

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：胡守任博士

高速公路動態旅行時間與旅次起迄
推估之研究

Dynamic Estimation of Travel Time and Origin-Destination
Demand on Freeway Corridor

研究生：陳齊邦 撰

中華民國九十三年一月

誌 謝

這本論文的完成，不但代表著另一個里程的開始，也充滿了無限的感傷，本以為這一頁誌謝可以寫的文思泉湧，有如滔滔江水連綿不絕，但沒想到竟是不然。回憶起這些日子以來，身邊一直有許多關心及愛護我的師友，陪伴著我一路走來。

所外口試期間，承蒙逢甲大學胡大瀛教授與交通大學許鉅秉教授惠賜卓見與細心指正，使學生論文內容更臻完備；此外，也要感謝系上老師們於論文進度報告與所內口試所提供的寶貴意見，讓學生能注意到有所遺漏的部分。在過去研究的日子裡，不免遭遇相當的挫折與失敗，但當瓶頸有所突破時，心中的那份感動卻是無法以言語形容的。踏實的脚步、不氣餒的態度以及對探索問題的熱情，應該是在研究中最不可或缺的元素吧！

感謝恩師胡守任博士這些日子以來的細心指導與栽培，使學生不單在課業知識上有十足的增進，在生活方面更有學習與進步的機會，讓我從對論文的懵懂，到論文的完成，如果沒有老師的帶領，這本論文應該永遠不會問世。緣份兩個字，讓我有幸在剛進研究所時，就在老師的手下學習與成長，我想，雖然到現在應該還不能算是老師堅強的左右手，但是至少有幫「倒」忙吧！

接下來，就是感謝昔日同窗好友們，碧琴、惠鈺、錦虹、正元、忠榮、龍文、建志、卿豪、國群、鼎煜、劍嵐、彥璋、源舜、元榜，以前在 12 樓、902、819 一起奮鬥的回憶，我會一直銘記在心的，尤其是公車競賽的那次——原來商管九樓的桌子加睡袋是多麼完美的組合。此外，研究所裡的小祐、雅惠、尤物芳、尚諭、尚儒、文復——，還有大學部裡可愛的帛笛、寶如、靜宜、力維——（加一加很多人耶，真的要全打進去嗎？），謝謝你們的陪伴與支持，讓這些日子更加的充實與快樂。

小丁跟鈺雯，我在上一段絕對沒有忘掉妳們。我想老師有妳們兩個得意助手在，而且少了我跟正元兩個扯後腿的，案子就可以放一百萬個心吧！（老大，我想你一定也贊成我們兩個是扯後腿的吧！這次 ITS 年會投稿的事就很明顯了！）

最後要感謝的，如果沒有她的話，也不可能會有這本論文的誕生！感謝娘親，沒有您無窮盡的支持與關懷，我也不能無後顧之憂的完成學業，更遑論論文的完成。此外，還有哥哥維邦，從他過去做研究的經驗中，我也學到了很多。

要感謝的人，還有很多很多，無法將名字一一列出，但是還是要謝謝你們！我會以更認真的態度，來面對以後的種種問題。

僅以此論文獻給所有愛我及我愛的人

齊邦 謹誌

癸未猴年元宵節翌日凌晨 於淡水

論文名稱：高速公路動態旅行時間與旅次起迄推估之研究

頁數：82

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：九十二學年度第一學期碩士學位論文提要

研究生：陳齊邦

指導教授：胡守任 博士

論文提要內容：

在運輸規劃與交通管理中，旅次起迄與旅行時間皆為不可或缺的相關資訊，然傳統上藉由車牌登錄、路邊訪問等方式所蒐集之相關資訊，多屬靜態以及長時間平均之調查結果，此一結果並無法滿足現代化交通管理所需之動態交通資訊，由於實務上旅次起迄與旅行時間資訊獲得不易，因此可透過相關路段交通資訊加以推估，然過去所採用之線性推估模式，多有參數矩陣事前已知或其值固定之假設，然而此一假設與事實多有不符。

實際上，在高速公路旅次起迄推估問題中，參數矩陣屬於一事前未知之依時變動矩陣，因此可知為一高度非線性問題。其中，由於量測參數矩陣係數為路徑旅行時間之實際發生值，因此本研究將量測參數矩陣視為一新增之系統狀態變數，透過進階卡門濾波模式並結合 Suzuki(2000)等人所提出之旅行時間推估模式進行旅次起迄之推估。而過去卡門濾波模式中，系統狀態方程式多假設為自我迴歸模式，但此一假設無法滿足系統狀態演進呈非穩定之情形，由於實務上，系統狀態演進多屬非穩定，因此本研究進一步提出以自我迴歸差分模式加以處理，並根據對量測參數矩陣之假設，整合出 KFAR、KFARI，以及 EKF 等三種模式。

由於實務上旅次起迄資料取得困難，為進行模式之測試與評估，本研究構建一虛擬之單向高速公路實驗路網，透過 DYNASMART 車流模擬軟體，進行三種交通需求與考慮事件發生下等六種情境模擬，並以卡方檢定值與均方根誤差為評估指標加以評估。

根據模式測試結果顯示，相較於線性卡門濾波模式，進階卡門濾波模式可獲得更佳之推估結果，且系統狀態方程式若為自我迴歸差分模式，亦較自我迴歸模式之推估效果為佳。在旅行時間推估方面，除路段平均速率變化較大之情形下，皆有良好之推估能力。此外，在實務之應用上，考慮以高、低交通需求下分別構建推估模式，較以單一模式處理尖、離峰之交通需求為佳。

關鍵詞：旅次起迄、旅行時間、卡門濾波模式、進階卡門濾波模式、交通模擬

Title of Thesis:

Total Pages: 82

Dynamic Estimation of Travel Time and Origin-Destination Demand on Freeway Corridor

Keywords: Origin-Destination, Travel Time, Kalman Filtering Model, Extended Kalman Filtering Model, Traffic Simulation

Name of Institute:

Graduate Institute of Transportation Science, Tamkang University

Graduate Date: January 2004

Degree Conferred: Master Degree

Name of Student: Chi-Bang Chen

陳齊邦

Advisor: Dr. Shou-Ren Hu

胡守任 博士

Abstract:

Knowledge of origin-destination (OD) and travel time (TT) on a freeway corridor is essential information for transportation planning and/or traffic management purposes. Specifically, with the capability of short-term traffic pattern estimation / prediction on dynamic OD demands and travel times, one can pre-determine desirable traffic control and/or management strategies. Therefore, it is one of the kernel components in modern advanced traffic management and information systems (ATMIS). State-of-the-art methods on the dynamic estimation of OD demands usually assume that the assignment matrix is pre-specified or equal to some constants. Various linear based models in the literature were constructed based on the above simplified assumptions, which is not applicable to real-world dynamic OD estimation problems.

In reality, for the case of dynamic estimation of OD demands on a freeway corridor, the assignment matrix that correlates the proportion of OD flows contributing to a specific downstream link flows is time-varying in nature and unknown in advance. Moreover, the elements in the assignment matrix are actually function of actual travel time or experienced travel time of specific OD pairs. In this present research, we employed the travel time estimation model proposed by Suzuki *et al.*, (2000) to estimate path travel time, and integrated the travel time estimator into the Extended Kalman Filter framework to estimate dynamic OD demands.

Due to the difficulty in obtaining real-world freeway OD demand and travel time data, therefore the data needed in the numerical analysis were collected using simulation experiments under three types of traffic patterns on a hypothetical one-way freeway segment, with totally 15 OD pairs being investigated. On the other hand, traffic flow pattern may be changed due to the effect of traffic incident, so we also considered the effect of incident on the dynamic estimation of OD demands. In summary, there were totally six test scenarios in the numerical analysis. Besides, most Kalman filter based models usually assume that the transition equation is an autoregressive (AR) form; however this assumption is not suitable in non-stationary state transition situations. In the present research, we have proposed the autoregressive integrated (ARI) model to relax the above assumption. Thus we were using three types of integrated models (i.e., KFAR, KFARI, and EKF models) with different transition equation forms and various assumptions on the assignment matrix.

These three integrated models are different between transition equation and assignment matrix. The ARI form is incorporated in both KFARI and EKF models, and the AR form is used in KFAR model. In addition, only the measurement parameters are updated in accordance with on-line measurements of travel times in the EKF model, and those parameters in the assignment matrix are assumed to be predetermined constants in KFAR and KFARI models. Besides, all the transition equations in the three models are considered to be linear, but the measurement equations are nonlinear in nature.

To evaluate the proposed models, RMSE values were calculated and Chi-square tests were conducted to evaluate various models stated above. In the issue of travel time estimation, the results were promising in view of most travel time estimates are statistically indifferent from the observed ones, there were only two OD pairs unacceptable in high traffic demand with incident situations. Based on the results indicated in the numerical analysis, if we assume that the assignment coefficients in the assignment equation is also an unknown system state vector in Extended Kalman Filter model, it provides more accurate estimates than those of the linear Kalman Filter model no matter incident happens or not. In addition, since the system state variable is non-stationary in general, therefore an ARI form of the transition model outperforms the AR based models. According to the number of statistically acceptable OD pair estimates demonstrated in the numerical analysis, it is found that the proposed EKF model generally provides desirable time-varying OD estimates in all designed traffic and demand conditions.

目 錄

頁次

誌謝

中文摘要

英文摘要

目錄.....I

圖目錄.....IV

表目錄.....VI

第一章 緒論

1.1 研究動機與背景1

1.2 研究目的2

1.3 研究範圍與對象2

1.4 研究流程3

1.5 研究內容4

第二章 問題描述與文獻回顧

2.1 問題描述5

2.2 旅次起迄推估模式文獻回顧7

2.2.1 簡單線性模式與延伸性線性模式.....7

2.2.2 非線性模式.....11

2.2.3 其他相關文獻回顧.....12

2.2.4 小結.....13

2.3 旅行時間推估模式文獻回顧15

2.3.1 以交通量指派為基礎之推估模式.....15

2.3.2 以旅行時間推估為基礎之推估模式.....16

2.3.3 小結.....19

第三章 推估模式

3.1 卡門濾波模式	20
3.1.1 系統描述.....	20
3.1.2 卡門濾波模式求解法.....	22
3.2 進階卡門濾波模式	26
3.3 旅行時間推估模式	28
3.3.1 旅行時間定義.....	28
3.3.2 旅行時間推估模式.....	29
3.3.3 路段旅行時間處理.....	31

第四章 模式構建

4.1 線性卡門濾波模式應用	33
4.2 進階卡門濾波模式應用	37
4.3 量測參數矩陣	40

第五章 模式測試與分析

5.1 實驗路網	42
5.1.1 實驗路網基本資料.....	42
5.1.2 實驗設計.....	44
5.1.3 評估準則.....	46
5.1.4 實驗流程.....	48
5.2 低流量下模式測試與分析	49
5.2.1 系統狀態參數校估結果.....	49
5.2.2 無事件發生測試結果.....	50
5.2.3 有事件發生測試結果.....	52
5.2.4 小結.....	53
5.3 高流量下模式測試與分析	55

5.3.1	系統狀態參數校估結果.....	55
5.3.2	無事件發生測試結果.....	56
5.3.3	有事件發生測試結果.....	58
5.3.4	小結.....	59
5.4	流量呈峰態變化下模式測試與分析	62
5.4.1	系統狀態參數校估結果.....	62
5.4.2	無事件發生測試結果.....	63
5.4.3	有事件發生測試結果.....	65
5.4.4	小結.....	66
5.5	模式評估結果綜合比較	68
第六章 結論與建議		
6.1	結論	69
6.2	建議	71
參考文獻.....		73
附錄一 動態路徑旅行時間推估流程圖.....		78
附錄二 DYNASMART 說明		79
附錄三 數值分析操作流程.....		82

圖 目 錄

	頁次
圖 1.1 研究流程圖.....	3
圖 2.1 動態旅次起迄示意圖.....	5
圖 2.2 高速公路路段交通量示意圖.....	6
圖 2.3 旅次起迄推估方法.....	14
圖 3.1 系統基本關係圖.....	20
圖 3.2 卡門濾波模式示意圖.....	22
圖 3.3 卡門濾波模式演算流程圖.....	25
圖 3.4 路段旅行時間與路徑旅行時間關係圖.....	31
圖 4.1 線性卡門濾波模式進行高速公路旅次起迄推估架構.....	33
圖 4.2 非線性卡門濾波模式進行高速公路旅次起迄推估架構.....	39
圖 4.3 簡單路網示意圖.....	40
圖 5.1 實驗路網示意圖.....	42
圖 5.2 測試交通型態示意圖.....	44
圖 5.3 測試模式說明圖.....	45
圖 5.4 實驗流程圖.....	48
圖 5.5 低流量無事件下 OD 推估比較(路徑 10).....	54
圖 5.6 低流量有事件下 OD 推估比較(路徑 10).....	54
圖 5.7 旅行時間與路段平均速率關係(路徑 6).....	60
圖 5.8 旅行時間推估結果(路徑 5).....	60
圖 5.9 EKF 模式與 KFARI 模式結果比較(路徑 6).....	61
圖 5.10 流量呈峰態無事件下旅次起器量推估結果(路徑 5).....	67
圖 5.11 流量呈峰態有事件下旅次起器量推估結果(路徑 5).....	67

圖 A 動態路徑旅行時間推估流程圖.....	78
圖 B DYNASMART 模式架構.....	79
圖 C DYNASMART 求解各時段中路段平均速率之 DFD.....	81
圖 D 數值分析操作流程圖.....	82

表 目 錄

	頁次
表 5-1 實驗路網路段設定表	43
表 5-2 實驗路網旅次起迄點與距離	43
表 5-3 整合模式差異比較表	45
表 5-4 $AR(p)$ 模式參數校估結果(低流量).....	49
表 5-5 $ARI(p,d)$ 模式參數校估結果(低流量).....	50
表 5-6 低流量無事件之旅行時間推估結果	50
表 5-7 低流量無事件之旅次起迄量推估 RMSE 評估結果	51
表 5-8 低流量無事件之旅次起迄量推估卡方檢定結果	51
表 5-9 低流量有事件之旅行時間推估結果	52
表 5-10 低流量有事件之旅次起迄量推估 RMSE 評估結果	52
表 5-11 低流量有事件之旅次起迄量推估卡方檢定結果	53
表 5-12 $AR(p)$ 模式參數校估結果(高流量).....	55
表 5-13 $ARI(p,d)$ 模式參數校估結果(高流量).....	55
表 5-14 高流量無事件之旅行時間推估結果	56
表 5-15 高流量無事件之旅次起迄量推估 RMSE 評估結果	57
表 5-16 高流量無事件之旅次起迄量推估卡方檢定結果	57
表 5-17 高流量有事件之旅行時間推估結果	58
表 5-18 高流量有事件之旅次起迄量推估 RMSE 評估結果	58
表 5-19 高流量有事件之旅次起迄量推估卡方檢定結果	59
表 5-20 $AR(p)$ 模式參數校估結果(呈峰態變化).....	62
表 5-21 $ARI(p,d)$ 模式參數校估結果(呈峰態變化).....	62
表 5-22 流量呈峰態變化無事件之旅行時間推估結果	63
表 5-23 流量呈峰態變化無事件之旅次起迄量推估 RMSE 評估結果 ..	64
表 5-24 流量呈峰態變化無事件之旅次起迄量推估卡方檢定結果	64
表 5-25 流量呈峰態變化有事件之旅行時間推估結果	65

表 5-26 流量呈峰態變化有事件之旅次起迄量推估 RMSE 評估結果 ..	65
表 5-27 流量呈峰態變化有事件之旅次起迄量推估卡方檢定結果	66
表 5-28 不同交通型態下旅次起迄推估模式評估結果	68

第一章 緒論

1.1 研究背景與動機

旅次起迄與旅行時間皆為影響交通狀況的重要影響因素，亦為在運輸規劃與交通管理中不可或缺之資訊，旅次起迄資料說明在特定區域內旅行方向、運具移動型態、旅次長度等資訊，無論在運輸規劃、路網設計，以及場站選擇中，皆佔有相當重要的地位，傳統上旅次起迄資料的蒐集，多透過路邊訪問調查站、車牌登錄、郵卡問卷、家戶訪問調查、亮燈法等方式，再以擴展係數放大調查之結果，據以推估母體之旅次起迄量。此類起迄調查方式，除資料蒐集曠日費時外，亦屬於某特定時間內、某特定地區起迄流量之平均值，較適於運輸規劃方面使用。

隨著智慧型運輸系統(Intelligent Transportation System, ITS)各子系統的發展，傳統的交通資訊供給已不敷需求。以先進交通管理系統(Advanced Traffic Management System, ATMS)為例，為滿足現代化交通管理之目標，動態及短時間內交通狀態推估與預測，有助於交通管制策略的擬定。例如以高速公路之路徑導引策略進行路網控制，經由車輛偵測器所蒐集之車流資料進行短時間交通量之預測，可獲知高速公路與其替代道路之交通狀況，並透過資訊可變標誌(Variable Message Sign, VMS)或路況廣播(Highway Advisory Radio, HAR)告知用路人相關替代道路資訊，以減少或避免交通擁擠，進而節省旅行時間。

實務上，旅次起迄等資訊之獲得實屬不易，而傳統之起迄調查方式並不能滿足短期內交通管理之需求，因此近三十年來已有相關學者透過某些較易取得之交通資訊進行旅次起迄之推估。早期的旅次起迄推估模式多假設旅次起迄間並不需考慮旅行時間，或旅行時間為一固定值，此一推估方式皆屬於靜態旅次起迄推估模式。然在智慧型運輸系統發展的同時，靜態旅次起迄推估模式所提供之交通資訊，已無法滿足現代化交通管理系統所需之即時性交通資訊，因而衍生動態起迄推估模式，但若干動態模式仍有假設推估模式參數矩陣已知之缺點存在。

此外，一般旅次推估起迄模式多侷限於旅次起迄問題之探討，然而與旅次起迄具有高度相關之旅行時間，過去雖有文獻進行旅行時間推估之探討，但鮮少針

對旅次起迄與旅行時間推估同時討論。因此上述課題之研究仍有所不足，尤其旅次起迄推估相關之模式假設與實務上多有不符，因此本研究乃針對旅次起迄與旅行時間之推估等問題加以探討，以期未來在實務應用上有所幫助。

1.2 研究目的

動態旅次起迄資料雖然不易直接獲得，但可經由相關路段之交通資訊加以推估，在過去動態推估模式中，仍多有模式參數矩陣事前已知之假設存在。由於模式指派比例矩陣與旅行時間高度相關，因此可透過旅行時間推估模式進行旅行時間推估，以獲得每時階之指派比例矩陣。本研究主要之目的即透過每時階路段交通資訊，進行動態旅次起迄與旅行時間之推估，以作為實務上應用之參考依據，主要研究的目的條列如后：

- (1) 透過每時階所蒐集之路段交通速率資料，進行動態路徑旅行時間之推估
- (2) 透過每時階所蒐集之路段交通流量資料與各路徑旅行時間，進行動態旅次起迄量之推估。
- (3) 將推估模式應用於旅次起迄量之預測。

1.3 研究範圍與對象

本研究透過路段相關交通資訊推估旅次起迄量與旅行時間，並以高速公路車流型態為研究對象，即以動態之旅次起迄及旅行時間推估為對象。然由於實務上高速公路之旅次起迄資料蒐集不易，為進行模式之校估與驗證，故本研究建立一虛擬之高速公路實驗路網，並透過車流模擬之方式進行相關交通變數資料之產生與蒐集，以利模式之校估與驗證等工作。

1.4 研究流程

綜合前述，本研究之流程可分為四個階段，第一階段為確定研究目的、研究範圍，以及相關文獻之蒐集與回顧。第二階段則為模式之構建與模式參數之校估。於第三階段中進行模式驗證及測試。最後則根據模式測試結果提出結論與建議，如圖 1.1 所示：

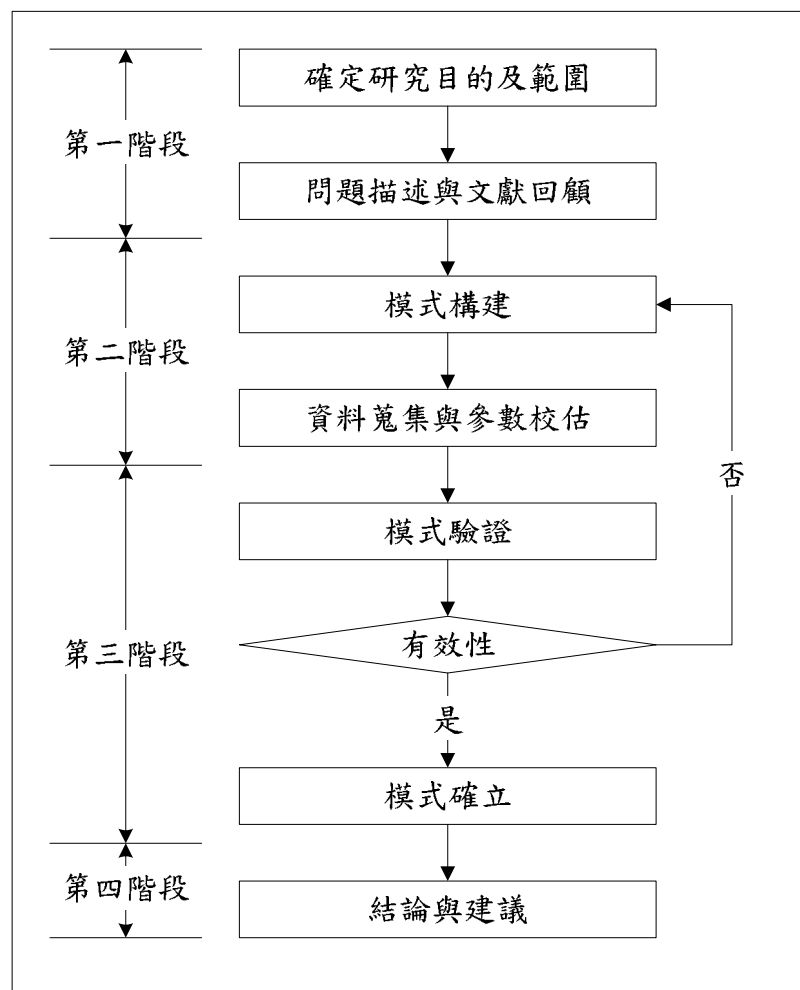


圖 1.1 研究流程圖

1.5 研究內容

本研究之內容可依章節分為以下六部分，分述如下：

第一章 緒論

說明動態旅次起迄與旅行時間推估課題之重要性，並說明研究目的、研究對象與範圍，以及研究流程等項目。

第二章 問題描述與文獻回顧

本章將研究問題加以描述，並回顧旅次起迄與旅行時間推估課題之國內、外相關文獻，以選定適合之推估模式。

第三章 推估模式

根據前章分析結果選定使用之卡門濾波模式加以說明，並說明為使推估模式更符合實務之情況所引入之進階卡門濾波模式與旅行時間推估模式。

第四章 模式構建

將採用之卡門濾波模式與進階卡門濾波模式，應用於高速公路旅次起迄推估問題，分別構建其推估模式，並於進階卡門濾波模式中，整合路徑旅行時間推估模式。此外，亦進一步說明於旅次起迄推估問題上，量測參數矩陣之內容。

第五章 模式測試與分析

本章架構一虛擬之高速公路實驗路網，透過 DYNASMART-P 車流模擬軟體進行多種交通型態之車流模擬以蒐集所需資料，並以 SAS JMP 統計軟體進行系統狀態方程式參數校估。最後依據前章所構建之模式進行模式驗證與分析等工作。

第六章 結論與建議

根據本研究過程中所遭遇之問題與研究成果，歸納出具體之研究結論與未來研究建議，以作為實務應用或未來研究之參考。

第二章 問題描述與文獻回顧

本章首先對研究所欲探討之高速公路旅次起迄與旅行時間推估問題加以描述，並就旅次起迄推估以及旅行時間推估兩部分，分別進行相關文獻之回顧，以作為後續研究之基礎。

2.1 問題描述

高速公路動態旅次起迄與旅行時間之推估，對現代化交通管理策略之擬定有相當的重要性。在旅次起迄推估方面，傳統上旅次起迄資料之蒐集，多透過路邊訪問、車牌登錄、郵卡問卷、大規模家戶調查等方式獲得，此類方式不但曠日費時，且所獲得之資料亦屬於長時間變數平均值之靜態資料，較適合於運輸規劃使用，不適於短期交通量管理之應用。

