

國立交通大學  
電機與控制工程研究所

碩士論文

使用部份區域特徵解決遮蔽物件的



辨識系統

The Occluded Object Recognition System  
Using Partial Shape Features

研究生： 陳 弘 齡

指導教授： 胡 竹 生 博士

中華民國九十六年七月

使用部份區域特徵解決遮蔽物件的  
辨識系統

The Occluded Object Recognition System Using  
Partial Shape Features

研究生：陳弘齡

Student：Hon-Lin Chen

指導教授：胡竹生

Advisor：Dr. Jwu-Shen Hu

國立交通大學  
電機與控制工程研究所  
碩士論文

A Thesis

Submitted to Department of Electrical and Control Engineering

College of Electrical Engineering and Computer Science

National Chiao Tung University

in partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of

Master

in

Electrical and Control Engineering

July 2007

Hsinchu, Taiwan, Republic of China

中華民國九十六年七月

# 使用部份區域特徵解決遮蔽物件的辨識系統

研究生：陳弘齡

指導教授：胡竹生博士

國立交通大學

電機與控制工程研究所碩士班

## 摘要



在一般的生活情形下，物體遮蔽的問題總是發生在日常生活中，總是不易得到一完整無缺的物件影像，在只得到遮蔽物件的情況下，本論文利用 2D 影像資訊為基礎解決物遮蔽的辨識問題，進而了解受遮蔽的部份。此一系統利用混合高斯機率模型建構背景模型，對目前影像做背景濾除以取得前景，並利用簡單的邊緣偵測法找出物件的輪廓當其重要的資訊。在得到輪廓的資訊後，為了得到辨識遮蔽物件的能力，必須將輪廓的完整資訊分割成多塊輪廓的部份資訊，如此便可克服部份輪廓被遮蔽所受的影響。在此分析一些切割技術的理論與作法以及各方式的優缺點，以及說明所選用的非參數顯著點偵測法經過改進後的效果。在物件辨識系統的辨識階段所採用的方法，由於已經對輪廓進行切割，所以不再是一對一的做完整比對，而是要對每一物件所切出來的多個特徵做階層式的比對。在辨識出正確物件後再進而找出哪部份被遮蔽。最後以實驗結果說明此系統的效能，以及探討其優缺點和該改進的地方。

# Human Posture Recognition System Using 2-D Shape Features

Student : Hon-Lin Chen

Advisor : Dr. Jwu-Shen Hu

Institute of Electrical and Control Engineering  
National Chiao-Tung University

## Abstract

In this thesis, an occluded object recognition system based on partial shape feature is proposed and implemented. The foreground image of object is acquired by the background model built by Gaussian Mixture Model method. We applied the simple Edge Detection to obtain the contour of the foreground as the input of the occluded object recognition system. In order to recognize the occluded object, we must split the complete contour to many partial contours. Hence we will overcome the effect of occlusion. We analyze some split technology and compare the advantage and drawback. We propose an improved non-parameter dominant point detection system and experiment. In the recognition stage, we will use hierarchical compared system. After recognize the correct object, we try to find the occluded part of object. Lastly, we list the results of experiments and discuss the advance of the system.

## 致謝

隨著本論文的完成，碩士兩年生涯亦即將結束。首先，感謝指導教授胡竹生博士的指導，從老師身上深深感受到對研究的熱情與企圖心，並如何以不一樣的思維來思考及解決問題的態度與方法，了解要為自己的研究負責，使得本論文得以順利完成。

感謝有實驗室眾多學長姐、同學和學弟妹的陪伴與協助，使研究生活添加不少回憶及成長。在此要特別感謝宗敏學長的帶領與教誨，要不是學長對進度的要求甚嚴，否則現在的我應該為了如何畢業而苦惱著，雖然很多時候沒有達到學長的要求而惹他生氣，但是我知道學長是為了我好而當起了黑臉的角色，真的是很感謝宗敏學長對我的照顧以及辛勞。感謝維翰學長帶我進入重量訓練的世界，讓身我軟腳蝦的我也能看起來很壯。感謝楷祥和 papa 教我打桌球，讓我對桌球產生了莫大的興趣。感謝鏗元學姐讓我懂了一件事，原來冰了一星期的便當微波後還是可以吃的。感謝佳興學長總是在我失志的時候給我鼓勵，希望未來你能像自己的名字一樣，不斷加薪。再來要感謝實驗室的其他朋友們，大家總是能在我無助之時提供我寶貴意見，或是我心情低落時帶給歡樂。不會忘記大家一起熬夜拼作業拼論文還有玩樂的日子。謝謝這兩年大家給我的鼓勵與陪伴。

另外，深深感謝我最愛的家人一直給予我的鼓勵與關懷，讓我能無後顧之憂地完成學業。感謝遠在美國的喬絲對我的支持，雖然你不在身邊，但是妳的一封信卻是我走下去的最大精神支柱。兩年的交大生活，我收穫很多也很慶幸有如此的生活經歷。最後，在此謹以本論文向所有幫助過我的人獻上最誠摯的謝意。

# 目錄

摘要.....	III
ABSTRACT.....	IV
致謝.....	V
目錄.....	VI
表目錄.....	VIII
圖目錄.....	IX
<b>第一章 緒論.....</b>	<b>1</b>
1.1 研究動機與背景.....	1
1.2 遮蔽對整體資訊的影響.....	1
1.3 相關研究回顧.....	2
1.4 論文主題與貢獻.....	6
1.5 章節概要.....	7
<b>第二章 擷取 2D 影像中物件輪廓之方法.....</b>	<b>8</b>
2.1 前背景分離.....	8
2.1.1 高斯混合模型的背景建立.....	8
2.1.2 以顏色為基礎之背景濾除[7].....	9
2.1.3 以梯度為基礎的背景濾除.....	10
2.1.4 區域階層處理.....	11
2.1.5 陰影濾除.....	12
2.2 邊緣偵測法(EDGE DETECTION).....	15
2.3 前處理.....	16
2.3.1 點數取樣 (Sample)與大小正規化 (Scale).....	16
2.3.2 點間距相等 (Equal Distance).....	17
<b>第三章 顯著點偵測法之分析(DOMINANT POINTS DETECTION).....</b>	<b>20</b>
3.1 直接曲率偵測法 (DIRECT CURVATURE ESTIMATION).....	21
3.2 顯著量測演算法 (SIGNIFICANT MEASURE ALGORITHM).....	22
3.3 顯著點偵測系統(DOMINANT POINTS DETECTION).....	24
3.3.1 支持範圍(Region of support).....	24
3.3.2 計算點的強度(Node strength)以及重新排列.....	25
3.3.3 形狀的覆蓋(Shape covering).....	27
<b>第四章 區域特徵的擷取(EXTRACT THE LOCAL FEATURES).....</b>	<b>33</b>

4.1	傅利葉運算子(FOURIER DESCRIPTORS).....	33
4.2	幾何關係(GEOMETRY RELATION).....	34
4.3	角度和長度比(ANGLE AND RATIO OF LENGTH).....	36
<b>第五章</b>	<b>辨識系統(RECOGNITION SYSTEM).....</b>	<b>38</b>
5.1	單一區塊的匹配(SEGMENT MATCHING).....	38
5.2	團體匹配(GROUP MATCHING).....	39
5.3	遮蔽區域的標示.....	41
<b>第六章</b>	<b>實驗流程與結果.....</b>	<b>43</b>
6.1	實驗平台.....	43
6.2	系統架構.....	44
6.3	實驗結果.....	44
6.4	討論.....	52
<b>第七章</b>	<b>討論與未來研究方法.....</b>	<b>54</b>
<b>參考文獻</b> .....		<b>55</b>



## 表目錄

表 1. 相同條件下的未知物件與資料庫的辨識率 .....	46
表 2. 旋轉物件的辨識率 .....	48
表 3. 輸入物件比例縮小的辨識率 .....	49
表 4. 約 20%遮蔽的物件辨識率 .....	51
表 5. 約 40%遮蔽的物件辨識率 .....	51





## 圖目錄

圖 1. 傅利葉運算子在(b)旋轉、(c)雜訊以及(d)遮蔽下的影響。	2
圖 2. 完整的飛機影像輪廓以及部份切割後的飛機輪廓。	4
圖 3. 階數為 3 的類神經網路系統。	4
圖 4. 陰影濾除方法中，像素分類的示意圖	13
圖 5. 二維空間中根據斜率的關係做像素的分類	13
圖 6. 背景濾除系統架構圖	14
圖 7. 背景濾除的結果(a)原始影像(b)陰影濾除(藍色:前景, 紅色:陰影, 綠色:強光)	15
圖 8. 影像處理中擴張(dilation)的說明例子。	15
圖 9. 影像處理中侵蝕(erosion)的說明例子。	15
圖 10. 邊緣擷取的說明圖。	16
圖 11. 輪廓平移示意圖。	17
圖 12. 點間距的三種可能內插模式。	19
圖 13. (a)Freeman's chain codes (b)利用 Freeman's 系列碼偵測的分離點(白點)	23
圖 14. 計算右邊支持範圍的例子。	25
圖 15. 計算 點強度的例子	26
圖 16. 花的圖形中，強度為前 20 的表示點	26
圖 17. 形狀覆蓋的程序說明	28
圖 18. (a)正確的輪廓及偵測出的顯著點 (b)受雜訊影響的輪廓並誤判 p 點為顯著點。	29
圖 19. 本論文顯著點偵測演算法與其它演算法的結果比較	30
圖 20. 本論文顯著點偵測演算法與其它演算法的結果比較	31
圖 21. 以本論文顯著點偵測法所偵測出的顯著點的範例	32
圖 22. (a)完整的飛機影像輪廓以及(b)切割後的飛機輪廓。	34
圖 23. 連結方向的代碼	34
圖 24. (a)原始輪廓(b)POL 特徵說明	35
圖 25. 角度與長度比的特徵說明	36
圖 26. (a)單一區塊匹配的記錄範例(b)團體匹配範例(c)團體匹配範例	40
圖 27. 辨識系統的流程圖	41
圖 28. 偵測遮蔽區域的說明圖	42
圖 29. 左為 Sony EVI-D70 的 PTZ 攝影、右為 Leutron Vision 的影像擷取卡 Picprodigy	43
圖 30. 系統流程圖	44
圖 31. 實驗中選用的 8 個物件的原始影像	45
圖 32. 經背景濾除的結果	45
圖 33. 經顯著點偵測法找出各物件輪廓上的顯著點(以紅點表示)	46

圖 34. 經旋轉處理的範例圖 .....	47
圖 35. 圖 34 經顯著點偵測法所偵測到的顯著點 .....	47
圖 36. 利用不同拍攝距離取出的不同大小的範例圖 .....	48
圖 37. 圖 36 經顯著點偵測法所偵測到的顯著點 .....	49
圖 38. 手動處理的遮蔽物件的例子 .....	50
圖 39. 圖 38 經顯著點偵測法所偵測到的顯著點 .....	50
圖 40. 圖 38 所偵測到的遮蔽部份 .....	52



# 第一章 緒論

## 1.1 研究動機與背景

在現今社會中，由於生育率的降低以及高齡化社會的來臨，社會中老年人越來越多，而中年人必須在外工作，並沒有太多的時間可以照顧家中老年人的，此時家中如有老年人失足受傷而昏迷時，出門在外的家人一定無法得知家中有事情發生。此時如果有個系統能辨識出家中老人處在不適當的狀態下，經過網路通訊讓在外的家人得知消息而盡快回家，必能將傷害減至最低。此系統就是數位家庭(Digital Home)中的一環重要技術。

就人而言是如何得知有人受傷而倒地的呢，當然是視覺所提供重要資訊。在此就利用視覺的資訊為主要的輸入進行擷取特徵與辨識。但是在現實生活中總是會遇到一個重要的問題，這問題就是”遮蔽”，在家中走動，人身體的某部份總是會被家具或是牆壁遮擋掉部份，其遮蔽的情況又是無限多種，不可能將所有的遮蔽情形都建成資料庫進行比對、判斷姿態。那麼如何利用完整的物體建立資料庫，又能有效的辨識被遮蔽的物體狀況呢？這就是此篇論文的重點了。

由於人體是屬於非剛體的，雖然是同一姿態卻不盡相同，在此先把問題簡化至剛體進行辨識，在達到某一辨識效果時再應用於人體姿態的辨識上，所以下辨識的重點著重在剛體物件的辨識上。

## 1.2 遮蔽對整體資訊的影響

本實驗室之前所發展的人體姿態辨識系統[37]，先利用背景濾除技術取出前景輪廓，再從整體輪廓中取等距離的  $N$  個坐標點轉傅利葉運算子(Fourier Descriptors)，再取頻域中的前後各 20 個係數當成特徵進行辨識，但是此系統無法工作於遮蔽的情況之下，其原因在[1]中已被探討，在此利用圖 1 做個簡單的

說明。圖 1(a)為一個原始飛機的圖以及利用完整輪廓計算出的傅利葉運算子，圖 1(b)(c)為原圖經過旋轉以及加入雜訊的圖，從圖中可看出傅利葉運算子可以克服旋轉以及雜訊影響，但是在遮蔽的情況下(如圖 1(d))，利用完整輪廓所計算出的傅利葉運算子已完全不同，所以遮蔽對於傅利葉運算子的影響甚大。其實遮蔽不只對傅利葉運算子有影響，主要是因為本身輪廓已經變形，所以特徵的擷取也跟著改變，既然遮蔽對特徵的影響是不可避免的，所以使用整體資訊為特徵已無法克服遮蔽所帶來的影響。

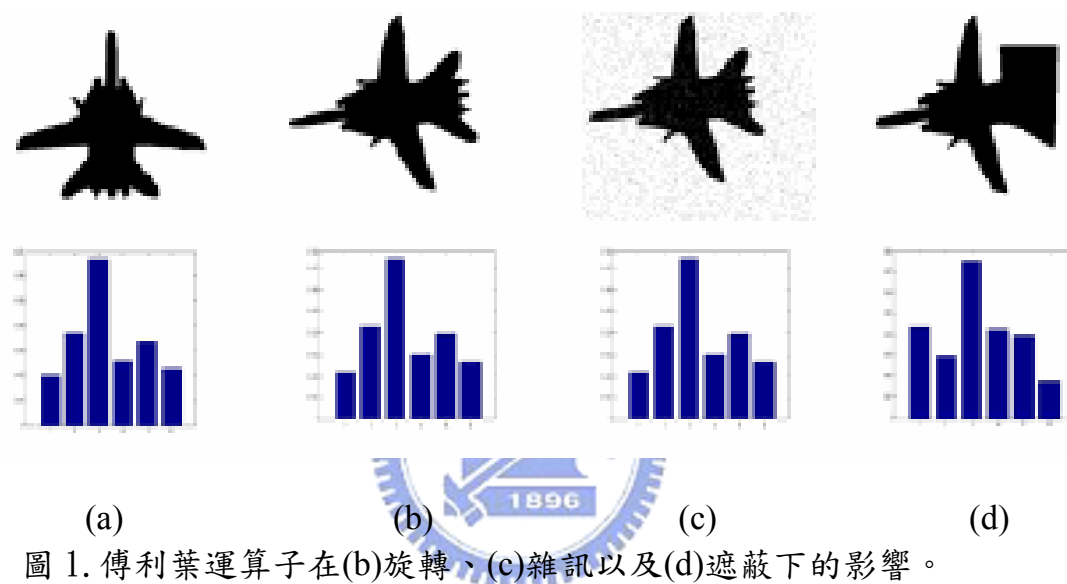


圖 1. 傅利葉運算子在(b)旋轉、(c)雜訊以及(d)遮蔽下的影響。

### 1.3 相關研究回顧

在影像處理的辨識中，人們通常使用整體資訊(Global information)當特徵進行辨識，但是使用整體資訊便已對此系統有了限制，那就是此系統不能工作於物體被遮蔽的情況之下，當物體被遮蔽時，其擷取出的特徵必定變形，再與資料庫比對必定出現錯誤的結果，大大降低了辨識率。那麼如何解決遮蔽的問題？John W.[2]就提出了將整體資訊進行切割成多個部份資訊(Local information)進行比對，因為切成多個部份特徵，所以運算量必定大於整體資訊的運算量，但是部份特徵卻能解決遮蔽所帶來的問題，只要能忽略被遮蔽的資訊，將未被遮蔽的部份資訊與資料庫相比(資料庫也是由區塊資訊所建構)，如此就能判斷出正確的物件。雖然犧牲了計算量，但是確實讓系統更加的聰明與健全。所以再

來的重點是有哪些方法可以拿來辨識區塊資訊，以及哪些方法可以降低運算量又兼顧辨識的準確性。

遮蔽解決方式的重點在於將特徵資訊區塊化，利用區塊特徵辨識取代全域特徵的辨識，只要系統架構中是採用區域特徵(Local Feature)，那麼此系統對遮蔽的問題就有基本的處理能力了。至於特徵的選用與辨識的方法便是眾說紛紜，下面就敘述一些方式：

### 1. 傅利葉描述子(Fourier Descriptors)：

由 John W. , O. Robert 所提出的方法[2]，他將擷取出的完整輪廓(contour)裁剪成一堆輪廓的集合(如圖 2)，其作法是使用 Ramer[3]所提出的方式，裁剪出來的小輪廓皆是由兩個頂點以及一個角度所組成，因為角度是一個很重要的資訊。下一步就是將這些小輪廓交給傅利葉描述子計算得到傅利葉描述子的係數，這些係數便是辨識的依據。其傅利葉描述子係數的計算式子如下：

$$c_n = \frac{T}{4\pi^2 n^2} \sum_{p=1}^K \frac{\Delta\gamma_p}{\Delta t_p} [e^{-i(2\pi n/T)t_p} - e^{-i(2\pi n/T)t_{p-1}}] \quad n \neq 0 \quad (1-1)$$

$$c_0 = \frac{1}{T} \sum_{p=1}^K \left(\frac{1}{2} \Delta\gamma_p + \gamma_{p-1}\right) \Delta t_p \quad (1-2)$$

其中

$$t_p = \sum_{i=1}^p \Delta t_i, \quad t_0 = 0$$

$K$  是部份資訊的總數

$T = t_k$  是輪廓的週期數

此作法的好處在於使用初始化(Normalize)的傅利葉描述子可以確保對影像的大小(scale)、旋轉(rotation)、以及輪廓起始點(translation)的不變性，以及系統本身對於旋轉有克制的能力，以上是本系統最大的優點。缺點是在資料的比對上是需要大量的比對，所以運算量大。尚有一些使用傅利葉描述子的方法，但

