

DT
448
1120
100
225289



國立勤益科技大學
電機工程系電機研究所碩士班

碩士論文

基於模糊演算法之車道偏離預警系統

Lane Departure Warning System Based on Fuzzy
Algorithm

研究生：張為彥

指導教授：郭英哲 博士



中華民國一〇〇年七月

國立勤益科技大學圖書館



225289

基於模糊演算法之車道偏離預警系統

Lane Departure Warning System Based on Fuzzy Algorithm

研究生：張為彥

指導教授：郭英哲 博士

國立勤益科技大學

電機工程系碩士班

碩士論文

A Thesis

Submitted to

Institute of Industrial Design

National Chin-Yi University of Technology

in Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of

Master of Design

In

Electrical Engineering

July 2011

Taiping, Taichung, Taiwan, Republic of China

中華民國一〇〇年七月

國立勤益科技大學

博碩士論文全文上網授權書

(提供授權人裝訂於紙本論文書名頁之次頁用)

本授權書所授權之論文為授權人在國立勤益科技大學
電機工程系 控制 組 99 學年度第 2 學期取得碩士學位
之論文。

論文題目：基於模糊演算法之車道偏離預警系統
指導教授：郭英哲

■ 同意

本人具有著作權之論文全文資料，非專屬、無償授予本人畢業學校圖書館，不限地域、時間與次數，以微縮、光碟或數位化等各種方式重製與利用，提供讀者基於著作權法合理使用範圍內之線上檢索、閱覽、下載及列印。

論文全文上載網路公開之範圍及時間：

校內區域網路	■ 立即公開
校外網際網路	■ 中華民國 102 年 8 月 22 日公開

授權人：張為彥

簽名：張為彥

中 華 民 國 102 年 8 月 22 日

國立勤益科技大學
研究所碩士班
論文口試委員會審定書

本校電機工程系碩士班 張為彥 君

所提論文 基於模糊演算法之車道偏離預警系統

合於碩士資格水準，業經本委員會評審認可。

論文口試委員會：

召集人：陳永隆

委員：姚賀騰
郭晏哲

指導教授：郭晏哲

主任：姚賀騰

中華民國一〇〇年七月十八日

基於模糊演算法之車道偏離預警系統

學生：張為彥

指導教授：郭英哲 博士

國立勤益科技大學電機研究所碩士班

摘 要

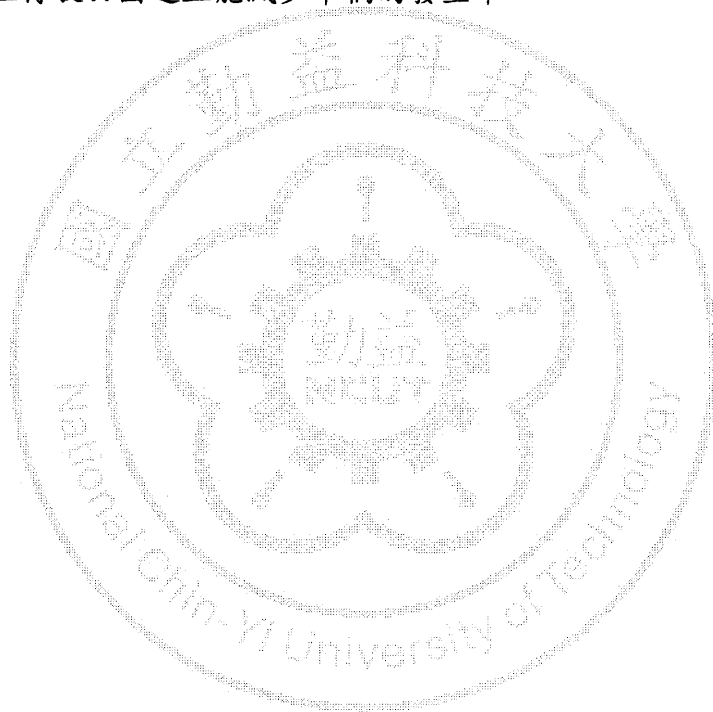
根據交通部的統計顯示，台灣每年的交通事故死亡人數高達 7,300 人左右，導致 23 萬人受傷、車輛肇事直接的損失即已達千億以上。其中有 90% 以上的交通事故涉及人為的失誤。因此，為了減少人為疏失所帶來的社會成本的消耗，許多國家相近的研究先進駕駛者輔助系統(Advanced Driver Assistance Systems, ADAS)來減少交通事故的發生。其中以電腦視覺為基礎的獨立式輔助系統已被視為重點的發展方向。且據統計在許多的交通事故原因中，都是因駕駛的車輛未行駛於固定的車道上，進而發生車禍。於此原因本論文運用電腦視覺來偵測車道標線，並提出一個方法來判別駕駛的車輛是否偏離，早先一步的警示駕駛者，以達到減少車禍發生機率。

本論文所進行的研究主要是將單一 CCD 攝影機架設於車輛擋風玻璃的正中央，向車輛前方拍攝，擷取車輛前方的道路影像，將擷取的影像輸入於本論文所建構的系統中進行處理。此系統主要分為三個部分：第一部份為車道模型的建立，此部分是離線(Off-Line)的運算，其主要的功用在於以參數向量 X 以及共變異矩陣 C_x 來描述一個置信區間(confidence interval)，此區間為車道標線可能出現的位置，目的在於縮小系統的偵測範圍，加快偵測速度以及減少車道標線的錯誤判斷。

第二部分為車道標線的偵測，以霍夫轉換(Hough transform)在置信區間內的每一區塊偵測車道標線，並以遞迴運算方式使用擴展型卡爾曼濾波器(Extended Kalman Filter)來更新參數向量 X 以及共變異矩陣 C_x 的數值，最後以參數向量 X 與

每一區塊內所偵測出來的車道標線資訊使用最小平方法(Least squares)做曲線擬合，找出最佳的左右車道線位置。

最後一部分運用模糊演算法(Fuzzy Algorithm)來做車道偏離的判別，在這裡運用了在第二部分中所獲得的左、右兩條車道標線位置點集合，進一步估算出一個虛擬的車道中線位置，並以此車道中線位置之平均值與其偏角作為模糊隸屬函數，以模糊演算法來判別車輛是否行駛於當前車道上或需要變換車道，並在駕駛者有危險駕駛情況時提供預警。由這三個部分所建構出的車道偏離預警系統，將使得駕駛者在行駛於國道上能減少車禍的發生率。



關鍵字：車道偵測，偏離預警，影像處理，霍夫轉換，模糊演算法、卡爾曼濾波器

Lane Departure Warning System Based on Fuzzy Algorithm

Student : Wei-Yan Chang

Advisors : Dr. Ying-Che Kuo

Department of Electrical Engineering National Chin-Yi Institute
of Technology

Abstract

Statistics reported by Ministry of Transportation and Communications shows that traffic accidents caused up to about 7,300 deaths and some 230 thousand injured every year, and the loss directly caused by vehicle accidents come to more than one hundred billion dollars. Of which more than 90% traffic accidents were caused by human errors. In order to reduce depletion in social cost attributed to human negligence, many countries started to research Advanced Driver Assistance Systems (ADAS) to reduce traffic accidents. Of which independent auxiliary system based on computer vision has been highlighted as a major developmental orientation. Statistics displays that many accidents happened because those drivers failed to have the cars run on certain traffic markings. In terms of this reason, computer vision was applied in this study to detect lane lines and a method for judging whether the driver is deviating from the traffic lane was proposed in order to warn the driver previously and so reduce incidence of accidents.

The investigation conducted in this paper was that a CCD camera was mounted at center of a car's windshield and images in front of the car were taken and extracted. The extracted images were then input to the system constructed in this study for processing. The system is mainly composed of three part: the first part is construction of lane model which is an off-line computation and whose major function lies in expressing a confidence interval with parameter vector X and covariance matrix C_x where lane markings might appear and which aims at reducing detection area for the system to

accelerate speed of detection and reduce wrong judgement on traffic lanes.

The second part is detection of traffic lanes where Hough transform was applied to detect traffic lanes in each block within the confidence interval, then recursive computation was conducted and Extended Kalman Filter was adopted to renew the values of the parameter vector X and the covariance matrix C_x , and finally curve fitting was conducted between the parameter vector X and the data of lane lines detected in each block by using least squares in order to find the best location of the left lane line.

In the final part, fuzzy algorithm was employed to judge the car's deviation. Here the point set of the left and the right lane lines obtained in the second part were utilized to estimate a virtual center line of the traffic lane, and then the mean value and deflection of such center line were used as fuzzy membership function to judge whether the car was driving on the current lane or needed to change lane by using fuzzy algorithm, so the system could warn the driver if he/she was driving in a danger condition. A warning system for car deviation constructed by these three parts will reduce accident incidence for drivers driving on highway.

Keywords: Lane Detection, Lane Departure Warning, Image Processing, Hough Transform, Fuzzy Algorithms, Kalman Filter

誌謝

首先誠摯的感謝指導教授郭英哲老師，在這兩年的時間裡，給予良好的學習環境與研究的發展空間，並在不定期 meeting 討論中，給予研究不同的觀點與方向，使得研究更為的深入與了解，以及在與老師的聊天中不僅可了解到產業方向，還有待人處事上該有的態度。在此，也同時感謝三位口試委員暨南大學的郭耀文教授、台中技術學院的陳永隆教授和本校電機所的姚賀騰教授對本論文的指正與建議，使本論文之研究更為完善。

感謝李彥鋒學長，雖然相處的時間不長，但可從學長身上學到許多相關技巧，以及許多學習研究的態度，使在接下來的研究上打了不錯的基礎。感謝璿文學長，在研究上給予許多的指點與協助，以及共同宜蘭旅遊的快樂回憶。感謝大毛學長，雖然不常聊天，但在研究探討上也學習到許多相關知識。感謝同研究室同學熊，在我研究徬徨時拉了我一把，以及提供許多研究的方向與方法，謝謝拉！

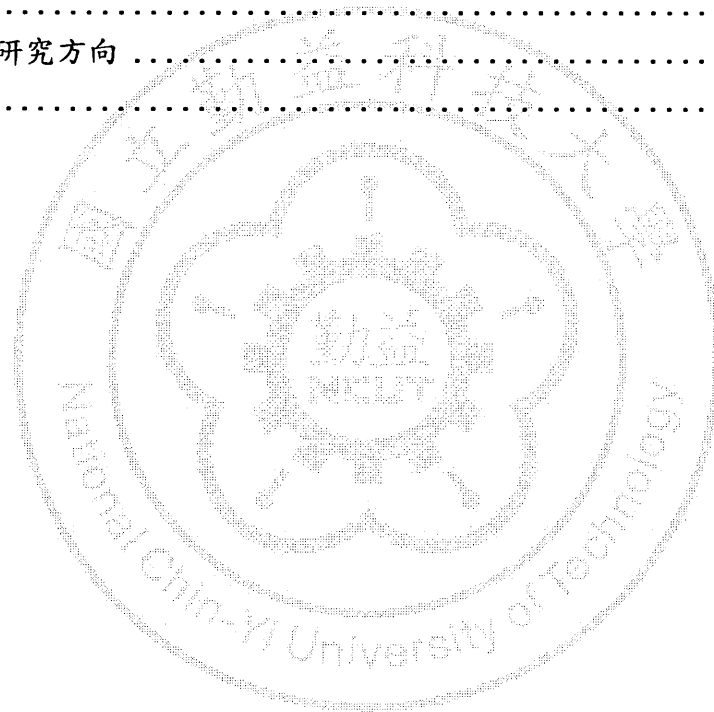
感謝實驗室學弟子儀的幫助，實驗室元老當之無愧。感謝學弟韋辰，幾乎同一時間進入實驗室共同學習，以及送我們生日禮物，真的超有心的。感謝電機碩班的所有同學，雖然有部分的人沒辦法一起畢業，但大家相處的都相當愉快。感謝電機碩班一起唱歌喝酒的同學，有共同發洩的管道還真不錯。感謝一起玩遊戲的同學，輸贏靠各位隊友阿。最後，感謝草阿、小平、肉餅、哈比，我們從大學就同一實驗室的，在碩士班的兩年中還是互相的幫助與支持，希望友情永在，畢業後還要多多聯絡。特別感謝家人不求回報的支持與付出，使得我可以無後顧之憂的完成學位。謹以此論文獻給所有支持我關心我的人，謝謝你們大家，以上。

張為彥 謹誌 中華民國一〇〇年八月一日星期一

章節目錄

摘要	VI
Abstract	VIII
誌謝	X
章節目錄	XI
圖目錄	XIII
表目錄	XV
第一章 緒論	1
1.1 研究背景	1
1.2 研究動機與目的	3
1.3 系統功能	4
1.4 論文貢獻	6
1.5 論文架構	7
第二章 相關研究	8
2.1 車道偏離演算法的架構	8
2.2 文獻回顧	9
第三章 車道標線偵測	15
3.1 建立車道模型	17
3.1.1 卡爾曼濾波器	19
3.1.2 擴展卡爾曼濾波器	22
3.1.3 建立初始置信區間	24
3.2 影像前處理	27
3.2.1 色彩空間轉換	27
3.2.2 影像二值化	28
3.2.3 邊緣提取	30
3.3 車道標線特徵資訊提取	36
3.3.1 霍夫轉換(Hough transform)	38
3.3.2 偵測區塊內之線段特徵	40
3.4 共變異矩陣與參數向量更新	42
3.5 車道標線位置標定	44
第四章 模糊演算法判別偏離	47
4.1 模糊控制系統	48
4.2 模糊隸屬函數	49

4.3 模糊化與模糊規則庫	54
4.4 模糊推論	55
4.5 解模糊化	56
第五章 實驗結果及分析	61
5.1 車道模型間距設定的探討	63
5.2 車道標線偵測結果	64
5.3 特殊狀況的車道標線偵測結果	66
5.4 模糊控制器判別結果	68
5.5 結果探討	70
第六章 結論	72
6.1 結論	72
6.2 未來研究方向	74
參考文獻	75



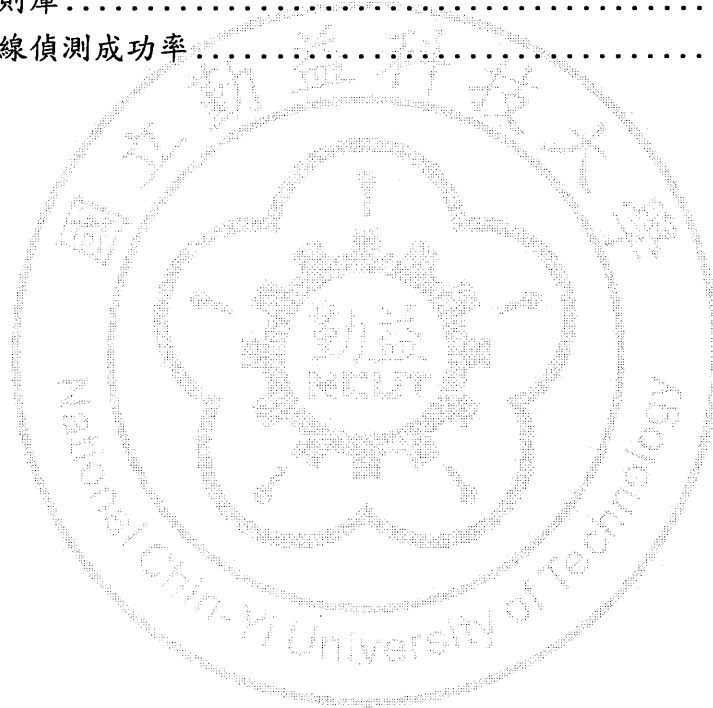
圖目錄

圖 1.1 Telematics 運作模式.....	2
圖 1.2 CCD 攝影機架設位置	5
圖 1.3 以攝影機拍攝道路標線.....	5
圖 2.1 車道偏離辨識研究流程.....	8
圖 2.2 雷達偵測 (a)雷達偵測區域(b)接收的反射能量值.....	10
圖 2.3 反透式偵測方法 (a) 原始圖像, (b) 拆除的透視效果和	11
(c) 二值化結果。	11
圖 2.4 前瞻性的形象與 Ralph 的抽樣策略.....	11
圖 2.5 Ralph 的曲率假設	12
圖 2.6 以假定的圓心進行投影.....	12
圖 2.7 類神經網路訓練遮罩.....	13
圖 3.1 車道偏離預警演算法之流程圖.....	16
圖 3.2 車道模型.....	17
圖 3.3 參數定義 (a)攝影機架設位置(b)駕駛車輛與行駛道路關係.....	18
圖 3.4 卡爾曼濾波器示意圖.....	21
圖 3.5 擴展卡爾曼濾波器示意圖.....	24
圖 3.6 交通部台灣區高速公路局所提供車道標線位置定義.....	25
圖 3.7 初始偵測的置信區間.....	26
圖 3.8 影像色素組成元素.....	27
圖 3.9 RGB 色彩空間	28
圖 3.10 直方圖 (a)攝影機截取之影像(b)影像之直方圖.....	29
圖 3.11 二值化 (a)原始影像 (b)二值化影像.....	30
圖 3.12 正方形結構元素對原始影像進行侵蝕運算的結果.....	31
圖 3.13 矩形結構元素對原始影像進行侵蝕運算的結果.....	32
圖 3.14 正方形結構元素對原始影像進行膨脹運算的結果.....	33
圖 3.15 矩形結構元素對原始影像進行膨脹運算的結果.....	33
圖 3.16 幾何解釋斷開運算 (a)結構元素 B 在原始集合 A 中移動, 且不能超過 A 的 邊界 (b)出現代表斷開的外邊界 (c)完整的斷開	34
圖 3.17 圖示說明斷開運算 (a)集合 A 與結構元素 B (b)集合 A 被侵蝕之過程 (c) 侵蝕運算之結果 (d)斷開運算之結果	35
圖 3.18 道路影像邊緣提取之結果.....	36
圖 3.19 待偵測的區塊的定義.....	37

圖 3.20 霍夫轉換 (a)影像空間 $u-v$ (b)參數空間 $a-b$ 的累加器.....	39
圖 3.21 極座標的 Hough transform	40
圖 3.22 Hough transform 示意圖 (a) $u-v$ 影像空間 (b)參數空間($\rho - \theta$)影像	40
圖 3.23 車道標線特偵提取 (a)偵測區域 (b)偵測區域的邊緣偵測圖像 (c) Hough transform 的圖像.....	41
圖 3.24 Hough transform 線段型式與角度對照圖	42
圖 3.25 霍夫逆轉換的資料點與其平均位置向量.....	43
圖 3.26 參數更新 (a)初始置信區間 (b)第一次更新後的置信區間.....	44
圖 3.27 最小平方資料點與函數關係.....	45
圖 3.28 車道標線偵測結果 (a)路面影像的道路標線偵測結果與各個參考的資料點 (b)資料點集合與最小平方後的結果.....	46
圖 4.1 模糊控制系統.....	48
圖 4.2 車道偏離 (a) 車輛的左、右偏離(b) 車輛無正確的轉向行駛.....	49
圖 4.3 模糊演算法的輸入隸屬函數.....	50
圖 4.4 攝影機座標系統.....	50
圖 4.5 車道中線像素平均值之隸屬函數.....	52
圖 4.6 車道中線偏角之隸屬函數.....	53
圖 4.7 安全程度之隸屬函數.....	54
圖 4.8 Midline-Average-Pixel = 264, Midline- Angle = 13.8 時的模糊推論	59
圖 4.9 模糊邏輯控制曲面圖.....	60
圖 5.1 車道標線偵測流程 (a)於道路影像加入由參數向量與共變矩陣所建立之偵測區域 (b) 左側第一次更新參數向量 X 與共變矩陣 Cx 後的置信區間 (c) 左側第二次更新的置信區間 (d) 右側第一次更新參數向量 X 與共變矩陣 Cx 後的置信區間 (e) 右側第二次更新的置信區間 (f)最終的車道標線偵測結果。.....	62
圖 5.2 車道模型間距 (a)等距的間距 (b)等差的間距.....	63
圖 5.3 置信區間 (a)等距間距的置信區間 (b)等差的間距的置信區間.....	64
圖 5.4 直線車道標線偵測.....	64
圖 5.5 彎道曲線車道標線偵測	65
圖 5.6 特殊路況的車道標線偵測.....	67
圖 5.7 車道標線偵測結果 I	69
圖 5.8 車道標線偵測結果 II	70

表目錄

表 1.1 (96-98)年國道事故肇事原因.....	4
表 2.1 感測器比較.....	9
表 3.1 中山高速公路設計標準.....	25
表 3.2 考慮影響影像中車道位置的參數其平均值與標準差.....	25
表 4.1 傳統集合與 Fuzzy 集合的比較.....	47
表 4.2 模糊規則庫.....	55
表 5.1 車道標線偵測成功率.....	71



第一章 緒論

1.1 研究背景

自從汽車被發明至今已經有兩百多年的時間，它改變了人類在兩地移動之間的交通模式，也大大的改變了社會的經濟結構，根據工研院 IEK ITIS 計畫[1]最新公佈的 2010 年四季及全年度台灣汽車產業回顧與展望報告表示，2010 年台灣汽車產業總產值 3345.8 億台幣，可見汽車對現今經濟面的影響程度可見一斑，因此交通的便利是國家發展的關鍵。

在人類對汽車的需求提高且運用普及時，伴隨而來的就是許多交通的事故問題。根據統計台灣地區每年車禍死亡人數高達 7,300 人左右，導致 23 萬人受傷，車輛肇事直接的損失即已達千億以上，因此車輛與駕駛者安全問題被高度的重視。另一方面因為汽車日益豐富的功能所致，以及隨著全球定位系統(GPS)技術應用、無線傳輸技術、車用半導體等技術和交通基礎設施的發展，使得傳統的交通運輸系統已不符使用，進而使汽車成為一個開放系統，可以使汽車對外互相溝通的車載資訊系統(Telematics)。車載資訊系統主要是以無線傳輸及語音、數位通訊和全球定位系統為基礎，通過車內資訊交換技術、定位系統和無線通訊網，向駕駛者及乘客提供交通資訊或者緊急情況訊息等。

車載資訊系統的應用服務項目頗為廣泛，主要分為 6 大類型的服務：(1)車內資訊(In Car Information)；(2)汽車導航及適地性服務(Navigation & LBS)；(3)智慧型車輛安全(Intelligent Vehicle Safety, IVS)；(4)車隊管理(Fleet Management)；(5)安全監視(Asset Monitoring)；(5)風險管理(Risk Management)。如圖 1.1 所示，主要涵蓋資訊、通信、汽車電子與數位內容科技應用，並滿足人、車、路、生活行動需求之智慧型服務。

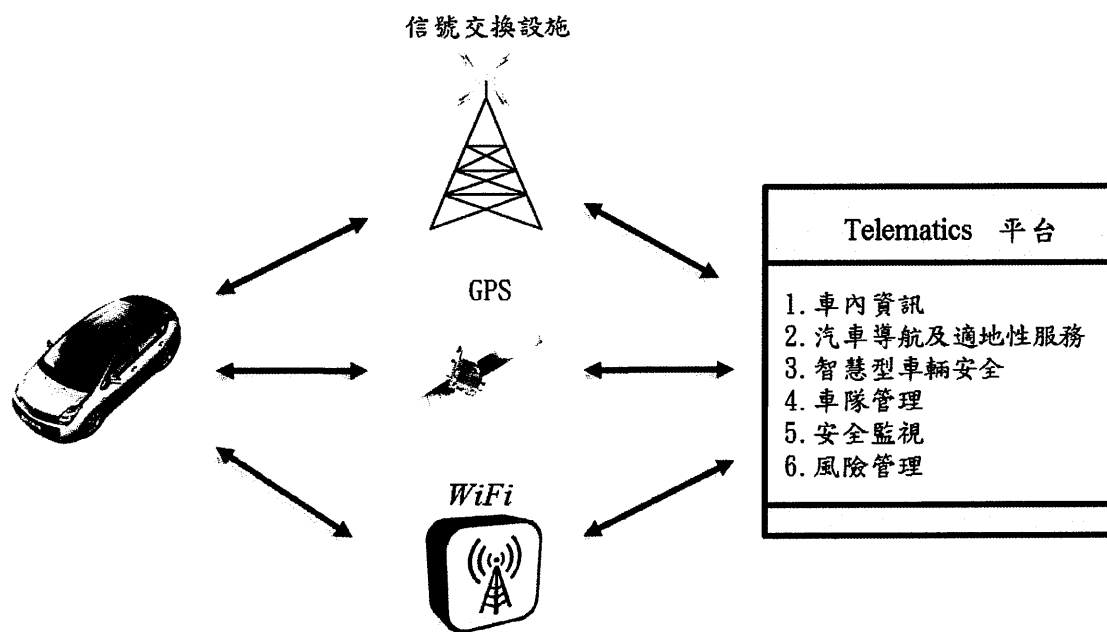


圖 1.1 Telematics 運作模式

由拓璞產業研究所之智慧型車輛引爆車用電子新發展[2]，此書中所做的研究表示，已有許多的先進國家(如歐盟、美國、日本)，已經提出了車載資訊系統的發展計畫，其主要是為了降低交通事故造成的成本及死亡率，其次為增加交通效率及減少交通擁擠。而台灣車載資訊系統的發展上，從 2000 年開始不僅政府開始關注，各車廠及提供相關服務廠商也積極投入這塊市場，由於車載資訊系統牽涉的範圍相當的廣泛且具備潛在需求，需要汽車製造業、通訊廠商、網路設備廠商甚至各研究單位的配合，通過緊密的合作才能建構出完整的車載資訊系統，因此這是需要一個長時間發展的市場。

1.2 研究動機與目的

智慧型車輛安全在車載資訊系統中，是一塊相當重要並值得研究的一部分。在現今的智慧型車輛的發展研究上，其主要的方法皆是使車輛了解本身狀態，與外在的環境資訊，將其收集並統整資訊後，根據資訊採取相對應的策略因應，因此智慧型車輛本身需要對外在環境有充分的了解，才能建構具有安全性的智慧型車輛系統。

