

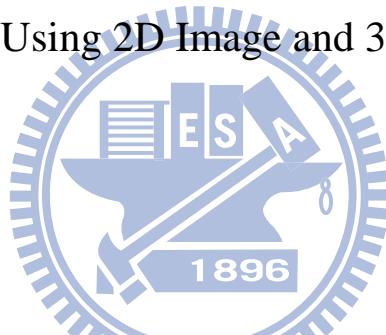
國立交通大學

電控工程研究所

碩士論文

結合二維影像與三維點雲資訊之物體辨識

Object Recognition Using 2D Image and 3D Point Clouds Data



研究生:牟家昌

指導教授:林昇甫 博士

中華民國一百年六月

結合二維影像與三維點雲資訊之物體辨識

Object Recognition Using 2D Image and 3D Point Clouds Data

研究 生 : 牟 家 昌

Student: Chia-Chang Mou

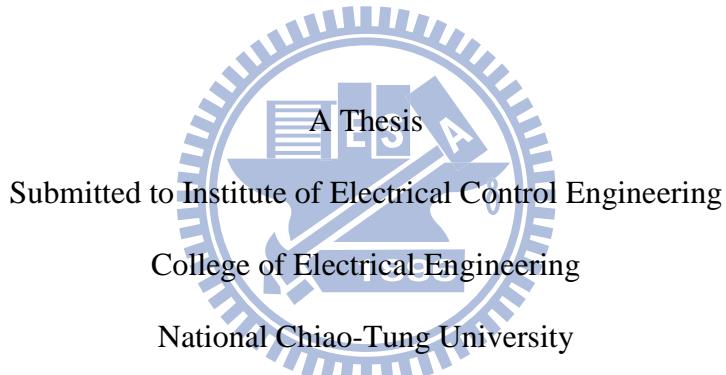
指 導 教 授 : 林 昇 甫 博 士

Advisor: Dr. Sheng-Fuu Lin

國 立 交 通 大 學

電 控 工 程 研 究 所

碩 士 論 文



in Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of

Master

in

Electrical Control Engineering

June 2011

Hsinchu, Taiwan, R.O.C

中 華 民 國 一 百 年 六 月

結合二維影像與三維點雲資訊之物體辨識

學生：牟家昌

指導教授：林昇甫 博士

國立交通大學電控工程研究所碩士班

摘要

近年來，在辨識三維物體的研究中，點雲資料逐漸成為重要的研究對象。在不同的拍攝視角與不同的拍攝距離所選取的特徵，往往會直接影響辨識的成效。為了解決這個問題，本論文提出一個整合型辨識系統，由不同距離所得到不同完整性影像，利用辨識策略的切換以達成兼顧不同距離時的辨識。在遠距離時，採用傅立葉描述子作為形狀描述的特徵，以及視角內插法來提升辨識的正確率；當距離足夠近時，由於塔台的輪廓線會越來越不具代表性，造成辨識的錯誤率增加，故本論文採用一個結構描述子做為辨識時所使用的特徵，以點雲資料直接進行辨識。本論文以十個不同的塔台模型，驗證本論文所提出的演算法。在遠距離與近距離兩種不同的條件下，實驗結果顯示本論文所提的方法，在辨識率方面均優於單獨使用距離影像或點雲資料所使用的特徵。

關鍵字：點雲資訊、距離影像、三維點雲辨識

Object Recognition Using 2D Image and 3D Point Clouds Data

Student : Chia-Chang Mou

Advisor : Dr. Sheng-Fuu Lin

Submitted to Institute of Electrical Control Engineering

College of Electrical Engineering

National Chiao Tung University

ABSTRACT

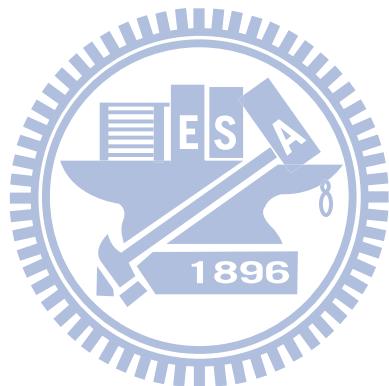
In recent years, research works of three dimensional object recognition in point cloud data become more and more popular. Appearance-based features, such as silhouettes of objects, will directly affect the recognition efficiency in different positions with various angles. To tackle this problem, this thesis proposes a recognition system with two-feature integration. One is the Fourier descriptor of the contour in a range image, and the other is the structure descriptor extracted from point clouds. The Fourier descriptor is used to identify an object in the far distance. Additionally, a method of view-angle interpolation is proposed to increase the correct recognition rate. The structure descriptor is used to recognize an object when closing to the object, since the contour information lacks the ability to describe the object. Furthermore, a strategy of proposed method is presented to select the appropriate feature for object recognition. Ten different control towers are used to verify the performance of the proposed approach. The experimental results show that the proposed system performs better than the method using only feature of range image or feature of point clouds data across the entire distance range.

Keyword : Point clouds, Range image, 3-D object recognition

誌謝

首先要以最誠摯的謝意，感謝我的指導教授 林昇甫博士，感謝他在研究上的啟發與指導，以及細心校閱本論文的繆誤之處，同時也要感謝本實驗室的學長晉嘉、國育、士哲、永吉、啟耀、逸章、俊偉、道智、長安、煜維、昆義和，同學煒清、世雄、家興、以及學弟們，有你們的幫忙才能在修課學習上不至於孤軍奮戰，更有效率地解決修課上的問題，也由於你們熱心的協助與討論，使得研究過程中的困境能夠迎刃而解。

最後要感謝疼愛我的父母，感謝他們的養育之恩以及在我求學生涯中給我最大的鼓勵與支持，讓我得以順利完成學業。



目錄

摘要.....	i
英文摘要.....	ii
致謝.....	iii
目錄.....	iv
表目錄.....	vi
圖目錄.....	vii
第一章 緒論.....	1
1.1 三維物體辨識介紹.....	1
1.2 研究動機與背景.....	2
1.3 相關研究之探討.....	2
1.4 論文主體與貢獻.....	6
第二章 相關技術與原理.....	7
2.1 資料取得方式.....	7
2.2 採用距離影像時特徵擷取的方法及比對.....	9
2.2.1 輪廓提取.....	9
2.2.2 傅立葉描述子(Fourier descriptor)	10
2.2.3 特徵比對.....	11
2.3 採用點雲資料時特徵擷取的方法及比對.....	11
2.3.1 主成分分析法.....	11
2.3.2 主曲率.....	12
2.3.3 形狀指標.....	16
2.3.4 區域成長法.....	17
2.3.5 圖(graph)的建立.....	18
2.3.6 圖形比對.....	18

2.4 骨架化與骨架樹.....	20
2.5 點特徵直方圖.....	22
第三章 系統流程.....	24
3.1 整體辨識架構.....	24
3.2 辨識策略的切換.....	25
3.3 距離影像的辨識.....	26
3.3.1 特徵抽取(傅立葉描述子)	26
3.3.2 相似度比對.....	28
3.3.3 視角內插法.....	29
3.3.4 挑出候選模型.....	30
3.3.5 找出候選模型的角度落點範圍及內插角度.....	31
3.3.6 找出內插的影像及計算傅立葉描述子.....	32
3.3.7 進行比對.....	32
3.3.8 非資料庫物體偵測.....	32
3.4 點雲資料的辨識.....	35
3.4.1 特徵抽取(結構描述子)	35
3.4.2 前處理.....	36
3.4.3 點雲分類.....	37
3.4.4 區域分割.....	38
3.4.5 圖形建立.....	40
3.4.6 相似度比對.....	47
第四章 實驗結果與分析.....	51
4.1 資料庫的建立.....	51
4.2 實驗結果與分析.....	54
4.3 結果討論.....	66
第五章 結論與未來發展.....	70

參考文獻.....	71
-----------	----

表目錄

表 2-1 點屬性分佈。.....	16
表 3-1 修改後的點屬性分佈。.....	37
表 4-1 估測後的三個角度。.....	66



圖 目 錄

圖 2-1 三維模型塔台。	7
圖 2-2 模擬拍攝(側視圖)。	8
圖 2-3 模擬拍攝(正視圖)。	8
圖 2-4 模擬拍攝後的結果 (a)距離影像、(b)點雲資料。	9
圖 2-5 主曲率表示圖。	14
圖 2-6 九種量化後的幾何分佈。	17
圖 2-7 圖的表示(a) 無向圖、(b) 有向圖、(c) 加權圖。	18
圖 2-8 圖形比對的分類。	19
圖 2-9 圖 2-9(a) 原始影像,(b)骨架化後的影像。	20
圖 2-10 圖 2-10 終點與接點在骨架上的表示。	20
圖 2-11 骨架樹的表示。	21
圖 2-12 法向量的量測。	22
圖 2-13 抽取特徵點，選取點對示意圖。紅點為域抽取特徵的點，水藍為半徑 r 內的點，其餘為半徑外的點。	22
圖 2-14 PFH 特徵抽取角度示意圖。	23
圖 2-15 針對不同平面抽取 PFH 的結果。	23
圖 3-1 辨識策略流程圖。	24
圖 3-2 距離影像的表示(a)完整的距離影像、(b)封閉的輪廓。	25
圖 3-3 距離影像的表示(a)部份的距離影像、(b)不封閉的輪廓。	25
圖 3-4 距離影像的辨識流程圖。	26
圖 3-5 輪廓抽取的過程(a)3D 塔台模型、(b)對應的距離影像、(c)對應的輪廓	27
圖 3-6 角度表示圖。	27
圖 3-7 特徵資料庫中某一個塔台模型所含的傳立葉描述子的特徵向量之示意圖。	28

圖 3-8 在 6 個距離下，三種不同範數的比較。.....	29
圖 3-9 視角內插法流程圖。.....	30
圖 3-10 景象與資料庫的特徵向量經由比對後所產生的結果之示意圖。.....	30
圖 3-11 直方圖表示對應的範圍。.....	31
圖 3-12 每個群集中心對應新的內插角度示意圖。.....	31
圖 3-13 內插的流程。.....	32
圖 3-14 由左至右、由上至下分別為塔台編號 1 到 10，正確比對之對應不像似度值。.....	33
圖 3-15 綜合 10 個塔台之正確比對所對應的不相似度值。.....	33
圖 3-16 Z 函數之分佈情況。.....	34
圖 3-17 不包含在資料庫中的塔台模型。.....	34
圖 3-18 輸入資料為點雲資料的辨識流程圖。.....	35
圖 3-19 建立結構描述子的流程圖。.....	36
圖 3-20 法向量的表示。.....	37
圖 3-21 點分類後的結果 (a)編號 1 之原始部分點雲資料，(b)圖(a)之分類結果，(c)邊號 10 之原始部分點雲資料，(d)圖(c)之分類結果。.....	38
圖 3-22 區域成長法流程圖。.....	39
圖 3-23 點雲資料分割結果，不同區塊以不同的顏色區別 (a)編號 1 之塔台內部點，(b)圖(a)之分割結果，(c)編號 10 之塔台內部點，(d)圖(c)之分割結果。.....	40
圖 3-24 結構抽取結果(a)、(c)、(e)表示分割面與邊在空間上的分佈關係，(b)、(d)、(f)表示對應的圖形結構。.....	41
圖 3-25 節點法向量表示 (a)區塊法向量，(b)對應區塊之節點法量。.....	42
圖 3-26 塔台最大主軸與節點法向量的夾角(a)塔台之最大主軸表示，(b)示意最大主軸與對應區塊法向量的夾角。.....	43
圖 3-27 平面所對應的形狀指標 (a)點分佈為平面，對應圖(a)的形狀指標，(c)點分佈為圓柱形，(d)對應圖(c)的形狀指標，(e)點分佈為圓錐形，(f)對應圖(e)的形	

狀指標為圓錐形，(f)對應圖(e)的形狀指標。.....	44
圖 3-28 相鄰節點之夾角。	45
圖 3-29 由邊的屬性所附屬的結構特徵(a)、(c)、(e)表示分割面與邊在空間上的分佈關係，(b)、(d)、(f)表示不同的邊之連接關係。.....	46
圖 3-30 點雲資料下的特徵表示。	47
圖 3-31 子圖抽取的流程圖。	48
圖 3-32 經分割後所產生的子圖。	48
圖 3-33 比對流程圖。	50
圖 4-1 資料庫中 10 種塔台模型。.....	51
圖 4-2 經由對稱性分析後得到之 72 張塔台編號 10 的資料庫影像。.....	52
圖 4-3 點雲資料下的特徵資料庫。.....	53
圖 4-4 角度的選擇範圍。.....	55
圖 4-5 角度對於辨識的錯誤率。.....	56
圖 4-6 受遮蔽的情況(a)標高角 45 度之點雲分佈情況、(b)標高角 10 度之點雲分佈情況。.....	57
圖 4-7 受遮蔽的情況(a)標高角 45 度之點雲分佈情況、(b)標高角 80 度之點雲分佈情況。.....	58
圖 4-8 有無加入視角內插法之比較圖。.....	59
圖 4-9 傅立葉描述子與結構描述子之綜合辨識率比較。.....	59
圖 4-10 標高角介於 10 度至 30 度的綜合辨識率的比較。.....	60
圖 4-11 標高角介於 40 度至 80 度的綜合辨識率的比較。.....	61
圖 4-12 標高角介於 10 度至 80 度的綜合辨識率的比較。.....	62
圖 4-13 整合型方法與其它文獻的辨識率比較。	63
圖 4-14 細部放大。	65

第一章 緒論

本章分成四節，將三維物體辨識這個領域做介紹。首先，1.1 節將介紹三維物體辨識(3D object recognition)相對於二維影像辨識的優點，然後說明三維物體資料的取得方式以及三維物體辨識的未來發展潛力；1.2 節將介紹三維物體辨識的動機；1.3 節介紹本論文的架構，1.4 節說明本論文之貢獻。

1.1 三維物體辨識介紹

以往取像技術的發展是取得二維影像為主，例如：灰階影像或是彩色影像，使得影像辨識大多是從二維資訊中取得特徵並發展應用所需之演算法，像是文字辨識、人臉辨識、指紋辨識、車牌辨識等方面，但礙於二維影像提供的資訊會因為光源照射角度的差異以及光源強度不同，使得辨識效果不彰更嚴重可能導致無法辨識出影像中的目標物體；然而，近年來隨著三維物體的取像技術越來越成熟，使得以物體表面的三維資訊為基礎來進行物體辨識，在三維的取像設備大致上是由雷射測距儀(laser range finder)來取得，而取得的資訊可分成兩大類，第一類為距離影像(range image)，在以往二維影像每個像素所含的內容為灰階值(gray level)，但是在距離影像中每個像素所含的內容為測距儀到物體的距離，在藉由這些距離轉換成相對於 0~255 的灰階影像，第二類為點雲資訊(point cloud data)，而此種資訊正如其名是將拍攝到的物體利用點得方式來呈現，點雲中每點的資訊描述正是三維空間中的座標，其點與點的對應位置就是真實空間中的對應位置。

一般二維影像只能提供以真實世界投影在影像平面上的資訊基於物體表面的反射特性，來獲得物體的輪廓、邊界、紋理等特徵，但是以二維資訊為基礎的辨識演算法來辨識出實際的三維物體時，會產生許多問題，因為光源照射角度的差異及光源強度不同，以致於針對同一場景，會獲得不同的二維資訊，使得辨識率不穩定或是效率較不佳；然而，相較之下，如果能直接取得場景的三維資料來進行物體的辨識，相對於二維資訊，三維資訊能更準確的描述物體的外觀以及物體的幾何資訊。

雷射測距儀被廣泛的應用在距離量測、地型地貌的監測、建築物的量測、三維立體物體的量測等。藉由雷射測距儀也可得到物體的輪廓、邊界、紋理等；這些影像資訊目前有被應用在機器人視覺，地形變化的量測，機械機密定位以及生物立體影像的重建等。

1.2 研究動機與背景

在本論文中，將結合距離影像與點雲資訊設計出一個三維物體辨識系統，將應用在機場塔台的辨識上，而本論文則架構在單一塔台上做辨識，故不需做場景分割的動作，但是在擷取塔台的影像資料上將會隨著距離而改變，以距離影像來說，距離越來越遠則影像將會越來越小，以點雲資訊來說，距離越來越遠則點雲分佈在物體表面將會越來越稀疏，這對辨識上都是一大考驗，且在三維的物體辨識中，特徵的選取必須要符合尺度不變性、平移不變性及旋轉不變性，如此一來才能夠形成強健的辨識系統，本論文旨在設計一個辨識系統，能夠符合三大不變性，且對距離遠近變化下的辨識率能夠有好的表現。

1.3 相關研究之探討

在本論文中，將採用距離影像及點雲資料做為辨識時所使用的資訊，由於拍攝距離與測距儀能否拍攝到完整的塔台有密切的關係，則本論文將利用是否有擷取到完整的塔台，做為辨識策略要採取距離影像或是要採取點雲資料，若是距離足夠遠以致於雷射測距儀能拍攝到完整到塔台，則將採取距離影像，反之若是距離過近以致於無法拍攝到完整的塔台，則將採取點雲資料。

不管在距離影像或是點雲資料的辨識方面，要辨識出場景中塔台對應資料庫中哪種模型，將比對兩個物體所抽取出的特徵相似度，然而，特徵可分為全域特徵(global feature)、區域特徵(local feature)，當然，不同的應用會需要不同的特徵來做為辨識的依據，這些特徵必須具備有(1)旋轉不變性(rotation invariant)，(2)平移不變性(translation invariant)，(3)尺度不變性(scale invariant)用以克服在不同距離時影像尺度的不同，或是在不同角度拍攝下所產生影像旋轉的問題。三維物

體辨識的主要目的，是以物體的三維資訊為基礎來進行辨識，將複雜場景中的未知物體，與資料庫中的已知物體進行比對，進而辨識出該物體。主要的比對方式是根據物體表面的特徵是否相符，以決定兩物體是否相同。首先，本論文模擬雷射測距儀拍攝到塔台，可同時得到距離影像及點雲資料做為系統的輸入，在分別對這兩種資料型態作特徵抽取。

基於全域特徵的辨識演算法，例如：D. S. Zhang 及 G. J. Lu 等人提出傅立葉描述子(Fourier descriptor)[1]，則是根據物體輪廓對其做傅立葉轉換所成的特徵，相較於傅立葉描述子是描述物體輪廓得部份，W. Y. Kim, Y. S. Kim 等人所提出的則奈克矩描述子(Zernike moment descriptor)[2] 則是用來描述物體的內容部份，對於物體利用傅立葉描述子當特徵時，由於只有考慮到輪廓的部份，故忽略的物體內容的部份，而物體利用則奈克矩描述子當特徵時，卻只有考慮到內容的部份，忽略了物體輪廓的部份，所以 D. S. Zhang 及 G. Lu 等人[3]又提出傅立葉描述子結合則奈克矩描述子做為描述物體的特徵，其效果比起只有使用單一描述子時好，由 R. Osada 等人[4]所提出之形狀分佈(shape distributions)，屬於全域特徵的方法，其特性為運算簡易，能容忍雜訊且不需做特別的處理就有旋轉不變性，但缺點就是鑑別度不高，完全不同的物體卻有可能會有相似的特徵。此方法以形狀分佈作為特徵表示，使用幾何形狀函數(shape function)把三維模型中的形狀轉為機率分佈，再以簡單數學比較兩個模型的特徵分佈曲線，其作法首先藉由統計模型中每一個面的面積，並基於其面積大小隨機取出適當的點位置做為整體模型的代表點，然後隨機以這些點的組合的幾何形狀函式作為特徵，不過本論文有運算時間上的考量，故在特徵的選取上必須具備運算時間短，且辨識率能達到一定的水準。

基於區域特徵的辨識演算法，像是 A. E. Johnson 等人所提出的旋轉影像(spin image)[5]，相對於全域特徵的特徵表示法，區域特徵在特徵的描述上更具有彈性，因為只要物體表面上的點與鄰近點之間相對關係沒有改變，即使對於不同尺寸的同樣物體，也會具有相同的特徵。這是一種與目標物姿態無關的表面特

徵，其做法乃是利用許多方向點(oriented point)作為基準點，來計算物體的表面特徵。由於旋轉影像是使用局部座標，對該物體表面上的所有點來進行編碼，因此取得的特徵，不會因為物體在三維空間中姿態的不同而改變，但由於旋轉影像是針對物體表面上的每一個頂點都做特徵表述，最後每一個點將依據其鄰近點的幾何關係建立出對應的旋轉影像，而在比對時是採用每點與每點的旋轉影像進行比對故資料量十分龐大，也造成計算上龐大的負擔，而 C. Dorai 及 A. K. Jain 等人所提出的形狀指標(shape index)[6]，也是根據物體表面變化作為特徵抽取的基礎，將一個三維物體表面之組成採用以自由曲面(free form)的方式來描述，能真實的描述物的表面組成，然後抽取出物體表面的幾何特徵，作為特徵比對用，而文獻[19]不僅使用形狀指標且加入了角度變化，以及每點像素的深度變化，再利用一個高維度的直方圖來做為特徵的表現。

在結構特徵的表示上，T. J. Fan 與 G. Medioni 等人[7]所提出之方法乃是利用圖(graph)的方式來做特徵的描述，其作法則是在距離影像下實現，基於圖所建立的特徵則是利用一組節點(node)與邊(edge)的構成來描述物體的幾何結構(geometric structure)，而[6]則是先將物體進行分割，利用找出物體的邊將每個獨立出來的區塊可能是平面或是曲面作為圖的節點，則圖的邊乃是根據在物體上兩個獨立相鄰的區塊所共同擁有的邊作為圖中連結節點與節點的邊，當圖建立完成後必須賦予節點與邊一些屬性(attribute)，這些屬性的賦予當然是有利於在進行比對時所使用，S. Biasotti 與 S. Marini 等人在文獻[8][9]中利用理布圖(Reeb graph)的建立將三維物體分割成幾個補丁(patch)，然後再將一個補丁視為一個節點，理布圖是由定義於模型上的連續函數所確定的骨架，是由形狀與拓樸(topology)表示的基本數據結構，理布圖的思想在三維模型上定義一個連續函數 f ，首先計算每個頂點的 f 函數值，然後根據 f 值將模型上的頂點進行分類， f 值相同的且位於同一連通分量上的點歸為一類，最後得到原頂點集的一個商集，將商集中的點根據原有模型點間的鄰接關係連接起來，可得原有模型的一個架構，而此利用理

布圖的這個演算法，大多都在找尋一個好的 f 函數來對模型進行分割，依據不同的 f 函數可得到不同的理布圖，在三維空間中所挑出之理布圖仍然要符合旋轉不變性、尺度不變性、及平移不變性，而在賦予節點的屬性上採用 M. Kazhdan, T. Funkhouser 等人[10]所提出之全域球諧波特徵(global spherical harmonic feature)，其特徵主要以球諧波函數(spherical harmonic function)為基礎，不考慮物體表面上點與鄰近點之相對關係，只考慮物體的整體形狀，將物體的表面上的點利用體素(voxel)推積方式來表示。之後利用類似傅立葉轉換法(Fourier transform)，用一組正交函數去近似每個有著固定半徑的球面其所涵蓋的體素數量。這樣表示法的優點是考慮到物體部份的表面的整體形狀，但是會因為量測視角的些微差異，使得物體的部份表面的整體形狀會有很大的差異，會受到異體姿態變化的影響很大，最後在利用圖比對(graph matching)的方式來完成比對的程序，H. Sundar 等人[11]則是利用骨架的方式來達成圖的建立，輸入為一個三維的體積模型(3D volumetric model)，經過細線(thin)化、分群(cluster)、連接(connect)後得到一個三維線(3D line)，而這個三維線可形成一個圖，用來表示這個物體的形狀，然後再經過圖比對去找出相似的物體，但是在本論文中的資料型態為距離影像及點雲資訊，且所得到的拍攝資料為部分的，故無法經由細線化來得到圖的表示，A. Bucksch 與 H. A. Wageninegn[12]所提出的方法也是利用骨架的方式來達成圖的建立，且輸入的資料為點雲資訊，在骨架化的過程是先產生八元樹(octree)，接下來從這些八元樹細胞(octree cells)抽取出一個圖，最後將圖有封閉的部分去除，最後也可得到一個三維的線做為圖的表現，不過利用八元樹將點雲資料轉換成體積模型將會增加運算時間，在利用形狀結構描述子在電腦視覺中已經被廣泛的被應用，中軸轉換(medial axis transformation)[13]，其提供了一個形狀突起的分解法，藉由在形狀內不同半徑的球來偵測的動作，中軸對於人的形狀比對上提供了一個很好的直覺性特徵，特別在二維圖像的表現上更是有好的效果，Zhu. X[31]中提出利用骨架抽取搭配支持向量機(support vector machine)來對物體做辨識，而在

[8][9][11]所使用的影像都是需要為完整的資訊，故在只有部分影像的場景上並無法使用，相較於旋轉影像是以某點與鄰近點的幾何關係所做出的特徵，形狀指標則是以某個區域的表面幾何變化所成的特徵。

1.4 論文主體與貢獻

本論文在辨識策略方面，提出整合型方法，是採用距離影像及點雲資料兩種資料型態來做辨識，而選擇哪種資料型態作為辨識用的基礎，將依據物體與雷射測距儀的距離來得知是否要切換方法，而切換得時機則是根據雷射測距儀是否有拍攝到完整的物體，若是有拍攝到完整的物體則採用距離影像作為基礎，反之則採用點雲資料作為基礎。

本論文貢獻一：基於距離影像作為辨識基礎時，本論文採用傅立葉描述子作為在距離影像在比對時所使用的特徵，以及提出視角內插法做補償改善了單獨使用傅立葉描述子的辨識率。

本論文貢獻二：基於點雲資料作為辨識基礎時，由於雷射測距儀與物體的距離以足夠近，導致無法擷取到完整的物體樣貌，因為傅立葉描述子是一個全域的特徵，故比對效率將隨著物體與雷射測距儀越來越接近而越來越低，此時本論文提出結構描述子的方式來做為在點雲資料下進行比對時所使用的特徵，而本論文所提出的結構描述子為一區域特徵，故其在近距離的比對效率比傅立葉描述子好。

本論文貢獻三：提出一個整合型辨識系統，可根據雷射測距儀與物體的遠近對於擷取影像的完整度，做辨識方法的切換，且能達到即時辨識的效果。

第二章 相關技術與原理

本章第一節先介紹如何取得深度影像(range image)與點雲資料(point clouds data)，第二節介紹在距離影像辨識策略下本論文所使用的特徵擷取的方法以及如何利用這些特徵進行特徵比對，第三節介紹在點雲資料辨識策略下本論文所使用的特徵擷取的方法以及如何進行特徵比對，第四節將介紹如何切換不同的辨識策略。

2.1 資料取得方式

本論文是透過模擬雷射測距儀的拍攝方式來取得深度影像與點雲資料，透過雷射測距儀的拍攝可同時得到深度影像與點雲資料，由圖 2-1 表示完整的塔台模型，本論文之場景拍攝與資料庫的建立都需透過這些模型來得到，圖 2-2 表示模擬雷射測距離拍攝時的側視圖，而圖 2-3 表示模擬雷射測距離拍攝時的正視圖，圖 2-4(a)表示經由雷射測距儀拍攝後所得之距離影像，而圖 2-4(b)表示經由雷射測距儀拍攝後所得之點雲資訊。



