

國立交通大學  
運輸科技與管理學系

碩士論文

以加入準確度之團隊共識法進行交通資料融合



Fusion Transportation data by  
Team Consensus with Accuracy

研究生：羅至浩

指導教授：王晉元

中華民國九十七年四月

以加入準確度之團隊共識法進行交通資料融合

Fusion Transportation data by Team Consensus with Accuracy

研究生：羅至浩

Student：Chih-Hao Luo

指導教授：王晉元

Advisor：Jin-Yuan Wang



Submitted to Department of Transportation Technology and Management

College of Management

National Chiao Tung University

In Partial Fulfillment of Requirements

For the Degree of Master of Engineering

In

Transportation Technology and management

August 2008

HsinChu, Taiwan, Republic of China

中華民國九十七年八月

# 以加入準確度之團隊共識法進行交通資料融合

學生：羅至浩

指導教授：王晉元

國立交通大學運輸科技管理學系碩士班

## 摘要

準確的即時交通資訊是提供交通管理者與用路人做決策重要的工具之一，即時路況來源有偵測器、探針車等，這些資料各有其使用範圍及限制，為了要得到更佳的即時路況資料，交通資訊管理者開始採用資料融合(Data Fusion)的方法，以得到較為可靠的交通資料。

團隊共識法由 Chung, Shent 跟 Basir 在 1996 年提出，2004 年由吳欣潔修改後成為較適合交通資料融合之模式，稱為最佳權重法。本研究採用團隊共識法為基礎進行資料融合，加入吳欣潔及吳瑞豐改進後的模式，並在模式中加入準確度量測，欲改善融合之結果。本研究以電腦模擬之資料進行測試，測試後發現加入準確度確實可改善融合結果，但使用上及實際上限制較多，尚有可改進之處。



關鍵字：熵、資料融合、先進旅行者資訊系統、團隊共識法

# Fusion Transportation Data by Team Consensus with Accuracy

Student: Chih-Hao Luo

Advisor: Jin-Yuan Wang

Department of transportation Technology and Management

National Chiao Tung University

## Abstract

Accurate real-time transportation information is one of the most important tool for traffic administrators and travelers. We can obtain real-time transportation information from VDs and probe vehicles. But these source has its own constrains. For a better and more reliable data, the transportation administrators started to use a data fusion method to obtain a more accurate data.

Team consensus was proposed by Chung, Shent and Basir in 1996 and modified by Hsin-Chieh Wu in 2004. This research is based on team consensus and Hsin-Chieh Wu' model. We add accuracy in the model to obtain a more reliable result.

We use simulation data to evaluate the performance of our model. The result shows that adding accuracy could obtain a better performance, but there are some constrains when using.

Keyword : Entropy, Data Fusion, ATIS, Team Consensus

## 誌謝

本研究能完成，最感謝的就是王老師對我的不離不棄，以及在口試時對我及時伸出援手，老師對學生的態度也深深影響我，除了學業上的道理以外，老師也教導學生做人處事的態度，再次感謝老師。

不管我遇到什麼挫折，或是遇到什麼問題，父母永遠在我背後支持著我，是我在求學這條路上最大的支柱，非常感謝他們的支持，阿母，阿爸，兒子要開始孝敬妳們啦！

隊長，日錦，俊旻，感謝你們三年來的陪伴，你們給我的鼓勵從來沒有少過，你們永遠是我最好的室友，祝你們博士班順利畢業！老總，咪咖，麻啾，左邊，大師兄，維中，謝謝你們陪我渡過每個有趣的夜晚，雖然你們都已經各自有一片天，但希望不管幾年後，大家感情還是一樣好，還可以一起打橋牌。彥佑，hoho，小松，健綸，謝謝你們在學業上幫助我，還有其他學弟妹們，這個 Lab 就交給你們了，希望你們也可以順利畢業，還有芬傑，你快點去認乾爹吧。也感謝卓 Lab 的學長們，謝謝你們在學業上助我一臂之力。

最後，我要感謝信蓁，謝謝妳陪我走過最後這一段，在低潮時鼓勵我，在難過時安慰我，希望我們可以繼續這樣走到最後，謝謝妳。

羅至浩

新竹交大

2008/8/27

# 目 錄

目錄.....	i
表目錄.....	iv
圖目錄.....	v
第一章 緒論.....	1
1.1 研究背景與動機.....	1
1.2 研究目的.....	1
1.3 研究範圍.....	2
1.4 研究流程.....	2
第二章 文獻回顧.....	4
2.1 資料融合概述.....	4
2.1.1 資料融合的定義與特性.....	4
2.1.2 資料融合的分類.....	5
2.2 資料融合演算法.....	6
2.2.1 Dempster Shafer Evidential Reasoning (DSER).....	6
2.2.2 以熵(Entropy)為基礎的團隊共識法.....	9
2.2.3 類神經網路(Neural Network).....	11
2.3 結論.....	12
第三章 研究方法.....	13
3.1 最佳權重法.....	13
3.2 最佳權重法應用於交通資料融合.....	15
3.2.1 資料分類與範例計算.....	15
3.2.2 以最佳權重法計算融合後車速.....	16
3.3 最佳權重法之修正.....	17
3.3.1 在權重之中加入準確度.....	17
3.3.2 決定參數系數.....	19
第四章 模擬測試.....	23
4.1 模擬資料之產生.....	23
4.1.1 驗證實際資料分配.....	23
4.1.2 模擬資料產生流程.....	26
4.1.3 類神經網路基本設定.....	27
4.2 測試情境設計.....	27
4.2.1 情境一：偵測器一有誤差，兩偵測器變異數都小.....	28
4.2.2 情境二：偵測器一有誤差，偵測器一變異數較大.....	29
4.2.3 情境三：偵測器一有誤差，偵測器一變異數較小.....	31
4.2.4 情境四：偵測器一有誤差，兩偵測器變異數都大.....	32
4.2.5 情境五：兩偵測器都有誤差，兩偵測器變異數都小.....	33

4.2.6 情境六：兩偵測器都有誤差，兩偵測器變異數都大.....	35
4.2.7 情境七：兩偵測器都有誤差，偵測器一變異數較小.....	36
4.2.8 情境八：兩偵測器都有誤差，偵測器一變異數較大.....	37
4.3 小結.....	38
4.4 實際狀況之應用.....	40
第五章 結論與建議.....	41
5.1 結論.....	41
5.2 建議.....	41
參考文獻.....	43



## 表目錄

表 2.1	資料融合方法分類.....	6
表 2.2	偵測器資料.....	8
表 3.1	交通部道路服務水準分類.....	15
表 3.2	吳欣潔修正後之分類.....	15
表 3.3	模擬速率資料.....	16
表 3.4	分類機率.....	16
表 3.5	融合結果.....	17
表 3.6	不同參數的可能結果.....	19
表 3.7	樣本可能情況.....	20
表 3.8	測試結果.....	20
表 3.9	九種測試結果與母體平均差距之平均值.....	21
表 4.1	車速資料表.....	24
表 4.2	理論機率計算表.....	24
表 4.3	情境一車速表.....	28
表 4.4	情境一測試結果.....	29
表 4.5	情境二車速表.....	30
表 4.6	情境二測試結果.....	30
表 4.7	情境三車速表.....	31
表 4.8	情境三測試結果.....	32
表 4.9	情境四車速表.....	32
表 4.10	情境四測試結果.....	33
表 4.11	情境五車速表.....	34
表 4.12	情境五測試結果.....	34
表 4.13	情境六車速表.....	35
表 4.14	情境六測試結果.....	36
表 4.15	情境七車速表.....	36
表 4.16	情境七測試結果.....	37
表 4.17	情境八車速表.....	37
表 4.18	情境八測試結果.....	38
表 4.19	情境測試結果.....	39



## 圖目錄

圖 1.1 研究流程圖.....	3
圖 2.1 DSER 理論基本架構.....	7
圖 2.2 DSER 理論範例.....	7
圖 4.1 資料產生流程圖.....	26
圖 4.2 測試情境可能性.....	28



# 一、緒論

## 1.1 研究背景與動機

近年來由於經濟快速成長，車輛數目不斷增加，因此容易發生交通擁擠。精確的即時路況能讓交通管理者做出較佳的交通管理策略，以改善管理策略並解決交通擁擠問題。

得到即時路況的方法有很多種，如 GPS 探針車、紅外線車輛偵測器，線圈偵測器，影像車輛偵測器等，每種資訊來源各有其特性，即使是在同一個地理位置附近所收集到的資料也有可能不盡相同，如何將各個不同資料來源所收集到的資料整合起來，成為一個更正確的資訊，是發佈即時路況資訊所要研究及探討的目標。

為了解決這些問題，交通管理者開始採用資料融合(Data Fusion)方法，將數個不同的資料來源所收集到的資料以特定方法進行分析、過濾、修正、整合[1]，以減少各個偵測器的不確定性，以得到比原本收集到的資料更正確的資訊。資料融合技術除了使用在軍事用途，還能使用在交通領域、影像處理、人工智慧上。過去有相當多的研究者進行此方面的探討[1]，也發展出數種不同的方法。

資料融合方法分為統計方法與類神經網路兩大類，每種方法所適用的情況也不大相同，各融合法亦有各融合法使用上之限制，如團隊共識法在無法計算熵值的情況下無法使用[14]。先前的研究[8][14]多只考量不確定性(uncertainty)，鮮少考量精確度(Accuracy)，因此本研究希望能發展同時考量不確定性及精確性資料融合方法來整合資料，達到較佳的資料融合結果，提供用路人更佳的交通資訊。

## 1.2 研究目的

本研究欲建立一考量不確定性與精準度之資料融合模式，過去大部份研究只考量不確定性，本研究欲在團隊共識法模式中多加入精確性的考量，來提供交通管理者及用路人更精確的交通資訊。

