

國立交通大學

多媒體工程研究所

碩士論文

果蠅腦的座標系統與變形

Coordinate System and Warp for Drosophila Brain

研究生：劉佳昇

指導教授：荊宇泰 教授

中華民國九十七年九月

果蠅腦的座標系統與變形
Coordinate System and Warp for Drosophila Brain

研究生：劉佳昇

Student : Chia-Sheng Liu

指導教授：荊宇泰

Advisor : Yu-Tai Ching



Computer Science

September 2008

Hsinchu, Taiwan, Republic of China

中華民國九十七年九月

果蠅腦的座標系統與變形

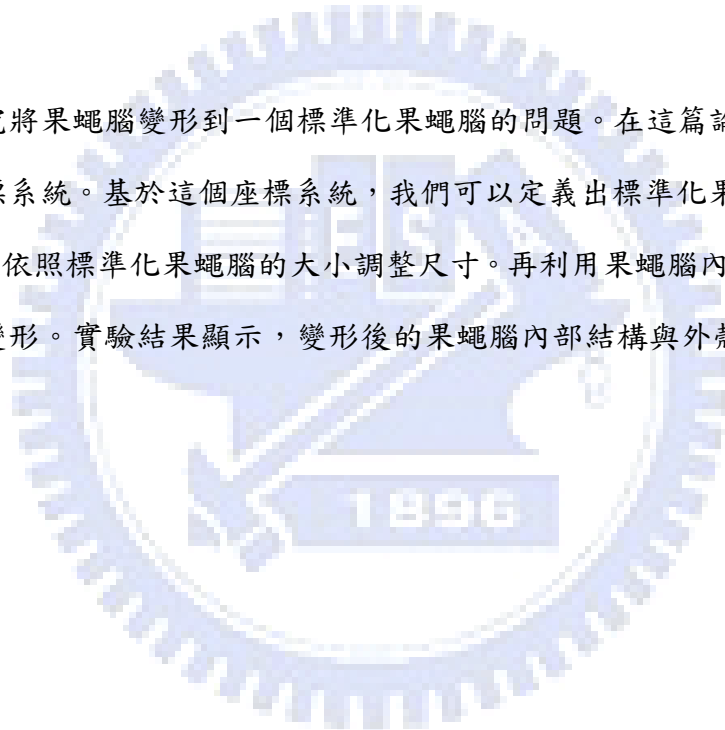
學生：劉佳昇

指導教授：荊宇泰 博士

國立交通大學多媒體工程研究所

摘 要

我們研究將果蠅腦變形到一個標準化果蠅腦的問題。在這篇論文裡，我們為果蠅腦定義一個座標系統。基於這個座標系統，我們可以定義出標準化果蠅腦的尺寸。欲變形的果蠅腦，先依照標準化果蠅腦的大小調整尺寸。再利用果蠅腦內的 neuropils 所決定之特徵點來做變形。實驗結果顯示，變形後的果蠅腦內部結構與外殼和目標腦幾乎對齊。



Coordinate System and Warp for *Drosophila* Brain

Student: Chia-Sheng Liu

Advisor: Dr. Yu-Tai Ching

Institute of Multimedia Engineering
National Chiao Tung University

ABSTRACT

We study the problem of warping *Drosophila* brains to a normalized fly brain. In this thesis, we define a coordinate system for the *Drosophila* brain. Based on the coordinate system, we define a size-normalized brain. Every fly brain is normalized before warping. The warping is based on the feature points determined by the neuropils in the brain. Experimental results show that a brain can be warped to the target brain with the internal structures and the hull of the brain almost aligned.

誌 謝

本論文能得以完成，首先要感謝我的指導教授荊宇泰教授，在這兩年內由於他的專業知識傳授與細心的指導，也關心我們平常的生活狀況，才能讓我順利完成此論文。同時也感謝口試委員江安世教授、謝昌煥教授及陳永昌教授百忙之中抽空來參加我的口試，及提供許多專業上的建議，使本論文能更加正確完整。

感謝昌杰學長給予程式語言實做方面的技術指導，秉璋學長在演算法方面精闢的分析與建議，博鈞學長的變形技術耐心說明，感謝 503 的成員大喬、小喬、小黑、阿 Ken、錕仔、mog 大大及小風在課業上、生活上、愛情上的共勉奮鬥。感謝所有祝福過、鼓勵過我的朋友們介壽幫、成景幫、魔術幫一路上得肯定，感謝醫學影像實驗室的全體成員，在這兩年給予許多專業知識上及精神上的支持。

最後要感謝我的家人，感謝他們在這求學的階段給我無數的包容與支持，讓我得以安心的完成我的學業，最終要感謝漂漂的一句話“論文沒寫完就不要約會”，使我充滿鬥志、全心全意的完成碩士論文，謝謝她，更謝謝大家。

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 |
| 第一章 緒論..... | 1 |
| 1.1 簡介..... | 1 |
| 1.2 論文架構..... | 2 |
| 第二章 實驗想法及文獻回顧..... | 3 |
| 2.1 前言..... | 3 |
| 2.2 Moments | 3 |
| 2.3 Smallest enclosing annulus | 5 |
| 2.4 Feature-Based Metamorphosis..... | 6 |
| 第三章 實驗流程..... | 7 |
| 3.1 實驗簡介..... | 7 |
| 3.2 Principal axes、Transformation and Bounding Box..... | 8 |
| 3.2.1 Principal axes and Transformation..... | 8 |
| 3.2.2 Bounding Box | 11 |
| 3.3 Find ellipsoid body center..... | 15 |
| 3.4 Averaged Standard Brain | 19 |
| 3.5 Shift and Scaling | 22 |
| 3.6 Set feature points for Morphing..... | 25 |
| 3.6.1 初始..... | 26 |

| | | |
|-------|------------|----|
| 3.6.2 | 三角化..... | 28 |
| 3.6.3 | Warp..... | 30 |
| 3.7 | 實驗流程圖..... | 32 |
| 第四章 | 實驗結果..... | 33 |
| 第五章 | 未來展望..... | 49 |
| | 參考文獻..... | 50 |



表目錄

| | | |
|-----|---------------------------------------|----|
| 表 1 | 13 組果蠅腦的資訊..... | 34 |
| 表 2 | averaged standard brain 統計過程與結果 | 34 |
| 表 3 | 原始影像名稱縮寫..... | 34 |



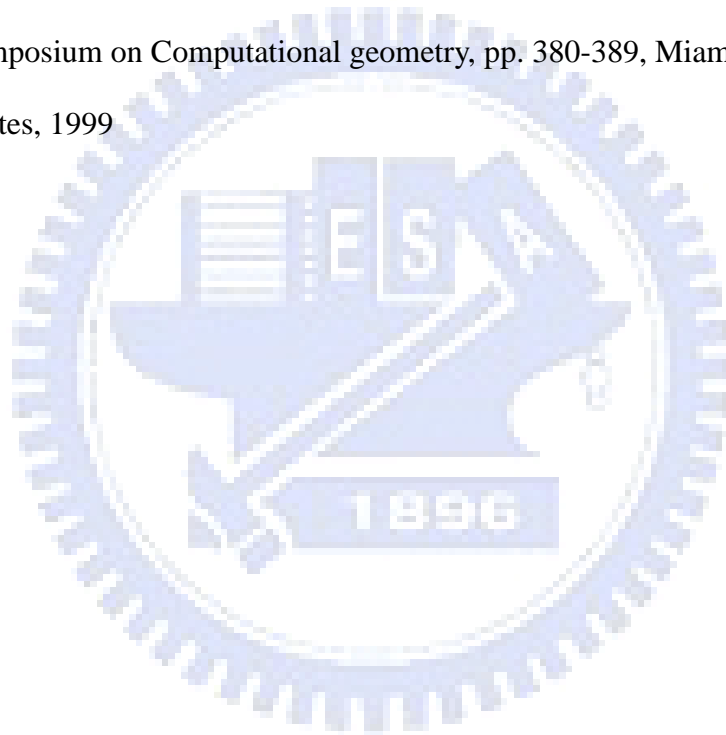
圖目錄

| | | |
|--------|--|----|
| 圖 2-1 | 最小封閉的環狀體 | 5 |
| 圖 3-1 | 物體的主軸 | 8 |
| 圖 3-2 | 三度空間裡物體的主軸 | 10 |
| 圖 3-3 | 以 Principal axes transformation 到新座標系統中 | 10 |
| 圖 3-4 | 沿著 principal axe 1 找兩側的邊界 | 11 |
| 圖 3-5 | 沿著 principal axe 2 找兩側的邊界 | 12 |
| 圖 3-6 | 六個 bounding plane 交於 8 個頂點(bounding point) | 12 |
| 圖 3-7 | bounding box 包住 volume data | 13 |
| 圖 3-8 | bounding box 與 volume data 一起作 transformation | 13 |
| 圖 3-9 | 原始 512*512*65 灰階果蠅腦影像 | 14 |
| 圖 3-10 | 經過 Principal axes transformation 後的結果 | 14 |
| 圖 3-11 | 輸出 centroid、transformation matrix、bounding box transformed 前 後的點(bounding point)..... | 15 |
| 圖 3-12 | 果蠅腦的 ellipsoid body 區域 | 16 |
| 圖 3-13 | 最小封閉的環狀體 | 16 |
| 圖 3-14 | 紅色外框為選取的範圍去作 the smallest enclosing annulus | 18 |
| 圖 3-15 | 紅色小點為 annulus 的圓心 | 18 |
| 圖 3-16 | 取 bounding box 的兩個端點 BP1 左上前,BP2 右下後 | 19 |
| 圖 3-17 | ellipsoid body center 將 bounding box 分隔成八個空間..... | 20 |
| 圖 3-18 | ellipsoid body center 到 bounding box 的六段距離bound distances.. | 21 |
| 圖 3-19 | ellipsoid body center 向六個方向 | 22 |
| 圖 3-20 | 平移過後的 bounding box | 23 |
| 圖 3-21 | 一組果蠅腦 3D 影像做完 Shift 與 Scaling 的前後比較..... | 25 |
| 圖 3-22 | 固定值的 15 個特徵點 | 26 |

| | | |
|--|-------------|----|
| 圖 3-23 | 圖 3-24..... | 27 |
| 圖 3-25 | 圖 3-26..... | 27 |
| 圖 3-27 | 圖 3-28..... | 28 |
| 圖 3-29 | | 28 |
| 圖 3-30 Delaunay Triangulation 後的 Cell..... | | 29 |
| 圖 3-31 voxel P 在 Cell 裡的座標系統描述 | | 30 |
| 圖 3-32 實驗流程圖 | | 32 |
| 圖 4-1 為 01 腦原始影像 | | 35 |
| 圖 4-2 為 03 腦原始影像 | | 36 |
| 圖 4-3 為 06 腦原始影像 | | 36 |
| 圖 4-4 為 10 腦原始影像 | | 37 |
| 圖 4-5 為 11 腦原始影像 | | 37 |
| 圖 4-6 為 1200 腦原始影像 | | 38 |
| 圖 4-7 為 12001e 腦原始影像 | | 38 |
| 圖 4-8 01 腦 Shift and Scaling 到 averaged standard brain | | 39 |
| 圖 4-9 03 腦 Shift and Scaling 到 averaged standard brain | | 40 |
| 圖 4-10 06 腦 Shift and Scaling 到 averaged standard brain | | 40 |
| 圖 4-11 10 腦 Shift and Scaling 到 averaged standard brain..... | | 41 |
| 圖 4-12 11 腦 Shift and Scaling 到 averaged standard brain..... | | 41 |
| 圖 4-13 1200 腦 Shift and Scaling 到 averaged standard brain | | 42 |
| 圖 4-14 12001e 腦 Shift and Scaling 到 averaged standard brain..... | | 42 |
| 圖 4-15 Combine 01 與 03 腦的 averaged standard brain | | 43 |
| 圖 4-16 Combine 01 與 11 腦的 averaged standard brain | | 44 |
| 圖 4-17 Combine 01 與 1200 腦的 averaged standard brain | | 44 |
| 圖 4-18 Combine 06 與 10 腦的 averaged standard brain | | 45 |
| 圖 4-19 Combine 1200 與 1200e 腦的 averaged standard brain..... | | 45 |

| | | |
|--------|-------------------------------------|----|
| 圖 4-20 | Morphing Brain 01 to 03 | 46 |
| 圖 4-21 | Morphing Brain 01 to 11 | 47 |
| 圖 4-22 | Morphing Brain 01 to 1200 | 47 |
| 圖 4-23 | Morphing Brain 06 to 10 | 48 |
| 圖 4-24 | Morphing Brain 1200 to 12001e | 48 |

註：圖 2-1 來自 [5] P. K. Agarwal, B. Aronov, S. Har-Peled, M. Sharir, “Approximation and Exact Algorithms for Minimum-Width Annuli and Shells”, Annual Symposium on Computational Geometry. Proceedings of the fifteenth annual symposium on Computational geometry, pp. 380-389, Miami Beach, Florida, United States, 1999



第一章 緒論

1.1 簡介

腦神經科學的研究範疇，長久以來是科學家們不停探索的奧妙領域，人類為萬物之靈，人類的大腦更是一個極為複雜的構造，能夠深層探索大腦的能力並且開發其無窮的潛力一般相信會有足以改變人類發展的力量。人類在一出生的時候，腦部就有一千億個神經細胞，如此龐大的繁複結構，縱使有再好的技術與環境，也需要考慮道德規範與相當的成本來開發，因此尋找一個好的且能比擬人類的模式生物來研究有其必要性。

在眾多種類的生物裡，科學家們拿來研究的諸如：老鼠、果蠅(*Drosophila*)、兔子、線蟲、大腸桿菌等。其中以果蠅最符合經濟效應，因為果蠅最易於繁殖，其腦部結構不像老鼠那麼複雜，但是和人類一樣，果蠅有學習、記憶、睡眠等能力。在生命週期方面，果蠅的生命週期很短，其世代交替約為十日，而人類的生命週期較長，其世代交替約為一萬日，觀察果蠅生命也較有效率。此外，許多人類腦神經方面疾病的基因在果蠅中也可以發現，如阿茲海默症。綜觀所有因素，利用果蠅來當作模式生物培養和觀察，對於解開大腦奧秘的腦神經科學上有其相當的優勢。

在觀察果蠅的腦神經時，通常會透過各種染色的方式顯示欲觀察的區域。通常是每次實驗犧牲一隻果蠅，觀察一組神經。我們會希望所有染色的神經都可以放在一個果蠅腦之中以供比對觀察。但是每隻果蠅腦部的大小多少有所差異，再加上顯微鏡取像時所受的外在因素影響，所以將兩組或數組的果蠅腦神經影像放進同一組頭之中，是一個高難度的 *Warping* 問題。本論文將提出一個果蠅腦 *warping* 的方法。

Feature-based Metamorphosis 這方法已經應用在各個領域上多年，像是電影工業裡的特效處理，或是 3D 的臉部變形等，都可以得到不錯的結果。我們應用這樣的一個技術在生物醫學影像處理上。首先針對果蠅腦影像不破壞其內部結構為原則，以果蠅腦的 ellipsoid body 為基準點，制定一個平均標準腦 (averaged standard brain)，定義新的座標系統，使得果蠅腦影像在保有內部器官的幾何性質上，適度線性的調整大小到平均標準腦，再根據特徵點來做變形。

1.2 論文架構

本篇論文共分為五個章節。第一章為緒論，可以了解相關研究的發展以及我們研究的目標。第二章介紹整個實驗的想法、系統開發中所用到技術與方法的一些文獻回顧。第三章介紹整個實驗的方法和實驗流程。第四章為實驗的結果。第五章為結論與未來展望。



第二章 實驗想法及文獻回顧

2.1 前言

在做兩張影像的變形前，會先考慮兩張影原始影像的差異度，差異度過高的時候，會使得變形之後的影像破碎不連續、甚至失真。有鑑於此，我們想制定一個理想的果蠅平均標準腦影像，先將所有的影像以線性有效的方法，作 3D 影像的方向旋轉、尋找整個影像較具幾何意義的基準點、以及適度的調整三個軸向的大小，使得原始影像能夠與標準果蠅腦影像的方向、大小盡量接近且落在相同的座標系統中。得到這樣正規化(normalize)後的影像再來做變形，能讓變形的過程不至於拉的過大或壓縮的過小，最終影像的結果，能大幅度改善直接變形所處理過多矯正的情況。

本章將簡介過去提出的方法，應用在整個制定果蠅平均標準腦影像與變形一張影像到另一張的文獻回顧。主要分成三個部份：

1. Central Moments 用來找原始影像的 Principal axes 與 Transformation
2. Smallest enclosing annulus 用來找果蠅腦影像的 ellipsoid body center
3. Feature-Based Metamorphosis 用來做兩張影像的 Morphing

2.2 Moments

Moments 是一種測量物體本身的質量是如何分佈在空間當中，可用於描繪物體形狀的特徵，在數位影像處理的資料集裡，2D 空間是測量他的 pixels 分佈，3D 空間則是測量他 voxels 分佈來描述物體的外型[1][2][3]。這在統計學上是一個非常重要的功能，多個維度物體的外型、形狀在統計學的或然率分配時常用他的特徵來具體描繪，例如 principal axes (主軸) 或 covariance (共變異數) 等。我

們就利用 principal axes 的測量方法來描繪果蠅腦影像的外型在3個維度空間裡。

(i, j, k) – *moment* 是一個 3D 的數位影像並將他定義成：

$$m_{i,j,k} = \sum_{x,y,z} x^i y^j z^k f(x, y, z)$$

其中 $f(x, y, z)$ 是一個灰階值的 function, 其值為

$$f(x, y, z) = \begin{cases} 1, & \text{if } (x, y, z) \text{ 是一個 foreground voxel} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

Order of moment m_{ijk} 則定義成 $sum(i + j + k)$

如此就可以用 $(0,0,0)$ – *moment* 來描述物體的大小

$$m_{000} = \sum_{x,y,z} f(x, y, z)$$

當在計算物體的 moments 時，會因為物體的平移位置不同而有所不同，為了避免此問題，針對物體本身的 Centroid 為中心開始計算。

Centroid $g = (g_x, g_y, g_z)$ 定義如下面的 *first – order moments*:

$$g_x = m_{100}/m_{000}$$

$$g_y = m_{010}/m_{000}$$

$$g_z = m_{001}/m_{000}$$

則 3D 數位影像 I 將以 *Centroid* $g = (g_x, g_y, g_z)$ 為中心。

central (i, j, k) – *moment* M_{ijk} of I 將被定義成：

$$M_{ijk} = \sum_{x,y,z} (x - g_x)^i (y - g_y)^j (z - g_z)^k f(x, y, z)$$

如此計算 Central moments 的方式，物體的質量中心點即當作影像網格的原點。

2.3 Smallest enclosing annulus

Smallest enclosing annulus(最小封閉環狀體)這一類的問題是最早可追溯到 1991 年由 Der-Tsai Lee 與 Van-Ban Le 提出量測圓形物體的剖面半徑之方法原則，是根據於圓心的種類[4]，他提出另一個標準，以時間複雜度 $O(n \log n + k)$ 的演算法來計算不同圓心的最小半徑和最小面積(minimum radial and area difference center)。之後在 1999 年由 Pankaj K. Agarwal 等人提出要找一個最小寬度的環狀球體[5]，如下圖 2-1 所示：

