多種來源頭頸部血管磁振影像校準及融合

Image Registration and Fusion in Multi-Source Head and Neck Magnetic Resonance Angiography

傅家啟	蔡志文	陳佳吟	陳安嘉	楊湞盛
Fu, J.C.	Cai, Z,W	Chen, J.Y.	Chen, A.J	Yang, Y.C.
國立雲林科技大學 工業工程與管理系	台中榮民總醫院 放射線部	大葉大學　工業工程與科技管理學系	國立雲林科技大學 工業工程與管理系	國立雲林科技大學 工業工程與管理系
fujc@yuntech.edu.tw	*hubt@vghtc.gov.tw*	*r9415009@mail.dyu.edu.tw*	*g9521724@yuntech.edu.tw*	*g9521746@yuntech.edu.tw*

摘要

磁振造影血管影像（Magnetic Resonance Angiography, MRA）為現階段診斷腦血管疾病的主要工具之一，目前以注射顯影劑之磁振造影血管造影與 3D-TOF（Time-of-flight）磁振血管造影等為較常使用之診斷技術。注射顯影劑之磁振造影血管影像為冠狀切面（Coronal Plane）影像，可完整呈現兩側頸動脈與顱內血管；但其解析度較低僅為256x256，影像取樣間距為1.5mm。3D TOF之磁振血管影像解析度較高為512 x512，且每張影像距離不到1mm；但僅呈獻顱內血管影像，診斷範圍較小無法含蓋頸動脈。本研究針對注射顯影劑磁振造影血管影像和3D TOF（Time of flight）磁振血管影像進行三維校準融合。並利用粒子群最佳化演算法（Particle Swarm Optimization, PSO）與基因演算法（Genetic Algorithm, GA）搜尋校準之最佳幾何轉換參數組合。實驗結果顯示，粒子群最佳化演算法無論在校準最小誤差及執行時間上皆優於基因演算法。本研究藉由影像處理和影像三維自動校準技術開發電腦輔助診斷系統，期望呈現完整之顱頸部血管三維資訊，以提昇臨床診斷之醫療品質。

關鍵字：磁振造影血管影像、影像校準、粒子群最佳化演算法、影像融合

Abstract

Magnetic Resonance Angiography is the one of the main tools for diagnosis of cerebrovascular diseases., Iimage acquisition techniques such as contrast enhancement and 3D-TOF are currently applied to acquire bilateral internal carotid artery in coronal plane and intracranial vascular in axial plane, respectively. Because of the sampling constraints, MRA axial plane images presents a small range of intracranial vascular imaging and coronal plane images results in the coarse resolution. In this paper, we fuse axial and coronal plane from various sources of MRA's to provide more comprehensive images. Particle Swarm Optimization (PSO) and Genetic Algorithm (GA) are applied to search for the optimum of geometric parameters. The results showed that PSO is superior to GA both in alignment quality and computational time. In this paper, image registration tools for fusing 3D information of cerebrolvascular and carotid from various MRA images are developed to enhance quality of medical research and clinical diagnosis.

Keywords: Magnetic Resonance Angiography, image registration, Particle Swarm, Optimization, image fusion.

1、前言

磁振造影血管影像（Magnetic Resonance Angiography, MRA）為現階段診斷腦血管疾病的主要工具之一，可完整呈現兩側內頸動脈與顱內血管是否有狹窄、動脈瘤及動靜脈畸形，並可早期發現腦血管疾病引起的微小梗塞和腦萎縮，以及腦瘤和其他腦實質病變等[6]。注射顯影劑之磁振造影血管影像為冠狀切面（Coronal Plane）影像，可完整呈現兩側內頸動脈與顱內血管；

但其解析度僅 256x256，影像拍攝間距為 1.5mm。3D TOF（Time of flight）之磁震血管影像解為橫軸切面（Axial Plane）磁振血管影像，其析度較為 512x512，且影像拍攝距離不到 1mm；但僅呈獻較小範圍之顱內血管影像。3D TOF 磁振血管影像因取樣的限制，僅能呈獻較小範圍之顱內血管影像，若需要完整顱頸部血管之診斷資訊，往往需要透過橫軸切面與冠狀切面之兩組 MRA 影像比對。若能將橫軸切面與冠狀切面之血管磁振影像透過影像校準與融合之技術加以整合，將能更完整呈現整個顱內與頸部血管資訊，將可提供更加詳細之顱頸部血管資訊，藉以提升臨床醫療研究與醫師檢試之品質。