此外，以較常使用之車牌登錄法為例，該方法係透過人工抄錄、錄音、錄(攝)影等方式進行車牌登錄後，再將資料進行配對而獲得旅次起迄資料，然不論經由何種方式登錄，皆可能因人為錯誤、天候，以及環境等因素，造成登錄錯誤而致資料品質降低，而實務上亦可發現，大多數之登錄資料皆不能被適當比對(陳誠誠，2000)。由於旅次起迄與路段交通狀況具有高度相關，因此在動態旅次起迄資料不易取得之情況下，可藉由路段車輛偵測器蒐集路段流量、平均速率等路段交通資料，進一步加以推估旅次起迄資料。動態旅次起迄，表示於某一時階由起點出發，經過一至數個時階後抵達迄點之車輛，如圖 2.1 所示，其中 $x_{ij}(t)$ 表示於時階 t 時，由起點 i 至迄點 j 之旅次起迄量。

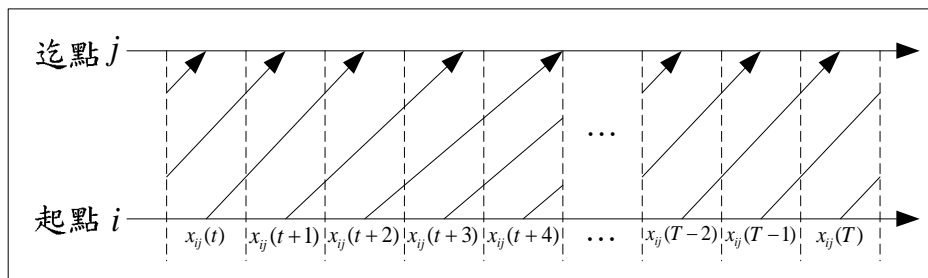


圖 2.1 動態旅次起迄示意圖

在旅次起迄間之旅行時間估計方面，過去旅行時間預測或推估，多透過各路段旅行時間之加總，即視為路徑之旅行時間，然此一旅行時間預測或推估方式，由於並未考慮到車輛行駛之時間落差(Time Lag)問題，因此所獲得之旅行時間應屬於靜態之旅行時間。然為滿足現代化交通管理之需求，動態旅行時間之推估實屬必要，由於旅行時間與路段交通狀況具有高度相關，因此亦可藉由路段交通資料加以推估。

由於高速公路為一封閉系統，若將高速公路依交流道區隔為 N 個區段，而每區段內僅有一對上、下匝道，如圖 2.2 所示，在每一上、下匝道流量以及主線之路段車流量及平均速率皆可經由偵測器測得下，吾人可以進一步推估動態旅次起迄分佈與旅行時間值。綜合上述所言，本研究擬探討之高速公路動態旅次起迄與旅行時間推估問題，即為經由高速公路上、下匝道流量以及主線之車流量與平均速率，進行高速公路上游匝道進入高速公路，經過一至數時階後，於下游匝道離開高速公路交通量推估，以及各旅次起迄間之路徑旅行時間推估。

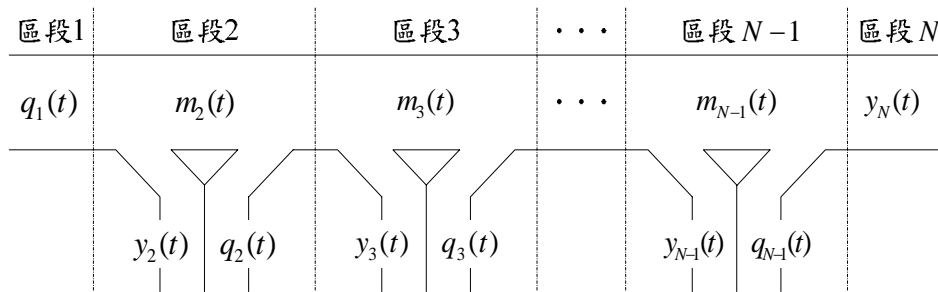


圖 2.2 高速公路路段交通量示意圖

圖中，

$q_i(t)$ ：時階 t 時，由入口匝道 i 進入高速公路之車輛數；

$y_j(t)$ ：時階 t 時，由出口匝道 j 離開高速公路之車輛數；

$m_s(t)$ ：時階 t 時，通過主線區段 s 之車輛數；

2.2 旅次起迄推估模式文獻回顧

傳統之旅次起迄推估模式，並未考慮交通流量隨時間變動而改變，因此屬於靜態之旅次起迄推估模式，為滿足現代化交通管理之需求，因而需要進一步考慮，在路段流量以及旅次起迄量依時變動下之旅次起迄推估問題，即所謂動態旅次起迄推估。旅次起迄推估模式可依其模式內容分為三大類：(1)簡單線性模式、(2)延伸性線性模式，以及(3)非線性模式，以下進一步說明各類模式之內容。

2.2.1 簡單線性模式與延伸線性模式

簡單線性模式之基本假設為旅次起迄間之旅行時間可忽略不計，因此透過每時階車輛分配於各路徑之比例，進行旅次起迄與流量關係之描述，其基本模式如式(2.1)所示：

$$y_j(t) = q_i(t) \cdot b_{ij}(t) \quad \dots\dots\dots(2.1)$$

式中，

$y_j(t)$ 表示於時階 t ，由路段 j 離開之車輛數；

$q_i(t)$ 表示於時階 t ，由路段 i 進入之車輛數；

$b_{ij}(t)$ 表示於時階 t ，由 i 進入並於 j 離開之比例。

根據上述，旅次起迄流量 $x_{ij}(t)$ 為：

$$x_{ij}(t) = q_i \cdot b_{ij}(t) \quad \dots\dots\dots(2.2)$$

而自然條件限制式為：

$$\sum_{j=1}^J b_{ij}(t) = 1, i = 1, 2, \dots, J-1 \quad \dots\dots\dots(2.3)$$

$$0 \leq b_{ij}(t) \leq 1$$

由於旅次起迄間旅行時間可忽略之假設與事實多有不符，若於車流狀態穩定之情況下，旅行時間可視為一常數值，因此延伸線性模式係將前述之簡單線性模式進行旅行時間因素之修正，即當旅行時間考慮下，加入時間落差之影響。由於線性模式係以式(2.1)為基礎，然僅根據該性質並無法求得 $b_{ij}(t)$ 之唯一解，因此可透過不同方法進行計算以求得唯一解，而有以下不同的模式型態。

(1) 最小平方法(Ordinary Least Square, OLS)

最小平方法係假設估計值與觀測值具有不偏性，且路段交通量以及初期旅次起迄矩陣皆為已知下，求取估計值與觀測值的平方差最小化。考慮以下量測方程式：

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{a}(t)^T \mathbf{x}(t) + \mathbf{v}(t) \quad \dots\dots\dots(2.4)$$

式中，

$\mathbf{z}(t)$ ：時階 t 時，通過某些路段之交通量觀測值向量；

$\mathbf{a}(t)$ ：於時階 t 之旅次起迄量分派矩陣；

$\mathbf{x}(t)$ ：時階 t 時之旅次起迄向量；

$\mathbf{v}(t)$ ：時階 t 之誤差項向量。

在 $\mathbf{x}(t)$ 未知之情況下，令一函數 $J(\cdot)$ ，求解 $J(\mathbf{x}(t))$ 之二次成本函數(quadratic cost function)：

$$J(\mathbf{x}(t)) = \sum_{r=1}^t \left[(\mathbf{z}(r) - \mathbf{a}(r)^T \mathbf{x}(r)) (\mathbf{z}(r) - \mathbf{a}(r)^T \mathbf{x}(r))^T \right] \dots\dots\dots(2.5)$$

依據式(2.5)可得最小平方估計量為：

$$\hat{\mathbf{x}}(t) = \left[\sum_{r=1}^t \mathbf{a}(r) \mathbf{a}(r)^T \right]^{-1} \left[\sum_{r=1}^t \mathbf{a}(r) \mathbf{z}(r) \right] \dots\dots\dots(2.6)$$

同屬最小平方法中，尚有加權最小平方法(Weighted Least Square, WLS)、一般化最小平方法(Generalized Least Square, GLS)，以及具限制式最小平方法(Constrained Least Square, CLS)等方法，其求解方式皆與最小平方法並無差異，然而此類方法在求解過程中由於需計算反矩陣且須多次運算，為其主要的缺點。

Cremer 及 Keller(1987)在不須考慮前期資訊下，採用四種方法進行旅次起迄之推估：(1)考慮交互關係矩陣之最小平方法、(2)限制式最佳化法、(3)簡單遞迴推估模式，以及(4)卡門濾波模式。在其研究中指出，以最小平方法為基礎的求解過程中並無法確保自然條件限制式成立，為改善此一問題，Nihan 及 Davis(1987)進一步提出兩階段之方法進行求解。

Kawahra(1987)則以路邊抽樣調查之起迄資料，並將每一起迄對(OD Pair)

所使用特定路段之比例，透過最小平方法進行旅次起迄矩陣推估，然其結果顯示，此一模式無法在道路擁擠狀況時使用。

(2) 最大概似法(Maximum Likelihood Approach, MLE)

最大概似法係假設資料來源的統計分配為已知，而求取觀測值與估計值之概似度(likelihood)最大，在統計上具有一致性以及大樣本之有效性，而且呈常態分配等特性，其最大概似估計量為：

$$\hat{\mathbf{x}}(t) = \arg. \max_{\mathbf{x} \in S} \{ \ln L[\mathbf{Z}(t) | \mathbf{x}(t)] \} \quad \dots\dots\dots(2.7)$$

其中， S 為 \mathbf{x} 之非負集合。

Spiess(1987)假設抽樣調查之起迄旅次服從 Poisson 分配，並在路段交通量已知之條件下，透過最大概似法進行旅次起迄矩陣之推估。而 Cascetta 及 Nguyen(1988)則證明以 Poisson 分配為基礎之最大概似估計量優於最小平方法，但缺點為計算過程較為複雜。

由於最大概似法與最小平方法同樣需要多次之運算，因此 Nihan 與 Hamed(1992)以最大概似法為基礎，提出固定點法(Fixed Point Approach)，其目的在於簡化問題，但由於該方法假設旅次起迄間皆可於單一時階內完成，因此與實務上仍有差異。

(3) 遞迴演算法(Recursive Algorithm)

由於非遞迴式演算法於求解時，需要過去所有時階之資料，且存在計算過程繁瑣之缺點，為解決此一問題，故有遞迴演算法之提出，其一般式為：

$$\hat{\mathbf{b}}(t+1) = \hat{\mathbf{b}}(t) + \mathbf{K}(t) \cdot [\mathbf{y}_j(t+1) - \mathbf{q}^T(t+1) \cdot \hat{\mathbf{b}}(t)] \quad \dots\dots\dots(2.9)$$

其中， $\mathbf{K}(t)$ 表示遞迴式增益項。

根據增益項 $\mathbf{K}(t)$ 之計算方式不同，遞迴演算法可分為：(1)遞迴最小平方法(Recursive Least Square, RLS)、(2)一般化遞迴最小平方法(Generalized RLS)、(3)限制遞迴最小平方法(Constrained RLS)、(4)卡門濾波法(Kalman Filtering)，以及(5)類神經網路法(Neural Network)等。

Chang 以及 Wu(1994)利用卡門濾波模式，經由上下匝道與主線交通量等量測資料，以及巨觀交通特性構建動態之系統模式，以進行高速公路動態旅次起迄之推估。該模式透過車流模擬進行驗證，結果顯示可有效處理動態旅次起迄的推估問題。李宗億(1998)於考慮動態 OD 推估之適應性整體匝道儀控模式研究中，亦採用 Chang 及 Wu 所構建之卡門濾波模式以進行動態旅次起迄之推估。

楊兆升(2000)，應用類神經網路與卡門濾波模式進行道路流量與旅行時間之預測。在類神經網路方面，該研究分別以預測路段之資料，以及包含上下游路段資料分別構建類神經推估模式，其結果顯示兩模式皆可有效進行預測，而透過上下游路段資料構建模式之效果較佳。此外，根據該研究結果顯示，卡門濾波模式應用於交通流量與旅行時間預測上亦有良好之表現。

胡守任(2001)以卡門濾波理論分別構建應用於(1)路口旅次起迄、(2)高速公路旅次起迄、(3)路網旅次起迄，以及(4)車流密度之推估模式，並透過美國麻州高速公路之旅次起迄資料進行高速公路旅次起迄模式之驗證，其結果顯示卡門濾波模式應用於高速公路起迄推估可得到有效之估計量。

Ashok 及 Ben-Akiva(2002)透過離線及線上兩種方式進行旅次起迄推估，離線方式採用 Cascetta(1993)之推估模式為基礎；線上推估方式則重新定義旅次起迄誤差與觀測流量誤差作為狀態變數與量測資料，並假設指派參數矩陣為隨機漫步模式後，採用進階卡門濾波模式進行求解。

(4) 貝氏推估法(Bayesian Inference Approach)

貝氏推估法假設所推估旅次起迄量為一隨機變數，且其機率分配已知。並以隨機誤差與量測誤差之相對值為權重，進行歷史資料與量測資料之加權平均。若歷史資料之旅次起迄量服從多變數常態分配 $[MVN(\mathbf{x}(t), \mathbf{P}(t))]$ ，求解方程式可表示為：

$$\hat{\mathbf{x}}(t) = \hat{\mathbf{x}}(t-1) + \mathbf{P}(t-1)\mathbf{a}(t) \left[\delta(t) + \mathbf{a}(t)^T \mathbf{P}(t-1)\mathbf{a}(t) \right]^{-1} \left[\mathbf{z}(t) - \mathbf{a}(t)^T \mathbf{x}(t-1) \right] \dots\dots\dots(2.10)$$

$$\mathbf{P}(t) = \mathbf{P}(t-1) - \mathbf{P}(t-1)\mathbf{a}(t)\left[\delta(t) + \mathbf{a}(t)^T \mathbf{P}(t-1)\mathbf{a}(t)\right]^{-1} \mathbf{a}(t)^T \mathbf{P}(t-1) \dots\dots\dots(2.11)$$

由於貝氏推估法在實行上須針對歷史資料與觀測值之統計分配進行假設，且須要正確之指派比例 $\mathbf{a}(t)$ 資料，然而歷史資料之獲得以及與指派比例相關之旅行時間皆不易獲得，因此貝氏推估法雖然納入歷史旅次起迄資料之考量，但在執行上仍有相當之困難。雖然有前述限制，但貝氏推估法仍可用於動態旅次起迄求解上，即若可獲得每時階交通資料 $\mathbf{z}(t)$ ，則可經由式(2.10)計算每時階之旅次起迄量。

2.2.2 非線性模式

在線性模式中，多假設指派比例矩陣 $\mathbf{a}(t)$ 事前已知及不隨時間變動之假設，而此一假設係構建於旅行時間可忽略、單一時階內完成旅次起迄行為，或為一常數之基礎。實際上，此類旅行時間之假設多與事實不符，因此若考慮系統參數矩陣隨時間高度相關之問題時，則可透過類神經卡門濾波(Neural Kalman Filter)、迴歸卡門濾波(Regressive Kalman Filter)、連續性卡門濾波(Sequential Kalman Filter)，或進階性卡門濾波(Extend Kalman Filter)等方式求解。

Suzuki 等人(2000)透過偵測器蒐集之路段交通量、瞬時速率，以及駛離匝道車輛數等資料，以類神經網路進行卡門濾波參數矩陣之校估，其結果顯示類神經卡門濾波(Neural Kalman Filter, NKF)與迴歸卡門濾波(Regressive Kalman Filter, RKF)相較下，NKF 無論自由流率或車流擁擠之狀況下皆有不錯之表現，但若流量處於劇烈變動時可能會造成其模式初期預測之錯誤，且其誤差可能高於 RKF 模式，但仍可被快速的修正。然而 NKF 模式之缺點乃在於學習過程中需要大量資料，且較為複雜與費時。

Kim 等人(2003)透用歷史路段交通流量及旅次起迄資料，以模擬方式獲得系統參數，應用於卡門濾波模式推估動態旅次起迄量。此外，該研究亦透過 Paramics 車流模擬軟體進行模擬，並透過模擬結果計算系統參數，以應用於進階卡門濾波模式，其結果顯示進階卡門濾波模式可獲得更合理之估計結果，但其推估結果仍

受限於車流模擬之隨機性。此外，不同於本研究以旅行時間推估模式，以計算量測參數矩陣，該研究係透過模擬模式以進行量測矩陣參數之計算。

2.2.3 其他相關文獻回顧

探測車法係利用探測車(Probe Vehicle)之出發時間、旅行時間、探測車旅次起迄及路段交通量等資訊，或某一起迄旅次中探測車數量與總探測車數量之百分比進行旅次起迄量之推估。

Hellinga 及 Van Aerde(1994)根據統計上的抽樣理論，提出了一套分析方法，用以推估旅次起迄量的平均值與該估計值的信賴區間，最佳旅次起迄估計量係單位時間內屬某旅次起迄對的探測車輛數除以總探測車輛數佔網路中總車數的比率，即所謂的市場占有率(Market Penetration)；而該估計量的抽樣誤差是抽樣數大小與探測車隊市場占有率的函數。然而，該估計量對所有旅次起迄配對假設均一(Uniform)的市場占有率，如此可能產生誤差(Biased)與非有效性(Inefficient)的估計值。Zijpp(1997)透過偵測器測得路段交通量以及自動車輛辨識 (Automated Vehicle Identification, AVI) 技術進行動態起迄矩陣之估計，經由實驗之結果顯示經由車輛軌跡辨識可降低估計之誤差。

由於一般旅次起迄推估模式，並未考慮車輛路徑選擇問題，然於擁擠路網中此一假設與事實不符，Yang(1992)提出整合最小平方法與交通量指派之雙層規劃法(Bi-level Programming Approach)，用以處理擁擠路網之旅次起迄推估問題，該方法上層為利用最小平方法求解路段觀測流量與旅次起迄量之誤差最小，下層則為以路段狀況為限制條件下，尋求推估旅次起迄矩陣之使用者均衡。廖珉鋒(2000)亦透過雙層模式進行動態旅次起迄之推估，該研究上層部分，同樣使用最小平方法求取路段觀測流量與旅次起迄量誤差最小，而下層為使用者均衡路徑選擇模式，並加入路段容量限制式以反映實際之路網狀況。

Bell(1983)發展經由路段流量倒推 OD 矩陣之線性模式，在模式中並未考慮旅次起迄間之旅行時間，由於推估結果受路段流量分配比例正確性影響相當大，因此在路段流量比例分配較正確的情況下，可獲得較佳之推估結果，然而流量比

例未知或不正確時，則與實際上有較大之差異存在。

卓訓榮等人(1995)針對高速公路車輛起迄推估方法進行回顧，並依所能獲得之資訊提出四種模式：(1)僅有收費站流量之推估模式；(2)有上、下匝道流量以及路段流量之推估模式；(3)有收費站流量及先期交通資訊之推估模式；以及(4)有上、下匝道及先期交通資訊之推估模式。其研究結果顯示，模式(1)之結果有相當之誤差存在；模式(2)及模式(4)之結果誤差不大，而先期資訊之正確性對模式(3)之影響相當大。

Lo 與 Chan(2003)研究在擁擠路網中，透過交通流量與旅次起迄調查資料，進行旅次起迄與路徑選擇模式之擴展係數之推估，並藉由最大概似法與隨機性使用者均衡(Stochastic User Equilibrium, SUE)之交通量指派模式計算收斂結果，以獲得最佳估計值。該研究結果顯示由於擴展係數會受交通狀態之影響變動，因此同時推估旅次起迄與擴展係數較假設擴展係數為固定值為佳。

2.2.4 小結

由文獻回顧結果可知，過去有許多方法皆應用於旅次起迄推估之研究，其方法之整理如圖 2.3 所示。由於應用卡門濾波模式所推估之統計量具有不偏估計以及線性最小變異估計值等特性，且非線性模式以外之模式，多有系統參數矩陣事前已知，或不隨時間變動之假設存在，為處理此一與事實不符之假設，因此本研究選擇進階卡門濾波模式作為旅次起迄推估問題之研究方法。

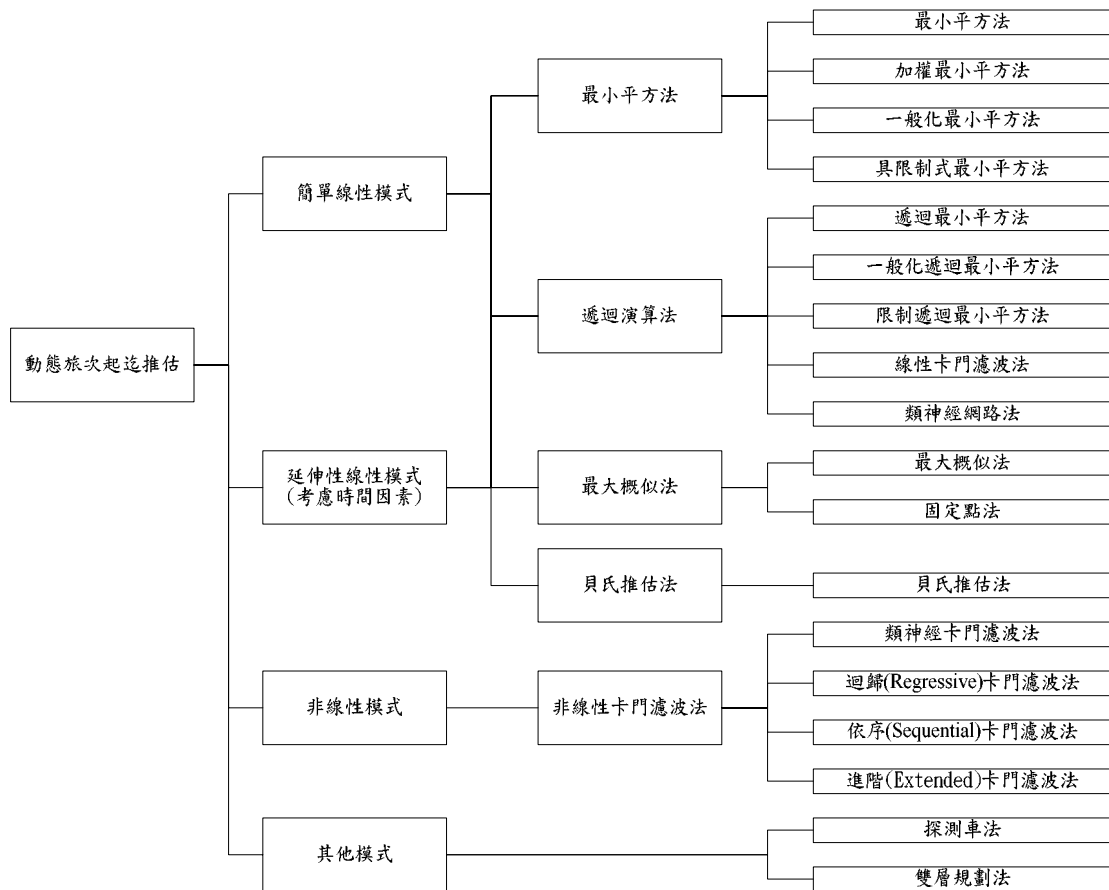


圖 2.3 旅次起迄推估方法

2.3 旅行時間推估模式文獻回顧

旅行時間在交通系統中佔有相當重要的部分，除可作為交通系統績效評估指標之一，亦可作為用路人路徑選擇或交通管理上交通量指派之重要影響因素。依據文獻回顧之結果，旅行時間模式之發展，可依其推估之目的分為兩大類：(1)以交通量指派為基礎所發展之推估模式，或(2)以旅行時間推估為基礎之推估模式，其說明如后。

2.3.1 以交通量指派為基礎之推估模式

在交通量指派模式中，係透過路段旅行時間成本函數(如 BPR 函數)計算旅行時間，以作為交通量指派之依據。然於動態交通量指派(Dynamic Traffic Assignment, DTA)模式中，為使指派模式更加合理，因此將路段成本函數修正為動態之路段成本函數，亦即假設路段之旅行時間及交通量皆為時間相依。基本上，動態交通量指派模式可分為兩種類型：(1)描述模式(Descriptive Model)，以及(2)規範模式(Normative Model)。描述模式係討論在不同交通條件下使用者之行為，如使用者均衡(User Equilibrium, UE)；而規範模式則為探討求取系統目標最適化之決策，例如系統最佳化(System Optimal, SO)。動態交通量指派模式具有能夠處理即時動態交通狀況，以及可預測時間較長之優點，但其求解過程複雜，且於實際路網上執行亦較為困難。

