



國立臺北科技大學

自動化科技研究所  
碩士學位論文

基於關鍵點提取之三維點雲縫合技術

The Stitching Technique of Three-Dimensional Point  
Cloud by Using Feature Points



研究生：林育葳

指導教授：陳金聖 博士  
吳明川 博士

中華民國一百零六年一月

# 摘要

論文名稱：基於關鍵點提取之三維點雲縫合技術

頁數：48

校所別：國立臺北科技大學 自動化科技研究所

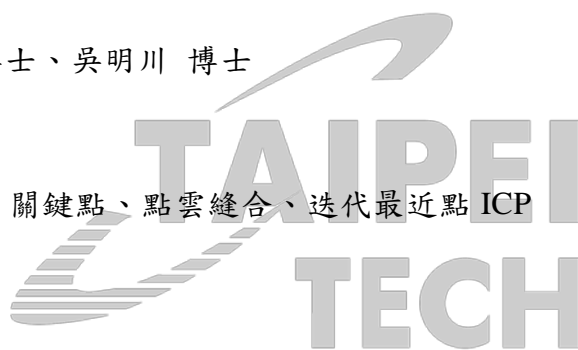
畢業時間：一百零五學年度 第一學期

學位：碩士

研究生：林育葳

指導教授：陳金聖 博士、吳明川 博士

關鍵詞：HARRIS 3D 關鍵點、點雲縫合、迭代最近點 ICP



縫合技術在重建的過程中佔了很重要的地位，提升不同視角擷取的點雲之間縫合的精度，對於重建的精準度會有很大效果。另外，透過雙雷射掃描可以有效且快速地獲取完整的物件點雲資料，減少單雷射重複掃描的時間以及遮蔽問題。本文在縫合的技術端利用 Harris 3D 關鍵點作為物件特徵點，可擷取點雲中具有代表性之特徵點，進一步改善運算速度，並利用對應點姿態估測演算法來尋找欲縫合點雲的對應點並求出物件姿態。最後實驗的結果透過與傳統的迭代最近點(Iterative Closet Point, ICP)比較後，顯示出本文所提出的架構可以有效地增加縫合的準確度與減少執行時間。

# ABSTRACT

Title: The Stitching Technique of Three-Dimensional Point Cloud by Using Feature Points.

Page: 48

School: National Taipei University of Technology

Department: Graduate Institute of Automation Technology

Time: January, 2017

Degree: Master

Researcher: Yu-Wei Lin

Advisor: Chin-Sheng Chen, Ph.D, Ming-Chuan Wu, Ph.D.

Keywords: Harris3D key points, The stitching of point cloud, Iterative Closet Point (ICP)

The stitching technology in the 3D image reconstruction is very important. The stitching accuracy between the point clouds of different views is improved, and then the accuracy of 3D image reconstruction can also be guaranteed. In addition, scanning the object by dual laser can alleviate the occlusion problems for grooved or steep profiles in 3D shape scanning by single laser. The captured point clouds are further extracted by using the Harris 3D key points to reduce the computation efforts. Furthermore, the Fast Point Feature Histograms (FPFH) is used to get corresponding points and the pose estimation is successively applied to find the point clouds attitude transformation for different views. Finally, the experimental results show the proposed methods can effectively increase the stitching accuracy and reduce the computations time comparing to the traditional Iterative Closet Point (ICP).

## 致謝

感謝指導教授陳金聖老師與吳明川老師在我研究所求學過程中的教導，在我遇到難題時總是細心地教導我，透過簡單易懂的說明及不斷的溝通討論，並且提供良好的解決方案；並特別感謝兩位口試委員章明老師、李建德老師抽空參與學生的口試，並在過程中給予學生許多建議與方向。

在研究所的求學階段，感謝實驗室的博班學長啟珉、建量、與宗祺在研究上給予我相當多的寶貴建議，每當我遇到問題時，你們總是不厭其煩地跟我一起討論解決，並且經常給我加油鼓勵，非常的感謝。

感謝實驗室的碩班學長姐們大為、惟元、文君、筑嵐在研究上以及實驗室大小事的幫忙與協助。感謝同儕世剛、眉瑜、岱昀與奕安在課業及研究上的幫忙，在生活上一同解決難題，彼此互相加油打氣，讓我得以順利的完成此論文。感謝實驗室的學弟們家喜、柏均、振益、奕棣在實驗室的各種幫忙，也為實驗室帶來許多歡笑。

感謝女朋友在我求學階段，一直在我身邊陪伴我，給我動力，在我忙的時候總是會為我分攤壓力，就算自己再忙，也會奮不顧身的幫助我，真的很感謝她對我的付出。

感謝我的家人們爸爸、媽媽、姐姐對我的關心及無限的包容，感謝你們從小用心的栽培我，辛苦的從旁協助我，讓我可以無憂無慮的專心在課業上，讓我可以順利的完成此論文，真的非常感謝。

# 目錄

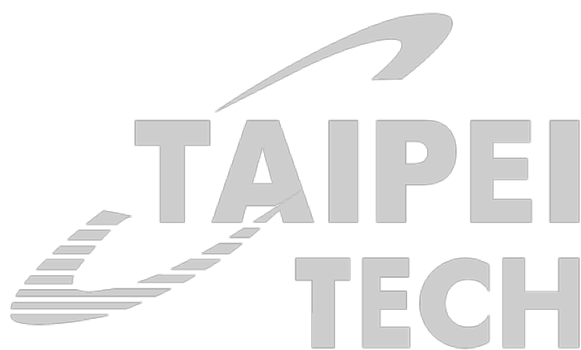
## 目錄

摘要.....	i
ABSTRACT.....	ii
致謝.....	iii
目錄.....	iv
表目錄.....	vi
圖目錄.....	vii
第一章 緒論.....	1
1.1 研究動機與目的.....	1
1.2 文獻回顧.....	2
1.3 研究方法.....	3
1.4 論文架構.....	4
第二章 系統架構與描述.....	5
2.1 硬體架構.....	5
2.2 軟體架構.....	8
2.3 整體系統流程.....	8
第三章 三角法與雙雷射系統校正.....	10
3.1 三角法.....	10
3.2 雙雷射系統校正.....	12
第四章 點雲資料處理.....	15
4.1 點雲.....	15
4.2 點雲前處理.....	16
4.2.1 降低樣本數.....	17

4.2.2	移除離群點 .....	18
4.2.3	平面分割 .....	19
4.3	點雲縫合技術 .....	20
4.3.1.1	表面法向量估計 .....	21
4.3.1.2	點雲點特徵描述與提取 .....	24
4.3.1.3	關鍵點提取 .....	25
4.3.1.4	點特徵直方圖 .....	29
4.3.1.5	快速點特徵直方圖 .....	32
4.3.1.6	對應點估計、剔除 .....	34
4.3.2.1	SAC-IA .....	34
4.3.2.2	ICP .....	36
第五章	實驗結果 .....	37
5.1	實驗硬體架構 .....	37
5.2	三維點雲資料處理 .....	40
5.3	實驗結果與比較 .....	42
第六章	結論與未來發展 .....	46
6.1	結論 .....	46
6.2	未來展望 .....	46
第七章	參考文獻 .....	47

## 表目錄

表 1	硬體規格.....	7
表 2	關鍵點與 FPFH .....	41
表 3	SAC-IA+ICP 耗費時間 .....	44
表 4	本文方式耗費時間 .....	44
表 5	角度誤差比較 .....	45
表 6	精準度誤差 .....	45
表 7	運算效率與精度提升效率 .....	45

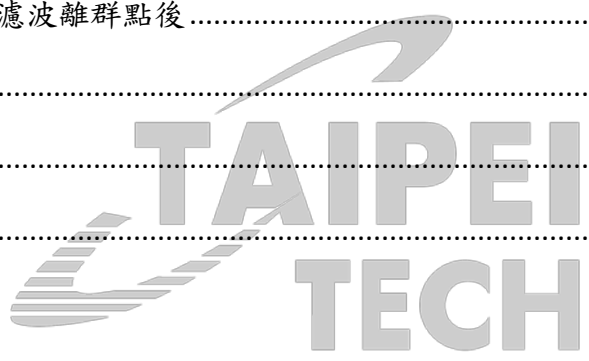


# 圖目錄

圖 2.1	光機系統重要元件(a)雷射；(b)CCD.....	5
圖 2.2	整體工作平台 .....	6
圖 2.3	水平移動平台 .....	6
圖 2.4	獲取點雲軟體介面 .....	7
圖 2.5	三維點雲縫合流程 .....	9
圖 3.1	三角法 .....	10
圖 3.2	獲取點雲資料 .....	12
圖 3.3	兩雷射線平行 .....	13
圖 3.4	第一條雷射 .....	13
圖 3.5	第二條雷射 .....	13
圖 3.6	輸入參數 .....	14
圖 4.1	點雲縫合技術 .....	16
圖 4.2	立體方格式意圖 .....	17
圖 4.3	降低樣本數結果圖 .....	18
圖 4.4	離群點分析與移除的效果比對圖 .....	19
圖 4.5	離群點濾波結果圖 .....	19
圖 4.6	平面分割 .....	20
圖 4.7	縫合流程圖 .....	21
圖 4.8	法向量平面擬合參考範圍 .....	22
圖 4.9	大參考範圍的法向量結果 .....	23
圖 4.10	小範圍參考範圍的法向量結果 .....	23
圖 4.11	相似特徵的點 .....	24
圖 4.12	矩形區域在影像中移動式意圖 .....	25



圖 4.13	Harris3D 關鍵點 .....	29
圖 4.14	點特徵計算範圍 .....	30
圖 4.15	點特徵局部座標 .....	30
圖 4.16	快速點特徵計算範圍 .....	32
圖 4.17	FPFH 直方圖描述 .....	33
圖 4.18	不同角度下點雲物件的對應點 .....	34
圖 5.1	系統硬體架構 .....	38
圖 5.2	物件 .....	39
圖 5.3	物件之點雲資料 .....	39
圖 5.4	平面分割後 .....	40
圖 5.5	降低樣本數與濾波離群點後 .....	40
圖 5.6	物件一 .....	42
圖 5.7	物件二 .....	43
圖 5.8	物件三 .....	43



# 第一章 緒論

## 1.1 研究動機與目的

隨著影像處理的技術突飛猛進的發展，機械視覺的應用不僅用在 PC、行動裝置這類生活產品上，在工業自動化中也占了很重要的地位。機械視覺的發展基礎是對於二維影像進行處理與分析，取代了人眼的檢測，在產線上可以針對產品進行快速的定位、瑕疵檢測等工作，用以提高生產效率以及降低人力成本，無論是半導體、液晶面板或是汽車工業等等，都被廣泛運用。隨著科技發展，機械視覺的能力，已逐漸從二維影像推進到三維影像的層次，多了一個維度的資料，可以完成比以前更廣泛、更困難的任務。

近年來，三維點雲重建技術在許多領域中被廣泛的運用，然而現有的重建技術中多為進行物件單一視角的重建，因此點雲縫合、匹配的精準度與完整性成了重大的議題。由於有些掃描儀器並不能夠將物件掃得很完整，因此需藉由點雲的縫合技術，並透過旋轉物件重新掃過，藉由多個角度下的點雲來進行縫合，方能重建出較完整的物件。針對三維點雲擷取儀器的部分，又可以分為接觸式與非接觸式，非接觸式中又可分為主動掃描與被動掃描，本論文研究主題是以非接觸式中主動掃描的雙雷射掃描系統，透過雙雷射掃描獲取點雲資，並提出一種不需要像傳統 ICP 需要這麼多點的方式來進行點雲的縫合，最後根據實驗結果探討此方法的效率性與精準度。

## 1.2 文獻回顧

本節將探討本論文研究相關文獻，近年來，點雲重建的技術在逆向工程、機器視覺、虛擬實現、醫療技術等領域中有廣泛的應用，例如在醫療上，牙齒的模型必須靠著多個視角的掃描來使的牙齒完整的重建出來；在汽車、航空領域中，複雜外型的產品設計仍需要根據重建後的模型來製作，因此在很多領域中重建的技術是很重要的一環[1]。

以現今的三維重建掃描技術可分為接觸式與非接觸式[2]。由於某些物件為不可接觸式，因此非接觸式的掃描技術越來越重要。非接觸式三維掃描又可分為被動掃描與主動掃描兩類。被動式掃描有立體視覺、光度立體法等。其方法是不發射光源，僅利用被動接受資訊，並且不需要特殊的硬體支援，設備成本較低，可用於較大場景及戶外的物體；另一種是主動掃描方法，包含了三角測距、結構光、飛行時間測距(Time of Flight, TOF)等。其方法是將可控光源投射至物體，藉由光源反射計算出三維資訊，其中最常使用的就是三角測距的雷射掃描與kinect結構光掃描。由於被動式掃描方法計算複雜度較高，算法的強健性較低，因此在掃描的使用上，通常是以主動掃描為主。

主動掃描中的 kinect 結構光是以紅外線投影器讓相機去取得物體的深度資訊。雷射掃描是以雷射光打在平面上讓相機去抓取雷射點，並透過幾何關係獲取三維點雲資訊。雷射掃描的方式獲取點雲資訊比較靈活，但是雷射掃描有個缺點存在，當物體外型較複雜時獲取速度較慢、容易造成點雲數據稀疏。在獲得三維資訊之後，以點雲方式呈現與計算，並使用了由 Rusu 和 Cousins 開發的點雲庫(Point Cloud Library, PCL)來協助研究[3]，PCL 整合許多點雲相關研究，且可建立在 Windows、Linux、Android、Mac OS X 以及部分嵌入式系統上運行之函式庫。並依照不同的功能劃分多種不同模組，皆可以單獨編譯，提高便利性。對於影像匹配、重建與姿態估測中，最為重要的即是特徵提取的方式，特徵點提取的方式分為全域(global)與區域(local)，基本上大多區域特徵都是以 Alexa 與 Adamson所使用的表面法向量(normal vector)與表面曲率(surface curvature)來做為基底衍生而出來的[4]，區域特徵描述如 Wahl 等人提出基於物件對於旋轉跟位移不變性的點特徵直方圖(Point Feature Histogram, PFH)描述[5]，而點雲的開發者 Rusu 等人提出快速點

特徵直方圖(Fast Point Feature Histogram, FPFH)描述[6]，改良 PFH 使得運算量減少但也維持一定精準度，區域特徵大多拿來尋找兩張點雲相同的地方，多用在點雲的縫合與匹配[7]、[8]，全域特徵提取也有許多種方法，Rusu 等人提出的視角點雲直方圖(Viewpoint Feature Histogram, VFH)[9]，此種方式是藉由計算點雲中心與點雲表面之特徵角度來判斷物件種類，且加入視角角度直方圖，一筆點雲資料一個全域特徵描述，透過多筆點雲資料計算全域特徵可以為物件進行分類與姿態估測，在經過特徵提取與描述後，使用 Rusinkiewicz 及 Levoy 提出的迭代最近點(Iterative Closet Point, ICP)[10,11]，計算目標物位置與姿態。

