腦部及血管磁振造影影像校準及融合

Image Registration and Fusion of Brain Magnetic Resonance Imaging and Magnetic Resonance Angiography

傅家啟	陳啟昌	劉哲瑋	鄭貴隆	高嘉鴻
Fu, J.C.	Chen, C.C.	Liu, Z.W.	Jheng, G.L.	Gao, J.H.
國立雲林科技大學 工業工程與管理所	台中榮民總醫院 放射線部	大葉大學 工業工程與科技管理所	國立雲林科技大學 工業工程與管理所	國立雲林科技大學 工業工程與管理所
fujc@yuntech.edu.tw	*ccc@vghtc.gov.tw*	*r9415036@mail.dyu.edu.tw*	*g9521737@yuntech.edu.tw*	*g9521748@yuntech.edu.tw*

摘要

數位醫學影像藉由電腦科技將醫學影像經處理後，可將特定組織或病灶保留或凸顯出來。然而從單一種類的的影像上常無法獲得足夠資訊量，所以融合多種類醫學影像有其重要性。斷層醫學影像所提供的訊息不僅可以是結構性的影像，例如磁振造影，血管磁振造影。每一種斷層影像都提供了不同種類的醫學訊息，本研究經由影像校準及融合技術來整合各種不同的影像訊息，結合兩類影像的優點，可提供診斷或醫療研究上更多資訊。本研究針對大腦膠樣變性及顱內血管狹窄兩種不同醫療影像，利用分散搜尋法與基因演算法搜尋校準之最佳幾何轉換參數組合進行三維影像校準及融合，並且將結果三維視覺化，提供病變區域之三維空間資訊。實驗結果顯示，分散搜尋法在校準最小誤差優於基因演算法。本研究藉由影像處理和影像三維重建技術開發電腦輔助診斷系統，以三維視覺化方式成像腦部膠樣變性及顱內血管狹窄，以提昇臨床診斷之醫療品質。

關鍵字：磁振造影、膠樣變性、血管狹窄、影像融合、三維視覺化

Abstract

Along with a number of medical imaging development, some specific organizations or lesions can be clearly visualized. However, the information might not be sufficient from single source of the images. Therefore, it is important to fuse the multi-source of medical images, such as Magnetic Resonance Imaging（MRI）and Magnetic Resonance Angiography（MRA）. Various types of images provide certain medical information. In this paper, various types of images are integrated by the techniques such as image registration and image fusion for diagnosis or medical research. In this paper, Scatter Search（SS）and the Genetic Algorithm（GA）are applied to fuse and visualize the brain gliosis and intracranial arterial stenosis. The performance of SS and GA are compared. Experimental results show that SS outperforms GA in registration error. In this paper, techniques for 3D fusion and visualization are developed for the computer-aided diagnosis of the brain gliosis and the intracranial arterial stenosis system for improving clinical diagnosis of medical quality.

Key words： Magnetic Resonance Image, Gliosis, Stenosis of Vessel, Image Fusion, 3D Visualization

1、前言

大腦膠樣變性（Gliosis）也稱作神經膠變性，是腦部神經膠質細胞纖維化，類似傷口受傷後之疤痕組織。許多疾病都會連帶發生膠樣變性之病症，例如糖尿病及多發性硬化等。在臨床上，腦部膠樣變性之區域可以使用磁振影像（Magnetic Resonance Imaging, MRI）作為重要之檢查工具[2]。顱內血管伴隨著年紀老化、高血壓，使管壁漸漸失去彈性而造成動脈硬化，加上膽固醇沈積形成粥狀斑塊，造成血管狹窄阻塞而造成腦中風，如今可運用磁振造影技術，將潛藏於血管中的病灶呈現出來，而這樣的腦血管檢查，既可發現導致腦血管狹窄的症狀。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[4]。本研究針對大腦膠樣變性及顱內血管狹窄兩種不同醫療影像，如Figure 1進行三維影像校準及融合，提供醫師病變區域之診斷、判別、與三維空間資訊。期望藉由影像處理和影像三維重建技術開發電腦輔助診斷系統，成像腦部膠樣變性及顱內血管狹窄，並由專業人士判別是否有其相關性。

