

使用 MRI 影像序列量測整體與局部膝蓋軟骨量變化

Measuring Total and Local Changes of Knee Cartilage Volume Using MRI Sequences

劉建良

雲林科技大學電機工程研究所研究生

Email: liumoon@msn.com

沈岱範

雲林科技大學電機工程研究所副教授

Email: shendf@yuntech.edu.tw

摘要—退化性關節炎是老年人的通病，各種治療方法不斷被提出，其療效須被評估和驗證，本研究利用膝蓋軟骨量變化量測來驗證膝蓋骨關節炎療程療效。膝蓋軟骨量變化量測可以分作整體膝蓋軟骨量變化和局部膝蓋軟骨量變化，本文著重在局部軟骨軟骨量變化分析，所以我們提出脛骨面 3D 疊合技術來做定位且準確率約 90%，其中我們提出的範圍擴展最佳對應點技術和快速 3D 縮小技術分別是改善 15% 的準確性和縮短約 0.9 倍執行時間，再加上半自動脛骨面選取技術可以減輕操作者負擔的比例約 94%，使整個架構能準確且快速量測局部軟骨量分析

Abstract—Degenerative arthritis is a common problem for old people. Many treatments had been developed and its effect need be assess and validate. Changes in knee cartilage volume in normally adapted the efficacy of treatment. Change in cartilage volumes easurement can be divided into total changes and local changes in knee cartilage volume. The paper focus as the analysis of total cartilage in knee, we developed superimposed tibial side technology for 3D matching and its accuracy is about 90%, we also propose a fast 3D matching technique, which is not only improve the accuracy by 15% but also shorten the execution time of 10% of original. If coupled with the tibial surface to select semi-automatic techniques .it can reduce the operator's

load substantially by 94%.

關鍵詞—醫學影像、影像處理、MRI、三維匹配、蛇形。

Key words—Medical imaging, image processing, MRI, three-dimensional matching, GVF.

一、緒論

隨著醫學的進步，人類平均壽命的延長，因此原本被設計使用年限為 40~60 年的人類股關節及膝關節，到老都發生退化關節炎。尤其最近現代人常常忽略關節的保養且過度使用，使得退化性關節炎提早來臨，而其中很多膝蓋骨關節炎治療方法被發展出來，所以利用軟骨量變化量測來驗證膝蓋骨關節炎療程的療效，就顯得特別重要。

而量測膝蓋軟骨量文獻分成兩大類。第一類是從 MRI 取像後的影像序列中圈選出膝蓋股骨軟骨，進而找出膝蓋股骨軟骨總量變化[3,5,10]，第二類是經過脛骨定位後，只計算受損的局部膝蓋脛骨軟骨量變化(因為脛骨面地形起伏大，所以不採取股骨軟骨來作量測)[6]，還有在這裡將會針對第二類做討論。

Habib et al.[6]提出一個粗略的架構來量測受損

的局部膝蓋軟骨量變化，其中第一組是治療前MRI影像序列作輸入和處理，而治療中每段療程的MRI影像序列資料也作輸入和處理，就能做定位處理，進而算出治療中每段療程改善程度，而從提出的架構中可以看出軟骨選取這部分它是利用手動選取、定義脛骨面是用手動選取或Canny選取和脛骨面三維匹配，這三部分還必須做改善。

所以我們會針對軟骨選取、定義脛骨面和脛骨面三維匹配這三方面做改進。軟骨選取這方面在本文中是設計一套半自動軟骨選取，優點是可以降低操作者負擔和增加精確度。而定義脛骨面方面在縮小MRI影像時作一些影像處理(如中值濾波、型態學...等)去除雜訊和脛骨面平滑化，之後會用GVF(gradient vector flow)演算法[1,11]找出脛骨面，但會發現每張必須定義初始軌跡，所以必須再加上利用前一張MRI影像中脛骨面結果軌跡去做參考，進而找出目前所需脛骨面軌跡，其餘MRI影像以此類推，如此一來就可以大幅降低操作者在脛骨面選取時的操作負擔，而執行速度加快。脛骨面三維匹配則是利用一些Cheng et al.[2,7-8]和Xian et al.[4]提出的概念觸發，再提出一種三維匹配的方法，去定位出受損軟骨的位置，至於其中旋轉部分是利用Kenneth et al.[9]所提出旋轉概念。把以上的方法做結合和架構，就能形成一個以計算受損的局部膝蓋軟骨量變化為目的之架構，此架構若想要驗證我們提出來的演算法準確性和可行性，所以必須針對軟骨選取、定義脛骨面和脛骨面三維匹配這三方面去作驗證。軟骨選取藉由參考程序(輔助操作者軟骨選取)去選取出來的結果，此結果會比單純用人工選取在準確度和操作者負擔方面會比較好。在準確度和操作者負擔方面定義脛骨面跟單純用人工點選作比較。還有脛骨面三維匹配則是利用軟骨的重疊程度來證明它的準確性。

脛骨面三維匹配會分作範圍擴展最佳對應點技術和快速3D縮小，前者是為了增加脛骨面三維匹配演算法的準確性，卻會大幅增加程式執行時間，而後者是因為前者的缺點，所發展出來，後者大約縮短脛骨面三維匹配演算法的耗費時間。

在本文中的第二部分介紹和討論提出方法，第三部分是實驗結果的說明與分析，最後第四部份則是將之前的部分作總結。

二、快速 3D 疊合之局部膝蓋軟骨量變化量測技術

由於要驗證膝蓋骨關節炎的療效，量測局部膝蓋軟骨量變化是必需的，所以本文提出一個架構來驗證，此架構作用可以讓治療前後MRI影像序列中軟骨模型做定位，並且找出其中局部變化量，流程如圖 1。

