

國立交通大學

資訊科學系

碩士論文

以 Balloon Model 為基礎的 3D 物體分割法
3D Objects Segmentation Based on the Balloon
Model

The logo of National Tsing Hua University is a circular emblem with a blue border. Inside the circle, there is a stylized representation of a building or a ship, and the year '1896' is inscribed at the bottom.

研究生：周樹偉

指導教授：荊宇泰 教授

中華民國九十四年七月

以 Balloon Model 為基礎的 3D 物體分割法

3D Objects Segmentation Based on the Balloon Model

研 究 生：周樹偉

Student : Shu-Wei Chou

指 導 教 授：荊宇泰

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 2005

Hsinchu, Taiwan, Republic of China

中華民國九十四年七月

以 Balloon Model 為基礎的 3D 物體分割法

學生：周樹偉

指導教授：荊宇泰 博士

國立交通大學資訊科學系



在醫學影像中，三維影像的分割是一個被廣泛討論的課題。然而，為了達到影像視覺化的目的，我們通常必須要同時的處理影像的分割與重建。在本論文中，根據 snake 為基礎，提出一套可成長的動態幾何模型分割法，做為三維影像的分割方式與物體輪廓的重建，並將此技術運用在果蠅的三維影像分割與重建上，我們得到了良好的實驗結果。

3D Objects Segmentation Based on the Balloon Model

Student : Shu-Wei Chou

Advisor : Dr. Yu-Tai Ching

Institute of Computer and Information Science

National Chiao Tung University



Three-dimensional image segmentation is an important topic of discussion in medical image, however, in order to achieve the goal of image visualization, it is necessary to segmentation and reconstruction concurrently. In this thesis, An Inflation Dynamic Geometric Model based on the snake is proposed which can be segmented three-dimensional image and object reconstruction. We apply the method to the volume data of fruit fly brain. Experimental results shows that this technique can segment and reconstruction well.

誌謝

本論文得以完成，首先得感謝我的指導老師荆宇泰教授的耐心指導，在我兩年的研究所生涯中，老師的指導跟教授使我在學術研究及專業技能上都有長足的進步與發揮。感謝實驗室的學長們，志揚、富祺、滄智、書豪及方正學長，在生活及課業上的關心與指導，使我很快的進了解實驗室的狀況並在遇到困難時有了指引的方向，還有謝謝騰介同學總是扮演長者的身份處理著實驗室大大小小的事物，孟誌同學那開朗的笑容跟爽朗的笑聲總是在我失意及喪志的時候激勵了我，感謝雅榆同學磨練了我的性情與脾氣，杰翰同學總是為實驗室帶來許多新奇好玩的東西，還有謝謝學弟們為實驗室帶來的朝氣及歡樂，尤其是秉頭學弟，有你在的地方實驗室總是充滿了熱鬧的氣氛，感謝醫學影像實驗室帶給我的一切的一切，讓我在這兩年研究所的日子裡過的快樂又充實。

最後，感謝我最親愛的家人，若沒有你們辛苦的栽培與陪伴沒有今日的我，願將所有的成就及喜悅與你們分享。



目錄

中文摘要	i
英文摘要	ii
誌謝	iii
目錄	iv
圖目錄	v
第一章 緒論	1
1.1 簡介	1
1.2 研究動機與目的	2
1.3 論文架構	2
第二章 背景與理論基礎	4
2.1 Snakes	4
2.2 Greedy Snakes	6
2.3 Balloons	7
2.4 結語	10
第三章 Balloon Model為基礎的影像分割法	11
3.1 動態網格模型(Dynamic Mesh Model)簡介	11
3.2 Inflating Balloon Model	12
3.2.1 Balloon Model演算法	13
3.2.2 Model的Internal Energy定義	14
3.2.3 Model的Inflation Energy定義	16
3.2.4 邊界偵測	16
3.2.5 Self-intersection防護法	17
3.2.6 網格的動態細分法	19
3.2.7 Model 的收斂條件	21
3.3 影像分割法	22
第四章 實驗結果	27
4.1 果蠅 MushroomBody 幾何模型重建	27
4.2 果蠅神經分割	30
4.3 果蠅腦細胞分割	34
第五章 結論與未來研究方向	38
參考文獻	39

圖目錄

圖 2-1	snake 錯誤的收斂情形	7
圖 2-2	Balloons 無法管理拓樸改變產生的輪廓重疊	8
圖 2-3	單一的 balloon 無法用來找尋大於一個的物體輪廓	9
圖 2-4	inflation force 設置不當產生的錯誤分割	10
圖 3-1	用 inflation force 尋找二維輪廓邊界	12
圖 3-2	Model 的初始輪廓	12
圖 3-3	Gaussian Curvature 示意圖	14
圖 3-4	Model 輪廓表面變化情形	16
圖 3-5	邊之交角	18
圖 3-6	局部的拓樸改變	19
圖 3-7	邊基準的細分方式	20
圖 3-8	面基準細分方式	21
圖 3-9	收斂判斷條件	22
圖 3-10	二維影像分割法示意圖	23
圖 3-11	判斷選定的點是否在三角形內部	25
圖 4-1	用 Marching cube 重建標準 MushroomBody 的結果	28
圖 4-2	用 Balloon Model 重建標準 MushroomBody 的結果之一	28
圖 4-3	在 volume data 上 MushroomBody 左右的連接處	29
圖 4-4	重建標準 MushroomBody 的結果之二	30
圖 4-5	果蠅神經影像的三維幾何模型	31
圖 4-6	果蠅神經的幾何模型	31
圖 4-7	果蠅神經影像上的分割結果	32
圖 4-8	第二組資料 Model 收斂後的結果	33
圖 4-9	第二組資料影像上的分割結果	34
圖 4-10	果蠅腦細胞空洞第八片影像上對影像做前處理前後的比較	35
圖 4-11	果蠅腦細胞 Model 收斂後的結果	36
圖 4-12	果蠅腦細胞影像上的分割結果	37

第一章

緒論

1.1 簡介

影像分割是一種將影像分離成許多不同區域的方法，也可以把它當作是找出影像中各個物體邊界的過程。在醫學影像上，影像的分割對疾病的分析及生物的研究上有極大的價值，但是一般而言，很少有一種特定的影像分割法是適用於各種不同類型的影像。以三維的影像分割為例，一個好的三維影像分割方式，應該同時具備物體的分割與表面輪廓的重建，因為視覺化的物體表面結構重建可以更有利於醫生在病理上的判斷及生物學家在實驗研究上的資料參考。Kass 提出的 Active Contour (又稱 snakes) [15]，是一種被廣泛運用的影像分割與重建的方法，把”snakes”運用在三維影像的分割與重建，傳統的方法是把三維影像根據一個軸當作二維影像切片(slices)的集合，分別對不同的二維影像切片做分割再重建表面輪廓[16]，這樣的重建方式有幾個缺點：(i)速度較慢;(ii)沒有考慮到三維影像的特性，重建的物件表面在不同的切片之間可能產成鋸尺狀及不協調;(iii)如何對不同的影像切片做出最佳的物體表面重建?基於上述的缺點，使用可變形的三維表面模型(3D-Deformable surface models)做三維影像的分割可以解決上述的三樣缺點。

可變形的三維表面模型最先是被運用在電腦視覺上[5]，後來，許多的研究人員將這樣的模型結構運用在醫學影像的分割上，Miller[8]在 3D CT 影像的分割上，建構一個多邊型可變形的幾何球體去做物件的分割，直到該球體符合欲分割的物件表面，但是 Miller 提出的方式存在著兩個問題，就是只能分割簡單的幾何結構物件，並不適用於一些較複雜結構的物體分割，另一方面，Miller 的方法需要初始化一複雜的球型初始輪廓，必須決定初始輪廓的大小，且輪廓的初始位置也對實驗結果深具影響。Cohen 和 Cohen[10][11]

首先提出了”balloons”的概念用於影像的分割，他們增加一個”inflation force”讓可變形的輪廓表面有一個往法向量的推力去接近欲分割的物體邊界。

在我們的研究當中，將根據 Kass 提出的”snakes”[15]及 Cohen 的”balloon Model”[10]建構一套可變形的幾何模型，用於在醫學影像上的物體分割與重建。

1.2 研究動機與目的

21 世紀是腦科學的世紀，在腦神經科學的研究領域當中，科學家最早建構的基因定序圖譜之一，就是果蠅的基因，透過研究果蠅的學習與記憶，許多生物學的問題，包括人類腦的各種疾病，都可以在果蠅研究模式系統中找到基層的回答，如阿茲海默氏症、神經退化失調研究、帕金森症、杭氏舞蹈症等，果蠅以其獨特的分子遺傳學優勢成為研究人類這類相關疾病的理想模型。

近年來，共軛焦雷射掃瞄顯微鏡技術已經成為現代生命科學領域中不可或缺的工具，廣泛的運用到細胞生物、神經生物、分子生物等研究上，透過研究果蠅腦神經共軛焦的顯微鏡影像，將有助於尋找人類各種腦神經病變的原因及治療藥物。所以在本文當中，我們提出一個可變形的幾何模型分割演算法，希望提供一套具備彈性、快速、及精確性的三維影像分割技術，並將此技術運用在果蠅的三維影像上，做果蠅神經的分割與幾何模型重建。

1.3 論文架構

我們論文共分為五章。第一章簡介在三維的醫學影像上一些分割的方法、研究動機與目的及論文架構。在第二章中，我們將介紹本篇論文的理論基礎 snake 及其改良方式，greedy snake 及 Balloons，其概念將在稍後章節被使用。第三章將介紹我們的方法，一個以第二章 greedy algorithm 與 Balloons 為基礎的”Balloon Model”三維影像分割法，包括詳細的 Balloon Model 演算法及影像分割方式。第四章呈現了本論文所提演算法對各種不同果蠅影像的的實驗結果。第五章為結論與未來研究方向。



第二章

背景與理論基礎

2.1 Snakes

Active contours, 或稱”snakes”[15], 是一種將連續的曲線做能量最小化的可變形模型。藉由定義 snake 的內力(internal forces)與外力(external forces)讓 snake 的輪廓曲線能夠變形至影像中的物體邊界或者是期望的影像特徵上。Snake 被廣泛的運用在各種應用程式上, 如邊界的偵測、影像的模型重建[6]、影像分割及行動追蹤上。傳統上, 在影像中移動的 snake 曲線為 $v(s)=[x(s), y(s)]$, $s \in [0,1]$, s 是一個長度參數, 而能量函數定義為

$$E = \int_0^1 \{E_{\text{int}}[v(s)] + E_{\text{ext}}[v(s)]\} ds \quad (1)$$

在(1)中, E_{int} 為 snake 的內在能量, E_{ext} 為 snake 的外在能量。首先, 定義內在能量如下

$$E_{\text{int}} = \alpha |x'(s)|^2 + \beta |x''(s)|^2 \quad (2)$$

α 和 β 分別是用來控制 snake 連續性及平滑度的權重參數, $x'(s)$ 和 $x''(s)$ 分別為曲線上的點對 s 的一次微分與二次微分。外在能量函數 E_{ext} 是由影像而來的, 通常定義較小的能量值在我們感興趣的影像特徵上, 例如邊界、中軸等。

給一灰階影像 $I(x, y)$ ((x, y) 為影像座標位置, $I(x, y)$ 為該點在影像中的灰階值), 典型的外在能量設計希望 snake 上的點能夠收斂在物體的邊界, 可定義如下:

$$E_{\text{ext}}^1(x, y) = -|\nabla I(x, y)|^2 \quad (3)[12]$$

$$E_{\text{ext}}^2(x, y) = -|\nabla(G_\sigma(x, y) * I(x, y))|^2 \quad (4)$$

其中, $G_\sigma(x, y)$ 是一個二維的標準差為 σ 的高斯函數而 ∇ 則是梯度運算子 (gradient operator), 從(4)的外在能量定義可以簡單的看出當 σ 值越大時, 將使得邊界變得更模糊

