

國立臺灣師範大學  
資訊工程研究所碩士論文

指導教授：陳世旺 博士

公車專用道之監視系統

A Restricted Bus-lane Monitoring System

研究生：陳彥儀 撰

中華民國九十九年六月

# 國立臺灣師範大學資訊工程研究所

## 碩士學位論文

公車專用道之監視系統

A Restricted Bus-lane Monitoring System

經考試合格特此證明

審查教授：\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

指導教授：\_\_\_\_\_

研究所所長：\_\_\_\_\_

中華民國

年 月

# 摘要

## 公車專用道之監視系統

### A Restricted Bus-lane Monitoring System

研究生:陳彥儀

許多城市均有設置公車專用道，它使得公車線路更快且更可靠，然而若有未經授權的車輛駛入公車專用道，將使得公車專用道的好處無法完全實現。本系統主要的目的就是提供一個自動化的系統去偵測公車專用道上非法闖入的車輛，內容大致上分為兩部分：車輛偵測以及非公車辨識。首先做車輛偵測，我們利用local optimal thresholding的方法找出兩種可靠的區域特徵，分別為dark和bright regions，由於區域特徵為局部性特徵，較不受occlusion的影響，又每一輛車都有dark和bright regions，我們可以藉由合併dark和bright regions來偵測車輛。之後對於每個前景物判斷其是否有occlusion的情形，若有則進行切割。當所有前景物都進行切割或不切割的處理之後，得到的每一個object即視為一台車輛。接著在非公車偵測中，對每一台車輛套用一個deformable model，依據在camera calibration中得到的攝影機參數，換算出每一車輛在真實世界的長、寬、高，之後便可辨認出公車專用道上的車輛是否為公車，若為非公車，則須將之標示出來。

關鍵字: local optimal thresholding、dark regions、bright regions、occlusion、vehicle candidates、deformable model、camera calibration

# ABSTRACT

A Restricted Bus-lane Monitoring System

by

Yen-Yi Chen

This paper presents a system for monitoring a bus lane to ensure that it remains effective for improving mass transportation time. The system detects unauthorized vehicles driving in the bus lane. Processing is done by two major steps: vehicle location and non-bus detection. In vehicle location, we search for dark and bright regions in the input image. Dark and bright regions are next paired if they comply with predefined criteria. Vehicle candidates are then formed from paired dark-bright regions. In non-bus detection, for each vehicle candidate we first examine whether or not occlusions occur within the candidate. Region segmentation will be carried out if occlusions are detected. Thereafter, for each individual region we fit with a generalized deformable model. Bus and non-bus taxonomy is accomplished primarily on the basis of the size of the resultant model, which is a function of image row determined during camera calibration.

*Keywords: component; bus lane; vehicle location; non-bus detection; occlusion; camera parameters*

## 誌 謝

在碩士這兩年的研究生活中，我首先要感謝的是我的指導教授陳世旺教授，他對研究的熱忱和認真的態度從他假日和周末都會來學校工作就可以印證，這也督促我要更加努力且更加用心才能像他一樣有成就。再來要感謝的是方瓊瑤老師，他溫柔又細心，儘管有很多事情要忙但還是會照顧到我們，給予我很大的勇氣。感謝貝利勃老師讓我更深入的探索影像的領域。另外還感謝交大吳炳飛老師以及台大傅楸善老師，還有師大李忠謀老師，在百忙之中抽空批閱本論文，提醒我很多需要注意的地方，並且給予我鼓勵。感謝博士班的俊明學長、允中學長、翔利學長，他們的演講功力與穩紮穩打的豐富學識是我望塵莫及的。感謝安鈞學長、宗翰學長、國鵬學長，他們跟我分享了很多過來人的經驗。感謝已畢業的士祺學長、士翔學長、亭凱學長、宗儒學長、邵伯學長、漢威學長、志成學長，在我剛進實驗室時給予我許多建議與指導。接下來要感謝的是學長羿甫、竹煖、婉雅、之凡，他們這些夥伴陪著我一起度過這艱苦難熬但又充滿樂趣的日子，還有秋利、宛甄，以及明翰，和他們一起釋放壓力是我堅持下去的動力。另外，要感謝的是很貼心的學弟們，建廷、礎安、鏞年、文博、銘琦。

感謝所有我周遭的朋友，我們能夠遇見就是緣份，我會珍惜這每一份情誼，願大家在未來的路上都可以朝自己的夢想邁進。

陳彥儀

2010/06/29

# 目 錄

附表目錄	vii
附圖目錄	viii
第一章 簡介	1-1
1.1 研究動機和目的.....	1-1
1.2 文獻探討.....	1-4
1.3 論文架構.....	1-7
第二章 公車專用道之監視系統	2-1
2.1 系統設置.....	2-1
2.2 系統運作.....	2-2
2.2.1 前處理.....	2-3
2.2.2 車輛定位.....	2-4
2.2.3 非公車偵測.....	2-5
第三章 前處理	3-1
3.1 背景模型建立.....	3-1
3.2 攝影機校正.....	3-2
第四章 車輛定位	4-1
4.1 Local optimal thresholding.....	4-3
4.2 合併規則.....	4-12
第五章 非公車偵測	5-1
5.1 判斷是否有 occlusion 的情形.....	5-3
5.2 切割.....	5-5
5.3 Vehicle modeling.....	5-7
5.4 公車與非公車之分辨.....	5-12
第六章 實驗結果	6-1
6.1 攝影機校正之結果.....	6-1
6.2 車輛定位及非公車偵測的結果.....	6-2
6.3 討論.....	6-7
第七章 結論及未來方向	7-1

7.1 結論.....	7-1
7.2 未來發展.....	7-2

## 附表目錄

---

表 5.1 車輛分辨的依據.....	5-12
表 6.1 求得之攝影機參數.....	6-1
表 6.2 $h$ .....	6-10



## 附圖目錄

---

### 第一章

圖 1.1 倫敦的公車專用道攝影機.....	1-3
------------------------	-----

### 第二章

圖 2.1 系統設置狀況.....	2-1
圖 2.2 交通影像.....	2-2
圖 2.3 公車專用道監視系統之流程圖.....	2-3
圖 2.4 攝影機視線與特徵偵測之關係圖.....	2-5
圖 2.5 Generalized model.....	2-6

### 第三章

圖 3.1 攝影機模型.....	3-3
圖 3.2 矩形 ABCD.....	3-4
圖 3.3 攝影機校正之俯瞰示意圖.....	3-4

### 第四章

圖 4.1 車輛定位的流程圖.....	4-1
圖 4.2 輸入影像.....	4-2
圖 4.3 Example for illustrating Local Optimum Thresholding.....	4-5
圖 4.4 $\alpha$ and $\beta$ of seed region $P_k$ .....	4-6
圖 4.5 $\gamma$ of seed region $P_k$ .....	4-6
圖 4.6 反轉的前景影像.....	4-9
圖 4.7 Construct $S_p$ .....	4-10
圖 4.8 initial seed region variation rate $G_i$ .....	4-11
圖 4.9 example of construct $G_i$ .....	4-11
圖 4.10 dark and bright regions.....	4-12
圖 4.11 候選車輛.....	4-13

## 附圖目錄

---

### 第五章

圖 5.1 非公車偵測之流程圖.....	5-1
圖 5.2 前景物與其內所包含之候選車輛.....	5-4
圖 5.3 vehicle model of occluded and unoccluded cases.....	5-5
圖 5.4 輸入影像.....	5-6
圖 5.5 two-vehicle occluded.....	5-6
圖 5.6 three-vehicle occluded.....	5-7
圖 5.7 Generalized deformable model.....	5-7
圖 5.8 fitting of deformable model onto a vehicle.....	5-9
圖 5.9 model fitting.....	5-10
圖 5.10 model fitting.....	5-10
圖 5.11 車輛 modeling 的結果.....	5-11
圖 5.12 Result of Bus/Non-bus taxonomy.....	5-12

### 第六章

圖 6.1 交通影像.....	6-1
圖 6.2 前景物.....	6-7
圖 6.3 dark and bright regions.....	6-7
圖 6.4 dark regions.....	6-8
圖 6.5 物體與攝影機之距離遠近與物體在影像中的大小關係示意圖.....	6-9
圖 6.6 將影像分為 a、b、c、d 四個部分.....	6-10
圖 6.7 dark regions of bus.....	6-11
圖 6.8 以 $v_1 \sim v_4$ 表示一 dark region.....	6-11

# 第一章 簡介

## 1.1 研究動機和目的

近年來，都市地區之交通擁擠造成了能源消耗亦影響環境保護層面，使得環境惡化，生活品質降低。因此要如何有效的交通管理以及讓道路使用者遵守規範，是各大城市皆須面對的重要課題。以城市的永續發展及道路資源合理分配觀點，推動大眾運輸優先是一個解決的方法，它使現有交通運輸設施充分利用、以短時間且低成本方式解決都市交通問題，使道路發揮其最大的功能，直接可以提高行駛速率、減少延滯；間接也可以吸引更多民眾搭乘大眾運輸，進而減少能源消耗並削減空氣污染排放量，公車專用道之實施即是一例。

「公車專用道」是指在道路上規劃出特定之車道專供公車行駛，其他車輛禁止使用。以同樣道路容量比較，一輛公車大約與 2 輛小汽車相仿，以國內公車為例，公車平均載客 45.1 人，小汽車僅為 1.6 人。以尖峰小時由興隆路直行通過公館地區之車流車種比例分析，大型車流僅佔 4.2% 卻可提供 56% 的運量，汽車車流佔 46.3% 卻僅能提供 24% 的運量。因為道路空間有限，而公車與其他車輛相比，它可以攜帶更多旅客，並且較有效的利用道路空間，因此實施公車優先措施是必須的，而公車專用道即為一公車優先的處理方式。

公車專用道之設置有幾項優點：(1) 藉公車與其他車輛分道行駛可改善交通擁擠的狀況 (2) 提高公車行駛速率 (3) 使公車的服務更準時且可靠 (4) 減少對慢車道車輛的威脅：公車通常都行駛在比較內側的車道，但要載客時就會切到外側車道靠路邊停車，

載完客後又切回內側車道，對後面的機車騎士或慢車道車輛來說是容易發生危險的，所以藉由設置公車專用道可減少相互擦撞的機率，自然能大大提升行車安全。並且，因為公車效率提升了，進而也增加了民眾搭乘的意願。

為了發揮公車專用道的好處，除了可增加民眾在交通尖峰時刻選擇搭大眾運輸系統的意願，另外還需讓駕駛者遵守規範，不讓其他車輛阻擋、延遲公車的行進。為此，各國相繼引入了數位的解決方案，例如更靈活，可靠又附有成效的相機執法制度，Bus lane camera。它以低成本且低人力資源的方式來監控闖入公車專用道的車輛，如圖1.1 a和b。目前的相機執法系統大致區分成三種類型，分別是bus-mounted、static roadside和CCTV cameras，用來記錄潛在違規的影像。

Bus mounted cameras將相機安裝在公車的前端，為了捕捉前方闖入或是停靠在公車專用道之車輛的車牌號碼。例如，倫敦這個城市現今已有1045輛公車安置了這種裝置。Static roadside cameras跟Bus mounted cameras類似，它包括了兩組數位攝影機，他們安裝於公車專用道的兩旁，且分別設置在相隔100公里處，經由這兩台攝影機，可以抓取任何在專用道上行駛之車輛的車牌號碼、記錄可疑的非法車輛闖入事件之發生日期、時間，以及事件發生的位址，用以做為懲罰的依據。CCTV cameras是一個更靈活的工具，因其可執行多種違規行為的規範，例如違規轉彎，目前已有300部CCTV在倫敦運作，且每年計畫要增加75部。



圖、1.1 (a) 倫敦的公車專用道攝影機 (b) Bus mounted cameras. [出自google]

而本研究是將攝影機架設在道路旁的置高點上，向下朝道路方向拍攝，我們使用單獨一台攝影機所抓取的交通影像來偵測非法闖入之車輛。運用數位影像處理技術來做交通監視以提供一個自動化的系統去偵測未經授權的車輛闖入公車專用道，進而達到交通控制的目的。

本研究的困難在於occlusion的偵測及處理。所謂occlusion是因為在錄製影像時，物體從3D立體場景轉到2D影像平面時會損失一些物體的資訊，所以若場景中有兩車輛相鄰，它們經過攝影機鏡頭投射到攝影機的影像平面，在影像上看起來就會是重疊在一起的，這將使我們在偵測車輛時發生失誤，可能會錯把這些重疊的車輛全部視為一台車。特別是在交通擁擠的時刻，occlusion的情形經常發生，其中一個解決方式是設置多個攝影機，利用stereo vision來彌補一些損失的資訊，或者以另一個方式，使用非視覺式的感應器來做車輛計數，例如感應線圈。然而在交通壅塞的情形下，stereo vision和單一視覺是有一些不同的，另外，若使用非視覺式的感應器，則需額外的安裝，且訊號處理也很複雜。所以以下我們只考慮視覺式的交通監測系統對於occlusion的處理。

## 1.2 文獻探討

整體來說，公車專用道系統首先要將交通影像中的車輛偵測出來，接著才做車輛分類，辨識出非公車的車輛。因此車輛偵測的結果將影響後續分辨的準確度。而車輛偵測常見的問題是occlusion，以下我們針對feature-based以及region-based這兩類occlusion的解決方法做探討。

### A. region-based

[Gup02]藉由車輛在影像中的移動，建立車輛和region的關係。對於每個在時間 $t$ 與時間 $t+1$ 的影像畫面中之region依照影像中的座標位置做對應，再將regions在時間 $t$ 與 $t+1$ 的對應關係建立成一個association graph。建立完association graph後，若發現兩個在時間 $t$ 的regions(region  $a_t$ 、region  $b_t$ )都存在一條edge連接到在時間 $t+1$ 的region(region  $c_{t+1}$ )，則表示這兩個regions在 $t$ 到 $t+1$ 的時間中，從兩個region合併為一個region，也就是發生了occlusion。接著根據region在時間 $t$ 的位置，以及速度，即可對在 $t+1$ 時發生的occlusion做處理。此方法的缺點在於，若影像中取出的前景不完整，或是取出一些雜訊，將影響偵測的結果，並且，若兩台車輛並行且移動速度相當，則此方法可能會將這兩台車視為一輛車，而發生錯誤。另外，因為建立association graph時須要花費比較多時間，將使得處理時間增加。

### B. feature-based

此類方法假設所選用的特徵不管車輛是否有occlusion的情形，特徵依然存在，不會因此消失。所以在這裡特徵的選取是很重要的，如下：

(1)彎曲點(curvature)：

[Pan04][Pan07] 取前景物之輪廓的彎曲點來做為特徵點，且利用一種deformable cubic model來做model fitting，前者利用此model的特性以及特徵點的資訊將occluded的車輛分開，此方法的缺點在於其無法處理多台車輛occluded的情況；後者首先觀察在不同的攝影機架設方位下，model之彎曲點的數量在影像中的變化，並將之記錄。接著對每個不同攝影機方位下之model的輪廓做描述，也將之記錄下來。再來對於每個前景物，依據特徵點將輪廓分為許多線段，之後根據model的特性將這些輪廓線段分群組，同一群組表示屬於同一台車輛。而對於每一群組，參考同一攝影機方位下model之描述，即可對每一群組以1或0標示出此群組可否被修復，最後對標示為1的群組一一修復，以分開occluded車輛，此方法的優點在於可以處理車輛嚴重occlusion的情況，但是缺點在於它的特徵點要找的很準確，因此需要有良好的取前景技術，否則很難解決occlusion的問題。

