

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：張勝雄 博士

車流特性資料之累計時間長度及更新頻率
對高速公路事件偵測績效之影響研究

A Study of Freeway Incident Detection Performance with
Different Cumulative Time Length and
Update Frequency of Traffic Data

研究生：賴建志 撰

中華民國九十四年一月

論文題目：

頁數：116

車流特性資料之累計時間長度及更新頻率對高速公路事件偵測績效之影響研究

校所組別：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：九十三 學年度 第一學期 碩士學位論文提要

研究生：賴 建 志

指導教授：張 勝 雄 博士

論文提要內容：

由於高速公路的路權封閉，不會受到橫向車流的干擾，因此允許駕駛人以較快的速度行駛，一旦發生事故，往往造成非常嚴重的傷亡及財損，甚或因為通報的延遲，導致二次事故或龐大的車流延滯；國內由於受到路側設備回傳資料的限制，在以往的研究中僅能以五分鐘的累計車流特性資料進行研究與分析，即便該自動偵測系統的準確率再高，也必須經過五分鐘才能得知。

為了解車流特性資料回傳之頻率及累計時間長度對事件偵測績效之影響，本研究以模擬之方式每 20 秒產生一筆車流特性資料進行重組以組成 15 種不同的資料類型，並以加州演算法及類神經演算法對不同資料類型之績效進行分析。

本研究發現累計時間長度與更新頻率愈相近者，其績效優於其他類型，且在偵測績效相差不遠的條件下，建議相關單位可採用累計時間長度及更新頻率較短的資料類型進行事件偵測之工作，以加快事件處理之時效及減少因資料累計時間較長所造成之車流延滯。

關鍵詞：事件偵測、模擬、高速公路、車流特性資料，加州演算法、人工類神經網路演算法。

Title of Thesis :

Total pages : 116

A study of Freeway Incident Detection Performance with Different
Cumulative Time Length and Update Frequency of Traffic Data

Keyword: Incident Detection, Simulation, Freeway, Traffic Data, TSC
algorithm, Artificial Neural Networks algorithm.

Name of Institute: Graduate Institute of Transportation Science,
Tamkang University

Grade Date: January 2005

Degree Conferred: Master Degree

Name of Student: Chien-Chih Lai

Advisor: Dr. Sheng-Hsiung Chang

賴 建 志

張 勝 雄 博士

Abstract:

The drivers can drive fast on the freeway without disturbance of vertical traffic flow. It may cause serious harm and damage, when Accident was happened, and second-time accident or huge delay may be produce by the delay of the information report. For the restrictions of the roadside equipment, we can only use 5-minutes traffic data to analysis in the past study, and we can aware an incident was happened on the freeway after 5-minutes later, even though the Automatic Detection System has the higher correction rate.

To understand the Performance with different cumulative time length and update frequency of traffic data, we produce 20-seconds traffic data by simulation model, and regroup to 15 kinds of traffic data to analysis by TSC7 and Artificial Neural Networks algorithm.

In this study, the performance of the traffic data, which has closer cumulative time length and update frequency have better performance than others. And we suggest to using the traffic, which has shorter cumulative time length and update frequency to faster the timing of deal with incidents and reduce the traffic delay by the delay of the information report.

誌 謝

終於要離開淡水這塊土地了，這些年的努力，也要畫上休止符了。

在撰寫論文的這段期間，最要感謝的是恩師 張勝雄教授，若不是您不厭其煩地給予指導與鼓勵，學生也無法在課業上、論文上得到這麼多幫助，若不是您在背後默默的支持，學生也無法能夠在這時候如願畢業，感謝您給予學生在論文上自由發揮的無限空間，終於造就了學生現在的成果，千言萬語道不盡對老師的感謝，只能在此對您說聲：老師，謝謝您。

論文口試期間，承蒙 魏健宏教授與 張靖教授特地撥冗前來審查，給予學生許多寶貴意見與指導，使本論文得以更加完備，在此致上最誠摯的謝意。此外，還要感謝我的訓導主任 董啟崇教授這一年多來的照顧，感謝您撥出一點點的私家空間讓學生遮風蔽雨，讓我有個舒服的空間做自己的研究。另外，在受業期間亦要感謝系上所有老師在各方面的指導，若不是您們硬逼著學生走上正確的路，學生到現在可能還在茫茫的迷霧中找不到出路，謝謝您們。

雖然要畢業了，往事卻歷歷在目，半夜跟劍嵐、彥璋去吃滷肉飯、每天跟卿豪交接班回宿舍睡覺、每週固定問碧琴、錦虹作業要怎麼寫，還有與其他同窗好友一起熬夜做報告的景象一遍又一遍的在腦海中浮現，雖然延畢的日子裡大家各奔東西，卻也能互相支持與鼓勵，感謝大家讓我留下如此美好的回憶。

還要感謝在背後為我打氣加油的許多學長及學弟妹們，感謝立偉、盛淵、瑋悅、正宇等人不時的打電話給我鼓勵或是大老遠跑來淡水陪我打球

解悶，還有董董家族的辣妹雅惠、小佑及同門師妹尤物芳，今年中職開打後要記得一起去幫牛隊加油喔！還要感謝聖偉、書嫻、士傑、禹辰在口試前的大力幫忙，如果沒有你們，我的論文一定又會難產。另外還有每次在電腦的那一端說要陪我念書的秋如，雖然我知道你每次說完沒多久就會睡著，不過還是非常感謝你這段時間的支持以及在我最危急的時候找家慧來幫忙，謝謝你們。至於其他未能一一列名感謝者，也在此一併誌謝。

最後，僅以此論文獻給我最親愛的爸媽，若不是您們的支持，也無法造就今日的我。

賴建志 謹誌

民國 94 年 1 月於淡江

目錄

目錄.....	I
表目錄.....	IV
圖目錄.....	VI
第一章 緒論.....	1
1.1 研究背景與動機.....	1
1.2 研究目的.....	3
1.3 研究範圍.....	3
1.4 研究內容與方法.....	3
1.5 研究流程.....	5
第二章 文獻回顧.....	6
2.1 現況分析.....	6
2.2 事件偵測演算法.....	8
2.2.1 演算法之基本邏輯.....	8
2.2.2 事件偵測演算法評估準則.....	16
2.2.3 國內外高速公路事件偵測演算法之相關評估研究.....	17
2.3 小結.....	23
第三章 車流模擬模式.....	25
3.1 模式簡介.....	25
3.1.1 CORSIM 模擬模式系統功能.....	25
3.2 FRESIM 系統功能與限制.....	26
3.2.1 系統功能.....	26
3.2.2 功能限制.....	27
3.2.3 系統限制.....	27
3.2.4 各項資料之輸入與輸出.....	27
3.3 分析評估.....	30
第四章 演算法介紹.....	32
4.1 加州演算法家族.....	32
4.1.1 簡介.....	32
4.1.2 加州演算法各代之差異.....	33
4.1.3 加州演算法 7 (TSC7) 之邏輯架構.....	35
4.1.4 擬定測試門檻值.....	36
4.2 類神經網路演算法.....	37

4.2.1 簡介.....	37
4.2.2 類神經網路模式.....	38
4.2.3 倒傳遞網路法在交通上的應用.....	40
4.2.4 輸入層、隱藏層與輸出層及其他設定.....	44
第五章 資料蒐集、整理與重組.....	46
5.1 資料蒐集.....	46
5.1.1 路側偵測器之車流特性資料.....	46
5.1.2 構建模擬路網.....	47
5.1.3 模擬模式之輸入參數.....	47
5.1.4 事件發生時之車流特性資料.....	50
5.2 資料整理.....	51
5.2.1 服務水準分群.....	51
5.2.2 蒐集各服務水準分群之樣本.....	55
5.3 資料重組.....	57
6.1 加州演算法.....	59
6.2 門檻值與偵測率及誤報率間之關係.....	59
6.3 績效分析.....	64
6.3.1 以服務水準為基準.....	64
6.3.2 各級服務水準下不同資料類型之績效分析.....	66
6.3.3 偵測率與誤報率於不同服務水準下之關係.....	67
6.4 小結.....	72
6.5 類神經演算法先期測試.....	73
6.6 績效分析.....	74
6.6.1 以服務水準為基準.....	74
6.6.2 各級服務水準下不同資料類型之績效分析.....	76
6.6.3 偵測率與誤報率於不同服務水準下之關係.....	77
6.7 小結.....	83
第七章 真實樣本驗證.....	84
7.1 加州演算法績效分析.....	89
7.1.1 以服務水準為基準.....	89
7.1.2 各級服務水準下不同資料類型之績效分析.....	91
7.1.3 偵測率與誤報率於不同服務水準下之關係.....	91
7.2 類神經演算法績效分析.....	95
7.2.1 以服務水準為基準.....	95
7.2.2 各級服務水準下不同資料類型之績效分析.....	97
7.2.3 偵測率與誤報率於不同服務水準下之關係.....	97
7.3 小結.....	101

第八章 結論與建議.....	103
8.1 結論.....	103
8.2 建議.....	105
參考文獻.....	108
附件 加州演算法 VB 程式碼.....	112

表目錄

表 2.1	執行事件偵測演算法可能發生之結果	16
表 2.2	事件偵測演算法特性比較	18
表 2.3	常見高速公路事件偵測演算法之績效值	19
表 2.4	各種事件偵測演算法之綜合整理與比較	20
表 2.4	各種事件偵測演算法之綜合整理與比較 (續 1)	21
表 2.4	各種事件偵測演算法之綜合整理與比較 (續 2)	22
表 2.5	標準化後常見高速公路事件偵測演算法之績效值	24
表 3.1	FRESIM 模式之系統容量限制	27
表 3.2	FRESIM 相關卡號型態表	31
表 4.1	加州演算法所使用之佔有率變化型態	32
表 4.2	十代加州演算法使用變數表	34
表 4.3	國內、外應用加州演算法之門檻值設定	36
表 5.1	路側偵測器每 20 秒傳輸資料	46
表 5.2	跟車敏感係數表	49
表 5.3	事件狀態表達方式	51
表 5.4	兩車道流量等級區分表	55
表 5.5	各服務水準之模式輸入值	55
表 5.6	事件記錄表	56
表 5.7	累計時間長度與更新頻率組合種類	57
表 6.1	加州演算法之門檻值第一次設定範圍	59
表 6.2	加州演算法之門檻值第二次設定範圍	60
表 6.3	偵測率最高且誤報率最低之最佳門檻值組	62
表 6.3	偵測率最高且誤報率最低之最佳門檻值組 (續)	63
表 6.4	各種資料類型在 A 級服務水準下之最佳績效	64
表 6.5	各種資料類型在 B 級服務水準下之最佳績效	64
表 6.6	各種資料類型在 C 級服務水準下之最佳績效	65
表 6.7	各種資料類型在 D 級服務水準下之最佳績效	65
表 6.8	各種資料類型在 E 級服務水準下之最佳績效	65
表 6.9	各種資料類型在 F 級服務水準下之最佳績效	65
表 6.10	各種資料類型在 A 級服務水準下之最佳績效	74
表 6.11	各種資料類型在 B 級服務水準下之最佳績效	74
表 6.12	各種資料類型在 C 級服務水準下之最佳績效	75
表 6.13	各種資料類型在 D 級服務水準下之最佳績效	75
表 6.14	各種資料類型在 E 級服務水準下之最佳績效	75
表 6.15	各種資料類型在 F 級服務水準下之最佳績效	76
表 7.1	真實事件種類表	84
表 7.2	人工預估事件真正發生時間	85

表 7.3	各種資料類型在 A 級服務水準下之最佳績效	89
表 7.4	各種資料類型在 B 級服務水準下之最佳績效.....	89
表 7.5	各種資料類型在 C 級服務水準下之最佳績效.....	90
表 7.6	各種資料類型在 D 級服務水準下之最佳績效	90
表 7.7	各種資料類型在 F 級服務水準下之最佳績效	90
表 7.8	各種資料類型在 A 級服務水準下之最佳績效	95
表 7.9	各種資料類型在 B 級服務水準下之最佳績效.....	95
表 7.10	各種資料類型在 C 級服務水準下之最佳績效.....	96
表 7.11	各種資料類型在 D 級服務水準下之最佳績效	96
表 7.12	各種資料類型在 F 級服務水準下之最佳績效	96
表 8.1	加州演算法設定建議	107
表 8.2	類神經演算法設定建議	107

圖目錄

圖 1.1	研究流程圖	5
圖 2.1	美國高速公路意外事故分類與事故影響分析	7
圖 2.2	佔有率-流量趨勢圖	10
圖 2.3	類神經網路演算法示意圖	15
圖 3.1	TRAF 模式家族	26
圖 4.1	基本加州演算法	33
圖 4.2	加州演算法 7 之二元決策樹	35
圖 4.3	前向式網路架構	39
圖 4.4	回饋式網路結構	40
圖 4.5	含有單層隱藏層的倒傳遞網路	41
圖 4.6	倒傳遞類神經網路法演算流程	43
圖 5.1	模擬路段示意圖	47
圖 5.2	上、下游偵測站示意圖	50
圖 5.3	平坦路段速率與流率關係及服務水準劃分之等級	52
圖 5.4	內車道服務水準劃分標準	53
圖 5.5	外車道服務水準劃分標準	54
圖 5.6	內外車道定義	54
圖 5.7	TRAFVU 模組中之表與圖 (TABLES AND GRAPHS) 功能	56
圖 5.8	資料累計時間長度及更新方法示意圖	58
圖 6.1	15 種資料類型於不同服務水準之績效圖-加州演算法	68
圖 6.2	5 種資料類型於不同服務水準之績效圖-加州演算法	69
圖 6.2	5 種資料類型於不同服務水準之績效圖-加州演算法 (續 1)	70
圖 6.2	5 種資料類型於不同服務水準之績效圖-加州演算法 (續 2)	71
圖 6.3	類神經演算法 倒傳遞網路法結構圖	73
圖 6.4	15 種資料類型於不同服務水準之績效圖-類神經演算法	79
圖 6.5	5 種資料類型於不同服務水準之績效圖-類神經演算法	80
圖 6.5	5 種資料類型於不同服務水準之績效圖-類神經演算法 (續 1) ..	81
圖 6.5	5 種資料類型於不同服務水準之績效圖-類神經演算法 (續 2) ..	82
圖 7.1	以流量預估事件發生時間	86
圖 7.2	以速率預估事件發生時間	87
圖 7.3	以佔有率預估事件發生時間	88
圖 7.4	5 種資料類型於不同服務水準之績效圖-加州演算法	92
圖 7.4	5 種資料類型於不同服務水準之績效圖-加州演算法 (續 1)	93
圖 7.4	5 種資料類型於不同服務水準之績效圖-加州演算法 (續 2)	94
圖 7.5	各種資料類型於不同服務水準之績效圖-類神經演算法	98
圖 7.5	各種資料類型於不同服務水準之績效圖-類神經演算法 (續 1) ..	99
圖 7.5	各種資料類型於不同服務水準之績效圖-類神經演算法 (續 2) ..	100

第一章 緒論

1.1 研究背景與動機

車輛在道路上行駛，難免會有事故發生。一旦發生事故，影響的範圍除了造成事故的當事者之外，首當其衝的就是周遭的駕駛人。如何做好事前的預警與避免，以及事後如何迅速的排除以恢復正常車流，是吾人亟欲達成的目標。「事故」(Accident) 是眾多「事件」(Incident) 中的一種，任何會影響到道路容量的情況都稱為事件，如施工、道路養護、物品掉落、車輛拋錨、車禍、道路損毀等。

由世界各國發展事件偵測的經驗看來，在發展之初大多採用人工偵測的方式為主，並透過一連串有系統的作業方式來處理相關的事件。這類方式大致上可分為用路人通報、巡邏車通報及交控中心監視系統三類，當發現某路段上有事件發生時則以手機或無線電等方式通報交通電台或交控中心，並由交控人員統籌指揮派遣施工人員或警察前往處理。由於此一方式係將所有用路人視為偵測事件的工具，具有低成本、範圍廣等優勢，故常年來一直被廣為運用。但若全然以人工偵測的方式進行，在事件偵測的工作上卻稍嫌被動，更何況駕駛人若於高速行駛中撥打手機，不但容易分心，更可能因而造成更嚴重的事件。

因此，一套完善的事件偵測系統應該以自動化偵測為主，以人工通報為輔，雖然必須花費極為龐大的建置成本，但其透過各種偵測器所蒐集得來的資料，不但能使交控人員主動地、快速地掌握各種交通狀況，其所留下的資料也可做為往後各種相關研究的基礎。

自動化事件偵測系統的概念最早出現在美國紐約市的林肯隧道中做為車輛辨識與追蹤之用，目的是為了計算隧道內的車輛數及車輛在隧道中的位置。雖然該方法在隧道中有不錯的成果，但卻不見得適合於高速公路的系統。

在經過了幾十年的研究之後，許多學者也陸續發展了許多適用於高速公路車流環境的方法，並在特定的路段上進行實驗，也都被認為擁有相當程度的成果。

在國內，曾經有部份研究【3】【4】【6】【7】嘗試以國內的高速公路車流環境來比較何種演算法較適合國內使用，以期建立一套適合國內高速公路使用之事件偵測系統，但由於上述研究皆以 80~86 年間高速公路所能蒐集到之交通資料進行測試，使得投入該演算法的事件樣本受到偵測器間隔過大及樣本數不足的緣故，而與國外經驗及預期的成果有些微出入。

過去的研究中所使用的資料，係偵測器間距為 1~2 公里、5 分鐘記錄一筆的速率、流量及佔有率等。相對而言，過去所做的研究要從所得之數據判別是否有事件發生，最快也要 5 分鐘，或是連續 5 分鐘的變化才能進行判別，對於講求時效性的事件偵測來說，5 分鐘足以造成極大的交通阻礙。然而經過這些年的努力，國內高速公路的設備與環境已不同於以往，以中山高速公路為例，新建的汐止到五股段高架道路，除了有計劃地縮短了偵測器間的間距（平均約 500 公尺），不同於過去進行研究時的平均 1 2 公里才有一具偵測器外，甚至因為資料更新技術的發展，所能蒐集到之車流特性資料也由 5 分鐘更新一次進展到 20 秒即可更新一次。

在過去的研究中，由於受到資料更新頻率（每 5 分鐘回傳一筆資料至交控中心）的限制，因此也僅能以 5 分鐘更新一次的 5 分鐘累計時間長度資料進行研究。在事件偵測的概念及技術的引進之下，國內已可蒐集到每 20 秒回傳一筆的車流特性資料，為能了解資料累計時間長度與更新頻率對演算法績效之影響，本研究將同時利用不同類型之演算法針對幾種不同的資料累計時間長度及更新頻率進行研究，找出在不同演算法下表現最符合偵測需求之資料累計時間長度及更新頻率，以減少因資料傳輸所造成之事件延遲的影響。

1.2 研究目的

以中山高速公路汐止到五股段高架道路為基礎，建立高速公路事件偵測系統。

1. 首先根據中山高速公路汐止到五股段高架道路之車流特性與道路環境，建立偵測演算法之基礎架構。

2. 利用模擬軟體產生高速公路車流特性資料，以不同的資料累計時間長度及更新頻率重新組合。

3. 分析不同服務水準、不同資料類型於不同演算法下之績效特性。

1.3 研究範圍

本研究以國道中山高速公路汐止到五股高架主線路段為研究範圍，並以模擬軟體依照該路段線型構建路網進行事件之模擬。

1.4 研究內容與方法

本研究之研究內容與方法如下：

1. 文獻回顧

回顧的文獻包括兩部份：第一部份為高速公路事件偵測系統之理論與方法等；第二部份為各類演算法之邏輯概念及其在事件偵測上之運用。

2. 資料蒐集

所需資料分為三部份：第一部份為高速公路事件偵測系統之實際作業方式；第二部份為模擬軟體所產生之事件發生前後之車流特性資料；第三部份為國道中山高速公路汐止到五股高架主線路段所發生之真實事件車流特性資料。

3.構建事件偵測模式

利用 Visual Basic 6.0 及 NeuralWorks Professional II/Plus 等軟體進行資料處理與構建事件偵測模式。

4.比較不同服務水準及資料類型於不同演算法下之績效

將蒐集得來之 20 秒車流特性資料重新整理成 20 秒、40 秒、60 秒、120 秒、300 秒等不同累計時間長度及更新頻率，並按照事件發生時之服務水準將樣本區分為六群，以根據不同的車流狀態擬定不同的門檻值或參數，得到不同服務水準下各種資料類型之最佳績效並加以分析。

5.提出結論與建議

本研究將針對各種演算法應用於中山高速公路汐止到五股高架段事件偵測系統做一比較說明，最後提出本研究之結論與建議。

1.5 研究流程

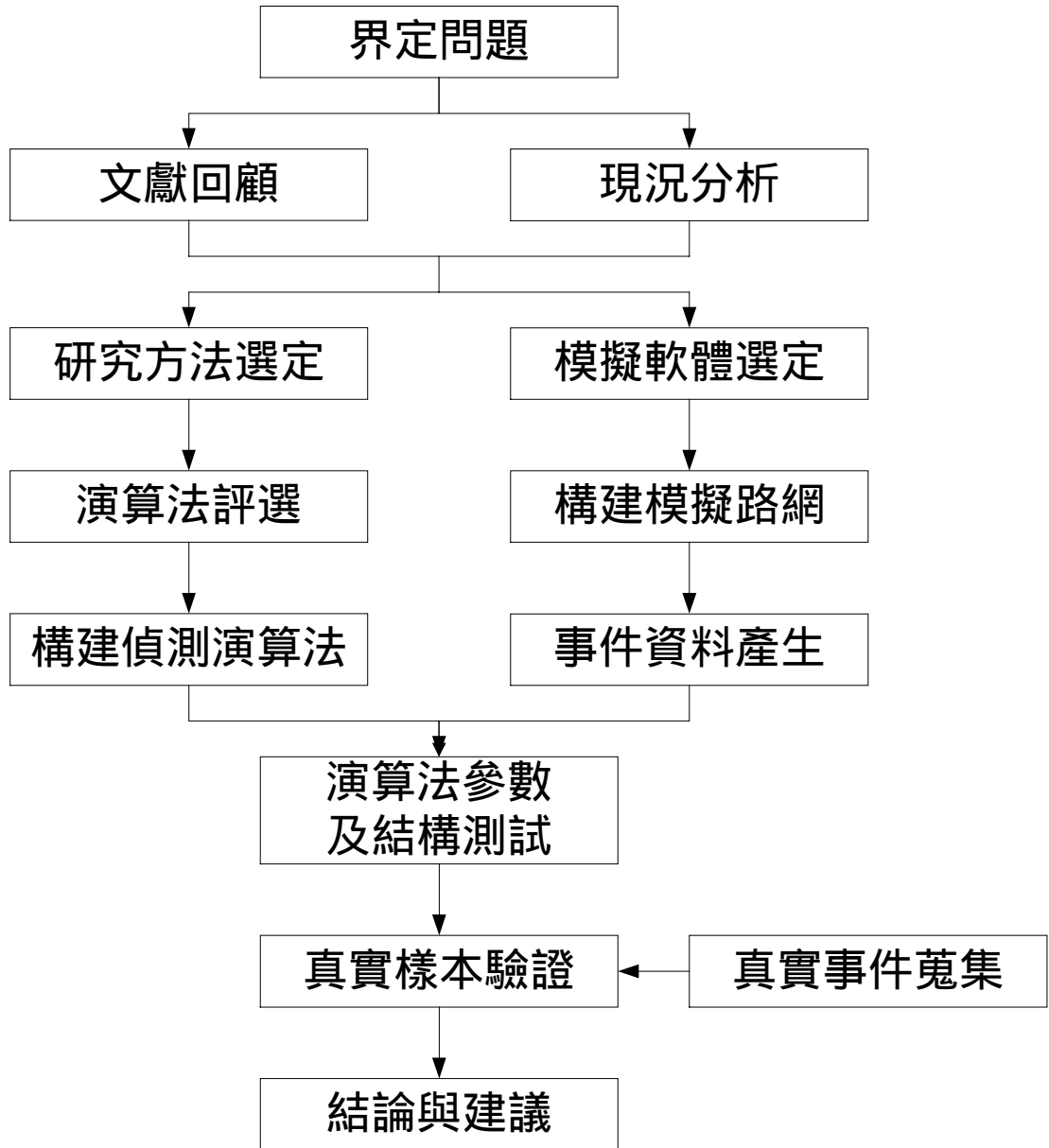


圖 1.1 研究流程圖

第二章 文獻回顧

2.1 現況分析

國道中山高速公路自從民國 60 年 8 月中旬動工，66 年 10 月 31 日全線通車，迄今已有近 30 年的歷史，期間持續增建北部、中部及南部第二高速公路及交通控制系統，使得臺灣由北到南的交通又更加便捷。為便於管理全線總長共 804.7 公里的兩條高速公路，分別於北、中、南部各設置分區交控中心以負責管理每天龐大的交通流量，因此，設置於各分區交控中心內的高速公路交通控制系統便為實施交通控制的核心系統，包括三大部份，路側終端設備系統、中央處理及控制系統及資訊傳輸及通信系統分述如下【9】：

1.路側終端設備系統：

A.偵測系統：蒐集路況資料之終端設備，包括車輛偵測器、閉路電視攝影機、風力偵測器、坍方偵測器、濃霧偵測器、空氣污染偵測器等自動偵測設備及路邊緊急電話等。

B.通報系統：顯示路況資訊而達警告及控制目的之終端設備，包括資訊可變標誌、速限可變標誌、車道管制號誌及進口管制門柵等。

2.中央處理及控制系統：

係將沿線設置之自動偵測設備所蒐集之資料，作統一彙整儲存處理並統一下達指令，傳送至沿線設施上以提供服務。

3.資訊傳輸及通信系統：

藉由交通控制系統之整合運作以達到改善道路服務品質之目標。

就目前來說，高速公路上設置之主線偵測器所傳回之資料多用來判斷各路段之擁擠程度，極少結合事件偵測演算法的自動偵測之應用，交控中心的操作人員僅能依照擁擠程度配合通報資料或啟動 CCTV 以進一步判斷

是否發生事件。其擁擠程度的判斷標準通常亦依交通控制人員依其主觀的經驗來加以區分，目前的區分標準如下：

- 沒有擁擠：5 分鐘之佔有率 19%
- 輕微擁擠：19% < 5 分鐘之佔有率 24%
- 中等擁擠：24% < 5 分鐘之佔有率 39%
- 嚴重擁擠：39% < 5 分鐘之佔有率

國道中山高速公路的速限約在 90~100 公里之間，而駕駛人也大致上按照此速率甚或以超過 100 公里的時速行駛，一旦發生事件，即使是散落物也可能會造成極大的影響，若無法於第一時間發現，導致事件持續的話，根據美國的統計資料則可能會導致極大的車流延滯，如圖 2.1 所示。

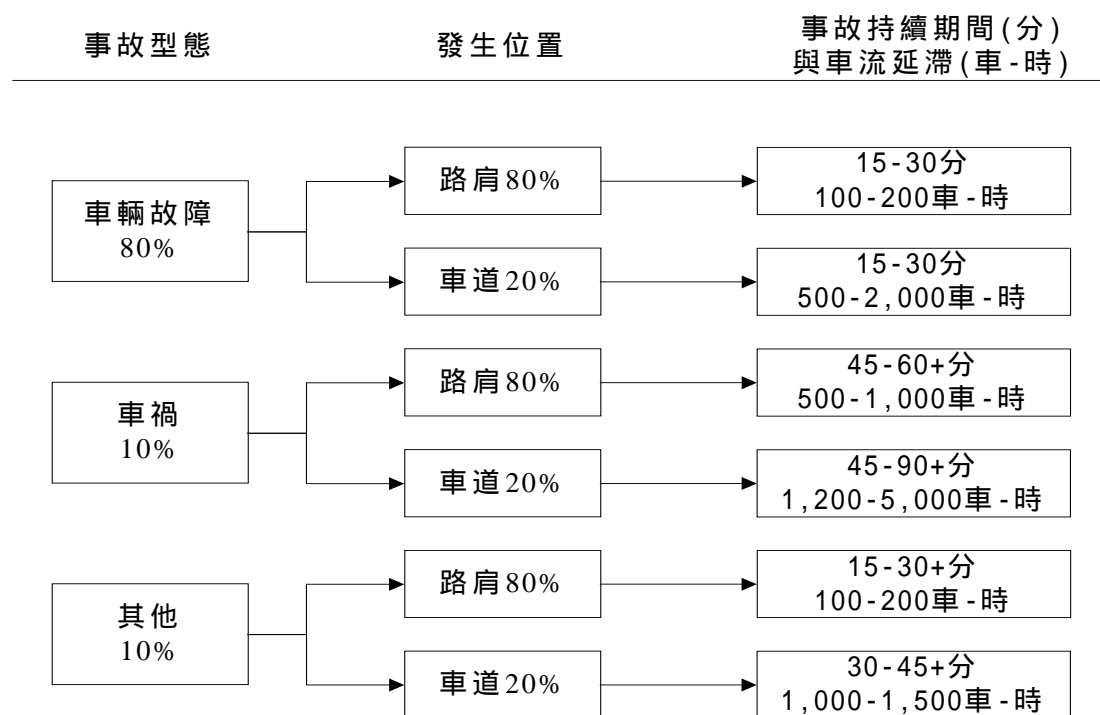


圖 2.1 美國高速公路意外事故分類與事故影響分析【10】

在講求速度及安全的高速公路系統中，晚 1 分鐘發現事件的發生便可能造成極大的車流延滯，甚至造成二次車禍。因此，如何設計一套快速反應且可靠的自動化事件偵測系統是多麼地重要。

2.2 事件偵測演算法

2.2.1 演算法之基本邏輯

事件偵測演算法之種類繁多，為方便說明，通常將所有的事件偵測演算法加以分類，過去的研究常將事件偵測演算法分為型態辨識法（Pattern Recognition Algorithms）、預測法（Forecasting Algorithms）及人工智慧法（Artificial Intelligence Algorithms）三大類。

所謂型態辨識法之事件偵測演算法的邏輯乃是將偵測器所得之車流特性資料（實測值）與歷史資料相比較以判定事件發生與否。包括加州演算法（Technology Services Corporation Algorithm, TSC）、APID（All Purpose of Incident Detection）演算法、貝氏（Bayesian）演算法、高佔有率（High Occupancy, HIOCC）演算法、McMaster 演算法、澳洲演算法、Matsushita 演算法、韓氏幹道事件自動偵測（Han and May's Arterial AID）演算法等。

1. 加州演算法：

其利用二元決策樹作為偵測程序的基本結構。該演算法因結構簡單且績效不錯，常用來做為比較新發展之演算法績效之基準。其家族演算法大部份皆應用上、下游偵測器佔有率的差異進行比較，並設定門檻值以判別是否發生事件。

其所使用之變數種類如下：

佔有率： $OCC(i,t)$

下游佔有率： $DOCC(i,t)=OCC(i+1,t)$

相鄰兩偵測站佔有率差： $OCCDF(i,t)=OCC(i,t)-OCC(i+1,t)$

相鄰兩偵測站佔有率差比例： $OCCRDF(i,t)=OCCDF(i,t)/OCC(i,t)$

i 、 $i+1$ 為上、下游偵測器代號， t 為時間

2. APID 演算法：

為加州演算法系列後續衍生的演算法，其採用平滑後的單位時間佔有率及速度差等資料與門檻值進行比較，做為壓縮波、持續性測試以及判別事件是否發生。其所使用之變數種類：

下游佔有率： $DOCC(i,t)=OCC(i+1,t)$

相鄰兩偵測站佔有率差： $OCCDF(i,t)=OCC(i,t)-OCC(i+1,t)$

相鄰兩偵測站佔有率差比例： $OCCRDF(i,t)=OCCDF(i,t)/OCC(i,t)$

下游佔有率時間差比例：

$DOCCT(i,t)=[OCC(i+1,t-2)-OCC(i+1,t)]/OCC(i+1,t-2)$

速度時間差比例： $SPDTDF(i,t)=[SPD(i,t-2)-SPD(i,t)]/SPD(i,t-2)$

i、i+1 為上、下游偵測器代號，t、t-2 為時間

3. 貝氏演算法：

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，以建立一門檻值進行事件偵測的工作。該法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。Moshe Levin and Gerianne M. Krause【11】利用事件資料及無事件資料求得特徵變數在事件與無事件下的機率分配，並以 K-S 檢定 5% 的信賴區間來檢定分配之適合度。而某一路段的事件發生機率則以連續三年的警方記錄求出。並在該研究中發現「相鄰兩偵測站佔有率差比例（OCCRDF）」為最佳的特徵變數。

