

# 國立交通大學

資訊科學系

碩士論文

以最小生成樹為基礎的醫學影像分割法

Medical Image Segmentation Using  
Minimum Spanning Trees

研究生：方冠傑

指導教授：荊宇泰 教授

中華民國九十三年七月

以最小生成樹為基礎的醫學影像分割法

Medical Image Segmentation Using Minimum Spanning Trees

研究生：方冠傑

Student : Quan-Jie Fang

指導教授：荊宇泰 博士

Advisor : Yu-Tai Ching

國立交通大學

資訊科學系

碩士論文

A Thesis

Submitted to Institute of Computer and Information Science

College of Electrical Engineering and Computer Science

National Chiao Tung University

in partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of

Master

in

Computer and Information Science

July 2004

Hsinchu, Taiwan, Republic of China

中華民國九十三年七月

# 以最小生成樹為基礎的醫學影像分割法

學生：方冠傑

指導教授：荊宇泰 博士

國立交通大學資訊科學系



摘要

影像分割的問題，在醫學影像的應用上，是常被討論的課題，並且在做疾病分析及生物研究上有極大的價值。藉由在影像中以每個格子點當作是節點，相鄰的格子點當作邊，本論文提出一種以最小生成樹為基礎的影像分割方法。為了提升其在醫學影像上的適用性，我們整合了區域之間的整體相異度與局部相異度計算，並實際應用到不同的性質的醫學影像，其結果在正確性和速度上都產生令人滿意的結果。

# Medical Image Segmentation Using Minimum Spanning Trees

Student : Quan-Jie Fang

Advisor : Dr. Yu-Tai Ching

Institute of Computer and Information Science

National Chiao Tung University



The problem of image segmentation is an important task in medical imaging applications , and it is of great worth in disease analysis and biological research. In this thesis , we present a method of image segmentation using minimum spanning trees by taking each pixels in the image as nodes and each adjacency pixels as edges. In order to improve its feasibility in medical images , we integrate the computation of global variation and local variation. When we apply it to medical images of different properties in practice , the result in correction and speed is satisfying.

## 誌謝

這篇論文的完成，首先要感謝我的指導教授 荊宇泰老師的指導。由於荊老師豐富的專業知識，加上這二年來對我的不斷包容與指導，使我能擁有一段既充實又愉快的研究生回憶，並且能順利在有限的時間完成這份論文，謝謝老師。

並且要感謝實驗室的同伴對我的支持與照顧：感謝林志揚學長開發了專業等級的影像處理工具組，讓我們能大幅縮短實驗流程。謝謝辜富祺學長平時熱心的指導與照顧。謝謝滄智熱心主動打理實驗室的大小事務，總是把大家的事擺最優先，真是個特別的朋友。還有室友加同學的書豪提供了便利的實驗室網路環境、有趣的方正常能在我煩悶無聊時提供不少樂趣。跟你們相處的這二年很開心，謝謝你們。

當然也不能忘記感謝活潑可愛的一年級學弟妹們：感謝孟誌平日在深夜離去前對我們的關懷，以及在後期實驗中對我的種種幫助。謝謝樹偉、杰翰這對異姓兄弟，在與你們一起生活的實驗室生涯中，留給我很多歡笑的回憶。謝謝騰介也常常主動的打理實驗室，並且總是很有風度的接受我們的玩笑話，給了我們很多歡樂。謝謝總是開開心心的雅榆，多虧了你，讓我有個很難忘的畢業典禮。認識你們真的很好，實驗室就交給你們了，繼續加油喔。

最後要感謝我的家人和共同在學佛團體的朋友、長輩們，已經習慣接受你們幫助的我，早已無法想像沒有你們的日子，願將一切的成就歸於你們，以及所有礙於篇幅無法一一道謝的人們。謝謝大家。

# 目錄

中文摘要	i
英文摘要	ii
誌謝	iii
目錄	iv
圖表目錄	vi
<b>第一章 緒論</b>	<b>1</b>
1.1 醫學影像簡介	1
1.2 影像分割	2
1.3 研究目的	3
1.4 論文架構	3
<b>第二章 相關研究</b>	<b>4</b>
2.1 臨界值法(Thresholding)	5
2.2 區域成長法(Region Growing)	6
2.3 分水嶺法(Watershed)	6
2.4 分類法(Classifier)	7
2.5 分群法(Clustering)	8
2.6 以 Markov Random Field 為基礎的方法	9
2.7 類神經網路法(neural network)	10
2.8 動態輪廓模型法(Active Contour Model)	10
2.9 結語	11
<b>第三章 最小生成樹為基礎的影像分割法</b>	<b>13</b>
3.1 影像的圖形表示法	13
3.2 利用最小生成樹做影像分割	15



3.2.1 影像前處理	15
3.2.2 建立影像上的最小生成樹	17
3.2.3 分割最小生成樹，找出我們有興趣的區域	17
3.2.4 對在空間上的相鄰子樹建立其區域相鄰圖	21
3.2.5 由區域相鄰圖做區域合併	21
<b>第四章 醫學影像上的實例運用</b>	24
4.1 利用 Visible Man 影像，分割出腦中白質區域	24
4.2 利用磁振造影腦部影像，分割出腦內白質區域	28
4.3 利用 X 光冠狀動脈影像，分割出影像中血管的部分	30
4.4 運算速度表現	35
<b>第五章 結論與未來發展方向</b>	36
5.1 結論	36
4.2 未來發展方向	36
<b>參考文獻</b>	38



# 圖表目錄

【圖 2-1】影像灰階值直方圖範例	5
【圖 2-2】影像分水嶺圖示範例	7
【圖 2-3】建構影像分水嶺的過程	7
【圖 2-4】二維特徵空間下的分割範例	8
【圖 2-5】Markov random field 處理結果	9
【圖 3-1】影像使用最小生成樹表示的結果	13
【圖 3-2】在最小生成樹中雜訊的連結分布	14
【圖 3-3】實際影像 MST 結果	14
【圖 3-4】1D matched filter 範例	16
【圖 3-5】2D 中偵測血管的 Matched Filter 例子	16
【圖 3-6】matched filter 實際影像效果	16
【圖 3-7】MST 分解過程	18
【圖 3-8】MST 分解過程	18
【圖 3-9】MST 分解過程	18
【圖 3-10】觀察 W 參數對分割的影響	18
【圖 3-11】小顆粒雜訊範例圖及其最小生成樹表現	19
【圖 3-12】S 參數對分割的影響	19
【圖 3-13】不經任何前處理的圖形，以 $W=4, S=500$ 分割的結果	20
【圖 3-14】在 X 光血管造影圖上以 $W=2, S=500$ 產生的過度分割結果	20
【圖 3-15】區域相鄰圖的例子	21
【圖 3-16】 $Int(R)$ 範例	23
【圖 3-17】 $Dif(R_i, R_j)$ 範例	23

【圖 4-1】	腦部切片影像	24
【圖 4-2】	以 $W=1, S=2$ 為參數的分割結果	25
【圖 4-3】	以 $W=2, S=2$ 為參數的分割結果	25
【圖 4-4】	以 $W=3, S=2$ 為參數的分割結果	26
【圖 4-5】	以 $F=3$ 為整體相異度測試的參數，合併出來的結果	27
【圖 4-6】	【圖 4-5】的局部放大圖	27
【圖 4-7】	以 $L=4$ 為局部相異度測試的參數，合併出來的結果	27
【圖 4-8】	【圖 4-7】的局部放大圖	27
【圖 4-9】	MR 影像原始圖	28
【圖 4-10】	Gamma Correction 表示圖	29
【圖 4-11】	MR 影像經 $\gamma=2$ 的 Gamma Correction	29
【圖 4-12】	以 $W=3, S=2$ 為參數的分割結果	29
【圖 4-13】	以 $F=3, L=4$ 為參數的合併結果	30
【圖 4-14】	X 光冠狀動脈影像	31
【圖 4-15】	原始圖經 matched filter 後的結果	32
【圖 4-16】	以 $W=3, S=5$ 為參數的分割結果	32
【圖 4-17】	X 光冠狀動脈最後的分割結果	33
【圖 4-17】	分割結果分析	34
【表 4-1】	運算速度表現	35

# 第一章

## 緒論

### 1.1 醫學影像簡介

在以往醫學及近代物理學的發展還未成熟時，醫生只能用問診或是觀察的方式來判斷病人身體上的病症。而近年來，不管是在醫學或是近代物理學方面都有長足的進步，以致於在取像技術上也有著革命性的發展。目前在醫學診斷上已大量使用的診斷造像(diagnostic imaging)，大約可以分為以下幾類：

- (1) X 光醫學影像：藉由 X 光穿透過人體時，由於人體內不同的組織或器官各自擁有不同的密度與厚度，使其對 X 光產生不同程度衰減作用的效應，而形成不同組織或器官的灰階影像對比分佈圖，進而以病灶的相對位置、形狀和大小等改變，來判斷病情。
- (2) 核醫醫學影像：將傳統的核子醫學藥劑，以靜脈注射或吸入的方式注入人體內，然後依照不同藥劑的特性及在人體內特定組織或器官的分佈情形，等待一段特定的時間後，再以掃瞄儀掃瞄，最後將收集的資料經由電腦的處理，即可得一靜態的核子醫學影像。若欲得到一連串動態的影像，則於藥劑注入人體內時，立即開始掃瞄。一般的核子醫學影像所能提供的主要是人體中特定組織或器官功能性方面的資訊，以及其大略解剖結構的相對位置。
- (3) 超音波醫學影像：由於人體內不同的物質或組織彼此之間密度與硬度皆不盡相同，所以其各自擁有不同的音波阻抗。因此，超音波(Ultrasound)乃是利用偵測探頭產生頻率大於 20000 HZ 以上的音波。當音波於人體內傳遞時，不同組織與組織之間相交的介面，由於彼此阻抗差異大小的不同，會造成入射音波不同程度的反射和散射，再藉由同一偵測探頭將這些反射和散射音波收集處理之，即可形成不同物質、組織或器官的灰階影像對比分佈圖，其影像所提供的亦是屬於人體解剖結構方面的資

訊。

- (4) 磁振造影(Magnetic Resonance Imaging ; MRI):由於人體內含有非常豐富的氫原子核(即質子),且每一個氫原子核都如同是一個小小磁鐵,而人體內不同物質、組織或器官彼此之間所含的氫原子核密度也皆不盡相同,因此 MRI 乃是利用均勻的強磁場和可改變區域磁場強度之特定頻率的射頻脈衝(Radiofrequency Pulse),經由各種脈衝程序(Pulse Sequences)的運用,使得氫原子核產生磁矩的迴旋動力變化,然後依據法拉第電磁感應定律,藉特定的感應線圈,收集磁場變化感應、轉化成電流訊號並紀錄之,最後經由電腦的處理而形成不同物質、組織或器官的灰階影像對比分佈圖,其所呈現的為斷層切面且解析度高的影像。這幾類的造影方法,在診斷時會依不同的病症有不同的應用,提供醫師在病症早期對病患做最佳的治療。



## 1.2 影像分割

影像分割是一種將影像分離成許多不同質區域的程序,也可以把它當作是找出影像中各個物體邊界的過程。*R.M. Haralick, and L.G. Shapiro* [1] 認為在分割灰階影像時,每個區域內在色調或紋理上應該是一致(uniform)且同質(homogeneous)。在[2][3][4]對影像分割有更正式的定義,令  $I$  代表影像,  $H$  代表我們對同質性的描述,我們若把  $I$  分割成  $N$  個區域  $R_n, n = 1, \dots, N$ , 這些區域必須覆蓋整張影像

$$\bigcup_{n=1}^N R_n = I, \quad R_n \cap R_m \neq \emptyset, \quad n \neq m,$$

並且每個區域本身必須能通過對  $H$  的測試

$$H(R_n) = \text{true} \quad \forall n,$$

最後,任二個相鄰區域不能通過對  $H$  的測試

$$H(R_n \cup R_m) = \text{false} \quad \forall \text{相鄰的 } R_n \text{ and } R_m.$$

在影像處理和電腦視覺的應用中,分割是極為重要的運算,因為它常常是處

理程序的第一步。對於不同問題的處理，在分割的處理過程往往採用不同的方式，*L. Lucchese and S.K. Mitra* [5]將影像分割的方式大致分為以特徵空間為基礎、以影像空間為基礎和用物理性質為基礎三種類別，每種類別又可再細分成更多不同類型的做法，如前面提到的，要採用哪種方法取決於我們所要解決的問題，往往仰賴經驗與觀察。

### 1.3 研究目的

醫學影像的分割技術，在做疾病分析及生物研究上有極大的價值。一般而言，用同一種影像分割法去對不同種類的影像做分割，除非是刻意造就的影像，否則所形成的分割影像像素集合往往並非是完美的數據集合，通常需要用更進一步的處理方式來改善資料內容。

本篇論文將著重於提出一種彈性、快速的影像分割方法，利用這種方法去解決不同性質醫學影像資料的分割問題。



### 1.4 論文架構

本論文共分五章，本章為論文之導論及介紹醫學影像和影像分割的背景。第二章將會整理並分類過去關於醫學影像分割的研究。第三章將針對我們提出的影像分割演算法，從如何在影像定義最小生成樹(minimum spanning tree)，到利用此生成樹做分割及合併的動作，藉以達到解決不同性質醫學影像資料的分割問題。第四章為實例運用的討論，我們將會顯示此影像分割演算法在醫學影像實際運用的正確性及速度。第五章則會對整個影像分割演算法的優缺點作一個檢討，並給予改進和後續發展的方向。