(2)形狀(shape)：

[zha08]的方法假設取出之前景物若是unoccluded則其形狀會是凸多邊形，而若前景物有occluded的情形，則其形狀是凹多邊形。此方法只考慮兩台車輛occluded的情形，藉由前景物之輪廓形狀，找出凹多邊形最往內凹的凹點，做為切割點，將此點與前景輪廓的每個點連線，從這些連線中，找出一條做為切割線，使得前景物一分为二，且切割出來的兩區塊都最接近凸多邊形的形狀，即可將兩台occluded的車輛切割出來。但是缺點是此方法只能處理兩台車輛occluded的問題，除此之外，若兩台車

輛是並排行駛時，因為取出之前景物也是凸多邊形，將無法用上述方法解決。

### (3)車底陰影(underneath)：

[Sad06] [Mos07] [Lee06] [Cha93][Mor94]利用存在於車子底下之陰影當作特徵，後兩者將之稱作underneath。因為陰影的發生是當一個物體被其他物體遮擋住光線，而交通影像中，來自太陽的光線會被車輛本身所遮蔽使得車底部分只接收到來自環境的光線，所以車底部份會有一塊特別暗的區域，並且此區域不受太陽光的方位不同而改變他的大小及方向。

然而[Pan07]提出另一個論點，他認為以往feature-based的方法主要都是將屬於車輛的某部分當作特徵，卻沒有利用車輛各部分之間的關係，是很可惜的，且容易造成後續車輛辨識的困難。因此提出一個方法，將車輛各部份(例如汽車保險桿、擋泥板、車輪、行李箱、、、等等)依照車輛的3D結構分成各種不同的子集合，再建立一個車輛各部分之間的關係圖，並且對於攝影機架設方位不同所產生之車輛3D結構在影像中的改變也建立到關係圖中。因此當辨認出前景物擁有車輛的哪幾個部份之後，對照在該攝影機架設方位下之關係圖，即可得知車輛的哪個部分因為occluded而遺失了。此方法的優點在於可以利用找到的車輛遺失部分以及關係圖來決定車輛的類型。但是缺點在於，此方法有太多的細節需要考慮，可能會無法適用在各種不同的影像上。

[Par01]除了利用車底的陰影部分做為特徵，還將車頂反光的部分做為另一項特徵，因為一台車是由車頂和車底組成，所以結合這兩種特徵，即可找出可能為車輛



的區塊。本研究在車輛定位的步驟中即利用此方法找出影像中之車底陰影以及車頂反光部分，做為兩種區域特徵以解決occlusion的問題。

## **1.3 論文架構**

在第二章中，我們將描述整個公車專用道監視系統的運作流程，在這個系統中主要包含三個部分，分別為前處理、車輛定位以及非公車辨識。這三個部份我們將在第三至五章介紹，第六章展示實驗結果，第七章則為結論，並討論未來可能的研究方向。

## 第二章 公車專用道之監視系統

本章將簡介公車專用道監視系統，首先描述系統的設置，接著說明系統的運作，而各步驟之細節將於後面章節詳述。

### 2.1 系統設置

本研究採用的視覺式交通監測系統的架設如圖 2.1 所示，攝影機固定架設於道路上的置高點(如天橋)，朝向道路方向拍攝，事前無須量測攝影機的高度或是角度(如 swing angle、tilt angle，或是 pan angle)，攝影機的參數可以在攝影機校正時根據道路標線的資訊計算出來，車輛在道路上的行進方向可以是遠離或是接近攝影機，所拍攝的影像如圖 2.2 所示。

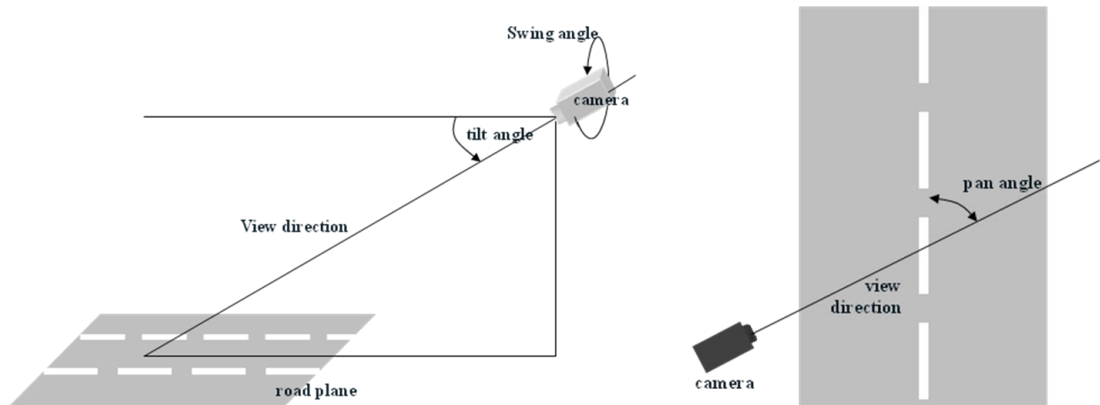


圖 2.1、系統設置狀況: (a)側視圖，(b)俯視圖



圖 2.2、交通影像 (a)影像序列一，(b)影像序列二

## 2.2 系統運作

整個公車專用道監視系統主要包含了三個部分，分別是前處理、車輛定位以及非公車辨識。系統的流程如圖 2.3 所示，首先要對一段交通影像做前處理，分別是背景模型的建立，以及攝影機校正。當初始的背景模型建立完成後，便可根據背景模型做前景擷取的動作，而背景模型會隨著每一張新輸入的影像畫面做更新。取出前景之後，接下來要做車輛定位，用以找出影像中可能為車輛的位置，即候選車輛，然後在非公車辨識這個步驟中，我們利用取出的前景物和候選車輛的位置關係，將車輛偵測出來，接著根據攝影機校正後所得到的攝影機參數，再進行車輛分類，最後把分類為非公車的車輛標示出來。

說明完系統的流程之後，以下分別對前處理、車輛定位以及非公車辨識這三個部分做簡述。

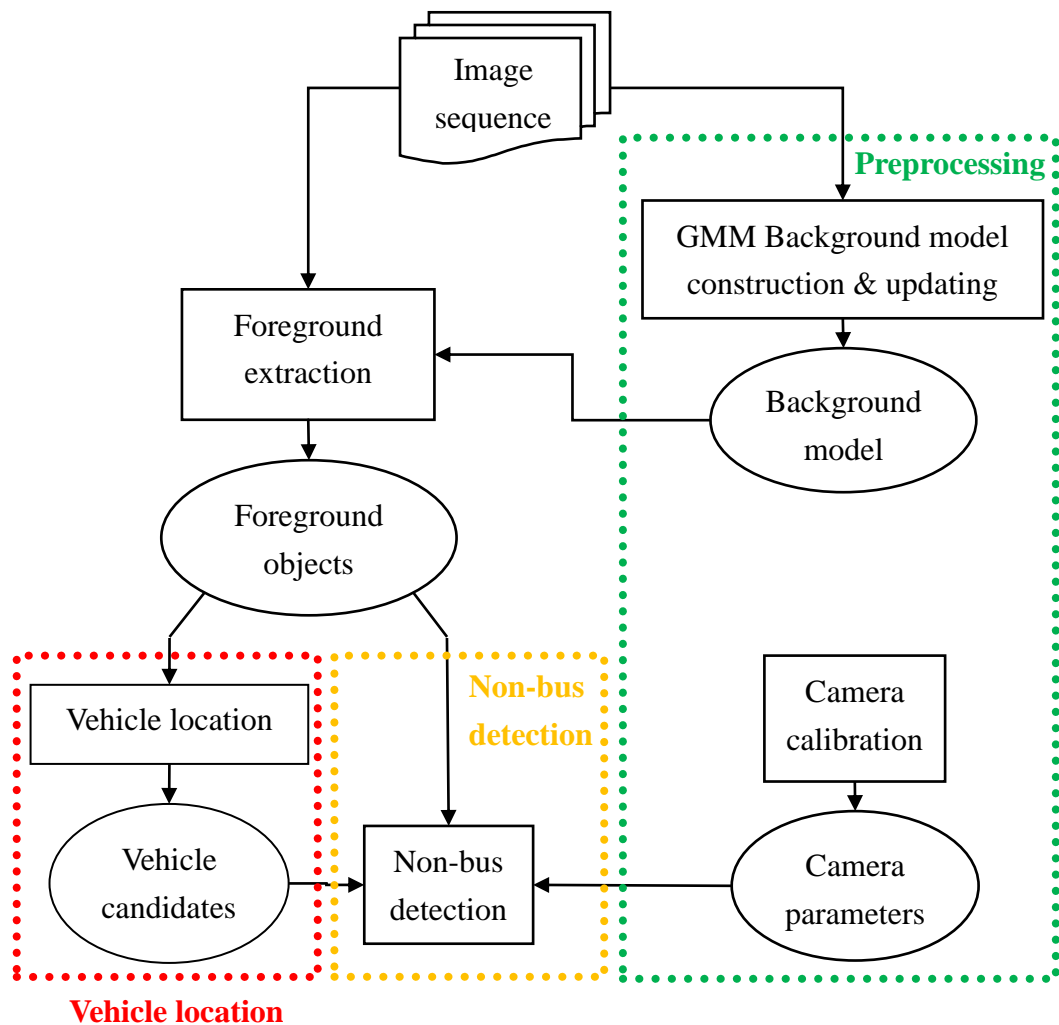


圖 2.3、公車專用道監視系統之流程圖

### 2.2.1 前處理

前處理分為背景模型建立和攝影機校正這兩部分。在背景模型建立中，我們是以 gaussian mixture model 的方法來建立背景模型。攝影機校正則主要是為了求得攝影機參數，用來找出 2D 影像平面和 3D 立體空間之間的座標對應關係，以做為後續車輛分辨的依據。

### 2.2.2 車輛定位

完成前景擷取後，取出之前景物可能會因為陰影和 occlusion 的影響，使得前景

物不完全屬於車輛區塊，這將導致監測系統發生失誤，可能會影響後續之車輛分辨。因此 occlusion 的偵測和處理對於視覺式交通監測系統是很重要的，為了要取出正確的車輛區塊我們以 local optimal thresholding 的方法[Par01]，偵測出前景影像中的區域特徵，來處理 occlusion 的情況，並解決車輛因為陰影而合併為同一個前景物的問題。

本研究利用的區域特徵分為兩種，分別稱為 dark region 以及 bright region。參考圖 2.4，dark region 主要是因每輛車之車底部分只能接受到環境光，而太陽光或是天光都被車輛本身所遮蔽，固 dark region 較不會受光影變化影響，所以具有亮度較低且無論光源的方向其一定存在於車輛底下的特性。而 bright region 是因車頂的部分，直接受到各種光的照射，因此亮度通常會較高，此特性也可以幫助我們在影像中找出正確的車輛位置。另外，更重要的是當車輛 occlude 在一起時，雖然因為視線的關係，靠近攝影機的车辆會遮擋住其他的車輛，使得不同車輛被合併為同一個前景物，但遮擋的同時，也使得不同車輛之間的 dark /bright regions 不會重疊。

至於取出上述兩種區域特徵的方法，本研究以 local optimal thresholding 的方法利用空間上的資訊來對於各個局部區塊找出其 local 的門檻值，以適應變動的背景和不同的照明狀況，並找出我們想要的區域特徵，也就是 dark 以及 bright regions。取出這兩種特徵之後，又因為一台車輛同時會有車頂和車底，所以根據一些規則將 bright 和 dark region 做合併，所得之結果就是可能為車輛的地方，這些區塊就

稱之為車輛候選區塊。在此步驟中，我們主要是將影像中可能為車輛的區塊找出來，還未確實的取出車輛，在下一步驟非公車偵測中才利用此步驟的結果確實的取出車輛，並分辨其是否為非公車。

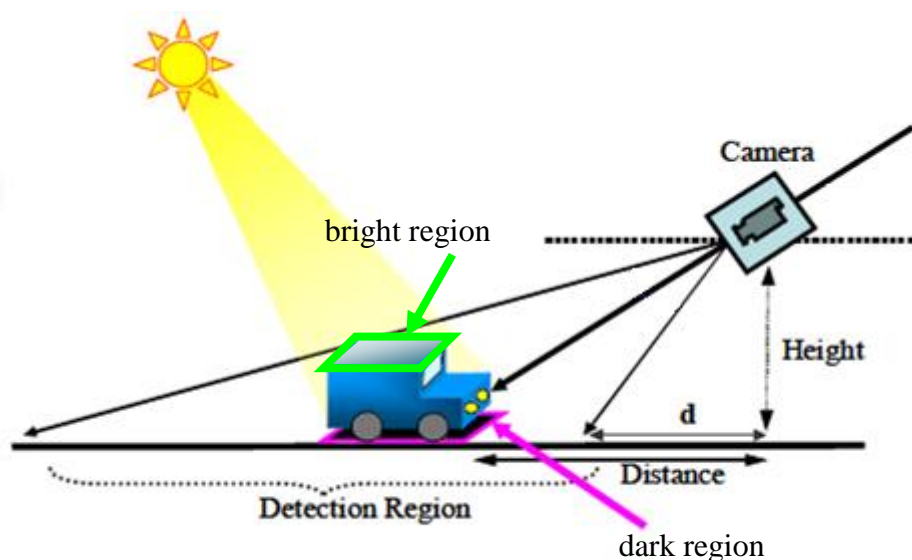


圖 2.4、攝影機視線與特徵偵測之關係圖 (修改自[Mos07])

### 2.2.3 非公車偵測

這裡主要是對於每個在前景擷取中取出的前景物，根據車輛定位的結果，判斷其是否有 occlusion 的情形，若是，則進行切割。每個前景物  $F_j$  都做完切割或不切割的處理後，要對每個新的前景物  $F'_i$  在影像平面上做 model fitting，我們採用一種 generalized model 做為車輛的模型，如圖 2.5，model fitting 完成後，對於每一輛車，均可以  $M = \{v_k \mid k = 1, \dots, 6\}$  來描述。最後依據攝影機校正所得到的攝影機參數，將  $v_1, v_2, \dots, v_6$  由影像平面座標轉換到真實世界座標，以換算出每一車輛在真實世界的長、寬、高，進而在公車專用道上分辨車輛是否為公車，若不是公車，即為非法闖入之車輛，再將之標示出來。

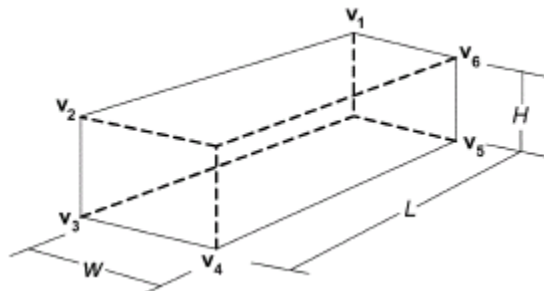


圖 2.5 Generalized model.(出自[Lai01])

## 第三章 前處理

前處理包含 2 個部分，分別是背景模型建立以及攝影機校正。以下對這兩個部份做詳細說明。

### 3.1 背景模型建立

參考[Lin09]，在交通影像中，建立背景時除了要讓建立的背景隨著環境變動而跟著做調適，也需要考慮不同物體表面受光影變化的影響不同，所以我們需要多重且可調適性的高斯函數來建構背景模型，本研究以 gaussian mixture model(GMM)建構背景模型，以下說明建構的方法。

