基于 ICP算法的手术导航三维配准技术

王君臣 王田苗 徐 源 方礼明

(北京航空航天大学 机械工程及自动化学院, 北京 100191) (武警北京市总队第二医院, 北京 100037)

摘 要: 针对计算机辅助手术三维导航技术中术前 CT图像与术中实际空间的配准问题,提出一种基于最近点迭代 (ICP, Iterative Closest Point)算法的特征点云配准技术. 利用医学图像空间和实际空间特征区域的两片点云坐标进行三维配准. 对 CT图像进行重建、分割及交互式操作得到医学图像特征点云;利用光学定位仪实时采集实际空间中对应区域的点云;通过主元分析 (PCA, Principal Component Analysis)获取两组点云数据的特征向量进行初配准;进行最近点迭代使配准矩阵收敛到一个最优解,其中采用 k-d tree寻找邻近点加速迭代过程. 以塑料脊柱模型骨为对象进行了脊柱手术导航配准精度实验,进一步对实验中的点云数据加入高斯噪声以进行误差分析. 结果表明这种配准方法简单可靠,在模型骨情况下配准精度在1mm以内.

关 键 词: 图像配准; 最近点迭代; 手术导航; 三维重建; 轮廓提取

中图分类号: TP 391. 9

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965 (2009) 04-0434-05

Registration method based on ICP algorithm for 3D surgical navigation

Wang Junchen Wang Tianmiao Xu Yuan

(School of Mechanical Engineering and Automation, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Fang Liming

(The 2nd Hospital of Beijing General Forces of Armed Police, Beijing 100037, China)

Abstract: Registration between medical images and physical space is an important procedure in 3D surgical navigation systems. A registration method based on ICP (iterative closest point) algorithm was presented. Two point sets, one of which is acquired from physical space by the optical localizer and the other is from a 3D model reconstructed by the marching cube method, were used to calculate the transformation matrix between preoperative CT image space and intraoperative fiducial marker space. The registration procedure was divided into the following two phases. PCA (principal component analysis) was used to calculate the eigenvectors of the two point sets respectively to achieve initial registration. ICP method was used to make the initial transformation matrix to converge into the best solution, in which the k-d tree structure was used to accelerate the procedure. A spine model experiment was carried out and a virtual 3D measurement environment was set up to evaluate the accuracy of the registration method. Error analysis was conducted by adding Gaussian noise to the point sets. The result shows that under this condition the final average registration accuracy is less than 1mm.

Key words: image registration; ICP (iterative closest point); surgical navigation; 3D reconstruction; contour extraction

收稿日期: 2008-04-08

基金项目: 国家杰出青年科学基金资助项目 (60525314);国家科技支撑计划资助项目 (2006BA103A16);北京市科技计划资助项目 (D020602500007093);武警北京总队第二医院资助项目 (BUAA20080104)

作者简介: 王君臣 (1984 -),男,陕西宝鸡人,博士生, wangjunchen@gmail. com.

计算机辅助外科手术三维导航技术目的在于实现外科手术过程可视化,减少手术创伤同时提高手术精度[1-2]. 它利用机器人技术以及导航技术,将手术图像和手术过程中的实际解剖组织关联起来,提供给医生一个可视化、交互式、精确的手术环境从而达到缩短手术时间、减少医生疲劳、提高手术精度的目的. 临床上常用的医学图像包括 X射线透视图,MRI, CT, PET等. 通过三维医学图像数据,如 CT或 (和)MRI,就可以重建出手术对象的三维形状,甚至可以根据需要重建出不同的组织如骨骼、软组织、血管等. 计算机辅助手术导航三维配准技术,就是将图像空间和实际手术对象联系起来,这样才能将实际空间中的操作映射到虚拟空间中去,从而引导医生完成手术. 因此配准技术是手术导航技术的关键,配准结果精确与否,直接影响到手术的成败.

