

使用三維動態規劃對磁振造影之股動脈橫截面面積做自動化精確量測

Using three dimensional dynamic programming for automatically accurate measurement of cross-sectional area of femoral artery on MRI

吳竹峰

中國醫藥大學臨床醫學研究所

Email: aloveablebee@gmail.com

程大川

中國醫藥大學生物醫學影像暨放射科學系

Email: dccheng@mail.cmu.edu.tw

中文摘要

本研究提出三維動態規劃演算法，可應用於磁振影像序列中股動脈的邊界的偵測。本次研究使用了模擬血管的影像，藉由添加不同的雜訊及改變影像中前景(血管腔)與背景的對比來模擬真實磁振影像中的血管訊號強度，增加影像的真實性，另外在模擬影像的實驗中加入斑塊(plaque)來觀察此演算法在斑塊存在的影像中，血管邊緣偵測的準確性。最後我們將三維動態規劃演算法應用於下肢股動未施打顯影劑的真實磁振影像中，再將自動偵測的結果與專家手動描繪的結果比較，其平均相對誤差皆小於 3%。另外，我們也使用 anisotropic filter 降低股動脈影像中的雜訊，再利用 Otsu 演算法進行血管分割做比較，結果顯示，我們所提出的三維動態規劃演算法能夠精確地偵測出磁振影像序列中的股動脈邊界。

關鍵詞—三維動態規劃、股動脈、邊緣偵測

Abstract

We proposes a 3D dynamic programming algorithm, which can be applied in MRA sequence to detect femoral boundary. Phantom studies with

different added noises and are used different contrasts between foreground and background to simulate the signal intensity of real MR images. We also add a plaque in phantom image to observe the accuracy of proposed algorithm in deal with pathologic images. Finally we use the proposed algorithm to detect the boundary of superficial femoral artery in real MRA image sequences without contrast injection. The accuracy is performed via comparisons between the experts' manual tracings and automated results. The averaged relative error is below 3%. In addition, we apply anisotropic filters in femoral artery to reduce noises, and use Otsu algorithm to perform vessel segmentation for comparison. The results demonstrate that the proposed method has batter performance batter than the method processed by anisotropic filters on vessel boundary detection on MRA image sequences.

Keywords: 3D dynamic programming、femoral artery、boundary detection

一、緣由與目的

在影像分割的領域中，已經存在許多邊緣偵測的方法，但是隨著演算法不斷的精進，及先進的造影技術的發展，高精確度的邊緣偵測是現今所有演算法共同追求的目標。目前較常被使用於血管邊緣偵測的演算法，其共通點為只能在單張

影像中進行動脈邊界偵測，我們可以定義一個值函數將邊緣偵測簡化成在二維平面中，最佳路徑的搜尋，而動態規劃常被應用於解決最佳化問題，而值函數最佳解即為我們的血管邊界。在邊界清楚的情況下，動態規劃可以準確地偵測出邊界。假設在造影過程中，若血液流速太慢導致血管訊號微弱造成影像模糊，可能會導致血管邊緣偵測的精確度下降。在這種極端的狀況下，血管邊界的特徵會消失，所以 MRA 影像序列中將會有數張影像使得二維動態規劃無法偵測出血管邊界。本研究的目的是使用二維動態規劃演算法所延伸出的三維動態規劃演算法，以全自動化的方式，利用三維空間中影像的資訊及考慮整組磁共振血管影像序列中血管邊界的連續性，精確偵測出股動脈邊界並量化其面積。與我們合作的德方研究人員，其研究假設是極限運動會改變動脈血管的彈性使彈性更好，所以精確的血管截面積量化的研究可提高日後血管硬化的評估的準確度。藉由血管截面積的量化可以進一步用來計算血管順應性(Compliance)。

二、材料與方法

(一) 三維動態規劃演算法

首先，我們將整個影像序列 50 張影像堆疊成一個三維矩陣，因為三維動態規劃演算法單方向運算的特性，無法解決影像中封閉輪廓的問題，所以必須將包含影像的三維矩陣由卡氏座標轉換為極座標，再使用三維動態規劃法求出我們所定義的值函數的最佳解，此最佳解再轉換回卡氏座標即為股動脈邊界。