然而車道偏離判別在智慧型車輛安全上是相當重要的一環，其主要原因可由交通部台灣區國道公路局的國道交通事故統計及特性分析報告中提到，如表 1.1 所示，交通事故的肇事原因不外乎是超速、駕駛不當、疲勞駕駛…等，而其中的問題多半為駕駛者沒有行駛於正確的車道上，使得駕駛車輛碰撞到其他車道的障礙物，或車輛發生交通事故，倘若駕駛的車載系統能在剛發生偏離當前行駛車道時，向駕駛者提出警示提醒駕駛者，便可使駕駛者警覺進一步的減少許多交通事故的發生。另一方面，近年來自動駕駛輔助系統被廣泛的討論與研究，各大汽車產業也積極投入相關的研發工作，然而對於自動駕駛而言，安全駕駛是必備的先決條件，在高速的行駛時，必須要克服環境與氣候的影響，並且能準確的使車輛行駛於正確的道路上，是相當不容易的，所以應用智慧型導航系統來輔助駕駛者，已成為先進國家共同發展趨勢。

因以上的兩個原因，本論文希望提出一個方法，此方法能正確的偵測到車輛所行駛道路上的車道標線，以及運用模糊演算法配合車道標線的位置，來判別駕駛車輛是否行駛於當前的車道上，並在駕駛車輛於偏離的狀態下時，對駕駛者提供警示，藉由此系統來減少車輛發生車禍的機率，對社會與個人提供安全的智慧型交通輔助系統。

表 1.1 (96-98)年國道事故肇事原因

	未保持安全距離	輪胎爆胎	超速	駕駛不當	超載不當	酒後駕車	疲勞駕駛	機件故障	乘客問題	其他	合計
96年	5	7	6	24	0	19	4	0	0	36	101
97年	5	11	9	13	0	13	2	0	2	33	88
98年	8	8	1	12	1	9	0	0	3	22	64
總計	18	26	16	49	1	41	6	0	5	91	253

1.3 系統功能

本論文為基於模糊演算法之車道偏離預警系統，主要使用單一 CCD 攝影機擷取道路影像，運用電腦系統來做影像處理以及車道偏離的判斷。首先將 CCD 攝影機裝設於擋風玻璃內側的正中央處，如圖 1.2 所示，往駕駛者車輛車頭方向拍攝，如圖 1.3 所示，將擷取車輛前方的路面影像輸入於電腦系統中，系統分兩大部分運算處理，第一部份為車道標線的偵測，藉由在離線(Off-line)下所建立的車道模型來做置信區間(confidence interval)，並在其中分區塊使用霍夫轉換偵測，以遞迴運算的方式偵測每一區間內的資訊，配合擴展卡爾曼濾波器(Extended Kalman Filter)的概念，使用區塊中車道標線資訊來收斂置信區間，取得每一區塊內的車道標線資料點，最後運用最小平方法對這些資料點做曲線擬合，找出車道線位置。

第二部分為判別車道偏離，主要是運用車道標線所算出來的虛擬中線平均值與其偏角，利用此兩參數做為模糊演算法中的輸入隸屬函數，並配合本論文所建構的模糊規則庫，來判別車輛的安全程度，以此安全程度值來建議駕駛者接下來要行駛的動作。



圖 1.2 CCD 攝影機架設位置

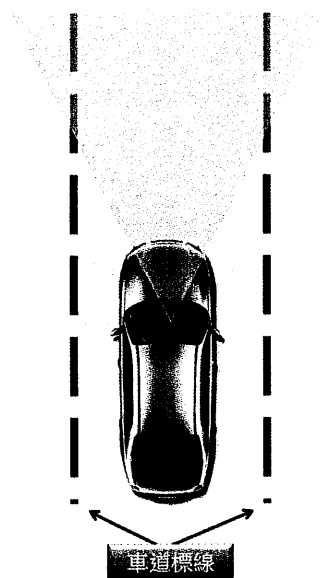
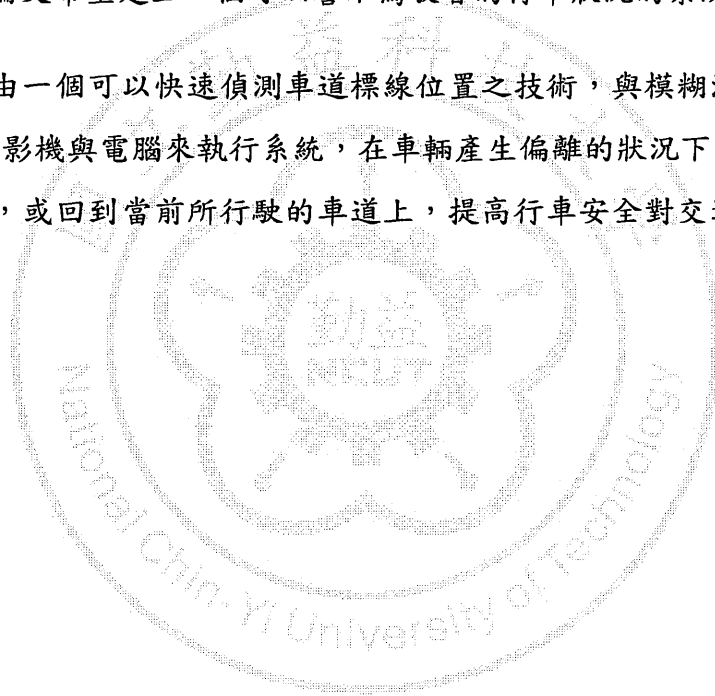


圖 1.3 以攝影機拍攝道路標線

1.4 論文貢獻

為了預防駕駛者因某些原因而發生了傷害自己，以及危及他人生命安全的交通事故是本論文的主要貢獻，在高速公路上行駛只要有一小閃失就會造成嚴重的事故，不僅花費駕駛者們的金錢或時間，更嚴重的會喪失寶貴的性命。其中因駕駛者不當的切換車道、因疲倦而沒抓緊方向盤偏離車道，或因其他原因偏離了當前車道等狀況，在這些原因下所發生的交通事故，在台灣的車禍原因中占很大的部分，因此本論文希望建立一個可以警示駕駛者的行車狀況的系統。

本論文藉由一個可以快速偵測車道標線位置之技術，與模糊演算法做結合，以單一 CCD 攝影機與電腦來執行系統，在車輛產生偏離的狀況下，提醒駕駛者快速的切換車道，或回到當前所行駛的車道上，提高行車安全對交通意外減少上有所貢獻。



1.5 論文架構

本論文總共分為六個章節，底下為概略的介紹各章節內容：

第一章為緒論：

描述目前的在車載資訊系統的發展方向、環境與背景，並介紹研究偵測車道標線與偏離警示的目的、偏離預警系統的架構，論文之貢獻與論文架構等。

第二章為相關研究：

針對車道標線偵測與偏離判斷所使用的感測器與演算法等的相關文獻進行分析與討論。

第三章為車輛標線偵測：

詳細的介紹本論文的車道標線偵測的流程與所使用的演算方法。

第四章為模糊演算法辨識偏離：

從模糊控制器的建立到判別，這一章主要使用第三章所偵測出來的車道標線資訊，使用模糊控制器來辨別駕駛車輛是否有偏離。

第五章節為實驗結果與分析：

對本論文的系統輸入各樣式的道路影像進行實驗與分析。

第六章為結論：

針對本論文的系統做最後的總結，以及對系統所擁有的缺點提出未來需要進一步修改的地方。

最後是本論文的參考文獻。

第二章 相關研究

2.1 車道偏離演算法的架構

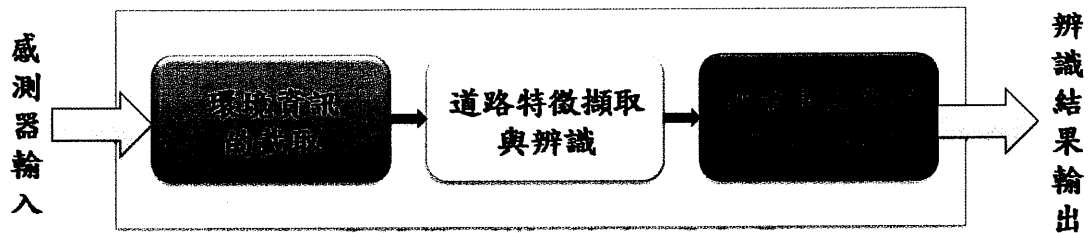


圖 2.1 車道偏離辨識研究流程

國內外已經有許多學術單位，正從事於車道偏離判斷的相關研究，也相繼的發展出許多的演算法並將其實踐，但大致上要成功的發展車道偏離判斷系統，主要流程分為三大部分：(1)環境資訊的截取(2)道路特徵擷取與辨識(3)辨識車輛與道路位置之間的關係。其中在環境資訊擷取上，目前國內外相關實驗使用到的感測器，如 CCD 攝影機、雷射測距儀及無線電波、超音波、GPS 三角定位等，但在其運用上皆是要使用攝影機來配合，且使用 CCD 攝影機較其他感測器擁有的優點：

1. 對人體傷害而言，CCD 攝影機是被動型的資訊接收元件，是直接接收物體的投影，不會像無線電波或雷射等主動元件是直接發射與接收其高能量波，而這些能量波對人體的傷害相當的大，而 CCD 攝影機並無此缺點。
2. 以感測器所取得的資訊量而言，CCD 攝影機可提供的資訊最為多元，只要運用好適當的演算法做影像處理，通常可獲得很多我們需要的資訊提供運用。
3. 對於測量距離而言，CCD 攝影機可偵測到的距離可達到 100m 左右，且影像的定位也十分精確，而如超音波，僅可偵測到 10m 左右的距離，而使用 GPS 衛星定

位誤差也高達 10m。

4. 就價格而言，實驗上用一般市售的 CCD 攝影機做為感測器價格不會很高，而不像無線電波、雷射等設備價格非常昂貴，且不易取得。

因此運用影像處理來辨識車道偏離成為主要研究的方向。雖然都是使用攝影機所擷取的影像做處理，但所使用的演算法照成的效果與優缺點皆不盡相同。而在偏離辨識所使用的演算法也將決定系統的判斷速度與判斷力。

表 2.1 感測器比較

	操作頻率	最大偵測範圍	視角	價格	用途*
光學攝影機	Visible	60m	40°	中	ALPR
微波雷達	24 GHz	15m	40°~60°	高	BP
毫米波雷達	76~77GHz	150m	15°	高	AR
雷射	900nm(Infrared)	100m	240°	中	AR
超音波	40~60KHz	10m	N/A	低	BP

*A:適應性定數巡航控制(ACC)，B:死角偵測，L:車道偏離，
P:停車輔助，R:後車偵測

2.2 文獻回顧

針對智慧型駕駛者輔助偏離預警系統的討論，其主要由紅外線、雷達、超音波到近來被常使用的攝影機等感測器做探討。Lindner 於文獻[3]提出使用雷達(lidar)來檢測車道標線，將雷達向路面照射可取得相應區域的能量反射值，又因一般路面的反射能量明顯小於有車道標線位置的能量值，如圖 2.2 所示，將取得的反射能量值取閥值做統計，並以這些統計值做計算將可標記出路面中車道標線位置。J. Sparbert 在文獻[4]中使用雷射掃描儀，主動的取得距離影像判斷路面標線，但是距離影像主要功能是在判斷周圍的障礙物，對於路面上標示線的偵測上，距離影像可取得的路面標線資料，比起 CCD 攝影機所擷取的圖像資訊要來的少，雖資料量少降低了影像複雜度，但也因而有較高的誤差，因為資料特徵點取樣少容易受雜訊的干擾，因而花費更多的時間去預測、評估與修正。

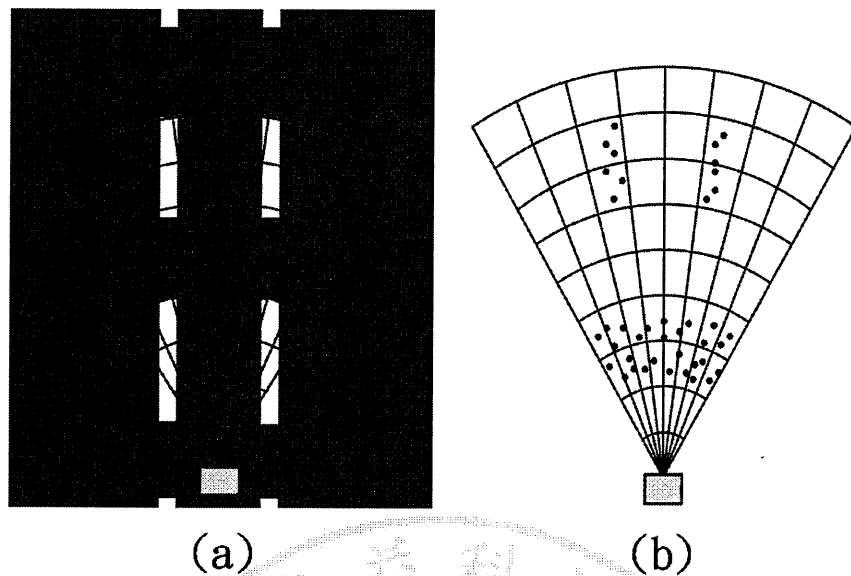


圖 2.2 雷達偵測 (a)雷達偵測區域(b)接收的反射能量值

而接下來將探討被廣泛應用的感測器攝影機，也是本論文所採用的感測器，針對使用攝影機偵測車道標線的相關研究中，歸納大部分文獻的做法分別有以道路的特徵為基礎(Feature-based)以及以模型為基礎(Model-based)等方法，以道路特徵的方法，主要是利用道路路面上的車道標線與道路背景差異極大的關係為特徵，透過影像的濾波器與特定的演算法處理後，取得道路車道兩旁的車道標線，進而計算出駕駛車輛與車道之間的關係，但這種的方法主要運用於高速公路或快速道路等規格化的路面進行偵測。而以模型為基礎的方法則是透過預先所假設的車道模型，在車道標線偵測的過程中找出該模型的幾個參數來做特徵的收斂，因此該方法較為強健，然而，當路面出現非預期的路段或雜訊時，將會導致系統的失誤，底下為數位學者的車道標線偵測的相關研究。

Bertozzi[5] 所提出之方法為應用反透視方法運用於車道偵測，首先將整張影像投影到地面，再設法將車道標線位置上的像素(pixel)加以強化，接著利用二值化(binanzation)的方式來區分出白色的車道標線與暗色的路面，如圖 2.3 所示，最後利用路寬相等的特性追蹤出車道標線的位置。這種作法的優點是將影像投影到地面座標之後會使兩條車道線之間的距離變成相等，方便後續的處理。但

缺點是反透式的過程需要相當複雜的數學運算，會造成時間上的延遲。因此在這些論文中的作法皆是利用硬體電路來執行此部分的運算，減少運算時間。

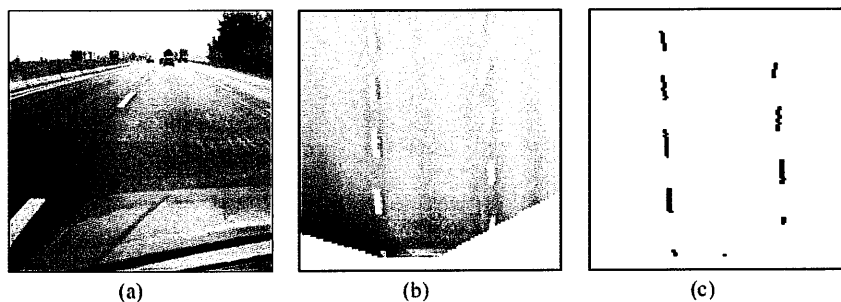


圖 2.3 反透式偵測方法 (a) 原始圖像，(b) 拆除的透視效果和 (c) 二值化結果。

Pomerleau[6] 提出迅速適應側向位置處理 (Rapidly Adapting Lateral Position Handler, RALPH) 系統，主要先提取出影像中黃色的梯型區域，如圖 2.4 所示，將此區域以反透視方法轉為俯視圖，在由所假設的五種道路曲率中 (右彎、微右彎、垂直、微左彎、左彎)，判定出最佳的影像以求得出道路變化的趨勢，如圖 2.5 所示，另外再以將俯視圖進行亮度的統計與分析，找出車道標線的位置，並與車輛在車道中心時的車道標線位置做比較，判別車輛是否有偏離。

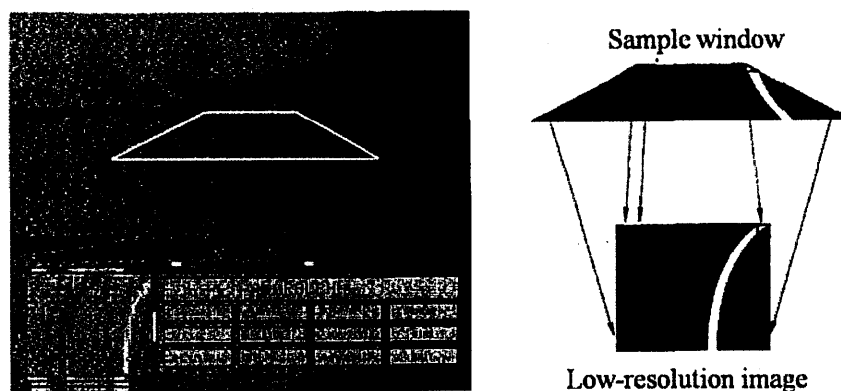


圖 2.4 前瞻性的形象與 Ralph 的抽樣策略

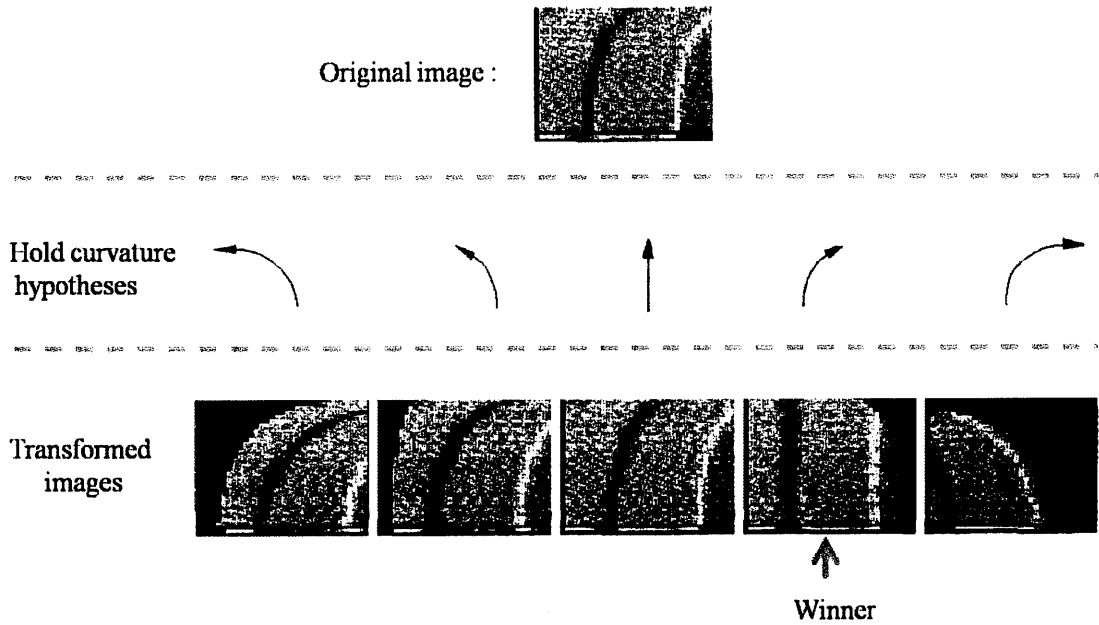


圖 2.5 Ralph 的曲率假設

Toshio Ito[7]提出一種以在道路消失點上設定一個圓心，以此圓心將影像上的邊緣做放射投影，如圖 2.6 所示，成像於圓形下方的弧，累計邊緣投影上的兩個最大數量點，與圓心所形成的扇形區域，即為影像中的道路標線位置，但此方法只適用於直線上，若道路是曲線或行車方向有所改變，必須將假定的圓心進行校正，如此才能夠找出較精確的車道標線位置。

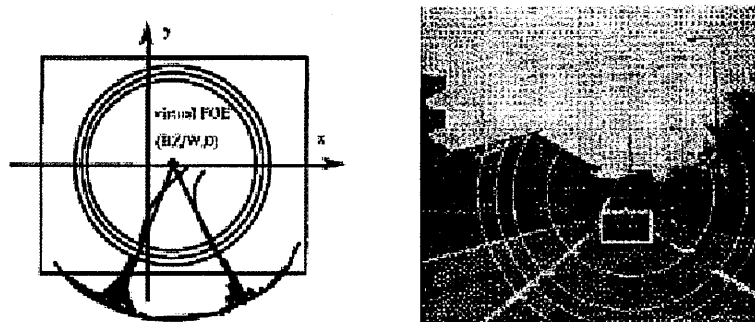


圖 2.6 以假定的圓心進行投影

Foda and Dawoud [8] 所提出的方法不使用反透視的影像處理方法，而是將影像切割為若干個 5×2 大小的區塊，如圖 2.7 所示，利用類神經網路 (Neural

Network) 來分辨出區塊內是否車道標線，最後以模糊演算法 (Fuzzy System) 來比較偵測影像與前一張影像之間的相似性來判斷出車道標線的位置。此種偵測方法在速度上較上述的反透視法快速，但其需要使用在連續的影像上才可以做辨識，在即時(Real time)的處理上並不適用，故此方法仍然不是十分理想。

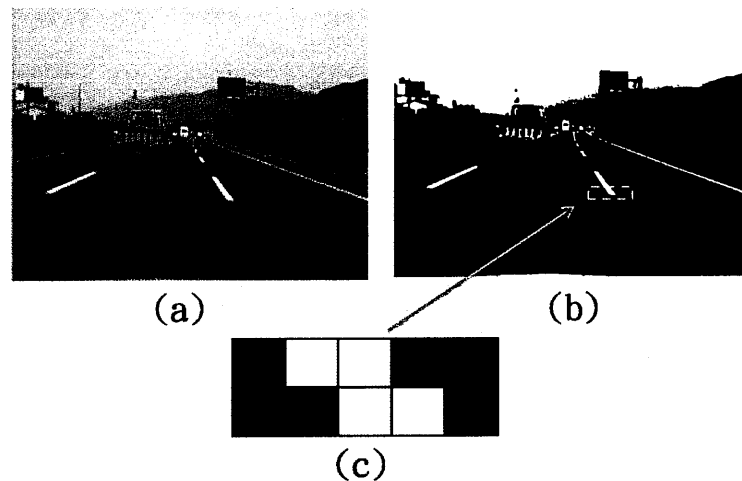


圖 2.7 類神經網路訓練遮罩

Sung Yug Choi[9]也使用類神經網路，其利用影像上部分道路標線伸展方向自動產生最佳的偵測視窗大小，在以類神經網路進行分析，以取得可能的車道標線資料，但此方法可能在過小的偵測視窗偵測時，因為彎道曲率過大而產生錯誤，因而導致在最後結果發生錯誤，而在使用過大的偵測視窗時需較多的運算時間，且可能偵測到許多不必要的資訊。

Sunghoon Kim[10]透過在擷取的影像中加入 AOI(area of interest)，在這個區域內對車道標線進行分析，將受到外在的光線亮度干擾之影像進行強化修補，可有效的判斷任何受損的車道標線，並建立資料庫用來對照錯誤的車道標記，分析各種分布在道路上的顏色與條件，提出這一種方法主要是來分辨不同顏色的車道標線。此方法可以運用於都市的車道標線辨識上，但無法用於彎道。

Karl Kluge[11] 提出一個對付因陰影、坑洞、油污等情況，導致車道標線不明顯的偵測方法，其利用 LOIS(likelihood of image shape)偵測演算法，運用一

個可變形的模板來解決因上述雜訊所遮蔽的車道標線。

經由以上的文獻探討後發現，使用不同的感測器偵測，配合不同的演算法皆有其優缺點，但研究的重點不外乎就是考慮到偵測系統的強健性，道路的形式(直線、彎道、實線、虛線)、外在多種不穩定因素(如旁車、樹的陰影等)，以及天候環境的影響等。雖然，以目前科技先進的程度而言，很容易的可獲得到許多克服這些問題的相關產品，但為了考慮到實用性問題，以及這些技術產品價普遍較高且安裝困難。因此，本論文採用的現今已有純熟技術的電腦視覺，使用單一 CCD 攝影機的電腦視覺技術，擷取的道路影像，並與統計數據所建立的車道模型做結合，以小區塊的偵測方式，一來可以減少大區域偵測的誤判，二來可以降低演算法處理的時間，三來使用區塊偵測可將曲線視為直線線段組合。在偵測部分，本論文在每區塊中使用霍夫轉換，偵測區塊內車道標線的部分線段，利用所偵測到的車道標線的位置點資訊，運用擴展卡爾曼濾波器概念，處理區塊內取到的點資訊，並以遞迴運算的方式收斂偵測範圍，最後使用最小平方法做曲線擬合，找出圖像中的左、右車道標線位置，並估計出虛擬的車道中線，使用所取到的車道中線位置參數，加入於模糊控制器中，以模糊控制器的輸出結果來辨識車道偏離，提供駕駛者行駛於高速公路上的偏離檢測系統。

第三章 車道標線偵測

我們可由流程圖 3.1 中看出。本論文將基於模糊演算之車道偏離預警系統總共分為三個處理部分，第一部分為在離線(Off-line)下的運作，主要統計車道標線位置方程式中，五個影響影像中車道標線位置較大的參數，並將其以平均值與標準差表示，將其代回車道標線位置方程式中計算，系統將可得到一組參數向量(parameters vector) X 與一組共變異矩陣(covariance matrix) C_x 兩個向量集合，我們以擴展卡爾曼濾波器(Extended Kalman Filter, 簡稱 EKF)的概念，將這兩向量集合做為系統的預測偵測範圍，定義為初始的置信區間(confidence interval)，也可解釋為該系統對車道標線可能出現區域的描述。