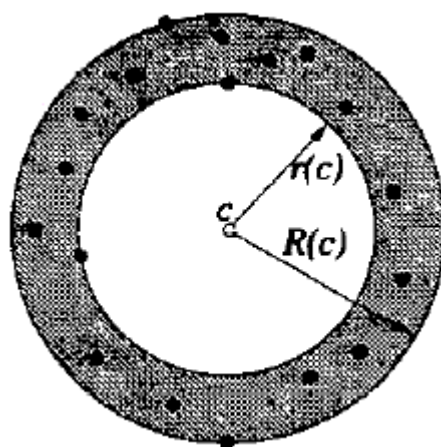


圖 2-1 最小封閉的環狀體

假設 S 是一個 n 個點的集合在 d 個維度的歐式空間裡。 S 這個環狀球體的大小(roundness)可以被計算成，求最瘦小的球面體(或者環狀面積在 R^2)且包含住 S 這個集合。也就是說，求 S 集合裡面最大的一個點 p 到同心圓 c 的距離 R 和最小的半徑 r ，計算公式如下：

$$\min_{c \in \mathbb{R}^d, r \in \mathbb{R}} \max_{p \in S} |d(p, c) - r|$$

for $c \in \mathbb{R}^d$ and $r, R \in \mathbb{R}$ with $0 \leq r \leq R$ ，定義這個環狀的球體為 $\mathcal{A}(c, r, R)$ 是一個封閉區間介於兩個同心圓圓心 c 半徑為 r and R 的球體之間。而 $\mathcal{A}(c, r, R)$ 的寬度是 $R-r$ ，這一個測量 S 點集環狀球體大小的問題，等價於計算一個外殼， $\mathcal{A}^*(S)$ ，包含 S 點集的最小寬度，如圖 2-1 所示。

爾後 Bernd Gartner 等人在 2000 年提出要找 Smallest enclosing annulus 相當

於找 $R^2 - r^2$ 差為最小的值[6]。當在 2D 的空間裡，此環狀為最小面積，在其他維度裡，最佳的環狀體可以被用來測試是否 input 的點落在接近於球體上。此問題也在於其理論的重要性，因為他可以被用於一個近似演算法 (approximation algo.) 來求最小寬度的環狀體，或甚至更難的問題。

Smallest enclosing annulus 這問題是一個 linear programming，也可以被視為退化的 quadratic programming ($x^T D x + c^T x$, 當 $D = 0$)。在這一篇文章當中，提供這個問題的測試結果，主要證明在相同的條件下退化的 quadratic programming 其效率比專門使用 linear programming 的方法好許多。作者也將他的實做放在 CGAL (Computational geometry algorithms library) 上供大家來使用。

2.4 Feature-Based Metamorphosis

Morphing 常用來處理兩張圖片互相變形的技術，可以用在多個方面上，例如應用在影片特效中，就是將第一張圖片漸漸淡化，而第二張圖片所佔的比重漸漸增加，這樣的一個方法在兩張圖片輪廓接近時是非常好用。在我們的實驗裡採用 Morphing 的 Warp，主要是希望把 Source image 改變成 Target image，因此不需要有 Target image 的資訊存在，因此 Warp 的方法會較為重要。

Warp 需要注意 mapping 的方法跟選取的原則。我們採用 reverse mapping，也就是先掃描 Target image 上得每一個點，在找出在 Source image 上的相對應位置的像素。這一個方法會將 Target image 所有的像素填滿，相較於 forward mapping 好應用在我們的實驗上。

在本實驗中的 Morphing 實做的技術與方法，主要是沿用 Po-Chung Yang 在 2007 年的碩士論文根據特徵點來變形[7] [8] [9] 等。

第三章 實驗流程

3.1 實驗簡介

我們的實驗目的是希望將數幾組果蠅腦，經過特徵點的一一對應來做變形，並希望在做變形的過程中，能夠依然保持原始 3D 影像的幾何性質，最終的觀察才會保有變形意義的功效。但由於各組的果蠅腦原始影像大小不一，掃描的方向可能有些許差距，所以在做變形前，我們先使用線性的方法盡量讓他們的大小方向相近，再做特徵點對應的變形。

我們的實驗步驟主要可分成五大部份：

1. 原始 3D 影像作 Principal axes 及 Transformation 使其成為轉正後的 3D 影像，並得到 bounding box。
2. Find ellipsoid body center 並以此 center 當作 Scaling 及 Morphing 的基準點。
3. 用數幾組果蠅腦的 bounding box 去計算制定一個 averaged standard brain 的 bounding box。
4. 以 ellipsoid body center 為基準點 Shift and Scaling 每一組果蠅腦的 bounding box 到 averaged standard brain 的 bounding box。
5. 設定數組特徵點，包含 bounding box 及 ellipsoid body center 的特徵點來做 Morphing。

3.2 Principal axes、Transformation and Bounding Box

3.2.1 Principal axes and Transformation

在比較或做 Morphing 果蠅腦數位影像之前，由於原始的檔案約略為 45 度的傾斜，或多或少超過或未滿 45 度，因而在做比較或做 Morphing 會有些為精準度的影響，因此這裡我們要利用 Moments 的方法來做 rotation，使整個物體旋轉到標準方向的新座標系統上。

我們的作法是要將物體的 centroid 當作座標軸的原點，座標軸的方向將會被標準化如下圖：

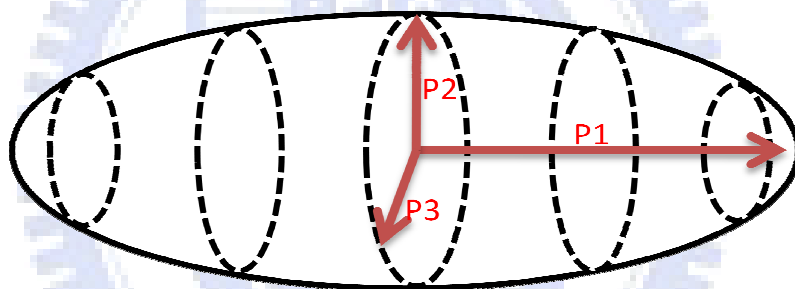


圖 3-1 物體的主軸

其中 P1 是最長軸，P2 是最短軸，而 P3 則是介於前二者長度間的軸，此三軸兩兩互相正交。我們利用 second-order central moments[1][2]可將此橢圓物體用一個對稱的矩陣(*inertia matrix*)來表示，定義如下：

$$\mu_{ijk} = M_{ijk} = \sum_{x,y,z} (x - g_x)^i (y - g_y)^j (z - g_z)^k f(x, y, z)$$

$$I = \begin{bmatrix} \mu_{020} + \mu_{002} & -\mu_{110} & -\mu_{101} \\ -\mu_{110} & \mu_{200} + \mu_{002} & -\mu_{011} \\ -\mu_{101} & -\mu_{011} & \mu_{200} + \mu_{020} \end{bmatrix}$$

若令變數：

$$I_{xx} = \mu_{020} + \mu_{002}$$

$$I_{yy} = \mu_{200} + \mu_{002}$$

$$I_{zz} = \mu_{200} + \mu_{020}$$

可推導出對稱性質

$$I_{xy} = I_{yx} = \mu_{110}$$

$$I_{xz} = I_{zx} = \mu_{101}$$

$$I_{yz} = I_{zy} = \mu_{011}$$

則

$$I = \begin{bmatrix} I_{xx} & -I_{xy} & -I_{xz} \\ -I_{yx} & I_{yy} & -I_{yz} \\ -I_{zx} & -I_{zy} & I_{zz} \end{bmatrix}$$

此 inertia matrix 是一個具有 symmetric 性質的矩陣，他的 eigenvalues 必定是屬於實數，並可求出其對應的 eigenvector。有此可導出一個矩陣 R 由他的 eigenvectors 及 eigenvalues ($\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2$) 所組成下列：

$$R^T I R = \begin{bmatrix} \lambda_0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_1 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_2 \end{bmatrix}$$

其中一個 eigenvector 對應最大的 eigenvalue 並決定此物體的最大分散方向 (第一主軸)，而第二大的 eigenvalue 則對應此物體的第二大分散方向 (第二主軸)，以此類推。如此我們可以利用 inertia matrix 來定義圖 3-1 的主軸座標系統，inertia matrix 的 eigenvectors 就稱做此物體的主軸 (principal axes)。

此外，由主軸所定義出的新座標系統也適用於旋轉後再作比較分析，事實上旋轉矩陣的列就是由 eigenvectors 所組成，使得主軸可旋轉校正這新的座標系統中。圖 3-2 為一個物體在 3 度空間裡用 second-order central moments 找到的三個

主軸。圖 3-3 為 Transformation 到新座標系統中。

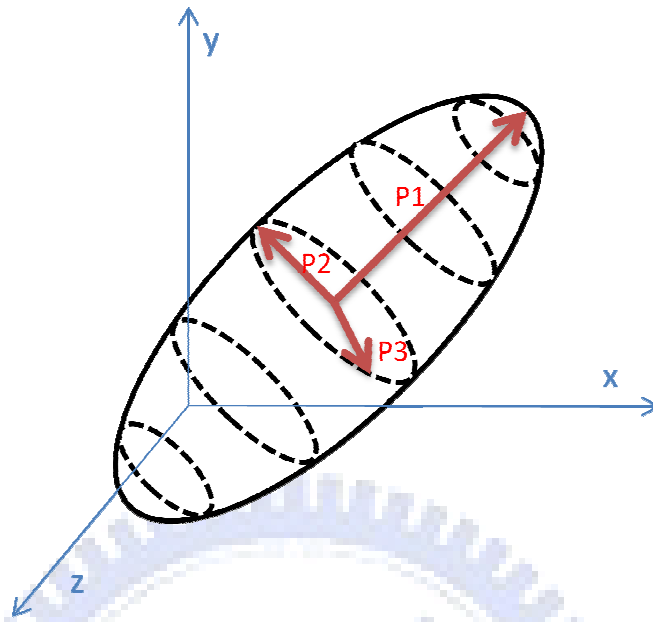


圖 3-2 三度空間裡物體的主軸

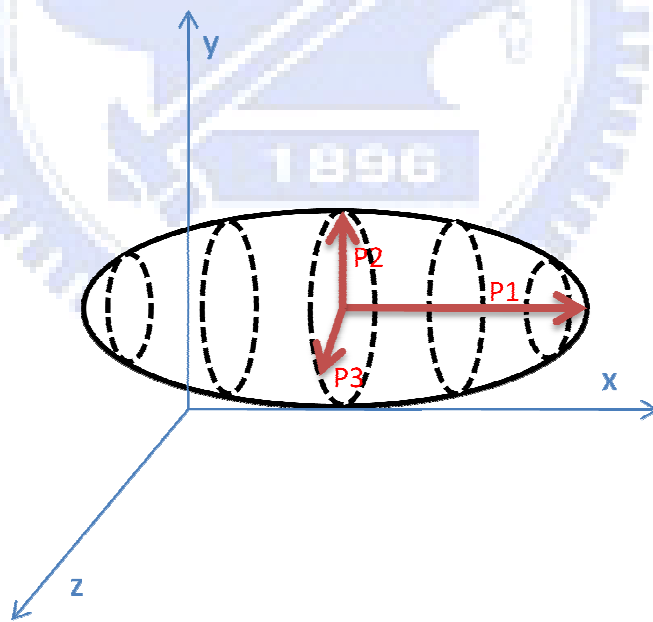


圖 3-3 以 Principal axes transformation 到新座標系統中

3.2.2 Bounding Box

在這一小節裡將介紹找一個 3D volume data 的邊界點做法。我們是將 second-order central moments 找到後的新主軸(如圖 3-2 裡的 P1, P2, P3)，再分別沿著這三個主軸，以主軸為平面的法向量，用切平面去判斷 volume data 中最後一個存在的 voxel value 在哪，如圖 3-4 沿著 P1 軸依序判斷每一個平面是否有 voxel value 存在，直到最後一個存在的即為 P1 軸的兩側邊界平面，並紀錄之。

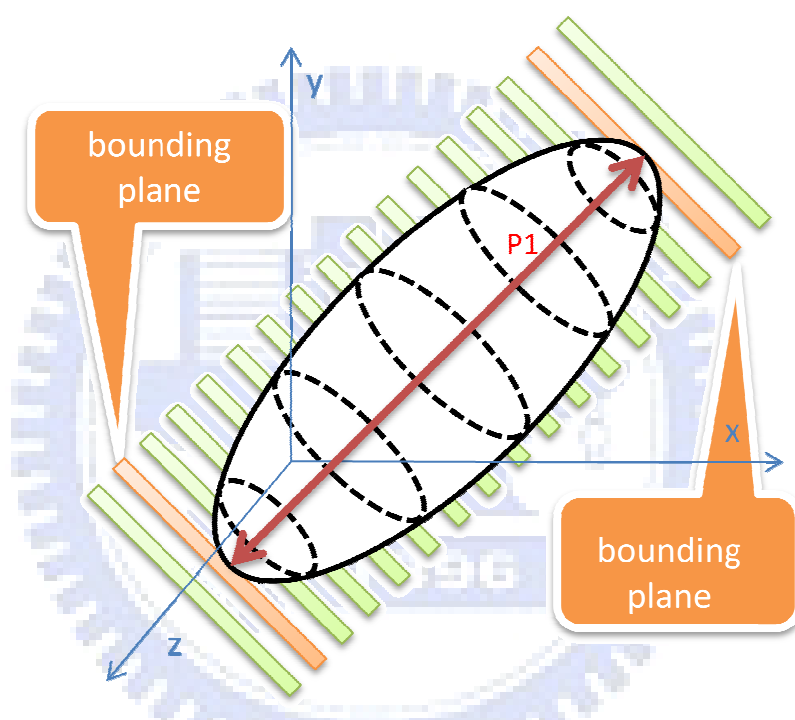


圖 3-4 沿著 principal axe 1 找兩側的邊界

如圖 3-5 沿著 P2 軸依序判斷每一個平面是否有 voxel value 存在，直到最後一個存在的即為 P2 軸的兩側邊界平面，並紀錄之。P3 軸也沿用相同作法，得到 P3 軸的兩側邊界平面。總結會有 6 個互相正交的平面，相交於 8 個頂點，形成個一外包的邊界盒(bounding box)，如下圖 3-6 所示。

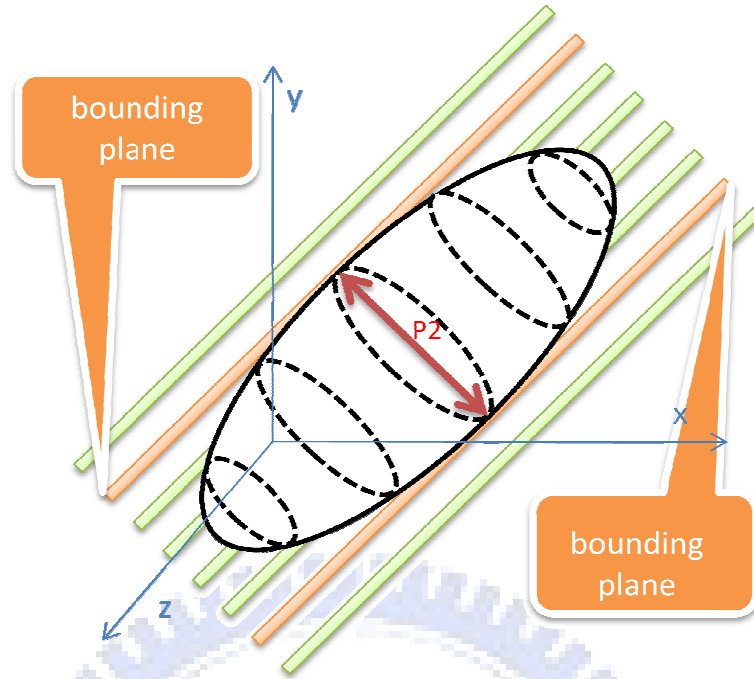


圖 3-5 沿著 principal axe 2 找兩側的邊界

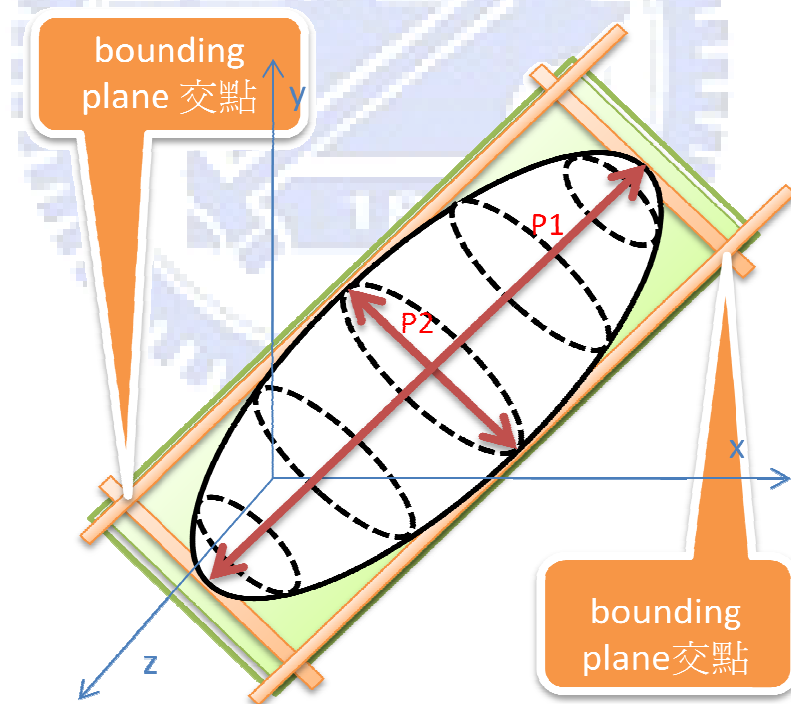


圖 3-6 六個 bounding plane 交於 8 個頂點(bounding point)