運算量更是驚人[4]

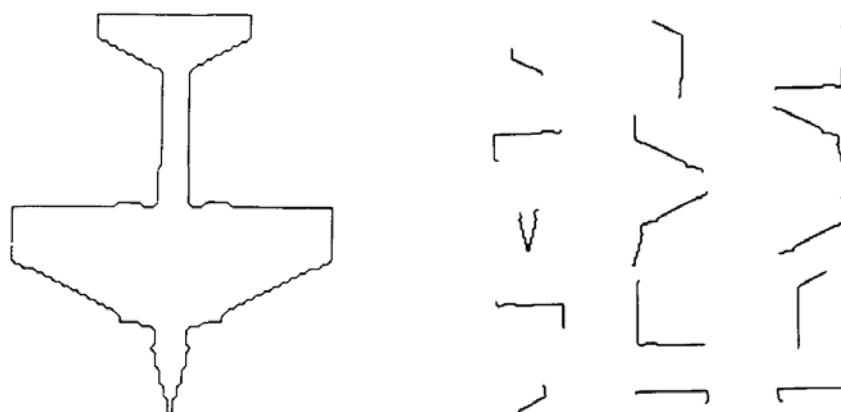


圖 2. 完整的飛機影像輪廓以及部份切割後的飛機輪廓。

## 2. 類神經網路(Neural Network)：

類神經網路本身便有一特性，便是多對一輸出的特性，此一特性正好符合多個區域特徵的輸入，以及單一個辨識結果的輸出，如圖 3 所示。N. Zheng, Y. Li,[5]便是利用此特性，將類神經網路系統應用在遮蔽的物件辨識上。本篇論文是利用線段和弧線的組成來近似所得到的輪廓，將組成後的角(corner)表示成一個由 8 個成份組成的向量  $\mathbf{a}$ ， $\mathbf{a}$  由  $(a_1 \dots a_8)$  所組成，將  $a_1 \dots a_8$  當成類神經網路的輸入(圖 3 中的 layer1)

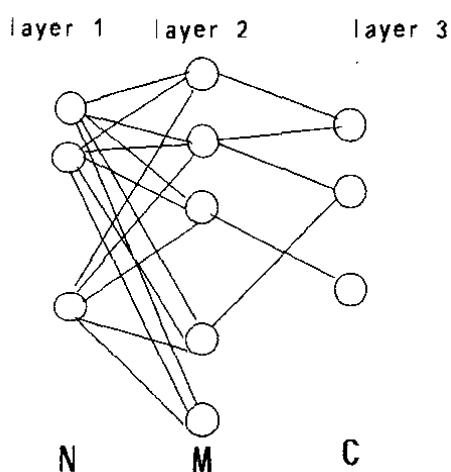


圖 3. 階數為 3 的類神經網路系統。

Layer1 所代表的意思是角特徵的輸入點，也就是  $\mathbf{a}$  向量的輸入，所以圖中的  $N=8$  是固定的。將輸入與  $M$  中每個點的特徵比較取最小值，並將此最相近的  $M_i$  點設為 1，經過  $P$  次(一物件分  $K$  個部份)的計算後，可以得到 Layer2 的資訊。Layer2 所代表的意思是資料庫中所有物件的角的特徵，也不會全部都列進去，因為部份的角特徵太相近，可以當成一個特徵使用。Layer3 所代表的意思就是最後的辨識結果，假設資料庫有 8 個物件，那麼  $C$  就等於 8。Layer3 的結果只有一個點(node)會顯示為 1，其餘皆顯示 0。判斷的依據是依 Layer2 中屬於哪一個物件的旗標最多就是結果。優點為特徵與影像物件的位置(Location)以及大小(Size)無關，而且對於旋轉(rotation)與轉移(translation)關係不大。缺點為因為每個物件中的一個部份就要跟整個 Layer2 比對，一個物件本身又有很多個部份，所以運算量也是相當龐大。

### 3. 小波轉換(Wavelet)：

Tiehu Du, K. B. Lim 所提出的方法[6]，此作法跟傅利葉描述子類似，都是將資訊轉換到頻域取係數當成辨識的依據，其使用的原始資訊是輪廓為基礎，將切割後的輪廓由 128 個點表示，其基本轉換與逆轉換如式(1-3)所示，再將  $f(x)$  轉換成式(1-4)的形式就可分出 scaling( $C$ )和 wavelet( $d$ )的係數。將得到的係數依  $x, y$  軸排列成如式(1-5)所示的形式，稱式(1-5)為特徵矩陣(Feature Matrix)，此式(1-5)為 3 階的小波分解。此方法有個極大的好處在於此系統可以階層式(hierarchical)比對，先比對每個部份的  $C$ ，比對的方程式如式(1-6)所示，如果  $C$  滿足才進而比對  $d$ 。優點為經過一些前處理可以得到一些特性，像是轉移、旋轉、比例(scaling)的不變性，最大的優點在於因為使用階層式比對，所以大大減少辨識的次數，減少運算量。

$$\Gamma_s(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \varphi^* \left( \frac{x-\tau}{s} \right) dx \quad (1-3)$$

$$f(x) = c \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \Gamma_s(\tau) \varphi \left( \frac{x-\tau}{s} \right) \left( \frac{ds d\tau}{s^2} \right)$$

$$\begin{aligned}
f_k &= f_{k-1} + g_{k-1} \\
&= f_{k-2} + g_{k-2} + g_{k-1} \\
&= f_{k-3} + g_{k-3} + g_{k-2} + g_{k-1} \\
&= f_{k-4} + g_{k-4} + g_{k-3} + g_{k-2} + g_{k-1} \\
&= \sum_{j \in z} c_{k-4} \phi_{k-4,j} + \sum_{j \in z} d_{k-4} \varphi_{k-4,j} + \dots
\end{aligned} \tag{1-4}$$

$$F = \begin{bmatrix} F^1 \\ F^2 \\ \vdots \\ F^n \\ F^{nx} \\ F^{ny} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F^{1x} \\ F^{1y} \\ F^{2x} \\ F^{2y} \\ \vdots \\ F^{nx} \\ F^{ny} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_1^{1x} & d_1^{1x} & d_2^{1x} & d_3^{1x} \\ c_1^{1y} & d_1^{1y} & d_2^{1y} & d_3^{1y} \\ c_1^{2x} & d_1^{2x} & d_2^{2x} & d_3^{2x} \\ c_1^{2y} & d_1^{2y} & d_2^{2y} & d_3^{2y} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ c_1^{nx} & d_1^{nx} & d_2^{nx} & d_3^{nx} \\ c_1^{ny} & d_1^{ny} & d_2^{ny} & d_3^{ny} \end{bmatrix} \tag{1-5}$$

$$\|c_1 - c_v\| = \sum_{j=1}^h (|c_{1k} - c_{v1k}| |x| + |c_{1k} - c_{v1k}| |y|) \tag{1-6}$$

整合以上幾個方法，都是需要一定的運算量，其系統中必定要有旋轉、轉移、比例不變之特性，這些特性對於一個聰明且健全的系統是必要的。由於本論文最後要找出物件遮蔽的方位，所以選擇了角度(angle)與長度比(ratio of length)當重要特徵，經過一些三角轉換以及與資料庫的比對可以找出被遮蔽的區域。

## 1.4 論文主題與貢獻

本論文建立一個以影像形狀為基礎的物件辨識系統。此一系統利用混合高斯機率模型建構背景模型，對原始影像做背景濾除以取得前景，再利用簡單方法擷取物件輪廓當最初的特徵。此系統為了將一完整的輪廓切割成多個部份輪廓資訊，而此切割動作也是此系統最重要的地方，所以列出了幾個顯著點偵測法的理論與實驗結果以及優缺點的比較，最後提出經過改善的非參數顯著點偵



測法，其抗雜訊的效能上也較佳。利用顯著點偵測法(dominant points detection)找出輪廓中所有顯著的點，利用這些顯著點進行切割與組合得到進一步的區塊特徵資訊(Local feature)進行資料庫的建立以及辨識的動作。其辨識階段不再是物件一對一的做完整比對，而是要對每一物件經過切割後所得到的多個特徵做階層式的比對(hierarchical matching)。

本論文利用完整無遮蔽的物件，經過分割後取其區域特徵資訊建立資料庫，實現了當物件遭到不明物體遮蔽時必定失去了部份的重要資訊下，也能正確的辨識出其正確的物體，並且抓出此物件被遮蔽的部份。

## 1.5 章節概要

本篇論文的組織架構簡述如下：

第二章：說明如何在一室內環境，藉由建構一動態背景模型以背景濾除演算法來偵測前景區域，並對此前景區域以簡單的輪廓偵測法找出所有輪廓的點，再經由正規化的前處理，以取得合理的物體輪廓資訊，再將此資訊做進一步的處理。

第三章：討論有關輪廓切割的技術，也就是如何找到輪廓中顯著而重要的表示點(轉角)。在此討論幾個切割的技術以及比較優缺點，還有最後選擇的非參數顯著點偵測法效果以及改進的方法。

第四章：探討進行辨識所擷取的特徵，如何從切割後的輪廓得到這些特徵，以及過去相關研究中所選取的特徵說明。

第五章：探討系統的辨識部份，利用不同特徵做階層式(hierarchical)的辨識，降低運算量，提高效率。

第六章：提出實驗數據與結果進行討論。

第七章：對於本論文做總結，並提出未來可以繼續發展的方向。

## 第二章 擷取 2D 影像中物件輪廓之方法

### 2.1 前背景分離

為了偵測物體在環境中的位置，有一個很重要的前處理步驟，就是如何將物件(前景)完整且有效率的從影像中分離出來，稱之為背景濾除(Background Subtraction)。<sup>[38]</sup>提出了一個完整的背景濾除系統，本實驗主題將沿用此背景濾除架構下發展物件辨識，故詳細演算法請參閱<sup>[38]</sup>。此背景濾除架構主要針對動態的環境變化，利用 GMM 的方法建立背景的背景模型，且可以藉由連續影像之間活動的程度，來調整更新背景模型的速度；在前景與背景的判斷部分，因採用結合顏色與梯度的 GMM 統計資訊，做階層式的處理，可降低單純以顏色做判斷所造成的誤差。並提出了結合短期和長期模型的陰影濾除機制，減少因光影變化造成的前景誤判，提高階層式處理的正確性。

#### 2.1.1 高斯混合模型的背景建立

高斯混合模型(GMM)是背景濾除研究上一種常用來建立背景影像模型的方法，因為影像的像素值是不固定的，一個高斯混合模型具有三個參數，分別是混合加權值、平均值向量以及共變異矩陣，將這些參數集合起來並賦予新的符號，如下所示：

$$\lambda = \{w_i, \mu_i, \Sigma_i\}, i = 1, 2, \dots, M \quad (2-1)$$

其中  $w_i$  表示混合加權值， $\mu_i$  表示平均向量， $\Sigma_i$  表示共變異矩陣，而  $M$  則是高斯分佈的個數。若我們的資料  $X_N = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$  在  $D$  維空間中分佈，其高斯混合模型的相似度表示如下：

$$p(x_N | \lambda) = \sum_{i=1}^M w_i g_i(x_N)$$

$$D = -\frac{1}{2}(x - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x - \mu_i) \quad (2-2)$$

$$g_i(x) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |\Sigma_i|^{1/2}} e^D$$

其中  $g_i(x)$  為第  $i$  個高斯分佈的密度函數，而混合加權值也必須滿足  $\sum_{i=1}^M w_i = 1$  的條件。GMM 建立的整個流程是先將  $N$  個資料點，經過  $K$  平均值分類法(K-means) 後得到初始的參數，再由 EM 演算法進行參數的更新，並計算新的 likelihood 值，如此不斷地疊代，不斷地更新模型的參數，直到 likelihood 的值已經沒什麼變動，或是疊代的次數超過某個門檻值，才停止疊代。

### 2.1.2 以顏色為基礎之背景濾除[7]

當有一張新的影像進來，以像素為單位，與該像素點的高斯混合分佈進行比對，判斷此像素是否為前景。首先要決定哪些高斯能代表目前的背景，不同的高斯代表不同的顏色分佈，比重越大、變異數越小的分佈，越能代表背景的顏色分佈，因此定義一個特性叫  $\text{fitness} = (\text{比重} / \text{變異數})$ ，根據  $\text{fitness}$  的值，由大到小重新排列高斯的分佈，並找出滿足下式的前  $B$  個分佈，來代表目前的背景：

$$B = \arg \min_b \left( \sum_{k=1}^b w_{i,j}^{t,k} > T \right) \quad (2-3)$$

上式中的  $T$  代表背景佔整個高斯混合模型的最小比重，當  $T$  取的太小，則背景可能只是單一模型(Uni-modal)，也就是說可能只取比重最大的高斯來當做背景；相反地， $T$  取的越大，越多的高斯能併入背景，背景能容許的顏色分佈就越多。決定好背景的分佈後，接下來將新的顏色向量  $X_{i,j}^{t+1}$  依  $\text{fitness}$  順序與背景分佈一一進行比對，如果此向量代入高斯分佈所得到的機率值，大於它 2.5 個標準差的機率值，表示此向量屬於這群分佈，屬於背景的一部分；如果都沒有比對成功，表示它可能是前景，再將它與其它不屬於背景分佈的高斯進行比對，如果還是沒有比對成功，表示此顏色是第一次出現，所以產生以  $X_{i,j}^{t+1}$  為平均向量、變異矩陣很大、比重很小的一個高斯分佈。詳細如何更新高斯混合模型的參數及學習比率(Learning Rate)的調整請參閱[38][7]。

### 2.1.3 以梯度為基礎的背景濾除

首先，建立以梯度大小  $\Delta_m$  和梯度方向  $\Delta_d$ ，所組成的梯度向量  $\Delta$  為特徵向量的高斯背景模型，時間點  $t$  像素位置  $(i, j)$  的顏色向量  $x'_{i,j} = [R, G, B]$ ，其灰階值  $g'_{i,j}$  透過  $g'_{i,j} = \alpha R + \beta G + \gamma B$  獲得，若已知第  $k$  群的背景參數 ( $R, G, B$  三個平均值和變異數)，且在 ( $R, G, B$ ) 三個顏色的分佈是互相獨立的前提下，因為  $R, G, B$  的分佈是高斯，所以三個高斯分佈做線性組合的分佈亦是高斯分佈，我們可以得到灰階值的分佈如下：

$$g'_{i,j} \sim N(\mu_{i,j}^{t,k}, (\sigma_{i,j}^{t,k})^2) \quad (2-4)$$

$$\mu_{i,j}^{t,k} = \alpha m_{i,j}^{t,k,R} + \beta m_{i,j}^{t,k,G} + \gamma m_{i,j}^{t,k,B} \quad (\sigma_{i,j}^{t,k})^2 = \alpha^2 (\sigma_{i,j}^{t,k,R})^2 + \beta^2 (\sigma_{i,j}^{t,k,G})^2 + \gamma^2 (\sigma_{i,j}^{t,k,B})^2$$

$\alpha = 0.299, \beta = 0.587, \gamma = 0.114$ ，再定義灰階影像的梯度值， $f_x^k = g_{i+1,j}^{t,k} - g_{i,j}^{t,k}, f_y^k = g_{i,j+1}^{t,k} - g_{i,j}^{t,k}$ ，

並假設影像中鄰近二個像素點，其灰階值的分佈彼此是不相關的前提下，得到第  $k$  群的兩個梯度分佈如下：

$$f_x^k \sim N(\mu_{f_x}^k, (\sigma_{f_x}^k)^2), f_y^k \sim N(\mu_{f_y}^k, (\sigma_{f_y}^k)^2)$$

$$\mu_{f_x}^k = \mu_{i+1,j}^{t,k} - \mu_{i,j}^{t,k}, \mu_{f_y}^k = \mu_{i,j+1}^{t,k} - \mu_{i,j}^{t,k} \quad (2-5)$$

$$(\sigma_{f_x}^k)^2 = (\sigma_{i+1,j}^{t,k})^2 + (\sigma_{i,j}^{t,k})^2, (\sigma_{f_y}^k)^2 = (\sigma_{i,j+1}^{t,k})^2 + (\sigma_{i,j}^{t,k})^2$$

已知  $f_x$  和  $f_y$  的分佈皆是高斯分佈，且兩個非互相獨立，根據標準的分佈轉換方式[8]，

找出特徵向量  $[\Delta_m, \Delta_d]$  的分佈如下：

$$F^k(\Delta_m, \Delta_d) = \frac{\Delta_m}{2\pi\sigma_{f_x}^k\sigma_{f_y}^k\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left(-\frac{z}{2(1-\rho^2)}\right)$$

$$z = \left(\frac{\Delta_m \cos \Delta_d - \mu_{f_x}^k}{\sigma_{f_x}^k}\right)^2 + \left(\frac{\Delta_m \sin \Delta_d - \mu_{f_y}^k}{\sigma_{f_y}^k}\right)^2 - 2\rho \frac{(\Delta_m \cos \Delta_d - \mu_{f_x}^k)(\Delta_m \sin \Delta_d - \mu_{f_y}^k)}{\sigma_{f_x}^k \sigma_{f_y}^k} \quad (2-6)$$

背景梯度的分佈如(2-6)式所示，式子中的所有參數皆可由之前建立的顏色

背景高斯分佈的平均向量和共變異矩陣得到，當有一個新的影像，先計算其特徵向量  $\Delta = [\Delta_m, \Delta_d]$ ，再將此特徵向量代入(2-6)式的背景梯度分佈方程式，若得到的機率值小於  $T_g$ ，則表示此像素不屬與該群，可能是前景，反之，機率值大於  $T_g$ ，則是背景。

#### 2.1.4 區域階層處理

前二節是以像素為單位作顏色和梯度的背景濾除，得到各自的前景，本節加入了區域的觀念，將顏色濾除的前景像素點巨集成一塊塊的前景區域，再由梯度濾除的前景結果，來確認這些前景區域的有效性，即結合了顏色和梯度的資訊，再做一次前景與背景的判斷。

在作區域階層處理之前，有一些前處理必須先做，首先用斷開(Opening)運算子來消除前景之外的一些孤立雜點，再用閉合(Closing)運算子來填補前景物件內部的空洞。再來是前景物件的區塊化，我們透過遞迴(Recursive)標記的連結區塊法，來紀錄共有幾個前景區域，以及每個前景像素屬於哪一個區域。

