

國立台灣大學電機工程學研究所碩士論文

指導教授：李百祺 博士

高效能斑點追蹤技術及
其在乳房超音波影像之應用

*Efficient Speckle Tracking Technique and Its Applications
in Ultrasonic Breast Imaging*

研究生 李維寧

中華民國九十二年六月

中文摘要

斑點追蹤是超音波二維影像處理上的重要技術之一，其演算法之正確性和效率影響各個應用層面的可用性與普及性，因此正確度之維持與效能之提升成為此技術發展重點。

本研究分為二大部分，其一為快速斑點追蹤演算法，其二為將快速演算法應用於臨床乳房複合影像及其相關特徵分析。在第一部份中，主要考量在保持正確度之前提下做高效能的斑點追蹤，提出將兩種快速移動演算法—區塊總和金字塔(Block Sum Pyramid)與漸層區塊比對演算法(Multilevel Block Matching)—同時應用於超音波影像斑點追蹤上，藉以有效率地計算兩張影像間的相對位置關係。斑點追蹤演算法包含比對和搜尋兩個過程。比對過程的改進以區塊總和金字塔演算法為基礎，其優勢在於預先對影像區塊建立金字塔架構，以降低計算複雜度，達到增進演算速度之效果。至於搜尋過程之簡化則利用漸層區塊比對演算法，其概念在於減少需要比對計算的區塊數目，是一種粗略至精細(coarse-to-fine)的比對方式，演算速度改進幅度大於區塊總和金字塔演算法，但是正確性比區塊總和金字塔演算法差。因此，取兩者所長以求更進一步地改善演算速度，即時應用於醫學超音波影像上是本研究之創見。

本研究之第二部分則是探討基於快速演算法，能對降低斑點雜訊的應變複合技術(Strain Compounding)增加其執行效能，並且亦更進一步利用此技術而得到的超音波乳房影像，從事乳房腫瘤輪廓之圈選等相關分析。

目前實驗對象包括了超音波模擬影像和臨床超音波乳房影像。第一部份的演算法評估結果顯示出區塊總和金字塔與漸層區塊比對演

算法結合後之演算法可應用於超音波影像，計算速度不僅增進了 5 倍，更有著與傳統演算法相似的位移預測正確性。至於第二部分的結果，以模擬影像來看，則表現出經降低斑點雜訊後之複合影像所圈選出之輪廓較符合理論值；就臨床乳房影像而言，經改善效能後之應變複合技術得到之複合影像必須再與專業且富經驗之醫師討論以及從事後續之電腦輔助診斷才能下定論。

關鍵詞：輪廓圈選、移動預測、斑點追蹤、應變複合

ABSTRACT

Speckle tracking is an important technique in ultrasonic imaging. It is used to estimate the motion (displacement) between two images and the estimation accuracy determines performance various speckle tracking based imaging methods. Unfortunately, speckle tracking is computationally intensive. This limits its applications in clinical situations. Hence, how to improve the computational efficiency is a key issue for the speckle tracking technique.

In this paper, an efficient speckle tracking algorithm is proposed for motion estimation in ultrasonic imaging. Speckle tracking involves a matching process and a searching process. The matching process is based on a Block Sum Pyramid algorithm that reduces the computational complexity based on *a pyramid structure*. The searching process, on the other hand, is based on a multilevel search strategy that greatly improves the computation speed by reducing *the number of blocks* needed be compared. Both simulated speckle images and clinical breast images were used to test the performance of the proposed algorithm. The results show that the computation efficiency is improved by up to a factor of five over the conventional approach.

This new speckle tracking algorithm is also applied to the strain compounding technique for speckle reduction. With the improvement in the efficiency of strain compounding, other related researches, such as tumor contour extraction and feature selection, are also performed for breast imaging.

Keywords: Contour extraction, motion estimation, speckle tracking, strain compounding

目錄

第一章 緒論-----	1
1.1 前言-----	1
1.2 研究動機-----	2
第二章 超音波影像的斑點雜訊-----	3
2.1 斑點特性-----	3
2.2 斑點雜訊對影像的影響-----	6
2.3 降低斑點雜訊之技術-----	9
2.3.1 文獻回顧-----	9
2.3.1.1 橫向空間複合法-----	10
2.3.1.2 高度方向空間複合法-----	12
2.3.1.3 分頻取像複合法-----	14
2.3.2 應變複合法-----	15
2.3.2.1 原理-----	15
2.3.2.2 與斑點追蹤演算法的關係-----	17
2.4 超音波影像斑點追蹤演算法-----	18
2.4.1 斑點追蹤之其他應用-----	20
2.4.2 文獻回顧-----	21
2.4.3 初步評估-----	22
第三章 快速斑點追蹤演算法-----	24
3.1 快速斑點追蹤一：區塊總和金字塔演算法-----	24
3.1.1 原理-----	25
3.1.2 模擬方法-----	31
3.1.3 結果與討論—正確性與效率分析-----	33
3.2 快速斑點追蹤二：漸層區塊比對演算法-----	39
3.2.1 原理-----	39

3.2.2 實驗方法-----	42
3.2.3 結果與討論—正確性與效率分析-----	43
第四章 快速斑點追蹤演算法於臨床乳房複合影像之應用-----	45
4.1 應變複合影像—基於快速演算法-----	45
4.1.1 方法-----	46
4.1.2 結果與討論-----	47
4.2 應用一：超音波影像顯示處理法-----	49
4.2.1 原理與方法-----	50
4.2.2 結果與討論-----	52
4.3 應用二：乳房腫瘤輪廓之圈選-----	54
4.3.1 原理—GVF-snake-----	56
4.3.2 模擬超音波影像-----	57
4.3.2.1 模擬方法-----	57
4.3.2.2 結果與討論-----	59
4.3.3 臨床超音波影像-----	68
4.3.3.1 實驗系統架構-----	68
4.3.3.2 結果與討論-----	69
第五章 結論與未來工作-----	72
5.1 結論-----	72
5.2 未來工作-----	73
第六章 參考文獻-----	74
附錄 乳房超音波影像簡介	
A 乳房解剖結構-----	78
B 腫瘤類別-----	81
C 乳房超音波影像上病徵損害(異常)之分析標準-----	83

第一章 緒論

1.1 前言

斑點追蹤演算法是一種將超音波影像斑點視為重要資訊加以運用的技巧，其用以計算兩張超音波影像間的相關位置，並且應用範圍廣泛，包括彈性影像(Ophir et al. 1991; Cespedes et al. 1993; O'Donnell 1994)、三維影像定位(Li and Li 2002)、應變複合影像(Li and Wu 2001; Li and Chen 2002)等。以 B-mode 影像為基礎之彈性影像重建中，我們必須以斑點追蹤演算法估計出應變量，有了正確的應變量，我們才能得到確切的組織間彈性變化及分佈；至於三維影像定位分析中，則是藉由斑點追蹤計算平面上縱向、橫向位移以及旋轉角度等定量分析；而應變複合影像，亦必須正確計算出應變量，根據應變量做修正，以達到複合平均後斑點雜訊降低的效果。從前述之應用可以清楚瞭解斑點追蹤技術在超音波影像上的重要性。此外，若要能有效地實現上述影像處理技術，斑點追蹤技巧的正確性更須在一定標準之上。

斑點追蹤演算法於實際應用上，除了正確性之考量外，如何有效率的進行斑點追蹤也是一門學問。前段所述之各種應用，皆希望能夠在臨床上提供影像之即時(Real Time)資訊，配合著較佳品質的影像、組織彈性或三維成像等資訊，能夠立刻做出更深入、正確的臨床診斷。所以，許多的研究都著墨於發展高效能的斑點追蹤演算法，以期盼能夠將以高效能斑點追蹤技術為基礎的影像處理技術落實於臨床影像。本研究中，將以乳房超音波影像為高效能斑點追蹤演算法之主要應用對象。

1.2 研究動機

近幾年來，乳癌在台灣有逐年增加的趨勢，甚至晉升至女性十大死因排行榜第二名，而在觀察、偵測乳房組織病變情形的醫學儀器中以超音波為主，這是由於超音波本身非侵入式與易操作之特性，成為初步檢查之最佳工具，可有效避免增加切片或是穿刺手續之次數，此顯示出超音波診斷在乳房相關病症中更是不可或缺。然而，超音波系統本身的限制，造成超音波影像上佈滿著斑點雜訊，這些斑點雜訊好似一層薄紗覆蓋於人體組織上，讓人無法清楚辨析組織的細微變化或是腫瘤之大小及邊界處，進而影響了醫師肉眼判斷的正確度以及限制了電腦輔助診斷的發展。

有鑑於此，便著手本實驗室已開發出的應變複合技術於乳房超音波影像上之應用，期盼複合影像能以其較佳的對比解析度，幫助後續的腫瘤輪廓圈選以及電腦輔助診斷，如良、惡性腫瘤之辨識。然而，在已臻成熟的應變複合技術中，欠缺的是高效率斑點追蹤演算法，導致往往需要花費十幾小時以上才能得到複合影像，這不但效率不彰，更有損其於臨床上之應用。所以，本研究先發展、分析高效能斑點追蹤演算法在超音波影像上的實用性，再套用至應變複合技術做效率之改善，最後，期盼效能經改善後的應變複合技術能對後續的乳房腫瘤輪廓圈選有所幫助，進而發展電腦輔助診斷技術。

根據前述之研究動機，本論文後續章節內容安排如後。第二章先介紹超音波的基本原理—斑點雜訊，引入斑點與本文採用之研究技術之關係。第三章便是評估與分析高效能之斑點追蹤演算法，探討其是否能正確、有效率地應用於臨床乳房超音波影像。第四章為討論前章所提出之快速演算法應用於應變複合技術之結果，並且更進一步地思考、實現應變複合技術之可應用範圍，如乳房病變區域輪廓形狀之描述。第五章與第六章分別為結論與參考文獻。本論文最後則含一附錄，簡介乳房超音波之臨床診斷。

第二章 超音波影像的斑點雜訊

2.1 斑點特性

斑點為超音波影像不可避免的雜訊，而本研究即以超音波影像上先天的斑點雜訊為主軸，一方面利用斑點做為有用的影像處理資訊，另一方面希望盡可能地消除斑點雜訊，以提升影像的對比解析度，幫助醫師有效、正確判斷乳房疾病種類。因而在此先介紹何謂超音波斑點、其成因及特性。

斑點以亮暗不定的形式遍布於超音波影像上，我們此處採用的純斑點模擬影像顧名思義就是單純由斑點構成的影像，影像上不含任何有代表意義的物體或組織。實際超音波影像上之斑點是由散射子信號的建設性與破壞性干涉所造成，在超音波系統下，當散射子比超音波波長來得小，而且在一取樣體積(Sample Volume)內有足夠數量的散射子時，就會產生斑點。實際上，人體軟組織內的散射子的確符合上述的條件，因此，當超音波在人體組織內傳遞時，這些組織會造成超音波信號之散射現象，超音波人體影像上將會佈上一顆顆的斑點。

更仔細來說，斑點形成的原因在於超音波影像系統由有限大小的點分布函數(Point Spread Function, 或簡稱 PSF)所構成。超音波影像系統本身相當於一個低通系統，因此對於單一散射子所反射或逆散射(Backscattering)回來的點狀(point)信號會呈現擴散開來的情況，不再得到單純之點狀信號，這表示該系統的脈衝響應(Impulse Response)不再是一個理想的脈衝，我們便將之稱為前述提過之 PSF。此函數可以代表超音波影像系統的特性，而 PSF 的大小就是我們一般所謂的取樣體積，取樣體積越小，則代表該超音波影像系統有越好的解析度。

由於系統的非理想特性，使得系統受到一定限制，無法取得更小的取樣體積，以求得較佳之解析度。在一個取樣體積中，通常包含了數十個以上的散射子，這使得原本超音波系統之聲波打到單一散射子的效應，變成需要考慮到在同一取樣體積中的其他散射子，並把這些

散射子的散射效應加總起來呈現。又每一取樣體積中之眾多散射子成隨機分佈狀態，所以逆散射、反射信號的強度、相位將隨其各自位置分佈也就是與探頭表面間的距離而有所不同，而這些逆散射、反射信號特性必須加總起來呈現，所以這些經相加後的信號，便會產生建設性與破壞性干涉，使得這個取樣體積反應出的信號亦為一強度不定的信號，此信號經振幅偵測 (Amplitude Detection)，並取波包後 (Envelope)，再加上隨機之振幅大小，便形成超音波影像上具亮度變化之斑點圖形。總而言之，這些斑點成因來自超音波系統有限大小之 PSF，與受測物體特性無關，以此分析角度來看，斑點並不代表著受測物體本身之任何資訊，因此斑點屬於雜訊，我們需濾掉這斑點雜訊以獲得較佳之影像品質，進而加強對影像之判讀性。

根據上段文字所述，我們可以進而說明斑點的統計特性如後文 (Burckhardt 1978; Wagner et al. 1983)。假設某一取樣體積中有 N 個散射子，若 $a_k (1 \leq k \leq N)$ 表示從取樣體積中某一散射子反射回來的信號，相位為 θ_k ，並滿足下列的條件：1、 a_k 的大小與相位之間互相獨立，並且亦與其他的 $a_j (j \neq k, 1 \leq j \leq N)$ 的大小、相位互相獨立；2、取樣體積中有許多的散射子，其位置為隨機分布，故其相位亦均勻分布於 $-\pi$ 到 π 之間。若滿足以上兩條件，則可將該取樣體積內所有的反射信號之和向量 A 表示成下列二式：

$$\text{Re}\{A\} = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=1}^N |a_k| \cos \theta_k \quad (2-1)$$

$$\text{Im}\{A\} = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=1}^N |a_k| \sin \theta_k \quad (2-2)$$

如果 N 趨近於無窮大，則由中央極限定理可得知 $\text{Re}\{A\}$ 和 $\text{Im}\{A\}$ 會近似於高斯分佈，該和向量 A 的強度分布函數為： $p_I = \frac{1}{2\sigma^2} e^{-\frac{I}{2\sigma^2}}$ ，其中 $I \equiv \text{Re}\{A\}^2 + \text{Im}\{A\}^2$ 為該和向量 (即取樣體積內散射子的加總信號) 之信號強度 (Intensity)。取其平方根後之 $E \equiv \sqrt{I}$ 則為其信號振幅的分佈

函數： $p_E = \frac{E}{\sigma^2} e^{-\frac{E^2}{2\sigma^2}}$ (為一 Rayleigh 分佈之形式)。

若由強度分佈函數(p_I)和振幅分佈函數(p_E)來觀察，可以發現信號振幅與雜訊將有一與影像顯示上相關之統計特性。

$$SNR_I \equiv \frac{\langle I \rangle}{\sigma_I} = 1 \quad (2-3)$$

$$SNR_E \equiv \frac{\langle E \rangle}{\sigma_E} = \frac{\left(\frac{\pi\sigma^2}{2}\right)^{\frac{1}{2}}}{\left(\frac{(4-\pi)\sigma^2}{2}\right)^{\frac{1}{2}}} \approx 1.91 \quad (2-4)$$

此即意謂著當信號強度增強時，雜訊強度亦跟著增強，成為一個固定的比例，也就是我們無法藉由加大超音波的發射信號來提高 SNR。SNR 即信號與雜訊比(Signal-to-Noise Ratio)，通常以信號的平均強度除以信號標準差(Mean / Stand Deviation)來計算，SNR 越大表示信號品質越好，因相較於雜訊，主要信號仍能被辨認突顯。因為此時斑點雜訊亦會隨著信號成比例增加。若將影像信號取對數方式呈現，此即為一般顯示超音波影像的方式。將可得到下式：

$$D(dB) = f(I) \equiv 10 \log_{10} \left(\frac{I}{I_0} \right) \quad (2-5)$$

將 D 對振幅的平均值 $\langle I \rangle$ 作泰勒級數展開，則其標準差(代表此對數影像 D 的雜訊)經過推導可得其為：

$$\sigma_D^2 \approx f'(\langle I \rangle)^2 \sigma_I^2 = \left(\frac{10}{\ln 10} \right)^2 \frac{\sigma_I^2}{\langle I \rangle^2} \quad (2-6)$$

注意其後半部為式(2-3)，近似常數為 1，因此 $\sigma_D \approx 4.34(dB)$ ，此即意謂著斑點雜訊跟著影像信號經過對數處理後，成為一個固定以 4.34 dB 存在於影像信號上的相加性雜訊。此將使得影像上若有一區域 ROI 與周圍背景信號振幅相差小於 4.34 dB 時，此 ROI 將因斑點雜訊而難以被辨認，此現象限制了超音波於診斷用途上對於低對比標的物之偵測能力。

2.2 斑點雜訊對影像的影響

如前節所述，斑點雜訊是一個固定以約 4.34 dB 存在於影像上之加法性雜訊。因此，當內外區域亮度相差在 4.34 dB 以內時，超音波灰階影像上 ROI (Region of Interest) 區域將因斑點雜訊的作用使得其難以被辨認出來，就實際情況而言，此種現象代表著因斑點效應的存在，某些低對比的病徵將無法於超音波影像中被判讀。斑點會減低影像中物體的可見性，而且它並不代表任何的組織特性，造成超音波影像偵測低對比區域的能力降低。為了能提昇臨床價值和影像對比解析度，必須要降低斑點雜訊以便能夠得到較為清楚有用的影像，因而，消除斑點之技術在超音波影像之臨床應用上佔有一席之地。

如圖 2-1，右行三圖分別代表三個由模擬產生的物體信號，用以模擬人體軟組織於構成超音波灰階影像時的情況。物體的中心部分設定為 ROI，以說明其影像的對比特性，由上到下分別代表各物體中心 ROI 的強度與周圍背景信號強度相差為 0 dB、-3 dB、-6 dB 的情況。而左行則是模擬一般超音波系統取得各物體灰階影像之結果，比對這些影像，其說明斑點現象對於降低影像對比解析度的影響。就內外區域相差為 0 dB 的第一列影像而言，物體所代表的應為一均質組織，可是當斑點效應呈現於影像上時，將使該均質組織的超音波灰階影像亮度分布不再均勻，而有明顯的斑點紋路覆蓋其上。

第二、三列影像為模擬軟組織中有一區域產生了病變，例如腫瘤，而使得該病變區域的反射特性與周圍背景不同的狀況。中心 ROI 區域即代表該病變特徵，ROI 外部則代表腫瘤周圍正常之軟組織。即使內外區域強度差別已達 6 dB，依然能夠看出斑點雜訊明顯降低了影像對比解析度。相對地，在物體信號中，ROI 區域與周圍背景能清晰地被辨認分別，但於灰階影像中，卻因斑點雜訊的存在使其內外區域之差別不再如此顯而易見。中圖的內外區域信號強度相差僅 -3 dB。誠如本節第一段所述，斑點雜訊是固定以 4.34 dB 存在於影像上之加法性雜訊。因此當內外區域亮度相差在 4.34 dB 以內時，某些低

對比的病理特徵將無法於超音波影像中被判讀。

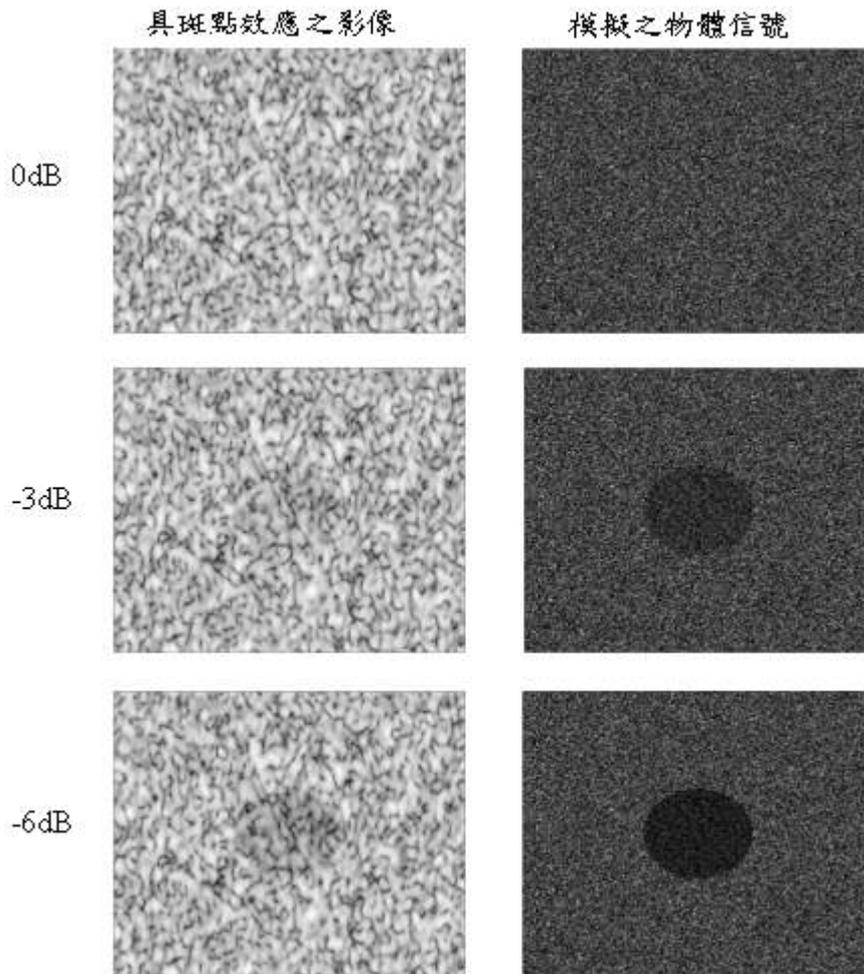
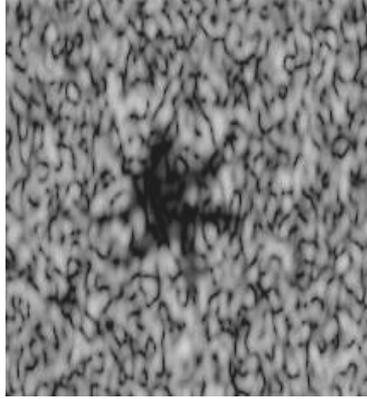


圖 2-1 斑點現象對於超音波影像對比解析度之影響。物體中心部分設定為 ROI。

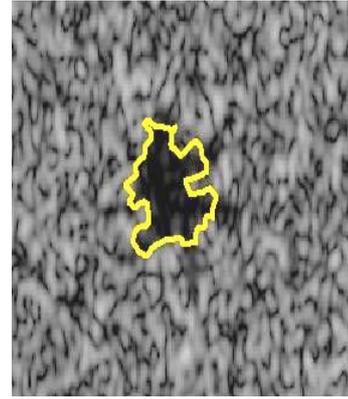
除此之外，斑點雜訊還會影響 ROI 形狀的描繪，如圖 2-2。圖 2-2(a) 以模擬方式產生，(b) 為 (a) 加上超音波斑點雜訊後的影像，(c) 為試圖於 (b) 影像上描繪出如 (a) 形狀之輪廓，如白線所示。很清楚地，白線的形狀與 (a) 之模擬形狀差異極大，可見，斑點的確會影響一 ROI 形狀之判讀。若將此 ROI 想成腫瘤，那麼有誤差的白線形狀將不能夠正確代表腫瘤的輪廓，進而影響到臨床上對此腫瘤屬性與大小的判斷。因此，超音波影像上斑點雜訊需要有效被消除，並且為臨床影像上疾病解讀之必要前處理步驟。



(a) 手繪輪廓



(b) 超音波純斑點影像上
加入(a)之手繪輪廓



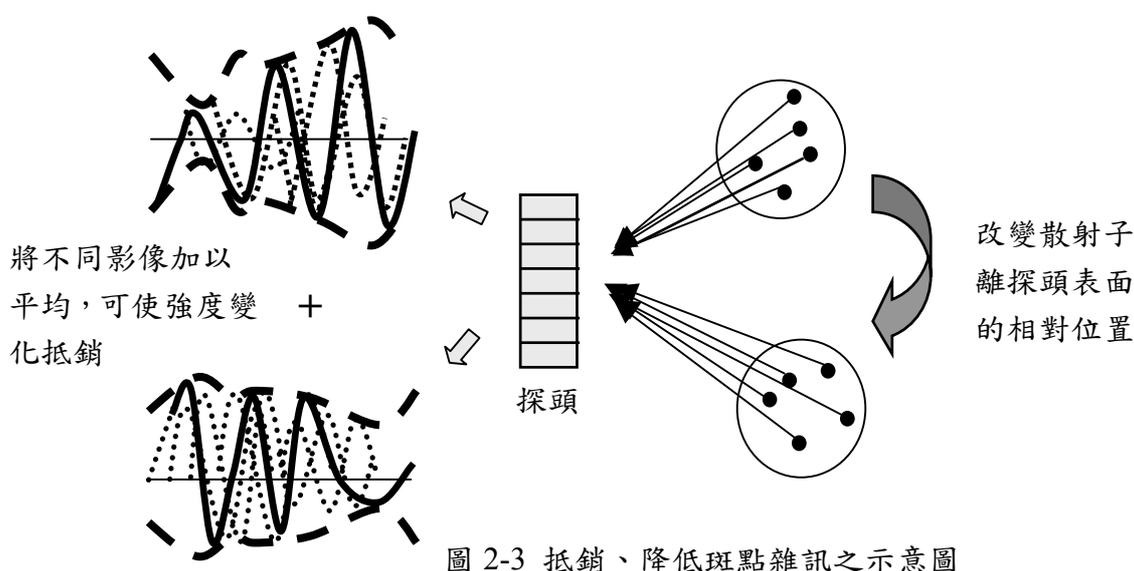
(c) 於(b)影像上圈選
出之輪廓，如白線

圖 2-2 斑點雜訊對 ROI 輪廓描繪之影響

2.3 降低斑點雜訊之技術

2.3.1 文獻回顧

根據前節所述，斑點雜訊的存在降低了病理特徵的偵測能力，因此，如何消除斑點雜訊，增加 ROI 與背景組織間的對比解析度是一必要課題。大體觀之，由於斑點雜訊的產生是來自隨機的信號波包分布，所以，若能找到同一個受測物不同的另一個隨機信號波包分布模式，將兩個信號波包相加，便能將該斑點雜訊予以平均抵銷，降低雜訊強度，此概念如圖 2-3 所示：



