

# Spectral Magnitude Scaling Technique Based Super Resolution Imaging

## 基於頻譜振幅縮放技巧之超解析成像

組別：A95

指導教授：李夢麟 教授

組員：林聖哲、陳聿邦

### 一、報告摘要

運用光聲成像原理的光聲顯微術(Photoacoustic Microscopy, PAM)具有很高的解析度，並廣泛運用在生醫領域。本專題使用的光學解析度光聲顯微術(Optical resolution-PAM, OR-PAM)因為使用短波長的雷射光點聚焦，所以可以達到很高的橫向解析度；但因為其軸向解析度與傳統超音波成像一樣是由超音波的頻寬所決定，所以軸向解析度較差。

本研究嘗試建立一種改良版軸向超解析 OR-PAM 及超音波成像技術—頻譜振幅縮放(spectral magnitude scaling, SMS)技術，固定相位、只調整頻譜振幅的大小。作法是先從頻域中對訊號開  $p$  次方來進行壓縮(scaling down)，然後再到時域中對訊號做  $p$  次方來進行放大(scaling up)。這個方法預期透過放大頻寬，進而提高了光聲成像及超音波成像軸向的解析度及對比，並且可以有效的抑制雜訊，除此之外，SMS 更可以省下繁複的計算，也不需要預先知道成像儀器的點擴散函數(point spread function, PSF)，與傳統的 RL 演算法相比，是一種更加優質、更適於應用在生醫光聲及超音波成像上以突破物理限制的軸向超解析(Super-Resolution)方法。

### 二、報告內容

現在雖然已有許多演算法可以增進光聲顯微術及超音波成像產生之生醫影像的軸向解析度，諸如 Inverse filter、Wiener filter 以及最常使用的 RL 演算法等等，但卻伴隨著許多問題，諸如計算繁雜、需要預先知道成像儀器的 PSF、假影多、對比差或是訊雜比降低等。

本專題研究旨在利用傅立葉轉換與反傅立葉轉換來進行影像重建，藉由訊號在時域與頻域的一些性質，嘗試克服以上羅列出的幾個問題，並突破 OR-PAM 及超音波成像儀器在物理上對軸向解析度的限制，達到軸向超解析(Super Resolution)的演算法，以取得超解析之光聲顯微及超音波影像。

#### 1. 演算法原理

訊號經過傅立葉轉換後可以得到兩個部分：振幅譜(amplitude spectrum)和相位譜(phase spectrum)。振幅譜呈現的是訊號的頻率成分，也是和訊號品質直接相關的部分；相位譜呈現的是每個頻率成分的相位，與之對應的是訊號出現的位置。

為了提高成像的解析度，並且保留正確的定位不造成非必要的影像位移，在做影像重建時，我們只針對影像的 amplitude spectrum 進行處理，並保留原本的 phase spectrum。本研究提出的新演算法——頻譜振幅縮放(spectral magnitude scaling, SMS)，其概念是先將每一條 A-line 獨立出來，將其經過傅立葉轉換到頻域後，取得它的 amplitude spectrum。接著，對它開  $p$  次方來壓縮(scaling down)，最後，將它與原本的 phase spectrum 合併，利用傅立葉反轉換轉回時域，並對它做  $p$  次方來放大回原本的尺度(scaling up)。因為過程中相位沒有不必要的位移，所以 SMS 仍然保有傅立葉 delay and sum beamforming 的性質。

SMS 可以提高解析度的原因在於，在做 SMS 的時候，因為最後會對訊號在時域做  $p$  次方的緣故，即，在頻域做自相關運算(auto-correlation)，因此會在頻域產生新的頻率項，使得頻寬變寬，軸向解析度提升。在數學上，軸向解析度等於 correlation kernel 對半個訊號波長摺積，因此 SMS 可以改善軸向解析度。

此外，因為加性高斯白雜訊(Additive White Gaussian Noise, AWGN)只對自己有相關性，而對其它訊號皆沒有相關性，因此當 SMS 在做 auto-correlation 的時候，形同將 AWGN 過濾掉，訊雜比(SNR)於是增加。

## 2. 實驗設計

在實際使用光聲影像進行 SMS 實驗之前，我們先使用較為簡易的超音波數據進行測試。超聲波成像系統的 PSF 如圖 1 左，先使用這組數據進行測試的好處為，這個 PSF 看起來是個形狀簡單的橢圓形，因此在測試時較容易直接用肉眼觀察效果，十分方便。

