

基于联合直方图区域计数的时间序列 图象自动配准方法

刘哲星 李树祥

(第一军医大学医学图象重点实验室, 广州 510515)

摘要 时间序列图象的配准是医学临床科研、诊断和治疗中图象应用的必要步骤. 为了快速、准确、简便地进行医学序列图象配准, 提出了一种新的用于时间序列图象自动配准的方法, 该方法利用了图象的联合直方图, 首先通过对图象做简单的阈值分割, 将联合直方图划分为4个区域, 然后根据不同的配准图象数据选择定义在不同区域上的计数值作为参数计算的准则函数. 该方法设计简单、巧妙, 以计数方法代替其他方法中大量的浮点运算. 由于准则函数具有良好的光滑特性, 且选择 Powell 算法做最优化搜索, 因此保证了优化结果的准确性. 和其他算法相比, 该方法大大简化了准则函数的计算, 从而显著提高了配准优化搜索的速度. 根据实验结果及基于互信息量方法做的对比, 证明本文提出的方法准确、简便、快速、有效.

关键词 时间序列图象 图象配准 阈值分割 计数 互信息量 Powell 算法

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2002)05-0450-07

Automatic Serial Image Registration by Regional Counting in Joint-Histogram

LIU Zhe-xing, LI Shu-xiang

(Key Lab for Medical Imaging of The First Military Medical University, Guangzhou 510515)

Abstract Registration of serial images plays an important role in clinical research, diagnosis therapy and evaluation in medicine. A novel method used for serial image registration is proposed in this paper, which is based on the joint histogram of the two images to be registered. Usually, it is very easy, simply with a properly selected threshold, to segment human tissue from the background in medical images. With the thresholds of the two image sets to be registered, the joint histogram is divided into four separate regions. The configuration of the joint histogram bears a greatly different appearance between the before-registered and after-registered images. This difference appearance reflects the degree of the registration. The criterion function is defined as counting in a specific region or several regions of the joint histogram, which simplifies the computation complexity greatly and speeds up the alignment process significantly. With the fine property of the criterion function, powell's direction set method in multi-dimensions is chosen to carry out the optimizing process to calculate the registration parameters. The comparison of the results from both mutual information and our method shows that the new method based on segmentation and counting is a fast, simple, efficient and accurate registration method.

Keywords Serial images, Image registration, Thresholding, Counting, Mutual information, Powell algorithm

0 引言

时间序列图象是指用相同的成象模式对同一个研究对象在不同时刻进行成象, 沿时间轴所获得的

的多个二维或三维图象数据的集合, 而时间序列图象配准则是研究图象在三维空间中的匹配问题.

由于时间序列图象不仅可以揭示人体内部生理和病理活动的动态过程, 还能反映出在不同时刻人体组织和器官的形态或功能状态, 所以在生物医学方面有

有着广泛的应用(如: 磁共振功能成像(fMRI)和各种数字减影等技术), 然而, 由于在不同的成象过程中, 人体体位的不同, 以及呼吸、心跳等生理活动都会使获得的图象发生空间位置的变动, 从而给进一步的处理和分析带来困难, 因此需要进行序列图象的配准^[1,2].

图象配准方法, 总体上可以分为基于几何特征的配准和基于像素或体素相似性的配准两大类. 其中, 基于几何特征的图象配准方法首先需要提取图象的几何特征, 然后定义这些几何特征之间的失调或相似函数, 再通过最优化搜索得到配准参数来实现配准; 而基于像素或体素相似性的配准方法则是通过在灰度信息的统计特性空间上, 定义一个准则函数, 使得配准参数在准则函数的极值处取得, 从而将配准问题转化为准则函数的最大/最小化问题, 然后通过一定的最优化方法求得配准参数来实现配准. 由于后一种方法不需进行特征提取等操作, 且可以避免由这些预处理所造成的精度损失, 更为重要的是, 配准过程还可以由计算机自动实现, 所以非常有吸引力.

根据文献报道, 对于刚性体的配准, 虽然互信息法的结果最为精确^[3]. 但是, 由于互信息量的计算涉及大量的浮点运算, 而且基于互信息量的准则函数在整数格点上存在局部极值, 从而使得最优化搜索不仅速度缓慢, 甚至可能会收敛到局部极值, 而得到错误的结果^[4].

