

采用混合编程的医学图像配准

谭智峰^{1,2} 郑力戈² 纪庆革¹

(中山大学信息科学与技术学院 广州 510006)¹ (中山大学软件学院 广州 510006)²

摘 要 在确保低误配率的前提下,如何提高医学图像配准的精度与效率,是一项值得研究的重要课题。为了满足临床需要,提出一种混合编程的配准策略,即通过质心提取技术和小波分解图像的细节增强技术相结合的方式预配准,并在此基础上基于图像的灰度信息,利用 Powell 优化算法和传统的基于最大互信息的相似性测度方法进行细配准,从而得到配准结果。另外,对 Powell 算法的一维搜索方式提出了有别于传统 Brent 算法的改进,使之在保证精度与效率的前提下更适用于图像配准。实验证明,提出的配准策略能很好地避免误配准,配准精度达到了亚像素级,配准的效率也符合临床需求。

关键词 图像配准,质心,小波分解, Powell 优化算法,一维搜索

中图分类号 TP391 文献标识码 A

Medical Image Registration with Mixed Programming

TAN Zhi-feng^{1,2} ZHENG Li-ge² JI Qing-ge¹

(School of Information Science and Technology, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510006, China)¹

(School of Software, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510006, China)²

Abstract How to improve images registration's precision and efficiency while keeping a low error rate is an important topic worthy of study. In order to meet the need of clinical demand, a mixed programming registration strategy was proposed. In this method, the pre-registration is finished by the combination of the extraction of the image's gravity center and the detail enhancing of the image which is generated by wavelet decomposition. On this basis, the process of registration is based on the gray-scale of the images, and it uses the Powell optimization algorithm and the traditional maximum mutual information as the method of measuring the similarity between the images. In addition, we proposed an improvement on the one-dimensional search within Powell algorithm which is different from the Brent algorithm, and this makes it more suitable for image registration without losing the accuracy and efficiency. The experiment shows that our registration strategy performs very well in avoiding false registration, and its accuracy reaches sub-pixel level, moreover, its efficiency meets the need of clinical demand.

Keywords Image registration, Center of gravity, Wavelet decomposition, Powell optimization algorithm, One-dimensional search

1 引言

医学图像为临床诊断提供了重要的参考信息,不同的时间、角度、成像技术(CT、MRI 等)将产生不同的图像信息,但却又互相补充。因此,需把不同的图像进行融合,以获得更加完整的信息。融合前,首先要对图像进行配准,即通过寻找某个空间变换使图像间相应的点对应起来。高精度的配准能提供丰富细致的病理信息,对临床诊断具有重大的意义。同时,高效率的配准才会有实际应用价值。

文献[1-3]对图像配准进行了综述。医学图像配准的基本方法主要有两种:一种是基于图像特征信息,该方法提取图像的特征(点、线、面),通过匹配这些特征来配准图像。如王伟等提出的基于移动最小二乘法的配准方法^[4],就要利用到

图像边界和特征点。此类方法考虑的点少、计算量小、速度快,但因为考虑的点不够全面,所以精度不足,除非在考虑大量的特征基础上进行复杂运算。另一种是基于灰度,该方法考虑了图像的所有像素点,精度相对比较高,但计算量大、速度稍慢,且有时表现并不稳定。随着 Powell 法、遗传算法^[5,6]等优化算法的引入,该方法的速度有了一定提升。

综合两种方法的优劣,通常是先以图像特征信息进行预配准,然后以预配准结果作为出发点进行基于灰度的配准。若预配准的结果较接近正确结果,则该方法可在保持精度的前提下提高速度。

Stone^[7]等人提出了基于小波金字塔的多分辨率配准,其通过对多层小波分解之后的低分辨率图像进行配准,并以该层结果作为下一轮配准的初始点,一直迭代到最后一层,从而

到稿日期:2010-12-16 返修日期:2011-04-22 本文受 NSFC-广东联合基金项目(U0735001)资助。

谭智峰(1986—),男,硕士生,主要研究方向为医学图像处理、计算机视觉、机器学习;郑力戈(1986—),男,硕士生,主要研究方向为医学图像处理;纪庆革(1966—),男,博士,副教授,主要研究方向为计算机图形学与视觉, E-mail: issjg@mail.sysu.edu.cn(通信作者)。