### 1.3 研究範圍

本研究之研究範圍以所融合之資料為主，並可融合不同來源種類之資料，如探針車及偵測器等，而一般道路及高速公路之資料，皆可使用本研究之模式進行探討。

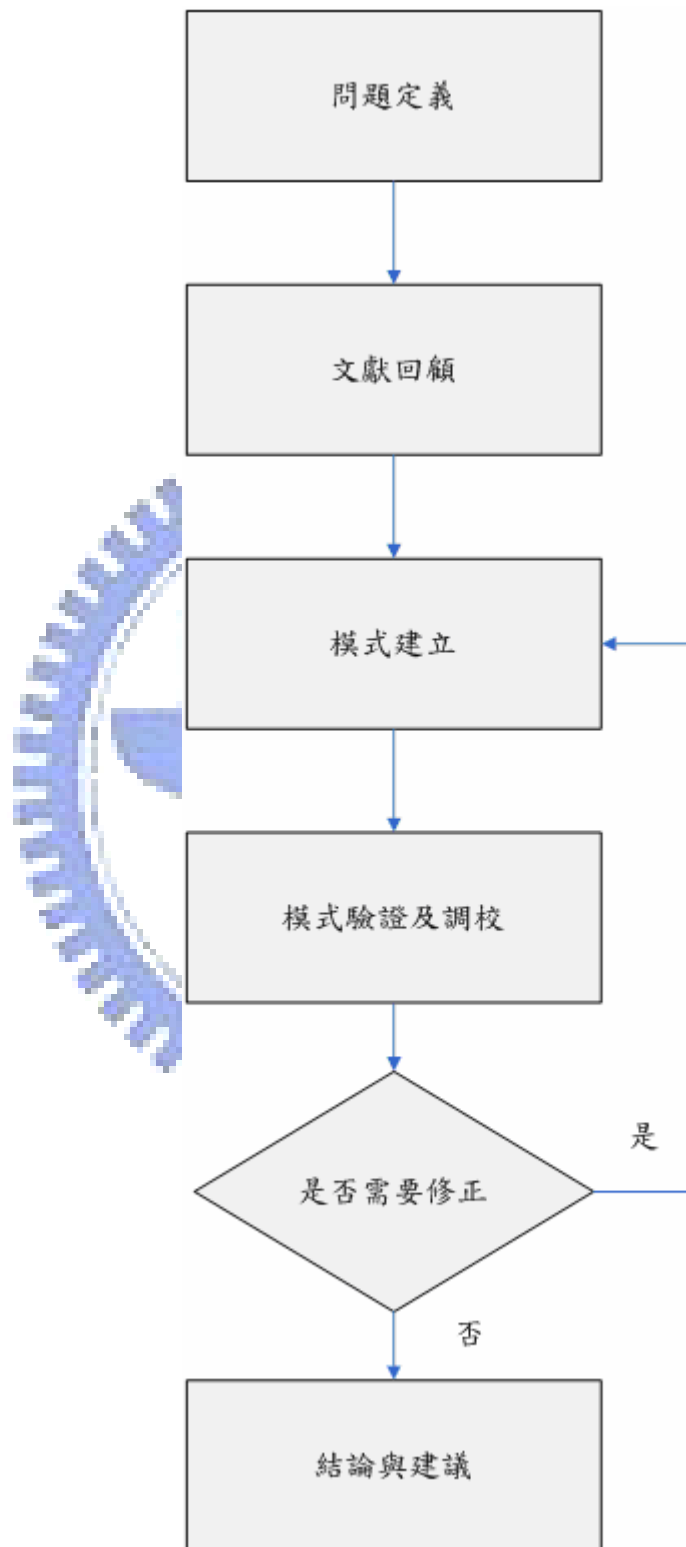
### 1.4 研究流程

本研究之研究流程分為 5 部份：問題定義，文獻回顧，模式建立，模式驗證與調校，結論與建議，流程圖為圖 1.1 所示，並將各步驟說明如下：

1. 問題定義：首先完整了解研究的課題及範圍。
2. 進行文獻回顧：參考過去的相關文獻，尋找改善空間。
3. 模式建立：參考相關文獻之後，對過去的模式進行修改，藉以改善融合結果。
4. 模式驗證與調校：產生模擬數據並進行模擬數據測試，以驗證模式改善效果。
5. 結論與建議部份。



圖 1-1 研究流程圖



## 第二章 文獻回顧

### 2.1 資料融合概述

本研究主要是發展資料融合模式，用偵測器或探針車收集到的資訊推估出實際路況，讓交通管理者可以更有效的管理及控制，用路人也可以得到較準確之交通資訊。故本章將對資料融合相關文獻做探討，2.1 節介紹資料融合的概論，2.2 則是介紹現有的幾種資料融合方法，並在 2.3 做一小結。

資料融合最初發展是在 1980 年代後期，美國國防部將資料融合應用在軍事偵查及基地作戰管理系統上[1]，直到近年才開始有不同的發展，如應用在影像方面，以資料融合方法進行影像的整合，達到去除雜訊提高影像解析度的效果。交通方面，則在交通管理與智慧型運輸系統方面有較大之應用。

#### 2.1.1 資料融合的定義與特性

在 Washington State Department of Transportation 的 ITS 報告書中定義[1]，資料融合是一個將多個偵測器資料收集起來交由中央資料處理器結合以提供更精確更綜合的資訊的技術。

根據 Sarma & Raju [2]的研究，資料融合具有以下特性：

1. 增加資訊的可信程度：以兩個以上的偵測器來確認同一目標，可提高對目標的推論可信度。
2. 降低不確定性：偵測器數量越多，所收集到同一目標資料也越多，融合後資訊可減少對目標的假設推論。
3. 改善偵測效果：整合多偵測器對於同一目標物的資料可以減少誤差的比例，提高偵測的正確性。
4. 增加穩健性：當有偵測器無法接受資訊，無法運作或故障時，仍能以其他偵測器來提供資訊。
5. 提高空間及時間的涵蓋範圍：藉由一偵測器的資訊來補足另一偵測器所無法

偵測到的部份，以提高涵蓋範圍。

6. 降低成本：若一組”普通”的偵測器就可以達到一台高可信度的偵測器的水準，則降低的成本將非常可觀。

### 2.1.2 資料融合的分類

根據 Linn & Hall[3]的分類，將資料融合分成三個等級：

- 等級一：將收集到的資料做簡單篩選，將極端值及不符合常理的值去除掉或是修正，使處理過後的資料較能代表最原始的路況資料，舉例來說，因紅燈停等而造成收集到的資料為極端值，若沒有去除，日後解釋時可能解釋為交通擁塞，另外過度超速行駛或是偵測器產生故障所取得的異常值在融合時都會產生誤差，必須先加以過濾才能使用這些資料。
- 等級二：給予各偵測器所收集到的資料適當權重值後再進行融合，使其成為較可靠的交通資訊。大多的資料融合方法大多是屬於此類，因每種偵測器所收集到的資料特性不盡相同，且各種偵測器的誤差也會不同，若融合不加入權重計算較不合理，故這個等級處理過的值較等級一更為可信，可以提供更精確的路況資訊給使用者。
- 等級三：將等級二的資訊加以解釋及說明，更提供一個解決方案給使用者。簡單來說，等級二的資訊能提供使用者現在的特定道路的服務水準或時速，等級三的資料融合更進一步提供使用者建議路線，或是該道路擁不擁塞等資訊，多應用在智慧型導航系統上。

根據上述三個層級，Linn & Hall 再將資料融合分成五個大類，分別是：資料關聯：基本過濾資料；狀態預估：以現有資料估計下一狀態；同級融合：以統計方法為主的資料融合；型態辨識：以類神經網路為主的融合方式；人工智慧：提供使用者建議。並將資料融合技術分別歸類，較為常見的資料融合技術如表 2.1 所示：

表 2.1 資料融合方法分類[3]

融合等級	融合類別	融合技術
第一級融合	資料關聯	質量指數(Figure of Merit) 閘控技術(Gating Techniques)
	狀態估計	卡門濾波器(Kalman Filters)
第二級融合	同級融合	貝式決策理論(Bayesian Decision Theory) D-S 融合法(Dempster-Shafer Evidential Reasoning)
	型態辨識	集群方法(Cluster methods) 類神經網路(Adaptive neural networks)
第三級融合	人工智慧	專家系統(Expert systems) 黑板架構(Blackboard Architecture) 模糊理論(Fuzzy Logic)

如同表 2.1 所列，資料融合的方式相當多種，每種方法適用的狀況以及特性都不一樣，本研究主要是著眼於資料融合之後的數據精確度，以提供使用者較為正確及精準的資料，故本研究較適用第二級的資料融合，接下來的章節會著重在等級二的資料融合方法上。

## 2.2 資料融合演算法

### 2.2.1 Dempster Shafer Evidential Reasoning (DSER)

DSER 是 Dempster[4]提出的資料融合方式，而後由 Shafer[5]做修改，發展出 Dempster-Shafer Evidential Reasoning (DSER)。Dempster-Shafer Evidential Reasoning 主要是應用統計的交集觀念擴展而成，分成資料分組及資料結合兩部份，資料在資料分組部份進行分組，並在資料結合部份以 DSER 之公式進行融合。

Dempster-Shafer 理論的基本架構為如圖 2-2

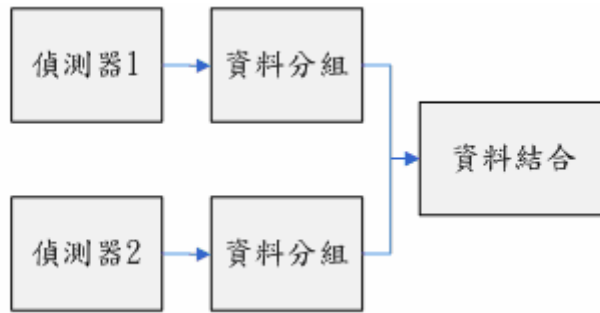


圖 2-1 DSER 理論基本架構

Dempster-Shafer Evidential Reasoning 融合時使用之公式如下式所示：

$$\sum_{i,j} m_1(A_i)m_2(B_j)$$

DSER 融合前先進行分群，舉偵測器 1 為例，先計算偵測器 1 所有樣本資料的標準差，將標準差作為群組寬度，如群組一為：偵測器 1 所收集到的資料最小值加上標準差，所有落在此範圍內之資料都屬於群組一，將此群組之資料數量除以偵測器 1 之資料數量，得到偵測器 1 所收集到的資料中，落在  $A_i$  群組中資料的比例： $m_1(A_i)$ ，公式中  $m_1$  代表的是偵測器 1 所收集到的資料， $A_i$  代表偵測器 1 資料的第  $i$  個分群，假設車輛速度為常態分配，以圖 2-2 說明：

