	0.95	0.97	0.98
重車比	0.035	0.006	0.022	0.014
機車比	0.247	0.418	0.321	0.383
左轉比	0.111	0.234	0.241	0.338

右轉比	0.134	0.099	0.089	0.114
路口照明程度	一般照明			
十公尺內是否有障礙物	是	否	否	否
路面是否有損壞	否	否	否	否

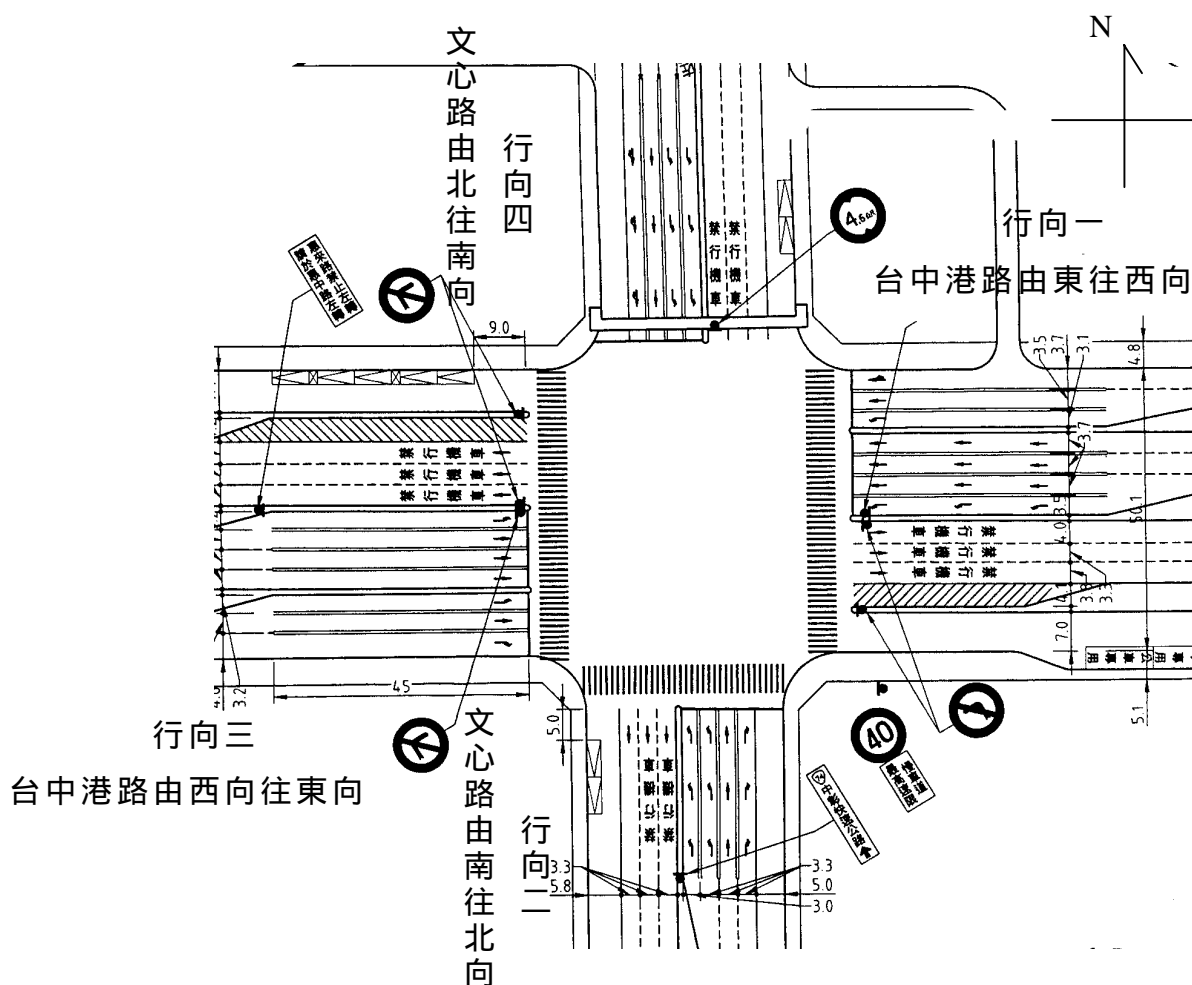


圖 5.9 台中港與文心交叉路口示意圖【3】

此一路口實際共發生 133 件交通事故，依其行向組合分類，其中以行向 1 與行向 3 之組合其發生次數最多，其次為行向 1 與行向 1、行向 3 與行向 3 之組合。以模式預測此路口之交通事故次數與實際值進行比較，如表 5.11 所示。由表得知，模式之預測結果與實際值除 2&2、2&3 與 2&4 行向組合有些許差異外，其餘之行向組合模式預測