一般而言，此類方法大多採用巨觀之流量-速度-密度(Q-K-U)曲線為計算之基礎，卓訓榮等人(1995)利用等候理論(Queuing Theory)之方法建立動態路段旅行時間模型，不利用流量-速度曲線，而利用先進先出(FIFO)假設及流量守衡的觀念，推算出每輛車在路段上的旅行時間。該研究以高速公路的路段為對象，結果顯示透過其模式在動態路網指派中可用來修正傳統模式上的誤差。

胡大瀛等人(1998)在台中都會區行前資訊系統的構建中，以 YEN's K 條最短路徑演算法求解小汽車 K 條最短旅行時間路徑，為處理旅行時間依時性的問題，該系統提出依據交通靜態資訊資料庫、交通動態資訊，以及即時資訊，透過模擬

方法產生依時性最短路徑之架構。

2.3.2 以旅行時間推估為基礎之推估模式

此類之推估模式，係探討經由固定式或移動式車輛偵測器，蒐集路段或路經交通狀態，以描述該時階或下一時階之路徑或路段狀態，並進行旅行時間之推估，根據相關文獻回顧結果，以旅行時間推估為基礎之推估模式可分為：

(1) 歷史資料推估法(History Profile Approach)：

歷史資料推估法係在過去的資料可獲得之假設下，利用過去的資料進行推估。其優點為易於執行與運算，並可快速的求解；然其缺點則為無法對突發事件加以處理，需要另以事件偵測輔助。

Iwasaki(1997)提出將歷史資料庫依照日期與交通狀況加以分類，並利用預測時點前後期旅行時間相關性，以及路段上下游相關性，進行旅行時間預測。

Matsumura(1998)透過偵測器蒐集資料與歷史資料庫比對後，再將其差異計算所受影響之旅行時間，並加上歷史旅行時間資料後計算預測之旅行時間。

Grol 等人(2001)則藉由歷史資料庫與線上觀測資料進行交通狀態之預測，其結果顯示經由歷史資料可有效進行交通狀態之預測，而線上觀測資料僅能小幅改善預測之結果。

(2) 時間序列模式(Time Series Model)：

時間序列係為依照時間先後關係，將觀測資料加以排列之集合。此模式之優點為模式易於構建，且其資料具依時性，但該方法對於遺失資料(Missing Data)之處理能力則為不足。

Oda(1990)經由車輛偵測器獲得之車流量以及車道佔有率之資料，透過時間序列模式中自我迴歸模式(Autoregressive Model, AR)為基礎，進行未來交通狀況之推估與預測，並藉由預測之交通狀況繪製軌跡圖，以進行旅行時

間之計算。

(3) 類神經網路(Neural Network)：

類神經網路主要應用於人工智慧領域，具有學習將輸入項與輸出項判別的能力，該方法具有學習能力與可應用於處理複雜的非線性問題等優點，但由於具有學習能力，因此在類神經訓練過程則較為複雜，且其模式亦較難為一般人所了解。

Ohba 等人(1998)利用人工類神經混和結構型網路(Mixed Structure Type Neural Network)預測路段旅行時間，並藉由車輛自動辨識(Automatic Vehicle Identification, AVI)進行路段速率以及旅行時間之蒐集，該研究顯示所採行之旅行時間預測模式有不錯的效果。

Jiang 與 Zhang(2001)亦利用人工類神經網路模式進行旅行時間預測，該研究中比較四種類神經網路模式，結果顯示半徑式函數網路(Radial Basis Function Network, RBFN)用於旅行時間預測上較佳；但在距離較短的情況下，則以多層次感知網路(Multilayer Perception Network, MLPN)具有較好之表現。

魏健宏等人(2002,2003)透過類神經網路模式對高速公路旅行時間之預測進行相關研究。該研究將高速公路北部路段依幾何設計與交通瓶頸特性區分為數個群組，分別構建其類神經網路模式以進行高速公路旅行時間之預測。該模式之輸入變數大致分為兩類，一為相同資料來源之時間序列性資料；另一類則以不同資料蒐集來源直接輸入類神經模式。該研究於測試路網顯示有良好之預測表現。此外，在考慮單一群組、跨群組等不同路段長度與特性下，其實證分析結果顯示模式在各種狀況下的穩定性與未來實務應用階段的準確能力。

(4) 卡門濾波理論(Kalman Filtering)：

Lee(1998)以卡門濾波模式進行旅行時間預測，並與時間序列模式以及

類神經網路模式進行比較，其結果顯示卡門濾波模式用於旅行時間預測有不錯之效果。Taranto(2000)經由蒐集車流量、等候長度以及速度等交通參數，利用簡單車流關係推估旅行時間，並藉由卡門濾波模式進行旅行時間預測。

Chen 與 Chien(2001)以探測車蒐集路段資訊與路徑資訊，透過卡門濾波模式，以路段資訊與路徑資訊作為輸入，分別進行路徑旅行時間預測，根據該研究結果顯示，以路徑資訊為基礎之旅行時間預測模式較佳。

(5) 車輛定位或辨識：

Jarjees(1997)利用公車加裝車輛定位系統以進行資料蒐集，經由三種線性預測模式進行旅行時間預測，其參數部分則透過最小平方法進行校估。而 Yamane(1999)利用自動車輛辨識與紅外線偵測器量測之路段速度，並藉由各車輛之序列關係進行旅行時間之推估與預測。此外，Maruyama(2000)則經由自動車輛定位(AVL)與電子地圖配合，以計算兩點間時間差與距離差，以推估旅行時間。

(6) 無母數迴歸模式(Non-parametric Regression)：

該方法係透過鄰近點(neighbor)的搜尋，以及過去的歷史資料加以預測未來的資料。其優點為不需對變數間關係提出前題假設，並且將其應用型態分類，可提高模式之處理效率。但該模式對於鄰近點的搜尋過程則較為複雜，因此僅有少數文獻透過無母數迴歸模式進行旅行時間預測(You and Kim,1998)。

(7) 交通模擬模式(Traffic Simulation)

交通模擬模式應用於模擬實際系統之行為，大多數的模擬模式是採用不連續時間、微觀且推測性的模式。該方法具有可模擬真實交通環境或各種不同情境下之交通狀況之優點，但仍有模擬程式建構過程複雜且耗時，且對長期預測能力較弱之缺點(You and Kim,1998)。

(8) 其他方法：

Suzuki 等人(2000)，以路段長度與偵測器所蒐集之平均速度比值計算路段旅行時間，並以遞迴方式倒推進入各路段之時階以推估於某時階抵達迄點車輛之路徑平均旅行時間。

Sun 與 Yang(2001)則將旅行時間分為行駛時間與等候時間兩部分處理，行駛時間為路段長度扣除等候長度後與平均速度之比值，而等候時間則再分為單車道與多車道之情形加以討論。

2.3.3 小結

本研究綜合考量旅行時間相關模式之特性與應用上之難易度，基於指派參數矩陣(Assignment Matrix)中，指派係數為路徑旅行時間之「歷史」或「實際經驗」值，以 Suzuki 等人所提出之旅行時間推估模式最符合本研究之需求，因此即以 Suzuki 等人提出之模式作為本研究推估路徑旅行時間之基楚。

第三章 推估模式

過去以線性卡門濾波理論進行旅次起迄推估之研究，多假設量測方程式參數矩陣為定值，且不隨時間變動。但實際上由於量測方程式參數矩陣與旅行時間具高度相關，因此本章除介紹線性卡門濾波理論外，並引入非線性(進階)卡門濾波理論及旅行時間推估模式，以應用於動態旅次起迄推估之探討。

3.1 卡門濾波模式

3.1.1 系統描述

卡門濾波模式可分為系統狀態方程式(System State Equation)以及量測方程式(Measurement Equation)兩部分，其中系統狀態方程式又稱為轉移方程式(Transition Equation)，主要用以說明系統狀態變數自我隨機演進關係，一般多假設為自我迴歸模式(Autoregressive Model, AR)；而量測方程式則用以描述觀測值與系統狀態變數(State Variable)間相互關係，通常亦為一簡單線性模式。在考慮一時間離散、有限向度之動態隨機系統，其關係圖如圖 3.1 所示：

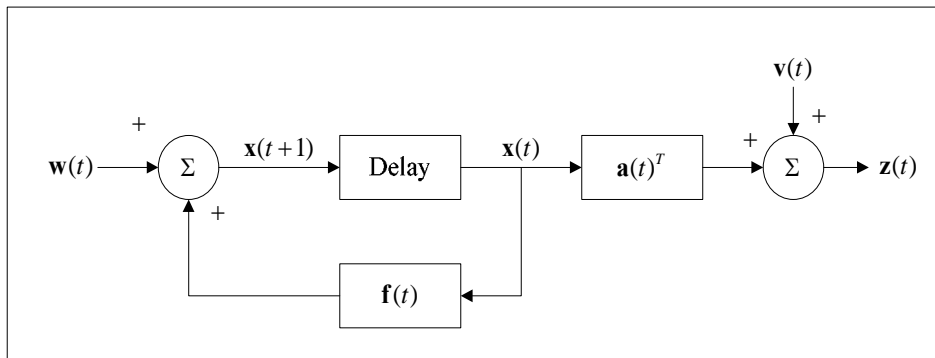


圖 3.1 系統基本關係圖

依據圖 3.1 所表示之隨機系統，其動態數學模式如下所示：

$$\mathbf{x}(t+1) = \mathbf{f}(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{w}(t) \quad \dots\dots\dots(3.1)$$

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{a}(t)^T \mathbf{x}(t) + \mathbf{v}(t) \quad \dots\dots\dots(3.2)$$

式中，

$\mathbf{x}(t)$ ：時階 t 之系統狀態向量；

$\mathbf{f}(t)$ ：時階由 t 至 $(t+1)$ 時階系統狀態變數向量間的轉移矩陣；

$\mathbf{z}(t)$ ：時階 t 之觀測值向量；

$\mathbf{a}(t)$ ：時階 t 之量測參數矩陣；

$\mathbf{w}(t)$ ：時階 t 之系統狀態誤差項；

$\mathbf{v}(t)$ ：時階 t 之量測方程誤差項

而上述動態模式之假設為：

- (1) $\mathbf{w}(t)$ 、 $\mathbf{v}(t)$ 皆屬 white noise，即：

$$E[\mathbf{w}(t)\mathbf{w}(l)] = 0$$

$$E[\mathbf{v}(t)\mathbf{v}(l)] = 0$$

- (2) $\mathbf{w}(t)$ 、 $\mathbf{v}(t)$ 皆為以零為平均數，固定值變異數矩陣之高斯隨機過程：

$$E[\mathbf{w}(t)] = 0, \quad E[\mathbf{w}(t)\mathbf{w}(l)^T] = \mathbf{Q}(t)\delta(t, l)$$

$$E[\mathbf{v}(t)] = 0, \quad E[\mathbf{v}(t)\mathbf{v}(l)^T] = \mathbf{R}(t)\delta(t, l)$$

- (3) $\mathbf{w}(t)$ 、 $\mathbf{v}(t)$ 為彼此獨立之隨機過程：

$$E[\mathbf{w}(t)\mathbf{v}(t)] = E[\mathbf{w}(t)]E[\mathbf{v}(t)] = 0$$

- (4) 系統變數初始狀態 $\mathbf{x}(0)$ 亦為已知平均數與變異數矩陣之高斯隨機變數，即：

$$E[\mathbf{x}(0)] = \bar{\mathbf{x}}(0)$$

$$E[(\mathbf{x}(0) - \bar{\mathbf{x}}(0))(\mathbf{x}(0) - \bar{\mathbf{x}}(0))^T] = \mathbf{P}(0)$$

基於上述假設，在不同時階 t 下推估系統狀態變數，依所獲得資料時點之不同，可分為三種類型說明：(1)當時階 t 以前資料可得下，欲估計時階 $(t-1)$ 之系統狀態，此類問題屬於平滑(Smoothing)問題；(2)當時階 t 以前資料可得下，若欲估計時階 $(t+1)$ 之系統狀態，則屬於預測(Prediction)問題；(3)當時階 t 以前資料可得下，進行當時階之系統狀態推估，則為濾波(Filtering)問題，而濾波問題之目的為在前述條件下，透過系統本身之隨機性及每時階所觀測之資料，進行各時階系統狀態變數之推估。

簡言之，卡門濾波模式係以不偏估計及推估誤差期望值最小為目標下，透過遞迴(Recursive)之方式進行系統狀態之推估，亦即在給定時階 t 之系統狀態 $\hat{\mathbf{x}}(t)^+$ 下，透過系統狀態方程式預測下一時階之系統狀態 $\hat{\mathbf{x}}(t+1)^-$ ，待量測之資料 $\mathbf{z}(t+1)$ 獲得後，透過量測方程式進行系統狀態之更新 $\hat{\mathbf{x}}(t+1)^+$ ，並利用 $\hat{\mathbf{x}}(t+1)^+$ 進行系統狀態 $\hat{\mathbf{x}}(t+2)^-$ 之預測，如圖 3.2 所示。其中，由系統狀態 $\hat{\mathbf{x}}(t)^+$ 預測 $\hat{\mathbf{x}}(t+1)^-$ 稱為「一階預測值」，而以系統狀態 $\hat{\mathbf{x}}(t+1)^-$ 與量測資料 $\mathbf{z}(t+1)$ 估計 $\hat{\mathbf{x}}(t+1)^+$ ，則稱為「一階估計值」，若欲進行 N 個時階後之系統狀態預測，僅需將系統狀態乘以系統狀態轉移矩陣 $\mathbf{f}(t)$ 至 $\mathbf{f}(t+N-1)$ 即可。

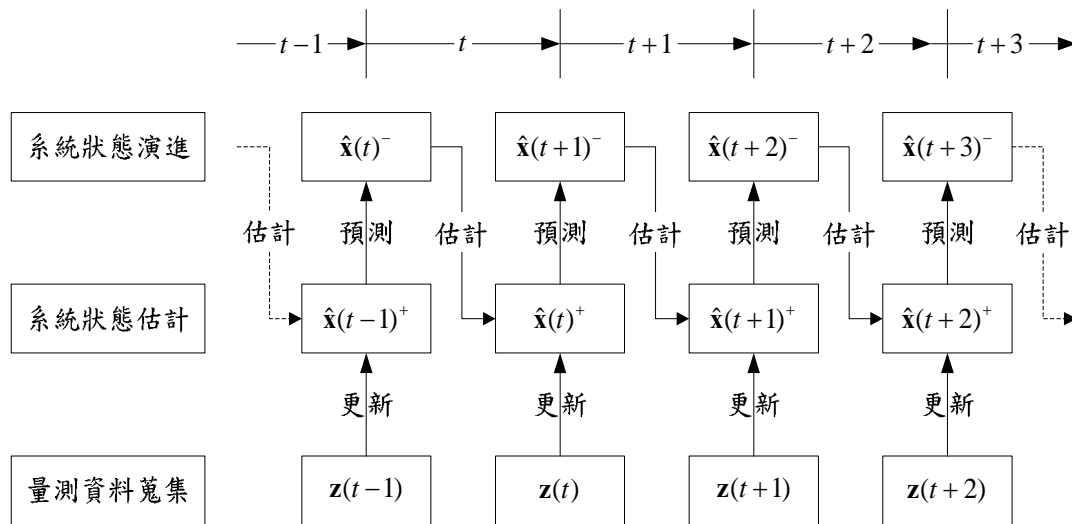


圖 3.2 卡門濾波模式示意圖

3.1.2 卡門濾波模式求解法

假設時階 t 之誤差項 $\tilde{\mathbf{x}}(t) = \hat{\mathbf{x}}(t) - \mathbf{x}(t)$ 為平均數等於零之高斯馬可夫數列，可導出誤差項共變異矩陣為：

$$\mathbf{P}(t) = E[\tilde{\mathbf{x}}(t)\tilde{\mathbf{x}}(t)^T] \quad \dots\dots\dots(3.3)$$

由系統狀態估計值 $\hat{\mathbf{x}}(t)$ 依系統狀態演進可得：

$$\hat{\mathbf{x}}(t+1) = \mathbf{f}(t)\hat{\mathbf{x}}(t) \quad \dots\dots\dots(3.4)$$

由於前述假設 $\tilde{\mathbf{x}}(t)$ 為一高斯馬可夫隨機過程，則透過系統狀態方程式所進行

推估所產生之誤差 $\tilde{\mathbf{x}}(t+1)$ 亦為一不偏誤差。因此，由式(3.1)與式(3.4)可得：

$$\tilde{\mathbf{x}}(t+1) = \mathbf{f}(t)\tilde{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{w}(t) \quad \dots\dots\dots(3.5)$$

對上式取期望值得：

$$E[\tilde{\mathbf{x}}(t+1)] = \mathbf{f}(t)E[\tilde{\mathbf{x}}(t)] + E[\mathbf{w}(t)] = 0 \quad \dots\dots\dots(3.6)$$

又，

$$\mathbf{P}(t+1) = E[\tilde{\mathbf{x}}(t+1)\tilde{\mathbf{x}}(t+1)^T] \quad \dots\dots\dots(3.7)$$

$$\begin{aligned} & \tilde{\mathbf{x}}(t+1)\tilde{\mathbf{x}}(t+1)^T \\ &= (\mathbf{f}(t)\tilde{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{w}(t))(\mathbf{f}(t)\tilde{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{w}(t))^T \\ &= \mathbf{f}(t)\tilde{\mathbf{x}}(t)\tilde{\mathbf{x}}(t)^T\mathbf{f}(t)^T + \mathbf{f}(t)\tilde{\mathbf{x}}(t)\mathbf{w}(t)^T + \mathbf{w}(t)\tilde{\mathbf{x}}(t)^T\mathbf{f}(t)^T + \mathbf{w}(t)\mathbf{w}(t)^T \end{aligned} \quad \dots\dots\dots(3.8)$$

對上式取期望值得：

$$\mathbf{P}(t+1) = \mathbf{f}(t)\mathbf{P}(t)\mathbf{f}(t)^T + \mathbf{Q}(t) \quad \dots\dots\dots(3.9)$$

引入卡門增益項(Kalman Gain Matrix)：

$$\mathbf{K}(t) = \mathbf{P}(t)^- \mathbf{a}(t)^T [\mathbf{a}(t)\mathbf{P}(t)^- \mathbf{a}(t)^T + \mathbf{R}(t)]^{-1} \quad \dots\dots\dots(3.10)$$

假設更新後之系統狀態推估值與觀測值為一線性關係：

$$\hat{\mathbf{x}}(t)^+ = \mathbf{K}(t)^T \hat{\mathbf{x}}(t)^- + \mathbf{K}(t)\mathbf{z}(t) \quad \dots\dots\dots(3.11)$$

由式(3.2)與式(3.11)可得：

$$\tilde{\mathbf{x}}(t)^+ = [\mathbf{K}(t)^T + \mathbf{K}(t)\mathbf{a}(t) - \mathbf{I}]\mathbf{x}(t) + \mathbf{K}(t)^T \tilde{\mathbf{x}}(t)^- + \mathbf{K}(t)\mathbf{v}(t) \quad \dots\dots\dots(3.12)$$

由於 $E[\tilde{\mathbf{x}}(t)^+] = 0$ 、 $E[\tilde{\mathbf{x}}(t)^-] = 0$ 、 $E[\mathbf{v}(t)] = 0$ ，

因此式(3.12)可簡化為：

$$\mathbf{K}(t)^T = \mathbf{I} - \mathbf{K}(t)\mathbf{a}(t) \quad \dots\dots\dots(3.13)$$

將式(3.13)帶入式(3.11)，

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}(t)^+ &= [\mathbf{I} - \mathbf{K}(t)\mathbf{a}(t)]\hat{\mathbf{x}}(t)^- + \mathbf{K}(t)\mathbf{z}(t) \\ &= \hat{\mathbf{x}}(t)^- + \mathbf{K}(t)[\mathbf{z}(t) - \mathbf{a}(t)\hat{\mathbf{x}}(t)^-] \end{aligned} \quad \dots\dots\dots(3.14)$$

由 $\tilde{\mathbf{x}}(t)^+ = \hat{\mathbf{x}}(t)^+ - \mathbf{x}(t)$ 、 $\tilde{\mathbf{x}}(t)^- = \hat{\mathbf{x}}(t)^- - \mathbf{x}(t)$ 與式(3.14)可得：

$$\tilde{\mathbf{x}}(t)^+ = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(t)\mathbf{a}(t)]\tilde{\mathbf{x}}(t)^- + \mathbf{K}(t)\mathbf{v}(t) \quad \dots\dots\dots(3.15)$$

當獲得觀測值後，誤差項共變異矩陣可更新為：

$$\mathbf{P}(t)^+ = E[\tilde{\mathbf{x}}(t)^+ \tilde{\mathbf{x}}(t)^{+T}] \quad \dots\dots\dots(3.16)$$

由式(3.15)及式(3.16)可得：

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(t)^+ = E & \left[(\mathbf{I} - \mathbf{K}(t)\mathbf{a}(t))\tilde{\mathbf{x}}(t)^- \left[\tilde{\mathbf{x}}(t)^{-T} (\mathbf{I} - \mathbf{K}(t)\mathbf{a}(t))^T + \mathbf{v}(t)^T \mathbf{K}(t)^T \right] \right. \\ & \left. + \mathbf{K}(t)\mathbf{v}(t) \left[\tilde{\mathbf{x}}(t)^{-T} (\mathbf{I} - \mathbf{K}(t)\mathbf{a}(t))^T + \mathbf{v}(t)^T \mathbf{K}(t)^T \right] \right] \quad \dots\dots\dots(3.17) \end{aligned}$$

若系統狀態推估誤差與觀測誤差無關，則：

$$E[\tilde{\mathbf{x}}(t)^- \mathbf{v}(t)^T] = E[\mathbf{v}(t) \tilde{\mathbf{x}}(t)^{-T}] = 0 \quad \dots\dots\dots(3.18)$$

由式(3.18)可將式(3.17)簡化為：

$$\mathbf{P}(t)^+ = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(t)\mathbf{a}(t)]\mathbf{P}(t)^- [\mathbf{I} - \mathbf{K}(t)\mathbf{a}(t)]^T + \mathbf{K}(t)\mathbf{R}(t)\mathbf{K}(t)^T \quad \dots\dots\dots(3.20)$$

將式(3.10)代入上式，

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(t)^+ &= [\mathbf{I} - \mathbf{K}(t)\mathbf{a}(t)]\mathbf{P}(t)^- \\ &= \mathbf{P}(t)^- - \mathbf{K}(t)\mathbf{a}(t)\mathbf{P}(t)^- \quad \dots\dots\dots(3.21) \end{aligned}$$

上述即為卡門濾波模式之推導過程，其中：

式(3.4)表示系統狀態變數演進過程。

式(3.9)表示推估誤差共變異矩陣演進過程。

式(3.10)為卡門增益矩陣。

式(3.14)表示系統狀態變數更新過程。

式(3.21)則為推估誤差共變異矩陣之更新過程。

卡門濾波模式問題在給定起始值 $\hat{\mathbf{x}}(0)^+$ 以及 $\mathbf{P}(0)^+$ 後，即可經由上述過程遞迴求解，以下列遞迴方程式表示，而模式演算流程則以圖 3.3 表之：

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}(t)^- &= \mathbf{f}(t-1)\hat{\mathbf{x}}(t-1)^+ \\ \mathbf{P}(t)^- &= \mathbf{f}(t-1)\mathbf{P}(t-1)^+ \mathbf{f}(t-1)^T + \mathbf{Q}(t-1) \\ \mathbf{K}(t) &= \mathbf{P}(t)^- \mathbf{a}(t)^T [\mathbf{a}(t)\mathbf{P}(t)^- \mathbf{a}(t)^T + \mathbf{R}(t)]^{-1} \\ \hat{\mathbf{x}}(t)^+ &= \hat{\mathbf{x}}(t)^- + \mathbf{K}(t)[\mathbf{z}(t) - \mathbf{a}(t)\hat{\mathbf{x}}(t)^-] \\ \mathbf{P}(t)^+ &= \mathbf{P}(t)^- - \mathbf{K}(t)\mathbf{a}(t)\mathbf{P}(t)^- \quad \dots\dots\dots(3.22) \end{aligned}$$

