



國立臺灣大學生物資源暨農學院生物產業機電工程學系

碩士論文

Department of Bio-Industrial Mechatronics Engineering

College of Bioresources and Agriculture

National Taiwan University

Master Thesis

立體視覺與雷達感測器融合系統

於車輛避障之應用

Sensor Fusion of Stereo Vision and Radar Systems

for Vehicle Collision Avoidance

翁立剛

Li-Kang Weng

指導教授：林達德 博士

Advisor: Ta-Te Lin, Ph.D.

中華民國 104 年 7 月

July, 2015



摘要

主動式車輛安全系統的開發宗旨為降低意外事故的發生機率，提供使用者更完善的安全，當系統發現有潛在危險的障礙物時，藉由圖形使用者介面提醒使用者注意當前狀況，如果使用者對系統的警示沒有反應的話則直接制動煞車系統反應，以避免意外事故的發生。本研究以立體視覺與雷達感測器建立一套中階感測器融合的車輛安全系統，立體視覺由兩顆攝影機組成，經對應點匹配可獲得影像相對應的三維資訊，將三維資訊投射至上視圖後進行障礙物偵測，擁有色彩與三維資訊，不過缺點為深度資訊容易受外在因素影響；雷達感測器提供精確的距離和速度資訊，但缺乏色彩資訊無法辨識障礙物，為了獲得更完整、精確的環境資訊，以感測器融合方法結合兩種感測器的資訊。本研究的感測器融合方法使用中階障礙物偵測階段的資訊進行融合，即兩種感測器的障礙物偵測完成後，依據感測器資訊的機率分布函數估算其可靠性，依照感測器的可靠性融合兩種感測器。障礙物追蹤使用卡爾曼濾波器，用途為濾波以及預測物體在時間序列中的相對關係並預測其運動模型。在行駛的過程中，撞擊預先警示系統會觀察是否有潛在的危險，若發現有與障礙物發生碰撞的可能，例如緊急煞車或側向突然出現，系統會提醒駕駛人注意當前狀況並判斷是否制動煞車系統防止與障礙物碰撞，同時啟動 A* 避障演算法進行路徑規劃，提供當前安全的路徑供車輛進行閃避。本研究的實驗場景為校園道路以及農場，經過實驗驗證，本系統能夠應用於校園道路與農場的即時主動式車輛安全系統。

關鍵詞：主動式車輛安全、立體視覺、雷達感測器、感測器融合、障礙物偵測、障礙物追蹤、避障系統



Abstract

Active vehicle safety system is aimed to enhance the driving safety and reduce accident occurrences. When a dangerous situation is detected, the system will warn the user to pay more attention by graphical user interface. If the user fails to response, the brake system will swing into action to prevent an accident. In this study, an intermediate-level obstacle-detection-based sensor-fusion vehicle safety system was proposed applying stereo vision rig and radar. The stereo vision system is composed of two cameras providing color and 3D information. The 3D information is estimated by stereo vision algorithm and projected onto the top-view. Obstacles are detected by the blob method and 3D geometric constraints with low accuracy. High accuracy range information such as position and speed can be provided by the radar; however, the radar provides no color information. Hence, stereo vision and radar data are fused at detection-based sensor fusion in order to acquire more accurate information. After obstacle detection, Kalman filter is applied for obstacle tracking. The motion model of obstacles is estimated through data sequences. The pre-collision warning system will warn the user to react when the detected obstacle performs actions like sudden braking or rushing out from side. The obstacle avoidance system will apply A* algorithm to plan a safe path for user as a reference to follow, and prepare to take brake in preventing collision. After experimental validations, the active vehicle safety system is proved to work in real-time school street and farm environment. It is believed that in the future this system can be enhanced to be applied to a busier, complicated environment.

Keywords: Active vehicle safety, stereo vision, radar, sensor fusion, obstacle detection, obstacle tracking, collision avoidance system

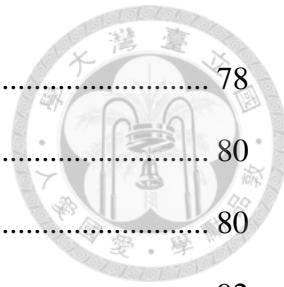


目 錄

摘要	i
Abstract	ii
目 錄	iii
圖目錄	vi
表目錄	ix
第一章 緒論	1
1.1 前言	1
1.2 研究目的	5
第二章 文獻探討	8
2.1 雷達感測器	8
2.2 立體視覺	10
2.2.1 攝影機校正	10
2.2.2 立體視覺理論	11
2.2.3 對應點匹配	12
2.2.4 深度資訊計算	13
2.2.5 障礙物偵測	14
2.3 感測器融合	17
2.4 避障系統	21
2.4.1 障礙物追蹤	21
2.4.2 撞擊預先警示系統	22
2.4.3 路徑規劃	23
第三章 材料與方法	25
3.1 系統架構	25



3.1.1	硬體架構	25
3.1.2	軟體架構	29
3.1.3	圖形使用者介面	32
3.2	立體視覺	33
3.2.1	攝影機校正	33
3.2.2	深度資訊計算	36
3.2.3	障礙物偵測	37
3.3	感測器座標系轉換	42
3.4	感測器融合	42
3.5	避障系統	44
3.5.1	障礙物追蹤	44
3.5.2	撞擊預先警示系統	49
3.5.3	路徑規劃	50
3.6	實驗規劃與方法	58
第四章	結果與討論	59
4.1	立體視覺	59
4.1.1	攝影機校正	59
4.1.2	像差影像	61
4.1.3	障礙物偵測	62
4.1.4	距離量測誤差	65
4.2	感測器融合	67
4.2.1	感測器可靠性估算	67
4.2.2	靜止障礙物距離量測實驗	74
4.3	障礙物偵測	76
4.3.1	前方障礙物逼近	77



4.3.2	障礙物橫向移動	78
4.4	避障系統	80
4.4.1	障礙物追蹤	80
4.4.2	撞擊預先警示系統	92
4.4.3	路徑規劃	92
第五章	結論與建議	94
5.1	結論	94
5.2	建議	96
	參考文獻	97

圖目錄



圖 1-1 A1 類交通事故肇事原因	2
圖 2-1 極限幾何原理示意圖	11
圖 2-2 立體視覺深度資訊示意圖	14
圖 3-1 立體視覺機構	26
圖 3-2 鏡頭固定機構	26
圖 3-3 雷達感測器 Delphi® ESR	27
圖 3-4 雷達控制箱	28
圖 3-5 可移動式車架	29
圖 3-6 程式架構圖	30
圖 3-7 核心演算法流程圖	30
圖 3-8 系統流程圖	32
圖 3-9 圖形使用者介面	33
圖 3-10 校正物映射至影像平面示意圖	35
圖 3-11 八相連 (8-connectivity)	38
圖 3-12 V-disparity 演算法示意圖，(a) 像差影像，(b) v-disparity map。	40
圖 3-13 團塊法處理後上視圖	41
圖 3-14. 障礙物追蹤流程圖	46
圖 3-15 障礙物匹配方法示意圖，(a)-(f) 和 (g)-(l) 各為一種匹配結果。	49
圖 3-16 警示圖形使用者介面， 障礙物從 (a) 前方逼近，(b) 左邊側向逼近，(c) 右邊側向逼近。	50
圖 3-17 網格地圖示意圖	51
圖 3-18 節點成本運算圖， (a) 第一次計算，(b) 第二次計算，(c) 最小成本比較。	52

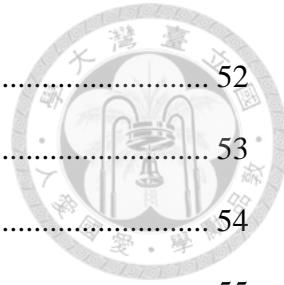


圖 3-19 A* 演算法之路經規劃結果圖	52
圖 3-20 VFH 演算法流程圖	53
圖 3-21 VFH 演算法之環境地圖	54
圖 3-22 VFH 演算法之障礙物危險程度估算圖	55
圖 3-23 VFH 演算法之維度轉換圖	55
圖 3-24 VFH 演算法之極座標直方圖，(a) 原始圖，(b) 平滑化直方圖。	56
圖 3-25 VFH 演算法規劃圖	57
圖 4-1 焦距 4 mm 鏡頭之校正前後差異圖	59
圖 4-2 校正前後比較圖，左排為校正前 (a) 左，(c) 右，(e) 像差影像； 右排為校正後 (b) 左，(d) 右，(f) 像差影像。	60
圖 4-3 像差影像結果圖，(a) 左影像，(b) 偽色彩之像差影像。	61
圖 4-4 障礙物偵測結果示意圖，(a) 左影像，(b) 右影像，(c) 像差影像， (d) 障礙物偵測影像，(e) 上視圖。	62
圖 4-5 障礙物表示方式示意圖，(a) 輪廓，(b) 最小正矩形。	63
圖 4-6 V-disparity 演算法示意圖，(a) 左影像，(b) 像差影像，(c) v-disparity map， (d) 二值化影像，(e) 霍夫直線偵測，(f) 地面與障礙物分離結果， (g) 使用前，(h) 使用後。	64
圖 4-7 地面資訊濾除應用，(a) 校園內行人，(b) 農場中耕機。	65
圖 4-8 立體視覺之障礙物距離量測誤差	66
圖 4-9 定點距離量測實驗之障礙物示意圖，(a) 左影像，(b) 上視圖。	68
圖 4-10 立體視覺與雷達感測器之定點距離量測實驗，障礙物距離系統 (a) 5 m，(b) 6 m，(c) 7 m，(d) 8 m，(e) 9 m，(f) 10 m，(g) 11 m，(h) 12 m， (i) 13 m，(j) 14 m，(k) 15 m，(l) 16 m，(m) 17 m，(n) 18 m，(o) 19 m， (p) 20 m，(q) 21 m，(r) 22 m，(s) 23 m，(t) 24 m，(u) 25 m，(v) 26 m， (w) 27 m，(x) 28 m，(y) 29 m，(z) 30 m。	72



圖 4-11 機率分布函數之標準差估測結果，(a) x 方向，(b) z 方向。	74
圖 4-12 系統之均方根誤差比較，(a) x 方向，(b) z 方向，(c) 量測軌跡圖。	75
圖 4-13 感測器融合系統之前方融合區域外的障礙物偵測結果.....	76
圖 4-14 前方障礙物偵測之立體視覺系統與感測器融合系統比較，(a) 場景示意圖， (b) 立體視覺，(c) 感測器融合系統的障礙物偵測結果圖。	78
圖 4-15 側向障礙物偵測之立體視覺系統與感測器融合系統比較，(a) 場景示意圖， (b) 立體視覺和 (c) 感測器融合系統的障礙物偵測結果圖。	79
圖 4-16 側向障礙物偵測之立體視覺系統與感測器融合系統比較，(a) 場景示意圖， (b) 立體視覺和 (c) 感測器融合系統的障礙物偵測結果圖。	79
圖 4-17 (a) 立體視覺系統與 (b) 感測器融合系統之濾波前後比較圖， (c) 濾波後的系統軌跡比較圖。	82
圖 4-18 原始資料與平滑化資料之速度估算比較圖	83
圖 4-19 立體視覺系統與感測器融合系統的速度相差圖.....	84
圖 4-20 卡爾曼濾波器之軌跡探討，(a) 實驗場景設計， (b)、(c) 障礙物的真實軌跡與卡爾曼濾波器預測的軌跡資訊。	85
圖 4-21 多障礙物追蹤結果.....	87
圖 4-22 多障礙物交錯追蹤結果	90
圖 4-23 橫向單一障礙物追蹤結果	92
圖 4-24 側向車輛切入，(a) 實驗設計，(b) 障礙物偵測結果，(c) 障礙物膨脹結果， (d) A* 演算法結果，(e) 警示圖形使用者介面。	93



表目錄

表 3-1 硬體設備清單	28
表 3-2 單通八相連之連通元件標記法虛擬碼	38
表 3-3 V-disparity 演算法虛擬碼	40
表 4-1 對應點匹配演算法比較	62
表 4-2 不同光源環境下量測同一障礙物之距離資訊	66
表 4-3 立體視覺系統與感測器融合系統之障礙物追蹤成功率	80



第一章 緒論

1.1 前言

十九世紀初，Ford T 型車因其價格低廉、簡易操作和堅固耐用，開啟了車輛的普及量產時代，讓越來越多人開始有能力負擔車輛，然而隨著引擎的改良使得車輛的性能大幅提升，以及人均車輛的擁有數上升導致交通事故的發生機率居高不下，這些原因都使得車輛安全一直以來都是備受重視的議題之一。現今全球每年大約有一百萬人喪命於交通事故，大部分的肇事原因為駕駛的疏失；在臺灣，根據行政院主計處統計統計資料顯示，自 2010 年起每年約有 20 萬件造成傷亡的 A1 與 A2 類交通事故——A1 類及 A2 類分別為直接及間接造成死亡的交通事故，相當於每一百件車輛行駛事件會發生一件的交通事故，總共造成約 2000 人死亡與 40 萬人受傷，其中 A1 類的主要肇事原因為駕駛人的疏忽，更以未注意車前狀況占 21% 為最大宗（圖 1-1）。人在駕駛過程中會因分心、疲倦等等不可預知狀況而無法專注於當前環境，為了減少事故發生的機率，各地政府、車輛製造廠（automakers）…等機構皆投入車輛主動式安全輔助之相關研發，希望藉由機器協助人類監控周圍環境。車輛安全以撞擊前後區分為被動式和主動式：被動式是撞擊後所採取的防護措施，例如安全氣囊、安全帶、能量吸收式轉向管柱（energy-absorbing steering column, ESC）…等設計，用於降低碰撞後傷亡的輔助裝置；主動式是指發生撞擊前的車輛輔助機制，藉由感測器偵測環境資訊，提醒駕駛注意可能的危險來達到降低車輛碰撞的機率，如主動式定速巡航系統（adaptive cruise control, ACC）、車道偏移警示系統（lane departure warning, LDW）、撞擊警示系統（collision warning system, CWS）、盲點區域偵測系統（blind spot detection, BSD）、主動頭燈轉向系統（adaptive front lighting system, AFS）、車後交通警示系統（rear cross traffic alert, RCTA）、駕駛疲勞偵測（driver drowsiness detection）…等應用，此類應用通稱為先進



駕駛輔助系統 (advanced driving assistance system, ADAS)。美國高速公路安全保險協會 (Insurance Institute for Highway Safety, IIHS) 於 2013 年將正面撞擊預防 (front crash prevention) 列入車輛安全評分標準之一；權威安全測試機構的歐洲新車安全評鑑協會 (Euro-NCAP) 於 2014 年將自動緊急煞車系統 (Autonomous Emergency Braking, AEB) 列入安全輔助評分標準中並提高分數比重，由此可見如何有效地降低甚至避免交通事故是高度探討的議題。

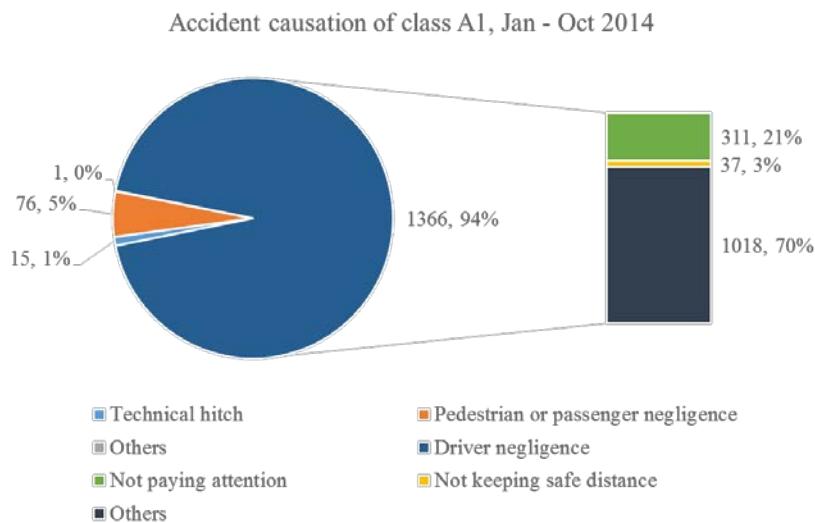


圖 1-1 A1 類交通事故肇事原因

為了提升車輛安全，以機器取代人類駕駛車輛的概念二十世紀末被提出，其中以 1987-1995 年的 Eureka PROMETHEUS project (PROGraMme for a European Traffic of Highest Efficiency and Unprecedented Safety) 為目前最龐大與代表的無人駕駛車專案(driverless car)，此專案開發出車道偏移警示、撞擊警示、定速巡航與車道導航 (lane guide)...等系統雛型，使得無人駕駛車不再是科幻小說裡的幻想，各家公司也正如火如荼地投入無人駕駛車產業，像是至今尚未因機器操作而出車禍的 Google Self-Driving Car、第一次挑戰橫跨北美洲的 Delphi driverless car、贏得 2007 DARPA (Defense Advanced Research Projects Agency) Grand Challenge 的 NavLab 所打造的 CMU's Autonomous Cadillac SRC、2015 International CES



(Consumer Electronics Show) 亮相的自動駕駛概念車 Mercedes-Benz F 015 和直接從矽谷開抵會場 (Las Vegas) 橫跨 800 多公里的 Audi “Jack”(piloted driving)...等各大車廠與研發單位皆投入自動駕駛車的領域，並預測 2020 年左右無人駕駛車將進入普及階段，如今紐約市也與 Google® 簽訂契約，預計於 2016 年將有 5000 輛無人駕駛計程車在街頭中穿梭。無人駕駛車的目的在於以「機器」取代人類駕駛車輛，原因在於機器能長時間運作而不會有駕駛疲勞的問題，因此為了實現讓機器駕駛車輛，需要大量感測器或通訊儀器作為機器的眼睛，例如距離感測器、影像資訊...等感測器來獲得外界障礙物的資訊；另外車對車 (vehicle-to-vehicle, V2V)、車對人 (vehicle-to-pedestrian, V2P) 或車對交通設備 (vehicle-to-instrument, V2I)...等通訊架構也正在發展的階段，藉由無線通訊的方式得知附近車輛的周圍狀況、道路狀況或交通號誌，使用遠距離無線傳輸的方式增加了「眼睛」的視野。為了應付感測器的龐大運算量，NVIDIA® 於 2015 年 3 月推出自動駕駛車用電腦 Drive™ PX 與 Drive™ CX，其強大的 GPU 運算可即時處理 12 顆 200 萬畫素的攝影機影像，可用於提供車輛全方位的影像，以上種種都是為了能夠獲得更完整的資訊以降低車禍或避免車禍發生造成影響。

主動式車輛安全輔助系統致力於改善車輛駕駛環境並提供更完善的車輛安全，依不同目的及問題衍生出許多應用：Toyota 車廠開發的 Pre-Collision System 以車前的雷達作為距離感測器，結合影像進行辨識障礙物像是車輛或行人，當與前方車輛的距離過近而駕駛並未減低速度時，系統會提醒駕駛進行煞車動作以避免碰撞，此應用也適用於當障礙物是人的情況，當行人側向衝出時，系統會啟動避障系統估算安全空間並同時提醒駕駛人注意前方狀況，在接近撞擊前一刻直接控制方向盤來協助車輛避開障礙物。Bosch 提出的車身動態穩定系統 (Electronic Stability Program, ESP®)——依據不同開發商而有不同的稱呼如 VSC®、StabiliTrak®、AdvanceTrac®，在轉彎或者閃避的時候透過引擎、煞車等感測器及致動器的調控達到防止打滑的目的。傳統的車頭燈僅能照明固定區域，容易在轉彎的時候干擾對向來車或者無法照射到路旁的物體等等夜間行車常見的問題，因此開發主動頭燈轉



向系統 (adaptive front lighting system, AFS)，利用感測器偵測肉眼不易觀察到的潛在障礙物，並使用可轉向頭燈照射障礙物以提供駕駛更完善的視野，其中 BMW 為避免頭燈造成對向來車的視覺困擾，於車前裝置攝影機，利用影像處理技術找出車輛的位置，並控制車頭燈的照射位置避免頭燈直射對向駕駛的眼睛。Mercedes-Benz 車廠使用雷達與立體視覺建立的預先煞車安全系統 (PRE-SAFE® Brake)，觀察與前方車輛的距離並計算是否會發生撞擊，如果會則在撞擊前的特定時間進行多調節煞車制動並提醒駕駛者應注意前方車況，若無法則主動制動煞車系統減低速度，降低因疏忽造成的交通事故。Volvo 車廠結合攝影機和雙模式雷達感測器所開發的碰撞警示暨主動煞車系統 (Collision Warning with Auto Brake, CWAB) 用於車前安全的監控，雷達可偵測前方物體的準確距離，攝影機進行障礙物辨識來分辨前方偵測的是行人、腳踏車、汽車或其他物體，另外也開發了結合雷射與雷達感測器的市區應用導向防撞系統 City Safety™，其最遠可偵測 6 m 並且速度在 4 至 30 km/hr 的車輛，當車輛前方因為距離過近或逼近速度過大時，會提醒駕駛人注意，若駕駛人對警告沒有反應的話將會制動煞車系統來避免碰撞。Hyundai 車廠於 2015 年 6 月針對其車款 Genesis 的防撞系統進行測試實驗，此車款在 2015 IIHS 拿下全滿的五顆星安全評價，此系統具有 RCTA、BSD、LDW 和 CWS 等功能，實驗以大卡車作為障礙物，後方 20 m 行駛 6 台轎車，車輛在不被控制的情況下能夠依循車道線行駛與轉彎，當前方大卡車緊急煞車時，後方車輛能即時煞車而不會撞上。

主動式車輛安全輔助系統的應用在於防止車輛與其他障礙物發生碰撞，因此首先需要獲取周圍環境的資訊才能了解是否會與障礙物撞上，能夠獲取環境資訊的感測器有非常多種類，依據不同的用途選擇相對應的感測器。以車用測距儀來說有幾種：超聲波、雷射測距儀、毫米波雷達及立體視覺…等感測器，超聲波具有較佳的抗污能力及不受物體顏色影響，但有效量測距離約為 20 m 以內以及精確度偏低，大部分應用於停車輔助系統；雷射測距儀為具有高精確度與量測距離遠的測距儀，其有效偵測距離可以達 200 m 以上，但缺點在於目前造價昂貴及透光性或



反光性質高的物體無法精確量測，主要應用於防撞系統與盲點區域偵測；毫米波雷達的性質類似雷射，造價相對便宜並且對環境有較佳的抗干擾能力，如雲霧、雨水等等干擾因子，主要應用為主動式定速巡航系統與預警防撞系統；立體視覺擁有別於其他感測器的色彩資訊，藉由模仿人類雙眼的視覺可建構出具有深度資訊的色彩影像，可應用於解析物體輪廓、顏色等資訊和進行物體辨識、追蹤等應用，但深度的精確度偏差並且容易受外在環境因素影響，例如光線變化、下雨、髒汙等。

每種感測器各有優劣，資訊的可靠性 (reliability) 也不一致，因此系統的感測器依據不同的需求而配備。立體視覺可以同時獲得深度以及色彩的資訊進行物體辨識等應用，但深度資訊的可靠性偏低，容易受外在環境因素影響，不過也有已經商業應用的立體視覺系統：Subaru 車廠開發的 New EyeSight® 系統，運用雙眼立體視覺偵測並辨識前方潛在的障礙物如行人、腳踏車和車輛並保持安全距離，在無法躲避的情況下自動煞車以減低傷害，為現今商業應用中最為精確的立體視覺系統；雷射測距儀 (laser range finder) 雖然可以獲得較精確的距離資訊卻無法得知是什麼物體，對於車輛安全輔助系統稍嫌不足。為了提升系統的可靠性，單一感測器作為資訊依據可能無法完整獲取周圍環境資訊，如果同時使用兩顆感測器的資訊，藉由感測器融合 (sensor fusion) 技術結合雷射測距儀及立體視覺可獲得完整的物體資訊，如此一來多感測器系統的資訊完整度較單一感測器系統高，並且可靠性能藉由搭配多顆感測器的資訊來彌補單一感測器的限制。

1.2 研究目的

本研究目的在於建立一套主動式車輛安全輔助系統，運用感測器融合技術結合雷達感測器與立體視覺，進行更精確的障礙物偵測、障礙物辨識與障礙物追蹤等應用，並評估車輛前方障礙物對車輛的威脅程度從而進行避障措施。莊 (2013) 與 Lin *et al.* (2014) 已建立一套立體視覺系統可進行障礙物距離量測、辨識及追蹤等功能，用於即時監控車輛前方的環境，建立抬頭顯示器 (head-up display, HUD) 將



潛在危險的障礙物資訊顯示於擋風玻璃上，例如障礙物的距離、速度以及是什麼物體...等資訊，提供使用者簡易瞭解的車輛周圍環境資訊，當障礙物距離車輛過近將會啟動避障系統，並依據危險的狀況警示駕駛人進行煞車或找尋最佳安全路徑供駕駛人將車輛遠離障礙物並避開，但由於立體視覺之立體成像演算法容易受光線變化如強光、陰影等環境因素影響導致障礙物特徵改變，目前有幾個因素尚未克服：

- 立體視覺深度資訊的可靠性低，由於影像中有透視效果 (perspective effect) 的影響，同樣的障礙物在遠處占有較少的像素點量，因此基於立體視覺演算法，誤差隨著障礙物距離的增加而越來越大。
- 由於誤差的影響會影像障礙物距離偵測的精確度，因此在障礙物追蹤的時候會因為前後障礙物的匹配條件不符而容易追蹤失敗。

基於立體視覺系統的誤差問題，希望藉由搭載其他感測器資訊來彌補立體視覺造成的誤差，雷達感測器的距離資訊較不受外在因素如光線變化或霧氣影響，且障礙物的距離量測誤差較低，將立體視覺與雷達感測器進行感測器融合，建立一套車輛安全輔助系統。

本研究結合立體視覺和雷達感測器，進行感測器融合建立一套精確的主動式車輛安全輔助系統，並具有障礙物偵測、追蹤以及避障等應用。立體視覺具有色彩資訊與深度資訊，使用對應點匹配 (correspondence matching) 方法以及團塊法 (blob method) 可濾出障礙物，進而辨識障礙物的資訊；雷達感測器提供處理的障礙物資訊，其距離資訊較為精確，並且視野較廣可以偵測立體視覺系統所無法偵測到的區域，所以搭載雷達感測器，使用感測器融合結合兩種感測器資訊以彌補立體視覺的量測不可靠性。

感測器融合針對立體視覺偵測到的障礙物資訊，以測得的障礙物中心作為中心，以特定半徑過濾出雷達感測器所偵測到的障礙物資訊，使用貝斯融合模型 (Bayesian fusion model, BFM) 融合不同可靠程度的感測器來彌補單一立體視覺系統的距離量測不準確；立體視覺的最遠有效偵測範圍約為 30 m，因此無法偵測更遠的障礙物，但是在車輛應用中，僅 30 m 的偵測範圍不足夠讓系統有時間對危險



的障礙物進行反應，而雷達感測器的有效偵測範圍非常遠，因此可以偵測較遠處逼近的物體，以利更快速讓系統做出反應並且警示使用者，也因為雷達感測器在近距離量測擁有較廣的視野，能夠更早地偵測到左右兩側衝出的障礙物。如之前所提到，單一感測器的量測能力有限，因此藉由感測器融合的方式，將多感測器結合在一起可以獲得更完整、精確的資訊，再進行接續的障礙物追蹤及避障…等應用。在行駛過程中如果前方障礙物靠近或者對車輛具有威脅性如突然煞車、左右方突然出現等狀況，系統會啟動避障系統提供安全路徑供車輛行走或者需要進行煞車動作，並藉由抬頭顯示器提醒駕駛人目前狀況，提供使用者一套完整的主動式車輛安全系統。

第二章 文獻探討



2.1 雷達感測器

雷達感測器 (Radio Detection And Ranging, RADAR) 為物體偵測的儀器，又名為無線電偵測和定距，其運作方式為以定向射出電磁波，碰觸物體後會反射 (reflection) 以及散射 (scattering)，藉由反射波的反射資訊如雷達反射截面 (radar cross-section, RCS)、頻率偏移 (frequency shift)、飛行時間 (time-of-flight)...等得到物體資訊，大多數雷達的工作頻段在 3 MHz-300 GHz，依據不同的用途採用不同的頻段。雷達的發明源於二戰時期為了反制空襲，因此發明了可用於偵測空中的金屬物體的感測器如飛機，現今應用的層面則相當廣泛，如太空梭、船舶、導彈、汽車、氣候觀測...等都使用雷達作為感測器，大部分雷達的速度量測依據都卜勒效應 (Doppler effect)，亦稱為都卜勒頻移 (Doppler shift)，應用例如測速槍、氣象雷達、地面雷達、空對空雷達...等通稱為都卜勒雷達 (Doppler radar)。

雷達依照波形 (waveform) 可分為兩種：脈衝型 (pulsed) 和連續波型 (continuous-wave, CW)，脈衝型為固定間隔發射脈衝波與接收經物體表面反射的電磁波，藉由計算反射波的飛行時間得到物體的距離，僅需一顆天線 (antenna) 即可運作，但因為無法同時處理發射與接收，造成部分特定距離的反射波無法接收而產生盲區 (blind range)；連續波雷達需要同時處理發射與接收的資訊，因此需要兩顆以上的天線作為傳感器，雖然不會產生盲區，但缺點為發射與接收的天線太過接近，容易發射波直接進接收天線而造成訊號洩漏 (leakage)，以及近距離背景的反射波造成雜訊造成的背景干擾。

連續波雷達分為未調變 (unmodulated) 連續波與調變連續波 (modulated)，未調變連續波雷達的運作原理依據都卜勒效應，發射固定頻率、強度的電磁波，並估算發射電磁波與反射電磁波之間的頻移 (frequency shifting)，量測移動物體的速度，因此靜止的物體無法量測，因為射出波與反射波之間並沒有頻移，常見的應用



為測速槍；調變連續波雷達藉由調變發射波的性質來達到更佳的量測效果，其中以頻率調變連續波雷達 (frequency-modulated continuous-waveform, FMCW radar) 最為常見，其發射波的頻率是隨時間規律變化的，藉由調頻的方式，可以用反射波的接收時間差來量測距離，另外使用都卜勒頻移可以量測物體的速度，若物體如果是接近的狀態則頻率會變高，反之是遠離的狀態則頻率變低，如此一來可以達到同時量測距離與速度的效果，因此較多應用採用此種雷達，如雷達高度計、距離測距儀...等等。

二十世紀末，車輛製造商、研發廠商投入開發車用的毫米波雷達，其運作頻段為 40-300 GHz，介於微波與近紅外光之間，現今應用於車輛的頻段有 24、38、60 和 77 GHz，以頻率 76-77 GHz 為主流，提供物體位置與相對速度等資訊。車用雷達發展初期，以 24 GHz 雷達作為車前防撞警示系統的主流雷達，但由於最遠偵測範圍約為 20 m 以及視野也不夠寬，無法滿足車前防撞系統的需求，因此改採用 48 GHz 或 76-77 GHz 的雷達作為車前防撞警示系統，而 24 GHz 雷達則變為 BSD 與 RCTA 的主流選擇。

BOSCH® 開發車前及車後的中距離雷達 (mid-range radar, MRR)，車前偵測視野與範圍分別為 160 m 與 42°，應用為保持車輛間距與預警撞擊系統，車後的為 80 m 與 150°，用於倒車時提供駕駛後方有無障礙物；DENSO® 開發具有中、長距離 (long-range, LR) 的雙模式雷達，其中及長距離模式的偵測範圍與視野分別為 35 m、36° 及 205 m、20°，對於較近的區域內提供廣角視野，用於偵測左右兩旁的車輛、腳踏車及行人等，較遠的區域提供精確的位置與速度，在高速行駛的狀態下，如果前方緊急減速或煞車即可提早因應；Delphi® 開發一套雙模式雷達應用於預警碰撞系統；目前毫米波雷達的垂直視野 (vertical field of view) 相當狹窄，無法偵測其他區域的物體，因此 FUJITSU® 開發一套三維毫米波雷達，除了道路物體的偵測外，還可偵測告示牌等其他資訊，但目前尚未對外公開，僅做內部應用的測試。



2.2 立體視覺

立體視覺是由兩顆或多顆具有特定排列的攝影機所組成，藉由攝影機的重疊感知區域，透過立體視覺演算法，可將不同攝影機所看到的影像比對後推算出三維的資訊。以兩顆攝影機建構的立體視覺為例，其概念類似人類的雙眼，假設攝影機焦距相同、光軸平行、攝影機間距已知以及共平面 (coplanar) 水平對齊，放置一個物體可同時被兩顆攝影機所觀察到，藉由此物體在兩張影像中相對位置的差異，透過對應點匹配方法可以估算物體在影像間的像素點差異值，意即像差值 (disparity)，測得的像差值使用立體視覺演算法可推得深度資訊。

2.2.1 攝影機校正

世界上沒有透鏡是完美無瑕的，因此會產生一些畸變 (distortion)，攝影機校正是計算攝影機的內參數矩陣 (intrinsic parameters) 與外參數矩陣 (extrinsic parameters)，經過矩陣運算來減少畸變的影響，呈現較真實的影像。內參數矩陣含有如焦距 (focal length)、像主點 (principal point) 等相機參數，這些參數在攝影機內部零件不變動的情況下是固定的；外參數矩陣為描述世界座標系 (world coordinate system, WCS) 與攝影機座標系 (camera coordinate system) 之間的轉換關係，如果攝影機在世界座標系中有改變如平移、旋轉等變動，外參數矩陣就必須重新計算。