假設矩陣大小為 $M \times N \times P$ ， M 、 N 分別為每張影像的行與列，而 P 代表深度(每組影像序列的張數)，此矩陣包含了我們所感興趣的影像特徵(經方向梯度運算及極座標轉換)，在這個矩陣 R 中所有的值皆已被正規化($0 < R(y,x,z) < 1$ ， x 、 y 、 z 為維度的索引值)。假設搜尋方向為 $x=1$ 到 $x=N$ ，及 $z=1$ 到 $z=P$ ，兩個控制平滑程度的參數為

$d_1 \geq |x_y - x_{y-1}|$ 及 $d_2 \geq |y_z - y_{z-1}|$ ，分別控制 xy 平面($N \times M$) 及 yz 平面($M \times P$) 的平滑程度，其最佳化方程式為：

$$x_{y,z}^* = \arg \max_{x,y,z} \sum_1^M \sum_1^P \{R(x_{y,z})\} | 1 \leq y \leq M, 1 \leq z \leq P \} \quad (1)$$

$x_{(y,z)}$ 為矩陣 R 中， x 座標在第 y 列第 z 張影像的位置， M 、 N 、 P 代表矩陣 R 的維度，此最佳化方程式所代表的意義為最後所找出的最佳平面，其累加值必須為最大值，而疊代的成本函數(Cost function)如下：

$$C_1(x, y, z) = \max_{-d_1 \leq j \leq d_1} \left\{ C_1(x+j, y-1, z) + \alpha_1 |j| + \frac{\beta}{|x+j-x_0|+1} \right\} + R(x, y, z) \quad (2)$$

$$C_2(x, y, z) = \max_{-d_2 \leq j \leq d_2} \{ C_2(x+j, y, z-1) + \alpha_2 |j| \} + C_1(x, y, z) \quad (3)$$

$$C_3(x, y, z) = \max_{-d_1 \leq j \leq d_1} \left\{ C_3(x+j, y-1, z) + \alpha_1 |j| + \frac{\beta}{|x+j-x_0|+1} \right\} + C_2(x, y, z) \quad (4)$$

C_1 、 C_2 、 C_3 為 3 個紀錄運算結果的三維矩陣，方程式(2)及(4)代表 xy 平面的成本函數，方程式(3)代表 xz 平面的成本函數， R 為影像序列經過方向梯度運算及極座標轉換後，含影像特徵的三維矩陣， x 、 y 、 z 分別代表各矩陣之維度， α_1 、 α_2 分別為控制 xy 平面及 xz 平面邊界平滑程度的加權因子， d_1 、 d_2 為 xy 平面及 xz 平面累加的搜尋範圍， j 代表本點與上一層被搜尋點的距離， x_0 代表回溯至第一列的起始位置， β 為控制路徑起始點與終點一致的加權因子。

方程式(2)、(4)及方程式(3)分別為大小 $M \times N \times P$ 及 $M \times P \times N$ 的累加矩陣，而累加方向如圖 1 所示：