得到结果,并且收敛速度得到提高。但是该方法存在一定的误配和精度问题,尤其是低分辨率下更甚。在此方法基础上,很多学者也提出的各种改进方法,如 Chalfant^[8]等人提出了以双树复小波(dual tree complex wavelet)的方式改进空间变换对不同分辨率图像的差异性,然后根据小波系数提取特征点进行配准,提高了精度,但没有提到误配准的问题;为进一步提高速度,Xu Peng^[9]等人提出一种改进的切片累积金字塔(slice accumulation pyramid)数据结构,其优化了配准过程,但还是没提及避免误配准的问题;刘丽^[10]等人提出一种以添加边界约束条件的下降单纯形法为搜索策略,并对低分辨率层采用区域互信息作为相似性测度^[11]的方法,高分辨率层则采用一般的基于互信息^[12]的相似性测度,该方法差别地对待不同的层,能在一定程度上避免误配准,但是对于128×128图像平均20s左右的配准速度比较难以符合临床的需要;Wang Anan^[13]等人则提出了一种以小波系数、边缘信息和直方图统计信息作为数据云的基于SVM(Support Vector Machine)的配准方法,这种数据挖掘的方式把匹配的点归类,从而进行配准,精度较高,但数据挖掘的方式计算量非常大,效率必然比较低。因此,高精度、高效率、低误配率是图像配准研究中的重要问题。

本文通过对图像进行小波分解,采用特征与灰度相结合的方法进行预配准,很好地改善了误配准的问题,提高了速度。同时,在配准过程中,对Powell搜索算法中的一维搜索做了由粗到细的优化,在保证精度的同时进一步提高了配准的速度。

2 基于小波分析的混合配准

2.1 本文的方法

本文提出了一种建立在小波分析基础上的结合图像特征与灰度的方法。令浮动图像为img1,参考图像为img2,主要的步骤如下:

1)提取img1和img2的质心 $g1(gx1, gy1)$ 、 $g2(gx2, gy2)$;

2)分别平移img1与img2,使得它们的质心与图像坐标的中心点重合,得到img3、img4,使预配准的过程简化为简单的旋转角一维搜索;

3)对img3、img4进行单层小波分解,得到各自的近似分量、水平分量、竖直分量、对角分量 $[A3 H3 V3 D3]$ 、 $[A4 H4 V4 D4]$,如果图像本身较大,可以进行多层小波分解;

4)对分解之后的低分辨率图像加强细节,得到det_img3、det_img4,经过测试,放大2、3倍即可,如果放大倍数太大,将得到大片白点的情况,反而使细节变得模糊;

5)对det_img3和det_img4进行预配准,由于质心已经基本对齐,可以近似认为两图中物体只有旋转角度上的差异,则只对旋转角度进行一维搜索即可,得到预配准旋转角 θ ;

6)计算预配准后得到初始点 $(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta)$ 。之前的步骤中,要从img1变换到img2,即需先将img1的质心平移至图像中心处,再绕中心做 θ 的旋转,最后再向img2的质心平移。以上几步的结果,对img1做的变换(称作变换1)相当于对img1的齐次坐标右乘以下矩阵(其中以图像中心点 $(x/2, y/2)$ 作为旋转的中心。

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ \frac{x}{2} - gx1 & \frac{y}{2} - gy1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ -\frac{x}{2} & -\frac{y}{2} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ \frac{x}{2} & \frac{y}{2} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ gx2 - \frac{x}{2} & gy2 - \frac{y}{2} & 1 \end{bmatrix}$$

以 $(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta)$ 为参数,右乘以下矩阵:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ -\frac{x}{2} & -\frac{y}{2} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\Delta\theta & \sin\Delta\theta & 0 \\ -\sin\Delta\theta & \cos\Delta\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ \Delta x & \Delta y & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ \frac{x}{2} & \frac{y}{2} & 1 \end{bmatrix}$$

要使以 $(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta)$ 为参数的变换和变换1等价,即要使以上两矩阵的乘积相等。比较两矩阵的乘积可以解得

$$\Delta\theta = \theta$$

$$\Delta x = (\frac{x}{2} - gx1)\cos\theta + (gy1 - \frac{y}{2})\sin\theta + gx2 - \frac{x}{2}$$

$$\Delta y = (\frac{x}{2} - gx1)\sin\theta + (\frac{y}{2} - gy1)\cos\theta + gy2 - \frac{y}{2}$$

7)以 $(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta)$ 作为出发点,对img1和img2做基于灰度、互信息和本文改进一维搜索的Powell算法的配准,从而得到最终结果。其步骤如图1所示。

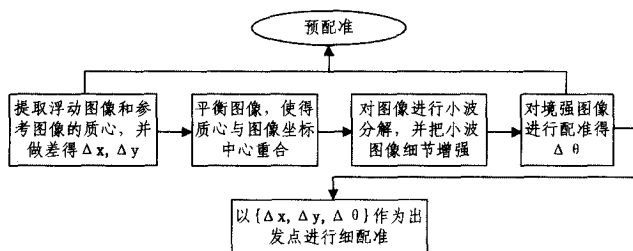


图1 预配准框图

先使图像质心重合,简化了预配准过程。通过小波分解降低分辨率之后,加快了预配准的速度。对图像进行细节加强,又能解决低分辨率图像容易误配准的问题。预配准阶段所得到的优良起点,有利于保证细配准过程中Powell算法的精度和速度,避免误配准。

