第37卷 第14期 计 算 机 工 程 2011年7月
Vol.37 No.14 Computer Engineering July 2011

·图形图像处理· 文章编号：1000—3428(2011)14—0231—02 文献标识码：A 中图分类号：TP391.41

基于拉普拉斯谱的医学图像配准算法

夏 云[a,b]，梁 栋[a,b]，鲍文霞[a,b]，徐 慧[a,b]，颜 普[a,b]

(安徽大学 a. 计算智能与信号处理教育部重点实验室；b. 电子信息工程学院，合肥 230039)

摘 要：提出一种基于拉普拉斯谱的医学图像配准算法，通过将谱图理论应用到医学图像配准中并引入特征向量，以达到提高配准精确度和计算效率的目的。该算法根据医学图像的解剖特征来构造拉普拉斯矩阵，通过分析拉普拉斯矩阵的谱得到匹配关系；采用射影变换模型，计算射影矩阵；通过坐标变换和图像插值方法实现图像配准。实验结果表明，该算法与经典的最大互信息配准算法相比，提高了单传感器和多传感器医学图像配准的精度，并且降低运算复杂度。

关键词：配准；拉普拉斯谱；图；互信息；传感器

Medical Image Registration Algorithm Based on Laplacian Spectrum

XIA Yun[a,b], LIANG Dong[a,b], BAO Wen-xia[a,b], XU Hui[a,b], YAN Pu[a,b]

(a. Key Laboratory of Intelligent Computing and Signal Processing, Ministry of Education;
b. School of Electronic Information Engineering, Anhui University, Hefei 230039, China)

【Abstract】The medical image registration algorithm based on Laplacian spectrum algorithm is proposed. The idea of using graph theory as medical image point registration is proposed. By eigenvector, the higher registration precision and the strong ability have been achieved. The Laplacian spectrum of the anatomy feature point sets of the two images is constructed to match. The strategy uses the homogeneous matrix, coordinate transfer and the image interpolation to register. Experimental results show that it has more efficiency and higher registration precision than maximization of mutual information whenever in the single sensor or multi-sensor.

【Key words】registration; Laplacian spectrum; graph; mutual information; sensor

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.14.078

1 概述

医学图像配准[1]是通过寻找一种空间变换，使2幅医学图像的对应点达到空间位置和解剖结构的一致。目前对于医学图像配准的方法主要分两大类：基于体素配准和基于特征配准。前者是在基于统计特性空间上定义一个准则函数，求得配准参数来实现配准。互信息法是一种基于体素的配准方法，于1995年首次被应用到医学图像配准[2]。其中最大互信息配准是目前应用较广的配准方法，可用于多模态医学图像配准[3]，但该算法运算量大。后者是从图像中提取出来的某些特征，如点、线为配准基元，通过有限的特征模式计算变换参数，运算量小且精度高。由于医学图像中存在若干的解剖结构特征，因此适合用于该种方法[4]。本文根据特征点匹配的思想，利用谱图理论，提出一种基于拉普拉斯(Laplace)谱的配准算法[5]。

2 基于特征点的图像配准流程

基于特征点的图像配准流程如图1所示，其中特征点匹配是采用特征点进行医学图像配准的瓶颈问题。很多重要的基于特征点的图像配准理论和应用都在假设匹配问题已经成功的前提下开展。

图1 图像配准流程

由于构造Laplace矩阵把2幅图像对应关系转化为特征点集的Laplace谱，降低了算法计算量。同时较之直接利用灰度信息建立的映射关系，采用Laplace谱进行匹配，降低了误匹配的概率，结合线性插值和射影矩阵，实现了医学图像的精确配准。

3 Laplace谱匹配算法

对含有 n 个特征点的图像 I_1 定义基于特征点的Laplace矩阵：

$$\boldsymbol{L}(\boldsymbol{I}_1)=[l_{ij}]=\begin{cases}-\| x_i - x_j \|^2 / M^2 & (i \neq j)\\ -\sum\limits_{k \neq i} l_{ik} & (i=j,\ k \in \{1,2,\mathrm{L}\ ,n\})\end{cases}$$

$$i=1,2,\cdots,n,\ j=1,2,\cdots,n \tag{1}$$

其中，x_i 和 x_j 是同一幅图像的2个特征点；M 为常数。对于图像 $\boldsymbol{I}_2$ 可类似定义。然后，对于构造的 $\boldsymbol{I}_1$ 和 $\boldsymbol{I}_2$ 矩阵进行SVD分解，得：

$$\boldsymbol{L}(\boldsymbol{I}_1)=\boldsymbol{U}diag\{\lambda_1,\lambda_2,\cdots,\lambda_n\}\boldsymbol{U}^{\mathrm{T}} \tag{2}$$