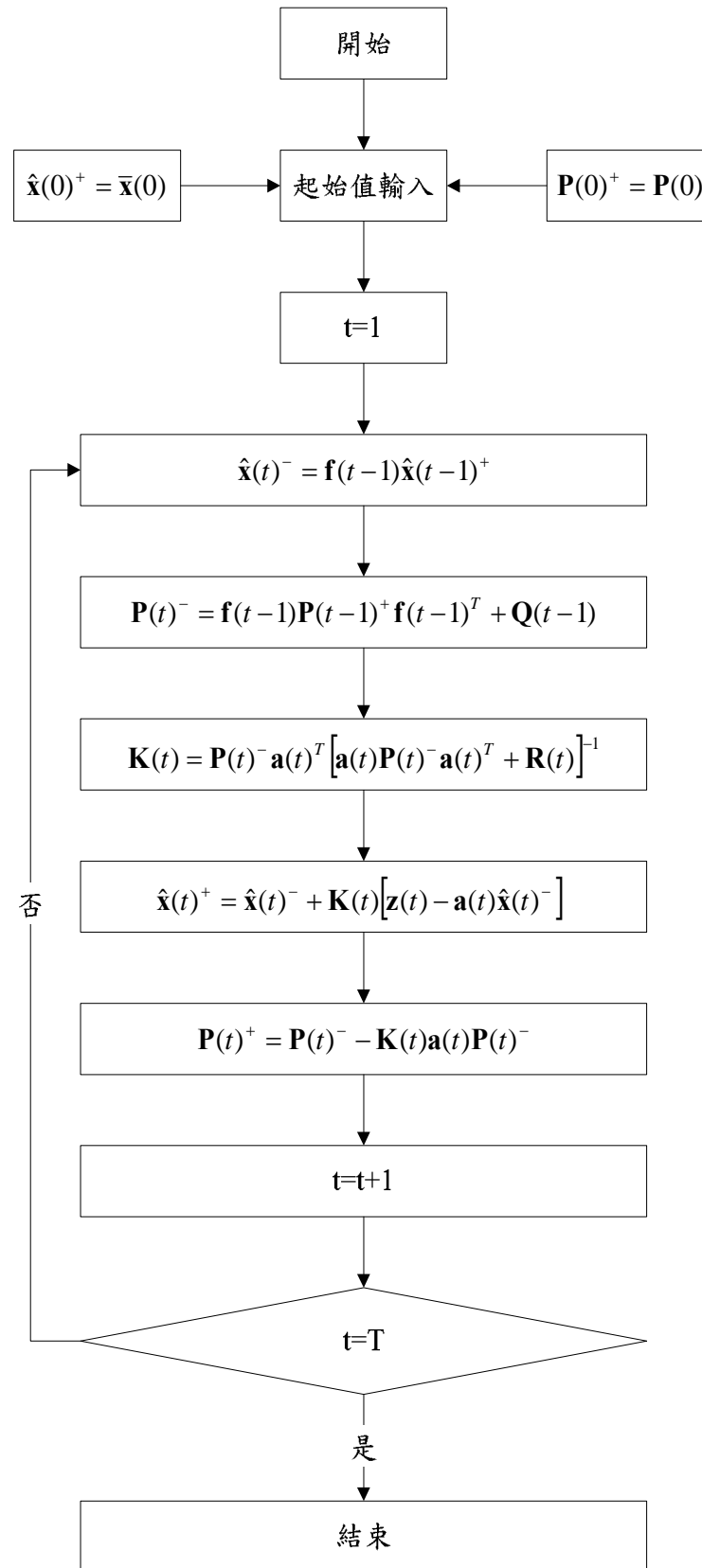


圖 3.3 卡門濾波模式演算流程圖

3.2 進階卡門濾波模式

在線性卡門濾波問題中，只要給定初始值 $\hat{\mathbf{x}}(0)^+$ 以及 $\mathbf{P}(0)^+$ ，即可遞迴地藉由觀測值 $\mathbf{z}(t)$ 以推估系統狀態變數 $\mathbf{x}(t)$ ，其模式為：

$$\mathbf{x}(t+1) = \mathbf{f}(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{w}(t) \quad \dots\dots\dots(3.23)$$

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{a}(t)^T \mathbf{x}(t) + \mathbf{v}(t) \quad \dots\dots\dots(3.24)$$

其中參數矩陣 $\mathbf{f}(t)$ 以及 $\mathbf{a}(t)$ 則為事前已知矩陣，然而在實際環境中參數矩陣 $\mathbf{f}(t)$ 、 $\mathbf{a}(t)$ 卻多屬依時變動之係數值，為處理非線性系統問題，故須將卡門濾波模式透過線性趨近(Linearization)之方式修正後方可加以應用，即所謂進階卡門濾波模式(Extended Kalman Filtering, EKF)(Norton, 1986)。

若觀察一未知模式參數矩陣 $\boldsymbol{\theta}$ 之動態關係，可定義一新系統狀態變數矩陣 \mathbf{x}' ，其系統狀態方程式為：

$$\mathbf{x}'(t+1) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}(t+1) \\ \boldsymbol{\theta}(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{f}(t) & 0 \\ 0 & \mathbf{I} \end{bmatrix} \mathbf{x}'(t) + \begin{bmatrix} \mathbf{I} & 0 \\ 0 & \mathbf{I} \end{bmatrix} \mathbf{w}'(t) \quad \dots\dots\dots(3.25)$$

其中 $\mathbf{w}'(t)$ 為 $\mathbf{w}(t)$ 之依時變動之非零元素增量，而隨系統狀態變數增量之量測方程式則為：

$$\mathbf{z}(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{a}(t)^T & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}'(t) + \mathbf{v}(t) \quad \dots\dots\dots(3.26)$$

如此則可同時進行推估 $\mathbf{x}(t)$ 以及 $\boldsymbol{\theta}(t)$ 之推估。

假設一非線性之系統狀態方程式：

$$\mathbf{x}'(t+1) = h(\mathbf{x}'(t), \mathbf{w}(t)) \quad \dots\dots\dots(3.27)$$

其量測方程式為：

$$\mathbf{z}(t) = g(\mathbf{x}'(t), \mathbf{v}(t)) \quad \dots\dots\dots(3.28)$$

其中非線性函數 $h(\mathbf{x}'(t), \mathbf{w}(t))$ 以及 $g(\mathbf{x}'(t), \mathbf{v}(t))$ 連續且可微，線性化後可得線性化方程式：

$$\delta \mathbf{x}'(t+1) = \mathbf{H}(t)\delta \mathbf{x}'(t) + h(\hat{\mathbf{x}}'(t), \mathbf{w}(t)) - h(\hat{\mathbf{x}}'(t), 0) \quad \dots\dots\dots(3.29)$$

$$\delta \mathbf{z}(t) = \mathbf{G}(t)\delta \mathbf{x}'(t) + g(\hat{\mathbf{x}}'(t), \mathbf{v}(t)) - g(\hat{\mathbf{x}}'(t), 0) \quad \dots\dots\dots(3.30)'$$

其中，

$$\delta \mathbf{x}'(t) = \mathbf{x}'(t) - \hat{\mathbf{x}}'(t) \quad \dots\dots\dots(3.31)$$

$$\delta \mathbf{z}(t) = \mathbf{z}(t) - \hat{\mathbf{z}}(t) \quad \dots\dots\dots(3.32)$$

$\mathbf{H}(t)$ 中各元素 (i, j) 為：

$$\mathbf{H}(t)_{ij} = \frac{\partial h_i}{\partial \mathbf{x}'(t)_j} \bigg|_{\hat{\mathbf{x}}(t)} \dots\dots\dots(3.33)$$

$\mathbf{G}(t)$ 中各元素 (i, j) 為：

$$\mathbf{G}(t)_{ij} = \frac{\partial g_i}{\partial \mathbf{x}'(t)_j} \bigg|_{\hat{\mathbf{x}}(t)} \dots\dots\dots(3.34)$$

進階卡門濾波模式在求解方面，與線性卡門濾波模式具有相同之基礎，僅需將 $\mathbf{f}(t)$ 以 $\mathbf{H}(t)$ 替代、 $\mathbf{a}(t)$ 以 $\mathbf{G}(t)$ 替代即可，其遞迴求解方程式為(卓訓榮等人, 1996)：

$$\hat{\mathbf{x}}'(t)^- = h(\mathbf{x}'(t), \mathbf{v}(t))$$

$$\mathbf{P}(t)^- = \mathbf{H}(t-1)\mathbf{P}(t-1)^+ \mathbf{H}(t-1)^T + \mathbf{Q}(t-1)$$

$$\mathbf{K}(t) = \mathbf{P}(t)^- \mathbf{G}(t)^T [\mathbf{G}(t)\mathbf{P}(t)^- \mathbf{G}(t)^T + \mathbf{R}(t)]^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{x}}'(t)^+ = \hat{\mathbf{x}}'(t)^- + \mathbf{K}(t) [\mathbf{z}(t) - \mathbf{G}(t)\hat{\mathbf{x}}'(t)^-]$$

$$\mathbf{P}(t)^+ = \mathbf{P}(t)^- - \mathbf{K}(t)\mathbf{G}(t)\mathbf{P}(t)^-$$

$$\dots\dots\dots(3.35)$$

3.3 旅行時間推估模式

3.3.1 旅行時間定義

旅行時間泛指為路網中行駛於某起迄點間之路徑所需時間，依其應用範圍可分為靜態旅行時間(Static Travel Time)與動態旅行時間(Dynamic Travel Time)兩種。由於傳統運輸規劃程序主要係探討中長期運輸系統之表現，故多使用靜態之平均旅行時間，即考慮路網內車流狀況之長期平均表現。然就短期之交通管理需求而言，短時間交通狀態之推估或預測，則需透過動態旅行時間推估或預測加以達成。由於動態旅行時間為時間之連續函數，而為便於進行短時間交通狀態之分析與處理，則可將旅行時間之連續函數經由適當之時階(Time Interval)加以離散化或間斷化(Discretize)。

此外，依據交通狀態推估與預測需求之不同，旅行時間亦可分為：(1)歷史旅行時間(Historical Travel Time)；(2)預測旅行時間(Predicted Travel Time)，以及(3)瞬時旅行時間(Instantaneous Travel Time)三種。

歷史旅行時間係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庫之平均值或平滑值，而歷史資料庫則包含固定式偵測器或移動式偵測器所蒐集之旅行時間相關資料，例如經由旅行時間、速率或流量及佔有率...等交通變數進行旅行時間之推估。預測旅行時間則為未來路徑或路段旅行時間之預測值，可經由時間序列模式、水平滾動法等進行未來旅行時間之預測。而瞬時旅行時間係指在某一時階，將所有包含於某路徑上之路段旅行時間(Link Travel Time)加總而獲得路徑旅行時間(Path Travel Time)，若在路徑長度有限以及車輛可於單一時階內抵達迄點之情況下，則可透過上述之加總方式計算路徑旅行時間。然於短期推估之議題而言，車輛旅行時間通常在一個時階以上，因此於實務上路徑旅行時間之推估或預測，皆應考慮到時間落差的問題。

本研究所欲推估之路徑旅行時間，係指由起點 i 出發並於所推估時階 t 抵達迄點 j 之車輛平均旅行時間，亦即為該時階 t 結束後，推估該時階內所實際發生之各路徑旅行時間或歷史性旅行時間。

3.3.2 旅行時間推估模式

由於指派比例係數為路徑旅行時間之「歷史」或「實際經驗」值，因此以 Suzuki(2000)等人所提出之旅行時間推估模式最符合本研究之需求，其公式如后：

$$tt_{i,j}(t) = tt_{i,j-1} \left(t - \frac{tt_{j-1,j}(t)}{\Delta t} \right) + tt_{j-1,j}(t) \quad \dots\dots\dots(3.36)$$

式中，

$tt_{i,j}(t)$ ：由起點 i 出發，並於時階 t 抵達迄點 j 之車輛平均旅行時間。

Δt ：時階長度。

式(3.36)所推估之路徑旅行時間係以各時階之路段旅行時間為基礎，逐步由在某時階進入該路段之路段旅行時間進行加總而得，該推估模式之旅行時間計算過程簡要說明如后，而演算流程圖詳附錄：

步驟 1

計算路段 $(j-1, j)$ 於時階 t 之旅行時間 $tt_{j-1,j}(t)$ ，因此可知進入路段

$$(j-1, j) \text{ 之時階為 } \left(t - \frac{tt_{j-1,j}(t)}{\Delta t} \right)。$$

步驟 2

由步驟 1 可知， $tt_{i,j}(t) = tt_{i,j-1} \left(t - \frac{tt_{j-1,j}(t)}{\Delta t} \right) + tt_{j-1,j}(t)。$

步驟 3

同步驟 1，路段 $(j-2, j-1)$ 於時階 $\left(t - \frac{tt_{j-1,j}(t)}{\Delta t} \right)$ 之旅行時間為

$tt_{j-2,j-1} \left(t - \frac{tt_{j-1,j}(t)}{\Delta t} \right)$ ，因此進入路段 $(j-2, j-1)$ 之時階為

$$\left(\frac{tt_{j-2,j-1} \left(t - \frac{tt_{j-1,j}(t)}{\Delta t} \right)}{t - \frac{\Delta t}{\Delta t}} \right)。$$

步驟 4

$$tt_{i,j}(t) = tt_{i,j-2} \left(t - \frac{tt_{j-2,j-1} \left(t - \frac{tt_{j-1,j}(t)}{\Delta t} \right)}{\Delta t} \right) + tt_{j-2,j-1} \left(t - \frac{tt_{j-1,j}(t)}{\Delta t} \right) + tt_{j-1,j}(t)$$

步驟 5

以上述步驟類推，可得：

$$tt_{i,j}(t) = tt_{i,i+1}(\bullet) + tt_{i+1,i+2}(\bullet) + \dots + tt_{j-2,j-1}(\bullet) + tt_{j-1,j}(t)$$

其中，(•) 表進入下一路段之時階。

當每一路段動態旅行時間皆可獲得之下，則可藉由上述之推估過程以進行路徑旅行時間之推估。以圖 3.4 為例，欲推估起點 2 至迄點 5 於時階 t 之路徑旅行時間，由與其相關之三個路段 (2,3)、(3,4)，以及 (4,5) 之路段旅行時間加總而得，亦即 $tt_{2,5}(t) = tt_{2,3}(t-3) + tt_{3,4}(t-1) + tt_{4,5}(t)$ ，其中路段 (4,5) 之旅行時間經過 1 個時階，而路段 (3,4) 之旅行時間則包括 2 個時階。

此外，由於旅行時間推估模式係以路段長度除以空間平均速率，計算路段旅行時間，因此當車輛偵測器故障以致路段平均速率無法獲得，或因擁擠而造成平均速率為零時，將造成該推估模式無法運作之情形，因此旅行時間推估模式具有此一問題存在。若於實務之應用上，當此一問題發生時，可考慮以歷史資料庫中之旅行時間加以替代。

路段 時階	(1,2)	(2,3)	(3,4)	(4,5)	(5,6)
1	$tt_{1,2}(1)$	$tt_{2,3}(1)$	$tt_{3,4}(1)$	$tt_{4,5}(1)$	$tt_{5,6}(1)$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
$t-3$	$tt_{1,2}(t-3)$	$tt_{2,3}(t-3)$	$tt_{3,4}(t-3)$	$tt_{4,5}(t-3)$	$tt_{5,6}(t-3)$
$t-2$	$tt_{1,2}(t-2)$	$tt_{2,3}(t-2)$	$tt_{3,4}(t-2)$	$tt_{4,5}(t-2)$	$tt_{5,6}(t-2)$
$t-1$	$tt_{1,2}(t-1)$	$tt_{2,3}(t-1)$	$tt_{3,4}(t-1)$	$tt_{4,5}(t-1)$	$tt_{5,6}(t-1)$
t	$tt_{1,2}(t)$	$tt_{2,3}(t)$	$tt_{3,4}(t)$	$tt_{4,5}(t)$	$tt_{5,6}(t)$

圖 3.4 路段旅行時間與路徑旅行時間關係圖

3.3.3 路段旅行時間處理

根據上節所述，路徑旅行時間推估係以路段旅行時間為基礎，然而藉由路段平均速率進行路段旅行時間之推估，則涉及到「時間平均速率」(Time-mean Speed)與「空間平均速率」(Space-mean Speed)兩個問題，時間平均速率係以路段上某處之車輛偵測器所測得之「點速率」(Spot Speed)加以平均獲得，如式(3.37)。

空間平均速率則為某時階內行駛於某固定路段長度的車隊平均速率，係以路段長度除以該車隊之平均旅行時間所獲得，亦即個別車輛速率之調和平均數，如式(3.38)所示，而空間平均速率為空間上兩點間之平均車流狀況，較符合本研究所討探之旅行時間問題。

$$\bar{u}_t = \frac{\sum_{i=1}^N u_i}{N} \dots\dots\dots(3.37)$$

$$\bar{u}_s = \frac{N \cdot l}{\sum_{i=1}^N tt_i} \dots\dots\dots(3.38)$$

式中，

\bar{u} 為平均速率；

u_i 表第 i 部車之速率；

N 表總觀測車輛數；

l 表觀測路段長度。

實務上，當僅能獲得點速率資料使用時，依據相關文獻指出，時間平均速率與空間平均速率之關係如式(3.39)所示：

$$\bar{u}_t \approx \bar{u}_s + \frac{s_s^2}{\bar{u}_s} \dots\dots\dots(3.39)$$

其中， s_s 表示空間平均速率之樣本變異數。

此外，時間平均速率一般而言皆高於空間平均速率，兩者之誤差約在 1%~5% 或 1 英哩/小時，因此當僅能獲得點速率資料時，可透過式(3.39)或上述誤差比例加以調整。

第四章 模式構建

如 2.1 節所述，高速公路路段流量倒推旅次起迄量之問題，係指在可獲得每單位時間進、出口匝道以及主線路段流量下，求解各旅次起迄對之旅次量。本章根據前章所介紹之卡門濾波模式，將其應用於高速公路路段流量推估旅次起迄量之問題，並透過進階卡門濾波模式及旅行時間推估模式以進一步應用於上述問題，以克服量測方程式參數矩陣事前已知之假設。

4.1 線性卡門濾波模式應用

應用線性卡門濾波模式為基礎進行旅次起迄推估之求解，並考慮可獲得之交通資訊，其求解架構如圖 4.1 所示。而根據卡門濾波模式，可分為(1)系統狀態方程式以及(2)量測方程式兩部分。在考慮過去旅次起迄推估值下，藉由路段流量交通資訊之蒐集以進行旅次起迄推估之更新，以下說明以線性卡門濾波模式進行旅次起迄推估模式之構建以及求解過程。

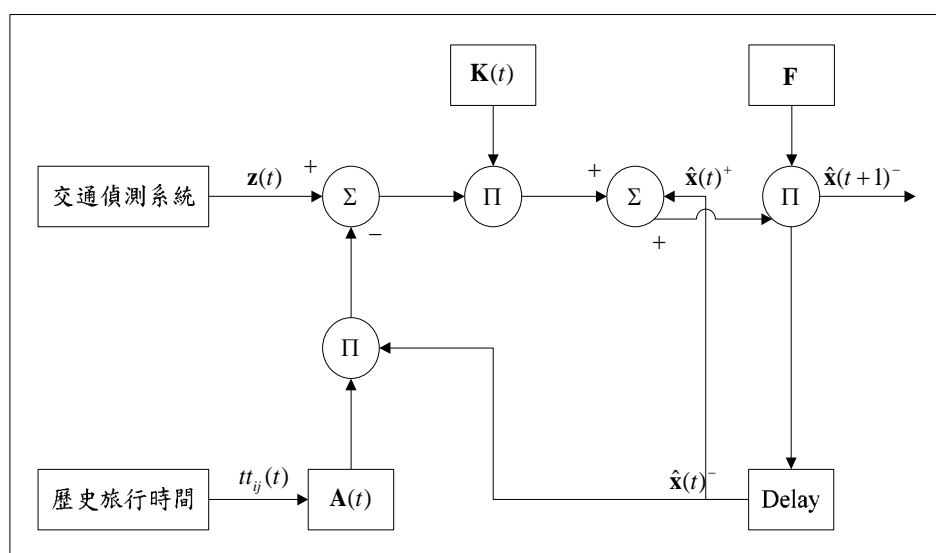


圖 4.1 線性卡門瀾波模式進行高速公路旅次起迄推估架構

系統方程式用以描述系統變數之演進結果，亦即過去旅次起迄變數與目前旅次起迄變數之關係。理論上，一般時間序列模式(Time Series Models)皆適用於系

統狀態方程式之構建，例如自我迴歸模式(Autoregressive Model, AR Model)、平均移動模式(Moving Average Model, MA Model)，或自我迴歸差分(Autoregressive Integrated Model, ARI Model)等模式。而過去於路段流量倒推旅次起迄量之應用上，多假設系統狀態之演進屬於自我迴歸模式，若有 n 條旅次起迄對，亦即：

$$\mathbf{x}(t+1) = \sum_{r=t-p+1}^t \mathbf{f}(r)\mathbf{x}(r) + \mathbf{w}(t) \quad \dots\dots\dots(4.1)$$

式中，

$\mathbf{x}(t)$ ：時階 t 出發之旅次起迄向量 ($n \times 1$)；

$\mathbf{f}(r)$ ：時階 r 之系統狀態參數矩陣 ($n \times n$)；

$\mathbf{w}(t)$ ：時階 t 時之誤差項 ($n \times 1$)，並以零為平均數， $\mathbf{Q}(t)$ 為共變異矩陣；

p ：自我迴歸模式之階數，以 $AR(p)$ 表示。

由於自我迴歸模式必須應用於系統狀態演進呈穩定(Stationary)之狀態，然實際上系統狀態之演進卻多屬於非穩定(Non-stationary)狀態，此將造成自我迴歸模式之不適用。在非穩定狀態下，可藉由對系統狀態進行差分(Difference)處理以求得穩定狀態，因此本研究進一步假設系統狀態之演進為自我迴歸差分模式：

$$\Delta^d \mathbf{x}(t+1) = \sum_{r=t-p+1}^t \mathbf{f}(r)\Delta^d \mathbf{x}(r) + \mathbf{w}(t) \quad \dots\dots\dots(4.2)$$

式中，

$\Delta^d \mathbf{x}(t)$ ： d 階差分之系統狀態向量 ($n \times 1$)；

$\mathbf{f}(r)$ ：時階 r 之系統狀態參數矩陣 ($n \times n$)；

$\mathbf{w}(t)$ ：時階 t 時之誤差項向量 ($n \times 1$)，並以零為平均數， $\mathbf{Q}(t)$ 為共變異矩陣；

p ：自我迴歸模式之階數，以 $AR(p)$ 表示。

量測方程式為描述旅次起迄量變數與路段流量觀測值間之關係，亦即在考慮時間落差下，如何將路段流量觀測值分配至各路徑上，若有 m 組觀測值，上述關係可以下式表示：

$$\mathbf{z}(t) = \sum_{r=t-u}^t \mathbf{a}(r)^T \mathbf{x}(r) + \mathbf{v}(t) \quad \dots\dots\dots(4.3)$$

式中，

$\mathbf{z}(t)$ ：時階 t 時，所觀測之路段交通量資料向量 ($m \times 1$)；

$\mathbf{a}(t)$ ：量測參數矩陣 ($n \times m$)，基本上用以描述旅次起迄量分配至路段交通量之比例，又稱指派比例矩陣；

$\mathbf{v}(t)$ ：時階 t 之量測誤差矩陣 ($m \times 1$)，係以零為平均數， $\mathbf{R}(t)$ 為共變異矩陣；

u ：於研究範圍內，任一旅次起迄所需最長旅行時間之時階數。

由於量測參數矩陣 $\mathbf{a}(t)$ 包括時間與空間之關係，實際上要進行該矩陣之計算相當困難，但由於在本研究中所進行高速公路旅次起迄推估與路徑選擇無關，因此僅受時間之影響，故可經由歷史資料之旅行時間計算量測參數矩陣，以進行旅次起迄之推估。

由於系統狀態方程式及量測方程式皆為描述系統狀態變數本身演進或與觀測值間之關係，其關係通常超過一個時階以上，於進行卡門濾波模式求解時，將造成矩陣運算上維度(Dimension)的不一致，因此必須定義一增量狀態變數 (Augmented State Vector)，以使得矩陣之維度相符，而增量狀態變數則包含至前 $(s-1)$ 個時階之系統狀態：

$$\mathbf{X}_{ij}(t) = \begin{bmatrix} x_{ij}(t) \\ x_{ij}(t-1) \\ \vdots \\ x_{ij}(t-s+1) \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots(4.4)$$