得到 bounding box 的 8 個頂點(bounding point)後，再與 volume data 一起作 transformation 如下二圖所示(圖 3-7,3-8)。

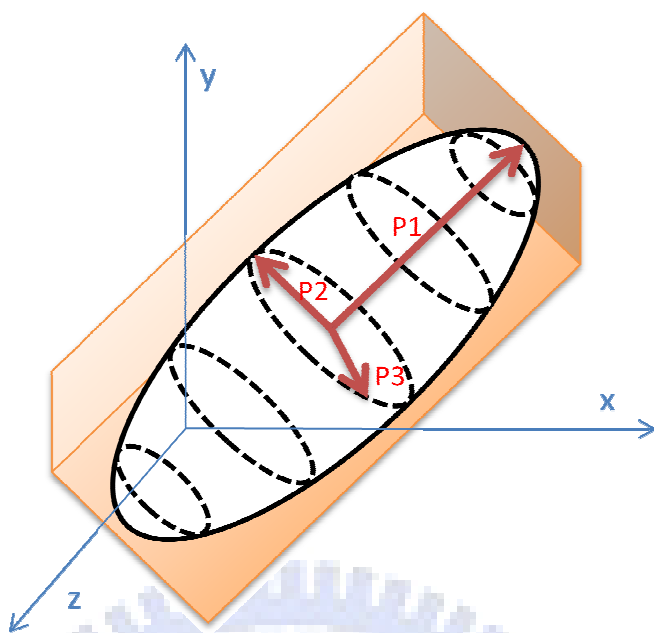


圖 3-7 bounding box 包住 volume data

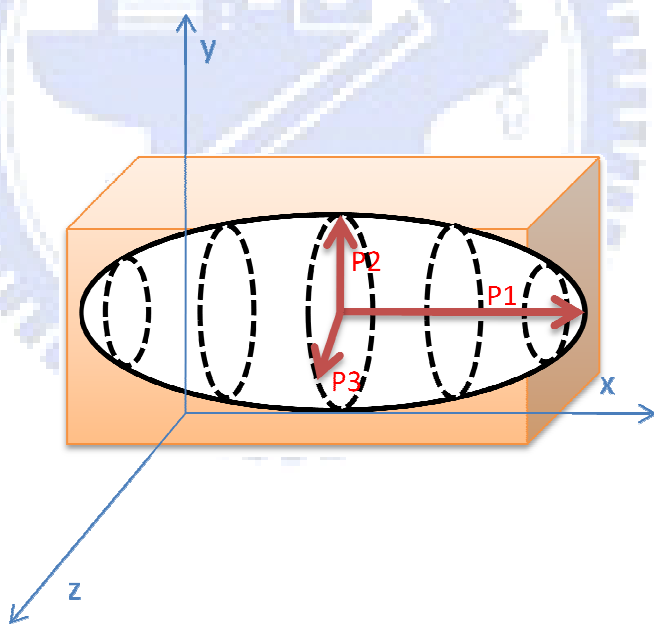


圖 3-8 bounding box 與 volume data 一起作 transformation

接下來是這一部分的實驗過程與結果。首先是一張原始 512*512*65、1-channel 灰階的果蠅腦影像(圖 3-9)，經過 second-order central moments 找到三個新主軸並 transformation 後的結果(圖 3-10 紅色外框為 bounding box)，輸出中

心點 centroid、transformation matrix、bounding box transformed 前後的點(bounding point)(圖 3-11)。

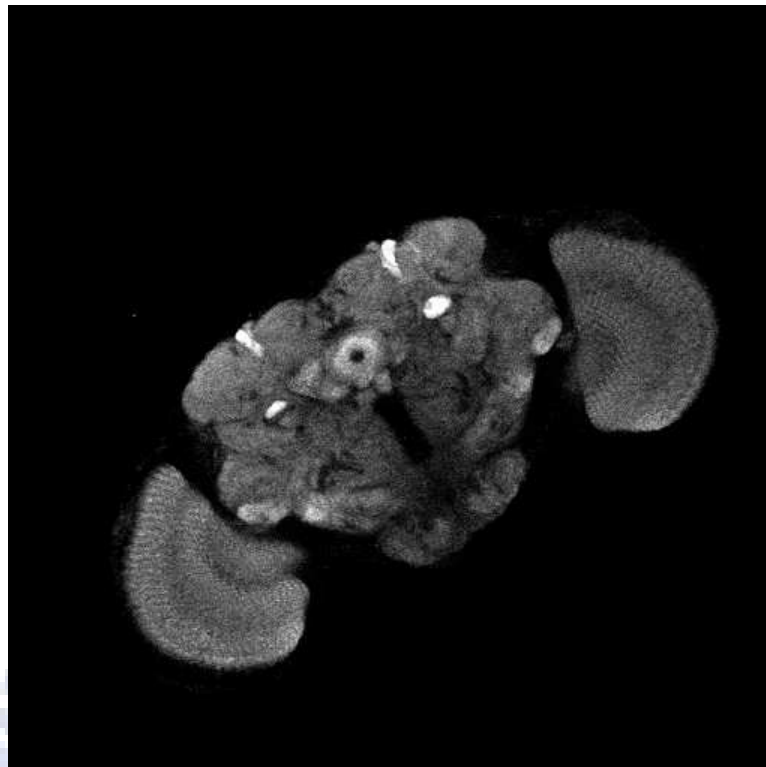


圖 3-9 原始 512*512*65 灰階果蠅腦影像

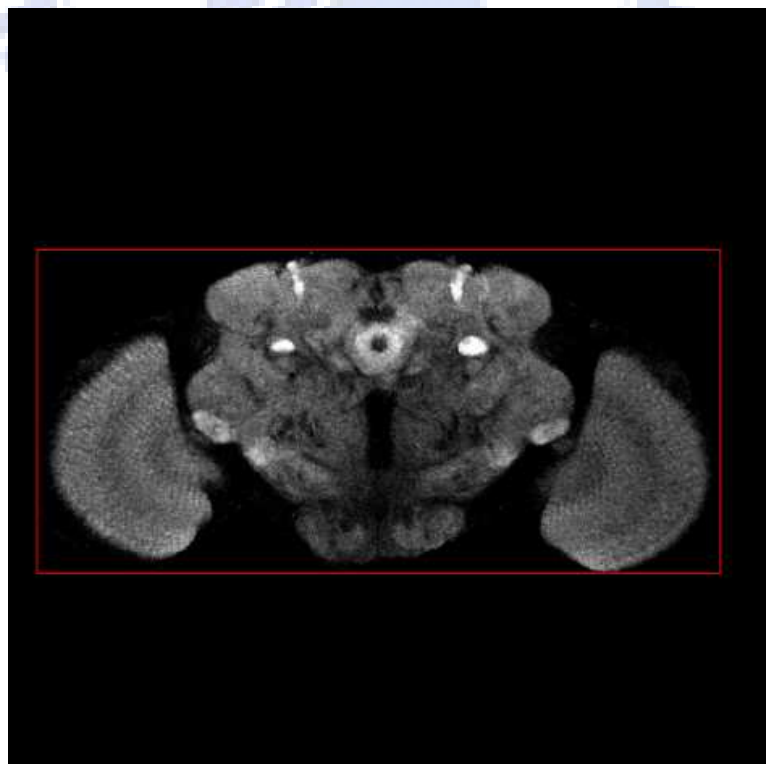


圖 3-10 經過 Principal axes transformation 後的結果

```

Principal Axes
Centroid: (Original)
254.4080000000  257.7280000000  13.7739000000
Centroid: (Transformed)
253.7589890682  256.6178149748  13.7707863521
Transformation Matrix:
+0.8416200844  -0.5400673088  -0.0017133601  +0.0000000000
+0.5400658918  +0.8416218197  -0.0012430442  +0.0000000000
+0.0021133288  +0.0001208436  +0.9999977596  +0.0000000000
+0.0000000000  +0.0000000000  +0.0000000000  +1.0000000000
Inverse Transformation Matrix:
+0.8416200844  +0.5400658918  +0.0021133288  +0.0000000000
-0.5400673088  +0.8416218197  +0.0001208436  +0.0000000000
-0.0017133601  -0.0012430442  +0.9999977596  +0.0000000000
+0.0000000000  +0.0000000000  +0.0000000000  +1.0000000000
Bounding Box (Original, 8 Points)
  x      y      z
+6.5  +304.3  +2.5
+390.3  +58.1  +1.7
+507.0  +239.9  +1.5
+123.2  +486.1  +2.3
  +6.7  +304.3  +62.5
+390.5  +58.1  +61.7
+507.1  +239.9  +61.5
+123.3  +486.1  +62.3
Bounding Box (Transformed, 2 Points)
x1:20  x2:476  y1:162  y2:378  z1:2  z2:62

```

圖 3-11 輸出 centroid、transformation matrix、bounding box transformed 前後的點(bounding point)

3.3 Find ellipsoid body center

在這一節裡，將介紹尋找果蠅腦的 ellipsoid body center 的方法。在觀察兩隻或數隻以上的果蠅腦 3D 影像時，首先會遇到的問題就是比較的基準點在哪？Second-order Central moments 所找到的中心點是整個 3D 影像的質量中心點，對果蠅腦來說比較不好比較，可能兩個果蠅腦左右半邊包含的器官部位不相同。所以我們直觀的想找果蠅腦中的一個中心點，是希望這個點能夠具有左右器官對稱，各個腦的上半部與下半部各自包含相同器官，讓此中心點最具有器官比較的基準點。在我們的觀察裡，果蠅腦的 ellipsoid body 最具有此性質，因此，我們將用最小封閉環狀體的結構來尋找 ellipsoid body 中心點，使其成為整張 3D 影像中的

center，以便之後作 Scaling 與 Morphing 更具幾何上的意義。

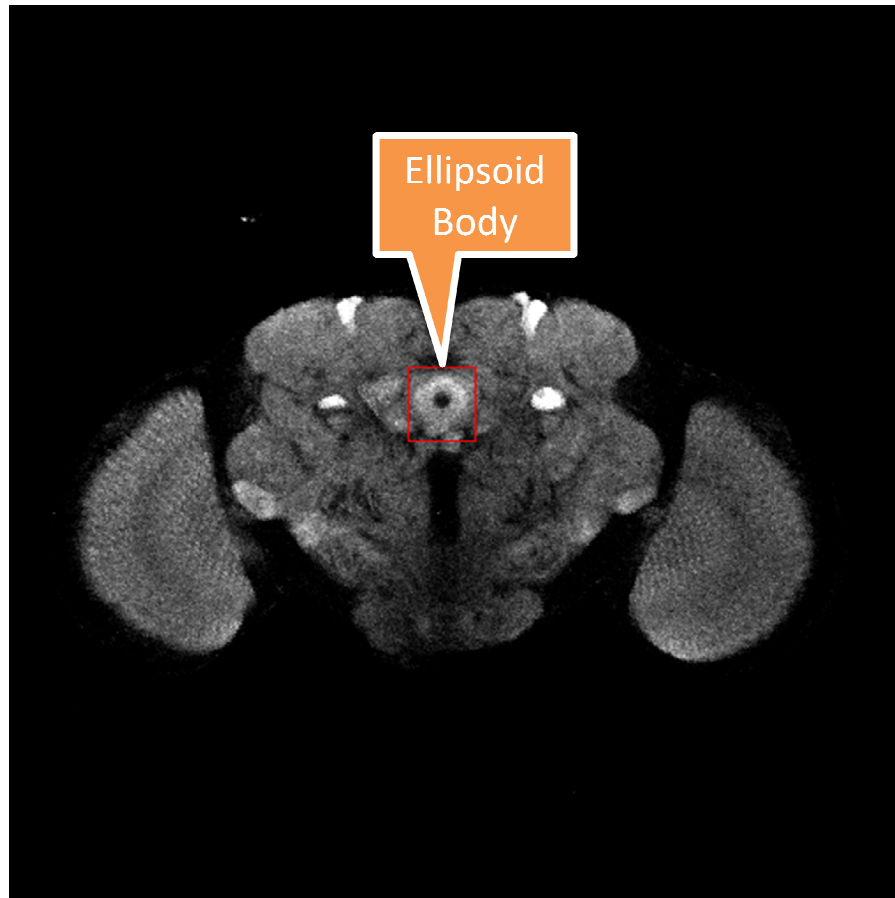


圖 3-12 果蠅腦的 ellipsoid body 區域

圖 3-12 紅色框框裡，是果蠅腦的 ellipsoid body 區域，他的外型很接近一個環狀的物體，可以用甜甜圈的外型來形容他，我們的目標是要找到此環狀物體的中心點。這樣的一個問題，由 Pankaj K. Agarwal 等人在 1999 年提出[5]，概念上是要找一個最小寬度的環狀球體，如下圖所示：

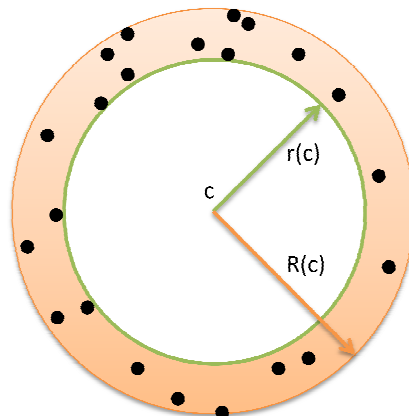


圖 3-13 最小封閉的環狀體

其中綠色線為小圓的半徑 r 、橘色線為大圓的半徑 R ，黑色的點為 input 的環狀體候選點其中 ($r \leq R$)，若要找一個最小封閉的環狀體(Smallest enclosing annulus)，則希望 r 能盡量大且 R 能盡量小的情況。

Bernd Gartner and Svend Schonherr 在 2000 年提出要找最小封閉的環狀體相當於找 $R^2 - r^2$ 為最小的值[6]。因此我們利用作者放在 CGAL 上，所提供的 `class(CGAL::Min_annulus_d < Traits >)` 來實做計算最小封閉的環狀體。

`CGAL::Min_annulus_d<Traits>` 可以實做 d 個維度的歐式空間，求算 $R^2 - r^2$ 的差值為最小。首先給定一個點集 P 其中 $ma(P)$ 是最小環狀體並包含所有 P 的點集，也就是說 $ma(P) = \emptyset$ if $P = \emptyset$ and $ma(P) = \{p\}$ if $P = \{p\}$ 。 S 是包含於 P 的最小子集，其中 $ma(S) = ma(P)$ 稱 S 為支援集(*support set*)， S 裡的所有點為支援點，且都落在 $ma(S)$ 的邊界上，因而 S 並非要唯一。最終的最小環的結束條件為下：

- min annulus 包含所有定義的點集 P
- min annulus 是最小 annulus 包含他的 support set S
- support set S 為最小 i. e. no support point is redundant

在利用 class 裡的 function 可找到最小環狀體的同心圓，即為 ellipsoid body center。

果蠅腦找 ellipsoid body center 實驗結果如下二圖，圖 3-14 為選取的範圍座標為 $P1(227,208,24)$, $P2(269,247,41)$ ，圖 3-15 為做完 the smallest enclosing annulus 後的結果，annulus 的圓心落在 $(248,227.5,32.5)$ 為 ellipsoid body center。

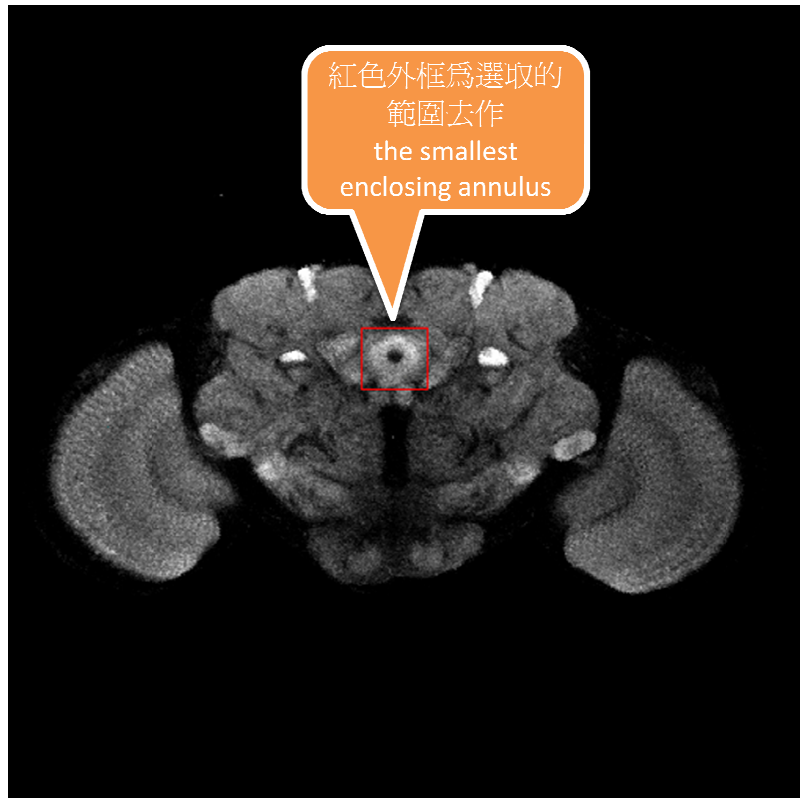


圖 3-14 紅色外框為選取的範圍去作 the smallest enclosing annulus

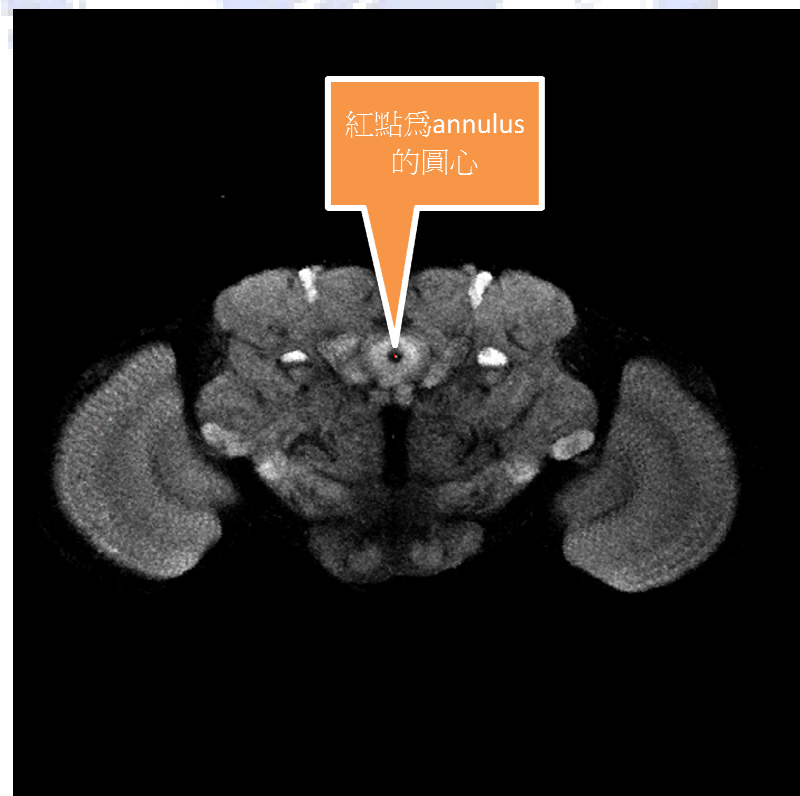


圖 3-15 紅色小點為 annulus 的圓心

3.4 Averaged Standard Brain

這一小節裡將介紹如何得到一個假想的果蠅標準腦，由於果蠅腦的 3D 影像在大小上或多或少有些許的不同，因此在做特徵點的 Morphing 前，我們希望將幾組的果蠅腦 3D 影像盡量調整到相同的大小再處理。在 3.2.3 節裡提到得到 bounding box transformed 後的兩個邊界點 BP1, BP2(Bounding Point)如下圖 3-16 所示：