與歪曲，然而，為了使得 snake 的捕捉區域(capture range)能夠增大，有時候較大的 σ 值是必須的。所謂的捕捉區域，是指外在能量能影響 snake 的範圍，當捕捉區域太小時，snake 在能量最小化的過程當中，可能會收斂在錯誤的邊界。

對 snake 做能量最小化必須滿足 Euler equation

$$\alpha v''(s) - \beta v''''(s) - \nabla E_{ext} = 0 \quad (5)$$

可以把上式當成一個力平衡等式

$$F_{int} + F_{ext} = 0 \quad (6)$$

其中， $F_{int} = \alpha v''(s) - \beta v''''(s)$ ， $F_{ext} = -\nabla E_{ext}$ 。內力 F_{int} 防止 snake 的過度延伸跟彎曲，而外力 F_{ext} 將 snake 的輪廓曲線推向期望的影像邊界。

為了求出(6)的解，動態的改變 snake 藉由把 v 當作時間參數 t 的函數，如 $v(s,t)$ ，可以把(6)的等式左邊改寫成等於 v 相對於 t 的偏微分，如下

$$v_t(s,t) = \alpha v''(s,t) - \beta v''''(s,t) - \nabla E_{ext} \quad (7)$$

則當 $v(s,t)$ 趨於穩定時， $v_t(s,t)$ 將會趨近於零則 $v(s,t)$ 即為(6)的解。在[15]中可以找到有限差分解(Finite-Difference Solution)的方式解(7)的等式，藉由等式的離散化及反覆疊代的方法解這個離散系統，首先，根據(5)、(6)可以得到等式為

$$-\alpha v'' + \beta v'''' = F_{ext}(v) \quad (8)$$

而snake上的控制點 v_j 在(8)中的二次微分及四次微分表示，可以用有限差分的方式逼近為

$$v_j'' \approx v_{j-1} - 2v_j + v_{j+1} \quad (9)$$

$$v_j'''' \approx v_{j-2} - 4v_{j-1} + 6v_j - 4v_{j+1} + v_{j+2} \quad (10)$$

經由空間上有限差分的替代，變成下面的線性系統

$$AV = F \quad (11)$$

A 為根據(9)和(10)及權重參數 α 、 β 求出的一矩陣，由 Euler's method[13]，snake 的輪廓可以經由疊代的方式計算表示如下

$$(I + A)v^t = v^{t-1} + F(v^{t-1}) \quad (12)$$

在(12)中， v^0 為 snake 初始控制點的集合， I 為單位矩陣， v^t 為控制點經過 t 次疊代之後的位置，每次的疊代將使得控制點推向外力所指的方向直到與內力平衡為止。

2.2 Greedy Snakes

為了加快 snake 在能量最小化時，疊代尋找邊界輪廓時所花的時間，Williams[4]提出了以 greedy algorithm 為基礎的 snake 取代原本的 dynamic programming[1]的求解方式，稱之”greedy snake”。根據[14]提出的 greedy snake 模型，離散的曲線輪廓能量表示式如下

$$\begin{aligned} E_{snake}(V) &= \sum_{i=0}^{n-1} [E_{int}(V_i) + E_{ext}(V_i)] \\ &= \sum_{i=0}^{n-1} [\alpha(i)E_{cont}(V_i) + \beta(i)E_{curv}(V_i) + \gamma(i)E_{image}(V_i)] \end{aligned} \quad (13)$$

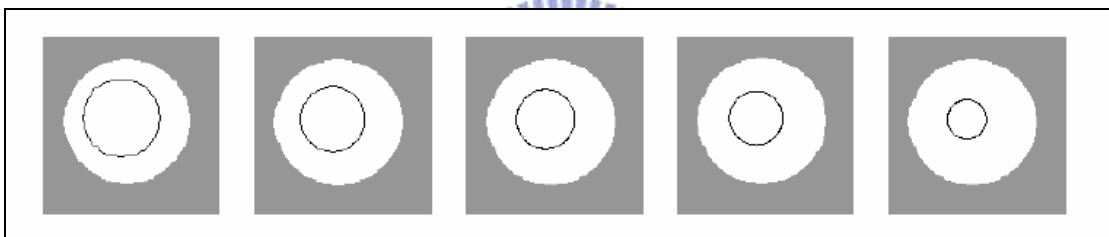
在(13)中， n 是 snake 上控制點的個數； $V = \{V_i = (x_i, y_i) | i = 0, 1, 2, \dots, n-1\}$ ；對於封閉的曲線輪廓 $V_{-1} = V_{n-1}$ ， $V_n = V_0$ 。 E_{cont} 及 E_{curv} 分別對應 snake 的一次微分連續性和二次微分曲率， $\alpha(i)$ 及 $\beta(i)$ 分別為其權重參數，可以藉由設定該控制點的 $\beta(i)$ 為零讓 snake 的控制點可以推向物體有尖角的輪廓邊界， E_{image} 讓 snake 上的控制點被推向期望的影像特徵上，例如邊界， $\gamma(i)$ 為 E_{image} 的權重參數。

同樣地，需要藉由疊代的方式求出 snake 的變形輪廓符合(13)中的最小能量值，但不同之處在於改用 greedy algorithm 的方式去尋求最小能量解。在每次的疊代當中，對 snake 上每個控制點尋找該點上相鄰的八鄰點(在二維影像上為八鄰點，三維影像為二十六鄰點)計算其能量值並選擇一個有最小能量值的鄰點為該控制點的新座標，greedy snake 比傳統 snake 更具備了快速、與彈性，不像傳統 snake 需要解高次微分，在效率與

速度上都比 dynamic programming 的方式高出許多，但另一方面，相對於 dynamic programming 的方式，greedy algorithm 卻較容易產生 snake 停留在區域能量最小值(local energy minimum)的缺點。

2.3 Balloons

傳統 snake 存在一個”輪廓初始化”問題，及當 snake 的初始輪廓位置不夠靠近影像邊界時，因為 snake 上的控制點離邊界太遠，外力將無法把 snake 上的控制點推向邊界，如圖【圖 2-1】所示



【圖 2-1】snake 錯誤的收斂情形

當 snake 的初始輪廓距離影像邊界太遠時將無法使 snake 上的控制點推向邊界，相反的，snake 受到內力的影響往內收縮。

這是因為 snake 的捕捉區域太小時，當 snake 的初始輪廓不夠接近影像邊界所產生的錯誤收斂情形。Cohen 和 Cohen[10]提出的”balloons”解決了上述的問題。

“balloons”是一個根據 snake 的可變形模型，這個模型就像一顆會膨脹的“balloon”一樣，藉由將 inflation force 加入模型推動 snake 的輪廓到物體邊界，所以就算當初始輪廓離物體邊界很遠，遠離 snake 的捕捉區域之內，balloons 也能夠成功的將輪廓推至物體邊界不受到捕捉區域太小所影響。balloons 改進傳統 snake 的外力定義(3)如下

$$F = k_1 \vec{n}(s) - k \frac{\nabla E_{ext}}{\|\nabla E_{ext}\|}(v(s)) \quad (14)$$

其中， $\vec{n}(s)$ 是曲線在 $v(s)$ 上的單位法向量， k_1 為 inflation force parameter 為一強度參數， k 為來自影像邊界的力 ∇E_{ext} 為 image force parameter，對 ∇E_{ext} 做正規化的目的是為了使 snake 在變形時能夠更容易趨於穩定狀態，不會因為曲線移動得太快而跳離了期望的最小能量值，所以透由正規化讓 snake 變形的時候保持一樣的速度。一般來說，在設定參數時，參數 k 會稍微大於參數 k_1 ，這樣的設計是為了讓 snake 的輪廓順利的停止在物體的邊界上而不至於無限制的膨脹。

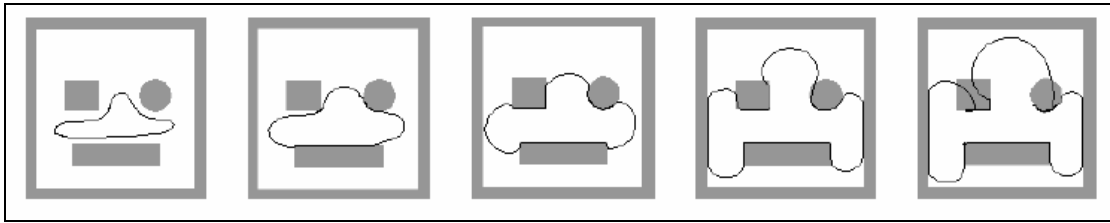
balloons 的方法在 2D 及 3D 影像上皆是可行的，且成功的改善了 snake“輪廓初始化”的問題，順利的將 snake 的捕捉範圍變大，使得 snake 在輪廓初始化時不再受到太多的人工限制。但是 balloons 的方法仍舊有一些困難點：(i) 首先，如同傳統的 snake，balloons 無法管理拓樸的改變，例如表面輪廓的合併或分裂，這將使得 snake 產生無法停止的情形，舉例說明如【圖 2-2】



【圖 2-2】Balloons 無法管理拓樸改變產生的輪廓重疊

上圖說明了當輪廓的兩頭都不斷的膨脹時，若不管管理拓樸的改變，提供輪廓的合併或分裂，將產生輪廓的相交與重疊。

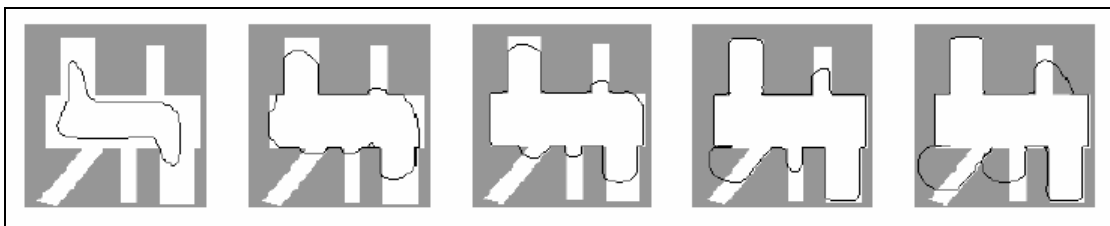
(ii) 一個單一的 balloon 一次不能找超過一個物體的邊界，舉例說明如【圖 2-3】



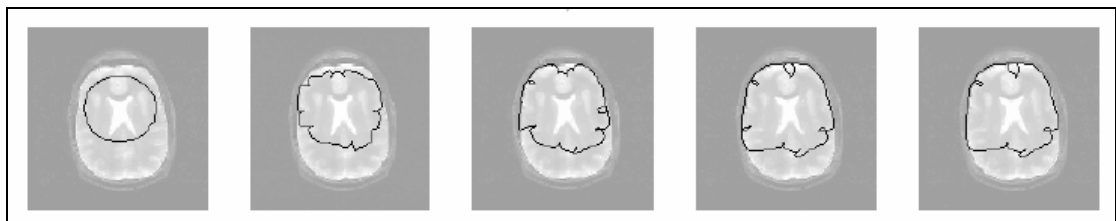
【圖 2-3】單一的 balloon 無法用來找尋大於一個的物體輪廓

在上圖中，可以看到有三個需要被尋找的物體輪廓分別為方形、圓形及長方形，由左至右為用單一的 balloon 對上圖三個物體做物體輪廓的尋找 balloon 變化的情形，最後產生錯誤的收斂。

由【圖 2-3】可看出 balloon 在不提供管理拓樸改變，提供分裂或合併的管理下，單一的 balloon 無法找尋大於一個的物體輪廓，使用者需對每個欲分割的物體做一個初始化的 balloon，這將使得在同一張影像上多物體的輪廓尋找有過多的人工介入。(iii)很難去決定一個適合的 inflation parameter，太大的 inflation force 將使得 balloon 超出物體邊界不會停止，而太小的 inflation force 則恰巧相反，balloon 可能會輕易的受到雜訊或內力的影響而停止成長，說明如圖【圖 2-4】



(a)



(b)