圖 2-1 三維模型塔台。

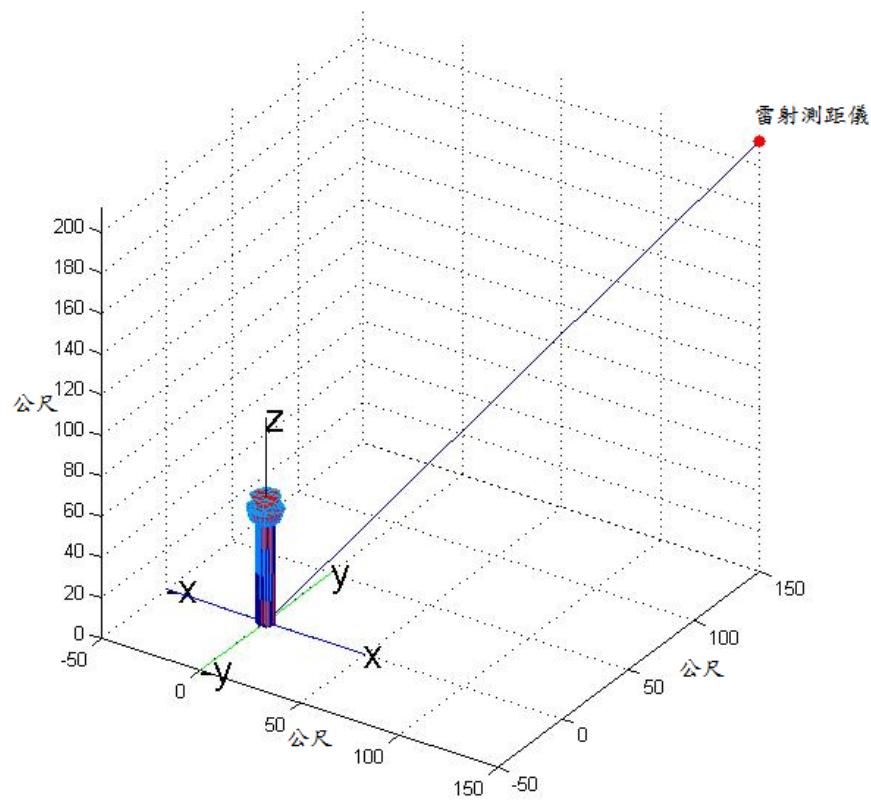


圖 2-2 模擬拍攝(側視圖)。

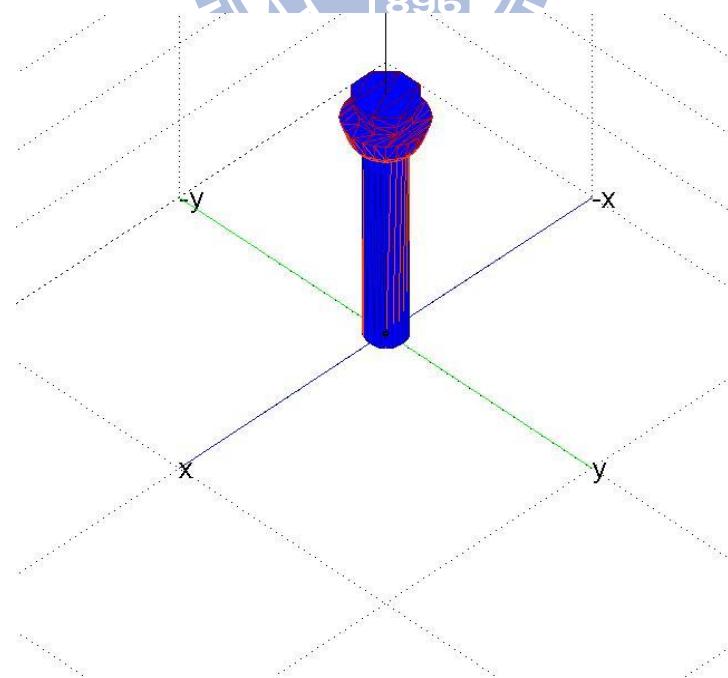


圖 2-3 模擬拍攝(正視圖)。

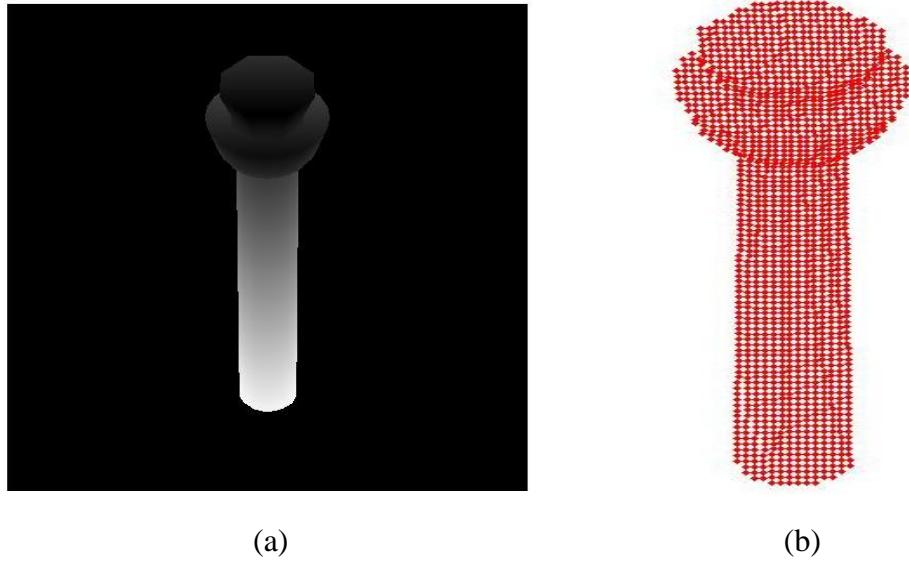


圖 2-4 模擬拍攝後的結果 (a)距離影像，(b)點雲資料。

2.2 採用距離影像時特徵擷取的方法及比對

本論文在採用距離影像作為辨識基礎的特徵擷取方法是基於文獻[1]的方式來進行，在傅立葉描述子的部份本論文會先將深度影像轉成二值化影像，以方便做輪廓的提取，以下先介紹為了傅立葉描述子所要先做的輪廓提取的方法。

2.2.1 輪廓提取

輪廓抽取(contour extraction)的目的就是為了要獲得影像的外部輪廓，但是不要影像內部的邊(edge)，輪廓抽取是為影像形狀分析做準備，在本論文則是為了利用傅立葉描述子來分析物體的輪廓。輪廓提取的方法有很多種，如梯度法，或者是用型態學先對影像進行腐蝕，在藉由原影像減去腐蝕後的影像，則由於本論文是採用二值化影像作為基礎，故在輪廓抽取部份是利用輪廓追蹤法，如此一來可把輪廓點先做排序，而不需要再抽取輪廓後再重新排序。

基於輪廓追蹤法本論文是參考[14]的方式，首先找到第一個起始點 A_0 ，定義初始的搜索方向為沿左上方，如果左上方為黑點則為邊界點，否則搜索方向順時針旋轉 45 度，直到找到黑點，然後把此點定為 A_1 ，並把當前搜索方向逆時針旋轉 90 度，繼續尋找下一個黑點，直到找到第一個初始點，則結束追蹤。

2.2.2 傳立葉描述子(Fourier descriptor)

傳立葉描述子是一種以輪廓特徵為基礎的特徵抽取方法，在 2D 圖像檢索中已經是很有效的一種方法，其可經由正規化(normalization)使其特徵具有平移，旋轉，尺度大小具有不變性，而在文獻上也有討論抽取不同傳立葉特徵，也會有不同的檢索效果，其中依照其採取的特徵可分為中心距離傳立葉(centroid distance Fourier)，面積傳立葉(area Fourier)，角度傳立葉(angular Fourier)，複數平面傳立葉(contour complex Fourier)，極座標傳立葉(polar Fourier)和綜合角度和中心距離傳立葉(angular radius Fourier)，這些不同特徵的傳立葉抽取方式在[13]都有說明，但在文獻上[1][2][3][15]的探討中，中心距離傳立葉相對於其它方法是比較常被拿來使用的，且本論文利用中心距離傳立葉的效果較好，故在抽取特徵方面是採取中心距離傳立葉作為特徵，則中心距離傳立葉是根據中心距離函式，就是以物體上輪廓每一點到物體中心的距離來表示，而利用中心距離法可使此特徵具有平移不變性，定義如下：

$$r(b) = ((x(b) - x_c)^2 + (y(b) - y_c)^2)^{1/2}, b = 1, \dots, N, \quad (2.1)$$

$$x_c = \frac{1}{N} \sum_{b=0}^{N-1} x(b), y_c = \frac{1}{N} \sum_{b=0}^{N-1} y(b), \quad (2.2)$$

$(x(b), y(b))$ 為物體上輪廓上的一點， (x_c, y_c) 為物體的中心點， N 為邊界點的總數，當中心距離函式設定好之後，接下來就是對其函式作傳立葉轉換，定義如(2.3)所示：

$$F(n) = \frac{1}{N} \sum_{b=0}^{N-1} r(b) \exp\left(\frac{-2\pi n k}{N}\right), n = 0, 1, \dots, N-1, \quad (2.3)$$

其中 $F(n)$ 也就是 $r(b)$ 的傳立葉轉換後的值。其中為了使每項係數都能具有旋轉不變性，故取 $F(n)$ 的大小 $|F(n)|$ ，而不考慮正負。其次為了使傳立葉描述子具有比例大小不變性，要針對複數特徵時把每項 $F(n)$ 除以 $F(0)$ ，定義如下所示：

$$F_d = \left[\frac{|F(1)|}{|F(0)|}, \frac{|F(2)|}{|F(0)|}, \dots, \frac{|F(L)|}{|F(0)|} \right], \quad (2.4)$$

其中 L 為自定的一個常數， L 越大代表特徵為度越高，但只能取 $L \leq \frac{N}{2}$ 個特徵維度，因為 $L > \frac{N}{2}$ 以後的特徵值是重複的，所以並不需要。

2.2.3 特徵比對

要如何評判在資料庫中的模型與未知的場景模型是否相同，通常都是透過相似度分析，但是在文獻上的探討大多是利用差異度(dissimilarity)來表現，兩物體越相似則差異度越小，反之則差異度越大。

而在進行特徵比對時，最常使用的就是利用範數距離(norm)

$$d = \left(\sum |x_i - y_i|^n \right)^{\frac{1}{n}}, \quad (2.5)$$

$n=2$ 時為歐基里德距離，是最常使用的距離標準，在比對時通常都是直接採取找到最近的距離，也就是差異度最小的做為正確找到物體的依據，由於本論文將應用在物體辨識上，因為物體形狀上的相似度滿高的，故只利用最相似的物體作為評判往往都會產生誤判的情況，導致辨識度嚴重下降的原因，故本論文在此提出兩階段的辨識比對方法，第一階段先利用範數距離的比對方式找出前幾名最相似的物體，第二階段則是利用視角內插法找出後選物體之距離影像所對應的特徵後，然後再利用這些特徵來做內插。

2.3 採用點雲資料時特徵擷取的方法及比對

在空間上的點雲資料是無序的，比較簡單的來說就只是一群點資料在空間上的分佈，單獨看每點資訊只有空間中的位置(x, y, z)值，但是這群點資料分佈在物體的表面，所以可以透過一些幾何上的分析，每一個點資料在當前空間中與鄰近點資料一起分析後可得知是甚麼形狀或是含有其它資訊，本論文在點雲資料做特徵擷取的方面則是基於圖(graph based)的建立來實現，並利用圖比對的中的不完全比對(inexact matching)來進行兩個圖的比對。

2.3.1 主成分分析法

得到點資料的主軸分佈可經由主成分分析法來達成，首先針對某點 p_i 找出其鄰近點，可用最近點收尋法(nearest neighbor search)來做，對找出的鄰近點集合抽取出兩個量，第一個為群集中心 c_i ，第二為對應的相關矩陣(correlation matrix) C_i 分別定義如下所示：

$$c_i = \frac{1}{N_i} \sum_{q_i \in N_i} q_i, \quad (2.6)$$

$$C_i = \frac{1}{N_i} \sum_{q_i \in N_i} (q_i - c_i)(q_i - c_i)^T, \quad (2.7)$$

其中 N_i 為鄰近點集各數， T 為轉置， q_i 為鄰近點集其中一點，而相關矩陣中的特徵向量 $\{e_0, e_1, e_2\}$ 對應的特徵值 $\{\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2\}$ ，其中 $\lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2$ ，故 λ_0 對應的特徵向量為法向量也就是三大主軸中最小的主軸分佈， λ_1 對應的特徵向量則為第二主軸，然後最大的主軸分佈即為 λ_2 所對應的特徵向量，在文獻[16][17][18]則根據這些特徵值的分佈，依據不同的幾何分佈會對應不同的特徵值分佈，進而將當前 p_i 分類成邊界點(boundary)、邊緣點(edge)、內部點(interior)、邊角點(corner)等的屬性。

2.3.2 主曲率

在微分幾何中，在曲面給定兩個主曲率用來衡量在某點 P 的曲面在此點不同方向下所產生怎樣不同彎曲的程度。在主曲率的分析上，由於某點與鄰近點幾何關係的不同可對曲面的分類做解析：

1. 橢圓型：兩個主曲率有相同的符號，則曲面是局部凸點。
2. 雙曲型：兩個主曲率符號相反，則曲面是局部鞍形。
3. 脣點：兩個主曲率有相同的值，且任意切向量可作為主方向，這通常出現在離散點。

4. 抛物型：一個主曲率為零，另一個主曲率非零。

5. 平臍點：兩個主曲率皆為零。

主曲率的定義如下所示：

主曲率 k_1 及 k_2 可由微分幾何中的第一基本式(first fundamental form)與第二基本式(second fundamental form)所推得，第一基本式表是曲線的弧長，而第二基本式則表示近似的表示曲面離開切平面的程度，進而表示曲面在空間中的彎曲程度，第一基本式中利用 $I(u, v) = \langle u, v \rangle$ 做為表述，向量 $u, v \in R^3$ ，設 $X_{(u,v)}$ 為參數面(Parameter Surface)，則此參數面的切向量內積會滿足下式

$$\begin{aligned} I(aX_u + bX_v, cX_u + dX_v) &= ac \langle X_u, X_v \rangle + (ad + bc) \langle X_u, X_v \rangle + bd \langle X_v, X_v \rangle \\ &= Eac + F(ad + bc) + Gb, \end{aligned} \quad (2.8)$$

X_u 及 X_v 為點 (u, v) 在參數面上之切向量， $aX_u + bX_v$ 與 $cX_u + dX_v$ 為 X_u 及 X_v 的線性組合，其中 X_u 表示對 u 偏為分， X_v 表示對 v 偏為分，可推得第一基本式的係數

$$E = \langle X_u, X_u \rangle, \quad (2.9)$$

$$F = \langle X_u, X_v \rangle, \quad (2.10)$$

$$G = \langle X_v, X_v \rangle, \quad (2.11)$$

根據上述原理本論文先定義參數面為 $\vec{r}_{(u,v)} = (u, v, S_{(u,v)})$ 其中 $S_{(u,v)}$ 為一多項式曲面

表示成 $S_{(u,v)} = c_0 + c_1v + c_2u + c_3vu + c_4v^2 + c_5u^2 + c_6uv^2 + \dots$ ，則分別對 u, v 偏微分得

$$\vec{r}_u |_{(0,0)} = (1, 0, c_2 + c_3v + 2c_5u + \dots) |_{(0,0)} = (1, 0, c_2), \quad (2.12)$$

$$\vec{r}_v |_{(0,0)} = (0, 1, c_1 + c_3u + 2c_4v + \dots) |_{(0,0)} = (0, 1, c_1), \quad (2.13)$$

$$E = \langle \vec{r}_u, \vec{r}_u \rangle = 1 + c_2^2, \quad (2.14)$$

$$F = \langle \vec{r}_u, \vec{r}_v \rangle = c_1c_2, \quad (2.15)$$

$$G = \langle \vec{r}_v, \vec{r}_v \rangle = 1 + c_1^2. \quad (2.16)$$

曲面的第二基本式：

設曲面 S 的方程為 $r = r(u, v)$ 為二次可導函數，即 $r(u, v)$ 有連續的二階導函數

r_{uu} 、 r_{uv} 、 r_{vv} 。現在固定曲面上一點 $P(u, v)$ 並設 T_s 為曲面在 P 點的切平面。

曲線(C): $u = u(s)$ ， $v = v(s)$ ，或是 $r = r[u(s), v(s)]$ 是 S 上過 P 點的一曲線，其中 s 是自然參數設 P' 是曲線(C)上在 P 點鄰近的一點， P 和 P' 點的自然參數的值分別為 s 與 $s + \Delta s$ ，即 P 點的向徑為 $r(s)$ ， P' 點的向徑為 $r(s + \Delta s)$ ，利用泰勒展開式可以得：

$$\overrightarrow{PP'} = r(s + \Delta s) - r(s) = r'\Delta s + \frac{1}{2}(r'' + \varepsilon)(\Delta s)^2, \quad (2.17)$$

其中 $\lim_{\Delta s \rightarrow 0} \varepsilon = 0$ 。設 n 為曲面在 P 點的單位法向量，由 P' 作切平面 T_s 的垂線，垂足

為 Q ，則 $\overrightarrow{QP'} = \delta n$ ，其中 δ 為從切平面 T_s 到曲面 S 的有向距離，如圖 2-5 所示：

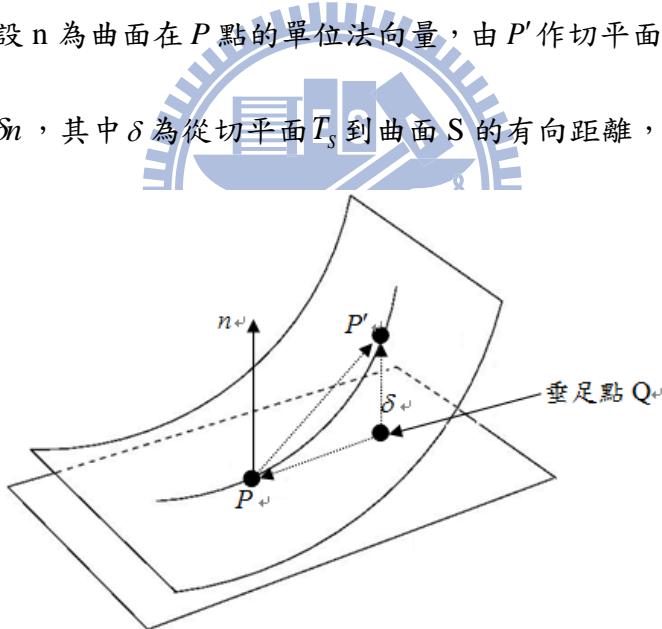


圖 2-5 主曲率表示圖。

由於 $\overrightarrow{QP} \cdot n = 0$ ， $n \cdot r' = 0$ ，所以

$$\begin{aligned}
\delta &= \overrightarrow{QP'} \cdot n \\
&= (\overrightarrow{QP} + \overrightarrow{PP'}) \cdot n \\
&= \overrightarrow{PP'} \cdot n \\
&= [r(s + \Delta s) - r(s)] \cdot n \\
&= \frac{1}{2}(n \cdot r'' + n \cdot \varepsilon)(\Delta s)^2,
\end{aligned}$$

由於

$$r' = r_u u' + r_v v', r'' = r_{uu} u'^2 + r_{vv} v'^2 + 2r_{uv} u' v' + r_u u'' + r_v v'',$$

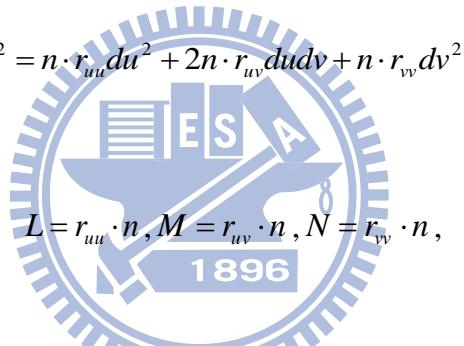
又因為

$$n \cdot r_u = 0, n \cdot r_v = 0,$$

所以

$$n \cdot r'' ds^2 = n \cdot r_{uu} du^2 + 2n \cdot r_{uv} dudv + n \cdot r_{vv} dv^2, \quad (2.18)$$

引進符號



前式改為

$$II = n \cdot d^2 r = L du^2 + 2M dudv + N dv^2, \quad (2.19)$$

(2.19)式稱曲面的第二基本式，係數 L 、 M 、 N 稱為曲面的第二基本量，得知第一基本式的係數 E 、 F 、 G 及第二基本式的係數 L 、 M 、 N 後可得兩個曲率，高斯曲率以及平均曲率。

高斯曲率：

$$G = \frac{L \times N - M^2}{E \times G - F^2} = k_1 \times k_2, \quad (2.20)$$

平均曲率：

$$H = \frac{E \times N - 2 \times F \times M + G \times L}{2 \times (E \times G - F^2)} = \frac{k_1 + k_2}{2}, \quad (2.21)$$

則可推得

$$k_1 = 2 \times H \pm \sqrt{H^2 - G}, \quad k_2 = 2 \times H \mp \sqrt{H^2 - G},$$

令 $k_1 = k_{\max}(p)$, $k_2 = k_{\min}(p)$ 則

$$k_1 = 2 \times H + \sqrt{H^2 - G} , \quad (2.22)$$

$$k_2 = 2 \times H - \sqrt{H^2 - G} , \quad (2.23)$$

本論文根據上述原理將其分類成：

1. 脣點且分佈曲面為橢圓型：凸邊角(convex corner)。
2. 脣點且分佈曲面為雙曲型：凹邊角(concave corner)。
3. 抛物型：邊緣(edge)。
4. 平脣點：平面(interior)。

經由上述分析可得到在邊角點的判定中可藉由正負符號的差異來區分凸點或凹是點，而在 Interior 並不需要考慮 k_1 及 k_2 的正負符號，只需考慮大小分佈即可，本論文根據上述每一種類別都有不同的 k_1 、 k_2 分佈將其歸納如下表 2-1 所示。

表 2-1 點屬性分佈。

	k_1 and k_2
平面(interior)	$k_1 \approx 0$ and $k_2 \approx 0$
邊緣(edge)	$k_1 \approx 0$ and $ k_2 >> 0$ or $ k_1 >> 0$ and $k_2 \approx 0$
凸角(convex corner)	$k_1 << 0$ and $k_2 << 0$ and $k_1 - k_2 \approx 0$ or $k_1 >> 0$ and $k_2 >> 0$ and $k_1 - k_2 \approx 0$
凹角(corner concave)	$k_1 << 0$ and $k_2 >> 0$ and $k_1 + k_2 \approx 0$ or $k_1 >> 0$ and $k_2 << 0$ and $k_1 + k_2 \approx 0$

2.3.3 形狀指標(shape index)

由[6]所提出之形狀指標，其主要用意在於量化一個三維空間中面的幾何分佈，因為這個面可能是曲面可能是平面，也有可能這個面同時包含了許多不同的

幾何分佈，對此[6]提出 9 種幾何分佈量化後的結果如圖 2-6 所示。

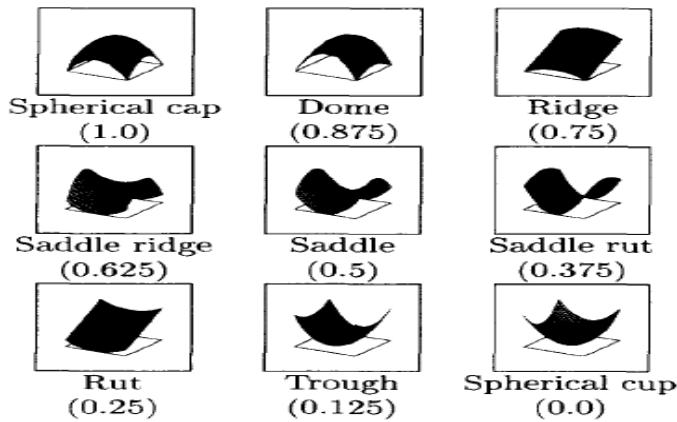


圖 2-6 九種幾何分佈。

而這些量化後的值就是形狀指標，要計算這些形狀指標前必須先計算主曲率，而主曲率可由 2.3.1 節中介紹的算法來達成，而形狀指標的定義如(2.24)所示：

$$S_I(p) = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} * \tan^{-1}\left(\frac{k_1(p) + k_2(p)}{k_1(p) - k_2(p)}\right), \quad k_1 \geq k_2. \quad (2.24)$$

而[17]則利用形狀指標搭配法向量以及每一個像素的影像深度做為一個多維度直方圖的特徵，然後在利用這個特徵進行辨識。

2.3.4 區域成長法

經由分類後，可以得知每一個點是屬於平面點或是邊緣點或是其它屬性，再來就是利用這些點資料的特性進行分割的動作，在文獻[21]提到許多不同的分割方法，而本論文採用區域成長法[20]來做為分割點雲的依據，區域成長法的概念即為利用某一種子點 P 做為搜尋的起點，向外搜尋 K 個最近的鄰近點，根據其種子點與鄰近點的相似度作為是否合併的依據，若是鄰近點與種子點相似則合併，反之則不合併，此時這些鄰近點將繼續向外搜尋 K 個最近的鄰近點直到無法繼續搜尋到可合併的鄰近點時將停止搜尋，並將這些由種子點 P 所合併的點歸納成同一群，然後再產生新的種子點 P 繼續搜尋並合併，直到每一個點都走訪後程式結束。

區域成長法的優點就是演算法簡單，及其運算速度快，但是在目前而言，種

子點的選擇上並沒有一個很好的歸納說明如何挑選出最好的種子點用以分割上是最好的，故本論文在點資料的合併上則是依據點的屬性要為內部點，點與點的法向量的夾角和點與點的距離不能超過某個閥值。

2.3.5 圖(graph)的建立

一個圖(graphs) G 是由節點(node)集合 N 和邊(edge)集合 E 共同組成，記為 $G = (N, E)$ ，而圖的分類上又可根據邊是否具有方向性分成有向圖及無向圖，有向圖為邊(x,y)不等同於邊(y,x)，而無向圖則為邊(x,y)等同於邊(y,x)，圖的邊除了表示兩頂點的連結特性以外，另外若包含加權值(weight)，則此圖就可稱為加權圖，在圖形理論(graph theory)中，若是一個圖 G' 的節點 N' 與邊 E' 為一個圖 G 節點 N 與邊 E 的子集合則稱 G' 為 G 的子圖(sub-graph)。

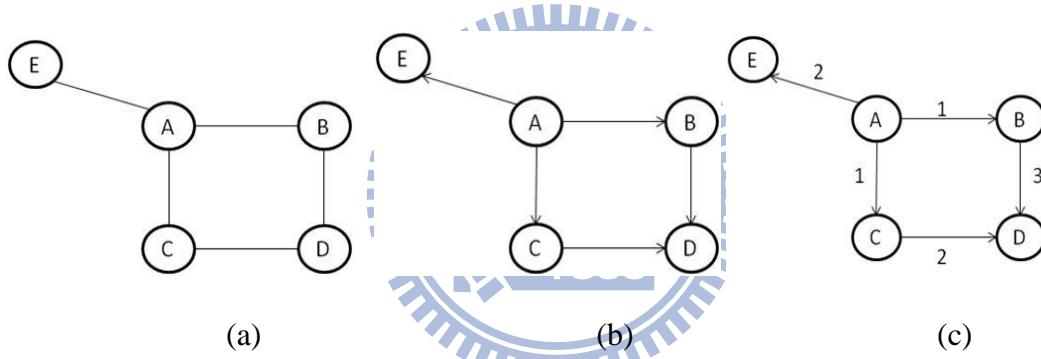


圖 2-7 圖的表示(a)無向圖 (b)有向圖 (c)加權圖。

2.3.6 圖形比對 (graph matching)

由[22]中對圖形比對上做了大略的分類由圖 2-8 所示，在比對上可以分作完全比對與不完全比對。

給定兩個圖形 $G_M = (N_M, E_M)$ 及 $G_S = (N_S, E_S)$ 且 $|N_S| = |N_M|$ ，則若是問題在於找尋一對一的映射 $f: N_S \rightarrow N_M$ ，當 $(u, v) \in E_S$ 且 $(f(u), f(v)) \in E_M$ ，則這個問題就稱之為是完全比對。

則在不完全比對的問題中，給定兩個圖形 $G_M = (N_M, E_M)$ 及 $G_S = (N_S, E_S)$ 且 $|N_S| < |N_M|$ ，目標在於找出一個映射關係 $f': N_S \rightarrow N_M$ ，當 $(u, v) \in E_S$ 且