Brown (1966, 1971) 提出以建模的方式消除透鏡的畸變，透過離線 (off-line) 的建模可在即時運算中加速影像處理的運算，本研究使用 OpenCV (Open Source Computer Vision Library)(Intel®) 影像處理函式庫進行部分應用的開發，校正方法在實做中採用二維平面之校正方法，攝影機的內參數矩陣和畸變參數採用 Zhengyou (2000) 提出的方法，此方法為製作一塊二維精確的黑白相交棋盤方格，藉由用攝影機拍攝不同位置、旋轉角度的棋盤方格影像即可求得攝影機的內外參數，即可得到世界座標系與攝影機座標系的轉換關係，除此之外 OpenCV 也採用 Bouguet



(2004) 的影像矯正 (image rectification) 演算法，將尋找對應點的運算維度從二維降至一維以提升運算速度。

2.2.2 立體視覺理論

立體視覺理論用於解釋物體在雙攝影機間的成像與世界座標系中的關係，又稱為極限幾何 (epipolar geometry) 理論，由於現實世界中的三維物體經過透視投影 (perspective projection) 至攝影機影像後僅剩下二維資訊，因此如何將二維資訊轉換至三維資訊是立體視覺的核心區塊。圖 2-1 所示為極限幾何示意圖，使用未校正的攝影機拍攝真實世界中的物體 P ，物體分別成像於左右影像的 p_L 及 p_R ，光軸 (optical axis) 為光學中心與影像平面中心的連線，物體與左右攝影機的光學中心 O_L 及 O_R 構成極平面 (epipolar plane, π)，此平面與左右影像平面的交線為極線 (epipolar line)，而影像平面中的所有極線分別交於極點 (epipole) 上，目前並沒有辦法利用現有的 p_L 與 p_R 推得物體 P 的實際位置 (X, Y, Z) 。

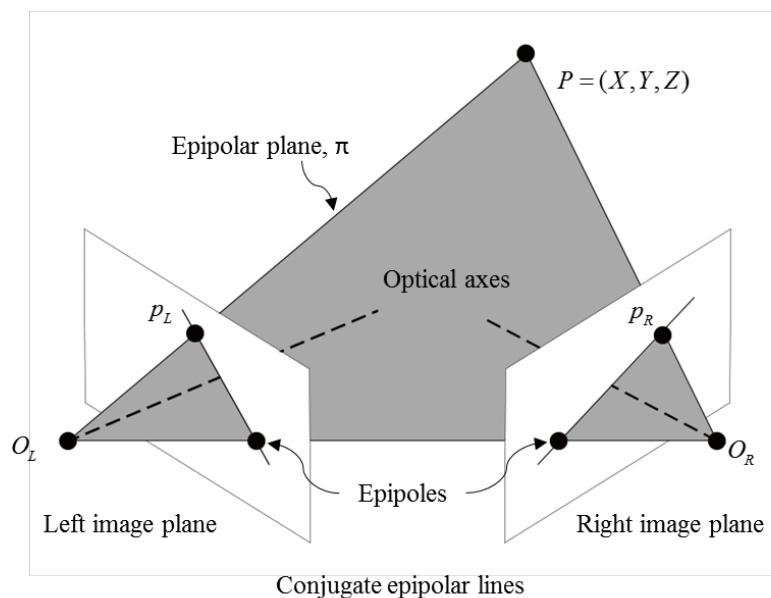


圖 2-1 極限幾何原理示意圖



2.2.3 對應點匹配

對應點匹配 (correspondence matching) 演算法用於計算同一物體在不同影像間的相對應關係，在立體視覺系統的建構過程中是最核心與困難的部分，透過比對左右兩張影像間的對應關係，計算每個像素點在左右影像間的相對應位置而製做出像差影像，然而對應點匹配演算法仍有許多問題無法克服，例如低紋理特徵、重複紋理、透明物體、重疊排列、光學失真、光影變化...等問題。

此演算法依據找尋對應點特徵的區域分為區域法 (local method) 及全域法 (global method)(Scharstein and Szeliski, 2002)，區域法在比對時僅考慮特定區塊的像素點進行匹配，運算快但應用在未經過影像矯正的影像上容易發生比對錯誤；全域法搜尋整張影像的像素點進行匹配，相對耗時不過較為強健 (robust)。

區域法中較具代表性的方法有 SAD (sum of absolute difference)、SSD (sum of squared difference)、NCC (normalized cross correlation)、SHD (sum of hamming difference) 等方法，SAD 將像素點以區域掃描計算像差值的絕對值總和，進行比對後找出最小值為對應點，SSD 是將 SAD 中取絕對值的動作改為取平方值，以最小值為最佳解，當光影變化嚴重時，容易造成 SSD 計算出許多候選區塊，容易誤判，因此 NCC 將區域內像素點先進行正規化 (normalized) 再做比對，由於正規化的像素點為向量單位，經過捲積運算後以最大值為對應點，SHD 先將影像進行 census 轉換後以 XOR 位元運算找出相對應關係。

全域法中具代表性的為 Graph Cut、BP (belief propagation image matching)、GCS (growing corresponding seeds matching)、ELAS (efficient large scale stereo matching) 等方法。Graph Cut 是將兩影像中的每個像素點以向量連接，由能量函式及限制條件給予向量一個值，可能包含影像強度、色彩等資訊構成向量網，藉由最大流量最小切割理論 (max-flow min-cut theorem) 尋找能量最小值，如此可得到考慮過所有可能狀況後的最佳解 (Collins, 2004)，其中 Mahmood *et al.* (2013) 針對十四種對應點匹配法進行室內不同照明狀況下的演算法比較，發現 Graph Cut 的



匹配成功率雖然僅在幾項最高實驗中最高，但整體的表現是演算法中最強健的，不過運算速度上還是相對耗時。

2.2.4 深度資訊計算

深度資訊基於立體視覺原理，可從像差影像中獲得，像差值經由對應點匹配計算獲得，假設攝影機經過校正處理，使光軸平行對齊，如此影像平面中的極線交會於無限遠處，使得左右影像極線為同一條極線，這讓 p_L 與 p_R 間僅有水平方向的位移，將立體視覺的對應點匹配搜尋範圍從二維降至一維運算，減少搜尋的時間，圖 2-2 所示為立體視覺深度資訊示意圖，使用校正過的攝影機觀測物體，利用相似三角形關係可以得到

$$\frac{X_L}{Z} = \frac{x_L - x_{L,0}}{f}, \quad (2.1)$$

$$\frac{X_R}{Z} = \frac{x_R - x_{R,0}}{f}, \quad (2.2)$$

$$X_R - X_L = T_B, \quad (2.3)$$

其中 Z 為物體的深度， f 為攝影機焦距，兩顆攝影機的距離為基線 (baseline)， X_L 與 X_R 分別為左右攝影機與物體的水平距離，並且左右影像平面座標分別以中心點 $(x_{L,0}, y_{L,0})$ 、 $(x_{R,0}, y_{R,0})$ 作為座標零點，因此 x_L 與 x_R 為與影像平面中心點的水平像素偏移量——像差值，像差值為現實中同一點成像在左右影像中的像素位移量

$$d = x_R - x_L, \quad (2.4)$$

將式 (2.1)、(2.2) 代入 (2.3) 可得

$$\frac{x_R - x_{R,0}}{f} Z - \frac{x_L - x_{L,0}}{f} Z = T_B, \quad (2.5)$$



整理後可得到物體的深度資訊為

$$Z = \frac{T_B \cdot f}{d} , \quad (2.6)$$

一旦求得深度資訊後，物體的 X 與 Y 資訊可經由式 (2.1)、(2.2)、(2.6) 求得，

最後整理可得到物體在影像座標系與真實座標系中的關係式為

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \frac{\|T_B\|}{d} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_L \\ y_L \\ 1 \end{bmatrix} . \quad (2.7)$$

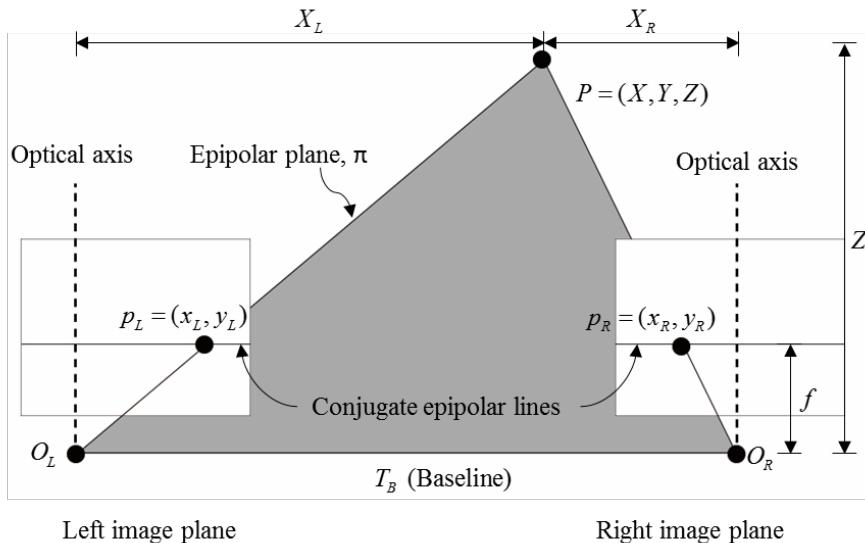


圖 2-2 立體視覺深度資訊示意圖

2.2.5 障礙物偵測

障礙物偵測在電腦視覺領域和機器人學領域中是非常重要且廣泛討論的議題之一，理想中的障礙物偵測不能將實體障礙物分離成多個碎塊或者將多個障礙物判別為一個，使用此技術可以分析區塊內有沒有特定物體的存在，進而取得特定物體的位置、外觀輪廓以及判定是否需要被關注...等，常見的應用為人臉偵測 (face detection)、圖像檢索 (image retrieval)、影像監控 (video surveillance)、車輛、腳踏車、行人等偵測，若想要獲得更進一步的資訊可以進行如障礙物辨識、追蹤等處理。



Bernini *et al.* (2014) 彙整即時的立體視覺的障礙物偵測方法並進行比較，總共分成四種：概率佔有格地圖 (probabilistic occupancy grid)、數值地形模型 (digital elevation map, DEM)、場景流分離法 (scene flow segmentation) 和幾何群集法 (geometry-based cluster)。概率佔有格地圖將影像中像素點以概率方式表示，使用 occupancy likelihood 統計格狀地圖上每一格的狀態，狀態可分成無 (free)、佔有 (occupied) 及未定義 (undefined)，目前佔有格為三種：卡氏網格 (Cartesian grid) 是直接將影像卡氏座標線性對應至固定維度的佔有格，行與像差網格 (column/disparity grid) 為將像素點的行與像差值轉換至佔有格，極座標網格 (polar grid) 類似行與像差網格，針對行與計算出的深度資訊做轉換。數值地形模型注重於高度的表示，廣泛應用於地形測繪 (terrain mapping)，利用此方法可將每個三維資訊點與鄰近的資訊點之間的相對關係連結起來，可以得知梯度變化。場景流分離法，亦稱為光流法 (optical flow)，觀察物體隨著時間的變化觀察物體的運動狀態，近來因為 GPU 運算效能的提升克服因為運算量過於龐大的而無法即時應用的瓶頸，使光流法在各種應用上被實現，其中一種新的方式為 6D vision，使用 FGPA 建構的立體視覺系統搭載 GPU 做光流法的實現，用於觀察車前環境資訊，之後 Rabe *et al.* (2007) 提出結合 6D vision 和立體視覺，藉由立體視覺估算出的深度資訊與光流法測得的物體運動模型進行融合並追蹤。幾何群集法則使用雙角錐模型，對影像進行群集搜索。

Sun *et al.* (2006) 彙整使用影像應用於車輛偵測的相關研究，主要步驟為先判斷可能潛在車輛 (hypothesis generation, HG)，再判斷偵測區域是否為車輛 (hypothesis verification, HV)。HG 法中有許多種可以偵測潛在車輛的方法，像是使用對稱、顏色、陰影、輪廓邊界...等特徵來進行偵測，在立體視覺領域中，有利用像差影像與逆透視轉換 (inverse perspective mapping) 來進行物體偵測，或者利用物體的運動狀態進行判斷；HV 法使用模板與外觀等方式驗證可能車輛的物體框內是否真的有車輛。

Poclo *et al.* (2008) 使用稠密立體匹配 (dense stereo matching) 應用於障礙物偵



測，將像差影像投射至佔有格狀圖 (occupancy grid map) 可以得到障礙物的位置、指向角 (orientation) 以及障礙物大小。基於透視效果，影像中距離越遠的障礙物，其在影像中所占的像素點數越少，為了真實呈現影像的資訊提出壓縮空間 (compressed space) 保持不同距離下的點密度，不過此法並不會減低深度量測的誤差並且會降低運算速度。壓縮空間的轉換公式 $C(Row, Column)$ 為

$$C(Row, Column) = \begin{bmatrix} \log_{1+k} \frac{Z}{Z_0} \\ ImageColumn / c \end{bmatrix}, \quad (2.8)$$

其中 Z_0 為最小可偵測距離， k 、 c 為正常數，轉換後使用標記演算法 (labeling algorithm) 分離出障礙物，然而不同方向、性質的障礙物可能會被誤判為同一個，因此以障礙物有凹面或中間含有自由空間 (free space) 作為分離的依據，使用低標準差 (standard deviation, SD) 的斜率進行權重計算障礙物的指向角，如此可以獲得障礙物資訊。

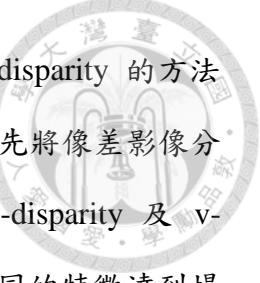
Hu and Uchimura (2005) 表示三維環境資訊對於障礙物偵測以及主動式定速巡航系統是非常重要的，在高速公路的環境中，雷射測距儀或者毫米波雷達都能提供良好的相對速度及距離量測，然而城市交通內狀況複雜如路旁的車輛、護欄、機車...等障礙物，因此提出使用立體視覺應用於場景分析，其使用焦距為 4.2mm 的攝影機提供廣角的視野，可以得到更多側向 (lateral) 的資訊，另外因應感測器並不會與地面水平，將立體視覺理論公式加入俯仰角變數，障礙物在影像與真實世界座標系之間的轉換關係為

$$\begin{cases} X \pm \frac{T_B}{2} \\ x_{L,R} - x_{(L,R),0} = f \frac{Y \sin \theta + Z \cos \theta}{Y \sin \theta + Z \cos \theta}, \\ y - y_0 = f \frac{Y \cos \theta - Z \sin \theta}{Y \sin \theta + Z \cos \theta} \end{cases}, \quad (2.9)$$

其中像差值化簡表示為

$$d = x_L - x_R = f \frac{T_B}{Y \sin \theta + Z \cos \theta}, \quad (2.10)$$

障礙物一般來說都是垂直地面的，因此提出運用 U-V-disparity 的概念將環境資訊



分成四類並加以分析：水平面、垂直面、斜面以及其他平面。U-V-disparity 的方法構想來自 Labayrade *et al.* (2005) 提出的 v-disparity，V-disparity 先將像差影像分別對水平及垂直方向進行像差值的次數累加，之後分別對 U-disparity 及 v-disparity 進行線條偵測 (line detection) 進行障礙物偵測。依據不同的特徵達到場景分析的效果，可以找出水平地面、非水平面地面以及障礙物等資訊。水平面由於垂直向量都為定值，可以簡單表示為

$$Y = h , \quad (2.11)$$

h 為立體視覺機構與地面的高度，結合式 (2.9)、(2.10) 可以得到

$$\frac{h}{T_B} d = f \sin \theta + V \cos \theta , \quad (2.12)$$

其中以 $V=y-y_0$ 簡化表示，如上式可知水平面在 v-disparity 為一直線；當俯仰角很小的時候，垂直平面在 v-disparity 上為一垂直線；傾斜平面在 v-disparity 為一直線，如此可以將影像中的場景劃分歸類。

基於影像的障礙物偵測常會遇到一些問題，例如障礙物被其他障礙物遮蔽等狀況，Liu *et al.* (2011) 針對移動中遭到遮蔽的障礙物提出使用 SPCPE (simultaneous partition and class parameter estimation) 演算法進行非監督式的影像分離 (unsupervised video segmentation)，藉由將前景從背景分離出來判斷是否有其他障礙物被遮蔽。

2.3 感測器融合

感測器融合 (sensor fusion)，亦稱為資訊融合 (data fusion)，其概念於 1970 年代被提出用於整合異質 (heterogeneous) 資訊而得到更有用的資訊。為了能進行更多層次、精確的數據量測以及因應不同需求或目的，設備往往搭載多種感測器，如雷射測距儀、聲納、立體視覺等儀器，因為每種感測器所能獲得的資訊有限、雜訊干擾或者可靠性不一，藉由搭配其他類型的感測器可以彌補、修正或取得單一感測



器無法獲得之資訊，所以如何將不同的感測器獲取的資料結合是一個很重要的議題。車輛安全輔助系統的核心探討問題是：車輛在哪？車輛的周遭有什麼障礙物？如果有障礙物會危害到車輛，該怎麼避免？為了讓車輛可以知道相關的資訊需要配備環境感測器，但由於感測器的資料是有限制的，如觀察範圍及量測精確度...等等，如果需要獲得更完整資訊的話，則需搭配多種感測器提供車輛更多的周圍資訊，提升車輛安全輔助系統的可靠性。

Hackett and Shah (1990) 彙整了視覺、機器人領域的感測器融合技術文章並提出將感測器融合方式分成下列五類：決定式 (deciding) 在特定條件下選擇特定感測器作為資訊來源；引導式 (guiding) 先使用感測器找尋感興趣區域後再用其他感測器做更詳細的資訊獲取，例如有車輛安全輔助系統先利用雷射測距儀偵測具有威脅的障礙物，接著利用影像資訊辨識前方障礙物為何，以及主從式影像系統使用低解析度全景影像偵測移動障礙物，接著用高解析度攝影機進行追蹤；平均式 (averaging) 將多個感測器所獲得的資訊經過權重平均運算獲得更精確的資訊像是全球定位系統 (Global Positioning System, GPS)；整合式 (integration) 是將各個感測器分工使用，如 Google[®] 自走車配置雷射測距儀、攝影機、距離感測器等感測器，雷射測距儀用於建立周圍環境地圖，攝影機用於辨識交通號誌及偵測移動障礙物.....等等，距離感測器則用於偵測與周遭障礙物的距離以保持安全距離；貝斯統計式 (Bayesian statistics) 以較接近真實之機率統計學整合所獲取的多種感測器資訊，應用領域相當廣泛不過運算量相對龐大，如同步定位與地圖建構 (simultaneously localization and mapping, SLAM) 自走機器人之步態估測。

Laneurit *et al.* (2003) 認為一套完善的駕駛輔助系統需要兩個要點，車輛的精確位置以及環境資訊，使用 GPS 定位器、轉向角感測器 (wheel angle sensor) 等裝置獲得精確的車輛位置，並由 Aufrere *et al.* (2000) 開發的視覺型道路線追蹤器 (Road Tracker Vision) 進行道路線的偵測與前方車輛的定位獲得環境周圍資訊，接著將定位的車輛透過測距精確的三維雷射測距儀進行前方車輛偵測，利用卡爾曼濾波器 (Kalman filter) 追蹤障礙物。



Baig *et al.* (2011) 認為車輛輔助系統中最重要的核心就是如何即時獲取並了解環境資訊，如果能夠同時進行 SLAM 和 DATMO (detection and tracking of moving objects)，即可即時偵測特殊狀況並提醒駕駛注意，但單一感測器目前無法提供足夠的資訊，因此提出以雷射測距儀和立體視覺建立在障礙物偵測階段進行感測器融合的多感測器系統，針對十字路口移動中的障礙物進行追蹤，障礙物偵測階段融合為結合各種感測器偵測到的障礙物資訊。雷射測距儀將每點資訊投影至佔有格狀圖，並使用粒子濾波器 (particle filter) 以概率表示障礙物的位置，接著使用每點之間的尤拉距離 (Euclidean distance) 進行團塊法使障礙物分離，輸出為障礙物中心點距離資訊；立體視覺輸出的資訊為極座標、距離以及障礙物的矩形資訊，當感測器資料都獲取完畢後，將立體視覺的資訊投影至雷射測距儀平面上進行座標系轉換，使得不同感測器資訊投至同一座標系。障礙物偵測後將立體視覺的候選障礙物以最近鄰居法 (nearest neighbor) 篩選待融合的雷射測距儀的候選障礙物，因為資訊的不確定性 (uncertainty) 以二維高斯分布 (Gaussian distribution) 模型表示位置機率分布資訊，以貝斯融合 (Bayesian fusion) 估算融合點位置的概率，如果最近鄰居法篩選不出相對應的候選障礙物，有可能是障礙物被遮蔽 (occluded) 導致雷射測距儀無法偵測到，此類障礙物在特定時間內以之前的運動狀態推估位置。

Alessandretti *et al.* (2007) 提出感測器融合分級制度與建立一套車前偵測系統。感測器融合分級總共有三級：初階 (low-level) 融合為結合多種感測器的原始資料，處理出具有較多資訊或可靠的資訊，中階 (intermediate-level) 融合是從感測器資料中提取特徵紋理並提供給後處理使用，高階 (high-level) 融合是指每種感測器的資訊皆有一定比重的可靠度，直接結合各個資料特性並推斷出最適合的資料，因此在高階融合的感測器須為高可靠性的 (reliability)；建立一套車輛與車道護欄的偵測系統，結合雷達與影像資訊，首先利用雷達的距離資訊標出感興趣區域 (regions of interest, ROIs)，即是潛在的車輛位置，因為車輛從後方觀看幾乎為左右對稱，視覺資訊用對稱法來驗證 ROIs 是否有車輛以及提升精確度，其中試驗了兩種常用於車用雷達：77 GHz 頻段的雷達安裝在車前保險桿前所能偵測到的物體大多為非



車輛類，大多偵測到車道護欄，所以開發一套車道護欄偵測系統以降低誤判為車輛的機率並提升運算速度；24 GHz 頻段的雷達可偵測最遠約 40 m 的物體資訊，像是速度與位置。

Wu *et al.* (2009) 為了做出更完美的車輛安全輔助系統，結合立體視覺與雙毫米波雷達開發高階感測器融合之撞擊感應系統，記錄障礙物位置、大小、運動狀態等資訊並將障礙物以區塊取代以點標記的方式，呈現更真實的資訊。此系統利用立體視覺所建構的深度影像取出具有威脅性的車輛之輪廓與其最近點，接著使用毫米波雷達測得的數據修正立體視覺測得的車輛輪廓最近點，計算立體視覺與雷達的車輛最近點找出實際車輛最有可能存在的位置，最後使用擴展式卡爾曼濾波器 (extended Kalman filter, EKF) 進行障礙物追蹤。

Lin *et al.* (2012) 利用立體視覺與二維雷射測距儀進行室內 SLAM，會採用感測器融合的方式是由於三維雷射測距儀價格過於昂貴，但二維雷射測距儀僅能量測一個平面的深度資訊，對於不同高度平面的距離資訊則無法獲得，所以搭配擁有稠密 (dense) 三維資訊的立體視覺進行地圖建構。由於感測器本身都會有誤差存在，為了降低誤差與濾除雜訊，針對感測器資訊皆使用佔有格狀圖過濾資訊，接著進行雷射測距儀與立體視覺之間的空間座標轉換，求得相對的關係後進行融合，得到完整的三維地圖。

Wang *et al.* (2011) 提出由單顆攝影機與雷達建立的車前道路障礙物偵測應用，專注於障礙物的邊界偵測以及車輛影子的偵測來獲得車輛位置資訊。攝影機裝置在車頭並具有小幅度的向下俯仰角，雷達為雙模式的毫米波雷達 Delphi® 76-77 GHz electronically scanning radar (ESR)，長距離模式為視野狹小、觀察距離遠，而中距離模式為視野較廣、觀察距離較短，提供的資訊為偵測到並過濾的障礙物資訊。由於攝影機座標系與雷達座標系不同，需進行雷達影像座標系校正將雷達偵測到的障礙物資訊投影至影像上，由於雷達僅提供過濾後的障礙物資訊，因此校正物為一塊夠小但又可以被雷達偵測到的金屬板以免太小被過濾掉，校正過後使用區塊搜尋法找出障礙物的可能所在區域後，利用自適性二分法對像素直方圖進行二值



化濾出物體所在位置，最後利用陰影部分確定障礙物的邊界位置，以上實驗假設場景不會太複雜以及影子不會偏斜太嚴重的情況下，找出障礙物的正確位置。

2.4 避障系統

避障起源於機器人學領域的閃避障礙物以及自動導航，為了達到以上目的必須即時掌握周圍環境的狀況來進行正確的判斷與規劃，機器人學中最常見的應用為 SLAM。在立體視覺系統中，當障礙物在影像中被連續偵測時，利用影像前後相關的特性可以將同一障礙物連結，可以得到障礙物在不同時間點的狀態資訊進行障礙物追蹤，進而估算障礙物的運動狀態、軌跡或預測未來運動方向等資訊，如果障礙物過於靠近、飄移不定等具有威脅性時，利用警示音發出聲響或者投影警示燈於擋風玻璃上提醒使用者注意前方狀況，經過計算後如果以減速的情況避免撞擊，可經由路徑規劃找出閃避或者遠離威脅障礙物的方向去避開危險。

2.4.1 障礙物追蹤

影像序列相關的研究備受矚目，在沒有攝影機的時代觀察障礙物僅能倚賴人力，這是相當耗時且耗力的，隨著科技的演進，影片從黑白演進到彩色資訊，可以提供更多的資訊。障礙物被偵測以後，藉由將影像間偵測的結果進行合併，可以觀察障礙物的運動軌跡、運動模型或者預測未來運動狀態等數據，或者利用影像間障礙物的變化來進行追蹤，如光流法。

障礙物追蹤方法依照追蹤的物體特徵可分為三類：點追蹤 (point tracking)、核心追蹤 (kernel tracking)、剪影追蹤 (silhouette tracking)(Yilmaz *et al.*, 2006)。點追蹤方法中具代表性且被廣泛應用的是卡爾曼濾波器，由 Kalman (1960) 所提出結合線性代數和隱性馬可夫模型 (hidden Markov model, HMM) 之線性動態模型系統，此模型中我們僅能觀察到物體的位置與速度變化，但其實有許多參數在影響整個系統的運作，因此 Kalman 建立一套在高斯雜訊下的線性模型來描述各種運動中



的物體，雖然現實世界中大部分的物體為非線性，但此模型已足夠描述許多運動狀態。藉由紀錄物體的位置、速度的資訊建立運動模型，隨著時間的物體變化利用真實世界的位置進行校正，可用於未來狀態的估測或預測，此外也可用於信號處理濾除雜訊。現實世界是一個高亂度的維度空間，因此如果想使用線性的卡爾曼濾波器對一些非線性運動的物體進行追蹤的話，效果不甚佳，Arulampalam *et al.* (2002) 提出粒子濾波器 (particle filter)，結合蒙地卡羅方法與統計又稱為序列蒙地卡羅 (sequential Monte Carlo, SMC) 方法，以粒子團表示物體存在概率，以隨機取樣的概念來表示物體的狀態資訊，此種方法較卡爾曼濾波器能克服非線性系統。

2.4.2 撞擊預先警示系統

當車輛行駛中突然有障礙物橫向衝出或快速逼近等具有潛在危險的狀況，為了避免有機會與車輛發生撞擊，撞擊預先警示系統在撞擊發生前會提醒駕駛者注意行駛狀況，提醒的途徑主要有警示音以及顯而易見的顯示燈，目前主要兩大應用為前方車輛與橫向行人的防撞，而大部分車廠研發的系統皆可控制煞車系統，避免駕駛並沒有注意到警示的訊號而發生意外事故，達到更完善的防護。Toyota Pre-Collision System 為前方防撞系統，當前方車輛為逼近的狀態而且有可能會造成撞擊時，系統先以警示音提醒駕駛並且卡鉗會輕微咬住碟盤進行煞車的動作，若駕駛沒有反應並且在不煞車就會造成撞擊時，系統將會直接進行煞車反應，此系統也專注於車道間橫向闖入的行人，若偵測到行人出現在車輛行駛路徑上並且可能會造成撞擊，系統首先會警示駕駛者有可能撞擊到行人，接著若即將發生碰撞，系統會啟動自動轉向 (autonomous steering) 將車輛少量地導向安全區域；Volvo City Safety™ 主要應用於車間距較難拉開的城市街道，此系統的啟動機制為若前方車輛距離小於 18 ft. (約 5.5 m)，並且車輛為快速靠近的狀態，系統將會制動 50% 的煞車讓使用者知道即將有撞擊發生，若在低速行駛的狀態，卡鉗會預先靠近碟盤以因應近距離的撞擊發生；Mercedes Benz PRE-SAFE® Brake 的啟動機制為與前方距離小於 50 m 並且快速接近的話，在預計撞擊的前 2.6 秒，會以警示音與警示燈



提醒駕駛有潛在撞擊的，若駕駛有反應而踩煞車，則煞車輔助器系統 (brake assist system, BAS) 會啟用，當預計撞擊前 1.6 秒時，如果駕駛依舊沒有反應，則 BAS 會啟動 40% 的煞車，在預計撞擊前 0.6 秒並且車速為 30 至 200 km/hr，則會制動完全煞車讓車輛停止；Mobileye® 560 的前方車輛防撞預警系統的啟動機制為與前方車距少於 2.7 秒並且前方車輛的加速度方向為逼近的狀態，則以警示音提醒駕駛人進行煞車的動作。

2.4.3 路徑規劃

路徑規劃是圖形理論 (graph theory) 的重要課題之一，學界稱之為最短路徑問題，要解決路徑規劃的問題，首先周圍環境的地圖以及瞭解當時的位置。

Dijkstra (1959) 所提出的全域路徑搜尋演算法——Dijkstra's algorithm，地圖用網格地圖 (grid map) 或四元樹區塊分割法表示，根據當前位置與目的地定義成本函式，並根據鄰近區域成本資訊累加計算最小成本之路徑，此種方法可以稱為貪婪法 (greedy method)，此方法式找出所有可能的最佳解並再從這些區域最佳解 (locally optimal solution) 為節點繼續尋找，最後透過這些區域最佳解得出全域最佳解 (globally optimal solution)，因此演算法保證可以在地圖中獲得最短路徑。

Hart *et al.* (1968) 根據 Dijkstra's algorithm 理論進行改良並提出 A* 演算法，與 Dijkstra's algorithm 不同的是它為區域式路徑搜尋演算法，採用最佳解優先搜尋法 (best-first search, BFS) 用於搜尋成本最低之最短路徑取代全域式地圖搜尋，如此一來運算量大幅下降同時也確保可以找出最合適的路徑。此演算法為自啟式 (heuristic) 距離成本估算方法，透過起始點、終點與所在位置之間的成本計算可以快速找出路徑。

Borenstein and Koren (1991) 發表全方位 (omnidirectional) 考量之 VFH (vector field histogram) 路徑規劃演算法，一開始的構想源自機器人領域之導航系統，在行走的過程中能夠藉由判斷全方位的環境資訊以及將障礙物進行危險程度分析，規劃出遠離威脅的安全路徑。當初為了減少記憶體的使用量及提升運算速度，

將獲得的二維距離資訊降至一維極座標 (polar coordinates) 資訊，並且將自身的資訊也考慮其中如車子長度、寬度或迴轉半徑...等資訊，算是較貼近真實的路徑規劃演算法。



第三章 材料與方法

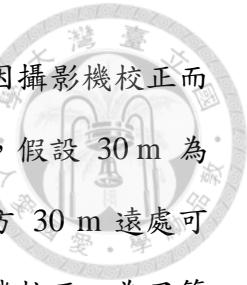


3.1 系統架構

本研究目的為建立一套中階感測器融合的主動式車輛安全系統，先利用立體視覺與雷達感測器測得的環境資訊進行各別的障礙物偵測，使用感測器融合方式針對感測器所測得的障礙物資訊進行融合以獲得更精確與完整的障礙物資訊，來監控車輛周圍環境以確保車輛安全，應用為障礙物偵測、障礙物追蹤和避障系統。中階感測器融合為每種感測器分別對環境資訊進行特徵擷取，依據不同種感測器的優劣進行融合，本研究的中階感測器融合為障礙物偵測階段 (obstacle-detection-level) 的感測器融合方法，以上視圖之障礙物位置資訊為特徵進行融合。立體視覺與雷達感測器的輸出分別為三維稠密點資訊與障礙物極座標點資訊，由於立體視覺的距離資訊較不精確，藉由與雷達感測器的距離資訊進行融合獲得更精確的距離量測。感測器融合之前，立體視覺機構需先進行攝影機校正，之後使用立體視覺理論計算像差影像以求得深度資訊，並投射到上視圖降低運算維度與障礙物偵測，接著經由團塊法與幾何限制濾除不必要的雜訊即得到感興趣的障礙物資訊，為了顯示方便將上視圖的障礙物資訊重新投射回影像上；雷達感測器則將獲得的障礙物資訊投影至上視圖以進行融合。資訊經感測器融合後，依據障礙物特徵將同一障礙物在影像序列中的關係連結起來，即可推得障礙物的運動模型。當物體的運動模型測得後，依據障礙物對系統的危險程度進行判斷，並提供給駕駛作為行車參考。

3.1.1 硬體架構

本研究建立一套系統供儀器搭載，包含立體視覺機構、影像擷取器、雷達感測器、運算用筆記型電腦。雙眼立體視覺機構如圖 3-1 所示，由兩顆影像解析度 640×480 、鏡頭焦距為 16 mm 的攝影機組成，基線為 15 cm，此機構為了使此套機構成為理想的雙眼立體視覺系統，在設計上將兩顆攝影機處於同一水平面、光軸平行



