

第二章 文獻回顧

配合本研究之研究方向，主要分為三大子課題進行探討，首先將著重於交通偵測器資料融合；其次為車輛旅行時間估計模式文獻資料；最後再針對模擬理論與 Paramics 軟體應用之探討及評析。

2.1 交通偵測器之資料融合

美國國防部 (U.S. Department of Defense) 基於單一與多感應偵測器與資料融合技術之演進，針對偵查、分類、識別、追蹤目標及評估戰略上與敵軍威脅之情勢進行整合，衍生多樣之資料融合演算法。近年來，陸陸續續形成相關研究領域，試圖將此類資料融合技術運用於都市地區與高快速道路交通管理上，用以估計及預測車輛偵測器對於交通車流之影響以及事件偵測之機率。

資料融合方法可概分為理論模式、特徵推論及知識庫模式三大類型。理論模式是藉由合適之模式進行觀測資料的評估與特性分類；特徵推論是藉由圖像特徵資料辨別觀測資料的特性；知識庫模式則是由人為分析產生自動決策之程序。

2.1.1 交通資料融合之定義與特性

美國國防部(U.S. Department of Defense)對「資料融合」的定義為：一種有關自動偵測、處理、相關、估計以及單一或是多種資料來源之整合，進行多層級、多事件之處理程序。IEEE 地理科學與遙測協會則定義「資料融合」為：透過不同儀器或來源，整合其空間與時間資料，用以進行資料處理以及解讀之程序。【3】

美國國防部將資料融合架構劃分為五個處理程序，如圖 2.1.1 所示：

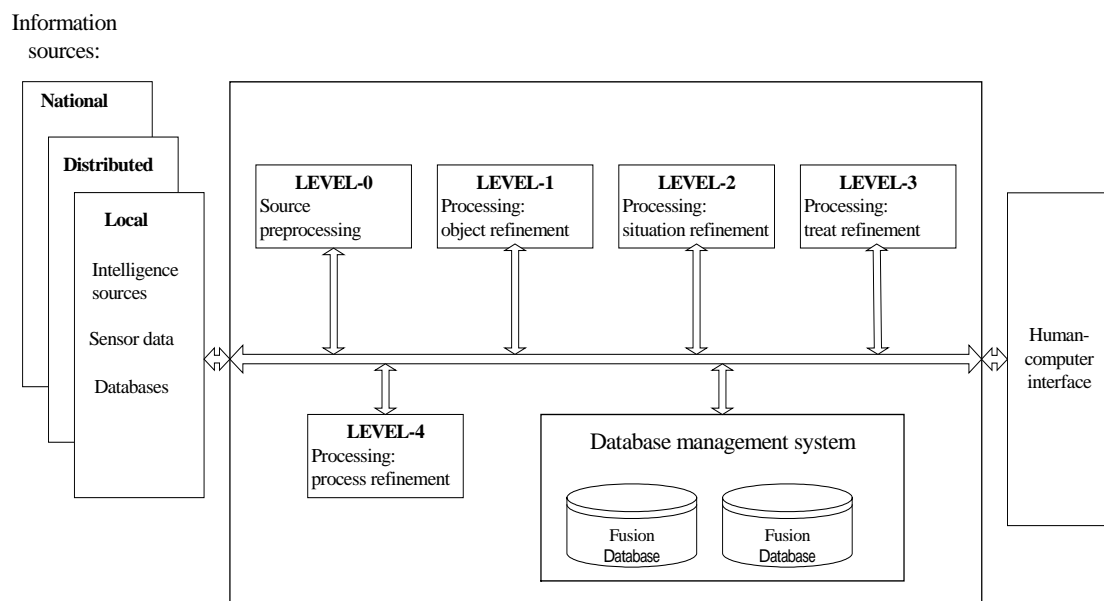


圖 2.1.1 美國國防部資料融合架構

資料來源：【3】

若以上述架構為基礎，針對交通管理需求來定義，各資料融合處理程序可說明如下【4】：

- LEVEL 0：主要將所獲得之交通資料作一先期處理程序並加以定義，包括：資料標準化 (Normalizing)、格式化 (Formatting)、排序 (Ordering)、群組化 (Batching)，並將交通資料進行壓縮。
- LEVEL 1：屬於低層次處理程序，係以蒐集所有交通資料來源並進行資料處理，包括即時道路偵測資料、行動電話定位、緊急事件回報等。
- LEVEL 2：屬於高層次處理程序，係將 LEVEL 1 之結果與其他來源之資料庫或資訊進行整合，包括高速公路巡邏回報及資料庫、道路幾何狀況、氣象報告、預期之交通壅塞、各時間點之交通型態、道路施工排程與其他特殊事件。將可觀測之資料與事件加以定義區別，並將資料進行估計處理。
- LEVEL 3：屬於高層次處理，針對有關可能會影響交通流量型態之特殊事件資料加以定義，並評估其對於正常車流之影響程度，如道路施工、火災、地震、洪水等所造成之事件影響。
- LEVEL 4：將上述各層級之融合處理程序進行更詳細處理，評估是否需要額外資料輔助或針對各融合程序本身加以修正。