4. 高佔有率演算法：

其根據偵測靜止或低速車輛在偵測器上所佔有的時間長短來判別事件之發生與否。該法檢測很短的時間內是否有高佔有率來判斷車

輛是否靜止或以低速行駛，其以連續兩秒的百分之百佔有率做為門檻值。但若在無事件中有低速車輛經過時，容易造成誤報。

5. McMaster 演算法：

其以劇變理論（Catastrophe Theory）為基礎，認為車流由非擁擠改變為擁擠狀態時，車速會急遽下降，但流量及佔有率卻以平滑的方式改變，因此可判別車流是否擁擠以及造成之原因。該演算法可判別重現性與非重現性擁擠，但在低流量時劇變理論不顯著，故不適於低流量狀況下使用。該法【12】先由每一偵測站的流量及佔有率之歷史資料校估出擁擠與非擁擠的臨界值，如圖 2.2 所示，再以下游偵測站的車流狀況來判別是否發生事件。

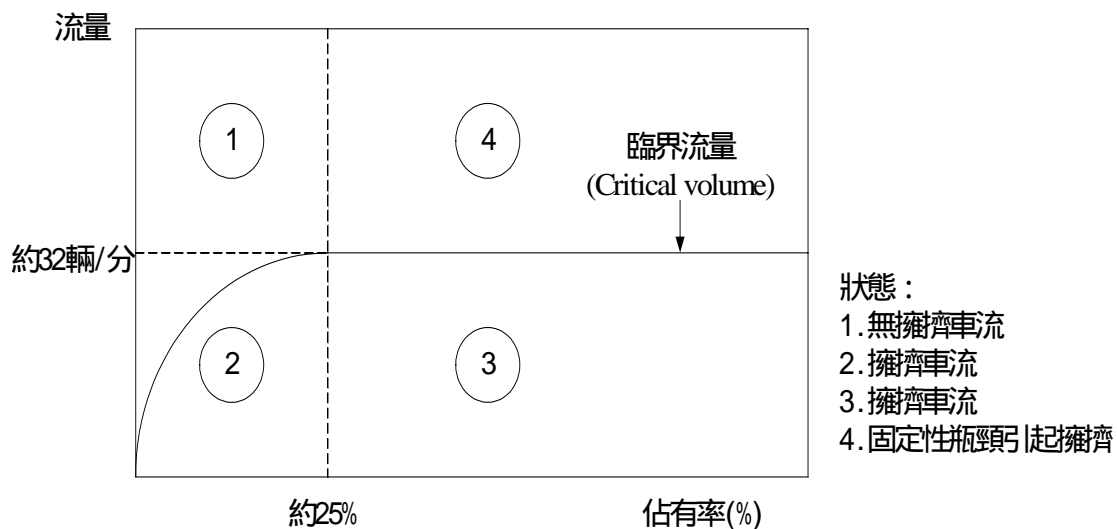


圖 2.2 佔有率-流量趨勢圖

6. 澳洲演算法：

該演算法係 ARRB（Australian Road Research Board）及 Roads Corporation of Victoria 於 1989 年共同發展之演算法。其利用相鄰兩偵測站所測得之交通資料做比較，並增加相鄰車道間交通變數在時間序列上之差異來判別事件的發生與否。

而所謂預測法之事件偵測演算法的邏輯乃是根據最近時間之車流特性資料進行預測，並利用預測值與實測值相比較，兩者間之差異即做為事件發生與否的判定標準。包括標準常態離差法（Standard Normal Deviate, SND）、雙指數平滑法（Double Exponential Smoothing Algorithm, DESA）、自我迴歸移動平均整合模式法（AutoRegressive Integrate Moving Average, ARIMA）、卡門濾波法（Kalman Filtering）、交叉相關法（Cross-Correlation）、低流量事件偵測法（Low Volume Incident Detection, LVID）、Delft 偵測法、SCOOT/MONICA 偵測系統。

1.標準常態離差法：

該演算法利用交通參數之變化率做為判斷之標準，認為當事件發生時，交通參數的改變率會較正常情況大。其利用標準差對控制變數之平均值進行標準化，以該標準化後之量度值做為判別交通控制變數變化率之依據可避免不同時間之變異所產生之偵測偏誤。

其基本模式如下：

$$SND(t) = \frac{\bar{x}(t) - x(t)}{s}$$

s：在 t 時段前 n 個車流參數的標準差

x(t)：t 時段的車流參數值

$\bar{x}(t)$ ：在 t 時段前 n 個車流參數的平均值

SND 值反映出 t 時刻參數的改變程度，因此需預先設定一門檻值，當 SND 值超出門檻值許多時，則給予警報事件的發生

2.雙指數平滑法：

其利用雙指數平滑技術平滑輸入車流特性資料，再利用一追蹤信號以顯示車流狀況偏離之趨勢，並根據偏離趨勢之大小來判斷事件發生與否。其基本模式如下：

預測值設為 $\tilde{x}(t)$, t_0 是起始時間 ,

α, β 為平滑係數 ($0 < \alpha, \beta < 1$) , 一般來說 $\alpha, \beta = 0.3$

$$S_1(t) = \alpha x(t) + (1 - \alpha)S_1(t-1)$$

$$S_2(t) = \beta S_1(t) + (1 - \beta)S_2(t-1)$$

$$S_1(t_0) = S_2(t_0) = x(t_0)$$

$$\tilde{x}(t) = (2 + \frac{\alpha}{1-\alpha})S_1(t-1) + (1 + \frac{\alpha}{1-\alpha})S_2(t-1) \text{ 為預測方程式}$$

另外 , 經過下列四方程式

$$e(t) = x(t) - \tilde{x}(t)$$

$$Y(t) = Y(t-1) + e(t), Y(t_0) = 0$$

$$m(t) = \alpha_2 |e(t)| + (1 - \alpha_2)m(t-1), m(t_0) = 0$$

α_2 為另一平滑係數 , $\alpha_2 = 0.1$

$$T_s(t) = \frac{|Y(t)|}{m(t-1)} , \text{ 此為確認函數 , 若大於已知值 , 則傳送警報信號。}$$

3. 自我迴歸移動平均整合模式法 :

其利用自我迴歸整合移動平均模式處理及預測時間序列之交通資料 , 以實際的佔有率是否超過預測值之信賴區間來判斷事件發生與否。其基本模式如下 :

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_{p+d} Y_{t-p-d} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q}$$

Y_t : 時段 t 之觀測值

ϕ, θ : 係數項

e_t : 時段 t 之誤差項

p : 自我迴歸階數

d：差分階數

q：移動平均階數

4.卡門濾波法：

其由系統狀態方程式及量測方程式所組成，用以於帶有雜訊的資訊中找出濾波，以求得一估計量，比較實際值與估計值之差異來判別事件發生與否。

其基本模式如下：

系統狀態方程式為： $x(t) = \phi(t-1) \cdot x(t-1) + w(t-1)$

量測方程式為： $z(t) = x(t) + v(t)$

$x(t)$ ：時階 t 之系統狀態參數

$\phi(t-1)$ ：時階 $t-1$ 之系統參數矩陣

$z(t)$ ：時階 t 的路段車流參數

$w(t-1), v(t)$ ：誤差項

近年來更以人工智慧技術為基礎，發展出更新的事件偵測演算法，如類神經網路法及專家系統等。

1.基因演算法：

由達爾文的適者生存論發展而來，利用染色體中的基因進行再生、混合、變種等三種方式求出最適解，以判別是否發生事件。其基本模式如下：

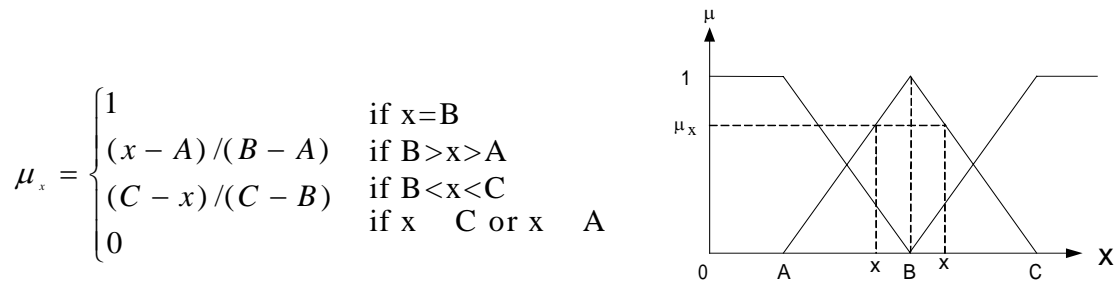
$$C = C_{\min} + \frac{a_{p-1}b^{p-1} + \dots + a_0b^0}{b^p} (C_{\max} - C_{\min})$$

$C \in [C_{\min}, C_{\max}]$ ， $a_p \in [0, b-1]$ ， b 為編碼時之基礎值。

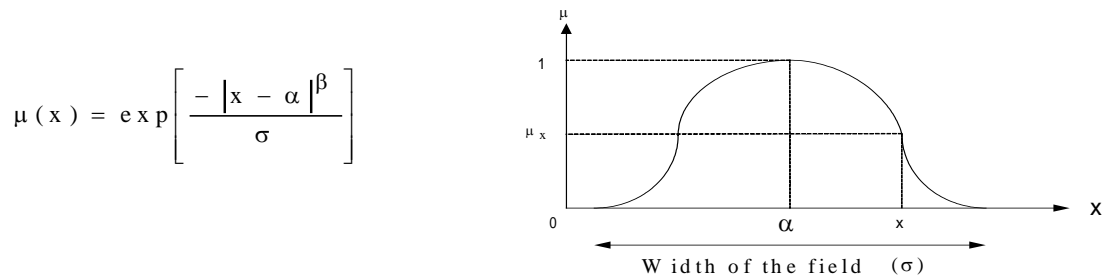
使用基因演算法時，由於使用目標函數來導引所有的運算，因此在尋求最佳解的過程中，比傳統的方法要來得好。但是如何找到一個最佳的目標函數則是基因演算法較為困難的地方。

2.模糊演算法：

利用人類進行決策時的不確定性及抽象的特性，以不同的語意變數值代表不同程度的決策，而非只有“是”或“非”的二元變數，以進行事件是否發生的判別。



若以高斯模糊集合來表示則為



但在 Srinivasan【5】等人的研究中提到，雖然模糊理論易於模擬人類進行決策的方式，但是要找到符合人類行為的隸屬函數卻是相當不容易的一件事，透過經驗或專家的知識也不一定能提供最佳解。

3.類神經網路法：

類神經網路是一種模仿生物神經單元的資訊處理系統，具有平行處理的能力與特性。常應用其倒傳遞類神經網路架構處理交通領域上的問題。在事件偵測方面則利用三層之類神經法則：輸入層、隱藏層及輸出層，透過歷史資料的學習，以進行判別事件之發生與否，如圖

2.3 所示。其中在輸入層輸入路段上、下游偵測器所測得之流量、速度及佔有率等資料，透過隱藏層的運算後，經由輸出層輸出是否發生事件之結果。

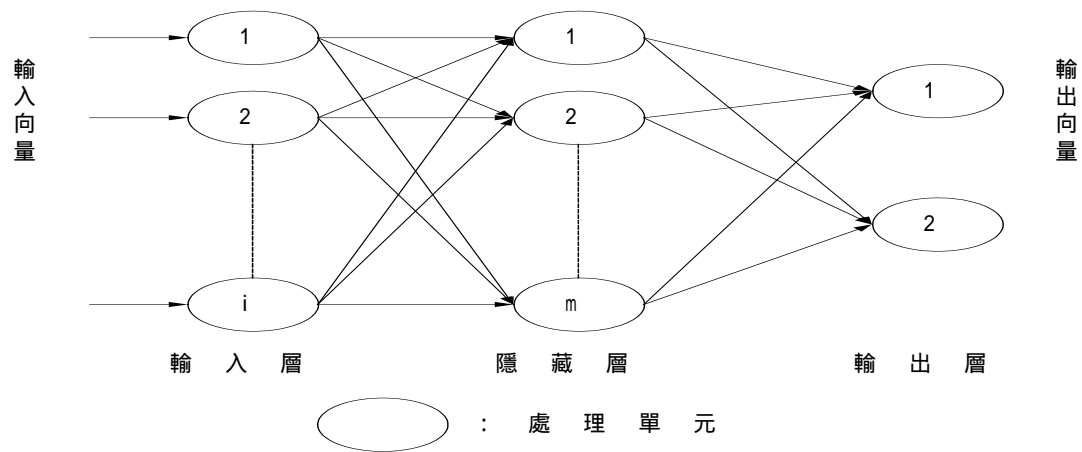


圖 2.3 類神經網路演算法示意圖

4.專家系統：

其運作程序為當偵測到異常交通狀況時，透過一連串的規則，來判別事件發生與否。該系統不僅可偵測事件之發生，同時也可得知事件發生之地點及事件的嚴重性。

2.2.2 事件偵測演算法評估準則

事件偵測系統中最重要的就是事件偵測演算法，其為數個步驟的數學模式所組成，利用由路側偵測器所得到的資料，經過處理後代入演算法，經過一連串的判斷並輸出結果，再由結果判斷是否有事件發生。

經過事件偵測演算法的計算之後，所得的結果可分為：無事件正確偵測、有事件正確偵測、無事件錯誤偵測及有事件遺漏偵測等四種，其關係如表 2.1 所示：

表 2.1 執行事件偵測演算法可能發生之結果

		實際事件發生情況	
		無事件發生	有事件發生
演算法 計算結果	有事件發生	無事件錯誤偵測 (FAR)	有事件正確偵測 (DR)
	無事件發生	無事件正確偵測	有事件遺漏偵測

不論採用那一套演算法，都不可能百分之百正確，因此必須要有客觀的績效指標來衡量該演算法的績效，較常用來衡量績效的指標包括有：偵測率（Detection Rate, DR）、錯誤警報率（False-alarm rate, FAR）及平均偵知時間（Mean time to detect, MTD）。

1. 偵測率：

在所有發生的事件中，由演算法所偵測出實際發生事件的百分比。

$$\text{偵測率 (DR)} = \frac{\text{演算法偵知之實際事件總數}}{\text{所有實際發生之事件總數}} \times 100\%$$

2. 錯誤警報率：

又可簡稱為誤報率，表示經由演算法所偵得的事件信號，實際上並沒有對應到任何真正發生的事件。但又可分為線上及離線兩種定義【3】：線上定義為：「由演算法所產生的總偵測事件中錯誤的百分

比。」又離線定義為：「使用無事件之資料進行離線測試，計算由演算法所產生的信息（Message）總樣本數中的事故的百分比。」

$$\text{誤報率 (FAR)} = \frac{\text{誤報事件之總數}}{\text{所有演算法偵知之事件總數}} \times 100\% (\text{線上定義})$$

$$\text{誤報率 (FAR)} = \frac{\text{誤報為有事件之事件總數}}{\text{無事件發生之事件總數}} \times 100\% (\text{離線定義})$$

3. 平均偵知時間：

即為事件被偵知的時間與事件實際發生的時間之平均延遲時間。該項指標與演算法參數的選擇及門檻值的高低有高度相關，通常為了降低誤報率，而選擇將平均偵知時間延長，但相對也增加事件處理的延遲時間。

因此，如何在偵測率、誤報率及平均偵知時間等取得權衡（trade-off）的關係，是選用演算法時非常重要的因素。

2.2.3 國內外高速公路事件偵測演算法之相關評估研究

H. J. Payne【2】於洛杉磯及明尼阿波里市的公路監視系統中蒐集到每 20 秒更新一次的每分鐘平均佔有率、流量及速度，包括 150 件事件資料及 30 件無事件資料對 10 種加州演算法進行比較，其認為加州演算法是當時所有表現優異之演算法其中之一，且對陸續發展之加州演算法加以評估，認為加州演算法 7 的績效最好且容易操作。

黃振賢【3】於中山高速公路基隆到楊梅路段，蒐集每 5 分鐘流量、佔有率等偵測器資料評估加州演算法、雙指數平滑法、卡門濾波法三種不同演算法之績效，其以交控中心的每日事件通報表比對偵測器資料後之有效樣本共 15 件進行上述三種演算法之比較。發現加州演算法及卡門濾波法的偵測效果優於雙指數平滑法。

曾信忠【4】於中山高速公路基隆到楊梅路段，蒐集 5 分鐘流量、佔有率及速度等偵測器資料將加州演算法做為評估該模糊理論演算法之基準，並認為國內高速公路因偵測器佈設較稀疏，壓縮波特性不明顯，故選擇 TSC7 而不用 TSC8 其以交控中心的每日事件通報表比對偵測器資料後之有效樣本共 33 件分別做為訓練及測試之用。

Srinivasan, Cheu, Poh, Ng【5】等人於加州 SR-91 號高速公路，範圍在 SR-57 及 I5 之間約 5 英哩的直線路段上進行事件偵測演算法之評估比較。研究結果發現，類神經演算法雖然在偵測率及偵測時間上優於加州演算法，但在誤報率方面卻為加州演算法的 3 倍之多，而 McMaster 及 Minnesota 演算法則略遜於加州演算法。其實驗環境如下：主線共有 3 車道，其中每隔 0.34~1.02 英哩（547~1642 公尺）就有一組偵測器，每組有 3 個，共有 8 組偵測器。所蒐集的資料為分車道的 30 秒車道流量及佔有率。

鄭雅文【6】認為採用單變數資料之特點在於進行事件偵測時，易於藉由單純一個數值的連續變化情形差異判別事件發生。而採用多變數資料則可由多種變數之交互關係來判別事件之發生，可彌補以單變數判別事件發生之不足。

表 2.2 事件偵測演算法特性比較

名稱	變數特性		應用變數種類			變數數量		偵測站數	
	巨觀	微觀	佔有率	流量	速度	單一 數值	多個 數值	單偵 測站	雙偵 測站
加州法 #7									
APID 法									
McMaster 法									
SND 法									
貝氏法									
指數平滑法									
模糊理論									
類神經網路									

交通部運輸研究所【7】在其相關研究中指出，目前真正有被實際運用於高速公路控制者，主要是以型態辨識為基礎之演算法則，這包括有加州演算法 7、加州演算法 8、McMaster 演算法及雙指數平滑法等，國內曾針對部份常用之法則作比較，結果發現對於國內之車流資料而言，以加州演算法 7 及加州演算法 8 有較佳之績效。

Justin Black【8】等人對各種相關的演算法進行比較，在該報告中雖未說明其測試之環境條件，但仍將各種演算法的測試結果做一整理，如表 2.3 所示。

表 2.3 常見高速公路事件偵測演算法之績效值

演算法	偵測率 (%)	誤報率 (%)	平均偵測時間 (mins)
基本加州法	82	1.73	0.85
加州法#7	67	0.134	2.91
加州法#8	68	0.177	3.04
標準常態變異法 (SND)	92	1.3	1.1
貝氏演算法	100	0	3.9
時間序列法	100	1.5	0.4
指數平滑法	92	1.87	0.7
McMaster 法	68	0.0018	2.2
多層前饋類神經演算法	89	0.01	0.96
機率類神經演算法	89	0.012	0.9
模糊邏輯演算法	Good	Good	最多可比傳統方法快 3 分鐘

資料來源：【8】

表 2.4 各種事件偵測演算法之綜合整理與比較

演算法類型	名稱	所需變數種類	變數應用	基本邏輯	模式應用範例	環境條件	模式可靠度	模式限制與缺點
型 態 辨 識 法	加州演算法 (TSC7)	佔有率	下游佔有率 佔有率空間差 佔有率空間差比例	二元決策	實際運作【13】 洛杉磯及明尼阿 波里市公路系統	1 分鐘交通資料、 150 個事件樣本	DR：59% FAR：0.134%	事件發生於低流量 時容易被忽略
	APID 演算法	佔有率 速度	上、下游佔有率 佔有率空間差 佔有率空間差比例 下游佔有率時間差比例 速度時間差比例	二元決策	實際運作【15】 1.加拿大 COMPASS 系統 2.香港青馬大橋 及三號幹線 3.臺灣中山高速 公路汐五高架段	30 秒交通資料	加拿大： DR：66% FAR：0.05% MTD：2.55min 臺灣： DR：67% FAR：0.018%	國內車流壓縮波不 顯著,DOCCTD 測試 可能會失效
	貝氏演算法 (Bayesian)	佔有率 有事件及無事 件之樣本	佔有率空間差 有事件及無事件之機率	機率理論	真實路網【11】 美國芝加哥甘迺 迪公路	4 車道、6 組雙環 路線圈、取 20 秒 交通資料、122 個 事件樣本	DR：100% FAR：0.0% MTD：3.9min	須長時間觀察事件 之發生，且樣本比例 容易造成影響
	McMaster 演算法	佔有率 流量 速度	佔有率-流量歷史資料 下游速度	歷史資料比對 下游速度變化	虛擬路網【14】 美國加州橘郡 SR-91 公路	3 車道、8 組雙環 路線圈、取 30 秒 交通資料、400 個 事件樣本	DR：99.5% FAR：0.418% MTD：0.86min	須長時間觀察佔有 率-流量之變化，且低 流量時不顯著

註：實際運作表示有實際建置之範例，真實路網表示於真實路網下蒐集資料，虛擬路網表示以車流模擬軟體蒐集資料

表 2.4 各種事件偵測演算法之綜合整理與比較（續 1）

演算法類型	名稱	所需變數種類	變數應用	基本邏輯	模式應用範例	環境條件	模式可靠度	模式限制與缺點
預 測 法	標準常態離差法 (SND)	佔有率	實際值 平均值 標準差	實際值與平均 值的差異	真實路網【16】 美國休士頓 Gulf 公路	6 車道、5 組雙環 路線圈、取 3,5 分 鐘交通資料、35 個事件樣本	DR：89% FAR：1.4% MTD：1.1min	
	雙指數平滑法 (DESA)	佔有率 流量	實際值 預測值	預測值與實際 值的差異	實際運作【15】 加拿大 COMPASS 系統	30 秒交通資料	DR：62% FAR：0.28% MTD：5.05min	計算較為複雜
	自我迴歸移動平 均整合模式法 (ARIMA)	佔有率	實際值 預測值	實際值是否落 入預測值之信 賴區間				
	卡門濾波 (Kalman Filter)	佔有率	實際值 估計值	量測值與實際 值的差異	真實路網【3】 臺灣中山高速公 路基隆到楊梅段	取 5 分鐘交通資 料、35 個事件樣 本	DR：73% FAR：0.093% MTD：4.1min	系統參數矩陣及誤 差項不易獲得

註 1：實際運作表示有實際建置之範例，真實路網表示於真實路網下蒐集資料，虛擬路網表示以車流模擬軟體蒐集資料

註 2：實際值表示偵測器蒐集而得之值，平均值表示將觀測值平均而得之值，預測值、估計值表示以數量方法求解而得之值

表 2.4 各種事件偵測演算法之綜合整理與比較（續 2）

演算法類型	名稱	所需變數種類	變數應用	基本邏輯	模式應用範例	環境條件	模式可靠度	模式限制與缺點
人工智慧法	基因演算法 (GA)	佔有率 流量		物競天擇 基因的再生、混 合及變種				最佳的目標函數不 易獲得
	模糊理論 (Fuzzy logic)	佔有率 速度	以多元變數表示	抽象及不確定性 採多元決策				模糊化與解模糊化 的過程容易使真值 失真
	類神經演算法 (Artificial Neural Network)	佔有率 流量	可依使用者設定	模仿生物神經單 元之多層前饋式 推導	虛擬路網【14】 美國加州橘郡 SR-91 公路	3 車道、8 組雙環 路線圈、取 30 秒 交通資料、400 個 事件樣本	DR : 89% FAR : 0.01% MTD : 1.56min	模式須經過足夠之 樣本進行訓練始能 使用
	專家系統 (Expert System)	依不同系統使 用不同變數	可依使用者設定	經驗法則				須長時間累積經 驗，且易受個人因素 影響

註 1：實際運作表示有實際建置之範例，真實路網表示於真實路網下蒐集資料，虛擬路網表示以車流模擬軟體蒐集資料

2.3 小結

在對各種演算法的應用變數、邏輯及使用上的限制進行整理與比較之後，可以發現有部份演算法需要大量樣本來構建其演算的基礎，如貝氏法需以大量樣本計算出該路段上有事件及無事件的機率，McMaster 需要預先繪製各路段的車流特性，以找出擁擠、非擁擠、及因瓶頸路段所引起之擁擠等情況之分界；或預測法中普遍存在有數學最佳模式不易獲得的問題，如雙指數平滑法、自我迴歸移動平均整合模式法及卡門濾波法等，都會造成其演算法的績效不佳的後果；而人工智慧法則較傾向於理論概念，其所謂的抽象、不確定性及模仿行為則較少於見到國際上有實際的運作範例，如模糊理論、類神經路網等。

在回顧國內外文獻之後，可以發現想要全面性地對各種演算法進行評比以找出最適合國內使用之演算法似乎不是那麼容易，因此在時間及各種因素的限制之下，本研究分別為演算法的績效分析及綜合評比來對各種事件偵測演算法進行評選。

首先對於演算法的績效進行評選，若以 Justin【8】等人所做的研究中所列之演算法績效來看，可能不容易很清楚的看出孰優孰劣，為方便進行比較，本研究將表 2.3 經過標準化後（以加州法 # 7 為基準）可得到如表 2.5 之結果。發現除了與人工智慧相關的類神經及模糊演算法之外，加州演算法及 McMaster 演算法有明顯優於其他演算法的結果。

表 2.5 標準化後常見高速公路事件偵測演算法之績效值

演算法	偵測率	誤報率	平均偵測時間
基本加州法	1.2	12.9	0.29
加州法#7	1	1	1
加州法#8	1.01	1.32	1.04
標準常態變異法 (SND)	1.4	9.5	0.38
貝氏演算法	1.5	0	1.34
時間序列	1.5	11.2	0.14
指數平滑法	1.4	14.0	0.24
McMaster	1.01	0.01	0.76
多層前饋類神經演算法	1.33	0.07	0.33
機率類神經演算法	1.33	0.09	0.31
模糊邏輯演算法	NA	NA	NA

註：以加州演算法#7 為標準化基準

以綜合比較來看，型態辨識法中的加州演算法，其家族演算法發展迄今共有十代，卻仍堅持僅採佔有率為其判斷事件是否發生的唯一變數（第十代加入 SPDTDF（流量/佔有率））。在這十代加州演算法中，就屬加州演算法 7 及加州演算法 8 的效果最好，也常被引用為發展各種新演算法時的比較基準（benchmark）。

另外，有許多理論研究報告認為類神經演算法有極佳的績效，但在國內卻鮮少有針對類神經演算法應用於事件偵測之相關研究，或僅以單種累計時間長度及更新頻率（5 分鐘更新之 5 分鐘累計時間長度）之資料類型評估該演算法之績效。

因此，本研究擬選用上述兩種演算法以進行相關之研究。

第三章 車流模擬模式

3.1 模式簡介

3.1.1 CORSIM 模擬模式系統功能

CORSIM 為 **COR**ridor **SIM**ulation 的縮寫，為美國聯邦公路總署（FHWA）於 1997 年對外發行的一套交通模擬軟體，其內容整合了原有的高速公路模擬程式（FRESIM, 5.0 版）與市區街道模擬軟體（TRAF-NETSIM, 5.0 版），可提供交通量指派，並結合 TSIS（Traffic Software Integrated System）、ITRAF、TRAFVU 等工具，成為一視窗化的使用者界面、操作簡易而功能完整的交通模擬軟體，以不復以往僅能以文字編輯檔輸入模式記錄卡號來得麻煩。以下簡單介紹 CORSIM 之三個子模式之功能和特性：

1. TSIS：專門用來輸入卡號資料與執行 CORSIM 的程式，對於其他 TRAF 家族的模擬程式，也可經由 TSIS 來執行。

2. ITRAF：用來輸入模擬時所需的路網與交通量等各種資料。並且以視窗的方式取代傳統 TSIS 家族輸入卡號的方式，使用者不需記住各卡號所代表的型態，因此可減少因卡號輸入時的錯誤。

3. TRAFVU：用來輸出模擬的結果，分為靜態與動態兩部份。動態方面以動畫的方式呈現車流情況；靜態方面則可顯示模擬所得的交通運作績效值，包括密度、速率、旅行時間、延滯時間、廢氣排放量、燃料消耗量等項目。

在 TSIS 中總共有六種模式，分為：NETSIM、LEVEL 1（NETFLO 1）、LEVEL 2（NETFLO 2）、FRESIM、FREFLO、TA，因本研究之研究範圍為高速公路，因此將對 FRESIM 作進一步地介紹。

美國聯邦公路總署（FHWA）所發展的「交通軟體整合系統」（Traffic Software Integrated System, TSIS）整合了 TRAF 家族模式成員，如圖 3.1 所示。而 TRAF 所涵蓋的車流模擬模式包括有應用於高速公路、都市路網

及郊區公路的微觀及巨觀車流模擬模式，其中與高速公路有關的則為 FREFLO 及 FRESIM 兩種。

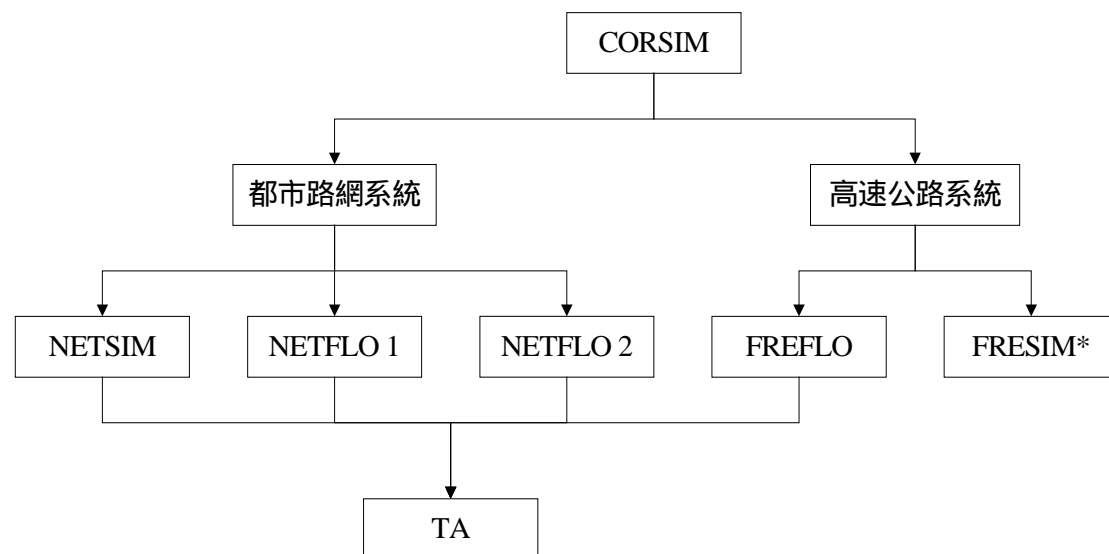


圖 3.1 TRAF 模式家族

3.2 FRESIM 系統功能與限制

3.2.1 系統功能

FRESIM 模式是針對個別車輛之交通行為進行模擬，並可探討駕駛者與車輛、路線與車輛間之交互關係，同時以機率分配（使用者設定）處理車流之基本特性、交通行為等關係，其模擬模式主要具備的功能有：