並控制基線，可以增加匹配的成功率且減少運算時間，也可以減少因攝影機校正而捨去的影像空間，立體視覺的視野 (field of view, FOV) 為 19.6° ，假設 30 m 為立體視覺之最遠有效偵測距離 (detection range)，則距離系統正前方 30 m 遠處可偵測的水平方向為 10.8 m。每次進行實驗之前都需要先進行攝影機校正，為了節省每次實驗校正所花費的時間，如圖 3-2 所示設計鏡頭固定機構以螺絲鎖定鏡頭位置，減少鏡頭晃動造成需要再次校正。由於攝影機的傳輸介面為 RCA，因此使用兩顆單通道影像擷取器將 RCA 轉為 USB 介面進行影像擷取，再傳入電腦做後續處理。



圖 3-1 立體視覺機構

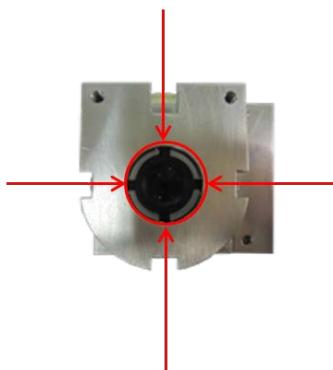


圖 3-2 鏡頭固定機構

雷達感測器如圖 3-3 所示，採用結合廣視野的中距離及窄視野的長距離的雙模式雷達——76-77 GHz Delphi[®] ESR v9.21.21，長距離模式的視野約為 20° 及最遠偵測距離可達 200 m，中距離模式的視野約為 102.3° 及最遠偵測距離可達 60 m 以上，廣視野不僅可偵測前方車道切入的車輛亦可偵測覆蓋範圍 (coverage) 內



的車輛及行人，其偵測速度約為 20 Hz。雷達感測器的輸出為使用中、長距離融合偵測的潛在障礙物資訊，最多可同時辨別 64 個的障礙物，每個障礙物提供的資訊有：距離、物體方位角、速度、加速度、靠近或遠離、橫向移動速度與追蹤狀態... 等資訊，追蹤狀態為物體是否為新偵測到的障礙物、更新的障礙物，意指前一個時間有偵測到的障礙物，感測器量測的距離資訊依據雷達製造商的規格，誤差在中距離與長距離模式的平均誤差分別小於 0.25 m 與 0.5 m。



圖 3-3 雷達感測器 Delphi® ESR

ESR 的運作原理為同時傳送接收都卜勒脈衝 (Simultaneous Transmit and Receive Pulse Doppler, STAR PD)，通訊協定採用常應用於汽車、航空、航海...等領域的 CAN bus (controller area network)，由於 ESR 主要應用於車輛障礙物偵測，所以輸入電壓為常規汽車電瓶的 12 VDC，為了簡化系統架設的時間，將電源與訊號控制部分模組化如圖 3-4 所示，A 為供電端，電壓可接受 110 VAC 或者 12 VDC，B 為雷達感測器的供電及訊號端，在 B 區中，C 為雷達訊號進電腦的 CAN bus to USB 的 D-sub 端子；D 為雷達端的供電及訊號傳輸的 5 pin 接頭。詳細規格說明請見表 3-1。

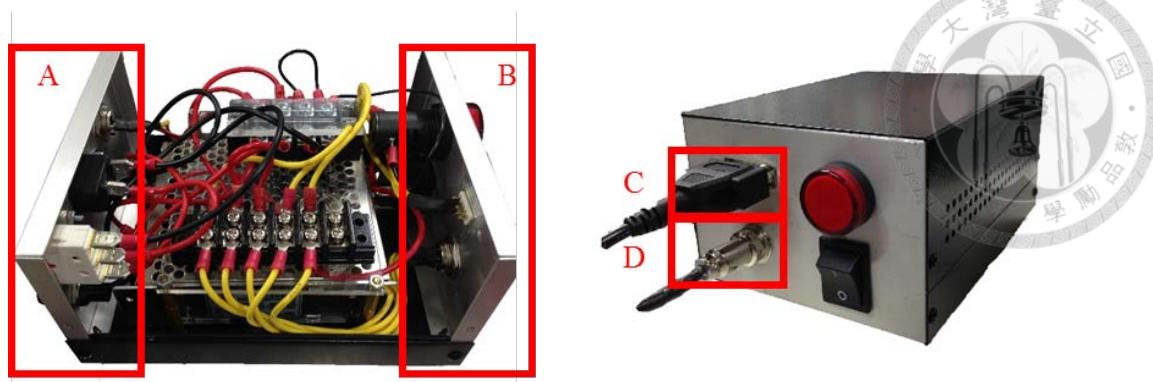


圖 3-4 雷達控制箱

表 3-1 硬體設備清單

項目	規格說明	數量
彩色 CCD 攝影機	Resolution: 640×480 Focal length: 16 mm FOV: 19.6°	2
單通道影像擷取器	UPG304 (UPMOST®) RCA to USB convertor	2
雷達感測器	ESR (Delphi®) <u>Long-range mode</u> Max. range: > 175 m FOV: $> 20^\circ$ <u>Mid-range mode</u> Max. range: > 60 m FOV: $> 90^\circ$ Detection rate: ~ 20 Hz	1
筆記型電腦	CPU: Intel® Core™ i7 3.30GHz OS: Microsoft® Windows 8.1 (64 bit) RAM: DDR3 1600MHz 8GB	1



實體車上，立體視覺系統一般裝置在擋風玻璃上，而雷達感測器一般裝置在保險桿上，本研究為了提高行動力以及模擬實體車的狀況，並且實驗進行的場所多在戶外，因此設計一台車架並將感測器裝在車架上如圖 3-5 所示，攝影機的高度為可調式，可因應不同需求而進行調整，而雷達依照規格書，建議的雷達中心高度為 30 至 86 cm，因此本系統中的攝影機與雷達設置的高度分別為距離地面 110 cm 與 50 cm。

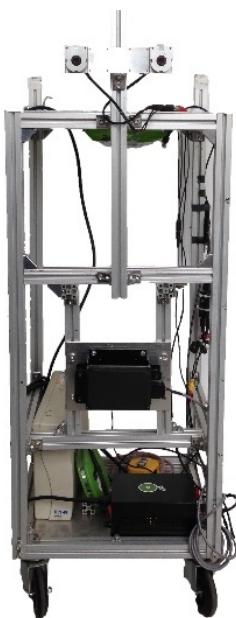


圖 3-5 可移動式車架

3.1.2 軟體架構

本研究為了進行立體視覺三維資訊之獲得及進行後端影像處理如障礙物偵測、追蹤等應用，軟體方面使用 OpenCV 影像處理函式庫進行影像處理的部分開發，雷達使用 CANLIB (Kvaser[®]) 獲取 CAN bus 協定的資訊，開發平台為 Qt Creator (Digia[®])，編譯器為 Microsoft Visual C++ Compiler 12.0 (Microsoft[®])。

圖 3-6 所示為整個程式的架構圖，SensorBase 為感測器基本需求的類別，StereoVision、RadarController 為各別感測器元件的資料獲取類別，SensorInfo 為彙整並處理所有感測器資料的類別，包括障礙物追蹤與避障系統的類別，圖形顯示部



分主要由 MainWindow 控制。實作演算法主要可以分成幾個部分，圖 3-7 所示為系統演算法流程圖，依序為：感測器資訊獲取、障礙物偵測、感測器融合、障礙物追蹤和避障系統。

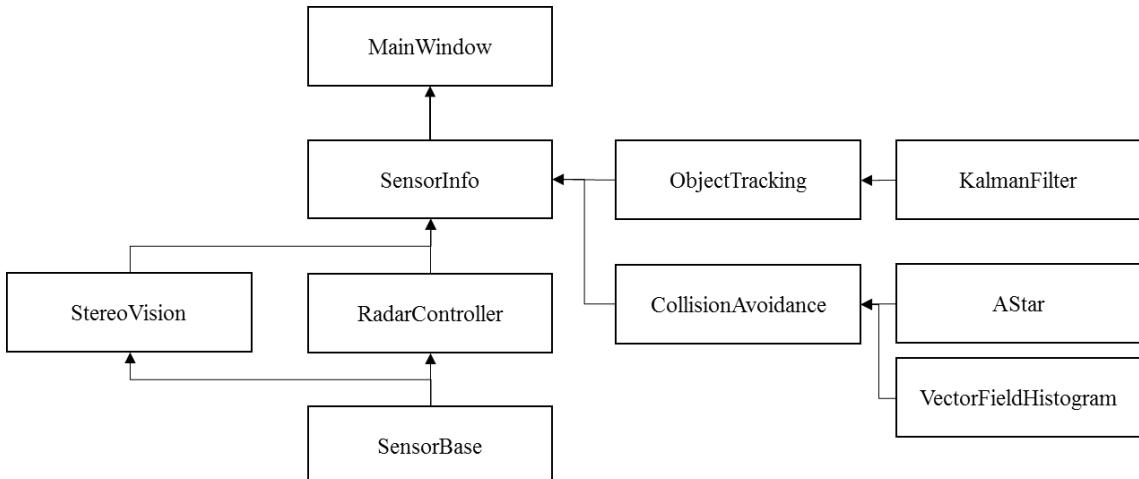


圖 3-6 程式架構圖

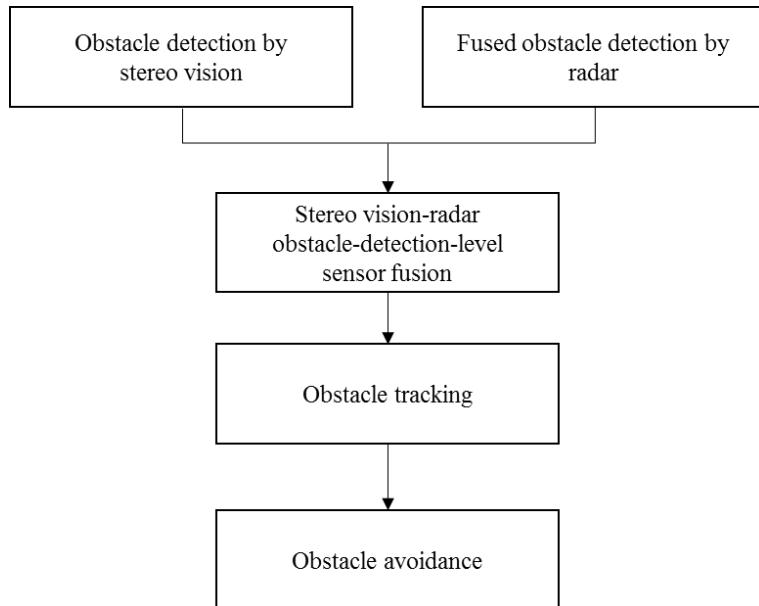


圖 3-7 核心演算法流程圖

圖 3-8 詳細敘述整個系統之流程圖，首先進行實驗之前，立體視覺需先進行影像校正以確保影像不畸變，利用左右影像進行對應點匹配可以得到像差影像，藉



由立體視覺演算法可以推得每個像素點所對應的實際深度資訊，接著使用三維幾何限制及團塊法找出障礙物，每個障礙物具有指向角、距離、物體外接矩形...等資訊；雷達感測器經由 CANLIB 可獲得當前障礙物資訊，每個障礙物以點為代表，含有距離、轉向角、加速度...等資訊。本研究之感測器融合方式為中階障礙物偵測融合，首先將感測器偵測到的障礙物全部投影至上視圖，除了減少運算量也提供較簡潔介面讓使用者進行觀察，接著將立體視覺的障礙物外接矩形以特定半徑過濾出雷達感測器偵測到的障礙物，並依據感測器的可靠性進行權重計算，獲得更精確的融合資訊。障礙物資訊獲得後，接著使用影像進行障礙物辨識可以分辨障礙物是人、車子、腳踏車或其他未知障礙物。影像序列的特色就是具有時間連續性，利用擷取特定的障礙物特徵進行前後影像之間的比對，找出障礙物在時間序列中的相對關係，如此障礙物追蹤方法可以藉由影像序列中的障礙物資訊建立其運動狀態模型，藉由運動狀態模型可以得知當下對車輛的相對速度並可以預測下一時間點可能的位置與速度，如果對於車輛具有潛在危險性如障礙物過於靠近車輛、緊急煞車或從兩側衝出於車前，撞擊預先警示系統會發出警告駕駛人要注意車前狀況，並且避障系統會規劃安全的可行走路徑供作參考。

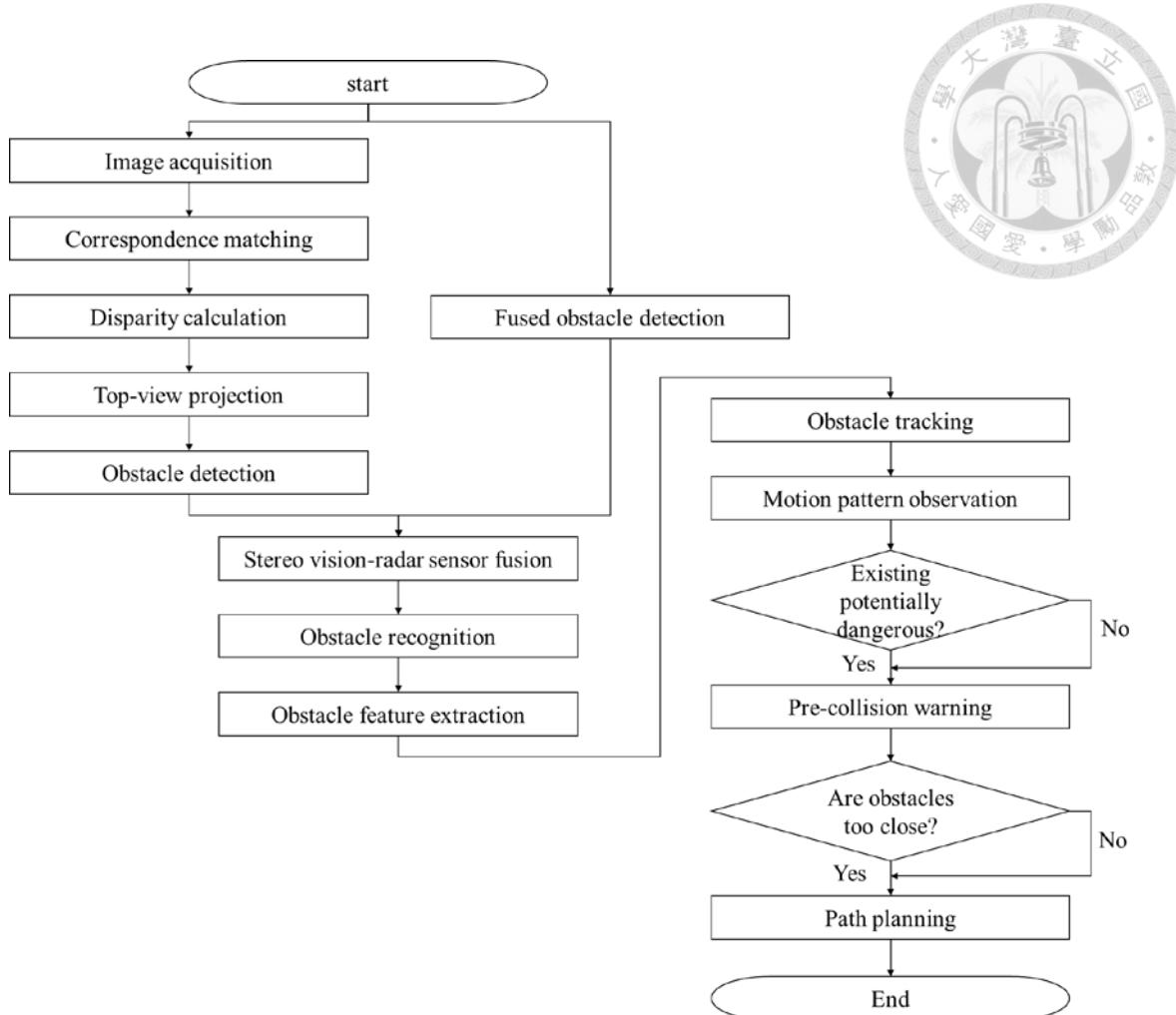


圖 3-8 系統流程圖

3.1.3 圖形使用者介面

圖形使用者介面顯示感測器的資訊，如 圖 3-9 所示，感測器資訊接投射至上視圖中以監控車輛周圍環境，目前僅以立體視覺系統雷射感測器作為車前感測系統，考量以後的感測器會加裝在車輛的周圍，因此使用全域上視圖的方式來呈現，中間的綠色矩形為車輛本體，較小的圓為 5 m 的標記圓，此為立體視覺可偵測的最小距離，右上角的綠色數字為目前 gui 上顯示的最遠偵測範圍，目前為 30 m，為了方便使用者觀察因此將最遠偵測範圍設為可調式，內側與外側的灰色扇型線條代表立體視覺與雷達感測器視野的左右邊界，藍色的點為雷達感測器所偵測到的障礙物資訊，紅色的點為立體視覺所偵測到的障礙物資訊，紫色的點為感測器融合過後的障礙物資訊，黃色矩形為立體視覺偵測的障礙物最小正矩形，障礙物旁的

文字為障礙物當前標號以及距離。



- Cart
 - Car
 - Tractor
- SY
 - ESR
 - Fusion
- Plot every pixel
 - Display fusion region only



171 / 213 frames

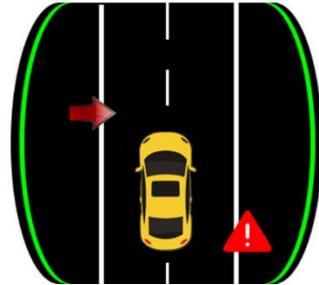
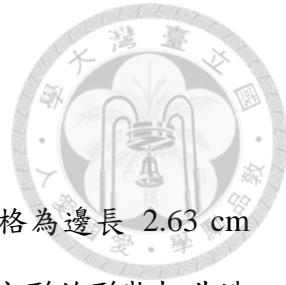


圖 3-9 圖形使用者介面

3.2 立體視覺

3.2.1 攝影機校正

攝影機的鏡頭並非完美的，依據不同透鏡產生不同程度的畸變，導致影像失真。為了消除鏡頭的畸變，本研究依據賴 (2012) 所開發的二維校正方法進行雙攝影機校正，其流程為先進行單顆攝影機校正後，再校正兩顆攝影機之間的偏移，為了減少建構立體視覺影像之運算量，需要進行影像矯正以降低對應點配對時所搜尋的維度，主要步驟有：拍攝校正圖形、搜尋方格角點、計算攝影機內參數矩陣 (intrinsic matrix) 與畸變參數 (distortion coefficients)、計算主要矩陣 (essential matrix) 和基礎矩陣 (fundamental matrix)、左右影像水平對齊，實作上使用 OpenCV® 函式庫進



行開發，步驟詳述如下：

1. 拍攝校正圖形：

校正圖形為黑白交錯的二維正方形棋盤方格，每個方格為邊長 2.63 cm 的正方形，其方格需完全平貼於參考平面上才不會因為正方形的形狀扭曲造成校正失敗，接著使用攝影機以各種角度拍攝棋盤方格，且棋盤方格要完整存在左右影像可視範圍內，才能求出較佳係數解。

2. 搜尋方格角點：

拍攝好棋盤方格後，為了計算實際線條在影像中的扭曲程度，需要藉由校正板上角點與角點之間的關係來計算，因為校正板上的直線在未校正的攝影機影像內因為鏡頭關係而有一定程度的變形。攝影機校正首先需要找出校正板上的所有角點，但在拍攝期間的背景與光源不易控制，因此採用 Gong *et al.* (1998) 提出的自適應閾值分割法進行初步過濾，以周圍 3×3 平均像素值作為閾值進行二元化，此方法針對光線不平均、低信噪比 (signal-to-noise ratio) 有不錯的效果，使用 Sobel 運算子 (operator) 進行邊緣偵測，利用梯度矩陣分別對水平與垂直方向微分，若兩個方向皆有較大值則視為方格角點。

3. 計算內參數矩陣和畸變參數：

如圖 3-10 所示，當方格角點找到後，校正物座標可以藉由平移及旋轉矩陣 W 投影置攝影機的影像平面座標：

$$W = [R \ T] = [r_1 \ r_2 \ r_3 \ t], \quad (3.1)$$

其中 R 與 t 分別為旋轉矩陣與位移矩陣，但還需要考慮內參數矩陣

$$M = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (3.2)$$

經過改寫後如下式

$$q = sMWQ, \quad (3.3)$$



其中 q 與 Q 分別為方格角點在影像平面與真實世界中的座標位置， f_x 、 f_y 為鏡頭分別在 x 、 y 方向的焦距， c_x 、 c_y 為鏡頭分別在 x 、 y 方向的偏移量， s 為調整大小的純係數。求解時代入經過攝影機校正後的座標，即可求得畸變參數解。

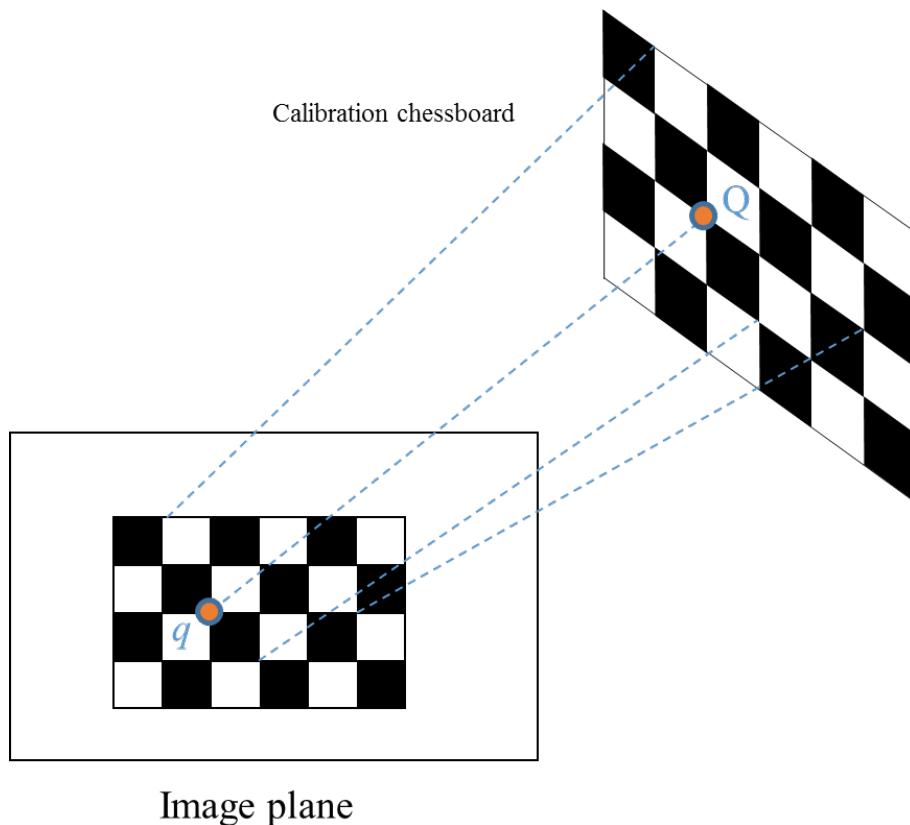


圖 3-10 校正物映射至影像平面示意圖

4. 計算主要矩陣和基礎矩陣：

主要矩陣亦稱為外參數矩陣，矩陣包含左右攝影機之間的旋轉和平移等幾何關係，而基礎矩陣與主要矩陣功能一樣，但其為影像中像素座標之間的關係，先消除畸變後在計算可以得到較好的結果。

5. 左右影像水平對齊：

攝影機影像經過上述步驟以後已可透過旋轉矩陣使其呈平行狀態，但仍



無法水平對齊，因此需要使用額外的旋轉矩陣 R_{rect} 使其對齊，

$$R_{rect} = \begin{bmatrix} e_1^T \\ e_2^T \\ e_3^T \end{bmatrix}, \quad (3.4)$$

$$e_1 = \frac{T_B}{\|T_B\|}, \quad (3.5)$$

其中 T_B 為左右攝影機的平移向量 $T_B = [T_{B_x} \ T_{B_y} \ T_{B_z}]$ ， e_1 為兩顆攝影機投影

中心之間的平移向量，而 e_2 與 e_1 正交，因此選擇沿途向平面並與 e_1 內

積為 0 的向量， e_3 也必須和 e_2 、 e_1 正交，因此使用

$$e_2 = \frac{\begin{bmatrix} -T_{B_y} \\ T_{B_x} \\ 0 \end{bmatrix}}{\|T_B\|}, \quad (3.6)$$

$$e_3 = e_1 \times e_2, \quad (3.7)$$

最後將左右影像與 R_{rect} 進行矩陣運算即可使左右影像水平對齊。

3.2.2 深度資訊計算

本研究使用 OpenCV® 開發的半全域式區塊匹配法 (semi-global block matching, SGBM)，得到的像差影像由放大 16 倍的像差值所組成，因此在計算的過程中需要將每個像差值除以 16 才能進行深度資訊的計算。此演算法改良自 Hirschmüller (2008) 提出的半全域式匹配法 (semi-global matching, SGM)，此方法採用價值函數和動態規畫最佳圖像匹配的觀念，

$$C(p) = N_{occ}k_{occ} - N_m k_r + \sum_{i=1}^{N_m} d(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i), \quad (3.8)$$

其中 N_{occ} 為被遮蔽的像素量， k_{occ} 為遮蔽的處罰係數， N_m 為找到對應點的像素



量， k_r 為正確對應的獎勵係數， $d(x_i, y_i)$ 為兩對應點的像差值。此演算法以左影像的水平像素序列作為基準與右影像鄰近的位置進行像素序列比對，如此一來強健了水平偏移誤差的容忍度，也能進行更加的匹配。

3.2.3 障礙物偵測

立體視覺的障礙物偵測困難之處在於如何將地面與地面上的障礙物分開，地面資訊在深度影像中呈線性關係，障礙物一般為與地面垂直的平面，因此障礙物可以視為相同深度的影像區塊，因此使用上視圖與團塊法將感興趣的障礙物從深度資訊找出，並且設定一些三維幾何限制條件濾出需要關注的障礙物。

上視圖之建立

上視圖的建立方法依照莊 (2013) 建構而成，其參考 Pocoll *et al.* (2008) 的研究改良而成，根據攝影機鏡頭的規格，其焦距為 16 mm、視角為 19.6° ，根據 3.1.1 節提到的有效最遠偵測距離，使用佔有格地圖的方式建立解析度為 125×100 的上視圖 (圖 3-13)，其有效觀察範圍為縱向 2.5 至 30 m 之間，橫向最遠為 10.8 m，為了呈現較真實的上視圖環境，其縱軸與橫軸方向呈對數關係與線性關係，另外上視圖的建立大幅提升團塊法的處理速度。

團塊法

團塊法常用於電腦視覺的區域偵測法，藉由計算梯度變化來找出團塊，常應用於影像偵測區域內，比較周圍差異較大的部分，如明暗、顏色等等，其原理運用分層 (scaling) 的概念，當某一層級滿足團塊法之設定條件，例如累積像素數量達一定程度，便視為團塊。本研究使用單通八相連的連通元件標記法 (one-pass 8-connectivity connected component labeling) 進行障礙物偵測，流程為先將影像進行二值化處理，接著依循掃描像素點進行標號，將特徵類似的鄰近區塊以同標號的方式連結起來，若不相似則判別為新障礙物，使用的特徵為深度資訊，演算法中的八相鄰僅對左上半部進行比對是因為會針對整張影像進行掃描，所以比對左上半部即可完成整張影像的標記，減低運算量，演算法的虛擬碼 (pseudo-code) 如表 3-2

所示。

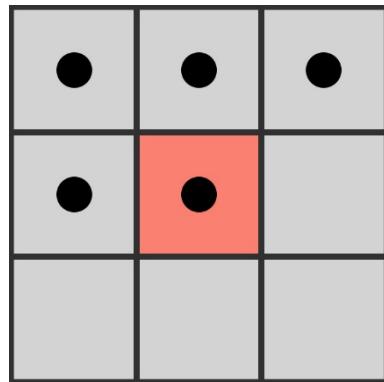


圖 3-11 八相連 (8-connectivity)

表 3-2 單通八相連之連通元件標記法虛擬碼

```
algorithm ConnectedComponentLabeling(data)
    labels = structure with same as data, initialized with the value of Background
    for row in data
        for col in row
            if data[row][col] is not Background and not labeled
                labels[row][col] = NextLabel
                while neighbor is not empty
                    [row_1,col_1] = Pos(neighbor)
                    if data[row_1,col_1] is not Background and not labeled
                        labels[row_1,col_1] = NextLabel
                    end
                NextLabel += 1
            end
        end
    end
```



地面資訊濾除

地面資訊濾除 (ground removal) 用於過濾障礙物的資訊，避免障礙物資訊因為團塊法而與地面資訊連結在一起。本研究使用 v-disparity 演算法，藉由找出地面的特徵後將地面資訊與非地面資訊分開並將地面濾除。團塊法使用連通元件標記法的團塊方式進行上視圖的障礙物偵測有一定的機率將雜訊誤判成障礙物，例如誤判的深度資訊與資訊相近的障礙物會因為投影至上視圖中而無法區別，或者鄰近像素點的距離資訊因為相近而導致不同障礙物的像素點連結在一起，最常見的狀況是地面與障礙物連結，因為障礙物底部的距離資訊與地面相似，導致進行團塊法時容易將雜訊判別為同一障礙物。

V-disparity 演算法使用在地面資訊偵測，一般平坦地面的高度距離應該保持一致，其深度距離會與感測器的距離呈正向線性關係，因此藉由累計影像中每一列的像差值的出現次數，累積公式為

$$H(r,c) = \sum_{p \in I} \delta_{r,r_p} \delta_{c,d_p} , \quad (3.9)$$

$$\delta_{i,j} = \begin{cases} 1, & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases} , \quad (3.10)$$

即可做出 v-disparity map (圖 3-12 (b))，其中 $H(r,c)$ 為 v-disparity map 座標位置 (r,c) 的累計次數資訊、 $\delta_{i,j}$ 為克羅內克函數 (Kronecker delta) 與 d_p 為像差影像的點座標 p 對應的像差值。如圖 3-12 所示，累計完成後需要找出代表地面的協直線，使用 OpenCV® 開發的霍夫直線偵測 (Hough line detection) 將特定範圍 $S_H=[0.0349, 0.2679]$ 的直線取出，並從候選直線中取出與 v-disparity map 中重疊最多的直線，此直線即為地面資訊投射至 v-disparity map 的點集合，其代表的地面高度資訊為 G_t 。有時候像差影像的資訊不夠完整，容易導致匹配失敗而找不到足夠的資訊來判斷地面資訊，例如地磚路面因為連續重複而容易大面積匹配失敗，或霍夫直線偵測並沒有辦法找到 v-disparity map 中類似地面的直線，使得 v-disparity 演算法失敗，因此依據地面具有高度資訊連續的特性，將地面資訊採用加



權平均方式進行運算如下表示為

$$\bar{G}_t = w_{t-1}\bar{G}_{t-1} + w_t G_t, \quad (3.11)$$

其中 w_{t-1} 、 w_t 分別為此時刻與前一時刻的權重值，值分別為 0.8 與 0.2，運算完使用平均地面高度 \bar{G}_t 進行地面資訊濾除，若當前地面資訊無法獲得，則使用前一時刻的平均地面高度 \bar{G}_{t-1} 濾除地面資訊。演算法虛擬碼如表 3-3 所示。

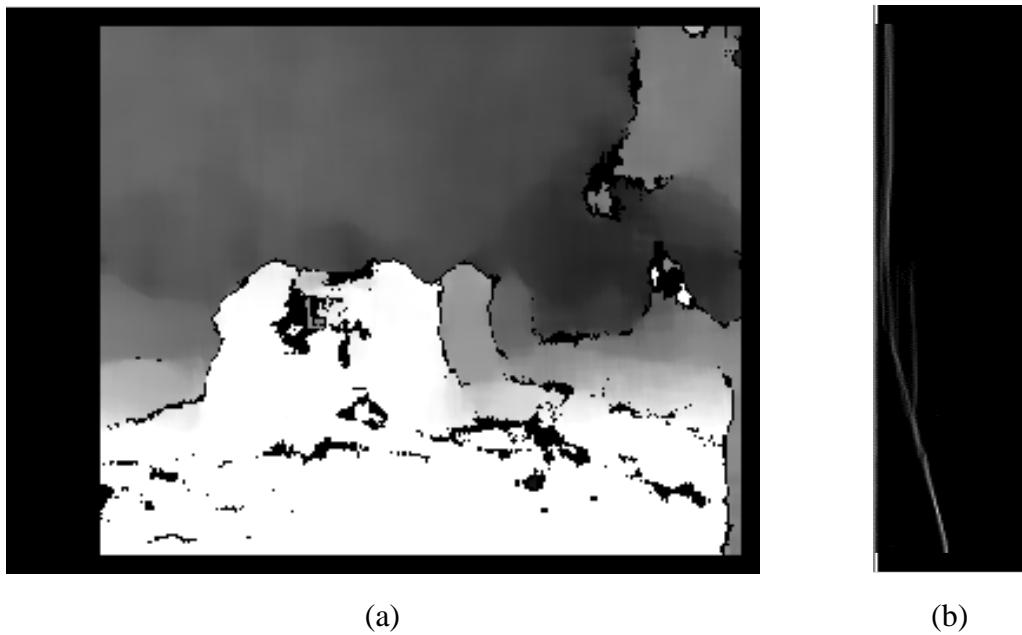


圖 3-12 V-disparity 演算法示意圖，(a) 像差影像，(b) v-disparity map。

表 3-3 V-disparity 演算法虛擬碼

```

algorithm vDisparity(disp)
    MaxDisp = num of disparity used in stereo matching method
    vDisp = size[img_row,MaxDisp], initialized with 0.
    for row in disp
        for col in row
            if disp[row][col] is not null
                vDisp[row][disp[row][col]] += 1