在現有的縫合技術文獻中大多是採取物件姿態的局部視角並進行兩兩姿態估測，如使用改良式採樣一致性(Sample Consensus-initial alignment, SAC-IA)來進行三維影像縫合[12]，或是傳統迭代最近點以及隨機採樣一致性(Random Sample Consensus, RANSAC)[13]的方法。在傳統的 ICP 演算法的基礎上，不少研究者對其作了改進，使得演算法在計算速度、強健性、抗雜訊等方面有所改進；綜觀以上的方法，由於傳統 ICP 是利用較多的點來進行縫合，在執行時間上必須耗費較多的時間。而 RANSAC 透過反覆地迭代可以用來處理雜訊較大的模型，且只需要較少的採樣點參與計算，因此計算時間比較快[14]。然而為了達到高精度與快速執行縫合，本文採用對應點估測方法[15]，此方法中運用了 RANSAC 的方式剔除不必要的相關點，不僅增加精準度同時也減少時間。

### 1.3 研究方法

本文將以雙雷射掃描取代單雷射，優點是單雷射在遮蔽或是陰影處掃不到的地方可以用另一隻雷射來掃描獲取較完整的點雲資料。由於掃描完之後可能還是會有掃不到的地方，所以須從不同的視角重新進行掃描。掃描後須倚靠點雲的縫合技術，進行三維物件縫合、重建。

本文使用的縫合技術是先藉由雙雷射系統掃描獲得三維點雲資訊，接著對點雲做前處理，前處理包括了降低樣本數、濾波、平面分割，前處理完之後進行法向量的估測，並計算 Harris3D 關鍵點[16]，接著把計算出來的關鍵點進行快速點特徵直方圖的處理，並

利用這些快速點特徵直方圖去估測兩個點雲資料的關鍵點之間的對應關係，由於這些對應關係有可能會有錯誤的對應，因此藉由 RANSAC 的方式剔除之，最後獲得原點雲與目標點雲之間的轉換矩陣。並以本文方式與傳統 ICP 做出的結果做比較。

## 1.4 論文架構

### 第一章 緒論

包含本論文之研究目的及方法、文獻回顧以及論文架構

### 第二章 系統架構與描述。

說明本論文所使用之軟、硬體架構以及研究內容。

### 第三章 雙雷射系統校正與三角法原理

說明雙雷射系統校正與如何透過三角法取得物件三維資料。

### 第四章 點雲處理

說明點雲前處理(平面分割、降低樣本數、濾波)與縫合技術(Harris3D 關鍵點、點特徵直方圖、對應點估測等)。

### 第五章 實驗結果

說明本論文之硬體架構以及研究內容與結果(本論文方式與傳統方式之比較)。

### 第六章 結論與未來展望

透過本論文之研究成果總結，並提出本論文之未來展望。

## 第二章 系統架構與描述

### 2.1 硬體架構

本文利用了工研院的雙雷射掃描系統協助取得三維點雲資料，雙雷射掃描系統包含了雷射結構光模組、高解析度相機、移動平台、處理軟體，如圖 2.1 (a)雷射；(b)CCD、圖 2.2 為工作平台、圖 2.3 為掃描移動平台。

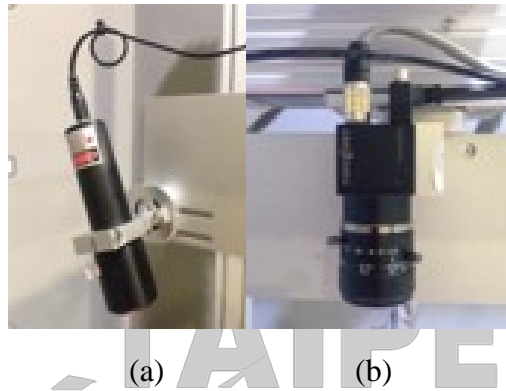


圖 2.1 光機系統重要元件(a)雷射；(b)CCD

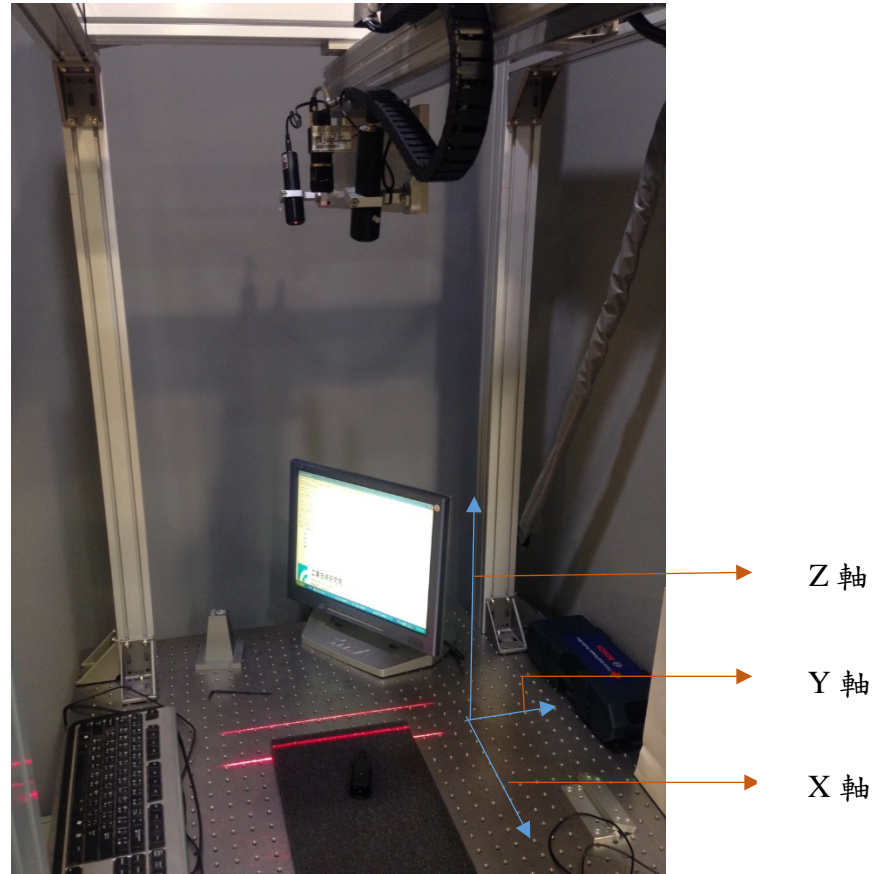


圖 2.2 整體工作平台

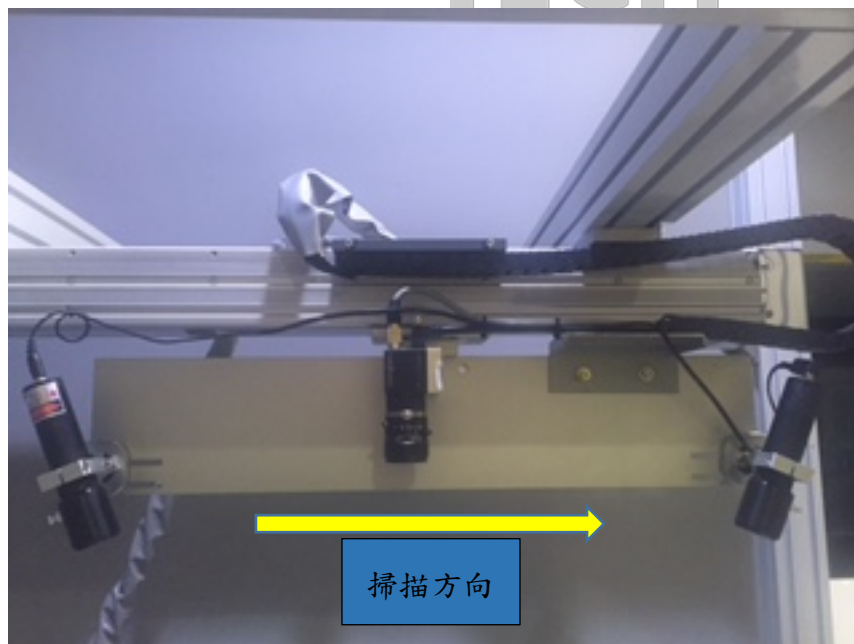


圖 2.3 水平移動平台

獲取點雲軟體的介面如圖 2.4 所示，大致上分為七個步驟，第一個按鈕為移動平台的初始化，第二個為 CCD 的初始化，第三個為移動平台回到原點，第四個為 CCD 準備取像，第五個為移動平台開始移動，第六個為 3D 點雲的擷取，最後一個為儲存 CCD 中的二維影像，依照這些按鈕可以快速取得三維點雲資料。



圖 2.4 獲取點雲軟體介面

硬體的資料如表 1 所示：

表 1 硬體規格

硬體		
	Cell size	0.0048 mm
CCD	Image size	1280*1024
	frames per sec (FPS)	50
Laser	Output Power	50 mW
	Number	2
	Safety Class	Class IIb
	Angle	Adjustable, Manual
Measurement range	Z-axis	140 mm
	X-axis	240 mm
Repeatability	Z-axis	0.1 mm
	X-axis	0.23 mm



Field of view	240 mm*160 mm
Interface	USB 3.0
Working distance	820 mm

其雙雷射掃描獲取三維資料是透過三角法，三角法實現原理將在下一章節詳細介紹，最後經由三角法可以獲得物件點雲的所有坐標位置，並儲存為一個 PCD 點雲檔。

## 2.2 軟體架構

從雙雷射掃描獲取的點雲資料，配合 PCL 的函式庫[17]，進而對這些點雲做處理，Point Cloud Library(PCL)整合許多點雲相關研究，且可建立在 Windows、Linux、Android、MacOSX 以及部分嵌入式系統上運行之函式庫，並依照不同的功能劃分多種不同模組，皆可以單獨編譯。本文主要使用其中五個模組，分別為：Visualization、Filter、Segmentation、Features 以及 Register 模組。Visualization 模組主要功能是將點雲資料可視化，使資料以圖形的方式表示，讓使用者可以直觀的觀察與模擬；Filter 模組提供許多濾波方式，用以濾除雜訊、離群點或是壓縮資料；Segmentation 模組用以切割點雲，可以針對不同的特徵，將資料分隔成不同群體，可以根據所想要之特徵從點雲分割出來；Features 模組提供點雲特徵點擷取，此為最基礎也是最關鍵的一部份，點雲之分割、匹配等等皆以特徵點為基礎而實現的；Register 模組則用以點雲匹配，如疊代最近點演算法。

## 2.3 整體系統流程

整個系統分為兩個部分，第一部分為三維點雲資料的擷取，目標在獲得多組不同視角下的三維點雲資料，因為本文採用的是雙雷射，因此在第一部分時掃描完之後會先進行左右雷射的疊合最後輸出為 PCD 點雲資料檔；第二部分為三維點雲的前處理與縫合技術，一開始先對點雲做前處理，前處理包含了點雲的降低樣本數、濾波與平面分割，接著進行縫合技術，包含了關鍵點的提取、關鍵點的特徵直方圖與關鍵點的對應關係估測與剔除錯誤對應關係的點對，最後獲取轉換矩陣，其流程如圖 2.5 所示。

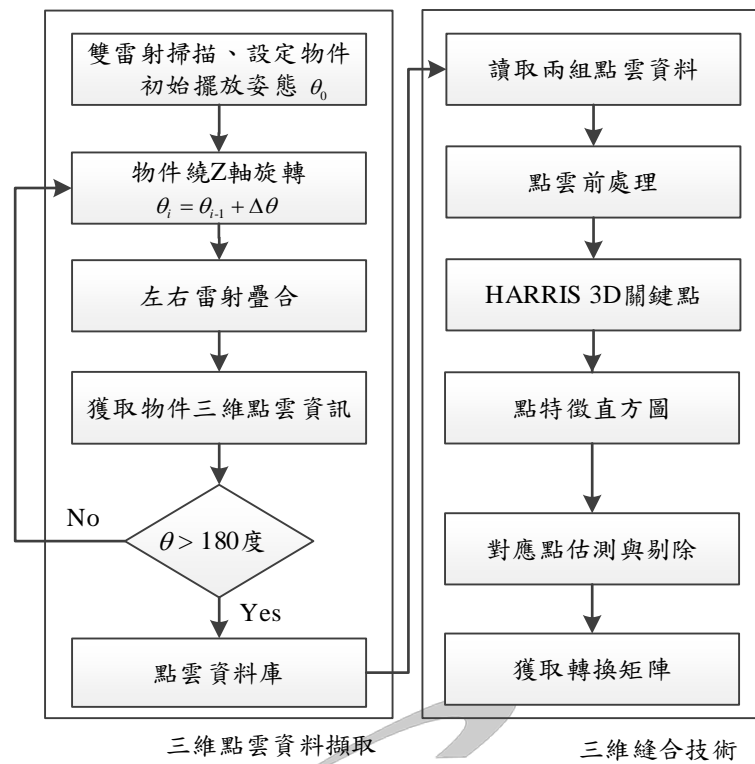


圖 2.5 三維點雲縫合流程

### 第三章 三角法與雙雷射系統校正

任何系統在運作前，皆必須先校正，現今的相機校正的方式有許多種，如 Tsai 所提出的基於三維參考物件的校正方式，需藉由物件的表面當作校正點進行校正，所以此種方法需要有較精密校正的設備，花費昂貴；另外由 Zhang 所提出之藉由二維平面棋盤校正板進行校正之方法[18]，並實現在 OpenCV 上，此方法簡單並容易實行。本文校正方式是當雷射掃到物件時，由於物件的存在會在物件上產生雷射線並且在工作平台上也會產生一條雷射線，最後藉由兩者之間的差值與塊規高度，經三角法可以計算出當時情況下的雷射入射角與雷射源至相機的基線(baseline)長度，詳細校正將在本章節介紹。