由於成像之限制，磁振血管攝影橫軸切面(Axial Plane）影像僅能呈現較小範圍之顱內血管影像，因此本研究欲利用橫向切面（Axial Plane）磁振血管造影與冠狀切面（Coronal Plane）之顯影劑注射磁振血管造影之校準融合，提供更完整之顱頸部血管資訊，幫助使用者更準確判斷顱頸血管疾病，有效並及早進行治療。

2、研究架構及方法

目的為選擇一在影像校準問題上表現較佳之演算法，期望得到一組能將橫軸切面與冠狀切面 MRA 影像準確對位之最佳校準幾何轉換參數，以克服手動校準之困難程度與相當耗時之缺點。

2.1、研究架構

研究架構與方法分為三部分，分別是最佳化演算法搜尋影像校準幾何轉換最佳參數與演算法績效比較。最後一部份為演算法應用於實際 MRA 影像校準，藉此驗證其演算法之適當性，並將經校準完成後之兩組 MRA 影像進行資訊融合，期望能提供醫師更完整之顱頸部血管資訊，協助醫師在臨床診斷上之治療。研究架構流程圖如下 Figure 1 所示：

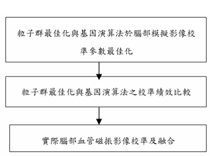


Figure 1 研究架構流程圖

2.2、影像校準

影像校準即為找到一適當之校準系統，能有效的將兩組不同之影像對位，其中兩組影像分別為被校準模型（Reference model）與欲校準模型（Floating model），影像校準示意如下 Figure2：

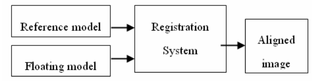


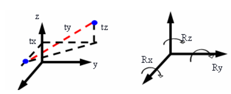
Figure 2 影像校準系統示意圖[3]

其中校準系統（Registration System）中包含三個部分，分別敘述如下：

1.轉換參數（Transformation Parameters）：

轉換參數依據其校準方式屬剛體轉換（Rigid Body Transformation）或仿射轉換（Affine Transformation）而有所不同。剛體轉換僅包含旋轉（Rotation）與平移（Translation），而仿射轉換則包含旋轉（Rotation）、平移（Translation）與縮放（Scaling）。

本研究屬於三維體積影像之剛體轉換，因此所欲最佳化之參數有分別對 X 軸、Y 軸、Z 軸的平移量 T_x、T_y、T_z 及旋轉量 R_x、R_y、R_z 等六個幾何轉換參數。各參數簡單示意如下 Figure 3：



a.平移量參數示意圖　b.旋轉量參數示意圖

Figure 3 校準幾何轉換參數示意圖

本研究所屬之三維剛體轉換，幾何轉換公式如下[5]：

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ 1 \end{bmatrix} = T \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos R_y \cos R_z & \cos R_x \sin R_z + \sin R_x \sin R_y \cos R_z & \sin R_x \sin R_z - \mathrm{con} R_x \sin R_y \cos R_z & t_x \\ -\cos R_y \sin R_z & \cos R_x \cos R_z - \sin R_x \sin R_y \sin R_z & \sin R_x \cos R_z + \cos R_x \sin R_y \sin R_z & t_y \\ \sin R_y & -\sin R_x \cos R_y & \cos R_x \cos R_y & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix}$$

其中 T 為轉換矩陣（Transformation Matrix)，x、y、z 為原始座標，X’, Y’, Z’為經幾何轉換後之座標。

2.目標函式 （Object Function）

校準相似度量測準則即為本研究中最佳化參數選擇演算法所使用之目標函數，透過此目標函式最小化，得到一組轉換矩陣使得被校準模型（Reference model）與欲校準模型（Floating model）之誤差最小。