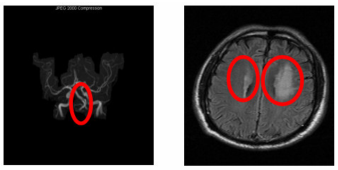


Figure 1 腦血管狹窄影像及大腦膠樣變性圖

本研究範圍分為三部分，分別是最佳化演算法模擬搜尋影像校準幾何轉換參數之績效衡量；再將演算法應用在模擬及實際影像校準問題，最後為校準後之影像資訊融合。本研究研究目的為了尋找一有效將磁振影像（MRI）及磁振造影血管影像（MRA）影像校準、融合演算法及參數組合，開發一電腦輔助診斷系統，應用於大腦膠樣變性及顱內血管狹窄是否相關性研究，並以三維視覺化呈現，提高醫師臨床診斷醫療品質[3]。病患在掃描 MRI 與 MRA 影像時，由於掃描設備及病患姿勢上的差異，都會使影像在融合的時候產生偏差，不能完全的融合在一起，於是就需要校準的動作。根據上述研究範圍與目的，研究方法分別是最佳化演算法搜尋模擬影像校準幾何轉換參數之績效衡量；再將演算法運用在實際影像校準，最後為校準後之影像資訊融合。

2、研究架構與方法

2.1 研究架構

本研究主要目的為尋找一有效大腦腦膠樣變性及顱內橫狀血管狹窄磁振影像校準演算法及最佳參數組合，並重建大腦腦膠樣變性及顱內橫狀血管狹窄磁振影像三維空間資訊。依照上述文獻所探討，本研究架構分為三個部份，最佳化演算法搜尋模擬影像校準幾何轉換參數之績效衡量；再將演算法運用在實際大腦膠樣變性及顱內橫狀血管狹窄影像校準，最後為校準後之影像資訊融合；本研究方法架構流程如 Figure 2 所示。

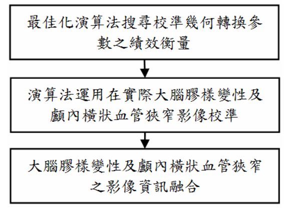


Figure 2 架構流程圖

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，在縮小兩組資料之間距離的條件下，尋找適當的對應關係，計算出一組最小誤差（Root Mean Square Error）的幾何轉換矩陣（Transformation Matrix），經過逐次反覆計算以得到最佳的結果，便可得知旋轉值與平移值，而這兩組資料模型可以藉著計算出來的幾何轉換對齊在一起，達到校準的目的。

2.2.1轉換參數（Transformation Parameters）

轉換參數依據其校準方式而有所不同。剛體轉換僅包含旋轉（Rotation）與平移（Translation），而仿射轉換則較剛體轉換增加一縮放（Scaling）動作。本研究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 Figure 3：

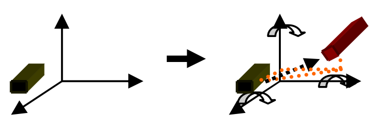


Figure 3 參數示意圖

2.2.2校準相似度量測準則（Similarity Metric）

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，進而得到一組轉換矩陣使得欲校準影像（Data Shape）與被校準影像（Model Shape）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。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。本研究中將顱內橫狀血管切面

MRA 所擷取出之頭殼點集合作為 Data Shape，而大腦膠樣變性 MRI 之頭殼點集合則為 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(Euclidean distance)表示。因此，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)：

$$F(R,T) = \sum \left\| (Rp_i + T) - \mathrm{Nearest}(p_i) \right\|^2 = \sum \left\| (Rp_i + T) - (p_i') \right\|^2 \qquad (2)$$

R、T 分別為幾何轉換之旋轉矩陣及平移矩陣，當兩組點集合校準越正確時，目標函式(3.2)將越小，此為 ICP(Iterative Closest Point)演算法之概念[1]。因此本研究期望找到一組轉換參數，使得目標函是最小化，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。

2.2.3 最佳化參數搜尋演算法

本研究分散搜尋法與基因演算法為影像校準幾何轉換參數之最佳化搜尋，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。

2.3 最佳化演算法搜尋校準幾何轉換參數

本研究提出以分散搜尋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。並利用績效衡量評估兩演算法之優劣。Figure 4 為最佳化演算法搜尋校準幾何轉換參數流程圖：