在本專題的最後，會使用一組 OR-PAM 的數據進行 SMS 方法的驗證。而 OR-PAM 在進行一次光聲顯微掃描後，會得到一組  $256 \times 500 \times 500$  的三維影像，即，此立體影像是由 500 張 B-mode 影像所組成，而每張 B-mode 影像的大小為橫向 500 pixels、軸向 256 pixels。在本專題最後，會取這個三維影像的第 250 張 B-mode 影像進行分析，如圖 1 右。

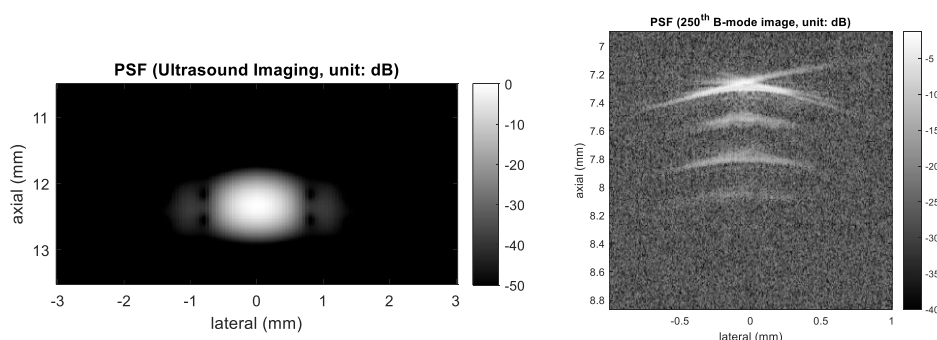


圖 1 PSF (250<sup>th</sup> B-mode image)

在做 SMS 的最後，訊號會在時域做自乘，等同於在頻域做 auto-correlation，如此便會在頻域多出更多的頻率成分。因此，若沒有先在頻域補充足夠的空間，訊號會因此產生混響(aliasing)，如圖 2 左。

為了因應在頻域上多出來的高頻成分、防止混響的產生，根據取樣定理，取樣頻率 (sampling rate) 需要提升，空間上的取樣間隔 (sampling interval) 需要縮短。因此，訊號轉回時域之前，必須先在高頻區段做 zero padding 以補償足夠的頻率成分，同時因為多出的高頻頻率成分，也改進了軸向解析度，如圖 2 右。根據下方比較圖，可以明確發現影像品質的提升。

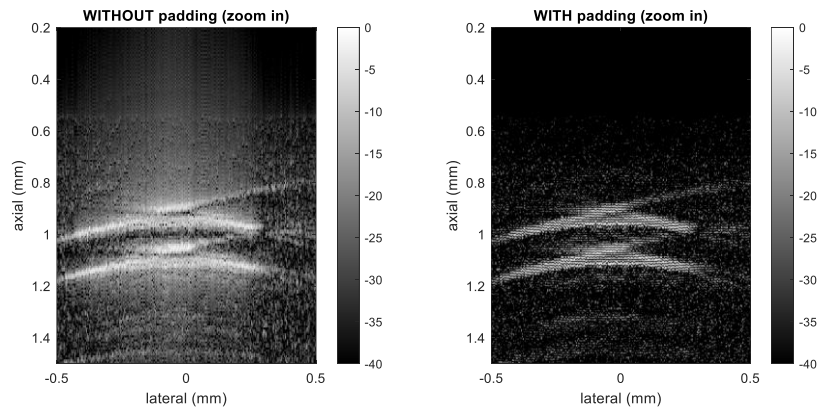


圖 2 頻率補償前後比較

圖 3 可以用來觀察 RF Data 和 HB Data 在經過 SMS 處理後的結果。左上圖模擬的是兩個點經過超聲波成像後所得到的影像結果，可以發現兩個點已經融合在一起，無法辨別這是兩個不同的點。左下圖顯示的是尚未經 SMS 前，原始圖像在軸向的投影，可以清楚發現，這張圖已經不符合本專題對解析度定義的「兩個波峰中較低的峰，與下凹處的底部之間可以達到對比 6 dB (圖中橘線) 以上」的要求，即，此兩點已無法解析。