於圖 2-3 中，若能將原本取樣體積內的散射子相對於探頭的位置分布加以改變，便能對同一個受測物取得另一張不同的影像並予以相加，藉此抵銷原本影像中隨機分布的強度變化，換句話說，斑點雜訊能夠被抵銷降低。簡單而言，改變散射子離探頭表面相對位置的方法可以是移動探頭本身的位置，或是實際地去改變取樣體積內散射子的分布情形，我們將在下文中詳述。

如上所提，對同一受測物體改變散射子的相對位置再取得影像後，將所取得的一系列影像做平均以降低斑點效應的過程，被稱做複合(Compounding)。

2.3.1.1 橫向空間複合法(Lateral Spatial Compounding)

複合技術(Compounding)可從幾個方向來看，首先介紹的是影像空間複合法(Spatial Compounding)。它是一個利用影像於空間上差異以建立不同影像的方法，可分為橫向取像與高度方向上取像兩種方式。

橫向取像的方式是利用探頭中發射元素(Channel)構成的陣列(Array)來完成。其觀念是改變發射元素之位置，將陣列探頭分成若干長度較短的子探頭，並依次改變欲啟動發射元素的順序，達到相當於子探頭於橫向上移動取像的效果(Shattuck and von Ramm 1982; Trahey et al. 1986a, 1986b; O'Donnell and Silverstein 1988)。如圖 2-4 所示，假設子探頭長選擇為五個發射元素長，且子探頭每次移動三個發射元素長，藉由先打開由陣列左側算來第 1-5 號元素(圖中以半深色填滿的元素部分)，其餘關閉，可取得第一張影像。之後再關閉第 1-3 號元素，開啟 4-8 號元素，亦關閉 9-11 號元素，則可造成子探頭由陣列左側邊緣右移相當三個元素長的距離之效果，以此取得第二張影像。以此類推，將可得知在陣列探頭有 11 個發射元素長，子探頭為五個元素長，移動距離定為三元素長時，此方式將可於橫向取得三張影像來複合。因在此種等效移動探頭的技巧下，將使子探頭對受測物能從不同角度取得影像，故因散射子相對於探頭表面的距離改變，可得到不同的斑點雜訊分布模式，將此三張影像加以平均後，將因抵銷斑點雜訊而得到較高的影像訊雜比(Signal-to-Noise Ratio，簡稱為 SNR)，並使 ROI 的邊緣定義(Edge Definition)改進，提高可偵測性。

以橫向取像的方式能取得幾張影像來複合，決定於原本陣列探頭的長度，子探頭長度，以及等效子探頭移動距離。

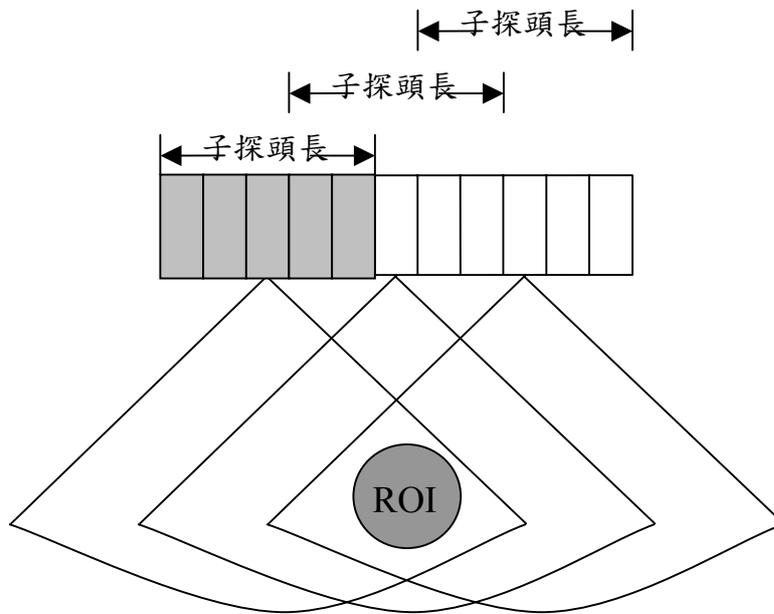


圖 2-4 橫向空間複合法之示意圖

原則上，就橫向取像的方法來看，當子探頭間移動的距離越長時，因散射子離探頭表面距離分布狀態的類似性越低，可得到越不同的斑點雜訊模式，故影像平均後可得到越佳的 SNR 或對比雜訊率 (Contrast-to-Noise Ratio，簡稱 CNR) 提昇。

當移動距離增大時，在固定的陣列探頭長度下，會使能取得的影像數減少，故相加後雜訊抵銷的效果也會降低，此其中有取捨 (Trade Off) 的關係。除此以外，因為此法將原本夠長的陣列探頭，分成長度較短的子探頭，依據我們前章所述，超音波影像的空間解析度是正比於探頭長度的觀點，此法將會使取得的影像損失空間解析度，並且影像顯得較模糊。

理論上，此法可對 SNR 改進的極限，依據 Trahey 等學者於 1986 所做的研究，假設子探頭長度為原陣列探頭的一半，子探頭可掃描的距離定為原探頭長度之兩倍時，因相隔最遠的兩張影像之間也只有相當於一個陣列探頭之長度，因此，當 SNR 增加到原本的 80% 左右時，即使將子探頭間移動的距離縮短以增加複合影像張數，並無法再對 SNR 的改進增進多大的效果，這是因為影像間的相關性太高太過類似造成的。此時，若想要再提高 SNR 的改進率，便需要再降低子探頭的長度或增加原始陣列長，但在實際應用上便已無法接受。

2.3.1.2 高度方向空間複合(Elevational Spatial Compounding)

由 Li 與 O' Donnell 等學者於 1994 年提出的高度方向影像複合法，是利用 1.5D 的相位陣列探頭，於高度方向上將探頭所打出的超音波波束藉由時間延遲(Time Delay)控制，略為旋轉波束於高度方向上的行進方向，藉由高度方向上所取得不同方向的反射訊號(影像)加以複合，此法的優點在於能不犧牲二維影像中影像平面的解析度，卻也能換得該影像平面斑點雜訊的消除與 CNR 或 SNR 的提昇(Li and O' Donnell 1994)。

原來 1.5D 相位探頭的用途是在高度方向上對超音波加以略為聚焦，以使 PSF 於高度方向上的剖面能較小，降低系統於高度方向上的取樣體積。因此，此種陣列探頭雖在高度方向上還作不到掃描(Scan)，無法作成三維超音波影像，但已可以藉由向上的時間延遲控制，做到在高度方向上轉向(Steering)的效果，此也是該種探頭稱為 1.5D 之意義。

藉由在高度方向上波束的轉向，可使探頭得到從不同角度看受測物的效果，便可從不同角度取得影像，這些影像之間的斑點雜訊模式也將有不同的形式，再將這些擁有不同斑點雜訊的影像平均，便可以得到更佳的 SNR 與 CNR。如此的做法因為在橫向上的探頭長度保持固定，且不影響到打出去的聲波脈衝長度，故此法不會影響到二維的影像平面，不損失橫向與軸向空間解析度。

該方法的原理如圖 2-5 所示，利用一個 1.5D 的相位探頭將打出去的超音波波束於高度方向上改變方向，以取得不同影像加以複合。

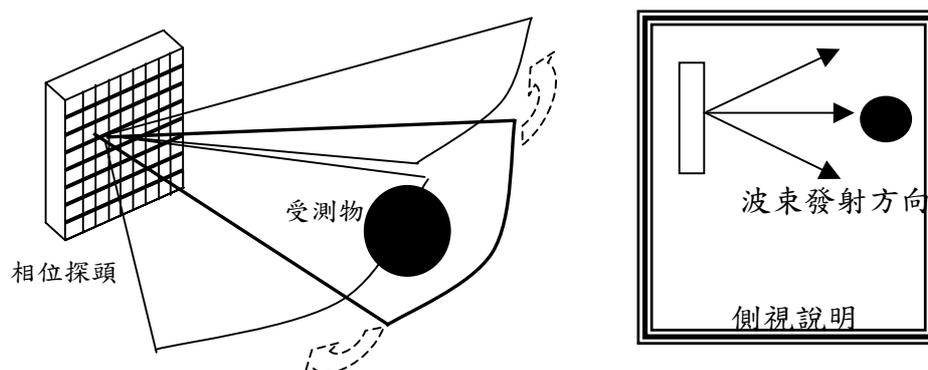


圖 2-5 高度方向空間複合之示意圖

然而，此法的缺點在於將打出去的波束略為轉向，故在原本影像平面上的高度方向取樣體積因為取該傾斜波束面幾何分量之故將略為擴大，意即高度方向的空間解析度將降低以作為對比解析度增加的代價。

此法於影像 CNR 提昇亦有其限制。若欲使影像 CNR 提昇更高，則波束於高度方向旋轉角度應越大，使旋轉前後所取兩張影像其相關性越小以相加，但太大的旋轉角度會導致影像因所取的方向與原本差異甚巨而使前後兩張影像中受測物形狀發生變化。

此外，當縱向旋轉角度大到使打出之波束已脫離原來影像平面波束的高度方向波束寬(Beam Width)範圍，表示取得的兩張影像之間已是完全無關，此時再加大旋轉角度並不能使複合後影像之效果有更佳之改進。

2.3.1.3 分頻取像複合法(Frequency Compounding)

分頻取像複合法為一早期提出的影像複合方式，其原理為將系統發射出去的聲波脈衝自頻域上分成幾個較窄的子頻帶，藉由不同頻帶所取得的影像加以複合，以取得 CNR 之提昇(Silverstein and O'Donnell 1987a, 1987b; Magnin et al. 1982; Melton and Magnin 1984)。

如圖 2-6 所示，分頻取像法將發射聲波脈衝分成不同子頻帶以成像，由於打到散射子之聲波頻率不同，使得受測物中同一個散射子反射回系統的聲波相位亦不同，故能得到不同的斑點雜訊分布模式，以此不同的斑點雜訊模式加以複合。

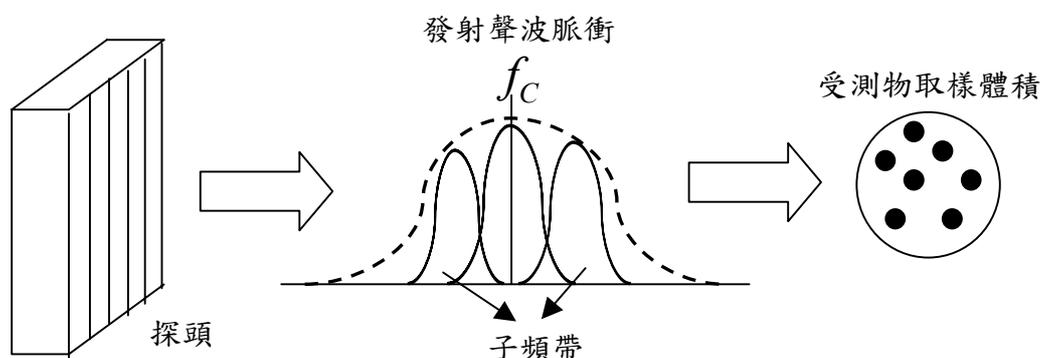


圖 2-6 分頻取像複合法之示意圖

此法因為將原聲波脈衝分解為頻帶組成，故將原始脈衝於頻域上縮短，此相當於時域上將聲波脈衝拉長，使取樣體積於軸向上變大，此舉會損失影像之軸向空間解析度。因此雖然分頻取像後能夠獲得多張影像加以複合，但這數張影像本身軸向的空間解析度已經降低。此種方式也是犧牲軸向空間解析度以換得影像對比解析度，提高 SNR 或 CNR 的方法。

2.3.2 應變複合法

2.3.2.1 原理

前一節介紹了多種複合技術，雖然每種方法皆可以提高影像之對比解析度，卻也降低了空間解析度，也就是說，以往超音波影像複合技術總是以空間解析度之降低換取對比解析度之提高。在希望能以受較小之空間解析度影響，而達到相同之複合效果之前提下，本實驗室便發展出應變複合法(Li and Wu 2001; Li and Chen 2002)：藉由受測物於不同應變狀況下(Ophir et al. 1991; Céspedes et al. 1993; O'Donnell et al. 1994)所造成之散射子位置分布不同，來針對所得迥異的斑點雜訊分佈模式加以複合，程序如下：

1. 擷取未經壓縮之原始影像
2. 對受測物施加外力，以產生形變，取得不同程度形變之影像，目的在改變散射子之分布。
3. 利用「斑點追蹤演算法」來修正影像平面上之形變，使其與原始影像形狀相似，以避免欲觀測之影像區域失真，與原始影像形狀不符。
4. 經形變修正後的數張影像，做複合(平均)。

在施予外力改變散射子位置分布後，我們仍然要將其形變修正回來，此動作之目的在於產生複合效果。因為經施壓的受測物其散射子往立體三維方向移動，而我們對影像形變修正，主因在於使經壓縮之影像與原始未經壓縮之影像間之受測物形狀能一致，以免使得受測物形狀失真，因此，只需要在影像平面上(XZ 平面)修正即可，然而，實際上由於散射子呈三維方向移動，即使做了影像平面上之修正，壓縮並經修正後影像的散射子分布已與未壓縮之影像有所不同，再經複合平均後，即可達到降低斑點雜訊的效果。整個應變複合技術之圖解請參見下頁圖 2-7。

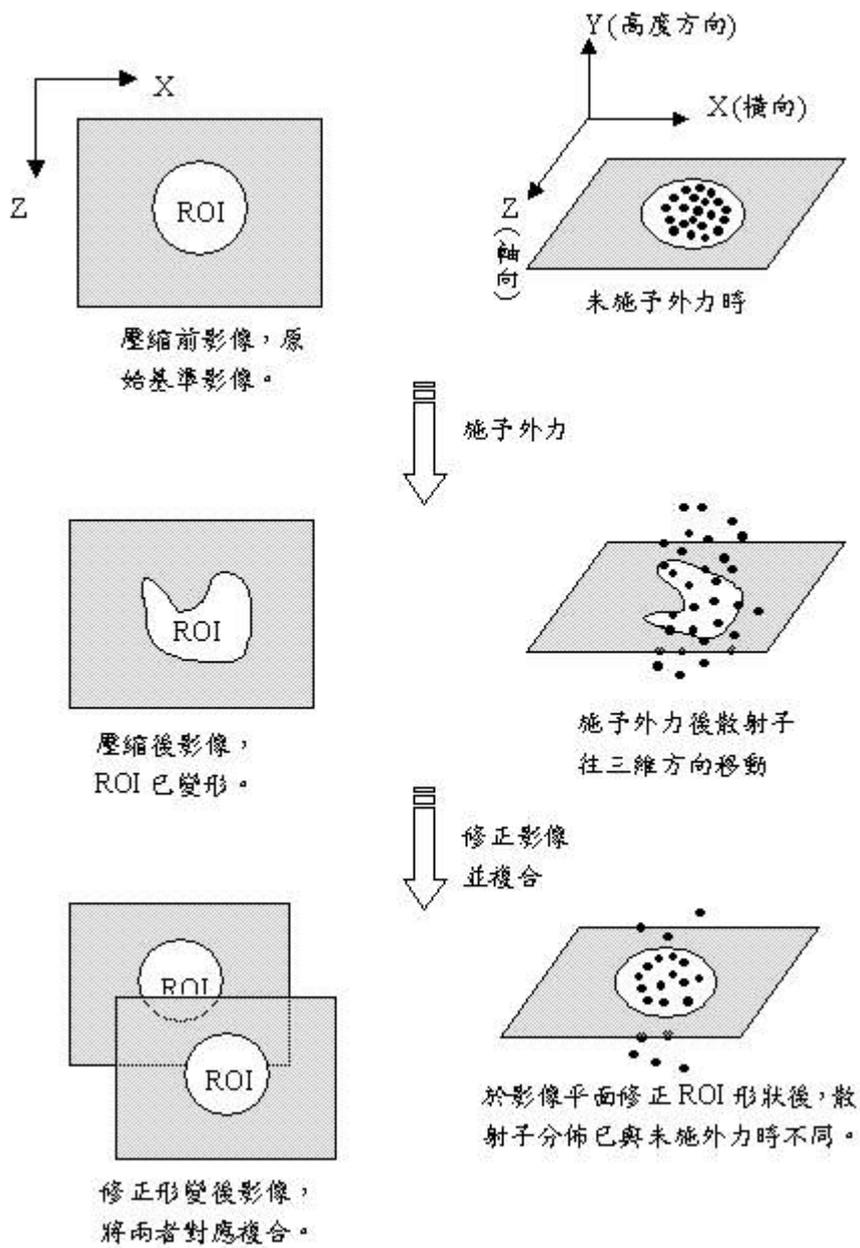


圖 2-7 超音波影像應變複合技術示意圖

2.3.2.2 與斑點追蹤演算法的關係

由前節所介紹的應變複合法原理，不難得知最重要的步驟在於修正影像平面的形變，而要能正確地修正形變，必須確切知道影像上每一處之形變量(位移量)以及形變方向(移動方向)。我們可以想像當兩張超音波影像平面間有著相對移動或物體形狀變化關係時，藉由類似數位視訊技術中的移動預測法(Motion Estimation)便能找出影像間的關係、瞭解影像的變化情況，此種方法對應於超音波影像則稱做斑點追蹤演算法。雖然斑點的存在降低了影像的對比解析度，但是它也可以被視為一種影像重要資訊來做影像分析與影像處理。這是因為如果在斑點物體和探頭間的相對移動量比探頭尺寸來得小，那麼斑點特性幾乎保持不變(參見 2-1 節)，所以影像的斑點圖樣可被用來追蹤組織移動和血液流動。

2.4 超音波影像斑點追蹤演算法

斑點追蹤包括兩張影像間的「比對」和「搜尋」兩大步驟，兩步驟間互相獨立，但皆是決定計算效率的重要因子。一般的斑點追蹤程序如圖 2-8 所示，左、右圖分別為參考影像和比對影像。值得注意的是，在軟組織影像和血流預測應用上，由於是潛在的組織形變和非均勻的血液流速分佈，所以我們需要知道影像上每一個點(pixel)的移動資訊。相對地，在數位視訊技術中，區域性的移動預測即足夠。欲追蹤參考影像上每個點的移動情況，需要以各觀察點為中心，發展出一個樣本區塊(Template Block)，此樣本區塊要大到足以代表欲觀察點周遭區域的一般特性。同理，比對影像上亦需針對各個候選點(Candidate Pixel)定義出與樣本區塊大小相同的候選區塊(Candidate Block)，如此，參考影像上的樣本區塊和比對影像上的候選區塊間的相似性可利用相關係數(Correlation Coefficient)或一個類似的量測法，如差絕對值和(Sum of Absolute Difference，簡稱 SAD)計算而出。SAD 之定義如 2-7 式：

$$SAD_{(x,y)}(u,v) \equiv \sum_{j=0}^{B-1} \sum_{i=0}^{B-1} |I_t(x+i,y+j) - I_{t-1}(x+u+i,y+v+j)| \quad (2-7)$$

其中， I_{t-1} 與 I_t 分別代表參考影像與比對影像，其內之 (x, y) 和 (u, v) 即為欲觀察點和候選點，而 B 為樣本(候選)區塊之大小。相似性計算中所有候選點的有效範圍由一事先定義的搜尋視窗(Search Window)所決定，搜尋視窗大小以能夠包含最大位移範圍為準，最終，視窗中具最高相似性的候選點即被定義為與參考影像上欲觀察點最為相似者，而觀察點與候選點間的位移量即為所求。由於 SAD 運算簡單且可達到合理的正確度，因此為一最普遍使用相似性判斷準則方法。

斑點追蹤中另一個決定計算速度的因素為搜尋步驟。最常使用的為完全搜尋法(Full Search)，顧名思義，在搜尋視窗內的每一點皆須逐點計算相似性。在許多應用上，完全搜尋法與 SAD 結合使用，合稱為 full SAD，這種 full SAD 既直觀又容易實現，再加上正確度頗高，廣為醫學界所接受，因此行之有年，不過卻也耗時，限制了即時

(real-time)資訊之呈現，且於現今臨床醫學應用上已不敷使用，我們需要尋找、研發更快速的演算法以因應各種即時影像處理技術之需求。由上可知，斑點追蹤演算法的效率提升可經由兩種管道：一為減少候選區塊的數目，亦即於搜尋步驟的改進(Ghanbari 1990)；另一為採取更有效率的演算法來計算相似性，換句話說，此項改善的為比對過程(Li and Salari 1995; Lee and Chen 1997; Lin and Tai 1997)。當然，這兩類方法也可結合在一起更進一步地提升運算速度(參閱 2.4.2 節)。此外，雖然有其他的斑點追蹤演算法可以硬體即時實現，但是增進效能仍然是必須的，因為可以花費更少的運算時間或系統需求。

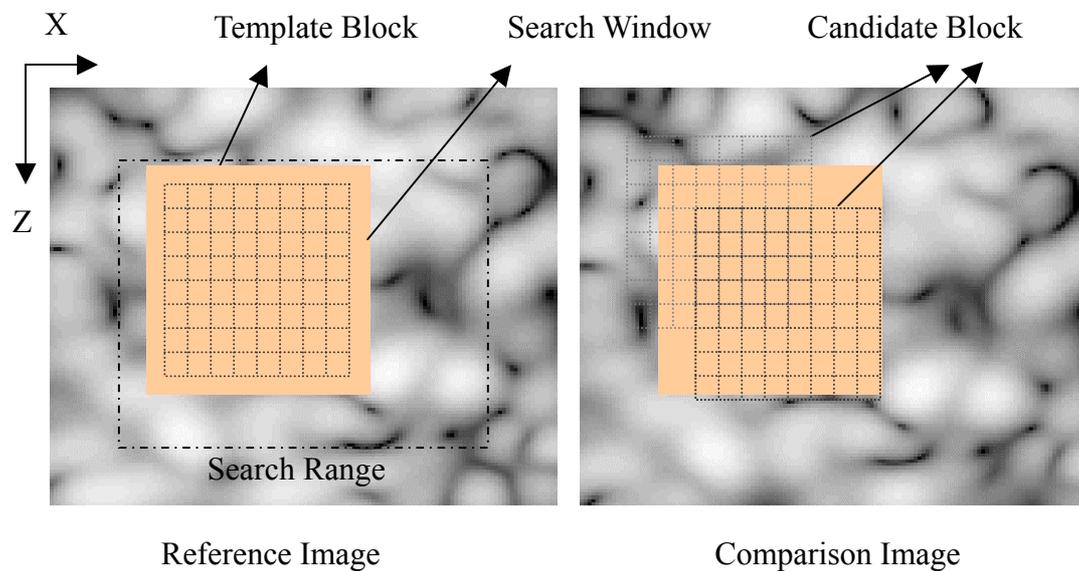


圖 2-8 樣本區塊、候選區塊及搜尋視窗之示意圖

2.4.1 斑點追蹤之其他應用

本研究所探討的斑點追蹤演算法雖然著重應用於 2.3.2 節介紹之應變複合法上，但是，從斑點追蹤之概念可以瞭解到，斑點追蹤尚其他的應用層面是不可不提的。超音波斑點追蹤最早用以計算血流影像(Trahey et al. 1987)，例如：二維血流速度可以借追蹤血液產生的斑點圖樣估計而出，並且普遍用於彈性影像領域，預測被施壓物體的內部應變，利用應變估算而的分佈圖可以觀察到影像各區域的彈性，亦即對應到各區域組織的彈性，可為臨床診斷腫瘤與正常組織的一種影像顯示選擇方式。另外斑點追蹤甚至還可以應用於三維超音波影像之定位，從事平面上縱向、橫向位移以及旋轉角度等定量分析。到目前為止，仍有不少人致力持續探討將斑點追蹤演算法應用於這些研究領域(Gallippi, C.M, Bohs et al., 2001)，因此，如何利用快速斑點追蹤演算法來求得正確度夠高的位移值以利臨床應用，是為一重要研究方向。倘若欲將前述提到的研究實現在臨床醫學上，即時的影像資訊呈現將會是最大的課題。