在結合顏色和梯度背景濾除的資訊之前，先定義一些之後做判斷會用到的符號：

- (1)  $C(i, j) = 1 \rightarrow$  顏色濾除的前景像素點  $(i, j)$ 。
- (2)  $G(i, j) = 1 \rightarrow$  梯度濾除的前景像素點  $(i, j)$ 。
- (3)  $R_a, 1 \leq a \leq M \rightarrow$  在顏色濾除下  $M$  個前景區域。
- (4)  $\partial R_a \rightarrow R_a$  的所有邊界像素點  $(i, j)$  集合。
- (5)  $|\partial R_a| \rightarrow$  屬於  $\partial R_a$  集合的個數。
- (6)  $\nabla I \rightarrow$  用梯度的方法找出影像真實的邊緣。

以數學的形式來看，只要滿足下面式子的前景區域，皆判斷成真正的前景：

$$\frac{\sum_{(i,j) \in \partial R_a} (\nabla I(i,j)G(i,j))}{|\partial R_a|} \geq P_B \quad (2-7)$$

它的基本觀念就是任何的前景區域相對於一個真實的物體，所以在它的邊界點上會有很大的梯度差，所以真正屬於前景的區域  $R_b$ ，其邊界點  $\partial R_b$  在梯度濾除中判斷成前景的機率很大；相對地，一些可能因為照度的改變，所造成誤判成前景的區域  $R_b$  (例如手電筒的照射)，其邊界點  $\partial R_b$  在梯度模型中的改變是很平滑地，所以它判斷成前景的機率就很低。(2-7)式多考慮了影像的真實邊緣  $\nabla I$  資訊，這是因為當背景物體移動時，原來位置的區域  $R_x$  和移位後的位置區域  $R_y$ ，都可能誤判成前景，但因  $R_x$  並沒有真正的邊緣，因而不屬於真正的前景。綜合前面的數學公式與實際上的涵義，總而言之，一個真正的前景區域，它的邊界點不只是在  $G(I)$  佔有較大的比率，且也必須是屬於真實影像的邊緣。

### 2.1.5 陰影濾除

由於移動的前景物體所造成的光影變化，在視覺監視系統中是很常發生地，這些變化往往經過背景濾除的處理後，會被誤判成前景，而與實際的物體結合在一起，所以陰影的偵測與濾除是必要的。其基本觀念是，背景模型中每一群高斯分佈，在顏色空間中是以高斯的平均向量為中心，高斯的 2.5 倍標準差為三個軸，所形成的一個橢球空間，若新的向量落在此橢球的空間內，表示它屬於背景的一部分，而落在與此橢球相切所形成的圓柱體內的向量，表示它們與背景的顏色變化不大，只有亮度上的變化，所以比背景亮的即 Highlight，比較暗的即 Shadow，其分佈的空間如圖 4 所示。

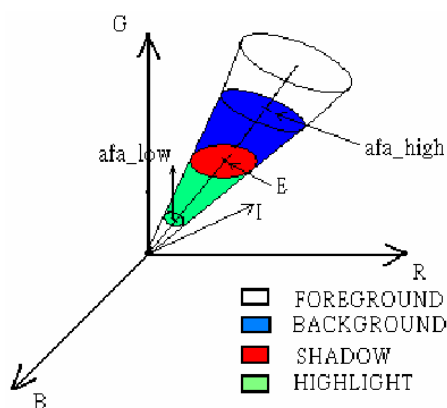


圖 4. 陰影濾除方法中，像素分類的示意圖

增加  $afa\_low$  邊界的原因，是避免暗的前景誤判成 Shadow，至於多加  $afa\_high$  邊界，是因為在亮度大的地方，圓柱體的範圍變的很大，容易將屬於前景的誤判 Highlight，而這兩個邊界，可由高斯分佈的標準差大小來決定之。

因為 RGB 各自的標準差不一樣，造成圓柱曲面與橢球中心向量的夾角都不一樣，無法在三度空間中利用夾角來進行分類，所以我們將它們投影到二維的空間，利用橢圓及切線的斜率來進行分類，下圖 5 是投影到  $[R, G]$  的示意圖：

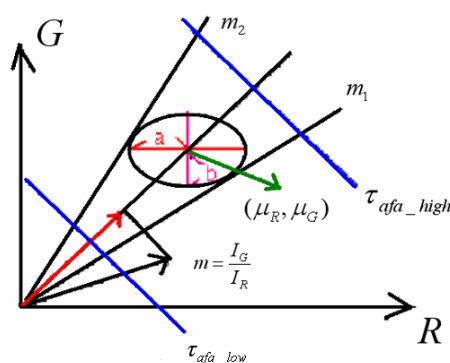


圖 5. 二維空間中根據斜率的關係做像素的分類

以  $(\mu_R, \mu_G)$  為橢圓的中心， $a = 2.5 * \sigma_R$ ， $b = 2.5 * \sigma_G$  分別是橢圓的長短軸，新的顏色向量  $I = [I_R, I_G]$ ，其斜率  $m = \frac{I_G}{I_R}$ ，若  $I$  相對於背景  $E$  是 Shadow 或 Highlight，則其斜率  $m$  必介於與橢圓相切的兩條切線斜率  $m_{1,2}$  之間，再投影到  $[G, B]$ 、 $[B, R]$ ，三次的投影都符合上述的條件，則向量  $I$  是  $E$  的光影變化，否則都算是前景。確定此向量是光影的變化後，再計算投影到背景向量的長度  $afa$  (圖 5 中紅色的

向量長)，這個值所代表的函義就是相對背景的亮度，若  $afa$  小於 1 且大於  $\tau_{afa\_low}$  則是 Shadow，若  $afa$  大於 1 且小於  $\tau_{afa\_high}$  則是 Highlight，都不符合則是前景。

對高斯分佈而言，若資料點是落在距離平均值很大倍數的標準差之外，得到的機率值幾乎是 0，代表它非常不屬於此分佈，利用這個觀念，若新的向量和  $(\mu_R, \mu_G)$  的距離，超過其標準差一個很大倍數，表示它屬於此分佈的機率為 0，則它必定是前景，所以我們以  $(\mu_R, \mu_G)$  為基準，往上、往下加減 N 倍標準差 (N 取大於 10 的值) 得到的位置，來決定  $\tau_{afa\_high}$  和  $\tau_{afa\_low}$ 。

下圖 6 為一完整的背景濾除架構流程圖，而圖 7 為執行背景濾除演算法所偵測到的前景、陰影與強光部分並擷取出真正前景的部份。

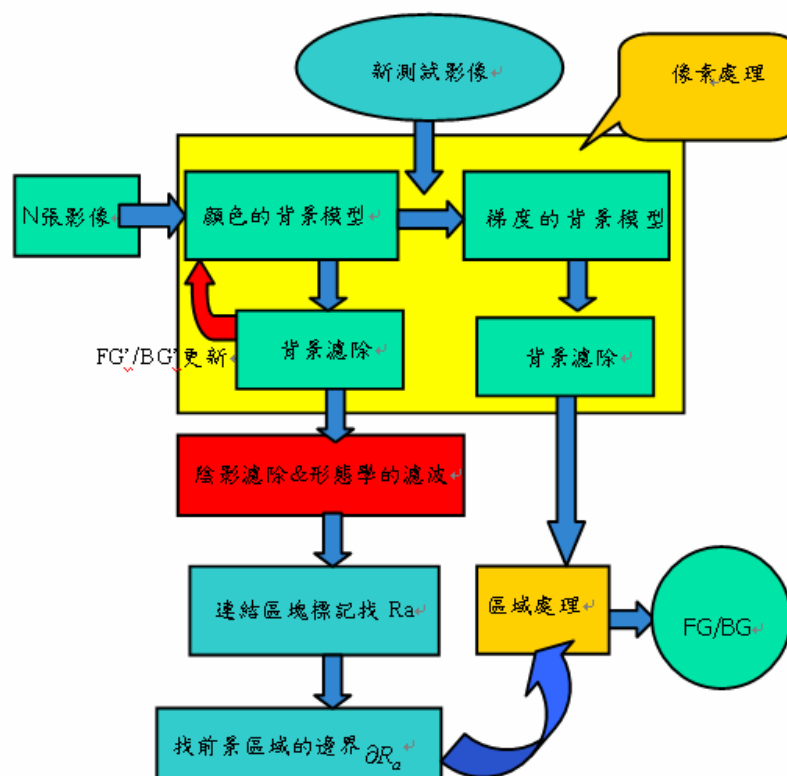


圖 6. 背景濾除系統架構圖



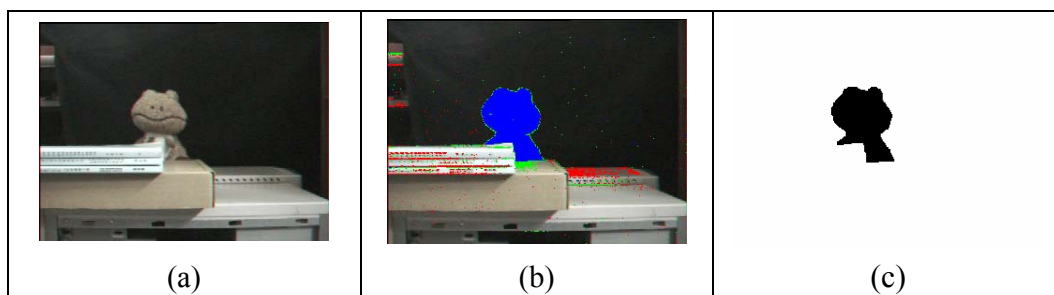


圖 7. 背景濾除的結果(a)原始影像(b)陰影濾除(藍色:前景, 紅色:陰影, 綠色:強光)

## 2.2 邊緣偵測法(Edge Detection)

在影像處理中，偵測邊緣的方法有很多，傳統上有 Sobel、Laplace、Prewitt... 等方法，但這些方法都有其各自的缺點，且須要相當大的運算量。由於邊緣偵測並非本論文的重點，為了提高系統的速度，所以並沒有用以上說敘述之方法，使用了影像中擴張(Dilation)和侵蝕(Erosion)特性的組合進行邊緣偵測的動作。

1. 擴張(Dilation)：

$$A \oplus B = \{x | (\hat{B})_x \cap A \neq \emptyset\} \quad (2-8)$$

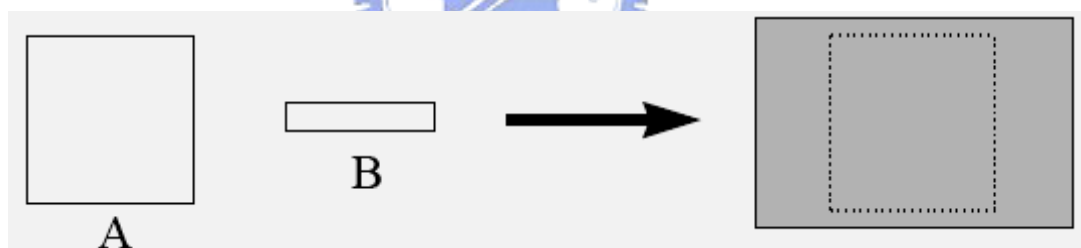


圖 8. 影像處理中擴張(dilation)的說明例子。

2. 侵蝕(Erosion)：

$$A \ominus B = \{x | (B)_x \subset A\} \quad (2-9)$$

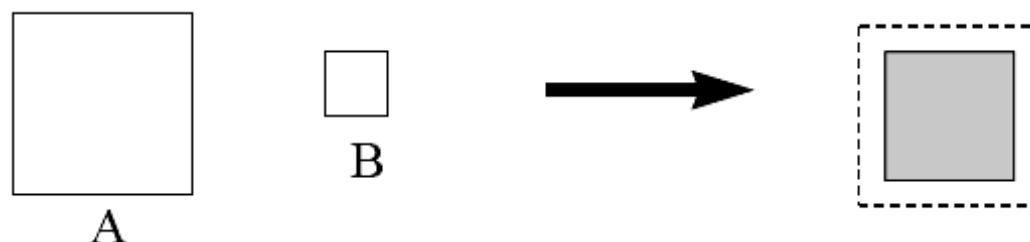


圖 9. 影像處理中侵蝕(erosion)的說明例子。

### 3. 邊緣擷取(Boundary Extraction)：

$$\beta(A) = A - (A \ominus B) \quad (2-10)$$

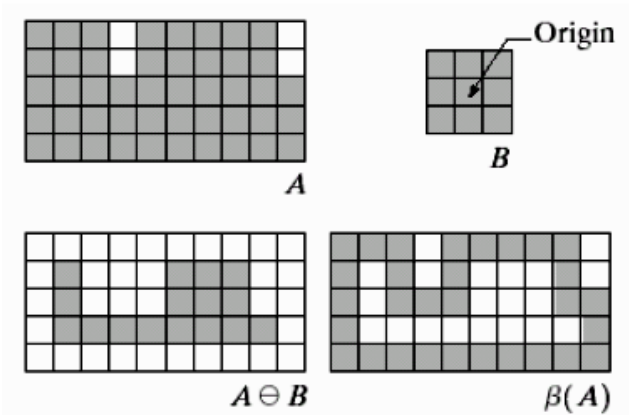


圖 10. 邊緣擷取的說明圖。

完成邊緣擷取後首要之事便是對所有輪廓的點進行編號(Linking)，以最左上方的第一個輪廓點為第一點，然後按順時針進行編號，由於是一封閉式輪廓，所以輪廓中的最後一點的下一個連接點為輪廓的起始點，將此有順序的輪廓以及輪廓的座標當成重要的資訊再進行處理。

## 2.3 前處理

### 2.3.1 點數取樣 (Sample)與大小正規化 (Scale)

將上述經過編號的輪廓資訊重新均勻地取樣成  $N$  點(2.3.2 中說明)， $N$  點座標  $(x_i, y_i)$  做平移使其中心位於原點，其座標點的  $x$  軸與  $y$  軸各別處理。

$$Z = \{z_i\} = (x_i - x_c, y_i - y_c), 0 \leq i \leq N - 1 \quad (2-11)$$

其中  $i$  是指在重新均勻取樣的輪廓裡第  $i$  個座標， $(x_c, y_c)$  則是由此  $N$  點座標  $(x_i, y_i)$  得到的輪廓重心，其示意如下圖 11。

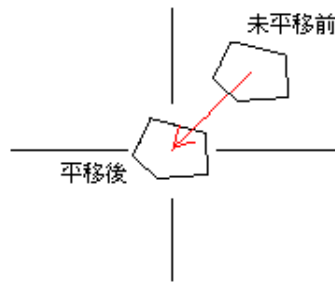


圖 11. 輪廓平移示意圖。

即使原始輪廓在影像中任意位置，經過平移轉換後即可使對其擷取的特徵具有不變性。為了能得到與物體輪廓大小無關的性質，可從重新均勻地取樣的  $N$  點算出的輪廓總長度  $L$  與自己設定的標準輪廓長度  $L_c$ ，來對每一點  $z_i$  做正規化，即下式，

$$\tilde{Z} = \{\tilde{z}_0, \dots, \tilde{z}_i, \dots, \tilde{z}_{N-1}\} = \left\{ \frac{z_0 L_c}{L}, \dots, \frac{z_i L_c}{L}, \dots, \frac{z_{N-1} L_c}{L} \right\} \quad (2-12)$$

如此便能克服物體大小的問題。

但是由於此系統使用的特徵與大小無關，再加上此方式容易放大輪廓上的雜訊而改變顯著點的偵測，所以在此不採用大小正規化系統。

### 2.3.2 點間距相等 (Equal Distance)

將所得的輪廓座標值作等間距的動作，使其使用於擷取特徵時具有合理性。在此提出經由利用圓與直線的焦點，走最短路徑，以一定的間距內插出一個點座標。此方法將不會存在累積誤差，使其最後一點和初始點距離過大。點間距相等化的過程如下：

1. 計算原始輪廓的總長，平均計算其等點間距的距離，並將圓的半徑設定為此等間距  $r$ 。
2. 以新偵測的點座標為圓心，判別此新偵測點座標離下一點  $i$  間的距離是否大於  $r$ 。
3. 若距離小於  $r$ ，計算新偵測座標點與  $i+1$  點的距離，直到與  $i+m$  點的距離大於  $r$  為止，並依步驟 4 預估下一個偵測點座標。

4. 利用新偵測的點座標與原第  $i+m$  的點座標形成一直線，並與圓相交兩點座標，其一即為候選新偵測座標點(判斷與  $i+m-1$  點較近者)。
5. 以向量夾角找到屬於該行進方向的新偵測座標點。並重複步驟 1~5，直到點總數共為  $N$  點。

下圖 12 圖解其三種可能的點內插模式。圖 12 (a)對原始輪廓產生多餘的節點，圖 12(c)對原始輪廓產生平滑作用，而圖 12(b)仍維持原始輪廓形狀。由於每次運算均以新偵測的點座標為圓心，等點間距離為半徑，以作為下一點新偵測點座標的起始點，並計算與下一點間的距離，利用直線與圓的焦點，以最短距離來決定下一新偵測點座標，故此不會將每次算出來的誤差累積使得最後一點和起始點有過大的距離。利用此簡單幾何直線運算，達到等點間距的輪廓。





### 第三章 顯著點偵測法之分析(Dominant points detection)

在影像辨識中，輪廓(contour)常常是物件辨識的重要資訊，而輪廓中的顯著點更是其重要的資訊，像是書桌的桌角、飛機的機頭機翼…等等轉角變化劇烈的地方，只要標示出這些顯著點並連接起來便足以代表原始的影像。其作用在於可以降低資料量，也常應用於影像壓縮技術中。那麼如何找到這些顯著點，就是本章節所要探討的。

現今顯著點偵測法可分成兩大類：(1)角偵測法(Corner detection approach)(2)多邊形近似法(Polygonal approximation approach)。角偵測法是直接偵測圖形中某區塊範圍中曲率變化最大的點，利用三角函數的轉換求得圖形的顯著點，而此法的重點在於參考區塊範圍(region of support)的取決，一個大的區塊範圍就會忽略了較細的部份，會失去重要的資訊，相對的，選用較小的區塊範圍會得到過多的顯著點，在效用上也變的不佳。多邊形近似法則是利用一些多邊形模組的組合來近似整個圖形，像是直線的線段或是圓弧線，主要分成三個步驟：(a)分割(split)、(b)合併(merge)、(c)分割及合併(split and merge)，其詳細作法參考[9]。其兩者各有其優缺點，在此只探討角偵測法。

