

基于移动最小二乘法的医学图像配准

王伟 苏志勋

(大连理工大学数学科学学院 大连 116024)

摘要 提出一种基于移动最小二乘法变形模型的医学图像配准技术。首先用蛇模型的方法分割图像感兴趣区域;其次在分割后的图像上半自动地选取对应标记点;最后基于这些标记点采用移动最小二乘法的变形模型对图像进行变形,从而实现医学图像的配准。实验结果表明,该方法克服了手动选点难度大的缺点,提高了配准的精度,是一种有效的医学图像配准方法。

关键词 图像分割,图像配准,移动最小二乘法,半自动选点,蛇模型

中图法分类号 TP391.41 **文献标识码** A

Medical Image Registration Based on Moving Least Squares

WANG Wei SU Zhi-xun

(School of Mathematical Sciences, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract Abstract The purpose of medical image registration is to match corresponding points in spatial and anatomic location from two or more different images. A novel algorithm of medical image registration based on moving least squares was proposed. This algorithm segmented interested regions of images, and then used semi-automatic method to extract the landmark points, deformed the image using moving least squares, thereby achieving medical image registration. The experimental results demonstrate that the proposed algorithm is an accuracy and effective method of medical image registration.

Keywords Image segmentation, Image registration, Moving least squares (MLS), Semi-automatic points selection, Snake model

1 引言

医学图像配准^[1]是对两幅或多幅通过不同手段获取的医学图像,或以同一成像方式在不同时间获得的图像进行空间变换,通过寻优使待配准的图像达到空间位置相匹配的过程。根据医学图像配准所依据的标准,常用的配准方法可以分为两大类:基于图像灰度的配准方法和基于图像特征的配准方法^[2]。在基于灰度的医学图像配准中,采用互信息^[3]的医学图像配准方法是一种典型的方法。该方法虽然在配准之前不需要对不同成像模式下得到的图像间灰度关系做任何假设和对图像的预处理,但没有考虑图像的局部特征,因此对一些特定的图像,配准的结果不理想。而基于图像特征的方法,主要是基于图像的点特征,选取合适的图像变换模型,从而实现图像的配准。该方法的优点在于考虑了特定图像的局部特征,使得配准的效果更加符合实际。

本文提出的医学图像配准方法是基于图像特征的方法。特别地,图像的特征选取图像的点特征^[4]。在配准过程中,标记点可以手动选取,但这种方法难度较大、费时,而且需要具有一定专业的解剖知识。本文采用一种半自动的方法选取标记点。先通过分割图像感兴趣的边界^[5],然后对分割所得边

界进行均匀离散化,获得对应标记点集,它能够较准确而快速地选取对应标记点,从而更为方便。与此同时,采用一种新的基于移动最小二乘法的图像变形模型^[6]对图像进行变形。该模型可以构造3种变换,即刚性变换、相似变换和仿射变化。针对不同的医学图像,选择合适的变换,从而实现医学图像的配准。

2 移动最小二乘法的变形模型

基于移动最小二乘法的变形模型是由 Schaeferd 等^[6]提出的。该方法在移动最小二乘法的基础上推导出3种变换:仿射变换、相似变换和刚体变换。

定义函数 f 为目标图像和源图像之间点的映射。 f 作用在源图像的每一个点 v 上就得到了形变后的图像。设 $\{p_i\}$, $\{q_i\}$, $i=1,2,\dots,n$, 为待配准图像上的两组对应点集,点 p_i 经过函数 f 变换后得到 q_i 。映射函数 f 必须满足下列3个性质:

插值性:在变换中,标记点 p_i 应该直接映射到 q_i , 例如 $f(p_i) = q_i$ 。

光滑性: f 应该产生光滑的变形。

唯一性:如果两组标记点是相同的,即 $p_i = q_i$, $i=1,2$,

到稿日期:2009-10-26 返修日期:2010-01-14 本文受国家自然科学基金(No. 60673006)资助。

王伟(1981—),男,博士生,主要研究方向为计算几何与图形图像处理、医学图像分割与配准等, E-mail: garywangzi@gmail.com; 苏志勋(1969—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为图形图像处理、计算机辅助几何设计、计算机视觉等。