2.4.2 文獻回顧

近年來，快速移動預測（或斑點追蹤）演算法不斷地推陳出新，大致可分為三類：其一為搜尋步驟的改進，稱部分搜尋集合(Partial Search-Set Technique)、其二為降低比對過程的複雜度，如部分比對錯誤法(Partial-Matching-Error)以及前兩類之合併法。第一類演算法主要概念為只在部分搜尋區域內計算並比較差絕對值和(SAD)，想當然爾，搜尋區域數量之減少可換來計算速度之增加，其例有第三步搜尋演算法(Three Step Search)、漸層區塊比對演算法(Multilevel Block Matching)等，這些方法皆可大幅提升運算速度，但是在正確度上就無法跟傳統完全搜尋演算法比擬；在第二類中，嘗試僅部分像素點相加，藉由 Minkowski's inequality 之觀念來實現 SAD 比較，例如：區塊總和金字塔演算法(Block Sum Pyramid Algorithm)；至於第三類則是結合前兩類技術，例如：階層方法(Hierarchical Method)(Nam 1995)。雖然預測兩兩影像間位移關係的快速演算法眾多，但是演算法的運算速度與正確性間存在著取捨關係(trade-off)：往往有著高度計算效能的演算法，會伴隨著正確性之降低。本研究針對的是醫學超音波影像，在超音波影像斑點追蹤技術應用上，我們希望能夠使用以正確性高為首要考量的演算法，這樣才能得知完整之醫學影像資訊。

2.4.3 初步評估

區塊大小取樣(*Sampling Interval*)的決定

在嘗試新穎快速演算法之前，我們先做最簡單的增加斑點追蹤速度之方式：*Sampling Interval*。*Sampling Interval* 的對象是樣本和候選區塊本身，意義是希望能以固定大小區塊中的某些像素點即足夠代表某影像區塊的特徵，當可代表區塊的像素點減少時，計算複雜度自然而然隨著降低，此時，其與正確度間的取捨便是一項重要的議題。為了找出影像平面上之位移正確度與 *Sampling Interval* 的關係，我們細分成縱向和橫向位移來討論，如表 2-1(a)、(b)。表中第一欄表示 *Sampling Interval* 大小；第二欄指出經 *Sampling Interval* 後的區塊相對大小；第三欄則是與以原始區塊大小所計算出的位移值為標準值的數值比較差異性之結果。根據表 2-1，由於原始區塊大小為 $2.64\lambda \times 2.64\lambda$ (λ 為超音波波長，約 0.308 mm)，而在第一列中 *Sampling Interval* 後的區塊為 $1.33\lambda \times 1.33\lambda$ ，則表示區塊變為原來的 1/4 ($1.33/2.64 \times 1.33/2.64$)，此意味著 *Sampling Interval* 為 2(單位原為像素(pixel)，為了統一所有單位，便將 *Sampling Interval* 單位換算為 λ)。當 *Sampling Interval* 增加兩倍，其相對應之區塊大小變為原來 $1/2 \times 1/2$ 。若正確性以十個百分點之誤差為門檻值，那麼 *Sampling Interval* 的極限為 0.325λ 。可見得，此種作法降低了區塊特徵的可靠度，以少數點代表整個區塊很容易得不到 SAD 之全域最小值(Global Minimum)，這也就是誤判產生的原因，因而在應用此法時必須小心考量影像斑點統計特性才能加以運用。

此部分的簡單討論不僅觀察到斑點追蹤正確度與計算效率間的取捨現象，也隱含了一個重要的斑點追蹤基本概念：樣本區塊或候選區塊大小的選取必須能夠符合一般的斑點特性，足以代表區塊的影像特徵。

表 2-1 影像平面上之縱向、橫向位移正確度與 sampling interval 的關係

(a): Axial displacement

Original block size : $2.64 \lambda \times 2.64 \lambda$
 $\lambda = 0.308\text{mm}$

Sampling Interval (λ)	Size of block relative to λ	Error rate(%)
0.130	1.33×1.33	1.57
0.260	0.66×0.66	8.00
0.325	0.53×0.53	9.97
0.649	0.26×0.26	16.16
1.299	0.13×0.13	33.71

(b): Lateral displacement

Original block size : $2.64 \lambda \times 2.64 \lambda$
 $\lambda = 0.308\text{mm}$

Sampling Interval (λ)	Size of block relative to λ	Error rate(%)
0.130	1.33×1.33	0
0.260	0.66×0.66	3.17
0.325	0.53×0.53	5.34
0.649	0.26×0.26	16.30
1.299	0.13×0.13	46.00

第三章 快速斑點追蹤演算法

3.1 快速斑點追蹤一：區塊總和金字塔演算法

本研究所採用的快速斑點追蹤演算法共有兩種：一為區塊總和金字塔演算法(Block Sum Pyramid, 簡稱 BSP) (Lee and Chen 1997; Chen, Hung and Fuh 2001), 另一為漸層區塊比對演算法(Multilevel Block Matching, MLBM)(Yeung et al. 1998)。如同 2.4 節所述, 斑點追蹤演算法包含比對與搜尋兩個過程, 比對過程的改善採取 BSP 演算法, 而搜尋過程的改進則使用 MLBM 演算法。在本章中, 將分述二演算法之原理並且各自評估效能, 最後再結合二者做更進一步地演算法效率分析。其中, 評估的對象計有模擬影像與臨床乳房影像。

本章首先介紹區塊總和金字塔演算法(BSP), 此演算法取自於數位視訊處理(Digital Video Processing)中的移動預測法(Motion Estimation), 不僅需要較少的運算量, 更有著與一般傳統 SAD 法相同的正確度。雖然 BSP 可被應用於超音波影像的斑點追蹤, 但是, 在視訊處理中的移動預測是以區域為主, 而超音波影像上的斑點追蹤卻是以更細微的像素點(pixel)為基礎。因此, 斑點追蹤的各區塊會重疊, 導致需要比視訊處理的移動預測法更為複雜、耗費更龐大的運算量, 其成效亦需進一步驗證。

3.1.1 原理

圖 3-1 指出區塊總和金字塔演算法(Block Sum Pyramid, 簡稱 BSP) 的流程。BSP 首先建立出金字塔, 如圖 3-2。圖 3-2 左為金字塔, 右為金字塔各層, 最底層在參考影像中是樣本區塊, 而在比對影像(經過位移的影像)中則是候選區塊。各層之建立以樣本(或候選)區塊為基礎, 上層縮為下層的四分之一, 層層堆疊, 到了金字塔頂端只留下一點而已。這種縮小的過程可以下列數學式表示:

$$\begin{aligned} X^{m-1}(i, j) = & X^m(2i-1, 2j-1) + X^m(2i-1, 2j) \\ & + X^m(2i, 2j-1) + X^m(2i, 2j) \end{aligned} \quad (3-1)$$

3-1 式中, X 為樣本(或候選)區塊, (i, j) 代表影像座標, m 為金字塔下層區塊之索引, 而 $m-1$ 表示為 m 之上一層區塊。樣本(或候選)區塊大小必須選取為 $2^n \times 2^n$ (n 為正整數)。建立好金字塔後, 開始進行比對, 比對方式為計算樣本區塊與候選區塊間之 SAD:

$$SAD^m(X, Y) = \sum_{i=1}^{2^m} \sum_{j=1}^{2^m} |X^m(i, j) - Y^m(i, j)| \quad (3-2)$$

3-2 式中, X 、 Y 分別代表樣本、候選區塊, 金字塔各層之 SAD 值可由索引 m 作為識別。SAD 之比對由金字塔頂端往底層推進, 在推進過程中, 我們必須給予一個評判標準(閾值), 在此稱做 SAD_{min} , 它被預設為兩張影像上以同一座標位置為中心而展開出來之兩區塊之 SAD(即樣本區塊與其餘比對影像上同一座標位置之候選區塊所計算出的 SAD)。根據 3-2 式,

$$\begin{aligned} & SAD^m(i, j) \\ &= \sum_{i=1}^{2^m} \sum_{j=1}^{2^m} |X^m(i, j) - Y^m(i, j)| \\ &= \sum_{i=1}^{2^{m-1}} \sum_{j=1}^{2^{m-1}} \left\{ |X^m(2i-1, 2j-1) - Y^m(2i-1, 2j-1)| + |X^m(2i-1, 2j) - Y^m(2i-1, 2j)| \right. \\ & \quad \left. + |X^m(2i, 2j-1) - Y^m(2i, 2j-1)| + |X^m(2i, 2j) - Y^m(2i, 2j)| \right\} \end{aligned} \quad (3-3)$$

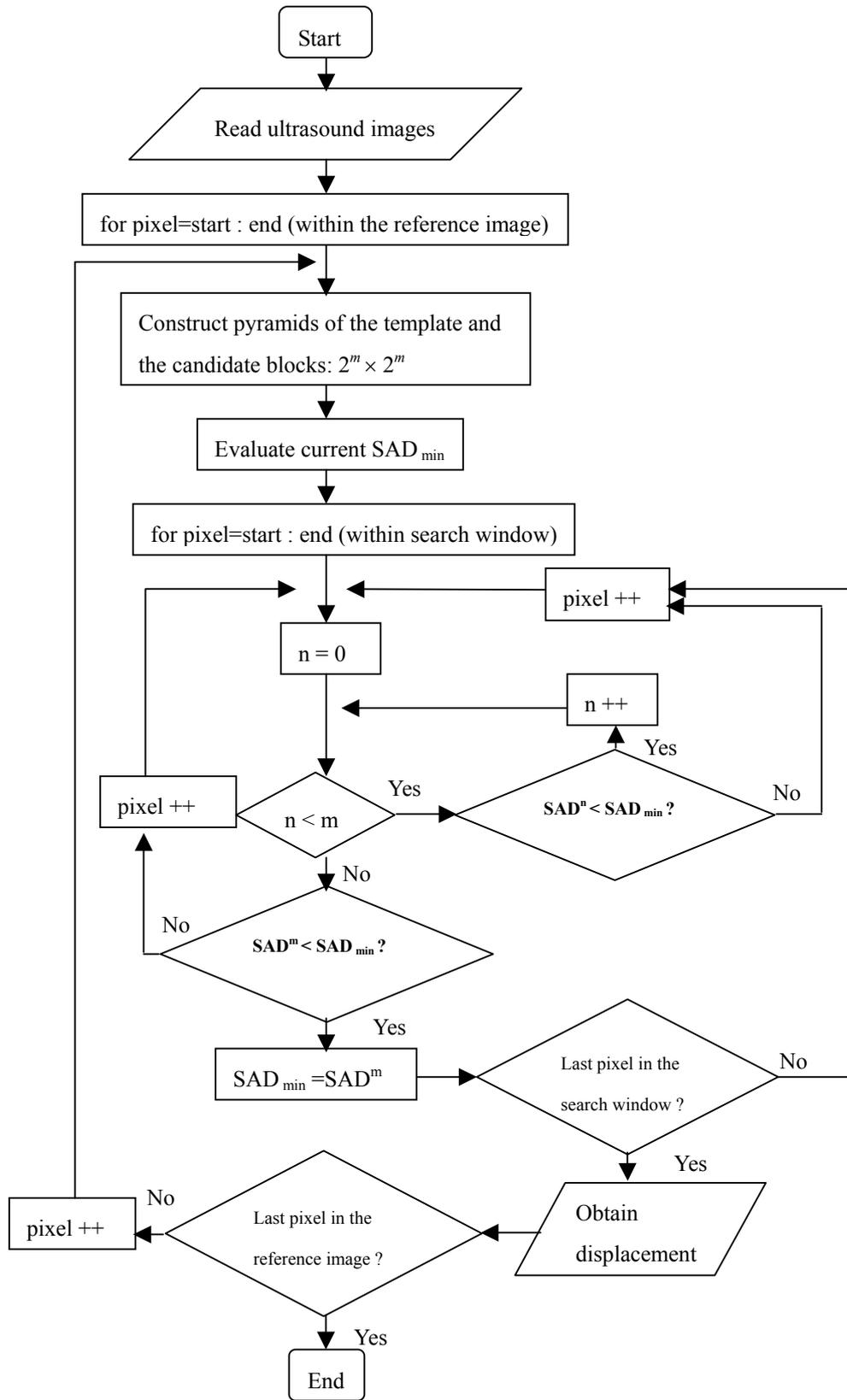


圖 3-1 區塊總和金字塔演算法流程圖

再根據 Minkowski's inequality (Schneider 1993) :

$$SAD^m(X, Y) \equiv \sum_{i=1}^{2^m} \sum_{j=1}^{2^m} |X^m(i, j) - Y^m(i, j)| \geq \left| \sum_{i=1}^{2^m} \sum_{j=1}^{2^m} |X^m(i, j)| - \sum_{i=1}^{2^m} \sum_{j=1}^{2^m} |Y^m(i, j)| \right| \quad (3-4)$$

由金字塔結構的定義來看，對於任何一個 $m, 0 \leq m < n$ ，我們可以得到下式：

$$SAD^m(i, j) \geq \sum_{i=1}^{2^{m-1}} \sum_{j=1}^{2^{m-1}} |X^{m-1}(i, j) - Y^{m-1}(i, j)| = SAD^{m-1}(i, j) \quad (3-5)$$

即可推導出

$$SAD^m(i, j) \geq SAD^{m-1}(i, j) \geq SAD^{m-2}(i, j) \geq \dots \geq SAD^0(i, j) \quad (3-6)$$

3-6 式表示如果金字塔結構中較小的區塊計算得到的 SAD 大於所設定的門檻值，則金字塔內更大的區塊所計算的 SAD 也一定會大於所設定的門檻值，因此，在比對過程中，如果樣本與候選區塊所建立出的金字塔間某一層的 SAD 大於預設的閾值(SAD_{min})，則捨棄此候選區塊而搜尋其它候選區塊。

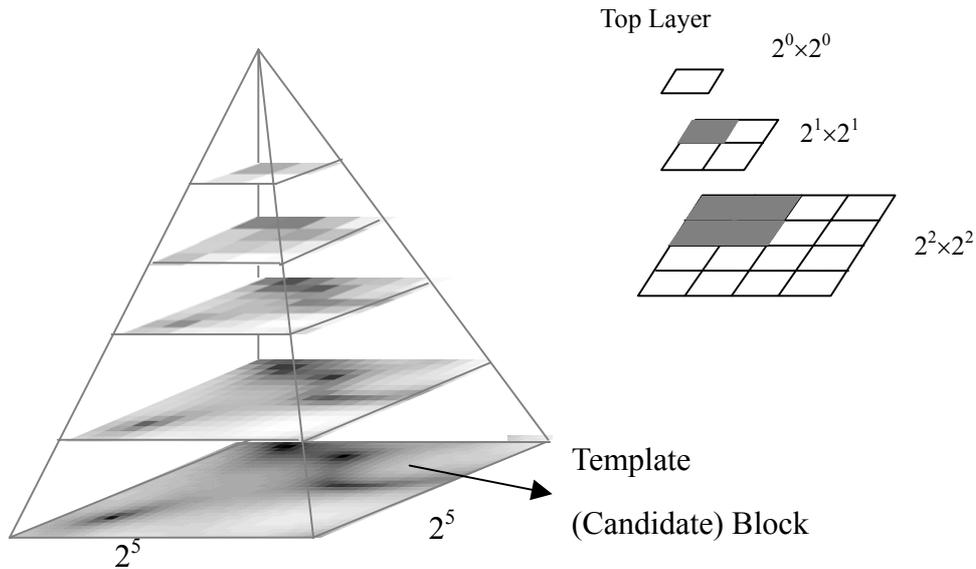


圖 3-2 金字塔結構示意圖

證明出 3-6 式後，我們即可以此式的觀念，做 SAD 比較。當 $SAD^0 > SAD_{min}$ ，捨棄掉這個候選區塊，反之，則繼續比較 SAD^1 ，換言之，只要算出 SAD 比 SAD_{min} 大，就可以捨去此候選區塊，如果算到比 SAD_{min} 小，就持續比較金字塔下一層的 SAD，假設金字塔底層(及樣

本或候選區塊)之 SAD 仍比 SAD_{min} 小，則取代原來的 SAD_{min} 。在一選定的搜尋視窗中， SAD_{min} 值時而被取代，時而被保留，當整個視窗搜尋完後，最終得到的 SAD_{min} 為此搜尋視窗範圍內之最小值，這代表著產生此最小值的候選區塊，就是與樣本區塊最吻合者。最後，將兩區塊位置相減，可得到位移值。

演算法評估

根據 BSP 原理，它如同其餘斑點追蹤演算法，初始化條件皆包括了搜尋視窗大小和區塊大小(參閱 2.4.2 節)。搜尋視窗之選擇必須能夠容納整張影像最大位移值，如此才能夠得到正確的估計結果。至於區塊大小，期望在可容許的範圍內選擇最小值，如此不但能夠找到每個像素較為細微的位移變化，也能減少運算數目進而增加運算速度，一般而言，在超音波影像中，區塊大小需能夠足以表現出影像斑點特性，而每個斑點大小約莫 0.97λ 。遵循 2.4 節中與圖 2 有關之區塊、搜尋視窗選擇之原則，在我們的實驗中，區塊大小皆設定為 $4\lambda \times 4\lambda$ (64×64 pixels)，而搜尋視窗為 $1.36\lambda \times 1.36\lambda$ 。以下將分理論與實際驗算結果兩項來評估區塊總和金字塔演算法之核心：建立金字塔與比對(條件判斷)部分，並且與傳統 full SAD 做比較。

運算數目

BSP:

在我們的研究中分為 0(頂層)到 6 層(底層)，每一層大小分別為 $2^0 \times 2^0$ 、 $2^1 \times 2^1$ 、 \dots 、 $2^6 \times 2^6$ 。層與層之間的轉換關係如 3-1 式所示，每層間轉換之基本單位為四個鄰近的像素相加，共需用到 3 個加法，因此我們可以寫出一個式子來表示 7 層金字塔之建立需用的加法總數：

$$3 \cdot \sum_{n=1}^6 2^{n-1} \cdot 2^{n-1} = 4095。$$

然而，在超音波斑點追蹤演算法中，樣本(比對)區塊會部分重疊，因此我們一開始便對整張影像建立金字塔，在後續的 SAD 計算比對時，只需要根據已建立好的金字塔選取適當的索引值。除了金字塔的建立外，由前述的 BSP 原理得知需從金字塔頂端開始計算並比較 SAD 值直至第 N_0 層，而每一層 SAD 計算所用到的加、減法及絕對值的運算數目如表 3-1 所示，若分析各項運算數目與層數間關連性，我們可以公式化為 $(3 \cdot 2^{2n} - 1)$ 。整體而論，事先建立好金字塔後，BSP 針對一樣本與候選區塊間之計算過程需要的總運算量取決於 SAD 的計算、比對部分，如下式：

$$\sum_{n=0}^{N_0} (3 \cdot 2^{2n} - 1)。$$

表 3-1 SAD 之運算量評估

	+	-	·	Total
level 0	0	1	1	2
level 1	3	4	4	11
level 2	15	16	16	47
level 3	63	64	64	191
level 4	255	256	256	767
level 5	1023	1024	1024	3071
level 6	4095	4096	4096	12287

Full SAD:

只需計算整個樣本與候選區塊之 SAD，相當於表 3-1 最後一列之 level 6，總計：12,287。根據表 3-2，各層 SAD 被比較之比例均以第 0 層(頂層)為基準(因為第 0 層 SAD 是必定要被比較的)。表內第二列列出各層 SAD 比對的總數，其相對應的比例列於第三列，而第四列與最後一列分別是各層所需之 SAD 計算量與 SAD 總運算量(第二列的值乘以第四列)。表內數字顯示，BSP 所需的總運算量為 595,784，而平均說來，每一個候選像素點花費的運算量為 1,351，比起傳統演算法的 12,287，少了許多倍。

可見，理論上，區塊總和演算法有著極高的運算效能。然而，從我們往後會呈現的實驗數據中(參見下一節)，並沒有如此大的倍數差異。其一，對某些資訊、特徵相近的區域，需要比對的層數較多，甚至有近百分之六的區塊仍須計算至金字塔最底層之 SAD，其二，條件判斷的過程亦需要花費時間，但是，條件判斷並不能夠用單純的四則運算估量而出，因此，若將條件判斷需花費的時間算進去，新舊演算法的效能差異應當與先前所提出的實驗結果相符合。

表 3-2 以所有候選區塊為對象，統計出金字塔各層需要被比對到之比例。

	level0	level1	level2	level3	level4	level5	level6
No. of pixels	441	430	385	316	111	39	25
Ratio (%)	100	97.60	87.39	71.59	25.25	8.85	5.74
Mathematical operations	2	11	47	191	767	3071	12287
No. of computations	882	4370	18095	60356	85137	119769	307175

3.1.2 模擬方法

為了驗證斑點追蹤演算法之正確性，我們便以已知位移理論值之模擬影像來輔助演算法之研究。本文所採用的模擬人體組織影像來自 Meunier 和 Bertrand 於 1995 年提出的模型。想像三維空間中隨機分佈著許多散射子，這些散射子相當於人體組織內之細胞，其逆散射回探頭的訊號會被探頭接收，不過每個散射子與探頭間的距離相異，因此反射訊號的強度亦隨之變化，即為隨機特性。我們將散射子間最小距離設為 0.02 mm，此與人體內散射子的分佈相近，並且產生一高斯形式信號來代表系統的脈衝響應(Impulse Response)，這也就是所謂的點散佈函數(Point Spread Function，簡稱 PSF)，其數學表示式如下：

$$PSF(x, y, z) = e^{-\pi\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2} + \frac{z^2}{\sigma_z^2}\right)} \cos(2\pi f_0 z) \quad (3-1)$$

其中 f_0 是系統設定的中心頻率為 5 MHz， σ_x ， σ_y 和 σ_z 分別為三個方向 PSF 在 -6.82 dB 時之波束寬(Beam Width)，X 和 Z 方向的 PSF 波束寬設定為 0.3 mm，而 Y 方向的 PSF 波束寬則根據線性探頭量測的實驗結果，對不同深度給予 Y 方向 PSF 不同的波束寬。因此，為了得到二維影像(B-mode)，PSF 與前述模擬組織的信號作二維方向(x, z) 上的迴旋積分(2D convolution)，Y 方向上則是將所有信號效應加總成為二維影像。最後在成像之前，必須對該信號取波包(Envelope)，本模擬影像研究以 Hilbert Transform 的方式完成，即將原始信號經過 Hilbert Transform 後，在頻域上頻率小於零的部分需變號，而大於零之部分之頻譜則與原始信號頻譜相同，原始信號與經 Hilbert Transform 後的信號之間會差一個虛數 j 。如 3-2 式所示，將原始信號加上該信號的 Hilbert Transform 乘上虛數 j 後，使得頻譜上負頻率的部分得以抵銷，再對其和取絕對值除以 2，即為影像強度(Intensity)。

$$\begin{aligned} S(t) + j \cdot H.T.\{S(t)\} &= 2A(t)e^{j2\pi f_0 t} \\ D(t) &= \text{abs}(S(t) + j \cdot H.T.\{S(t)\}) / 2 \end{aligned} \quad (3-2)$$

圖 3-3 為利用上述方法所寫成的模擬程式而得之純斑點超音波影像，點散佈函數(斑點尺寸)為 0.3 mm，影像動態範圍為 40 dB，影像大小 2.56x2.56 mm(128x128 像素)，其可用以模擬當受測物經過超音波探頭徒手壓縮後，影像中具特徵的部分產生位移之情形，而圖(b)為圖(a)向下(縱向)移動 0.1 mm。在我們的實驗中，都將以這組模擬影像為標準，做斑點追蹤演算法之分析。

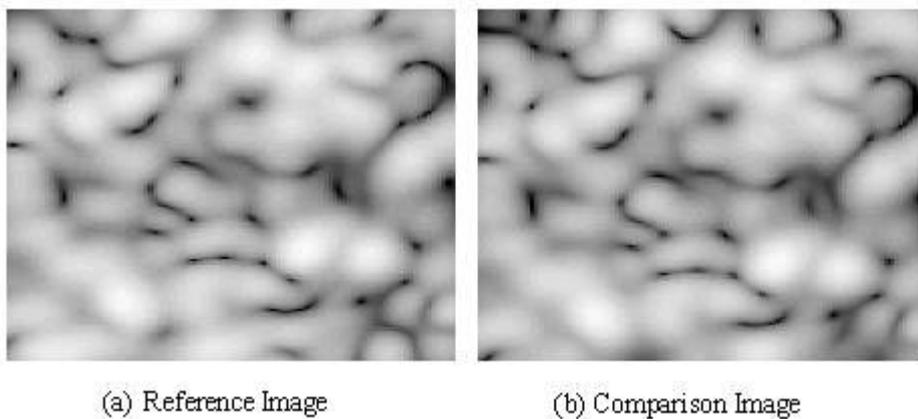


圖 3-3 超音波純斑點模擬影像

3.1.3 結果與討論—正確性與效率分析

圖 3-4 為超音波模擬影像(圖 3-3)經斑點追蹤後的位移圖，橫軸、縱軸代表影像在此二方向上之大小。圖 3-4 (a)來自區塊總和金字塔演算法所得到的位移圖，3-4 (b)則使用完全搜尋演算法計算而得，兩張影像上箭頭長度皆設定在同一基準上，所以箭頭大小即表示位移量大小，而箭頭方向即代表位移走向。由於模擬影像的各項參數為預設值，連兩張影像間的相對位移量亦為已知，所以有確切理論值作為演算法正確度比較標準。參閱前一節，理論上，圖 3-3 (b)為 3-3 (a)單純向下(縱向)移動 0.325λ (0.1 mm)的結果，因此經斑點追蹤後計算出來的結果應當符合 0.325λ 。由圖 3-4 (a)、(b)，我們可以觀察到兩張位移圖樣是一樣的，而且經數學計算後(見表 3-3)，顯現出追蹤後得到的位移數值都符合理論值。由前述說明可證明區塊總和金字塔演算法的位移正確度如理論所預期的與傳統 full SAD 相同。