有關 LEVEL 1 至 LEVEL 3 之交互連結狀況，可利用圖 2.1.2 進一步加以說明車輛偵測、分類與追蹤必須在同一程序進行，以避免因資料交換之複雜工作，造成資料誤差產生之狀況。

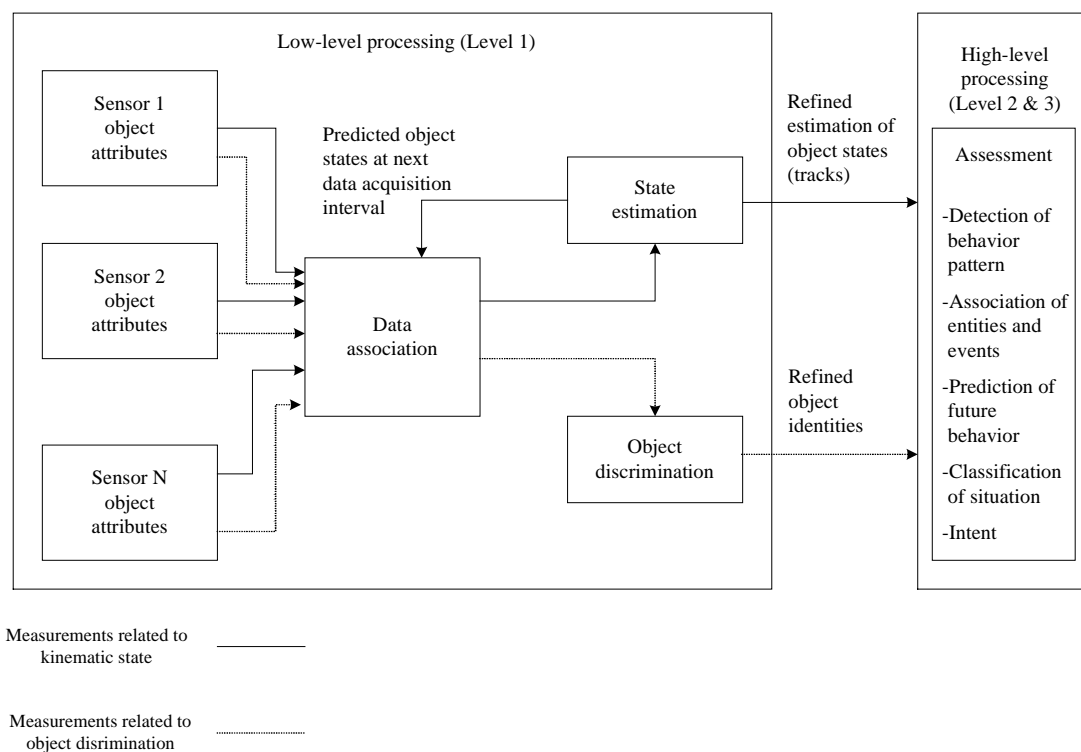


圖 2.1.2 Level 1、2 與 3 資料融合程序

資料來源：【3】

經由上述資料融合程序，將資料進行篩選與結合，提供給交通管理中心進行交通控制策略之擬定，或傳遞給資訊服務提供者 (Information Service Provider, ISP)，再發佈給用路人。

2.1.2 多種交通偵測器資料融合技術之應用

在多種交通偵測器資料融合技術上，需要進行偵測器資料之判別與狀態估計。資料融合程序是由低層次至高層次，包含偵測資料、辨別資料及資料分類，其方法可分為理論模式、特徵推論及知識庫模式三類，如圖 2.1.3 所示。理論模式之常見演算法有模擬法、統計估計法 (卡爾曼濾波、最大概式法、最小平方法)、影像代數 (Image Algebra)；特徵推論之常見演算法有參數估計 (古典推論、貝式推論、Dempster-Shafer)、資訊理論 (類神經法、圈選式法、相關性量測)；知識庫模式之常見演算法則有專家系統、模糊理論等。