基金项目：国家自然科学基金资助项目(60772121)；安徽省教育厅重点科研计划基金资助项目(KJ2010A021)；安徽大学“211工程”学术创新团队基金资助项目

作者简介：夏 云(1983－)，男，硕士研究生，主研方向：图像处理与计算，信号处理；梁 栋，教授、博士生导师；鲍文霞，讲师、博士；徐 慧、颜 普，硕士研究生

收稿日期：2010-12-06 **E-mail：**ahu.shine@gmail.com

以 $\boldsymbol{L}(\boldsymbol{I}_1)$为例，$\lambda_1 \geqslant \lambda_2 \geqslant \lambda_\psi = 0$ 是 $\boldsymbol{L}(\boldsymbol{I}_1)$的奇异值，$\boldsymbol{U}=(U_1, U_2, \cdots, U_N)$是 $n \times n$ 正交矩阵，$\boldsymbol{U}_i(i=1,2,\cdots,n)$是矩阵 $\boldsymbol{U}$ 的列向量，对于 $\boldsymbol{L}(\boldsymbol{I}_2)$有类似定义。对 $\boldsymbol{L}(\boldsymbol{I}_2)$进行符号校正，固定所有 $\boldsymbol{U}_i$，对 $\boldsymbol{V}$ 进行符号校正。比较$\| \boldsymbol{V}_i - \boldsymbol{U}_i \|$ 与$\| -\boldsymbol{V}_j - \boldsymbol{U}_j \|$ 的大小，若$\| \boldsymbol{V}_i - \boldsymbol{U}_i \|$ 小，则取 $\boldsymbol{V}_i$，反之则取$-\boldsymbol{V}_i$，进行符号校正后的 $\boldsymbol{V}$ 记为 $\boldsymbol{V}'$。根据 $\boldsymbol{U}$ 和 $\boldsymbol{V}'$构建一个反映特征点直接匹配程度的关系矩阵：

$$\boldsymbol{C} = \boldsymbol{U}\boldsymbol{V}' = [\boldsymbol{U}^i(\boldsymbol{V}')^{\mathrm{T}}] = [C_{ij}] \tag{3}$$

其中，C_{ij} 表示 2 幅图像间特征点的匹配关系，如果 C_i 是它所在行与列的最大元素，则 $\boldsymbol{I}_1$ 的第 i 个特征点与 $\boldsymbol{I}_1$ 的第 j 个特征点匹配。

4 射影变换

平面射影变换是关于齐次 3 维矢量的一种线性变换，并可以用一个非奇异 3×3 矩阵 $\boldsymbol{H}$ 表示为：

$$\begin{pmatrix} x_1' \\ x_2' \\ x_3' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix}$$

或者简洁表示为：$x'=\boldsymbol{H}x$，其中，$\boldsymbol{H}$ 是一个齐次矩阵，称为射影矩阵或单应矩阵。在 $\boldsymbol{H}$ 的 9 个元素中有 8 个独立比率，即一个射影矩阵有 8 个自由度，因此，2 幅图像上的 4 对匹配点就可以唯一求解。正交变换、相似变换和仿射变换等因为都保持共线 3 点的单比不变，必然保持共线 4 点的交比不变，所以，这些变换都属于射影变换的特例。

计算射影矩阵的方法，大致可以分为线性算法和非线性算法 2 类，其中，非线性算法更精确[6]。本文使用非线性算法，先初始化 $\boldsymbol{H}$ 矩阵，使用 DLT 算法(直接线性方法)计算，再使用 Sampson 近似几何误差和 Newton 算法。

