

行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

部分重疊之曲面間的粗疊合與精疊合

計畫類別：個別型計畫

計畫編號：NSC92-2212-E-002-078-

執行期間：92年08月01日至93年07月31日

執行單位：國立臺灣大學機械工程學系暨研究所

計畫主持人：陳漢明

報告類型：精簡報告

處理方式：本計畫可公開查詢

中 華 民 國 93 年 9 月 16 日

部分重疊曲面間的粗疊合與精疊合

陳漢明 楊奇林

台灣大學機械研究所

摘要

本文提出一些新的方法,使得多個部分重疊的曲面能夠快速而精確地完成粗疊合與精疊合的工作。粗疊合方面,在各曲面上,尋找最大與最小曲率差值大於閾值的特徵點,然後比對二曲面上由特徵點連結而成的區塊。如果曲面上有兩個以上的區塊形狀相似,則比對三組相似的區塊連成的三角形。精疊合方面,以兩點間的距離、法向量、與曲率的差值,尋找配對點。

關鍵詞: 曲面疊合、粗疊合、精疊合、ICP 法則。

THE ROUGH AND FINE REGISTRATION OF OVERLAPPING RANGE SURFACES

Han-Ming Chen Chi-Lin Yang

*Department of Mechanical Engineering
National Taiwan University
Taipei, Taiwan 10617, R.O.C.*

Key Words: Surface Matching, Rough Registration, Fine Registration, Iterative Closest Point Algorithm.

ABSTRACT

This paper proposes some new methods which can efficiently and accurately do the rough and fine registration among several overlapping range surfaces. In the rough registration, find the salient points on each surface, whose differences between maximum and minimum curvatures are greater than a threshold, and then build and match blocks between two surfaces. On one surface, if there are two or more blocks whose shapes are similar, connect three blocks on each surface and find two similar triangles between two surfaces. In the fine registration, search couple points on two surfaces with the distance, and the difference of normal vectors, and the difference rate of the maximum curvatures between each two salient points.

一、前言

要在電腦中建立一個三維模型:(1)可以直接用軟體在視窗中塑造,但在平面的視窗中很難掌握三維的形狀,所以很難捏塑出精確的模型。(2)或將一個實際的模型,以雷射掃描儀擷取其表面的點座標,但是每次掃描只能獲得模型表面上正對雷射掃描儀部份的點資料,所以無法單憑一

次的掃描獲得模型完整的資料。而如何將多筆數量龐大的點資料(子曲面)快速又精準的疊合成一完整的三維模型,這便是本文研究的重點。

Roth 在兩群有明顯重疊的影像點中,找出具有梯度(gradient)局部極大值的點, Roth 將這些點稱為 interest points 或 feature points(特徵點)。分別在每群點中任選三個

特徵點，並將其連成三角形，比對分屬於這兩群點的三角形邊長，找出相似的三角形後，為每一對相似的三角形，求出疊合這兩個三角形的旋轉與平移轉換矩陣，最後選取出現次數最多的旋轉與平移轉換矩陣，來完成這兩群點的粗疊合工作[1]。

Johnson 用自己的方法找出每個曲面上的 oriented points(特徵點)。為每個特徵點做一切平面，此特徵點附近的曲面網格點到此切平面的垂直距離為 z ，到此特徵點的水平距離為 r 。以 r 為橫座標、 z 為縱座標做一圖，將此特徵點附近所有的網格點依 r 與 z 的數值畫於此圖上，此圖稱為此特徵點的 spin images。比對兩個曲面各特徵點的 spin images，找出 spin images 最相似的三對特徵點，用這三對特徵點求出二曲面間的粗疊合轉換矩陣[2,3,4]。

Yamany 也是用自己的方法找出每個曲面上的 important points(特徵點)。然後計算每個特徵點的法向量、此特徵點到附近網格點的連線距離 d 、和此特徵點連到附近網格點的向量與此特徵點法向量的夾角 θ 。以 θ 為橫座標、 d 為縱座標做一圖，將此特徵點附近所有的網格點依 θ 與 d 的數值畫於此圖上，此圖稱為此特徵點的 surface point signatures。比對兩個曲面各特徵點的 surface point signatures，找出 surface point signatures 最相似的三對特徵點，再用這三對特徵點計算二曲面間的粗疊合轉換矩陣[5,6]。

陳俊諺分別在參考資料與對應資料裡，找出幾何特徵值小於閾值的對應特徵點。然後對二資料的對應特徵點附近的點群作相關度(cross-correlation)的分析，再用統計法求得參考資料與對應資料之間的旋轉與平移轉換矩陣。如此就可以完成這兩筆資料的粗疊合工作[7]。

Yang 找出二曲面上高傾斜度的點，再用三次多項式擬合(fitting)這些點，得到數條曲線。由這些三次多項式可以求出曲線上各點的曲率及扭率，然後以最大曲率和最大扭率的點疊合此二曲面上的曲線，Yang 藉由較簡單的曲線疊合工作求得二曲面粗疊合的轉換矩陣[8]。以上所述為過去求解粗疊合旋轉與平移矩陣的方法。而為了將二曲面或影像作更精確的疊合，過去有下述各種精疊合的研究。