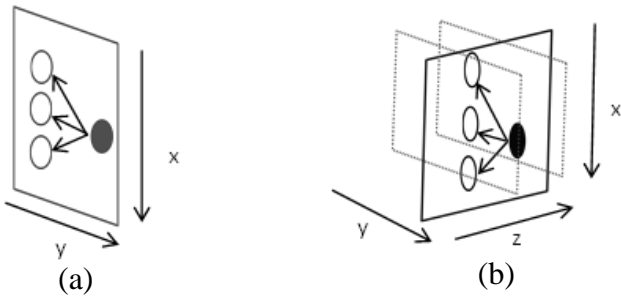


圖 1 (a)方程式(2)、(4), (b)方程式(3)之運算示意圖

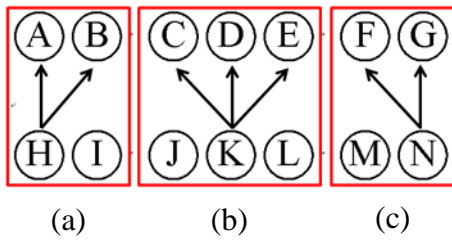


圖 2 控制 xy 平面累加的搜尋範圍 d_1 , $d_1=1$ 之搜尋範圍

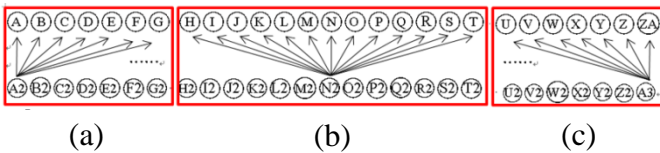


圖 3 控制 xz 平面累加的搜尋範圍 d_2 , $d_2=6$ 之搜尋範圍
 方程式(2)必須在方程式(3)運算前先執行, 所以必須先進行每一層 xy 平面的累加運算, 因為屬於同一張影像所以血管邊界的變動很小, 邊界點較連續所以我們設定控制搜尋範圍 $d_1=1$ 。在 xy 平面中, 由第二列($x=2$)第一個值開始往前一列($x=1$)搜尋最大灰階值並累加, 累加的所有情況如圖 2, 圖 2(b)為正常狀態下累加的情況, 舉例來說, 假設要進行累加運算的點為 K 點, 則累加的搜尋範圍則以 K 點向上一列的 D 點及 D 點右邊一個像素距離的 E 點及左邊一個像素距離的 C 點, 找出 3 個位置中的最大灰階值, 在選擇累加的最大灰階值前, 我們考慮了會影響平滑程度參數的因子(Smooth factor) α_1 , α_1 為負值, 我們先將 α_1 與 $|j|$ 相乘, 假設 $d_1=1$, 則 $j = [-1 \ 0 \ 1]$, 相乘後再分別與 C、D、E 這 3 個位置的值相加, 再找出其中的最大灰階值, 並與 K 點相加, 依序做完第二列, 接著做完所有 xy 平面。而圖 2(a)及圖 2(c)兩種情況分別為累加的運算點為每一列的

最左邊及最右邊的情況, 每一層 xy 平面累加的示意圖如圖 1(a)。本研究中, 為了確保極座標影像中路徑的起始點與終點的一致性, 因此加入 β 加權因子的計算, 可以使得原本搜尋出的最大灰階值不會因為周遭雜訊影響而失去原本正確的路徑, 在本研究中 β 設定為 0.5。

接下來的方程式(3)中, 需將方程式(2)運算完的結果 C1 再進行方程式(3)的運算, 在 xz 平面中, 因為不同影像間, 血管可能會因為舒張及收縮而產生邊界跳動的現象, 所以必須將血管邊界的搜尋範圍加大, 來避免不同影像間, 因為血管的位移而偵測出錯誤的邊界, 所以我們設定另外一個控制 xz 平面搜尋範圍 $d_2=6$ 。在 xz 平面的運算過程中, 由第二列($z=2$)第一個位置開始往前一列搜尋最大值並累加, 累加的示意圖如圖 1(b)所示, 圖 3(b)為正常狀態下累加的情況, 舉例來說, 假設要進行累加運算的點為 N2 點, 則累加的搜尋範圍則以 N2 點向上一列的 N 點及 N 點右邊六個像素距離內的 T 點及左邊六個像素距離內的 H 點, 共 13 個位置, 找出 13 個位置中的最大灰階值, 在選擇累加的最大值前, 我們一樣將影響 xz 平面平滑程度參數的加權因子(Smooth factor) α_2 列入考慮, α_2 為負值, 我們先將 α_2 與 $|j|$ 相乘, 假設 $d_2=6$, 則 $j = [-6 \ -5 \ -4 \ -3 \ -2 \ -1 \ 0 \ 1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5 \ 6]$, 相乘後再分別與 E 到 Q 這 13 個位置的值相加, 再找出其中的最大值, 並與 K2 點相加, 依序做完第二列, 然後做完所有 xz 平面。而圖 3(a)及圖 3(c)為左右兩種情況分別為累加的運算點為每一列的最左邊及最右邊的情況, 依序做完每一層 xz 平面如圖 1(b)。為了要加強 xy 平面邊界的連續性($d_1 \geq |y_x - y_{x-1}|$), 所以我們必須將方程式(3)運算完的結果 C2 再利用方程式(4)進行運算, 而方程式(4)的累加運算是由方程式(3)運算後所產生的矩陣 C2, 由 C2 矩陣中最後一層 xy 平面($z=P$)開始進行運算, 到第一層 xy 平面($z=1$), 累加方式如同方程式(2), 在 xy 平面的路徑計算中為了要確保每一張影像中血管邊緣起始點與