## 第二章

### 相關研究

在本章中，我們將對幾類常用的醫學影像分割方法，從定義、實做到優缺點比較做一個概觀的介紹。雖然每類方法是分開介紹，但實際運用上常將這些方法合併運用，以解決不同性質的影像分問題。

我們將常用的醫學影像分割方法分為下列幾類：

- (1) 臨界值法(thresholding)
- (2) 區域成長法(region growing)
- (3) 分水嶺法(watershed)
- (4) 分類法(classifier)
- (5) 群聚法(clustering)
- (6) 以 Markov random field 為基礎的方法
- (7) 類神經網路法(neuron network)
- (8) 動態輪廓模型法(Active Contour Model)



大多我們提到的方法可以看作是最佳化問題的求解過程，藉由對特定問題嘗試最小化其成本函數(cost function)[6]。定義指定影像  $y$ ，如前面所提我們希望找出最佳的分割  $x$ ，使得其成本函數  $\varepsilon(x, y)$  最小

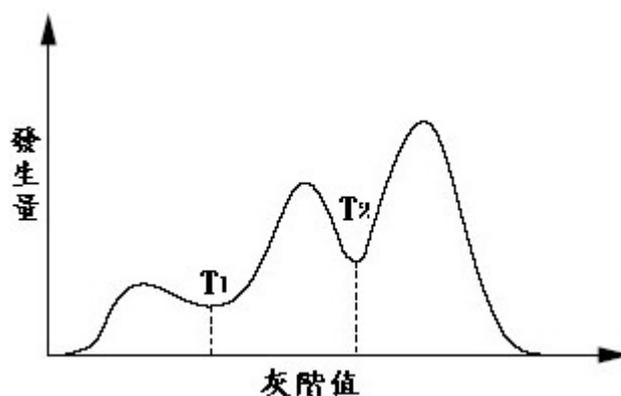
$$\hat{x} = \arg \min_x \varepsilon(x, y)$$

然而，想要訂出適當的  $\varepsilon$  是件很困難的工作，因為針對不同的待解決的分割問題，我們有太多的影像性質可以拿來定義  $\varepsilon$ ，如亮度、邊界、紋理...等等。所以除了從影像的性質來做處理，若再加上針對取像設備、被取像物體的資訊，往往會對我們想解決的問題有更好的處理效果。

以下我們彙整對影像分割的研究[7][8]，以及特別針對醫學影像的討論[9][10][11][12][13][14]，對常用的於醫學影像分割的做法作概略的介紹。

## 2.1 臨界值法(Thresholding)

由於它直觀和容易實做的特點，臨界值法在影像分割的應用上佔有極重要的地位。假定由陰暗背景上的明亮物體所組成一幅影像  $f(x, y)$  上，使得物體和背景的像素被分組為二個主要區域的灰階。要從背景中去抽取物體，一個明顯的方式是選擇臨界值  $T$  來分開這些區域。於是對任一點  $(x, y)$ ，若  $f(x, y) > T$  我們便稱之為物體點，否則就稱為背景點。更普遍的情況如【圖 2-1】，其中在此影像灰階值直方圖上有三種主要區域的特徵(例如在陰暗背景上的二種明亮物體)，在這種情況我們就以二個臨界值  $T_1$  和  $T_2$  來分離這些區域，一般來說，需要多階臨界值的分割問題，用 2.2 小節中介紹的區域成長法處理會有比較好的結果。



【圖 2-1】影像灰階值直方圖範例

臨界值法的優點為簡單而有效率，在對比度大的影像中有良好的表現，缺點是在雜訊多或是有模糊邊界的影像中常會有分割錯誤的情形。因此，臨界值法常用於分割步驟裡的初始處理。

## 2.2 區域成長法(Region growing)

區域成長法是依據某些準則，由一群像素點或小區域開始慢慢成長為較大區域的程序步驟。常見的方法為像素聚積成長法 SRG(Seeded Region Growing)，基本的方法是從一群種子點(seed)開始檢查，檢視這些種子點的四鄰居或八鄰居中是否有與種子點性質相似的像素點，如灰階亮度值、顏色以及材質等特性相似，如果有性質相似的點，則加入此種子點區域，當再也沒有像素能滿足這個條件，區域成長就停止，透過這個過程，可以分離與種子點不同特徵的影像區域。

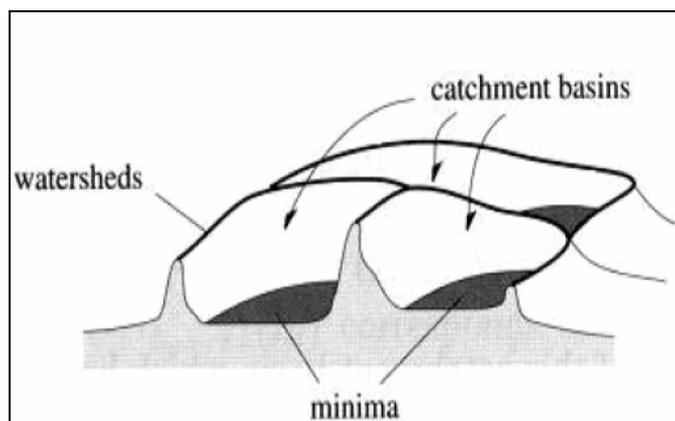
在大多數的區域成長法的例子中，我們需要靠人工去定義種子點的位置，也就是說在每個我們所希望得到的不連續區域裡，我們必須去一一定義其種子點所在。並且區域成長法對雜訊有很高的敏感度，所以通常會產生過度分割(over-segment)的情形，必須再經合併的動作才能符合我們的需要。



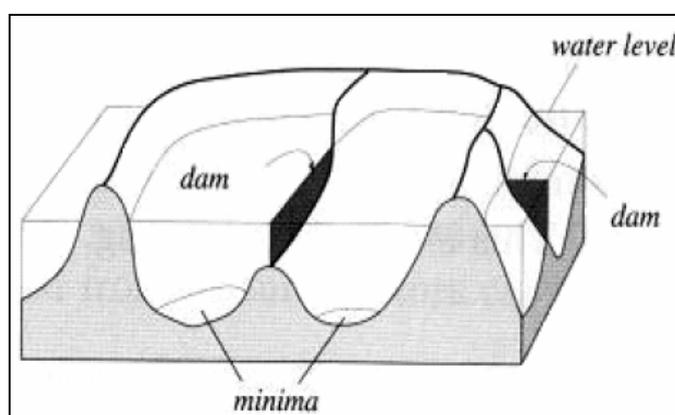
## 2.3 分水嶺法(Watershed)

分水嶺分割法的觀念是將一張影像的資料以三度空間表示，此三度空間分別是由影像的水平、垂直座標及灰階梯度(gradient)值所構成。如【圖 2-2】所示，結果會有很多深度深淺不一的流域盆地(catchments basin)，我們模擬水從深度最深的流域盆地開始等速地慢慢漲上來，並且當其它深度較淺的流域盆地之最低點深度達目前漲水的高度，也會從這些流域盆地的最低點開始漲水。等到來自不同流域盆地的水即將合併時，便建一個水壩(dam)防止水溢出屬於自己的流域盆地，如【圖 2-3】顯示，此水壩就是分水嶺線。此時分水嶺上的點會是在區域亮度變化最大的位置上，而每一分水嶺區間就是我們所要的分割結果。

分水嶺法和區域成長法一樣，對雜訊也十分敏感，容易在灰階梯度局部最大(gradient local maximum)的地方產生過度分割，所以在研究影像區域合併的文獻中常常針對這二者的問題做探討[15][16][17][18][19][20]。



【圖 2-2】影像分水嶺圖示範例 (P.Soille 1999[21],p.231)

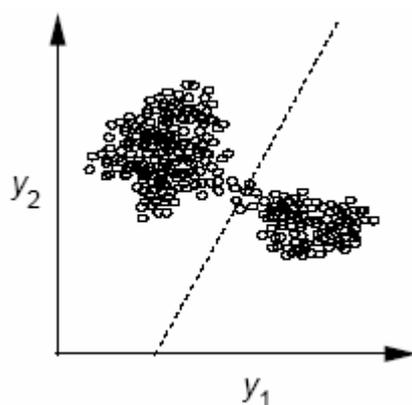


【圖 2-3】建構影像分水嶺的過程(P.Soille 1999[21],p.232)

## 2.4 分類法(Classifier)

分類法是一種圖形識別(pattern recognition)中常用的做法，它藉由尋找在特徵空間(feature space)中的已知類別來做分類的動作。在這裡指的特徵空間是影像透過某種函數的轉換後形成的類別空間。舉例來說，灰階值分佈【圖 2-1】就是一種一維的特徵空間表示，【圖 2-4】顯示在二維特徵空間下的分割例子。

我們稱分類法為監督式(supervised)的方法，因為在自動分割的過程前需要人工先給予訓練資料(training data)或是給予像素點的分布假設(例如 Gaussian 分布)作為一開始分類的基準。



【圖 2-4】二維特徵空間下的分割範例

分類法的種類眾多，常用的有最近鄰居分類 KNN(k-nearest-neighbor classifier)、貝式分類(Bayes classifier)、最大可能性分類(maximum likelihood classifier)...等等。

我們以 KNN 為例子，假設在特徵空間中有一未知類別的樣本向量  $\bar{v}$ ，則我們在所有的資料點中找出與  $\bar{v}$  最接近的  $k$  個鄰居，並以這  $k$  個鄰居投票決定  $\bar{v}$  的類別。假設我們以  $k_j(k, x)$  表示在最靠近  $x$  的  $k$  個鄰居中隸屬於第  $j$  類的數目，則我們在滿足  $k_j(k, x) > k_i(k, x) \quad \forall i$  時將  $x$  歸入第  $j$  類。

除了需要人工訓練資料這個缺點外，分類法的影像分割無法一般性的在空間模型(spatial model)上直接運用也是它的一個弱點。

## 2.5 分群法(Clustering)

分群法在本質上和上一節提到的分類法有相同的行為，不同的地方在於分群法不需要人工給予的訓練資料，也就是說它是屬於非監督式(unsupervised)的分割法。為了補足人工訓練資料的資訊，分群法會在分割影像的過程中自動對現有類別的資訊做更新的動作。

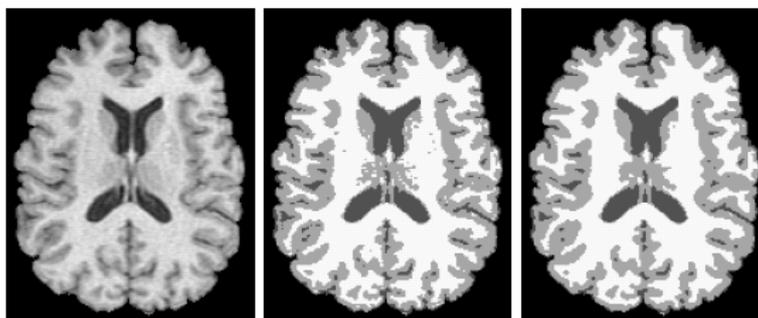
常用的分群演算法有平常我們熟知的 k-means、fuzzy c-means 和 expectation-maximization，以 k-means 為例，假設預期的分群類別數目為  $k$ ，則 K-means algorithm 其演算過程可概述如下：

1. 隨機選取  $k$  個類別的類別中心。
2. 對每一個資料點  $x$ ，尋找與之最接近的類別中心，並將  $x$  加入該類別，隨即計算新的類別中心(該類別中原有的資料點加上  $x$  後的平均向量)。
3. 檢查每一個資料點目前與之最接近的類別中心是否和他的類別分配一致，如果不是，則回到步驟 2。

雖如分群法不需要訓練資料，但它還是需要初始分割(也可說是初始參數)，並且和分類法一樣，這種影像分割法也無法一般性的在空間模型上直接運用。

## 2.6 以 Markov random field 為基礎的方法

Markov random field 是一種數理統計的模型，但可應用在分割的演算法上，其詳細的定義說明可以參照 *S.Z.Li*. [22]。其基本觀念是每一像素的灰階值與相鄰元素灰階值之間必定有一定關係，因此這個灰階值在特定位置的發生機率是基於該位置的相鄰區域而非整張影像。在醫學影像的應用上 Markov random field 常和分群法一起運用，實際結果顯示加上 Markov random field 處理的結果對於雜訊有很好的平滑效果 【圖 2-5】 [6]。



【圖 2-5】 Markov random field 處理結果[6]

(左)原始影像；(中)用 k-means 分割的結果；

(右) 用 k-means 加上 Markov random field 的結果

Markov random field 運用在影像分割的有一個特點，就是一開始的參數調整對結果的影響很大，我們必須在結果影像上的平滑度和細節靈敏度上取得一個平衡；另外，龐大的運算量也是它的缺點之一。

## 2.7 類神經網路法(neural network)

類神經網路已被研究多年，其模型主要是嘗試著去模仿人類的神經系統。現今的類神經網路是由很多非線性的運算單元(我們叫神經元 Neuron)和位於這些運算單元間的眾多連結所組成，而這些運算單元通常是以平行且分散的方式在作運算，由這樣的設計可以用來處理各種需要大量資料運算的應用，影像分割就是其中之一。

每一個神經細胞網路模型，其特性是由網路的拓樸(Topology)圖形，節點的特性加以決定。在訓練的過程中這些法則最初是由一組初始加權(Initial Weights)值來決定，並在學習過程中調整其加權以增進效率，經由不斷的調整和學習，使得真正的網路輸出與目標值能達到相同值後，才固定網路中的加權值，此時才算訓練完成。