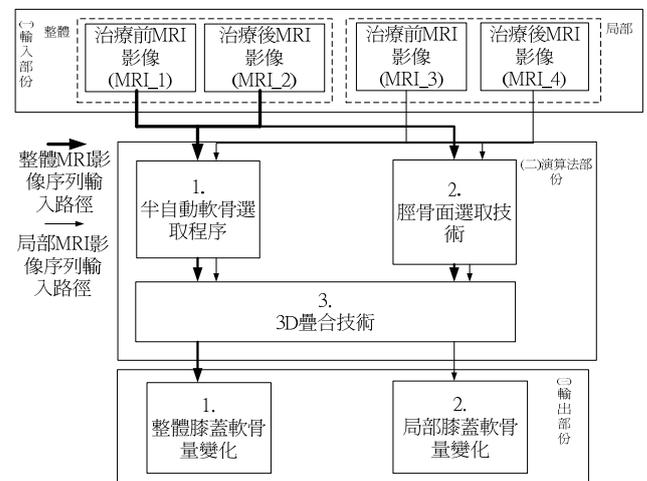


圖 1: 快速 3D 疊合之局部膝蓋軟骨量變化量測技術架構圖

在圖 1 中此技術主要分成影像輸入部份、演算法部份和輸出部分，會分別做說明。

1. 影像輸入部份

這裡會分成 MRI 影像序列座標定義、體素

(Voxel)定義和整體與局部膝蓋 MRI 影像序列定義這三方面，會分別做說明。

1.1 MRI 影像序列座標定義

快速 3D 疊合之局部膝蓋軟骨量變化量測技術必須針對三維座標資料做處理，在這裡我們會在 MRI 影像序列中作座標定義，如先定義出三維原點，之後把 MRI 影像的長、高作定義，再把編號 0 到 N-1 每張 MRI 影像作堆疊，就能定義出三維座標軸與三維座標。

1.2 體素(Voxel)定義

由於在本文是用體素為單位做運算表示，若想轉換成實際體積，公式如下：

$$\frac{\hat{X} \text{ mm}}{X \text{ pixel}} \times \frac{\hat{Y} \text{ mm}}{Y \text{ pixel}} \times \frac{\hat{Z} \text{ mm}}{Z \text{ pixel}} = a(\text{mm}^3/\text{pixel}^3) \quad (1)$$

其中 \hat{X} 、 \hat{Y} 和 \hat{Z} 分別為 MRI 實際影像寬(mm)、高(mm)和總厚度(mm)，X、Y 和 Z 分別是虛擬 MRI 影像寬(pixel)、高(pixel)和總張數(pixel)，所以本實驗之 $\hat{X} = \hat{Y} = 160(\text{mm})$ ， $\hat{Z} = 144(\text{張數}) \times 2(\text{厚度}) = 288(\text{mm})$ ， $X=320(\text{pixel})$ ， $Y=288(\text{pixel})$ ， $Z=144(\text{pixel})$ ，a 是轉換係數。

$$a = \frac{160}{320} * \frac{160}{288} * 2 = \frac{5}{9} \quad (2)$$

1.3 整體與局部膝蓋 MRI 影像序列定義

本文中會做整體與局部膝蓋軟骨量量測，所以輸入至半自動軟骨選取程序的 MRI 影像會有兩種不同輸入源限制。在整體膝蓋 MRI 影像序列中，只選取含有軟骨的 MRI 影像，這些資料被定義成 MRI_1(治療前)、MRI_2(治療後)，這些是含有軟骨成分的 MRI 影像集合。

局部膝蓋在 MRI 影像定義中焦點則是放在內側軟骨 MRI_3(治療前)、MRI_4(治療後)。是

因為膝蓋受損軟骨主要集中在膝蓋內側部分，所以在輸入 MRI 影像序列裡，只選取軟骨內側的部分。

另外局部受損膝蓋變化量的量測還可以分成兩種不同的應用，第一點能做做局部受損膝蓋軟骨量變化，第二點能驗證演算法的準確性，選取脛骨軟骨和股骨軟骨交界清楚膝蓋 MRI 影像，而不只選取內側軟骨，此外驗證演算法的輸入資料，還有另一項限制，測試者需要健康的膝蓋，沒有膝蓋相關疾病(治療前後軟骨變化不大)。

脛骨面選取技術程序的 MRI 影像資料輸入，不論整體或是局部的 MRI 序列影像，都必須排除具有腓骨特徵的影像才作輸入。

2. 演算法部份

演算法分作半自動軟骨選取程序、脛骨面選取技術和脛骨面 3D 疊合技術做說明。

2.1 半自動軟骨選取程序

半自動軟骨選取目的是圈選出內側軟骨，先在圖片概略框出軟骨所在，程序會在區域內降低雜訊以及提升對比度，區別出軟骨與周邊組織，canny 邊緣偵測，這些偵測出的邊緣，會做為選取軟骨時的參考。

2.2 脛骨面選取技術

脛骨面的數位化技術，起先是手動，操作者要很小心翼翼地再脛骨表面點出輪廓，但是這樣做不僅時間太長，準確度也不穩定，因此效率不佳，發生主觀性錯誤的機會也比較大。自動脛骨面選取精準度比手動的好，執行時間最短，但有些不準確的部份需要人工修改，所以本文提出半自動脛骨面選取技術來作脛骨面選取的動作，此技術流程圖如下：

Automatic Tibial Surface Extraction

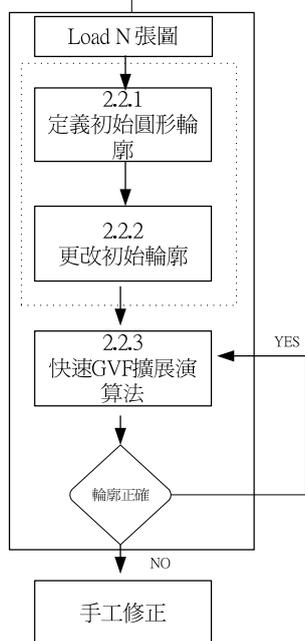


圖 2: 半自動脛骨面選取技術流程圖

在這階段先載入 MRI 影像序列集合，先定義出初始圓形軌跡，才使用 GVF 演算法開始擴展脛骨面。結果發現初始軌跡越靠近脛骨面，GVF 演算法執行效率越高，所以提出更改輪廓程序，再利用快速 GVF 擴展演算法找出脛骨面結果輪廓，作為之後初始輪廓的參考，輸出結果是一個二維序列脛骨面 GVF 結果輪廓，再判斷輪廓是否正確，不準確的部分用人工手動去修正缺陷，準確時流程就下一張開始循環。