本文提出一种新的准则函数定义, 称之为分割-计数法. 该方法基于图象的简单二值化和联合直方图的区域计数, 由于大大简化了准则函数的计算, 从而显著提高了配准的速度. 同时, 新方法在很大程度上克服了准则函数的局部极值问题, 从而使配准结果更加准确, 算法的稳定性也更好. 本文还研究了各种插值方法对准则函数的影响.

1 时间序列图象配准的分割-计数法

1.1 算法原理

对于头部医学时间序列图象来说, 由于颅骨是一个刚性的结构, 同时表层皮肤的变化也不大, 所以研究中通常将它作为一个刚体来对待. 由于是在同一种成象模式下, 对同一物体图象进行的一种空间匹配, 所以图象之间具有相同的空间和灰度分辨率, 即图象的像素或体素的尺寸是相同的, 而且, 同一种人体组织两次成象显示的灰度差别不大, 其总的灰度动态范围相同. 下面以二维图象为例来讨论,

但其算法可以直接推广到三维体数据间的配准.

图象的灰度直方图表示图象中各灰度值出现的频度, 两幅图象的联合直方图就表示图象间对应像素对的不同灰度组合出现的频度. 如果不做归一化, 则联合直方图上每一点的值就是具有这一种灰度组合的像素对的个数, 下面的讨论都不做归一化处理.

当两幅图象配准时, 图象间的对应位置应该是相同的组织, 而对于同一成象模式下的时间序列图象来说, 对应位置上像素的灰度值则应该是相同或相近的.

举例来说, 对于两幅头部CT图象, 配准时, 图象间的骨组织和软组织是完全对应的, 但当图象之间有位移或旋转时, 原来骨-骨像素对就会变成骨-软组织像素对, 或者变成软组织-骨像素对的形式. 如果从它们的联合直方图空间来看, 这一像素对所对应的点的位置就会发生移动. 对于头部结构图象来说, 由于骨组织和软组织的灰度差别较大, 所以做一个简单的阈值分割, 就可以将图象二值化, 即分割出两幅图象中的骨骼组织, 同时, 利用二值化时的两个阈值 t_1, t_2 , 就可以在联合直方图上划分出4个区域(见图1).

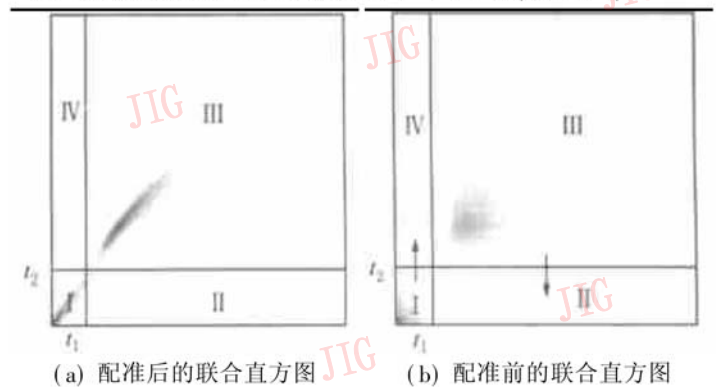


图1 两幅图象的联合直方图

图1中, I区对应于图象的背景区域和软组织, III区对应于图象中的骨组织, II区和IV区代表由于未配准造成的错误. 如果两幅图象完全相同, 那么在配准时, 联合直方图的II区和IV区将没有像素对, 此时对应点全部落在I区和III区.

对于fMRI图象, 阈值可以根据是否能将目标和背景分割开, 来进行选择, I区对应于图象的背景区域, III区对应于图象中脑组织, II区和IV区代表由于未配准造成的错误. 在配准时, 因为其联合直方图的II区和IV区像素对数会很少, 所以此时对应点全部落在I区和III区, 但当图象间有平移和旋转时, 原来属于各区内的点数就会发生变化. 且平移和旋转越大, 联合直方图上这种区域间的点迁移就越厉害.

如果以参考图象为基准, 那么当图象之间有位移

移和旋转时,原来属于III区的像素对可能会落入II区,I区的像素对可能会落入IV区,从而造成I区和III区的计数减少,II区和IV区的计数增加.由于这种各个区计数的变化,在整体上反映了图象间的配准程度,因此可以以区域的计数数作为准则函数来求得配准参数.这就是分割-计数法的基本思路.

一般来说,分割出的形状越复杂,对称性越差,其对平移和旋转就越敏感,且造成联合直方图上这种区域间点的迁移的规模就越大.下面具体介绍算法的实现.