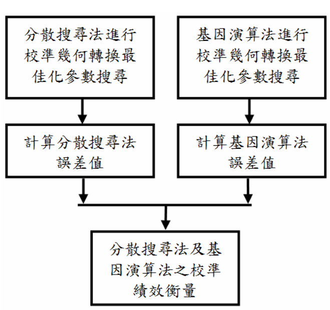


Figure 4 最佳化演算法搜尋校準幾何轉換參數流程圖

2.4 模擬影像校準及其績效衡量研究方法

本研究運用 BrainWeb 所提供的 Simulation Brain Database 進行演算法校準績效比較。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；模擬影像校準及績效衡量流程圖如 Figure 5 所示[8]。

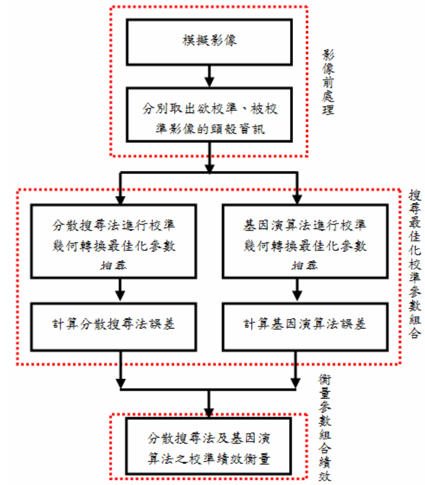


Figure 5 模擬影像校準及績效衡量流程圖

2.4.1 影像前處理

本研究之模擬影像由 BrainWeb 提供的 simulations data 自訂參數取得模擬影像，此組腦部模擬影像由上而下共有 181 個切面（Slice），研究選擇影像之第 81 至 120 切面，執行本研究之模擬影像校準實驗分析，如 Figure 6 所示[8]。

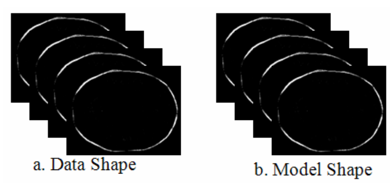


Figure 6 模擬影像

模擬影像經過前一章的處理後，得到兩組的腦殼資訊，我們分別設定成Data Shape與Model Shape，之後將頭殼資訊手動出各種平移及旋轉組合，產生另一組不同座標系之影像，作為欲校準影像（Model Shape）。在本研究為了提高找到整體最佳值的機會，我們設定不同的初始旋轉矩陣，改變Data Shape一開始的位置，與Model Shape做多次校準，並且比較不同初始值的結果；模擬影像校準實驗中以三種不同平移值與旋轉角度組合，產生三組Data Shape與 Model Shape。Table 1 為幾何轉換參數組合及Figure 7為不同模擬成像組合如下

Table 1 幾何轉換參數組合

旋轉值 平移值	T_x	T_y	T_z	R_x	R_y	R_z
實驗組合 1	5	5	5	5°	5°	5°
實驗組合 2	10	10	10	10°	10°	10°
實驗組合 3	20	20	20	20°	20°	20°

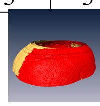
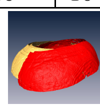
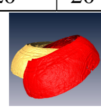
<table>
<tr><td></td><td colspan="6">模擬成像</td></tr>
<tr><td rowspan="3">實驗組合一</td><td>R_x</td><td>R_y</td><td>R_z</td><td>T_x</td><td>T_y</td><td>T_z</td></tr>
<tr><td>5</td><td>5</td><td>5</td><td>5</td><td>5</td><td>5</td></tr>
<tr><td colspan="6"></td></tr>
<tr><td rowspan="3">實驗組合二</td><td>R_x</td><td>R_y</td><td>R_z</td><td>T_x</td><td>T_y</td><td>T_z</td></tr>
<tr><td>10</td><td>10</td><td>10</td><td>10</td><td>10</td><td>10</td></tr>
<tr><td colspan="6"></td></tr>
<tr><td rowspan="3">實驗組合三</td><td>R_x</td><td>R_y</td><td>R_z</td><td>T_x</td><td>T_y</td><td>T_z</td></tr>
<tr><td>20</td><td>20</td><td>20</td><td>20</td><td>20</td><td>20</td></tr>
<tr><td colspan="6"></td></tr>
</table>

Figure 7 模擬成像圖

2.4.2 績效衡量

本研究根據分散搜尋法及基因演算法分別搜尋幾何轉換參數組合，再計算各組影像點對點誤差值，依誤差值最小判別精準度。

精準度：在校準精準度的計算上，本研究利用分散搜尋法及基因演算法最後收斂之轉換矩陣，對欲校準影像（Data Shape）進行幾何轉換，計算欲校準影像與被校準影像（Model Shape）之平均點誤差。