2.2 各步骤要点与相关知识

2.2.1 质心提取

质心是配准中最常用的特征点。本文提取质心的方式与一般的力矩方法类似。不同的是,本文不提取图像轮廓作为样本空间,而是直接对图像进行低阈值二值化,使轮廓里的点的灰度基本上为1,外围的为0,如图2所示。



图2 图像二值化

2.2.2 质心与图像中心重合

得到质心后,分别将两图平移到图像中心(其为图像旋转中心),接着对平移后的图像寻找最优旋转角 $\Delta\theta$ 。这是一个一维搜索问题,简化了搜索空间,因为质心对准到中心相当于在水平和竖直方向进行了粗配准。

显然,若不对齐质心,浮动图像只根据参考图像进行旋转就很难匹配,因此必须进行平移,否则就会出现如图3的误配。而对齐质心,则有如图4所示的较好预配准结果。



(a)浮动图像 (b)参考图像 (c)旋转 90° (d)旋转 180° (e)旋转 270°

图3 质心未对准中心时直接对 $\Delta\theta$ 寻优



(a)对齐后的浮动图像 (b)对齐后的参考图像 (c)浮动图像旋转-15°

图4 质心对准中心后对 $\Delta\theta$ 寻优

2.2.3 图像的小波变换

对一维连续的情况,设 $f(t)$ 为平方可积函数,即 $f(t) \in L^2(R)$,则该连续函数的小波变换定义为

$$WT_f(a,b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

式中, $\frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) = \Psi_{a,b}^*(t)$ 称为由母小波 $\psi(t)$ 生成的位移和尺度伸缩, a 为尺度参数且不为0, b 为平移参数。把尺度和平移离散化之后可得

$$W_k[f(x)] = \frac{1}{2^k} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^*\left(\frac{x-t}{2^k}\right) dt \quad (2)$$

在此基础上,利用Mallat算法把图像分解成高频(细节)分量 H 和低频(近似)分量 L 。低频分量可以进一步变换,演化为多层分解。

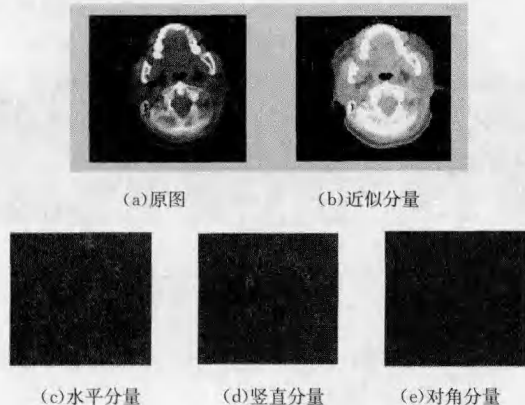


图5 小波分解

由此可以这么理解二维分解:其中 X 方向分解为高频分量 HX 、低频分量 LX , Y 方向分解为高频分量 HY 和低频分量 LY ,于是二维小波分解的结果是近似分量(LX 、 LY 组合)、

水平分量(HX 、 LY 组合)、竖直分量(LX 、 HY 组合)、对角分量(HX 、 HY 组合)。跟一维分解一样,二维分解也可以推广到多层,分解如图5所示。

2.2.4 细节加强

小波分解之后的分辨率比较低,虽然预配准的精度要求不高,但预配准出错的话必然会导致全局误配准。因此,为了提高准确率,有必要对低分辨率图像进行细节加强。考虑到一般医学图像的细节部分都是亮度较高的骨骼或轮廓特征等,可以直接对细节部分进行灰度放大。令浮动图像为,参考图像为,则各自的近似分量、水平分量、竖直分量、对角分量分别为 $[A3 \ H3 \ V3 \ D3]$, $[A4 \ H4 \ V4 \ D4]$,可得

$$\det_img3 = A3 + n \times (H3 + V3 + D3) \quad (3)$$

$$\det_img4 = A4 + n \times (H4 + V4 + D4) \quad (4)$$

式中, n 为放大的倍数, $\det_img$ 为加强之后待预配准的图像,如图6所示。

相对于近似图,稍微加强细节之后,图像的轮廓和边缘信息加强了,对配准是有益的。但细节加强太多的话,会出现类似椒盐噪声的白点,而且越加强越严重,反而会影响配准,因此选择 n 为2或3进行加强即可,如图6所示。