#### 3.1 三角法

當雙雷射掃描系統校正完畢後，接著進行掃描並透過三角法取得三維點雲資料，三角法獲取點雲資訊原理如圖 3.1 所示[19]。

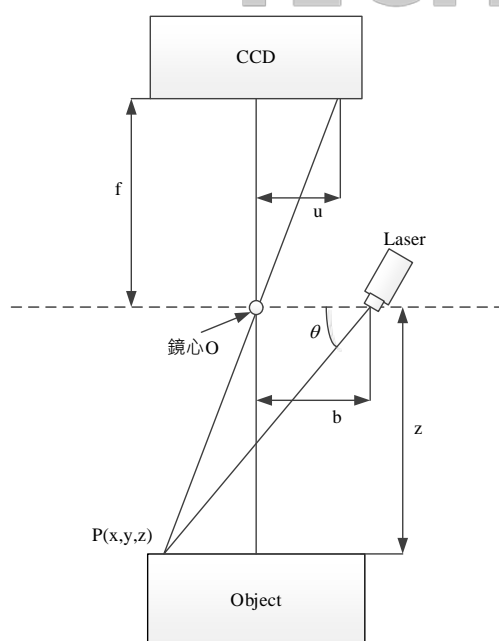


圖 3.1 三角法

由雷射點、雷射發射器、相機可以構成一個三角形，當雷射打到點  $P(x,y,z)$  時，相機會抓取雷射的位置並成像在  $S(u,v)$ ，雷射入射角為  $\theta$ 、基線(baseline)為  $b$ 、相機焦距為  $f$ ，對  $XZ$  平面來說， $P$  點的  $X$  座標可以由式(3.1)、式(3.2)求得，如式(3.3)所示。

$$\frac{f}{u} = \frac{z}{x} , \quad (3.1)$$

$$\frac{b+x}{z} = \cot \theta , \quad (3.2)$$

$$x = \frac{bu}{f \cot \theta - u} . \quad (3.3)$$

對於  $YZ$  平面來說， $P$  點的  $Y$  與  $Z$  座標可以由式(3.4)、式(3.5)求得，如式(3.6)、式(3.7)。

$$\frac{f}{v} = \frac{z}{y} , \quad (3.4)$$

$$\frac{x}{y} = \frac{u}{v} , \quad (3.5)$$

$$y = \frac{bv}{f \cot \theta - u} , \quad (3.6)$$

$$z = \frac{bf}{f \cot \theta - u} . \quad (3.7)$$

因此可以對每個雷射點來說都可以獲得一組(x,y,z)座標，掃描結束後由這些(x,y,z)座標組成一個物件的點雲資料。如圖 3.2 所示。

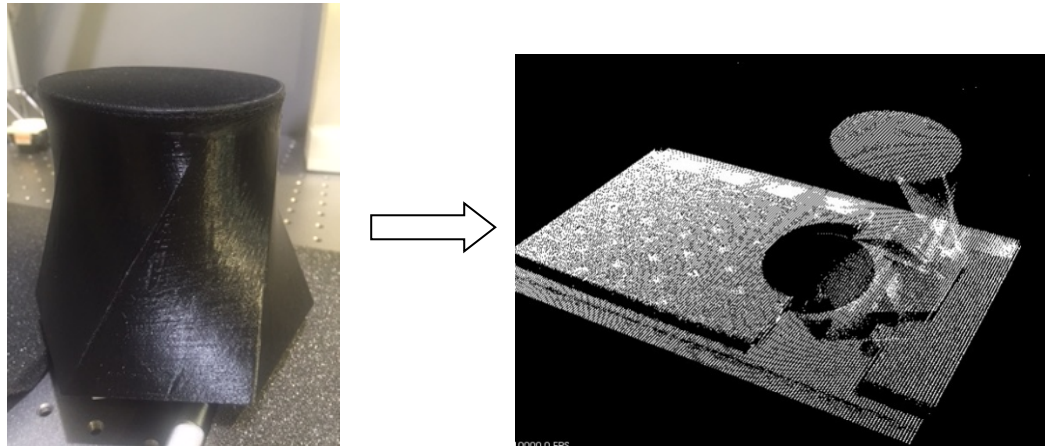


圖 3.2 獲取點雲資料

### 3.2 雙雷射系統校正

本文雙雷射系統校正以簡單的三角法校正。校正方式如下，一開始先讓兩條雷射線相互平行如圖 3.3 所示，接著擺放校正塊，本文使用的校正塊高度為 90mm，鏡頭焦距為 20mm，CCD 的 cell size 設定為 0.0048mm，當第一條雷射線掃到物件最高處時(Laser1\_gage)找出雷射線的中心位置，當第二條線掃到物件最高出時(Laser2\_gage)一樣找出雷射線的中心位置，如圖 3.4、圖 3.5 所示。

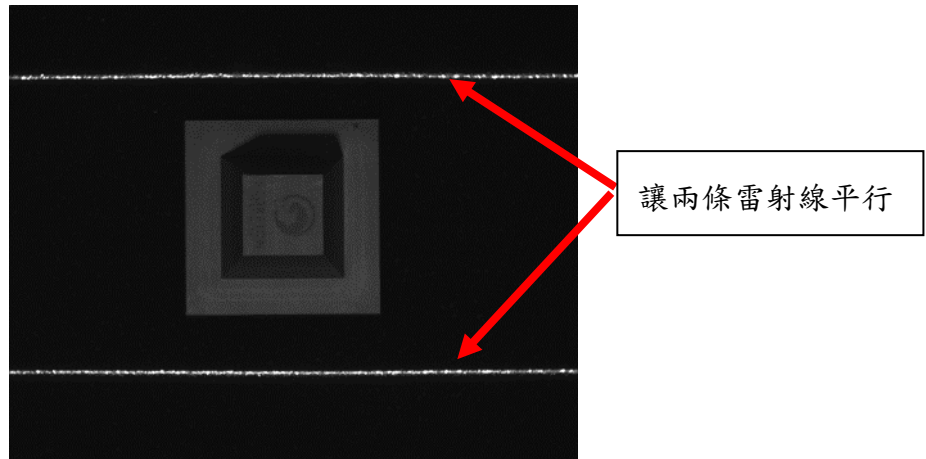


圖 3.3 兩雷射線平行

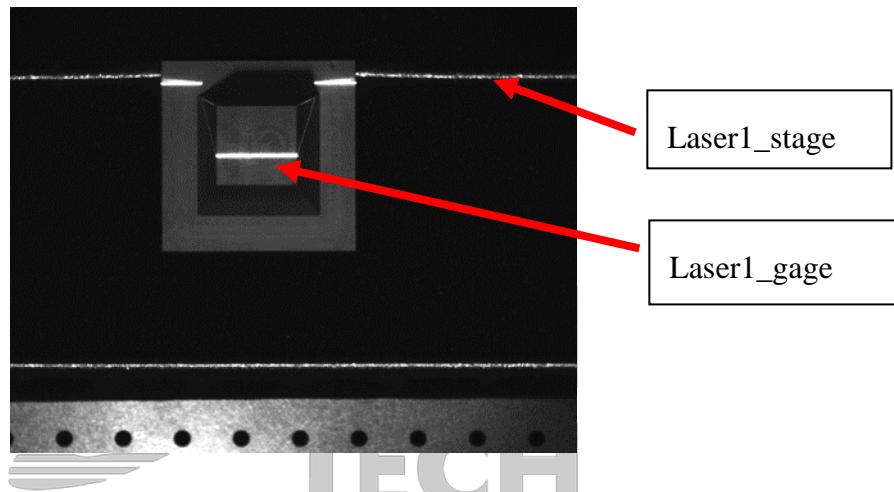


圖 3.4 第一條雷射

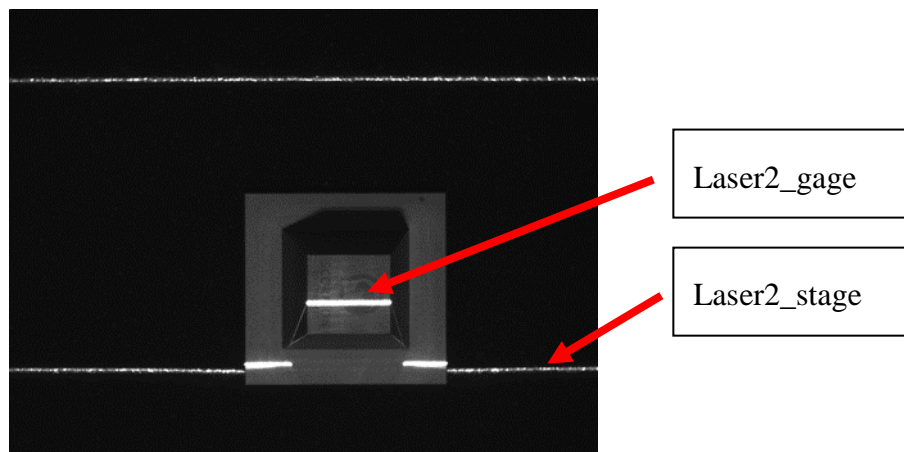


圖 3.5 第二條雷射

最後將圖 3.4、圖 3.5 中的 Laser1\_stage、Laser1\_gage、Laser2\_stage、Laser2\_gage、鏡頭焦距、校正塊高度、CCD 的 Cell size 輸入到程式當中，如圖 3.6 所示，由以上參數的輸入可以計算出掃描當時的基線  $b$  與雷射的入射角  $\theta$ ，再把基線  $b$  與雷射入射角代入式(3.3)、式(3.6)、式(3.7)，就可以獲取物件的三維資料。



Stage	Scanner
Laser1	170
Laser1_gage	215
Laser2	831
Laser1_gage2	793
焦距	20
塊規高度	25
Cell_size	0.0048

圖 3.6 輸入參數



## 第四章 點雲資料處理

### 4.1 點雲

Point Cloud Library(PCL)處理技術廣泛應用在逆向工程、CAD/CAM、機器人學、機器視覺、立體三維影像等等領域，並且建立了可以在 Windows、Linux、Android、Mac OS X 及部分嵌入式即時系統應用的跨平台函式庫，因此實現了大量通用的演算法和資料結構，由於功能的不同又可分為幾個模組，模組化之後能夠單獨編譯使用，提高可用性，並且保持函式庫結構清晰。本文主要使用函式庫中幾個模組，如可視化(Visualization)、濾波(Filter)、分割(Segmentation)、關鍵點提取(key points)、特徵提取(Features)、匹配(Registration)等模組。可視化模組包含了顯示點雲的函式，主要功能是將三維資料轉換成圖形或是圖像，並且顯示在螢幕上。可視化能將三維資料，包含量測獲得的資訊、圖像或是計算中涉及產生的資訊直觀的提供使用者觀察及模擬；在獲取點雲資料時，由於設備的精度、環境的因素等，往往會產生雜點或是離群點，因此必須藉由濾波模組來去除這些雜點、離群點，此模組另一個功能是使用在壓縮點雲資料進而提高資料計算效率；分割模組可以根據空間、幾何和紋理等特徵，針對點雲資料進行分割的函式，使得分割後同一群內的點雲具有相似的特徵，常見的有直線、平面、圓柱等等的分割類別；關鍵點提取模組透過定義檢測標準來獲取具有穩定性、區別性的點集。關鍵點的數量比原始點雲的數量減少許多，常與特徵描述結合在一起，因此不失代表性與描述性，從而加快後續識別、追蹤等對資料的處理速度；特徵提取模是三維點雲資料處理中最基礎、最關鍵的一部分，點雲的識別、分割、重採樣、匹配、曲面重建等處理皆須藉由此模組進行特徵描述、提取，常見的特徵點分析函式包含法線估計、多種基於鄰近的局部特徵或是基於不同視角之全域特徵等；匹配模組主要是使兩個點雲資料進行匹配，由於計算簡單且直觀，因此最常見的是迭代最近點(Iterative Closet Point, ICP)演算法。本文藉由雙雷射



掃描系統獲取三維點雲資料，並對點雲做處理，最後來完成縫合的技術，縫合技術流程如圖 4.1 所示。

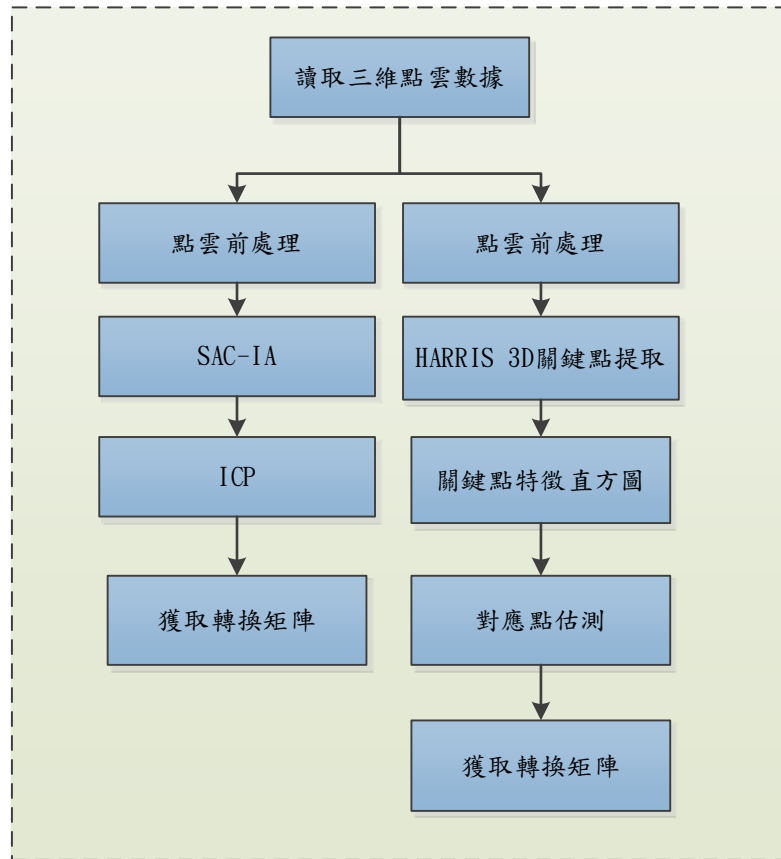


圖 4.1 點雲縫合技術

## 4.2 點雲前處理

在獲取點雲資料後，由於人為的因素、環境因素、設備的精度等帶來的影響，往往會產生一些雜訊點，由於這些雜訊點會影響點雲匹配、特徵提取、曲面重建、可視化等的處理，因此需要移除掉這些偏離主群點的離群點；或因為點雲的資料數量太過龐大，需要減少點雲資料的數量以提高運算的速度。

### 4.2.1 降低樣本數

由於獲得的點雲資料量龐大，本節將說明如何針對降低點雲資料密度來減少運算時間，這裡使用了 Filter 模組中的立體方格濾波器(Voxel grid filter)，藉由設定三維方格大小，計算立體方格內所有的點雲資料之重心，並且只保留重心代表原本方格大小內所有點雲資料，立體方格濾波器示意圖如圖 4.2：

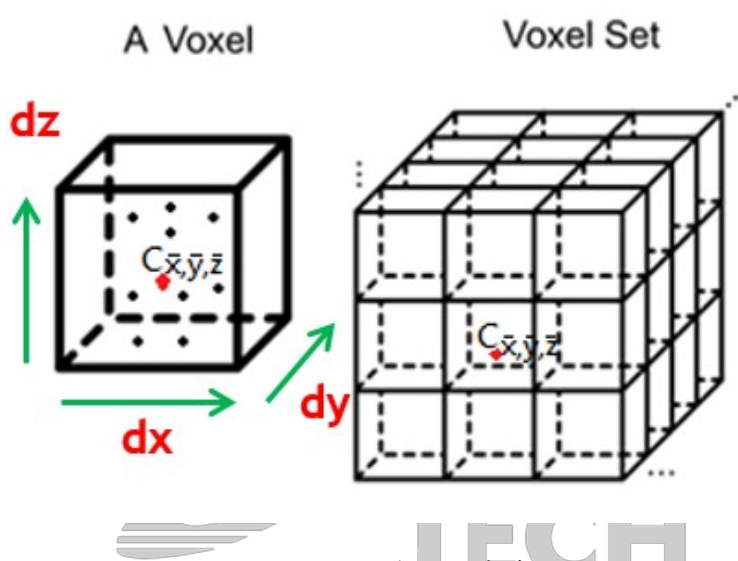


圖 4.2 立體方格式意圖

其中  $dx$ 、 $dy$ 、 $dz$  為立體方格的邊長， $\bar{x}$ 、 $\bar{y}$ 、 $\bar{z}$  重心公式如式(4.1)~式(4.3)所示：

