

基于小波不变矩的医学图像配准技术研究^{*}

董卫军^{1,2} 樊养余² 刘晓宁¹ 周明全¹

(西北大学信息科学与技术学院 西安 710069)¹ (西北工业大学电子信息学院 西安 710072)²

摘要 图像配准是对取自不同时间、不同传感器或不同视角的同一场景的两幅图像或者多幅图像匹配的过程,是图像融合、目标探测识别和计算机视觉等技术的重要基础,主要用于消除来自不同传感器的图像中目标的位置差异。提出了一种新图像匹配算法,新算法以提升格式小波变换为基础,利用图像多级小波分解后近似分量的轮廓相似性进行图像的快速配准。实验结果表明,新方法高效精确。

关键词 小波变换, 图像匹配, 提升格式, 不变矩

New Technique Research of Medical Image Registration Based on Invariant Moments

DONG Wei-jun^{1,2} FAN Yang-yu² LIU Xiao-ning¹ ZHOU Ming-quan¹

(College of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710069, China)¹

(School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)²

Abstract Image registration is the matching processing which matches two or more images from the same scene derived from different time, different sensors. It is the key basement of image fusion, target detection and recognition system, and computer vision. It's mainly used to eliminate the variation of position of targets from different sensor images. Given a new image registration algorithm which is based on lifting scheme wavelet transform. Decomposed wavelet components of the original images are used to impose the speed of image registration. Experiment results show that the algorithm is effective and accuracy, which is adapted not only to the registration of the mono-modal medical image but also to the multi-modal medical image.

Keywords Wavelet-transform, Image registration, Lifting scheme, Invariant moments

1 引言

一般情况下,医学断层图像多以单一独立方式出现。为了保证诊断的可靠性,必须实现多幅图像的融合处理,而图像配准是图像融合技术的基础,只有经过配准后的图像才能进行有效的融合。经过多年的研究,人们已经设计了多种图像配准方法,如基于灰度的配准方法^[1,2];基于矩的配准方法;基于FFT频率域的频域相关的配准方法^[3];基于平面轮廓的配准方法^[4]等。但这些方法或多或少都存在着一一定的局限性:基于灰度的图像配准方法对图像的灰度变化比较敏感(尤其是非线性的光照变化,将大大降低算法的性能);基于特征的图像配准方法可以克服利用图像灰度信息进行图像配准的缺点,但在进行特征匹配时,对图像的旋转、缩放比较敏感。

小波分析具有多分辨分析能力,广泛用于图像处理领域。由于提升格式是建立在双正交小波和完全可恢复滤波器组的理论上,可以在保持小波双正交特性的条件下,通过提升和对偶提升过程,改善小波及其对偶的性能,以满足各种应用的需要。考虑到提升格式小波的特性,提出了一种新的医学图像配准算法,新算法通过多图像进行提升格式多级小波分解,获取不同分辨率级别系数图像的边界不变矩,并将其作为配准的依据,实现了图像的快速精确匹配。

医学图像的配准过程如图1所示。

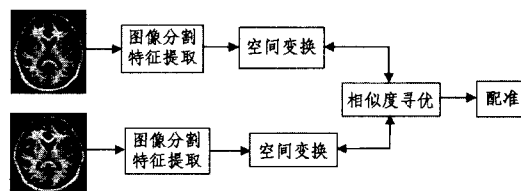


图1 医学图像配准的具体步骤

配准的方法是由特征空间、搜索空间、搜索算法和相似性测度几个组成部分构成的。特征空间是对待配准的图像的特征进行提取,搜索空间是进行变换的方式及变换的范围;搜索算法决定下一步变换的具体方法以得到最优的变换参数;相似性测度是用来度量图像间相似性的一种标准。空间变换和和相似度寻优的过程往往交叉进行,以达到最好,最精确的配准结果医学图像的配准过程本质上是一个多参数最优化问题。

2 提升格式小波变换

基于提升格式小波变换的优点表现在:①本位操作性:所有运算都可做本位操作,从而节省内存,提高运算效率;②运算速度快:由于在运算中利用复合赋值减少了浮点运算量,而且在一个上升步骤中,所有操作均可并行处理,提高了运算效

^{*} 本文研究得到国家自然科学基金(60573179)和陕西省科技计划工业科技攻关项目(2004k05-G24)的资助。董卫军 讲师,博士,主要从事图形图像领域的研究;樊养余 教授,博士生导师,主要从事信号分析与处理、模式识别等方面研究;周明全 教授,博士生导师,中国计算机学会(CCF)理事,主要研究方向为图形图像、可视化技术。