Besl 在 1992 年，提出著名的 Iterative Closest Points(ICP)法則，他假設二曲面間距離最近的點對為配對點，用所有的配對點先求得一個交叉共變異(cross-covariance)矩陣，再以 Singular Value Decomposition(SVD)方法解得此矩陣的最大特徵向量。Besl 再藉由 Horn[9]的理論求得此二曲面間的旋轉矩陣，再平移此二曲面。如此反覆的做若干次後，此二曲面間的移動量會漸漸收斂、而相對位置會穩定下來[10]。但假如此二曲面間距離最近的點對(point pairs)不是正確的配對點，最後的精疊合結果就不會正確。所以使用 ICP 法則最大的前提就是能否找到正確的配對點。

Blais 將配對點之間可容許的最大距離定在一個閾值之內，若兩點之間的距離超過此閾值，則這兩點無法成為合格的配對點，而予以剔除。這樣在疊合多個曲面時，兩兩曲面之間的配對點並非完全固定，而有一設定的彈性。如此，多個曲面較可能調整至整體最佳的精疊合位置[11]。

Guehring 先尋找二曲面間距離最近的點對，然後測試下面二條件：(1)此二點的距離是否小於一固定閾值。(2)此二點的二法向量內積是否大於另一固定閾值。若此二點不能符合(1)與(2)的要求，則拋棄此二點。若能符合，則此二點為一組配對點[12]。

Rodrigues 對一自由曲面剛體經過旋轉與平移前後的二曲面，找到一個固定點(或重要點) e 、和一個旋轉軸 \vec{h} 。 P 點與 P' 點為分屬於此二曲面上的兩點，若 P 點與 P' 點到 e 點的距離在 \vec{h} 上的投影長度相差最小，則 P 點與 P' 點就是此二曲面上的一組配對點[13]。此方法基本上也是以兩點間的距離做為選擇配對點的標準。

Yang 假設兩個正確的配對點的曲率應該相當接近，所以他用此二點的曲率差值率乘上此二點的距離作為選擇配對點的標準[8]。以上精疊合的各研究，只有 Yang 在選取配對點時所用的樣本不是曲面上所有的點，而是曲率大於某一閾值的點，這樣做可以減少比對的次數，因而使精疊合的效率提高。精疊合是否能夠成功，端視粗疊合的結果而定，若粗疊合的結果太差，精疊合將很難成功。

曲面疊合的工作可分為兩個部分：(1)辨識二曲面間的重疊區域，以求得粗疊合(rough registration)的旋轉與平移轉換矩陣。本文提出區塊的觀念，以作為粗疊合的基礎。而過去所提出的粗疊合方法的步驟都很複雜，定性上來講效率皆不佳，所以沒有與本文的方法作比較。(2)尋找二曲面重疊區域間的各組對應點(配對點)，以執行 ICP 法則或其它精疊合(fine registration)工作。本文強化了 Guehring 與 Yang 的方法，同時考慮了兩配對點之間的距離、法向量方向的差異、與最大曲率差的比率。使得本文精疊合的效率較 Guehring 與 Yang 的方法提高不少。

二、疊合前的資料處理

以雷射掃描所得的點資料只是模型表面上規則排列的三維點座標。如果要找尋某一目標點附近某一範圍內所有的點時，若用普通的方法搜尋，將需要大量的時間。為了將粗疊合與精疊合的工作效率提高，本文採用八元樹(octal trees)儲存空間中的點資料。如此，空間中各點的相對位置，也就建立起來了。在後續的工作中，很容易得知各點之間的相對位置。

1. 建立與搜尋八元樹

將空間中的資料點以其三軸長度的一半，切割成等體積的八個子空間，並對每一個子空間重複這個步驟，當某一個子空間中的資料點數目少於或等於一指定值時，這個子空間的切割就要停止。這樣，每個資料點將存放在八元樹中的適當位置。

若要搜尋某個目標點附近某一矩形範圍 R 內所有的點時，只需要判斷八元樹第二層每個節點的子空間，其三個主軸的範圍是否都與 R 重疊，(1)若沒有重疊，則該節點以下的節點都不需要搜尋。(2)若重疊，則往此節點下一層的八個節點繼續搜尋。如此一直搜尋到八元樹的尾端，取出所有與 R 重疊的尾端子空間中的資料點，這些資料點即是落於範圍 R 內的所有點。

2. 平均法向量

圖 1 中，在模型內凹處的周圍，有一些點，其最大與最小曲率的差值超過所定的閾值。如果要找出這些點，第一就先要計算出每個點的平均法向量，然後才能計算模型曲面上所有點的最大與最小曲率。



圖 1. 滑鼠的曲面模型

以曲面上一點 \bar{P}_0 為中心，在正負 \bar{u} 與 \bar{v} 的方向上，找出其鄰近的四個點 \bar{P}_1 、 \bar{P}_2 、 \bar{P}_3 、與 \bar{P}_4 ，則 \bar{P}_0 點的平均法向量 \bar{N} 可由(1)至(3)式求得。