假設一像素點在時間  $t$  的像素值以  $X_t$  表示，則一段時間內像素值的改變， $\{X_1, \dots, X_t\}$  可用  $K$  個高斯機率密度函數來描述，如 3.1 式：

$$P(X_t) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t} * \eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad 3.1$$

$K$  表示高斯分布的數目， $\omega_{i,t}$  是在時間  $t$  的第  $i$  個高斯分布， $\mu_{i,t}$  表示在時間  $t$  的第  $i$  個高斯分佈之平均值， $\Sigma_{i,t}$  表示在時間  $t$  的第  $i$  個高斯分佈的變異數矩陣，這些參數決定了機率密度函數的特性，如函數形狀的中心點、寬窄及重要性等。 $\eta$  表示高斯機率密度函數值，如 3.2 式：

$$\eta(X_t, \mu_t, \Sigma_t) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \exp \left( -\frac{1}{2} (X_t - \mu_t)^T \Sigma^{-1} (X_t - \mu_t) \right) \quad 3.2$$

$n$  是特徵向量的維度，實驗中使用 3 維彩色特徵向量 RGB。Pixel-wise GMM 可將 covariance matrix 表示成對角矩陣，下列式子表示在時間  $t$  的第  $K$  個高斯分佈，



其 covariance matrix 可表示成 3.3 式：

$$\sum_{k,t} \sigma_{k,t}^2 I \quad 3.3$$

對於每個像素點要判斷其是否為背景，我們需要對一段時間內建立的高斯混和模型依照  $\text{weight}(\omega_i)$  的值將高斯分佈由大到小做排序：

$$\omega_1 > \omega_2 > \dots > \omega_k$$
$$B = \arg \min_b \left( \sum_{k=1}^b \omega_k > T \right) \quad 3.4$$

因為 weight 越大代表是背景的可能性就越大。接著由大到小依序累加高斯的 weight 直到累加的值大於門檻值  $T$ ，則前  $b$  個使得 weight 值累加起來大於  $T$  的高斯即為代表背景的高斯分佈。所以在的前景截取中即根據當時所建立的背景模型，對於每個新進來的像素點，首先要在存在的高斯分佈中找到符合的高斯分佈，若符合的高斯分佈之 weight 排序為第  $b+1$  個高斯分佈則將此像素點視為前景。

## 3.2 攝影機校正

攝影機校正是為了找出影像座標系統和真實世界座標系統之間的對應關係，我們採用[GEO03]的方法，藉由已建立的背景影像之道路標線的幾何性質來求出攝影機的參數，包含了 pan angle、tilt angle、swing angle、focal length，和 camera distance。因為道路標線通常會存在於交通場景中，因此方法以此做為校正的樣板，利用道路標線的端點來決定我們需要的攝影機參數，決定出攝影機參數之後，即可找出兩座標系統之間的對應關係，推導出 2D 到 3D 以及 3D 到 2D 的座標轉換函數。以下將說明推導的過程。

圖 3.1 是我們採用的攝影機模型，由此攝影機模型可推導出影像座標系統和真實世界座標系統之間的對應方程式如 3.5、3.6 式，之後在背景影像中選取兩條道路標線的四個端點構成矩形 ABCD，如圖 3.2。因為在真實世界中每條道路標線之間是平行的，如圖 3.3 所示，所以取得 ABCD 四個點的影像座標之後，利用這個幾何性質我們可以假設在真實世界座標系統上， $\overline{AB}$  和  $\overline{CD}$  平行、 $\overline{AC}$  和  $\overline{BD}$  平行，且  $\overline{AC} \perp \overline{AB}$ ，將之整理後得到五個條件式，如 3.7~3.12 式。

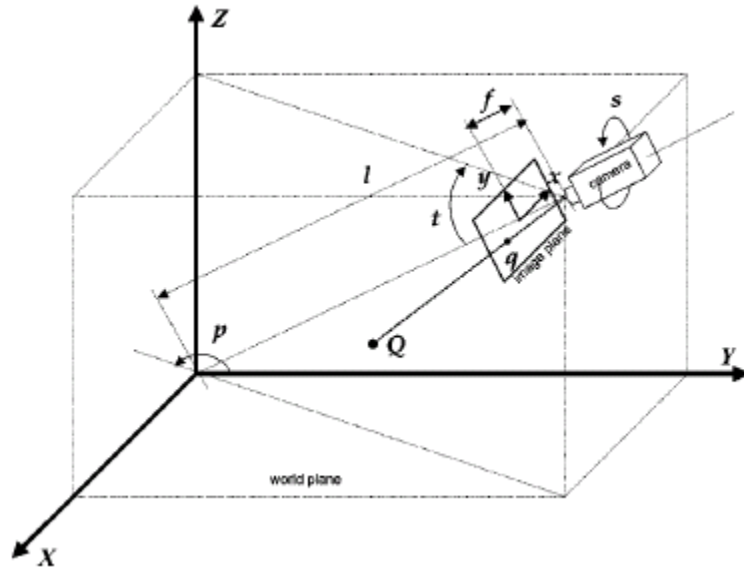


圖 3.1 攝影機模型，表示影像平面與實際空間的對應關係。(出自[Geo03])

$$X_Q = \frac{\begin{pmatrix} \sin p(l + Z_Q \sin t)(x_q \sin s + y_q \cos s) \\ + \cos p(l \sin t + Z_Q)(x_q \cos s - y_q \sin s) \\ - Z_Q f \cos t \sin p \end{pmatrix}}{x_q \cos t \sin s + y_q \cos t \cos s + f \sin t} \quad 3.5$$

$$Y_Q = \frac{\begin{pmatrix} -\cos p(l + Z_Q \sin t)(x_q \sin s + y_q \cos s) \\ + \sin p(l \sin t + Z_Q)(x_q \cos s - y_q \sin s) \\ + Z_Q f \cos t \sin p \end{pmatrix}}{x_q \cos t \sin s + y_q \cos t \cos s + f \sin t} \quad 3.6$$

$((X_i, Y_i))$  表示真實世界座標系統， $(x_i, y_i)$  表示影像座標系統。 $p, t, s, f$ , and  $l$  為攝影機參數，分別為 pan angle, tilt angle, swing angle, focal length, camera distance。)

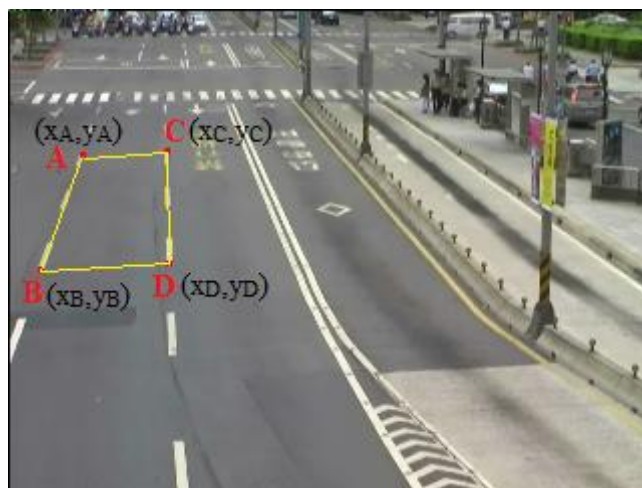


圖 3.2 矩形 ABCD

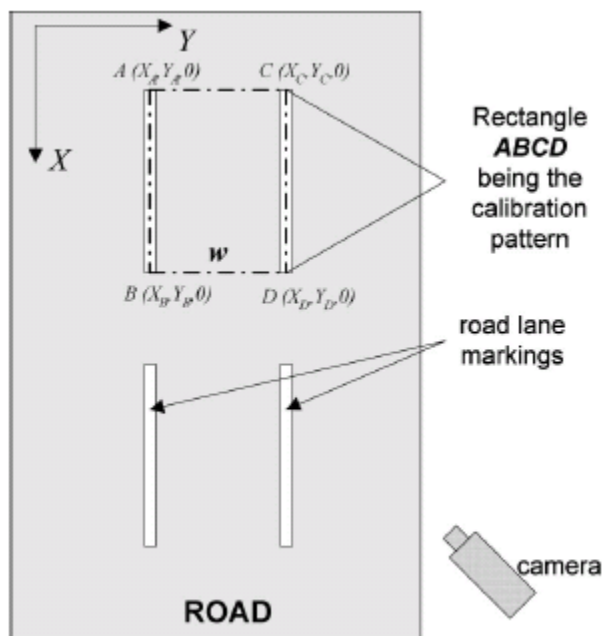


圖 3.3 攝影機校正之俯瞰示意圖

$$\text{Condition 1: } Y_A = Y_B, \quad 3.7$$

$$\text{Condition 2: } Y_C = Y_D, \quad 3.8$$

$$\text{Condition 3: } X_A = X_C, \quad 3.9$$

$$\text{Condition 4: } X_B = X_D, \quad 3.10$$

再藉由車道的寬度  $w$  (道路寬度通常為 3.6m，因此本實驗將  $w$  設為 3.6)，可得到下式，

$$\text{Condition 5: } Y_C - Y_A = w. \quad 3.11$$

假設道路平面在  $Z$  軸上，也就是說若影像點  $Z_Q$  落在道路平面上，則  $Z_Q = 0$ 。

因此可將 3.5、3.6 式改寫為：

$$X_Q = \frac{\begin{bmatrix} l \sin p (x_q \sin s + y_q \cos s) \\ + l \sin t \cos p (x_q \cos s - y_q \sin s) \end{bmatrix}}{x_q \cos t \sin s + y_q \cos t \cos s + f \sin t} \quad 3.12$$

, and

$$Y_Q = \frac{\begin{bmatrix} -l \cos p (x_q \sin s + y_q \cos s) \\ + l \sin p \sin t (x_q \cos s - y_q \sin s) \end{bmatrix}}{x_q \cos t \sin s + y_q \cos t \cos s + f \sin t}. \quad 3.13$$

將 3.12、3.13 式代入上述的五個條件式之後可得到五個數學式子，經過整理、推導之後得到以下 3.14~3.18 式。最後代入影像點  $(x_i, y_i)$ ， $i=A \sim D$ ，即可依序解出攝影機參數  $p, t, s, f$ ，以及  $l$ 。

$$l = \frac{w(f \sin t + x_A \cos t \sin s + y_A \cos t \cos s)(f \sin t + x_C \cos t \sin s + y_C \cos t \cos s)}{\begin{bmatrix} -(f \sin t + x_A \cos t \sin s + y_A \cos t \cos s) \\ (x_C \cos p \sin s - x_C \sin p \sin t \cos s + y_C \cos p \cos s + y_C \sin p \sin t \sin s) \\ +(f \sin t + x_C \cos t \sin s + y_C \cos t \cos s) \\ (x_A \cos p \sin s - x_A \sin p \sin t \cos s + y_A \cos p \cos s + y_A \sin p \sin t \sin s) \end{bmatrix}}$$

$$f = \frac{\mathcal{X}_{BD} \cos p \cos t}{\begin{pmatrix} \beta_{BD} \sin p \cos s - \beta_{BD} \cos p \sin t \sin s \\ + \alpha_{BD} \sin p \sin s + \alpha_{BD} \cos p \sin t \cos s \end{pmatrix}} \quad 3.15$$

$$\tan p = \frac{\sin t \left[ (\beta_{BD} \mathcal{X}_{AC} - \beta_{AC} \mathcal{X}_{BD}) \sin s + (\alpha_{AC} \mathcal{X}_{BD} - \alpha_{BD} \mathcal{X}_{AC}) \cos s \right]}{(\alpha_{BD} \mathcal{X}_{AC} - \alpha_{AC} \mathcal{X}_{BD}) \sin s + (\beta_{BD} \mathcal{X}_{AC} - \beta_{AC} \mathcal{X}_{BD}) \cos s} \quad 3.16$$

$$\sin t = - \left\{ \frac{\left( \left[ (\alpha_{BD} \mathcal{X}_{AC} - \alpha_{AC} \mathcal{X}_{BD}) \sin s + (\beta_{BD} \mathcal{X}_{AC} - \beta_{AC} \mathcal{X}_{BD}) \cos s \right] \right)^{1/2}}{\left( \left[ (\alpha_{CD} \mathcal{X}_{AB} - \alpha_{AB} \mathcal{X}_{CD}) \sin s + (\beta_{CD} \mathcal{X}_{AB} - \beta_{AB} \mathcal{X}_{CD}) \cos s \right] \right)} \right\} \quad 3.17$$

$$\tan s = \frac{\begin{pmatrix} -\beta_{AB} \beta_{AC} \mathcal{X}_{BD} \alpha_{CD} + \beta_{AC} \alpha_{BD} \beta_{AB} \mathcal{X}_{CD} \\ + \beta_{CD} \mathcal{X}_{AB} \beta_{BD} \alpha_{AC} - \beta_{AB} \mathcal{X}_{CD} \beta_{BD} \alpha_{AC} \\ - \beta_{CD} \beta_{BD} \mathcal{X}_{AC} \alpha_{AB} - \beta_{AC} \mathcal{X}_{AB} \alpha_{BD} \beta_{CD} \\ + \beta_{AB} \mathcal{X}_{AC} \beta_{BD} \alpha_{CD} + \beta_{CD} \beta_{AC} \mathcal{X}_{BD} \alpha_{AB} \end{pmatrix}}{\begin{pmatrix} -\beta_{AB} \mathcal{X}_{AC} \alpha_{BD} \alpha_{CD} + \beta_{AC} \mathcal{X}_{AB} \alpha_{BD} \alpha_{CD} \\ - \beta_{AC} \alpha_{BD} \alpha_{AB} \mathcal{X}_{CD} - \alpha_{AC} \mathcal{X}_{BD} \beta_{CD} \alpha_{AB} \\ - \alpha_{CD} \mathcal{X}_{AB} \beta_{BD} \alpha_{AC} + \beta_{AB} \alpha_{AC} \mathcal{X}_{BD} \alpha_{CD} \\ + \alpha_{AB} \mathcal{X}_{CD} \beta_{BD} \alpha_{AC} + \alpha_{BD} \mathcal{X}_{AC} \beta_{CD} \alpha_{AB} \end{pmatrix}} \quad 3.18$$

where

$$\alpha_{AB} = x_B - x_A, \quad \beta_{AB} = y_B - y_A, \quad \mathcal{X}_{AB} = x_A y_B - x_B y_A,$$

$$\alpha_{AC} = x_C - x_A, \quad \beta_{AC} = y_C - y_A, \quad \mathcal{X}_{AC} = x_A y_C - x_C y_A,$$

$$\alpha_{BD} = x_D - x_B, \quad \beta_{BD} = y_D - y_B, \quad \mathcal{X}_{BD} = x_B y_D - x_D y_B,$$

$$\alpha_{CD} = x_D - x_C, \quad \beta_{CD} = y_D - y_C, \quad \mathcal{X}_{CD} = x_C y_D - x_D y_C.$$