$(f(u), f(v)) \in E_M$ ，而這個關係是說明從大的圖形 G_M 中找出一個最小的相應於 G_S 的圖形，圖形比對可被看作是一個最小化[23]的問題，它可被表示成下列式子：

$$r(f) = \sum_{x \in N_s} Cns(x) + \sum_{e \in E} Ces(e), f : N_s \rightarrow N_m . \quad (2.25)$$

N_s :場景的節點， N_m :資料庫中某個model的節點。

e :有相連節點的邊。

Cns :場景節點與model節點的誤差。

Ces :場景邊與model邊的誤差。

而(2.25)式之誤差和的最小值就是最後匹配的結果，要計算上述誤差就必須賦予這些 node 與 edge 有意義的表示，這些表示可能是個值或是形狀等等，而且這些表示須具備旋轉不變性、平移不變性。這些表示用在節點稱節點屬性(node attribute)記作 μ_V ，用在邊則稱邊屬性(edge attribute)記作 μ_E ，若是一個圖的節點及邊皆賦予屬性，則此圖也稱為加權圖(attribute graph)記作 $G = (V, E, \mu_V, \mu_E)$ ，雖然有這兩種比對問題，但是不完全比對的方法較合乎於實際的應用上，本論文取得的點資料都呈現部份的分佈，所以在場景節點的取得上也會比資料庫的模型節點來的少，故不完全比對較合乎於本論文的需求。

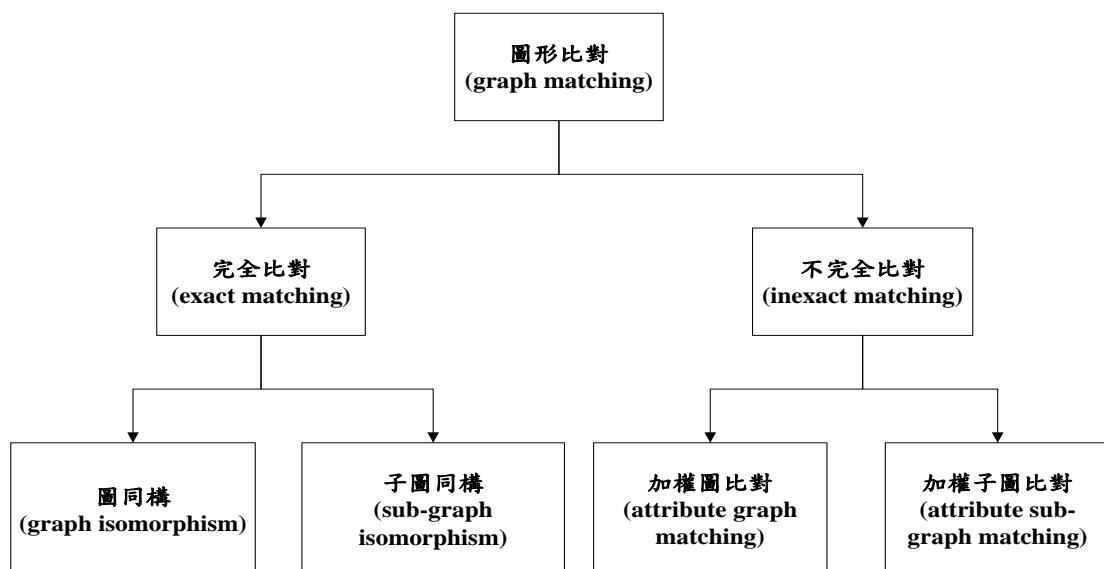


圖 2-8 圖形比對的分類。

2.4 骨架化與骨架樹

骨架化(skeletonization)為一種將物體做細線化的表現，其中骨架亦可保留物體的拓樸特性，由文獻[13]利用中軸轉換將物體做細線化，由圖 2-9(b)可以得知物體做骨架化後所得到結果。

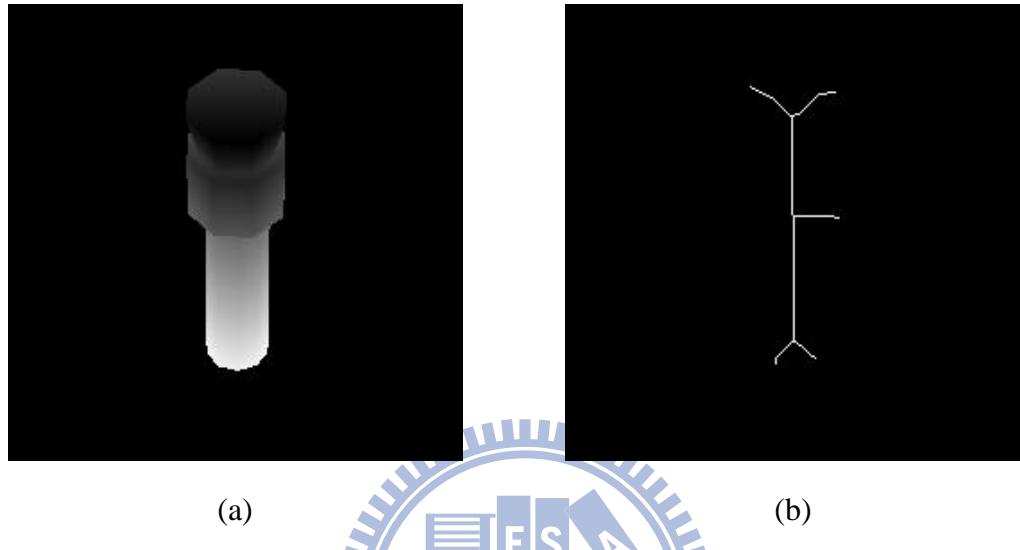


圖 2-9(a) 原始影像，(b) 骨架化後的影像。

文獻[31]中提出利用骨架的抽取，再利用抽取出的骨架轉換成骨架樹(skeleton tree)，再來利用這個樹的分佈建立相鄰矩陣(adjacent matrix)，最後利用支持向量機(support vector machine)來對物體做辨識，首先骨架化的方法目前可利用距離轉換(distance transform)，或是細線化(Thinning)，亦或是利用中軸轉換來達成骨架化的方法，再來就是建立骨架樹，在建立骨架樹之前必須先得到骨架的終點(endpoint)與接點(crossing point)，由圖 2-10 即表示利用圖 2-9(b)中之骨架所得到的終點與接點，藍色實心點表示接點，綠色實心點則表示終點。

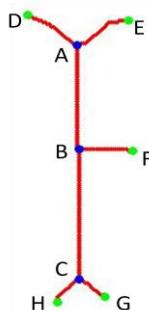


圖 2-10 終點與接點在骨架上的表示。

其中節點 A、B、C 為接點，節點 D、E、F、G、H 為終點，終點與接點都找出後接下來就是建立骨架樹，樹必須要有根(root)做為起始節點，而文獻[31]中利用每個節點中的座標位置距離物體重心的座標位置最接近者做為骨架樹的根，由圖 2-10 的例子中節點 B 的座標為最接近物體重心的座標，接下來就是由節點 B 開始長出骨架樹的表示，圖 2-11 表示利用圖 2-10 所抽取出的骨架樹。

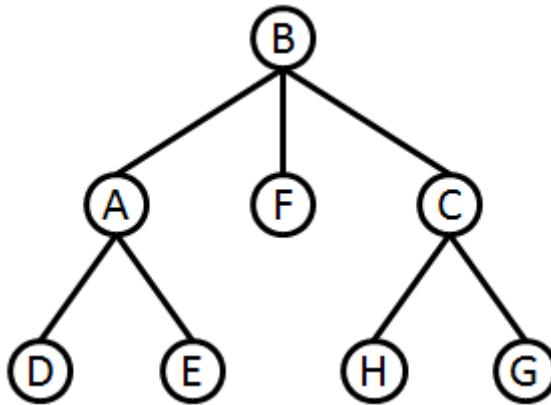


圖 2-11 骨架樹的表示。

當骨架樹抽取完成後，接下來就是進行相鄰矩陣的計算，相鄰矩陣表示的即為節點與節點的連接情況，利用一個矩陣來表示，若是兩個節點相鄰，且兩節點不為同一個節點，則在矩陣中表示為 1，其它則為 0，接下來就是場景節點與模型節點要如何作匹配，在文獻[31]中節點的匹配則是利用該節點的所對應的子樹所產生的相鄰矩陣，利用這個相鄰矩陣的特徵值做為量測場景圖與模型圖兩個圖中節點的相似程度，而圖中的邊則是利用一維的函數 $f(r)$ ，其中 r 來為變數。若是 m 表示為 $f(r)$ 的平均(mean)可由(2.26)式來表示：

$$m = \sum_{i=1}^l r_i f(r_i), \quad (2.26)$$

$$\mu_n(r) = \sum_{i=1}^l (r_i - m)^n f(r_i) \quad (2.27)$$

由式(2.27)則為矩(moment)的表示，在 $n=2$ 時廣義的來說為一個點集的形狀的量測，通常廣泛的被表示成是寬度(width)的測量，而這個函數 $f(r)$ 則可以利用節點與節點間的骨架連接來表示，如此一來節點與節點的連接方式不會是直線，而是曲線，這樣更能夠表示連接的關係。

2.5 點特徵直方圖(point feature histogram)

特徵向量可以利用簡單的平面法向量來組成複雜的特徵向量表示，目前有法向量的量測(surface normal estimation)與點特徵直方圖量測(point feature histogram estimation)，圖 2-12 表示法向量的量測。

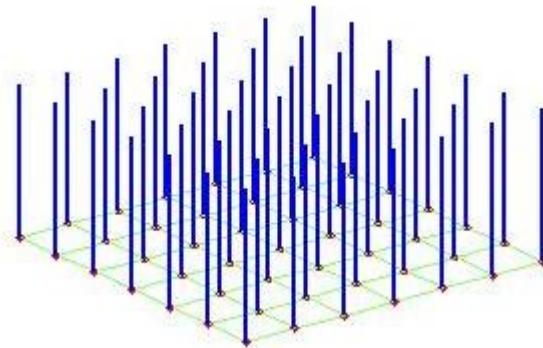


圖 2-12 法向量的量測。

法向量的量測做為特徵的表示是最簡單的方式，但若是要利用法向量組合成更複雜的特徵表示，目前[32]所提出之點特徵直方圖即是目前最新的方法，針對每一組點對(point pair), $\langle(p_s, n_s);(p_t, n_t)\rangle$ 且令 $u = n_s$ 、 $v = (p_t - p_s) \times u$ 、 $w = u \times v$ ，圖 2-13 表示選取鄰近點的結果。

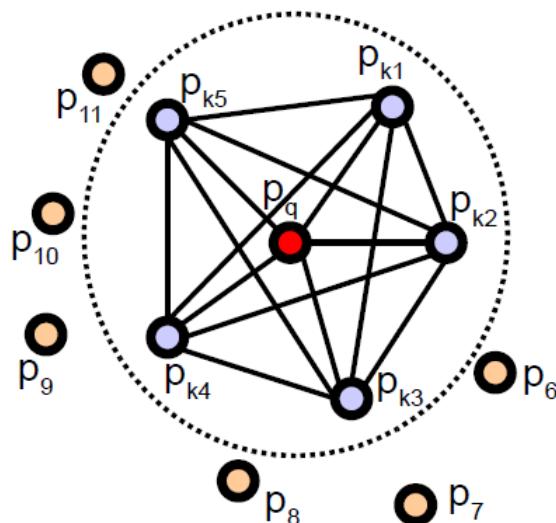


圖 2-13 抽取特徵點，選取點對示意圖。紅點為域抽取特徵的點，水藍為半徑 r 內的點，其餘為半徑外的點。

$$\left. \begin{array}{l} f_0 = \langle v, n_j \rangle \\ f_1 = \langle u, p_j - p_i \rangle / \|p_j - p_i\| \\ f_2 = \|p_j - p_i\| \\ f_3 = a \tan(\langle w, n_j \rangle, \langle u, n_j \rangle) \end{array} \right\} i_{hist} = \sum_{x=0}^{x \leq 3} \left\lfloor \frac{f_x \cdot d}{f_{x_{max}} - f_{x_{min}}} \right\rfloor \cdot d^x \quad (2.28)$$

式(2.28)表示利用圖 2-14 幾個角度的四種函數。

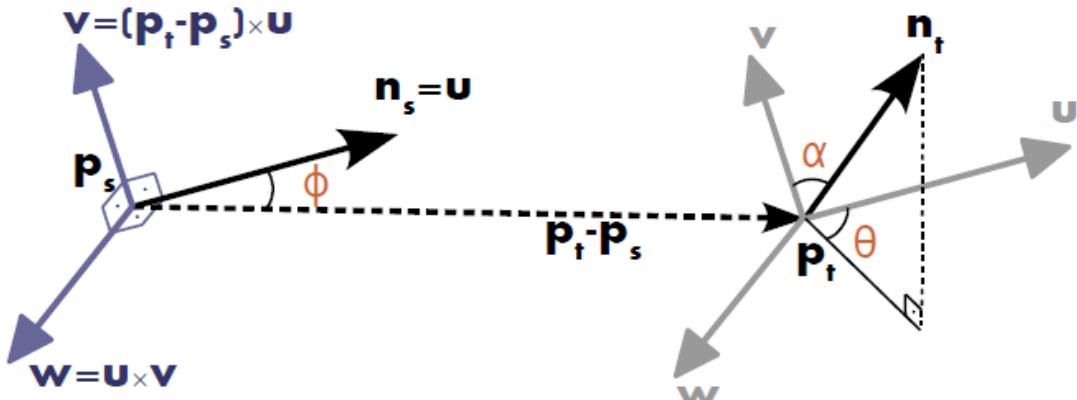


圖 2-14 PFH 特徵抽取角度示意圖。

圖 2-15 為對不同平面抽取 PFH 的結果，可以發現到，PFH 針對不同平面所抽出的結果有著顯著的差異，所以對不同平面的分類效果，是可以被期待的，這樣的特徵在對相似性較高的模型，相信是一個有鑑別度的描述子。

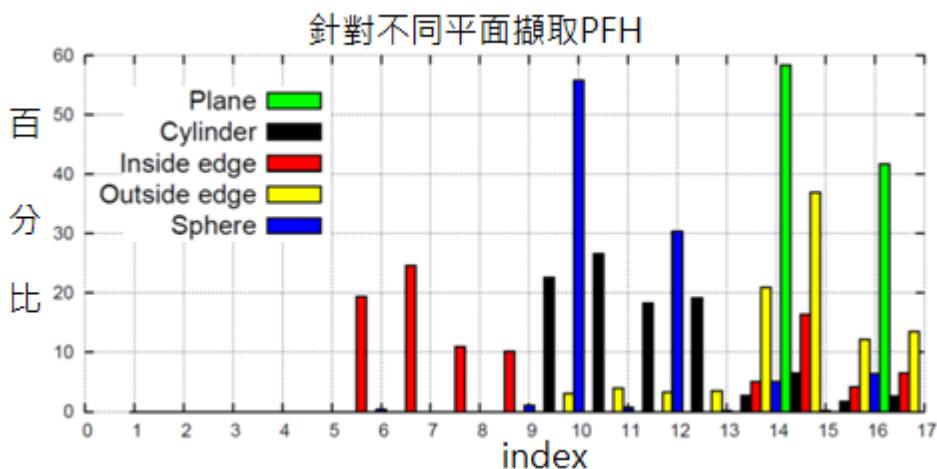


圖 2-15 針對不同平面抽取 PFH 的結果。

第三章 系統流程

本章總共分成 4 節，首先說明整體辨識的系統流程，再對其辨識流程做進一步詳細的說明。3.1 節介紹整個三維物體辨識的系統架構應用在塔台的辨識上；3.2 節說明如何定義在塔台與雷射測距儀在何種距離的情況下要切換辨識策略；3.3 節說明在距離足夠遠時切換到距離影像的辨識流程，3.4 節說明在距離足夠近時切換到點雲資料的辨識流程。

3.1 整體辨識架構

本論文提出一個辨識法則，採用整合型的方式來達成辨識的目的，本論文的辨識系統是架構在利用模擬雷射測距儀拍攝物體的方式得取所需之資料然後進行辨識，而本論文則是利用機場塔台模型來做辨識演算法的驗證，由於是模擬的方式，故只針對單一物體來做辨識，而非複雜場景的情況下來做，所以不需再對場景做分割的前處理及去雜訊的動作，本論文在利用模擬雷射測距儀的方式可同時取得的資料共有兩種，一是點雲資料，二是距離影像，而這兩種資料型態本論文會根據在塔台與雷射測距儀的距離不同下進行不同的辨識策略，以下章節將詳細介紹流程圖中每一個方塊的細節。

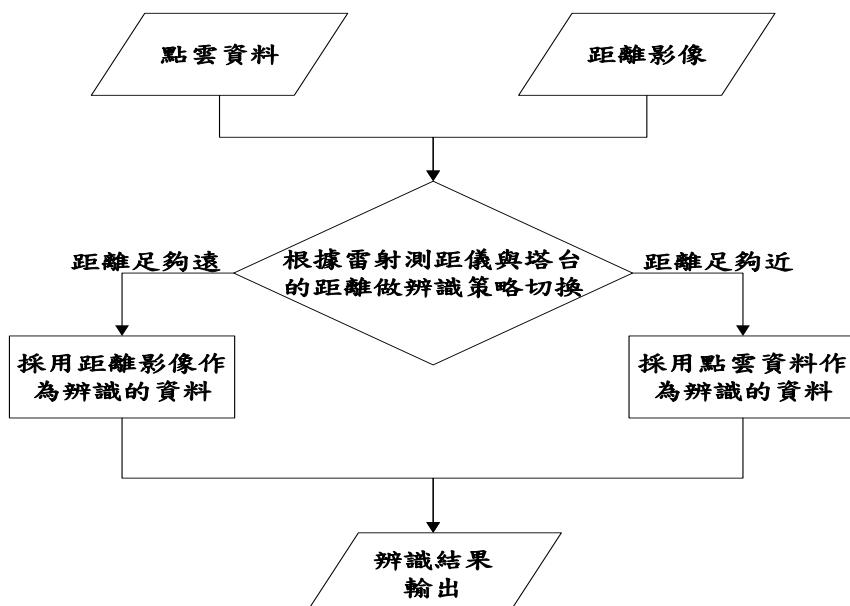


圖 3-1 辨識策略流程圖。

3.2 辨識策略的切換

本論文在辨識策略的切換是依據物體與雷射測距儀的距離來做切換，故當物體與雷射測距儀的距離足夠遠時，則可擷取到完整的距離影像如圖 3-2(a)所示，而對應的影像輪廓是能夠保持封閉的狀態如圖 3-2(b)所示，但如果物體與雷射測距儀的距離足夠近時，在距離影像的擷取上就無法呈現完整的影像如圖 3-3(a)所示，而對應的影像輪廓的就無法呈現封閉的狀態如圖 3-3(b)所示，故本論文將依據影像輪廓的封閉與否來決定要使用哪種資料型態以及進行哪種的辨識策略。

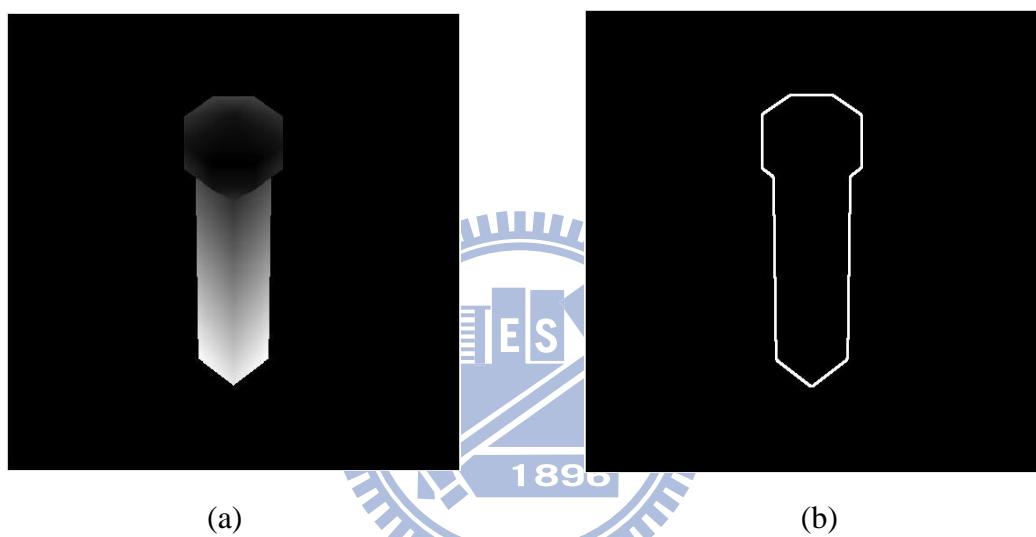


圖 3-2 距離影像的表示(a)完整的距離影像，(b)封閉的輪廓。

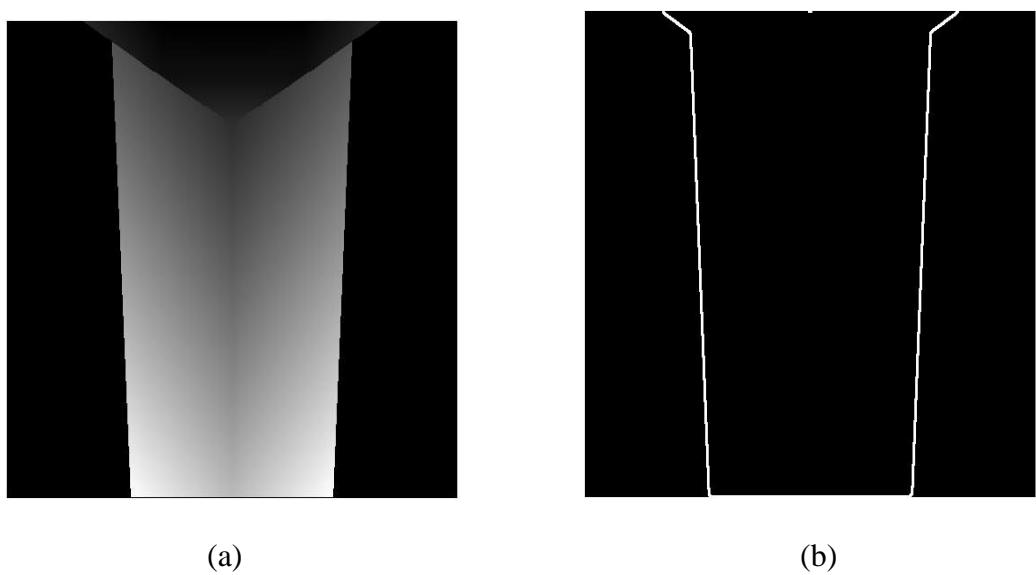


圖 3-3 距離影像的表示(a)部份的距離影像，(b)不封閉的輪廓。

3.3 距離影像的辨識

本節討論在塔台與雷射測距儀的距離足夠遠的情況下可以擷取到完整的影像資訊，本論文將採取距離影像作為辨識時所使用的資料，圖 3-4 當輸入資料為距離影像下的辨識流程架構。

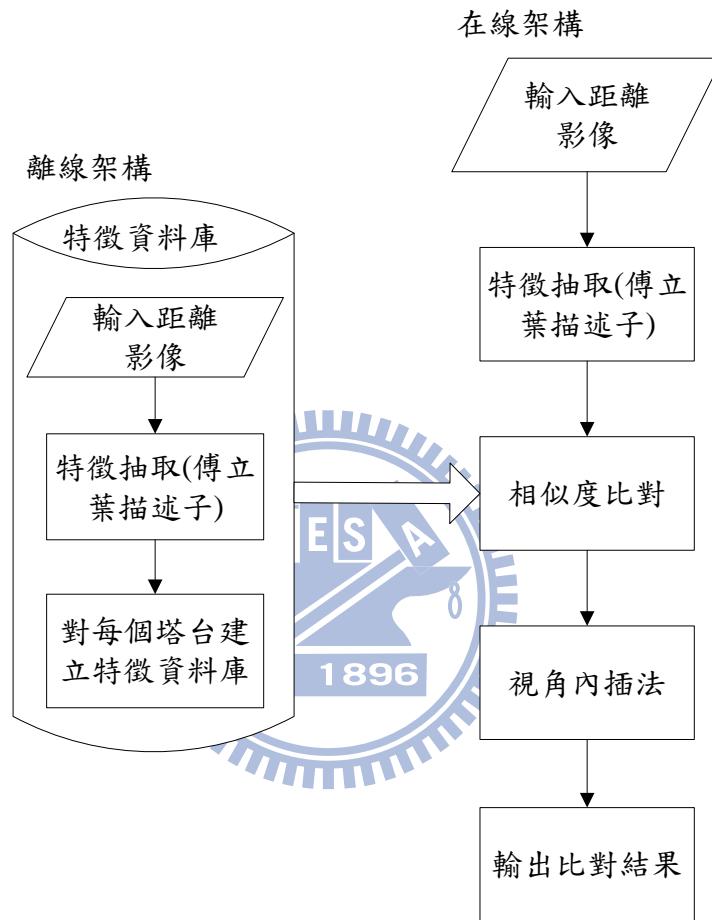


圖 3-4 輸入資料為距離影像的辨識流程圖。

3.3.1 特徵抽取(傅立葉描述子)

為了要能夠抽取傅立葉描述子，必須把 3D 模型轉成距離影像，如圖 3-5(b) 所示，在本實驗中拍攝時所使用的解析度為 256*256 像素，要對距離影像作傅立葉描述子特徵抽取前，必須先將找出距離影像的輪廓如圖 3-5(c)所示，之後再以輪廓上每點到中心點的距離為傅立葉參數，經過傅立葉轉換，計算出傅立葉描述子的特徵值。

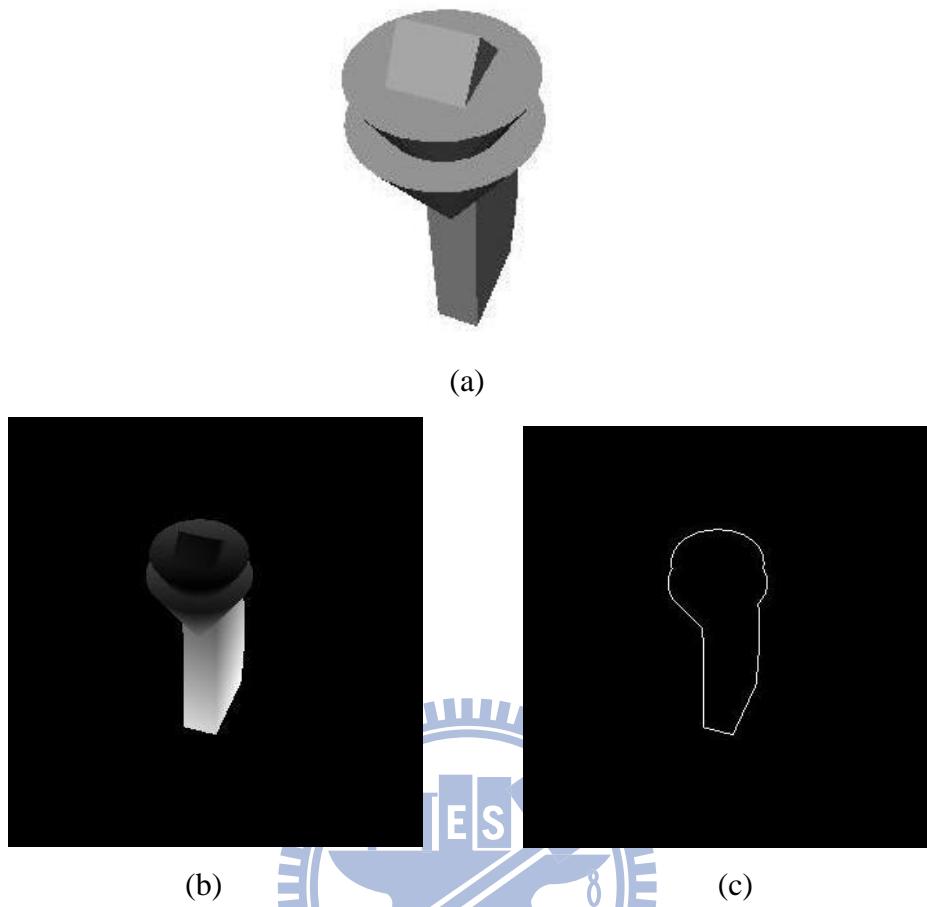


圖 3-5 輪廓抽取的過程(a)3D 模型，(b)對應的距離影像，(c)對應的輪廓。

本論文在離線架構下所需之特徵資料庫則是將角度分成 288 視角來進行拍攝的動作，圖 3-6 表示本論文定義拍攝角度的變化，而這 288 個距離影像經由特徵抽取後，每個塔台模型都會擁有 288 組傅立葉描述子的特徵向量由圖 3-7 所示，其中 F_1 至 F_{288} 表示各個不同角度下所產生傅立葉描述子的特徵向量。