其中， s 為自我迴歸時階 p 或任一旅次起迄最長旅行時間時階數 u 之最大值，即：

$$s = \max(p, u) \quad \dots\dots\dots(4.5)$$

在考慮系統狀態增量下，可將考慮自我迴歸模式之動態系統模式更新為：

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{F}(t)\mathbf{X}(t) + \mathbf{W}(t) \quad \dots\dots\dots(4.6)$$

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{A}(t)^T \mathbf{X}(t) + \mathbf{v}(t) \quad \dots\dots\dots(4.7)$$

而考慮自我迴歸差分模式之動態系統則為：

$$\Delta^d \mathbf{X}(t+1) = \mathbf{F}(t)\Delta^d \mathbf{X}(t) + \mathbf{W}(t) \quad \dots\dots\dots(4.8)$$

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{A}(t)^T \mathbf{X}(t) + \mathbf{v}(t) \quad \dots\dots\dots(4.9)$$

式(4.6)至式(4.9)中，

$\mathbf{X}(t)$ ：增量之系統狀態變數向量 $[(n \times s) \times 1]$ ；

$\Delta^d \mathbf{X}(t)$ ：差分之增量系統狀態變數向量 $[(n \times s) \times 1]$ ；

$\mathbf{F}(t)$ ：增量之系統狀態參數矩陣 $[(n \times s) \times (n \times s)]$ ；

$\mathbf{A}(t)$ ：增量之量測參數矩陣 $[(n \times s) \times m]$ ；

$\mathbf{W}(t)$ ：增量之誤差項向量 $[(n \times s) \times 1]$ 。

應用線性卡門濾波模式進行旅次起迄推估問題之求解，須給定系統初始狀態

$\mathbf{X}(0)$ 以及 $\mathbf{P}(0)$ ，並藉由下列遞迴方程式進行求解：

$$\hat{\mathbf{X}}(0)^+ = \bar{\mathbf{X}}(0)$$

$$\mathbf{P}(0)^+ = \mathbf{P}(0)$$

$$\hat{\mathbf{X}}(t)^- = \mathbf{F}\hat{\mathbf{X}}(t-1)^+$$

$$\mathbf{P}(t)^- = \mathbf{F}\mathbf{P}(t-1)^+ \mathbf{F}^T + \mathbf{Q}$$

$$\mathbf{K}(t) = \mathbf{P}(t)^- \mathbf{A}(t)^T [\mathbf{A}(t)\mathbf{P}(t)^- \mathbf{A}(t)^T + \mathbf{R}(t)]^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{X}}(t)^+ = \hat{\mathbf{X}}(t)^- + \mathbf{K}(t) [\mathbf{z}(t) - \mathbf{A}(t)\hat{\mathbf{X}}(t)^-]$$

$$\mathbf{P}(t)^+ = \mathbf{P}(t)^- - \mathbf{K}(t)\mathbf{A}(t)\mathbf{P}(t)^-$$

4.2 進階卡門濾波模式應用

在求解高速公路旅次起迄問題，參數矩陣實際應為受時間影響之依時變動矩陣，然為便於模式求解，因此參數矩陣則有事先已知之假設，亦多經由歷史資料進行計算以取得參數矩陣，而藉由歷史資料以取得之參數矩陣，卻無法反應實際之車流狀況。在量測方程式參數矩陣事前未知下，可將其視為一新增之狀態變數，併入原有之狀態變數可得：

$$\mathbf{x}'(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}(t) \\ \mathbf{a}(t) \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots(4.10)$$

假設 $\mathbf{a}(t)$ 屬於隨機漫步(Random Walk Process)之動態過程，而旅次起迄演進為自我迴歸差分模式，因此系統狀態方程式可重寫為：

$$\Delta^d \mathbf{x}'(t+1) = \sum_{r=t-p+1}^t \mathbf{f}'(r) \Delta^d \mathbf{x}'(r) + \mathbf{w}'(t) \quad \dots\dots\dots(4.11)$$

其中，

$$\mathbf{f}'(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{f}(t) & 0 \\ 0 & \mathbf{I} \end{bmatrix}$$

而量測方程式則為：

$$\mathbf{z}(t) = [\mathbf{a}^T(t) \quad 0] \mathbf{x}'(t) + \mathbf{v}(t) \quad \dots\dots\dots(4.12)$$

式(4.12)可重寫為：

$$\mathbf{z}(t) = g(\mathbf{x}'(t)) + \mathbf{v}(t) \quad \dots\dots\dots(4.13)$$

由於為非線性模式，因此可藉由進階卡門濾波模式處理，式(4.13)之 $g(\mathbf{x}'(t))$ 可由 $\frac{\partial \mathbf{z}(t)}{\partial \mathbf{x}'(t)}$ 計算，亦即：

$$G_{ij}(t) = \frac{\partial z(t)}{\partial x'_i(t)} = a_{ij}(t) \quad \dots\dots\dots(4.14)$$

由於量測係數 $a_{ij}(t)$ 無法直接觀測，須藉由與其高度相關之路徑旅行時間資訊加以計算，依據前章所採行之旅行時間推估模式，可經由過去各時階路段旅行時間進行路徑旅行時間之推估，故新增一觀測方程式：

$$\frac{l_{i,i+1}}{u_{i,i+1}(t)} = tt_{i,i+1}(t) \quad \dots\dots\dots(4.15)$$

其中，

$l_{i,i+1}$ 表示路段 $(i, i+1)$ 之長度；

$u_{i,i+1}(t)$ 表時階 t 路段 $(i, i+1)$ 之空間平均速率。

經由前述方程式可進行每時階路段旅行時間之計算，並透過旅行時間推估模式以推估於每時階抵達迄點車輛之路徑平均旅行時間：

$$tt_{i,j}(t) = tt_{i,j-1} \left(t - \frac{tt_{j-1,j}(t)}{\Delta t} \right) + tt_{j-1,j}(t) \quad \dots\dots\dots(4.16)$$

由式(4.16)獲得所推估之路徑旅行時間後，即可進行量測方程式參數矩陣 $\mathbf{a}(t)$ 之更新，並藉由下述過程進行求解：

(1)起始值設定：

$$\hat{\mathbf{X}}(0)^+ = \bar{\mathbf{X}}(0)$$

$$\mathbf{P}(0)^+ = \mathbf{P}(0)$$

(2)預測系統狀態向量：

$$\hat{\mathbf{X}}(t)^- = \mathbf{F}\hat{\mathbf{X}}(t-1)^+$$

(3)誤差共變異矩陣估計：

$$\mathbf{P}(t)^- = \mathbf{F}\mathbf{P}(t-1)^+ \mathbf{F}^T + \mathbf{Q}$$

(4)路徑旅行時間計算與 $\mathbf{A}(t)$ 更新：

(5)卡門增益項計算：

$$\mathbf{K}(t) = \mathbf{P}(t)^- \mathbf{A}(t)^T [\mathbf{A}(t)\mathbf{P}(t)^- \mathbf{A}(t)^T + \mathbf{R}(t)]^{-1}$$

(6)系統狀態向量更新：

$$\hat{\mathbf{X}}(t)^+ = \hat{\mathbf{X}}(t)^- + \mathbf{K}(t)[\mathbf{z}(t) - \mathbf{A}(t)\hat{\mathbf{X}}(t)^-]$$

(7)誤差項共變異矩陣更新：

$$\mathbf{P}(t)^+ = \mathbf{P}(t)^- - \mathbf{K}(t)\mathbf{A}(t)\mathbf{P}(t)^-$$

透過上述遞迴求解方程式，即可進行動態旅次起迄與旅行時間之推估，其推估架構如圖 4.2 所示，不同於線性卡門濾波模式以歷史資料校估量測參數矩陣 $\mathbf{A}(t)$ ，進階卡門濾波模式係以路段觀測平均速率資料，透過旅行時間推估模式推估路徑旅行時間，以進行量測參數矩陣 $\mathbf{A}(t)$ 之計算。

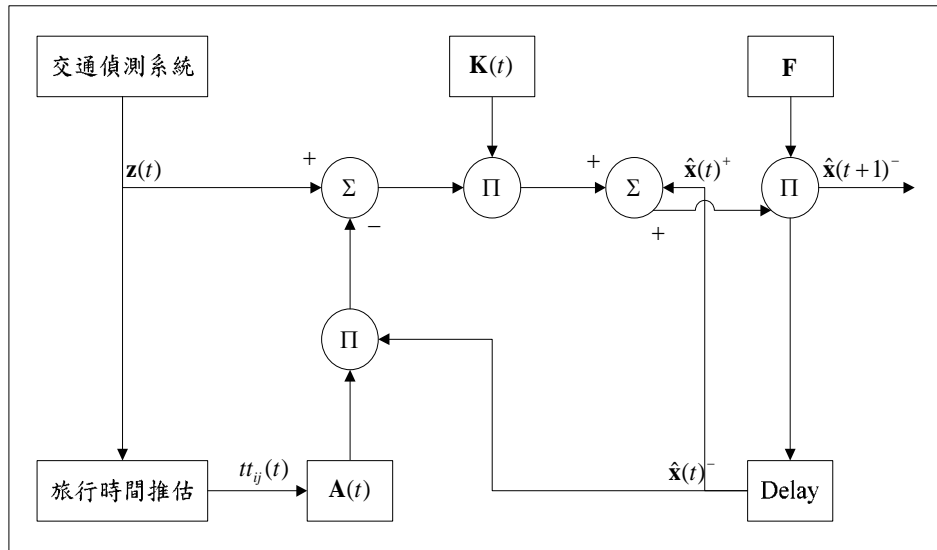


圖 4.2 非線性卡門濾波模式進行高速公路旅次起迄推估架構

4.3 量測參數矩陣

量測參數矩陣又稱為指派比例矩陣，於過去推估模式中，多有其值事前已知或不隨時間變動之假設，本研究中則進一步將其視為一事前未知且為時間變動之參數矩陣。量測參數矩陣為描述各旅次起迄量變數與路段流量觀測值間之關係，亦即在考慮時間落差下，如何將路段流量觀測值分配至各路徑上，考慮一簡單之單向路網，如圖 4.3 所示。

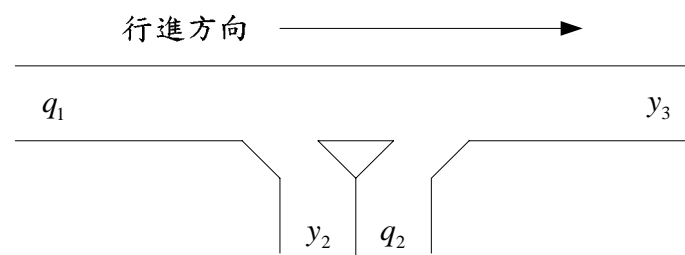


圖 4.3 簡單路網示意圖

若該路網中各路徑旅行時間已知且固定，且每時階長度為 5 分鐘，假設三條路徑之旅行時間分別為：

路徑 1： $tt_{12} = 2$ (分鐘)

路徑 2： $tt_{13} = 6$ (分鐘)

路徑 3： $tt_{23} = 4$ (分鐘)

假設車輛抵達分佈於前後兩時階，亦即無車隊擴散之問題，則可得知各路徑車輛抵達迄點所經過時階數，以計算抵達車輛之百分比：

路徑 1：60% 於同一時階抵達迄點，40% 於次一時階抵達。

路徑 2：80% 於二個時階後抵達，20% 於三個時階後抵達。

路徑 3：20% 於同一時階抵達迄點，80% 於次一時階抵達。

若考慮進入匝道之車輛觀測值 q_1 、 q_2 ，與離開匝道車輛之觀測值 y_2 、 y_3 ，其分配於各路徑之結果，則時階 t 之量測參數矩陣則為：

$$\mathbf{a}^T(t) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0.6 & 0.4 & 0 & 0 & 0.8 & 0.2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.2 & 0.8 & 0 \end{bmatrix}$$

該矩陣中，第一、二列為進入匝道流量分配於相關起迄對之比例，而第三、四列則表示離開匝道之分配比例結果。於進階卡門濾波模式中，即透過旅行時間推估模式所推估每時階之路徑旅行時間，並藉由上述方式進行每時階量測參數矩陣之運算與更新。

第五章 模式測試與分析

由於真實之動態旅次起迄資料獲得困難，而為獲得推估模式所須輸入之交通變數資料，以進行推估模式之測試與分析，本研究係透過車流模擬程式進行車流模擬，以取得所須相關交通變數資料。本章首先於 5.1 節說明所構建之虛擬路網基本資料，以及實驗設計內容，5.2 節至 5.4 節分別說明於不同交通需求型態以及事件發生下之模式測試結果，而 5.5 節則為各情境下測試結果之綜合比較。

5.1 實驗路網

由於實際之動態旅次起迄資料不易取得，而為評估所構建模式之推估效果，可經由車流模擬程式進行車流模擬以獲取研究所需相關資料。基於考慮 DYNASMART 可經由車輛軌跡檔或路段平均速率檔處理後，以獲得模式所需輸入變數與評估之實際值，因此本研究係採用 DYNASMART-P 0.927.0 版作為車流模擬工具，並構建一虛擬之實驗路網以進行模式相關變數資料蒐集。

5.1.1 實驗路網基本資料

本研究所構建之虛擬實驗網路為全長 25 公里之單一方向高速公路路網，車流方向為節點 1 至節點 6。其中，路網設有六組匝道，除第一組僅設上匝道、第六組僅設下匝道外，其餘皆設為上、下匝道，因此共計 15 條旅次起迄配對，實驗路網如圖 5.1 所示，而路網中各路段資料設定以及旅次起迄點與距離如表 5-1、表 5-2 所示。

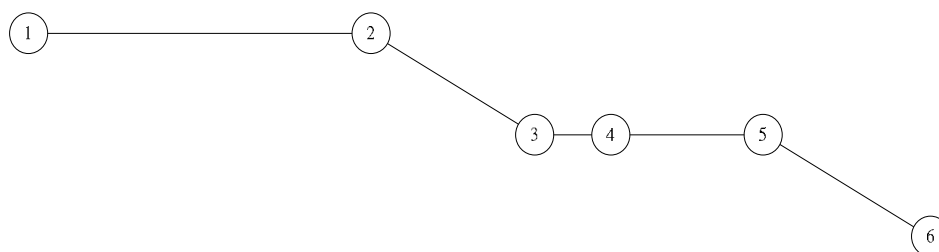


圖 5.1 實驗路網示意圖

表 5-1 實驗路網路段設定表

上游節點 編號	下游節點 編號	路段長度 (km)	車道數	車道容量 (veh/hr/lane)	自由流率 (km/hr)
1	2	9	3	2000	100
2	3	5	3	2000	100
3	4	2	4	2000	100
4	5	4	4	2000	100
5	6	5	4	2000	100

表 5-2 實驗路網旅次起迄點與距離

起迄對編號	起點編號	迄點編號	距離(公里)
1	1	2	9
2	1	3	14
3	1	4	16
4	1	5	20
5	1	6	25
6	2	3	5
7	2	4	7
8	2	5	11
9	2	6	16
10	3	4	2
11	3	5	6
12	3	6	11
13	4	5	4
14	4	6	9
15	5	6	5

5.1.2 實驗設計

為探討所構建模式於不同交通型態下之表現，本研究以三種不同之交通需求型態進行分析，分別探討路段於(1)高流量、(2)低流量以及(3)流量呈峰態變化(即具尖離峰特性)之模式表現，其交通需求狀況，高流量為低流量之 1.4 倍，而流量呈峰態變化則為低流量之 1.12 倍。此外，當路網中若有事件(Incident)發生時，將可能對路段交通狀況產生影響，進而影響到模式推估能力，因此本研究亦於三種不同交通需求型態下，進一步探討若路段發生事件時之模式表現情況，如圖 5.2 所示。

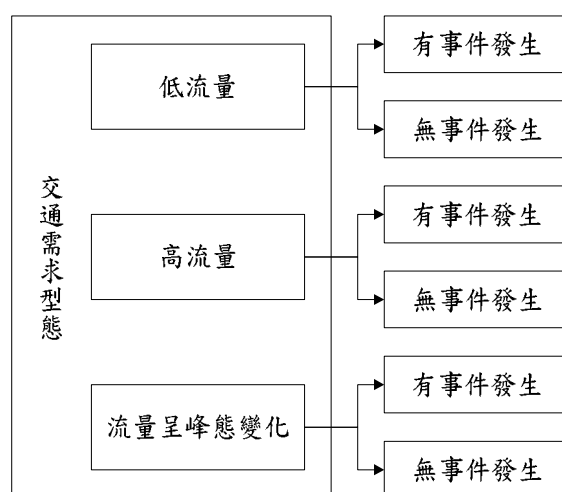


圖 5.2 測試交通型態示意圖

由於執行線性或非線性卡門濾波模式時，皆須透過歷史性 OD 資料校估模式所需輸入之起始 OD 估計向量 $\mathbf{X}(0)$ 、誤差項共變異矩陣 $\mathbf{P}(0)$ ，並作為系統狀態方程式之參數矩陣 $\mathbf{F}(t)$ ，以及誤差項共變異矩陣 $\mathbf{Q}(t)$ 之校估使用。本研究中三種交通型態歷史性 OD 資料之取得，係於 DYNASMART-P 中，各以三十組不同之亂數種子進行車流模擬，並依其模擬之平均結果作為歷史性 OD 資料。而三種交通型態之觀測資料獲得，則另各以一組亂數種子作為有、無事件之情境模擬。

本研究假設每一時階長度為 5 分鐘。而車流模擬時間，於高流量、低流量情境下，分別模擬 300 分鐘之車流狀況，並將前 60 分鐘作為暖機切除時間，因此於該二情境下，觀測時階為 48 個時階。在流量呈峰態變化下，則模擬 360 分鐘之車流狀況，亦將前 60 分鐘作為暖機切除時間，故於流量呈峰態變化情境中，觀測時階數為 60 個時階。此外，三種交通情境中事件之發生皆設定於節點 2 至

節點 3 間，於第 180 分鐘開始並於第 205 分鐘結束，共計 25 分鐘，車道容量縮減 33%，即車道容量為無事件發生下車道容量之 67%。

由於實務上卡門濾波之應用，多假設系統狀態演進呈自我迴歸模式，然此一假設需在系統變數演進呈穩定之狀態下。然實際上，依時性變動之系統狀態可能呈非穩定之狀態，因此依據所構建之模式，本研究分別進行系統狀態方程式為 $AR(p)$ 、 $ARI(p,d)$ 之線性卡門濾波模式操作，以及系統狀態方程式為 $ARI(p,d)$ 之非線性卡門濾波模式操作，如圖 5.3 所示。

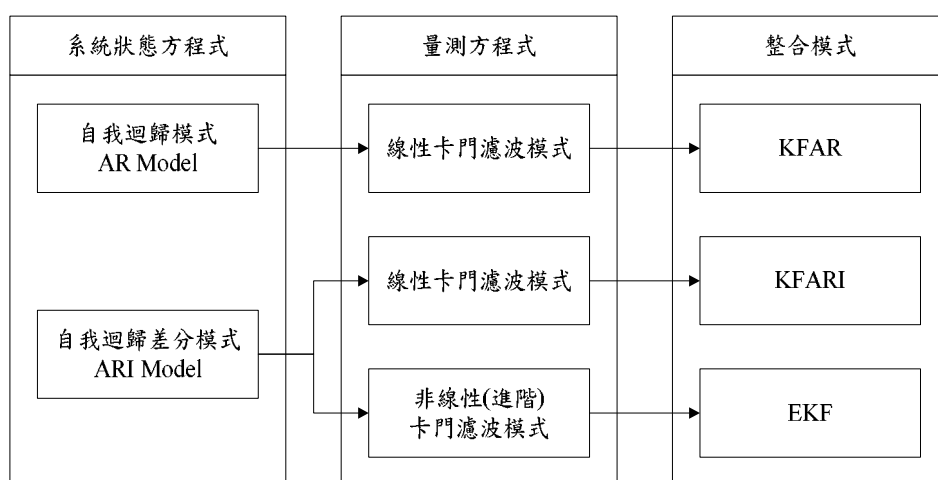


圖 5.3 測試模式說明圖

上述整合模式，在系統狀態方程式方面，三種模階仍皆假設為線性演進關係；而於量測方程式方面，除 EKF 模式屬非線性模式外，KFAR 與 KFARI 則屬於線性模式。三種整合模式差異比較如表 5-3 所示。

表 5-3 整合模式差異比較表

	KFAR	KFARI	EKF
系統狀態演進過程	AR	ARI	ARI
系統狀態變數向量 $\mathbf{x}(t)$	動態	動態	動態
系統狀態誤差項矩陣 \mathbf{w}	靜態	靜態	靜態
系統狀態參數矩陣 \mathbf{F}	靜態	靜態	靜態

表 5-3 整合模式差異比較表(續)

	KFAR	KFARI	EKF
量測方程式觀測向量 $\mathbf{z}(t)$	動態	動態	動態
量測方程式參數矩陣	靜態 \mathbf{a}	靜態 $\mathbf{a}(t)$	動態 $\mathbf{a}(t)$
量測方程式誤差項向量 $\mathbf{v}(t)$	動態	動態	動態

5.1.3 評估準則

為探討所構建模式之有效性與適用性，以及與其他模式相互比較，須有衡量之評估指標以進行模式評估。本研究係採以均方根誤差(Root Mean Square Error, RMSE)以及卡方檢定作為評估之依據，其公式與所代表涵意說明如后：

(1) 均方根誤差(Root Mean Square Error, RMSE)

均方根誤差為各次推估誤差平方和的平均值方根，可用以顯示模式估計之可靠性，均方根誤差越小，表示推估之可靠性越高；反之，均方根誤差越大，表示模式推估之可靠性越低。RMSE 計算公式如下：

$$RMSE = \left[\frac{\sum_{k=1}^K (e_k - o_k)^2}{K} \right]^{\frac{1}{2}} \dots\dots\dots(5.1)$$

其中，

e_k 表示第 k 時階之估計值；

o_k 表示第 k 時階之實際值；

K 表示評估時階數。

(2) 卡方檢定

卡方檢定可應用於適合度之檢定。當實際次數 o_k 與推估次數 e_k 相差越大，則其統計量 χ^2 值亦越大，故拒絕虛無假設 H_0 ，代表實際分配與理論分配之配合不適當，亦即當 $\chi^2 > \chi^2_{(1-\alpha, v)}$ 時，拒絕 H_0 。 χ^2 值之計算方式如下：

$$\chi^2 = \sum_{k=1}^K \frac{(e_k - o_k)^2}{e_k} \dots\dots\dots(5.2)$$

其中，

e_k 表示第 k 時階之估計值；

o_k 表示第 k 時階之實際值；

K 表示評估時階數。

而 $\chi^2_{(1-\alpha, v)}$ 之定義如下：

α 表示顯著水準；

v 表示自由度。

5.1.4 實驗流程

本研究經由 DYNASMART-P 進行車流模擬以取得歷史資料及觀測資料，以低流量下之實驗為例，實驗流程如圖 5.4 所示。

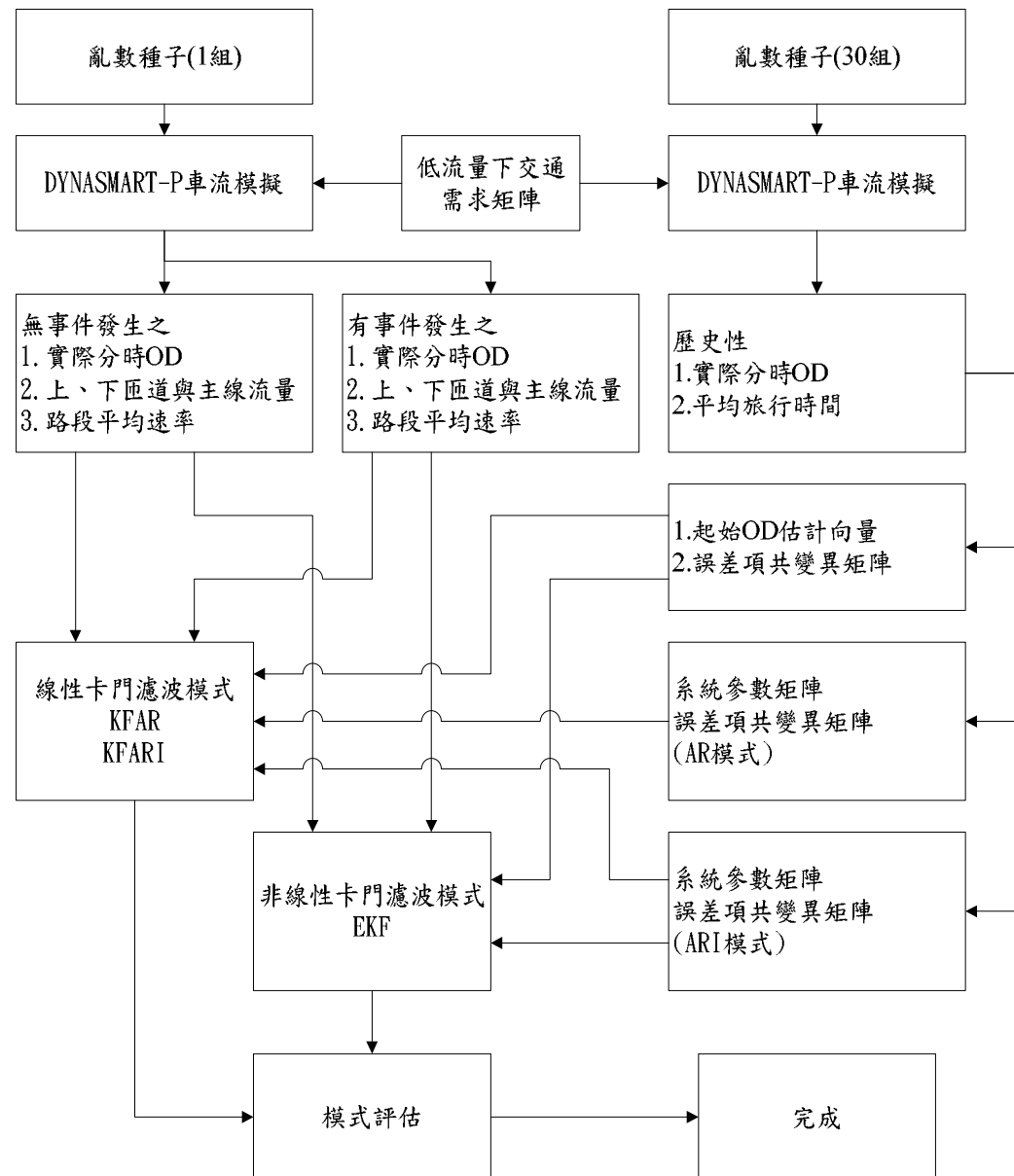


圖 5.4 實驗流程圖

5.2 低流量下模式測試與分析

5.2.1 系統狀態參數校估結果

本研究係以 SAS JMP 統計軟體,由歷史性 OD 資料分別校估低流量下 $AR(p)$ 模式以及 $ARI(p,d)$ 模式之系統狀態方程式參數,其系統狀態方程式參數校估結果如表 5-4、表 5-5 所示。其中, $AR(0)$ 或 $ARI(0,0)$ 皆表示系統狀態之演進與前 p 個時階皆無關聯,亦即系統狀態之演進為在平均值上下誤差 $w(t)$ 間跳動。