解出攝影機參數之後便可得到兩座標系統的對應方程式，即一個點

$Q=(X_Q, Y_Q, Z_Q)$  在真實世界座標上與其在影像座標上的點  $q=(x_q, y_q)$  之間的轉換

方程式，在這裡以  $\Phi$  來表示，

$$q = \Phi\{Q\} \text{。} \quad 3.19$$

而以  $\Phi^{-1}$  來表示相對的轉換方程式，

$$Q = \Phi^{-1}\{q, Z_Q\} \text{。} \quad 3.20$$

## 第四章 車輛定位

在車輛定位步驟中，我們的目的是要找出候選車輛，整體的概念是對於前景影像的每個局部區塊(local region)決定各自最佳的門檻值以找出前景影像的陰影部分(在這裡稱做 dark region)和光亮部分(稱做 bright region)。Dark region，是可能為車底的區域，因為車子底下為光照度很低的區域；bright region，是可能為車頂的區域，因為車頂的光照度一般會較亮。找出這兩種 regions 之後，再套用合併的規則，譬如說一台車應該會有車頂和車底，所以一個 dark region 往上一個距離範圍內找到的 bright region 就是同一台車的車底和車頂，如此區塊合併後的矩形即為一個候選車輛(vehicle candidate)。以下為車輛定位的流程介紹以及流程圖：

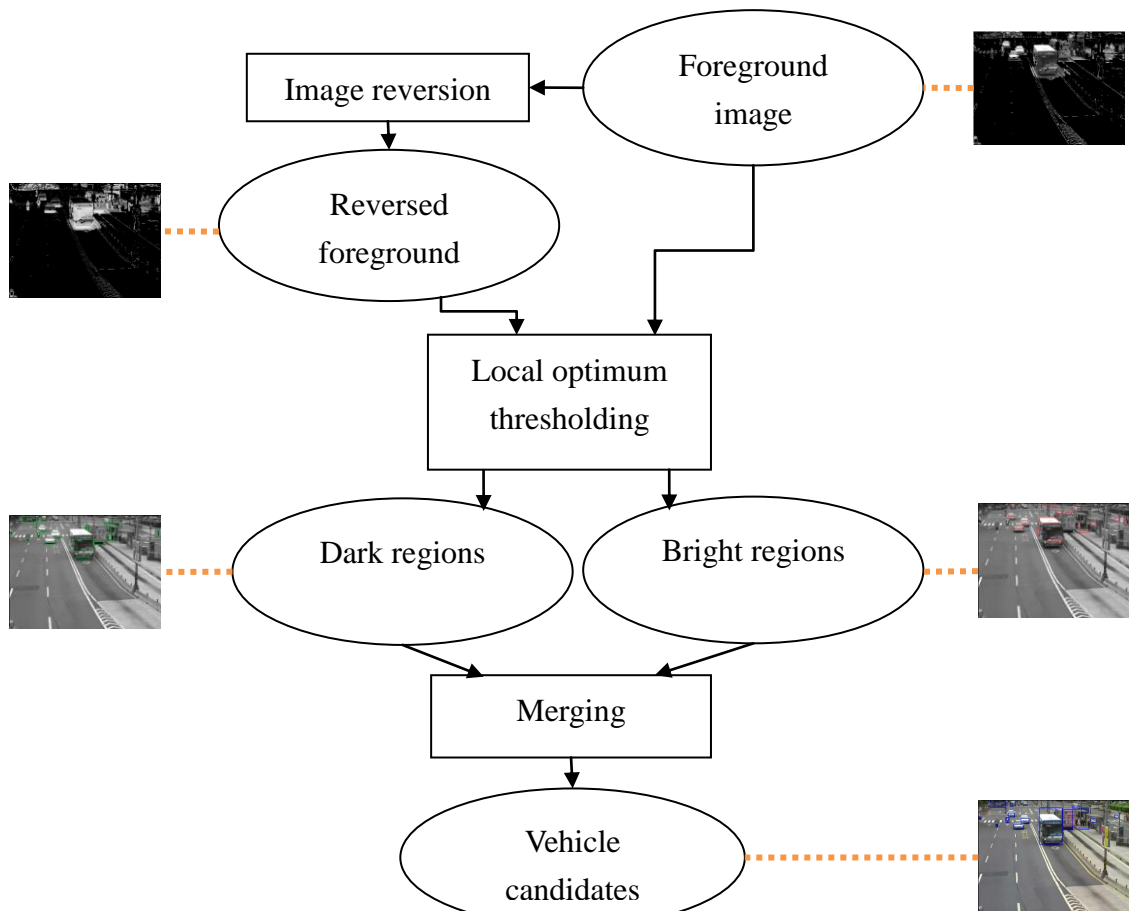
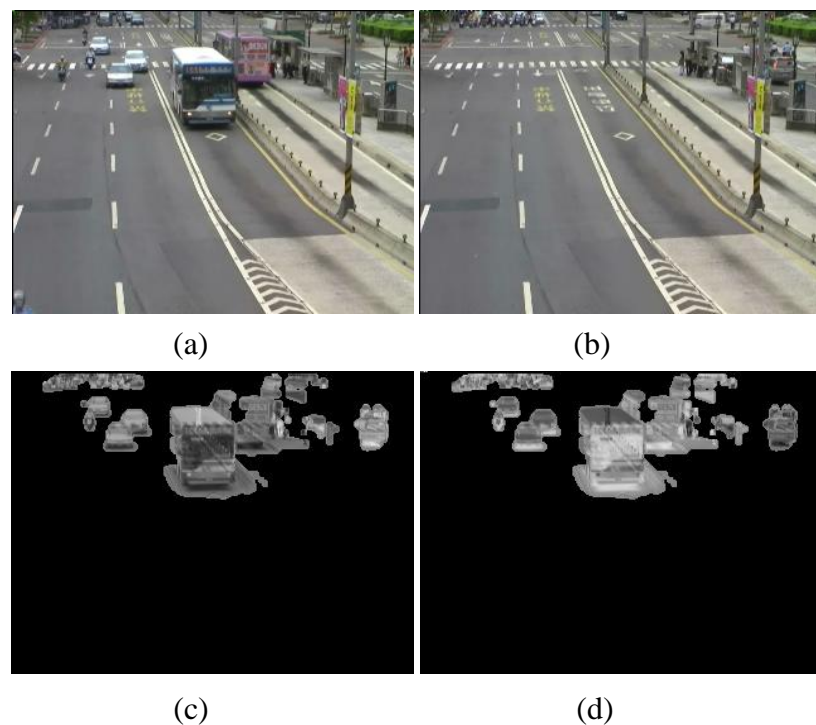


圖 4.1、車輛定位的流程圖

首先，輸入一張前景影像  $I_f$  (foreground image)，做灰階處理後得到  $I'_f$ ，如圖 4.2 c。之後對  $I'_f$  做 local optimum thresholding，即決定前景影像各個局部區域之最佳門檻值的方法，找出每個局部區域的最佳門檻值之後，即可得到 bright regions。另一方面，將前景影像經過反轉處理( $255 - I'_f$ )得到反轉的前景影像(reversed foreground image)，之後對這張影像同樣也用 local optimum thresholding 的方法，可得到 dark regions。找出這兩種 regions 之後，再進行合併的動作，就可找到可能為車輛的位置，亦即候選車輛。

本章將於 4.1 節詳細說明 local optimum thresholding 的方法及其演算法[Par01]，並於 4.2 節描述合併的動作。



圖、4.2 (a) input image (b) background image

(c) foreground image (d) reversed foreground image



## 4.1 Local Optimum Thresholding

在影像處理中，Thresholding 是一個簡單且經常使用的影像切割技術，若對於整張影像只用了一種門檻值，稱之為 global thresholding，而若將影像分隔為多個小區塊，且對於每個小區塊皆取各自不同的門檻值，則稱之為 local thresholding。在交通影像中因為影像中每個區域受到光影變化的影響不盡相同，固若以 global thresholding 的方式來取 dark 或 bright regions 會有許多不理想的情形，例如當影像包含很多雜訊時，或是當光線不足的情況下，對於整張影像是無法以單一門檻值取出完整的 dark 或 bright regions。所以我們選擇用 local thresholding 的方式來對影像中的各個局部區塊取各自的門檻值。

另外，Thresholding 的技術又可以分為 bilevel 與 multilevel，在 bilevel thresholding 中影像被分為兩區塊，前景物與背景。當影像中有多種物件，且每種物件的界面性質不同(反射率不同)，此時就需要多個門檻值才能將每種物件切割出來，即 multilevel thresholding。由於交通影像中包含了多種不同的物件，因此在本研究 multilevel thresholding 是必須的。

至於取門檻值的方法，有些研究是對各個小區塊利用其灰階值的直方圖，找出兩相鄰高峰之間的凹谷所對應的灰階值做為門檻值，此方法在多數情況下無法找出一個合適的門檻值，除非直方圖中有明顯的凹谷，否則偵測凹谷也不是一個合適的方法。因此本研究選用 local optimum threshold 的方法利用空間上的資訊而不是利用直方圖的方法來對於各個局部區域找出其 local 的門檻值，以適應變動的背景和不同

的照明狀況，最後找出我們想要的區域特徵，也就是 dark 以及 bright regions。而 local regions 的範圍則是對前景影像以 multilevel thresholding 的技術自動的將之從影像中分隔出來。以下將利用一個例子來說明 local optimum threshold。

Local Optimum Thresholding 的目的就是要找出各個局部區域的個別最佳門檻值。所謂最佳門檻值，我們以圖 4.3 為例，在這個例子裡，輸入的是一張反轉的前景影像，我們考慮其中一塊 local region  $P_k$ ，接下來對其取門檻值  $T=225\sim140$  ( $T$  值每次遞減 5，在這裡共取了 18 次門檻值)，圖中依門檻值由低到高取出的 dark regions 由左到右，從上到下排列（紅色框為 regions 的 bounding boxes，其上的  $T$  為門檻值，而框內的黑色部分為在  $T$  值下取出的 dark regions。 $th\_lev$  指的是其所對應的 threshold level，同時也用來做為門檻值的編號，門檻值的編號依門檻值的大小由大到小編號，因此  $T$  值最大的其  $th\_lev$  為 0）。觀察圖中綠色框內的部分在每個  $T$  值下的變化，可發現當  $T=140$  或是  $T=145$  時，有 connected region 的情形發生，而當  $T=150\sim185$  時則沒有 connected region 的情形，且沒有發生偵測失誤，因此在這個例子當中我們期望找出的屬於  $P_k$  的最佳門檻值可為  $T=150\sim185$ ，以下將說明如何決定出最佳的門檻值。



圖 4.3 、 Example for illustrating Local Optimum Thresholding.

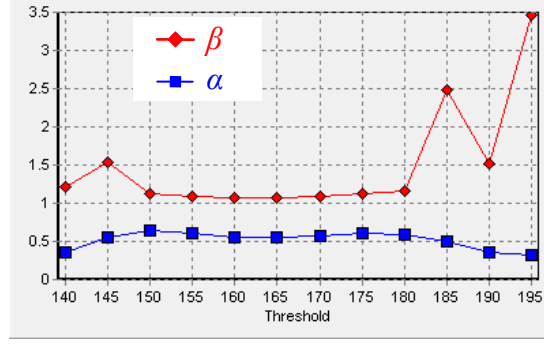


圖 4.4、 $\alpha$  and  $\beta$  of local region  $P_k$

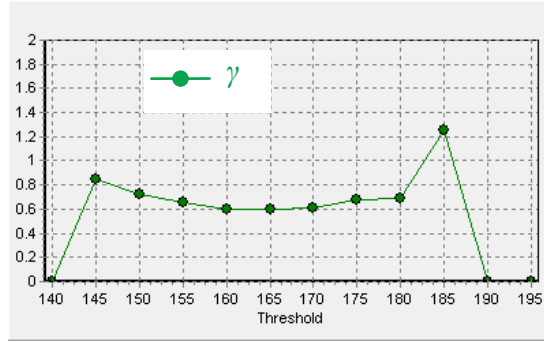


圖 4.5、 $\gamma$  of local region  $P_k$

找最佳門檻值的方法，我們利用 region 的形狀資訊定義了  $\alpha$  和  $\beta$  值，分別代表 area variation rate 和 compactness of segmented region，這兩個值構成了決定門檻值的標準。令  $A_{k,i}$  表示在第  $i$  個 threshold level 下的第  $k$  個 region 的 bounding box 面積。則 area variation rate 為  $\beta_{k,i} = A_{k,i} / A_{k,(i-1)}$ 。如圖 4.3，觀察 th\_lev 由高到低每個綠色框的大小變化量，可以發現當  $T=140$  到  $T=145$ 、 $T=145$  到  $T=150$ 、 $T=185$  到  $T=190$ ，和  $T=190$  到  $T=195$  時的大小變化量都很大(也就是  $\beta$  值很大，如圖 4.4)，當大小變化量大時就很有可能是 connected region 被一分為二的時候。因此找最大的  $\beta$  值可防止相鄰車輛被合併在同一個 region 的情形。然而除了 connected region 的問題之外，還有另一個需要問題需要考慮，那就是避免非車輛 region 的影響(稱之為 ghost region)，因此要增加另一項門檻值的選擇標準， $\alpha$ ，來解決這個問題。令  $N_{k,i}$  為在第  $i$  個 threshold level

下的第  $k$  個 region 的 pixels 總數，則 compactness of segmented region 為  $\alpha_{k,i} = N_{k,i}/M_{k,i}$ ， $M_{k,i}$  為 region 的 bounding box 的面積。當遇到 connected region 的問題時，此時的  $\alpha$  會較小，因為  $M$  值明顯比  $N$  值大。或者是當偵測到 ghost region 的時候  $\alpha$  值也會較小， $\alpha$  值若太小，其對應的門檻值不考慮選取。因此要找 optimum local threshold 就是找出某個門檻值滿足  $\alpha > \tau_l$  這個條件並且使得  $\gamma = \alpha\beta$  有最大值。例如 Fig. 3.3，當  $T=195$  時有最大的  $\beta$  值，但是  $T=195$  時  $\alpha$  值太小，因此選擇  $T=185$  為最佳的門檻值。

$\tau_l$  的設定關係著偵測的敏感度，也就是說若  $\tau_l$  設比較大的值，則可抑制偵測到 ghost region 的情形，但也提高了偵測失誤的風險。相反的  $\tau_l$  值若設較小則易發生 false alarm。在本實驗中  $\tau_l$  設定為 0.5。

所以 Local Optimum Thresholding 就是對輸入影像取很多種門檻值 (multi-level thresholding)，然後對於各個 local region 收集其在各種門檻值下取出的 region 的形狀資訊，也就是  $\gamma = \alpha\beta$  值，最後再依據這個資訊來決定屬於各個 local region 的最佳門檻值。所謂最佳門檻值的定義為在某個門檻值下可以正確的偵測到 dark 或 bright regions 而不受背景和光影變化的影響，並且不會有 connected region 或是偵測到 ghost region 的問題，則此門檻值即為最佳門檻值。至於 local region 的選取則是在 multi-level thresholding 中自動地選取。如圖 4.10 為對圖 4.2 (a) 做完 Local Optimum Thresholding 之後找出的 bright 和 dark regions。

以下為 Local Optimum Thresholding 的整個演算法：

步驟一：

設定  $T$  的初始值為 foreground image/reversed foreground image 的灰階值中最亮的值。設定  $T_0$  為 foreground image 的灰階分布中之最大值所對應的灰階值。如圖 4.6。

步驟二：

對 foreground image/reversed foreground image 取門檻值  $T$  之後得到一張二值化的影像  $I_0$ ，將  $I_0$  裡面所有 connected component 的 bounding box 的座標位置儲存到  $S_0$ ， $S_0 = \{SR_1^0, SR_2^0, \dots, SR_{n_0}^0\}$ 。（ $S_p$  表示 foreground image 在第  $p$  個 threshold level 下的 local region 的集合，也就是  $I_p$  裡面所有 connected component 的 bounding box 的集合。以  $SR_k^p$  表示  $I_p$  裡面的第  $k$  個 connected component 的 bounding box，

$SR_k^p = \{x_{\min}, y_{\min}, x_{\max}, y_{\max}, A_{\text{component}}, A_{\text{box}}\}$ ， $k = 1, 2, \dots, n_p$ 。 $n_p$  為  $I_p$  裡面的 connected component 的 bounding box 總個數。）

步驟三：

Do {

$$T \leftarrow T - \eta, p \leftarrow p + 1.$$

對 foreground image/reversed foreground image 取門檻值  $T$  之後得到一張二值化的影像  $I_p$ ，將  $I_p$  裡面所有 connected component 的 bounding box 之

座標位置儲存到  $S_p = \{SR_1^p, SR_2^p, \dots, SR_{n_p}^p\}$ 。

} while ( $T > T_0$ ).

