

# 國立交通大學

## 資訊科學與工程研究所

### 碩士論文



運用小範圍頻譜之資訊做血管切割之研究

Vessel Segmentation by using local information frequency domain

研究生：廖偉谷

指導教授：荊宇泰 教授

中華民國九十七年七月

運用小範圍頻譜之資訊做血管切割之研究  
Vessel Segmentation by using local information frequency domain

研究生：廖偉谷

Student : Wei-Gu Liao

指導教授：荊宇泰

Advisor : Yu-Tai Ching

國立交通大學  
資訊科學與工程研究所  
碩士論文



A Thesis  
Submitted to Institute of Computer Science and Engineering  
College of Computer Science  
National Chiao Tung University  
in partial Fulfillment of the Requirements  
for the Degree of  
Master  
in  
Computer Science

July 2008

Hsinchu, Taiwan, Republic of China

中華民國九十七年七月

## 運用小範圍頻譜之資訊做血管切割之研究

學生：廖偉谷

指導教授：荊宇泰

國立交通大學資訊工程學系多媒體工程研究所碩士班

### 摘 要

由於醫學影像(CTA、MRI、MRA)被廣泛的使用在醫學的診斷上。而許多疾病，像糖尿病、高血壓、動脈硬化等等，都與人體內的管狀結構息息相關。因此若能將醫學影像裡有關於管狀結構之資訊，像彎曲度、管狀物寬度，擷取出來的話，則能輔助醫師作出準確的診斷與了解病情。而在我們的研究裡，提出了一個運用小範圍頻譜的資訊，去做血管切割的演算法。先將某個有管狀結構的 ROI 做傅立葉轉換，之後去分析頻譜並擷取出管狀結構的方向，根據此方向去找出下一個管狀結構，以迭代的方式逐步的擷取出整條管狀結構。

# Vessel Segmentation by using local information frequency domain

student : Wei-Gu Liao

Advisors : Dr. Yu-Tai Ching

Department ( Institute ) of Computer Science  
National Chiao Tung University

## ABSTRACT

CTA and MRA are widely used for the diagnosis of serious circulation diseases. Most diseases (ex : diabetes 、 hypertension and arteriosclerosis) are closely bound up the tube structure of human. This is the reason why segmentation is used for diagnosis. In this paper , we present a method for segmentation of tube structure. Our method use frequency of ROI (Region of Interest) and analysis this information to segment direction of tube structure , and then , according to the direction to find next tube structure , repeatedly to segment entire tube structure .

## 誌 謝

我真的非常感謝我的指導教授 荊宇泰教授，感謝教授在我碩士生涯裡提供我許多研究方向，最後我選擇了本研究做為碩士論文的主題，教授也給我極大的空間讓我往此研究議題做下去，今天才能完成此論文。我也非常感謝 2 位口試委員給我許多寶貴的意見，還有一些研究以外的指導。最後，我要謝謝永遠在背後支持我的父母，讓我能全心全意的專注在研究上。



# 目錄

中文摘要 .....	i
英文摘要 .....	ii
誌謝 .....	iii
目錄 .....	iv
表目錄 .....	vi
圖目錄 .....	vii
符號說明 .....	ix
第一章 緒論 .....	1
1.1. 簡介 .....	1
1.2. 相關研究 .....	1
1.2.1. Hessian Matrix .....	2
1.2.2. Region Grow .....	4
1.2.2.1 Branch-Based Region Growing .....	5
1.2.2.2 Detection of branch bifurcation .....	6
1.2.2.3 Dynamical change of growing condition .....	7
1.3. 研究動機 .....	8
1.4. 論文架構 .....	8
第二章 本論文研究 .....	9
2.1. 傅立葉轉換 .....	9
2.2. 分析小範圍頻譜資訊 .....	10
2.2.1. 二維空間 .....	11
2.2.2. 分叉的管狀結構 .....	15
2.3. 小範圍Grow演算法 .....	16
2.3.1. Seed Point .....	18
2.3.2. Trace next point .....	19
2.3.3. DFFT(Discrete Fast Fourier Transform) .....	22
2.3.4. Segment Feature Direction .....	24
2.3.5. Segment Ridge .....	25
2.3.6. Segment Center Point .....	27
2.3.7. Segment Tube Width .....	27
2.3.8. Check Tube Structure .....	28
2.3.9. Grow .....	29
2.3.10. Branch Detection .....	32
2.4. 三維空間 .....	35
第三章 實驗結果 .....	39
3.1. 合成影像 .....	39

3.2.	實際影像 .....	42
3.3.	計算成本 .....	46
第四章	結論與未來展望 .....	50
參考文獻	.....	51
自傳	.....	52



# 表目錄

表格 1 Hessian的特徵值與不同結構形狀之關係 .....	3
表格 2 特徵值與對各種結構的比照表 .....	4
表格 3 在不同情況下所偵測到的branches數目 .....	7
表格 4 根據圖 52,在不同trace scale和相同的管狀物寬度與SizeROI比值為 1:3 的情況下, 統計其計算成本. tubeWidth:管狀物的寬度,SizeROI:ROI的Size大小 .....	47
表格 5 根據圖 52,在不同trace scale和相同的管狀物寬度與SizeROI比值為 1:4 的情況下, 統計其計算成本. tubeWidth:管狀物的寬度,SizeROI:ROI的Size大小 .....	47
表格 6 根據圖 52,在不同trace scale和相同的管狀物寬度與SizeROI比值為 1:5 的情況下, 統計其計算成本. tubeWidth:管狀物的寬度,SizeROI:ROI的Size大小 .....	48
表格 7 根據圖 53,在不同trace scale和相同的管狀物寬度與SizeROI比值為 1:3 的情況下, 統計其計算成本. tubeWidth:管狀物的寬度,SizeROI:ROI的Size大小 .....	48
表格 8 根據圖 53,在不同trace scale和相同的管狀物寬度與SizeROI比值為 1:4 的情況下, 統計其計算成本. tubeWidth:管狀物的寬度,SizeROI:ROI的Size大小 .....	49
表格 9 根據圖 53,在不同trace scale和相同的管狀物寬度與SizeROI比值為 1:5 的情況下, 統計其計算成本. tubeWidth:管狀物的寬度,SizeROI:ROI的Size大小 .....	49



# 圖目錄

圖 1 Aylward[6]使用Hessian Matrix算出管狀結構的特徵向量 $e_1$ ，去 $e_1$ 方向找下一個將被Grow的位置。	4
圖 2 傳統的Region Grow會由Seed point往周遭的點去試是否能Growing	5
圖 3 Growing在有分叉結構上的處理	6
圖 4 Branch-based擷取的順序和Stack的內容	6
圖 5 Voxels被合併成一個連續的region	7
圖 6 有分叉管狀結構的頻譜	10
圖 7 各種不同方向的管狀結構與其頻譜	12
圖 8 (a)為原圖，(b)為圖a的頻譜	13
圖 9 算 $G_{Energy}$ 時，對 $\theta+\omega$ 與 $\theta-\omega$ 之間的所有pixels積分	14
圖 10 對 $G_{Energy}$ 排序， $\theta$ 從 0~179 度，區間值為 1。	14
圖 11 根據 $\theta$ 大小，去算出相對應的向量	15
圖 12 (a)合成影像(b)影像的頻譜	16
圖 13 小範圍Grow演算法的流程圖	17
圖 14 管狀物的寬度比SizeROI = 1:5	18
圖 15 整個ROI落在管狀結構內	19
圖 16 ROI同時圈選到二個管狀結構或雜訊	19
圖 17 由CurrentROI的Center Point去tracing NextROI的位置	20
圖 18 trace scale太大導致tracing到錯誤的區域	21
圖 19 trace scale大小影響計算成本大小	21
圖 20 (a)原圖，(b)經過Gaussian blur後的圖	22
圖 21 (a)原圖，(b)經過Sobel後的圖	23
圖 22 頻譜經過Shift過後，其intensity都會對稱於中心位置	24
圖 23 沿著管狀結構方向切出Ridge	25
圖 24 (a)錯誤的Ridge，(b)正確的Ridge	26
圖 25 將Ridge做一次微分後，再去算出tube width	27
圖 26 若ROI有管狀結構，則其一維頻譜會有強烈Valley-Peak-Valley結構	28
圖 27 在過度彎曲的地方Grow的Growing path	30
圖 28 解決過度彎曲的Growing path	31
圖 29 $H_{section}$ 所截出的面積大小	32
圖 30 Branch Detection對某Grown path裡每一ROI的次特徵方向去嘗試Grow	33
圖 31 Grow path的順序，1-2-3-4	33
圖 32 Branch的stack	34
圖 33 直接使用公式(2.4)，從 3D頻譜算出來的 $G_{Energy}$	35
圖 34 (a)3D ROI裡有一管狀結構(b)經過一次FFT後的 3D頻譜	36
圖 35 經過二次FFT後的頻譜，其中心位置擁有最強烈intensity	37

圖 36	把 3D 頻譜投影成一 2D 頻譜 .....	37
圖 37	由投影的二維頻譜去算出此頻譜的主特徵方向 .....	38
圖 38	根據主特徵方向去三維頻譜切出相對應的一個二維頻譜 .....	38
圖 39	合成影像一 .....	39
圖 40	合成影像二 .....	40
圖 41	合成影像三 .....	40
圖 42	合成影像四 .....	40
圖 43	合成影像五 .....	41
圖 44	合成影像六,解析度為 546x551 .....	41
圖 45	實際影像一 .....	43
圖 46	實際影像二 .....	43
圖 47	實際影像三 .....	44
圖 48	實際影像四 .....	44
圖 49	實際影像五 .....	45
圖 50	實際影像六,解析度為 512x512 .....	45
圖 51	實際影像七 .....	46
圖 52	以合成影像來對計算成本做一個統計與分析,解析度為 546x551 .....	47
圖 53	以實際影像來對計算成本做一個統計與分析,解析度為 512x512 .....	48



## 符 號 說 明

$\mu$  : 平均值

$\sigma$  : 標準差

$\alpha$  : 追蹤下一個 point 的尺度大小

$\nabla^2 f$  : Hessian Matrix



# 第一章 緒論

## 1.1. 簡介

MRA(magnetic resonance angiography)與 CTA(X-ray CT angiography)被廣泛的使用在很多醫學的診斷上。幾乎可以不用入侵人體內部就能擷取出人體的內部構造，而最常使用的方法是先注入顯影劑或螢光劑，之後再經由 X 光攝影、電腦斷層掃描或眼底攝影等技術來獲取影像。

經由醫學造影技術所得到的資料後，若能了解這些醫學影像裡管狀的形狀，彎曲度，管狀物的寬度等等，將能輔助醫師在診斷上有做出更準確的判斷。因為很多疾病的診斷都與這些特徵息息相關，像糖尿病、高血壓、動脈硬化等等的疾病都與管狀的結構有關。

因此，我們若能完善的擷取出這些管狀結構的資訊，將有助於醫生在診斷時，有更詳細的資料去輔助診斷結果。所以我們在此研究提出了一個以小範圍頻譜的資訊，去分析身體內部許多的管狀結構。我的研究方法使用小範圍頻譜的資訊與修改傳統 Grow 的方法來進行快速的 Grow。

## 1.2. 相關研究

管狀擷取演算法在血管循環系統的分析上佔有非常關鍵性的成分。而在學術研究上對於擷取醫學影像中的血管結構的研究已經有多年的歷史，而對於不同的醫學影像，像 CTA、X-ray、MRI，都有相對應的演算法去擷取這些影像裡的管狀資訊。因為由不同的造影技術所產生的醫學影像，其血管結構都會有一些差異，譬如 grey value。

因此,根據這些不同造影技術所產生的各種影像,現在已經有許多文獻只針對某種影

像特性來擷取管狀物的演算法，不過這些方法大致上可以分為以下 3 類：

(1) pattern recognition based，(2) tracking based，(3) model-based。

- (1) Pattern recognition based，由於人類非常善於從影像裡分辨出管狀結構，或其他特徵。但是電腦對這方面確是截然不同的，而電腦可以使用一些特定的演算法來辨識那些像素是否屬於管狀結構。像是以下這些演算法：intensity thresholding[1]、edge detection、match filter、morphological operation[2]，但是這些演算法只能初步的分辨像素可能是屬於管狀結構，還需要後續的步驟來把真正屬於管狀結構的像素標示出來。
- (2) Tracking based 的演算法是從一個已知的管狀結構，經由各種方法去分析出管狀結構的方向與管狀結構中心位置，之後從中心位置沿著此方向去找出下一個管狀結構，以迭代的方式逐步的擷取出管狀結構。此類方法通常需要使用者手動設定起始位置與方向，再使用特定演算法，像 intensity ridge[3]，去分析垂直於此方向的剖面(Ridge)，找出管狀結構的中心位置與管壁，依此中心位置去找出下一個管狀結構，重複上述步驟進而追蹤(trace)出整條管狀物。
- (3) Model-based 的演算法需要較多的與假設與已知條件，例如根據管狀結構的性質去建立模型，或是使用者設定控制點。像 snake 是以一個已經設計好控制點與參數描述模型，去逼近管狀結構。根據使用者給定的數個控制點所描述的封閉曲線，藉由最小化內力及外力所構成的能量和，來找出管狀結構的形狀。

### 1.2.1. Hessian Matrix

而近年來，Hessian Matrix 常被應用在管狀結構擷取，因為 Hessian Matrix 矩陣經過運算後的特徵值(eigenvalue) $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 、 $\lambda_3$ ，比較這些特徵值大小將可以判斷出線狀結構、球狀結構與片狀結構。Sato[4]利用 Hessian Matrix(1.1)去對醫學影像裡的各種組織進行分

類，像血管、支氣管屬於線狀結構；腦皮層屬於片狀結構；各種大小型式的瘤屬於球狀結構。對於線狀結構，還能算出 $\lambda_1$ 相對應的特徵向量(eigenvector)，其特徵向量所指的方向即為線狀結構的方向。

$$\nabla^2 f = \begin{bmatrix} f_{xx} & f_{xy} & f_{xz} \\ f_{yx} & f_{yy} & f_{yz} \\ f_{zx} & f_{zy} & f_{zz} \end{bmatrix} \quad (1.1)$$

對三維醫學影像來講，若某ROI經由Hessian Matrix運算過後，會得到特徵值 $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 、 $\lambda_3$ 。而根據這 3 個特徵值大小關係，可以得知ROI裡擁有怎樣的結構。像血管、支氣管此類的管狀結構，其特徵值比較為 $\lambda_3 \approx \lambda_2 \ll \lambda_1 \approx 0$ 。且還能判斷片狀結構與球狀結構。

Fragi[5]等人列出了 $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 、 $\lambda_3$ 幾種可能的形式，如表格 1。

號



表格 1 Hessian 的特徵值與不同結構形狀之關係。表格中的“L”表示絕對值小的值，而“H”表示絕對值大的值，“+-”表示該值得正負。

2D		3D			Orientation pattern
$\lambda_1$	$\lambda_2$	$\lambda_1$	$\lambda_2$	$\lambda_3$	
N	N	N	N	N	Noisy, no preferred direction
		L	L	H-	Plate-like structure(bright)
		L	L	H+	Plate-like structure(dark)
L	H-	L	H-	H-	Tubular structure(bright)
L	H+	L	H+	H+	Tubular structure(dark)
H-	H-	H-	H-	H-	Blob-like structure(bright)
H+	H+	H+	H+	H+	Blob-like structure(dark)

資料來源：Fragi[5]

表格 2 特徵值與對各種結構的比照表

Local Structure	Eigenvalue Condition	Decomposed Condition	Example
Sheet	$\lambda_3 \ll \lambda_2 \approx \lambda_1 \approx 0$	$\lambda_3 \ll 0 \& \lambda_3 \ll \lambda_2 \approx 0 \& \lambda_3 \ll \lambda_1 \approx 0$	Cortex
Line	$\lambda_3 \approx \lambda_2 \ll \lambda_1 \approx 0$	$\lambda_3 \ll 0 \& \lambda_3 \approx \lambda_2 \& \lambda_2 \ll \lambda_1 \approx 0$	Vessel, bronchus
Blob	$\lambda_3 \approx \lambda_2 \approx \lambda_1 \ll 0$	$\lambda_3 \ll 0 \& \lambda_3 \approx \lambda_2 \& \lambda_2 \approx \lambda_1$	nodule

對於管狀結構的 3 個特徵值 $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 、 $\lambda_3$ ，而 $e_1$ 、 $e_2$ 、 $e_3$ 為 $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 、 $\lambda_3$ 相對應的特徵向量，而 $e_1$ 為管狀結構的方向。Aylward[6]提出了一個tracking based的方法，先手動設定Seed point，以此Seed point為ROI中心做Hessian Matrix，算出特徵值，若其特徵值的比較符合線狀結構的 $\lambda_3 \approx \lambda_2 \ll \lambda_1 = 0$ 的話，則此ROI裡有管狀結構，之後根據 $e_1$ 的垂直方向去切出此管狀結構的ridge，找出管狀的中心點位置，最後在由 $e_1$ 的方向找下一個管狀結構，重複上述動作直到追蹤完整條管狀物。

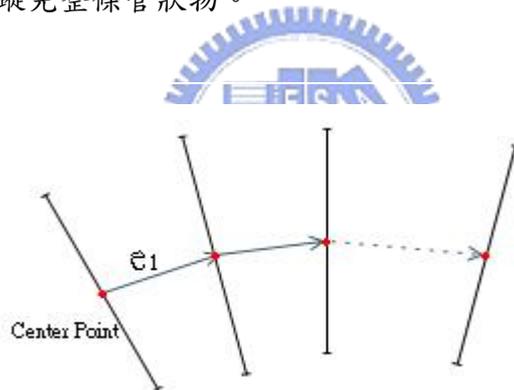


圖 1 Aylward[6]使用Hessian Matrix算出管狀結構的特徵向量 $e_1$ ，去 $e_1$ 方向找下一個將被Grow的位置。

### 1.2.2. Region Grow

Region Grow 是最常使用來擷取管狀物的演算法。它是先設定某一個 Seed Point，當作 Grow 的起點，然後由此 Seed Point 開始向鄰近的點成長出去，如圖 2。而 Growing 時，會根據當時的 threshold 去決定下一個將要被長出去的 point，判斷是否 grow 成功或失敗。

