

行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

應用 3D 立體超音波於腫瘤體積之估算及評估真空輔助乳房  
切片系統

計畫類別：個別型計畫

計畫編號：NSC91-2314-B-039-021-

執行期間：91年08月01日至92年07月31日

執行單位：中國醫藥大學中醫學系

計畫主持人：陳達人

計畫參與人員：吳文傑、張簡光哲、曾威閔、江明記

報告類型：精簡報告

處理方式：本計畫可公開查詢

中 華 民 國 92 年 10 月 2 日

# 行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告

## 應用 3D 立體超音波於腫瘤體積之估算及評估真空輔助乳房切片系統

### The clinical applications of 3D ultrasound for volume estimate and vacuum-assisted breast biopsy

計畫編號：NSC91-2314-B039-021

執行期限：91 年 8 月 1 日至 92 年 7 月 31 日

主持人：陳達人 共同主持人：張瑞峰 執行機關：中國醫藥大學中醫學系

計畫參與人員：吳文傑、張簡光哲、曾威閔、江明記

#### 一、中文摘要

現今的醫學已相當的發達，不過在大部分的診斷中還是需要醫師本身親自的斷定。若能結合當今的資訊技術，相信在醫學的診斷上必可達到事半功倍的效果。在這次的計畫中，我們應用主動尋求輪廓模型克服超音波影像的自然特性-斑點，雜訊及組織紋理以精確的切割出腫瘤輪廓。在輪廓變形階段之前，一個好的初始輪廓是需要的而它將會使切出來腫瘤輪廓更接近實際輪廓。然而，手繪初始輪廓非常花時間，我們提出了一種自動找出初始輪廓的方法並使得找出的初始輪廓仍維持腫瘤的形狀且會很接近腫瘤的邊緣並存在於腫瘤的內部。在輪廓變形階段中，為防止輪廓不會陷入斑點和組織紋理所造成的錯誤位置，我們將邊緣資訊加入到影像特徵裡去定義外力。因為三維腫瘤體積可以由一連串二維影像所組成的，所以我們的切割技術可以延伸到三維影像上面。當切割出三維影像的腫瘤輪廓後，便可以利用這些資訊來算出腫瘤的體積。最後，我們把算出來的體積跟醫生求得的體積做比較，並得到令人滿意的結果。

**關鍵詞：**3D 超音波、乳房腫瘤、snake 技術、切割技術、體積量測

#### Abstract

Medical science is very developed in the present day. But, most diagnoses are depended on doctors to make a judgment. If we can integrate the computer technique into medical science, it will yield twice the result

with half the effort in medical diagnoses. In this project, we make use of the discrete active contour model to overcome the natural properties of ultrasound images, speckles, noise, and tissue-related textures, to segment the breast tumors precisely. Determination of the real tumor boundary with the snake deformation process requires an initial contour estimate. However, the manual way to sketch an initial contour is very time-consuming. Thus, we propose an automatic initial contour finding method, which not only maintains the tumor shape but also is close to the tumor boundary and inside the tumor. During the deformation process, in order to prevent the snake trapping into the false position caused by tissues-related textures or speckles, we add the edge information as an image feature to define the external force. Besides, because the three-dimensional volume of a tumor is essentially constructed by a sequence of two-dimensional images, our method for finding boundaries of a tumor can be extended to three-dimensional cases. By precisely counting the volume of the three-dimensional images, we can get the volume of tumor. Finally, we will show that the proposed techniques have rather good performance and lead to a satisfactory result in comparison between-with the estimated volume and physician's estimate.

