

行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

子計畫三：家用機器人之電腦視覺系統研究

計畫類別：整合型計畫

計畫編號：NSC92-2213-E-009-006-

執行期間：92年08月01日至93年07月31日

執行單位：國立交通大學資訊科學學系

計畫主持人：莊仁輝

報告類型：完整報告

處理方式：本計畫可公開查詢

中 華 民 國 93 年 11 月 1 日

行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告

先進家用機器人系統研發計畫(3/3)

子計畫三：家用機器人之電腦視覺系統研究

計畫編號：NSC 92-2213-E-009-006

執行期限：92年08月01日至93年07月31日

主持人：莊仁輝 國立交通大學資訊科學研究所

一、摘要

中文摘要

本報告為先進家用機器人系統研發計畫之視覺模組研究成果的結案報告。本研究之目的在於利用電腦視覺技術，提供家用機器人智慧中之視覺功能，使其能藉以偵知本身及周遭之物體位置，並能依工作所需規劃出安全且有效率的行進路線或肢體動作。另外，還能夠對於視覺所見之人物，進行類似人類的辨識行為。在場景重建方面，我們探討不同層次的景物重建方式，對於各種家用需求所能夠提供的支援。而利用重建三維場景的模型，機器人得以推估自身與所處環境間的幾何相對關係，而規劃出一個完全避碰的路徑，期使行進過程中不致與環境障礙物發生碰撞。在人臉辨識方面，我們在家用環境考量下，能夠不嚴格限制人臉正面之朝向，而允許某範圍內之角度改變。本計劃之主要任務在於提供家用機器人各子系統有關視覺之資訊，已遂行其任務，並且藉由各子系統所提供之資訊，來增進其視覺效能。

關鍵詞：家用機器人、特徵點擷取、相機校正、幾何重建、障礙物避碰、人臉辨識

Abstract

The goal of the project is to develop a vision module for a home robot so that the robot can reconstruct the 3D geometry of the environment and avoid collisions by inferencing geometrical relationship between itself and objects in the scene. Moreover, we also develop a face recognition approach

using the relative affine structure which does not require frontal face images in certain orientation. The image feature extraction, feature correspondence, 3D scene reconstruction and path planning developed for the home robot can be provided as valuable experience for researchers in this field.

Keywords: home robot, feature extraction, camera calibration, 3D reconstruction, collision avoidance, face recognition

二、前言

本研究之目的在於利用電腦視覺技術，提供家用機器人智慧中之視覺功能，使其能藉以偵知本身及周遭之物體位置，並能依工作所需規劃出安全且有效率的行進路線或肢體動作。而主要任務在於提供家用機器人各子系統有關視覺之資訊，已遂行其任務，並且藉由各子系統所提供之資訊，來增進其視覺效能。

如何直接由影像，而不用已知三維目標物作照相機之內外部參數校準，以達成三維空間的重建一直是電腦視覺中最重要的議題之一，其重要性可由工程上之廣泛應用可見一斑。特別在機器人的設計應用上，以往經常需要借助已知物體之三維資訊，作事先的照相機校準方能得到空間之三維重建，進而完成路徑規劃，目標物擷取等等重要任務。然而，在真實的應用上，行動中的機器人通常無法事先獲得所處環境之資訊，使得原本的校準的方法之應用

受到相當的限制。反觀直接由影像中推得所在空間之三維座標的自我校準方法，它能有效地降低離線工作的需要並且大幅提升即時三維資訊獲取的可能性，而為目前最具實際應用價值的方法之一。

關於照相機的自我校準方法，在早期的研究[1,2]中指出，投射幾何之重建可簡單地由兩張或多張投射影像即可求得。近來的研究目標主要放在如何將三維重建由投射空間提升到歐式空間，以得到物體在真實空間上之三維資訊 [5]。在[3]中，我們提出不需要任何額外場景限制的自我校準方法，所需之兩張影像僅需要照相機之間有小角度的旋轉與一般的位移即可，而這樣的影像在一般的視訊，或立體視覺的應用可經常見到。在該論文中，我們同時發展了僅需兩張影像的階層式歐式空間三維重建之演算法。此外，在[4]中，我們提出在一些特定的攝影機架構下，如何使雙眼機器人達成自我校準的方法。考慮的問題包括如何在雙眼機器人上，以其中之一攝影機為座標中心，而另一攝影機相對此座標系作單軸與雙軸旋轉時的照相機自我校準問題。在此論文中同樣考慮在最少需求下，也就是只有兩張影像的狀況下達成此目的。

另外，在基於電腦視覺之機器人路徑規劃問題領域，已經有許多的論文加以探討。基本上，路徑規劃的目的是在將一自由空間中的物體從初始的狀態（包含位置及角度）移動到最後的狀態，其中的過程必須避免與任何的障礙物發生碰撞。研究方向包括：物體跟障礙物可能是剛體或可以變形的，障礙物可以是靜止不動或動態的，物體移動的方式可能是任意的或受某些限制（如機械手臂）。本研究將前述電腦視覺重建所得到的三維資訊，應用到地面二維路線圖之建構，並建立機器人之視覺跟隨能力以協助路線圖之更新以及家庭保全，以及探討機械手臂在三維空間中運

動的路徑規劃等等問題。在家用環境的定位方面，我們初步將假設，障礙物是剛體且靜止不動的，而後再視實際需求加以調整。我們發展了一個位能場模型，推導出兩線段間的排斥效應（包括排斥力場與排斥轉矩）之解析式，並進一步利用上述排斥效應之解析式來發展與智慧型機器人的路徑規劃相關的演算法。我們嘗試對不同的例子進行模擬，且得到相當不錯的成果。此外我們也將二維位能場模型推廣到三維空間中的體，並舉例說明此一位能場模型確實能夠被應用到多關節的路徑規劃中，且保證能達到避碰的效果。

本計畫第三年的主要工作將發展植基於機器人三維視覺之人臉辨識方法，探討利用三維重建所得之人臉特徵來進行人臉辨識之可行性。由於臉部辨識相關的研究已進行了超過二十年，迄今已有許多的方法曾被提出。例如，有以比對臉部特徵向量為主[7]，藉由可變形的模板(deformable template) [8]或是 HMM (Hidden Markov Models)[9]等等辨識方法。此外，Eigenface [10] 和 Eigenfeature [11]，利用特徵向量的轉換空間關係來做臉部辨識的，亦為重要方法之一。基本上，這些方法可歸納分為以組成要素為基礎（constituent-based）和以臉部為基礎（face-based）兩種。上述之人臉辨識之研究都是以單張影像所能獲得的二維資訊為基礎。然而，實際上，人臉具有豐富的三維資訊，僅利用二維之影像資訊，極可能失去了許多可能辨識之可能性。因此，本研究也探討了如何僅利用兩張影像來獲得部分人臉三維資訊，進一步達成辨識之目的。其主要方法為，從人臉上挑選取三個特徵點當作參考平面，並求出其他各點相對於此平面的關聯仿射結構[12]；由於此種結構具有投影幾何上之不變性，故其值可作為個人辨識之基礎。在家用環境的考量下，我們希望因此能夠不嚴格限制人臉正面的朝向，而允許某範

圖內之角度改變。

下一節中，我們分別對各年度的研究目的與發展方向，做詳細的說明。

三、研究目的

依據本研究計畫的計畫書構想，家用機器人視覺模組的研發，依三個年度分別針對不同的重點。第一年度為建立電腦視覺之計算環境及攝影機模型建立與三維重建，第二年為基於位能場模型之家用機器人運動規劃，第三年為家庭成員之臉部辨識。茲將各年的研究目的詳細說明如下：

第一年度、建立電腦視覺之計算環境及攝影機模型建立與三維重建：

在三維的模擬環境中，我們可利用直接設定空間中參考點之三維座標的方式提供使用者輸入物體相對於設定世界座標系下位置之介面，這是相當直接且簡單的做法，但在以真實影像重建三維的環境中，複雜度就相對地提高了許多。在研究各種可能的方法後，我們將利用 Matlab 程式語言撰寫影像輸出入與相關數學計算程式，完成整合電腦視覺以及模擬環境之發展。為使本年度所發展之計算環境能充分發揮其功能，在程式的設計上，除了提供三維物體之輸入之外，應該進一步考量更具彈性之影像輸出入功能，以及特徵點抽取等影像處理子程序與相機校準計算以及三維重建等主程序之連結發展，以期成為具高度整合性，能作即時應用之電腦視覺系統。

而在攝影機模型建立與三維重建方面，我們將照相機內外部參數作為連結對應之幾何關係，操作這些代數與幾何之間的計算以完成所求之電腦視覺功能。最後以模擬的方式驗證所運用之數學的正確性；透過影像資料庫進行實際三維重建應用之測試，驗證相機模型及相關演算法之正確性，以奠定以電腦視覺應用於家用機器人之基礎。

第二年度、基於位能場模型之家用機器人運動規劃：

對於場景中的物體，我們可由攝影機所得之影像作三維重建，得到物體所在歐式空間下之位置，進而標定物體之間的相對幾何關係，執行物體追蹤之任務。而其路徑規劃問題則可直接使用所發展之路徑演算法中，利用排斥力將骨架起始點置放於瓶頸中點的物體做平移、旋轉以求其位能之最小值，然後依序對物體的不同骨架點進行類似的調整工作，作追蹤路徑之規劃。發展完成之演算法即可進行環境模擬，進行更多實際應用例子的測試，以驗證三維重建與路徑規劃及相關演算法之正確性。

第三年度、家庭成員之臉部辨識：

我們第一年所發展的三維重建演算法，固然可以作為臉部特徵點之深度取得方法。然而就臉部辨識的應用而言，我們可直接重建於投影空間上，並由於此深度資訊在投射空間具有不變性，儲存並比較不同人臉中相同特徵點之投影深度，亦即所謂的相關仿射結構，形成此三維臉部辨識演算法之基礎。發展完成之演算法將利用實際人臉的影像資料庫，進行大量的測試，以驗證此三維人臉辨識演算法之正確性。

除了以上所描述的各年度工作重點外，我們亦將隨時著重於和其他各子計畫的配合與介面的制定。將我們的研究成果，平順的轉移到共通的工作平台，以建構出完整的先進家用機器人系統。下一節中，我們介紹各相關領域的研究發展成果與文獻的探討。

四、文獻探討

先進家用機器人視覺模組的三維重建部份，包含數個階段。分別是特徵點擷取、特徵點對應關係的建立，相機校準以及場

景之重建。由於影像特徵點的擷取與對應為藕合度高的兩個部份，本研究將其一併探討。特徵點的對應問題在目前電腦視覺的領域當中仍然是一個瓶頸與難題，雖然在過去多年來已有不少前人針對此問題提出不同的演算法，但是至今仍無一完美的解決方案，但特徵點對應的理論在各個不同領域的研究卻都有其重要性。綜觀目前各種已知的特徵點對應演算法，我們約可大略的將其分類如下：

1) 立體影像建立特徵點對應 (two-frame-based approaches)：

在這一類的方法中，我們對一個場景分別從兩個不同的角度取得一對立體影像 (stereo images)，再從這兩張影像中各自找出其特徵點並做對應。而對應的方法又可再細分為三類：以極線限制 (epipolar constraint) 建立特徵點對應、以灰階比對建立特徵點的對應 (template matching)、以特徵比對建立特徵點的對應 (feature matching)。

2) 連續影像追蹤特徵點 (long-sequence-based approaches)。

特徵點對應問題在經過多年的研究之後仍然無法完全解決，其原因主要是有以下幾個困難點：模稜兩可的比對判斷 (ambiguity)、遮蔽 (occlusions)、因取像所造成的失真 (photometric distortions)，及因投影所造成的失真 (projective distortion)。目前特徵點的擷取可大致分為兩個方向，一為分析影像中的色彩或灰階值來計算梯度 (gradient)、曲率 (curvature) 以擷取特徵點，例如 Moravec [13]、Harris [14]、Susan [15] 所提出的演算法；另一則為利用影像中邊的資訊，找出邊的最大曲率，或是以邊與邊的交點來擷取出特徵點，後者由於計算複雜度較高，不適合於機器人視覺系統所需的即時性，故在此便不多做討論。在第一類