( $\eta$  在這裡設為 5;  $p$  表示 threshold level, 初始值為 0)

此步驟可以圖 4.7 來說明，其輸入的影像為圖 4.6a。

步驟四：

從  $S_0, S_1, \dots, S_m$  中找出屬於同一個物件  $k$  的 connected component，儲存為

$G_k = \{GR_{p=0}^k, GR_{p=1}^k, \dots, GR_{p=m}^k\}$ 。一開始的  $G_k = \{GR_{p=0}^k\}$ ，而  $GR_{p=0}^k$  是  $S_m$  中的其中一個

元素，也就是說  $\bigcup_{k=0}^{n_m} GR_{p=0}^k = S_m$ ，如圖 4.8。然後當  $p>0$  時， $GR_p^k$  就是選取在  $S_{m-p}$  的

元素中某個包含在  $GR_{p-1}^k$  位置範圍內的其中一個 connected component，如圖 4.9。

步驟五：

對於每個  $G_k$  分別計算  $\alpha_{k,p}$  和  $\beta_{k,p}$ ，選取一個使得  $\gamma=\alpha\beta$  有最大值的門檻值做為其最

佳門檻值，並且滿足  $\alpha > 0.5$  這個條件。若可找到，則此門檻值即為屬於此 local region

的最佳門檻值，否則就以灰階值 255 來做為最佳門檻值。

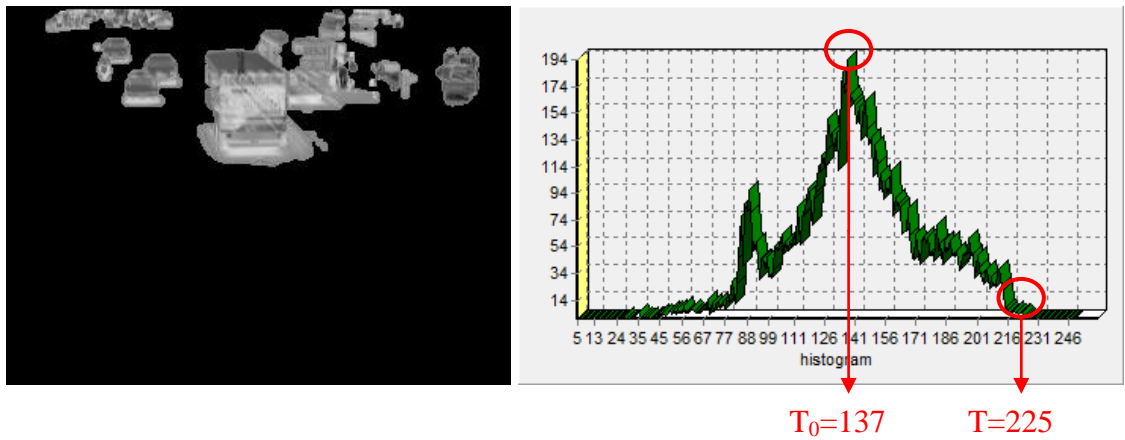












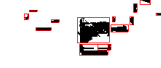


圖 4.6、(a) 反轉的前景影像 (b) 反轉之前景影像的直方圖

T=225 Th_lev=0	T=220 Th_lev=1	T=215 Th_lev=2	T=210 Th_lev=3	T=205 Th_lev=4
				
$S_0 = \{ \}$	$S_1 = \{ \}$	$S_2 = \{SR_0^2\}$	$S_3 = \{SR_0^3, SR_1^3\}$	$S_4 = \{SR_0^4, SR_1^4, SR_2^4\}$




  

T=200 Th_lev=5	T=195 Th_lev=6	T=190 Th_lev=7	T=185 Th_lev=8	T=180 Th_lev=9
				
$S_5 = \{SR_0^5, SR_1^5, \dots, SR_4^5\}$	$S_6 = \{SR_0^6, SR_1^6, \dots, SR_5^6\}$	$S_7 = \{SR_0^7, SR_1^7, \dots, SR_6^7\}$	$S_8 = \{SR_0^8, SR_1^8, \dots, SR_7^8\}$	$S_9 = \{SR_0^9, SR_1^9, \dots, SR_8^9\}$

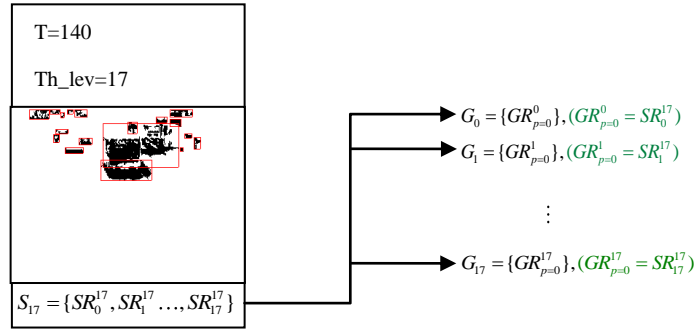
T=175 Th_lev=10	T=170 Th_lev=11	T=165 Th_lev=12	T=160 Th_lev=13	T=155 Th_lev=14
				
$S_{10} = \{SR_0^{10}, SR_1^{10}, \dots, SR_{10}^{10}\}$	$S_{11} = \{SR_0^{11}, SR_1^{11}, \dots, SR_{13}^{11}\}$	$S_{12} = \{SR_0^{12}, SR_1^{12}, \dots, SR_{15}^{12}\}$	$S_{13} = \{SR_0^{13}, SR_1^{13}, \dots, SR_{19}^{13}\}$	$S_{14} = \{SR_0^{14}, SR_1^{14}, \dots, SR_{19}^{14}\}$

T=150 Th_lev=15	T=145 Th_lev=16	T=140 Th_lev=17
		
$S_{15} = \{SR_0^{15}, SR_1^{15}, \dots, SR_{21}^{15}\}$	$S_{16} = \{SR_0^{16}, SR_1^{16}, \dots, SR_{20}^{16}\}$	$S_{17} = \{SR_0^{17}, SR_1^{17}, \dots, SR_{17}^{17}\}$

圖、4.7 Construct  $S_p$ .





圖、4.8 Initial local region variation  $G_k$ , when  $p=0$ .

T=140 Th_lev=17	T=145 Th_lev=16	T=150 Th_lev=15	T=155 Th_lev=14	T=160 Th_lev=13
$G_0 = \{GR_0^0\}$	$G_0 = \{GR_0^0, GR_1^0\}$	$G_0 = \{GR_0^0, GR_1^0, GR_2^0\}$	$G_0 = \{GR_0^0, GR_1^0, \dots, GR_3^0\}$	$G_0 = \{GR_0^0, GR_1^0, \dots, GR_4^0\}$

T=165 Th_lev=12	T=170 Th_lev=11	T=175 Th_lev=10	T=180 Th_lev=9	T=185 Th_lev=8
$G_0 = \{GR_0^0, GR_1^0, \dots, GR_5^0\}$	$G_0 = \{GR_0^0, GR_1^0, \dots, GR_6^0\}$	$G_0 = \{GR_0^0, GR_1^0, \dots, GR_7^0\}$	$G_0 = \{GR_0^0, GR_1^0, \dots, GR_8^0\}$	$G_0 = \{GR_0^0, GR_1^0, \dots, GR_9^0\}$

T=190 Th_lev=7	T=195 Th_lev=6	T=200 Th_lev=5	T=205 Th_lev=4	T=210 Th_lev=3
$G_0 = \{GR_0^0, GR_1^0, \dots, GR_{10}^0\}$	$G_0 = \{GR_0^0, GR_1^0, \dots, GR_{11}^0\}$	$G_0 = \{GR_0^0, GR_1^0, \dots, GR_{12}^0\}$	$G_0 = \{GR_0^0, GR_1^0, \dots, GR_{12}^0\}$	$G_0 = \{GR_0^0, GR_1^0, \dots, GR_{12}^0\}$

T=215 Th_lev=2	T=220 Th_lev=1	T=225 Th_lev=0
$G_0 = \{GR_0^0, GR_1^0, \dots, GR_{12}^0\}$	$G_0 = \{GR_0^0, GR_1^0, \dots, GR_{12}^0\}$	$G_0 = \{GR_0^0, GR_1^0, \dots, GR_{12}^0\}$

圖、4.9 Example of construct  $G_k$ , when  $k=0$ .

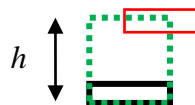


圖、4.10 Dark regions and bright regions.

## 4.2 Merge Rules

得到 dark 和 bright regions 之後，接下來要進行合併的動作，因為 dark region 是可能為車底的區塊，bright region 是可能為車頂的區塊，而一輛車會有車頂和車底，並且同一輛車的車頂和車底距離不會太遠，根據這個條件，我們可假設每個 dark region 與其往上某個範圍內的 bright region，會屬於同一輛車，因此將之合併後得到的 region 即為候選車輛。以下 Rule 1~4 為合併的規則。(dark region 和 bright region 分別以  $B_1, \dots, B_n$  和  $D_1, \dots, D_m$  表示)

**Rule 1.** 對於每個  $D_i$  建立一個  $D_i'$ ， $D_i'$  是  $D_i$  往上延伸一個高度  $h$  的矩形。若存在一個  $B_j$  和  $D_i'$  有重疊的區域，且重疊的面積佔  $B_j$  面積的一半以上，則將  $D_i$  和  $B_j$  合併，合併之後的矩形就視為一個 vehicle candidate( $V_k$ )。如圖、4.11 所示。



圖、4.11 Dark region extension for finding correlated bright regions.

**Rule 2.** 把在 Rule1 沒有被合併的 dark regions 都視為一候選車輛。

**Rule 3.** 檢查在 Rule1 沒有被合併的 bright regions，若和 foreground image 有交集，且不被包含在其他候選車輛裡面，則將之視為一候選車輛。

**Rule 4.** 令  $VC_1, \dots, VC_q$  表示在 Rule 1~3 決定出的候選車輛，檢查任一對  $VC_i$  和  $VC_j$  若彼此重疊的面積太大，則捨去其中一個。

觀察所得到 dark 和 bright regions 在不同車輛的分布情形，發現顏色較亮的車輛可以同時找出 dark region 和 bright region，然而顏色較暗的車輛可能只找到 dark region。根據這個觀察結果，車輛的顏色不管是亮或是暗，都應該找得到 dark region，所以定 Rule 2. 這個規則。至於 Rule 3. 和 Rule 4. 是為了偵錯，用以避免取到非車輛的 region。圖 4.12 為合併之後的結果，即候選車輛。

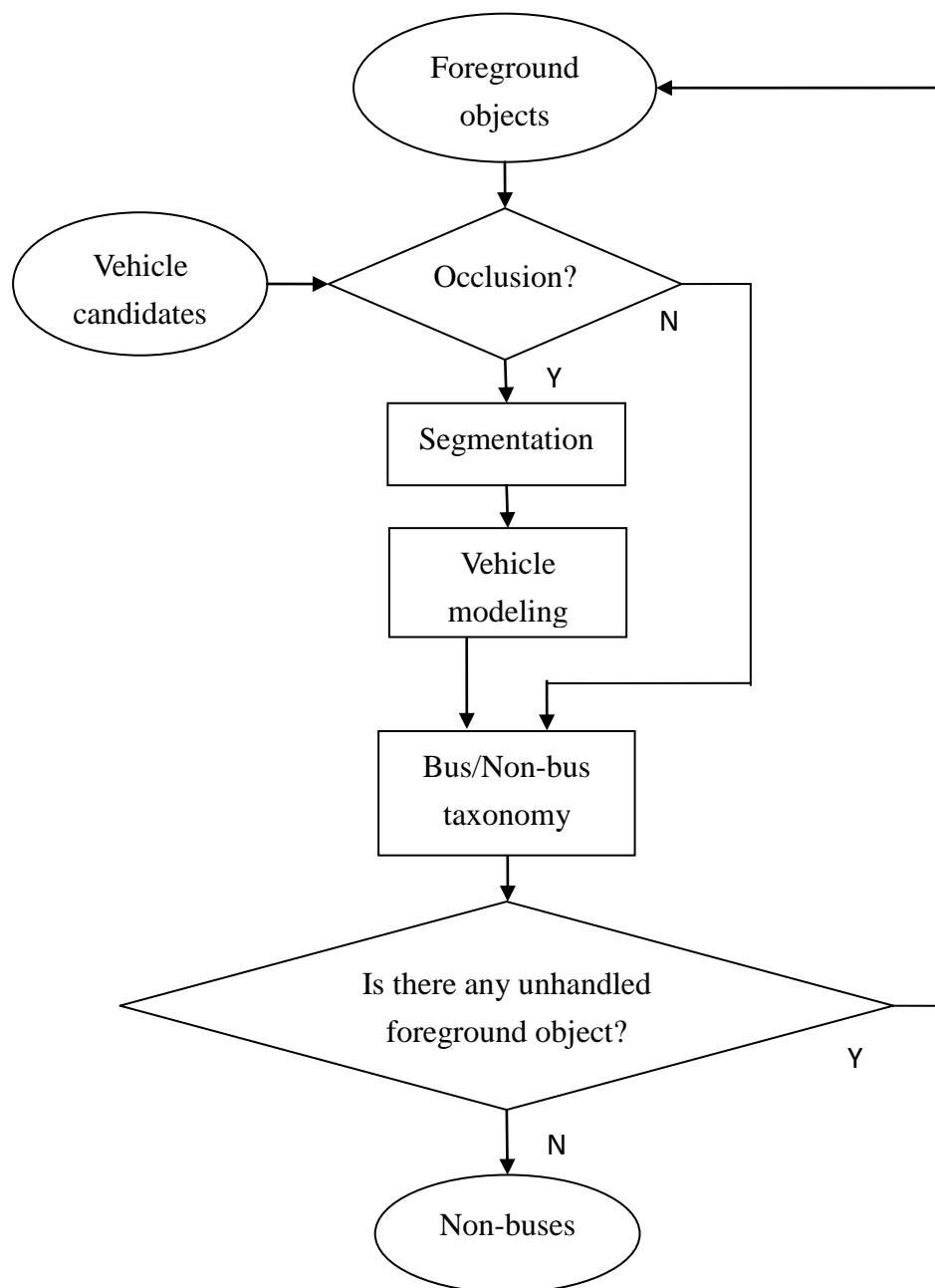


圖、4.12 候選車輛

## 第五章 非公車偵測

非公車偵測主要包含四個部份，分別是 occlusion 的判斷、切割、vehicle modeling，以及車輛分辨。以下為非公車偵測的流程，如圖 5.1。首先我們從 foreground image 中每次取出一個 foreground object，對其判斷是否有 occlusion 的情形，此部分需要用到在第四章車輛定位中得知的候選車輛的資料。若 foreground object 被判斷出有 occlusion，則進行切割，切割完成之後的每個 object 則視為一輛車，接著要對每一車輛做 vehicle modeling，得到車輛的 3D 參數，根據這些參數我們可以進行車輛分辨，如此一來即可辨識出非公車的車輛。而若 foreground object 沒有發生 occlusion，則不做切割，直接將此 foreground object 視為一輛車，接著也是做 vehicle modeling 然後進行車輛分辨。接下來再從 foreground image 中取下一個尚未檢查的 foreground object，直到所有 foreground objects 都經過處理後才停止。