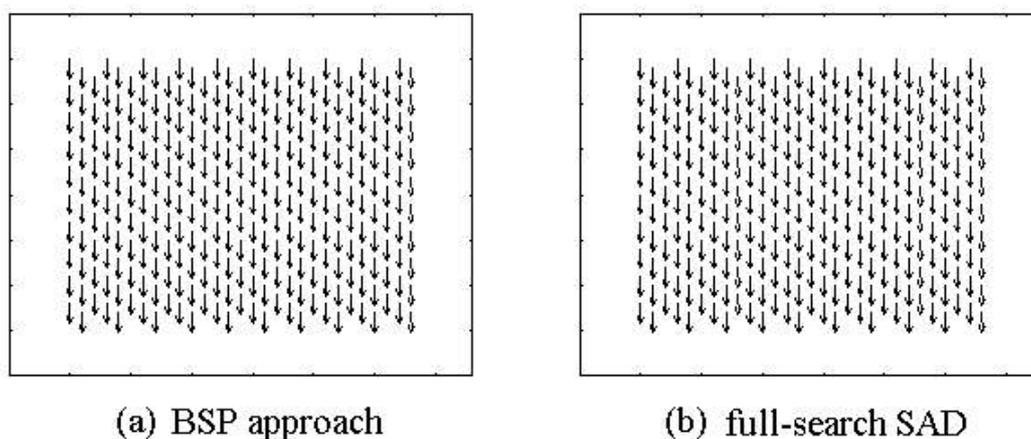


圖 3-4 兩種斑點追蹤演算法對模擬影像估計出之位移圖

表 3-3 在 C 環境下，估計演算法之正確度及花費之運算時間

Block Size (λ)	Search Window (λ)	Performance	SAD	BSP
4.15×4.15	1.36×1.36	Time (s)	332.3	25.5
		Accuracy (%)	100	100

表 3-3 是在以 C 語言為主之環境下，分析兩種斑點追蹤演算法：BSP 和 full SAD 應用在模擬影像上之位移估計正確性與運算效率，為了能夠公平比較兩種演算法，其預設之區塊、搜尋視窗、搜尋範圍大小均相同(如表 3-3 第一至第二欄)。表中倒數三欄數字明確顯示出兩種演算法運用在模擬影像之斑點追蹤上表現出相同程度的準確性，不過，就執行效能而言，BSP 比傳統 full SAD 快了 13 倍之多，這顯示著 BSP 的確達到快速演算法的標準，無論正確度或是效率的表現，顯示出此演算法可以成功地做超音波影像斑點追蹤。

然而，上面的初步模擬結果並不太符合實際超音波影像，因為當我們利用超音波探頭給予受測物適當壓縮量後，其影像上斑點並非只有二維平面的變化，反而是三維的變動，因此，模擬斑點圖樣時，必須考慮到三維空間中散射子於各維度上的改變，特別是二維平面影像(XZ-plane)無法呈現的高度方向(elevational, Y)，Y 方向在超音波影像中定義為非探頭掃瞄之方向(及線性掃瞄方向)，若將此因素考慮進來，便得到以下之模擬影像及其斑點追蹤後之位移結果。

(a) 模擬影像資料

1 pixel = 0.02 mm， $\lambda = 0.308$ mm，影像大小 = 128 × 128 (pixels)

Y 方向移動範圍：0-1.62 λ (0-0.5 mm)，每次移動間隔為 0.325 λ (0.1 mm)。此處共計 12 張模擬影像，每張影像三維方向(X、Y、Z)之位移參數參見表 3-4。表中 I、II 均有六組影像(Y 方向位移大小不同)，其間差別在於 II 有額外 Z 方向之位移，而 I 沒有。有了這 12 張模擬影像，我們可交叉比對，找出 Y 方向位移與斑點追蹤正確性的關係。

表 3-4 考慮 X、Y、Z 三方向位移之模擬影像

Displacement	X(λ)	Z(λ)	Y(λ)
I	0	0	0、0.325、0.65、 0.97、1.30、1.62
II	0	0.325	0、0.325、0.65、 0.97、1.30、1.62

(b) Y 方向位移大小與相關係數之關係

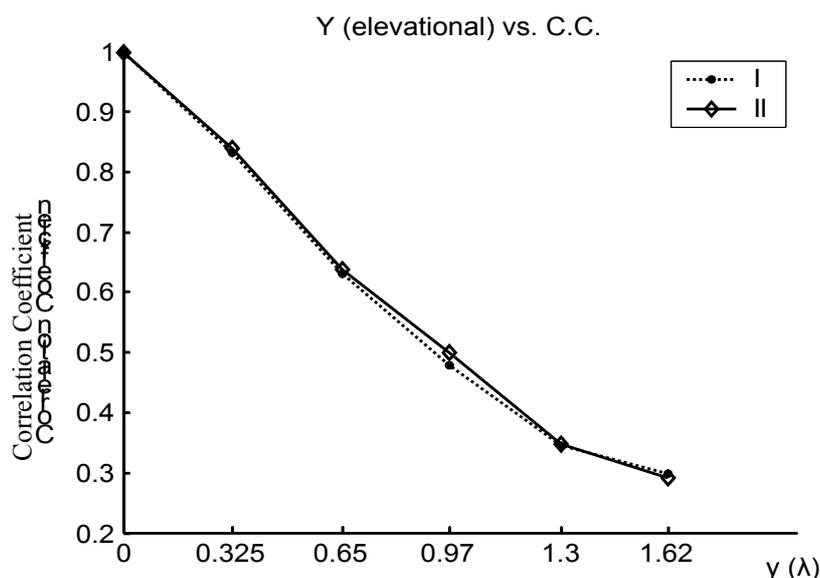


圖 3-5 Y 方向移動與相關係數之關係曲線

模擬影像散射子分布只採用一種 random state，並非多組 random state 而得的結果，因此，無從平均，也無 error bar，只單純表示出 Y 方向位移多寡與相關係數大小的關係。圖 3-5 顯示出 I(長虛線)和 II(短虛線)兩系列影像各自之六張影像間之相關係數隨 Y 方向位移增加之變化，其中，橫軸是 Y 方向位移，而縱軸為相關係數。此關係曲線斜率為負，表現出 Y 方向位移愈大，影像間相關係數愈低，兩張影像間因 Y 方向相對變動過大，其於二維影像平面上之斑點圖樣已極為不相似，所以造成以斑點特性為主之斑點追蹤區塊比對效果不彰。

(C) 斑點追蹤結果

此處將呈現隨不同之 Y 方向移動距離所計算出的影像平面 (XZ 平面) 位移分佈，總計有五種情況(如(c)、(f)、(i)、(l)、(o))，每一種皆以無 Z、Y 方向位移的模擬影像為基準(如(a)、(d)、(g)、(j)、(m))，並且與 Z 方向位移 0.325λ 且 Y 方向分別移動 0.325λ 、 0.65λ 、 0.97λ 、 1.30λ 、 1.62λ 的模擬影像(如(b)、(e)、(h)、(k)、(n))比較。

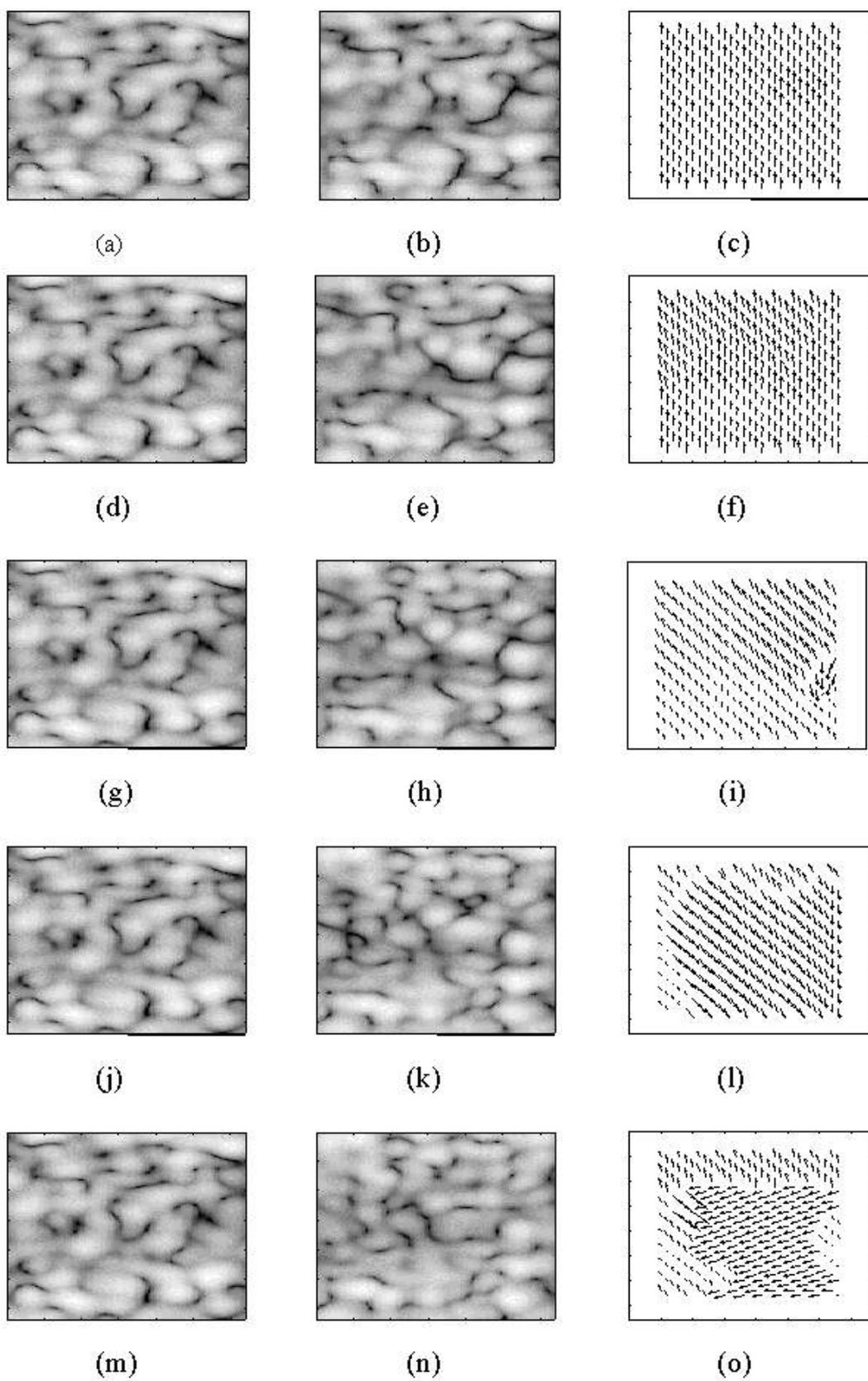


圖 3-6 每一列中兩兩模擬影像做斑點追蹤，右行即其追蹤後之位移圖。

理論上做二維平面斑點追蹤應得到 Z 方向為 0.325λ 的位移值。以圖 3-6(c)為標準可知，當 Y 方向移動距離愈大，準確性隨之大幅下降。即使 Y 方向位移只相差 0.65λ ，二維平面計算出的位移準確度亦只有三成左右(見表 3-5)。表 3-5 列出的是圖 3-6 之各個位移情況之實際數值比較，第一列為 Y 方向位移量，共有六種情況；第二列列出在某一 Y 方向位移量下演算法估計正確度；第三列為對應之相關係數。此表欲表達的資訊可分為幾大項目，其一為再度驗證 BSP 正確度如理論預期的與 full SAD 相同，其二是 Y 方向位移量和影像間相關性的關係，其三則是 Y 方向位移量如何影響影像平面之位移估計正確性。根據以上所述，可以先下個簡單的結論：Y 方向位移的確會影響 XZ 平面之位移計算，當兩張影像相關係數降至 0.7 以下，位移值計算誤差將會隨相關係數降低而大幅增加。當然，由於實際超音波影像是含多種組織或是組織有異常變化的影像，內含一些具有明顯特徵、邊緣的區域，並非純斑點雜訊，當考慮了這些具資訊的區域便可彌補比對困難度所帶來的困擾，所以，一般來說，兩張影像間相關係數只要達 0.7，斑點追蹤結果能達一定之可信度。

表 3-5 Y 方向位移量與二斑點追蹤演算法正確性、相關係數之關係

Y Displacement (λ)		0	0.325	0.65	0.97	1.30	1.62
Accuracy (%)	BSP	100	95.84	31.15	0.24	0	0
	SAD	100	95.84	31.15	0.24	0	0
	CC	100	93.46	44.11	0.24	0	0
Correlation coefficient		0.87	0.73	0.54	0.41	0.28	0.24

以上主要是希望探討出 Y 方向位移(即三維散射子分佈改變)對 XZ 平面(影像平面)斑點追蹤正確性之影響。我們證明了在相同散射子分佈(Y 方向位移)情形下，影像平面的位移可以被正確計算出，此即相當於以往不考慮 Y 方向的效應。若影像平面無任何位移，但是 Y

方向上有著不同程度的移動，那麼此移動程度會造成影像平面位移計算之錯誤，也就是說，Y 方向位移愈大，與基準影像間的相關係數愈小，斑點追蹤正確性亦隨之降低。更進一步地，假設兩張影像間同時有 Z 方向位移以及 Y 方向位移，則當兩張影像之 Y 方向位移大小不同時(符合實際影像情形，經壓縮後的觀察物其內散射子之分布為三維變動，不僅造成壓縮方向(Z)移動，Y 方向亦會產生位移變化)，位移正確率只有 30 % 以下。雖然這樣的正確率很低，然而前頭提過，處理實際超音波影像之時，由於實際影像內含多種具不同特徵之組織區域，將有助於斑點追蹤演算法的估計，比純斑點模擬影像之正確度為高。此外，更重要的一點是實際超音波探頭 Y 方向波束較其餘兩方向寬，因此，Y 方向的移動不會造成實際影像間的相關性太低。

最後，再次強調一觀念。雖然上述研究證明出 Y 方向移動會造成兩張影像平面間相關性的降低，使得斑點追蹤的正確性亦隨之降低，但是，本研究提出的 BSP 演算法仍能如理論預期保持著與傳統演算法 full SAD 一樣之正確度並且能夠提升運算速度，因此，無損於 BSP 演算法應用於超音波影像之斑點追蹤。

3.2 快速斑點追蹤二：漸層區塊比對演算法

3.2.1 原理

前節所提出的 BSP 改進的是斑點追蹤中的比對過程的複雜度，而此處欲介紹的漸層區塊比對演算法(Multilevel Block Matching, MLBM)(Yeung et al. 1998)改善的是搜尋過程，目的為減少需要比對的區塊數目。雖然 MLBM 有著較佳的運算速度，但是正確性不足，無法與 BSP 比擬，又 BSP 演算速度仍無法滿足我們，因而考慮將兩者合併，期有相輔相成之作用。漸層區塊比對演算法是一種位移趨勢預測法，基本原理可分為幾個步驟：(a)搜尋範圍共分為四層，前三層只看搜尋視窗之九公格點，第四層之搜尋視窗範圍內所有點皆為待測點(如圖 3-7(a))；(b)由最下層($L=3$)依序往上層($L=0$)移動；(c)移往上層時，搜尋視窗大小、區塊大小、每一步搜尋距離差皆減半，搜尋視窗、區塊尺寸減半，代表需比對的點數減少，每一步搜尋距離減半代表搜尋的點數增加，也就是解析度提昇。因此漸層比對演算法從這個角度來看就是一種由粗糙至精細(coarse-to-fine)之演算法；(d)比對標準為 SAD；(e)最終位移為層層間的移動向量之總和，如圖 3-7 (b)。圖 3-7 (b)中， (x_1, y_1) 為搜尋視窗內之中心，當作起始座標， U_1 、 U_2 、 U_3 、 U_4 分別是層層移動($L=3\sim 0$)中所得到的個別位移向量，最後 (x_2, y_2) 為一次搜尋過程中的終點，所以，起始點與終點間等效位移即為 U_1 、 U_2 、 U_3 、 U_4 相加。下頁將舉例說明。

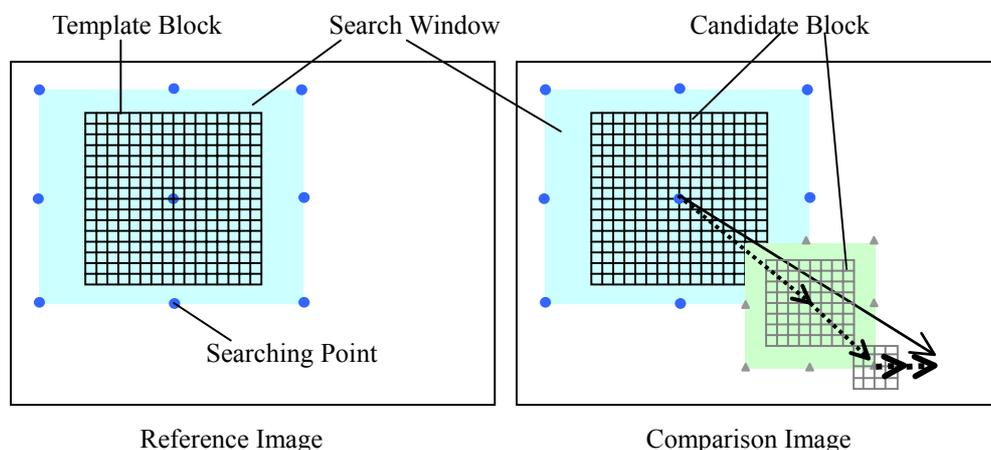


圖 3-7 (a) MLBM 搜尋步驟示意圖

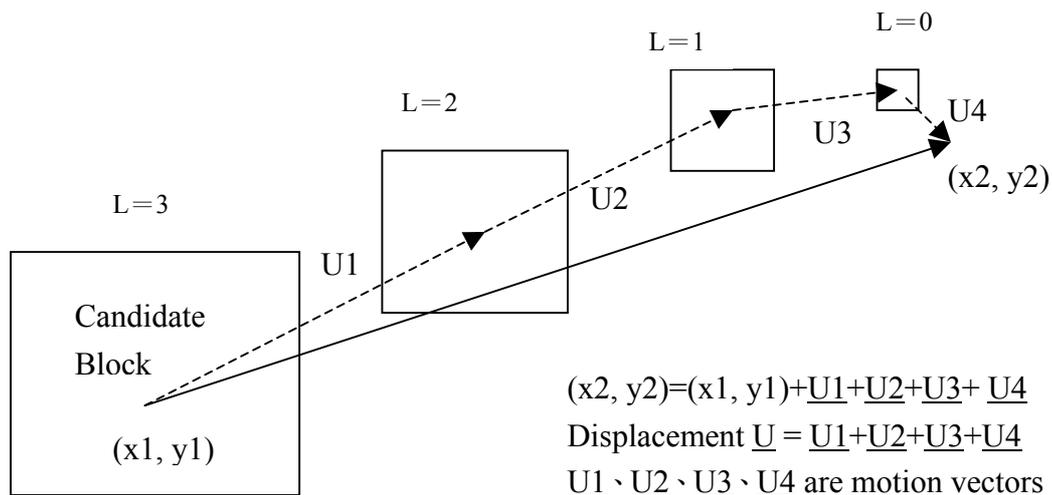


圖 3-7 (b) MLBM 之層層間移動向量總和示意圖

假設選定一待測點，根據斑點追蹤基本概念可以定義出最初之樣本、候選區塊及搜尋視窗大小。在 MLBM 演算法中，我們將搜尋路徑分為四層。如圖 3-7(b)所示，從 $L=3$ 開始， $L=3$ 之搜尋視窗中只以如圖 3-7(a)中的九個點為中心發展的候選區塊為樣本區塊之比較對象，並從九個點當中挑出具最小 SAD 值者(相當於圖 3-7(b)中之 $(x_1, y_1) + \underline{U}_1$)，接下來 $L=2$ 之搜尋視窗則由剛剛找到的點為中心發展而成並且視窗邊長減為原來之一半，同理，仍然只選定此視窗之九公格點，找出具最小 SAD 者引進至 $L=1$ ，當步驟重複至 $L=0$ 時，此刻之搜尋視窗內的所有點皆成為候選員，其中能產生最小 SAD 值者，就是我們要的點(如圖 3-7 (b)之 (x_2, y_2))。最後，將搜尋路途中得到的所有移動向量加總起來，就是待測點的位移量，搜尋步驟於是乎完成。

超音波影像處理之應用上，雖然欲兼顧正確性與效率，但是由於漸層演算法中分為四層的結果所得到之位移誤差頗大之特性，致使我們需要權衡兩者，最終決定以正確性為主要考量。因此，我們便對超音波影像做分層數目的評估，得到結果如表 3-6，其內第一欄為演算法總分層數；第二欄為每一層中樣本(或候選)區塊大小減半情況，以最後一列(二層)為例，其可分為兩種情形，一為區塊大小不變，另一為下層區塊保持原有大小而上層之區塊大小減半；第三欄為正確度，其以原始不分層之 full SAD 之計算結果為標準值；第四欄為各自運算時間。

表 3-6 層數、區塊大小與正確性、效率的關係

No. of Levels	Block size (λ) V.S. each level (Bottom \rightarrow top)	Accuracy (%)	Time (s)
4 levels	2.08*2.08 \rightarrow 2.08*2.08 \rightarrow 2.08*2.08 \rightarrow 2.08*2.08	100	7.69
	2.08*2.08 \rightarrow 1.04*1.04 \rightarrow 1.04*1.04 \rightarrow 1.04*1.04	76.86	6.43
	2.08*2.08 \rightarrow 1.04*1.04 \rightarrow 0.52*0.52 \rightarrow 0.52*0.52	14.88	6.59
	2.08*2.08 \rightarrow 1.04*1.04 \rightarrow 0.52*0.52 \rightarrow 0.26*0.26	6.61	6.21
3 levels	2.08*2.08 \rightarrow 2.08*2.08 \rightarrow 2.08*2.08	100	8.12
	2.08*2.08 \rightarrow 1.04*1.04 \rightarrow 1.04*1.04	76.86	7.52
	2.08*2.08 \rightarrow 1.04*1.04 \rightarrow 0.52*0.52	0.8	6.31
2 levels	2.08*2.08 \rightarrow 2.08*2.08	100	12.2
	2.08*2.08 \rightarrow 1.04*1.04	76.86	8.13

由表 3-6 可歸納出以下幾點：

- a. 樣本(候選)區塊尺寸愈小，愈無法有效代表斑點特性，因此，計算愈不準確。此現象可由同一層裡區塊尺寸變化與準確度的關係看出。
- b. 分層愈多，計算速度相對亦較快(見表 3-6 第一欄與最後一欄)，不過正確率卻也隨之下降(見表 3-6 第三欄)。
- c. 經過我們對 MLBM 演算法之評估，將採用分二層，而且區塊大小不變但搜尋視窗大小減半的模式，原因在於以實際影像應用上的高正確性為主要考量。

理論上，愈大的樣本(候選)區塊尺寸，愈能夠代表資料區塊的獨特性，在應用斑點追蹤演算法時，愈能算出正確位移值，然而，當我們為了提升正確性之同時，因為所觀察的為大型區塊之整體特性，相對地空間解析度也就下降了，換句話說，對變動較快速(或是鄰近區域變動方向或大小差異性較大)的某些區域而言，使用較大的區塊會不太能準確的預測移動位置，相反地，應該選用較小的區塊，以表現待測點之細微移動程度。

3.2.2 實驗方法

由於 BSP 與 MLBM 二種演算法已建立各自對模擬影像間追蹤位移之正確性與效率之評估，所以我們直接以臨床乳房超音波影像來做二者結合後的演算法—multilevel BSP—的效率與正確性之評量。為了得到具相對移動的臨床影像，我們必須對受測物施予壓力以取得一系列的壓縮影像，這些壓縮影像間即具有相對位移關係。本實驗主要針對實際人體影像作分析，因此我們請熟練富經驗的醫師或醫技人員手持探頭直接壓縮受測者之乳房，歷時約 3 秒。影像擷取過程依醫院例行使用情況，採用商用超音波系統(ATL HDI 3000, Bothell, Washington)以及線性探頭(ATL L10-5, 38 mm)。超音波系統擷取到的影像壓縮過程以高解析度之錄影帶記錄下來，經適當的電腦硬體及軟體設備將錄影帶錄製的畫面轉成電腦可讀之動畫檔(mpg)，再利用程式(mpg2bmp.exe)將動畫檔轉成單張靜態影像，以便後續影像處理。最終得到的單張影像之每一像素值皆以 8 bits 表現(即 0-255)，而每張影像大小為 240×352 (像素)。影像擷取架構如圖 3-8。