2.2.1 定義初始圓形輪廓

我們先在 MRI 影像序列的第一張 MRI 影像中脛骨中心選兩點，第一點為圓心，第二點決定半徑，會產生一個圓形，作為一開始的輪廓。

2.2.2 更改初始輪廓

如果初始輪廓更貼近脛骨面，GVF 程式擴展的次數會減少，因此減少執行的時間，所以這裡提出一個更改輪廓的技術，但是定義出 GVF 輪廓之前會遇到雜訊問題，在此提出圖 3 的流程圖來解決 GVF 擴張時所遇到的問題，如圖 3 所示。

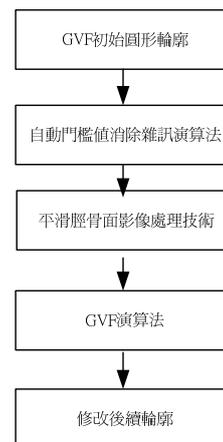


圖 3: 更改初始輪廓流程圖

自動門檻值消除雜訊演算法法目的為了減少脛骨面的雜訊，流程圖如下。

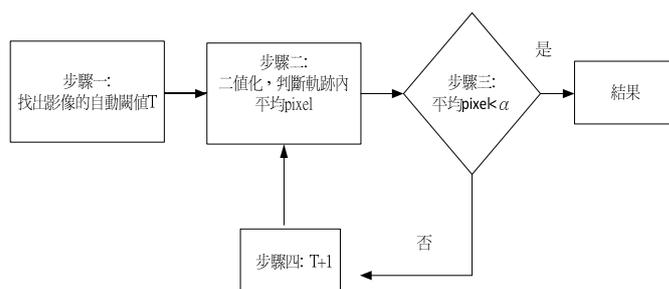


圖 4: 自動門檻值消除雜訊演算法流程圖

在圖 4 中先利用 otsu's thresholding 找出自動閾值 T，之後利用自動閾值 T 做二值化在跟原圖做相乘並計算 GVF 初始軌跡內平均 pixel 值，找出 pixel 值後判斷是否小於微小值 α (α 是經過實驗決定的一個門檻值)。若不是的話，再做一次流程，最後會得到脛骨面內雜訊幾乎消除的 MRI 影像結果。

為了找出 MRI 影像序列中第一張 MRI 影像的自動閾值 T，去區分 MRI 影像中較亮和較暗部分，令第一部份 A 是背景和骨頭(較暗)，第二部份 D 是軟骨、水分和肌肉組織(較亮)，則可以在 pixel 分佈圖上作說明，如圖 5。

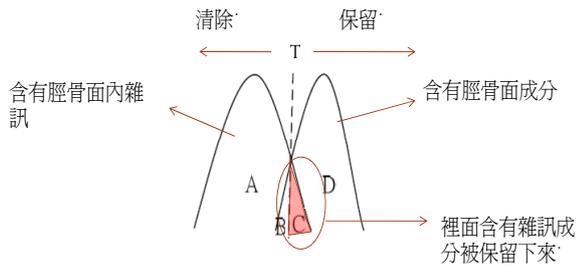


圖 5: MRI 影像大略 pixel 分佈圖

在圖 5 中 B 部分暫時不用考慮，因為脛骨面真實度在這裡並不用考慮(因為這裡是在半自動脛骨面選取技術中前置處理，目的是消除雜訊)，而第一部份 A 內的雜訊值會超出自動閾值，而被判斷為圖 C 的部份，也就是有些脛骨面內雜訊會被保留下來，之後要調整閾值，讓雜訊切割出來。作法是調整 T 值以 1 為單位往右微調，在不大幅影響影像品質下，讓雜訊盡量消失。

MRI 影像序列，有些脛骨面影像會有骨刺或是其它特徵，為了消除平滑化，所以提出一個平滑脛骨面影像處理(圖 6)來解決如下所示。

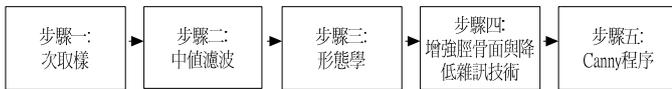


圖 6: 平滑脛骨面影像處理技術流程圖

一開始使用次取樣，此步驟的優點有兩點，第一點是把脛骨面內 pixel 值變小，第二點是可以加快平滑脛骨面影像處理技術執行速度(降低取樣點)。之後使用中值濾波，把雜訊模糊以及減少類似胡椒鹽雜訊，步驟三是使用型態學，目的是為了消除脛骨面不正常的特徵，把影像平滑化，且雜訊消失，但此步驟有一個缺點，會讓脛骨面不清楚的部分模糊。所以，必須補強脛骨面，所以使用增強脛骨面技術，讓圖片中非零的 pixel 值使它們為 255。

接下來使用增強脛骨面與降低雜訊之處理技術

在此會提出一方程式，如下所示。

$$I_{2(x,y)}' = I_{1(x,y)} \times I_{(x,y)} \div 255 \quad (3)$$

I 代表一張 MRI 的圖像， $I_{(x,y)}$ 代表經過步驟二處理過 MRI 影像， $I_{1(x,y)}$ 代表一張做過形態學 MRI 的圖像內座標 (x, y) 的 pixel 值， $I_{2(x,y)}'$ 代表一張做過形態學 MRI 的圖像內並且經過增強脛骨面與降低雜訊之處理技術座標 (x, y) 的 pixel 值。