我們將在 5.1 節介紹如何判斷一個 foreground object 是否發生了 occlusion，5.2 節描述當 foreground object 有 occlusion 的情形時所要進行的切割方法，而有關 vehicle modeling 的部分將在 5.3 節說明，5.4 節則是車輛分辨的方法。



圖、5.1 非公車偵測之流程圖

## 5.1 判斷是否有 occlusion 的情形

對一個 foreground object 要判斷其是否有 occlusion 的情形，以下定了兩個條件，當 foreground object 同時滿足這兩個條件，則判斷其發生了 occlusion。

occlusion 的條件：

1. 一個 foreground object 的 bounding box 中存在兩個以上的 vehicle candidate
2. Foreground object 的車輛模型之面積 和 Foreground object 本身的面積之間的比率  $R_{area}$  不接近 1

也就是以下的判斷式：

For each  $F_j$

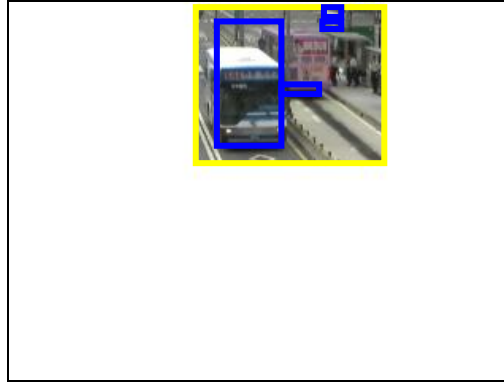
if  $vnum_j > 1 \ \& \ |R_{area}-1| > 0.5$

- $F_j$ : Foreground object's bounding box
- $vnum_j$ : number of vehicle candidates in  $F_j$
- $R_{area} = \min((A_{model}/A_{foreground}), (A_{foreground}/A_{model}))$

接下來分別說明 occlusion 的兩個條件，

條件一：

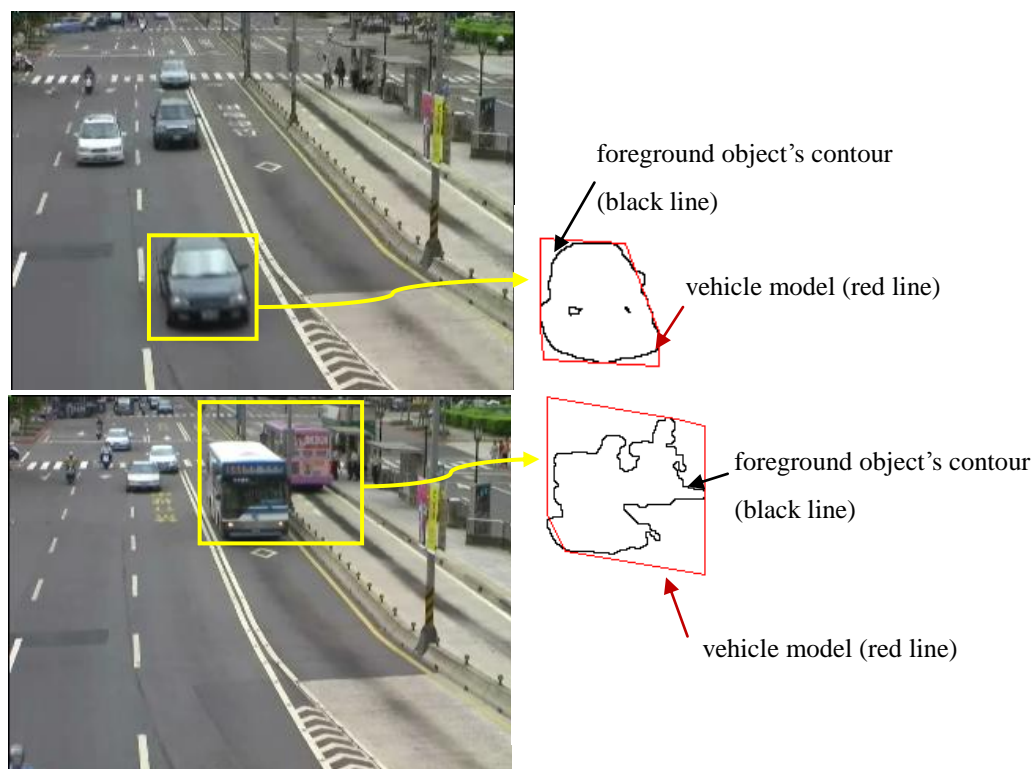
利用 vehicle location 的結果，在每一個 foreground object 的 bounding box 中若存在兩個以上的候選車輛，則可能發生 occlusion，如圖 5.2。



圖、5.2 前景物與其內所包含之候選車輛，黃色框線為前景物之 bounding box，藍色框線為候選車輛

條件二:

首先要對 foreground object 做 vehicle modeling(在 5.3 節會介紹)，得到車輛模型之後計算車輛模型和 foreground object 本身的面積比率， $R_{area}$ 。若  $R_{area}$  接近 1 表示車輛模型和 foreground object 的形狀很接近，而若  $R_{area}$  不接近 1 則表示車輛模型和 foreground object 沒有很吻合，也就是可能發生了 occlusion。參考圖 5.3，圖中顯示了 foreground object 與其車輛模型在不同情形下的輪廓示意圖。



圖、5.3 vehicle model of occluded and unoccluded cases

(a)single vehicle (b) ,and it's vehicle model.

(c)two-vehicle occlusion (d) , and it's vehicle model.

## 5.2 切割

當某個 foreground object 經過判斷得知其有 occlusion 的情形，則需進行切割，如圖 5.4 a。切割的方法首先要將所有在此 foreground object 內的候選車輛依照 y 軸的影像座標值由小到大排序。以下用  $F_j$  表示 foreground image 中的第  $j$  個 foreground object； $v_{ji}$  表示在  $F_j$  內的候選車輛， $i=1,2,\dots,n_v$  ( $n_v$ : number of candidates in  $F_j$ )， $i$  越小代表候選車輛  $v_{ji}$  的 y 座標值越小。

排序好之後即可進行切割的處理，我們每次從最上端未處理的  $v_{ji}$  開始，比較  $v_{ji}$  和  $v_{j,(i+1)}$  的方位關西，若  $v_{ji}$  在  $v_{j,(i+1)}$  的右方則以 Case1 的方式切割，反之則以



Case2 方式切割。每次的切割會將 object 一分為二，上端的 object 即為一車輛，下端的 object 則繼續進行切割，直到所有的  $v_{ji}$  都經過處理。完成之後原本的 foreground object 會被分成多個 object，而每個 object 皆為一單獨的車輛，沒有 occlusion，即為本方法偵測出來的車輛，結果如圖 5.5 和圖 5.6。

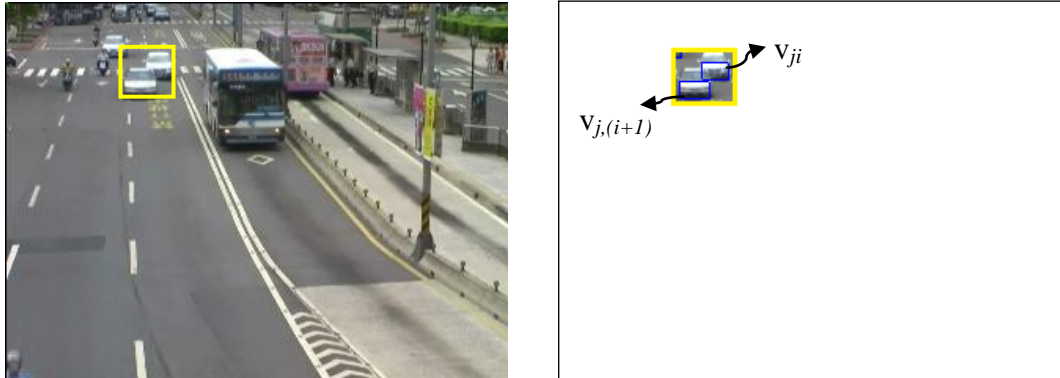


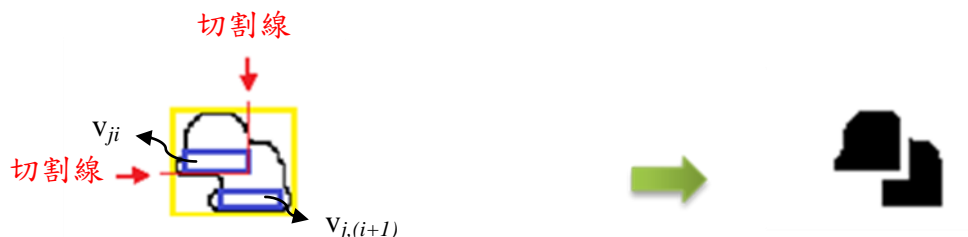
圖 5.4、(a) 輸入影像 (b)  $v_{ji}$  表示在第  $j$  個 foreground object 的 bounding

box(yellow line)裡面的第  $i$  個候選車輛(blue line)。

Case1:  $v_{ji}$  在  $v_{j(i+1)}$  的右方



Case2:  $v_{ji}$  在  $v_{j(i+1)}$  的左方



以下兩個例子為不同的 occlusion 狀況以及其切割結果。圖 5.5 顯示兩台車輛 occlusion 的狀況，而圖 5.6 顯示三台車輛 occlusion 的狀況。



圖 5.5、two-vehicle occluded: (a) image; (b) foreground; (c) segmented image.



圖 5.6、three-vehicle occluded: (a) image; (b) foreground; (c) segmented image.

### 5.3 Vehicle modeling

此步驟要對每個偵測出來的車輛在2D的影像平面上做model fitting，這裡採用的 vehicle model稱做generalized deformable model，如圖 5.7。以下將vehicle modeling 分為三部分做說明，A) Generalized deformable model, B) Model fitting, C)車輛3D 特徵的決定。

#### A. Generalized deformable model

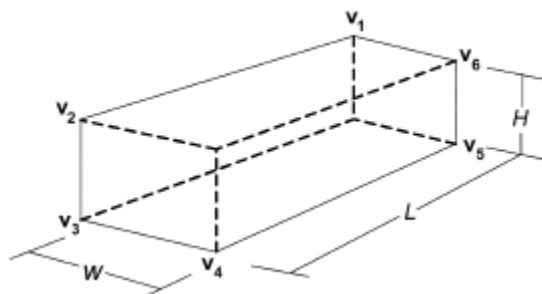


圖 5.7、Generalized deformable model.

首先介紹generalized deformable model， $M$ ，基本上它是3D的立方體，將之投影到2D平面上如圖 5.7，可以六個頂點表示， $M = \{v_k \mid k = 1, \dots, 6\}$ 。這種model

有幾個特性:1)不需要事前知道車輛的種類，而可以套用在任何一種類型的車輛，就算是形狀複雜的車輛，例如水泥車或者是拖吊車；2)可以變形以套用在任何大小的車輛；3)不受occluded vehicle的影響。然而也因為這種model的簡易性，在區別車輛種類時就會受限制。

## B. Model fitting

接下來model fitting說明如何套用generalized deformable model到每個偵測出來的車輛上，以下為Model fitting的步驟：

Step 1) 計算前景物輪廓之重心位置， $g$ ， $g = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} z(i)$ 。 $z(i)$ 表示前景物輪廓上的第 $i$ 個像素點之座標位置； $N$ 表示前景物輪廓上像素點的總個數。如

圖5.8 a所示。

Step 2) 在通過 $g$ 點且沿著道路方向的直線上找出一點 $q$ ，如圖5.8 a所示。 $q$ 的定義如下，其中 $a$ 為一常數。

$$\theta = \cos^{-1} \left( \frac{|x_g - x_p|}{\sqrt{(x_g - x_p)^2 + (y_g - y_p)^2}} \right) = \theta_{road}$$

$$q = g + a \cdot \begin{pmatrix} \cos \theta_{road} \\ \sin \theta_{road} \end{pmatrix}$$

Step 3) 將 $\overrightarrow{gq}$ 從2-D的影像座標系統轉換到3-D的真實世界座標系統上，轉換後以

大寫字母的 $\overrightarrow{GQ}$ 表示。將 $\overrightarrow{GQ}$ 旋轉 $90^\circ$ 之後可得到 $\overrightarrow{GQ'}$ ，如圖5.8 b。再將

$\overrightarrow{GQ'}$ 由3-D的真實世界座標系統轉回到2-D的影像座標系統上得到 $\overrightarrow{gq'}$ ，

即為一在道路平面上垂直於道路方向的向量。將 $\overrightarrow{gq'}$ 向量往上平移直到

遇到前景物的上邊界，即為構成車輛模型的上邊界線。同理，將 $\overline{gq'}$ 向量往下平移直到遇到前景物的下邊界，即為構成車輛模型的下邊界線。如圖 5.9 a所示。

$$Q' = \begin{cases} Q'_x = G_x + \overline{GQ} \cdot \cos \theta \\ Q'_y = G_y - \overline{GQ} \cdot \sin \theta \end{cases}$$

Step 4) 將 $g$ 和道路消失點 $p$ 連線成為 $\overline{gp}$ ，然後我們利用 $\overline{gp}$ 將前景物一分為二，分別對這兩個部分找出前景物輪廓點中與 $\overline{gp}$ 距離最遠的端點 $q1$ 與 $q2$ 。找出 $q1$ 與 $q2$ 後再將之分別與消失點連接，即為構成車輛模型的另外兩條邊界線，如圖 5.9 b。

Step 5) 以一條垂直線左右平移以找出構成車輛模型的左右邊界線，如圖5.10 a。

Step 6) 從Steps 3), 4), 和 5)找到的六條線段兩兩相交的交點中，我們可以得到車輛模型 $M$ 的六個頂點，如圖 5.10 b。而圖 5.11為一前景物經過車輛 modeling之後的結果圖。

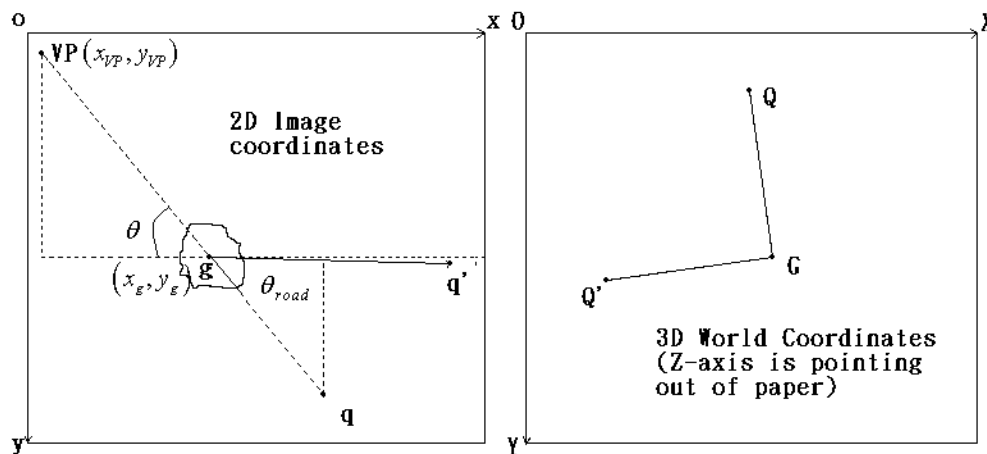


圖 5.8、modeling fitting (a) 找出前景物之重心 $g$ 重以及在消失點 $VP$ 與 $g$ 之連線上的點 $q$ 。(b) 轉換到 3D 世界空間座標上，獲得 $\overline{GQ'}$ 。