```



```
end  
  
end  
  
BinaryThresh(vDisp)  
  
HoughLines(vDisp)  
  
LinesFilter(vDisp, lines, θ)
```

幾何條件限制

為了減少偵測到雜訊的機率，本研究設立三維幾何限制條件明確定義障礙物之幾何限制如下：

1. 障礙物距離必須小於 30 m。
2. 障礙物高度資訊不得高於 3 m。
3. 上視圖中每個方格的像素點數量累積量必須大於設定值，預設為 3000。

經過上述之條件可以濾除不需要的雜訊，並且利用上視圖之位置對應到影像中的相對位置可以框出被偵測到的障礙物（圖 3-13）。

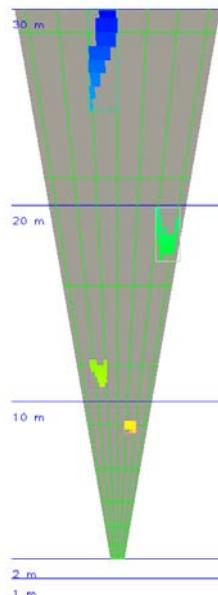


圖 3-13 團塊法處理後上視圖



3.3 感測器座標系轉換

每種感測器所量測的資訊皆在各自的座標系上，不同座標系的資訊無法直接進行溝通，因此須將不同種感測器資訊投射到同一座標系上，本研究使用轉換矩陣將立體視覺系統與雷達感測器的資訊分別轉換至 WCS，轉換矩陣為

$$\begin{bmatrix} X_T \\ Y_T \\ Z_T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} T_x & 0 & 0 & S_x \\ 0 & T_y & 0 & S_y \\ 0 & 0 & T_z & S_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (3.12)$$

其中 $\{X_T, Y_T, Z_T\}$ 為座標系轉換的感測器資訊，其作用為將屬於感測器座標系上的資訊藉由縮放及平移將資訊投射至世界座標系中，使得不同種的感測器資訊皆在相同的座標系中，如此感測器資訊具有相同基準來進行融合。本研究中的感測器資訊單位為公分 (cm)，以上述提到的車架為系統載具，立體視覺的轉置矩陣為

$$\begin{bmatrix} 1.0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1.0 & 0 & 110.0 \\ 0 & 0 & 1.0 & 29.5 \end{bmatrix}, \quad (3.13)$$

雷達感測器因為其輸出的資訊單位為公尺 (m)，所以其轉置矩陣為

$$\begin{bmatrix} 100.0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 100.0 & 0 & 50.0 \\ 0 & 0 & 100.0 & 21.5 \end{bmatrix}. \quad (3.14)$$

3.4 感測器融合

本研究的障礙物偵測階段的感測器融合方法在上視圖中進行處理，僅考慮垂直以及水平方向上的資訊，採用上視圖可以瞭解障礙物的位置資訊以及其相對關係，並容易讓使用者瞭解目前環境資訊，感測器融合的區域為兩顆感測器的重疊偵測區域，意即融合區域，本研究由於立體視覺系統的視野較狹窄以及偵測範圍也較短，所以感測器融合的範圍即為立體視覺的偵測區域——距離系統 5 m 到 30 m



以及水平視野為 19.6° 的區域。進行感測器融合之前，首先需要得知感測器的資訊可靠性，才能知道每種感測器資訊量測的可靠性，如果感測器的可靠性較高，則其在融合方法中所占的權重較高，反之若不夠可靠則權重較低，可靠性以感測器的機率分布函數 (probability distribution function, PDF) 之 SD 作為依據，因為所有感測器的量測皆有誤差，因此無法準確量測現實世界中任一物體的資訊，所以使用機率分布函數代表感測器所有可能測得的資料分布，若感測器可靠性較高，則 PDF 的分布越集中，因此 SD 也越小，反之若感測器可靠性較低，則 SD 越大。

感測器融合的目的在於獲取更精確的障礙物資訊，由於感測器的取樣頻率不一，立體視覺和雷達分別約為 10 FPS 與 20 FPS (frame per second, FPS)，因此當立體視覺的障礙物偵測完成的同時，雷達感測器已經紀錄多筆的障礙物資訊，所以將一筆立體視覺的障礙物資訊與多筆平均的雷達障礙物資訊進行融合。本系統以立體視覺偵測到的障礙物作為參考，立體視覺提供障礙物的距離、轉向角以及外接矩形，雷達感測器提供潛在障礙物的極座標資訊：距離與方位角。融合方式為利用立體視覺偵測的障礙物位置資訊 $D_{SV}(i)$ 以特定半徑 R_{SV} 篩選雷達的潛在障礙物 $D_{ESR}(j)$ ，將篩選出的障礙物進行權重計算可得融合的位置資訊 D_F ，公式如下：

$$\frac{D_F}{\sigma_F^2} = \frac{D_{SV}(i)}{\sigma_{SV}^2} + \frac{\bar{D}_{ESR}}{\sigma_{ESR}^2} , \quad (3.15)$$

$$\bar{D}_{ESR} = Average(D_{ESR}(j), L_{ESR}(j)=1) , \quad (3.16)$$

$$\sum_{j=0}^N L_{ESR}(j), L_{ESR}(j) = \begin{cases} 1, & Dist(D_{SV}(i), D_{ESR}(j)) \leq R_{SV} \\ 0, & > \end{cases} , \quad (3.17)$$

$$R_{SV}(i) = U_D \frac{D_{SV}(i)}{\tilde{D}_{SV}} , \quad (3.18)$$

其中立體視覺的測量誤差隨著距離越遠越大，因此 R_{SV} 隨著障礙物的距離越遠越大， $D_{SV}(i)$ 為當前障礙物的深度資訊、 \tilde{D}_{SV} 為立體視覺最遠有效偵測範圍 (30 m)、 U_D 代表立體視覺的深度不確定值，即是立體視覺在最遠有效偵測範圍的最大誤



差值。 σ_{SV}^2 與 σ_{ESR}^2 可經由量測感測器的 PDF 獲得，假設在理想狀態下，任一感測器的量測值皆為實際值，因此由式 (3.15) 可推得

$$\frac{1}{\sigma_F^2} = \frac{1}{\sigma_{SV}^2} + \frac{1}{\sigma_{ESR}^2}, \quad (3.19)$$

如此當獲得感測器的量測值，代入式 (3.15) 可推出感測器融合處理後的資訊。

3.5 避障系統

周遭的狀況對於車輛安全是非常重要的一環，避障系統用於即時監控周圍環境並判斷障礙物是否具有威脅性，本研究之避障系統主要分成三個部分：障礙物追蹤、撞擊預先警示系統及路徑規劃。障礙物追蹤技術主要有兩個步驟：障礙物匹配和運動模型的建立。障礙物追蹤是藉由障礙物的特徵比對找出其在影像序列中的對應關係，進而知道每個障礙物的運動狀態以及進行未來狀態的預測，因此如何取出代表障礙物的特徵是障礙物追蹤的重點之一，本研究使用卡爾曼濾波器推導障礙物運動模型；車輛行駛過程中，當障礙物距離過近或加速度方向朝車輛，使用圖形化使用者介面 (graphical user interface, gui) 顯示警告標誌或者發出警告聲響提醒駕駛人注意周圍狀況，如果障礙物突然改變運動狀態，如緊急煞車或者從側向出現，使用 A* 路徑規劃演算法進行路徑規劃演算法計算安全路徑供駕駛人進行閃避。

3.5.1 障礙物追蹤

障礙物追蹤的目的在於依據障礙物的歷史運動狀態來推導並修正其運動模型，藉由此運動模型可以描述障礙物的運動狀態以及預測未來的障礙物狀態。本研究的流程如圖 3-14 所示，假設前一刻與此刻的障礙物集合分別為

$$\begin{cases} Ob_t = \{A_1, B_1, C_1, D_1\} \\ Ob_{t-1} = \{A_2, B_2, C_2, D_2, E_2\} \end{cases}, \quad (3.20)$$

首先使用障礙物特徵匹配方法，將此刻與前一時刻的障礙物藉由障礙物特徵連結



其在時間序列中的關係，通常同一障礙物在相鄰時間序列之間的變化不大，因此可以使用其位置以及速度資訊...等資訊作為特徵進行匹配。本研究的障礙物資訊來源有立體視覺和雷達感測器，立體視覺系統中因為具有色彩以及位置資訊，其可擷取的特徵為障礙物影像以及其位置資訊，雷達感測器的輸出資訊為障礙物資訊，其已經過障礙物追蹤演算法處理，其追蹤狀態參數 CAN_TX_TRACK_STATUS 可以顯示其為新追蹤的或更新的障礙物等狀態，因此使用的匹配特徵為色相影像的巴氏距離 (Bhattacharyya distance) 以及障礙物的位移量 (deviation)，不過有時候障礙物僅能被雷達感測器偵測到而沒有影像特徵資訊，因此僅能用距離資訊進行匹配，匹配完成後使用卡爾曼濾波器建立障礙物運動模型，預測障礙物的未來狀態，用於後續的避障等應用。

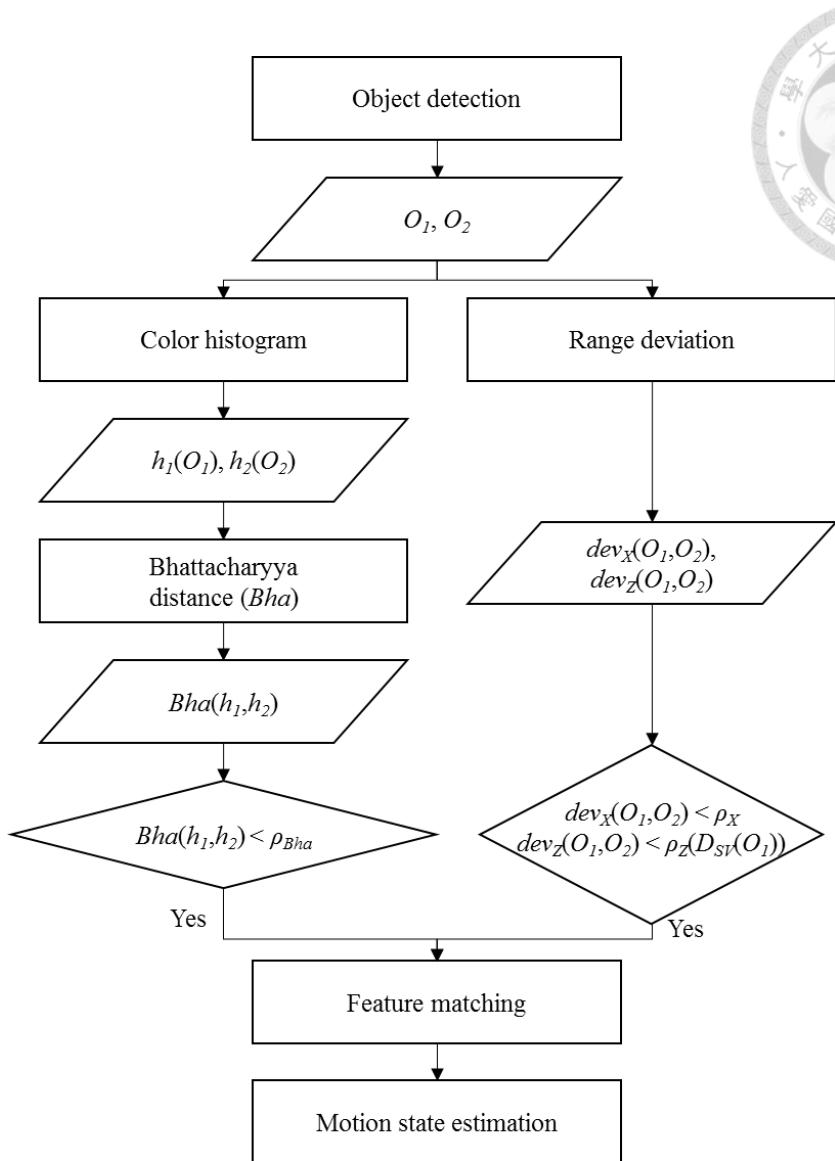


圖 3-14. 障礙物追蹤流程圖

障礙物特徵匹配

由於融合的資料有時候並非同時具有色彩與距離特徵資訊，因此在障礙物特徵匹配前需先判斷前後障礙物是否同時具有色彩影像資訊來進行比對，若沒有影像資訊，則僅使用距離資訊進行比對。兩種特徵資訊都有的情況下，影像特徵使用巴氏距離進行障礙物匹配，巴氏距離用於比較兩個直方圖之間的相似程度，位置特徵使用最近相鄰法找出最相近並滿足設定範圍內之障礙物進行匹配篩選，本研究假設障礙物在影像之間的橫向位移 dev_x 不超過預設值 ρ_x 以及距離位移 dev_z 不超過預設值 $\rho_z(D_{sv})$ ，



$$\rho_z(D_{sv}) = \tilde{\rho}_z \frac{D_{sv}}{\tilde{D}_{sv}}, \quad (3.21)$$

本研究的 ρ_x 與 $\tilde{\rho}_z$ 分別為 3 m 與 5 m。Sural *et al.* (2002) 曾將 HSV 色彩空間分量轉換成 N 階直方圖進行比較判斷是否為同一障礙物，因此本研究將障礙物影像的色相 (hue) 分離做成直方圖後，與其他障礙物的直方圖進行運算比較，正規化的巴氏距離可以表示為

$$Bha(h_1, h_2) = \sqrt{1 - \frac{1}{\sqrt{h_1 h_2 N^2}} \sum_I \sqrt{h_1(I) h_2(I)}} , \quad (3.22)$$

其中 h_1 、 h_2 分別為色相的 N 階的單通道直方圖， N 為正常數，本研究使用 255，由於障礙物偵測的影像為將同一障礙物的像素點投影至全黑背景，為了不讓背景影響巴氏距離的計算，因此設 $I=[1, N]$ 使直方圖中不考慮為零的部分，正規化後的巴氏距離範圍為 $Bha(h_1, h_2) = [0, 1]$ ，值越小代表直方圖越相似，也就是比較的兩障礙物可能為同一障礙物的機會越高。巴氏距離比對後，由於感測器的視野有限，所以在影像序列中障礙物可能會出現或消失，因此前後障礙物數量可能不一致，本研究使用氣泡排序法 (bubble sort) 進行障礙物特徵匹配，運算維度為 $N \log(N)$ ，圖 3-15 所示為障礙物匹配示意圖，意即前一刻與當前各有四個及五個障礙物，利用上述巴氏距離計算不同障礙物之間的相似程度與位置資訊之移動程度進行匹配，匹配公式為

$$B(i, j) = \arg \min_{i \leq C(t-1)} Bha(i, j), \text{ if } \begin{cases} dev_x \leq \rho_x \\ dev_z \leq \rho_z(D_{sv}) \end{cases}, \\ s.t. Bha(i, j) \leq \rho_{Bha} \quad (3.23)$$

其中 $Bha(i, j)$ 代表 Ob_{t-1} 中第 i 個障礙物與 Ob_t 中第 j 個障礙物之巴氏距離， $B(i, j)$ 為標記物體前後序列之間的關係，由於比對過程中可能有多個滿足巴氏距離低於 ρ_{Bha} 並且偏移量不超過預設值的結果，因此在可能的比對中找出最相似的即為同一障礙物在序列之間的相對關係。整個匹配流程如圖 3-15 所示，當第一個匹配的障礙物完成後 (圖 3-15 (b))，綠色方格在接下來的匹配過程中並不會



參與計算（圖 3-15(c)）。其中 (a)-(f) 與 (g)-(l) 各提供不同狀況的障礙物匹配過程，當匹配完成後，尚未匹配的前一刻障礙物即為消失於視野的障礙物（圖 3-15(e)），相對尚未匹對的當前障礙物即表示為新障礙物（圖 3-15(k)）。

	A ₂	B ₂	C ₂	D ₂	E ₂
A ₁	6	4	7	9	8
B ₁	7	8	6	3	7
C ₁	8	9	2	6	5
D ₁	7	6	5	8	1

(a)

	A ₂	B ₂	C ₂	D ₂	E ₂
A ₁	6	4	7	9	8
B ₁	7	8	6	3	7
C ₁	8	9	2	6	5
D ₁	7	6	5	8	1

(b)

	A ₂	B ₂	C ₂	D ₂	E ₂
A ₁	6	4	7	9	
B ₁	7	8	6	3	
C ₁	8	9	2	6	
D ₁	7	6	5	8	1

(c)

	A ₂	B ₂	C ₂	D ₂	E ₂
A ₁	6	4		9	
B ₁	7	8		3	
C ₁			2		
D ₁					1

(d)

	A ₂	B ₂	C ₂	D ₂	E ₂
A ₁	6	4			
B ₁	7	8		3	
C ₁			2		
D ₁					1

(e)

	A ₂	B ₂	C ₂	D ₂	E ₂
A ₁					
B ₁				3	
C ₁			2		
D ₁					1

(f)

	A ₂	B ₂	C ₂	D ₂
A ₁	6	4	7	9
B ₁	7	8	6	3
C ₁	8	9	2	6
D ₁	7	6	5	8
E ₁	1	6	5	8

(g)

	A ₂	B ₂	C ₂	D ₂
A ₁	6	4	7	9
B ₁	7	8	6	3
C ₁	8	9	2	6
D ₁	7	6	5	8
E ₁	1	6	5	8

(h)

	A ₂	B ₂	C ₂	D ₂
A ₁		4	7	9
B ₁		8	6	3
C ₁		9	2	6
D ₁		6	5	8
E ₁	1			

(i)

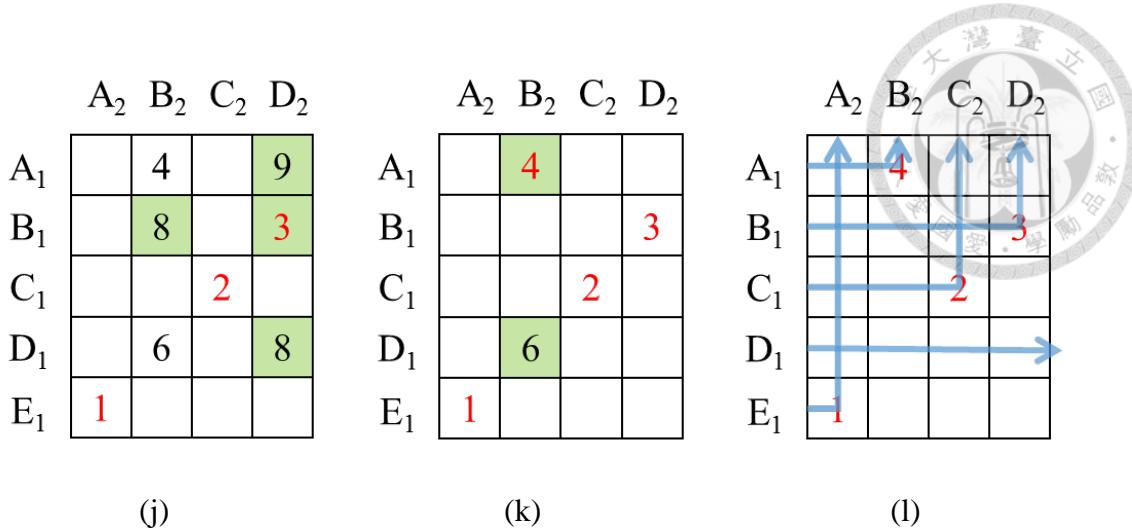


圖 3-15 障礙物匹配方法示意圖，(a)-(f) 和 (g)-(l) 各為一種匹配結果。

卡爾曼濾波器

卡爾曼濾波器主要用途有兩種：濾波以及預測，預測部分在實現上，主要分為兩個部分：預測與更新，預測部分利用前一時刻的估計值，推估當前時刻的估計值，更新部分利用當前時刻狀態的量測值對預測的估計去做優化修正。預測部分的公式為

$$x_k = F_k x_{k-1} + B_k u_k + w_k \quad , \quad (3.24)$$

$$x_k = \begin{bmatrix} x \\ v \end{bmatrix} , \quad (3.25)$$

其中 k 為當前時刻、 x 、 v 為障礙物的位置與速度、 F_k 為狀態轉換模型 (state transition model)、 B_k 為輸入—控制模型 (control-input model)、 w_k 為過程雜訊 (process noise)。本研究藉由卡爾曼濾波器可以建立障礙物的運動模型用於預測障礙物未來位置與運動狀況。

3.5.2 撞擊預先警示系統

一般車輛在行駛過程中速度具有連續性，大部分是穩定的，像是以定速行駛或者線性速度變化的方式行駛，如果車輛突然緊急煞車、減加速度過快或者側向物體突然衝出等狀況，則撞擊預先警示系統會在撞擊發生之前提醒駕駛人有撞擊的危

險機率存在，本研究設計一個簡潔的警 示圖形化介面如圖 3-16 所示，介面上有警 示號誌以及障礙物逼近方向警示箭頭。警 示號誌用於提醒駕駛有潛在危險即將發生，而障礙物逼近方向警示箭頭可標示出障礙物是從什麼方向逼近系統。系統的啟動機制為：障礙物的預計撞擊時間為 3 秒以內而且運動狀態為逼近系統的狀態，則會在 gui 上顯示前方逼近的警 示圖案（圖 3-16 (a)）以提醒使用者注意前方狀況進行煞車的動作；左右側向若突然有障礙物逼近，且速度大於 5 km/hr，則會顯示側向障礙物逼近的警 示提醒（圖 3-16 (b),(c)）。當撞擊預先警 示系統啟動的時候，路徑規劃演算法亦會啟動計算安全空間並提供安全的路徑供使用者參考。

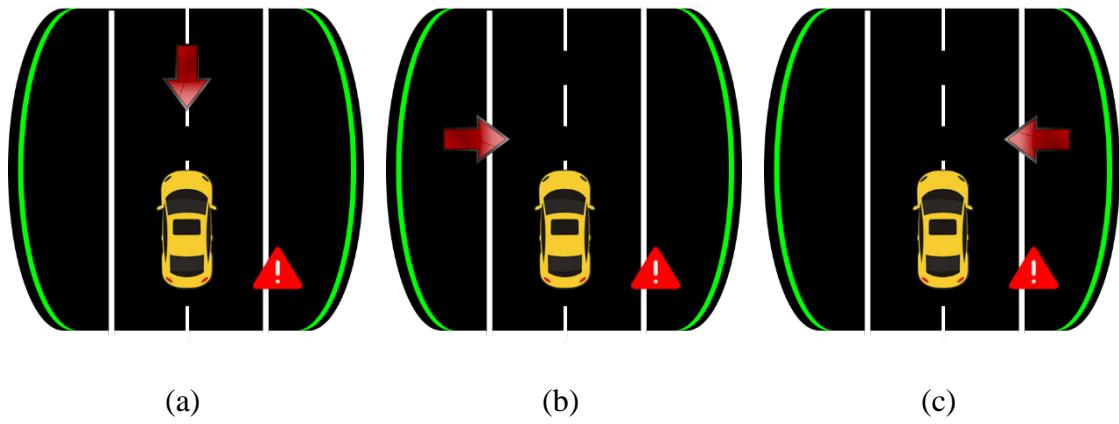


圖 3-16 警示圖形使用者介面，

障礙物從 (a) 前方逼近，(b) 左邊側向逼近，(c) 右邊側向逼近。

3.5.3 路徑規劃

當前方有障礙物時，為了避免碰撞的發生，藉由路徑規劃演算法找出前方是否有安全區域可以供車輛行走，本研究的路徑規劃演算法實現 A* 演算法以及 VFH 演算法。

A* 演算法

A* 演算法運算過程僅需要起點與終點位置即可求出最低成本解，如圖 3-17 所示，首先需要建立環境的網格地圖 (grid map)，每個網格代表一個節點，以反斜線節點為起始點，也是目前位置，實心網格為障礙物，斜線為預期終點，演算法起



始於起點，以檢查本身位置之八相鄰節點的方式尋找最小成本之節點向外擴展直至走到終點，中間過程運用了開集 (open set) 與閉集 (close set)。成本函式 $F(n)$ 為目前節點到終點所需花費的成本，如下式：

$$F(n) = G(n) + H(n) , \quad (3.26)$$

其中 $G(n)$ 代表從起點到目前節點所花費的成本，移動的成本以節點間畢氏距離表示，垂直或水平移動的成本為 10，對角線的移動成本為 14； $H(n)$ 為啟發式評估函式 (heuristic evaluation function) 並使用曼哈頓方法 (Manhattan method)，使方法在不考慮障礙物的情況下，以四相鄰走法計算目前節點到終點所需的成本。

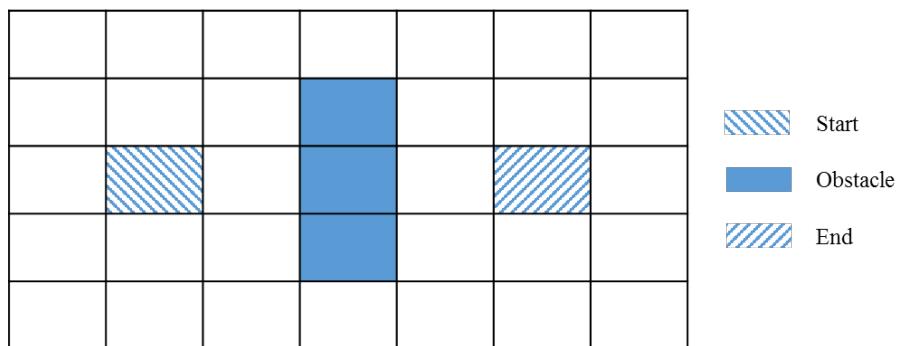


圖 3-17 網格地圖示意圖

圖 3-18 為 A* 演算法之成本運算範例，以起點作為目前位置，計算八相鄰點的成本並全部記錄於開集，可以找出右節點以 $F = 40$ 為最低成本的節點作為下一次運算的中心節點，此時的中心節點紀錄為父節點 (parent node)，接著第二次運算找出最低成本的節點為上、下節點，遇到成本相同的情況則兩邊皆可選擇作為下一次運算的中心節點，並將前一個節點紀錄於閉集，本次我們將下節點作為中心節點並記錄於開集，然而此時會發現經過兩次運算走到右下節點並非成本最低的選擇，經過成本函式的比較會發現如果在第一次運算就選擇右下節點會是成本最低的選擇，因此在第一次運算就選擇右下節點。

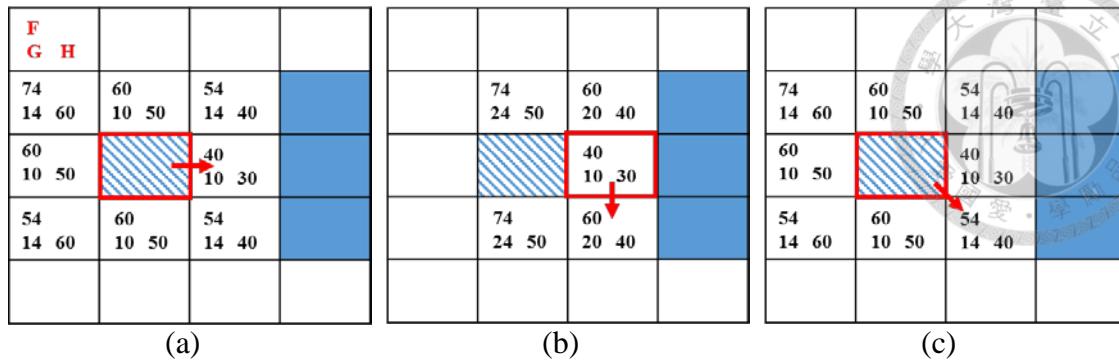


圖 3-18 節點成本運算圖，

(a) 第一次計算，(b) 第二次計算，(c) 最小成本比較。

圖 3-19 包含演算法計算過程，在運算過程中，每個節點的成本隨著父節點的更新而改變，當目前節點為終點時，往上追溯記錄的父節點即可找出最佳解（實線）。

74 14 60	60 10 50	54 14 40				
60 10 50		40 10 30		82 72 10		82 72 10
54 14 60	60 10 50	54 14 40		74 54 20	68 58 10	88 68 20
	80 20 60	74 24 50	74 34 40	74 44 30	74 54 20	

圖 3-19 A* 演算法之路徑規劃結果圖

VFH 演算法

VFH 演算法為全方位的路徑規劃演算法，為了提升運算速度，將二維環境資訊轉成一維極座標資訊進行環境危險程度判斷，此演算法除了需要起點、終點與地圖之外，還需要車輛長度、車輛旋轉半徑和預設行走路徑等參數，讓演算法所規劃出的路徑更平滑、貼近真實。其流程如圖 3-20 所示，首先需要獲得車輛周圍的環境資訊，估算障礙物對車輛的危險程度，同時也計算安全空間 (safe space) 的分布，並找出最合適的安全空間顯示於 gui 供駕駛人作為行駛參考，如果發現當前的情況並沒有較佳的安全空間則會提醒駕駛人進行煞車的動作。

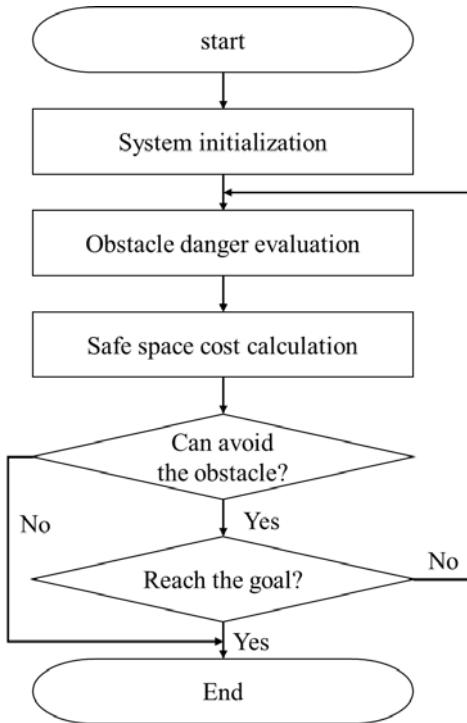


圖 3-20 VFH 演算法流程圖

系統初始

避障系統運算的核心問題在於車輛周圍是否安全，因此需要獲取當前環境資訊與車輛資訊作為演算法之參考，如障礙物位置、車輛長度、車輛迴轉半徑及預設路徑。如圖 3-21 所示，在障礙物（黑色障礙物）不會威脅到車輛的情況下，車輛（藍點）通常是直行前進的，所以設定預設路徑（灰色線條）為向前的直線，所以在進行路徑規劃運算時，VFH 演算法會盡量讓車輛依循預設路徑，如果真的有障礙物阻擋在預設路徑上，演算法會計算新的路徑讓車輛繞開障礙物。

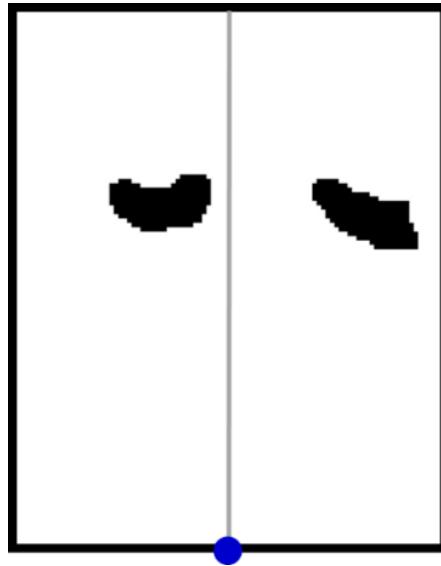


圖 3-21 VFH 演算法之環境地圖

障礙物權重配置

演算法會即時運算周圍環境障礙物的危險程度並配置權重，當車輛依循預設路徑行駛時遇到前方有障礙物阻擋，會計算新的路徑提供駕駛者遵循，圖 3-22 為演算法計算新路徑的示意圖，如果障礙物（土黃色實心區塊）阻擋在預設路徑（紅色虛線）上，車輛目前在藍色實心點的位置，亦稱車輛當前位置（vehicle current position, VCP），首先找出 VCP 投影至預設路徑的點

$$P_a = \arg \min \|VCP - DesiredPath\| , \quad (3.27)$$

以 \vec{V} 為單位向量延伸 F 倍找到新的點

$$V = P_{a+1} - P_a , \quad (3.28)$$

$$P_{new} = P_a + \vec{V} \cdot F , \quad (3.29)$$

以此點到 VCP 的距離 r 為半徑（如下式），僅考慮此範圍內障礙物的威脅程度，黑色線為車輛實際行走路徑。

$$r = \|VCP - P_{new}\| \quad (3.30)$$

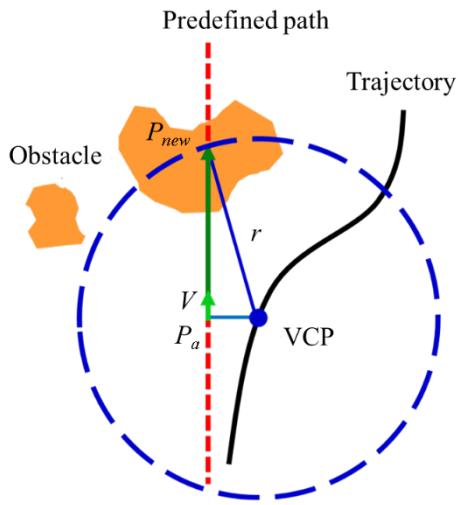


圖 3-22 VFH 演算法之障礙物危險程度估算圖

權重配置為將二維地圖資訊切成 k 等分扇形並以順時鐘方式標號扇形區域，在本實驗正右方為 0， $k = 72$ （圖 3-23），因為車輛在行駛中不會飄移或倒退，僅考慮第 36 至 72 片扇形，權重計算公式為

$$W_i = C^2 (a - b \cdot \|VCP - Obstacle\|) , \quad (3.31)$$

$$a = 1 + b \cdot r , \quad (3.32)$$

其中 a 、 b 為正固定常數， C 為障礙物的信心確定值 (certainty value)，障礙物的威脅程度依照距離車輛的遠近配置權重 W ，如權重越高則代表障礙物越近，代表威脅程度越高，反之權重值越低則越低。