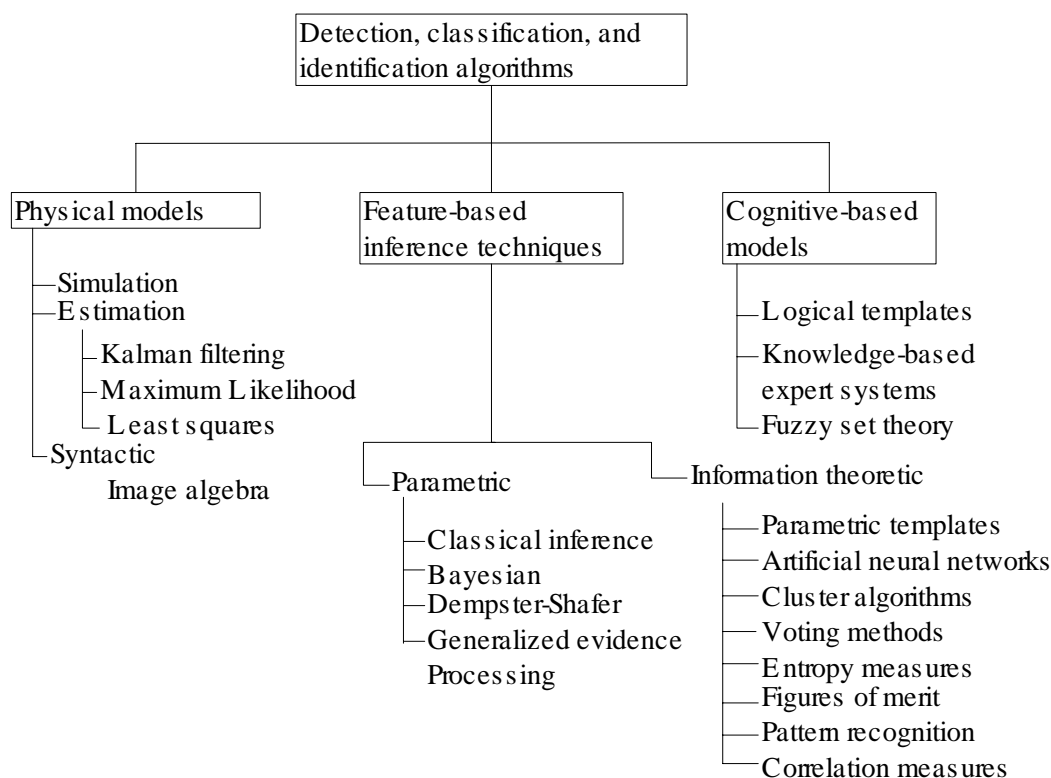


圖 2.1.3 運用於資料融合之偵測、分類、辨別方法分類圖

資料來源：【37】

在多種交通偵測器資料融合技術架構概念方面，則以多種偵測器經由上述演算法將各類偵測資料型態、辨別資料及資料分類，透過資料格式定義標準化協定書 (protocols) 程序，融合成交通資料庫，以利進行車速計算、旅行時間預估等等交通控制所需之資料，如圖 2.1.4 所示。

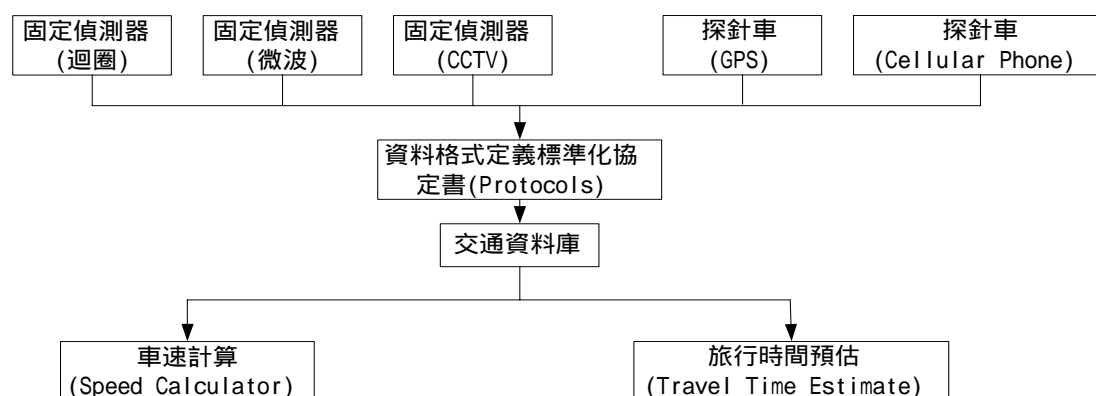


圖 2.1.4 多種交通偵測器資料融合技術架構概念圖

交通資料融合之架構是呈現各層之間資料結構整合過程，而提出設計概念考量、操作效率分析、風險分析及技術之變革。資料融合設計包含相互連結、資料和資訊之流動規格、系統操作模式、功能分配及對於事件偵測失誤層面之替選方案。在分析各種類型之資料融合架構前，應針對融合過程中之組合、整合、相關性、估計及分類五項作一定義。

- I. 整序(Alignment)：連結由偵測器所傳送之時間與空間資料。
- II. 結合(Association)：針對由不同偵測器追蹤與量測所獲得之資料進行比較，並從過程中選出一合適方案。
- III. 關聯(Correlation)：透過追蹤及量測資料之整合，研究影響偵測之相關性。
- IV. 估計(Estimation)：根據不斷更新相關性結果之狀態與參數，用於預測車輛下一時間點位置。
- V. 分類(Classification)：評估辨別事件資料以決定事件之型態。

Klein 於 2001 年【37】將資料融合架構分為以下幾個層面：偵測器層級資料融合(Sensor-level Fusion)、核心層級資料融合(Central-level Fusion)、綜合層級資料融合(Hybrid Fusion)、影像層級資料融合(Pixel-Level Fusion)、特徵層級資料融合(Feature-Level Fusion)。