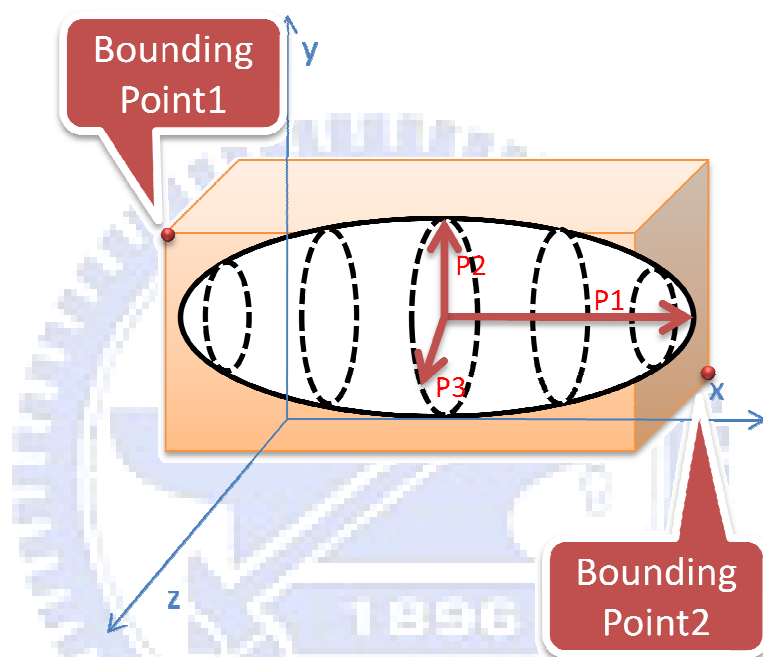


圖 3-16 取 bounding box 的兩個端點 BP1 左上前, BP2 右下後

bounding box 是一個立方體有八個頂點，我們以正面觀看的角度取 BP1 左上前、BP2 右下後的兩個點來表示一組果蠅腦 3D 影像的 bounding box，再加上 3.3 節 ellipsoid body center 當作整個果蠅腦 3D 影像的中心點，整個 bounding box 內部可以分成八個空間，如下圖 3-17 中紫色點為 ellipsoid body center、綠色線為過 ellipsoid body center 的垂直座標軸。

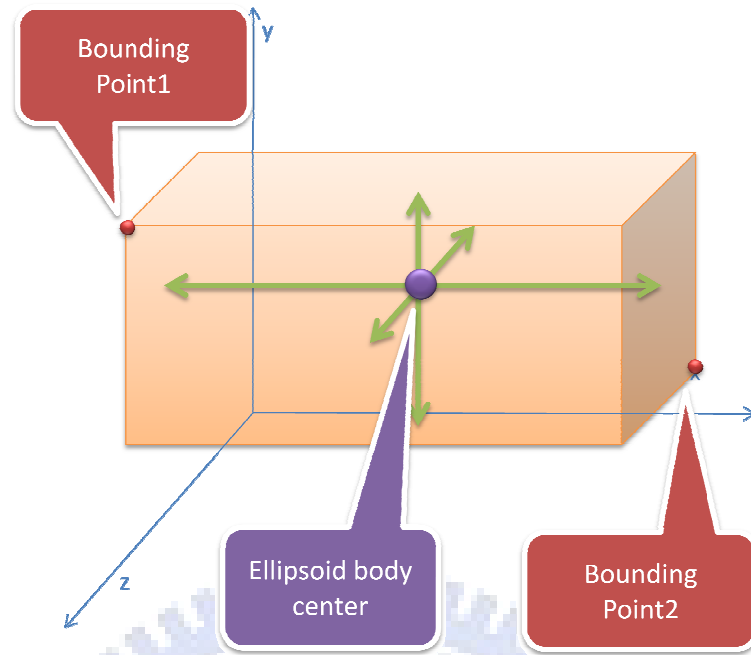


圖 3-17 ellipsoid body center 將 bounding box 分隔成八個空間

因此，我們可以計算中心點到 bounding box 的距離(bound distances)，可分成六段距離如下：

- *width_left* 中心點到左邊 bounding box plane 的距離
- *width_right* 中心點到右邊 bounding box plane 的距離
- *height_up* 中心點到上面 bounding box plane 的距離
- *height_down* 中心點到下面 bounding box plane 的距離
- *depth_front* 中心點到前景 bounding box plane 的距離
- *depth_back* 中心點到後景 bounding box plane 的距離

各段距離所指的位置如圖 3-18 所示。

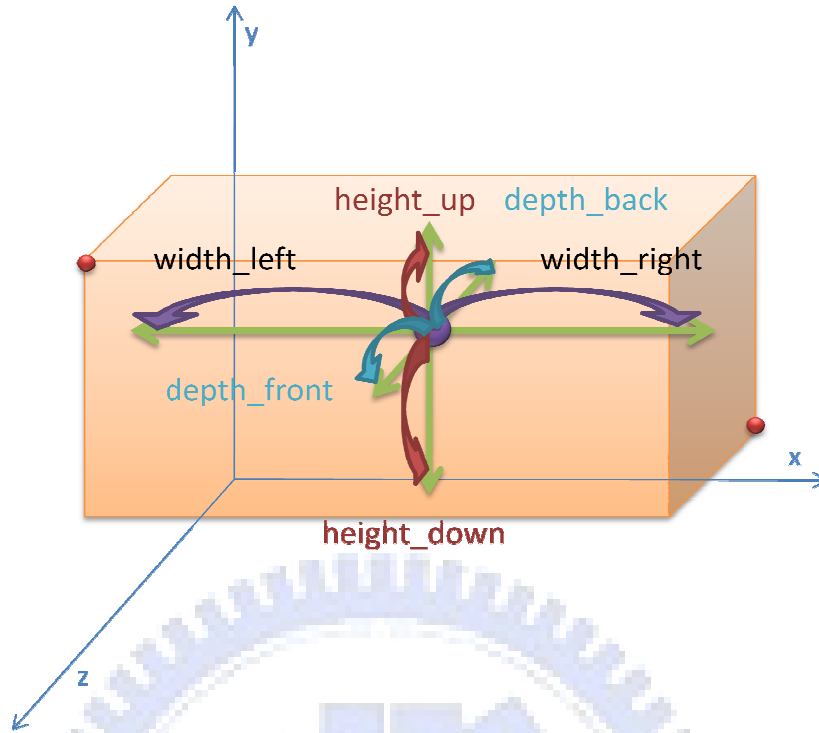


圖 3-18 ellipsoid body center 到 bounding box 的六段距離(bound distances)

每一組果蠅腦 3D 影像就會有六個 bound distances，我們取 13 組的果蠅腦影像來計算六個 bound distances 個別平均(averaged bound distances)，再以 13 組果蠅腦影像的 ellipsoid body center 取平均得到的(averaged ellipsoid body center)為原點座標令為 (X_c, Y_c, Z_c) ，加上此六個方向的 averaged bound distances 往外擴張得到新的 averaged bounding box 如圖 3-19 所示，我們就以此 averaged bounding box 當作 averaged standard brain 來做後續的 Scaling 與 Morphing。

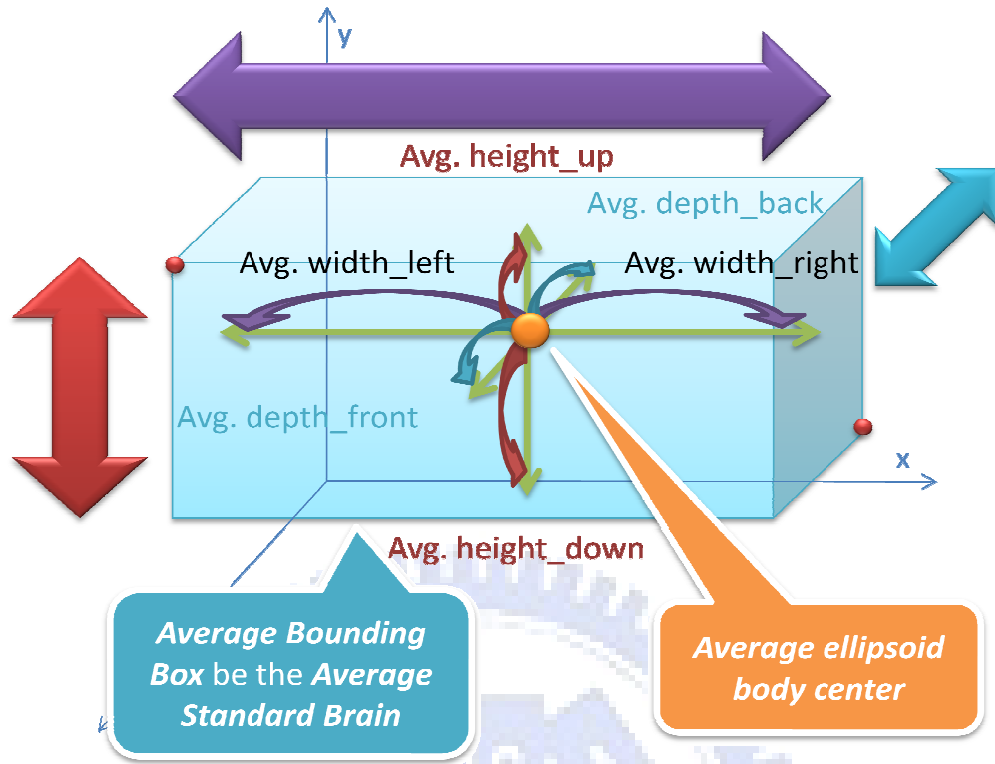


圖 3-19 ellipsoid body center 向六個方向

3.5 Shift and Scaling

延續 3.4 節 averaged standard brain 的制定完成後，這一節將介紹如何把每一組果蠅作 Shift 與 Scaling 到 averaged standard brain 裡。每一組果蠅 3D 影像經過做完 the smallest enclosing annulus 後都可以得到一個 ellipsoid body center 座標 (X_e, Y_e, Z_e) 、以及其 bounding box 的六個 bound distances。

averaged standard brain 的 ellipsoid body center 座標即為 (X_c, Y_c, Z_c) ，將 $(X_e, Y_e, Z_e) - (X_c, Y_c, Z_c) = (shift_x, shift_y, shift_z)$ 得到的座標值當作三個軸向的平移量，再將整個果蠅腦 3D 影像作三個軸向的平移。

平移後的果蠅腦影像其 ellipsoid body center 即對準到 averaged standard brain 的 ellipsoid body center，但是此果蠅腦影像本身有自己的 bounding box size，並不會與我們的 averaged standard brain 的 bounding box size 吻合如圖 3-20，因此需要另外對此組果蠅腦影像的 bounding box 作 Scaling 調整到大小相同為止。

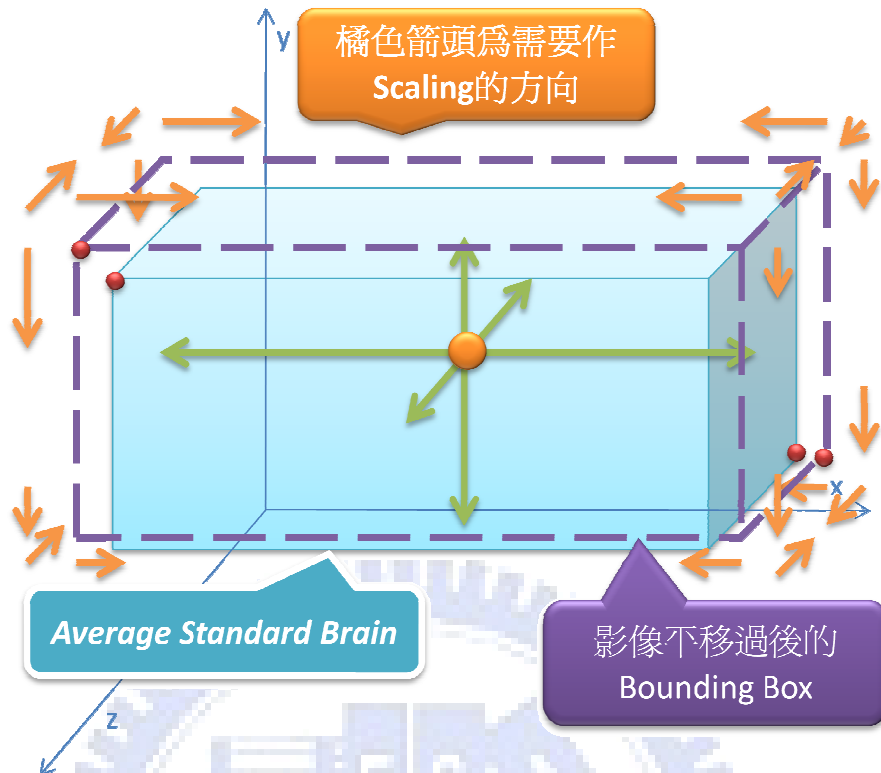


圖 3-20 平移過後的 bounding box

需要作 Scaling 到 averaged standard brain 的 bounding box

圖 3-20 裡所示，ellipsoid body center 將整個 bounding box 分割成八個空間，每一個空間裡要做的 Scaling 不盡相同，橘色的箭頭表示某一個空間應做的 Scaling 三個方向(x,y,z 三個軸向)。

因此要求算 Scaling 到 averaged standard brain 的 bounding box 內每一個 voxel value，所對應到未 Scaling 前的 bounding box 內每一個 voxel value，則需要計算每一個 voxel 與 ellipsoid body center 的三個軸向距離比例值(ratio)；將各個軸向到 ellipsoid body center 的距離除以所在空間對應的 averaged bound distances，可得到此 voxel 與 ellipsoid body center 三個軸向的距離比例值 ($Ratio_x, Ratio_y, Ratio_z$)，定義的公式作法如下：

$$Ratio_x = \frac{X_i - X_c}{width_left \text{ or } width_right} \begin{cases} \text{分母取 } width_left, \text{ if } X_i \text{ left of } X_c \\ \text{分母取 } width_right, \text{ if } X_i \text{ right of } X_c \end{cases}$$

$$Ratio_y = \frac{Y_i - Y_c}{\text{height_up or height_down}} \begin{cases} \text{分母取 height_up, if } Y_i \text{ up of } Y_c \\ \text{分母取 height_down, if } Y_i \text{ down of } Y_c \end{cases}$$

$$Ratio_z = \frac{Z_i - Z_c}{\text{depth_front or depth_back}} \begin{cases} \text{分母取 depth_front, if } Z_i \text{ front of } Z_c \\ \text{分母取 depth_back, if } Z_i \text{ back of } Z_c \end{cases}$$

其中 (X_i, Y_i, Z_i) 為某一個voxel的座標， (X_c, Y_c, Z_c) 為ellipsoid body center座標。
width, height, depth 皆為averaged standard brain的averaged bound distances

得到比例值後，要求算 Scaling 到 averaged standard brain 的 bounding box 內的每一個 voxel value 對應值，只需要將此 voxel 的比例值 $(Ratio_x, Ratio_y, Ratio_z)$ 乘上他所在空間對應的 bound distances 再加上 center 座標值，即可得到正確參考的 voxel value，作法如下：

$$X_i \text{ 對應的 voxel value} = X_c + Ratio_x \times \begin{cases} \text{width_left, if } X_i \text{ left of } X_c \\ \text{width_right, if } X_i \text{ right of } X_c \end{cases}$$

$$Y_i \text{ 對應的 voxel value} = Y_c + Ratio_y \times \begin{cases} \text{height_up, if } Y_i \text{ up of } Y_c \\ \text{height_down, if } Y_i \text{ down of } Y_c \end{cases}$$

$$Z_i \text{ 對應的 voxel value} = Z_c + Ratio_z \times \begin{cases} \text{depth_front, if } Z_i \text{ front of } Z_c \\ \text{depth_back, if } Z_i \text{ back of } Z_c \end{cases}$$

結果如圖 3-21 所示，一組果蠅腦 3D 影像做完 Shift 與 Scaling 後與原始的比較，左邊為原始影像，右邊為做完 Shift 與 Scaling 後的結果，紅色線為 bounding box，黃色線為通過 ellipsoid body center 的兩軸。

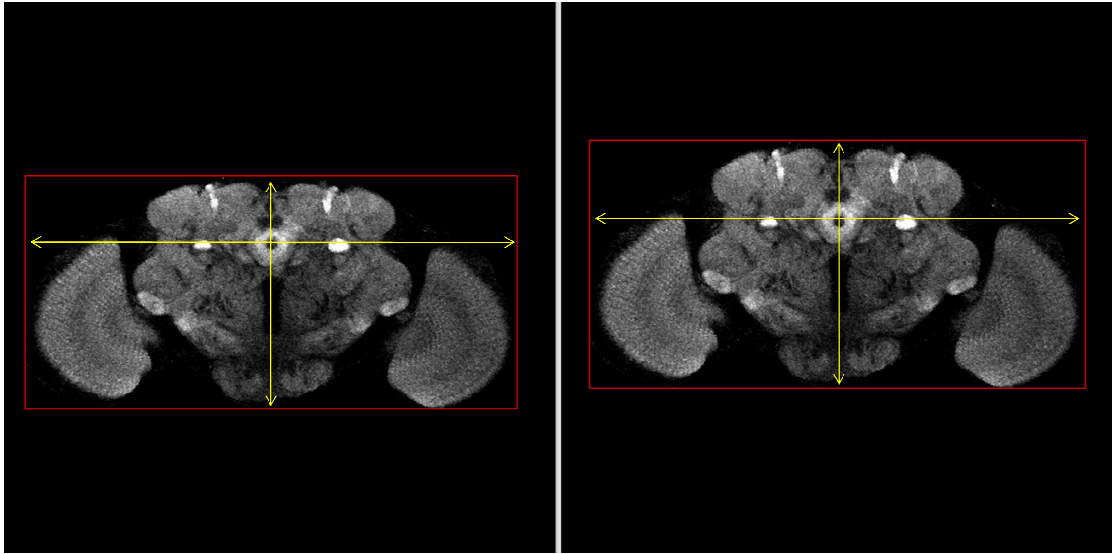


圖 3-21 一組果蠅腦 3D 影像做完 Shift 與 Scaling 的前後比較

3.6 Set feature points for Morphing

3D 果蠅腦影像在經過前面幾個步驟後，變形成一組轉正且以 ellipsoid body center 為中心點，Shift and Scaling 到我們制定的 averaged standard brain 裡（如圖 3-21），每一組的果蠅腦影像大小都幾近相同了，但是作 normalize 是按照比例去壓縮，得到的結果也只是單純的改變外型，不會依照特徵來改變。