..., n , 则 f 应是唯一的映射。

首先, 对于仿射变换, 设 p 是特征点的集合, q 是 p 经过变换后的特征点的集合, 构建一个函数 f , 使 f 满足上述映射的 3 个性质。在图像中给定一个点 v , 求解使式(1)最小, 其中 $l_v(x)$ 是仿射变换

$$\sum_i w_i |l_v(p_i) - q_i|^2 \quad (1)$$

式中, p_i 和 q_i 是对应的特征点, 权 $w_i = \frac{1}{|p_i - v|^{2\alpha}}$ 。

在以上最小二乘法问题中, 权 w_i 是基于点 v 的, 因此对于每一个 v , 得到不同的变换函数 $l_v(x)$ 。

现在定义变换函数 $f(v) = l_v(v)$ 。首先, 当 v 靠近 p_i 时, w_i 接近无穷大。其次, 如果 $q_i = p_i$, 则对于所有的点 x , 有 $l_v(x) = x$, 因此 f 是唯一的变换函数 $f(v) = v$ 。最后, f 在除了 p_i 之外的点都有光滑的性质 ($\alpha \leq 1$ 时)。

假定 $l_v(x)$ 是一个仿射变换, 那么 $l_v(x)$ 包括两部分: 线性变形矩阵 M 和位移 T

$$l_v(x) = xM + T \quad (2)$$

简化式(2), 去掉位移 T 。对 $l_v(x)$ 中的每一个自由变量 x , 其一阶偏导等于零。因此, 可以用 M 来表示 T 。假设 $T = q^* - p^* M$, 求解 T , 其中 p^* 和 q^* 为

$$p^* = \frac{\sum_i w_i p_i}{\sum_i w_i}, q^* = \frac{\sum_i w_i q_i}{\sum_i w_i} \quad (3)$$

把 T 代入式(2), 重写 $l_v(x)$ 为

$$l_v(x) = (x - p^*)M + q^* \quad (4)$$

据此, 式(1)的最小二乘问题可以重写为

$$\sum_i w_i |\hat{p}_i M - \hat{q}_i|^2 \quad (5)$$

式中, $\hat{p}_i = p_i - p^*$, $\hat{q}_i = q_i - q^*$ 。

求解式(5)可以得到最小仿射变换

$$M = (\sum_i \hat{p}_i^T w_i \hat{p}_i)^{-1} \sum_i w_i \hat{p}_i^T \hat{q}_i$$

虽然这个解要求矩阵的转置, 但其只是二阶矩阵, 转置易求出, 因而可以得到变换函数 $f_a(v)$ 的简单表达式

$$f_a(v) = (v - p^*) (\sum_i \hat{p}_i^T w_i \hat{p}_i)^{-1} \sum_i w_i \hat{p}_i^T \hat{q}_i + q^*$$

用同样的方法可以求出相似变换函数和刚体变换函数的表达式

$$f_s(v) = \sum_i \frac{\hat{q}_i w_i}{\mu_s} \begin{bmatrix} \hat{p}_i \\ -\hat{p}_i^\perp \end{bmatrix} \begin{pmatrix} v - p^* \\ -(v - p^*)^\perp \end{pmatrix}^T + q^* \quad (6)$$

式中, $\mu_s = \sum_i w_i \hat{p}_i \hat{p}_i^T$, $\perp$ 是对二维向量的算子, $(x, y)^\perp = (-y, x)$ 。

刚体变换函数的表达式为

$$f_r(v) = |v - p^*| \frac{\vec{f}_r(v)}{|\vec{f}_r(v)|} + q^* \quad (7)$$

$$\text{式中, } \vec{f}_r = \sum_i \hat{q}_i w_i \begin{bmatrix} \hat{p}_i \\ -\hat{p}_i^\perp \end{bmatrix} \begin{pmatrix} v - p^* \\ -(v - p^*)^\perp \end{pmatrix}^T.$$

至此得到了基于移动最小二乘法的图像的 3 种变换表达式。在实际应用中, 针对不同的组织, 可以选择不同的变换函数, 使得图像配准更加符合实际的情况, 便于诊断病情及其治疗。

3 基于图像分割的标记点半自动选取

在图像配准中, 标记点在很多情况下都是手动选择, 选择难度大, 费时和繁琐。因此, 本文引入一种基于图像分割的标记点半自动选取方法。方法先分割出待配准图像感兴趣的区域, 选取图像上感兴趣区域的外边界, 然后将边界均匀离散化, 得到标记点集。此方法能够准确且快速地选取对应标记点, 从而更为方便。

在获取图像感兴趣区域边界时, 本文应用经典 Snake 模型的图像分割方法^[7]。首先, 在图像中勾画一条初始边界作为假设先验知识, 然后对此初始边界做变形, 使它符合图像上感兴趣区域的真实边界。Snake 曲线是由一组轮廓点 $v(s) = [x(s), y(s)]$, $s \in [0, 1]$ 组成的轮廓参数曲线, 其模型能量函数

$$E_{snake} = \int_0^1 [\alpha(s) E_{continuity} + \beta(s) E_{smoothness} + \gamma(s) E_{image}] ds \quad (8)$$