表 2.1-1 各層級資料融合內容功用彙整表

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

2.1.3 交通資料融合方法論

交通資料融合基本理論引用 Linn, Hall【5】及美國國防部之融合程序，將資料融合之演算法分成五大類，並再細分成九種技術，以對應各項融合程序所適合之方法，如表 2.1-2 所示。依照資料融合程度可分為三個層級，層級一屬於低層次融合，應用之方法為資料關聯法與狀態估計法；層級二屬於高層次融合而所應用之方法為分辨融合法與型態辨認法；層級三屬於高層次融合，應用之方法為人工智慧法。

表 2.1-2 資料融合技術分類

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

資料來源：【5】

根據 Linn, Hall 將資料融合五大類方法所細分之技術，探討國內外文獻所應用各層級之融合技術，並分別敘述之。

一、資料關聯法：

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

二、狀態估計法：

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

三、分辨融合法：

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

(一) 貝氏推論(Bayesian Decision Theory)：

貝式推論是以統計理論為基礎的演算法，主要精神是以歷史資料做為知識基礎，利用空間條件機率理論進行未來事件發生機率之推論。貝式推論適用於資料融合有下列幾個原因：

1. 該方法提供在現有事件發生之機率下，推導事件未來發生之機率。傳統推論方式必須建立在某假設條件下，推算事件之機率。
2. 貝式推論可利用先前資料建立之概似函數(Likelihood Function)，做為假設之基礎。
3. 當實證資料無法取得時，無法完整算出事件之機率密度函數，貝式推論可利用假設條件先前發生之機率做為實證資料發生之機率。

(二) Dempster-Shafer 明證推論法：

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

(三) 圈選式融合：

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

茲就三種方式詳細說明如下：

1. 平行處理：偵測器之運作彼此獨立，如圖 2.1.5 所示。

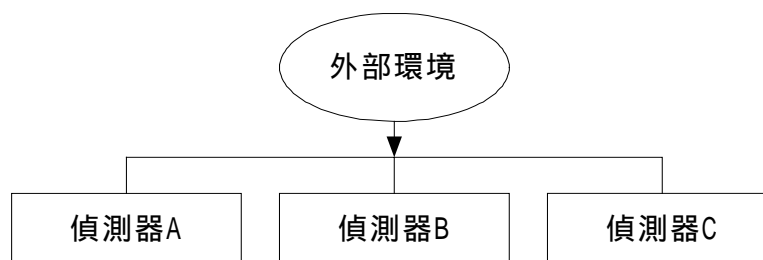


圖2.1.5 事件資訊偵測平行處理示意圖

2. 序列處理：系統輸出與每個偵測器之輸出互相連結，如圖 2.1.6 所示。

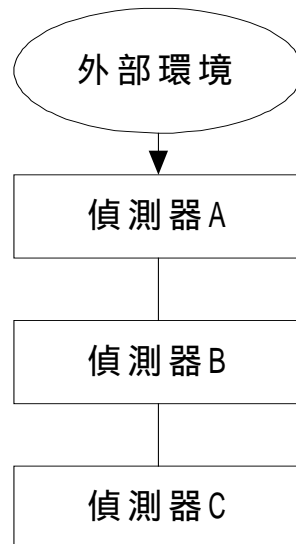


圖2.1.6 事件資訊偵測序列處理示意圖

3. 序列/平行處理：系統輸出與多個偵測器相互連結，如圖 2.1.7 所示。

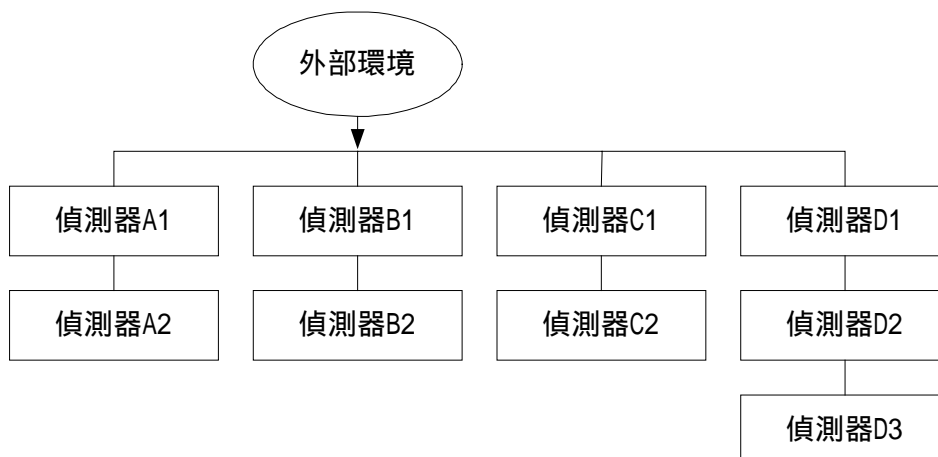


圖2.1.7 事件資訊偵測序列/平行處理示意圖

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

(四) 類神經網路：

類神經網路是一種計算系統，包括軟體與硬體，它使用大量簡單的相連人工神經元來模仿生物神經網路的能力。人工神經元是生物神經元的簡單模擬，它從外界環境或者其他人工神經元取得資訊，加以簡單的運算，並輸出其結果到外在環境或者其他人工神經元取得資訊，加以簡單的運算，並輸出其結果到外在環境或者其他人工神經元。它是由相當簡易的基本元件 (Processing Element, PE) 組成，各 PE 均能進行資訊之接收、處理、傳遞、儲存等。