在利用 Feature-Based Metamorphosis 對 Brain Data 進行變形的的方法裡[7]，是對 3D 果蠅腦影像有興趣的部份，給定特徵點，之後再利用這些特徵點，定義出周遭點的幾何關係來做 Warp。其結果在果蠅腦外殼的部份對的較不準確，原因在於只給定特徵點去做 Morphing，原始的兩組果蠅腦本身的方向與大小就有些差距，所以變形完的結果，位在特徵點周圍較近的地方準確度較高，位在特徵點周圍較遠的地方差距就相對的大。

有鑑於此方法的缺點，3D 果蠅腦影像在經過我們的方法後，再做特徵點對應的 Morphing 結果會改善許多，不僅利用特徵點對應讓有興趣的部份對得很精確，外殼的對應能夠維持準確度。整個 Morphing 的作法可分成三個部份：1. 初始 2. 三角化 3. Warp。這一節將說明我們制定的 averaged standard brain 如何應用

在這方法上。

3.6.1 初始

在一開始，先需對兩組果蠅腦(分別稱作 Source 和 Target)設定個別的特徵點，且是要一一對應，由於我們的 input data 已經是以 ellipsoid body center 為中心點 Shift and Scaling 到 averaged standard brain，所以也可以想成在 averaged standard brain 裡的 data 在做 Morphing，因此固定值的特徵點共有 17 個，分別是 8 個原始 3D 影像大小立方體的頂點，8 個 averaged standard brain 的 bounding box 立方體的頂點，1 個 averaged ellipsoid body center，如圖 3-22 所示。

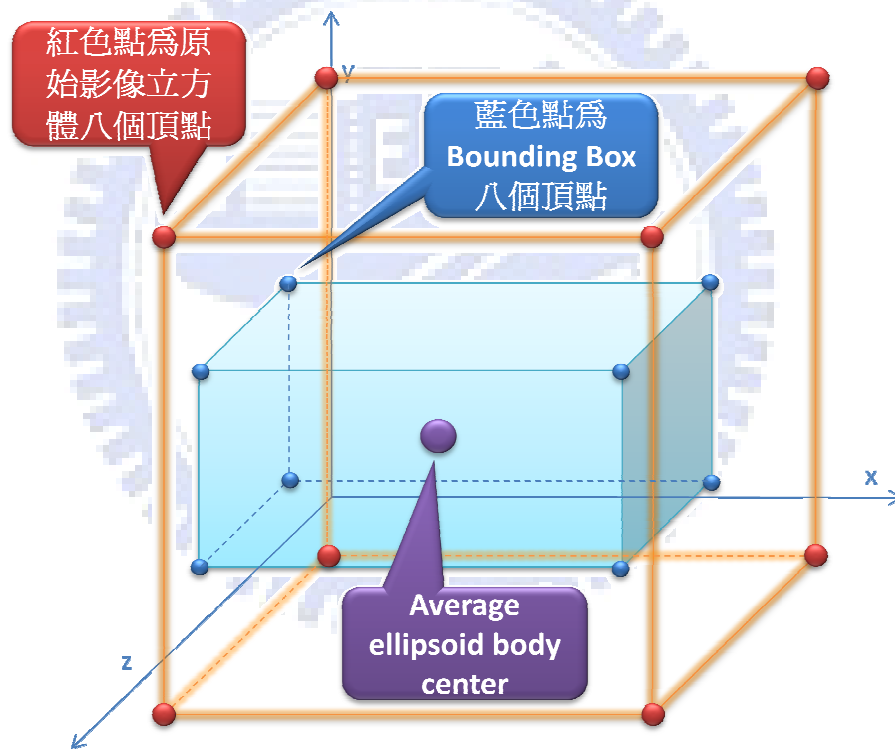


圖 3-22 固定值的 15 個特徵點

另外尚有 14 個特徵點分別位在 antennal lobe、mushroom body、optical lobe 等，如下列七個圖所示(圖 3-23 至圖 3-29)。

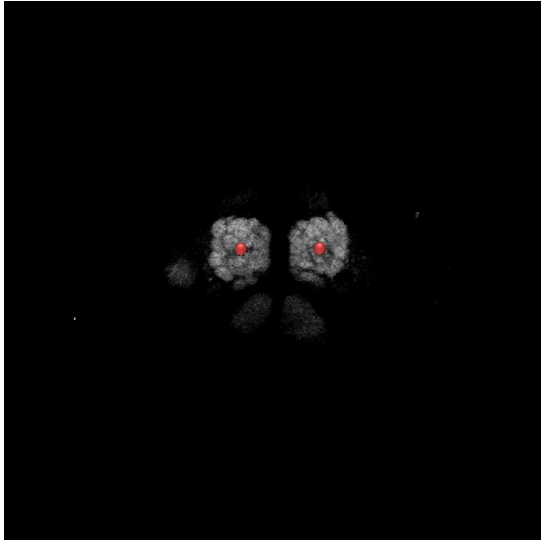


圖 3-23

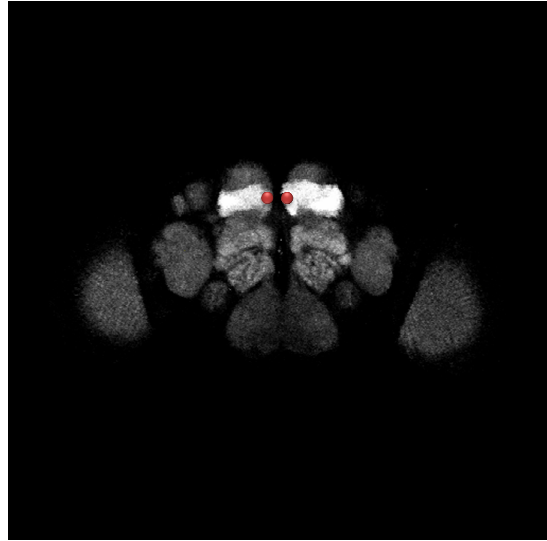


圖 3-24

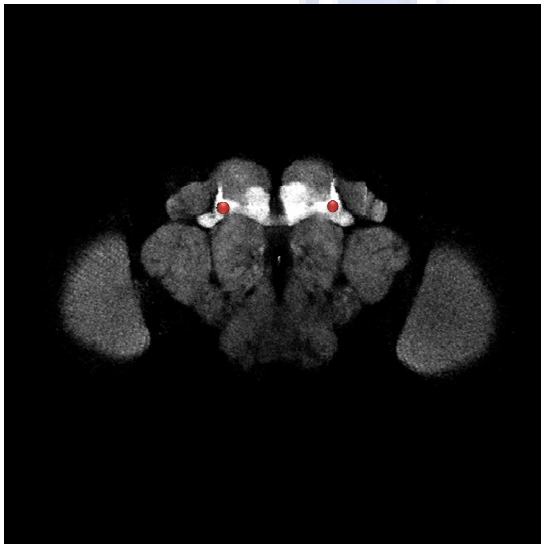


圖 3-25



圖 3-26

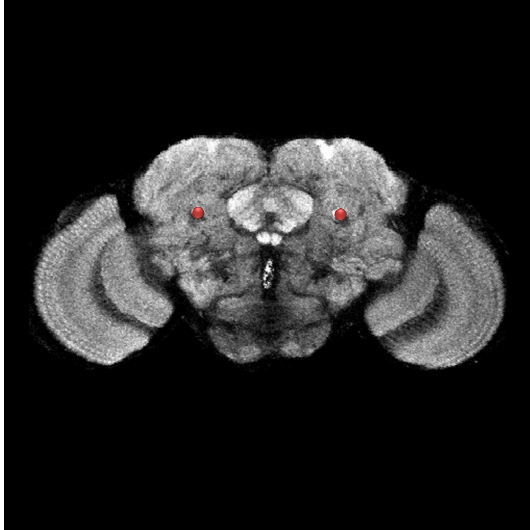


圖 3-27

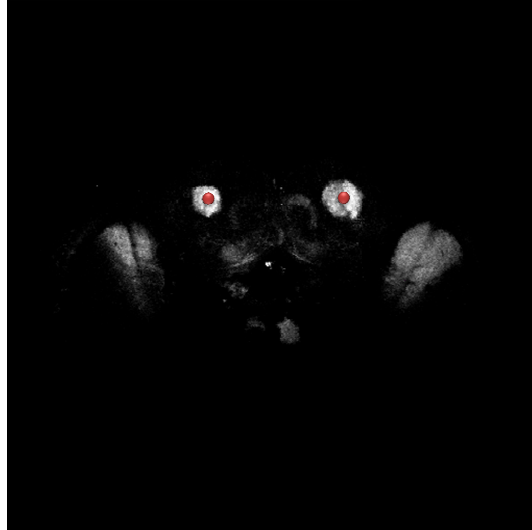


圖 3-28

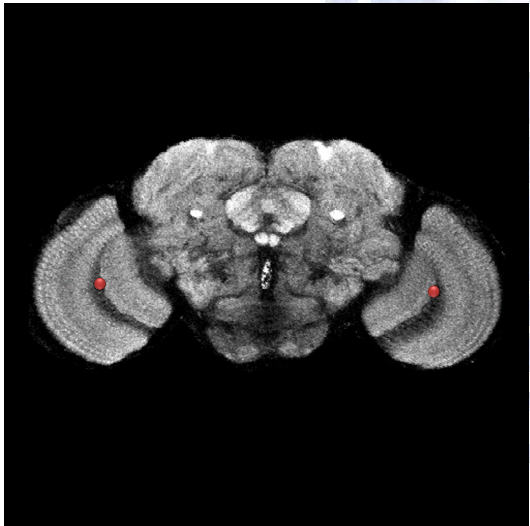


圖 3-29

3.6.2 三角化

設定好兩組果蠅腦所有特徵點後，就要利用這些特徵點來產生多組的三角錐體(Tetrahedron, 下面通稱為 Cell)，將影像劃分多成多個 Cell 空間，如此就可以把 Target Cell 的其中一組壓縮成對應的 Source Cell，而產生的三角形好壞會影響 Morphing 的結果，越是銳角的三角形，便會使得 Warp 出的相鄰 Cell 有不連續的情況，因此採用 Delaunay Triangulation 來避免 bad triangle(最小角過小的三角形)

過多的情況。Delaunay Triangulation 這個方法的好處在於具有唯一性（若任意四點不能共圓），此方法是檢查每一個三角形的外接圓裡面是否有其他的點，當三角形的外接圓裡不存在任何點，就停止檢查，這樣的三角形稱作 Delaunay Triangulation。其結果如下圖 3-30 設定好特徵點後用 Delaunay Triangulation 的 Cell 分佈。

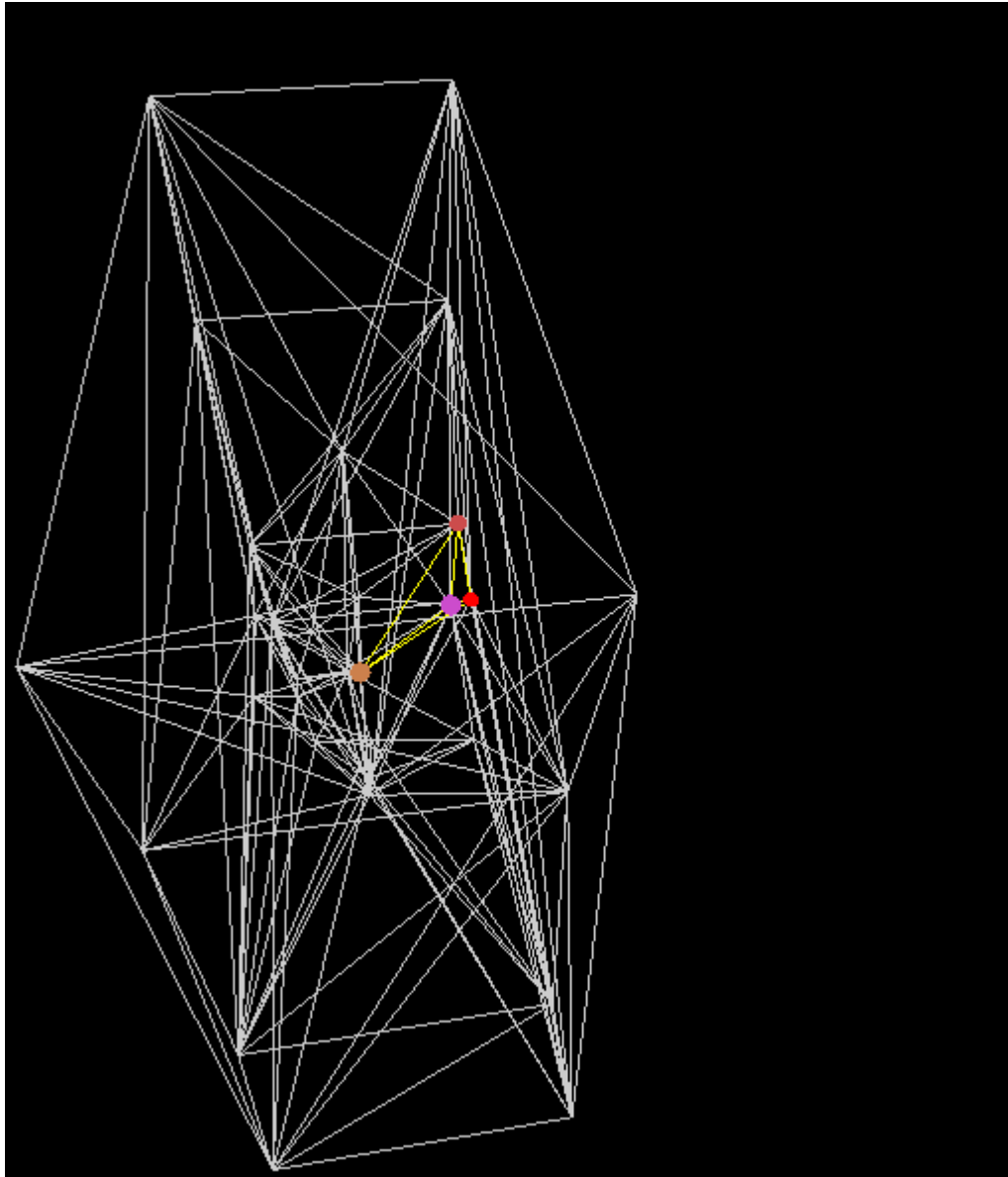


圖 3-30 Delaunay Triangulation 後的 Cell

3.6.3 Warp

三角化完成後，產生 Source Cell 與 Target Cell 三角化的結果，接著要把每一個 Target Cell 裡的每一個 voxel 找到對應在 Source Cell 裡的那一個 voxel value 並填過去。因為特徵點的對應好而產生的 Cell 也是一一對應，所以在找 Target Cell 裡的某一個 voxel 也能知道其對應的 Source Cell 是哪一個。

接下來就利用 voxel P 在 Cell 裡與其中一個頂點跟由此頂點連成的三個邊來描述，形成的座標系統如圖 3-31 所示， $Pa1$ 為 Cell 裡的某一個頂點當作原點，以及跟此頂點相連的三個邊所形成的三個單位向量($V1, V2, V3$)，因此 voxel P 可以用這三個單位向量描述成 V 。

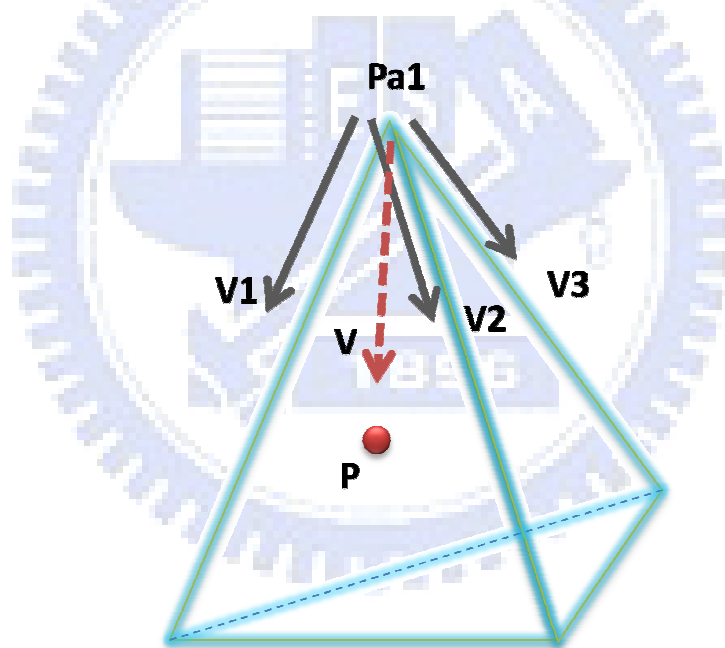


圖 3-31 voxel P 在 Cell 裡的座標系統描述

有了 voxel P 在 Target Cell 裡的座標系統後，再利用 Feature based image metamorphosis 裡所提到的方法，去算出 Target Cell 新的座標系的座標，再轉換到 Source Cell 相對應的座標，即可求出對應的 voxel value。因為一個 Cell 為三角錐體共有四個頂點，所以另外三個頂點也以此相同的方法求出的結果分別稱作 $Result_1, Result_2, Result_3, Result_4$ ，同時，因為各頂點皆為當初設定的特徵點，

