

淡江大學運輸管理學系運輸科學碩士班碩士論文

指導教授：羅孝賢 博士

資料融合技術應用於旅行時間推估之研究

A Study on Travel Time Estimation Applications of Data
Fusion Techniques

研 究 生：蔡百里 撰

中華民國 95 年 6 月

論文名稱：資料融合技術應用於旅行時間推估之研究

頁數：147

校系（所）組別：私立淡江大學 運輸管理學系運輸科學碩士班

畢業時間及提要別：94 學年度第 2 學期碩士學位論文提要

研究生：蔡百里

指導教授：羅孝賢 博士

論文提要內容：

近年政府大力推行智慧型運輸系統（Intelligent Information System, ITS）九大服務領域中之先進旅行者資訊系統（Advanced Traveler Information System, ATIS）的發展。為提供用路人準確的資訊，以做為路徑、運具選擇之依據，路徑旅行時間的推估是一項重要的議題，其作法可透過固定式偵測器與移動式探針車蒐集路段資料，如流量、佔有率，以及速度等，以推估路段之旅行時間。然而目前國內道路車輛偵測器佈設仍稀，堪用者亦寥寥可數，在資源及經費有限的情況下，廣佈偵測器並非易事，短期可考慮以增加探針車數量以彌補資訊獲取之不足。

本研究擬自車流速率空間分佈之概念，探討探針車之數量規模以描述或推估路段上之旅行時間，以路段或路段含路口為範圍，依抽樣分佈的概念來反映母體特性。由於探針車可視為一瞬間固定式之偵測器，透過探針車之瞬時速度與位置，形成一抽樣之速率空間分佈，據以決定探針車數量，反映母體特性以推估瞬時旅行時間。並以此瞬間抽樣方式與偵測器資料進行資料融合測試，以探討此方式之可行性。

本研究以真實路網資料校估並驗證模擬軟體，據以構建模擬路網，透過模擬方式蒐集車輛偵測器與探針車資料，進行資料融合以推估旅行時間。偵測器以流量與佔有率推估密度，並結合 OH 與 Webster 模式推估旅行時間，配合探針車之旅行時間資料進行資料融合。研究內容包括：(1)探針車數量演算法探討與測試；(2)資料融合之比較與適用情境；(3)資料融合推估旅行時間，以提供較精確之旅行資訊予用路人。

研究結果顯示，本研究以瞬間速率空間分佈推估所需探針車數量較過去之研究為多，依路段長度與流量不同所需探針車數量比率各異，其分佈大致為 1 至 6 成，整體平均結果與 Tetsuhiro (2005)所提 40%可不停地蒐集交通資訊之結論相近。另以此瞬間抽樣方式進行資料融合，測試結果顯示一路段以加權平均法推估績效較佳；二路段(含路口)以類神經網路推估績效較佳，且透過資料融合可有效降低個別推估之誤差。在資料融合比較方面，結果顯示，加權平均法較適用於路段長度 400 公尺以下，探針車數量比率達 10%以上，更新時間 3 分鐘較為即時之狀態；類神經網路則較適用於路段長度 400 公尺以上，探針車數量比率 10%以下，且更新時間 5 分鐘相對較長時間。最後，提出兩者之優劣比較，以供相關應用參考。

關鍵詞：移動式探針車、固定式偵測器、探針車數量、資料融合、旅行時間

Title of Thesis:

Total Pages: 147

A Study on Travel Time Estimation Applications of Data Fusion Techniques

Keywords: Probe Vehicle, Vehicle Detector, The Size of Probe Vehicle, Data Fusion, Travel Time Estimation

Name of Institute:

Graduate Institute of Transportation Science, Tamkang University

Graduate Date: June 2006

Degree Conferred: Master Degree

Name of Student: Bai-Li Tsai

Advisor: Dr. Shiaw-Shyan Luo

蔡 百 里

羅 孝 賢 博 士

Abstract:

In recent years, Government tries to carry out the development of Advanced Traveler Information System - among the nine service domains of Intelligent Information System. In order to provide accurate information for road users, to stand on the choices of routes and transportation, estimating the path travel time is an important issue. To estimate travel time, vehicle detectors and probe vehicles collecting information (e.g., flow, occupancy and speed, etc.) are being used. For the moment, there is quite few vehicle detectors can still be used. Under the insufficient resource and budget, it is uneasy to set up vehicle detectors widely, otherwise, to add probe vehicles in the short term to make up for the shortage of information gathering.

This study applies the concept of vehicle speed distributes in space of roadway segment and intends to investigate how many probe vehicles are enough to describe or estimate travel time for a roadway segment. The aspect of investigation is a roadway segment or a roadway segment containing intersection, according to the concept of a sample distribution which reflects population characteristics. As a result, probe vehicle can be considered as an instantaneous fixed vehicle detector by using the instantaneous speed and position of probe vehicles and it sets up a speed distribution of samples, from the inside, explores the size of probe vehicles and reflects population to estimate instantaneous travel time. Furthermore, by using the instantaneous sample method and vehicle detector data to test the data fusion, the feasibility of this method will be determined.

After conferring the size of probe vehicle, data collection through real network and establishment of the simulation network can be used when parameters are evaluated. To collect data from vehicle detectors and probe vehicles through

simulation, and then carrying out data fusion to estimate travel time. Vehicle detector estimates density by using flow and occupancy rate, accords with OH and Webster model to estimate travel time, and matches up the travel time which probe vehicles drive end of the roadway segment. For this reason, this study contains: (1) Investigate and test the algorithm of probe vehicle size. (2) The comparison and suitable situation of data fusion. (3) Estimate travel time using data fusion, and hope to provide more accurate travel information for road user.

The result of this study exhibits that sizes of the probe vehicle are more than other studies by using the instantaneous distribution of speed. According to different length and flow rate of roadway segment with different probe vehicle size, it distributes about ten to sixty percent, and the average is similar to Tetsuhiro (2005) who brought up that forty percent probe vehicles can collect traffic information nonstop. Besides, the test of data fusion uses instantaneous sampling method and the result exhibits that Weighted Average is better in the one roadway segment case, Artificial Neural Network is better in the two roadway segments case, and data fusion can reduce the travel time errors from each detector has estimated.

The result of data fusion exhibits that Weighted Average is suitable for the road length under 400 meters, probe vehicle rate upon 10 percent, and update in 3 minutes (i.e., real time); Artificial Neural Network is suitable for the road length upon 400 meters, probe vehicle rate under 10 percent, and update in 5 minutes (i.e., comparatively longer time). Finally, advantages and disadvantages of two methods are provided for the related applications.

誌謝

輕輕的我來了，正如我輕輕的走，回首過往，已於淡水歷經六年光陰，說時遲，那時快，已逾鳳凰花開畢業之時，此碩士論文得以順利完成，實為無數人默默付出、協助與鼓勵所賜！首先要感謝恩師 羅孝賢教授對學生之細心指導與諄諄教誨，無論是專業領域上或為人處事上，您都不厭其煩的再三叮嚀與教導，學生都謹記在心。本碩士論文從研究方向，到觀念與架構的導正，從旁協助與督促，尤對內文字句斟酌、殷殷斧正，不厭其煩的修正文意，付出的心力，學生深感受益良多，在此向您獻上十二萬分的感激。論文口試期間，承蒙國防管理學院 王中允教授與中華大學 陳菟蕙教授於百忙之中特地撥冗前來審查，對於論文之疏漏一一斧正並提供許多寶貴意見，使本論文更臻完備，在此深表感激之意。此外，亦感謝管理學院院長 陳敦基教授、系主任 張勝雄教授，以及系上劉士仙教授、董啟崇教授、陶冶中教授、胡守任教授、石豐宇教授、范俊海教授與邱顯明教授於專業知識上之薰陶與精神上之勉勵，學生獲益良多，並感謝系上張助教與孔助教於行政資源上的支援，百里感激萬分。

回想研究所兩年光陰，歷歷在目，尤記得剛踏入運科所的盲懂與生澀，經過沈重的課業壓力、繁忙的計畫案，以及論文的訓練慢慢成長茁壯，而面對這些壓力，我總是秉持一貫的作風，那就是『Keep Going』。在因緣際會之下，我追隨了恩師，還記得恩師是我運輸學三修的老師，俗語說：『從哪裡跌倒，就從哪裡爬起來』，如今我做到了，順利從恩師門下畢業，感到無比榮幸。

這一路走來有太多人需要感謝，首先對女友佳佳表達感激之意，由於論文期間相當忙碌，對於您默默的關心與付出多有忽略，除工作壓力外又得忍受我的冷漠回應，在此深表歉意。如今，論文順利完成，特別感謝您一路的支持與鼓勵，堅持到最後，之後會好好補償您的。

接著感謝研究所的同窗好友，大家彼此凝聚誓言一起畢業，多少次慶生願望為此犧牲，情感深厚，堅不可破，有福同享，有難同當。當然先感謝貴為同門師兄弟的遠凱，兩人之間彼此教學相長，相互激勵共患難，論文越做越像兄弟，尤記得在研究室打地鋪的生活，一起住了近一個月，很辛苦卻很值得回憶。感謝本班大家長加藤文賢，年齡不是距離，因為有你本班氣氛更加融洽，專長為冷不防的冷笑話，身兼最佳主持人與導遊。也感謝文賢大嫂，已數不清有多少次於文賢家的歡樂氣氛，都多虧有大嫂的細心準備與招待。感謝誌嘉，於論文忙碌時，幫忙處理大小事物，人稱調酒師，多少次歡樂氣氛都多虧有你不計酬勞的付出與奉獻。感謝首源，貴為本班班代，幫忙打理本班大小事物，另身兼攝影師，默默替本班留下很多珍貴畫面。感謝智安，你的搞笑不知為班上帶來多少歡樂，雖然有時無理頭，但你的用心我們都體會到了，接下來要繼續加油喔。感謝大學至今的同學仁吉，幫忙解答程式問題，一起打球抒解壓力，六年來一直相互鼓勵成長，

讓老師們刮目相看，我們都做到了，要好好照顧我學妹靜宜喔；嵩瀚幫忙處理班上事宜，其做事的細心態度人人讚賞，以及一起把酒言歡，共渡F1賽事的時光，還有感謝劉乾媽的豐盛晚餐，大家吃的津津有味，尤其宮保雞丁，一直是最愛；第一名的昶閔，都六年了還是一樣厲害，雖然較少參與班上活動，但仍然無話不說無話不談，尤其小酌幾杯更勝如此，啥時要結婚？記得要放帖阿；淑芳幫忙程式問題，身為話題女王，其實大家都對你很好低，祝你早日找到如意郎君。感謝怡蓉，身為學長們的女人，受到班上系上的愛戴，為班上帶來歡樂，也恭喜你成為越來越MAN的大臉。感謝文龍於課業與論文上之建議與幫忙，不管什麼問題，你都有問必答，真是辛苦你了，可惜太少帶女友參與班上活動。感謝小僕惟元的義氣，義不容辭的幫忙，還跟佳偷偷計畫我的生日，真的驚喜到啦，還有一定要加油，不要再拖拖拉拉。感謝班上最壯女同學秋如，身為職業秘書，幫忙打點班上，以及其他個人事務，也辛苦啦，記得上健身房要約我喔。感謝少在公館出現的峻昇，雖然少見，不過出遊時你都會到，都兩年了還是一樣害羞，接下來離淡水較遙遠，還是要加油，一定可以的。感謝盈呈幫忙做名片、燒光碟，只要需要幫忙你都義不容辭，再半年一定要成功，加油！感謝全班，大家各司其職，兩年來一起熬夜努力，相互切磋與鼓勵，還有玩樂，謝謝你們。

感謝來自海洋的大山，從研一一起修課、相識至成為好友，大家一起度過很多美好時光，這份友誼要好好珍惜，論文也要加油啦。另感謝研究所學長姐瑋琦、啟涵、守琮、麗君、士傑、正宏、廷順於各方面之教導、傳授，以及一起打球、撞球之美好時光。感謝同門師弟志良、錦星、秉書幫忙處理事務，辛苦了，你們也要好好加油！

感謝於論文中助我一臂之力者，大力感謝成功大學助理研究員 洪百賢，於軟體程式介面開發上的支援與教導。感謝學長智誠於程式方面之教導。感謝大學同學東恩、力維幫忙思考程式流程與架構。有你們的幫忙程式才能順利完成，感激不盡。還有感謝亞儒、裕屏、宗儒、建雄、浚哲、湘齡、維里、裕堪、俊杰、志鵬等朋友，一路鼓勵、加油與支持。

最後感謝父母，以及妹妹曉芬與曉彤，有你們的支持，我才能順利完成學業，一路走來二十幾個年頭，你們總是在背後默默的關心、鼓勵與教誨，不辭辛勞的付出，辛苦你們了。如今學生生活暫告段落，但我仍會繼續努力，以不辜負你們的期望。僅以此論文獻給在這段旅程中關心、幫助與督促我的所有人，以回饋你們的盛情與關愛。

蔡百里 謹誌

民國95年7月 于淡水

目 錄

目 錄.....	I
圖目錄.....	III
表目錄.....	V
第一章 緒論.....	1
1.1 研究背景與動機	1
1.2 研究目的	2
1.3 研究範圍與對象	3
1.4 課題界定	3
1.5 研究流程	9
第二章 文獻回顧.....	10
2.1 探針車數量(THE SIZE OF PROBE VEHICLE).....	10
2.2 資料融合 (DATA FUSION)	14
2.3 旅行時間推估與預測(TRAVEL TIME ESTIMATION AND PREDICTION).....	23
2.4 文獻回顧小結	31
第三章 模式構建.....	32
3.1 探針車數量理論基礎與流程	32
3.2 資料融合技術	38
3.2.1 加權平均法(Weighted Average)介紹.....	42
3.2.2 類神經網路(Artificial Neural Network)介紹.....	48
3.3 旅行時間推估方法	54
第四章 實驗設計與資料蒐集	58
4.1 資訊來源	58
4.2 資料形式與整合	58
4.3 車流模擬系統(PARAMICS)介紹	59
4.4 模擬路網構建	66
4.5 軟體程式介面開發(APPLICATION PROGRAM INTERFACE, API)	69
4.6 模擬實驗設計	75
4.6.1 路段組合設計.....	75
4.6.2 情境組合設計.....	76
4.7 模擬績效驗證	77
4.8 評估準則	78
第五章 模式評估與資料分析	79

5.1 探針車數量模式	79
5.2 瞬時抽樣測試	83
5.2.1 測試架構.....	83
5.2.2 探針車推估績效.....	84
5.2.3 加權平均法測試.....	85
5.2.4 類神經網路測試.....	86
5.2.5 綜合績效比較.....	87
5.3 資料融合技術比較	88
5.3.1 加權平均法(Weighted Average).....	88
5.3.2 類神經網路(Artificial Neural Network).....	92
5.3.3 資料融合技術績效比較.....	96
5.3.4 資料融合技術優缺.....	105
第六章 結論與建議.....	106
6.1 結論	106
6.2 建議	108
參考文獻.....	109
附 錄.....	114
附錄一.....	115
附錄二.....	130
附錄三.....	132

圖目錄

圖 1-1 旅行時間推估與預測關係圖	6
圖 1-2 探針車數量求解概念圖	7
圖 1-3 求解流程圖	8
圖 1-4 研究流程圖	9
圖 2-1 事件資訊偵測平行處理示意圖	18
圖 2-2 事件資訊偵測序列處理示意圖	19
圖 2-3 事件資訊偵測序列/平行處理示意圖	19
圖 2-4 專家系統架構	21
圖 3-1 探針車數量求解示意圖	33
圖 3-2 車輛軌跡：AA'為路點觀測；BB'為時點觀測	35
圖 3-3 時點觀測與路點觀測示意圖	35
圖 3-4 流量-密度、速度-流量、速度-密度圖	36
圖 3-5 探針車篩選演算法	46
圖 3-6 偵測器篩選演算法	47
圖 3-7 人工類神經網路架構圖：以倒傳遞人工神經網路為例	49
圖 3-8 倒傳遞人工神經網路建構流程	51
圖 3-9 旅行時間推估與預測模式關係圖	55
圖 4-1 連續路段之路網圖	68
圖 4-2 單一路段之路網圖	68
圖 4-3 API 之介紹	69
圖 4-4 PARAMICS 與 API 之關係	70
圖 4-5 API 製作流程	71
圖 4-6 本研究 API 架構過程	72
圖 5-1 一路段車輛平均速度出現位置	80
圖 5-2 本研究之探針車數量比率	82
圖 5-3 探針車旅行時間績效	84
圖 5-4 加權平均法績效測試	85

圖 5-5 類神經網路績效測試	86
圖 5-6 不同路段數下之資料融合績效	87
圖 5-7 路段長度 200M 以下之資料融合績效	101
圖 5-8 路段長度 200M~400M 之資料融合績效.....	101
圖 5-9 路段長度 400M~600M 之資料融合績效.....	102
圖 5-10 路段長度 600M 以上之資料融合績效	102
圖 5-11 資料融合技術適用情境歸納	104
圖 5-12 一路段與二路段之較適融合技術	104



表目錄

表 1.1 研究範圍示意表.....	3
表 1.2 探針車系統/技術比較表	3
表 1.3 交通監視技術.....	4
表 1.4 不同時間向度之旅行時間類型	4
表 1.5 不同需求下之旅行時間類型	5
表 1.6 不同性質之旅行時間類型	5
表 1.7 各種預測技術與特性.....	6
表 2.1 各層級資料融合內容功用彙整表	16
表 2.2 資料融合技術分類.....	17
表 3.1 時點觀測與路點觀測差異(一).....	34
表 3.2 時點觀測與路點觀測差異(二).....	34
表 3.3 瞬時與真實旅行時間差異	37
表 3.4 資料融合技術分類.....	38
表 3.5 資料要素.....	39
表 3.6 資料融合技術彙整.....	40
表 3.7 加權平均法參數值.....	45
表 3.8 個別回報之篩選檢查標籤	46
表 4.1 偵測器與探針車資料內容與形式	59
表 4.2 資料更新時間之影響.....	59
表 4.3 公路環境功能分類之模擬模式	60
表 4.4 車流模擬軟體之相關功能比較	60
表 4.5 PARAMICS 微觀車流模擬軟體子模組	61
表 4.6 PARAMICS 與 NETSIM 模擬路網之限制	62
表 4.7 PARAMICS 模擬器駕駛者相關參數說明	63
表 4.8 屬性變數分類與編碼.....	66
表 4.9 模擬路段資訊.....	67
表 4.10 道路路型分類.....	67

表 4.11 本研究速度 API 之輸出格式.....	73
表 4.12 處理後之車輛資料.....	74
表 4.13 本研究旅行時間 API 之輸出格式.....	75
表 4.14 PARAMICS 模擬軟體較佳參數設定值組合	75
表 4.15 路段組合編號.....	76
表 4.16 資料融合之情境組合	77
表 4.17 模擬環境與真實環境之旅行時間比較	77
表 4.18 MAPE 的評估標準.....	78
表 5.1 平均速度推估旅行時間之 MAPE 值.....	79
表 5.2 車輛平均速度出現之位置	80
表 5.3 車輛平均速度出現之比率	81
表 5.4 一般最小探針車數量比率	81
表 5.5 本研究之最小探針車數量比率	82
表 5.6 瞬時抽樣測試架構.....	83
表 5.7 探針車旅行時間與真值比較(MAPE 值).....	84
表 5.8 加權平均法測試.....	85
表 5.9 類神經網路測試.....	86
表 5.10 資料融合測試之績效比較	87
表 5.11 加權平均法 T1_S1 各組合下之較佳調整因子與 MAPE 值.....	88
表 5.12 加權平均法 T1_S2 各組合下之較佳調整因子與 MAPE 值.....	88
表 5.13 加權平均法 T1_S3 各組合下之較佳調整因子與 MAPE 值.....	89
表 5.14 加權平均法 T1_S4 各組合下之較佳調整因子與 MAPE 值.....	89
表 5.15 加權平均法 T1_S5 各組合下之較佳調整因子與 MAPE 值.....	89
表 5.16 加權平均法 T2_S1 各組合下之較佳調整因子與 MAPE 值.....	90
表 5.17 加權平均法 T2_S2 各組合下之較佳調整因子與 MAPE 值.....	90
表 5.18 加權平均法 T2_S3 各組合下之較佳調整因子與 MAPE 值.....	90
表 5.19 加權平均法 T2_S4 各組合下之較佳調整因子與 MAPE 值.....	91
表 5.20 加權平均法 T2_S5 各組合下之較佳調整因子與 MAPE 值.....	91
表 5.21 加權平均法整體平均績效 MAPE 值(1).....	92

表 5.22 加權平均法整體平均績效 MAPE 值(2).....	92
表 5.23 類神經網路 T1_S1 各組合下之最佳隱藏層與處理單元.....	93
表 5.24 類神經網路 T1_S2 各組合下之最佳隱藏層與處理單元.....	93
表 5.25 類神經網路 T1_S3 各組合下之最佳隱藏層與處理單元.....	93
表 5.26 類神經網路 T1_S4 各組合下之最佳隱藏層與處理單元.....	93
表 5.27 類神經網路 T1_S5 各組合下之最佳隱藏層與處理單元.....	94
表 5.28 類神經網路 T2_S1 各組合下之最佳隱藏層與處理單元.....	94
表 5.29 類神經網路 T2_S2 各組合下之最佳隱藏層與處理單元.....	94
表 5.30 類神經網路 T2_S3 各組合下之最佳隱藏層與處理單元.....	95
表 5.31 類神經網路 T2_S4 各組合下之最佳隱藏層與處理單元.....	95
表 5.32 類神經網路 T2_S5 各組合下之最佳隱藏層與處理單元.....	95
表 5.33 類神經網路整體平均績效 MAPE 值(1).....	96
表 5.34 類神經網路整體平均績效 MAPE 值(2).....	96
表 5.35 各情境組合下最適資料融合技術	97
表 5.36 組合 T1_S1 之資料融合績效 MAPE 值.....	97
表 5.37 組合 T1_S2 之資料融合績效 MAPE 值.....	97
表 5.38 組合 T1_S3 之資料融合績效 MAPE 值.....	98
表 5.39 組合 T1_S4 之資料融合績效 MAPE 值.....	98
表 5.40 組合 T1_S5 之資料融合績效 MAPE 值.....	98
表 5.41 組合 T2_S1 之資料融合績效 MAPE 值.....	99
表 5.42 組合 T2_S2 之資料融合績效 MAPE 值.....	99
表 5.43 組合 T2_S3 之資料融合績效 MAPE 值.....	99
表 5.44 組合 T2_S4 之資料融合績效 MAPE 值.....	100
表 5.45 組合 T2_S5 之資料融合績效 MAPE 值.....	100
表 5.46 更新時間 3 分鐘之整體績效	100
表 5.47 更新時間 5 分鐘之整體績效	101
表 5.48 更新時間 3 分鐘各路段組合之融合績效	103
表 5.49 更新時間 5 分鐘各路段組合之融合績效	103
表 5.50 綜整資料融合技術之有效推估率	103

表 5.51 各路段組合下較適資料融合技術	104
表 5.52 資料融合技術優劣比較	105



第一章 緒論

1.1 研究背景與動機

台灣地區地小車多，運輸活動頻繁，交通問題一直為民眾所關切，近年由於智慧型運輸系統（Intelligent Information System, ITS）的快速發展，掀起一股智慧化的風潮，隨者這股熱潮的崛起，開始結合資訊與通訊技術於運輸系統上，改由以管理的方式來改善交通運輸環境，而不再只是單方向增加硬體建設來解決交通問題。從而運輸服務品質的提升已漸形重要，因此對於旅行資訊之呈現與傳達，已非同日而語。

近年來政府大力推動 ITS 九大服務領域中之先進旅行者資訊系統（Advanced Traveler Information System, ATIS）的發展，並已成功開發完成了諸多便民即時的系統（如便民即時交通資訊系統、台北都會區即時路況系統、公車動態資訊系統等）供用路者參考使用，加上民間業者的積極參與，目前已大致完成 ATIS 的雛型。當即時路況資訊能夠被收集時，相關模式、系統才能計算出如何導引旅行者以最快速、最有效的方式達到目的地，除可減少使用者之旅行時間，同時又可降低因擁擠所帶來的安全問題，以及因車輛廢氣排放所造成之環保問題。

針對旅行資訊，國內對於資訊之收集，除公路警察、民眾義工與執勤人員之口耳傳播外，來源主要有固定式偵測器（Vehicle Detector）與移動式探針車（Probe Vehicle）。固定式偵測器為每隔一段距離，在固定點設置偵測器，以固定的頻率來偵測車輛，可測得車流量、時間平均速度（Time Mean Speed）、車間距（Headway）、車輛種類、車道佔有率（Lane Occupancy）等資訊，一般分為路口與路段交通資訊，分別供交通控制與交通管理策略之擬定參考；而移動式探針車則為利用在交通流中行駛裝有全球衛星定位系統（Global Positioning System, GPS）之探針車輛，與控制中心保持固定頻率之通訊，以追蹤探針車輛在路線上行駛之時間、行駛軌跡、位置與速度，以獲得相關交通資訊供使用。

然國內目前已佈設之偵測器，多為年久失修之感應線圈偵測器，扣除國道，省道、市區道路上實質可用的寥寥可數，而在資源及經費有限的情況下，在近幾年內全面佈設偵測器的機會並不大，而靠公路警察與民眾義工口耳路況傳播也略嫌不足，因此利用探針車輛（如公車、計程車、警車與物流車隊等），可說是在短期內可行，同時有效率又即時的方式。

因此，如何讓探針車與偵測器所獲資訊達到最大效益，需要多少探針車數量，以及如何透過資料融合以準確推估旅行時間，實為一相當重要之議題，故本研究著重於探針車數量探討、資料融合推估旅行時間，以及資料融合技術之比較，找尋較適省、縣道或市區道路之探針車數量與融合技術，以期在資訊有限的

情況下，仍可提供旅行者準確之旅行時間，即時偵測與反應，以落實旅行者資訊智慧化的目標。

1.2 研究目的

目前國內國道替代道路或市區道路固定式偵測器佈設相當有限，北部有 14 個地點；中部 21 個地點；南部 12 個地點均佈有固定式偵測器，多為車輛偵測器，較重要路段佈設車輛偵測器與影像監控器，而北、中、南各僅一處佈設行車時間偵測器，屬車牌辨識之旅行時間偵測。故若單以固定式偵測器所收集之資料進行旅行時間推估，由於數量少，勢必影響整體估計之準確度；而根據相關文獻，若單以移動式探針車所收集之資料推估旅行時間，則探針車數量勢必達到路段車輛總數的 4~5%【1】，然於號誌化路段之績效未必足夠，數量也未必能達到，因此相較於兩種方式的局限，採用兩者資料融合為本研究主要探討方向。

本研究主要探討移動式探針車與固定式偵測器資料融合部分，在資源及經費有限的情況下，路段上之偵測器並不敷使用，如何利用探針車輛來增加路況資訊之收集，以及需要多少探針車輛才能反應母體。最後透過資訊之收集推估旅行時間，探討資料融合技術之優劣，以提出較適合省、縣道或市區道路之資料融合技術，因此本研究之研究目的如下：

一、探針車數量與演算法探討與測試

從速度於空間之分佈探究探針車數量，以瞬間角度切入，於一瞬間車輛該如何分佈，以及多少輛才足以代表路段之旅行時間，並測試此方式之準確性，以及於資料融合之適用性。

二、資料融合之比較與適用情境

回顧相關文獻，彙整資料融合技術之種類、特性，以及使用方式與時機等，並依研究所需選用較合適之資料融合技術，以期有效整合不同種類之資訊來源，達資源有效利用之目的，並探究適用之情境與環境。

三、資料融合推估旅行時間

待相關資料蒐集，將移動式探針車與固定式偵測器資料融合以推估路段旅行時間，此部分以一般融合方式進行融合，即以探針車駛完路段之旅行時間進行資料融合，而偵測器則基於實務與應用，僅於中游一處佈設偵測器以蒐集資料，最後並比較不同融合技術之績效，以期歸納較合適之資料融合技術供使用。

1.3 研究範圍與對象

由於國道方面相關研究已進行多年，且結果頗豐，而省縣道、市區道路相關研究則少。故本研究以省縣道、市區道路為主要研究對象，而研究範圍針對單一路段與二路段(含路口)，先探討探針車數量演算法或數量，再進行資料融合推估旅行時間。表 1.1 為研究範圍示意。

表1.1 研究範圍示意表

研究範圍 研究對象	一路段(含路口)	二路段(含路口)
省縣道路 市區道路		

1.4 課題界定

由於相關研究顯示，相較於他種偵測技術，GPS 探針車具有一定程度之優勢，如資料蒐集、建置成本與資本低，以及資料準確性高的特性，惟需足夠之數量以有效代表。Turner et al. (1998)【2】分別針對 ITS 探針車系統/技術做一比較，如表 1.2 所示可見各種技術之優缺與限制。

表1.2 探針車系統/技術比較表

技術	成本				資料準確性	限制	駕駛員 招聘
	資本	設置	資料蒐集	資料簡化			
自動車輛定位 (AVL)	高	高	低	高	低	路標設置數量，傳送路徑與探針	不需要—使用傳送車輛
自動車輛辨識 (AVI)	高	高	低	低	高	天線設置數量與標籤分佈	需要—但可使用通行費贊助者
無線電導航	低	低	低	低	中	服務區域探針數量與大小	需要
手機定位	高	高	低	中	低	手機使用者與信號塔數量	不需要—使用現況手機使用者
衛星導航系統 (GPS)	低	低	低	中	高	探針車數量	需要—但可使用現況儀器車輛

資料來源：【2】

而 Yermack et al.(1995)【3】應用電子收費與交通管理策略(Electronic Toll and Traffic Management Strategies, ETTM)於事件偵測，並比較探針車(Probe Vehicle)與道路偵測器(Loop Detector)之技術，如表 1.3 所示。

表1.3 交通監視技術

技術	優點	缺點
一般— Loop Detector 或影像監視 (偵測現點平均)	1.技術成熟 2.近 100%母體取樣	1.局部資料 2.事件偵測推論
探針車— ETTM 或其他車輛監視技術 (偵測空間平均)	1.提供部分道路資料 2.旅行時間資訊更適合於駕駛人	1.樣本少 2.交通流量推論

資料來源：【3】

由上可知，探針車可提供較道路偵測器更恰當之旅行時間，切合本研究需求，而探針車技術以全球衛星定位系統 GPS，具資本、設置、資料蒐集成本低且資料準確性高的優勢，也符合本研究需求，因此，本研究以 GPS 探針車為主要探討方向，而詳細課題說明如下所述。

在旅行時間方面，一般所謂交通運輸的「旅行時間」(Travel Time)，泛指運輸路網中行使於固定兩點間某路徑所需的時間。從旅行時間在不同交通之應用層面而言，一般可分為靜態旅行時間(Static Travel Time)與動態旅行時間(Dynamic Travel Time)。依時間向度不同，原則上可分為三種類型，如表 1.4 所示。

表1.4 不同時間向度之旅行時間類型

旅行時間類型	定義與說明
現況旅行時間 (Current Travel Time)	以各車輛偵測器之偵測區間長度除以偵測器所得之現點速率，於同一時段內加總而得之旅行時間。
實際旅行時間 (Real Travel Time)	利用浮車(Floating Car)等調查技術所求得之旅行時間。
預測旅行時間 (Predicted Travel Time)	利用車流模擬模式(Simulation Model)推估短期內的旅行時間。

資料來源：【4】

另依交通狀態估計之不同需求，旅行時間又可分為歷史旅行時間與瞬時旅行時間，如表 1.5 所示。

表1.5 不同需求下之旅行時間類型

旅行時間類型	定義與說明
歷史旅行時間 (Historical Travel Time)	以歷史資料庫為基礎，進行某路段或路徑之旅行時間估計，一般多為不同歷史資料之加權平均值或平滑值。
瞬時旅行時間 (Instantaneous Travel Time)	在某一個時階時，將某路徑所包含的數個路段之旅行時間予以加總所得的瞬間路徑旅行時間。

資料來源：【4】

由於旅行時間同時含有空間與時間之概念，故亦可依不同之性質區分為兩大類別：

(1) 時段旅行時間：於同一時段內，不同路段之旅行時間。

(2) 起迄旅行時間：於同一起迄間，不同路段之旅行時間。

然就實際應用而言，另可將旅行時間分為未來預測旅行時間、現況即時旅行時間，以及過去歷史旅行時間，如表 1.6 所示。

表1.6 不同性質之旅行時間類型

旅行時間類型	定義與說明
未來預測旅行時間	指經由預測方法所得未來時段尚未發生之旅行時間。性質可為時段旅行時間或起迄旅行時間，不過一般而言，時段旅行時間常以時段之旅行速率呈現較符合使用者需求。
現況即時旅行時間	用偵測器所得現況即時之時間平均速率(Time Mean Speed)加以推估特定時段內當時各路段之旅行時間，或將接近現況之同一時段內起迄點間各路段之旅行時間相加而得，其性質屬於時段旅行時間。
過去歷史旅行時間	指已過去相當一段時間之推估旅行時間或實際旅行時間，屬於對現況推估已不具直接意義之旅行時間資料。但可應用於未來預測，尤其針對具重複性、對照性狀態之預測。性質可為時段或起迄旅行時間。

資料來源：【4】

近幾年交通資訊課題儼然成為重要研究方向，尤在旅行時間方面，而旅行時間又可分為旅行時間推估與旅行時間預測。旅行時間推估即利用路段上所佈設之偵測器，對該時點路段上之旅行時間加以推估；而旅行時間預測即以現有旅行時間為基礎，對下一時點之旅行時間加以預測。以時間(t)與路段節線(Link)所形成之旅行時間矩陣定義估計與預測之關係，如圖 1-1 所示。

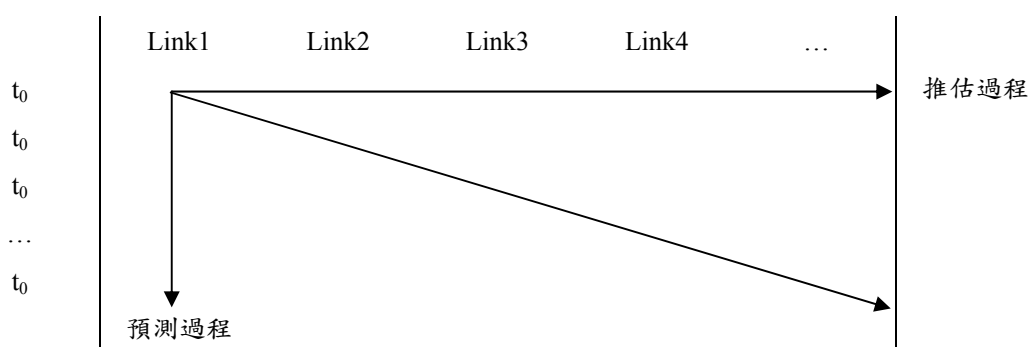


圖 1-1 旅行時間推估與預測關係圖

而一般預測模式大至可分為歷史資料型態、時間序列、類神經網路、無母數迴歸模型，以及交通模擬模式，如表 1.7 所示，並說明各技術之特性。

表 1.7 各種預測技術與特性

預測技術	特性
歷史資料型態	利用過去的平均交通量預測未來交通量。
時間序列	利用一連串的統計觀察值依據時間順序排列著，觀察的交通量序列包含實際過程與干擾，利用自動回歸與移動平均模式來削減外在環境的干擾。
類神經網路	無固定演算法、無數位化且平行處理的特性，運用人工智慧學習處理複雜問題。
無母數迴歸模型	多鏈結分析，利用此路段與相鄰路段前期的交通資訊預測。
交通模擬模式	設計模擬真實世界系統的行為模式，需有進出系統之交通流量資料方可預測旅行時間。

資料來源：【5】

本研究課題主要探討透過資料融合進行旅行時間推估，而在資料融合之前須做探針車(Probe Vehicle)數量之探討，因應國內目前國道替代道路或市區幹道偵測器佈設之不足，短期以增加探針車為優先，因此本研究從速率空間分佈的概念，思索多少探針車才足以描述或推估路段上之旅行時間，探討方向為路段或路段含路口，依抽樣分布的概念來反應母體，如圖 1-2 所示。

由於探針車可視為一瞬間固定式之偵測器，透過探針車之瞬時速度與位置等參數，並形成一類似抽樣之速率分佈(空間平均速率)，從中探究探針車數量，反應母體以推估瞬時旅行時間(以空間平均速率推估，即路段長度除以空間平均速度)，透過模擬(PARAMICS)分析方式構建路網，以獲取相關資訊，如瞬時速度、位置、距離，以及時間。另於移動式探針車數量探討又分為兩方面，一為在現有固定式偵測器下，需要多少移動式探針車才足以彌補固定式偵測器之不足，或足以透過資料融合有效推估旅行時間；一為當移動式探針車數量很多或多大時，可否取代固定式偵測器。

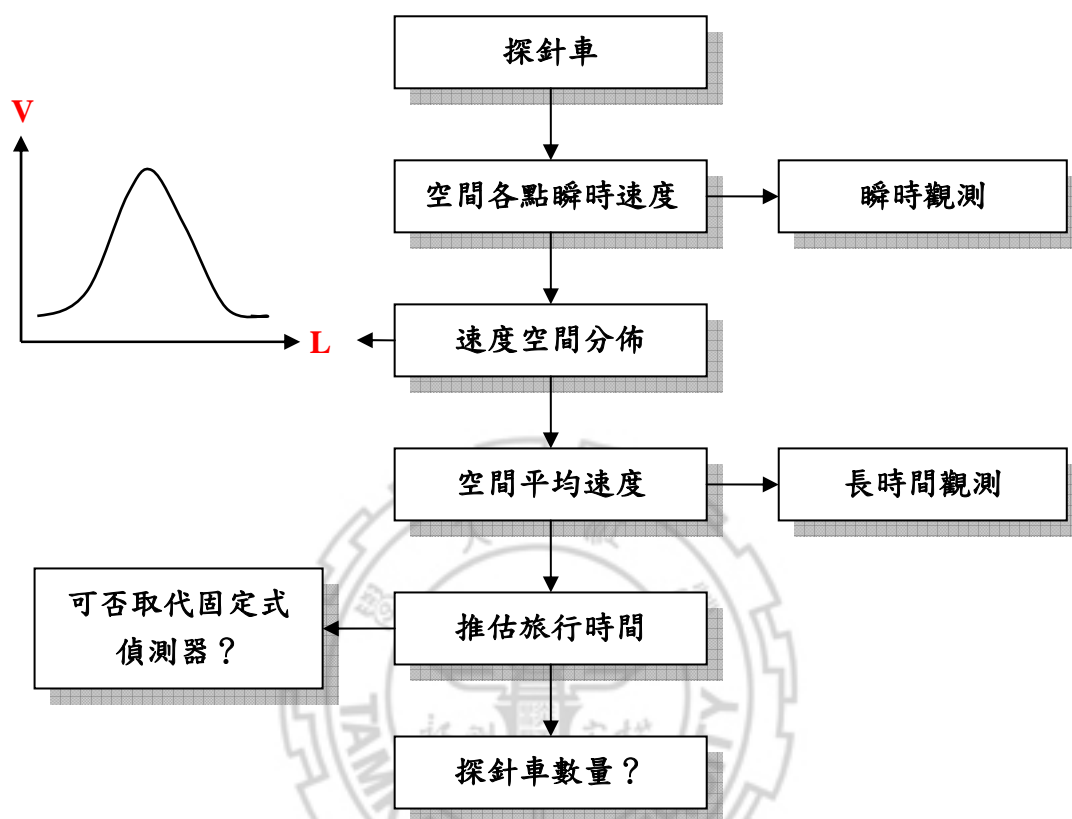


圖 1-2 探針車數量求解概念圖

於探針車數量探討後，透過移動式探針車與固定式偵測器之資料融合(Data Fusion)以推估旅行時間。經由模擬構建路網，依資料融合技術所需資訊分別予以蒐集，主要包括：移動式探針車與固定式偵測器之資料，如探針車之瞬時速度、經緯度或位置，偵測器所偵測之點速度、佔有率等。透過資料融合技術輸出旅行時間，最後進行資料融合技術績效比較，故整體求解流程示意圖，如圖 1.3 所示。

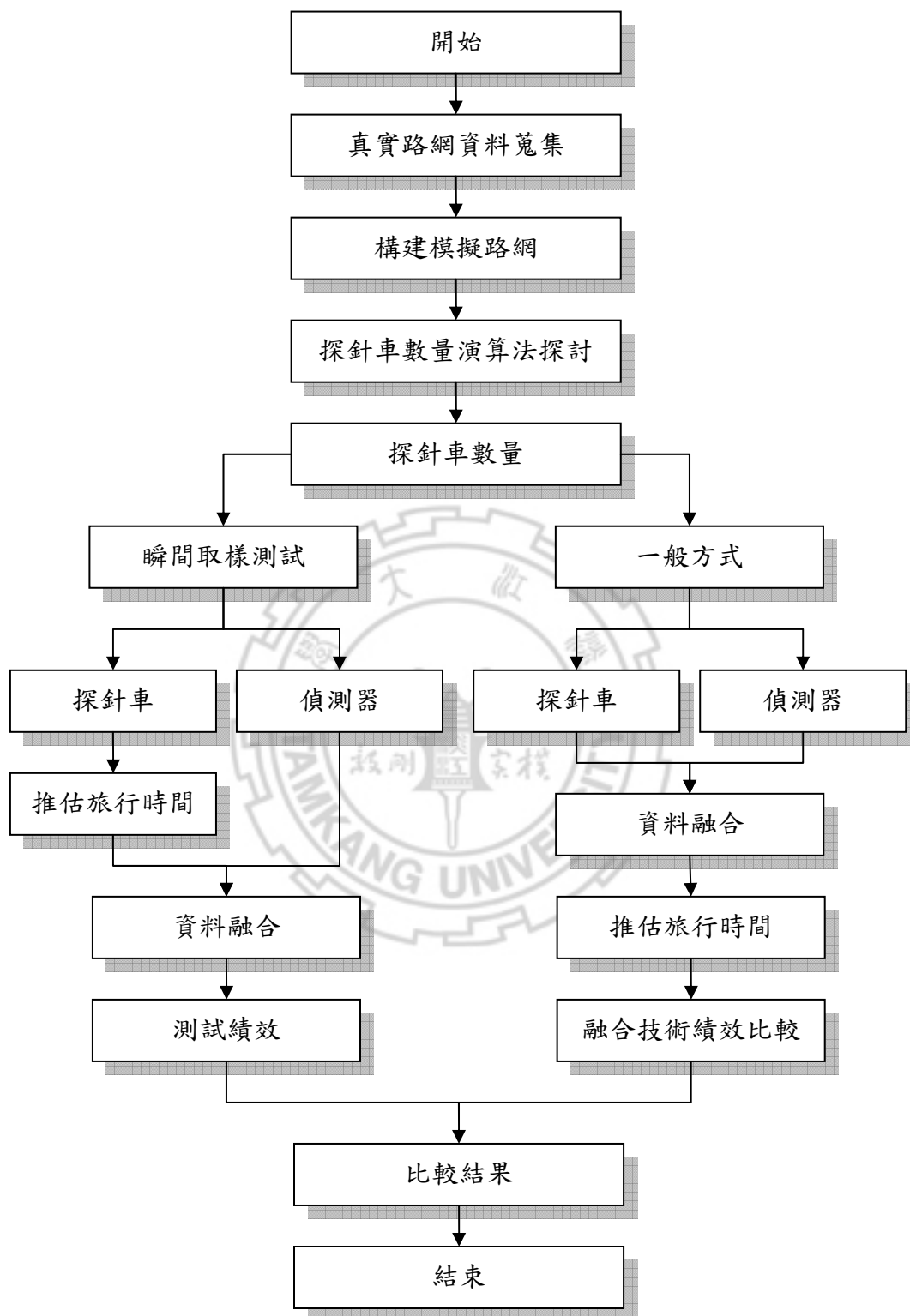


圖 1-3 求解流程圖

1.5 研究流程

本研究之研究流程圖如圖 1-4 所示，分為問題界定、文獻回顧(包括：探針車數量、資料融合、旅行時間推估等方面)、模式構建與方法應用(包括：探針車演算法、資料融合技術與旅行時間推估演算法)、資料蒐集(包括：真實路段資料、構建模擬路網)、最後經由探針車數量探討與資料融合判斷融合技術之績效，並經由模擬驗證提出結論與建議。

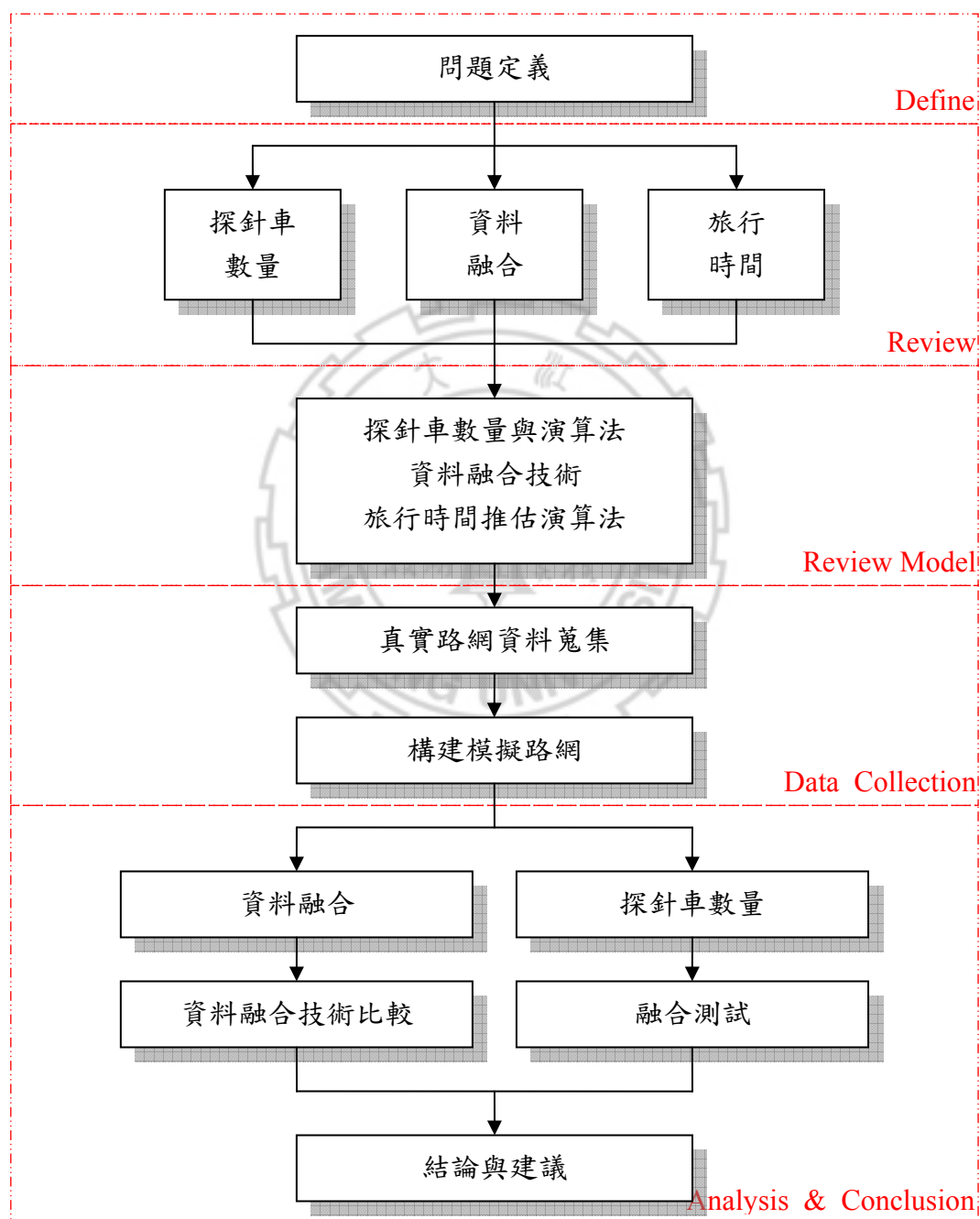


圖 1-4 研究流程圖

第二章 文獻回顧

著眼於本研究之研究方向與目的，將文獻回顧分為兩個部份：(1)探針車數量，主要回顧國外文獻對於探針車數量所提出之比率或樣本大小之求算公式；(2)資料融合技術，主要回顧於各種資料來源下，不同形式資料如何合併以降低單一資料推估的誤差；(3)旅行時間推估，主要回顧旅行時間推估之模式，以找尋適合本研究需求之推估模式。前兩方面文獻國內著墨甚少，多以國外文獻為主，依其年代與作者，以及重要之研究貢獻分述如下。

2.1 探針車數量(The Size of Probe Vehicle)

近年來，由於通訊技術的快速發展，GPS 探針車儼然成為路況交通資訊之重要來源，不但短期內可彌補道路偵測器之不足，且可反映即時交通狀況，故相關應用與研究日漸受到重視。而探針車樣本大小之相關研究，基本上分為兩種形式：