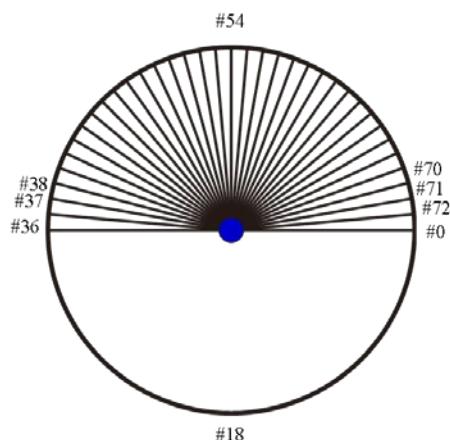


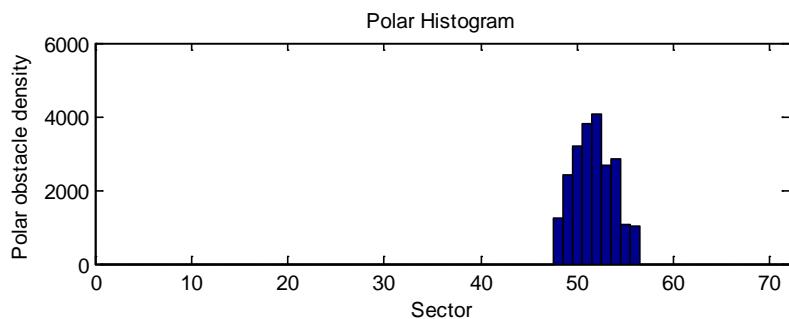
圖 3-23 VFH 演算法之維度轉換圖



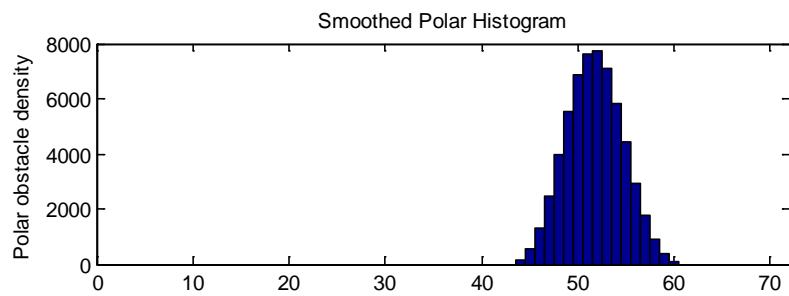
為了降低運算量，極障礙物密度（polar obstacle density, POD）依照前述的扇形切法將每個 72 等分扇形所包含的資訊轉換至直方圖表示障礙物資訊（式 (3.33)），接著使用平滑化處理膨脹障礙物，來降低與障礙物碰撞的機率（式 (3.34)），藉由極障礙物密度，我們可以找出密度為零的空間，這些空間代表這些方向並沒有障礙物存在，也就是安全空間，如圖 3-24 所示，第 36 至 43 等分與第 62 至 72 等分的地方為安全空間。

$$h_k = \sum_{i \in C} m_i \quad (3.33)$$

$$S_k = \frac{h_{k-l} + 2h_{k-l+1} + \dots + lh_k + \dots + 2h_{k+l-1} + h_{k+l}}{2l - 1} \quad (3.34)$$



(a)



(b)

圖 3-24 VFH 演算法之極座標直方圖，(a) 原始圖，(b) 平滑化直方圖。



安全空間成本計算

當地圖上出現許多安全空間，以 S 表示所有安全空間，從 S 計算安全空間的成本 φ_i ，設定三個限制條件（式 (3.36)、(3.37)、(3.38)）來定義安全空間的成本函式，

$$\varphi_k = c_1 E_1 + c_2 E_2 + c_3 E_3, \quad k \in S, \quad (3.35)$$

$$E_1 = \min(k, k'), \quad (3.36)$$

$$E_2 = \min(k, Or_{VCP}), \quad (3.37)$$

$$E_3 = \min(k, k_{prev}), \quad (3.38)$$

$$A_{now} = A_i, \quad i = \arg \min_{k \in S} (\varphi_k), \quad (3.39)$$

其中考慮鄰近的扇形 k'^{th} 、車輛方向 Or_{VCP} 及前一次計算的最佳安全空間 k_{prev} ，每次計算以最小成本的安全空間為最佳的安全空間 A_{now} ，藉由將所有位置計算出的 A_{now} 連結起來即可規劃出一條完整的避障路徑（圖 3-25）。

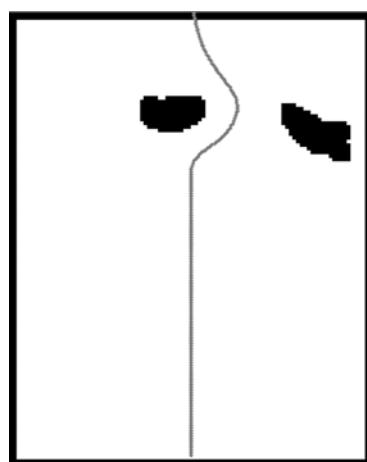


圖 3-25 VFH 演算法規劃圖



3.6 實驗規劃與方法

本研究設計一系列的實驗用於測試、驗證感測器融合系統的效能，以及與前代立體視覺系統的比較分析。立體視覺的距離量測誤差主要來自兩個：對應點匹配誤差以及外在環境因素的改變，對應點匹配的誤差來自於透視效果，越遠的物體越容易匹配錯誤而產生誤差，因此以靜止行人為障礙物，於立體視覺有效偵測範圍內進行距離量測實驗；外在因素像是光影的變化會使影像中的障礙物特徵產生變化，於是將系統置於同一場景進行距離資訊量測，不同時間所量測到的障礙物資訊是否有變化，藉由上述實驗可以得知立體視覺的資訊受影響的程度。

立體視覺的距離量測容易受影響，因此本系統另外搭載精確度較高的雷達感測器，以 Bayesian fusion model 為融合模型結合兩顆感測器增強系統的強健性，其中需要知道感測器的可靠性，以 PDF 的 SD 作為感測器可靠性的參考依據，實驗以靜止行人為障礙物，以每間隔 1 m 的距離量測兩種感測器的機率分布函數，估測的標準差使用於感測器融合公式來融合兩種感測器的資訊。

感測器融合系統完成後，將再次進行靜止物體的距離量測實驗，分析前代與現今系統——立體視覺系統與感測器融合系統的差異，接著比對兩種系統的障礙物偵測效能，實驗設計為物體從系統前方靠近，以及在系統前方橫向移動，觀察比對系統的障礙物偵測結果，其中物體為行人、農機具以及腳踏車。之後進行障礙物追蹤的比較，以行人、資訊蒐集車和農機具作為障礙物，進行逼近和橫向移動的實驗，分析並比較不同系統中的物體運動狀態；接著使用卡爾曼濾波器對三維資訊濾波以及預測其運動軌跡。

當障礙物對於系統具有危險性例如進行碰撞，本系統會規劃一條安全的路徑供使用者參考，實驗設計為前方有多個障礙物逼近以及物體從前方橫向移動，藉由預測其運動軌跡來達到避障的效果，其中障礙物為資訊蒐集車。

藉由上述一連串的實驗，比較前代系統與本系統的性能並驗證系統的可行性，目前實驗場景為學校街道以及農業應用環境。



第四章 結果與討論

4.1 立體視覺

4.1.1 攝影機校正

單顆攝影機校正使用角點數為 9×6 的二維棋盤方格校正板進行，由於焦距 16 mm 的鏡頭校正結果在影像中並顯著變異，為了凸顯校正的效果，以鏡頭焦距 4 mm 的攝影機作為校正範例。首先進行單顆攝影機的校正如圖 4-1 所示，每顆攝影機拍攝約 20 張左右影像進行校正，校正後可以得到攝影機的內參數矩陣以及畸變參數矩陣，將影像代入前述的矩陣進行運算後可消除畸變，校正後的影像將失真扭曲的地方被拉直。單顆攝影機校正完成後，接下來要使兩顆攝影機水平對齊，方法為以解析度 640×480 的影像中心座標 (320, 240) 所指向的障礙物不論距離多遠，其高度應與攝影機高度相同，在本研究中為 110 cm，即完成校正。在進行車輛應用實驗時，由於長期晃動容易導致攝影機鏡頭可能會偏移，因此可微調螺絲使得中心座標位置的高度與攝影機高度相同，免去每次實驗都需要進行校正的程序。

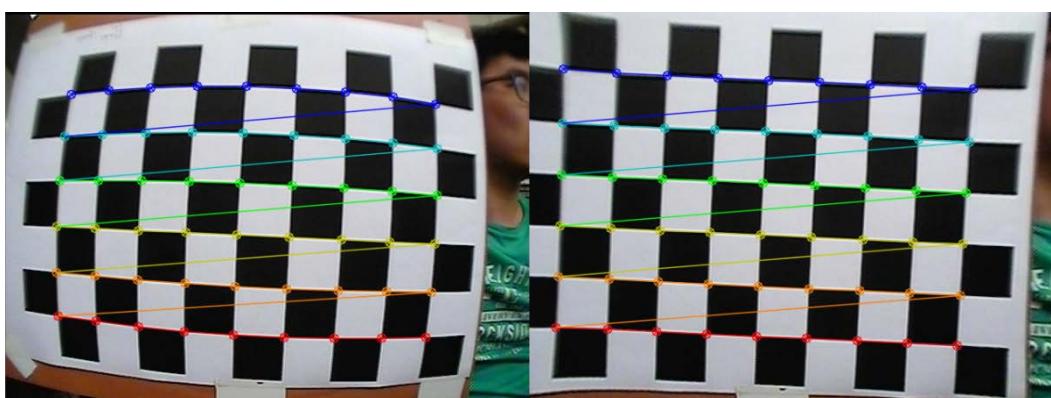


圖 4-1 焦距 4 mm 鏡頭之校正前後差異圖



圖 4-2 為鏡頭焦距 16 mm 的攝影機校正前後的比對圖，雖然以肉眼觀察影像並沒有太大的差別或者扭曲矯正，但在對應點匹配部分可以明顯發現，已校正的影像所配對的像差影像比未校正的完整，未校正的像差影像因為匹配錯誤而使邊界模糊不清，相對的，已校正的像差影像中的物體邊界校完整與連續，已校正及未校正的平均配對成功率分別為 71.0% 及 43.9%。



(a)



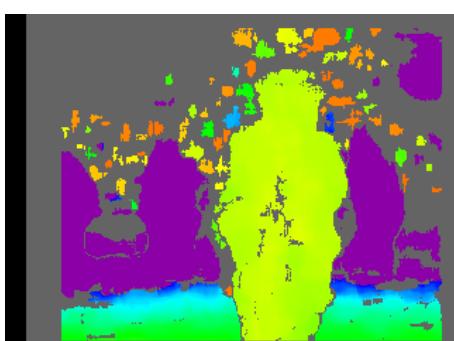
(b)



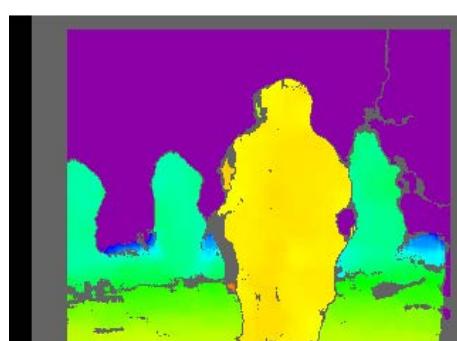
(c)



(d)



(e)



(f)

圖 4-2 校正前後比較圖，左排為校正前 (a) 左，(c) 右，(e) 像差影像；右排為校正後 (b) 左，(d) 右，(f) 像差影像。



4.1.2 像差影像

經過校正後，左右攝影機所拍攝的影像滿足光軸水平對齊，因此進行對應點匹配的運算為度降為一維，只需進行水平方向匹配而減少垂直方向的運算量，圖 4-3 所示為對應點匹配結果，立體視覺系統以左影像為基準，使用 SGBM 匹配方法計算影像中每一個像素點的像差值，為了更直覺地呈現像差影像，使用偽色彩 (pseudo-color) 方法將立體視覺的有效偵測範圍切分成 256 等分，依照距離資訊由近至遠，使用七彩色彩依序從紅色到藍色表示，另外灰色的部分為左右影像未重疊的區域導致無對應點可計算，紫色的部分為超出立體視覺有效觀範圍的區域，而左側的黑色為未處理的區域。

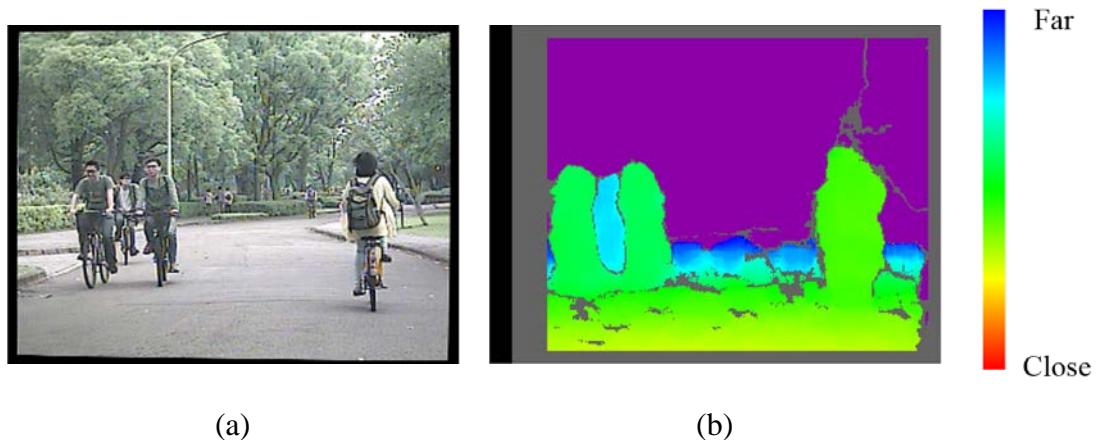


圖 4-3 像差影像結果圖，(a) 左影像，(b) 偽色彩之像差影像。

對應點匹配部分採用 GPU 運算加速對應點匹配的運算，目前 OpenCV® 開發的對應點匹配演算法為 GPU-based 的 BM 以及 CPU-based 的 BM 與 SGBM，由表 4-1 所示，在相同參數下，CPU-based 與 GPU-based 的 BM 演算法運算時間分別為 69.5 與 24.9 ms，運算速度提升為原本的 2.8 倍。

表 4-1 對應點匹配演算法比較

	Stereo matching algorithm	Computing time (ms)
CPU-based	BM	69.5
	SGBM	142.5
GPU-based	BM	24.9

4.1.3 障礙物偵測

障礙物偵測接續在取得像差影像之後，圖 4-4 所示為立體視覺系統的障礙物偵測示意圖，像差影像的資訊投射到上視圖中，可以清楚瞭解距離系統前方的障礙物距離、相對位置等資訊，接著使用團塊法將上視圖中的網格點資訊進行連結，如圖 4-4(e) 所示，紅色框選處即視為同一障礙物，之後從上視圖反投射回影像上標示偵測到的障礙物，從影像中可以清楚知道影像中的哪些障礙物被框選。

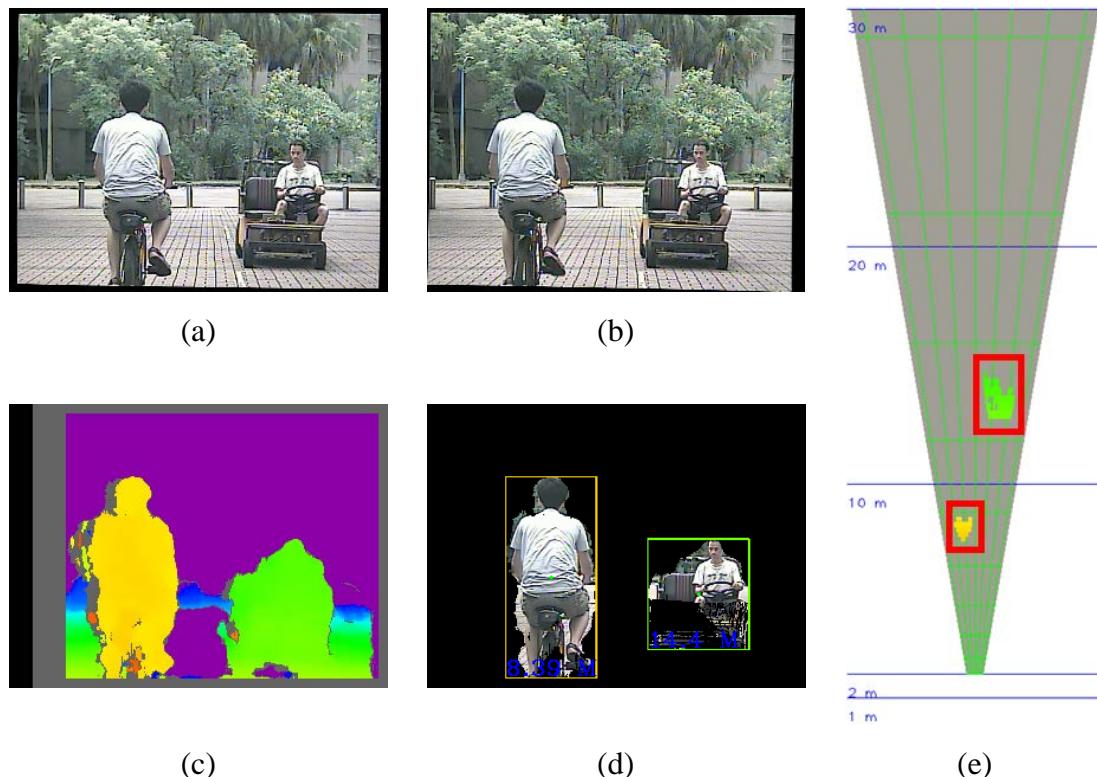


圖 4-4 障礙物偵測結果示意圖，

(a) 左影像，(b) 右影像，(c) 像差影像，(d) 障礙物偵測影像，(e) 上視圖。



本研究的障礙物偵測可以得到障礙物的輪廓資訊（圖 4-5），雖然可以較真實的代表障礙物資訊，但因為輪廓資訊吳量化標準，因此為了量化特徵與簡化運算量，使用障礙物的最小正矩形代表障礙物，最小正矩形以障礙物在影像中最左上角的像素點與最右下角的像素點所構成，兩點之間的水平和垂直分量作為正矩形的長寬，此正矩形的顏色為障礙物距離資訊的偽色彩。

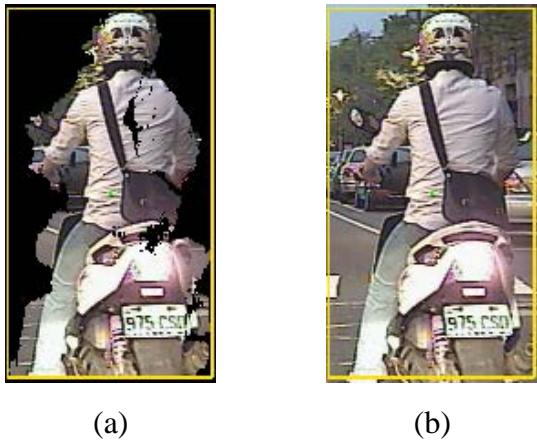


圖 4-5 障礙物表示方式示意圖，(a) 輪廓，(b) 最小正矩形。

地面資訊濾除

本研究實現地面資訊濾除演算法 v-disparity，用於分離地面與非地面資訊。圖 4-6 所示為 v-disparity 演算法的示意圖，場景為臺大校園內道路並且以腳踏車作為障礙物，將像差影像中每一列的像差值出現次數累加統計，並把統計的結果投射至 v-disparity map 上進行二值化處理，使用霍夫直線偵測找出滿足條件 S_H 的斜直線，其中斜直線與 v-disparity map 中的像素點對應率最高就是代表地面資訊的像差值集合。將斜直線上的像素點反投射回影像中，即可顯示影像中的哪些像素點為偵測出的地面資訊，如圖 4-6(f) 所示的紅色區域。圖 4-7 為其他場景與障礙物的地面資訊濾除結果，使用地面資訊濾除前的障礙物偵測容易因為與地面連結而導致偵測失敗，使用後可以濾除雜訊以及改善障礙物偵測的成功率，並得到更完整的障礙物資訊。

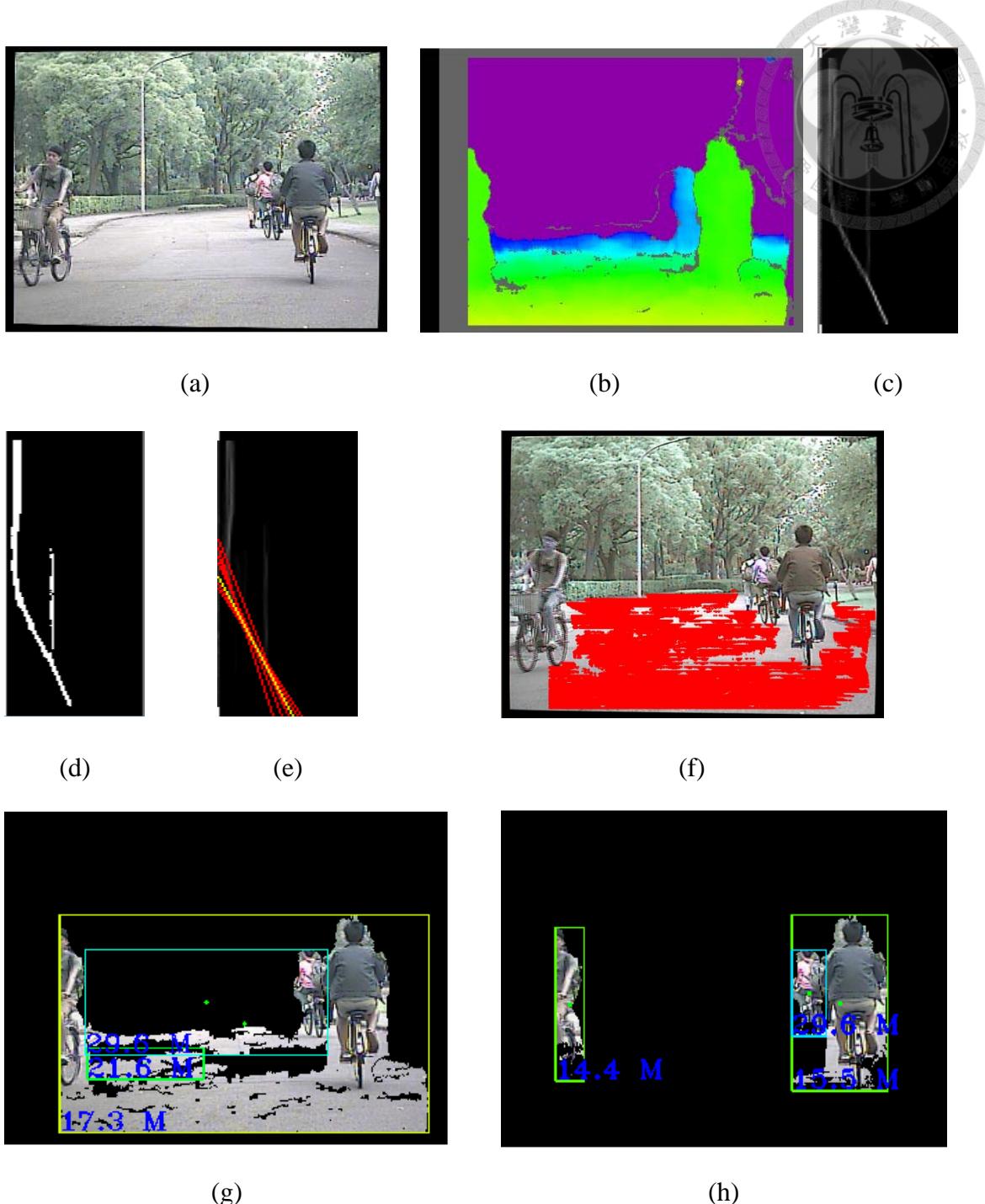


圖 4-6 V-disparity 演算法示意圖，(a) 左影像，(b) 像差影像，
 (c) v-disparity map，(d) 二值化影像，(e) 霍夫直線偵測，
 (f) 地面與障礙物分離結果，(g) 使用前，(h) 使用後。

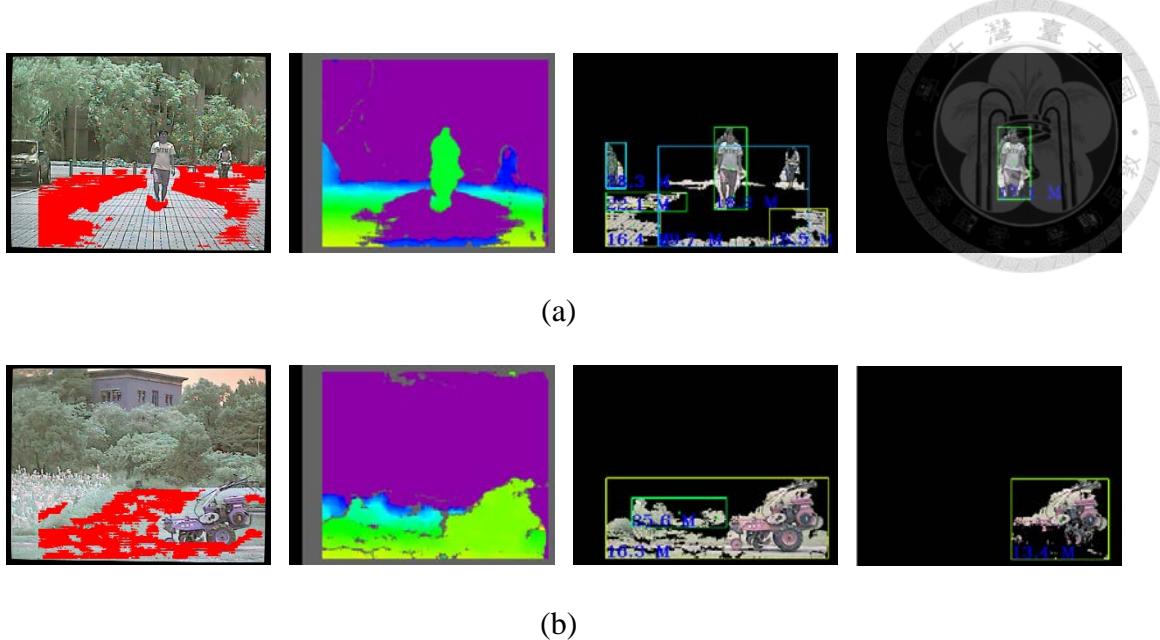


圖 4-7 地面資訊濾除應用，(a) 校園內行人，(b) 農場中耕機。

4.1.4 距離量測誤差

立體視覺的障礙物資訊經由上述步驟可獲得，然而對應點匹配演算法容易受外在環境因素影響，像是光線的變化容易造成影像上的障礙物資訊改變，使得匹配的像差值容易造成偏移，或者基於透視效果，距離較遠的障礙物僅能用較少量的像素點來描述，因此若匹配失敗造成像差值偏移，也能造成很大的誤差，以距離 30 m、像差值為 24 的障礙物為例，當像差值偏移一個像素到 23 或 25 時，距離的偏移超過 1.5 m，因此以重複的距離量測實驗來觀察外在因素的影響，實驗設計為固定場景但不同光源的情況下，量測物體的距離資訊，以捲尺量測的距離作為 ground truth，場景為知武館四樓長廊，第一次與第二次實驗的時間分別為下午與傍晚。如表 4-2 所示，在第一次實驗量測的時候，距離資訊皆相當精確，平均誤差為 1.0%，但第二次實驗的平均誤差高達 42.5%，可見光線變化容易對立體視覺的距離量測產生影響。

表 4-2 不同光源環境下量測同一障礙物之距離資訊

Real (m)	5	10	15	20	25	30
Expt. 1	5.02	9.99	15.20	20.62	24.86	30.14
Expt. 2	5.74	12.10	19.68	29.42	41.11	52.95

除了光影變化的影響之外，立體視覺基於透視效果，使得遠方障礙物量測的距離比近距離的障礙物有著更大的誤差，實驗以高 170 cm 的行人作為障礙物，在立體視覺系統的有效偵測範圍內，以每 1 m 的間距進行距離量測誤差的實驗，如圖 4-8 所示，以指數函數擬合 (exponential function fitting)，在 95% 的信心區間下量測的誤差公式為

$$\varepsilon = a_1 e^{a_2 \hat{D}} , \quad (4.1)$$

其中 a_1 和 a_2 分別為 0.7576 和 0.0885，可以發現量測誤差隨著距離的拉長而越變越大，最遠的誤差可以高達 10.8%，因此透視效果也是造成立體視覺系統量測不精確的影響因素之一，因此在實驗前都會對攝影機鏡頭進行微調，使得誤差盡量減少。

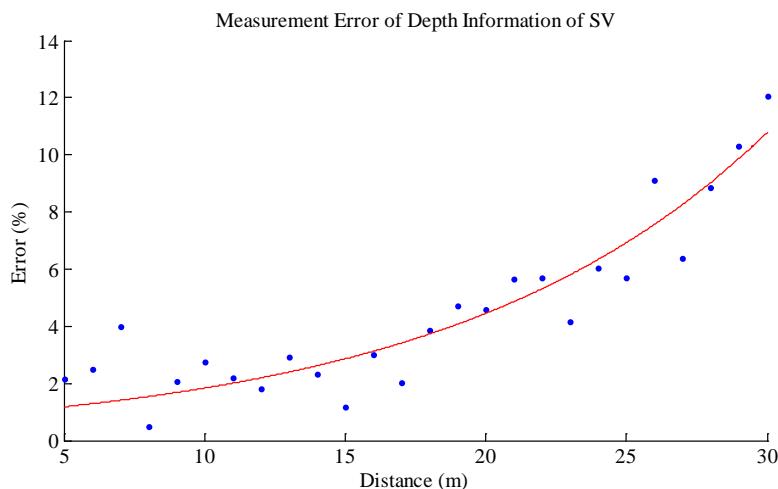


圖 4-8 立體視覺之障礙物距離量測誤差



4.2 感測器融合

4.2.1 感測器可靠性估算

為了更完整地知道感測器融合系統的效能，首先針對感測器重疊偵測範圍的區域進行探討，若要將不同種的感測器進行感測器融合，需要得知代表感測器可靠性的 PDF 來進行融合，以感測器 PDF 的標準差作為感測器可靠性的依據，本實驗在感測器偵測重疊的區域量測一定點障礙物的位置資訊，藉由定點資訊來了解感測器的可靠性，障礙物為站立於垂直系統的中線上、高 170 cm 的行人，由於雷達感測器對於非金屬表面的障礙物有時候會漏偵測，為了確保雷達感測器能夠量測到障礙物，行人下半身會放一塊金屬材質的鋁板（如圖 4-9），實驗每隔 1 m 做定點距離的障礙物量測，藉由記錄障礙物的位置資訊來建立 PDF。

圖 4-10 所示為重疊區域內的位置資訊紀錄，初步觀察大部分的量測實驗，立體視覺所測得的 PDF 分布較為稀疏 (sparse)，意即立體視覺測得的定點距離資訊容易在較大的範圍內晃動，具有較大的標準差，可能在感測器融合方法中佔有較低的比重；而雷達感測器的 PDF 較為密集 (concentrated)，即是量測定點量測的距離資訊具有較小的標準差，尤其在 z 方向上的變動小。距離資訊以均方根誤差 (root mean square error, RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N [(\theta_i - \hat{\theta}_i)^2]}{N-1}}, \quad (4.2)$$

作為比較依據，其中 θ_i 與 $\hat{\theta}_i$ 為預測值與實際值，並以 $RMSE_x$ 和 $RMSE_z$ 分別代表上視圖中 x 與 z 方向的 RMSE，立體視覺平均的 $RMSE_x$ 和 $RMSE_z$ 分別為 30.1 cm 和 79.9 cm，而雷達感測器平均的 $RMSE_x$ 和 $RMSE_z$ 分別為 30.7 cm 和 46.1 cm，在 x 方向上雷達感測器的精確度與立體視覺差不多，而在 z 方向上雷達感測器的精確度比立體視覺較佳，因此在 z 方向上，雷達感測器的資訊能夠彌補立體視覺的量測誤差。