的方法中，Harris 演算法是計算影像中的灰階值在各個方向變化的程度來決定特徵點的位置，其找出來的特徵點是為角點。圖一為各演算法所擷取的特徵點結果比較。由於 Harris 演算法在速度上的表現較佳，且所擷取的特徵點結果也較合理，因此在目前許多的研究中皆是使用 Harris 演算法來擷取影像中的特徵點。

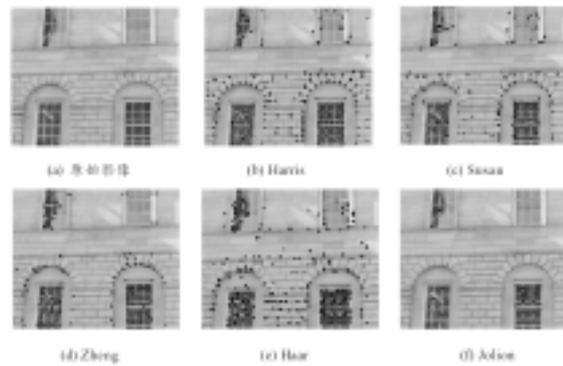


圖 1 各種特徵點擷取演算法的實驗結果比較

在目前立體影像特徵點對應的演算法主要可以分為三類：以極線限制建立特徵點的對應、以特徵比較為基礎建立特徵點的對應、以灰階比較為基礎建立特徵點的對應，不同的方法各有利弊。而目前常見改善特徵點對應的方法共有 M-estimators、RANSAC 和 Least-median-of-squares (LMedS) 等等。

關於照相機的自我校準方法，Faugeras 等人在 [19] 提出了利用 Kruppa 公式解出照相機內部參數為固定時之自我校準問題，許多植基於此的類似研究跟著紛紛出籠。然而，有別於 Kruppa 公式的解法也相繼出現。而這類以所謂 Absolute dual quadric 為解決基礎的方法突破了原本 Kruppa 公式要求照相機內部參數為固定之限制，允許這些內部參數在一連串影像中改變其值。此外，階層式自我校準方法，將三維重建的結果由最初的投射空間，提升至仿射空間，最後到歐式空間的校準技術，也被大家廣為接受。而進一步，結合以上這些技術的校準方法亦被一些學者提

出，Pollefeys [16] [17] 等人提到了如何在允許改變焦距的狀況下，建構一組線性方程組以求得照相機參數，然而，如果只有兩張影像，基本上此方程組只能得到一個解家族(family of solutions)。故此，原作者在[17]中增加消失點為額外的場景限制來獲得唯一解。

同樣的，由二維影像進行三維場景重建，也是一個已被研究多年的題目。根據不同應用的需求比如機器人導航、電腦動畫製作、建築物模型製作或是虛擬實境等，便會有不同的重建考量。我們研讀了一些三維重建的應用實例，並且簡單介紹其特色。多視角立體重建是從多個不同視角的位置取得影像資訊，將這些影像兩兩比較，透過一些相似度比較 (correlation-based) 的方法，找出影像中相對應的特徵，通常為點，進行三維重建。這種重建的好處是利用多台相機同時拍攝影像，在一個特定的時刻就可以取得足夠的資訊來進行重建，如此一來便可針對運動中的物體進行追蹤與軌跡重建。相對於多視角立體重建使用兩台以上的相機，單相機多視角重建的方法大多以單一的相機，但是由多個不同的視角來取得影像進行重建。這麼做的好處是只需要利用一台相機便可以進行重建，所花費的成本較少，但是缺點是在某一個時刻只能取得一張影像。Pollefeys 和 Van Gool 實做了這樣的一個系統[18]。這個系統的輸入是一連串對於同一個場景的影像，經過了初步的特徵點擷取步驟，對每張影像分別找出一些特徵點，接下來進行相似度比較找出其對應關係。由於數位相機在成像時一定會有些微的誤差，加上影像本身會有不穩定的雜訊，因此 Pollefeys 他們將所找出的特徵點，透過了 RANSAC (RANDOM SAMPLING CONSENSUS) 的方式，算出許多組可能的基本矩陣 (fundamental matrix)，再從這些基本矩陣中選出一個最穩定的。基本矩陣即

代表了每兩張影像之中每個點的轉換關係。Fitzgibbon 和 Zisserman 也提出了類似的系統，同樣地先找出影像中的特徵點，但是除了特徵點之外，也利用邊線偵測 (edge detection) 的結果找出線段 (line segment)，在進行重建時分別對點以及線進行重建。如此一來所得到的三維重建結果就不再是一堆雜亂的三維點座標，而是有一些線段作為輔助，可以直接或間接地幫助接下來的一些重建工作，包括面的選取或是材質的貼圖等等。另外，除了一般使用兩兩的影像進行重建之外，也引入了三焦距張量 (trifocal tensor) 的做法，一次使用三張影像來進行重建，可以有效地減少重建時對於深度資訊的不確定性。本模組的系統類似 Zisserman 等人的做法，除了進行特徵點的重建之外，也加入了線段的資訊，進一步到面的重建。

先進家用機器人視覺模組的路徑規畫部份，本研究在不失去一般性的假設下，以連結物體來模擬機器人的外觀。而連結物體是建構在三維的環境裡，因此是以多邊形或線段來描述物體以及障礙物。我們假設工作空間的所有幾何資訊皆已由重建模型中獲得，且障礙物表面電荷分布為均勻的位能場模型。連結物體的關節連結機制是屬於序列式 (serial) 的，所有的關節均為球型關節 (spherical joint)。利用位能場觀念來做路徑規劃的研究，有相當多的研究成果，我們以此觀念配合電腦視覺所得到之三維資訊，作為以位能場空間模型來協助各種路徑規劃之可行性之探討。而關於以位能場作路徑規劃的問題上的研究，在[20]中，作者曾探討了利用移動物體跟障礙物間最短距離來計算人工排斥場的方法被拿來做線段間的 local planning。類似的工作在[21]是利用 Yukawa 函數 [22] 來計算人工位能場，Harmonic 函數在 [23] 中被用來尋找狀態空間中的物體軌跡。以位能場為基礎的方法，其主要的優

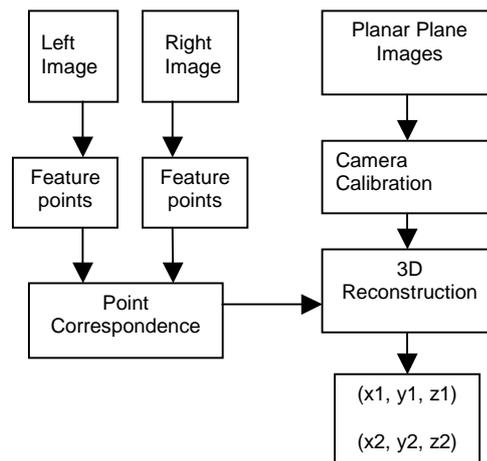
點是自由空間的描述比較簡單，排斥力場可以引導物體的移動以達到避碰的效果，而將其應用到更高維度的路徑規劃問題也比較直接。

植基於機器人三維視覺之人臉辨識將探討利用三維重建所得之人臉特徵來進行人臉辨識之可行性。由於臉部辨識相關的研究已進行了超過二十年，迄今已有許多的方法曾被提出。例如，有以比對臉部特徵向量為主，藉由可變形的模板 (deformable template) 或是 HMM (Hidden Markov Models) 等等辨識方法。此外，Eigenface 和 Fisherface，利用特徵向量的轉換空間關係來做臉部辨識的，亦為重要方法之一。基本上，這些方法可歸納分為以組成要素為基礎 (constituent-based) 和以臉部為基礎 (face-based) 兩種。然而這些人臉辨識之研究都是以單張影像所能獲得的二維資訊為基礎。實際上，人臉具有豐富的三維資訊，僅利用二維之影像資訊，極可能失去了許多可能辨識之可能性。

基於以上的相關研究及文獻，我們針對本計劃欲建構之先進家用機器人，做了多項的研究。我們的研究方法於下一節中說明。

五、研究方法

視覺模組之系統架構如圖二所示。本系統首先進行左右兩攝影機所攝得的影像的特徵點選取。選取之特徵點再於特徵點對應模組內進行匹配。此階段也會進行特徵點的篩選。其次，利用所得的特徵點對應關係，並且引入相機自我校正時所得的相機參數，我們可以求得相機外部參數，包含相機相對於場景的三度空間位置，各軸旋轉角等等。接著，藉由以上諸步驟所獲得的資訊，來重建場景的三維結構，並建立其三維模型。如此所得的三維資訊，將可用來規劃機器人的避碰行進路線。



圖二 系統架構

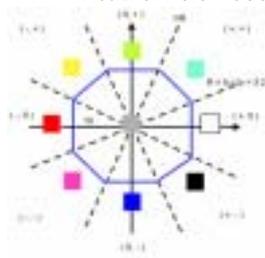
5.1 影像特徵擷取與對應模組

影像特徵擷取模組之功能在於利用影像擷取卡、數位攝影機或是數位相機，連續拍攝一連串不同時間不同角度的真實影像來擷取特徵點，並找尋其對應關係。我們希望做到無論是特徵點的擷取、邊的擷取或是特徵點的對應，都是完全自動化而不需任何人工做判斷或選擇的動作，同時不需要事先知道額外的資訊，像是影像拍攝的場景情況或是拍攝所使用的數位相機、數位攝影機的特性。本模組要求連續兩張影像的差異不能太大，因為若兩張影像差異太大而相似的部份太少，則在特徵點對應上，可能發生影像無法提供足夠的資訊，來供我們確認對應的正確與否的情形，而無法得到正確而穩定的對應結果。另外本計畫對於對應點的正確率及數量也有一定的要求，因為在做三維場景座標系重建需要至少有八組以上正確的對應點。我們使用 Harris 的特徵點擷取方法來擷取特徵點，用 Sobel 的方法來擷取邊並連成線段，並利用後者的資訊來改良在明暗對比不佳的影像中找出的特徵點結果不甚理想的情形。最後我們設計一套簡單而快速的特徵點對應的系統來找尋對應點並驗證所找出的對應點的正確性。此外，我們又進一步研發更周全的特徵點擷取方法，且

利用其來做特徵點的追蹤。主要觀念是由 Harris 的演算法, 找出室內場景中的角點作為特徵點, 並且對運算過程中所計算的梯度資訊做分析, 將梯度向量量化為九個方向, 並配合與已知對應組合的相對關係比較, 以建立特徵點對應。此演算法經過實驗證明之後, 具有一定的正確性與效率性。由輸入影像, 經過 Harris 特徵點擷取以及計算梯度向量後, 我們將 x 方向及 y 方向梯度較大的影像點選取出來, 這些點通常位於邊或線上, 或是線與線的交點, 如圖三所示。我們將所有的梯度方向量化為八個方向, 並賦予不同的顏色來表示之, 如圖四。進一步分析圖二的特徵點, 我們可以得到圖五。由此圖可以看出同一方向的邊或線上的影像點均為相同的顏色, 可以提供一穩定且可信賴的對應資訊。