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \quad (4.1)$$

$$\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i, \quad (4.2)$$

$$\bar{z} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z_i, \quad (4.3)$$

N 為立體方格中的點數量。降低樣本數結果如圖 4.3 所示。

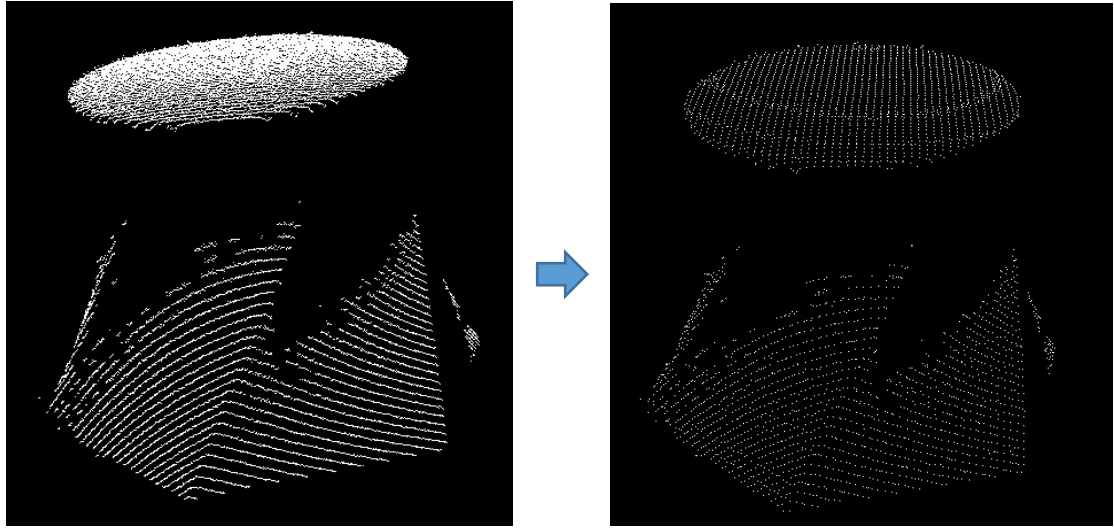


圖 4.3 降低樣本數結果圖

#### 4.2.2 移除離群點

PCL 中的 Filter 模組提供了很多實用的濾波處理演算法，在點雲處理的流程中，濾波通常是作為點雲處理的第一步。本文以 PCL 中的統計分析濾波器(Statistical outlier removal filter)來濾波點雲，其原理是基於對點到鄰近點的距離分布的計算。對每個點而言，計算點到所有鄰近點的平均距離，假設得到的結果是一個高斯分布，形狀由均值和標準差決定，平均距離在標準範圍(由全域距離平均值和方差定義)之外的點，就是所謂的離群點，其公式如式(4.4)：

$$P^* = \{p_q \in P \mid (\mu_k - \alpha \cdot \sigma_k) \leq \bar{d}^* \leq (\mu_k + \alpha \cdot \sigma_k)\}, \quad (4.4)$$

其中  $\mu_k$  代表距離平均值， $\sigma_k$  為標準差， $\alpha$  為常數，本文設定為 1， $\bar{d}^*$  為每一點跟他的鄰近點平均距離，經過群聚後可以將大部分的雜訊點剔除如圖 4.4。濾波結果如圖 4.5 所示。

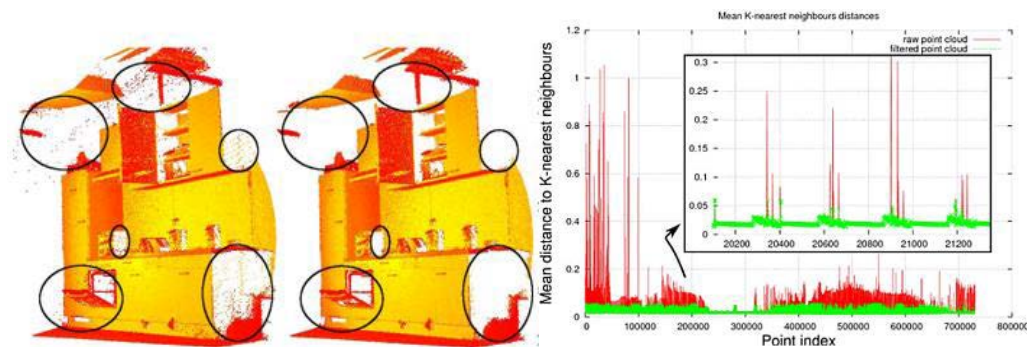


圖 4.4 離群點分析與移除的效果比對圖

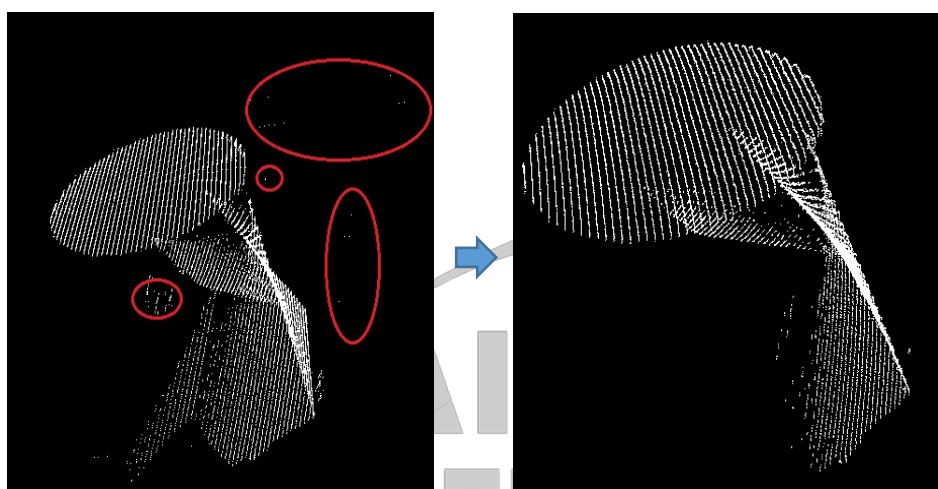


圖 4.5 離群點濾波結果圖

### 4.2.3 平面分割

點雲的分割是根據空間、幾何和紋理等特徵對點雲進行劃分，使得同一劃分內的點雲擁有相似的特徵，然而點雲的有效分割往往是許多應用的前提，例如在逆向工程 CAD/CAM 領域對零件的不同掃描表面進行分割，然後才能更好的進行孔洞修復、曲面重建、特徵描述提取，進而進行基於三維資料內容的檢索、組合等。在點雲資料中，藉由需要的模型進行分割，其模型包含了直線、平面、圓柱等等的分割提取，因此用途常用在物件辨識和提取，應用廣泛，本文使用平面模型分割主要是藉由定義三維座標中平面方程式如式(4.5)：

$$ax + by + cz + d = 0, \quad (4.5)$$

並透過定義隨機採樣一致性(Random Sample Consensus, RANSAC)的概念，藉由取樣、透過最小平方差算法估計模型參數，當點與估計參數偏差小於定義的距離閾值，則選為內點，大於定義的距離閾值即為外點，經由迭代計算紀錄內點最多的模型參數即為結果模型參數，本文使用此方法主要是為了濾除掉由雙雷射掃描系統掃描物件時所掃到桌面的點雲，藉由分割平面後，可以大量減少目標點雲的點數，並且加快欲匹配的兩個點雲之間的匹配速度。平面分割結果如圖 4.6。

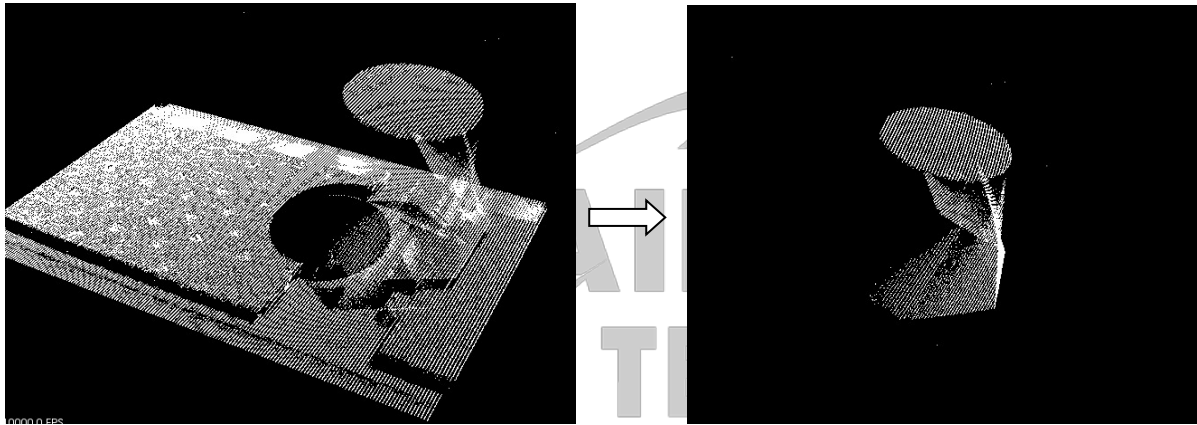


圖 4.6 平面分割

### 4.3 點雲縫合技術

點雲匹配技術主要是透過計算目標點雲資料與原點雲資料之間的座標轉換關係，而此旋轉關係是由旋轉矩陣(Rotation matrix)及位移矩陣(Translation matrix)組成，透過一個表示平移和旋轉的剛體變換矩陣，使原點雲透過此轉換矩陣而得到與目標點雲資料之間最小的差異即表示原點雲在目標點雲資料中搜尋到最相似的姿態訊息，如何獲得原點雲在目標點雲中的座標轉換參數則為點雲匹配中最關鍵的工作。然而本文所提及的點雲縫合技術一樣是透過計算目標點雲與原點雲資料之間的座標表轉換關係，但與匹配不同

的是縫合技術只需要兩點雲之間有重疊的地方去進行匹配，並不用使原點雲與目標點雲完全疊合。在本文中，以兩種方式進行縫合的動作，一個是利用取樣一致性的匹配 (Sample Consensus Initial Alignment, SAC-IA) 方式進行粗匹配，再接著以迭代最近點 (Iterative Closet Point, ICP) 的方法進行細匹配；本文以 Harris3D 關鍵點來做對應點估計、剔除 (Correspondences estimation、rejection)[15]，並分析比較這兩種縫合方式下的效果，本節將針對此兩個縫合方式進行說明。圖 4.7 為兩種縫合方式的流程圖。

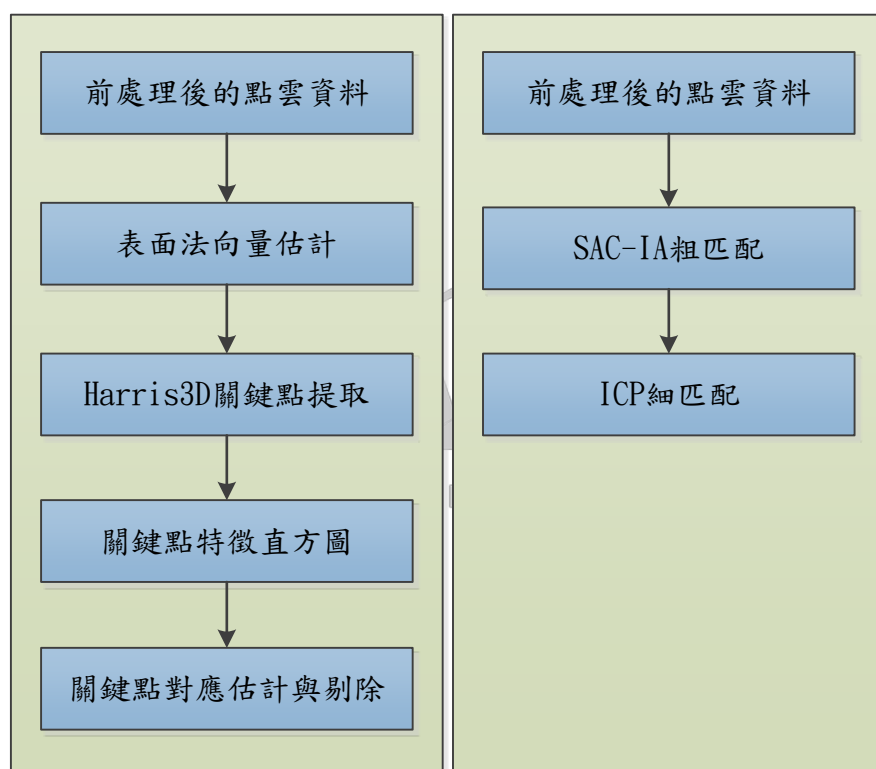


圖 4.7 縫合流程圖

#### 4.3.1.1 表面法向量估計

表面法向量估計是三維點雲資料中很重要的局部特徵，應用於許多點雲特徵處理，常見的法向量估計方法為局部表面擬合法，局部表面擬合法主要步驟分為判別相鄰點、計算法向量及判斷法向量方向，本文所使用的是透過設定範圍內求得一個最小平方方法的

平面擬合，如圖 4.8 所示，並在擬合平面上求取對應點之法向量，假設點雲資料中某一點雲  $p_i$ ，透過鄰近  $k$  個相鄰點以最小平方法求出一個局部之擬合平面  $s$ ， $k$  個相鄰點擬和平面  $s$  經過質心  $\bar{c}$  並同時法向量  $n$  需要滿足  $\|n\|_2 = 1$ ，假使某一點點雲  $p_i = [X_{pi} \ Y_{pi} \ Z_{pi}]^T$  及質心  $\bar{c} = [X_c \ Y_c \ Z_c]^T$  以矩陣型式表示，因此可以轉化為如式(4.6)：

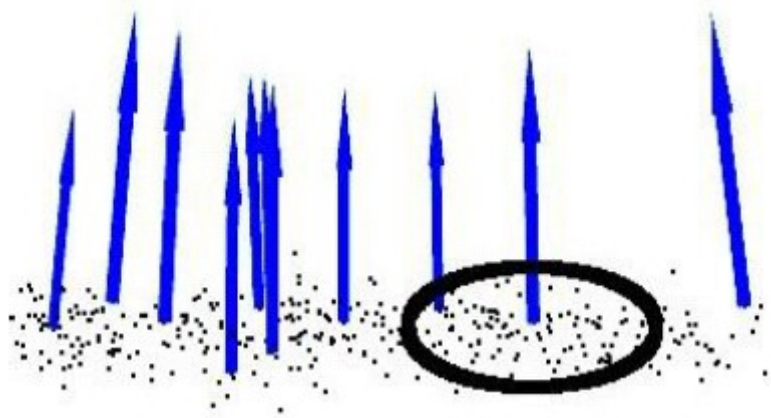


圖 4.8 法向量平面擬合參考範圍

$$M = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (p_i - \bar{c})(p_i - \bar{c})^T \quad (4.6)$$