式中, $E_{continuity} = |\frac{dv}{ds}|^2$, $E_{smoothness} = |\frac{d^2v}{ds^2}|^2$, $E_{image} = -|\nabla I|^2$, 参数 $\alpha(s)$, $\beta(s)$, $\gamma(s)$ 是控制能量的相关系数。求边界轮廓的问题就转换为能量最小问题

$$W = \min_{v(s)} E_{snake} \quad (9)$$

在求解上述能量最小问题时, 应用 Amini^[8] 提出的时滞离散动态规划的方法, 建立了主动轮廓线能量求解与动态规划方法的对应关系, 将 Snake 曲线的能量极小化转化为一个多阶段的决策过程动态规划, 是一种快速的方法。

图 1 是对一幅 CT 图像提取人的喉管部位边界的实验图。如图所示, 用 Snake 模型方法可以很方便地得到图像感兴趣的边界。

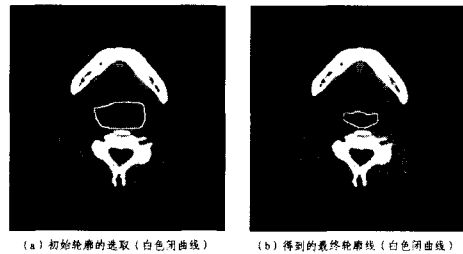


图 1 图像感兴趣边界的选取

图 2 是选取特征点方法的示意图。它是从图像的中心出发, 等角度间隔地向外发出 n 条射线, 它们与得到轮廓的交点就作为选定的标记点。对待配准的两幅图像进行相同的处理, 可以得到一一对应的两组点集, 作为图像配准中的对应标记点集。

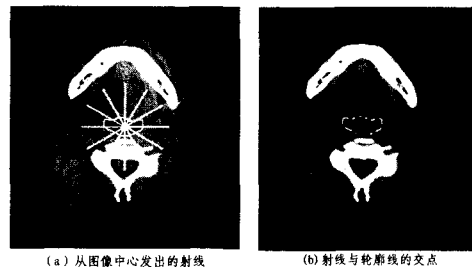


图 2 图像感兴趣区域标记点的选取

- [4] Seo D, Sweeney P. Simple Authenticated Key Agreement Algorithm[J]. Electronics Letters, 1999, 35(13): 1073-1074
- [5] Lin I C, Chang C C, Hwang M S. Security Enhancement for the Simple Authenticated Key Agreement Algorithm[C]// 24th Annual International Computer Software and Application Conference, 2000: 113-115

rence, 2000: 113-115

- [6] Kim M, Cetin K K. Enhanced Security for the Modified Authenticated Key Agreement Scheme[J]. IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, 2006, 6(7B): 164-169

(上接第 271 页)

4 本文算法及实验结果

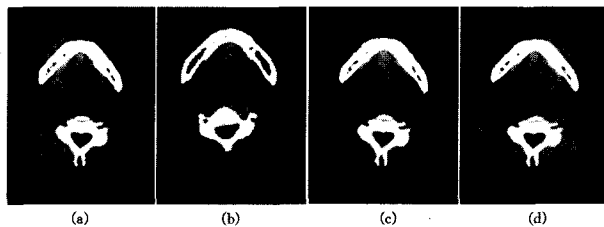
本文提出的基于移动最小二乘法医学图像配准方法的基本步骤如下。

步骤一 在图像感兴趣区域的外部用初始曲线圈定, 然后用 snake 模型驱动其收敛到感兴趣区域的边界。

步骤二 按照上一节半自动的方法选取一一对应的两组点集, 作为图像配准中的对应标记点集。

步骤三 对这些标记点集使用移动最小二乘法作为变形模型, 对图像进行变形, 得到最后的配准图像。

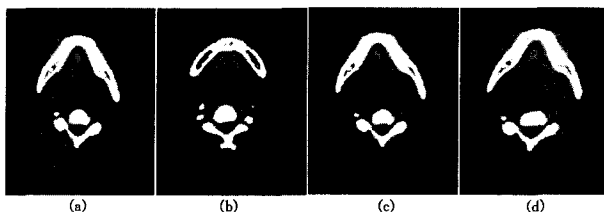
运用本文方法, 在 AMD Sempron(tm) processor 2500+ 处理器, 内存 1G 的计算机上运行, 对不同病人喉管部位的 CT 图像进行了配准。实验结果如图 3 所示, (a) 为标准模型喉部 CT 图像, 作为变形的模板图像; (b) 为待配准病人相同部位的 CT 图像; (c) 是对图像选取 12 个标记点, 采用最小移动二乘法的仿射变换得到的配准后图像; (d) 是运用 30 个标记点采用最小移动二乘法的仿射变换得到的配准后图像。从这个实验看出, 点数越多, 配准的效果越好。