數值與實際值完全相同。而各行向組合之次數除 2&4 行向組合外，其餘之行向組合皆大於行向次數臨界值 3，且路口之總交通事故次數實際值為 133，模式預測值為 130 皆遠大於路口次數臨界值 28，是故判定此一路口需進行改善。

表 5.11 範例路口各行向組合之交通事故實際次數與預測次數

行向組合	事故次數		行向組合	事故次數	
	實際值	預測值		實際值	預測值
1&1	28	28	2&3	5	4
1&2	8	8	2&4	2	1
1&3	38	38	3&3	28	28
1&4	5	5	3&4	4	4
2&2	5	4	4&4	10	10
實際之總和	133		預測之總和	130	

對此一路口之各行向組合進行敏感度分析，取其絕對值再加以平均之結果如表 5.12 所示，表中排序由大至小依序為變數快車道寬度、快車道個數、快慢車道分隔設施、左轉秒數、中央分隔設施、快車道以外寬度等等。

表 5.12 敏感度值先取絕對值後再平均之結果

變數名稱	敏感度值	變數名稱	敏感度值	變數名稱	敏感度值
快車道個數 1	2.61	時相複雜程度 1	0.95	車道被佔用程度 1	0.78
快車道個數 2	2.97	時相複雜程度 2	1.30	車道被佔用程度 2	1.01
左轉專用道 1	0.93	時制週期	0.60	路口總交通量	0.97
左轉專用道 2	0.65	綠燈秒數 1	1.22	行向交通量 1	2.29
快車道寬度 1	2.04	綠燈秒數 2	1.29	行向交通量 2	1.32
快車道寬度 2	3.31	左轉秒數 1	2.52	尖峰小時 1	0.65
道路總寬度 1	0.99	左轉秒數 2	1.70	尖峰小時 2	1.56
道路總寬度 2	0.50	速限或警告標誌 1	1.04	左轉車輛比 1	0.81



快車道以外寬度 1	2.16	速限或警告標誌 2	0.50	左轉車輛比 2	0.43
快車道以外寬度 2	0.44	標線設置是否清楚 1	2.02	右轉車輛比 1	1.46
中央分隔設施型式 1	1.40	標線設置是否清楚 2	1.37	右轉車輛比 2	0.68
中央分隔設施型式 2	2.52	是否位於坡道 1	1.17	重型車輛比 1	0.72
快慢車道分隔型式 1	2.69	是否位於坡道 2	0.78	重型車輛比 2	0.48
快慢車道分隔型式 2	1.73	路面是否有損壞 1	1.65	機車比 1	0.43
號誌個數 1	0.73	路面是否有損壞 2	1.66	機車比 2	1.36
號誌個數 2	1.12	夜間照明程度	0.85	兩行向交角	1.95
左轉專用號誌 1	1.07	十公尺內有障礙 1	2.41	跨越路口時間比	1.25
左轉專用號誌 2	1.42	十公尺內有障礙 2	1.65		

參考上述敏感度分析結果與現場勘查路口道路環境與交通工程設施後，擬定路口各改善方案，如下所示：

改善方案一主要針對行向 1(台中港路東向)與行向 3(台中港路西向)所採取項目包括下列數項：

- 1.將台中港路方向之中央與快慢分隔設施寬度縮減，並增加台中港路東西向之快車道數為 5，台中港路東向快車道總寬度為 16.7m，縮短慢車道及路肩寬度為 6.9m，台中港路西向快車道總寬度為 17.5m，縮短慢車道及路肩寬度為 6.8m。
- 2.台中港路西向之左轉保護時相秒數由 22 秒增加為 30 秒，綠燈秒數由 60 秒減為 52 秒。
- 3.增設文心路南北雙向速限警告標誌。

經由模式預測後，其結果如表 5.13 所示，方案一之經費概估如表 5.14 所示。

表 5-13 改善方案一之模式預測值

行向組合	預測事故次數		行向組合	預測事故次數	
	改善前	改善後		改善前	改善後
1&1	28	11	2&3	4	1
1&2	8	3	2&4	1	0
1&3	38	30	3&3	28	12
1&4	5	1	3&4	4	3
2&2	4	0	4&4	10	0
預測改善後總次數	60				