2.5 實際影像校準及融合

本研究將大腦膠樣變性之 MRI 影像共 20 張定義為 Model Shape，另外將血管狹窄之 MRA 影像共 112 張定義為 Data Shape。將 MRA 影像前處理後取其 20 張影像之頭殼資訊為定位點，並定義為實際影像校準實驗之欲校準影像 Data Shape。定義完兩組校準實驗之影像後，以分散搜尋法進行實際影樣校準實驗。實驗流程如下 Figure 8 所示：

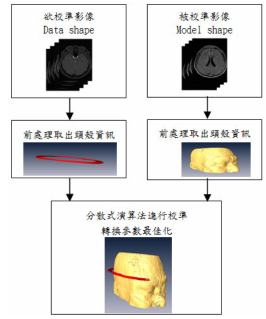


Figure 8 實際影像流程圖

2.5.1 影像前處理

影像前處理利用 ACLS 演算法有效解決邊界輪廓具有碎裂（Break）與合併（Merge）問題，擷取出影像中顱內組織之部份。接下來利用影像直方圖給予一切斷值將影像中殘留之腦脊液及非頭殼部分去除，擷取出影像之頭殼資訊，如下圖所示：

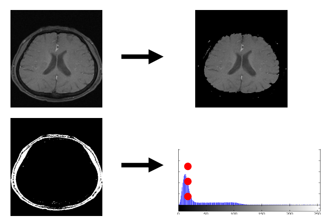


Figure 9 去除顱內組織後影像及直方圖切斷示意圖

2.5.2 影像校準

透過上述影像前處理，取大腦膠樣變性之 MRI 影像共 20 張定義為 Data Shape 與顱內橫狀切面之 MRA 影像共 112 張定義為 Model Shape，以分散搜尋法進行校準。其分散式演算法進行實際影像校準實驗流程圖如 Figure 10 所示：

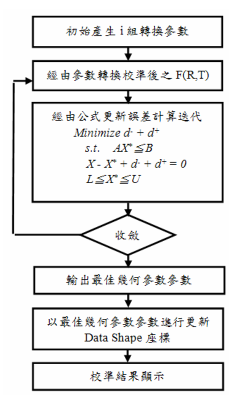


Figure 10 分散式演算法進行實際影像校準實驗流程圖

2.5.3 影像融合

經由分散搜尋法進行校準轉換參數最佳化後，得到一組校準誤差最小之參數組合，以此參數組合對 Data Shape 體積影像進行座標更新，可得到經校準後在一共同座標系之兩組影像，進行三維影像重疊部分進行資訊融合。

3、實驗結果與分析

實驗分析分為三階段進行；首先透過模擬影像對分散搜尋法針對各種不同初始值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，最後再將分散搜尋法應用於實際腦部膠樣變性影像及顱內橫狀血管狹窄影像校準，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 及 Borland C++ Builder 6.0，實驗測試皆於 Pentium-4(3.0 GHZ)、1G RAM 上執行。

3.1 實際影像校準實驗結果與分析

實際影像目的為進行大腦膠樣變性 MRI 影像及顱內橫狀血管狹窄 MRA 影像三維體積影像校準及融合，以提供使用者評估兩種影像的關連性，並且利用校準流程找出兩組影像位置之相對應關係，再將影像進行對位及融合，以利專業人員進行評估與研究。

3.1.1 實際影像校準實驗設置

本研究使用之 MRI 實際大腦膠樣變性影像及 MRA 顯影劑注射顱內橫狀血管造影是由台中榮民總醫院所提供影像。本研究使用之腦部膠樣變性特性必須使用 FLAIR 影像參數，影像擷取之參數如下：RepetitionTime：9000，EchoTime：119，InversionTime：2500，共有 20 張。MRA 顱內血管實際影像，利用 Simens 1.5T MR Sonata 所取樣而得，共有 112 張。實際影像校準將利用分散搜尋法進行最佳幾何轉換參數搜尋，並以三維視覺化之效果呈現校準之結果。