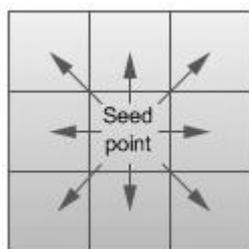


圖 2 傳統的 Region Grow 會由 Seed point 往周遭的點去試是否能 Growing

由於 MRA 或 X-ray 是把顯影劑或螢光劑打入管狀物，而在比較粗的管狀物，其顯影劑或螢光劑比較多，所以 intensity 會比較強烈一些；相反的，在比較細的血管，其顯影劑或螢光劑比較少，反而讓其 intensity 比較弱，使得整體醫學影像的 intensity 分佈太廣。若在每一個 seed point 都是使用同樣的 threshold 的話，則在比較細的血管時，容易停止 Grow。

因此 Eiho[7]等人提出 branch-based region growing 來解決此問題。由於在同一時間，有數個 Growing points，但只有一個 growing point 在進行 grow，所以 threshold 應該根據正在進行 grow 的 point 進行調整。而在有 Branch 的地方，在同一時間內，只會往其中一個 Branch 方向去進行 Growing，而把另一個 Branch 先以 Stack 的型式儲存起來，之後在 Grow。而 Threshold 會在新的 Branch 時，會重新設定新的 Threshold，讓 Threshold 適用於此方向的 Branch。

### 1.2.2.1 Branch-Based Region Growing

圖 3，表格裡面的數字表示正在 growing 的 cycle，cycle 1 是 Seed Point，由此 cycle 開始向外 Grow。當 grow cycle 由 10 到 11 時，可以發現 cycle 11 被分為 2 個部分，表示有 bifurcation 發生了。此時，grow cycle 只會往其中某一個 Branch 去繼續 Grow，因此下一個 grow cycle 為 12。

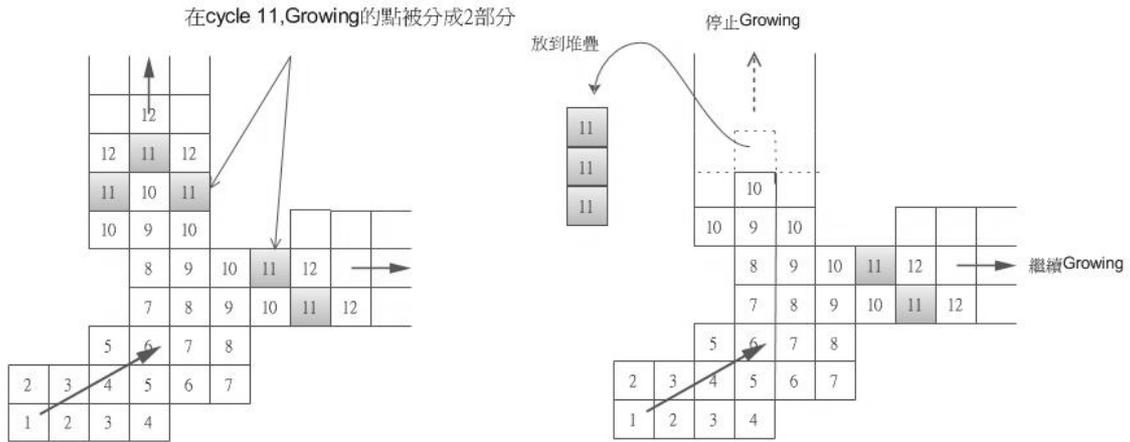


圖 3 Growing 在有分叉結構上的處理  
左:傳統的 Region Grow 右:Branch-based 的方式

而 grow cycle 11 的另一部分就暫時以 stack 的方式儲存起來，等到 cycle 12 Grow 到不能再 Grow 時，再抓取儲存在 stack 裡的 cycle 去進行 Grow，如圖 4 所示。

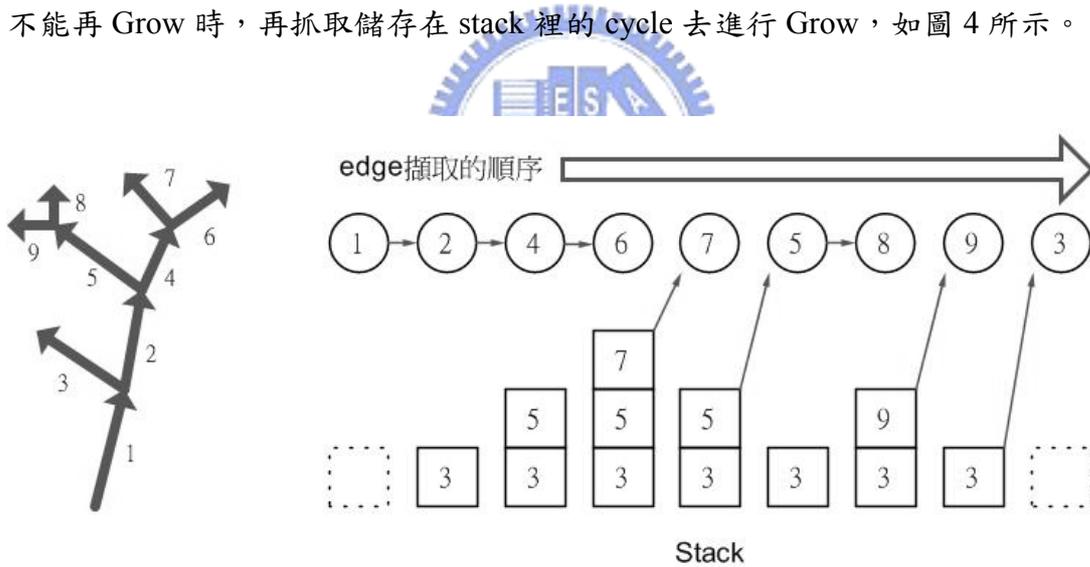


圖 4 Branch-based 擷取的順序和 Stack 的內容

### 1.2.2.2 Detection of branch bifurcation

在偵測 branch bifurcation 時，在每一個 growing step，若是 growing number 沒有連續(connect)在一起的話，則表示有 branch bifurcation 的發生。而為了避免 over-dividing of branch，通常會使用 26 個 neighborhoods，跟使用 2 個 cycle number，如圖 5。

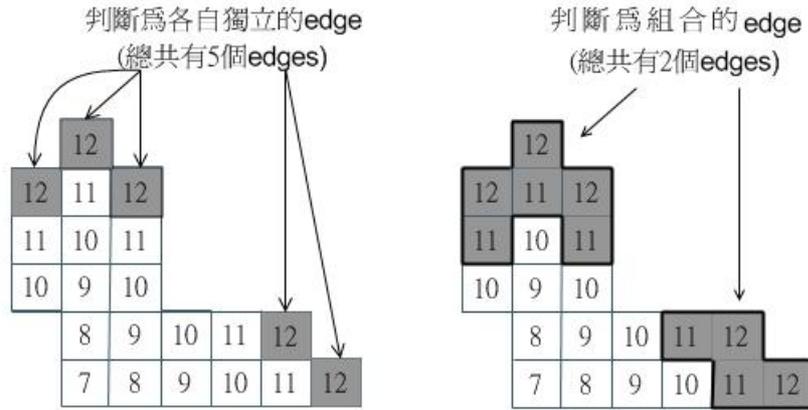


圖 5 Voxels 被合併成一個連續的 region  
 左:12th only 右:both 11th and 12th

表格 3 在不同情況下所偵測到的 branches 數目

Growing condition		Number of branches
thickness	neighbors	
1	6	96390
1	26	204
2	6	159
2	26	115

資料來源: Eiho[7]

### 1.2.2.3 Dynamical change of growing condition

由於分叉地方的 intensity 分佈非常的廣，所以需要對每一個正在進行 grow 的 point，根據此 point 的周遭 grey value，去設定適合的 threshold。

$$\mu - h\sigma \leq g(x, y, z) \quad (1.2)$$

- $\mu$  = average intensity of the neighboring region during a certain duration of the reset growing steps。
- $\sigma$  = intensity deviation of the same neighboring region as the above defined。
- $g(x, y, z)$  = the intensity value of the target voxel
- $(x, y, z)$  = the coordinates of the target voxel
- $h$  = a parameter which corresponds to control the easiness of growing。

## 1.3. 研究動機

在 1.2 節介紹的 Hessian Matrix 雖然能辨別許多結構，而且在分析管狀結構時，還能擷取出管狀結構的方向。但 Hessian Matrix 的特徵向量只能擷取主要管狀結構的方向，如果在有分叉的結構，則無法擷取另一個分叉管狀物的方向。還有使用 Hessian Matrix 時，中心位置必須落在管狀結構上，這樣才能在分析特徵值時，判斷是否為管狀結構。

而傳統的 Grow 演算法裡，通常都是毫無方向性的亂 growing。因此，我們若能在 Region Grow 的演算法裡，算出正確的 growing 方向，這樣就不用毫無方向的 trace 周遭的 voxels。從上述的幾個討論，所以我們有興趣去研究這個主題。

## 1.4. 論文架構

我們論文共分為四章。第一章簡介現代的醫學影像對於醫學診斷上的重要性，介紹一些最常使用來擷取管狀結構的演算法，還有研究動機。第二章將介紹我們的研究方法，包括傅立葉轉換和分析頻譜之資訊，之後是使用小範圍頻譜之資訊來進行 Region Grow 的演算法。第三章是研究的結果，對合成與真實的醫學影像來進行實作，分析與討論。第四章為結論與未來工作與展望。

## 第二章 本論文研究

### 2.1. 傅立葉轉換

傅立葉轉換(Fourier Transform)的思想，首先是由法國的學者傅立葉所提出來的。傅立葉轉換運用在很多不同的學術領域，像是物理學，數論，組合數學，訊號處理，光學，等等，主要用途是將訊號分解成幅值分量跟頻率分量。而傅立葉轉換能將滿足一定條件的某個函數以三角函數的正弦和餘弦來表示或者是他們積分的線性組合。一般而言，若沒有特別強調「傅立葉轉換」一詞，通常都是指「連續傅立葉轉換」。而連續傅立葉轉換的公式如下：

$$F(\omega) = \mathcal{F}[f(t)] = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-i\omega t} dt. \quad (2.1)$$

$$f(t) = \mathcal{F}^{-1}[F(\omega)] = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega)e^{i\omega t} d\omega. \quad (2.2)$$

而在我們的研究資料是有限長的，所以我們通常會使用離散傅立葉轉換(Discrete Fourier Transform，縮寫為 DFT)來對資料進行運算。離散傅立葉轉換是傅立葉轉換在時域和頻域都是呈現離散的形式時，將訊號的時域採樣轉換為其 DTFT 的頻域採樣。離散傅立葉轉換公式如下：

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi\left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N}\right)} \quad (2.3)$$

## 2.2. 分析小範圍頻譜資訊

在我們的研究中發現，若將一張擁有管狀結構的影像做一次或二次傅立葉轉換，在轉換後的頻譜上，發現了一些有趣的現象。而在二維的影像處理上只需要做一次傅立葉轉換及可看出，但在三維的影像處理上就比較複雜許多，以下將會詳細說明。

而在分析頻譜的資訊時，我們的首要任務就是準確的在頻譜上，擷取出那條擁有最強烈灰階值(grey value)的線，如圖 6，我們在這個研究上稱它為主特徵線(feature line)，而此特徵線所指的方向為主特徵方向(feature direction)。

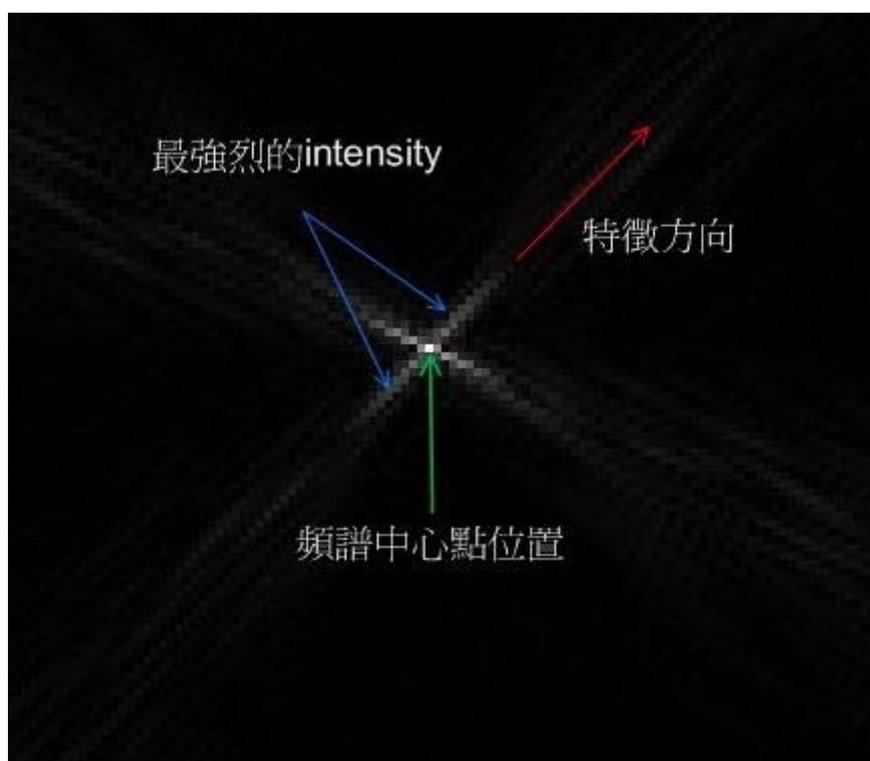
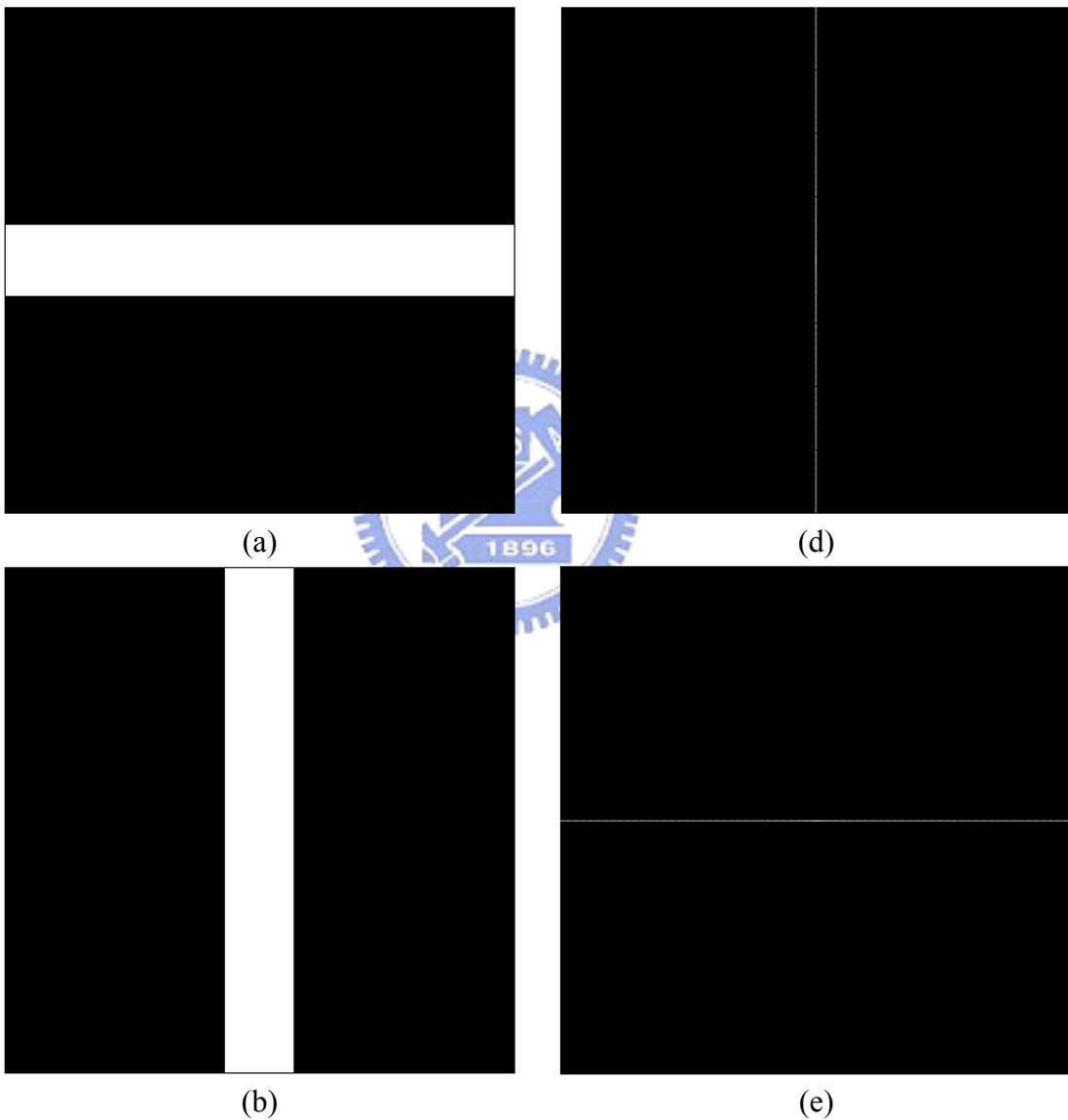


圖 6 有分叉管狀結構的頻譜

### 2.2.1. 二維空間

假使有一張二維影像裡有管狀結構，像是血管、氣管或是神經，再經由一次傅立葉轉換成頻譜之後。我們可以發現在頻譜上會有數條明顯的線性結構，且這數條線性結構的方向就是管狀的方向，且因為是頻譜的關係，所以影像的中心點(若影像大小為 $512 \times 512$ ，則中心點為 $(256, 256)$ )為此線的中心點。由下列影像來說明：