医学图像配准分为刚性配准和弹性配准,在多数情况下手术导航需要配准不同的刚性坐标系[3],例如图像坐标系之间以及与术中实际三维空间的配准等,因此,本文只针对于刚性配准. 目前针对术前图像空间与术中实际空间三维配准主要有以下方法: ①基于解剖学特征点配准; ②基于外部特征点配准; ③曲面 曲面配准. 方法 ①总体说来精度不高,且需要花费大量时间对手术装置进行精度实验和测试. 方法 ②需要引入额外的标定物,给病人带来心理和生理的负担,在某些情况下可能无法加入标定物. 方法 ③需要对医学图像进行特殊处理,分割出比较有特点且术中可以扫描到的骨骼或组织表面,它对图像分割技术以及手术对象有较高的要求,需要昂贵的扫描设备,因此不具备通用性. 本文在方法 ③的基础上提出一种基于最近点迭代 (ICP, Iterative Closest Point)算法的特征点云配准技术,该方法不需要复杂的图像分割算法就能简单、准确地进行手术导航的三维配准并且具有一定的通用性.

1　医学图像配准的数学描述

配准的定义如下:设 S和 V是两个参考空间(它们可以是图像空间,也可以是术中探测器或定位装置的实际物理空间),所谓 S和 V的配准,就是找到一种变换 T,使得 S和 V中的对应元素 p_s和 p_v具有如下关系: $p_s = T(p_v)$. 用一种通用的流程来描述所有的医学图像配准问题:

1) 分别抽取 S和 V中的特征元素集合,记为 F_s和 F_v,设 p_{si}和 p_{vj}分别为 F_s和 F_v中的元素.

2) 定义目标函数:

$$f = \sum_i \min_j D(p_{si}, T(p_{vj})) \qquad (1)$$

其中 D是广义距离函数.

3) 使用优化算法求解目标函数的全局极小点从而得到 T.

目前所有类型的医学图像配准问题全都围绕以上 3个步骤开展研究. 例如如何抽取特征集合,如何定义广义距离,采用何种优化算法使得目标函数全局收敛等. 在手术三维导航中,一般需要将术前 CT/MRI图像坐标系与手术空间中的实际物理坐标系 (marker坐标系)进行配准,因此 S和 V都是笛卡尔坐标系, T是 V系相对于 S系的转换矩阵,可以表示成一个 3×3旋转矩阵和一个 3×1平移向量的组合,特征元素就是点的三维坐标,而广义距离就是三维坐标点之间的欧氏距离.

2　基于 ICP算法的点集配准

ICP算法产生于 1992年,由计算机视觉研究者 Besl和 Mckay提出的,它是一种高层次的基于自由形态曲面的配准方法[4]. 设 P和 Q是两组点集,点数相同均为 N ($3\times N$矩阵),其下标相等的点 p_i和 q_i是同一点在不同坐标系下的坐标表示 (3×1列向量),设这两组点集所基于的坐标系之间的 3×3旋转矩阵和平移向量分别为 R和 s,则求解以下最优化问题就能求得 R和 s:

$$\min \sum_{k=1}^{N} \| p_k - (R \cdot q_k + s) \|_2^2 \qquad (2)$$

在实际求解中,利用四元数奇异值分解 (SVD, Singular Value Decomposition)求解 R和 s算法流程如下:

1) 计算 P和 Q的重心

$$p_0 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} p_i \qquad q_0 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} q_i$$

2) 构造 P和 Q的协方差矩阵

$$\chi_{PQ} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(q_i - q_0)(p_i - p_0)^{\mathrm{T}} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} q_i p_i^{\mathrm{T}} - q_0 p_0^{\mathrm{T}}$$

3) 由 χ_{PQ}构造一个 4×4矩阵

$$\xi(\chi_{PQ}) = \begin{pmatrix} \mathrm{tr}(\chi_{PQ}) & \Delta^{\mathrm{T}} \\ \Delta & \chi_{PQ} + \chi_{PQ}^{\mathrm{T}} - \mathrm{tr}(\chi_{PQ}) \cdot I_3 \end{pmatrix}$$