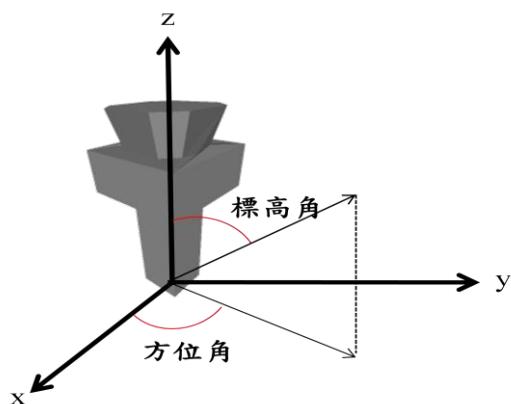


圖 3-6 角度表示圖。

標高角 方位角	10°	20°	30°	40°	50°	60°	70°	80°
10°	$F_{1\circ}$	$F_{2\circ}$	$F_{3\circ}$	$F_{4\circ}$	$F_{5\circ}$	$F_{6\circ}$	$F_{7\circ}$	$F_{8\circ}$
20°	$F_{9\circ}$	$F_{10\circ}$	$F_{11\circ}$	$F_{12\circ}$	$F_{13\circ}$	$F_{14\circ}$	$F_{15\circ}$	$F_{16\circ}$
\vdots								
350°	$F_{273\circ}$	$F_{274\circ}$	$F_{275\circ}$	$F_{276\circ}$	$F_{277\circ}$	$F_{278\circ}$	$F_{279\circ}$	$F_{280\circ}$
360°	$F_{281\circ}$	$F_{282\circ}$	$F_{283\circ}$	$F_{284\circ}$	$F_{285\circ}$	$F_{286\circ}$	$F_{287\circ}$	$F_{288\circ}$

圖 3-7 特徵資料庫中某一個模型所含的傅立葉描述子的特徵向量之示意圖。

3.3.2 相似度比對

本論文於在線架構下則是利用標高角(elevation)介於 $10\sim80$ 度與方位角(azimuth)介於 $10\sim360$ 度中隨機挑選一組角度來做為輸入距離影像的取得，然後再經由特徵抽取後可得到一組傅立葉描述子的特徵向量，場景的輸入距離影像所得之特徵向量要與資料庫中的特徵向量做比對時，本論文在此比較三種範數(norm)，目的在於比較這三種範數對於兩個特徵向量比對的差異度，在比對中則是希望將像與不像在相似度上做個明顯的區隔，圖 3-8 表示利用 1-norm 應用在塔台邊號 1 到 10 的相似度比較中，圖 3-9 表示利用 2-norm 應用在塔台邊號 1 到 10 的相似度比較中，圖 3-10 表示利用無限(infinite)-norm 應用在塔台邊號 1 到 10 的相似度比對中，若是這兩個特徵向量越接近則差異度越小，反之則越大，在圖 3-8 至圖 3-10 所使用的場景輸入皆為為塔台編號 10 的某個角度下所拍攝的影像，然後再與 10 個塔台做相似度比對，從圖 3-8 中明顯可看出利用 1-norm 可以將其不相似度值做明顯的區隔，而圖 3-9 與圖 3-10 則分別使用 2-norm 與 infinite-norm 並無法有效的區隔不相似度值，所以本論文將採用 1-norm 做為相似度比對時所使用之比對方法，而在本論文中的特徵資料庫共有 10 個塔台模型，在從中找出最小的值所對應的塔台模型作為最終的比對結果，本論文利用 Tou[30]提出之動態最佳分群法(Dynamic Optimal Clustering)來對上述使用三種不同的範數時，對於分類結果的效能評估，在此本論文直接對每個塔台在每一個固定的距離下都拍攝 100 張，距離變化從 600 公尺到 1100 公尺做比較，式(3.1)表示效能估測的依

據，

$$\phi(K_c) = \frac{\min\{D_{ij}\}}{\max\{D_{kk}\}}, \quad (3.1)$$

其中 $D_{ij} = \left[\sum_{n=1}^N (z^{(j)}(n) - z^{(i)}(n))^2 \right]^{\frac{1}{2}}$, $D_{kk} = \left[\frac{1}{n(k)} \sum_{\text{class}(x^{(q)})=k} \|x^{(q)} - z^{(k)}\|^2 \right]^{\frac{1}{2}}$. 則當效能估

測值 $\phi(K_c)$ 越大表示效能越好，圖 3-8 表示當利用三種不同範數的情況下，各種不同的範數所做出之效能評估，實驗比較後發現 2-norm 的效能比起其他兩種範數來的良好。

	1-norm	2-norm	Infinite-norm
600 公尺	0.1638	0.1758	0.1747
700 公尺	0.1532	0.1535	0.1529
800 公尺	0.1565	0.1566	0.1564
900 公尺	0.1469	0.1474	0.1473
1000 公尺	0.1520	0.1566	0.1546
1100 公尺	0.1497	0.1500	0.1485

圖 3-8 在 6 個距離下，三種不同範數的比較。

3.3 視角內插法

若單純只利用相似度比對之最相像者，作為最後辨識出的塔台，當資料庫含有更多塔台模型時，這樣有可能就會產生很多相似度最高但卻不是對應到場景的塔台，這將導致辨識結果下降，故本論文提出視角內插法提高了辨識的準確度，利用這個內插法做補償可以還原可能的場景拍攝角度，視角內插法可以更進一步的得到更相似於場景拍攝時的影像，如此一來可以增加辨識時的準確度，圖 3-9 為視角內插法的流程架構。

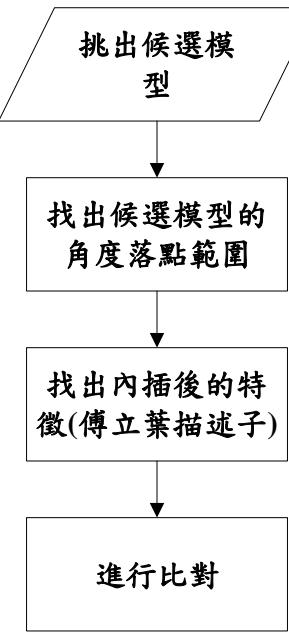


圖 3-9 視角內插法流程圖。

3.3.4 挑出候選模型

首先將場景的距離影像與每一個塔台模型進行相似度比對，而一個塔台會產生一組 288 個的比對結果，本論文稱之為 dissimilarity between model and scene(簡稱 DMS)如圖 3-10 所示，表中每一格 Dis 則表示經過相似度比對後所產生的差異度，再將這個 DMS 利用直方圖的方式來呈現如圖 3-11 所示，針對 10 個塔台挑選出前幾名差異度最小的作為候選模型，而如何得到最小的差異度則是依據圖 3-10 所圈出的直方圖所對應的差異度，本論文則是針對 10 個塔台模型找出前幾名差異度最小的作為候選模型，而表中被圈出的部份則由下一節來說明。

標高角 方位角	10°	20°	30°	40°	50°	60°	70°	80°
10°	Dis1	Dis2	Dis3	Dis4	Dis5	Dis6	Dis7	Dis8
20°	Dis9	Dis10	Dis11	Dis12	Dis13	Dis14	Dis15	Dis16
\vdots								
350°	Dis273	Dis274	Dis275	Dis276	Dis277	Dis278	Dis279	Dis280
360°	Dis281	Dis282	Dis283	Dis284	Dis285	Dis286	Dis287	Dis288

圖 3-10 場景與資料庫的特徵向量經由比對後所產生的結果之示意圖。

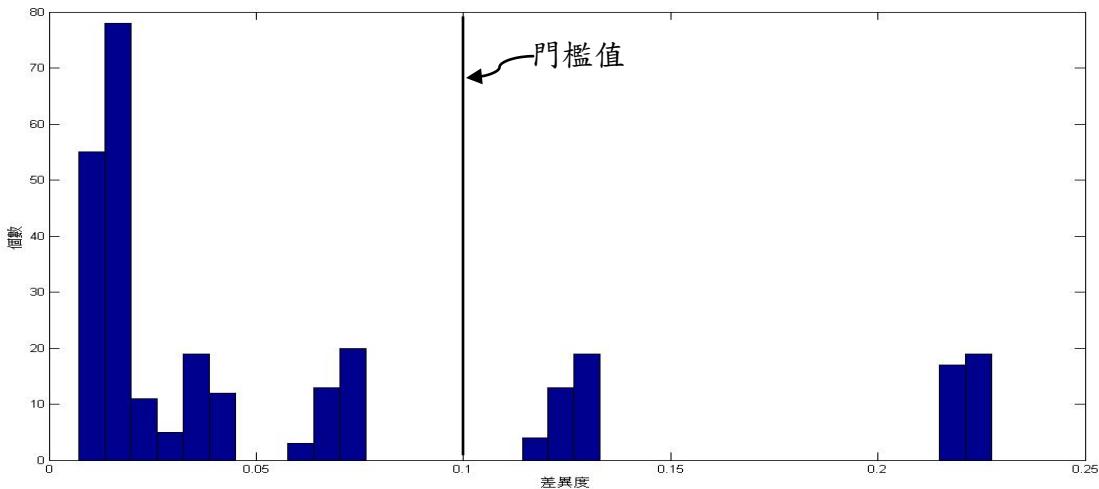


圖 3-11 直方圖表示對應的範圍。

本論文設定一個門檻值，當直方圖中的差異度小於門檻值，則所對應的值方圖將被挑出來做為角度落點範圍的依據，圖 3-11 中紅色區塊則是差異度小於門檻值所對應的值方圖。

3.3.5 找出候選模型的角度落點範圍及內插角度

圖 3-12 被圈出的區塊則是應對於圖 3-11 直方圖中差異度小於門檻值的部份，由於在場景拍攝時是隨機拍攝，我們並不知道是在甚麼角度下去拍攝的，所以由這些紅色區塊的分佈我們反推對應於場景拍攝時可能的角度範圍，每一個區塊可看作是一個群集，圖 3-12 說明如何利用這些區塊中心做為內插角度的挑選。

標高角 方位角	10°	20°	30°	40°	50°	60°	70°	80°
10°	Dis1 ⁺	Dis2 ⁺	Dis3 ⁺	Dis4 ⁺	Dis5 ⁺	Dis6 ⁺	Dis7 ⁺	Dis8 ⁺
20°	Dis9 ⁺	Dis10 ⁺	Dis11 ⁺	Dis12 ⁺	Dis13 ⁺	Dis14 ⁺	Dis15 ⁺	Dis16 ⁺
30°								
40°								
50°								
60°								
70°								
80°								
350°	Dis273 ⁺	Dis274 ⁺	Dis275 ⁺	Dis276 ⁺	Dis277 ⁺	Dis278 ⁺	Dis279 ⁺	Dis280 ⁺
360°	Dis281 ⁺	Dis282 ⁺	Dis283 ⁺	Dis284 ⁺	Dis285 ⁺	Dis286 ⁺	Dis287 ⁺	Dis288 ⁺

方位角	標高角
10°	60°
10°	70°
10°	80°
20°	60°
20°	70°
20°	80°

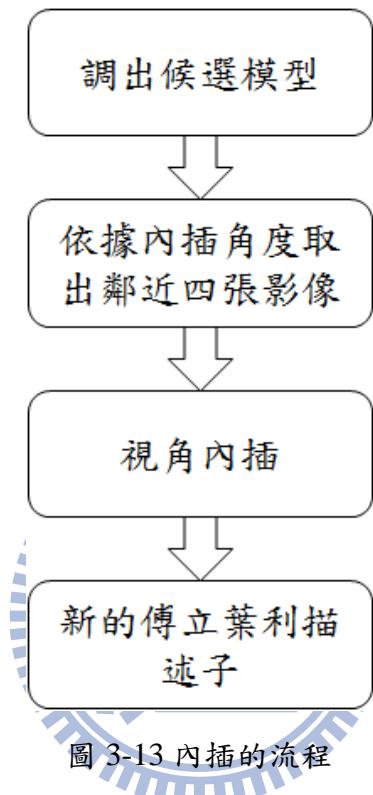
新的方位角：
 $(10+10+10+20+20+20)/6 = 15$

新的標高角：
 $(60+70+80+60+70+80)/6 = 70$

圖 3-12 每個群集中心對應新的內插角度示意圖。

3.3.6 找出內插的影像及計算傅立葉描述子

利用每個群集中心找出每一個候選模型的內插角度後，每一個候選模型都會算出所屬的內插角度，接下來就是利用內插角度取出鄰近的距離影像的特徵向量，最後就是對這些距離影像的特徵向量作內插，圖 3-13 為內插之流程圖。



先得知後選模型有哪些，利用用新的內插角度得知鄰近四張影像的特徵向量，在視角內插的部分，本論文利用雙線性內插法(bilinear interpolation)，將其四張影像的特徵向量做內插，最後可得到內插後新的傅立葉描述子做為特徵向量。

3.3.7 進行比對

經由前幾名候選模型所算出之傅立葉描述子的特徵向量將與場景之特徵向量做比對，比對的方式仍然是採用 2-norm 的方式來算出差異度，最後比對結果也將採取前幾名差異度中最小的差異度所對應的模型作為最終的比對結果。

3.3.8 非資料庫物體偵測

通常進行比對後，不相似度最小的值所對應的物體，即是最後辨識出的物體，

不過往往辨識出的物體有時候不含在資料庫中，故本論文在此提出一個非資料庫物體的偵測，利用 10 個模型進行比對後，經由正確比對所產生的大量不相似度值之資料進行統計，可以得知當場景物體與資料庫模型進行比對後大概的相似度值會介於在哪一個範圍內，進而可以依據這個範圍的限制，來剔除有可能不是在資料庫中的場景物體。

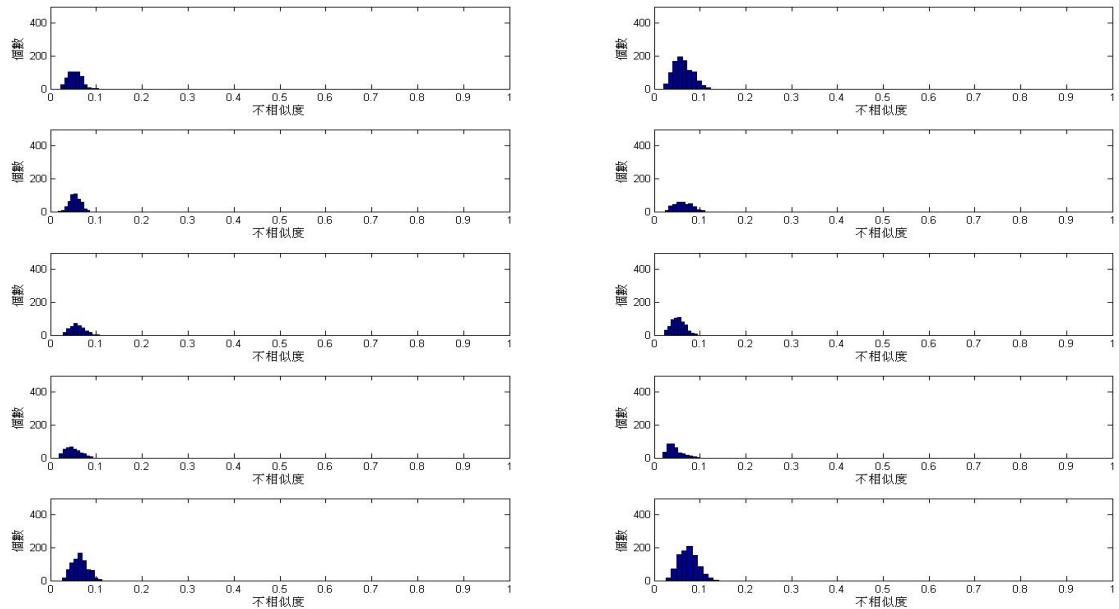


圖 3-14 由左至右、由上至下分別為塔台編號 1 到 10，正確比對之對應不相似度值。

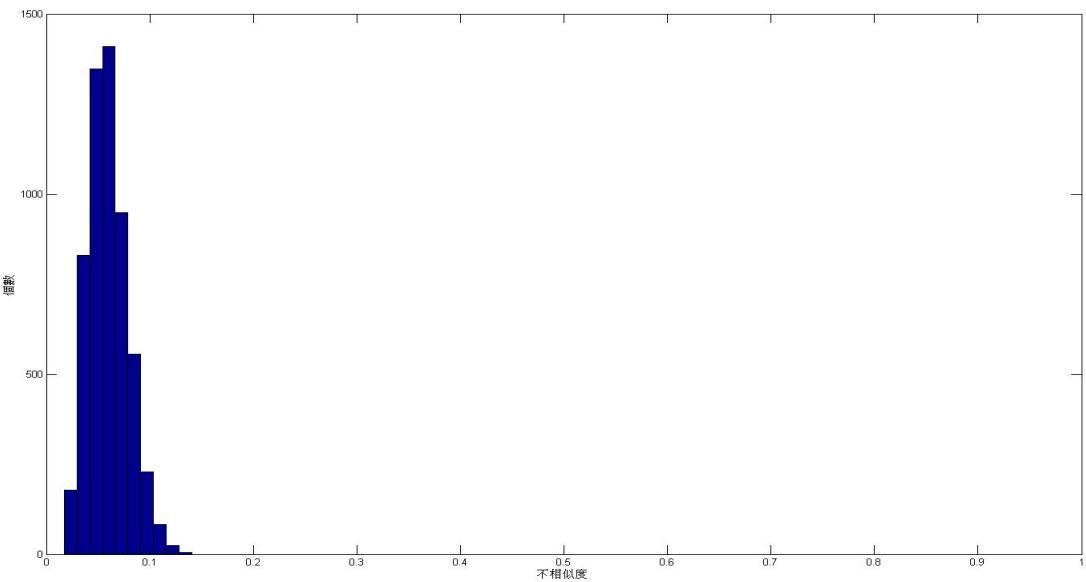


圖 3-15 綜合 10 個塔台之正確比對所對應的不相似度值。

為了區別當非資料庫中的物體場景輸入時，本論文採用一個 Z 函數如式(3.2)。

$$f(x, a, b) = \begin{cases} 1, & x \leq a \\ 1 - 2\left(\frac{x-a}{b-a}\right)^2, & a < x < \frac{a+b}{2} \\ 2\left(\frac{x-b}{b-a}\right)^2, & \frac{a+b}{2} \leq x \leq b \\ 0, & x \geq b \end{cases}, \quad (3.2)$$

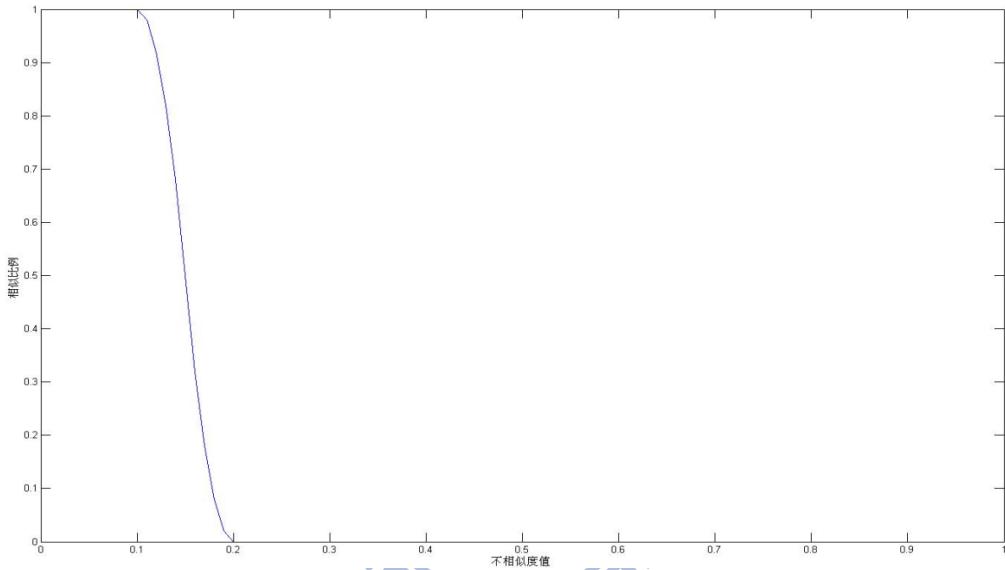


圖 3-16 Z 函數之分佈情形

由圖 3-16 可以發現，當輸入場景與資料庫比對後，最小的不相似度值若是越大，則其相似比例將會越來越小，本論文設定當相似比例小於 0.3 時，則本論文將判斷此輸入場景不是屬於資料庫中任一類模型。



圖 3-17 第 11 類塔台。

圖 3-17 第 11 個塔台模型本論文測試後發現，將第 11 個塔台與資料庫比對後，

最小的不相似度值為 0.18，故相似比例小於門檻值，所以本論文判斷此類為不屬於資料庫的場景物體。

3.4 點雲資料的辨識

本節將討論在塔台與雷射測距儀的距離足夠近的情況下無法擷取到完整的影像資訊，本論文將採取點雲資料作為辨識時所使用的資料，在點雲資料的部份，本論文提出一個結構特徵作為辨識時所使用之特徵表示，圖 3-18 表示當輸入資料為點雲資料下的辨識流程架構。

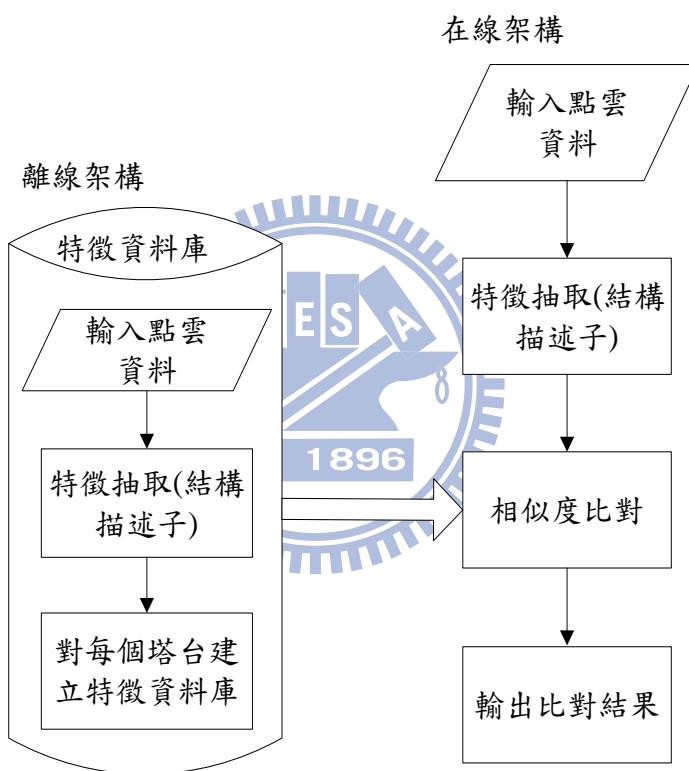


圖 3-18 輸入資料為點雲資料的辨識流程圖。

3.4.1 特徵抽取(結構描述子)

經由雷射測距儀所取得的點雲資料，雖然在空間中是無序的，但這些點雲的分佈卻可以表示物體的外型，故將利用這些點雲的幾何分佈來做為辨識時所使用的特徵，但是當量測的視角不同時，會得到不同的三維物體姿態，所以在特徵的建立上必須要滿足，尺度不變性(scale invariant)，平移不變性(translation invariant)，

旋轉不變性(rotation invariant)，本論文利用圖(graph)的方式來達到建立結構描述子作為比對時所使用的特徵表示，建立結構描述子的流程如圖 3-19 所示。

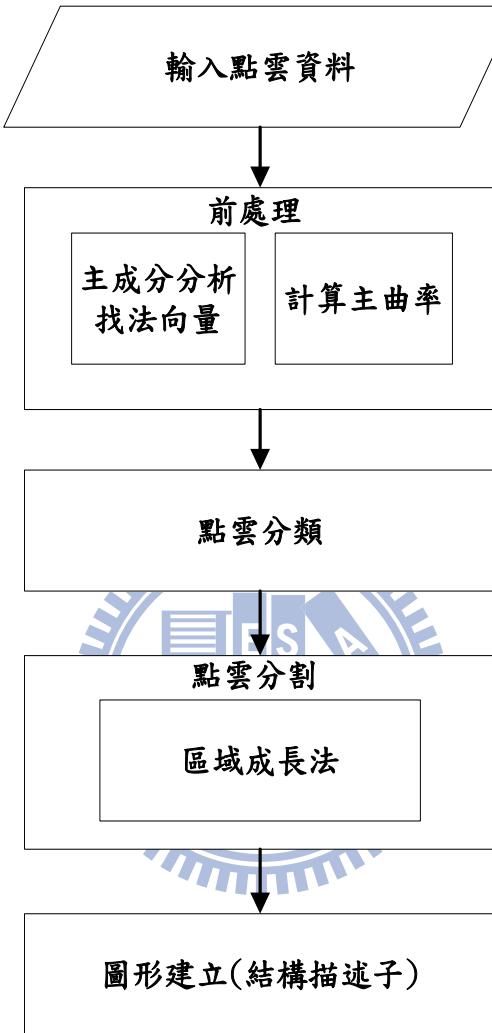


圖 3-19 建立結構描述子的流程圖。

3.4.2 前處理

在求得某點 P 之主曲率前，必須先要得知點 P 之法向量，利用空間中點 P 之鄰近點，經由 P 點與鄰近點之空間幾何分佈可得之法向量之方向，由主成分分析法的所找出之三主軸即為其相關矩陣之特徵向量 $\{e_0, e_1, e_2\}$ 對應的特徵值 $\{\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2\}$ ，其中 $\lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2$ ，而 λ_0 所對應的特徵向量 e_0 就是法向量如圖 3-20 所示，而點 P 之主曲率可由 2.3.2 節求得。

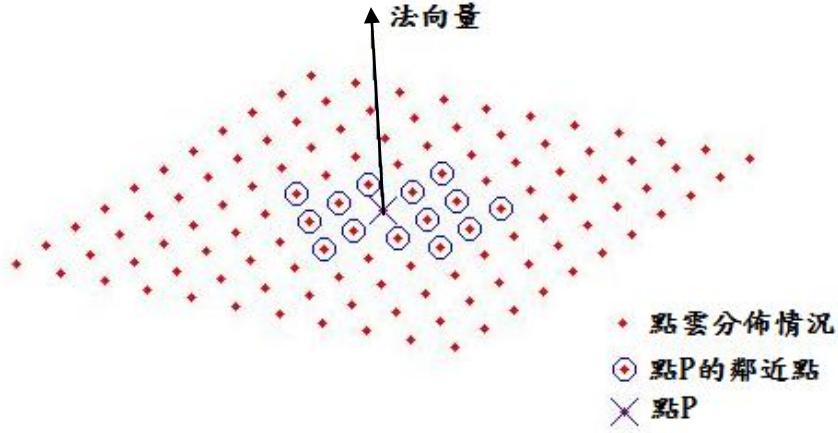


圖 3-20 法向量的表示。

3.4.3 點雲分類

本論文利用 2.3.1 節所介紹之主曲率並歸納出點屬性的分類表格如表 2-1 所示，根據表 2-1 在點雲的分類上本論文使用兩個門檻值 $Thr1$ 及 $Thr2$ 來區別目前的點資料是屬於哪種屬性，表 2-1 加入門檻值的限制後修改成如表 3-1 所示。