1. 路線中不同坡度、曲率半徑與超高等公路幾何設計方案之車流運作績效評估。
2. 高速公路全線的車道數增減。
3. 事件與施工區域之模擬。
4. 交織路段與加減速車道長度之評估。
5. 變換車道行為。
6. 匝道儀控。
7. 車種組成及駕駛者類型。
8. 高速公路交通管理（監控）系統之模擬。

3.2.2 功能限制

經由上述的介紹，似乎 FRESIM 就是模擬高速公路車流時的最佳工具，然並非如此。有些問題 FRESIM 迄今仍無法進行模擬，其狀況有：

- 1.無法直接處理高承載車輛（HOV）的運作。
- 2.無法直接模擬收費站的運作。
- 3.不能直接模擬車道寬度縮減對車流的影響。
- 4.巴士並非一獨立車型，無法決定其數量。
- 5.針對主線車道的交通控制措施不足。

3.2.3 系統限制

儘管 FRESIM 是 FHWA 發展迄今功能最強大、考慮最詳盡的高速公路車流模擬模式，但系統之容量仍有少部份的限制，如表 3.1 所示：

表 3.1 FRESIM 模式之系統容量限制

項目	限制數	項目	限制數
主線車道數	5	每區段之節點數	200
輔助車道數	3	單位時間內總車輛數	3000
匝道車道數	3	車道增減數	3
每區段進入節點、介面 節點、離開節點數	35	資料站數目	50
節點數	120	偵測站數目	200
節線數	500	事件數	20

3.2.4 各項資料之輸入與輸出

FRESIM 模式是一微觀之車流模擬模式，為了能夠真實的描述道路上真實的情況，其在人、車、路等方面的設定是非常重要的。以下則簡單介紹在 FRESIM 中的各項相關的輸入及輸出參數。

輸入值

1.行車規則與長度單位之設定：

僅能以左駕形式進行模擬，而長度單位亦僅能以英制標準作設定。

2.路網構建：

A.道路節線(Link)屬性，長度。

B.道路節點(Node)屬性。

C.道路幾何之設定：坡度、超高、曲度、車道數、加減速車道。

D.偵測器：有三種型態可供選擇（都卜勒雷達波、單迴圈、雙迴圈）。

E.事件發生之模擬：可設定特定開始及結束時間於特定車道上發生事件及道路封閉之情況（全封閉或半封閉）。

3.車輛指派：

A.旅次起迄表：輸入起點流量及車種比例

B.交通指派模式：使用全量指派（All-or-Nothing）模式

4.車輛設定與駕駛人行為

A.車輛設定

a.車隊組成：可依小汽車、卡車、共乘等分成不同之車隊。

b.轉向交通量：適用於匝道路段，可依不同的百分比設定不同的轉向交通量。

c.跟車模型：在 FRESIM 中之跟車模型（PITT）係假設駕駛人預訂與前車保持一定之空間間距。其原理是假設後車與前車保持

$L + KV + 10$ （呎） $= bK(u - v)^2$ 之距離，其中 L 表示車長， K 為跟車敏感因子， V 為駕駛型態之函數， u 為前車速率， v 為後車速率。

d.車輛產生：三種機率分配供選擇（Uniform、Normal、Erlang）

e.車輛屬性：共分為九種車種，依型態可分為四種，分別為小客車(high-performance、low-performance)、卡車(single-unit、semitrailer with medium load、semitrailer with full load、double-bottom trailer truck)、巴士(conventional)、共乘車(high-performance、low-performance)等。

B.駕駛人特性：共分為 10 種不同的駕駛特性設定，以跟車敏感因子（秒）分為十種不同的群體，可由使用者設定。

綜觀上述許多不同的輸入資料，一共可區分成 35 個卡號型態供使用者分別針對時段、公路幾何特性、流量、偵測器位置、跟車行為、車流狀況等進行輸入，以適用於不同的車流特性，其 35 個卡號如表 3.2 所示。

輸出值

FRESIM 的輸出共有四種結果，分別為輸入資料確認、模擬中途統計結果、時段累計統計結果及油耗與廢氣排放量。分述如下：

1.輸入資料確認：

在輸出檔的最前面列出各項輸入值，並以加註文字說明或設定格式的方式列出，此舉除可增加輸入資料的可讀性外，也可提供使用者對輸入資料再行檢查及除錯的工作。

2.模擬中途統計結果：

使用者若需要知道模擬時段中系統的詳細情況，可以指定各項輸出的開始時間、間隔時間及持續時間，而輸出檔中會針對各節線列出以下資料：

- A.停留車輛數 (Content)
- B.通過車輛數 (Vehicles Discharged)
- C.轉向交通量 (Turn Movements)
- D.平均延滯 (Delay/Vehicle)
- E.平均速率 (Average Speed)

F. 匝道儀控狀況 (Meter Code)

G. 變換車道次數 (Lane Changes)

3. 時段累計統計結果：

當每一時段結束時，FRESIM 會輸出該時段所有累計之統計交通量，並按節線的編號依序列出，包括有：

A. 進入車輛數 (Vehicles In)

B. 離開車輛數 (Vehicles Out)

C. 變換車道次數 (Lane Changes)

D. 目前停留車輛數 (Current Content)

E. 平均行駛車輛數 (Average Content)

F. 延車英里 (Vehicle-Miles)

G. 行駛車分鐘 (Vehicle-Minutes)

H. 平均通過時間 (Total Time)

I. 行進時間 (Moving Time)

J. 延滯時間 (Delay Time)，即行進時間與通過時間之差

K. 行進時間與平均通過時間之比值 (M/T)

L. 每哩延滯 (Delay)

M. 容量 (Vehicle/Lane-Hour)

N. 密度 (Vehicle/Lane-Mile)

O. 速率 (MPH)

4. 油耗與廢氣排放量：可輸出各種燃料消耗量，包括：

A. 能源使用量、能源使用率

B. HC、CO、NO 等三項的排放量。

3.3 分析評估

根據上述 FRESIM 的輸出結果先進行檢核之工作，確定輸入之交通量

皆已進入系統以及輸出的結果是否合理，再針對各不同方案進行分析評估其各種績效值。

表 3.2 FRESIM 相關卡號型態表

編號	名稱	編號	名稱
01	附註	62	線上事件偵測演算法參數
02	控制參數	63	事件偵測站配置
03	模擬時間	64	離線事件偵測、點偵測與績效評估
04	時階控制	65	離線事件偵測演算法參數
05	輸出選項	66	績效評估指標參數設定
10	節線名稱	67	離線事件偵測、點處理與績效評估之偵測站指定
19	節線幾何特性	68	跟車敏感係數
20	節線運作特性	69	路面摩擦係數與加減速之延遲時間設定
25	轉向交通量	70	變換車道行為、最小發車間距與正常狀態之最大減速率
26	每時段之轉向交通量變量	71	車輛特性
28	偵測器設置	72	環境項目（油耗與廢氣）
29	事件規範	73	最大加速率
32	車道增減	74	車流量起迄點與百分比設定
37	匝道儀控	170	子路網設定
38	匝道儀控偵測器之配置	195	節點座標資料
50	進入系統之車流量	196	選擇性節線幾何資料
53	每時段進入系統車流量之變量	210	時段結束設定
61	線上事件偵測演算法		

第四章 演算法介紹

4.1 加州演算法家族

4.1.1 簡介

1973 年，美國運輸部推動發展改善事件偵測演算法計劃，在此計劃中，加州運輸部門發展出第一代加州演算法，自此經過不斷的更新與擴充，加州演算法一共發展了十代具有相關性的演算法，其共同的特色就是僅用單一變數的型態變化來扮演事件偵測系統的軸心變數，該軸心變數就是「某固定時間內車輛通過偵測器上空的時間總合比率」，也就是「佔有率」。

加州演算法的基本理論首先針對不同的車流狀態進行定義，並透過二元決策樹的方法來判斷車流狀態的真偽，其所使用的資料為每分鐘所有車道的平均佔有率，資料更新的頻率則可視能力及需求設定為 20、30 或 60 秒。就佔有率的變化型態來說，一共可分為五種，如表 4.1 所示。

表 4.1 加州演算法所使用之佔有率變化型態

佔有率型態	說明	定義
$OCC(i,t)$	第 i 個偵測站於第 t 時間的佔有率	
$DOCC(i,t)$	下游偵測站於第 t 時間的佔有率	$OCC(i+1,t)$
$OCCDF(i,t)$	相鄰兩偵測站佔有率差	$OCC(i,t) - OCC(i+1,t)$
$OCCRDF(i,t)$	相鄰兩偵測站佔有率差比例	$OCCDF(i,t) / OCC(i,t)$
$DOCCTD(i,t)$	下游偵測站佔有率時間差比例	$[OCC(i+1,t-2) - OCC(i+1,t)] / OCC(i+1,t-2)$

在經過幾十年的發展，雖有許多先進的事件偵測演算法相繼推出，但加州演算法卻靠著其多樣性的變化及對事件偵測等相關課題有非常穩定

的表現，始終受到各運輸部門的青睞而廣泛地運用，甚至常以加州演算法做為比較各類演算法績效的基準。

4.1.2 加州演算法各代之差異

最初發展之加州演算法，有著最原始的邏輯結構，其僅將事件狀態區分為有事件及無事件兩種，而在第二代加州演算法中加入「事件持續」的狀態後，加州演算法的結構才大致抵定，而為後續發展奠定了良好的基礎。如圖 4.1 所示。

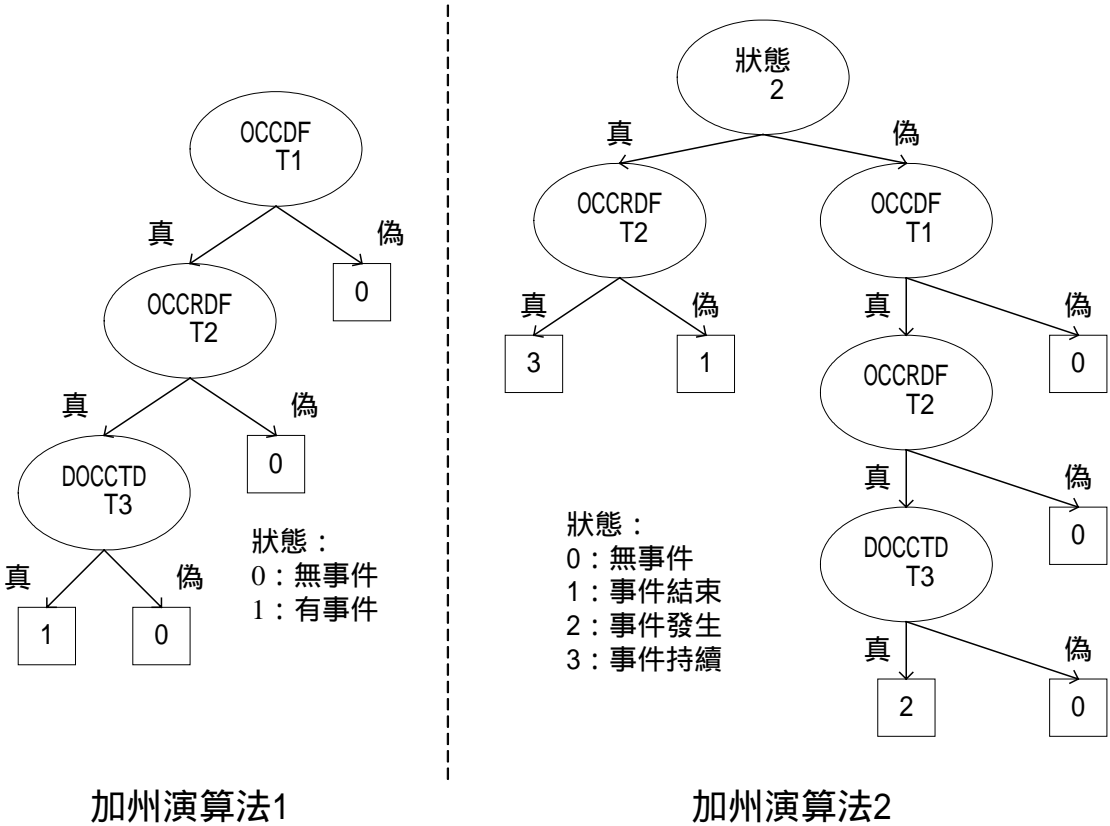


圖 4.1 基本加州演算法

一共十代的加州演算法，其所使用的變數類型皆不盡相同，差異處如表 4.2 說明。

表 4.2 十代加州演算法使用變數表

演算法編號	OCC	DOCC	OCCDF	OCCRDF	DOCCTD	說明
1						基本加州演算法
2						加入“事件持續”狀態之基本加州演算法
3						與 2 同，但無 DOCCTD 確認
4						與 2 同，但以 DOCC 取代 DOCCTD
5						加入“事件持續”測試之基本加州演算法
6						與 3 同，加入“事件持續”測試
7						與 4 同，加入“事件持續”測試
8						與 4 同，加入“壓縮波測試”及“事件持續”測試
9						與 4 同，加入“壓縮波測試”
10			OCCTDF、SPDTDF			用於中等及低流量時之事件偵測

資料來源：【2】

註：OCCTDF 表 $OCC(i, t-2) - OCC(i, t)$ ，表示同一偵測站之佔有率的時間差。

SPDTDF 表路段上游之流量除以佔有率。

4.1.3 加州演算法 7 (TSC7) 之邏輯架構

在無事件發生的狀態下，偶爾會有短暫的干擾，導致產生“事件發生”的訊號，但是其“事件持續”的訊號卻不會因而持續很久。這種情況跟嚴重事件發生時所產生的情況不同，因此“持續測試”以檢測車流是否中斷是提升績效的方法。

我們之所以選擇加州演算法 7 的原因則是因為其將加州演算法 2 中的 DOCTD(下游偵測站佔有率時間差比例) 變數改以 DOCC(下游佔有率) 變數來代替，如圖 4.2 所示。此舉的原因如下：

1. 加州演算法 2 中誤報率偏高的原因是因為受到壓縮波的影響。
2. 在高流量的情況下，若有壓縮波的產生，則下游佔有率不一定會有明顯的下降。

因此，改以 DOCC (下游佔有率) 變數進行判斷的加州演算法 7 能有效改善因為壓縮波而造成的影響。

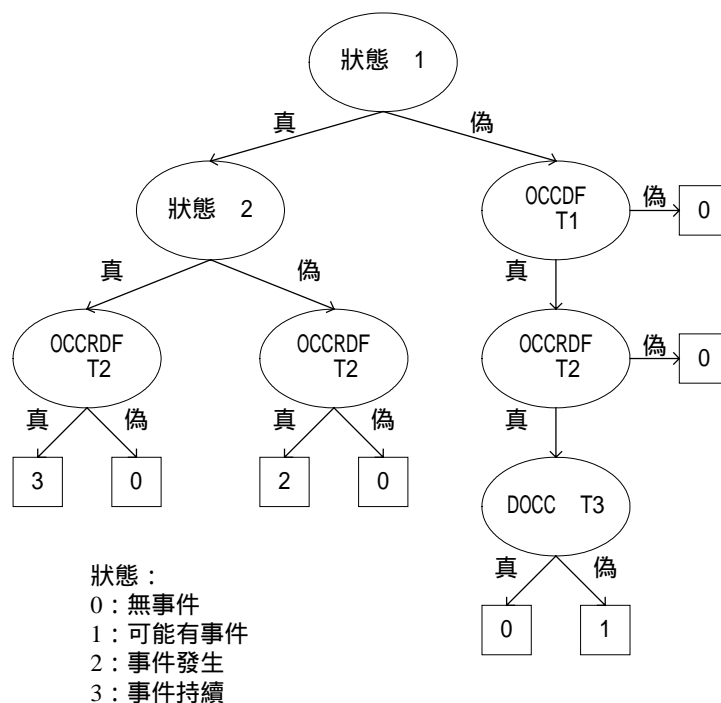


圖 4.2 加州演算法 7 之二元決策樹

4.1.4 擬定測試門檻值

應用加州演算法最重要的部份就是三個門檻值（相鄰兩佔有率差、相鄰兩佔有率差比例、下游佔有率）的設定，一般多用試誤法校估而得。但我們可先參考國內、外的經驗，選取幾個較常用的門檻值，做為本研究之初始門檻值。如表 4.3 所示

表 4.3 國內、外應用加州演算法之門檻值設定

文獻資料	OCCDF (i,t)	OCCRDF (i,t)	DOCC (i,t)
黃振賢【3】 曾信忠【4】	7、10、15、20、 25、30	0.3	10、12、15
Harold J. Payne 【13】	8.1	0.313	16.8
	12.9	0.360	16.8
	13.1	0.358	15.8
	9.6	0.359	12.3
	13.1	0.393	12.5
	21.6	0.301	13.9
	26.6	0.322	13.4
本研究	5-30	0.25-0.5	7-20

4.2 類神經網路演算法

4.2.1 簡介

類神經網路是一種模仿生物神經網路的資訊處理系統，由許多的人工神經細胞（Artificial Neuron）所組成，人工神經細胞又可稱為處理單元（Processing Element, PE），並以輸入層、隱藏層及輸出層等將負責類似工作的處理單元歸納在一起。層與層之間則以神經鍵（Synapse）相互連結，並藉由調整神經鍵的強度（連結權重）達到最佳的輸出結果。

一般處理單元輸出值與輸入值的關係式可用輸入值的加權乘積和之函數來表示：

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

其中

Y_j = 模仿生物神經元的輸出訊號

f = 模仿生物神經元的轉換函數（Transfer Function）

W_{ij} = 模仿生物神經元的神經鍵強度，即連結權重值

X_i = 模仿生物神經元的輸入訊號

類神經網路之所以能夠受到各領域的矚目，主要是在於其下列的特點：

1.學習能力：透過修正本身的行為過程以反映出外界環境的變化，並能自動調整本身的輸入值以產生正確的輸出值。類神經網路能藉由範例依照其網路架構，自動彙整出規則。

2.儲存能力：傳統電腦的儲存方式是將資料儲存在某特定的位址。而類神經網路是採用分散式資料處理的方式來處理資料，也就是將資料分散在各連結上。相較於傳統電腦的儲存方式，其所耗費的記憶體較少。

3.容錯性：依傳統電腦的儲存方式，若儲存某筆資料的位址損壞，則會導致該筆資料永久受損。而由於類神經網路是採用分散儲存的方式，儘

管有少部份的資料有錯誤或受到干擾，也不會影響其輸出的正確性。

4.歸納能力：能依本身的網路架構，將不完整的輸入加以歸納分類的能力，並不一定需要明確的輸出作為參考。

5.平行處理：類神經網路本質上即是屬於平行式處理的架構，易於在平行處理的電腦上實行，可作為我們將來發展更高速計算工的參考。

4.2.2 類神經網路模式

目前常用的類神經網路有很多種，但主要可以分為四大類：

1.監督式學習網路 (Supervised Learning Network)

從問題中取得訓練範例（包括輸入與輸出值），並從中學習輸入變數與輸出變數在該網路之中的規則，以應用於新的案例。主要的網路模式包括有感知器 (Perceptron)、倒傳遞網路 (Back-Propagation Network, BPN)、機率類神經網路 (Probabilistic Neural Network, PNN)、學習向量量化網路 (Learning Vector Quantization, LVQ)、反傳遞網路 (Counter-Propagation Network)。

2.非監督式學習網路 (Unsupervised Learning Network)

從問題中取得訓練範例（只有輸入值，沒有輸出值），並從中學習訓練範例的規則，以應用於新的案例。主要的網路模式包括有自我組織映射圖網路 (Self-Organizing Map, SOM)、自我適應共振網路 (Adaptive Response Theory, ART)。

3.聯想式學習網路 (Associate Learning Network)

從問題領域中取得訓練範例（狀態變數值），並從中學習範例的內在記憶規則，以應用於新的案例（只有不完整的狀態變數值，而需推論其完整的狀態變數值的應用）。主要的網路模式包括有霍普菲爾網路 (Hopfield Neural Network, HNN)、雙向聯想記憶網路 (Bi-directional Associative Memory, BAM)。

4.最適化應用網路 (Optimization Application Network)

對某問題決定設計變數值，使其在滿足設計限制下，使設計目標達最佳狀態之應用。主要的網路模式包括有霍普菲爾-坦克網路 (Hopfield-Tank Neural Network, HTN) 退火神經網路 (Annealed Neural Network, ANN)。

另外，依照網路的架構來分類，也可分為兩大類：

1.前向式架構 (Forward)

網路架構依照輸入層、隱藏層及輸出層的順序排列，每一層僅接受前一層的輸出值作為輸入，如圖 4.3 所示。

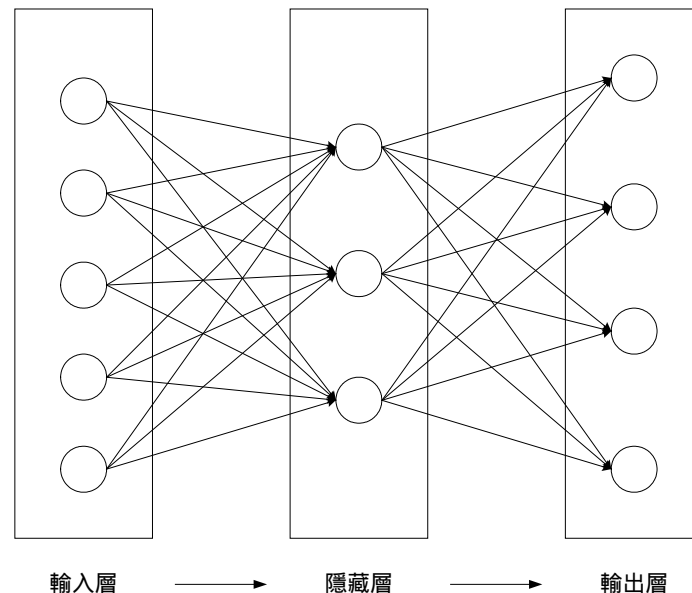


圖 4.3 前向式網路架構

2.回饋式架構 (Feedback)

在網路架構中，將輸出層的結果回饋到輸入層、同一層內各處理單元間互相連結，或是所有神經單元不分層排列，均可相互連結，如圖 4.4 所示。

而在交通方面的應用當中，則以監督式的倒傳遞路網類神經網路的應用最多、範圍最廣，因此亦作為本研究所選用的演算法之一。

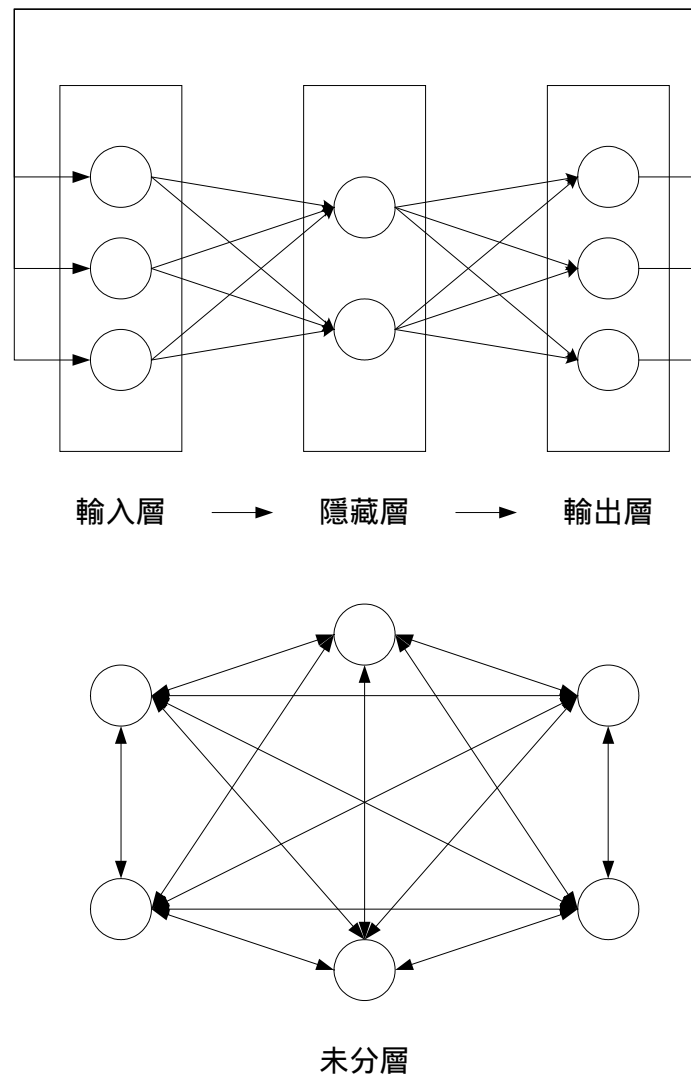


圖 4.4 回饋式網路結構

4.2.3 倒傳遞網路法在交通上的應用

一般在處理交通的問題時，最常使用的就是倒傳遞類神經網路（Back-Propagation Neural Network, BPN）。其基本原理是利用最陡坡降法（Gradient Steepest Descent Method）的概念，將誤差降到最低。

倒傳遞類神經網路架構的基本概念是在將輸出結果與期望輸出做比較，並以兩者的誤差修正隱藏層與輸出層的連結權重，至於隱藏層與輸入層的連結權重則以隱藏層的輸出誤差來進行修正。如此一層接一層的往後傳遞也就是倒傳遞網路法命名的由來。

倒傳遞類神經網路法的數學模式較其他類神經網路法的模式複雜，在

此以含有單層隱藏層的倒傳遞網路為例來做說明。其網路架構如圖 3.5 所示。

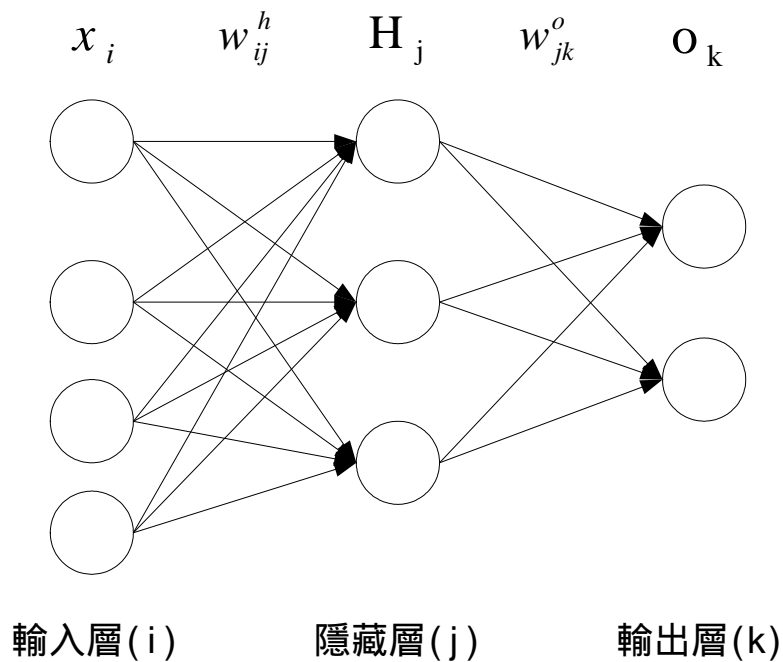


圖 4.5 含有單層隱藏層的倒傳遞網路

其演算流程如下：

1. 設定網路參數與隨機的連接權重初始值 w_{ij}^h 與 w_{jk}^o
2. 輸入一組訓練對，輸入範例向量 X 與目標輸出值向量 T
3. 計算輸入層到隱藏層處理單元 j 的淨輸入值 net_j^h

$$net_j^h = \sum_i w_{ij}^h x_i$$

4. 計算隱藏層處理單元 j 的輸出值 H_j

$$H_j = f(net_j^h)$$

5. 計算隱藏層到輸出層處理單元 k 的淨輸入值 net_k^o

$$net_k^o = \sum_j w_{jk}^o h_j$$

6. 計算網路的實際輸出值 O_k

$$O_k = f(net_k^o)$$

7.計算輸出層的誤差項

$$\delta_k^o = (T_k - O_k) f'(net_k^o) = (T_k - O_k) O_j (1 - O_j)$$

8.計算隱藏層的誤差項

$$\delta_j^h = f'(net_j^h) \sum_k \delta_k^o w_{jk}^o = H_j (1 - H_j) \sum_k \delta_k^o w_{jk}^o$$

9.更新輸出層的連接權重 w_{jk}^o

$$w_{jk}^o = W_{jk}^o + \eta \delta_k^o H_j$$

10.更新隱藏層的連接權重 w_{ij}^h

$$w_{ij}^h = w_{ij}^h + \eta \delta_j^h x_i$$

11.使用誤差函數 $E = \frac{1}{2} \sum_k (T_k - O_k)^2$ 決定誤差

12.重複步驟 2-11 直至網路收斂（誤差值已不再改變）

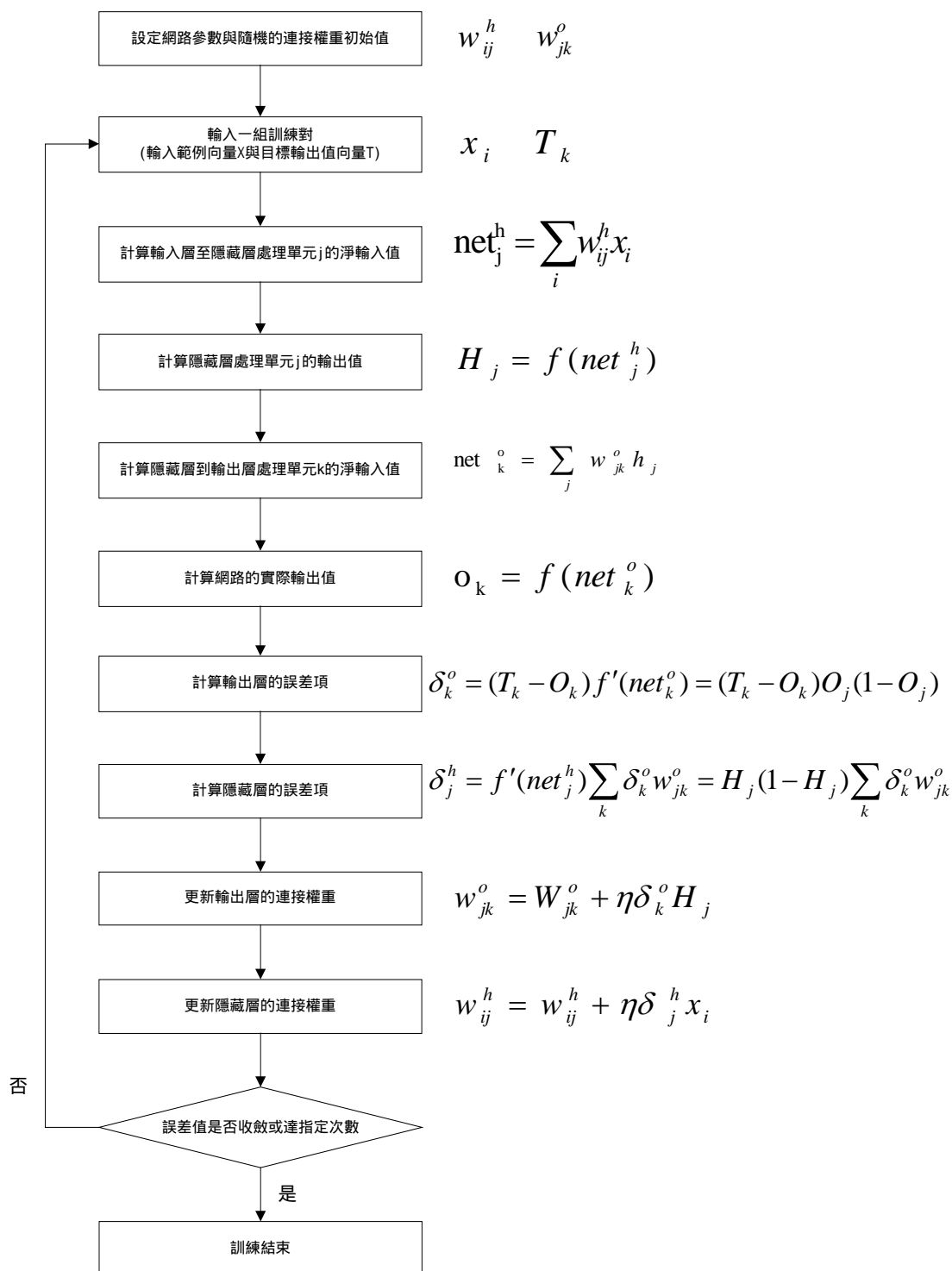


圖 4.6 倒傳遞類神經網路法演算流程

4.2.4 輸入層、隱藏層與輸出層及其他設定

類神經網路的架構中可將所有的處理單元區分為輸入層、隱藏層與輸出層，其中輸入層與輸出層的層數各只有一層，而隱藏層則依不同的問題可設定成不同的層數，但由於層數過多會增加演算的複雜度，且隱藏層的層數多時，效果不一定會比層數少時好，一般不建議多於兩層。Cybenko(1989)【25】證明在有足夠的隱藏層處理單元時，一層隱藏層就已足夠趨近任何連續函數（Continuous function）。