表 5.14 改善方案一之經費概估【4】

項目	單位	單價	數量	複價	備註
施工費					
一、標線					
1.標線、指向線清除	m <sup>2</sup>	280	794	222,320	
2.標線劃設	m <sup>2</sup>	300	828	248,400	
3.指向線	個	1,200	46	55,200	
二、分隔島					
1.分隔島清除	m <sup>2</sup>	500	1950	975,000	
2.分隔島新設	m <sup>2</sup>	550	812	446,600	
三、路面鋪設費	m <sup>2</sup>	250	1624	406,000	
四、標誌	m <sup>2</sup>	5938	1.6	84,824	
五、稅捐管理費(13%)				307,193	
施工費小計				2,670,214	
工程試驗、管理、準備費(約 30%)				801,064	
總計				3,471,278	

比較得知，整體而言行向組合之次數皆降低，路口之總交通事故次數由 130 降低至 60 次，降低 70 次，概估所需經費為 3,471,278 元，

其成本/降低次數比值約為 49,589 元。

改善方案二亦主要針對行向 1(台中港路東向)與行向 3(台中港路西向)所採取項目包括下列數項：

- 1.若不改變快車道寬度，將文心路南北雙向之左轉專用道由 1 道改為 2 道。
- 2.調整台中港路方向之綠燈秒數由 60 秒增為 80 秒。
- 3.調整台中港路東向與西向之左轉保護時向之秒數相同，皆為 22 秒。

經由模式預測後，其結果如表 5-15 所示，方案二之經費概估如表 5.16 所示。

表 5-15 改善方案二之模式預測值

行向組合	事故次數		行向組合	事故次數	
	改善前	改善後		改善前	改善後
1&1	28	20	2&3	4	4
1&2	8	5	2&4	1	0
1&3	38	32	3&3	28	26
1&4	5	3	3&4	4	5
2&2	4	2	4&4	10	6
預測改善後總次數	103				

表 5.16 改善方案二之經費概估【4】

項目	單位	單價	數量	複價	備註
施工費					
一、標線					
1.標線、指向線清除	m <sup>2</sup>	280	0	-	
2.標線劃設	m <sup>2</sup>	300	0	-	
3.指向線	個	1,200	2	2,400	
二、分隔島					
1.分隔島清除	m <sup>2</sup>	500	0	-	
2.分隔島新設	m <sup>2</sup>	550	0	-	
三、路面鋪設費	m <sup>2</sup>	250	10	2,500	
四、標誌	m <sup>2</sup>	5938	0	-	
五、稅捐管理費(13%)				757	
施工費小計				6,581	
工程試驗、管理、準備費(約 30%)				1,974	
總計				8,555	

整體而言行向組合次數降低現象並不明顯，路口之總交通事故次數由 130 降低至 103 次，降低 27 次，概估所需經費為 8,555 元，其成本/降低次數比值約為 316 元。

改善方案三採取之項目包含如下

- 1.台中港路之車道寬改變與方案一相同。
- 2.減少中央分隔島寬，將文心路南北向之快道數增為 5 車道，文心路南向快車道總寬度為 15.5m，縮短慢車道及路肩寬度為 2.9m，文心路北向快車道總寬度為 15.5m，縮短慢車道及路肩寬度為 2.5m。
- 3.將文心路南北向之快慢分隔設施，由標線改為實體分隔。

經由模式預測後，其結果如表 5.17 所示，方案三之經費概估如表

5.18 所示：

表 5.17 改善方案三之模式預測值

行向組合	事故次數		行向組合	事故次數	
	改善前	改善後		改善前	改善後
0	28	0	2&3	4	5
10	8	10	2&4	1	2
9	38	9	3&3	28	1
7	5	7	3&4	4	8
2	4	2	4&4	10	1
預測改善後總次數	46				