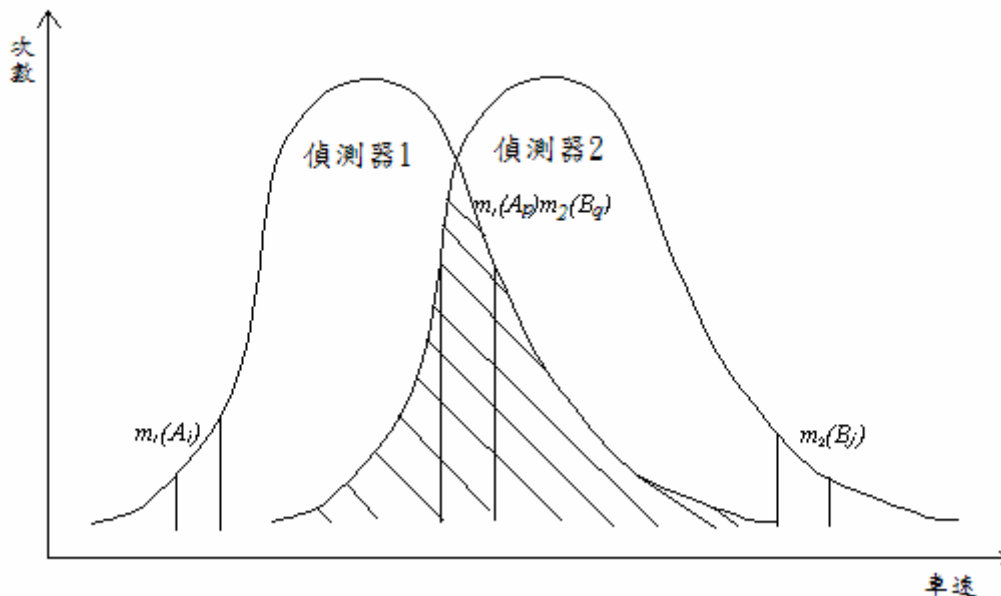


圖 2-2 DSER 理論範例圖



圖中 A 與 B 分別為兩個別偵測器的車速資料分佈，斜線部份為兩偵測器車速分組有交集的部份，選取部份為偵測器 1 的第 p 個分群與偵測器 2 的第 q 個分群之交集： $m_1(A_p)m_2(B_q)$ ，若依交通部道路服務水準分類[12]，使用道路等級 I 將服務水準分類，則所有座落在區間 A(>51)的交集加總，就是服務水準 A 的分數，計算完服務等級 A~F 的所有分數後，再比較各服務等級加總數字的大小，加總數字最大者就是融合後該道路的服務水準。

DSER 以統計方式量測不確定性，最後量測出來的值落在一個服務等級中，而在兩個偵測器的資料相差很遠幾乎無交集的時候，會造成很明顯的誤差：如表 2.2 所示，在偵測器 1 有資料的區間，偵測器 2 的資料都為 0 筆，以 DSER 計算時，其中一個就會是 0，故相乘的值也為 0，融合結果為 0，此時 DSER 不適合使用：

表 2.2 偵測器資料

資料區間	偵測器 1	偵測器 2
10~20	12	0
20~30	16	0
30~40	4	0
40~50	0	6
50~	0	26

Huadong et al.[6]在 2002 年提出權重 DS 理論(Weighted Dempster-Shafer Theory)，此法是在  $\sum_{A \cap B_j = A} m_1(A_i)m_2(B_j)$  的  $m_1(A_i)m_2(B_j)$  前面各加上每個偵測器的權重來修正，此權重可由過去歷史資料推得。該研究資料來源是會議中的聲音偵測器及影像偵測器，並同時以線性加總，DSER 理論及權重 DSER 理論等三種方法做比較，結果發現三種資料融合法的結果都比單一偵測器的數據要來的好，但三者卻無顯著差異。2003 年 Huadong et al.[7]又提出動態權重 DSER 理論，將權重參數由歷史資料推測修改為一時間函數  $W_i(t) = \sum_{n=0}^{\infty} C_i(t-n \cdot \Delta t) \cdot p^n$ ，其中 p 為殘留因素，

介於 0 與 1 之間， $c_i(t)$  為預測函數，若偵測器在  $t$  時間預測正確，則  $c_i(t)$  的值為 1；若預測錯誤，則  $c_i(t)$  值為 0，計算權重並融合後，再次比較線性加總、DSER 法、權重 DS 法與動態權重 DSER 理論之後，發現動態權重 DSER 理論與其他三者相比有較高的正確率。

曾治維[8]在 2004 年時將 DSER 理論應用在交通資訊整合上，為了解決兩資料來源平均無交集的狀況，故在融合前先做資料平移動作：計算每個偵測器的權重，權重計算法是將每個偵測器的樣本數除以偵測器的標準差，將權重小的資料來源的每筆資料加上兩偵測器所收集到的速度資料平均數的差值，以確保兩資料來源的資料必定會有交集，但是使用此方法很容易發生將資料筆數少的往資料筆數多的方向平移的情況，若資料筆數較多的偵測器資料反而不準確，就會產生誤差更大的結果。

### 2.2.2 以熵(Entropy)為基礎的團隊共識法

熵值的觀念最早由 R. Clausius 在 1865 年所提出[9]，主要是在量測熱力系統中之能量，1940 年代後期由於信息理論的需要由 Shannon 自行發展出 Shannon entropy[14]，基本架構為：

$P = (p_1, p_2, \dots, p_n)^T$  :  $n$  種可能結果各自的機率集合的轉置

$X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$  :  $x_i$  為第  $i$  個事件結果， $X$  為  $n$  種結果的集合的轉置

$H = (p_1, p_2, \dots, p_n)$  : entropy，用來反應實驗的不確定性

一般來說， $H$  需要有三種基本條件才能精確反應實驗結果：

1. 對固定  $n$  來說， $H$  是  $P_1, P_2, P_3, \dots, P_n$  的連續函數。
2. 若  $p_i = \frac{1}{n}$ ， $i=1 \dots n$ ，則對應的  $H(\frac{1}{n}, \frac{1}{n}, \dots, \frac{1}{n})$  應為  $n$  的單調遞增函數。
3. 若單一試驗分為多次試驗，則原先之  $H$  值應為相應的各  $H$  值加權和。

滿足上述條件的函數  $H$  為  $-k \sum_{i=1}^n p_i \log_c p_i$ ，Shannon 設定  $C=2$  與  $k=1$  為 Entropy 值，故 Shannon Entropy 為  $-\sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i$ 。

Shannon Entropy 有下列幾種特性[8]：

1. 當一個機率為 0 的集合增加時，Shannon Entropy 不會改變。

$$H(p_1, p_2, \dots, p_n) = H(p_1, p_2, \dots, p_n, 0)$$

2. 若各集合機率分佈改變，Shannon Entropy 不會改變。
3. Shannon Entropy 為一連續之函數。
4. 若發生事件數固定，則最大 Entropy 值出現在均勻分配時。
5. 若所有集合機率相同，則出現之集合數越多，Shannon Entropy 就越大。
6. Shannon Entropy 為非負數，且為一凹型函數。
7. 若某一事件發生機率為 1，則熵值=0。

Basir & Shen[11]在 1996 年量測各偵測器的權重，得到一個最佳權重之後再進行資料融合；1997 年 Chung, Shent & Basir [12]更進一步以團隊共識法求出一

組權重  $W_i(\gamma) = \frac{1}{h_i^2(\gamma) \sum_{j \in S} \frac{1}{h_j^2(\gamma)}}$  來進行資料融合，其中 h 即為 entropy 值，這個方法利用極限理論來說明一個偵測器達到共識時的不確定性，再以此不確定性進行計算，稱為團隊共識法。

2004 年 Basir et al. 以團隊共識法進行資料融合，將偵測器收集到的資料以團隊共識法融合之後，藉以判定駕駛人是否有酒醉駕車[13]。

2004 年吳欣潔[14]修改團隊共識法成為適合交通資料融合的模式，稱為最佳權重法(The Optimal Weighting Scheme)：

$$W_i(\gamma) = \frac{1}{h_i(\gamma) \sum_{j \in S} \frac{1}{h_j(\gamma)}}$$

各個偵測器的權重與平均速度乘積加總後得到資料融合後速度。

2006 年吳瑞豐[15]以距離權重法來計算每筆資料座落的區間，因以往只單純的分配每筆資料到所屬區間，使得特定資料區間所分配到之機率過小，造成無法計算熵值，或因資料分佈不均使得熵值偏高的情況，距離權重法改善了無法計算

熵值的缺點，也降低因資料變異程度大造成的偏誤。

### 2.2.3 類神經網路(Neural Network)

類神經網路是觀察人類大腦的學習機制所發展出來的一個技術[11]。在類神經網路中使用許多被稱為神經元(或處理節點)的小元素來收集資料並將這些資料相關連，神經元之間有突觸連接著，當接收經由神經元處理過之資料時，突觸給予這些資料權重，並交給下一個神經元，一個神經元可能有很多輸入，但是只會有一個輸出，經過這些處理後，類神經網路會進行學習，並得出較佳解。

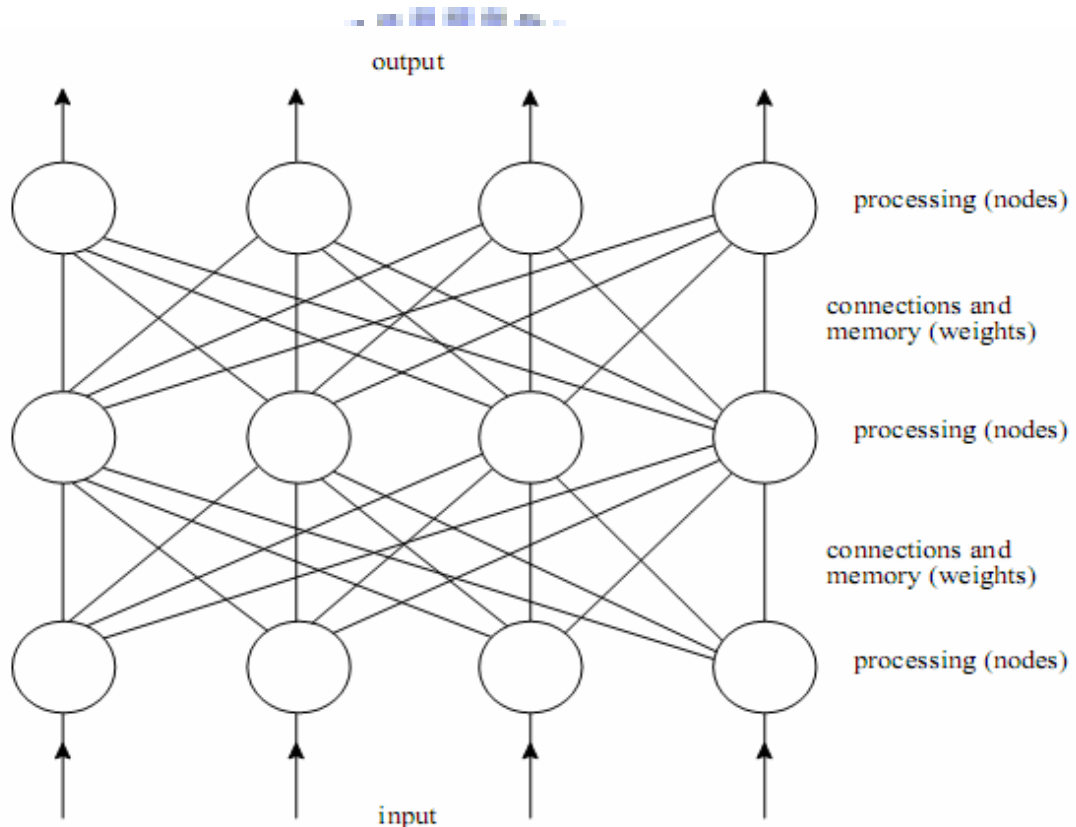


圖 2-3 類神經網路架構圖[1]