【圖 2-4】inflation force 設置過大(a), 過小(b)所產生的錯誤分割

上圖說明當 inflation force 設置不當所產生錯誤的分割情形，由左至右為 balloon 從初始輪廓至最後收斂的影像。上圖(a)為 inflation force 設置過大，所以在一些彎曲度較大的邊界區域，產生與邊界相交的輪廓線，圖(b)為 MRI 的腦部顯影，說明當 inflation force 設置過小時，將使得輪廓線停留在影像的雜訊或微弱邊(weak edge)上。

2.4 結語

在本章中，介紹了 snake 的理論基礎及一些改進 snake 的方式，用 greedy algorithm 改善 snake 的效能及速度，“balloons”則解決了 snake 在“輪廓初始化”上的問題，但是可以在本章的討論中可以發現仍舊存在了一些缺點在這些改進的方法之中。在第三章中，我們將根據 greedy algorithm 的 balloon model 做為我們三維影像的分割基礎，以邊界偵測的方法決定 balloon model 的 inflation force 的大小，並以局部的拓撲改變防止輪廓的相交，詳細的演算法將在下一章做介紹。

第三章

以 Balloon Model 為基礎的影像分割法

3.1 動態網格模型(Dynamic Mesh Model)簡介

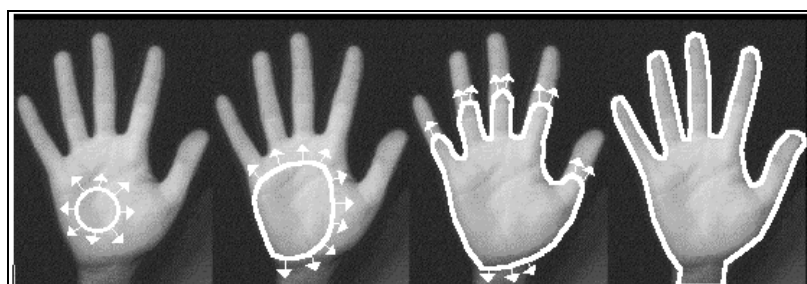


在三維影像的分割上，依照分割影像的幾何形狀可粗略分為開放式的輪廓與封閉式的輪廓，在開放式的輪廓上必須考慮輪廓初始化的起始點的位置不能被移動，如線段的兩個端點(起始點)，而在封閉式的輪廓上則不受此限制。

二維影像上用連續的點連成的邊(edge)，用來表示snake需要分割影像的初始輪廓，而在三維影像資料(volume data)上，連續的點並不足以表示影像的輪廓，利用三角化網格結構(triangular mesh structure)表示三維影像資料的輪廓則是一種較適合的方式，因為在輪廓的大小、形狀即點與點的連接，三角化網格結構具有更多的彈性與可變性，我們稱此可變化的三角化網格結構為動態輪廓模型(dynamic mesh model)。

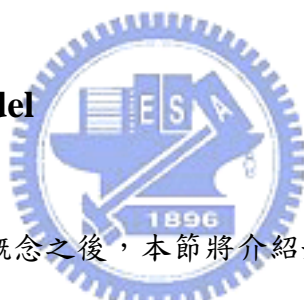
模型由多個三角形構成的多面體為輪廓外型，每一個控制點(control point)由三角形的邊互相連接，而根據點與點互相連接的關係模擬模型的Internal force，經由內力的影響輪廓表面將更平滑、緊密。Inflation force負責將輪廓上的點推至邊界，直到欲分割的物體邊界被偵測到為止，則將該點的Inflation force移除，而在模型膨脹的過程當中，為

了使網格模型能夠更精確的表示欲分割的影像，用動態細分法(Dynamic Subdivision)將網格做加細分格，使得模型能夠順利的膨脹與成長，直到需要分割的影像邊界被分割出來【圖3-1】。使用動態網格模型作為三維資料的分割方法，可以簡化三維影像輪廓的初始化，不需要過多的人工介入。

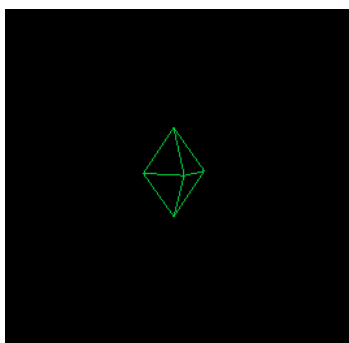


【圖 3-1】用 inflation force 尋找二維輪廓邊界

3.2 Inflating Balloon Model



在瞭解動態輪廓模型的概念之後，本節將介紹如何根據 3.1 節動態輪廓模型為基礎來實做我們的 Inflating Balloon Model，完成三維影像的幾何模型重建。Balloon Model 是由多個三角形所組成的多面體，由一個很小的八面體結構【圖 3-2】(octahedral structure) 做為初始輪廓，網格上的點受到 inflation energy 的影響會向外移動直到鎖定至欲分割物體的邊界，當能量趨近收斂時則結束程式。考慮程式的執行效能及方便性，我們用貪婪演算法(Greedy Algorithm)來解決 snake 中能量最佳化的問題，對模型上的每個點尋找相鄰點當中，在(15)及(21)式中具有最小能量值的點取代之，反覆對模型上的每一點做取代動作直到程式符合收斂條件(3.2.7)則結束程式，以下將介紹我們用於分割物體的 Balloon Model 演算法。



【圖 3-2】 Model 的初始輪廓

鑽石型八面體

3.2.1 Balloon Model 演算法

程式的演算法如下：

· 參數定義：

$V = \{V_i = (x_i, y_i, z_i) \mid i = 1, 2, \dots, n\}$: snake 上的控制點， n 是控制點的個數。

$Neighbor(V)$: 在三維影像中，與控制點 V 相鄰的 26 鄰居。

$E(V)$: 頂點 V 的能量值。

- I. 初始化一個封閉的八面體作為 snake 的初始輪廓，建立三角化網格結構。
- II. 對 snake 上每個頂點 V 做
 - i. 代入(15)計算 Internal Energy，將值存入 $E(V)$
 - ii. 做邊界偵測(Edge detection)，若不為邊界，代入(21)計算 Inflation Energy，將值加入 $E(V)$ 中。
 - iii. 將 V 的每個 $Neighbor(V)$ 代入(i),(ii)計算 $E(Neighbor(V))$ ，若 $E(V) > E(Neighbor(V))$ 則將 $Neighbor(V)$ 的位置存入 V 成為該控制點的新座標。

III. 對 snake 做

1. Self-intersection 防護 (3.2.5)

2. 網格的動態加細分割 (3.2.6)

IV. 若 snake 符合收斂條件(3.2.7)則結束程式，否則跳回 II.

在演算法中，self-intersection 防護是為了防止 snake 在變形的過程當中，產生了網格自我相交(self-intersection)的情形，而網格的動態加細分割則是為了保持 snake 的精細度及不至於受內在能量的影響而停止膨脹增大，這些部分及 Model 能量的定義和收斂的條件將分別在下面的章節作詳細的介紹。

3.2.2 Model的Internal Energy定義

Internal Energy主要是為了保持輪廓的連續性及平滑度，只與模型輪廓本身有關係，而與外在其他資訊(影像資訊)無關，根據greedy algorithm[14]，定義我們Inflation Balloon Model的Internal Energy為：

$$E_{internal} = \sum_{i=0}^{n-1} [\alpha(i)E_{elastic}(V_i) + \beta(i)E_{curv}(V_i)] \quad (15)$$

n 是snake上控制點的個數; $V = \{V_i = (x_i, y_i, z_i) | i = 1, 2, \dots, n\}$; $E_{elastic}$ 為Elastic Energy用於保持snake上點的連續性， E_{curv} 為Curvature Energy用於保持snake輪廓的平滑， $\alpha(i), \beta(i)$ 分別為其權重(weight)，為了簡化計算的複雜度，設置 $\alpha(i) = \alpha, \beta(i) = \beta$ ，

稱 α, β 分別為Model的elastic parameter與curvature parameter，Elastic Energy可定義為：

$$E_{elastic}(V_i) = \left\| \sum_{j \in C(V_i)} (|\bar{r}_{ij}| - \bar{d}) \cdot \bar{r}_{ij} \right\| \quad (16)$$

$\bar{r}_{ij} = V_j - V_i$; V_j 為在snake上與 V_i 相連的頂點， $C(V_i)$ 為在Model中與頂點 V_i 相連接的點集合， \bar{d} 為在snake上面定義的單位長度：

$$\bar{d} = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} Edge_i}{m} \quad (17)$$

$Edge = \{Edge_i | i = 0, 1, 2, \dots, m-1\}$; 其中 m 是 snake 上初始 edge 的個數， $Edge_i$ 為 snake 上第 i 條初始 edge 的長度，如此一來在能量最小化的過程當中，snake 上的控制點將具有連續性，不會急遽地往內縮而維持平均長度為 \bar{d} 的特性。

Gaussian Curvature 是用來用來定義物體表面上的頂點曲率，在幾何模型上，離散的 Gaussian Curvature [9] 可以定義為：

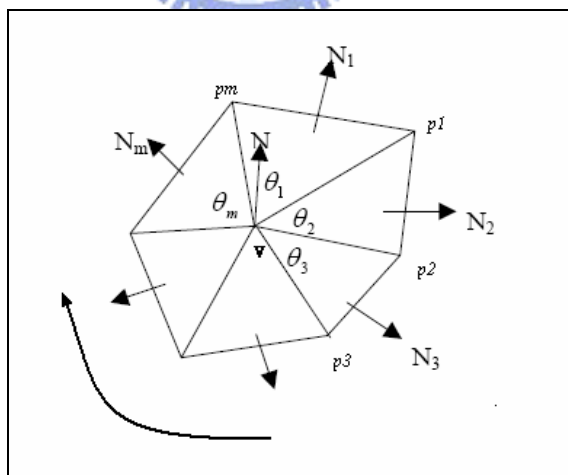
$$G(V_i) = 2\pi - \lambda_T(V_i) \quad (18)$$

其中 $\lambda_T(V_i)$ 為頂點 V_i 在 Model 上的的角度 (total angle around vertex) 定義為：

$$\lambda_T = \sum_{\sigma \in T(V_i)} \theta_\sigma \quad (19)$$

$T(p)$ 為在 Model 中包含頂點 V_i 的三角形集合， θ_σ 是頂點 V_i 在三角形 σ 的角度，【圖3-3】

為離散的 Gaussian Curvature 示意圖：



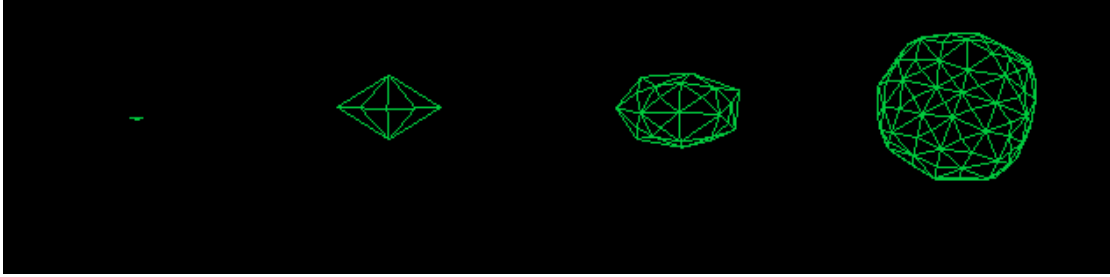
【圖3-3】 Gaussian Curvature 示意圖

頂點 v 的 Gaussian Curvature 為 $2\pi - \sum_{i=1}^m \theta_i$ ， p_1, p_2, \dots, p_m 為與頂點 v 相鄰的 m 個頂點， θ_i 為頂點 v 與相鄰兩頂點 p_i 與 p_{i+1} 的夾角。