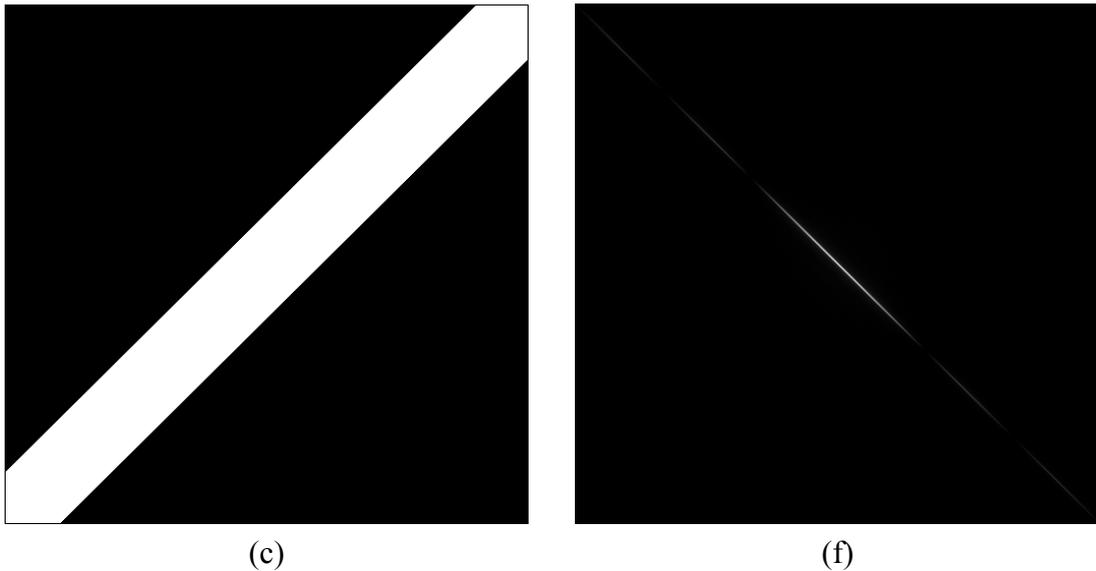


圖 7 各種不同方向的管狀結構與其頻譜

圖 7(a)、(b)、(c)都是有管狀結構的圖，而圖 7(d)是圖 7(a)經由傅立葉轉換而算出來的頻譜，圖 7(e)是圖 7(b)的頻譜，圖 7(f)是圖 7(c)的頻譜。觀察這 3 對影像可以發現，只要影像裡有管狀結構的話，則在傅立葉轉換後的頻譜上，會有一條強烈 intensity 的線且其線的方向與管狀結構的方向垂直。也就是說，擷取出頻譜上的資訊，經由分析其頻譜資訊後，則可以分析出此頻譜所對應的原影像裡是否擁有管狀結構。

現在有很多研究擷取管狀物的文獻中，通常都會遇到某一典型的困難，就是當有分叉(bifurcation)的結構時。而我們的研究裡，若某 ROI(Region of Interest)裡有分叉的結構時，分析其頻譜之資訊將能擷取出分叉管狀結構的方向。假使圖 8(a)為一張有分叉結構的影像，而把圖 8(a)經由傅立葉轉換後得到圖 8(b)，我們可以發現，在圖 8(b)裡上有二條擁有強烈 intensity 的線，而這二條線所指的方向剛剛好與圖 8(a)的分叉結構方向互相垂直。因此，我們可以藉由分析頻譜的資訊去擷取出分叉結構的方向。

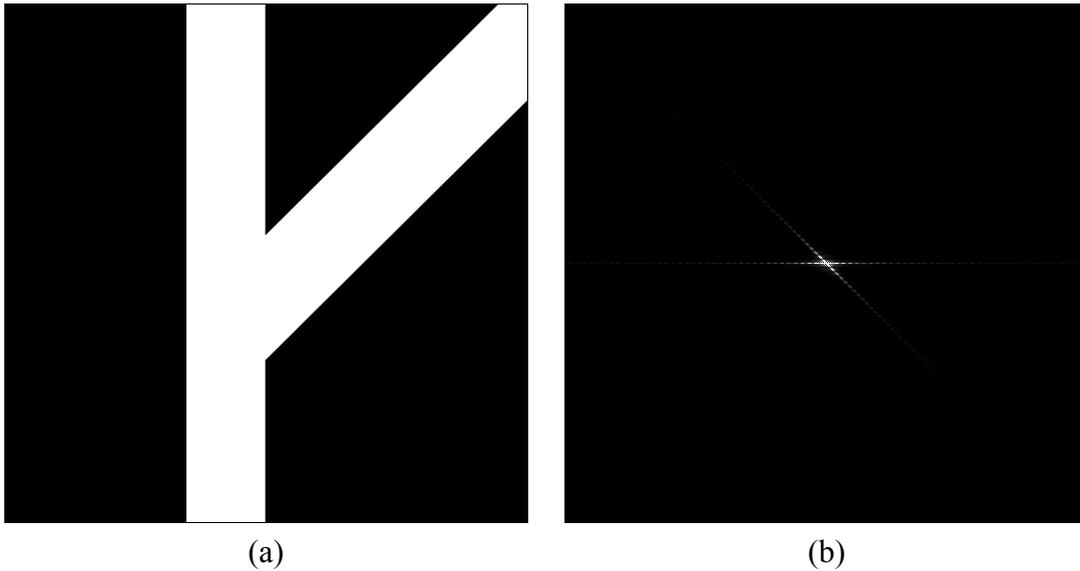


圖 8 (a)為原圖，(b)為圖 a 的頻譜

$$G_{Energy}(\theta, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} F(u, v; \theta, \omega) du dv \quad (2.4)$$



公式 2.4 是擷取頻譜上，以角度 $\theta$ 為中心，正負 $\omega$ 角度區域裡的能量 $G_{Energy}(\theta, \omega)$ ，而擷取此能量 $G_{Energy}$ 的方法是以頻譜的中心點為軸心，根據取樣的角度 $\theta$ 與 $\omega$ 去算出此角度上的頻譜能量大小。 $F(u, v; \theta, \omega)$ 是頻譜上，以中心點為軸心，頻譜上所有的點與軸心夾角介於 $\theta+\omega$ 和 $\theta-\omega$ 之間的點，如圖 9。在我們的研究中，為了擷取出最準確的主特徵線跟特徵線方向，於是我們把取樣的角度 $\theta$ 值設定為 0 到 179 度，區間值為 1； $\omega$ 值設定為 -5 到 +5 度。而我們觀察頻譜，可以明顯的發現，特徵線都是以中心點為對稱點，所以我們研究裡只取樣 $\theta$ 從 0 度到 179 度，區間值為 1。這樣就是說，在每一個角度都取樣一次了。當然，如果想要更準確的話，可以把取樣的區間值調小(區間值小於 1)，不過也會使得計算成本增加。

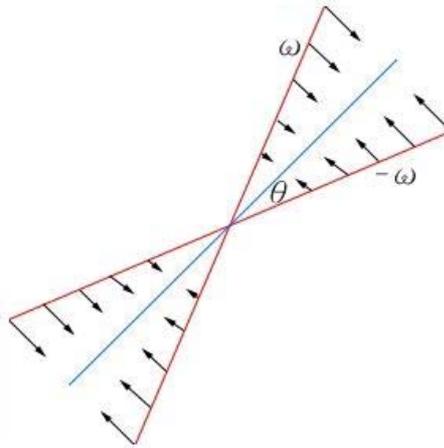


圖 9 算  $G_{Energy}$  時，對  $\theta + \omega$  與  $\theta - \omega$  之間的所有 pixels 積分

頻譜在經由公式 2.4 運算後，對所有的  $G_{Energy}$  依角度值  $\theta$  依序排好，會得到圖 10。由這張圖可以找出數個 peak 點，而把這些 peak 做排序後，最大值的 peak 點所對應的角度就是主特徵線所對應的角度。然而，再算出最大 peak 值後，把其角度換算成主特徵方向，此主特徵方向就是主特徵線的方向。以此類推，若還有其他 peak 點，就可以去擷取次特徵線跟次特徵方向。

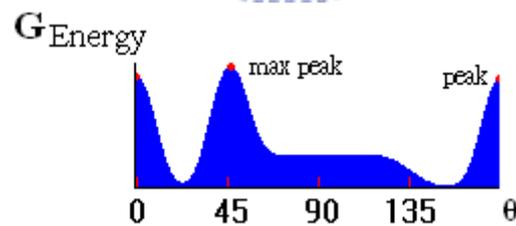


圖 10 對  $G_{Energy}$  排序， $\theta$  從 0~179 度，區間值為 1。

而特徵方向的算式會因角度大小的不同而有不同公式。由圖 11 可以清楚說明，假使角度  $\theta$  小於或等於 90 度的話，就以公式(2.5)去算出所對應的特徵方向；若角度  $\theta$  大於 90 的話，則以(2.6)去算。

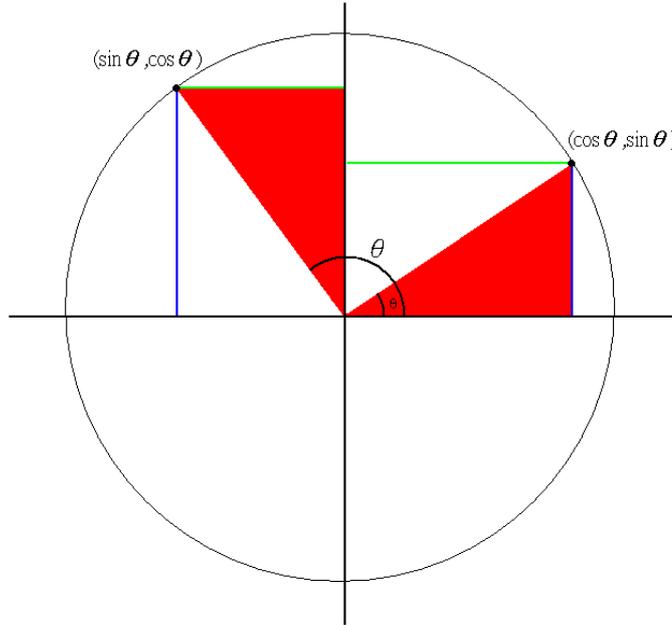


圖 11 根據  $\theta$  大小，去算出相對應的向量

$$\vec{V}_{\theta \leq 90} = (\cos \theta, \sin \theta) \quad (2.5)$$

$$\vec{V}_{\theta > 90} = (\sin \theta, \cos \theta) \quad (2.6)$$



### 2.2.2. 分叉的管狀結構

然而一般的管狀結構，都會有分叉的結構(bifurcation)，所以我們不只要擷取主特徵線跟主特徵方向，還要擷取分叉的次特徵線與次特徵方向。通常在血管中，因為比較粗的血管，其血液會比較多，因此 intensity 會比較強烈，反應在頻譜上，則是會有比較強烈的特徵能量。而分叉的血管因為血管比較細小且血液比較少，所以也會有強烈的特徵能量，只是其特徵能量會比主特徵能量弱一些，如圖 12。擁有最強特徵能量的線則稱為主特徵線，其對應的方向稱為主特徵方向；而擁有次特徵能量的線稱為第二特徵線

(或次特徵線)，其方向為第二特徵方向(或次特徵方向)，若還有分叉的管狀結構，則以此類推。

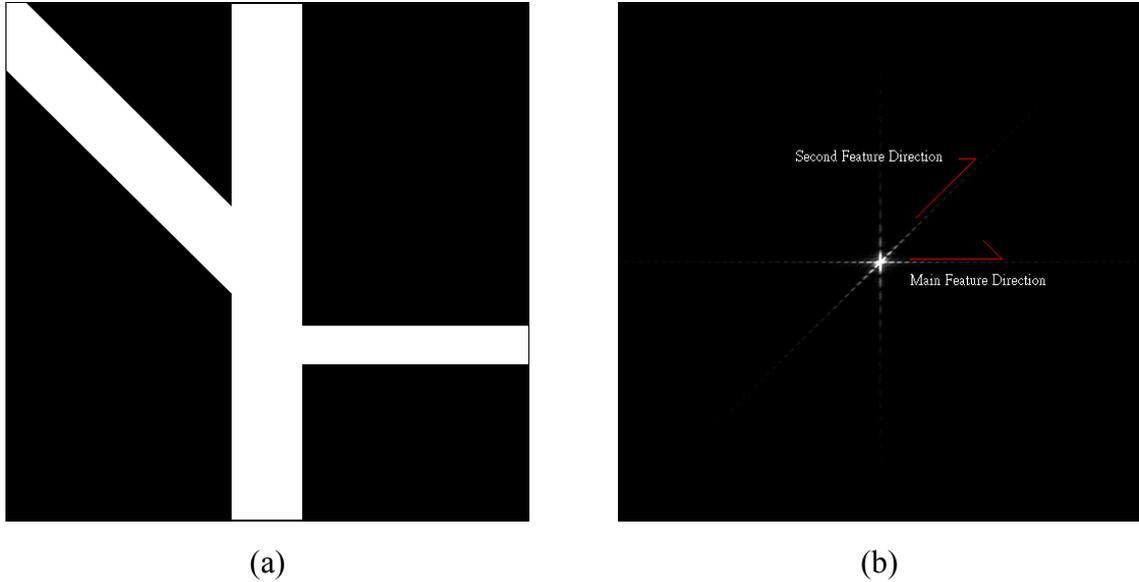


圖 12 (a)合成影像(b)影像的頻譜

現在很多血管擷取的研究文獻中，當血管有分叉時，會比較不好處理，就像 Region Grow 的演算法，就很容易因為雜訊而分叉錯誤或分叉過多。在 Hessian Matrix 中，因為不容易擷取到分叉管狀物的方向，所以很容易在分叉結構上發生錯誤。因此，我們的研究可以很容易的在頻譜上擷取出所有的特徵方向，使得我們有興趣去研究此篇論文。

## 2.3. 小範圍 Grow 演算法

這節我們將研究應用在血管的擷取上。一開始先選擇適當的 Seed Point 跟尺度 (scale)，之後經由 FFT 算出以此 Seed Point 為中心的 ROI 的特徵方向，再沿著此方向去設定下一個將要被 Grow 的 target Point。此後再算出 target Point 的特徵方向，再去設定下一個要被 Grow 的點，一直重複以上述步驟直到 growing false。之後再去分析此 growed path 是否有其他的 branch 存在，若有，則再繼續 Grow；若沒有，則整個 Grow 終止。

圖 13 是小範圍 Grow 演算法的流程圖。

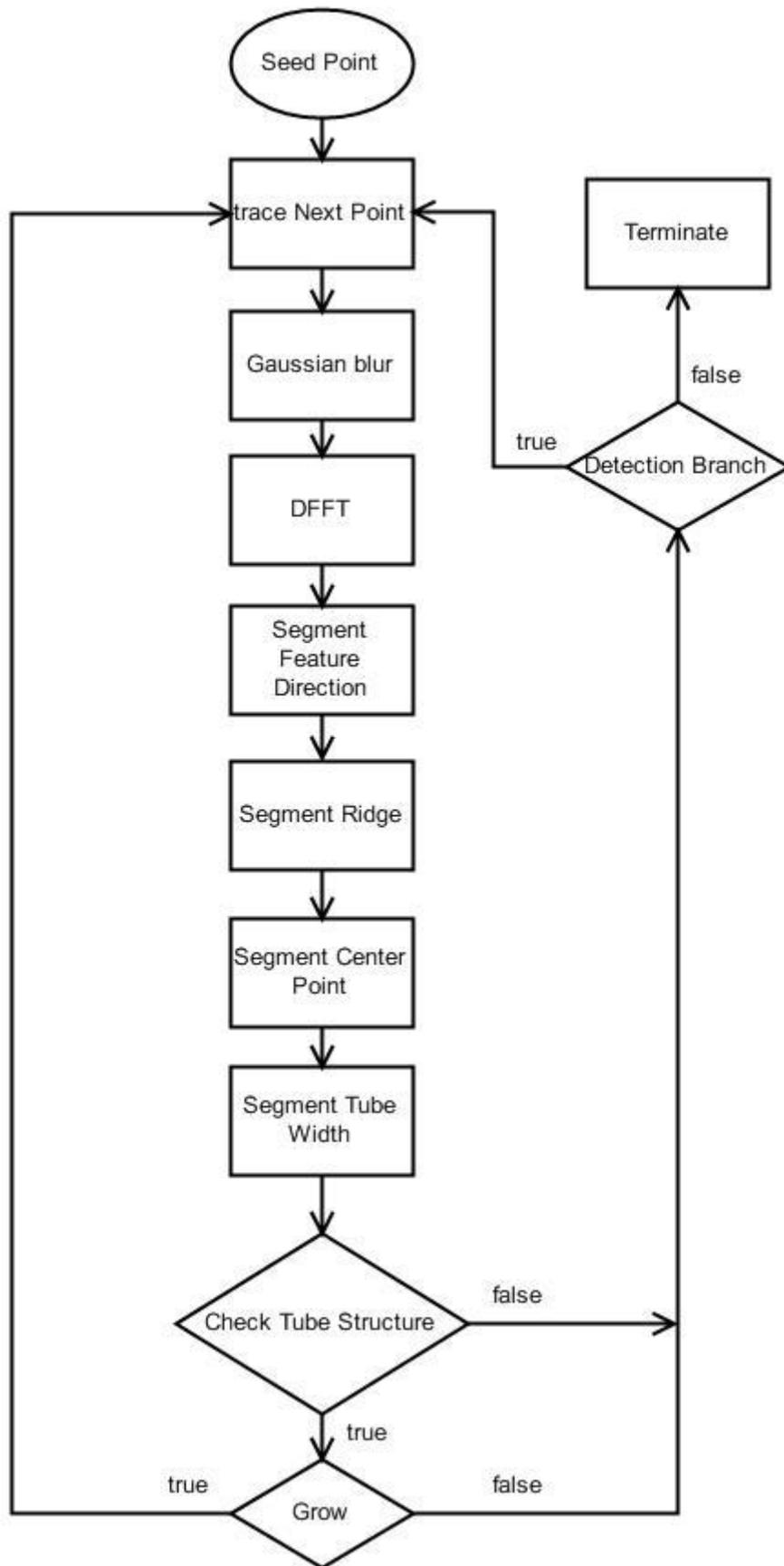


圖 13 小範圍 Grow 演算法的流程圖

### 2.3.1. Seed Point

我們的研究提供一個半自動的血管擷取演算法，一開始需要手動設定一開始 Grow 的 Seed Point。我們的研究發現，若一開始設定的 Seed Point 與 Scale 大小適當的話，將有助於之後的 Grow。且 Seed Point 最好選擇在主血管的源頭，因為在主血管的源頭通常管徑比較大，而也因為血液多而有比較強烈的 intensity，因此 Seed Point 最好是設定在擁有最強烈 intensity 的源頭。

除了 Seed Point 外，也要搭配適合血管寬度大小的 scale。此後，在此篇論文裡所提到的 scale，都是指 ROI 的 size；縮寫 SizeROI。在我們的研究裡，管狀結構的寬度比 ROIsize 是設為 1：5，如圖 14 所示。