如我們想要把輸入影像中的類別完全劃分開來，在利用初始的訓練資料完成訓練之後，需要利用演算法來調整節點與節點的加權及節點本身的偏移量。使輸出層之實際輸出值和希望達到的期望之間的平均平方差(Mean Square Error)達到最小境界，使整個網路的加權，儘可能朝向所希望的目標值調整。

由於在類神經網路中有許多相互的連結，影像空間的資訊很容易加入分割的過程，但一般的類神經網路也常有網路學習緩慢、不穩定及龐大...等問題存在。

## 2.8 動態輪廓模型法(Active Contour Model)

動態輪廓模型的概念為定義在影像中的曲線，當受到模型本身的內部力和利用計算影像得到的外部力所影響時，這個曲線會隨著作用力而運動。只要定義好

適當的能量控制方程式，模型就會受到控制，移動到我們想要它移動的地方。所以動態輪廓模型常用在邊緣偵測、影像分割以及運動追蹤等應用。加上其動作的方式像是一條蛇，故動態輪廓模型又被稱為Snake[23]。

傳統的二維動態輪廓模型假設是一曲線  $\chi(s) = [x(s), y(s)]$ ,  $s \in [0,1]$  其能量函數常定義為

$$E = \int [E_{\text{int}}(\chi(s)) + E_{\text{ext}}(\chi(s))] ds$$

其中  $E_{\text{int}}(\chi(s))$  定義為內部力，可表示為  $\frac{1}{2}(\alpha|\chi'(s)|^2 + \beta|\chi''(s)|^2)$ ； $\alpha$  與  $\beta$  分別為控制張力與剛性的參數，而  $\chi'(s)$  與  $\chi''(s)$  分別代表  $\chi(s)$  的一階及二階導函數。另外  $E_{\text{ext}}(\chi(s))$  定義為外部力，在我們有興趣的地方(如區域的邊界)希望讓它有較小的值，故我們常用影像梯度的負值  $E_{\text{ext}}(x, y) = -|\nabla I(x, y)|$  來定義它。

一般而言，動態輪廓模型會往能讓能量減少的地方慢慢移動，直到一個相對穩定的狀態為止，所以只要我們定義恰當的能量函數，通常能得到所想要的輪廓。由此我們可以知道，動態輪廓模型的最大優點是可以直覺在影像上定義初始輪廓，而相對的，最後分割的結果也十分依賴初始輪廓給的好不好，如果輪廓給的太遠，最後可能會有廢預期的結果。另外它也有容易停滯在區域能量最小值(local energy minimum)的缺點。

## 2.9 結語

在本章中，我們回顧了幾大類在醫學影像常用的分割方法，每種方法都有其適用範圍，通常在實作過程中也只會針對單一問題來比較。在下一章開始，我們將會提出一種以圖形(graph)為架構的影像分割法。

在以往的文獻中，以圖形為基礎的影像分割法主要為理論性質，通常要靠定義出由影像得出的圖形權重，藉由最小化成本函數(cost function)的過程，來得出最後結果[24][25][26]，而對圖形的最佳化過程若涉及”k-tree cover”[27]或是”finding a minimum ratio cut”[24] 往往會成為 NP-complete 或 NP-hardness 的問

題。在這裡我們將會以圖形中的最小生成樹為基礎，提出一種簡單但十分有效的影像分割架構，並以不同性質的醫學影像範本來證明它的實用性。



## 第三章

# 最小生成樹為基礎的影像分割法

### 3.1 影像的圖形表示法

數位影像的表示方法是以離散的格子點排列來呈現，每個格子點上都有其對應的像素值。參考 Felzenszwalb and Huttenlocher[28]、角田夏貴，渡辺俊典，菅原研[29]的架構，我們可以把影像中的每個格子點當作是節點，相鄰的格子點當做邊，以無向圖(undirected graph)  $G = (V, E)$  重新表示整個影像，其點集合  $V$ 、邊集合  $E$ ，及  $E$  所對應的權重集合  $W$  定義如下：

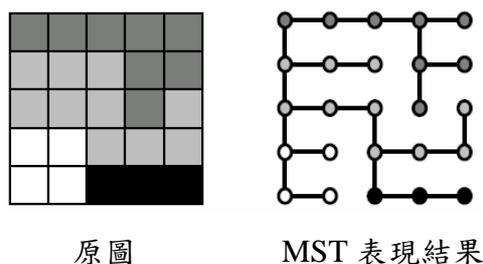
$v_i \in V$  代表我們要處理的影像像素集合。

$(v_i, v_j) \in E$  代表影像中相鄰二點的連線，其中  $\|v_i - v_j\| = 1$ 。

$w(v_i, v_j) \in W$  代表邊  $(v_i, v_j)$  的權重，其值為二格子點  $v_i$ 、 $v_j$  對應的像素值  $p_i$ 、 $p_j$  差的絕對值  $w(v_i, v_j) = |p_i - p_j|$ 。

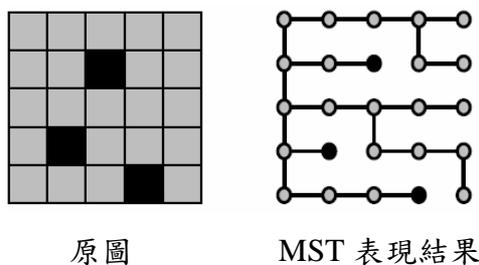
在圖形  $G$  中，我們希望再找出其權重最小的子圖  $T = (V, E')$  使得  $T$  能(1)為一相連圖、(2)覆蓋(cover)整個影像的每一個點、(3)沒有迴圈(cycle)存在；換言之， $T$  為一最小生成樹(minimum spanning tree)。

如果我們用整體性的觀點去看用  $T$  所代表的這張影像，其局部性相似的節點會傾向彼此相連，並且會儘可能用最佳的方法去表現影像的特徵結構【圖 3-1】。

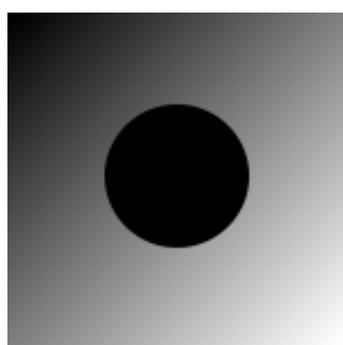


【圖 3-1】影像使用最小生成樹表示的結果

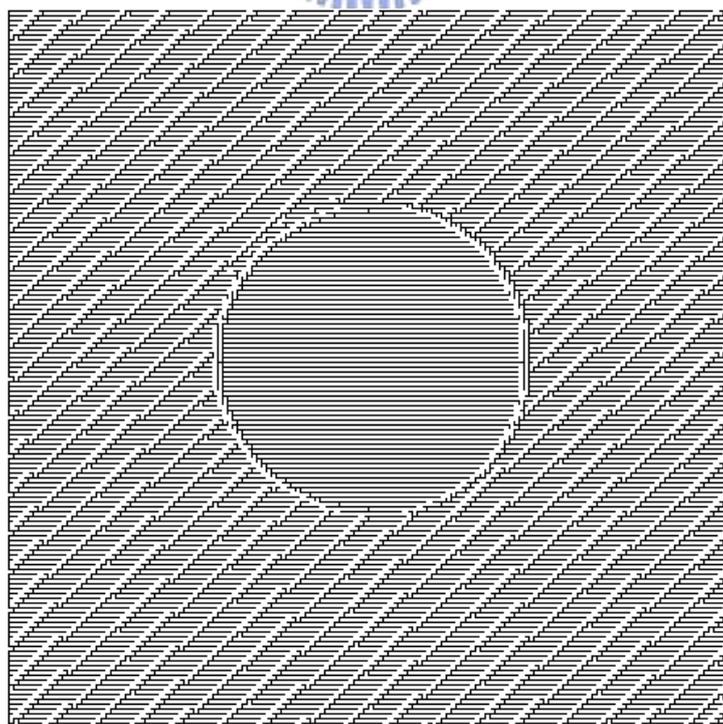
此外，對於影像中突兀的雜訊，因為與其相連的邊權重較大，所以大多會分佈在樹的枝末(Leaf)【圖 3-2】。由實例得知，這樣的樹可以呈現出影像的大體構造【圖 3-3】。



【圖 3-2】在最小生成樹中雜訊的連結分布



【圖 3-3】實際影像 MST 結果  
(左)我們製作的範例影像  
(下)其 MST 表現結果



## 3.2 利用最小生成樹做影像分割

實作的演算法包含以下步驟：

- (1) 影像前處理
- (2) 建立影像上的最小生成樹
- (3) 分割此最小生成樹，找出我們有興趣的分割區域
- (4) 對在空間上的相鄰區域建立其區域相鄰圖(Region Adjacency Graph)
- (5) 由區域相鄰圖做區域合併

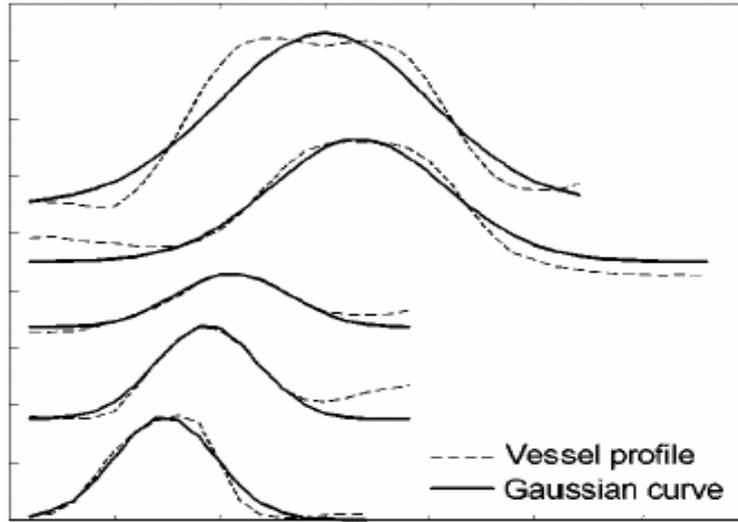
我們對這幾個步驟詳細說明如下：

### 3.2.1 影像前處理

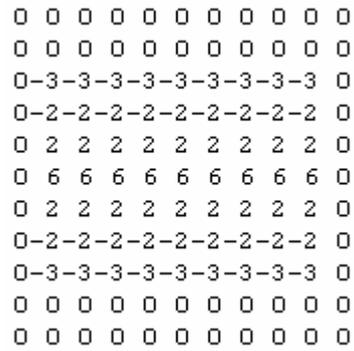
影像前處理的目的，不外乎是減弱影像中不希望見到的雜訊，以及增強我們想做分析處理的影像特徵。在雜訊的消除部分，對於不同來源的影像往往有不同的做法，低通(low pass)、高通(high pass)、中值(median)、Sobel...等濾波器都是我們常用來消除雜訊的工具。

至於在增強特徵方面，醫學影像中常用到的技巧為 Matched Filter[30]，我們以血管的應用【圖 3-4】為例子來解說 Matched Filter 的性質，虛線部分為我們觀察到幾個血管橫切面的亮度分布，實線的部分為和它最接近的 Gaussian curve。於是我們可以預測，只要設計數個不同寬度的 Gaussian curve 形狀 Matched Filter，用它對影像的每一點做 convolution，符合 Gaussian curve 血管亮度分布的點其亮度反應將會相對變大。

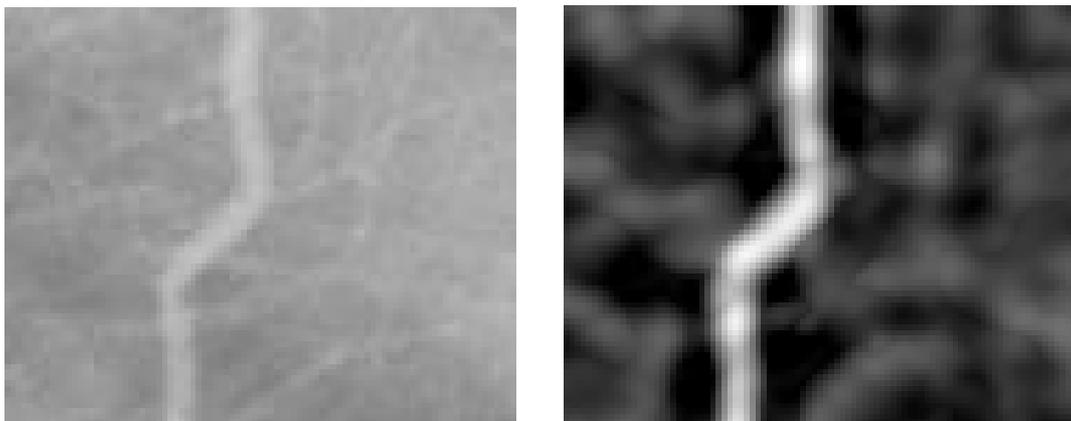
同樣的原理我們可以套用到 2D 的影像上，假設血管的橫切面為 Gaussian 分布，我們便可以設計出相對應的 Matched Filter【圖 3-5】，這對我們所要增強的影像特徵有很好的效果【圖 3-6】。



【圖 3-4】1D matched filter 範例



【圖 3-5】2D 中偵測血管的 Matched Filter 例子



【圖 3-6】matched filter 實際影像效果

(左)原始影像

(右)經過 Matched Filter 處理過的結果

### 3.2.2 建立影像上的最小生成樹

在這裡我們採用 Kruskal's algorithm[31]來做建立最小生成樹的動作，對影像中的每一個點，將其與周圍點在上、下、左、右四個方向連結所產生的邊置入 Priority Queue 資料結構中，搭配 Union-Find 運算，我們可以在  $O(n \log n)$  的時間建出我們所要的最小生成樹  $T$ 。