表 5-18 改善方案三之經費概估【4】

項目	單位	單價	數量	複價	備註
施工費					
一、標線					
1.標線、指向線清除	m <sup>2</sup>	280	1,098	307,440	
2.標線劃設	m <sup>2</sup>	300	1,256	376,800	
3.指向線	個	1,200	48	57,600	
二、分隔島					
1.分隔島清除	m <sup>2</sup>	500	1,950	975,000	
2.分隔島新設	m <sup>2</sup>	550	1,058	581,900	
三、路面鋪設費	m <sup>2</sup>	250	1200	300,000	
四、稅捐管理費(13%)				337,836	
施工費小計				2,936,576	
工程試驗、管理、準備費(約 30%)				880,973	
總計				3,817,549	

經由預測改善方案三之交通事故次數，其路口之總交通事故次數由 130 降低至 46 次，降低 84 次，概估所需經費為 3,817,549 元，其

成本/降低次數比值約為 45,447 元。

就上述之各改善方案比較，整理如表 5.19 所示。

表 5.19 各研擬改善方案之比較

項目	改善方案一	改善方案二	改善方案三
方案內容	1.增加台中港路方向之快車道數為 5。 2.增加台中港路西向之左轉保護時相秒數，減少雙向之綠燈秒數。 3.增設文心路南北雙向速限警告標誌。	1.將文心路南北雙向之左轉專用道由 1 道改為 2 道。 2.調整台中港路方向之綠燈秒數由 60 秒增為 80 秒。 3.調整台中港路之左轉秒數為 22 秒。	1.台中港路之快車道數改變與方案一相同。 2.文心路南北向之快道數增為 5 車道 3.將文心路南北向之快慢分隔設施，由標線改為實體分隔。
原預測次數	130	130	130
方案預測次數	60	103	46
路口總降低次數	70	27	84
概估成本(元)	3,471,278	8,555	3,817,549
成本/降低次數比	49,589	316	45,447
平均事故成本(元)	234,000		

本研究研擬三種改善方案，以成本/降低次數比值來代表降低單位肇事發生所需之成本，由表 5.19 得知三種改善方案其成本/降低次數比皆小於平均事故成本，意即在無經費考量下，此三種方案均為可行之方案，其中以方案二所需成本最低，但其路口總降低次數較其他兩種方案為低。如何於此三種方案評選出最佳方案，本研究採用工程經濟中效益-成本比值法(或 B/C 比值法)進行方案評選。

使用效益-成本比值法需先計算各方案之效益與成本，於本研究效益值為路口總降低事故次數與平均事故成本之乘積，成本值為方案所需經費(方案概估成本)。其計算過程如表 5.20 所示，依各方案之成本值由大至小排列，分別為方案二(代號 X1)、方案一(代號 X2)與方案三(代號 X3)，由成本最低的方案二開始，逐一與其他方案比較，首先將方案二與(代號 X1)與方案一(代號 X2)進行比較，分別計算效

益與成本之增量，並求得其增量 B/C 比值，由表得知其值為 2.91，因方案二與方案一之增量 B/C 比值大於 1，顯示雖然方案一較方案二所需成本高，但相較於其所增加之效益，即降低事故次數，卻是值得的。再者進行方案一與方案三之比較，計算效益與成本之增量，求得其增量 B/C 比值為 9.46，顯示方案三較方案一為佳。綜上所述，在無經費限制下，方案三為最佳方案。若於經費考量下，可於概估方案成本時，將超過經費之方案剔除。而方案二之經費於本研究擬定方案中最少，實行所需時間最短，可規劃為短期之方案。

表 5.20 改善方案之評選

項目	方案二(X1)	方案一(X2)	方案三(X3)	X2-X1	X3-X2
方案效益	6,318,000	16,380,000	19,656,000	10,062,000	3,276,000
方案成本	8,555	3,471,278	3,817,549	3,462,723	346,271
B/C 比值	738.52	4.71	5.15	<b>2.91</b>	<b>9.46</b>



## 第六章 結論與建議

本研究係以台中市路口為對象，路口分解為行向組合，分析路口交通事故之影響因素，蒐集相關資料，以類神經網路與負二項統計迴歸方法，進行構建路口交通事故數量預測模式；並對類神經網路與負二項迴歸模式分析進行敏感度分析與彈性分析。最後則研提路口改善方案，並應用所構建之模式進行評選。將本研究之結論與建議分述如下：