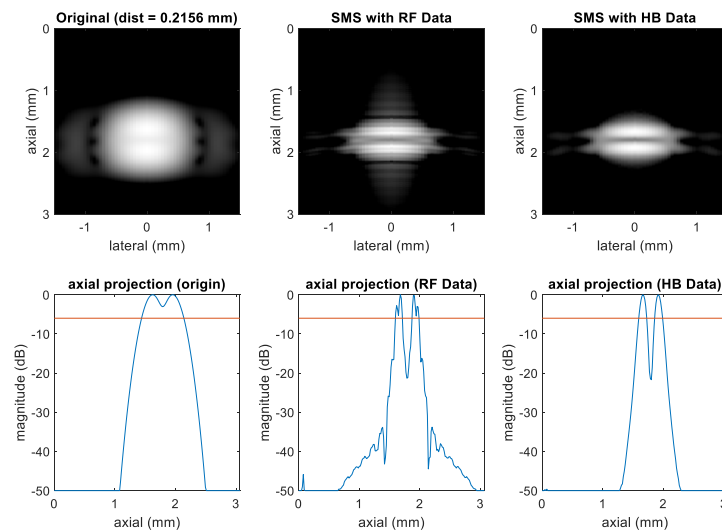


圖 3 Hilbert transform 前後比較

而中上圖及右上圖分別為 RF Data 和 HB Data 經過 SMS 處理過後的模擬影像結果。可以發現都已經可以區分出兩個點，但是 RF Data 經過處理過後明顯有 aliasing 的產生，而 HB Data 則解決了這個問題。從下面的軸向投影圖也可以發現雖然兩者都有達到解析度定義的標準，但是 RF Data 有明顯的抖動干擾，效果並不理想。

因為軸向解析度由整體系統的頻寬(bandwidth)決定，若頻寬愈寬，則軸向解析度愈好。因此，在改善軸向解析度的過程之中，會希望使訊號的頻寬變寬。但是訊號的頻寬如果變寬，就可能跟相鄰的訊號重疊(overlapping)，使影像失真(distortion)。將訊號轉成 HB 訊號，可以使訊號在頻寬變寬的過程之中不易重疊，減少影像的失真。

在做 SMS 的時候，因為最後會對訊號在時域做  $p$  次方的緣故，因此會在頻域產生新的頻率項，使得頻寬變寬，軸向解析度提升。若是將縮放常數  $p$  提高，會使得增加的頻率項數量更多，即，訊號的頻寬變寬的幅度增加，因此會得到更好的軸向解析度。至於解析度究竟可以達到多大的改善，根據本專題對解析度的定義：「兩個波峰中較低的峰，與下凹處的底部之間可以達到對比 6 dB 以上差異的情況下，這時兩點的最短直線距離。」做出「兩點距離」跟「兩點波峰與中間下凹處底部之間的對比」的關係圖，如圖 4。



圖 4 不同縮放常數的 SMS 效果比較(實驗模擬)

圖 4 是利用 OR-PAM 的數據進行分析的模擬結果。從圖中可以知道，依照解析度的定義，原本的影像解析度約為 0.14 mm。隨著縮放常數  $p$  變大，兩點的辨識能力變得越強，當縮放常數  $p=3$  時，影像的解析度可以提升為 0.07 mm，大約提升了 2 倍的效果。

### 3. 實驗結果

SMS 演算法在保留原本相位的情況下做頻譜縮放，利用傅立葉與反傅立葉轉換的特性，對訊號做 delay and sum，由此達到軸向解析度變好，兩點之間的分辨能力提高的

效果。同時，因為這個過程等同於在時域上做 auto-correlation，可以拉開訊號與雜訊的區別，將雜訊 bandpass filter 掉。因此，經 SMS 演算法處理過的光聲影像不只提高了解析度，更可以解決假影、訊雜比等等問題，使影像在提升解析度的同時，更高度還原、減少失真。而我們的實驗結果證實了 SMS 確實可達到此效果。

將影像轉成 HB 訊號後由 SMS 方法處理並設定縮放常數  $p$  為 3，軸向解析度最好可達到 3pixels，同時雜訊和假影被抑制，由動態範圍(Dynamic Range, DR)判斷，訊雜比最好可提升 15dB。

與傳統常用的 RL 演算法相比，若將 RL 演算法迭代次數設定在理論最佳值 10 次，軸向解析度最好只可達到 7pixels，同時雜訊被放大，訊雜比下降 40dB。圖 5 是拿原圖、經 SMS 方法與 RL 演算法處理過之影像比較圖。由上自下分別是 DR=20、45、70、95 dB 的情況。由實驗結果可得知，SMS 演算法不只可提供極佳的解析度，還很大程度的克服了傳統演算法的缺點，改進了假影、訊雜比等等問題，是一種優秀的超解析演算法。