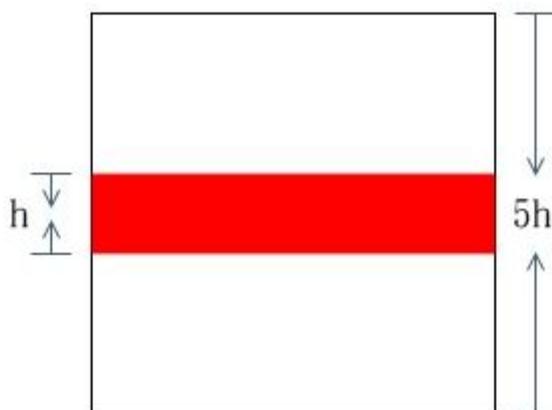


圖 14 管狀物的寬度比 SizeROI = 1:5

SizeROI 的大小會嚴重的影響到之後的 Segment Feature Direction；假使 SizeROI 設定的太小，會使得 ROI 裡無任何管狀結構的特徵，如圖 15 所示。若 SizeROI 設定的太大，也可能讓 ROI 同時存在 2 個以上的管狀結構或其他雜訊，而造成在 Segment Feature Direction 會算出錯誤的特徵方向，如圖 16。因此要設定適宜的 Seed Point 與適當的 SizeROI 是非常重要的首要任務。

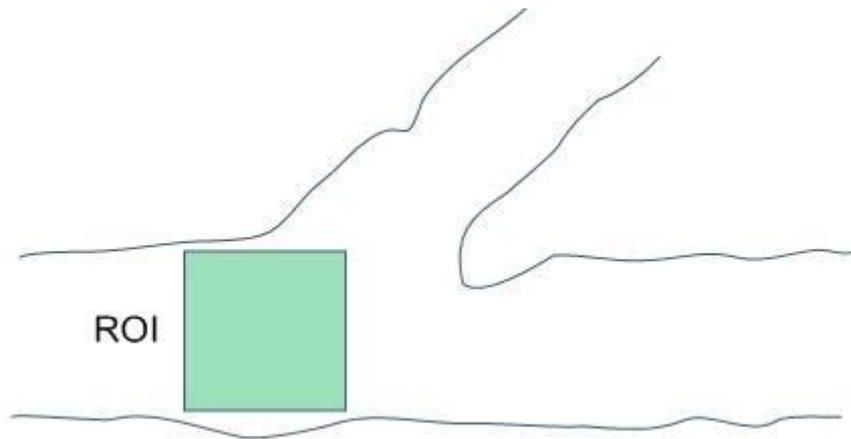


圖 15 整個 ROI 落在管狀結構內

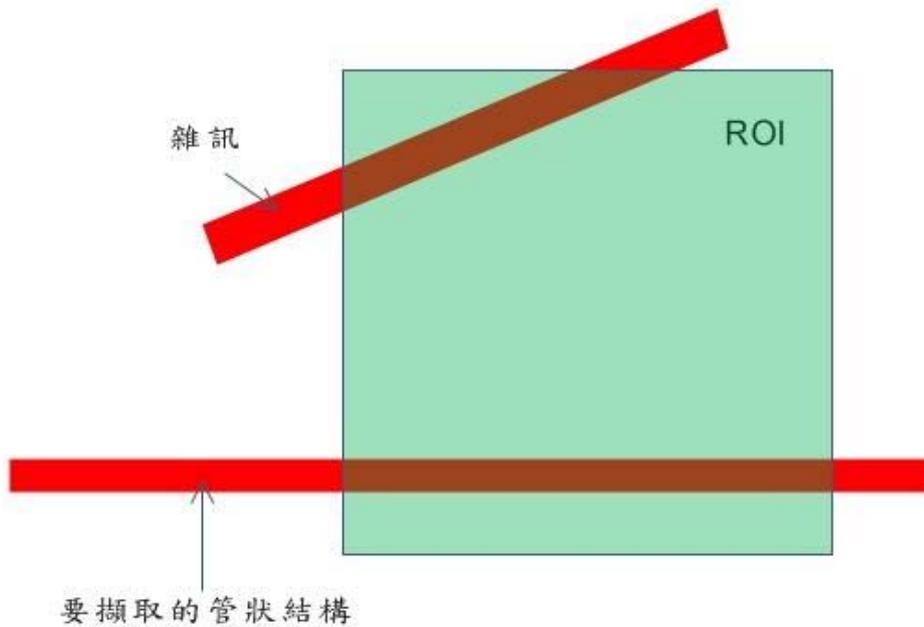


圖 16 ROI 同時圈選到二個管狀結構或雜訊

### 2.3.2. Trace next point

Growing 是從 CurrentROI 的 Center Point 開始 Grow 到 Next ROI 的 Center Point，而在 CurrentROI 的 Center Point 的周圍有無數個 pixels；在二維資料，若以 pixel-by-pixel，距離 Center Point 一個 pixel 單位就有 8 個 pixels 可以選為 NextROI 的 Center Point；而

在三維資料則有 26 個 pixels。若每次 Growing 時都要去試周遭每一個 pixels 是否能 Growing，實在是需要龐大的計算時間。我們的研究使用頻譜的資訊，則可以分析出管狀結構的方向，因此在 trace NextROI 時，不需要像傳統的 Region Grow 演算法一樣的去 trace 周遭每一個 pixels。

而在我們研究的演算法裡，並不是只 trace 距離 Center Point 一個 pixel 單位的所有 pixels，而是 trace 距離 Center Point 數個 pixels 單位的 pixel。如圖 17 所示，因為管狀結構的原因，因此只要沿著特徵方向一定距離內 trace NextROI，此 NextROI 將還是會落在管狀結構上的。

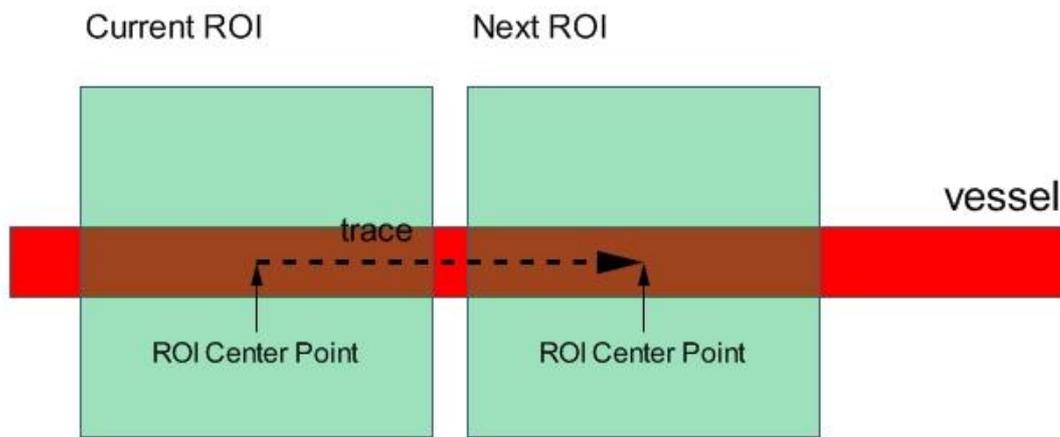


圖 17 由 CurrentROI 的 Center Point 去 tracing NextROI 的位置

圖 18 說明 trace 的 scale 越小，則 target point 會在管狀結構內的機率越大；相反的，若 trace 的 scale 越大，則有可能 trace 到的 Next point 可能就偏離的管狀結構，而 trace 到錯誤的區域了。

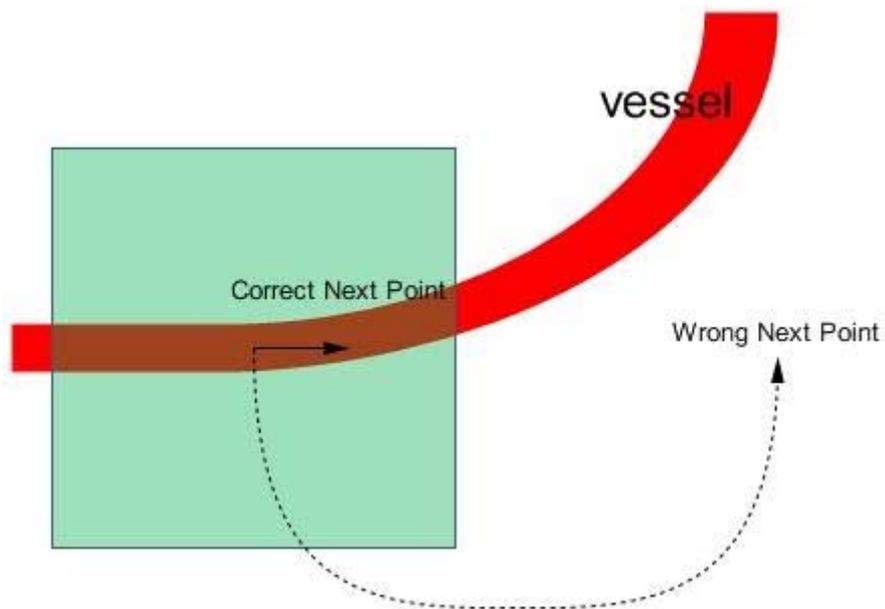


圖 18 trace scale 太大導致 tracing 到錯誤的區域

圖 19 說明 trace scale 還會影響到整體的計算成本，若 trace scale 越小，則 grow 的越慢，需要計算的 ROI 越多，因此計算成本越大；相反的，trace scale 越大，則計算成本越小。

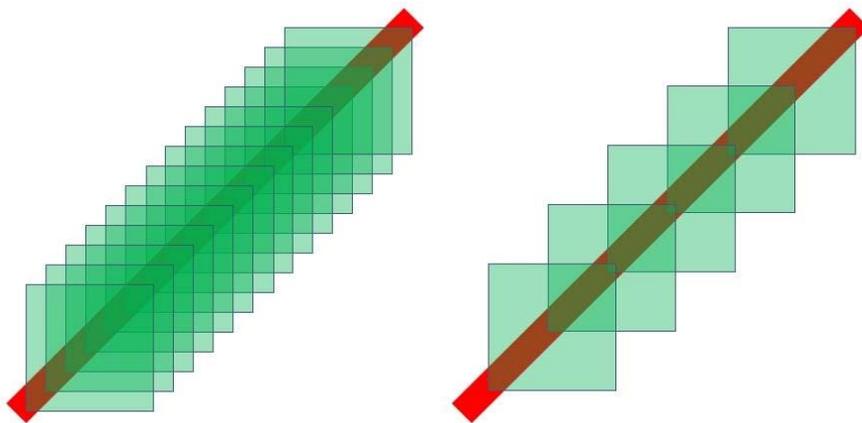


圖 19 trace scale 大小影響計算成本大小

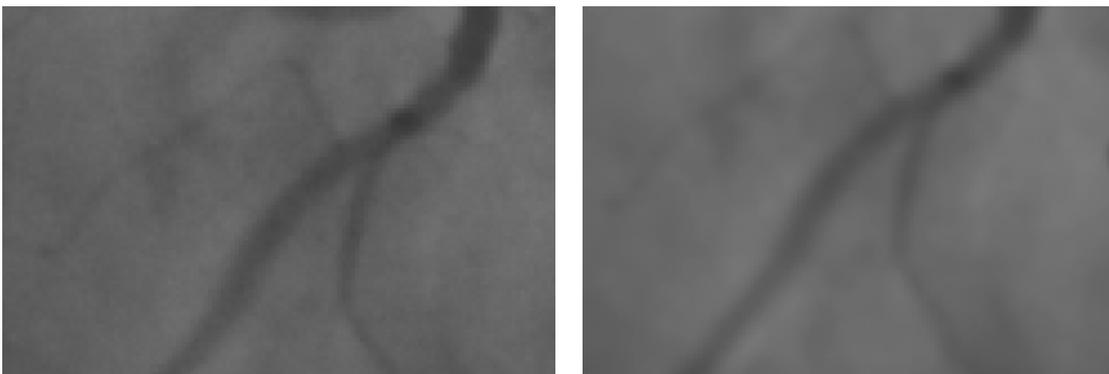
因此 trace scale 大小需要一個折衷的機制，需要符合 2 點:(1)減少計算成本(2)Next Point 必須落在管狀結構上。因此在我們的此篇論文裡，trace scale 公式為:

$$\text{Point}_{\text{Next}} = \text{Point}_{\text{Current}} \times \alpha \times \text{TubeWidth}_{\text{CurrentROI}} \quad (2.7)$$

- $\text{Point}_{\text{next}}$ : CurrentROI的Center Point
- $\text{Point}_{\text{Current}}$ : NextROI的Center Point
- $\alpha$ : 可調變數，在此篇論文設  $\alpha$  值為 3
- $\text{TubeWidth}_{\text{CurrentROI}}$ : CurrentROI裡管狀結構的寬度

### 2.3.3. DFFT(Discrete Fast Fourier Transform)

當 ROI 設定好之後，接下來會先以 Gaussian blurring 來處理。由於在 MRI 或 X-ray 在造影的過程中難免會產生一些雜訊(noisy)，而 Gaussian blurring 對於雜訊的處理是非常的好，不會破壞影像原有的資訊。因為在醫學影像裡，如果有病變(disease)的部位被過度的處理的話，則醫生在診斷時就可能忽略了這個病變。圖 20(b)是圖 20(a)經由 Gaussian blurring 處理過，我們可以發現，不但雜訊被過濾掉了，且還能保存管狀的重要結構。

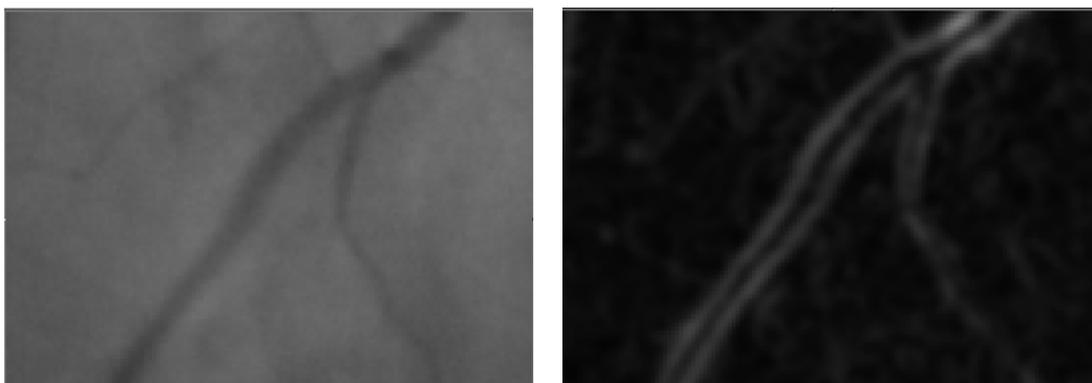


(a)

(b)

圖 20 (a)原圖，(b)經過 Gaussian blur 後的圖

而我們的研究為了加強某 ROI 的管狀結構特性，在 Gaussian blurring 後再經由 Sobel 處理一次。因為 Sobel 在 grey value 變化極大的地方，像管壁，會有強烈的 intensity，如圖 21(a)經由 Sobel 處理後得到圖 21(b)，而圖 21(b)裡有強烈的 intensity 的部分正好是管狀結構的管壁。Sobel 是經由 x 與 y 方向的一次微分(gradient)所組成的矩陣。



(a)

(b)

圖 21 (a)原圖，(b)經過 Sobel 後的圖



Sobel 的公式如下：

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

(2.8)

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

(2.9)

ROI 經過 Gaussian blur 處理雜訊，再由 Sobel 加強(enhance)管狀結構後，就可以對 ROI 做傅立葉轉換了。對二維頻譜而言，若 ROI 有管狀結構的話，則將在其傅立葉轉換後的頻譜裡有一強烈 intensity 的線性結構，而其線性方向恰好垂直於管狀結構的方向。但對三維的 ROI，若此 ROI 裡有一管狀結構，則做一次傅立葉轉換後的頻譜將會有數個強烈 intensity 的面，而這些面的法線方向恰好平行於管狀方向。但再對此頻譜做一次傅立葉轉換，其頻譜裡將會有一強烈 intensity 的線性結構，其頻譜裡的線性結構之方向恰好是 ROI 裡的管狀結構之方向，詳細的分析將在 2.4.小節會提到。總而言之，二維的 ROI 只需要做一次傅立葉轉換，而三維的 ROI 則需要做二次傅立葉轉換。

#### 2.3.4. Segment Feature Direction

二維與三維頻譜在擷取特徵線能量時，也有不同的處理。以二維頻譜來講，先把二維頻譜轉變成一維的能量長條圖。因為頻譜經過 Shift 處理，頻譜裡的 intensity 會對稱於頻譜的中心位置。

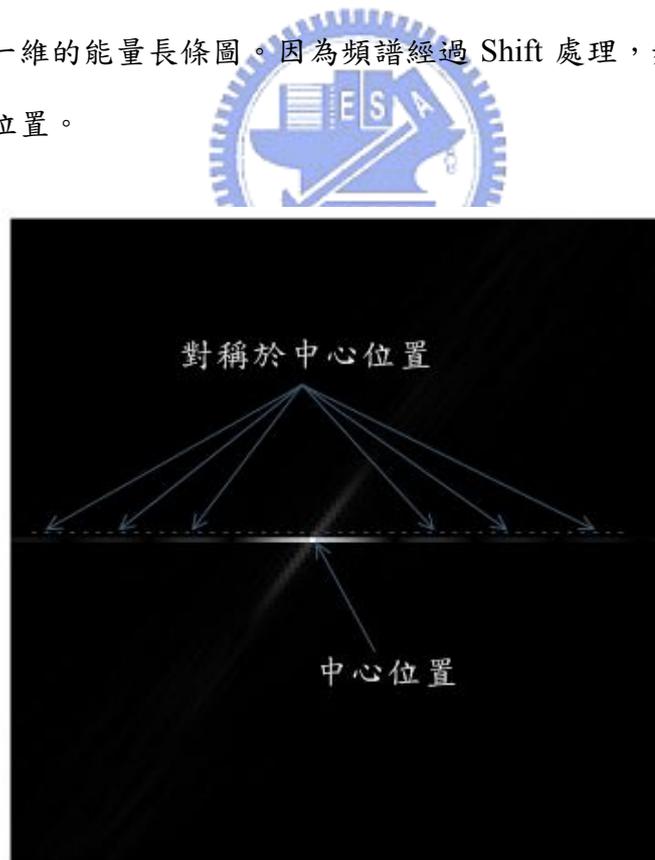


圖 22 頻譜經過 Shift 過後，其 intensity 都會對稱於中心位置

因此我們只需要算 0~179 度的頻譜。而可以依據研究要求的精確度，在取樣的 0~179 度裡，調整區間值大小。以公式(2.4)對取樣角度  $\theta$  介於 0~179 度， $\omega$  介於 -5~+5 度。可以調整  $\theta$  的區間值大小來調整準確度。在我們的此篇論文是設定  $\theta$  的區間值為 1， $\omega$  為 -2~+2 度。當然，若  $\theta$  的區間值越小，雖然會有更準確的結果，但也需付出更高的計算成本。