(a)近似图 (b)放大2倍细节 (c)放大10倍细节 (d)放大20倍细节

图6 对图像细节进行不同倍数的加强

2.2.5 对旋转角度进行一维搜索

对和进行预配准的最后一步:一维搜索旋转角度。本文采用了由粗到细的搜索方式,不仅速度快,精度也高,并且把该方法用在配准过程中Powell算法的一维寻优过程中。该方法将在下一节详细介绍。由于和的分辨率已经比较低了,本文采取鲁棒性高的最大互信息作为相似性测度,时间代价不高,并可确保预配准无误。

2.2.6 细配准

预配准后,得到了粗略的结果($\Delta x, \Delta y, \Delta\theta$)。此时,适合使用对初始点依赖性很强的Powell搜索算法。由于预配准的结果是优良的出发点,Powell算法收敛快、局部寻优能力强的特点得到充分发挥,并且本文改进了Powell算法的一维搜索,保证了其精度和效率,同时使用精度和鲁棒性都用优良的互信息作为相似性测度,进一步保证了精度和减少了误配准。

由于整个流程中,图像要不断地进行空间变换,并且要不断地进行相似性测度,因此旋转平移和求互信息的函数要重复迭代多次,且这些函数本身又带有循环结构,使得要循环次数的数量级非常高,十分影响matlab^[14]的速度。由于matlab语言是解释型语言,处理速度相对于C++有一定差距,当一个函数重复调用多次时更为明显,尤其是带有循环结构的函数。为了方便实验,既要保证程序运行速度,又要利用matlab强大的图像处理能力,本文实验过程中采用了mex技术,即把一些要迭代上千次以上的带有循环体的函数用C++写好,并提供给matlab调用的接口,在matlab中编译成dll,之

后就能像 m 文件那样调用了,一般速度能提高 10 倍左右。

2.2.7 一维搜索的改进

图像配准的数学实质就是一个多参数寻优问题,一般的刚性配准会有水平平移量 x 、竖直平移量 y 和旋转量 θ ,共 3 个参数。若直接进行穷举式搜索,运算量庞大。一般采用优化算法,如前所述,本文采用了在精度和收敛速度都表现优良的 Powell 算法,并提出了对其一维搜索的改进。

一维搜索方法包括简单一维搜索、经典的 Brent 算法等。由于一维搜索的参数只有一个,而且在配准过程中一维搜索范围不大,因此可以考虑使用最简单的逐点搜索的方式。如在方向 $U=(0,0,1)$ 上,出发点为 $X_0=(0,0,0)$,设第 3 个分量为旋转角度,则搜索方程为 $X=X_0+r*U$,此时 r 取 $[-180,180]$,每次增加 $\Delta r=1$ 。这样可以保证整个一维搜索空间都能搜索到,适用于各种一维搜索曲线(不论单峰还是多峰)。但总体而言,若要多次运行,运算量较大,更重要的是提高精度的代价更大。当 Δr 减为 $\frac{\Delta r}{n}$,可使精度提高 n 倍,但运算量同时也要增加 n 倍。

经典的 Brent 算法考虑的点不多,收敛很快,且精度高。但该方法只适用于单峰曲线。而在实际配准中,经常出现非单峰曲线,如果用此搜索方式的话,虽然速度快、精度高,却存在错误配准的可能。

由粗到细的一维搜索:基于对上述两种方法优缺点的考虑,本文提出一种兼顾效率、精度与误配率的由粗到细的一维搜索方法。该方法与简单一维搜索类似,首先按照搜索方程 $X=X_0+r*U$ 进行搜索,不过增量 Δr 不是 1,而是较大的步长 Δra ,由此得到粗略的极值点 Xra 。并以此点为出发点,在新的搜索范围 $[Xra-\Delta ra, Xra+\Delta ra]$,以新的小步长 Δrb 进行精确搜索,从而得到高精度的结果。由于第一步采用了较大的步长,对于那种突然出现的窄波峰很有可能导致寻优出错,但是考虑到实际的配准过程中,图像的旋转平移不可能导致互信息剧变,因此,本文的方法一般都不会造成误配准,非常适用于图像配准,如图 7 所示。

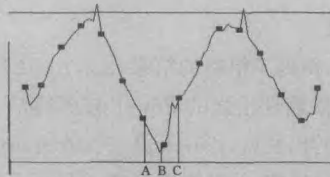


图 7 本文方法适用的多峰曲线

按照步长 Δra 从头开始搜索,搜到极值点附近的 B 点,并以 $2\Delta ra$ 作为搜索区间,即 AC 之间,以步长 Δrb 进行精确搜索,从而得到精确的极值点。此法先在大步长中以少次数来排除更多没有最值的区间,再以小步长在最值区域里寻得精确值。

3 对于噪声问题的改进

以上方法作为配准流程适用于拍摄效果良好、没有噪声的图像。若配准的图像受到一定的噪声干扰,则该方法会受到影响。问题主要出现在以下两处:

1) 质心阈值。

在没有噪声的情况下,在计算图像的质心时采用低的阈值(如阈值为 1),可以得到如 2.2.1 节中的良好效果。但如果原图有噪声,则部分背景的黑点将会在噪声的影响下像素值增加(大于 1)。这在提取质心时,一部分原本为图像背景的黑点,受噪声影响而被认作白点,从而导致质心偏差,如图 8 所示。

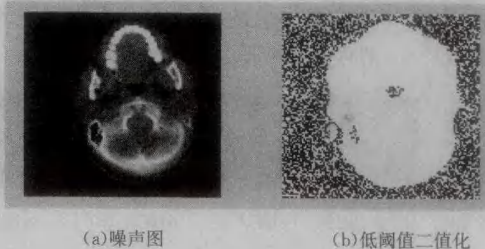


图 8 噪声图像的低阈值二值化

为克服这个问题,可以将原来的低阈值适当提高,使之受噪声干扰的背景黑点依然低于阈值,从而减少质心的计算误差。那么阈值应取多少呢?以常见的高斯噪声为例,噪声 $X \sim N(0, \sigma^2)$,由高斯分布的知识可得,当阈值取 3σ 时,可以保证图像中平均有 99.9% 左右的背景黑点不会因噪声干扰而在计算质心的过程中被错误计算,且通常 σ 不大于 10,所以取阈值为 30。图 9 为修改阈值后提取质心的结果,误差比图 8 要小很多。

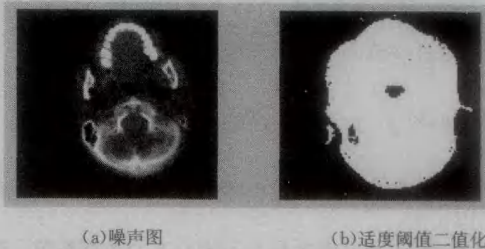


图 9 噪声图像的适度阈值二值化

2) 细节加强

对于没有噪声的图像,使用细节加强的方法可以增强配准效果。但是对于有噪声的图像,小波分解后的各分量也受到噪声很大的影响。图 10 所示的比图 5 要杂乱得多。如果再将这些分量进行倍数增强,加入到近似图像当中,反而会扩大噪声对图像的影响,从而影响配准结果。所以对有噪声的图像,可以略去细节加强这一步,这样可以减少因噪声而带来的影响。

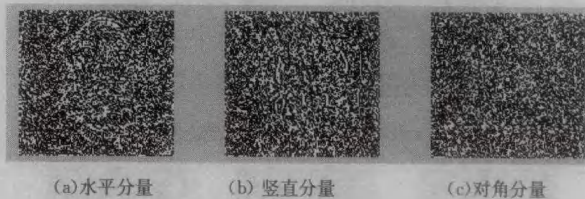


图 10 噪声图像的小波分解

4 实验结果与分析

4.1 正确性验证

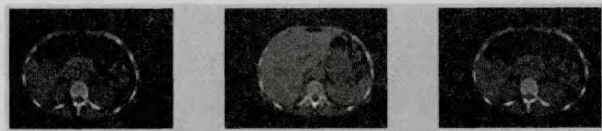
对头部和腹腔两组图片进行配准,如图 11、图 12 所示。

由图 11、图 12 可知,待配准的两图像的细节信息很好地配对在了一起,边缘信息对应整齐。因此,单从配准的正确性来讲,是符合临床需要的。



(a)浮动图像 (b)参考图像 (c)配准后图像

图 11 配准结果演示



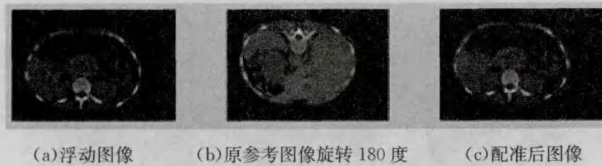
(a)浮动图像 (b)参考图像 (c)配准后图像

图 12 配准结果演示

4.2 误配准问题

一般的配准方法对旋转角度相差太大的图像进行配准时容易收敛到局部极值,从而造成误配准。本文提出的预配准方法解决了这个误配准问题。

如果不进行预配准,直接利用 Powell 算法和基于互信息的相似性测度进行配准,结果如图 13 所示。可以看出,明显造成了这种常见的误配,与正确结果相差 180° 左右。