**Keywords :** 3D ultrasonic, breast tumor, snake, segmentation, volume measurement

#### 二、緣由與目的

超音波影像是醫學臨床上常用的一種診斷方法，由於它相對的費用不貴，且也沒有什麼傷害性，故各大醫院及診所幾乎都可以配置這套設備。在我們的計畫中，以乳房超音波檢測為主要的研究方向。雖然已有學者指出乳腺 X 光攝影檢查術(Mammography)是最適用於做乳房的檢測，然而超音波的方法也已漸漸的在取而代之(尤其是 35 歲以下之婦女)。

目前，乳房超音波通常是以小型的轉換器(頻率介於 7.5 至 10 MHz 或更高)來做偵測。在機器的種類上，有電子線性排列式(Linear-array)或相位排列式(Phased-array)的轉換器及機械式掃描器，這些皆適用於偵測的工作。當數位超音波影像從超音波掃描器或轉換器上取得後，可利用電腦系統做自動辨識的工作。近來用於乳房 X 光攝影及超音波圖像的電腦輔助診斷(Computer-aided Diagnosis, CAD)系統，已可協助醫師做最後診斷上的一些依據[1]、[12]、[15]-[17]、[23]。然而乳房腫瘤可能會造成能量的反射，使得超音波影像後會形成一些斑點或是雜訊，所以醫師在真正使用電腦輔助之前，仍需要以人工方式先標定所要偵察的區域(Region of Interest, ROI)。所謂 ROI 即是能包含腫瘤區域的一塊矩形範圍[15]-[17]。通常這樣的 ROI 都會包含住腫瘤外側的一些薄織物(Tissues)，若以組織結構直接對此 ROI 做分析的話，這些薄織物很有可能就會影響到整個判斷的正確性。但若請醫師以人工方式先繪製出輪廓，又顯得費時及麻煩，所以如何發展出一有效的自動分割方法便成為臨床實驗上的一個重大課題。

在此計畫中，我們利用可變形的模組來處理超音波影像中的一些自然特性，如：斑點、雜訊及薄織結構等。Terzopoulos, Witkin, and Kass (Kass[26]及 Terzopoulos 等學者[27]提出一種可變形模組，即大家熟知的 Snake 方法(主動尋找輪廓模型)。這個方法可以找出平滑、封閉且乾淨的輪廓，尤其適用於超音波影像。經證實，Snake 方法在 2D [13]、[21]及 3D 醫學影像上[2]、[3]、[11]、[18]、[22]的實驗效果都是一樣的好。所以無論是磁核共振影像(Magnetic

Resonance Images, MRI)或超音波影像都可利用這種可變形模組的技術來建立其 3D 的結構。Akgul 等學者[11]亦提出一套從數位超音波影像序列中自動擷取及追蹤 2D 舌頭表面輪廓的系統。

一般而言，若使用這種可變形模組，一定得先以人工方式繪好一圈逼近腫瘤邊緣的初始輪廓(Initial Contour)[3]。於是 Cohen 等學者[19]提出以汽球膨脹方法來逼近，如此便不需要事先繪製初始的輪廓。但大部分的可變形模組方法，仍是需要繪製初始輪廓來避免不必要的變形或其他因素所導致的影響。但手工繪製首要的麻煩即是費時。所以在這個計畫中，我們即要發展出一套在 2D 影像中自動找出初始輪廓的方法；當然這個初始輪廓必是已去除雜訊，且所偵測到的邊界亦是最接近腫瘤邊緣。

事實上，一般 2D 影像對於乳房損壞程度之超音波資訊的提供並不充足，然而這些資訊卻可由 3D 超音波影像而得到完整的提供。此外，藉由精確的計算 3D 超音波影像的體積，我們可以得到整個腫瘤的體積，而這對整個臨床的診斷評估上助益良多。我們的想法來自：一個腫瘤在 3D 超音波影像中，其實可以由一連串連續的 2D 影像來組成，故我們將所有的 2D 邊界延伸成為一 3D 的結構。此外，由於相鄰兩張 2D 影像的邊緣理應相當接近，所以在相鄰影像邊緣的判斷上可以用預測的方式，以加快系統計算腫瘤體積時的速度，因此我們亦針對此議題提出一有效的演算方法。

### 三、結果與討論

現將主要的三步驟，即 snake 方法、尋找腫瘤輪廓及體積量測等，分別加以詳細介紹。

#### (一) 可變形模組—snake 切割技術

主動尋找輪廓模型(Active Contour Model)方法常用於腫瘤切割問題，此方法亦常被稱為 Snake，其原理類似用一條蛇圈住所要切割的影像，然後此一蛇可以往內縮或外擴展，並任意變形，直到找到一最佳的輪廓。圖一是我們利用此方法切割 2D 超音波所找出的腫瘤輪廓。