其中, $\mathrm{tr}(\chi_{PQ})$是 χ_{PQ}的迹; I_3是 3×3的单位阵;

$$\Delta = (a_{23}, a_{31}, a_{12})^{\mathrm{T}} \qquad a_{ij} = (\chi_{PQ} - \chi_{PQ}^{\mathrm{T}})_{ij}$$

4) 计算 $\xi(\chi_{PQ})$的特征值和特征向量. 其最大特征值对应的特征向量就是表示旋转矩阵的四元数 $q = (w, x, y, z)$,由四元数可求出旋转矩阵:

$$R(q)=\begin{pmatrix} w^2+x^2-y^2-z^2 & z(xy-wz) & 2(xz+wy) \\ 2(xy+wz) & w^2-x^2+y^2-z^2 & 2(yz-wx) \\ 2(xz-wy) & 2(yz+wx) & w^2-x^2-y^2+z^2 \end{pmatrix} \tag{3}$$

$$s=p_0-R(q)\cdot q_0$$

通过 R和 s就可以构造 4×4的齐次变换矩阵 T.在实际应用中无法保证 P和 Q两组点集之间的一一对应关系,也无法保证它们含有相同数量的点.因此,ICP方法用来迭代地寻找最优配准矩阵.本文通过两个步骤来寻找最优配准矩阵.

1)初配准

由于迭代算法对初值的要求较高,为防止最优解陷入局部最小解的情况发生,同时减少配准算法的时间消耗,初配准用来提供一个位于全局最优解附近的迭代初值.将 P和 Q两组点集分别看作是两个三维随机向量的样本值,采用主元分析法(PCA, Principal Component Analysis)可以求得 P和 Q两组点集的 3个特征向量,结合各自的重心,得到 4个对应的特征点对,按照前述对应点集的配准方法求得初始配准矩阵 T_0.

2)精配准

设 k为迭代次数,N_P和 N_Q分别为点集 P和 Q的元素个数,ε为给定精度(例如 $\varepsilon=10^{-10}$).

①令 $k:=0$, $Q^0=Q$, $T^0=T_0$,对 Q^0中的每个点 q_i^0, $i=1,2,\cdots,N_Q$,使用 k-d tree[5]在 P中寻找与 q_i^0欧氏距离最近的点从而构成一个点集:

$$D^0(i)=p_j \quad \text{s.t.} \min_{1\le j\le N_P}\|q_i^0-p_j\|$$

设置初始残差

$$r^0=\frac{1}{N_Q}\sum_{i=1}^{N_Q}\|q_i^0-D^0(i)\|$$

② $Q^{k+1}=T^k\cdot Q^k$ $D^{k+1}(i)=P_j$

$$\text{s.t.} \min_{1\le j\le N_P}\|q_i^{k+1}-p_j\|$$

更新平均残差

$$r^{k+1}=\frac{1}{N_Q}\sum_{i=1}^{N_Q}\|q_i^{k+1}-D^{k+1}(i)\|$$

③如果 $|r^{k+1}-r^k|\le\varepsilon$或者 k达到了迭代次数上限则算法结束,$T^k\cdot T^{k-1}\cdot\cdots\cdot T^0$即为所求的最终配准矩阵.否则继续④.

④对 Q^{k+1}和 D^{k+1}进行对应点集的 SVD法求得齐次坐标下的配准矩阵 T,令 $T^{k+1}=T$,令 $k:=k+1$,转步骤②.

3 基于特征点云的配准方法

手术导航时需要分别抽取图像空间和实际空间对应的特征元素,结合第 2节的算法就可以完成配准.