在處理單元的部份，隱藏層處理單元數目太少，容易造成較大的誤差，而數目太多，雖可降低誤差，但收斂速度變慢，當超過一定的數目時，對降低誤差幾乎沒有幫助，且會增加網路訓練時的時間。一般隱藏層處理單元數為輸入層與輸出層處理單元和的平均或是輸入層與輸出層相乘後，再開根號所得。

各層的處理單元及數目與其他設定分述如下：

1.輸入層：

在事件偵測的課題之下，本研究將輸入層的處理單元設定為小客車流量、小客車平均速率及平均佔有率等三個輸入變數，並同時考慮上、下游偵測器的相對關係，因此將輸入層的處理單元設為六個。

2.輸出層：

本研究之事件偵測系統，最主要是用來判斷事件是否發生，因此利用一個處理單元來表示輸出的狀態，亦即有事件時為 1，無事件時為 0。

3.隱藏層：

在隱藏層中僅需決定處理單元的數量，因此可將隱藏層內單元數設為輸入層與輸出層處理單元和的平均（ $\frac{6+1}{2} = 3.5$ ）或輸入層與輸出層處理單元數相乘後，再開根號（ $\sqrt{6 \times 1} = 2.45$ ）。

4.轉換函數：

在此所使用的轉換函數為最常用的非線性轉換函數 S 形函數 (Sigmoid-function , 又稱為 Logistic function 或 squashing function) , 這種函數當自變數趨於正負無限大時, 函數值會趨於常數, 介於 [0,1] 之間。

$$f(\text{net}) = \frac{1}{(1 + e^{-\text{net}})}$$

5.學習法則：採用 Delta Rule。

6.誤差判斷：

在輸出的項目中, 本研究定義輸出結果為 0 表示無事件發生, 輸出結果為 1 表示有事件發生, 因此在類神經網路的輸出單元中, 以 0.5 為篩選標準值, 大於或等於 0.5 以上者視為有事件發生, 小於 0.5 以下者則視為無事件發生。並以偵測率 (DR) 及誤報率 (FAR) 來判斷演算法之績效。

7.學習速率：

太大或太小的學習速率對於求解都可能會產生不易收斂或學習速率過慢的影響。最佳的學習方式應為一開始設定較大的學習速率, 到收斂到某個程度以後改以較小的學習速率以達到最佳的收斂結果, 本研究採 NeuralNetwork Professional II/Plus 的預設值。。

8.慣性因子：

所謂慣性因子 (Momentum) , 係用於計算權重值修正量時, 加上某一比例之上次權重值之修正量, 以解決訓練過程中振盪的現象及加速收斂。一般慣性因子介於 0~1 之間, 本研究採 NeuralNetwork Professional II/Plus 的預設值。

9.初始權重值：

由 NeuralNetwork Professional II/Plus 之亂數產生器產生。

第五章 資料蒐集、整理與重組

5.1 資料蒐集

首先必須了解高速公路事件偵測系統路側偵測器所能提供予本研究之車流特性資料種類以做為資料蒐集時之基礎；其次為模擬軟體所產生之事件發生前後之車流特性資料。

5.1.1 路側偵測器之車流特性資料

透過國道高速公路局之協助，本研究得知路側偵測器可設定為每 20 秒傳輸一筆車流特性資料至交控中心儲存並做為事件偵測之用，其格式如表 5.1 所示。每一筆資料皆包括操作編號、設備編號、時間、車道別、小客車之流量及速率、大客車之流量及速率、聯結車之流量及速率、佔有率等。

表 5.1 路側偵測器每 20 秒傳輸資料

操作 編號	設備 編號	時間	車道別	小客車		大客車		聯結車		佔有率	車道別	小客車		大客車		聯結車		佔有率
				流量	速率	流量	速率	流量	速率			流量	速率	流量	速率	流量	速率	
1BS 18	457	05:00:00	1th lane	1	95	0	0	0	0	1	2th lane	1	91	0	0	0	0	1
1BS 21	465	05:00:00	1th lane	0	0	0	0	0	0	0	2th lane	3	94	0	0	0	0	3
1BS 24.4	471	05:00:00	1th lane	0	0	0	0	0	0	0	2th lane	3	96	0	0	0	0	3
1BS 25.5	473	05:00:00	1th lane	255	255	255	255	255	255	255	2th lane	2	50	0	0	0	0	1

資料來源：國道高速公路局

註 1：操作編號 1BS25.5 之偵測器第一車道部份因故障造成較大的誤判值

註 2：車道別中的 1th、2th 為回傳資料中的錯誤編碼，正確應為 1st、2nd

5.1.2 構建模擬路網

根據高速公路局的實質路段資料，本研究模擬路段範圍為下塔悠下坡匝道至圓山交流道之間的南下路段，範圍中僅包括單向雙車道、無進出口匝道之主線路段。如圖 5.1 所示。

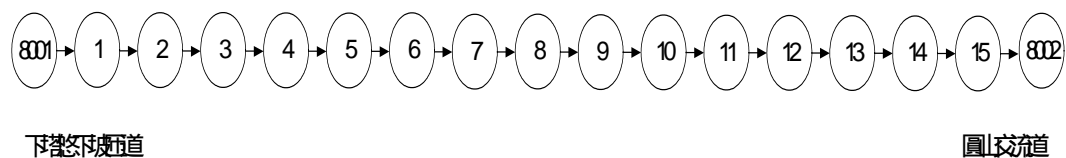


圖 5.1 模擬路段示意圖

依據路線幾何特性與研究需要將此路段劃分為 15 個節點(node)，並由於 TSIS 中偵測器資料僅供軟體內部事件偵測法使用，因此無法直接獲得偵測值【23】本研究將節點 5-6 及節點 11-12 之距離設為 18 英呎(6 公尺)，充當偵測器使用，並將該路段之平均車流特性資料視為偵測器資料使用。

因此在節點 5-12 之間為本研究之研究範圍，距離約 1500 英呎(500 公尺)，並於該路段中點設計事件發生，以蒐集所需之相關車流特性資料。

5.1.3 模擬模式之輸入參數

欲以模擬模式進行車流模擬工作之前，必須將整個路網的每個節點與節線加以編號，以逐步於模擬模式中構建模擬路網，另外仍須輸入各項道路幾何資料如路段長度、車道數及車道配置等；交通資料如車流量、轉向比率及車流組成等。分述如下：

1. 路段幾何資料

本研究以高速公路局所提供之高速公路道路實質資料進行模擬路網之構建，其中包括路段長、車道數、縱坡度與曲率半徑。唯要注意的地方是 FRESIM 中的長度單位為英制，由公制換算為英制時要留意。

2.平均啟動延滯(Mean Start-up Delay)

指車輛在走走停停的情況下，高速公路上疏解停等車輛之平均時間間距。模式中預設值為 2.2 秒。又根據李謀和【31】的研究中指出國內之平均啟動延滯應修正為 1.8 秒。

3.自由流速率

指車輛在道路上行駛，不受其他車輛或交控設施干擾之期望行駛速率。模式中預設值為 55mph(88kph)，又根據李啟仲【22】及沈良珍【23】的研究中皆以高速公路速限加上 10kph 來設定自由流速率。目前高速公路汐止到五股高架路段速限大多為 100kph，因此設定自由流速率之上限為 110kph，約為 68mph。

4.車種比率

模擬模式中將車輛分成小客車、卡車、巴士及共乘之小客車共四類，再依其性能與車型的不同區分為九種。但因 FRESIM 模式中僅能提供小客車的車流特性資料，以及目前國內並無相關的車種比率調查資料，因此本研究將小客車的車種比例設為 100%，其餘車種皆設為 0%。

5.警告標誌之設置地點

警告標誌的作用在於使駕駛人對事件的發生做出反應，以模擬駕駛人在事件上游的某一位置從受到封閉的車道中變換到未封閉的車道。

在邱顯鳴【24】的研究中指出，在低流量的狀態下，車輛能在事件發生點較遠處變換車道，平均約為 230 呎（75 公尺）。在高流量的狀態下，由於不易找到適當的機會變換車道，車輛必須行駛至事件發生地點後方再以擠入的方式進行強迫性之變換車道，其平均距離約為 46 呎（15 公尺）。

但在李啟仲【22】及沈良珍【23】的研究中指出在模擬高流量狀態之事件時，將警告標誌設於 46 呎處會有不合理的現象。該研究發現事件地點的車道上游會累積相當多的等候車隊，並一直延續至上游的偵測區，在此同時，鄰近車道的車流仍如正常狀態一樣，受到事件的影響不大。為避免此一不合理現象，故在高流量狀態下並不輸入此一數值。

故本研究根據上述研究，低流量(A、B 級服務水準)的狀態下，警告標誌設置於發生事件點上游約 230 呎 (75 公尺) 處。在中、高流量(C、D、E、F 級服務水準)的狀態時，則不設定。

6.跟車敏感係數

FRESIM 模式之跟車模式基本假設為：在跟車行為中，駕駛人本身與前車之間會保持一時間間距值，此數據根據不同駕駛習慣而會有所不同，並依此分成 10 種不同的駕駛型態。

李啟仲【22】在無法實地調查的限制下，以相同外在環境下以兩組不同的駕駛人型態（激進型與保守型）進行測試，發現兩者所得出的路段車流量差異極小，認為此一參數對於流量與密度的影響甚小，故採用 FRESIM 模式中之預設值。

本研究根據上述研究。也直接採用模式中之預設值而不進行修改。其預設值如下表 5.2 所示。

表 5.2 跟車敏感係數表

駕駛人型態	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
跟車敏感係數	1.5	1.4	1.3	1.2	1.1	1.0	0.9	0.8	0.7	0.6

資料來源：TSIS 使用手冊

7.變換車道行為

駕駛人在無特殊原因下產生之變換車道行為稱為隨機性變換車道，在 FRESIM 模式中假設有 1%的駕駛人會有此類行為。

在 FRESIM 模式中變換車道所需延時預設為 3.0 秒，且在李啟仲【22】的研究中指出，在強迫性變換車道時，若變換車道行為受到前行車輛及後隨車輛影響，則此變換車道行為所需延時為 3.0 秒，故不做修正。而 FRESIM 模式中設定有 20% 的駕駛人會對欲變換車道之車輛予以退讓。

8. 車輛性能

依照 FRESIM 模式之預設值，車輛的推進力為 0.7 呎/秒^3 ，最大減速率為 15 呎/秒^2 ，最大不危急之減速率為 8 呎/秒^2 。

9. 最小發車間距

指 FRESIM 模式中發車的最小時間間距。在 FRESIM 模式中每小時每車道最多可產生 1800 輛車，因此預設最小發車間距為 2 秒。而本研究所構建之路網為主線兩車道路段，並在 E 級服務水準下需產生最多的每小時 4300 輛車，因此將最小發車間距修改為 1.5 秒。

5.1.4 事件發生時之車流特性資料

本研究針對研究範圍內的路段依照事件發生的位置切成幾個小區域，並沿著車流方向將各相對偵測器定義為上游偵測站及下游偵測站，如圖 5.2 所示。

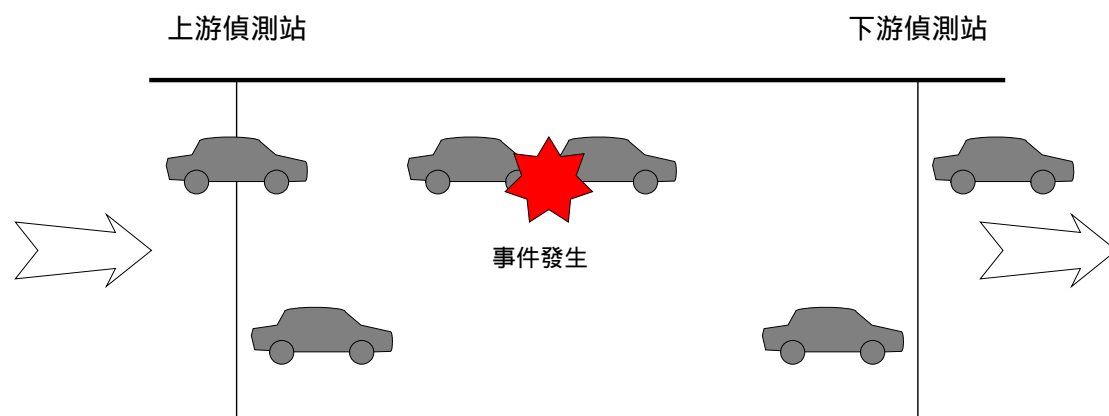


圖 5.2 上、下游偵測站示意圖

本研究係模擬中山高速公路汐止到五股高架主線路段來進行事件自動偵測之離線 (Off-line) 測試，因此必須蒐集事件發生時間與事件發生前

後之流量、速率與佔有率等資料。

在 Payne【2】的研究中，以 1 分鐘資料為一單位，前後各約取一小時輸入於該演算法中。在黃振賢【3】與曾信忠【4】之研究中，雖同以 5 分鐘資料輸入其演算法之中，但取樣的時間長度卻各有不同，黃君取其事件發生前 15~20 分鐘至事件發生後 45 分鐘共約 15 件真實事件樣本，曾君取其事件發生前後各約 1 小時共約 33 件真實事件樣本。

本研究所使用之資料，則以每 20 秒為一個單位，取事件發生前 10 分鐘至事件發生後 15 分鐘共 25 分鐘為一事件樣本，如此便可同時包含有事件發生及無事件發生之樣本供做分析，如表 5.3 所示。

表 5.3 事件狀態表達方式

時間	08:10:20~08:20:00	08:20:20~08:35:00
有無事件	無事件	有事件
事件代碼	0	1

5.2 資料整理

5.2.1 服務水準分群

為了解不同的流量等級下所產生的影響，本研究參考 2001 年臺灣地區公路容量手冊【1】，以不同服務水準來界定流量等級。

就經驗來說，高速公路內、外車道因功能不同，在車流的表現情況也有不同。如圖 5.3 所示。

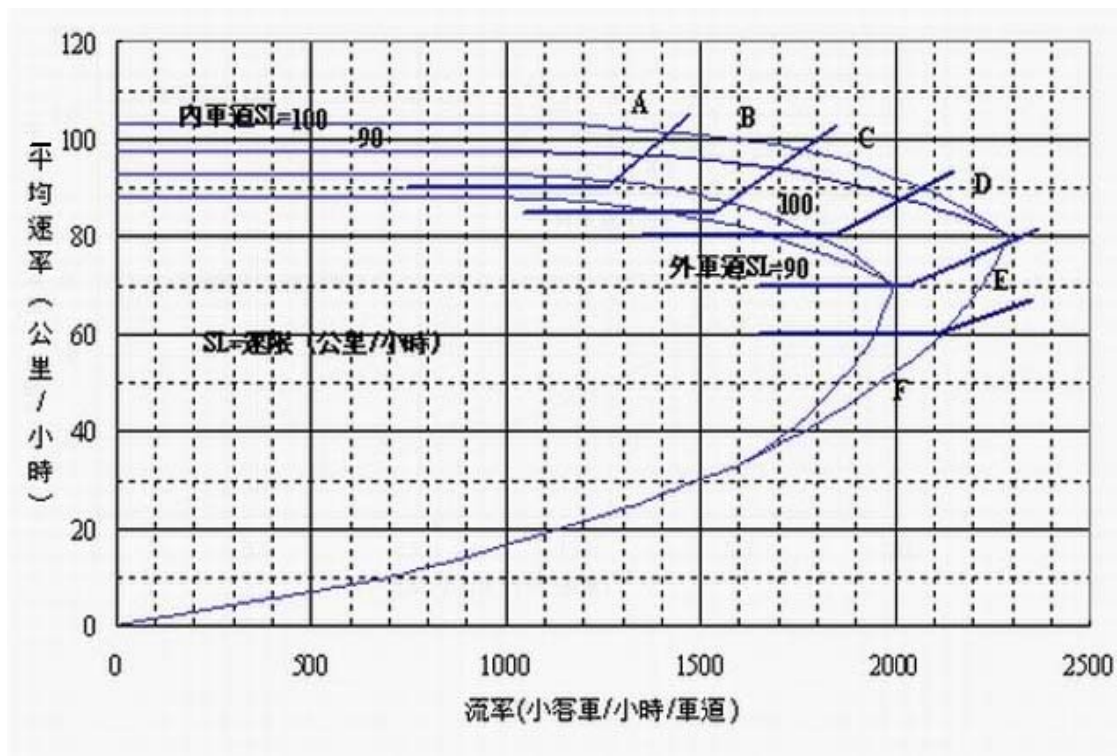


圖 5.3 平坦路段速率與流率關係及服務水準劃分之等級【1】

以內車道而言，A 級服務水準之流量上限約在 1400vph 以下，速率須為 90 公里/小時以上；B 級服務水準之流量約在 1400~1800vph 之間，速率在 85 公里/小時以上；C 級服務水準之流量約在 1800~2100vph 之間，速率在 80 公里/小時以上；D 級服務水準之流量約在 2100~2300vph 之間，速率在 70 公里/小時以上；E 級服務水準之流量與 D 級服務水準相近，但速率在 60~80 公里/小時之間，表示車流開始進入不穩定的狀態，可能僅持續數分鐘。F 級服務水準之流量降至 2100vph 以下，速率落至 60 公里/小時以下，表示將持續相當久的不穩定壅塞狀態，如圖 5.4 所示。

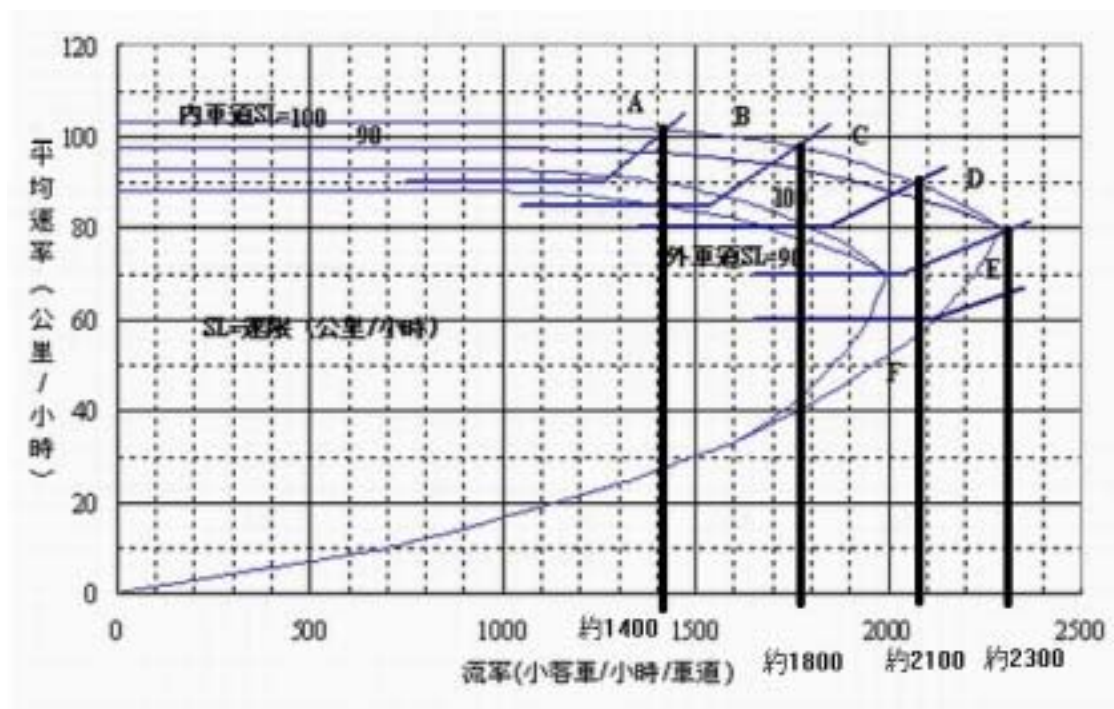


圖 5.4 內車道服務水準劃分標準【1】

以外車道而言，A 級服務水準之流量上限約在 1300vph 以下，速率須為 90 公里/小時以上；B 級服務水準之流量約在 1300~1600vph 之間，速率在 85 公里/小時以上；C 級服務水準之流量約在 1600~1800vph 之間，速率在 80 公里/小時以上；D 級服務水準之流量約在 1800~2000vph 之間，速率在 70 公里/小時以上；E 級服務水準之流量與 D 級服務水準相近，但速率在 60~70 公里/小時之間，表示車流開始進入不穩定的狀態，可能僅持續數分鐘。F 級服務水準之流量降至 2000vph 以下，速率落至 60 公里/小時以下表示將持續相當久的不穩定壅塞狀態，如圖 5.5 所示。

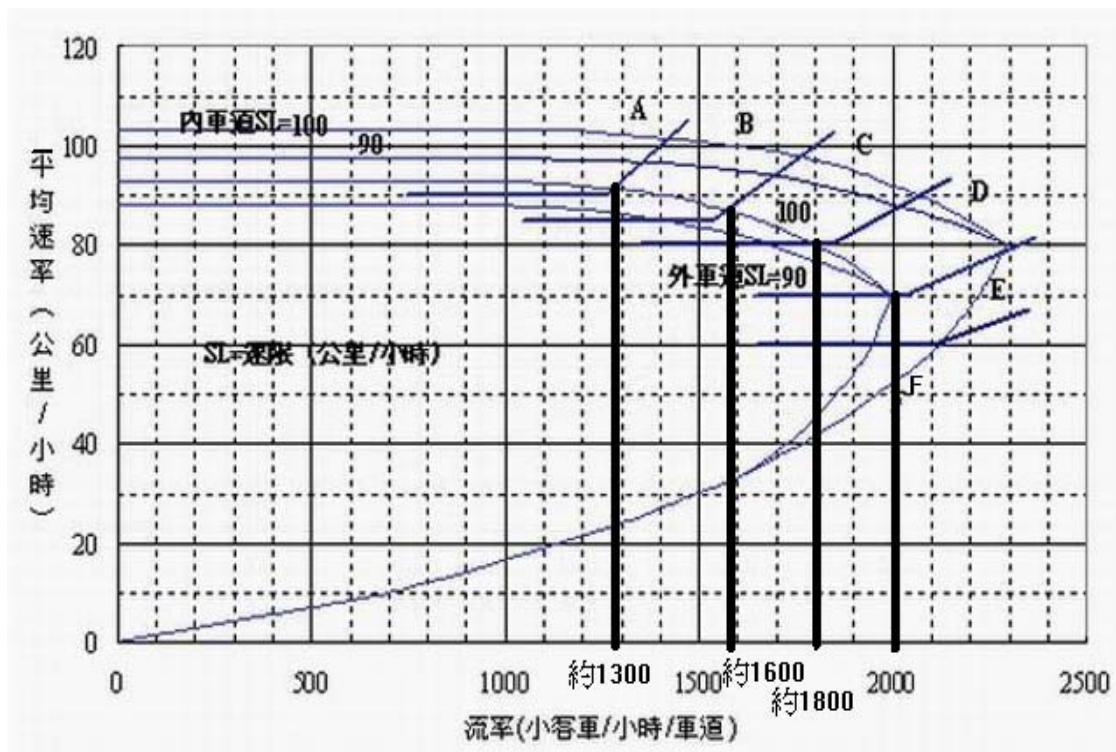
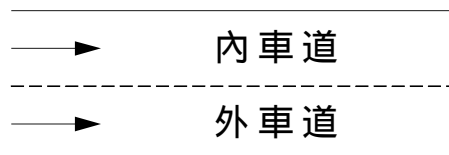


圖 5.5 外車道服務水準劃分標準【1】

由於本研究範圍內僅包含兩車道路段，根據臺灣地區公路容量手冊【1】中提到內、外車道的定義如圖 5.6 所示。

安全分隔島



兩車道路段

圖 5.6 內外車道定義【1】

透過上述說明，本研究依照各級服務水準之流量與速率範圍分別產生 40 個樣本，以了解不同資料類型在不同服務水準下以不同事件偵測演算法演算過後之績效特性，其 1 小時流量與速率之範圍如表 5.4 所示。

表 5.4 兩車道流量等級區分表

服務水準	速率(kph)	流量 (vph)
A 級	90 以上	~2700
B 級	85 以上	2700~3400
C 級	80 以上	3400~3900
D 級	70 以上	3900~4300
E 級	60~70 之間	4000~4300
F 級	60 以下	~4000

5.2.2 蒐集各服務水準分群之樣本

為符合大樣本的需求及車流的真實性，本研究依照表 5.5 所列之各服務水準之速率及流量範圍均勻地更改模擬模式中之速率值及流量值，以產生各種不同服務水準下的樣本各 40 個，如表 5.5 所示：

表 5.5 各服務水準之模式輸入值

服務水準	區分範圍		模式輸入值	
	速率(kph)	流量 (vph)	速率(mph)	流量 (vph)
A 級	90 以上	~2700	56~68	700~2600
B 級	85 以上	2700~3400	53~55	2750~3350
C 級	80 以上	3400~3900	50~52	3500~3800
D 級	70 以上	3900~4300	44~49	4000~4250
E 級	60~70 之間	4000~4300	38~43	4050~4350
F 級	60 以下	~4000	31~38	1900~3500

註 1：自由流速率設定上限為 110kph，約為 68mph。

註 2：因 C、D 級服務水準輸入值範圍較小，故修改亂數種子以補足樣本數

透過 FRESIM 的模擬過程,分別利用 TRAFVU 模組中之表與圖(Tables and Graphs) 功能 (如圖 5.7 所示) 記錄事件發生前 10 分鐘至事件發生後 15 分鐘內之車流特性資料,包括上、下游偵測路段之流量、速率及密度(換算成佔有率), 並整理成如表 5.6 所示 :

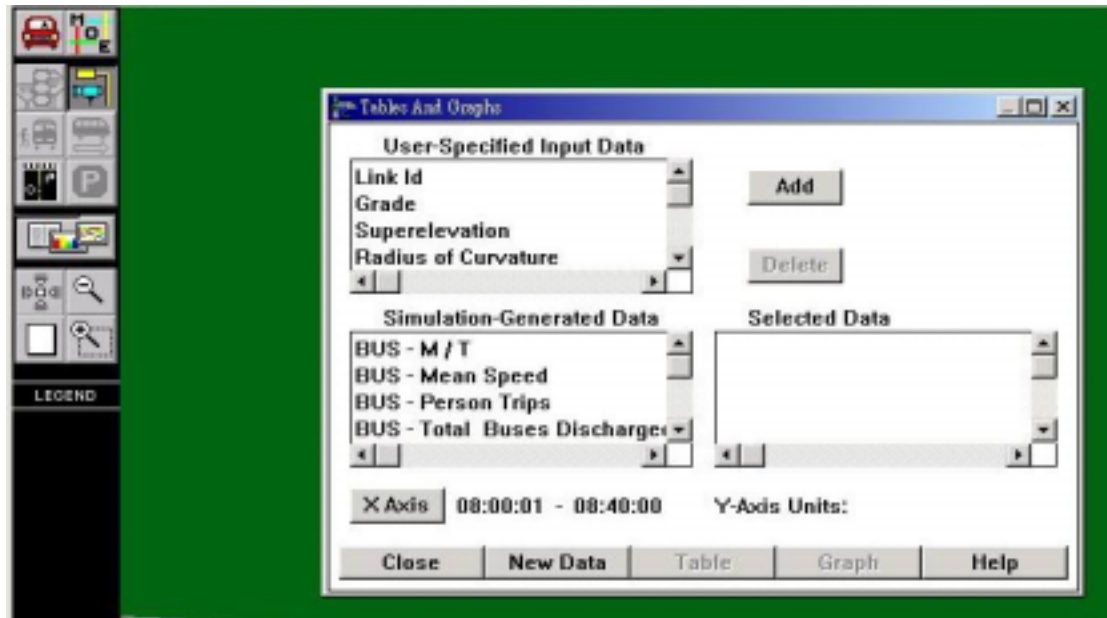


圖 5.7 TRAFVU 模組中之表與圖 (Tables and Graphs) 功能

表 5.6 事件記錄表

時間	上游偵測器			下游偵測器			事件狀態
	流量	速率	佔有率	流量	速率	佔有率	
08:10:20	3	86	2	4	86	2	0
08:19:20	5	90	7	10	87	14	0
08:19:40	6	90	8	10	87	14	0
08:20:00	6	89	8	10	87	14	0
08:20:20	6	89	8	9	87	14	1
08:20:40	6	90	8	9	87	13	1

註：經由密度值可換算出佔有率值【32】。

$$\text{密度}(K) = \frac{52.8}{L_v + L_d} \% OCC$$

L_v 表示車輛長度, 約為 16 英呎, L_d 表示偵測器長度, 約為 6 英呎

5.3 資料重組

為了解不同累計時間長度及更新頻率之影響，本研究擬將蒐集得來之資料以不同之累計時間長度及更新頻率組合，以求得最能表現國內車流特性之累計時間長度與更新頻率。

1. 累計時間長度

為了解不同累計時間長度之影響，本研究擬分別以 20 秒、40 秒、60 秒、120 秒、300 秒等不同時間長度進行累計，以產生一筆資料對演算法進行測試。

2. 更新頻率

為了解不同更新頻率對演算法之影響，本研究以累計時間長度為基準，並以 20 秒、40 秒、60 秒、120 秒、300 秒等不同更新頻率對各種時間長度進行重組。

由上述累計時間長度與更新頻率對資料進行重組後，每一個事件將會有 15 種不同的型態變化，如表 5.7 所示，其累計及更新之方法如圖 5.8 所示。

表 5.7 累計時間長度與更新頻率組合種類

更新頻率 累計時間長度	20 秒	40 秒	60 秒	120 秒	300 秒
20 秒		-	-	-	-
40 秒			-	-	-
60 秒				-	-
120 秒					-
300 秒					

第六章 演算法測試與績效評估

6.1 加州演算法

本研究所選用之加州演算法係十代加州演算法中的加州演算法 7 (Technology Services Corporation Algorithm 7, TSC7), 由於本研究並未取得相關軟體, 因此本研究自行以 Visual Basic 6.0 軟體配合加州演算法之邏輯進程式之撰寫, 程式碼如附件所示。並且透過統計加州演算法 7 的最後判斷結果, 以偵測率及誤報率來評估各種不同資料類型之績效。