### 2.3.5. Segment Ridge

因為 MRI 與 X-ray 造影技術注入了顯影劑或螢光劑至管狀結構裡，在產生影像時，管狀內部的 intensity 會強於管狀結構的外部。因此，若能沿著管狀的垂直方向切下去，將能切出一段管狀剖面的 ridge，而此 ridge 將有助我們了解一些管狀的資訊，像管狀的寬度。

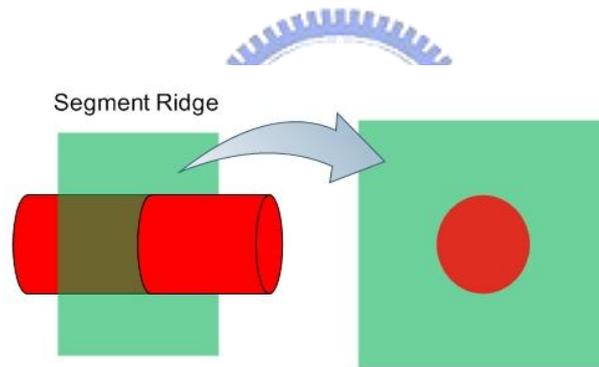


圖 23 沿著管狀結構方向切出 Ridge

在 ROI 算出特徵方向後，若直接沿著主特徵方向去切出 ridge，將在某些情況下會產生錯誤。如圖 24 所示，此 ROI 裡有 2 個管狀結構，且互相垂直，若沿著主特徵方向切下去將會擷取出錯誤的 ridge。為了避免這些情況，我們的研究在這個問題上，做一些彈性的調整，用公式(2.10)來算出此 ridge 的法向量。

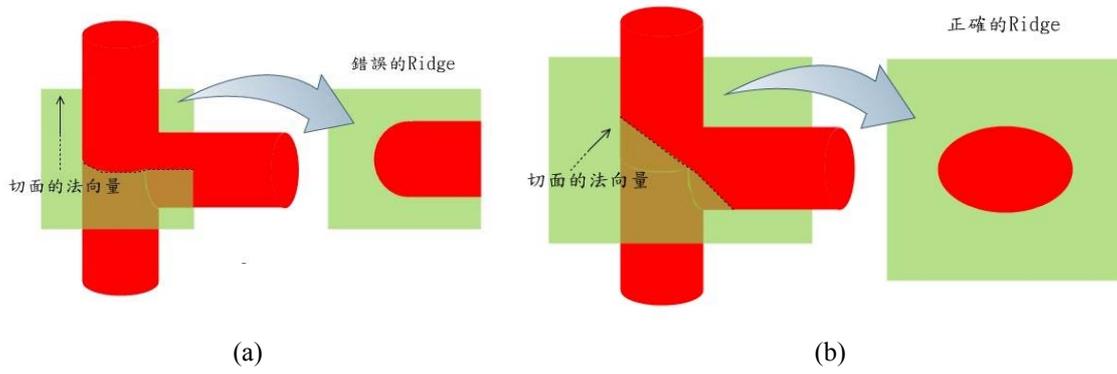


圖 24 (a)錯誤的 Ridge，(b)正確的 Ridge

$$\vec{v} = \frac{\vec{v}_{\text{main}} \cdot \text{value}_{\text{main}} + \vec{v}_{\text{second}} \cdot \text{value}_{\text{second}}}{\text{value}_{\text{main}} + \text{value}_{\text{second}}} \quad (2.10)$$

- $\vec{v}$ : 調整過後的向量
- $\vec{v}_{\text{main}}$ : ROI 的主特徵方向
- $\vec{v}_{\text{second}}$ : ROI 的次特徵方向
- $\text{value}_{\text{main}}$ : ROI 主特徵方向的特徵能量
- $\text{value}_{\text{second}}$ : ROI 次特徵方向的特徵能量



### 2.3.6. Segment Center Point

擷取出 Ridge 後，接下來就是去算出此 Ridge 中的管狀結構中心點位置。先對 Ridge 做 Match Filter，之後再擷取出 Ridge 裡擁有最強烈 intensity 的點。而 Match Filter 具有 decrease 雜訊並放大特徵的功能。

### 2.3.7. Segment Tube Width

對擷取出的 Ridge 做一次微分，之後從 Center Point 開始往左找出  $Peak_{left}$ ，往右找出  $Peak_{right}$ ，如圖 25 所示。若  $Peak_{left}$  (或  $Peak_{right}$ ) 找不到，則表示此 Ridge 沒有管狀結構。

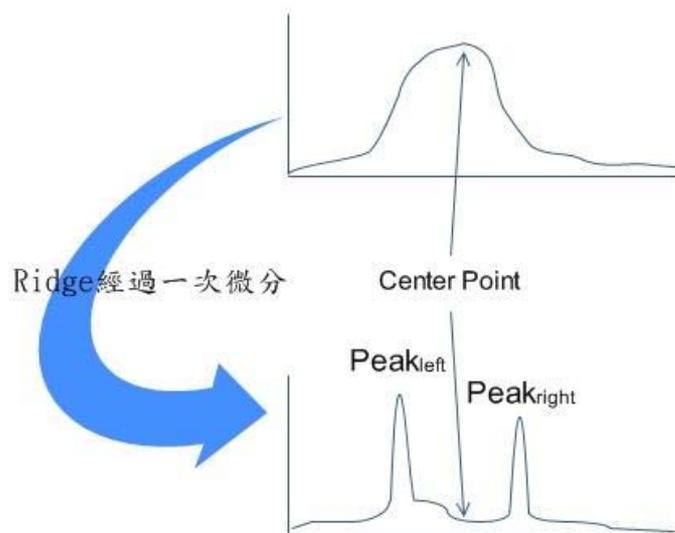


圖 25 將 Ridge 做一次微分後，再去算出 tube width

### 2.3.8. Check Tube Structure

由於不是每一個 ROI 裡都有管狀結構，因此我們去觀察頻譜，發現只要 ROI 裡有管狀結構的話，則在頻譜上會有一強烈的 Valley-Peak-Valley 結構，如圖 26 所示。

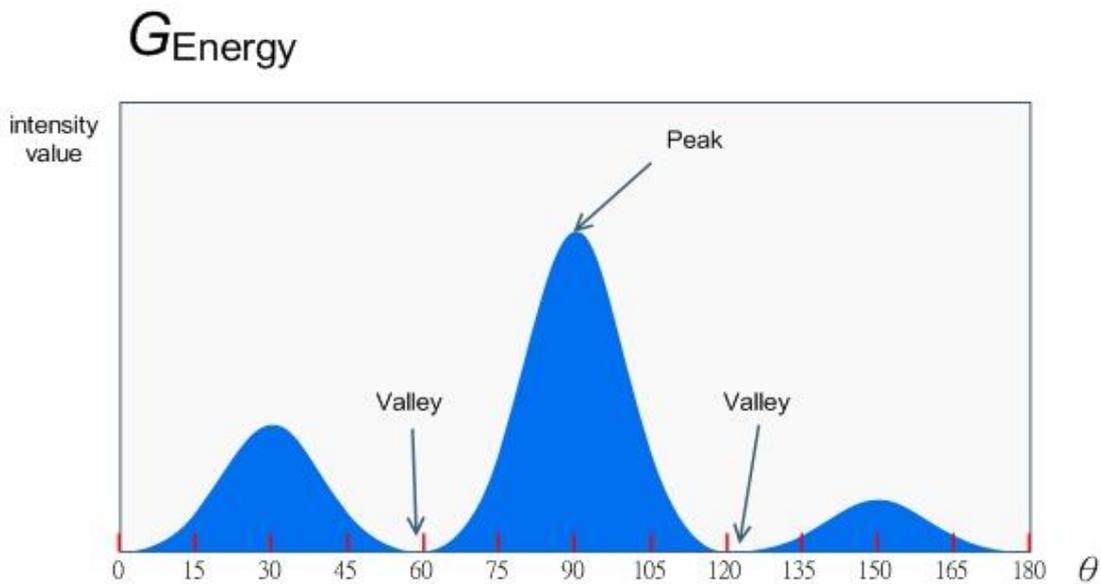


圖 26 若 ROI 有管狀結構，則其一維頻譜會有強烈 Valley-Peak-Valley 結構

因此公式(2.11)與(2.12)用來判斷 ROI 的一維頻譜裡是否有管狀結構。

$$\frac{\text{Peak}_{\max} - \text{Valley}_{\text{left}}}{\text{Distance}_{\text{left}}} \geq \text{Threshold} \quad (2.11)$$

$$\frac{\text{Peak}_{\max} - \text{Valley}_{\text{right}}}{\text{Distance}_{\text{right}}} \geq \text{Threshold} \quad (2.12)$$

- $\text{Peak}_{\max}$ : 一維頻譜裡，最大值Peak的intensity value。
- $\text{Valley}_{\text{left}}$ : 在 $\text{Peak}_{\max}$ 左側Valley的intensity value。
- $\text{Valley}_{\text{right}}$ : 在 $\text{Peak}_{\max}$ 右側Valley的intensity value。
- $\text{Distance}_{\text{left}}$ :  $\text{Peak}_{\max}$ 與 $\text{Valley}_{\text{left}}$ 之間的距離。
- $\text{Distance}_{\text{right}}$ :  $\text{Peak}_{\max}$ 與 $\text{Valley}_{\text{right}}$ 之間的距離。
- $\text{Threshold}$ : 用來過濾是否有管狀結構的變數。

### 2.3.9. Grow

由 Current ROI 要 Grow 到 Next ROI 的 path 中，會根據 Grow path 中的 grey value 變化去判斷是否 Grow 成功與否。而 Grow 分為 2 個階段:

#### 1. CurrentROI and NextROI:

首先，判斷 Current ROI 的 Center Point 的 grey value 與 Next ROI 的 Center Point 的 grey value，若 2 個 Center Point 的 grey value 變化在 Threshold 容忍範圍內的話，則進入步驟 2；若在 Threshold 容忍範圍外的話，則 Grow 停止。

$$\text{Threshold}_{\text{low}} \leq \frac{\text{intensity}_{\text{CurrentROI}}}{\text{intensity}_{\text{NextROI}}} \leq \text{Threshold}_{\text{high}} \quad (2.13)$$

- Intensity<sub>CurrentROI</sub>: CurrentROI的Center Point的Grey Value。
- Intensity<sub>NextROI</sub>: NextROI的Center Point的Grey Value。
- Threshold<sub>low</sub>: 可調變數，用來控制Growing的容易度。
- Threshold<sub>high</sub>: 可調變數，用來控制Growing的容易度。

#### 2. CurrentROI to NextROI:

在人體的任何管狀結構，並非全部都是呈現筆直的形狀，而有些地方是彎曲的結構。然而，若某 2 個 ROI 在過度彎曲的地方進行 Grow 時，很有可能發生 Grow 失敗的情況。圖 27 所示，從 CurrentROI 的 Center Point 要 Grow 到 NextROI 的 Center Point 時，因為 Growing Path 經過了管狀結構以外的部分，因此使得 Growing 停止。

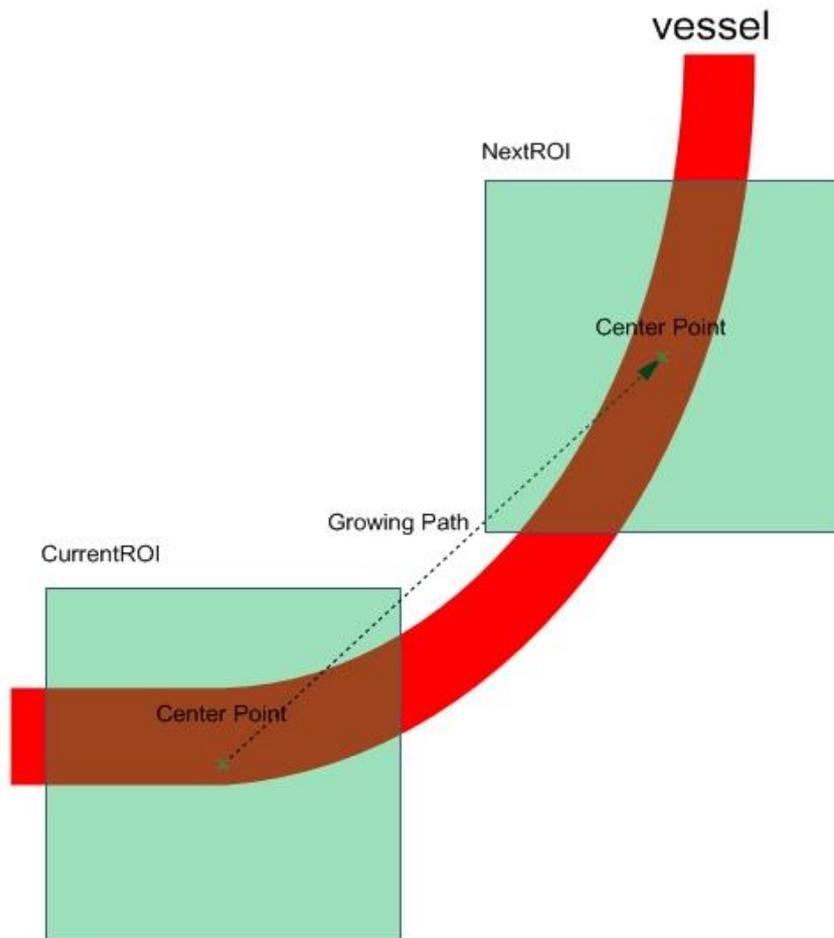


圖 27 在過度彎曲的地方 Grow 的 Growing path

我們的研究為了解決這個問題，在 2 個 ROI 之間去擷取出一截面積，並找出此截面積管狀結構的  $Center\ Point_{section}$ ，之後由 Current ROI 的  $Center\ Point$  進行 Growing 至  $Center\ Point_{section}$ ；在由  $Center\ Point_{section}$  進行 Growing 至 NextROI 的  $Center\ Point$ ，如圖 28 所示。

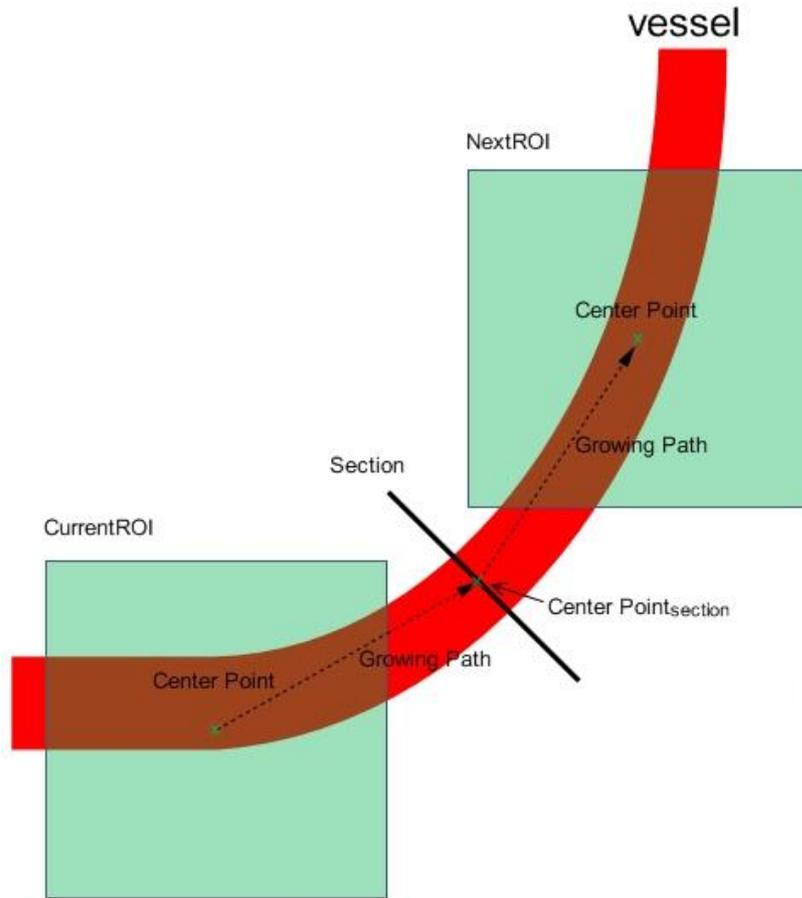


圖 28 解決過度彎曲的 Growing path

但此Section不能切的太多，因為可能會把其他靠近的管狀結構或其他的雜訊，擷取至截面積裡；也不能切的太少，不然會找不到Center Point<sub>section</sub>，因此需要一個折衷的Section大小。

$$H_{\text{section}} = \left( \tan \theta \times \frac{\text{Distance}}{2} + \text{tubeWidth}_{\text{mid}} \right) \times 2 \quad (2.14)$$

- $H_{\text{section}}$ : 截面積的Size
- $\theta$ : 調整截面積大小的參數
- Distance: Current ROI 與 Next ROI 之間的距離
- $\text{TubeWidth}_{\text{mid}}$ : Current ROI的tube width與Next ROI的tube width的平均值