在使用 Snake 之前，必須先找到輪廓的大致位置，此一大致位置可以稱為初始輪廓，因為最終所找到的輪廓是由此一初始輪廓變形所得來的，所以初始輪廓會影響到最終輪廓的好壞，亦即如果初始輪廓找得不好，則不管 Snake 的方法有多好，也不容易找到一好的最終輪廓。一般初始輪廓是由使用者來圈出，但本計畫將使其自動化，即可以自動由電腦圈出初始輪廓，如此可以使得切割工作更客觀且準確。因此，本計畫所研究的腫瘤切割方法可以分成二步驟，首先是尋找適當的初始輪廓，然而再利用 Snake 的方法由初始輪廓來進行輪廓變形的工作，以找到最適當的輪廓。

## (二) 正確找出腫瘤輪廓

### 1. 利用 Stick 偵測的初始輪廓

Stick 是一些不同方向的直線，如圖二即為長度為 5 但不同方向的各種 Sticks。由觀察可以得知，腫瘤外部應該會有比較多的 Stick 存在。另外，因為腫瘤影像的輪廓不一定很清楚，所以使用 Stick 偵測方法找到的輪廓可能並不會是一個封閉曲線，因此我們打算再利用其他方法來補強，如 Morphological 的運算，使其儘量可以保證是封閉。

### 2. Internal、External、Damping 等力量

找到初始輪廓後，我們打算利用 Snake 方法來使此一輪廓可以更逼近真正的腫瘤輪廓。首先，我們先介紹 Snake 的原理，Snake 可以視為由許多頂點(Vertexes)所構成，其就如同是關節一樣，這些關節可以受到外力影響而任意移動並改變位置，而這些頂點連接起來即可構成一封閉的輪廓。而 Snake 變形是利用重複的變形步驟，在每一步驟中，在每一頂點上的力量，使得此頂點產生加速度，此加速度會改變頂點的速度並決定其在此一步驟的位置，經過數個變形步驟後，會達到一平衡的狀態，即每一頂點的速度和加速度將均為零，此時即完成變形工作。

Internal 力量是使得曲線本身得以保持平滑，通常是計算頂點附近的曲率，使曲率保持平滑，而 external 力量則是外來的力量，其會使得曲線推向主要的影像特徵，

而 damping 力量是要維持住原來的速度，提高穩定度以避免結果發生振盪現象。而本計畫研究重點將放在如何找到一適當的 external 力量。

### 3. 利用紋路特性的 Snake External 力量

傳統 Snake 的 external 力量是使用原影像的梯度(Gradient)資訊，但是在充滿雜訊的超音波影像中，梯度資訊是相當不可靠，因此並不適合使用，因此本計畫打算改採利用紋路特性於 Snake 的 external 力量。

## (三) 以一連串 2D 影像來實作 3D 腫瘤的體積量測

### 1. 2D Snake 應用至 3D 超音波

2D Snake 應用至 3D 超音波，最直接的方法是將 3D 超音波視成連續的 2D 影像，然後每一個影像再分別應用 2D Snake 進行切割，即先找出初始輪廓，再進行 Snake 變形。其中，初始輪廓可以直接應用附近已經完成切割的結果，如圖三。

### 2. 3D 腫瘤的體積量測

經由上述圖三的方式，我們便可估算出相鄰（前、後一張）影像的初始輪廓，圖四即是利用相鄰估算方式所找到的結果。反覆利用此方法，將每一張影像的面積相加後，便可計算出此腫瘤的總體積。

## (四) 實驗結果

在實驗之中，我們採用 8 組乳房腫瘤的連續影像，影像大小及其良惡性如表一所示。實驗的結果主要是針對整個體積的量測，我們採用兩種方式來比較。方法一：相鄰兩張影像的輪廓獨自取得、互不相干；方法二：取自相鄰影像相似的特性，輪廓可以預測的方式估算出，以節省系統運作時間。最後兩種方法的體積估算再與 3D View 2000 軟體做一比較，其結果列於表二及表三。表四列出方法一及二的運作時間。