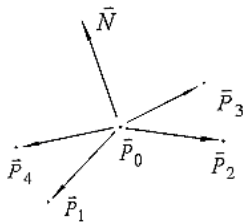


圖 2. \bar{P}_0 點的平均法向量 \bar{N}

$$\begin{aligned} \bar{V}_1 &= \bar{P}_1 - \bar{P}_0, \quad \bar{V}_2 = \bar{P}_2 - \bar{P}_0 \\ \bar{V}_3 &= \bar{P}_3 - \bar{P}_0, \quad \bar{V}_4 = \bar{P}_4 - \bar{P}_0 \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \bar{n}_1 &= \frac{\bar{V}_1 \times \bar{V}_2}{\|\bar{V}_1 \times \bar{V}_2\|}, \quad \bar{n}_2 = \frac{\bar{V}_2 \times \bar{V}_3}{\|\bar{V}_2 \times \bar{V}_3\|} \\ \bar{n}_3 &= \frac{\bar{V}_3 \times \bar{V}_4}{\|\bar{V}_3 \times \bar{V}_4\|}, \quad \bar{n}_4 = \frac{\bar{V}_4 \times \bar{V}_1}{\|\bar{V}_4 \times \bar{V}_1\|} \end{aligned} \quad (2)$$

$$\bar{N} = \text{normalize} \left(\sum_{i=1}^4 \bar{n}_i \right) \quad (3)$$

3. 尋找曲面上的特徵點

利用前面所敘述的八元樹與其搜尋方法，我們可以很快地找到以目標點 \bar{P}_i 為中心，邊長為 $2r$ 的方形區域內的 n 個 \bar{P}_j 點。每個 \bar{P}_j 點對 \bar{P}_i 點的近似曲率方向為 \bar{D}_j 。

$$\bar{D}_j = \frac{(I - \bar{N}_i \bar{N}_i^T)(\bar{P}_j - \bar{P}_i)}{\|(I - \bar{N}_i \bar{N}_i^T)(\bar{P}_j - \bar{P}_i)\|} \quad (4)$$

其中 \bar{N}_i 為 \bar{P}_i 點的平均法向量。 \bar{P}_i 點的共變異(covariance)矩陣 C 如(5)式所示，其中權重值 w_j 取 \bar{P}_j 點到 \bar{P}_i 點距離的倒數，藉此加重較近的點對 C 的影響。

$$C = \sum_{j=1}^n w_j \bar{D}_j \bar{D}_j^T \quad (5)$$

C 的第一特徵向量為 \bar{E}_1 、第二特徵向量為 \bar{E}_2 。第一特徵向量代表最大曲率方向，第二特徵向量代表最小曲率方向。 \bar{P}_j 點與目標點 \bar{P}_i 連線的近似曲率方向 \bar{D}_j 也可以 \bar{E}_1 與 \bar{E}_2 表示成(6)式，而 \bar{D}_j 的曲率值 κ_j 可以最大及最小曲率值 e_1 與 e_2 表示成(7)式。

$$\bar{D}_j = \bar{E}_1 \cos \theta_j + \bar{E}_2 \sin \theta_j \quad (6)$$

$$\frac{2\bar{N}_i^T(\bar{P}_j - \bar{P}_i)}{\|\bar{P}_j - \bar{P}_i\|} \cong \kappa_j = e_1 \cos^2 \theta_j + e_2 \sin^2 \theta_j \quad (7)$$

將(7)式改寫成矩陣式形式。

$$\kappa = A \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$A = \begin{bmatrix} \cos^2 \theta_1 & \sin^2 \theta_1 \\ \cos^2 \theta_2 & \sin^2 \theta_2 \\ \vdots & \vdots \\ \cos^2 \theta_n & \sin^2 \theta_n \end{bmatrix}, \quad \kappa = \begin{bmatrix} \kappa_1 \\ \kappa_2 \\ \vdots \\ \kappa_n \end{bmatrix} \quad (9)$$

在(8)式兩邊的左側乘以 A^T ，然後再乘以 $(A^T A)^{-1}$ ，就可以求得最大與最小曲率值，如(10)式所示[14]。

$$\begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \end{bmatrix} = ((A^T A)^{-1} A^T) \kappa \quad (10)$$

曲面上最大曲率 e_1 與最小曲率 e_2 的差值大於閾值 的點稱為特徵點(salient points)。圖 1 模型的表面上，特徵點所成的集合為 S ， S 內的點所集結的區域，在圖 3 中以深色的小方塊標示。

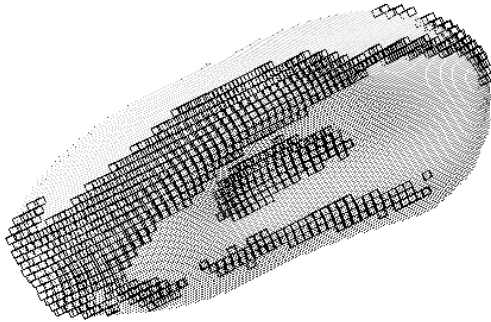


圖 3. 小方塊標示最大與最小曲率差值大於閾值的區域

三、粗疊合

將圖 3 中所有相鄰的深色小方塊連結起來，將會形成若干個區塊(clusters)。如何建立並分離各區塊，本文提出一個方法，此方法類似病毒感染的過程。先設 $k = 1$ ，然後執行下面的步驟。