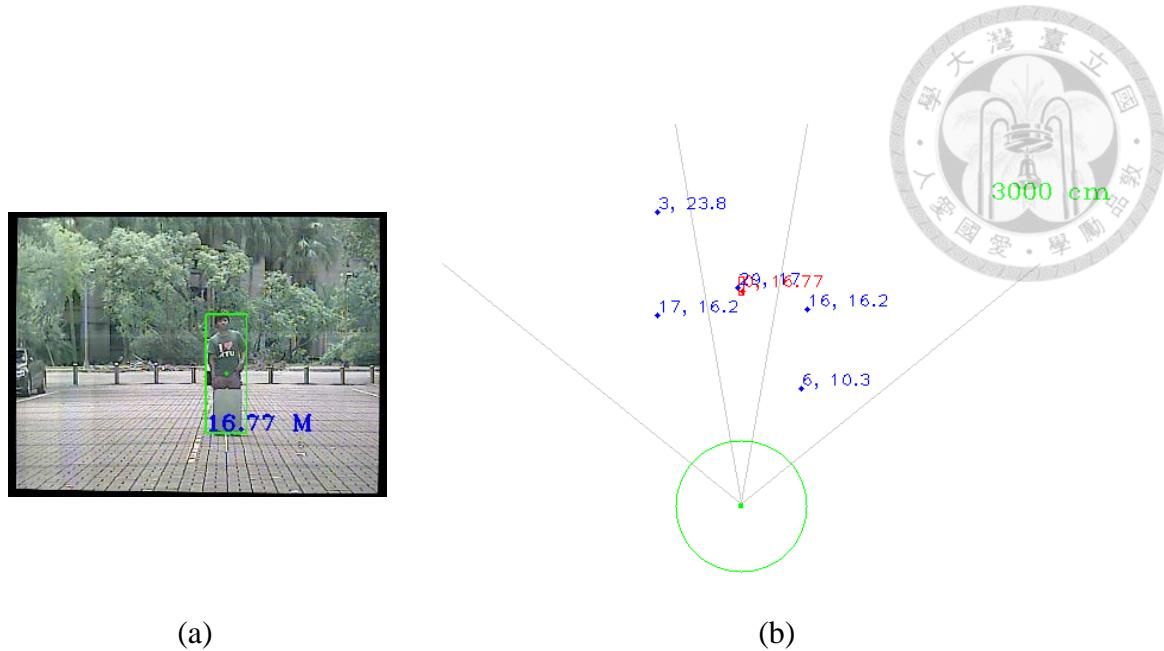
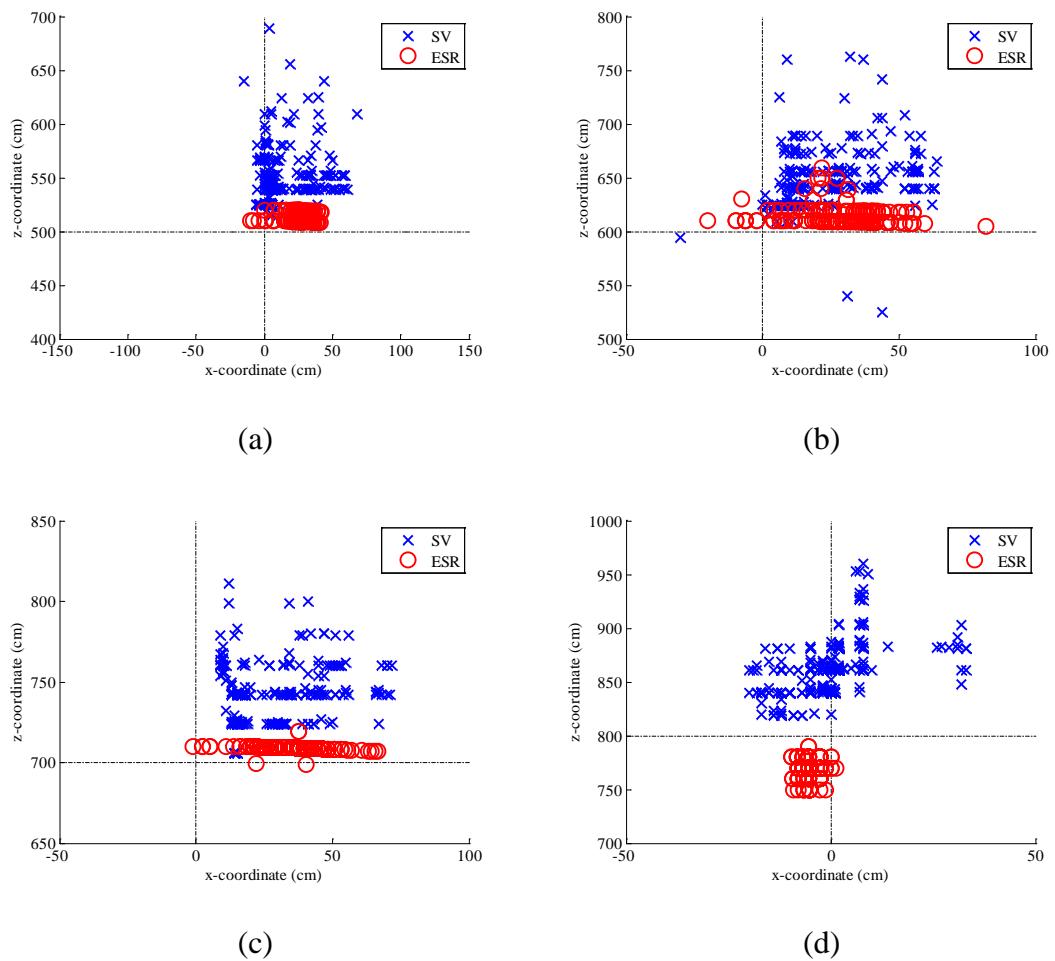
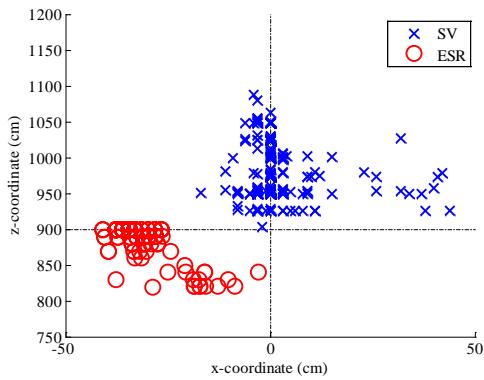
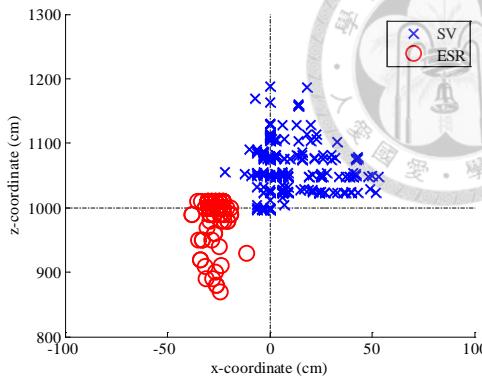


圖 4-9 定點距離量測實驗之障礙物示意圖，(a) 左影像，(b) 上視圖。

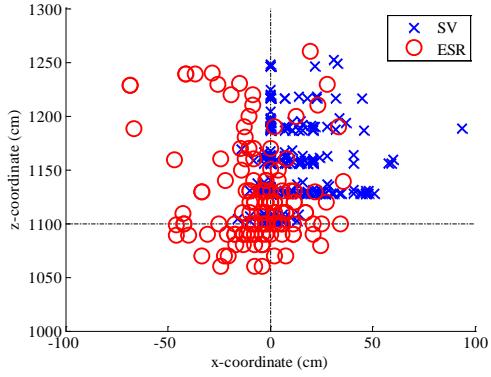




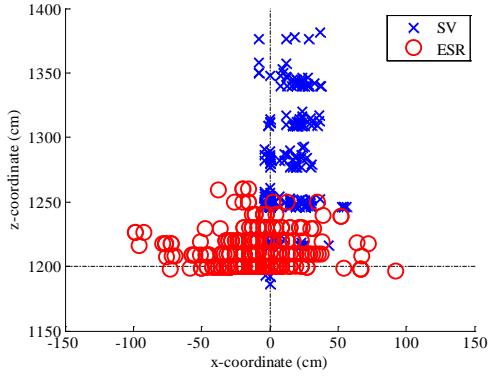
(e)



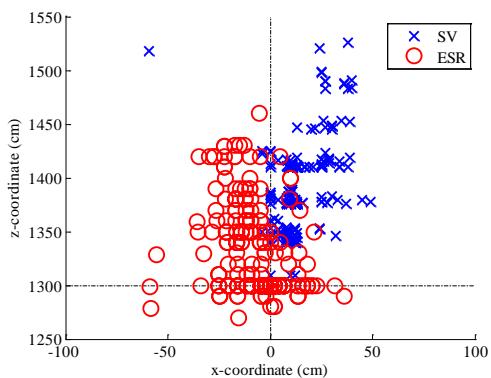
(f)



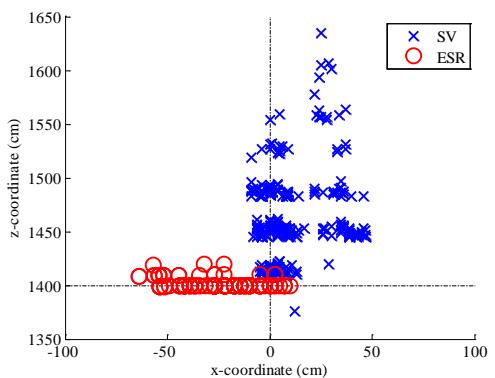
(g)



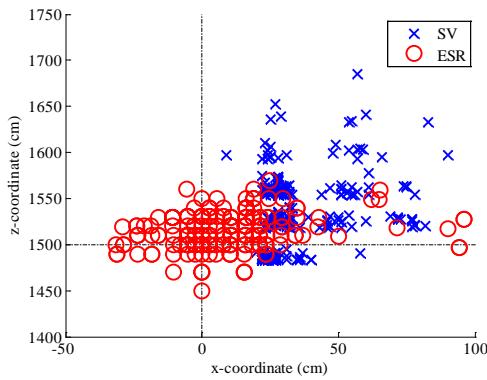
(h)



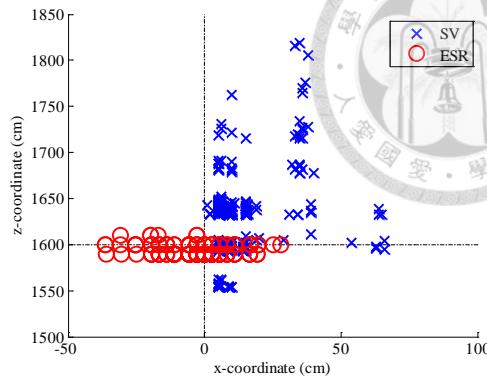
(i)



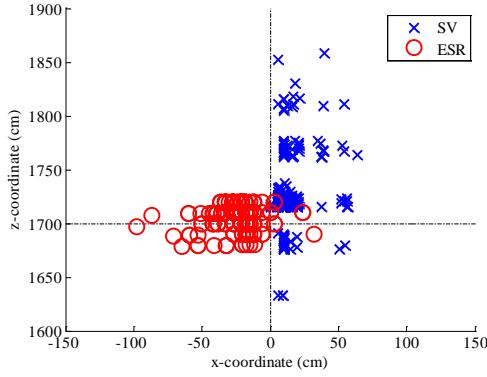
(j)



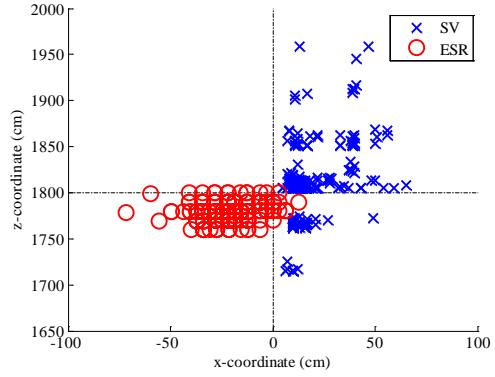
(k)



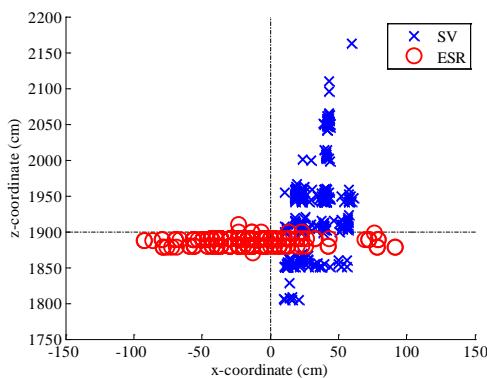
(l)



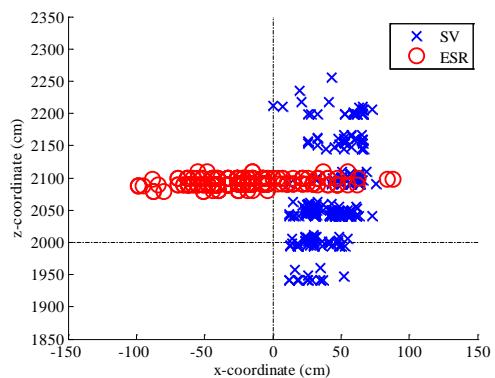
(m)



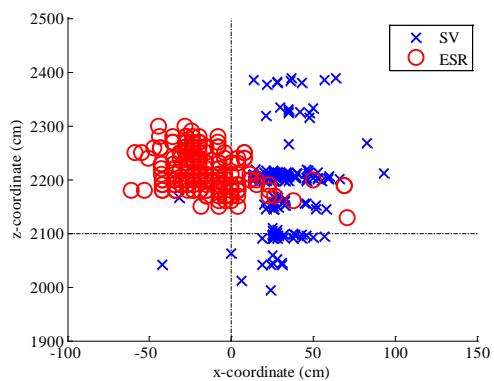
(n)



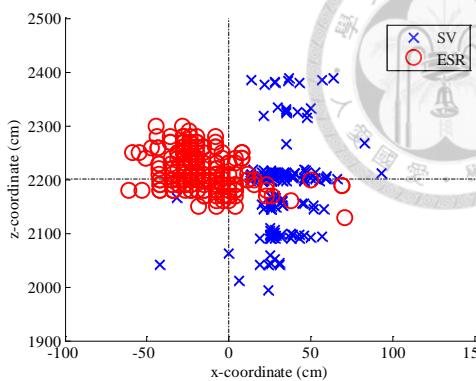
(o)



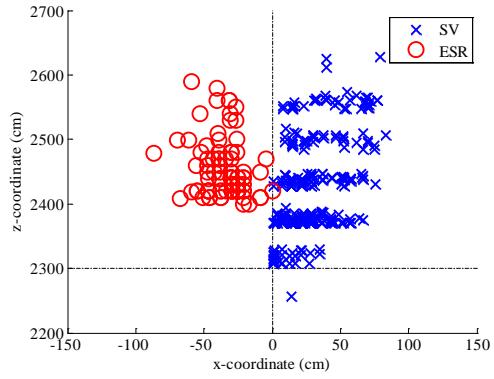
(p)



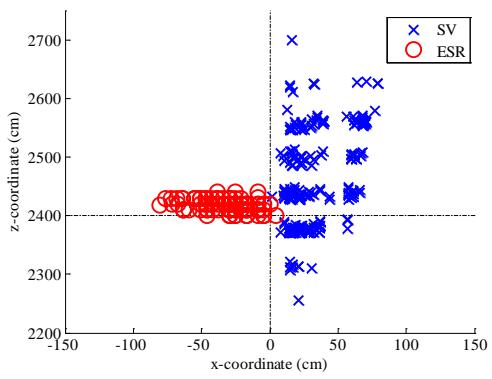
(q)



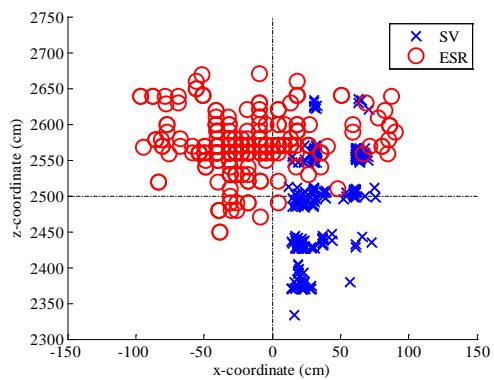
(r)



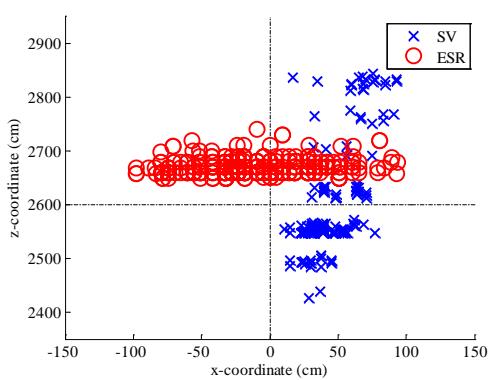
(s)



(t)



(u)



(v)

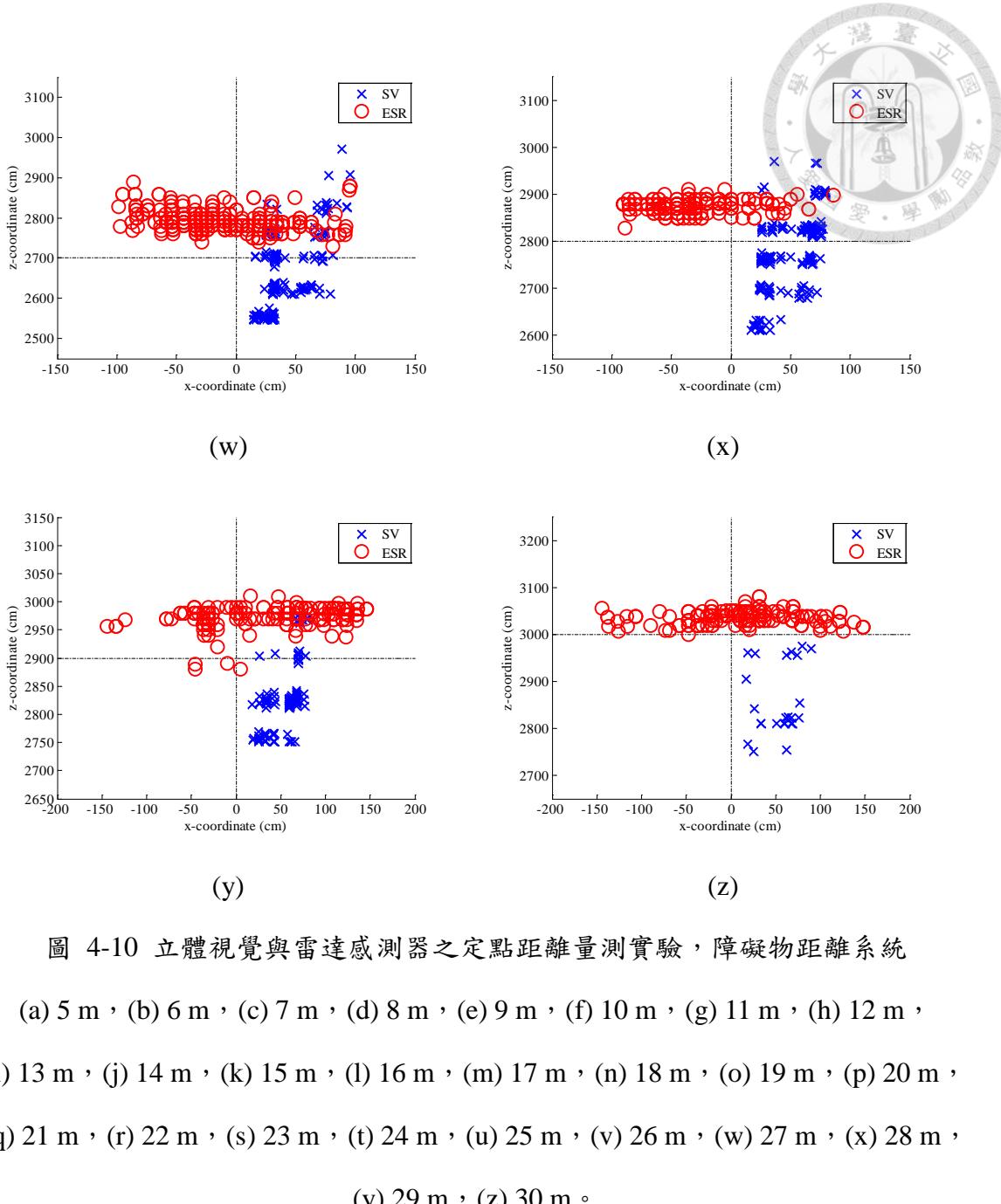


圖 4-10 立體視覺與雷達感測器之定點距離量測實驗，障礙物距離系統

(a) 5 m, (b) 6 m, (c) 7 m, (d) 8 m, (e) 9 m, (f) 10 m, (g) 11 m, (h) 12 m,
 (i) 13 m, (j) 14 m, (k) 15 m, (l) 16 m, (m) 17 m, (n) 18 m, (o) 19 m, (p) 20 m,
 (q) 21 m, (r) 22 m, (s) 23 m, (t) 24 m, (u) 25 m, (v) 26 m, (w) 27 m, (x) 28 m,
 (y) 29 m, (z) 30 m。

實驗完成後可得到感測器在重疊區域內的機率分布函數，進而得到感測器融合所需的機率分布函數標準差，圖 4-11 所示為感測器在重疊偵測範圍內的標準差，橫軸使用作為 ground truth 的捲尺所量測的距離當標準，立體視覺在 x 方向的標準差 ($\sigma_{SV,X}$) 分布類似水平線，雷達感測器在 x 方向的標準差 ($\sigma_{ESR,X}$) 分布則與指數曲線相似，然而在 z 方向上兩顆感測器的狀況則相反，立體視覺在 z 方向的



標準差 ($\sigma_{SV,Z}$) 呈現類似指數曲線的分布反之雷達感測器在 z 方向的標準差

($\sigma_{ESR,Z}$) 則類似水平曲線，擬合的結果為

$$\sigma_{SV,X}(\hat{D}) = p_1 \hat{D} + p_2 , \quad (4.3)$$

$$\sigma_{ESR,X}(\hat{D}) = u_1 e^{u_2 \hat{D}} , \quad (4.4)$$

$$\sigma_{SV,Z}(\hat{D}) = u_3 e^{u_4 \hat{D}} , \quad (4.5)$$

$$\sigma_{ESR,Z}(\hat{D}) = p_3 \hat{D} + p_4 , \quad (4.6)$$

其中 \hat{D} 為量測的深度距離，其他參數為

$$\begin{bmatrix} p_1 & u_1 \\ p_2 & u_2 \\ p_3 & u_3 \\ p_4 & u_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.28 & 2.86 \\ 10.23 & 0.102 \\ 0.437 & 22.216 \\ 10.86 & 0.047 \end{bmatrix} , \quad (4.7)$$

從上述結果來看，在 x 方向上，兩者的 RMSE 是差不多的，不過從機率分布函數來看，近距離的立體視覺與雷達感測器的標準差相似，因此在感測器融合公式中兩者的權重是差不多的，而隨著距離的拉長，由於立體視覺的標準差較雷達感測器的小使得資訊較密集，因此在感測器融合公式中立體視覺的權重比較大，也就是在 x 方向上的距離量測變得具有較大的影響；在 z 方向上，由上述實驗可知兩者的 RMSE 相差將近 1.5 倍，因此雷達感測器所測得的深度資訊較立體視覺精確，再者從可靠性來看，雷達感測器的資訊較立體視覺的資訊集中，所以在 z 方向的深度資訊中，雷達感測器能夠提供更精確的深度資訊，因此加載雷達感測器來彌補立體視覺的資訊不可靠，增強系統的強健性，因為主動式車輛安全系統的核心在於不與障礙物發生碰撞，若資訊不可靠容易造成後續應用的誤判。

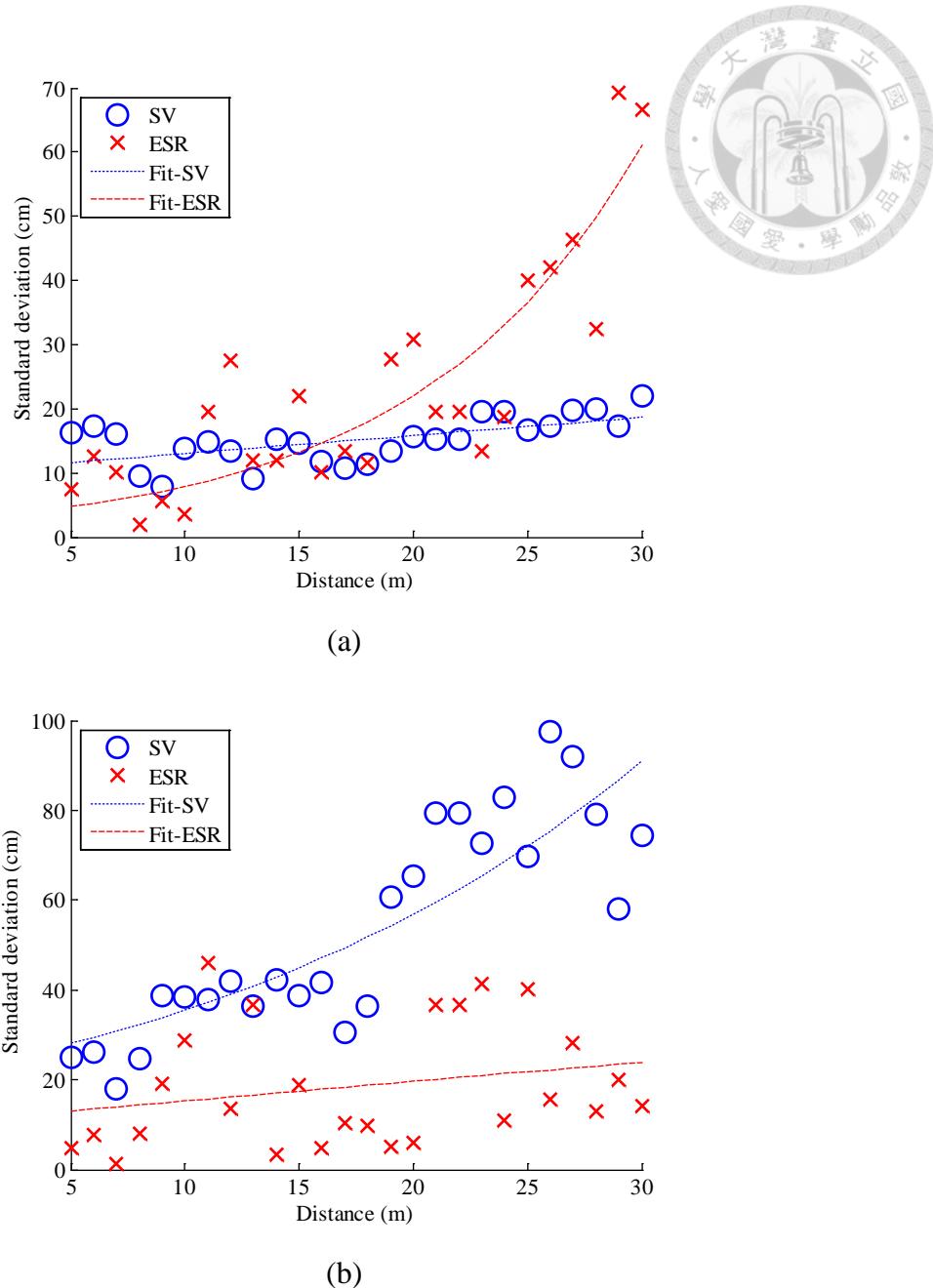


圖 4-11 機率分布函數之標準差估測結果，(a) x 方向，(b) z 方向。

4.2.2 靜止障礙物距離量測實驗

當代表感測器可靠性的機率分布函數標準差獲得後，即可完成感測器融合公式，將剛才的實驗重新量測融合後的結果，如圖 4-12 所示，在 x 方向可以明顯地看出感測系融合系統的 RMSE 低於兩種感測器，這可能是因為實際值介於立體視覺與雷達感測器的量測值之間，使得融合的測量值較接近實際值（圖 4-12(c)）；在 z 方向上，由於雷達感測器能提供較佳的深度資訊，因此融合的時候雷達感測



器具有較大的權重，融合後的量測值也偏向雷達感測器的量測值。感測器融合的平均 $RMSE_x$ 和 $RMSE_z$ 分別為 23.3 cm 和 37.1 cm，誤差皆比立體視覺或者雷達感測器小，因此多感測器融合的系統可以提供比單一感測器系統更精確的資訊。

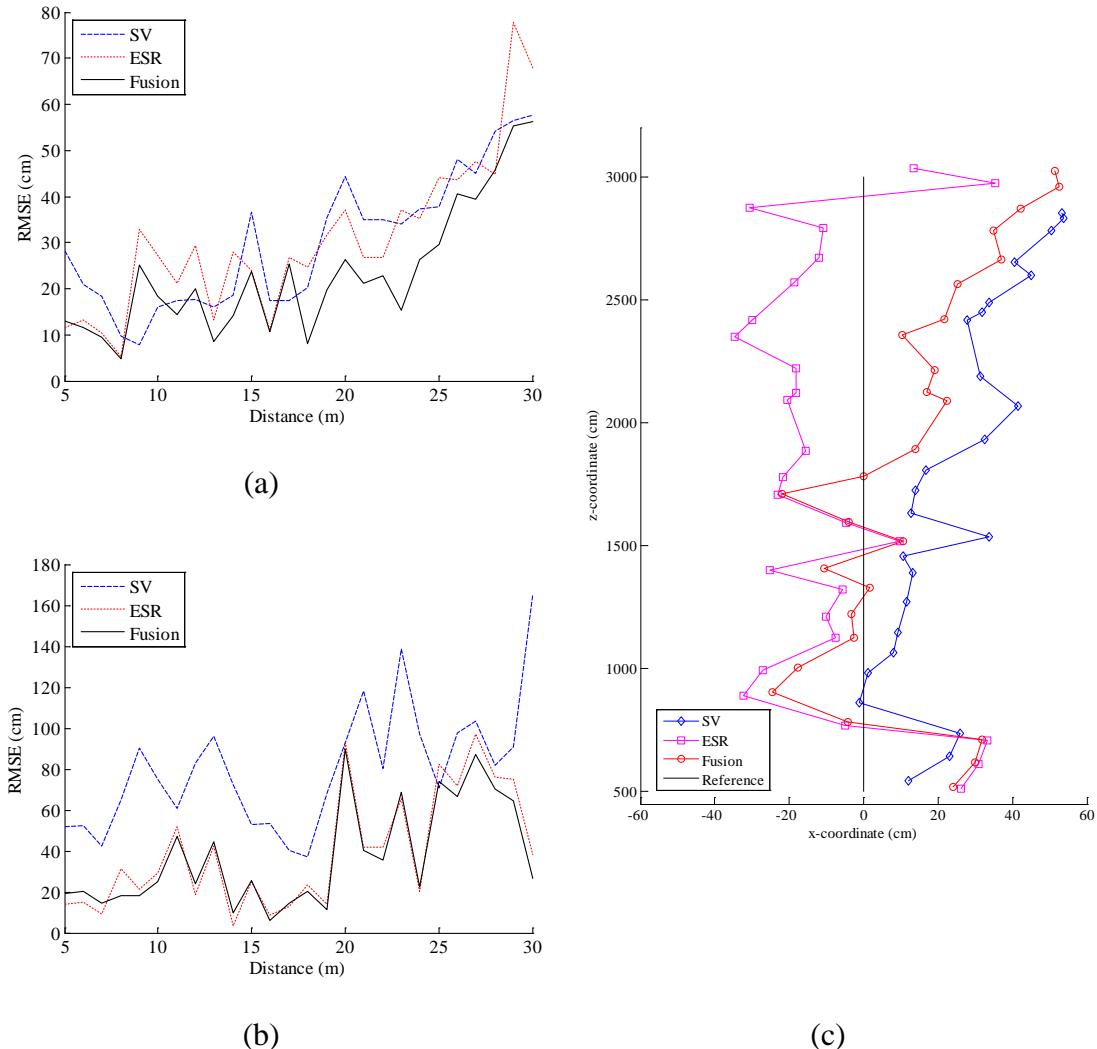


圖 4-12 系統之均方根誤差比較，(a) x 方向，(b) z 方向，(c) 量測軌跡圖。

接著將要探討感測器融合區域外的部分，融合區域之外僅有雷達感測器能提供更廣闊的視野以及較遠的偵測範圍，圖 4-13 所示為感測器融合系統針對前方融合區域之外的障礙物偵測，即是立體視覺系統無法偵測到的 30 m 以外的區域，障礙物像是行人、腳踏車、車輛等障礙物都可以在遠方被偵測到，而圖 4-13 (a) 左



邊的車子沒有偵測到是因為它有大部分位於非左右影像重疊的區域，所以沒有偵測出來，而相對視野較廣的雷達感測器可以彌補立體視覺視野狹小的缺點，因此搭載雷達感測器對於整個系統能夠提供更早期、完整的障礙物資訊，讓避障系統能有更多的時間判斷撞擊是否會發生。