資料經由輸入端進入類神經網路，在神經元部份進行資料處理，並依照資料進行學習，最後輸入全部的資料後得到學習之後的權重，再由輸出端輸出結果。

一般進行類神經網路學習是先收集大量已知路況資料及偵測器資料，再將資料放入類神經網路模型進行學習，2001年Cheu, Lee & Xie[16]使用類神經網路進行資料融合，融合了探針車與固定式車輛偵測器的資料，大幅降低了誤差值並

提高可信度，可以得知類神經網路亦可使用在交通方面，且成效也相當不錯。

## 2.3 結論

資料融合方法大部份都只考量到不確定性，當資料有誤差時，不確定性並無法解釋誤差，僅能考慮到資料的集中程度，若無精確度的考量，融合出來的結果依然可能有較大的誤差，故本研究欲以加入精確度考量的方式修改過去之資料融合模式，以期減少誤差，並得到更準確的資料融合結果。

回顧上述的文獻時，可以發現 DSER 在資料無交集時所遇到的問題，雖然可進行平移修正，但是若其中一個資料來源的筆數與另一個資料來源的筆數相差很大時，就可能因為資料平移的關係，將準確的偵測器資料平移至不準確的偵測器，若不準確的偵測器有較大的偏誤，則融合結果就會有很大的誤差，並不是每一種情況下都適合此類修正。

類神經網路具有學習的特性，可經由學習得到較佳解，雖然解的品質佳，但類神經網路模式複雜，通常都使用套裝軟體進行操作，較難得知其中學習模式之過程，因本研究主要以統計方法為主，故類神經網路在本研究中僅用來當對照組。

最佳權重法與距離權重法修正了團隊共識法，改進了資料分類的限制，故本研究期望在結合兩者後再加入精確度(accuracy)的觀念，發展出一套更加精確的資料融合模式。

### 第三章 研究方法

由第二章的結論可以得知團隊共識法之資料融合缺少精確度的考量，故本研究所要發展的是一套考量精確度的資料融合模式，本章節將會說明模式的構建。

本研究以團隊共識法來進行資料融合之權重計算，在一般情況下多個偵測器所收集到資料會因偵測器取樣及誤差不同而有不同的資料特性，若是單純將每個資料來源所得之速率值做平均值有失合理，故利用計算熵值之方法來計算各偵測器之不確定性，再依照這些不確定性來給予各偵測器權重後加以整合各偵測器資料，以得到平均速率值，如下式 3.1，由偵測器  $i$  所收集到的資料經由資料融合方法得出權重  $W_i$ ，再乘上該偵測器所得之平均速度  $v_i$  得到融合之後之速率  $V$

$$V = \sum_{i \in \text{system}} W_i v_i \quad (3.1)$$

由上式得知權重計算對結果之影響甚巨，故權重的計算方法就相當重要，參考文獻中以 Shannon 熵來計算各偵測器之不確定性[10]，並進行各偵測器不確定性之計算。

本研究以最佳權重法來進行資料融合，除了考量不確定性以外，並加入準確度之量測，除了把不確定性降到最低以外，也能再以準確度進行修正，希望能讓結果更加準確，因熵之原理及計算方法在第二章已詳述，故本章 3.1 將介紹最佳權重法，在 3.2 節介紹吳欣潔[12]如何利用最佳權重法將熵值最小化，3.3 節則在上節之最佳權重法中加入準確度進行修正，以期得到更佳之結果。

#### 3.1 最佳權重法(The Optimal Weighting Scheme)

最佳權重法以 Shannon 熵為不確定性之量測單位，假設每個偵測器之不確定性為  $H$ ，則整個系統之不確定性為：

$$T = \sum_{i \in \text{system}} H_i \quad (3.2)$$

以將所有偵測器之不確定性最小化為目標[8]，得到以下之目標式 3.3：

$$\text{Minimize } \sum_{i \in S} W_i^2 H_i^2 \quad (3.3)$$

$$\text{Subject to } \sum_{i=1}^N W_i = 1 \quad (3.4)$$

$$W_i > 0 \quad (3.5)$$

3.3 式最小化各偵測器之不確定性與其權重之乘積的總和，如此一來，擁有較大不確定性的偵測器，則其權重就會相對變小，3.4 及 3.5 式表示所有權重加總為 1，且每個偵測器之權重不得為 0。

此問題可經由拉式鬆弛法來解：

$$Z = \sum_{i \in S} W_i^2 H_i^2 - \rho (\sum_{i \in S} W_i - 1) \quad (3.6)$$

將 Z 分別對  $W_i$  及  $\rho$  偏微分，得到下兩式：

$$W_i = \frac{\rho}{2H_i^2} \quad (3.7)$$

$$\sum_{i \in S} W_i = 1 \quad (3.8)$$

將 3.7 式代入 3.8 式，得到：

$$\sum_{i \in S} \frac{\rho}{2H_i^2} = 1 \quad (3.9)$$

由 3.9 式可得：

$$\rho = \frac{2}{\sum_{i \in S} H_i^2} \quad (3.10)$$

再將 3.10 式代入 3.7 得到：

$$W_i = \frac{1}{H_i^2 \sum_{i \in S} H_i^2} \quad (3.11)$$

3.11 式得出最佳化之權重，由式子觀察可得知權重與不確定性成反比，若資料之不確定性越大則得到較小之權重，若資料不確定小則得到較大之權重，而 H 則是用 Shannon Entropy 來求出，故經由此函數以及 Shannon Entropy 可得到各偵測器之權重，進而求出融合結果。

## 3.2 最佳權重法應用於交通資料融合

### 3.2.1 資料分類與範例計算

本研究以熵值來決定各偵測器的權重，而計算熵值則需先將資料分類，根據交通部道路容量手冊，根據不同道路等級，將服務水準分為六級，如表 3.1 所示，而吳欣潔[12]為了簡化模式，則將服務水準修正為三類，如表 3.2

表 3.1 交通部道路服務水準分類[12]

道路等級	I	II	III
自由車流速率(kph)	55	45	40
道路服務水準	平均車速(kph)		
A	>51	>43	>33
B	39~51	32~43	25~33
C	34~39	27~32	20~25
D	29~34	23~27	16~20
E	21~29	17~23	10~16
F	<21	<17	10

表 3.2 吳欣潔修正後之分類[12]

道路等級	I	II	III
自由車流速率(kph)	55	45	40
道路服務水準	平均車速(kph)		
A	>40	>30	>25
B	30~40	20~30	16~25
C	<30	<20	<16

接著模擬兩偵測器所收集到的速率資料並進行範例計算，模擬資料分別為表 3.3 所示，若偵測器收集之資料落在分類邊界上，如偵測器 1 之平均值為 30.1，若在道路等級 I 的邊界 C 上，雖然變異數不大，但會因為熵值計算的關係，造成不確定性偏高，減少此種誤差的方式是以平移資料的方式來減少因資料分佈狀態所造成的誤差，以道路分類等級 I 為例，步驟如下：

1. 計算原始資料之平均車速：30.1 與 39.0，母體值為 36。
2. 道路分類範圍之中心值：35
3. 平均車速與中心值的差距： $D_1 = 35 - 30.1 = 4.9$ ， $D_2 = 35 - 39.0 = -4$ ，故偵測



器 1 的每筆速度都加上 4.9，而偵測器 2 的每筆速度都減去 4，結果如表 3.3 右方處理後資料：

表 3.3 模擬速率資料

處理前		處理後	
偵測器 1	偵測器 2	偵測器 1	偵測器 2
32	46	36.9	42
29	37	33.9	33
25	45	29.9	41
37	43	41.9	39
28	38	32.9	34
28	43	32.9	39
33	34	37.9	30
30	40	34.9	36
31	26	35.9	22
28	38	32.9	34
30.1	39	35	35

將範例資料處理後資料依表 3.2 進行分類，如偵測器 1 的第一筆資料為 36.9，則分類到道路服務水準 B(30~40)，將偵測器 1 及偵測器 2 所有的資料依表 3.2 分類後，再將各道路等級所分到之數量除以總樣本數，如偵測器 1 之道路服務等級 A 共有 1 筆資料，除以樣本數 10，則該分類機率為 0.1，分類之結果如表 3.4，計算出各分類之機率後，以 3.2.2 節所述 Shannon Entropy 之計算方法來計算各偵測器之不確定性，並以最佳權重法進行資料融合。：

表 3.4 分類機率

道路服務等級	偵測器 1	各等級比例	偵測器 2	各等級比例
A	1	0.1	2	0.2
B	8	0.8	7	0.7
C	1	0.1	1	0.1

### 3.2.2 以最佳權重法計算融合後車速

以先前提到之 Shannon 熵計算方法，可以計算出兩偵測器之熵值，再代入

3.11 式裡，可以得到：

偵測器 1 的熵值為： $-0.1*\log_2 0.1-0.8*\log_2 0.8-0.1*\log_2 0.1=0.922$

偵測器 2 的熵值為： $-0.2*\log_2 0.2-0.7*\log_2 0.7-0.1*\log_2 0.1=1.157$

偵測器 1 之權重為 
$$\frac{1}{(0.922)^2 * (\frac{1}{(0.922)^2} + \frac{1}{(1.157)^2})} = 0.612$$