在結果中可以發現脛骨面被增強，就可以利用後續步驟找出脛骨面。接著利用 canny 偵測出脛骨面邊緣。

當影像經過前續處理後，在脛骨面中開始使用 GVF 演算法，GVF 演算法會從初始圓形輪廓擴展找出脛骨面。圖 7 是作完 GVF 演算法後的成果圖。

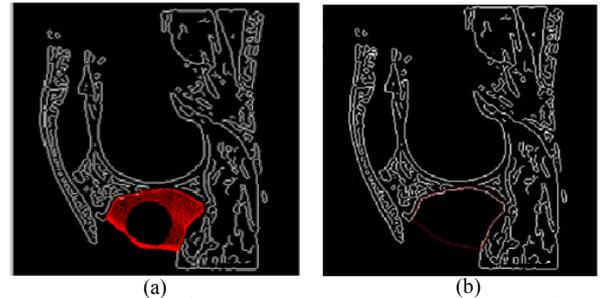


圖 7: GVF 演算法後的成果圖(a)GVF 演算法正被執行的情況 (b)結果

2.2.5 修改後續輪廓

這階段的動作是調整後續的初始輪廓，把前一張的結果輪廓縮小 0.95 倍當作下一張的初始軌跡輪廓會有兩點優點。第一點不用每張 MRI 影像去定義 GVF 初始圓形輪廓，因為可以參考前一張的 GVF 結果輪廓，只要把它縮小 0.95 倍(以定義初始軌跡的圓心為基準作縮小)。第二點因為下一張會參考前一張的結果輪廓且 GVF 初始軌跡很靠近脛骨面，使得下一張 GVF 擴展時間很短，提升執行速度。

2.3 快速 GVF 擴展演算法

此演算法是用在已經過定義過初始圓形軌跡的 MRI 影像序列，調整每張自動找尋脛骨面軌跡，架構流程圖如下。

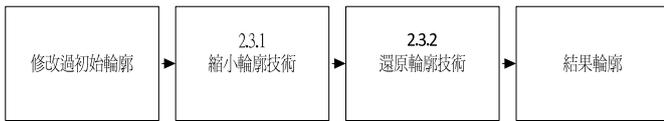


圖 8: 快速 GVF 擴展演算法流程圖

由圖 8 中會主要分析縮小版影像處理與 GVF 技術和還原之影像處理與 GVF 技術這兩部份，前者是在把 MRI 影像縮小時做處理，後者再做細部微調。

2.3.1 縮小輪廓技術

在這裡本文提出一個架構圖，如圖 9。

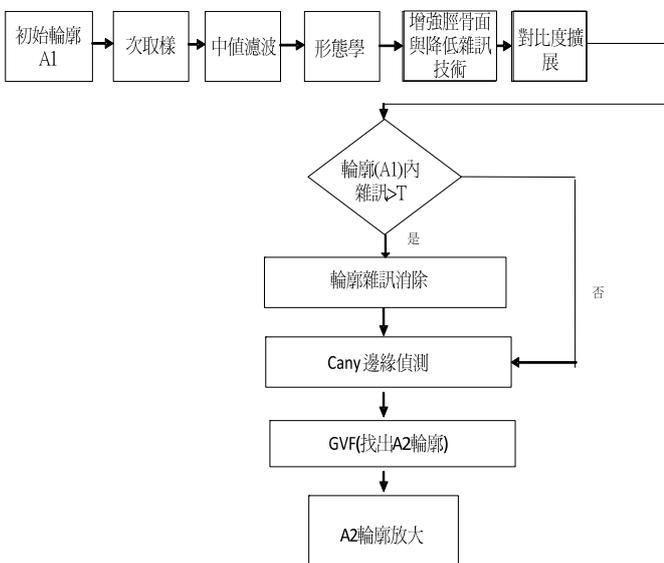


圖 9: 縮小輪廓技術流程圖

縮小輪廓技術配合 GVF 的方法，是為了減少軌跡擴展的時間，而且也不會影響尋找脛骨面軌跡的精準度，先把輪廓作次取樣、中值濾以及型態學處理，讓骨面特不尋常之處，平滑化，接下來增強脛骨面與降低雜訊技術，目的降低脛骨面雜訊，以及改進型態學處理後的 MRI 影像所造成脛骨面不明顯的缺點，所以此技術可以小幅度加強脛骨面清晰度。

$$I'_{\text{步驟四}(x,y)} = I_{\text{步驟二}(x,y)} \times I_{\text{步驟三}(x,y)} \div 255 \quad (4)$$

$I'_{\text{步驟四}(x,y)}$ 是經過增強脛骨面與降低雜訊處理的成果， $I_{\text{步驟二}(x,y)}$ 是經過中值濾波處理的成果， $I_{\text{步驟三}(x,y)}$ 是經過型態學處理的成果。經過這樣處

理，脛骨面內雜訊 pixel 值被有效地降低。

因為上一個步驟增強脛骨面程度不夠，要增強脛骨面，採用對比度擴展來解決。

所以利用找出自動二值化中的閾值 C(功能是把骨頭成分和非骨頭成分做分開)，之後利用對比度擴展增強脛骨面，但會有一個雜訊也跟著增強的問題，分析如下圖所示。

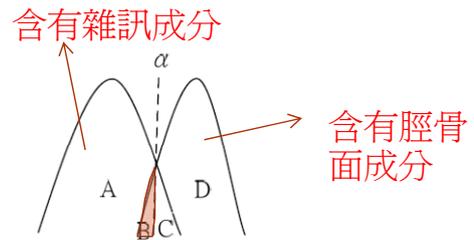


圖 10: 雜訊沒隨著增強分析圖

圖 10 由於之前步驟已經把 A 部分中含有脛骨面內雜訊成分，都清除完畢，所以再利用五方法增強脛骨面，並不會使雜訊增強。

影像作預處理後，判斷 MRI 影像脛骨面內雜訊是否超過一個閾值，如果超過就清除輪廓中的雜訊。最後找使用 GVF 收尋脛骨面，再將經過縮小過後的輪廓還原至正常大小。

2.3.2 還原輪廓技術

在縮小輪廓技術執行完後，還要利用還原輪廓技術作細部微調，所以本文在這裡提出一個架構如圖 11 所示。

得到放大過後的 A2 輪廓後，把縮小過的 MRI 影像倍率還原，這樣輪廓以及影像就能互相配合，圖片在作中值濾波處理，消除雜訊，利用 canny 演法描繪出脛骨邊緣，邊緣清楚後，就能使用 GVF 擷取脛骨骨面，最後再把軌跡縮小當作下一張的初始輪廓，輪廓 A3 就是下一張影像的初始輪廓。