表 5-4 $AR(p)$ 模式參數校估結果

旅次起迄對編號	模式	$AR(p)$ 方程式
1	$AR(1)$	$x_t = 0.556x_{t-1} + 42.303$
2	$AR(3)$	$x_t = 0.417x_{t-1} + 0.291x_{t-3} + 9.533 *$
3	$AR(0)$	$x_t = 57.173$
4	$AR(1)$	$x_t = 0.410x_{t-1} + 31.776$
5	$AR(0)$	$x_t = 85.256$
6	$AR(1)$	$x_t = 0.517x_{t-1} + 27.792$
7	$AR(0)$	$x_t = 26.010$
8	$AR(3)$	$x_t = 0.273x_{t-1} + 0.402x_{t-3} + 14.324 *$
9	$AR(3)$	$x_t = 0.342x_{t-1} + 0.364x_{t-3} + 8.592 *$
10	$AR(3)$	$x_t = 0.184x_{t-1} + 0.413x_{t-2} - 0.121x_{t-3} + 13.524$
11	$AR(1)$	$x_t = 0.295x_{t-1} + 46.012$
12	$AR(1)$	$x_t = 0.603x_{t-1} + 31.462$
13	$AR(1)$	$x_t = 0.798x_{t-1} + 13.632$
14	$AR(3)$	$x_t = 0.370x_{t-1} + 0.312x_{t-2} + 4.076 **$
15	$AR(1)$	$x_t = 0.967x_{t-1} + 3.276$

註：*當參數 β_i 之統計檢定不顯著時,則不納入該參數項。SAS for Windows 統計分析-初等統計,張紹勳,松崗,1998。

**考慮模式整體配適度 AIC 以及 SBC,以 $AR(3)$ 模式為佳,但因參數不顯著,因此不予納入 $AR(3)$ 模式。

表 5-5 $ARI(p,d)$ 模式參數校估結果

旅次起迄 對編號	模式	$ARI(p,d)$ 方程式
1	$ARI(1,0)$	$x_t = 0.556x_{t-1} + 42.303$
2	$ARI(2,1)$	$x_t = 0.445x_{t-1} + 0.209x_{t-2} + 0.346x_{t-3} + 0.315$
3	$ARI(0,0)$	$x_t = 57.173$
4	$ARI(1,0)$	$x_t = 0.410x_{t-1} + 31.776$
5	$ARI(0,0)$	$x_t = 85.256$
6	$ARI(1,0)$	$x_t = 0.517x_{t-1} + 27.792$
7	$ARI(0,0)$	$x_t = 26.010$
8	$ARI(3,0)$	$x_t = 0.273x_{t-1} + 0.402x_{t-3} + 14.324 *$
9	$ARI(3,1)$	$x_t = 0.266x_{t-1} + 0.140x_{t-2} + 0.302x_{t-3} + 0.293x_{t-4} - 0.230$
10	$ARI(3,0)$	$x_t = 0.184x_{t-1} + 0.413x_{t-2} - 0.121x_{t-3} + 13.524$
11	$ARI(1,0)$	$x_t = 0.295x_{t-1} + 46.012$
12	$ARI(1,0)$	$x_t = 0.603x_{t-1} + 31.462$
13	$ARI(1,1)$	$x_t = 0.605x_{t-1} + 0.395x_{t-2} - 0.110$
14	$ARI(1,1)$	$x_t = 0.510x_{t-1} + 0.490x_{t-2} - 0.273$
15	$ARI(0,1)$	$x_t = x_{t-1} + 0.141$

5.2.2 無事件發生測試結果

於低流量且無事件發生時，以均方根誤差及卡方檢定兩項評估指標，在旅行時間推估方面之評估結果如表 5-6 所示，而旅次起迄量推估方面，表 5-7、表 5-8 分別說明三種測試模式之均方根誤差及卡方檢定結果。

表 5-6 低流量無事件之旅行時間推估結果

OD 編號	1	2	3	4	5	6	7	8
RMSE	0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.02	0.02	0.04
χ^2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.01	0.01

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,47} = 64.00$$

表 5-6 低流量無事件之旅行時間推估結果(續)

OD 編號	9	10	11	12	13	14	15
RMSE	0.05	0.01	0.02	0.04	0.01	0.04	0.01
χ^2	0.01	0.00	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,47} = 64.00$$

表 5-7 低流量無事件之旅次起迄量推估 RMSE 評估結果

OD 編號	1	2	3	4	5	6	7	8
KFAR	9.36	18.00	8.32	8.00	8.48	10.09	4.28	7.60
KFARI	8.07	7.70	8.19	6.54	8.07	6.73	4.06	7.18
EKF	8.07	7.69	8.20	6.53	8.07	6.73	4.06	7.18

表 5-7 低流量無事件之旅次起迄量推估 RMSE 評估結果(續)

OD 編號	9	10	11	12	13	14	15
KFAR	10.53	4.71	7.45	9.27	33.61	38.43	1.06
KFARI	7.72	4.35	6.95	7.91	7.66	7.75	1.05
EKF	7.72	4.35	6.94	7.91	7.65	7.74	1.05

表 5-8 低流量無事件之旅次起迄量推估卡方檢定結果

OD 編號	1	2	3	4	5	6	7	8
KFAR	41.86	271.65	56.76	53.03	39.53	76.60	32.60	63.67
KFARI	32.75	38.54	56.50	38.11	36.65	37.93	30.45	55.95
EKF	32.75	38.50	56.51	38.11	36.64	37.93	30.43	55.94

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,47} = 64.00$$

表 5-8 低流量無事件之旅次起迄量推估卡方檢定結果(續)

OD 編號	9	10	11	12	13	14	15
KFAR	92.63	44.63	42.13	48.47	537.04	1449.66	0.56
KFARI	42.53	35.83	35.17	37.09	39.39	34.72	0.55
EKF	42.55	35.78	35.13	37.05	39.28	34.61	0.55

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,47} = 64.00$$

5.2.3 有事件發生測試推估

當節點 2 至節點 3 間有事件發生時，旅行時間推估結果如表 5-9 所示，而旅次起迄推估結果詳表 5-10、表 5-11。

表 5-9 低流量有事件之旅行時間推估結果

OD 編號	1	2	3	4	5	6	7	8
RMSE	0.01	0.29	0.42	0.56	0.49	0.29	0.43	0.57
χ^2	0.00	0.36	0.71	0.98	0.64	0.82	1.40	1.77

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,47} = 64.00$$

表 5-9 低流量有事件之旅行時間推估結果(續)

OD 編號	9	10	11	12	13	14	15
RMSE	0.49	0.01	0.04	0.08	0.02	0.06	0.02
χ^2	0.94	0.00	0.02	0.04	0.01	0.03	0.00

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,47} = 64.00$$

表 5-10 低流量有事件之旅次起迄量推估 RMSE 評估結果

OD 編號	1	2	3	4	5	6	7	8
KFAR	10.01	17.50	7.39	8.94	7.37	10.16	4.48	7.30
KFARI	8.60	8.52	7.20	7.67	7.41	6.39	4.36	6.91
EKF	8.58	8.59	7.23	7.66	7.42	6.39	4.35	6.97

表 5-10 低流量有事件之旅次起迄量推估 RMSE 評估結果(續)

OD 編號	9	10	11	12	13	14	15
KFAR	10.61	5.18	6.72	8.22	33.39	38.21	1.14
KFARI	7.40	4.95	6.55	7.36	7.81	7.84	1.13
EKF	7.36	4.98	6.54	7.35	7.84	7.87	1.12

表 5-11 低流量有事件之旅次起迄量推估卡方檢定結果

OD 編號	1	2	3	4	5	6	7	8
KFAR	48.46	259.71	44.75	66.06	29.86	78.25	35.70	58.75
KFARI	37.58	46.84	43.52	52.45	30.85	34.68	34.88	51.73
EKF	37.38	47.57	43.83	52.34	30.94	34.66	34.83	52.61

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,47} = 64.00$$

表 5-11 低流量有事件之旅次起迄量推估卡方檢定結果(續)

OD 編號	9	10	11	12	13	14	15
KFAR	94.12	54.10	34.55	38.57	534.77	1407.36	0.63
KFARI	39.03	46.58	31.49	32.74	43.73	33.80	0.62
EKF	38.56	47.09	31.38	32.75	44.13	34.04	0.62

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,47} = 64.00$$

5.2.4 小結

根據上述模式評估結果，可發現於低流量情境下無論有無事件發生，本研究所採用之旅行時間推估模式皆有良好之推估效果。

在旅次起迄推估方面，於無事件發生下，僅 KFAR 模式中有 5 條旅次起迄對推估結果屬於無效，而無論 KFARI 模式或 EKF 模式推估結果全部皆屬有效；當事件發生情境下，KFARI 模式或 EKF 模式之推估結果仍皆屬於有效，而 KFAR 模式則有 6 條旅次起迄對屬無效之情形。

而依據模式推估結果可發現，低流量下 KFARI 模式與 EKF 模式之推估結果相當接近，以路徑 10 為例，圖 5.5 表示在低流量且無事件下之 OD 推估結果。形成此種結果乃由於 EKF 模式之依時性量測方程式參數矩陣，與 KFARI 模式之量測方程式參數矩陣皆與旅行時間有高度相關，然於流量穩定情形下，歷史平均旅行時間與每時階推估之旅行時間差異不大，因此兩種模式之參數矩陣亦差異不大所致。另由於路段屬低流量之狀況，因此在事件發生時對車流並未造成太大之影響，因此可發現 EKF 模式與 KFARI 模式之推估結果仍十分相近，如圖 5.6 所示。於圖 5.5 與圖 5.6 中可發現，在第 36 個時階後可發現旅次發生延後出發之現象，此為事件之發生將造成旅次出發時間之改變，根據其結果顯示，卡門濾波模

式之推估結果，亦可根據事件之發生而產生反應。

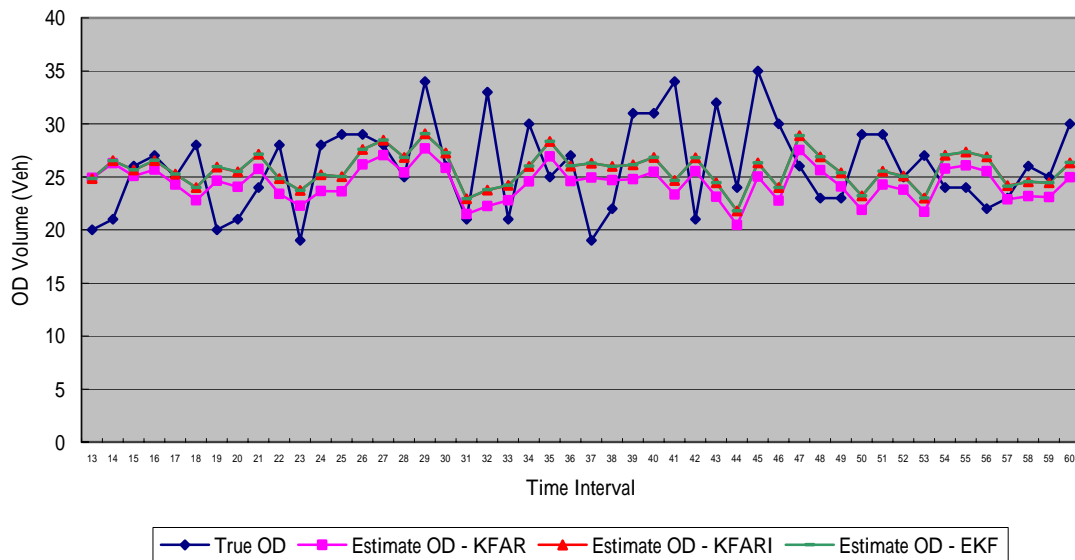


圖 5.5 低流量無事件下 OD 推估比較(路徑 10)

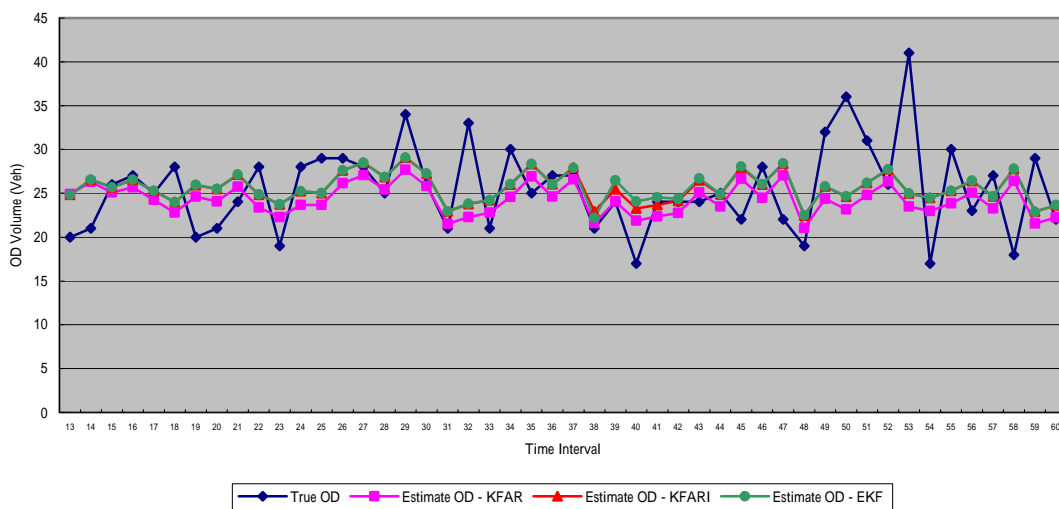


圖 5.6 低流量有事件下 OD 推估比較(路徑 10)

5.3 高流量下模式測試與分析

5.3.1 系統狀態參數校估結果

經由 DYNASMART 模擬模式進行高流量車流模擬結果，依據所獲得之歷史性 OD 平均資料，透過 SAS JMP 統計軟體進行系統狀態方程式參數校估， $AR(p)$ 模式校估結果如表 5-12， $ARI(p,d)$ 模式校估結果如表 5-13 所述。

表 5-12 $AR(p)$ 模式參數校估結果

旅次起迄對編號	模式	$AR(p)$ 方程式
1	$AR(1)$	$x_t = 0.550x_{t-1} + 59.778$
2	$AR(3)$	$x_t = 0.525x_{t-1} + 0.400x_{t-3} + 6.212^*$
3	$AR(0)$	$x_t = 79.663$
4	$AR(1)$	$x_t = 0.526x_{t-1} + 35.936$
5	$AR(1)$	$x_t = 0.560x_{t-1} + 52.852$
6	$AR(1)$	$x_t = 0.384x_{t-1} + 49.688$
7	$AR(0)$	$x_t = 36.476$
8	$AR(0)$	$x_t = 64.485$
9	$AR(3)$	$x_t = 0.321x_{t-3} + 27.063^*$
10	$AR(1)$	$x_t = 0.404x_{t-1} + 21.540$
11	$AR(1)$	$x_t = 0.487x_{t-1} + 46.661$
12	$AR(3)$	$x_t = 0.305x_{t-1} + 0.395x_{t-3} + 8.408^*$
13	$AR(3)$	$x_t = 0.495x_{t-1} + 0.387x_{t-3} + 5.108^*$
14	$AR(3)$	$x_t = 0.408x_{t-1} + 6.272^*$
15	$AR(1)$	$x_t = 0.963x_{t-1} + 5.087$

表 5-13 $ARI(p,d)$ 模式參數校估結果

旅次起迄對編號	模式	$ARI(p,d)$ 方程式
1	$ARI(1,0)$	$x_t = 0.550x_{t-1} + 59.778$
2	$ARI(2,1)$	$x_t = 0.535x_{t-1} + 0.015x_{t-2} + 0.450x_{t-3} + 0.403$
3	$ARI(0,0)$	$x_t = 79.663$

表 5-13 $ARI(p,d)$ 模式參數校估結果(續)

旅次起迄 對編號	模式	$ARI(p,d)$ 方程式
4	$ARI(1,0)$	$x_t = 0.526x_{t-1} + 35.936$
5	$ARI(1,0)$	$x_t = 0.560x_{t-1} + 52.852$
6	$ARI(1,0)$	$x_t = 0.384x_{t-1} + 49.688$
7	$ARI(0,0)$	$x_t = 36.476$
8	$ARI(0,0)$	$x_t = 64.485$
9	$ARI(2,1)$	$x_t = 0.356x_{t-1} + 0.222x_{t-2} + 0.422x_{t-3} - 0.150$
10	$ARI(1,1)$	$x_t = 0.465x_{t-1} + 0.535x_{t-2} - 0.018$
11	$ARI(1,0)$	$x_t = 0.487x_{t-1} + 46.661$
12	$ARI(3,1)$	$x_t = 0.275x_{t-1} + 0.239x_{t-2} + 0.485x_{t-3} - 0.345^*$
13	$ARI(2,1)$	$x_t = 0.500x_{t-1} + 0.082x_{t-2} + 0.418x_{t-3} - 0.317$
14	$ARI(2,1)$	$x_t = 0.379x_{t-1} + 0.283x_{t-2} + 0.339x_{t-3} - 0.423$
15	$ARI(0,1)$	$x_t = x_{t-1} + 0.180$

5.3.2 無事件發生測試結果

旅行時間推估模式在高流量情形下評估結果如表 5-14 所述，表 5-15 則為旅次起迄推估均方根誤差評估結果，表 5-16 為旅次起迄推估卡方檢定結果。

表 5-14 高流量無事件之旅行時間推估結果

OD 編號	1	2	3	4	5	6	7	8
RMSE	0.01	0.39	0.39	0.41	0.41	0.14	0.22	0.45
χ^2	0.00	0.67	0.59	0.5	0.43	0.23	0.40	1.09

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,47} = 64.00$$

表 5-14 高流量無事件之旅行時間推估結果(續)

OD 編號	9	10	11	12	13	14	15
RMSE	0.61	0.01	0.03	0.05	0.02	0.04	0.02
χ^2	1.47	0.00	0.01	0.02	0.01	0.01	0.01

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,47} = 64.00$$

表 5-15 高流量無事件之旅次起迄量推估 RMSE 評估結果

OD 編號	1	2	3	4	5	6	7	8
KFAR	37.12	73.70	13.24	48.02	43.47	34.70	7.09	9.60
KFARI	10.85	8.92	7.86	7.16	9.45	7.39	5.93	7.04
EKF	10.85	8.90	7.85	7.17	9.45	7.41	5.93	7.03

表 5-15 高流量無事件之旅次起迄量推估 RMSE 評估結果(續)

OD 編號	9	10	11	12	13	14	15
KFAR	50.47	50.22	16.60	66.32	27.78	60.45	69.59
KFARI	7.18	5.26	7.22	7.38	8.91	8.90	1.43
EKF	7.20	5.28	7.22	7.40	8.92	8.90	1.44

表 5-16 高流量無事件之旅次起迄量推估卡方檢定結果

OD 編號	1	2	3	4	5	6	7	8
KFAR	390.00	8793.29	92.64	899.26	1188.64	499.28	60.11	63.38
KFARI	42.83	37.14	37.16	32.62	35.80	32.63	46.28	36.89
EKF	42.83	36.99	37.12	32.65	35.81	32.77	46.28	36.85

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,47} = 64.00$$

表 5-16 高流量無事件之旅次起迄量推估卡方檢定結果(續)

OD 編號	9	10	11	12	13	14	15
KFAR	2958.19	1387.18	175.02	4772.58	309.23	2731.21	3371.72
KFARI	27.77	36.32	27.54	23.83	42.72	30.22	0.71
EKF	27.95	36.60	27.52	23.93	42.79	30.26	0.72

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,47} = 64.00$$

5.3.3 有事件發生測試結果

在高流量情境下，事件發生對旅行時間推估模式及旅次起迄推估模式之影響，旅行時間推估模式評估結果及旅次起迄推估結果詳表 5-17 表 5-18 表 5-19。

表 5-17 高流量有事件之旅行時間推估結果

OD 編號	1	2	3	4	5	6	7	8
RMSE	7.66	4.61	4.80	5.54	4.92	4.25	3.76	2.98
χ^2	54.55	26.43	28.12	35.09	25.64	165.82	98.10	38.84

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,47} = 64.00$$

表 5-17 高流量有事件之旅行時間推估結果(續)

OD 編號	9	10	11	12	13	14	15
RMSE	3.48	0.03	0.14	0.25	0.07	0.20	0.05
χ^2	40.98	0.04	0.23	0.40	0.09	0.29	0.04

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,47} = 64.00$$

表 5-18 高流量有事件之旅次起迄量推估 RMSE 評估結果

OD 編號	1	2	3	4	5	6	7	8
KFAR	35.95	72.82	13.29	48.45	43.28	34.00	6.94	11.27
KFARI	13.70	27.26	8.07	10.82	14.12	14.49	7.02	10.10
EKF	12.03	18.32	7.48	9.41	11.78	12.40	6.68	9.66

表 5-18 高流量有事件之旅次起迄量推估 RMSE 評估結果(續)

OD 編號	9	10	11	12	13	14	15
KFAR	50.80	50.61	17.34	65.82	27.57	60.36	69.96
KFARI	26.55	9.91	7.41	12.30	8.65	8.79	1.29
EKF	18.42	5.98	7.69	9.51	8.49	8.55	1.28

表 5-19 高流量有事件之旅次起迄量推估卡方檢定結果

OD 編號	1	2	3	4	5	6	7	8
KFAR	368.10	8437.86	92.74	916.36	1170.25	485.55	65.41	94.95
KFARI	66.29	580.12	38.26	68.13	73.51	109.06	69.08	80.85
EKF	51.04	204.26	33.47	54.01	53.23	77.57	64.04	73.98

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,47} = 64.00$$

表 5-19 高流量有事件之旅次起迄量推估卡方檢定結果(續)