在進程式運作之前, 必須先行擬定各種不同的門檻值組, 本研究以國內、外文獻【3,4,13】所校估出的門檻值做參考, 擬出許多可能適合國道中山高速公路汐止到五股高架路段的門檻值組合範圍, 如表 6.1 所示, 共計有 17136 種組合。

表 6.1 加州演算法之門檻值第一次設定範圍

	OCCDF (i,t)	OCCRDF (i,t)	DOCC (i,t)
範圍	10, 11, 12, ..., 30	0.25, 0.26, ..., 0.4	12.0, 12.1, ..., 17.0
個數	21	16	51

藉由本研究自行撰寫的程式, 在每一個循環一開始, 將一組門檻值組代入一個事件樣本, 以判斷該事件樣本中的某一筆資料是否處於有事件的狀態, 並於事件樣本中最後一筆資料判斷結束後, 計算該門檻值組所能達到的判斷績效, 於是進入第二個循環將第二組門檻值組代入, 以此類推。

當所有的循環結束之後, 便可從儲存下來的檔案中找出表現最佳之門檻值組, 以做為本研究評估資料類型不同所能達到的最佳績效。

6.2 門檻值與偵測率及誤報率間之關係

在本節中, 將先就測試後績效值表現最佳之門檻值組進行討論, 以了解門檻值與偵測率及誤報率之關係, 並有幾點發現, 如下所述:

1. 上、下游佔有率差 (OCCDF) 之趨勢

當我們要求偵測率最高且誤報率最低時，OCCDF 傾向較小值。原因可能係當追求高偵測率時，即希望演算法盡量將每筆資料認定為有事件發生以增加“有事件時的正確率”，因此 OCCDF 的門檻值較低時，較容易將每筆資料認定為有事件發生。

2.上、下游佔有率差比例（OCCRDF）之趨勢

OCCRDF 的值涵蓋整個輸入的範圍。可能原因尚無法得知，需要進一步的討論。

3.下游偵測器佔有率（DOCC）敏感度僅到整數位

如固定 OCCDF 值及 OCCRDF 值，若將 DOCC 值設為 12.1 至 13 時所計算出之偵測率及誤報率皆相同。且要求偵測率最高且誤報率最低時，OCCDF 較傾向較大值。

4.誤報率優先時的缺點

由於誤報率與偵測率有正向的關聯性，因此當優先要求誤報率最低時（零誤報率），偵測率最高僅達五成，不符合需求，因此在挑選門檻值組時不建議優先考慮最低誤報率，而應優先考慮最高偵測率，再考慮能接受之誤報率。

5.最佳績效之門檻值組合

在觀察所有門檻值組合之績效後發現，達到最佳且相同偵測率及誤報率的門檻值組合非常多，因此推論門檻值組合之範圍未涵蓋最佳門檻值組合。

依上述初步結論，修改門檻值組所設定的範圍及方法，以進行第二次之測試，共計有 9464 種組合，如表 6.2 所示。

表 6.2 加州演算法之門檻值第二次設定範圍

	OCCDF (i,t)	OCCRDF (i,t)	DOCC (i,t)
範圍	5, 6, 7, ... , 30	0.25, 0.26, ... , 0.5	7, 8, 9, ... , 20
個數	26	26	14

透過門檻值的修改，可得到偵測率最高且誤報率最低時的門檻值組，如表 6.3 所示，並發現幾點現象，如下所述：

1. 最佳門檻值組

門檻值組的輸入範圍增大後，所找到的最佳門檻值組有集中的趨勢，有助於釐清設定的方向。

2. 上、下游佔有率差（OCCDF）之趨勢

大部份偵測率最高的情況下仍發生在設定範圍的最小值，表示若追求偵測率更高時，可將 OCCDF 值往下調整。

3. 上、下游佔有率差比例（OCCRDF）之趨勢

大部份的 OCCRDF 值都落在設定範圍的最小值，表示若追求偵測率更高時，可將 OCCRDF 值往下調整。

4. 下游佔有率（DOCC）之趨勢

大部份偵測率最高的情況下，仍發生在設定範圍的最大值，表示若追求偵測率更高時，可將 DOCC 值往上調整。

表 6.3 偵測率最高且誤報率最低之最佳門檻值組

服務水準	A 級			B 級			C 級		
資料類型	OCCDF	OCCRDF	DOCC	OCCDF	OCCRDF	DOCC	OCCDF	OCCRDF	DOCC
20-20	5	0.25	13~20	5	0.25	17~20	5	0.25	20
40-20	5	0.25	13~20	5	0.25	18~20	5	0.25	20
40-40	5	0.25	13~20	5	0.25	18~20	5	0.25	20
60-20	5	0.25	13~20	5	0.25	17~20	5	0.25	20
60-40	5	0.25	13~20	5	0.25	17~20	5	0.25	20
60-60	5	0.25	13~20	5	0.25	17~20	5	0.25	20
120-20	5	0.25	13~20	5	0.25	18~20	5	0.25	20
120-40	5	0.25	13~20	5	0.25	18~20	5	0.25	20
120-60	5	0.25	13~20	5	0.25	18~20	5	0.25	20
120-120	5	0.25	13~20	5	0.25	17~20	5	0.25	20
300-20	5	0.25	13~20	5	0.25	18~20	5	0.25	20
300-40	5	0.25	13~20	5	0.25	17~20	5	0.25	20
300-60	5	0.25	13~20	5	0.25	17~20	5	0.25	20
300-120	5	0.25	13~20	5	0.25	17~20	5	0.25	20
300-300	5	0.25	13~20	5	0.25~0.27	17~20	5	0.25	20

註：40-20 表示累計時間長度為 40 秒、更新頻率為 20 秒之資料類型，以此類推。

表 6.3 偵測率最高且誤報率最低之最佳門檻值組（續）

服務水準	D 級			E 級			F 級		
資料類型	OCCDF	OCCRDF	DOCC	OCCDF	OCCRDF	DOCC	OCCDF	OCCRDF	DOCC
20-20	6	0.25	20	5~6	0.25	20	5	0.25	20
40-20	6	0.25	20	5~6	0.25	20	5~6	0.25	20
40-40	6	0.25	20	5~6	0.25	20	5	0.25	20
60-20	6	0.25	20	5~6	0.25	20	5	0.25	20
60-40	6	0.25	20	5~6	0.25	20	5	0.25	20
60-60	5~6	0.25	20	5~6	0.25	20	5	0.25	20
120-20	5~6	0.25	20	5~6	0.25	20	5	0.25	20
120-40	5~6	0.25	20	5~6	0.25	20	5	0.25	20
120-60	5~6	0.25	20	5~6	0.25	20	5	0.25	20
120-120	5~6	0.25	20	5~7	0.25~0.26	20	5	0.25	20
300-20	5~6	0.25	20	5~6	0.25	20	5	0.25	20
300-40	5~6	0.25	20	5~7	0.25	20	5	0.25	20
300-60	5~6	0.25	20	5~7		20	5	0.25	20
300-120	5~6	0.25	20	5~7	0.25	20	5	0.25	20
300-300	5~6	0.25	20	5~7	0.25~0.26	20	5	0.25	20

註：40-20 表示累計時間長度為 40 秒、更新頻率為 20 秒之資料類型，以此類推。

6.3 績效分析

6.3.1 以服務水準為基準

透過 6.2 節第二次之門檻值設定進行測試後，得到偵測率及誤報率之結果，如表 6.4、表 6.5、表 6.6、表 6.7、表 6.8、表 6.9 所示。為方便說明，每一種資料類型中，左欄數值代表偵測率、右欄數值代表誤報率。

$$\text{偵測率 (DR)} = \frac{\text{演算法偵知之實際事件總數}}{\text{所有實際發生之事件總數}} \times 100\%$$

$$\text{誤報率 (FAR)} = \frac{\text{誤報為有事件之事件總數}}{\text{無事件發生之事件總數}} \times 100\% (\text{離線定義})$$

表 6.4 各種資料類型在 A 級服務水準下之最佳績效

更新頻率		20 秒		40 秒		60 秒		120 秒		300 秒	
測試資料數		3000		1480		1000		480		200	
累計時間	20 秒	0.3859	0.2625	-		-		-		-	
	40 秒	0.3859	0.2617	0.3871	0.2617	-		-		-	
	60 秒	0.38	0.26	0.3795	0.26	0.365	0.255	-		-	
	120 秒	0.3498	0.2533	0.3496	0.245	0.3444	0.2425	0.3464	0.23	-	
	300 秒	0.3259	0.2417	0.3121	0.2417	0.3328	0.2425	0.3167	0.23	0.3388	0.2125

表 6.5 各種資料類型在 B 級服務水準下之最佳績效

更新頻率		20 秒		40 秒		60 秒		120 秒		300 秒	
測試資料數		3000		1480		1000		480		200	
累計時間	20 秒	0.7183	0.255	-		-		-		-	
	40 秒	0.7156	0.2583	0.7216	0.2567	-		-		-	
	60 秒	0.7056	0.253	0.7045	0.255	0.72	0.2475	-		-	
	120 秒	0.6894	0.25	0.6909	0.245	0.705	0.245	0.7071	0.25	-	
	300 秒	0.6283	0.2475	0.6261	0.2467	0.6467	0.2425	0.6464	0.245	0.7167	0.225

表 6.6 各種資料類型在 C 級服務水準下之最佳績效

更新頻率	20 秒	40 秒	60 秒	120 秒	300 秒
測試資料數	3000	1480	1000	480	200
累計時間	20 秒	0.8556	0.3675	-	-
	40 秒	0.8483	0.3767	0.8523	0.375
	60 秒	0.84	0.3792	0.8477	0.3783
	120 秒	0.8172	0.3808	0.8216	0.3817
	300 秒	0.7611	0.3825	0.7625	0.385

表 6.7 各種資料類型在 D 級服務水準下之最佳績效

更新頻率	20 秒	40 秒	60 秒	120 秒	300 秒
測試資料數	3000	1480	1000	480	200
累計時間	20 秒	0.7122	0.1483	-	-
	40 秒	0.6989	0.1441	0.6966	0.1433
	60 秒	0.69	0.1533	0.7	0.15
	120 秒	0.6506	0.155	0.6534	0.155
	300 秒	0.5717	0.1642	0.5716	0.1617

表 6.8 各種資料類型在 E 級服務水準下之最佳績效

更新頻率	20 秒	40 秒	60 秒	120 秒	300 秒
測試資料數	3000	1480	1000	480	200
累計時間	20 秒	0.4144	0.0642	-	-
	40 秒	0.3722	0.0583	0.3727	0.0567
	60 秒	0.3644	0.0633	0.358	0.055
	120 秒	0.3294	0.0625	0.3295	0.053
	300 秒	0.2646	0.0819	0.2659	0.0567

表 6.9 各種資料類型在 F 級服務水準下之最佳績效

更新頻率	20 秒	40 秒	60 秒	120 秒	300 秒
測試資料數	3000	1480	1000	480	200
累計時間	20 秒	0.5256	0.1733	-	-
	40 秒	0.5144	0.1742	0.5125	0.1733
	60 秒	0.5089	0.1792	0.5102	0.1717
	120 秒	0.48	0.1833	0.4818	0.1833
	300 秒	0.4111	0.1767	0.408	0.1733

6.3.2 各級服務水準下不同資料類型之績效分析

經過前章以流量及速率區分各種不同服務水準之車流狀態後，各產生 40 件樣本，全部做為績效測試之用，並得到下列結論：

1.在 A 級服務水準之下

偵測率僅達到三成多，而誤報率表現也差強人意，仍有兩成左右的誤報率。

2.在 B 級服務水準之下

大部份可達到七成以上的偵測率，而誤報率則與 A 級服務水準差不多，約達兩成以上。

3.在 C 級服務水準之下

大部份可達到八成以上的偵測率，而誤報率則略為上升到三成七左右。

4.在 D 級服務水準之下

大部份能達到六~七成以上的偵測率，而誤報率則維持在一成五左右。

5.在 E 級服務水準之下

大部份類型之偵測率下滑至四成以下，而誤報率則不到一成。

6.在 F 級服務水準之下

偵測率的表現提高至五成左右，誤報率維持在一至二成左右。

若以相同更新頻率的資料類型來看，累計時間長度較短者有較高的偵測率，而誤報率雖然不一定能保持最低，但仍維持在中等的程度；而累計時間長度愈長者，其偵測率愈低。

若以相同累計時間長度的資料類型來看，更新頻率較慢者有較高的偵測率，而誤報率雖然不一定能保持最低，但仍維持在中等的程度；而更新頻率愈快者，其偵測率愈低。

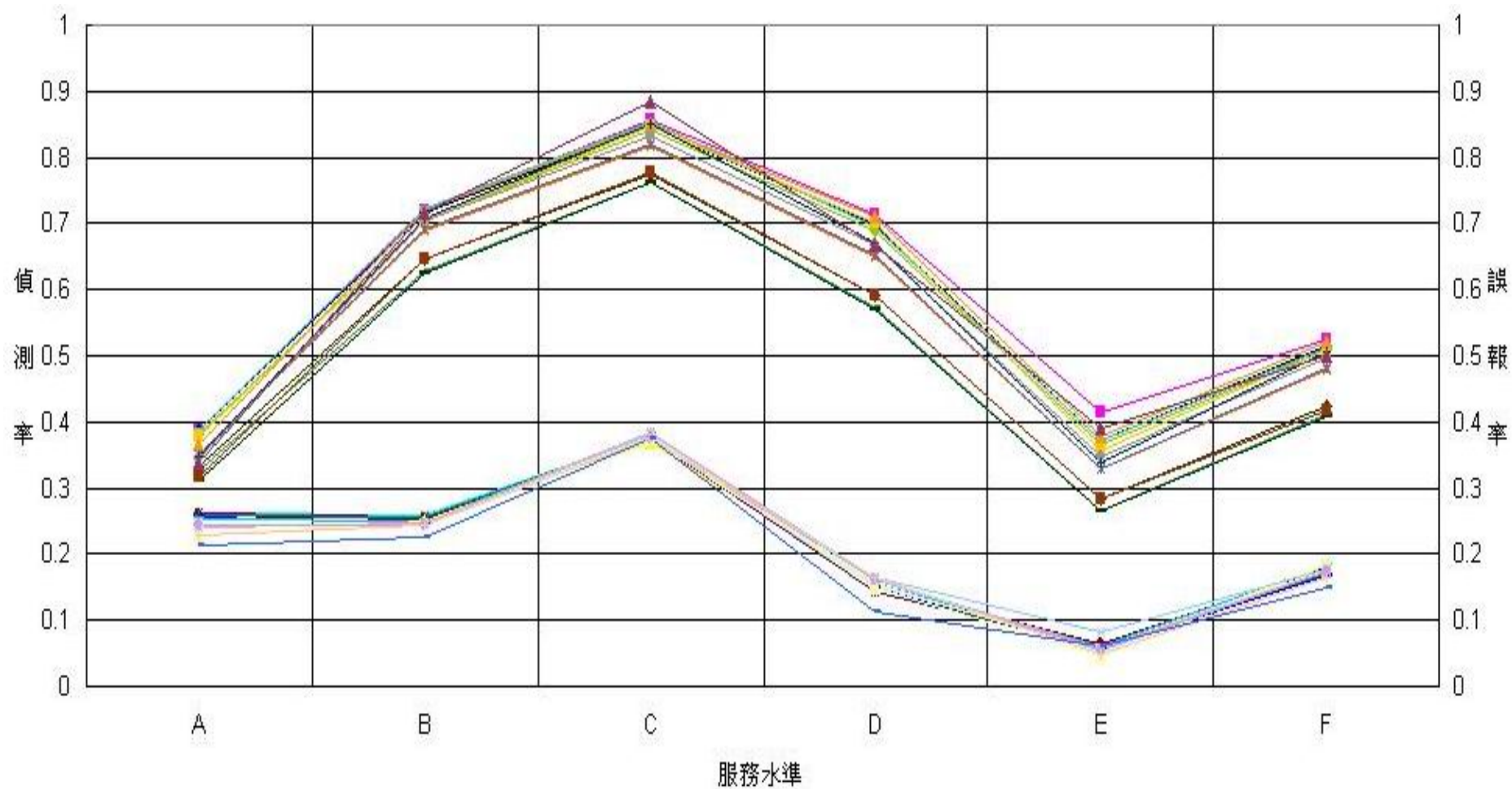
雖然以相同累計時間長度來看不同更新頻率時，其樣本資料數不同，但由於加州演算法並不會受樣本資料數所影響，因此本研究認為以此方式來做為比較之基準仍屬有效之方式。

6.3.3 偵測率與誤報率於不同服務水準下之關係

若綜合上述各表的結果，可看出不同資料類型在各種服務水準下之表現，如圖 6.1、圖 6.2 所示。

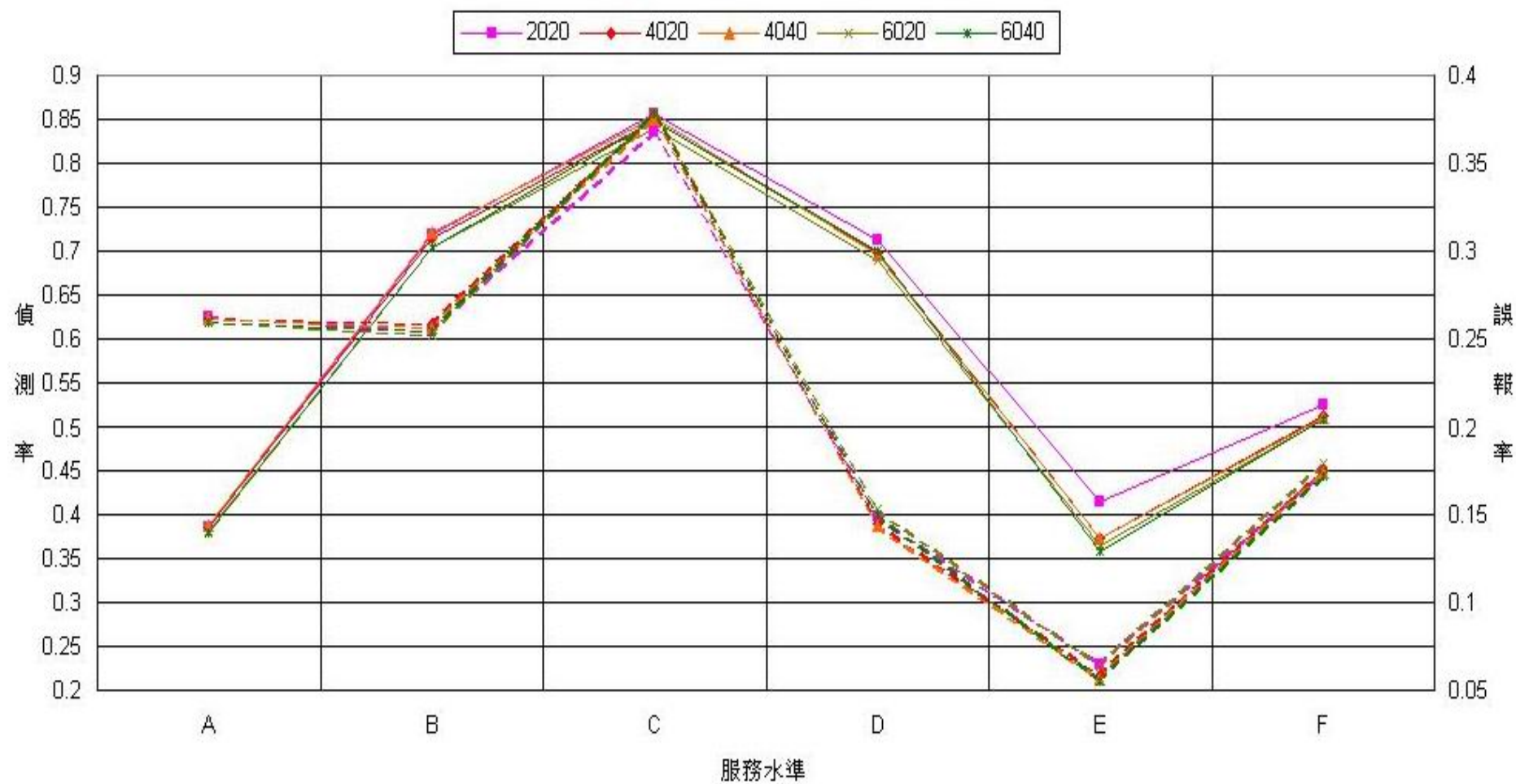
由圖 6.1 中可以得知，偵測率較容易受到服務水準變動所影響，而會有較明顯之差異。另誤報率的表現大致與偵測率的表現呈正向之關係，亦即偵測率愈高，誤報率就愈高，或是偵測率愈低，誤報率就愈低，但其變動的範圍較小，較不易因服務水準變動而產生變化。

由圖 6.2 中可以看出，在各級服務水準之下，各種資料類型偵測率之差異，其中在 A、B 級服務水準之下，則以累計時間長度為 40 秒、更新頻率為 40 秒之資料類型表現最佳，在 C 級服務水準時則以累計時間長度為 300 秒、更新頻率為 300 秒之資料類型表現最佳，在 D、E、F 級服務水準時則以累計時間長度為 20 秒、更新頻率為 20 秒之資料類型表現最佳。



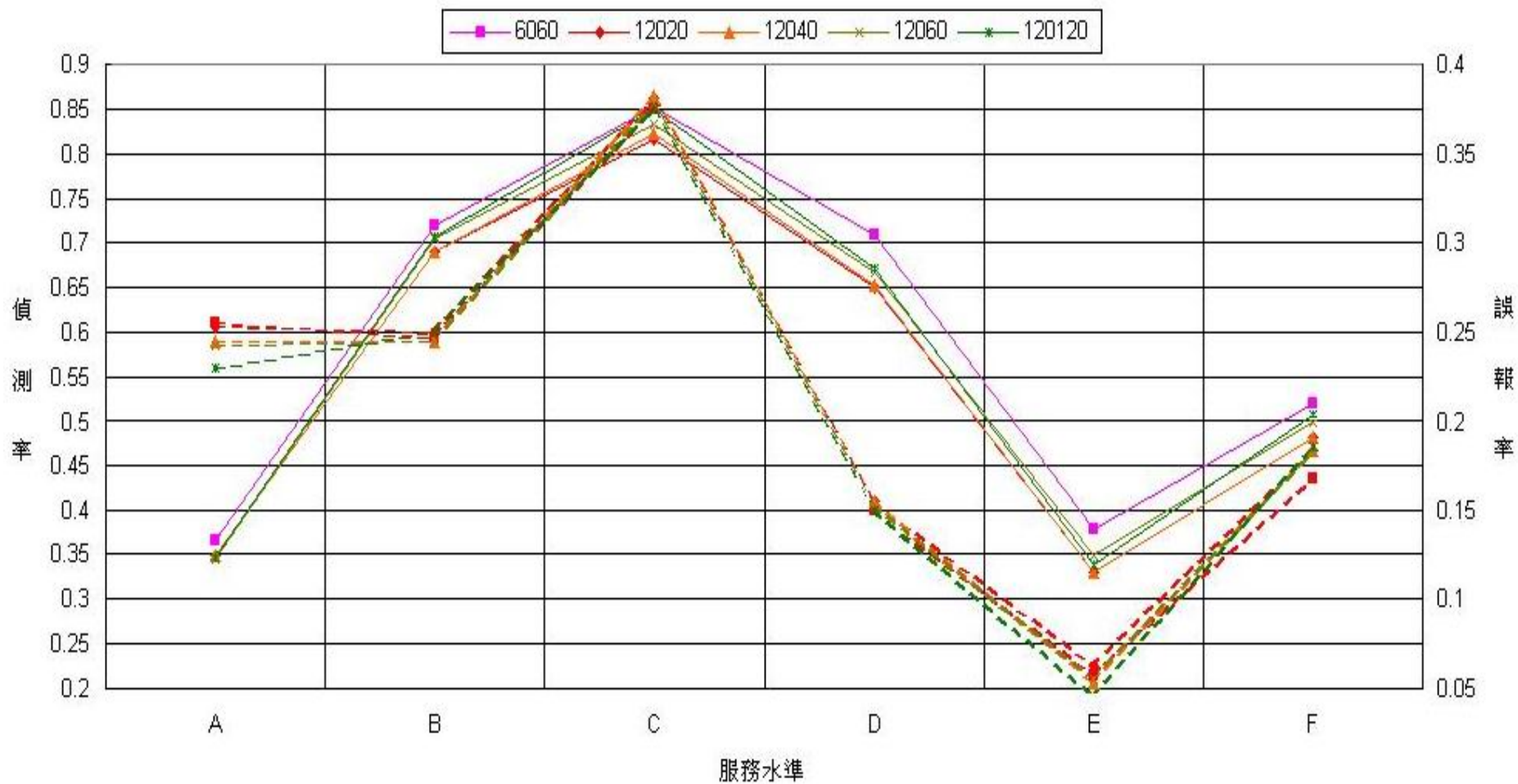
註：上方為偵測率線，下方為誤報率線

圖 6.1 15 種資料類型於不同服務水準之績效圖-加州演算法



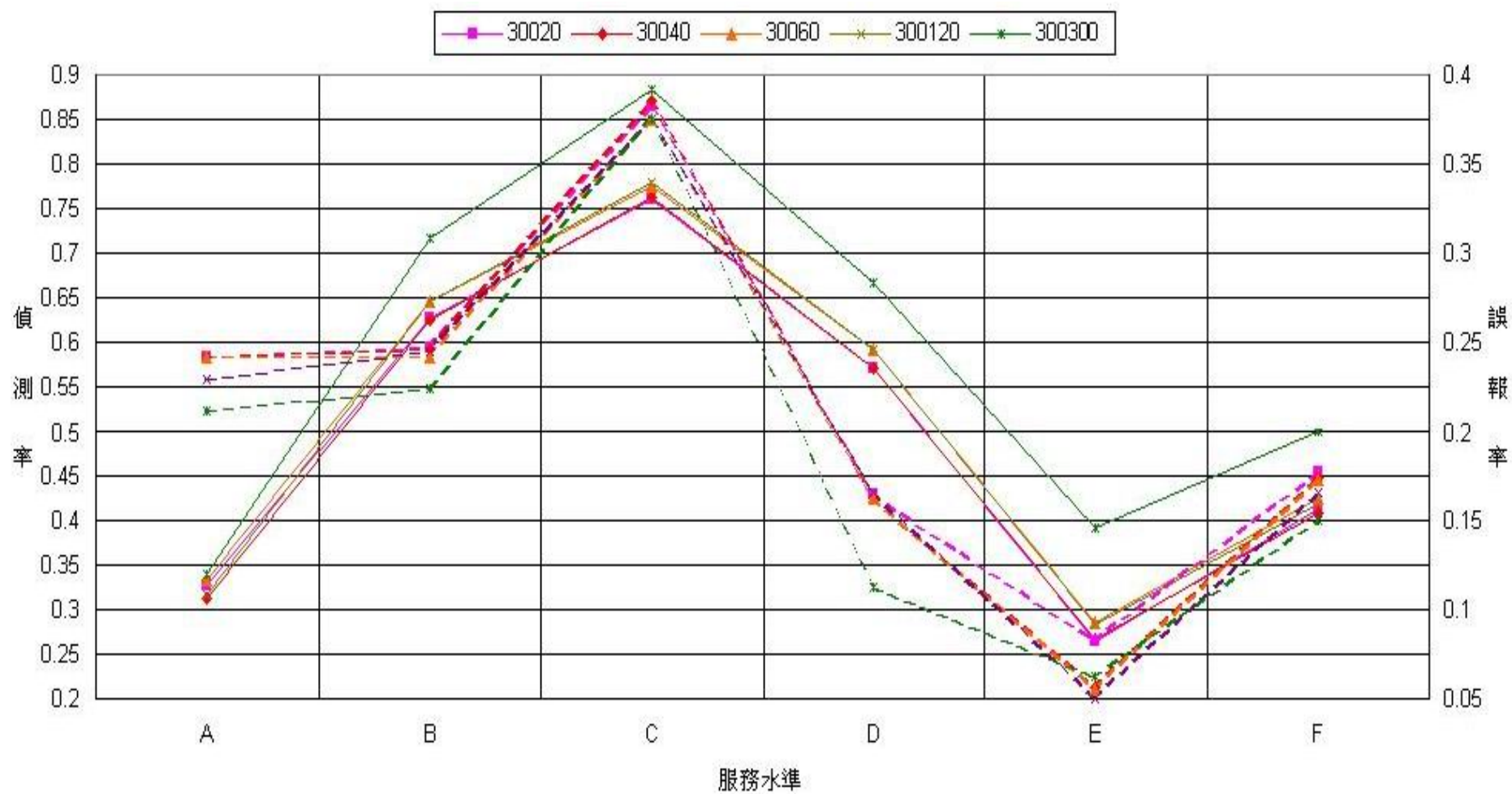
註：實線為偵測率，虛線為誤報率

圖 6.2 5 種資料類型於不同服務水準之績效圖-加州演算法



註：實線為偵測率，虛線為誤報率

圖 6.2 5 種資料類型於不同服務水準之績效圖-加州演算法 (續 1)



註：實線為偵測率，虛線為誤報率

圖 6.2 5 種資料類型於不同服務水準之績效圖-加州演算法 (續 2)

6.4 小結

綜合以上結果，本研究發現透過加州演算法 7 的應用，當服務水準變動時，偵測率會有明顯地變化，而誤報率的高低雖隨著偵測率起伏，但變動程度則較為平緩。

就同一個等級的服務水準來說，更新頻率與累計時間長度愈相近的資料類型（如 20-20、40-40 等）所計算出的績效愈佳，反之則愈劣。本研究認為原因應在於其資料類型較能反應真實的道路狀態之變化，當門檻值的設定能夠達到最佳的情況下，就能進行最正確的判斷。反之當累計時間愈長者，雖更新頻率增快，因其車流瞬間的變化被其餘之累計時間所消弭，上、下游兩偵測器資料所能變動的差異不大，因此容易造成偵測率偏低的現象。

而在不同等級的服務水準之下，除 C 級服務水準中以累計時間長度為 300 秒、更新頻率為 300 秒之表現最佳之外，其餘服務水準則以累計時間長度為 20 秒、更新頻率為 20 秒及累計時間長度為 40 秒、更新頻率為 40 秒之表現最佳。

當利用加州演算法進行事件偵測時，所表現偵測率及誤報率之高低，重點就在於門檻值的設定，若將門檻值設得較嚴格，當事件發生時，演算法則需要車流特性資料有相對明顯差異時才能認定為有事件發生，因此偵測率就會表現得較為差強人意，但誤報率卻也因此而降低。換句話說，當門檻值設得較寬鬆，當事件發生時，只要車流特性資料有輕微的變動，演算法就會認定為有事件發生，因此偵測率就會有比較高的表現，同時誤報率也會因此而提高。

6.5 類神經演算法先期測試

在正式採用類神經演算法進行事件偵測之前，需先對類神經演算法進行測試以決定最佳之類神經結構，測試之項目包括訓練次數、隱藏層數及隱藏層內之單元數。在測試的過程中發現訓練次數為五萬次及為十萬次的效果差異性不大，且訓練次數達五萬次時即可達到收斂的效果。在隱藏層的層數及單元數方面，發現就單一組樣本而言，隱藏層設為兩層之效果略優於設為一層之效果；而在單元數方面則沒有太大的變化，因此在設定方面，一部份考慮高流量（D、E 級服務水準）下的表現，一部份參考國內外的文獻【25,29,30】，建議將隱藏層內單元數設為輸入層與輸出層處理單元平均的（ $\frac{6+1}{2} = 3.5$ ）或輸入層與輸出層相乘後，再開根號所得（ $\sqrt{6 \times 1} = 2.45$ ），因此將兩層隱藏層內之單元數皆設為三個，如圖 6.3 所示。