(a) 标准的喉部模型 CT 图像; (b) 待配准病人的 CT 图像
(c) 12 个标记点配准后图像; (d) 30 个标记点配准后图像

图 3 病人与标准模板图像选取不同标记点的配准结果比较

在医学图像中, 不同的组织形变是不同的, 这需要具有一定的专业知识的医生进行指定。基于移动最小二乘法的变形模型, 有 3 种不同的变换可以选择, 即仿射变换、相似变换和刚性变换。如图 4 所示, (a) 为标准模型喉部 CT 图像, 作为模板图像; (b) 为待配准病人相同部位的 CT 图像; (c) 为对喉管部位, 采用移动最小二乘法的刚性变换得到配准后的图像; (d) 为对喉管部位采用移动最小二乘法的仿射变换得到配准后的图像。在本实验中, 对待配准的图像分别采用刚性变换和仿射变换。从实验结果可以看出, 仿射变换是本实验理想的模型选择。



(a) 标准的喉部模板图像; (b) 待配准病人的 CT 图像

(c) MLS 采用刚性变换配准后的图像; (d) MLS 采用仿射变换配准后的图像

图 4 病人与标准模板图像采用刚性变换和仿射变换的配准结果

如图 5 所示, 本文对尺度不变(sift)自动选点方法^[9]和半自动选点方法做了比较。(a)和(b)是标准模板和待配准病人的喉部 CT 图像, (c)是采用 sift 得到的结果, (d)是采用本文方法得到的结果。从图中结果可知, 采用半自动选点方法可以更好地选取用户感兴趣区域, 并且得到较好的对应结果。采用自动选点方法, 虽不需人工干预, 但不能得到很好地选取用户所需区域, 以致不能满足用户最终所需的图像。

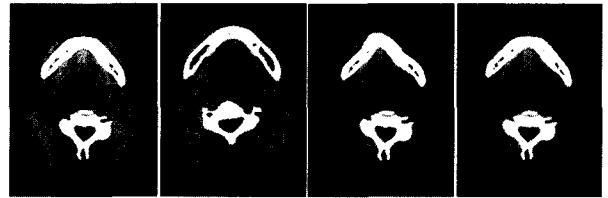


图 5 本文方法与 sift 自动选点的配准方法的比较

结束语 本文提出并实现了一种新的基于图像点特征的医学图像配准方法。方法先用一种半自动方法在图像上选取标记点, 它能够快速、有效、方便地选取多个对应标记点。基于这些对应标记点采用移动最小二乘法对图像进行形变, 从而实现了医学图像配准。选择基于移动最小二乘法的形变模型时, 可以根据不同区域或者机体的不同组织选择不同的变换, 更好地仿真各个组织的真实形变。实验结果表明, 本文的医学图像配准方法是一种有效的、稳定的、可行的配准方法。

参考文献

- [1] Maintzjb A, Viergeverv M. A Survey of Medical Image registration[J]. Medical Image Analysis, 1998, 2(1): 1-37
- [2] Van Den Elsen P A, Pol E-J D, Viergever M A. Medical image matching: A review with classification[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1993, 16(3): 26-39
- [3] Tang Min. Image registration based on improved mutual information with hybrid optimizer[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2008, 17(1): 18-25
- [4] 周永新, 罗述谦. 基于基形状特征点最大互信息的医学图像配准[J]. 计算机辅助设计与图像学报, 2002, 14(7): 654-658
- [5] Nikhil R P, Sankar K P. A review of image segmentation techniques[J]. Pattern Recognition, 1993, 26(9): 1277-1294
- [6] Schafer S, Mcphail T, Warren J. Image deformation using moving least squares[J]. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25(3): 533-540
- [7] Pringce L, Xu C. A new external force model for snakes[C]// Image and Multidimensional Signal Processing Workshop. 1996: 30-31
- [8] Aminia T S, Weymouth E. Using dynamic programming for minimizing the energy of active contours in the presence of hard constraints[C]// Second International Conference on Computer Vision. 1998: 95-99
- [9] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110