角偵測法大至可分為幾種：(1)直接曲率估測法(Direct curvature estimation)(2)經過平滑處理的曲率估測法(curvature estimation after smoothing)(3)比例空間程序估測法(scale-space procedures)(4)使用一些顯著量測演算法(significant measure algorithm)。直接曲率估測法[14,28]就是直接偵測輪廓上角度的變化，可說是角度偵測演算法，此方法必須事先設定支持的範圍(Region of Support)。經過平滑處理的曲率估測法[29,30]因為先對輪廓進行平滑處理，可降低一些雜訊的影響，相同的，顯著點也會被平滑處理，所以得到的輪廓顯著點也變的較為不實際。比例空間程序估測法[31,32]將曲率轉換到高斯比例空間進行處理，抗雜訊

效果佳。顯著量測演算法[13, 33, 34, 35, 36]利用物件輪廓上的幾何關係自動找出支持的範圍，並利用每個點的支持範圍與區域最大值找出顯著點，其支持範圍是隨輸入影像而動態改變的，效果上也遠比其它方法來的好，所以本章以顯著量測演算法為重點進行討論。

### 3.1 直接曲率偵測法 (Direct Curvature Estimation)

數位曲率的偵測存在著兩大問題，一是如何精準的定義離散曲率(discrete curvature)一是如何決定出一個合理的支持範圍(region of support)以計算出精準的曲率。在實際的歐基里德空間(Eucliden plane)中，曲率的定義為一曲線斜率的變化。假設一曲線的方程為  $y = f(x)$ ，那麼曲率的表示式為：

$$\frac{\frac{d^2 y}{dx^2}}{[1 + (\frac{dy}{dx})^2]^{3/2}} \quad (3-1)$$

在數位影像的情形下，如果將曲率簡單得定義成式(3-1)的形式，那麼將會出現很多問題，像是較小的斜率變化是無法表示的，因為數位影像中相鄰兩點的角度變化為 45 度的倍數，其解決的方法就是將相鄰參考點改成  $p_i$  以及第  $p_{i+k}$  點 ( $k > 1$ )，在此  $k$  可以當作一平滑參數(smoothing parameter)， $k$  的選擇將嚴重的影響曲率偵測的效果，所以如何適當的選擇  $k$  是一大重點。

假設有一封閉輪廓  $C$ ，其  $C$  為連續的  $n$  點坐標所組成，表示式如下：

$$C = \{p_i = (x_i, y_i), i = 1, \dots, n\} \quad (3-2)$$

其中  $p_{i+1}$  是  $p_i$  的鄰居， $p_{n+1} = p_1$ 。

● Rosenfeld-Johnston 角度偵測程序(angle detection procedure)[10]：

(1) 定義以  $p_i$  為基準的  $k$  個向量

$$\vec{a}_{ik} = (x_i - x_{i+k}, y_i - y_{i+k}) \quad (3-3)$$

$$\vec{b}_{ik} = (x_i - x_{i-k}, y_i - y_{i-k}) \quad (3-4)$$

則在  $p_i$  點上與第  $k$  點的餘弦(cosine)為

$$\cos_{ik} = \frac{\vec{a}_{ik} \cdot \vec{b}_{ik}}{|\vec{a}_{ik}| |\vec{b}_{ik}|} \quad (3-5)$$

已知  $-1 \leq \cos_{ik} \leq 1$ ，所以  $\cos_{ik} = 1$  代表最尖銳的角度(0 度)， $\cos_{ik} = -1$  則代表一直線(180 度)

(2) 選擇適當的平滑參數  $m$  (smoothing factor)，計算每個  $p_i$  點的

$$\{ \cos_{ik}, k = 1, \dots, m \}$$

(3) 指定支持範圍  $h_i$  (region of support) 和曲率值  $\cos_{i,hi}$  給  $p_i$ ，找出最大  $h$ ，使得

$$\cos_{im} < \cos_{i,m-1} < \dots < \cos_{i,hi} \geq \cos_{i,hi-1} \quad (3-6)$$

(4) 保留符合  $\cos_{i,hi} \geq \cos_{j,hj}$ ，且所有  $j$  符合(3-7) 的  $p_i$  點當成曲率的最大值。

$$|i - j| \leq h_i / 2 \quad (3-7)$$



### 3.2 顯著量測演算法 (Significant measure algorithm)

以上所介紹的方法都必須由使用者輸入一參數(支持範圍)，當成系統支持範圍的參考，但是由於輸入的參數是固定的，並不能適用於各個物件中，所以就算參數調的再好，遇到不同的輸入物件，整個結果也會跟著變調。在此使用一種非參數顯著量測演算法，其重點就是要額外增加一系統去計算出每個點所適合的支持範圍，如此支持範圍便可隨輸入的不同以及輪廓中細部與粗略的不同而有所不同，再利用支持的範圍找出顯著點。在此列出幾個顯著量測方法並簡述之。

由 Wu[11]提出的方法中，使用適合的彎曲值(Adaptive bending value)當成主要量測值。主要流程如下：



步驟一：使用 Freeman[12]所提出的系列碼(Freeman's chain codes)找出所有分離點(可能的顯著點)。如圖 13(a)所示，利用輪廓上連續點的關係，使用數字 0~7 記錄點  $p_i$  到點  $p_{i+1}$  的方向關係，其關係用  $c_i$  表示之。利用  $c_i$  與  $c_{i+1}$  可以判斷為直線或是分離點，如果  $c_i = c_{i+1}$ ，則表示此兩點關係為直線，顯著點不可能發生在此，反之如果  $c_i \neq c_{i+1}$ ，則表示此點為分離點，且此點有可能成為顯著點，參考圖 13(b)說明。

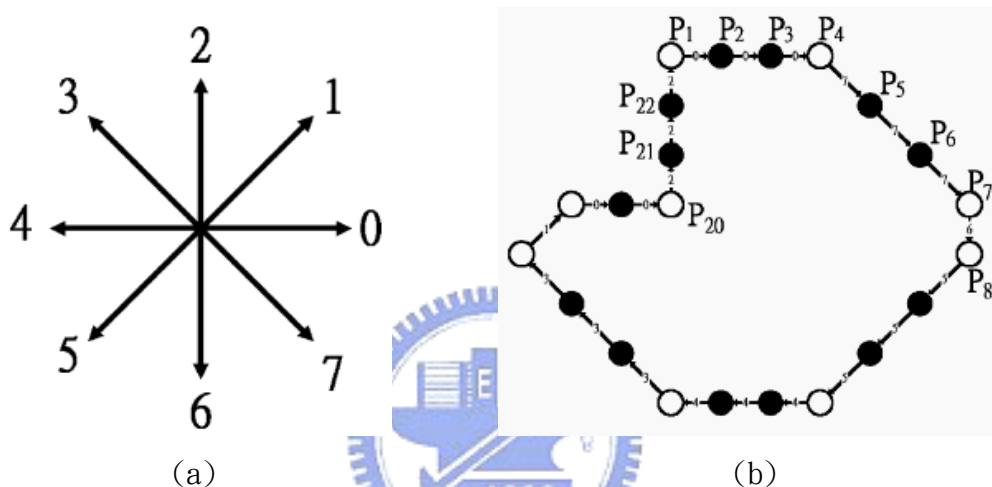


圖 13. (a)Freeman's chain codes (b)利用 Freeman's 系列碼偵測的分離點(白點)

步驟二：計算各個分離點的支持範圍  $k_i$  (Region of support)。其演算法如式(3-8)，其中  $K_{\min}$  與  $K_{\max}$  為作者選定的範圍。

$$k_i = k, \quad \text{if } \cos_{ik} = \max\{ \cos_{ij} \mid j = K_{\min}, \dots, K_{\max} \}, \quad \text{for } i = 1, 2, \dots, n \quad (3-8)$$

步驟三：計算曲率值  $cv_i$ ，可使用平均  $k$ -cosines 表示。

$$cv_i = \frac{1}{k_i} \sum_{j=1}^{k_i} \cos_{ij} \quad (3-9)$$

步驟四：移除部份分離點，找出顯著點。移除以下任一條件成立的分離點。

(a)  $cv_i < \varepsilon$ ， $\varepsilon$  為一門檻值

(b)  $cv_i < cv_j$ , for  $j \in \{i - k_i, \dots, i + k_i\}$

$$(c) \quad cv_i = cv_{i-1} \text{ and } k_i < k_{i-1}$$

$$(d) \quad cv_i = cv_{i+1} \text{ and } k_i \leq k_{i+1}$$

最後剩下的分離點及為顯著點。

此作法雖然是利用演算法找出支持範圍，但是還是要訂定  $K_{\min}$  和  $K_{\max}$  兩個參考範圍，且在顯著點的偵測上還是使用了門檻值  $\varepsilon$  來移除部份的分離點，這使的系統會被這些設定值所影響，且此系統易被雜訊所影響。

### 3.3 顯著點偵測系統(Dominant points detection)

在此介紹此論文所使用的顯著點偵測法，此方法類似 M. Marji 及 P.Siy[13] 所提出的方法，不需要外來設定的支持範圍，是由系統計算出各個點的支持範圍，再依最大支持範圍的點依序含蓋整個輪廓，找出最佳且最少的顯著點來涵蓋整個輪廓。其作法不需要任何的輸入參數或是門檻值。

#### 3.3.1 支持範圍(Region of support)

承接式(3-2)，要找出  $p_i$  右邊及左邊的支持範圍，其步驟如下：

##### (1) 右邊的支持範圍

(a) 初始化  $k = j + 2$  且  $F_{old} = 0$ ， $F_{old}$  為判斷的主要依據

(b) 計算  $L_{jk}$ ：表示  $p_i$  與  $p_k$  兩點之間的長度

(c) 計算  $E_{jk}$ ：表示  $p_i$  與  $p_k$  之間所有點與此線段連線的垂直距離的總和

(d) 計算  $F_{new} = L_{jk} - E_{jk}$

(e) 如果  $F_{new} < F_{old}$  成立：則回傳  $p_{k-1}$  當成  $p_i$  右邊的支持端點

不成立：令  $F_{old} = F_{new}$ ， $k = k + 1$ ，回到(b)

(2) 左邊的支持範圍：做法與右邊的支持範圍相同，但是方向相反。

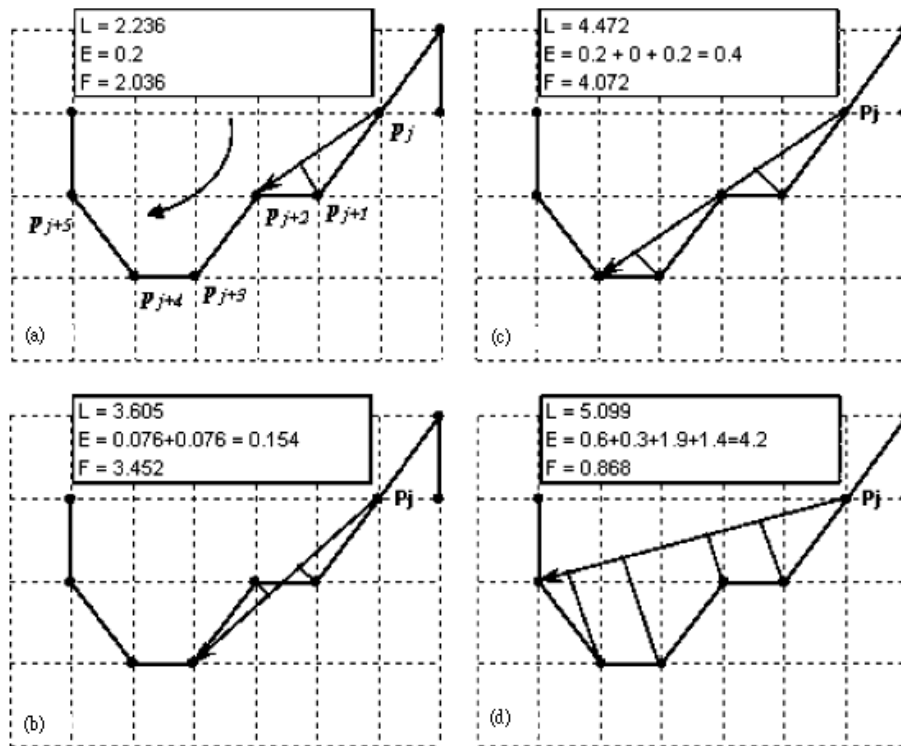


圖 14. 計算右邊支持範圍的例子。

由圖 14 進行說明，初始值的  $k = 2$ ，在圖 14 (a) 中  $F = 2.036 > 0$ ，所以  $k = 2 + 1$  再執行。在圖 14 (b) 中  $F = 3.452 > 2.036$ ，所以  $k = 3 + 1$  再執行。在圖 14 (c) 中  $F = 4.072 > 3.452$ ，所以  $k = 4 + 1$  再執行。但執行到圖 14 (d) 時， $F = 0.868 < 4.072$ ，所以  $k = 5 - 1$ ，記錄  $p_j$  點的右邊支持端點為點  $p_{j+4}$ 。

### 3.3.2 計算點的強度(Node strength)以及重新排列

經過 3.3.1 的計算後，每一點  $p_i$  都有右邊以及左邊的支持端點，我們專注在這些支持的端點，因為這些端點極可能為輪廓中重要的轉折點，每當  $p_i$  點的支持端點為點  $p_m$  時，則  $p_m$  的強度就增加。舉例來說，假設點  $p_i$  的右邊及左邊支持的長度分別為  $m$  和  $n$ ，則  $p_{i+m}$  和  $p_{i-n}$  會被當成一端點，且提高點  $p_{i+m}$  和點  $p_{i-n}$  強度。其細部的說明如 圖 15。圖中的數字代表每個點右邊以及左邊的支持長度，星號表示端點落在標示圖的外圍。舉例來說， $i$  點的右邊支持長度

為 6 ( $j, k, l, m, n, o$ )，左邊支持長度為 5 ( $h, g, f, e, d$ )。而左邊或右邊端點坐落在  $i$  的所有點為 ( $d, e, f, g, h$ ) 以及 ( $j, k, l, m, n, o, p$ )，所以  $i$  點的強度為 12。

在得到所有點的強度後，再依強度重新排列(Sorting nodes)組合出最佳的序列，在此只考慮強度大於 0 的所有點，因為強度為 0 的點為不重要的點，所以並不考慮。

圖 16 表示出強度為前 20 的點，且依強度編號，數字 1 代表強度為最強。

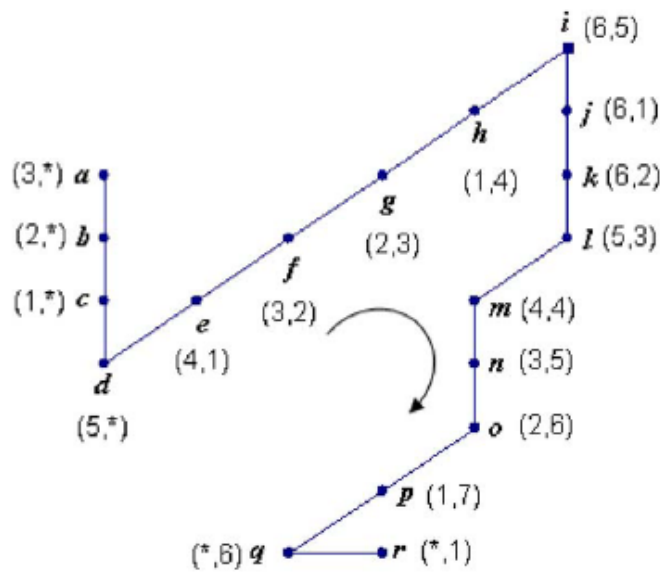


圖 15. 計算 點強度的例子

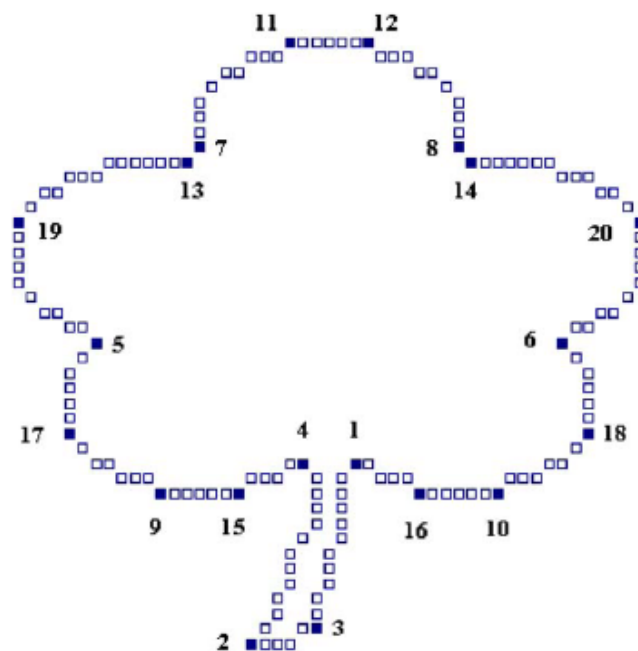


圖 16. 花的圖形中，強度為前 20 的表示點

### 3.3.3 形狀的覆蓋(Shape covering)

形狀的覆蓋起始於強度最強的點(已由 3.3.2 完成)，此做法在於找出一最佳的子集合，能利用最少的點表示出最完整的圖形。其演算法如下：

(1)初始化，將所有輪廓的點標示成非顯著點(non-dominant points)，以及未被覆蓋的點(uncover)，分別以  $d = 0$  以及  $c = 0$  表示。

(2)依強度的順序對各端點執行以下動作：

如果此端點為未被覆蓋的點( $c = 0$ )或是此端點的左右鄰居為未被覆蓋的點，則條件成立，執行：

(a)將此端點設成顯著點( $d = 1$ )且將此點設成已被覆蓋( $c = 1$ )

(b)開始於此端點，將所有屬於此端點的右邊支持範圍設定成已覆蓋( $c = 1$ )，如果遇到已為覆蓋點( $c = 1$ )，則將此交錯點設成顯著點( $d = 1$ )。如果  $p_x$  為  $p_i$  右邊支持端點的下一點，且為已覆蓋，則將  $p_x$  設成顯著點( $d = 1$ )。