### 6.1 結論

- 1.本研究就研究範圍所蒐集之交通事故資料與台中市整體交通事故進行分析，結果發現研究範圍之事故資料與整體肇事資料之特性並不完全相同。其原因可能為本研究選取路口多為市區號誌化路口，可能使其有所異差。但整體之趨勢大致相同，以發生事故種類而言，皆以側撞發生頻率最高，車輛間碰撞發生比例亦最多。
- 2.本研究以相關係數、誤判率及最大誤判率進行之類神經網路與負二項迴歸模式預測能力之比較分析。以相關係數而言，所構建之類神經網路模式為 0.992，負二項迴歸模式為 0.765。就誤判率而言，類神經網路模式之誤判率為 16.4%，負二項迴歸模式之誤判率為 79.9%。而就其模式預測產生之最大誤差而言，類神經網路之最大誤差為-1.96，負二項迴歸模式之最大誤差為 22.1；最大誤差比。若以相關係數、誤差率及最大誤差做為評估模式準確性的項目，由上述得知，不論相關係數、誤差率與最大誤差而言，以類神經網路之預測能力較佳。
- 3.類神經網路具有非常好的模擬預測能力，但其輸入變數(即路口幾何、號誌及交通動態)與輸出變數(即交通事故數量)之間存在何種關



係，並無法得知。本研究藉由敏感度分析與彈性分析評選出重要因素，各處理分析結果所得之重要項目不盡相同，其原因可能為每組行向組合其構成因子相異，同一因子變化對於不同行向組合之影響亦有所不同。若以重要性排序分為快車道寬度，其次分別為中央分隔設施、行向交通量、快慢分隔設施等等。

- 4.將本研究所構成之模式應用於輔助路口改善程序中，於進行實際改善之前，對各評選之改善方案進行測試，預測各評選之改善方案可減少之交通事故數量，並進行各改善方案之經費概估。以台中市台中港路與文心路為範例，進行研擬相關改善方案，選取經由模式預測結果較原次數降低之改善方案，對於各可行方案間，採用效益-成本比值法進行方案評選，在不考慮經費限制下，最終評選出之改善方案，其路口交通事故發生次數經由模式預測結果由 130 件降低至 46 件。

## 6.2 建議

- 1.本研究選用 62 個路口之 1,593 筆交通事故資料，進行模式之構建與測試，此一數量約僅佔台中市交通事故總數之 6%，對於都市路口之代表性而言略嫌不足。由於類神經網路具有可擴充性，資料之代表性越完整，對模式預測準確度及因應環境變化能力越佳，可繼續增加資料筆數，使模式之代表性更完整；且所選用之 62 個路口皆為號誌化路口，建議可構建非號誌化路口之模式。
- 2.本研究所採用之倒傳遞類神經網路為藉由輸入數據對輸出數據作曲線擬合(Curve Fitting)，於構建網路過程中，可能落入局部極小值或產生過度配適(Overfitting)等情況，且所構建之網路並不能保證為最佳解。且於構建類神經網路時，其相異模式間其預測能力具有極大之差異，構建模式之相關係數平均而言為 0.56 左右，誤差率高達 65% 以上，本研究經由嘗試，構建此模式，其預測能力最佳。此類

問題的產生可能為變數太多、變數間之相關性太高、尚有重要之影響因素未納入模式，且各範例是否具有同質性，皆無法控制。受限於能力、經驗與時間等方面，變數選取與判斷準則尚待納入模式之中，以期使模式之預測能力更加準確。

- 3.將所構成之模式應用於輔助路口改善進行時，對於判別路口是否需進行改善，實務上並無一套標準之判斷準則，本研究自訂臨界值，此一數值並無一理論根據，而如何研擬一合理之臨界值，以判斷路口是否需經工程改善為實務上相當重要之課題。對於概估改善方案成本與平均交通事故成本皆為參考相關文獻之數值計算而得，較精確之數值有待進一步之研究。