OD 編號	9	10	11	12	13	14	15
KFAR	6573.34	1419.32	189.83	4644.15	304.25	2716.60	3401.30
KFARI	1427.92	272.18	28.99	60.39	39.99	29.38	0.58
EKF	379.31	57.94	31.17	38.29	38.54	27.80	0.57

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,47} = 64.00$$

5.3.4 小結

在旅行時間推估方面，依據上述模式測試結果可發現無事件發生時，旅行時間推估模式仍有良好之推估效果。當有事件之狀況下，15 條旅次起迄對中仍有 13 條屬於有效之推估，而以路徑 6(節點 2 至節點 3)為例，由圖 5.7 中可看出，由於所推估之旅行時間為依據路段平均速率計算，當事件發生而致路段平均速率驟降之情形下，將造成旅行時間推估產生較大誤差結果，亦為造成推估模式不被接受之原因，而圖 5.8 則為長路徑之旅行時間推估結果。

在高流量事件發生下，路徑 6 至路徑 9 之推估結果皆不被接受，由於事件發生於節點 2 至節點 3 間，因此事件之發生，將造成經由節點 2 上匝道之車流受到影響，而路徑 6 至路徑 9 皆為由節點 2 上匝道之路徑，因此形成其推估結果皆不被接受之原因。

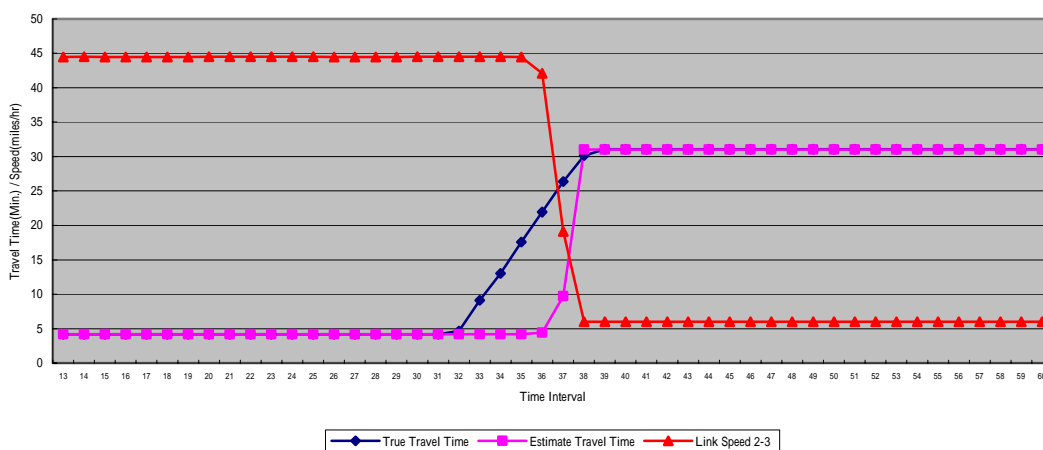


圖 5.7 旅行時間與路段平均速率關係(路徑 6)

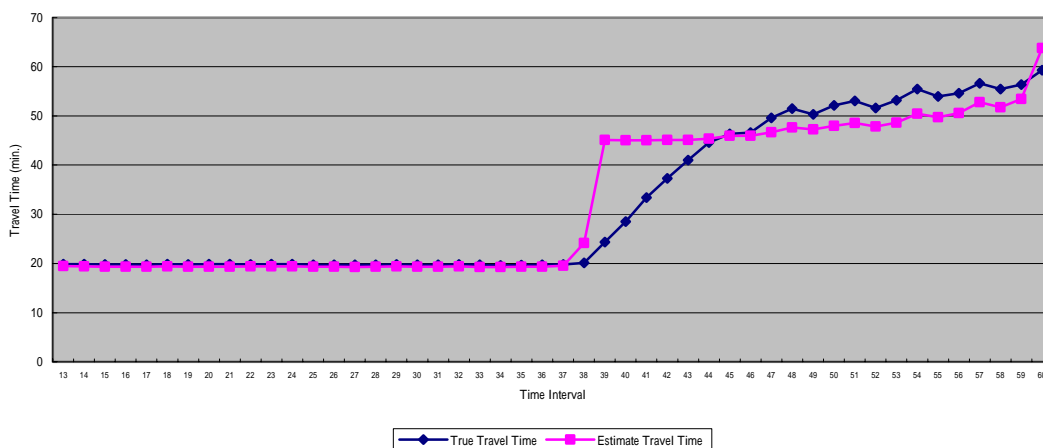


圖 5.8 旅行時間推估結果(路徑 5)

在旅次起迄推估方面，可發現 KFAR 模式無論於有無事件發生之情形下，近乎所有旅次起迄對皆屬無效，而 KFARI 在無事件發生下，所有旅次起迄對皆屬有效之推估，這是由於旅次起迄為非穩定之狀態，因此可反應在系統狀態方程式中，透過可處理非穩定狀態之 $ARI(p, d)$ 模式，較 $AR(p)$ 模式為佳。

在 EKF 模式於無事件發生下，亦顯示皆有良好之推估效果，但於事件發生下，KFARI 模式僅有 6 條旅次起迄對屬於有效，亦即過半數之旅次起迄對不被接受，與 EKF 模式相較，EKF 模式在 15 條旅次起迄對推估中，仍有 10 條屬於有效，此為 EKF 模式之依時量測方程式參數矩陣，能夠反應旅行時間變化所致，如圖 5.9 所示。

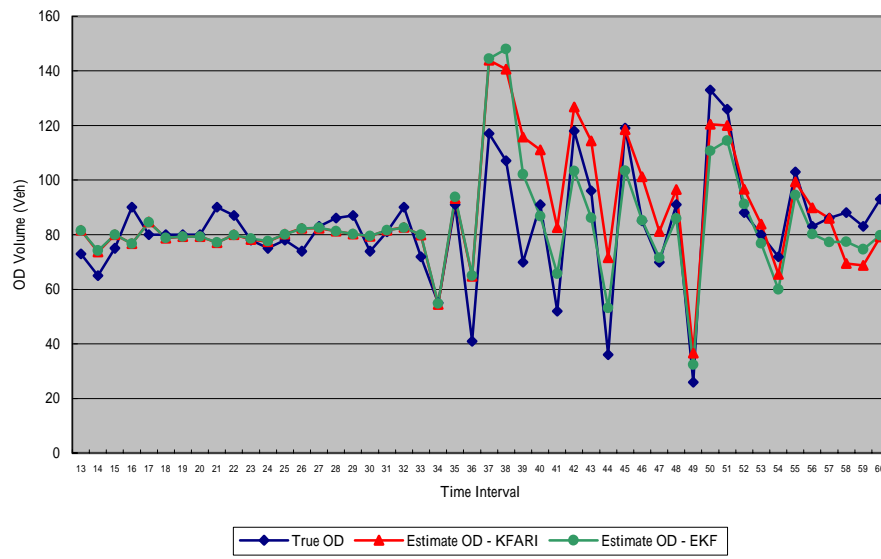


圖 5.9 EKF 模式與 KFARI 模式結果比較(路徑 6)

5.4 流量呈峰態變化下模式測試與分析

5.4.1 系統狀態參數校估結果

以透過車流模擬模式所獲得之歷史性 OD 資料進行系統狀態方程式參數校估，根據 60 個時階之歷史性 OD 資料，其模式參數校估結果如表 5-20、表 5-21 所述。

表 5-20 $AR(p)$ 模式參數校估結果

旅次起迄對編號	模式	$AR(p)$ 方程式
1	$AR(1)$	$x_t = 0.852x_{t-1} + 7.319$
2	$AR(3)$	$x_t = 0.430x_{t-1} + 0.409x_{t-2} + 4.610^*$
3	$AR(1)$	$x_t = 0.889x_{t-1} + 5.272$
4	$AR(1)$	$x_t = 0.880x_{t-1} + 6.992$
5	$AR(1)$	$x_t = 0.910x_{t-1} + 14.899$
6	$AR(1)$	$x_t = 0.797x_{t-1} + 6.176$
7	$AR(1)$	$x_t = 0.870x_{t-1} + 4.208$
8	$AR(1)$	$x_t = 0.824x_{t-1} + 7.958$
9	$AR(1)$	$x_t = 0.824x_{t-1} + 10.685$
10	$AR(1)$	$x_t = 0.862x_{t-1} + 4.928$
11	$AR(1)$	$x_t = 0.850x_{t-1} + 8.498$
12	$AR(1)$	$x_t = 0.904x_{t-1} + 8.981$
13	$AR(1)$	$x_t = 0.800x_{t-1} + 8.510$
14	$AR(1)$	$x_t = 0.929x_{t-1} + 7.013$
15	$AR(1)$	$x_t = 0.917x_{t-1} + 11.346$

表 5-21 $ARI(p,d)$ 模式參數校估結果

旅次起迄對編號	模式	$ARI(p,d)$ 方程式
1	$ARI(0,1)$	$x_t = x_{t-1} - 0.112$
2	$ARI(1,1)$	$x_t = 0.514x_{t-1} + 0.486x_{t-2} - 0.004$
3	$ARI(0,1)$	$x_t = x_{t-1} + 0.010$

表 5-21 $ARI(p,d)$ 模式參數校估結果(續)

旅次起迄 對編號	模式	$ARI(p,d)$ 方程式
4	$ARI(0,1)$	$x_t = x_{t-1} - 0.014$
5	$ARI(0,1)$	$x_t = x_{t-1} - 0.505$
6	$ARI(1,1)$	$x_t = 0.620x_{t-1} + 0.380x_{t-2} - 0.169$
7	$ARI(0,1)$	$x_t = x_{t-1} - 0.068$
8	$ARI(1,1)$	$x_t = 0.974x_{t-1} + 0.026x_{t-2} - 0.043$
9	$ARI(0,1)$	$x_t = x_{t-1} - 0.119$
10	$ARI(2,1)$	$x_t = 0.684x_{t-1} + 0.008x_{t-2} + 0.308x_{t-3} - 0.128$
11	$ARI(1,1)$	$x_t = 0.672x_{t-1} + 0.328x_{t-2} - 0.093$
12	$ARI(0,1)$	$x_t = x_{t-1} - 0.173$
13	$ARI(1,1)$	$x_t = 0.573x_{t-1} + 0.427x_{t-2} + 0.012$
14	$ARI(0,1)$	$x_t = x_{t-1} - 0.207$
15	$ARI(0,1)$	$x_t = x_{t-1} - 0.129$

5.4.2 無事件發生測試結果

於無事件發生下，旅行時間推估模式測試結果如表 5-22 所述，旅次起迄推估模式測試結果則如表 5-23、表 5-24 說明。

表 5-22 流量呈峰態變化無事件之旅行時間推估結果

OD 編號	1	2	3	4	5	6	7	8
RMSE	0.07	0.45	0.87	0.99	0.96	0.27	0.65	0.78
χ^2	0.05	1.01	3.54	3.81	2.87	0.85	4.04	4.05

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,59} = 77.93$$

表 5-22 流量呈峰態變化無事件之旅行時間推估結果(續)

OD 編號	9	10	11	12	13	14	15
RMSE	0.73	0.01	0.05	0.10	0.02	0.07	0.02
χ^2	2.53	0.00	0.04	0.07	0.01	0.05	0.01

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,59} = 77.93$$

表 5-23 流量呈峰態變化無事件之旅次起迄量推估 RMSE 評估結果

OD 編號	1	2	3	4	5	6	7	8
KFAR	9.06	8.52	10.12	8.87	18.77	5.82	6.43	6.80
KFARI	8.73	7.81	9.95	8.18	18.08	6.13	6.39	6.79
EKF	9.23	8.41	9.22	9.18	18.57	5.30	6.80	7.00

表 5-23 流量呈峰態變化無事件之旅次起迄量推估 RMSE 評估結果(續)

OD 編號	9	10	11	12	13	14	15
KFAR	10.19	6.02	7.81	10.05	5.61	5.62	0.29
KFARI	9.65	5.48	8.11	9.62	6.06	6.08	0.26
EKF	9.04	5.15	7.91	8.71	7.01	7.00	0.30

表 5-24 流量呈峰態變化無事件之旅次起迄量推估卡方檢定結果

OD 編號	1	2	3	4	5	6	7	8
KFAR	95.00	99.10	102.03	60.62	121.60	95.21	62.18	61.98
KFARI	92.92	88.48	106.99	61.55	128.74	83.94	75.08	58.06
EKF	81.75	97.39	79.77	60.96	86.03	43.37	63.14	50.68

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,59} = 77.93$$

表 5-24 流量呈峰態變化無事件之旅次起迄量推估卡方檢定結果(續)

OD 編號	9	10	11	12	13	14	15
KFAR	90.44	49.08	64.24	49.95	51.72	22.67	0.03
KFARI	81.42	46.50	73.46	52.06	51.24	22.04	0.03
EKF	62.60	33.68	50.15	37.93	54.64	23.36	0.03

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,59} = 77.93$$

5.4.3 有事件發生測試結果

當節點 2 至節點 3 間發生事件時，在旅行時間方面模式推估結果詳表 5-25，旅次起迄推估方面為表 5-26、表 5-27。

表 5-25 流量呈峰態變化有事件之旅行時間推估結果

OD 編號	1	2	3	4	5	6	7	8
RMSE	0.70	6.10	6.43	6.70	6.45	2.96	2.97	3.54
χ^2	2.56	47.36	51.00	51.71	44.31	20.05	15.17	18.17

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,59} = 77.93$$

表 5-25 流量呈峰態變化有事件之旅行時間推估結果(續)

OD 編號	9	10	11	12	13	14	15
RMSE	3.22	0.03	0.15	0.30	0.07	0.23	0.06
χ^2	13.75	0.03	0.26	0.55	0.08	0.40	0.05

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,59} = 77.93$$

表 5-26 流量呈峰態變化有事件之旅次起迄量推估 RMSE 評估結果

OD 編號	1	2	3	4	5	6	7	8
KFAR	12.11	11.93	10.48	11.88	27.97	7.66	7.91	7.32
KFARI	11.54	18.51	10.85	7.79	24.15	18.13	8.04	7.02
EKF	11.40	11.08	10.18	9.38	23.24	6.51	8.35	7.15

表 5-26 流量呈峰態變化有事件之旅次起迄量推估 RMSE 評估結果(續)

OD 編號	9	10	11	12	13	14	15
KFAR	12.74	6.03	8.31	10.80	6.42	6.48	0.32
KFARI	21.88	6.69	7.71	10.83	6.41	6.44	0.27
EKF	11.93	6.99	8.01	10.05	7.44	7.44	0.31

表 5-27 流量呈峰態變化有事件之旅次起迄量推估卡方檢定結果

OD 編號	1	2	3	4	5	6	7	8
KFAR	198.59	238.52	107.97	110.14	409.19	247.27	94.45	63.83
KFARI	185.26	351.23	149.87	56.64	295.78	1239.23	113.28	59.03
EKF	133.43	198.41	103.17	63.35	144.20	69.51	96.01	49.94

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,59} = 77.93$$

表 5-27 流量呈峰態變化有事件之旅次起迄量推估卡方檢定結果(續)

OD 編號	9	10	11	12	13	14	15
KFAR	202.17	62.86	102.66	83.86	64.48	24.50	0.03
KFARI	315.32	69.44	62.31	68.57	58.85	24.71	0.03
EKF	325.08	64.92	53.94	47.95	63.47	26.27	0.03

$$\chi^2 > \chi^2_{0.95,59} = 77.93$$

5.4.4 小結

根據上述推估模式評估結果可看出當流量呈峰態變化時，旅行時間推估模式無論是否在事件發生下皆屬有效，然事件發生時之均方根誤差高於無事件發生之情況，顯示無事件發生下之模式之推估能力較事件發生為佳。

在旅次起迄推估方面，於無事件發生下 KFAR 模式以及 KFARI 模式有 6 條旅次起迄對屬於無效，而 EKF 模式則有 4 條旅次起迄對屬無效。在事件發生情境下，KFAR 模式僅有部分旅次起迄對屬於有效之推估結果，而 KFARI 模式亦有 7 條旅次起迄對屬無效推估，EKF 模式之無效推估則增加為 6 條旅次起迄對，顯示當流量呈峰態變化下，EKF 模式推估能力仍較 KF 模式為佳，如圖 5.10、圖 5.11 分別為無事件下之旅次起迄推估結果及有事件下之旅次起迄推估結果。

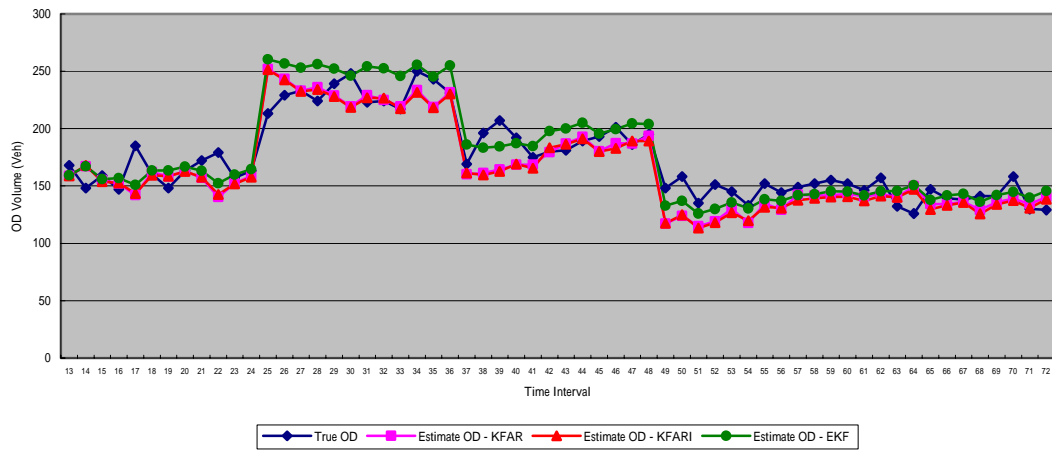


圖 5.10 流量呈峰態無事件下旅次起迄量推估結果(路徑 5)

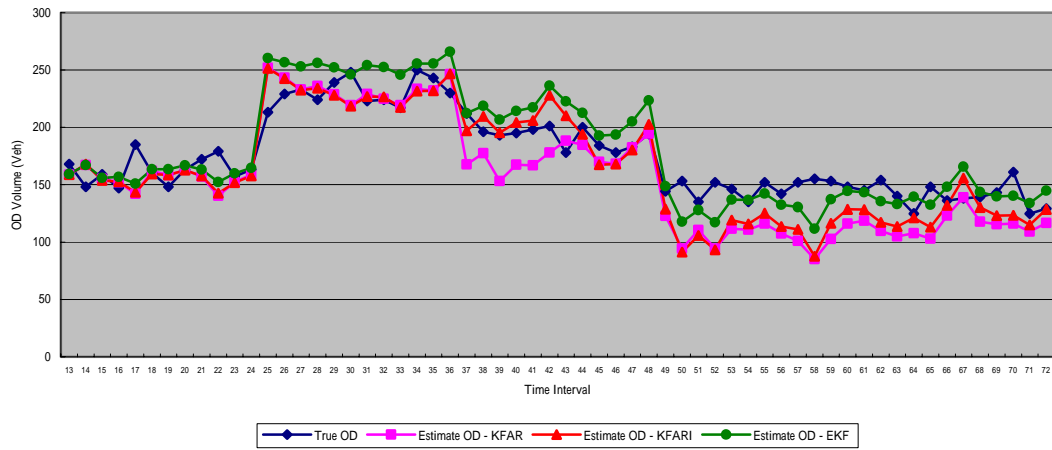


圖 5.11 流量呈峰態有事件下旅次起迄量推估結果(路徑 5)

5.5 模式評估結果綜合比較

綜合上述三種交通型態模式測試結果可發現，旅行時間推估模式在各種交通型態下皆可有效進行路徑旅行時間之推估。而旅次起迄推估方面，表 5-28 為三種交通型態下各模式有效推估路徑結果。以評估模式相較，EKF 模式於各種交通型態下，其有效推估路徑數皆高於 KFAR 或 KFARI 模式，顯示 EKF 推估能力優於 KFAR 或 KFARI 模式。而就交通型態比較可發現，無論在有無事件下，若將系統狀態方程式分為高流量、低流量兩部分進行旅次起迄推估，其推估結果將優於僅以單一系統狀態描述流量呈峰態變化之系統狀態方程式，因此在實務之應用上，處理尖、離峰流量倒推旅次起迄之推估問題，應構建不同之系統狀態方程式為佳。

表 5-28 不同交通型態下旅次起迄推估模式評估結果

有效推估 路徑數 交通型態		評估模式		
		KFAR	KFARI	EKF
無事件	低流量	10	15	15
	高流量	2	15	15
	呈峰態變化	9	9	11
有事件	低流量	9	15	15
	高流量	0	6	10
	呈峰態變化	5	8	9

第六章 結論與建議

本研究以非線性卡門濾波理論結合旅行時間推估模式應用於高速公路旅行時間與旅次起迄推估，並經由車流模擬模式進行不同交通需求型態下之模式測試，以驗證旅行時間推估模式與進階卡門濾波理論應用於高速公路旅次起迄推估之適用性。針對研究探討過程所遭遇之問題與研究結果，提出以下之結論與建議事項。

6.1 結論

1. 過去旅次起迄推估模式，多假設系統參數矩陣事前已知或其值固定，然此一假設多與事實不符。由於系統參數矩陣具依時性，在事前未知之情況下，可將此動態系統視為一非線性系統，藉由進階卡門濾波模式進行旅次起迄之推估，而根據本研究之測試結果顯示，經由進階卡門濾波模式可有效進行旅次起迄之推估。
2. 應用本研究採用 Suzuki 等人之路徑旅行時間推估模式，可有效進行路徑旅行時間之推估，由模式測試結果可知，旅行時間推估模式在事件發生而致路段平均速率驟降之際，才有推估誤差較大之情況。
3. 在進階卡門濾波模式量測方程式中，其中依時之指派參數矩陣可反應車輛旅行時間之變化，經模式測試結果可證明進階卡門濾波模式較線性卡門濾波模式為佳。而過去在系統狀態演進上多假設呈穩定狀態而採以自我迴歸模式，藉由模式測試結果亦可發現若在實務之應用上，須同時考慮系統演進呈非穩定之狀態，透過本研究所使用之自我迴歸差分模式，可提高模式推估能力。
4. 應用卡門濾波理論進行動態旅次起迄之推估，雖然可以得到有效的估計量，但仍需要歷史性旅次起迄資料，其目的有二：(1)系統狀態方程式參數矩陣校

估之用；(2)作為模式求解之起始值使用。然而在實務上欲蒐集動態旅次起迄資料實屬不易，若可透過自動車牌辨識或實施匝道式電子收費則可作為資料蒐集較可行之方法。

5. 一般而言，交通型態皆屬呈峰態變化之情況，依據模式測試結果，雖然進階卡門濾波模式在沒有事件發生之下，可有效推估大多數之旅次起迄對，在事件發生情況下之表現亦優於線性卡門濾波模式。但與其他交通型態相較，在實務應用時，分別以尖、離峰狀態進行系統模式構建，再利用進階卡門濾波模式進行推估，將可獲致較好之效果。

6.2 建議

1. 本研究所使用之路徑旅行時間推估模式，係以路段平均速率為基礎計算路段旅行時間，然而路段平均速率或路段旅行時間之蒐集，其準確性受車輛偵測器之佈設或蒐集方式影響。此外，利用不同方式所蒐集之交通資料進行旅行時間推估或預測，其結果亦可能不盡相同，故部分研究中亦提出可透過「資料融合」之方式進行處理，因此在路段平均速率或路段旅行時間取得與融合之課題上，可進一步加以探討。
2. 由於國內動態旅次起迄資料不易取得，本研究係透過車流模擬模式以獲得歷史性資料與觀測資料進行模式測試，並未能以國內資料進行模式有效性之驗證，未來若可透過匝道式電子收費機制，進行模式推估所需相關交通變數資料之蒐集，除可作為歷史性之旅次起迄及旅行時間資料，亦可進一步作為模式有效性之評估依據。
3. 本研究中假設車輛行為屬於先進先出(FIFO)之情況，且假設車輛之到達僅分佈於前後兩個時階間，因此並未考慮車輛超車與車隊擴散等問題。此外，由於本研究所構建之高速公路實驗路網，為一封閉路網，因此車輛行徑並無路徑選擇之問題存在，然實際上在一開放性路網中，推估模式必須考慮到路徑選擇問題方能準確求得旅次起迄之推估值，此一部分為未來可深入研究探討之課題。
4. 根據所回顧之文獻，一般用於動態旅次起迄推估之時階長度皆界於 1 分鐘至 15 分鐘間，而本研究中所設定之每時階長度為 5 分鐘，然於研究中並未探討時階長度不同是否影響所構建模式之推估能力，此一問題值得進一步加以探討。