依據 Besl 與 McKay 於 1992 年所提出的 ICP（Iterative Closest Point）演算法的概念，建立本研究之目標函式

[1]。在 ICP 演算法中，首先定義校準的兩組資料分別為欲校準模型 Data Shape 及被校準模型 Model Shape，其中 Data Shape 必須為點集合的形式，而 Model Shape 則可以是各種幾何結構的形式。本研究中將橫軸切面 MRA 所擷取出之頭皮點集合作為 Data Shape，而冠狀切面 MRA 之頭皮點集合則為 Model Shape。

設定完兩組校準資料之後，則要尋找出兩者彼此之對應關係，也就是距離最短之對應點。對於 Data Shape D 中的每一點 p 而言，對應到 Model Shape M 中距離最近之對應點 q 滿足(1)式：

$$d(p,q) = d(p,M) = \min d(p,q_i) \qquad (1)$$

其中 $d(p,M)$ 為點 p 到 Model Shape M 之距離，定義為「在 Model Shape 中距離點 p 最近之點 q，以點 p 與點 q 之歐基理德距離表示」[4]。故將 Data Shape 中欲移動至 Model Shape 之點集合資料定義為$\{p_i\}$，Model Shape 中之點集合為$\{q_i\}$，最後將$\{q_i\}$中對應於$\{p_i\}$之最近點群定義為$\{p_i'\}$，如式(2)：

$$E(R,T)=\sum\|(Rp_i+T)-Nearest(p_i)\|^2=\sum\|(Rp_i+T)-(p_i')\|^2 \qquad (2)$$

R、T 分別為幾何轉換之旋轉矩陣及平移矩陣，若兩組點集合校準越正確，目標函式(3.3)將越小，此為 ICP（Iterative Closest Point）演算法之概念[1]。本研究期望找到一組轉換參數，使目標函是最小化，即找到一組最佳平移矩陣 T 及旋轉矩陣 R，使得校準誤差最小。

3.最佳化參數搜尋演算法（Optimization）

透過最佳化搜尋演算法，在盡量縮小資料模型之間距離的條件下，經過逐次反覆計算尋找出一組最小誤差之幾何轉換參數組合。本研究提出粒子群最佳化演算法與基因演算法應用於影像校準問題之最佳化參數搜尋，其詳述於下一小節。

2.3 最佳化演算法搜尋校準幾何轉換參數

本研究提出以粒子群最佳化演算法與基因演算法為影像校準幾何轉換參數之最佳化搜尋法則。並利用績效衡量機制評估兩演算法之優劣。

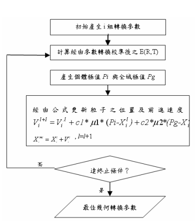


Figure 4 粒子群最佳化於影像校準流程圖

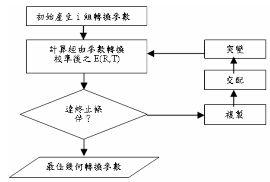


Figure 5 基因演算法於影像校準流程圖

2.4 模擬影像校準及績效衡量方法

模擬影像校準及績效衡量流程共分為三大部分，分別為前處理、最佳化參數搜尋及演算法績效衡量，其流程圖如下 Figure 6：

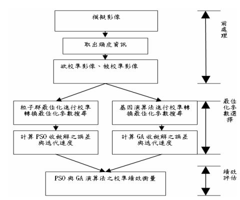


Figure 6 模擬影像校準及績效衡量流程圖

1.前處理

先自一系列模擬影像中取出其頭皮資訊，如下 figure 7：

a. 橫軸切面影像 *b. 冠狀切面影像*

Figure 7 模擬影像頭皮資訊

以三種平移量與旋轉角度組合，產生三組 Reference Model 及 Floating Model 進行實驗。其不同幾何轉換參數組合表及其示意圖如下所示：

Table 1 實驗參數組合表

(Translation Voxels/ Rotation Orientation)	T_x	T_y	T_z	R_x	R_y	R_z
1	5	5	5	5’	5’	5’
2	10	10	10	10’	10’	10’
3	20	20	20	20’	20’	20’