因此當 voxel P 點越靠近頂點的點位，應該是要影響越大，根據此原則所設計的權重來找出合適的點，公式為：

$$weight_i = \frac{1}{(1 + d_i^2)}$$

其 d_i 中表示點 P 到 Target Cell 的第 i 個頂點的距離。

所以最後合適的點會是：

$$Result = \sum_{i=1}^4 Result_i \times weight_i / T$$

其中的 $T = weight_1 + weight_2 + weight_3 + weight_4$

之後對 Target Cell 裡的每一個 voxel 都去作相同的計算，在 Source Cell 中找出合適的點位，將其值顏色填入，就可以得到最後的結果。



3.7 實驗流程圖

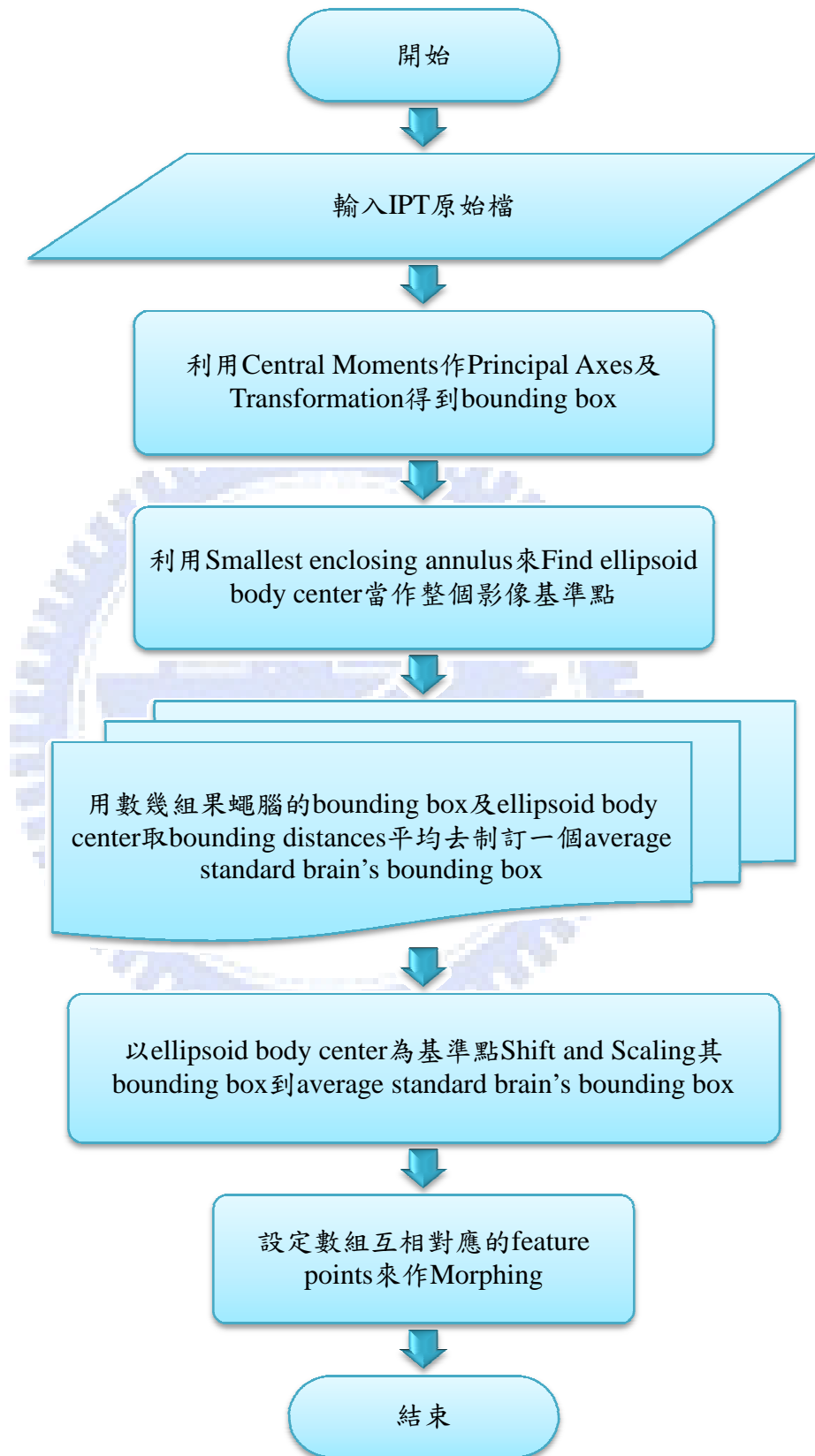


圖 3-32 實驗流程圖

第四章 實驗結果

實驗的資料是由清華大學腦科學研究中心江安世老師實驗室提供的果蠅腦 3D 影像，原始資料是一個 channel 的 LSM 檔，內容是經過染色的一組果蠅腦組織不含神經，做完 Morphing 後再來比較其內部結構與外殼變形的結果。

實驗分成兩大部份，第一部份計算 13 組果蠅腦制定的 averaged standard brain。每一組影像需作 Principal Axes 及 Transformation 求出 bounding box，再作 Smallest enclosing annulus 求出 ellipsoid body center。得到這些資料後在做統計取平均值制定 averaged standard brain，13 組果蠅腦的資訊如下表 1 所示。

| 檔案編號 | 維度大小 | Bounding Point1 | Bounding Point2 | Ellipsoid Center |
|-------------------|------------|-----------------|-----------------|------------------|
| F_antidlg_20mb_01 | 512x512x65 | 20 162 2 | 476 378 62 | 249 226 34 |
| F_antidlg_20mb_02 | 512x512x60 | 39 153 0 | 457 371 57 | 248 224.5 31.5 |
| F_antidlg_20mb_03 | 512x512x61 | 44 142 0 | 464 346 58 | 251.5 207 32 |
| F_antidlg_20mb_05 | 512x512x70 | 44 157 4 | 473 369 59 | 267.5 227 35.5 |
| F_antidlg_20mb_06 | 512x512x68 | 0 130 1 | 495 376 64 | 250.5 216.5 36 |
| F_antidlg_20mb_08 | 512x512x65 | 7 141 0 | 490 377 62 | 255.5 221.5 34 |
| F_antidlg_20mb_09 | 512x512x70 | 23 122 4 | 487 373 65 | 256 210 39.5 |
| F_antidlg_20mb_10 | 512x512x66 | 24 126 0 | 491 358 61 | 260.5 212 36 |
| F_antidlg_20mb_11 | 512x512x77 | 20 137 0 | 485 351 68 | 253.5 208.5 37.5 |
| Or83bdlg1200 | 512x512x84 | 8 100 8 | 511 367 76 | 254.5 181 44 |
| Or83bdlg1500 | 512x512x67 | 21 134 3 | 485 351 62 | 259.5 200 36.5 |
| Or83bdlg12001_e | 512x512x87 | 59 77 15 | 511 324 81 | 283 156 51 |
| Or83bdlg12002 | 512x512x81 | 31 97 13 | 494 326 75 | 262.5 163.5 47 |

表 1 13 組果蠅腦的資訊

制定出的 averaged standard brain 統計過程與結果如下表 2 所示。

Average Standar Brain Ellipsoid Center:
x = 257.730769230769 y = 204.038461538462 z = 37.9615384615385

Average Standar Brain Bound Distance:
width_left = 231.653846153846 width_right = 228.269230769231
height_up = 75.0384615384615 height_down = 154.884615384615
depth_front = 34.1923076923077 depth_back = 27.3461538461538

Average Standar Brain Bound Point1:
x1 = 26 y1 = 129 z1 = 4

Average Standar Brain Bound Point2:
x2 = 486 y2 = 359 z2 = 65

Bounding Box 8 Point:
26 129 4 486 129 4
26 129 65 486 129 65
26 359 4 486 359 4
26 359 65 486 359 65

表 2 averaged standard brain 統計過程與結果

第二部分我們就任取七個全腦來做 Morphing，將其檔案編號縮寫成下表 3 所示。

| 檔案編號 |
|----------------------------|
| F_antidlg_20mb_01(簡寫成 01) |
| F_antidlg_20mb_03(簡寫成 03) |
| F_antidlg_20mb_06(簡寫成 06) |
| F_antidlg_20mb_10(簡寫成 10) |
| F_antidlg_20mb_11(簡寫成 11) |
| Or83bdlg1200(簡寫成 1200) |
| Or83bdlg12001e(簡寫成 12001e) |

表 3 原始影像名稱縮寫

下面幾個圖為原始 Data 的樣子，圖 4-1 為 01，圖 4-2 為 03，圖 4-3 為 06，圖 4-4 為 10，圖 4-5 為 11，圖 4-6 為 1200，圖 4-7 為 12001e。