(a)浮动图像 (b)原参考图像旋转 180 度 (c)配准后图像

图 13 不进行预配准而出现误配准

图 14 为本文方法的配准结果。



(a)浮动图像 (b)原参考图像旋转 180 度 (c)配准后图像

图 14 通过预配准解决误配准问题

由图 14 可见,图像融合得很好,不会出现误配准。另外,在进行预配准的过程中,得到的一维搜索曲线如图 15 所示。

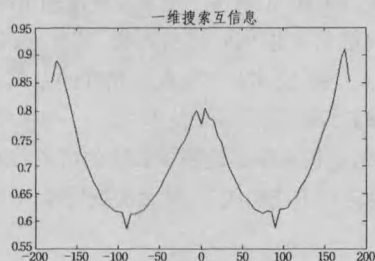


图 15 预配准过程中一维搜索曲线

图 15 曲线明显不是单峰,且有几个小波峰。如果此时用 Brent 算法进行一维搜索的话,同样会出现误配准。

所以,采用本文的方法能避免许多因收敛到局部极值或一维曲线特性不佳而导致误配准的问题。

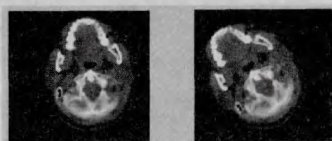
4.3 误差分析

4.3.1 已知变换

先对一幅图像做已知的变换,然后以该图像作为参考进

行配准。比较配准的结果与已知变换的差距,从而评定误差。

首先进行已知变换。先旋转 34.56° ,再在 x 方向平移 12.3, y 方向平移 -32.1 ,如图 16 所示。



(a)原始图像 (b)指定变换后图像

图 16 原始图像进行指定空间变换

由图 17 可见,误差为 $(0.06, 0.0455, 0.0406)$ 。从这个角度分析,已经达到亚像素级。另外,实验中配准结果精确到小数点后 4 位。



(a)浮动图像 (b)指定变换后图像 (c)配准后图像

图 17 结果:34.5000 12.2545 -32.1406

4.3.2 金标准

美国 Vanderbilt 大学的“Retrospective Image Registration Evaluation, RIRE”项目提出了对 3D 图像误差分析的“金标准”。设 3D 浮动图像的 8 个角点变换后的坐标为 $P_i(x_i, y_i)$, $(i=1, 2, \dots, 8)$, 经过配准, 8 个角点的坐标变为 $P'_i(x'_i, y'_i)$, $(i=1, 2, \dots, 8)$, 则配准的误差为

$$error = \frac{1}{8} \sum_{i=1}^8 d_i \quad (5)$$

$$d_i = \sqrt{(x_i - x'_i)^2 + (y_i - y'_i)^2} \quad (6)$$

对于 2D 图像,参考以上方式,对浮动图像标记 4 个特征点,用类似的方式进行误差分析。

由于这种标记方法的标记点和相邻点灰度差较大,因此插值误差是最大的。本实验中,令 $img1(124, 74) = 255$, $img1(61, 136) = 255$, $img1(115, 199) = 255$, $img1(108, 140) = 0$ 。可得到标记之后的 $img3$,如图 18 所示。



(a)原始图像 (b)标记特征点图像

图 18 对图像添加标记点

在标记之后对标记图像进行变换,变换参数为 $(24.6, 18.4, 11.3)$,得到 $img2$,此时 $img2$ 的 4 个参考点的坐标为: $(161, 94)$, $(78, 124)$, $(101, 204)$, $(119, 147)$ 。然后,利用本文的方法,以 $img2$ 作为参考图像,以 $img3$ 作为浮动图像进行配准,如图 19 所示。此时配准后图像 $img4$ 上的特征点坐标为 $(162, 94)$, $(78, 124)$, $(101, 204)$, $(119, 147)$, 则

$$error = (1 + 0 + 0 + 0) / 4 < 1$$

按照这个方式分析,在较大的插值误差下,配准误差依旧小于 1,配准达到了亚像素级。



(a)标记图像 (b)参考图像 (c)配准后图像

图 19 对标记图像进行配准

4.4 配准效率

首先采用本文预配准的方法,针对本文一维搜索方式与不同精度的简单一维搜索进行比较,如表 1 所列。

表 1 对比各种一维搜索的时间代价

图像分辨率	完成时间及 搜索步长 配准完成时间 (采用简单一维搜索,步长为 1)/s	配准完成时间 (采用简单一维搜索,步长为 0.5)/s	配准完成时间 (本文一维搜索, 步长 0.5)/s
226 * 240 图像	8.641	26.328	5.047
291 * 429 图像	28.282	57.875	10.547

可知本文搜索算法的效率比精度较低的简单一维搜索快一倍左右,而且图像越大,差距越明显;相比同样精度的简单一维搜索,本文的方法更是比简单一维搜索快 5 倍左右。由上可知,本文的搜索算法既保证精度又保证效率。

其次,采用本文的一维搜索算法,针对有预配准和无预配准的方式进行分析,如表 2 所列。由此可见,本文的预配准时间代价是比较低的,一般都低于 1s,并且能保证搜索结果正确收敛。