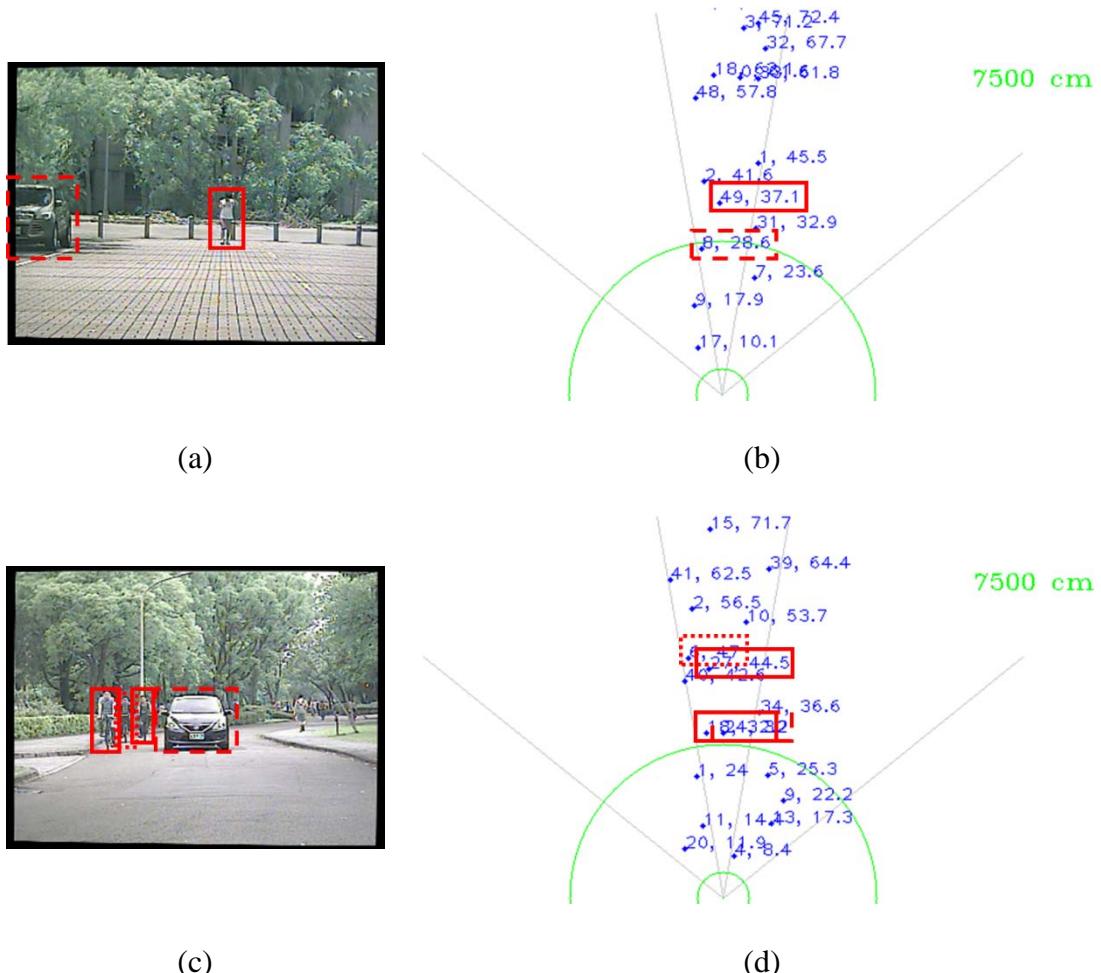


圖 4-13 感測器融合系統之前方融合區域外的障礙物偵測結果

4.3 障礙物偵測

感測器融合系統完成後，本研究將進行立體視覺系統與感測器融合系統的障礙物偵測比較，感測器融合系統因為搭載雷達感測器，擁有比前代系統更廣的視野並且有效偵測範圍更廣，不管是在前方或者側向都能夠偵測更多的障礙物資訊，實



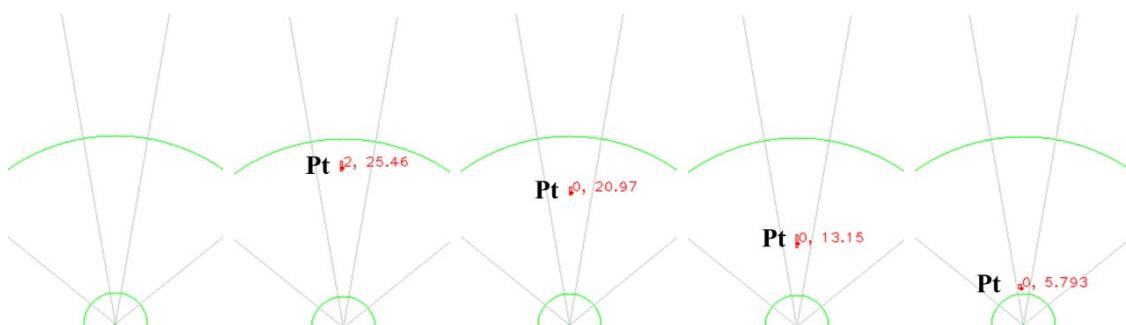
驗場影分別為臺大校園的道路以及農場田埂間，在不同場景中分別針對不同障礙物進行障礙物偵測，並且分成兩種常見的情況進行探討：前方障礙物逼近與障礙物橫向移動。

4.3.1 前方障礙物逼近

圖 4-14 所示為行人從感測器融合區域之外，直線步行靠近系統，其中以位於障礙物左方的 P_t 標示障礙物在上視圖中的位置資訊，立體視覺系統無法在感測器的偵測範圍之外偵測障礙物，而感測器融合系統因為搭載雷達感測器而可偵測到從遠方靠近的障礙物，當障礙物進入感測器融合區域後，由於立體視覺的對應點匹配演算較耗時，因此有時候無法即時偵測到進入範圍內的障礙物，相對的融合系統因為搭載最遠偵測範圍約為 200 m 的雷達感測器，可以比立體視覺系統更早地發現障礙物，對於之後的追蹤能夠提供更多的障礙物資訊。



(a)



(b)

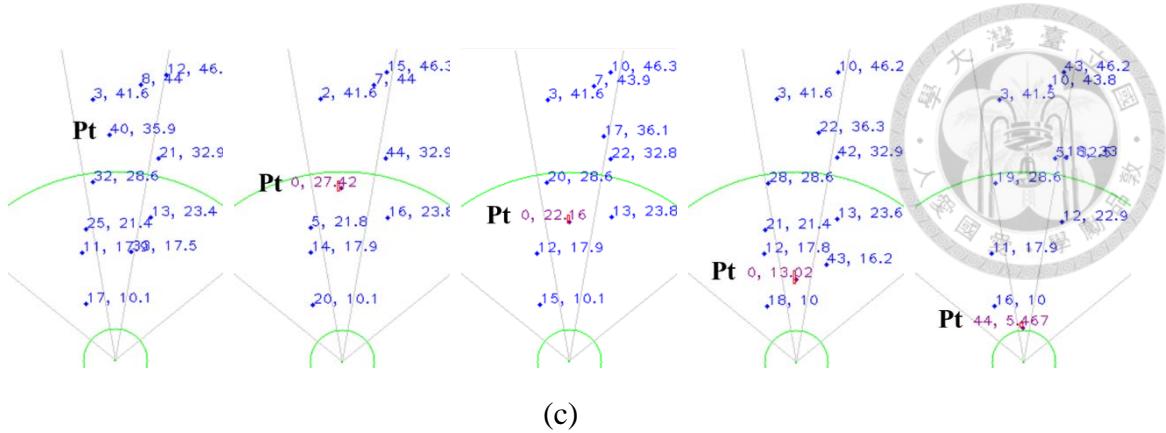


圖 4-14 前方障礙物偵測之立體視覺系統與感測器融合系統比較，

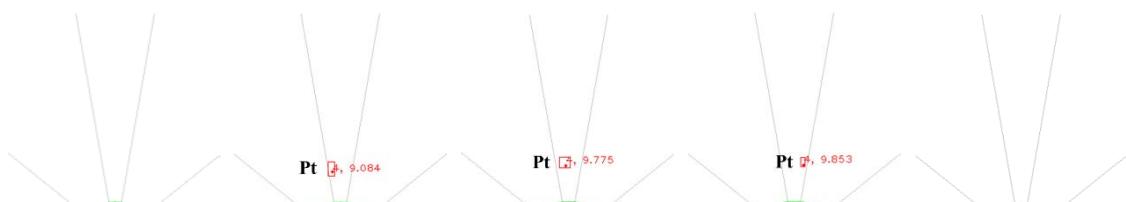
(a) 場景示意圖，(b) 立體視覺，(c) 感測器融合系統的障礙物偵測結果圖。

4.3.2 障礙物橫向移動

圖 4-15 所示為側向的障礙物偵測狀況，以腳踏車為障礙物從系統前方橫向移動，立體視覺系統因為攝影機規格的限制，橫向障礙物可以被攝影機偵測到的時間非常短，而且視野不夠廣無法用於偵測橫向運動的障礙物，而感測器融合系統的雷達感測器的中距離雷達可以偵測的視野非常廣，因此可用於橫向移動的障礙物偵測，系統除了應用於校園街道內，亦可使用於農場應用，如圖 4-16 所示，系統裝置於曳引機前方，由於大型曳引機容易造成視野死角而無法觀察到有其他機器或者農夫在旁，因此加載雷達感測器可以增加系統的偵測範圍。



(a)



(b)

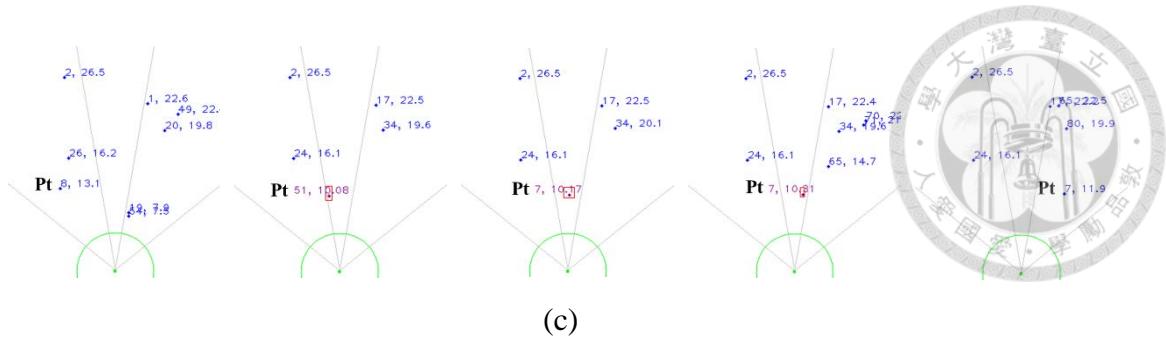


圖 4-15 側向障礙物偵測之立體視覺系統與感測器融合系統比較，
(a) 場景示意圖，(b) 立體視覺和 (c) 感測器融合系統的障礙物偵測結果圖。

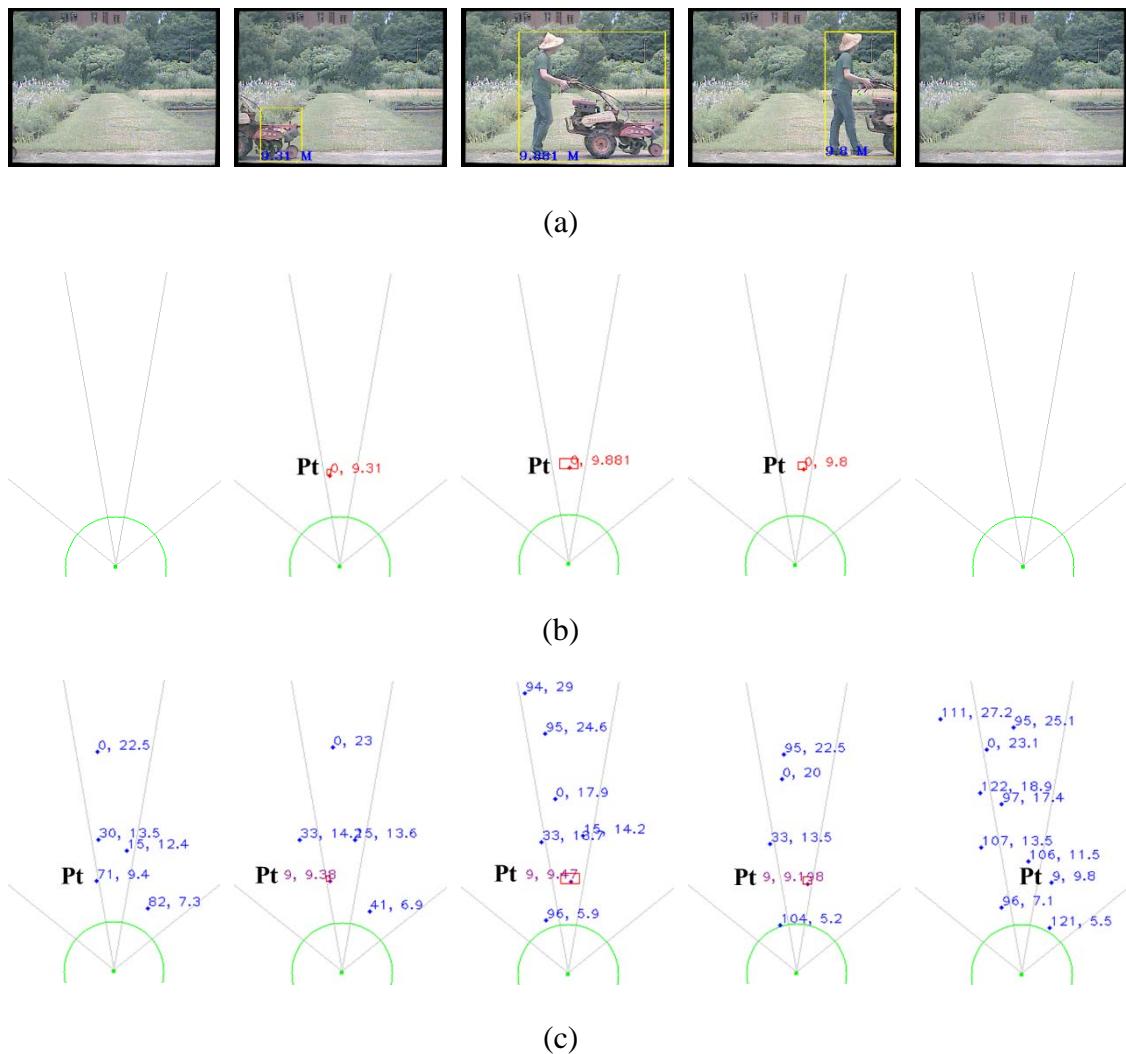


圖 4-16 側向障礙物偵測之立體視覺系統與感測器融合系統比較，
(a) 場景示意圖，(b) 立體視覺和 (c) 感測器融合系統的障礙物偵測結果圖。



4.4 避障系統

4.4.1 障礙物追蹤

障礙物特徵匹配

障礙物追蹤的核心為障礙物特徵匹配，於時間序列中利用擷取出的障礙物特徵將前後時刻的同一障礙物連結起來，所以若匹配失敗會使障礙物的前後關係錯誤而追蹤錯誤的目標，導致後續的運動模型估測失敗，間接影響避障系統的效果。

表 4-3 所示為立體視覺系統與融合系統的障礙物追蹤成功率比較，融合系統的障礙物偵測的成功率為 95.9%，遠大於立體視覺系統的成功率 72.8%，這是因為障礙物偵測部分所致 (4.3 節)，感測器融合系統與立體視覺系統的匹配成功率分別為 89.8% 和 82.8%，立體視覺匹配成功率低的原因可能為相鄰物體在橫向速度比較大的時候，因為深度距離相似而導致匹配失敗，而融合系統之所以比立體視覺更高的原因在於能夠偵測更多的障礙物，融合系統與立體視覺系統分別偵測到 1023 與 764 個障礙物，因此匹配成功的機率提高至約 90%。

表 4-3 立體視覺系統與感測器融合系統之障礙物追蹤成功率

	Frame count	Obstacle count	Detected obstacles	Detected rate	Matched rate
SV system			764	72.8%	82.1%
	298	1057			
Fused system			1023	95.9%	89.8%

卡爾曼濾波器

經過障礙物特徵匹配後，障礙物在時間序列中的相對關係已經找出，接著透過卡爾曼濾波器可以建立障礙物的運動模型，不過因為感測器量測的數據有機會跳動，這對運動模型的推估是非常不穩定的因素，所以採用卡爾曼濾波器對量測資訊進行濾波以減少雜訊或誤差的干擾，並進行系統的比較。



為了瞭解障礙物的運動狀態，如圖 4-17 所示，系統以上視圖觀察障礙物的運動狀況，一台環境資訊搜集車從距離系統 32 m 處等速直線行駛至 2.5 m 處停下，在上視圖中為從座標 (0, 3200) 往前至 (0, 250) 處停下，以此作為 ground truth 可以發現原始資料 (raw data) 在 x 和 z 方向上的資料容易跳動，這可能是因為立體視覺偵測的障礙物結果不穩定，導致障礙物的位置資訊會有些微跳動的情況 (4.2.1 節)，其中真實位置資訊與原始資料的誤差計算方式採用結合 x 和 z 方向的 RMSE，由式 (4.2) 改寫為

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N [(X_{G,t} - X_{P,t})^2 + (Z_{G,t} - Z_{P,t})^2]}{N}} \quad (4.8)$$

作為判斷依據，其中 $X_{G,t}$ 、 $Z_{G,t}$ 為 ground truth 的座標資訊， $X_{P,t}$ 、 $Z_{P,t}$ 為原始資料的座標資訊，立體視覺系統與感測器融合系統所測得的原始資訊之 RMSE 分別為 200.6 cm 和 185.4 cm，經過卡爾曼濾波器濾波後的 RMSE 分別為 219.6 cm 和 188.9 cm，濾波完之後，兩個系統的誤差都微幅地上升，不過從位置資訊來看資料越趨集中，上升的原因有可能是本身兩者就偏離 ground truth，因此經過濾波後的資料會將偏差較大的資訊刪除，進而導致 RMSE 升高，不過濾波最重要的是給予運動模型一個比較穩定的資訊，以利後續應用。本研究也在同一實驗場地進行以行人作為障礙物並等速往系統靠近，不過結果跟使用資訊蒐集車進行的實驗並不相似，立體視覺系統與感測器融合系統所測得的原始資訊之 RMSE 分別為 142.4 cm 和 94.9 cm，經過卡爾曼濾波器濾波後的 RMSE 分別為 136.8 cm 和 93.8 cm，這次的系統經過卡爾曼濾波器之後誤差有些微下降，但差距不大。

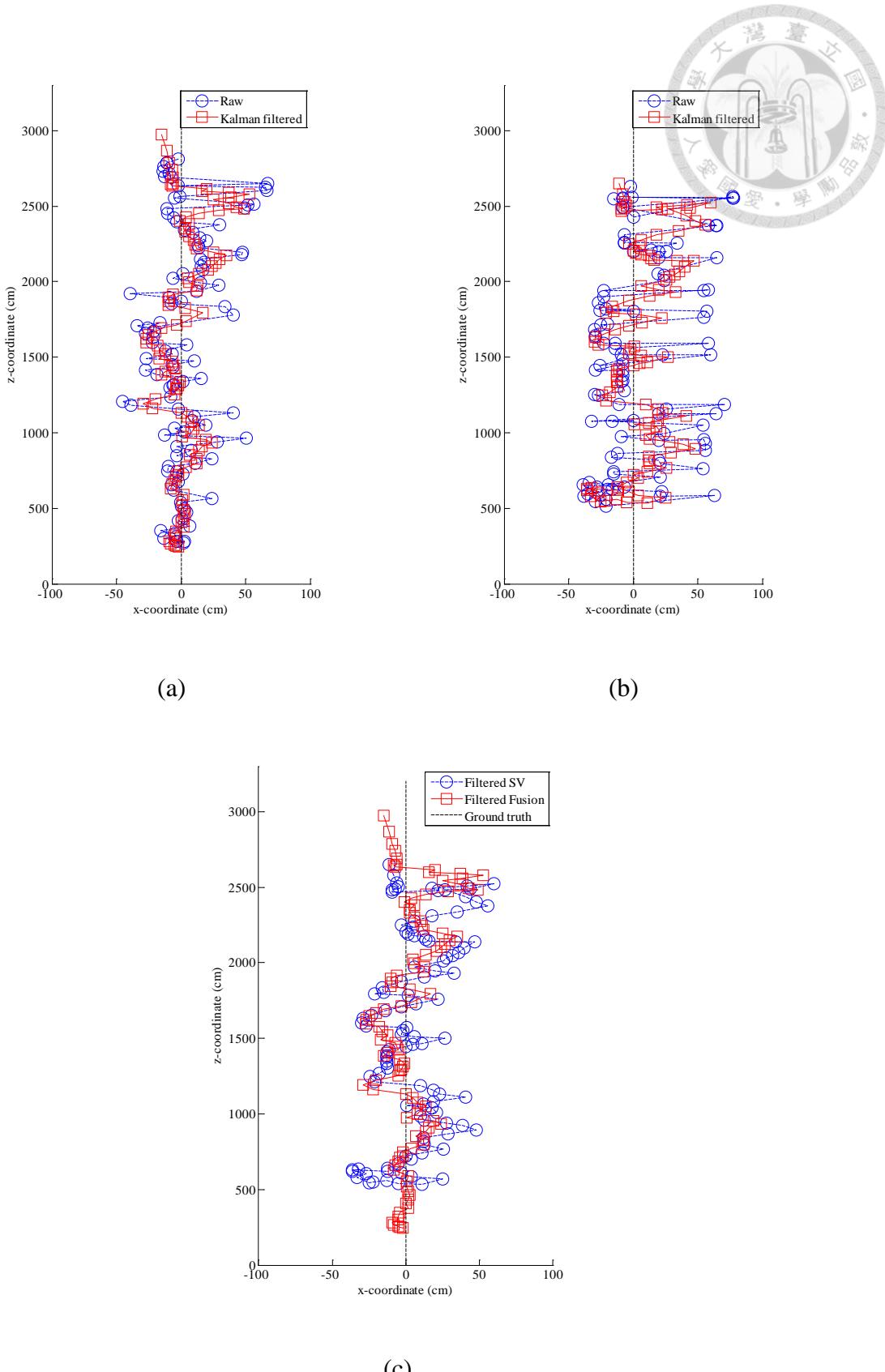


圖 4-17 (a) 立體視覺系統與 (b) 感測器融合系統之濾波前後比較圖，
(c) 濾波後的系統軌跡比較圖。



障礙物速度估算

使用卡爾曼濾波器預測障礙物的位置需要障礙物的位置與速度資訊，不過因為障礙物容易晃動導致速度估算不穩定，因此如上一小節所述使用卡爾曼濾波器進行濾波後可以得到較穩定的位置資訊，進而得到更穩定的速度資訊（如圖 4-18 所示）。

實驗設計與圖 4-17 之實驗相同，車輛檔位固定所以速度相同，真實速度以碼表計時車輛行駛特定距離的時間作為 ground truth，z 方向上的真實速度為 2.50 m/s，原始速度資料使用經障礙物特徵匹配的前後障礙物位置求得，障礙物向車輛逼近的平均速度為 2.26 m/s，但每個時刻的速度跳動非常厲害，於是使用卡爾曼濾波器進行濾波平滑化處理，資料估算的平均速度資訊為 2.22 m/s，原始速度和濾撥後的速度並沒有太大的差別，誤差分別為 9.6% 和 11.2%，不過速度本身追求的是穩定性，因此圖 4-19 所示為前後速度相減的結果，兩者系統的速度皆是使用經過平滑化的資料進行速度估測，可以發現立體視覺估測的速度跳動較明顯。

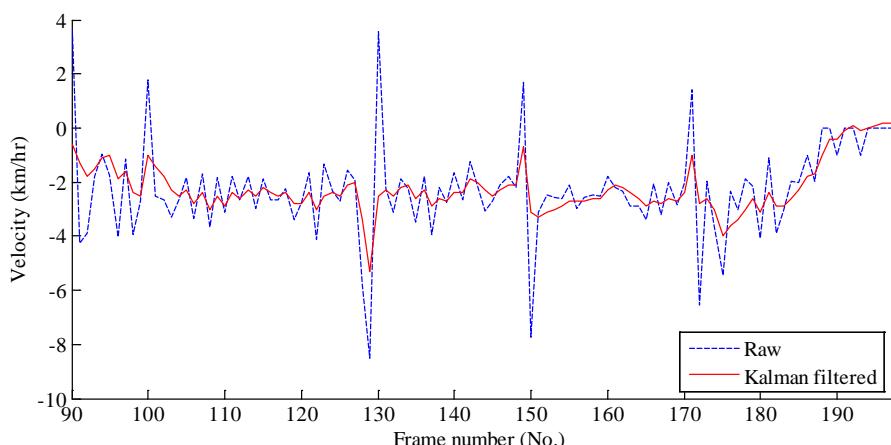


圖 4-18 原始資料與平滑化資料之速度估算比較圖

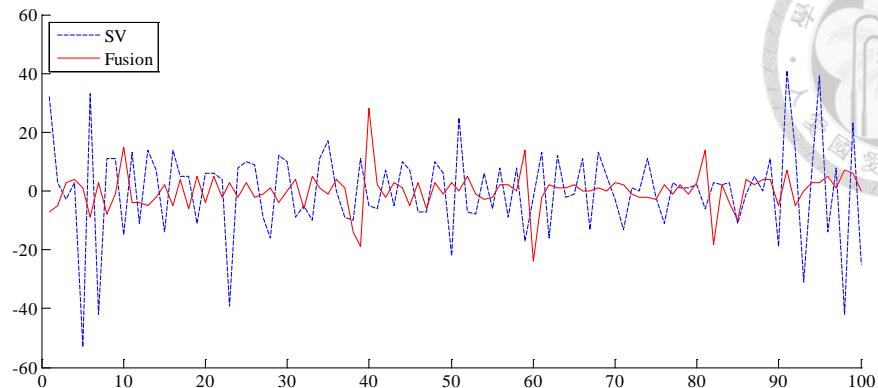
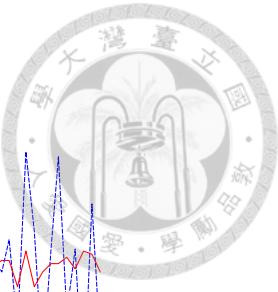
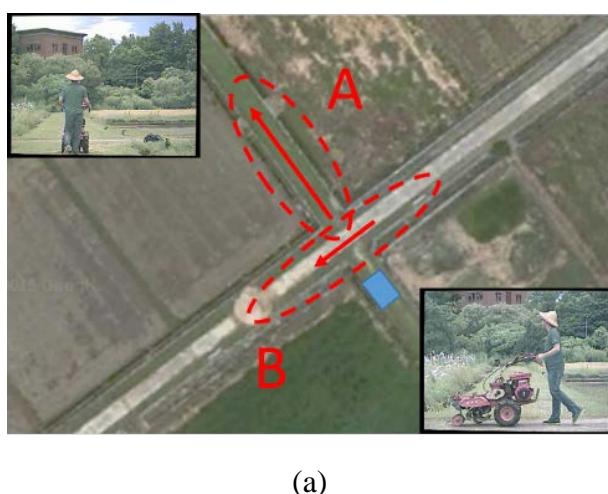


圖 4-19 立體視覺系統與感測器融合系統的速度相差圖

經過上述步驟後可以推算障礙物的運動模型，接著觀察偵測障礙物的運動軌跡與真實運動軌跡的相似程度。圖 4-20 為實驗設計示意圖，實驗場景為臺大農場的田埂上，圖 4-20 (a) 中的藍色實心矩形為系統所在位置，觀察障礙物在前方遠離以及側向移動的軌跡資訊，障礙物為一名農人推著中耕機進行移動，得知前方遠離的障礙物，真實軌跡與卡爾曼濾波器預測之軌跡的 RMSE 為 2.9 cm，而橫向移動障礙物實驗的 RMSE 為 3.4 cm。



(a)

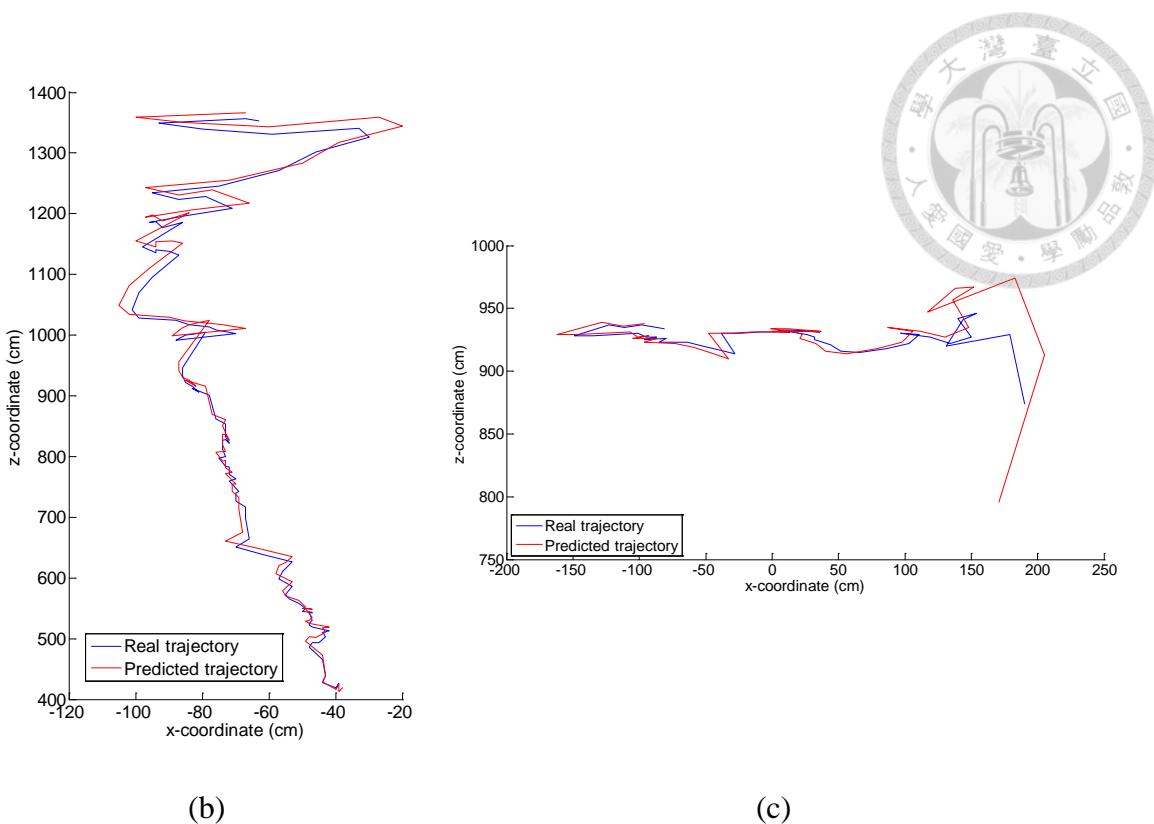
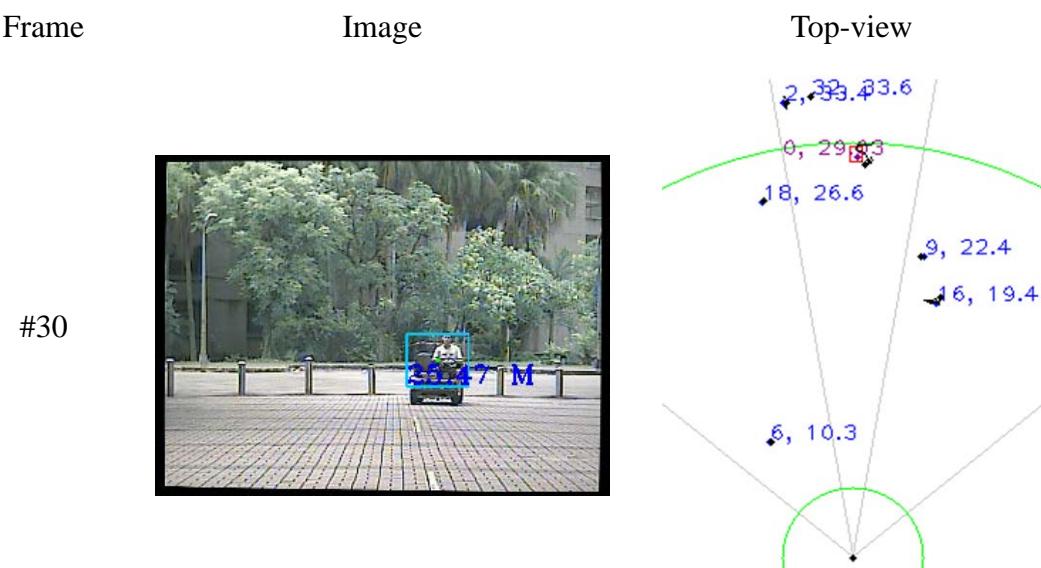


圖 4-20 卡爾曼濾波器之軌跡探討，

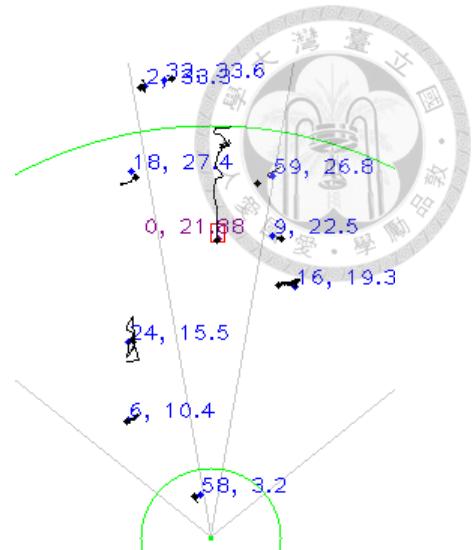
(a) 實驗場景設計，(b)、(c) 障礙物的真實軌跡與卡爾曼濾波器預測的軌跡資訊。