終點的一致性所以必要考慮 β 加權因子的計算。得到運算後的三維矩陣 C3 後，我們就可以進行路徑的回推，路徑的回推是將 C3 中每一層 xy 平面由最後一列開始，找出最後一列最大值後，再依據運算過程中所記錄的最大值路徑，向前一列 ($y_{(z-1)}$) 反推出最大值位置直到第一列，然後將每一層 xy 平面的路徑另存成一個三維的矩陣，而整個包含最大值路徑的三維矩陣也就是最佳平面。

(二) 假體影像

為了驗證三維動態規劃演算法的準確性及探討最佳參數，我們設計了一組假體影像序列，並藉由加入不同程度的雜訊及改變不同的影像對比來模擬真實磁振影像中血管訊號的強度。在假體影像中我們定義前景為血管，背景為影像中血管腔以外的範圍，每組假體影像序列的血管半徑依序為 9 到 12(pixel) 及 11 到 8(pixel)，序列中每張影像大小為 41×41(pixel)，如圖 4 所示。

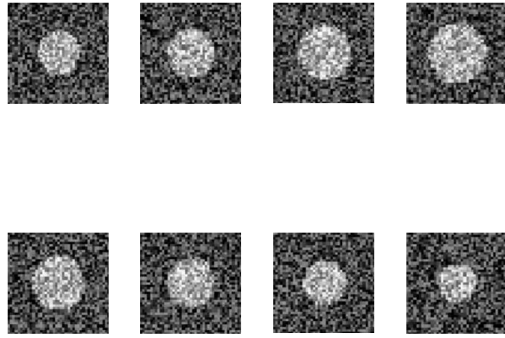


圖 4 SNR=5dB，背景=0.4，前景=1 之模擬血管影像

雜訊強度為每個像素隨機分配，訊噪比 (Signal-Noise Ratio) 定義如下：

$$SNR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{g}{n} \right)^2 \quad (5)$$

n 及 g 分別代表外加高斯雜訊(平均為 0 的均勻分布)強度及理想影像的方均根值(root mean square)，而影像強度值介於 0 到 1 之間，在加入雜訊前由高斯函數 $\sigma=0.5$ 進行影像平滑化，使影

像更符合真實影像。

對比(Contrast)定義如下：

$$\text{Contrast} = \frac{\mu_{\text{foreground}}}{\mu_{\text{background}}} \quad (6)$$

調整前景(foreground)及背景(background)的平均值皆介於 0.1 到 1 之間，藉由調整雜訊程度、前景及背景，這三個參數及來產生出模擬影像，並利用這些模擬影像設計一系列的假體實驗，找出此演算法中影響邊緣偵測準確度的最佳參數。

(三) 真實磁振血管影像

本研究使用移動式磁振造影儀(Siemens-type “Avanto™”, 1.5 T)，來取得下肢股動脈未施打顯影劑的磁振造影影像，受試者為 11 位參與跨歐洲超級馬拉松(TEFR09)運動員，在選手完成每天的賽事後，進行影像的收集，而每一組磁振影像序列中有 50 張影像。