### 3.2.3 分割此最小生成樹，找出我們有興趣的分割區域

從藉由原始影像定義出的最小生成樹  $T = (V, E)$  後，我們從其中找出  $E$  的有序子集  $E_c$

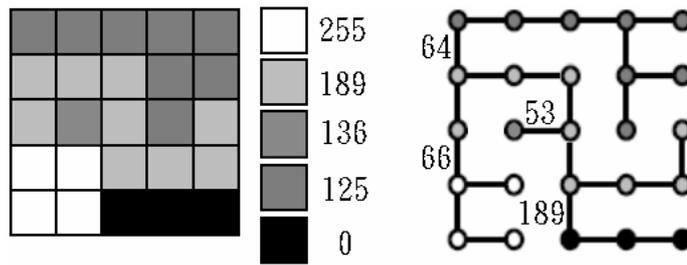
$$E_c = \{e \in E \mid e_i > e_j \forall i < j \text{ and } e > W\} \quad W \text{ 為參數}$$

接著我們利用  $E_c = \{e_1, e_2, \dots, e_k\}$  的順序對影像中的樹作測試，若某個樹  $T_\lambda$  中有跟  $e_i$  相同權重的邊  $(v_l, v_m)$ ，並且在以  $(v_l, v_m)$  為分界的二子樹  $T_l$ 、 $T_m$  中

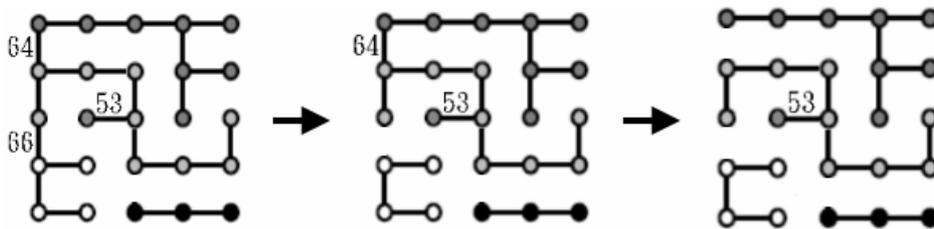
$$\text{Size}(T_l) > S \text{ and } \text{Size}(T_m) > S \quad S \text{ 為參數}$$

我們便將  $(v_l, v_m)$  從  $T_\lambda$  刪去，使其分裂為  $T_l$ 、 $T_m$  二子樹，並且再對  $T_l$ 、 $T_m$  分別作相同的測試，直到所有的樹都不再分裂為止。

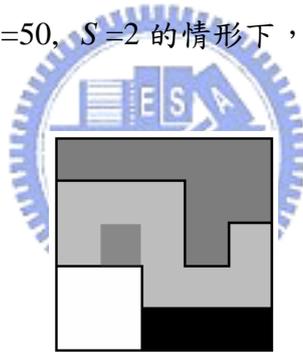
在這個步驟中，我們需要約略訂出的二個參數，分別是在屬於子樹的邊中，允許的最大權重  $W$ ，和產生每個子樹所允許的最小節點數  $S$ 。經過全部的測試過程，我們可得到一樹林(Forest)，每個子樹都有可能是我們有興趣的區域或是其子集。影像在此時得到一個適當或過度的分割。如過程範例【圖 3-7】【圖 3-8】【圖 3-9】所示，在  $W=50, S=2$  的情形下，我們用  $E_c = \{189, 66, 64, 53\}$  的順序去對範例原始圖產生的最小生成樹作測試，對 189、66、64 這些權重值的邊，都因符合  $\text{Size}(T_l) > 2 \text{ and } \text{Size}(T_m) > 2$  的條件而產生樹的分裂，而權重值 53 的邊則因不符合該條件而保留下來。



【圖 3-7】(左)範例原始圖、各點所代表的灰階值  
(右)其最小生成樹結果及非 0 權重值

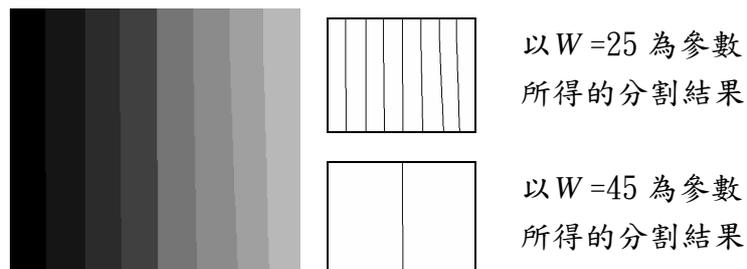


【圖 3-8】在  $W=50$ ,  $S=2$  的情形下，MST 的分解過程



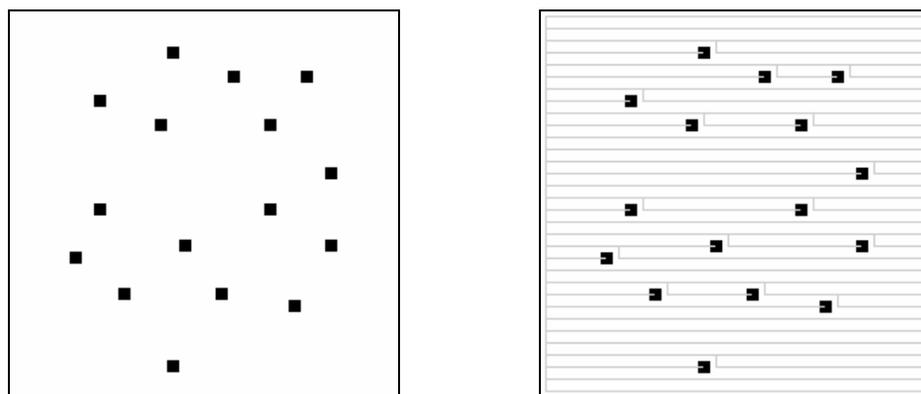
【圖 3-9】分解結果

接著我們對二參數  $W$  及  $S$  的性質作進一步的探討，定義  $W$  的目的為決定我們對顏色差異的容許程度，隨著  $W$  增大，我們對分割結果顏色差異的容許程度也增加【圖 3-10】。

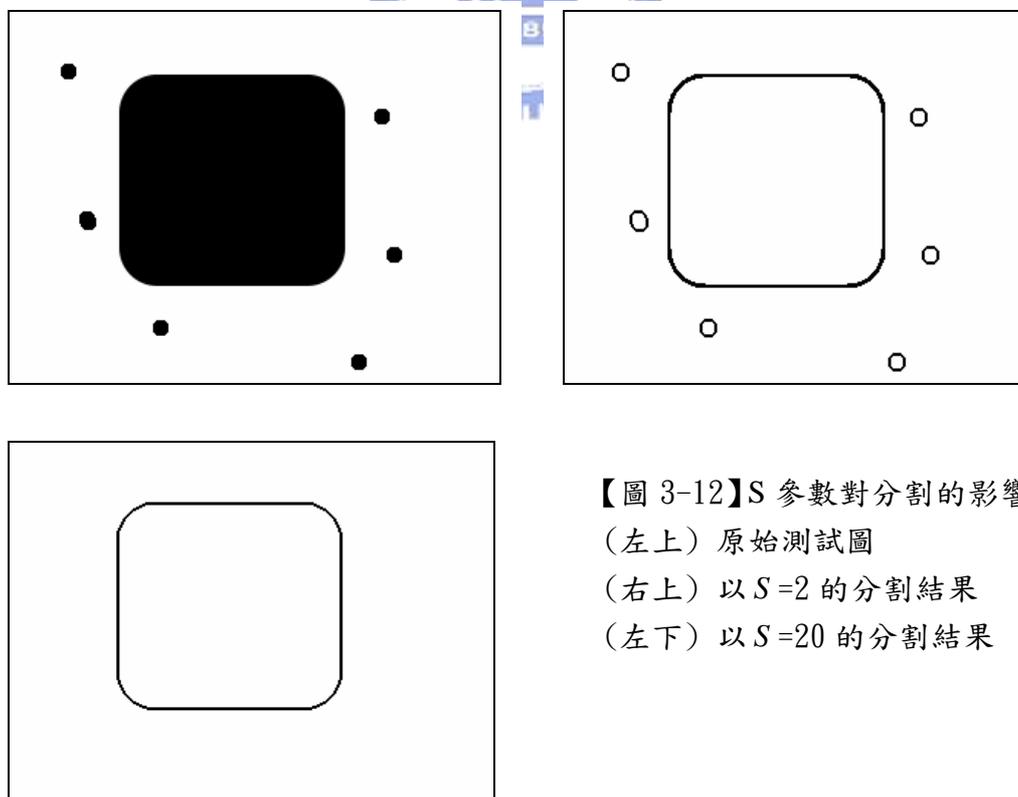


【圖 3-10】觀察  $W$  參數對分割的影響

另外，定義  $S$  的目的是為了消除小顆粒雜訊的影響，由於小顆粒雜訊多半與周圍點的顏色差異大，所以在最小生成樹中常在樹的枝末【圖 3-11】，在分解最小生成樹的過程中檢查子樹的大小  $S$ ，便不會在分解的過程中把雜點的區域也分解出來【圖 3-12】。

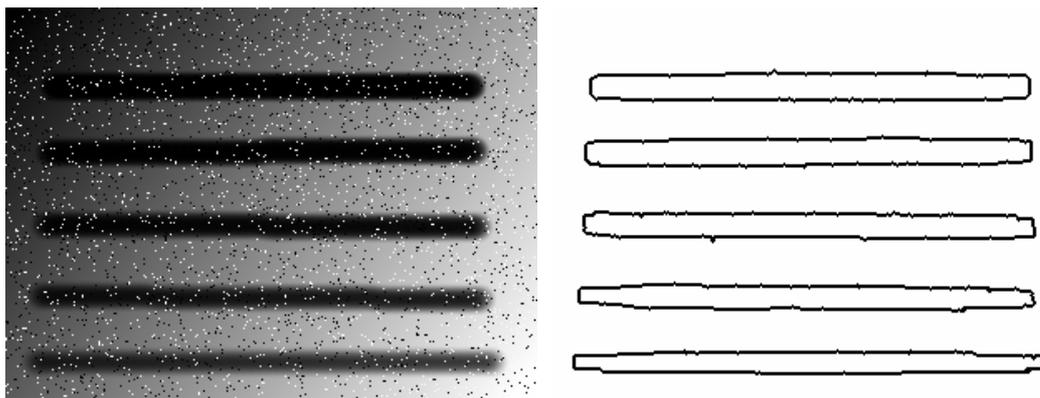


【圖 3-11】小顆粒雜訊範例圖及其最小生成樹表現

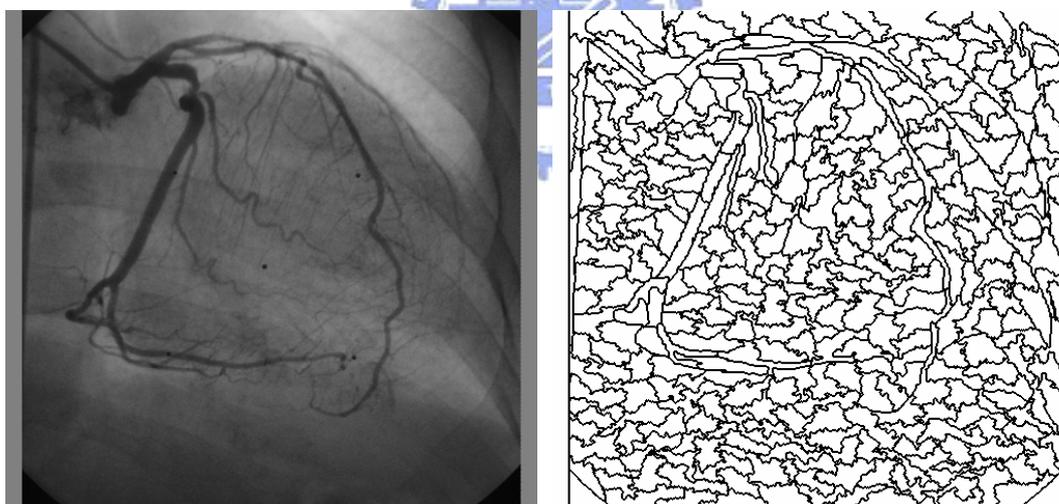


【圖 3-12】 $S$  參數對分割的影響  
 (左上) 原始測試圖  
 (右上) 以  $S=2$  的分割結果  
 (左下) 以  $S=20$  的分割結果

利用上述性質來做影像分割，對於受到陰影及小量雜訊的圖形，有很好的初步分割效果【圖 3-13】，但應用到更複雜的醫學影像時，在找到我們有興趣的區域之餘，還會產生過度分割的結果【圖 3-14】，故在實際運用到醫學影像的資料時，我們還需要再針對這個步驟所產生的分割結果作合併的動作。