第二部分是在新擷取到的道路影像輸入後，對新影像運用二值化與邊緣提取，兩個影像前置處理步驟做運算，我們可取得道路影像中，物件的邊緣特徵資訊，然後本論文將加入第一部份，所計算出的參數向量與共變異矩陣，這兩向量集合將可組成左、右兩邊的置信區間，在這兩個置信區間的範圍內，於影像的最底端到影像中的水平面之間，使用 $v_1 \sim v_n$ 將其分成 $n-1$ 個區塊，每一個區塊標記為 p_i ($i \in N^+$)，再由 p_1 至 p_{n-1} 使用遞迴運算的方式，運用霍夫轉換(Hough transform)演算法，來偵測區塊內的邊緣特徵點資訊，將霍夫轉換所偵測出來的部分車道標線資訊，輸入於擴展卡爾曼濾波器中，對參數向量與共變異矩陣作更新，經由的遞迴運算使得參數向量與共變異矩陣之數值漸漸收斂。最後將在所有區塊內，運用霍夫轉換所偵測出來的資料點與參數向量 X ，使用最小平方法做曲線擬合，將可繪出影像之中車道標線位置。

最後一部分，則是依據第二部分中所取得的車道標線位置資訊，估計出其車道的虛擬中線位置，在此本論文將運用車道中線的平均值以及車道方向之角度輸入於模糊控制器，以兩參數數據做模糊演算法的模糊規則判斷，由此三個部分所建出的系統將作為判別駕駛者是否行駛於正確車道之預警系統，提供駕駛車輛與旁車安全的一個智慧型車輛系統。

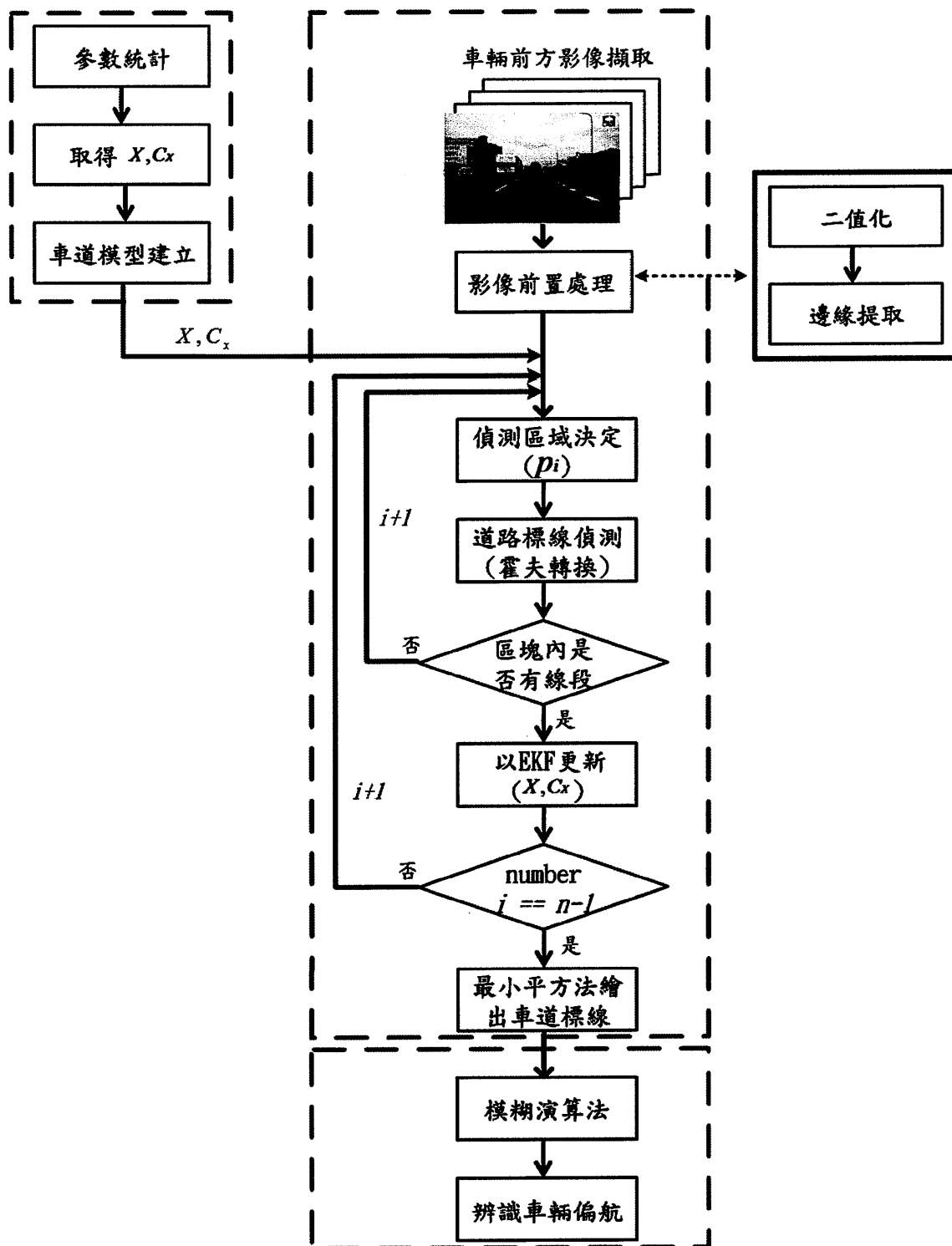


圖 3.1 車道偏離預警演算法之流程圖

3.1 建立車道模型

在本論文的偵測及追蹤車道標線中，車道模型扮演很重要的角色。對一般的道路影像而言，可以將其視為是一 3 維空間中的實體路面空間，透過攝影機映射於 2 維的空間平面。因此在影像辨識的處理上，需要一個可以描述道路形象與位置的模型。如圖 3.2 所示，道路影像的橫軸(u 軸)可視為車輛左右偏移的方向，縱軸(v 軸)可視為車輛所行進的方向，在影像中的車道標線位置會隨著許多的參數而變化，但我們可以運用統計的方式，記錄各個參數變化範圍，並建立出一個車道標線可能出現的位置範圍的偵測模型，我們將其定義為置信區間(confidence interval)，其分為左、右兩側的置信區間，分別為統計所計算出來的平均位置 u_{il}, u_{ir} ，以及其參數誤差範圍所建立出來的共變異矩陣所共同決定的。我們可在此左、右兩側的區間內，實行車道標線偵測的演算法。而在本論文中，主要將影像的縱軸(v 軸)，由影像畫面中的水平面為界至影像的底端，以 $v_1 \sim v_n$ 分為 $n - 1$ 個區塊偵測，使用區塊偵測主要是因為，小區塊的偵測可減少偵測的錯誤率，以及區塊偵測可將彎道曲線，視為直線線段來偵測方便系統計算。

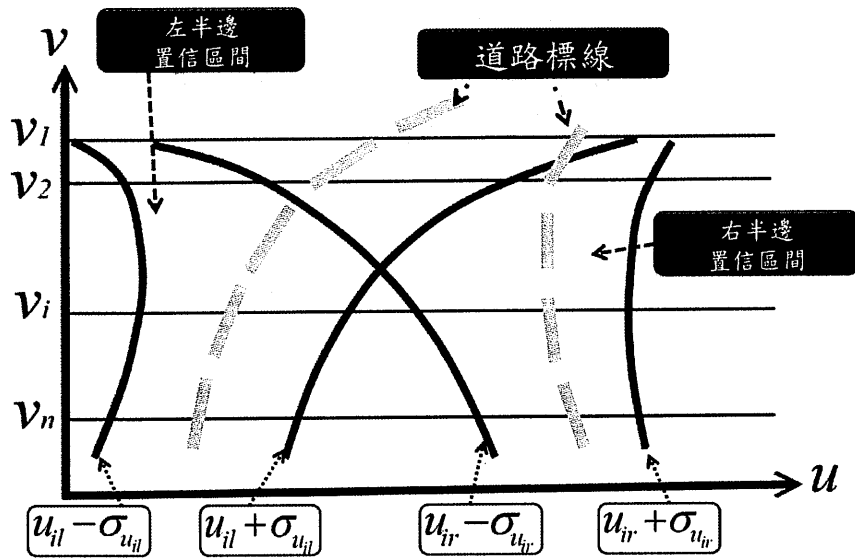


圖 3.2 車道模型

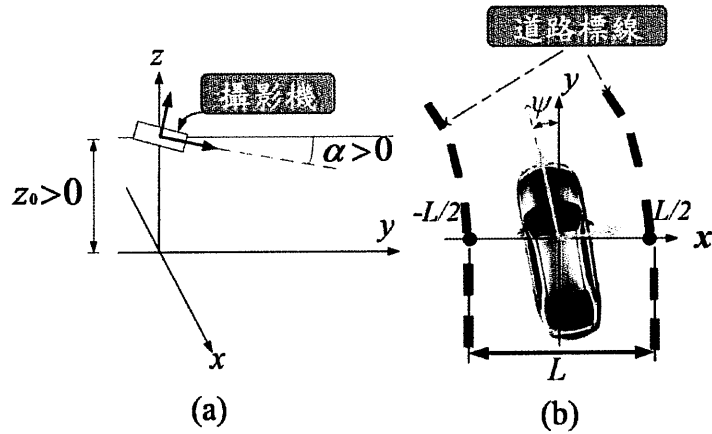


圖 3.3 參數定義 (a)攝影機架設位置(b)駕駛車輛與行駛道路關係

藉由上述車道模型的建構概念，首先我們須探討在攝影機擷取出來的影像，會因為哪些參數而改變影像中車道標線位置，在此本文參考文獻[12]中所使用的五個影響車道標線位置的參數，第一個參數為車輛內攝影機架設時的傾斜角 α (camera inclination angle)，第二個為車輛的轉向角 ψ (vehicles steer angle)，第三個為道路的曲率 C_l (lateral curve)，第四個為道路寬度 L (road width)，第五個為在行駛車道上車輛可偏離的左、右距離 x_0 (vehicles in carriageway on the transverse position)等五個參數，如圖 3.3 所示。由此五個參數我們將可建立一個，對映影像中車道標線位置的方程式：

$$u_i = e_u \left[\frac{-e_v z_0}{2(v_i - e_v \alpha)} C_l - \psi - \frac{d_u}{2} + \frac{v_i - e_v \alpha - \frac{d_v}{2}}{e_v z_0} \left(x_0 + \frac{\gamma L}{2} \right) \right] \quad (3.1)$$

其中

- $\gamma = 1$ 時， $u_i = u_{il}$ ； $\gamma = -1$ 時， $u_i = u_{ir}$
- $e_u = f/d_u$ 和 $e_v = f/d_v$ ；
- f 攝影機焦距；
- d_u, d_v 截取之照片的水平與垂直像素值 ；
- z_0 攝影機架設高度。
- C_l 車道曲率

在取得車道標線的位置函式後，本論文將應用卡爾曼濾波器的遞迴運算概念，以及其預測估計的特點，來建立偵測車道標線的位置的車道模型，以及其偵測流程。卡爾曼濾波器為 1960 年 R. E. Kalman 所發表的[13]，他提出一個運用遞迴的方式，解決離散資料線性濾波(discrete-data linear filtering)問題。現今隨著數位計算機的發展，卡爾曼濾波器也被廣泛的應運於許多領域上。簡單來說，它是一個最佳化的遞迴演算法，即使在不知道模型的確切的性質下，也可以估測出一個系統的未來的狀態，經過四十年許多學者的驗證，證實了卡爾曼濾波器是一個執行效率高的演法。

3.1.1 卡爾曼濾波器

卡爾曼濾波器的完整推導過程如下敘述，首先引入一個離散時間控制程序(discrete-time controlled process)，該程序可用一個線性隨機微分方程式描述：

$$x_k = Ax_{k-1} + w_{k-1} \quad (3.2)$$

x_k 為時刻 k 時系統的狀態。其測量值 z_k 可描述為：

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (3.3)$$

w_k 和 v_k 代表過程雜訊和測量雜訊，假設它們的分佈為自然數集合：

$$\begin{aligned} p(w) &\sim N(0, Q) \\ p(v) &\sim N(0, R) \end{aligned} \quad (3.4)$$

(3.2) 式中的 A 為狀態轉換矩陣，主要是將 $k-1$ 時刻的狀態和 k 時刻的狀態連結起來；(3.3) 式中的 H 為狀態 x 和測量值 z 之間的關聯矩陣，(3.4) 式中的 Q 和 R 分別為過程雜訊和測量雜訊的共變異矩陣，其可能會隨著每一次的遞迴運算而變化，但在這裡我們可將其視為常數。

我們定義 $\hat{x}_{k|k-1}$ 為時刻 k 的預估狀態(a priori state)， $\hat{x}_{k|k}$ 為時刻 k 的評估狀

態(a posteriori state)。接著將可定義預估誤差 $e_{k|k-1}$ 與評估誤差 $e_{k|k}$ 為：

$$\begin{aligned} e_{k|k-1} &\equiv x_k - \hat{x}_{k|k-1} \\ e_{k|k} &\equiv x_k - \hat{x}_{k|k} \end{aligned} \quad (3.5)$$

而預估誤差的共變異矩陣 $C_{k|k-1}$ 與評估誤差的共變異矩陣 $C_{k|k}$ 則可寫成：

$$\begin{aligned} C_{k|k-1} &\equiv E[e_{k|k-1}e_{k|k-1}^T] \\ C_{k|k} &\equiv E[e_{k|k}e_{k|k}^T] \end{aligned} \quad (3.6)$$

為了推導出卡爾曼濾波器的方程式，設定目標為計算出時刻 k 的評估狀態，令它為預估狀態 $\hat{x}_{k|k-1}$ 和 $z_k - Hx_k$ 加權過後的和，如下式所示：

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k(z_k - H\hat{x}_{k|k-1}) \quad (3.7)$$

$(z_k - H\hat{x}_{k|k-1})$ 反應出預測測量值 $(H\hat{x}_{k|k-1})$ 和實際測量值 z_k 之間的差異；而 K 稱為卡爾曼增益(Kalman gain)，它會使評估誤差的共變異矩陣 $C_{k|k}$ 最小；為了達成目標，將(3.7)式代入 $e_{k|k}$ 的定義中，再代入(3.6)式中，經計算可得結果如(3.8)所示：

$$C_{k|k} = (I - K_k H)C_{k|k-1}(I - K_k H)^T + K_k R K_k^T \quad (3.8)$$

接著取 $C_{k|k}$ 的跡數(trace)，再對 K_k 做微分，並令其為0，即為

$$\frac{d \operatorname{tr}(C_{k|k})}{d K_k} = -2C_{k|k-1}H^T + 2K_k H C_{k|k-1}H^T + 2K_k R = 0 \quad (3.9)$$

可化解出

$$K_k = C_{k|k-1}H^T(HC_{k|k-1}H^T + R)^{-1} \quad (3.10)$$

再將(3.10)代回(3.8)式中，將可求得

$$C_{k|k} = (I - K_k H) C_{k|k-1} \quad (3.11)$$

以(3.8)(3.10)(3.11)等式將可構成卡爾曼濾波器的更新機制。接著將完成卡爾曼

濾波器預測機制，假設時刻 k 的預測狀態為：

$$\hat{x}_{k|k-1} = A\hat{x}_{k-1|k-1} \quad (3.12)$$

將(3.2)式與(3.12)式，代入預測誤差的定義公式中：

$$\begin{aligned} e_{k|k-1} &= x_k - \hat{x}_{k|k-1} = (Ax_{k-1} + w_{k-1}) - A\hat{x}_{k-1|k-1} \\ &= A(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1|k-1}) + w_{k-1} \end{aligned} \quad (3.13)$$

再將(3.13)式代入(3.6)中，整理後可得：

$$C_{k|k-1} = AP_{k-1|k-1}A^T + Q_k \quad (3.14)$$

由上方推導，(3.12)式與(3.14)式即為預測機制的方程式。如圖 3.4 所示，此為卡爾曼濾波器完整的示意圖。

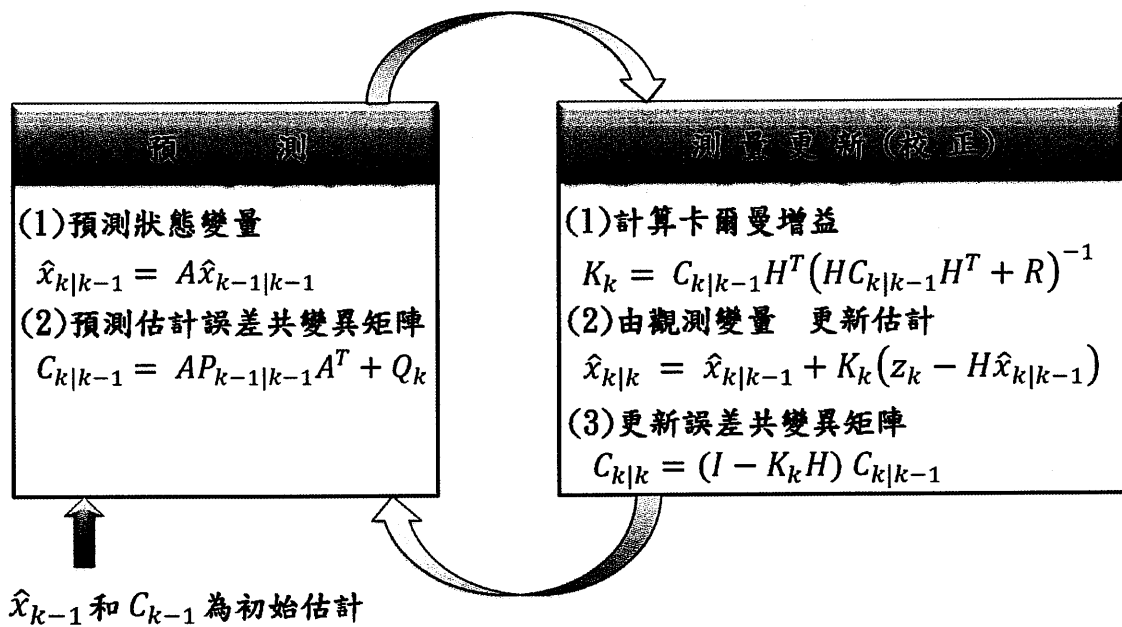


圖 3.4 卡爾曼濾波器示意圖

3.1.2 擴展卡爾曼濾波器

由 3.1.1 小節中我們可了解到卡爾曼濾波器的應用，但可由式子(3.1)得知，論文所建立的車道標線位置方程式是一個非線性的方程式，而卡爾曼濾波器則只能處理線性的系統，因此本論文在選擇時採用擴展卡爾曼濾波器(Extended Kalman Filter, EKF)，擴展卡爾曼濾波器中的狀態轉換與觀測模型不需要是狀態的線性函數，可使用可微的函數代替。假設其輸入的狀態方程式為：

$$x_k = f(x_{k-1}, w_{k-1}) \quad (3.15)$$

而測量值可描述為：

$$z_k = h(x_k, v_k) \quad (3.16)$$

隨機變量 w_k 與 v_k 為過程雜訊和測量雜訊。為了估計一個具有非線性和測量的過程，首先給(3.15)式和(3.16)式一個新的線性化表示：

$$x_k \approx \tilde{x}_k + A(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1}) + W_{w_{k-1}} \quad (3.17)$$

$$z_k \approx \tilde{z}_k + H(x_k - \tilde{x}_k)V_{v_{k-1}} \quad (3.18)$$

其中：

- x_k 和 z_k 是狀態向量與測量向量的真值；
- \tilde{x}_k 和 \tilde{z}_k 來自(3.15)式與(3.16)式，為狀態向量與測量向量的觀測值；
- \hat{x}_k 是 k 時刻狀態向量的評估值；
- A 是 f 對 x 的偏導的 Jacobian 矩陣：

$$A_{[i,j]} = \frac{\partial f_{[i]}}{\partial x_{[j]}}(\hat{x}_{k-1})$$

- W 是 f 對 w 的偏導的 Jacobian 矩陣：

$$W_{[i,j]} = \frac{\partial f_{[i]}}{\partial w_{[i]}}(\hat{x}_{k-1})$$

- H 是 h 對 x 的偏導的 Jacobian 矩陣：

$$H_{[i,j]} = \frac{\partial h_{[i]}}{\partial x_{[i]}}(\tilde{x}_k)$$

- V 是 h 對 v 的偏導的 Jacobian 矩陣：

$$V_{[i,j]} = \frac{\partial h_{[i]}}{\partial v_{[i]}}(\tilde{x}_k)$$

由上方之定義，我們可如同 3.1.1 小節的推導過程求得出擴展卡爾曼濾波器的預測機制與更新機制如下所示。

預測機制：

$$\hat{x}_{k|k-1} = f(\hat{x}_{k-1}) \quad (3.19)$$

$$C_{k|k-1} = A_k C_{k-1|k-1} A_k^T + W_k Q_{k-1} W_k^T \quad (3.20)$$

更新機制：

$$K_k = C_{k|k-1} H^T (H C_{k|k-1} H^T + V_k R_k V_k^T)^{-1} \quad (3.21)$$

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (z_k - h(\hat{x}_{k|k-1}, 0)) \quad (3.22)$$

$$C_{k|k} = (I - K_k H) C_{k|k-1} \quad (3.23)$$

如圖 3.5 所示，此為擴展卡爾曼濾波器完整的示意圖。

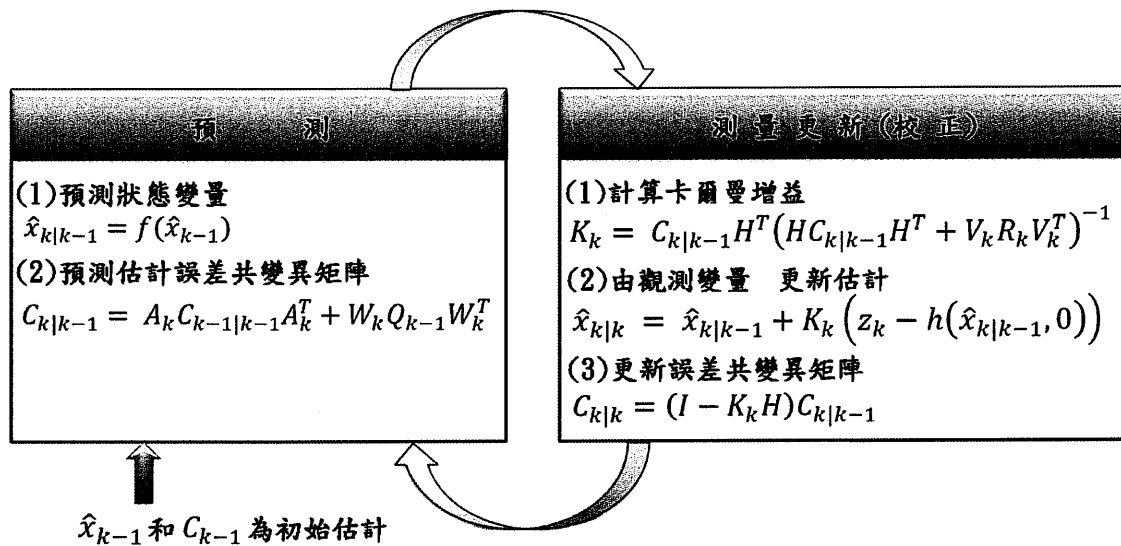


圖 3.5 擴展卡爾曼濾波器示意圖

3.1.3 建立初始置信區間

藉由擴展卡爾曼濾波器的特性，以及車道標線位置方程式(3.1)式，我們將可以建立一個描述車道位置的模型，以及偵測車道標線的流程。首先，定義初始的估測，也就是系統偵測的初始置信區間，我們統計五個會影響影像內車道標線位置的參數，有車輛內攝影機架設時的傾斜角 α 、車輛的轉向角 ψ 、道路的曲率 C_l 、道路寬度 L 、行駛車道上車輛可偏離的左、右距離 x_0 。其中道路的相關參數上，我們可以由交通部台灣區高速公路局的網站[14]上得知，高速公路的車道標線基本寬度為 3.6 公尺，如圖 3.6 所示，而道路的最小曲率半徑，我們可由表 3.1 中可得知，最小曲率半徑為 600 公尺，也就是說道路曲率 $C_l/m^{-1} = 0.0017$ ，而 CCD 攝影機架設時的傾斜角，本論文以本身的架設經驗來設定其範圍，車輛的轉向角設定在車輛正常行駛時的車輛轉角。由這五種參數的資料統計數值，本論文將可取得各個參數的平均值與標準差，如表 3.2 所示：

式中的五個參數，以偏導數運算，計算出一個 Jacobian 矩陣，將可取得如(3.25)所示：

$$J_g = \left[\frac{\partial u_i}{\partial x_0} \quad \frac{\partial u_i}{\partial \psi} \quad \frac{\partial u_i}{\partial C_l} \quad \frac{\partial u_i}{\partial \alpha} \quad \frac{\partial u_i}{\partial L} \right]_{1 \times 5} \quad (3.25)$$

我們將(3.25)式所計算出來的 Jacobian 矩陣結果代入(3.20)式中，將可取得一變異矩陣，此為擴展卡爾曼濾波器的誤差共變異矩陣，將其定義為 C_x 如(3.26)所示：

$$C_{x_0} = (J_g C_p J_g^T)|_{vi} = J_g \begin{pmatrix} \sigma_\alpha^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_\psi^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{C_l}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_L^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{x_0}^2 \end{pmatrix} J_g^T|_{vi} = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \sigma_i^2 & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \sigma_n^2 \end{pmatrix}_{n \times n} \quad (3.26)$$

最後我們可以透過(3.24)式的參數向量 X_0 ，與(3.26)式的共變異矩陣 C_{x_0} ，兩向量集合來建立本系統的車道模型，如圖 3.7 所示，由黃色線代表參數向量 X_0 ，而左半邊(藍色)區域與右半邊(紅色)區域，為共變異矩陣 C_{x_0} 之對角線元素 σ 值與參數向量 X_0 共同決定，接下來將運用此車道模型進行車道標線的偵測，其中 λ 為常數，主要是調整置信區間的範圍大小。