(c)重複執行以上動作以覆蓋左邊的支持範圍

最後利用圖 17 說明以上的動作。圖 17 (a)中，以  $p_a$  為端點，且左右支持範圍都為 6，圖中的 x 代表此點被設成已覆蓋的點。

圖 17 (b)說明上敘演算法中第二步驟中(b)部份的第一種情形。在此假設  $p_a$  的強度大於  $p_b$ ，所以  $p_a$  會先被考慮，程序先覆蓋所有屬於  $p_a$  的左右支持範圍(以 x 表示  $p_a$  的覆蓋)，當進行到  $p_b$  時， $p_b$  左邊支持範圍會遇到已覆蓋的點(以+表示  $p_b$  的覆蓋)，將此交錯點設成顯著點。

圖 17 (c)說明上敘演算法中第二步驟中(b)部份的第二種情形。一樣假設  $p_a$  的強度大於  $p_b$ ，所以  $p_a$  會先被考慮，程序先覆蓋所有屬於  $p_a$  的左右支持範圍(以 x 表示  $p_a$  的覆蓋)，當進行到  $p_b$  時， $p_b$  右邊的支持範圍會覆蓋到點  $p_y$  (以+表示  $p_b$

的覆蓋)，其  $p_y$  的下一點  $p_x$  為已覆蓋的點，所以將  $p_x$  設成顯著點( $d=1$ )

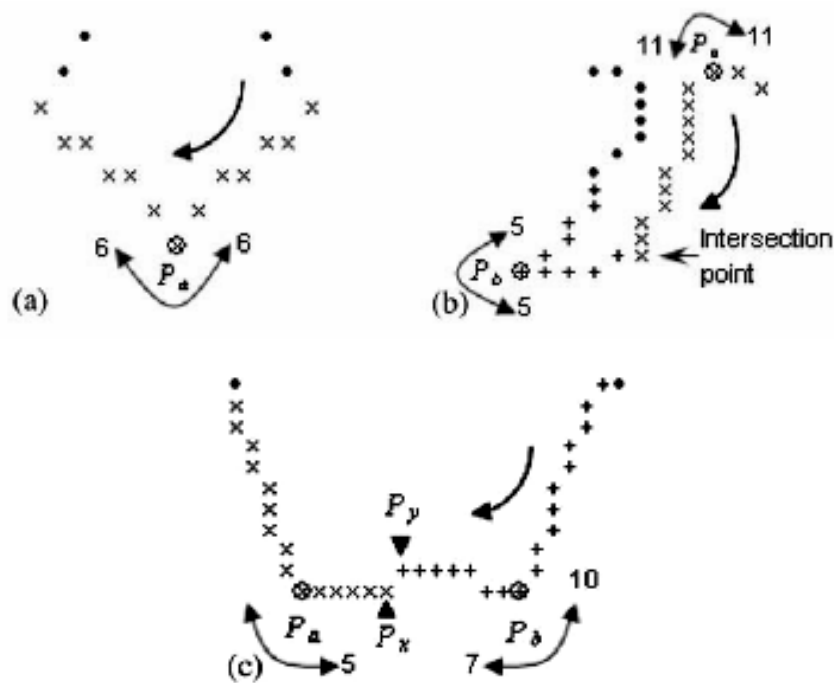


圖 17. 形狀覆蓋的程序說明

在實作上，背景濾除必定存在著雜訊的影響，所以同一個物件其擷取出的前景輪廓卻不盡相同。如圖 18 所示，假設點  $s$  與  $q$  點之間本為一完漂亮的直線，但是因為雜訊的影響而在  $p$  點凸出了一個像素(pixel)，在上述的顯著點偵測法中會將  $p$  點判斷為顯著點，這對切割系統的影響甚大，畢竟那是多餘的一個點。所以在演算法中做了點改變，在 1.2.1 支持的範圍演算法中，將(e)小項修改成(E)項，左邊的支持範圍也跟著修改。

(E) 如果  $F_{new} < F_{old}$  成立連續兩次成立：則回傳  $p_{k-2}$  當成  $p_i$  右邊的支持端點

不成立：令  $F_{old} = F_{new}$ ， $k = k + 1$ ，回到(b)

將演算法修改成上述(E)後，圖 18 所示的問題已被解決，讓此顯著點偵測法較能

克服雜訊所帶來的影響。

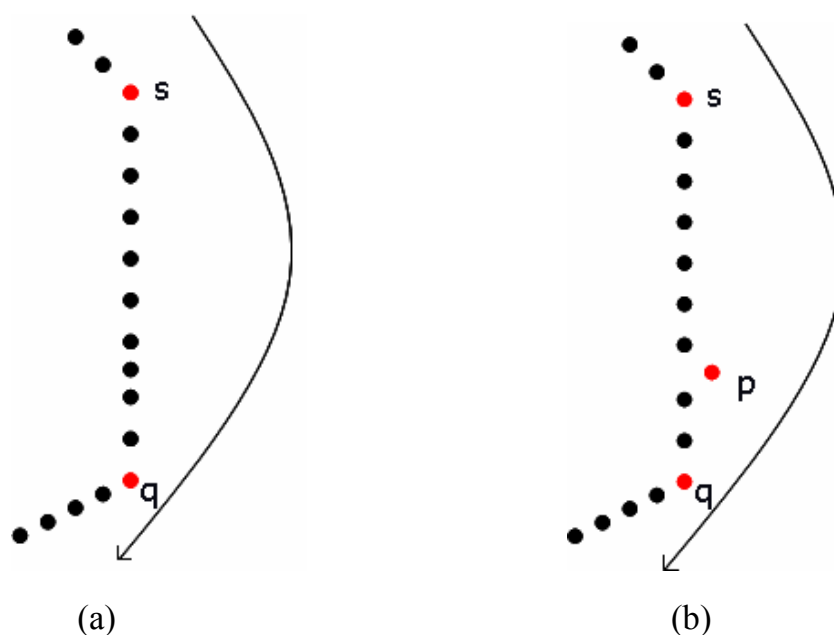


圖 18. (a)正確的輪廓及偵測出的顯著點 (b)受雜訊影響的輪廓並誤判 p 點為顯著點。

下圖 19 以及圖 20 為 Teh-Chin[14], Ray-Ray[15], Wu[11], Majed-Pepe[13]以及本論文的演算法在顯著點偵測上的比較，從圖中可看出 Teh-Chin, Ray-Ray 以及 Wu 的方法找出了較多的顯著點，甚至存在著多餘的顯著點，而本論文以及 Majed-Pepe 的方法上則使用較少的顯著點，但是也相當完整的表示出一個輪廓。由於使用較少的顯著點來呈現完整的輪廓，所以在後續的特徵擷取以及物件辨識上可以降低運算量，提高效率。

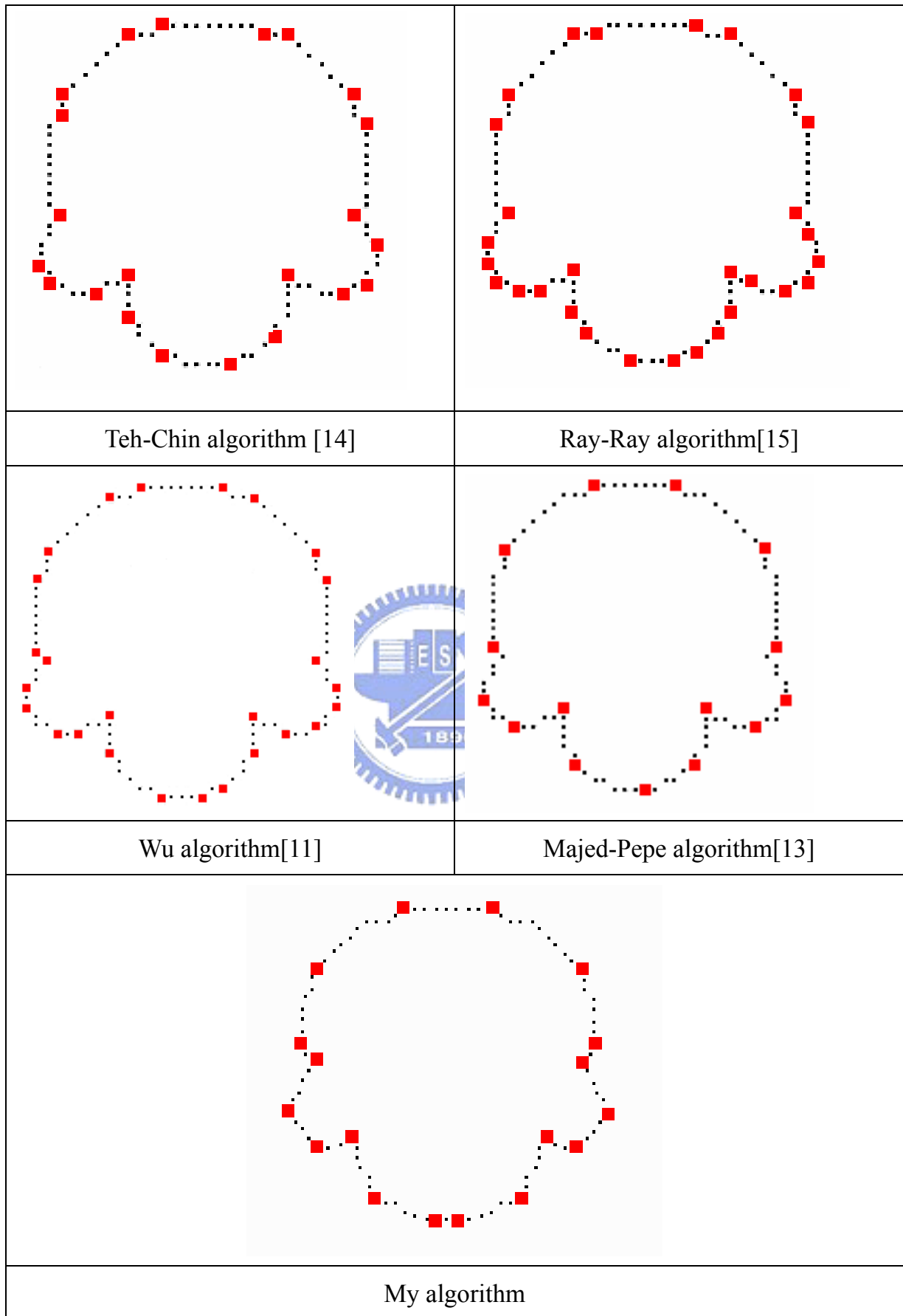


圖 19. 本論文顯著點偵測演算法與其它演算法的結果比較



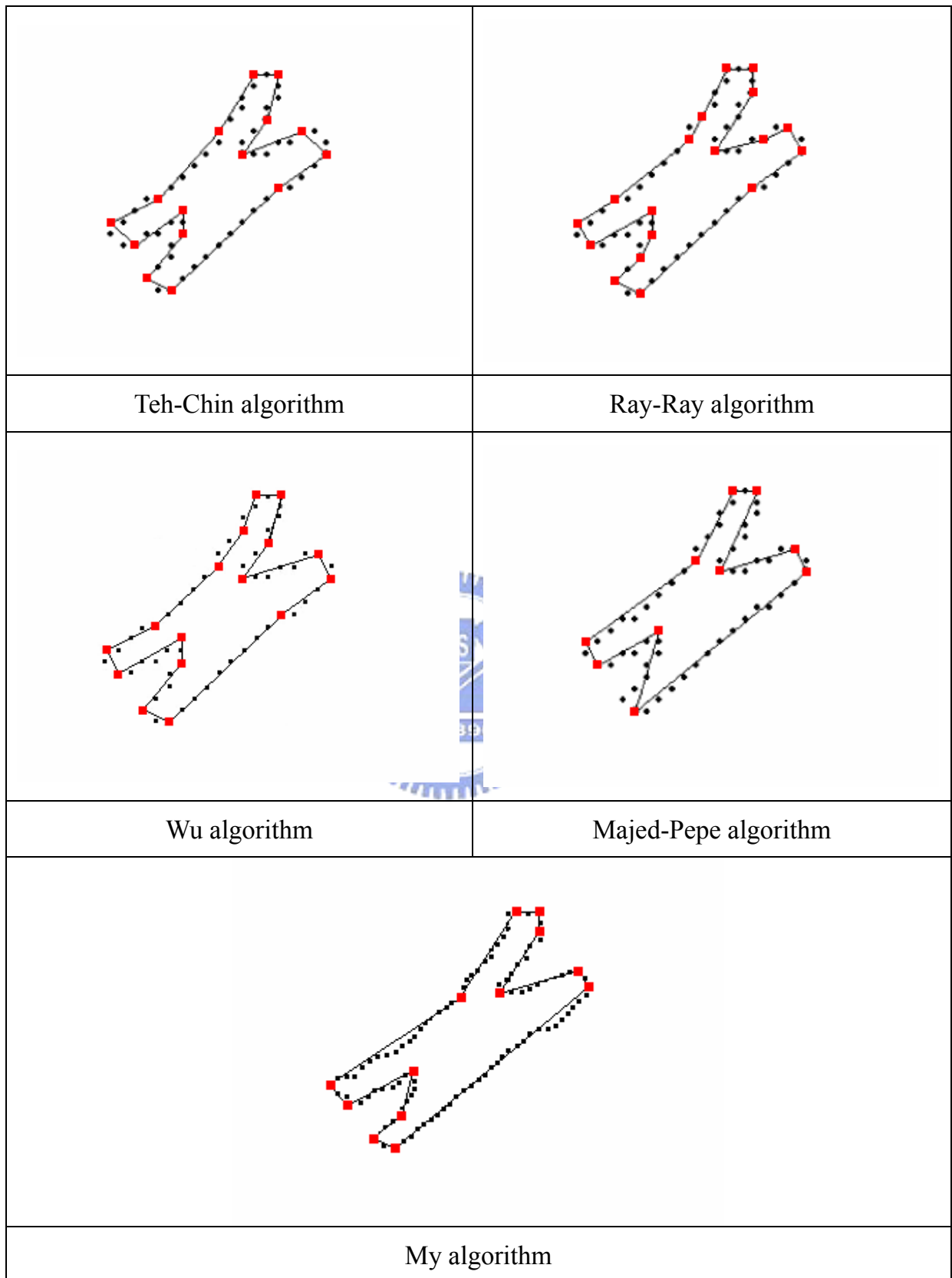


圖 20. 本論文顯著點偵測演算法與其它演算法的結果比較

下圖 21 為本論文提出的方法所找出的顯著點的範例。在效果上，對於曲率變化較大的弧線可以標出較多的顯著點，在平滑的直線上就不會有顯著點的產生，由於此系統不須要任何外在的輸入參數，所以可以同時找出物件輪廓中較細的部份(曲率變化大)以及較粗略的部份(曲率變化小)的顯著點。

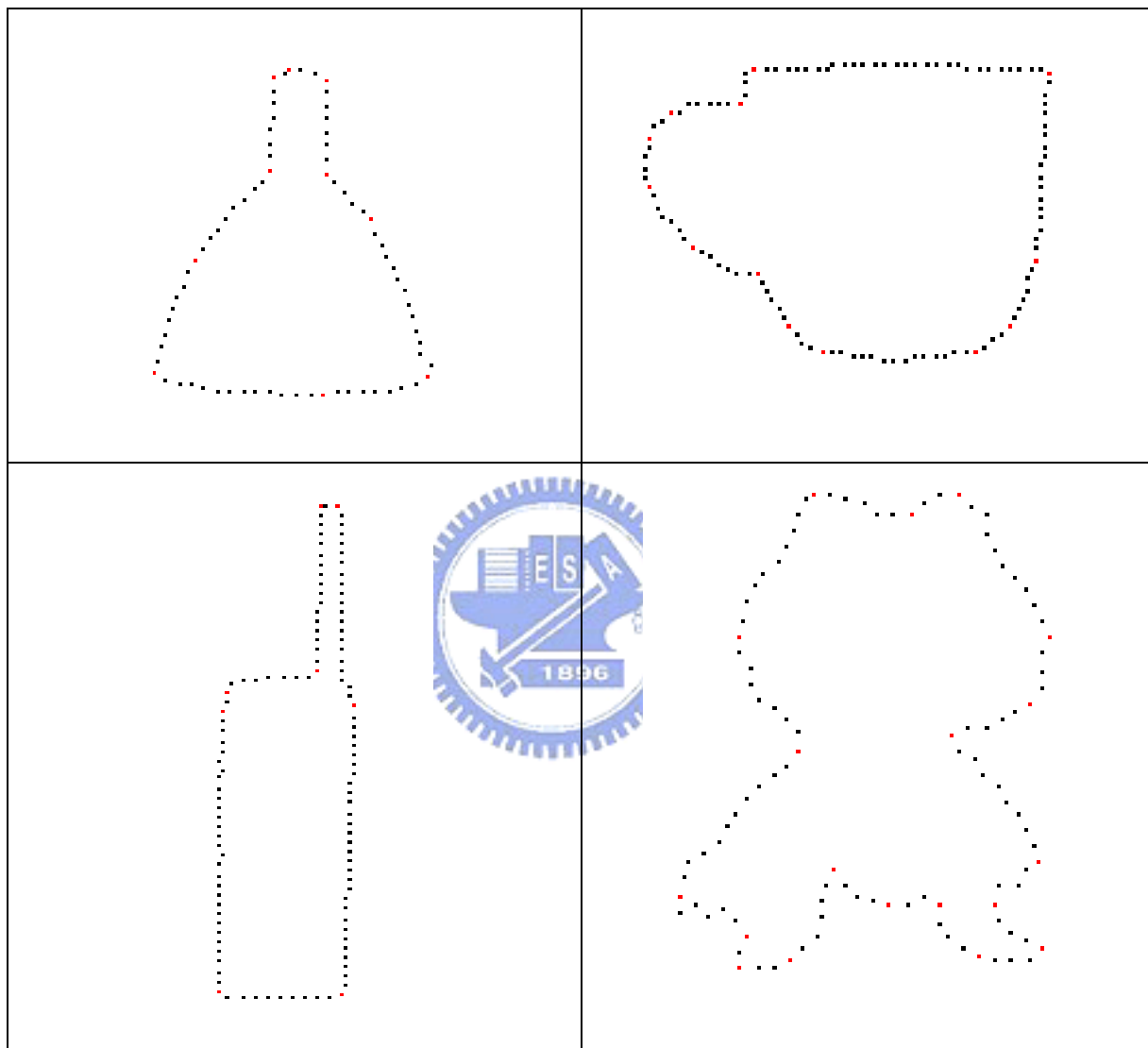


圖 21. 以本論文顯著點偵測法所偵測出的顯著點的範例

## 第四章 區域特徵的擷取(Extract the local features)

經過第三章的介紹，瞭解如何在一個完整的輪廓中找出顯著點(dominant points)，而這些顯著點就是完整輪廓的分割點，得到顯著點後不再對完整的原始輪廓做處理了，而是只針對這些顯著點進行處理以及利用顯著點得到所有需要的特徵資訊。在此假設將輪廓中的所有顯著點儲存於陣列  $D$  中。

$$D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\} \quad (4-1)$$

在特徵擷取的部份，各個作者[2,4,5,6,17]有著自己所定義的特徵，而選取的特徵不單單影響到系統的效率，也影響到了階層式辨識系統(Hierarchical Recognition System)的設計。在本章節將介紹一些由顯著點所延伸出來的特徵以及本篇論文所使用的特徵。