1. 建立區塊

- (1) 在集合 S 中沒有編號的點裡，任意選取一個目標點 \bar{P}_o ，將其編號為 k ，並將 \bar{P}_o 點放入區塊 B_k 中。
- (2) 搜尋 \bar{P}_o 點為中心，邊長為 2 的方形區域內屬於 S 的點 \bar{P}_n 。若沒有找到，則跳至步驟(4)。若找到，則將這些點編號為 k ，並將這些點放入區塊 B_k 中。
- (3) 將每個 \bar{P}_n 點都當作 \bar{P}_o 點，回到步驟(2)。
- (4) 是否所有 S 中的點都已編號？若否， $k = k + 1$ ，回到步驟(1)。若是，則全部工作結束。

圖 4 的模型表面上共建立了四個區塊，分別代表模型表面上特徵點所聚集的四個區域。在上述的方法中， δ 的大小會影響到區塊的形狀和數目，也可以說， δ 代表了區塊的解析度。當 δ 太大時，兩個原本可以分開的區塊可能會連成一個。在本文中， δ 設定為 1.5 倍的掃描線間距。

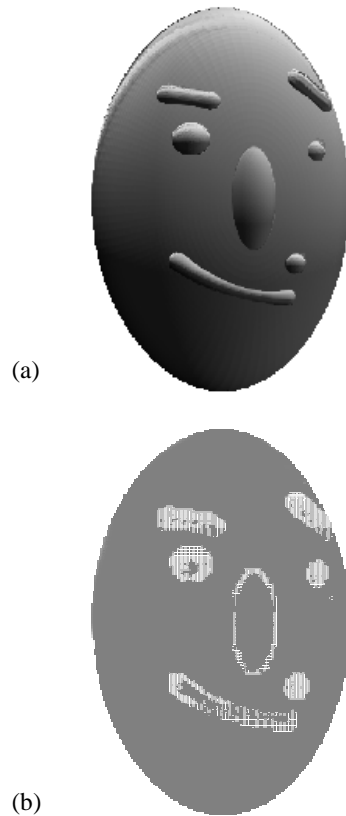


圖 4. (a)原來的模型。(b)模型上共建立了四個區塊

2. 比對區塊

每個區塊的大小與形狀都不盡相似，如果從每個區塊的共變異(covariance)矩陣 M 中，將區塊的形狀因素抽取出來，藉此就可以比對那兩個區塊是相似的。在(11)與(12)式中， \bar{Q}_i 為某區塊內第 i 個點， \bar{Q}_c 為此區塊的形心， n 為此區塊內屬於集合 S 的點數。

$$A_i = (\bar{Q}_i - \bar{Q}_c)^T \tag{11}$$

$$M = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n A_i A_i^T \tag{12}$$

以 SVD 法解得 M 矩陣的三個特徵值 λ_1 、 λ_2 與 λ_3 且 $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$ ，這三個特徵值即為此區塊的形狀因素。比對分屬於兩個曲面上的二區塊時，若二區塊能滿足(13)、(14)、與(15)式，則此二區塊即是相似的。

$$\sigma_1 = \frac{\lambda_1 - \lambda'_1}{\max(\lambda_1, \lambda'_1)}, \sigma_1 < 0.1 \tag{13}$$

$$\sigma_2 = \frac{\lambda_2 - \lambda'_2}{\max(\lambda_2, \lambda'_2)}, \sigma_2 < 0.1 \tag{14}$$

$$\sigma_3 = \frac{\lambda_3 - \lambda'_3}{\max(\lambda_3, \lambda'_3)}, \sigma_3 < 0.1 \quad (15)$$

為相似的二區塊，計算出 M 矩陣的三個特徵向量 \vec{v}_1 、 \vec{v}_2 、與 \vec{v}_3 。然後(1)先平移此二區塊，使二區塊的形心重合。(2)再旋轉此二區塊，使二區塊的特徵向量 \vec{v}_1 、 \vec{v}_2 、與 \vec{v}_3 互相重合。如此就完成了粗疊合的工作。

如圖 5 所示，如果二曲面間的區塊對應是一對一時，那麼，用上述的方法就可以得到相當理想的粗疊合結果。但是如圖 6 所示，如果二曲面間的區塊對應不是一對一時，那麼只靠上述的方法可能會導致錯誤的粗疊合結果。