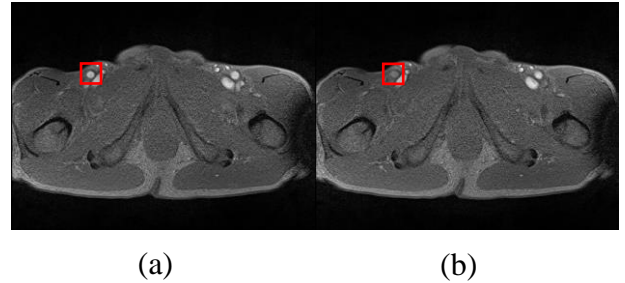


圖 5 紅框處為右側股動脈，(a)為收縮相所取得之影像 (b)為舒張相所取得之影像

在圖 5 中，我們所感興趣的部分為右側股動脈(紅框處)，自動化 ROI 選取如[4]所描述，並將 ROI 影像利用方向梯度進行運算來強化邊界資訊，再將方向梯度影像中的 ROI 轉換成極座標影像，最後將每個影序列中 50 張極座標影像堆疊成一個三維的影像，再利用三維動態規劃進行股動脈邊界偵測。

(四) 相對誤差

在本研究中，我們利用三維動態規劃演算法在每一張股動脈影像中將偵測到的血管腔邊界所形成的面積與專家手動描繪的邊界所形成的

面積來計算相對百分誤差，定義如下：

$$|\varepsilon_i| = \frac{|A_{\text{manual}}(i) - A_{\text{automated}}(i)|}{A_{\text{manual}}(i)} \times 100\% \quad (7)$$

$A_{\text{manual}}(i)$ 及 $A_{\text{automated}}(i)$ 分別代表專家手動描繪面積與三維動態規劃演算法在第 i 張所計算出的面積，同時我們也進一步計算每一組影像序列 50 張影像中血管腔面積的平均值與標準差做為股動脈邊緣偵測準確度判斷的數據。

三、結果

本研究將探討在不同放大倍率(Scaling)中是否影響三維動態規劃演算法偵測血管邊界的準確度，因此將放大倍率從 1 開始，每隔 0.1 到放大倍率為 3 進行測試，本次實驗重複 20 次，取其平均相對誤差。在模擬血管假體參數的部分，背景(background)設定為 0.4，前景(foreground)為 1，SNR 從 5dB 到 10dB(間隔為 1dB)，放大倍率測試結果圖 6：

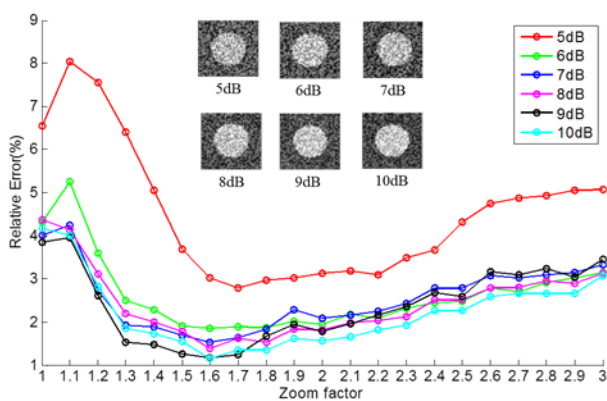


圖 6 放大倍率在不同雜訊程度影像中所對應之平均相對誤差

放大倍率測試結果如下圖 7 所示，x 軸為放大倍率，y 軸為每一種放大倍率所對應的相對誤差，我們發現在每一組相同雜訊程度的血管假體中，當放大倍率在 1.5 至 1.7 間，所對應的平均相對誤差是最小的，因此在模擬血管的假體實驗中，三維動態規劃最佳放大倍率為 1.6。

在我們所提出的三維動態規劃演算法中，有兩個可以控制邊界平滑程度的加權因子(Smooth factor)， α_1 、 α_2 ，這兩個參數的設定會影響邊緣偵測的結果及面積量化的準確度，因此我們利用不同雜訊程度的假體影像來測試三維動態規劃演算中 α_1 及 α_2 。假體參數設定如下：SNR 從 5dB 到 10dB(間隔為 1dB)，前景(foreground)為 1，改變背景(background)從 0.1 到 0.6(間隔 1dB)， α_1 及 α_2 的測試結果如圖 8。