### 4.1 傅利葉運算子(Fourier Descriptors)

由 W. Gorman 等[2]所提出的方法中，先將圖 22(a)切割成如圖 22(b)的多個區塊，再計算各個區塊傅利葉運算子(Fourier Descriptor)，其傅利葉運算子公式如下：

$$c_n = \frac{T}{4\pi^2 n^2} \sum_{p=1}^K \frac{\Delta\gamma_p}{\Delta t_p} [e^{-i(2\pi n/T)t_p} - e^{-i(2\pi n/T)t_{p-1}}] \quad n \neq 0 \quad (4-2)$$

$$c_0 = \frac{1}{T} \sum_{p=1}^K \left(\frac{1}{2} \Delta\gamma_p + \gamma_p - 1\right) \Delta t_p \quad (4-3)$$

$$\text{其中 } t_p = \sum_{i=1}^p \Delta t_i, \quad t_0 = 0$$

$K$  代表此區段有多少點， $T = t_k$  代表整個輪廓的週期

而  $\Delta r_p$  及  $\Delta t_p$  依圖 23 得知輪廓方向再配合下表可得。

$$\begin{array}{l} a_p : \quad 0 \quad 1 \quad 2 \quad 3 \quad 4 \quad 5 \quad 6 \quad 7 \\ \Delta\gamma_p : 1 \quad 1+i \quad i \quad -1+i \quad -1 \quad -1-i \quad -i \quad 1-i \\ \Delta t_p : 1 \quad \sqrt{2} \quad 1 \quad \sqrt{2} \quad 1 \quad \sqrt{2} \quad 1 \quad \sqrt{2} \end{array} \quad (4-4)$$

作者 W. Gorman 的實驗中得知，過大的  $n$  會將運算量提高，但是效果卻只有些微提高，而過小的  $n$  其還原的圖會過於平滑而失去了原有的資訊(角度資訊)。當  $n=5$  時為最佳的傅利葉運算子轉換，可保留適度的細結，效率高。

但是在一個部份辨識系統中，已經將一個影像切割成  $m$  個區塊，而此方法又將各個切割用 6 個特徵參數表示 ( $c_0, c_1, \dots, c_5$ )，再加上傅利葉運算子(式 4-2, 4-3)已是高運算量，所以系統效能必定降低，其優點有旋轉、位移以及大小不變性。

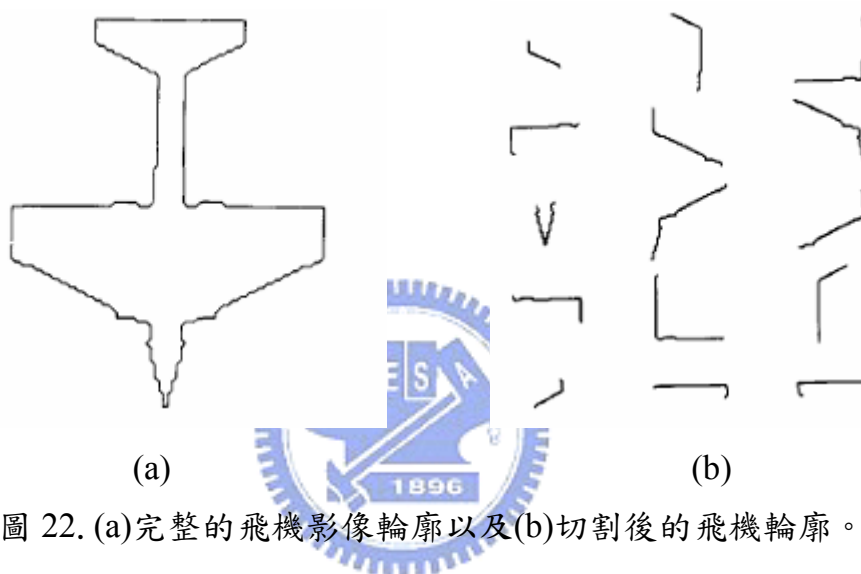


圖 22. (a)完整的飛機影像輪廓以及(b)切割後的飛機輪廓。

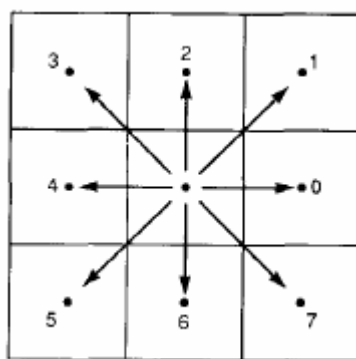


圖 23. 連結方向的代碼

## 4.2 幾何關係(Geometry relation)

由 Stuart Meikle[17]等人所提出的方法中，將圖 24(a)用許多的直線表示(此為多邊形近似法)，所以也就切割出很多的片段。假設共分成  $n$  個線段，那麼兩

線段的組合可表示成下式：

$$p = \{l_a, l_b \mid 1 \leq a \leq n, 1 \leq b \leq n, b \neq a\} \quad (4-5)$$

而作者 Stuart Meikle 選用的特徵以圖 24(b)表示，其所有特徵的組合以  $POL$  表示，其  $POL$  定義如下示：

$$POL = \{I, T, \vec{I s_a}, \vec{I e_a}, \vec{I s_b}, \vec{I e_b}\} \quad (4-6)$$

其中  $I$  代表兩線段的交點， $T$  代表兩線段相交的角度， $\vec{I s_a}$  為  $I$  點到線段  $a$  起始點 ( $s_a$ ) 的向量表示式，相同的， $\vec{I e_a}$  為  $I$  點到線段  $a$  終點 ( $e_a$ ) 的向量表示式。

其一完整的特徵表示式為：

$$M = \{POL_1, POL_2, \dots, POL_m\} \quad (4-7)$$

在得到式(4-7)後，再利用門檻值移除不明顯的特徵，用於減少過多多餘的特徵資訊，像是移除過小的角度(小於 30 度)和過大的角度(大於 150 度)以及移除過小的向量(小於 5)，最後得到進行辨識與建立資料庫的特徵。

由上述的方法中，每一個線段要跟其它  $n-1$  個線段比對計算特徵，計算量也是相當龐大，在得到所有特徵後又利用門檻值過濾多餘的特徵，此門檻值的選擇也嚴重的影響整體系統的優劣。

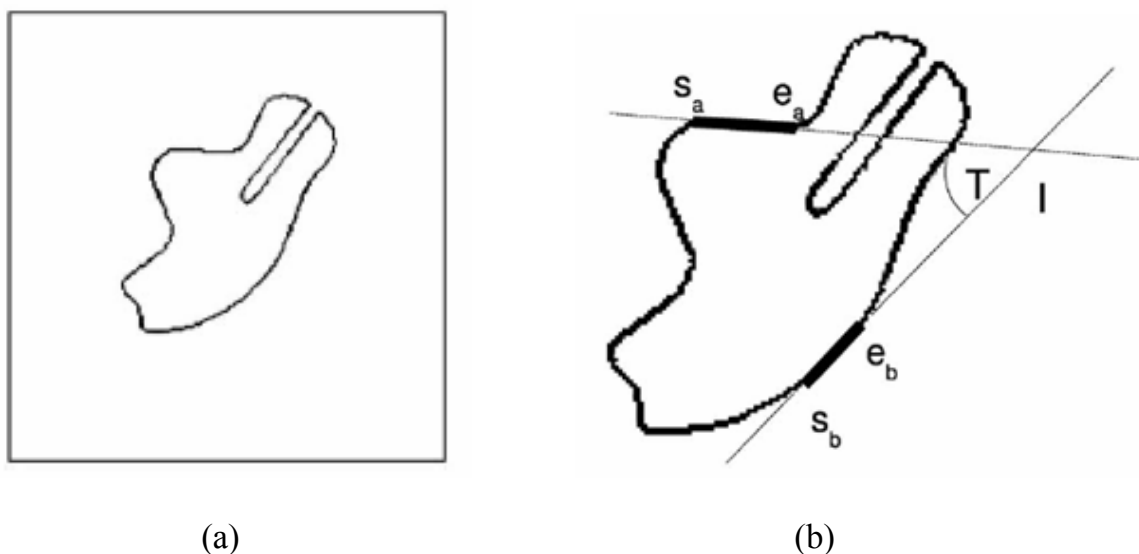


圖 24. (a)原始輪廓(b)POL 特徵說明

### 4.3 角度和長度比(Angle and Ratio of Length)

為了解決遮蔽問題對系統的影響，所以使用部份資訊(partial feature)為解決遮蔽問題的要點。假設將一個輪廓分割成  $n$  段，那麼一個物件的特徵數就會變成  $n$  倍，所以部份資訊的辨識系統已是高運算量的系統，因此不可再使用過多或複雜的特徵進行比對，所以本論文選用具有表示意義且容易得到的特徵，其選用的特徵為兩相鄰線段的相交角度(Angle)以及長度比(Ratio of length)，其說明如圖 25 所示。於第三章說明顯著點偵測法，偵測出的顯著點會依輪廓而有順序性(如式 4-1 所示)，依每個顯著點所擷取出的特徵如下式(4-8)所示：

$$\begin{aligned} Angle_m &= \theta_m \\ Ratio_m &= \frac{l_m}{l_{m-1}} \end{aligned} \tag{4-8}$$

其中  $\theta_m$  是以  $l_{m-1}$  線段為基礎，逆時針計算與線段  $l_m$  的角度。圖中  $\theta_{m+1}$  大於 180 度。

$l_{m-1} = \|\overrightarrow{d_{m-1}d_m}\|$  為兩點之間的距離。

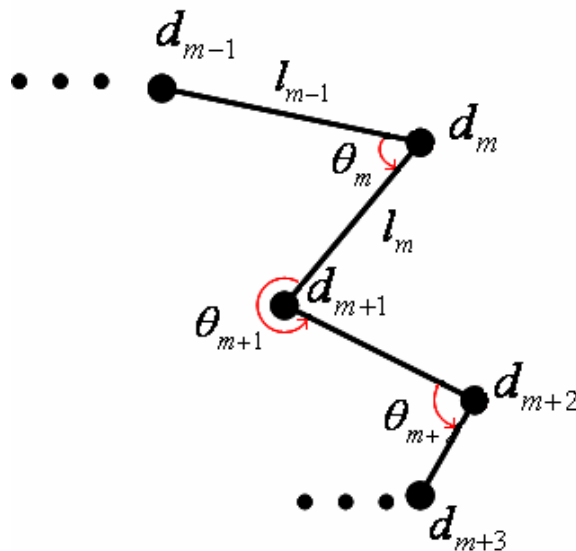


圖 25. 角度與長度比的特徵說明

使用上述兩種資訊為主要特徵，其好處在於使用簡單的資訊確具有相當的重要性，且一個物件的總特徵數為  $2n$  ( $n$  為顯著點的點數)，在特徵的數量上明顯比上述的方法少很多，且特徵的求法不需高運算量。此兩種特徵同時擁有位

移，旋轉，大小的不變性。

其物件完整的特徵表示式為：

$$F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\} \quad (4-9)$$
$$f_m = \{Angle_m, Ratio_m\}, \quad 1 \leq m \leq n$$

其中  $n$  為顯著點的數目。



## 第五章 辨識系統(Recognition System)

在之前的章節中提出將一個完整輪廓切割成多個區塊的組合，在本章節提出一辨識系統，其擁有位移(translation)、旋轉(rotation)以及大小(scale)不變性等特性。此辨識系統同時考慮兩組特徵，一為資料庫所取出的比對特徵，另一個是由影像輸入所得的等待辨識的物件特徵，由於使用多個區塊資訊特徵，所以辨識不再是簡單的一對一比對計算偏差值。本論文的多區塊特徵辨識系統主要程序分成兩個步驟，步驟一進行區塊對區塊的單一比對(segment matching)，找出所有相匹配的區塊。步驟二將上個動作所匹配的所有結果再進行團體比對(group matching)，找出正確的匹配團體。其方法類似[18]。其系統的所有參考特徵如式 4-9 所示。

### 5.1 單一區塊的匹配(segment matching)

單一區塊的匹配過程大至可分為以下幾個步驟：

- (a)由第三章已將一輪廓切割成可由多個有順序性的顯著點所連結的線段所表示。
- (b)計算角度(angle)資訊以及長度比(ratio of length)的資訊。
- (c)利用由(b)所得到的資訊與資料庫的各個物件比對，設定一門檻值，比對兩物件的特徵，判斷結果是否在門檻值之內，在門檻值以內則為匹配，記錄所有匹配的組合。其比對方法如式(5-1)。

$$|Angle_i^D - Angle_j^O| \leq T_\theta$$

and

$$\frac{1}{T_1} \leq \frac{Ratio_j^O}{Ratio_i^D} \leq T_1$$

(5-1)

其中  $T_\theta$  和  $T_1$  為門檻值，由使用者自行定義，當然， $T_\theta$  和  $T_1$  的選擇影響了系統的辨識率。本論文選用  $T_\theta = 30$ ， $T_1 = 1.3$ 。假設某物件單一區塊的辨識結果如圖 26(a)



所示，圖中說明某一物件的區塊會與資料庫中的多個區塊匹配，為一對多的匹配。

## 5.2 團體匹配(group matching)

經過單一區塊的比對後，每個單一區塊可能會有多個相匹配的結果，就單一區塊的角度來看，是無法分辨哪個才是正確的匹配，所以利用團體匹配找出正確的匹配區塊，由圖 26(a)中可以觀察出匹配的連續性，利用此連續性找出正確的匹配結果。由圖 26 說明了兩件事，第一件事說明了何謂團體匹配，其主要動作就是找出連續區塊的匹配。從圖 26 可以發現另一個重點，就是團體匹配找到了兩組連續匹配(圖 26(b)(c))，一組為輪廓 A 的區塊 3~10 與輪廓 B 的區塊 11~18 匹配，另一組為輪廓 A 的區塊 13~16 與輪廓 B 的區塊 23~26 匹配，由於建立資料庫是使用未遮蔽的物件，所以此結果說明了輪廓 A 的區塊 11~12 可能有遮蔽的情況發生，由此資訊便可偵測出物體何處被遮蔽。



輪廓 A 的區塊	輪廓 B 的區塊
3	7
3	11
3	22
4	12
4	18
5	13
6	14
7	15
8	16
8	23
9	17
10	9
10	18
10	26
11	22
12	1
12	10
13	7
13	12
13	23
14	24
15	25
16	6
16	18
16	26

(a)

輪廓 A 的區塊	輪廓 B 的區塊
3	11
4	12
5	13
6	14
7	15
8	16
9	17
10	18

(b)

輪廓 A 的區塊	輪廓 B 的區塊
13	23
14	24
15	25
16	26

(c)



圖 26. (a)單一區塊匹配的記錄範例(b)團體匹配範例(c)團體匹配範例

由於影像的擷取容易被亮度以及拍攝的角度所影響，所以同一物件其輪廓不盡相同，難免會有些偏差，再加上經過背景濾除的結果，其擷取出的輪廓也會有偏差，所以在顯著點的偵測上就跟著有所不同，由於以上的影響，一個未受遮蔽的完美物件所擷取出的區塊特徵也有可能與資料庫區塊特徵不相匹配，為了不讓系統誤判物體已被遮蔽，所以設定一個門檻值當成是否遮蔽的依據。當判斷為遮蔽後，系統會進入尋找遮蔽區塊的程序，並標示出受遮蔽的部份。下圖 27 為整個辨識系統的流程圖。

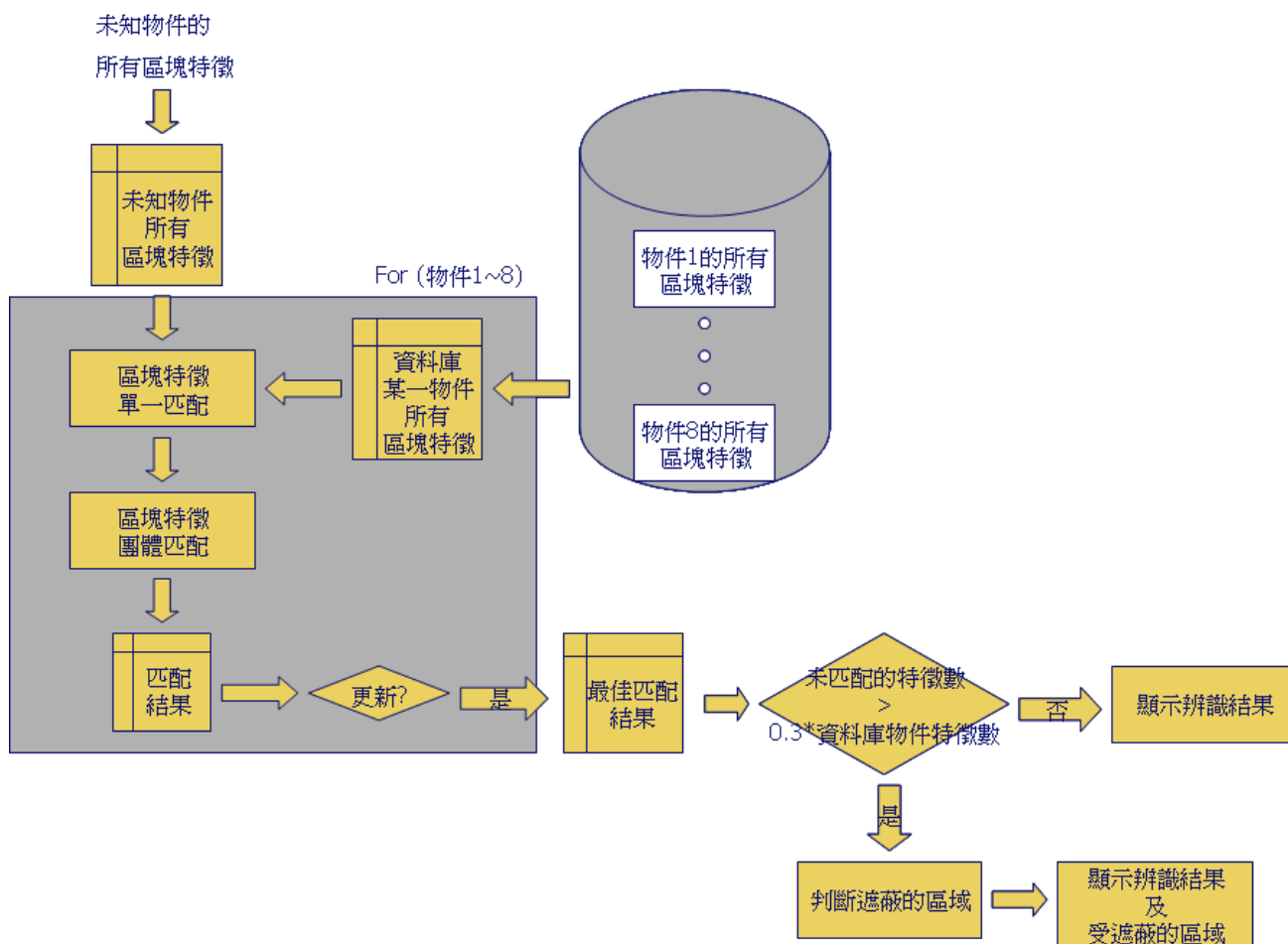


圖 27. 辨識系統的流程圖

### 5.3 遮蔽區域的標示

此辨識系統會先找出未知物件與資料庫中最匹配的結果，再利用此辨識結果當成是否被遮蔽的判斷資料。假設未知物件  $O^I$  經辨識後所找出的匹配結果是物件  $O_R^D$ ，當下式(5-2)成立時，則判斷此物件有被遮蔽。

$$N\_unmatch_R^D > N\_domi_R^D * 0.3 \quad (5-2)$$

$N\_unmatch_R^D$ ：物件  $O_R^D$  中與  $O^I$  不匹配的區塊數目。

$N\_domi_R^D$ ：物件  $O_R^D$  的顯著點總數。

當上式(5-2)成立時，則系統進入偵測遮蔽區域的程序中，利用兩物件之間團體匹配的對應，找出團體匹配中不匹配的區塊，此區塊就是遮蔽的部份。如圖 28 說明，先找出物件  $O^I$  中與  $O_R^D$  未匹配的部份，再找出物件  $O^I$  中此部份的起

