

X 射线图像和 CT 图像的多维配准

张 惠¹, PASCAL Haigron², 舒华忠¹, 罗立民¹

(1. 东南大学生物医学工程系影像实验室, 江苏南京 210096

2. 法国雷恩第一大学信号与图像处理实验室, 法国雷恩 35042)

摘 要: 在本文中, 我们提出了一种基于 Chamfer 3-4 距离变换和 Powell 优化的方法, 用于 X 射线图像和 CT 图像间的配准. 该方法首先从 X 射线图像中分割出目标物体. 通过使用投影模型和优化方法, 得到了准确的投影矩阵. 该方法同样被用于医学介入手术中, 处理从三维图像工作站中获取的主动漫游的数据.

关键词: 图像配准; 校准矩阵; 图像分割; 距离变换; Powell 优化

中图分类号: TP391.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2002) 10-1573-04

Multi-dimensional Registration of X-Ray Image and CT Image

ZHANG Hui¹, PASCAL Haigron², SHU Hua zhong¹, LUO Li min¹

(1. LIST Lab. Dept. of Biomedical Engineering, Southeast University, Nanjing, Jingsu 210096, China;

2. Lab. of Treatment of Signal and Image, University of Rennes 1, Rennes, 35042, France)

Abstract: We present a methodology for alignment of X-Ray image and CT image, based on Chamfer 3-4 distance transform and Powell optimization algorithm. The proposed approach firstly segment object structure from X-Ray image. Using projection model and optimization method, we deduce the correct projection matrix. This method is also implemented into medical intr operation, dealing with data sets acquired from 3D image workstation and active navigation.

Key words: image registration; calibration matrix; image segmentation; distance transformation; Powell optimization

1 引言

用于手术计划和模拟的临床诊断技术, 通常都由多种成像模式所支持. 不同模式的成像设备能够提供互补的信息. SPECT(单电子发射成像), PET(电子发射成像), MRS(磁共振光谱) 提供了各种功能成像信息, 同时 MRI(磁共振成像), 超声和 X 射线成像, 包括 CT(计算机断层成像), 可以表达出各种解剖学信息, 但提供较少的功能信息. 配准就是一种将多重信息作为一个整体来利用的技术.

医学图像配准是一个快速发展的领域, 有其独特的应用背景^[1]. 其中一个重要的应用就是尽可能的实时完成从病人的视频 X 射线图像(术中图像)到 MRI 或 CT 图像(术前图像)及模型的配准. 一般来说, 首先必须找到将三维物体投影到二维平面上的 3D-2D 投影变换矩阵, 该矩阵由刚体变换和透视投影构成, 但是其中三维物体和二维匹配图之间的具体变换参数未知. 这个问题可以在两种图像上都添加可见的人工标记来解决, 但是这样就不可避免会带来手术上的限制: 术前图像必须在手术的同一天获取, 同时立体定位框架也会对手术过程带来限制.

近来, 计算机图形图像技术的发展, 使无人工标注的 3D-2D 图像配准成为可能. Grimson^[2] 使用了一种 3D 算子来描述病人的体表面. 这个表面被用来与体积图像中分割得到的对应表面进行配准. Colchester^[3] 和 Kanade^[4] 也提出了一种基于

重建/刚体配准 (Reconstruction/Rigid registration) 的框架. Schweikard^[5] 采用该方法进行放射图像与从 MRI 图像中模拟得到的图像进行配准. Lavalle^[6] 采用了三维物体和二维物体的边界进行同样的工作. 我们在本文中所采用的方法是找出三维物体结构与二维放射图像之间的几何变换关系. 为此, 采用了如下的方法: 首先, 建立一个初始化的几何变换矩阵. 为了便于计算, 我们通过 X 射线设备的几何模型重建出变换矩阵. 然后, 通过定义三维投影和二维物体图像之间的距离, 并且通过优化算法来使之达到最小. 本文着重于处理 X 射线图像和 CT 图像信息(主动漫游得到的三维路径结构), 重建出在 X 射线图像和 CT 图像数据之间的变换矩阵. 这种介入过程可以应用在计算机辅助介入手术中.

整个处理过程可以分为四个步骤进行:

- (1) 利用初始化参数构造一个校准投影矩阵;
- (2) 从 X 射线图像中分割出目标物体;
- (3) 使用优化算法计算出准确的投影矩阵;
- (4) 利用反投影方法从 X 射线图像中重建三维坐标点, 并进行后续处理.

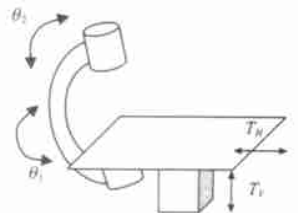


图 1 数字成像系统

2 校准模型计算

X 射线图像是在一台 Philips, Intergrisis2000 系统上获取的. 这台数字成像设备主要由一个带有源-探测器的机架构成的, 如图 1 所示. 当病人躺下后, 通过旋转机架和移动病床可以获取不同方向的图像.

为了能从不同的方向获取三维图像信息, 必须对成像设备进行建模. 几何建模的目的就是为了得到由多个参数构成的从三维体积坐标系 R_{3D} 到二维图像平面 R_{2D} 的变换.