## 參考文獻

1. 中華民國八十九年交通統計要覽，交通部統計處編印，中華民國九十年六月。
2. 內政部警政署網頁，<http://www.npa.gov.tw/>，2001。
3. 台中市政府交通局，「台中市交通瓶頸及易肇事路口交通改善方案，九十年二月份指派路口」，民國九十年三月。
4. 台灣省政府交通處，「車道配置與時制設計之整體績效評估」，民國八十七年六月。
5. 交通部運輸計劃委員會、內政部警政署，道路交通事故調查報告表填寫須知，民國七十二年六月。
6. 吳銘山，「易肇事路段與路口改善績效評估與指標之建立 - 以台南市為例」國立交通大學交通運輸研究所碩士論文，民國八十七年七月。
7. 周雍傑，「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，民國八十九年六月。
8. 林大煜，「道路交通肇事資料分析方法之檢討」，運輸計劃季刊，第八卷，第三期，頁 379-414，民國六十八年七月。
9. 張新立，「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，民國七十八年十二月。
10. 戚培芳「中山高速公路肇事分析模式之研究」，國立交通大學交通運輸研究所碩士論文，民國八十六年六月。
11. 莊秋明，「道路交通易肇事路段改善方法與其案例研討」八十七年道路交通安全與執法研討會，民國八十七年六月，P125-138。
12. 陳志和，「都市地區肇事嚴重程度預測模式之研究」，國立成功大學交通管理科學研究所碩士論文，民國八十九六月。
13. 陳高村、曾招雄，「道路交通事故損失貨幣價值估算之研究」，交通事故與交通違規之社會成本推估研討會論文集，民國八十九年一月。
14. 曾平毅、林豐裕，「路口安全程度評估模式之評析」，民國八十八年道路交通安全與執法研討會，1999。
15. 湯儒彥，「事故地點交通工程改善方法之探討」，中華民國第十三屆運輸安全研討會，民國八十七年十一月。
16. 湯儒彥，「道路交通事故成因與工程改善之對策」，台灣公路工程，第二十四卷第九期，民國八十七年三月，第 2-16 頁。
17. 黃靖南，「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，民國七十三年五月。

18. 楊宗璟、曾國維、薛璟宏，「都市地區交叉路口衝突指數之預報與應用」，中華民國運輸學會第十三屆論文研討會，民國八十八年十二月，PP.285-292。
19. 葉怡成，「應用類神經網路」，儒林圖書公司，1997，七月。
20. 葉怡成，「類神經網路模式應用與實作」，儒林圖書公司，1998，五月。
21. 道路交通事故處理實務，內政部警政署，台北，1994。
22. 趙崇仁，「應用類神經網路鑑別高速公路危險路段之研究」，中央警察大學警政研究所碩士論文，民國八十五年六月。
23. 蔡閔光，「模組式類神經網路於高性能混凝土抗壓強度預測之應用」，國立交通大學土木工程學系碩士論文，民國八十九年六月。
24. 鄭添富，「公路幾何線形配合設計之安全分析」，成功大學交管所碩士論文，民國七十四年。
25. 謝孟昌，「高速公路幾何設計與肇事關係之研究」，國立交通大學土木研究所碩士論文，民國八十一年六月。
26. 魏健宏、陳奕志「類神經網路模式在國內交通運輸研究之成果評析」，運輸計劃季刊第三十卷第二期，民國九十年六月，P323-348。
27. 魏開元，「由肇事碰撞構圖及類神經網路推導肇事工程因素研究」，國立成功大學交通管理科學研究所碩士論文，民國八十八年七月。
28. 羅華強，「類神經網路 - MATLAB 的應用」，民國九十年六月。
29. 饒智平，「號誌化岔路口風險分析及安全檢核評估方法之研究」，國立台灣大學土木工程學研究所碩士論文，民國八十四年六月。
30. Kraus, Jess F., Anderson, Craig L., Arzemanian Shakeh, Salatka Michael, Hemyari Parichehr, and Sun Guowen, "Epidemiological Aspects of Fatal and Severe Injury Urban Freeway Crashes," Accident Analysis and Prevention, Vol.25, No.3, pp.229-239, 1993.
31. Miaou, S.P., and Lum, H. "Modeling Vehicle Accidents and highway Geometric Design Relationships", Accident analysis and prevention, Vol. 25, No. 6, pp.689-709, 1993
32. Moses, Leon N., and Savage, Ian, "The Effect of Firm Characteristics on Truck Accidents," Accident Analysis and Prevention, Vol.26, No.2, pp.173-179, 1994.
33. Persaud, Bhagwant N., and Mucsi, Kornel, "Microscopic Accident Potential Models for Two-Lane Rural Roads," Transportation Research Record 1485, pp.134-139, 1995.
34. Poch, M., and F. Mannering, "Negative Binomial Analysis of intersection-Accident Frequencies", Journal of Transportation Engineering, Vol.

122, No.2, pp.105-113, 1996.

35. Zageer, C. V., "Accident Effects of Sideslope and Other Roadside Features on Two-Lane Roads," Transportation Research Record 1195, 1988.