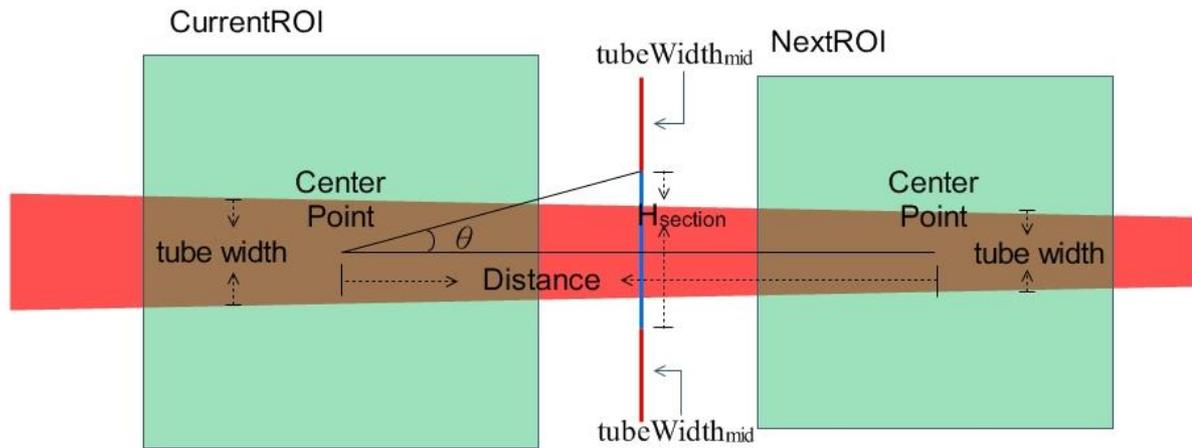


圖 29  $H_{\text{section}}$ 所截出的面積大小

算出  $\text{Center Point}_{\text{section}}$  後，接下來就使用公式(2.15)去由  $\text{CurrentROI}$  的  $\text{Center Point}$  Growing 至  $\text{Center Point}_{\text{section}}$ ，之後在由  $\text{Center Point}_{\text{section}}$  Growing 至  $\text{NextROI}$  的  $\text{Center Point}$ 。

$$\text{Threshold}_{\text{low}} \leq \frac{\text{intensity}_i}{\text{intensity}_{i+1}} \leq \text{Threshold}_{\text{high}} \quad (2.15)$$

- $\text{Intensity}_i$ : Path i-th 的 Grey Value。
- $\text{Intensity}_{i+1}$ : Path i+1-th 的 Grey Value。
- $\text{Threshold}_{\text{low}}$ : 可調變數，用來控制 Growing 的容易度。
- $\text{Threshold}_{\text{high}}$ : 可調變數，用來控制 Growing 的容易度。

### 2.3.10. Branch Detection

當 Growing 長完一條 path 後，再從此 path 的起點開始對每一個 ROI 做 Branch Detection。對此 path 中的每一個 ROI 的次特徵方向去 trace 和 Grow。如果在次特徵方向能 Grow 成功，即表示有 Branch，如圖 30 所示。

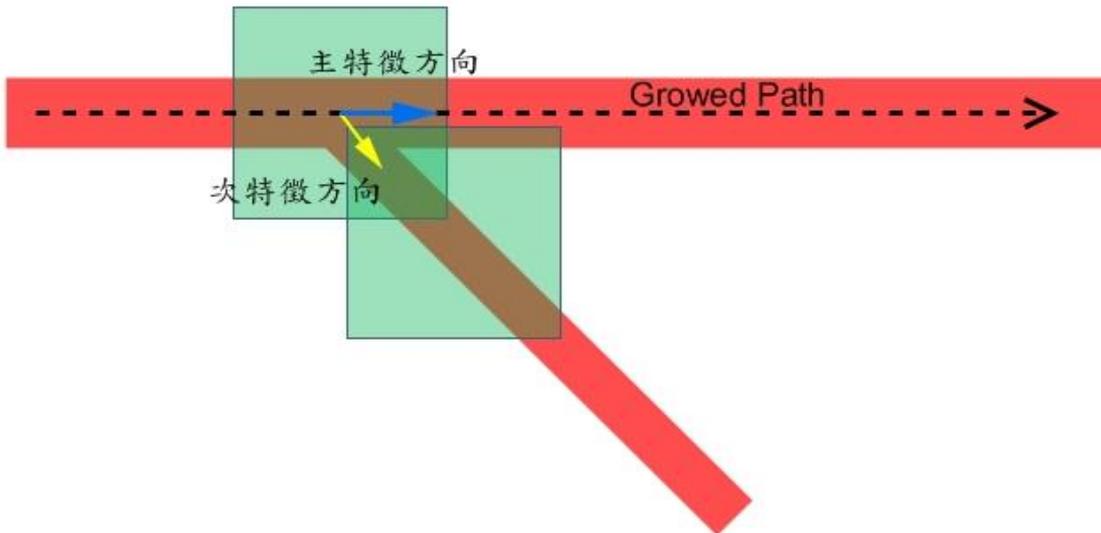


圖 30 Branch Detection 對某 Growth path 裡每一 ROI 的次特徵方向去嘗試 Grow

把有 Branch 的 ROI 都放入 stack 裡，之後再從 stack 裡抓一個 Branch ROI 來進行 Grow。重覆上面步驟直到 stack=NULL。

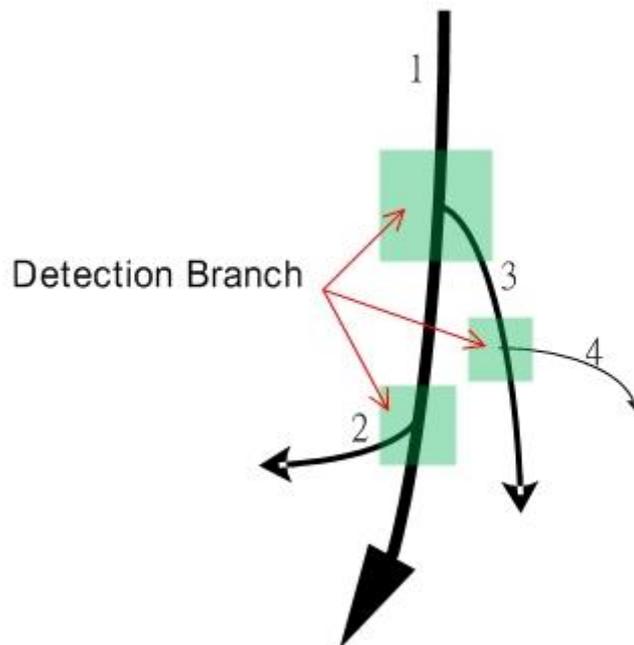


圖 31 Growth path 的順序，1-2-3-4

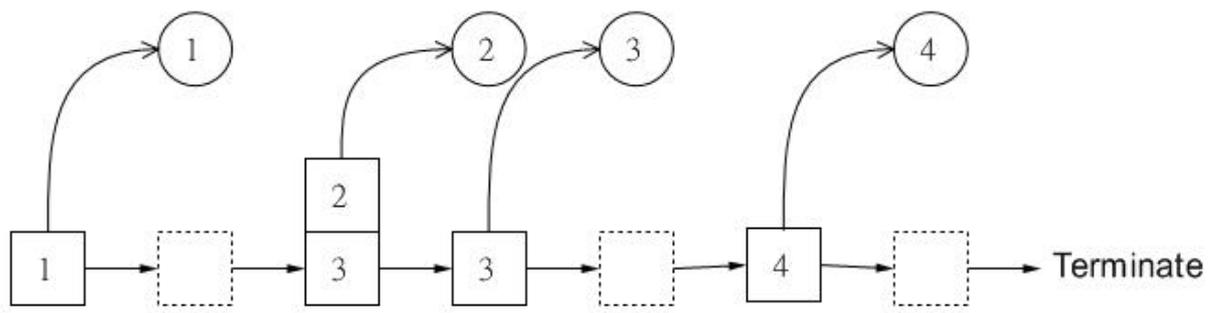


圖 32 Branch 的 stack



## 2.4 三維空間

在三維空間上，要擷取特徵線跟特徵方向會比二維空間還要複雜一些。由於三維空間經由傅立葉轉換後是一個三維頻譜，所以無法很直接的擷取出頻譜的特徵線跟特徵方向。但此頻譜中心點跟二維空間頻譜一樣，都是intensity最強烈的地方，也就是所有特徵線的中點，但是如果使用公式(2.4)去算出 $G_{\text{Energy}}$ ，將會算出某 $\theta$ 所有slice的Energy，如圖 33。所以經由 $G_{\text{Energy}}(u, v; \theta, \omega)$ 算出來的能量是某一切面，所以我們想出了一個辦法來解決此問題。

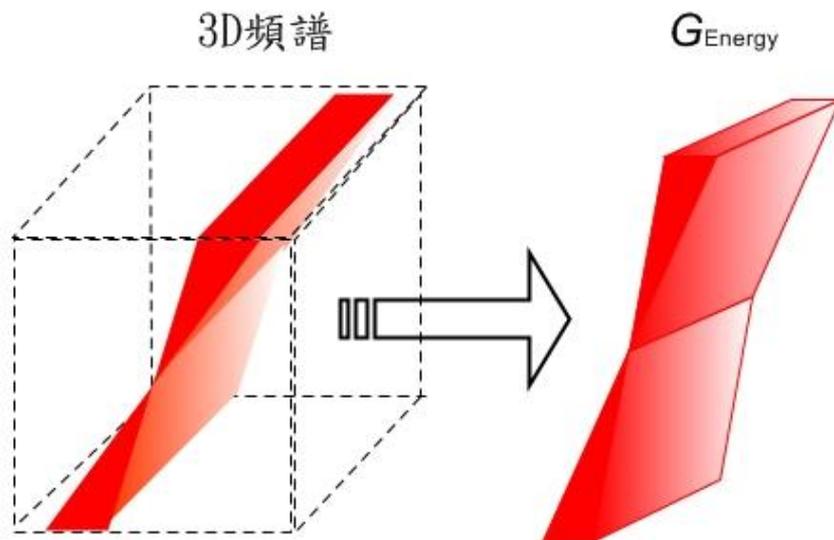


圖 33 直接使用公式(2.4)，從 3D 頻譜算出來的 $G_{\text{Energy}}$

首先，圖 34(a)是個有管狀結構的 ROI，而圖 34(b)是圖 34(a)經由一次傅立葉轉換後的頻譜，我們的研究發現，若某管狀結構經由一次傅立葉轉換後，會在頻譜上有數個擁有強烈 intensity 的面，而這些面的法線方向與管狀結構的方向是平行的，且越靠近中心位置的面會擁有越強烈的 intensity。這也就是說，在三維頻譜裡，我們要擷取的是特徵面(feature plane)，而不是特徵線。但是，很難在一個三維空間中，擷取出有最強烈 intensity 的特徵面，就算是以水平角度取 0-359，區間值為 1；垂直角度取 0-359，區間

值為 1，這樣就需要算出  $360*360=129600$  個平面，比起二維空間需要多花費 720N 倍的計算時間，若空間大小為  $N \times N$  (2 維只取樣 0-179，區間值 1)。

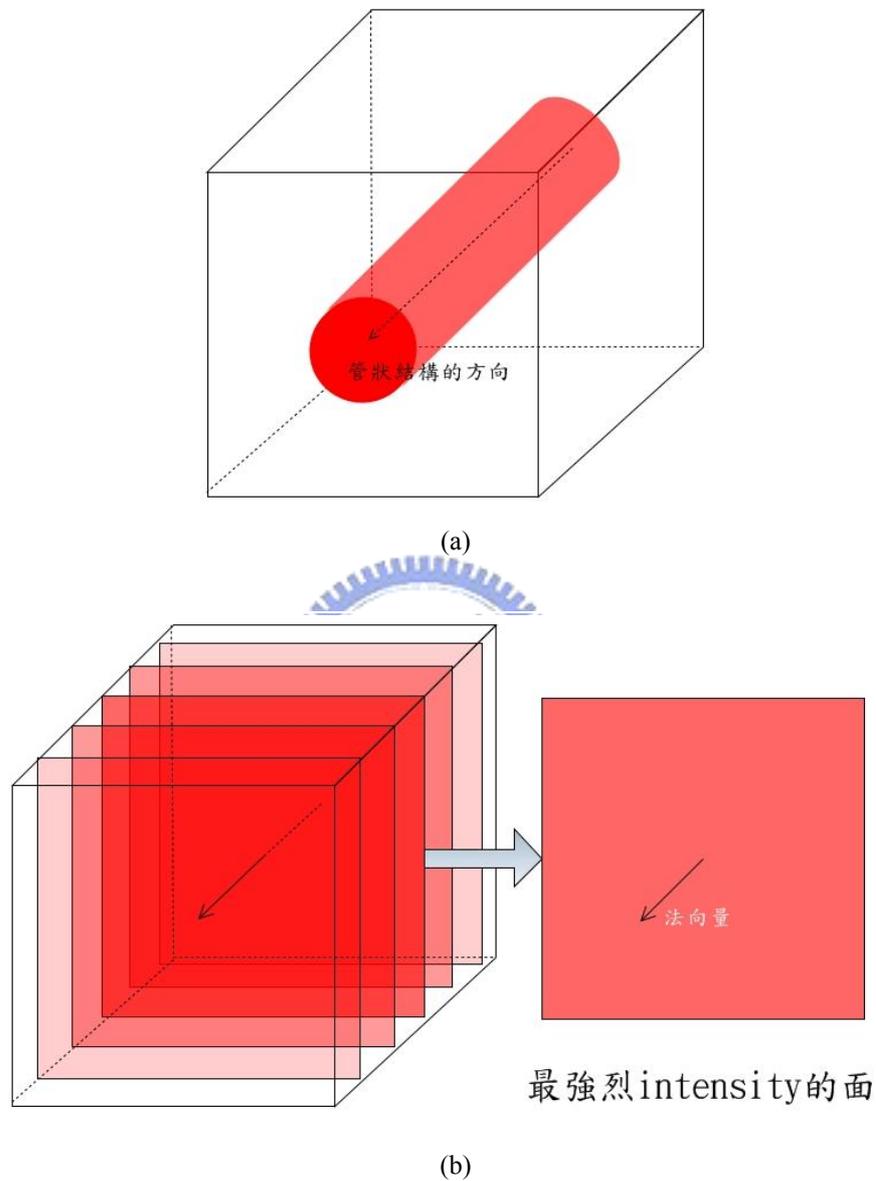


圖 34 (a)3D ROI 裡有一管狀結構(b)經過一次 FFT 後的 3D 頻譜

於是我們再對此三維頻譜經過處理後，再做一次傅立葉轉換，也就是前前後後做了二次傅立葉轉換，會發現這些有強烈 intensity 的面會在轉換後變成一條強烈 intensity 的線，如圖 35 所示。且在中心的位置( $X/2$ ,  $Y/2$ ,  $Z/2$ )會擁有最強烈的 intensity。

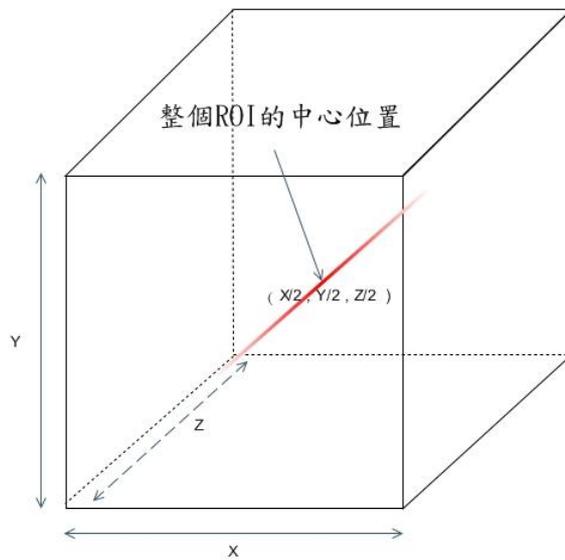


圖 35 經過二次 FFT 後的頻譜，其中心位置擁有最強烈 intensity

經由二次傅立葉轉換後的頻譜，雖然把擷取的難度由特徵面變成特徵線，但還不能直接擷取出特徵線，因為要在三維上擷取需要花費龐大的計算時間。而由於頻譜有一性質，就是頻譜經過 Shift 後，所有的 intensity 會以頻譜的中心位置有對稱性，因此我們只要把三維頻譜由 xy 平面向 z 軸投影(或 yz 平面向 x 軸投影，或 zx 平面向 y 軸投影)，把三維頻譜投影成一個二維頻譜，如圖 36。

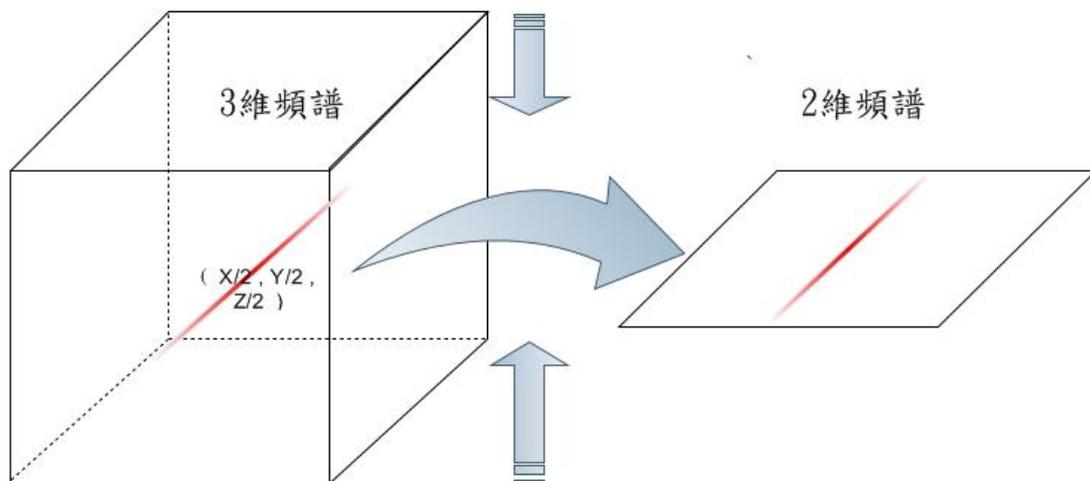


圖 36 把 3D 頻譜投影成一 2D 頻譜

把三維頻譜投影成二維頻譜後，我們就可以使用公式(2.4)來擷取出特徵能量 $G_{\text{Energy}}$ 了。但擷取出的特徵線跟特徵方向並非三維頻譜的，所以要算出三維ROI的特徵線跟特徵方向需要下面幾個步驟：

1. 將三維頻譜投影至二維頻譜。
2. 將步驟 1 投影的 2 維頻譜使用公式(2.4)算出此二維頻譜的主特徵線跟主特徵方向和次特徵線與次特徵方向。
3. 使用步驟 2 算出來的二個特徵方向去步驟 1 的三維頻譜裡，切出相對應的二維頻譜，如圖 37 與圖 38 所示。
4. 步驟 3 將會切出二個二維頻譜，再將這二個二維頻譜使用公式(2.4)去算出特徵線與特徵方向，找出這裡面擁有最大的 $G_{\text{Energy}}$ ，此 $G_{\text{Energy}}$ 將是這三維頻譜的主特徵線與主特徵方向。