當式(4.6)中矩陣  $M$  進行特徵值分解，而矩陣  $M$  之最小特徵值的特徵向量則可被當作擬合平面  $s$  的法向量。如上述提到，估計某一點雲之表面法線時，需要定義合適的臨域範圍，即相鄰的  $k$  個相鄰點，選擇適合的尺度是相當重要的，測試環境及物件都屬於平坦表面，當比較了選擇小範圍(相鄰點  $k$  個數較少)以及大範圍(相鄰點  $k$  個數較多)，可以發現當目標物件以及環境無稜角，多屬於同平面，則選擇相鄰點  $k$  個數多更能正確的表示環境特徵，結果如圖 4.9，較不失真。相反的，當相鄰點  $k$  個數少或是半徑  $r$  範圍小時，結果如圖 4.10，特徵較雜亂。由此結果可推論，當物件細節、稜角較多，則應選擇相鄰點  $k$  個數少或是半徑  $r$  範圍小才能夠依照點雲資料變化，使得物件及環境特徵更為明顯。

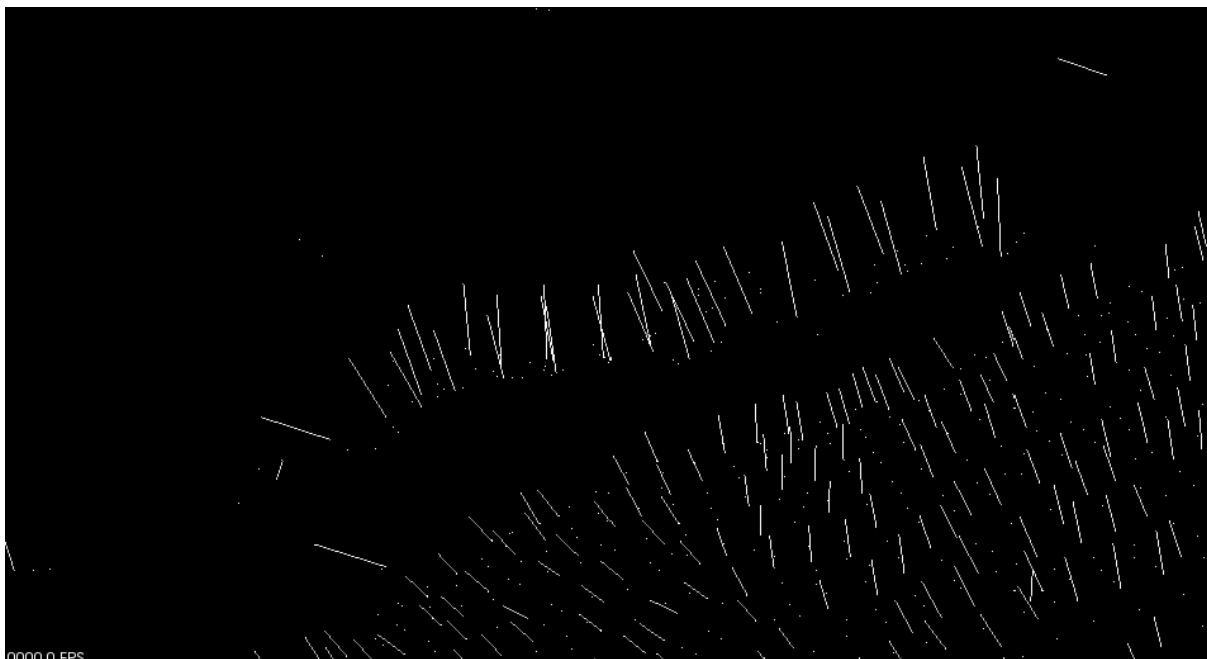


圖 4.9 大參考範圍的法向量結果

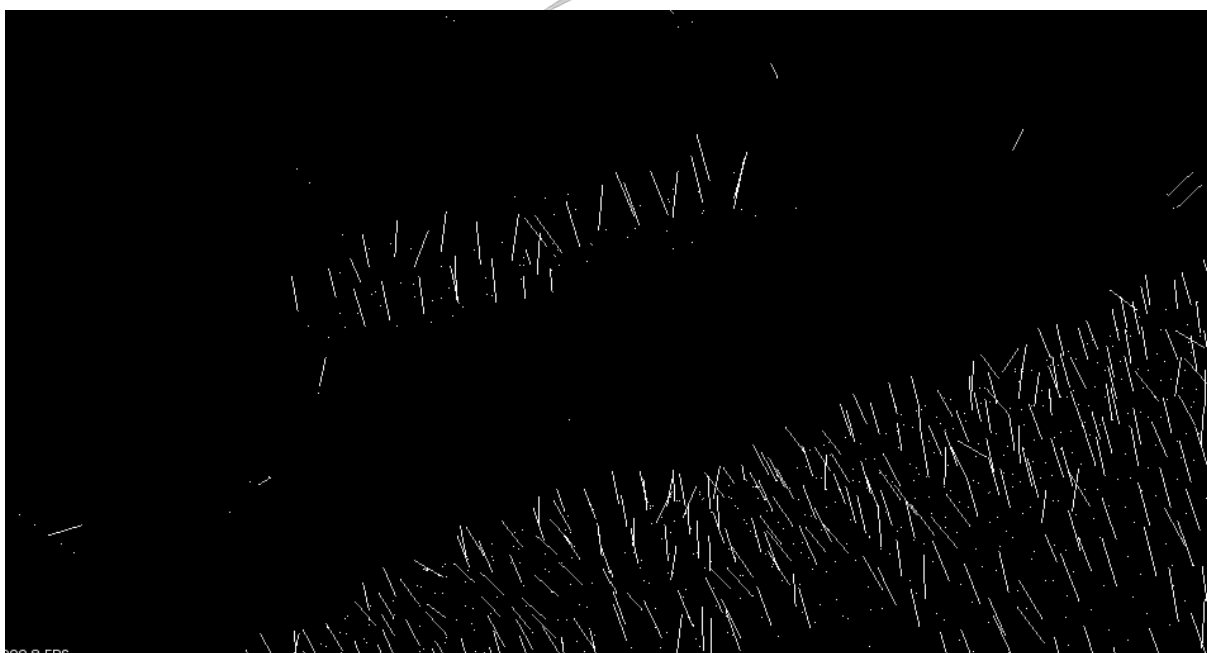


圖 4.10 小範圍參考範圍的法向量結果



### 4.3.1.2 點雲點特徵描述與提取

本章節針對點雲提取特徵進行說明，點特徵描述與提取是點雲資料處理中最基礎也最關鍵的一部分，例如點雲資料的匹配、分割、曲面重建等，皆依賴點特徵的描述、提取。一般來說，特徵描述方式分為局部特徵描述和全域特徵描述，局部特徵描述主要是透過周圍鄰域的法線、幾何特徵等等；而全域的特徵描述主要是基於視角的三維特徵描述，透過不同的視角對點雲資料產生一個描述子，主要用於多種不同物件之分類。特徵提取依據下面幾個條件，通過能否獲得相同的局部表面特徵值，可以判定點特徵表示方式的優劣：

- (1)剛體變換(Rigid transformations) - 即三維旋轉和三維平移變化不會影響特徵向量估計，即特徵向量具有平移旋轉不變性，如圖 4.11，圖中之 P1、P2、P3 會與 Q1、Q2、Q3 具有相同或是極為相似的特徵。
- (2)改變採樣密度(Varying sampling density) - 原則上一個局部表面小塊的採樣密度無論是大還是小，都應該有相同的特徵向量值，即特徵向量具有抗密度干擾性。
- (3)雜訊點(Noise) - 三維點雲資料中有輕微的雜訊情況下，點特徵表示在它的特徵向量中必須保持相同或者及其相似的值，即特徵向另對點雲雜訊具有穩定性。

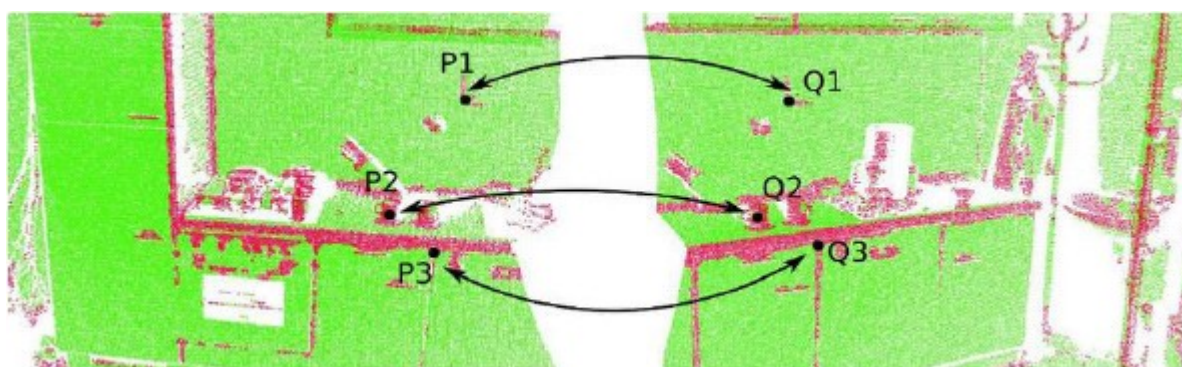


圖 4.11 相似特徵的點

### 4.3.1.3 關鍵點提取

關鍵點也稱為點雲中有興趣的點，它是二維影像、三維點雲、曲面模型上，可以通過定義檢測標準來獲取的具有穩定性、區別性的點集。從技術上來說，關鍵點的點數量比原始點雲的點數量減少許多，與局部特徵描述子結合，組成關鍵點描述子，通常用來形容原始資料的緊湊程度，並且不失代表性與描述性，從而加快後續點雲處理速度。本文使用了 Harris 的方式來尋找關鍵點，本節將介紹二維與三維的 Harris 角點偵測。Harris 角點演算法是由 Harris 於 1988 年所提出[20]，主要觀念是從 1980 年 Moravec[21]根據觀察局部區域中灰階變化來決定角點，再加以延伸與改進，它是一個局部的矩形區域於影像上移動並偵測該區域內梯度(Gradient)的變化情形，以此尋找出影像中顯著且有意義的角點，矩形區域的移動可由圖 4.12 來表示，其中左圖表示矩形區域在平坦的影像區域中移動、中間表示矩形區域在邊緣或線的影像區域中移動，右圖表示矩形區域在具有特徵的影像區域中移動。

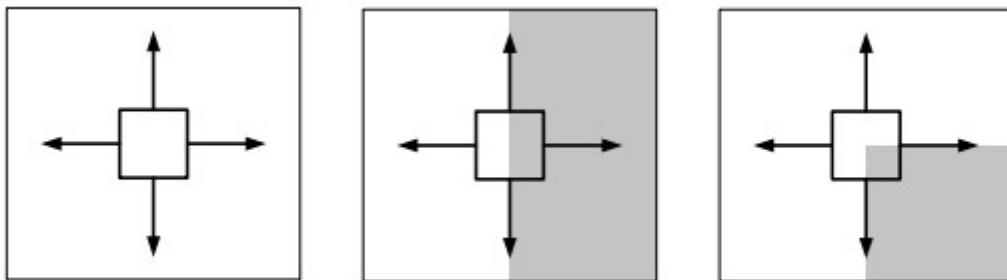


圖 4.12 矩形區域在影像中移動式意圖

矩形區域在偵測時使用式(4.7)計算出原始灰階影像  $I$  的  $x$  方向與  $y$  方向的導數 (Derivative)，使用分別將影像  $I$  與  $(-1, 0, 1)$  和  $(-1, 0, 1)^T$  作卷积 (Convolution) 而得到，為了減少影像中雜訊的影響，接著對整個梯度影像進行高斯濾波。

$$\nabla I = \begin{bmatrix} \text{Gradient}_{-x} \\ \text{Gradient}_{-y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I \otimes (-1, 0, 1) \\ I \otimes (-1, 0, 1)^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} \\ \frac{\partial I}{\partial y} \end{bmatrix}。 \quad (4.7)$$

將式(4.7)兩個方向的梯度影像( $\partial I/\partial x$  與  $\partial I/\partial y$ )，在計算兩方向梯度影像的平方值，然後對此平方值進行高斯濾波，使用式(4.8)~式(4.10)來獲得：A、B、C 三種梯度濾波的結果，其中  $\omega$  為高斯函數，計算由式(4.11)所示。

$$A = \left( \frac{\partial I}{\partial x} \right)^2 \otimes \omega, \quad (4.8)$$

$$B = \left( \frac{\partial I}{\partial y} \right)^2 \otimes \omega, \quad (4.9)$$

$$C = \left( \frac{\partial I}{\partial x} \cdot \frac{\partial I}{\partial y} \right) \otimes \omega, \quad (4.10)$$

$$\omega = e^{-(u^2+v^2)/2\sigma^2}。 \quad (4.11)$$

對於影像上的每一個位置，可建立一個  $2 \times 2$  對稱矩陣，如式(4.12)所示：

$$M = \begin{bmatrix} A & C \\ C & B \end{bmatrix}, \quad (4.12)$$

綜合以上式子可以將 Moravec 所提出的式(4.13)推導成式(4.14)。

$$E_{x,y} = \sum_{u,v} w_{u,v} \left| I_{x+u,y+v} - I_{u,v} \right|^2 = Ax^2 + 2Cxy + By^2, \quad (4.13)$$

$$E_{x,y} = \begin{bmatrix} x & y \end{bmatrix} M \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}, \quad (4.14)$$

接著由式(4.15)來計算影像上的每個位置的響應(Response)值。

$$r(x, y) = \text{Det}(M) - k [\text{Trace}(M)]^2, \quad (4.15)$$

而 Harris 角點偵測是利用式(4.15)所得到的  $r(x,y)$  響應值，根據此響應值的大小可以衡量出該位置  $(x,y)$  在影像上是屬於特徵(Corner)或邊緣(Edge)。

三維點雲影像中，不像二維影像有灰階強度的概念，因此使用點雲的法向量來取代二維影像中的灰階強度來檢測角點，也就是將式(4.12)中所使用的像素強度替代為三維點雲空間中的法向量，並透過法向量來計算 3x3 協方差。假設由 4.3.1.1 節中之表面法向量估計後求得  $n$  組法向量  $n_1 = (x_1, y_1, z_1)$ 、 $n_2 = (x_2, y_2, z_2)$ ... $n_n = (x_n, y_n, z_n)$ ，接著將所有向量的  $x$ 、 $y$ 、 $z$  座標重新排列成  $X_1$ 、 $X_2$ 、 $X_3$  集合，亦即  $X_1 = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 、 $X_2 = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ 、 $X_3 = (z_1, z_2, \dots, z_n)$ ，再由式(4.16)計算協方差

$$\text{cov}(X_i, X_j) = E[(X_i - \bar{u}_i)(X_j - \bar{u}_j)], \quad i, j = 1, 2, 3 \quad (4.16)$$

其中  $\bar{u}_i$ 、 $\bar{u}_j$  為  $X_i$  與  $X_j$  集合中所有元素的平均值，式子如下：

$$\bar{u}_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \quad \bar{u}_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i, \quad \bar{u}_3 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i, \quad (4.17)$$

最後獲得一個協方差矩陣  $M_1$ ：

$$M_1 = \begin{bmatrix} cov(X_1, X_1) & cov(X_1, X_2) & cov(X_1, X_3) \\ cov(X_2, X_1) & cov(X_2, X_2) & cov(X_2, X_3) \\ cov(X_3, X_1) & cov(X_3, X_2) & cov(X_3, X_3) \end{bmatrix}, \quad (4.18)$$