四、型態辨認法：

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

五、人工智慧法：

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

（一）專家系統(Expert Systems)：

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

（二）模糊邏輯(Fuzzy Logic)：

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

上述五大類資料融合技術，係因處理不同融合程序亦有不同之演算方法論，且大多屬於高層級之資料融合方法。本研究屬於低層級之交通資料融合，針對固定式偵測器與移動式探針車兩種不同型態之車輛偵測所獲得之相關交通基本資料進行資料融合，藉以補足偵測器佈設位置過長或偵測器發生故障情況下，亦能透過資料融合達到整體高速公路車輛旅行時間估計之準確度。低層級之資料融合方法根據 Linn，Hall 所提供之方法為卡爾曼濾波方法，雖然相關文獻中所獲得之結果佳，但處理過程繁瑣，不易理解。而 Berka et al【20】於 1995 年所運用加權平均方式，進行偵測器與探針車之資料融合，方法淺顯易懂，其成果成功地顯示資料融合之代表性，故本研究在資料融合方法上，選用權重平均法。資料融合文獻如表 2.1-3 所示。

表 2.1-3 文獻回顧(資料融合)

作者	方法	目的
Kessaci 【6】	卡爾曼濾波	從偵測器獲得交通資料，估計交通轉向之比例
Z. Wall 【8】	卡爾曼濾波	整合偵測器之歷史資料進行旅行時間預測
Niehaus 【9】	貝式推論	估計交通狀態之不穩定性並預測交通情況
Bing Ma 【10】	貝式推論	使用具有參數之偵測器融合模型，透過觀測與紅外線影像以得知路段與鋪面範圍。以貝氏推論觀念為基礎，取得道路密度與影像概似以構建出概似函數，進行數據資料融合
Harris 【11】	DSER 推論法	建構一個使用 DSER 之交通系統。此系統利用智慧型的感應器來決定車輛的狀態和外面的駕駛環境
Ivan 【12】	類神經網路	利用類神經網路將資料進行融合技術，以便即時偵測幹道發生事件與否。其資料來源為迴圈式偵測器與探針車兩方面。而對於資料融合則以兩種方式：一為整合性融合，另一為演算法輸出融合。
Ivan 【13】	類神經網路	整合多種資訊來源，分辨偵測號誌化幹道事件
李穎 【15】	類神經網路	融合國道客運班車 GPS、車輛偵測器、事件發生等真實資料，預測車輛旅行時間
Niehaus 【9】	專家系統	使用專家系統之融合技術建立智慧型導引系統，其將相關之資料輸入系統內，分析所有之資訊並提供給駕駛者適當的指令
Berka 【20】	加權平均	使用偵測器及探針車所提供之交通參數資料，先進行資料權重篩選，再分別運用線性推導方式，計算各平均旅行時間，最後運用加權平均方式，進行兩種不同偵測器之資料融合。

2.2 車輛旅行時間估計模式

近年來交通車輛旅行時間估計與預測由國際智慧型運輸系統研討為逐漸興起之研究課題之一，依照旅次特性以及複雜度可分為城際間之長途旅次及市區內旅次之旅行時間預估，本章節即分別對上述兩種旅次之旅行時間估計與預測研究作文獻之回顧探討。

2.2.1 城際間長途旅次之旅行時間估計

歐洲之DACCORD系統【21】於1999年為針對動態交通管理以及都會區間道路控制之主要計劃。此計畫主要是透過感應線圈取得車流量與車流速度資訊以估計

車輛旅行時間。其在法國巴黎、義大利、阿姆斯特丹各有測試站來驗證此計畫旅行時間預測之準確程度。此計畫之旅行時間預測分為利用感應線圈偵測所得資料而求之旅行時間估計(Travel Time Estimation)，及利用交通模式對未來某一時段所作之旅行時間預測(Travel Time Prediction)兩部分。另外，此計畫旅行時間預測範圍則分為針對單一路段之區段旅行時間(Section-level Travel Time)、及針對由多個路段組合而成路網旅行時間(Network-level Travel Time)。在旅行時間估計部分，此計畫對於區段旅行時間，使用車行速度與車流量平衡來兩種方式來估算。

澳洲路段遞迴消散模式【22】於1999年澳洲墨爾本市在高速公路沿途每五百公尺裝設感應線圈，以測得車流量、車流速度、以及道路的使用資料。經測試發現，簡單的距離除以速度所算得的旅行時間僅能反應瞬時的車輛資料，無法預測道路上車隊之累積或消散情況，使得旅行時間計算之結果準確性不足。因此，為了彌補簡單計算模式之不足，此計畫發展了一路段遞迴消散模式(Recursive Cell Processing Model, RCP Model)改善之。模式之運作流程為：