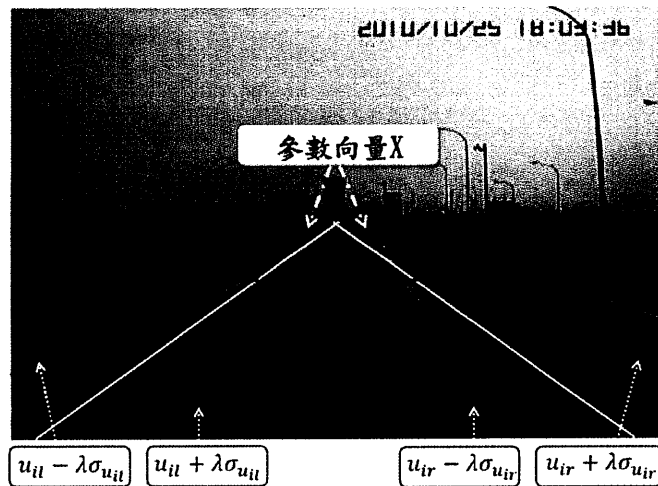


圖 3.7 初始偵測的置信區間

3.2 影像前處理

在此小節中主要的目的為取得道路影像中待偵測物件的清楚邊緣，這是因為在接下來的車道標線偵測的步驟中，本論文採用霍夫轉換(Hough transform)來偵測車道標線，而要使用此方法主要的關鍵，就在於偵測物件是否有明顯的邊緣，故此過程對接下來的步驟相當重要。在這裡本論文分三步驟處理，第一步驟為色彩空間轉換，此為將 CCD 攝影機擷取出的彩色影像，轉為灰階影像減少運算時間；第二步驟為影像二值化，將背景與物件分離，方便系統偵測；第三步驟為邊緣提取，主要運用侵蝕與膨脹等影像形態學運算，取得道路影像中車道標線的邊緣，將其邊緣影像運用於接下來的車道標線偵測上。

3.2.1 色彩空間轉換

透過 CCD 攝影機所擷取的影像為由紅色、綠色、藍色(R, G, B)所組成的圖片，如圖 3.8 所示，而在 RGB 色彩空間中，每一個色彩皆使用三原色的分量來表示，該模型是建立在直角坐標系統的上，如圖 3.9，RGB 的顏色值皆為 $[0, 255]$ 的範圍內，則黑色在原點上 $(0, 0, 0)$ ，白色在離原點最遠的頂點上 $(255, 255, 255)$ ，灰色的階層分布將分布在黑色到白色的線段上。

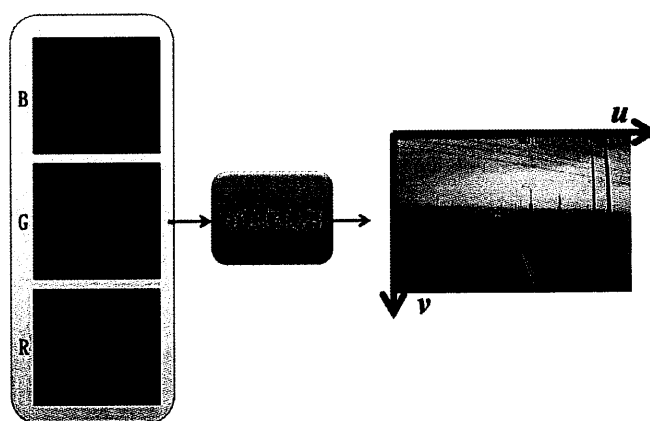


圖 3.8 影像色素組成元素

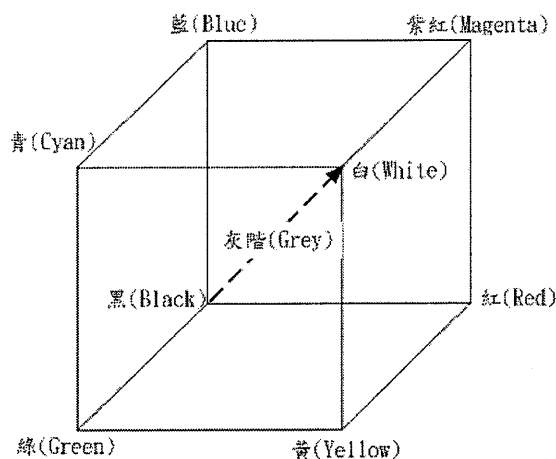


圖 3.9 RGB 色彩空間

由於彩色的資料量為灰階影像的 3 倍，且在車道標線偵測上所抽取的特徵時所使用的演算法只需要灰階影像，因此，藉由(3.27)式的色彩空間轉換方程式，可將 RGB 色彩空間轉換為 YCbCr 色彩空間。YCbCr 色彩空間並不是一種絕對的色彩空間，而是 YUV 色彩空間壓縮及位移後的版本，經常被運用在描述數位影像的訊號。其中 Y 表示為明亮度(Luminance)，Cb 為藍色色度(Blue Chrominance)、Cr 紅色色度(Red Chrominance)。根據研究顯示 YCbCr 色彩空間對光線的靈敏度較低，故使用此色彩空間進行分離路面與車道標線會有良好的效果。

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.16874 & -0.33126 & 0.5 \\ -0.41869 & -0.41869 & -0.08131 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} \quad (3.27)$$

3.2.2 影像二值化

當物件與背景像素的強度分佈有足夠的區別時，可以使用一個門檻值(Threshold)來做分離，本論文藉由 CCD 攝影機來擷取道路影像，我們可由影像中看出，道路路面的像素值與道路標線的像素值有明顯的差別，但考慮到道路的像素值會因天氣情況或光線的強度的變化，使用固定的門檻值可能在二值化的處理上會產生錯誤，因此，在這裡本論文應用了一個以遞迴演算的方式，自動的估測

出門檻值的演算法。首先將道路影像的像素值做統計，求出影像的直方圖，如圖 3.10 所示。

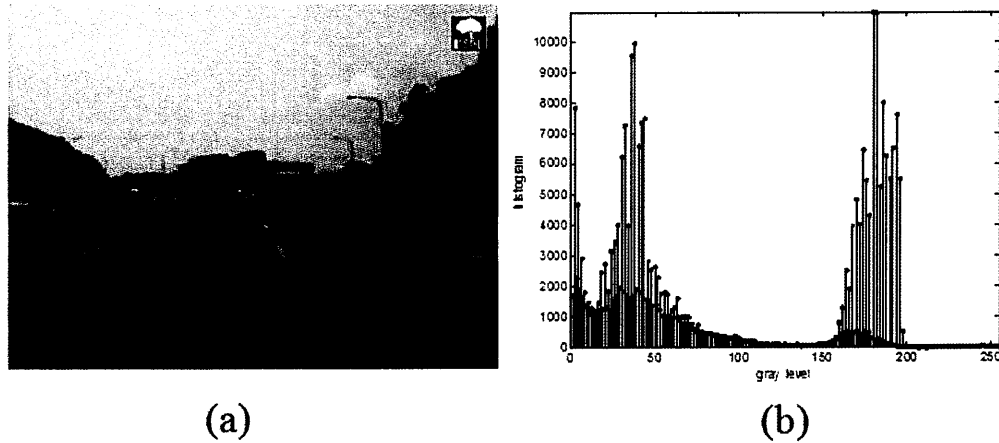


圖 3.10 直方圖 (a)攝影機截取之影像(b)影像之直方圖

而後藉由下面的門檻化演算四個過程取得一適用的門檻值：

Step1. 選取整體門檻值 T 的起始估測值 T_0

$$T_0 = \frac{1}{2} [\text{MAX}(\text{影像像素值}) + \text{MIN}(\text{影像像素值})] \quad (3.28)$$

Step2. 利用門檻值 T 把圖像分割為兩個區域 R_1 和 R_2 ，利用(3.29)式計算區域 R_1 和 R_2 的灰階度均值 μ_1 和 μ_2 ，其中 n_i 為像素值的大小， T_i 為目前的門檻值。

$$\mu_1 = \frac{\sum_{i=0}^{T_i} i n_i}{\sum_{i=0}^{T_i} n_i}, \mu_2 = \frac{\sum_{i=T_i}^{L-1} i n_i}{\sum_{i=T_i}^{L-1} n_i} \quad (3.29)$$

Step3. 計算出 μ_1 和 μ_2 後再利用(3.30)計算出新的門檻值 T_{i+1} ：

$$T_{i+1} = \frac{1}{2} (\mu_1 + \mu_2) \quad (3.30)$$

Step4. 重複 Step2. ~ Step3.，直到連續遞迴中之 $(T_{i+1} - T_i)$ 值的差異小於預定的參數 $\Delta T = 0.5$ 。

透過上述的四個步驟後，我們將可將道路的灰階影像轉換為由(0, 1)表示的二值化影像如圖 3.11(b)所示，從此影像可以看出，二值化影像將路面與車道標線明顯的分離出來。

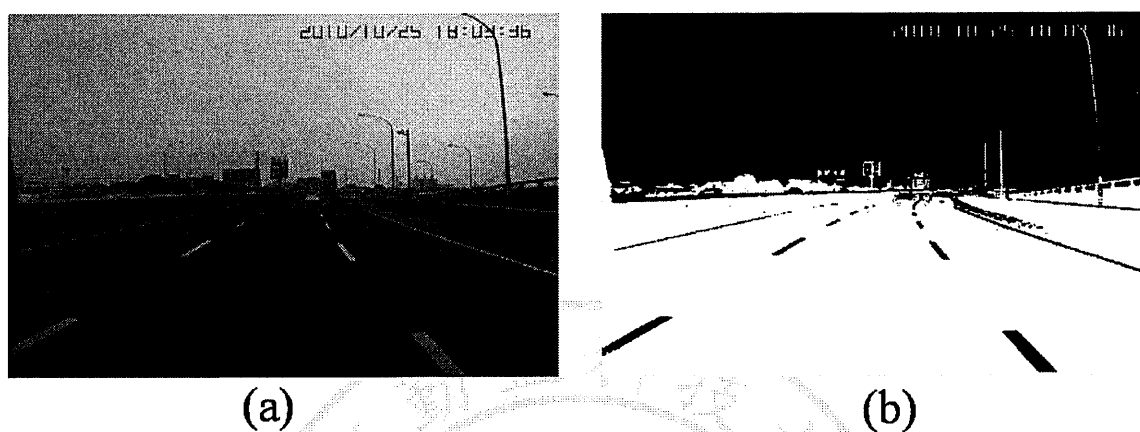


圖 3.11 二值化 (a)原始影像 (b)二值化影像

3.2.3 邊緣提取

在這一小節中，本論文將運用 3.2.2 節中所取得的二值化影像做處理，結合影像處理中的形態學(Morphology)方法，來提取車道標線的邊緣。在這裡本論文不選用 Sobel 或 Canny 等邊緣偵測演算法，主要的原因是使用邊緣偵測演算法，在圖像的運算量上，較使用形態學的處理方法大，且使用形態學做邊緣提取較不容易使面積較小的車道標線消失，以及可以消除不必要的雜訊，因此在此本論文使用形態學的基礎運算來取得車道標線的邊緣。

形態學中的運算，主要都由侵蝕(Erosion)與膨脹(Dilation)互相結合運用，來達到使用者想要的效果。侵蝕運算主要適用於消除在二值化影像中不需要的雜訊，侵蝕的運算是對於 Z^2 中的兩個集合 A 和 B，當 A 被 B 侵蝕記為 $A \ominus B$ 定義為：

$$A \ominus B = \{z | (B)_z \subseteq A\} \quad (3.31)$$

由(3.31)式，我們可解釋為 A 被 B 的一個結構元素侵蝕，使得 B 位移 z 後仍

包含在 A 中所有 z 點的集合，又因為 B 必須包含於 A 中的陳述，等同於 B 和背景沒有任何的共通元素，因此我們可以將(3.31)式改寫成為(3.32)式，其中 A^c 為 A 的補集，而 \emptyset 是空集合，且我們可以藉由圖 3.12 與圖 3.13 來說明。

如圖 3.12 所示，此為使用一個正方形結構元素 B，對原始影像的集合 A 進行侵蝕運算，集合 A 被侵蝕的部分為虛線內白色的區域，虛線則是指的結果結構元素 B 的移動極限，可解釋為，如 B 的原點超出此虛線，這一個集合將不在包含在集合 A 中也就違反了定義。如圖 3.13 所示，其為運用一個拉長的矩形結構元素，對原始影像的集合 A 進行侵蝕運算其結果將式使得原始影像的 A 集合侵蝕為一條線。

$$A \ominus B = \{z | (B)_z \cap A^c = \emptyset\} \quad (3.32)$$

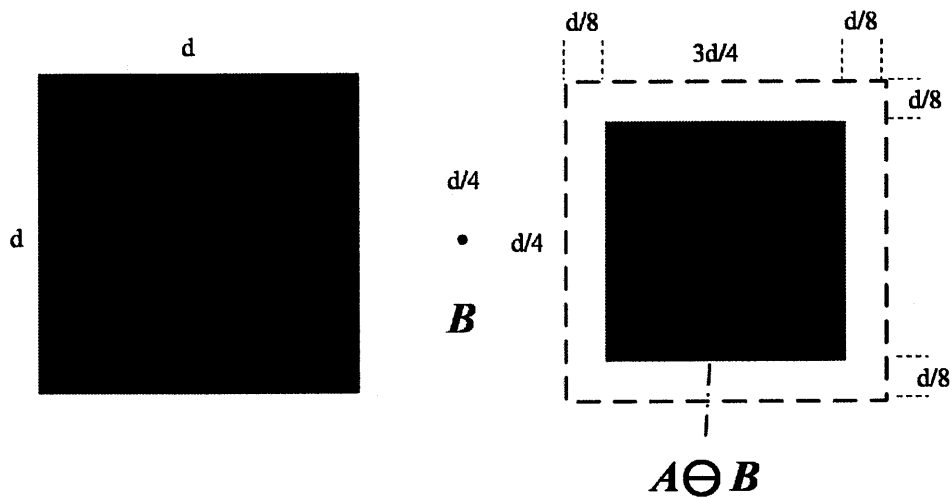


圖 3.12 正方形結構元素對原始影像進行侵蝕運算的結果

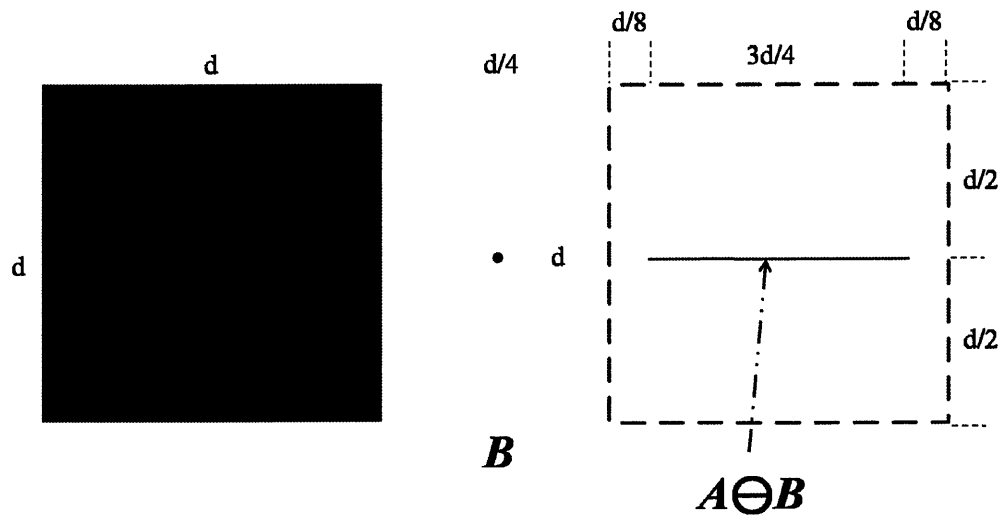


圖 3.13 矩形結構元素對原始影像進行侵蝕運算的結果

而形態學中的膨脹運算恰好與侵蝕運算相反，其主要的功能是用於橋接縫隙，或是修補破碎影像。對於 Z^2 中的兩個集合A和B，當A藉由B膨脹時，記為 $A \oplus B$ 定義為：

$$A \oplus B = \{z | (B)_z \cap A \neq \varnothing\} \quad (3.31)$$

(3.31)式主要是將B對於原點的反射並對此反射平移z單位，而A藉由B膨脹，則是z的所有位移的集合，其中B和A須重疊至少一個元素，根據此解釋將可將(3.31)式改寫為：

$$A \oplus B = \{z | [(B)_z \cap A] \subseteq A\} \quad (3.32)$$

如此的定義能讓(3.32)式能更符合運用於二維空間中值型影像處理的概念。且此式當結構元素B視為迴旋積(Convolution)遮罩並建立於算術運算時，將B對其原點旋轉，並依序位移過集合A的上方，此動作就如同將一個遮罩在影像中滑動計算。我們將可從圖3.14中看出，原始影像的集合A藉由一個正方形結構元素B進行膨脹運算，最右方的方塊為膨脹後結果，其虛線顯示原始集合當作參考，而實線顯示一極限，當超過此極限時，將B的原點進一步位移z，會造成B和A的交

集此為空集合。因此，在這裡邊界上邊界裡的所有元素構成 A 被 B 的膨脹。圖 3.15 為原始影像的集合 A 運用一拉長的矩形結構元素 B 進行膨脹運算其結果將式使得原始影像的 A 集合膨脹為一方塊。

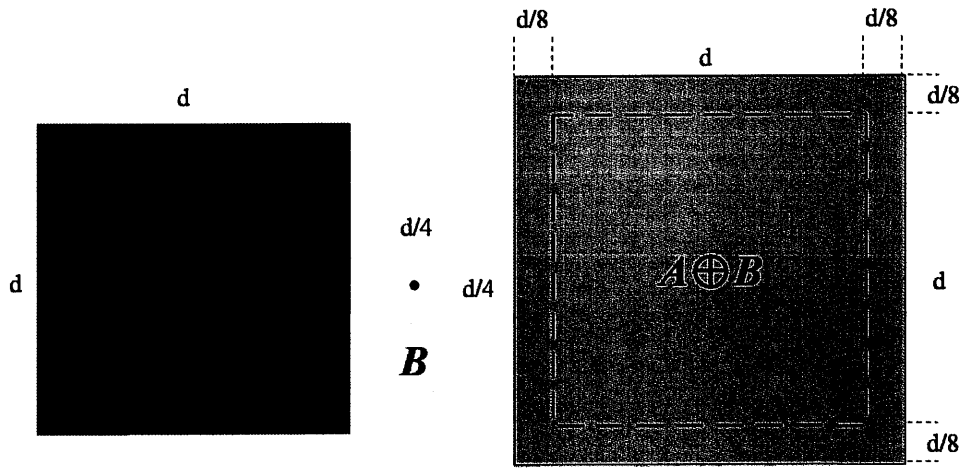


圖 3.14 正方形結構元素對原始影像進行膨脹運算的結果

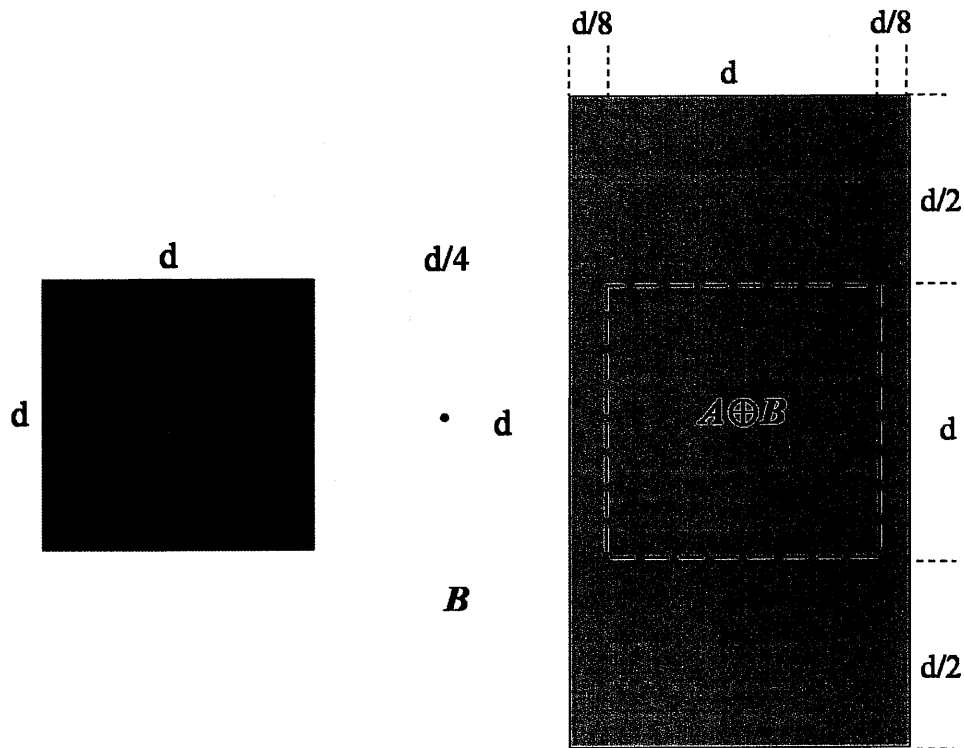


圖 3.15 矩形結構元素對原始影像進行膨脹運算的結果

由上述的介紹，我們了解到膨脹運算可以擴張圖像中的物件，反之侵蝕運算則會使圖像中的物件收縮，我們可將膨脹與侵蝕運算配合使用，可產生斷開(Opening)與閉合(Closing)兩種形態運算。斷開運算常用於使物件輪廓平滑，可以消除窄細和微小的影像；而使用閉合運算也可以使物件輪廓平滑，不過與斷開運算不同，它是把窄小的縫隙連接與修補影像空洞。本論文在影像的前置處理步驟中，僅使用斷開運算進行影像處理，因此閉合運算之細節將不介紹，而斷開運算可定義為：

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (3.33)$$

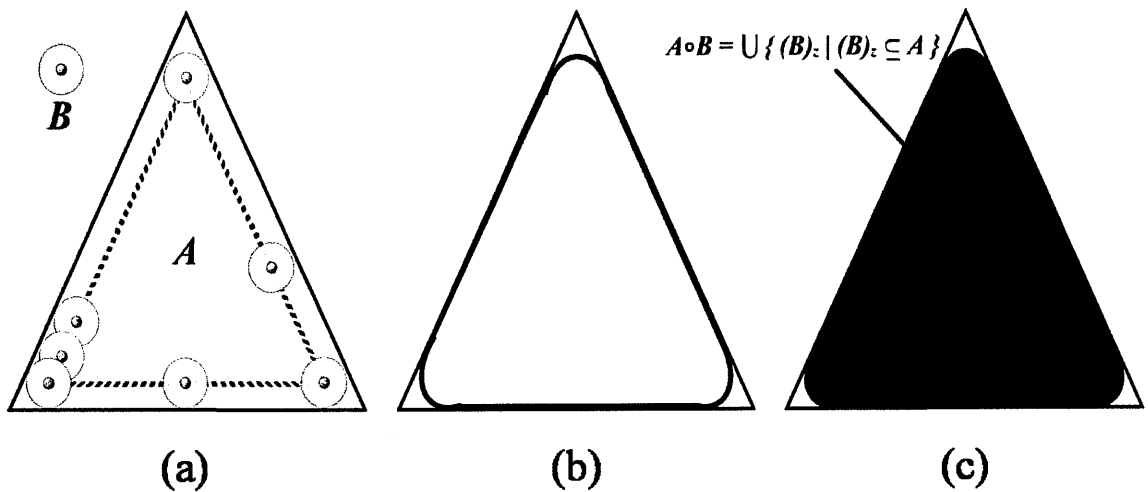


圖 3.16 幾何解釋斷開運算 (a)結構元素 B 在原始集合 A 中移動，且不能超過 A 的邊界 (b)出現代表斷開的外邊界 (c)完整的斷開

由(3.33)式，可得知結構元素 B 將集合 A 斷開，記為 $A \circ B$ 。也可以解釋為原始集合 A 被 B 侵蝕，再將結果藉由 B 膨脹，我們利用圖 3.15 簡單的做介紹。使用一個結構元素 B 做為一個在二維空間移動的球，將 B 圍繞在 $A \circ B$ 的邊界內， $A \circ B$ 的邊界為結構元素 B 原點可到達最遠的 A 邊界。透過這個幾何擬合(fitting)的特性，要得到 A 和 B 的斷開圖形，可以取與 A 擬合之 B 所有平移的集合。如此，可產生一個以集合論為基礎的公式定義斷開運算，如(3.34)式所示。

$$A \circ B = \bigcup \{(B)_z | (B)_z \subseteq A\} \quad (3.34)$$

透過圖 3.17 我們將可明白二維影像斷開運算的完整過程，圖 3.17(a)中為原集合 A 與結構元素 B，圖 3.17(b)顯示圓形結構元素 B 正侵蝕集合 A，圖 3.17 (c) 為侵蝕運算執行完後之結果，它將原來相連的圖形分開。其中值得注意的是連接圖形的細長矩形的寬度較結構元素的直徑小，代表結構元素無法完全在此部分集合中，如此便與(3.31)式條件不符，而右邊兩條凸出的矩形也是一樣的狀況。總而言之，與結構元素沒有擬合的部分皆會被消除。圖 3.17 (d)則是斷開運算之結果，可發現由斷開運算後物件的輪廓變平滑，且窄細的部分被消除。