根據Gaussian Curvature(18)定義我們的Curvature Energy如下：

$$E_{curv}(V_i) = \frac{G(V_i)}{2\pi} \quad (20)$$

Curvature Energy將使得Model的輪廓表面保持平滑減少鋸齒狀網格的發生情形，如圖【圖3-4】。



【圖3-4】 Model輪廓表面變化情形

在不考慮邊界情況下Model表面輪廓變化的情形，由左至右分別為經過1、50、110、250次iteration後Model的幾何形狀，可以發現，因為受到內在能量的影響，隨著iteration次數的增加，Model的輪廓表面會越趨平滑。



3.2.3 Model的Inflation Energy定義

Inflation Energy是一種將Model上的控制點推向欲分割的物體輪廓的能量，可使得Model的輪廓初始化變得更加的簡化，減少snake在初始輪廓時過多的人工介入，定義Model的Inflation Energy為：

$$E_{inf} = -\{\gamma \cdot [\bar{N}(p) \cdot \bar{M}]\} \quad (21)$$

γ 為Model的Inflation parameter， $\bar{N}(p)$ 為頂點 p 的法向量，定義為：

$$\bar{N}(p) = \sum_{\sigma \in T(p)} \bar{N}(\sigma) \quad (22)$$

$T(p)$ 為在Model中包含頂點 p 的三角形集合， $\bar{N}(\sigma)$ 為三角形 σ 的法向量， $\bar{M} = \bar{V}_N - \bar{V}_{N-1}$ 為控制點的移動向量， \bar{V}_N 和 \bar{V}_{N-1} 分別表示為頂點 p 在snake中第 N 次與第 $N-1$ 次iteration中的

座標位置，當法向量與移動向量同方向時， $\vec{N}(p) \cdot \vec{M}$ 的值就會大所以 E_{inf} 的值就會小，故snake上的控制點將會在每次的iteration當中逐漸的往頂點法向量的方向膨脹增大。

3.2.4 邊界偵測

當Model隨著Inflation Energy成長膨脹的過程當中，我們必須制訂一個條件當snake上的控制點偵測到欲分割物體的邊界的時候，將Inflation Energy從該控制點移除，讓該點停留在欲分割的物體邊界上，我們的邊界偵測演算法如下：

1. 對三維影像取兩個臨界值 T_1 和 T_2 ，其中 $T_1 < T_2$ ；小於 T_1 的voxel表示為影像的背景區域，大於 T_2 的voxel表示為欲分割的物體區域。
2. 對snake上的控制點 p 做下面邊界偵測判斷：
 - i. 若 $Gray(p) > T_2$ ，控制點 p 為欲分割的物體區域，將該點加入Inflation Energy。
 - ii. 若 $Gray(p) < T_1$ ，控制點 p 為背景區域，將該點Inflation Energy移除。
 - iii. 若 $T_1 \leq Gray(p) \leq T_2$

$MEAN - VARIANCE \leq Gray(p) \leq MEAN + VARIANCE$ ，則將Inflation Energy加入，並將頂點 p 加入集合Boundary；VARIANCE為一個變異係數。

$MEAN + VARIANCE \leq Gray(p)$ 則將Inflation Energy加入該點。

$MEAN - VARIANCE \geq Gray(p)$ 則將Inflation Energy移除。

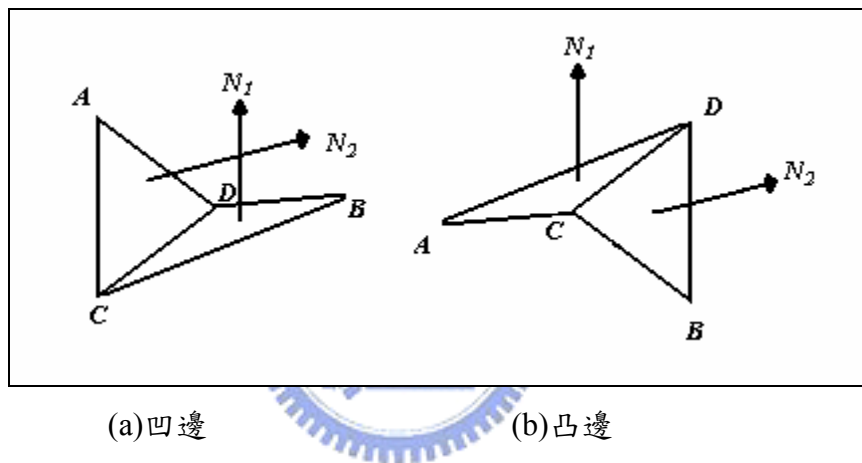
3. 重新計算MEAN值， $MEAN = \frac{\sum_{p \in Boundary} Gray(p)}{|Boundary|}$

根據上述的邊界偵測法可以判斷一個voxel是否為物體的邊界，若為邊界點則將該點加入集合Boundary，Boundary為邊界點的集合，並重新計算MEAN值，根據新的MEAN值與變異數VARIANCE在做為邊界的判斷及是否需要移除控制點的Inflation Energy停止膨

脹。

3.2.5 Self-intersection防護法

網格的自我相交(self-intersection)是一種常發生於動態網格模型的現象，這種現象通常發生在被壓迫邊(stressed edge)分開的兩個相鄰的網格表面，因為太過接近而產生相交的情形，這裡定義所謂的壓迫邊是指兩個相鄰的三角形網格交角小於某臨界值(此值可依據不同系統而有不一樣的設定)，則稱該邊為一個壓迫邊。網格上邊的夾角可以由與邊相鄰的兩個三角形法向量求得，考慮邊與網格交角的情形【圖3-5】



【圖3-5】 邊的交角

在利用網格法向量計算邊的角度前，必須先判斷邊是屬於凹邊(a)還是凸邊(b)，壓迫邊只會產生在凹邊的情形。在上圖中，計算 \overline{AB} 的中點，若中點代入三角形 $\triangle ADC$ 及 $\triangle BDC$ 的平面方程式之值大於零則屬於凹邊(a)，反之則屬於凸邊(b)。

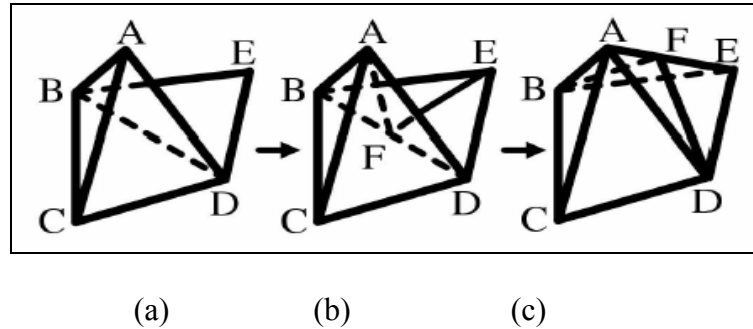
若網格上的邊為凹邊則對網格做壓迫邊的判斷，假設 N_1 及 N_2 分別為與邊 e 相鄰的兩個三角形的法向量， θ_e 為一角度臨界值，則邊 e 是否為壓迫邊的判斷如下：

$$\text{若 } \cos^{-1}\left(\frac{\vec{N}_1 \cdot \vec{N}_2}{|\vec{N}_1| |\vec{N}_2|}\right) < \theta_e \quad \text{則 } e \text{ 為一壓迫邊} \quad (23)$$

在snake變形的過程中產生壓迫邊而不加以避免或改變，將可能使Model最後的變形結果

產生網格相交的情形。

所以這裡提出一套self-intersection防護法來避免壓迫邊的產生。在每一次變形的階段結束後，對snake上每個邊做壓迫邊的判斷(23)，若該邊為一個壓迫邊，則對該邊做局部的拓樸改變【圖3-6】



【圖3-6】局部的拓樸改變

在上圖(a)中，因為兩個相臨面ABD與EBD交角小與臨界值(根據(23))，所以邊BD為一個壓迫邊，在邊BD中分出一新頂點F，其中F為B跟D的中間點，並產生新邊BF、DF、AF及EF如圖(b)，最後將頂點F移到頂點A與頂點E的中間即完成局部的拓樸改變。

根據上述的self-intersection防護法，將可順利的避免壓迫邊的產生，使得網格的拓樸保持正確，防止網格自我相交的情形發生。

3.2.6 網格的動態細分法

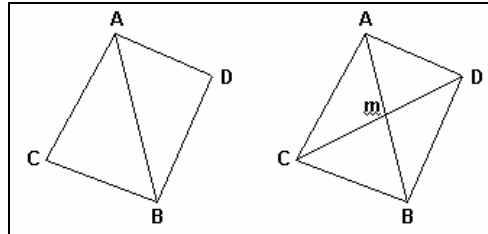
Model受到inflation force的影響將不斷的膨脹增大，但因為internal force的抗衡，將逐漸抵消其向外膨脹的力使Model停止成長，所以必須對網格做動態細分，使得snake上的控制點得以順利的向欲分割的物體邊界順利移動。

另一方面，根據不同的基準有條件的對網格做動態細分，也將使得最後snake變形的結果在精細度與物體形狀上符合預期的需要，這裡提出了兩個不同基準的動態細分方式：

1. 邊基準的細分法(Edge base subdivision)

在snake的一個變形階段結束時，對snake上的每一個邊做長度判斷，

若長度超過一個限度，則對該邊做邊基準的細分法，細分的方法如下圖所示【圖3-7】:



(a)細分之前

(b)細分之後

【圖3-7】 邊基準的細分方式

當邊AB超過限制長度時(圖3-7-a)，則考慮被邊AB分開的兩個三角形，面ABC與ABD，在邊AB分出一新中間頂點M如上圖(b)所示，並產生新邊AM、BM、CM與DM，則面ABC與ABD將被細分為面ACM、CBM、BDM與ADM四個面，完成邊基準的細分法。

2. 面基準的細分法(Face base subdivision)

面基準的細分法主要是針對影像灰階值變化較大的區域做網格的細分，使得Model最後的變形結果在灰階變化較大的區域有足夠的精確度。面基準的細分法演算法如下:

·參數定義:

$F = \{F_i = (x_i, y_i, z_i | i=1,2,\dots,n)\}$: snake 上的面，n是面的個數， (x_i, y_i, z_i) 為面上的三個頂點。

$Non-Active(F)$:若 F 上三個頂點都偵測到邊界不再移動則回傳 True，否則回傳 False。

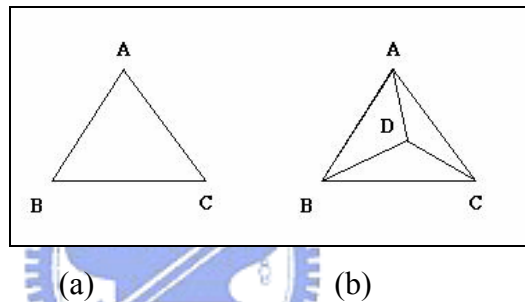
$Gray(V)$:回傳 snake 上頂點 V 在影像上的灰階值。

$$Mean(F) = \frac{1}{3} \sum_{x \in F} Gray(x) : \text{面上頂點灰階值的平均值。}$$

$Center(F)$: F 的重心位置。

對snake上每個面 F_i 做

- i. 判斷 $Non-Active(F)$ 是否為True，若為True執行(ii)
- ii. 計算 $Mean(F)$ 與 $Gray(Center(F))$ 若 $|Mean(F) - Gray(Center(F))| > d$
則執行(iii)(其中 d 為一臨界值)。
- iii. 對 F 做網格細分，細分的方法如【圖3-7】。