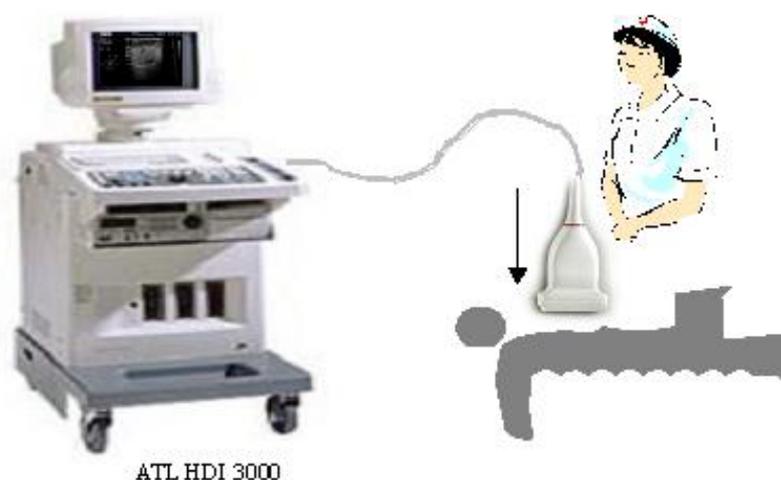


圖 3-8 擷取影像架構圖

3.2.3 結果與討論—正確性與效率分析

為了驗證結合演算法 multilevel BSP 於超音波影像斑點追蹤之可行性，我們直接呈現對臨床人體乳房影像做斑點追蹤之後所得之結果，不再採用模擬影像，因為在前節已分別討論過 BSP 和 MLBM 能夠有效運用在模擬影像上，除了能得到幾近正確之數據還能減少斑點追蹤運算時間。先看表 3-7，表中表示出 full SAD、BSP 與 multilevel BSP 演算法各自花費的運算時間(此處以 C 語言環境來實現)，由數字來看，multilevel BSP 比 full SAD 快了近 5 倍，同樣情況下，若單以 BSP 與 full SAD 比較，BSP 只快了 3 倍左右，可見得 multilevel BSP 在效率上有更大幅度地改進。

表 3-7 人體乳房影像斑點追蹤運算時間表

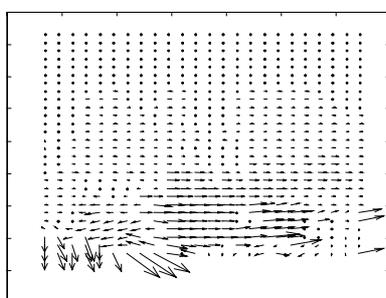
Block Size	Search Window	Performance	SAD	BSP	multilevel BSP
		Time (s)	1882.2	632.6	377.2
2.08×2.08	2.02×2.02	Accuracy (%)	100	99.2	



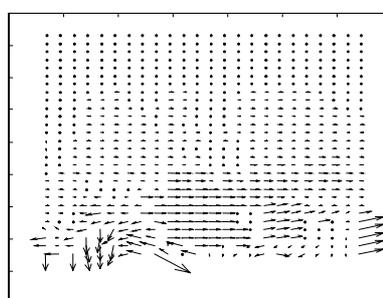
(a) Breast image



(b) Breast image



(c) full-search SAD



(d) multilevel BSP

圖 3-9 兩張具相對移動之人體乳房影像，在兩種斑點追蹤演算法下估計出的位移預測圖。

分析過斑點追蹤演算法找尋兩張臨床乳房影像間之位移關係之數據後，再來看看原始影像以及斑點追蹤之位移圖，如前頁圖 3-9 所示，其中(a)、(b)兩圖為壓縮人體乳房的過程中得到的兩張具有高相關性又有相對移動變化的乳房影像，其間的位移關係可由位移圖來解讀，見圖 3-8(c)、(d)。(c)、(d)分別為經 full SAD 和 multilevel BSP 計算後所得到的位移圖，二圖中之箭頭大小仍然建立在同一基準上，箭頭方向即表示位移方向。我們可以看到大部分區域之位移在兩圖內呈現一致的情況，僅僅少數區塊表現著不同的位移情形，所以我們仍可稱 multilevel BSP 的位移結果正確性與 full SAD 相差無幾，足以採信。總而言之，對此人體乳房影像案例而言，multilevel BSP 可以保證某一程度的正確性，且表現著較佳之運算效能。

此項分析結果顯示出將 BSP 演算法與 MLBM 演算法結合後之 multilevel BSP 可以比各自演算法之運算速度快，且擁有可靠之正確性。

第四章 快速斑點追蹤演算法於乳房複合影像之應用

4.1 應變複合影像—基於快速演算法

回顧 1.2 節之研究動機，我們需要應變複合技術所得到的斑點雜訊降低影像(即複合影像)來做後續的電腦輔助診斷。然而，由 2.3.2.2 節可知，應變複合技術之核心為斑點追蹤演算法，傳統演算法方法耗費太多時間，控制著整個應變複合技術的實行效能，於是，本研究第三章先提出了快速斑點追蹤法，結果印證前章提出之快速演算法可以有效應用於超音波影像上。驗證了快速斑點追蹤法之實用性之後，本章便循著研究動機，首先將探討快速斑點追蹤法是否能夠套用於應變複合法，以期能改進應變複合法之整體效能。

4.1.1 方法

應變複合技術原理已於 2.3.2 節詳述，本節僅針對實驗方法做說明。為了實現應變複合影像，我們必須對受測物施予壓力以取得一系列的壓縮影像。本實驗主要針對實際人體影像作分析，因此我們請熟練富經驗的醫師或醫技人員手持探頭直接壓縮受測者之乳房，歷時約 3 秒。影像擷取過程依醫院例行使用情況，採用商用超音波系統(ATL HDI 3000、ATL HDI 5000, Bothell, Washington)以及線性探頭(ATL L10-5, 38 mm、ATL L12-5, 50 mm)。超音波系統擷取到的影像壓縮過程以高解析度之錄影帶記錄下來(sVHS)，經適當的電腦硬體及軟體設備將錄影帶錄製的畫面轉成電腦可讀之動畫檔(mpg)，再利用程式(mpg2bmp.exe)將動畫檔轉成單張靜態影像，以便後續影像處理。最終得到的單張影像之每一像素值皆以 8 bits 表現(即 0-255)，而每張影像大小為 240×352 (像素)。影像擷取架構同圖 3-8。

4.1.2 結果與討論

第二章中我們已經介紹過應變複合技術的原理以及程序，此技術重要步驟之一為以斑點追蹤演算法計算出兩兩壓縮影像間的相對位置關係，由於傳統斑點追蹤演算法需耗費大量運算時間來計算影像之位移關係，牽絆了應變複合技術於即時顯像之實現，因此改進演算法是本文最大之課題。又在第三章已先行陳述並且探討過快速斑點追蹤演算法(multilevel BSP)應用於超音波影像的可行性及功效，因而將快速演算法取代傳統演算法(full SAD)至應變複合技術中為本節欲表達之重要概念，希冀快速演算法能提升應變複合技術之效率，並且仍能呈現應有之複合影像效果，特別是針對人體乳房影像。

圖 4-1 之乳房影像來自乳房組織有病變現象之婦女。用以做應變複合之數張影像間之相關係數在 0.8765 以上，以數字來論，複合影像之訊雜比(SNR)提升了 0.5698，而就視覺效果來說，斑點雜訊減少許多，換得的是表層病變區域邊緣變得較為清晰，胸肌、肋骨處之線條(圖上圈選處)亦較清處可辨，至於我們關心的計算效能亦有著不錯的改善(比傳統演算法快了近 3.5 倍)。更重要的是，斑點雜訊的減少，使得後續 ROI 自動化輪廓圈選受到較少的雜訊影響，而能夠正確地描繪出輪廓形狀，有助於電腦分析。

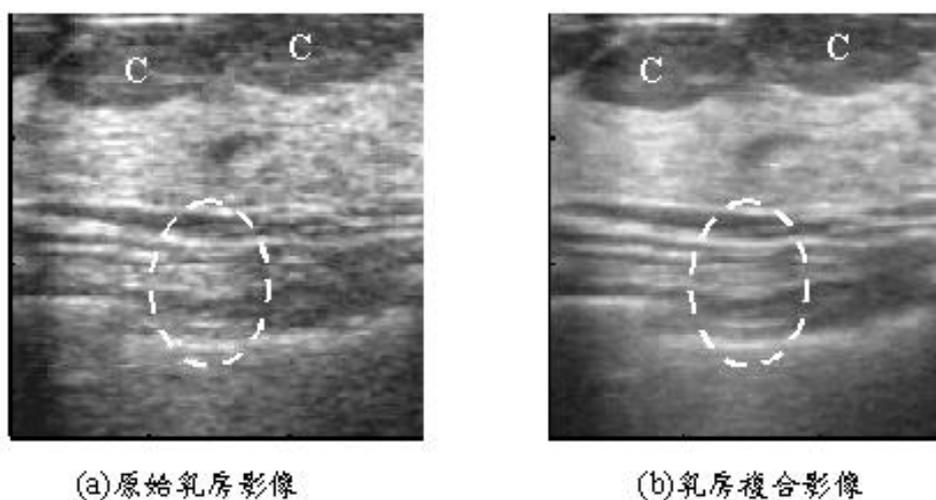


圖 4-1 應變複合前後之人體乳房超音波影像

綜合上述結果，我們採用的快速斑點追蹤演算法能成功地應用在應變複合技術內，在效率及效果上都有很好的表現，這樣的複合影像對我們將來做腫瘤邊緣辨識、大小偵測甚至其他臨床應用將有所助益。

最後，由近幾次的人體乳房臨床影像擷取過程中，提出幾項觀察到的現象。第一：對擷取臨床乳房影像技巧而言，施壓對較深層的組織有較明顯的位移，相信這是礙於乳房結構造成超音波乳房檢查時的限制，若表面處也能隨施壓產生較大的位移，應變複合效果將更佳。第二：承續第一點，乳房發生病變的區域較靠近皮膚表面，一方面為了避免病變區域不會有太大的變形(緣於應變複合技術原理)，另一方面要保持仍觀察的到病變組織，所以這些影像的病變區域位移變動不多，使得斑點雜訊變化不夠大，造成應變複合效果無法彰顯。第三：位移變化較大之區域，複合效果相對較佳，根據圖 4-1 以及 SNR 數據，可以歸納出 pectoral muscle and fascia(圖上圈選處)以下組織的影像都能有高達 0.6 左右的 SNR 增加率，但是對位於乳房表層有病變之區域而言(影像最上方低亮度區域，標示文字 C)，似乎沒有太大的改善，邊緣部分相對地較為不清楚。第四：臨床上施予乳房壓力產生應變的過程需盡量以發揮應變複合技術最大效果為依歸。

4.2 應用一：超音波影像顯示處理法

前節說明了快速斑點追蹤演算法能夠有效應用於應變複合法上，而且也清楚地呈現複合後影像的斑點雜訊已減少，這代表著影像上信號之變異程度降低，SNR 進而提升，使得我們更能清楚辨認影像中重要病變區域(ROI)與周圍組織(背景)之分界，換句話說，影像之對比解析度便提升了。透過一張對比解析度佳的影像，將有助於病患臨床上早期診斷，某些初期病徵細微、不易察覺到的病變區域於複合影像上更能清楚浮現，幫助醫師做早期判斷與治療。

除了細微病變區域的展現，病變區域輪廓形狀更是判別良、惡性的基本特徵，而複合技術對影像品質最重要的改善在於各區域邊界變得更為清晰，病變區域(腫瘤)形狀的輪廓愈容易辨別。不過，醫師的臨床經驗豐足與否以及對乳房疾病之專業程度往往容易造成輪廓診斷上的差異性，為了避免誤判，時常需額外輔以切片來做後續處理，無疑造成病人的負擔。因此，近年來逐漸發展的電腦輔助診斷技術目的在於克服醫師間診斷差異，提供更為公平、客觀的一套診斷法則來協助醫師判斷。想當然爾，任何影像交由電腦處理時，必須先克服影像上雜訊問題，盡可能提升影像 SNR，以免受到遍布於影像上之雜訊之限制，所以，對於超音波影像，2.3.2 節與 4.1 節所討論的能夠降低超音波斑點雜訊、擁有著較佳對比解析度以及犧牲較小空間解析度的應變複合法會是我們往後朝電腦輔助診斷發展之核心技術之一。

下一小節起，我們將討論有著較佳 SNR、對比解析度的複合影像之可應用層面，在本研究中，共提出兩類應用方向，一為超音波影像顯示處理法，另一為病變區域(腫瘤)輪廓之圈選，未來此二者皆可做為電腦輔助診斷技術之基礎。

4.2.1 原理與方法

本節首先將嘗試提出一種擷取原始超音波影像與應變複合影像個別優勢並結合成一張影像以同時顯示的方法，稱做影像顯示處理法 (Image Display Processor) (Ustuner et al. 1996)，其既可看得到組織較細微處(來自原始超音波影像，具較高之空間解析度)亦可較容易地分辨出不同組織質地(來自複合影像，具較佳之對比解析度)。此處理法將分為兩大類，一為灰階合成影像，另一為彩色合成影像。

第一類：灰階合成影像

由於原始影像具有較佳的空間解析度，而複合影像則表現出較好的對比解析度，因此我們便擇取各自之優點，經過一適當的合成函數(比例)，做出兼具良好空間解析度和對比解析度的影像。此類方法可分為以下幾點來述說：

1. 首先選擇合成函數：合成函數的意義為定義出對比解析度較佳的複合影像中像素值與其在合成影像內所佔的比例關係，在本研究中將採用 S 形函數。圖 4-2 即顯示 S 形函數，橫軸是複合影像的像素值，縱軸為對映公式(見第 3 點)中之比例常數 α 。
2. 得到二維對照表(α vs. 像素值)：根據 S 形函數，我們可以建立一個 α 與像素值的對照表，藉以選擇適當的 α 值，代入對映公式。
3. 合成函數之選擇和對照表之建立完成後，藉對映公式
$$I_{output} = \alpha * I_{spatial} + (1 - \alpha) * I_{contrast}$$
 可得到合成影像。式子中， I_{output} 、 $I_{spatial}$ 、 $I_{contrast}$ 分別表示合成影像、原始影像、複合影像之像素值，由 S 曲線圖，當複合影像的像素值頗高的時候， α 趨近於 1，複合影像此時之像素值在合成影像中所佔的比例趨近於 0 ($1 - \alpha = 1 - 1 = 0$)，而幾乎將所有權重加於原始影像之像素值上，反之，複合影像中具較低像素值時，則將權重加於複合影像上。綜合而論，合成影像保留了原始影像中較高亮度的區域，並保持了複合影像中較低亮度的區域，如此不但能看到較佳的組織間對比，亦能顯

示較高的空間解析度。

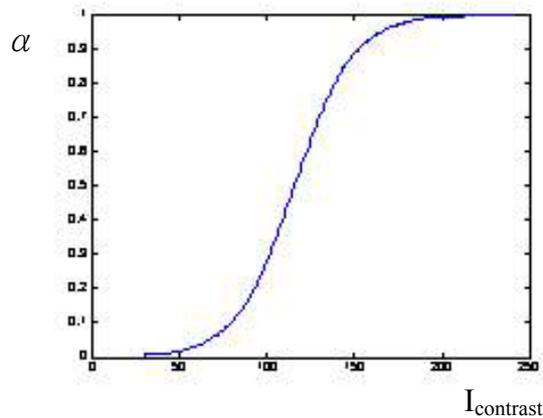


圖 4-2 超音波影像顯示處理法所用之合成函數

第二類：彩色合成影像

試想，若將灰階影像著以代表某種資訊之色彩來表現，則可以豐富影像，增加影像可讀性。此部分仍然選擇原始影像與複合影像兩者來做合成，但以 HSV 顯像系統為主要架構，H、S、V 分別表示色度、飽和度、亮度。彩色合成影像之色度、飽和度來自複合影像之數值，亮度則來自具有較佳空間解析度的原始影像，亮度之變化採用與原始影像數值呈線性關係的對應。圖 4-3 為彩色合成影像之一實例，其以乳房影像為觀察對象。

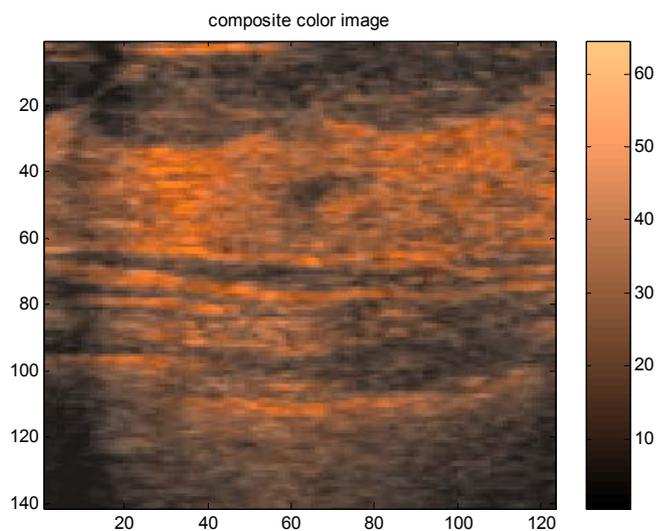


圖 4-3 乳房超音波彩色合成影像

4.2.2 結果與討論

第一類：灰階合成影像

圖 4-4 仍為人體乳房超音波影像，此處欲呈現出同時利用原始影像(a)與應變複合影像(b)以合成出另一張二維影像(c)，技術原理依前節所述。(a)、(b)為前節使用過的影像，其中(a)為商用超音波擷取而得的原始乳房二維超音波影像，具較高之空間解析度，(b)是圖(a)經應變複合技術處理後之複合影像，有著較佳之對比解析度，(c)是(a)、(b)二圖的合成影像。觀察(c)圖，其保存了(a)圖較高亮度的區域，並保留了(b)圖中較暗的區域，斑點雜訊沒有原始影像大，組織間的對比度變好了，不過原始影像中亮度高的地方仍然表現於合成影像上，使得影像看起來比複合影像清晰。簡言之，此技術設計出之合成影像同時具有不錯之空間解析度及對比解析度。

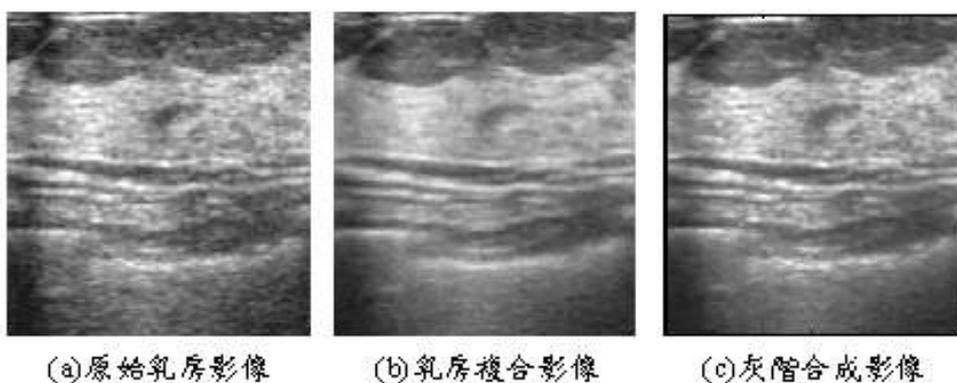


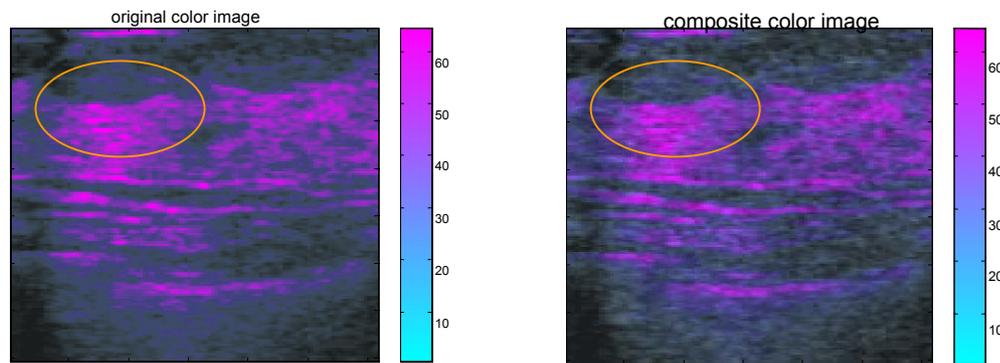
圖 4-4 呈現原始、複合、合成影像之樣貌

第二類：彩色合成影像

在圖 4-4(c)中呈現的為原始影像與複合影像合成而來之二維灰階影像，我們猜想若以彩色影像來表現，說不定可以增加影像的判讀性，方才做彩色合成影像之研究。圖 4-5 依舊是人體乳房影像，(a)為原始影像之灰階值直接對應冷色系而得到的彩色影像，而(b)之色度、飽和度來自複合影像，亮度卻選擇具較佳空間解析度的原始影像。本研究之原始想法為將前述之灰階合成影像改著以色彩表示，然而，為了能夠區分並討論其與原始影像著上色彩有何不同，便於此同

時呈現彩色原始影像以及彩色合成影像以利我們比較。仔細比較(a)、(b)二圖，由於(b)圖亮度來自原始影像(具較佳空間解析度)，所以一些原始影像上高反射(高亮度)區域(點、線條)處，仍可反應至彩色合成影像上，而合成影像中之飽和度、色度因來自複合影像，使得色彩變化能夠顯現出較佳的對比能力，尤其見於組織邊緣處(如橘色圓圈)，如此而得之彩色影像表現出同時擁有複合影像以及原始影像優點之資訊，可作為灰階影像處理外的另一種選擇。至於顏色則可隨著影像特性、需求作多重選擇。

上述之影像顯示處理法結合了原始影像與複合影像二者之優點，將可作為超音波影像呈現的另一種選擇。



(a) 彩色原始影像

(b) 彩色合成影像

圖 4-5 呈現兩種彩色影像，並比較其影像特性。

4.3 應用二：乳房腫瘤輪廓之圈選-GVF snake

迄今，許多文獻所做的乳房疾病相關研究在於建立電腦輔助診斷技術來辨識良、惡性腫瘤，而拿來做辨識的參數主要為腫瘤輪廓，然而，此類研究目的在於有效辨識出腫瘤屬於良性或是惡性，並不在於腫瘤輪廓的取得，所以相關研究皆請醫師手繪出乳房超音波影像上的腫瘤輪廓形狀，再將這些手繪輪廓帶入其建立之電腦輔助診斷系統，評估系統辨識腫瘤的正確率。

上述研究類型的文獻眾多隱含了幾項藉乳房超音波影像診斷乳房疾病需面臨的問題：

1. 醫師手繪輪廓的差異性大。即使目前仍以醫師手繪腫瘤輪廓判讀乳房疾病為主，但是，各醫師的經驗不同，對影像的解釋亦有差異，因此，光靠醫師的判斷仍無法確立一公平的疾病評判標準。再者，將單獨一位醫師對腫瘤輪廓的描述套入電腦輔助診斷系統來判別良、惡性仍是值得商榷。
2. 電腦程式自動描繪腫瘤輪廓相當困難。對於任何一般影像而言，必須先消除影像上的雜訊，才能進一步以電腦做各種影像處理或是分析，而至目前為止，少有關於乳房超音波影像上以電腦自動描繪腫瘤輪廓的文獻(Chen 2001; Xiao et al. 2002)。由 2.2 節之介紹可以清楚瞭解超音波斑點雜訊遍布於影像上導致 ROI 不易顯現，遑論 ROI 形狀之判讀，不僅肉眼描繪困難，雜訊的存在更限制了電腦自動化描繪。

為了解決前述第一項問題，並且建立出一公平的乳房疾病診斷法則，那麼勢必採用電腦判斷以排除人為判讀的差異性。然而，根據前述第二點可知，利用電腦判斷需克服兩大困難：一為斑點雜訊之消除，另一為精確的輪廓圈選(Contour Extraction)演算法，其中，斑點雜訊的消除為輪廓圈選的基本。不過，從前人研究中可發現似乎沒有

合適的消除斑點雜訊技術能夠有效降低斑點雜訊提升影像對比解析度，甚而展現清楚之組織邊界，使得其發展的自動輪廓圈選程式無法有效實現。所以，本節主旨在探討以本實驗室發展出的降低斑點雜訊技術—應變複合法(見 2.3.2 節)—作為自動輪廓圈選的前置影像處理步驟，希望能夠藉由其較佳的對比解析度、清楚的組織邊界與維持一定程度空間解析度的優勢對電腦自動輪廓圈選腫瘤形狀之正確性裨益良多。