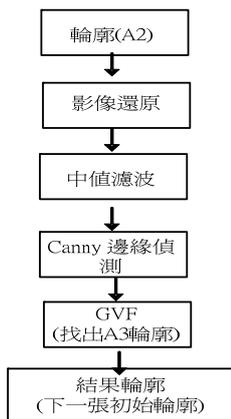


圖 11: 還原輪廓技術流程圖

2.4 手動修正

先前步驟會自動找出脛骨面軌跡，但由於這些軌跡有些部分並不一定正確，所以還要加入手動修正，修正不準確的部分，使輪廓更有準確性。

3. 脛骨面 3D 疊合技術

脛骨面 3D 疊合技術主要目的是讓治療前後軟骨 3D 模型做定位，進而得知局部受損膝蓋軟骨增生的情況，本技術是使用 Matlab(The Mathworks Inc., Natic,MA, v.6)，脛骨面已經從脛骨面選取技術找出其輪廓，每一個輪廓都是沿著脛骨骨面而成，第一個輪廓當作基準，第二組把座標校準成第一組開始匹配，這些序列影像經過座標轉換成立體影像，在脛骨面 3D 疊合技術中，脛骨面依據疊合的角度、向量、位移資訊，找到治療前後相似度最高的脛骨面，這邊我們設計出脛骨面 3D 疊合技術，主要是讓軟骨作定位，下圖是此技術的流程圖。

在圖 12 中會分別對整數座標內插技術、找出治療前後個別最高特徵點、利用高度找出最高特徵點、範圍擴展最佳對應點技術、快速 3D 縮小技術、3D 旋轉疊合程序技術和總體軟骨疊合率分析這些部分分別做說明。

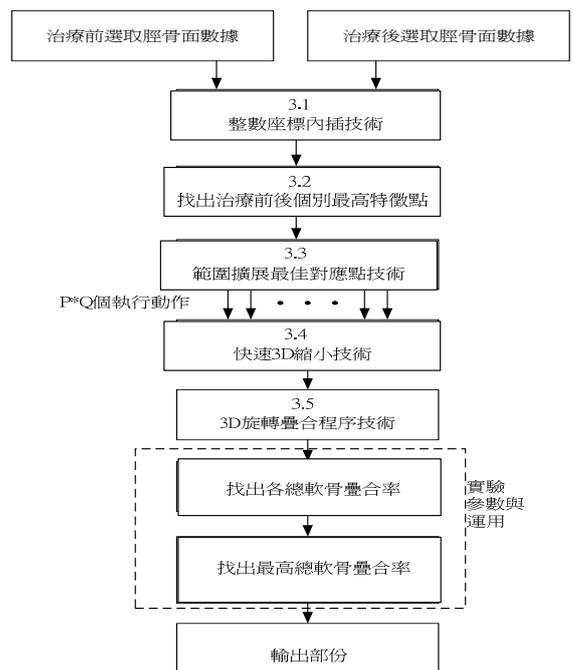


圖 12: 脛骨面 3D 疊合技術流程圖

3.1 整數座標內插技術

因為輸入 MRI 影像序列的軌跡取樣點是有稀疏性，影像中有些地方會有缺少值，所以設計此技術來解決此問題，讓它有一定密集性，並且正規化。

3.2 找出治療前後個別最高特徵點

由於前面的步驟已經轉換成影像格式，所已在這裡設計一個 mask 來判斷特徵點，然後利用高度找出其最高特徵點，則架構如圖 13 所示。

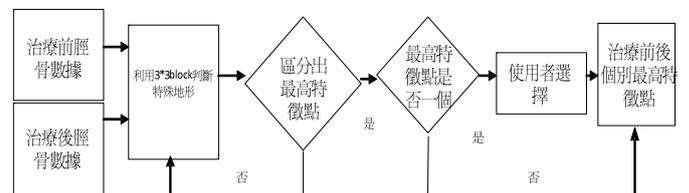


圖 13: 找出治療前後個別最高特徵點流程圖

圖 13 中利用 3*3block 來判斷特徵點，此 block 就是其 mask。若 3*3block 中心 pixel 值 T，其周圍都比 T 值小，此點就判斷為特徵點。

之後，再利用高度找出最高特徵點，但並不

一定只有一點，會找出數點相同高度，但由於只要一點，就從數點取一點較佳，令它成較佳最高特徵點。

3.3 範圍擴展最佳對應點技術

要使用此技術原因是治療前後找出的較佳最高特徵點並不一定相對應，假若強制讓治療前後所找到的點相位移，則會造成軟骨定位的準確率下降。但是使用此技術會提高軟骨定位的準確性，則缺點是會大幅增加演算法執行時間其架構如下所示。

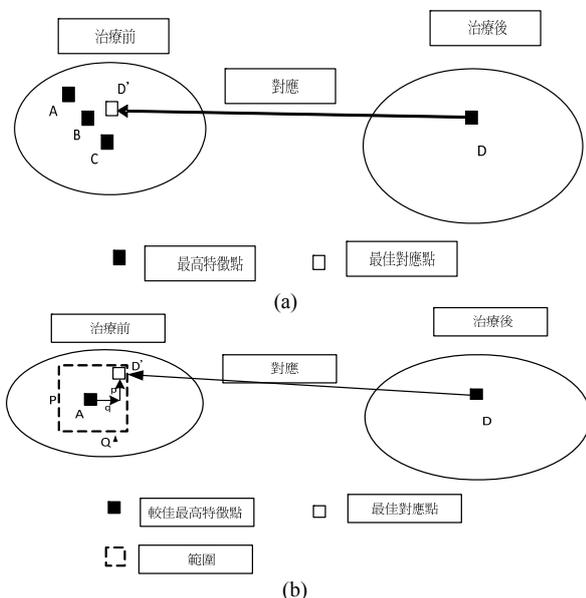


圖 14: 特徵點與最佳對應點關係圖(a)最高特徵點(b)較佳最高特徵點

圖 14(a)中治療前有最高特徵點 A、B 和 C，治療後為 D，D 對應到 D'，在這裡要找出 D'，所以會利用以一點為中心去收尋出來 D'，如圖 14(b)所示。