1.2 算法实现

1.2.1 图象的刚体变换模型

在通常情况下,头部的成象在研究精度要求的范围内,其成象的形变可以忽略,可作为刚体对待.三维情况下,其变换参数为对应于坐标轴方向的3个平移量 t_x, t_y, t_z 和分别绕 X, Y, Z 坐标轴连续旋转的参数 $\varphi_x, \varphi_y, \varphi_z$.如果参考图象 $r(x, y)$ 中像素的坐标用矢量 $P_r = [x_r, y_r, z_r]^T$ 表示,浮动图象 $f(x, y)$ 中像素的坐标用 $P_f = [x_f, y_f, z_f]^T$ 表示,则图象的刚体变换可以表示为^[3]

$$P_r - C_r = R_x \cdot R_y \cdot R_z \cdot (P_f - C_f) + T$$

其中, C_r 和 C_f 分别是参考和浮动图象中心的坐标, $T = [t_x, t_y, t_z]^T$ 为平移矢量, $R_x(\varphi_x)$ 、 $R_y(\varphi_y)$ 和 $R_z(\varphi_z)$ 分别为对应于绕 X, Y, Z 坐标轴旋转的 3×3 旋转矩阵

$$R_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\varphi_x & \sin\varphi_x \\ 0 & -\sin\varphi_x & \cos\varphi_x \end{bmatrix} \quad R_y = \begin{bmatrix} \cos\varphi_y & 0 & \sin\varphi_y \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\varphi_y & 0 & \cos\varphi_y \end{bmatrix}$$

$$R_z = \begin{bmatrix} \cos\varphi_z & \sin\varphi_z & 0 \\ -\sin\varphi_z & \cos\varphi_z & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

二维情况下,只有图象平面内的两个平移量 t_x, t_y 和一个旋转角度 φ 共3个参数,配准的任务就是要找出使浮动图象与参考图象匹配的这3个参数.

1.2.2 图象的二值化分割

图象的二值化分割是配准的一个预处理步骤.对于医学图象来说,图象的二值化并不难解决,如对于原始的CT图象,由于不同的组织都有其自身的CT值范围,所以把人体组织、骨骼或软组织分割出来的阈值是现成的,很容易实现二值化;对于经过灰度变换的CT图象或者MRI等图象来说,把背景和人体组织分割开来也不困难.因为其阈值的选择是以图象的直方图为依据,可以以一定的算法来自动完成,也可以通过人机交互的方式手动完成.本文则采用人机交互的方法来确定分割阈值.

1.2.3 准则函数定义

根据1.1节中的分析,准则函数可以有以下几种定义方法:

- (1) $N(t_x, t_y, \varphi) = n_2$
- (2) $N(t_x, t_y, \varphi) = n_4$
- (3) $N(t_x, t_y, \varphi) = n_2 + n_4$
- (4) $N(t_x, t_y, \varphi) = n_2 + n_4 - n_1 - n_3$

其中, n_1, n_2, n_3 和 n_4 分别为落入如图1所示的I、II、III、IV区内的像素对的个数,极小化其中任意一个准则函数,就可以得到配准参数.

图2显示了当选择 $N(t_x, t_y, \varphi) = n_2$ 时,准则函数的形状,其中,图2(a)为头部断层CT图象中的一层,选择骨窗显示,灰度范围为[0, 255];图2(b)为图2(a)二值化的结果,分割阈值为210;图2(c)为图2(a)图象上下、左右平移后与自身配准时准则函数值(即图2上计数值)的变化情况;图2(d)为图2(a)绕中心旋转后与自身配准时准则函数的变化情况.从图中可以看出,在配准点(0, 0, 0)处,准则函数达到最小值,函数随参数变量的变化呈整体平滑,在配准参数(平移量及旋转角度)附近具有较大的下降梯度.准则函数的这种良好的特性非常有利于做快速