頭顯著點 A 以及結尾顯著點 B，再將此兩點之間的所有輪廓標示成遮蔽區域。

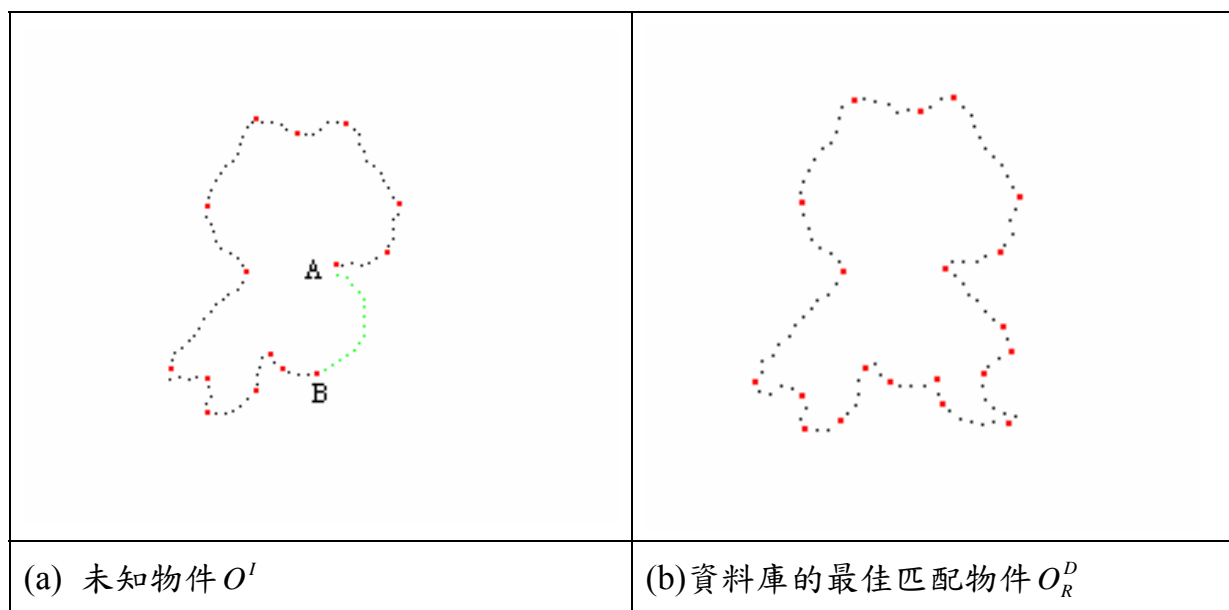


圖 28. 偵測遮蔽區域的說明圖



## 第六章 實驗流程與結果

在此章將說明整個實驗平台與物體遮蔽辨識的系統架構。根據各個物件不同的輪廓所擷取出的不同特徵所建立的資料庫，資料庫會依輸入物件所擷取的特徵與資料庫所有檔案是否匹配，如果匹配則表示資料庫也有此資訊，就不會將此物件寫入資料庫中。從未知的輸入物件中取出區塊特徵後，與資料庫比對測試此系統的辨識率，以實驗結果呈現並加以討論。

### 6.1 實驗平台

實驗的平台是在 Intel CPU 2.8 GHz 的電腦上，Visual C++ 6.0 的環境下來完成整個演算法，並透過 Sony EVI-D70 的 PTZ 攝影機和 Leutron Vision 的影像擷取卡 Picprodigy 擷取序列影像圖 29。影像大小是 320 x 240，格式是 bmp 檔，顏色的解析度是 RGB 各 8bits 的影像。以每秒 30 張影像序列的模式拍攝 10 秒並以其建立背景模型，並以動態影像擷取影像作資料庫的建立與測試。而實驗環境為一虛擬環境，此虛擬環境假設在一個簡單的背景下，利用其擷取出的前景效果較好，用較佳的前景物件輸入測試本系統在影像的切割以及辨識率上的效果。最後會測試此系統使用在複雜背景，利用複雜背景的雜訊影響來測試此系統的可靠性。

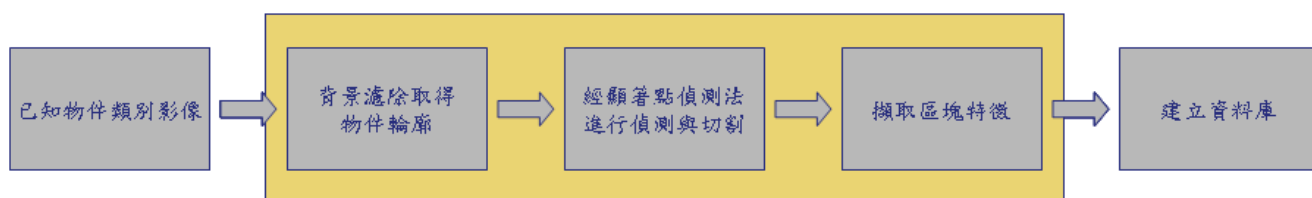


圖 29. 左為 Sony EVI-D70 的 PTZ 攝影、右為 Leutron Vision 的影像擷取卡 Picprodigy

## 6.2 系統架構

下圖 30 為物件辨識系統的流程圖。整個系統架構分為兩個部份：建立資料庫和物件辨識。而無論哪一部份，辨識系統建立於以輪廓形狀為基礎的特徵，故找到物件的正確輪廓是極重要的步驟。利用具有陰影濾除的前景偵測系統找到前景的初始輪廓，再將初始輪廓經過顯著點偵測演算法得到顯著點並進行分割的動作，從分割後的各個輪廓中找出角度和長度比的特徵。利用得到的特徵進行資料庫的建立或是物件的比對，最後依比對的結果找出被遮蔽的區域。

建立/更新物件資料庫：



物件辨識系統：

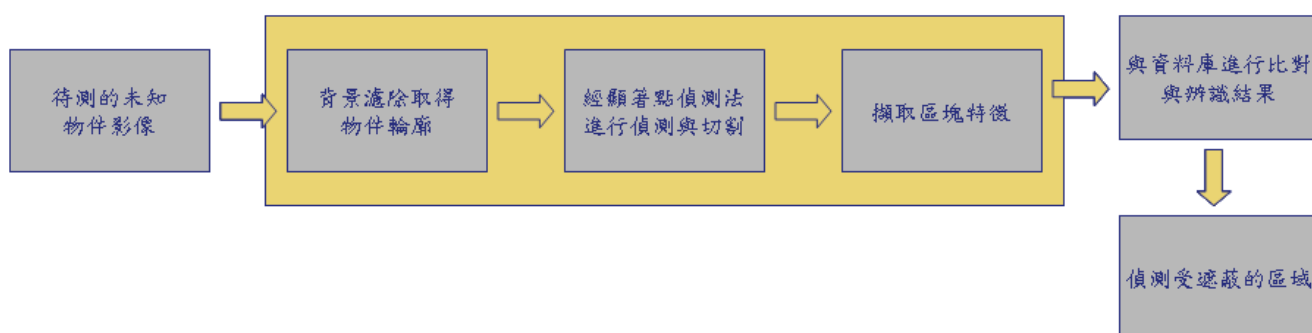


圖 30. 系統流程圖

## 6.3 實驗結果

實驗的測試總共使用 8 種物件，所有物件如圖 31 所示。實驗中為了取得較佳的完整輪廓，所以使用簡單背景進行拍攝，圖 32 為這些物件經過背景濾除後的結果，圖 33 為圖 32 經過顯著點偵測法所找出的所有顯著點。整個實驗共分成幾個部份，1. 一般的物件辨識，2. 旋轉物體的辨識(圖 34)，3. 比例變化的辨識(圖 36)，4. 遮蔽物體的辨識(圖 38)，5. 搜尋出物件的遮蔽部份。






			
1. 熊	2. 漏斗	3. 容器	4. 杯子
			
5. 電話	6. 膠帶座	7. 基底	8. 恐龍

圖 31. 實驗中選用的 8 個物件的原始影像









			
1. 熊	2. 漏斗	3. 容器	4. 杯子
			
5. 電話	6. 膠帶座	7. 基底	8. 恐龍

圖 32. 經背景濾除的結果

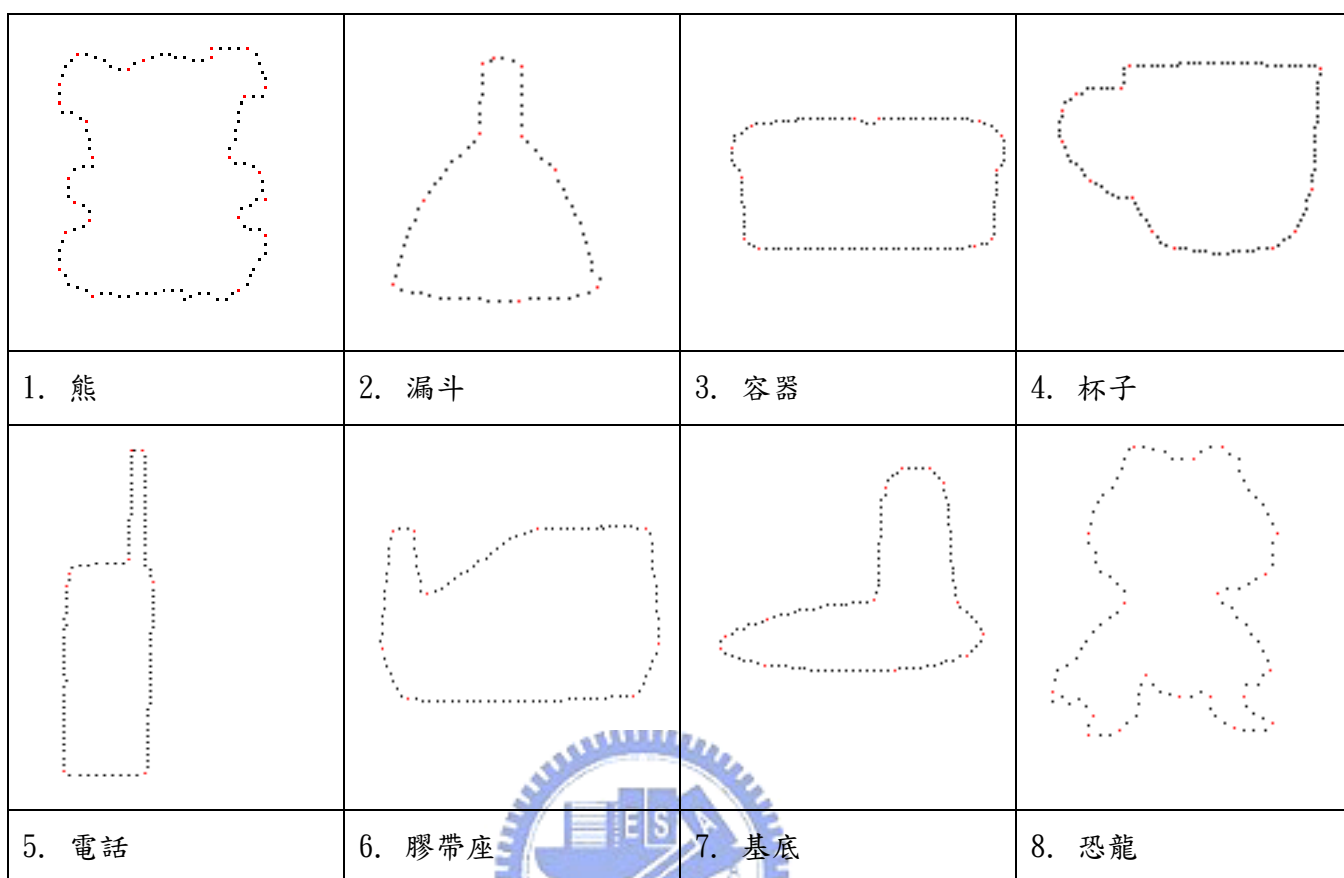


圖 33. 經顯著點偵測法找出各物件輪廓上的顯著點(以紅點表示)

Recognition Result	The Index of Postures								
	1	2	3	4	5	6	7	8	Total
Numbers of Database	3	3	3	2	3	2	4	5	25
Category of Result (#)	1	99	0	7	7	3	0	6	0
	2	0	98	2	0	0	0	0	0
	3	0	0	90	0	1	0	0	0
	4	0	1	0	91	0	0	0	0
	5	0	0	0	0	94	0	0	0
	6	0	0	0	0	2	100	0	0
	7	0	1	1	1	0	0	93	0
	8	1	0	0	1	0	0	1	100
Recognition rate	99%	98%	90%	91%	94%	100%	93%	100%	95.625%

表 1. 相同條件下的未知物件與資料庫的辨識率











			
1. 熊	2. 漏斗	3. 容器	4. 杯子
			
5. 電話	6. 膠帶座	7. 基底	8. 恐龍

圖 34. 經旋轉處理的範例圖

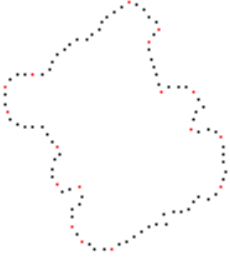
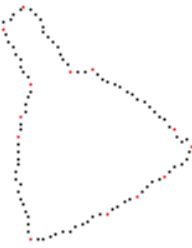
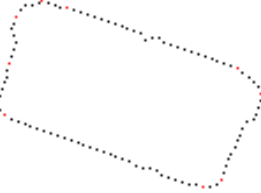
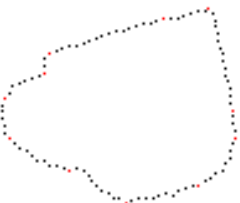
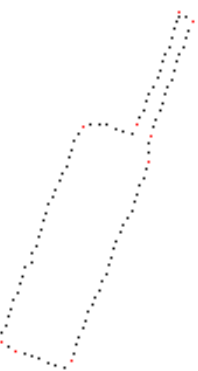
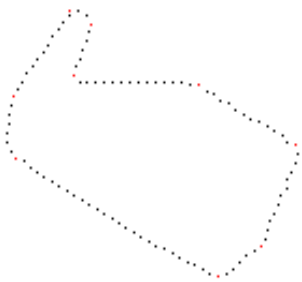
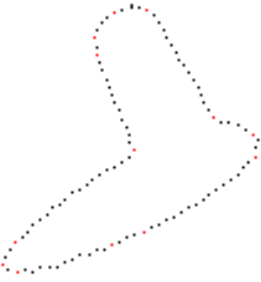
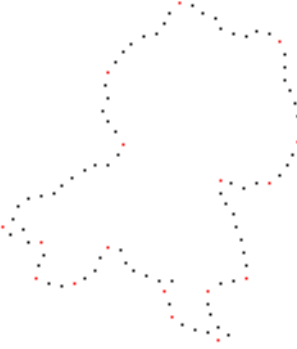
			
1. 熊	2. 漏斗	3. 容器	4. 杯子
			
5. 電話	6. 膠帶座	7. 基底	8. 恐龍

圖 35. 圖 34 經顯著點偵測法所偵測到的顯著點

Recognition Result	The Index of Postures								
	1	2	3	4	5	6	7	8	Total
Numbers of Database	3	3	3	2	3	2	4	5	25
Category of Result (#)	1	36	3	3	4	2	1	2	0
	2	0	36	0	0	0	0	0	1
	3	0	0	36	2	0	0	4	0
	4	0	1	1	34	1	0	0	0
	5	0	0	0	0	37	0	0	0
	6	0	0	0	0	0	39	0	0
	7	0	0	0	0	0	0	34	0
	8	4	0	0	0	0	0	0	39
Recognition rate	90%	90%	90%	85%	92.5%	97.5%	85%	97.5%	90.938%