表 3-1 修改後的點屬性分佈。

	$k_1 \text{ and } k_2$
內部點(interior)	$k_1 \leq Thr1 \text{ and } k_2 \leq Thr1$
邊緣點(edge)	$k_1 \leq Thr1 \text{ and } k_2 > Thr1 \text{ or } k_1 > Thr1 \text{ and } k_2 \leq Thr1$
凸角點(convex corner)	$ k_1 > Thr1 \text{ and } k_2 > Thr1 \text{ and } k_1 - k_2 \leq Thr2 \text{ and } k_1 * k_2 > 0$
凹角點(corner concave)	$ k_1 > Thr1 \text{ and } k_2 > Thr1 \text{ and } k_1 - k_2 \leq Thr2 \text{ and } k_1 * k_2 < 0$

利用表 3-1 對點屬性的分佈本論文挑選的門檻值 $Thr1 = 0.48$ 及 $Thr2 = 0.1$ 所分後的結果如圖 3-21 所示。

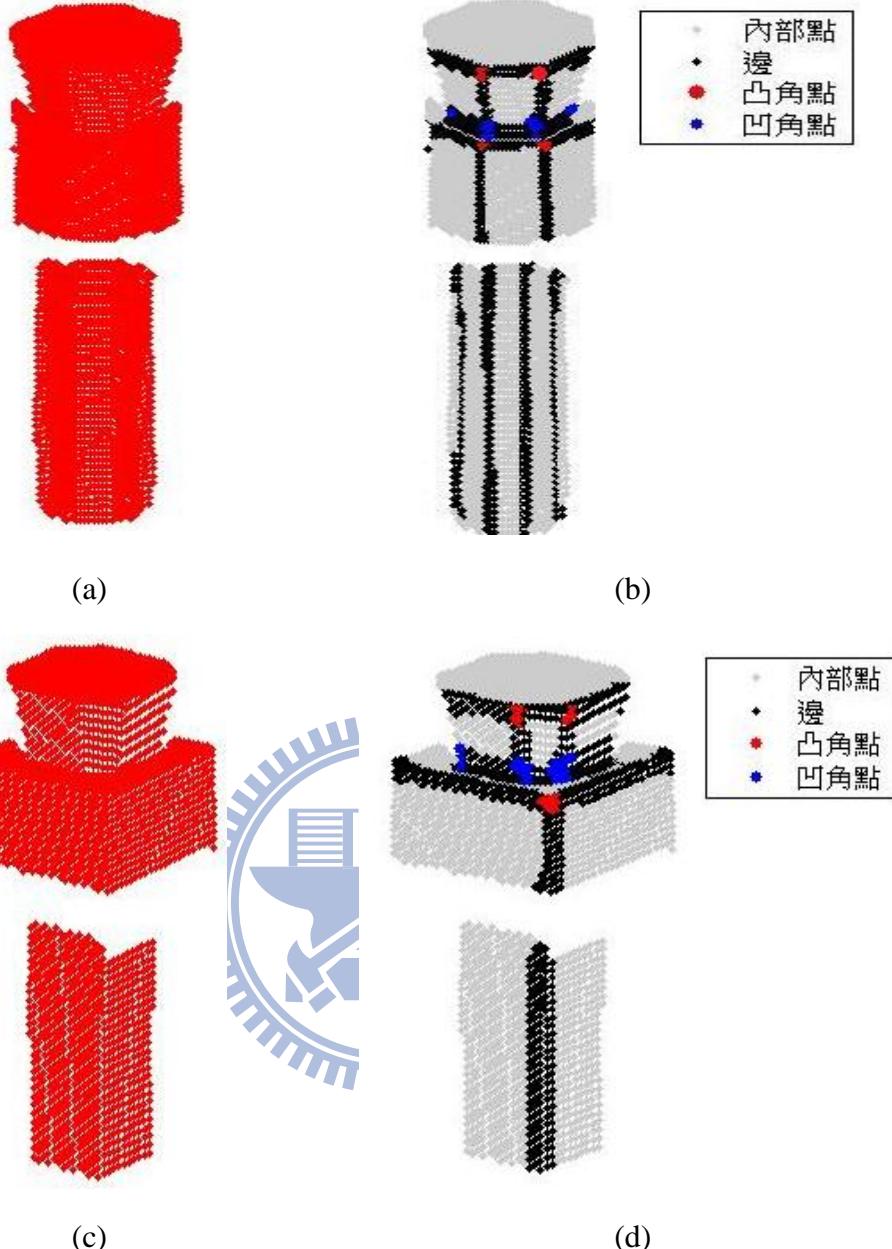


圖 3-21 點分類後的結果 (a)編號 1 之原始部分點雲資料，(b)圖(a)之分類結果，
(c)邊號 10 之原始部分點雲資料，(d)圖(c)之分類結果。

3.4.4 區域分割

在點雲資料做完分類後，可得知每點的屬性，由於區域成長法也適用於高維度的資料，故本論文應用區域成長法來達到分割每塊不同的平面或是曲面，在區域成長法中，種子點的選擇有時候會關係到分割效果的好壞，一般而言種子點的選擇是不希望種子點落在雜訊或是邊界上，但是就目前而言還沒有很好的說明應

用特定的種子點選擇可以達到最好的分割效果，所以按照不同的問題則會有不同的種子點找尋的方法，由於本論文在 3.4.2 節已經將每點資料做過分類，所以在種子點的找尋方面只針對內部點(interior)來處理，在每次新的群集之初始種子點則是利用隨機的方式在內部點中挑選，而種子點之鄰近點是否屬於同一群集的評判標準則是利用點與點的法向量夾角小於某個門檻值，點與點的歐基里德距離小於某個門檻值，收尋的鄰近點中只能是內部點，而區域成長法的流程圖由 3-22 所示。

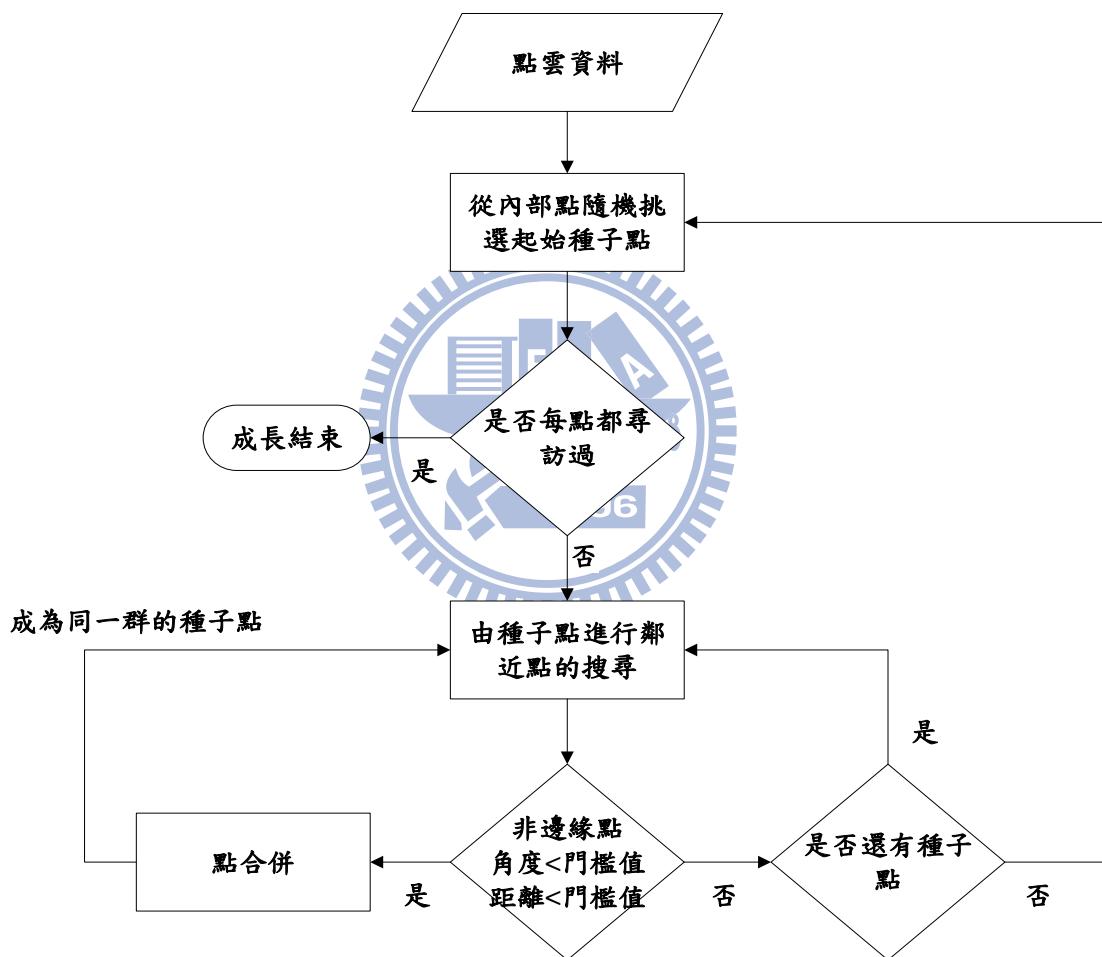


圖 3-22 區域成長法流程圖。

本論文在角度的門檻值是設定 12 度，距離的門檻值是設定 1.3 公尺，圖 3-21 的分割結果如圖 3-23 所示。

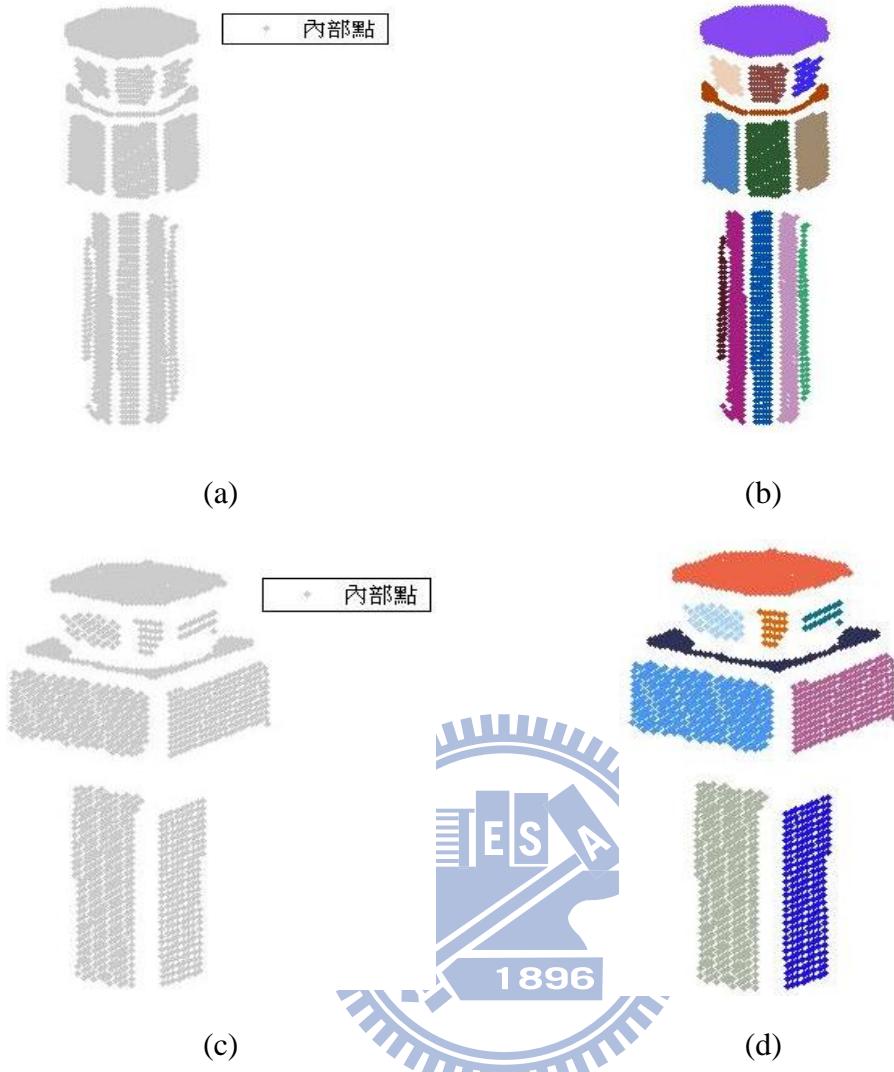
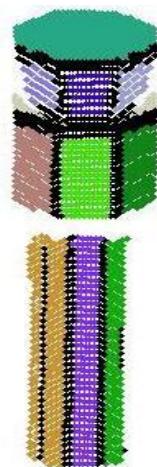


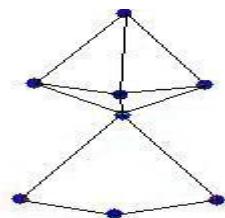
圖 3-23 點雲資料分割結果，不同區塊以不同的顏色區別 (a)編號 1 之塔台內部點，(b)圖(a)之分割結果，(c)編號 10 之塔台內部點，(d)圖(c)之分割結果。

3.4.5 圖形建立

由 2.3.3 節本論文定義一個加權圖(weighted graph)，圖中之節點是由點雲經過分割後所產生的每一個獨立區塊的中心點，而這些區塊可以是平面，也可以是曲面，而節點與節點的連接即為圖形的邊，而本論文在建立圖形的邊則是依據點雲分類後所產生的邊與點雲分割後產生的區塊是否有連接關係，區塊和區塊若有被屬於經由分類後屬於邊的點所連接，則對應到圖形中節點與節點間就有邊產生，圖形結構由圖 3-24 表示。



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)

圖 3-24 結構特徵抽取結果(a)、(c)、(e)表示分割面與邊在空間上的分佈關係，(b)、(d)、(f)表示對應的圖形結構。

由於節點是由獨立區塊所構成的，而每一個區塊則是由點群所構成，且每一個點資料都有自己所屬的法向量，節點的在空間上的位置是由獨立區塊的中心所構成，而節點的法向量可以由獨立區塊的點群之平均法向量來構成，則這個節點除了有三維空間中位置也有對應的法向量，故這個節點也能稱之為方向點(oriented point)，如圖 3-25 所示，每一個區塊之法向量可由此區塊所有點資料之法向量的平均來取得由式(3.3)表示，圖 3-24(b)之節點 V_i 為對應區塊 A_i 之中心點由式(3.4)表示。

$$N_i = \frac{1}{Num_i} \sum_{j \in A_i} N_{P_j}, \quad (3.3)$$

$$V_i = \frac{1}{Num_i} \sum_{j \in A_i} P_j, \quad (3.4)$$

其中 N_i 表示區塊中之平均法向量； A_i 表示第 i 區塊中之所有點資料； P_j 表示區塊 A_i 中每一個點資料； N_{P_j} 表示區塊 A_i 中每一個點資料所對應的法向量； Num_i 表示 A_i 區塊中所有的點資料個數。

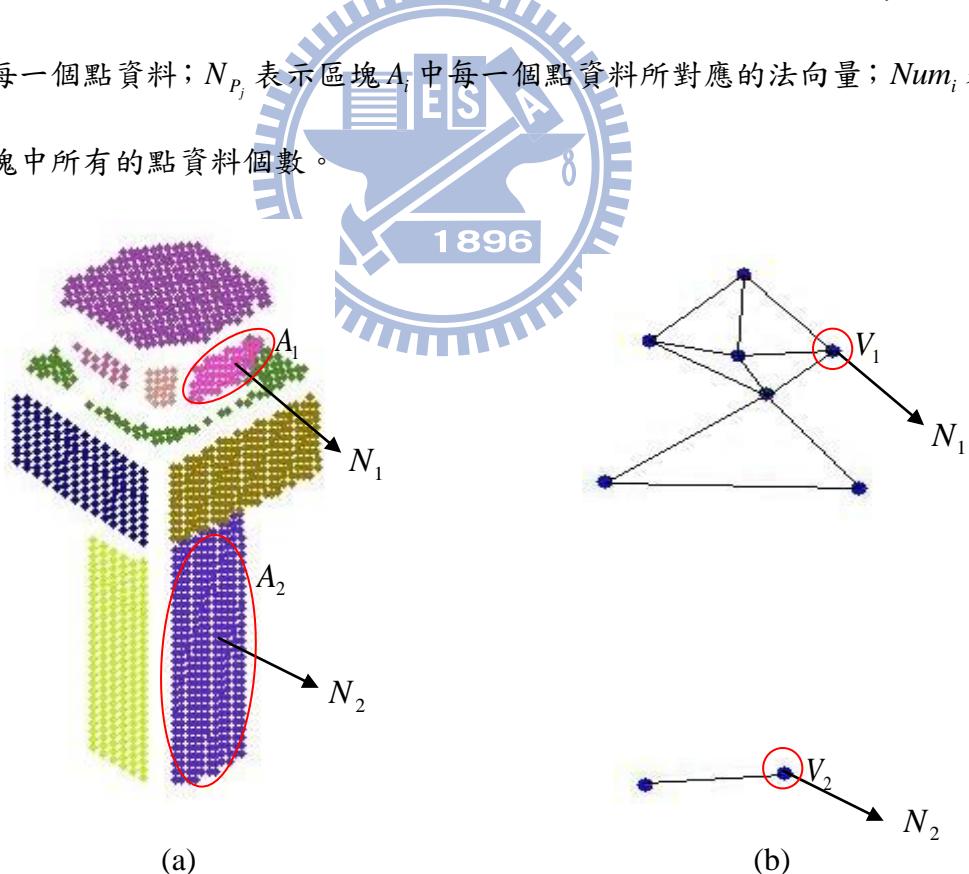


圖 3-25 節點法向量表示 (a)區塊法向量，(b)對應區塊之節點法向量。

在進行比對前，還需要賦予圖形中節點屬性(node attribute)與邊屬性(edge

attribute)，而屬性必須符合尺度不變性、旋轉不變性及平移不變性，故本論文在節點的屬性賦予上提出下列幾種方法：

1. 物體最大主軸與節點法向量的夾角

物體的最大主軸可從 2.3.1 節中經由主成分分析法所取得，將物體之最大主軸與每一個節點法向量的夾角作為個別節點的屬性如圖 3-26 所示，圖 3-26 中之 V_m 為塔台之經由主成分分析法所得到之最大主軸向量，利用式(3.5)中所求出之兩向量的夾角作為節點的特徵屬性，此特徵只針對物體之最大主軸向量與其面之法向量所得到之夾角，故具有尺度不變性、平移不變性、以及旋轉不變性，故本論文採用此特徵作為在節點的屬性賦予上的其中一種特徵。

$$BN\theta_i = \cos^{-1}\left(\frac{V_m \cdot N_i}{|V_m||N_i|}\right), \quad (3.5)$$

其中 $BN\theta_i$ 表示最大主軸與節點法向量的夾角； N_i 表示區塊中之平均法向量； V_i 為對應區塊 A_i 之中心點。

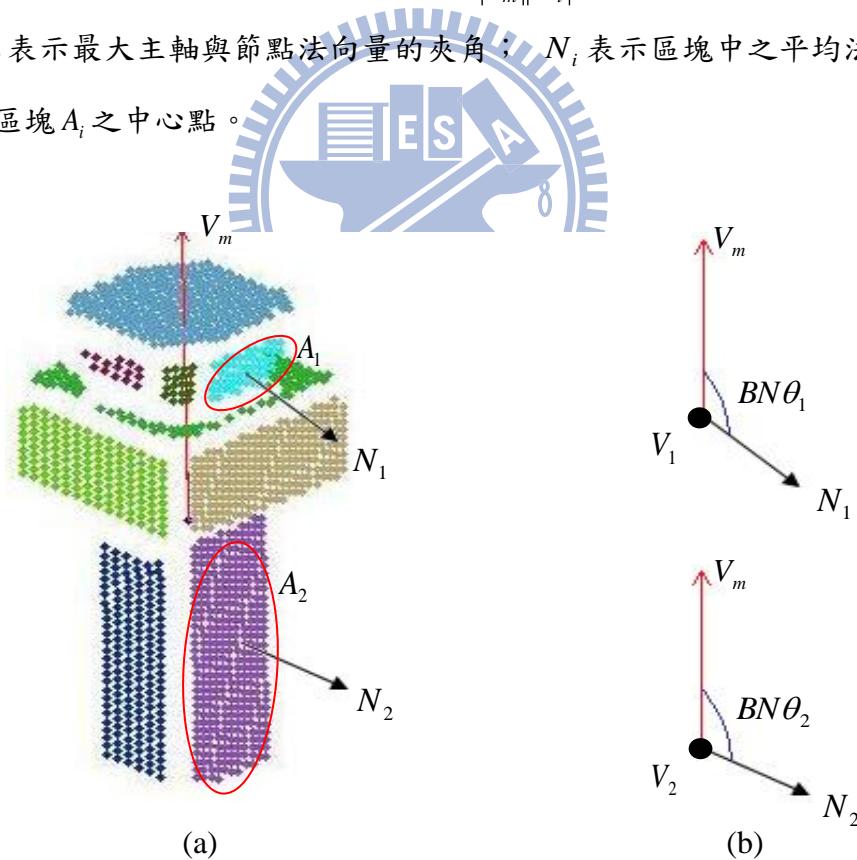


圖 3-26 塔台最大主軸與節點法向量的夾角 (a)塔台之最大主軸表示，(b)示意最大主軸與對應區塊法向量的夾角。

2. 形狀指標

可用於描述一個面的幾何形狀，在本論文中每一個獨立分割出來的面可能同時包含幾種不同的幾何形狀，而利用形狀指標就可以將這些面在不同幾何分佈下的表示量化，圖 3-27 表示幾種不同點雲資料在空間中幾何分佈所對應的形狀指標。

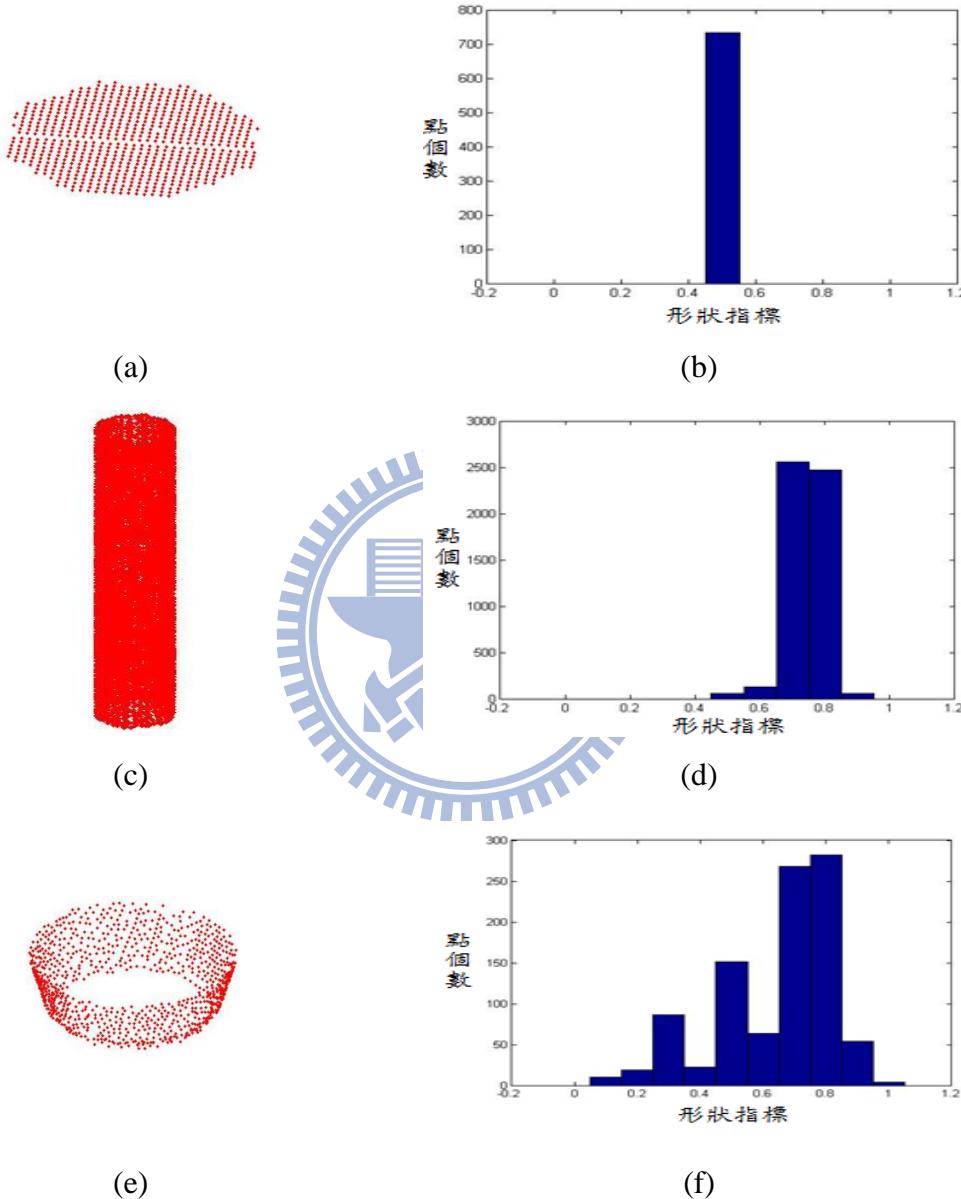


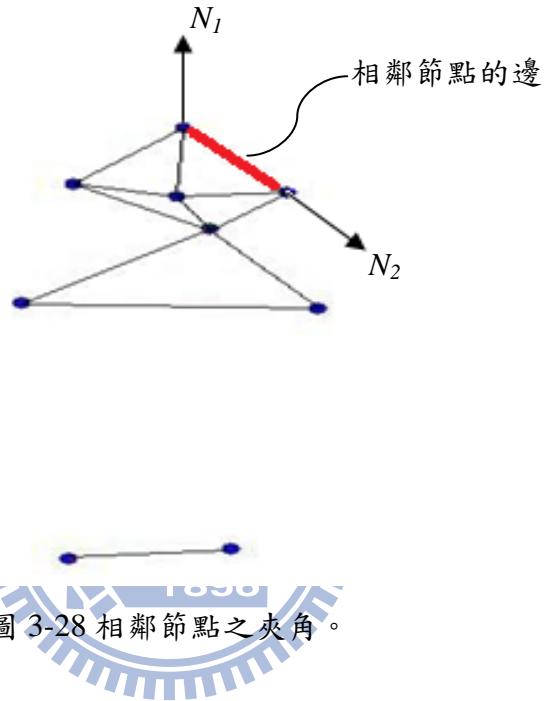
圖 3-27 平面所對應的形狀指標 (a)點分佈為平面，對應圖(a)的形狀指標，(c)點分佈為圓柱形，(d)對應圖(c)的形狀指標，(e)點分佈為圓錐形，(f)對應圖(e)的形狀指標為圓錐形，(f)對應圖(e)的形狀指標。

1. 相鄰面之角度

每一個區塊都有屬於自己的法向量，由圖 3-28 表示兩個面若是有連接則表示對應的這兩個節點為相鄰的節點，而每一個節點都有自己的法向量，故本論文將相鄰節點之法向量夾角做為相鄰節點之邊的屬性。

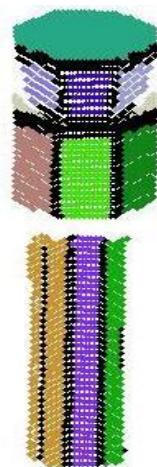
$$NN\theta_i = \cos^{-1}\left(\frac{\mathbf{N}_i \cdot \mathbf{N}_j}{|\mathbf{N}_i||\mathbf{N}_j|}\right) \text{ 且 } i \neq j, \quad (3.6)$$