【圖 3-13】不經任何前處理的圖形，以  $W=4, S=500$  分割的結果



【圖 3-14】在 X 光血管造影圖上以  $W=2, S=500$  產生的過度分割結果

### 3.2.4 對在空間上的相鄰子樹建立其區域相鄰圖

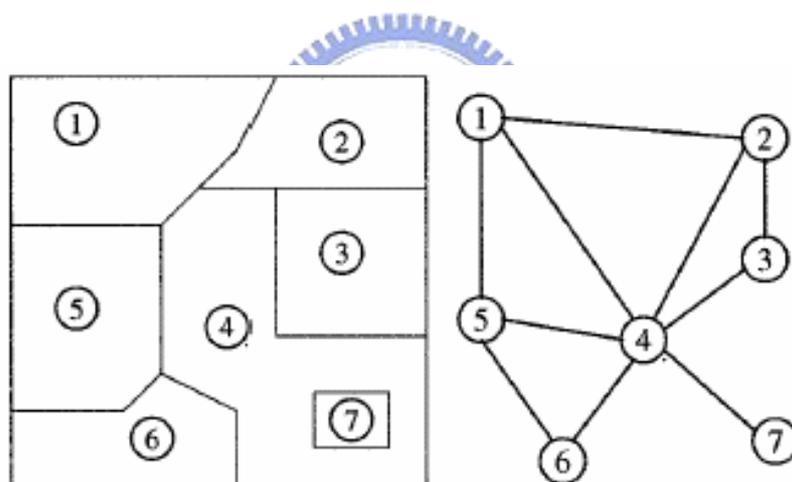
經過對最小生成樹的初步分割，接下來我們利用這些資訊來產生區域相鄰圖 [32](region adjacency graph)  $RAG = (R, C)$ ，其中

$$R = \{ R_i \mid R_i = \text{Region}(T_i) \}$$

$\text{Region}(T_i)$  代表  $T_i$  子樹在影像中所佔的空間，

$$C = \{ C_{(i,j)} \mid \text{Adjacency}(R_i, R_j) = \text{True} \}$$

$\text{Adjacency}(R_i, R_j)$  代表影像中二區域是否相鄰的布林判斷。在此我們以【圖 3-15】來說明。假設區塊 1~7 為我們分割出來的子影像(子樹所佔的區域)，以其為節點。再對每個子影像區塊去搜尋周圍的相鄰區塊，產生對應的邊，就可以建立其區域相鄰圖，提供我們一種更巨觀的影像結構表示。



【圖 3-15】區域相鄰圖的例子

### 3.2.5 由區域相鄰圖做區域合併

由建立區域相鄰圖的方式做影像分析是一種常用的方法，要判斷區域之間是否可以合併，其方法不外乎測量其整體的相異度(global variation) [15] [16] [17] [18] [19]，或是局部相異度(local variation)[20]。在此，我們採用 *Tremeau and Colantoni* [4] 的做法，使用 Fisher Distance[33]來測量整體的差異度，並改良

Felzenszwalb and Huttenlocher [20]的局部相異度算法，依照不同影像的特質來作區域合併的動作。

首先介紹我們整體相異度的計算方式，根據區域相鄰圖，對於在區域相鄰圖上相鄰的二區域 $\{R_i, R_j\}$ 我們可以藉由 Fisher Distance 定義它們的整體相異度 $V_G(R_i, R_j)$

$$V_G(R_i, R_j) = d^2(R_i, R_j) = \begin{cases} \frac{(N_{R_i} + N_{R_j}) \|\bar{v}_i - \bar{v}_j\|^2}{N_{R_i} \sigma_i^2 + N_{R_j} \sigma_j^2} & \text{if } \sigma_i \neq 0 \text{ or } \sigma_j \neq 0 \\ \|\bar{v}_i - \bar{v}_j\|^2 & \text{if } \sigma_i = 0 \text{ and } \sigma_j = 0 \end{cases}$$

其中  $N_{R_i}$  代表  $R_i$  中的元素個數， $\bar{v}_i$  為  $R_i$  區域中所有點灰階值  $\{\bar{c}_0, \dots, \bar{c}_n\}$  的平均值，而  $\sigma_i^2$  代表  $R_i$  中灰階值得變異數(variance)。

$$\bar{v}_i = \frac{1}{N_{R_i}} \sum_{(x,y) \in R_i} \bar{c}(x,y) \quad \sigma_i^2 = \frac{1}{N_{R_i}} \sum_{(x,y) \in R_i} \|\bar{c}(x,y) - \bar{v}_i\|^2$$

於是，當 $V_G(R_i, R_j)$ 小於我們給的臨界值 $F$ ，我們便認可 $R_i$ 與 $R_j$ 通過整體相異度測試 $H_G(R_i, R_j)$ 而加以合併。

$$H_G(R_i, R_j) = \text{True} \quad \text{when} \quad V_G(R_i, R_j) < F$$

接下來，我們介紹局部相異度的計算方式，在 Felzenszwalb and Huttenlocher [9]的方法中，藉由訂出了內部相異度 $Int(R_i)$ ，與外部相異度 $Dif(R_i, R_j)$ ，並且用了二個參數來判斷 $R_i$ 與 $R_j$ 是否可以合併。但這種方法只對簡單圖形有較佳的效果，只要區域中有灰階值起伏很大的點，便很難有正確的分割結果。

於是我們修改他們對 $Int(R)$ 及 $Dif(R_i, R_j)$ 的定義方式，令 $Int(R)$ 為區域 $R$ 產生的最小生成樹 $MST(R, E)$ 中，所有邊的平均權值

$$Int(R) = \text{avg}_{e \in MST(R, E)} w(e)$$

以【圖 3-16】為例， $int(R)$ 的值為 $(w1 + w2 + w3 + w4 + w5)/5$ 。另外令重新定義 $Dif(R_i, R_j)$ 為在 $R_i, R_j$ 之間，所有可成為邊的平均權重值

$$Dif(R_i, R_j) = \text{avg}_{v_i \in R_i, v_j \in R_j, (v_i, v_j) \in E} w((v_i, v_j))$$

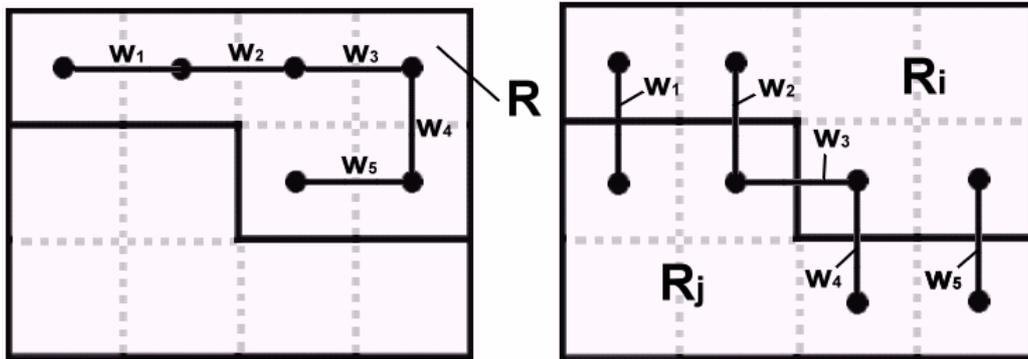
以【圖 3-17】為例， $Dif(R_i, R_j)$ 的值為 $(w1 + w2 + w3 + w4 + w5)/5$ 。由此我們定

義出局部相異度  $V_L(R_i, R_j)$

$$V_L(R_i, R_j) = Dif(R_i, R_j) - \max(Int(R_i), Int(R_j))$$

當  $V_L(R_i, R_j)$  小於我們給的臨界值  $L$  時，我們便可以認為  $R_i$  與  $R_j$  為同質而加以合併。

$$H_L(R_i, R_j) = True \quad \text{when} \quad V_L(R_i, R_j) < L$$



【圖 3-16】  $Int(R)$  範例

【圖 3-17】  $Dif(R_i, R_j)$  範例

於是，在本節中我們定義出二種不同性質的計算方法來合併上一小節提到的影像區域相鄰圖。我們對此區域相鄰圖中的每一節點和其相連節點作相似度測試，若有符合此測試的相連節點，我們便將測試節點與最近似的相連節點合併，直到所有測試節點都找不到符合相似度的測試的相連節點為止。分割演算法在此時結束，得到最後的分割結果。我們將在下一章測試它在醫學影像上的實際效果。

## 第四章

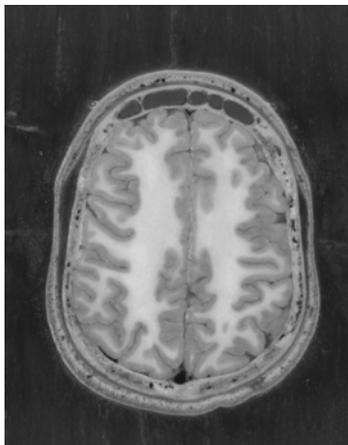
### 醫學影像上的實例運用

#### 4.1 利用 Visible Man 影像，分割出腦中白質區域

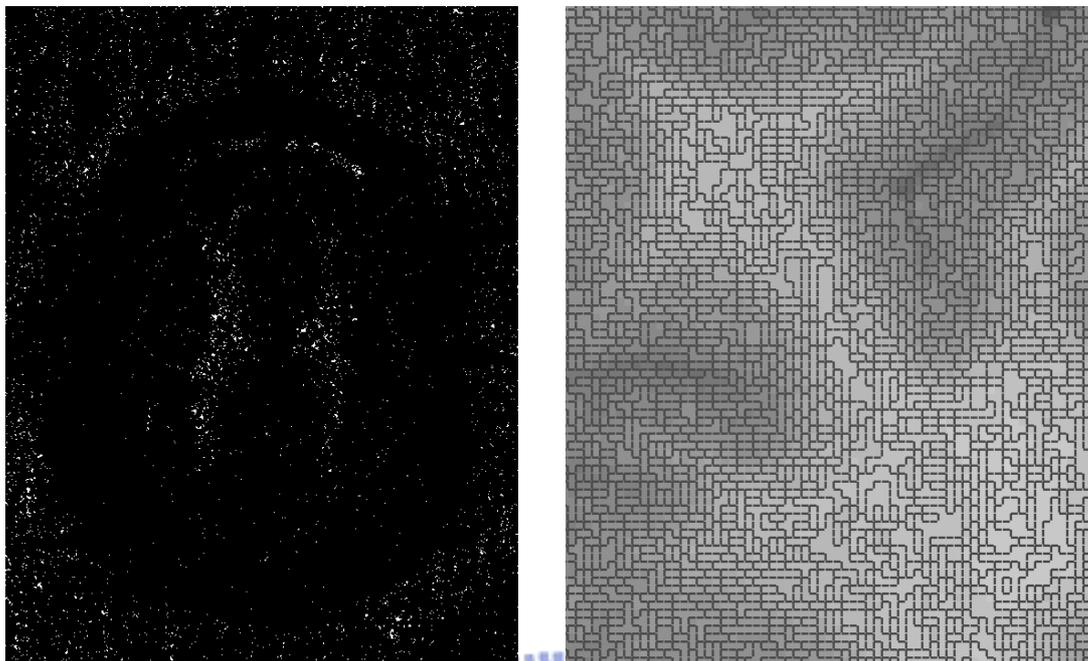
在美國國家醫學圖書館的 Visible Man 研究計畫中，於一九九四年十二月將一切成一千八百片之男人身體的幻燈片掃描進入電腦，並提供全世界經由網際網路線上檢索。而人類的大腦分灰質和白質，灰質主要由腦細胞構成，白質多為腦細胞伸出來的突起(樹突、軸突)構成的神經纖維。我們希望透過 Visible Man 的灰階腦部影像切片，分割出白質部份。

##### 實驗過程

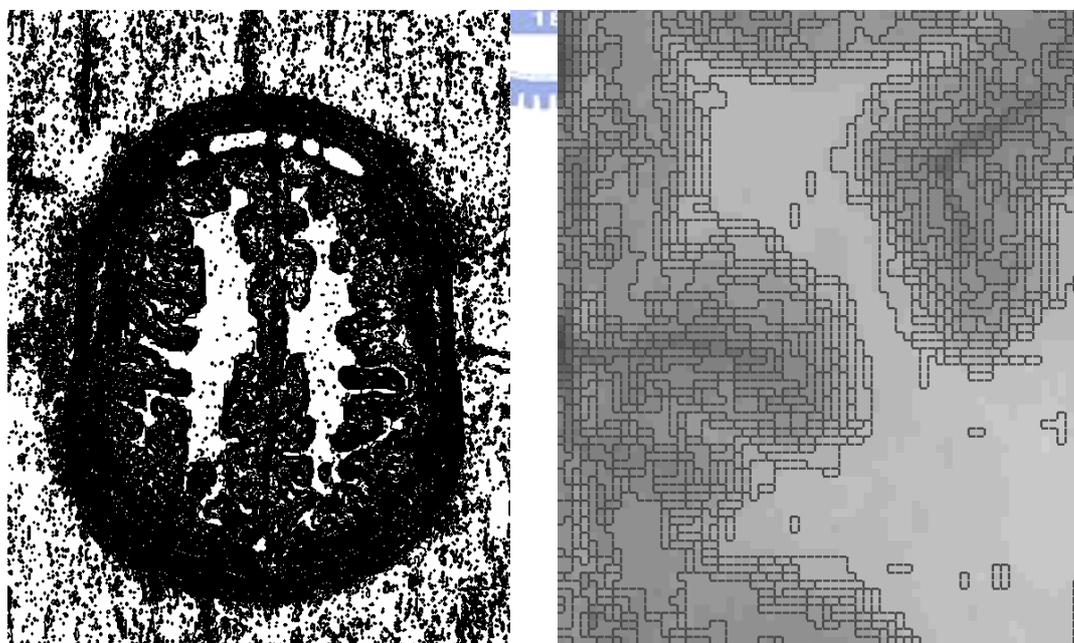
我們所用的原始影像為值 560x720 的灰階影像【圖 4-1】，由於該影像性質良好，我們不需對其作前處理。首先，我們先對構成【圖 4-1】的最小生成樹作分割，使其成為數個區域【圖 4-2】【圖 4-3】【圖 4-4】，在這過程中，我們觀察其分割結果，決定以  $W=2$ 、 $S=2$  為參數值的分割結果【圖 4-3】來做合併的動作。