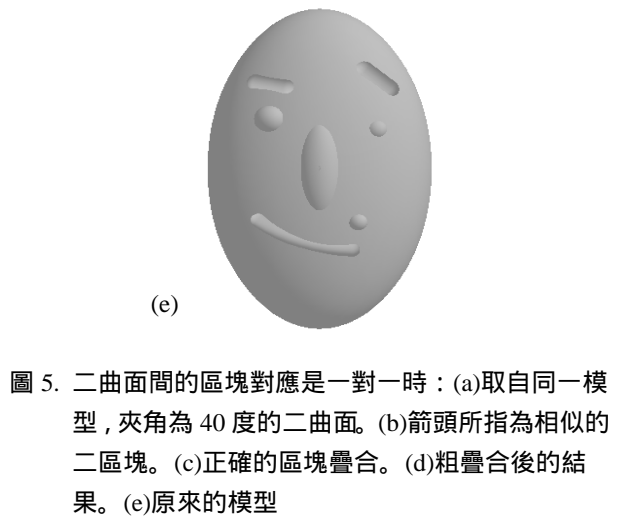
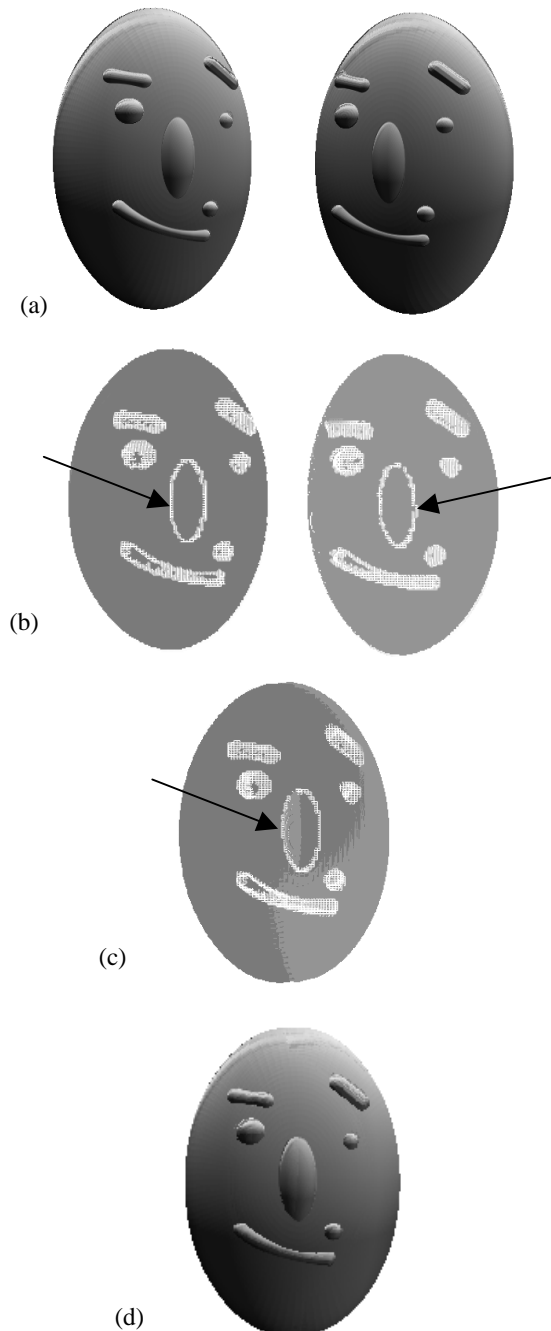


圖 5. 二曲面間的區塊對應是一對一時：(a)取自同一模型，夾角為 40 度的二曲面。(b)箭頭所指為相似的二區塊。(c)正確的區塊疊合。(d)粗疊合後的結果。(e)原來的模型

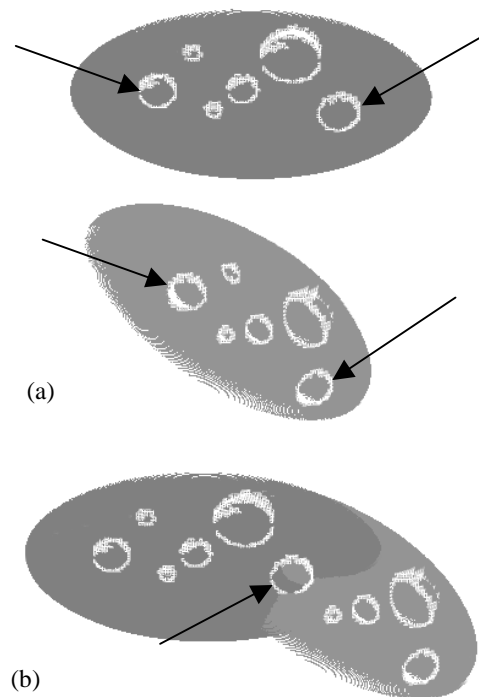


圖 6. 二曲面間的區塊對應不是一對一時：(a)箭頭所指為四個相似的區塊。(b)錯誤的區塊粗疊合

單憑二個區塊無法正確地疊合二曲面時，就在二曲面上分別選取三對相似的區塊，這三對區塊的形心在二曲面上各形成一個三角形。若這兩個三角形為全等，就將邊長相同的邊疊合在一起，這樣就完成了二曲面粗疊合的工作，如圖 7 所示。當然，這樣的作法導致錯誤疊合的機率仍然存在，但比前面的方法已經大為降低。但如果還是發生錯誤，就需要尋找二曲面上第二對全等三角形了。