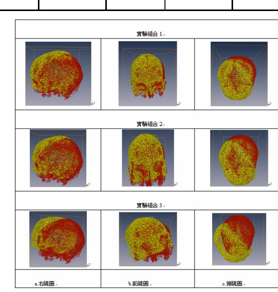


Figure 8 被校準影像(紅色)與欲校準影像(黃色)示意圖

2.最佳化參數選擇

PSO 內部參數為 $c1$=2.0、$c2$=2.0、$c3$=0.8、Particles Number=30、dmax=4.0 時可得到最小之校準誤差。在以下的實驗中，PSO 演算法採用此組內部參數組合進行實驗測試，設定收斂條件為達最大迭代次數 T＝100。

3.績效評估

兩演算法之績效評估，根據演算法之校準準確度並比較兩演算法收斂速度。

4.準確度

在校準準確度的計算上，本研究利用粒子群最佳化與基因演算法最後收斂之轉換矩陣，對欲校準影像（Floating Model）進行幾何轉換，計算欲校準影像與被校準影像（Reference Model）之平均點誤差。兩組影像校準之準確度量測使用相對均方根誤差（Root Mean Square Error , RMSE），公式如下：

$$\mathrm{RMSE}=\left[\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\frac{(R\vec{P}_i+\vec{t})-\vec{P}'_i}{\|\vec{P}_i\|}\right)^2\right]^{\frac{1}{2}}$$

$\vec{P}'_i$：被校準模型中第 i 個 Voxel 之座標位置

$\vec{P}_i$：欲校準模型中對應於欲校準模型第 i 個 Voxel 之座標位置

R：旋轉矩陣　　$\vec{t}$：轉置矩陣

5. 收斂速度

因為兩演算法之收斂條件皆設定為達最大迭代次數 T =100，利用兩演算法收斂之 CPU 時間來比較其收斂速度，並探討兩演算法之迭代情形來評估其收斂品質。

2.5 實際影像校準及融合

本研究將冠狀切面之MRA影像共112張定義為本校準實驗之 Model Shape，另外將橫軸切面影像定義為 Data Shape。但因橫軸切面之 MRA 影像之頭皮資訊並不是每一張都非常明顯，所以從 112 張橫切面 MRA 影像中取出頭皮資訊較為顯見的第 84～103 切面，共 20 張影像。經過前處理後取其 20 張影像之頭皮資訊為定位點，並定義為實際影像校準實驗之欲校準影像 Data Shape。其流程圖如下：

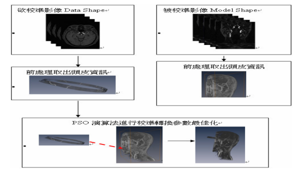


Figure 9 實際影像校準流程圖

3、實驗結果與分析

實驗分析分為三階段進行；首先透過模擬影像針對粒子群最佳化演算法之參數（學習速率、粒子數目與速度限制）進行分析，隨後將 PSO 在最佳參數下針對各種不同初始距離的實驗組合進行測試，並將其結果與與基因演算法之演算結果做比較，最後再將 PSO 演算法應用於實際 MRA 影像校準問題，並將以校準完成之影像進行資訊融合。

演算法的程式撰寫工具為 Matlab R14，實驗測試皆於 Pentium-Ⅳ3.0.GHZ（1G RAM）電腦上進行。

實驗整體流程如下 Figure 10 所示：

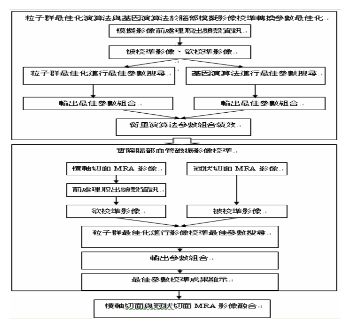


Figure 10 實驗組合 1 演算法校準結果比較圖

3.1 模擬影像校準實驗結果與分析

模擬影像實驗共有三種實驗組合，分別以粒子群最佳化與基因演算法進行校準實驗。根據不同實驗組合，將 PSO 演算法與基因演算法最後收斂之轉換矩陣，進行 Data Shape 座標更新。校準後結果與 Model Shape 相比較如下圖：