一、基於樣本幅度

$$n = \left[\frac{Z_{\alpha} \bar{R}}{d\varepsilon} \right]^2$$

其中， Z_{α} ：1- α 信心水準下之雙尾常態分配值；

d ： \bar{R} 除以 σ 之比例；

ε ：可容許誤差或半身間隔；

$$\text{而 } \bar{R} = \frac{1}{m-1} \sum_{i=2}^m |v_i - v_{i-1}| \text{ (Douglas et al., 1994) 或}$$

$$\bar{R} = \max_{i=1}^m v_i - \min_{i=1}^m v_i \text{ (Oppenlander, 1976) 。}$$

二、基於樣本標準差

$$n = \left[\frac{t_{\alpha} s}{\varepsilon} \right]^2$$

其中， t_{α} ：1- α 信心水準下之雙尾 T 分配值(當為小樣本時)；

s ：標準差；

ε ：可容許誤差。

Turner et al. (1995)【6】以休斯頓 AVI(Automatic Vehicle Identification)交通監控系統的實際資料，研究在已知可接受精確度的條件下，給定路況更新頻率下，對於提供即時的路況資訊(旅行速度與時間等資料)，所需之最小探針車數量。本篇研究利用探針車駛完路段之旅行時間變異以計算探針車樣本大小，並以迴歸式構建旅行時間變異與平均速度之關係。即時資訊分為 5 分鐘與 15 分鐘，討論在不同可接受精確度下(95%與 90%信心水準)的旅行時間與速度的即時估計。

此篇研究所提出之探針車樣本大小的計算方式：

$$N = \frac{Z^2 C.V.^2}{e^2}$$

其中，N：在某一時間、某一路段上所需探針車之數量；

Z：在已知的信賴水準下的標準常態值；

C.V.：第 85 個百分位之旅行時間的變異係數=旅行時間標準差/平均旅行時間；

e：可容許的相對誤差(%)

在大部分的即時旅行資訊系統，以 ± 10 的方式顯示旅行速度，所以根據以往的旅行資訊系統的經驗，以 ± 10 做為即時資訊的可容許相對誤差是較恰當的。

Karthik K. Srinivasan and Paul P. Jovanis (1996)【7】研究探討探針車數量需求以推估都市路網之旅行時間，提出一探針車數量模式：

$$n_{lt} \geq \left\{ \Phi^{-1} [(1+r)/2] / [\varepsilon_{\max} (\mu_{lt} / \sigma_{lt})] \right\}^2 = n_{plt}$$

其中， n_{lt} ：可靠衡量路段旅行時間之探針車數量；

$\Phi(x)$ ：累加之 Z 分配函數；

$\Phi(x)^{-1}$ ： $\Phi(x)$ 函數之反函數；

r：可靠度；

ε_{\max} ：最大可容許相對誤差；

μ_{lt} ：所有車輛之期望旅行時間；

σ_{lt}^2 ：旅行時間變異數；

n_{plt} ：可靠衡量路段旅行時間之最小探針車數量。

而當 $r = 95\%$ ， $\varepsilon_{\max} = 10\%$ ，則

$$n_{plt} = [19.6 / (\mu_{lt} / \sigma_{lt})]^2$$

再以歷史資料之旅行時間平均數與變異數取代未知之母體旅行時間平均數與變異數，則模式為：

$$n_{plt} \approx [19.6/(\mu_{elt}/\sigma_{elt})]^2$$

其中， μ_{elt} ：從歷史資料推估之所有車輛平均旅行時間；

σ_{elt}^2 ：從歷史資料推估旅行時間變異數。

Quiroga and Bullock(1998)【8】研究使用路段平均速度標準差以計算最小探針車樣本數，而此研究之探針車樣本大小模式：

$$n \geq \left(\frac{t_{\beta/2, n-1} s}{\varepsilon_{\beta}} \right)^2$$

其中， $t_{\beta/2, n-1}$ ：在信心水準 $1-\beta$ ，自由度 $n-1$ 情形下之 T 分配值；

s ：樣本之平均速度標準差；

ε_{β} ：可容許誤差。

Helinga et al.(1999)【9】的研究，主要是在檢驗有關探針車樣本大小的研究中相矛盾的結論，一為增加探針車輛的數目並沒有辦法改善估計造成的誤差，一為藉由增加探針車輛的數目可增加估計正確性。此篇研究檢驗在有號誌的節點上，探針車輛取樣基準對旅行時間估計正確性的影響。

Takashi(2000)【1】結合移動式探針車資料與固定式探針車資料以推估交通狀態變數，如交通流量、空間平均速率與密度等，利用巨觀模式結合卡門濾波技術(Kalman Filtering Technique, KFT)，可以處理前後矛盾的探針車資料，以減少對固定式偵測器佈設綿密的需求。研究採用不同探針車比率(1%~10%)與不同回報時間間隔(1 秒~180 秒)，而結果顯示，有效狀態估計不需高比例探針車佈署，即探針車數量為 4%至 5%，且取樣間隔為 10~30 秒，以足夠產生高準確之推估結果。

Chen, M and Chien, S.I.J.(2000)【10】研究仍基於標準差之構想，但使用相對速度誤差以構建探針車樣本模式。模式為：

$$n \geq \left(\frac{t_{\beta/2, n-1} s}{\varepsilon_r \bar{x}} \right)^2$$

其中， $t_{\beta/2, n-1}$ ：在信心水準 $1-\beta$ ，自由度 $n-1$ 情形下之 T 分配值；

ε_r ：可容許誤差；

s ：樣本之平均速度標準差；

\bar{x} ：樣本之平均速度。

Ruey Long Cheu et al.(2002)【11】研究探討探針車取樣大小以推估新加坡幹道之平均行駛速度，使用模擬模式以取得相關資料，以 700 秒為取樣間隔(或 5 個號誌週期)，透過各種交通流量與不同探針車百分比(3%~18%)再配合模擬模式不同之 Mean Uniform Headway(0.5~1.0)進行探討，並加入先前研究之探針車大小

模式($n \geq \left(\frac{t_{\beta/2, n-1} S}{\epsilon_{\beta}} \right)^2$ 與 $n \geq \left(\frac{t_{\beta/2, n-1} S}{\epsilon_r x} \right)^2$)加以比較。而研究結果顯示，在 95%信心水

準下，速度絕對誤差為 5 公里/小時，路網需 4%~5%之探針車數量，或在取樣區間內至少 10 輛探針車經過一路段，才足以推估幹道平均行駛速度。至於與其他探針車大小模式比較，在探針車為 3%與 6%時，各路段探針車數量大多比探針車大小模式所推估之數量為大，即一般皆吻合所需之探針車數量，僅少數 2 路段不符。

Cohen. S.(2002)【12】在固定之信心水準門檻下，提出一所需最小探針車樣本大小之計算方式，而樣本大小必須足以描述路段上之佔有率，依佔有率分為各種服務水準，佔有率越高(即愈擁擠、飽和)，所需探針車也越多。此篇研究所提出之探針車樣本大小的計算方式：

$$N \geq \left(\frac{t_{\alpha}}{k} \right)^2 (CV)^2$$

其中，N=在某一時間、某一路段上所需探針車之數量；

t_{α} =在給定信心水準下之 T 分配；

K=可容許相對誤差(%)；

C.V.=旅行時間的變異係數=旅行時間標準差/平均旅行時間。

Shuo Li et al.(2002)【13】研究回顧現況探針車取樣大小之模式，包括：平均幅度、標準差等推估方法，而研究另提出一混合模式 $N = \left(\frac{\sigma Z_{\alpha/2}}{\epsilon} \right)^2 + \epsilon_N$ ，其中 ϵ_N

為取樣調整值，在 90%、95%，以及 99%調整值分別為 2、3、4。而研究結果顯示，使用標準常態分配之 Z 值較 T 值低估取樣大小。在判斷資料分散情況時，使用標準差之取樣方法較幅度或平均幅度方法好。在旅行時間與延滯探討方面，ITE 方法會低估針車之取樣大小，而此研究之混合方法則高估針車之取樣大小，且由於延滯變化較大，故需較多之探針車數量。而當路徑長度增加，旅行速度與旅行時間將變得穩定，因此需求之探針車數量減少。一般而言，5 至 10 輛探針車即可產生可靠之旅行時間與延滯推估。

WANG Li et al.(2005)【14】研究提出一針車樣本大小之統計模式，基於路段交通密度之時間變化，並考慮精確位置、道路型式與道路長度等因素，最後再結合通訊容量限制因素。而 Chris 之探針車樣本大小模式 $\bar{E} = 1 - e^{-a\rho L}$ ，為此研究模式之理想狀況。此研究之模式為：

$$E(t) = 1 - \frac{F_Q(t)}{N} = 1 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e^{-a\rho_i(t)L_i[1-h_i p_i]}$$

其中， $E(t)$ ：路網涵蓋範圍；

$F_Q(t)$ ：期望之無含蓋路段數；

N ：路段數；

a ：所有路網中之小部份車輛取樣；

$\rho_i(t)$ ：在時間間隔 t ，路段 i 之交通密度；

L_i ：路段 i 之長度；

$h_i p_i$ ：配致錯誤路段之探針車樣本機率。

Tetsuhiro et al. (2005)【15】研究探討使用探針車蒐集交通資訊之成本效益可行性，首先於曼谷實地測試 5 輛探針車以觀測績效與特徵。其次，構建一模擬模式以驗證多少探針車數量才足以獲得有效資訊(使用標準差之探針車數量模式)，以計算可靠之平均旅行時間。最後，推估系統成本。而研究結果顯示，假如所有計程車可視為探針車，則發現可推估每 15 分鐘之平均旅行時間。而探針車達 40%則可不停地蒐集交通資訊。

2.2 資料融合 (Data Fusion)

基於現階段資訊來源種類繁多、功能各異，而為達到提供有效且精準之交通資訊，將各種不同資訊來源之交通資料進行融合，整合交通資訊以求推估或預測更為精確，實為一重要課題與探討方向。

Harris (1989)【16】利用明證推論法(Dempster-Shafer Evidence Reason, DSER)構建一 DSER 交通系統，並利用智慧型感應器決定車輛之狀態和外在駕駛環境。Niehaus (1991)【17】利用專家系統之融合技術建立智慧型導引系統，將相關之資料輸入系統內，分析所有之資訊並提供給駕駛者適當指令。

Berka et al.(1994)【18】利用加權平均法，使用偵測器及探針車所提供之交通參數資料，先進行資料權重篩選，並透過繁瑣之合理性與一致性檢查，包括：偵測器流量、佔有率，以及探針車之旅行時間與擁擠長度，依不同道路環境(高速公路、都市幹道)與號誌有不同之檢查準則，在分別運用線性推導方式，計算各平均旅行時間，最後運用加權平均方式，進行兩種不同偵測器之資料融合。而加權平均法如下所示：

$$tf = \frac{f_d \cdot \frac{W_d}{\sigma_d^2} \cdot td + f_p \cdot \frac{N_p}{\sigma_p^2} \cdot tpm}{f_d \cdot \frac{W_d}{\sigma_d^2} + f_p \cdot \frac{N_p}{\sigma_p^2}}$$

方程式中，

tf = 融合之旅行時間；

td = 偵測器之估計旅行時間；

W_d = 偵測器旅行時間資料篩選權重；

σ_d = 偵測器路段旅行時間之標準差；

tpm = 探針車之平均旅行時間；

N_p = 探針車回報資料權重；

σ_p = 探針車路段旅行時間之標準差；

f_d , f_p = 融合調整因子。

Ivan (1995) 【19】利用類神經網路將資料進行融合技術，以便即時偵測幹道發生事件與否。其資料來源為迴圈式偵測器與車內監視設備兩方面。而對於資料融合則以兩種方式：一為整合性融合，將所觀察蒐集之資料利用類神經網路進行連結；另一為演算法輸出融合，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做連結，結果顯示，輸出融合網路的效果較其他方法優良。

劉國偉(1997) 【20】考慮未來路段交通資訊可經由多種管道取得，交通資料來源包括：(1)車輛偵測器資料；(2)實驗車資料；(3)歷史資料；(4)預測資料；(5)其他資料。將不同管道所取得之資料加以有效精確的融合運用，採用整合分析演算法，分成兩階段加權平均法以組合各種資料來源。

Ruey Long Cheu et al.(2001) 【21】研究嘗試透過固定式偵測器移動式探針車，以及兩者資料融合分別推估幹道之行駛速度。基於相關研究證實每一取樣間隔最少 10 輛探針車即可推估路段平均速度，再配合探針車取樣公式 $n = \left(t_{\alpha/2, n-1} s / \varepsilon_a \right)^2$ 進行探討。而固定式偵測器則由旅行時間反推行駛速度，旅行時間為行駛時間加上號誌延滯，並將路段分割為兩部份，即上游(旅行時間)與下游

(延滯時間)。而在資料融合採倒傳遞類神經網路，輸入變數 3 個(偵測器之平均速度、探針車之平均速度，以及探針車樣本大小)，隱藏層 5 個(2n-1 法則)，輸出層 1 個(平均速度)。研究結果顯示，類神經網路資料融合之績效較各別推估好，RMSE 降為 0.66，而 R^2 更增加至 0.9577。

Klein (2001)【22】年將資料融合架構分為以下幾個層面：偵測器層級資料融合(Sensor-level Fusion)、核心層級資料融合(Central-level Fusion)、綜合層級資料融合(Hybrid Fusion)、影像層級資料融合(Pixel-Level Fusion)、特徵層級資料融合(Feature-Level Fusion)。

表2.1 各層級資料融合內容功用彙整表

層面	內容功用
感測器層級資料融合 (Sensor-level Fusion)	各偵測器獲得之交通參數資料進行資料融合過程
核心層級資料融合 (Central-level Fusion)	整合各偵測器傳回中心之交通參數資料進行資料融合過程
綜合層級資料融合 (Hybrid Fusion)	整合偵測器層級資料融合及核心層級資料融合所獲得之交通參數資料
影像層級資料融合 (Pixel-Level Fusion)	影像特徵技術獲得之交通參數資料進行資料融合過程
特徵層級資料融合 (Feature-Level Fusion)	運用特徵演算法技術進行交通參數資料融合過程

資料來源：【22】

交通資料融合基本理論引用 Linn, Hall 及美國國防部之融合程序，將資料融合之演算法分成五大類，並再細分成九種技術，以對應各項融合程序所適合之方法，如表 2.2 所示。依照資料融合程度可分為三個層級，層級一屬於低層次融合，應用之方法為資料關聯法與狀態估計法；層級二屬於高層次融合而所應用之方法為分辨融合法與型態辨認法；層級三屬於高層次融合，應用之方法為人工智慧法。分別概述如下：

表2.2 資料融合技術分類

融合成度	方法	融合技術
等級一 (低層次融合)	資料關聯	Figure of Merit(FOM) Gating Techniques
	狀態估計	Kalman Filters
等級二 (高層次融合)	分辨融合	Bayesian Decision Theory Dempster-Schafer Evidence Reasoning(DSER) Adaptive Neural Networks
	型態辨認	Cluster Methods
等級三 (高層次融合)	人工智慧	Expert Systems Fuzzy Logic

資料來源：【22】

在資料關聯法方面，主要定義多種偵測器資料間相關性之方法，其可針對一個目標物體產生一套「軌跡」，此軌跡為對該目標在動力學上之推測，包括該目標物體的速度、位置和加速度，並決定何種觀察資料應該和軌跡之測量相結合，常用的技術有 Figure of Merit 和 Gating Techniques 兩種。

在狀態估計法方面，卡門濾波(Kalman Filters)理論最初是由 Kalman R.E.於 1960 年所發表，是一種藉由歷史資料不斷更新之遞迴 (Recursive)。利用狀態變數及其觀測變數兩者之共變異訊息來遞迴更新系統狀態之估計，並對系統狀態做逐期修正，使預期結果更為準確。由於具有動態參數估計的特性，一般常應用在統計學、水文學、財務金融等方面之研究；在交通運輸問題方面主要針對路網交通量、旅次產生、交通密度、旅行時間等預測。

在分辨融合法方面主要分為貝氏推論 (Bayesian Decision Theory)、Dempster-Shafer 明證推論法(Evidential Reasoning)、圈選式融合(Voting Fusion)、類神經網路(Neural Networks)四種方法，分別說明如下：

一、貝氏推論(Bayesian Decision Theory)

貝氏推論是以統計理論為基礎的演算法，利用事件有無之車流特性歷史資料，建立一機率模式，並運用貝氏理論建構有事件及無事件狀況下發生事件之機率，建立一門檻值以進行事件偵測之工作。因此必須先求出某一特徵變數於事件及無事件下的機率分配，同時也必須知道在某一特定路段中發生事件的機率為何，再利用貝氏演算法求解最佳門檻值。而貝氏推論適用於資料融合有下列幾個原因：

- (1) 該方法提供在現有事件發生之機率下，推導事件未來發生之機率。傳統推論方式必須建立在某假設條件下，推算事件之機率。

(2) 貝氏推論可利用先前資料建立之概似函數(Likelihood Function)，做為假設之基礎。

(3) 當實證資料無法取得時，無法完整算出事件之機率密度函數，貝氏推論可利用假設條件先前發生之機率做為實證資料發生之機率。

不過貝氏推論最常被詬病的是其使用主觀性的先驗分佈，然而貝氏推論對估計量的優劣評估相對地較其他方法簡單。因此客觀的貝氏方法是必要且重要的，而使用無資訊先驗分佈的貝氏推論通常可得到令貝氏學派和頻率學派都滿意的結論。貝氏假設檢定方法可以應用到模型選擇的問題上，並且可以提供比古典的檢定(選模)方法更好的結果。然而在單點虛無假設上一般貝氏方法卻不能用不可積分的無資訊先驗分佈。

二、明證推論法(Dempster-Shafer Inference)

Dempster-Shafer 推論法亦是一種以統計為基礎之資料融合與分類演算法，主要精神為當偵測器或其他交通資料來源無法確定其事件之機率為百分之百，在演算法的過程中，計算事件分類時相關機率或是先驗知識。先驗知識之來源係以 Dempster 法則，透過不同資訊來源以及相關機率，進行事件間相互連結或影響之關係。

三、圈選式融合(Voting Fusion)

圈選式融合是根據資料特性進行相關分析與分類。其主要優點在於處理多偵測或資料來源，利用最小誤差估計，計算事件之機率。當事件之偵測是透過多種不同偵測或資訊來源而取得時，其輸出型態可區分為序列式(Series)、平行式(Parallel)以及結合序列與平行方式。

茲就三種方式詳細說明如下：

(1) **平行處理**：偵測器之運作彼此獨立，如圖 2-1 所示。

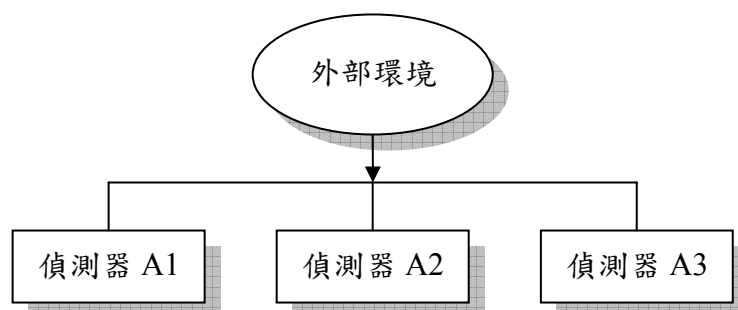


圖2-1 事件資訊偵測平行處理示意圖

資料來源：【22】

(2) **序列處理**：系統輸出與每個偵測器之輸出互相連結，如圖 2-2 所示。

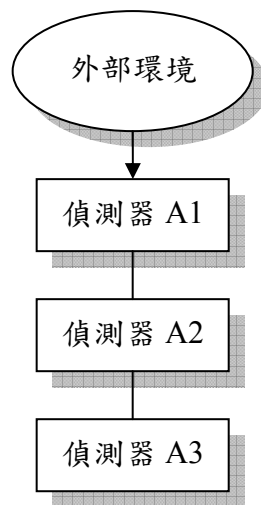


圖2-2 事件資訊偵測序列處理示意圖

資料來源：【22】

(3) **序列/平行處理**：系統輸出與多個偵測器相互連結，如圖 2-3 所示。

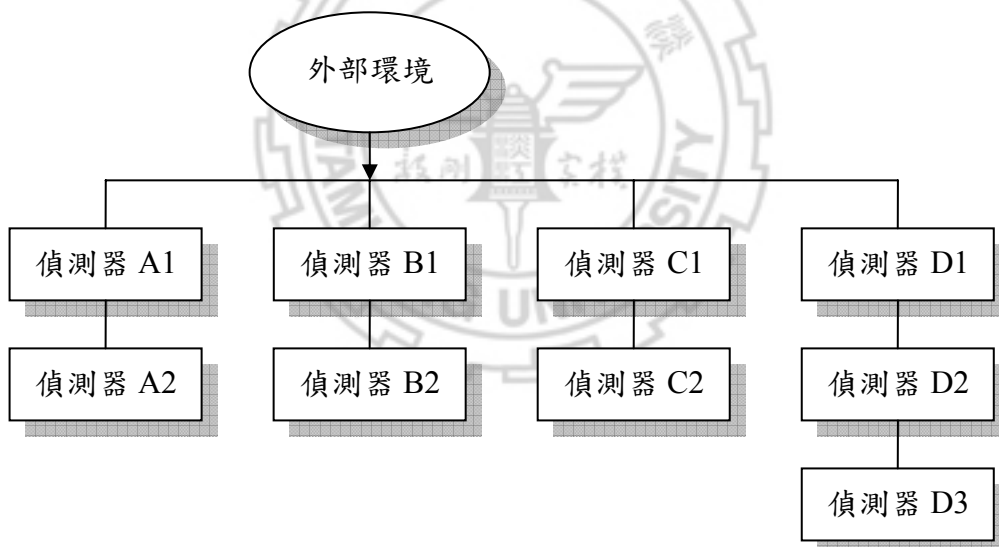


圖2-3 事件資訊偵測序列/平行處理示意圖

資料來源：【22】

平行處理主要提供僅一個偵測器進行事件資訊偵測時，能有較佳之結果；序列處理主要提供在不同環境與資訊來源時，事件之發生可能。序列/平行處理則結合了上述兩個方式之優點。

四、類神經網路(Artificial Neural Network)

類神經網路是一種計算系統，包括軟體與硬體，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。人工神經元是生物神經元的簡單模擬，它從外界環境或者其他人工神經元取得資訊，加以簡單的運算，並輸出其結果到外在

環境或其他人工神經元取得資訊，加以簡單的運算，並輸出其結果到外在環境或其他人工神經元。它是由相當簡易的基本元件(Processing Element, PE)組成，各 PE 均能進行資訊之接收、處理、傳遞、儲存等。

在型態辨認法方面，日常生活中常需用到許多種分類方式，而這些分類往往帶有很強的主觀性及爭論性，並不能客觀地由事物的本質及結構上的差異來做出一公正的分類，尤其是多變數、多指標的分類問題，於是引進多變量統計方法的群集分析。群集分析 (Cluster Analysis) 是一種邏輯分析程序，它能根據相似性與相異性，客觀地將相似性歸在同一群級 (Cluster) 內。

而在人工智慧法方面係以專家系統(Expert Systems)及模糊邏輯(Fuzzy Logic)兩種方法為主，分別說明如下：

一、專家系統(Expert Systems)：

專家系統主要根據專家針對系統之行為規則或是先驗知識，進行物體或事件之辨認，或是進行決策過程之分析與構建。專家系統處理有關推論過程無法取得時，利用專家的知識進行分析。

而專家系統可定義為：一個以知識法則為依據，以推理為方法之智慧型程式。這和以演算法為依據，以計算為方法的傳統程式有很大的不同。專家系統簡單地說是：

- (1) 將領域專家的知識，以專家系統所能存取、理解與推理的表現方式，儲存在專家系統中。在專家系統中，用以儲存知識的部份稱為知識庫 (knowledge base)。
- (2) 使用者在使用系統時，通常是透過使用文字、圖形、聲音等和專家系統進行交談，即專家系統扮演人類領域專家的角色，和使用者之間以一問一答的方式進行交談，以輸入需要的資料。專家系統中處理和使用者溝通的部份稱為使用者介面 (user interface)。
- (3) 專家系統利用邏輯推理的原則，配合知識庫內的知識導出適當的解答，或者繼續交談的過程，直到導出適當的解答。專家系統中處理邏輯推理的部份稱為推理機制 (inference mechanism)。

專家系統主要包含五個部份，如圖 2-4 所示：

- (1) **知識庫 (knowledge base)**：用以儲存專家所解決問題的知識。
- (2) **推理機制 (inference mechanism)**：用以控制推理過程的機制。
- (3) **工作記憶區 (working memory)**：用以儲存在推理過程中產生的事實。
- (4) **知識獲取介面 (knowledge acquisition interface)**：提供編輯及增修知識之

介面。

(5) **使用者介面 (usre interface)**：提供使用者友善之諮詢及解釋介面。

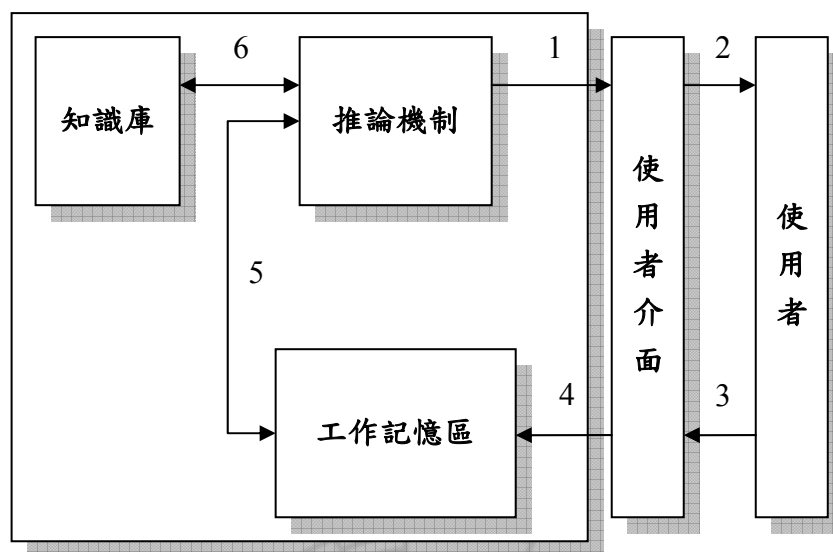


圖 2-4 專家系統架構

在建立專家系統的過程中，有三個主要課題：

- (1) **知識獲取(knowledge acquisition)**：將專家的知識擷取出來。
- (2) **知識表現(knowledge representation)**：將擷取出來的知識轉變成專家系統所能處理的型式。
- (3) **知識推論(knowledge inference)**：建立適合解決問題的推理機制，以控制推理過程。

然而以目前專家系統的發展趨勢來看，知識擷取是最困難的一個課題，甚至有所謂知識獲取是專家系統「發展瓶頸」的說法。原因在於傳統上，知識獲取均利用交談法，即由知識工程師及專家一起對所要解決之問題，透過討論逐步將知識精煉出來。然而這種方式十分費力耗時，而且所獲得的知識有時也會有不完全及不諧調的情形發生。

二、模糊邏輯(Fuzzy Logic)

模糊邏輯為一種在數位架構下進行類比式處理的過程，當該程序無法被明確區分，或是利用傳統模式無法進行之模式構建，或是事件的邊界難以界定時，模糊邏輯則具有相當之優勢。模糊邏輯主要在處理事件之邊界難以用精確值加以定義，或是有「部分真實」之特性存在於系統中。在模糊集合理論當中，任何元素之隸屬都是一種程度的表現。而適用於模糊邏輯之處理方式：

- (1) 一個或以上之控制變數具有連續性。

- (2) 在傳統數學模式中較不具有效率之過程：無明顯的模式存在；模式雖然存在，但較難以建立；模式太過複雜而無法即時加以處理；記憶體之需求量太大。
- (3) 有高度之邊界擾動：受限於成本關係，必須採用精確度較低之偵測器或微控制器；有專家可以進行系統行為規則之定義，而每個變數又具有模糊集合之性質。

模糊系統中主要由下列三個元素加以組成：

1. 模糊集合(Fuzzy Set)

利用語意或是模糊的詞句，來進行模糊系統中輸入與輸出變數型態之定義。例如在溫度控制系統中，溫度變數可能區分為冷、涼、溫、熱等。

2. 隸屬函數(Membership Functions)

每個變數都利用隸屬函數加以定義，而隸屬函數值存在於 0 與 1 之間。其中 0 代表變數完全不屬於該隸屬函數集合，而 1 則完全隸屬於該集合，位於 0 與 1 之間則代表隸屬於集合之程度。而一個變數可能隸屬於不只一個模糊集合，因此每個模糊變數都由一組數值組成，第一個值為變數值，第二個值為該變數隸屬於模糊集合之程度值或函數。一般而言，常用鐘型函數曲線進行隸屬函數之定義。然而鐘型函數曲線之處理需要複雜之運算，因此實務上常用三角形或梯形函數來取代，因為結果並不會有顯著的差異。三角形與梯形函數之基底長度主要作為系統績效校估之設計參數。根據 Kosko 之研究指出，一般而言模糊集合之間大約有百分之 25 的面積會相互重疊。太多的重疊範圍會使模糊集合之間區隔不清，太少的重疊就使系統類似於傳統二元控制，導致無法完整掌握系統之模糊特性。

3. 推論規則(Production Rules)

將人類思考過程利用「如果…，則… (IF-THEN)」的邏輯規則來加以描述。在人工智慧的應用中，IF-THEN 敘述可作與專家系統之整合，然而專家系統主要處理二元 on-off 邏輯以及決策規則之機率，模糊集合將模糊特性應用在推論規則當中，利用較不精確之語句作為規則之基礎。推論規則以平行方式運作，並且將控制系統之輸出劃分為不同等級，稱為「模糊邏輯」。程序性模糊邏輯處理程序主要區分為三個階段：近似推論、內部處理與解模糊化。

李穎(2002)【23】國道客運班車旅行時間預測模式，研究融合國道客運班車 GPS、車輛偵測器、事件發生等歷史資料，考慮在有限之資訊來源時，分為客運車輛與事件資料融合模式、車輛偵測器與事件融合模式，以及整體資料融合模式。研究也考慮上下游路段交通影響關係，並依各種不同規則切分路段，包括：依交流道位置、依相等長度、依相等旅行時間，以及依相同幾何條件等切分路段，分別運用類神經網路建構高速公路旅行時間預測模式，探討模式之績效與運用

性。研究結果顯示類神經網路實為構建旅行時間預測模式之有利工具，而總體資料融合模式、車輛偵測器與事件資料融合模式適合以相等旅行時間切分路段，客運車輛與事件資料融合模式適合以相同簡單幾何條件切分路段，而當切分路段長度增加或跨越的切分路段數越多時，旅行時間預測誤差有逐漸降低之現象。

黃守琮 (2004)【24】採用美國國防部資料融合模式 Level-0~Level-1，透過模擬方式構建單向三車道之高速公路路網並進行資料蒐集，包括感應線圈偵測器資料與追蹤車輛軌跡資料(探針車)，應用時間平均速度與空間平均速度之關係，將探針車與偵測器所獲資訊進行資料融合以推估旅行時間，而融合技術採用線性權重平均法(Berka et al.)。研究路段每 500 公尺佈設偵測器，且分為兩種情境作分析，分別為偵測器有、無故障之情況，然偵測器有故障之情形，可視為當偵測器佈設距離較長之情況，而研究結果顯示資料融合能提高推估旅行時間之精確度。

2.3 旅行時間推估與預測(Travel Time Estimation and Prediction)

近年來有關旅行時間預測的研究課題，大致皆有兩個步驟，一步驟為預測各鏈結的旅行時間，另一步驟則連接各段鏈結時間以獲得距離較長之運輸走廊旅行時間預測值。大多數文獻皆視各鏈結之旅行時間相互獨立，因此所得之旅行時間預測值仍為個別旅行時間相加總，不過 Park(1999)【25】提出如果各鏈結之旅行時間並非相互獨立，則運輸走廊旅行時間非各旅行時間相加總如此簡單，問題會變得複雜許多。而運輸走廊所規劃採用之旅行時間預測模組計有四種：(1)現點速率計算模式；(2)平均速率計算模式；(3)路段運算模式；(4)靜態路徑運算模式。

對於旅行時間之預測概念，大致可分為前向方式與回饋方式。所謂前向方式概念是由旅行駕駛者行為建構行為模式以推導旅行時間，利用行為模式模擬創造分析駕駛者行為之假設性資料；而回饋方式則是利用即時或事後所偵測之交通參數資料，以進一步分析流量與旅行時間之預測值，此法較為常見。

而旅行時間分析法基本上可分為：(1)靜態旅行時間預測，相關發展方法概分為：統計分析法(移動平均法、簡單指數平滑法、Holt's 指數平滑、Winter's 指數平滑、古典分解法、ARIMA，以及簡單多元回歸)、數學分析法(路段運算法、靜態路徑運算法，以及平滑法)；(2)動態旅行時間預測，方法概分為：動態統計分法(卡門濾波、貝氏預測、混沌理論等)、類神經模式與模糊理論、數學分析法等。

Hoffman and Janko(1988)【26】研究提出一路段旅行時間推估與預測模式，而旅行時間預測方法，假定從歷史資料計算平均旅行時間除以當下旅行時間之比率不變，公式如下：

$$\rho_{ij,k} = \frac{\overline{tt}_{ij,k}}{tt_{ij,k}}$$

其中， $\rho_{ij,k}$ ：時間間隔 k ，路段 (i,j) 之誤差係數；

$\overline{tt}_{ij,k}$ ：時間間隔 k ，路段 (i,j) 之歷史平均旅行時間；

$tt_{ij,k}$ ：時間間隔 k ，路段 (i,j) 之現況旅行時間。

假如現況旅行時間無法獲得，則 $\rho_{ij,k}$ 設為 1。而在未來時間間隔 m ，預測路段 (i,j) 之旅行時間 $tt^*_{ij,m}$ 表示為：

$$tt^*_{ij,m} = \frac{\overline{tt}_{ij,m}}{\rho_{ij,k}}$$

其中， $tt^*_{ij,m}$ ：時間間隔 m ，路段 (i,j) 之預測旅行時間；

$\overline{tt}_{ij,m}$ ：時間間隔 m ，路段 (i,j) 之歷史平均旅行時間。

鄭志平 (1992) 【27】應用衝擊波理論於高速公路封閉部分車道時，對於旅行時間的推算。將旅行時間推估方法分成兩大類，一為靜態的推估方式，假設意外發生後或進行短時程施工時(二小時以內)，對車道封閉的時間能夠事先預知，對於上游需求流量之變化不加以考量(即視為穩定)；另一為動態的推估方式，假設意外事故或施工路段的上游需求流量，隨著時間變化而調整。研究結果顯示，動態推估較能掌握高速公路的實際車流狀況，對於事件的管理亦有較佳的效果。

M. Van Aerde et al. (1993) 【28】研究將探針車-即時 ATMS 視為動態 O-D 與旅行時間之資料來源，並將探針車分為四種不同滲透水準，包括：固定滲透水準、時間變動之滲透水準、空間變動之滲透水準，以及空間與時間變動之滲透水準。用以推估 O-D 需求與旅行時間。而研究結果顯示，低滲透水準難於推估可靠之旅行時間，因為號誌化路段易中斷車流，導致旅行時間變異較大，因此需較多之探針車。在高速公路上則旅行時間推估可靠性高。

Sen et al.(1995) 【29】以探針車輛估計與預測旅行時間，在估算路段之旅行時間需要注意的是，車輛在路段之旅行時間並非獨立，前後車之旅行時間具有共變性，其原因主要有：(1)從上游路段進入該路段之時間相近。例如跟著前車之後車，其旅行時間將與前車相近；或在同一車隊之相近車輛亦具有相似的旅行時間；(2)遭遇相近的號誌時相週期。因此在推測旅行時間時，可考慮車輛間之

車間距、以及其共變性。而研究結果顯示：(1)不論在路段使用多少探針車輛，其平均旅行時間之變異數仍將遠大於零。(2)當每單位時間路段之探針車輛數大於特定數目時，之後額外加入探針車輛將無法有效減少旅行時間變異數。因此文獻中建議探針車輛之佈設主要考慮能夠涵蓋並監控路網之數量即可，高密度的探針車輛佈設對於改善預估路段旅行時間上是不需要的。

Oda(1996)【30】運用偵測器資料估計旅行時間演算法，提出當前交通系統在交通資訊的起點與迄點之間，並無合適且嚴謹之旅行時間，因為實際量測旅行時間是在車輛到達迄點之上，而給予駕駛者嚴謹之資訊則必需在於起點時就給予資訊。當前旅行時間之計算方式是透過切割駕駛路徑部分，總旅行時間量測，則是透過切割駕駛路徑部分上的偵測器所獲得。此種方法有其缺點，其運具路徑全長是假設為固定，不管交通狀況之變化，這種方法無法考慮車輛真實通過之旅行時間。因此提出一種較新的方法，透過時間序列與統計運具路徑全長可能方式，預測從起點到迄點通過時間之交通變化情況，透過實測校估系統之有效性。

Yoshikazu(1996)【31】研究高速公路線上學習型態之旅行時間預測模式，提出預測方法有許多必要的條件因素，其預測困難處在於需考慮交通車流動態變化，如車輛於起點與迄點間之擁擠狀況情形。此研究方法利用學習函數採時間序列資料過程方式，透過處理交通車流行為。而其模擬系統是採用類神經方法將時間序列資料為基礎估計旅行時間，並由實測路網進行測試評估。

李俊賢(1996)【32】研究隨機性動態旅行時間，其引用 Fu 與 Rilett 所提出之動態隨機最短路徑問題(Dynamic Stochastic Shortest Path Problem, DSSPP)，重新導出隨機性動態旅行時間(Static Dynamic Travel Time, SDTT)模式，以期引用此模式在分析旅行時間之平均值與變異數，以及將不確定性加入計算邏輯以瞭解變異數如何影響旅行時間。結果顯示，未考慮車輛到達各路段時間變化之靜態模式的旅行時間推估在非尖峰時段與實際觀察結果出入不大。而在尖峰時段發車之車輛，到達「壅塞高峰」前靜態模式之旅行時間推估會低估；反之過了「壅塞高峰」之旅行時間推估則會高估。且若旅行時間距離越長，偏差現象越明顯。

Sanghoon(1997)【33】研究干擾車流狀況下之旅行時間預估，利用自動車輛定位系統(AVL)，透過模擬，以公車作為探針車方式。其研究先完成旅行時間估計模式，應用在公車到達時間估計，研究方法則採用階段旅行時間模式，運用線上參數演算法，過程分為三階段：(1)研究單一公車停等行為；(2)延伸複數公車停等行為；(3)發展公車到達時間預測方式。

Dailey(1997)【34】考慮車流在路段上之行為變化，需要額外之時間平均速度變異數，以Q、K、U 關係推估旅行時間，由於一般偵測器的設定，可以選擇以車輛事件為主或以時間區間為主，固定輸出點速度之平均值，此外無法給與其它參數資料，因此Dailey 模式雖較精緻，實務應用上受到相當之限制。

You(1998)【35】用各種不同的預測工具，如歷史資料型態(Historical Profile Approach)、時間序列、類神經網路、無母數(Nonparametric)迴歸模型、交通模擬模式與動態交通指派模式下，採用專家系統(Expert System)與地理資訊系統(GIS)來進行資料融合預測旅行時間與擁擠分析。

Karl(1998)【36】認為高速公路上面的單迴圈偵測器無法直接偵測車輛的速度，通常都是利用車長、佔有率等資料，並以流量、密度、速度三者之間的關係做一個轉換，以得出目前高速公路上的車輛速度。該研究提出了一個模式，可以直接由偵測器所偵測到佔有率以及流量，利用直觀的車流統計模式，推估出路段的旅行時間。首先假設在一個給定的時間間格內，車輛的旅行時間在統計上會呈現一個分佈，接者再去預測此統計分佈的型態，以推估出路段的旅行時間。

A. T. Venmuri(1998)【37】利用在高路公路上組偵測器偵測目前車流的速度，再利用時間序列的方法預測未來的旅行時間。在偵測車流速度方面，因為車輛會先通過上游的偵測器再通過下游的偵測器，因此利用上下游偵測器累積到同一車輛數的時間差來推估目前車流的速度，有了車流速度且路段長度已知，即可求出路段的旅行時間。接著再將預估旅行時間的問題當做時間序列問題來求解。

Son(1998)【38】以跟車之車間距(Headway)觀念，只要能推估第一輛車之旅行時間，車隊中之後續車輛之旅行時間即可根據偵測器估計之車間距資料，透過Q、K、U之關係，亦可推估平均旅行時間，此研究提供另類之思考方向，唯須要知道第一輛車之旅行時間之假設，邏輯似與實務應用矛盾。

Rose(1999)【39】利用高速公路沿途每五百公尺裝設感應線圈，以測得車流量、車流速度、以及道路的使用資料。但經過測試，發現簡單的距離除以速度所算得的旅行時間僅能反應瞬時的車輛資料，無法預測道路上車隊之累積或消散情況，使得旅行時間計算之結果準確性不足。因此，為了彌補簡單計算模式之不足，此計畫發展了一路段遞迴消散模式(Recursive Cell Processing Model, RCP Modal)改善之。路段遞迴消散模式與利用車輛瞬時速度的預估模式相比消散模式的平均絕對誤差百分比約8%，而車輛瞬時速度的預估模式則有16%。

Jasperse(1999)【40】認為對於使用者而言，為了提供有用且準確之交通資訊，必須有一套計算旅行時間與等候長度之演算法。演算法大致的步驟分為：資料的前處理、長期間流入與流出之校正、車輛估計數、旅行時間估計；在旅行時間估計上有兩項原則：一為基於所測得之速度，另一為車輛總數。並藉由連結兩項原則，視道路為封閉或開放、道路長度、等候情況以決定旅行時間。

Al-Deek(1999)【41】說明單一變數猶時間序列之速度資料決定下一時期的速度值(S_{n+1})， $S_{n+1} = (3^m - 1)S_n - S_{n-1}$ ，其中 S_n 由 a_{n-1} 求出，因此先估計 a_n ，然後由 a_n 估計量再求出 S_{n+1} 的估計量，最後再由公式計算旅行時間預測值。在多變數情況

下，利用車到佔有率、交通量，以及車道長度等計算平均速度(公式：平均速度=車長×(車輛數/佔有率))，如點 24 至點 25 之旅行時間為 $T_{24-25} = L_{24-25}/V_{24} + L_{24-25}/V_{25}$ ，其中 L 為距離，故總旅行時間為各段旅行時間相加總。

曹麗(2000)【42】對交通流進行模擬，收集多點的偵測數據，驗證估測方法並引入結合車流密度的檢測方法。由於距離很近的兩個感應器可以得到通過這一點車輛的瞬時速度；兩個偵測點之間，單位距離內的車輛數則是該路段的車流密度，對這幾個檢測結果的處理可以得到行駛時間。而對行駛時間的估測算法有：

1. **直接法**：典型的直接方法通常是利用 AVI 設備，在入口和出口分別設置 CCD 攝影機，紀錄特定的一輛車通過入口和出口的時刻，兩個時刻之差就是這輛車通過這一路段所用的時間。從理論上來說，直接方法的結果非常準確，但其硬件結構複雜，受環境因素影響大。
2. **間接法**：(1)測量單車在檢測點上的瞬時速度($V_{入}$ ， $V_{出}$)；(2)在給定的時間間隔內，計算空間平均速度；(3)利用公式轉化為時間平均速度

$$\bar{V}_{space} \approx \frac{\bar{V}_{time}}{2} + \sqrt{\frac{\bar{V}_{time}^2}{4} - \sigma^2(V_{time})} ; (4) \text{求兩個速度的調和中項} ; (5) \text{求路段的}$$

行駛時間；(6)求多個路段的時間，兩種方法： $T(K) = \sum_i t_i$ ；

$$T(K) = L \frac{\sum_i t_i(K) q_i(K)}{\sum_i L_i q_i(K)} \quad (\text{融合流量數據})。$$

3. **直接方法與間接方法的融合**：有神經網路模型和遺傳算法等。

研究結果發現間接法較能反映路段內擁擠阻塞的情況，而偵測點的設置決定能否偵測到交通流變化的資訊，從而影響到最後結果的準確性。所以偵測點至少要設置在交通速度最容易發生變化的地方，例如道路出入口和號誌燈停止線的附近等。此研究也提出一種改進的行駛時間算法，考慮如果所有的感應器能夠被一個中心隨時監控，那麼車輛經過偵測點時，除了改變流量值，得到一個瞬時速度值外，還查詢的到這個時刻其他偵測器點上的時間平均速度和流量。那麼一個車輛的一個瞬時速度就能夠對應到一個此時刻車輛所在路段對應的密度。而將空間平均速度和密度的關係引入模型： $V = V_k(1 - \frac{k}{k_j})$ ； V_k ， k_j 分別是暢行時的速度

和阻塞密度，當 $\frac{V_t}{V_s} > \varepsilon$ ； $V_t = V_k(1 - \frac{k}{k_j})$ ； V_t 為檢測得到的實際瞬時速度； V_s 為模型得出的計算值。實驗結果顯示平均相對誤差變小。

Bruce Hellinga and Rajesh Gudapati (2001)【43】研究透過不同資料來源，包括 ATIS 與 ATMS，提出一資料融合系統架構，包括道路偵測器、探針車，以及駕駛者回報等三個子模式，研究中分別探討三個子模式之旅行時間推估方式與績效。而研究結果顯示，探針車於延滯推估較準確，駕駛者回報差異最大。而道路偵測器利用非線性迴歸方式推估準確性也高，利用模糊邏輯構建之駕駛者回報模式績效明顯不足，尚需更改其他規則加以構建。

Chen, M. and S. Chien (2001)【44】研究利用 CORSIM 模擬進行資料搜集，取路段上 1%之探針車數量，以 5 分鐘為時間間隔，並分為路段基礎加總與路徑基礎分別探討路徑旅行時間，應用卡門濾波以預測下一時間間隔之旅行時間。而研究結果顯示，在一般車流情況下，路徑基礎旅行時間預測模式比路段基礎預測模式績效更好。而相較於相關研究提出之探針車數量 3%，此研究也進行取樣 3%以預測旅行時間，而結果顯示取樣 1%與 3%之 MAPE 值小於 3%，即兩者差異甚小。

吳佳鋒 (2001)【45】研究利用車輛所傳遞之 GPS 定位訊號，透過統計方法從車輛歷史旅行資料作車輛旅行時間的預估，為能正確預測車輛旅行時間，此研究設定車輛運行路線分段以及車輛歷史旅行資料劃分時段之準則，並將估計車輛旅行時間分隔為車輛運行時間以及車輛停等時間。研究結果顯示，旅行時間預估模式同時適用於城際間長途旅次以及市區內旅次。但是當在市區路段，因車輛遭遇號誌停等時間，將因車行速度減緩，而變得難以預測其成長程度，使得預估車輛旅行時間之準度有所困難。

Benjamin Coifman(2002)【46】利用上游偵測器偵測到的車輛有效車長來辨認此車輛何時通過下游的偵測器，以同一車輛通過兩偵測器的時間差，計算出目前上下游偵測器間的旅行時間。此方法應用在未壅塞的高速公路上，可以辨識出 65%的車輛。而在擁擠的高速公路上，則可以辨識出 71%的車輛。

Yanying Li and Mike McDonald (2002)【47】由於現存研究多直接紀錄探針車旅行時間並計算平均值，故此研究採用單一探針車速度-時間數據圖表以推估旅行時間，有別於傳統概念研究駕駛行為，控制參數包括速度與加速度，利用模糊邏輯構建平均速度與最大加速度間之模糊關係。而研究結果顯示，探針車可供有效推估旅行時間。

張惠汶 (2002)【48】以新竹市為例，利用裝有 GPS 的公車做為探針車輛，透過其所傳回之資料，發展一套資料的處理模式，透過自訂規則法之資料過濾模式、擷取路段資料、貝氏方法之改變點資料切割模式，將受路口紅燈與站牌上下客影響的低速資料過濾掉，並尋找資料的切割點，使切割點至資料更新時間之間的速率資料是相似的，用以推估路段中的速率，做為路段中速率資訊提供之用。而研究結果顯示，以公車做為探針車輛，在速度推估方面，有低估或高估之現象，較不穩定，而由於實例調查所記錄的資訊並不完整，無從推測其造成原因。

黃惠隆 (2002)【49】以車輛偵測器推估旅行時間之研究，研究推斷國道三號中和交流道至鶯歌系統之旅行時間。在僅有車輛偵測器的情況下，利用偵測之速度、流量，採用可獨立依據偵測器資料進行運算的數學分析法，包括現點速率計算模式、平均速率計算模式、路段運算模式，以及靜態路徑運算模式等四種方法，並利用相關方法論與評估指標如統計檢定、平均誤差等，驗證所計算的旅行時間數值。研究結果顯示，利用路段運算模式所得之平均絕對誤差百分比最小。而車輛偵測器屬於點偵測方式，於交流道區域或壅塞地區容易產生誤差，如佔率太大時產生估算不準之情形，且無法取得實際壅塞時間，故研究建議於經費或時程允許的情況下，輔以偵測車或車機方式，取得實際旅行時間以為驗證。