3.1 数字化图像空间特征曲面

术前 CT图像是 DICOM(Digital Imaging and Communications in Medicine)格式,具有自定义的几何坐标.它是一个对连续空间进行离散采样所得到的三维离散灰度场.利用 marching cube算法[6]重建出脊柱的三维模型,它是一种面绘制模型,其几何描述是基于扫描 CT数据时定义的坐标系.采用 vtk(Visualization Toolkit)可视化工具包对三维模型进行交互式操作,例如模型分割、三角网格优化、光线投射拾取单个表面点、采集球大面积拾取表面点等.医学图像上的特征点云可以通过先将图像数据重建成面绘制模型,然后利用光线投射法交互式地拾取重建模型上特征区域表面上的三维点集,称其为点云 P.这一过程被称为数字化图像空间特征曲面.

3.2 数字化实际空间特征曲面

术中采用加拿大 NDI公司的光学定位仪 Polaris Spectra,标称定位精度小于 0.25 mm(均方根值(RMS, Root Mean Square)).在手术对象上安装可被光学定位仪识别的 marker,这个 marker就是术中实际空间坐标系.手术中器械在该 marker坐标系下所能达到的范围称为实际工作空间.利用探针在手术对象部位事先确定的特征表面(对应于重建模型上的特征表面)上划动,由定位仪实时记录探针末端点在实际工作空间内的坐标,称其为点云 Q.这一过程称为数字化实际空间特征曲面.为了获得较高质量的点云数据,设置一定的采样距离阈值,以保证点云分布较均匀.需要注意的是,由于手术操作区域的限制及术中暴露情况的不同,在实际手术中 Q所表征的区域只需是 P所表征区域的子集即可.

3.3 特征点云配准

如图 1所示,抽取到 2个空间的特征元素后,运用第 2节的算法就可以求出 P和 Q的配准矩阵.手术导航中的配准流程如图 2所示.需要说明的是特征区域不必要连续,每片点云都可以是对



a 点云 P b 点云 Q

图 1 特征点云

空间中若干个不同区域数字化的结果.

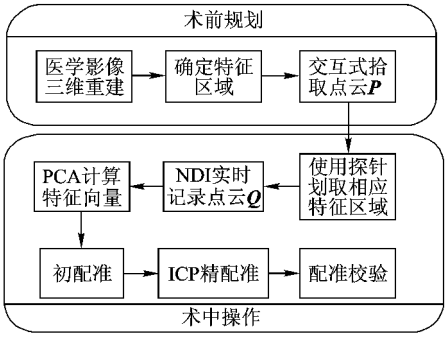
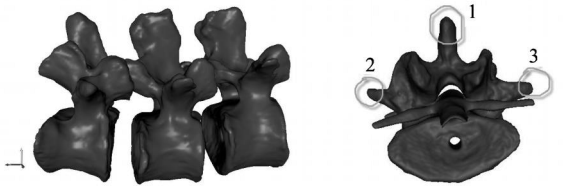


图 2　手术三维导航的配准流程

4　配准精度实验及误差分析

4.1　实验内容以及精度测试方法

脊柱椎管减压术是一个对手术精度要求非常高的手术,医生使用医用手电钻磨掉脊髓腔外壁压迫神经的增生脊柱骨,但又不能伤害到脊髓腔内的神经.针对该适应症,采用自主研发的"脊柱磨削光电导航系统"为平台进行模型骨配准精度实验.以塑料脊柱模型骨为实验对象,实验前对其进行 CT扫描,扫描分辨率为 512×512×144,扫描层间隔 1mm, x和 y方向间隔 0.445mm.实验中使用灰度值 300对脊柱模型骨 CT数据进行三维重建(图 3a),采集图 3b所示 3个区域的点作为点云 P(7358个点),利用 Polaris光学定位仪在模型骨的相应区域采集点云 Q(1208个点),然后进行配准和测量.



a　三维重建脊柱模型　　b　采点区域

图 3　三维重建及特征区域规划

由于椎管减压术的危险区域是脊柱内腔,因此内腔附近的精度是最重要的.实验选取一节脊柱模型骨外表面上的特征点和脊髓腔分别作为精度测试区域.为了更好地测试脊髓腔附近的精度,使用区域生长算法分割出 CT切片图像上的脊髓腔内腔轮廓,得到组成腔内壁曲面的离散点坐标,然后利用基于轮廓线的曲面重建算法重建出脊髓内腔,如图 4所示.这样就得到了脊髓内腔的面绘制模型,以便在虚拟空间(CT图像空间)进行可视化和数据测量.利用 vtk可视化工具包在 CT图像空间建立三维测量环境.采用经过 Polaris定位仪标定过的探针模拟手术器械,该探针的末端点在术中 marker坐标系下的空间坐标可以通过定位仪实时得到.