<u>實驗組合 1</u>

實驗組合 1 為三個平移參數 T_x、T_y、T_z 皆分別對 X 軸、Y 軸及 Z 軸進行 5 個 Voxels 的平移量，而三個旋轉參數 R_x、R_y、R_z 則分別對 X 軸、Y 軸及 Z 軸進行+5°旋轉。取校準結果最佳之組合顯示如下 Figure 11：

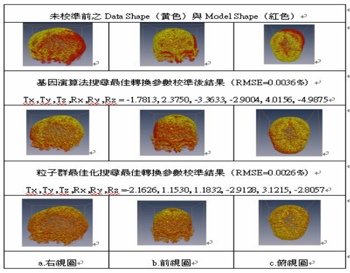


Figure 11 實驗組合 1 演算法校準結果比較圖

<u>實驗組合 2</u>

實驗組合 2 為三個平移參數 T_x、T_y、T_z 皆分別對 X 軸、Y 軸及 Z 軸進行 10 個 Voxels 的平移量，而三個旋轉參數 R_x、R_y、R_z 皆分別對 X 軸、Y 軸及 Z 軸旋轉 10°。取校準結果最佳之組合顯示如下 Figure 12：

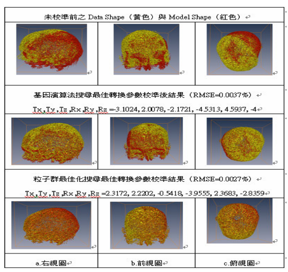


Figure 12 實驗組合 2 演算法校準結果比較圖

<u>實驗組合 3</u>

實驗組合 3 為三個平移參數 T_x、T_y、T_z 皆分別對 X 軸、Y 軸及 Z 軸進行 20 個 Voxels 的平移量，而三個旋轉參數 R_x、R_y、R_z 皆分別對 X 軸、Y 軸及 Z 軸旋轉 20°。取校準結果最佳之組合顯示如下 Figure 13：

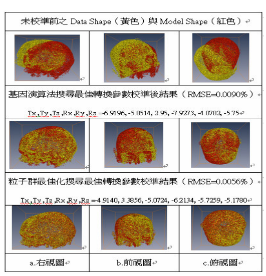


Figure 13 實驗組合 3 演算法校準結果比較圖

藉由上圖可以明顯發現兩演算法最後收斂之校準參數所得之校準結果，PSO 演算法略優於基因演算法。除了比較兩演算法最後校準結果之準確度之外，並根據兩演算法之迭代情形進行績效衡量與評估。下表為兩演算法分別在各實驗組合分別執行三次之平均校準誤差及平均執行時間。

Table 2 校準誤差及執行時間表

	PSO		GA	
實驗組合	RMSE(%)	執行時間 (Sec.)	RMSE(%)	執行時間 (Sec.)
1	0.00275	1284	0.00373	3219
2	0.00295	1356	0.00395	3396
3	0.00625	1301	0.01015	341
平均	0.004025	1349	0.006038	3321

根據上述各實驗組合分別以 PSO 與 GA 各執行三次之校準誤差進行 95%信賴水準單尾 t 檢定，比較 PSO 與 GA 之校準績效是否有顯著差異。

Table 3 PSO 與 GA 校準誤差分析表

實驗組合	自由度	t 值	p 值	校準績效
1	2	-19	0.016737	PSO>GA
2	2	-16	0.002161	PSO>GA
3	2	-39	0.00816	PSO>GA
Total	8	-3.9675	0.002704	PSO>GA

Table 4 表 4.3 PSO 與 GA 執行時間分析表

實驗組合	自由度	t 值	p 值	執行效率
1	2	-70.6045	<0.001	PSO>GA
2	2	-105.3861	<0.001	PSO>GA
3	2	-85.043	<0.001	PSO>GA
Total	8	-83.06103	<0.001	PSO>GA

3.2 實際影像校準實驗結果

實際影像由台中榮總放射線部 Simen 1.5T MR Sonata 所取樣而得，為同一病人之橫軸切面及冠狀切面影像共兩組，分別有 112 張。

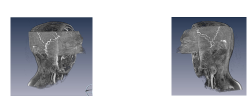
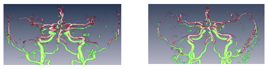