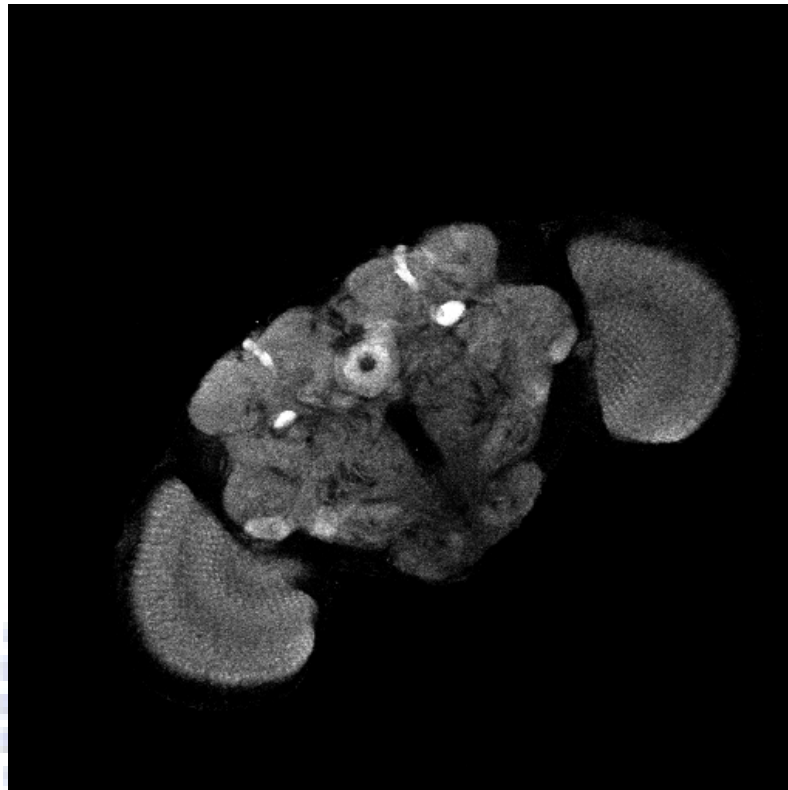


圖 4-1 為 01 腦原始影像

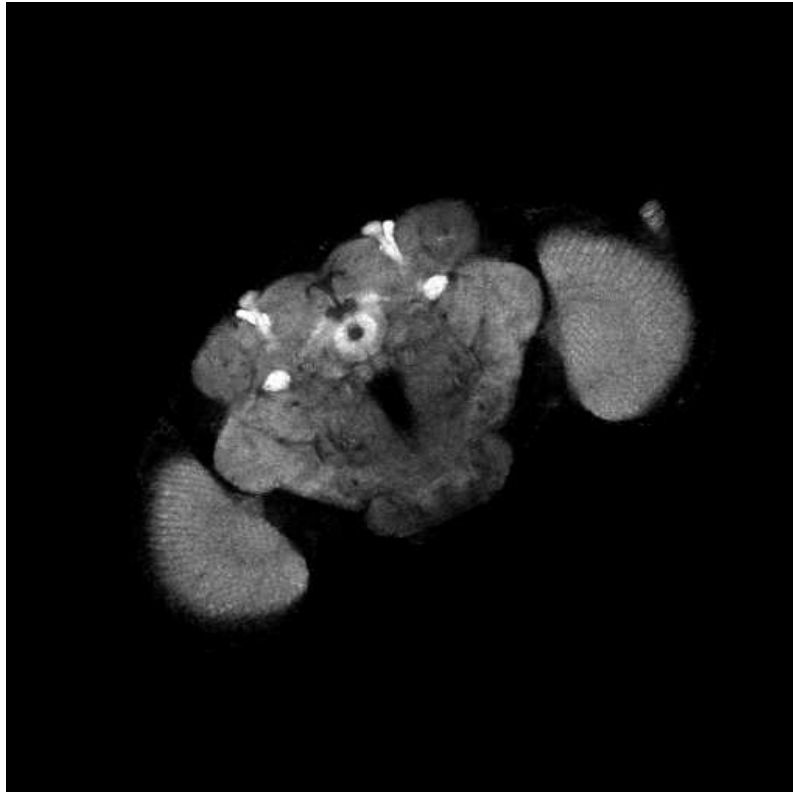


圖 4-2 為 03 腦原始影像



圖 4-3 為 06 腦原始影像

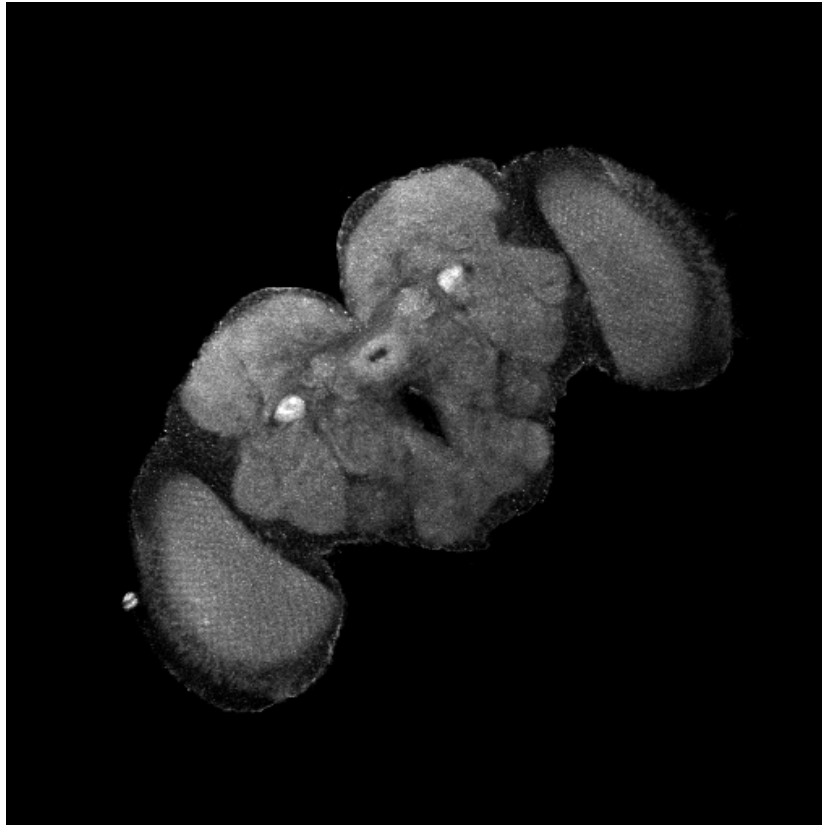


圖 4-4 為 10 腦原始影像

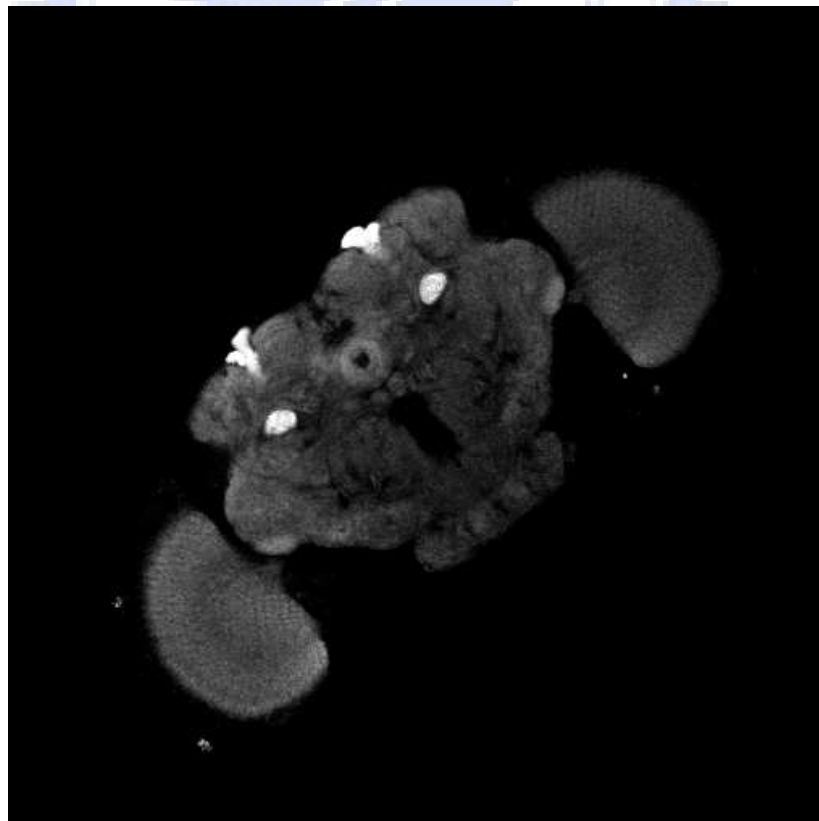


圖 4-5 為 11 腦原始影像

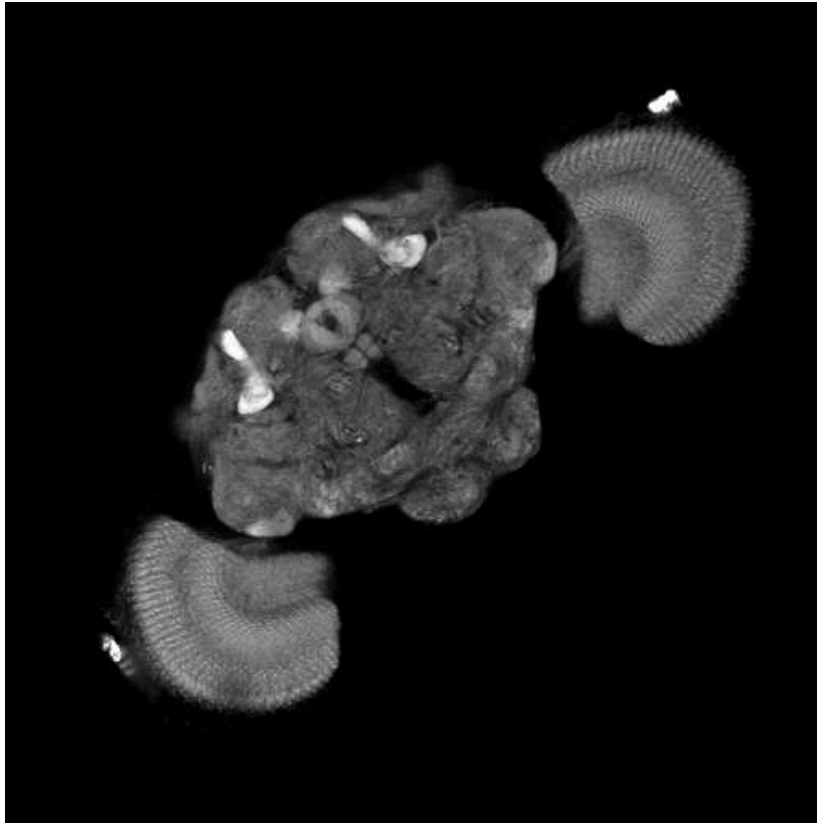


圖 4-6 為 1200 腦原始影像

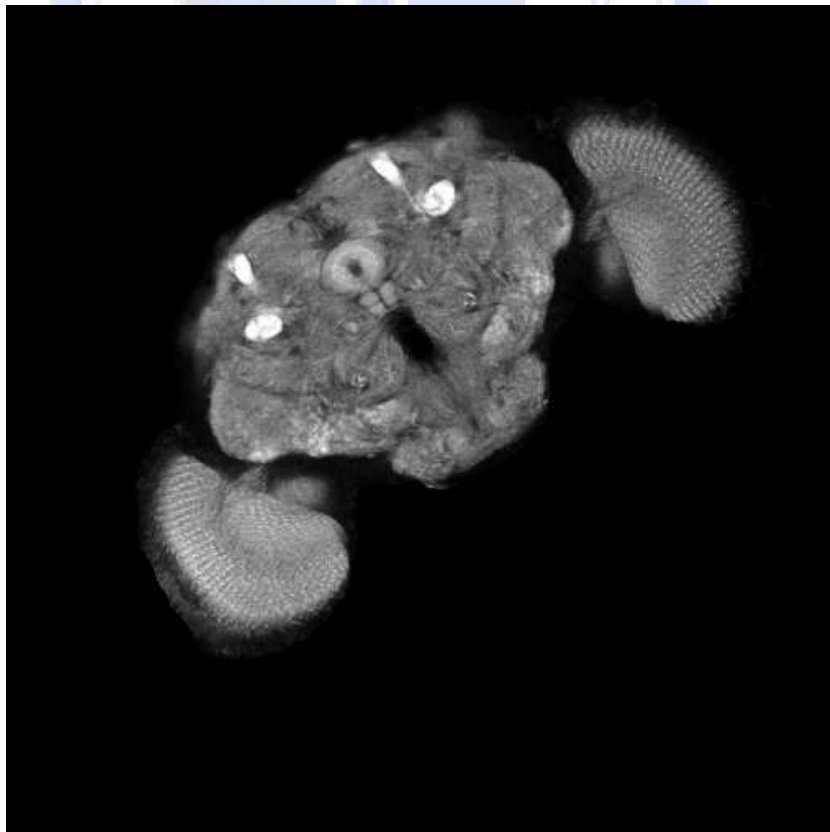


圖 4-7 為 12001e 腦原始影像

接下來幾個圖為原始 Data 作 Shift and Scaling 到 averaged standard brain 的 bounding box 裡，圖 4-8 為 01，圖 4-9 為 03，圖 4-10 為 06，圖 4-11 為 10，圖 4-12 為 11，圖 4-13 為 1200，圖 4-14 為 12001e。

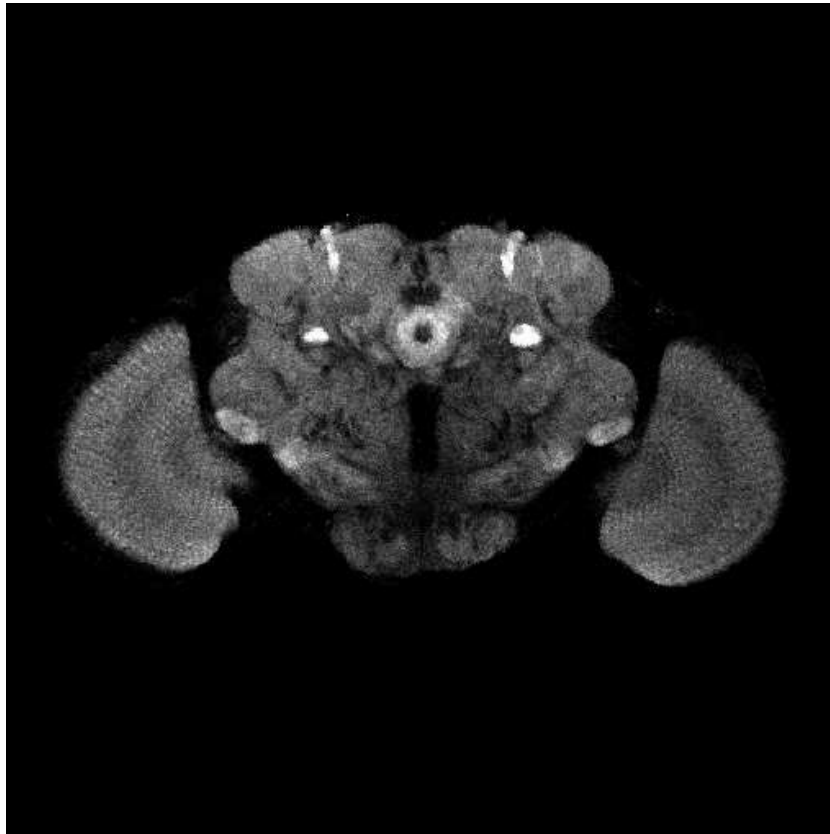


圖 4-8 01 腦 Shift and Scaling 到 averaged standard brain

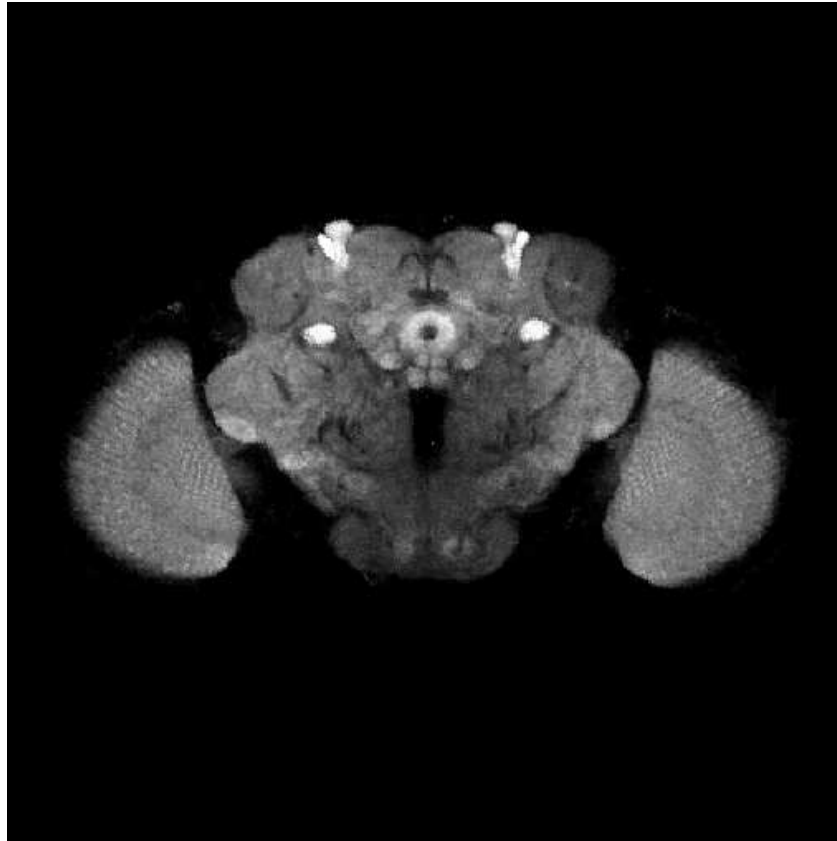


圖 4-9 03 腦 Shift and Scaling 到 averaged standard brain



圖 4-10 06 腦 Shift and Scaling 到 averaged standard brain



圖 4-11 10 腦 Shift and Scaling 到 averaged standard brain

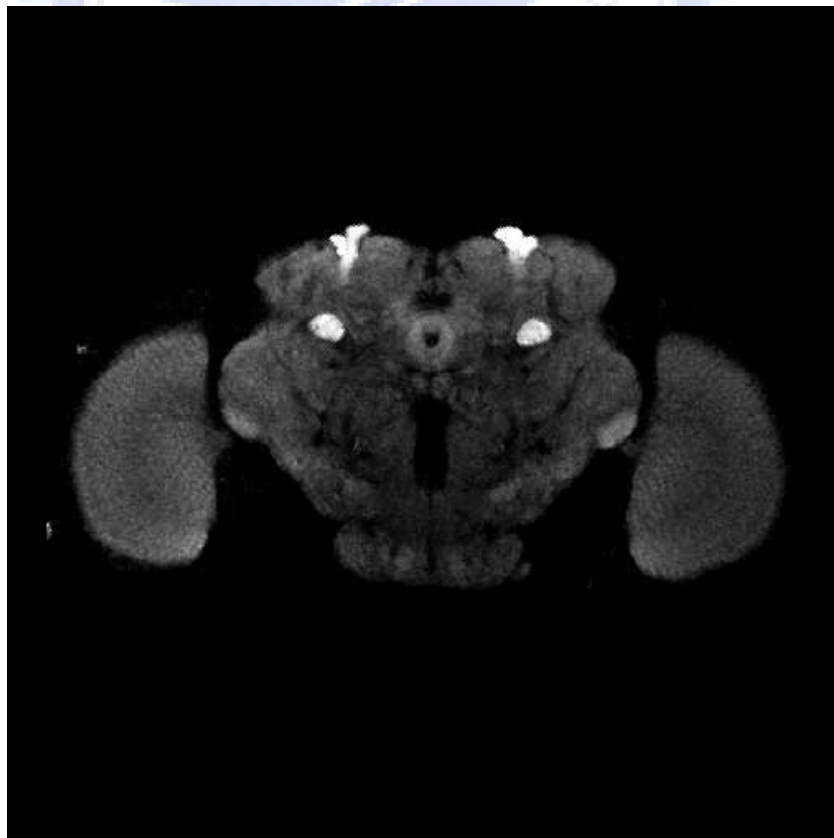


圖 4-12 11 腦 Shift and Scaling 到 averaged standard brain

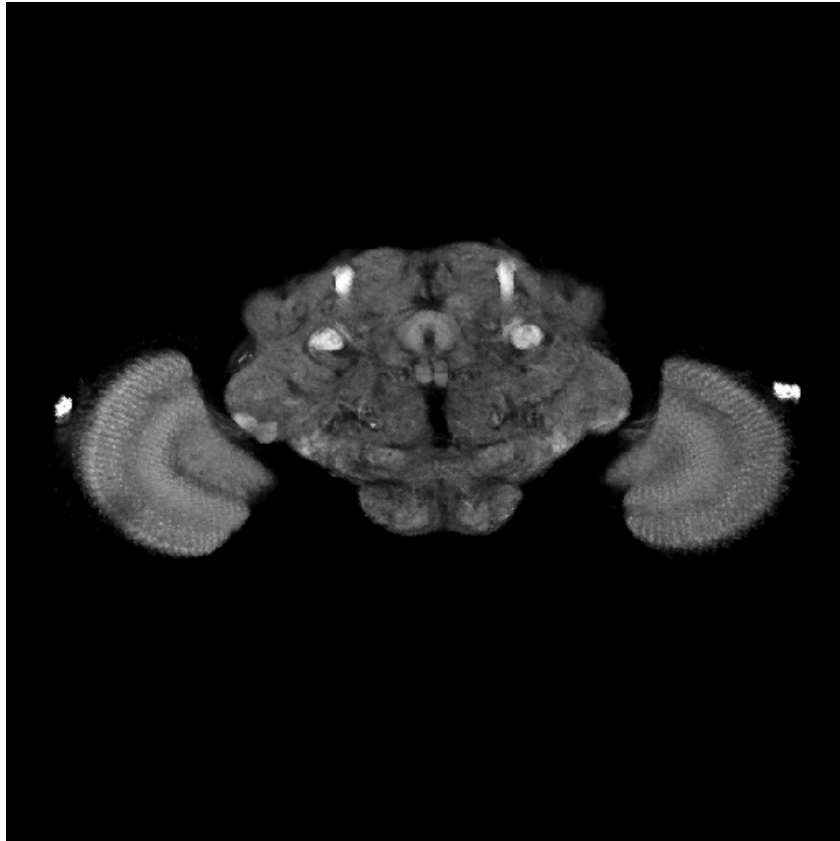


圖 4-13 1200 腦 Shift and Scaling 到 averaged standard brain



圖 4-14 12001e 腦 Shift and Scaling 到 averaged standard brain

接下來幾個圖為原始 Data 做完 Shift and Scaling 到 averaged standard brain 的 bounding box 裡，再兩兩疊加在一起的重疊圖，其中一個腦綠色 channel，另一個腦紅色 channel，黃色則為他們重疊的地方，如此我們可以很清楚的看到 ellipsoid body 對得很精準，mushroom body、optical lobe 與整個腦的外殼大部分都變得較接近了，圖 4-15 為 01 與 03 腦的重疊，圖 4-16 為 01 與 11 腦的重疊，圖 4-17 為 01 與 1200 腦的重疊，圖 4-18 為 06 與 10 腦的重疊，圖 4-19 為 1200 與 12001e 腦的重疊。