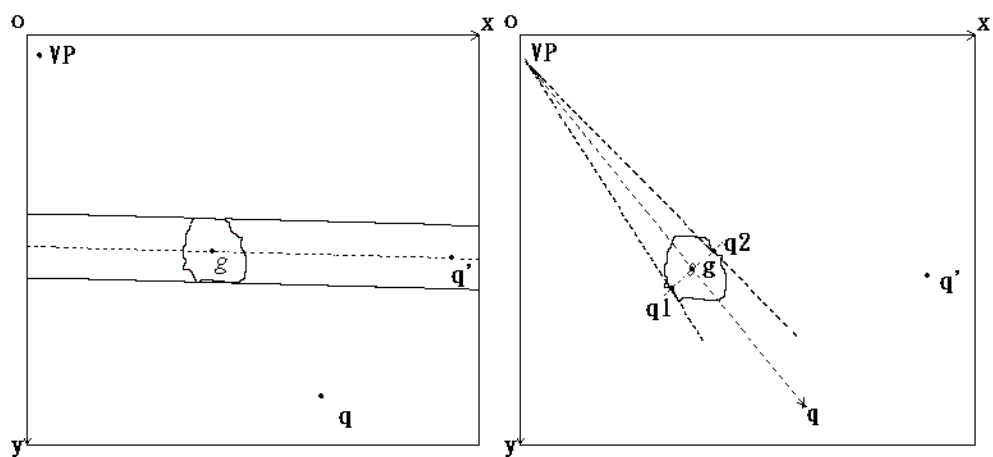


圖 5.9、modeling fitting (a) 將向量  $\overrightarrow{gq'}$  上下平移以找出前景物車輛模型之上邊界與下邊界。 (b) 獲得  $q1$  與  $q2$ 。

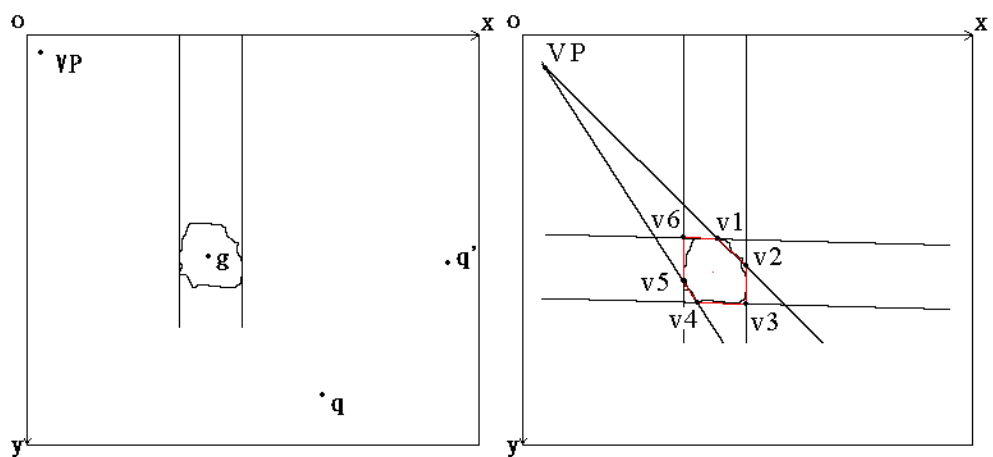


圖 5.10、modeling fitting (a) 找出前景物車輛模型之左邊界與右邊界。

(b) 紅色線段即為前景物之車輛模型。



圖5.11、車輛 Modeling的實驗結果

(a)原始影像，(b) 二值化的車輛mask

(c) 擷取的前景，(d)車輛modeling的結果。

### C. 決定車輛的 3D 特徵

Model fitting之後，每一車輛皆可以  $M$  來表示， $M = \{v_k \mid k = 1, \dots, 6\}$ 。將  $v_1, v_2, \dots, v_6$  在影像上的座標值代入2D到3D的轉換方程式， $\Phi^{-1}$ ，即可計算出車輛在真實世界上的長、寬、高( $\Phi^{-1}$ 是在先前的前處理中經由Camera Calibration得到的，是offline的)。而車輛長、寬、高的實際算法如下式，我們假設  $v_3$ 、 $v_4$ 、 $v_5$  在地平面上，也就是說  $Z_i = 0$ ， $i = 3, 4, 5$ 。並且  $v_2$  和  $v_3$  有相同的  $X$  和  $Y$  在3D座標上，也就是說  $X_2 = X_3$  且  $Y_2 = Y_3$ ，而  $v_2$  的  $Z$  座標即為  $H$ ，意即  $Z_2 = H$ 。

$$W = |\Phi^{-1}\{v_4, 0\} - \Phi^{-1}\{v_3, 0\}|,$$

$$L = |\Phi^{-1}\{v_5, 0\} - \Phi^{-1}\{v_4, 0\}|,$$

$$\Phi^{-1}\{v_2, H\} = \Phi^{-1}\{v_3, 0\} + \begin{Bmatrix} 0 \\ 0 \\ H \end{Bmatrix}.$$

## 5.4 公車與非公車之分辨

獲得車輛的 3D 特徵之後，例如車輛的長、寬、高，即可做車輛分辨。在這裡以車輛在真實世界中的寬，來做為車輛分辨的依據，我們將車輛分為以下三類，non-car、car、bus，如表 5.1。分辨的結果如圖 5.12。

表 5.1 車輛分辨的依據

Noncar	$W \leq TH_1$
Car	$W > TH_1 \quad \& \quad W \leq TH_2$
Bus	$W > TH_2$

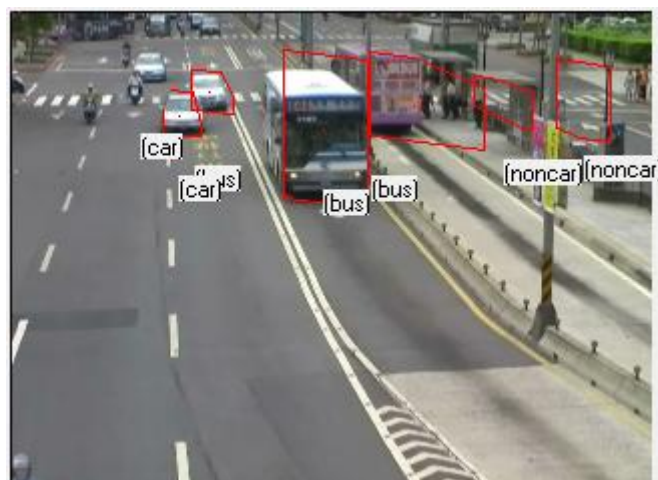


圖 5.12、Result of Bus/Non-bus taxonomy

## 第六章 實驗結果

本實驗利用一般攝影機架設於天橋上，向下朝道路方向拍攝，共拍攝了三段影像如圖 6.1，首先在對每段影像做處理之前要做攝影機校正，而對這三段影像做攝影機校正的結果如下表 6.1。本實驗的系統開發平台為 Borland C++ 6.0，作業系統為 Windows 7，系統測試的硬體設備為 Intel Core 2 Quad CPU Q9400 @ 2.66GHz 2.67GHz，處理 320\*240 的影像。

### 6.1 攝影機校正之結果



圖 6.1、交通影像(a) sequence 1 (b) sequence 2 (c) sequence 3


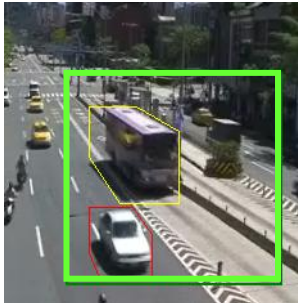

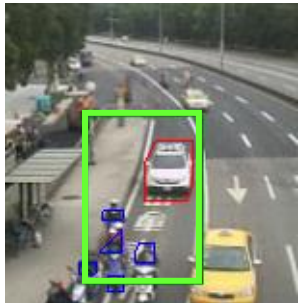

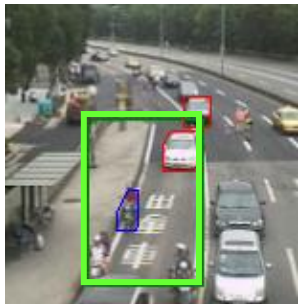


表 6.1、求得之攝影機參數






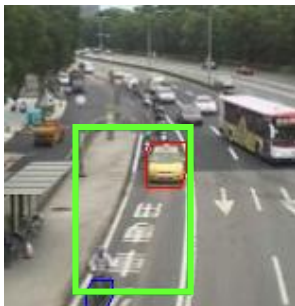
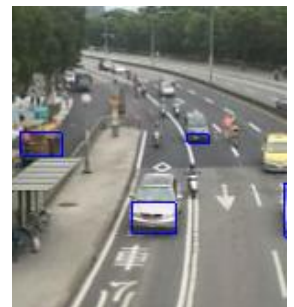

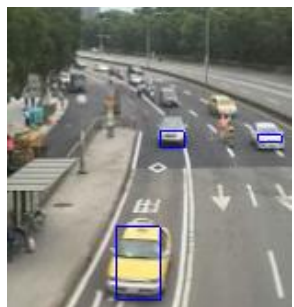
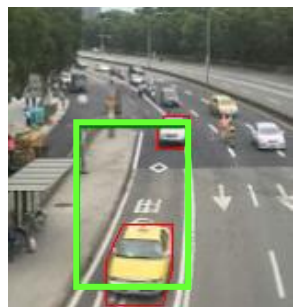
Paremters Sequence	$s$ Swing angle (單位:deg)	$t$ Tilt angle (單位:deg)	$p$ pan angle (單位:deg)	$f$ Focal length (單位:pixels)	$l$ Camera distance (單位:m)
1	<b>13.95</b>	<b>193.91</b>	<b>103.70</b>	<b>201.83</b>	<b>953.44</b>
2	<b>53.60</b>	<b>150</b>	<b>201.73</b>	<b>238.77</b>	<b>116.36</b>
3	<b>-4.29</b>	<b>185.08</b>	<b>113.58</b>	<b>433.43</b>	<b>3155.10</b>





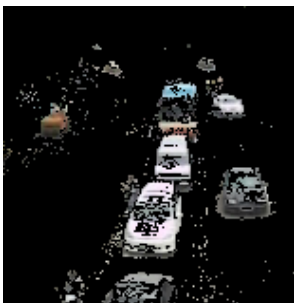



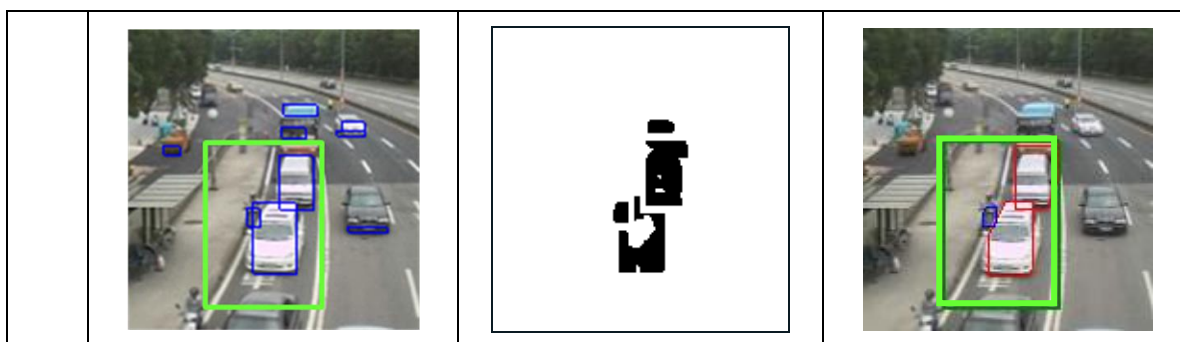
## 6.2 車輛定位以及非公車偵測的結果

本研究的目的是在偵測公車專用道上之非公車的車輛，因此影片中的公車專用道是我們所關注的區域，即圖中綠色框線內的範圍。圖 6.2 (A)(B)(C)分別展示本實驗在不同情況下的執行結果，一種是在車輛沒有 occlusion 的情況下若有非公車的車輛闖入時的執行結果，對於每個不同的輸入影像均放置兩張圖片顯示車輛定位以及非公車偵測兩步驟之結果；另一種則是當車輛發生 occlusion 或是當陰影造成不同車輛合併在一起時的執行結果，此種情況較為複雜，首先須要將車輛個別擷取出來，再對其做分類，因此對於每個 case 均放置了六張圖片以顯示各步驟之結果，分別是輸入影像、前景圖、前景圖做 erosion 以及 dilation 後的圖、車輛定位之結果圖、切割的結果圖，還有最後非公車偵測之結果圖。

A. 有非公車的車輛闖入公車專用道(前景物沒有 occlusion 的情況)		
Result Sequence	Vehicle candidates (blue line)	Bus/Non-bus taxonomy (yellow line: bus, red line: car, blue: non-car)
Case1		
Case2		
Case3		
Case4		

Case5		
Case6		
Case7		
Case8		
Case9		

	B. 當前景物發生 occlusion 的情況		
Case1	Input image	1. Foreground Image	2. Foreground object
			
	3. Vehicle candidates	4. Result of segmentation	5. Result of bus/non-bus taxonomy
Case2	Input image	1. Foreground Image	2. Foreground object
			
	3. Vehicle candidates	4. Result of segmentation	5. Result of bus/non-bus taxonomy







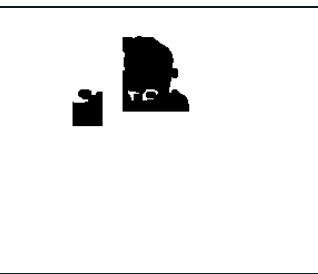
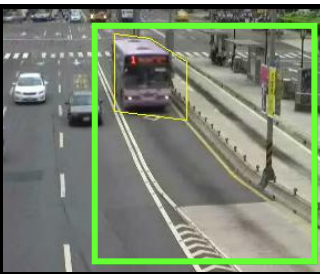
	C. 前景物因為陰影而合併的情況		
Case3	Input image	1. Foreground Image	2. Foreground object
			
	3. Vehicle candidates	4. Result of segmentation	5. Result of bus/non-bus taxonomy
			

圖 6.2、實驗結果圖

(A) 有非公車的車輛闖入公車專用道(前景物沒有 occlusion 的情況)

(B) 當前景物發生 occlusion 的情況

(C) 前景物因為陰影而合併的情況

## 6.3 討論

表 6.2 車輛定位的結果

	Number of vehicles					
Vehicle Type	Seq. 1		Seq. 2		Seq. 3	
	<i>located</i>	<i>Not located</i>	<i>located</i>	<i>Not located</i>	<i>located</i>	<i>Not located</i>
bus	13	2	5	0	6	0
car	5	1	6	3	32	1
Non-car	5	1	2	11	14	12

表 6.3 非公車偵測的結果

	Number of vehicles					
Vehicle Type	Seq. 1		Seq. 2		Seq. 3	
	<i>T</i>	<i>F</i>	<i>T</i>	<i>F</i>	<i>T</i>	<i>F</i>
bus	8	5	2	3	4	2
Non-bus	7	1	8	0	39	7

表 6.4 車輛定位的正確率

	Ratio of vehicle location		
Vehicle Type	Seq. 1	Seq. 2	Seq. 3
accuracy	40%	84%	80%
error	51%	16%	20%

表 6.5 非公車偵測的正確率

	Bus/non-bus detection ratio		
Vehicle Type	Seq. 1	Seq. 2	Seq. 3
accuracy	78%	71%	76%
error	21%	28%	23%



觀察所有的實驗結果，在車輛定位中，若拍攝的場景中有電線杆在兩車道的分隔島上，如 sequence 1，則以攝影機的視線來看位於電線杆後方之車輛，會因為電線杆屬於背景的關係，使車輛在取前景時可能會被電線杆一分為二，也可能讓本來屬於同一車輛的 bright regions 變成不同的兩塊，如圖 6.3 b 之綠色框線，將造成合併時發生失誤，如圖 6.3 c，淺藍色框線之 dark region 與其上位於電線杆左邊本應屬於另外一車輛之 bright region 被合併為同一塊候選車輛。

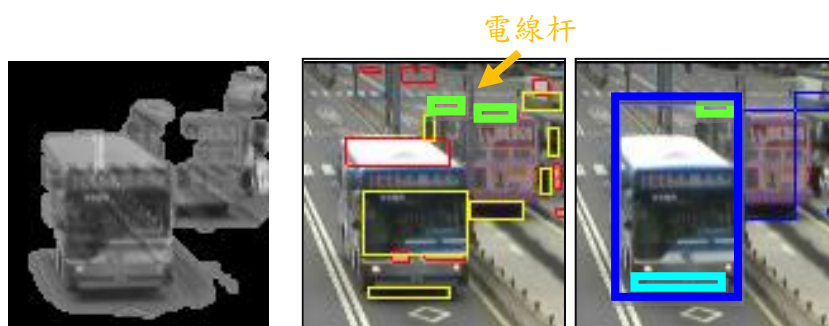


圖 6.3、(a) foreground object, (b) bright (red line) and dark (yellow line) regions, (c) vehicle candidates.