利用圖 14 (a)A、B 和 C 中取出一點較佳最高特徵點，假設為 A，則用以 P*Q 為範圍去收尋 D' 點，作 3D 旋轉疊合程序技術，找到角度、向量、位移，找到後套入 3D 旋轉疊合程序，結果共有 P*Q 個總軟骨疊合率，從中找到疊合率最高的 D' 就是最佳特徵點。利用此技術找到的 D(治療後)和 D'(治療前)分別都是三維位移旋轉中心，程式會依照中心點位置旋轉。

3.4 快速 3D 縮小技術

因為範圍擴展最佳對應點技術會有大幅增加執行時間的缺點，所以設計一個技術在不降低軟骨定位準確性情況下，降低演算法執行時間。

此法是用已知三維脛骨面座標轉換成圖片(影像)格式，影像處理技術中的 bilinear 縮小，去減少三維脛骨面取樣點。

3.5 3D 旋轉疊合程序技術

上述步驟都做完時，採用 3D 旋轉疊合程序技術去定位脛骨面，進而也可以定位出軟骨，步驟如下所示。

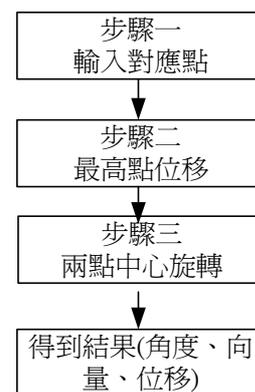


圖 15: 3D 旋轉疊合程序技術流程圖

首先得到治療後點 D 還有其對應點 D'，兩點之間做治療前後的位移依據，之後分別做治療前後三維脛骨面座標相位移。以此作三維旋轉，每個角度和向量，找出 $Error_{avg}$ 的集合，從中找出最小值，此值就是治療前後脛骨面最相似之時。代表此時的角度、向量會讓治療前後脛骨面為最佳匹配。

3.6 實驗參數說明

3.6.1 脛骨面相似度平均差($Error_{avg}$)

若有 A 和 B 相同產品，但位置不一樣，如

果想要 B 定位成 A，就假設 C 是 B 做位移旋轉後的結果，比較 A 和 C 是否相似，相似程度就是用 A 和 C 分別轉換成影像格式(投影)，再做相減比較($Error_{avg}$)，先舉例在 3*3block 裡找 $Error_{avg}$ 。

利用下列公式算出 $Error_{avg}$ 。

$$Error_{avg} = (|b_{11} - b'_{11}| + |b_{12} - b'_{12}| + |b_{13} - b'_{13}| + |b_{21} - b'_{21}| + |b_{22} - b'_{22}| + |b_{23} - b'_{23}| + |b_{31} - b'_{31}| + |b_{32} - b'_{32}| + |b_{33} - b'_{33}|) / 9 \quad (5)$$

3.6.2 總體軟骨疊合率

若治療前軟骨 voxel 數目是 R+S 和治療後軟骨 voxel 數目是 T+S，而重疊軟骨 voxel 數目則是 S，R 和 T 是分別為治療前未重疊軟骨 voxel 和治療後未重疊軟骨 voxel 數目。

當 $R+S > T+S$ ，此時總體軟骨疊合率 W 會令為 $S / (T+S) * 100\%$

3.6.3 單張軟骨疊合率

單張軟骨疊合率的定義跟總體軟骨疊合率類似。

3.6.4 總體軟骨疊合率 (軟骨定位精確度)和 $Error_{avg}$ (脛骨面相似度)比較

假若可以用 $Error_{avg}$ 代替總體軟體疊合率的功能，就可以不用計算總體軟體疊合率的步驟，進而降低演算法執行時間，但現實上卻不行，如圖 16 所示。

圖 16: 總體軟骨疊合率(y 軸)與 $Error_{avg}$ (x 軸)之關係圖(快速 3D 縮小倍率 6, P=7, Q=11)

在圖 16 中並沒有成正比或反比關係，所以 $Error_{avg}$ 並不能代替總體軟體疊合率。

三、實驗數據與分析

1. 實驗環境

表一: 實驗環境

CPU	INTEL Core2 Duo E6550
記憶體	3GB
作業平台	Windows XP SP2
程式平台	Matlab 2008a
MRI 解析度	320*288 (正常人)
實際 MRI 影像長寬	16cm*16cm
實際 MRI 影像厚度	2mm

2. 半自動脛骨面選取

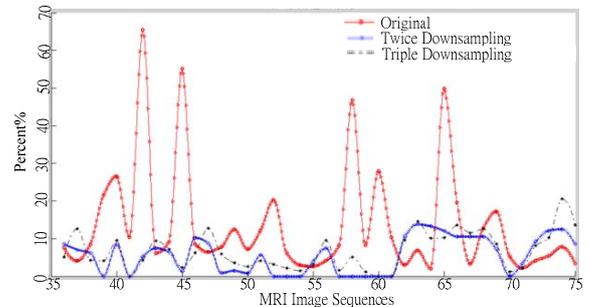


圖 17: 治療前人工脛骨面修改與自動脛骨面所占比例之比較圖

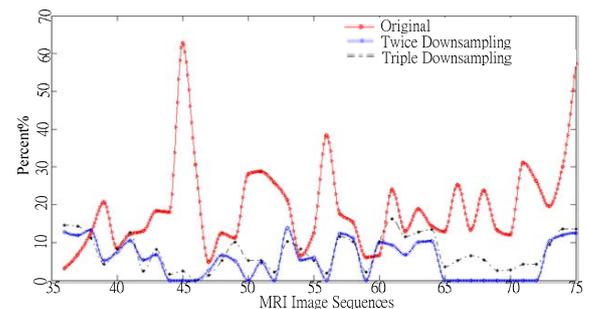


圖 18: 治療後人工脛骨面修改與自動脛骨面所占比例之比較圖

在圖 17 和圖 18 中次取樣 2 倍數據會比其他好(人工脛骨面修改與自動脛骨面所占比例是比較低)，而治療前後使用次取樣 2 倍會比全手動降低操作者負擔降低約 94%(5.6%是平均人工脛骨面修改與自動脛骨面所占比例)。