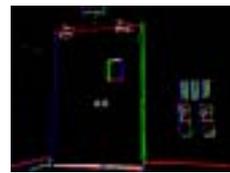


圖三 Harris 所擷取出來的特徵點

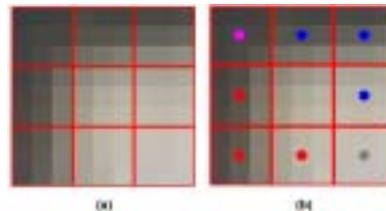


圖四 以九種顏色分別代表九個量化後的梯度方向

我們在特徵點的周圍, 定義八個 3×3 大小的視窗, 在每個視窗中有九個影像點, 而其中每一個影像點皆對應一個量化的梯度方向。統計在此視窗中佔多數的梯度方向來代表整個 3×3 範圍的梯度方向, 如此對一個特徵點就可以取得其周圍八個視窗所對應的彩色碼, 如圖六所示。



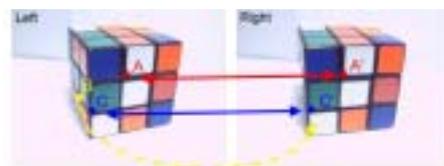
圖五 對圖三 量化梯度方向的結果



圖六 (a)特徵點周圍八個方向的 3×3 視窗 (b)以彩色碼代表每個視窗中的梯度方向

相較於樣板對應所需要的複雜計算, 彩色碼特徵比對所需資訊在執行 Harris 演算法時即已得到, 對應特徵點時, 只需要比較彩色碼即可。我們所提出的演算法, 適合用來對應影像中具有明顯材質且穩定, 不易因視角的些微變化導致特徵點得消失或偏移。

此外, 我們亦利用雙向對應, 進一步解決立體影像的遮蔽問題, 以及模稜兩可的對應問題。例如圖七, 其中 B 點在右邊影像中已幾乎被完全遮蔽, 因為有雙向對應的考量, 所以由左影像對應到右影像並不會發生錯誤。



圖七 雙向對應一致性

而針對對應點和非對應點的彩色碼的分析, 我們以下列兩個要素, 當作評估對應關係的準則:

彩色碼相異數: 即周圍八個視窗彩色碼相異的數目。

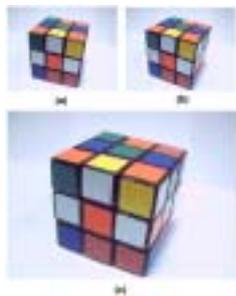
彩色碼距離: 特徵點周圍八個彩色碼的差距。

根據以上兩個準則, 配合我們的演算

法,我們設計出一個彩色碼的比對機制:比對兩個特徵點八個視窗的彩色碼,若彩色碼的相異數小於我們所設定的臨界值,則為可能對應的候選點;若在挑選出來的多個候選點中,其彩色碼的相異數皆相同,則彩色碼距離就可用來做第二階段的篩選。

除了局部的彩色碼資訊,我們也考慮到特徵點與鄰近特徵點的相對關係的相似性,包含距離,角度,彩色碼的比較,來加強對應的正確性。

由於本計畫的視覺系統,是採用視訊輸入,亦即連續影像,所以我們也針對連續影像的特徵點追蹤進行研究。追蹤所得到的特徵點運動軌跡也有助於了解機器人得移動模式。圖八是一個特徵點追蹤的例子。以一個魔術方塊為中心,將相機繞著魔術方塊移動,並取得二十張連續的影像後,我們畫出各個特徵點追蹤後所得的移動軌跡。



圖八 (a) 第 1 張影像 (b) 第 20 張影像 (c) 由第 1 張影像至第 20 張影像的追蹤結果

另外,我們亦利用極線幾何的限制,提出一個演算法來改善特徵點對應的問題。在先前的作法中,我們使用 Harris 演算法擷取一對立體影像中的角點作為特徵點,接著以不同的顏色來代表在 Harris 計算過程所得到的影像梯度向量,所得的彩色碼即可作為每個角點的特徵。而後再利用此特徵以及各點距離、角度等限制,來獲得初步的對應。本文擬利用極線幾何的限制,進一步改善特徵點的對應。

一組正確的對應應該要滿足兩個極線限制,包括:特徵點必須落在對應的極線上、且所有的極線必須交於極點之上。觀察極線分佈的情形後,演算法可分別對極線距離以及極點到極線的距離設合理的門檻值,如此可以去除錯誤的對應。之後再以剩下的特徵點計算基本矩陣,並重複以上步驟,如此即可以找出最正確的特徵點對應。

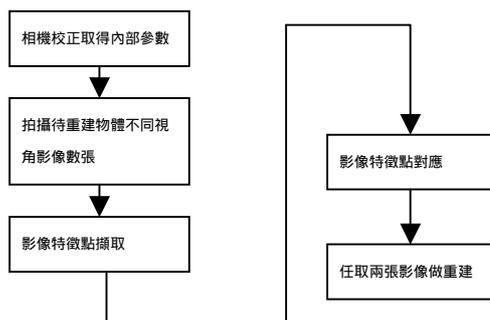
極線距離的計算方式很簡單,只要找出左右影像上的特徵點和對應關係,就可找出特徵點到極線的距離,這樣的距離稱為極線距離。一對正確對應的特徵點除了滿足極線距離的限制外,其對應的極線也必須交於極點之上,因此我們定義了極點到極線的距離,為了計算這個距離,我們必須先計算極點的位置,極點位置的計算方式可分為利用極線的 pseudo-inverse 計算極點和利用基本矩陣計算極點兩種,整個改善特徵點對應的流程可用附圖一表示(因圖片尺寸過大,故列於文末)。

5.2 相機參數計算與幾何重建

在相機內部參數計算方面,我們探討適用於家用機器人的相機校正方法。主要採用的方法是藉由在不同角度觀察一個平面的圖形,來推算相機的各個內部參數。實驗過程共探討了幾個校正方法,包含以三維物體為基礎的校正、自我校正、相機變焦的校正、利用 Homography 算焦距等等。在實驗中,虛擬影像和真實影像皆被使用,都能得到很好的結果,而且這個方法忍受雜訊的能力相當高。但因所需時間稍嫌緩慢,故考慮另一種利用 Homography 的方法快速地計算相機的參考焦距,並由計算結果的對應來獲得更精確的相機內部參數。在相機外部參數之推算與空間幾何關係之建立方面,我們專注在空間中用以恢復原本物體的三維結構所須的幾何關係。本模組由兩張(或多張)同一場景的影

像，一個針孔相機模型，和真實世界中若干靜止點在這些影像上的對應，建構出這些點在世界座標系統中三度空間關係的描述。本模組的實驗成果包含模擬影像和真實影像的重建效果及誤差分析。

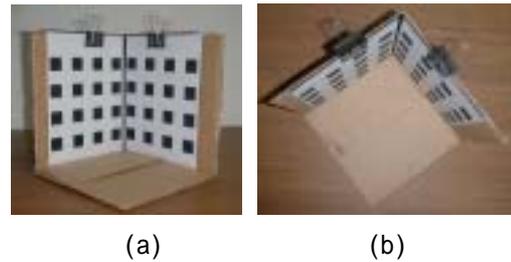
接續第一年度的研究成果，在往後兩年的研究裡，我們著重於重建結果精確度之分析。在考慮實際的應用時，許多因素會影響到重建與定位結果。有些因素與相機所攝得的影像品質有關。目前市面上的相機大致可分為兩種等級，一種為畫素高，功能齊全，強調能拍出生動影像的數位相機，價格較高。另一種則是應用在電腦視訊上，體積小，不需電池，強調即插即用，影像品質較不穩定的 webcam。若考慮家用機器人視覺系統的應用，高價位的相機雖然有畫素高、影像品質佳等優點，相對的，畫素高將造成影像處理的時間增加。另一方面，成本的考量也是個重點，若能以較便宜且方便的 webcam，達到令人滿意的效果，可大大提升家用機器人之實用性。因此，我們亦使用數種的低階相機，分析不同的影像品質對於重建與定位精確度的影響。研究過程先使用相對較高階的數位相機 Agfa 1680 所取得的 640×480 的影像來作實驗。之後我們使用三種較低階的 webcam，取 320×240 的影像進行實驗，包括：Orite MY120、Orite MC310 以及 Logitech QuickCam Express。實驗流程圖如圖九。相機校正、特徵點的選取、特徵點排序、三維重建等步驟，均是沿用 [25] 之程式以進行實驗。



圖九 三維重建實驗流程圖

5.2.1 使用高階數位像機 Agfa 1680 進行三維重建

圖十為本三維重建實驗中的待重建物體，是由兩個夾角約為 90 度的平面所構成的正交方塊圖板，每個平面上有 16 個方塊。我們由不同的視角，取得六張影像，再針對這些方塊圖案平面進行三維重建。



圖十 正交方塊圖板之 (a)側視影像 (b)俯視影像。

本實驗之主要步驟包括：

1. 六張影像經過 Harris 角點偵測，並人工刪除不必要的點後，在正交方塊圖板左右平面各可得到 64 個特徵點。
2. 從六張影像中任取兩張為一組，以人工方式完成 128 個特徵點對應。
3. 任取兩張影像做三維重建，共 15 組重建結果。

上述步驟完成後，本節中對於不同相機所作重建精確度分析包括：

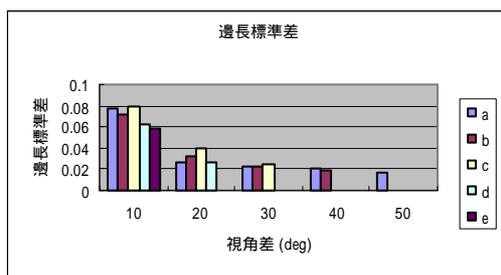
1. 表一(表一至表八因尺寸過大，故列於文末)的右上部份為各方塊邊長之變異程度，計算方式為將重建後每一個方塊的平均邊長為單位長度，算出 128 個邊長的標準差 (standard deviation)。

表一左下[h1]部份為各方塊中鄰邊夾角精確度，以邊夾角的平均值與標準差來分析。

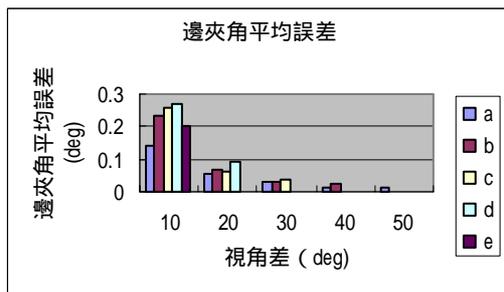
表二右上部份為方塊圖案所構成之平面精確度，計算方式為將重建結果調為實際尺寸，即一校正方格邊長調為 2.75 公分。左右兩個平面各 64 個點，利用主軸分

析 (principal components analysis) 找出短軸，用它來代表平面的法向量，再利用兩個平面的法向量來計算二者之夾角。另外，以主軸分析所得到最小的 eigenvalue，來代表平面上的點距離該平面的平均誤差。

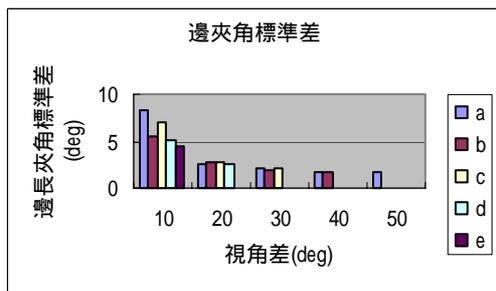
表二右下部份為相機定位精確度，其為由還原的相機位置，算出左右影像相機到正交方塊圖板中心軸的距離與視角誤差。



(a)



(b)

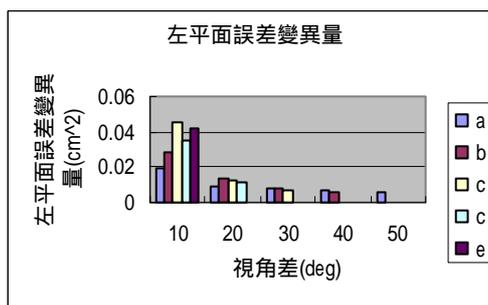


(c)