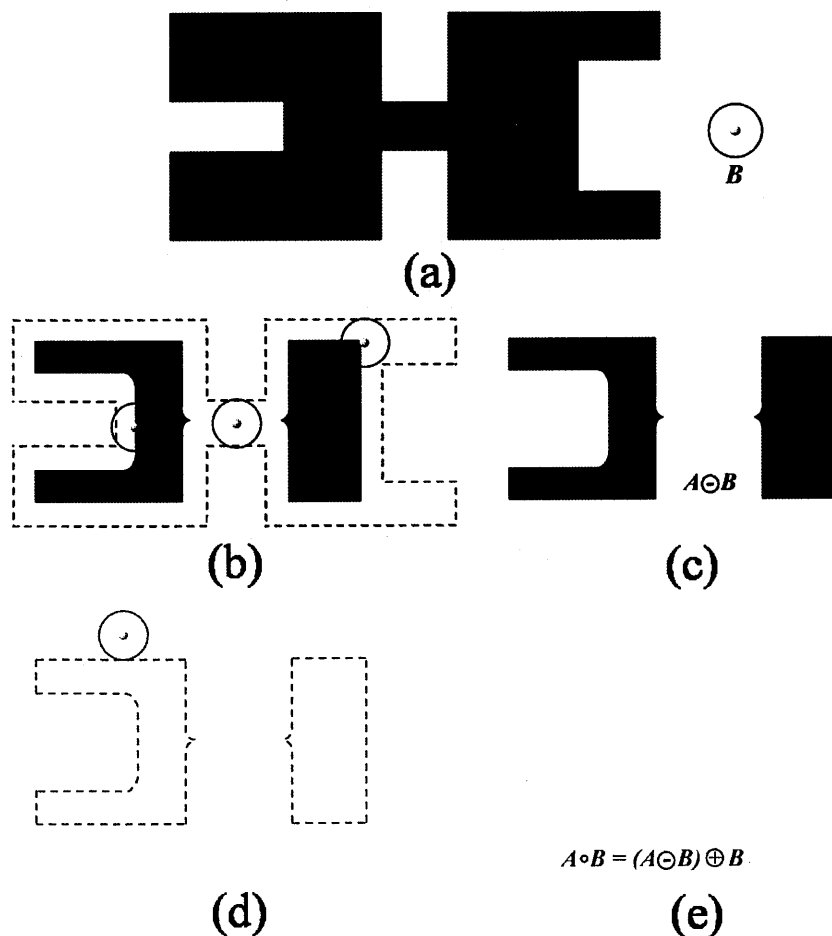


圖 3.17 圖示說明斷開運算 (a)集合 A 與結構元素 B (b)集合 A 被侵蝕之過程 (c) 侵蝕運算之結果 (d)斷開運算之結果

在知曉形態學的侵蝕與膨脹運算，以及結合侵蝕與膨脹的斷開運算後，接下來我們將運用形態學，來提取道路影像的車道標線邊緣。在此，本論文首先使用 3.2.2 節所處理後的二值化影像，以形態學中的斷開運算做處理，這一步驟主要目的在於，消除二值化影像中的微小雜訊，以及增強、修補車道標線的特徵。接下來本論文再將斷開運算後的影像，再做一次膨脹運算處理，主要目的在於增強影像中物件，減少接下來影像相減時，車道標線被消除的問題，最後將膨脹運算後的影像，與原斷開運算後的影像相減，我們將可以取得物件明顯的邊緣，如圖 3.18 所示。



圖 3.18 道路影像邊緣提取之結果

3.3 車道標線特徵資訊提取

本論文在這一章節中，主要是運用 3.1 節所求得的车道模型，配合於 3.2 節所處理完的道路邊緣影像作偵測。在 3.1 節中，我們藉由統計求出一個車道模型，並以擴展卡爾曼濾波器的概念，將此車道模型定義為初始的估測範圍，也就是我們定義的初始置信區間。如圖 3.19 所示，可看到在道路影像中，加入左半邊的初始置信區間，此區域是由參數向量 X ，以及共變異矩陣 C_x 所共同決定的，其組成元素有三個，為參數向量 X 中的 u_{il} 部分，以及對應的共變異矩陣 C_x 的對角線元素值，

與一個常數 λ 。

本論文是以區塊偵測方式，主要是取出區塊內車道標線的特徵資訊，將區塊內的特徵資訊輸入於擴展卡爾曼濾波器中，更新參數向量 X 以及共變異矩陣 C_x ，再以新的參數向量 X 以及共變異矩陣 C_x 數值決定新的區塊，以遞迴運算的方式收斂參數向量 X 以及共變異矩陣 C_x ，來取得道路影像中車道邊線的位置。

本論文將車輛前方道路影像，由影像最底端到影像中的水平面之間分為九個區塊做偵測，偵測的順序由縱軸(v軸)中，最大的區塊依序由大到小的方式，以遞迴運算的方式，作區塊的選定以及偵測區塊內的車道標線，而其中決定偵測矩形區塊的四個點為 P_1, P_2, P_3, P_4 ，在這個遞迴運算中，區塊內不管有無提取出到車道標線特徵資訊，系統將會繼續的以遞迴方式偵測下一區塊內的資訊。其中所要取的梯型區域為 $P_1 : (u_i - \lambda\sigma_i, v_i), P_2 : (u_i + \lambda\sigma_i, v_i), P_3 : (u_{i+1} + \lambda\sigma_{i+1}, v_{i+1}), P_4 : (u_{i+1} - \lambda\sigma_{i+1}, v_{i+1})$ 。

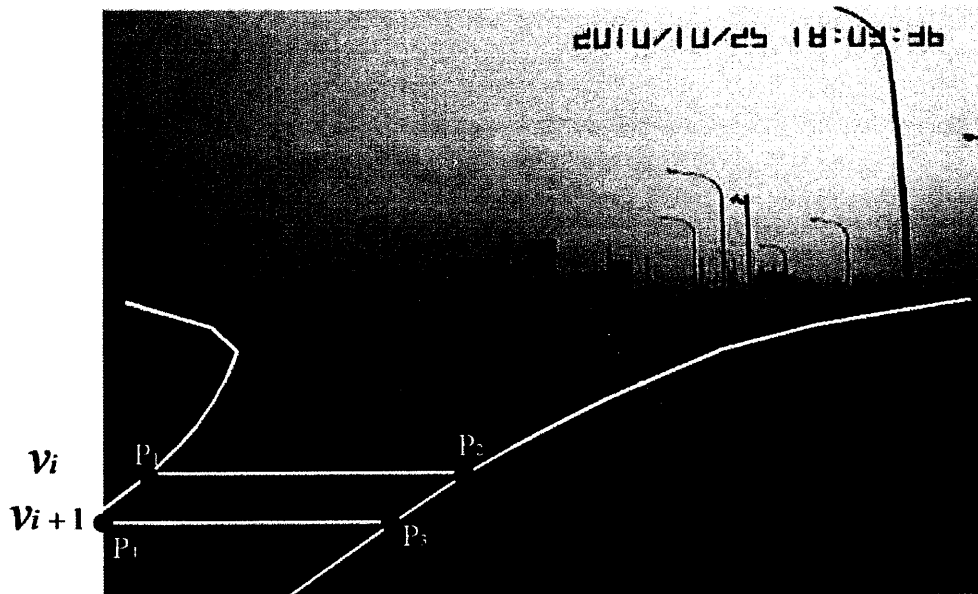


圖 3.19 待偵測的區塊的定義

3.3.1 霍夫轉換(Hough transform)

在一般國道上的車道標線皆以虛線與實線兩種車道標線所構成，而本論文是以區塊的方式做偵測，將可解決車道標線的不連續的問題，且使用區塊方式偵測可將每一區塊的線段視為直線，可解決車道標線為曲線的問題。在直線的偵測演算法的使用上，霍夫轉換(Hough transform, HT)是一個被許多學者所肯定的強健演算法。Hough transform[15]最初於 1962 年由 P. Hough 提出，主要是用在二值化影像的形狀偵測，其原理是利用影像中分散的點位置找出特定形狀(例如直線或圓形)的參數值。主要是運用影像空間中的每一點，藉由一對多的映射到參數空間產生所有可能值，再累計全部點所產生的參數值，最後得以在參數空間決定表現最明顯的形狀參數。

對於在二值化影像中的任意點 (u_i, v_i) ，通過此點的直線方程式可以使用(3.35)式表示，以直線的斜率 a 與截距 b 所組成。

$$v = au + b \quad (3.35)$$

我們可以將(3.35)式視為相互限制條件的映射關係，由影像點 (u_i, v_i) 映射至多個的參數 (a, b) ，或由參數 (a, b) 映射至多重的影像點 (u_i, v_i) 。也可以解釋為，影像空間上的一點 (u_i, v_i) ，可以定義為參數空間 (a, b) 上一條直線的多重(理論無線多個)點；同樣的參數空間上的一點 (a, b) ，也可定義出影像空間上一條直線的眾多點 (u_i, v_i) ，如圖 3.20 所示。由於 Hough transform 把影像上的每一點 (u_i, v_i) 映射於多重的參數點 (a, b) 上。因有此特性，我們可使用一個累加器去記錄每一組 (a, b) 出現的次數，而在累加器中出現頻率最高的一組 (a, b) ，就是影像空間上最具代表性的一條直線：

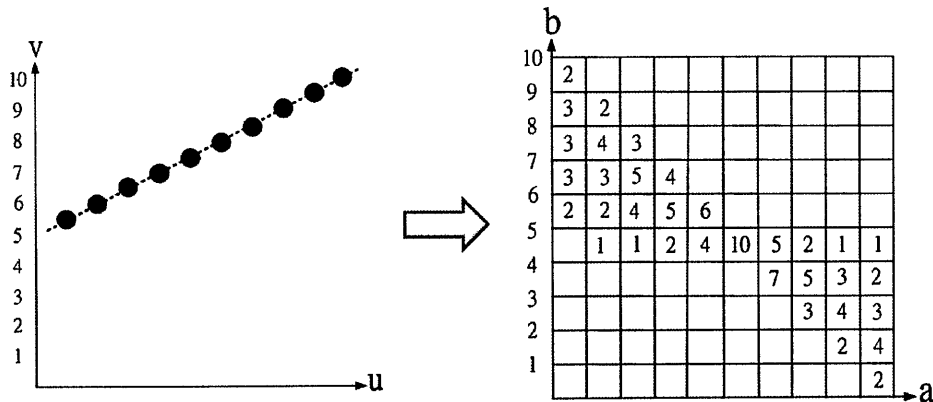


圖 3.20 霍夫轉換 (a)影像空間 u-v (b)參數空間 a-b 的累加器

以下為 Hough transform 演算法步驟：

1. 在影像空間上決定所有可能的特徵點(邊緣點或骨架點)。
2. 尋找影像空間中的一個特徵點 (u_i, v_i) ，計算
 - (a)輸入每一個代表斜率 a ，計算通過 (u_i, v_i) 的所有直線的 (a', b') ；
 - (b)在累加器(accumulator)的 (a', b') 位置上加一次，尋找下一個特徵點，重覆步驟(a)與(b)直到所有特徵點都通過計算。
3. 尋找累加器內的區域最大值(maxima)。
4. 透過這些區域最大值映射回影像空間的每一條代表直線。

然而，在實際的應用上使用 $f(u, v) = v - av - b = 0$ 並不可行，因為影像空間上的直線是一條垂直直線時，其斜率 $a = \infty$ ，而無法去記錄資訊。故實用的 Hough transform 都採用極座標 (ρ, θ) 來取代 (a, b) ，極座標與直角坐標的公式轉換為式子(3.36)；其中 ρ 表示從原點到線的最短垂直距離，稱為法距。 θ 為 v 軸與 ρ 之夾角。

$$\rho = u \cos(\theta) + v \sin(\theta) \quad (3.36)$$

透過(3.36)式與 Hough transform 演算法步驟，我們可以將影像空間 (u, v) 上的每以點映射到參數空間 (ρ, θ) 上的一條曲線，如圖 3.21 所示。

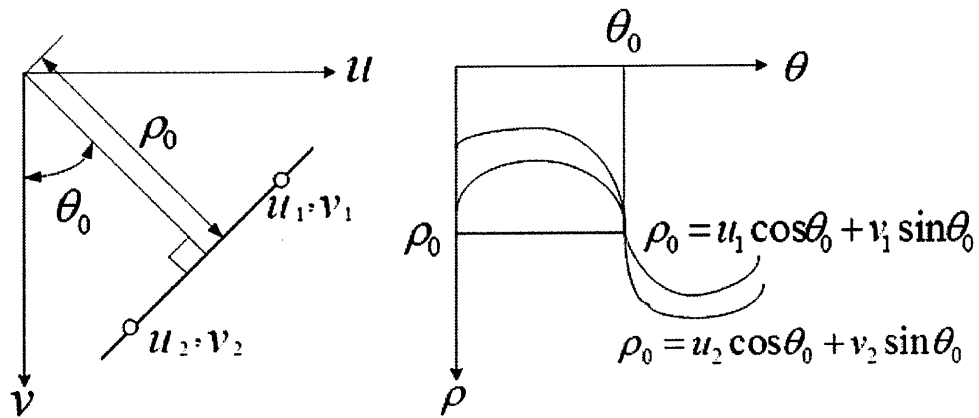


圖 3.21 極座標的 Hough transform

如圖 3.22 所示，在影像空間 (u, v) 空間上有七個點，且此七個點構成一同偏角與法距的一條直線，在運用 Hough transform 演算法計算後，產生如圖 3.22(b) 參數空間 (ρ, θ) 上的情況，其由七條曲線所構成，且七條曲線在參數空間上擁有共同的交點，我們將可取出此交點的資訊，逆轉換回影像空間中取得影像空間上的直線資訊。

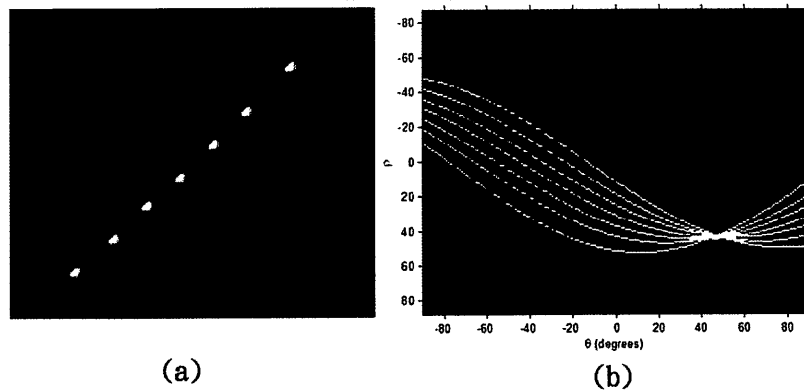


圖 3.22 Hough transform 示意圖 (a) $u-v$ 影像空間 (b)參數空間 $(\rho - \theta)$ 影像

3.3.2 偵測區塊內之線段特徵

本論文透過 Hough transform 演算法來偵測車道標線，如圖 3.23 所示，圖

3.23(a)為系統定義的偵測區塊，決定此區塊所有的元素為參數向量 X 與共變異矩陣 C_x 。圖3.23(b)為區塊內使用邊緣提取後，所取得到的影像。圖3.23(c)為使用Hough transform後，所取得到的參數空間 (ρ, θ) 中的影像。

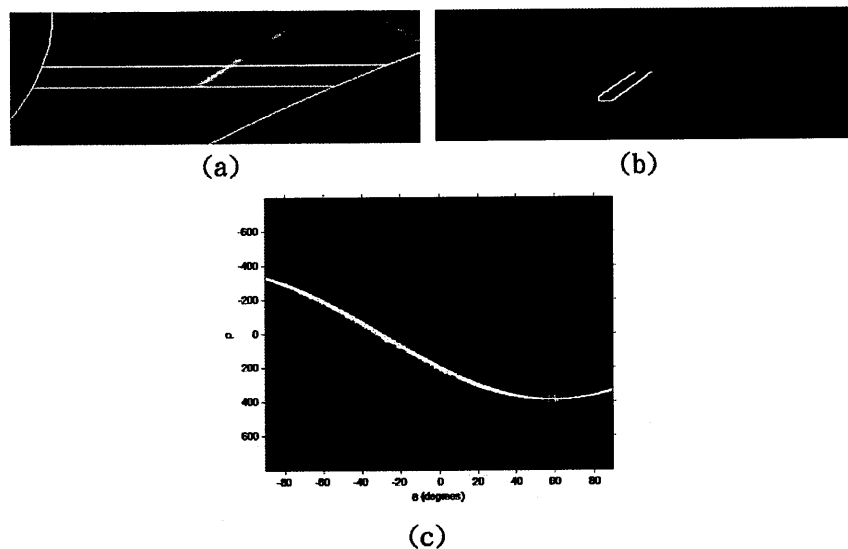


圖 3.23 車道標線特徵提取 (a)偵測區域 (b)偵測區域的邊緣偵測圖像 (c) Hough transform 的圖像

透過霍夫逆轉換，我們可以在累加器中找出門檻值內的區域最大值，將這些區域最大值映射回影像空間中，可以取得影像中車道標線的線段資訊，其中包含了其線段的頭尾的座標資訊，以及線段的傾斜角度 θ 。在參數空間內， v 軸與 ρ 之夾角 θ 的範圍為 $[-90, 89]$ ，其線段的角度狀態如圖3.24所示，而透過實驗統計，一般情況的車道標線角度不可能與地平線呈水平的狀態，也就是 $\theta \neq -90^\circ$ 。因此我們在取累加器內的區域在大值時，增加一個逆轉換的門檻， θ 必須在 $[-70, 70]$ 內，有這一個門檻系統，我們將可以較正確的取出是車道標線的資訊，降低錯誤率以及增快後方運算的處理速度。

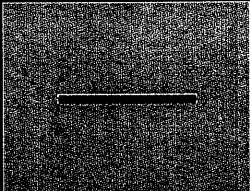
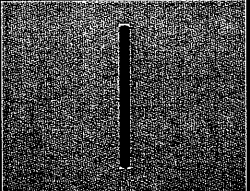
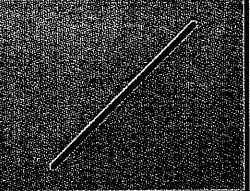
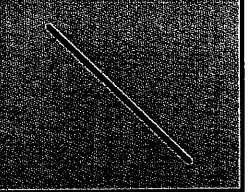
線段 型式				
角度	-90°	0°	45°	-45°

圖 3.24 Hough transform 線段型式與角度對照圖

3.4 共變異矩陣與參數向量更新

在這一節中，本論文將運用 3.3 節中運用 Hough transform 演算法，將區塊內偵測到的車道標線位置資訊，使用擴展型卡爾濾波器的更新概念，更新參數向量 X 與共變異矩陣 C_x 值，如圖 3.25 所示。在使用霍夫逆轉換後，我們可獲得區域最大值，所映射於影像空間的線段頭尾位置座標，因是區域最大值的關係，故在霍夫逆轉換可能取得多組線段的頭尾座標，我們將這些資料點統計，並找出這些資料點的平均線段，將這一線段頭尾兩點的資訊記為 $y = (u_i(p), u_{i+1}(p))^t$ ，在此定義為偵測區塊 p_i 內的位置參數，在擴展型卡爾濾波器中代表測量向量，將 y 代入 (3.37) 式中，與原始的觀測向量相減，我們將可求得誤差向量，接著與卡爾曼增益相乘後加入原始的狀態估計，即可更新參數向量 X 成為新的狀態估計。而共變異矩陣 C_x 則是透過新的狀態估計與原始的狀態估計做映射，計算出觀測模型 H ，最後以原來的共變異矩陣與觀測模型、卡爾曼增益、原來的共變異矩陣相乘的矩陣相減，取得新的共變異矩陣。

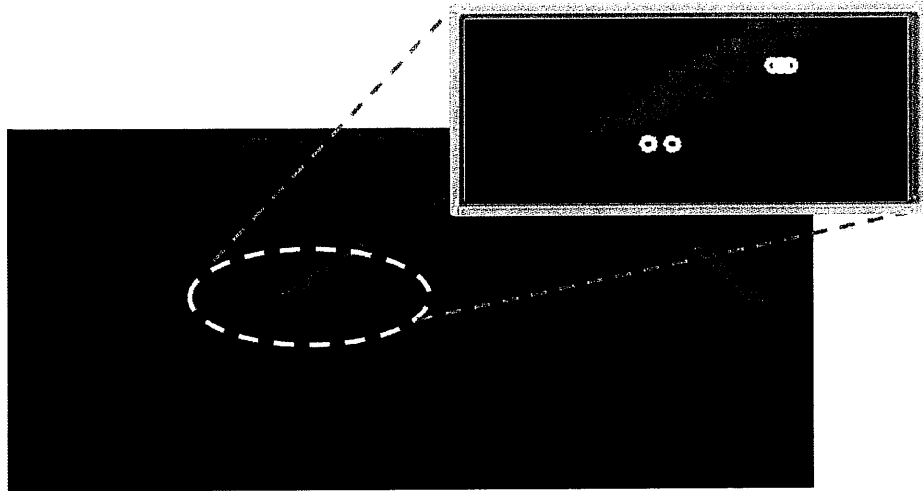


圖 3.25 霍夫逆轉換的資料點與其平均位置向量

$$\begin{cases} X(p) = X(p-1) + K[y - x(p-1)] \\ C_X(p) = C_X(p-1) - KHC_X(p-1) \end{cases} \quad (3.37)$$

其中

- $K = C_X(p-1)H^t[HC_X(p-1)H^t + R]^{-1}$ 為卡爾曼增益
- $y = (u_i(p), u_{i+1}(p))^t$ 為由 Hough transform 偵測所取得區塊內的車道標線平均位置資訊
- H 是觀測模型，為真實狀態空間映射到觀測空間。 $x(p-1) = (u_i(p-1), u_{i+1}(p-1))^t = HX(p-1)$
- R 為測量雜訊的共變異矩陣（在這裡 $R = 5^2I$ 其中 I 為 2×2 的單位矩陣）

如圖 3.26 所示，圖 3.26(a) 為原始的置信區間，圖 3.26(b) 為在 p_1 與 p_2 區塊內無偵測到資訊，在 p_3 偵測區塊內偵測到紅色線段的資訊後，做第一次的更新，更新參數向量與共變異矩陣所得到的新置信區間。其中紅色線段中的頭尾星號部分為測量向量的輸入參數。

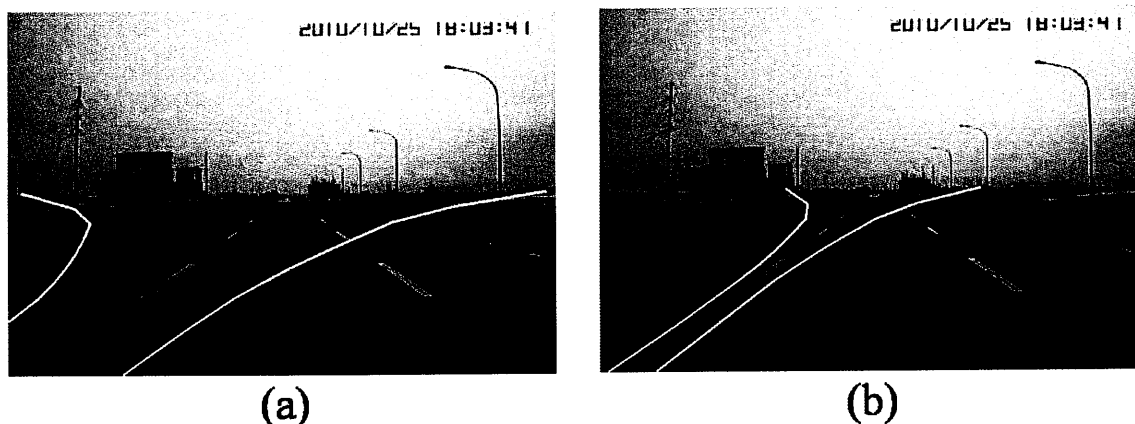


圖 3.26 參數更新 (a)初始置信區間 (b)第一次更新後的置信區間

3.5 車道標線位置標定

道路影像經過影像的增強及邊界提取，以遞迴運算使用 Hough transform 演算法，偵測每個區塊內的線段特徵，以及擴展型卡爾曼濾波器的更新，我們可取得的是兩組代表左、右車道標線大約位置的資料點，然而光從這些資料點並無法完美的繪出車道標線的位置曲線。然而曲線逼近或曲線擬合(Surface Fitting)的目的就是要從這些資料點中，找出代表偵測物體輪廓線的曲線方程式。在曲線逼近的許多方法中最小平方法(Least Squares Method, LSM)，可以說是最常被拿出來使用的，其主要是以一個相當簡單的函數來逼近一組資料點，所得到的曲線並不通過所有的資料點，而是取得最佳的逼近曲線，其意義是每一個資料點與所得到的曲線之間為最小的誤差。

最小平方法主要的功能是經由計算、分析求得一條最佳逼近曲線，假設我們從區域之中得知變數 x 與 y 的關係為 $y = f(x)$ ，但我們不知道 f 內部的參數值，例如 $f(x) = a_0 + a_1x_i + a_2x_i^2$ ，其中 a_0, a_1, a_2 三個參數為未知數，最小平方法是指利用收集到的數據 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ 找出函數的「最佳」參數，在這裡的最佳的定義為每一個數據點的誤差平方和最小，如圖 3.27 所示，之所以要採用誤差平方和來判斷標準主要是因為它擁有容易計算與便利理論推導的功能。

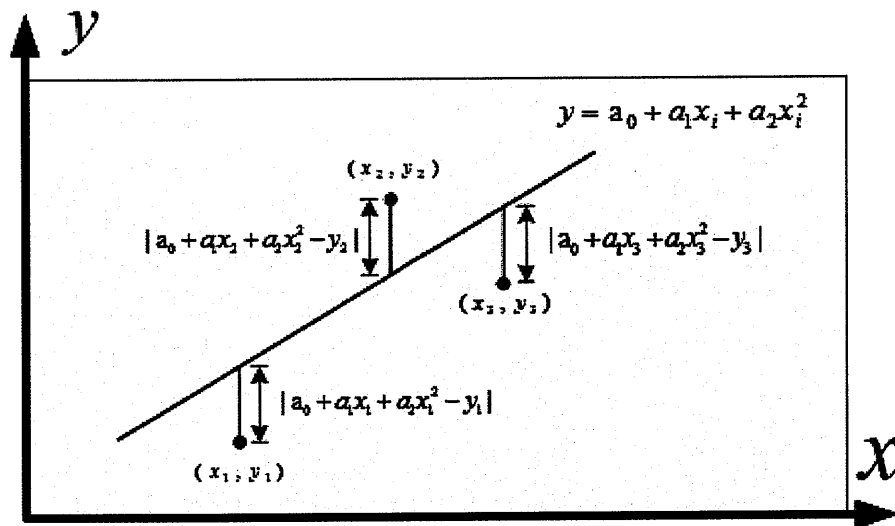


圖 3.27 最小平方法資料點與函數關係

如上所示，其平方誤差為 $[y_i - f(x_i)]^2$ ，因此總平方誤差為：

$$E = \sum_{i=1}^n [y_i - f(x_i)]^2 = \sum_{i=1}^n [y_i - (a_0 + a_1x_i + a_2x_i^2)]^2 \quad (3.38)$$