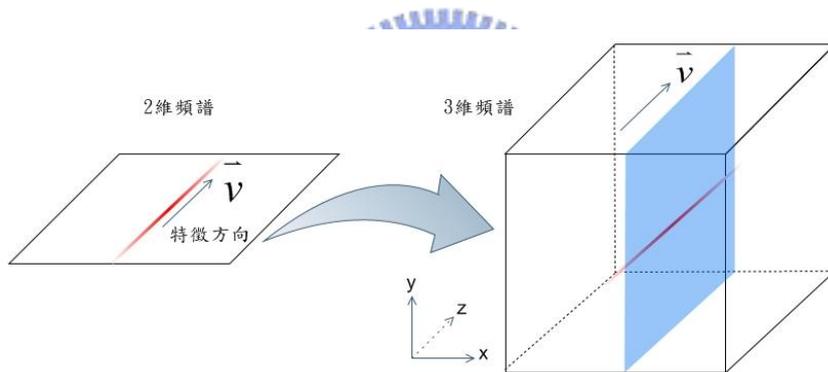


圖 37 由投影的二維頻譜去算出此頻譜的主特徵方向

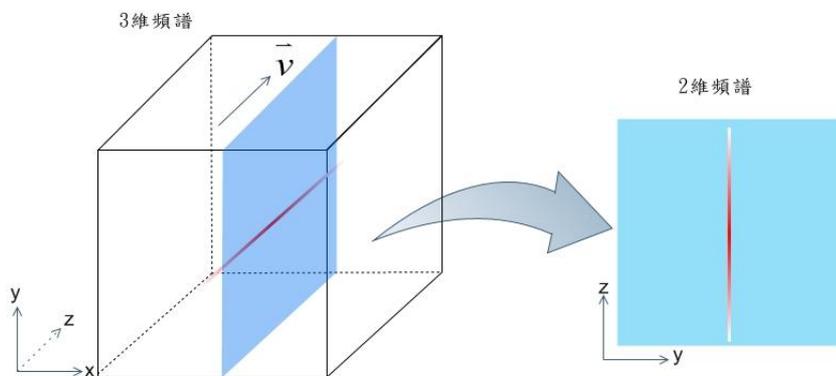


圖 38 根據主特徵方向去三維頻譜切出相對應的一個二維頻譜

## 第三章 實驗結果

這章節我們將小範圍 Grow 演算法應用在真實的醫學影像上，也會使用一些合成影像來進行測試，並統計其計算成本。本演算法以 Microsoft Visual Studio .NET 2003 實作。電腦配備為 CPU: Intel(R) Pentium M 1.5GHz, RAM: DDR133 512mb。

### 3.1. 合成影像

圖 39 至圖 43 都是使用合成的影像來做小範圍頻譜的研究，並使用低對比，和在背景加一漸層，測試 ROI 在對比弱且有背景變化的情況下，所擷取出的特徵方向準確度為何。

實驗的成果讓我們發現，就算在低對比跟有背景漸層的干擾下，小範圍頻譜所擷取出的特徵方向是與管狀結構方向一致的。在圖 42 與圖 43 是在有分叉的情況下，也能準確的擷取出次特徵方向。

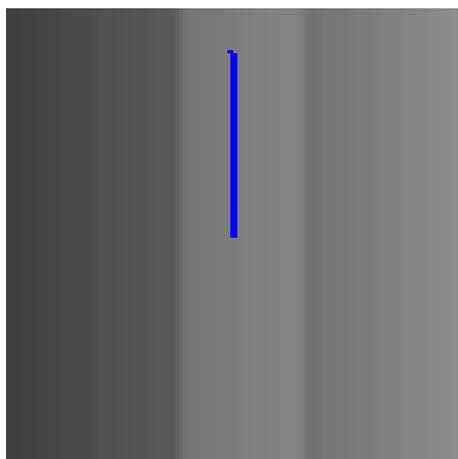


圖 39 合成影像一

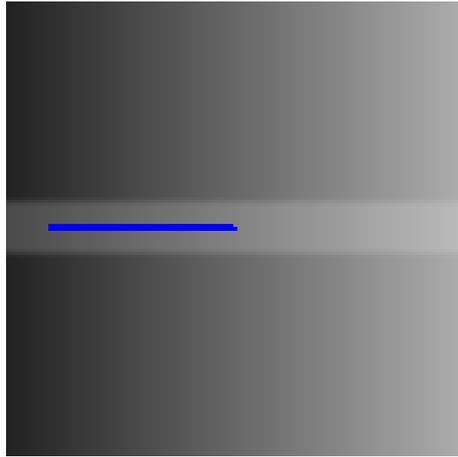


圖 40 合成影像二

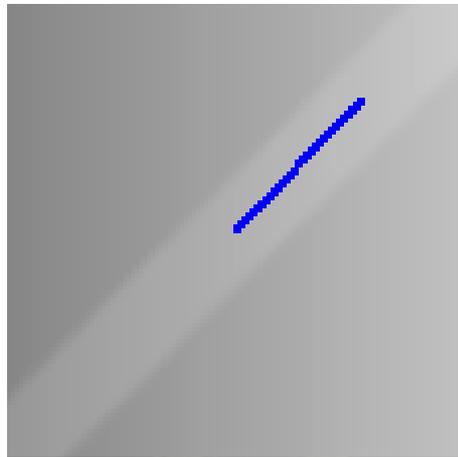


圖 41 合成影像三

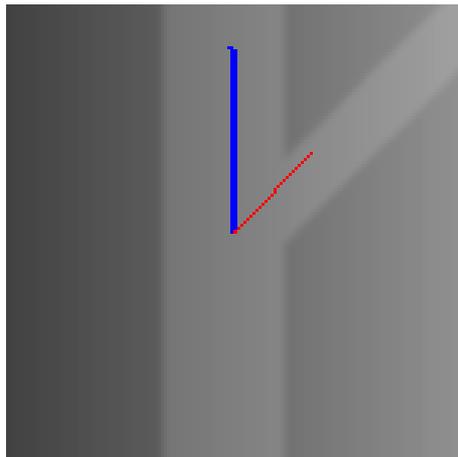


圖 42 合成影像四

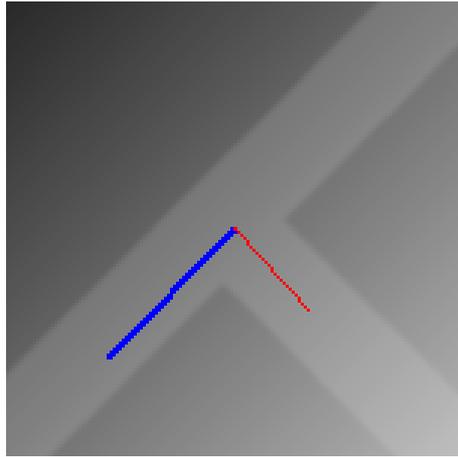


圖 43 合成影像五

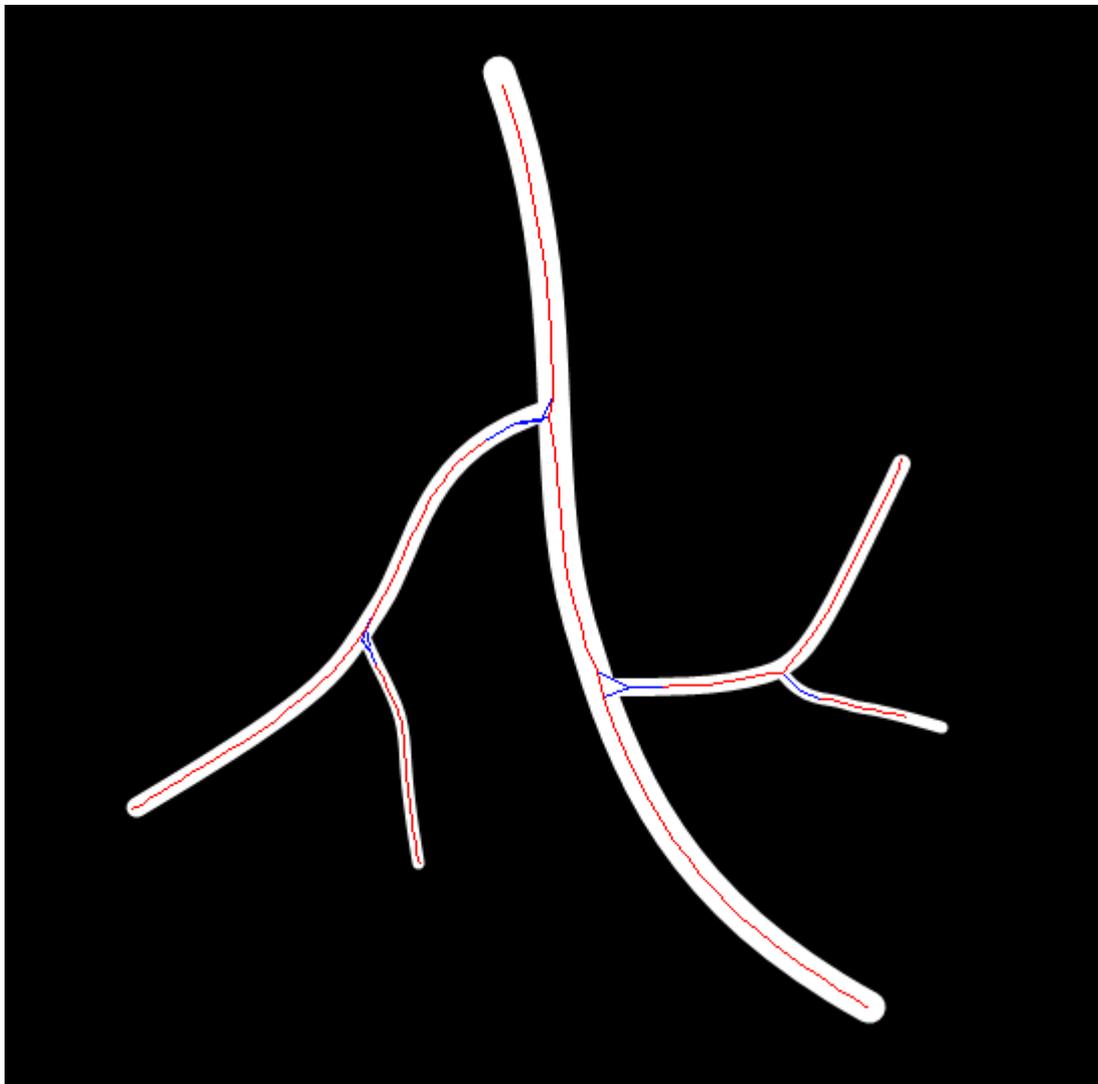


圖 44 合成影像六,解析度為 546x551.

圖 44 是一張有分叉管狀結構的合成影像，由使用者設定一個 Seed Point，之後由本論文提出的小範圍 Grow 演算法去把整個管狀結構給擷取出來。由此圖我們可以發現在分叉的地方上，經由頻譜分析後，都能擷取到分叉出去的管狀結構，而在主管狀物上，我們可以發現有 4 個地方有 Branches，也就是圖中藍色線段。但由於在 Detection Branch 時，是從一條已經 Grow 完的 path 裡，從頭對此 path 裡的每一個 ROI，去對它的次特徵方向去測試此方向是否能 Grow，若能成功的 Grow，即表示此 ROI 有 Branch 並以 Stack 的方式先存起來。因此，這 4 個有 Branch 的 ROI，我們會從最後存入 Stack 的 ROI 開始繼續 Grow，所以主管狀物裡第 3 個 Branch 的 ROI 就不會在去 Grow 了。而此圖的運算時間約 40.518 秒。

## 3.2. 實際影像

這次實驗對象換成實際的醫學影像來做測試，我們所使用的影像為心血管影像。圖 45 至圖 49 是對影像中某範圍內的所有點去做實驗，並把這範圍內，可能為管狀結構的 ROI，畫出此 ROI 的主特徵方向。

實驗結果可以發現，越靠近血管的 ROI 所擷取出的主特徵方向越是準確。而在非血管結構的部分，大部分都是判斷為無管狀結構的，因此沒有把主特徵方向給畫出來。但還是有些許非管狀結構的地方，也畫出了特徵方向。