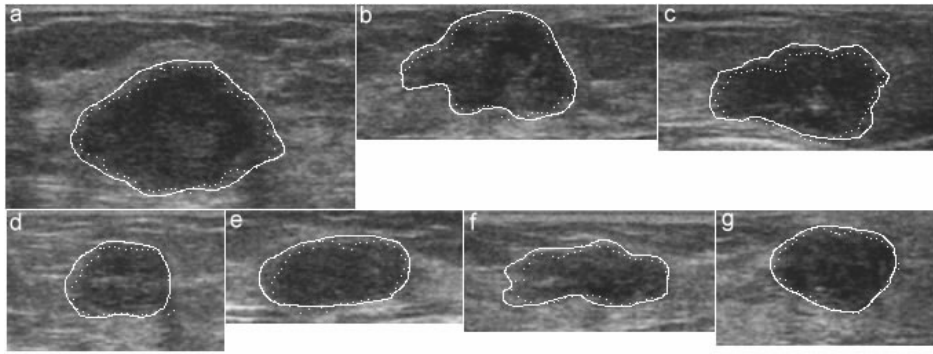
## 四、計畫成果自評

研究結果達成計畫書中第一年的目標，將 2D 的切割方法運用於 3D 影像中，並且實現主動尋找輪廓模型，以增加電腦

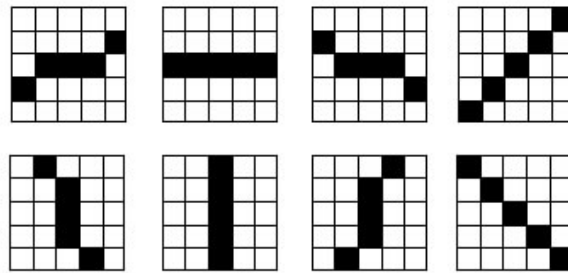
輔助診斷系統的穩定性及提高體積估算的正確率。

## 五、參考文獻

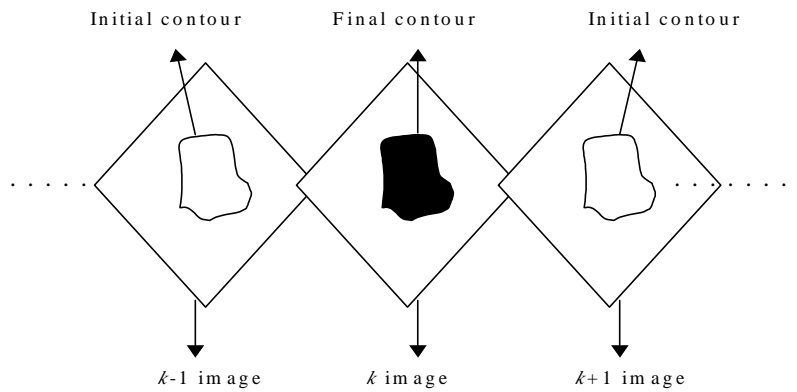
- [1] J.M. Boone, "Neural networks at the crossroads," *Radiology*, vol. 189, no. 2, pp. 357-359, Nov. 1993.
- [2] A. Fenster et al., "Three-dimensional ultrasound imaging system for prostate cancer diagnosis and treatment," *IEEE Trans. Instrumentation and Measurement*, vol. 47, no. 6, pp. 1439-1447, Dec. 1998.
- [3] F. Lefebvre, G. Berger, and P. Laugier, "Automatic detection of the boundary of the calcaneus from ultrasound parametric images using an active contour model; Clinical assessment," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 17, no. 1, pp. 42-52, Feb. 1998.
- [4] S. Lobregt and M.A. Viergever, "A discrete dynamic contour model," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 14, no. 1, pp. 12-24, Mar. 1995.
- [5] N. Ramesh, J.H. Yoo, and I.K. Sethi, "Thresholding Based on Histogram Approximation," *IEE Proceedings Vision, Image and Signal Processing*, vol. 142, no. 5, pp. 271-279, Oct. 1995.
- [6] N. Richard and R.N. Czerwinski, "Detection of lines and boundaries in speckle images-application to medical ultrasound," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 18, no. 2, pp. 126-136, Feb. 1999.
- [7] M. Riccabona, T.R. Nelson, and D.H. Pretorius, "Three-dimensional ultrasound: accuracy of distance and volume measurements," *Ultrasound Obstet. Gynecol.*, vol. 7, no. 6, pp. 429-434, June 1996.
- [8] C. Roux and J.L. Coatrieux, *Contemporary Perspectives in Three-Dimensional Biomedical Imaging*, Amsterdam: IOS Press, 1997.
- [9] M. Terzopoulos, A. Witkin, and M. Kass, "Symmetry-seeking models for 3D object reconstruction," in *International Journal of Computer Vision*, 1987, pp. 211-221.
- [10] N.M. Zayed et al., "Wavelet segmentation for fetal ultrasound images," in *Circuits and Systems, 2001. MWSCAS 2001. Proceedings of the 44th IEEE 2001 Midwest Symposium on*, Dayton, OH, USA, 2001, pp. 501-504.
- [11] Y.S. Akgul, C. Kambhamettu, and M. Stone, "Extraction and tracking of the Tongue surface from ultrasound image sequences," in *Proc. IEEE Int. Computer Society Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Santa Barbara, California, 1998, pp. 298-303.
- [12] M.L. Astion and P. Wilding, "The application of backpropagation neural networks to problems in pathology and laboratory medicine," *Arch. Pathol. Lab Med.*, vol. 116, no. 10, pp. 995-1001, Oct. 1992.