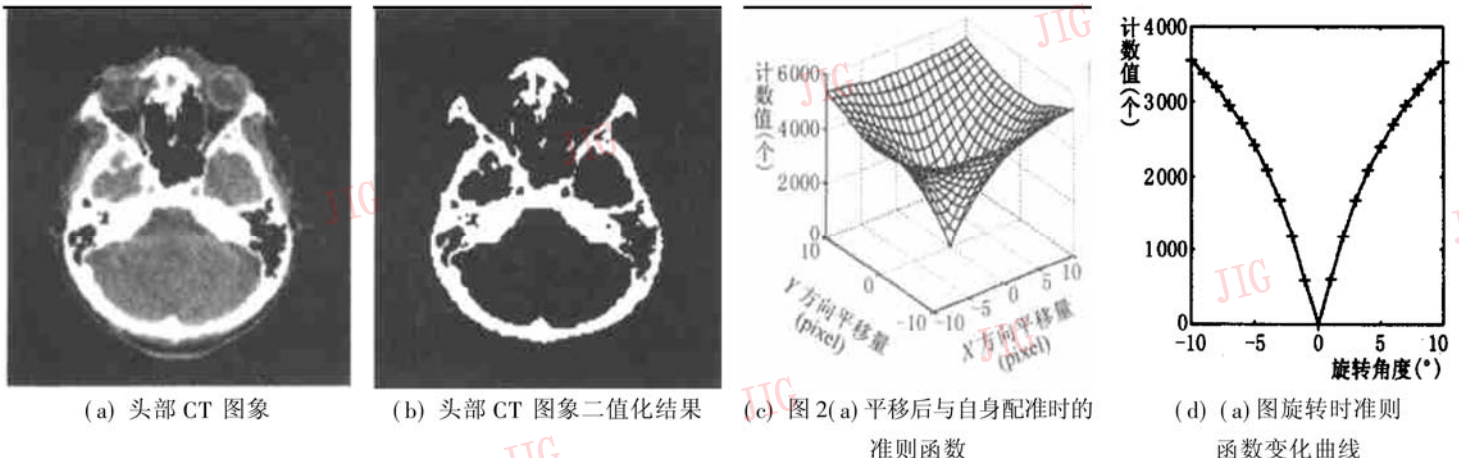


图2 图象二值化与准则函数

的最优化求解, 从而保证了配准算法的速度和精度.

1.2.4 重采样与插值

通常情况下, 图象经过刚体变换以后, 象素的坐标不会和原来的采样网格完全重合, 这就需要对变换后的图象进行重采样, 而重采样过程中需要进行插值处理, 二维图象中常用的插值算法有最近邻法和双线性法(见图 3), 虽然其他一些高阶的插值算法有更好的连续性和精度, 但是这种改善往往不能弥补在计算时间上的巨大付出, 所以一般很少采用.

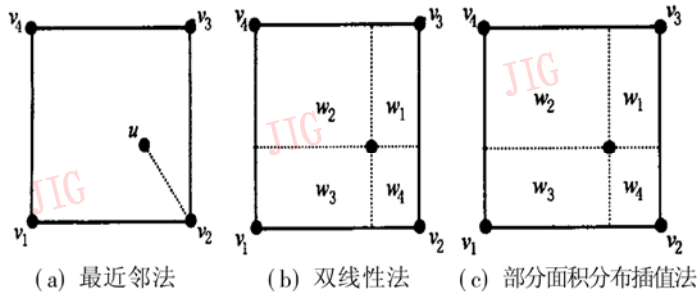


图 3 3 种插值方法

文献[3]提出了部分体积分布插值法(partial volume distribution), 该方法是根据线性插值的权重分配原则将每一个体素对的贡献分散到与之对应的相邻各个象素对上. 由于此时联合直方图上各个点的值是以小数增加, 而不再以 1 增加, 这样可以得到比较光滑的准则函数, 从而有利于优化搜索^[3]. 在二维插值处理中, 不妨称之为部分面积分布插值法(partial area distribution).

二维插值处理中的各种插值算法如图 3 所示. 图 3 中, 各种插值算法公式如下:

(1) 最近邻法

$$r(u) = r(v_2) \quad h(f(s), r(u)) + = 1$$

(2) 双线性法

$$\sum_i w_i(u) = 1 \quad r(u) = \sum_i w_i r(v_i)$$

$$h(f(s), r(u)) + = 1$$

(3) 部分面积分布插值法

$$\sum_i w_i(u) = 1 \quad h(f(s), r(u)) + = w_i$$

式中, $f(s)$ 为浮动图象在 s 处的灰度, $r(u)$ 为参考图象中 u 处的灰度.