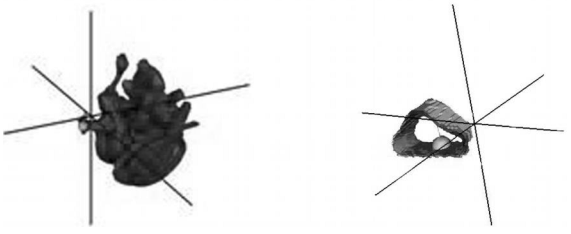


图 4　提取脊髓腔轮廓并重建出曲面模型

对于脊柱外部特征点,通过探针拾取模型骨外部解剖生理特征点,经过配准矩阵映射到虚拟空间中测量映射点和对应点之间的位置偏差向量,如图 5a所示.

对于脊柱内腔,由于没有明显的特征点,因此通过探针在模型骨内腔表面分布均匀地选取若干点,映射到虚拟空间后计算每个点距离重建好的内腔曲面的法向偏差来表征距离误差,偏向腔外为正,偏向腔内为负,如图 5b所示.

实验选取脊柱模型骨外表分布均匀的 8个特征点进行误差向量测量;选取在内腔分布均匀的 13个位置点进行距离误差测量.



a　测量特征点误差向量　　b　测量映射点到曲面的法向距离

图 5　精度测量

4.2　实验结果及误差分析

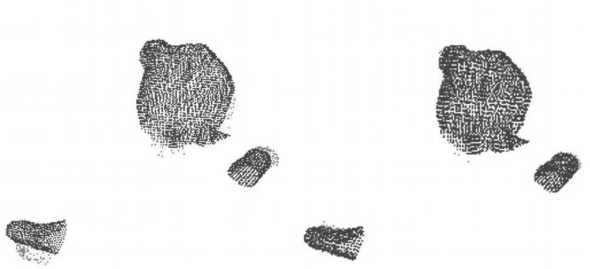
精配准结束后,平均残差为 0.46mm,配准效果如图 6所示. 8个特征点映射到虚拟空间后与实际位置的误差如表 1所示.

表 1　特征点的误差　　mm

序号	Δ_x	Δ_y	Δ_z	Δ_L
1	1.33	0.30	0.41	1.42
2	0.28	0.49	-0.02	0.56
3	0.07	-0.89	0.93	1.29
4	-0.09	-0.05	0.06	0.12
5	0.87	0.41	0.22	0.99
6	0.06	0.24	-0.68	0.73
7	0.32	-0.03	0.16	0.36
8	0.22	0.22	-0.18	0.36

由表 1计算出平均误差为 0.73mm.

内腔表面 13个点映射到虚拟空间后,离虚拟



a 初配准 b 精配准

图 6 配准过程

空间中重建的内腔表面距离如图 7所示. 正向最大误差为 0.53 mm,负向最大误差为 -0.86 mm. 从图 7可以看出,内腔面的配准精度也在 1 mm以内.