Sutti Tantiyanugulchai and Robert L. Bertini (2003)【50】初步研究顯示使用自動車輛定位資訊可描述真實幹線交通情況，而績效衡量包括旅行時間與延滯，利用測試車輛與假公車建立關係以描述之。分為四種情境探討，包括測試車輛、真實公車、假定公車，以及假公車，而研究發現測試車輛旅行時間為假公車之 1.3 倍，相反地，測試車輛速度為公車達最大瞬間速度之 0.79 倍。

Alexandre Torday (2003)【51】由於 ATIS 與 ATMS 動態資料可應用於路段旅行時間推估，因此研究利用探針車資料推估路段旅行時間，分析個別車輛旅行時間點分佈，依來自不同上游與進入不同下游加以區分。而研究結果顯示，依區分方式推估旅行時間具較好績效。

邱華敏 (2003)【52】高速公路事故路段動態旅行時間模式之研究，以 Ran & Boyce(1994)所提出之動態旅行時間函數-巨觀車流模式為主，配以微觀觀念加以修改，藉由波動方程式(或稱連續方程式)並依三種情境推展動態事故路段之旅行時間模式。研究結果顯示，藉由動態交通資訊系統所提供之車流資料(如流量、密度、速率等)，即可快速且即時的推算該受事故影響路段之動態旅行時間變化。路段旅行時間將隨事故發生後之累積時間長度而遞增，而路段旅行時間亦會隨著路段車流量的增大而增加，並且，不論事故發生於中間車道或外側車道，當事故發生地點靠近上游偵測器時之旅行時間，較事故地點靠近下游偵測器為長。

Zhang(2003)【53】認為目前的旅行時間與未來的旅行時間中存在著線性關係，因此利用此線性關係建立預測模式，利用目前高速公路的旅行時間來預測未來的旅行時間。並且使用平均絕對預測誤差百分比(Mean Absolute Percentage Prediction Error, MAPPE)來衡量此模式的預測結果。此模式適用於每個路段皆有佈設車輛偵測器的高速公路。

Oh(2003)【54】基於流量守衡之觀念，以路段上、下游兩點偵測器蒐集資料之流量、佔有率資料，以推估高速公路之旅行時間。而研究結果顯示，於加州I-880 高速公路上推估之績效，誤差多小於3%，可見模式之準確性。模式如下：

$$tt_{SD} = \frac{\Delta X \cdot \{k(t+1) + k(t)\}}{\{q_u(t) + q_d(t)\}}$$

其中， tt_{SD} ：路段旅行時間；

ΔX ：路段長度(兩偵測器間之距離)；

$k(t+1)$ ：時階 $t+1$ 之路段平均密度；

$k(t)$ ：時階 t 之路段平均密度；

t ：時階；

$q_u(t)$ ：時階 t 之上游偵測器流率；

$q_d(t)$ ：時階 t 之下游偵測器流率。

而 $k(t+1)$ 之求算方式：

$$k(t+1) = k(t) + \left(\frac{\Delta t}{\Delta X \cdot l} \right) (q_u(t) - \alpha(t) q_d(t))$$

其中， Δt ：時階長度；

ΔX 兩偵測器間之距離；

l ：車道數；

$$\alpha(t)：參數 = \frac{\sum q_u(t)}{\sum q_d(t)}$$

Lin(2004)【55】認為路口延滯將影響市區幹道旅行時間估計之準確性，而主要影響因子可分為：流量等級、車流組成，以及號誌連鎖等級。此研究探討號誌化幹道系統旅行時間，為弭補前述兩階段論之不足，並考慮上、下游號誌是否連鎖等關係，對上游路口紅燈、或綠燈進入之車流量，可能於下游路口停等之機率，進行模式參數校估，並以停等流量代入Webster延滯公式，估計延滯時間，其餘車輛以偵測器偵測之速度平穩通過，因此可以獲得整體之平均旅行時間。而Webster延滯公式如下：

$$d_t = \frac{C[1-(g/C)]^2}{2[1-(g/C)X]} + \frac{X^2}{2q(1-X)} - 0.65(C/q^2)^{1/3} X^{2+5(g/C)}$$

其中， d_t ：鄰近路段之每車平均總延滯(秒/車)；

C ：週期長度(秒)；

g ：有效綠燈(秒)，故 g/C 為有效綠燈佔週期比率；

X ：飽和度，即每週期之平均到達率與每週期最大疏解率之比

$$X = \frac{q/s}{g/C} = \frac{q \cdot C}{g \cdot s}$$

q ：流量(車/秒)

2.4 文獻回顧小結

探針車數量、市區幹道旅行時間，以及資料融合技術，國內研究著墨甚少。在探針車數量方面，回顧國外相關文獻，多從環境中抽取探針車以探討是否足以代表母體之旅行時間或速度，從樣本變異數與平均數加以探討探針車數量，並以 5 分鐘或某一固定時間間隔取樣。而本研究嘗試從空間平均速度的概念加以探討，將時間間隔切分更細，為一瞬間之取樣，有別於一般研究所探討。因此必須先求得路段上所有車輛每一秒或每一瞬間之速度，利用一瞬間路段上車輛瞬時速度在空間上的分佈以探究探針車數量之多寡。

資料融合技術方面，此部分多出於國外研究，為補足偵測器之不足，希望藉由多種資料來源加以資料融合，以期在資源與經費有限情況下，能有效推估或預測現實狀況，以達資訊智慧化之目標。由於本研究著重於旅行時間之推估，因此資料融合技術之選取偏重於旅行時間推估方面，如加權平均法(Weighted Average)與類神經網路(Artificial Neural Network)。

在旅行時間推估方面，此方面研究，慢慢趨向以偵測器推估旅行時間，或加入探針車進行資料融合推估，一路延續下來，近幾年由於探討方向漸漸趨向為號誌化路口、路段，因此，旅行時間之推估紛紛加入路口延滯之因素，以反應真實旅行時間。經國內外之研究顯示，此方式都具有不錯之績效，故本研究於旅行時間之推估採用兩種方法：(1)探針車大小探討時，使用距離除以空間平均速度，以符合本研究探討重點；(2)資料融合時，於偵測器資料使用 Lin(2004)【55】所提出之 OH 模式加上 Webster 延滯公式之推估方式，而研究中基於實物與應用，僅佈設一組偵測器於路段中游，並依『智慧型交通資訊蒐集、處理、傳播與旅行者行為之系列研究—號誌化道路路況資訊偵測方法與省道路段固定式偵測器佈設規劃』三期【56】，一組偵測器之推估方式，將 OH 模式加以修改，以適用一組偵測器之推估。

第三章 模式構建

依本研究目的之各項課題探討，將模式構建分為三方面，一為探針車數量演算法之理論基礎與探究流程；二為資料融合技術之介紹、選用與彙整；三為旅行時間推估模式之應用，分述如下：

3.1 探針車數量理論基礎與流程

在探針車數量探討方面，本研究從速率空間分佈的概念來思索多少探針車才能代表路段的旅行時間，由於探針車可視為一瞬間固定式偵測器，透過探針車之瞬時速度與位置，形成一類似抽樣之速率分佈(瞬時速度)，依空間平均速度反應母體以推估瞬間旅行時間，從中探究探針車之抽樣數量以做為路段上探針車數量大小之參考依據，如圖 3-1 探針車數量大小求解示意圖。研究以模擬方式蒐集資料，為獲得瞬間詳細資料，將時間間隔設定為 0.5 秒以表瞬間之意義。

而固定式偵測器蒐集之交通資料為點速率，亦為時間平均速率，路段平均速率乃將偵測器每次偵測車輛所獲之個別車速加總，累積一段時間後，將車速總和除以車輛總數所得，再經由公式轉換為空間平均速率。然本研究主要從空間平均速率的概念探討探針車，故需獲得路段上每一瞬間所有車輛之瞬時速度。而所謂的空間平均速率與時間平均速率如下所述：

1. 空間平均速率(Space Mean Speed, SMS)-調和平均數(Harmonic Mean)

$$SMS = \frac{nD}{\sum_{i=1}^n ti} = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{\mu_i}}$$

n：觀測車輛數

D：行駛路段長度(公里)

ti：第 i 輛車通過路段所需時間(小時)

μ_i ：第 i 輛車之速度(公里/小時)

2. 時間平均速率(Time Mean Speed, TMS)-算術平均數(Arithmetic Mean)

$$TMS = \frac{\sum_{i=1}^n (D/ti)}{n} = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i}{n}$$

而兩者之關係如下，時間平均速率會大於等於空間平均速率。

$$SMS = TMS - \frac{\sigma_{TMS}^2}{TMS}$$

或 $TMS = SMS + \frac{\sigma_{SMS}^2}{SMS}$

σ_{TMS}^2 : TMS 之變異數

σ_{SMS}^2 : SMS 之變異數

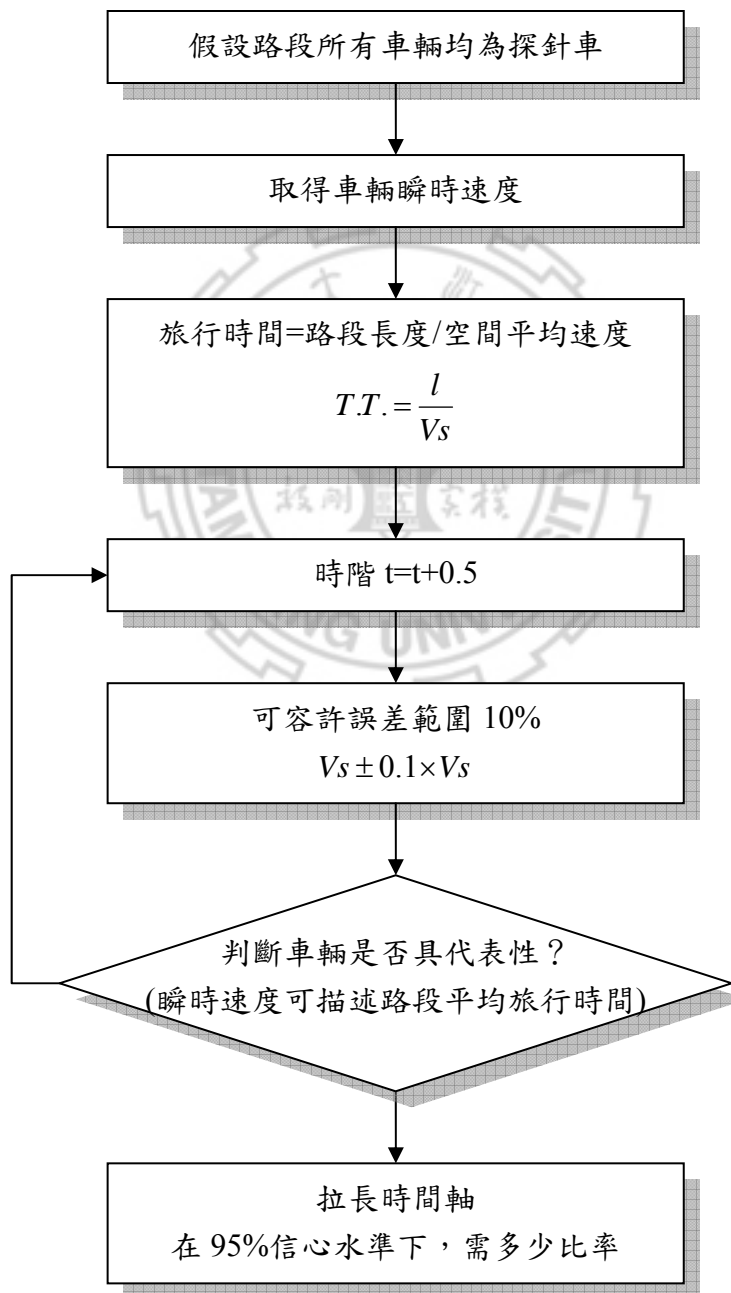


圖 3-1 探針車數量求解示意圖

本研究希望透過時點觀測取得空間平均速度以推估旅行時間，至於時點觀測與路點觀測之資料差異性，如表 3.1 至表 3.2 所示。分別呈現時點觀測與路點觀測求算車流基本特性之速度、流量，以及密度三者之方式。

表3.1 時點觀測與路點觀測差異(一)

特性	長時間觀察短距離 (路點觀測)	短時間觀察長距離 (時點觀測)
速度(公里/小時) $\bar{\mu}_s$	$\bar{\mu}_s = \frac{N}{\sum \frac{1}{\mu_i}}$	$\bar{\mu}_s = \frac{\sum \mu_i}{N}$
流量(車/小時) q	$q = \frac{N}{T} = \frac{N}{\sum t_i} \text{ (可獲得)}$	$q = k \bar{\mu}_s$
密度(車/公里) k	$k = \frac{q}{\bar{\mu}_s}$	$k = \frac{N}{l} = \frac{N}{\sum s_i} \text{ (可獲得)}$

資料來源【57】

表 3.2 為另一種表示方式，均可見時點觀測與路點觀測資料之差異性，概念不同，因此求算方式也不同。

表3.2 時點觀測與路點觀測差異(二)

	路點觀測	時點觀測
q	兩觀察時間點 t_0 與 $t_1=t_0+\Delta t$ $q = -\frac{\Psi t_1(x_i) - \Psi t_0(x_i)}{\Delta t}$	一觀察路點 x_i $q = \frac{\Phi x_i(t_1) - \Phi x_i(t_0)}{\Delta t}$
k	一觀察時點 t_i $k = \frac{\Psi t_i(x_i) - \Psi t_i(x_o)}{\Delta x}$	兩觀察路點 x_0 與 $x_1=x_0+\Delta x$ $k = -\frac{\Phi x_i(t_i) - \Phi x_o(t_i)}{\Delta x}$

註： $\Psi t_i(x_i)$ ：路點 x_i 之時點累積車輛數

資料來源【58】

 $\Phi x_i(t_i)$ ：時點 t_i 之路點累積車輛數

而圖 3-2 至 3-3 則呈現時點觀測與路點觀測差異性之概念圖示，時點觀測為長時間觀察車輛通過固定點之點速度；路點觀測則為短時間或瞬間觀察，路段或路徑上所有車輛之瞬時速度與位置。

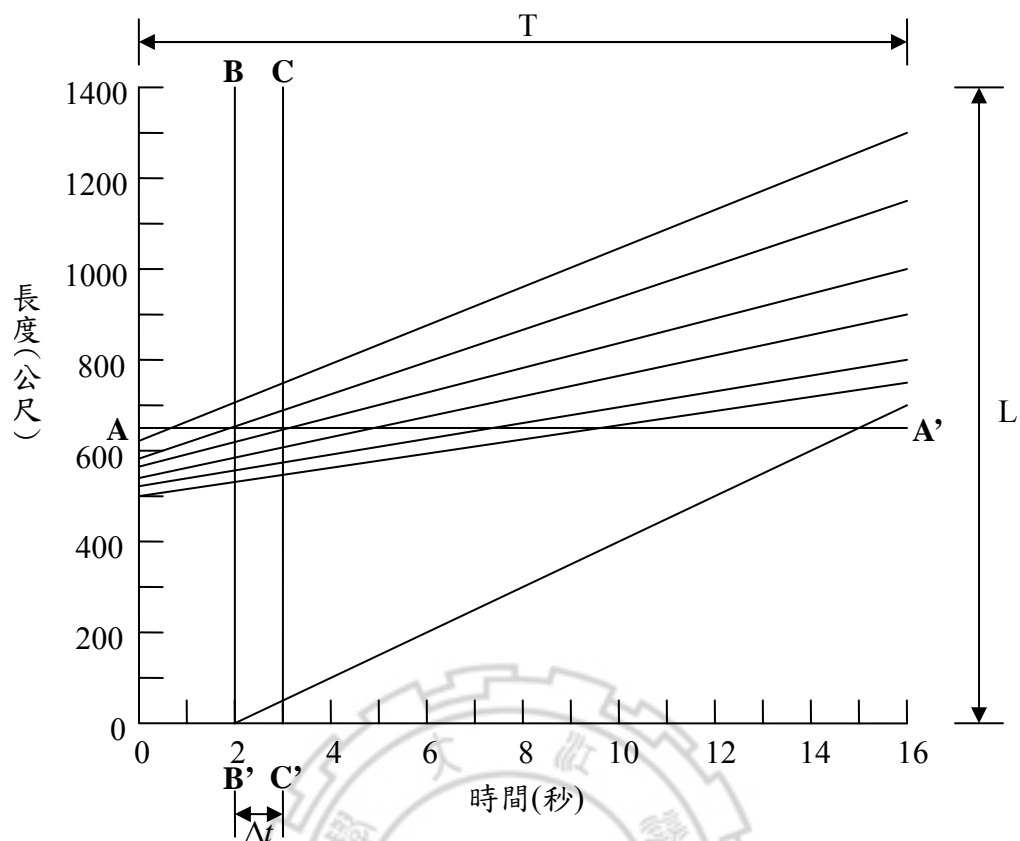


圖 3-2 車輛軌跡：AA'為路點觀測；BB'為時點觀測 資料來源：【57】

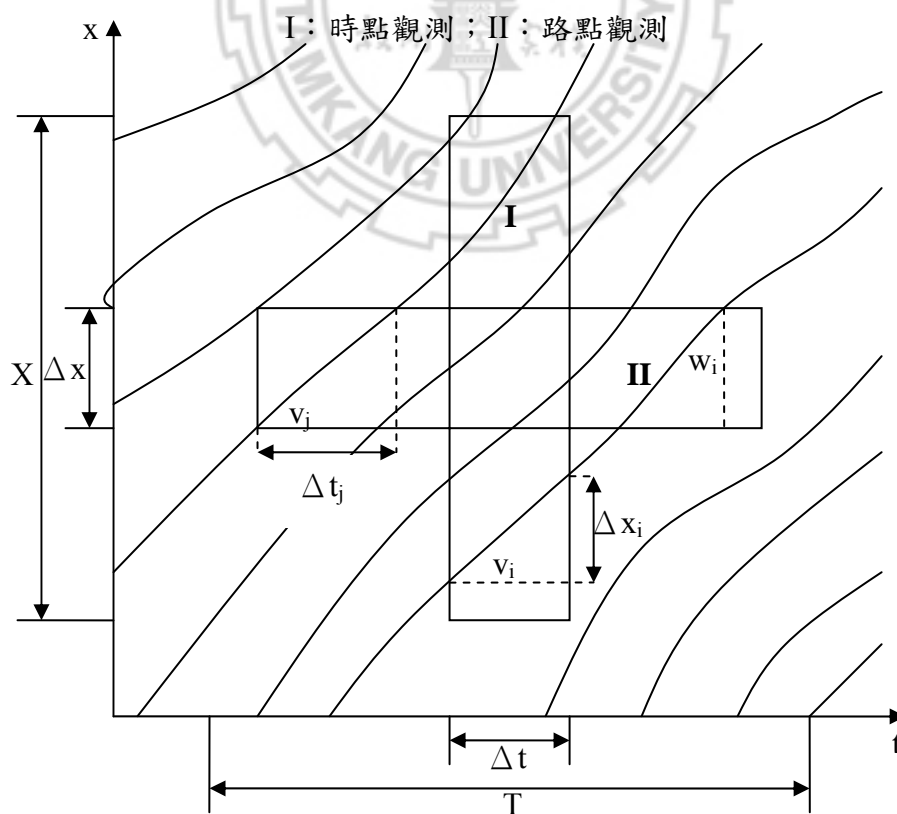


圖 3-3 時點觀測與路點觀測示意圖

資料來源：【58】

而流量-密度、速度-流量、速度-密度三者之關係如圖 3-4 所示。

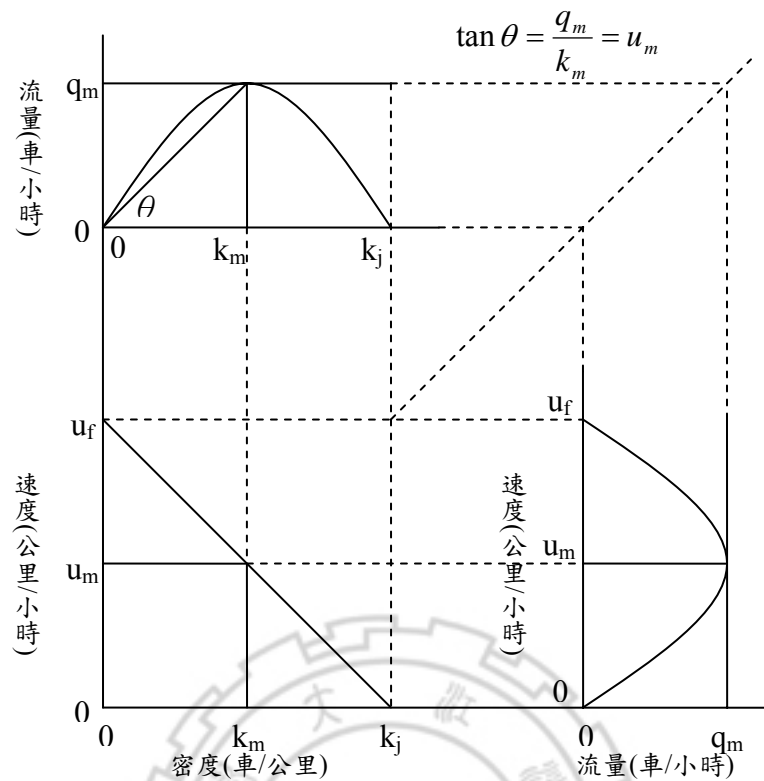


圖 3-4 流量-密度、速度-流量、速度-密度圖

資料來源：【57】

而此部份之探針車取樣，從空間速度之分布加以反應路段或路徑之旅行時間，旅行時間泛指行駛於固定兩點間路段所需之時間，且路徑旅行時間又可分為瞬時與真實旅行時間。如表 3.3 即為兩者差異。

1. 瞬時旅行時間：在 t 時點，交通狀態不變前提下，利用偵測器及探針車測得交通資訊，並求得路段旅行時間。
2. 真實旅行時間：在 t 時點，實際進入某路段(徑)之起點至完全離開路段(徑)所需之實際旅行時間。

另此部分推估旅行時間之方式，係以路段長度除以空間平均速度，模式如下：

$$T.T. = \frac{L}{u_s}$$

其中， $T.T.$ ：路段旅行時間(秒)；

L ：路段長度(公尺)；

u_s ：空間平均速度(公尺/秒)。

表3.3 瞬時與真實旅行時間差異

$t \backslash X$	路段 1	路段 2	路段 3	路段 4	路段 5	
$t=t_0$	$tt_1(t_0)$	$tt_2(t_0)$	$tt_3(t_0)$	$tt_4(t_0)$	$tt_5(t_0)$		$\Sigma TT(t_0)$
$t=t_1$		$tt_2(t_1)$					瞬時路徑旅行時間
$t=t_2$			$tt_3(t_2)$				
$t=t_3$				$tt_4(t_3)$			
$t=t_4$					$tt_5(t_4)$		
.....							
$t=t_i$							$\Sigma TT_{i+1}(t_0)$ 真實路徑旅行時間

而針對現況，本研究又將探討方向分為兩方面，一為在現有固定式偵測器下，需要多少移動式探針車才足以彌補固定式偵測器之不足；一為當移動式探針車數量很多時，可否取代固定式偵測器，即需多樣本才足以準確推估旅行時間。

在第二章文獻回顧中，Turner et al. (1995)【6】與 Cohen. S.(2002)【12】均

曾提出探針車數量推估方程式： $N = \frac{Z^2 C.V.^2}{e^2}$ 與 $N \geq \left(\frac{t_\alpha}{k} \right)^2 (CV)^2$ ，而本研究透過

實測資訊構建模擬路網，藉由軟體程式介面輸出相關資訊，包括：車輛之速度、位置、行駛距離與車輛編號，從瞬間概念探究探針車數量，並加入資料融合以分析取樣之可行性，以期在探針車數量方面能有所貢獻，俾供相關實務單位參考使用。

3.2 資料融合技術

基本上，交通資料的整合包括以下三項課題：(1)交通資訊中心與路況資訊之整合；(2)路況資訊之整合；(3)不同資訊來源路況資訊之整合。由於交通資料來源以及資訊需求日趨多元與複雜，對於資料融合之需求也特別殷切，故本研究的重點針對不同資訊來源之路況資訊進行整合。

資料融合演算法可概分為理論模式、特徵推論及知識庫模式三大類型。理論模式是藉由合適之模式進行觀測資料的評估與特性分類；特徵推論是藉由圖像特徵資料辨別觀測資料的特性；知識庫模式則是由人為分析產生自動決策之程序。這些資料融合演算法之研究源自於美國國防部(U.S. Department of Defense)單一與多感應偵測器與資料融合技術之演進，針對偵查、分類、識別、追蹤目標及評估戰略上與敵軍威脅之情勢進行整合，衍生多樣之資料融合演算法。近年來，陸續形成相關研究領域，試圖將資料融合技術運用於都市地區與高快速道路交通管理上，用以估計及預測車輛偵測器對於交通車流之影響以及事件偵測之機率。

依相關文獻回顧，資料融合技術大致上可分為下表九種，以下即針對幾種常見之技術進行彙整，並選擇適用於本研究資料來源之融合技術，以推估旅行時間。分述如下：

表3.4 資料融合技術分類

融合成度	方法	融合技術
等級一 (低層次融合)	資料關聯	Figure of Merit(FOM) Gating Techniques
	狀態估計	Kalman Filters
等級二 (高層次融合)	分辨融合	Bayesian Decision Theory Dempster-Schafer Evidence Reasoning(DSER) Adaptive Neural Networks
	型態辨認	Cluster Methods
等級三 (高層次融合)	人工智慧	Expert Systems Fuzzy Logic

資料來源：【22】

而一般資料融合技術所需資料要素，分別彙整如表 3.5 所示，主要分為交通流量、車輛分類，以及車輛辨識等資訊種類。

表3.5 資料要素

資訊種類	描述	資料要素
交通流量 (Traffic Flow)	確定道路上所有交通情況	容量
		佔有率/密度
		總計速度/旅行時間
		延滯長度
		等候時間
		方向流量
車輛分類 (Vehicle Classification)	確定通過車輛之個別特徵	車輛長度
		車軸數
		車輛高度
		車輛速度
		車輛容量
		車輛重量
車輛辨識 (Vehicle Identification)	確定特殊車輛之位置與狀態	事件車輛位置
		事件車輛狀態
		回報車輛位置
		回報車輛狀態
		持續車輛位置
		持續車輛狀態
		傳送車輛位置
		傳送車輛狀態

資料來源【59】

本研究主要資訊種類為交通流量，因此透過探針車與偵測器以蒐集所需之資料要素。而資料融合之技術之比較與彙整，依其模式特性、模式所需之偵測資料，以及在運輸方面之相關應用，如表 3.6 所示。可知各種資料融合技術之應用範圍與方向，而本研究之研究重心主要探討旅行時間之推估，希望在有限資訊下能可提供一較準確之推估，故最後欲比較之技術分別為加權平均法(Weighted Average)與類神經網路(Artificial Neural Network)，以期評選出較適合台灣地區之資料融合技術，以利進行路段資訊之掌握與提供。

由於上述兩種技術較常應用於旅行時間推估上，且其餘方式均屬較高層級之資料融合，偏重於型態辨認(如事件偵測，判斷事件發生機率)等，故本研究採用兩種技術做比較參考。

表3.6 資料融合技術彙整

融合技術	模式構建	輸入資料	一般應用	模式限制與缺點
加權平均法 Weighted Average	歷史資料(offline 作業)，構建迴歸式，並檢定合理性與一致性，最後利用 Berka 公式融合。	速度、流量、佔有率、旅行時間、路段容量、路段長度	推估旅行時間	1.須進行資料篩選且過程繁瑣 2.參數、調整因子的校估
卡門濾波法 Kalman Filters	利用間接衡量的狀態變數值，以及與觀察變數兩者的共變異訊息，藉由過去資料不斷更新的遞迴。	佔有率、流量、平均速率、平均車長	推估旅行時間 事件偵測	1.系統參數矩陣及誤差項不易獲得
貝氏推論法 Bayesian Inference	以歷史資料做為知識基礎，利用空間條件機率理論進行未來事件發生機率之推論。先驗機率(概似函數)若無法取得，可用假設。	佔有率、速度、流量、事件機率或資訊(位置、次數、時間)	事件偵測	1.須長時間觀察事件之發生 2.樣本比例容易造成影響 3.使用主觀性的先驗分佈
明證推論法 Dempster-Shafer Inference	以統計為基礎之資料融合與分類演算法，當偵測器或其他交通資料來源無法確定其事件之機率為百分之百，在演算法的過程中，計算事件分類時相關機率或是先驗知識。	佔有率、速度、流量、事件資訊或類型(位置、次數、時間)	事件偵測	1.須歷史資料
圈選式融合 Voting Fusion	根據資料特性進行相關分析與分類，主要優點為處理多偵測或資料來源，利用最小誤差估計，計算事件機率。可概分為幾種信心水準，可由訊號與雜訊比來區分。	佔有率、速度、流量、事件資訊或類型(位置、次數、時間)	事件偵測	1.須詳細之事件狀態描述

資料來源：本研究彙整

表 3.6 資料融合技術彙整(續)

融合技術	模式構建	輸入資料	一般應用	模式限制與缺點
類神經網路 Artificial Neural Network	歷史資料(訓練樣本)，利用輸出、輸入、隱藏層等各種不同方式連結，配合轉換函數轉換及權重調整，以連接網路中各元件。	佔有率、流量、速度、旅行時間、路段容量、路段長度、事件資訊	推估旅行時間 事件偵測	1.模式須經過足夠之樣本進行訓練始能使用 2.區域極小值 3.過度訓練或訓練不足 4.隱藏層數目及神經元數目的決定 5.無法收斂
模糊邏輯 Fuzzy Logic	主要在處理事件之邊界難以用精確值加以定義者。在模糊集合理論當中，任何元素之隸屬都是一種程度的表現。	佔有率、速度、流量、事件資訊、等候資料	事件偵測 事故型態 號誌時相 Ramp Metering	1.模糊化與解模糊化的過程容易使真值失真
專家系統 Expert Systems	根據專家針對系統之行為規則或是先驗知識，進行物體或事件之辨認，或是進行決策過程之分析與構建。專家系統處理有關推論過程無法取得時，利用專家的知識進行分析。	佔有率、速度、流量、交通參數資料、事件資訊(位置、次數、時間)	號誌控制 事件偵測 Ramp Metering 流量推估等	1.知識難以獲取 2.須長時間累積經驗 3.易受到個人因素影響

資料來源：本研究彙整

以下即針對本研究所選用之資料融合技術，包括：加權平均法與類神經網路，詳述來源、過程與應用模式，分述如下：

3.2.1 加權平均法(Weighted Average)介紹

加權平均法是一種估計資料間彼此相關比例的方法。為 Berka et al.【18】(1994) 所提出，使用偵測器及探針車所提供之交通參數資料，先進行資料權重篩選，在分別運用線性推導方式，計算各平均旅行時間，最後運用加權平均方式，進行兩種不同偵測器之資料融合。在交通資料融合程序上，適用於融合各種未經處理的原始偵測器資料。Andrezj Tarko and Nagui Roupail(1993)【60】利用迴歸分析計算由偵測器資料獲得的預期旅行時間(EDTT)與偵測器佔有率(DO)關係式，用以預測旅行時間。

$$EDTT = \alpha_1 + \alpha_2 DO$$

計算探針車估計誤差 σ_p ：

$$\sigma_p = \frac{S}{\sqrt{N}}$$

S ：歷史資料探針車旅行時間標準差(秒)。

N ：時段內探針車回報次數。

計算旅行時間估計值(EOTT)：

$$EOTT = \frac{EDTT/\hat{\sigma}_D^2 + EPTT/\hat{\sigma}_P^2}{1/\hat{\sigma}_D^2 + 1/\hat{\sigma}_P^2}$$

計算旅行時間估計平方值(σ_0^2)：

$$\sigma_0^2 = \frac{DF}{DF+N} [\sigma_D^2 + (EDTT - EOTT)^2] + \frac{N}{DF+N} [\sigma_P^2 + (EPTT - EOTT)^2]$$

DF ： σ_D 的自由度。

N ：計算時間內探針車回報次數。

計算最終旅行時間(EFTT)：

$$EFTT = \frac{ESTT/\sigma_s^2 + EOTT/\sigma_o^2}{1/\sigma_s^2 + 1/\sigma_o^2}$$

$ESTT$ ：歷史資料旅行時間估計值(秒)。

σ_s : $ESTT$ 之標準差。

Berka et al.(1995)【61】提出高速公路與市區幹道之資料融合模式，本研究著眼於號誌化市區幹道之旅行時間推估，因此使用加權平均法對於市區幹道之資料融合模式，而融合過程包括：偵測器流量合理性與一致性檢查，探針車資料合理性與一致性檢查，經檢查完成，獲得各別篩選權重，最後進行資料融合與校估調整因子，分述如下：

偵測器流量合理性檢查：

$$0 \leq q_d \leq f_c \times S \times \left(\frac{g}{c} \right)_{\max} \times \frac{T_a}{60}$$

其中， q_d ：偵測器車道流量資料(車/時間間隔)；

f_c ：路段容量隨機變數調整因子；

S ：路段飽和流率(車/小時)；

g ：綠燈長度(秒)；

c ：號誌週期(秒)；

T_a ：測器回傳時間間隔(分)。

探針車旅行時間合理性檢查：

$$\frac{l}{f_v \times v_m} \leq t_p \leq \frac{3600 \times l}{l_Q \times S \times \left(\frac{g}{c} \right)_{\min}} + r_{\max}$$

其中， l ：行駛路段長度(公尺)；

f_v ：旅行時間隨機變量調整因子；

v_m ：速度限制(公尺/秒)；

t_p ：個別探針車旅行時間(秒)；

l_Q ：車輛有效延滯長度(公尺)；

r_{\max} ：最大紅燈長度(秒)。

探針車壅塞距離合理性檢查：

$$0 \leq l_c \leq l + \varepsilon_l$$

其中， l_c ：壅塞距離；

l ：探針車行駛路段長度；

ε_l ：路段長度可接受誤差估計值。

偵測器資料一致性檢查：

$$(d_1(1 - \exp(-d_2 O_d)) - k_d \sigma_{di}) \leq q_d \leq (d_1(1 - \exp(-d_2 O_d)) + k_d \sigma_{di})$$

其中， O_d ：偵測器佔有率資料(%)；

k_d ：偵測器流量－佔有率關係標準差乘數；

σ_{di} ：偵測器流量－佔有率關係標準差(車/5 分)。

探針車資料一致性檢查：

$$\frac{1}{a_{L1} \frac{N_l l_c}{c_{lg}} + a_{L2} \frac{l_c}{v_m} + a_{L3}(c - g)} - k_a \sigma_{aL} \leq \frac{l}{t_p} \leq \frac{1}{a_{L1} \frac{N_l l_c}{c_{lg}} + a_{L2} \frac{l_c}{v_m} + a_{L3}(c - g)} + k_a \sigma_{aL}$$

其中， a_{Li} ：幹道探針車回報一致性參數；

N_l ：車道數；

c_{lg} ：車道容量(車/小時)；

k_a ：探針車回報資料標準差乘數；

σ_{aL} ：探針車回報資料標準差。

融合旅行時間計算：

$$t_f = \frac{f_d \cdot \frac{W_d}{\sigma_d^2} \cdot t_d + f_p \cdot \frac{N_p}{\sigma_p^2} \cdot t_{pm}}{f_d \cdot \frac{W_d}{\sigma_d^2} + f_p \cdot \frac{N_p}{\sigma_p^2}}$$

其中， t_f ＝融合之旅行時間(秒)；

t_d ＝由偵測器資料估計的旅行時間(秒)；

W_d ＝偵測器旅行時間資料篩選權重；

σ_d ＝偵測器路段旅行時間標準差；

t_{pm} ＝探針車平均旅行時間(秒)；

N_p = 合理的探針車權重總和；

σ_p = 探針車路段旅行時間標準差；

f_d , f_p = 融合調整因子，預設值為 1。

此部分，由於本研究只使用一個偵測器，而於 Berka 研究中係以佈設多個偵測器，故原 σ_d 係指多個偵測器所推估之旅行時間標準差，故研究將此部分修改為一個偵測器之標準差，而誤差來源為各別車輛所推估之旅行時間。另 Berka 提出各項參數之校估值供參考應用，如表 3.7 所示，本研究只列出於號誌化市區幹道合理性與一致性檢查所需之參數，這些參數校估值有的係以回歸校估，有的則是查閱相關設定值。而本研究大致沿用此參數值，以行合理性與一致性檢查。

表3.7 加權平均法參數值

參數	值	參數描述
a_{L1}	470	探針車回報一致性參數
a_{L2}	1.3	
a_{L3}	0.5	
f_c	1.3	容量隨機變數調整因子
$\left(\frac{g}{c}\right)_{\max}$	0.9	最大綠燈比
$\left(\frac{g}{c}\right)_{\min}$	0.1	最小綠燈比
k_a	3	探針車資料之標準差乘數
k_d	3	偵測器流量與佔有率之標準差乘數
l_Q	7.5	有效延滯長度(公尺)
S	2,000	飽和流率(車/小時)
ε_l	50	路段長度可容許誤差(公尺)
σ_{aL}	3	探針車回報一致性標準差(公尺/秒)

另移動式探針車與固定式偵測器之權重值，係依圖 3-5 與圖 3-6 之流程予以決定，即必須通過兩合理性檢定與一致性檢定。表 3.8 即各篩選檢查之標籤定義。對於偵測器與探針車資料，測試未完成權重為-1，失敗者權重為 0，通過檢查者權重為 1，而最後權重值之決定，為通過篩選數除以總篩選數。

表3.8 個別回報之篩選檢查標籤

標籤	檢查
VTag	偵測器流量之合理性
Otag	偵測器佔有率之合理性
DTag	偵測器流量與佔有率之一致性
TTag	探針車旅行時間之合理性
CTag	擁擠長度之合理性
Ptag	旅行時間與擁擠長度之一致性

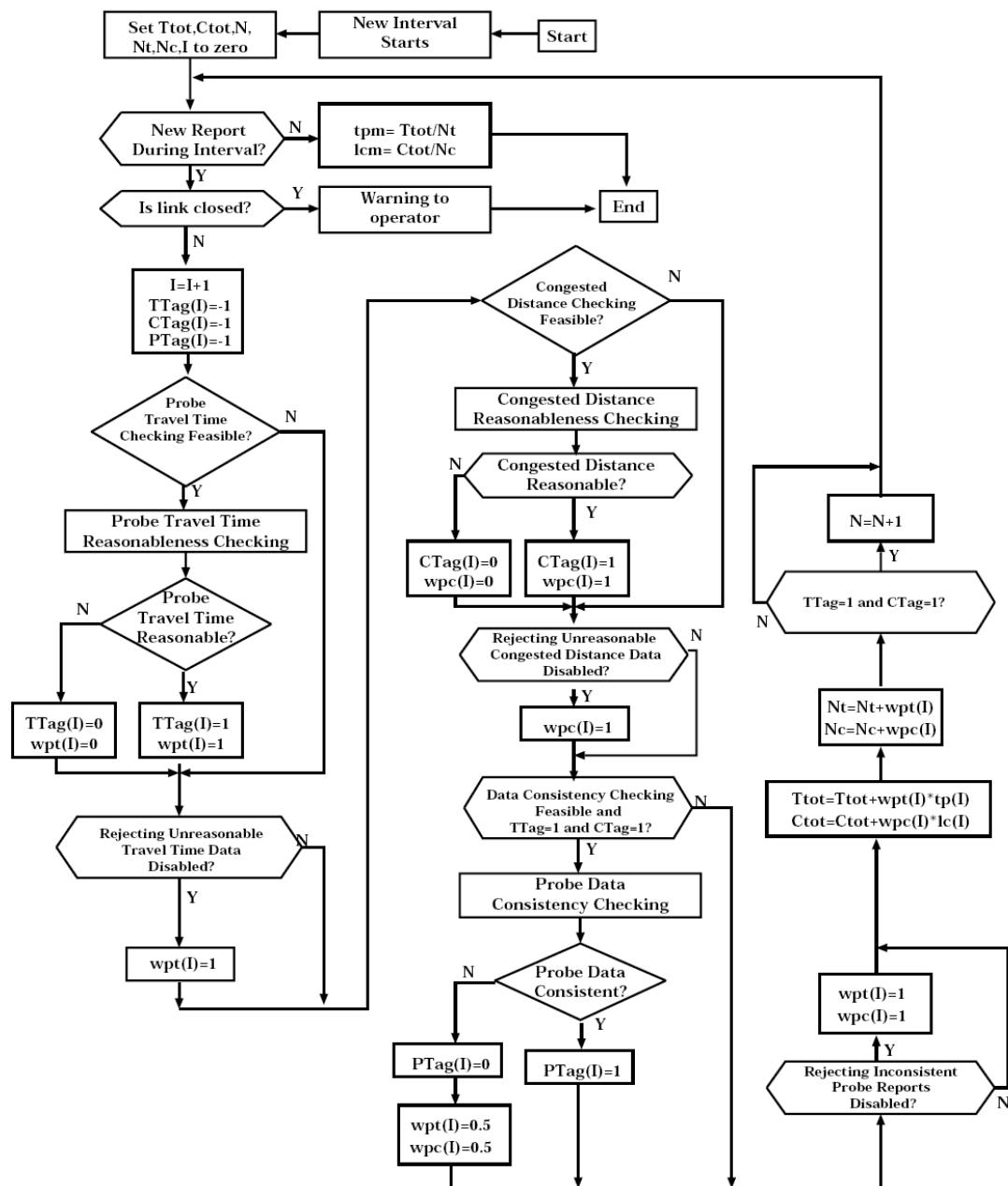


圖 3-5 探針車篩選演算法

資料來源：【61】

在偵測器單一資料之合理性方面，篩選辨別資料為偵測器之佔有率與流量；探針車單一資料合理性方面，篩選辨別資料為探針車之旅行時間與壅塞距離。另於一致性檢定方面，在偵測器一組資料之合理性，篩選辨別資料為偵測器之佔有率與流量間之關係；探針車一組資料之合理性，篩選便資料為探針車之旅行時間與壅塞距離間之關係。

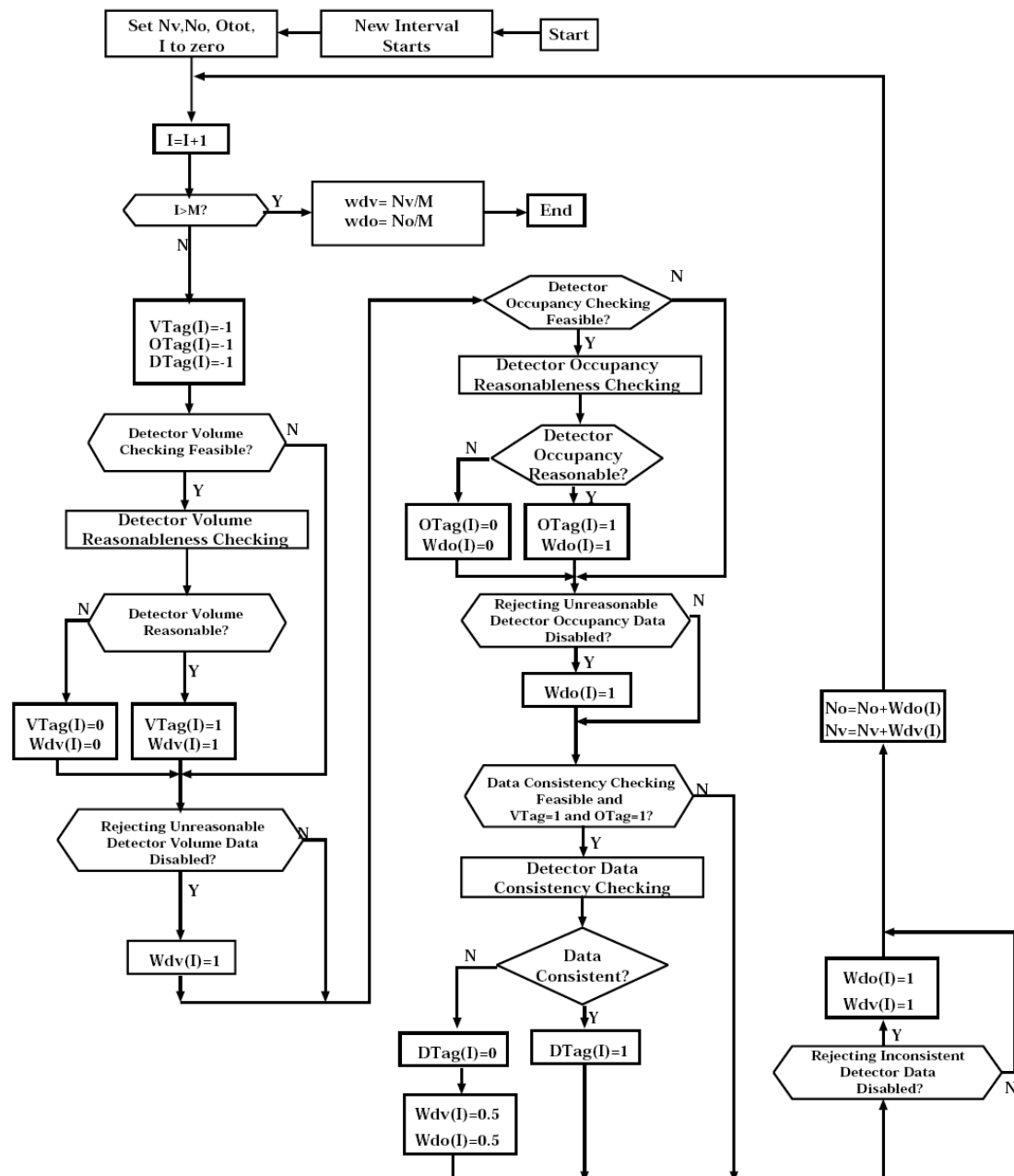


圖 3-6 偵測器篩選演算法

資料來源：【61】

3.2.2 類神經網路(Artificial Neural Network)介紹

有鑒於生物神經組織之強大能力，因此便藉由模仿生物的神經組織而發展出之資訊處理系統即所謂類神經網路。葉怡成(1995)【62】將類神經網路定義為：「類神經網路是一種計算系統，包括軟體與硬體，它使用大量簡單相連的人工神經元來模仿生物神經網路的能力。人工神經元是生物神經元的簡單模擬，它從外界環境或者其他人工神經元取得資訊，加以非常簡單的運算，並輸出其結果到外界環境或其他人工神經元。」

人工神經網路是係由許多的人工神經細胞(Artificial Neuron)所組成，人工神經細胞又稱為類神經元、人工神經元或處理單元(Processing element)，每一個處理單元的輸出以扇狀送出，成為其他許多處理單元的輸入。處理單元其輸出值與輸入值的關係式，一般可用輸入值的加權乘積和之函數來表示：

$$Y_j = f\left(\sum_i W_{ij} X_i - \theta_j\right)$$

其中：

Y_j = 模仿生物神經元的模型的輸出訊號。

f = 模仿生物神經元模型的轉換函數(Transfer Function)，是一個用以將從其它處理單元輸入的輸入值之加權乘積和轉換成處理單元輸出值的數學公式。

W_{ij} = 模仿生物神經元模型的神經節強度，又稱為連結加權值。

X_i = 模仿生物神經元模型的輸入訊號。

θ_j = 模仿生物神經元模型的閾值。

介於處理單元間的訊號傳遞路徑稱為連結(Connection)。每一連結上有一個加權值 W_{ij} ，用以表示第 i 處理單元對第 j 個處理單元的影響強度，如圖 3-7 所示。

人工神經網路的基本結構可分為三個層次：

1. **處理單元(Processing element, PE)**：為人工神經網路組成的基本單位，處理單元的作用可以三個函數來說明：

(1) **集成函數(Summation Function)**：將其他處理單元之輸出透過網路連結傳至之訊息加以綜合。

(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態加以綜合，但一般人工神經網路模式的作用函數採直接使用集成函數輸出，故其作用並不明顯。

- (3) **轉換函數(Transfer Function)**：轉換函數的目的是將作用函數的輸出值經轉換作用後成為處理單元的輸出，即處理單元即輸出值 Y_j =(作用函數輸出值)。而經由轉換函數的作用，使得人工神經元網路具有解決非線性問題的能力。
2. **層(Layer)**：若干個具有相同作用的處理單元成為「層」，一般的人工經網路架構中主要分為三層。分別為輸入層、隱藏層與輸出層。
3. **網路(Network)**：若干個具有不同作用的「層」集成為網路，而網路本身則具有學習與回想的功能。