表 2. 旋轉物件的辨識率









			
1. 熊	2. 漏斗	3. 容器	4. 杯子
			
5. 電話	6. 膠帶座	7. 基底	8. 恐龍

圖 36. 利用不同拍攝距離取出的不同大小的範例圖

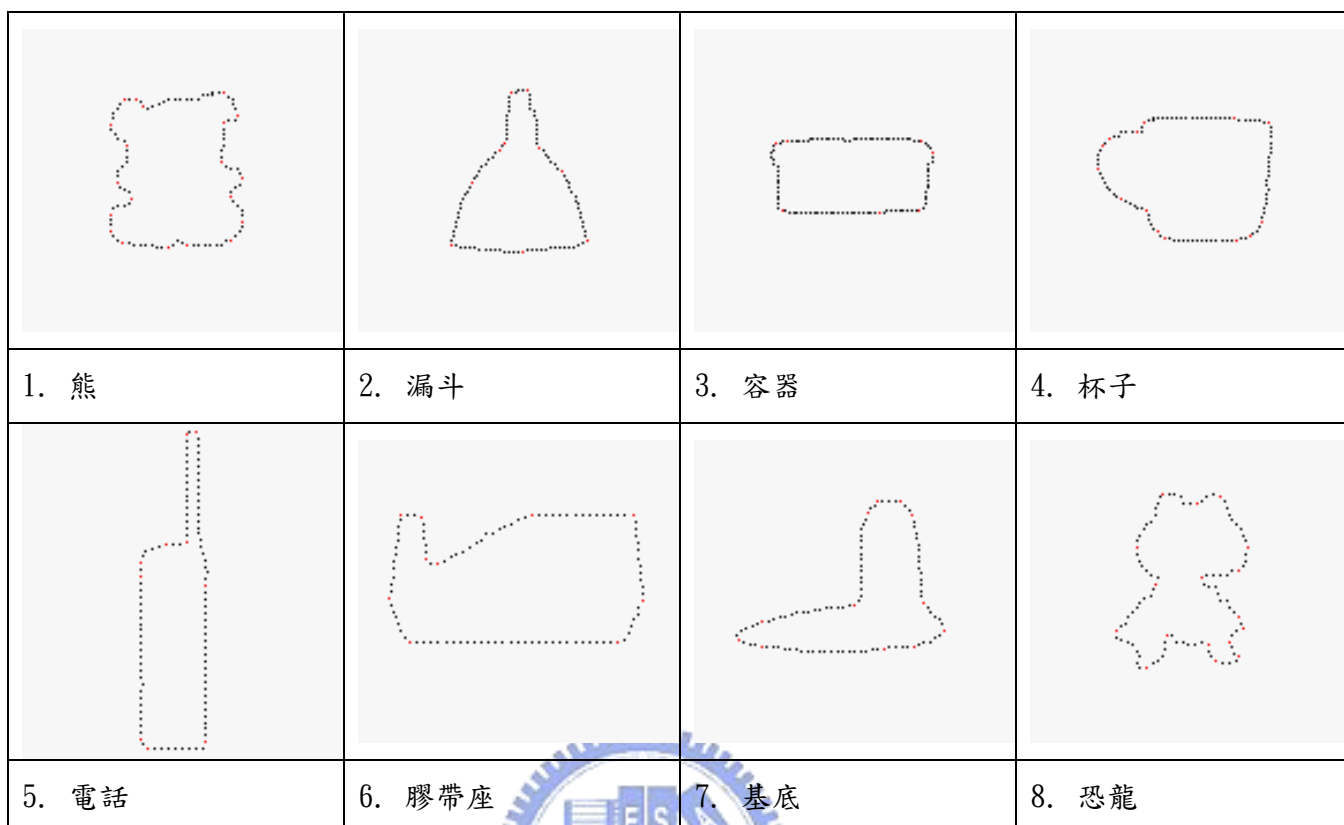


圖 37. 圖 36 經顯著點偵測法所偵測到的顯著點

Recognition Result	The Index of Postures								
	1	2	3	4	5	6	7	8	Total
Numbers of Database	3	3	3	2	3	2	4	5	25
Category of Result (#)	1	90	14	16	10	6	1	19	5
	2	0	78	1	3	0	0	0	0
	3	0	2	79	2	2	1	3	0
	4	2	1	2	82	0	16	1	0
	5	0	0	0	0	91	2	0	0
	6	0	0	0	0	0	79	0	0
	7	1	2	1	0	0	0	75	0
	8	7	3	1	3	1	1	2	95
Recognition rate	90%	78%	79%	82%	91%	79%	75%	95%	83.625%

表 3. 輸入物件比例縮小的辨識率









			
1. 熊	2. 漏斗	3. 容器	4. 杯子
			
5. 電話	6. 膠帶座	7. 基底	8. 恐龍

圖 38. 手動處理的遮蔽物件的例子




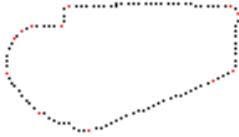
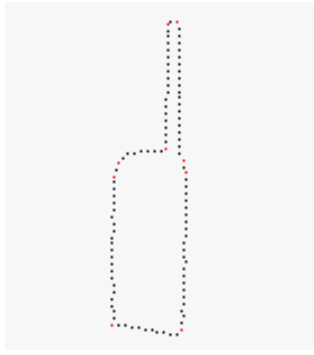
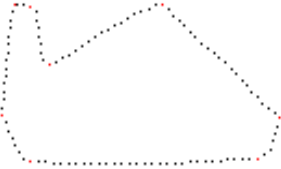
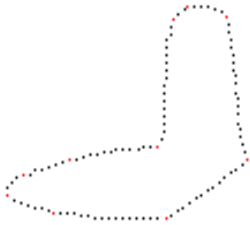
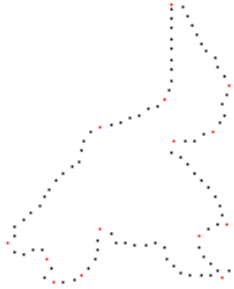
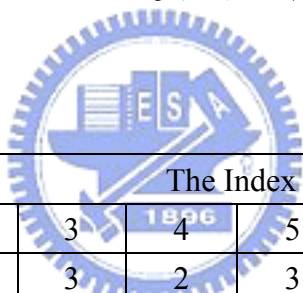
			
1. 熊	2. 漏斗	3. 容器	4. 杯子
			
5. 電話	6. 膠帶座	7. 基底	8. 恐龍

圖 39. 圖 38 經顯著點偵測法所偵測到的顯著點

Recognition Result	The Index of Postures								
	1	2	3	4	5	6	7	8	Total
Numbers of Database	3	3	3	2	3	2	4	5	25
Category of Result (#)	1	34	3	7	4	2	0	8	2
	2	3	35	0	1	1	0	0	0
	3	1	0	32	1	0	2	1	0
	4	2	2	1	33	0	0	0	0
	5	0	0	0	0	36	0	1	0
	6	0	0	0	0	0	36	0	0
	7	0	0	0	0	0	0	30	0
	8	0	0	0	1	1	2	0	38
Recognition rate	85%	87.5%	80%	82.5%	90%	90%	75%	95%	85.625%

表 4. 約 20% 遮蔽的物件辨識率



Recognition Result	The Index of Postures								
	1	2	3	4	5	6	7	8	Total
Numbers of Database	3	3	3	2	3	2	4	5	25
Category of Result (#)	1	31	6	8	9	3	2	10	5
	2	6	32	0	0	4	1	0	1
	3	1	0	28	1	0	0	3	0
	4	0	0	3	27	0	1	0	1
	5	0	0	0	0	31	1	0	0
	6	0	0	0	0	1	32	0	0
	7	0	2	1	1	1	0	26	0
	8	2	0	0	2	0	3	1	33
Recognition rate	77.5%	80%	70%	67.5%	77.5%	80%	65%	82.5%	75%

表 5. 約 40% 遮蔽的物件辨識率

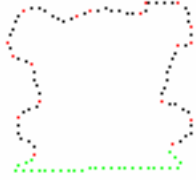


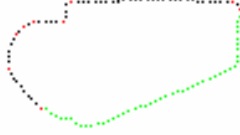

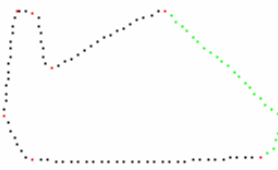
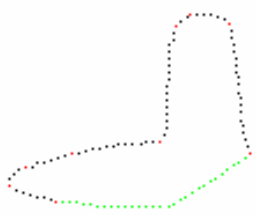
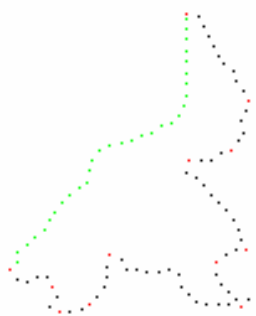
			
1. 熊	2. 漏斗	3. 容器	4. 杯子
			
5. 電話	6. 膠帶座	7. 基底	8. 恐龍

圖 40. 圖 38 所偵測到的遮蔽部份

## 6.4 討論

在以上的實驗結果中可看出系統確實可以克服旋轉以及遮蔽所帶來的影響。解決旋轉的影響，主要是特徵的選取上與物件的旋轉無關，而克服遮蔽的影響在於使用區域性資訊的比對取代全域性的資訊，但是在比例變化的物件辨識上效果卻不佳，雖然本系統採用與比例無關的特徵，在特徵的選擇上是沒有問題的，其主要的問題在於顯著點偵測法，因為物件比例變小後，其輪廓上些微明顯的地方也可能跟著被掩飾了，導致系統無法找出這些顯著點，因為顯著點的偏差，導致本系統在比例變化時並沒有預期的結果，所以加強此系統在比例變化上的影響是未來必要的。在系統速度上，假設不計算背景濾除的時間，

也就是從搜尋輪廓的程序開始計算系統的計算時間(computing time)，當輸入全部為未遮蔽影像時，其系統的速率大約為 22 張/秒，當輸入全部為遭遮蔽的影像時，系統每個影像輸入都會進入尋找遮蔽的程序中，所以此情況下為最大運算量，其速率大約為 18 張/秒。所以系統平均速率大約在 20 張/秒左右。就速度上已接近實際時間(real time)的效果了。本系統中採用實驗室學長[38]所研究的背景濾除法，在效果上是可以得到不錯的效果，但是計算時間卻很耗時，所以要將一個辨識系統應用在實際生活上，改善背景濾除的計算時間也是必要的。



## 第七章 討論與未來研究方法

本論文提出一遮蔽物件辨識系統，在系統上主要分成五個部份：1. 背景濾除[38] 2. 輪廓抽取 3. 顯著點偵測法 4. 區塊特徵抽取 5. 區域性特徵辨識等步驟。此系統是假設在能有效的擷取出前景的情況下工作，如此才能有效的觀察遮蔽辨識系統的效率，採用了以 GMM 模組配合顏色以及梯度變化的背景濾除系統找出較完整的前景。在論文中提出一有效的顯著點偵測法，此偵測法不需要任何外來的輸入參數，可以工作在各種變化的輪廓上，且能克服些微雜訊所帶來的影響以及利用較少的顯著點來表示完整的輪廓，其效果可參考第三章。在特徵的選取上採用鄰近顯著點之間連線的角度與長度比當特徵，此特徵存在著與大小、位移以及旋轉無關的特性。在第六章的實驗結果可看出此系統確實可以解決位移、旋轉、遮蔽所帶來的問題，甚至能有效的標示出物件受遮蔽的部份，在處理速度上達到平均每秒 20 張的速度，在速度上也接近實際時間 (real-time) 的效果了。

一般的影像辨識系統主要分成 3 部份，影像擷取、特徵擷取以及特徵比對辨識等三部份。但是本論文為了克服遮蔽帶來的影響，利用區域性資訊彼此不相影響的優點取代全域性的特徵資訊當成解決遮蔽的方法，所以本系統比一般辨識系統多了一個重要程序，那就是分割的動作，將一個全域特徵變成多個區塊特徵，所以分割系統在整體系統效率上扮演著相當重要的角色，本論文提出利用顯著點偵測法找出一個輪廓的顯著點進行分割的動作，所以此顯著點偵測法可說是本系統最重要的一環，如果此系統能穩定且準確的找出各物件的顯著點，那麼此辨識系統便會相當的完整有效率，但是此系統確實會被輪廓的變化所影響(尤其是比例的變化)，導致顯著點偵測上有所偏差，進而破壞系統效率。所以加強顯著點偵測法的穩定性以及效率是未來必要的，還有是否增加特徵來解決比例變化所帶來的影響也是可以當作一個解決辦法，但是加特徵必定降低系統處理速度，所以能在顯著點偵測法上有所改進是最有效果的。



---

## 參考文獻

- [1] M. Sarfraz “Object Recognition using Fourier Descriptor: Some Experiments and Observations”, in *Proc. IEEE Int. Conf. Computer Graphics*, July 2006, 281-286
- [2] Gorman, J.W.; Mitchell, O.R.; Kuhl, F.P., “Partial shape recognition using dynamic programming,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence.* , Volume 10, March 1988, 257-266,
- [3] U. Ramer, “An iterative procedure for the polygonal approximation of plane closed curves,” *Computer Graphics Image Processing*, vol.1, 1972, 244-256
- [4] M.P. Yu, K.C. Lo, “Object Recognition by Combining Viewpoint Invariant Fourier Descriptor and Convex Hull,” *Video and Speech Processing*, May 2001, 401-404
- [5] N. Zheng, Y. Li, “Local Feature-Based Recognition of Partially Occluded Objects Using Neural Network,” *IECON Proceedings (Industrial Electronics Conference)*, v 2, 1995, 1301-1306
- [6] T. Du, K. B. Lim, G. S. Hong, W. M. Yu, H. Zheng, “2-D Occluded Object Recognition Using Wavelets,” *Proceedings - The Fourth International Conference on Computer and Information Technology*, 2004, 227-232
- [7] C. Stauffer and W. Eric, L. Grimson, “Learning patterns of activity using real-time tracking”, *IEEE Trans. on PAMI*, 22(8) , Aug 2000, 747-757.
- [8] H. Stark, J. W. Woods, *Probability and Random Processes with Applications to Signal Processing*, 3th Edition , 2002
- [9] T. Pavlidis, “Algorithms for Graphics and Image Processing,” Springer, Berlin, 1982
- [10] A. Rosenfeld, E. Johnston, “Angle detection on digital curves,” *IEEE Transactions on Computers* C-22 (1973) 875-878
- [11] Wen-Yen Wu, “An adaptive method for detecting dominant points,” *Pattern Recognition* 36 (2003) 2231-2237

- 
- [12] H. Freeman, "On the encoding of arbitrary geometric configurations," *IRE Transactions of Electronics Computing* 10 (1961) 260-268
- [13] M. Marji, P. Siy, "Polygonal representation of digital planar curves through dominant point detection – a nonparametric algorithm," *Pattern Recognition* 37 (2004) 2113-2130
- [14] C. The, R.Chin, "On the detection of dominant points on digital curves," *IEEE Transaction Pattern Analysis, Mach. Intell.* 8 (1989) 859-872
- [15] B.K. Ray, K.S. Ray, "Detection of significant points and polygonal approximation of digitized curves," *Pattern Recognition Lett.* 12 (1992) 443-452
- [16] W.Gorman, "partial shape recognition using dynamic programming," *IEEE transactions on pattern analysis and matching intelligence*, 1988, 257-265
- [17] S.Meikle, "Towards real-time object recognition using pairs of lines," *real time imaging*, 2005, 31-43
- [18] Hong-Chih Liu, "Partial Shape Classification using Contour Matching in Distance Transformation," *IEEE transactions on pattern analysis and matching intelligence*, vol.12, no. 11, 1990
- [19] S. H. Yoon, J. H. Kim, "An Optimum Solution for Scale-Invariant Object Recognition Based on the Multiresolution Approximation," *Pattern Recognition*, vol. 31, No. 7, 1998, 889-908,
- [20] Z. Ying, D. Castanon, "Feature Based Object Recognition using Statistical Occlusion Models with One-to-one Correspondence," *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, v 1, 2001, 621-627
- [21] Z. Ying, D. Castanon, "Partially Occluded Object Recognition Using Statistical Models," *International Journal of Computer Vision*, 2002, 57-78
- [22] C. J. Chan, S. Y. Chen, "Recognizing Partially Occluded Objects Using Markov Model," *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol.16, 2002, 161-191
- [23] R. Dinesh, D. S. Guru, "Recognition of Partially Occluded Objects Using Perfect Hashing:

---

An Efficient and Robust Approach,” Proceedings of Conference on Computer and Robot Vision, May 2005, 528-535,

[24] M. P. Reinhold, M. Grzegorzek, “Appearance-based recognition of 3-D objects by cluttered background and occlusions,” *Pattern Recognition Society*, 2005, 739-753

[25] J. Kim, J. Choi, “Effective representation using ICA for face recognition robust to local distortion and partial occlusion,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.27, 2005, 1977-1981

[26] Ray, Kumar S, G. Jayati, “Neuro-fuzzy reasoning for occluded object recognition,” *Fuzzy Sets and Systems*, Vol 94, February 1998, 1-28

[27] M. Zaki, R. Omran, “A soft computing approach for recognition of occluded shapes,” *The Journal of System and Software*, 2000, 73-83,

[28]P. Zhu, P.M. Chirlian, “On critical point detection of digital shapes,” *IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence* 17 (8) (1995) 737-748

[29]N. Ansari, K.W. Huang, “non-parameter dominant point detection,” *Pattern Recognition* 24 (1991) 849-862

[30]B.K. Ray, R. Pandyan, “ACORD-an adaptive corner detector for planar curves,” *Pattern Recognition* 36 (2003) 703-708

[31]A. Garrido, N. Prez, M. Garca-Silvente, “Boundary simplification using amultiescale dominant-point detection algorithm,” *Pattern Recognition* 31 (1998) 791-804

[32]F. Mokhtarian, A.K. Mackworth, “A theory of multiscale-based shape representation for planar curves,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 14 (1992) 789-805

[33]P. Cornic, “Another look at dominant point detection of digital curves,” *Pattern Recognition Letters* 18 (1997) 13-25

[34]Y.H. Gu, T. Tjahjadi, “Coarse-to-fine planar object identification using invariant curve features and B-spline modeling,” *Pattern Recognition* 33 (2000) 1411-1422

- 
- [35]M. Marji, P. Siy, “A new algorithm for dominant point detection and polygonization of digital curves,” Pattern Recognition 36 (2003) 2239-2251
- [36]C. Urdiales, A. Bandera, F. Sandoval, “Non-parameteric planar shape representation based on adaptive curvature functions,” Pattern Recognition 35 (2002) 43-53
- [37] 林佩靜, 「以二維形狀特徵為基礎的人體姿勢辨識系統」, 國立交通大學, 碩士論文, 民國95年
- [38] 鄭士奇, 「以高斯混合模型為基礎並使用陰影濾除之動態背景影像模型建立」, 國立交通大學, 碩士論文, 民國94年