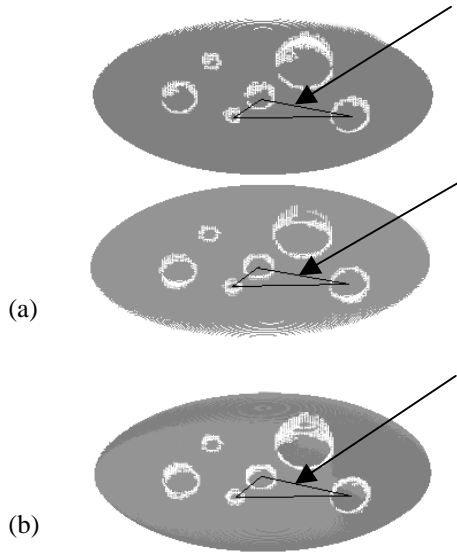


圖 7. (a)箭頭所指為二曲面上全等的兩個三角形。(b)粗疊合後的結果

二曲面經過粗疊合後，精確度仍嫌不足，所以需要進一步再做精疊合的工作，以微調二曲面間的相對位置。

四、精疊合

Besl 所提出的 ICP 法則是目前最常使用的精疊合方法。但是，ICP 法則必須在二疊合曲面足夠靠近的前提下，方能得到理想的結果。也就是說，只要當二曲面上正確的配對點位置稍微遠離時，ICP 法則就會得到錯誤的結果。

為了改進這個缺點並增加精疊合的效率，本文提出了『距離-法向量-曲率最相似點準則』(Distance-Normal-Curvature Closest Point Criterion，簡稱 DNCCP 準則)，此準則的內容如下：

1. 選擇配對點

在二曲面間選擇配對點時，ICP 法則求取曲面上每一點到另一曲面三角網格上的垂足，而且只考慮此點與其垂足間的距離[10]。Yang 同時考慮了兩點間曲率與距離的因素[8]。而 Guehring 則考慮了兩點間距離與法向量的因素[12]。本文則同時考慮了兩點間三個重要的幾何因素：距離、法向量、與曲率。

假設二曲面 1 與 2 上最大與最小曲率差值大於閾值的點集合分別為 S_1 與 S_2 。在 S_1 中選取一點 \bar{P}_i ，以 \bar{P}_i 點為中心，在邊長為 2 的方形區域內搜尋屬於 S_2 的點 \bar{Q}_j 。

將 \bar{P}_i 點與所有找到的 \bar{Q}_j 點一組一組的代入(16)式中，選出 f 值最小的 \bar{Q}_j 點，但此 f 值必須小於設定的閾值 μ ，這樣的 \bar{Q}_j 點即為 \bar{P}_i 點的配對點。當然，如果沒有 \bar{Q}_j 點能滿足上述的要求， \bar{P}_i 點的配對點就不存在。而 f 值與閾值 μ 的大小會影響配對點的選擇與存在與否。

$$f(\bar{P}_i, \bar{Q}_j) = w_1(\|\bar{P}_i - \bar{Q}_j\|/\beta) + w_2 \sin(\cos^{-1}(\bar{N}_i \cdot \bar{N}_j)) + w_3(1 - \frac{\|\bar{\kappa}_i - \bar{\kappa}_j\|}{\max(\|\bar{\kappa}_i\|, \|\bar{\kappa}_j\|)}) \leq \mu \quad (16)$$

(16)式中 \bar{N}_i 與 \bar{N}_j 分別表示 \bar{P}_i 點與 \bar{Q}_j 點的法向量， $\bar{\kappa}_i$ 與 $\bar{\kappa}_j$ 分別表示 \bar{P}_i 點與 \bar{Q}_j 點的最大曲率值， w_1 、 w_2 與 w_3 分別代表 \bar{P}_i 點與 \bar{Q}_j 點間距離、法向量差異、和最大曲率差值的權重。

2. 反覆求解平移與旋轉矩陣

下面的步驟與 Horn 的理論[9]和 ICP 法則[10]大致相同。假設在曲面 1 與 2 上找到 n 組配對點，分別為點集合 $S_A = \{\bar{P}_1, \bar{P}_2, \dots, \bar{P}_n\}$ 與 $S_B = \{\bar{Q}_1, \bar{Q}_2, \dots, \bar{Q}_n\}$ ，其中 \bar{P}_i 與 \bar{Q}_i 為配對點。將曲面 2 疊合至曲面 1，假設求得第 k 次的旋轉矩陣為 R_k 、平移矩陣為 T_k ， $(\bar{Q}_i)_k = R_k(\bar{Q}_i)_{k-1} + T_k$ 。第 k 次疊合之後， $(\bar{Q}_i)_k$ 點與 \bar{P}_i 點間仍然存在的平均誤差

$$d_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|(\bar{Q}_i)_k - \bar{P}_i\|$$

而第 k 次與第 $(k-1)$ 次平均誤差的差異值 $\|d_k - d_{k-1}\|$ 當 k 小於終止閾值時，精疊合的工作宣告結束。

在第 k 次疊合後，這 n 個 \bar{P}_i 點與 $(\bar{Q}_i)_k$ 點的心形分別為 \bar{P}_c 與 $(\bar{Q}_c)_k$ 。交叉共變異矩陣 $\sum pq$ 如(18)式所示。

$$\bar{P}_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \bar{P}_i \quad (\bar{Q}_c)_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\bar{Q}_i)_k \quad (17)$$

$$\sum pq = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\bar{P}_i - \bar{P}_c)((\bar{Q}_i)_k - (\bar{Q}_c)_k)^T \quad (18)$$