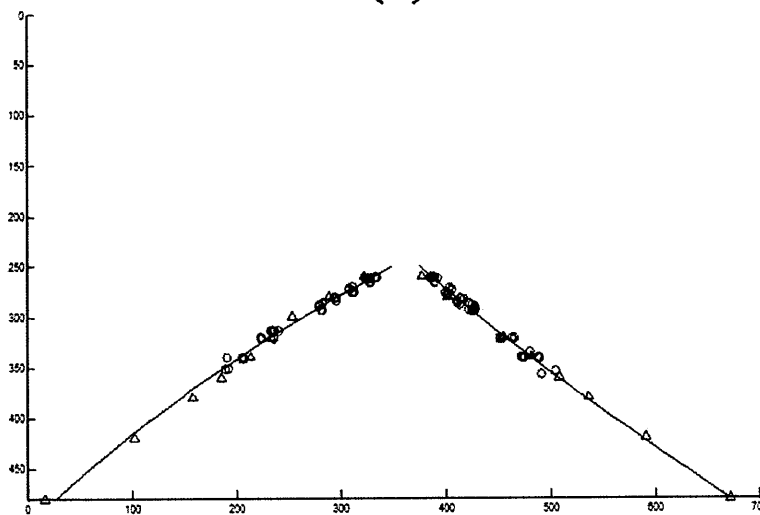
由上述可得知，平方誤差 E 是參數 a_0, a_1, a_2 的函數，因此我們可以求出 E 對 a_0, a_1, a_2 的導式 $\frac{\partial E}{\partial a_0}$ 、 $\frac{\partial E}{\partial a_1}$ 、 $\frac{\partial E}{\partial a_2}$ ，令其為零，將可解出 a_0, a_1, a_2 的數值求出曲線方程式。其中由於此模型具線性參數，所以平方誤差 E 為 a_0, a_1, a_2 的二次式，而導式 $\frac{\partial E}{\partial a_0}$ 、 $\frac{\partial E}{\partial a_1}$ 、 $\frac{\partial E}{\partial a_2}$ 為 a_0, a_1, a_2 的一次式，因此令導式為零後，可以解出參數 a_0, a_1, a_2 的最佳值。

本論文的车道標線偵測系統在經過 3.3 與 3.4 節的運算後，我們會偵測到每一區塊內車道標線出現位置的資料點，以左、右兩組點集合記錄每一個資料點的 (u_i, v_i) 值，我們將透過最小平方法計算，求出左、右兩組點集合的最佳曲線。如圖 3.28 所示，此為道路標線偵測的結果，圖中的三角形標號為每一區塊的參數向量 X 集合，而圓形的標號為每一區塊以 Hough transform 演算法運算，所偵測到的

車道標線位置資料點，本論文將這兩組資料點集合共同做最小平方方法的曲線擬合，找出車道標線「最佳」的曲線位置，並將其繪於路面影像中做比對。



(a)



(b)

圖 3.28 車道標線偵測結果 (a)路面影像的道路標線偵測結果與各個參考的資料點 (b)資料點集合與最小平方方法後的結果

第四章 模糊演算法判別偏離

以人類的思維與語意的表達上，常常會含有混濁不清或模稜兩可的部分，尤其是在形容一事件或是人的形象上，這種不確定性往往非常的明顯。譬如，用來形容人的「身高」、「胖瘦」、「老」等，這些形象時人們都以直覺或習慣去做判斷，這一種形容式的語句在日常生活中被普遍的應用，在工程的系統上也有許多的狀態或是外在條件，也脫不了這種不確定性的判斷。

本論文之重點主軸在於提出一種方法，來判別駕駛車輛是否有偏離的行為，並在發生危險駕駛時，向駕駛者發出警告。在一般的車道偏離的判別上，我們無法單一使用二分法(Yes or No)的方式來辨別危險與不危險，而在不同的決策理論中，模糊理論[16]則可以對這問題做最好的詮釋。模糊理論為美國加州柏克萊大學查德(L. A. Zadeh)教授於1965年所提出的，主要是以模糊集合(Fuzzy set)的概念，強調利用模糊邏輯(Fuzzy logic)來描述發生事件性質的強度，在 $[0, 1]$ 區間中的無限個歸屬函數值來描述集合。比起傳統的二元邏輯的描述方法只取0或1兩個特徵函數值來描述集合，更能解決事件的不確定性與模糊性，由表4.1所示，將可說明傳統集合與Fuzzy集合的差異點。故本論文可透過模糊演算法來對車輛做是否偏離的判別，提供一個更人性化的系統。

表 4.1 傳統集合與 Fuzzy 集合的比較

傳統集合(Crisp Sets)	Fuzzy 集合(Fuzzy Sets)
使用 0 或 1 的特徵函數	使用 0 到 1 的歸屬函數
強調非此即彼的關係	接受亦此亦彼的關係
指接受精確不模糊的資訊	可接受模糊不精確的資訊
硬性的二分類法	軟性的分類法

資料來源[17]

4.1 模糊控制系統

完整的模糊控制系統如圖 4.1，主要包含了：模糊化(Fuzzification)、模糊推理(Fuzzy Inference)、知識庫(Knowledge Library)、規則庫(Rule Library)解模糊化(Defuzzification)。

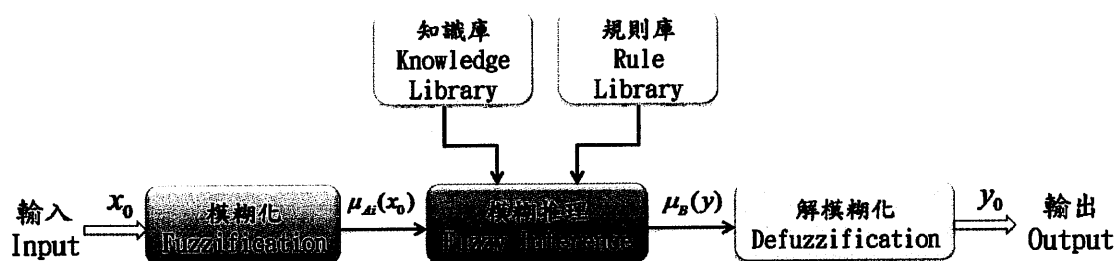


圖 4.1 模糊控制系統

- (i) 模糊化：將偵測到的輸入值 x_0 轉換為主觀的數值，亦即將實體參數轉換為一個模糊隸屬函數(membership function)的程度值 $\mu_{A_i}(x_0)$ 。
- (ii) 知識庫與規則庫：根據測試經驗參數與專家知識制定模糊控制規則，通常是以 if-then 的條件敘述句組成，其主要是提供模糊推理運算所需要的規則。
- (iii) 模糊推論：將包含於規則庫中的規則輸入推論引擎(max-min)取得出一個結論，也就是輸出的模糊集合 $\mu_B(y)$ 。
- (iv) 解模糊化：根據模糊推論所找出來的輸出模糊集合，利用解模糊化法將輸出模糊集合轉成明確的輸出值 y_0 。

4.2 模糊隸屬函數

人類對駕駛車道偏離可由兩種狀態表示，如圖 4.2 中可看出，第一種為車輛行駛於當前的車道，但車輛的行駛位置已經偏離了當前車道的中線位置；第二種為車輛行駛於當前車道且車道將左右轉彎時，可是駕駛者未隨著轉彎的車道行駛。而在這兩種狀況下行駛的車輛所拍攝到的車道標像位置，會有兩種重要位置參數變化，由圖 4.3 中可看到，藍色線為影像橫軸的中心線，可視為車輛的行車線，然而第一個位置參數為紅色線，此為車道標線中線位置像素平均值，本論文在此設其為第一個輸入隸屬函數，其擁有七種狀態分別為 P_DL (左偏過大)、P_L (向左偏離)、P_l (稍微向左偏離)、P_S (安全)、P_r (稍微向右偏離)、P_R (向右偏離)、P_DR (右偏過大)，如圖 4.5 所示；第二個為車道標線的起始與終點的連接線白線，與行車方向所產生之偏角 ψ ，設其為第二個輸入隸屬函數，其擁有七種狀態分別為 A_DL (左偏角過大)、A_L (向左偏角)、A_l (稍微向左偏角)、A_S (安全)、A_r (稍微向右偏角)、A_R (向右偏角)、A_DR (右偏角過大)，如圖 4.6 所示，本論文將以這兩個參數做為模糊隸屬函數。而在後端的輸出隸屬函數，其擁有四種狀態分別為 S(安全)、O(快速回原車道)、C(快速換車道)、D(危險)，如圖 4.7 所示。

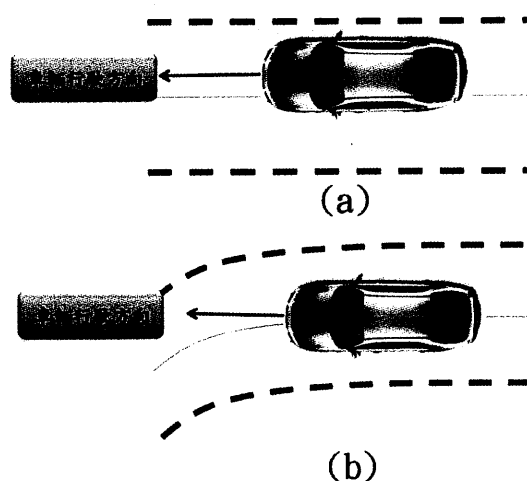


圖 4.2 車道偏離 (a) 車輛的左、右偏離 (b) 車輛無正確的轉向行駛

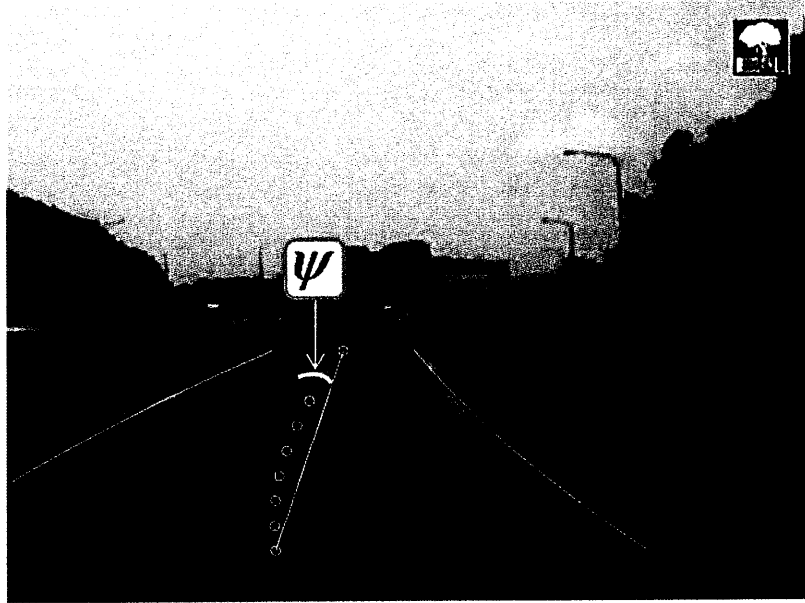


圖 4.3 模糊演算法的輸入隸屬函數

其中車道中線的位置，單以影像的座標位置來定義較不合理，因此我們需要一個轉換公式，將影像中所偵測到的車道標線位置資訊，透過轉換方程式轉為三維的實體空間座標位置，以此來計算偏角較為正確。如圖 4.4 所示，座標系統 $\mathcal{R} : (x, y, z)$ 為三維空間的實體的座標，而座標系統 $\mathcal{R}_c : (X_c, Y_c, Z_c)$ 則是攝影機的座標系統， Z_c 不會變動， X_c 為影像中的左右移動， Y_c 則定義為攝影機的光軸。

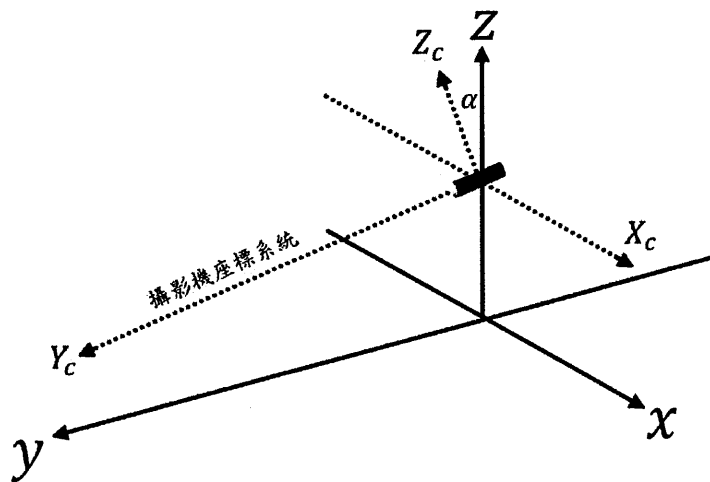


圖 4.4 攝影機座標系統

由上敘述中我們可以作出估測，所偵測出影像中的左車道標線位置，由攝影機座標系統 \mathcal{R}_c 表示 $P_l = (X_{cl}, Y_{cl}, Z_{cl})$ ，而右車道標線位置則是 $P_r = (X_{cr}, Y_{cr}, Z_{cr})$ ，其兩條車道標線之間的距離則為道路寬度 L ，它們對應的道路軸線，也就是實體三維空間中得車道中線則可定義為 $P_{cm} = (1/2)(P_l + P_r)$ 。

我們將運用所偵測到的左右車道標線 (u_l, v_l) 與 (u_r, v_r) ，與估測的攝影機座標系統中的 P_l 和 P_r 做計算。在這裡假設該線段 (P_l, P_r) 的長度為 L ，可以視為該線段平行 X_c 軸，使得 $X_{cr} - X_{cl} = L$ 以及 $Y_{cl} = Y_{cr} = Y_{cm}$ ，且我們假設道路無扭轉，因此 $Z_{cl} = Z_{cr} = Z_{cm}$ 。然後再假設 P_l 和 P_r 的點座落於影像中相同的位置上，則 $v_l = v_r = v$ 與道路軸的點投影於影像座標中 $(u_m = (u_l + u_r)/(2), v_m = v)$ 。根據鏡面投影方程式得： $u = e_u X_c / Y_c$ 和 $v = e_v Z_c / Y_c$ ，應用這些方程式將可求出實體道路的道路軸位置，如式子(4.1)所示。在使用(4.1)式計算後，將可求到離車輛最近的座標點 $(X_{cm(min)}, Y_{cm(min)})$ ，以及最遠的點 $(X_{cm(MAX)}, Y_{cm(MAX)})$ 兩個點，我們可以使用式子(4.2)來求出車輛的偏離角 ψ ，來做車道偏離的判斷。

$$\begin{cases} u_r + u_l = 2e_u \frac{X_{cm}}{Y_{cm}} \\ u_r - u_l = e_u \frac{L}{Y_{cm}} \\ v = e_v \frac{Z_m}{Y_{cm}} \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} X_{cm} = \frac{L(u_r + u_l)}{2(u_r - u_l)} \\ Y_{cm} = e_u \frac{L}{u_r - u_l} \\ Z_{cm} = \frac{e_u v L}{e_v u_r - u_l} \end{cases} \quad (4.1)$$

$$\psi = \tan^{-1} \frac{X_{cm(MAX)} - X_{cm(min)}}{Y_{cm(MAX)} - Y_{cm(min)}} \quad (4.2)$$

本論文在這裡利用上述所提的兩個輸入變數，定義五種不同程度的模糊集合，以及一個輸出變數，其定義為四種模糊集合，其描述如下：

Midline-Average-Pixel = { P_DL , P_L , P_l , P_S , P_r , P_R , P_DR }

Midline- Angle = { A_DL , A_L , A_l , A_S , A_r , A_R , A_DR }

Security-Level = {S, 0, C, D}

車道標線中線像素平均值(Midline-Average-Pixel)之隸屬函數定義：

$$\begin{aligned} P_{DL} &= \text{Trapezoidal}(0 \ 0 \ 80 \ 160) \\ P_L &= \text{Triangle}(80 \ 160 \ 240) \\ P_l &= \text{Triangle}(160 \ 240 \ 320) \\ P_S &= \text{Triangle}(240 \ 320 \ 400) \\ P_r &= \text{Triangle}(320 \ 400 \ 480) \\ P_R &= \text{Triangle}(400 \ 480 \ 560) \\ P_{DR} &= \text{Trapezoidal}(480 \ 560 \ 640 \ 640) \end{aligned} \quad (4.3)$$

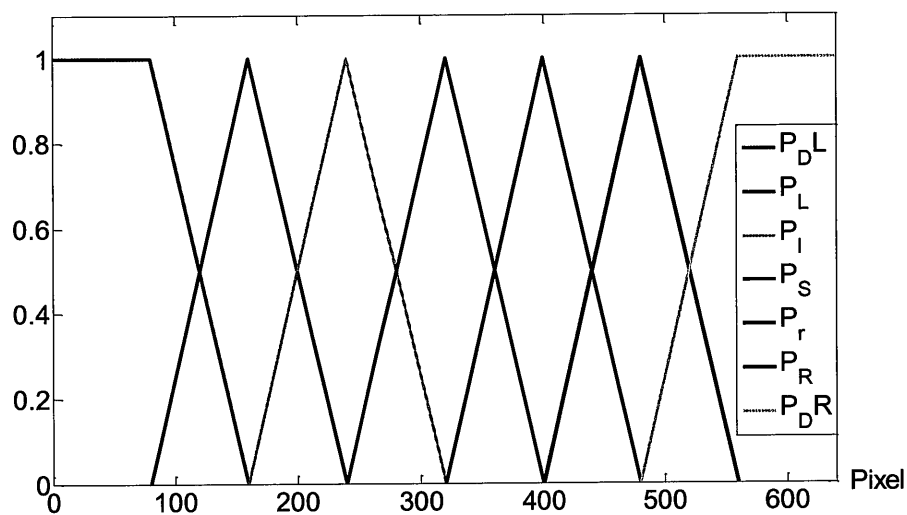


圖 4.5 車道中線像素平均值之隸屬函數

車道標線中線偏角(Midline- Angle) 之隸屬函數定義：

$$\begin{aligned}
 A_{DL} &= \text{Trapezoidal}(-70 \ -70 \ -40 \ -25) \\
 A_L &= \text{Triangle}(-30 \ -20 \ -10) \\
 A_l &= \text{Triangle}(-15 \ -9 \ -3) \\
 A_S &= \text{Triangle}(-3 \ 0 \ 3) \\
 A_r &= \text{Triangle}(3 \ 9 \ 15) \\
 A_R &= \text{Triangle}(10 \ 20 \ 30) \\
 A_{DR} &= \text{Trapezoidal}(25 \ 40 \ 70 \ 70)
 \end{aligned}
 \tag{4.4}$$

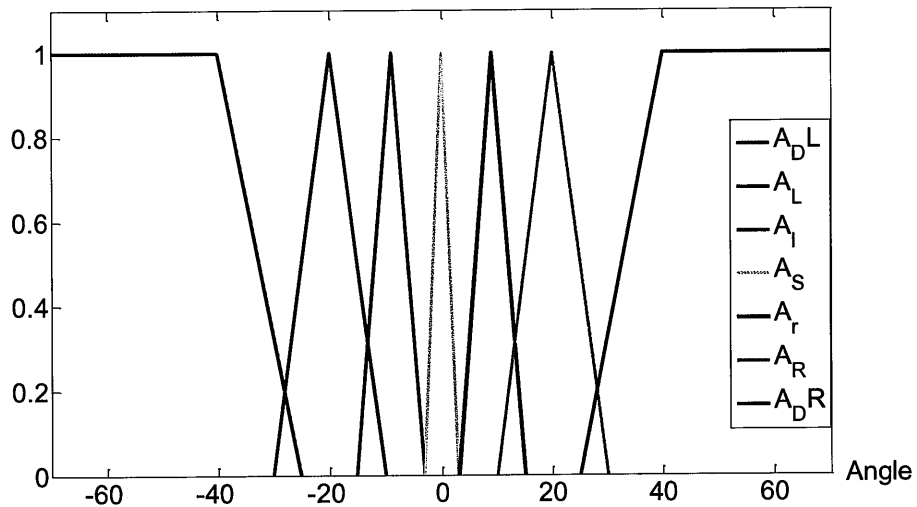


圖 4.6 車道中線偏角之隸屬函數

安全程度(Security-Level)之隸屬函數定義：

$$\begin{aligned}
 S &= \text{Triangle}(0 \ 0 \ 0.2 \ 0.4) \\
 O &= \text{Triangle}(0.3 \ 0.4 \ 0.5) \\
 C &= \text{Triangle}(0.5 \ 0.6 \ 0.7) \\
 D &= \text{Triangle}(0.6 \ 0.8 \ 1 \ 1)
 \end{aligned}
 \tag{4.5}$$

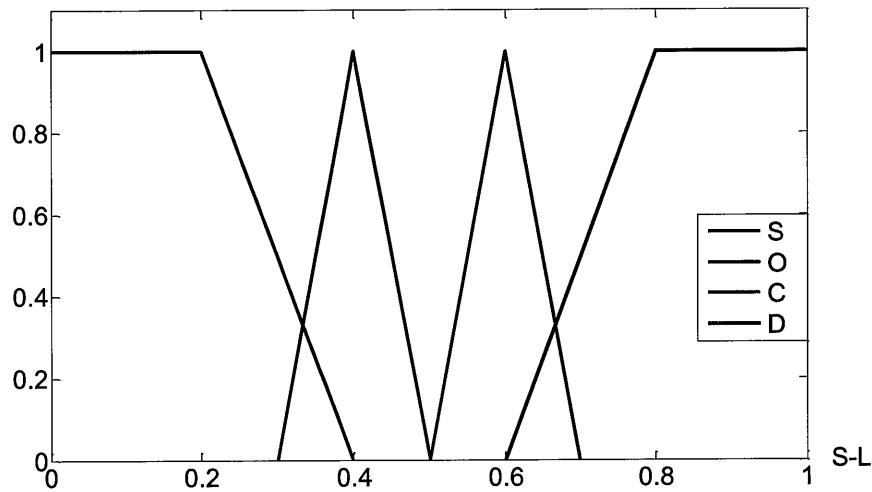


圖 4.7 安全程度之隸屬函數

4.3 模糊化與模糊規則庫

本論文之車道偏離辨識系統，其輸入的變數為車道中線像素平均值 (Midline-Average-Pixel)，以及車道中線的偏角 (Midline-Angle) 兩個變數所組成，經由前一章的車道標線偵測演算法，我們能從擷取的影像中求出車道中線的位置，以及其偏角，並以其位置設定各別的模糊語句，達成模糊化的步驟。經過模糊化的數據才能夠做為模糊控制器的輸入。而模糊規則庫則是由多個 if-then 的條件敘述句組成，主要是依據測試經驗參數與專家知識建立，其主要是提供模糊推論運算所需要的規則，在 4.2 節中我們建立了車道偏離辨識的輸入-輸出的隸屬函數，在這一小節中本論文將根據實驗觀察與統計建立起系統的模糊規則庫。

根據本論文兩個輸入隸屬函數並加入人類駕駛車輛行為，而建立的模糊規則庫，其兩個輸入隸屬函數各有七個狀態，因此在輸出的規則方面將有 $7 \times 7 = 49$ 條規則，使用四個輸出狀態表示如下：

表 4.2 模糊規則庫

Pixel \ ψ	A_DL	A_L	A_l	A_S	A_r	A_R	A_DR
P_DL	D	C	C	C	0	0	D
P_L	D	C	C	C	0	0	D
P_l	D	C	0	0	0	0	D
P_S	D	C	0	S	0	C	D
P_r	D	0	0	0	0	C	D
P_R	D	0	0	C	C	C	D
P_DR	D	0	0	C	C	C	D

4.4 模糊推論

在這一章節為模糊系統之核心，主要目的在於將包含於模糊規則庫中的事實與規則輸入於推理引擎中，求得一個結論也就是輸出的模糊集合 $\mu_B(y)$ 。而常用的推論引擎有下述五種：

- (i) 乘積推論引擎(Product Inference Engine)

- (ii) 最小推論引擎(Minimum Inference Engine)
- (iii) 路卡推論引擎(Lukasiewicz Inference Engine)
- (iv) 扎德推論引擎(Zadeh Inference Engine)
- (v) 丹尼-里查推論引擎(Dienes-Rescher Inference Engine)

本論文將採用最小推論工廠的最大-最小合成法進行模糊推論。最小推論工廠的運作是將模糊集合交集運算取最小值，用於 If 部分前提部的 and 運算，而將模糊集合聯集運算取最大值，用於規則之間具相同 Then 推論部的運算。定義如(4.6)式所示：

$$\mu_B(y) = \max_{\forall i} \{ \min \{ \mu_{A_i}(x_0), \mu_{A_i \rightarrow B_i}(x, y) \} \} \quad (4.6)$$

於式子中， A_i 為輸入變數的模糊集合， B_i 為輸出變數的模糊集合， B 為經由模糊系統推論後之模糊集合， x 與 y 分別為歸屬值與離散值。

4.5 解模糊化

由上一小節可發現，本論文利用最小模糊模型進行模糊推論所得的控制量 μ_B 是一個模糊量，但在實際的車道偏離辨識上，必須要有一個確定的數值才能辨識駕駛車輛的偏離狀態。因此本論文需透過解模糊化的過程，將這模糊量轉換為精確值。解模糊化(Defuzzification)需要保有合理性、計算簡單、連續性等三個原則，只要合於以上三個準則，定義的解模糊化方法均可被接受。而常被使用的解模糊化方法有許多種，如重心解模糊化法(Center of Gravity Defuzzification, CGD)、面積和之中心解模糊化法(Center of Sum Defuzzification, CSD)、最大面積之中心解模糊化法(Center of Largest Defuzzification)、第一個最大值解模糊化法(First of Maxima Defuzzification, FMD)、最後一個最大值解模糊化

法(Last of Maxima Defuzzification, LMD)、最大值之平均值解模糊化法(Middle of Maxima Defuzzification, MMD)、中心平均值解模糊化法(Center Average Defuzzification, CAD)……等[17]。

而本論文中所使用的方法為重心解模糊化法(CGD)，此方法為現今最常被使用的，也是最合理的方法。由 4.4 節中可求得經過模糊推論後的輸出模糊集合 μ_B ，可將其代入重心解模糊化法的公式，其定義如(4.7)式所示：

$$DRIFT = \frac{\int_Y \mu_B(y) \cdot y \, dy}{\int_Y \mu_B(y) \, dy} \quad (4.7)$$