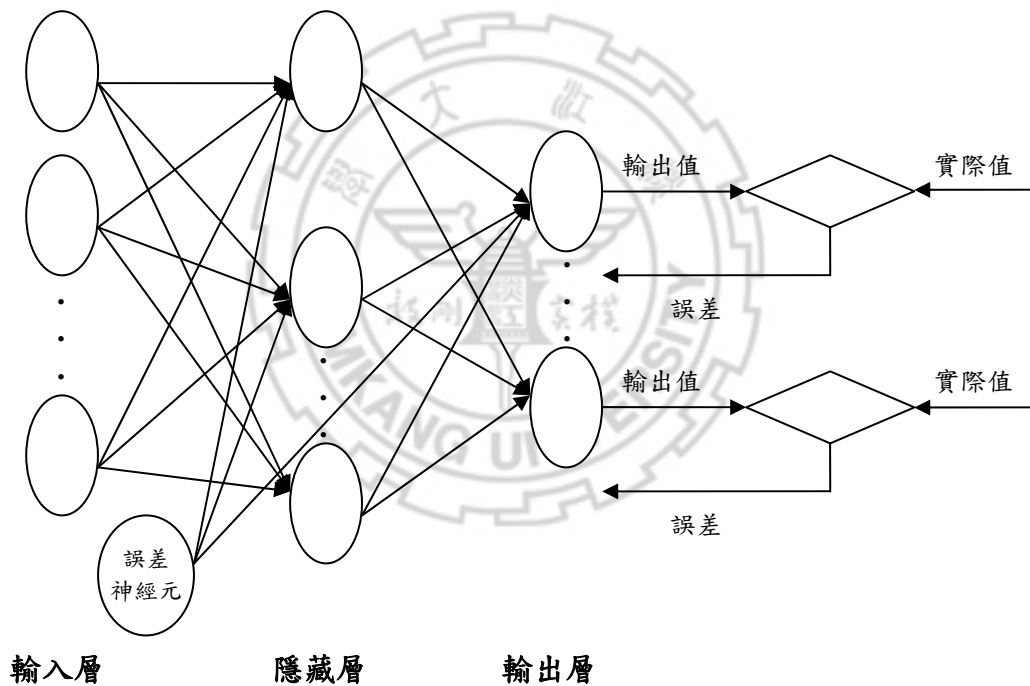


圖 3-7 人工類神經網路架構圖：以倒傳遞人工神經網路為例

倒傳遞人工神經網路之學習演算過程一般包括下列幾項：

1. 設定網路參數、隨機設定初始權重 ω 與閾值 θ 。
2. 計算能量函數(或稱誤差函數)：學習演算過程旨在降低網路輸出結果與實際輸出值間之差距，而其間的差距一般以能量函數表示其學習品質，其式如下：

$$E = (1/2) \sum (T_j - Y_j)^2$$

其中 E 為能量函數。

T_j 為實際值。

Y_j 為輸出層(j)之輸出結果。

3. 以訓練樣本(一般而言為歷史資料)訓練網路，並使學習過程之能量函數最小化。能量函數最小化的過程通常是以最陡坡降法(Gradient Steepest Descent Method)使能量函數最小化。而權重 w 與閾值 θ 權重的改變量 ΔW 與 $\Delta \theta$ 等於：

$$\Delta W = -\eta \frac{\partial E}{\partial W}, \quad \Delta \theta = -\eta \frac{\partial E}{\partial \theta}$$

其中， η 為學習速率，即控制每次加權值改變量的幅度，而學習速率之大小對網路的收斂有決定性的影響。經由網路學習使能量函數最小化之過程，新的權重與閾值分別為 $W(NEW) = W + \Delta W$ 與 $\theta(NEW) = \theta + \Delta \theta$ 。

4. 重覆步驟三，直到收斂為止。

上述四個步驟為倒傳遞人工神經網路主要的學習過程，藉由學習過程便可使網路修正原先隨機設定之權重，進而達到降低誤差的目的；而後以測試樣本(非學習樣本之歷史資料)測試網路之精確度。若網路輸出結果合乎要求，則可應用至待推案例中；若不合乎要求，則重覆步驟三之學習過程，重新設定新的學習速率，反覆學習，直達合乎模式的要求為止。

網路建構程序上，首先依據經驗選取與預測事項相關之變數當作輸入層之處理單元，並將收集資料分割為訓練範例(Training Sample)與測試範例(Test Sample)兩部份，並初步規劃網路之架構(輸入層、隱藏層、各層中處理單元之個數以及網路中神經節連結的方式與學習速率等)，而後以學習演算法配合訓練範例以訓練原先之網路，在此階段原先初步規劃之網路架構可能因為訓練的結果而有所變更。所謂學習演算法即是調整網路中神經節強度(即加權值)的過程。將訓練完之網路以先前設定之測試範例加以測試網路績效，若測試結果不佳則調整初步規劃之網路架構，並重複網路訓練與測試直至可接受為止。倒傳遞人工神經網路建構與訓練及測試流程如圖 3-8 所示。

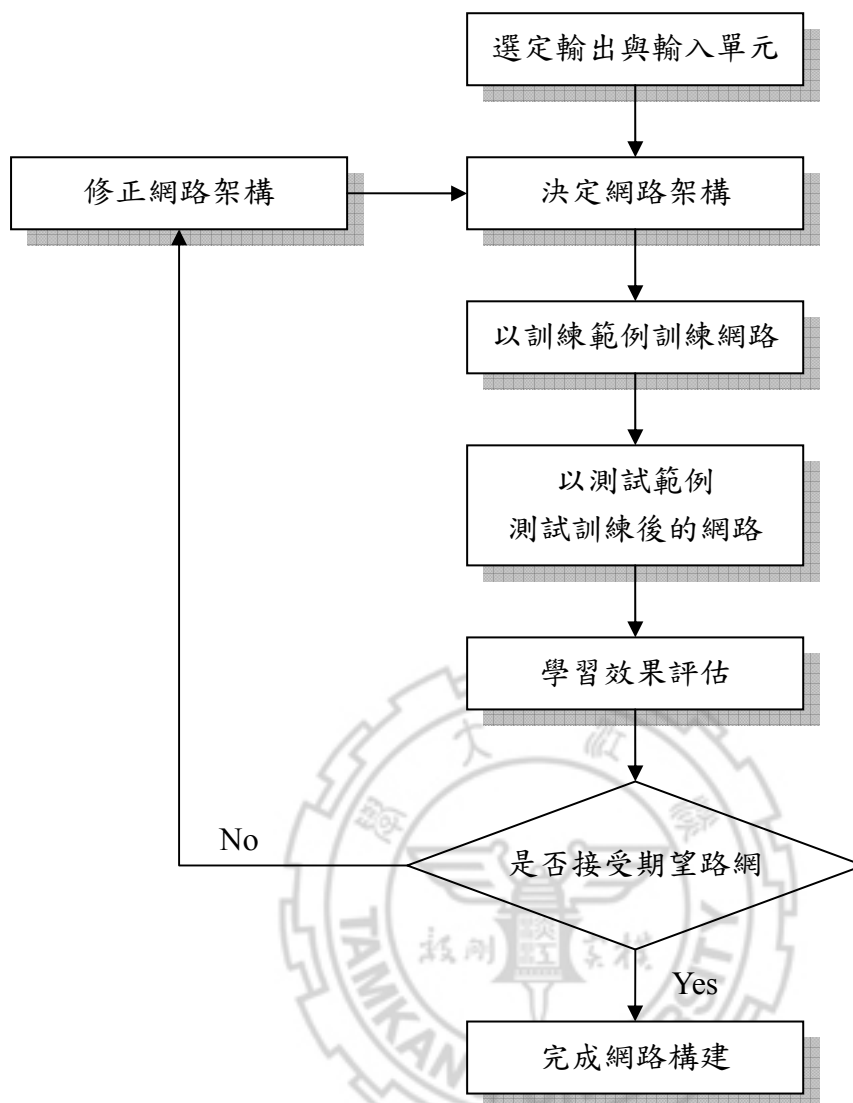


圖 3-8 倒傳遞人工神經網路建構流程

類神經網路視方向性、連接強度及資訊性質，而形成各式類神經網路模式。差別主要在於學習規則不同，一般分為「監督式學習」與「非監督式學習」。對於具有週期性與循環性且能提供大量歷史資料的問題，監督式學習透過歷史資料的訓練調整其網路權重值，故較適用於內在對應規則進行運算的問題，而網路的功能亦較類似於回歸分析與判別分析。而分監督式學習的運算毋須大量的歷史資料，利用某組變數資料之內在聚類規則加以分類，適合運用於方案組合的分類與評選，其功能類似統計分析的「聚類分析」。由於類神經網路具有生物神經系統的功能，其核心即為有效率的資訊處理系統，將可克服目前在人工智慧領域上的一些困難問題。類神經網路的應用主要形式包括：

- (1) **分類功能**：將輸入的資料根據先前學習過的圖形資料對比找出是否相關，再辨認輸入的資料類別，並加以分類，如影像信號分類、車種分類與道路維修等。

- (2) **歸類功能**：將輸入的資料根據其各自特性加以歸類，如車牌辨識、手寫字之辨認。
- (3) **關聯功能**：將輸入的不完整資料或圖形，根據先前訓練過的完整資料對比，辨認出完整資料。
- (4) **推理功能**：根據推理訓練，將資料加以適當的改變。例如將三角形、四角形等的右側邊加寬，而新輸入的六邊形也會如此加寬。
- (5) **預測與最佳化功能**：利用網路連結型式及權重值變化之不同，用以代替統計方法與作業研究，求得預測值與最佳解。預測功能如駕駛人行為、旅運預測等。最佳化功能則如交通控制、方案評估或路線與排成問題。

而類神經網路之特色包括：

- (1) **多樣的網路模式**：提供多種著名的類神經網路模式，使用者只要透過功能表即可產生所需的網路，適用於快速發展實際的應用。
- (2) **效率的發展環境**：提供多種稱為「儀表」的繪圖視窗，可以在螢幕上以圖形方式顯示網路學習過程時的誤差與連結權重值的調整變化情形，以及「修枝」(Purge)網路連結等功能，使用者可以藉此有效率地改進網路學習品質，發展最佳效率的網路模式。
- (3) **開放的網路輸入與輸出(IO)**：除了鍵盤與檔案可作為網路I/O外，還提供更具有威力的「使用者輸出入程式」方式作為網路之輸出與輸入，可做為前處理、後處理，以及傳遞訊息給使用者控制程式，從儀表讀入資料，使用者可經撰寫C語言程式，連結所提供之C語言程式庫，達到這些目的。
- (4) **實用的系統整合**：提供介面將網路轉換成標準C語言程式能力，以便將網路嵌入應用系統中。
- (5) **豐富的應用實例**：在國內外工商界/學術界已有很多成功案例。

而類神經網路應用於交通領域已非常多樣，包括車種車牌辨識、道路維修、道路事件偵測、交通控制、方案評估、路線排程、駕駛人行為模擬、車輛操控等。而本研究著重事件偵測部份，事件偵測演算法主要是以事件發生後的交通特性有顯著變化，作為判斷事件發生之依據，邱顯鳴(1995)【63】以巨集理論為基礎，並與傳統偵測之交通參數(平均速度、佔有率)及影像式新偵測參數(車道變換率)三個參數發展出高速公路事件偵測演算法。研究中所採用的是倒傳遞網路架構，而輸入變數則由模擬模式產生，其中共有3個車道，以3分鐘為一計算週期，每20秒為傳輸週期，車道內亦包含平均車速與佔有率的資料，每週期有車道變換率，利用90個輸入單元作為訓練網路之用，輸出變數則有6個，分別代表不同的事件情況程度【64】。

Peter Nelson and Prasad Palacharla(1993)【65】輸入資料為 x 向量：交通流資料與向量：旅行時間資料，以Kohonen層與Grossberg層調整權重。

Kohonen層演算法：

If i is the smallest integer for which $|w_i^{old} - x| \leq |w_j^{old} - x|$ for all j , $Z_i = 1$ 。Otherwise $Z_i = 0$ 。

$$w_i^{new} = w_i^{old} + \alpha(x - w_i^{old})I_i$$

w_i ：Kohonen 層每個單元(共 i 個)對輸入值 x 向量演算後所得向量。

Grossberg 層演算法：

$$y'_k = \sum_{i=1}^N u_i^{old} z_i$$

$$u_{ki}^{new} = u_{ki}^{old} + \alpha(y_k - u_{ki}^{old})x_i$$

u_{ki} ：Grossberg 層每個單元(共 k 個)對輸入值 z_i 向量演算後所得向量，即輸出值。

α ：學習因子，起始設定為 0.7。

國道客運旅行時間預測模式之研究【66】：

$$y = g \left[\sum_j w_{hj} \times f \left(\sum_i w_{ih} \times x_i - \theta_h \right) - \theta_j \right]$$

y ：輸出值；

x_i ：輸入值，共 i 個。

f ：隱藏層轉換函數。

h ：隱藏層單元個數。

θ_h ：隱藏層門檻值。

θ_j ：輸出層門檻值。

w_{hj} ：隱藏層與輸出層權重。

g ：輸出層轉換函數。

然類神經網路常遇到的問題：

1. 區域極小值 (Local Minimum)

類神經網路在尋找整體最小值(Global Minimum)之解時，所採用的方法乃是坡度遞降(Gradient Decent)法。坡度遞降法的缺點是所找出的解可能只是區域的極小值，而非整體最小值。

2. 過度訓練(Over Training)或訓練不足(Under Training)

若對輸入訓練的資料學習過度，可能會將資料中的雜訊學習進去，造成過度訓練，對新資料的預測反而有不良的效果。若學習不足，亦無法作出太好預測，也就是訓練不足。一般較重視的是過度訓練的問題，因為若能收斂，表示已有相當的學習。除了訓練範例之外，另外準備一組測試範例。當網路對訓練範例收斂時，測試範例是否也跟著收斂。解決過度訓練的方法之一是更改誤差的容忍度。

3. 隱藏層數目及神經元數目的決定

層數越多，計算就越複雜，也就容易有區域極小值的問題出現。一般認為至多只要二層隱藏層即可處理任何問題。隱藏層內的神經元數，一般皆採用嘗試誤法(Try Error Method)找出最佳處理單元數。通常介於輸入層神經元數與輸出層神經元數和的一半，到輸入層神經元數的兩倍間。取決原則如下：

隱藏層神經元個數=(輸入層神經元數+輸出層神經元數)/2

隱藏層神經元個數=(輸入層神經元數+輸出層神經元數)^{1/2}

若問題雜訊過高，隱藏層神經元數目宜少。

若問題複雜性高，隱藏層神經元個數宜多。

測試範例誤差遠高於訓練範例誤差，隱藏層神經元個數宜減少。

4. 無法收斂

輸入訓練的資料內有極端狀況或互相矛盾；輸入訓練的資料其排列順序問題；所設定之誤差容忍度太小；隱藏層內處理單元數目太少；學習率太大所產生的震盪現象。

3.3 旅行時間推估方法

而旅行時間估計之架構如圖 3-7 所示，作業流程從交通偵測器與探針車之運作、交通資料之蒐集，如偵測器之車流量、時間平均速度、佔有率，以及探針車之時間、速度與位置，透過基本車流關係型態分析，以推估模式計算路段或路徑旅行時間。

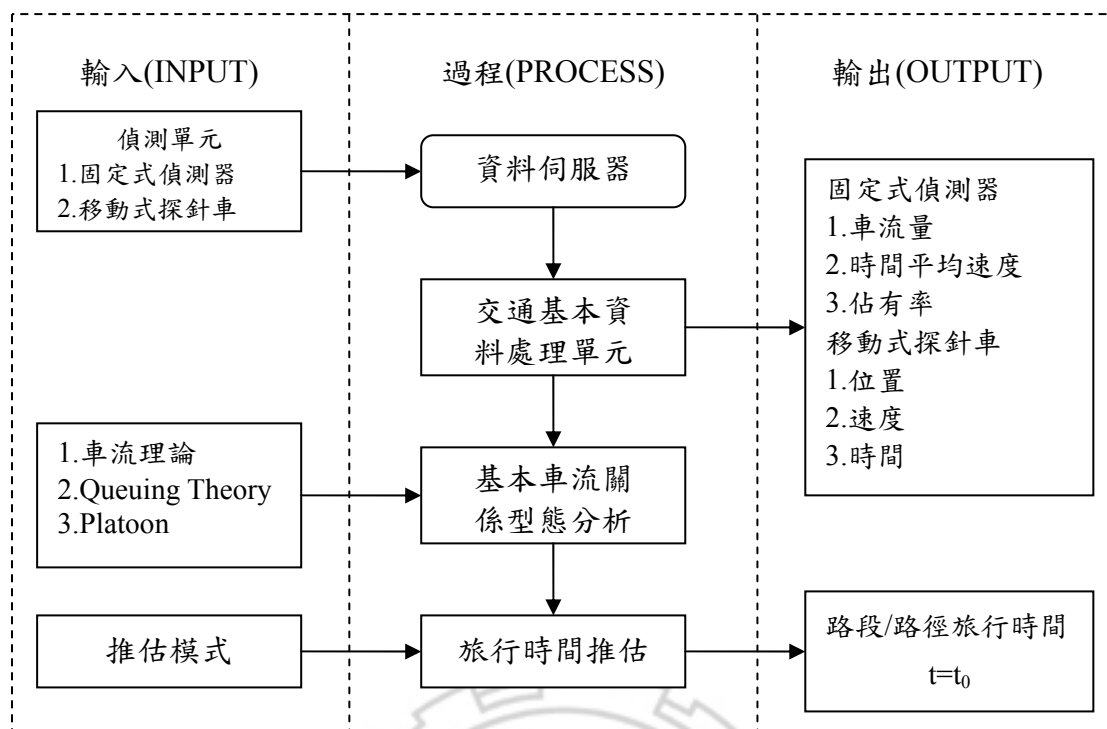


圖 3-9 旅行時間推估與預測模式關係圖

而偵測器之旅行時間推估模式，本研究採用目前所廣為應用之 Lin(2004)【55】提出 OH 模式加入 Webster 之旅行時間推估方法。因此，以下說明 Lin 模式之模式與架構。

1. OH 模式之理論基礎

OH 模式主要根據上游與下游流量守衡原理，依路段長度與偵測器偵測之流量、佔有率換算為密度，以推估旅行時間。概念如下：

$$TT = \frac{\Delta X}{U} = \frac{\Delta X \cdot K}{Q}$$

其中，TT：路段旅行時間；

ΔX ：路段長度；

U：空間平均速度；

K：密度；

Q：流量。

而佔有率與密度之關係，依下列模式轉換。

$$K(t) = \frac{Occ\% \times L}{g}$$

其中，Occ%：佔有率百分比；

L：路段密度之單位長度；

g：有效車長加偵測器長度。

2. OH 模式型態

$$tt_{SD} = \frac{\Delta X \cdot \{k(t+1) + k(t)\}}{\{q_u(t) + q_d(t)\}}$$

其中， tt_{SD} ：路段旅行時間；

ΔX ：路段長度(兩偵測器間之距離)；

$k(t+1)$ ：時階 $t+1$ 之路段平均密度；

$k(t)$ ：時階 t 之路段平均密度；

t ：時階；

$q_u(t)$ ：時階 t 之上游偵測器流率；

$q_d(t)$ ：時階 t 之下游偵測器流率。

而 $k(t+1)$ 之求算方式：

$$k(t+1) = k(t) + \left(\frac{\Delta t}{\Delta X \cdot l} \right) (q_u(t) - \alpha(t) q_d(t))$$

其中， Δt ：時階長度；

ΔX 兩偵測器間之距離；

l ：車道數；

$$\alpha(t)：參數 = \frac{\sum q_u(t)}{\sum q_d(t)}$$

3. OH 模式型態修改

依『智慧型交通資訊蒐集、處理、傳播與旅行者行為之系列研究—號誌化道路路況資訊偵測方法與省道路段固定式偵測器佈設規劃』將 OH 模式修改以單一偵測器資料推估旅行時間，模式如下：

$$tt_{SD} = \frac{\Delta X \cdot k(t)}{q(t)}$$

其中， tt_{SD} ：路段旅行時間；

ΔX ：路段長度(兩偵測器間之距離)；

$k(t)$ ：時階 t 之路段平均密度；

t ：時階；

$q_d(t)$ ：時階 t 之偵測器流率。

4. Webster 延滯模式

Webster 延滯公式係假設車流抵達型態為卜瓦松分配(Poisson Distribution)，考慮週期長度、有效綠燈、飽和度與流量等參數，如下所示：

$$d_t = \frac{C[1-(g/C)]^2}{2[1-(g/C)X]} + \frac{X^2}{2q(1-X)} - 0.65(C/q^2)^{1/3} X^{2+5(g/C)}$$

其中， d_t ：鄰近路段之每車平均總延滯(秒/車)；

C ：週期長度(秒)；

g ：有效綠燈(秒)，故 g/C 為有效綠燈佔週期比率；

X ：飽和度，即每週期之平均到達率與每週期最大疏解率之比

$$X = \frac{q/s}{g/C} = \frac{q \cdot C}{g \cdot s}$$

q ：流量(車/秒)

5. OH+Webster 模式

運用單一偵測器 OH 模式之旅行時間推估方式，加上 Webster 之延滯公式，故旅行時間推估模式如下所示：

旅行時間 = OH + Webster

$$= \frac{\Delta X \cdot k(t)}{q(t)} + \frac{C[1-(g/C)]^2}{2[1-(g/C)X]} + \frac{X^2}{2q(1-X)} - 0.65(C/q^2)^{1/3} X^{2+5(g/C)}$$

第四章 實驗設計與資料蒐集

本章節主要針對資料融合所需資料進行實驗設計，希望藉由實驗設計之方式，充分利用可支配之資源，進行實地路段路況資料之收集，包括藉由道路偵測器，以及路口攝影機進行各種道路參數與真值之收集，最後採用模擬方式構建路網，以進行探針車模式探討與資料融合技術之比較。

4.1 資訊來源

由於本研究之範圍與探討方向為省、縣道、市區道路，故本研究依『智慧型交通資訊蒐集、處理、傳播與旅行者行為之系列研究—號誌化道路路況資訊偵測方法與省道路段固定式偵測器佈設規劃』三期【56】所實地調查偵測之路段，資料蒐集方式為架設道路偵測器、路段攝影機，以及配合人工方式紀錄轉向量、延滯車輛數、車流量等路況資料，以構建模擬路網資料。一方面於探針車數量探討使用，另一方面配合資料融合技術使用，以期探討探針車數量推估模式與資料融合模式之精確度與適用性。

而偵測器主要採用微波式之道路偵測器(Smart Sensor)，其架設方式為利用腳架架設於路肩，架設高度約一個樓層，偵測器傾斜約 45 度，將偵測器中心大約對準道路中心或分隔島，最後進行準確度測試，待調整至一定準確性即可進行實地偵測。

而在偵測之資料方面，微波式偵測器所能偵測之資料，分為兩種形式，一為時間基礎(Time-Base)，記錄資料包括：車道名稱、流量、速度、佔有率，以及分類；另一為車輛基礎(Vehicle-Base)，記錄資料包括：車道名稱、佔有率、速度，以及分類等。配合研究需要以車輛基礎為資料收集方式，故採車輛基礎模式，然以車輛基礎時，必須配以筆記型電腦不斷收集資料，故必須處於開啟的狀態，即長時間開啟螢幕，不能休眠或是關機，因此對於電源消耗較大。而時間基礎則沒有上述問題，電腦於設定完成後便可以關機，只要偵測器的電源持續保持供電即可。

4.2 資料形式與整合

本研究依實際路網資料構建模擬模式，以從中探究各項主題，因此需佈設偵測器與取得探針車資料，而道路偵測器與探針車所偵測之路段資料形式，如表 4.1 所示。

表4.1 偵測器與探針車資料內容與形式

偵測器 \ 資料格式	資料內容	資料形式
Smart Sensor (Vehicle Detector)	時間 流量 速度(瞬時速度) 佔有率	時刻(hh:mm:ss) 輛/小時 公里/小時 秒
GPS 探針車 (Probe Vehicle)	時間 經度 緯度 速度	時刻(hh:mm:ss) 東西經(DD 度 MM.mmmm 分) 南北緯(DDD 度 MM.mmmm 分) 公里/小時

然需將上述兩種資料來源，偵測器與探針車之時間予以規劃一致，以符合資料融合時需具有相同之時間格式，而不同之資料更新時間，會造成不同之影響，如表 4.2 所示。分為時間間距小與大，間距小較具即時性，也較符合本研究所需，但成本較高，資料變異較大，而間距大則資料量較少，但因時間過久，較不符合實際狀況。

表4.2 資料更新時間之影響

資料更新時間間距	優點	缺點
時間間距小	1. 資料更新較快，較為即時 2. 所預測之旅行時間較符合實際情況	1. 資料處理成本高 2. 所獲資訊變異較大
時間間距大	1. 資料量較少 2. 可將時間細分多段，求平均交通資料值，誤差較小	1. 時間過久，與實際交通情況不一 2. 較難滿足使用者需求

4.3 車流模擬系統(PARAMICS)介紹

由於模擬程式功能各異，為滿足本研究資料蒐集之需求，如可構建號誌化之省、縣道或市區道路，且必須可佈設偵測器與獲取移動式探針車之行駛資料。而依交通部運輸研究所(2001)【67】彙整車流模擬器軟體之相關比較表，如表 4.3 與 4.4 所示，相較之下，PARAMICS 於偵測器資料蒐集、網路幾何架構、號誌控制設定、追蹤軌跡車輛，以及其他功能特性較優於他種模擬程式，且開放使用者外掛程式，以滿足不同使用者之資料需求，故本研究採用 PARAMICS 為主要模擬軟體。

表4.3 公路環境功能分類之模擬模式

都市路網	高速公路	混合型路網
NETSIM	FRESIM	AIMSUN2
NETANAL		CORSIM
TRANSCAD		VISSIM
		DYNASMART
		PARAMICS

資料來源：【67】

表4.4 車流模擬軟體之相關功能比較

相關功能	微觀模擬				巨觀模擬
	AIMSUN2	CORSIM	VISSIM	PARAMICS	DYNASMART
幹道連鎖號誌	☆	☆	☆	☆	☆
適應性交通號誌	☆	☆	☆	☆	☆
大眾運輸車輛優先通行		☆	☆	☆	☆
匝道儀控	☆	☆	☆	☆	☆
主線車流控制		☆	☆	☆	☆
事件管理	☆	☆		☆	☆
進出區域控制	☆			☆	☆
多樣化資訊	☆			☆	☆
區域交通資訊				☆	☆
靜態路線指引	☆			☆	☆
動態路線指引	☆			☆	☆
停車指引					
大眾運輸資訊			☆		
自動收費與中心收費	☆			☆	
道路擁擠稅				☆	☆
適應性巡行控制					
自動化高速公路系統				☆	
自主性車輛					
支援行人與腳踏車使用者			☆		
偵測用車輛			☆	☆	
車輛偵測器	☆		☆	☆	

資料來源：【67】

而所謂 PARAMICS 為 **Parallel Microscopic Simulation** 之縮寫，由英國蘇格蘭數位具有交通背景之專家與電腦工程師所共同研發，可供模擬 ITS 交通系統環境之先進微觀車流模擬器。主要以 C 語言所構成之模組，依功能特性可分為：(1)路網構建與編輯模組；(2)網路模擬模組；(3)模擬屬性資料存取模組；(4)輸出資料統計模組等四大模組，如表 4.5 所示為各子模式之功能說明。

表4.5 PARAMICS微觀車流模擬軟體子模組

子模式	功能說明
Modeller	1.構建模擬路網 2.參數設定 3.以 2D 或 3D 效果呈現模擬過程，供使用者除錯與展示 4.即時交通資料展示 5.輸出模擬結果
Analyser	1.輸出模擬結果 2.模擬結果呈現於網路上，供使用者快速導覽與展示 3.配合 PARAMICS 附加 EXCEL 巨集程式，圖形化呈現輸出結果
Processor	1.輸出模擬結果至文字檔 2.路網基本參數設定 3.模擬參數設定
Programmer	開放使用者外掛程式

資料來源：【68】

茲就 PARAMICS 主要功能與特性說明如下：

1. 模擬過程中，模擬實體如車輛、道路幾何特性、號誌環路現圈偵測器等均可藉由「圖示使用者介面」以立體化呈現，使模擬更趨於真實環境。
2. 模擬路網構建、模擬結果輸出，以及圖示使用者介面功能，提供予使用者淺顯易懂之操作環境。
3. 可於不同執行平台，如英文版視窗 95、NT、乃至 UNIX、SUN 工作站及 HP 等進行模擬，較傳統模擬器更具實用性。
4. 路網規模無一定限制，可依需求，自行決定路網之規模。而 PARAMICS 路網規模限制如表 4.X 所示。

表4.6 PARAMICS與NETSIM模擬路網之限制

特性	PARAMICS	PARAMICS(GUI)	NETSIM(市區道路)
節點	1 百萬	-	250
路段	4 百萬	-	500
車輛	無限制	5 百萬	10,000
公車車輛	無限制	5 百萬	256
公車停靠站	2 百萬	-	99
公車路線	255	-	100
車道數	32	8	7

資料來源：【69】

而 PARAMICS 網路構建模組與編輯模組(Programmer)具下列四種功能，使 PARAMICS 模化交通行為更具彈性化：

- (1) 模擬過程中，可自路網任一物件讀取或寫入資訊。
- (2) 傳入使用者自訂之路網設定參數。
- (3) 微調駕駛行為，以反映不同地區之駕駛行為特性。
- (4) 具車輛標籤功能，可鎖定車輛在模擬過程中於路網運行之過程，以進一步瞭解相關細節與資訊。

以下即針對本研究所需之相關功能，分別以駕駛者特性、車輛特性、道路特性、號誌特性、輸出檔案、偵測器，以及應用程式介面等七大項進行說明。

1. 駕駛者特性

模擬路網中駕駛者駕駛特性參數—「冒險性」(Aggression)與「警覺性」(Awareness)之分配情況與模擬所採用之車種相互結合；駕駛者路徑選擇方式屬於隨機型態，但整體車流運作乃依據 O-D 矩陣方式控制，該 O-D 給定方式是根據流量資料指派（單位：車輛數）；另有一參數為「熟悉度(Familiarity)」，具有影響駕駛者最短路徑之選擇行為，其值界於 0 至 100 之間，預設值為 85，根據運研所相關研究顯示，該參數不建議修改。茲將此部分之參數彙整成如表 100 所示。

表4.7 PARAMICS模擬器駕駛者相關參數說明

駕駛者相關參數	相關說明
駕駛者行為模式	由冒險性、警覺性兩參數之分配模式作調整
路網熟悉度	設定值為 85（不建議修改）
駕駛者分群	僅能以巨觀整體路網給定駕駛者駕駛型態
駕駛者路徑選擇方式	利用 O-D 控制車輛運作（單位：PCU）

2. 車輛特性

PARAMICS 中將車種區分為七種類型，根據車輛尺寸及其加減速度，內建有 15 種車輛型式，使用者可根據研究需求，對內建之車種形式及其相關參數自行調整。如跟車模式，PARAMICS 主要結合線性加速模式、巡行模式、煞車模式、最大加速度模式，以及變換車道模式進行車輛跟車情況之模擬。在模擬進行中，車輛產生方式主要以釋放率控制流量，配合 O-D 型態使車輛產生運行動作。

3. 道路特性

PARAMICS 模擬模式在構建道路路網方面較以往使用之模擬軟體更易處理，使用者僅需於路網構建時，定義道路網的實際特徵，並選取道路等級即可。相關設定資料如下所示：

- (1) 車道寬
- (2) 車道排列方式，包括轉向車道
- (3) 停止線與邊線位置
- (4) 公車站區位
- (5) 進入限制
- (6) 路邊停車會干擾到車輛運作的地區
- (7) 路口號誌時制
- (8) 行人穿越道位置

至於道路幾何特性方面，主要包括：坡度、彎道、高架、路口型態等相關選項，均可於構建路網時依研究需要加以定義，可針對較細部之公路幾何條件進行更精確之模擬。

4. 號誌特性

PARAMICS 對於號誌控制方面主要採用手動調整方式進行時制計畫設計，其號誌設計相關參數包括行駛優先權設定、週期（包括紅燈時間與綠燈時間）、

時相、時差，以及指派車輛對於下一路段之車道選擇或限制（Next Lane）等，其中可利用號誌進行指派車輛對於通過路口後下一路段之車道選擇或限制之控制，但公車專用道則於路網構建時，即需配合公車行駛路線與停靠站位置進行設置。模擬過程中，PARAMICS 允許使用者進行號誌時制調整動作。

5. 輸出檔案

PARAMICS 於模擬執行完成後會產生一資料夾，其中一個檔案名稱為「General」，此檔案將產生基本之交通資料，包括車輛數、平均速度、旅行時間、行駛距離等。其輸出形式可選擇路口輸出資料、路段輸出資料、交通區輸出資料、整體路網資料等四種形式。本研究所需之輸出資料乃為路段型式，路段資料項目如下所示：

- (1) 路段密度
- (2) 延滯百分率
- (3) 路段延滯值
- (4) 路段速度
- (5) 路段停止時間
- (6) 路段車輛數
- (7) 路段車流

PARAMICS 另提供顏色顯示列（例如：紅色代表路段擁擠、藍色代表路段順暢等），讓使用者更容易瞭解模擬進行時之道路車流狀況。

6. 偵測器

PARAMICS 偵測器相關說明茲列如下：

- (1) 偵測器種類：PARAMICS 內建之種類僅迴圈偵測器(Loop Detector)一種。
- (2) 偵測器佈設位置：可依研究所需於該路段（Link）上自行調整佈設位置。
- (3) 偵測器佈設數量：無數量之限制。
- (4) 偵測器佈設形式：以全車道方式進行佈設，而每一車道均會顯示其即時相關資訊。
- (5) 偵測器資料蒐集種類：進行模擬時，偵測器僅會將所需資訊即時顯示於圖示介面，然無法將即時資料完全記錄。若需獲得即時資訊，須回推輸出資料方可獲得。PARAMICS 於偵測器蒐集之資提供下列交通資訊項目供使用者選取。

- A. Occupancy：佔有率
- B. Gap：車輛間無佔有偵測器之時間
- C. Headway：連續兩車緣之間的時間
- D. Flow：瞬間通過偵測器之流量
- E. Speed：通過偵測器之速率
- F. Count：通過各車道偵測器之車輛數總和

另外，偵測器偵測時間間隔（Interval）可依使用者需求進行設定。一般而言，最小時間間隔為每一分鐘進行一次資料蒐集動作。

7. 應用程式介面

PARAMICS 多種功能中，最具彈性之功能即為應用程式介面（Application Programming Interface，API），此介面主要有以下的功能：

- (1) 提供整個路網額外的組態參數。
- (2) 讀取或寫入任何網路中的物件，包括：
 - A. 節點：名稱、索引、連接資訊、週期時間和號誌資訊
 - B. 路段：名稱、索引、連接資訊、速限、車道數、附加設施
 - C. 號誌：時比和時差、車輛觸動資訊
 - D. 偵測器：車間距、佔有率、速度、流量、車輛數
 - E. 交通分區：旅次離開線段、OD 資訊
 - F. 車輛：位置、速度、加速度、車種、目的地、駕駛行為
- (3) 增加路徑選擇與指派演算法的複雜度。
- (4) 調整駕駛人與車輛的模式和參數，以表達地區性差異的行為。
- (5) 使用車輛標籤追蹤模擬過程，以量測更詳細的模擬數據。

4.4 模擬路網構建

本研究所構建之模擬路網，依『智慧型交通資訊蒐集、處理、傳播與旅行者行為之系列研究—號誌化道路路況資訊偵測方法與省道路段固定式偵測器佈設規劃』三期【56】，台灣地區路段屬性分佈以 2 車道，日流量在 5,500 至 20,500 之間，長度在 400 公尺以下分佈最廣。表 4.8 所示為三期主要屬性定義，包括：車道數、路段長度，以及路段交通流量，並依不同車道數、長度、流量予以編碼以代表不同路段與車流狀況。其中，流量為日流量，共分為四種類別。

表4.8 屬性變數分類與編碼

屬性變數	定義	類別	編碼
車道數	單向快車道數	一車道	N1
		二車道	N2
		三車道	N3
		四車道	N4
路段長度	路口節點與節點間之距離，以公尺計。	200m 以下	L1
		200m~400m	L2
		400m~600m	L3
		600m~800m	L4
		800m~1000m	L5
		1000m 以上	L6
路段交通流量特性	在某段時間內通過道路上某定點之車輛數。	5500PCU 以下	Q1
		5500~13000PCU	Q2
		13000~20500PCU	Q3
		20500PCU 以上	Q4

表 4.9 所示為三期所調查之部分路段，其中，道路分類類型為道路編號；組合類別中 N 表車道數、L 表道路長度、Q 表日流量。其內容還包括線名、地理位置、樁號里程，以及道路分類。而本研究以分佈廣之屬性類別為主，即 2 車道，路段長度分為 200 公尺以下、200 至 400 公尺、400 至 600 公尺，以及 600 公尺以上，如下列各類型。其中，類型 A 與 B 為連續路段。

表4.9 模擬路段資訊

道路分類類型	組合\類別 (單一路段)	線名	地理位置	樁號 里程 (公里)	車道數	路段 長度 (公尺)	總計 流量 (PCU)	道路分類
A	N2L1Q2	台 1	台中縣大肚鄉	177.318	2	166	8291	連絡、替代
B	N2L2Q2	台 1	台中縣大肚鄉	177.543	2	200	8291	連絡、替代
C	N2L3Q2	台 2	台北縣三芝鄉	18.157	2	517	10062	連絡
D	N2L6Q2	台 2	台北縣三芝鄉	17.602	2	1048	10062	連絡
E	N2L1Q4	台 5	台北縣汐止市	15.891	2	191	31036	連絡、替代
F	N2L2Q4	台 5	台北縣汐止市	15.651	2	396	31036	連絡、替代
G	N2L3Q3	台 15	台北縣八里鄉	3.263	2	598	20135	連絡
H	N2L6Q3	台 15	台北縣八里鄉	5.317	2	1243	20135	連絡

依上述資料，將資料予以彙整如表 4.10 所示，分不同路段長度與流量，而流量分為高與中低流量，高流量為 13,000 PCU/日以上，而中低流量為 13,000 PCU/日以下，共分為八種路段組合。

表4.10 道路路型分類

流量 長度	中低	高
200m 以下	A	E
200m~400m	B	F
400m~600m	C	G
600m 以上	D	H

依上述路段屬性，如車道數、路段長度，再配合車流狀況、流量、轉向比，以及實測時間進行路網構建，並校估最佳參數設定，如反應時間、平均車間距等，最後與真實情況相比較，證明為一優良之模擬模式。而構建之路網圖，如圖 4-1 與 4-2 所示，4-1 為連續兩路段 EF 之路網圖，4-2 為單一路段之路網圖，如 A 至 D 與 G、H。

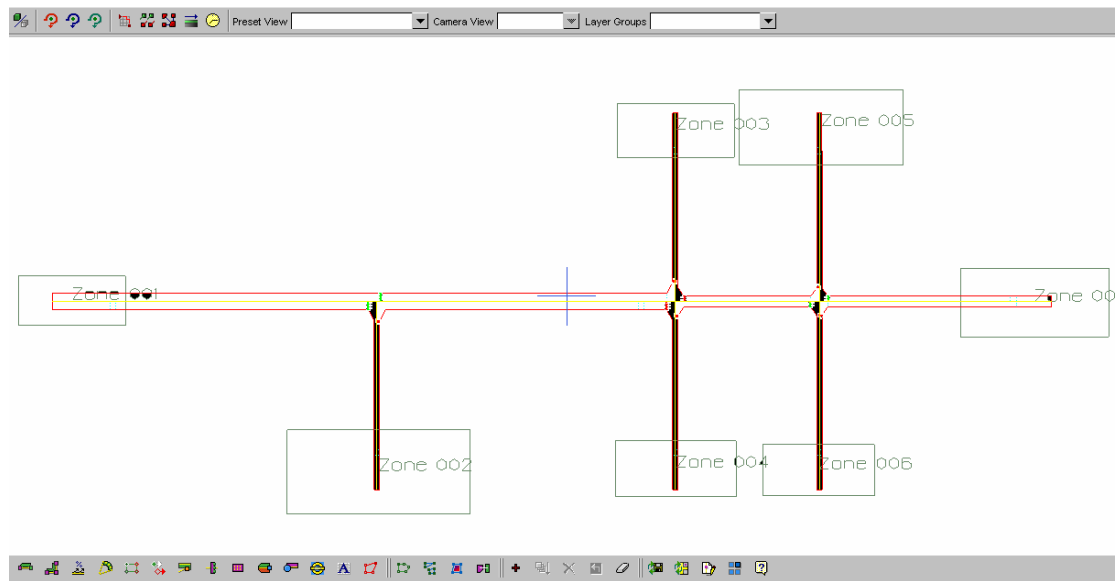


圖 4-1 連續路段之路網圖

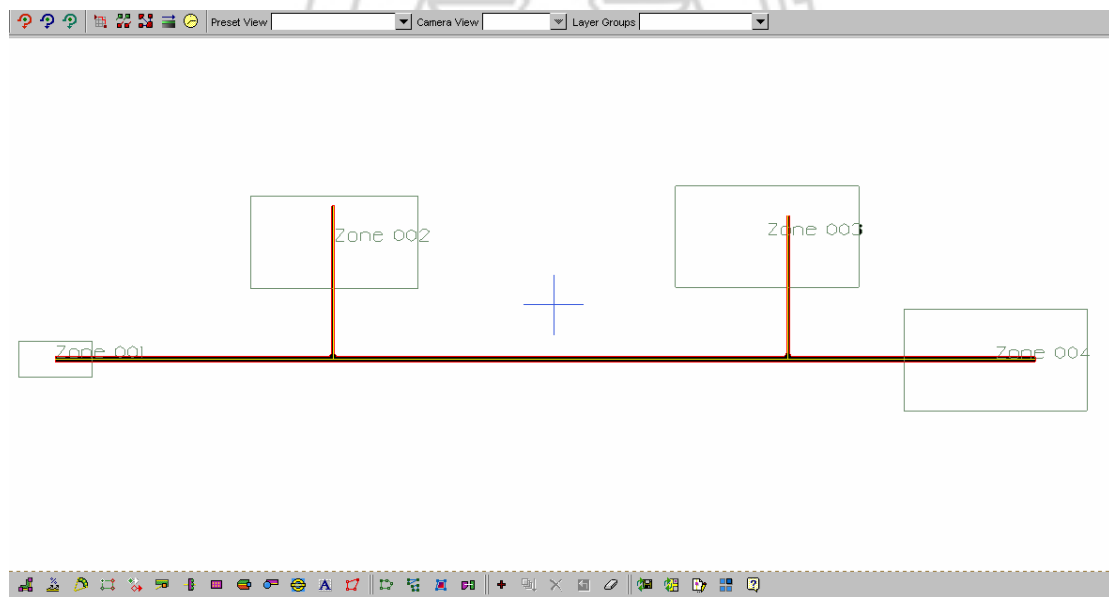


圖 4-2 單一路段之路網圖

4.5 軟體程式介面開發(Application Program Interface, API)

基於本研究探針車數量之探討與資料融合之資料取得，因此需詳細之車輛資料，包括路段上每 0.5 秒(即一瞬間)之所有車輛速度、距離與位置，而 PARAMICS 模擬軟體雖有軌跡車之功能，然一次只能點取三輛車，相當有限。因此必須透過 API 以獲取相關資訊，故本研究自行開發抓取每 0.5 秒車輛資訊之 API。而詳細之建置過程如附錄一所示。

API 具可依照預定需求撰寫功能、需求與選項擴充快速，並可由使用者自訂功能與程式化控制等主要功能，而 API 之主要概念介紹，以及 PARAMICS 與 API 之關係分別如圖 4-3 與 4-4 所示，以自定符合所需之 API 形式。

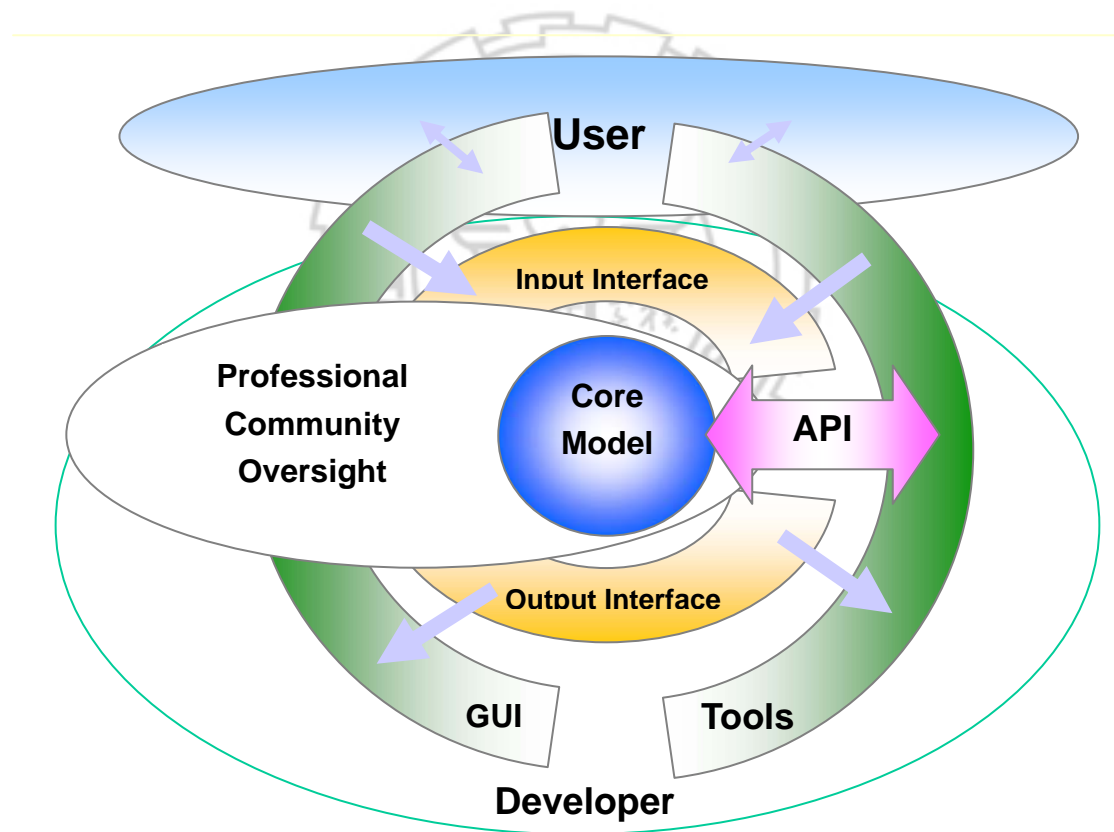


圖 4-3 API 之介紹

資料來源：【70】

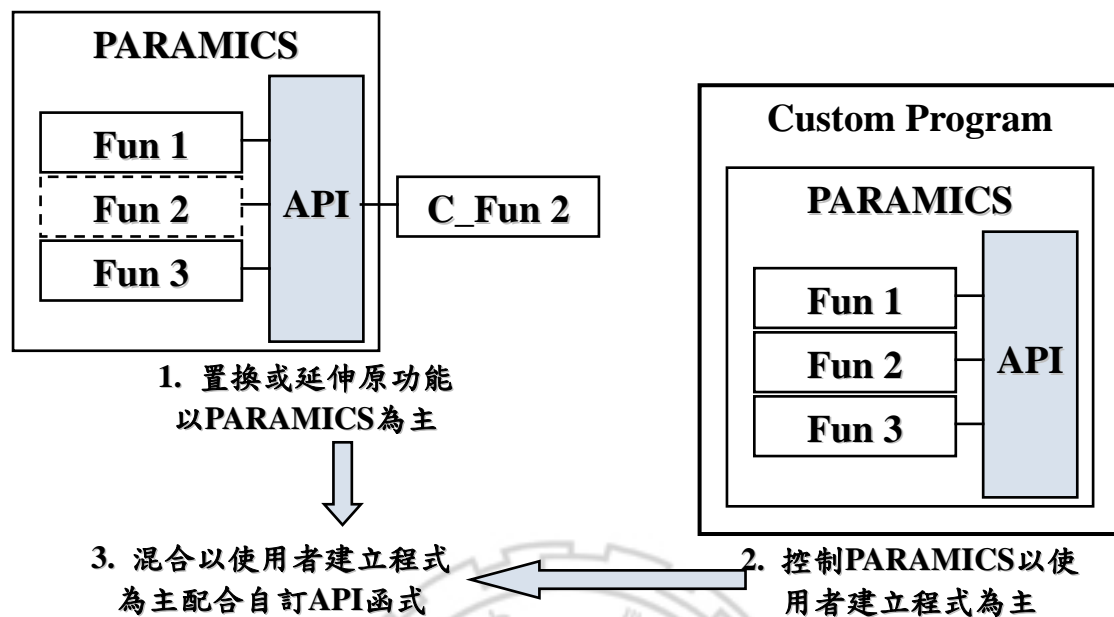


圖 4-4 PARAMICS 與 API 之關係

資料來源：【71】

而 API 之種類，主要分為下列四種，包括：QPO、QPX、QPG、QPS，分述如下：

1. QPO (Override)：覆蓋原有預設模組，如：車流模組、行為模組。
2. QPX (Extend)：增加原有功能，如：路網載入後顯示特定資訊。
3. QPG (Get)：取得資料，如：取得路徑變化資料。
4. QPS (Set)：設定資料，如：動態參數設定。