偵測器 2 之權重為 
$$\frac{1}{(1.157)^2 * (\frac{1}{(0.922)^2} + \frac{1}{(1.157)^2})} = 0.388$$

表 3.5 融合結果

	平均	熵值	權重	融合結果
偵測器 1	30.1	0.922	0.612	33.553
偵測器 2	39	1.157	0.388	

在此處將資料進行平移，以減少資料分佈情況產生熵值計算的誤差，但是此計算方式僅考慮到不確定性，由融合結果可以得知，因偵測器 1 之不確定性較小，故計算後權重較大，融合結果較靠近偵測器 1，若偵測器 1 之準確度較低，會造成較大的誤差，因此在資料融合中準確度也是一個該被考慮的因素，故本研究將討論如何在權重計算中加入準確度來計算，以期達到最佳的融合結果。

### 3.3 最佳權重法之修正

#### 3.3.1 在權重之中加入準確度

3.2 節提及之分類方法，由於偵測器的資料處於資料分類的邊緣，在分類時為了要減少差，就直接將資料平移，以減少資料分類時所造成的誤差，但這種直接將資料平移的方法的缺點就是未將資料的準確性考慮進去，本研究考慮到準確性問題，於是加上一準確性的參數 A，考慮到不確定性與權重成反比，準確度與權重成正比。A 所代表之意義為準確度的量測，計算方式為偵測器資料平均速度與母體平均速度差的絕對值除以兩偵測器資料平均速度與母體平均速度差的絕對值，A 的量測方法如 3.12 式：

$$A_i = \frac{|m_1 - M|}{|m_1 - M| + |m_2 - M|} \quad (3.12)$$

其中  $M$  為母體車速平均， $m_1$  與  $m_2$  各表示兩偵測器之車速平均值，若偵測器 1 所收集到的資料平均速度越接近母體平均數測器，則  $|m_1 - M|$  較大，偵測器 1 的  $A$  值也較大，也會影響到最後計算權重時對權重的影響。本研究以距離為參考導入準確度，希望能對融合結果有更好的影響，並另外計算如何調整  $A$  之指數次方來使結果更加準確。

因權重與不確定性成反比，而與準確度成正比，故  $A$  越大則權重就相對越大，因原始團隊共識法將  $H$  加入在分子部份表示成反比，故本研究將參數  $A$  加入在分母部份，以期達到成正比之效用， $A$  的指數次方則與原始目標式之權重及熵值相同，為 2 次方故目標式成為：

$$\text{Minimize } \sum_{i \in S} \frac{W_i^2 H_i^2}{A_i} \quad (3.13)$$

以拉氏鬆弛法放鬆之後，依原始步驟求解，限制式為：

$$\text{Subject to } \sum_{i \in S} W_i = 1 \quad (3.14)$$

$$W_i > 0 \quad (3.15)$$

放鬆之後：

$$Z = \sum_{i \in S} \frac{W_i^2 H_i^2}{A_i} - \rho [\sum_{i \in S} W_i - 1] \quad (3.16)$$

接著同樣對  $W_i$  與  $\rho$  做偏微分，得到下列式子：

$$W_i = \frac{A_i^2 \rho}{2 H_i^2} \quad (3.17)$$

$$\sum_{i \in S} W_i(\rho) = 1 \quad (3.18)$$

將 3.17 式代入 3.18 式，可以得到：

$$\sum_{i \in S} \frac{A_i^2 \rho}{2 H_i^2} = 1 \quad (3.19)$$

由 3-19 式可以得到：

$$\rho = \frac{2}{\sum_{i \in S} A_i^2 H_i^{-2}} \quad (3.20)$$

最後再代回 3.17 式得到結果：

$$W_i = \frac{A_i^2}{H_i^2 \sum_{i \in S} A_i^2 H_i^{-2}} \quad (3.21)$$

因為權重總和為 1，最大值為 1，最小值為 0，故本研究融合結果仍會落在兩樣本之平均值之間，若母體值落在兩樣本之平均值外，融合後之數據與母體差距反而不如直接取較接近母體之偵測器之數值。為了解決此問題，本研究另外設定一個限制式：當母體值落在兩偵測器平均值之區間外時，融合結果直接採用最接近母體值之偵測器平均值為主。

參考吳欣潔[12]論文，本研究將在 3.2 節探討如何調整 A 與 H 之指數係數會得到較佳結果，並在此研究中進行測試，本研究將探討此參數之調整如何影響最後融合結果。

### 3.3.2 決定參數係數

本小節比較不同 H 與 A 的指數係數所得到的融合結果，以期得到最佳化的參數配置，參考吳欣潔[12]計算 entropy 次方數對公式之影響研究之後，亦採用三種次方的組合，如表 3.6：

表 3.6 不同參數的可能結果

H \ A	$A_i$	$A_i^2$	$A_i^3$
$H_i$	測試 1	測試 4	測試 7
$H_i^2$	測試 2	測試 5	測試 8
$H_i^3$	測試 3	測試 6	測試 9

接著本研究設計九種不同情況進行測試，母體分配為  $N(30,5)$ ，在僅考慮變異數與準確度的狀況下，本研究將資料依準確度及變異數排列後，分為九種可能出現的情況，如表 3.7：

表 3.7 樣本可能情況

	兩偵測器皆不準(距離母體值遠)	偵測器 1 準確度較高	兩偵測器皆差不多準(距離母體值較近)
偵測器 1 變異數大於偵測器 2	情況 1	情況 4	情況 7
兩偵測器變異數差不多	情況 2	情況 5	情況 8
偵測器 2 變異大於偵測器 1	情況 3	情況 6	情況 9

此九種情況包含了所有可能的情況，故以此九種情況進行測試，以下對這九種情況以量化方式說明：

母體：車速平均 30，變異數 5

表 3.8 測試樣本資料

	偵測器 1 資料平均數	偵測器 1 資料變異數	偵測器 2 資料平均數	偵測器 2 資料變異數
情況 1	25	10	35	5
情況 2	25	5	35	5
情況 3	25	5	35	10
情況 4	25	10	31	5
情況 5	25	5	31	5
情況 6	25	5	31	10
情況 7	29	10	31	5
情況 8	29	5	31	5
情況 9	29	5	31	10

進行實測後，進行假設檢定，假設如下：

$H_0$ ：融合後車速與母體平均車速無明顯差異

$H_1$ ：融合後車速與母體平均車速有明顯之差異

將九種情況之資料分別代入九種測試之公式，如最左上角(情況 1，測試 1)就是將情況 1 所產生之資料代入測試 1(H 一次方，A 一次方： $\frac{A_i}{H_i(\sum \frac{A_i}{H_i})}$ )之公

式進行計算，將九種情況的資料分別代入九項測試，並以  $\alpha=0.5$  檢定 p-value 值是否大於 1.96，若大於 1.96 則拒絕虛無假設，結果如表 3.8，如最左上角(情況 1，測試 1)為接受，表示情況 1 的數據代入測試 1 的模式後，測試結果為不拒絕  $H_0$ ，也就是融合後車速與母體平均車速無明顯差異：

表 3.9 測試結果

	情況 1	情況 2	情況 3	情況 4	情況 5	情況 6	情況 7	情況 8	情況 9
測試 1	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept
測試 2	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept
測試 3	Accept	Accept	Reject	Reject	Reject	Accept	Accept	Accept	Accept
測試 4	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept
測試 5	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept
測試 6	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept
測試 7	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept
測試 8	Reject	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept
測試 9	Reject	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept	Accept

測試 1、測試 2、測試 4、測試 5、測試 6 與測試 7 都是全部接受虛無假設的狀況，接著計算這幾個實驗組的平均誤差，來決定此研究之模式要採用何種參數組合，測試方法是將九種情況的資料分別以九種測試融合方法進行資料融合，再計算九個結果的與母體的差距並平均，最後比較九種測試的差別，結果如表 3.9：

表 3.10 九種測試結果與母體平均差距之平均值

	與母體平均數之差距絕對值
測試 1	0.0776
測試 2	0.0866
測試 3	0.3217
測試 4	0.182
測試 5	0.2022
測試 6	0.2019
測試 7	0.0353
測試 8	0.0813
測試 9	0.1366

上表發現測試 7 與母體差距最接近，故在本研究中採用第七種測試結果來當做權重計算方法，也就是 A 之指數次方為三次方，H 之指數次方為一次方：

$$W_i = \frac{A_i^3}{H_i \sum_{i \in S} A_i^3 H_i^{-1}} \quad (3.22)$$

本研究假設測速槍所收集之資料為正確值，並以該值進行演算法之運算，收集到之資料呈常態分配，且假設該路段之交通特性不變，故本研究進行運算前須先收集正確值之資料，否則無法取得正確值，為本研究之限制。



## 第四章 模擬測試

本研究在第三章已敘述了資料融合之基本模式，並以加入準確度之方式來改善最佳權重法的結果，為了確定此方式有改善模式之效果，在本章節將以類神經網路為對照組，因實際資料收集不易，故以模擬方式產生測試資料，並比較原始之團隊共識法與本研究與正確值之差異度，進而評估模式改善效果。

本章 4.1 節將說明模擬資料產生方式，4.2 節則描述測試情境的設計，並說明資料計算方式，同時進行兩種方法的測試，並與類神經網路比較，接著在 4.3 小節做簡單的結論。

### 4.1 模擬資料之產生

#### 4.1.1 驗證實際資料分配

本研究採模擬產生車速資料方式進行測試驗證，故需先得到測試地點之車速資料分配狀況，推得原始資料的統計分配狀況後才能以相同資料分配型式進行資料產生，故本研究以測速槍進行資料收集工作，並以適合度檢定來檢定資料分配之型式。

本研究收集到的資料，分佈的時間地點如下：

收集日期：97 年 7 月 21 日

收集時間：離峰：16:00~16:30、16:30~17:00

尖峰：17:00~17:30、17:30~18:00

收集地點：新竹市公道五路

先假設母體為常態分配，建立對等假設如下：

$H_0$ ：母體為常態分配。

$H_1$ ：母體非常態分配。

設定  $\alpha$  為 0.05，計算相關參數後以卡方檢定母體是否適合常態分配。



表 4.1 車速資料表

收集時段	資料筆數	平均車速	車速標準差
16:00~16:30	96	54.938	8.265
16:30~17:00	91	54.901	8.079
17:00~17:30	144	56.917	10.241
17:30~18:00	182	55.038	8.575