$\sum pq$ 的 3x3 階反對稱矩陣 A 為

$$A = \left(\sum pq - \left(\sum pq \right)^T \right) \quad (19)$$

取 A 中的三個元素形成 3x1 階行矩陣

$$\Delta = (A_{23} \ A_{31} \ A_{12})^T \quad (20)$$

由 $\sum pq$ 與 Δ 做出 4x4 階的對稱矩陣 $Q(\sum pq)$

$$R_k = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 + q_0q_3) & q_0^2 + q_2^2 - q_1^2 - q_3^2 & 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) & q_0^2 + q_3^2 - q_1^2 - q_2^2 \end{bmatrix} \quad (24)$$

$$Q(\sum pq) = \begin{bmatrix} tr(\sum pq) & \Delta^T \\ \Delta & \sum pq + (\sum pq)^T - tr(\sum pq)I_3 \end{bmatrix} \quad (21)$$

求出 $Q(\sum pq)$ 的最大特徵向量 \bar{q}_R

$$\bar{q}_R = [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3] \quad (22)$$

$$q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2 = 1 \quad (23)$$

第 k 次的旋轉矩陣 R_k 如(24)式所示。 $(\bar{Q}_i)_{k-1}$ 點經過旋轉之後，將 $(\bar{Q}_c)_k$ 平移到 \bar{P}_c ，所以平移矩陣 $T_k = \bar{P}_c - (\bar{Q}_c)_k$ 。

五、結果與討論

本文在選取曲面上的特徵點時，並不是用傳統的方法『找尋與相鄰的點之間曲率變化較大的點』，而是『找尋自身最大與最小曲率相差較大的點』。當凸起很尖銳，凸起後曲率變化很和緩，而網格又較粗時，傳統的方法可能會捕捉不到特徵點。但是本文的方法是捕捉所有凸起部分的特徵點，而不只是凸起部分的邊緣，所以比較沒有這個缺點。另外，傳統的方法需要分別在 \bar{u} 與 \bar{v} 兩個方向各尋找一次特徵點，但是本文的方法只需要尋找一次，故本文的方法效率會高於傳統的方法。

另外，本文也提出『區塊』這個觀念，並用於粗疊合的工作上。首先藉助病毒感染的基本原理，使得曲面上由特徵點連結而成若干個具有形狀特徵的區塊。每個區塊往往包含數目龐大的特徵點，所以區塊的數目比特徵點的數目要少的多。這些區塊的特徵值又代表了區塊的形狀特徵，所以只要比對二曲面上數目很少的區塊，即可完成粗疊合的工作，這樣粗疊合的效率自然可以提高。

在本文中，(16)式中的三個權重值分別定為 $w_1 = 0.4$ 、 $w_2 = 0.4$ 與 $w_3 = 0.2$ 。表 1 中，模型 1、2、3、4 分別代表圖 1、圖 8、圖 9、與圖 10 的四個模型，這四個模型上所疊合的兩個曲面間的夾角都是 40 度。因 ICP 法則只考慮兩點間的距離，所以有時無法找到正確的配對點。本文選取了三個較 ICP 法則為好的精疊合方法，加以比較：(a) 本文的精疊合方法。(b) Guehring 精疊合的方法，二曲面間距離最近的兩點，如果又能滿足(25)式，則此兩點為配對點。其中 \bar{N}_p 與 \bar{N}_q 分別表示 \bar{P} 點與 \bar{Q} 點的法向量，而 t_d 與 t_n 為二閾值[12]。(c) Yang 精疊合的方法，二曲面上曲率大於閾值的兩點，若此兩點的曲率差值率乘上兩點間的距離小於閾值，如(26)式所示，則此兩點為配對點。其中 κ_p 與 κ_q 分別表示 \bar{P} 點與 \bar{Q} 點的最大曲率值[8]。三個精疊合方法都以本文粗疊合方法所得的結果，做為起始位置。在 P4 2.26G 個人電腦中比較三者的效率。由表 1 可知，本文的精疊合方法效率最高，Guehring、與 Yang 精疊合方法的效

率在伯仲之間。表 1 中子曲面上資料點數目的 A 與 B 分別表示二疊合的曲面。

$$\|\bar{P} - \bar{Q}\| < t_d \quad \text{且} \quad \bar{N}_p \cdot \bar{N}_q > t_n \quad (25)$$

$$\left| \frac{\kappa_p - \kappa_q}{\kappa_q} \right| \|\bar{P} - \bar{Q}\| < \tau \quad (26)$$