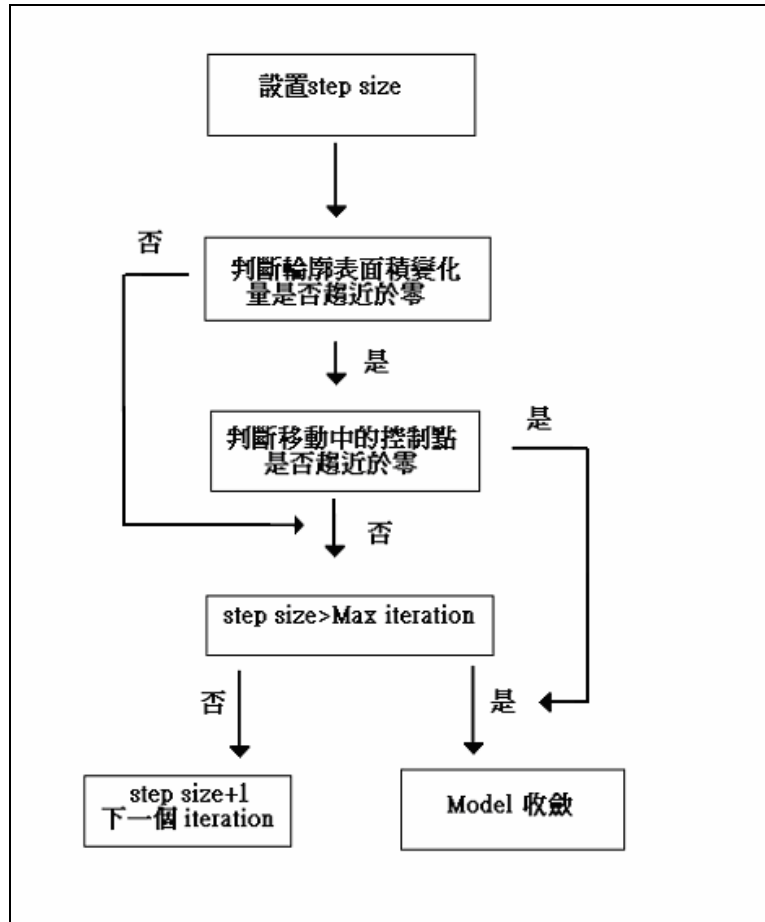
【圖3-8】面基準細分方式

若面ABC為snake上一個需細分的面(圖3-8-a)，新增一頂點D其中頂點D為面ABC的重心(圖3-8-b)，並產生新邊AD、BD與CD，則面ABC被細分為面ABD、BCD與ACD三個面。

3.2.7 Model的收斂條件

在原本greedy algorithm[4]中，決定snake是否收斂的條件是判斷snake上還在移動中的控制點個數，用一個很小的非零整數(2-5)當作判斷，當移動中的控制點小於這個數值則判斷snake為收斂，以這樣的條件做收斂判斷的原因是因為在對離散的控制點做能量最佳化時，控制點只能位在影像的voxel之上，但是snake的能量均衡可能發生在非整數座標位置，所以snake上面的控制點可能會發生震盪的情形，但這樣的判斷條件不能確保

snake會收斂在Model平衡的狀態。在研究snake發生收斂時的情況，[14] 提出了新的收斂判斷條件，混和分析移動中控制點的個數、輪廓長度以及能量的收斂情形來判斷snake是否收斂，但在我們幾何模型當中並不完全適用，這裡提出我們的收斂判斷條件如下【圖3-9】：



【圖3-9】收斂判斷條件

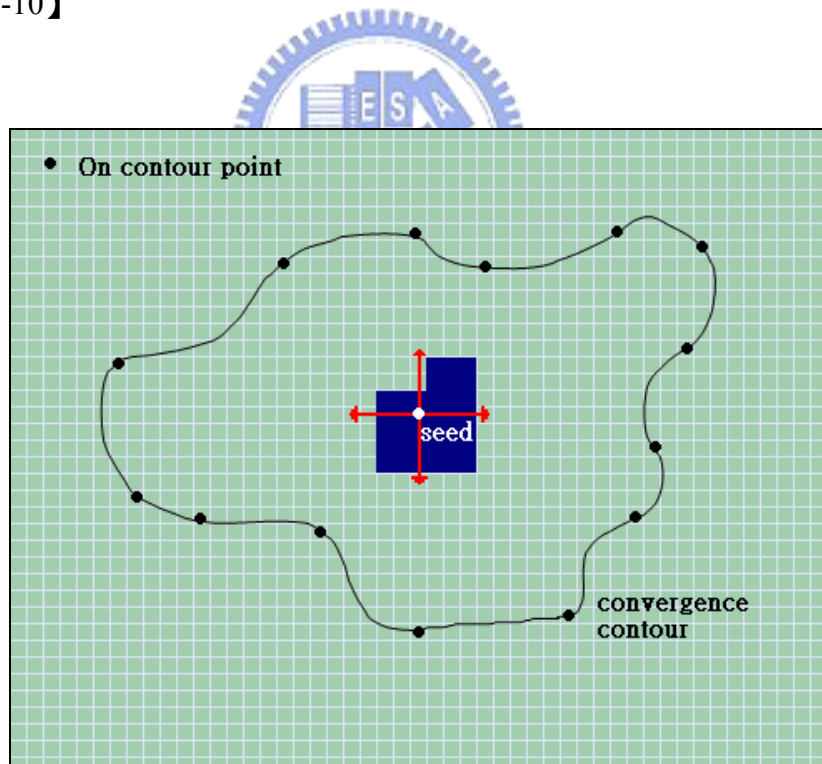
這裡提出我們新的收斂判斷條件，在每次snake的iteration結束之時，計算輪廓表面積(幾何結構上，每個三角形的面積和)變化量及還未靜止的控制點個數是否趨近於零，若為零或snake的iteration次數已超過設置的最大值則判斷Model收斂，反之，繼續下一個iteration。

在我們提出的方法當中，混和分析Model上表面積變化情形以及控制點移動狀況，而不採取單一參數或判斷式(如[7,10,17])來確保Model已停止膨脹增大，達到正

確的收斂結果。

3.3 影像分割法

當 snake 收斂之後，我們得到一個三角化的封閉網格結構，用於表現三維影像上欲分割物體的表面輪廓，但並未將影像完成分割，因為單從網格結構的表面輪廓資訊無法簡單迅速的判斷影像上的一個 voxel 是否落在封閉的網格結構之內，所以必須要有一套方法將 Balloon Model 重建出來的物件影像輪廓與背景分割，這裡我們提出了一套根據 Model 的網格結構為判斷條件的區域成長法(Region Growing)來分割三維影像。以二維影像為例【圖 3-10】



【圖 3-10】二維影像分割法示意圖

中間白點為初始的種子點(seed)，紅色箭頭為區域內的點向外成長的四個方向，外圍黑色輪廓線為 Model 收斂後的輪廓，黑色點為位在輪廓上的點，藍色區域為成長中的區域。

在上圖【圖 3-10】中，種子點會往四方尋找鄰近點，若該點不為邊界上的點(黑色點)則將改點加入區域(藍色部分)，直到鄰近點為輪廓邊界上的點停止，運用此區域成長法可以順利將封閉的輪廓區域分割出來。而在三維影像上，因為欲分割的物體為封閉的三角化網格區域，以此方法來尋找分割影像時，應判斷該 voxel 是否落在 Model 的表面輪廓之上(網格之上)，若是則停止尋找鄰近點加入區域，否則繼續區域成長。所以，若能判斷一個點是否落在 Model 的表面輪廓(網格結構)上，以此為條件作區域成長，此區域成長法能成功的將 Model 的物件影像分割出來。

如何判斷一個 voxel 是否落在 Model 的表面輪廓之上呢？這裡我們提出的方法如下：

定義 $Mesh = \{Mesh_i \mid i = 0, 1, 2, \dots, n-1\}$; n 為 snake 上的網格個數， $Plane(Mesh_i)$ 為網格 i 上三頂點所組成的平面方程式， $distance[H, Plane(Mesh_i)]$ 和 $distance(H, \overline{AB})$ 分別為頂點 H 到 $Plane(Mesh_i)$ 和 \overline{AB} 的距離， d_1, d_2 為臨界值參數， $Inside(Mesh_i, H)$ 為點 H 與 $Mesh_i$ 的判斷式，若點 H 位在 $Mesh_i$ 之內則回傳 True，否則回傳 False。



$Inside_Object(H)$

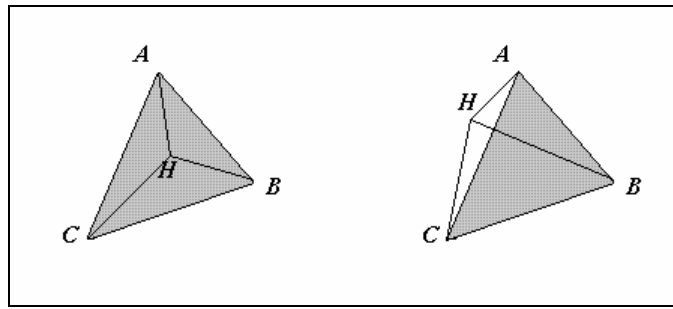
$\forall i$, 若 $distance[H, Plane(Mesh_i)] \leq d_1$ 且滿足

$\{Inside(Mesh_i, H) \text{ 為 True 或 } distance(H, \overline{AB}) \leq d_2, \overline{AB} \text{ 為 } Mesh_i \text{ 上的邊}\}$ 回傳 False.

否則回傳 True.

(24)

若滿足上列條件式則判定頂點 v 落在 Model 的表面輪廓 $Mesh_i$ 之上停止尋找鄰近點加入區域。當點 H 與平面方程式 $Plane(Mesh_i)$ 的距離小於臨界值 d_1 時，則考慮 $Mesh_i$ 上的三個頂點 A 、 B 、 C 與點座標 H 之間的關係【圖 3-11】：



(a)

(b)

【圖 3-11】判斷選定的點是否在三角形內部

若點 H 位於三角形 $\triangle ABC$ 的內部，則 $\angle AHB$ 、 $\angle BHC$ 、 $\angle CHA$ 都會小於 180 度，否則，這三個角度中會有一個角度大於 180 度，我們可以從構成這個角度鄰邊向量的外積求得。以 $\angle AHB$ 為例，計算 \overrightarrow{HB} 向量和 \overrightarrow{HA} 向量的外積 $\overrightarrow{HB} \times \overrightarrow{HA}$ ，如果 $(\overrightarrow{HB} \times \overrightarrow{HA}) \cdot \vec{N} > 0$ ， \vec{N} 為 $\triangle ABC$ 的法向量，則角度 $\angle AHB$ 小於 180 度。當三個角度 $\angle AHB$ 、 $\angle BHC$ 、 $\angle CHA$ 都小於 180 度，那麼點 H 位在三角形內， $Inside(Mesh_i, H)$ 回傳True。若 $Inside(Mesh_i, H)$ 不為True，則在考慮點 H 與 $\triangle ABC$ 上的邊 \overline{AB} 、 \overline{BC} 、 \overline{CA} 的距離，若距離小於臨界值 d_2 則判定點 H 位在 $\triangle ABC$ 的邊上。詳細分割演算法如下：

參數定義：

Vertex: 頂點的資料結構。

Inside_Object((Vertex)v): 定義如(24)。

Neighbor((Vertex)v): 回傳頂點 v 尚未做判斷的鄰近點。

Mark((Vertex)v): 更改頂點 v 在分割影像中的灰階值

Queue: 儲存頂點的佇列提供下列運算

add((Vertex)v): 將頂點 v 加入佇列當中。

front(): 回傳佇列第一個元素並將其移除佇列。

empty(): 當佇列為空佇列時回傳 True，反之回傳 False。

I. Initial a seed (Vertex)v.

```
Queue.add(v).
```

II. Do

```
{
```

```
    if [ Inside_Object(v = Queue.front())] do
```

```
        Queue.add(Neighbor(v));
```

```
        Mark(Neighbor(v))=100;
```

```
    else
```

```
        On_Object case:
```

```
        Mark(v) = 255;
```

```
        Default case: do nothing;
```

```
}while(Queue.empty() not True)
```



根據上述的演算法，初始一個種子點判斷該點是否落在 Model 的網格之上，若成立則該點停止尋找鄰近點加入區域的動作並設置改點灰階值為 255(分割影像的邊界點)，反之，將該點灰階值設為 100 繼續區域成長，直到區域內所有的邊界點都落在網格之上，區域成長停止。利用此方法可以成功的分割出封閉的網格結構，達到我們分割三維影像的目的。