常態分配查表得  $z$  值後以  $x = \text{平均車速} + z * \text{標準差}$  的公式計算可以得到將常態分配分為 10 部份，每部份機率為 0.1，並計算出各區間的理論機率與理論次數，區間資訊及分配次數如表 4.2：

表 4.2 理論機率計算表

16:00~16:30				
速度區間	觀察次數	理論機率	理論次數	相對平方殘餘值
~65.517	10	0.1	9.6	0.017
65.517~61.881	6	0.1	9.6	1.350
61.881~59.277	13	0.1	9.6	1.204
59.277~57.046	7	0.1	9.6	0.704
57.046~54.938	14	0.1	9.6	2.017
54.938~52.83	11	0.1	9.6	0.204
52.83~50.599	7	0.1	9.6	0.704
50.599~47.995	10	0.1	9.6	0.017
47.995~44.359	13	0.1	9.6	0.600
44.359~	5	0.1	9.6	2.204
總和	96	1	96	9.021
16:30~17:00				
速度區間	觀察次數	理論機率	理論次數	相對平方殘餘值
~65.242	12	0.1	9.1	0.924
65.242~61.687	7	0.1	9.1	0.485
61.687~59.142	5	0.1	9.1	1.847
59.142~56.961	8	0.1	9.1	0.133
56.961~54.901	12	0.1	9.1	0.924
54.901~52.841	15	0.1	9.1	3.825
52.841~50.66	10	0.1	9.1	0.089
50.66~48.115	4	0.1	9.1	2.858

48.115~44.56	9	0.1	9.1	0.001
44.56~	9	0.1	9.1	0.001
總和	91	1	91	11.088
17:00~17:30				
速度區間	觀察次數	理論機率	理論次數	相對平方殘餘值
~70.025	17	0.1	14.4	0.469
70.025~65.519	16	0.1	14.4	0.178
65.519~62.294	9	0.1	14.4	2.025
62.294~59.528	15	0.1	14.4	0.025
59.528~56.917	11	0.1	14.4	0.803
56.917~54.306	10	0.1	14.4	1.344
54.306~51.54	14	0.1	14.4	0.011
51.54~48.316	18	0.1	14.4	0.900
48.316~43.809	24	0.1	14.4	6.400
43.809~	10	0.1	14.4	1.344
總和	144	1	144	13.500
17:30~18:00				
速度區間	觀察次數	理論機率	理論次數	相對平方殘餘值
~66.014	16	0.1	18.2	0.266
66.014~62.241	16	0.1	18.2	0.266
62.241~59.54	24	0.1	18.2	1.848
59.54~57.225	13	0.1	18.2	1.486
57.225~55.038	13	0.1	18.2	1.486
55.038~52.851	26	0.1	18.2	3.343
52.851~50.536	22	0.1	18.2	0.793
50.536~47.835	21	0.1	18.2	0.431
47.835~44.062	10	0.1	18.2	3.695
44.062~	21	0.1	18.2	0.431
總和	182	1	182	14.044

常態分配點估計需用掉 2 個自由度，故卡方自由度為  $10-2-1=7$ ，在  $\alpha=0.05$

時， $\chi_{0.05,7}^2=14.07$ ，分別比較四個時段之相對平方殘餘值總和：

16:00~16:30：相對平方殘餘值總和： $9.021 < 14.07$

16:00~17:00：相對平方殘餘值總和： $9.021 < 11.088$

17:00~17:30：相對平方殘餘值總和： $13.500 < 14.07$

17:30~18:00：相對平方殘餘值總和： $14.404 > 14.07$

檢定結果為離峰部份資料為常態分配，尖峰時段有一段不屬於常態分配故無。本研究雖可運用於任何狀況，但資料產生部份需得知分配才能模擬資料，故模擬資料部份以離峰資料為主。本研究以 Box-Muller transformation[17]產生常態數據進行模擬測試，並控制平均數、標準差，因常態分配分佈情形是正無限大至負無限大，故最低車速為時速不得小於 0 公里，時速 70 公里以上則因偏離常態中心過遠，視為極端值刪除。

#### 4.1.2 模擬資料產生流程

本研究之資料產生流程如下：

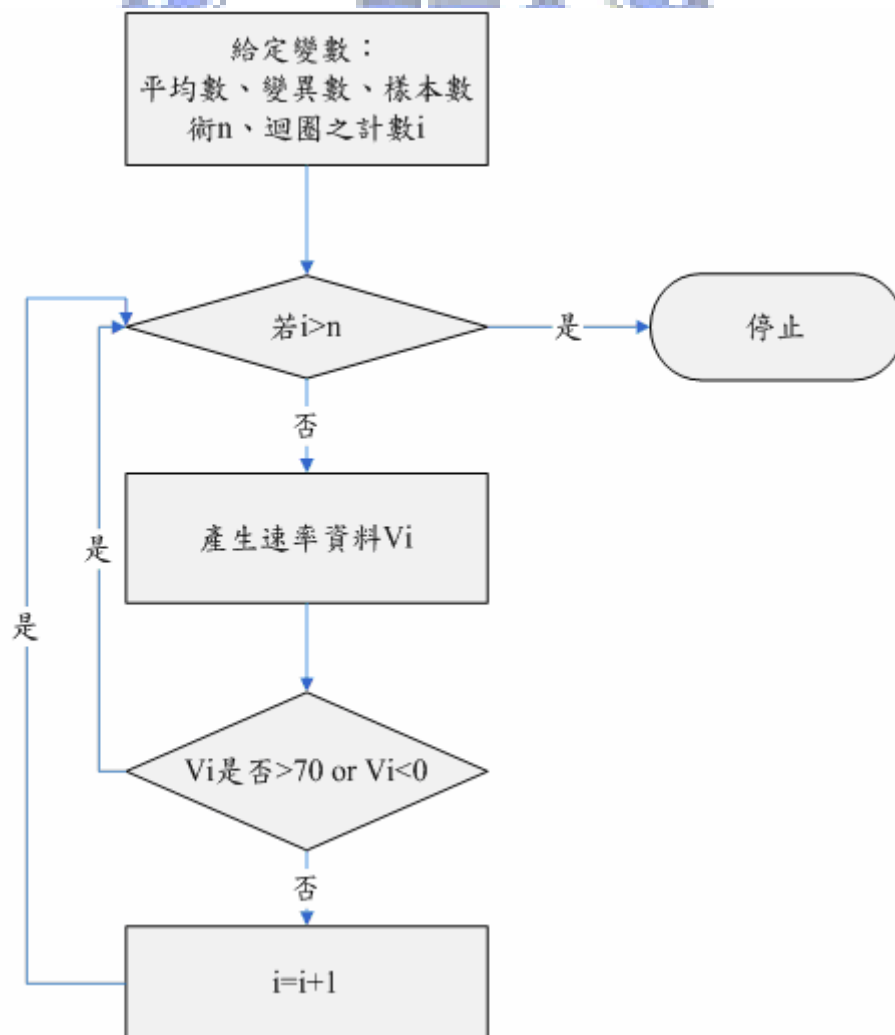


圖 4.1 資料產生流程圖

### 4.1.3 類神經網路基本設定

本研究以 MatLab 之類神經網路套件進行運算，類神經網路神經元數目設為 200，與目標值差距設為  $e^{-10}$ ，採用函數為 tansig，學習次數為 10000 次，在到達 10000 次之前若達到目標差距，則停止學習並輸出結果。因類神經網路隱藏層之數目會影響學習結果，故本研究同時比較一層隱藏層、兩層隱藏層與三層隱藏層的類神經網路學習結果，並與本研究之數據做比較。

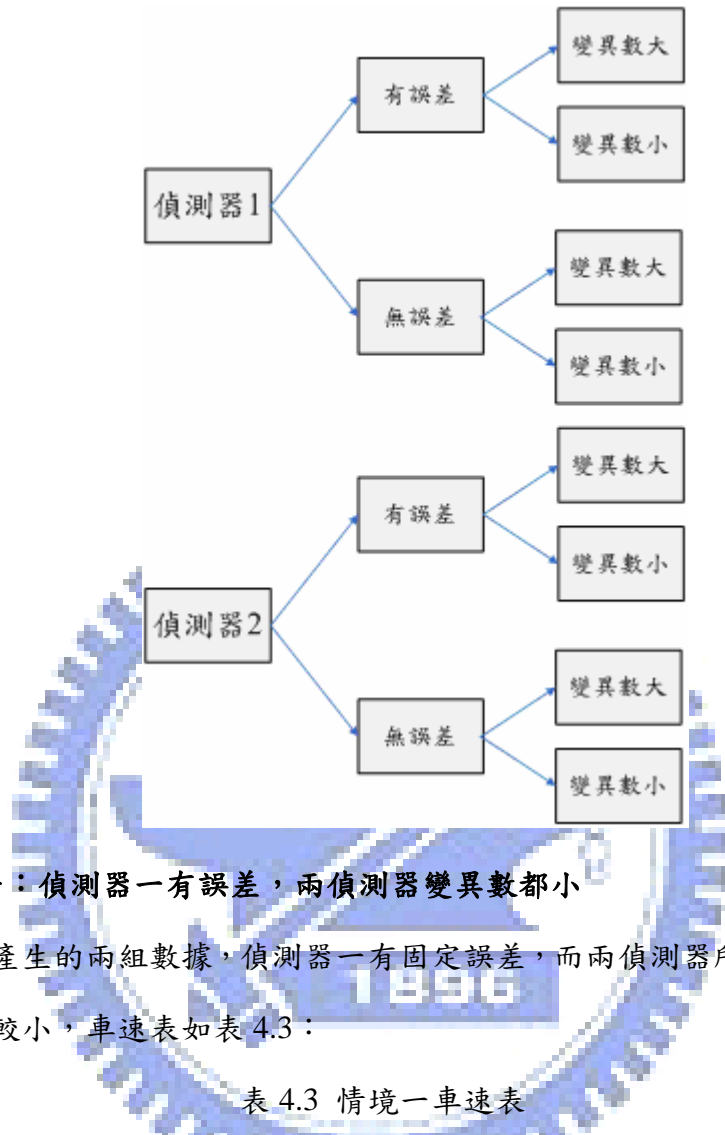
## 4.2 測試情境設計

本研究目的在比較加入準確度之後對誤差的改善值，故以是否有誤差及變異數大小組合後設計出以下幾種情境，分別以團隊共識法、加入準確度之團隊共識法以及類神經網路進行測試，並比較加入準確度之後是否有改善，並與類神經網路相比較。