不同插值算法的计算量不同, 而且对准则函数的形状有不同的影响, 图 4 分别显示了第(1)种准则函数定义 $N(t_x, t_y, \Phi) = n_2$ 情况下, 3 种插值方法的准则函数形状. 其中, 图 4(a) ~ 图 4(c) 分别为采用最近邻插值法时, 准则函数相对于两个方向平移和旋转的变化情况, 图 4(b) 为图 4(a) 的剖面图, 相应反映了 X

方向平移时准则函数的变化情况. 图 4(d) ~ 图 4(f) 分别为采用双线性插值法时, 准则函数相对于两个方向的平移和旋转的变化情况, 图 4(e) 为图 4(d) 的剖面图, 相应反映该插值方法 X 方向平移时准则函数的变化情况. 图 4(g) ~ 图 4(i) 分别为采用部分面积分布插值法时, 准则函数相对于两个方向的平移和旋转的变化情况, 图 4(h) 为图 4(g) 的剖面图, 相应反映该插值法 X 方向平移时准则函数的变化情况.

从图中可以看到, 采用最近邻法插值时, 平移过程中准则函数的变化呈阶梯状, 随着接近配准点, 台阶逐渐下降. 当角度旋转时, 准则函数除了在配准点附近平坦外, 函数整体上光滑, 且下降速度较快. 采用双线性和部分面积分布插值时, 由于消除了准则函数的阶梯状外观, 因此使得准则函数具有更好的光滑性. 这样可以保证得到更加准确的配准参数.

1.2.5 参数的最优化搜索

本文采用 Powell 多维方向集^[5]方法做最优化搜索, 而一维优化算法则采用布伦特方法. 方向矩阵初始化为每一个配准参数方向的单位矢量. 由于参数精度控制搜索的过程, 是优化过程终止的依据, 因此根据实际需要和实验验证, 准则函数的精度取 0.001, 配准参数的精度为 0.000 01 就能满足要求. 过高的参数精度不但没有实际意义, 也会增加无谓的计算. 由于医学应用中的平移和旋转范围都不是很大, 所以搜索起点一般定为 $\mathbf{0}$ 矢量.

1.3 复杂性与稳定性

由于该方法的准则函数定义为区域内象素对的计数值, 因而大大降低了算法的复杂性. 与互信息量法比较, 在采用相同的插值算法时, 虽然其联合直方图的计算量相同, 但是准则函数的复杂程度大为降低. 一般情况下, 对于 256 级灰度的联合直方图来说, 计算一次互信息量的乘法运算量 $O = 5 \times 256^2$, 加法运算量 $O = 5 \times 256^2 + 256$, O 代表运算量, 本文提出的方法不仅没有乘法运算, 而且加法运算量也不超过 $O = 256^2$.

稳定性方面, 图象的二值化是一个预处理步骤. 一般来说, 从功能图象中分割出脑组织, 从 CT 图象中分割出骨组织或者整个头部组织并不困难. 而且, 由于算法是对分割出的目标进行整体的配准, 所以配准对阈值小范围的变动是稳定的.

对于磁共振成像来说, 如果主磁场的均匀性不好, 那么得到的图象会叠加一个与主磁场相应的信号, 使图象总体的亮度不均匀. 这种图象在使用互信息法等基于灰度统计特性的方法来进行配准时, 会