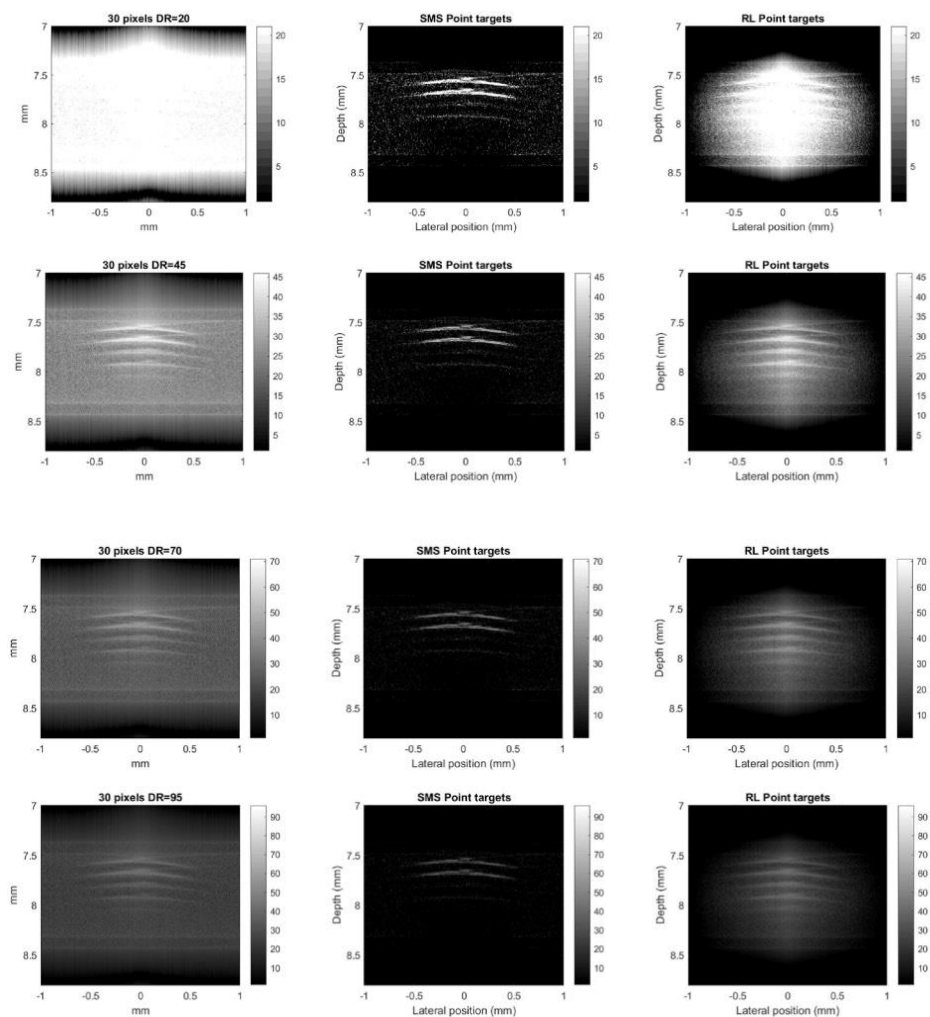


圖 5 不同 DR 的比較

### 三、心得感想

經過實作專題的訓練，我才瞭解做研究最重要的精神與價值是什麼。做研究不像是在課堂被動接收知識，或是坐等老師給一個既定的框架，寫一個 project 填滿它，而是要不斷摸索、追求與探詢，在犯錯誤的過程中進步，在懷疑的同時得到解方。沒有一個準備好的答案擺在眼前，老師也不會一味給予答案，而是不斷討論再討論，要不斷追著疑問邁步才是正道。

同時，我也學到了不能被動接收外在既有的一切，不能撿起一個現成的 toolbox 就用，不然就只是 garbage-in garbage-out，不知為何對，亦不知為何而錯。如此的研究是沒有實際意義的。在這種求知的信念下，我們從頭到尾，手刻了專題內所有需要用到的 function，透徹瞭解內部所有演算的邏輯以及特殊意義，若與既有的 toolbox 對照比較，也可查捕闕漏，發現兩者的差異以及其中的陷阱。

除了不同於一般課程的訓練以外，能將自己實際研究、鑽研的東西應用在現實中，驗證其可行性，比較、分析與其他同類型演算法的差異更是一個可貴的經驗，發現自己花了一整年在做的東西，有實際應用價值，是一個有未來、有前景的東西，更是一種鼓舞，讓我們更加充滿對研究的熱情。