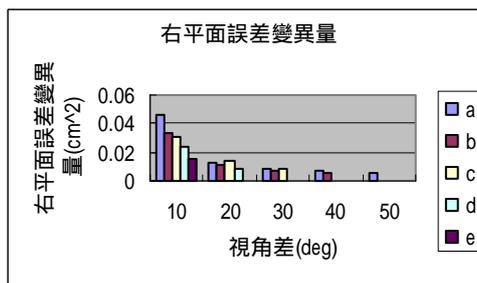
圖十一 (a)邊長標準差 (b)邊夾角平均誤差 (c)邊夾角標準差 之長條圖。

我們將表一及表二所得資料，依不同視角差，繪製成長條圖，結果如圖十一及圖十二。其中不同顏色的長條，代表以某張影像為左邊的影像，取視角差分別為 10°、20°、30°、40°、50° 的重建結果。例如圖中藍色的長條，就是以(a)影像為左

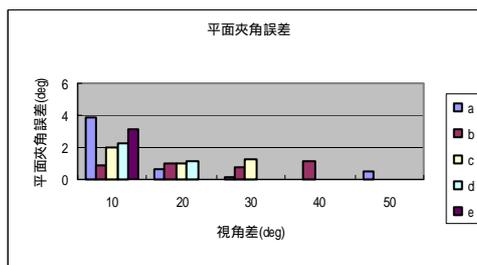
影像，取某一視角間隔做重建的結果。



(a)



(b)



(c)

圖十二 (a)左平面誤差變異量 (b)右平面誤差變異量 (c)平面夾角誤差 之長條圖。

5.2.2 使用 Orite MY120 進行三維重建

Orite MY120 為價位 NT. 500~1000 的 webcam。是平價數位相機中，不良影響較輕微的。若不考慮特徵點擷取、特徵點對應的時間，此重建實驗，在 CPU 為 Pentium3 800MHZ，隨機存取記憶體為 256MB 的平台上，以 Window XP 為作業系統，執行 MATLAB 6.5，跑完十五組重建結果需時 6 秒。平均一組重建結果約為 0.4 秒，此效能應已足夠做某些應用，未來程式若改為 C 語言撰寫，執行效率可望提升。實驗結果列於表三及表四。

5.2.3 使用 Orite MC310 進行三維重建

此相機於近距離取像時，物體外圍會有扭曲 (distortion) 的情形。將扭曲影像還原後，進行後續的重建步驟，同前一節所述，算出邊長與邊夾角資訊。實驗結果列於表五及表六。

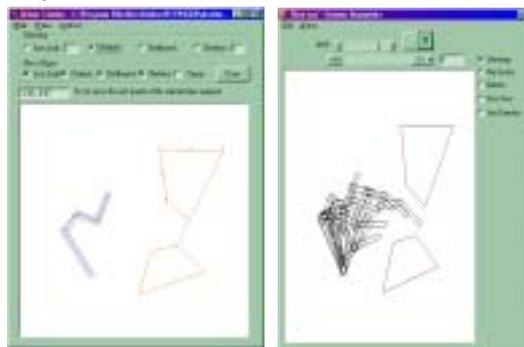
5.2.4 使用 Logitech QuickCam Express 實驗

Logitech QuickCam Express 市價約為 NT. 1000 左右，屬於平價 webcam，但其所攝得之影像，若用於三維重建，有雜訊過多的問題。實驗結果列於表七及表八。

5.3 路徑規劃模組

路徑規劃問題，是在工作空間中為物體找一條無碰撞 (collision-free) 的路徑。隨著物體自由度 (degree of freedom, 或簡稱為 DOF) 的提高，或是障礙物的構成更加曲折複雜，都會讓運算複雜很多。這類型的三維空間的路徑規劃已經被證明為 Pspace-hard 的問題，且任何一個路徑規劃的完全演算法 (complete algorithm) 所需的時間複雜度，會隨著物體的自由度的增加而快速的成長。

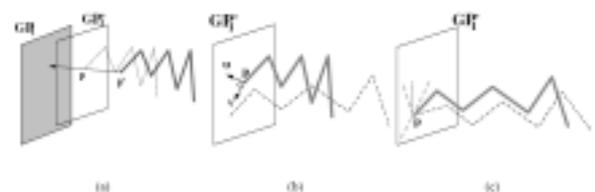
我們發展一套整合的模擬環境，物體的描述，障礙物與物體工作空間的建構，演算法的執行與調整以及執行結果的輸出，都能在這個環境中輕易地給使用者操作。



圖十三 二維空間路徑規劃的模擬環境

實際上，我們的二維空間的模擬環境如圖十三所示，(a)中我們先輸入構成移動物體及障礙物邊界的線段，並指定機械手臂須通過的瓶頸。在按下執行的按鈕之後，演算法執行的結果即顯示於(b)中。在家用機器人的應用上，若以輪動式的移動而言，其運動大致是可以由二維空間的角度來描述。然而若考慮機械手臂的動作，則三維空間之運動與避障功能，則必須確實建立。由於我們所提出的位能場模型已確實能推展到三維空間，所以我們將先前所發展的路徑規劃演算法運用在三維的機械手臂上的研究是可行的。

不同於一般狀態空間 (configuration space) 的演算法，位能場模型可以直接在工作空間 (workspace) 尋找路徑。為了在三度空間中將連結物體往瓶頸面的方向拉，我們利用位能場計算出瓶頸面對連結物體端點的吸引力方向 (亦即排斥力的反方向)，把物體往吸引力的方向移動，如圖十四(a)。此時我們再算出以吸引力方向為法向量的平面作為計算移動平衡與轉動平衡所需要的虛擬瓶頸面，如圖十四(b)與(c)。由於位能場的特性，在不考慮障礙物的影響下，連結物體會一步一步慢慢接近瓶頸面的幾何中心，因此我們能確保連結物體會往瓶頸面移動。瓶頸面的位置與角度的選擇影響了路徑規劃的效率，但是因為我們每次都會重新計算虛擬瓶頸面，因此瓶頸面的放置是有彈性的，在比較自由或轉折角度比較小的地方，瓶頸面的位置與角度影響並不大；相反的，如果是在狹窄或轉折角度大的地方，瓶頸面的導引關係到路徑規劃的成功與否。

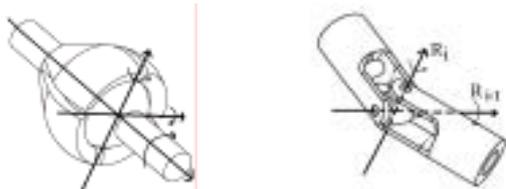


圖十四 對一個已知導引面 (GP) 之路徑規劃的三

個基本步驟。

此外，基於先進家用機器人的機構設計，我們也探討了具有二自由度關節的連結物體的路徑規劃演算法。我們所提出的方法是以我們先前既有的具有三自由度關節自由度關節之連結物體的路徑規劃演算法為基礎。一般對於機器人於三度空間的路徑規劃，常是以剛體運動為分析對象，少有討論具有高自由的非剛體機器之路徑規劃，而我們已發展出在三度空間中具有三自由度關節之多節連結物體的路徑規劃方法。但是對於一般應用而言，具有三自由度關節的機械手臂需要精密的控制與操作設計，這意味著製作成本的增加以及操控的複雜，因此三自由度關節大多屬於被動關節，很少有主動式的三自由度關節。另一方面，對於二自由度關節我們可以很簡單的設計，並發揮和具有三自由度關節類似能力的機械手臂。而且其操作比三自由度的關節明確而簡易。三自由度關節，如下圖十五(a)所示，可以是球型關節，至於二自由度的關節，如圖十五(b)所示，我們稱之為 Hooke joint、雙軸關節，我們可以發現二自由度關節的兩個旋轉軸在任何時刻都維持垂直。

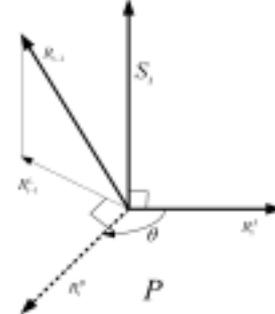
比較雙軸關節和球形關節的不同可以發現，球形關節可以說是我們所引用的雙軸關節再多了一個扭轉的自由度。因此球形關節可以使連結物體到達比具有雙軸關節之連結物體位能更低、更安全的狀態，但是對於雙軸關節之連結物體而言，該狀態可能只少了一個以平行於長軸為轉軸的旋轉。在位能與安全上並不會和具有球形關節的連結物體差太多。



圖十五 (a) 三自由度關節-- 球型關節 (Spherical joint), (b) 二自由度關節-- 雙軸關節

(Hooke joint)。

由於球形關節多了扭轉的自由度，先前所提出之路徑規劃演算法必要加以改進才能適用於雙軸關節。一個可能發生問題的地方在於各節銜接時，當第一節移動轉動後，後面各節銜接上的方法。在原先具有球型關節的路徑規劃演算法中，各節的銜接方式是以平移的方式，將後一節前端的中心點連接到前一節後端面的中心點完成銜接。而這個方法並不能直接應用到二自由度關節演算法中，這是因為平移以後的銜接對於二自由度關節而言，大部分都屬於不合法的銜接(可能關節要經過不合法的扭轉才有相同的組態)。如圖十六所示，當兩節 $link_i$ 與 $link_{i-1}$ 任意連接時， R_i^i 與 R_{i-1} 並未互相垂直，因而需調整 $link_i$ 的連接方式使其符合二自由度關節的兩個旋轉軸在任何時刻都維持垂直。假設 P 平面為 R_i 所有可能位置所形成之平面，且 R_{i-1} 為 R_{i-1} 在 P 上的投影，可找到 R_i^p 與 R_{i-1} 垂直。故將 $link_i$ 以 S_i 為轉軸，轉角，由 R_i^i 變成 R_i^p 則可符合兩個旋轉軸在任何時刻都維持垂直的條件。



圖十六 $link_i$ 與 $link_{i-1}$ 任意連接時， R_i^i 與 R_{i-1} 並未互相垂直，因而需調整 $link_i$ 的連接方式使其符合二自由度關節的兩個旋轉軸在任何時刻都維持垂直。

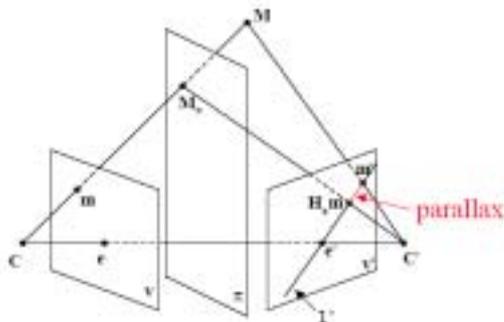
5.4 人臉辨識模組

以往人臉辨識的方法是拿人臉影像中二維的資訊來作分析，它們忽略了人臉三維的資訊。本研究由三維的觀點來探討利用人臉作身分驗證的問題。在我們的方法中，人臉的三維資訊是由所謂的相關仿射結構的投影不變性來表現，同一個人臉的

影像它的相關仿射結構是不變的。根據這個特性，我們可以建立一個根據人臉影像作驗證的身分驗證系統。

首先，我們由透視投影及雙相機系統，可以推導出視差公式。如圖十七所示， M 與 M_π 因深度的不同，造成在影像平面 v' 上產生視差。

在[12]中，Shashua 由視差出發，推導出一個相關不變性，稱為相關仿射結構 (relative affine structure)。稱為「相關」不變性的原因是因為這個不變性和第一台相機的相機中心的位置有關。