圖 8. 人臉模型

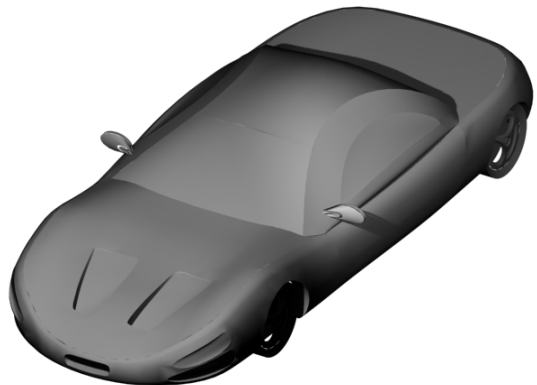


圖 9. 汽車模型

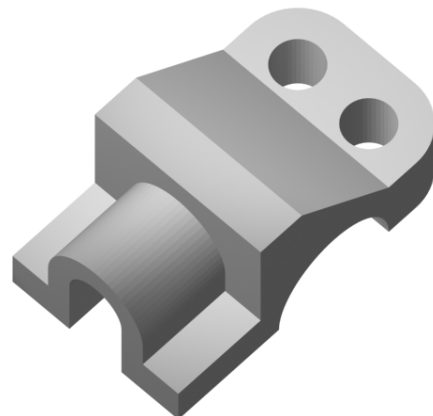


圖 10. 夾具模型

表 1. 三個精疊合方法的效率比較

模型	本文 粗疊合 時間 (ms)	本文 精疊合 時間(ms) [迭代次數]	Guehring 精疊合 時間(ms) [迭代次數]	Yang 精疊合 時間(ms) [迭代次數]	子曲面 上資料 點數目 (A/B)
1	31	610 [5]	1203 [12]	1297 [13]	32617 36960
2	47	984 [21]	1328 [30]	1251 [29]	60126 60059
3	32	360 [10]	656 [20]	672 [21]	44960 45541
4	16	313 [9]	594 [25]	516 [21]	30705 30780

六、結 論

本文利用八元樹的資料結構儲存要疊合的曲面資料點，當後續的工作需要搜尋在目標點附近，而位於另一曲面上的點時，其效率要比搜尋一般的串列或陣列來的高，這也是使本文方法的整體效率提高的因素之一。

目前粗疊合的工作大多是靠比對二曲面上的特徵點，這樣做比較費時而精確度也比較差。本文卻是先將相鄰的特徵點連成區塊，再用區塊作為粗疊合工作的基礎。因為區塊的數目比特徵點少的多，區塊的體積也比特徵點大的多，所以比對的效率和準確度自然會增加。

本文的 DNCCP 準則因為同時包含了三個重要的幾何因素：距離、法向量、與曲率，所以它的效率與收斂速度比其它精疊合的方法都佳。

感 謝

本文為國科會所資助的計畫 NSC 90-2212-E-002-167 內的研究成果，特此致謝。

符號索引

\bar{n}	三角網格的法向量
\bar{N}	曲面上點的平均法向量
\bar{V}	兩點之間的向量
\bar{P}	曲面上點的座標向量
\bar{D}	近似曲率方向
\bar{E}	特徵向量
\bar{Q}	曲面上點的座標向量

參考文獻

1. Roth G, "Registering Two Overlapping Range Images,"

- Proceedings of the Second International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*, pp.191-200 (1999).
2. Johnson A. E., and Hebert M., "Surface Registration by Matching Oriented Points," *Proceedings of the International Conference on Recent Advances in 3-D Digital Imaging and Modeling*, pp.121-128 (1997).
3. Johnson A. E., and Hebert M., "Surface Matching for Object Recognition in Complex Three-dimensional Scenes," *Image and Vision Computing*, Vol.16, pp.635-651 (1998).
4. Johnson A. E., and Hebert M., "Using Spin Images for Efficient Object Recognition in Cluttered 3D Scenes," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.21, No.5, pp.433-449 (1999).
5. Yamany S. M., Farag A. A., and El-Bialy A., "Free-Form Object Recognition and Registration Using Surface Signatures," *Proceedings of the International Conference on Image Processing*, Vol.2, pp.457-461 (1999).
6. Yamany S. M., and Farag A. A., "Free-Form Surface Registration Using Surface Signatures," *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, Vol.2, pp.1098-1104 (1999).
7. 陳俊諺, 「利用 3D 多重掃描資料建構多面體實體模型」, 碩士論文, 中正大學, 嘉義 (2000)。
8. Yang R., and Allen P. K., "Registering, Integrating and Building CAD Models from Range data," *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.3115-3120 (1998).
9. Horn, B. K., "Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions," *Journal of Optical Society of America, A*, Vol.4, No.4, pp.629-642 (1987).
10. Besl, P. J., and McKay N. D., "A Method for Registration of 3-D Shapes," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.14, No.2, pp.239-256 (1992).
11. Blais G., and Levine M. D., "Registering Multiview Range Data to Create 3D Computer Objects," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.17, No.8, pp.820-824 (1995).
12. Guehring J., "Reliable 3D Surface Acquisition, Registration and Validation Using Statistical Error Models," *Proceedings of the Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*, pp.224-231 (2001).
13. Rodrigues M. A., and Liu Y. H., "On The Representation of Rigid Body Transformation for Accurate Registration of Free-Form Shapes," *Robotics and Autonomous Systems*, Vol.39, pp.37-52 (2002).

14. Taubin, G., "Estimating the tensor of curvature of a surface from a polyhedral approximation," *Proceedings of the Fifth International Conference on Computer Vision*, pp.902-907 (1995).