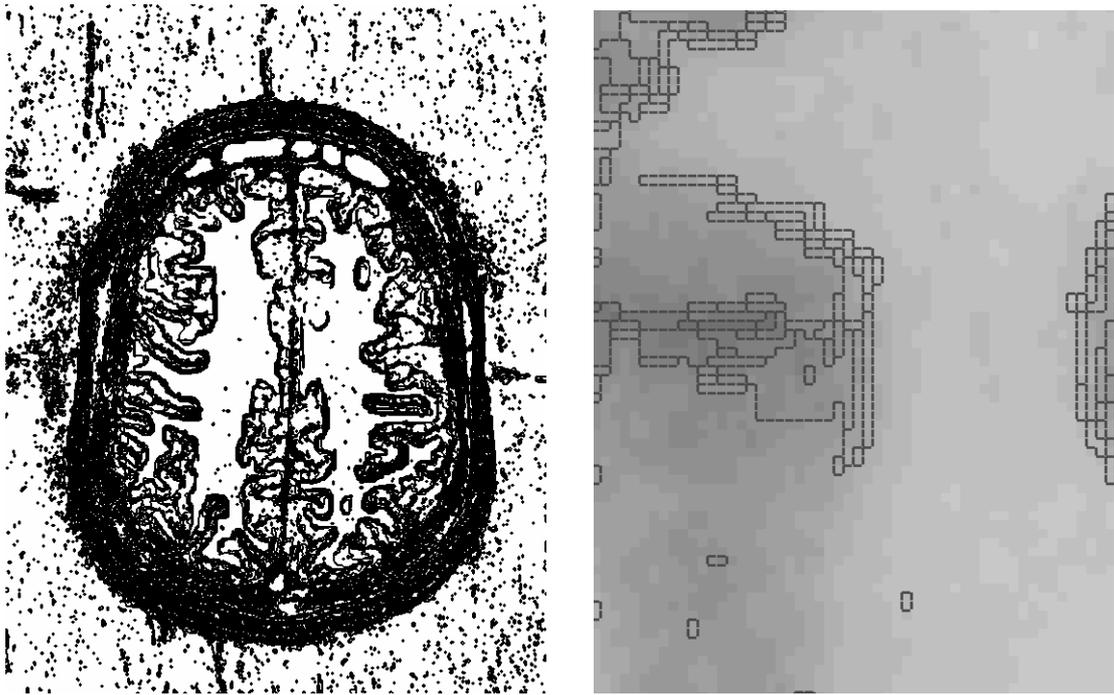
【圖 4-1】 腦部切片影像



【圖 4-2】 (左)以  $W=1, S=2$  為參數的分割結果  
(右)左圖的局部放大圖



【圖 4-3】 (左)以  $W=2, S=2$  為參數的分割結果  
(右)左圖的局部放大圖

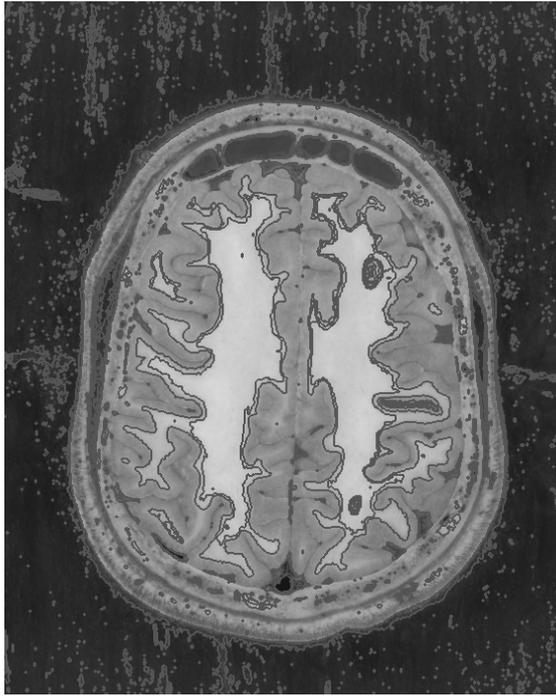


【圖 4-4】(左)以  $W=3, S=2$  為參數的分割結果

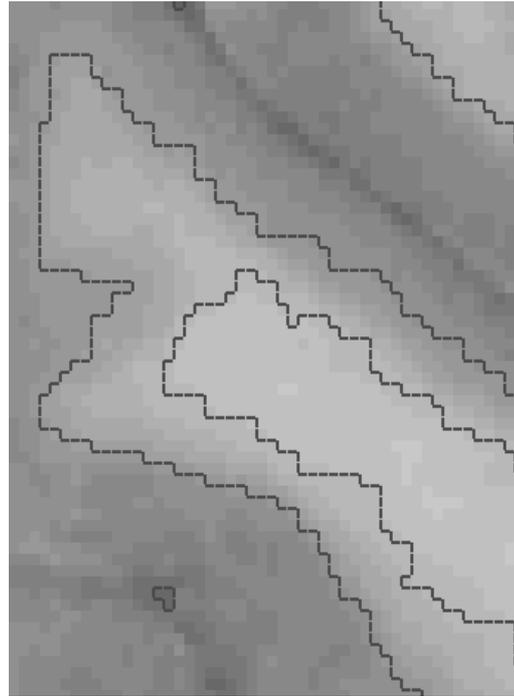
(右) 左圖的局部放大圖

在經過初始分割的影像，仍處於過度分割的狀態。經由區域相鄰圖的建立，我們可以得知區域與區域之間的關係。接著，我們利用整體相異度的關係，在區域相鄰圖中相鄰的區域間試著做合併的動作，以減少這種過度分割的狀態，在  $F=3$  的情形下，我們得到一個不錯的分割結果【圖 4-5】。我們可以注意到【圖 4-6】，在白質邊界較淡的部分，因其區域整體灰階值與白質中心差異較大，不易達到我們期望的結果。

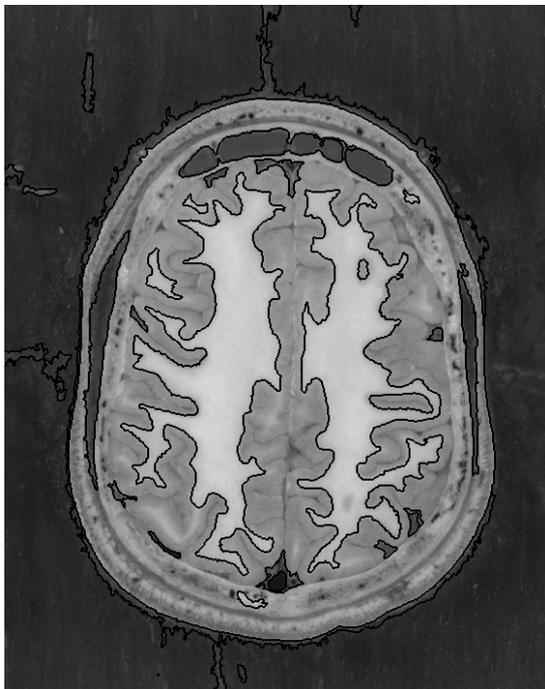
於是在接下來的步驟中，我們再利用局部相異度的關係，進一步去做區域合併的動作，很快的在  $L=4$  時，分割出我們期望的結果【圖 4-7】，原本難以辨識的白質邊緣也順利的合併至白質主體【圖 4-8】。



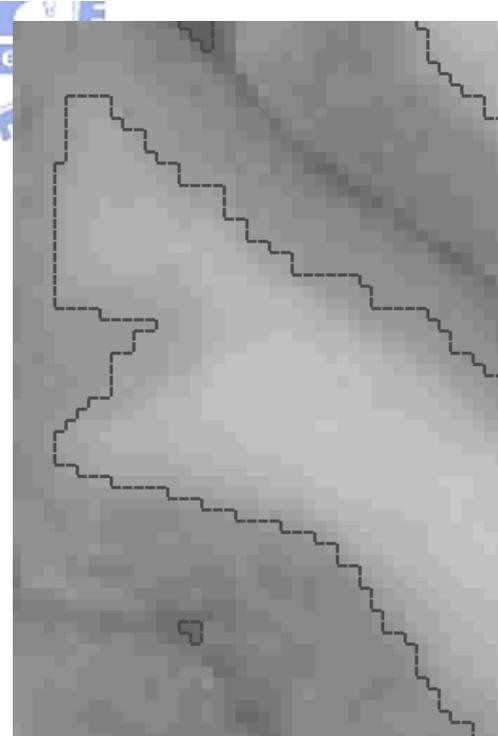
【圖 4-5】以  $F=3$  為整體相異度測試的參數，合併出來的結果



【圖 4-6】【圖 4-5】的局部放大圖



【圖 4-7】以  $L=4$  為局部相異度測試的參數，合併出來的結果



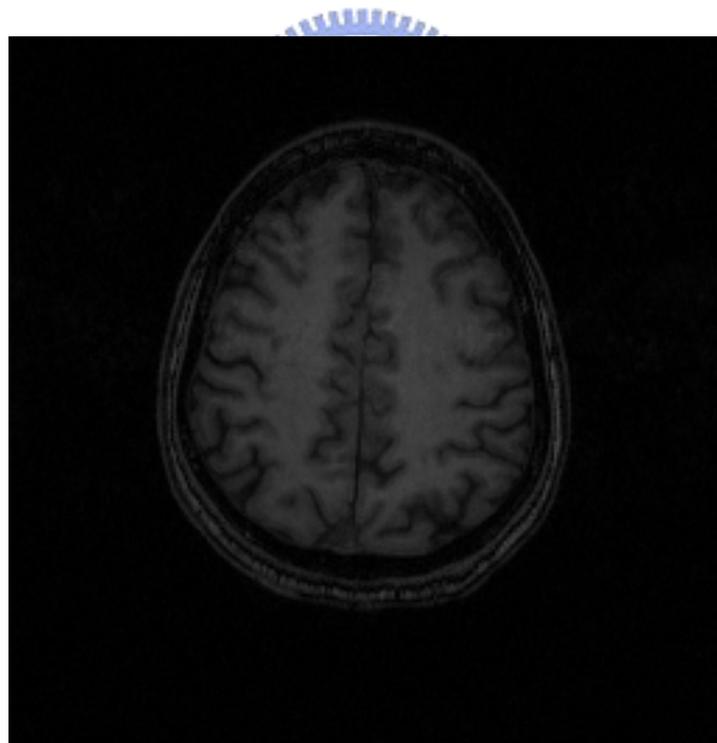
【圖 4-8】【圖 4-7】的局部放大圖

## 4.2 利用磁振造影腦部影像，分割出腦內白質區域

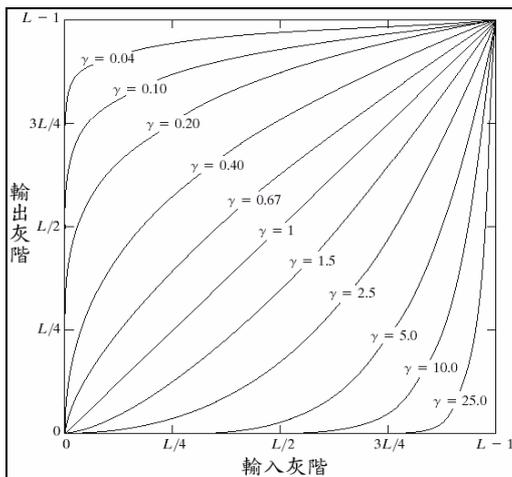
磁振造影影像可顯示出腦部的結構、新陳代謝、內部組織及器官的功能，是一種非侵入性相對安全觀察腦部的方法。在各類腦部炎症的情形中，磁振造影就是常用的方法。本例中我們將會以某組品質不佳的磁振造影影像為測試資料，試驗我們提出的演算法在此類影像上的表現。

### 實驗步驟

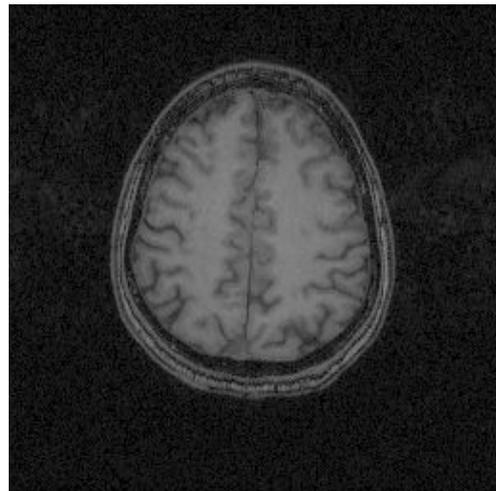
我們所用的原始影像為值 256x256 的灰階影像【圖 4-9】，我們可以觀察到這組影像的對比度極差，即使經過 Gamma Correction【圖 4-10】來調整對比度【圖 4-11】，依舊無法用單純的臨界值法來分割出白質區域。