圖十七 因投影轉換而產生的視差

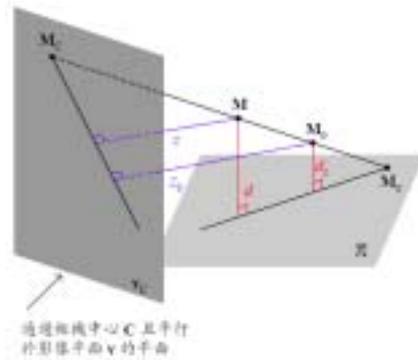
假設空間中一參考平面的其次座標為

$$\pi = \begin{bmatrix} n_{3 \times 1} \\ d_\pi \end{bmatrix}$$

則對於空間中的任意一點 M ，其在影像平面 v 和 v' 上的投影點 m 和 m' 之間有以下的關係

$$m' \cong H_\pi m + \left(\frac{d}{d_\pi z} \right) e'$$

其中 e' 是極點位置， d 及 z 分別為 M 到參考平面與到平行於影像平面且通過投影中心的平面的距離，如圖十八所示。



圖十八 相關仿射結構的幾何意義

根據圖十八中相似三角形的關係，我們可以得到

$$\lambda = \frac{z_0}{z} \frac{d}{d_0} = \frac{M_C M_0}{M_C M} \frac{M M_\pi}{M_0 M_\pi} = CR(M_C, M, M_0, M_\pi)$$

我們可以注意到上式事實上是一個交比值，所以其具有透視投影不變性的特性。這個特性依照每個人臉型的不同，而有不同的值，所以可使用於人臉辨識。我們對每位測試人物求算其相關仿射結構的演算法如下：

1. 利用8 對以上的對應點求出基本矩陣 F 。
2. 利用基本矩陣 F ，求出極點 e 和 e' 。
3. 選取 3 對對應點，用這 3 對對應點和極點求出 H_π 。
4. 選取 1 對對應點 m_0 和 m_0' 。
5. 調整 H_π 的比例使得 $m_0' \cong H_\pi m_0 + e'$
6. 利用 $m_1' \cong H_\pi m_1 + \lambda_1 e'$ 即可求出對應點 m_1 和 m_1' 的相關仿射結構。

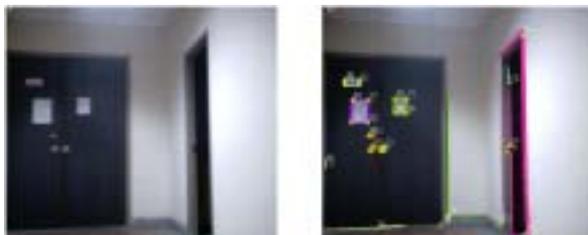
根據相關仿射結構，對於兩張拍攝同一個人臉所得的影像，只要我們所選擇的參考平面 π 以及參考點 M_0 不變。擇空間中的一個點 M 的相關仿射結構不受第二台相機的位置和內部參數的影響。利用這個特性，我們先利用兩張同一個人臉的影像，計算出其相關仿射結構，並將結果及其中一張人臉影像先存於驗證資料庫中。當需要作人臉辨認的時候，再拿出驗證資料庫中的人臉影像，和將被驗證的人臉影像計算相關仿射結構，並且比較計算出來的相關仿射結構與資料庫中預先儲存的相關仿射結構的差異。只要這個差異大於某個門檻值，我們就可以判斷被驗證者是否通過驗

證。

由以上所述的研究方法，我們發展的先進家用機器人的視覺模組，獲致了不錯的成果，可與其他模組整合，以達到完整的功能。下一節為我們的研究成果及相關的討論。

六、成果與討論

在影像特徵擷取與對應方面，第一年的成果如下。我們使用的硬體為 Intel Pentium III 600 MHZ, 196 MB RAM, 在軟體部份，作業系統使用 Windows 2000, 編譯器使用 Sun Java 1.4 J2SE。攝影器材為使用數位相機 (Canon PowerShot G1)，其最大的解晰度為 2048*1560, 及 ORITE 的數位攝影機 (M318B)，其最大的解晰度為 640*480。圖十九、圖二十及圖二十一分別顯示了在三個不同的真實影像中。找尋特徵點的結果，而表九、表十及表十一則分別列出了不同的計算步驟所花費的計算時間及其百分比。



圖十九 由室內影像計算特徵點。影像大小為 600*450，共找出 29 個特徵點。

表九 圖十九之擷取特徵點各步驟所需之時間

各項計算	費時 (ms)	百分比 (%)
Sobel Edge Extraction	191	9
Harris Corner Detector	1803	86
邊的連結及群組化	40	2
Harris 方法算得數值之排序	10	0.5
每段邊留下 4 個特徵點	0	0
分析特徵點附近的邊的形狀	10	0.5
特徵點與下一張影像對應	40	2
全部費時	2094	100



圖二十 由電梯外影像計算特徵點。影像大小為 600*450，共找出 55 個特徵點。

表十 圖二十之擷取特徵點各步驟所需之時間

各項計算	費時 (ms)	百分比 (%)
Sobel Edge Extraction	290	11
Harris Corner Detector	2173	83
邊的連結及群組化	60	2
Harris 方法算得數值之排序	10	0.4
每段邊留下 4 個特徵點	0	0
分析特徵點附近的邊的形狀	20	0.8
特徵點與下一張影像對應	50	2
全部費時	2603	100



圖二十一 由窗戶影像計算特徵點。影像大小為 600*450，共找出 30 個特徵點。

表十一 圖二十一在擷取特徵點各步驟所需之時間

各個計算	費時 (ms)	百分比 (%)
Sobel Edge Extraction	421	19
Harris Corner Detector	1662	76
邊的連結及群組化	40	1.8
Harris 方法算得數值之排序	10	0.4
每段邊留下 4 個特徵點	0	0
分析特徵點附近的邊的形狀	10	0.4
與下一張影像對應	40	1.8
全部費時	2183	100

由表九、表十及表十一的時間分析，可以知道整個系統所花的時間最多的部份在使用 Sobel 的方法擷取邊上的點及 Harris 的方法擷取特徵點兩部份。所以之後要改善系統效能時，必須在這兩個部份再嘗試提昇計算效率。在系統效能的進一步提昇方面，我們希望再加入各種相關的資訊來加強驗證特徵點對應的結果，比如說利用彩色影像的色彩資訊來驗證特徵點

對應的正確與否，或是根據估算相機的移動參數(方向及速度)來猜測特徵點在下一張影像中可能的位置，以進一步節省計算的時間。

進一步延伸我們第一年的研究成果，我們又發展了以彩色碼為基礎的特徵點對應演算法，在經過各種不同的室內立體影像實驗後，可以證明此演算法的確有一定的可行性。在實驗中所使用的影像資料分別來自 CMU VASC Image Database 中的標準影像，和我們利用數位相機所取得的影像。使用的硬體是 Pentium III 800MHz，作業系統採用 Windows XP，程式語言為 Matlab 6.5。實驗分為兩部分，分別是：

1. 立體影像特徵點對應

表十二 立體影像特徵點對應之結果

名稱	特徵點數 (左/右)	總對應 組數	失敗組 數	費時 (秒)
場景 1	59/53	36	1	3.23
場景 2	87/121	38	2	7.42
CMU Lab	142/156	90	4	21.33
CMU cart-alt	83/82	42	0	12.50



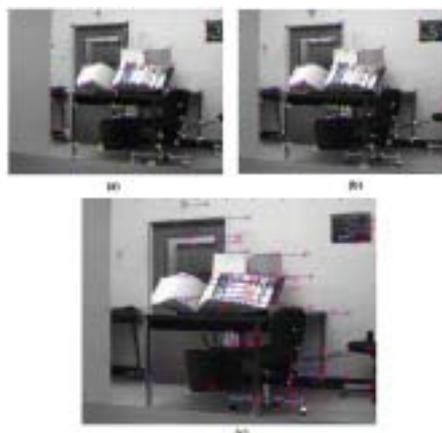
圖二十二 實驗場景一 (a) 左影像特徵點及彩色碼 (b) 右影像特徵點及彩色碼 (c) 對應後的結果

場景一為 Canon PowerShot G1 數位相機取得的實驗室影像。對應結果如圖二十二所示。場景二為 AGFA1680e 數位相機取得的實驗室影像。場景三是由 CMU VASC Image Database 取得的影像。90 組對應的結果中，正確的有 86 組，錯誤的有 4 組。分析其原因，會發現是因為影像出現了劇

烈的灰階變化，使得 Harris 演算法擷取錯誤。實驗四也是由 CMU VASC Image database 取得的影像。



圖二十三 實驗場景二 (a) 左影像特徵點及彩色碼 (b) 右影像特徵點及彩色碼 (c) 對應後的結果



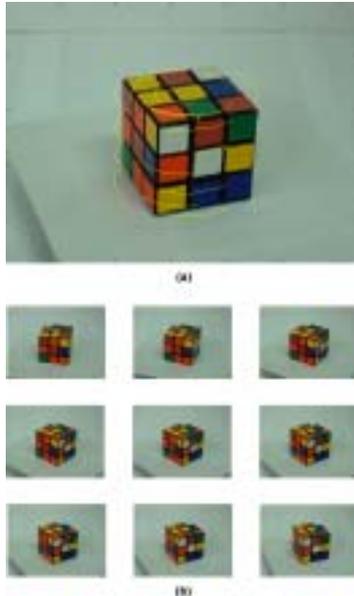
圖二十四 實驗場景三 (a) 左影像特徵點及彩色碼 (b) 右影像特徵點及彩色碼 (c) 對應後的結果



圖二十五 實驗場景四 (a) 左影像特徵點及彩色碼 (b) 右影像特徵點及彩色碼 (c) 對應後的結果

2. 連續影像特徵點追蹤

我們使用自己拍攝的魔術方塊旋轉影片來測試。圖二十六為第 1 張至第 10 張影像皆成功對應的特徵點。黃線為各特徵點的運動軌跡。



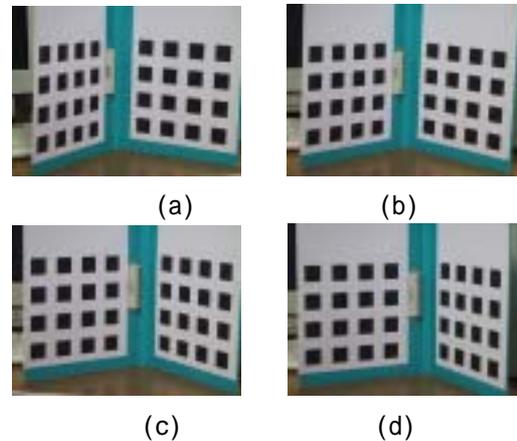
圖二十六 (a) 第 1 張至第 10 張特徵點追蹤軌跡
(b) 連續兩張影像對應結果

另外，考慮到極線限制在特徵點上的應用，不管是在極線距離平均誤差或是極點到極線的距離平均誤差方面，同時使用兩種距離限制會比只使用某一種限制效果更好，且計算基本矩陣的次數越多，所花時間也越長。我們提出的改善特徵點對應流程，經過實驗證明具有一定的正確性，可以提供目前特徵點對應問題一個有效的改善方法，而我們的實驗結果同時也符合極點位置的不確定性。

而相機內部參數校正的研究方面，本計畫共使用數種相機校正方式，分別做實驗加以驗證。使用的影像包含虛擬的影像資料和真實影像（圖二十七）。

若是家用機器人配備的是可以變焦的相機，我們在相機校正上可以有兩種作法。第一種是在相機每次變焦之後，就先觀察平面圖形來做相機內部參數的校正；第二種作法是事先就在相機不同變焦情形下，利用觀察平面圖形與利用 Homography

這兩種方法來計算出相機內部參數並且建立兩種方法間的對應表。而當線上運轉時，可以利用 Homography 來快速地推求相機之參考焦距，並利用查表的對應方式得到更精確的各個內部參數。