因此  $M_1$  中的協方差可以由式(4.19)~式(4.24)計算：

$$cov(X_1, X_1) = E[(X_1 - \bar{u}_1)(X_1 - \bar{u}_1)], \quad (4.19)$$

$$cov(X_1, X_2) = E[(X_1 - \bar{u}_1)(X_2 - \bar{u}_2)], \quad (4.20)$$

$$cov(X_1, X_3) = E[(X_1 - \bar{u}_1)(X_3 - \bar{u}_3)], \quad (4.21)$$

$$cov(X_2, X_2) = E[(X_2 - \bar{u}_2)(X_2 - \bar{u}_2)], \quad (4.22)$$

$$cov(X_2, X_3) = E[(X_2 - \bar{u}_2)(X_3 - \bar{u}_3)], \quad (4.23)$$

$$cov(X_3, X_3) = E[(X_3 - \bar{u}_3)(X_3 - \bar{u}_3)] \circ \quad (4.24)$$

因此在三維點雲中，將式(4.15)的檢測式子改為式(4.25)：

$$r(x, y, z) = Det[M_1] - k \{Trace[M_1]\}^2 \circ \quad (4.25)$$

透過上述式子可以計算出三維 Harris 關鍵點，如圖 4.13 所示，紅色點為 Harris3D 關鍵點。

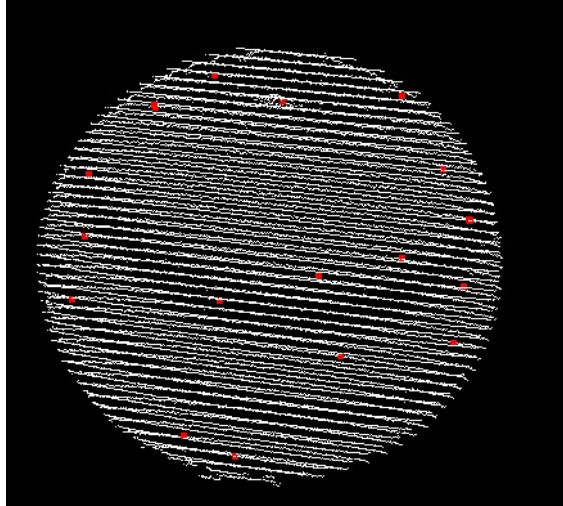


圖 4.13 Harris3D 關鍵點

#### 4.3.1.4 點特徵直方圖

由上節提到表面法向量為三維點雲資料中常用到的幾何特徵表示，計算非常快速且容易，因為只利用了少數的幾何特徵參數來代表某一個點雲資料相鄰  $k$  個點的周圍幾何特徵，無法具備足夠的點雲特徵，所以本節將介紹點特徵直方圖(Point Feature Histograms, PFH)，與快速點特徵直方圖(Fast Point Feature Histograms, FPFH)，是如何透過表面法線估計加上點雲三維座標，計算取樣範圍內所有點與點之間的空間差異，並以直方圖描述，使特徵描述具備穩健性。如圖 4.14 所示，假設紅色點  $P_q$  為某一點雲，則以半徑為  $r$  之範圍內的所有相鄰點互相連接，並計算鄰域內所有兩點之間的點特徵，再以直方圖敘述點雲特徵。

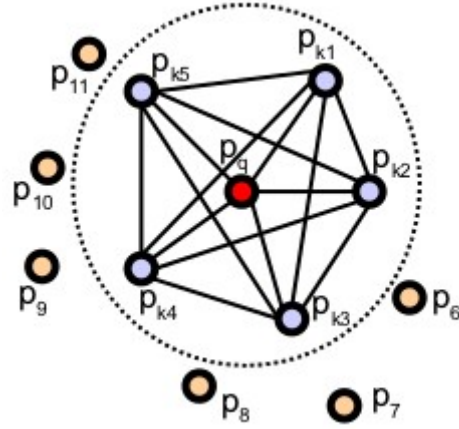


圖 4.14 點特徵計算範圍

假使臨域兩點為  $P_s$  與  $P_t$ ，在其中一點上定義一個局部座標，如圖 4.15 所示，並計算兩點之對應法線  $n_s$  與  $n_t$  之間的相對偏差。

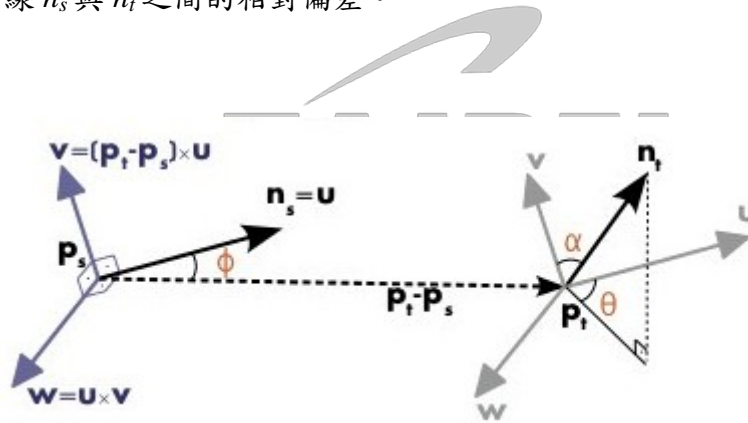


圖 4.15 點特徵局部座標

如圖 4.15， $UVW$  座標系表示為式(4.26)~式(4.28)：

$$\mathbf{U} = \mathbf{n}_s, \quad (4.26)$$

$$\mathbf{V} = \mathbf{U} \times \frac{(\mathbf{P}_t - \mathbf{P}_s)}{\|\mathbf{P}_t - \mathbf{P}_s\|_2}, \quad (4.27)$$

$$\mathbf{W} = \mathbf{U} \times \mathbf{V} \text{。} \quad (4.28)$$

兩點  $P_s$  與  $P_t$  及法線  $n_s$  與  $n_t$  之間特徵可利用角度及距離表示，如式(4.29)~式(4.32)：

$$\alpha = \arccos(\mathbf{V} \cdot \mathbf{n}_t) \text{，} \quad (4.29)$$

$$d = \|P_t - P_s\|_2 \text{，} \quad (4.30)$$

$$\phi = \arccos(\mathbf{U} \cdot \frac{P_t - P_s}{d}) \text{，} \quad (4.31)$$

$$\theta = \arctan(\mathbf{W} \cdot \mathbf{N}_t, \mathbf{U} \cdot \mathbf{n}_t) \text{。} \quad (4.32)$$

如圖 4.14 中， $P_q$  之特徵透過鄰域半徑範圍  $r$  所有兩點點雲的四個角度與距離的參數表示，並且點特徵透過統計方式，如式(4.33)中， $f_2$  表示鄰域內兩點點雲之間距離， $f_1$  與  $f_3$  為計算向量內積的夾角，求得角度範圍為  $\pm 1$ ，而  $\theta$  為求解向量與  $N_t$  投影面之夾角，求得角度範圍為  $\pm \frac{\pi}{2}$ ，求得四個代表  $P_q$  之點特徵參數後，將四個參數以統計直方圖的方式記錄，統計方式如式(4.33)所示：

$$\left. \begin{aligned} f_1 &= \mathbf{V} \cdot \mathbf{N}_t \\ f_2 &= \|P_t - P_s\| \\ f_3 &= \mathbf{U} \cdot \frac{P_t - P_s}{d} \\ f_4 &= \arctan(\mathbf{W} \cdot \mathbf{N}_t, \mathbf{U} \cdot \mathbf{n}_t) \end{aligned} \right\} idx = \sum_{i=1}^{i \leq 4} \text{step}(s_i, f_i) \cdot 2^{i-1} \text{，} \quad (4.33)$$



其中， $step(s, f)$  判斷特徵參數  $f$  是否大於中間值  $s$ ，若大於則  $step(s, f)$  值為 1；反之則為 0，假設將每個特徵參數分成兩區間， $f_1$ 、 $f_3$  與  $f_4$  角度範圍之中間值  $s$  為 0，而  $f_2$  之中間值  $s$  為鄰域半徑範圍  $r$ ，四個特徵參數共有組成  $2^4$  個區間，表示統計四個特徵參數值  $idx$  的範圍值即為 0~15。

#### 4.3.1.5 快速點特徵直方圖

在上一節中，說明了如何針對點雲資料中，參考的鄰域範圍  $r$  距離內的兩兩相對計算的點特徵直方圖表示，本節將延續上節點特徵直方圖所說明的方式，加以延伸出計算效率更為快速的點特徵直方圖表示方法，稱為快速點特徵直方圖(Fast Point Feature Histograms, FPFH)，其點特徵計算範圍如圖 4.16 所示。

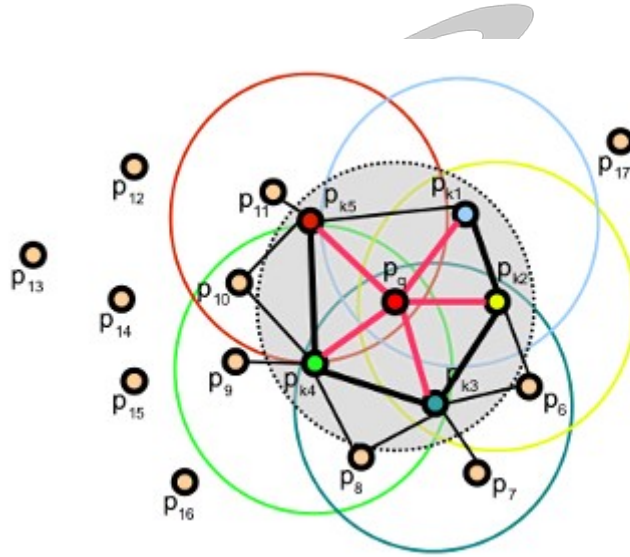


圖 4.16 快速點特徵計算範圍

假設某一中心點  $P_q$  為某一點點雲，為了簡化點特徵直方圖鄰域範圍  $r$  所有兩兩相對的計算，因此只對特定半徑  $r$  範圍內與  $P_q$  連接之相鄰的四個參數值，並將此計算過後的結果稱為  $P_q$  的簡化點特徵直方圖(Simple Point Feature Histograms, SPFH)，接著重新以

圖 4.16 中相鄰的點  $P_{k1} \sim P_{k5}$  當作中心，重新再次計算與之相鄰點的 SPFH 簡化點特徵，並加入距離權重，相鄰距離越近越重要，而進而獲得  $P_q$  的點特徵，如式(4.34)：

$$FPFH(P_q) = SPFH(P_q) + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{1}{\omega_k} \cdot SPFH(P_k), \quad (4.34)$$

$$\omega_k = \sqrt{\exp\|P_q - P_k\|}. \quad (4.35)$$

其中  $\omega_k$  代表權重，表示中心點與其相鄰點之間的距離，因此可以用來評斷點與點之間的關係，如圖 4.16 中， $P_{k1} \sim P_{k5}$  與中心點  $P_q$  距離最近，以相鄰粗體現代表為對於  $P_q$  權重較大，資訊較為重要。透過此算法來估計點的特徵，可以很明顯地知道 FPFH 比 PFH 的點特徵描述少了鄰近點與鄰近點之間的兩兩相連，因此降低了運算的複雜度，提高了系統效率，並有效減少運算時間。最後以直方圖的方式儲存起來，如圖 4.17，圖中 X 軸為 bin 的數量，Y 軸為落入 bin 中點的比率。

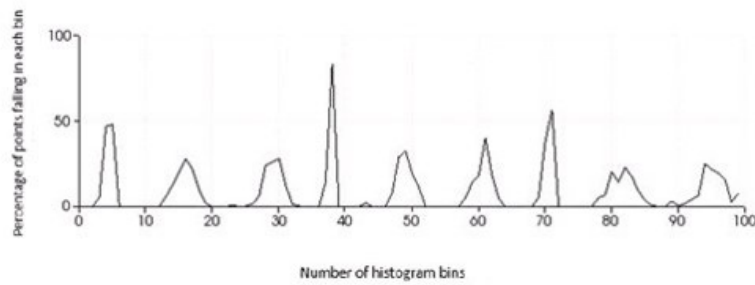


圖 4.17 FPFH 直方圖描述

#### 4.3.1.6 對應點估計、剔除

從 Harris3D 關鍵點、4.3.1.5 小節的快速點特徵直方圖來進行關鍵點對應關係的估計如圖 4.18，最後透過隨機取樣一致性(RANSAC)的方式，在每次迭代中隨機選擇對應點點對，並計算是否符合我們設定的條件，如果不符合則會剔除掉，並在最後求得旋轉矩陣  $R$  及位移矩陣  $T$ 。

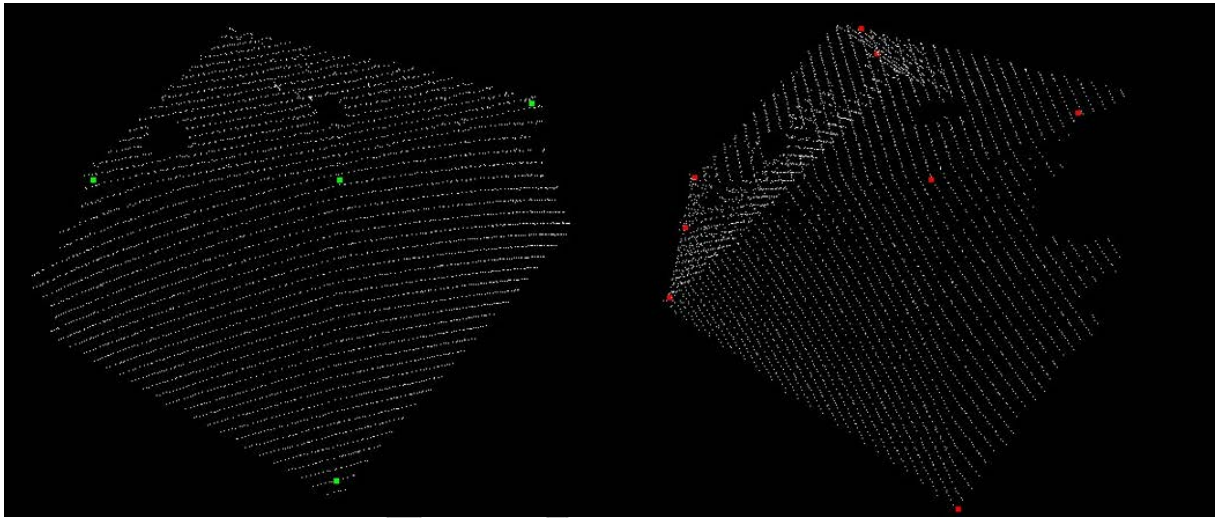


圖 4.18 不同角度下點雲物件的對應點

#### 4.3.2.1 SAC-IA

點雲前處理完之後，直接進行快速點特徵直方圖，接著利用 SAC-IA 來做特徵點提取進行搜尋原點雲資料與目標點雲資料間特徵相似的部分，進行點雲點的估計，而在搜尋過程中，可能會判斷一個原點雲相對目標點雲會有多組對應的關係，因此會保留與目標點雲距離最近的一點為對應點，當建立了原點雲與目標點雲兩群組資料之對應點後，透過隨機採樣一致性算法(Random Sample Consensus, RANSAC)的方式，計算旋轉矩陣  $R$  與位移矩陣  $T$ ，計算共變異數矩陣(covariance matrix)，並進行奇異值分解(SVD)，原點雲與目標點雲資料共有  $i$  組對應點，則原點雲資料表示為  $a_i = [X_i \ Y_i \ Z_i]^T$  與目標點雲資料表示為  $b_i = [X_i \ Y_i \ Z_i]^T$ ，則質心為式(4.36)、式(4.37)：

$$C_a = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k a_i, \quad (4.36)$$

$$C_b = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k b_i, \quad (4.37)$$