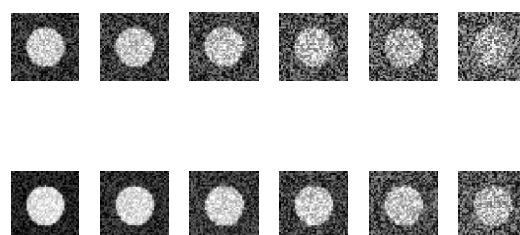


圖 7 第一列 SNR=5，第二列 SNR=10，前景設定為 1，背景由左至右為 0.1 至 0.6 之假體影像

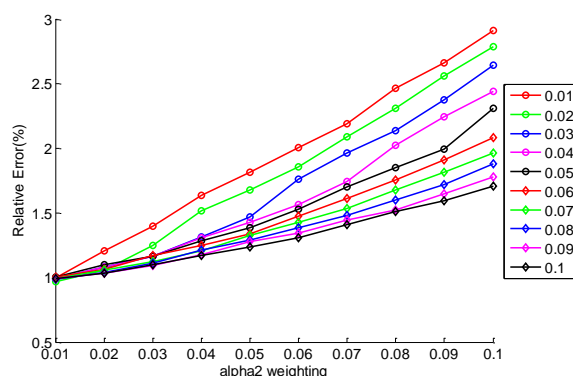


圖 8 加權因子 α_1 及 α_2 及其所對應之平均相對誤差

α_1 及 α_2 測試結果如下，我們利用不同顏色的線及符號代表 α_1 ，x 軸為 α_2 ，範圍皆從 0.01 到 0.1，間隔 0.01，y 軸為每一組參數所對應的面積平均相對誤差。圖 8 中，所有的結果皆為重複 10 次再取其平均值，由圖中結果我們可以發現，當 α_1 設定為 0.01 且 α_2 也設定為 0.01 時，其對應的平均相對誤差最小。因此在我們實驗中 α_1 及 α_2 皆設定為 0.01。

最後，我們使用同一組假體影像序列，在這組影像序列中，我們可以看到第 4 張影像中血管邊界是消失的，我們將同一組影像序列分別利用

三維動態規劃跟一般傳統的二維動態規劃來進行邊緣偵測，結果如圖 9 及圖 10。在圖 9 及圖 10 中，可以很明顯的發現在第 4 張影像中三維動態規劃可以藉由上下張影像的資訊及考慮三維空間中邊界的連續性，所以能夠偵測出血管邊界，但是在傳統的二維動態規劃中，所擁有的資訊只有二維空間的影像資訊，因此當邊界消失時，並無法偵測出血管邊界。

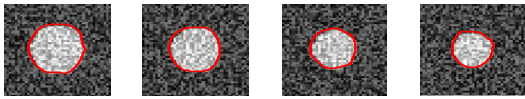
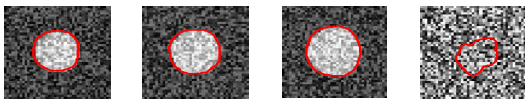


圖 9 傳統二維動態規劃演算法進行邊緣偵測的結果

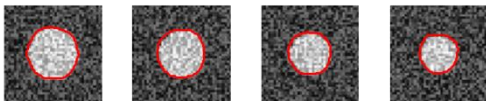
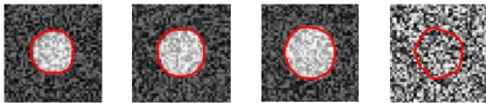


圖 10 三維動態規劃演算法進行邊緣偵測的結果

在真實磁共振影像中，我們也利用 Bland-Altman plot 來表示其結果，x 軸為手動描繪與三維動態規劃演算法所得到的面積的平均值，y 軸為每組影像中三維動態規劃演算法與專家手動描繪所得到的面積的差值，結果如圖 11，而股動脈邊緣偵測結果如圖 12 所示，第一列為原圖，第二列為手動描繪與自動偵測之結果。圖 13 為利用 anisotropic filter 及 Otsu 演算法所偵測出的股動脈邊界，由結果我們發現，雖然 anisotropic filter 能夠有效降低雜訊，但是搭配 Otsu 所偵測出的血管邊界皆呈低估的結果，且與專家描繪的平均相對誤差高達 $24\% \pm 4.7\%$ 。