5 基于 Laplace 谱算法的图像配准算法

5.1 算法描述

本文 Laplace 谱算法的图像配准流程如下：

(1)提取图像中的解剖结构特征点，可通过 SIFT 或其他检测方法进行。本文为了验证匹配的正确性，采取手动取点法。

(2)分别将 2 幅图像特征点集进行构图和奇异值分解，得出 2 幅图像的最优匹配点。

(3)利用最优匹配点，采用非线性算法，得出 $\boldsymbol{H}$ 射影矩阵。

(4)将待配准图像结合射影矩阵，进行双线性插值，得到配准图像。

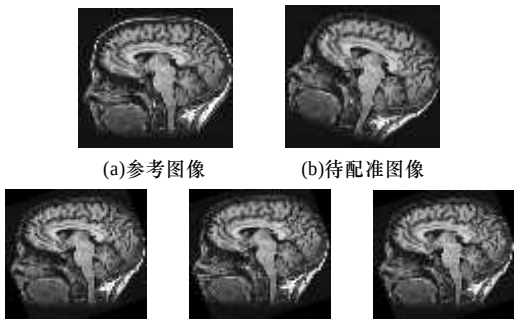
5.2 配准效果评价

本文采取均方根误差和算法运行时间对配准图像进行评价，均方根误差数值越小，表示 2 幅图像越接近，精确度越高。程序运行时间越短，表示该算法运算速度快，运算复杂度低。实验机器配置为 CPU 3.0 GHz, 1 GB 内存，操作系统为 Windows XP，所有算法用 Matlab2007 编程实现。

6 实验及分析

6.1 单传感器图像配准实验

运用上述方法，对 2 张来自同一 MRI 传感器的 Brain 图像进行配准。在实验过程中，参考图像和待配准图像大小均为 354×353 pixel。在图 2 中，图 2(a)为参考图像，检测出 18 个特征点，与待配准的图 2(b)中进行匹配，分别使用 Laplace 谱和邻接矩进行匹配，根据匹配的特征点计算出 2 幅图的几何关系，进行插值后配准。采用邻接矩匹配，共匹配出 14 对特征点，图 2(c)为该算法的配准图像。采用 Laplace 谱匹配，18 对特征点均匹配成功，图 2(d)为该算法的配准图像，图 2(e)为最大互信息法配准图像。



(a)参考图像 (b)待配准图像

(c)邻接矩配准 (d)Laplace 谱配准 (e)最大互信息配准

图 2 Brain 配准实验

实验结果如表 1 所示。3 种配准算法均可以精确配准，采用 Laplace 谱算法配准效果更好的原因与谱匹配有关。从程序运行时间上看，基于图谱理论的特征点配准方法，运算量远小于互信息方法，运算速度快。

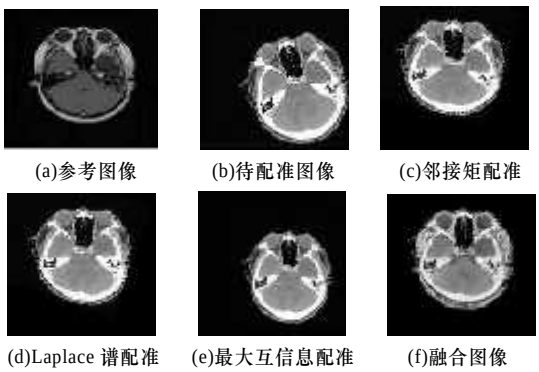
表 1 单传感器图像配准实验结果比较

测度	均方根误差	时间/s
本文算法	19.956 2	2.688 1
邻接矩	25.848 4	2.845 7
最大互信息	21.496 1	14.348 7
配准前 2 幅图像	54.839 1	…

6.2 多传感器图像配准实验及分析

实验对 MR 和 CT 不同传感器采集的图像做配准，2 幅图像均为 128×135 pixel。以 MR 图像为配准参考图像，以 CT 图像为待配准图像。

图 3(a)为 MI 参考图像，检测出 10 个特征点，与待配准的图 3(b)的 CT 图像中进行匹配，分别使用 Laplace 谱和邻接矩进行匹配。采用邻接矩匹配，共匹配出 5 对特征点，图 3(c)为该算法的配准图像。采用 Laplace 谱匹配，匹配出全部 10 对特征点，图 3(d)为该算法的配准图像。图 3(e)为采用最大互信息算法配准图像，将图 3(d)和图 3(a)采用基于 Laplacian Pyramid 算法，融合后的图像为图 3(f)。



(a)参考图像 (b)待配准图像 (c)邻接矩配准

(d)Laplace 谱配准 (e)最大互信息配准 (f)融合图像

图 3 多传感器图像配准实验

实验结果如表 2 所示，Laplace 谱算法效果最好，邻接矩阵算法次之，互信息方法较差。

表 2 多传感器图像配准实验结果比较

测度	均方根误差	时间/s
本文算法	65.714 6	2.321 7
邻接矩	71.925 0	1.924 6
最大互信息	73.175 0	9.699 7
配准前 2 幅图像	86.140 0	…

采用 Laplace 谱算法配准效果更好的原因，是因为配准算法基于医学图像的点特征(实质为若干解剖结构特征)计算

(下转第 235 页)