障礙物追蹤結果

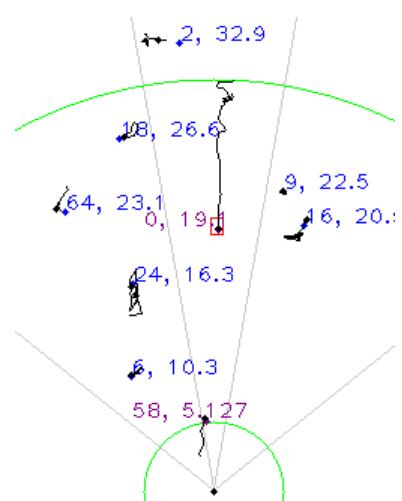
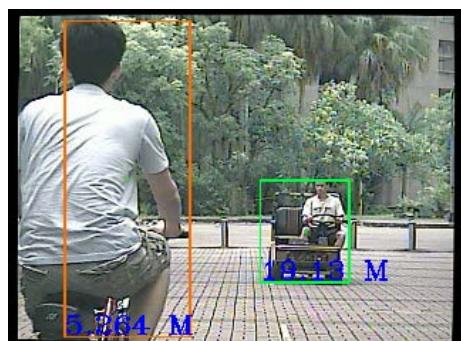
單一障礙物追蹤實驗後，接著進行多障礙物追蹤測試，以一台腳踏車與資訊蒐集車作為障礙物進行前方障礙物直線測試，結果如下所示，兩個障礙物平行移動，在距離資訊平行的時候並不會因為資訊過近而導致誤判。



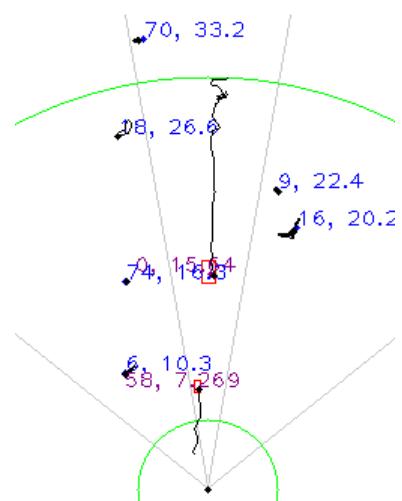
#63



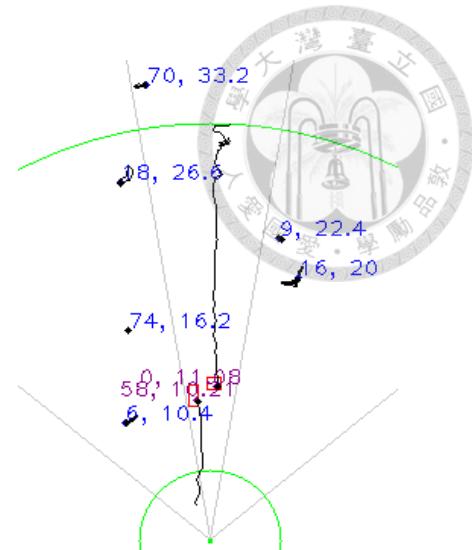
#73



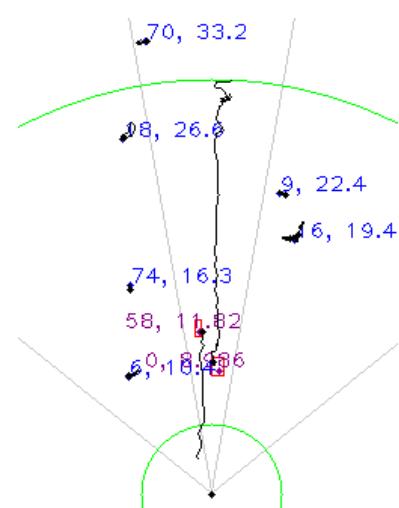
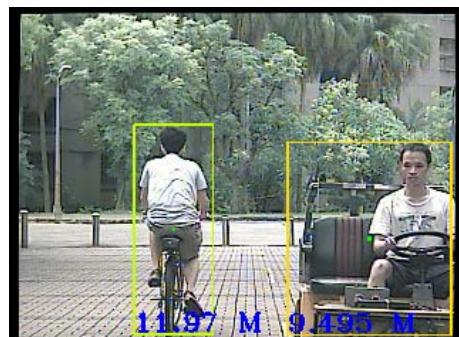
#86



#102



#111



#118

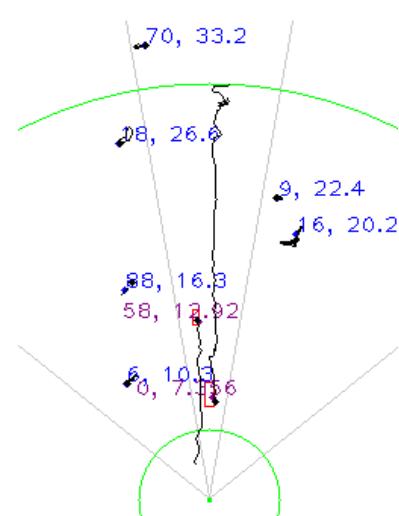
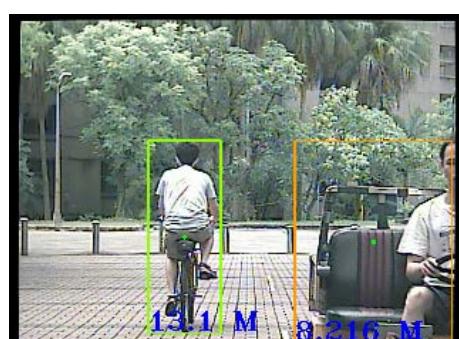


圖 4-21 多障礙物追蹤結果

多障礙物追蹤完成後，接著進行障礙物交錯的追蹤測試，接續前一個實驗，依舊以腳踏車和資訊蒐集車作為障礙物，可以發現在交錯的時候，後方障礙物會



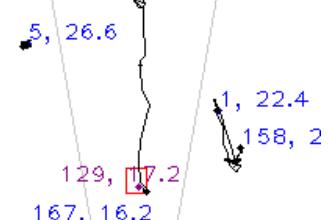
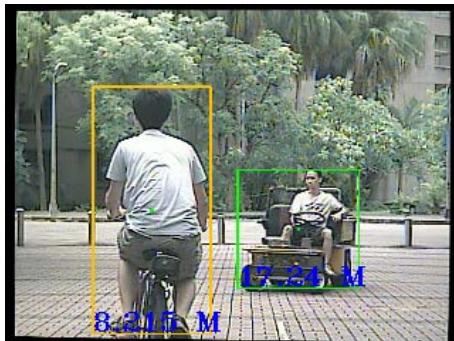
被遮蔽，但是被遮蔽的時間並不長，因此又能很快速地進行匹配，因此並不會因為交錯而追蹤失敗，其中若被遮蔽的時間越長的話，則要使用後續的運動狀態模型進行估測。

Frame

Image

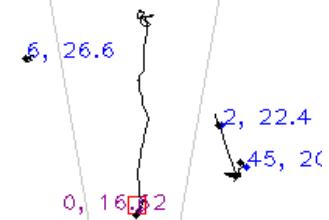
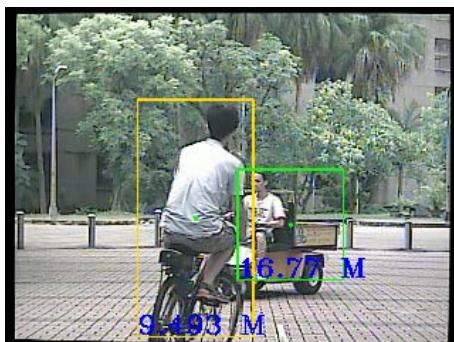
Top-view

#131



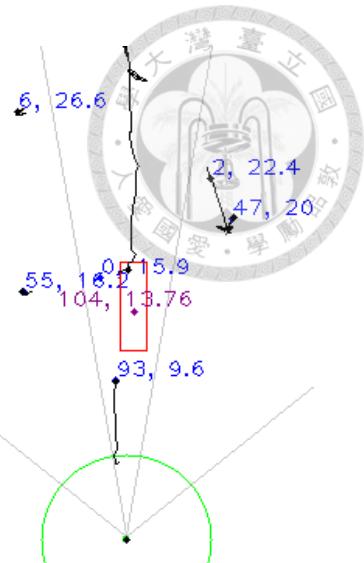
201, 8.033

#135

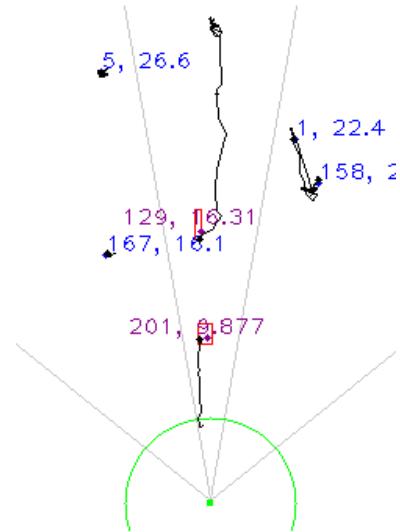
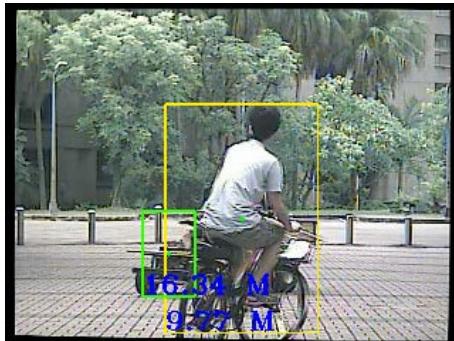


91, 9.826

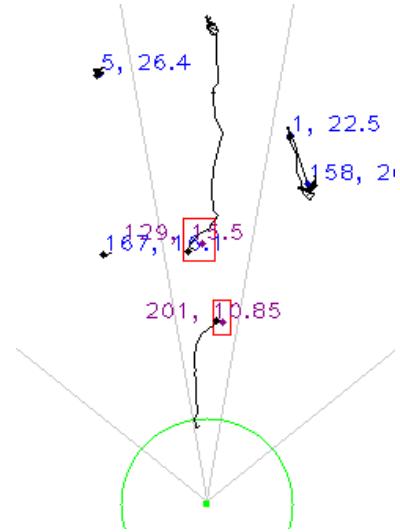
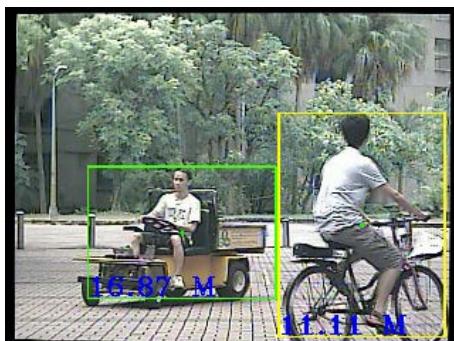
#136



#137



#141



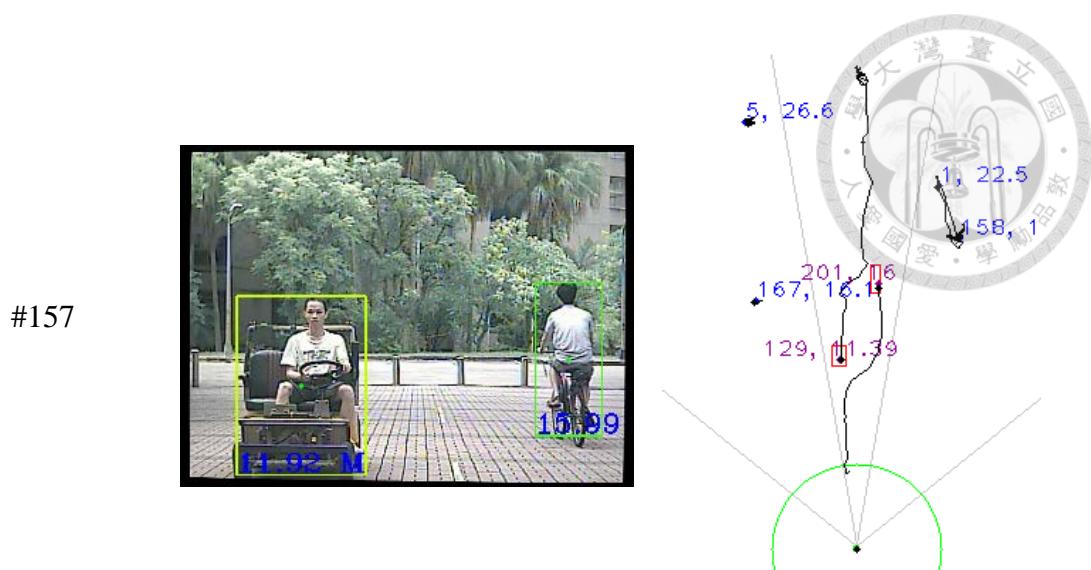
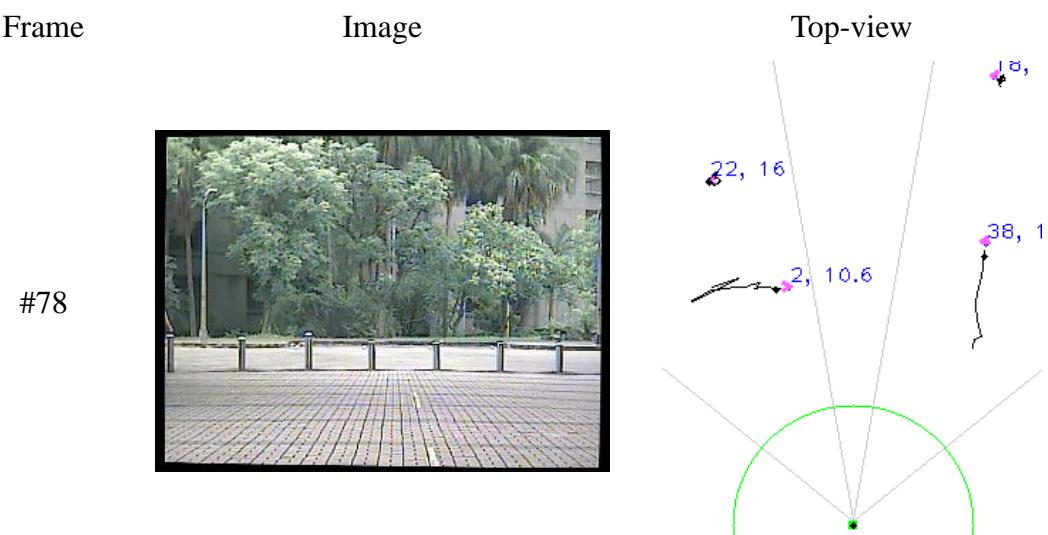
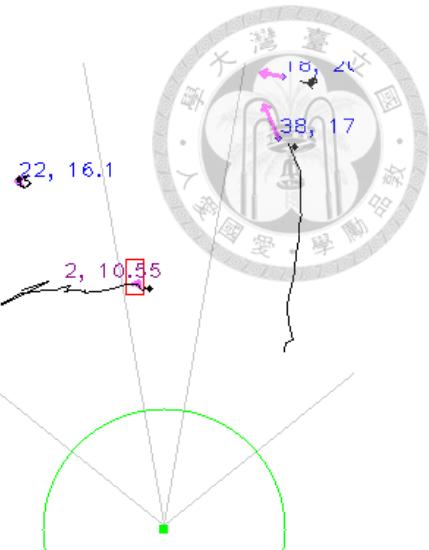


圖 4-22 多障礙物交錯追蹤結果

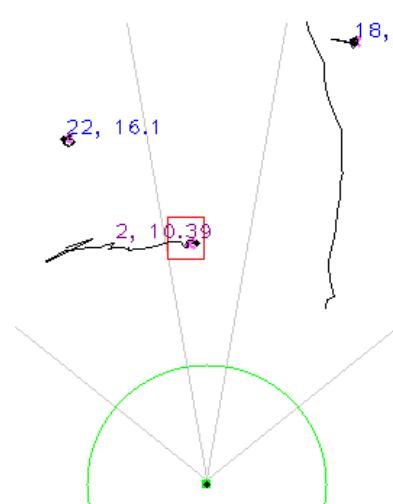
横向障礙物追蹤實驗目的為測試障礙物在融合與非融合交界處的追蹤效果，實驗場景為臺大新聞所前廣場，障礙物為腳踏車，其在距離系統 10 m 處橫向移動，可以發現橫向障礙物在融合區域外被雷達感測器穩定偵測到，當障礙物向右橫向移動進入融合區域時，障礙物編號沒有變化表示障礙物追蹤成功，而當障礙物從右邊交界出離開時，由於部分時間序列的追蹤失敗，此時追蹤資訊會先保留，等到再次有相似障礙物出現時，進行障礙物特徵匹，如果再次追蹤成功，則將保留的障礙物編號將改變為新的障礙物編號。



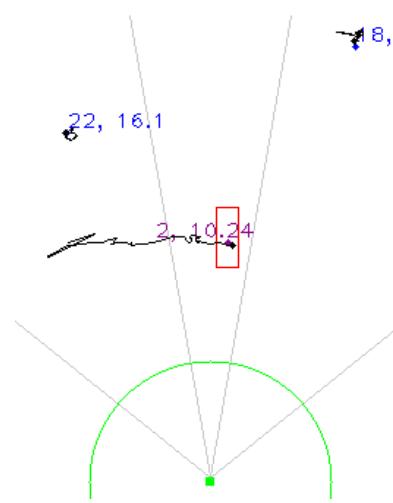
#87



#96



#109



#117

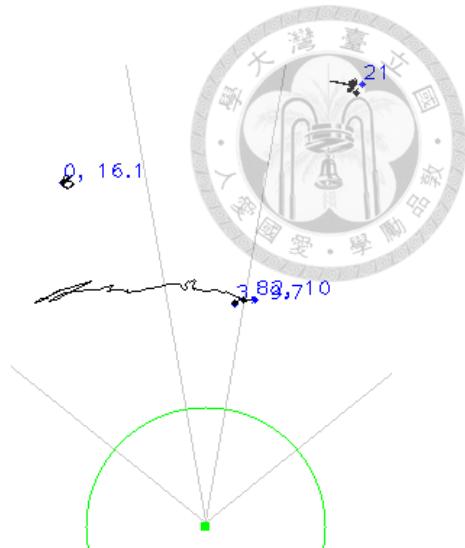


圖 4-23 橫向單一障礙物追蹤結果

4.4.2 撞擊預先警示系統

4.4.3 路徑規劃

路徑規劃演算法並不是每個序列都會進行，當撞擊預先警示系統啟動會同時進行路徑規劃演算法，計算當前較安全的路徑給使用者參考進行避障。

A* 演算法

A* 演算法在進行路徑規劃時使用者是一個點資訊，並無法表現障礙物的資訊例如車長、車寬、迴轉半徑等資訊，所以如果遇到障礙物則會貼著障礙物前行，為了彌補這個缺點，本研究將障礙物進行膨脹，膨脹 kernel 的長寬為車輛的長寬，經過此影像處理後可以把車輛的資訊轉換到障礙物上，如圖 4-24 (c) 的黑色矩形即為膨脹後的障礙物，路徑規劃演算法判斷的依據為第一個大幅度偏離車輛行進方向的為避障導引。實驗設計如圖 4-24 (a) 所示，綠色實心矩形為使用者，紅色虛線矩形為障礙物，其路徑為從右邊車道橫向切入，為了閃避編號 101 的障礙物而路徑規劃結果向左偏移，因此判斷為車輛應該向左方較安全的空間行駛。

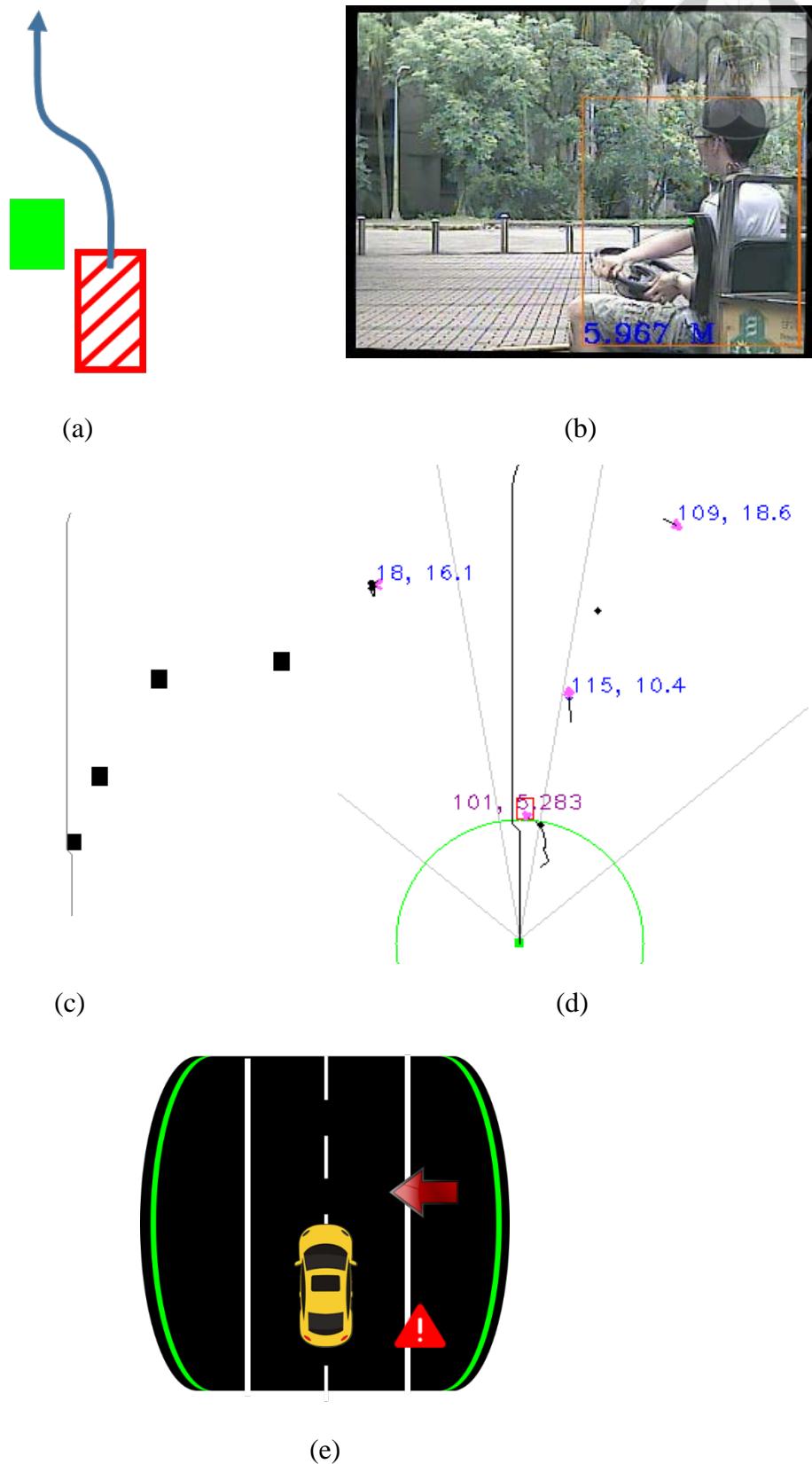


圖 4-24 側向車輛切入，(a) 實驗設計，(b) 障礙物偵測結果，
(c) 障礙物膨脹結果，(d) A* 演算法結果，(e) 警示圖形使用者介面。

第五章 結論與建議



5.1 結論

本研究建立一套中階感測器融合的主動式車輛安全系統，結合立體視覺與雷達感測器的資訊使系統獲得更完善的環境資訊，並依據系統架構與提出的方法，進行實作與實驗後得到以下幾點結論：

1. 立體視覺系統

遵循前人的系統架構，針對部份演算法進行改良：

- 對應點匹配：

立體視覺系統運算量最高的部分為對應點匹配演算法，本研究在對應點匹配方面針對 GPU 和 CPU 運算時間進行比較，BM 演算法在 CPU 與 GPU 下運算的時間為 69.5 秒與 24.9 秒，運算速度提升為 2.8 倍，對於即時車輛安全系統提供更即時的運算以及更完整的資訊。

- 障礙物偵測：

前人採用團塊法以及三維幾何限制進行障礙物偵測，此方法雖然偵測錯誤率較低，但常為滿足限制條件對障礙物資訊進行後處理例如膨脹、侵蝕而使得障礙物資訊被改變，因此本研究採用二維連通元件標記法，利用像差影像將像差值相近的像素點進行連結找出障礙物，不過障礙物與地面接觸的區塊同時也滿足標記法中視為同一障礙物的規則，因此使用 v-disparity 進行地面資訊濾除，前人與現今系統的障礙物偵測率分別為 72.8% 與 95.9%。

2. 雷達感測器

使用 CAN bus 作為通訊界面獲得雷達感測器所偵測的障礙物資訊如距離、方位角、加速度、橫向移動速度等資訊，本研究目前僅使用距離與方位角獲得障礙物的座標資訊，可與立體視覺的座標資訊進行感測器融合取得融合資訊。

3. 感測器融合



立體視覺量測的資訊容易受外在環境影響，因此結合了雷達感測器提供更精確的資訊，在感測器重疊偵測的範圍，量測兩顆感測器的機率分布函數來了解其可靠性，立體視覺與雷達感測器的平均 $RMSE_x$ 分別為 30.1 cm 與 30.7 cm，並無太大差異，但兩者在 z 方向的平均 $RMSE_z$ 分別為 79.9 cm 與 46.1 cm，由此可知雷達感測器在 z 方向上的距離量測較立體視覺精確。感測器融合方法使用 Bayesian fusion model 將兩顆感測器資訊進行融合，融合的權重依據機率分布函數的標準差作為代表，並經過實驗量測後，感測器融合系統的平均 $RMSE_x$ 和 $RMSE_z$ 分別為 23.3 cm 和 37.1 cm，均方根誤差皆比立體視覺系統大幅減少，意即在融合區域內，搭載雷達感測器的融合系統有助於增加障礙物偵測的精確度，此外，雷達感測器提供更廣以及更遠的偵測範圍，可用於偵測前方橫向移動的障礙物以及遠方逼近的障礙物資訊，藉由更早偵測到障礙物的運動狀態資訊，即早啟動避障系統降低造成意外事故的機率，立體視覺系統與感測器融合系統的障礙物偵測的平均成功率分別為 72.8% 與 95.9%。

4. 障礙物追蹤

立體視覺系統與感測器融合系統的障礙物匹配成功率分別為 82.8% 與 89.8%，以環境資訊蒐集車和行人作為障礙物的追蹤實驗，將立體視覺系統與感測器融合系統分開進行觀測，發現其原始資訊與使用卡爾曼濾波的資訊之 RMSE 沒有差太多，不過濾波後的資訊變的更平滑，能夠提供較穩定的速度估測，以兩系統進行比較，立體視覺系統與感測器融合系統的 RMSE 分別為 136.8 cm 和 93.8 cm，融合系統有效提升追蹤的效果，在接下來的避障系統中可以提供更精確的障礙物運動狀態。

5. 避障系統

避障系統主要有撞擊預先警示系統以及路徑規劃組成，在障礙物具有潛在危險的情況下會將資訊顯示於圖形使用者介面讓使用者瞭解目前的環境資訊狀況，以降低意外事故發生的機率，並且同時進行路徑規劃演算法計算出安全的路徑供使用者參考。



5.2 建議

車前主動式安全系統的開發已經有一定的基礎，但仍有進行改良的空間：

1. 雷達感測器的環境資訊仍有許多尚未使用，如横向移動速度、是否為橋梁物體...等資訊，利用這些資訊應能提供更完整的障礙物資訊。
2. 本研究採用的攝影機視野太過狹窄，可考慮更換焦距更短的攝影機使得視野更大，能提供的環境資訊也能更多，例如横向出現的行人等障礙物或者交通號誌的辨識。
3. 對應點匹配的部分是立體視覺系統的核心，目前 SGBM 仍採用 CPU 運算，如果有機會可望開發採用 GPU 運算的 SGBM。
4. 障礙物匹配目前仍有許多狀況尚未進行探討，例如物體重疊、部分被遮蔽、X型交錯以及運動狀態突然改變等情況，希望未來能夠深入探討。
5. A* 演算法規劃的路徑結果與現實中的運動軌跡較不相符，並且其終點位置如果有障礙物存在，演算法的運算速度會大幅增加拖慢整個系統的效能。

參考文獻



莊凱強。2013。基於立體視覺之即時障礙物追蹤與避障方法。碩士論文。臺北：國立臺灣大學生物產業機電工程學研究所。

賴宗誠。2012。應用多組雙眼攝影機系統進行車前三維環境模型重建。碩士論文。

臺北：國立臺灣大學生物產業機電工程學研究所。

Alessandretti, G., A. Broggi and P. Cerri. 2007. Vehicle and guard rail detection using radar and vision data fusion. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 8(1), 95-105.

Arulampalam, M. S., S. Maskell, N. Gordon and T. Clapp. 2002. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking. *IEEE Transactions on Signal Processing*. 50(2), 174-188.

Aufrere, R., R. Chapuis and F. Chausse. 2000, 2000. A fast and robust vision based road following algorithm. Paper presented at the Proceedings of the 2000 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV).

Baig, Q., O. Aycard, T. D. Vu and T. Fraichard. 2011. Fusion between laser and stereo vision data for moving objects tracking in intersection like scenario. Paper presented at the Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2011 IEEE.

Bernini, N., M. Bertozzi, L. Castangia, M. Patander and M. Sabbatelli. 2014. Real-time obstacle detection using stereo vision for autonomous ground vehicles: A survey. Paper presented at the Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2014 IEEE 17th International Conference on.

Borenstein, J. and Y. Koren. 1991. The vector field histogram-fast obstacle avoidance for mobile robots. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*. 7(3), 278-288.

Bouguet, J.-Y. 2004. Camera calibration toolbox for matlab.

Brown, D. C. 1966. Decentering distortion of lenses. *Photometric Engineering*. 32(3), 444-462.

Brown, D. C. 1971. Close-range camera calibration. *Photogrammetric Engineering*. 37, 855-866.

Collins, T. 2004. Graph cut matching in computer vision. University of Edinburgh

Dijkstra, E. W. 1959. A note on two problems in connexion with graphs. *Numerische mathematik*. 1(1), 269-271.

Gong, J., L. Li and W. Chen. 1998. Fast recursive algorithms for two-dimensional thresholding. *Pattern Recognition*. 31(3), 295-300.

Hackett, J. K. and M. Shah. 1990, 13-18 May 1990. Multi-sensor fusion: a perspective. Paper presented at the Proceedings of the 1990 IEEE International Conference on



- Robotics and Automation.
- Hart, P. E., N. J. Nilsson and B. Raphael. 1968. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*. 4(2), 100-107.
- Hirschmüller, H. 2008. Stereo Processing by Semiglobal Matching and Mutual Information. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 30(2), 328-341.
- Hu, Z. and K. Uchimura. 2005. UV-disparity: an efficient algorithm for stereovision based scene analysis. Paper presented at the Intelligent Vehicles Symposium, 2005. Proceedings. IEEE.
- Kalman, R. E. 1960. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Fluids Engineering*. 82(1), 35-45.
- Labayrade, R., C. Royere, D. Gruyer and D. Aubert. 2005. Cooperative fusion for multi-obstacles detection with use of stereovision and laser scanner. *Autonomous Robots*. 19(2), 117-140.
- Laneurit, J., C. Blanc, R. Chapuis and L. Trassoudaine. 2003, 9-11 June 2003. Multisensorial data fusion for global vehicle and obstacles absolute positioning. Paper presented at the Proceedings of 2003 IEEE Intelligent Vehicles Symposium.
- Lin, K., C. Chang, A. Dopfer and C. Wang. 2012. Mapping and Localization in 3D Environments Using a 2D Laser Scanner and a Stereo Camera. *Journal of Information Science and Engineering*. 28(1), 131-144.
- Liu, D., M.-L. Shyu, Q. Zhu and S.-C. Chen. 2011. Moving object detection under object occlusion situations in video sequences. Paper presented at the 2011 IEEE International Symposium on Multimedia (ISM).
- Mahmood, F., S. Haider and F. Kunwar. 2013. Investigating the performance of Correspondence Algorithms in Vision based Driver-assistance in Indoor Environment. arXiv preprint arXiv:1301.0435
- Pocoll, C., S. Nedevschi and M.-M. Meinecke. 2008. Obstacle detection based on dense stereovision for urban ACC systems. Paper presented at the Proceedings of 5th International Workshop on Intelligent Transportation (WIT 2008).
- Rabe, C., U. Franke and S. Gehrig. 2007, 13-15 June 2007. Fast detection of moving objects in complex scenarios. Paper presented at the Intelligent Vehicles Symposium, 2007 IEEE.
- Scharstein, D. and R. Szeliski. 2002. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms. *International journal of computer vision*. 47(1-3), 7-42.
- Sun, Z., G. Bebis and R. Miller. 2006. On-road vehicle detection: A review. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 28(5), 694-711.

- Sural, S., Q. Gang and S. Pramanik. 2002, 2002. Segmentation and histogram generation using the HSV color space for image retrieval. Paper presented at the Image Processing. 2002. Proceedings. 2002 International Conference on.
- Wang, T., N. Zheng, J. Xin and Z. Ma. 2011. Integrating millimeter wave radar with a monocular vision sensor for on-road obstacle detection applications. Sensors. 11(9), 8992-9008.
- Wu, S., S. Decker, P. Chang, T. Camus and J. Elefath. 2009. Collision Sensing by Stereo Vision and Radar Sensor Fusion. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. 10(4), 606-614.
- Yilmaz, A., O. Javed and M. Shah. 2006. Object tracking: A survey. Acm computing surveys (CSUR). 38(4), 13.
- Zhengyou, Z. 2000. A flexible new technique for camera calibration. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 22(11), 1330-1334.