其中 $NN\theta_i$ 表示兩個相鄰節點的法向量的夾角。

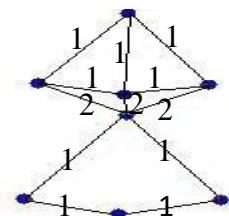


2. 結構表述:

經由點資料的分類後，可由表 3-1 得知的點屬性為何，本論文將凹角點與凸角點都歸納成邊緣點，經由主曲率的計算後可以得到 k_1 及 k_2 兩值，為了得知某邊為凸邊或是凹邊，則可後過 k_1 及 k_2 來達成，若是 k_1 及 k_2 皆為同號，即 $k_1 * k_2 > 0$ 則邊為凸邊，若是 k_1 及 k_2 互為反號，即 $k_1 * k_2 < 0$ 則邊為凹邊，圖 3-29 中邊上數字為 1 表示凸邊，2 則表示凹邊，利用這些邊的屬性可以增加辨識時的強健度。



(a)



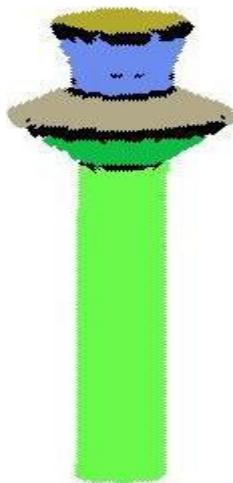
(b)



(c)



(d)



(e)



(f)

圖 3-29 由邊的屬性所附屬的結構特徵(a)、(c)、(e)表示分割面與邊在空間上的分佈關係，(b)、(d)、(f)利用數字表示不同的邊之連接關係。

最後歸納上述節點與邊的屬性作為本論文在點雲資料下所使用的特徵如圖 3-30 所示，這些屬性都是根據物體的幾何分佈所產生的特徵，也因為如此正符合尺度不變性，平移不變性及旋轉不變性。

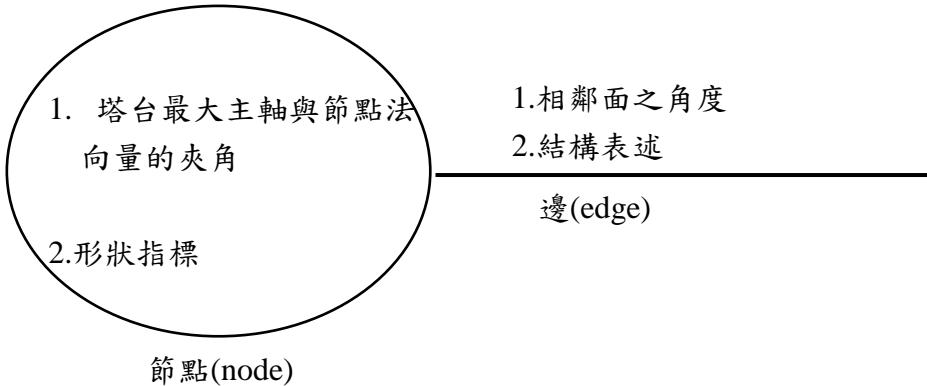


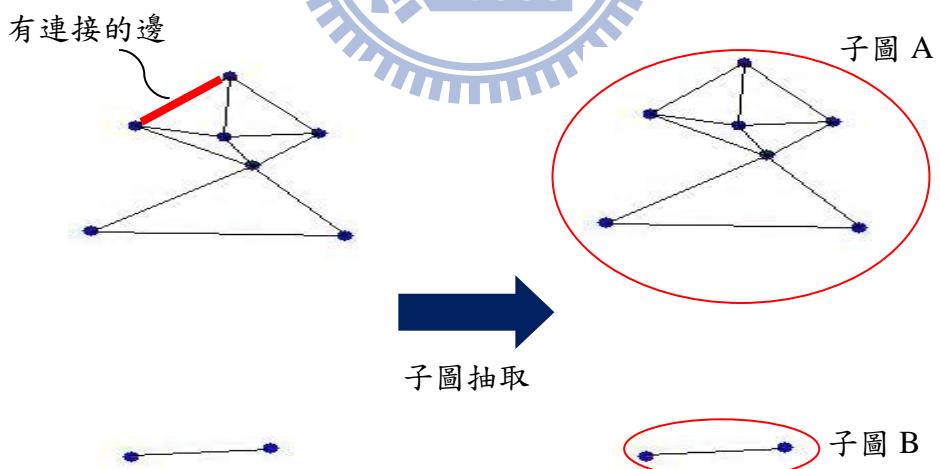
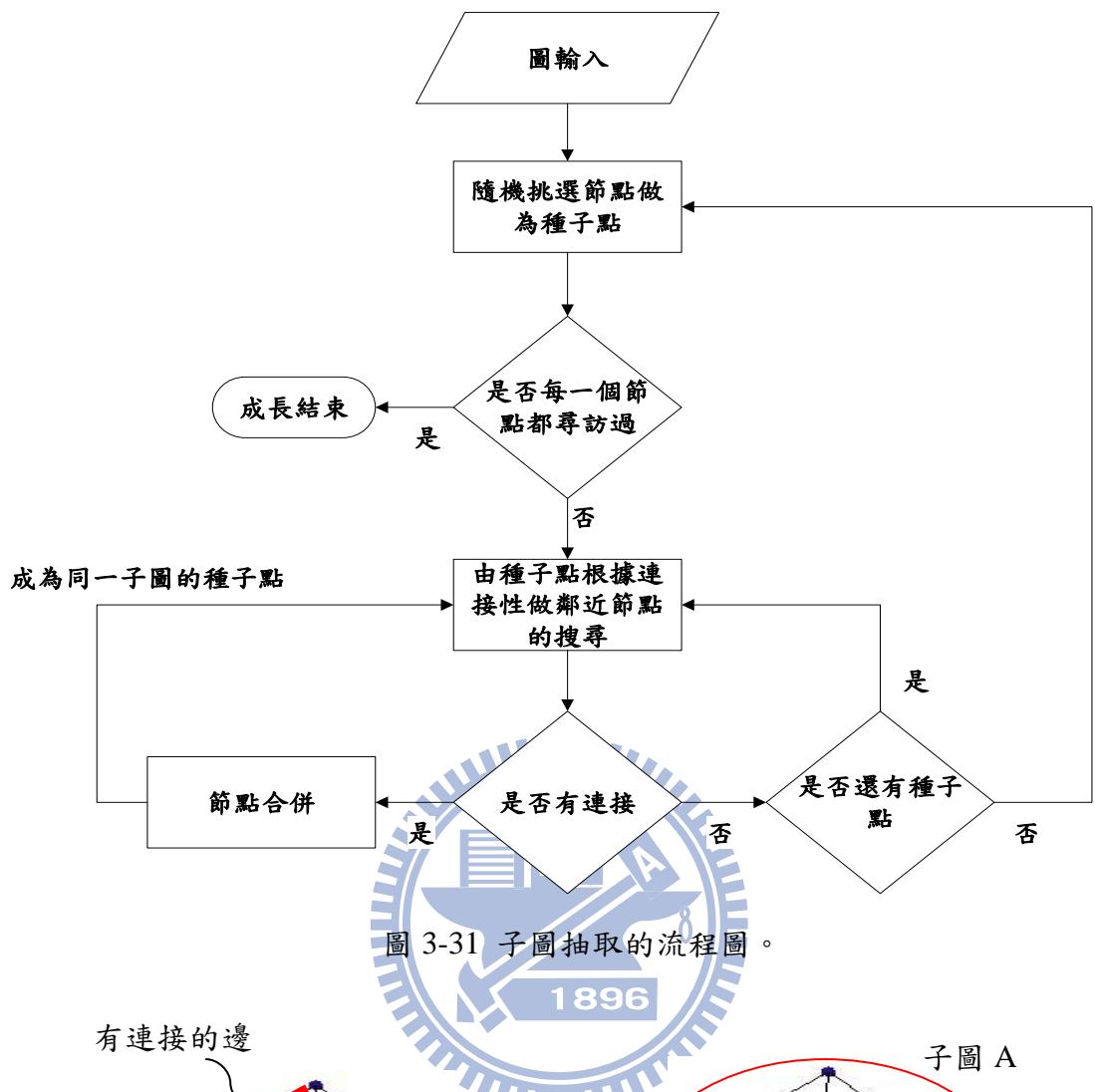
圖 3-30 點雲資料下的特徵表示。

3.4.6 相似度比對

輸入場景點雲，可藉由 3.4.4 節中來建立圖形結構，而在比對前本論文先將場景所建立的圖形做分割為幾個子圖，如此一來可降低圖形的節點個數用來加速比對時間，而圖形的分割則是利用節點的連接性來做分割，而節點的搜尋則利用廣度優先搜尋法來執行，子圖抽取之流程圖如圖 3-31 表示，由圖 3-32 表示經由節點的連接性做分割後所產生的兩個子圖，所以在進行比對時是利用各別子圖作為場景的輸入圖形，本論文提出一個權重值的補償來提升比對時的準確度，而這個權重值的設定則是根據子圖節點的個數做為依據，經本論文修改後的誤差計算改為如式(3.7)所示：

$$r(f) = \frac{|G_{sub}|}{|G_{total}|} \left(\sum_{x \in N_s} C_n(x) + \sum_{e \in E} C_e(e) \right), \quad (3.7)$$

$|G_{sub}|$ 為子圖之節點數， $|G_{total}|$ 為圖之總節點數。



本論文在相似度比對上採用圖形比對(graph matching)中不完全比對的方式來進行，給定兩個圖形，目標在於找到一個場景節點與資料庫的模型節點中有最好的匹配使得比對誤差為最小，為了計算這個誤差，首先必須先在場景與資料庫中的模型中求得節點誤差，再來求出相對應的邊誤差，最後再將這兩個誤差相加，

最小的誤差所對應的模型即是最終的比對結果，本論文所引用[24][25]中所得之的比對演算法，是經由疊代的方式來找尋每一次疊代中最有可能的節點映射，的作為當前的，此演算法的優點即是只需要少許的疊代次數即可找出最好的比對結果，如此一來可以大幅的縮減比對時間，比起[26]所提出之比對演算法來的快，圖 3-33 為比對流程圖，在當前階數為 1 時，演算法只由場景節點與資料庫節點間找出最小的比對誤差，也會保留對應於節點的邊誤差，當前階數為 2 時，演算法繼續找出至少一個第二好的節點誤差與對應的邊誤差，這個程序持續到預定義的階數就會停止，在由上述幾階的誤差中挑出最小的，而這個預定義的階數則是利用兩個圖形中小的圖形中的節點個數來定義，通常場景的節點數都會比模型的節點數少，在本論文中小的圖形都是由場景來取得，由場景與資料庫中 10 個模型來進行比對，當場景的節點個數大於模型的節點個數，則不與此型模型比對且賦予這個比對誤差為無窮，由 10 個塔台所對應的 10 個比對誤差中找出最小的比對誤差所對應的模型為最終的比對結果，綜合 3.3 節與 3.4 節之比對結果，本論文提出一個整合型辨識系統，利用距離對影像擷取的完整性來做方法的切換，而實驗結果與分析將在第四章來闡述本論文提出之系統與單獨只使用傳立葉描述子或是結構描述子之比較。

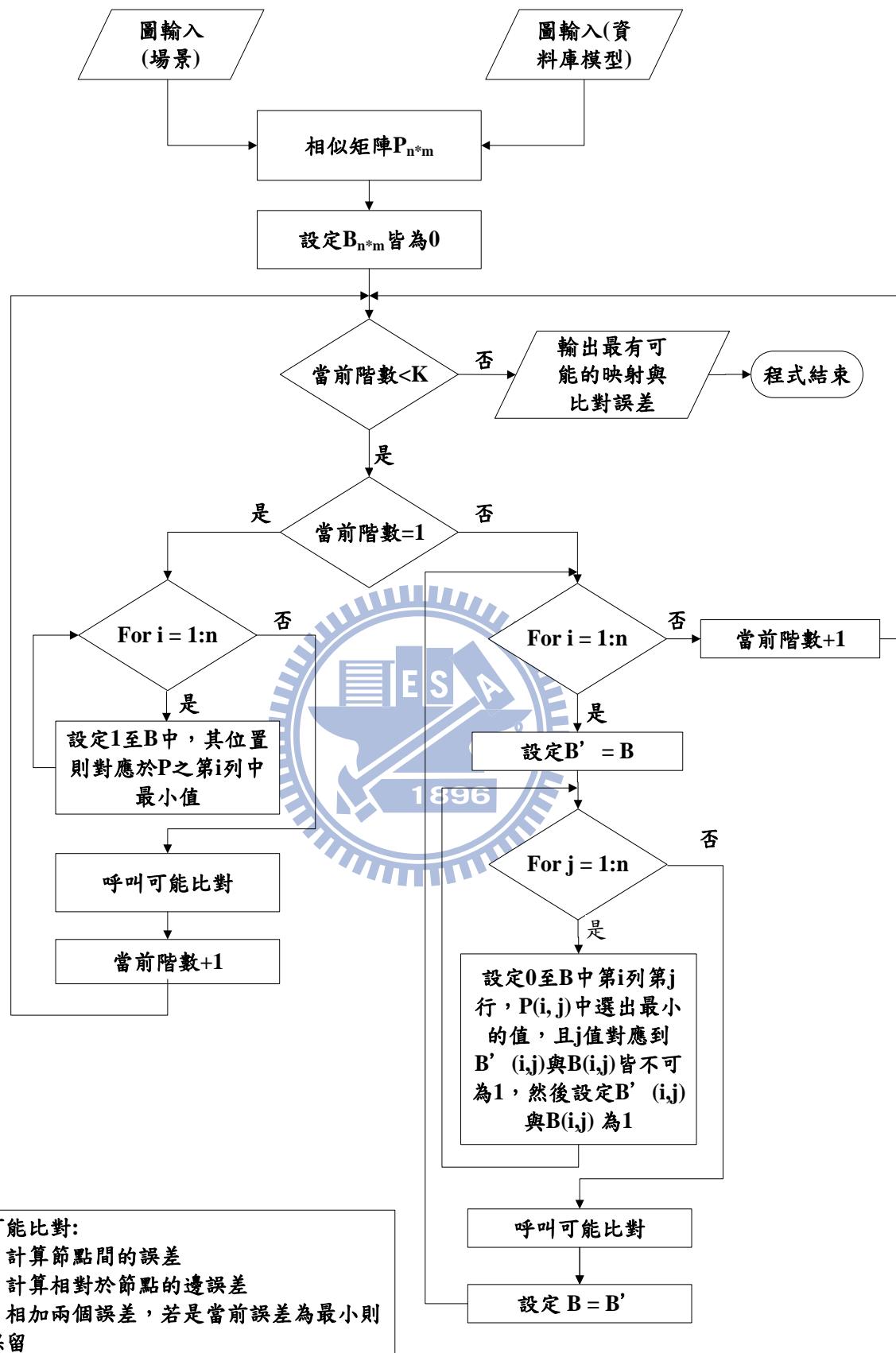


圖 3-33 比對流程圖。

第四章 實驗結果與分析

本章將討論本論文所提出之辨識演算法應用在十種不同塔台的辨識上，並且探討在本論文之演算法對距離變化時的辨識效能，在 4.1 節展示本論文所使用的塔台模型，並利用這些塔台模型建立在距離影像與點雲資料的特徵資料庫，在 4.2 節介紹本論文對於辨識效能上的評估，4.3 節顯示實驗結果與分析。

4.1 資料庫的建立

圖 4-1 中表示本論文所使用的模型資料庫，本論文共需建立兩個資料庫，第一是在距離影像下的模型資料庫，第二為在點雲資料下的所需之模型資料庫，而資料庫中的模型大小都不同。

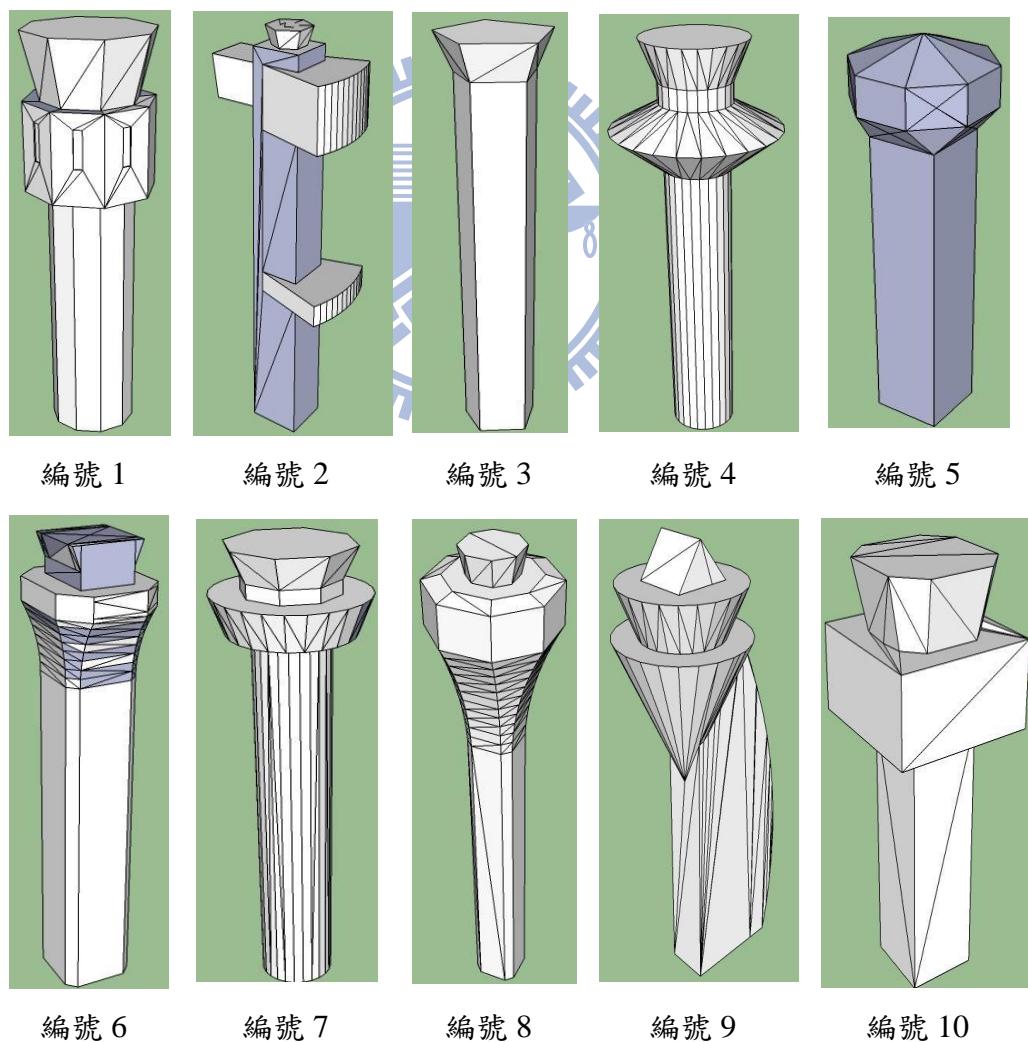


圖 4-1 資料庫中 10 種塔台模型。

當在距離影像下建立模型資料庫時，本論文針對每一個模型做 288 個角度來拍攝，則拍攝角度的設定由標高角(elevation)由 10 度至 80 度每 10 度作為一個基準，方位角(azimuth)由 10 度至 360 度也是每 10 度作為一個基準，故標高角有 8 個基準而方位角有 36 個基準，由標高角每一個基準對應 36 個方位角的基準，所以最後可取得 288 個角度，然後利用這 288 個角度作為建立距離影像資料庫的依據，由於塔台模型具有相當的對稱性，故本論文在此利用對稱性的分析減少特徵資料庫中的特徵個數，而在對稱性分析中，本論文利用每一個影像做傅立葉描述子後來做相似度分析，若是得到的不相似度值為 0 則表示對稱，則利用此方式來減少特徵的個數，由圖 4-2 表示利用模型編號 10 由上述 288 個角度作拍攝所得到的塔台的距離影像，然後經由對稱性分析得到 72 張距離影像，而其它的模型亦是參照此方法來執行，最後再對所有距離影像作傅立葉描述子的特徵抽取即可完成在距離影像下的特徵資料庫建立。

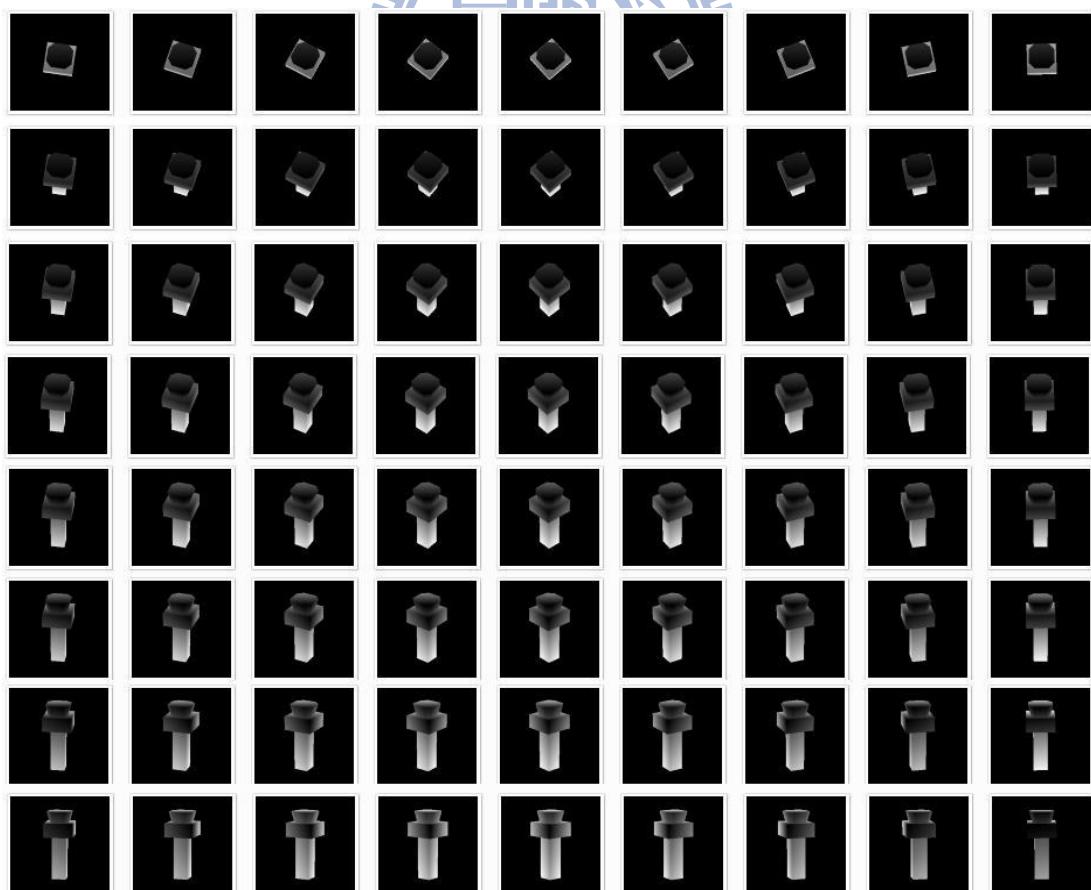


圖 4-2 經由對稱性分析後得到之 72 張塔台編號 10 個資料庫影像

當在點雲資料下建立模型資料庫時，本論文針對每一個塔台模型做完整的點雲掃描後可以得到完整的點雲資料，然後再利用這個完整的點雲資料作為建立特徵資料庫的依據，圖 4-3 為利用完整的點雲資料所建立出的特徵資料庫。

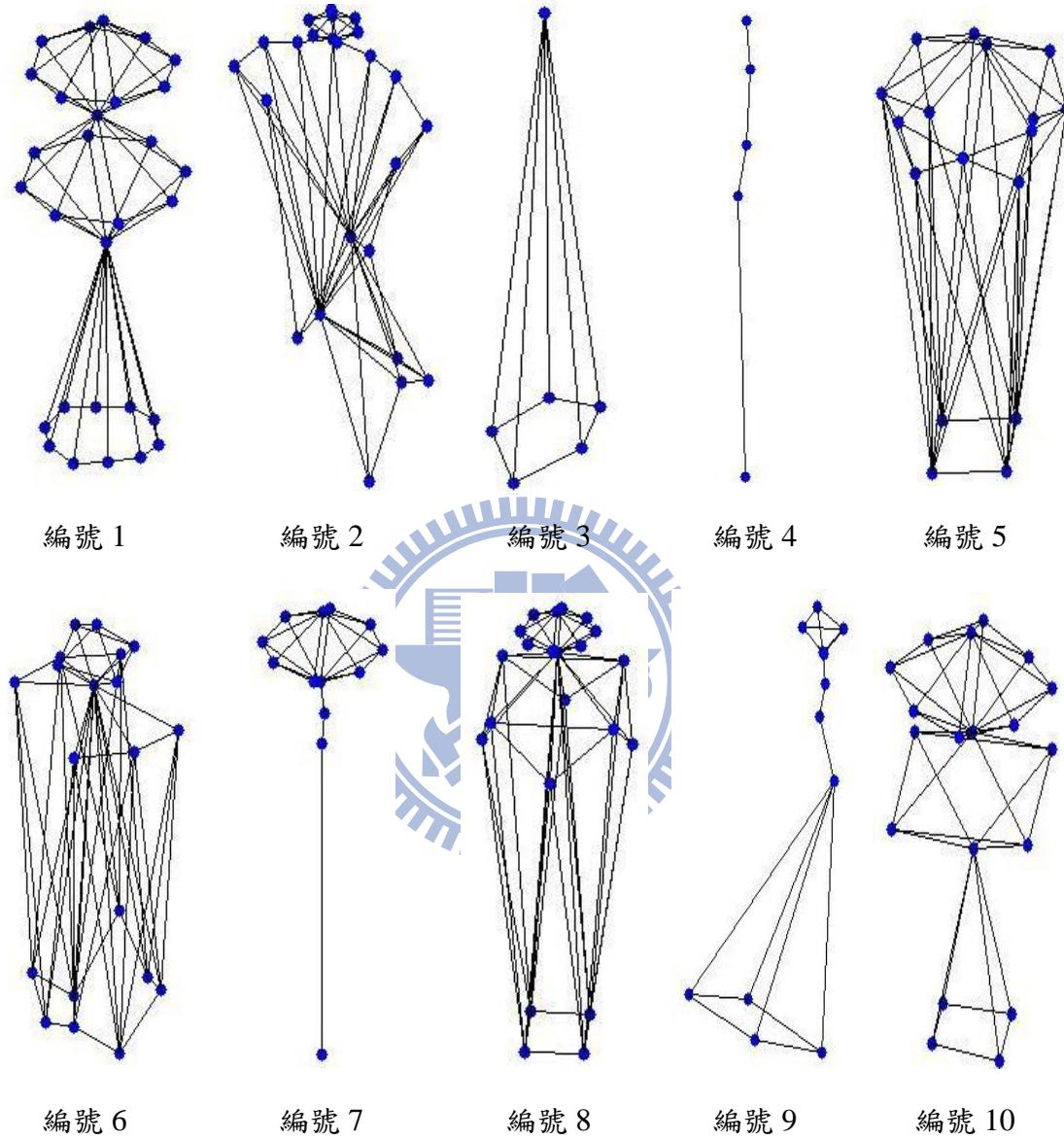


圖 4-3 點雲資料下的特徵資料庫。

本論文在距離影像的特徵資料庫針對每一個塔台模型有 288 個傳立葉描述子，而 10 個塔台模型就有 2880 個傳立葉描述子，在點雲資料的特徵資料庫針對每一個塔台有 1 個結構描述子，而 10 個塔台模型就有 10 個結構描述子，對於採取不同的辨識策略，所選用的特徵資料庫也會不同，而辨識策略的切換則是由塔台輪廓的封閉與否來做為依據，若是在場景下所拍攝到的塔台輪廓為封閉，則本