而製作流程如圖 4-5 所示，依各種不同需求，以 Visual C++ 為主要程式語言，配合 PARAMICS 中 Programmer 資料夾裡之目錄 programmer.h 編寫程式碼，經程式建置完成後輸出 Function.dll，此即為 API。

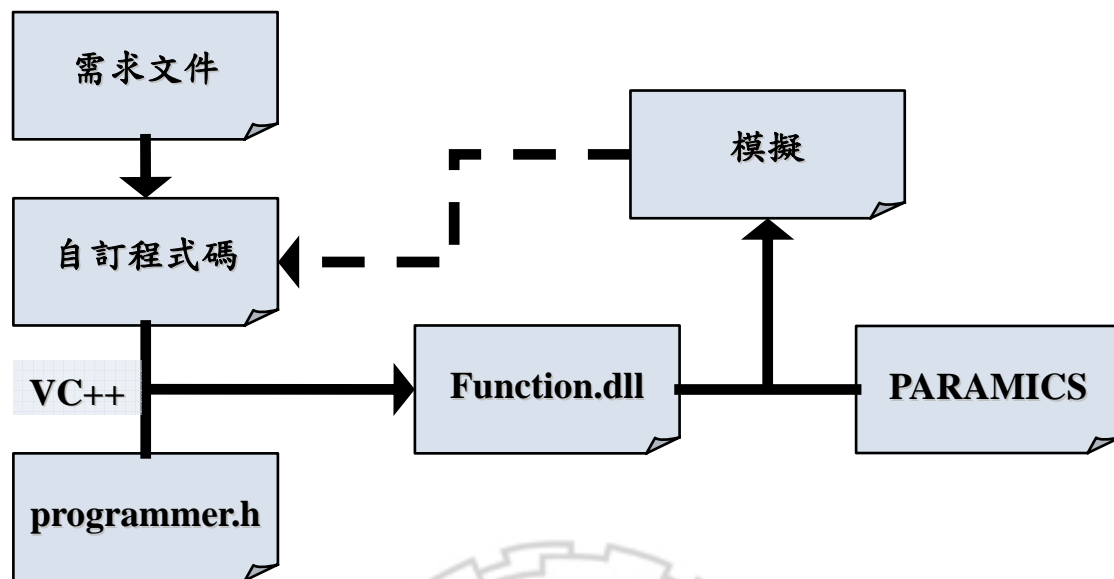


圖 4-5 API 製作流程

本研究 API 之架構步驟，如圖 4-6 所示，而詳細程式碼呈現於附錄一：

1. 首先於 Visual C++ 新增專案選擇延伸預存程序 DLL，並開啟 PARAMICS Programmer 內建之 base，待環境變數設定，則新的 API 建置完成。
2. 選擇 API 種類，本研究架構於 `qpx_LNK_vehicleTimeStep(LINK* link, VEHICLE* vehicle)` 以呼叫路網中每一 TimeStep 之車輛。
3. 於 qpx 架構下，寫入 qpg 之 Function 以取得資料，如取得速度 (`qpg_VHC_speed(vehicle)`)、距離 (`qpg_VHC_distance(vehicle)`)、車輛所在路段 (`qpg_VHC_link(vehicle)`)、模擬時間 (`qpg_CFG_simulationTime()`)。
4. 將所有資料篩選，輸出特定路段、路徑資料 (`qpg_NET_link("char *name")`)，可將資料呈現於 Modeller 訊息框中 (`qps_GUI_printf()`)，並可另外輸出 txt 檔於 PARAMICS 目錄下，以便分析。
5. 將建置完成所輸出之 Function.dll 放置於 PARAMICS 目錄下，並於 Data 資料夾中 programming 檔案存入 Function.dll 名稱，執行 PARAMICS Modeller，信息出現 Attempting to load plugin 'Function.dll'...OK，即 API 完成。

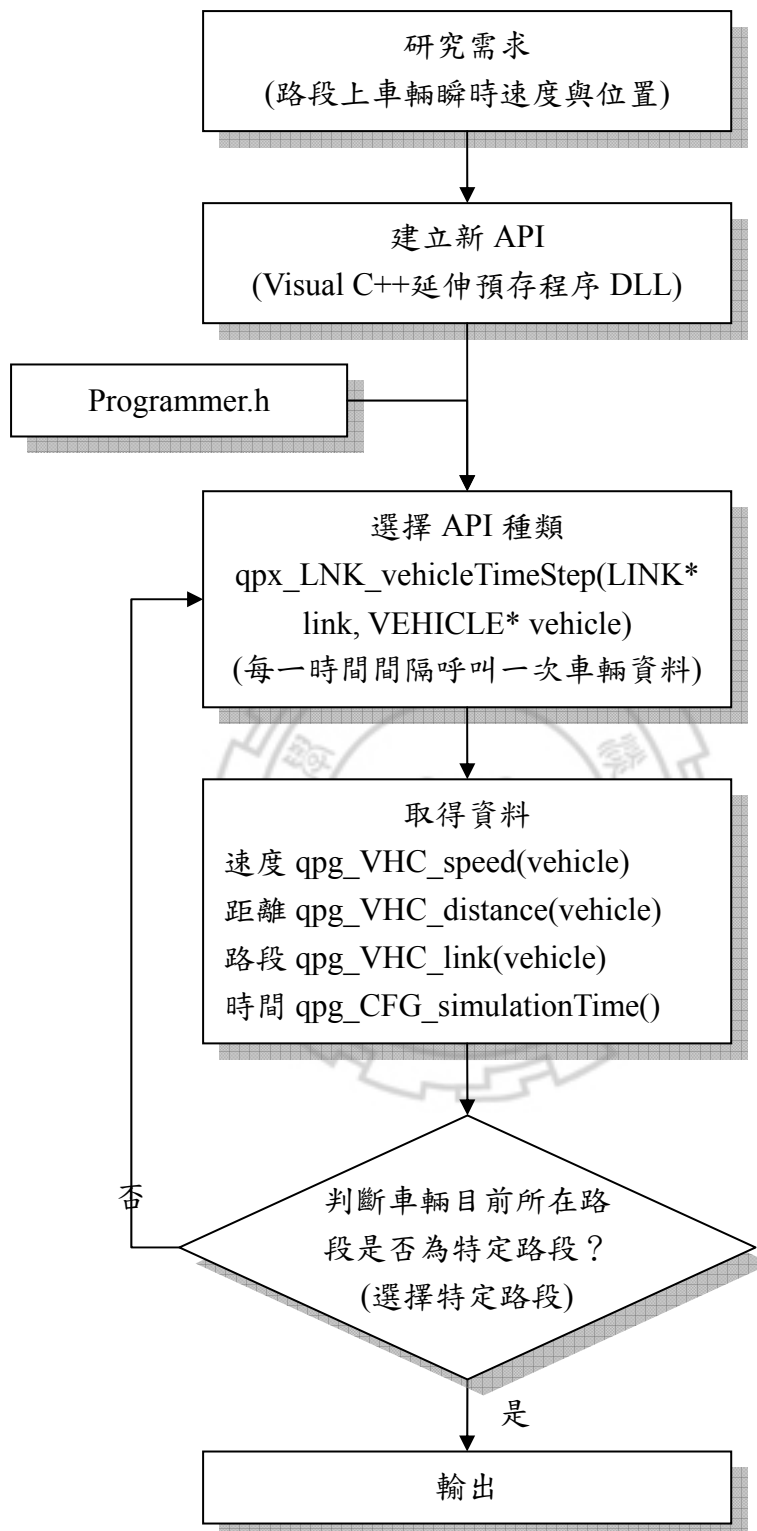


圖 4-6 本研究 API 架構過程

而經 API 輸出之資料格式，舉例如表 4.11 所示，其中，simTime 為模擬時間(秒)，故 36000.0 即為上午 10 點，以此類推；Link 為特定路段名稱，173350444 為 PARAMICS 所定義之路段名稱；vehID 為車輛 ID 編號，也為 PARAMICS 所給定；而 vehSpeed 表速度以公尺/秒為單位；vehDistance 表距離，為車頭至路段尾之長度，以公尺表示；至於 linkLength 為所指定路段之路段長度，以公尺表示。

表4.11 本研究速度API之輸出格式

simTime	Link	vehID	vehSpeed	vehDistance	linkLength
36000.0	173350444	21	16.39	825.82	1243.0
36000.0	173350444	22	16.39	896.35	1243.0
36000.0	173350444	23	16.48	1026.64	1243.0
36000.5	173350444	21	16.39	817.63	1243.0
36000.5	173350444	22	16.39	888.16	1243.0
36000.5	173350444	23	16.48	1018.40	1243.0
36001.0	173350444	21	16.39	809.43	1243.0
36001.0	173350444	22	16.39	879.97	1243.0
36001.0	173350444	23	16.48	1010.16	1243.0
36001.5	173350444	21	16.39	801.24	1243.0
36001.5	173350444	22	16.39	871.77	1243.0
36001.5	173350444	23	16.48	1001.92	1243.0
36001.5	173350444	24	16.43	1245.33	1243.0
36002.0	173350444	21	16.39	793.05	1243.0
36002.0	173350444	22	16.39	863.58	1243.0

取得各路段資料後，方進行資料整理，因研究所需，故透過 Excel 樞紐分析將資料處理如表 4.12 所示，依車輛進入路段之時間區分。最左側為時間軸，以 0.5 秒為間隔，每一列即可看出每一瞬間，路段上車輛之分布、速度與位置；每一欄即代表一輛車，以車號 ID 表示，左為車速(換為公里/小時)，右為距離(更改為進入路段所行駛之距離)。

表4.12 處理後之車輛資料

vehID Time	21		22		23		24	
	Speed	Distance	Speed	Distance	Speed	Distance	Speed	Distance
36000.0	59.00	146.82	59.33	76.22				
36000.5	59.00	155.01	59.15	84.45				
36001.0	59.00	163.21	59.08	92.66	37.98	3.18		
36001.5	59.00	171.40	59.04	100.86	32.40	7.68		
36002.0	59.00	179.59	59.00	109.06	32.40	12.31		
36002.5	59.00	187.79	59.00	117.25	32.40	17.31		
36003.0	59.00	195.98	59.00	125.44	32.40	22.87		
36003.5	59.00	204.17	59.00	133.64	34.20	29.06		
36004.0	59.00	212.36	59.00	141.83	37.80	35.87		
36004.5	59.00	220.56	59.00	150.02	42.30	43.31		
36005.0	59.00	228.75	59.00	158.22	46.80	51.37		
36005.5	59.00	236.94	59.00	166.41	51.30	59.71	39.42	2.20
36006.0	59.00	245.13	59.00	174.60	55.80	68.00	32.40	6.70
36006.5	59.00	253.33	59.00	182.79	60.30	76.27	32.40	11.33
36007.0	59.00	261.52	59.00	190.99	59.80	84.52	32.40	16.33

本研究另需使用擷取旅行時間之 API，然此部份已有洪百賢【71】相關的開發與應用，故本研究沿用其所開發之 API 以抓取車輛之旅行時間。而其旅行時間之擷取方式，是以車輛進入路段(路徑)之模擬時間與離開路段(路徑)之模擬時間，兩兩相減以獲得。而輸出方式依本研究配合所需修改，舉例如表 4.13 所示。其中，EnterTime 為進入路段時間(秒)；ExitTime 為離開路段時間(秒)；vehID 為車輛 ID(Paramics 給定)；TravelTime 為車輛旅行時間(秒)。

表4.13 本研究旅行時間API之輸出格式

EnterTime	ExitTime	vehID	TravelTime
34320.5	34396.0	27	75.5
34320.5	34394.0	28	73.5
34323.0	34402.0	29	79.0
34324.5	34396.0	31	71.5
34327.5	34403.0	32	75.5
34331.0	34407.0	33	76.0
34345.0	34450.5	34	105.5
34372.0	34450.5	35	78.5
34374.0	34456.0	36	82.0
34371.0	34453.5	37	82.5

最後將上述兩種資料合併，以獲得每輛車之每 0.5 秒之速度，以及駛完路段之旅行時間，用以探討探針車數量該如何取樣，以及該如何分佈。

4.6 模擬實驗設計

本研究基於探針車數輛探討部份需取得各車輛每 0.5 秒之瞬時速度，以及配合不同融合情境所需，因此採用模擬模式構建之路網以進行資料之搜集，然此路網經由與實際資料比對驗證與參數校估，實為一優良預測。而 Chen and Chien(2000)【10】與 Cheu, Xie, and Lee(2002)【11】等也以微觀車流模擬模式以估計探針車數量。因此，本研究以微觀車流模擬模式 PARAMICS 做為資料來源與推估之依據。表 4.14 所示為 PARAMICS 模擬軟體較佳之參數值設定。主要為平均反應時間與平均車間距等參數。

表4.14 Paramics模擬軟體較佳參數設定值組合

系統參數 組合	Mean Driver Reaction Time(s)	Mean Target Headway(s)
1	0.5	2.3
2	1.0	2.3

4.6.1 路段組合設計

本研究實驗設計主要為探討探針車數量所設計，由於研究之探針車數量以一瞬間加以探討，一瞬間探針車應該如何分佈，以及如何取樣才能有效推估路段旅行時間，而影響探針車取樣大小之因素主要為流量，由於不同流量導致不同交通狀況，更導致不同數量之取樣。而本研究另加入路段長度加以探討，因此實驗設

計之控制變因主要為流量與路段長度，如表 4.15 所示，即為不同流量與長度之交叉設計，並給予組合編號 Q-L，其中，Q 表示流量，1 表中低流量，2 表中高流量；L 表路段長度，從 200 公尺以下至 600 公尺以上，分別給予 1 至 4 編號(如 1-1 為中低流量，路段長度 200 公尺以下)。由於路段長度分佈最廣以 400 公尺以下為多，而本研究另加入 400 至 600 公尺，以及 600 公尺以上，共 4 種長度等級。而流量則分為 2 種等級，分別為中低流量(日流量為 13,000PCU 以下)，以及高流量(日流量為 13,000PCU 以上)。至於車道數則以 2 車道為主要探討方向。

表4.15 路段組合編號

長度 \ 流量	中低		高	
	組合編號	道路分類類型	組合編號	道路分類類型
200m 以下	Q1-L1	A	Q2-L1	E
200m~400m	Q1-L2	B	Q2-L2	F
400m~600m	Q1-L3	C	Q2-L3	G
600m 以上	Q1-L4	D	Q2-L4	H

除上述組合外，本研究另依此瞬間取樣方式進行旅行時間推估測試，以及加入資料融合進行績效測試，而測試路段分為一路段與二路段，一路段係以分類類型 E；二路段(路徑)為 E 與 F 兩路段，分別為高流量，200 公尺以下與 200 至 400 公尺之路段。而詳細測試架構呈現於 5.2 節。

4.6.2 情境組合設計

在資料融合方面，本研究在實驗設計架構下，於各路段均佈設感應線圈偵測器，而佈設位置依『智慧型交通資訊蒐集、處理、傳播與旅行者行為之系列研究—號誌化道路路況資訊偵測方法與省道路段固定式偵測器佈設規劃』三期【56】報告結果顯示，以佈設於路段中游之績效最佳，而相關研究與台灣現況也均佈設於中游。因此，本研究模擬之感應線圈偵測器以中游為最佳佈設位置，以此搭配探針車資料加以融合，以推估旅行時間。

而於資料融合之實驗設計，除上述之八種組合外，另加入資料更新時間，由於研究針對號誌化路段，因此於更新時間上分 3 分鐘與 5 分鐘以符合即時資訊，並配合不同探針車數量，分一般研究之變異數取樣方式(常態分佈)、Takashi 之 5%探針車，以及本研究之探針車數量，因此，情境設計如表 4.16 所示，十種組合，配合上述八種路段，共八十種組合。

情境設計主要分為更新時間與探針車數量，分述如下：

1. 更新時間：

(1) 3 分鐘更新資料(代號：T1)；

(2) 5 分鐘更新資料(代號：T2)。

2. 探針車數量：

(1) Takashi 之 5%探針車數量比率(代號：S1)；

(2) 10%探針車數量比率(代號：S2)；

(3) 15%探針車數量比率(代號：S3)；

(4) 變異數取樣方式(代號：S4)，即 $N = \frac{Z^2 C.V.^2}{e^2}$ ；

(5) 本研究探針車數量比率(代號：S5)。

表4.16 資料融合之情境組合

更新時間 探針車數量	3 分鐘 (T1)	5 分鐘 (T2)
5% (S1)	T1_S1	T2_S1
10% (S2)	T1_S2	T2_S2
15% (S3)	T1_S3	T2_S3
變異數 (S4)	T1_S4	T2_S4
本研究 (S5)	T1_S5	T2_S5

4.7 模擬績效驗證

本研究之探針車取樣方式，係以亂數方式隨機抽取，以符合現況，以避免人為取樣所造成之偏差。另於實驗設計下，經模擬環境與真實環境旅行時間比較之結果顯示，本研究之模擬環境與真實情境差異不大，如表 4.17 所示，大部分 MAPE 值均小於 10，顯示可準確推估旅行時間。而模擬旅行時間之取得方式係以 API 擷取，故可視為一優良之推估，也顯示模擬足以代表真實情況。

表4.17 模擬環境與真實環境之旅行時間比較

流量 長度	中低			高		
	真值	模擬	MAPE	真值	模擬	MAPE
200m 以下	24.88	21.84	12.22	28.80	31.71	10.10
200m~400m	34.96	38.39	9.81	91.59	87.27	4.72
400m~600m	38.74	38.02	1.86	50.83	51.66	1.63
600m 以上	77.78	76.13	2.12	90.53	84.37	6.80

4.8 評估準則

本研究對於推估旅行時間之誤差，包括：探針車推估旅行時間與資料融合推估旅行時間，採用一般常用之評估指標—平均絕對誤差百分比(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)，公式說明如下：

$$MAPE = \frac{1}{M_i} \sum_{k=1}^{M_i} \left[\frac{\hat{x}_i(k) - x_i(k)}{x_i(k)} \right] \times 100\%$$

其中： M_i ：路段 i 中的資料筆數；

i ：路段別；

k ：實證資料編號別；

$x_i(k)$ ：路段 i 中第 k 個實際值；

$\hat{x}_i(k)$ ：路段 i 中第 k 個估計值。

MAPE 值越接近零，表示績效越佳。Lewis(1982)【72】認為 MAPE 直是最有效的評估指標，並對於 MAPE 值的大小與績效關係提出說明，如表 4.18 所示。

表4.18 MAPE的評估標準

MAPE(%)	說明
<10	高精準的預測
10~20	優良的預測
20~50	合理的預測
>50	不準確的預測

第五章 模式評估與資料分析

本章節主要針對探針車數量，探究至少滿足一瞬間探針車需求之數量或演算法，以模擬構建之路網，並依實驗設計探討不同流量與路段長度所需之探針車數量比率。而在資料融合技術方面，依兩種資料融合技術推估旅行時間，以精準度(MAPE 值)與可靠性做一比較與評論，以及分析結果，分述如下：

5.1 探針車數量模式

研究發現以 0.5 秒為時間間格所輸出之車輛資料，資料量相當大，也相當詳細，也因此發現車輛之平均行駛速度，即進路段至出路段每 0.5 秒速度的平均值，具有相當之代表性。將其換算為旅行時間，即路段長度除以平均速度，所獲之旅行時間與 API 所抓出之旅行時間相比，MAPE 值相當小，因此可斷定此推估之準確性。

另車輛行駛之平均速度大多出現於路段上游 50 公尺與下游 100 公尺的範圍內，隨著路段長度增加，此範圍也會增加。因此探針車取樣即以平均速度為主，樣本才具代表性。表 5.1 顯示以車輛平均速度推估旅行時間之 MAPE 值(單位：100%)。

表5.1 平均速度推估旅行時間之MAPE值

流量 長度	中低	高
200M 以下	1.4116	1.0857
200M~400M	0.7628	0.5406
400M~600M	3.3388	0.9161
600M 以上	2.9234	0.4724

由於車輛速度資料為 0.5 秒間隔，資料詳細，因此空間平均速度可具有相當代表性，若以此推估旅行時間，依 MAPE 值實為一高精準之推估。而於實驗設計下，各組合之車輛平均速度出現位置如表 5.2 所示，表示方式以路段上游與下游之長度為主。整題而言，上、下游之範圍以可包含 99%以上之車輛平均速度出現位置。

表5.2 車輛平均速度出現之位置

長度 \ 流量	中低		高	
	上游	下游	上游	下游
200M 以下	50	100	50	100
200M~400M	50	100	50	150
400M~600M	150	150	100	150
600M 以上	150	150	100	150

圖 5-1 呈現一路段車輛駛完路段之速度曲線，且大致可分為三種情況，如上、中、下圖所示，而整體而言呈現如上圖常態分配之狀態。圖上之圓圈表平均速度出現之位置，若一瞬間取得此部分之速度，即可有效代表車輛之旅行時間。另表 5.3 呈現車輛平均速度出現於上、下游之比率。其中，若上、下游比率相加不為 1，則剩餘比率表示於中游出現。

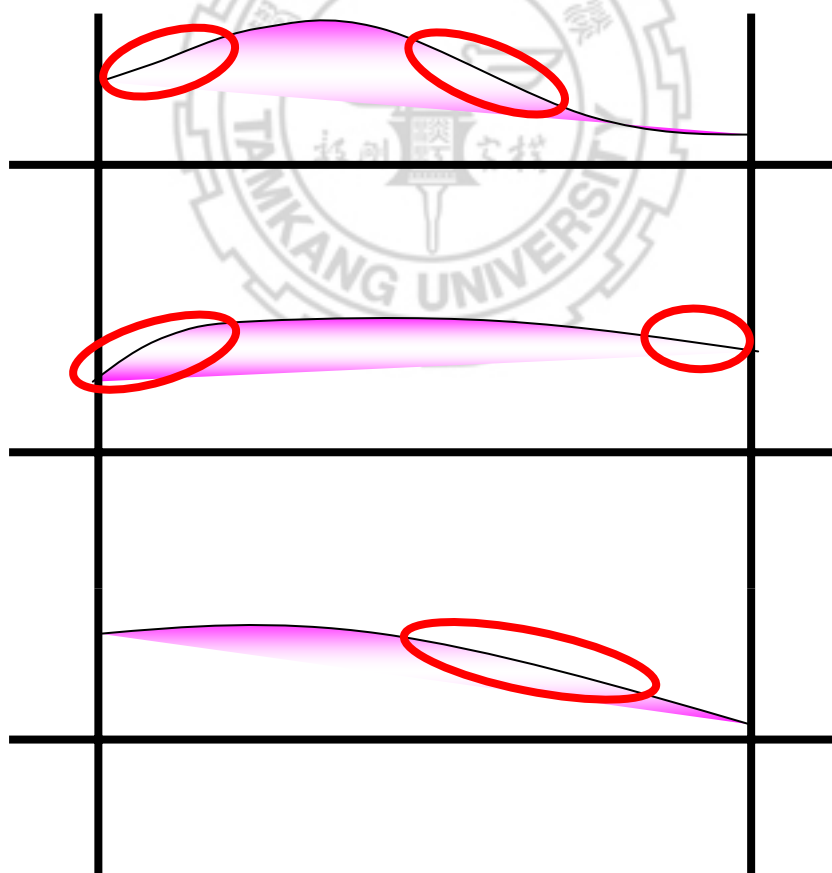


圖 5-1 一路段車輛平均速度出現位置

表5.3 車輛平均速度出現之比率

長度 \ 流量	中低		高	
	上游	下游	上游	下游
200M 以下	0.26	0.74	0.28	0.66
200M~400M	0.28	0.72	0.10	0.90
400M~600M	0.86	0.14	0.30	0.66
600M 以上	0.56	0.42	0.72	0.26

若以變異數之探針車數量演算法，即 $N = \frac{Z^2 C.V.^2}{e^2}$ ，其中，C.V.使用平均速度標準差除以平均速度。假設於 95%信心水準下，可容許誤差為 10%，將此應用於號誌化路段(即省、縣道與一般道路)，則於實驗設計下之各組合所需之最小探針車數量百分比如表 5.4 所示，在此模擬時間均為 3 小時，即呈現 3 小時內所需之探針車數量百分比。然一般探針車數量演算法模式，易產生短時間內求得之探針車數量較路段上車輛還多，故時間拉長即會平均此效果，因此長時間觀察較具合理性。

表5.4 一般最小探針車數量比率

長度 \ 流量	中低	高
	中低	高
200M 以下	0.0818	0.0351
200M~400M	0.0530	0.0564
400M~600M	0.0132	0.0054
600M 以上	0.0057	0.0023

而本研究依空間平均速度的概念，先探討每一瞬間(0.5 秒)路段上車輛之速度分佈，將車輛平均速度給予一可容許誤差範圍，本研究設為 0.1，即 10%，表示若平均速度為 20km/hr，則可容許誤差範圍為 18 至 22km/hr，以此判斷車輛速度是否足以代表或推估旅行時間；接著探討這些具代表性或足以推估旅行時間之車輛，需多少數量才足以準確推估路段旅行時間。因此，最終本研究提出一最少探針車數量之比率，如表 5.5 與圖 5-2 所示，依流量與長度分別表示，並附上此比率下之旅行時間 MAPE 值。

表5.5 本研究之最小探針車數量比率

長度 \ 流量	中低	高
200M 以下	0.59	0.27
200M~400M	0.42	0.30
400M~600M	0.38	0.46
600M 以上	0.11	0.15

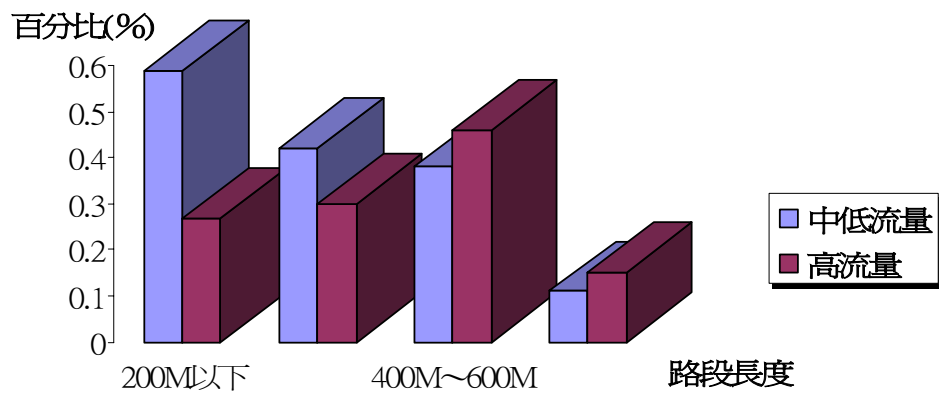


圖 5-2 本研究之探針車數量比率

而研究中發現，由於探討方向為號誌化路段，因此車輛行駛多以車隊方式進行，同一車隊內車輛旅行時間相近，故一瞬間可能只要取一輛車為探針車即可有效推估路段旅行時間。由於本研究以瞬間觀察探討，故探針車數量比率均較一般研究為多，1 成至 6 成，隨路段長度越長，所需探針車數量比率越少，不過結果大致與一般研究吻合，趨勢一致。整體平均而言與 Tetsuhiro et al. (2005)【15】所提出 40% 可不停地蒐集交通資訊之結果相近，可見不論是不停地蒐集或瞬間取樣，均需大量之探針車數量，而唯有當 GPS 相當普及後，方可滿足此部分之需求。

另研究結果顯示，探針車數量比率與路段長度、流量成反比，而流量與一般認知相反。究其原因，基於高流量路段可能皆處於壅塞之狀態，或多以車隊方式行進，因此車行速度或旅行時間變異較小，以致於高流量所需之探針車比率較中低流量為多。

5.2 瞬時抽樣測試

經上述探針車探討之延續，本研究採用此方式，以 5 分鐘為時間間隔，依一路段與二路段(路徑)分別隨機於週期內取樣 1%、5%、10%、15%與 20%個瞬間，另每一瞬間則取具代表性之車輛速度，用以推估旅行時間。除探討探針車取樣所推估之準確性，並加入資料融合以探究此方式之可行性與績效，而此部分之測試架構如表 5.6 所示，分述如下：

5.2.1 測試架構

1. 瞬間取樣個數

- (1) 瞬間數 1%(代碼：n1)
- (2) 瞬間數 5%(代碼：n2)
- (3) 瞬間數 10%(代碼：n3)
- (4) 瞬間數 15%(代碼：n4)
- (5) 瞬間數 20%(代碼：n5)

2. 路段數

- (1) 一路段(代碼：R1)
- (2) 二路段(含路口)(代碼：R2)

表5.6 瞬時抽樣測試架構

路段數 瞬間取樣個數	一路段 (R1)	二路段(含路口) (R2)
1% (n1)	R1_n1	R2_n1
5% (n2)	R1_n2	R2_n2
10% (n3)	R1_n3	R2_n3
15% (n4)	R1_n4	R2_n4
20% (n5)	R1_n5	R2_n5

5.2.2 探針車推估績效

依此架構之測試結果顯示(在此假設探針車彼此獨立，互不影響)，若單以瞬間取樣之探針車推估旅行時間，如表 5.7 與圖 5-3 所示，呈現於不同取樣百分比下推估值與實際值之 MAPE 值。相較之下，瞬間個數多則固然較準確，且一路段與二路段 MAPE 值下降比率差不多。而以路段數而言，短路段績效較差，二路段或路徑績效反較佳，此與一般認知有所不同，不過可能由於隨機取樣的關係，或者是因為旅行時間的關係。由於 MAPE 值是以推估值與實際值兩者誤差除以實際值之絕對百分比。若誤差不變，則實際值越大，MAPE 值越小，因此短路段旅行時間真值約 30 秒，只要差異 3 秒，MAPE 值即有 10 以上。另長路段旅行時間真值約 110 秒，故若同樣差異下，MAPE 值大小差異大。且此結果與『智慧型交通資訊蒐集、處理、傳播與旅行者行為之系列研究—號誌化道路路況資訊偵測方法與省道路段固定式偵測器佈設規劃』【56】之結果一致。

表5.7 探針車旅行時間與真值比較(MAPE值)

路段數 瞬間個數		一路段 (R1)	二路段(路徑) (R2)
1%	(n1)	21.8884	18.7311
5%	(n2)	20.9118	14.7863
10%	(n3)	13.8306	12.9044
15%	(n4)	11.0422	8.2791
20%	(n5)	10.5348	6.8259

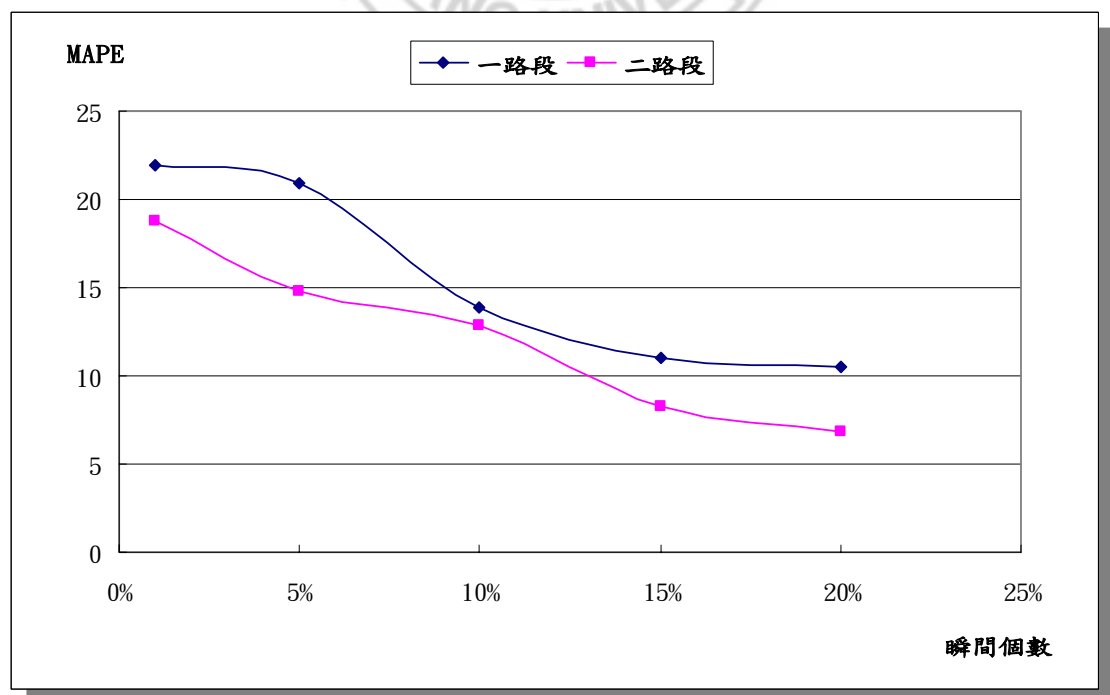


圖 5-3 探針車旅行時間績效

5.2.3 加權平均法測試

經由加權平均法將上述資料予以融合推估旅行時間，如表 5.8 所示，可見融合績效大致與瞬間個數成正比，瞬間個數百分比越大，資料融合績效越佳。而此處於一路段之績效大致比二路段(路徑)佳，顯示此資料融合技術於一路段時表現較佳，較適用於一路段之推估。而圖 5-4 呈現一路段與二路段隨瞬間個數增加，MAPE 值下降之趨勢，於一路段之情形下，此趨勢較劇烈，而二路段則較平緩，也較穩定，可見瞬間個數增加，即探針車數量多時，則一路段績效改變較多。另此部分調整因子之決定，係以 SPSS 以迴歸方式校估，校估結果係為兩者之比率，再加上此兩係數間無絕對關係，為相對倍數關係，及(fp,fd)=(1,1)與(100,100)呈現一致結果，因此，本研究將此調整因子設定於 0 至 1 間變動。而權重值方面，由於瞬間取樣非為單一車輛旅行時間，故無法進行權重值篩選，本研究假定為 1。

表5.8 加權平均法測試

路段數 瞬間個數	一路段(R1)			二路段(R2)		
	調整因子		MAPE	調整因子		MAPE
	fp	fd		fp	fd	
1% (n1)	0.21277	1.00000	10.6066	0.23256	1.00000	8.0170
5% (n2)	0.33333	1.00000	6.8521	1.00000	0.39370	8.3777
10% (n3)	0.66667	1.00000	6.9118	1.00000	0.33333	7.9292
15% (n4)	0.66667	1.00000	4.0694	1.00000	0.26316	7.5724
20% (n5)	0.91300	1.00000	4.7480	1.00000	0.37037	7.7322

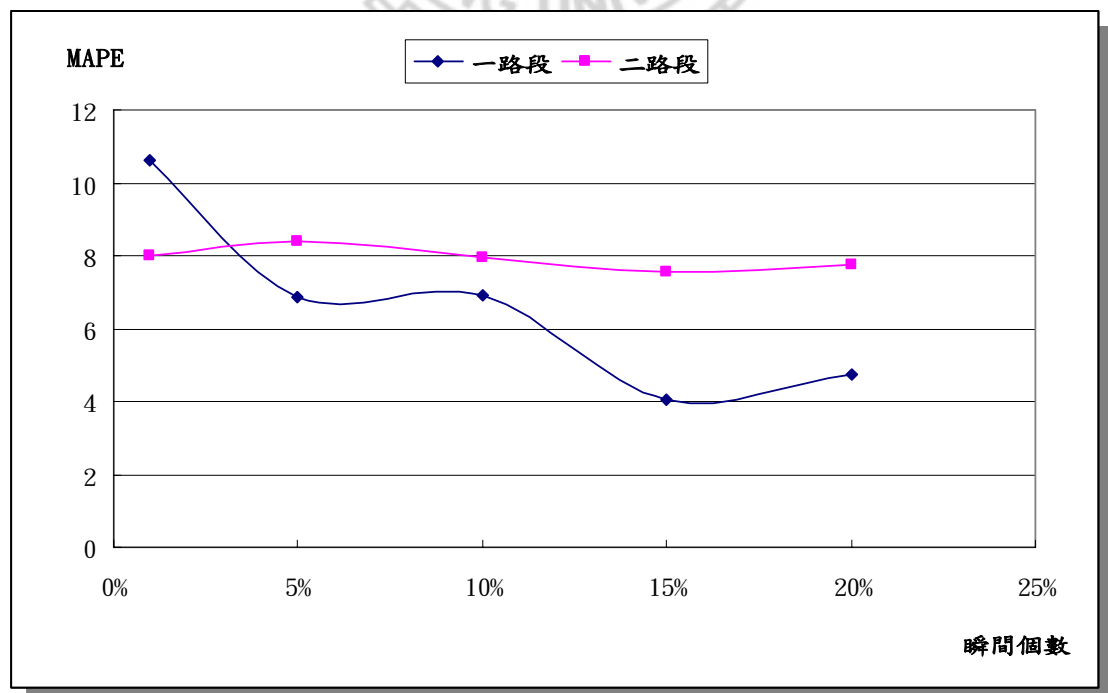


圖 5-4 加權平均法績效測試

5.2.4 類神經網路測試

經由類神經網路將上述資料予以融合推估旅行時間，如表 5.9 所示，可見融合績效與瞬間個數無太大關係，即績效非隨探針車取樣增加而增加。另可發現於二路段之績效大致比一路段佳，此與加權平均法恰好相反。而圖 5-5 呈現一路段與二路段隨瞬間個數增加，MAPE 值變化之趨勢，明顯可見於二路段時績效較佳，且趨於穩定，至於一路段則呈現不規則跳動，且尚無收斂跡象。

故神經網路於二路段表現較佳，也較穩定，因此較適合二路段(路徑)之推估。而此部分之輸入變數共計六個，包括：偵測器之車輛數、旅行時間與變異數，以及探針車之數量、旅行時間與變異數，經檢定模式之解釋能力 $R^2 = 0.997$ ，足見此模式之代表性。

表5.9 類神經網路測試

路段數 瞬間個數	一路段(R1)		二路段(R2)	
	(X-Y-Z)	MAPE	(X-Y-Z)	MAPE
1% (n1)	(1-1-0)	22.2316	(2-3-3)	5.2493
5% (n2)	(1-2-0)	7.2026	(1-1-0)	4.3941
10% (n3)	(1-3-0)	19.5765	(2-2-1)	5.9884
15% (n4)	(1-2-0)	5.4913	(2-1-2)	5.7476
20% (n5)	(2-2-2)	18.3771	(2-2-1)	4.5105

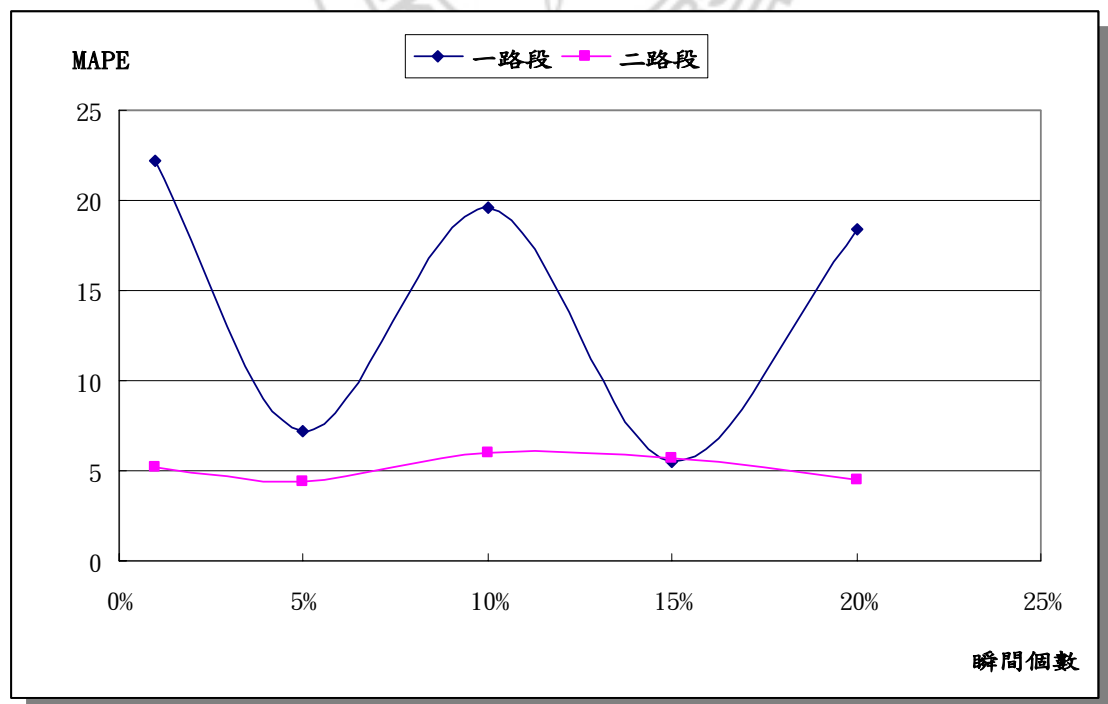


圖 5-5 類神經網路績效測試

5.2.5 綜合績效比較

綜合上述兩種資料融合技術，彙整如表 5.10 與圖 5-6 所示，表 5.10 陰影部分表示資料融合績效較探針車或偵測器各別推估準確者，而透過資料融合大致均呈現比探針車與偵測器各別推估之效果佳，足見資料融合之重要性。由表之績效，可見加權平均法之適用性較高，特別於一路段時，而類神經網路則於二路段時績效表現較佳，MAPE 值均於 6 以下，為高精準之推估。一般而言，瞬間個數達 1% 為合理之推估，瞬間個數達 5% 即可達到高精準推估。

表 5.10 資料融合測試之績效比較

路段數 瞬間個數	一路段(R1)				二路段(R2)			
	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路
1% (n1)	21.8884	26.8950	10.6066	22.2316	18.7311	8.7136	8.0170	5.2493
5% (n2)	20.9118	26.8950	6.8521	7.2026	14.7863	8.7136	8.3777	4.3941
10% (n3)	13.8306	26.8950	6.9118	19.5765	12.9044	8.7136	7.9292	5.9884
15% (n4)	11.0422	26.8950	4.0694	5.4913	8.2791	8.7136	7.5724	5.7476
20% (n5)	10.5348	26.8950	4.7480	18.3771	6.8259	8.7136	7.7322	4.5105

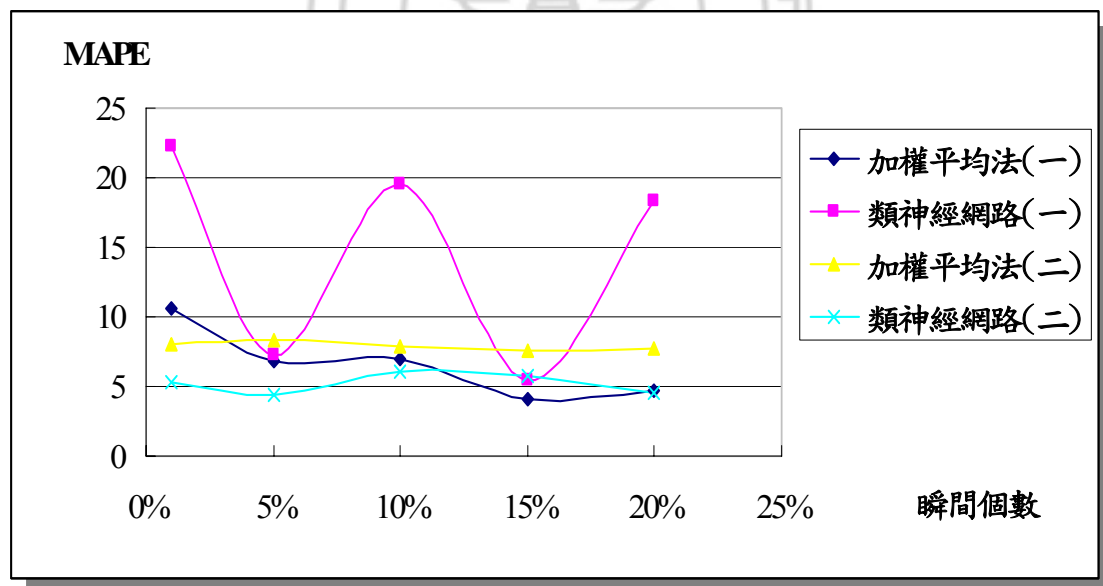


圖 5-6 不同路段數下之資料融合績效

經由上述比較與呈現，足見此部分瞬時取樣之可行性，以 MAPE 值而言，若單以探針車推估則為一合理之推估方式，當取樣之瞬間數達 20% 以上，則可為高精準之推估。若加以資料融合，則融合結果可有效降低各別推估之誤差，且一路段以加權平均法績效為佳，二路段(含路口)以類神經網路績效為佳。

5.3 資料融合技術比較

本研究之資料融合技術共兩種，加權平均法與類神經網路法，以下分別以一般融合方式進行各別績效探討，依不同路段屬性組合與實驗設計下之情境設計組合分別予以探討，最後再予以綜合比較。而探針車之取樣方式，係以亂數方式隨機抽取，以符合現況，且避免人為取樣所造成之偏差，分述如下：

5.3.1 加權平均法(Weighted Average)

此技術方面，首先需予以資料篩選，檢查資料之合理性與一致性，然由於本研究資料為模擬輸出，因此資料相當詳細，準確性也高，以致資料均通過合理性與一致性之檢查，接者利用 Berka 加權平均模式推估各組合各時階下之旅行時間。表 5.11 至 5.20 即呈現情境設計下各路段組合之最佳調整因子(fp,fd)與 MAPE 值。而調整因子之決定，係以 SPSS 統計軟體，以回歸方式校估，獲得調整因子之比率，再予以反推為各別調整因子。此調整因子間，彼此無絕對關係，係相對之倍數關係，如(fp,fd)=(1,1)與(100,100)呈現一致結果，因此，本研究將此調整因子設定於 0 至 1 間變動。

表5.11 加權平均法T1_S1各組合下之較佳調整因子與MAPE值

流量 長度	中低			高		
	調整因子		MAPE	調整因子		MAPE
	fp	fd		fp	fd	
200M 以下	0.00470	1.00000	15.5274	0.00150	1.00000	20.5719
200M~400M	0.00001	1.00000	14.1734	1.00000	0.06000	26.6940
400M~600M	0.00001	1.00000	12.9575	0.00004	1.00000	7.1956
600M 以上	0.00026	1.00000	6.4098	0.00007	1.00000	6.6911

表5.12 加權平均法T1_S2各組合下之較佳調整因子與MAPE值

流量 長度	中低			高		
	調整因子		MAPE	調整因子		MAPE
	fp	fd		fp	fd	
200M 以下	0.00455	1.00000	15.5841	1.00000	0.55556	17.5889
200M~400M	0.00001	1.00000	14.1651	1.00000	0.02222	15.5077
400M~600M	0.00001	1.00000	12.9764	0.00067	1.00000	7.5957
600M 以上	0.00029	1.00000	7.1412	1.00000	0.62500	5.7298

表5.13 加權平均法T1_S3各組合下之較佳調整因子與MAPE值

長度 \ 流量	中低			高		
	調整因子		MAPE	調整因子		MAPE
	fp	fd		fp	fd	
200M 以下	0.01111	1.00000	16.3074	1.00000	0.15385	11.8822
200M~400M	0.00020	1.00000	14.1577	1.00000	0.00980	11.2542
400M~600M	1.00000	0.05000	7.2882	1.00000	0.30303	5.0724
600M 以上	0.00030	1.00000	8.1391	1.00000	0.20833	5.8075

表5.14 加權平均法T1_S4各組合下之較佳調整因子與MAPE值

長度 \ 流量	中低			高		
	調整因子		MAPE	調整因子		MAPE
	fp	fd		fp	fd	
200M 以下	0.00470	1.00000	15.9217	0.00250	1.00000	19.2074
200M~400M	0.00001	1.00000	14.1735	1.00000	0.03500	21.5652
400M~600M	0.00001	1.00000	12.9606	0.00033	1.00000	6.9473
600M 以上	0.00021	1.00000	6.8341	0.00006	1.00000	6.3621

表5.15 加權平均法T1_S5各組合下之較佳調整因子與MAPE值

長度 \ 流量	中低			高		
	調整因子		MAPE	調整因子		MAPE
	fp	fd		fp	fd	
200M 以下	1.00000	0.01110	7.5992	1.00000	0.09650	8.9491
200M~400M	1.00000	0.00040	7.1940	1.00000	0.00640	7.2619
400M~600M	1.00000	0.00001	3.7974	1.00000	0.00001	2.3280
600M 以上	0.00037	1.00000	7.0140	1.00000	0.00001	2.9477