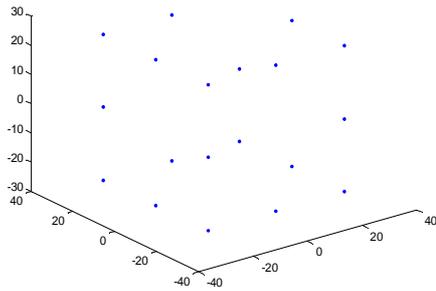


圖二十七 真實的非平面影像

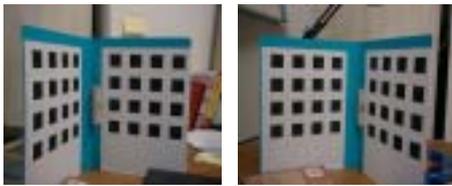
表十三 不同影像組合推算出的焦距

影像組合	焦距 (f)	影像組合	焦距 (f)
a-b	1025.44	a-c	2478.56
b-a	983.20	b-c	2010.24
c-a	2471.75	c-b	2011.33
d-a	1544.14	d-b	1946.01

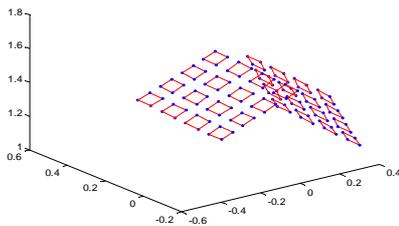
以下為相機外部參數及三維重建後的成果。用來實作的模型主要分為兩類。第一類為合成的資料（如圖二十八之立方體），主要是利用已知內外部參數的相機矩陣，將虛擬的三維空間點座標投影到相機的影像平面上，以產生二維影像上的點座標。第二類為真實影像，只有對應點的影像座標，和校正相機後所獲得之內部參數。因真實物體的世界座標暫時無法取得，無法比較三維空間點座標與影像點反投影回歐氏空間點之間的距離。本實驗所欲重建的物體為兩個近似垂直的平面（如圖二十九）。



圖二十八 虛擬正立方體之三維座標



圖二十九 數位相機拍攝的兩張影像



圖三十 重建後的結果

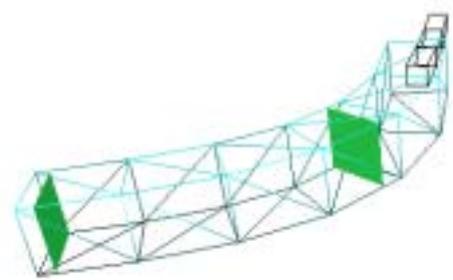
重建之結果在合成資料方面，可計算得三維誤差為 0.00000326 個畫素。在真實影像方面，我們藉由重建之後兩面夾板在歐氏三維空間中所形成的兩個平面點集合，估測兩平面重建後之夾角 $\theta = 88.116006$ ，由上述兩類資料之實驗，可知重建的結果不錯。

另一方面，由重建結果精確度之分析，我們對於相機及取像條件，也獲致了相當程度的經驗。由上一節的成果，我們發現良好的取像條件，在機器人視覺的應用上，是佔有相當關鍵的角色。

在路徑規劃的實驗部分，我們第一年所提出的研究方法，可以解決大部分的三度空間路徑規劃的問題，在一般的情況下，都可以得到平滑且正確的移動軌跡。

所有我們實驗所使用的程式都是以 Java 所開發的，因此可以在各種不同的平台上執行。所有的範例是在 Intel Pentium III 500Mhz 上所得到的結果，作業系統為 Windows 2000 workstation。

在第一個例子中，障礙物是一個截面為正方形的弧形管子，如圖三十一。連結物體受到第一個瓶頸面的吸引會慢慢進入障礙物內，在這個範例中連結物體總共有三節，障礙物是由 48 個面所組成。演算法總共算出了八個連結物的組態，總共花了 26.638 秒。由實驗結果可以發現，我們的演算法所算出來的軌跡是很平滑的，如圖三十二。



圖三十一 路徑規劃例一之初使狀態



圖三十二 路徑規劃例一之計算結果

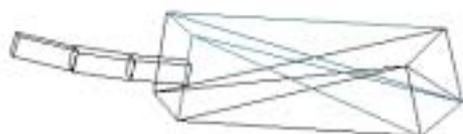
在第二個例子中，我們所使用的障礙物是由一個正方形以一個螺旋型的線為軸所繞出來的螺旋型管子，如圖三十三。障礙物總共有 64 個面，受到障礙物的截面順著螺旋軸旋轉的影響，連結物體會順著障礙物旋轉，所以需要的旋轉調整比上一個例子高出許多。演算法總共計算出 11 個連

結物體的組態,所花費的時間為 68.999 秒。



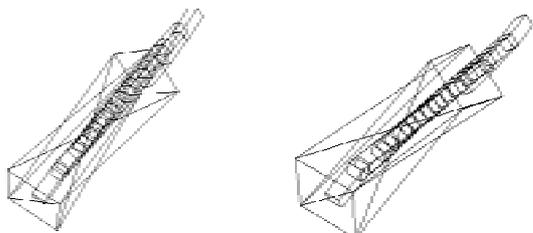
圖三十三 路徑規劃例二之計算結果

以第一年的研究成果為基礎,我們後續探討了具有二自由度關節的連結物體的路徑規劃演算法。所有我們實驗所使用的程式都是以 Borland JBuilder 4.0 所開發的,並在 Pentium III 800 上執行,作業系統則為 Windows 98SE。為了顯示出二自由度關節與三自由度關節之連結物體的不同,我們挑選出可以讓物體出現扭轉情況的例子。首先如圖三十四所示的初始狀態是將原先長方體形通道將一端扭轉四十五度而成的。



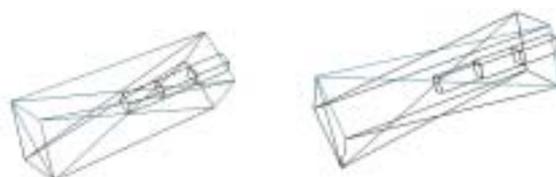
圖三十四 例一的初始狀態。

將此例子分別以具有雙軸關節與具有球型關節之連結物體路徑規劃演算法執行之,結果分別如圖三十五(a)(b)所示。



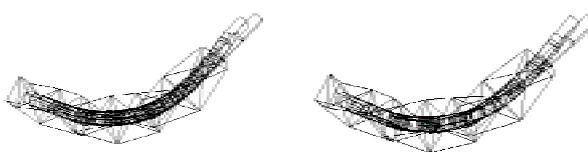
圖三十五 例一軌跡比較, (a)為具有雙軸關節之連結物體, (b)為具有球型關節之連結物體。

我們將第二組態放大置於圖三十六,使得扭轉的地方稍微看得清楚一點,仔細觀察圖三十六(a)(b)的差異可以發現球型關節於第二及第三張間,有扭轉連結的現象,而雙軸關節並沒有。



圖三十六 將圖三十五中第二組態放大,發現三自由度關節(b)有扭轉動作。

接下來我們看一個差異比較明顯的例子。例二,如圖三十七顯示,為一個在複雜的通道作路徑規劃,通道內的各個四邊形截面呈現逐次旋轉的現象,於這類通道環境複雜、變化劇烈的例子比較能顯現出不同自由度關節路徑規劃結果的差異。我們可以發現以具有球型關節之連結物體所做的路徑規劃(如圖三十七(b)),掃過的體積,明顯較具有雙軸之連結物體所做的路徑規劃(如圖三十七(a))掃過的體積小,這表示具有球型關節之連結物體的路徑規劃比較安全,不過兩者差異也不是很大。



圖三十七 例二軌跡比較, (a)為具有雙軸關節之連結物體, (b)為具有球型關節之連結物體。

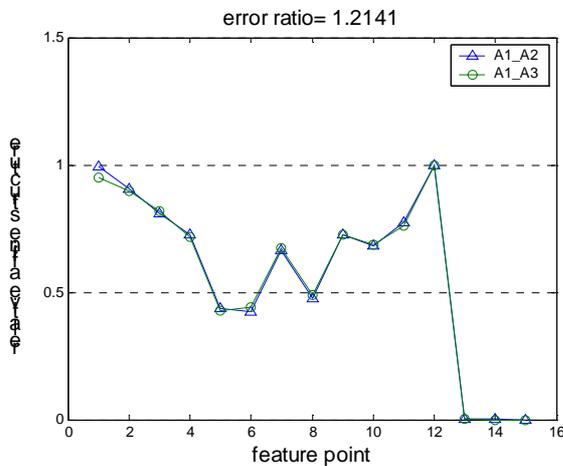
在人臉辨識的實驗方面,我們採用如圖三十八所示的特徵點。取得的關聯仿射結構如表所示。



圖三十八 A 之人臉特徵點

表十四 關聯仿射結構。A1-3 為不同角度之影像

No.	Point	A1_A2	A1_A3	Ratio Error
1	外右眼角	0.9951	0.9510	1.0463
2	內右眼角	0.9050	0.8961	1.0100
3	內左眼角	0.8112	0.8183	1.0087
4	外左眼角	0.7242	0.7189	1.0073
5	右嘴角	0.4358	0.4271	1.0204
6	左嘴角	0.4228	0.4409	1.0428
7	上唇	0.6663	0.6719	1.0084
8	下唇	0.4748	0.4871	1.0259
9	鼻右	0.7256	0.7243	1.0018
10	鼻左	0.6808	0.6853	1.0066
11	鼻中	0.7734	0.7593	1.0185
12	鼻尖	1.0000	1.0000	1.0000
13	右耳垂	0.0000	0.0000	1.0000
14	左耳垂	0.0000	0.0000	1.0000
15	下巴	0.0000	0.0000	1.0000
Accumulative Ratio Error (ERR_A1_A2_A3)				1.2141



圖三十九 A 之人臉辨識

圖三十九為使用者 A 之辨識結果。以 A1, A2 計算出關聯仿射結構，再以 A1 影像為參考影像進行 A3 影像的驗證。由圖中可看出曲線相當類似，因此 A3 可以辨識成功為使用者 A。

表十五為以 A1 為參考影像，驗證使用者 B 是否為 A。由數據中可知，比較出來的

累積錯誤率，已經大於我們選定的門檻值，所以可以判定使用者 B 不是使用者 A。

表十五 以 A1 為參考影像所計算之 A2 及 B2 之關聯仿射結構。

No.	Point	A1_A2	A1_B2	Ratio Error
1	外右眼角	0.9951	1.0243	1.0293
2	內右眼角	0.9050	2.3284	2.5727
3	內左眼角	0.8112	3.5765	4.4088
4	外左眼角	0.7242	4.5082	6.2254
5	右嘴角	0.4358	43.423	99.632
6	左嘴角	0.4228	-2.701	2.0000
7	上唇	0.6663	-3.049	2.0000
8	下唇	0.4748	-6.584	2.0000
9	鼻右	0.7256	-2.721	2.0000
10	鼻左	0.6808	-0.186	2.0000
11	鼻中	0.7734	-0.711	2.0000
12	鼻尖	1.0000	0.9999	1.0000
13	右耳垂	0.0000	0.0000	1.0000
14	左耳垂	0.0000	0.0000	1.0000
15	下巴	0.0000	0.0000	1.0000
Accumulative Ratio Error (ERR_A1_A2_B2)				4.63E+05

由於我們所發展的人臉辨識方法，運作起來非常快速，因此非常適宜我們的先進家用機器人，建立人臉辨識功能。

七、計劃成果自評

本子計畫發展了家用機器人的視覺模組。藉由此視覺模組架構，機器人可以建立三維場景的模型，並推估自身與所處環境間的相對幾何關係，以及解決與障礙物發生碰撞的問題。整體架構分為數個功能模組，其中包含影像特徵點擷取，相機內部參數自我校正，相機外部參數校正，以及空間幾何架構的建立。由實驗可見各模組之研究方法皆有階段性的成果，同時也對於各模組的發展提供了清楚的方向。