4.3.1 原理

本研究之輪廓圈選技術採行的是美國約翰霍普金斯大學之研究團隊所發展的 Gradient Vector Flow for Snake 演算法，簡稱 GVF-snake (Xu and Prince 1998)。這是因為 GVF-snake 解決了傳統 snake 演算法的兩大限制：起始點與對凹陷邊緣之收斂效果差以及此團隊公開程式碼，使得我們能夠正確無誤的實現此輪廓圈選方法。不同於傳統 snake 演算法，GVF-snake 所使用的「外力」稱做 gradient vector flow，是由影像的二值邊緣圖計算而得到的梯度向量擴散現象，而 snake 變形的方向、大小由內力與外力兩者所控制。整個 GVF-snake 演算流程如圖 4-6：

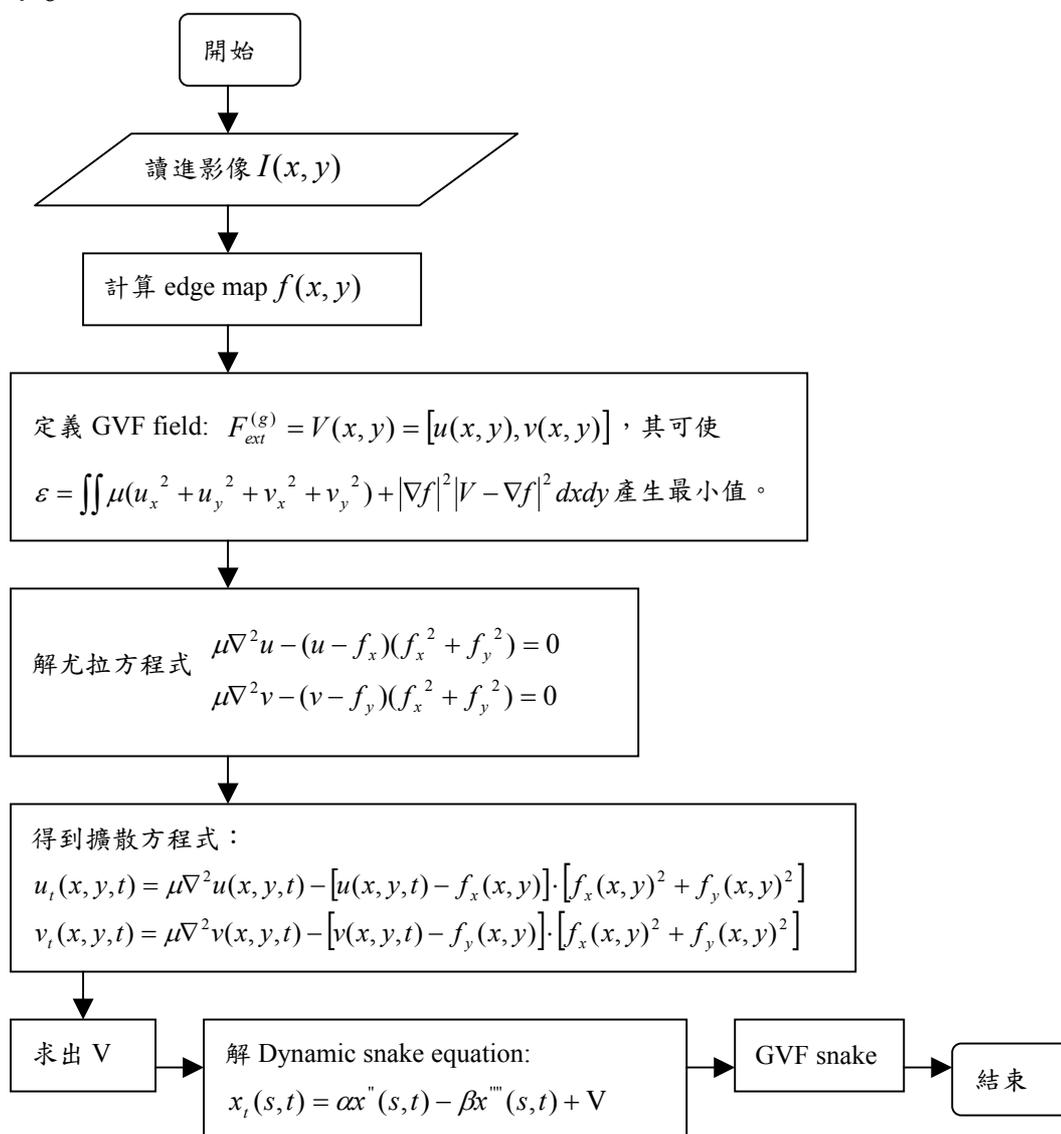


圖 4-6 GVF snake 演算法流程圖

4.3.2 模擬超音波影像

4.3.2.1 模擬方法

為了驗證應變複合法有利於 GVF-snake 輪廓圈選，便先以模擬輪廓作為分析對象，而且藉由模擬輪廓，可以探討出實際值與理論值的誤差大小情形。在此，根據大部分文獻所做的乳房腫瘤輪廓分類 (Chiang et al. 2001)，共可歸納出七種形狀，如圖 4-7 所示。圖 4-7 第一行的每一形狀是由繪圖軟體描繪而得，圖中由(a)至(g)大致可描述為由偏良性至偏惡性腫瘤的輪廓表現。圖 4-7 第二行呈現的是分別模擬以圖 4-7 第一行中七種輪廓做為 cyst 的超音波影像，斑點的模擬方法參照 3.1.2 節。至於圖 4-7 第三行則是各自對應的複合影像，此處採取 5 張影像做平均，平均複合後影像的 SNR 提升了約 0.4 左右。往後的模擬影像分析皆以此七種圖樣的原始影像與複合影像為對象。每張影像大小為 256x256 pixels。

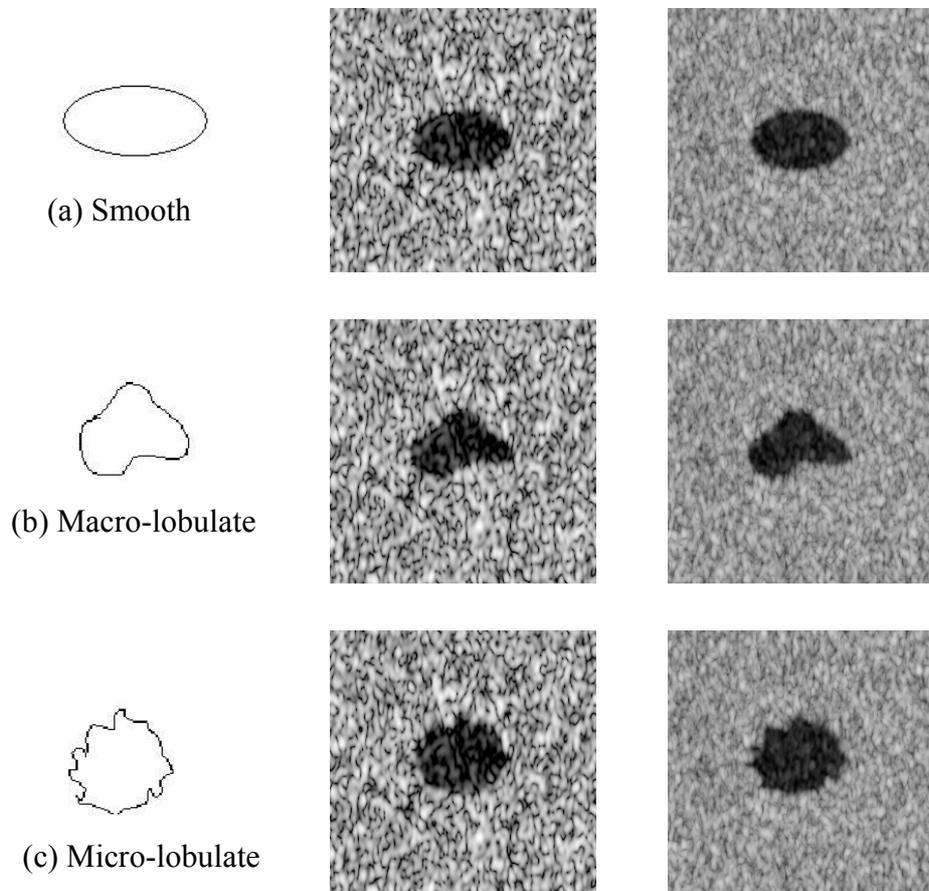
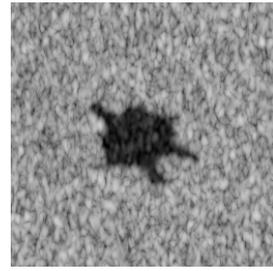
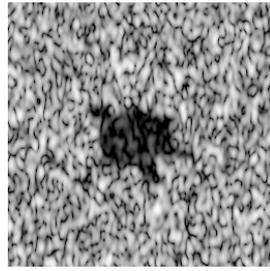


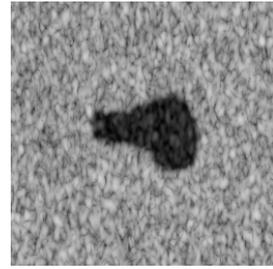
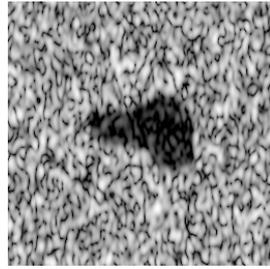
圖 4-7 七種模擬輪廓。



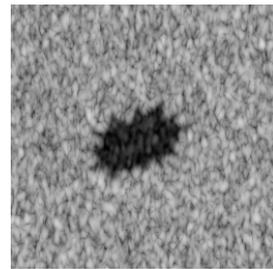
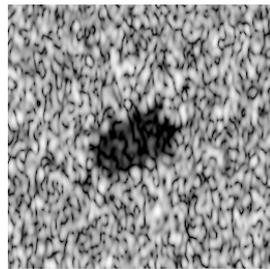
(d) Irregular



(e) Pseudo-pod



(f) Zigzag



(g) Spiculate

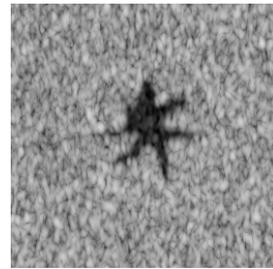
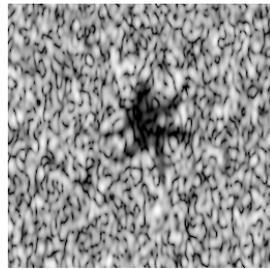
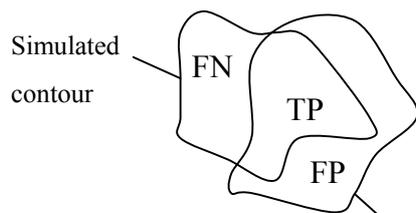


圖 4-7(續) 七種模擬輪廓。

4.3.2.2 結果與討論

由於原始 GVF-snake 程式無法正確應用於具有均勻暗度區域的超音波影像，因此我們便自行加入 sobel operator 以得到適當的 edge map，再配合 snake 正確地圈出影像中 cyst 輪廓。使用 GVF-snake 時，技巧為對於不同的影像，給予不同的 snake 起始大小與位置，在適當的選擇下，可以巧妙避開 cyst 內之亮點，圈出更為接近真實邊緣的輪廓。換句話說，將起始輪廓大小設計的比欲尋找的輪廓範圍小，而且由 cyst 內部開始，向外擴展、變形，如此便可以成功地避開 cyst 外部尚未被消除殆盡的斑點，幾近完整的圈出輪廓來。

圖 4-9 顯示的為利用 GVF-snake 對圖 4-7 模擬影像中 cyst 做輪廓圈選的結果。此外，每一模擬輪廓另有一表格作數字統計分析，表格中的參數分為兩大類：一為輪廓包含之面積，共分 TP(True Positive，白色區域)、FN(False Negative，黃色區域)與 FP(False Positive，紅色區域)三項(Madabhushi and Metaxas 2003)，三者皆以模擬輪廓面積為比例標準，如圖 4-8，TP 代表的是模擬輪廓與 GVF-snake 圈出之輪廓之交集，FN 計算屬於模擬輪廓但未被 GVF-snake 圈選到之部分，至於 FP 則是找出不該為模擬輪廓卻被劃分至 GVF-snake 圈選出輪廓之部分；表格中另一參數為計算模擬輪廓每一點與 GVF-snake 圈出的輪廓每一點間的最短距離，並細分為平均值、標準差與最大距離三項。圖 4-8 中第一排左、右分別為對原始影像、複合影像圈選出的結果，而第二排由左至右分別為將模擬輪廓與第一排圈選出的輪廓疊在同一張圖上做比較、模擬與原始影像圈出之輪廓面積誤差圖、模擬與複合影像圈出之輪廓面積誤差圖。



A_s : Simulated contour

A_{gvf} : The contour obtained by GVF-snake

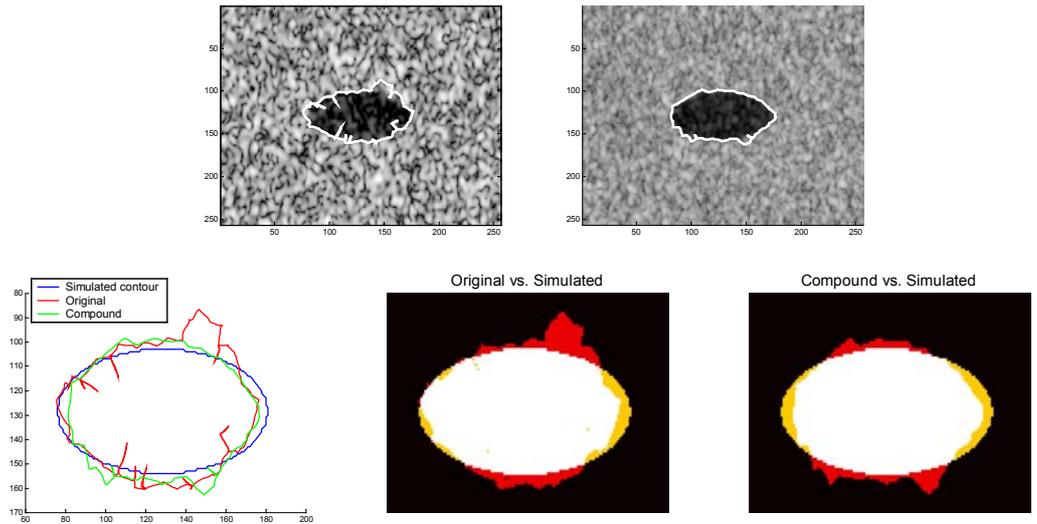
$$TP = \frac{|A_s \cap A_{gvf}|}{A_s}$$

$$FN = \frac{|A_s \cup A_{gvf} - A_{gvf}|}{A_s}$$

$$FP = \frac{|A_s \cup A_{gvf} - A_s|}{A_s}$$

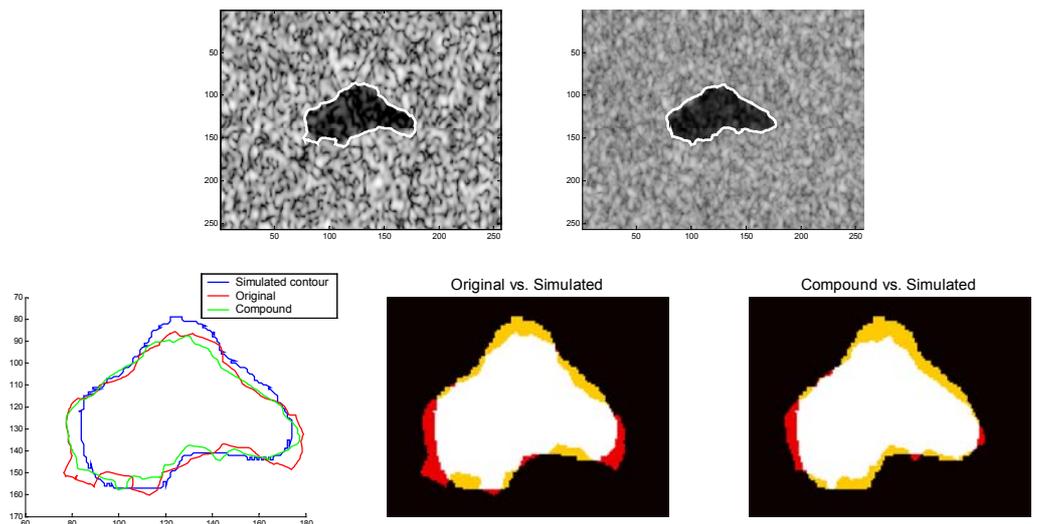
The contour obtained by
GVF-snake

圖 4-8 面積誤差計算示意圖

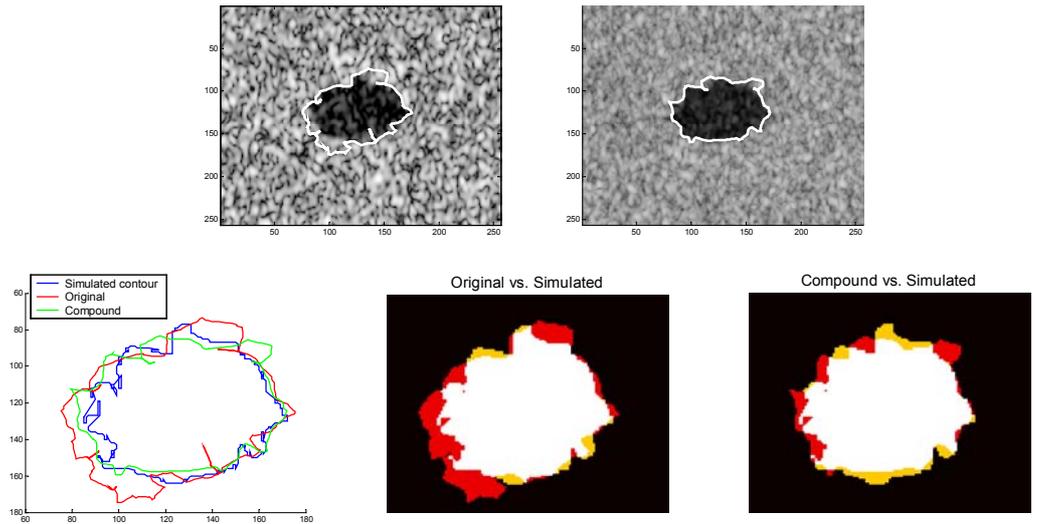


Smooth	Shortest Path			Area		
	Mean	Std	Max	TP (%)	FN (%)	FP (%)
Original	2.77	1.92	8.08	93.01	6.90	14.61
Compound	2.80	1.53	5.68	91.29	8.71	9.97

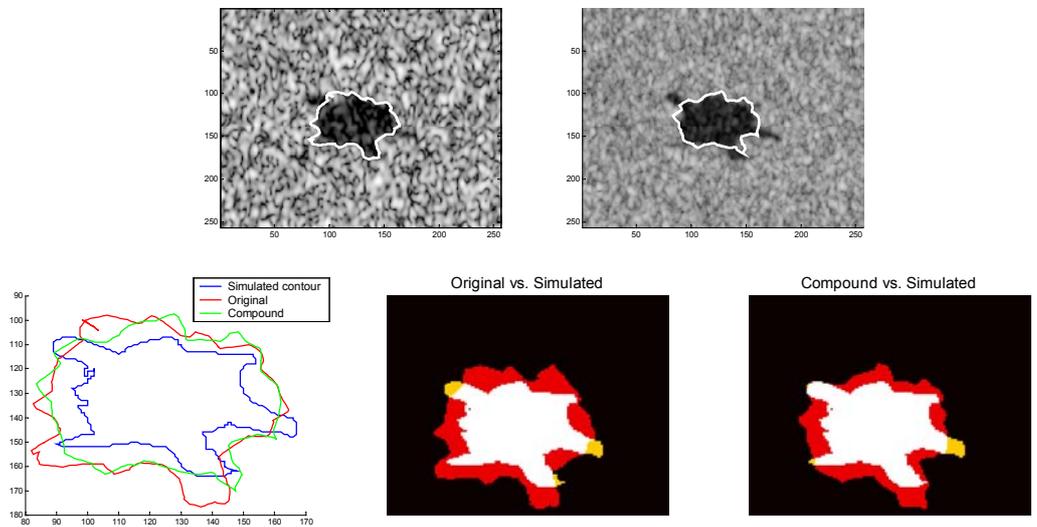
圖 4-9 七種模擬輪廓斑點影像經 GVF-snake 之圈選結果。上排左圖為原始影像，右圖為複合影像；下排左圖則是單純的輪廓形狀比較，中圖為原始與模擬影像之面積誤差，右圖為複合與模擬影像之面積誤差，其中白色、黃色、紅色區域分別代表 TP、FN、FP。最後，表格為與模擬影像之最短距離、面積誤差數值比較。以下結果圖以此類推。



Macro-lobulate	Shortest Path			Area		
	Mean	Std	Max	TP (%)	FN (%)	FP (%)
Original	3.21	1.92	6.50	86.16	13.84	9.10
Compound	3.05	2.23	9.85	83.71	16.29	4.21

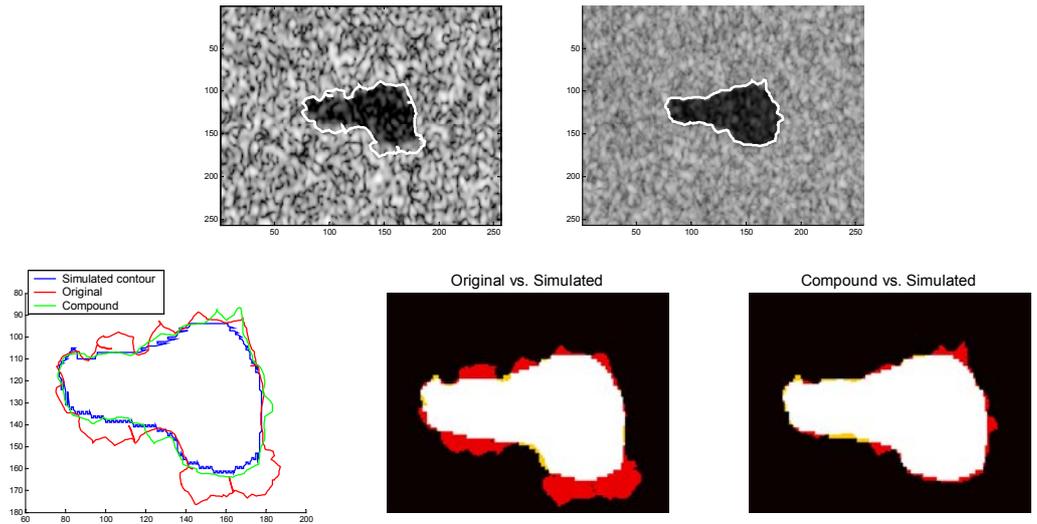


Micro-lobulate	Shortest Path			Area		
	Mean	Std	Max	TP (%)	FN (%)	FP (%)
Original	3.57	2.89	12.17	95.01	4.50	24.31
Compound	3.33	2.64	9.08	90.65	9.35	10.63

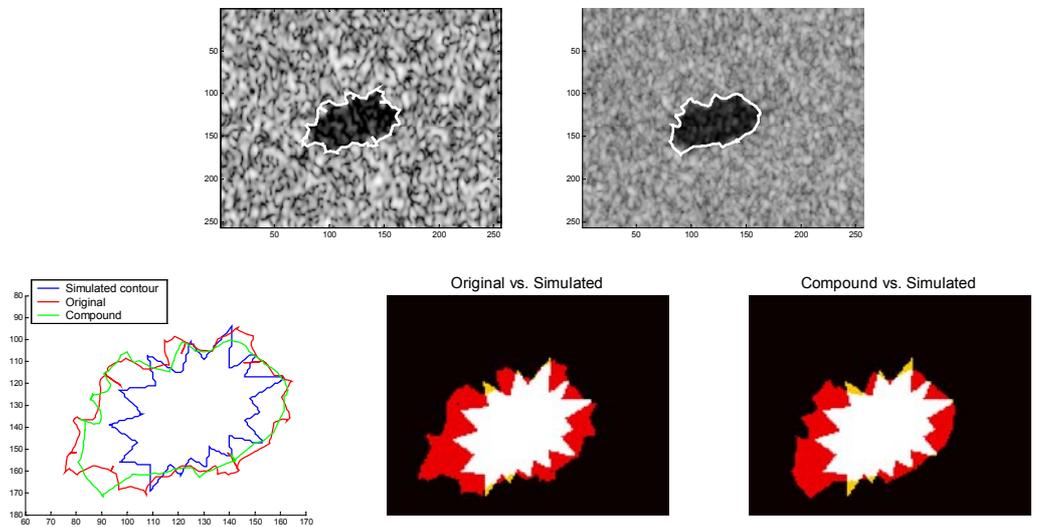


Irregular	Shortest Path			Area		
	Mean	Std	Max	TP (%)	FN (%)	FP (%)
Original	6.73	3.22	13.85	94.78	5.22	66.59
Compound	5.68	3.36	13.51	96.63	3.37	52.86