1. 以區段下游點量測所得之車流量除以車速得道路密度。
2. 將所得之道路密度乘上道路長度求得路段之車輛數。
3. 將估算之路段車輛數除以路段之最大車輛流出率，計算路段之消散時間。
4. 將延遲時間加入下游路段之自由車流旅行時間以求路段之旅行時間。

荷蘭ASTRIVAL計劃【23】於1999年透過高速公路上每隔近五公里設置感應線圈之監控系統(名為MoniCa)所偵測之車流量以及車流速度，利用演算法求得旅行時間及道路之車隊長度，並與實際資料比較其準確性。此計畫模式之演算法步驟為：

1. 對接收資料檢查：確認接收之車流量以及車流速度值是否在合理範圍內。
2. 浮點校正：在封閉(匝道出入之車流皆有量測)的每個路段，確認其進入車流與離開車流是否相等。
3. 路段車輛數估計：路段車輛數第一種估算方式為利用量測的車流量及車速計算。當實際車流狀況接近自由車流時，此計算式有不錯的表現。此計畫利用路段車輛數之上、下限以緊縮限制並修正計算出之路段車輛數。
4. 旅行時間估計：旅行時間之第一種估算方式為基於車輛先進先出的概念，由前步驟估算之車輛數除以實際流出之車流量。旅行時間之第二種估算方式基於量測之車速，決定該採用何種旅行時間之估算方法則視是否收集匝道進出之車流量、路段長度、以及是否路段有車隊存在而定。

日本之自動車輛辨識及超音波車輛偵測系統【24】於1999年所發表提出。日本交通控制中心為解決公路車輛逐年增加所帶來之問題，在1999年二月引進新的旅行時間預測系統。此系統包含12個透過車牌辨識，取得車輛進入以及離開區段之時間以計算車輛實際旅行時間之自動車輛辨識(Auto Vehicle Identification, AVI)系統，以及在106個主要路段，透過超音波偵測器量得車

輛速度以及車輛數之超音波車輛偵測(Ultrasonic Vehicle Detectors, UVD)系統。並引用新的演算法估算旅行時間。

倘若AVI路段距離太長，則當交通狀況變化頻繁時，所造成之車輛延誤將影響由上述演算法所求得之旅行時間預估之準確度。因此該計畫發展兩個方法來克服此問題：

1. 結合AVI與UVD資料之旅行時間預估方法(Method 1)：

比較從AVI所測得之車輛旅行時間與從UVD資料預估之旅行時間差距。若差距太大時，則將AVI所量測之車輛旅行時間，利用以及能夠反應即時量測之UVD預估時間修正之。

2. 旅行時間預測方法(Method 2)：

利用AVI所得最近一段時間到達迄點之車輛旅行時間計算並數化路況之等級，並與同一點之到達時間之路況等級歷史資料比較並取平均。接著利用此平均的路況等級以及路況等級對應車輛旅行時間之統計資料，求得目前時間在路段起點之車輛預估旅行時間。

Oda【25】於 1996 年研究運用偵測器資料估計旅行時間演算法，提出當前交通系統在交通資訊的起點與迄點之間，並無合適且嚴謹之旅行時間，因為實際量測旅行時間是在車輛到達迄點之上，而給予駕駛者嚴謹之資訊則必需在於起點時就給予資訊。求解此問題必須透過預測交通狀況的瞬時變化。當前旅行時間之計算方式是透過切割駕駛路徑部分，總旅行時間量測，則是透過切割駕駛路徑部分上的偵測器所獲得。此種方法有其缺點，其運具路徑全長是假設為固定，不管交通狀況之變化，這種方法無法考慮車輛真實通過之旅行時間。因此提出一種較新的方法，透過時間序列與統計運具路徑全長可能方式，預測從起點到迄點通過時間之交通變化情況，透過實測校估系統之有效性。

Yoshikazu【26】於 1996 年研究高速公路線上學習型態之旅行時間預測模式，提出預測高速公路旅行時間方法上有許多必要的條件因素，其預測困難之處在於需考慮交通車流動態變化，如車輛於起點與迄點間之擁擠狀況情形。此研究方法利用學習函數採時間序列資料過程方式，透過處理交通車流行為。而其模擬系統是採用類神經方法將時間序列資料為基礎估計旅行時間，並由實測路網進行測試評估。

吳佳鋒【27】於 2001 年研究有 GPS 資訊提供下之車輛旅行時間預估模式，透過車輛歷史旅行資料預估車輛旅行時間，為能正確預測車輛旅行時間，此研究設定車輛運行路線分段以及車輛歷史旅行資料劃分時段之準則，並將估計車輛旅行時間分隔為車輛運行時間以及車輛停等時間。

李穎【15】於 2002 年研究國道客運班車旅行時間預測模式，研究融合國道客運班車 GPS、車輛偵測器、事件發生等真實資料，考慮上下游路段交通影響關係運用類神經網路建構高速公路旅行時間預測模式，探討模式之績效與運用性。