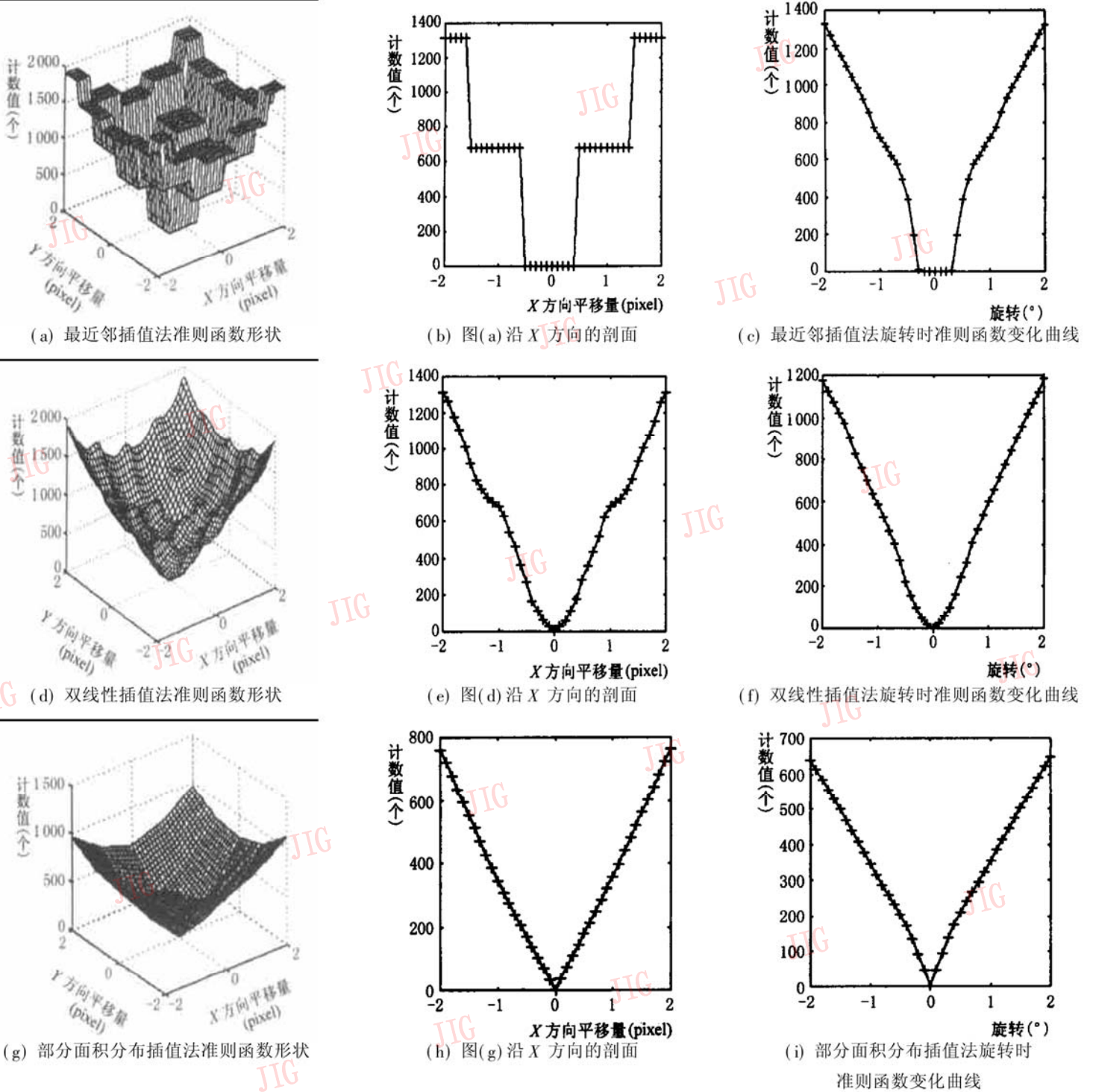


图4 不同插值算法下准则函数的形状

产生假象,且得到的精度不高,甚至是错误的结果,而分割-计数法由于不是基于每个象素的具体灰度,而是基于图象中目标整体的灰度信息,且在二值化分割过程中,又去除了图象亮度的整体不均匀性,所以可以保证配准结果不受影响.

2 实验结果比较与分析

对于配准算法可以从算法执行速度、自动化程度、配准结果的准确性等多个方面来进行评价.下面分别通过模拟数据和实际数据实验来考察其速度和

准确性.实验环境为 Pentium II 233, RAM 128M.

2.1 对模拟数据的配准实验

为了检验所提出算法的有效性,用一幅头部 CT 图象进行了不同方法的配准实验.实验时,首先选取一幅头部 CT 图象(见图 5(a)),图象大小为 256×256 ,灰度范围 $[0 \sim 255]$.对它作逆时针旋转 4.7° ,向左平移 8pixel,向上平移 11pixel 后,即得到一幅待配准的模拟图象图 5(b).图 5(c)、图 5(d)分别为图 5(a)、图 5(b)二值化的结果.以图 5(a)为参考图象,图 5(b)为浮动图象,分割阈值为 210,应用互信息量方法及本文提出的配准算法进行配准实验,结果见表 1.