第四章

實驗結果

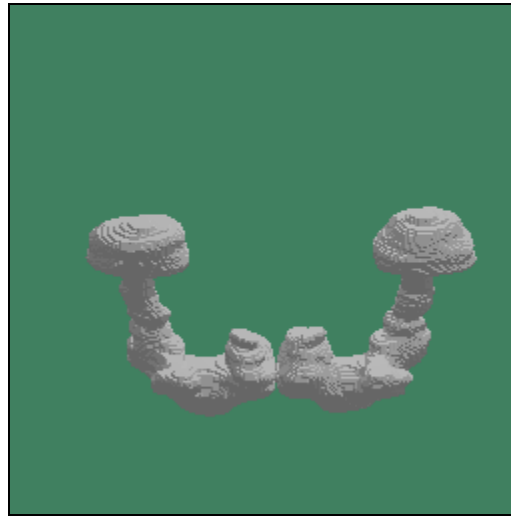
本章將以第三章提出的 Balloon Model 做下列各種三維影像資料的實驗，包括標準果蠅的 MushroomBody 模型的重建、果蠅神經的分割以及對實驗過後的果蠅腦細胞的分割，實驗結果證明，在這些資料當中都得到了良好的物體幾何模型跟分割結果，為一具有方便、簡單、實用的三維物體分割演算法。

演算法是以 V.C++ 實作，用 CGAL(Computational Geometry Algorithms Library)[3] 作為幾何模型的資料結構，一套專門用於解決計算幾何上問題的 C++ 函式庫，並以 OpenGL 將幾何網格繪出，用到的實驗參數有 α 、 β 和 γ ，分別是 Model 的 elastic parameter、curvature parameter 和 inflation parameter。

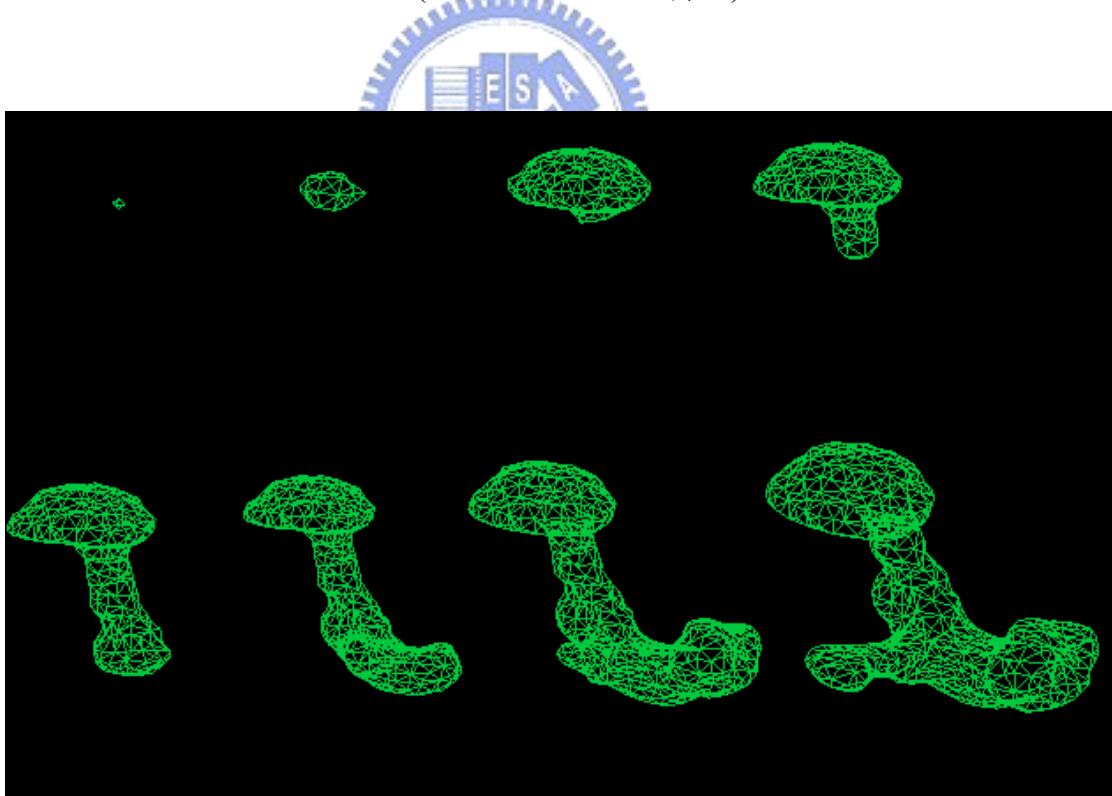
4.1 果蠅 MushroomBody 幾何模型重建

標準 MushroomBody 為一組 $256 \times 256 \times 132$ 經過分割處理的 volume data，比較用傳統的 Marching cube【圖 4-1】演算法以及我們提出的 Balloon Model【圖 4-2】做幾何模

型的重建。



【圖 4-1】用 Marching cube 重建標準 MushroomBody 的結果
(總共 104384 個三角形)



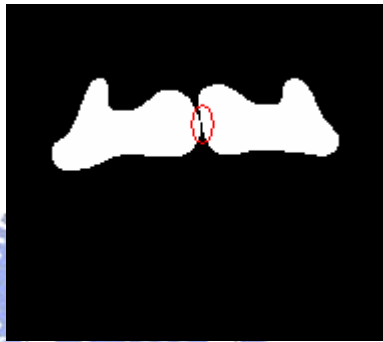
a	b	c	d
e	f	g	h

【圖 4-2】用 Balloon Model 重建標準 MushroomBody 的結果之一

初始輪廓的位置在(46,66,110)，由圖(a)至(h)分別為經過 1、10、30、70、130、175、

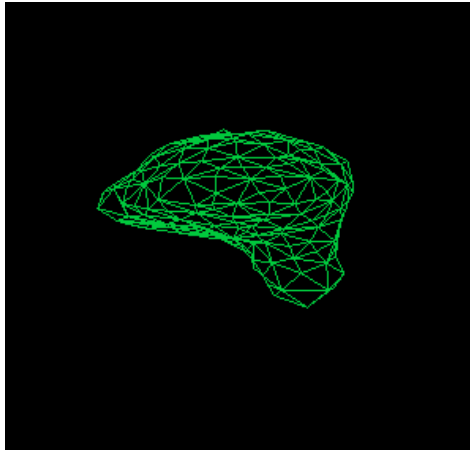
200、260 次 iteration 後的 Model 輪廓，(h)為 Model 收斂後的結果共 1946 個三角形，其中實驗參數 $\alpha = 0.5, \beta = 2.0, \gamma = 6.5$ 。

考慮 Marching cube 與 Balloon Model 的實驗結果可以發現，【圖 4-2】的幾何模型結構只有【圖 4-1】的左半部，這是因為 Balloon Model 具有內在能量的特性，所以當 Model 從左半部的初始輪廓成長至與 MushroomBody 右半部的接觸時【圖 4-3】，內在能量將抗拒控制點向外膨脹，所以 Model 收斂於 MushroomBody 的左半部，並不會將整顆 MushroomBody 重建出來。



【圖 4-3】在 volume data 上 MushroomBody 左右的連接處
(紅色圓圈處)

由上圖可知，MushroomBody 的左右半部是互相連接的，但是受到 Model 內在能量的影響，幾何模型並不會由連接處穿越至右半部，只會將左半部分重建完成。在同一組三維影像上，根據不同的實驗需求我們可能需要重建不同的幾何模型(如【圖 4-2】或【圖 4-4】)，我們可以透過參數的調整(α 、 β 、 γ)或 Model 網格的精細度(藉由加細分割的條件控制)來達到控制最後的幾何模型結果，讓每次的實驗皆能順利的分割出我們欲分割的三維物件。我們試著用另一組實驗參數對此組影像重建， $\alpha = 0.7, \beta = 3.0, \gamma = 6.5$ ，【圖 4-4】是收斂後的結果



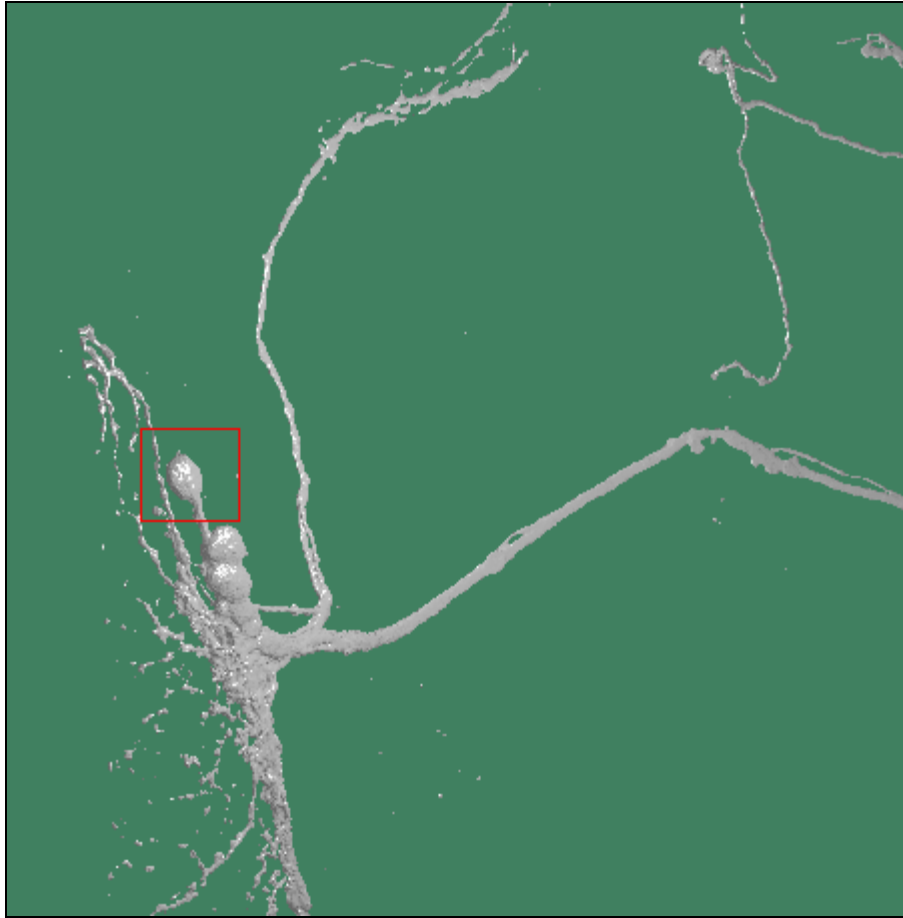
【圖 4-4】重建標準 MushroomBody 的結果之二

初始輪廓的位置在(46,66,110)，其中實驗參數 $\alpha = 0.7, \beta = 3.0, \gamma = 6.5$ ，在 71 次 iteration 後 Model 收斂，共 464 個三角形。

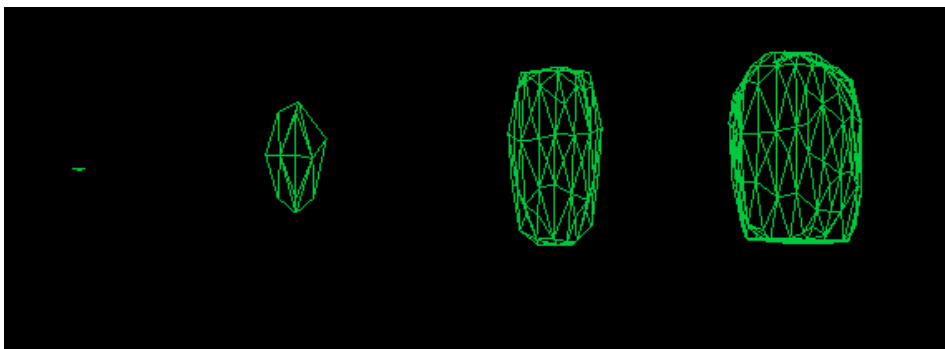
由【圖 4-2】、【圖 4-4】可以看出實驗參數對 Model 最後變形結果的影響，以同樣的初始輪廓位置，內在能量參數較大的實驗結果【圖 4-4】較早收斂，而內在能量參數較小的實驗結果【圖 4-2】則較晚收斂。