3.1.2 實際影像校準結果

由台中榮總取得之影像如下，分別為 MRI 腦部膠樣變性影像及 MRA 顯影劑注射顱內橫狀血管造影。本實驗之目的為探討兩組影像三維體積影像校準及融合，以提供使用者評估兩種影像的關連性，故以兩組影像頭殼對位狀態觀察校準結果，未校準前 Data shape 與 Model shape 之三維成像與其內部血管之差距如 Figure 11 所示。

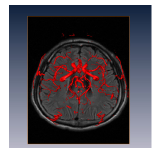
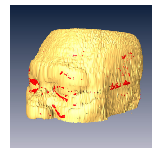
未校準前			
最佳轉換參數	R_x	R_y	R_z
	0	0	0
	T_x	T_y	T_z
	1.2199	-3.8779	0.0745
			

Figure 11 未校準影像圖

最後為分散搜尋法收斂之參數組合與目標函數值，並以三維成像檢視實際影像校準結果，如 Figure 12 所示。

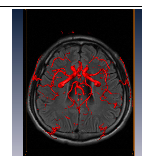
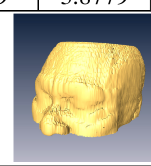
校準後			
最佳轉換參數	R_x	R_y	R_z
	0	0	0
	T_x	T_y	T_z
	1.2199	-3.8779	0.0745
			

Figure 12 實際影像最後校準結果圖

由最後三維成像圖可發現，MRI 腦部膠樣變性影像及 MRA 顯影劑注射顱內橫狀血管造影影像資訊可以完整的對位。因此利用分散搜尋法在實際影像校準上，可得到相當不錯的校準精確度。

3.1.3 實際影像融合

利用完成校準後之 MRI 大腦膠樣變性影像及 MRA 顯影劑注射顱內橫狀血管造影影像進行資訊融合，其融合示意圖及結果圖如 Figure 13 所示：

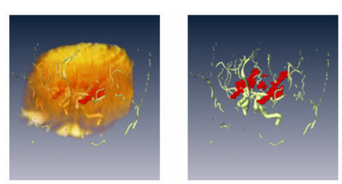


Figure 13 實際影像最後校準結果

4、結論

本研究經校準實驗分析衡量結果，並使用分散搜尋法

搜尋幾何轉換參數組合。在校準誤差最小化為目標下，使用分散搜尋法與基因演算法兩種方式做比較，可以在模擬及實際影像上得知分散搜尋法相較於基因演算法可得更佳參數組合解，真正達到校準最佳解之目的。本研究的實驗結果歸納結論如下：

(1)實驗結果顯示，經過影像校準過程可得知分散搜尋法在校準品質優於基因演算法。

(2) 分散搜尋法對求解品質可搜尋近似最佳解,但是當校準點數過多，便造成整體的準確率下降。

(3) 分散搜尋法應用於實際腦部磁振影像及血管影像校準問題，得到令人滿意之校準品質。

誌謝

本論文承國科會計畫(計畫編號：NSC95-2221-E-224-115)及榮葉合作研究計畫(計畫編號：TCVGH-DYU 968301) 經費補助，本文作者特此誌謝。

參考文獻

[1] 周銘鐘，「淬取大腦影像正中矢狀切面進行三維電腦斷層與磁振造影的對準與融合」，國立陽明大學醫學放射醫學系研究所碩士論文，2003。

[2] 彭富民，「大腦磁振影像之膠樣變性區域檢測及三維成像」，大葉大學工業工程與科技管理學系研究所碩士論文，2006。

[3] 簡健哲，「頭部 CT 與 MR 影像之融合」，國立中央大學機械工程研究所碩士論文，2001。

[4] 蘇儀芬,「磁振影像血管狹窄區域檢測及三維成像」, 大葉大學工業工程與科技管理學系研究所碩士論文，2006。

[5] Cordón., S. Damas.,J. Santamarıá,“A fast and accurate approach for 3D image registration using the scatter search evolutionary algorithm” Pattern Recognition Letters 27 (1191–1200), 2006

[6] Glover, F., M. Laguna and R. Martí, “Fundamentals of Scatter Search and Path Relinking: Foundations and Advanced Designs” to appear in New Optimization Techniques in Engineering, Godfrey Onwubolu (Eds.),2002。

[7] Laguna, M., and R. Martí., “Scatter Search: Methodology and Implementations in C” Kluwer Academic Publishers, Boston, pp.312,2003。

[8] http://www.genes.at-taiwan.com/Sense/har.htm