在特徵點對應模組方面，我們進行了相當完整的實驗，由實驗結果可知，我們所提出的演算法能成功地自影像中獲取相當正確而完整的對應關係，包含特徵點的

運動軌跡。在路徑規劃模組方面，我們嘗試解決環境障礙物碰撞的問題。實驗結果顯示，我們發展的方法可以成功的達到目標，且規劃出的移動路徑為最佳避碰路徑且為平滑路徑。本子計畫的人臉辨識研究，也有相當不錯的效能。

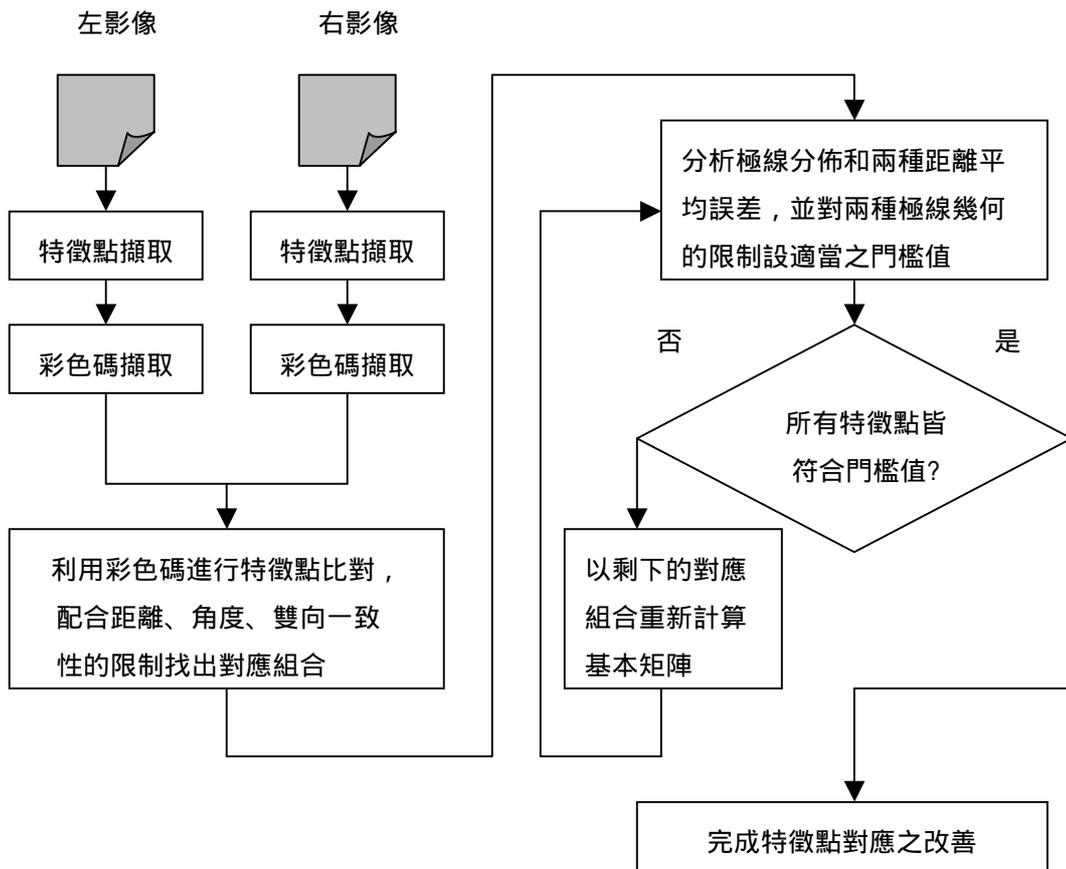
本三年計畫之研究內容，與原計畫書之內容相符。預期目標，也有相當程度的達成率。目前已有多個研究課題的成果，著手進行學術論文發表。同時，本計畫為國內在機器人研發領域，相當完整的研究經驗，很適合作為該領域的先進學者參考。

八、參考文獻

- [1] O. D. Faugeras, "What can be Seen in Three Dimensions with an Uncalibrated Stereo Rig," *Proc. ECCV*, pp. 563-578, 1992.
- [2] R. I. Hartley, R. Gupta and T. Chang, "Stereo from Uncalibrated Cameras," *Proc CVPR*, pp. 761-764, 1992.
- [3] J.-S. Liu and J.-H. Chuang, "Self Calibration with Varying Focal Length from Two Images Obtained by a Camera with Small Rotation and General Translation," *Proc. ICS*, 2000.
- [4] J.-S. Liu and J.-H. Chuang, "Self Calibration with Varying Focal Length from Two Images Obtained by a Stereo Head," *Pattern Recognition Letter*, submitted.
- [5] H. C. Longuet-Higgins, "A Computer Algorithm for Reconstructing a Scene from Two Projections," *Nature*, vol. 293, pp. 133-135, Sep. 1981.
- [6] Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 8, Nov. 1986.
- [7] I. Craw, H. Ellis and J. R. Lishman, "Auto Extraction of Face-features," *Pattern Recognition Letters*, vol. 5, pp. 183-187, Feb. 1987
- [8] X. Xie, R. Sudhaka and H. Zhuang, "On Improving Eye Feature Extraction Using Deformable Templates," *Pattern Recognition*, vol. 27, no. 6, pp. 791-799, 1994
- [9] F. Samaria and S. Young, "HMM-based Architecture for Face Identification," *Image and Vision Computing*, vol. 12, no. 8, pp. 537-541, Oct. 1994
- [10] Zhujie and Y. Yu, "Face Recognition with Eigenfaces," *Proc. IEEE Conf. Industrial Technology*, pp. 434-438, 1994.
- [11] P. Belhumeur, J. Hespanha and D. Kriegman, "Using Discriminant Eigenfeatures for Image Retrieval," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 18, no. 8, pp. 831-836, Aug. 1996.
- [12] Amnon Shashua and Nassir Navab, "Relative Affine Structure : Canonical Model for 3-D From 2D Geometry and Applications," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.18, no. 9, pp.873-883, 1996.
- [13] H. P. Moravec, "Toward Automatic Visual Obstacle Avoidance," *Proc. of 5th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 584, August 1977.
- [14] C. Harris and M. Stephens, "A Combined Corner and Edge Detector," *Proc. 4th Alvery Vision Conf. Manchester*, pp. 189-192, August 1988.
- [15] S. M. Smith and J. M. Brady, "SUSAN: A New Approach to Low Level Image Processing," *International Journal of Computer Vision*, pp. 45-78, 1997.
- [16] M. Pollefeys, "Self-calibration and Metric 3D Reconstruction from Uncalibrated Image Sequences", *Ph.D. Thesis*, ESAT-PSI, K.U.Leuven, 1999.
- [17] M. Pollefeys, R. Koch and L. Van Gool, "Self-Calibration and Metric Reconstruction in spite of Varying and Unknown Internal Camera Parameters", *International Journal of Computer Vision*, Vol. 32, No. 1, pp. 7-25, 1999.
- [18] M. Pollefeys and L. Van Gool, "Stratified Self-Calibration with the Modulus Constraint", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol 21, No.8, pp.707-724, 1999.
- [19] O. D. Faugeras, O.-T. Luong and S. J. Maybank, "Camera Self-Calibration: Theory and Experiments," *Proc. ECCV*, pp. 321-334, 1992.
- [20] O. Khatib, "Real-time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots," in *Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Automat.*, St. Louis, MO, Mar. 1985.
- [21] P. Khosla and R. Volpe, "Superquadric Artificial Potentials for Obstacle Avoidance and Approach," in *Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Automat.*, Philadelphia, PA, Apr. 1988.
- [22] B. Cohen-Tannoudji, C. Diu, and F. Laloe, *Quantum Mechanics*, New York: Wiley, 1977, vol.2.
- [23] C. I. Connolly, J. B. Burns, and R. Weiss, "Path Planning Using Laplace's Equation," in *Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Automat.*, Cincinnati, OH, May 1990
- [24] D. Marr and E. Hildreth, "Theory of Edge Detection," *Proc. The Royal Society*, London, vol. 207, pp. 187-217, 1980.
- [25] T. Carron and P. Lambert, "Color Edge Detector Using Jointly Hue, Saturation and Intensity," *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*, vol. 3, 1994.
- [26] Z. Zheng, H. Wang, and E. K. Teoh, "Analysis of Gray Level Corner Detection," *Pattern Recognition Letters*, vol. 20, pp. 149-162, 1999.
- [27] L.-C. Guo, "Robot Vision for 3D Scene

- Reconstruction,” *Master Thesis*, National Chiao Tung University, 2003.
- [28] Q. Tian, N. Sebe, M. S. Lew, and E. Loupias, T. S. Huang, “Image Retrieval Using Wavelet-based Salient Points,” *Journal of Electronic Imaging*, Vol. 10, pp. 835-849, Oct. 2001.
- [29] S. Yamamoto, Y. Mae, Y. Shirai, and J. Miura, “Realtime Multiple Object Tracking Based on Optical Flows,” *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, vol. 3, pp. 2328 -2333, 1995.
- [30] Y. Mae, Y. Shirai, J. Miura, and Y. Kuno, “Object Tracking in Cluttered Background Based on Optical Flow and Edges,” *Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition*, vol.1, pp. 196 -200 , 1996.
- [31] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 2nd edition, Prentice Hall, 2002.
- [32] <http://java.sun.com/j2se/1.4/index.html>.
- [33] S. Ganapathy, “Decomposition of Transformation Matrices for Robot Vision,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 2, pp. 401-412, Dec. 1984.
- [34] O. Faugeras, *Three-Dimensional Computer Vision: A Geometric Viewpoint*. MIT Press, 1993.
- [35] R. Hartley and , A. Zisserman, *Multiple View Geometry in Computer Vision*, Cambridge University Press.
- [36] O. Faugeras and Q.-T. Luong, *The Geometry of Multiple Images*, The MIT Press.
- [37] G. Golub and C. Van Loan, *Matrix Computations*, The John Hopkins University Press, Baltimore, Maryland, 3 edition, 1996.
- [38] R. Hartley, “In Defense of the Eight-Point Algorithm,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 6, pp. 580-593, June 1997.
- [39] K. Kanatani, “Closed-Form Expression for Focal Lengths from the Fundamental Matrix,” *Proc. Asia Conf. Computer Vision*, p.128, 2000.
- [40] Z. Zhang, “Determining the Epipolar Geometry and its Uncertainty: A Review,” *Research Report*, No.2927, INRIA Sophia-Antipolis, July 1996.
- [41] C.-C. Lin and J.-H. Chuang, “Potential-based Path Planning for Robot Manipulators in 3-D Workspace”, *IEEE Int’l Conf. on Robotics and automations, 2003, Taipei*.
- [42] C.-C Lin, C-C Pan and J-H Chuang, “A Novel Potential-Based Path Planning of 3-D Articulated Robots with Moving Bases”, *IEEE Int’l Conf. on Robotics and automations, 2003, Taipei*.
- [43] P. C. Chen and Y. K. Hwang, “SANDROS: a Dynamic Search Algorithm for Motion Planning,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 14, no. 3, pp. 390-403, Jun. 1998.
- [44] E. S. H. Hou and D. Zheng, “Mobile Robot Path Planning Based on Hierarchical Hexagonal Decomposition and Artificial Potential Field,” *Journal of Robotic Systems*, vol. 11, no. 7, pp. 605-614, 1994.
- [45] J.-C. Latombe, *Robot Motion Planning*, Kluwer Academic Publishers, 1991.
- [46] T. C. Hu, A. B. Kahng, and G. Robins, “Optimal Robust Path Planning in General Environments,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 9, no. 6, pp. 775-784, Dec. 1993.
- [47] S. R. Maddila, “Decomposition Algorithm for Moving a Ladder Among Rectangular Obstacles,” in *Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation*, San Francisco, California, Apr. 1986.
- [48] R. A. Brooks and T. Lozano-Perez, “A Subdivision Algorithm in Configuration Space for Find Path With Rotation,” *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, Karlsruhe, Germany, 1983.
- [49] J. C. Zamiska, D. T. Kuan, and R. A. Brooks, “Natural Decomposition of Free Space for Path Planning,” in *Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation*, St. Louis, Missouri, Mar. 1985.
- [50] J. H. Chuang and N. Ahuja, “An Analytically Tractable Potential Field Model of Free Space and its Application in Obstacle Avoidance,” *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, Part B*, vol. 28, no. 5, pp. 729-736, Oct. 1998.
- [51] Y. K. Hwang and N. Ahuja, “Gross Motion Planning – A Survey,” *ACM Computing Survey*, vol. 24, no. 3, pp. 219-292, Sep. 1992.
- [52] J. Guldner and V. I. Utkin, “Sliding Mode Control for Gradient Tracking and Robot Navigation Using Artificial Potential Fields,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 11, no. 2, Apr. 1995.
- [53] Y. K. Hwang and N. Ahuja, “A Potential Field Approach to Path Planning,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 8, no. 1, pp. 23-32, Feb. 1992.
- [54] J.-H. Chuang and N. Ahuja, “ Path Planning Using Newtonian Potential,” in *Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Sacramento, CA, Apr. 1991.
- [55] J.-H. Chuang, “Potential-based Modeling of Three-dimensional Workspace for Obstacle Avoidance,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 14, no. 5, pp. 778-785, Oct. 1998.
- [56] J.-H. Chuang, J.-F. Sheu, C.-C. Lin and H.-K. Yang, “Shape Matching and Recognition of 3D Object Using Potential Field,” *Computers and Graphics*, vol. 25, no. 2, Oct. 2001.