率,因此它的运算速度比 Mallat 算法快。③逆变换与正变换几乎相反;只需简单的改变代码执行的先后循序,便可完成逆变换过程,而且逆变换具有与正向变换相同的计算复杂性。

Mallat 算法的分解重构过程可以简化如图 2 所示。

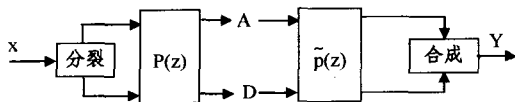


图 2 小波分解重构图

其中:

$$P(z) = \begin{bmatrix} h_e(z) & g_e(z) \\ h_o(z) & g_o(z) \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\tilde{P}(z) = \begin{bmatrix} \tilde{h}_e(z) & \tilde{g}_e(z) \\ \tilde{h}_o(z) & \tilde{g}_o(z) \end{bmatrix} \quad (2)$$

$h_e(z)$ 和 $h_o(z)$ 分别是 $h(z)$ 的偶数部分和奇数部分, $g_e(z)$ 和 $g_o(z)$ 是 $g(z)$ 的偶数部分和奇数部分。

重构条件是:

$$\tilde{P}(z)P(z) = I \quad (3)$$

因此可以得到:

$$\tilde{P}(z) = P(z)^{-1} = \frac{1}{h_e(z)g_o(z) - h_o(z)g_e(z)} \begin{bmatrix} g_o(z) & -g_e(z) \\ -h_o(z) & h_e(z) \end{bmatrix} \quad (4)$$

提升过程的核心在于如何在滤波矩阵 $P(z)$ 和 $\tilde{P}(z)$ 作用的基础上,经过主要提升和对偶提升两个过程进行信号处理。提升格式的过程如图 3 所示。

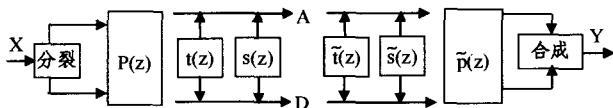


图 3 基于提升格式的小波分解重构图

其中 $t(z) = -\tilde{i}(z)$, $s(z) = -\tilde{s}(z)$ 。

3 算法介绍

基于轮廓特征的医学图像配准涉及三个主要参数:平移参数 T 、旋转参数 R 和尺度参数 S 。平移参数 T 反映测试图像与参考图像的相对位移,旋转参数 R 反映测试图像与参考图像的相对角度差,尺度参数 S 反映了测试图像与参考图像的相对大小。

当只对图像进行平移和旋转运算而不进行放大缩小运算时,物体的周长不变。可以用图像的轮廓周长比来确定两幅图像之间的尺度关系。图像经过小波分解后,对两幅图像的伸缩配准问题可以转化为对其作小波分解后的两幅图像近似分量的伸缩配准问题,且原来两幅图像配准时的伸缩系数和它们分别分解后的两幅近似分量图像的伸缩系数相等。

图像的几何质心可确定物体的位置,当两幅图像配准时图像的质心应重合,因此可以根据两幅图像的轮廓质心坐标来确定配准的平移参数 T 。图像经过小波分解后,对两幅图像的平移配准问题转化为对其作小波分解后的两幅图像近似分量的平移配准问题,且原来两幅图像配准时的平移量为 $2(\Delta x, \Delta y)$,则它们分别分解后的两幅图像近似分量的平移量为 $(\Delta x, \Delta y)$ 。

当平移参数 T 和尺度参数 S 确定后,通过对图像进行平移和尺度变换操作,使待配准的两幅图像之间只存在角度之

间的差异。当两幅图像完全匹配时,对应坐标点的像素值应相同。图像经过小波分解后,对两幅图像的旋转配准问题可以转化为对其作小波分解后的两幅图像近似分量的旋转配准问题,且原来两幅图像配准时的旋转角度与它们分别分解后的两幅近似分量图像的旋转角度相等。

3.1 匹配形状特征的提取与描述

图像 $f(x, y)$ 经过提升格式小波变换后,两幅图像的配准问题可归结为经过小波低通滤波后得到的两幅系数图像的配准问题。通过多级分解将参考图像和待配准图像分别分解成 n 个不同分辨率的子图像,首先将分辨率最低的参考图像和浮动图像进行粗配准,并用这一结果初始化下一个较低分辨率的配准,不断重复这一操作直到分辨率最大的图像得到配准。这样就实现了图像由粗到精的配准,并且提高配准的速度。