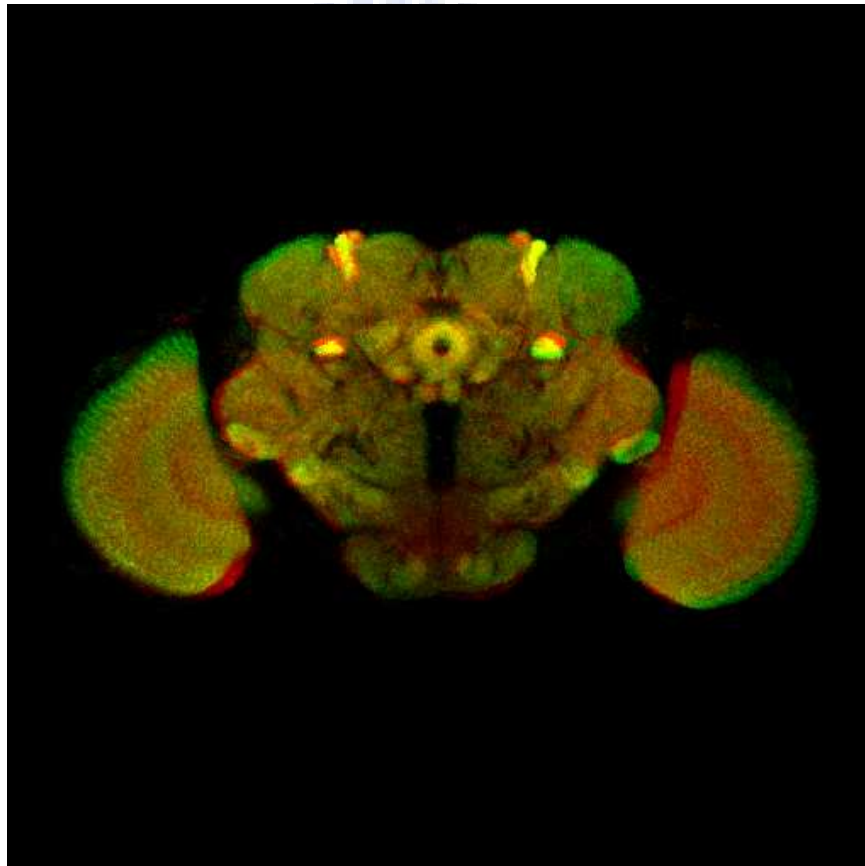


圖 4-15 Combine 01 與 03 腦的 averaged standard brain

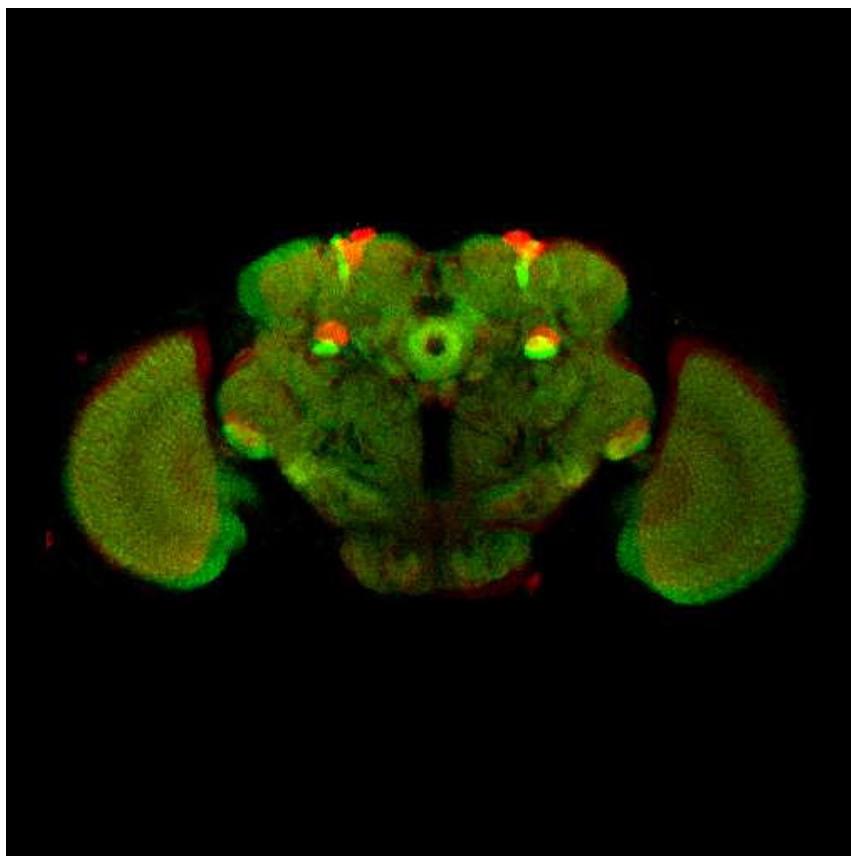


圖 4-16 Combine 01 與 11 腦的 averaged standard brain

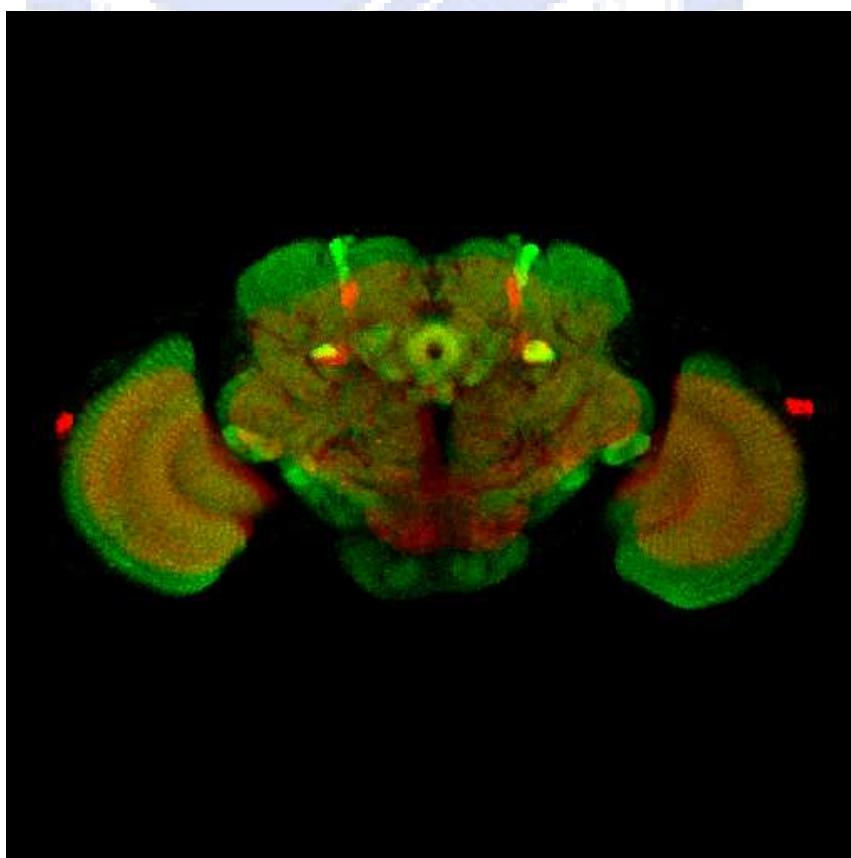


圖 4-17 Combine 01 與 1200 腦的 averaged standard brain



圖 4-18 Combine 06 與 10 腦的 averaged standard brain

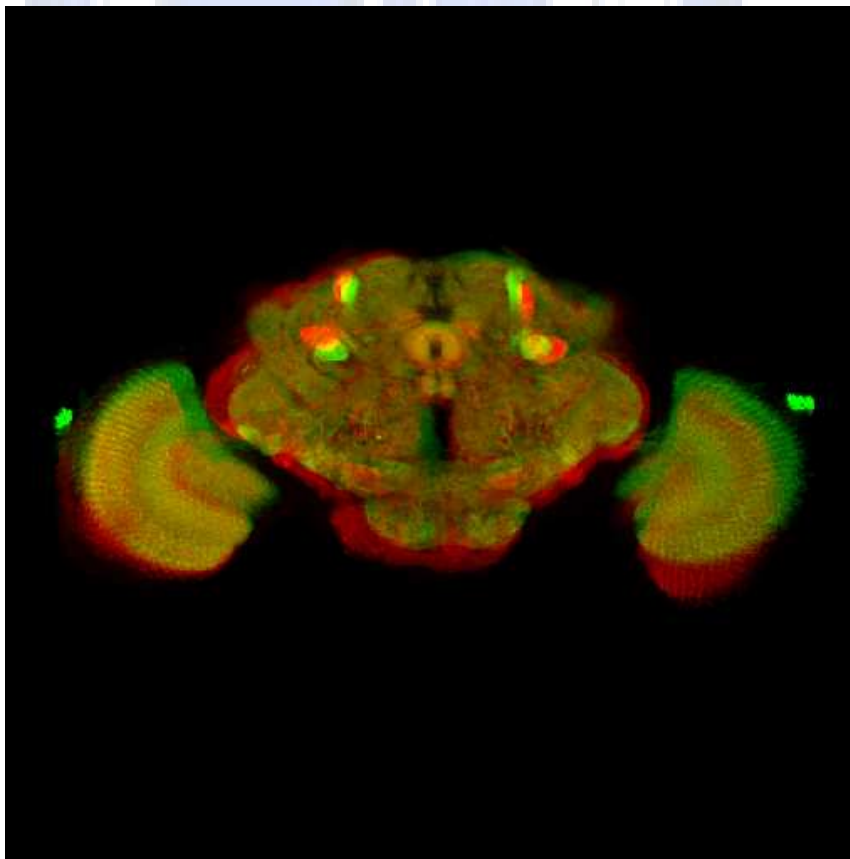


圖 4-19 Combine 1200 與 1200e 腦的 averaged standard brain

接下來幾個圖為原始 Data 做完 Shift and Scaling 到 averaged standard brain 的 bounding box 裡，再將它 Morphing 到另一個腦的重疊圖，其中一個腦綠色 channel，另一個腦為 Morphing 的紅色 channel，黃色則為他們重疊的地方，如此可以很清楚的看到設定特徵點的 ellipsoid body、mushroom body、antennal lobe、optical lobe 與整個腦的外殼都變得重疊在一起，也改善尚未 Morphing 前未對準的地方。圖 4-20 為 01 Morphing 到 03 腦的重疊，圖 4-21 為 01 Morphing 到 11 腦的重疊，圖 4-22 為 01 Morphing 到 1200 腦的重疊，圖 4-23 為 06 Morphing 到 10 腦的重疊，圖 4-24 為 1200 Morphing 到 12001e 腦的重疊。

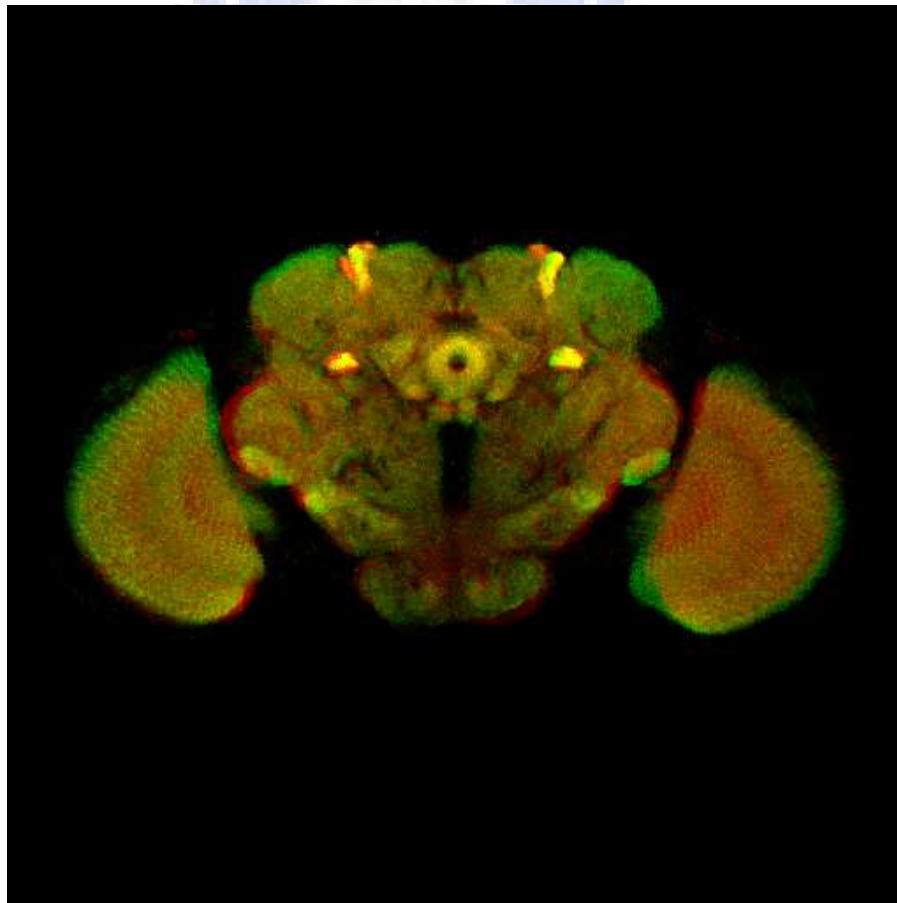


圖 4-20 Morphing Brain 01 to 03



圖 4-21 Morphing Brain 01 to 11

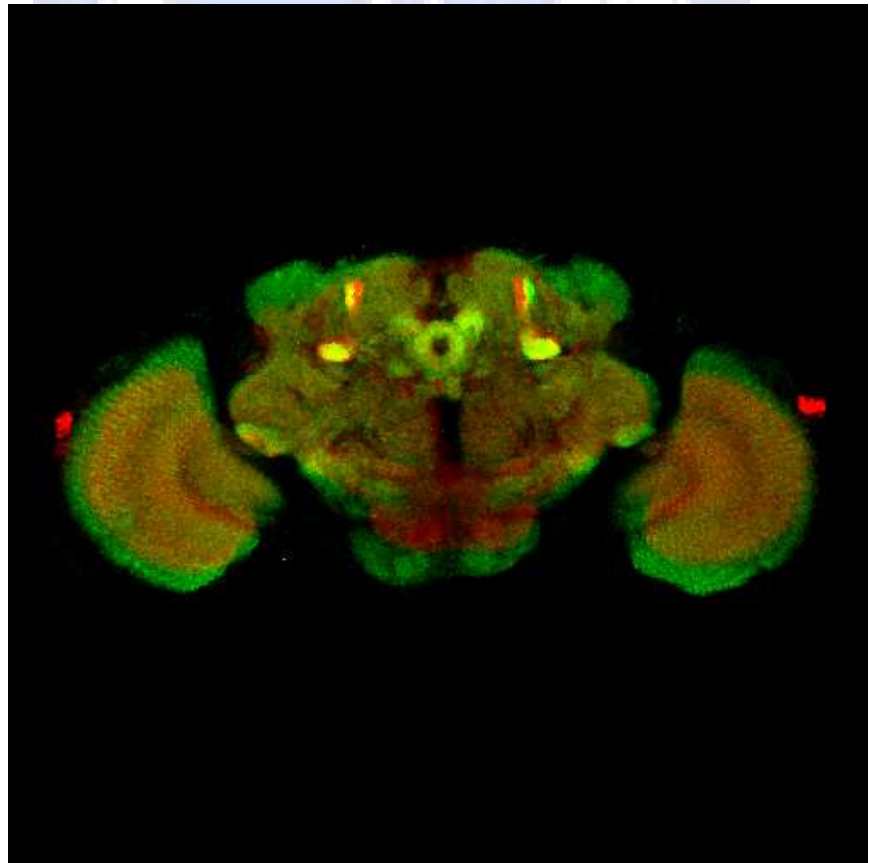


圖 4-22 Morphing Brain 01 to 1200

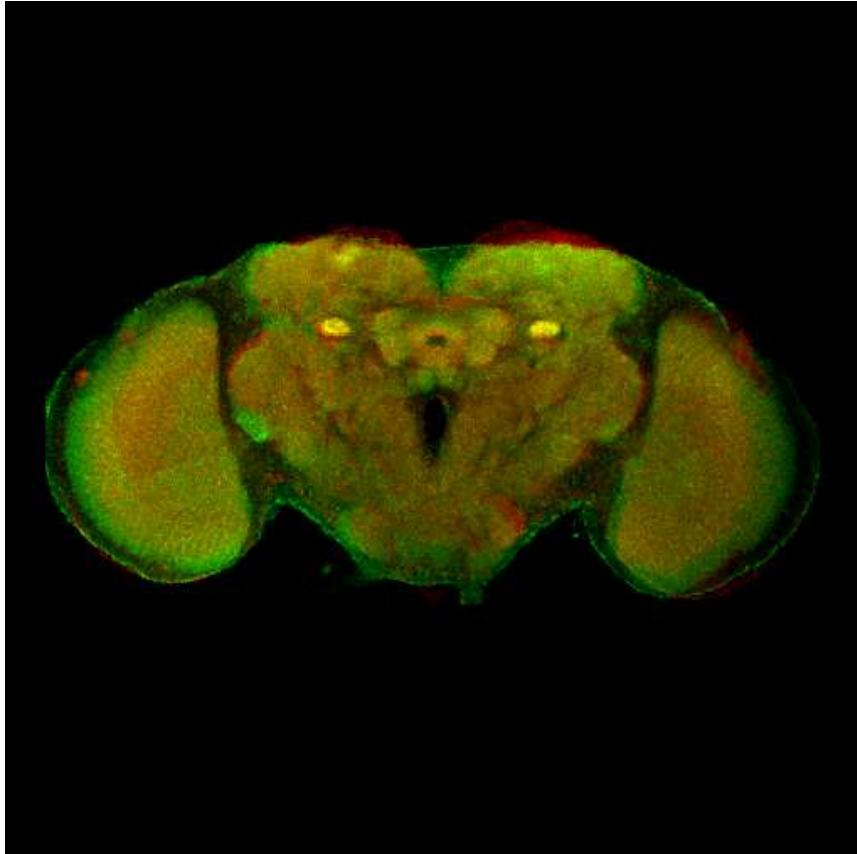


圖 4-23 Morphing Brain 06 to 10

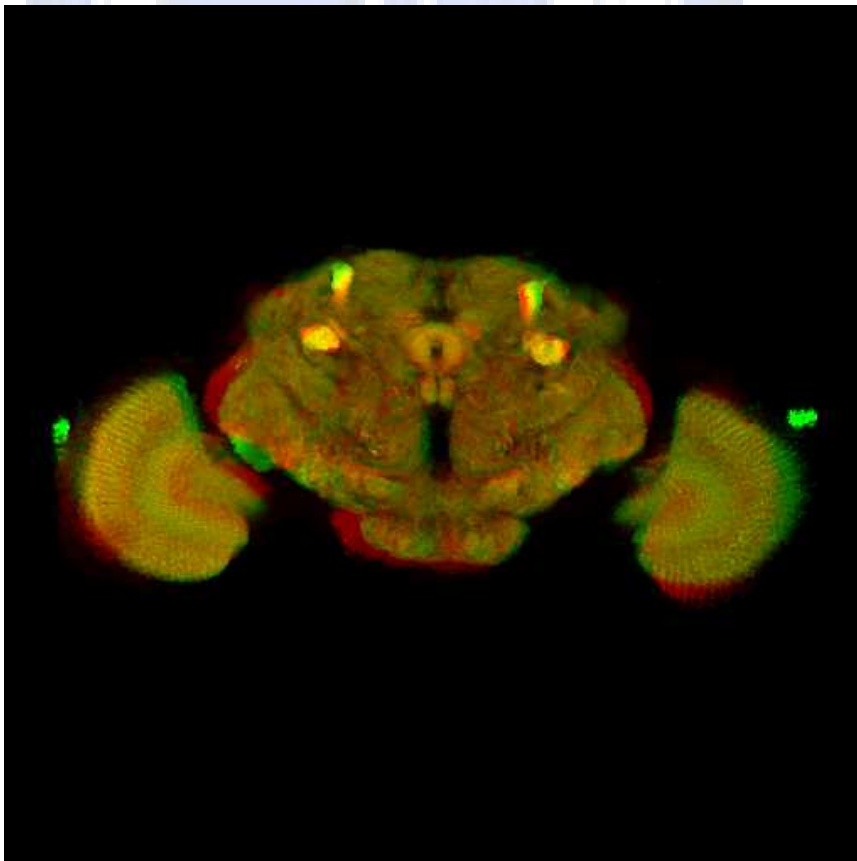


圖 4-24 Morphing Brain 1200 to 12001e

第五章 未來展望

在我們的實驗結果裡可看見 ellipsoid body、mushroom body 等已對的非常精準，但在人為主觀的設定特徵點時，若誤差大可能會有較差的結果，因此非常仰賴特徵點選取的正確性與準確度。未來可以利用較好的 Registration 演算法，來自動化特徵點的選取，並最佳化 Target image 與 Source image 的特徵點對應。

另外在三角化後 Cell 若銳角形成過大的時候，變形出來的影像會有較不連續的情況，未來可以考慮再 Sub divide 太過銳角的 Cell，來增加其自動產生的對應特徵點，改善不連續的情況。或者也可針對 Warp 選點的方法，改用 Higher Order Barycentric Coordinates、Scale-Invariant Features、non-linear 的 non-parameter model，甚至跳脫 vertex 一點來增加他周圍的 voxels 等方法，來改善不連續的情況。

此外，若能把 Warp 的結果與 Volume Rendering 結合，就可以 3D 的結構形式來做比較觀察，讓研究者更能清楚的看出 result image 與 Target image 的差異。在網路方面的應用上，將此系統加上資料庫與網路應用，建立 Web Server 供使用者能夠線上查詢，以及上傳 data 來做 Morphing 到我們的平均標準腦，再以 Volume Rendering 展現結果，讓系統應用更廣更完善。

參考文獻

- [1] L. Gabriele, Volumetric Image Analysis, chapter 3 ,pp. 53-59, Wiley, May 1998.
- [2] F. A. Sadjadi, E. L. Hall, “Three-dimensional moment invariants”, IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, Vol.2, no.2, pp. 127-136, March 1980.
- [3] T. L. Faber, E. M. Stokely, “Orientation of 3-D Structures in Medical Images”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.10, no.5, pp. 626-632, September 1988.
- [4] V. B. Le, D. T. Lee, “Out-of-Roundness Problem Revisited”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.13, no.3, pp. 217-223, March 1991.
- [5] P. K. Agarwal, B. Aronov, S. Har-Peled, M. Sharir, “Approximation and Exact Algorithms for Minimum-Width Annuli and Shells”, Annual Symposium on Computational Geometry. Proceedings of the fifteenth annual symposium on Computational geometry, pp. 380-389, Miami Beach, Florida, United States, 1999
- [6] B. Gartner, S. Schonherr, “An Efficient, Exact, and Generic Quadratic Programming Solver for Geometric Optimization”, Annual Symposium on Computational Geometry. Proceedings of the sixteenth annual symposium on Computational geometry, pp. 110-118, Clear Water Bay, Kowloon, Hong Kong, 2000
- [7] 楊博鈞, 「利用 Feature-Based Metamorphosis 對 Brain Data 進行變形」, 國立交通大學, 多媒體工程研究所碩士論文, 民國 96 年 8 月
- [8] T. Beier, S. Neely, “Feature-base image metamorphosis”, Proceedings of the ACM SIGGRAPH92 Computer Graphics, Vol.26, no.2, pp. 35-42, New York,

NY, USA, July 1992.

- [9] A. Leros, C. D. Garfinkle, M. Levoy, “Feature-Based Volume Metamorphosis”, International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques. pp. 449-456, 1995.