2.2.2 市區內旅次之旅行時間估計

市區內旅次之旅行時間估計由於受到其他運具（例如機車），以及路口號誌之影響，其考慮因素以及複雜度較城際間旅次之旅行時間預估為高。以下即對市區內旅次之旅行時間預估模式回顧。

Sen 等人【28】於 1995 年研究以探針車輛估計與預測旅行時間，探討在探針車輛之部署密度與估計路段旅行時間變異數之關係。其所引用的資料為芝加哥 ADVANCE 計劃收集車輛經過各個路段之旅行時間資料。

在 ADVANCE 計劃中，交通資訊中心(Traffic Information Center, TIC)將收集到之各車輛在路段之旅行時間，以五分鐘為單位加總平均各車輛在路段之平均旅行時間。假如該路段有偵測器，則 TIC 將同時使用從偵測器以及探針車輛所得之資料進行路段之旅行時間預估；倘若該路段無偵測器，則 TIC 將引用探針車輛之資料為該路段之「目前旅行時間」。TIC 便以此資料輸入旅行時間計算公式，得到預測路段未來 5、10、以及 15 分鐘之旅行時間。

然而，在估算路段之旅行時間需要注意的是，車輛在路段之旅行時間並非獨立，前後車之旅行時間具有些共變性，其原因主要有：(1)從上游路段進入該路段之時間相近。例如跟著前車之後車，其旅行時間將與前車相近；或在同一車隊之相近車輛亦具有相似的旅行時間。(2)遭遇相近的號誌時相週期。因此在推測旅行時間時，可考慮車輛間之車間距、以及其共變性。

Sen 等人【28】透過迴歸估算旅行時間之變異數，並利用 ADVANCE 計劃在 1995 年 6 月 6 日至 7 月 11 日之車輛資料，檢定迴歸式中各參數是否具有顯著性，並估算各參數值。其結論為：(1)不論在路段使用多少探針車輛，其平均旅行時間之變異數仍將遠大於零。(2)當每單位時間路段之探針車輛數大於特定數目時，之後額外加入探針車輛將無法有效減少旅行時間變異數。因此文獻中建議探針車輛之佈設主要考慮能夠涵蓋並監控路網之數量即可，高密度的探針車輛佈設對於改善預估路段旅行時間上是不需要的。

李俊賢【29】於 1996 年研究隨機性動態旅行時間，其引用 Fu 與 Rilett 所提出之動態隨機最短路徑問題(Dynamic Stochastic Shortest Path Problem, DSSPP)，重新導出隨機性動態旅行時間(Static Dynamic Travel Time, SDTT)模式，以期引用此模式在分析旅行時間之平均值與變異數、以及將不確定性加入計算邏輯以瞭解變異數如何影響旅行時間。經由傅立葉轉換從道路偵測器資料找出交通流量之動態特性，最後透過台北市都會區整體運輸需求推估模式(TRTS III)模型中路段績效函數的轉換，得到路段平均旅行時間之動態特性，以代入 SDTT 模式計算整個路徑之隨機性動態旅行時間。最後再經由公車之行車紀錄器之車輛實際之運行資訊比較模式與實際運行時間之差異性。

模式驗證結果顯示，未考慮車輛到達各路段時間變化之靜態模式的旅行時間推估在非尖峰時段與實際觀察結果出入不大。而在尖峰時段發車之車輛，到達「壅

塞高峰」前靜態模式之旅行時間推估會低估；反之過了「壅塞高峰」之旅行時間推估則會高估。且若旅行時間距離越長，偏差現象越明顯。

Sanghoon【30】於 1997 年研究干擾車流狀況下之旅行時間預估，利用自動車輛定位系統(AVL)，以公車作為探針車方式。其研究先完成旅行時間估計模式，應用在公車到達時間估計，研究方法則採用階段旅行時間模式，運用線上參數演算法，過程分為三階段：1.研究單一公車停等行為 2.延伸複數公車停等行為 3.發展公車到達時間預測方式。估計旅行時間之測量及校估，則透過模擬方式產生。

2.2.3 估計與預測技術

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

1. 歷史資料型態(Historical Profile Approach)基於交通量或旅行時間可以推導出歷史的輪廓，利用過去的平均交通量可以預測未來交通量，這種週而復返交通流特性的演算法已被運用於歐洲的幾個旅行者資訊系統。
2. 時間序列演算法則利用一連串的統計觀察值依據時間的順序排列著，觀察的交通量序列包含有實際過程(Real Process)與干擾(Noise)兩部分，最重要的部分是如何削減去外在環境所造成的干擾，因此自動迴歸(Autoregressive)與移動平均模式(Moving Average Model)就這樣產生。基於這兩種基本模型，任何不連續但固定間距的序列則可以自我迴歸移動平均模式(Autoregressive Moving Average Model, ARIMA)來表示。此外最先進的時間序列模式之一，Kalman濾波模式被用來估算誤差最小。
3. 類神經網路基於無固定演算法、無數位化且平行處理的特性，運用於人工智慧領域中，其學習能力促使網路能夠處理複雜問題，如由交通流量估計現在的旅行時間。
4. 無母數迴歸(Non-parametric Regression)為一多鏈結分析，其為單一鏈結分析之擴充，利用此路段與相鄰路段前期的交通資訊以進行預測。
5. 模擬模式則是設計模擬真實世界系統的行為模式，有不連續/連續事件模式、微觀/中觀/巨觀模式，大部分的交通模擬模式為不連續時間模式。基本上，若使用模擬模式來預測旅行時間，須要有進出系統的交通流量資料。