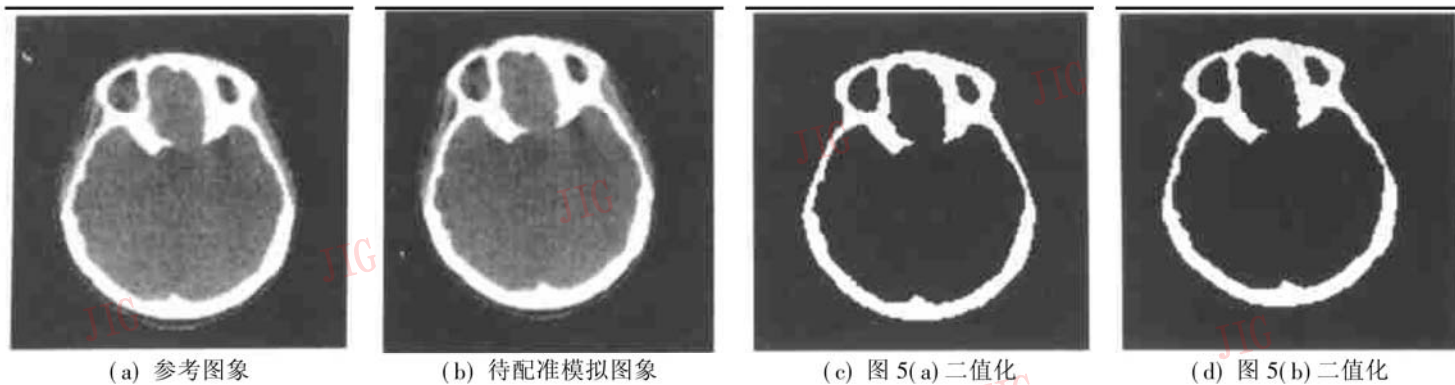


图 5 模拟配准图象

表 1 模拟图象的配准结果

配准方法	插值方法	配准参数			误差			时间(s)
		t_x (pixel)	t_y (pixel)	φ (°)	Δt_x (pixel)	Δt_y (pixel)	$\Delta \varphi$ (°)	
本文方法	最近邻	- 8.078	11.701	4.682	- 0.078	0.701	- 0.018	97.785
	双线性	- 7.960	11.620	4.720	0.040	0.620	0.020	166.786
	部分面积	- 8.029	11.625	4.665	- 0.029	0.625	- 0.035	257.239
互信息量方法	最近邻	- 7.982	11.618	4.714	0.018	0.618	0.014	173.025
	双线性	- 7.996	11.622	4.699	0.004	0.622	- 0.001	250.220
	部分面积	- 7.000	11.000	0.000	失败	失败	失败	277.185
真实结果		- 8.000	11.000	4.700	-	-	-	-

2.2 对真实数据的配准实验

图 6(a)、(b) 为两幅来自两个不同时间序列的脑功能磁共振图象中的同一层面图象. 图象大小为 128×128 , 灰度范围 $[0, 255]$. 图 6(c)、图 6(d) 分别

为图 6(a)、图 6(b) 的二值化结果, 图 6(a) 分割阈值为 30, 图 6(b) 分割阈值为 45. 现在运用本文提出的方法进行配准, 结果见表 2.