图像经过小波变换后, $f * \theta_j(x, y)$ 上变化剧烈的点是沿着梯度方向 $A_{2^j} f(x, y)$ 上模 $M_{2^j} f(x, y)$ 为局部极大值的那些点。只需记录下这些模极大值点的位置以及相应的模 $M_{2^j} f(x, y)$ 和角度 $A_{2^j} f(x, y)$ 的大小即可^[5]。

应该注意的是,当 j 较小时,一些极值是由噪声引起的。通常噪声引起的极值较小,而边缘对应的极值较大,通过自适应阈值法进行阈值处理实现边界特征的提取^[6]。该方法在处理过程中能够很好地保留原图像的特征信息,在处理低质量图像时也有较好的效果。

为了保证配准的准确性,特征应该具有移动、旋转、尺度不变性等特点。同时选择的特征描述符应该能够刻画形状的本质特点,具有良好的可分辨能力。可以通过边界矩来描述复杂物体的边界特征。给定二维连续函数 $f(x, y)$, 定义 $(p+q)$ 阶矩 m_{pq} , 中心矩 u_{pq} 。中心矩 u_{pq} 是反映区域 R 中的灰度相对于灰度重心的分布度量。用零阶中心矩对其余各阶中心矩进行规格化,可以得到规格化的中心矩 η_{pq} 。利用二阶和三阶规格中心矩可以导出七个不变矩组。

通常意义上的矩,一般是指区域的矩。而在这里,需要求取曲线的矩。而区域矩的公式不能直接用来计算曲线矩。现在对不变矩的计算公式进行修正,以适应计算边界矩的要求。

对于区域 $f(x, y)$ 来说,给它一个尺度变换 $x' = ax, y' = ay$, 它的矩就要乘以 a^p, a^q, a^2 , 因子 a^2 是由于尺度变化而带来的目标变化而引起的。 $f(x', y')$ 的中心矩就变成了 $u'_{pq} = u_{pq} * a^{p+q+2}$ 。

归一化矩定义为:

$$\eta_{pq} = \frac{u_{pq}}{(u_{00})^r} \quad (5)$$

为了使得归一化矩对尺度变换时不变的,必须有: $\eta'_{pq} = \eta_{pq}$ 。

即: $\frac{u_{pq} * a^{p+q+2}}{(u_{00} * a^2)^r} = \frac{u_{pq}}{(u_{00})^r}$, 可以推出: $r = \frac{p+q+2}{2}$ 。对于曲线来说,尺度的变化造成周长的变化,变化因子相应是 a , 而不是 a^2 。此时的中心矩就变成了:

$$u'_{pq} = u_{pq} * a^{p+q+1} \quad (6)$$

同样,为了使归一化矩具有尺度变换不变性,必须有: $\eta'_{pq} = \eta_{pq}$, 即:

$$\frac{u_{pq} * a^{p+q+1}}{(u_{00} * a^2)^r} = \frac{u_{pq}}{(u_{00})^r} \quad (7)$$

推出:

$$r = p+q+1 \quad (8)$$

3.2 角度归一化相关系数

假设图像匹配的窗口大小为 $M \times N$ 。在图像匹配中, 基准图 f 和在匹配图 g 上移动到点 (x, y) 时, 将可以得到两个图像矢量 f 和 $g(x, y)$, 两图像矢量的归一化相关系数定义为:

$$\theta = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_{i,j} - u_f) \times (g(x, y)_{i,j} - u_g)}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_{i,j} - u_f)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (g(x, y)_{i,j} - u_g)^2}} \quad (9)$$

其中:

$$u_f = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f_{i,j} \quad (10)$$

$$u_g = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N g(x, y)_{i,j} \quad (11)$$

匹配过程如下:

设匹配图 g , g 中的窗口为 W_g ; 基准图为 f , f 中的窗口为 W_f ; f^1 是以基准图 f 中心点为坐标原点旋转某一角度得到的新图像, f^1 中的窗口为 W_{f1} , 窗口 W_{f1} 和 W_f 中的像素一一对应; f^2 是对 f^1 进行窗口旋转后得到的新图像, W_{f2} 为旋转后的窗口。利用窗口 W_{f2} 在匹配图 g 中的搜索窗口 W_g 内搜寻最佳匹配窗口, 其计算量随着旋转角度步长的变小而增大, 小波变换的多分辨率分析可以解决计算量大的问题, 在最低分辨率上进行操作, 有效地解决角度归一化相关系数带来的大运算量的问题。