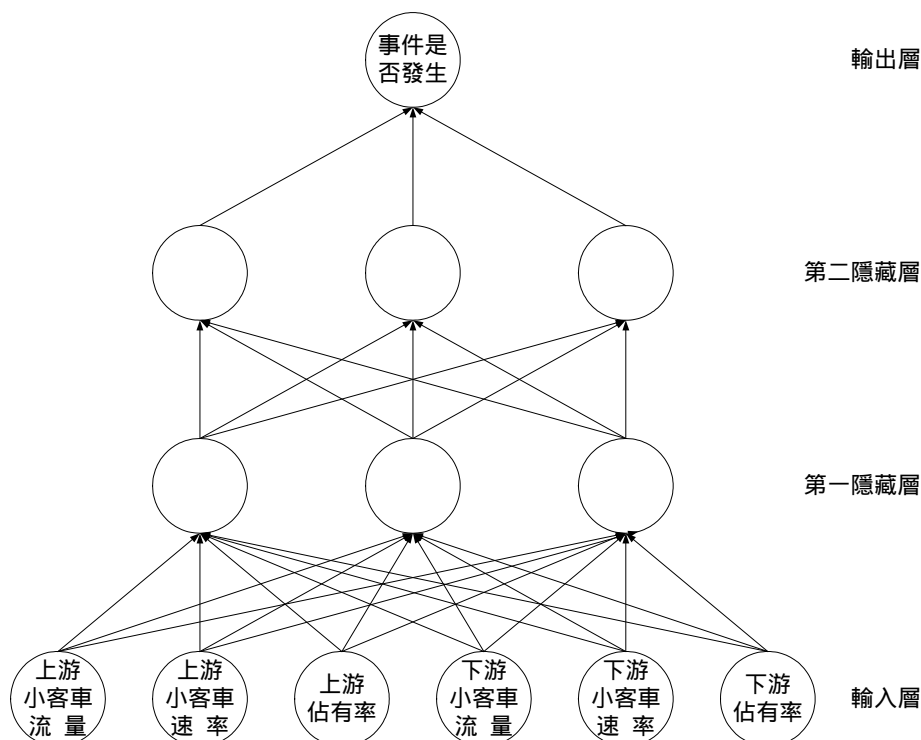


圖 6.3 類神經演算法 倒傳遞網路法結構圖

6.6 績效分析

6.6.1 以服務水準為基準

透過 6.5 節類神經網路之設定，本研究將各級服務水準中所蒐集得之 40 件樣本區分為訓練樣本 30 件，測試樣本 10 件，並於測試過後得到偵測率及誤報率之結果，如表 6.10、表 6.11、表 6.12、表 6.13、表 6.14、表 6.15 所示。為方便說明，每一種資料類型中，左欄數值代表偵測率、右欄數值代表誤報率。

$$\text{偵測率 (DR)} = \frac{\text{演算法偵知之實際事件總數}}{\text{所有實際發生之事件總數}} \times 100\%$$

$$\text{誤報率 (FAR)} = \frac{\text{誤報為有事件之事件總數}}{\text{無事件發生之事件總數}} \times 100\% (\text{離線定義})$$

表 6.10 各種資料類型在 A 級服務水準下之最佳績效

更新頻率	20 秒	40 秒	60 秒	120 秒	300 秒
訓練資料數	2250	1110	750	360	150
測試資料數	750	370	250	120	50
累計時間	20 秒	0.5644	0.5733	-	-
	40 秒	0.8933	0.82	0.9364	0.8733
	60 秒	0.8467	0.7967	0.9318	0.8467
	120 秒	0.8778	0.7233	0.9682	0.9067
	300 秒	0.8378	0.55	0.9182	0.6

表 6.11 各種資料類型在 B 級服務水準下之最佳績效

更新頻率	20 秒	40 秒	60 秒	120 秒	300 秒
訓練資料數	2250	1110	750	360	150
測試資料數	750	370	250	120	50
累計時間	20 秒	0.8689	0.22	-	-
	40 秒	0.8578	0.2	0.8773	0.2267
	60 秒	0.8578	0.2033	0.8727	0.2867
	120 秒	0.8556	0.2233	0.8591	0.26
	300 秒	0.8689	0.2267	0.8682	0.2467

表 6.12 各種資料類型在 C 級服務水準下之最佳績效

更新頻率		20 秒		40 秒		60 秒		120 秒		300 秒	
訓練資料數		2250		1110		750		360		150	
測試資料數		750		370		250		120		50	
累計時間	20 秒	0.8911	0	-		-		-		-	
	40 秒	0.8644	0	0.8773	0	-		-		-	
	60 秒	0.8644	0.0633	0.8682	0.04	0.8867	0	-		-	
	120 秒	0.8422	0.0633	0.85	0.0533	0.8533	0.05	0.8714	0.04	-	
	300 秒	0.8444	0.1167	0.8455	0.1133	0.86	0.09	0.8857	0.12	1	0

表 6.13 各種資料類型在 D 級服務水準下之最佳績效

更新頻率		20 秒		40 秒		60 秒		120 秒		300 秒	
訓練資料數		2250		1110		750		360		150	
測試資料數		750		370		250		120		50	
累計時間	20 秒	0.9133	0.07	-		-		-		-	
	40 秒	0.9044	0.05	0.9182	0.0667	-		-		-	
	60 秒	0.9067	0.0633	0.9091	0.0733	0.9133	0.06	-		-	
	120 秒	0.8889	0.07	0.9	0.08	0.9133	0.08	0.9286	0.06	-	
	300 秒	0.8844	0.1033	0.8955	0.1267	0.88	0.07	0.9143	0.08	1	0

表 6.14 各種資料類型在 E 級服務水準下之最佳績效

更新頻率		20 秒		40 秒		60 秒		120 秒		300 秒	
訓練資料數		2250		1110		750		360		150	
測試資料數		750		370		250		120		50	
累計時間	20 秒	0.8867	0.02	-		-		-		-	
	40 秒	0.88	0.02	0.8091	0	-		-		-	
	60 秒	0.8644	0.01	0.8818	0.0133	0.9067	0.02	-		-	
	120 秒	0.8444	0	0.8591	0.0133	0.8667	0	0.8857	0.06	-	
	300 秒	0.7978	0	0.7178	0	0.8133	0	0.8571	0	1	0

表 6.15 各種資料類型在 F 級服務水準下之最佳績效

更新頻率	20 秒	40 秒	60 秒	120 秒	300 秒
訓練資料數	2250	1110	750	360	150
測試資料數	750	370	250	120	50
累計時間	20 秒	0.8822	0.26	-	-
	40 秒	0.8689	0.21	0.9	0.2267
	60 秒	0.86	0.2033	0.8682	0.22
	120 秒	0.8533	0.1378	0.8682	0.26
	300 秒	0.8356	0.21	0.8591	0.24

6.6.2 各級服務水準下不同資料類型之績效分析

經過前章以流量及速率區分各種不同服務水準之車流狀態後，各產生 40 件樣本，其中 30 件做為網路訓練之用，10 件做為測試之用，並得到下列結論：

1.在 A 級服務水準之下

大部份資料類型都有八成以上的偵測率，但誤報率普遍偏高，唯一可接受的資料類型是累計時間長度為 300 秒、更新頻率為 120 秒之資料類型。

2.在 B 級服務水準之下

大部份資料類型能達到八成以上的偵測率，而誤報率僅有少數超過兩成，表現最佳者為累計時間長度為 300 秒、更新頻率為 300 秒之資料類型。

3.在 C 級服務水準之下

大部份資料類型能達到八成以上的偵測率，而誤報率則普遍不到一成，表現最佳者為累計時間長度為 300 秒、更新頻率為 300 秒之資料類型。

4.在 D 級服務水準之下

大部份資料類型能達到九成以上的偵測率，而誤報率則普遍不到一成，表現最佳者為累計時間長度為 300 秒、更新頻率為 300 秒之資料類型。

5.在 E 級服務水準之下

大部份資料類型能達到九成以上的偵測率，而誤報率則普遍不到一成，表現最佳者為累計時間長度為 300 秒、更新頻率為 300 秒之資料類型。

6.在 F 級服務水準之下

大部份資料類型仍能達到八成以上的偵測率，而誤報率約為兩成，表現最佳者為累計時間長度為 40 秒、更新頻率為 40 秒之資料類型。

若以相同更新頻率的資料類型來看，累計時間長度較短者有較高的偵測率；而誤報率則以正向的關係隨著偵測率變化，因此偵測率較高者，其誤報率亦較高。

若以相同累計時間長度的資料類型來看，更新頻率較慢者有較高的偵測率，而誤報率同樣以正向的關係隨著偵測率變化，因此偵測率較高者，其誤報率亦較高。

雖然以相同累計時間長度的資料類型來看，其結果可能受到樣本數不同所影響，但本研究認為訓練次數達五萬次，應足以消除因樣本數不足所造成之誤差，因此本研究認為此方式來做為比較之基準仍屬有效之方式。

6.6.3 偵測率與誤報率於不同服務水準下之關係

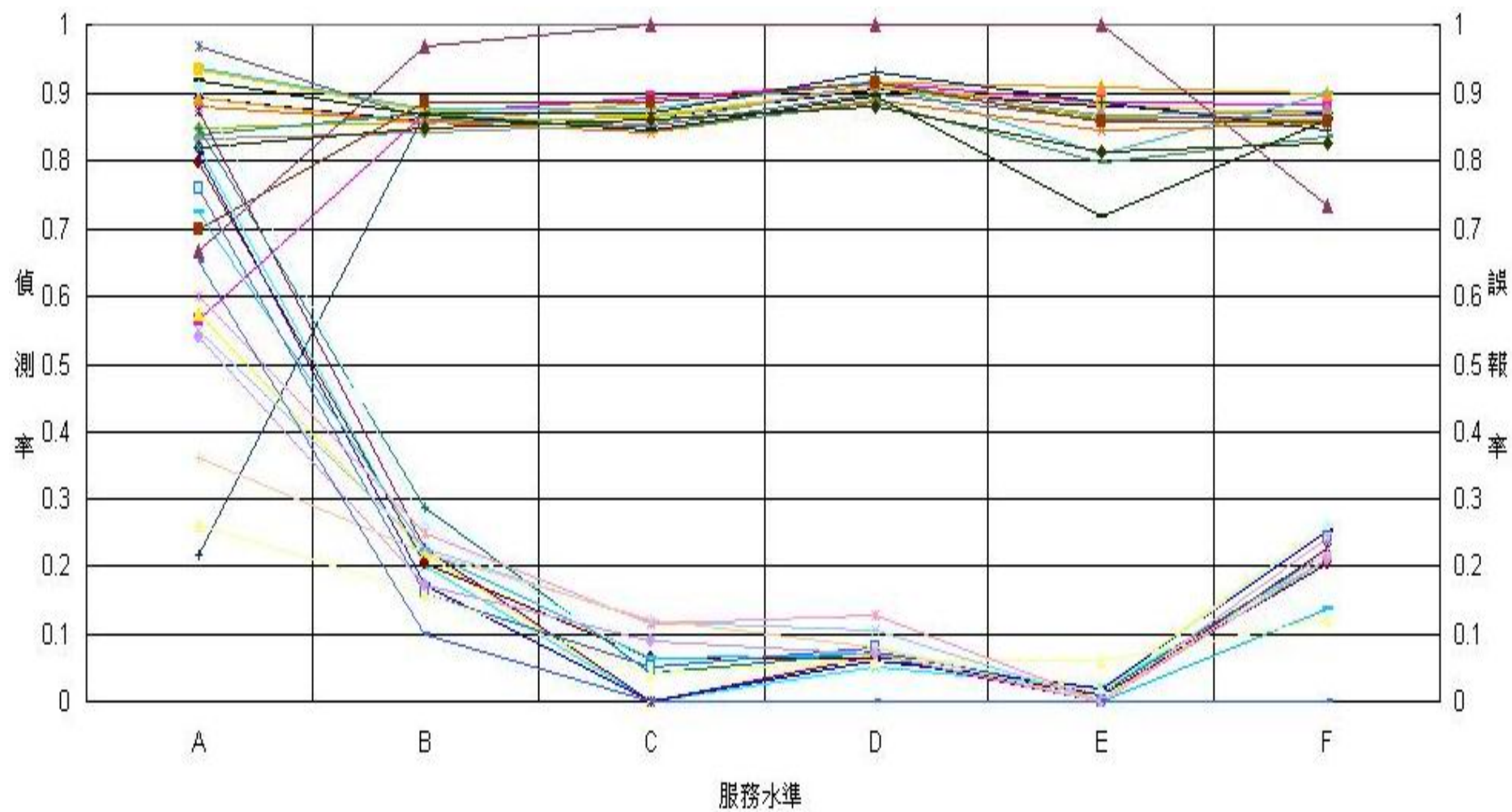
若綜合上述各表的結果，可看出不同資料類型在各種服務水準下之表現，如圖 6.4、圖 6.5 所示。

由圖 6.4 中可以得知，除了在 A、F 級服務水準之外，累計時間長度

為 300 秒、更新頻率為 300 秒之資料類型在偵測率及誤報率方面有著相當優異的表現。而其餘資料類型之間在偵測率的表現上雖然差異不大，但在誤報率的表現上，則顯得較有差異。

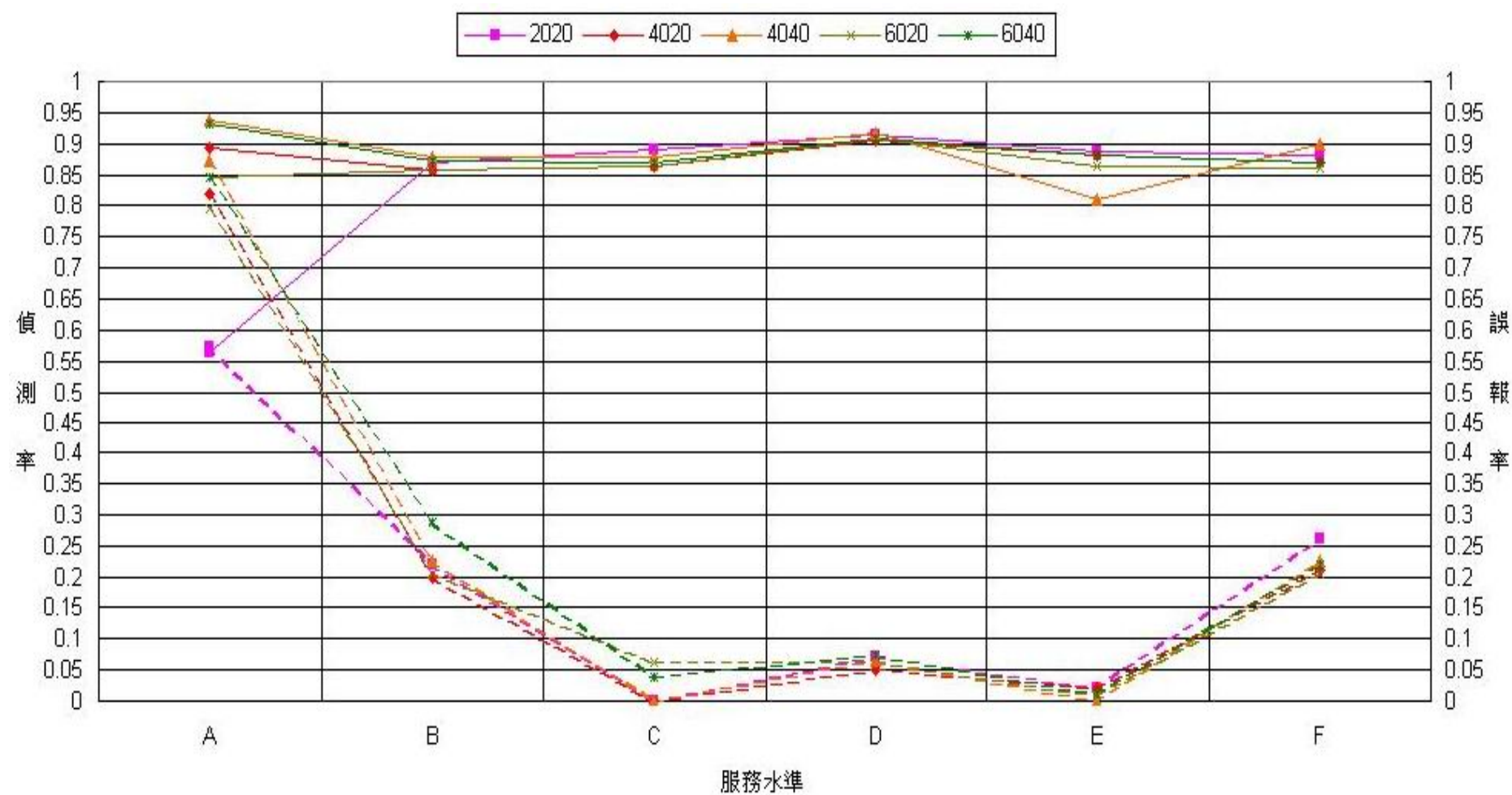
由圖 6.5 可以得知，在各級服務水準之下，累計時間長度較短之資料類型之偵測率線與線之距離較為相近，表示偵測率差異性較小，而累計時間長度愈長之資料類型，其偵測率之差異性則逐漸增加，誤報率亦同。

在各級服務水準之中，總會有部份資料類型之差異突然變得很大，如在 A 級服務水準中不同資料類型所表現之偵測率及誤報率就有很大的差異，或是累計時間長度為 300 秒、更新頻率為 300 秒之資料類型在 B、C、D、E 級服務水準就與其他資料類型有很大的差異。



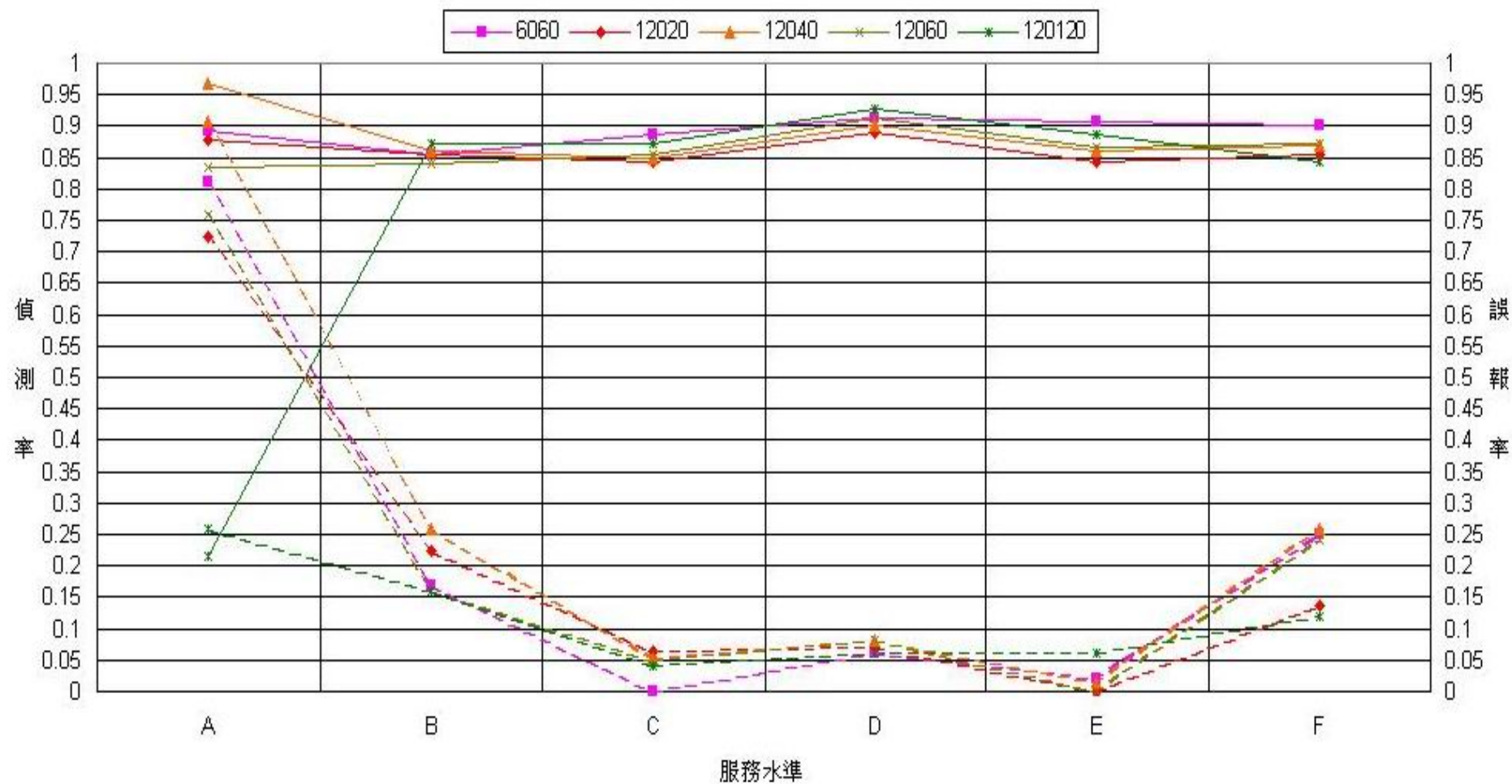
註：上方為偵測率線、下方為誤報率線

圖 6.4 15 種資料類型於不同服務水準之績效圖-類神經演算法



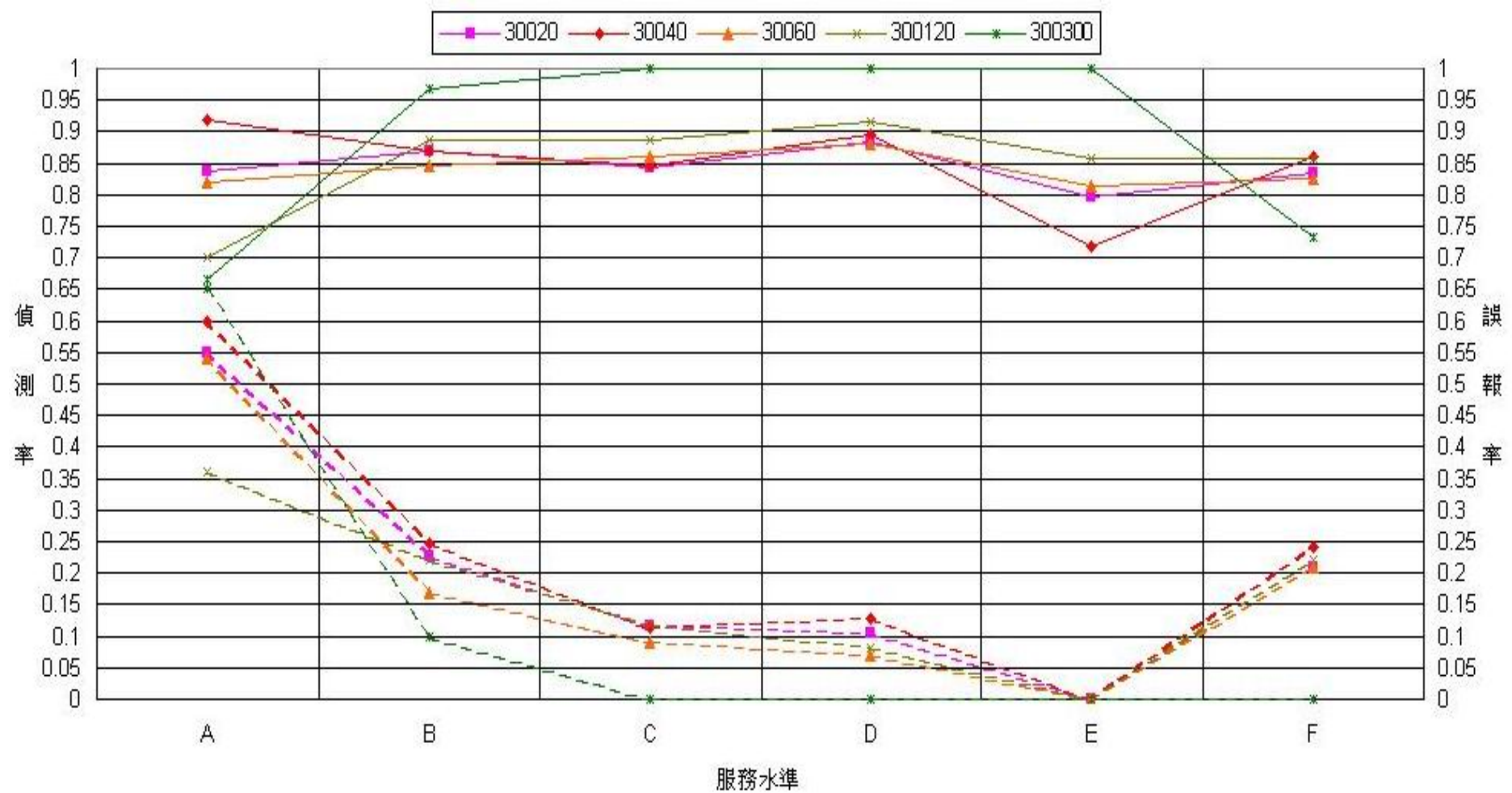
註：實線為偵測率，虛線為誤報率

圖 6.5 5 種資料類型於不同服務水準之績效圖-類神經演算法



註：實線為偵測率，虛線為誤報率

圖 6.5 5 種資料類型於不同服務水準之績效圖-類神經演算法 (續 1)



註：實線為偵測率，虛線為誤報率

圖 6.5 5 種資料類型於不同服務水準之績效圖-類神經演算法 (續 2)

6.7 小結

綜合以上結果，本研究發現透過類神經演算法的應用，除了在 A 級服務水準表現較差以外，其餘皆普遍都能達到八成以上，甚至九成的偵測率，而誤報率也能達到三成以下，甚至更低，顯示運用類神經網路法來進行事件偵測的工作，普遍來說是非常有效的方法。

就同一個等級的服務水準來說，更新頻率與累計時間長度愈相近的資料類型（如 40-40 等）所計算出的績效愈佳，反之則愈劣，本研究認為原因應在於其資料類型較能反應真實的道路狀態之變化，而演算法亦能判別上、下游車流特性資料間的差異，而進行最正確的判斷。反之當累計時間愈長者，雖更新頻率增快，因其車流瞬間的變化被其餘之累計時間所消弭，先後兩筆資料所能變動的差異不大，因此造成演算法判斷不易的現象。

而在不同等級的服務水準之下，除 A 級服務水準中以累計時間長度為 120 秒、更新頻率為 40 秒及 F 級服務水準中以累計時間長度為 40 秒、更新頻率為 40 秒之表現最佳之外，其餘服務水準則以累計時間長度為 300 秒、更新頻率為 300 秒之表現最佳。

本研究認為原因係 A、F 級服務水準之流量及速率範圍較其他服務水準來得大，因此所產生出之樣本差異性較大，導致類神經網路演算法在事件樣本之訓練上較為困難，因此容易造成誤判。

第七章 真實樣本驗證

本研究在以兩種演算法對模擬資料的不同類型進行測試之後，得到相關的推論，並將其結構及相關參數代入所取得之真實樣本進行驗證，並分析其所得之結果。

本研究所取得可做為事件偵測之有效樣本共 41 件，並按照第五章蒐集模擬資料之方法進行真實事件樣本之整理、分類及重組，分為 A 級服務水準 16 件、B 級服務水準 13 件、C 級服務水準 4 件、D 級服務水準 3 件、E 級服務水準 0 件及 F 級服務水準 5 件。詳細事件種類如表 7.1 所示。

表 7.1 真實事件種類表

服務水準 事件種類	A 級	B 級	C 級	D 級	E 級	F 級	總計
散落物	2	3	1	0	0	0	6
事故	3	0	1	2	0	2	8
施工	4	3	1	0	0	2	10
故障車	7	7	1	1	0	1	17
總計	16	13	4	3	0	5	41

資料來源：本研究整理

為考量“事件真正發生之時間”與“事件通報之時間”之延遲，本研究以人工方式觀察車流特性資料之變化以預估“事件發生之真正時間”，範例如表 7.2 所示。

表 7.2 中，根據高公局的每日通報事件記錄表上記載事件於 17 時 27 分發生，但觀察其上、下游之車流特性資料後，認為當事件發生後，上游偵測器所測得之流量、速率應會下降，佔有率應會上昇，而下游偵測器所測得之流量、速率應會上昇，佔有率應會下降，如圖 7.1、圖 7.2、圖 7.3 所示，因此預估事件應於 19 時 25 分發生，其後之車流特性資料定義為“有事件發生之狀態（1）”。

表 7.2 人工預估事件真正發生時間

時間	上游偵測器			下游偵測器			狀態	備註
	流量	速率	佔有率	流量	速率	佔有率		
17:23:40	2	106	2	4	89	5	0	
17:24:00	5	76	7	2	96	4	0	
17:24:20	5	82	9	2	91	4	0	
17:24:40	8	89	10	5	92	6	0	
17:25:00	4	85	6	7	94	8	1	預估事件發生時間
17:25:20	2	96	2	5	91	6	1	
17:25:40	2	95	4	4	94	4	1	
17:26:00	4	94	4	4	85	8	1	
17:26:20	2	96	2	4	85	8	1	
17:26:40	2	88	3	4	98	4	1	
17:27:00	2	83	3	2	91	2	1	事件通報發生時間
17:27:20	4	79	6	4	88	4	1	
17:27:40	2	97	7	2	91	2	1	
17:28:00	6	77	12	5	77	12	1	