論文採用距離影像作為辨識時所使用的資料，當拍攝到的塔台輪廓不封閉，則本論文將採取點雲資料作為辨識時所使用的資料。

4.2 實驗結果與分析

在塔台的辨識系統之效能評估上，本論文將討論角度對於辨識率影響，與距離對於辨識率的影響，接下來會討論當距離足夠遠的情況下使用距離影像作為辨識的依據，本論文所提出的方法與文獻[1]中所使用的方法做比較，最後的部份則是當距離在足夠近的情況下使用點雲資料作為辨識的依據，利用這個切換方式達到提升辨識率的目的，在效能的評估上，本論文將統計三維塔台物體辨識系統之辨識率 Reg ， Reg 會隨著距離變化而改變，辨識率之計算如(4.1)式所示。

$$Reg = \frac{Number_{correct}}{Number_{total}} \quad (4.1)$$

$Number_{correct}$ ：為正確辨識出塔台的個數。

$Number_{total}$ ：為總共的測試影像個數。

在實驗方面分成八個部份來討論，在不同因素下對於距離影像的辨識率，或是對於點雲資料的辨識率的影響，本論文之資料取得的部份屬於不需先對場景做分割，且不考慮雜訊的情況下來對三維塔台模型作拍攝的動作，第一部份探討角度對於辨識率的影響，第二部份討論在距離足夠遠的情況下本論文所提出加入視角內插法搭配傳立葉描述子與單純只利用傳立葉描述子的辨識率來做比較，第三部份討論在距離足夠近的情況下本論文所提出之結構描述子與傳立葉描述子加入視角內插法的辨識率來做比較，第四部份探討角度範圍落在標高角 10 度至 30 度間，距離對於辨識率的影像，第五部份探討角度範圍落在標高角 40 度至 80 度間，距離對於辨識率的影像，第六部份探討角度範圍落在標高角 10 度至 80 度間，距離對於辨識率的影像，第七部份則是討論與其他論文做比較，最後第八部份則是討論相機在不同的視角下，計算出相機的姿態變化。

首先，第一部份本論文將呈現拍攝角度對於辨識率的影響，在本實驗中共挑

選 5 組角度，而每一組會隨機選出 100 個角度，但是每一組實驗的距離都固定，由圖 4-4 表示本論文對於標高角與方位角的設定範圍。

場景拍攝：

1. 每一個模型都根據這 5 組角度作拍攝，所以每一個模型可產生 500 筆場景資料，共 10 個模型，故總共有 5000 筆場景資料。
2. 拍攝距離設定為 600 公尺。
3. 隨機挑選角度，範圍由標高角 10 度至 80 度，方位角 10 度至 360 度。

圖 4-5 的橫軸表示角度的範圍，而縱軸則表示辨識錯誤率，距離挑選出 600 公尺的理由在於每一個模型大小不同，在特定的距離有些模型作拍攝後會呈現部份的情況，故挑選 600 公尺則是讓 10 個模型中最大的模型能夠取得完整的影像。

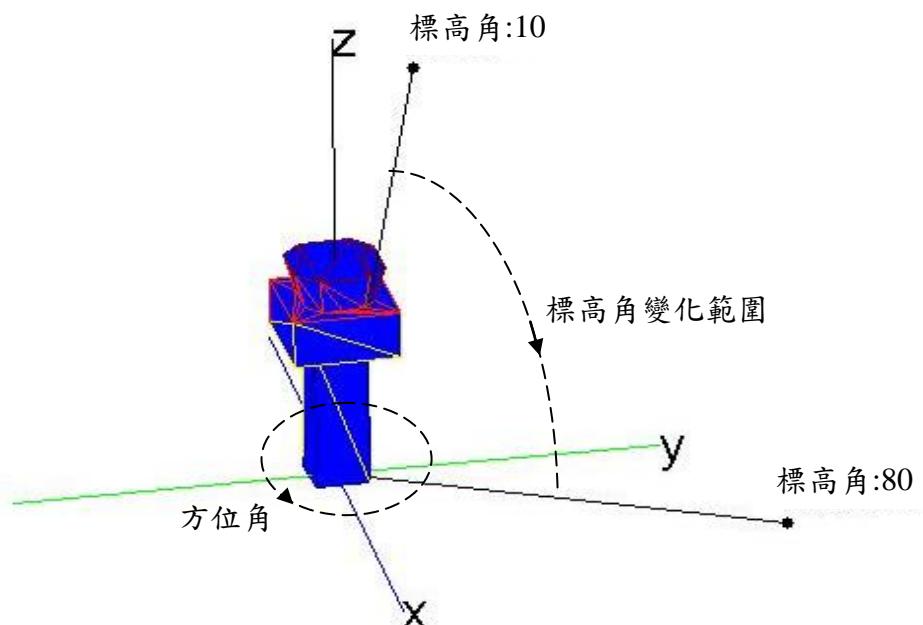


圖 4-4 角度的選擇範圍。

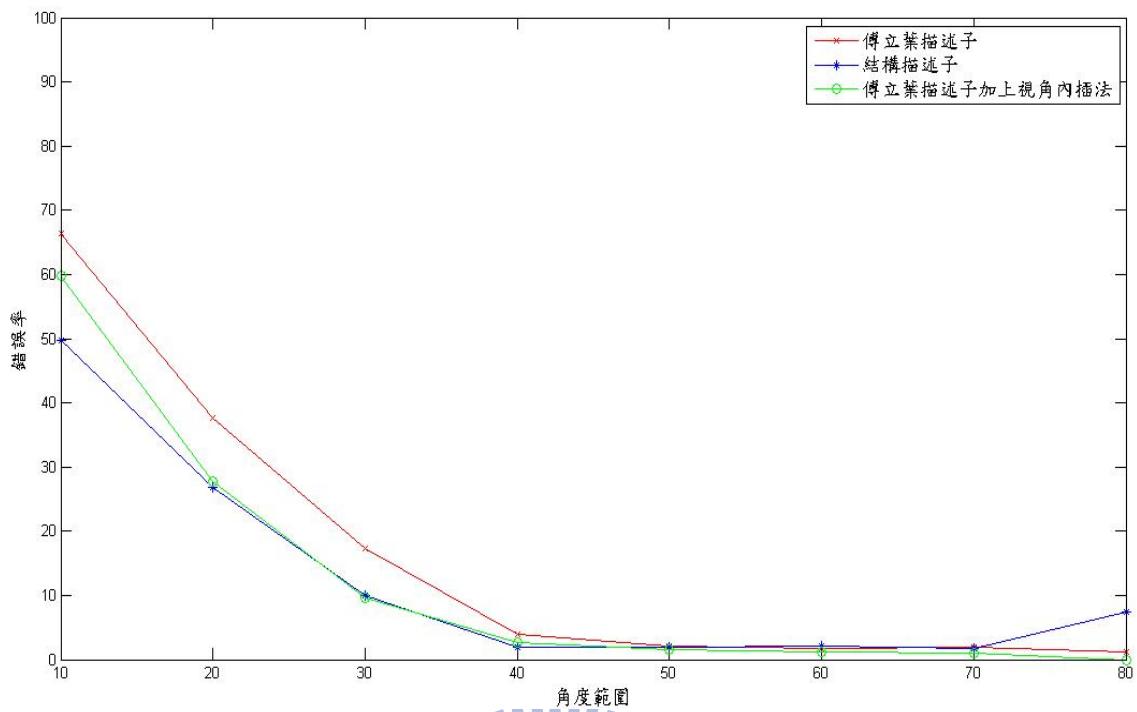


圖 4-5 角度對於辨識的錯誤率。

由圖 4-5 可明顯看出，首先，先討論當標高角越低時，三個方法的錯誤率都會增加，由其以單純只用傳立葉描述子最高，在距離影像的部份，從這個角度範圍可探討出在距離影像下所做出之傳立葉描述子乃是基於輪廓的方式，故標高角接近 10 度時，則輪廓對於描述塔台的形狀就越加薄弱，即使是有加入視角內插法依然還是無法大幅的改善，然而在點雲資料的部份，當標高角越來越低時，則塔台的垂直面將會受到自遮蔽的影響，導致沒有點資料分佈在塔台表面上，進而導致辨識率不佳的情況發生，圖 4-6 表示高的標高角對於點資料分佈的影響，由圖 4-6(a)表示在標高角 45 度時點雲的分佈情況，圖 4-6(b)表示在標高角 10 度時點雲的分佈情況因為受到遮蔽的影響，導致沒有像是圖 4-6(a)中所圈出之點資料分佈。

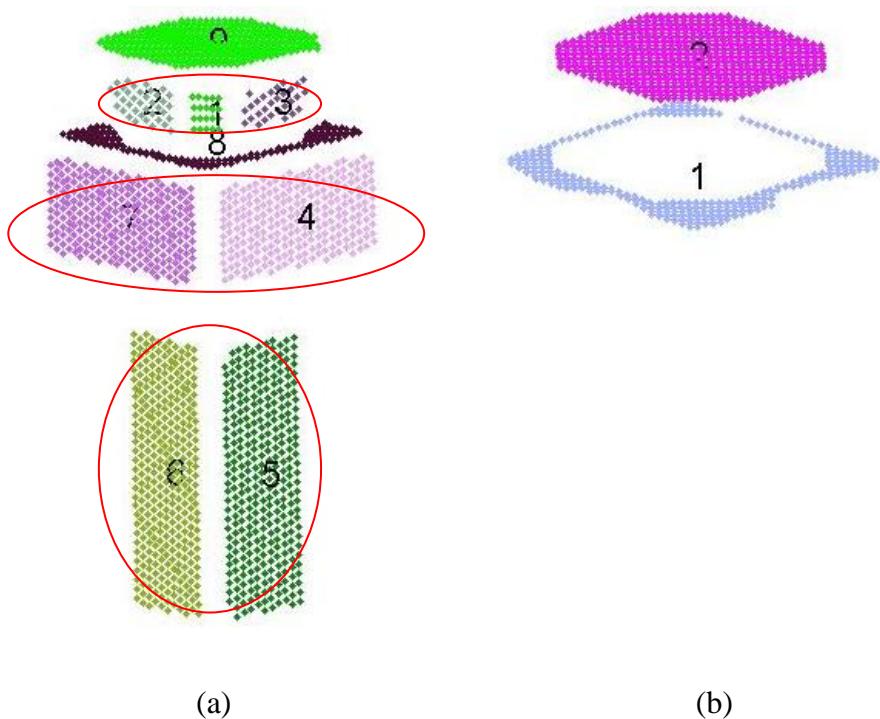


圖 4-6 受遮蔽的情況 (a)標高角 45 度之點雲分佈情況 (b)標高角 10 度之點

但是隨著角度的增加，錯誤率明顯降低，在角度範圍 40 度至 70 度左右，本論文所提出之結構描述子與傅立葉描述子加上視角內插法及傅立葉描述子在這個角度範圍表現都還算理想，這是因為在角度範圍落在 40 度至 70 度之間不論是在塔台輪廓或是塔台內部幾何分佈的表現都較明顯，最後當標高角度範圍 80 度左右時，基於輪廓的傅立葉描述子在辨識錯誤上是較低的情況，原因是當拍攝角度落在 80 度左右時，塔台輪廓的表現上也算不錯，而在點雲資料在辨識錯誤上是稍微大一點，原因也是因為有些面會受到角度的影響產生自遮蔽的情況發生，而導致沒有點資料分佈在塔台表面上，圖 4-7 表示低的標高角對於點資料分佈的影響，由圖 4-7(a)表示在標高角 45 度時點雲的分佈情況，圖 4-7(b)表示在標高角 80 度時點雲的分佈情況因為受到自遮蔽的影響，導致沒有像是圖 4-7(a)中所圈出之點資料分佈。

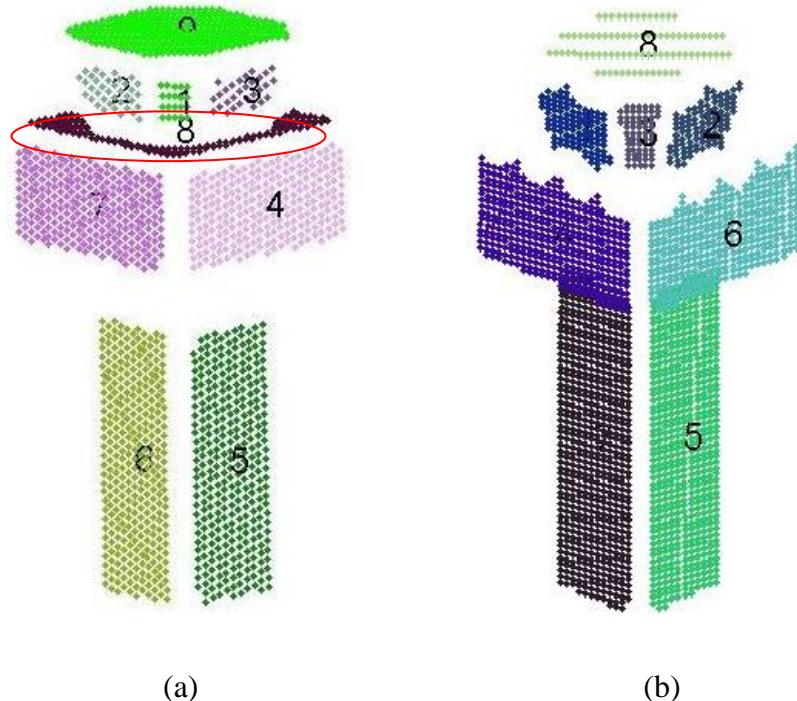


圖 4-7 受遮蔽的情況 (a)標高角 45 度之點雲分佈情況 (b)標高角 80 度之點

雲分佈情況。

第二部份討論在距離足夠遠的情況下本論文所提出加入視角內插法搭配傳立葉描述子與單純只利用傳立葉描述子的辨識率來做比較。

場景拍攝：

1. 距離變化從 100 尺至 1500 公尺，間隔為 100 公尺。
2. 隨機挑選角度，範圍由標高角 10 度至 80 度，方位角 10 度至 360 度。

由圖 4-8 可得知加入視角內插法後，明顯改善了單獨只使用傳立葉描述子的辨識率，但是在距離較近時的辨識率並沒有明顯的提升，這是因為當距離近時，塔台的輪廓線越來越不具代表性，所以即使加入視角內插法也是無法明顯提升辨識率，故本論文在此提出利用點雲資料發展一個結構描述子，用來進行當距離近時的辨識策略。

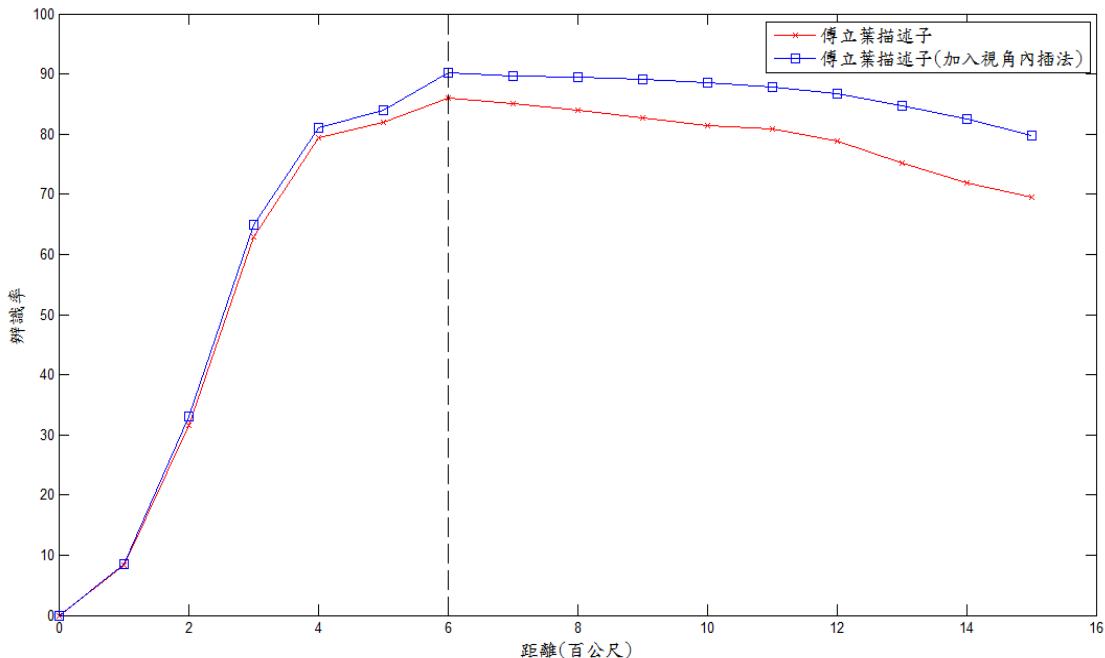


圖 4-8 有無加入視角內插法之比較圖。

第三部份討論在距離足夠近的情況下本論文所提出之結構描述子與傅立葉描述子的辨識率來做比較。

場景拍攝：

1. 距離變化從 100 尺至 600 公尺，間隔為 50 公尺。
2. 隨機挑選角度，範圍由標高角 10 度至 80 度，方位角 10 度至 360 度。

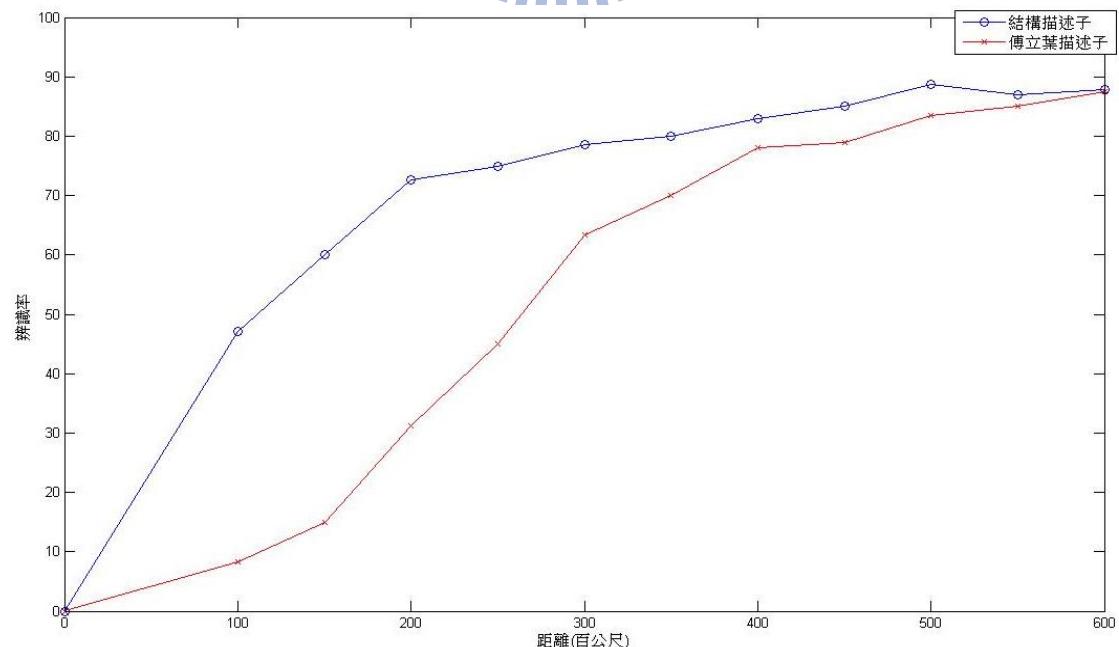


圖 4-9 傅立葉描述子與結構描述子之綜合辨識率比較。

由圖 4-9 中本論文所提出之結構描述子，在距離足夠近時之辨識率明顯優於傅立葉描述子，這是因為當距離足夠近時，由於傅立葉描述子是基於輪廓線的抽取，故當雷射測距儀與塔台的距離越來越近時，塔台之輪廓線就越來越不具代表性，且本論文希望在點雲資料發展一個辨識演算法，故本論文在距離足夠近時，利用點雲資料來做辨識。

第四部份本論文要討論的是距離對於每一個塔台辨識率的影響，由於每一個塔台進入只能拍攝到部份影像的距離不同，圖中虛線為最大塔台之切換距離。

場景拍攝：

1. 距離變化從 100 尺至 1500 公尺，間隔為 100 公尺。
2. 隨機挑選角度，範圍由標高角 10 度至 30 度，方位角 10 度至 360 度。

圖 4-10 本論文利用提出的整合型(integrate method)的方法與結構描述子(structure descriptor)及傅立葉描述子(Fourier descriptor)做比較。

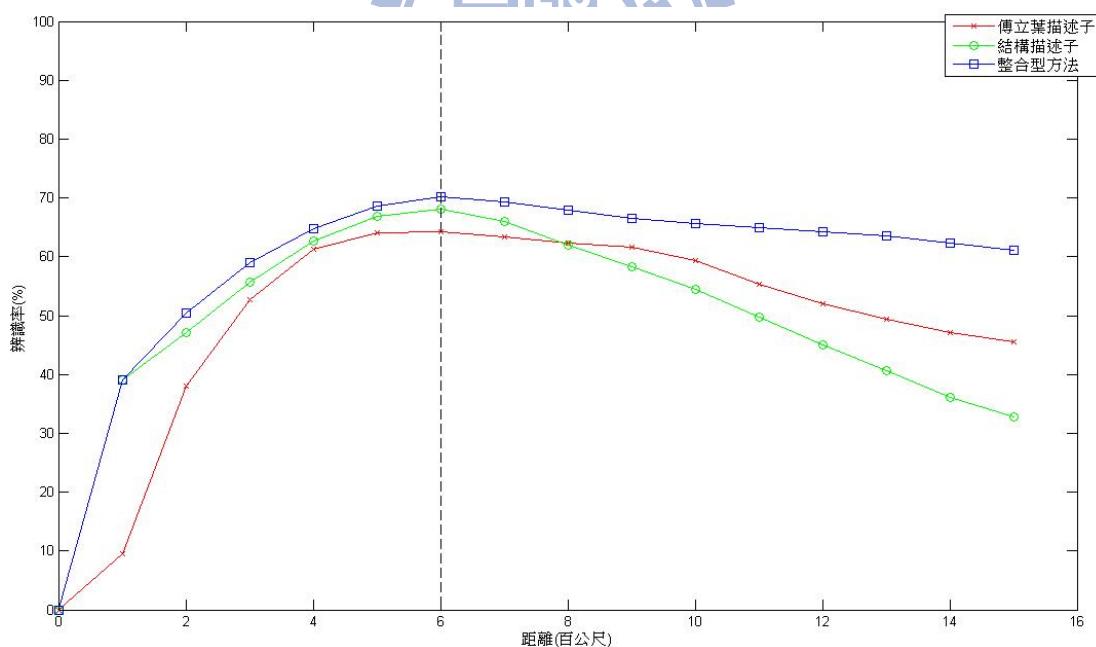


圖 4-10 標高角介於 10 度至 30 度的綜合辨識率的比較。

由圖 4-10 可以發現，當隨機選取標高角度介於 10 度至 30 度時，辨識正確率並不是很理想，本論文認為是因為都是只有拍攝到塔頂的部份，導致輪廓抽取後都是長的差不多，導致基於輪廓的傅立葉描述子失去了效用，而在基於點雲資

料的結構描述子，在標高角度介於 10 度至 30 度時，在第一部份的討論中有說明到，介於這樣的角度下很多點資料都會消失，進而導致辨識率的下滑。

第五部份本論文要討論的是距離對於每一個塔台辨識率的影響，由於每一個塔台進入只能拍攝到部份影像的距離不同，圖中虛線為最大塔台之切換距離。

場景拍攝：

1. 距離變化從 100 尺至 1500 公尺，間隔為 100 公尺。
2. 隨機挑選角度，範圍由標高角 40 度至 80 度，方位角 10 度至 360 度。

圖 4-11 本論文利用提出的整合型(integrate method)的方法與結構描述子(structure descriptor)及傅立葉描述子(Fourier descriptor)做比較。

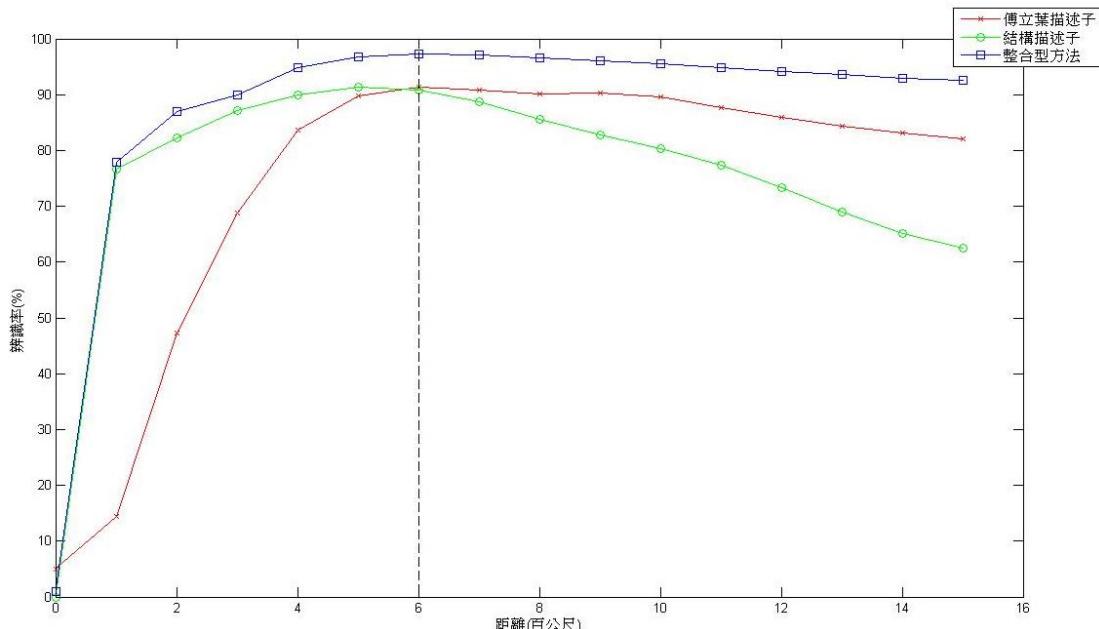


圖 4-11 標高角介於 40 度至 80 度的綜合辨識率的比較。

由圖 4-11 可以發現，當隨機選取標高角度介於 40 度至 80 度時，整合型方法之辨識正確率還算不錯，在介於這樣的角度下，不論物體的輪廓資訊，亦或是物體的表面點資料，都比較能夠完整的取得。

第六部份本論文要討論的是距離對於每一個塔台辨識率的影響，由於每一個塔台進入只能拍攝到部份影像的距離不同，圖中虛線為最大塔台之切換距離。

場景拍攝:

1. 距離變化從 100 尺至 3500 公尺，間隔為 100 公尺。
2. 隨機挑選角度，範圍由標高角 10 度至 80 度，方位角 10 度至 360 度。

圖 4-12 為本論文利用提出的整合型(integrate method)的方法與結構描述子(structure descriptor)及傅立葉描述子(Fourier descriptor)做比較。