【圖 4-9】MR 影像原始圖

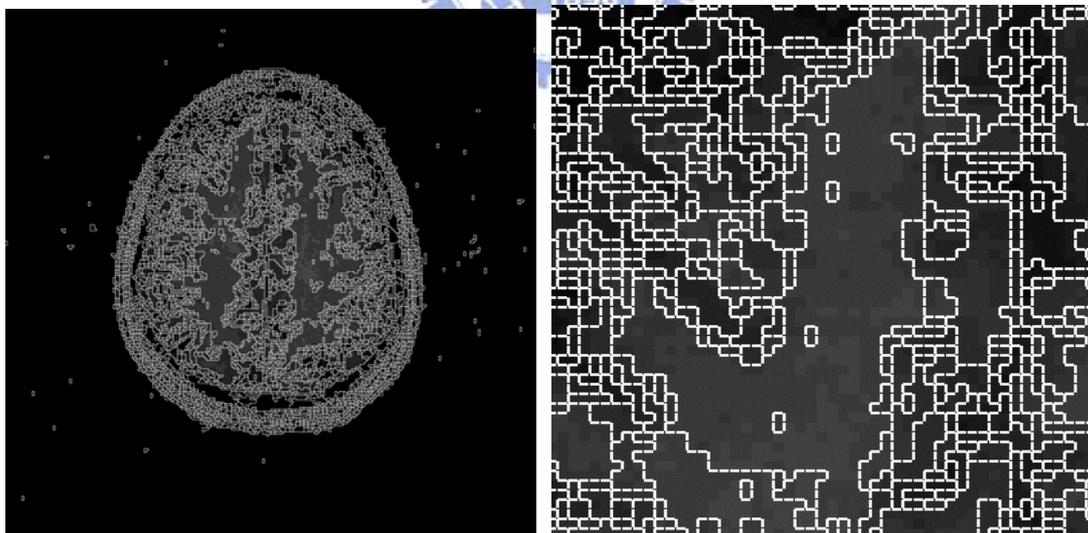


【圖 4-10】Gamma Correction 表示圖



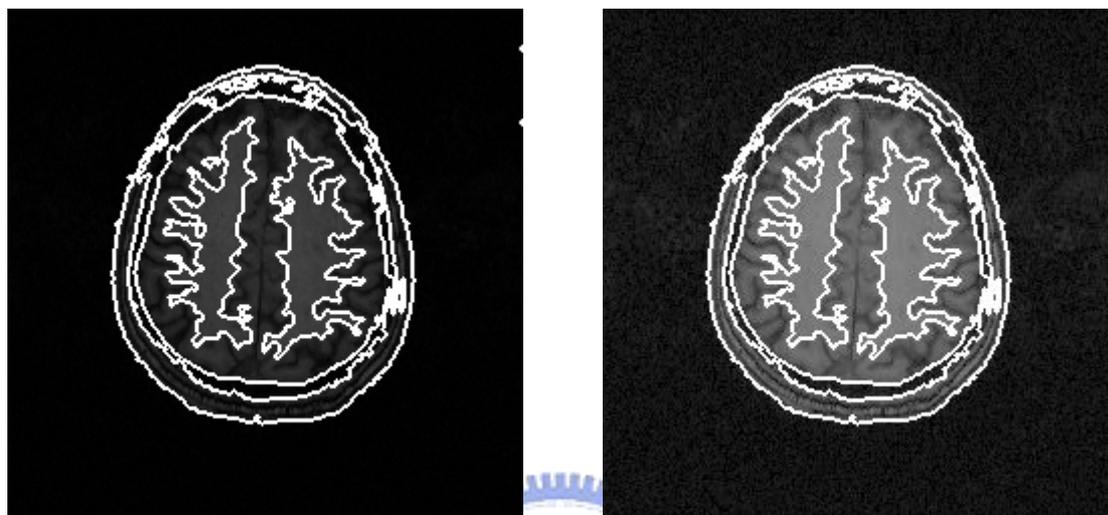
【圖 4-11】MR 影像經  $\gamma=2$  的 Gamma Correction

我們試著用跟上一個例子(visible man)同一個方法來解決這個問題。首先在觀察分割結果後我們決定用  $W=3, S=2$  的結果【圖 4-12】來分割原圖所產生的最小生成樹。



【圖 4-12】(左) 以  $W=3, S=2$  為參數的分割結果  
(右) 取左圖的一部分放大

然後再經同上一例的合併動作找出  $F=3, L=4$  為整體相異度與局部相異度的最佳參數，我們將此分割結果套用到經  $\gamma=2$  的 Gamma Correction 的處理結果，得知即使在極低對比度的影像，此演算法依舊有著良好的分割品質【4-13】。



【圖 4-13】(左)以  $F=3, L=4$  為參數的合併結果  
(右)將左圖的作  $\gamma=2$  的 Gamma Correction

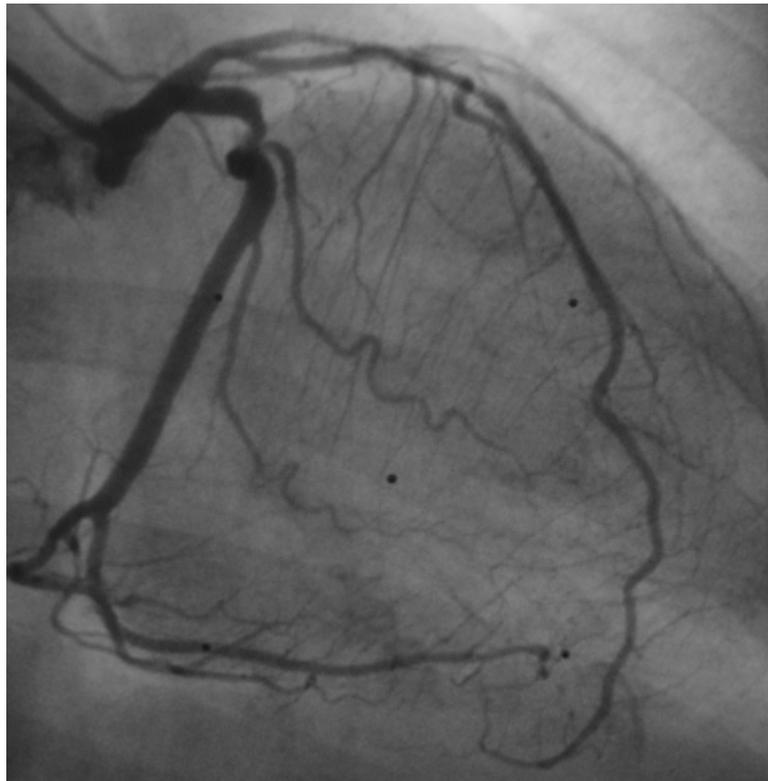
### 4.3 利用 X 光冠狀動脈影像，分割出影像中血管的部分

目前診斷冠狀動脈疾病最準確的方法是利用冠狀動脈血管攝影術，也就是俗稱的心導管檢查。於局部麻醉後，在皮膚畫開零點五公分不到的小傷口，經由大腿或手臂的周邊動脈將導管伸入心臟冠狀動脈內。然後注射顯影劑，利用 X 光儀器照相，將冠狀動脈血流狀態拍成影片，藉以了解冠狀動脈病灶的確切位置及嚴重程度。

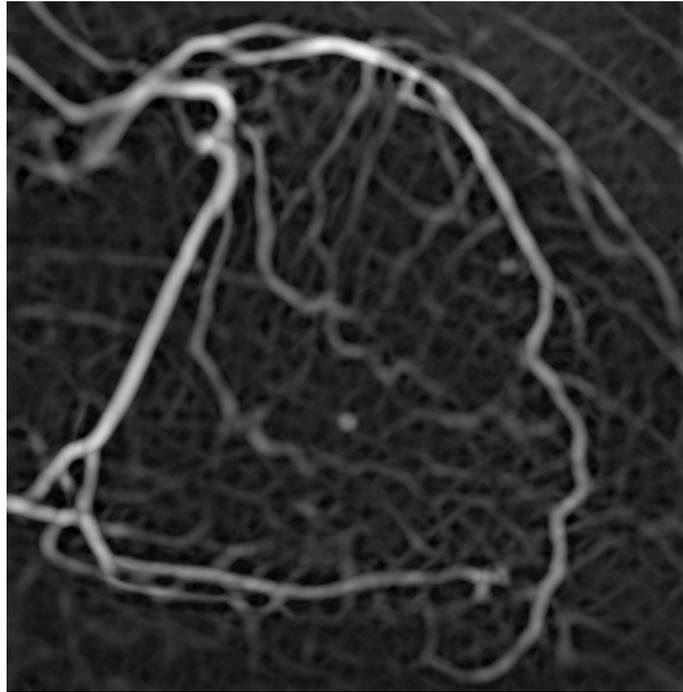
分割出血管的區域對於往後的電腦自動分析有極大的幫助，我們可以藉著血管區域大小的資訊來判斷血管是否阻塞、血管流量是否正常。然而在 X 光冠狀動脈取像中，難免夾雜大量胸腔其他器官，如肺、肋骨等資訊。本應用實例中，我們將會儘可能去試著去解決這些問題。

### 實驗過程

我們所用的原始影像為值 383x391 的灰階影像【圖 4-14】，我們可以觀察到這組影像中因血管粗細不同，顯示出來的灰階值也濃淡不均，再加上背景的肺部雜訊和肋骨，我們需要靠著 3.2.1 小節提到的 matched filter 來做前處理的輔助，結果很成功的把類似血管的細長圖形灰階值做了大幅度的提升，但背景的肺部纖維也隨之更為明顯，且影像中血管部分因轉折、粗細改變等因素，灰階值的連續性大為降低【圖 4-15】。