5. 旅行時間推估模式以及旅次起迄推估模式，皆透過藉由車輛偵測器進行路段交通變數之蒐集。在實務上，資料蒐集可能因車輛偵測器故障或傳輸錯誤，而造成資料遺失(Data Missing)之狀況產生，然此種狀況將造成推估模式執行之困難，雖然遺失資料之處理，一般可經由「內插法」或「外推法」加以計算，然於多時階資料遺失下，此類方法則有所偏誤，因此關於遺失資料之處理亦為值得探討之課題。

參考文獻

中文部分

1. 杜文淵，「應用擴展型卡門濾波器的無量測器感應馬達之直接轉矩控制」，國防大學電子工程研究所碩士論文，民國九十一年。
2. 李宗憶，「考慮動態 OD 推估之適應性整體匝道儀控模式研究」，淡江大學運輸科學研究所碩士論文，民國八十七年。
3. 卓訓榮，王日昌，江勁毅，「動態路段旅行時間之估算」，中華民國運輸學會第十屆學術論文研討會論文集，民國八十四年。
4. 卓訓榮，周幼珍，「公路車輛起迄調查方法之研究」，交通部運輸研究所，民國八十五年。
5. 卓訓榮，周幼珍，游政雄，「高速公路車輛起迄推估方法之研究」，高速公路工程與管理研討會，民國八十四年。
6. 周聖雄，「加速規判定載具三維姿態估測法」，台灣大學應用力學研究所碩士論文，民國九十一年。
7. 胡大瀛、廖彩雲、陳麗雯、許靜月，交通 WWW 資訊系統之設計與實例，台灣區網際網路研討會，民國八十七年，
http://tanet98.ndhu.edu.tw/TANET98/HOME PAGE/paper/1b_3/1b_3.htm。
8. 胡守任，「智慧型運輸系統基礎理論系列研究(一)—濾波理論應用於流量倒推旅次起迄量及車流密度之推估」，交通部運輸研究所，民國九十年。
9. 陳誠誠，「起訖點調查車牌比對方法改善之研究」，成功大學土木工程研究所碩士論文，民國八十九年。
10. 陳麗雯，「結合車流模擬之車內資訊導引實驗系統之建立」，淡江大學運輸科學研究所碩士論文，民國九十年。
11. 游明敏，「卡門濾波理論應用於房價推估之研究」，國立交通大學交通運輸研究所碩士論文，民國七十九年。
12. 楊兆升，「都市交通流—誘導系統理論與模型」，人民交通出版社，2000。
13. 廖珉鋒，「動態旅次起迄矩陣推估模型之研究」，國立中央大學土木工程研究

所碩士論文，民國八十九年。

14. 魏健宏、林士傑，「國道客運旅行時間預測模式之研究」，提送中國土木水利工程學刊審查，民國九十一年。
15. 魏健宏、林士傑、李穎，「高速公路客運車輛旅行時間預測之實證評析」，運輸計劃季刊，民國九十二年。

英文部分

1. Ashok, K. and Ben-Akiva, M. E., "Estimation and Prediction of Time-Dependent Origin-Destination Flows with a Stochastic Mapping to Path Flows and Link Flows," *Transportation Science*, Vol. 36, No. 2, 2002, pp.184-198.
2. Bell, M. G. H., "The Estimation of an Origin-Destination Matrix from Traffic Counts," *Transportation Science*, Vol. 17, No. 2, 1983, pp.198-217.
3. Cascetta, E. and Nguyen, S., "A Unified Framework for Estimating or Updating Origin-Destination Matrices from traffic Counts," *Transportation Research-B*, Vol. 22B, 1988, pp.437-455.
4. Chang, G. L. and Wu, J., "Recursive Estimation of Time-Varying Origin-Destination Flows from Traffic Counts in Freeway Corridors," *Transportation Research-B*, Vol. 28B, 1994, pp.141-160.
5. Chen, M. and Chien, S. I. J., "Dynamic Freeway Travel Time Prediction Using Probe Vehicle Data: Link-Based vs. Path-Based," *80th Annual Meeting of Transportation Research Board*, 2001.
6. Cremer, M. and Keller, H., "A New Class of Dynamic Methods for the Identification of Origin-Destination Flows," *Transportation Research-B*, Vol. 21B, 1987, pp.117-132.
7. Gerne, M. H., "Econometric Analysis," *Prentice Hall*, 2000.
8. Grol, R. V. *et al.*, "On-line Traffic Condition Forecasting Using On-line Measurements and a Historical Database," *Proceeding of the 7th World Congress*

- on Intelligent Transportation Systems*, 2001.
9. Hellinga, B. and Van Aerde, M., "A Statistical Analysis of the Reliability of Using RGS Vehicle Probes as Estimators of Dynamic O-D Departure Rates," *IVHS Journal*, Vol. 2(1), 1994, pp.21-44.
 10. Iwasaki, M., "Classification of Historical Mean Speed Patterns on a Motorway for Prediction of Near-Future Traffic Flow States," *Proceeding of the 4th World Congress on Intelligent Transportation Systems*, 1997.
 11. Jarjees, G., "Methods for Predicting Bus Travel Time Using a Signpost Position System," *Proceeding of the 4th World Congress on Intelligent Transportation Systems*, 1997.
 12. Jiang, G. and Zhang, R., "Travel-Time Prediction for Urban Arterial Road: A Case on China," *Proceedings of the IEEE International Vehicle Electronics Conference*, 2001.
 13. Kim, K., Chon, K. and Park, C., "An Algorithm for Estimation of Dynamic Origin-Destination Matrices Using Kalman Filtering," *Proceedings of the 5th Conference of Eastern Asia Society for Transportation Studies*, 2003.
 14. Lee, Y. I., "Development of a Link Travel Time Prediction Algorithm for Urban Expressway," *Proceeding of the 5th World Congress on Intelligent Transportation Systems*, 1998.
 15. Lo, H. P. and Chan, C. P., "Simultaneous Estimation of an Origin-Destination Matrix and Link Choice Proportions Using Traffic Counts," *Transportation Research-A*, Vol. 37A, 2003.
 16. Maruyama, M., "Travel Time Measurement Using the Automated Vehicle Location System," *Proceeding of the 7th World Congress on Intelligent Transportation Systems*, 2000.
 17. Matsumura, S., "Experimental Verification of Travel Time Prediction Method," *Proceeding of the 5th World Congress on Intelligent Transportation Systems*, 1998.

18. Masao, K. and Sullican, E. C., "Estimating Origin-Destination Matrices from Roadside Survey Data," *Transportation Research-B*, Vol. 21B, 1987, pp.233-248.
19. van der Zijpp, N., "Dynamic OD-matrix Estimation from Traffic Counts and Automated Vehicle Identification Data," *Transportation Research Record* 1907, 1997.
20. Nihan, N. L. and Davis, G. A. "Recursive Estimation of Origin-Destination Matrices from Input/Output Counts," *Transportation Research-B*, Vol. 21B, 1987, pp.149-163.
21. Nihan, N. L. and Hamed, M. M., "Mixed-Point Approach to Estimating Freeway Origin-Destination Matrices and the Effect of Erroneous Data on Estimate Precision," *Transportation Research Record* 1357, 1992, pp. 18-28.
22. Norton, J. P., "An Introduction to Identification, Academic Press," *London, O.K.*, 1986.
23. Oda T., "An Algorithm for Prediction of Travel Time Using Vehicle Sensor Data," *Proceedings of the IEEE 3rd International Conference on Road Traffic Control*, London, 1990, pp.40-44.
24. Ohba Y., Koyama T. and Shimada S., "Online-learning Type of Traveling Time Prediction Model in Expressway," *Proceedings of the IEEE International Vehicle Electronics Conference*, 1998.
25. Spiess, H., "A Maximum Likelihood Model for Estimating Origin-Destination Matrices," *Transportation Research-B*, Vol. 21B, 1987, pp.395-412.
26. Sun, X. and Yang, Z., "Integrated Forecasting Method of Real-time Dynamic Travel Time of Road Segment Based on Discrete Time," *Proceedings of the IEEE International Vehicle Electronics Conference*, 2001.
27. Suzuki, H., *et al.*, "Dynamic Estimation of Origin-Destination Travel Time and Flow on a Long Freeway Corridor Neural Kalman Filter," *Transportation Research Record* 1739, 2000.

28. Taranto, C. D., "Network Status Estimation and Traffic Prediction in Urban and Sub-urban Areas," *Proceedings of the 7th World Congress on Intelligent Transportation System*, 2000.
29. Yamane, K., "Development of Travel Time Estimation System Combining License Plate Recognition AVI and Ultrasonic Vehicle Detector," *Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Transportation System*, 1999.
30. Yang, H., Sasaki, T., Iida, Y., and Asakuba, Y., "Estimation of Origin-Destination Matrices from Link Traffic Counts on Congested Networks," *Transportation Research-B*, Vol. 26B, No. 6, pp. 417-434, 1992.
31. You, J. and Kim, T. J., "Toward Developing an Expert GIS-Based Travel Time Forecasting Model with Congestion Pattern Analysis," *Proceedings of the 5th World Congress on Intelligent Transportation System*, 1998.

附錄一 動態路徑旅行時間推估流程圖

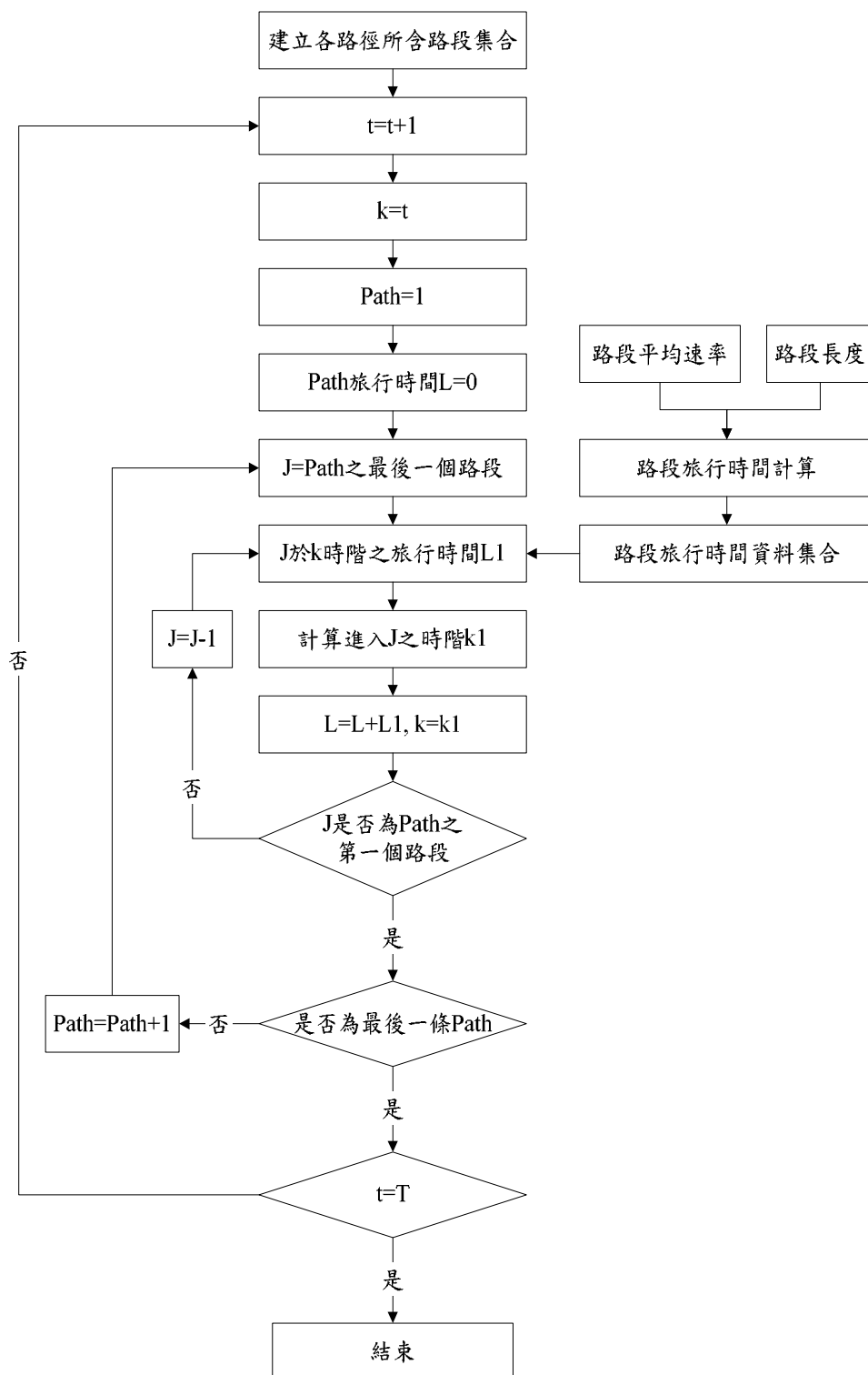


圖 A 動態路徑旅行時間推估流程圖

附錄二 DYNASMART 說明

DYNASMART 之應用，主要係為考慮不同交通資訊產生與供給，交通控制策略下，分析路網車流之變化情形。依據智慧型運輸系統下之動態交通指派與模擬講習會(2003)，DYNASMART 模式架構如圖 B 所示，其架構中包含三個主要元素：(1)交通模擬、(2)路徑資訊的產生，以及(3)旅次產生的決策行為。

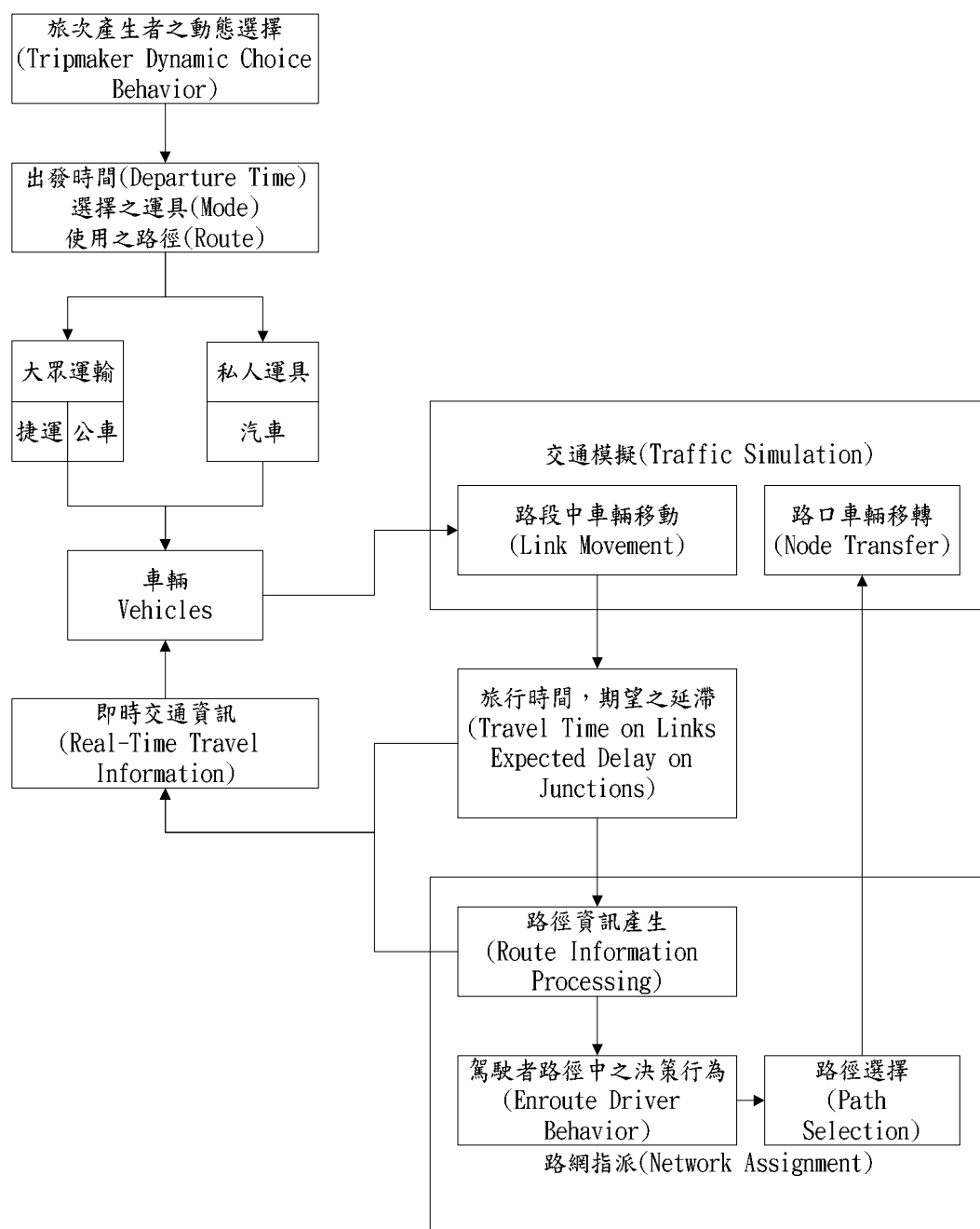


圖 B DYNASMART 模式架構

其中交通模擬係以中觀車流模式為基礎，將每輛車視為一單位之粒子，僅追蹤該粒子之移動方向與位置，不考慮跟車(Car-following)與車道變換(Lane Changing)行為，並根據交通車流連續性之特質進行路網中車流移動情形。

於路段中車輛移動部分，模式路段平均速率之計算，如圖 C 所示，其中密度 K 計算方式為：

$$K_j^{t+1} = K_j^t + \frac{\Delta t}{\Delta x_j} [q_{ij}^t - q_{oj}^t + I_j^t - O_j^t]$$

式中，

Δt 表模擬間隔；

Δx_j 路段 j 長度；

q_{ij}^t, q_{oj}^t 於時段 t 進路與離開路段流量；

I_j^t, O_j^t 於路段 j 中的外在進入量與外在離開量；

K_j^{t+1} 代表路段 j 於 $(t+1)$ 時段之密度。

根據求得之密度，利用修正之 Greenshild 之速度 - 密度方程式計算該路段車輛平均速率：

$$V_j^t = (V_f - V_0) \left(1 - \frac{K_j^t}{K_0} \right)^\alpha + V_0$$

式中，

V_j^t 平均速率

V_f 自由車流速度

V_0 最小速度

K_j^t 車流密度

K_0 擁擠密度

α 常數

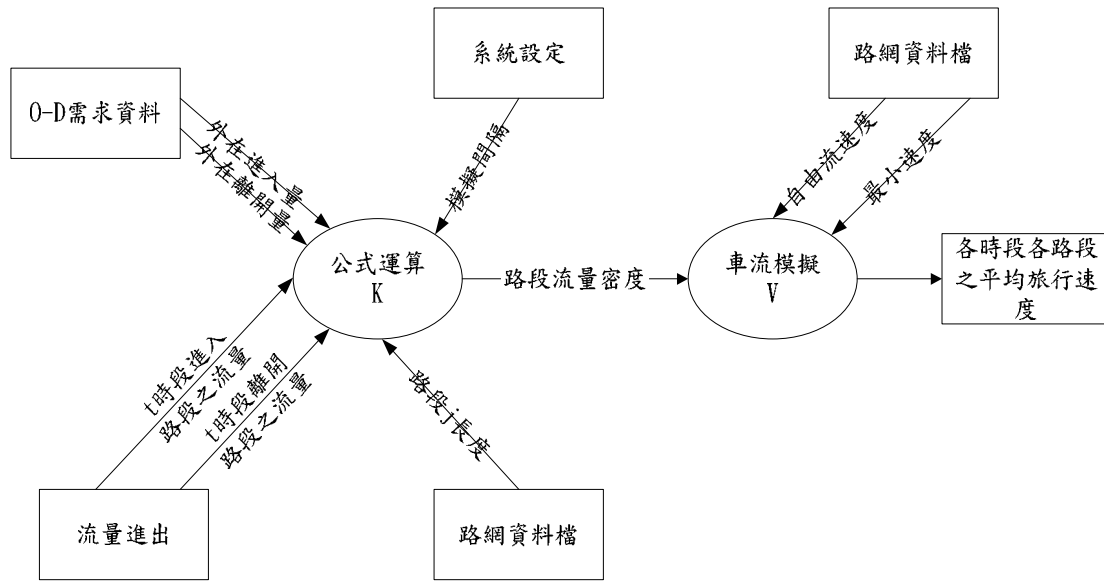


圖 C DYNASMART 求解各時段中路段平均速率之 DFD(陳麗雯, 2001)

附錄三 數值分析操作流程

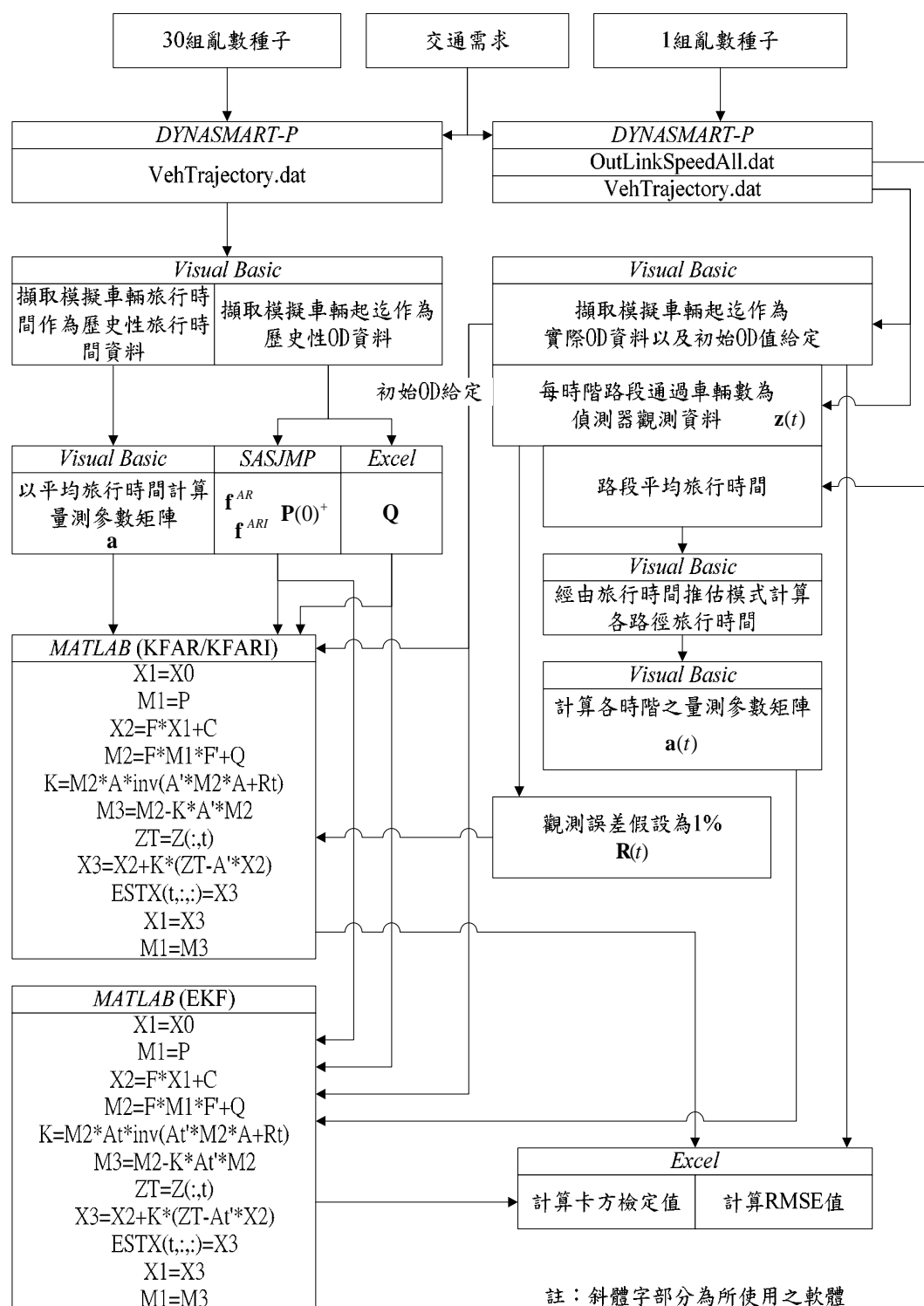


圖 D 數值分析操作流程圖