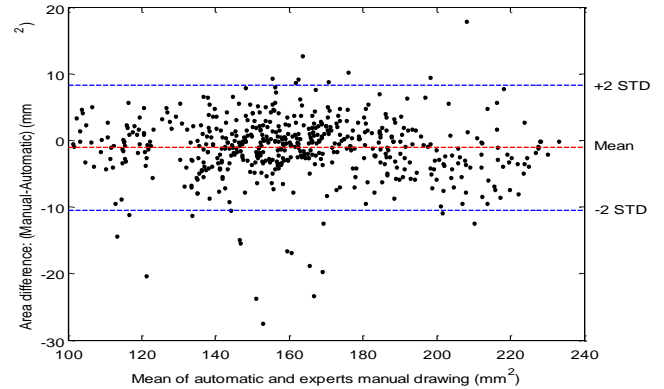


圖 11 Bland-Altman Plot-自動偵測與手動描繪之比較

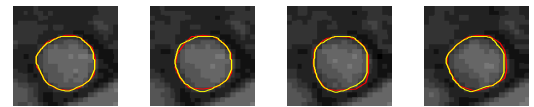
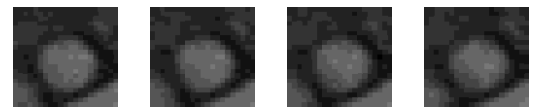


圖 12 自動偵測(黃線)與手動描繪(紅線)之邊緣偵測結果

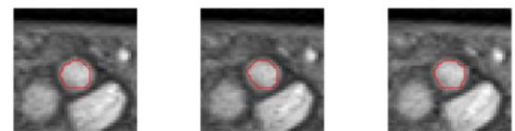
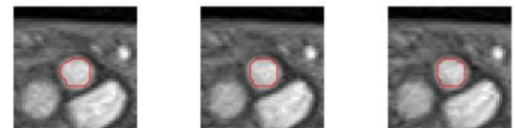


圖 13 利用 anisotropic filter 及 Otsu 演算法所偵測出的股動脈邊界

四、討論與結論

我們所提出的三維動態規劃演算法能夠利用三維空間的資訊，有效的抑制雜訊干擾，準確地偵測出 MRA 影像序列中股動脈的血管邊界，且能夠有效地降低資料分析的時間。根據我們的假體實驗，測試出影響三維動態規劃演算法邊緣偵測準確度的最佳參數，藉由最佳參數的設定能夠有效提升血管邊界偵測及面積量化的準確性。由 MRA 影像序列的結果與手動描繪的結果比較得知其平均相對誤差 $2.1\% \pm 2.1\%$ ，這個結果顯

示我們所提出的演算法具有一定的可靠性，可以有效降低個體間誤差及群體間誤差，並可以取代專家手動描繪。

五、誌謝

本研究計劃系由國科會研究計劃(NSC-101-2221-E-039-005)經費贊助而成。感謝德國烏爾姆(Ulm)大學醫院 Uwe Schuetz 醫師提供 MRA 圖像。

六、參考文獻

[1] D.C. Cheng, C. Billich, S.H. Liu, H. Brunner, Y.C. Qiu, Y.L. Shen, H.J. Brambs, A. Schmidt-Trucksass, U.H. Schutz, "Automatic detection of the carotid artery boundary on cross-sectional MR image sequence using a circle model guided dynamic programming,"

Biomed. Eng., 10:1-16, 2011

[2] D.C. Cheng, X. Jiang, "Detections of arterial wall in sonographic artery images using dual dynamic programming," IEEE Trans. on Information Technology in Biomedicine 12(6): 792-799, 2008.

[3] G. Gerig, O. Kubler, R. Kikinis, F.A. Jolesz, "Nonlinear Anisotropic Filtering Of MRI Data," IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING, 11(2): 221-232, 1992.

[4] 吳竹峰, "使用三維動態規劃對磁振造影之股動脈橫截面面積做自動化精確量測," 中國醫藥大學臨床醫學研究所碩士學位論文。