則矩陣及解表示為式(4.38)、式(4.39)：

$$\mathbf{E}_{3 \times 3} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (a_i - C_a)(b_i - C_b), \quad (4.38)$$

$$\mathbf{E} = \mathbf{U} \mathbf{D} \mathbf{V}^T, \quad (4.39)$$

其中  $\mathbf{U}$  和  $\mathbf{V}$  為正交矩陣(orthogonal matrix)， $\mathbf{D}$  為對角矩陣(diagonal matrix)，旋轉矩陣  $\mathbf{R}$  及位移矩陣  $\mathbf{T}$  則表示為式(4.40)及式(4.41)：

$$\mathbf{R} = \mathbf{U} \mathbf{V}^T, \quad (4.40)$$

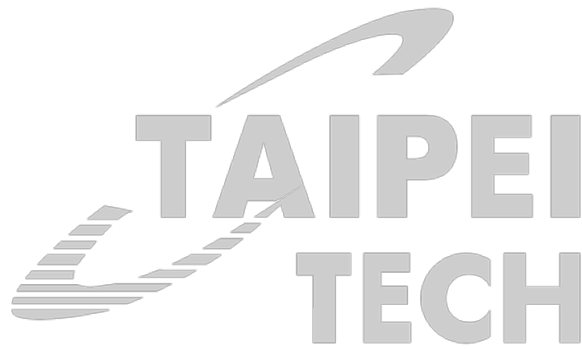
$$\mathbf{T} = C_b - \mathbf{R} C_a, \quad (4.41)$$

因每次迭代接隨機取樣  $i$  組對應點，則利用最小平方方法求出迭代次數中最小的誤差  $e$ ，如式(4.42)，並記錄  $\mathbf{R}$  和  $\mathbf{T}$  來表示原點雲資料藉由此座標轉換後與目標點雲的最佳匹配結果：

$$e = \sum_{i=1}^i |(\mathbf{R} a_i + \mathbf{T}) - b_i|^2. \quad (4.42)$$

#### 4.3.2.2 ICP

點雲 ICP 匹配方式，與第一階段匹配的 SAC-IA 方式不同的地方是，不將對應點進行取樣，而是樣板點雲與目標點雲資料間的所有每一組對應點，重複如式(4.36)~式(4.42)，同樣利用最小平方法計算誤差最小的旋轉矩陣和位移矩陣，ICP 運算的速度與結果依賴於初始搜尋的姿態位置，如果樣板點雲與目標點雲資料的初始姿態差距很大，則匹配結果不甚理想且運算時間太久，所以利用第一階段的 SAC-IA 提供經過粗匹配後的姿態當作初始搜尋位置，可以加快搜尋速度並且較容易獲得最佳的匹配結果。



## 第五章 實驗結果

本節將說明系統實驗過程及結果，針對實驗的數據加以探討及分析。實驗主要目的在於如何讓三維點雲資料縫合、提高效率。本文利用雙雷射掃描來獲取物件的點雲資料，接著透過 PCL 輔助軟體資料庫來完成本實驗。整體流程如圖 2.5 所示。雙雷射掃描透過三角法的方式計算出物件的位置，並將每個雷射點存為點雲檔，針對點雲資料進行前處理、提取關鍵點、點特徵直方圖、縫合等等，最後由實驗結果得知本文方式之優點。

### 5.1 實驗硬體架構

本文所使用的實驗系統架構是利用兩支雷射與一台 CCD 進行本論文研究，硬體架構如圖 5.1 所示，上面之圖包含了兩支雷射與一隻 CCD；下面之圖為物件擺放的地方，雷射掃描主要是利用三角法計算物件的距離，並且透過桌上型電腦進行三維物件資訊演算及 3D 點雲物件處理。

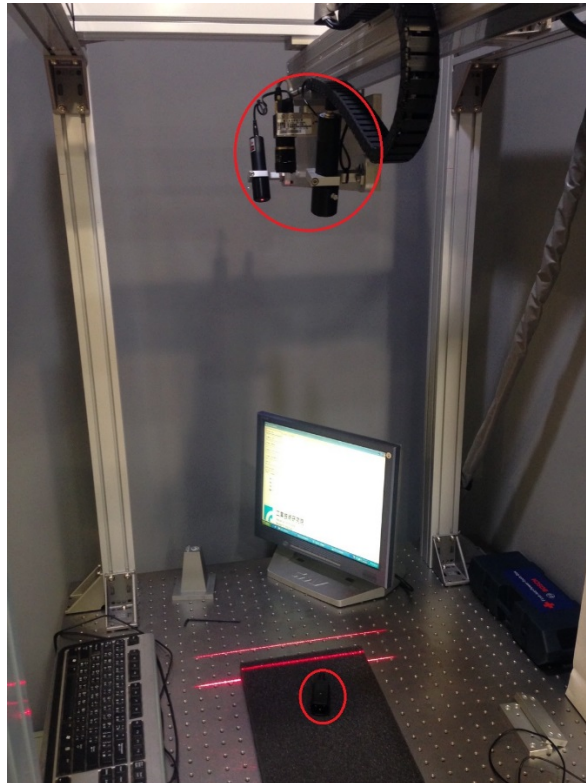


圖 5.1 系統硬體架構

本實驗系統使用的硬體規格：

1. 鏡頭：焦距 20mm，數量 1 個。
2. CCD camera：解析度 1280\*1024，影像擷取速度 50fps，數量 1 個。
3. Laser：功率 50mW，數量 2 個。
4. 桌上型電腦：CPU：Intel Core i5 2.8G Hz，Memory：4GB，數量 1 台。

本文透過雙雷射掃描系統獲取點雲資料，掃描物件二如圖 5.2 所示。



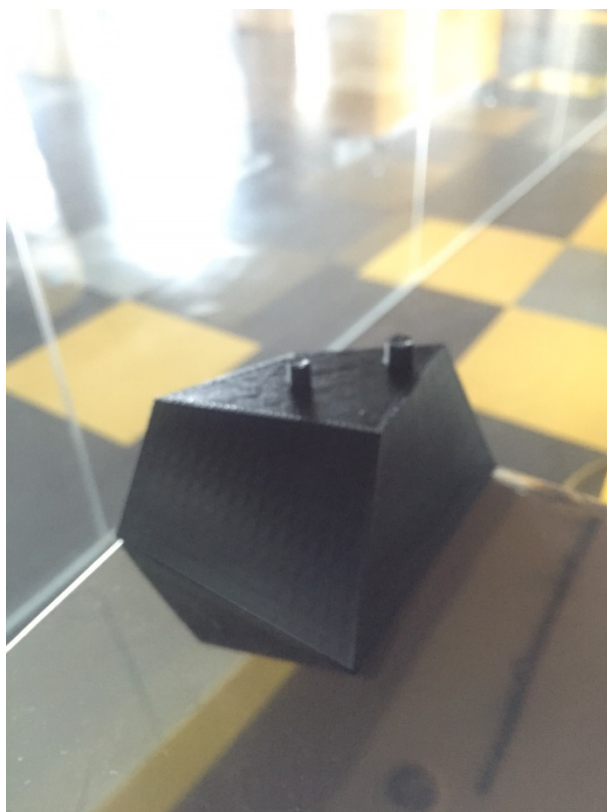


圖 5.2 物件

經由雙雷射掃描後獲得的點雲資料如圖 5.3 所示。

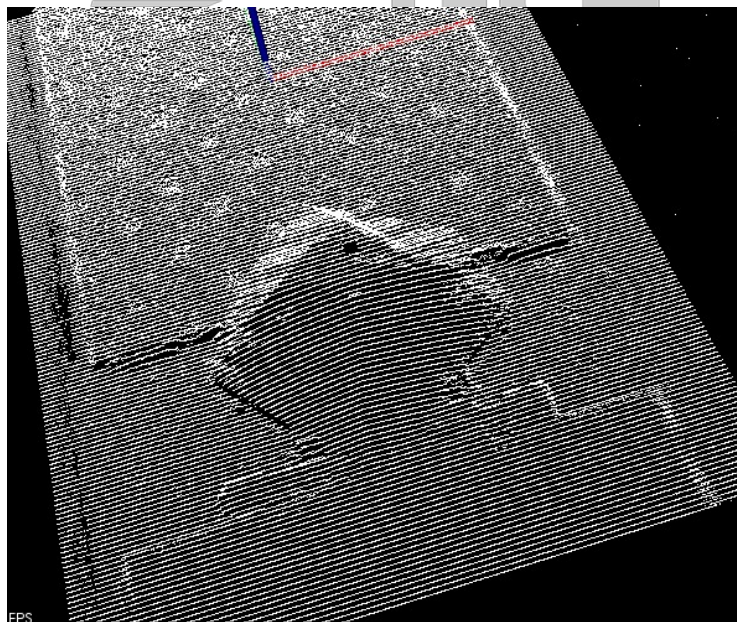


圖 5.3 物件之點雲資料



## 5.2 三維點雲資料處理

本節討論基於點雲資料的特徵進行處理，從雙雷射掃描所獲得之點雲資料大約有 231000 點，如圖 5.3 所示，為提高效能，經第四章所述的前處理後，經過平面分割所獲得的點雲資料大約剩下 11800 點，如圖 5.4 所示，接下來以降低點雲密度與濾除離群點，使用後大約剩下 2000 點，如圖 5.5。

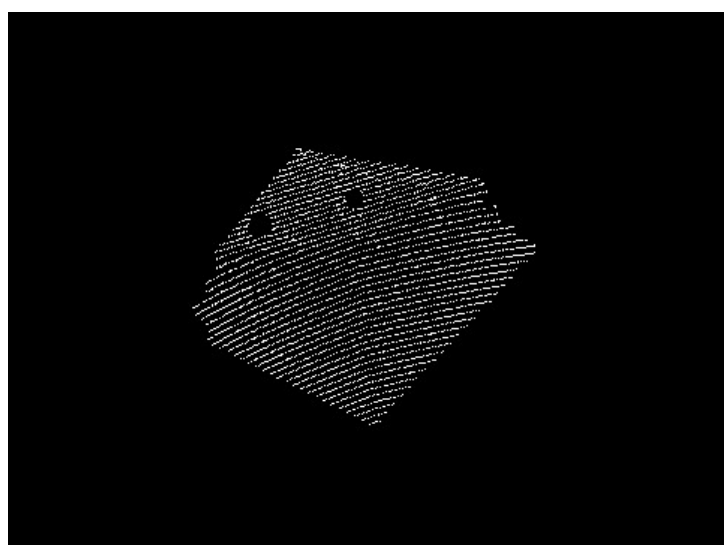


圖 5.4 平面分割後

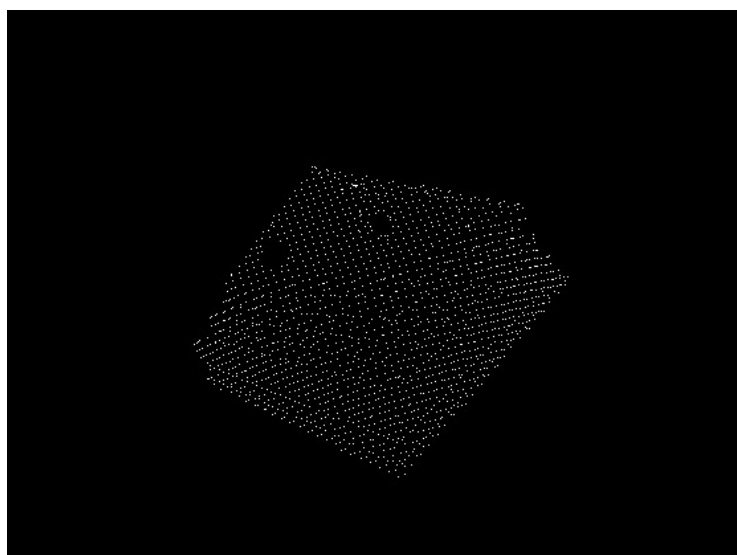
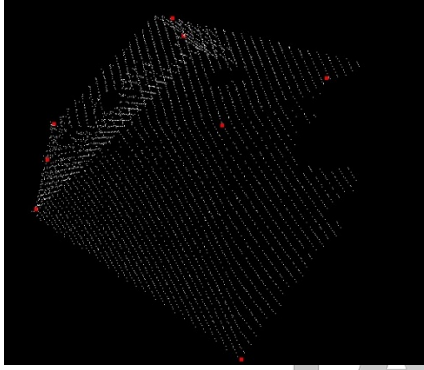
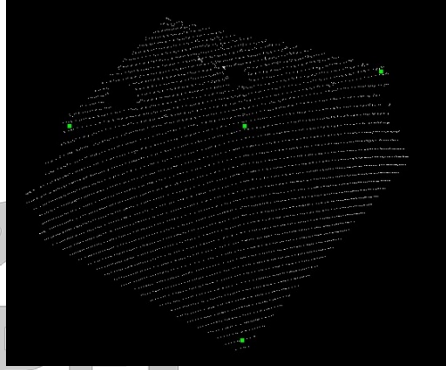
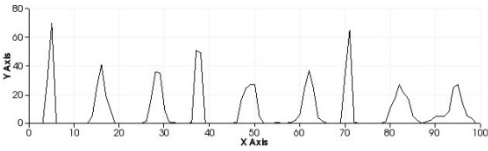
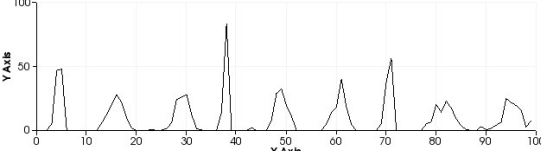


圖 5.5 降低樣本數與濾波離群點後

接著進行關鍵點的提取，關鍵點提取方式如 4.3.1.3 節所述，當源點雲與目標點雲的關鍵點提取完之後，開始對這些關鍵點做快速點特徵直方圖(FPFH)，根據 4.3.1.5 節所述，在經由對應點的估測找出源點雲與目標點雲相似的 FPFH，如表 2 所示，最後經由 RANSAC 的方式剔除錯誤對應關係的關鍵點對，並且獲取轉換矩陣。