表 2 有无预配准的时间代价以及相应的配准结果

图像分辨率	有预配准	无预配准	配准结果
226 * 240 图像	5.047s	4.312s	都正确
291 * 429 图像	10.547s	9.546s	都正确
291 * 429 图像- 角度相差很大	16.218s	15.297s	有预配准正确, 无预配准错误

以上实现的过程都是经过 mex 技术优化的。如果使用本文的搜索方法与预配准技术,与相同方法下不使用 mex 技术的效率进行对比,可得表 3。

表 3 有无使用 mex 技术对应的配准时间

图像分辨率	是否使用 mex	使用 mex 技术	不使用 mex 技术
226 * 240 图像		5.047s	53.2s
291 * 429 图像		10.547s	133.3s

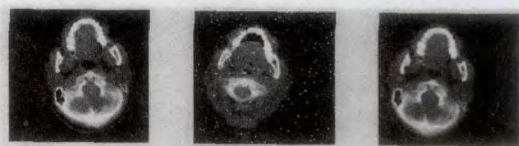
可见本文采用的 mex 技术很好地优化了运算效率,给实验过程带来了极大的方便。综上所述,本文方法的效率已经符合临床使用的需要。

4.5 鲁棒性分析

本文采用鲁棒性好的互信息法作为相似性测度,因此,理论上讲,本文方法应具有良好的鲁棒性。以下是实验证明,其中使用 3.1 节所述的改进方法。

4.5.1 椒盐噪声

为参考图像添加椒盐噪声,测试配准的结果,如图 20 所示。由图可知,图像匹配得比较好,不加噪前的结果是 $(-14.4842, 3.4104, -47.7877)$,加噪之后的结果为 $(-14.0071, 3.8284, -47.0401)$,所以受椒盐噪声的影响不大,误差保持在 1 以内。



(a)浮动图像 (b)添加椒盐噪声的参考图像 (c)配准后图像

图 20 参考图像添加椒盐噪声进行配准

4.5.2 高斯噪声

为参考图像添加高斯噪声,测试配准的结果,如图 21 所示。直观上看,其抗高斯噪声的能力也不错,轮廓符合。跟上面一样,不加噪前的配准结果是 $(-14.4842, 3.4104, -47.7877)$,加噪后的配准结果为 $(-14.0000, 3.0893, -47.4257)$,误差也保持在 1 以内。



(a)浮动图像 (b)添加高斯噪声的参考图像 (c)配准后图像

图 21 参考图像添加高斯噪声进行配准

4.5.3 数据缺失

把参考图像的一部分平移出界,使之丢失部分数据,并进行配准,结果如图 22 所示。可以看出,图像仍能很好地匹配在一起,可以抵抗数据部分丢失的影响。



(a)浮动图像 (b)数据缺失的参考图像 (c)配准后图像

图 22 参考图像数据缺失的配准结果

综上所述,本文方法具有不错的鲁棒性,在常见噪声或数据部分丢失的影响下仍然能够准确地配准,一般不会出现误配准的情况。

结束语 本文在确保低误配率的前提下,着力于提高配准的精度与效率。首先,提出运用质心对齐和小波图像细节加强的方式进行预配准,减少了出现误配准的情况,同时低分辨率下的预配准只有很小的时间代价;其次,改进了 Powell 算法中的一维搜索,使其在保证配准精度的基础上进一步提高了配准效率;再次,引入 mex 技术,又进一步加快了配准的速度,从而使精度和速度都达到了临床的需求;最后,针对常见的噪声图像进行方法的改进,使之能抵抗噪声干扰,更具有鲁棒性。

参考文献

- [1] Brown L G. A survey of image registration techniques[J]. ACM Computing Surveys, 1992, 24(4): 325-376
- [2] Zitova B, Flusser J. Image registration methods: a survey[J]. Image Vision Computing, 2003, 21(11): 977-1000
- [3] 黎俊,彭启民,范植华.亚像素级图像配准算法研究[J].中国图象图形学报, 2008, 13(11): 2070-2075
- [4] 王伟,苏志勋.基于移动最小二乘法的医学图像配准[J].计算机