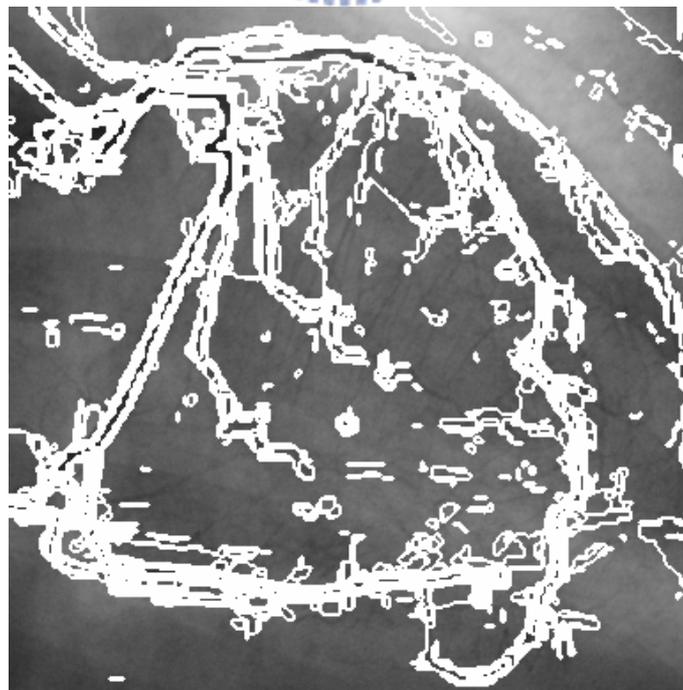


【圖 4-14】X 光冠狀動脈影像



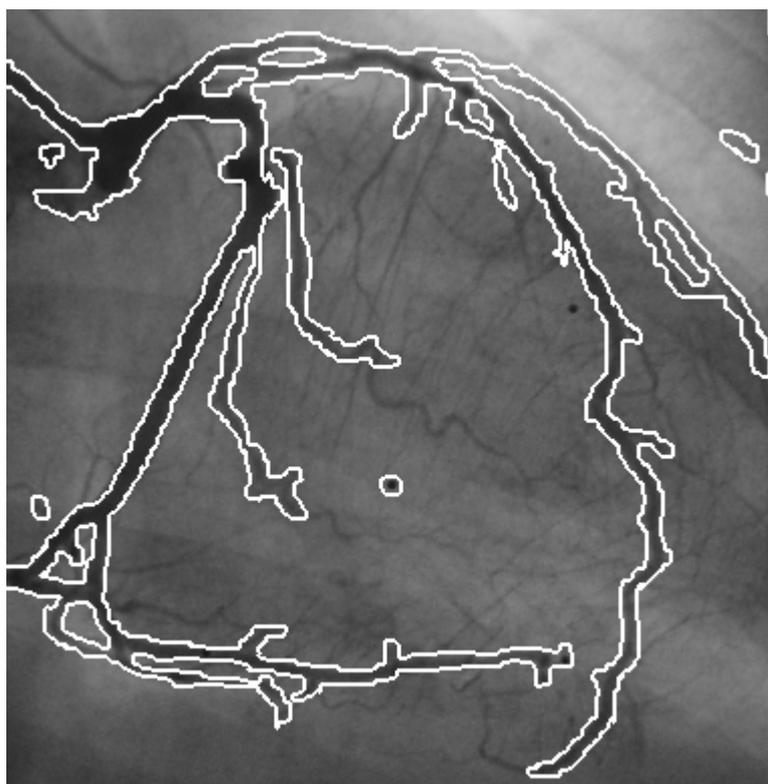
【圖 4-15】原始圖經 matched filter 後的結果

由於影像的背景環境複雜，調整參數後我們以  $W=3, S=5$  為最小生成樹的初始分割值，套用到原圖後得到如【圖 4-16】的初始分割結果。



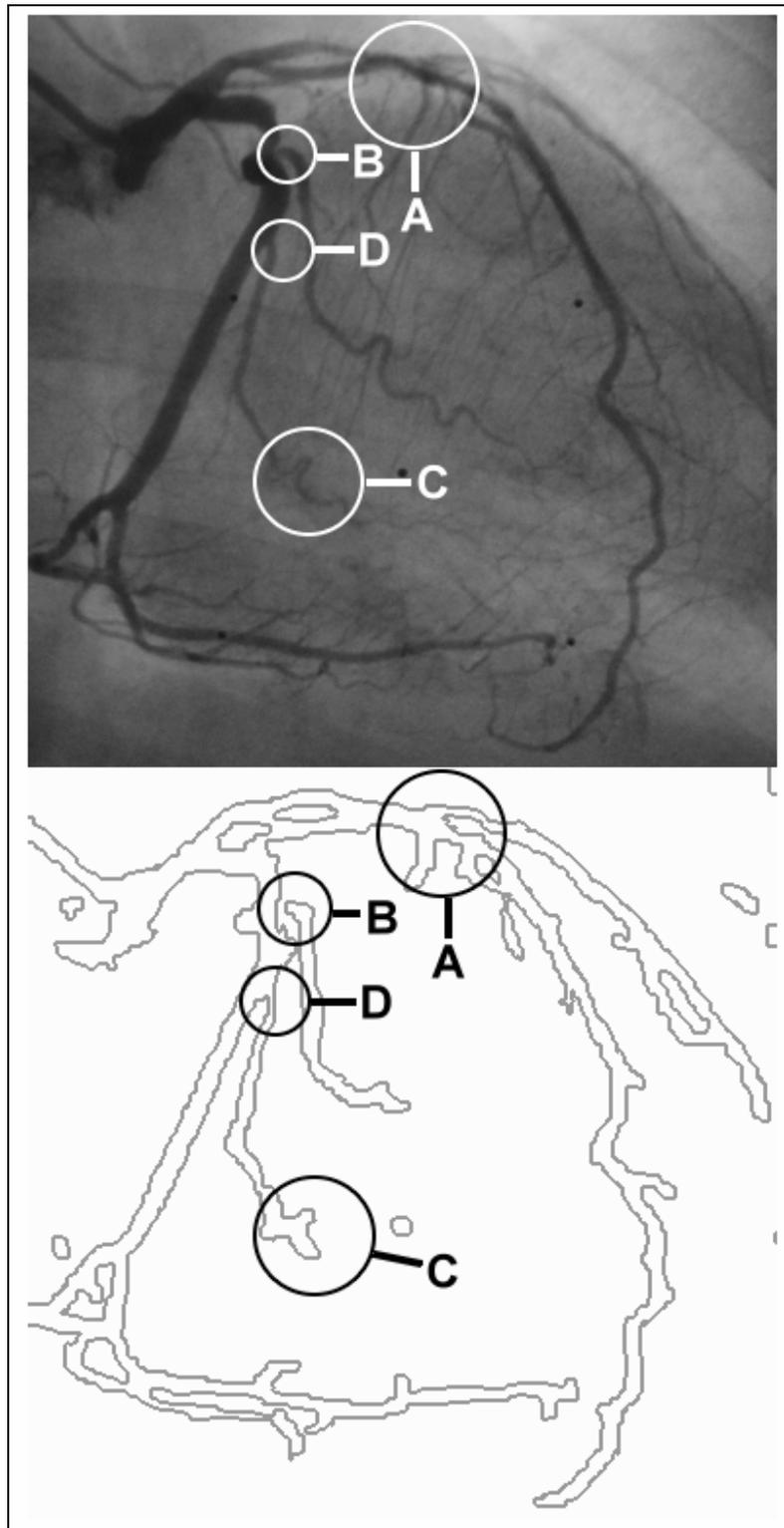
【圖 4-16】以  $W=3, S=5$  為參數的分割結果

如之前所提到的，經 matched filter 處理過的圖形在像素與像素間的連續性並不好，故我們僅採用整體相異度的合併判斷方法，以  $F=1.6$  為參數來合併相鄰區域，最後再將小於 50 個格子點的區域合併到鄰近的相似區域，我們得到了最後的結果【圖 4-17】。



【圖 4-17】X 光冠狀動脈最後的分割結果

雖然在血管交叉處、血管劇烈轉折處或是血管太細的地方，我們的分割會發生錯誤的現象，但結果已能分離出冠狀動脈的主體輪廓，並且在某些顏色濃淡差異大的血管分支上仍有不錯的表現【圖 4-18】。



【圖 4-18】(A) 血管交叉處的分割情形  
(B) 血管劇烈轉折處的分割情形  
(C) 血管太細處的分割情形  
(D) 在濃淡差異大的分支上的分割表現

#### 4.4 運算速度表現

在本章的幾個實驗裡，我們的測試環境為 Pentium 2.8GHz、1G 記憶體の PC、Windows XP 作業系統平台，在這裡把幾個主要步驟所用的時間表列如後，可以發現這些步驟皆在很短的時間內完成。

測試圖	大小	建立最小生成樹	分割最小生成樹	利用整體相異度作區域合併	利用局部相異度作區域合併
大腦實物影像	560x720	4.72 秒	2.50 秒	4.94 秒	5.02 秒
核磁共振大腦影像	256x256	0.67 秒	0.17 秒	0.30 秒	0.20 秒
X 光冠狀動脈影像	383x391	1.61 秒	1.09 秒	0.58 秒	無

【表 4-1】



## 第五章

# 結論與未來發展方向

### 5.1 結論

本論文在介紹各種醫學影像的種類和分割方法後，藉由在影像中以每個格子點當作是節點，相鄰的格子點當作邊，提出一種以最小生成樹為基礎的影像分割方法。為了使其能實際應用在複雜背景的醫學影像上，我們在建立初始分割的區域相鄰圖後，整合了區域之間的整體相異度及局部相異度計算，建立了一套更為精確的分割演算法。在大腦的實物、大腦的磁振造影影像及 X 光冠狀動脈影像上，不論是在速度或是正確性方面都獲得良好的表現，這對於未來在醫學影像上進一步分析研究有很大的幫助。

然而在實驗的過程中，我們仍找到一些未來有待改善的問題。首先，我們在這裡提出的演算法雖然針對不同性質的影像具有相當大的彈性，但相對在分解、合併最小生成樹的過程裡需要不少人工觀察所產生的參數。另外，對於在影像中模糊或是細長的區域還是會產生分割錯誤，如何提高其精確度也是我們有待改善的問題。

### 5.2 未來發展方向

最後我們在此提出幾個未來改進及發展的方向：

- (1) 藉由對影像的分析、分割問題的描述方式、人眼視覺的模擬這幾方面作加強，希望可以儘可能減少人工參數在分割過程的使用。
- (2) 本文提出的方法是直接套用在原始的影像空間來使用，如果我們能針對不同問題轉換該影像到適當的特徵空間，或許能更進一步改善這套演算法的分割精確度。
- (3) 我們在本文提出的方法能直接套用在更高的維度上做運算，所以未來可以在

三維影像資料(volume data)上做進一步的嘗試。

- (4) 由於這套演算法不需要人工訂定起點或初始圈選，對於需要較多分割區域的影像，在自動處理上有很大的好處。



## 參考文獻

1. *R.M. Haralick, and L.G. Shapiro*, "Image Segmentation Techniques," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 29 , No. 1, pp. 100-132, Jan. 1985.
2. *K.S. Fu and J.K. Mui*, "A Survey on Image Segmentation." *Pattern Recognition*, Vol. 13, pp. 3-16, 1981.
3. *N.R. Pal and S.K. Pal*, "A Review on Image Segmentation Techniques." *Pattern Recognition*, Vol. 26, No. 9, pp. 1277-1294, 1993.
4. *R. Jain, R. Kasturi, and B.G. Schunck*, "Machine Vision", McGraw-Hill, Inc., New York, NY, 1995.
5. *L. Lucchese and S.K. Mitra*, "Color Image Segmentation: A State-of-the-Art Survey" (invited paper) "Image Processing, Vision, and Pattern Recognition," *Proc. of the Indian National Science Academy (INSA-A)*, New Delhi, India, Vol. 67, A, No. 2, March 2001, pp. 207-221.
6. *Dzung L., Chenyang X., Jerry L.*, (2001) "A Survey of Current Methods In Medical Image Segmentation", Technical Report JHU/ECE 99-01, The Johns Hopkins University.
7. *R.M. Haralick and L.G. Shapiro*. "Image segmentation techniques." *Comput. Vis. Graph. Im. Proc.*, 29:100–132, 1985.
8. *N.R. Pal and S.K. Pal*. "A review on image segmentation techniques." *Patt. Rec.*, 26:1277–1294, 1993.
9. *E.L. Chaney and S.M. Pizer*. "Defining anatomical structures from medical images." *Seminars in Radiation Oncology*, 2:215–225, 1992.
10. *J.C. Bezdek, L.O. Hall, and L.P. Clarke*. "Review of MR image segmentation techniques using pattern recognition." *Med. Phys.*, 20:1033–1048, 1993.
11. *P. Suetens, E. Bellon, D. Vandermeulen, M. Smet, G. Marchal, J. Nuyts, and L. Mortelmans*. "Image segmentation: methods and applications in diagnostic radiology and nuclear medicine." *Eur. J. of Radiology*, 17:14–21, 1993.
12. *A.P. Zijdenbos and B.M. Dawant*. "Brain segmentation and white matter lesion detection in MR images." *Critical Reviews in Biomedical Engineering*,

- 22:401–465, 1994.
13. *L.P. Clarke, R.P. Velthuizen, M.A. Camacho, J.J. Heine, M. Vaidyanathan, et al.* “MRI segmentation: methods and applications. *Mag. Res. Imag.*”, 13:343–368, 1995.
  14. *N. Ayache, P. Cinquin, I. Cohen, L. Cohen, F. Leitner, and O. Monga.* “Segmentation of complex three-dimensional medical objects: a challenge and a requirement for computer-assisted surgery planning and performance.” In R.H. Taylor, S. Lavalée, G.C. Burdea, and R. Mosges, editors, *Computer-integrated surgery: technology and clinical applications*, pages 59–74. MIT Press, 1996.
  15. *Tremeau, A.; Colantoni, P.* “Regions adjacency graph applied to color image segmentation” *Image Processing, IEEE Transactions on* , Volume: 9 , Issue: 4 , April 2000 Pages:735 – 744
  16. *Saarinen, K.;* “Color image segmentation by a watershed algorithm and region adjacency graph processing” *Image Processing, 1994. Proceedings. ICIP-94., IEEE International Conference* , Volume: 3 , 13-16 Nov. 1994 Pages:1021 - 1025 vol.3
  17. *Haris, K.; Strintzis, M.G.;*” Segmentation of 3D MR image sequences” *Computers in Cardiology 1996* , 8-11 Sept. 1996 Pages:425 – 428
  18. *Haris, K.; Efstratiadis, S.; Maglaveras, N.;* ” Hierarchical image segmentation based on contour dynamics” *Image Processing, 2001. Proceedings. 2001 International Conference on* , Volume: 1 , 7-10 Oct. 2001 Pages:54 - 57 vol.1
  19. *Haris, K.; Efstratiadis, S.N.; Maglaveras, N.;* “watershed-based image segmentation with fast region merging” *Image Processing, 1998. ICIP 98. Proceedings. 1998 International Conference on* , 4-7 Oct. 1998 Pages:338 - 342 vol.3
  20. *P. Felzenszwalb and D. Huttenlocher.* “Efficiently computing a good segmentation.” In *Proceedings of IEEE CVPR*, pages 98–104,1998
  21. *P. Soille,* *Morphological Image Analysis: Principles and Applications*,Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1999. ISBN-3540656715
  22. *S.Z. Li.* “Markov random field modeling in computer vision.” Springer, 1995.
  23. *M. Kass, A. Witkin and D. Terzopoulos,* “Snakes: Active contour models”,in *Proc. 1st International Conference Computer Vision*, London, pp. 259-268,1987.

24. Wang, S.; Siskind, J.M. "Image segmentation with ratio cut" Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on , Volume: 25 , Issue: 6 , June 2003 Pages:675 – 690
25. J. Shi and J. Malik, "Normalized Cuts and Image Segmentation." Proc. IEEE CS Conf. Computer Vision and Pattern recognition , pp. 731-737, 1997.
26. Z. Wu and R. Leahy, "An Optimal Graph Theoretic Approach to Data Clustering: Theory and Its Application to Image Segmentation." IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 15,no. 11, pp. 1101-1113, Nov. 1993.
27. G. Even, N. Garg, J. Könemann, R. Ravi, and A. Sinha. "Covering graphs using trees and stars." In Proceedings, International Workshop on Approximation Algorithms for Combinatorial Optimization Problems , 2003
28. F. Felzenszwalb and D. P. Huttenlocher, "Image Segmentation using Local Variation," CVPR' 98, Santa Barbara, CA, June 1998.
29. 角田夏貴，渡辺俊典，菅原研，"最小全域木 (MST) の深さ優先探索による画像分割方式"，信学技報, PRMU 2002-238, pp.91-96, Mar,2003.
30. G. L. Turn,"An introduction to matched filter," IEEE Trans. Inform Theory IT-6, pp.311-329, 1960.
31. R.L. Graham and P. Hell. "On the history of the minimum spanning tree problem." Annals of the History of Computing, 7(1):43-57, 1985.
32. X. Wu Adaptive "Split-and-Merge Segmentation Based on Piecewise Least-Square Approximation." IEEE Trans. On Pattern Anal. And Mach. Intell.,15(8):808-815, August 1993.
33. R. Schettini, "A segmentation algorithm for color images," Pattern Recognit. Lett., vol. 14, pp. 499–506, June 1993.