圖 4-9 (續)



Pseudo-pod	Shortest Path			Area		
	Mean	Std	Max	TP (%)	FN (%)	FP (%)
Original	2.93	2.34	9.66	97.95	2.05	27.32
Compound	1.76	1.12	4.32	97.78	2.22	7.61



Zigzag	Shortest Path			Area		
	Mean	Std	Max	TP (%)	FN (%)	FP (%)
Original	4.69	3.76	14.75	97.29	2.71	69.96
Compound	5.23	3.93	15.16	95.08	4.92	60.28

圖 4-9 (續)

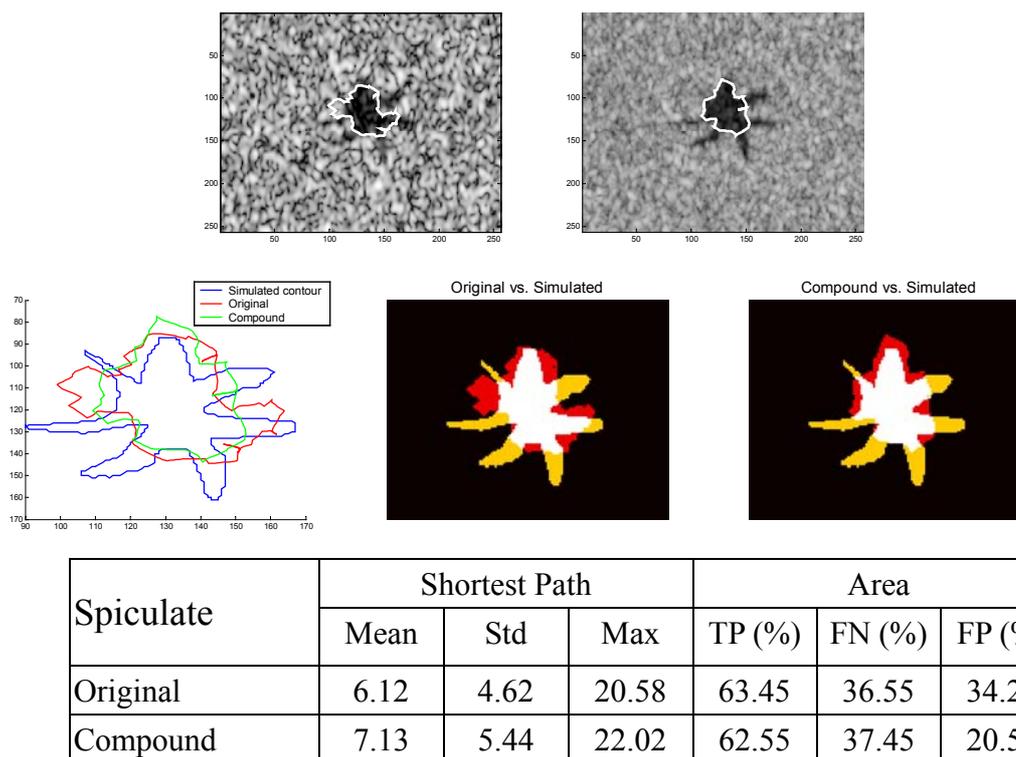


圖 4-9 (續)

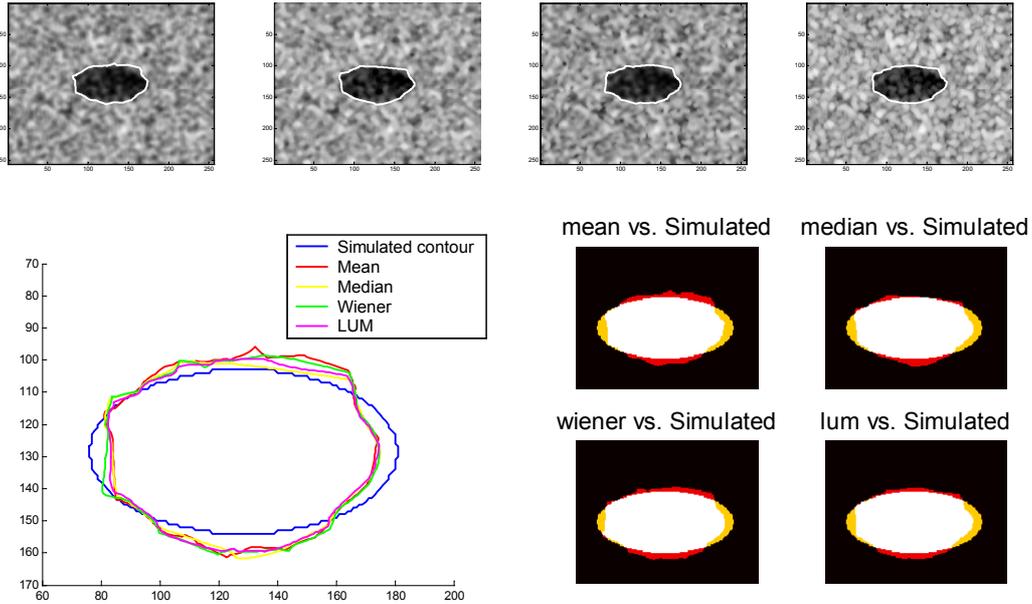
首先由肉眼觀看圖 4-9 輪廓圈選圖或是觀察表格中的最短距離數值，可以發現到對大多數模擬輪廓來說，將複合影像做輪廓圈選的效果比原始影像好，也就是擁有肉眼上較佳的輪廓完整性或是較小的最短距離誤差。至於面積誤差部分，就多數模擬輪廓而言，複合影像反而有著較低的 TP 值，換言之，在複合影像上由 GVF-snake 圈出之輪廓與模擬輪廓重合處較少。由於 TP、FN、FP 三者以模擬輪廓面積(A_s)為比例基準，因此，TP 與 FN 之總和等於 100%。根據此關係，較低之 TP 值，相對的會得到較高之 FN 值，乍看之下，藉複合影像得到之面積誤差似乎比原始影像來得大，然而，若觀察 FP 值(即 GVF-snake 誤判部分)，複合影像有著較小之誤判數值，所以，以此角度而論，以複合影像為基礎所圈出之輪廓與模擬輪廓之差異性較小。假若同時考慮 FN 與 FP(即二輪廓間所有非重合之處)，很明顯地，複合影像有著較小的誤差數值。綜合觀之，雖然複合影像得到的輪廓有著較小的 TP，但是，其亦有著較小的「FN + FP」以及最短距離誤差，而這些數值說明以複合影像圈出來的輪廓「似乎」較為接近模擬輪廓。

為了更進一步證明複合技術是一個對輪廓圈選有助益的斑點雜訊去除技術，因此，便拿來與數位影像處理中幾個簡單的斑點雜訊消除濾波器來做輪廓圈選效果之比較。圖 4-10 顯示拿來與複合技術比較的濾波方法，由左至右計有平均濾波(mean filter)、中值濾波(median filter)、Wiener filter 和 LUM 濾波(low-upper-middle filter, Hardie and Boncelet 1993)。

在此，概略解釋前述四種濾波器之意義與其消除斑點雜訊之原理。平均濾波與中值濾波屬於低通濾波器，用以模糊影像或降低雜訊，並且採用遮罩(mask)逐點做影像處理，常用的遮罩為 3×3、5×5 及 7×7，愈大的遮罩，其降低雜訊效果也就愈強。在平均濾波中，我們對遮罩內所有灰階值做平均的動作，將平均值取代遮罩內的原有值，但是它不只去除雜訊，還會模糊化邊緣，這種效果是我們不願見的，因此，若欲消除雜訊，又欲保持清楚邊緣，則選擇中值濾波。中值濾波為將遮罩內所有點做排序，取中間值，再將此值取代原有值。附帶一提，本研究中之平均、中值濾波採用 7×7 之遮罩。

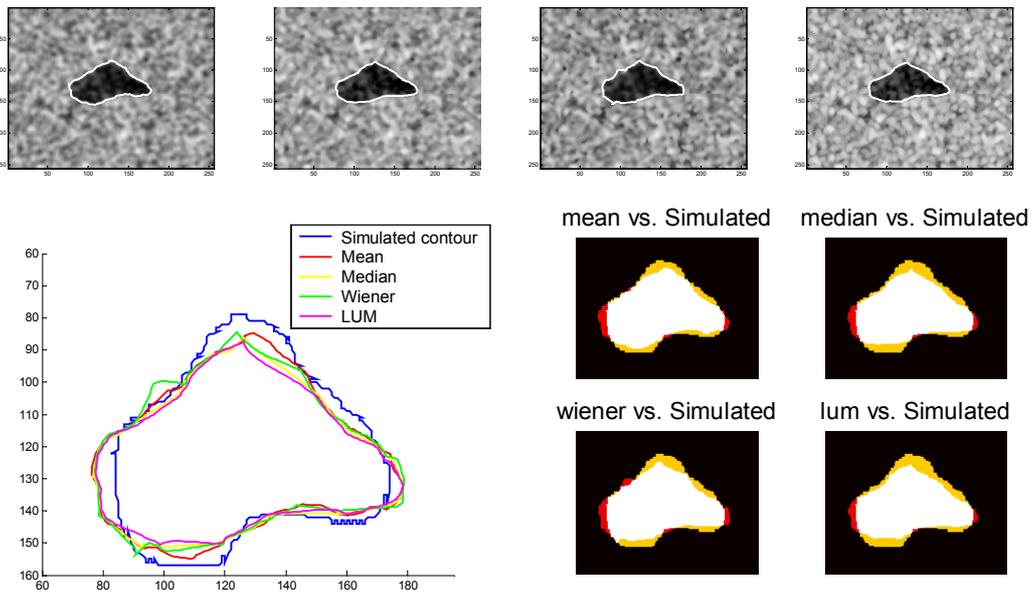
Wiener 濾波亦為一種低通濾波方法，其先估計遮罩內所有點的平均值(mean)與變異數(variance)，值得注意的是，此二者皆是區域化的(localized)數值，最後再根據其自身的演算法將這些預先計算的統計值代入其中，得到一對應的新灰階值。LUM 濾波以樣本中較低位階統計量(Lower order statistics)、較高位階統計量(Upper order statistics)與樣本中間值做比較以運算輸出值，藉由適當的調整參數，其既可當作平滑濾波，又可視為銳化濾波。因此，在消除斑點雜訊與保持邊緣特性二方面皆有良好的效果。

以下針對上述四種濾波法得到之斑點雜訊消除影像做輪廓圈選動作(GVF-snake)，但此處只呈現四個最具代表性的模擬輪廓，並且其各種消除斑點雜訊的方法間之輪廓圖與數值比較如圖 4-10 以及附表所示。附帶一提，此處經四種濾波方法以及複合後所得到的影像間之訊雜比(SNR)大小誤差在 1% 以內。

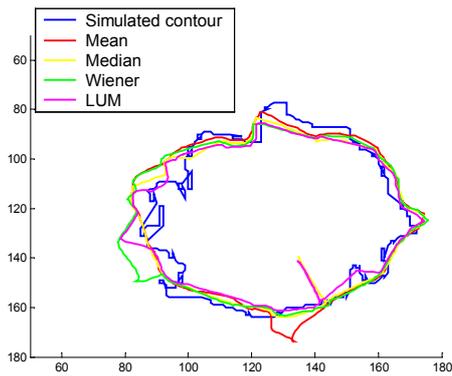
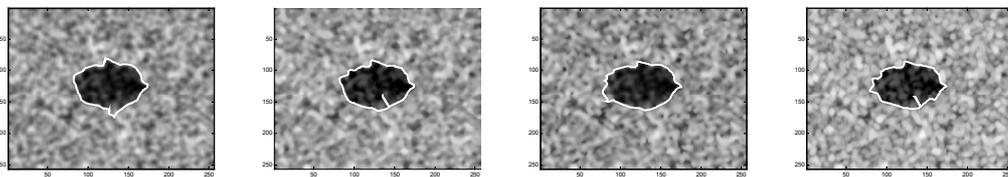


Smooth	Shortest Path			Area		
	Mean	Std	Max	TP (%)	FN (%)	FP (%)
Mean filter	4.07	1.96	7.99	90.50	9.50	12.64
Median filter	2.70	1.86	7.65	90.43	9.57	8.29
Wiener filter	3.41	1.62	6.49	92.05	7.95	12.01
LUM filter	2.98	1.76	7.25	89.85	10.15	9.27
Compound	2.80	1.53	5.68	91.29	8.71	9.97

圖 4-10 經四種雜訊濾除法之模擬影像輪廓圈選結果。上排影像由左至右分別是 Mean filter、Median filter、Wiener filter 和 LUM filter。下排左圖則是單純的輪廓形狀比較，右圖為面積誤差圖，另有表格顯示各參數數值。以下結果圖以此類推。



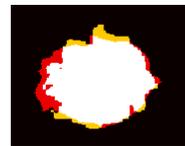
Macro-lobulate	Shortest Path			Area		
	Mean	Std	Max	TP (%)	FN (%)	FP (%)
Mean filter	2.99	1.89	7.47	85.85	14.15	4.94
Median filter	3.22	2.24	8.29	82.15	17.85	4.56
Wiener filter	3.29	1.85	8.03	84.11	15.89	6.17
LUM filter	3.60	2.35	10.25	78.91	21.09	3.72
Compound	3.05	2.23	9.85	83.71	16.29	4.21



mean vs. Simulated median vs. Simulated



wiener vs. Simulated

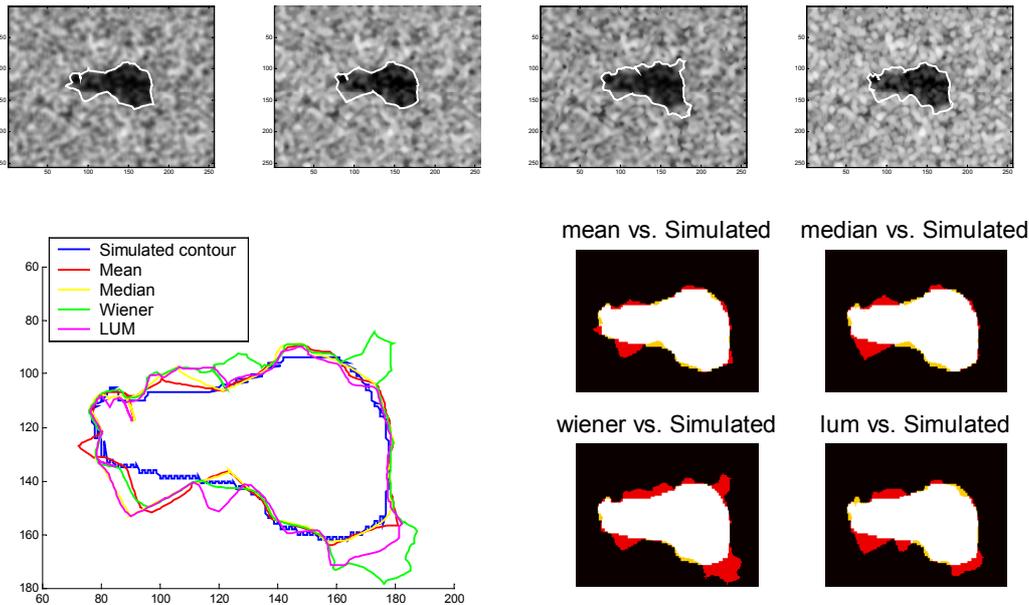


lum vs. Simulated



Micro-lobulate	Shortest Path			Area		
	Mean	Std	Max	TP (%)	FN (%)	FP (%)
Mean filter	3.82	2.91	14.85	92.99	7.01	11.02
Median filter	3.61	2.62	10.75	90.74	9.26	7.79
Wiener filter	4.25	3.29	14.48	91.40	8.60	12.61
LUM filter	3.57	2.66	11.15	87.88	12.12	6.18
Compound	3.33	2.64	9.08	90.65	9.35	10.63

圖 4-10 (續)



Pseudo-pod	Shortest Path			Area		
	Mean	Std	Max	TP (%)	FN (%)	FP (%)
Mean filter	1.48	0.98	4.05	95.64	4.36	9.72
Median filter	1.96	1.76	7.42	95.40	4.60	11.35
Wiener filter	3.24	3.04	12.51	97.91	2.09	26.37
LUM filter	3.04	2.86	9.19	95.53	4.47	18.70
Compound	1.76	1.12	4.32	97.78	2.22	7.61

圖 4-10 (續)

觀察圖 4-10 中表格內之數值，複合影像得到的輪廓並不一定是最佳的，有時會被其他濾波技術超越，不過，其他濾波技術對輪廓圈選效果的優、劣不一，不似複合影像有著較穩定的表現。因此，綜合而論，我們能夠說明以複合影像為基礎之邊緣偵測結果較其他技術來得佳，輪廓比較接近模擬輪廓。此外，就各個方法使用面來看，我們嘗試將平滑濾波的效果提升到一定程度，換句話說，斑點雜訊消除的愈多愈好，只不過在某幾個方法的處理下影像會變得更加模糊，這樣做是否符合一般醫學影像的雜訊消除標準尚無定論；至於邊緣偵測技術的參數調整，我們採取對每種雜訊濾除都可配合或找出最適當的一組 GVF-snake 參數，達到最佳的輪廓圈選基礎，如此才能算是一個公平的比較。

4.3.3 臨床超音波影像

4.3.3.1 實驗系統架構

本項乳房腫瘤輪廓圈選的研究採用的實驗架構以臨床為主。此處仍要實現應變複合影像，因此，影像擷取過程、步驟同前所述，而依醫院例行使用情況，我們採用商用超音波系統(ATL HDI 5000, Bothell, Washington)以及線性探頭(ATL L12-5, 50 mm)來擷取影像。超音波系統擷取到的影像壓縮過程以數位錄影機(DVCAM)記錄下來，經適當的電腦硬體及軟體設備將錄影帶錄製的畫面轉成電腦可讀之動畫檔(mpg)，再利用程式(mpg2bmp.exe)將動畫檔轉成單張靜態影像，以便後續影像處理。最終得到的單張影像之每一像素值皆以 8 bits 表現(即 0-255)，而每張影像大小為 240×352 (像素)。影像擷取架構同圖 3-8。

由於乳房本身組織結構以及各式各樣腫瘤形狀、屬性等因素，當我們以探頭對乳房施壓時，很難能夠保證影像中腫瘤形狀之變形不大或是一直顯現於影像上，因此，我們另採取了一種影像擷取方式來克服前述困難。此種方式為在乳房與探頭間加上一個生理食鹽水袋，目的為使施壓較為平均分配於乳房上，而且也比較能夠維持觀察物的原始形狀以及維持在影像平面上。不過要注意的是，此種變通方式只有在擷取過程困難時才使用。

4.3.3.2 結果與討論

前節利用模擬影像證明了經應變複合後的影像確實對電腦自動輪廓圈選有著不錯的效果，而且應變複合更優於前節提出的四種簡單雜訊濾除法，因此，接下來便探討應變複合法應用於實際影像上的情況。圖 4-11 呈現了八種乳房腫瘤於輪廓圈選後的結果圖，圖之左行為原始影像，相對地，右行則是複合影像。由於是臨床影像，所以並無法如前節模擬影像有理論值可以分析比較。首先觀察影像於複合前後的效果，很清楚的，複合後的影像上斑點雜訊減少了，使得組織間的對比度增加，更重要的是各個組織間邊界變得較為清楚，應當有利於輪廓的圈選，尤其是電腦自動化圈選。然而，由於無理論值可以參考，致使輪廓圈選效果是否有其臨床價值需要與有經驗的醫師做充分的討論，因此，圈選出的輪廓的正確度高低並不是個容易探討的課題。此外，乳房腫瘤相較於其他身體部位頗為複雜，有時腫瘤內部並非是一均勻黑洞，尤其對惡性腫瘤而言，其內往往伴隨著會產生高亮度的碎組織，這些高亮度的點非雜訊，因而不會被濾除，更重要的是，這些高亮度點的存在將被視為邊界，使得 GVF-snake 之變形被這些亮點限制住，無法再往真正的邊界延伸。

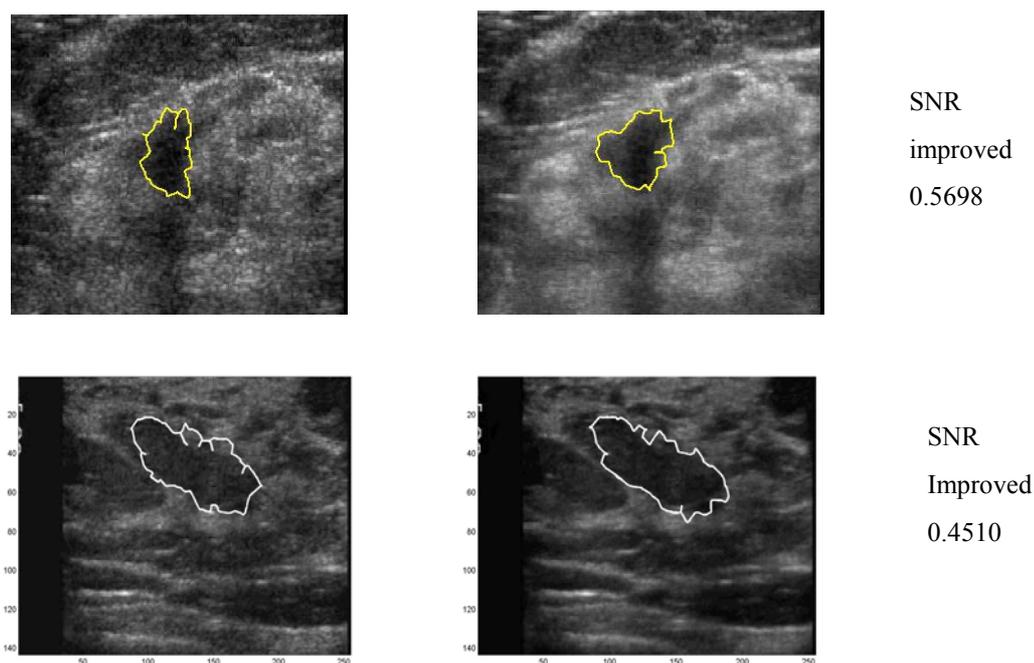
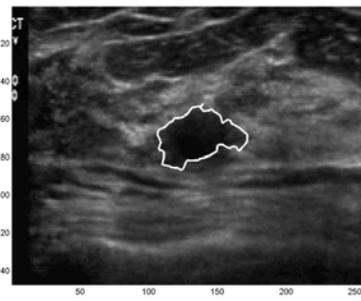
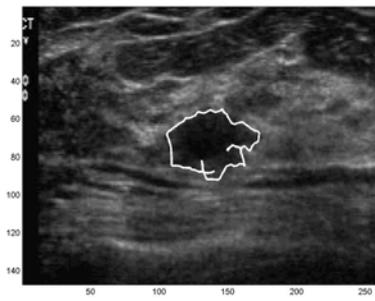
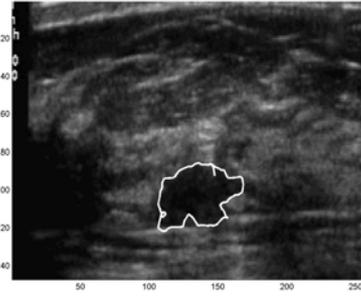


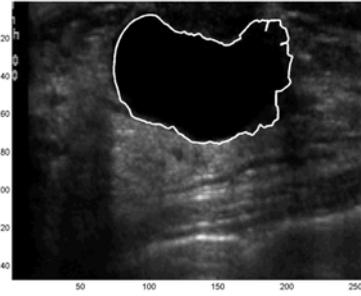
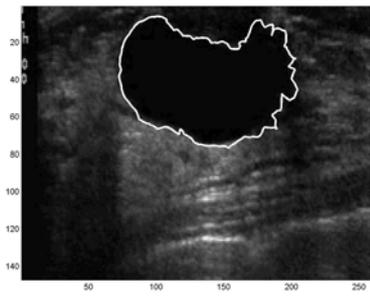
圖 4-11 臨床乳房影像之腫瘤輪廓圈選結果。左圖皆是原始影像，而右圖為複合影像。



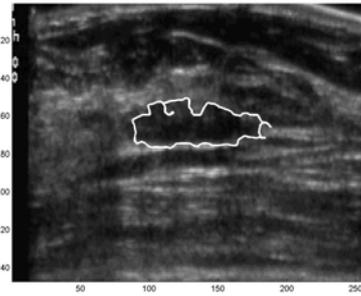
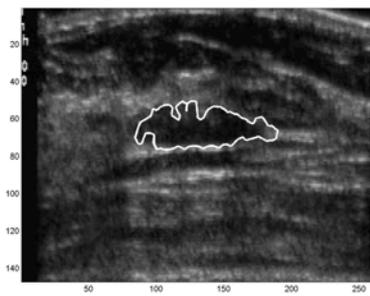
SNR
Improved
0.3830