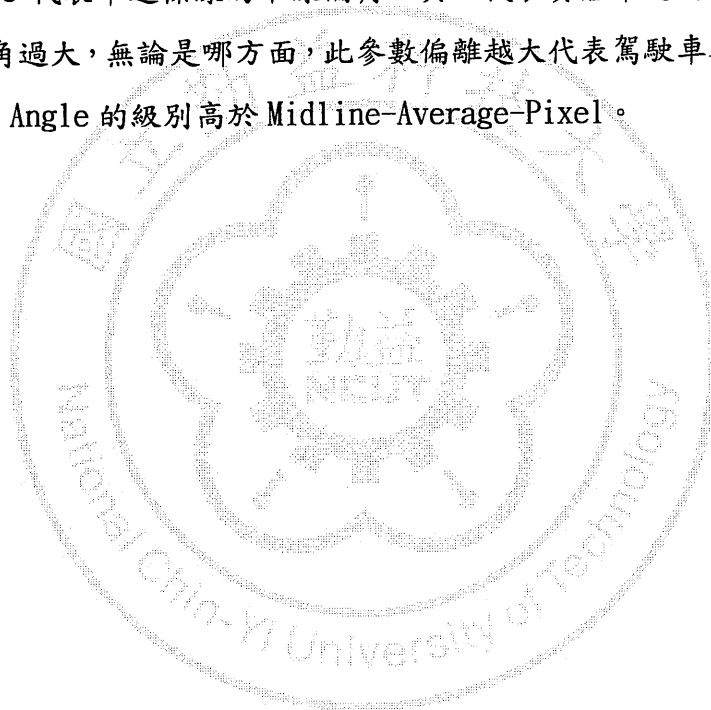
當模糊集合為離散時，可將(4.7)式改寫為(4.8)式。其中 k 代表觸發的規則數量， $\mu_B(y_i)$ 代表第 i 個歸屬值，而 y_i 代表對應的離散值。

$$DRIFT = \frac{\sum_{i=1}^k y_i \times \mu_B(y_i)}{\sum_{i=1}^k \mu_B(y_i)} \quad (4.8)$$

經過上述的模糊系統推論步驟後，我們可以求出作為車道偏離依據的明確輸出值。本論文透過 MATLAB 來建立模糊系統的輸入與輸出變數模糊歸屬函數，藉由模擬的方式可使我們更清楚與了解整個模糊系統的運作流程與結果。舉例來說，由圖 4.8 可得知車道標線中線平均值(Midline-Average-Pixel)=264，車道標線中線偏角(Midline-Angle)=13.8，可由觀察看出共有 19 條模糊規則被觸發，由最大-最小合成法，前提部的 and 運算，取最小運算，所以規則 7, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 35, 42, 49 的運算結果為 0，而規則 21, 28 則有對應至安全程度(Security-Level)之隸屬函數的輸出。另外，由最小-最大合成法，規則間具有相同推論部的運算，取最大運算，因此規則 4, 7, 11, 14, 16, 17, 18, 21, 23, 25, 30, 31, 32, 34, 37, 41, 44, 48 的推論部與規則 2, 3, 6, 9, 10, 13, 20, 27, 28, 35, 38, 39, 42, 45, 46, 49 的推論部分別取最

大運算，最後得到右下角的推論圖形，使用重心解模糊化法計算，即可得到安全程度(Security-Level)的明確輸出值，由此值我們可以推斷駕駛車輛的安全程度。

圖 4.9 為本論文使用之模糊系統的模糊邏輯控制曲面圖，其中 Security-Level 數值越高表示駕駛車輛的偏離程度越嚴重，由圖中可得知，本系統在判斷駕駛車道偏離程度時，是以 Midline-Angle 為優先考慮參數，而 Midline-Average-Pixel 為次要考量參數，因此當 Midline-Angle 越高時系統就會提高警示的等級，因為 Midline-Angle 代表車道標線的中線偏角，其一代表實體車道的轉彎，或代表車輛行駛時的偏角過大，無論是哪方面，此參數偏離越大代表駕駛車輛危險性越高，因此 Midline-Angle 的級別高於 Midline-Average-Pixel。



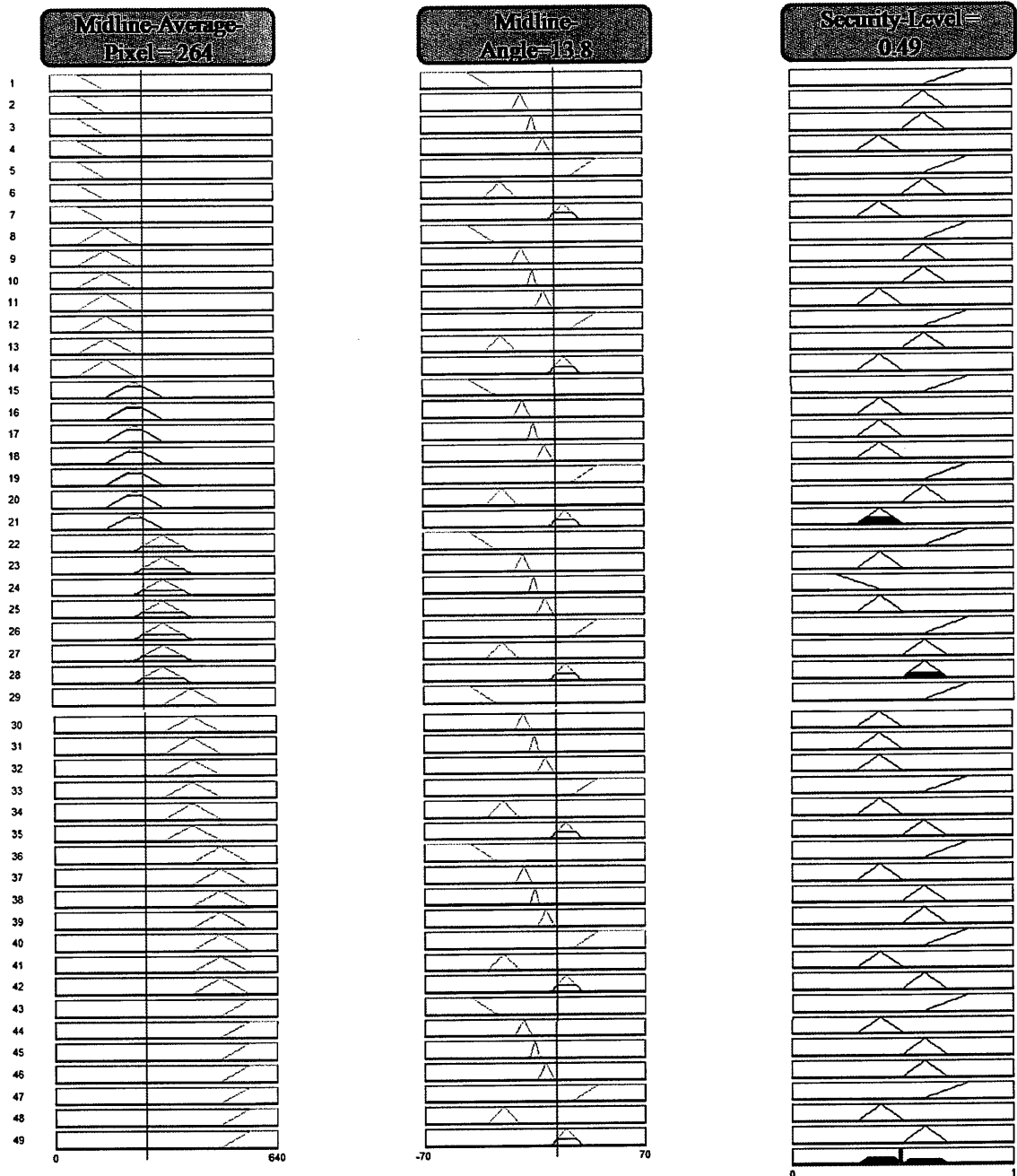


圖 4.8 Midline-Average-Pixel = 264, Midline-Angle = 13.8 時的模糊推論

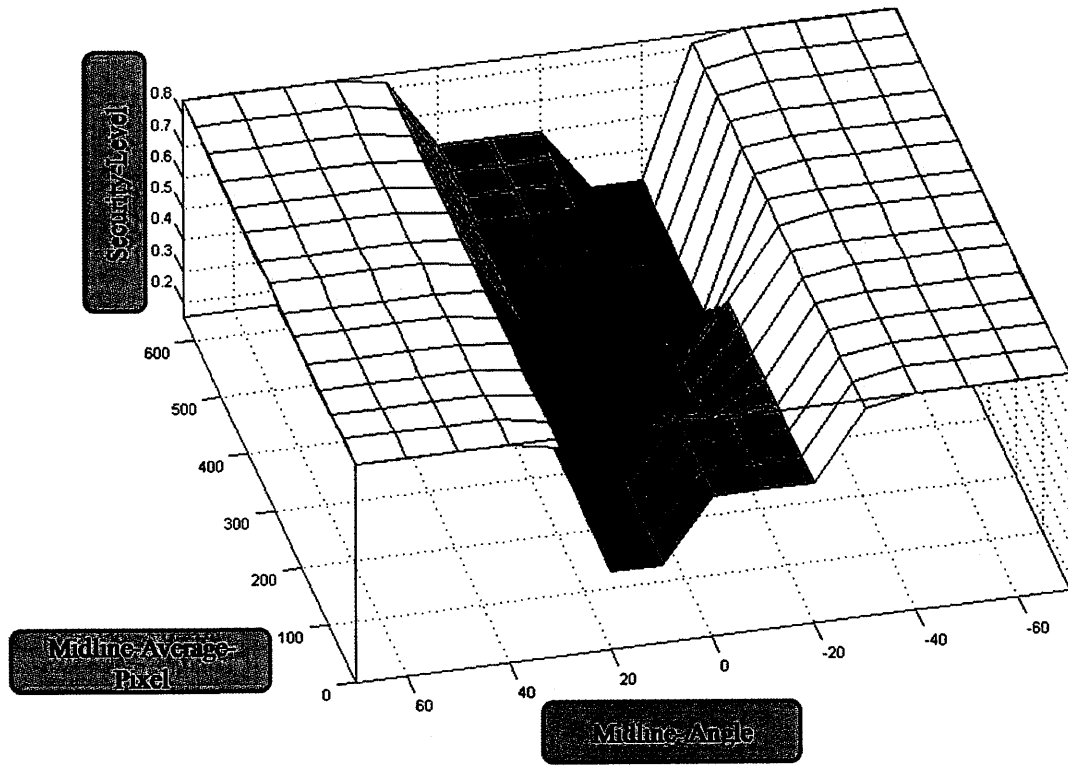


圖 4.9 模糊邏輯控制曲面圖

第五章 實驗結果及分析

本論文將 CCD 攝影機所擷取到的 640x480pixel 路面影像，利用第三章車道標線偵測與第四章模糊演算法辨識偏離，結合此兩章節完成一套完整對駕駛車道偏離的辨識。本章節將對系統進行實際的測試，本論文將車道偏離辨識實驗結果分為四部分來進行探討，分別為：(1)車道模型間距的探討；(2)車道標線偵測結果，如一般直線車道、彎道與左右旁車道上的偵測；(3)特殊狀況的車道標線偵測結果，如高速公路開道出入口、橋梁接縫、夜間路面…等；(4)模糊控制器判別結果。

本論文首先透過圖 5.1，來完整說明偵測車道標線的過程，而在每一張圖中的梯形區域為當前階段待偵測的區塊。如圖 5.1(a)所示，此圖為當新擷取的道路影像進入系統後，系統將匯入由 3.1 節中所建立的車道模型，我們將在道路模型中，使用遞迴運算的方式，偵測小區塊內的道路標線資訊。其中偵測的方式，本論文主要是利用 Hough transform 偵測，將在參數空間所提取出來的資訊逆轉換回影像空間中，將此組資料點提取出平均位置，並代入擴展型卡爾曼濾波器中，更新參數向量 X 與共變矩陣 C_x ，在更新後會生成新的置信區間，在這新的新的置信區間中，再做新一區塊的偵測，以此方式偵測到達所有區塊皆偵測完畢。在偵測完畢後，將每一區塊內的資料點統計，運用最小平方法做曲線擬合，找出較準確的車道標線曲線位置。圖 5.1(b)所示，為系統在 p_1 、 p_2 與 p_3 區塊內無偵測到資訊，在 p_4 偵測區塊內偵測到資訊後，左側第一次更新參數向量 X 與共變矩陣 C_x 所形成的置信區間。圖 5.1(c)所示，為左側第二次更新參數向量 X 與共變矩陣 C_x 所形成的置信區間。圖 5.1(d)所示，為右側第一次更新參數向量 X 與共變矩陣 C_x 所形成的置信區間。圖 5.1(e)所示，為右側第二次更新參數向量 X 與共變矩陣 C_x 所形成的置信區間。圖 5.1(f)所示，為將所有區塊內的資料點統計後，透過最小平方法做曲線擬合，繪出車道標線的位置。

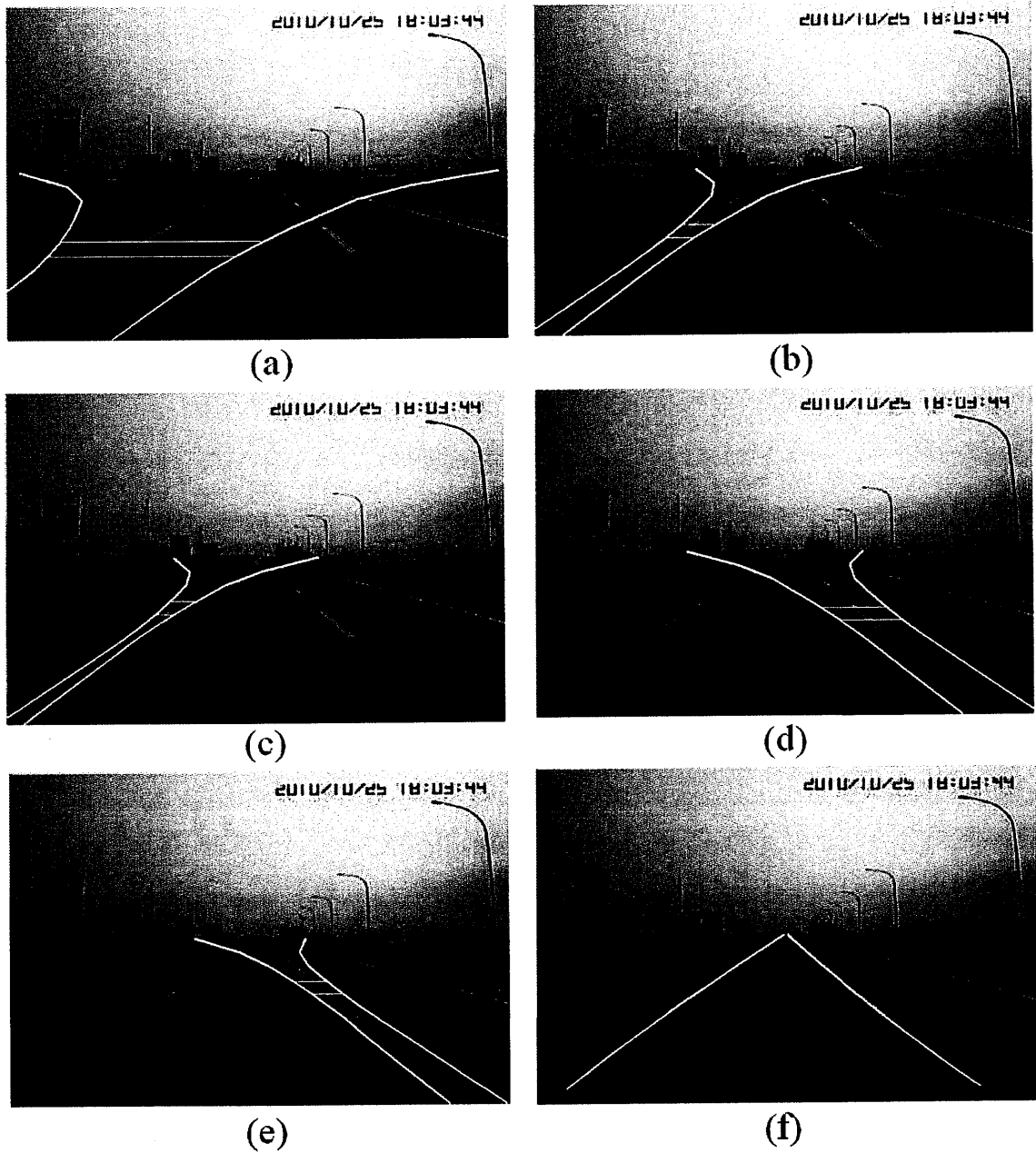


圖 5.1 車道標線偵測流程 (a)於道路影像加入由參數向量與共變矩陣所建立之偵測區域 (b) 左側第一次更新參數向量 X 與共變矩陣 C_x 後的置信區間 (c) 左側第二次更新的置信區間 (d) 右側第一次更新參數向量 X 與共變矩陣 C_x 後的置信區間 (e) 右側第二次更新的置信區間 (f)最終的車道標線偵測結果。

5.1 車道模型間距設定的探討

本論文主要是運用建立出來的車道模型，以遞迴運算的方式收斂偵測範圍，找出車道標線的位置，因此在車道模型的建立上，為本論文中的重要步驟。如圖 5.2 所示，圖 5.2(a) 為將車道模型以等距的方式做設定。圖 5.2(b) 為將車道模型運用等差的方式來設定間距。使用此設定的主要原因在於，車輛行駛於道路上，使用攝影機拍攝前景，所擷取的影像是 3 維的空間，因此我們要在 2 維的影像中描述景深時，影像中縱軸的像素值不是以等距的方式變化的，而是等差方式的距離變化，因此在這裡本論文以影像與實際道路的距離位置做考量，使用等差的方式來設定間距來，與等距的間距做比較。

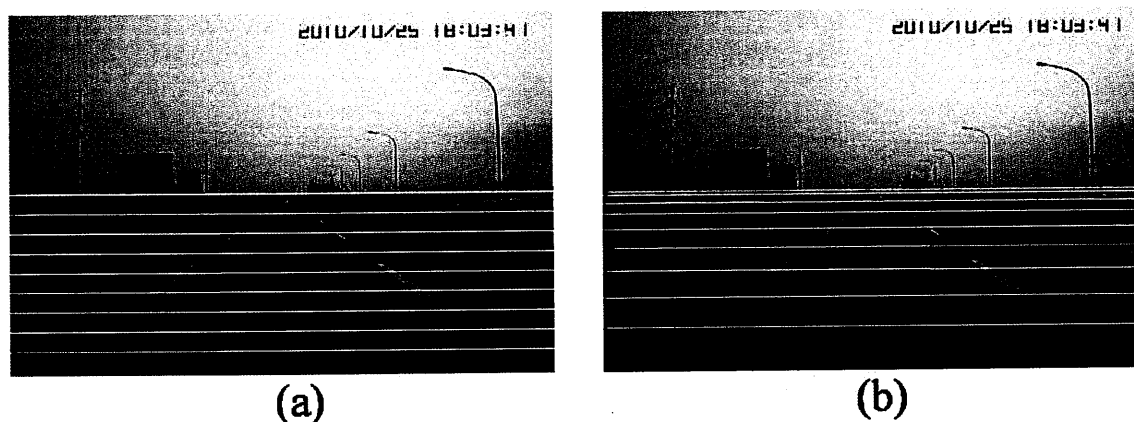


圖 5.2 車道模型間距 (a)等距的間距 (b)等差的間距

如圖 5.3 所示，此為兩個使用不同間距所定義出來的置信區間，圖 5.3(a) 為使用等距的間距所定義的置信區間，圖 5.3(b) 為使用等差間距所定義出來的置信區間，我們可由圖中看出(a)的總偵測範圍較(b)的大，但因範圍大錯誤的偵測結果也較大。且如上敘述使用等差的間距定義是在描述 3 維的空間，較符合路面影像的定義，以及在擷取的影像中靠近水平面上的雜訊較多，使用等差的間距定義會使系統較不容易偵測錯誤。

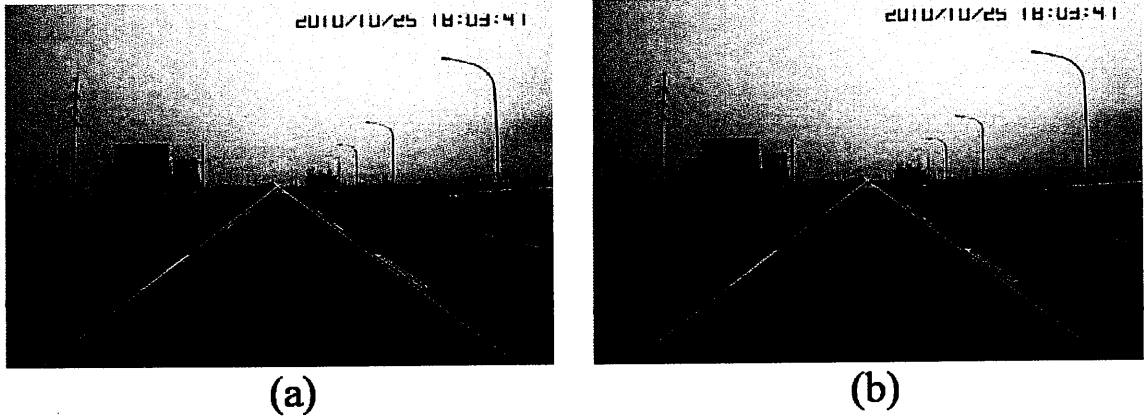


圖 5.3 置信區間 (a)等距間距的置信區間 (b)等差的間距的置信區間

5.2 車道標線偵測結果

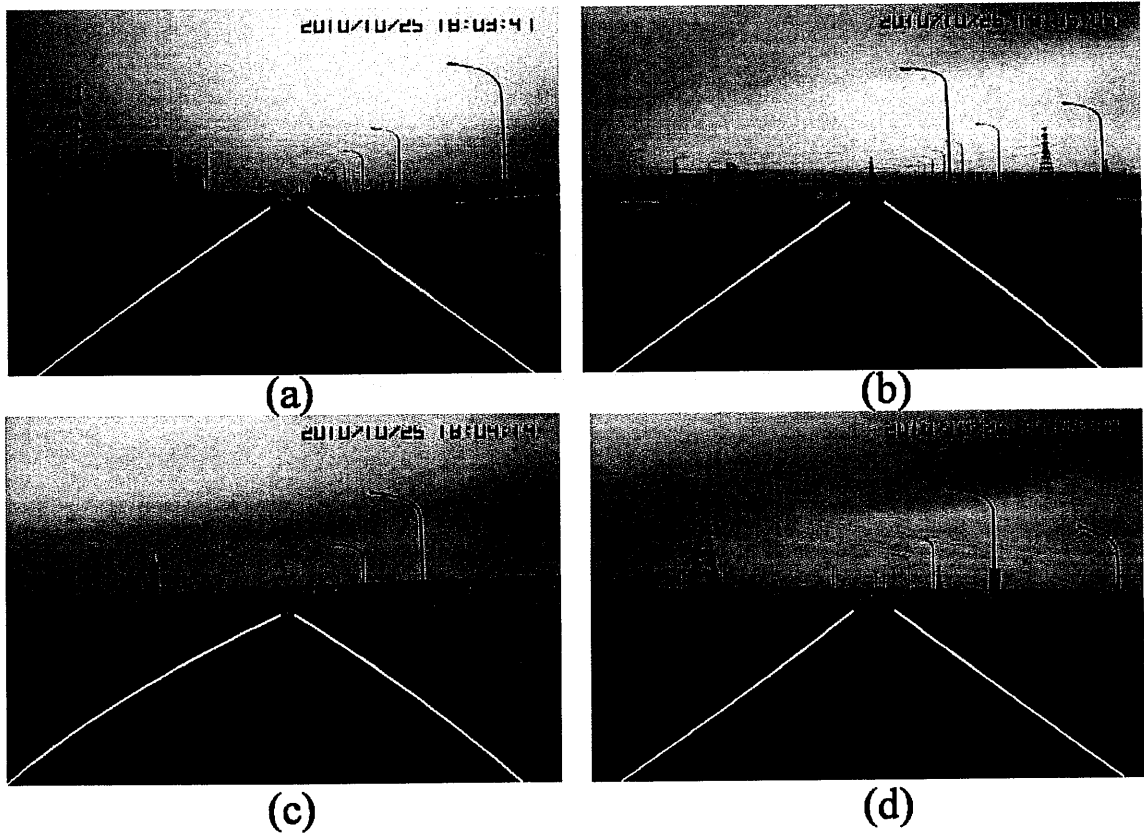


圖 5.4 直線車道標線偵測

當車輛行駛於高速公路時，主要會碰到的車道標線不外乎是直線與彎道曲線，且車道標線可能是由實線與虛線的來組合的，如圖 5.4 至圖 5.5 所示，皆是從架設於車輛上的 CCD 攝影機，錄製的影片中所擷取來的路面影像，從這些圖中可看出，本論文所建立的系統不管是直線或是彎道曲線偵測中，都可以正確的標定出車道標線位置。