4.2 果蠅神經分割

本節資料為一組 1024 像素×1024 像素 115 片的果蠅共軛焦顯微鏡影像，我們先對影像做一次 Mask 大小為 3×3 的 Median filter 濾掉影像當中的雜訊，然後將影像做三維的幾何網格繪出，結果如【圖 4-5】所示，方塊圈選部分為我們想要分割的果蠅球狀神經物體。設置 Model 初始輪廓位置 (93,513,95)，實驗參數 $\alpha = 0.45, \beta = 2.0, \gamma = 6.5$ ，【圖 4-6】、【圖 4-7】分別為物體的幾何模型及在影像上的分割結果。

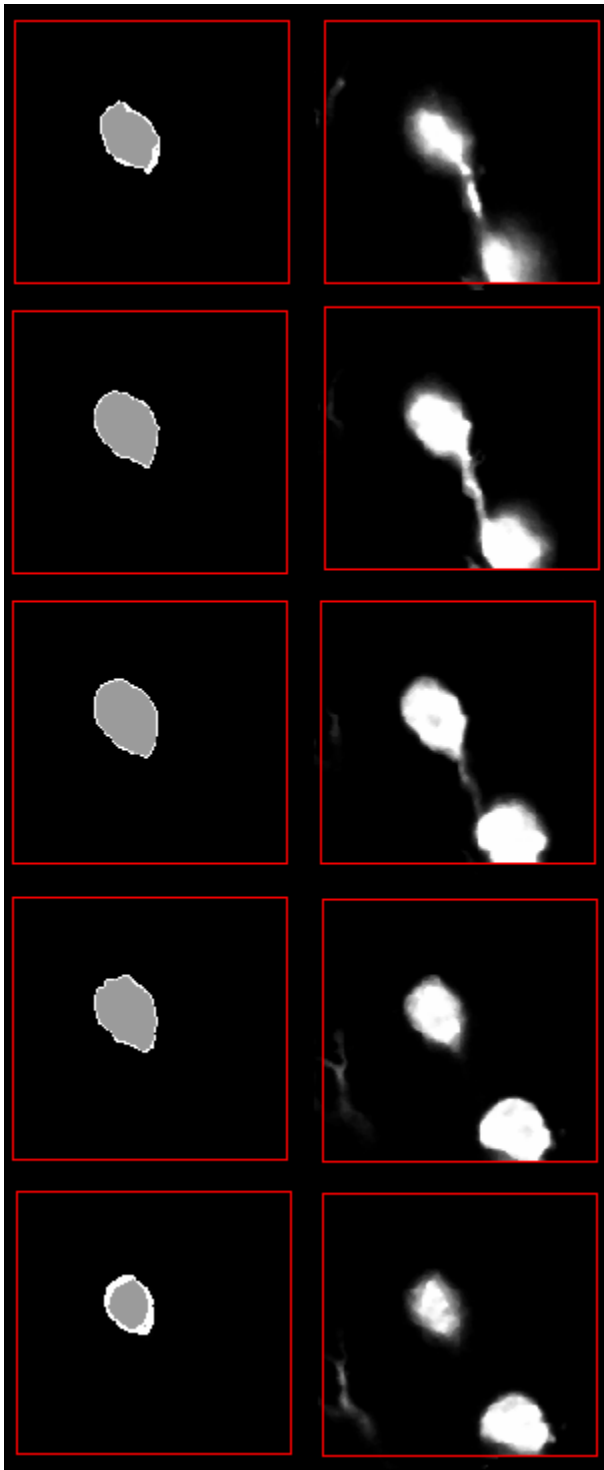


【圖 4-5】果蠅神經影像的三維幾何模型
(紅色方框處是我們想要分割的球狀神經)



【圖 4-6】果蠅神經的幾何模型

由左至右分別為經過 1、50、100、166 次 iteration 後的實驗結果，Model 在經過 366 次的 iteration 後收斂。



【圖 4-7】果蠅神經影像上的分割結果

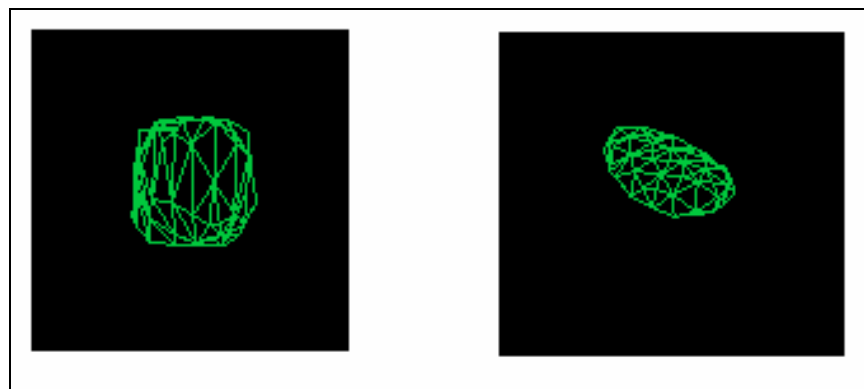
【圖 4-7】左邊為影像分割後的結果，邊界輪廓以灰階值 255 的亮點表示，右邊為原始影像的對照。

由上至下，分別為第 91、93、95、98 和 99 片影像上的分割結果。

可以看到在 91、93、95 片影像當中，Model 因為受到內在能量的控制，下方互相連結的神經部分不會被分割出來。

從【圖 4-5】影像的幾何網格繪出上可以清楚的看到，我們欲分割的球狀神經部分，經由一條細長的神經與下方的神經相連接，若是用傳統區域成長法將無法只對我們感興趣的球狀神經做分割，勢必會沿著相連接的神經分割至別的球狀神經。而以我們提出的

Balloon Model 做影像的分割，不僅可以得到物體的幾何模型【圖 4-6】，同時在影像分割的結果上【圖 4-7】因為受到 Model 內在能量的控制，可以將我們感興趣的球狀神經部分分割出來，不會產生過度分割的情形。【圖 4-8】、【圖 4-9】為另一組果蠅神經的實驗結果，我們設置初始位置為(555,505,91)用相同的實驗參數，【圖 4-8】為模型最後收斂的幾何結構，【圖 4-9】為分割後的影像與原始影像的比較。

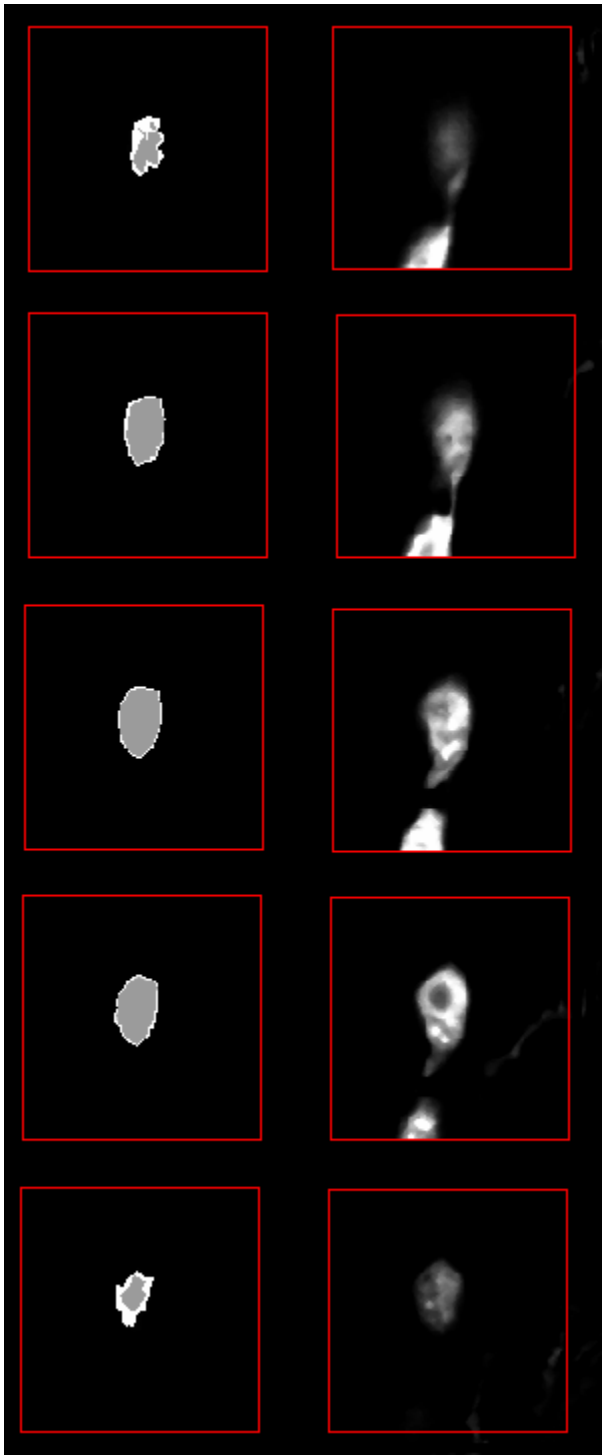


(a)沿 x 方向往 $-x$ 觀察 (b)沿 z 方向往 $-z$ 方向觀察

【圖 4-8】第二組資料 Model 收斂後的結果

(經過 266 次 iteration 後收斂)

上圖為模型收斂後的網格結構，(a)為觀察者沿 x 軸方向往 $-x$ 方向觀察的模型結果(b)為觀察者沿 z 軸方向往 $-z$ 軸方向觀察的模型結果，由網格模型可以觀察得知分割的神經為一橢圓球體



【圖 4-9】左邊為影像分割後的結果，邊界輪廓以灰階值 255 的亮點表示，右邊為原始影像的對照。

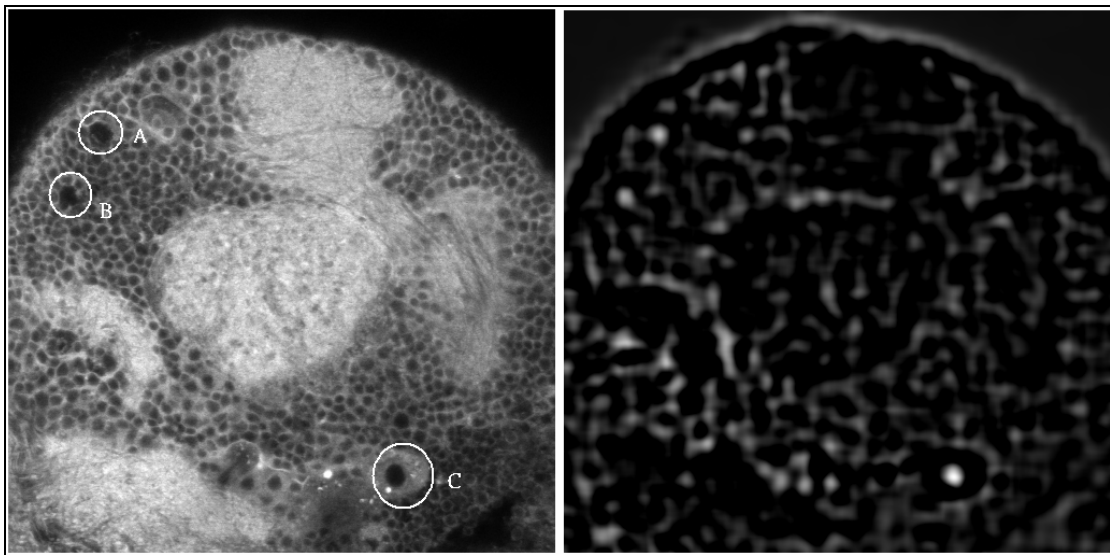
由上至下，分別為第 86、88、90、92 和 95 片影像上的分割結果。

【圖 4-9】第二組資料影像上的分割結果

4.3 果蠅腦細胞分割

在這組影像中，我們要分割的影像是果蠅腦的細胞空洞。在之前的實驗當中，我們所要分割的三維影像都是在影像當中灰階值相對明亮的區域，而這次的影像資料則是要找出在影像當中灰階值較暗的空洞，為了提高影像分割結果的正確性，我們先對影像做一些前處理讓空洞的區域變得更加的明顯。