2.3 模擬理論與 Paramics 軟體應用

本研究課題之中，所需蒐集之相關交通基本資料在真實世界受到諸多限制，即使當前國內在高速公路偵測器上，可以獲得完整且實際資料，但由於當前佈設位置並無全面佈設，部分路段佈設距離過長，加上現行偵測器亦有故障產生，若以現行之資料來進行估計，其結果將可能造成極大之誤差，而無法確實反應真實之交通資訊。另外在探針車資料取得方面，亦有其困難，由於探針車密度不足，在空間分佈上不夠綿密，亦不足以得到可信賴之旅行時間推估結果，本研究之目的在於結合固定式偵測器與移動式探針車，以資料融合方式達到互補有無，提高精確度之效果。

在實際資料不易取得，同時不易確定資料品質之情況下，本研究嘗試以模擬方式建構路網進行實驗設計，據以瞭解以不同偵測方式取得交通資訊，並再予資料融合用以推估旅行時間之效果。

2.3.1 模擬理論

基於真實性、可信度、準確度及資源耗費平衡之考量，本研究將以模擬方式，將各種交通情境，根據各關鍵因素，進行組合，以模擬真實世界各種可能出現之狀況，進一步蒐集模擬輸出之完整交通資料，提供後續分析使用。

目前於國際間使用之車流模擬程式不下十種，對於模擬程式之選擇需配合研究目的，進行比較評估。本研究乃根據固定式偵測器以及移動式探針車所蒐集之交通資料進行路段旅行時間估計，因此，能否模擬構建高速公路路網與佈設固定式偵測器及移動式探針車，皆為選定模擬程式之重要考量指標。參考交通部運輸研究所【32】彙整車流模擬器軟體之相關比較表，如表 2.3-1、表 2.3-2，顯示 PARAMICS 無論在偵測器資料蒐集、網路幾何架構、號誌控制設定及其他功能特性較優於其他軟體，更可追蹤軌跡車輛，為本研究採用 PARAMICS 為模擬軟體之主要考慮。

表 2.3-1 模式運作公路環境功能分類之模擬器

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

資料來源【32】

表 2.3-2 車流模擬器軟體之 ITS 相關功能比較表

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

資料來源【32】

2.3.2 Paramics 軟體應用

PARAMICS 是 Parallel Microscopic Simulation 的縮寫，乃由英國蘇格蘭一群極具交通背景之專家與電腦工程師共同研發，可供模擬 ITS 交通系統環境之先進微觀車流模擬器。其主體是由一群以 C 語言為程式語言所構成之模組，依功能而言，模組可分為(1)網路構建與編輯界面、(2)網路模擬界面、(3)模擬屬性資料存取以及(4)輸出資料統計功能等四大類。PARAMICS 主要的功能和特性說明如下：

- 於模擬過程中，模擬實體如車輛、道路幾何特性、號誌和環路線圈偵測器等均可藉由「圖示使用者界面」所提供的功能，將之立體化呈現，使模擬情境更趨逼真。
- 在模擬網路構建與模擬結果輸出，乃至圖示介面的功能上，均提供讓使用者容易接受的操作環境，提高模擬器之應用便利性。
- 可藉由不同的執行平台，如英文版視窗 95、NT，乃至 UNIX、SUN 工作站及 HP 等進行模擬，故較傳統模擬器更具實用性。
- 模擬網路之規模上，PARAMICS 並無一定限制，使用者可依需要，自行決定構建網路規模。
- PARAMICS 於模擬網路之規模限制，相較於其他模擬器，可構建範圍較大之網路規模。
- PARAMICS 之 Programmer 模組具有下列四種功能，使 PARAMICS 模化交通行為更具彈性化：
 - 模擬過程中，可自路網任一物件讀取或寫入資訊。
 - 傳入使用者自訂之路網設定參數。
 - 可以微調駕駛行為以反映不同地區之駕駛行為特性。
 - 具車輛標籤功能，可鎖定車輛在模擬過程中於路網運行之過程，以進一步了解其相關細節及資訊。

2.4 文獻綜合評析

根據上述相關文獻所示，本研究將採模擬方式產生所需相關交通基本資料，模擬工具則採用 PARAMIC 模擬軟體。另外，在固定式偵測器估計旅行時間模式，將採歷史資料，以車流模式關係式產生；移動式探針車估計旅行時間模式，則採歷史資料，其以經過之路段旅行時間，運用加權平均方式估計。

在資料融合方法上，方以採 berk et al【20】權重平均模式，其方式簡單易懂，易於操作運用，為本研究採用之原因。