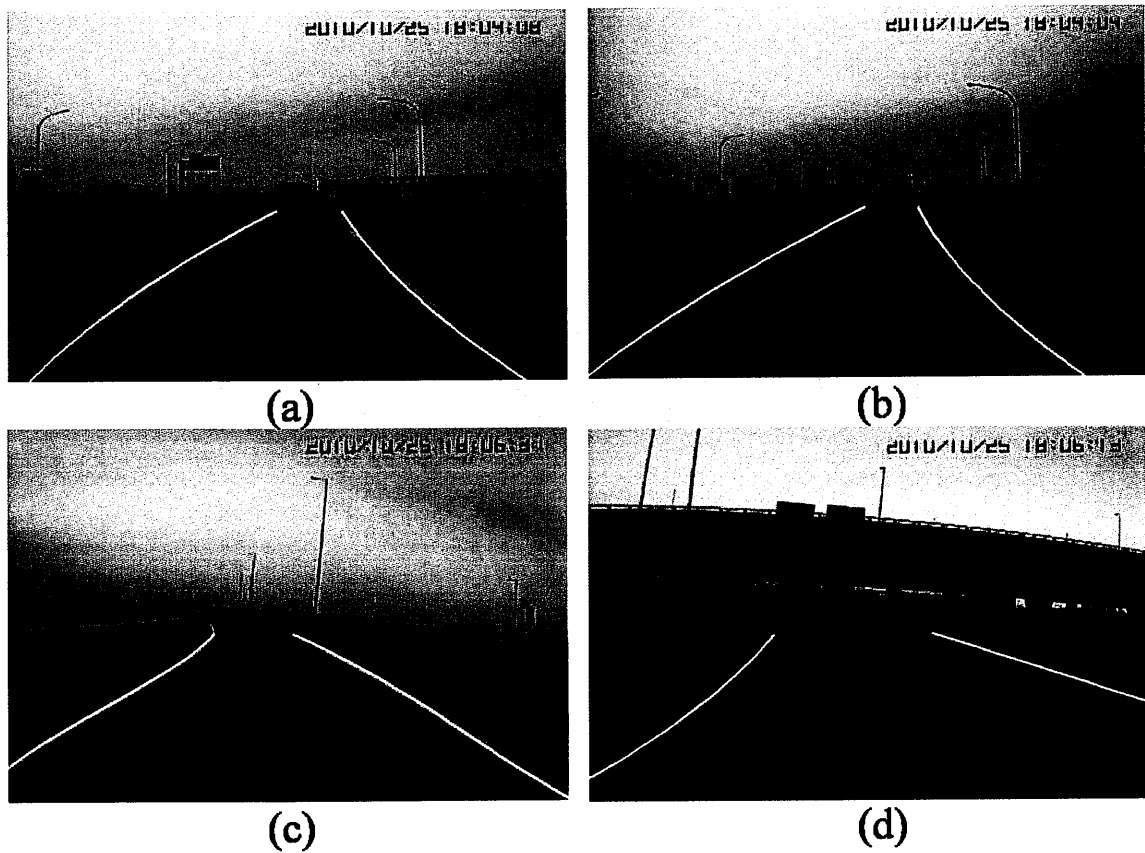


圖 5.5 彎道曲線車道標線偵測

5.3 特殊狀況的車道標線偵測結果

在高速公路上所擷取的路面影像中，我們可發現許多不是直線或彎道曲線的道路標線，如圖 5.6(a)至圖 5.6(d)，這四張圖為交流道與高速公路之間的路面影像，其車道標線有部分不是單線的車道標線，而可能如圖中所示為雙線的車道標線，因本論文是取區域內所有霍夫轉換的資料點，來做最小平方法的曲線擬合，故在實驗結果中可看到在雙線的車道標線偵測中，所標定出的車道標線位置可能會在兩線的中央，且可在圖中明顯的看出，所擷取到的車道標線中線偏離了正中央，因此可證明本系統可偵測出車道偏離時的車道標線，故此系統可運用於偏離時使用。

如圖 5.6(e)與圖 5.6(f)所示，此為由高速公路進入平面道路系統時的路面影像，雖然路面的道路標線，因特殊的路段的原因而畫的非常的複雜，但其邊緣的標線較內部的標線明顯，在霍夫逆轉換取資料點時會取得較為明顯的車道標線位置，但有時還是會取得不是車道標線的資料點，使得輸出的車道標線位置錯誤。

如圖 5.6(g)為在偵測的第一個區塊內出現了路面與路面的接合，這一個接合部分因較路面的像素灰階值高，在邊緣提取時會被提取出來，但本論文在霍夫逆轉換時將水平的線段去除，因此在此區域內沒偵測到水平線段的線段，使系統正確的偵測出車道標線。除了日間的車道標線偵測外，本論文將系統使用於夜間測試，如圖 5.6(h)所示，但因夜間的燈光影響到二值化影像的處理，使的在邊緣提取時產生許多雜訊干擾了系統的判斷，因此本論文的系統不適用在夜間的車道標線偵測。

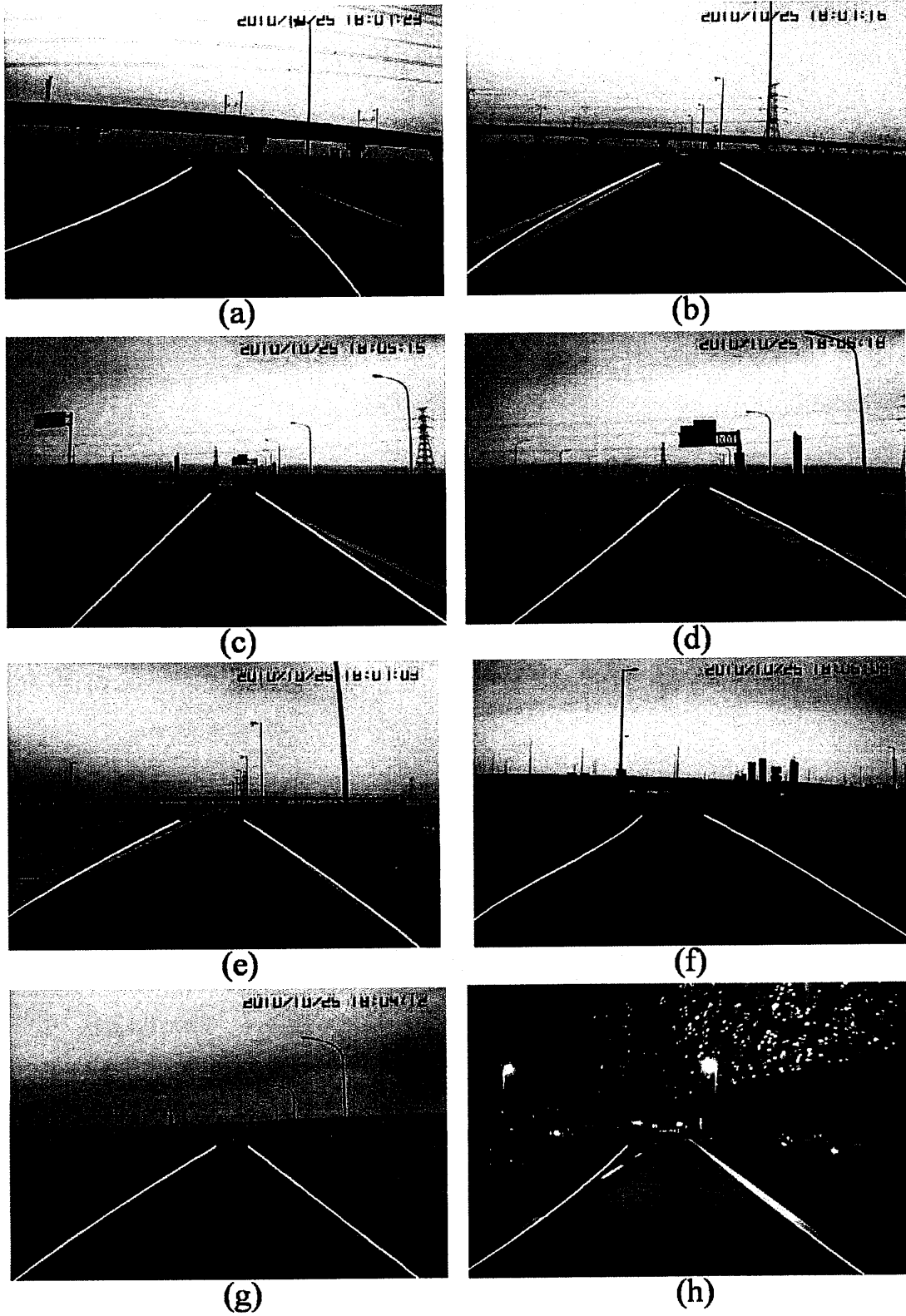


圖 5.6 特殊路況的車道標線偵測

5.4 車道偏離判別結果

如圖 5.7 所示，此兩張圖為車道標線偵測的結果，可由其中看出在車道標線的偵測上，本系統可運用於虛線的標線偵測上，且在轉彎的狀態下也可以找出車道的曲線。本論文將可由此曲線之資訊來辨識車輛是否有偏離的狀態，圖 5.7(a) 中，並可配合圖 4.5、圖 4.6、圖 4.7 得知，系統所取得到的車道中線平均值在 332pixel 上，以影像的像素值與車道寬度的關係，可計算出車輛向左偏離 6.7cm，偏角在 -0.2 度，經過模糊演算法的運算後所取得到的數值為 0.174，在此辨識為車輛無偏離狀態，視為「安全」；而在圖 5.7(b) 中，系統所取得到的車道中線平均值在 225pixel 上，以影像的像素值與車道寬度的關係，可計算出車輛向右偏離 53.2cm，偏角在 14.4 度，經過模糊演算法的運算後所取得到的數值為 0.4，在此辨識為車輛有偏離狀態，但偏離情況並不算嚴重，系統視為「回原車道」。

如圖 5.7(c) 中，系統所取得到的車道中線平均值在 364pixel 上，以影像的像素值與車道寬度的關係，可計算出車輛向右偏離 22cm，偏角在 15.3 度，經過模糊演算法的運算後所取得到的數值為 0.494，在此辨識為車輛無偏離狀態，視為「回原車道」；而在圖 5.7(d) 中，系統所取得到的車道中線平均值在 294pixel 上，以影像的像素值與車道寬度的關係，可計算出車輛向右偏離 23cm，偏角在 24.7 度，經過模糊演算法的運算後所取得到的數值為 0.518，在此辨識為車輛有偏離狀態，但偏離情況並不算嚴重，系統視為「快速換道」。

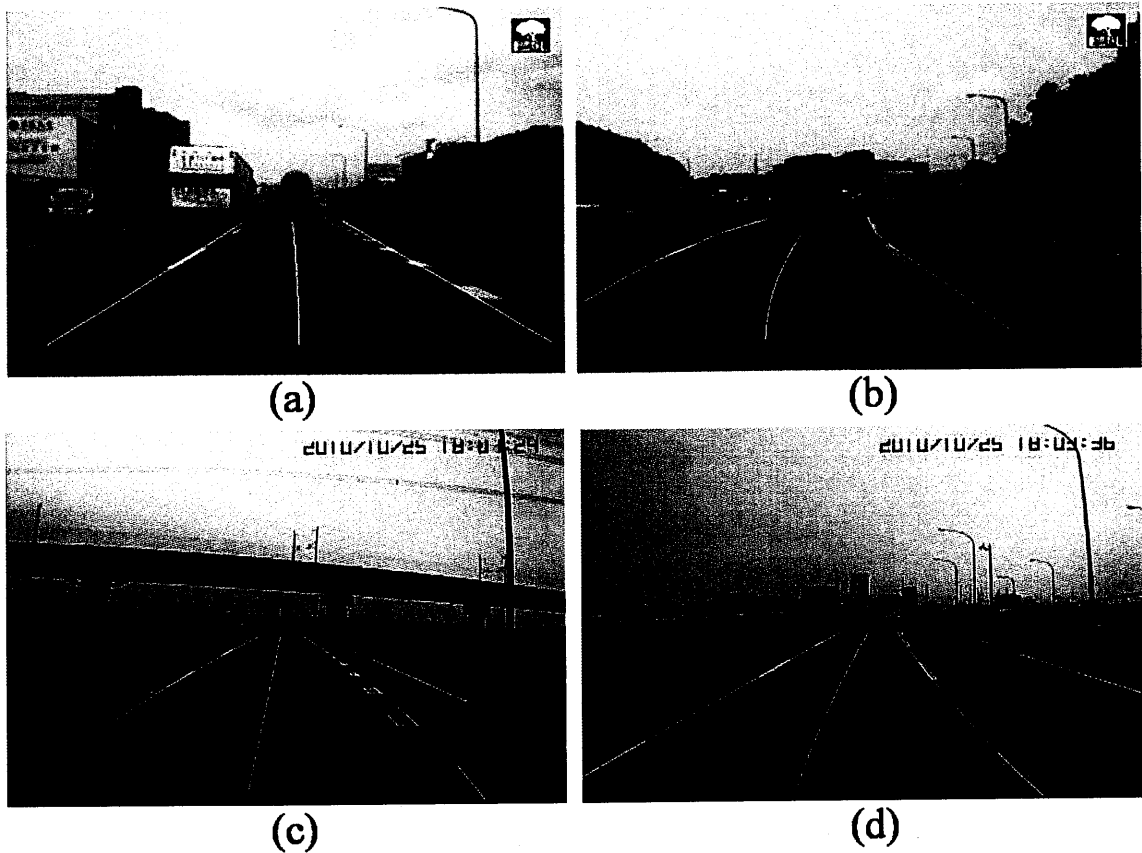


圖 5.7 車道標線偵測結果 I

如圖 5.8 所示，此兩張道路影像為車輛換車道時，所擷取到的兩張前後相差一秒的影像作比較，圖 5.8(a)中，系統所取得到的車道中線平均值在 374pixel 上，以影像的像素值與車道寬度的關係，可計算出車輛向左偏離 26cm，偏角在 -15.32 度，經過模糊演算法的運算後所取得到的數值為 0.494，在此辨識為車輛無偏離狀態，視為「回原車道」；而在圖 5.8(b)中，系統所取得到的車道中線平均值在 410pixel 上，以影像的像素值與車道寬度的關係，可計算出車輛向左偏離 42cm，偏角在 -25.17 度，經過模糊演算法的運算後所取得到的數值為 0.6，在此辨識為車輛有偏離狀態，但偏離情況並不算嚴重，系統視為「快速換道」。由這些實驗結果可看出「基於模糊演算之國道車道偏離預警系統」該系統可以用於大部分車道偵測與車道偏離上的判別。

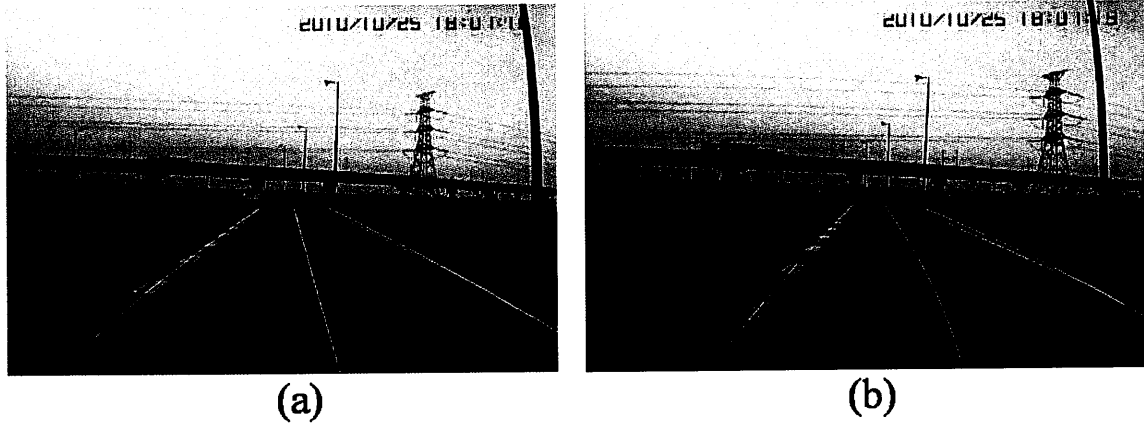


圖 5.8 車道標線偵測結果 II

5.5 結果探討

本論文所採用的影片是使用 CCD 攝影機連接多媒體錄影機，架設於車輛上錄製道路影片，其中 CCD 攝影機的焦距為 3.5mm、離地面的高度 $z_0 = 1.2m$ 。將所錄製的影片擷取為 640x480 pixels 的車道影像做處理，本論文在此將道路影片擷取出 1000 張車道影像做統計，其中包括的直線、彎道曲線以及一些特殊狀態的道路影像。

我們可由 5.1 節中得知，本論文是採用等差的間距方式建立車道模型，此方法的設定可減少系統被旁車道或其他車輛影響，增加偵測成功率；在 5.2 節中可看出，本論文所建立之系統可成功的運用在高速公路的車道標線偵測上，不管是運用於直線或是彎到曲線，皆有很高的偵測成功率；在 5.3 節中可看出，系統在偵測特殊狀況的車道標線時，雖然會被部分的雜訊干擾，但還是可以大約標定出車道標線的位置，但在夜間的車道標線偵測上，本論文的系統無法偵測，主要是因夜間的影像受車頭燈光所影響，使得取二值化影像時無法完整的分離路面與車

道標線，以及因路燈的光線所產生的炫光也會影響二值化的影像，使得系統偵測錯誤。本論文將這 1000 張影像以表 5.1 所示，其直線的成功率為 95.8%，彎道曲線的成功率 81.3%，特殊狀態的成功率為 73.1%。

表 5.1 車道標線偵測成功率

	直線	彎道曲線	特殊狀態
成功率	95.8%	81.3%	73.1%

我們可由表 5.1 中得知，本論文所建立的系統在直線車道與彎道曲線的偵測上有高的成功率，除了部分的特殊狀態的車道標線無法偵測。此外，因本論文所採用的影像像素值為 640x480 pixels，雖然可以使用較大像素值的圖像作處理使得車道標線較明顯，不容易在影像處理的步驟中被消除掉，但也拖累了處理速度，比較使用 320 x240 pixels 的影像處理的時間，使用 640x480 pixels 的影像做車道標線的偵測與模糊辨別，所花的時間平均花費 1.1 秒至 1.3 秒，比使用 320 x240 pixels 的影像偵測多四倍處理的時間，但偵測正確率也多一成，因此這裡所要使用何種大小的影像做系統實現，還需要取多樣的像素大小圖像作統計，定出最佳的偵測圖像大小，此為本論文需要克服的重要部分。

第六章 結論

6.1 結論

本論文提出了一個適合實現於高速公路上辨識車道偏離的示警系統，系統主要功能為行駛於高速公路上的車輛偵測車道標線，進一步透過車道標線的位置資訊辨別車輛是否有偏離的狀態，透過系統的狀態判別能夠警示駕駛者，並提供駕駛者下一階段理想的行駛狀態。

本論文在離線狀態下建立車道模型，此模型考慮到攝影機位置、焦距對影像的參數、實體路面的車道寬度與車道曲率，以及駕駛車輛的行進角度與當前車道的偏離狀態等參數做考量，並以統計的方式去記錄，以便取得這些參數的平均狀態與其變化的範圍，最後應用這些參數建立參數向量 X 與共變異矩陣 C_x ，透過這兩個向量集合來描述路面影像中車道標線位置的變化範圍，進一步的減少系統的偵測範圍，提高系統處理速度。

在路面影像擷取進來時，先將 RGB 色彩空間影像轉為 YCbCr 色彩空間影像，透過色彩空間的轉換將彩色的影像轉為灰階影像，來減少光線對影像中物件的影響。接下來統計灰階影像的像素值建立其直方圖，運用遞迴運算找出門檻值，來分離影像中的路面與車道標線建立二值化影像，以此二值化影像使用簡單的形態學運算，提取出影像中物件的邊緣。接下來使用此邊緣影像與車道模型整合處理，以區塊的方式做 Hough transform 的演算，找出每以區塊的車道標線資訊點，透過這些資訊點使用擴展型卡爾曼濾波器，以遞迴運算的方式更新參數向量 X 與共變異矩陣 C_x 來收斂偵測範圍，最後將參數向量的數值與每一區塊內所偵測出來的資

料點做統計，使用最小平方法做曲線擬合，找出統計集合內所有資料點的「最佳」曲線，此曲線便是車道標線的位置。

此外，本論文提出運用車道中線的平均位置與偏離的角度作模糊控制系統的隸屬函數，並建立其動作規則來辨別駕駛車輛的偏離狀態，提醒駕駛者該行駛於當前車道或快速換車道，因此本系統不單只有車道標線的偵測，當駕駛車輛擁有偏離車道的狀況時，也能提供給駕駛者警示的訊號。

本論文使用較為低價的 CCD 攝影機做為感測器與電腦作結合，以統計影響車道標線位置的各個參數來建立車道模型偵測車道標線，如實驗結果顯示，系統在不同的車道形態下，如直線、曲線、實線、虛線或是閘道上，只要駕駛車輛行駛的道路上擁有明顯的車道標線，皆能使用本系統偵測出路面上的車道標線位置，並使用車道標線的位置參數運用模糊控制器判別車道偏離，故此方法運用於車道標線的偵測與車道偏離判別上都有相當好的表現。

6.2 未來研究方向

擁有一個強健的車道偏離預警系統是現今每台車輛必要的，它可以減少車禍的發生，更進一步可以實現車輛自動駕駛，因此我們必須花更多的時間與精力去改善系統，使它可以減少偵測錯誤的發生，以及更精確的車道偏離判別增加系統的精確度與可靠度。根據實驗結果與多方的探討，本論文針對系統提出數點待改善的部分。

1. 本論文為在個人電腦上實現，因電腦體積較為龐大架設於汽車上較不方便，可考慮將系統移植於嵌入式系統上實現，可減少系統架設時的不方便，也可更方便與其他的智慧型車輛安全系統做結合。
2. 本論文主要是偵測白天的車道標線，因系統採用光感測器 CCD 攝影機的原故，在拍攝夜間的路面影像時，會因道路上其他車輛的燈光、照明燈等強烈的光源產生炫光，這類光源雜訊會使系統在偵測判斷上受影響，故此要配合其他的感測器一起互相配合來偵測。
3. 本論文在偵測車道時，採用灰階影像設門檻值來分離路面與車道標線，故系統只適用於擁有車道標線的路面影像，因此本系統可多加入物件之間的色彩變化來判別，不只分離路面與車道標線，也可分離行駛的環境影響。
4. 本論文使用模糊控制器判別車道偏離，使用影像空間中的虛擬車道中線的像素平均值，以及車道中線的偏角兩個隸屬函數來做判斷，雖然可以正確的判別狀態，但還是有許多狀況考慮的不是很嚴謹，故可多加一些前後兩圖像的變化關係來做隸屬函數，可增加判別偏離狀態的可靠度。

參考文獻

- [1] 工研院IEK ITIS計畫, 2010年第四季及全年度台灣汽車產業回顧與展望報告, 2011年二月。
- [2] 拓璞產業研究所, 智慧型車輛引爆車用電子新發展, 2008年十二月。
- [3] P. Lindner, E. Richter, G. Wanielik, K. Takagi, A. Isogi, 2009, "Multi-channel lidar processing for lane detection and estimation", pp 1-6, *IEEE Intelligent Transportation System Conference*
- [4] J. Sparbert, K. Dietmayer, D. Strelle, 2001, "Lane detection and Street Type Classification using laser range images", pp. 25-29, *IEEE Intelligent Transportation Systems Conference Proceedings*.
- [5] M. Bertozzi, A. Broggi, A. Fascioli, A. Tibaldi, 2002, "An Evolutionary Approach to Lane Markings Detection in Road Environments", pp. 627-736, *In Atti del 6 convegno dell'Associazione Italiana per l'Intelligenza Artificiale*.
- [6] D. Pomerleau, 1995, "RALPH: rapidly adapting lateral position handler", pp.506-511, *Proceedings of the Intelligent Vehicles 95 Symposium*.
- [7] T. Ito, K. Yamada, 1994, "Preceding Vehicle and Road Lanes Recognition Methods for RCAS Using Vision System", pp. 85-90, *IEEE Symposium on Intelligent Vehicles*.
- [8] S.G. Foda, A.K. Dawoud, 2001, "Highway Lane Boundary Determination For Autonomous Navigation", pp. 698-702, *IEEE Pacific Rim Conf. Communications*.
- [9] S.Y. Choi, J.M. Lee, 2001, "Optimal moving windows for real-time road image processing", pp. 1220-1225, *IEEE International Conference on Robotics and Automation*.

- [10] S. Kim, J. Park, S.I. Cho, S. Park, K.H. Choi, 2007, "A Framework for the Development of Robust Lane Recognition Systems", pp. 754 - 759, *Intelligent Transportation Systems Conference*.
- [11] K. Kluge, S. Lakshmanan, 1996, "A Deformable-Template Approach to Lane Detection", pp. 54-59, *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*.
- [12] R. Chapuis, 2002, "Accurate Road Following and Reconstruction by Computer Vision", *IEEE transactions on intelligent transportation systems*.
- [13] R.E. Kalman, 1960, "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems", pp. 35-45, *Transaction of the ASME-Journal of Basic Engineering*.
- [14] 交通部台灣區高速公路局，*道路交通標誌標線號誌設置規則(97.4.14 修訂)*，2008 年 4 月。
- [15] V. Leavers, 1993, "Which Hough Transform?" ,pp. 250-264, *CVGIP: Image Understanding*.
- [16] 王文俊，*"認識 Fuzzy(第三版)"*，全華科技圖書公司，2008 年
- [17] 孫宗瀛、楊英魁，*"Fuzzy 控制理論、實作與應用"*，全華科技圖書，台北 2005 年，張欣儀整理 2004 年。
- [18] M. Bertozzi, A. Broggi, 1996, "Real-time lane and obstacle detection on the GOLD system", pp. 213-218, *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*.
- [19] M. Bertozzi, A. Broggi, 1997, "A real-time oriented system for vehicle detection," , pp.317-325, *Journal of Systems Architecture*.
- [20] M. Bertozzi, A. Broggi, 1998, "GOLD: a parallel real-time stereo vision system for generic obstacle and lane detection", pp. 62-81, *IEEE Trans. on Image Processing*.
- [21] W.S. Wijesoma, K.R.S. Kodagoda, A.P. Balasuriya, E.K. Teoh, 2001, "Road edge

and lane boundary detection using laser and vision”, pp.1440-1445, Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems.

- [22] *B. Ma, S. Lakshmanan, A.O. Hero, 2000, “Pavement boundary detection via circular shape models”, pp.644-649, Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium.*
- [23] *A. Gern, U. Franke, P. Levi, 2000, “Advanced lane recognition-fusing vision and radar”, pp.45-51, Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium.*
- [24] *L.A. Zadeh, 1965, “Fuzzy Sets”, pp. 338-353, Inform. Control.*
- [25] *R. Aufreere, F. Marmotiton, R. Chapuis, F. Collange, J.P. Derutin, 2000, “Road detection and vehicles tracking by vision for an on-board ACC system in the VELAC vehicle”, pp 11-18, IEEE Int’l Conf. on Information Fusion.*