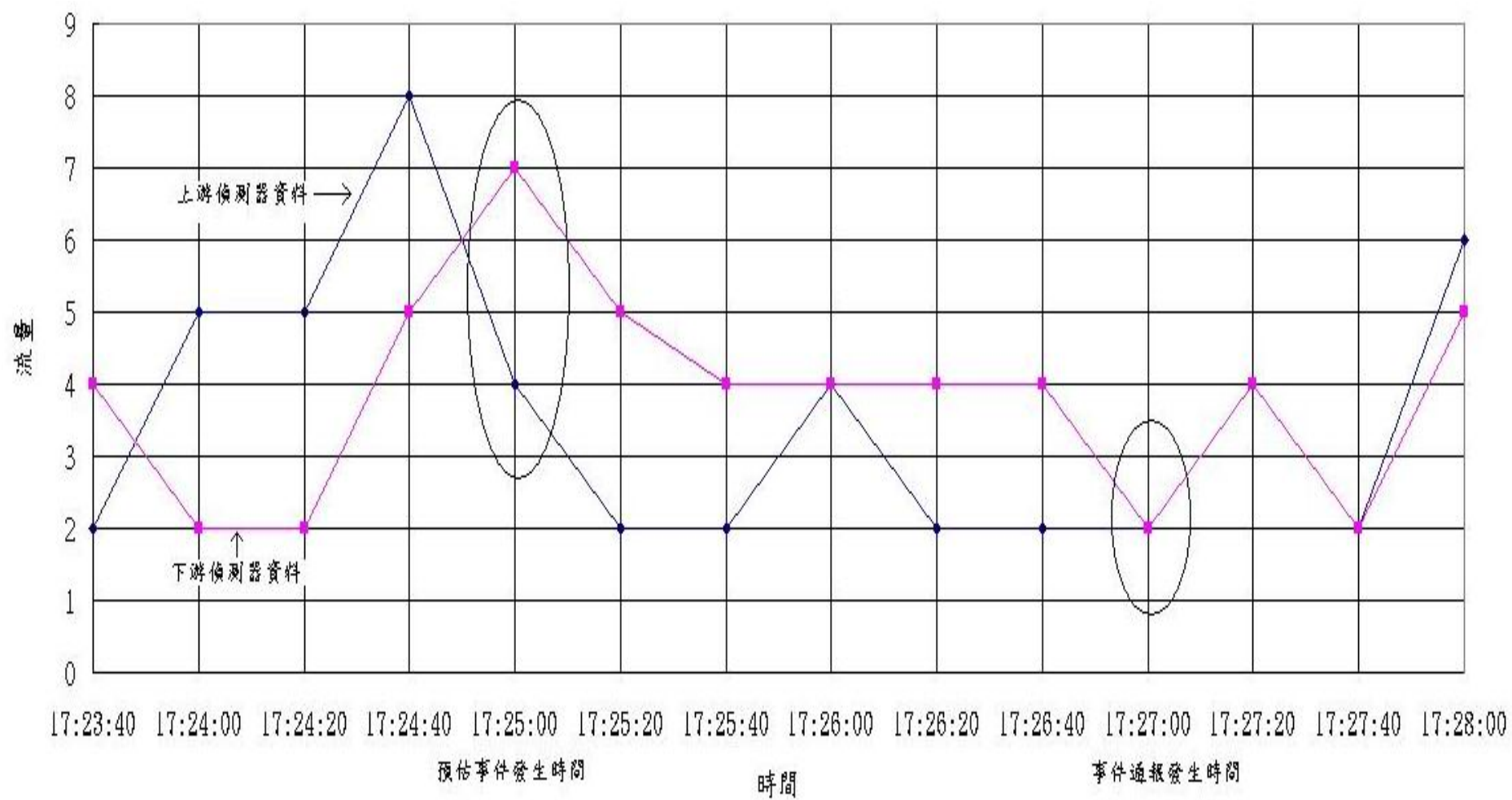


圖 7.1 以流量預估事件發生時間

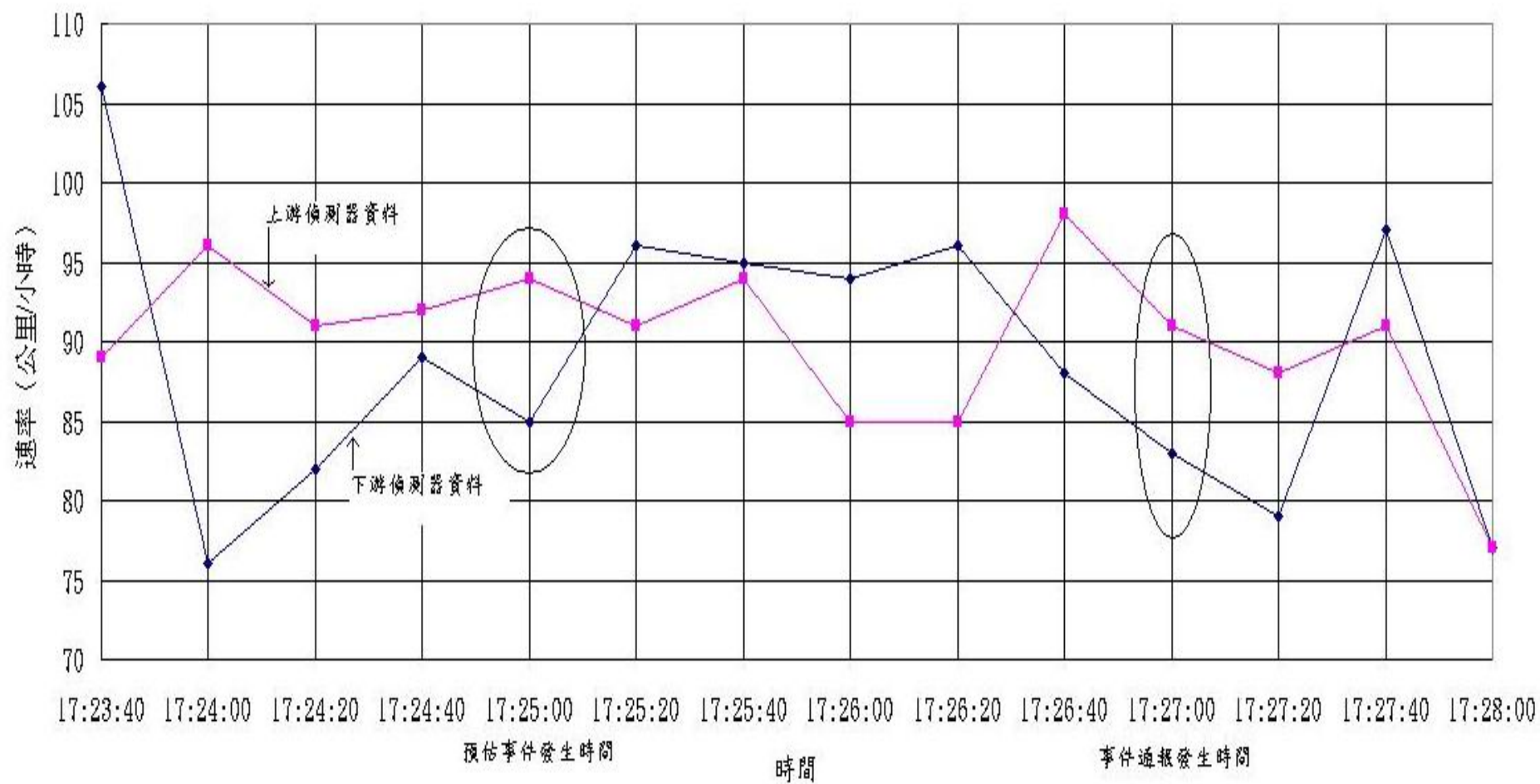


圖 7.2 以速率預估事件發生時間

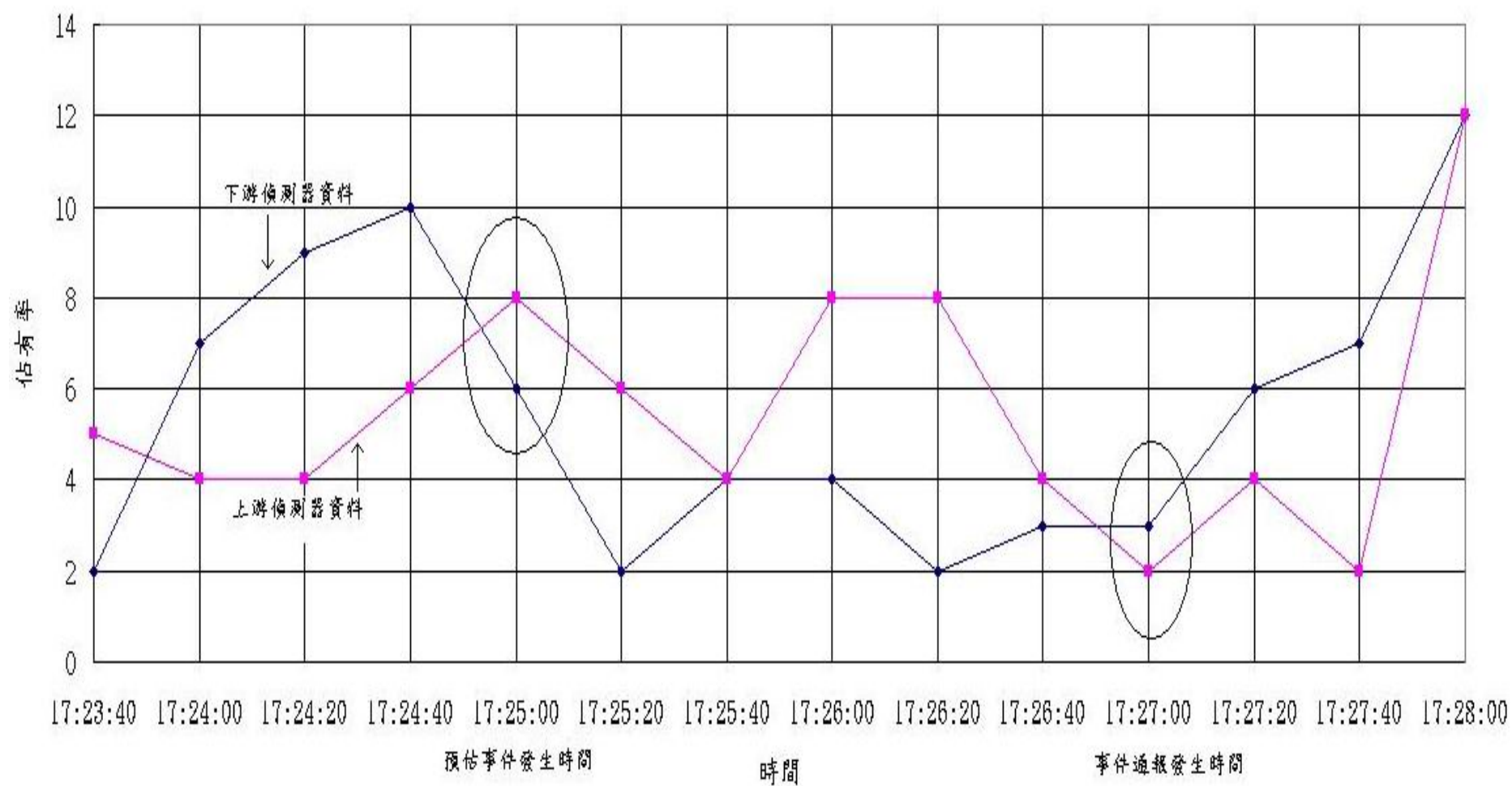


圖 7.3 以佔有率預估事件發生時間

7.1 加州演算法績效分析

7.1.1 以服務水準為基準

本研究將所取得之真實樣本整理為所需之格式後，配合 6.2 節所列之門檻值設定進行真實樣本驗證，得到真實樣本之偵測率及誤報率結果，如表 7.3、表 7.4、表 7.5、表 7.6、表 7.7 所示。為方便說明，每一種資料類型中，左欄數值代表偵測率、右欄數值代表誤報率。

$$\text{偵測率 (DR)} = \frac{\text{演算法偵知之實際事件總數}}{\text{所有實際發生之事件總數}} \times 100\%$$

$$\text{誤報率 (FAR)} = \frac{\text{誤報為有事件之事件總數}}{\text{無事件發生之事件總數}} \times 100\% (\text{離線定義})$$

表 7.3 各種資料類型在 A 級服務水準下之最佳績效

更新頻率		20 秒		40 秒		60 秒		120 秒		300 秒	
測試資料數		1200		592		400		192		80	
累計時間	20 秒	0.069	0.0551	-		-		-		-	
	40 秒	0.0478	0.0224	0.0402	0.0287	-		-		-	
	60 秒	0.0408	0.0267	0.0345	0.0246	0.038	0.0061	-		-	
	120 秒	0.0141	0.0143	0.0115	0.0123	0.025	0	0.009	0	-	
	300 秒	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

表 7.4 各種資料類型在 B 級服務水準下之最佳績效

更新頻率		20 秒		40 秒		60 秒		120 秒		300 秒	
測試資料數		975		481		325		156		65	
累計時間	20 秒	0.2074	0.1509	-		-		-		-	
	40 秒	0.1507	0.0876	0.1232	0.0683	-		-		-	
	60 秒	0.1028	0.0462	0.1014	0.0293	0.1011	0.0073	-		-	
	120 秒	0.0479	0.0024	0.0543	0	0.0426	0	0.0455	0	-	
	300 秒	0.0177	0	0.0181	0	0.0213	0	0.0227	0	0.027	0

表 7.5 各種資料類型在 C 級服務水準下之最佳績效

更新頻率	20 秒	40 秒	60 秒	120 秒	300 秒
測試資料數	300	148	100	48	20
累計時間	20 秒	0.0833	0.1167	-	-
	40 秒	0.0278	0.0417	0.0227	0.05
	60 秒	0.0056	0.05	0	0
	120 秒	0	0	0	0
	300 秒	0	0	0	0

表 7.6 各種資料類型在 D 級服務水準下之最佳績效

更新頻率	20 秒	40 秒	60 秒	120 秒	300 秒
測試資料數	225	111	75	36	15
累計時間	20 秒	0.2148	0.1333	-	-
	40 秒	0.163	0.0778	0.1212	0.0667
	60 秒	0.1111	0.0444	0.0909	0.0667
	120 秒	0.0593	0	0.0667	0
	300 秒	0.0296	0	0.0222	0

表 7.7 各種資料類型在 F 級服務水準下之最佳績效

更新頻率	20 秒	40 秒	60 秒	120 秒	300 秒
測試資料數	375	185	125	60	25
累計時間	20 秒	0.7644	0.7733	-	-
	40 秒	0.7867	0.7667	0.7636	0.7733
	60 秒	0.8	0.6933	0.8	0.68
	120 秒	0.8	0.6867	0.8	0.68
	300 秒	0.8	0.6533	0.8	0.64

7.1.2 各級服務水準下不同資料類型之績效分析

1.在 A 級服務水準之下

最高偵測率僅達到 6.9%，而誤報率雖僅 5.51%，應屬偵測率偏低所致，累計時間長度為 300 秒之資料類型其判斷結果皆為“事件未發生”，故偵測率及誤報率全為 0。

2.在 B 級服務水準之下

最高偵測率雖有 20.74%，而誤報率卻也有 15.09%，與其他類型之誤報率有明顯之差距。

3.在 C 級服務水準之下

最高偵測率僅有 8.33%，卻仍低於該類型之誤報率（11.67%），且有過半的資料類型其判斷結果皆為“事件未發生”，故偵測率及誤報率全為 0。

4.在 D 級服務水準之下

最高偵測率僅達 21.48%，誤報率也有 13.33%，仍有部份類型之偵測率及誤報率皆為 0。

5.在 F 級服務水準之下

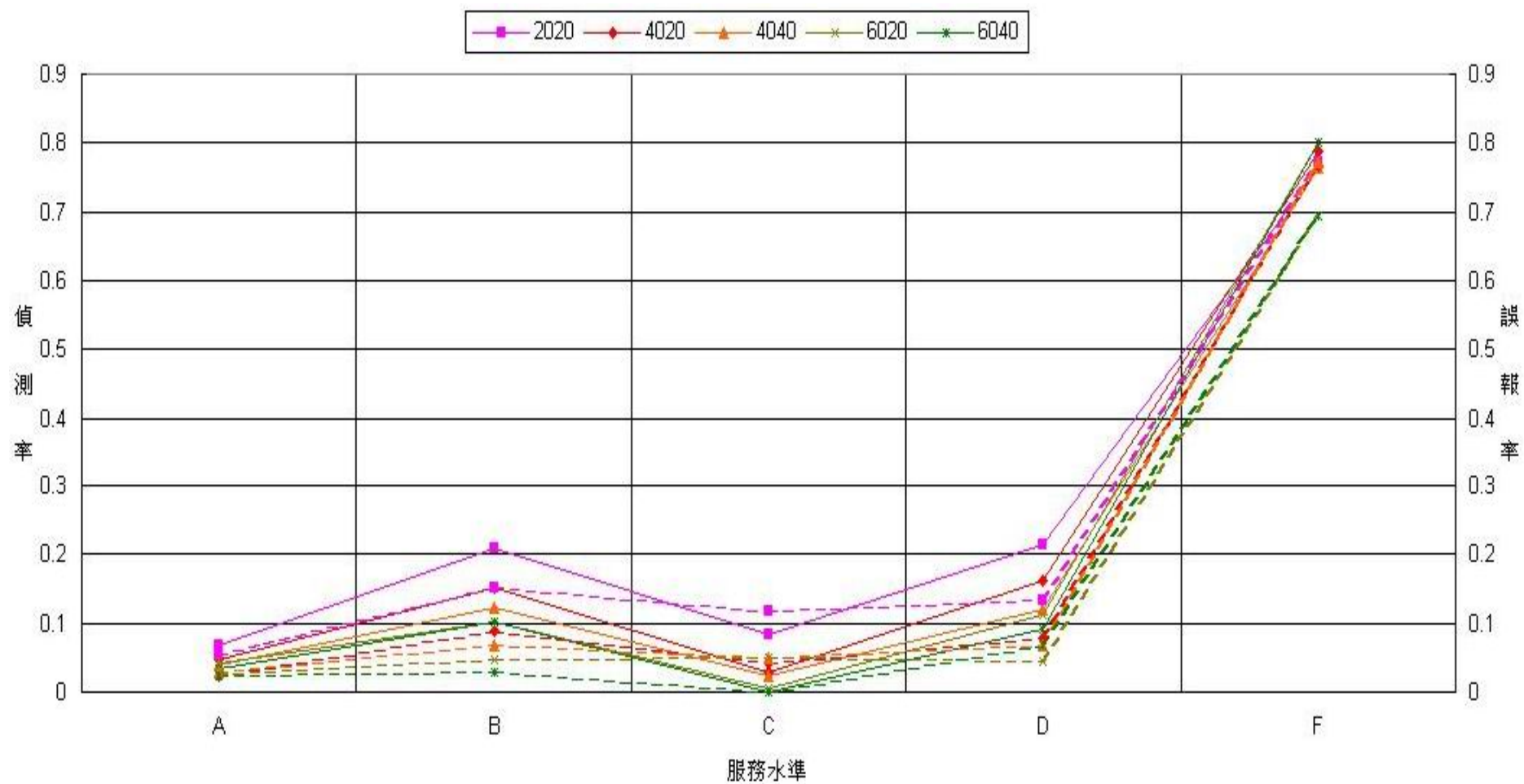
偵測率的表現提高至八成左右，誤報率則上升至七成左右。

7.1.3 偵測率與誤報率於不同服務水準下之關係

若綜合上述各表的結果，可看出不同資料類型在各種服務水準下之表現，如圖 7.4 所示。

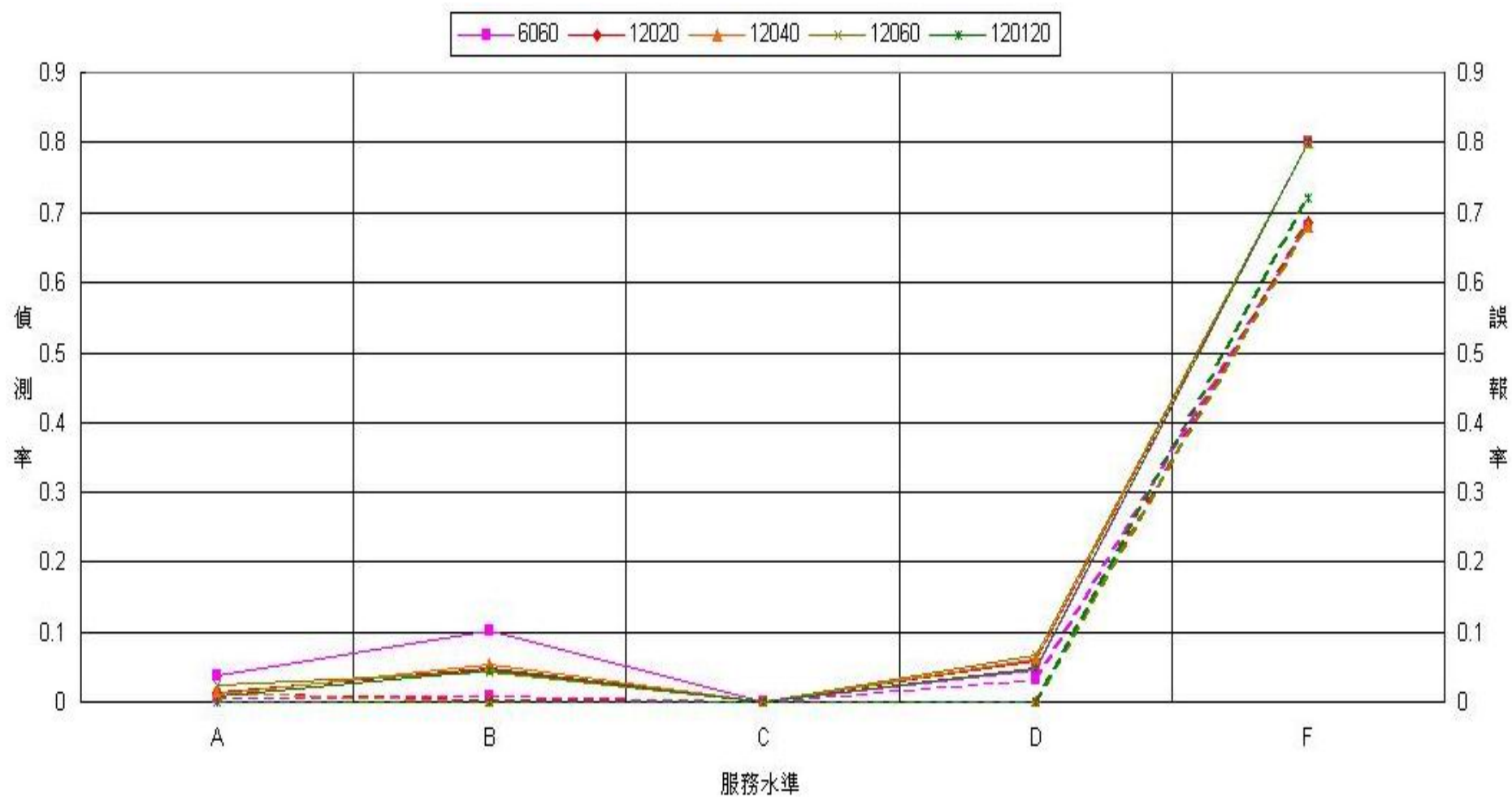
由圖 7.4 中可以得知，偵測率與誤報率間的關係與第六章的結果相同，呈正向之關係，亦即偵測率愈高，誤報率就愈高，或是偵測率愈低，誤報率就愈低。

在各級服務水準之下，各種資料類型之偵測率極低，甚至誤報率比偵測率還高，因此無法選出所謂最佳之資料類型。



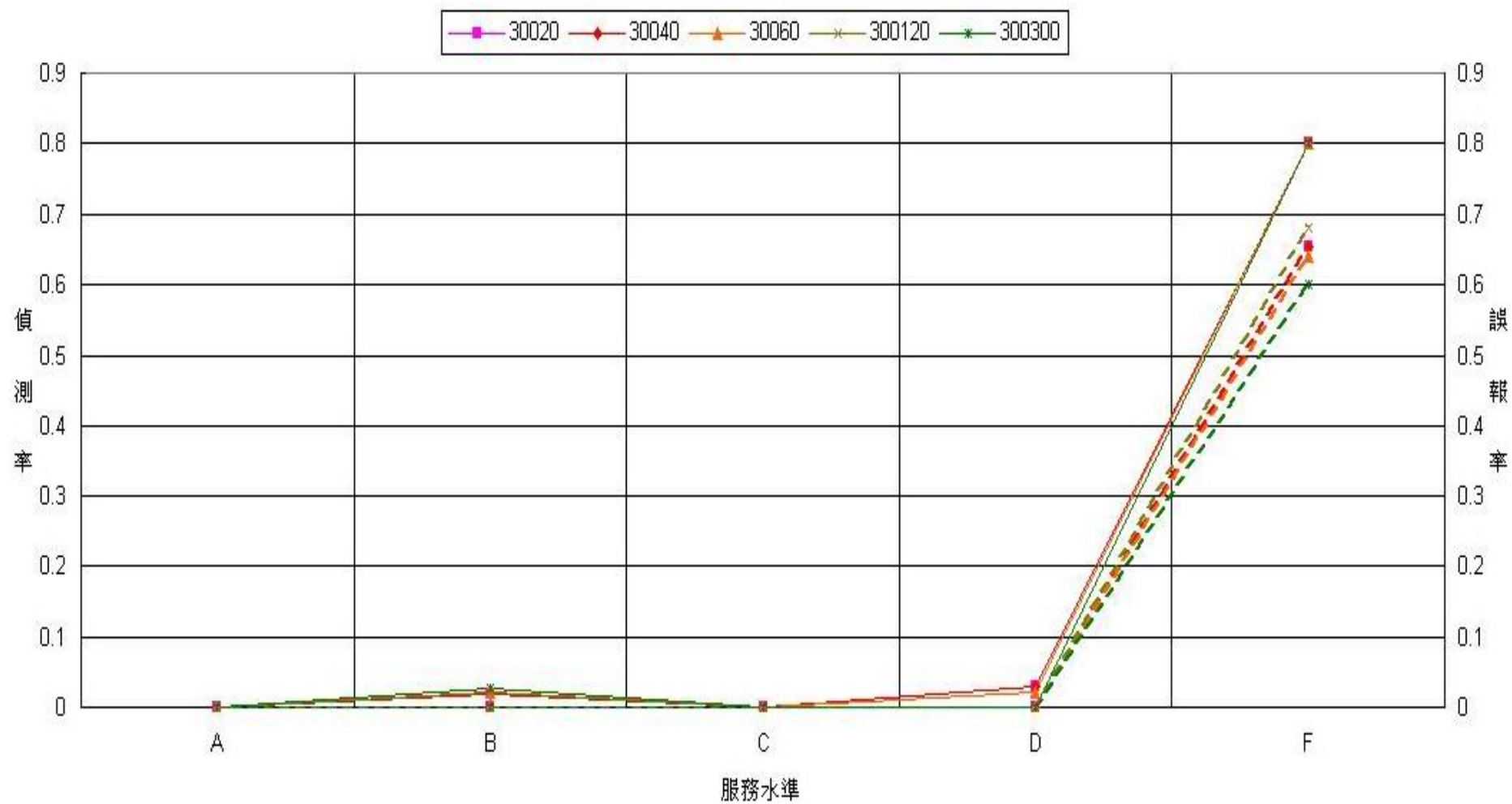
註：實線為偵測率，虛線為誤報率

圖 7.4 5 種資料類型於不同服務水準之績效圖-加州演算法



註：實線為偵測率，虛線為誤報率

圖 7.4 5 種資料類型於不同服務水準之績效圖-加州演算法 (續 1)



註：實線為偵測率，虛線為誤報率

圖 7.4 5 種資料類型於不同服務水準之績效圖-加州演算法（續 2）

7.2 類神經演算法績效分析

7.2.1 以服務水準為基準

本研究將所取得之真實樣本整理為所需之格式後，配合 6.5 節所列之類神經路網進行真實樣本驗證，並以 30 件模擬樣本資料進行訓練、真實樣本資料進行測試，得到真實樣本之偵測率及誤報率結果，如表 7.8、表 7.9、表 7.10、表 7.11、表 7.12 所示。為方便說明，每一種資料類型中，左欄數值代表偵測率、右欄數值代表誤報率。

$$\text{偵測率 (DR)} = \frac{\text{演算法偵知之實際事件總數}}{\text{所有實際發生之事件總數}} \times 100\%$$

$$\text{誤報率 (FAR)} = \frac{\text{誤報為有事件之事件總數}}{\text{無事件發生之事件總數}} \times 100\% (\text{離線定義})$$

表 7.8 各種資料類型在 A 級服務水準下之最佳績效

更新頻率	20 秒	40 秒	60 秒	120 秒	300 秒
訓練資料數	2250	1110	750	360	150
測試資料數	1200	592	400	192	80
累計時間	20 秒	0.8085	0.7612	-	-
	40 秒	0.8479	0.8408	0.9023	0.8852
	60 秒	0.8507	0.8449	0.9253	0.8975
	120 秒	0.9113	0.8245	0.9425	0.877
	300 秒	0.9732	0.6571	0.9943	0.6393

表 7.9 各種資料類型在 B 級服務水準下之最佳績效

更新頻率	20 秒	40 秒	60 秒	120 秒	300 秒
訓練資料數	2250	1110	750	360	150
測試資料數	975	481	325	156	65
累計時間	20 秒	0.3032	0.2847	-	-
	40 秒	0.305	0.2871	0.3514	0.3073
	60 秒	0.3156	0.2628	0.3514	0.3024
	120 秒	0.3156	0.2555	0.3514	0.278
	300 秒	0.3741	0.2384	0.4674	0.3122

表 7.10 各種資料類型在 C 級服務水準下之最佳績效

更新頻率		20 秒		40 秒		60 秒		120 秒		300 秒	
訓練資料數		2250		1110		750		360		150	
測試資料數		300		148		100		48		20	
累計時間	20 秒	0.2	0.2083	-		-		-		-	
	40 秒	0.2389	0.325	0.2386	0.3667	-		-		-	
	60 秒	0.2222	0.3083	0.1932	0.3167	0.2333	0.275	-		-	
	120 秒	0.2389	0.2667	0.2273	0.2667	0.2333	0.25	0.2143	0.25	-	
	300 秒	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25

表 7.11 各種資料類型在 D 級服務水準下之最佳績效

更新頻率		20 秒		40 秒		60 秒		120 秒		300 秒	
訓練資料數		2250		1110		750		360		150	
測試資料數		225		111		75		36		15	
累計時間	20 秒	0.4444	0.2222	-		-		-		-	
	40 秒	0.4222	0.1556	0.4394	0.1778	-		-		-	
	60 秒	0.4	0.1444	0.3939	0.1778	0.4	0.2	-		-	
	120 秒	0.4074	0.1	0.3939	0.1111	0.4222	0.1333	0.4286	0.2	-	
	300 秒	0.4593	0.0333	0.4545	0.0444	0.4667	0.0667	0.4762	0.2	0.5556	0.1667

表 7.12 各種資料類型在 F 級服務水準下之最佳績效

更新頻率		20 秒		40 秒		60 秒		120 秒		300 秒	
訓練資料數		2250		1110		750		360		150	
測試資料數		375		185		125		60		25	
累 計 時 間	20 秒	0.8578	0.8733	-		-		-		-	
	40 秒	0.8622	0.8733	0.8818	0.88	-		-		-	
	60 秒	0.8756	0.8667	0.8727	0.88	0.88	0.88	-		-	
	120 秒	0.8844	0.8467	0.8818	0.8667	0.8933	0.86	0.88	0.8857	-	
	300 秒	0.8444	0.7933	0.8818	0.8	0.8933	0.82	0.9143	0.84	0.8667	0.9