另一方面，當同一車道上有多輛車前後互相遮蔽且發生嚴重的 occlusion，則此時的 dark region 會難以偵測到，如圖 6.4 a。因為在此情況下，車底陰影部分幾乎完全被遮蔽。然而，就算沒有偵測出 dark region，我們仍可利用偵測到的 bright region 來做車輛定位，除非遇到難以偵測 bright region 的深色車輛，則此車輛可能就會遺漏。如圖 6.4 a、b 之紅色線段範圍內，有三台深色車輛都因為與其他車輛前後遮蔽，而使得其缺少車底陰影的部分，就無法偵測出 dark region。又因為深色車輛較難偵測出 bright region，使得這三台車輛在車輛定位中無法被定位出來。

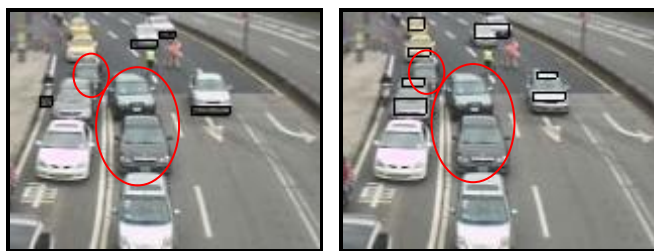
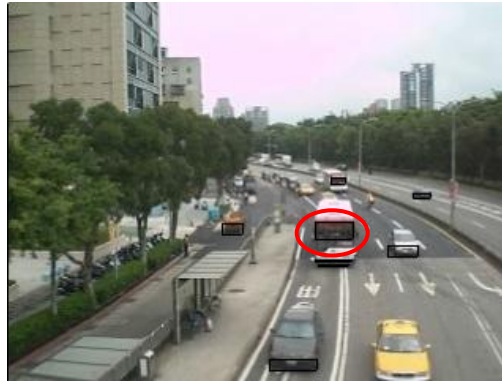


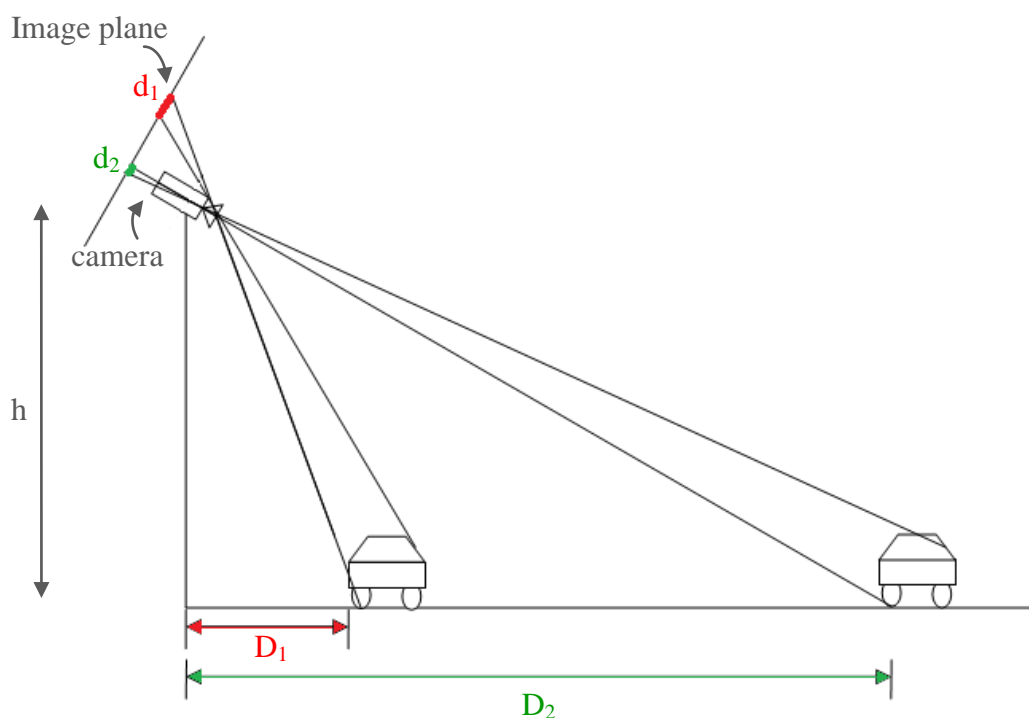
圖 6.4、(a)dark regions (b)bright regions

除此之外，在偵測公車之 dark region 時，通常公車中間之擋風玻璃也會被當成一塊 dark region 而取出，如圖 6.5，原因是這部分通常也很暗的關係。不過若合併的規則訂的好，這塊擋風玻璃將不會影響到車輛定位的結果。關於合併的規則，如圖 4.11，我們是對每一個 dark region 將之與其往上一個範圍內所涵蓋的 bright regions 都合併為一區塊，就視為候選車輛。而因為物體距離攝影機的距離遠近會影響其在影像平面中的大小，如圖 6.6。所以對於影像中任何位置上的物體，其合併的距離  $h$  不能為單一固定的，要隨著物體距離攝影機越遠，其  $h$  就要越小。因此我們需要一個合適的方式來訂出可以隨著物體距離攝影機的遠近而不同的合併距離。再者，影像中的大車和小車其車底和車頂的距離在真實世界中本來就相差不少，所以在影像的相同位置上大車和小車之 dark region 和 bright region 的合併距離也應該要不同。所以良好的合併規則，首先應該利用一些方法來判斷物體是大車還是小車，再來考慮物體會因距離攝影機的遠近而在影像上呈現不同的大小，因此分別對兩種車輛在影像上不同的位置訂不同的合併距離，最後才能正確定位出車輛。





圖、6.5 dark regions，紅色線段內公車之擋風玻璃被視為一 dark region。



圖、6.6 物體與攝影機之距離遠近與物體在影像中的大小之關係示意圖

其中有一個方法是，對於每一塊 dark region 往上直到找到一塊 bright region 才停止合併的動作。但是這方法要在 bright 以及 dark region 都沒有發生偵測錯誤的狀況下才能正確的執行。在某些情況下，例如上述深色車輛之 bright region 若沒有找出，或是當找到的 region 並不是車頂或是車底部分，則可能會造成很大的錯誤，可能會使得候選車輛的區塊涵蓋了太多的 regions。當錯誤的候選車輛區塊涵蓋了太多的

region，可能使得在這區塊原本偵測正確的候選車輛，因為被包含在此錯誤的候選區塊內，就被當成是一台車內包含另一台車的情形，導致原本偵測正確的候選車輛但沒有被保留，反而被捨棄。

對於這個問題，我們目前是在對影像做處理之前先將影像分為四個部分，如圖 6.7，對於大車和小車分別記錄其在影像中不同位置的長度，建立一個表格，如表 6.6。之後，對每個 dark region 換算其在真實世界中的寬度。參考圖 6.8，dark region 可以  $v_1 \sim v_4$  表示，如圖 6.9，並且因為車底陰影是在路面上的，所以可假設  $v_2$  和  $v_4$  在地平面上，也就是說  $Z_2 = 0$  且  $Z_4 = 0$ ，根據攝影機校正之後所得之影像與真實空間之對應方程式，如 6.1 式。當長度可能是大車時，則合併的距離就依據大車在該位置上所應有的長度，做為合併的距離。

$$W = |\Phi^{-1}\{v_2, 0\} - \Phi^{-1}\{v_4, 0\}| \quad 6.1$$



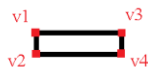
圖、6.7 將影像分為 a、b、c、d 四個部分。

表 6.6

$h$ (單位: pixel)		
Type Position	bus	car
a	20	5
b	40	20
c	50	30
d	100	50



圖、6.8 dark regions of bus(black line)



圖、6.9 以  $v_1 \sim v_4$  表示一 dark region。

## 第七章 結論及未來發展

### 7.1 結論

為了確保公車專用道的設置能夠發揮效用，近年來各國引進了數位的相機執法系統，以非人力的方式來監控闖入公車專用道的車輛，以解決道路使用者非法佔用公車專用道之執法問題，使得公車的服務效率有效地提升，從而減輕道路的壅塞情況。本研究即利用電腦視覺的方法，對攝影機拍攝的影片自動的處理以偵測出非公車的車輛闖入公車專用道。

而在視覺式交通監測系統中，對於車輛偵測最主要的問題就是車輛互相遮蔽，發生 occlusion 的情形。Occlusion 的解決方式有很多種，本研究以 feature-based 的方式，找出影像中的兩種區域特徵以解決 occlusion 的情形以及前景物因為陰影而合併的問題。我們利用 local optimal thresholding 的方法來取出 dark region 及 bright region 這兩種區域特徵，藉由合併這兩種區域特徵，可找出影像中可能為車輛之位置，即候選車輛。再來對於有 occlusion 的前景物根據候選車輛的位置，進行切割的動作，將車輛個別的取出。當所有前景物皆經過切割或不切割之處理後，得到的每個 object 即為一台車輛，再對其做 vehicle modeling。之後便可以此 model 的六個頂點，由影像平面座標轉換至真實世界座標，計算出每一車輛在真實世界中的長、寬、高，並以此做為分辨公車或是非公車的依據，最後將非公車的車輛標示出來。

## 7.2 未來發展

目前本研究是將闖入之車輛在影像中標示出來，未來我們希望對其定位出車牌號碼，以記錄可疑的非法車輛闖入事件並以此做為懲罰的依據。另外，由於我們只對單張影像做處理，沒有利用連續影像之時間上的資訊，因此未來希望能加入追蹤的步驟，除了讓系統更可靠之外，還可提升系統處理的速度，原因是加入追蹤後不需要對每一張影像做花費較多時間的偵測。而對於本研究找出的兩種區域特徵，dark regions和bright regions之合併方法，未來可以參考[Lee06]的做法，利用epipolar geometry先將影像轉成讓道路方向是垂直的，使得車輛的長度與此轉換的影像是成比例的，這樣一來，就無須考慮車輛與攝影機的距離遠近，在此轉換的影像中，即可訂出一個合適的合併距離。



圖 7.1、Geometric transformation

## 參考文獻

- [Cha93] Charkari, N.M., Mori, H., “A new approach for real time moving vehicle detection,” Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Vol. 1, pp. 273 – 278, 1993.
- [Fun03] Fung George S. K., Yung Nelson H. C., Pang Grantham K. H., “Camera calibration from road lane markings,” Opt. Eng. SPIE, vol. 42, no. 10, pp. 2976–2977, Oct. 2003.
- [Gup02] Gupte, S., Masoud, O., Martin, R.F.K., Papanikolopoulos, N.P., “Detection and classification of vehicles ,” IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 3, pp. 37 – 47, 2002.
- [Lai01] Lai, A.H.S., Fung, G.S.K., Yung, N.H.C., “Vehicle type classification from visual-based dimension estimation,” Proceedings of Intelligent Transportation Systems, pp. 201 – 206, 2001.
- [Lee06] Lee Deaho, Park Youngtae, “Robust vehicle detection based on shadow classification,” IEEE Conference on International Pattern Recognition , Vol. 3, pp. 1167 – 1170, 2006.
- [Lin09] Lin Shanming, Tang Jun, Zhang Xuwu, Lv Yanyun, “Research on traffic moving object detection, tracking and track-generating” IEEE International Conference on Automation and Logistics, pp. 783 – 788, 2009.
- [Mor94] Mori, H., Charkari, N.M., Matsushita, T., ”On-line vehicle and pedestrian detections based on sign pattern,” IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 41, pp. 384 – 391, 1994.
- [Mos07] Mosabbebe, E.A., Sadeghi, M., Fathy, M., Bahekmatt, M., “A low-cost strong shadow-based segmentation approach for vehicle tracking in congested traffic scenes,” International Conference on Machine Vision, pp. 147 – 152, 2007.
- [Pal93] Nikhil R. Pal, Sankar K. Pal, “A review on image segmentation techniques,” Pattern Recognition Society, Vol. 26, pp. 1277– 1294, 1993.

- [Pan04] Pang, C.C.C., Lam, W.W.L.; Yung, N.H.C., "A novel method for resolving vehicle occlusion in a monocular traffic-image sequence," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 5, pp. 129 – 141, 2004.
- [Pan07-1] Pang, C.C.C., Tan Zhigang, Yung, N.H.C., "A methodology for resolving severely occluded vehicles based on component-based multi-resolution relational graph matching," International Conference on Machine Vision, pp. 141 – 146, 2007.
- [Pan07-2] Pang, C.C.C., Lam, W.W.L., Yung, N.H.C., "A Method for Vehicle Count in the Presence of Multiple-Vehicle Occlusions in Traffic Images," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 8, pp. 441 – 459, 2007.
- [Par01] Park Youngtae, "Shape-resolving local thresholding for object detection," Journal, Pattern Recognition Letters , 22(8), south korea, PP. 883–890, 2001.
- [Sad06] Sadeghi, M., Fathy, M., "A Low-Cost Occlusion Handling Using a Novel Feature in Congested Traffic Images," IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, pp. 522 – 527, 2006.
- [Wu08] Wu Wei Zhang, Q.M.J., Xiaokang Yang, Xiangzhong Fang, "Multilevel Framework to Detect and Handle Vehicle Occlusion," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 9, pp. 161 – 174, 2008.