- [13] A.N. Evans and M.S. Nixon, "Biased Motion Adaptive Temporal Filtering for Speckle Reduction in Echocardiography," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 15, no. 1, pp. 39-50, Feb. 1996.
- [14] R. Muzzolini, Y.-H. Yang, and R. Pierson, "Multiresolution texture segmentation with application to diagnostic ultrasound images," *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 12, no. 1, pp. 108-123, Mar. 1993.
- [15] D.R. Chen, R.F. Chang, and Y.L. Huang, "Breast cancer diagnosis using self-organizing map for sonography," *Ultrasound Med. Biol.*, vol. 26, no. 3, pp. 405-411, Mar. 2000.
- [16] D.R. Chen et al., "Texture analysis of breast tumors on sonograms," *Semin. Ultrasound CT MR*, vol. 21, no. 4, pp. 308-316, Aug. 2000.
- [17] D.R. Chen, R.F. Chang, and Y.L. Huang, "Computer-aided diagnosis applied to US of solid breast nodules by using neural networks," *Radiology*, vol. 213, no. 2, pp. 407-412, Nov. 1999.
- [18] R. Chung and C.K. Ho, "Using 2D active contour models for 3D reconstruction from serial sections," in *Proc. the 13th Int. IEEE Conf. on Pattern Recognition*, Vienna, Austria, 1996, pp. 849-853.
- [19] L.D. Cohen and I. Cohen, "Finite-element methods for active contour models and balloons for 2D and 3D images," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 15, no. 11, pp. 1131-1147, Nov. 1993.
- [20] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active Contour models," *Int. J. Comput. Vision*, vol. 1, no. 4, pp. 321-331, Jan. 1988.
- [21] D. Kuan et al., "Adaptive restoration of images with speckle," *IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. ASSP-35, no. 3, pp. 373-383, Mar. 1987.
- [22] M.G. Strintzis and I. Kokkinidis, "Maximum likelihood motion estimation in ultrasound image sequences," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 4, no. 6, pp. 156-157, June 1997.
- [23] J.W. Gurney, "Neural networks at the crossroads: caution ahead," *Radiology*, vol. 193, no. 1, pp. 27-28, Oct. 1994.
- [24] R.C. Gonzales and P. Wintz, *Digital Image Processing*, 2 ed., Reading, Massachusetts: Addison-Wesley, 1987.
- [25] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histogram," *IEEE Trans. Syst., Man Cybern.*, vol. 9, no. 1, pp. 62-66, Jan. 1979.
- [26] M. Kass, A. Witkin and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," *Proc. Int. Conf. Computer Vision*, London, England, 1987, pp. 259-268.
- [27] D. Terzopoulos, A. Witkin and M. Kass, "Symmetry-seeking models for 3D object reconstruction," *Proc. Int. Conf. Computer Vision*, London, England, 1987, pp. 269-276.