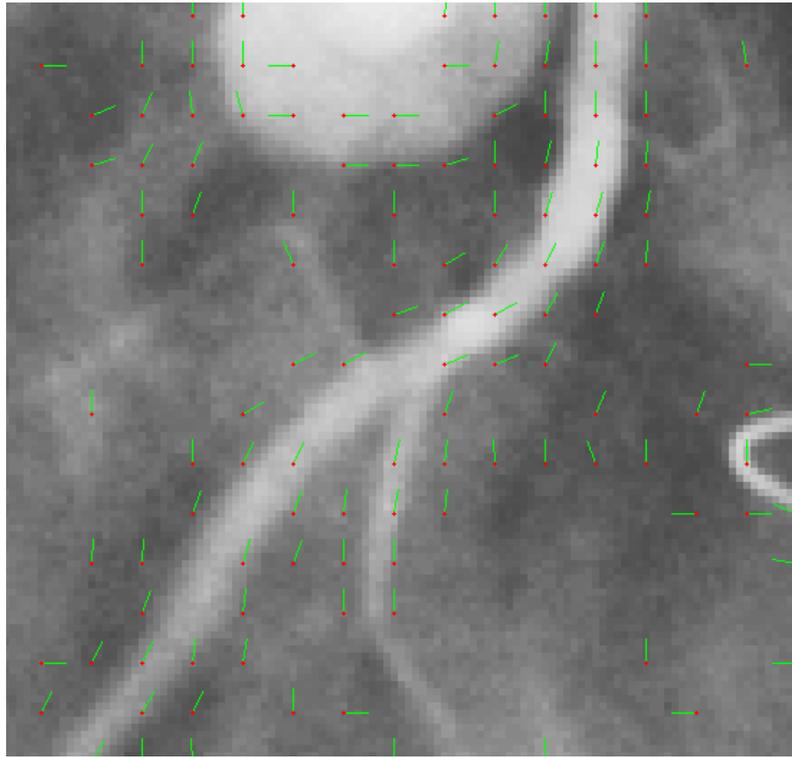


圖 45 實際影像一

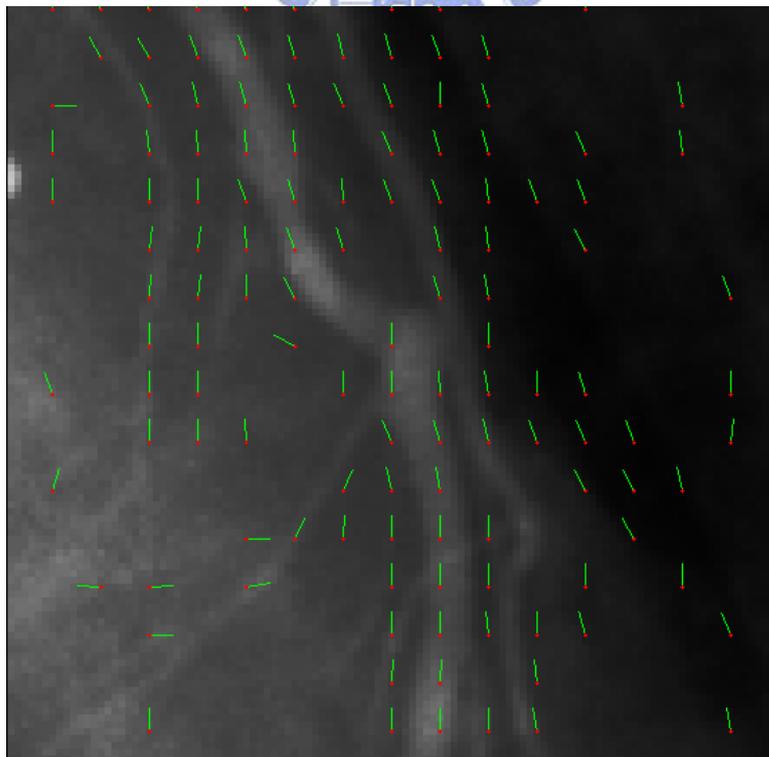


圖 46 實際影像二

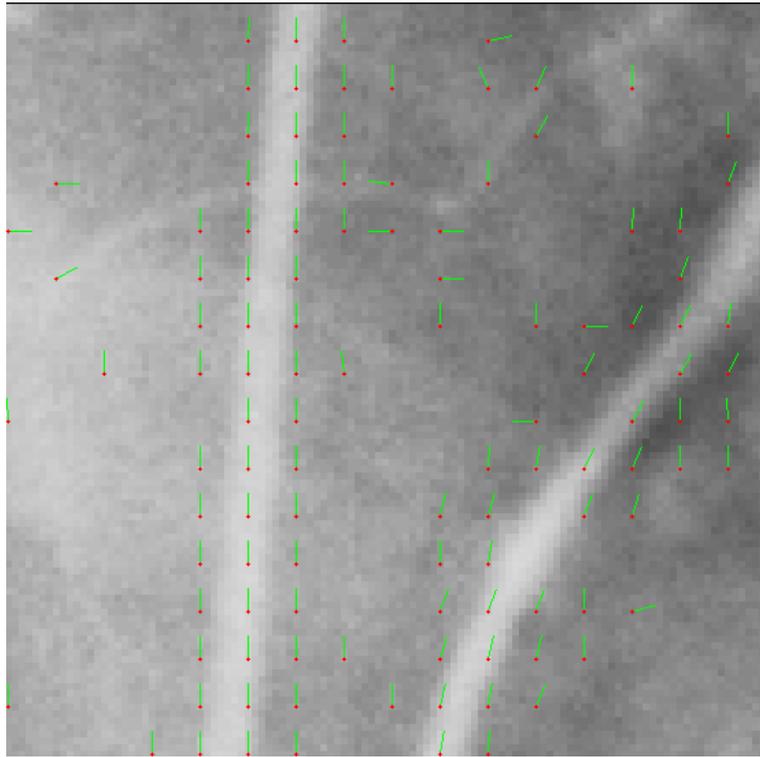


圖 47 實際影像三

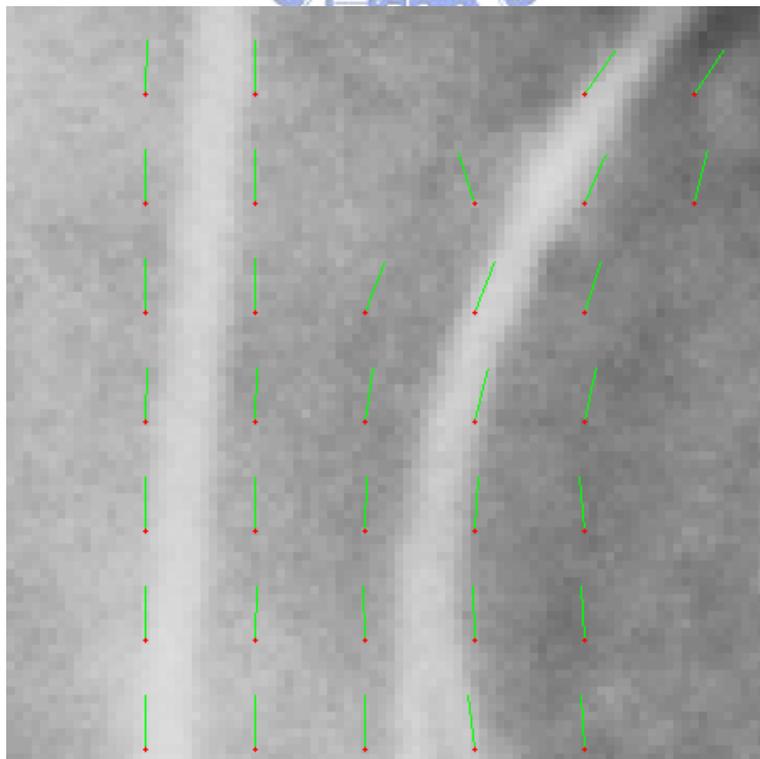


圖 48 實際影像四

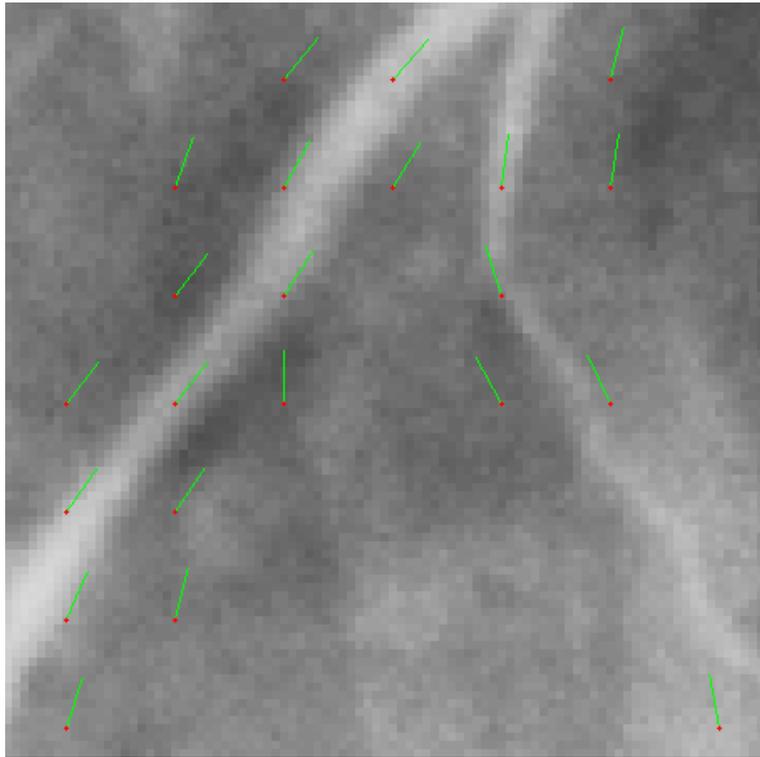


圖 49 實際影像五

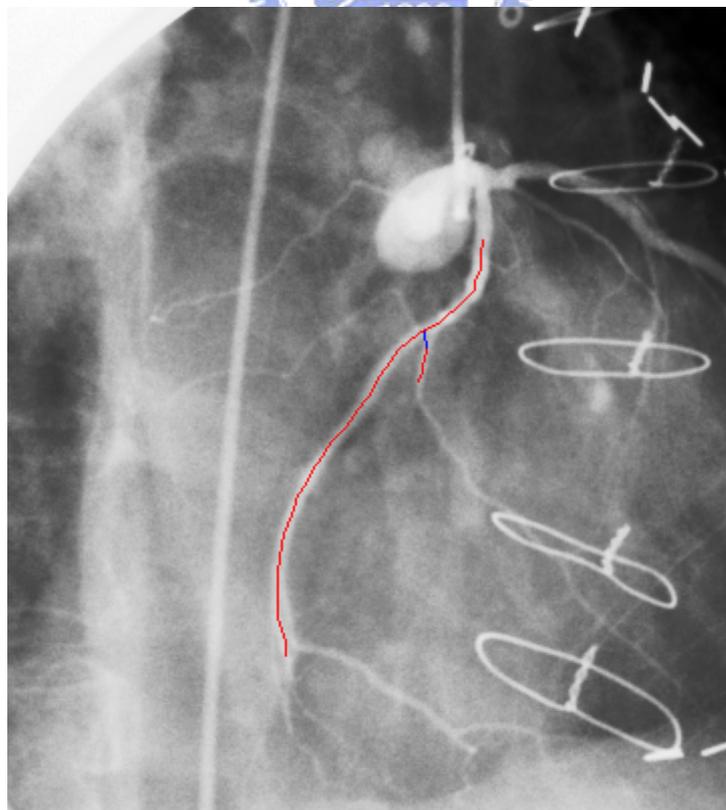


圖 50 實際影像六,解析度為 512x512

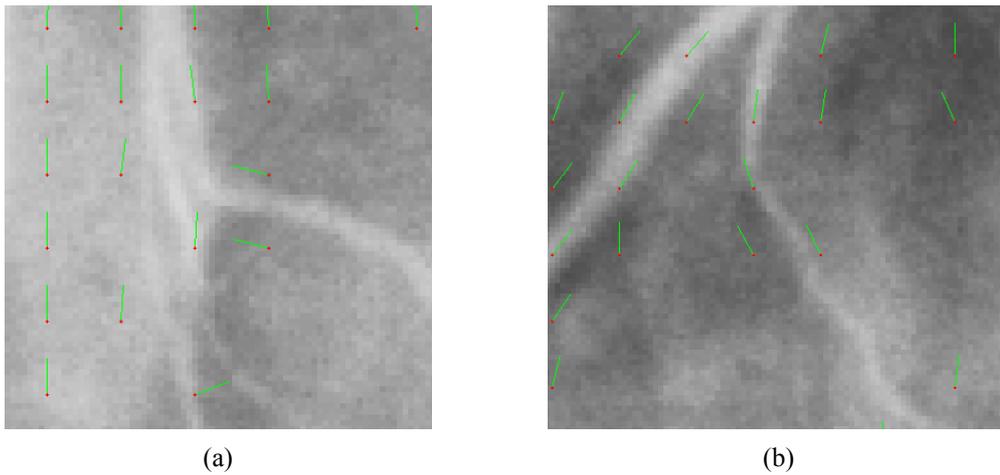


圖 51 實際影像七

圖 50 是對實際影像進行小範圍 Grow 演算法。可以發現在 Branch 的 ROI，可以順利的找到次特徵方向，並在主血管 Grow 完之後往此 Branch 方向進行 Grow。但是，在主血管與分叉血管的末端的 ROI，因為背景雜訊的影響，因而造成整個 Growing 終止。但在這些末端，ROI 還是能擷取出管狀結構的方向。而此圖的運算成本約 4.667 秒。

### 3.3. 計算成本

這小節將對本論文提出的演算法去統計與分析它所需運算的時間。而實驗的方法是以固定的 Seed Point 搭配不同的 trace scale 大小與不同的管狀物寬度與 SizeROI 的比值，計算 Grow 出一條管狀結構所需要花費的時間。

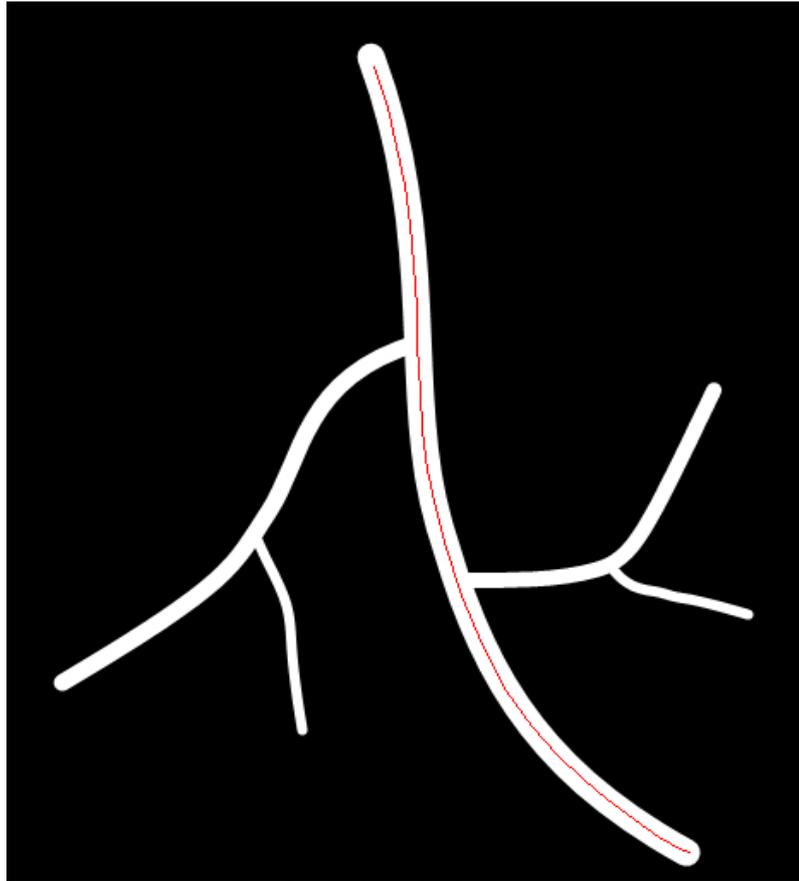


圖 52 以合成影像來對計算成本做一個統計與分析,解析度為 546x551.

表格 4 根據圖 52,在不同 trace scale 和相同的管狀物寬度與 SizeROI 比值為 1:3 的情況下,統計其計算成本.

tubeWidth:管狀物的寬度,SizeROI:ROI 的 Size 大小

Trace scale	tubeWidth:SizeROI	Time(s)
1.5	1:3	12.948
2.0	1:3	9.053
2.5	1:3	7.651
3.0	1:3	6.319

表格 5 根據圖 52,在不同 trace scale 和相同的管狀物寬度與 SizeROI 比值為 1:4 況下,統計其計算成本.

tubeWidth:管狀物的寬度,SizeROI:ROI 的 Size 大小

Trace scale	tubeWidth:SizeROI	Time(s)
1.5	1:4	12.438
2.0	1:4	16.855
2.5	1:4	19.068
3.0	1:4	35.561

表格 6 根據圖 52,在不同 trace scale 和相同的管狀物寬度與 SizeROI 比值為 1:5 情況下,統計其計算成本.  
tubeWidth:管狀物的寬度,SizeROI:ROI 的 Size 大小

Trace scale	tubeWidth:SizeROI	Time(s)
1.5	1:5	18.717
2.0	1:5	24.285
2.5	1:5	32.737
3.0	1:5	55.029

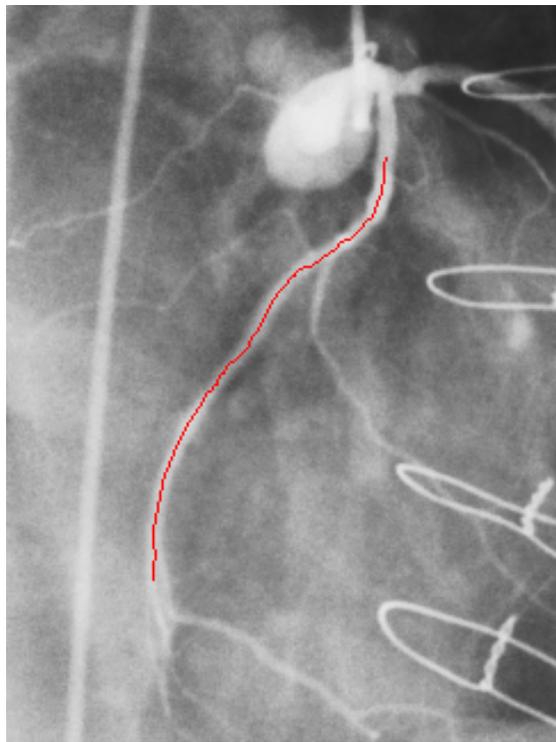


圖 53 以實際影像來對計算成本做一個統計與分析,解析度為 512x512.

表格 7 根據圖 53,在不同 trace scale 和相同的管狀物寬度與 SizeROI 比值為 1:3 的情況下,統計其計算成本.  
tubeWidth:管狀物的寬度,SizeROI:ROI 的 Size 大小

Trace scale	tubeWidth:SizeROI	Time(s)
1.5	1:3	2.764
2.0	1:3	2.844
2.5	1:3	2.554
3.0	1:3	1.462

表格 8 根據圖 53,在不同 trace scale 和相同的管狀物寬度與 SizeROI 比值為 1:4 情況下,統計其計算成本.  
tubeWidth:管狀物的寬度,SizeROI:ROI 的 Size 大小

Trace scale	tubeWidth:SizeROI	Time(s)
1.5	1:4	7.561
2.0	1:4	4.216
2.5	1:4	3.968
3.0	1:4	2.754

表格 9 根據圖 53,在不同 trace scale 和相同的管狀物寬度與 SizeROI 比值為 1:5 情況下,統計其計算成本.  
tubeWidth:管狀物的寬度,SizeROI:ROI 的 Size 大小

Trace scale	tubeWidth:SizeROI	Time(s)
1.5	1:5	8.412
2.0	1:5	5.758
2.5	1:5	4.974
3.0	1:5	4.126

根據以上所統計的資料，可以發現計算成本與 trace scale 和管狀物寬度與 SizeROI 比值有極大的關係。對 trace scale 而言，trace scale 越小的話，則會 trace 的越慢而 ROI 的數量越多。對管狀物寬度與 SizeROI 比值而言，比值越大的話，則 ROI 的 Size 越大，因此在做傅立葉轉換或 Feature Direction 的擷取上，會需要花費比較多的運算成本。

## 第四章 結論與未來展望

本論文提出了一個以頻譜之資訊來進行 Region Grow 的演算法。藉由 ROI 經過傅立葉轉換後的頻譜之資訊，分析其頻譜，並擷取出此 ROI 的管狀結構之特徵方向，從垂直於此特徵方向去切出一個 Ridge，找出此 Ridge 裡的管狀結構之中心位置，再由此中心位置沿著特徵方向去找下一個管狀結構，以迭代的方向擷取出整條管狀物。

對於 Hessian Matrix 而言，若某 ROI 裡有管狀結構，Hessian Matrix 是能經由矩陣運算後的  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 、 $\lambda_3$  大小的比較得知此 ROI 裡有管狀結構，還能算出  $\lambda_1$  所對應的  $e_1$ ，而此  $e_1$  即為此管狀結構的方向。但是，Hessian Matrix 有 2 個缺點。第一，在有分叉的結構上，不能擷取到分叉出去的管狀結構之方向。第二，管狀結構必須落在 ROI 的中心位置，這樣才會有  $\lambda_1$  趨近於 0，而  $\lambda_2$  與  $\lambda_3$  遠小於  $\lambda_1$  的情況，這樣才能得知此 ROI 裡有管狀結構。而本論文所提到的小範圍頻譜，能改善以上 2 個缺點。若 ROI 裡有分叉結構的話，可以藉由分析頻譜之資訊，能擷取出分叉的管狀結構之方向。而管狀結構不需要在 ROI 的中心位置，換句話說，只要 ROI 裡有管狀結構，經由頻譜之分析能擷取出管狀結構之方向。

雖然本研究目前只在 2D 上實作，並沒有實作 3D。但本論文在 2.4 小節有提及，3D 需要做 2 次的傅立葉轉換，在經由一些處理後能擷取出管狀結構之方向。將來的工作則是讓本論文所提出的演算法也能對 3D 去做管狀結構的擷取。

最後，此演算法雖然能擷取管狀結構的方向，但在雜訊比較強烈的地方還是會失誤，因此若能搭配良好的前置處理，譬如把雜訊過濾、enhance 管狀結構、enhance 解析度等等，將有助於改善此問題。

## 参考文献

- [1] A. D. Hoover, V. Kouznetsova, and M. Goldbaum, "Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response," *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 19, pp. 203-210, 2000.
- [2] S. Eiho and Y. Qian, "Detection of coronary artery tree using morphological operator," *IEEE Computers in Cardiology*, vol. 24, pp. 525-528, 1997.
- [3] S. Aylward, E. Bullitt, S. Pizer, and D. Eberly, "Intensity ridge and widths for tubular object segmentation and description," *Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis*, 1996., Proceedings of the Workshop on, pp. 131-138, 1996.
- [4] Y. Sato, C. Westin, A. Bhalerao, S. Nakajima, N. Shiraga, S. Tamura, and R. Kikinis, "Tissue classification based on 3D local intensity structures for volume rendering," *Visualization and Computer Graphics, IEEE Transactions on*, vol. 6, pp. 160-180, 2000.
- [5] A. F. Frangi, W. J. Niessen, K. L. Vincken, and M. A. Viergever, "Multiscale vessel enhancement filtering," *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - Miccai'98*, vol. 1496, pp. 130-137, 1998.
- [6] S.R. Aylward, E. Bullitt, "Initialization, noise, singularities, and scale in height ridge traversal for tubular object centerline extraction," *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 21, pp. 61-75, 2002.
- [7] S. Eiho, H. Sekiguchi, N. Sugimoto, T. Hanakawa, S. Urayama, "BRANCH-BASED REGION GROWING METHOD FOR BLOOD VESSEL SEGMENTATION", ISPRS Congress, Istanbul - Turkey, 2004 July.  
*Available: <http://www.isprs.org/istanbul2004/comm3/comm3.html>*

## 自 傳

學生廖偉谷，民國七十一年出生於台東市的小康家庭。父親任職於台東市駕駛公會，而母親則是傳統的家庭主婦，家庭人口簡單。我在家中排行老么，上有一個哥哥跟一個姐姐。父母採取民主開通但不失原則的方式來教育我，讓我在關愛、安康的環境下成長，養成爾後做事認真、負責的態度。