Figure 14 未校準前之 Reference Model 與 Floating Model



a. 前視圖　　b.後視圖

Figure15 未校準前兩組血管之相關位置：Reference Model (紫色)、Floating Model (綠色)

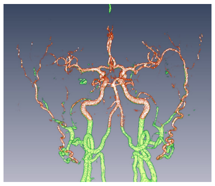
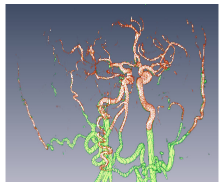
<table>
<tr><td colspan="4">最後收斂</td></tr>
<tr><td></td><td colspan="3"></td></tr>
<tr><td rowspan="6">最佳轉換參數</td><td colspan="3">Translation (Voxels)</td></tr>
<tr><td>T_x</td><td>T_y</td><td>T_z</td></tr>
<tr><td>-5.9664</td><td>-5.9601</td><td>-12.1171</td></tr>
<tr><td colspan="3">Rotation (Degree)</td></tr>
<tr><td>R_x</td><td>R_y</td><td>R_z</td></tr>
<tr><td>24.1728</td><td>6.3378</td><td>16.8298</td></tr>
<tr><td colspan="4">目標函數值：3.1061</td></tr>
</table>

Figure 16 實際影像最後校準結果血管圖

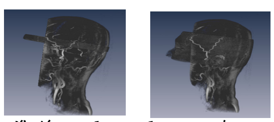


Figure 17 校準後之 data shape 與 model shape

3.3 實際影像融合結果

利用完成校準後之兩組 MRA 血管影像進行資訊融合，其融合示意圖及結果圖如下：

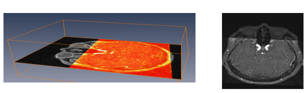


Figure 18 影像融合示意圖

透過影像融合前後比較圖，發現兩組影像融合後原先一些細小的血管資訊變得較為完整。如下圖 4.16 所示：

a. 未融合前橫軸切面血管 b.融合後橫軸切面血管

Figure 19 顱內血管融合前後比較圖

4 結論

本研究\針對橫軸切面與冠狀切面之磁振血管影像校準問題進行探討，在校準誤差最小化為目標下，以粒子群最佳化與基因演算法為最佳化搜尋工具。模擬影像驗證兩演算法之校準績效，再將演算法於影像校準之運作流程應用至實際腦部磁振造影血管影像，歸納以下幾個結論：

(1) 由實驗結果顯示，經過針對影像校準問題修正的粒子群最佳化演算法無論在校準品質或是求解時間皆優於基因演算法。

(2) 粒子群最佳化演算法所得的求解品質雖然無法保證可以找到最佳解，但是可以在短時間內找到可接受解或近似最佳解。

(3) 由於粒子群最佳化演算法的特性為分散多點式搜尋，使得結果能夠很快的收斂，但是很容易因為其速度更新法則受群體最佳的影響，造成收斂的速度過快或是容易落入局部最佳解。

(4) 經修正之粒子群最佳化演算法應用於實際腦部磁振血管影像校準問題，可得到可接受之校準品質改善。

誌謝

本論文之研究經費來自國科會補助計畫(計畫編號：NSC 94-2213-E-212-003)，本文作者特此誌謝。

參考文獻

[1] 許聖函，「三角網格資料定位整合與平滑性補洞之研究」，中央大學機械工程研究所碩士論文，2005。

[2] 黃曉玲，「以最大交互訊息進行醫學影像對位」，中原大學電機工程研究所碩士論文，2003。

[3] 蔡明倫，「三度空間腦部結構校準」，交通大學資訊科學研究所碩士論文，2000。

[4] Boeringer, D. W., Werner, D. H.,2004,Particle Swarm Optimization Versus Genetic Algorithms for Phased Array Synthesis,IEEE Trans.on antennas and propagation, 52(3),771-778

[5] Wachowiak, M. P. ,et al. 2004. "An Approach to Multimodal Biomedical Image Registration Utilizing Particle Swarm Optimization", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol.8, No.3,pp.289-300.

[6] http://3tmri.com.tw/mri_detail-2.htm