3.3 算法总结

图像匹配算法主要过程如下:

- ①对基准图像和待配准图像的预处理(去噪、增强);
- ②对基准图像和待配准图像进行提升格式小波分解;
- ③对获得的多尺度图像进行自适应阈值处理, 获得多尺度边界图像;
- ④从最低分辨率开始进行特征点匹配; 在最低分辨率上解出配准参数;
- ⑤利用从最低分辨率得到匹配特征点到下一级高分辨率等级继续搜索, 直到最高分辨率位配准完成。

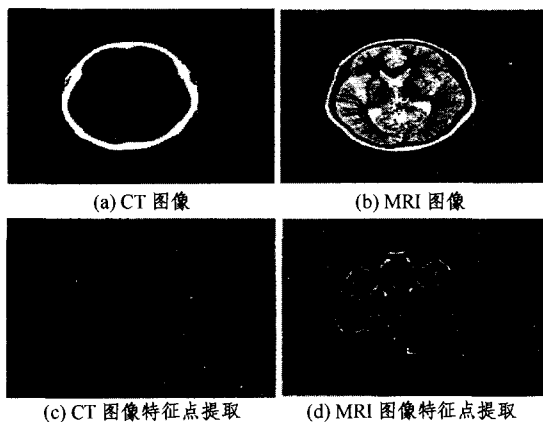


图4 图像特征检测结果

图4为图像经过小波变换后并采用自适应阈值法进行轮廓提取后得到的轮廓图像。轮廓是医学影像中非常重要、非

常有用的信息, 是图像中一个相对稳定的信息, 受外界条件的影响相对较小, 因此通过轮廓特征进行匹配具有较强的抗干扰能力。

图5为配准实验, 其中a图为待配准的CT图像, b图为基准MRI图像, c图为配准后的CT图像。配准结果表明采用基于图像特征的相关算法是可行的。将配准后的图像进行融合处理可使医生更清楚地了解病变组织在体内的解剖位置, 为临床诊断和治疗提供更多的信息。

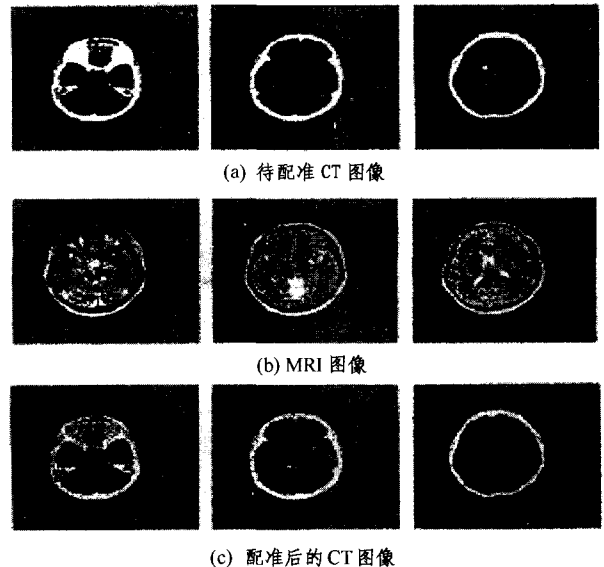


图5 配准实验

图像经过多级小波分解后, 由于边界不变矩具有旋转、缩放、平移无关性, 因此通过多级近似分量子图的边界不变矩的相似性实现图像配准是一种可行的方法。另外由于可见光、医学、遥感等图像小波分解后的近似分量子图都具有轮廓相似性, 因此新方法不仅能够高效地实现医学图像的匹配, 而且具有一定的普遍性。

参考文献

- [1] Maes F, Collignon A. Multimodality image registration by maximization of mutual information, IEEE Transaction on Medical Imageing, 1997, 16(2): 187-199
- [2] Pluim P W, Maintz J B. Mutual-information based registration of medical images; A survey, IEEE Transactions on Medical Imageing, 2003, 22(8): 986-1003
- [3] Reddy S B. An FFT based technique for Translation Rotation and Scale Invariant Image Registration[J]. IEEE Trans Image Processing, 1996, 5(8): 1266-1270
- [4] Mitiche A, Aggarwal J K. Contour registration by shape specific points for shape matching[J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1983, 22(3): 396-408
- [5] 董卫军. 利用小波分析进行基于形状的图像检索技术研究[J]. 西北大学学报, 2004, 34(6): 56-72
- [6] 董卫军. 基于小波分析的自适应阈值法的图像二值化处理[J]. 西北大学学报, 2003, 33(144): 52-55