本研究母體依常態分配產生  $N(29.86, 5.111)$ ，測試進行流程為：每個偵測器產生一組資料，接著以此資料進行融合加入準確度調整後求出兩偵測器之權重，此時每偵測器再以相同分配產生第二組資料，再將第二組之資料以該權重進行融合，藉以比較融合後資料與母體值，模擬同特性的資料融合後是否準確。

因誤差為造成融合結果不準確之重要原因之一，故本研究測試時將模擬偵測器資料加入固定誤差，作為有誤差之情境；並將兩偵測器之變異數比較後，分為變異數大及變異數小兩種情境，測試情境以有無誤差及偵測器收集資料之變異數大小排列組合後，如圖 4.2，因偵測器 1 及偵測器 2 為可重複排列，故排列組合數量需減半，共有  $4*4/2=8$  種組合，將兩偵測器進行測試，測試結束後會在 4.3 小節進行結果分析。

圖 4.2 測試情境可能性



**4.2.1 情境一：偵測器一有誤差，兩偵測器變異數都小**

情境一產生的兩組數據，偵測器一有固定誤差，而兩偵測器所收集到的資料變異數都比較小，車速表如表 4.3：

表 4.3 情境一車速表

Sensor1		Sensor2	
38	32	38	38
35	28	29	22
33	37	26	33
33	29	34	21
41	26	28	33
32	36	25	26
37	36	33	21
36	45	32	28
27	45	33	28
30	30	31	19
42	36	30	38

32	41	23	26
36	35	34	29
34	27	30	33
36	42	29	38
36	28	28	29
30		26	
平均值	34.576	平均值	29.424
標準差	5.13	標準差	5.099

接著本研究以兩種方式計算權重，並訓練類神經網路，測試結果如表 4.4：

表 4.4 情境一測試結果

計算方式	偵測器 1 權重	偵測器 2 權重	融合結果	融合後平均速率與實際平均速率差距
團隊共識法	0.518	0.482	32.053	2.121
加入準確度後	0.001	0.999	29.247	-0.685
類神經網路(一層)			29.812	-0.12
類神經網路(兩層)			29.942	-0.01
類神經網路(三層)			29.863	-0.069

前兩者距離母體平均值各為：2.121 與 -0.685，此種情況下，可以發現加入準確度後有改善結果值，因兩偵測器的車速平均值都大於母體平均值，這時候越接近母體的偵測器值該有較高的準確度，因準確度之測量是以距離之絕對值為計算基礎，故越靠近母體所得到權重就越高，偵測器 1 距離實際值有一段距離，在加入準確度計算之後將誤差部份大幅減少，而類神經網路學習結果跟前兩者相比都較優良。

#### 4.2.2 情境二：偵測器一有誤差，偵測器一變異數較大

此情境產生的資料為偵測器一有固定誤差，且變異數也較大，偵測器二較接近母體均速，變異數也較小，產生資料如表 4.5。

表 4.5 情境二車速表

Sensor1		Sensor2	
33	30	37	31
43	37	29	26
43	27	34	27
26	32	36	25
32	37	30	32
36	36	24	29
32	30	32	24
45	33	22	31
30	28	26	36
43	38	37	26
22	41	30	27
27	36	30	21
43	39	23	41
18	43	32	23
23	34	32	33
40	33	38	31
39		27	
平均值	34.21212	平均值	29.75758
標準差	6.81798	標準差	5.043748

測試結果如表 4.6：

表 4.6 情境二測試結果

計算方式	偵測器 1 權重	偵測器 2 權重	融合結果	融合後平均速率與實際平均速率差距
團隊共識法	0.4455	0.5545	31.7422	1.8828
加入準確度後	0.0001	0.9999	29.7576	-0.1019
類神經網路(一層)			29.8045	-0.055
類神經網路(兩層)			29.9255	0.066
類神經網路(三層)			30.2926	0.4331

加入準確度修正後的融合結果與母體平均數差距為-0.1，團隊共識法融合結果與母體平均數差距為 1.88，改善後之結果明顯優於團隊共識法，類神經網路所學習出來的數值與母體平均數最低為-0.055，差距不到 0.05，可看出改善後已相

當接近類神經網路所學習之結果。

#### 4.2.3 情境三：偵測器一有誤差，偵測器一變異數較小

情境三所產生出來的資料為偵測器一有固定誤差，但變異數較小，偵測器二值較接近真值，變異數較大：

表 4.7 情境三車速表

Sensor1		Sensor2	
30	34	36	25
40	32	25	19
25	35	30	31
23	31	38	17
40	41	40	30
34	34	21	27
35	35	27	31
34	33	30	31
34	24	23	26
41	33	20	32
33	32	38	37
36	34	23	29
36	26	29	30
35	36	35	29
44	37	50	29
40	42	25	19
30		33	
平均值	34.212	平均值	29.242
標準差	5.036	標準差	6.933



測試結果如表 4.8：

表 4.8 情境三測試結果

計算方式	偵測器 1 權重	偵測器 2 權重	融合結果	融合後平均速率與 實際平均速率差距
團隊共識法	0.57	0.43	32.069	2.137
加入準確度後	0.0037	0.9963	29.291	-0.641
類神經網路(一層)			29.8058	-0.1262
類神經網路(兩層)			29.8196	-0.1124
類神經網路(三層)			29.8631	-0.0689

此測試發現加入準確度後融合結果與母體差距為-0.641，團隊共識法因為只考量不確定性，故不確定性低的偵測器 1 得到較大權重，造成融合結果與實際值差距為 2.137，與改善後之結果比較後較差，而使用三層隱藏層之類神經網路融合出來的結果為最佳，與母體差距為-0.0689，與改善後之團隊共識法相比較接近母體平均，但未明顯有差距。

#### 4.2.4 情境四：偵測器一有誤差，兩偵測器變異數都大

情境四所產生的資料為偵測器一有固定誤差，且兩偵測器之變異數都大，產生之車速數據如表 4.9：

表 4.9 情境四車速表

Sensor1		Sensor2	
32	35	20	36
38	34	23	30
44	33	29	37
43	45	38	30
38	23	28	21
39	15	31	33
42	47	35	29
39	29	44	36
43	37	37	24
42	41	27	34
26	33	19	29
25	28	40	16
42	24	28	30

46	30	20	30
37	39	30	25
30	23	34	18
26		24	
平均值	34.788	平均值	29.242
標準差	8.011	標準差	6.815

測試結果如下：

表 4.10 情境四測試結果

計算方式	偵測器 1 權重	偵測器 2 權重	融合結果	融合後平均速率與實際平均速率差距
團隊共識法	0.468	0.532	31.843	1.911
加入準確度後	0.002	0.998	29.071	-0.861
類神經網路(一層)			29.610	-0.322
類神經網路(兩層)			29.994	0.062
類神經網路(三層)			29.501	-0.431

第四種情境加入準確度之後的融合結果與母體平均數差距為-0.861，較改善前之結果與母體差距 1.911 佳，綜合前四項測試可以得到一個小結論：當兩個偵測器有一個會有固定誤差時，以加入準確度修正的團隊共識法進行融合會得到較佳的結果，因傳統團隊共識法的權重計算方法僅考量變異數，在不考量準確度的情況下，會將變異數較小的偵測器權重加大，若有固定誤差的偵測器變異數較小，則融合結果就會較不準確，在這四個情境裡可以清楚發現這個現象。

#### 4.2.5 情境五：兩偵測器都有誤差，兩偵測器變異數都小

情境五所產生之資料為兩偵測器都有固定誤差，且兩偵測器之變異數都小，測試固定誤差狀況下加入準確度是否有效改善融合結果，產生之車速資料如表 4.11：

表 4.11 情境五車速表

Sensor1		Sensor2	
32	39	33	32
41	32	27	17
36	42	17	32
37	38	32	32
29	25	23	31
36	40	37	32
37	31	29	31
39	31	25	28
31	38	26	32
25	38	25	32
38	41	21	31
42	30	29	30
30	31	29	20
41	29	27	36
38	36	27	33
31	37	23	24
32		21	
平均值	34.939	平均值	28
標準差	4.847	標準差	5.111

測試結果如表 4.12：

表 4.12 情境五測試結果

計算方式	偵測器 1 權重	偵測器 2 權重	融合結果	融合後平均速率與實際平均速率差距
團隊共識法	0.505	0.495	31.748	1.816
加入準確度後	0.048	0.952	28.490	-1.442
類神經網路(一層)			28.789	-1.143
類神經網路(兩層)			30.143	0.211
類神經網路(三層)			30.021	0.088

情境五的團隊共識法與加入準確度改進的方法與實際值都有相當的差距，因兩者都有誤差，且偵測器 1 之誤差大於偵測器 2，故加入準確度的結果會因 A，而將權重加在偵測器 2 上，故融合後結果與母體平均差距為-1.442，雖然較團隊

共識法的 1.816 佳，但實際上並無太大改善，而此處類神經網路學習的結果依然非常準確，三層的類神經網路得到的結果與母體值差距為 0.088。

#### 4.2.6 情境六：兩偵測器都有誤差，兩偵測器變異數都大

此情境所產生的資料為兩偵測器都有一定誤差，且兩偵測器變異數都大，產生之車速資料表如表 4.13：

表 4.13 情境六車速表

Sensor1		Sensor2	
30	36	17	34
44	36	33	26
41	37	6	27
33	21	22	25
45	32	25	22
36	28	20	30
34	18	17	15
40	21	34	25
37	33	25	34
43	38	31	27
39	32	28	14
36	32	38	32
26	39	26	17
29	40	25	19
35	45	28	14
43	38	28	12
37		41	
平均值	34.97	平均值	24.758
標準差	6.775	標準差	7.945

測試結果如表 4.14：

表 4.14 情境六測試結果

計算方式	偵測器 1 權重	偵測器 2 權重	融合結果	融合後平均速率與實際平均速率差距
團隊共識法	0.500	0.500	30.149	0.217
加入準確度後	0.501	0.499	30.133	0.201
類神經網路(一層)			29.7614	-0.171
類神經網路(兩層)			29.9896	0.058
類神經網路(三層)			29.5312	-0.401

觀察情境六後，因兩樣本平均距離母體平均較遠，且變異數都比較大，故加入準確度後與母體平均差距為 0.201，改善前則是 0.217，結果都差不多，不會有其中一個偵測器權重特別大的情況出現，故此情境下兩方法融合出來結果是差不多的，但加入準確度仍小幅修正(0.016)融合結果與母體平均之距離。