由表 5.11 至 5.15 所示，可見加權平均法在更新時間 3 分鐘情況下，於旅行時間之推估隨路段長度越長越精準，而與探針車數量成正比，數量越多，旅行時間推估越準。至於整體平均而言，探針車數量越少，於中低流量推估較高流量準確，反之，探針車數量越多，於高流量推估趨於準確，反較中低流量之 MAPE 值低。

至於調整因子，乃隨探針車數量多寡而變動，基本上探針車數量多，所獲旅行時間較準確，探針車調整因子 fp 重也較大，反之，當探針車數量不足時，則探針車所獲平均旅行時間較不穩定，故偵測器調整因子 fd 比重較大。而本研究提出之探針車數量比率，於各路段所推估之 MAPE 值均小於 10，可見以此探針車數量推估旅行時間亦顯足夠。

表5.16 加權平均法T2_S1各組合下之較佳調整因子與MAPE值

流量 長度	中低			高		
	調整因子		MAPE	調整因子		MAPE
	fp	fd		fp	fd	
200M 以下	0.00200	1.00000	12.7958	0.00290	1.00000	18.7102
200M~400M	0.00001	1.00000	13.8993	1.00000	0.00800	16.1194
400M~600M	0.00001	1.00000	12.7678	0.00403	1.00000	6.5383
600M 以上	0.00030	1.00000	6.0426	0.00029	1.00000	5.1430

表5.17 加權平均法T2_S2各組合下之較佳調整因子與MAPE值

流量 長度	中低			高		
	調整因子		MAPE	調整因子		MAPE
	fp	fd		fp	fd	
200M 以下	0.00380	1.00000	11.5534	0.70590	1.00000	12.0041
200M~400M	0.00001	1.00000	13.8964	1.00000	0.03190	11.6057
400M~600M	0.00001	1.00000	12.7585	1.00000	1.00000	4.7845
600M 以上	0.12200	1.00000	5.9008	1.00000	0.15263	3.0246

表5.18 加權平均法T2_S3各組合下之較佳調整因子與MAPE值

流量 長度	中低			高		
	調整因子		MAPE	調整因子		MAPE
	fp	fd		fp	fd	
200M 以下	1.00000	0.43550	10.4524	1.00000	0.50000	9.4102
200M~400M	1.00000	0.02397	10.5379	1.00000	0.01389	9.0937
400M~600M	1.00000	0.08700	9.0180	1.00000	0.32258	4.5940
600M 以上	0.00410	1.00000	5.6211	1.00000	0.13333	2.3619

表5.19 加權平均法T2_S4各組合下之較佳調整因子與MAPE值

長度 \ 流量	中低			高		
	調整因子		MAPE	調整因子		MAPE
	fp	fd		fp	fd	
200M 以下	0.00158	1.00000	13.6677	0.00280	1.00000	17.1014
200M~400M	0.00001	1.00000	13.8947	1.00000	0.00710	15.0955
400M~600M	0.00001	1.00000	12.7551	0.00001	1.00000	6.4730
600M 以上	0.00010	1.00000	6.0821	0.00001	1.00000	5.6065

表5.20 加權平均法T2_S5各組合下之較佳調整因子與MAPE值

長度 \ 流量	中低			高		
	調整因子		MAPE	調整因子		MAPE
	fp	fd		fp	fd	
200M 以下	0.86000	0.01000	5.9473	0.70000	0.10000	6.0673
200M~400M	0.73000	0.01000	6.4789	0.97400	0.00100	4.3268
400M~600M	0.69900	0.00100	3.7939	0.99500	0.00010	1.9922
600M 以上	0.81300	0.00100	3.4271	0.85000	0.0100	1.8783

由表 5.16 至 5.20 所示，可見加權平均法在更新時間 5 分鐘情況下，於旅行時間之推估隨路段長度越長越精準，而與探針車數量成正比，數量越多，旅行時間推估越準。至於整體平均而言，探針車數量越少，於中低流量推估較高流量準確，反之，探針車數量越多，於高流量推估趨於準確，反較中低流量之 MAPE 值低。

至於調整因子，乃隨探針車數量多寡而變動，基本上探針車數量多，探針車調整因子 fp 比重也較大，反之當探針車數量不足時，則偵測器調整因子 fd 比重較大。然更新時間 3 分鐘與 5 分鐘兩兩相較，發現更新時間越長，旅行時間推估之 MAPE 值越小，即時間間隔長，所推估之旅行時間較準確。

而上述各表彙整以整體平均績效，呈現如表 5.21 與 5.22 所示。表 5.21 為本研究之探針車數量比率、一般研究之變異數模式，以及 Takashi 之 5%探針車比率作一比較，另表 5.22 為不同探針車比率(5%、10%、15%)下之平均加權法績效。

表5.21 加權平均法整體平均績效MAPE值(1)

更新時間 探針車數量	3 分鐘 (T1)	5 分鐘 (T2)
5% (S1)	13.7776	11.5021
變異數 (S4)	12.9965	11.3345
本研究 (S5)	5.8864	4.2390

如上表所示，於加權平均法推估旅行時間方面，探針車數量 5%或一般使用變異數所推估之探針車數量，以可達到優良之推估，至於本研究之探針車數量比率，則為高精準之推估。

表5.22 加權平均法整體平均績效MAPE值(2)

更新時間 探針車數量	3 分鐘 (T1)	5 分鐘 (T2)
5% (S1)	13.7776	11.5021
10% (S2)	12.0361	9.4410
15% (S3)	9.9886	7.6362

如上表所示，於不同探針車數量比率與更新時間下，加權平均模式之績效，可見探針車數量愈多，資料融合績效越好，整體而言探針車數量達 15%即可達到高精準之推估，且更新時間愈長，精準度愈高。

5.3.2 類神經網路(Artificial Neural Network)

此技術方面，為同一比較基準，先透過回歸模式檢視各變數之相關性，最後輸入變數共 6 個，輸入變數包括：偵測器所偵測之車輛數、旅行時間與變異數，以及探針車之車輛數、旅行時間與變異數，而輸出項為平均旅行時間。

經本研究實驗設計組合各路段之測試，以試誤法探討隱藏層數與處理單元數，由於問題並非複雜，故不需使用 3 層隱藏層，而以 1 與 2 層隱藏層，配合不同處理單元個數，經測試彙整呈現如表 5.23 至 5.32 之結果，於此僅列出各路段組合較佳之隱藏層數與處理單元數，詳細測試內容另呈現於附錄。表中(X-Y-Z)，X 表層數(1 或 2 層)；Y 表第一層之處理單元數；Z 表第二層之處理單元數，可見處理單元數增加未必產生較佳結果。而詳細之構建過程如附錄三所示。

表5.23 類神經網路T1_S1各組合下之最佳隱藏層與處理單元

長度 \ 流量	中低		高	
	(X-Y-Z)	MAPE	(X-Y-Z)	MAPE
200M 以下	(1-3-0)	25.6178	(2-3-1)	10.8699
200M~400M	(1-3-0)	15.6546	(1-1-0)	16.9934
400M~600M	(2-3-1)	7.3783	(2-3-2)	4.9051
600M 以上	(2-1-3)	4.5973	(1-1-0)	3.4625

表5.24 類神經網路T1_S2各組合下之最佳隱藏層與處理單元

長度 \ 流量	中低		高	
	(X-Y-Z)	MAPE	(X-Y-Z)	MAPE
200M 以下	(2-2-2)	25.5600	(2-3-1)	29.5224
200M~400M	(2-3-3)	30.0668	(1-1-0)	23.5060
400M~600M	(2-1-3)	7.2130	(1-1-0)	5.4924
600M 以上	(2-3-3)	6.3873	(2-1-2)	3.8702

表5.25 類神經網路T1_S3各組合下之最佳隱藏層與處理單元

長度 \ 流量	中低		高	
	(X-Y-Z)	MAPE	(X-Y-Z)	MAPE
200M 以下	(1-1-0)	29.9450	(2-2-1)	16.0018
200M~400M	(2-2-1)	22.9807	(1-3-0)	16.1269
400M~600M	(2-1-3)	5.5283	(2-2-1)	3.8861
600M 以上	(1-2-0)	6.0388	(1-1-0)	2.2410

表5.26 類神經網路T1_S4各組合下之最佳隱藏層與處理單元

長度 \ 流量	中低		高	
	(X-Y-Z)	MAPE	(X-Y-Z)	MAPE
200M 以下	(2-1-2)	27.2041	(2-1-2)	14.4807
200M~400M	(2-3-3)	29.4229	(1-2-0)	14.7571
400M~600M	(2-1-1)	6.5893	(1-1-0)	5.7241
600M 以上	(2-3-1)	5.2129	(2-1-2)	3.3699

表5.27 類神經網路T1_S5各組合下之最佳隱藏層與處理單元

長度 \ 流量	中低		高	
	(X-Y-Z)	MAPE	(X-Y-Z)	MAPE
200M 以下	(1-2-0)	15.3392	(2-1-1)	11.9007
200M~400M	(2-1-1)	14.0949	(1-2-0)	9.3317
400M~600M	(2-3-3)	5.9269	(2-1-3)	1.8099
600M 以上	(2-1-1)	5.5114	(2-3-1)	2.7928

由上表所示，以 3 分鐘為更新時間，類神經網路於旅行時間之推估績效，與路段長度成正比，然隨探針車數量增加，此部分推估之 MAPE 值未呈現穩定下降趨勢，即探針車數量愈多績效愈差，此與一般認知相反。

表5.28 類神經網路T2_S1各組合下之最佳隱藏層與處理單元

長度 \ 流量	中低		高	
	(X-Y-Z)	MAPE	(X-Y-Z)	MAPE
200M 以下	(1-1-0)	10.8598	(2-3-3)	18.6440
200M~400M	(2-3-2)	10.1971	(1-3-0)	15.9699
400M~600M	(2-1-3)	3.4731	(2-2-1)	4.3774
600M 以上	(2-3-3)	4.3699	(2-3-2)	2.5479

表5.29 類神經網路T2_S2各組合下之最佳隱藏層與處理單元

長度 \ 流量	中低		高	
	(X-Y-Z)	MAPE	(X-Y-Z)	MAPE
200M 以下	(2-1-3)	11.2298	(2-1-2)	7.5376
200M~400M	(2-2-1)	8.6464	(2-3-1)	20.1933
400M~600M	(1-1-0)	3.8555	(2-2-3)	3.3091
600M 以上	(2-3-2)	5.1717	(1-1-0)	1.5333

表5.30 類神經網路T2_S3各組合下之最佳隱藏層與處理單元

長度 \ 流量	中低		高	
	(X-Y-Z)	MAPE	(X-Y-Z)	MAPE
200M 以下	(1-1-0)	12.8646	(1-1-0)	7.9763
200M~400M	(1-2-0)	15.4332	(1-1-0)	17.0230
400M~600M	(2-1-1)	3.6432	(2-1-1)	4.4316
600M 以上	(1-2-0)	5.2004	(2-3-2)	1.5122

表5.31 類神經網路T2_S4各組合下之最佳隱藏層與處理單元

長度 \ 流量	中低		高	
	(X-Y-Z)	MAPE	(X-Y-Z)	MAPE
200M 以下	(2-1-3)	9.9390	(2-2-3)	10.1692
200M~400M	(2-3-2)	12.1836	(2-3-3)	20.3071
400M~600M	(1-2-0)	3.8725	(2-3-1)	3.7496
600M 以上	(2-3-3)	4.6461	(2-3-1)	5.5883

表5.32 類神經網路T2_S5各組合下之最佳隱藏層與處理單元

長度 \ 流量	中低		高	
	(X-Y-Z)	MAPE	(X-Y-Z)	MAPE
200M 以下	(2-1-3)	8.2852	(2-1-1)	8.9798
200M~400M	(2-3-1)	4.3886	(1-3-0)	7.1502
400M~600M	(2-1-1)	3.1515	(2-2-1)	2.9481
600M 以上	(1-1-0)	4.2384	(2-1-1)	1.6796

由上表所示，以 5 分鐘為更新時間，類神經網路於旅行時間之推估績效，仍與路段長度成正比，然隨探針車數量增加，此部分推估之 MAPE 值未呈現穩定下降趨勢，即探針車數量愈多績效愈差，此與一般認知相反。而 MAPE 值變動也較劇烈，究其原因，由於類神經網路需以歷史資料加以訓練，訓練樣本之大小足以影響整體推估之績效，因此訓練樣本之充足與否，具影響力。另由於探針車係採亂數隨機取樣，故造成某一時間間隔或更新時間內無探針車資料，亦或資料變異大，如旅行時間與變異數，尤以變異數變動幅度最大，導致類神經網路於訓練時，誤判權重值，以致融合績效未如預期。

由上表可發現，於路段組合，類神經績效與路段長度成正比，路段長度越長績效越好，短路段績效較差，而更新時間 3 分鐘，即時階段長度較短，則高流量反應之績效較中低流量為佳；而更新時間 5 分鐘則剛好相反，中低流量反應之績效較高流量為佳，而以整體平均表現而言，如表 5.33 與表 5.34 所示。

表5.33 類神經網路整體平均績效MAPE值(1)

更新時間 探針車數量	3 分鐘 (T1)	5 分鐘 (T2)
5% (S1)	11.1849	8.8049
變異數 (S4)	13.3451	8.8069
本研究 (S5)	8.3384	5.1027

如上表所示，於類神經網路推估旅行時間方面，探針車數量 5%或一般使用變異數所推估之探針車數量，以可達到優良之推估，至於本研究之探針車數量比率，則為高精準之推估。

表5.34 類神經網路整體平均績效MAPE值(2)

更新時間 探針車數量	3 分鐘 (T1)	5 分鐘 (T2)
5% (S1)	11.1849	8.8049
10% (S2)	16.4523	7.6846
15% (S3)	12.8436	8.5106

如上表所示，於不同探針車數量比率與更新時間下，類神經網路之績效，可見探針車數量愈多，資料融合績效未必變好，不過更新時間愈長，精準度愈高。

5.3.3 資料融合技術績效比較

經前述各資料融合過程與結果，此節比較兩種技術於推估上之績效，以及於資料融合使用上之優劣。表 5.35 呈現 10 種組合下，較佳之資料融合技術，其中，由於以變異數所推估之探針車數量約介於 5%以上，故將探針車數量由小到大表示。可見探針車數量少時，類神經網路之績效較佳；探針車數量多時，加權平均法績效較佳。而以更新時間，加權平均法較適合於 3 分鐘之推估，較具即時性；類神經網路則較適合於 5 分鐘之推估，相對較長時間。

表5.35 各情境組合下最適資料融合技術

更新時間 探針車數量	3 分鐘 (T1)	5 分鐘 (T2)
5% (S1)	2.類神經網路	2.類神經網路
變異數 (S4)	1.加權平均法	2.類神經網路
10% (S2)	1.加權平均法	2.類神經網路
15% (S3)	1.加權平均法	1.加權平均法
本研究 (S5)	1.加權平均法	1.加權平均法

此部分針對兩種資融合技術之績效，即資料融合所推估之旅行時間是否優於探針車與偵測器各別推估之旅行時間，如表 5.36 至 5.45 所示，而表中陰影部分表示資料融合之績效較佳，分述如下：

表5.36 組合T1_S1之資料融合績效MAPE值

流量 長度	中低				高			
	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路
L1	50.3858	17.1484	15.5274	25.6178	36.8476	21.5032	20.5719	10.8699
L2	54.4936	14.1648	14.1734	15.6546	27.9690	26.3439	26.6940	16.9934
L3	42.4666	12.4340	12.9575	7.3783	20.1015	8.7087	7.1956	4.9051
L4	55.2836	8.7386	6.4098	4.5973	16.5981	7.0046	6.6911	3.4625

表5.37 組合T1_S2之資料融合績效MAPE值

流量 長度	中低				高			
	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路
L1	29.0973	17.1484	15.5841	25.5600	20.8121	21.5032	17.5889	29.5224
L2	28.6505	14.1648	14.1651	30.0668	19.0683	26.3439	15.5077	23.5060
L3	29.9192	12.4340	12.9764	7.2130	11.4237	8.7087	7.5957	5.4924
L4	26.0038	8.7386	7.1412	6.3873	7.3934	7.0046	5.7298	3.8702

表5.38 組合T1_S3之資料融合績效MAPE值

流量 長度	中低				高			
	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路
L1	24.3165	17.1484	16.3074	29.9450	13.8813	21.5032	11.8822	16.0018
L2	21.6646	14.1648	14.1577	22.9807	12.5550	26.3439	11.2542	16.1269
L3	11.0247	12.4340	7.2882	5.5283	5.3534	8.7087	5.0724	3.8861
L4	22.0540	8.7386	8.1391	6.0388	5.2384	7.0046	5.8075	2.2410

表5.39 組合T1_S4之資料融合績效MAPE值

流量 長度	中低				高			
	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路
L1	42.1524	17.1484	15.9217	27.2041	37.5090	21.5032	19.2074	14.4807
L2	49.6775	14.1648	14.1735	29.4229	25.1866	26.3439	21.5652	14.7571
L3	77.5635	12.4340	12.9606	6.5893	80.4009	8.7087	6.9473	5.7241
L4	90.9781	8.7386	6.8341	5.2129	93.6811	7.0046	6.3621	3.3699

表5.40 組合T1_S5之資料融合績效MAPE值

流量 長度	中低				高			
	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路
L1	7.5992	17.1484	7.5992	15.3392	8.8182	21.5032	8.9491	11.9007
L2	7.2608	14.1648	7.1940	14.0949	7.4318	26.3439	7.2619	9.3317
L3	4.1443	12.4340	3.7974	5.9269	1.9627	8.7087	2.3280	1.8099
L4	14.5715	8.7386	7.0140	5.5114	2.6921	7.0046	2.9477	2.7928

由上列表格，可發現於3分鐘之更新時間上，類神經網路整體績效較加權平均法差，且兩種技術對中低流量之績效均比高流量之績效差。而從中發現，於中低流量，且探針車數量少時，則透過偵測器推估旅行時間，以具優良之推估，即此情況下，透過探針車與偵測器資料融合，績效未必較佳。至於偵測器推估績效大致與路段長度成正比。

表5.41 組合T2_S1之資料融合績效MAPE值

流量 長度	中低				高			
	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路
L1	44.5763	13.7454	12.7958	10.8598	29.4804	20.0074	18.7102	18.6440
L2	32.6489	13.8940	13.8993	10.1971	16.7184	25.2812	16.1194	15.9699
L3	28.4818	12.7515	12.7678	3.4731	11.5355	7.6094	6.5383	4.3774
L4	33.5052	7.5149	6.0426	4.3699	13.0125	5.5920	5.1430	2.5479

表5.42 組合T2_S2之資料融合績效MAPE值

流量 長度	中低				高			
	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路
L1	28.5058	13.7454	11.5534	11.2298	13.2781	20.0074	12.0041	7.5376
L2	20.8849	13.8940	13.8964	8.6464	15.1563	25.2812	11.6057	20.1933
L3	16.6361	12.7515	12.7585	3.8555	6.2618	7.6094	4.7845	3.3091
L4	6.5025	7.5149	5.9008	5.1717	3.2565	5.5920	3.0246	1.5333

表5.43 組合T2_S3之資料融合績效MAPE值

流量 長度	中低				高			
	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路
L1	15.3495	13.7454	10.4524	12.8646	10.9909	20.0074	9.4102	7.9763
L2	11.7331	13.8940	10.5379	15.4332	9.2574	25.2812	9.0937	17.0230
L3	9.1513	12.7515	9.0180	3.6432	4.3210	7.6094	4.5940	4.4316
L4	7.8285	7.5149	5.6211	5.2004	2.6502	5.5920	2.3619	1.5122

表5.44 組合T2_S4之資料融合績效MAPE值

流量 長度	中低				高			
	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路
L1	29.5716	13.7454	13.6677	9.9390	30.6617	20.0074	17.1014	10.1692
L2	44.4105	13.8940	13.8947	12.1836	15.8176	25.2812	15.0955	20.3071
L3	71.1255	12.7515	12.7551	3.8725	61.9606	7.6094	6.4730	3.7496
L4	91.5346	7.5149	6.0821	4.6461	86.8887	5.5920	5.6065	5.5883

表5.45 組合T2_S5之資料融合績效MAPE值

流量 長度	中低				高			
	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路
L1	6.2761	13.7454	5.9473	8.2852	7.5166	20.0074	6.0673	8.9798
L2	6.8942	13.8940	6.4789	4.3886	4.5156	25.2812	4.3268	7.1502
L3	3.5504	12.7515	3.7939	3.1515	1.8361	7.6094	1.9922	2.9481
L4	3.4181	7.5149	3.4271	4.2384	1.9136	5.5920	1.8783	1.6796

由上列表格，可發現於 5 分鐘之更新時間上，類神經網路整體績效較加權平均法佳，而加權平均法於高流量績效佳，類神經網路於中低流量績效佳。且可發現，與更新時間 3 分鐘一致之結果，即於中低流量且探針車數量少時，則透過兩者資料融合，績效未必較佳。

而表 5.46 與 5.47 分別彙整更新時間 3 分鐘與 5 分鐘之整體績效。另圖 5-6 至圖 5-9 則分別以路段長度加以探討資料融合之績效，依路段長度 200m 以下、200m~400m、400m~600m 與 600m 以上，依序呈現如下：

表5.46 更新時間3分鐘之整體績效

流量 長度	中低				高			
	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路	探針車	偵測器	加權 平均法	類神經 網路
L1	30.7102	17.1484	14.1880	24.7332	23.5736	21.5032	15.6399	16.5551
L2	32.3494	14.1648	12.7727	22.4440	18.4421	26.3439	16.4566	16.1430
L3	33.0237	12.4340	9.9960	6.5272	23.8484	8.7087	5.8278	4.3635
L4	41.7782	8.7386	7.1076	5.5495	25.1206	7.0046	5.5076	3.1473

表5.47 更新時間5分鐘之整體績效

長度 \ 流量	中低				高			
	探針車	偵測器	加權平均法	類神經網路	探針車	偵測器	加權平均法	類神經網路
L1	24.8559	13.7454	10.8833	10.6357	18.3855	20.0074	12.6586	10.6614
L2	23.3143	13.8940	11.7414	10.1698	12.2931	25.2812	11.2482	16.1287
L3	25.7890	12.7515	10.2187	3.5992	17.1830	7.6094	4.8764	3.7632
L4	28.5578	7.5149	5.4147	4.7253	21.5443	5.5920	3.6029	2.5723

整體而言，加權平均法績效較穩定，變動幅度較小，而類神經網路則於路段長度 400m 以上績效穩定，且為高精準之推估。而更新時間 5 分鐘較 3 分鐘為準確，即更新時間越長，推估之績效越佳。

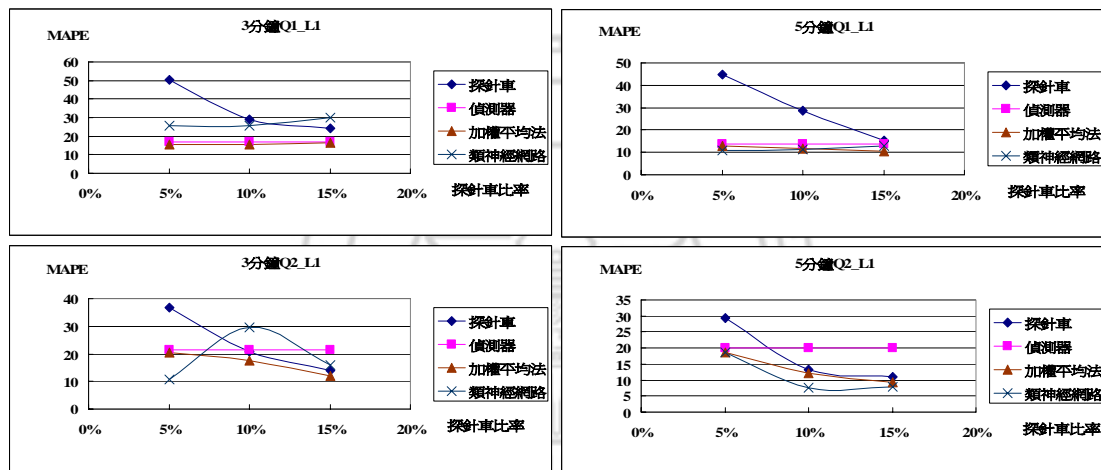


圖 5-7 路段長度 200m 以下之資料融合績效

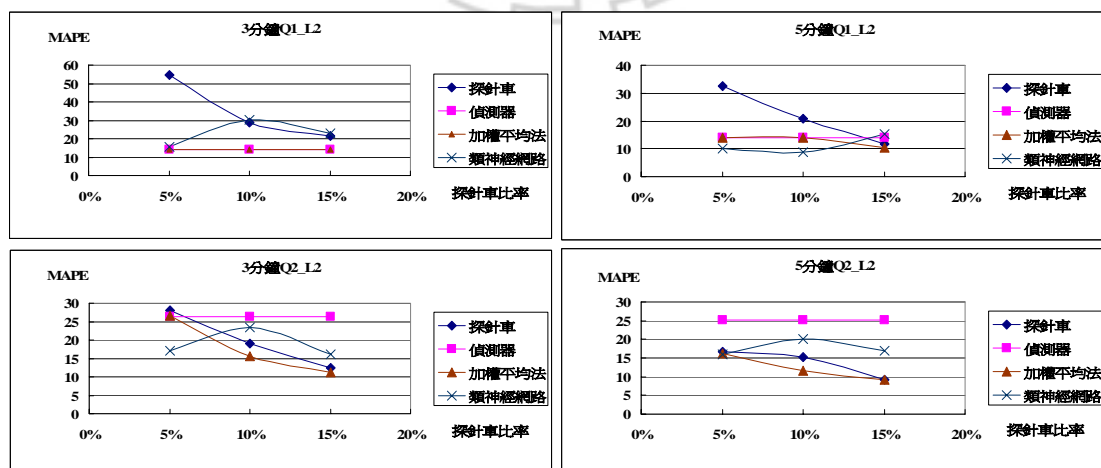


圖 5-8 路段長度 200m-400m 之資料融合績效

依圖 5-7 與 5-8 顯示類神經網路績效於路段長度 400m 以下，績效較不穩定，且績效未必比探針車與偵測器個別推估之績效佳，而加權平均法表現較穩定。

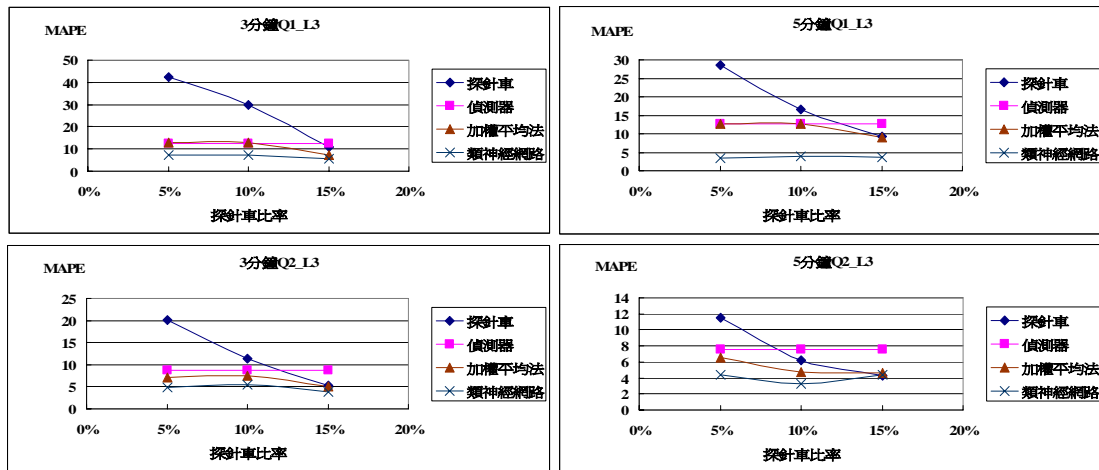


圖 5-9 路段長度 400m-600m 之資料融合績效

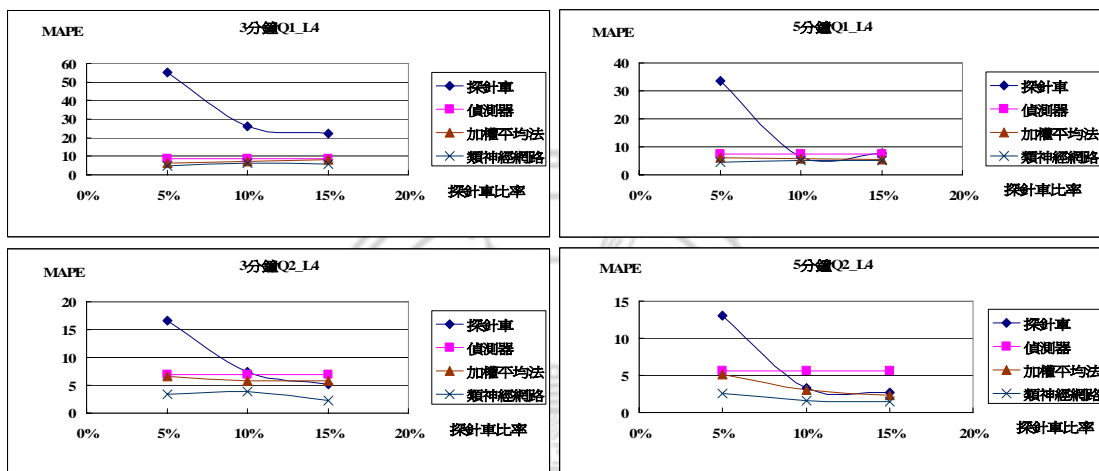


圖 5-10 路段長度 600m 以上之資料融合績效

依圖 5-9 與 5-10 顯示類神經網路績效隨路段長度越長，績效趨於穩定且越準確，反較加權平均法優越。

而表 5.48 至 5.49 分別呈現 3 分鐘與 5 分鐘，各路段組合下資料融合績效，以圖示說明，『☆』表最佳，即可有效降低誤差；『*』表次佳，即多數可有效降低誤差；『—』表最差，即不能有效降低誤差。可見類神經網路於更新時間 3 分鐘情況下，對於 400 公尺以下之路段，其績效比偵測器推估績效更差，即未達到資料融合之效果，因此，此部分使用偵測器推估即可。

表5.48 更新時間3分鐘各路段組合之融合績效

路段長度 \ 流量	中低		高	
	1.加權平均法	2.類神經網路	1.加權平均法	2.類神經網路
200M 以下	☆	—	*	*
200M~400M	*	—	*	*
400M~600M	*	*	*	☆
600M 以上	☆	☆	*	*

表5.49 更新時間5分鐘各路段組合之融合績效

路段長度 \ 流量	中低		高	
	1.加權平均法	2.類神經網路	1.加權平均法	2.類神經網路
200M 以下	☆	*	☆	*
200M~400M	*	*	☆	—
400M~600M	*	☆	*	*
600M 以上	*	*	*	☆

註：『☆』表最佳，即可有效降低誤差。

『*』表次佳，即多數可有效降低誤差。

『—』表最差，即不能有效降低誤差。

表 5.50，係綜整於 10 種情境組合下，各路段不同資料融合技術之有效推估率，如中低流量，路段長度 200 公尺以下，在此加權平均法均達到有效推估之效果，因此有效推估率達 100%，即加權平均法相當適用於此路段組合。

表5.50 綜整資料融合技術之有效推估率

路段長度 \ 流量	中低		高	
	1.加權平均法	2.類神經網路	1.加權平均法	2.類神經網路
200M 以下	100%	40%	90%	60%
200M~400M	40%	40%	90%	30%
400M~600M	30%	90%	70%	80%
600M 以上	90%	90%	60%	90%

表 5.51 則呈現於不同路段組合下較適之資料融合技術，研究發現加權平均法適用於 400 公尺以下之路段，而類神經網路則適用於 400 公尺以上之路段。此結果與測試結果相呼應，即一路段較適合加權平均法；二路段(路徑)較適合類神經網路。

表5.51 各路段組合下較適資料融合技術

路段長度 \ 流量	中低	高
200M 以下	1.加權平均法	1.加權平均法
200M~400M	1.加權平均法	1.加權平均法
400M~600M	2.類神經網路	2.類神經網路
600M 以上	2.類神經網路	2.類神經網路

綜合上述研究結果，可將表 5.35 與表 5.51 兩資料融合技術之適用情況歸納如圖 5-11 所示，依路段長度與探針車比率呈現。加權平均法適用於路段長度 400 以下、探針車數量比率 10%以上，且更新時間為 3 分鐘之情況；類神經網路則適用於路段長度 400 以上、探針車數量比率 10%以下，且更新時間為 5 分鐘之情況。而此結果與 5.2 節測試結果一致，均呈現較短路段用於加權平均法，較長路段適用於類神經網路，如圖 5-12 所示，可與圖 5-11 對照。

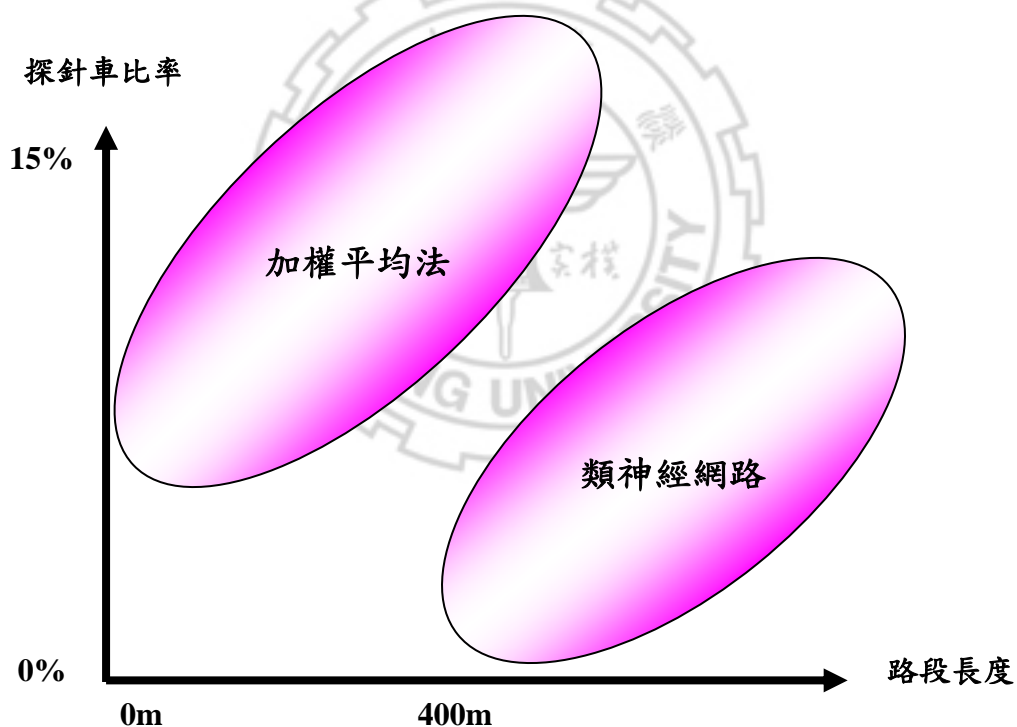


圖 5-11 資料融合技術適用情境歸納



圖 5-12 一路段與二路段之較適融合技術

5.3.4 資料融合技術優缺

然此兩種技術於使用上均有其複雜度，如表 5.52 所示，說明此兩種技術於使用上之優劣比較。

1. 加權平均法

經上述探討結果，可見加權平均法於旅行時間推估績效較高，且較具即時性，並且旅行時間推估績效與探針車數量成正比，數量越多，績效越佳。不過，處理過程中發現，其資料篩選過程較繁複，需檢查偵測器資料與探針車資料之合理性與一致性，以求取融合之權重值，另合理性與一致性參數，以及調整因子校估，其過程繁瑣，且無現成軟體可供直接應用。

2. 類神經網路

類神經網路方面，主要優勢為使用者介面清楚易懂，於一般 Windows 介面即可使用，並輸入之變數可自由選擇，且於探針車數量少時表現佳。惟隱藏層與處理單元需以試誤方式求取最佳組合，於變數多時，此過程繁複。而類神經網路模式不具有地區之移轉性，即每一路段均需各別建置一類神經網路系統，較不符合需求。另於構建時需大量樣本訓練，以達推估之準確，不過此模式並無預測效果，由於類神經網路模式依此時階之輸入變數推估旅行時間，需輸入此時階之資料，然此為旅行時間推估，而非預測，即非使用此時階輸入變數預測下一時階之旅行時間，因此無法反應即時之預測效果。

表5.52 資料融合技術優劣比較

資料融合技術	優點	缺點
加權平均法	1.旅行時間推估績效高 2.即時性高 3.績效與探針車數量成正比 4.融合績效穩定	1.資料篩選過程繁複 2.權重值決定流程複雜 3.參數、調整因子校估過程繁瑣 4.無現成軟體可供應用
類神經網路	1.使用者介面清楚易懂 2.輸入變數選擇自由 3.探針車數量少時表現佳 4.長度段績效佳	1.隱藏層與處理單元試誤過程繁複 2.不具地區移轉性 3.需大量樣本訓練 4.無預測效果

資料來源：本研究彙整

第六章 結論與建議

本章節詳述研究之結論與建議，主要分為兩部分，包括：PARAMICS 軟體程式介面開發、各實驗設計組合下探針車數量比率、探針車瞬時取樣之測試結果，以及兩種推估旅行時間之資料融合技術比較結果、較適合之情境與環境，分述如下：

6.1 結論

1. 在探針車數量方面，本研究以比率方式呈現探針車數量之多寡，依不同流量與路段長度各有不同，然與一般研究之探針車數量相較，趨勢差異不大。在短路段均呈現流量高之探針車需求反較流量低之探針車需求為低，與一般的認知有所差異。究其原因，由於高流量短路段已相當壅塞，號誌影響反不顯著，故整體差異性反而較低流量為穩定。而在路段長度方面，與一般認知相同，路段長度越長，受號誌與流量影響相對較小，流量、速度均較穩定，因此，所需之探針車數量均較短路段為少。
2. 在探針車數量探討中發現，由於本研究以 0.5 秒為時間間隔，可視為瞬間之概念，因此車輛的順時速度資料相當詳細，故以車輛之空間平均速度反推旅行時間，即以路段長度除以空間平均速度所得之旅行時間，與模擬 API 所抓取之車輛旅行時間相當接近，MAPE 值均小於 4，故可斷定為高精準的推估。研究中亦發現，路段上車輛平均速度出現之位置，大多集中於路段之上、下游，也就是瞬間最易反應路段旅行時間之位置。
3. 本研究之探針車數量，由於著眼於瞬間之概念，可瞬間反應並推估旅行時間，因此在探針車需求數量上較一般研究為多，然整體平均而言與 Tetsuhiro et al. (2005)【15】所提出 40%可不停地蒐集交通資訊之結果相近，可見不論是不停地蒐集或瞬間取樣，均需大量之探針車數量，而唯有當 GPS 相當普及後，方可滿足此部分之需求。研究中發現，因號誌化路段之關係，導致車輛行駛過程多以車隊方式行進，因此在瞬間取樣上，只要選取瞬時速度於可容許之平均速度範圍內，故一瞬間可能只要取一輛車，即可有效推估路段上所有車輛之旅行時間。
4. 在軟體程式介面(API)方面，由於模擬軟體功能有限，無法從中獲取本研究之相關車輛資料，如特定路段每 0.5 秒之車輛速度與位置，以及車輛之旅行時間等資料，故本研究自行開發應用，以探討探針車數量與資料融合時使用。而此部分 API 可準確擷取出各車輛每一瞬間之瞬時速度與行駛距離，切合本研究使用，並提供予相關應用。然開發此介面最困難處，莫過於對 API 種類與基礎 FUNCTION 之摸索，由於 PARAMICS 提供之資料無法確實判斷使用

時機與使用方法、流程，因此，此部分需耗費較多時間，惟待定義清楚釐清後，後續作業即剩邏輯問題。

5. 瞬間取樣之測試結果，若單以探針車瞬間取樣所推估之旅行時間，為一合理之推估，瞬間取樣越多，績效越佳。而當取樣瞬間達 20% 以上，即為一高精準之推估。若加以資料融合，則於一路段之情況下，加權平均法績效較佳，且隨取樣瞬間個數增加而績效增加；於二路段情況下，類神經網路績效較佳，且 MAPE 值相當穩定，而透過資料融合均可有效改善探針車與偵測器各別推估之誤差，足見本研究瞬間取樣之可行性。故本研究之瞬間取樣方式，如於實務上可行，則可有效降低人力、物力之使用，且只需取幾個瞬間資料，即可推估某時間間隔之旅行時間。
6. 在加權平均法方面，於合理性與一致性檢查中，由於資料以模擬方式產生，故準確性高，另由於本研究沿用 Berka 之參數設定，以致探針車與偵測器資料均通過合理性與一致性檢查。而調整因子方面，於情境設計下各組合之最適調整因子，取決於探針車數量之多寡，即取決於資料之準確性，探針車數量多，則探針車所獲之旅行時間較準確，因此探針車調整因子比重較大。反之，當探針車數量較少，則探針車所獲之旅行時間較不穩定，因此偵測器調整因子比重增加。
7. 加權平均法結果顯示，資料融合績效隨路段長度增加而變佳，且與探針車數量成正比，即探針車數量愈多，資料融合績效愈佳。探針車數量 5% 或一般使用變異數所推估之探針車數量，以可達到優良之推估，至於本研究之探針車數量比率，則為高精準之推估。整體而言探針車數量達 15% 即可達到高精準之推估，且更新時間愈長，精準度愈高。
8. 類神經網路結果顯示，於旅行時間之推估績效與路段長度成正比，路段長度越長績效越好，然隨探針車數量增加，此部分推估之 MAPE 值未呈現穩定下降趨勢，即探針車數量愈多績效愈差，此與一般認知相反，而 MAPE 值變動也較劇烈。究其原因，由於類神經網路需以歷史資料加以訓練，訓練樣本之大小足以影響整體推估之績效，因此訓練樣本之充足與否，具影響力。另由於探針車係採亂數隨機取樣，故造成某一時間間隔或更新時間內無探針車資料，亦或資料變異大，如旅行時間與變異數，尤以變異數變動幅度最大，導致類神經網路於訓練時，誤判權重值，以致融合績效未如預期。而更新時間 3 分鐘，即時階長度較短，則高流量反應之績效較中低流量為佳；而更新時間 5 分鐘則剛好相反，中低流量反應之績效較高流量為佳，而以整體平均表現而言，於類神經網路推估旅行時間方面，探針車數量 5% 或一般使用變異數所推估之探針車數量，以可達到優良之推估，至於本研究之探針車數量比率，則為高精準之推估。於不同探針車數量比率與更新時間下，類神經網路之績效，可見探針車數量愈多，資料融合績效未必變好，不過更新時間愈長，精

準度愈高。

9. 資料融合技術比較結果，一般而言，加權平均法於旅行時間推估績效較高，且較具即時性，而旅行時間推估績效與探針車數量成正比，數量越多，績效越佳。不過，處理過程中發現，其資料篩選過程較繁複，需檢查偵測器資料與探針車資料之合理性與一致性，以求取融合之權重值，另合理性與一致性參數，以及調整因子校估，其過程繁瑣，且無現成軟體可供直接應用。類神經網路方面，主要優勢為使用者介面清楚易懂，於一般 Windows 介面即可使用，並輸入之變數可自由選擇，且於探針車數量少時表現佳。惟隱藏層與處理單元需以試誤方式求取最佳組合，於變數多時，此過程繁複。而類神經網路模式不具有地區之移轉性，即每一路段均需各別建置一類神經網路系統，較不符合需求。另於構建時需大量樣本訓練，以達推估之準確，不過此模式並無預測效果，由於類神經網路模式依此時階之輸入變數推估旅行時間，需輸入此時階之資料，然此為旅行時間推估，而非預測，即非使用此時階輸入變數預測下一時階之旅行時間，因此無法反應即時之預測效果。
10. 資料融合之適用環境與情境，研究發現加權平均法適用於 400 公尺以下之路段，而類神經網路則適用於 400 公尺以上之路段。另發現探針車數量少時，類神經網路之績效較佳；探針車數量多時，加權平均法績效較佳。而以更新時間，加權平均法較適合於 3 分鐘之推估，較具即時性；類神經網路則較適合於 5 分鐘之推估，相對較長時間。而此結果與測試結果一致。

6.2 建議

1. 探針車數量與測試方面，依空間平均速度概念推估探針車數量比率，經測試足見此瞬間取樣之可行性，不論於直接推估或經資料融合，均有不錯之效果。惟於探針車數量無法模式化，以為一通用準則。故建議後續研究可朝此瞬間之方式繼續著手，並可嘗試進行預測。
2. 資料融合方面，加權平均法與類神經網路，經研究比較，顯示此兩技術均有不錯之績效，並已歸納出大致使用環境與情境。故建議後續研究可採用此兩種資料融合技術於推估旅行時間上，並可考量本研究之適用環境與情境。
3. 模擬軟體方面，PARAMICS 可模擬市區幹道，並具良好績效，且可經由 API 軟體程式介面，滿足各種不同資料需求，故建議後續研究可繼續使用。

參考文獻

1. Takashi, Dynamic Estimation of Traffic States on Expressway for Advanced Traffic Surveillance Systems, 2000.
2. Turner, S. M., Eisele, W. L., Benz, R. J., and Holdener, D. J. "Travel Time Data Collection Handbook." Texas Transportation Institute. FHWA. 1998.
3. L Yermack, M Gallagher, KR Marshall "ETTM - an early ITS winner" ITE Journal(Institute of Transportation Engineers), 1995.
4. 交通部運輸研究所，公路行車時間資訊管理系統之規劃研究(1/4)－高速公路部分及模式先期研究，民國 93 年。
5. You, J. and Kim, T. J., "Toward Developing an Expert GIS-Based Travel Time Forecasting Model With Congestion Pattern Analysis" 5th ITS World Congress, 1998.
6. Turner, S. M., and Holdener, D. j. "Probe Vehicle Sample Size for Real-Time Information: The Houston Experience." Texas Transportation Institute Texas A&M University, 1995.
7. Karthik K. Srinivasan and Paul P. Jovanis, "Determination of Number of Probe Vehicles Required for Reliable Travel Time Measurement in Urban Network." TRANSPORTATION RESEARCH RECORD 1537, 1996.
8. Quiroga, C.A. and Bullacok, D. "Determination of sample sizes for travel time studies". ITE Journal 68(8), 1998, pp 92-98.
9. Helinga, B., Fu, L. "Assessing Expected Accuracy of Probe Vehicle Travel Time Reports." Journal of transportation Engineering, 125(6), 524-530, 1999.
10. Chen,M, Chien, S.I.J. "Determining the number of probe vehicles for freeway travel time estimation using microscopic simulation." Paper No.00-1334, Transportation Research Board 79th Annual Meeting, TRB, Washington.D.C. Jan., 2000.
11. Ruey Long Cheu, Chi Xie and Der -Horng Lee, "Probe Vehicle Population and Sample Size for Arterial Speed Estimation." Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering 17 (2002) 53–60, 2002.
12. Cohen. S. "Probe Vehicle Sample Size for Travel Time Estimation on Equipped Motorways." European Transport Conference, Cambridge(UK), 2002.
13. Shuo Li, Karen Zhu, B. H. W. Van Gelder, John Nagle, and Carl Tuttle,"Reconsideration of Sample Size Requirements for Field Traffic Data Collection with Global Positioning System Devices." Transportation Research Record 1804, 2002.
14. WANG Li, WANG Chuanjiu, SHEN Xiaorong, FAN Yuezu, "Probe Vehicle

- Sampling for Real-Time Traffic Data Collection.” Manuscript received January 14, 2005.
15. Tetsuhiro Ishizaka, Atsuahi Fukuda and Sorawit Narupiti, “EVALUATION OF PROBE VEHICLE SYSTEM BY USING MICRO SIMULATION MODEL AND COST ANALYSIS” Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies, Vol. 6, pp. 2502 - 2514, 2005.
 16. Harris, C.J. “Distributed Estimation, Inferencing and Multi-sensor Data Fusion for Real Time Supervisory Control.” Artificial Intelligence in Real-Time Control 1989. Proceedings of the IFAC Workshop. 19-21 Sept. 1989: Shen-yang, China.
 17. Niehaus, A. and R.F. Stengel. “Probability-based Decision Making for Automated Highway Driving.” VNIS ‘91. Vehicle Navigation & Information Systems Conference Proceedings. 20-23 Oct. 1991: Dearborn, MI. Soc. Automotive Eng.: Warren dale, PA, 1991. Vol. 2: (1125-36).
 18. Berka, S. , Tian, X., Changes in Paramics of Data Fusion Subcomponent, Memo, Urban Transportation Center, University of Illinois at Chicago, 1994.
 19. Ivan, J. N. et al., “Real- Time Data Fusion for Arterial Street Incident Detection Using Neural Networks,” Transportation Research Record, No. 1497, pp. 27-35, 1995.
 20. 劉國偉、許仲仁、黃惠隆，交通資料演算法之研究，中華民國運輸學會第十二屆學術論文研討會論文集，1164-1172頁，民國86年。
 21. Ruey Long Cheu, Der-Horng, and Chi Xie “An Arterial Speed Estimation Model Fusing Data from Stationary and Mobile Sensors.” Department of Civil Engineering, National University of Singapore, 2001.
 22. Klein, Lawrence A. “Sensor Technologies and Data Requirements for ITS.” Boston and London: Artech House, 2001.
 23. 李穎，類神經網路應用於國道客運班車旅行時間預測模式之研究，國立成功大學交通管理科學研究所，民國 91 年。
 24. 黃守琮，運用探針車與偵測器估計車輛旅行時間之研究，淡江大學運輸科學研究所，民國 93 年。
 25. Park, D. et al., “Spectral Basis Neural Networks For Real-Time Travel Forecasting.” Journal of Transportation Engineering, pp.515-523, Nov/Dec, 1999.
 26. Hoffman, C., and Janko, J., “Travel time as a basis of the LISB guidance strategy”, in Proc. of IEEE Road Traffic Control Conf., IEEE, New York, 6-10, 1990.
 27. 鄭志平，應用衝擊波理論在高速公路封閉部分車道時旅行時間推算之研究，成功大學交通管理研究所，民國81年。
 28. M. Van Aerde, B. Hellings, L. Yu, and H. Rakha, “Vehicle Probes as Real-Time ATMS Sources of Dynamic O-D and Travel Time Data.” Department of Civil Engineering Queen's University, Kingston, Canada, 1993.