表 2 關鍵點與 FPFH

	源點雲	目標點雲
視角	0 度	90 度
關鍵點		
FPFH		

在獲取轉換矩陣之後，將源點雲乘上轉換矩陣我們便能夠將源點雲與目標點雲縫合起來，為了要探討縫合的精準度，本論文在物件的設計上多設計了兩個小圓柱體，目的是要在縫合完之後能夠方便去計算其縫合的精準度，藉由縫合完的轉換矩陣，接著利用原點雲小圓柱的點雲資料去乘上轉換矩陣可以將兩個小圓柱體的點雲資料縫合起來，藉由原點雲與目標點雲資料去計算誤差。縫合精準度本論文利用了方均根誤差方法去計算誤差，其公式如式(5.1)，因此可以計算出 X、Y、Z 方向的誤差值。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{s,i} - X_{t,i})^2}{n}} , \quad (5.1)$$

其中下標  $s$  為源點雲、 $t$  為目標點雲。

### 5.3 實驗結果與比較

最後利用傳統 SAC-IA 初縫合、ICP 細縫合的方式與本文縫合之方式進行角度誤差比較、時間耗費比較、精準度比較，本論文自行繪製物件與利用 3D 列印機列印之物件進行研究與討論，三個物件圖與縫合結果圖如圖 5.6、圖 5.7、圖 5.8 所示，從圖 5.6 可以看出如果一個面與下方工作平台垂直，較不能掃出點雲資料因此會影響縫合後的整體完整性，由圖 5.7、圖 5.8 之物件在側邊平面的設計上並沒有與工作平台垂直因此藉由雙雷射掃完之後可以得到較完整的點雲資料，在由本論文縫合的方法，讓物件的點雲資料更完整。

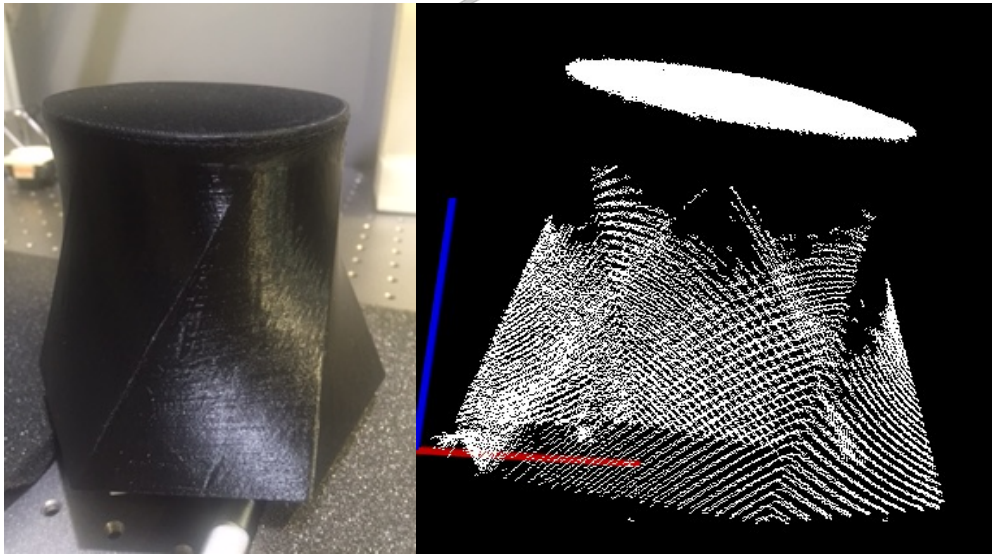


圖 5.6 物件一

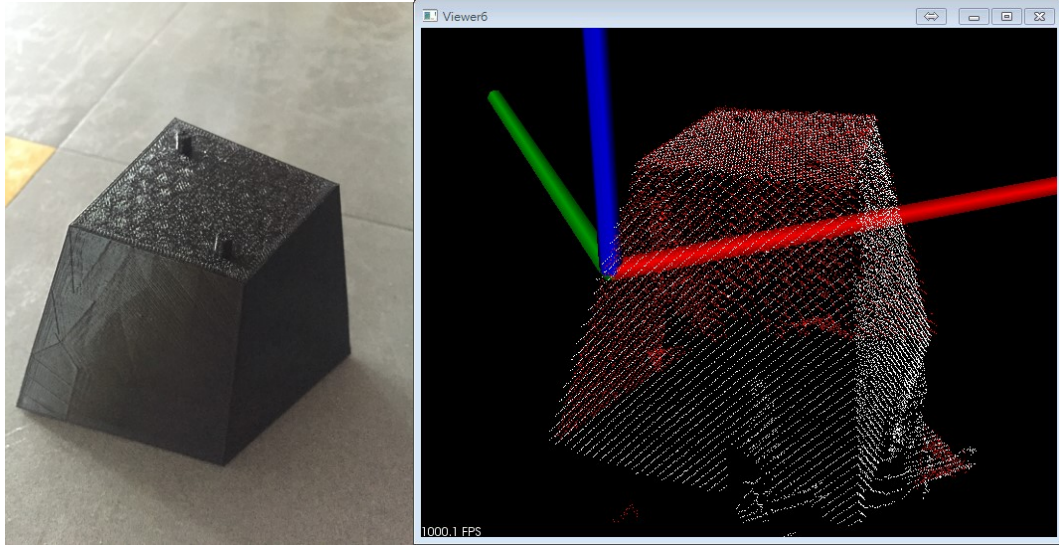


圖 5.7 物件二

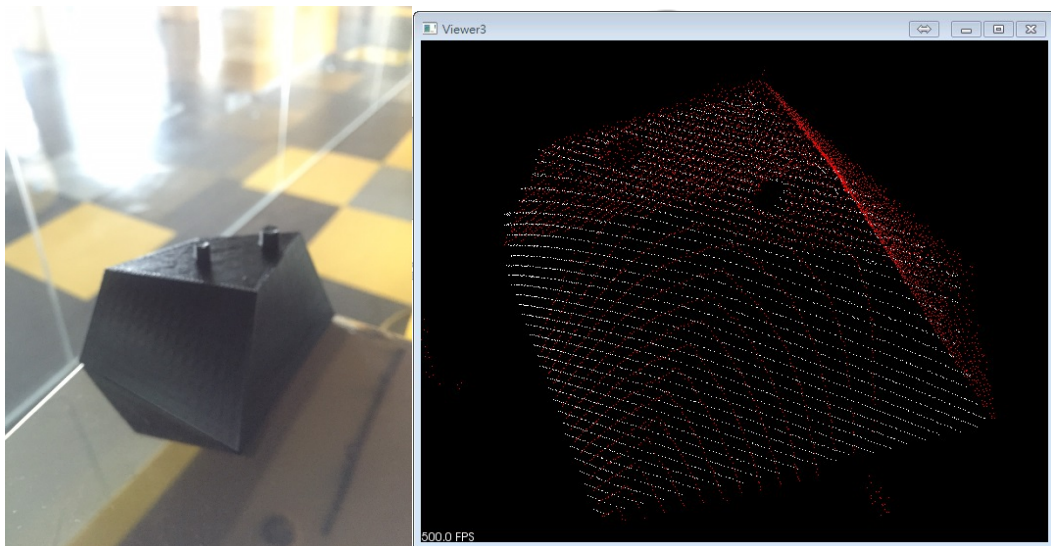


圖 5.8 物件三

在比較上面皆是以兩個點雲資料也就是源點雲與目標點雲進行討論與比較，物件一所縫合的角度為 0 度與繞 Z 軸旋轉 30 度的視角；物件二是角度 0 度與繞 Z 軸旋轉 90 度的視角；物件三也是角度 0 度與繞 Z 軸旋轉 90 度。傳統縫合方式所耗費時間  $t_{icp}$  如表 3 所示，而本論文之耗費時間  $t_{proposed}$  如表 4 所示；在角度誤差方面的比較如表 5，其中  $ae_{icp}$  為傳

統縫合方式之角度誤差， $ae_{proposed}$  為本論文之角度誤差；而在定位精準度誤差方面的比較如表 6 所示，其中  $de_{icp}$  為傳統縫合方式之定位誤差， $de_{proposed}$  為本論文之定位誤差。

比較本文方式與 ICP 方式的效率，其計算方式如式(5.2)~(5.4)，其中 TR 為時間的效率提升；DR 為角度誤差的提升；AR 為精準度提升的效率。

$$TR = \frac{t_{icp} - t_{proposed}}{t_{icp}} \times 100\% , \quad (5.2)$$

$$AR = \frac{ae_{icp} - ae_{proposed}}{ae_{icp}} \times 100\% , \quad (5.3)$$

$$DR = \frac{de_{icp} - de_{proposed}}{de_{icp}} \times 100\% . \quad (5.4)$$

表 3 SAC-IA+ICP 耗費時間

運算時間	物件一	物件二	物件三
SAC-IA(s)	1.7895	1.9854	1.5746
ICP(s)	2.045	1.6489	1.4268
總計(s)	3.8345	3.6343	3.0014

表 4 本文方式耗費時間

運算時間	物件一	物件二	物件三
Harris 關鍵點(s)	1.244	1.124	1.054
關鍵點對應估測(s)	0.894	0.7675	0.6895
總計(s)	2.138	1.8915	1.7435

表 5 角度誤差比較

角度誤差	物件一	物件二	物件三
實際角度(度)	30	90	90
SAC-IA+ICP(度)	30.94	90.856	90.982
本文(度)	30.67	90.755	90.657

表 6 精準度誤差

誤差(mm)		物件二	物件三
SAC-IA+ICP	X 方向	0.39	0.34
	Y 方向	0.29	0.28
	Z 方向	0.32	0.31
本文	X 方向	0.35	0.29
	Y 方向	0.26	0.25
	Z 方向	0.278	0.268

表 7 運算效率與精度提升效率

	物件一	物件二	物件三
時間(%)	45	48	42
角度誤差(%)	29	12	33
精準度(%)		12	17

## 第六章 結論與未來發展

### 6.1 結論

本文使用了雙雷射掃描，雖然雙雷射掃描技術有效的解決單雷射掃描時遮蔽的問題，但也不一定能夠掃的很完整，因此本文將待測物件繞 Z 軸旋轉並重新掃描，這樣一來可以獲得幾個不同視角下的點雲資料，最後利用 Harris3D 關鍵點來當我們的特徵點，並且將這些關鍵點結合了對應點估計的演算法，相較於傳統 ICP 的方式，傳統作法是將所有點雲資料或是所需要部分的點雲資料進行縫合，但本文方式比 ICP 方式所使用的點數來的降低許多，因此在計算時間、精準度、角度誤差上，本文方法來的比 ICP 優良，結果可得知物件一在時間的耗費下提升了 45%、角度誤差精度上提升了 29%；物件二在時間的耗費下提升了 48%、角度誤差精度提升了 12%、定位精準度也提升了 12%；物件三時間上提升了 42%、角度誤差精度提升了 33%、定位精準度提升了 17%。

### 6.2 未來展望

獲取物件的三維點雲資料的方式有許多種，本文藉由雙雷射掃描獲取三維點雲資料，並藉由 Harris3D 關鍵點的提取，使得這些關鍵點為三維點雲的特徵點，最後進行點雲的縫合、匹配。在未來在搜尋對應點的方式可以加上物件在影像上的幾何特徵條件，例如梯度，提高計算物件三維資料的精準度，並且提高效率，有望在未來能夠與機械手臂結合完成物件夾取的部分，那麼雙雷射系統與機械手臂的結合在工業應用上肯定會在往前更邁進一步。

## 第七章 參考文獻

- [1] 任卿、刁常宇、魯東明、劉剛，基於結構光的文物三維重建,敦煌研究，2005。
- [2] 三維掃描分類
- <https://zh.wikipedia.org/wiki/%E4%B8%89%E7%B6%AD%E6%8E%83%E6%8F%8F%E5%84%80#.E9.9D.9E.E6.8E.A5.E8.A7.B8.E4.B8.BB.E5.8B.95.E5.BC.8F.E6.8E.83.E6.8F.8F>
- [3] R. B. Rusu and S. Cousins, "3d is here : Point cloud library (pcl)," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2011, pp. 1-4.
- [4] M. Alexa and A. Adamson, "On normals and projection operators for surfaces defined by point sets," *Proceedings of the First Eurographics conference on Point-Based Graphics*, 2004, pp. 149-155.
- [5] E. Wahl, U. Hillenbrand, and G. Hirzinger, "Surflet-pair-relation histograms : a statistical 3D-shape representation for rapid classification," *Fourth International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, 2003. 3DIM 2003. Proceedings*, 2003, pp. 474-481.
- [6] R. B. Rusu, N. Blodow, and M. Beetz, "Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2009, pp. 119-128.
- [7] R. B. Rusu, Z. C. Marton, N. Blodow and M. Beetz, "Persistent point feature histograms for 3D point clouds, " in *Proceedings of the 10th International Conference on Intelligent Autonomous Systems*, 2008. pp. 119-128.
- [8] R. B. Rusu, N. Blodow, Z. C. Marton, and M. Beetz, "Aligning point cloud views using persistent feature histograms," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2008, pp. 3384-3391.
- [9] R. B. Rusu, G. Bradski, R. Thibaux, and J. Hsu, "Fast 3d recognition and pose using the viewpoint feature histogram," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2010, pp. 2155-2162.
- [10] P. J. Besl and N. D. McKay, "Method for registration of 3-D shapes," in *Robotics-DL tentative*, 1992, pp. 586-606.
- [11] S. Rusinkiewicz and M. Levoy, "Efficient variants of the ICP algorithm," *Proceedings Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*, 2001, pp. 145-152.
- [12] 陳博瑞，基於視覺之三維點雲縫合與重建，碩士論文，國立臺北科技大學電機工程研究所，臺北，2015。



- [13] M. A. Fischler, R. C. Bolles, "Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography, " *Communications of the ACM*, vol.24, no.6, 1981, pp.381-395.
- [14] C. S. Chen, Y. P. Huang, J. B. Cheng. " RANSAC-based DARCES: a new approach to fast automatic registration of partially overlapping range images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, " vol. 21, no. 11, 1999, pp.1229-1234.
- [15] D. Holz, A. E. Ichim, F. Tombari, R. B. Rusu and S. Behnke, " Registration with the Point Cloud Library: A Modular Framework for Aligning in 3-D, " *in IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 22, no. 4, Dec. 2015, pp. 110-124.
- [16] Sílvia Filipe, " A Comparative Evaluation of 3D Keypoint Detectors in a RGB-D Object Dataset, " *IEEE International Conference on Computer Vision Theory and Applications* , vol.1, 2014, pp. 476-483.
- [17] 朱海德，點雲庫PCL學習教程，北京，北京航空航天大學出版社，2012。
- [18] Z. Zhang, "A flexible new technique for camera calibration," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, 2000, pp. 1330-1334.
- [19] J. G. D. M. Franca; M. A. Gazziro; A. N. Ide; J. H. Saito, 2005, " A 3D scanning system based on laser triangulation and variable field", *IEEE International Conference on Image Processing, ICIP 2005*. Vol. 1, Sept. 2005, pp. 425-428.
- [20] C. Harris and M. Stephens, "A combined corner and edge detector, " *in: Proceeding of The Fourth Alvey Vision Conference*, vol. 15, Manchester 1988, pp.147-151.
- [21] H. P. Moravec, "Toward automatic visual obstacle avoidance, " *in: Proc. Fifth of International Joint Conference on Artificial Intelligence*, vol. 1, August 1977, pp.584.