#### 4.2.7 情境七：兩偵測器都有誤差，偵測器一變異數較小

情境七兩個樣本平均數距離實際資料平均數都有差距，其中偵測器二的變異數大於偵測器一，測試資料如表 4.15：

表 4.15 情境七車速表

Sensor1		Sensor2	
25	37	34	24
39	31	38	18
34	37	7	23
24	34	22	18
43	33	18	30
31	31	27	34
36	44	17	21
45	37	24	18
39	32	39	28
36	43	11	28
34	38	47	31
30	41	35	19
29	33	25	19

41	32	26	24
34	31	29	29
35	33	23	27
33		22	
平均值	35	平均值	25.303
標準差	5.062	標準差	8.149

計算之結果如表 4.16：

表 4.16 情境七測試結果

計算方式	偵測器 1 權重	偵測器 2 權重	融合結果	融合後平均速率與實際平均速率差距
團隊共識法	0.557	0.443	30.455	0.523
加入準確度後	0.466	0.534	29.563	-0.369
類神經網路(一層)			27.9049	-2.027
類神經網路(兩層)			30.6203	0.688
類神經網路(三層)			29.7385	-0.194

兩偵測器都有一定誤差，且其中一組變異數又較小的狀況下，加入準確度改進的效果有限，團隊共識法與母體平均數之距離為 0.523，加入準確度改善後變成-0.369，雖然有改善，但改善幅度僅有 0.154，由情境五到情境七可以發現，融合結果已經沒有像情境一至情境四一樣與一般團隊共識法有較大的差距。

#### 4.2.8 情境八：兩偵測器都有誤差，偵測器一變異數較大

兩偵測器收集到的速率資料平均速度都距離實際資料值有點距離，其中偵測器一變異數較大，車速資料表如表 4.17：

表 4.17 情境八車速表

Sensor1		Sensor2	
41	38	31	23
31	36	22	24
20	41	31	25
35	28	21	16
44	36	27	27
26	31	28	27
24	28	28	21

25	34	25	29
31	41	21	26
45	36	19	25
32	35	18	36
43	47	25	30
35	26	28	22
43	41	20	28
31	41	13	30
25	39	22	28
33		32	
平均值	34.606	平均值	25.091
標準差	6.937	標準差	4.939

測試結果如表 4.18：

表 4.18 情境八測試結果

計算方式	偵測器 1 權重	偵測器 2 權重	融合結果	融合後平均速率與實際平均速率差距
團隊共識法	0.470	0.530	29.610	-0.322
加入準確度後	0.473	0.527	29.642	-0.290
類神經網路(一層)			29.8431	-0.0889
類神經網路(兩層)			29.9108	-0.0212
類神經網路(三層)			29.8975	-0.0345

加入準確度融合之後的結果與母體平均差距值為-0.29，與改善前之融合結果與母體差距值-0.322 相比，並沒有太大改進，相較情境 1 至情境 4 之測試，情境 5 至情境 8 改善結果都較小，本研究將在 4.3 節討論這八項測試所發現的現象。

### 4.3 小結

4.3 小節先比較這幾種方法在上述測試的結果：

表 4.19 情境測試結果

	團隊共識法	以準確度修正之團隊共識法	類神經網路(一層)	類神經網路(二層)	類神經網路(三層)
情境一	2.121	0.685	0.12	0.0095	0.0689
情境二	1.883	0.102	0.055	0.066	0.4331
情境三	2.137	0.641	0.1262	0.1124	0.0689
情境四	1.911	0.861	0.322	0.062	0.431
情境五	1.816	1.442	1.1426	0.2105	0.0885
情境六	0.217	0.201	0.1706	0.0576	0.4008
情境七	0.523	0.369	2.0271	0.6883	0.1935
情境八	0.322	0.29	0.0889	0.0212	0.0345
平均誤差	1.366	0.574	0.507	0.153	0.215

表上有色部份表示該測試情境中表現最好的融合方法，可以發現類神經網路在大部份的測試中得到較佳的融合結果。

若僅比較傳統團隊共識法與加入準確度修正的團隊共識法的話，八項測試都進行了改進，且八項平均誤差方面也較傳統團隊共識法佳，顯示加入準確度來修正團隊共識法確實可以改進資料融合結果，同時經過上面數項測試發現，若其中一資料來源有大幅度的誤差，加入準確度修正的團隊共識法有著相當好的修正機能，可將融合結果向母體拉近，但有時太過度強調準確度的影響，在計算公式裡準確度的指數次方為三次方，有可能過度放大準確度帶來的影響，進而減少了不確定性在公式中的重要性，因決定指數次方實驗時表現最佳的指數次方數為三次方，故準確度二次方雖然不會大幅度的改變權重，但平均得到的改善效果並無三次方來的好。類神經網路可以設定可接受之最大誤差，將學習後的誤差減少至指定誤差以下，故得到之結果很少有大幅度偏差。

本研究雖然無法較類神經網路佳，但類神經網路需要學習時間，本研究可應用於兩個或兩個以上之資料來源融合，運算時間短，但類神經網路在兩個資料來源，且使用 200 個神經元，兩層隱藏層的狀況下，運算時間就需要較長的時間，若再增加資料來源及神經元數，光學習過程就需要耗費大量時間及系統資源，若



實際情況使用時需時常更新權重，耗費之時間就相當多，故在本研究之平均融合結果與母體相差為 0.574，類神經網路為 0.153 的狀況下，差距並非很大，以實際情況之便利性來看，本研究依然較佳。

#### 4.4 實際狀況之應用

本研究實際運用在實際情況時，可先至欲融合路段以雷達測速槍或其他較準確之方式收集資料，再以該資料作為準確值進行資料融合。資料融合後，各資料來源(如探針車或偵測器等)可取得權重，日後僅需取得資料就可以該權重進行資料融合，求出較準確之融結果。



## 第五章 結論與建議

本研究期望將準確度加入現有之團隊共識法中，用以整合交通資料，在偵測器有誤差的狀況下提供一個修正的機制，以提供較可靠的交通資料。本研究所設計的準確度參數能將有誤差的偵測器之權重降低，並得到較佳的融合結果，根據測試的結果，本研究歸納出下列結論與建議。

### 5.1 結論

1. 加入準確度後的團隊共識法能以母體平均數為依據進行修正，得到較原始團隊共識法更為準確的資料。
2. 當偵測器有所誤差時，加入準確度可以使有誤差的偵測器權重降低，以減少誤差對融合結果的影響。
3. 若數個偵測器資料都有偏誤時，加入準確度仍可改善融合結果，但改善空間有限。
4. 類神經網路學習過程需耗費大量時間及系統資源，本研究使用極短時間及系統資源便可得到相差不多的結果，仍有其貢獻。

### 5.2 建議

1. 本研究融合公式中準確度參數的指數次方為三次方，可能會將準確度過度放大，在兩偵測器時，若兩者都不準確，但其中一個偵測器平均數離母體平均數距離較遠時，權重可能會大部份落在另一個偵測器，並造成誤差，此部份可能因不同實驗對象而不同，因本研究實驗發現準確參數次方數表現最佳的為三次方，故所有的實驗都採用三次方，日後可以觀察不同情況，再訂出各種可能情況最佳之搭配組合。
2. 本研究以模擬方式進行測試，未來可以實作方式進行測試並修正權重計算模式，以適應現實生活的各種情況。
3. 本研究母體平均數  $M$  取得方式為以測速槍進行收集，未來可以考慮以更準

確之方式，如雷射測速器，進行資料收集工作。



## 參考文獻

- [1] Daniel .J. Dailey, Patricia Harn, and Po-Jung Lin, "The Final Research Report of ITS Data Fusion", Washington State Transportation Center and Washington State Department of Transportation, April 1996.
- [2] Sarma, V.S. and S. Raju. "Multisensor Data Fusion and Decision Support for Airborne Target Identification. " IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. Sept.-Oct. 1991, pp. 1224-1230
- [3] Linn, R.J. and D.L. Hall. "A Survey of Multi-sensor Data Fusion Systems. " Proceedings of the SPIE - The International Society for Optical Engineering. 1-2 April 1991: Orlando, FL. SPIE, 1991. Vol. 1470, pp. 13-29.
- [4] Dempster, A.P. , "A generalization of Bayesian Inference", Journal of the Royal Statistical Society, Series B, 30, pp. 205-247
- [5] Shafer. G. "A mathematical theory of evidence", Princeton, NJ, Princeton University Press, 1976.
- [6] Huadong Wu, Mel Siegel, Rainer Stiefelhagen, Jie Yang, "Sensor Fusion Using Dempster-Shafer Theory", IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2002.
- [7] Huadong Wu, Mel Siegel, Sevim Ablay, "Sensor Fusion Using Dempster-Shafer Theory II: Static Weighting and Kalman Filter-like Dynamic Weighting" IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2003.
- [8] 曾治維, "Dempster-Shafer 理論於交通資料整合技術之應用", 國立交通大學碩士論文, 民國 93 年
- [9] R. Clausius, The Nature of the Motion we Call Heat, it Ann. Phys, 1865
- [10] Shu-Cherng Fang, J.R. Rajasekera, H.S.J Tsao, "Entropy Optimaization and Mathematical Programming", International Series in Operations Research &

Management Science, 1997.

- [11] O.A BASIR, H.C.Shen, “Modeling and Fusion Uncertain Multi-sensory Data” , Journal of Robotic Systems, 1996, pp. 95 - 109.
- [12] Albert C.S. Chung, Helen C. Shent, and Otman B. Basir, “A Decentralized Approach to Sensory Data Integration” , IEEE ,1997, pp.1409-1414.
- [13] Basir et al., “Drowsiness Detection System”, United State Patent No.:6822573. B2, 2004
- [14] 吳欣潔， “熵應用於交通資料融合之研究” ，國立交通大學碩士論文，民國 93 年。
- [15] 吳瑞豐， “最佳權重法應用於交通資料融合” ，國立交通大學碩士論文，民國 94 年。
- [16] RL Cheu, DH Lee, C Xie, “An Arterial Speed Estimation Model Fusing Data from Stationary and Mobile Sensors.” IEEE Intelligent Transportation Systems Conference Proceedings, 2001, pp.573-578.
- [17] G. E. P. Box and Mervin E. Muller, “A Note on the Generation of Random Normal Deviates”, The Annals of Mathematical Statistics 1958, Vol. 29, No. 2 pp. 610-611