SNR
Improved
0.1815

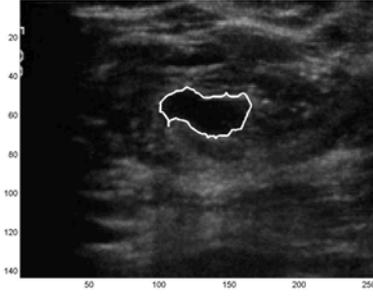
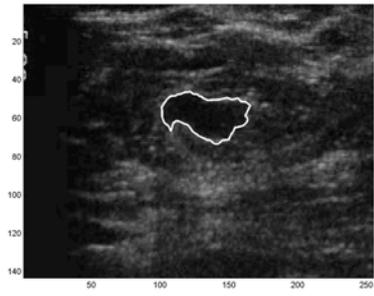


SNR
Improved
0.2502



SNR
Improved
0.2147

圖 4-11 (續)



SNR
Improved
0.2805



SNR
Improved
0.3014

圖 4-11 (續)

第五章 結論與未來工作

5.1 結論

在本研究中，我們證明了區塊總和金字塔演算法(BSP)能夠成功地做超音波影像斑點追蹤，其正確性如理論預期與傳統演算法(full SAD)一樣，它藉由金字塔分層概念，將樣本(或候選)區塊特徵分成多層資訊，每層資訊相互關連。金字塔最上層已縮小為一個像素點，為所有資訊之總和，不再以大型區塊表現，在接下來的 SAD 計算與比對步驟中，省去不少數學四則運算，大幅降低區塊比對過程之複雜度，縱使超音波影像之特性(斑點相似性，影像像素值近似)使得需要比對之層數較視訊處理領域(影像像素值差異較大)來得多，卻仍在效率上有顯著成長。除此之外，我們亦將之與漸層比對演算法(MLBM)做個結合，MLBM 利用搜尋區塊之減少來達成快速演算法之目標，但是其正確性不如 BSP。由於兩種演算法各有其優勢，我們便結合兩者成為一新穎演算法 multilevel BSP，更進一步地提升計算速度。在本研究中，對實際超音波影像而言，新穎演算法(multilevel BSP)比傳統演算法快了近 5 倍，的確有不小之改善。

除了核心技術超音波斑點追蹤效能改進之外，我們亦將其應用在本研究室早先提出的應變複合法上，並且已證明出快速斑點追蹤演算法可以有效改進此技術的效率，以往需花相當多時間建立的複合影像模型，在快速斑點追蹤法之加入後，效率大幅提昇，使得得到複合影像所需的時間又減少了不少。最後，本研究更進一步地將複合影像做 ROI 之輪廓圈選(包括模擬影像與實際乳房影像)，發現憑藉複合影像的斑點雜訊降低、良好對比解析度以及清楚的邊界，促使電腦自動化輪廓圈選正確性更往前推進一步。

5.2 未來工作

目前本研究觀察到具較佳對比解析度的複合影像能夠提升電腦自動輪廓圈選之正確度，且能夠大體描繪出大多數的輪廓形狀，然而，仍有多種情況是無法在目前的技術模式下正確提取資訊。若欲突破當前的技術瓶頸，勢必得從兩方面下手，一是自動化輪廓圈選方法的增進，另一為更深入瞭解細微乳房組織變化、特性與應變複合法間之關係，以期能適當的發揮應變複合法效能。更長遠來看，若前述電腦自動化腫瘤輪廓圈選的研究做得更精確，將朝向乳房影像之完全自動化電腦輔助診斷領域發展。此外，未來願景勢必走入臨床診斷，因此，後續的腫瘤輪廓圈選正確度需要與具乳房超音波方面足夠專業知識和豐富經驗的醫師討論、研究，才能更加貼近臨床表現。

至於演算法方面，演算法效能增進之工作是持續性的，我們將來可再發展或結合其餘更快速的演算法來處理超音波影像，以能即時呈現醫學影像資訊，對臨床醫學有所貢獻。

第六章 參考文獻

1. Bassett, L. W. and Gold, R. H., *Mammography, Thermography, and Ultrasound in Breast Cancer Detection* (New York: Grune & Stratton, 1982).
2. Bassett, L. W. and Gold, R. H. and Carolyn Kimme-Smith, *Hand-held and Automated Breast Ultrasound* (Thorofare, N.J.: Slack, 1986).
3. Burckhardt, C. B., Speckle in ultrasound B-mode scans, *IEEE Trans. Sonics Ultrason.* 25, 1-6 (1978).
4. Cespedes, I., Ophir, J., Ponnekanti, H. and Maklad, N., Elastography: elasticity imaging using ultrasound with application to muscle and breast in vivo, *Ultrason. Imaging* 15, 73–88 (1993).
5. Chen Y., Kwoh, C.K., Wee, S.B. and Zou, Q., Adaptive expanding B-snake model for extracting ultrasound breast lump boundary, *Seventh Australian and New Zealand Intelligent Information Systems Conference*, 18-21 Nov. (2001).
6. Chen, Y.-S., Hung, Y.-P. and Fuh, C.-S., Fast block matching algorithm based on the winner-update strategy, *IEEE Trans. Image Process.* 10, 1212–1222 (2001).
7. Chiang, H.-K., Tiu, C.-M., Hung, G.-S., Wu, S.-C., Chang, Y. and Chou, Y.-H., Stepwise logistic regression analysis of tumor contour features for breast ultrasound diagnosis, *IEEE Ultrasonics Symposium*, 1303-1306 (2001).
8. Egan, R. L., *Breast Imaging* (Baltimore: University Park Press, 1984).
9. Gallippi, C.M, Bohs, L.N., Anderson, M.E., Congdon, A.N. and Trahey, G.E., “Lateral blood velocity measurement in the carotid artery via speckle tracking,” *IEEE Ultrasonics Symposium*, Vol. 2 (2001).

10. Ghanbari, M., The cross-search algorithm for motion estimation, *IEEE Trans. Comm.* 38, 950–953 (1990).
11. Hardie, R.C. and Boncelet, C.G., LUM Filters: A class of rank-order-based filters for smoothing and sharpening, *IEEE Trans. Signal Processing* 41, 1061-1076 (1993).
12. Lee, C.-H. and Chen, L.-H., A fast motion estimation algorithm based on the block sum pyramid, *IEEE Trans. Image Process.* 6, 1587–1591 (1997).
13. Li, P.-C. and Chen, M.-J., Strain compounding: a new approach for speckle reduction, *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control* 49, 39–46 (2002).
14. Li, P.-C., Li, C.-Y. and Yeh, W.-C., Tissue motion and elevational speckle decorrelation in freehand 3D ultrasound, *Ultrason. Imaging* 24, 1–12 (2002).
15. Li, P.-C. and O'Donnell, M., Elevational spatial compounding, *Ultrason. Imaging* 16, 176-189 (1994).
16. Li, P.-C. and Wu, C.-L., Strain compounding: spatial resolution and performance on human images, *Ultrasound Med. Biol.* 27, 1535–1541 (2001).
17. Li, W. and Salari, E., Successive elimination algorithm for motion estimation, *IEEE Trans. Image Process.* 4, 105–107 (1995).
18. Lin, Y.-C. and Tai, S.-C., Fast full-search block matching algorithm for motion-compensated video compression, *IEEE Trans. Comm.* 45, 527–531 (1997).
19. Madabhushi, A. and Metaxas, D.N., Combining low-, high-level and empirical domain knowledge for automated segmentation of ultrasonic breast lesions, *IEEE Trans. Medical Imaging* 22, 155-169 (2003).

20. Magnin, P.A., von Ramm, O.T., and Thurstone, F.L., Frequency compounding for speckle contrast reduction in phased array images, *Ultrason. Imaging* 4, 267-281 (1982).
21. Melton, H E. and Magnin, P.A., A-mode speckle reduction with compound frequencies and compound bandwidths, *Ultrason. Imaging* 6, 159-173 (1984).
22. Nam, K.M., Kim, J.S., Park, R.H. and Shim, Y.S., A fast hierarchical motion vector estimation algorithm using mean pyramid, *IEEE Trans. Circuit Syst. Video Technol.* 5, 344–351 (1995).
23. Ophir, J., Cespedes, I., Ponnekanti, H., Yazdi, Y. and Li, X., Elastography: a quantitative method for imaging the elasticity of biological tissues, *Ultrason. Imaging* 13, 111–134 (1991).
24. O'Donnell, M. and Silverstein, S.D., Optimum displacement for compound image generation in medical ultrasound. *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelect. Freq. Contr.* 35, 470-476 (1988).
25. O'Donnell, M., Skovoroda, A.R., Shapo, B.M. and Elemlianov, S.Y., Internal displacement and strain imaging using ultrasonic speckle tracking, *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control* 41, 314–325 (1994).
26. Schneider, R., *Convex Bodies: The Brunn-Minkowski Theory* (New York: Cambridge University Press, 1993).
27. Shattuck, D.P. and von Ramm, O.T., Compound scanning with a phased array, *Ultrason. Imaging* 4, 93-107 (1982).
28. Silverstein, S.D. and O'Donnell, M., Speckle reduction using correlated mixed-integration techniques, *Proc. SPIE 768 Pattern Recognition and Acoustical Imaging*, 168-172 (1987a).

29. Silverstein, S.D. and O'Donnell, M., Frequency and temporal compounding of partially correlated signals: speckle suppression and image resolution, *Proc. SPIE 845 Visual Communications and Image Processing II*, 188-194 (1987b).
30. Trahey, G.E., Allison, J.W. and von Ramm, O.T., Angle independent ultrasonic detection of blood flow, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 34, 965-967 (1987).
31. Trahey, G.E., Smith, S.W. and von Ramm, O.T., Speckle pattern correlation with lateral aperture translation: experimental results and implications for spatial compounding, *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control* 33, 257-264 (1986).
32. Telger, T. C., *Teaching Atlas of Breast Ultrasound* (New York: Thieme Medical Publishers, 1996).
33. Ustuner, K., Haller, M., Ji, T.-L., Li, P.-C. and Cinbis, C., Imaging system display processor, *U.S. Patent number 5,479,926* (1996).
34. Wagner, R.F., Smith, S.W., Sandrik, J. M. and Lopez, H, Statistics of speckle in ultrasound B-scans, *IEEE Trans. Sonics Ultrason.* 30, 156-163 (1983).
35. Xiao, G., Brady, M., Noble, J.A. and Zhang, Y., Segmentation of ultrasound B-mode images with intensity inhomogeneity correction, *IEEE Trans. Medical Imaging* 21, 48-57 (2002).
36. Xu, C. and Prince, J. L., Sankes, shapes, and gradient vector flow, *IEEE Trans. Imaging Processing* 7, 359-369 (1998).
37. Yeung, F., Levinson, S.F. and Parker, K.J., Multilevel and motion model-based ultrasonic speckle tracking algorithms, *Ultrasound Med. Biol.* 24, 427-441 (1998).

附錄 乳房超音波影像簡介

A 乳房解剖結構

女性乳房由四種組織組成：脂肪(Fat)、實質(Parenchyma)、成膠的結締組織(Collagenous connective tissue)、小葉內的基質組織(Intralobular stromal tissue)。如果為均質結構，超音波影像呈現出低反射(Hypo-echoic)區域，反之，則產生較強的反射訊號。成熟女性乳房經超音波掃瞄可看到八種結構(如圖 A-1)：

一、 皮膚(Skin)

狹窄、能產生反射訊號、厚度約為 1-2 釐米，當炎症性疾病(Inflammatory disease)、輻射、淋巴管阻塞或癌細胞滲透等情況發生時，皮膚的厚度和輪廓將會改變。

二、 皮下脂肪(Subcutaneous fat)

屬於脂肪結構。脂肪成分會隨著年齡和個體間差異而顯著不同，就年輕女孩而言，其脂肪較少甚至沒有。由於脂肪為均質結構，所以它在超音波影像下表現出低反射特性。基本上，基質和桶狀韌帶會橫越脂肪區域，且此二種結構會產生強反射訊號，因此，在超音波影像上，與脂肪呈現出明顯對比。此外，在皮下脂肪區域內，有時候可以看得見血管穿越其間，並且表現出較強的反射訊號。

三、 乳房實質(腺狀組織)(Breast parenchyma)

亦稱腺狀區域。在超音波影像上，實質呈現的圖樣代表了纖維化腺體組織與脂肪之相對數量，這個比例受年齡、個體和荷爾蒙分泌狀況(懷孕、哺乳、更年期)影響。實質的變化與月經期有關，這期間組織腫脹會導致實質結構產生較弱的反射訊號。以下列出四種超音波實質圖案：

- (一) 未成熟型態：強反射，包含較少的脂肪。
- (二) 更年期前：部分實質被脂肪取代，而且皮下脂肪及後乳腺脂肪數量逐漸增加。隨著結締組織密度增加，實質結

構產生更強的反射訊號。

(三) 更年期後：實質幾乎都被脂肪取代，而且結締組織隔膜會滲入脂肪層。

(四) 懷孕和哺乳期：腺狀組織急遽增加，取代大部分脂肪區域。

四、 桶狀韌帶(Cooper ligaments)

與隔膜結構相似。解剖學上，它們代表纖維組織斜平面，其後方區域可能會產生陰影，但是這種陰影不同於腫瘤後方的陰影，為了避免誤判，只要適當的轉動掃瞄平面或是輕輕施壓，韌帶所產生的陰影就會消失。

五、 後乳腺脂肪(Retro-mammary fat)

屬脂肪結構，呈低反射區域。它位於較深處，分隔了實質與胸肌。

六、 胸肌和繃帶(Pectoral muscle and fascia)

胸肌線條與皮膚平行，呈低反射貌，並且由周圍高反射的繃帶平面包圍。

七、 肋骨(Ribs)

卵狀結構，產生極少的反射訊號。有時，因為掃瞄角度之不同，影像上，肋骨結構後方會呈現整片陰影。

八、 肋膜(Pleura)

產生極強之反射訊號，影像上顯示出很亮之線條結構。

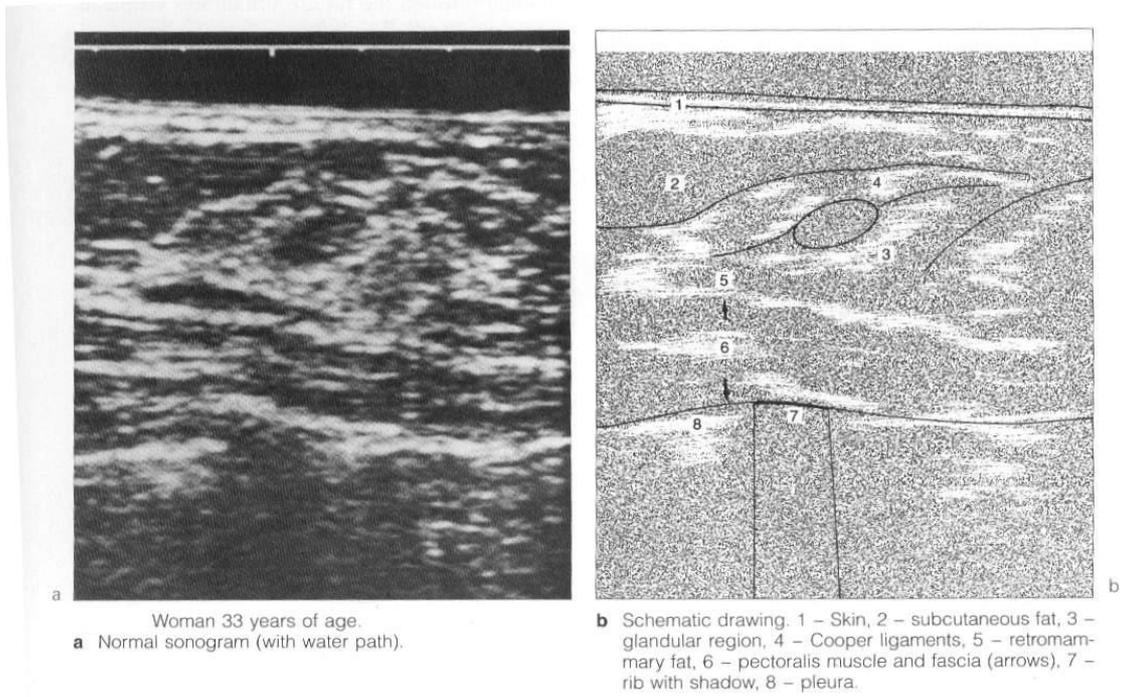


圖 A-1 乳房超音波影像結構

B 腫瘤類別

良性

在各種良性與惡性塊狀物中，超音波診斷對囊腫(Cyst)最為敏感，所以利用超音波可以正確地判斷及量測囊腫，甚至可測出直徑 3 釐米之囊腫。

一、囊腫(Cyst)：

起因於導管擴張，最常見於 35 至 50 歲婦女。這種充滿液體的團狀物(Mass)可能是單一或多個，單邊或雙邊，對某些病人而言，會產生疼痛感，但對其他人來說，需要醫生觸診才得知。在超音波顯像下，囊腫呈現以下之特徵：邊緣清楚、圓形或卵狀線條、內無反射訊號、其後方產生增強型反射訊號。

二、纖維性瘤(Fibroadenoma)：

常見於 25 歲以下女孩之腫瘤，而且對於各年齡層而言，其為最普遍的良性腫瘤。經驗上，纖維性瘤形狀明確，由增殖的纖維結締組織基質和非典型導管組成；臨床上，它呈現出彈性以及可移動性。在超音波影像下，纖維性瘤含以下之特徵：邊緣清晰、圓形或卵形、均勻的內部反射信號(通常比周圍組織弱)、其後方的反射信號顯得較弱或不變。

惡性

在緻密的乳房內，惡性腫瘤的特徵包含低反射信號區域、後方可能有陰影、在均勻且高度的實質反射訊號區域內。然而，在充滿脂肪的乳房內，因為周遭脂肪也是低反射性，造成惡性瘤不容易辨認。

一、癌(Carcinoma)：

(一) 邊緣不清晰者

最普遍的惡性腫瘤為滲透性導管瘤(Infiltrating ductal carcinoma)。這種腫瘤大部分是緻密的，有著不規則或是針狀的邊緣，而且與鄰近實質和皮膚的改變及微鈣化有關。此種腫瘤的特徵有：不規則邊緣、前

緣亮度高而後緣亮度甚低、內部反射訊號微弱且不均勻、周圍乳房結構改變、桶狀韌帶和皮膚增厚、皮下脂肪產生變化，其中，微鈣化是此種瘤最主要的特徵，但是在超音波影像下不易瞥見，通常需要乳腺 X 光攝影檢查術以提高診斷正確性。

(二) 邊緣清楚者

大部分是髓狀、突狀或是膠狀，其於超音波影像上之特徵包括平滑邊緣、有前緣及後緣、適度強度和均勻的內部反射訊號、多變的末稍反射訊號。

C 乳房超音波影像上病徵損害(異常)之分析標準

乳房超音波影像分析標準必須滿足兩個主要需求：盡可能正確地描述觀察物、盡量清楚地區分出良性與惡性之情況。到目前為止，有許多研究者都致力於嘗試定義出可靠的準則來區分惡性與良性。最有效之評定標準包含五項：邊緣、腫瘤後方之聲學現象、內部反射信號圖樣、反射聲波特性和施壓對觀察物形狀和內部回聲圖樣之影響，其各自代表的影像資訊如圖 C-1 所示：

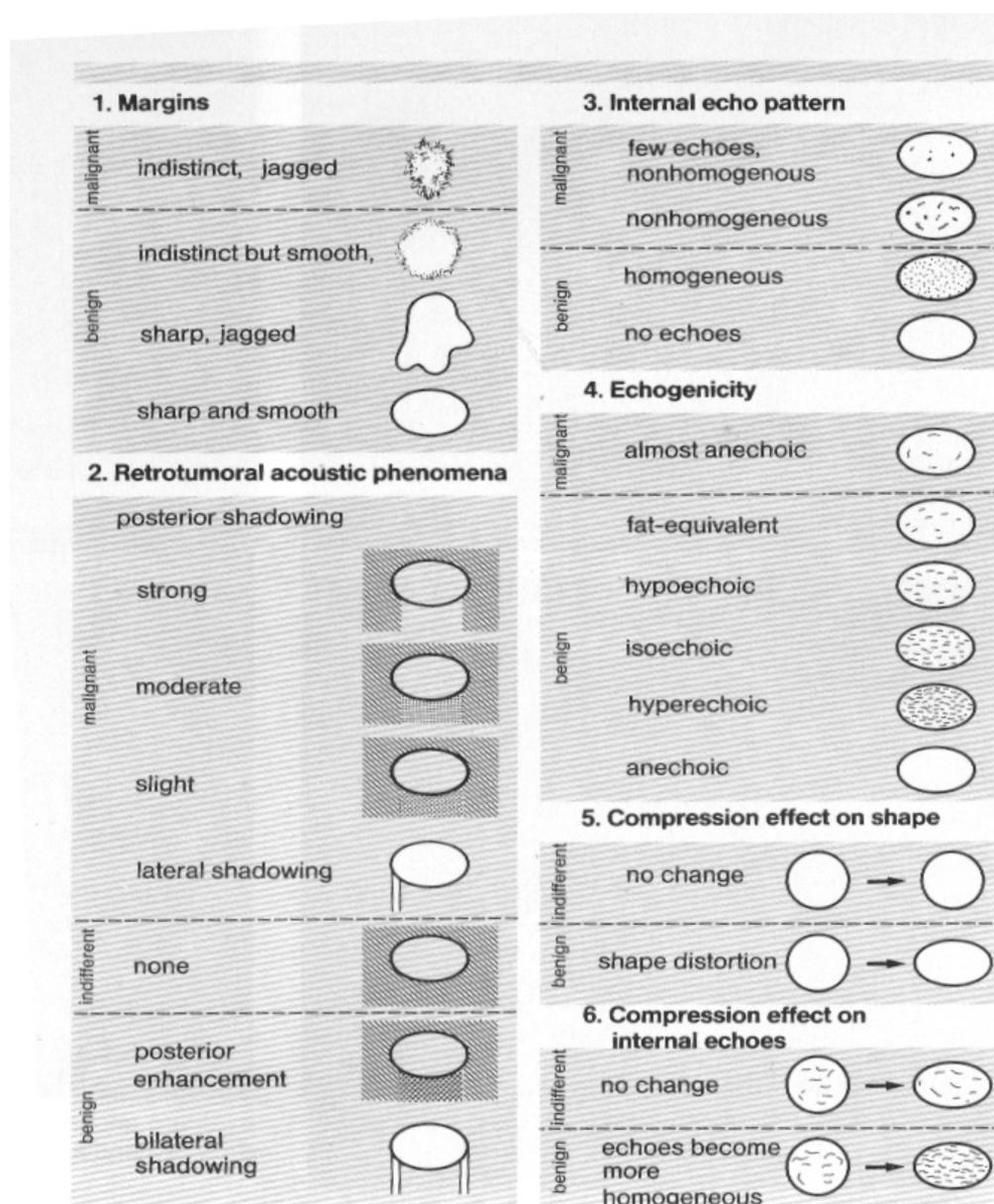


圖 C-1 各種病變區域特徵之分類表

除了上述五項標準外，尚有 L/T 比例(縱向對橫向直徑比)可作為病症區域評估準則。如果一病變區域 L/T 大於 1，表示此區域較可能呈惡性，見圖 C-2。

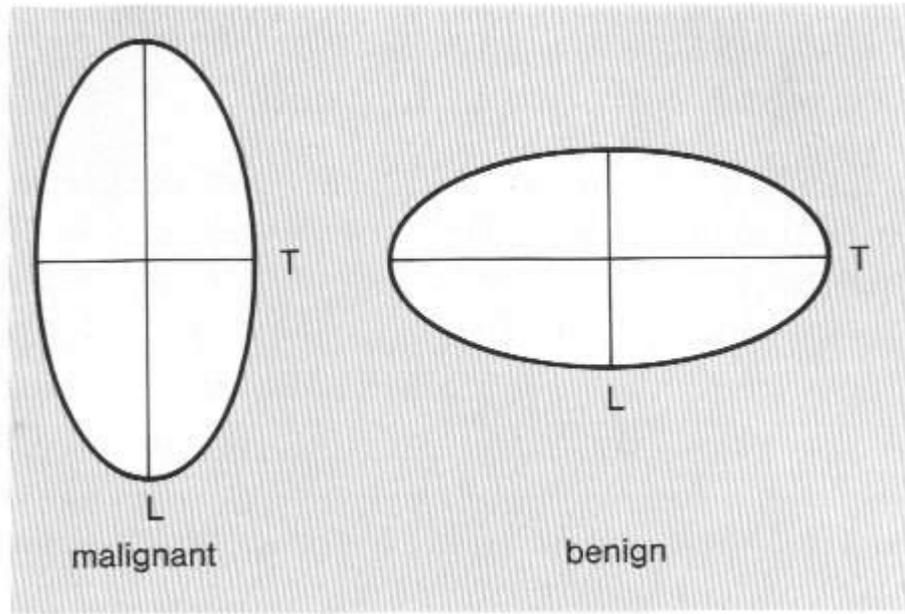


圖 C-2 病變區域特徵之一：L/T 比例