29. Sen, Ashish, Thkuriah, Piyushimita, Zhu, Xia-Quon, and Karr, Alan, "Frequency of Probe Reports and Variance of Travel Time Estimates. " Journal of Transportation Engineering, Vol.123, No.4,pp.290-297, 1997.
30. Oda, T., An Algorithm for Prediction of Travel Time Using Vehicle Sensor Data, Japan, 1998.
31. Yoshikazu, "On line Learning Type of Traveling Time Prediction Model." IEEE, 1998.
32. 李俊賢，在靜態模型中運用傅立葉轉換分析隨機性動態旅行時間之研究，國立台灣大學土木工程學研究所博士論文，民國85年。
33. Bae Sanghoon, "Probative Travel Time Predictions under Interrupted Flow Condition," IEEE, 1997.
34. D. J. Dailey and H. Xu, Data Fusion for Multimodal Traveler Information in a Wireless Environment, University of Washington, 1996.
35. You, J. and Kim, T. J., "Toward Developing an Expert GIS-Based Travel Time Forecasting Model With Congestion Pattern Analysis" 5th ITS World Congress, 1998.
36. Karl F. Petty, "Accurate Estimation of Travel Times from Single-Loop Detectors", 1998.
37. A. T. Vemuri and M. M. Polycarpou, "Short-Term Forecasting of Traffic Delays in Highway Construction Zones Using On-Line Approximators", 1998.
38. Y Son, J Oh "[Estimating Arterial Link Travel Times Using Loop Detector Output](#)" 5th ITS World Congress, Seoul, 1998.
39. Rose, Geoff, Paterson, Darryn, "Dynamic Travel Time Estimation on Instrumented Freeways", Presented at 6th World Congress on Intelligent Transport Systems 1999. Toronto, Canada.
40. Jasperse, Diana, van Toorenburg, Jaap, "Real-Time Estimation of Travel-Time and Queue-Lengths - A Practice Study", Presented at 6th World Congress on Intelligent Transport Systems 1999. Toronto, Canada.
41. Al-Deek, H. et al., "Travel Time Prediction for Freeway Corridors." Prepared for Presentation at the 78th Transportation Research Board Annual Meeting, Washington, D. C., 1999.
42. 曹麗，行駛時間估測及多點交通流數據融合，清華大學自動化系，民國89年。
43. Bruce Hellinga and Rajesh Gudapati, "Estimating Link Travel Time from Different Data Sources for Use in ATMS and ATIS." Assistant Professor, Department of Civil Engineering, University of Waterloo 200 University Ave. West, Waterloo ON N2L, 2001.
44. Chen, M. and S. Chien "Dynamic Freeway Travel Time Prediction Using Probe Vehicle Data: Link-based vs. Path-based." Transportation Research Board 80th

- Annual Meeting January 7-11, Washington, DC, 2001.
45. 吳佳峰，有 GPS 資訊提供下之車輛旅行時間預估模式之研究，國立交通大學運輸工程與管理學系，民國 90 年。
 46. B Coifman “[Estimating travel times and vehicle trajectories on freeways using dual loop detectors.](#)” Transportation Research Part A: Policy and Practice, 2002.
 47. Yanying Li and Mike McDonald. “Link Travel Time Estimation Using single GPS Equipped Probe Vehicle.” The Transportation Research Group, Dept. of Civil and Environmental Engineering, University of Southampton, SO17 1BJ, UK, 2002.
 48. 張惠汶，利用公車 GPS 定位資料推估路段行車速率之研究，國立交通大學運輸科技與管理學系，民國 91 年。
 49. 黃惠隆，以車輛偵測器推估旅行時間之研究-以北二高為例，中華顧問工程司，民國91年。
 50. Sutti Tantiyanugulchai and Robert L. Bertini. “Arterial Performance Measurement Using Transit Buses as Probe Vehicles.” Dept. of Civil & Environmental Eng., Portland State University, P.O. Box 751, Portland, OR 97207-0751 USA, 2003.
 51. Alexandre Torday, “Link Travel Time Estimation with Probe Vehicles in Signalized Networks.” Laboratory of Traffic Facilities Swiss Federal Institute of Technology Lausanne, 2003.
 52. 邱華敏，高速公路事故路段動態旅行時間模式之研究，國立台灣大學土木工程學研究所，民國92年。
 53. X Zhang, J Rice “Short-term travel time prediction” Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2003.
 54. Oh, J. S., Jayakrishnan, R., and Recker, W., “Section Travel Time Estimation from Point Detection Data”, presented at the 82th Annual Meeting of Transportation Research Board, Washington, D. C., U.S.A., 2002.
 55. Lin, W. H., Kulkarni, A., and Michandani, P., “Short-Term Arterial Travel Time Prediction for Advanced Traveler Information Systems.”, ITE Journal, Vol.69, 1998, pp.203-223.
 56. 交通部運輸研究所，智慧型交通資訊蒐集、處理、傳播與旅行者行為之系列研究—號誌化道路路況資訊偵測方法與省道路段固定式偵測器佈設規劃，民國 95 年。
 57. Daniel L. Gerlough and Matthew J. Huber, “Traffic Flow Theory” Transportation Research Board, National Research Council, Washington, D.C., 1975.
 58. Wilhelm Leutzbach, “Introduction to the Theory of Traffic Flow.” Springer-Verlag Berlin Heidelberg New York London Paris Tokyo, Karlsruhe, September 1987.
 59. Michael S. Bronzini, “Transportation Infrastructure Security: Innovative Technology for Vehicle, Operator and Cargo Identification.” CIPP Workshop I, August 2003.

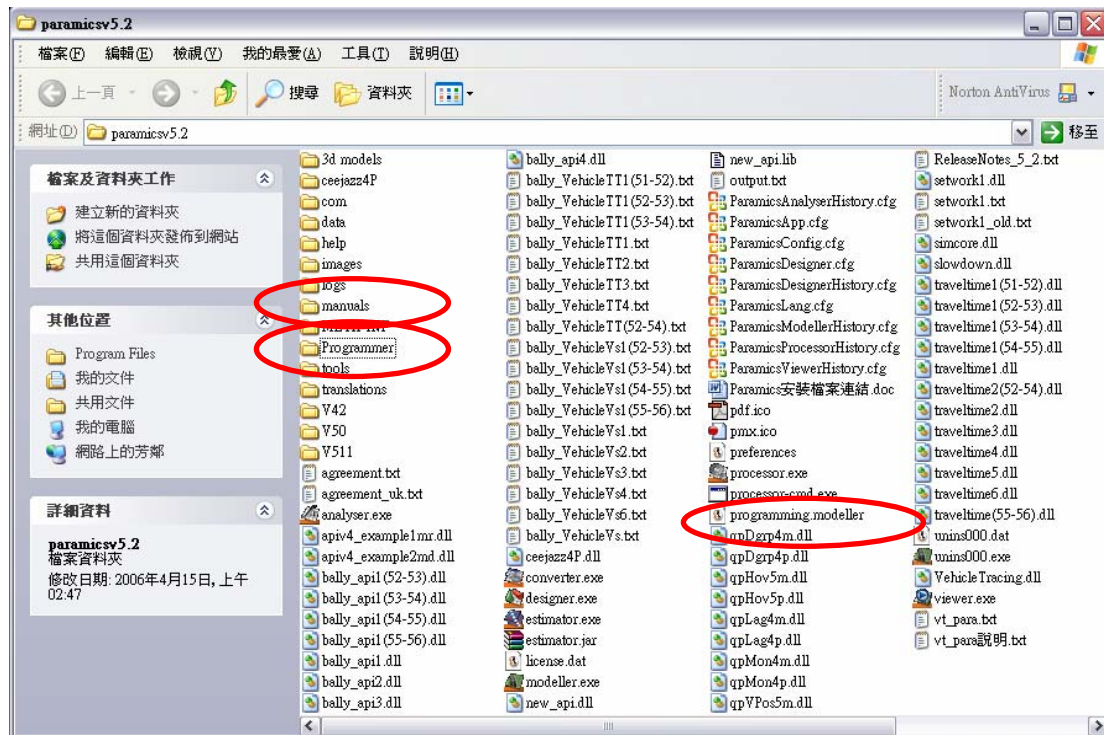
60. Andrezej Tarko and Nagui Roupail, Travel Time Data Fusion in ADVANCE, ADVANCE Working Paper #28, August 1993.
61. S. Berka, A. Tarko, N. Roupail, V. Sisiopiku and D. Lee, Data Fusion Algorithm for ADVANCE Release 1.5, ADVANCE WORKING PAPER SERIES #37, February 1995.
62. 葉怡成，類神經網路模式應用與實做，儒林圖書公司，民國89年4月。
63. 邱顯鳴，結合車道變換率之事件偵測新演算法研究，台灣大學土木工程學研究所，民國84年6月。
64. 林士傑，高速公路旅行時間預測模式之研究-類神經網路之應用，成功大學交通管理研究所，民國90年6月。
65. Peter Nelson and Prasad Palacharla, A Neural Network Model for Data Fusion in ADVANCE, Presented at the 1993 Transtech Pacific Rim Conference Seattle, Washington July 25, 1993.
66. 魏健宏、林士傑，國道客運旅行時間預測模式之研究，中國土木水利工程學刊，民國92年。
67. 交通部運輸研究所，先進式微觀車流模擬器—PARAMICS模擬軟體應用於高速公路與市區道路交控系統整合策略研究，民國90年。
68. Paramics online “PARAMICS使用手冊”，2004, from the World Wide Web: http://www.paramics-online.com/tech_support/customer/custarea_software.htm
69. 交通部運輸研究所，先進式微觀車流模擬器—PARAMICS模擬軟體應用台灣地區發展ITS模擬路網之模式校估測試研究，民國90年9月。
70. Henry Liu, Lianyu Chu & Will Recker “Customized Simulation Modeling Using PARAMICS Application Programming Interface”, 2002.
71. 洪百賢 『Paramics API』成功大學交通管理學系助理研究員，民國95年。
72. Lewis, C. D. “Industrial and Business Forecasting Method” 華泰書局, pp.38-41, 1982.



附錄一

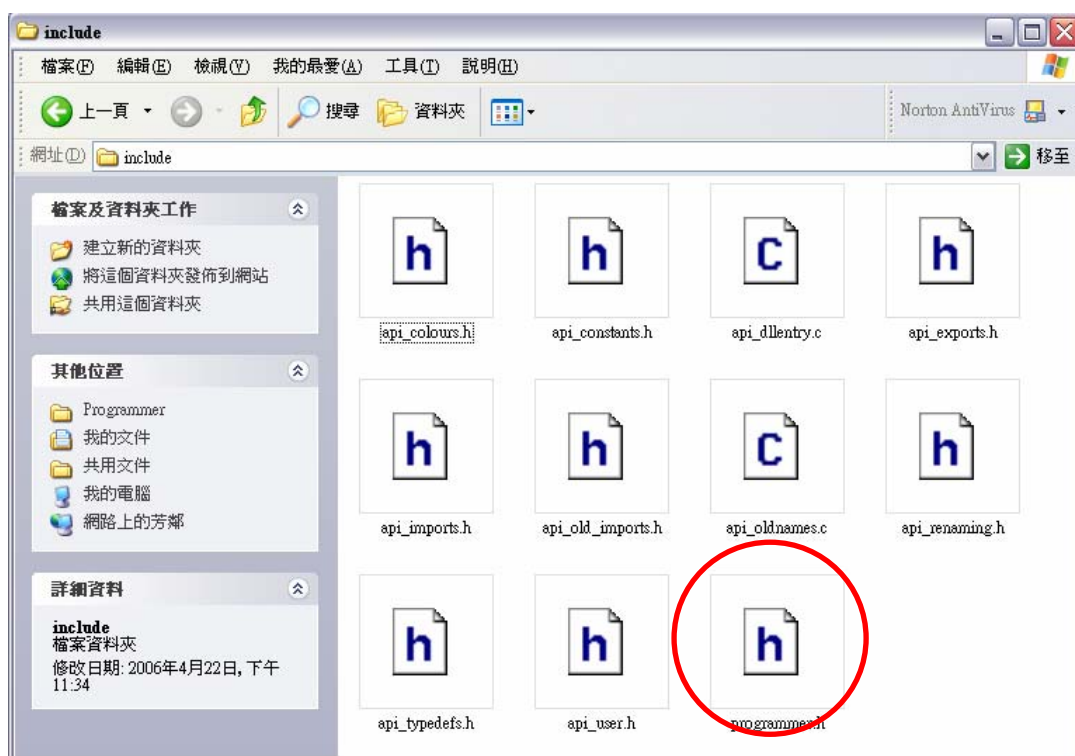
本研究自行開發之PARAMICS軟體程式介面，此介面需架構於Visual C++程式語言下，方可執行。然於撰寫此API為從無到有，約90%在摸索API之架構、基礎程式功能，以及整個執行流程，約10%於撰寫程式之概念與架構。因此，以下詳述整個API之建置過程，最後在附上本研究API之程式碼，俾供相關研究參考應用。

1. 軟硬體設備：作業系統 Windows XP、Paramicsv5.2(網路下載，網址：http://www.paramics-online.com/tech_support/customer/custarea_software.htm)、Visual C++程式，以及PARAMICS的key。
2. 軟體安裝：完整安裝PARAMICS，方可有Programmer資料夾、manuals資料夾，以及programming.modeller檔案，如下圖所示。

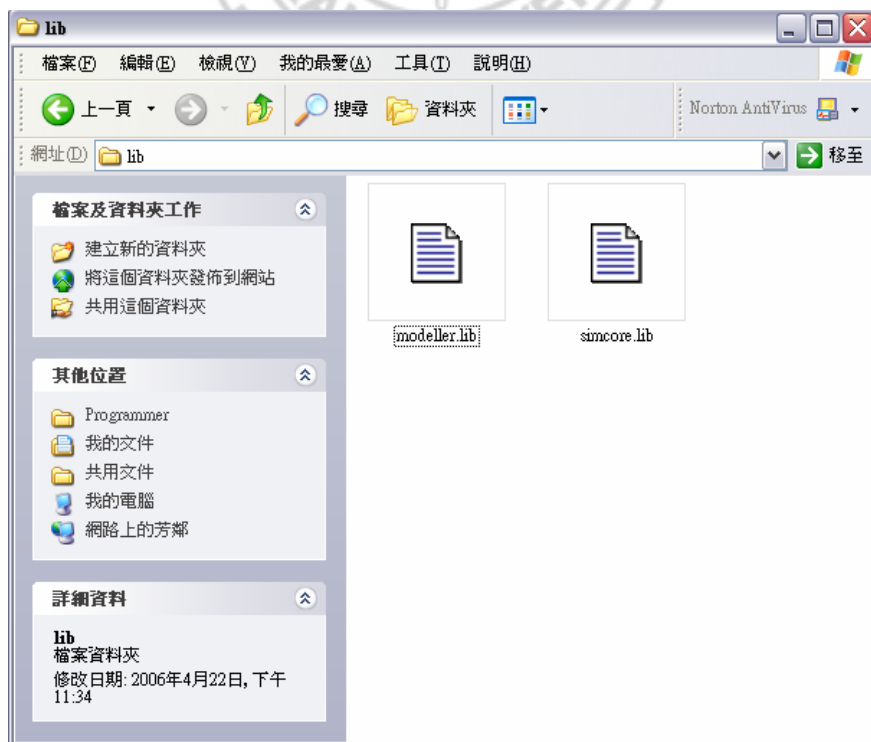


3. Programmer資料夾：包含include、lib、plugins三資料夾，於下說明三資料夾之內容，另上網下載PARAMICS使用手冊(須為會員，方可下載)。

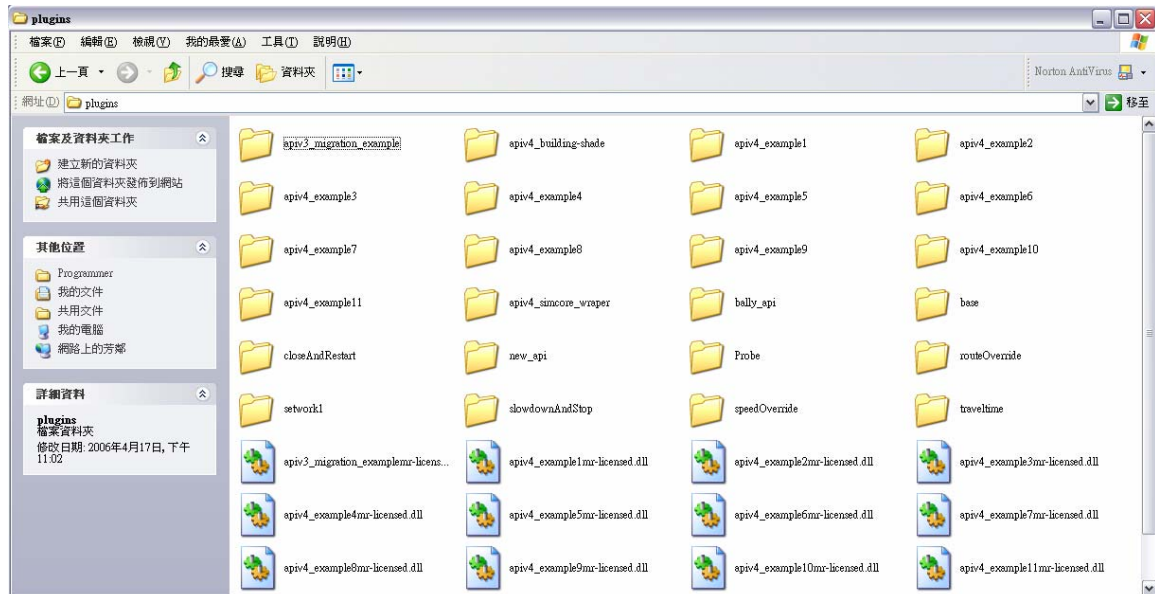
A. include資料夾：包含programmer.h等API重要檔案，如下圖所示。



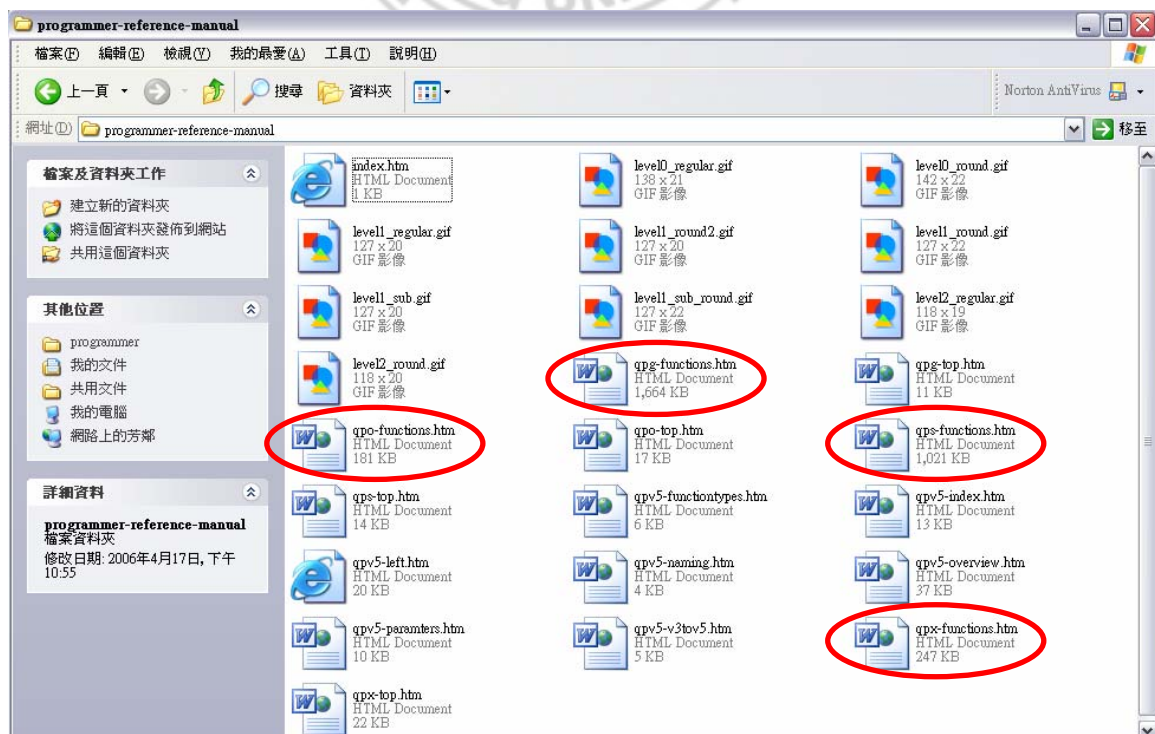
B. lib資料夾：包含modeller.lib與simcore.lib檔案，如下圖所示。



C. plugins資料夾：API之範例檔案，於PARAMICS使用手冊上有範例說明，如下圖所示。執行時將XXX.dll執行檔，複製於paramics主目錄下，並將此檔名 (new_api.dll) 於 programming.modeller 檔案中貼上，再將 programming.modeller複製於data之XXX路網資料夾中(建議先複製空的 programming.modeller 檔案於每一路網資料夾中)，接者執行 modeller.exe，出現Attempting to load plugin 'XXX.dll'...ok，即表示外掛成功(注意：執行外掛，一定要使用PARAMICS的key)。



4. manuals資料夾：包含programmer與viewer等資料夾，主要為programmer資料夾中之 programmer-reference-manual 資料夾，如下圖所示，包含 qpg-functions.htm、qpo-functions.htm、qps-functions.htm、qpx-functions.htm等連結檔案，介紹API之FUNCTUIN與使用說明，大概可分為四類，概述如下：



A. QPO (Override)：覆蓋原有預設模組，如：車流模組、行為模組。

EX：float qpo_CFM_curveSpeed(float r, LINK* link)

曲線路段上速度變化，使用者可重新設定不同線型下速度計算。

qpo：API 種類

CFM：功能群組

curveSpeed：函式主要名稱

r, link：函式輸入參數

float：傳回一個浮點數值

B. QPX (Extend)：增加原有功能，如：路網載入後顯示特定資訊。

EX：void qpx_VHC_transfer(VEHICLE* vehicle, LINK* link1, LINK* link2)

此函式是當車輛由 A 路段轉換至 B 路段時被執行。

qpx：API 種類

VHC：功能群組

transfer：函式主要名稱

vehicle, link1, link2：函式輸入參數

void：不傳回值

C. QPG (Get)：取得資料，如：取得路徑變化資料。

EX：int qpg_VHC_nextLane(VEHICLE* vehicle)

取得車輛進入下一路段之車道編號。

qpg：API 種類

VHC：功能群組

nextLane：函式主要名稱

vehicle：函式輸入參數

int：傳回一個整數值

D. QPS (Set)：設定資料，如：動態參數設定。

EX：void qps_VHC_speed(VEHICLE* vehicle, float value)

依照輸入參數設定車輛速度。

qps：API 種類

VHC：功能群組

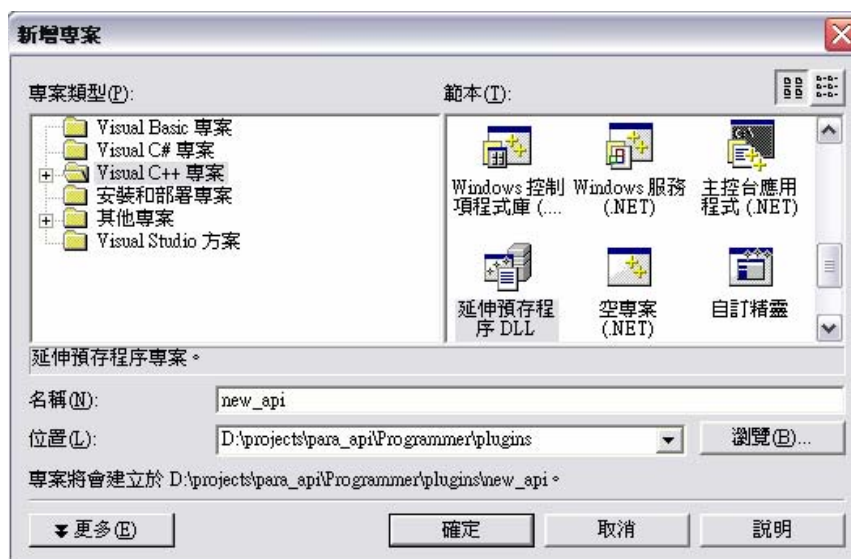
speed：函式主要名稱

vehicle, value：函式輸入參數

void：傳回一個浮點數值

5. API製作過程：

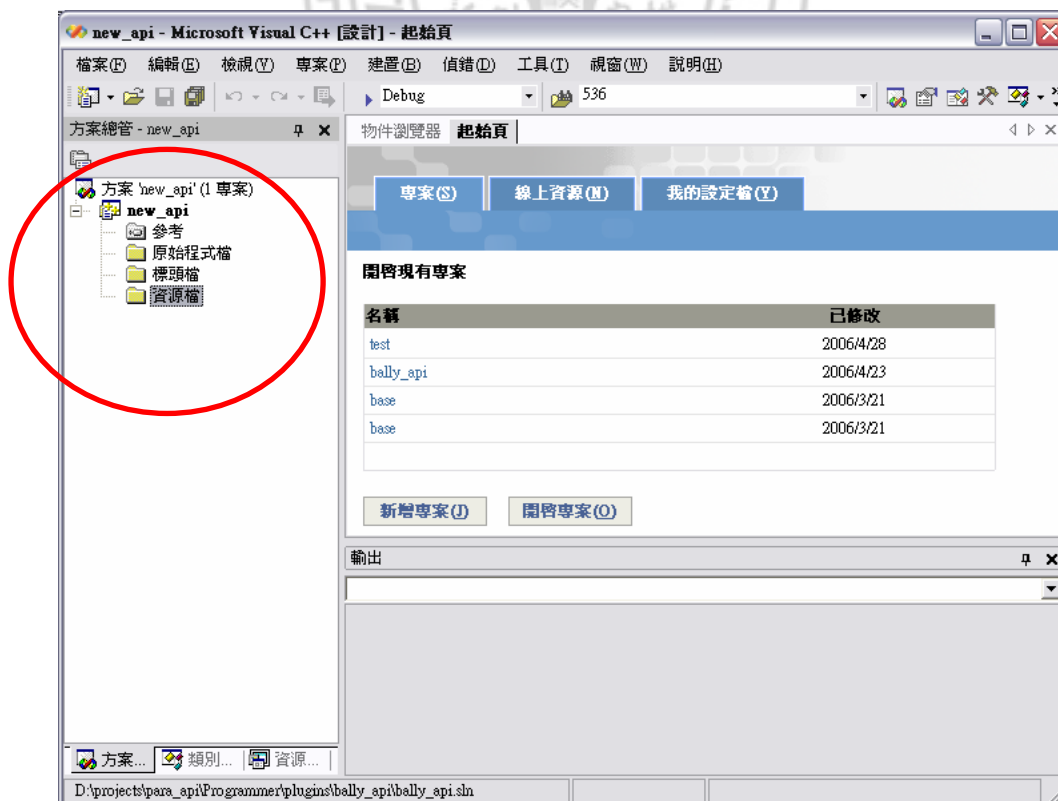
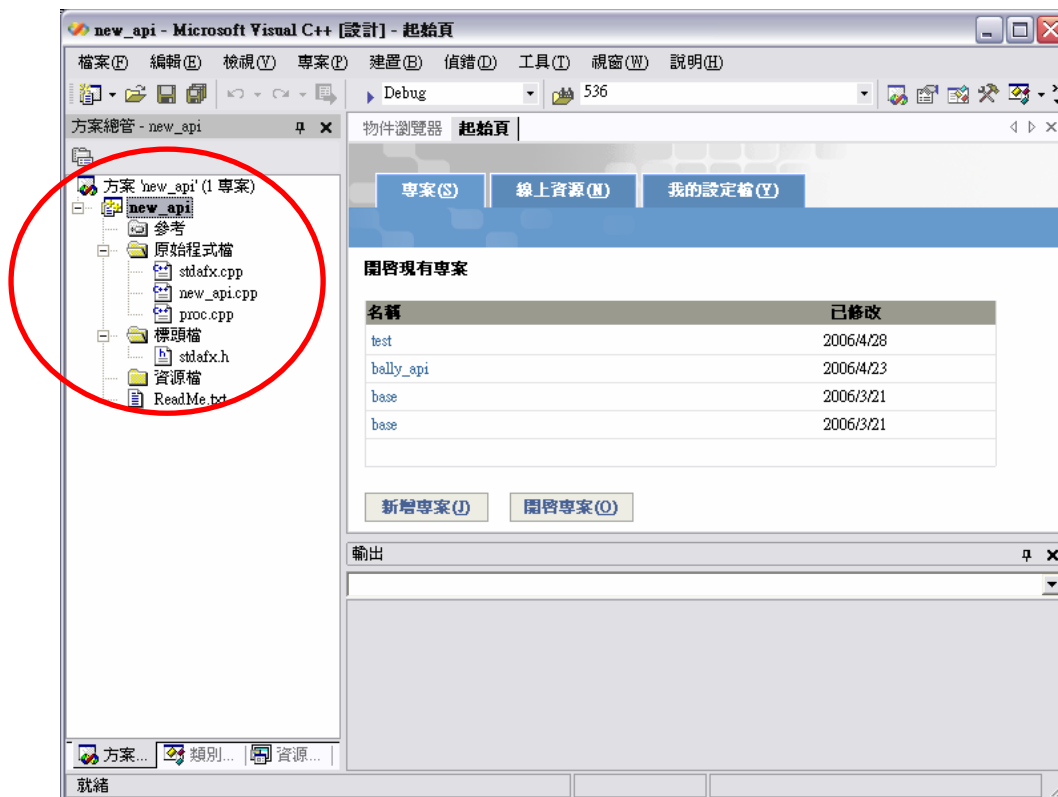
- A. 開啟Visual C++程式，啟動檔案，新增專案，選擇延伸預存程序DLL，瀏覽檔案位置，選取programmer中之plugins資料夾位置，並鍵入名稱，如new_api。(注意：建議將programmer資料夾複製於其他槽，以保留原始programmer資料夾檔案)。



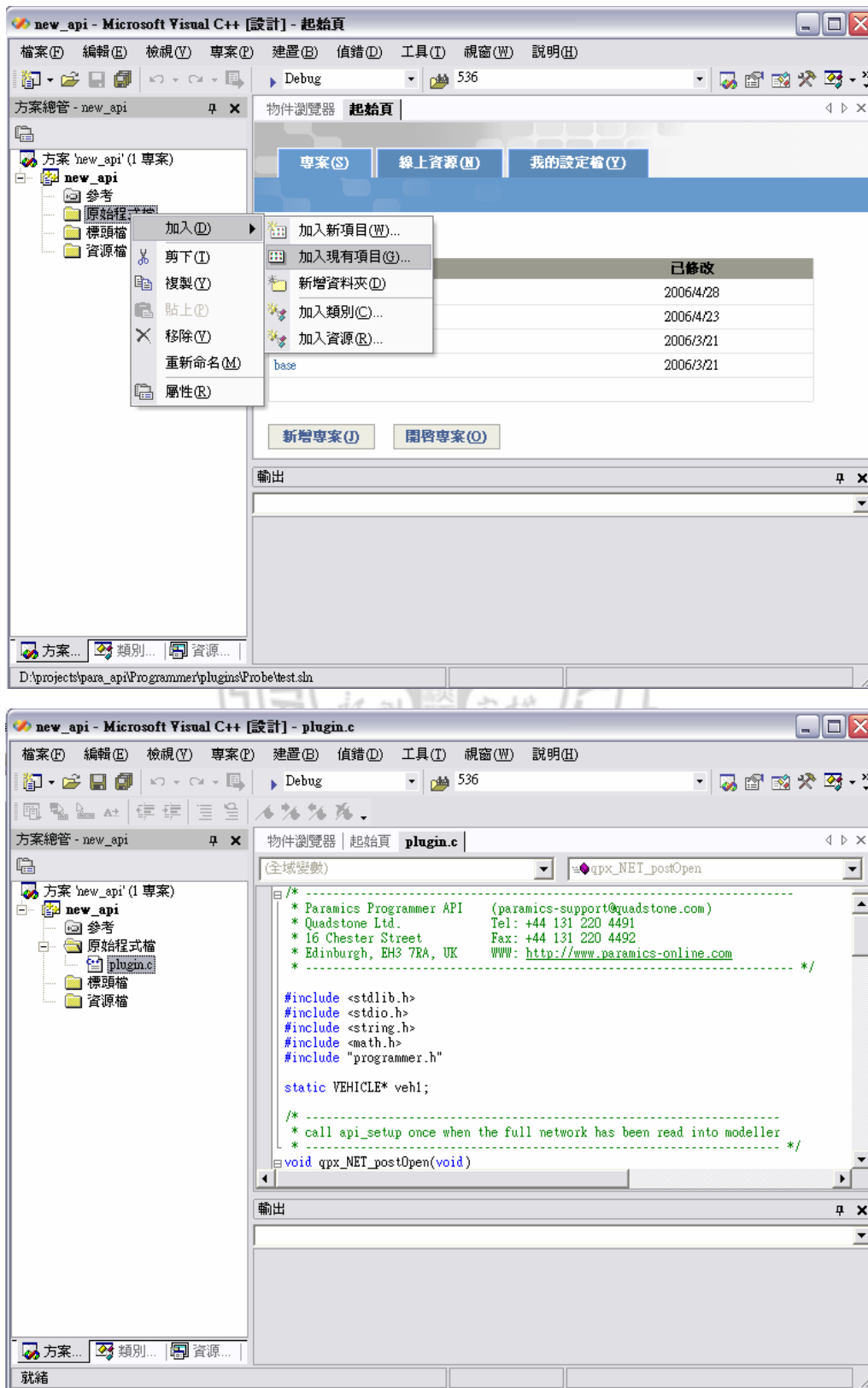
- B. 出現延伸預存程序精靈，於概觀中點選應用程式設定，並鍵入延伸預存程序名稱，如new_api，完成。



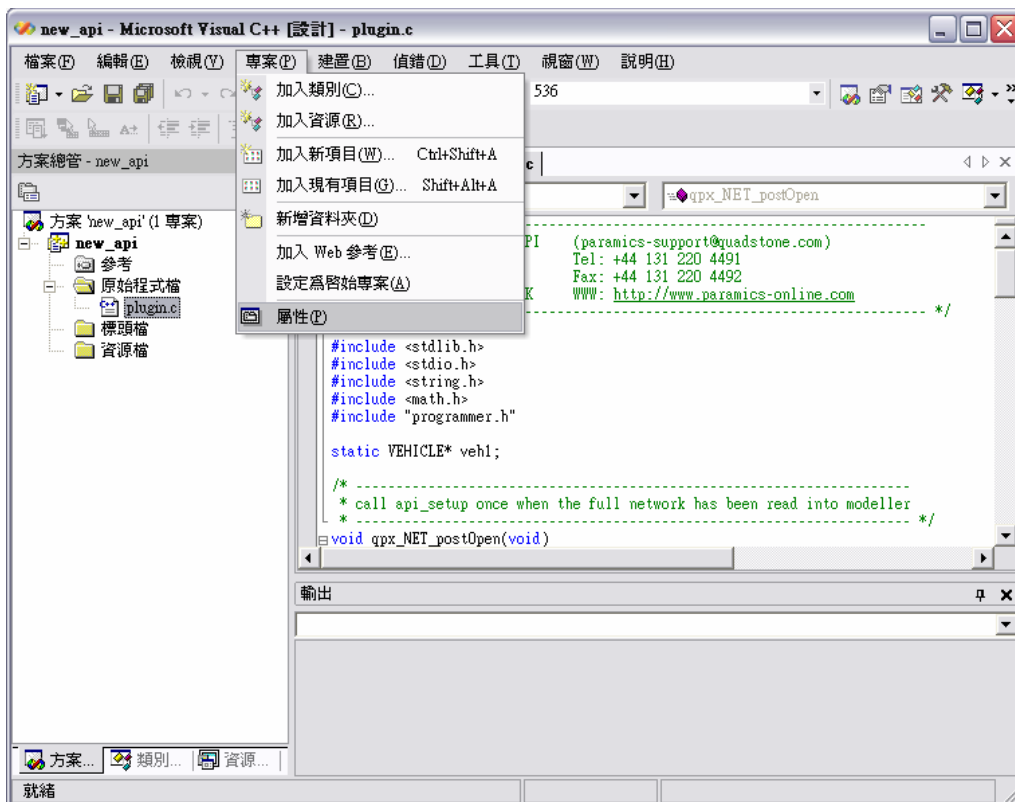
- C. 於左側『方案總管』中，將原始程式檔中之stdafx.cpp、new_api與proc.cpp均予刪除，另標頭檔中之stdafx.h，以及資源檔中之ReadMe.txt也均予以刪除(按Delete刪除)，如下兩圖所示，為刪除前與刪除後。



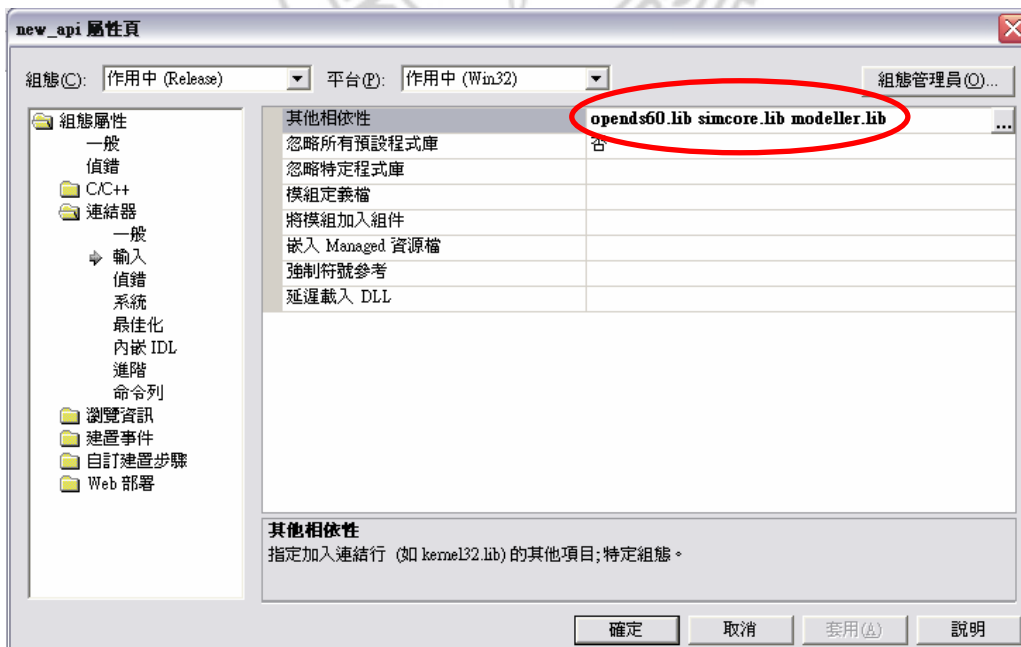
- D. 於原始程式檔鍵入右鍵，加入現有項目，瀏覽programmer中plugins資料夾內之base資料夾，選擇開啟plugin.c檔案，並於左側原始程式檔，點選plugin.c，如下兩圖所示。



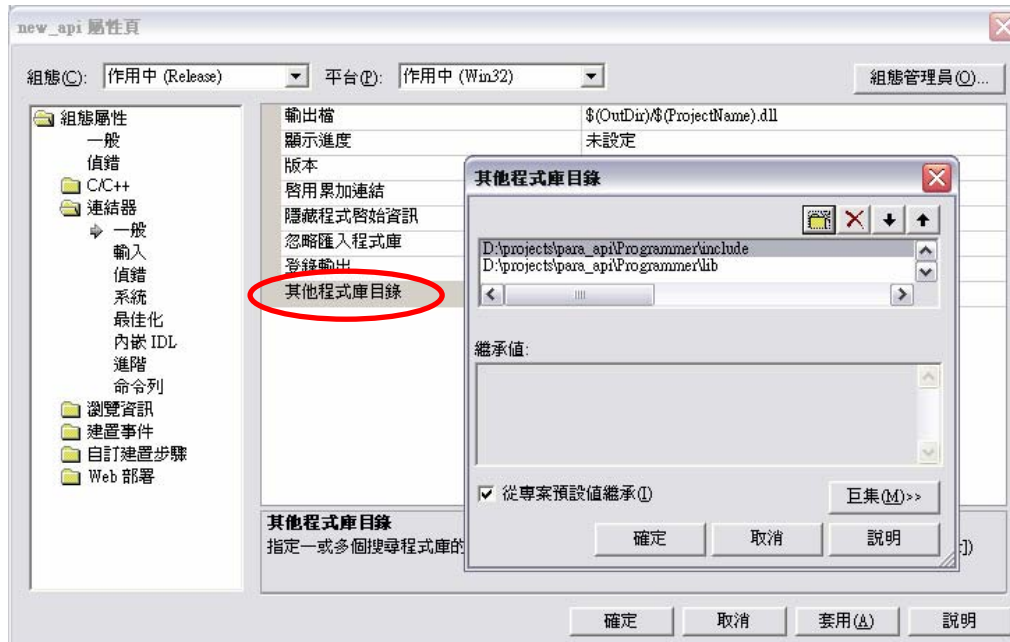
- E. 於視窗上方將Debug改成Release，開啟專案，選擇最後一項new_api屬性，如下圖所示。



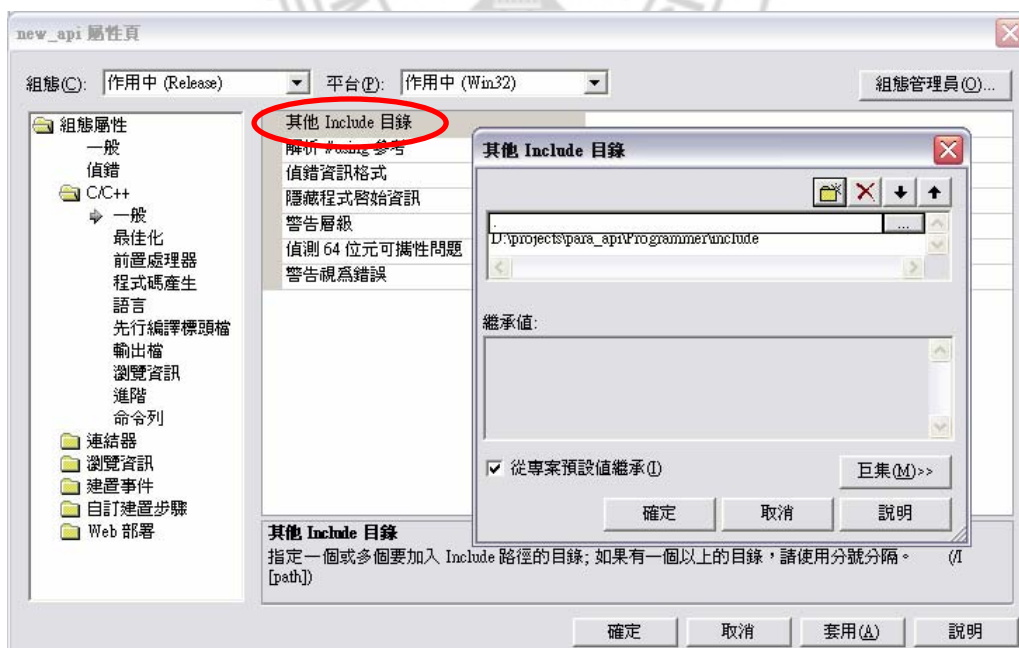
- 於new_api屬性頁左側之組態屬性，選擇連結器之輸入，於其他相依性鍵入opends60.lib simcore.lib modeller.lib，如下圖所示。



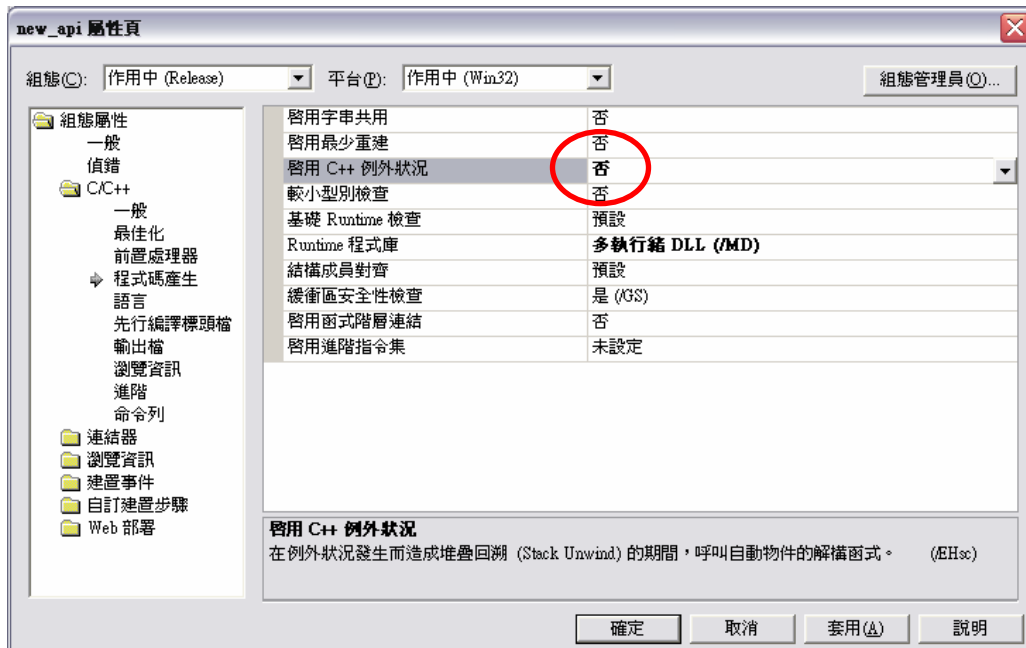
- 選擇連結器之一般，於『其他程式庫目錄』，瀏覽並於右上角選擇新增一行，再瀏覽選擇programmer中之lib資料夾開啟，另在新增一行，瀏覽選擇programmer中之include資料夾開啟，最後確定，如下圖所示。



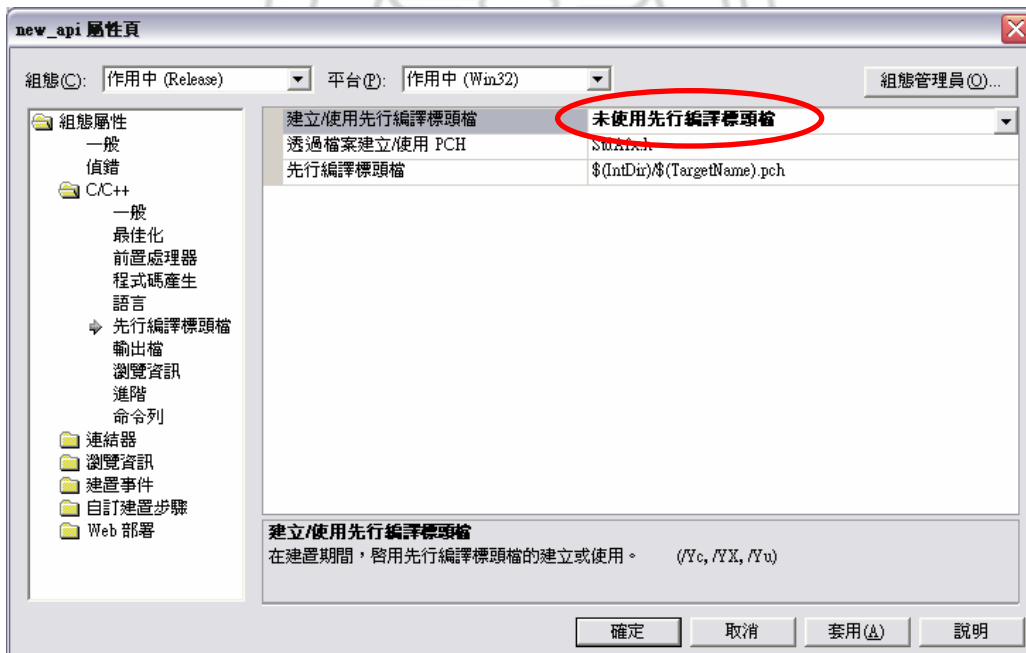
- 選擇C/C++之一般，於『其他Include目錄』，瀏覽並於右上角選擇新增一行，再瀏覽選擇programmer中之include資料夾開啟，另在新增一行，鍵入『.』(一點)，最後確定，如下圖所示。