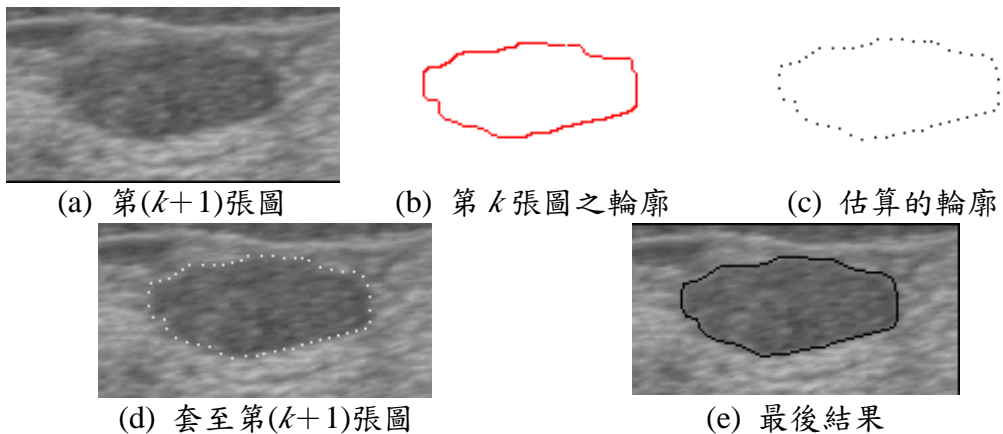
圖一、 利用主動尋找輪廓模型方法於腫瘤切割，虛線為電腦自動找出而實線是由醫生所畫出(上排三例為惡性腫瘤，下排四例為良性腫瘤)。



圖二、 長度為5但不同方向的各種 Sticks。



圖三、 第 $(k-1)$ 和 $(k+1)$ 張圖，可以利用第 $k$ 張的結果為初始輪廓。



圖四、 利用圖三的方法所得之範例。

表一、實驗中所用的八組乳房 3D 超音波影像。

Tumor	Size in Pixels (column×row×page)	Size in cm (width×length×depth)	Benign/ Malignant
1	256×166×232	3.56×2.31×3.21	B
2	256×184×256	3.56×2.56×3.54	B
3	176×104×190	2.44×1.44×2.64	B
4	210×162×224	2.92×2.25×3.10	B
5	256×202×236	3.56×2.81×3.26	M
6	214×162×212	2.97×2.25×2.94	M
7	162×128×192	2.25×1.78×2.67	M
8	224×174×248	3.10×2.42×3.44	M

表二、兩種實作方法與 3D View 2000 的比較

Volume (cm <sup>3</sup> )	Method I	Method II	3D View 2000 (manual)	3D View 2000 (automatic)
Tumor 1	6.440	6.800	5.760	3.899
Tumor 2	3.120	3.200	3.515	4.506
Tumor 3	0.390	0.439	0.414	0.343
Tumor 4	1.340	1.390	1.180	1.088
Tumor 5	2.560	2.525	2.238	2.016
Tumor 6	1.780	1.744	1.917	2.554
Tumor 7	0.825	0.810	0.755	0.993
Tumor 8	1.740	1.716	1.815	2.022

表三、由表二所計算而得的體積準確度

Similarity rate (%)	Method I	Method II
Tumor 1	88.20	81.90
Tumor 2	88.76	91.00
Tumor 3	94.20	94.30
Tumor 4	86.44	80.20
Tumor 5	85.60	87.00
Tumor 6	90.50	88.70
Tumor 7	90.00	92.00
Tumor 8	89.50	88.20

表四、方法一及二所花費的時間

Computation time	Method I	Method II
------------------	----------	-----------

Tumor 1	480	210
Tumor 2	378	150
Tumor 3	204	66
Tumor 4	240	90
Tumor 5	312	120
Tumor 6	280	110
Tumor 7	253	75
Tumor 8	275	103