附圖一 以極線限制進行特徵點對應之改善之演算法



表一 邊長與邊夾角重建結果分析

邊長： 標準差. 邊夾角(degree): a. 平均誤差 b. 標準差	1	2	3	4	5	6
1		0.0781	0.027	0.0225	0.0203	0.0178
2	a. -0.1428 b. 8.3932		0.0715	0.0313	0.0226	0.0185
3	a. -0.0537 b. 2.6499	a. -0.2334 b. 5.4565		0.0791	0.0394	0.024
4	a. -0.0279 b. 2.1463	a. -0.0644 b. 2.6724	a. -0.2554 b. 7.0105		0.0614	0.0273
5	a. -0.0146 b. 1.7376	a. -0.0287 b. 1.8981	a. -0.0596 b. 2.8088	a. -0.269 b. 5.1616		0.0589
6	a. -0.0103 b. 1.7726	a. -0.0238 b. 1.7194	a. -0.0342 b. 2.196	a. -0.0927 b. 2.4759	a. -0.2007 b. 4.5442	

表二 平面重建與相機定位分析

平面重建： 左平面誤差變異量 (cm^2) 右平面誤差變異量 (cm^2) (degree) 相機定位： 左距離誤差 (cm) 右距離誤差 (cm)	1	2	3	4	5	6
	1		0.0187 0.0458 -3.8988	0.0095 0.0124 0.673	0.0083 0.0077 0.1858	0.0068 0.0067 -0.0289
2	0.0752 1.6799 -0.5054		0.0281 0.0339 -0.8696	0.0132 0.0108 -1.0583	0.0077 0.0073 0.7948	0.0051 0.0062 -1.1255
3	4.8943 4.5716 -0.0442	2.7642 2.7764 -0.2993		0.0453 0.031 -2.0109	0.0119 0.0136 1.035	0.0066 0.0078 1.2834
4	5.1239 4.8521 0.2825	4.7635 4.429 -0.3005	1.5521 2.3787 -0.1049		0.0355 0.0241 2.2979	0.0112 0.0082 1.0988
5	5.5413 4.8065 0.833	5.1524 4.1819 -0.0036	4.6258 4.425 0.0917	4.03 4.1489 -0.0777		0.042 0.016 -3.1683
6	5.3002 3.2326 0.7438	4.9649 2.7747 -0.2783	4.7345 3.0085 -0.2437	4.588 2.8204 -0.5258	5.539 4.3594 -0.8022	

表三 邊長與邊夾角重建結果分析

邊長: 標準差						
邊夾角(degree):	1	2	3	4	5	6
a. 平均誤差						
b. 標準差						
1		0.3057	0.0476	0.0413	0.0306	0.0284
2	a. -0.1943 b. 10.0656		0.0962	0.0556	0.0368	0.0336
3	a. -0.0933 b. 4.492	a. -0.4748 b. 8.2089		0.0994	0.043	0.0344
4	a. -0.0594 b. 3.1281	a. -0.1538 b. 4.1744	a. -0.4476 b. 9.0951		0.0763	0.042
5	a. -0.0215 b. 2.4006	a. -0.041 b. 2.4857	a. -0.119 b. 3.6268	a. -0.2983 b. 6.5376		0.0641
6	a. -0.0154 b. 2.0954	a. -0.0321 b. 2.2837	a. -0.0566 b. 2.8541	a. -0.087 b. 3.5031	a. -0.1751 b. 6.2563	

表四 平面重建與相機定位分析

平面重建： 左平面誤差變異量 (cm^2) 右平面誤差變異量 (cm^2) 相機定位： 左距離誤差 (cm) 右距離誤差 (cm)	1	2	3	4	5	6
	1		0.2587 0.9997 -60.201	0.017 0.0223 1.8638	0.0134 0.0158 2.0096	0.0116 0.0102 2.0794
2	-1.9229 -2.26 3.1959		0.0741 0.0724 0.2574	0.0335 0.0248 0.6501	0.0206 0.0106 1.0063	0.0161 0.0116 -0.303
3	2.9518 4.9282 0.8861	1.2501 2.5807 0.0454		0.0666 0.0769 1.9779	0.0224 0.0171 -1.2224	0.0127 0.0149 -0.0346
4	3.1548 4.7055 1.4725	3.4322 3.9591 0.3541	-0.0888 -1.4653 0.7567		0.079 0.038 1.1035	0.0304 0.0169 1.419
5	4.0309 5.6175 1.6699	4.5614 5.2459 0.8172	3.8632 3.6408 0.6233	3.6671 3.9518 0.0533		0.0774 0.0334 1.3187
6	4.4257 5.1527 1.7188	4.9604 4.5655 1.0262	4.3736 2.9837 0.5413	4.4392 3.1691 0.0895	4.0004 1.5598 -0.8825	

表五 邊長與邊夾角重建結果分析

邊長標準差： a. 校正前 b. 校正後	邊夾角 平均誤差 (degree):					
	1	2	3	4	5	6
校正前 校正後						
校正前 校正後						
1		a. 0.1239 b. 0.1063	a. 0.0755 b. 0.05	a. 0.0554 b. 0.0452	a. 0.0563 b. 0.0387	a. 0.0524 b. 0.0419
2	-0.6651 -0.6162 8.3927 7.5033		a. 0.1002 b. 0.0609	a. 0.0625 b. 0.0544	a. 0.0665 b. 0.0433	a. 0.0596 b. 0.0423
3	-0.0659 -0.0977 3.8651 3.8356	-0.2162 -0.2108 5.7072 4.8032		a. 0.0983 b. 0.0867	a. 0.0944 b. 0.0545	a. 0.0802 b. 0.053
4	-0.0281 -0.0514 3.6336 2.8756	-0.0763 -0.047 4.2176 3.2948	-0.1978 -0.2834 5.8072 5.6937		a. 0.13 b. 0.1083	a. 0.079 b. 0.0789
5	-0.0396 -0.038 3.423 2.3709	-0.0572 -0.0735 3.6399 2.9787	-0.1293 -0.1295 4.096 3.3737	-0.7479 -0.5201 7.5004 5.9005		a. 0.1212 b. 0.1888
6	-0.0349 -0.0219 3.5286 2.7541	-0.0305 -0.0275 3.6023 2.8364	-0.085 -0.0632 3.9277 3.2686	-0.4468 -0.279 5.3488 4.1066	-1.607 -1.4304 8.0664 10.1593	

表六 平面重建分析

平面夾角誤差 (degree): a. 校正前 b. 校正後 平面誤差 (cm ²): 左平面誤差: 校正前 校正後 右平面誤差: 校正前 校正後	1	2	3	4	5	6
	1		a. 5.3445 b. -1.9161	a. 7.9167 b. 0.483	a. 7.7861 b. -0.8241	a. 6.59 b. -1.0247
2	0.0648 0.0623 0.1456 0.1264		a. 9.0783 b. -0.6441	a. 8.2031 b. -0.2138	a. 6.4451 b. 0.2372	a. -4.3666 b. -0.263
3	0.0378 0.034 0.025 0.0275	0.0653 0.0496 0.0603 0.0676		a. -5.9822 b. 0.0274	a. 3.9207 b. 0.5146	a. 1.3742 b. 0.366
4	0.033 0.0227 0.0157 0.018	0.0377 0.0257 0.0211 0.0247	0.079 0.0469 0.0436 0.0643		a. 1.5812 b. 1.6049	a. -3.5979 b. 1.1061
5	0.0313 0.0193 0.0168 0.0134	0.0345 0.0215 0.0194 0.0179	0.0526 0.0218 0.0229 0.025	0.1892 0.0883 0.0535 0.0575		a. 5.0241 b. 3.4963
6	0.0306 0.0154 0.0174 0.0231	0.0304 0.0163 0.0183 0.0263	0.0417 0.0138 0.0196 0.0332	0.0975 0.0521 0.0217 0.0449	0.2709 0.2266 0.0594 0.1472	

表七 邊長與邊夾角重建結果分析

邊長： 標準差 邊夾角(deg)： a. 平均誤差 b. 標準差	1	2	3	4	5	6
	1		0.2654	0.0898	0.0582	0.051
2	a. -0.3309 b. 22.0669		0.2894	0.0665	0.0481	0.0407
3	a. -0.1565 b. 8.188	a. -0.6071 b. 29.1214		0.1252	0.0762	0.0557
4	a. -0.0446 b. 4.3157	a. -0.1898 b. 5.4932	a. -1.107 b. 8.9104		0.101	0.067
5	a. -0.048 b. 3.2597	a. -0.0643 b. 3.5025	a. -0.1796 b. 5.0015	a. -0.701 b. 7.5539		0.1443
6	a. -0.0442 b. 3.02	a. -0.0714 b. 3.3724	a. -0.1077 b. 4.2096	a. -0.1923 b. 4.6793	a. -0.5755 b. 11.9438	

表八 平面重建與相機定位分析

平面重建： 左平面誤差變異量 (cm^2) 右平面誤差變異量 (cm^2) 平面夾角誤差 (degree) 相機定位： 左距離誤差 (cm) 右距離誤差 (cm) 視角誤差 (degree)	1	2	3	4	5	6
	1		0.0786 0.1987 12.7112	0.0595 0.06 -1.216	0.0414 0.0298 -0.3651	0.0407 0.0227 -1.1445
2	26.6749 23.1149 -0.4075		0.0651 0.158 -12.4393	0.0331 0.0385 1.0152	0.0281 0.0255 1.3783	0.0163 0.0265 -2.0642
3	0.4691 -11.6375 1.9216	38.6468 36.685 0.1227		0.1731 0.109 1.4972	0.0676 0.0422 0.5372	0.033 0.032 -3.9824
4	-3.0416 -18.0715 4.3772	-1.6348 -9.6905 1.7112	0.0336 -4.6076 1.2402		0.2136 0.0835 -7.8456	0.0555 0.0411 -5.333
5	-3.1521 -20.0878 5.8493	-1.6014 -11.6999 2.4418	-0.56 -7.0756 1.9491	1.1913 -3.3121 -0.262		0.1787 0.068 7.237
6	-2.2803 -19.0876 8.2659	-0.4189 -9.7886 4.1096	0.5748 -4.7905 2.9875	0.7269 -1.1306 0.8771	2.6093 2.942 -0.2044	