3. 範圍擴展最佳對應點技術

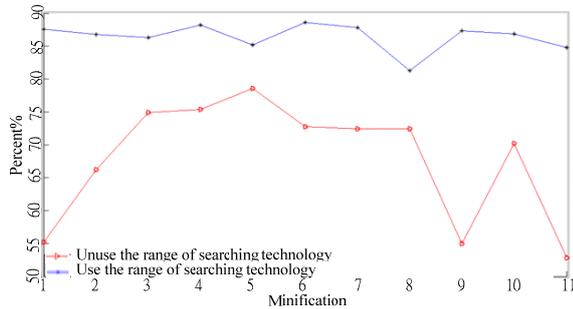


圖 19: 脛骨面 3D 疊合技術未採用範圍擴展最佳對應點技術與採用之總體軟骨疊合率比較圖

由圖 19 得知使用範圍擴展最佳對應點技術的數據會比另一個好(約 15%到 30%的總體軟骨疊合率)。

4. 快速 3D 縮小技術

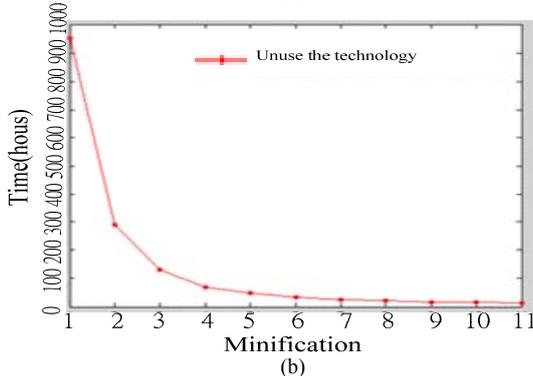
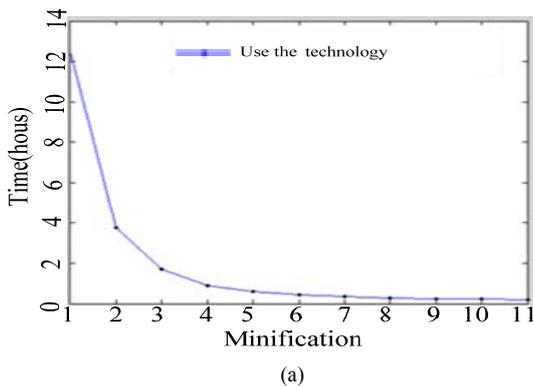


圖 20: 快速 3D 縮小技術(a)使用範圍擴展最佳對應點技術(b)未使用

由圖 20 可以得知時間上使用範圍擴展最佳

對應點技術的數據會比另一個多出大量時間(約 77 倍),但是精確度會比時間多寡還重要,所以必須採用範圍擴展最佳對應點技術。之後再使用快速 3D 縮小技術來降低時間(快速 3D 縮小倍率 6 倍,降低約 31 倍的時間)。

5. 量測結果

5.1 整體膝蓋軟骨變化量測(選取軟骨交界清楚部分)

表二: 整體膝蓋軟骨變化量測表

	整體膝蓋軟骨量 (pixel)	實際整體膝蓋軟 骨量 (mm ³)
治療前	30936	17186.67
治療後	31778	17654.44
相差	842	467.77

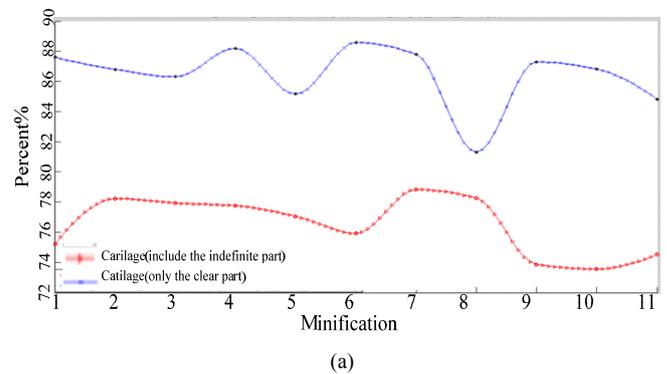
相差百分比為 $842/31778 \sim 2.65\%$

5.2 局部膝蓋軟骨變化量測

選取膝蓋軟骨時,一旦遇到軟骨交界不清楚的 MRI 影像,是否要選取的問題,所以會分作兩部分討論。

第一部份:選取軟骨時有包括軟骨交界不清楚的軟骨。

第二部份:選取軟骨時不包括軟骨交界不清楚的軟骨。



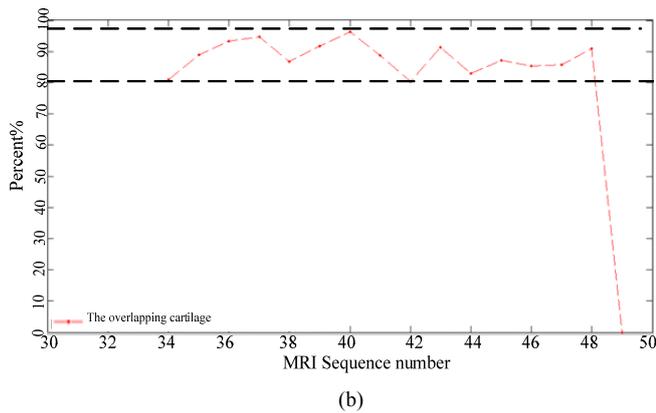


圖 21: 局部膝蓋軟骨變化量測圖(a)y 軸是總體軟骨疊合率(b) y 軸是單張軟骨疊合率

由圖 21(a)可以得知選取軟骨時不選取交界不清楚的軟骨總體軟骨疊合率會比較好，還有可以發現快速 3D 縮小倍率增加，總體軟骨疊合率有稍微下降趨勢。所以本文選取圖 21(a)中總體軟骨疊合率最高值，快速 3D 縮小倍率是縮小 6 倍，得到單張軟骨疊合率變化圖。