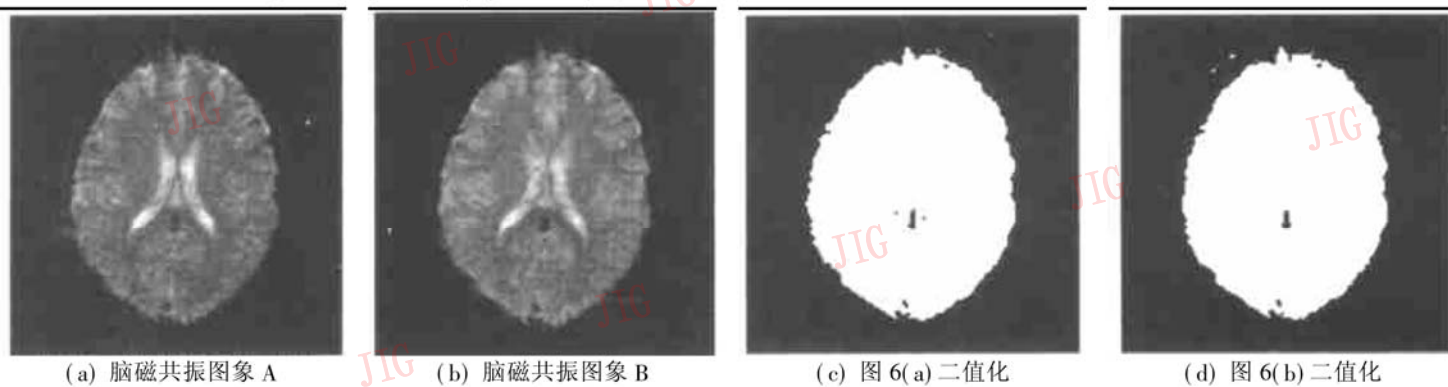


图 6 两个时间序列脑功能磁共振图象中同一层面图象及其二值化结果

表 2 真实图象的配准结果

配准方法	插值方法	配准参数			误差*			时间(s)
		t_x (pixel)	t_y (pixel)	φ (°)	$ \Delta t_x $ (pixel)	$ \Delta t_y $ (pixel)	$ \Delta \varphi $ (°)	
本文方法	最近邻	0.381	0.381	- 0.094	0.763	0.381	0.094	2.675
	双线性	0.065	- 0.001	0.027	0.092	0.042	0.033	17.365
	部分面积	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	16.445
互信息量方法	最近邻	- 0.382	0.000	0.000	-	-	-	55.655
	双线性	- 0.027	- 0.043	- 0.006	-	-	-	73.080
	部分面积	0.000	0.000	0.000	-	-	-	61.965

* 误差指与采用相同的插值方法的互信息量配准方法比较的结果

3 结 论

本文提出的分割-计数法能够自动完成时间序列图象的配准,并具有以下特点:

(1) 适用于二维和三维时间序列图象的自动、快速配准. 根据算法原理,该方法不仅可用于组织器官连续切片的配准,而且通过改变计数区域来设计不同的准则函数,还可用于不同模式图象间的配准.

(2) 简单性和快速性 该方法在准则函数的定义上,由于巧妙地避开大量费时的浮点运算,因而可大大减少运算量,并可显著提高配准速度. 从实验结果来看,该方法比互信息量方法在配准速度上有显著的提高. 而且,图象越小,配准速度提高的幅度越大,这是因为随着图象的缩小,计算准则函数的时间在总耗时中的比重增加(由于准则函数可大大减少运算量,故其比重增加,总耗时即可减少)的结果.

(3) 准确性 从算法描述和实验结果来看,该方法的配准精度与互信息量方法没有明显区别,完全可以达到“亚像素”水平,可见具有很高的准确性. 在模拟数据实验中,互信息量方法在采用部分面积分布插值方法时失败,这是因为基于互信息量定义的准则函数存在局部极值,搜索算法终止在局部极值的结果. 而本文的方法则成功地给出了结果.

(4) 稳定性 该算法可以克服由主磁场不均匀造成的图象整体亮度不均匀而给配准带来的困难,且对阈值分割的准确性要求也不高,故而具有很好的稳定性.

致 谢 感谢郑州大学赵书俊副教授提供的功能磁共振图象数据.

参 考 文 献

- 1 赵书俊. 时间序列脑功能成象中的图象配准[J]. 中国图象图形学报, 2000, 5A(5): 416~ 419.
- 2 Mark Holden, Derek L G Hill, Erika R E Denton. Voxel similarity measures for 3-D serial MR brain image registration [J]. IEEE Transaction on Medical Imaging, 2000, 19(2): 94~ 102.
- 3 Frederik Maes, Andre Collignon. Multimodality image registration by maximization of mutual information [J]. IEEE Transaction on Medical Imaging, 2000, 16(2): 187~ 198.
- 4 Josien P W Pluim, J B Antoine Maintz, Max A Viergever. Interpolation artefacts in mutual information-based image registration [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2000, 77: 211~ 232.
- 5 Press W H, Teukolsky S A, Vetterling W T *et al.* C语言数值算法程序大全(第二版)[M]. 傅祖芸, 丁岩等译. 北京: 电子工业出版社, 1995: 350~ 356.



刘哲星 1972年生,先后于1996年和1999年获第一军医大学生物医学工程系生物医学工程专业学士和硕士学位,现为该系医学图象研究室博士研究生. 研究领域为医学图象处理、可视化等.



李树祥 第一军医大学教授、博士生导师,1963年毕业于哈尔滨工业大学,1982~1985年留学美国. 科研与教学成果获国家与军队二等奖以上有12项,国家有突出贡献的专家,全国医学图象学会理事长. 主要研究领域包括医学图象技术与生物医学工程.

更 正

本刊2002年第4期刊载的“复杂矩形网等值线图的剪切”一文的作者应是“赵海珍 李桐林 于国锋”,而不是“于国峰”. 由于我们疏忽,特此致歉更正.

本刊编辑部