實驗的影像是 1024 像素×1024 像素 16 片的共軛焦顯微鏡影像，先對影像做一次 negative 再對 negative 後的影像做一次半徑為 13~14 的 Match filter，前處理過後的影像與原始影像的比較如【圖 4-10】。



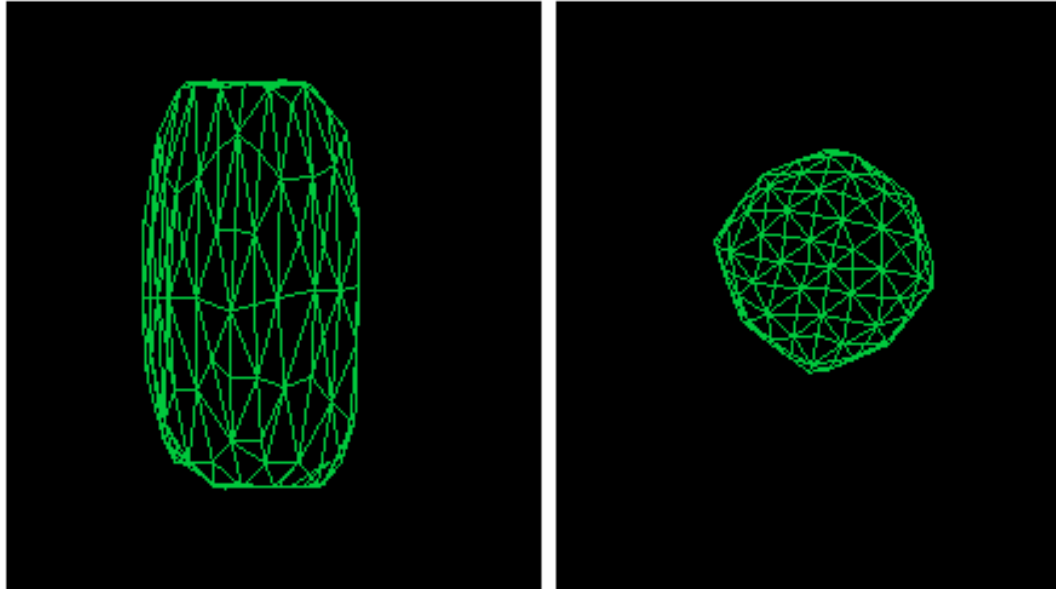
(a)原始影像

(b)前處理後的影像

【圖 4-10】果蠅腦第八片影像上對影像做前處理前後的比較

由【圖 4-10】可觀察出在原始影像中白色圓圈標明處(A、B 及 C)有明顯的空洞，在經過我們的前處理之後空洞變成灰階值高、亮度大的區域，接下來就可以開始對我們想要分割的細胞空洞做幾何模型的重建。

Model 初始輪廓位置(724,871,8)，實驗參數 $\alpha = 0.45, \beta = 2.0, \gamma = 6.5$ ，經過 367 次 iteration 後 Model 收斂，得到的實驗結果如圖【圖 4-11】、【圖 4-12】所示。



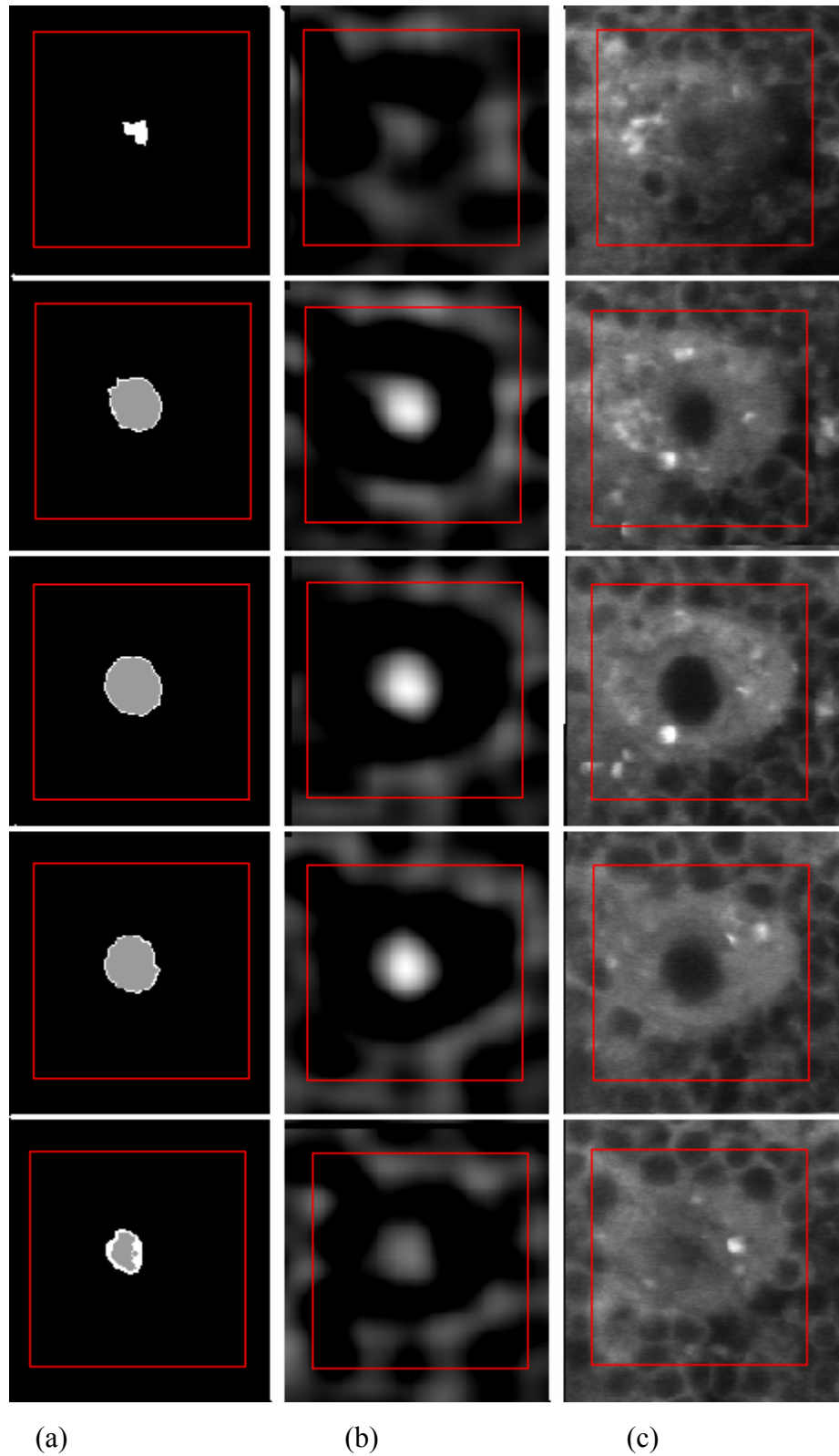
(a)沿 x 方向往 $-x$ 觀察

(b)沿 z 方向往 $-z$ 方向觀察

【圖 4-11】果蠅腦細胞空洞 Model 收斂後的結果

(367 次 iteration)





【圖 4-12】果蠅腦細胞空洞影像上的分割結果

(a)列為影像分割後的結果，(b)列為經過前處理後的影像結果，(c)為原始影像上的對照，邊界輪廓以灰階值 255 的亮點表示，由上至下，分別為第 6、7、8、9 和 10 片影像上的分割結果。

第五章

結論與未來研究方向

三維影像的分割法一直是一個很熱門的研究領域，但是因應不同的三維影像及影像特徵，適用的影像分割法就不盡相同。在本論文中，提出了一種以 Balloon Model 為基礎的三維影像分割法，由能量參數的調整變化決定 Model 幾何輪廓，再由 Model 的幾何輪廓作為區域成長法分割的判斷資訊分割影像，我們將此方法運用在果蠅共軛焦顯微鏡影像上，由使用者決定一初始輪廓位置(即欲分割的物體位置)，經過 Balloon Model 能量最佳化的過程，即可完成該物體的幾何輪廓模型及分割，為一具備方便性、彈性及實用性的三維影像分割方式。

然而在實驗過程當中，我們發現仍然有許多可以改進的地方。首先，在網格碰撞的處理上，我們雖然對鄰境網格做了相交的防護，但是對於一些較複雜的物體結構，例如環狀結構或者中間有空洞的物體，我們提出的演算法並無法處理這種非鄰近網格碰撞的情形，如何對網格的碰撞做偵測及預防將是未來研究的重點之一。另外，如何使我們的程式更加的自動化？是否有一種自動化的初始輪廓設定方式可以根據影像的特徵自動決定初始輪廓位置，以及是否有一種更簡單的參數設定與調整方式，可以自動調整 Model 的參數使得最後分割的結果符合使用者的需求與預期，這些程式自動化的目標是未來可以努力的方向。

參考文獻

- [1] A.A. Amini, T.E. Weymouth, R.C. Jain, Using dynamic programming for solving variational problems in vision, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 12(9)(1990)855-867.
- [2] Bowden R, Mitchell TA, Sahardi M. Real-time dynamic deformable meshes for volumetric segmentation and visualisation, Vision and VR Group, Dept M&ES Brunel University.
- [3] Computational Geometry Algorithms Library. <http://www.cgal.org/>
- [4] D.J. Williams, M. Shah, A fast algorithm for active contours and curvature estimation, *CVGIP: Image Understanding* 55(1)(1992)14-26.
- [5] D. Terzopoulos, A. Witkin, and M. Kass. Constraints on deformable models: Recovering 3D shape and nonrigid motion. *Artificial Intelligence*, 36(1):91-123, 1988.
- [6] D. Terzopoulos and K. Fleischer. Deformable models. *The Visual Computer*, 4:306-331, 1988.
- [7] F. Leymarie, M.D. Levine, Tracking deformable objects in the plane using an active contour model, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 15(6)(1993)617-634.
- [8] J. Miller, D. Breen, W. Lorensen, R.O'Bara, and M. Wozny. Geometrically deformed models: A method for extracting closed geometric models from volume data. In *Computer Graphics (Proc. SIGGRAPH'91 Conf., Las Vegas, NV, July, 1991)*, volume 25(4), pages 217-226, July 1991.
- [9] J-M. Morvan and B. Thibert. Smooth surface and triangular mesh : Comparison of the area, the normals and the unfolding. In *ACM Symposium on Solid Modeling and applications, 2001*.
- [10] L. Cohen and I. Cohen. Finite element methods for active contour models and balloons

for 2D and 3D images. *IEEE Trans. On pattern Analysis and Maching Intelligence*,15(11):1131-1147,November 1993.

- [11] L. Cohen, I. Cohen, and N. Ayache. Using deformable surfaces to segment 3D images and infer differential structures. *CVGIP: Image Understanding*, 56(2):242-263, 1992.
- [12] L. D. Cohen. On active contour models and balloons. *CVGIP: Image Understanding*, 53(2):211-218, Mar. 1991.
- [13] L. Elden and L. Wittmeyer-Koch. *Numerisk analys – en introduction*, Studentlitteratur, 1987.
- [14] L. Ji and H. Yan, “Attractable snakes based on the greedy algorithm for contour extraction,” *Pattern Recognition* 33(4), pp. 791-806, 2002.
- [15] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, “Snakes: Active contour models,” *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 1, pp. 321-331, 1997.
- [16] Moshfeghi, S. Ranganath, K. Nawyn. Three-Dimensional Elastic Matching of Volumes. *IEEE Trans. on Image Processing*. Recognition 33(4), pp. 791–806, 2002.
- [17] Y.Y. Wong, P.C. Yuen, C.S. Tong, Segmented snake for contour detection, *Pattern Recognition* 31(11)(1998)1669-1679.