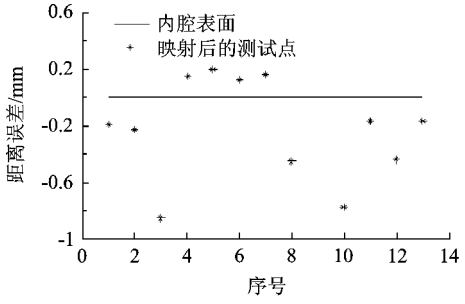


图 7 距离误差

为了评估光学定位仪的噪声对配准矩阵的影响,模拟光学定位仪的定位误差,给实验中的点云 Q加入 $\mu = 0, \sigma = 0.25/\sqrt{3}$的高斯噪声后再进行配准,如图 8所示. 设未加噪声前求得的配准矩阵为 T,加入噪声后求得的配准矩阵为 $T + \Delta T$,设 p和 q是分别来自图像空间和实际空间的对应点,只考虑由于噪声的加入而引起的误差:

$$e = \| p - (T + \Delta T) \cdot q \| = \| \Delta T \cdot q \| \tag{4}$$

在实际工作空间取均匀分布的 N 个点作为样本,带入式 (4)就可以求出统计意义下误差 e 的 RMS值:

$$V_{RMS}(e) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_i \| \Delta T \cdot q_i \|^2} \tag{5}$$

由式 (5)可以看出,定位仪的噪声在手术中工作空间不同的位置所引起的误差不同. 手术时 marker安装在手术对象附近,实际工作空间是可以度量的. 在本实验中,实际手术空间范围为 200 mm ×200 mm ×200 mm,在此空间中生成均匀分布的 10 000个随机点做样本,计算结果如下:

$$V_{RMS}(e) = 0.56 \text{ mm}$$

这个结果大约是本实验中所用 Polaris定位仪标称定位误差的 2倍.

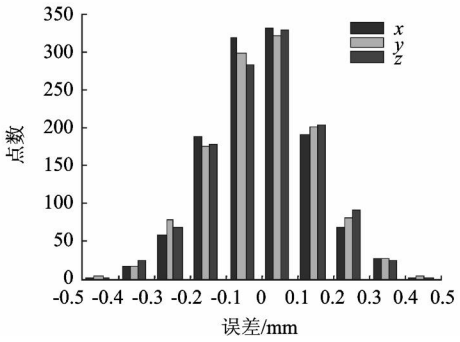


图 8 高斯噪声

5 结束语

本文提出一种基于 ICP算法的手术导航三维配准技术. 该技术利用较简单方法的同时又能保证较高的配准精度,在本文设计的实验条件下配准精度在 1 mm以内. 光电定位仪的噪声对手术空间不同位置的误差贡献不同,合理设计手术空间可以提高配准精度. 由于不需要复杂的图像分割技术,因此该方法具有一定的通用性.

参考文献 (References)

[1] Nolte L P, Beutler T. Basic principles of CAOS[J]. Injury, 2004, 35(S1): 6 - 16

[2] 王田苗,刘文勇,胡磊. 医用机器人与计算机辅助手术 MRCAS进展[J]. 中国生物医学工程学报, 2008, 27(1): 137 - 145
Wang Tianmiao, Liu Wenyong, Hu Lei. Progresses of medical robotics and computer assisted surgery (MRCAS)[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2008, 27(1): 137 - 145 (in Chinese)

[3] Lavallée S. Registration for computer-integrated surgery: methodology, state of art[C]//Taylor R H, Lavallée S, Burdea G C, et al. Computer-Integrated Surgery: Technology and Clinical Applications. Cambridge, MA: MIT Press, 1996: 77 - 97

[4] Besl P J, Mckay N D. A method for registration of 3-d shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239 - 256

[5] Bentley J L. Multidimensional binary search trees used for associative searching[J]. Communications of the ACM, 1975, 18(9): 509 - 517

[6] Hoppe H, DeRose T, Duchamp T, et al. Surface reconstruction from unorganized points[J]. Computer Graphics 1992, 26(2): 71 - 78

[7] Herring J L, Dawant B M, Maurer C R, et al. Surface-based registration of CT images to physical space for image-guided surgery of the spine: a sensitivity study[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1998, 17(5): 743 - 752

[8] West J B, Maurer C R. Designing optically tracked instruments for image-guided surgery[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2004, 23(5): 533 - 545

(责任编辑:文丽芳)