在圖 21(b)得到是定位程序是有九成的準確率(最右邊點因為治療前後影像序列資料點不足所造成)，然後用單張軟骨量變化來比較。

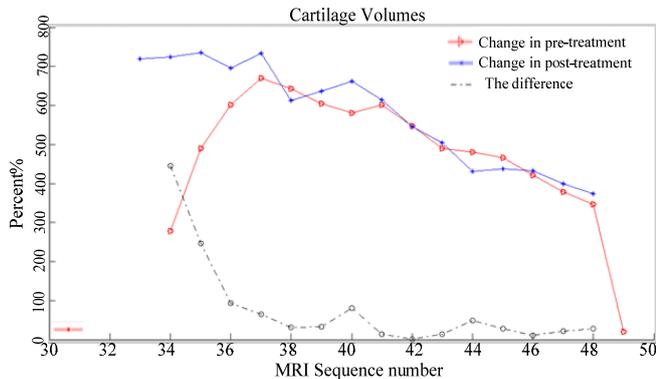


圖 22: 治療前後單張軟骨量變化比較圖

在圖 22 中治療前後單張軟骨量變化的線，最左邊兩點是因為治療前後影像序列資料點不足所造成，其餘都在 100mm^3 以下。

最後，列出 MRI 影像序列其中 2 張找尋的 GVF 脛骨面軌跡成果，如圖 23。

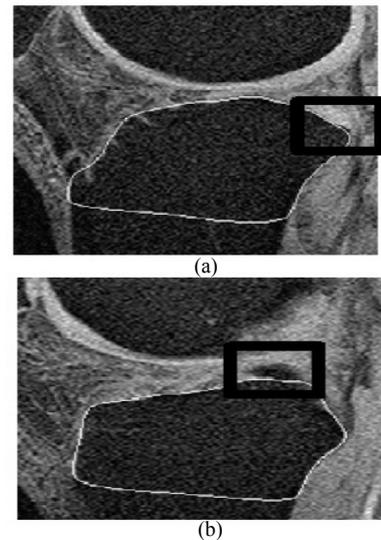


圖 23: GVF 脛骨面軌跡成果圖(a)第 36 張(b)第 49 張

在圖 23(a)中脛骨面往內凸的特徵部分軌跡已優化，而圖 23(a)和(b)中黑色框裡是需要手動修改部份。

四、結論

1. 半自動軟骨選取程序

半自動脛骨面選取技術可以讓操作者負擔減輕約 94%、準確性會提高和人為主觀性錯誤機率降低。

2. 脛骨面 3D 疊合技術的改善

此技術可以增加脛骨面 3D 疊合技術的準確性(15%到 30%的總體軟骨疊合率)，但是會大幅增加演算法執行時間(約 77 倍)。

所以提出快速 3D 縮小技術，此技術為了改善範圍擴展最佳對應點技術所造成大幅增加演算法執行時間的問題，而在準確率方面只有微量變化。舉例:3D 次取樣六倍時，降低時間約 31 倍。

3. 整體演算法準確性

在本文中此演算法的準確性大約是九成，而正常人局部單張膝蓋 MRI 影像軟骨量變化都在

100 mm³ 以下，所以此演算法還有改善的空間。

五、參考文獻

- [1] 陳信亨, "蒲松梯度向量流之主動輪廓線模型," 應用數學系. 碩士: 國立中興大學, 2003, p. 43.
- Compensated GVF Snakes," in *Proceedings of the International Conference on Medical Information Visualisation-- BioMedical Visualisation*: IEEE Computer Society, 2006.
- [4] D. Xian, J. Velut, R. Bolbos, O. Beuf, C. Odet, and H. Benoit-Cattin, "3-D knee cartilage segmentation using a smoothing B-Spline active surface," *IEEE International Conference on Image Processing*, 2008, pp. 2924-2927.
- [5] J. Tang, S. Millington, S. T. Acton, J. Crandall, and S. Hurwitz, "Ankle cartilage surface segmentation using directional gradient vector flow snakes," in *International Conference on Image Processing*, 2004, pp. 2745-2748, Vol. 4.
- [6] J. L. Jaremko, R. W. T. Cheng, R. G. W. Lambert, A. F. Habib, and J. L. Ronsky, "Reliability of an efficient MRI-based method for estimation of knee cartilage volume using surface registration," *Osteoarthritis and Cartilage*, vol. 14, pp. 914-922, 2006.
- [2] A. F. Habib, R. W. T. Cheng, E.-M. Kim, E. A. Mitishita, R. Frayne, and J. L. Ronsky, "Automatic Surface Matching for the Registration of LIDAR Data and MR Imagery," *ETRI Journal*, vol. 28, pp. 162-174, Apr. 2006.
- [3] C. Ying, C. Peter, and K. Richard, "Automatic Segmentation of Cartilage in MR Images Using CDCG: Chessboard Directional
- [7] R. W. T. Cheng and A. F. Habib, "Stereo photogrammetry for generating and matching facial models," *Optical Engineering*, vol. 46, pp. 067203-11, 2007.
- [8] R. W. T. Cheng, R. Frayne, J. L. Ronsky, and A. F. Habib, "Matching strategy for co-registration of surfaces acquired by magnetic resonance imaging," in *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2005, pp. 3545-3548.
- [9] R. C. Kenneth, *Digital Image Processing*: Prentice Hall Professional Technical Reference, 1979.
- [10] T. Jinshan, S. Millington, S. T. Acton, J. Crandall, and S. Hurwitz, "Surface extraction and thickness measurement of the articular cartilage from MR images using directional gradient vector flow snakes," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 53, pp. 896-907, 2006.
- [11] X. Chenyang and J. L. Prince, "Snakes, shapes, and gradient vector flow," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 7, pp. 359-369, 1998.