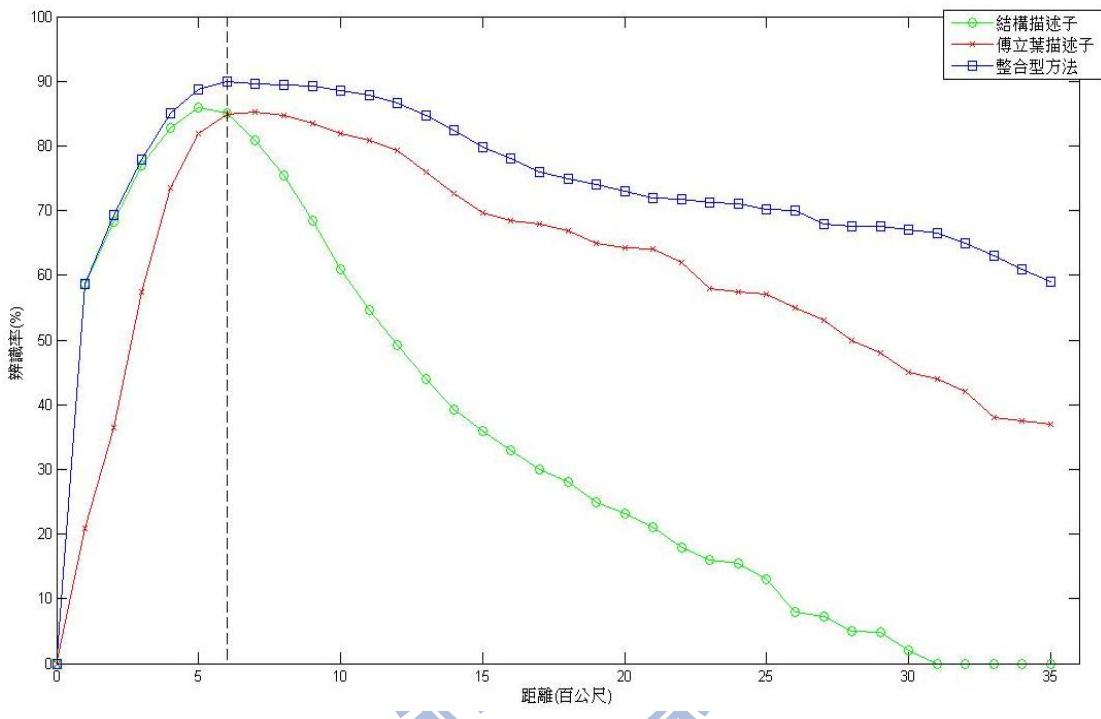


圖 4-12 標高角介於 10 度至 80 度的綜合辨識率的比較。

由圖 4-12 可看出，每一個塔台都有自己的切換距離，當距離足夠近時，無法擷取到完整的影像資訊，本論文將採取利用結構描述子來做辨識，而整合型方法乃是利用結構描述子與傅立葉描述子加上視角內插這兩種方法的切換來達成，故在虛線以前，這整合型方法與結構描述子的辨識率都會一樣，當距離正好在切換點上時，經由實驗後發現，利用結構描述子的辨識率比起利用傅立葉描述子加上視角內插法的辨識率來的低，故當距離足夠遠使得可以擷取到完整的影像資訊時，本論文將方法切換成傅立葉描述子加上視角內插法來達成辨識，圖 4-12 之虛線表示 10 個塔台中，最大的塔台需要做方法切換的距離，由圖中可得知本論文所提出之整合型方法在辨識率上比較於傅立葉描述子或是結構描述子的方法都顯得要好，而切換的時機點正是塔台之輪廓線無法封閉。

第七部份本論文要討論的是距離對於每一個塔台辨識率的影響，由於每一個塔台進入只能拍攝到部份影像的距離不同，圖中虛線為最大塔台之切換距離。

場景拍攝：

1. 距離變化從 100 尺至 1500 公尺，間隔為 100 公尺。
2. 隨機挑選角度，範圍由標高角 40 度至 80 度，方位角 10 度至 360 度。

圖 4-13 表示本論文提出的整合型(integrate method)的方法與 G. Hetzel[19]所提出之方法做比較。

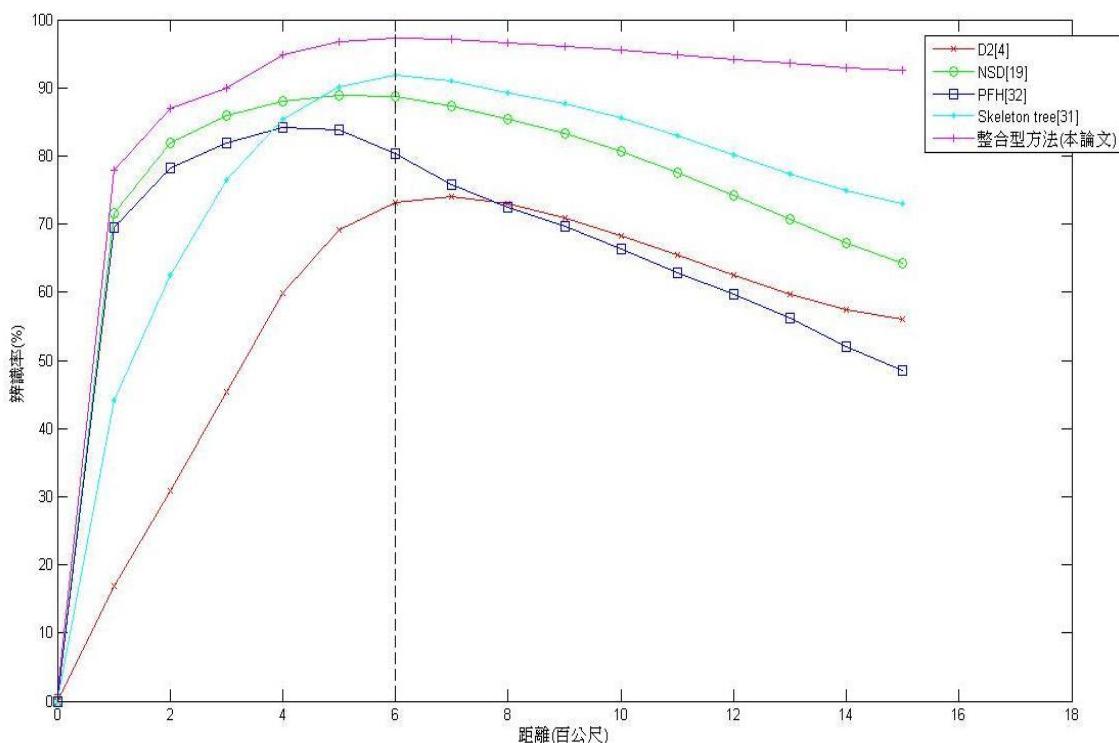


圖 4-13 整合型方法與其它文獻的辨識率比較。

由 R. Osada 等人[4]所提出之形狀分佈(shape distribution)則是基於統計兩點間的距離分佈做為特徵檢所的方法，由於形狀分佈這個特徵乃是利用整體的點雲分佈來做特徵抽取，再利用直方圖的方式來表示，由於本論文所討論之物體皆非完整的(complete)呈現，所以不管物體是否被完整的擷取，利用形狀分佈這個特徵的辨識率的表現都不盡理想，由 G. Hetzel 等人[19]所提出利用每點像素的深度資訊，每點法向量利用球型座標求出的兩個角度 ϕ 及 θ ，以及利用每點曲率所推得之形狀指標，如此一來每一點都有這三種資訊，在將這些資訊利用高維度直

方圖的方式來做特徵的表現，其[19]標榜不需將物體進行分割的動作，直接對物體做特徵抽取，由於本論文在結構描述子下所使用之節點特徵，乃是基於[19]所使用之形狀指標，但是因為[19]所提出之計算相似度的部分則是利用整體比對的方式來達成，而非一個區塊一個區塊來比對，而本論文不僅利用一個區塊一個區塊來比對外，且把每一個區塊與每一個區塊做意義的連接，即是本論文所提出之結構描述子，故本論文在近距離辨識率的表現上也比[19]來的良好，R. B. Rusu等人[32]所提出之點特徵直方圖(point feature histogram)則是利用每點及其法向量組合成更複雜的特徵表示，從這個直方圖可以得到目前的分佈中含有幾種不同的幾何形狀分佈，而相似的物體中則會有相似的分佈狀態，這其實與形狀指標想要表達的意義相同，只是形狀指標則是利用曲率的組合，而點特徵直方圖則是利用點與法向量來組成，只是[19]與[32]都會與點的分佈狀態有相當程度的依賴，當距離拉遠時，表示著點的分佈變的越來越稀疏，故其在場景中的特徵表示，將與模型中的特徵表示會有相當程度的不同，通常這些不同會發生在曲率變化大的地方，舉例來說會發生在面與面的轉角度，這也將造成辨識上的誤判產生，故點雲的稀疏程度對於基於點雲的幾何分佈所成之特徵來說是有相當程度的影響，而本論文會根據距離來做辨識演算法的切換，當距離越來越遠時物體在內部幾何表現上會越來越不具代表性，而本論文將會演算法切換至利用基於輪廓的傅立葉描述子搭配視角內插法，故在距離越來越遠時的辨識率的表現較好，而 Zhu. X [31]所提出利用骨架樹(skeleton tree)作為圖的表示來當成是物體的特徵，這樣的表示方式為一種結構式的表示，節點的匹配則是利用該節點的所對應的子樹所產生的相鄰矩陣，利用這個相鄰矩陣的特徵值做為量測場景圖與模型圖兩個圖中節點的相似程度，諸如此類利用抽取骨架的方式來做為表示稱做式奇點圖(shock graph)，此類方法需利用物體輪廓來完成骨架的抽取，不過由於比對的過程對於骨架的變化是非常依賴的，所以當距離拉遠時物體輪廓還是會有某種程度上的不同，故在骨架的抽取上也會不同，這也將導致比對的效果不好，且骨架的應用對於同類型

的物體辨識效果並不是很理想，目前骨架這樣的特徵應用在人的比對上會有比較好的效果，這是因為塔台的形狀都是一根這樣子來呈現，所以抽取後的骨架也會長的很相似，導致錯誤的比對產生。

第八部份相機在不同的視點下，會有不同的角度變化，本論文利用將相機視點放在塔台中心稱做 C_0 ，在不同的視角變化下都可以推出其相機的姿態，如圖 4-14 表示 5 個不同視點的表現，式(4.2) 表示在某點座標 (x, y, z) 稱做 V_p 下時，經由視點座標指向塔台中心的向量 \vec{V} ，其中向量 \vec{V} 表示為 (ov_x, ov_y, ov_z) ，式(4.3)-(4.5) 則表示相機姿態的計算，而本論文在相機姿態 roll 的表現下是設定成 0 度，表 4-1 則表示圖 4-14 中 5 個不同視點為例的相對應相機姿態。

$$\vec{V} = C_0 - V_p \quad (4.2)$$

$$yaw = \tan^{-1}\left(\frac{ov_y}{ov_x}\right) * \frac{180}{\pi} \quad (4.3)$$

$$pitch = \tan^{-1}\left(\frac{1896 ov_z}{\sqrt{ov_x^2 + ov_y^2}}\right) * \frac{180}{\pi} \quad (4.4)$$

$$roll = 0^\circ \quad (4.5)$$

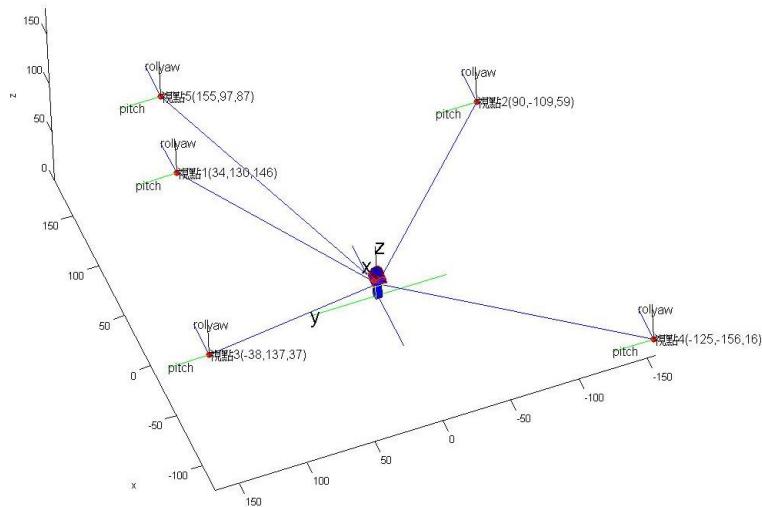


圖 4-14 5 個不同視點的角度估測。

表 4-1 相機座標與相機姿態的轉換例。

	相機座標(x,y,z)	pitch	yaw	roll
視點 1	(34,130,146)	- 44.8670°	- 104.65°	0°
視點 2	(90,-109,59)	- 18.30°	- 129.55°	0°
視點 3	(-38,137,37)	- 9.88°	- 74.50°	0°
視點 4	(-125,-156,16)	- 1.07°	- 51.30°	0°
視點 5	(155,97,87)	- 22.24°	- 148.00°	0°

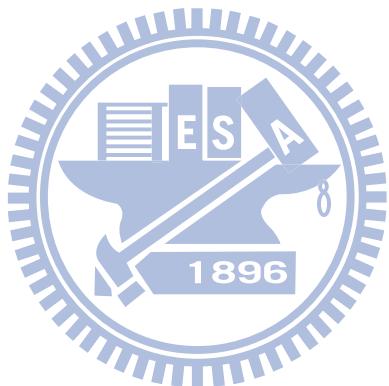
4.3 結果討論

在本論文系統中，討論了幾種不同因素對於辨識率的影響，第一部份討論不同視角對於辨識率的影響，經過實驗後發現在不同方法下對於不同的拍攝視角範圍也有不同的辨識率，例如利用傅立葉描述子這種特徵是基於輪廓線的抽取，對於本論文定義之低的標高角度時，相對於本論文提出之結構特徵，其傅立葉描述子對於低的標高角之辨識錯誤率是相對高的，原因在於當標高角低時輪廓的表現較不顯著，而在較高的標高角度時，不論是利用傅立葉描述子或是結構描述子，都可得到較低的辨識錯誤率，而在特定範圍的標高角度時，由圖 4-5 所示在 30 度至 70 度之範圍時，則更可以得到較低的辨識錯誤率，而在距離對於辨識率的影響方面，本論文提出整合型的方法，利用抽取出之輪廓線封閉與否來決定是否要作方法的切換，不論在雷射測距儀與塔台之距離遠近，本論文所提出之整合型方法比較只利用結構描述子或是傅立葉描述子的辨識率都要來的好，這是因為本論文所提之方法會隨著物體輪廓之封閉性作演算法的切換，在第二部份討論本論文所提出之傅立葉描述子加入視角內插法後與單純只用傅立葉描述子做比較，證明當距離越來越遠時，加入視角內插法的效果明顯較好，利用文獻[1]單獨只使用傅立葉描述子在相似度比對時只挑選最小的不相似度值作為比對結果，當距離越來越遠時，往往最小的不相似度值有時不是對應於場景的塔台，故產生誤判的情況，而本論文加入視角內插法做為細部調整(fine tune)的步驟後，會將前幾名

不相似度最小的塔台選出，利用視角內插再做一次比對的動作，如此一來可以大大的增加比對正確率，在第三部份本論文討論當距離足夠近時，由於基於輪廓的傅立葉描述子[1]會因為距離越來越近時，輪廓的表現越來越不具代表性，而導致比對率的下降，故本論文在此提出一個基於點雲資料的結構描述子來做比對，由圖 4-9 可以證明本論文所提出之結構描述子的確是比文獻[1]所提出之基於輪廓的傅立葉描述子在距離足夠近時的辨識效果來的好，在第四部份表現當拍攝角度落在標高角 10 度至 30 度時，即是當角度落在這個範圍中，大致上只能看見塔台的頂部，由於每一個塔台的頂部大多都是呈現圓圓的形狀，故當標高角介於 10 度至 30 度時，辨識正確率會不盡理想，在第五部份討論當隨機選取標高角度介於 40 度至 80 度時，在介於這樣的角度下，不論物體的輪廓資訊，亦或是物體的表面點資料，都比較能夠完整的取得，故在標高角度介於 40 度至 80 度時，塔台的辨識正確率可以大大的提升，第六部份討論每一個塔台都有自己的切換距離，當距離足夠近時，無法擷取到完整的影像資訊，本論文將採取利用結構描述子來做辨識，而整合型方法乃是利用結構描述子與傅立葉描述子加上視角內插這兩種方法的切換來達成，故在虛線以前，這整合型方法與結構描述子的辨識率都會一樣，當距離正好在切換點上時，經由實驗後發現，利用結構描述子的辨識率比起利用傅立葉描述子加上視角內插法的辨識率來的低，故當距離足夠遠使得可以擷取到完整的影像資訊時，本論文將方法切換成傅立葉描述子加上視角內插法來達成辨識，圖 4-12 之虛線表示 10 個塔台中，最大的塔台需要做方法切換的距離，由圖中可得知本論文所提出之整合型方法在辨識率上比較於傅立葉描述子或是結構描述子的方法都顯得要好，而切換的時機點正是塔台之輪廓線無法封閉，第七部份探討本論文所提出之整合型方法與其他文獻做比較，由 R. Osada 等人[4]所提出之形狀分佈(shape distribution)則是基於統計兩點間的距離分佈做為特徵檢所的方法，由於形狀分佈這個特徵乃是利用整體的點雲分佈來做特徵抽取，再利用直方圖的方式來表示，由於本論文所討論之物體皆非完整的(complete)呈現，

所以不管物體是否被完整的擷取，利用形狀分佈這個特徵的辨識率的表現都不盡理想，由 G. Hetzel 等人[19]所提出利用每點像素的深度資訊，每點法向量利用球型座標求出的兩個角度 ϕ 及 θ ，以及利用每點曲率所推得之形狀指標，如此一來每一點都有這三種資訊，在將這些資訊利用高維度直方圖的方式來做特徵的表現，其[19]標榜不需將物體進行分割的動作，直接對物體做特徵抽取，由於本論文在結構描述子下所使用之節點特徵，乃是基於[19]所使用之形狀指標，但是因為[19]所提出之計算相似度的部分則是利用整體比對的方式來達成，而非一個區塊一個區塊來比對，而本論文不僅利用一個區塊一個區塊來比對外，且把每一個區塊與每一個區塊做意義的連接，即是本論文所提出之結構描述子，故本論文在近距離辨識率的表現上也比[19]來的良好，R. B. Rusu 等人[32]所提出之點特徵直方圖(point feature histogram)則是利用每點及其法向量組合成更複雜的特徵表示，從這個直方圖可以得到目前的分佈中含有幾種不同的幾何形狀分佈，而相似的物體中則會有相似的分佈狀態，這其實與形狀指標想要表達的意義相同，只是形狀指標則是利用曲率的組合，而點特徵直方圖則是利用點與法向量來組成，只是[19]與[32]都會與點的分佈狀態有相當程度的依賴，當距離拉遠時，表示著點的分佈變的越來越稀疏，故其在場景中的特徵表示，將與模型中的特徵表示會有相當程度的不同，通常這些不同會發生在曲率變化大的地方，舉例來說會發生在面與面的轉角度，這也將造成辨識上的誤判產生，故點雲的稀疏程度對於基於點雲的幾何分佈所成之特徵來說是有相當程度的影響，而本論文會根據距離來做辨識演算法的切換，當距離越來越遠時物體在內部幾何表現上會越來越不具代表性，而本論文將會演算法切換至利用基於輪廓的傅立葉描述子搭配視角內插法，故在距離越來越遠時的辨識率的表現較好，而 Zhu. X [31]所提出利用骨架樹(skeleton tree)作為圖的表示來當成是物體的特徵，節點的匹配則是利用該節點的所對應的子樹所產生的相鄰矩陣，利用這個相鄰矩陣的特徵值做為量測場景圖與模型圖兩個圖中節點的相似程度，諸如此類利用抽取骨架的方式來做為表示稱做式奇點圖

(shock graph)，此類方法需利用物體輪廓來完成骨架的抽取，不過由於比對的過程對於骨架的變化是非常依賴的，所以當距離拉遠時物體輪廓還是會有某種程度上的不同，故在骨架的抽取上也會不同，這也將導致比對的效果不好，且骨架的應用對於同類型的物體辨識效果並不是很理想，目前骨架這樣的特徵應用在人的比對上會有比較好的效果，這是因為塔台的形狀都是一根這樣子來呈現，所以抽取後的骨架也會長的很相似，導致錯誤的比對產生，最後第八部分則是討論不同視角下的相機姿態。



第五章 結論與未來發展

本論文主要在於討論在模擬場景下的塔台辨識，利用模擬雷射測距儀來拍攝塔台，用來得到距離影像與點雲資料，本論文有效的提出結構描述子與視角內插法搭配傅立葉描述子，也在第四章根據距離的遠近來做比較，距離足夠近時利用結構描述子，距離足夠遠時利用視角內插法搭配傅立葉描述子，最後再將這兩個方法做合併提出一整合型方法可應用在距離從遠到近的變化，本論文所利用的結構描述子與傅立葉描述子擁有較快的特徵抽取的速度，只要硬體設備的強化與軟體方面做平行運算與最佳化的動作，本論文系統更可以達到使用者所需之時間要求，但由於本論文在距離足夠近時，所使用之特徵都只有塔台的幾何特性與結構特性，並沒有考慮到物體的材質與顏色的特性，而在距離足夠遠時只考慮塔台的輪廓特性，並沒有考慮其深度資訊，且本論文在進行辨識時，都只有考慮當前的資訊，並無考慮以前的資訊，即只使用單一時間點的觀測是不足的，循序估測是必要的，例如本論文在第四章中第八部分所討論的相機姿態就是一個資訊，通常在一個飛行軌跡中相機的姿態變化應該是連續的，即姿態變化不能太過劇烈，由於本論文並無考慮以前的資訊，故在辨識正確率上無法有更好的突破。

所以在未來的發展上可以分成三個方向，首先在距離足夠近時，當使用點雲資料時，不僅考慮塔台的幾何與結構資訊，也對其點雲資料賦予顏色或是材質的資訊，第二個方向在於距離足夠遠時，不僅考慮輪廓的變化，也需要考慮深度的變化問題，最後第三個方向在於進行辨識時可以加入以前的資訊，考慮了上述三個方向，以及加入這些特性將可以提升本論文對於辨識系統的強健性，希望能夠應用在真實的塔台上，來測試本論文的效能，當然，應用在真實的場景中就必須先把塔台分割出來，以便於辨識時使用。

參考文獻

- [1] D. S. Zhang and G. J. Lu, "A comparative study on shape retrieval using Fourier descriptors with different shape signatures," in *Proceedings of the International Conference on Multimedia and Distance Education*, Fargo, North Dakota, USA, June 2001, pp. 1-9.
- [2] W. Y. Kim and Y. S. Kim, "A region-based shape descriptor using Zernike moments," *Signal Processing Image Communication*, vol. 16, pp. 95-102, 2000.
- [3] D. S. Zhang and G. Lu, "An integrated approach to shape based image retrieval," in *Proceeding of 5th Asian Conference on Computer Vision*, Melbourne, Australia, 2002, pp. 652-657.
- [4] R. Osada, T. Funkhouser, B. Chazelle, and T. Seidl, "Shape distributions," *ACM Transactions on Graphics*, vol. 21, no. 4, pp. 807-832, 2002.
- [5] A. E. Johnson and M. Hebert, "Using spin image for efficient object recognition in cluttered 3D scenes," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 21, no. 5, pp. 433-449, May 1999.
- [6] C. Dorai and A. Jain, "Cosmos - a representation scheme for 3D free form objects," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 10, pp. 1115-1130, October 1997.
- [7] T. J. Fan, G. Medioni, and R. Nevatia, "Recognizing 3D objects using surface descriptions," *IEEE Transactions on Pattern Analyses and Machine Intelligence*, vol. 11, pp. 1140-1157, November 1989.
- [8] S. Biasotti, S. Marini, and M. Spagnuolo, B. Falcidieno, "Sub-part correspondence by structural descriptors of 3D shapes," *Computer-Aided Design*, vol. 38, no. 9, 2006, pp. 1002-1019.
- [9] S. Marini, S. Biasotti, and B. Falcidieno, "Partial matching by structural descriptors," in *Proceedings of Content-based Retrieval*, Dagstuhl, Germany, 2006.
- [10] M. Kazhdan, T. Funkhouser, and S. Rusinkiewic, "Rotation invariant spherical harmonic representation of 3D shape descriptors," in *Proceedings of ACM/Eurographics Symposium on Geometry Processing*, Aachen, Germany, 2003, pp. 156-164.
- [11] H. Sundar, D. Silver, N. Gagvani, and S. Dickinson, "Skeleton based shape matching and retrieval," in *Proceeding of International Conference on Shape Modeling and Application*, Seoul, Korea , May 2003, pp. 130-139.
- [12] A. Bucksch and H. A. Wageningen, "Skeletonization and segmentation of point clouds using octrees and graph theory," *Symposium Image Engineering and Vision Metrology*, Dresden, Germany, vol. 36, pp. 1-6, 2006.

- [13] H. Blum, "A transformation for extracting new descriptors of shape," in *Proceedings of the Symposium*, Cambridge, Massachusetts, 1967, pp. 362-280
- [14] 徐道智,「以主成分影像作特徵抽取之三維模型檢測系統」,國立交通大學,碩士論文,民國98年7月
- [15] I. Kunttu and L. Lepisto, "Shape based retrieval of industrial surface defects using angular radius Fourier descriptor," *IET Image Processing*, vol. 1, no. 2, pp. 231-236, 2007.
- [16] S. Gumhold, X. Wang, and R. McLeod, "Feature extraction from point clouds," in *Proceedings of 10th International Meshing Roundtable*, Sandia National Laboratories, Newport Beach, California, October 2001, pp. 293-305.
- [17] G. H. Bendels, R. Schnabel, and R. Klein, "Detecting Holes in Point Set Surfaces," *The Journal of WSCG*, vol. 14, pp. 8996, 2006.
- [18] D. L. Page, Y. Sun, J. Paik, and M. A. Abidi, "Normal vector voting: Crease detection and curvature estimation on large, noisy meshes," *Graphical Model*, vol. 64, no. 3-4, May/July 2002, pp. 199-229.
- [19] G. Hetzel, B. Leibe, P. Levi, and B. Schiele, "3D object recognition from range images using local feature histograms," in *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Kauai, Hawaii, USA, vol. 2, pp. 394-399, 2001.
- [20] T. Rabbani, F. Heuvel, and G. Vosselmann, "Segmentation of point clouds using smoothness constraint," in *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. 36, part 5, Dresden, Germany, September 2006, pp. 248-253.
- [21] J. Wang and J. Shan, "Segmentation of lidar point clouds for building extraction," in *Proceedings American Society Photogrammetry and Remote Sensing Annual Conference*, Baltimore, Maryland, March 2009, pp. 9-13.
- [22] E. Bengoetxea, "Inexact Graph Matching Using Estimation of Distribution Algorithms," Ph. D. dissertation, Basque, France, December 2002.
- [23] H. Bunke, "Error Correcting Graph Matching: On the Influence of the Underlying Cost Function," *IEEE Transaction Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 21, no. 9, pp. 917-922, September 1999.
- [24] A. Hlaoui and S. Wang, "A New Algorithm for Inexact Graph Matching," in *Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition*, Quebec, Canada, vol. 4, 2002, pp. 180-183.
- [25] A. Hlaoui and S. Wang, "A new algorithm for graph matching with application to content-based image retrieval," in *Proceedings of the Joint IAPR International Workshops SSPR and SPR*, Windsor, Ontario, Canada, vol. 2396, 2002, pp. 291-300.

- [26] J. R. Ullman, “An algorithm for subgraph isomorphism,” *Journal of the ACM*, vol. 23, no. 1, January 1976, pp. 31-42.
- [27] P.S. Maybeck, *Stochastic Models, Estimation, and Control*, New York: Academic, 1982.
- [28] S. I. Roumeliotis, G. S. Sukhatme, and G. A. Bekey, “Circumventing dynamic modeling: Evaluation of the error-state kalman filter applied to mobile robot localization,” in *Proceedings of IEEE International Conference in Robotics and Automation*, Detroit, Michigan, USA, 1999, pp. 1656-1663.
- [29] R. E. Kalman, “A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems,” *Transaction of the American Society of Mechanical Engineers - Journal of Basic Engineering*, vol. 82, pp. 35-45, 1960.
- [30] T.Tou, “A dynamic optimal cluster,” *International Journal of Computer and Information Sciences*, vol. 8, no. 6, pp. 541-547, 1979
- [31] Zhu. X, “Shape recognition based on skeleton and support vector machines,” in *Proceeding of the 3th International Conference on Intelligent Computing*, 2007, pp. 1035-1043.
- [32] R.B. Rusu, Z.C. Marton, N. Blodow, M. Beetz, “Persistent point feature histograms for 3D point clouds,” in *Proceeding of the 10th International Conference on Intelligent Autonomous System*, Baden-Baden, Germany, 2008, pp. 119-128.