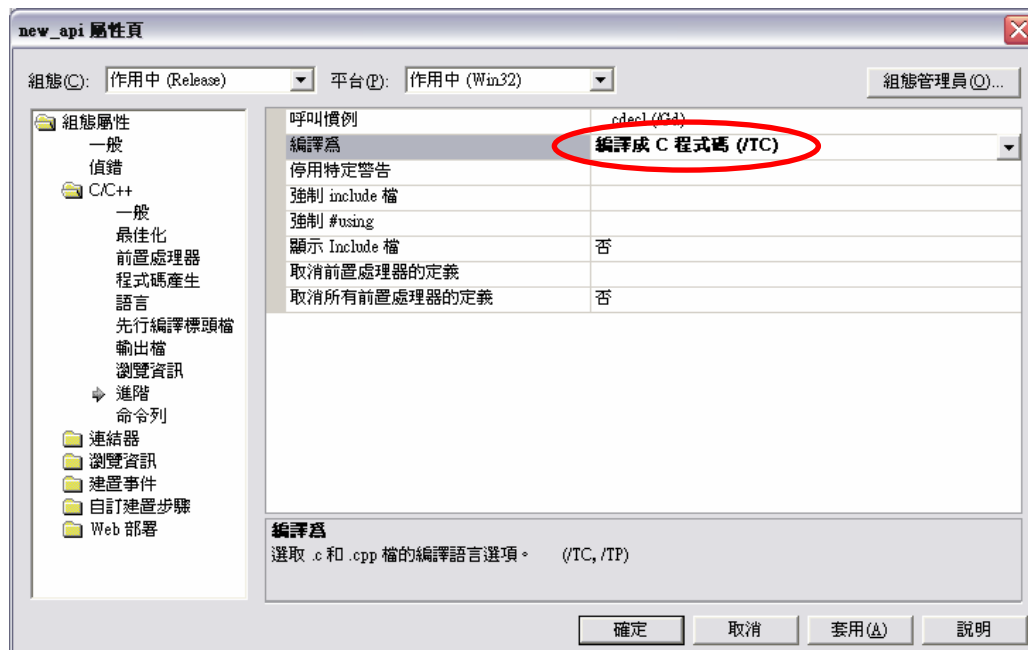
- 選擇C/C++之程式碼產生，於『啟用C++例外狀況』中，選擇『否』，如下圖所示。



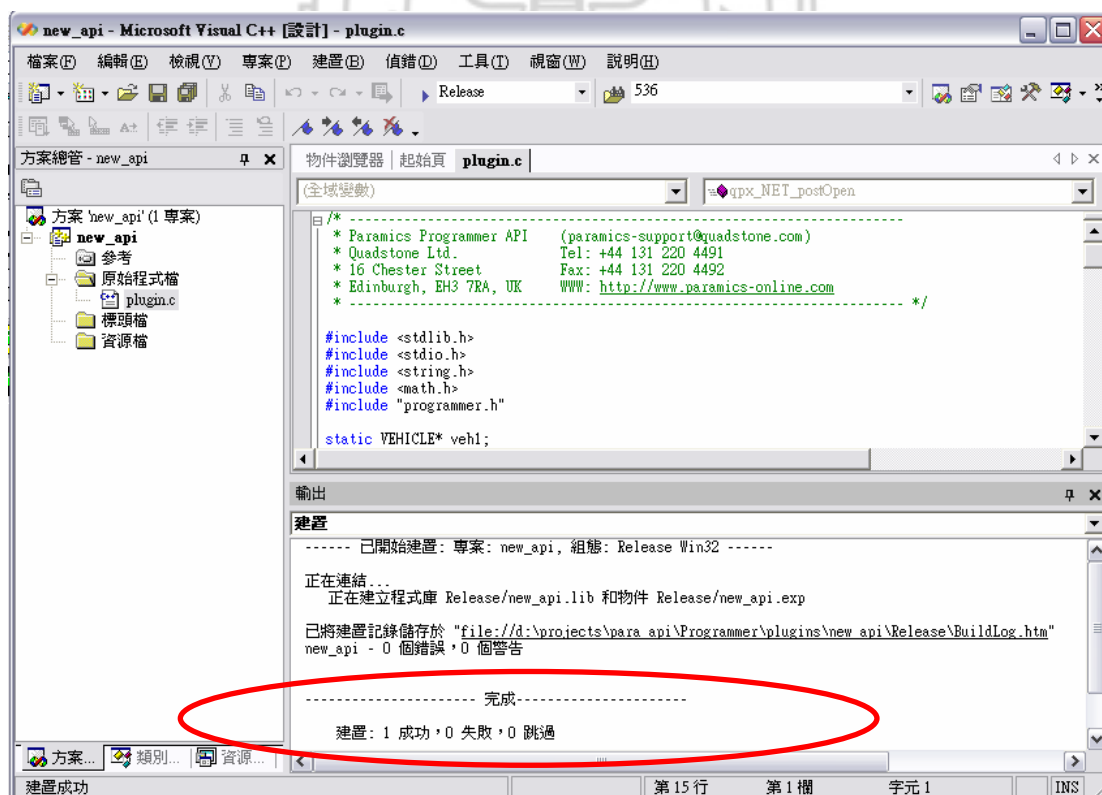
- 選擇C/C++之先行編譯標頭檔，於『建立/使用先行編譯標頭檔』，選擇『未使用先行編譯標頭檔』，如下圖所示。



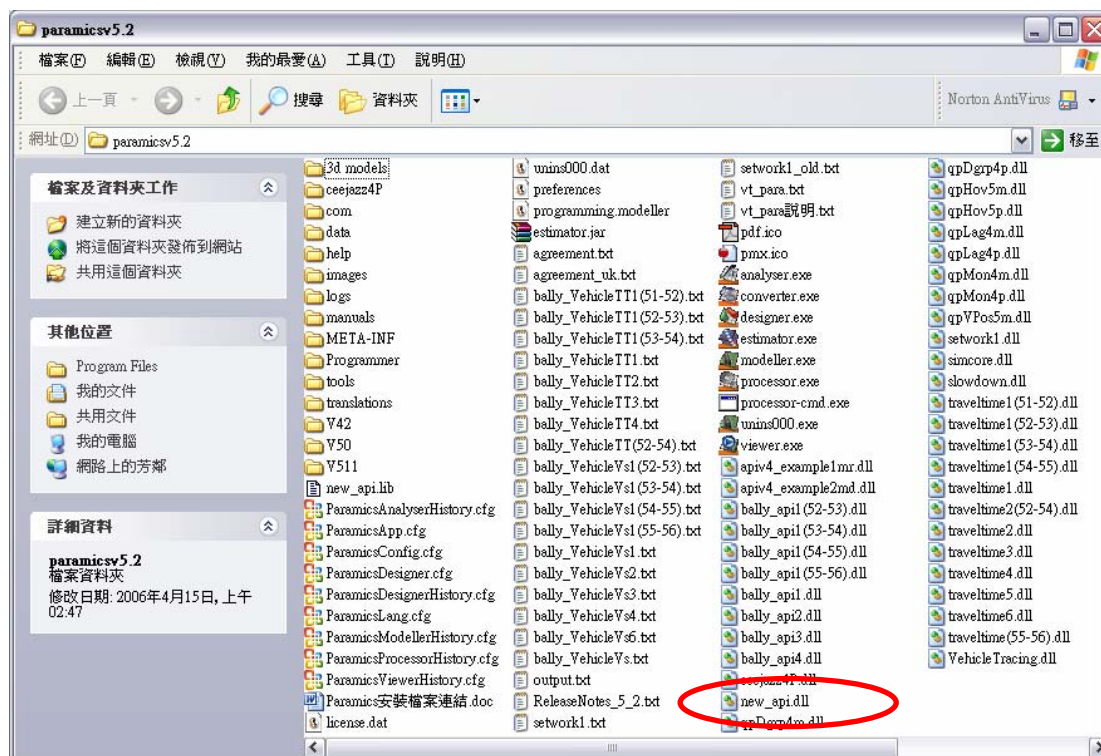
- 選擇C/C++之進階，於『編譯為』，選擇『編譯成C程式碼(/TC)』，最後確定，如下圖所示。

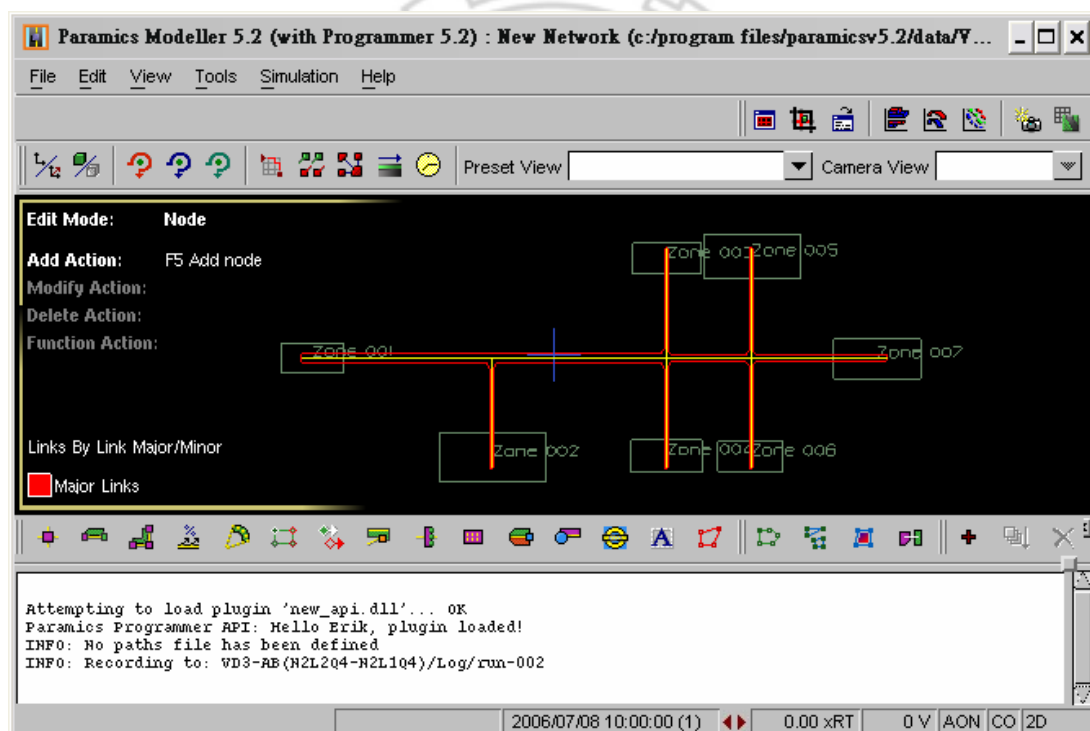
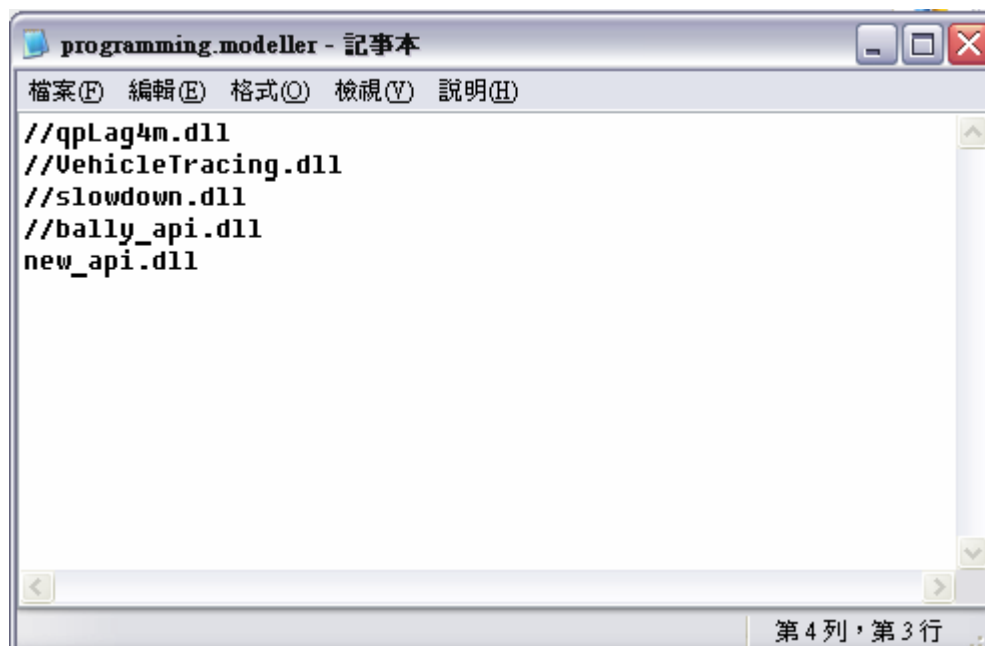


- F. 於上方建置，選擇建置new_api，於輸出(下方)出現『new_api-已更新完成』，且『建置：1成功，0失敗，0跳過』。則新的API建置完成，即可進行程式碼之撰寫，如下圖所示。



- G. 待程式碼撰寫完成，選擇建置new_api，建置完成即可關閉Visual C++程式視窗。(注意：由於API之FUNCTION，其說明不容易明瞭，因此多以試誤方式輸出再加以了解)
- H. 將Programmer中plugins資料夾內new_api資料夾之new_api.dll複製，於paramics主目錄中貼上，再將此檔名(new_api.dll)於programming.modeller檔案中貼上，再將programming.modeller複製於data資料夾之XXX路網資料夾中(建議先複製空的programming.modeller檔案於每一路網資料夾中)，接者執行modeller.exe，出現Attempting to load plugin 'new_api.dll'...ok，即表示外掛成功(注意：執行外掛，一定要使用PARAMICS的key，且一次大概只能外掛一種API，若其餘API不使用或不讀取的話，可於programming.modeller中將檔名稍做更改，如『//new_api.dll』，則此API不會載入)，如下三圖所示。





6. 程式碼：

```

/*-----
* Paramics Programmer API      paramics-support@quadstone.com
* Quadstone Ltd.               Tel: +44 131 220 4491
* 16 Chester Street            Fax: +44 131 220 4492
* Edinburgh, EH3 7RA, UK      WWW: http://www.paramics-online.com
* Copyright                    TSAI  BAI  LI
*----- */

#include <stdlib.h>
#include <stdio.h>
#include <string.h>
#include <math.h>
#include "programmer.h"

char filename[] = "bally_VehicleVs.txt";

FILE *outfile;

void qpx_NET_postOpen(void)
{
    if ((outfile = fopen(filename, "w" )) == NULL)
    {
        qps_GUI_printf("Start writing data!!~~~~ ");
        exit(0);
    }
    fprintf(outfile, " simtime link vehID vehSpeed vehDistance spelunk timestep
    speLinkLength\n");
}

void qpx_LNK_vehicleTimeStep(LINK* link, VEHICLE* vehicle)
{
    /* This function is called at the end of each time step */

    float timestep;
    float simtime;
    float vehSpeed;
    float vehDistance;
    int vehID;
    float speLinkLength1;
    LINK *speLink1;

    speLink1 = qpg_NET_link("51:52");
    simtime = qpg_CFG_simulationTime();
    timestep = qpg_CFG_timeStep();
    speLinkLength1 = qpg_LNK_length(speLink1);
    link = qpg_VHC_link(vehicle);
    vehID = qpg_VHC_uniqueID(vehicle);
    vehSpeed = qpg_VHC_speed(vehicle);
    vehDistance = qpg_VHC_distance(vehicle);

```

```

if(qpg_VHC_link(vehicle) == qpg_NET_link("51:52"))
{
    qps_GUI_printf("Simulation time: %f link:%d ID:%d speed: %f
distance: %f timestep:%f speLinkLength:%f\n", simtime, link, vehID,
vehSpeed, vehDistance, timestep, speLinkLength1);

    fprintf(outfile, " %5.1f %5d %5d %5.2f %5.2f %5d %5.1f
%5.1f\n", simtime, link, vehID, vehSpeed, ehDistance, speLink1, timestep,
speLinkLength1);

}
else
{
}
}

```



附錄二

本研究瞬間取樣之類神經資料融合隱藏層測試，依不同路段數與不同瞬間取樣百分比呈現如下，而陰影部分表較佳之隱藏層與處理單元數組合。至於類神經網路之構建步驟請參照附錄三。

瞬間取樣之類神經網路隱藏層測試

隱藏層	R1_n1			隱藏層	R2_n1		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	22.2316	25.7818	33.2492		7.4094	6.5134	7.4998
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	23.3754	23.4147	23.4923		7.2969	7.6483	7.4684
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	26.1787	28.9850	23.9098		7.0174	5.6680	6.9739
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	24.7696	29.4658	31.3236		6.9851	7.0706	5.2493
隱藏層	R1_n2			隱藏層	R2_n2		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	16.8233	7.2026	17.8766		4.3941	8.2271	6.3503
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	21.4003	21.1565	21.1264		5.3560	6.3937	6.2189
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	19.2115	24.0655	23.9252		4.9446	8.0913	7.4273
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	25.8826	16.9028	31.5046		5.1270	6.0559	5.7178
隱藏層	R1_n3			隱藏層	R2_n3		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	20.8276	19.7835	19.5765		11.0012	15.2296	8.9519
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	22.1401	21.8711	22.0540		9.8783	9.6717	9.6374
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	20.4731	21.6342	21.8920		5.9884	7.4520	11.7001
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	19.8539	22.9485	22.0621		9.7015	13.0632	7.6284

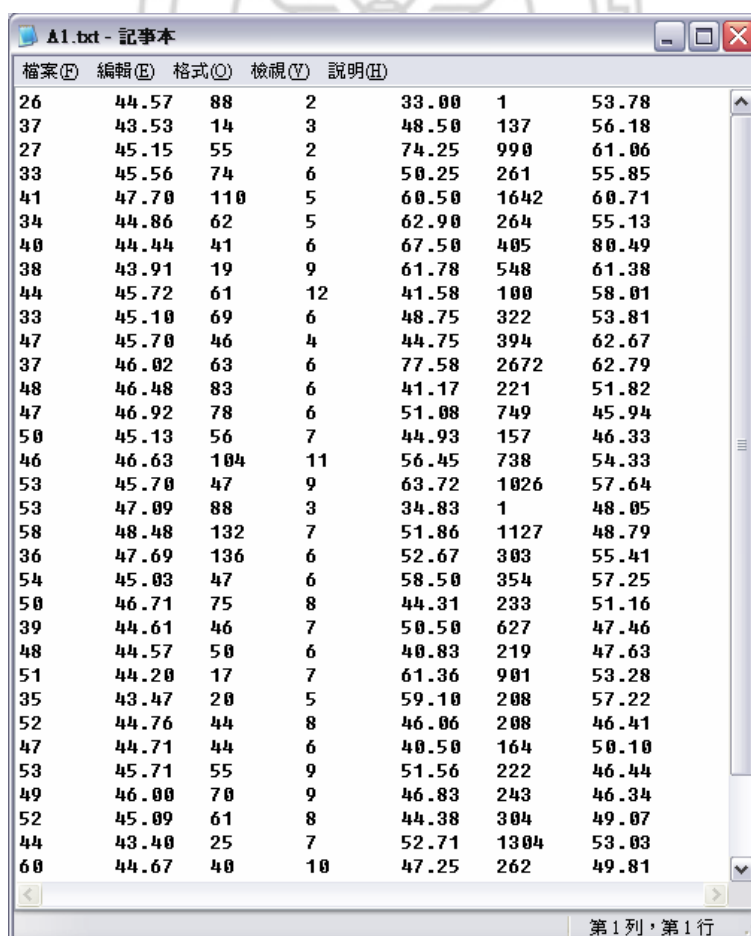
瞬間取樣之類神經網路隱藏層測試(續)

隱藏層	R1_n4			隱藏層	R2_n4		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	17.5577	5.4913	7.2336		9.4253	6.9499	7.1991
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	19.3618	19.1676	18.5089		5.8168	5.7476	15.7635
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	9.1868	8.5027	6.9717		7.3159	14.5097	6.9552
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	9.6925	10.7726	7.5641		8.0752	7.2259	16.0251
隱藏層	R1_n5			隱藏層	R2_n5		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	21.6373	22.7967	20.9687		4.7004	5.0166	5.3899
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	21.5778	21.3372	21.3160		8.9689	8.9546	8.9749
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	20.6655	18.3771	21.8203		4.5105	5.2006	9.4542
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	19.3654	21.3187	20.0655		5.4988	6.9121	7.7527

附錄三

此部分說明類神經網路之構建步驟與基本參數設定，最後呈現本研究各實驗設計組合之隱藏層與處理單元測試。下列以 5 分鐘之資料為例，說明如何構建類神經網路，分述如下：

1. 軟體設備：作業系統 Windows XP、NeuralWorks Professional II/Plus。
2. 軟體安裝：NeuralWorks Professional II/Plus 軟體不需安裝，只需將 NeuralWorks Professional II/Plus 主目錄資料夾複製於桌面或其他空間，以方便使用。
3. 資料整理：首先將資料整理如下頁表所示，輸入資料包括：5 分鐘偵測器之車輛數、旅行時間推估值與推估之旅行時間變異數，以及探針車之車輛數、旅行時間與旅行時間變異數。而輸出變數為 5 分鐘之旅行時間，為旅行時間真值，此值為以 API 擷取各車旅行時間之平均值(模擬時間 3 小時，共 36 筆資料)。將資料從左至右，依輸入值與輸出值排列，輸入變數在前，輸出變數在後，最右一欄為輸出值(旅行時間)，且資料間以空格分隔即可。
4. 資料轉檔：將上述資料轉為純文字資料，即 XXX.txt 檔，如下圖所示(注意：不用標頭名稱，另從 Excel 轉檔建議採用 tab 分隔)。



26	44.57	88	2	33.00	1	53.78
37	43.53	14	3	48.50	137	56.18
27	45.15	55	2	74.25	990	61.06
33	45.56	74	6	50.25	261	55.85
41	47.70	110	5	60.50	1642	60.71
34	44.86	62	5	62.90	264	55.13
40	44.44	41	6	67.50	405	80.49
38	43.91	19	9	61.78	548	61.38
44	45.72	61	12	41.58	100	58.01
33	45.10	69	6	48.75	322	53.81
47	45.70	46	4	44.75	394	62.67
37	46.02	63	6	77.58	2672	62.79
48	46.48	83	6	41.17	221	51.82
47	46.92	78	6	51.08	749	45.94
50	45.13	56	7	44.93	157	46.33
46	46.63	104	11	56.45	738	54.33
53	45.70	47	9	63.72	1026	57.64
53	47.09	88	3	34.83	1	48.05
58	48.48	132	7	51.86	1127	48.79
36	47.69	136	6	52.67	303	55.41
54	45.03	47	6	58.50	354	57.25
50	46.71	75	8	44.31	233	51.16
39	44.61	46	7	50.50	627	47.46
48	44.57	50	6	40.83	219	47.63
51	44.20	17	7	61.36	901	53.28
35	43.47	20	5	59.10	208	57.22
52	44.76	44	8	46.06	208	46.41
47	44.71	44	6	40.50	164	50.10
53	45.71	55	9	51.56	222	46.44
49	46.00	70	9	46.83	243	46.34
52	45.09	61	8	44.38	304	49.07
44	43.40	25	7	52.71	1304	53.03
60	44.67	40	10	47.25	262	49.81

類神經網路之基本輸入資料

偵測器			探針車			旅行時間
車輛數	旅行時間推估	旅行時間變異數	車輛數	旅行時間推估	旅行時間變異數	
26	44.57	88	2	33.00	1	53.78
37	43.53	14	3	48.50	137	56.18
27	45.15	55	2	74.25	990	61.06
33	45.56	74	6	50.25	261	55.85
41	47.70	110	5	60.50	1642	60.71
34	44.86	62	5	62.90	264	55.13
40	44.44	41	6	67.50	405	80.49
38	43.91	19	9	61.78	548	61.38
44	45.72	61	12	41.58	100	58.01
33	45.10	69	6	48.75	322	53.81
47	45.70	46	4	44.75	394	62.67
37	46.02	63	6	77.58	2672	62.79
48	46.48	83	6	41.17	221	51.82
47	46.92	78	6	51.08	749	45.94
50	45.13	56	7	44.93	157	46.33
46	46.63	104	11	56.45	738	54.33
53	45.70	47	9	63.72	1026	57.64
53	47.09	88	3	34.83	1	48.05
58	48.48	132	7	51.86	1127	48.79
36	47.69	136	6	52.67	303	55.41
54	45.03	47	6	58.50	354	57.25
50	46.71	75	8	44.31	233	51.16
39	44.61	46	7	50.50	627	47.46
48	44.57	50	6	40.83	219	47.63
51	44.20	17	7	61.36	901	53.28
35	43.47	20	5	59.10	208	57.22
52	44.76	44	8	46.06	208	46.41
47	44.71	44	6	40.50	164	50.10
53	45.71	55	9	51.56	222	46.44
49	46.00	70	9	46.83	243	46.34
52	45.09	61	8	44.38	304	49.07
44	43.40	25	7	52.71	1304	53.03
60	44.67	40	10	47.25	262	49.81
45	45.71	69	7	43.50	321	46.70
64	46.13	57	6	53.00	322	44.18
48	47.45	106	8	48.06	293	48.32

5. 訓練範例：以三分之一資料量為訓練樣本，另三分之二為測試樣本，可將上述資料分別建檔，建立訓練樣本檔案(XXtrn.nna)與測試樣本檔案(XXtes.nna)，格式如下二圖所示(注意：訓練樣本檔案與測試樣本檔案之副檔名必須命名為 nna)。

A1-trn.nna - 記事本

檔案(F)	編輯(E)	格式(O)	檢視(V)	說明(H)
26	44.57	88	2	33.00 1 53.78
37	43.53	14	3	48.50 137 56.18
27	45.15	55	2	74.25 990 61.06
33	45.56	74	6	50.25 261 55.85
41	47.70	110	5	60.50 1642 60.71
34	44.86	62	5	62.90 264 55.13
40	44.44	41	6	67.50 405 80.49
38	43.91	19	9	61.78 548 61.38
44	45.72	61	12	41.58 100 58.01
33	45.10	69	6	48.75 322 53.81
47	45.70	46	4	44.75 394 62.67
37	46.02	63	6	77.58 2672 62.79
48	46.48	83	6	41.17 221 51.82
47	46.92	78	6	51.08 749 45.94
50	45.13	56	7	44.93 157 46.33

第1列，第1行

A1-tes.nna - 記事本

檔案(F)	編輯(E)	格式(O)	檢視(V)	說明(H)
46	46.63	104	11	56.45 738 54.33
53	45.70	47	9	63.72 1026 57.64
53	47.09	88	3	34.83 1 48.05
58	48.48	132	7	51.86 1127 48.79
36	47.69	136	6	52.67 303 55.41
54	45.03	47	6	58.50 354 57.25
50	46.71	75	8	44.31 233 51.16
39	44.61	46	7	50.50 627 47.46
48	44.57	50	6	40.83 219 47.63
51	44.20	17	7	61.36 901 53.28
35	43.47	20	5	59.10 208 57.22
52	44.76	44	8	46.06 208 46.41
47	44.71	44	6	40.50 164 50.10
53	45.71	55	9	51.56 222 46.44
49	46.00	70	9	46.83 243 46.34
52	45.09	61	8	44.38 304 49.07
44	43.40	25	7	52.71 1304 53.03
60	44.67	40	10	47.25 262 49.81
45	45.71	69	7	43.50 321 46.70
64	46.13	57	6	53.00 322 44.18
48	47.45	106	8	48.06 293 48.32

第1列，第1行

6. 資料存檔：將建立後之訓練樣本檔案(XXtrn.nna)與測試樣本檔案(XXtes.nna)存入 NeuralWorks Professional II/Plus 所在的目錄，如下圖所示。



7. 執行程式：啟動 NeuralWorks Professional II/Plus 軟體(主目錄下之 NWE.EXE 檔)，選擇適合於本身電腦之介面(本研究使用【5】EGA 640×350, 16 color graphics)，即可進入類神經網路主畫面。
8. 網路選擇：在主畫面按右鍵，點選 InstaNet，選取一般較常使用之倒傳遞網路(Back-propagation)。
9. 基本參數設定：選取倒傳遞網路，必須設定之參數如下：
- 選定訓練範例 Learn 為 XXtrn.nna。
 - 選定測試範例 Rel/Test 為 XXtes.nna。
 - 點 Set Epoch File 一下，Epoch 會出現訓練範例的資料筆數(本研究為 12 筆資料)，可以加以驗證。
 - 設定輸入與輸出層處理單元數：其中 Input 與 Output 單元數依問題性質而定(本研究 Input 為 5 分鐘偵測器之車輛數、旅行時間推估值與推估之旅行時間變異數，以及探針車之車輛數、旅行時間與旅行時間變異數，故 Input 為 6。而輸出變數為 5 分鐘之平均旅行時間，故 Output 為 1)。
 - 設定隱藏層數與各隱藏層處理單元數：隱藏層數目最多 3 層(Hid1、Hid2、Hid3)，一般問題多設定為 1 層；特別複雜問題可設定 2 層，但一般不會設定到 3 層。接著，在有設定隱藏層的處理單元數處輸入數值，若只需設立一隱藏層(Hid1)，則僅在 Hid1 處輸入處理單元數目 1，此代表設定一個隱藏層而處理單元設定為 1，其餘隱藏層(Hid2 與 Hid3)處理單元數目設定為 0，即代表僅設定一個隱藏層，其餘類推。另隱藏層處理單元

數亦視問題複雜程度的量增加(一般建議不要超過輸入層處理單元數目)。

F. 設定其餘參數：

- Lcoef：學習速率，每層不同，分 Hid1、Hid2、Hid3 與 Output，可依需要調整，但一般建議使用內建值。
- Momentum：慣性因子，內建值 0.4，建議使用內建值。
- Trans. Pt：控制學習速率遞減間隔，建議使用內建值。
- LCoef Ratio：用以控制學習速率的遞減比率，建議使用內建值。

10. 設定學習法則(Learning rule)：內建值六種。

- A. Delta-Rule(最陡坡降法，倒傳遞網路一般建議使用此法則)
- B. Norm-Cum-Delta-Rule
- C. Ext DBD
- D. QuickProp
- E. MaxProp
- F. Delta-Bar-Delta

11. 設定轉換函數(Transfer function)：內建 5 種可供選擇。

- A. Linear
- B. TanH(內建值，建議使用)
- C. Sigmoid
- D. DNNA
- E. Sine

12. 其餘參數：其餘左下方檢查箱之選項建議採用內建值。

13. 儀表選項：完成以上設定，點選 OK 鈕，會出現一儀表選用對話盒，選項如下：

- A. RMS Error：代表期望輸出與網路輸出差之均方根，用以判定網路收斂程度，該值越小越佳。
- B. Network Weights：用以顯示連結加權值之變化。
- C. Classification Rate：用以顯示分類比率。
- D. Confusion Matrices：每個輸出單元會有一對應之 Confusion Matrices，其中橫軸代表目標輸出值，縱軸代表網路推論值，方塊大小表示落在該區範例之數目，理想的狀況為方塊呈現 45 度角分佈，越接近 45 度角分佈代表範例的目標輸出值與推論值越接近。而數字意義類似統計中之相關係數，此數字會在執行過程中由 0 漸漸遞增至某一穩定數值。

預測問題上一般選擇 RMS Error、Network Weights 與 Confusion Matrices。

按下 OK 則此網路架構與參數皆已設定完成，開始網路學習。

14. 網路訓練(Learn)：按右鍵，選取工具列 Run... 中之 Learn... 會出現一選單，建議選擇 For 學習次數可自行設定(內建值 50000 次)。按 OK 則網路開始學習，三個之前設定的選項圖表會隨著學習過程而隨時變動，學習達 50000 次即停止。
15. 網路測試(Test)：網路訓練完成，進行網路測試步驟用以決定此網路訓練成效，按右鍵選取工具列 Run... 中之 Test... 會出現一選單，建議選擇 One Pass/All 次數設定為 1，按 OK 開始測試。
16. 網路測試結果：此時網路會自動產生一個與測試範例同檔名但附檔名為 nnr(XXtes.nnr)的結果檔。接著，藉由網路輸出值與實際值的比較決定接不接受這個網路，常用的指標為均方根誤差 RMS 或平均絕對誤差百分比 MAPE，但此為一主觀判斷，若接受則將訓練後網路應用至待推估個案中，否則重複上述步驟 5 至 16，調整網路架構或其他網路參數，直至網路測試結果被接受為止。



類神經網路隱藏層與處理單元測試過程，依各情境組合下之各路段組合呈現，即 T1_S1 至 T2_S5 之測試過程，陰影部分表較佳之隱藏層與處理單元測試結果。

組合 T1_S1 各路段之隱藏層測試

隱藏層	Q1-L1			隱藏層	Q2-L1		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	34.7350	37.1993	25.6178		20.2264	16.5695	14.0691
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	37.7277	32.9824	40.2568		20.9582	20.6444	20.3737
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	39.1278	39.0610	38.9158		17.4612	17.5871	17.2743
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	37.4478	44.0169	68.2393		10.8699	18.8970	13.0177
隱藏層	Q1-L2			隱藏層	Q2-L2		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	21.0666	23.9878	15.6546		16.9934	22.1828	25.0441
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	20.8547	21.1028	20.5371		19.1379	18.5312	18.6801
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	25.7075	24.5857	24.3890		25.8155	30.9818	30.2353
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	16.7590	24.7800	23.6359		26.6491	30.9659	28.4965
隱藏層	Q1-L3			隱藏層	Q2-L3		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	16.6379	15.3764	12.0791		5.4429	5.2432	5.1405
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	12.0617	11.3936	8.5145		5.3036	5.3022	5.2979
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	11.3159	7.3728	10.4726		5.0306	5.1991	5.1108
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	7.3783	8.1208	7.9738		5.0142	4.9051	5.0499
隱藏層	Q1-L4			隱藏層	Q2-L4		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	4.7235	6.4878	6.7210		3.4625	4.2865	4.5297
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	4.6495	4.6008	4.5973		3.8229	3.8319	3.8159
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	4.6487	4.6681	4.8758		4.7173	4.3837	4.3857
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	6.4226	7.0609	7.5976		5.0142	4.5737	4.6162

組合 T1_S2 各路段之隱藏層測試

隱藏層	Q1-L1			隱藏層	Q2-L1		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	29.5886	28.8741	29.6255		39.6861	30.6014	34.3963
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	34.9189	29.9689	30.0310		40.6816	40.4811	40.0810
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	33.0626	25.5600	26.6789		29.6860	31.8330	30.8900
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	30.9970	31.7372	28.0834		29.5224	35.5224	37.0455
隱藏層	Q1-L2			隱藏層	Q2-L2		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	52.9726	47.3930	43.2942		23.5060	27.9436	28.0801
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	50.9434	50.6801	54.1057		25.0928	25.9013	24.9440
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	34.5036	30.9480	35.8988		30.6488	31.1434	31.6841
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	38.0827	31.1963	30.0668		30.9480	29.5060	36.4828
隱藏層	Q1-L3			隱藏層	Q2-L3		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	8.0879	10.3217	10.3194		5.4924	6.2760	7.8790
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	7.5079	7.5104	7.2130		5.7736	5.7540	5.7935
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	10.2234	7.3876	8.3497		5.7387	6.0710	5.6013
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	10.2157	8.4235	10.4348		6.2887	5.9345	5.4925
隱藏層	Q1-L4			隱藏層	Q2-L4		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	8.9370	7.8339	8.5740		3.8916	4.5342	4.6748
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	8.8153	8.8097	8.8085		3.8849	3.8702	3.8876
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	8.7755	8.0983	8.6565		4.2099	4.0841	4.2238
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	7.9569	6.7888	6.3873		4.1128	4.0530	4.3111

組合 T1_S3 各路段之隱藏層測試

隱藏層	Q1-L1			隱藏層	Q2-L1		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	29.9450	36.5702	32.8211		19.4550	17.8147	20.1678
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	30.6530	30.8172	30.7425		20.8659	19.9097	19.6725
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	38.7571	40.0947	42.3348		16.0018	18.8331	16.9856
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	36.0575	33.1055	32.8624		17.8093	18.9204	20.6003
隱藏層	Q1-L2			隱藏層	Q2-L2		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	39.0122	31.9581	44.8873		17.7134	17.9917	16.1269
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	40.0198	33.9283	47.0266		18.1535	18.4094	17.7383
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	22.9807	26.0829	38.9167		18.4266	20.7477	17.2756
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	33.6208	46.4871	39.6358		20.8191	20.7935	20.9886
隱藏層	Q1-L3			隱藏層	Q2-L3		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	11.7960	7.0617	13.5679		4.0643	3.9499	4.5559
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	5.8809	11.7405	5.5283		4.1337	3.9469	4.0713
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	7.9623	8.6677	8.6297		3.8861	5.0560	5.0314
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	9.4778	12.0408	12.0076		4.7811	5.1467	5.1432
隱藏層	Q1-L4			隱藏層	Q2-L4		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	9.0302	6.0388	7.8440		2.2410	3.5359	3.7331
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	7.1059	6.4558	7.0475		2.3607	2.3529	2.3726
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	6.4024	6.4561	6.4348		3.0424	2.4512	2.9220
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	8.1467	7.3296	7.1472		3.4606	2.4773	3.7300

組合 T1_S4 各路段之隱藏層測試

隱藏層	Q1-L1			隱藏層	Q2-L1		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	29.3985	51.1373	40.2519		16.8609	23.6001	21.9366
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	29.7601	27.2041	30.5738		18.4457	14.4807	19.8948
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	37.5486	32.4545	32.2723		20.1197	33.7044	32.2338
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	39.9629	34.5780	33.7703		16.9839	31.8798	23.7337
隱藏層	Q1-L2			隱藏層	Q2-L2		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	30.7866	33.2241	37.6065		20.5807	14.7571	16.9930
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	32.4114	32.5162	32.0110		20.7271	20.8106	22.0090
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	37.3104	30.6848	29.6792		20.1028	22.5783	22.1794
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	38.6381	31.8102	29.4229		18.8675	19.5820	20.7988
隱藏層	Q1-L3			隱藏層	Q2-L3		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	12.3691	7.6847	8.7484		5.7241	7.0949	7.3877
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	10.3293	10.2819	12.1341		5.8007	6.0245	6.0460
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	6.5893	8.7080	7.4768		7.0399	7.2015	7.2068
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	7.2881	9.1043	9.4755		7.4451	7.1196	7.6396
隱藏層	Q1-L4			隱藏層	Q2-L4		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	7.2781	8.6298	7.5049		3.3708	4.9410	5.0981
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	7.1136	5.9871	6.1268		3.9628	3.3699	3.9738
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	6.3286	7.4337	5.2286		4.0993	4.1484	4.2152
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	5.2129	5.7683	8.3036		4.4927	4.6039	4.5199

組合 T1_S5 各路段之隱藏層測試

隱藏層	Q1-L1			隱藏層	Q2-L1		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	28.8305	15.3392	23.2768		12.0389	14.9147	14.3815
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	29.8222	28.3740	29.1832		11.9007	13.1513	13.3062
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	20.8722	32.3631	32.2418		17.2854	15.3335	16.5018
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	31.0715	36.6641	25.6094		15.3029	13.9758	13.9200
隱藏層	Q1-L2			隱藏層	Q2-L2		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	15.0288	17.8432	21.3560		13.6566	9.3317	12.4788
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	14.0949	18.6310	18.4167		14.3340	14.4302	13.6754
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	18.1667	16.7200	19.5096		14.3401	18.7398	13.7366
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	24.0394	20.3520	19.8996		17.6509	18.7379	16.4534
隱藏層	Q1-L3			隱藏層	Q2-L3		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	7.1094	7.1796	10.1662		1.8170	2.8551	2.9888
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	6.8165	6.8762	6.7105		1.8120	1.9253	1.8099
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	6.4473	6.4569	8.8135		2.5399	2.3892	2.4147
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	10.8065	7.5838	5.9269		2.4763	2.4125	2.4777
隱藏層	Q1-L4			隱藏層	Q2-L4		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	5.8141	7.2721	7.0217		2.9260	3.4062	3.1005
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	5.7452	7.0550	5.9596		3.0155	3.0184	3.0210
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	5.5114	5.9663	6.0900		2.8761	3.1536	3.2103
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	7.0797	5.6124	8.0281		2.7928	2.8007	3.0073

組合 T2_S1 各路段之隱藏層測試

隱藏層	Q1-L1			隱藏層	Q2-L1		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	10.8598	36.8395	39.2340		21.9055	22.4302	25.1054
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	13.7904	12.7462	12.6567		21.3014	21.6581	25.1054
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	37.5256	38.5379	38.5854		19.5488	21.6462	18.6440
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	39.0069	38.3374	34.8909		24.4518	23.1757	23.8118
隱藏層	Q1-L2			隱藏層	Q2-L2		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	13.1516	14.1284	13.6704		27.4989	20.5317	15.9699
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	14.4241	13.4739	14.1086		26.8997	27.3229	24.4965
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	13.7304	13.4739	12.0483		21.9538	21.7209	22.9435
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	12.0604	10.1971	11.7061		29.4078	31.5636	19.0112
隱藏層	Q1-L3			隱藏層	Q2-L3		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	4.8254	5.3593	7.3395		4.5473	5.9070	6.6132
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	3.6329	3.5748	3.4731		4.7360	4.7494	4.6866
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	5.4673	5.6905	5.5206		4.3774	7.4894	6.3788
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	5.2788	5.3164	4.4194		7.5817	7.0241	7.1872
隱藏層	Q1-L4			隱藏層	Q2-L4		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	7.1685	6.7910	6.6982		4.3075	4.2689	2.6433
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	5.9737	5.9435	5.9517		5.0923	5.3077	5.2311
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	6.1374	5.3538	5.7153		5.4397	4.9123	5.4758
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	4.7164	6.9085	4.3699		3.0036	2.5479	4.6820

組合 T2_S2 各路段之隱藏層測試

隱藏層	Q1-L1			隱藏層	Q2-L1		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	14.9400	28.7660	26.6868		7.5711	14.0766	13.3645
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	17.7722	15.8722	11.2298		7.5407	7.5376	13.3645
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	23.6097	29.5534	32.0902		15.1861	15.4723	15.6928
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	27.5477	32.1607	29.4706		12.9381	14.3760	14.4728
隱藏層	Q1-L2			隱藏層	Q2-L2		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	17.3584	15.8838	17.5356		25.7466	22.2092	25.1307
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	19.1906	18.0469	18.5382		24.1689	24.2159	23.0429
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	8.6464	18.0469	12.9664		28.9394	26.1302	24.7953
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	11.4809	8.9759	13.4876		20.1933	21.0513	24.3482
隱藏層	Q1-L3			隱藏層	Q2-L3		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	3.8555	6.8175	10.0214		3.7192	5.1095	4.5509
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	4.6815	4.3676	4.5954		3.6515	3.4749	3.4544
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	5.8834	7.0716	5.6275		3.3339	3.4006	3.3091
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	6.4885	6.5967	6.9041		4.6668	4.2662	5.3375
隱藏層	Q1-L4			隱藏層	Q2-L4		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	7.1572	5.9369	8.3868		1.5333	3.4122	4.7112
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	6.7010	6.7108	6.5132		1.7534	1.7360	1.7573
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	5.3959	5.8774	5.1448		1.8700	3.4966	3.4782
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	5.4160	5.1717	6.0041		2.0093	2.5002	2.4552

組合 T2_S3 各路段之隱藏層測試

隱藏層	Q1-L1			隱藏層	Q2-L1		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	12.8646	14.5654	13.2556		7.9763	16.5790	13.5052
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	13.8826	13.3094	13.0782		8.0631	8.1019	13.5052
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	16.7620	16.6516	18.7025		15.1046	12.4236	12.8741
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	13.9617	17.2270	14.4657		14.4281	14.9184	14.9691
隱藏層	Q1-L2			隱藏層	Q2-L2		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	21.4586	15.4332	18.1516		17.0230	23.5112	23.2934
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	21.4643	21.2321	20.9897		19.9200	19.2588	18.1280
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	29.0747	21.2321	19.6005		21.6509	24.7468	21.9813
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	16.9522	18.3160	19.8857		24.8886	22.6036	25.7660
隱藏層	Q1-L3			隱藏層	Q2-L3		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	6.2277	5.8901	6.5761		4.5778	5.5681	5.0543
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	3.6432	6.0009	5.9013		4.4316	4.5730	4.5481
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	5.4898	6.3471	6.3055		4.9069	5.9371	4.5465
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	5.8525	4.9880	5.5286		5.3052	5.1895	5.2961
隱藏層	Q1-L4			隱藏層	Q2-L4		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	6.3269	5.2004	6.4393		2.3405	2.4042	2.5550
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	7.0480	6.7857	6.9289		2.0063	2.1814	2.5124
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	7.3094	7.3669	6.4034		3.4306	2.5231	2.1377
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	7.0275	6.6769	6.7494		2.0109	1.5122	1.6228

組合 T2_S4 各路段之隱藏層測試

隱藏層	Q1-L1			隱藏層	Q2-L1		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	11.9475	26.7112	26.2441		14.1318	14.1219	13.5901
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	10.6407	10.3021	9.9390		13.6749	13.9076	13.5901
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	23.7634	26.0052	26.5561		11.5584	14.2519	10.1692
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	22.2230	16.7053	22.7113		13.5287	17.9941	14.1776
隱藏層	Q1-L2			隱藏層	Q2-L2		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	17.3130	17.8778	24.4004		27.5088	25.6133	23.1165
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	21.0997	19.7475	20.4619		26.3703	27.2209	25.0237
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	13.2909	19.7475	20.1097		26.3067	25.8738	26.3724
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	14.8028	12.1836	20.1605		22.3647	24.0899	20.3071
隱藏層	Q1-L3			隱藏層	Q2-L3		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	4.9127	3.8725	7.6027		4.8163	3.7760	7.7621
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	4.5139	4.4105	4.4137		3.8576	4.0009	3.9040
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	5.9336	5.8171	5.1207		4.0156	4.2764	4.3693
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	6.3521	5.4622	5.6278		3.7496	4.7076	4.5898
隱藏層	Q1-L4			隱藏層	Q2-L4		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	6.8071	5.2264	4.7162		7.9475	8.3536	8.0920
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	6.0318	6.0012	6.0084		7.6085	7.5197	7.5047
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	5.8007	4.9784	4.9565		7.9675	8.9466	8.7888
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	4.9800	5.3303	4.6461		5.5883	6.1514	7.7604

組合 T2_S5 各路段之隱藏層測試

隱藏層	Q1-L1			隱藏層	Q2-L1		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	9.5659	21.4681	20.4939		9.1244	16.2564	18.7621
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	9.8406	25.7450	8.2852		8.9798	12.8007	12.1600
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	22.5805	23.1256	25.0963		18.1334	19.5296	21.2579
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	21.8835	24.3906	24.1967		19.3903	14.1226	20.5789
隱藏層	Q1-L2			隱藏層	Q2-L2		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	4.8122	6.8219	11.7827		15.8689	8.7360	7.1502
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	5.2006	5.2427	5.0610		16.2105	15.8465	15.4628
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	11.2283	7.6494	8.1851		16.1468	16.5201	16.1339
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	4.3886	6.1053	6.1278		15.8306	14.6118	15.7745
隱藏層	Q1-L3			隱藏層	Q2-L3		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	3.2664	3.3593	5.4964		15.8689	8.7360	7.1502
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	3.1515	3.3751	3.5217		16.2105	15.8465	15.4628
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	4.2407	3.4984	4.3806		16.1468	16.5201	16.1339
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	6.0460	3.6618	4.4613		15.8306	14.6118	15.7745
隱藏層	Q1-L4			隱藏層	Q2-L4		
1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)	1 層	(1-1-0)	(1-2-0)	(1-3-0)
	4.2384	7.2190	5.3110		2.1842	2.6784	2.8853
2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)	2 層	(2-1-1)	(2-1-2)	(2-1-3)
	4.2538	4.2575	4.2531		1.6796	1.7362	1.6925
	(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)		(2-2-1)	(2-2-2)	(2-2-3)
	4.3614	7.9806	5.3197		2.5576	2.1215	2.4079
	(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)		(2-3-1)	(2-3-2)	(2-3-3)
	5.7938	5.2381	7.0128		2.6425	2.4184	2.9187