- [5] Pluim J P W, Maintz J B A, Viergever M A. Mutual information based registration of medical images: a survey[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2003, 22(8): 986-1004
- [6] Maes F, Vandermeulen D, Suetens P. Comparative evaluation of multiresolution optimization strategies for multimodality image registration by maximization of mutual information[J]. Medical Image Analysis, 1999, 3(4): 373-386
- [7] Stone H, Le M J, McGuire M. The translation sensitivity of wavelet-based registration[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell, 1999, 21(10): 1074-1080
- [8] Chalfant J S, Patrikalakis N M. Shape registration via the wavelet transform[C]// IEEE International Conference on Shape Modelling and Applications. New York, USA, June 2008: 277-278
- [9] Xu P, Yao D. A study on medical image registration by mutual information with pyramid data structure[J]. Computers in Biology and Medicine, 2007, 37(3): 320-327
- [10] 刘丽, 苏敏. 基于小波变换和互信息的医学图像配准[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(6): 1171-1176
- [11] Kaneko S, Satoh Y. Using selective correlation coefficient for robust image registration[J]. Patt Recog, 2003, 36(5): 1165-1173
- [12] Pluim J P W, Maintz J B A, Viergever M A. Image Registration by Maximization of Combined Mutual Information and Gradient Information[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2000, 19(8): 809-814
- [13] Wang An-na, Pan Bo, Ma Ji-dong, et al. Deformable image registration base on Gabor wavelet and SVM[C]// IEEE fourth International Conference on Natural Computation. Jinan, China, August 2008: 145-149
- [14] 余成波. 数字图像处理及 matlab 实现[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 2003

(上接第 240 页)

家思考判断后对文本的分类结果与人工分类结果越接近, 分类的准确程度就越高。分类结果的准确性的度量通常使用查全率和查准率来判定, 查全率和查准率反映了分类质量的两个不同方面, 两者必须综合考虑^[8,10,11]。

查准率是所有判断的文本中与人工分类结果吻合的文本所占的比率, 其数学公式可表示如下:

$$precision = \frac{a}{a+b}$$

查全率是人工分类结果应有的文本中分类系统吻合的文本所占的比率, 其数学公式表示如下:

$$recall = \frac{a}{a+c}$$

式中, a 为被正确分到该类的文档数; b 为被错误分到该类的文档数; c 为本应属于该类, 但没有分到该类的文档数。

表 2 列出基于粗糙集理论的文本分类统计信息。

表 2 基于粗糙集理论的文本分类统计信息

类别	人工分类	自动分类	正确分类	查全率	查准率
财经	150	160	130	0.87	0.81
科技	80	68	58	0.73	0.85
体育	60	52	48	0.80	0.92
娱乐	60	58	55	0.92	0.94

从本次实验的测试结果可以看出, 利用本文提出的基于粗糙集理论的文本分类模型对文本进行分类的结果与专家通过人工分类的结果相比, 其查全率和查准率都有所提高。

结束语 本文利用粗糙集理论中的属性约简技术, 把文本集的信息系统中不重要的特征词属性约简掉, 找出特征词属性集中的核集合, 再利用核集合把文本集进行分类, 从而在不利用任何先验信息的基础上对文本集进行分类。通过实验分析得到; 该方法能够使查准率和查全率都有所提高。

参考文献

- [1] 卢娇丽, 郑家恒. 基于粗糙集的文本分类方法研究[J]. 中文信息学报, 2005, 19(2): 66-70
- [2] 侯凡, 周明全, 耿国华, 等. 基于粗糙集的文本分类方法在网络科技资源应用集成环境中的应用[J]. 计算机应用与软件, 2009, 26(3): 88-91
- [3] 王汉萍, 孟庆春, 张继军, 等. 基于粗糙集的文本自动分类方法的研究[J]. 信息技术, 2003, 27(8): 46-48
- [4] Shi Lei, Ma Xin-ming, Xi Lei, et al. Rough set and ensemble learning based semi-supervised algorithm for text classification[J]. Original Research Article Expert Systems with Applications, 2011, 38(5): 6300-6306
- [5] 张志飞, 苗夺谦. 基于粗糙集的文本分类特征选择算法[J]. 智能系统学报, 2009, 4(5)
- [6] 郑丽英, 王海涌, 刘丽艳. 基于粗糙集和模糊集理论的文本分类系统的研究与实现[J]. 铁道学报, 2007, 29(1): 45-49
- [7] Li Wen, Miao Duo-qian, Wang Wei-li. Two-level hierarchical combination method for text classification[J]. Original Research Article Expert Systems with Applications, 2011, 38(3): 2030-2039
- [8] Chen Hui-ling, Yang Bo, Liu Jie, et al. A support vector machine classifier with rough set-based feature selection for breast cancer diagnosis[J]. Original Research Article Expert Systems with Applications, 2011, 38(7): 9014-9022
- [9] 张文修, 吴伟志, 梁吉业, 等. 粗糙集理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 18-19
- [10] 侯丽娟, 王国胤, 聂能, 等. 粗糙集理论中的离散化问题[J]. 计算机科学, 2000, 27(12): 89-94
- [11] 王珍珍. 粗糙集理论的文本分类算法研究及应用[D]. 济南: 山东师范大学, 2007: 38-40
- [12] 何薇, 徐伟华. 信息检索的粗糙集方法[J]. 重庆理工大学学报: 自然科学版, 2010, 24(9): 84-88