7.2.2 各級服務水準下不同資料類型之績效分析

1.在 A 級服務水準之下

偵測率及誤報率皆偏高，但累計時間長度愈長者，有較高的偵測率及較低的誤報率。

2.在 B 級服務水準之下

偵測率及誤報率皆偏低，且無法判斷偵測率及誤報率在不同資料類型之關聯。

3.在 C 級服務水準之下

偵測率及誤報率皆偏低，且無法判斷偵測率及誤報率在不同資料類型之關聯。

4.在 D 級服務水準之下

偵測率及誤報率皆偏低，且無法判斷偵測率及誤報率在不同資料類型之關聯。

5.在 F 級服務水準之下

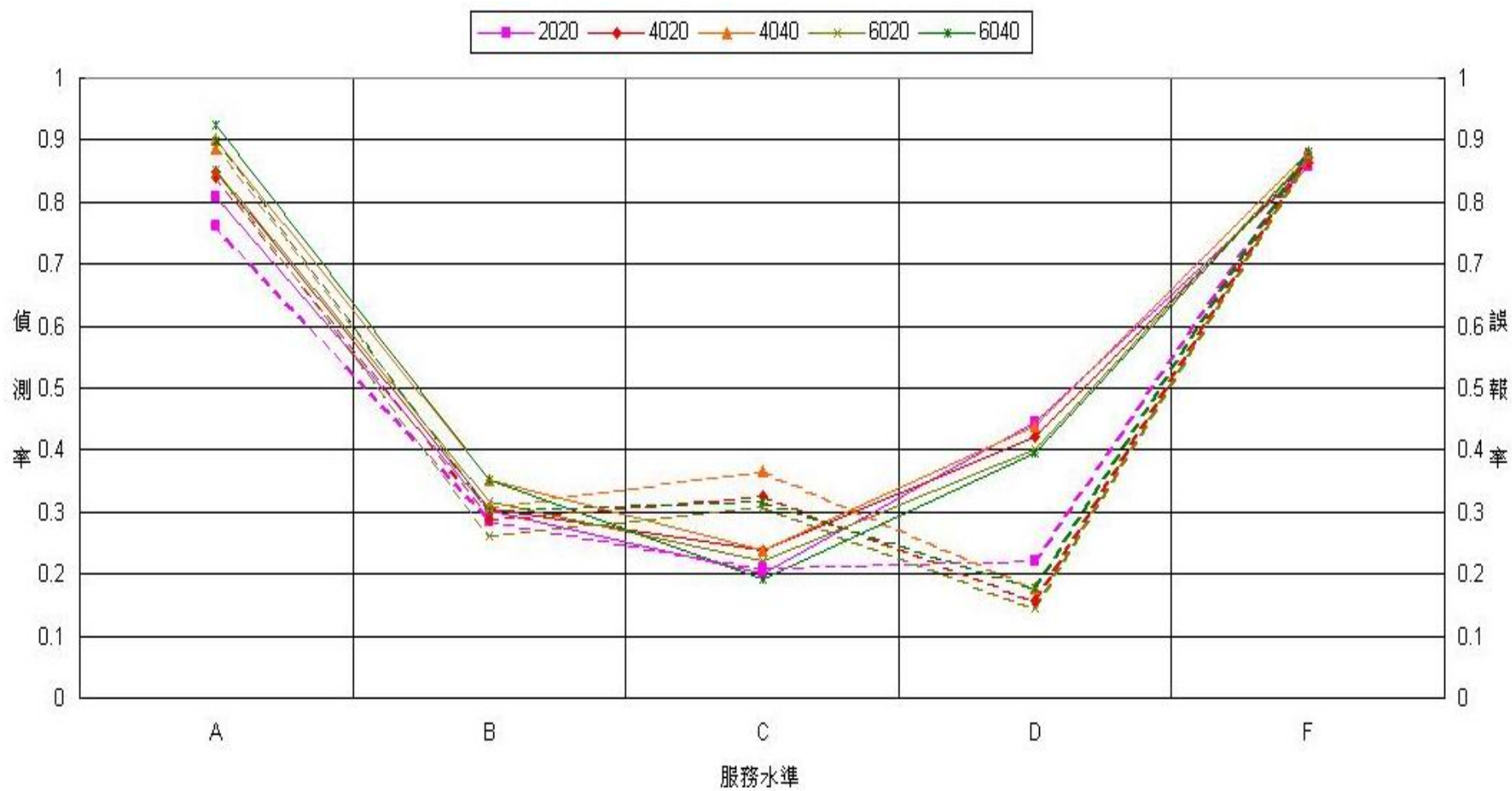
偵測率及誤報率皆偏高，其偵測率愈高、誤報率愈高。

不論以相同更新頻率或是以相同累計時間長度的資料類型來看，皆不容易看出其偵測率及誤報率在不同資料類型之間的趨勢。

7.2.3 偵測率與誤報率於不同服務水準下之關係

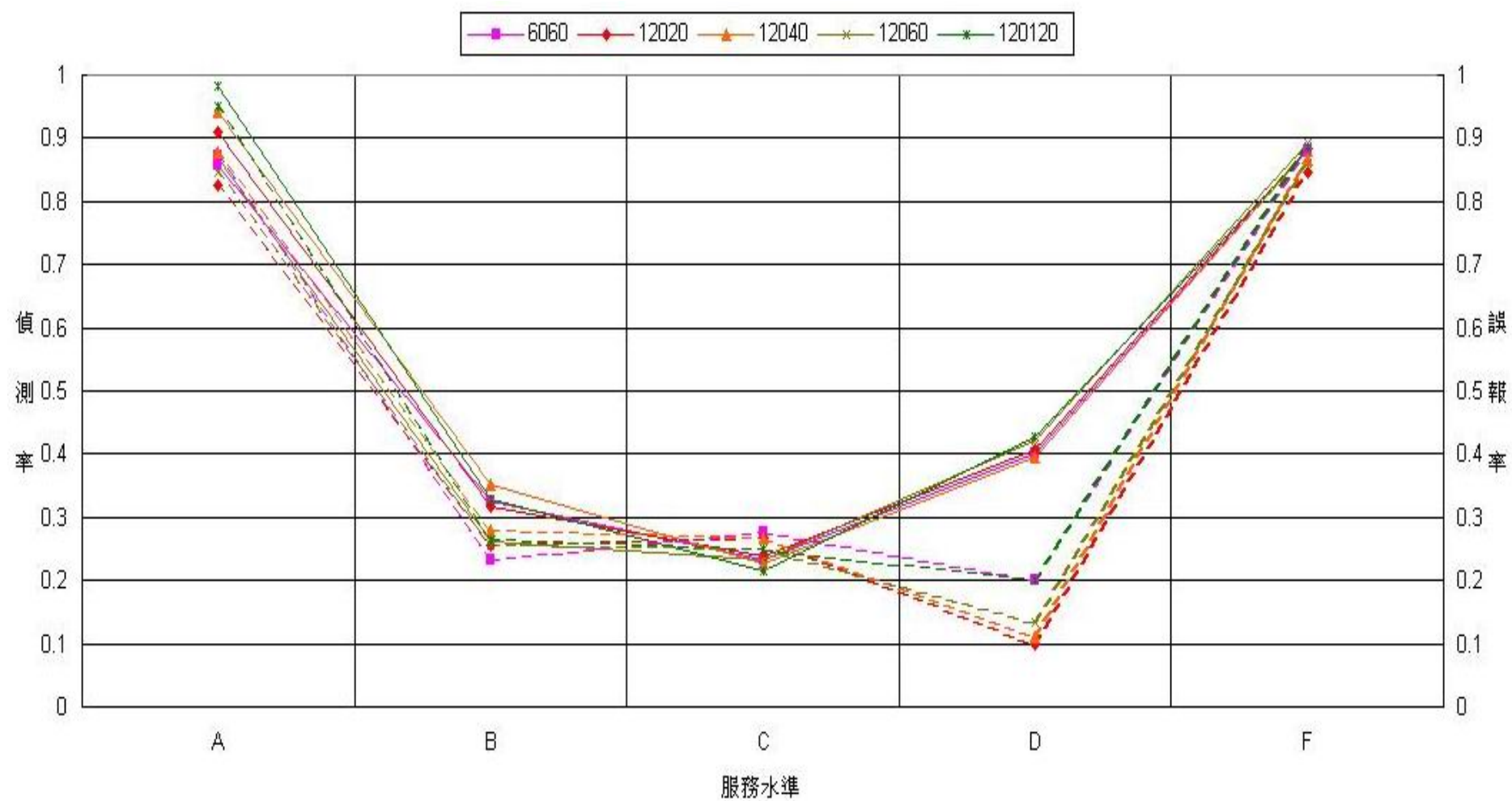
若綜合上述各表的結果，可看出不同資料類型在各種服務水準下之表現，如圖 7.5 所示。

由圖 7.5 中可以得知，偵測率與誤報率大致上呈正向之關係，當偵測率上升時，誤報率也隨著上升。但由於各資料類型在不同服務水準下之偵測率及誤報率並非保持穩定的差異，時而交錯、互有高低，且偵測率及誤報率若非同時偏高，則為同時偏低，並不容易看出某特定資料類型有較佳之表現，因此無法找出特定服務水準之下的最佳資料類型。



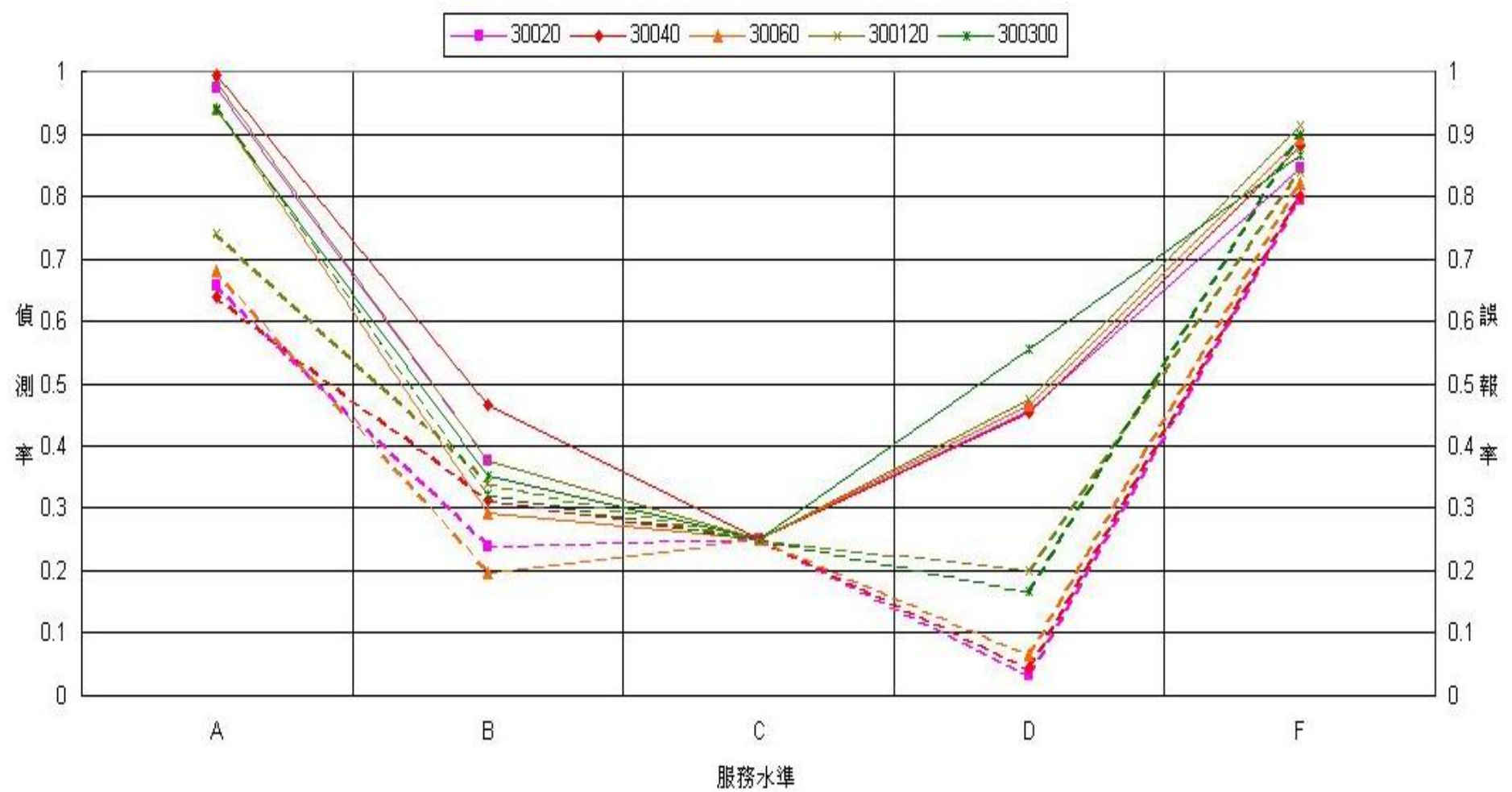
註：實線為偵測率，虛線為誤報率

圖 7.5 各種資料類型於不同服務水準之績效圖-類神經演算法



註：實線為偵測率，虛線為誤報率

圖 7.5 各種資料類型於不同服務水準之績效圖-類神經演算法 (續 1)



註：實線為偵測率，虛線為誤報率

圖 7.5 各種資料類型於不同服務水準之績效圖-類神經演算法 (續 2)

7.3 小結

在本章中，利用真實樣本於不同演算法所進行之事件偵測績效皆不盡理想，因此本研究往回觀察所蒐集到之樣本，以找出可能影響演算法偵測的原因，並於第八章提出相關之建議。

在回顧相關真實樣本之原始資料後，發現幾點現象可能係影響演算法偵測的原因，分列如下：

1.事件嚴重程度及所在車道別

由於高公局所提供之每日事件記錄通報表僅說明該事件之種類，並未寫明該事件之嚴重程度及事件發生時所在車道，因此本研究僅能假設其事件皆在車道中發生，而忽略事件嚴重程度或事件移往路肩或其他地點之可能性，因而將部份上、下游車流特性資料差異性小之樣本納入研究樣本之中，可能係影響演算法偵測績效的原因之一。

2.發生地點的區域性

由於事件蒐集困難及其發生地點之隨機性，本研究所蒐集到真實事件樣本之發生地點涵蓋北上及南下之兩車道及三車道路段，而與本研究中所模擬產生之兩車道事件不同，造成流量加總及平均速率之差異性，可能係影響演算法偵測績效的原因之一。

3.模擬事件與真實事件之差異性

由於本研究最初目的係希望探討不同累計時間長度及更新頻率之資料類型對事件偵測的差異性，因此在模擬過程中僅設定單一事件在不同服務水準下所造成的影響，以避免因事件不同所造成的差異，但真實環境中並不允許我們僅選擇單一相同的事件進行研究，因此事件型態的不同也可能係影響本研究中演算績效的原因之一。

4.真實事件樣本數不足

由於高公局所提供之車流特性資料電腦檔在壓縮儲存至資料庫時發生不可知的問題，導致本研究無法取得足夠的真實事件樣本，僅能就少數堪用的樣本進行研究，可能是影響本研究中演算績效的原因之一。

5.與過去研究的不同處

在黃振賢【3】及曾信忠【4】的研究中所採用事件樣本的資料為每 5 分鐘之佔有率資料共 1 小時（事件發生前 15 分鐘至事件發生後 45 分鐘共 13 筆資料）及 2 小時（事件發生前 1 小時至事件發生後 1 小時共 25 筆資料），樣本數為 15 件及 33 件。而本研究由於採模擬方式進行分析，可準確掌握事件發生之時間，因此每個服務水準僅取 20 秒資料共 25 分鐘（事件發生前 10 分鐘至事件發生後 15 分鐘共 75 筆），換算為 5 分鐘一筆則僅有 5 筆資料進行分析，可能是影響本研究中演算績效的原因之一。

另在楊雨青【30】的研究中，每一筆用來輸入類神經網路演算法的資料考慮了上、下游偵測器前後兩個時段的速率、流量及佔有率，一共有 12 個變數，而本研究由於研究目的不同，每一筆資料僅設定單一時段上、下游偵測器的速率、流量及佔有率，也可能是影響事件偵測績效的原因之一。

第八章 結論與建議

本研究首先利用車流模擬模式針對國內的駕駛行為進行路網的構建，以產生各種不同服務水準下的車流特性資料，並藉由不同的事件偵測演算法了解在各種服務水準下，不同的資料類型所能達到的事件偵測有效性。但由於實際車流的相關數據（如車種比例）無法取得，加上受限於時間及人力之因素，本研究無法完全比照真實的車流情形進行模擬，但模擬出的結果仍可有效的區分出各不同服務水準的差異，因此對於模擬資料之研究結果部份應不至於有太大之影響。以下就目前之研究結果及未來之研究方向提出一些結論與建議。

8.1 結論

1. 模擬模式與演算法之選用

在模擬模式方面，雖然有很多不同的套裝軟體可供選擇，但由於在模擬國內高速公路之車流情況時，需有非常多的參數必須進行校估，而國內過去已有許多專家學者使用過 TSIS 這套軟體中的 FRESIM 模式，且對其中所需的各種參數都有校估過，因此本研究亦選用 FRESIM 模式做為模擬時之工具，並直接採用其校估值而不另行校估。

在演算法方面，透過文獻回顧可知，加州演算法於國內、外相關研究中的重要性，其演算出的結果有一定程度的可靠性，因此本研究將加州演算法列為選用演算法之一。而類神經演算法中的倒傳遞網路法則為近年來事件偵測課題的熱門演算法之一，其演算出的結果可視為現代最有效的方法，因此亦將類神經演算法納為本研究所選用之演算法之一。

2. 模擬資料取得的困難度

由於本研究所有的資料來源僅限於“偵測器”所能提供的資料，但 FRESIM 模式中的偵測器資料僅供內部演算法運用，因此本研究便設計一長度與偵測器相同的路段，將其視為偵測器，且其路段資料並未能於模式輸出檔中一併輸出，僅能以人工抄錄之方式取得所需之車流特性資料，因此在取得 20 秒資料的部份花費了不少時間及人力。

3. 加州演算法之應用

由上述測試結果，可發現加州演算法對於各種不同的資料類型所能表現的偵測率高低，重點在於門檻值的選用，當門檻值設定較為寬鬆時，偵測率就會比較高，但誤報率也會提高；若門檻值設定較嚴格時，則偵測率及誤報率就會降低，因此若實際要運用到真實路網時，則需視需要（偵測率的需求及誤報率的容忍度）來調整門檻值。

無論以模擬資料或真實資料進行測試，表現最佳的資料類型大多偏向累計時間短、更新頻率快的資料類型，如 20-20、40-20 等資料類型。

4. 類神經網路演算法之應用

由上述測試結果，可發現類神經演算法對於各種不同的資料類型，動輒高達八至九成的偵測率，而誤報率始終能保持在一至兩成左右，對於事件偵測的能力非常高。

在類神經演算法的實驗過程中，由於其強調演算結果為最佳的結果，因此僅能得到一組唯一的偵測率及誤報率，本研究藉由觀察其結果之趨勢，有幾點發現：偵測率與誤報率呈正向變動，偵測率愈高（低），誤報率愈高（低）；在某些服務水準之下，不同資料類型的演算結果仍會有顯著的差異。

無論以模擬資料或真實資料進行測試，表現最佳的資料類型大多偏向累計時間長、更新頻率慢的資料類型，如 300-300、120-120 等資料類型。

5.不同資料類型對事件偵測的有效性

本研究藉由重組每 20 秒之車流特性資料成各種不同累計時間長度及更新頻率之資料類型進行事件偵測之研究，發現並無法找到某一特定資料類型在各種不同服務水準之下都能有最好的表現。

6.不同資料類型於不同服務水準下之穩定性

由於真實的道路環境上，因為車流情況的變化使得服務水準也會隨著變動，因此在事件偵測的課題上必須考慮不同資料類型的穩定性，藉由圖 6.1 及圖 6.4 可知，不同資料類型在服務水準變動時，偵測率也會隨著變動，但藉由類神經演算法所測得之偵測率有較佳的穩定性，除了在 A 級服務水準下差異性較大以外，其餘皆介於八至九成之間，穩定性非常高。而加州演算法所測得之偵測率穩定性較差，在使用上需注意。

7.真實資料的驗證

由於前述 7.3 節所列出的原因，造成真實事件偵測績效不佳，在此僅供參考。

8.2 建議

此節將提出本研究於研究過程中之重要經驗，以做為其他後續研究之借鏡與參考，並提出可再突破之研究方向與論點。

1.在資料蒐集方面

由於高速公路局所能提供歷年的事件資料樣本數過少，因此僅能以模擬的方式取得近似真實的高速公路車流特性資料進行研究，再以

真實的事件樣本進行測試，雖結果不盡理想，但仍可看出不同資料類型在事件偵測課題下的各種表現，未來可針對真實資料進行更加實際的探討，使研究結果更加完美。

2.在模擬模式選用方面

由於本研究所選用之 FRESIM 模式無法直接將偵測器資料直接輸入，必須採用替代的方式始能得到本研究所需之研究數據，未來若能蒐集到對其他模擬模式中駕駛行為參數之相關研究，可選用使用更方便、功能更強大之模擬模式進行模擬數據之產生。

3.在路網設計方面

目前本研究僅討論高速公路高架路段主線車流之事件偵測課題，並未討論較複雜的匝道車流、交織路段或平面道路等之事件偵測課題，未來若可蒐集到相關之駕駛行為參數、車流特性資料等，可嘗試加以更進一步之研究。

4.在演算法的選用方面

本研究中僅討論加州演算法及類神經演算法對不同資料類型的績效表現，未來可針對其他型態辨識法、預測法或人工智慧法加以進行更廣泛之研究。

5.在資料類型方面

透過本研究的實驗結果可知，不同資料類型在各級服務水準下之績效互有高低，無法找到某一種特定資料類型在所有服務水準下都能有優於其他類型的績效表現。因此，在偵測率與誤報率相差不多的情況下，本研究建議實際事件偵測系統建置時可採用累計時間長度較短且更新頻率較快的資料類型做為演算法判別事件是否發生之依據，以期能更快速的判別事件是否發生，並減少因資料累計時間長度所造成之偵測時間延遲。

若使用加州演算法或類神經演算法進行事件偵測，建議設定之相關參數如表 8.1 及表 8.2 所示：

表 8.1 加州演算法設定建議

服務水準	資料類型	OCCDF	OCCRDF	DOCC	DR	FAR
A 級服務水準	40-40	5	0.25	13~20	0.3871	0.2617
B 級服務水準	40-40	5	0.25	18~20	0.7216	0.2567
C 級服務水準	20-20	5	0.25	20	0.8556	0.3675
D 級服務水準	20-20	6	0.25	20	0.7122	0.1483
E 級服務水準	20-20	5~6	0.25	20	0.4144	0.0642
F 級服務水準	20-20	5	0.25	20	0.5256	0.1733

表 8.2 類神經演算法設定建議

服務水準	資料類型	DR	FAR
A 級服務水準	40-40	0.9364	0.8733
B 級服務水準	40-40	0.8773	0.2267
C 級服務水準	20-20	0.8911	0
D 級服務水準	40-40	0.9182	0.0667
E 級服務水準	20-20	0.8867	0.02
F 級服務水準	40-40	0.9	0.2267

參考文獻

- 1.交通部運輸研究所，2001 年臺灣地區公路容量手冊，民國 90 年 3 月。
- 2.Samuel C. Tignor and H. J. Payne, “ Improved freeway incident detection algorithm ”, PUBLIC ROADS Vol.41 No.1 page 32-40, 1977
- 3.黃振賢，高速公路事件自動偵測方法之研究，國立中央大學土木工程學研究所，民國 81 年 5 月。
- 4.曾信忠，模糊理論應用於高速公路事件自動偵測之研究，國立中央大學土木工程學研究所，民國 82 年 5 月。
- 5.Dipti Srinivasan, Ruey Long Cheu, Young Peng Poh, Albert Kim Chwee Ng, “ Development of an intelligent technique for traffic network incident detection ”, Engineering Application of Artificial Intelligence 13, p311-322, 2000.。
- 6.鄭雅文，高速公路追撞事故預測模式之研究，國立臺灣大學土木工程學研究所，民國 86 年 5 月
- 7.交通部運輸研究所，建立高速公路意外事故偵測系統之研究，民國 85 年 8 月。
- 8.Justin Black and Indu Sreedevi, “ Automated Incident Detection Algorithms ”, University of California, Berkeley, PATH LEAP Webpage, 2001
- 9.高速公路年報，交通部臺灣區國道高速公路局，民國 89 年。
- 10.Cambridge Systematics Inc., ITE Journal, 1992
- 11.Moshe Levin and Gerianne M. Krause, “ Incident Detection: A Bayesian Approach ”, TRR 682, 1978

12. Bhagwant N. Persaud, Fred L. Hall, and Lisa M. Hall, "Congestion Identification Aspects of the McMaster Incident Detection Algorithm", TRR 1287, 1990
13. Harold J. Payne, Samuel C. Tignor, "Freeway Incident-Detection Algorithms Based on Decision Trees With states", TRR 682, 1978.
14. Ruey L. Cheu, and Stephen G. Ritchie, "automated detection of lane blocking freeway incidents using artificial neural networks", TR part C, Vol. 3 No. 6 p.371-388, 1995.
15. 中華顧問工程司，中山高速公路汐止五股段高架拓寬工程交通控制系統與北區第二高速公路交通控制系統整合工程—事件偵測功能測試及參數調校成果報告，交通部台灣區國道高速公路局，民國 91 年 5 月。
16. Conrad L. Dudek and Carroll J. Messer, "Incident detection on urban freeway", TRR 495, 1974.
17. Masami Sakasita, De Leuw, Cather and Company; and Adolf D. May, Institute of Transportation and Traffic Engineering, University of California, Berkeley "Development and Evaluation of Incident-Detection Algorithms for Electronic-Detector Systems on Freeways", TRR 533, 1975.
18. Moshe Levin and Gerianne M. Krause, Bureau of Materials and Physical Research, Illinois Department of Transportation, Oak Park, "Incident-Detection Algorithms Part 1. Off-Line Evaluation", TRR 722, p.49~58, 1978.
19. Moshe Levin and Gerianne M. Krause, Bureau of Materials and Physical Research, Illinois Department of Transportation, Oak Park, "Incident-Detection Algorithms Part 2. On-Line

Evaluation ” , TRR 722, p.58~64,1978.

- 20.J. Tsai and E. R. Case, System Research and Development Branch, Ontario Ministry of Transportation and Communications, Downsview “Development of Freeway Incident-Detection Algorithms by Using Pattern-Recognition Techniques”, TRR 722, p.113~116, 1978.
- 21.Michael J. Cullip and Fred L. Hall, “Incident Detection on an Arterial Roadway” TRR 1603, p.112~117.
- 22.李啟仲，先進高速公路事故屬性即時鑑別之方法研究，國立臺灣大學土木工程學研究所，民國 88 年 6 月。
- 23.沈良珍，高速公路事故發生對車流衝擊之即時預測，國立臺灣大學土木工程學研究所，民國 88 年 6 月。
- 24.邱顯鳴，結合車道變換率之事件偵測新演算法研究，國立臺灣大學土木工程學研究所，民國 84 年 6 月。
- 25.周政宏，神經網路—理論與實務，松崗電腦圖書資料股份有限公司，1995 年初版。
- 26.吳淑順，應用模糊類神經網路於動態路徑選擇之研究，私立淡江大學運輸科學研究所，民國 88 年 7 月。
- 27.NeuralWorks Professional II/Plus 簡易操作手冊，南榮工商專科學校編著。

28. 吳麗敏，臺灣地區現階段高速公路偵測與意外事件處理模式之分析，
國立成功大學交通管理科學研究所，民國 79 年 6 月。
29. 林旭濱，高速公路車流模擬模式與路徑導引控制之研究，國立成功大
學交通管理科學研究所，民國 85 年 6 月。
30. 楊雨青，高速公路事件偵測與匝道儀控整合模式之研究-類神經網路之
應用，國立成功大學交通管理科學研究所，民國 88 年 7 月。
31. 李謀和，高速公路幾何設計方案之模擬評估—FRESIM 模式之應用，國
立交通大學運輸研究所，民國 84 年 6 月。
32. Adolf D. May, “Traffic Flow Fundamentals”, University of
California, Berkeley, 1990

附件 加州演算法 VB 程式碼

```
Dim strInputFileName As String

Private Sub cmdOpenFile_Click( ) '選擇測試檔案
    CommDialog.ShowOpen
    strInputFileName = CommDialog.FileName
End Sub

Private Sub cmdOkGo_Click( ) '檢查檔名是否重複
    Dim intReturn As Integer
    Do
        intReturn = -1
        CommDialog.ShowSave
        If Trim(CommDialog.FileName <> "") And
isFileExist(CommDialog.FileName) Then
            intReturn = MsgBox("是否要覆蓋此檔?", vbYesNoCancel + vbQuestion,
"檔名重複")
        End If
        Loop While (intReturn = vbNo)
'取消執行
If intReturn = vbCancel Then
    Exit Sub
End If
'未選檔案，不允許執行
If Trim(CommDialog.FileName = "") Then
    MsgBox "未選擇欲儲存之檔案，程式無法執行", vbOKOnly + vbCritical,
"未選檔案"
    Exit Sub
End If

'將資料傳至主程式準備處理
mainProcess CommDialog.FileName
MsgBox "執行完畢", vbOKOnly, "結束"

End Sub
```

Private Sub mainProcess(strTempFileName As String)

```
Dim strLineInput1 As String
Dim strLineInput2 As String
Dim strLineInput3 As String
Dim strLineInput4 As String
Dim strOutputFileName As String
Dim intOcc1 As Double      '模擬值
Dim intOcc2 As Double      '模擬值
Dim intState As Integer    '模擬值
Dim intOCCDF As Double     '輸入值
Dim intOCCRDF As Double    '輸入值
Dim intDOCC As Double      '輸入值
Dim intTmpOCCDF As Double
Dim intTmpOCCRDF As Double
Dim intTmpDOCC As Double
Dim intRealData As Integer
Dim R0 As Double
Dim R1 As Double
Dim S0 As Double
Dim S1 As Double
Dim R0S0 As Double
Dim R0S1 As Double
Dim R1S0 As Double
Dim R1S1 As Double
Dim intFAR As Double
Dim intDR As Double

Open "C:\threshold.txt" For Input As #1      '開啟門檻值
Open strTempFileName For Output As #3      '開啟一暫存檔記錄結果

CommDialog.ShowSave
strOutputFileName = CommDialog.FileName

Open strOutputFileName For Output As #4      '開啟結算績效檔

Do While Not EOF(1)
    Line Input #1, strLineInput1
```

```

intOCCDF = getLastField(strLineInput1, Chr(9), 0)
intOCCRDF = getLastField(strLineInput1, Chr(9), 1)
intDOCC = getLastField(strLineInput1, Chr(9), 2)

```

```

intState = 0
intFAR = 0
intDR = 0
R0 = 0
R1 = 0
S0 = 0
S1 = 0
R0S0 = 0
R0S1 = 0
R1S0 = 0
R1S1 = 0

```

Open strInputFileName For Input As #2 ‘開啟事件樣本檔

```

Do While Not EOF(2)
    Line Input #2, strLineInput2
    intOcc1 = getLastField(strLineInput2, Chr(9), 2)
    intOcc2 = getLastField(strLineInput2, Chr(9), 5)
    intRealData = getLastField(strLineInput2, Chr(9), 6)
    ‘暫存從演算法中計算出的相關值
    intTmpOCCDF = intOcc1 - intOcc2
    intTmpOCCRDF = divide(intTmpOCCDF, intOcc1)
    intTmpDOCC = intOcc2

    If (intState >= 1) Then      ‘加州演算法
        If (intState >= 2) Then
            If (intTmpOCCRDF >= intOCCRDF) Then
                intState = 3
            Else
                intState = 0
            End If
        Else
            If (intTmpOCCRDF >= intOCCRDF) Then
                intState = 2
            End If
        End If
    End If

```

```

        Else
            intState = 0
        End If
    End If
Else
    If (intTmpOCCDF >= intOCCDF) Then
        If (intTmpOCCRDF >= intOCCRDF) Then
            If (intTmpDOCC >= intDOCC) Then
                intState = 0
            Else
                intState = 1
            End If
        Else
            intState = 0
        End If
    Else
        intState = 0
    End If
End If
Print #3, strLineInput2 & Chr(9) & Trim(Str(intState))

If (intRealData = 0) Then
    R0 = R0 + 1
    If (intState = 0) Then
        R0S0 = R0S0 + 1
    Else
        R0S1 = R0S1 + 1
    End If
Else
    R1 = R1 + 1
    If (intState = 0) Then
        R1S0 = R1S0 + 1
    Else
        R1S1 = R1S1 + 1
    End If
End If
Loop
intFAR = divide(R0S1, R0)

```

```

        intDR = divide(R1S1, R1)
    Print #4, intOCCDF & Chr(9) & intOCCRDF & Chr(9) & intDOCC &
Chr(9) & intDR & Chr(9) & intFAR
    Close (2)
Loop
    Close (1)
    Close (3)
    Close (4)
End Sub

```

Private Function getLastField(strData As String, strCondition As String,
intLocation As Integer) As Double ‘取得某個欄位的值

```

    Dim strTempDatas() As String
    strTempDatas = Split(strData, strCondition)

    If (intLocation > UBound(strTempDatas)) Or (intLocation < 0) Then
        getLastField = -9999
    Else
        getLastField = Val(strTempDatas(intLocation))
    End If
End Function

```

Public Function isFileExist(strFileName As String) As Boolean
‘檢查某個檔案是否存在儲存體中

```

    If Dir(strFileName, vbNormal Or vbReadOnly Or vbHidden Or
vbArchive Or vbSystem) = "" Then
        isFileExist = False
    Else
        isFileExist = True
    End If
End Function

```

Function divide(a As Double, b As Double) As Double ‘除法運算

```

    If (b = 0) Then
        divide = 0
    Else
        divide = a / b
    End If
End Function

```