这些参数分为两类:

(1) 外部参数, 主要用来改变源-探测器在三维坐标系中的整体位置. 首先, 必须计算绕病人旋转的角度 θ_1 和机架倾斜角 θ_2 . 为了旋转矩阵的完备性, 同样要考虑绕另外一个轴的旋转角度. 另外两个参数 T_H 和 T_V 分别是病床相对于探

$$[R] = [R_{03}] \cdot [R_{02}] \cdot [R_{01}] = [R_y] \cdot [R_z] \cdot [R_x] = \begin{bmatrix} \cos\theta_3 & 0 & \sin\theta_3 \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\theta_3 & 0 & \cos\theta_3 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos\theta_2 & -\sin\theta_2 & 0 \\ \sin\theta_2 & \cos\theta_2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta_1 & -\sin\theta_1 \\ 0 & \sin\theta_1 & \cos\theta_1 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \cos\theta_2\cos\theta_3 & \sin\theta_1\sin\theta_3 - \cos\theta_1\sin\theta_2\cos\theta_3 & \sin\theta_1\sin\theta_2\cos\theta_3 + \cos\theta_1\sin\theta_3 \\ \sin\theta_2 & \cos\theta_1\cos\theta_2 & -\sin\theta_1\cos\theta_2 \\ -\cos\theta_2\sin\theta_3 & \sin\theta_1\cos\theta_3 + \cos\theta_1\sin\theta_2\sin\theta_3 & -\sin\theta_1\sin\theta_2\sin\theta_3 + \cos\theta_1\cos\theta_3 \end{bmatrix}$$

式中 θ_3 是附加的旋转角, 是为了保证旋转矩阵方向的完备性.

平移矢量 $[T_1] = \begin{bmatrix} 0 \\ T_H \\ T_V \end{bmatrix}$, 如果将坐标原点设在放射源处, 那么

$[T_1] = \begin{bmatrix} 0 \\ T_H \\ D - T_V \end{bmatrix}$. 缩放系数 $[S_1] = \begin{bmatrix} s_x & 0 & 0 \\ 0 & s_y & 0 \\ 0 & 0 & s_z \end{bmatrix}$, 在处理插值

过后得到的各向同性体积数据时, $s_x = s_y = s_z$.

(2) 据图 2 所示的针孔模型(透视投影), 可以得到:

$$U = X \cdot \frac{D}{Z}, V = Y \cdot \frac{D}{Z}$$

$[U, V]^T = [P] \cdot [X, Y, Z]^T$, $[P]$ 为透视投影矩阵, 为了方便计算, 采用规格化后的矩阵:

$$[U, V, K]^T = [P][X, Y, Z, 1]^T$$

(3) 从物理距离变换到像素点:

$$[u, v]^T = [S_2][U, V]^T + [T_2]$$

$[S_2] = \begin{bmatrix} 1/s_u & 0 \\ 0 & 1/s_v \end{bmatrix}$, s_u 和 s_v 是在 X 射线图像中从像素点到

物理距离的变换系数, 对于相同的像平面分辨率, $s_u = s_v$,

测器的水平和垂直位移.

(2) 内部参数, 用于改变图像的缩放系数和分辨率. 也就是说, 这些参数对应坐标点和物理距离之间的变换, 同时也包括 SDD(源到探测器之间的距离). 一些内部参数表示如下: x, y, z : CT 体数据坐标(体素点); X, Y, Z : CT 体数据坐标(物理距离); U, V : X 射线图像坐标(物理距离); u, v : X 射线图像坐标(像素点).

校准模型的计算过程如下:

(1) 首先, 从物体坐标变换到统一的全局坐标系(世界坐标系)中. CT 体积的三维坐标可以通过旋转变换、平移变换, 再加上一个缩放变换来得到:

$$[X, Y, Z]^T = [S_1]([R] \cdot [x, y, z]^T + [T_1])$$

旋转矩阵 $[R]$ 由 R_{01} , R_{02} 和 R_{03} 组成:

$[T_2] = \begin{bmatrix} c_u \\ c_v \end{bmatrix}$, c_u 和 c_v 是在针孔模型中的坐标原点所在位置.

从上面的推导, 可以得到我们所采用的投影矩阵由 10 个参数构成: $\theta_1, \theta_2, \theta_3, T_V, T_H, D, s_x(s_y, s_z), s_u(s_v), c_u, c_v$. 这些参数将在优化过程中确定.

3 分割过程

对于基于距离变换的配准算法来说, 分割这一步骤是必须的. 分割的精度, 直接影响到最后的配准结果. 因此需要一些较好的图像分割预处理方法. 在介入手术过程中, 三维目标结构, 例如血管等, 被投影到二维的 X 射线图像上. 我们的目标是将其分割出来. 采用的原始人工图像如图 3 所示, 为一个含有 3 个管状分支结构的立方体, 并且经过了一些增强处理, 用来模拟实际 CT 图像中的血管结构, 三维结构如图 4 所示, 它在一个方向上的 X 射线投影图像如图 3.

我们所采取的分割过程是多步骤的. 首先, 使用图像处理中的数学形态学 Open 算子, 去除标注以及背景噪声的影响. 然后从整幅图像中分割出圆形区域, 最后利用一些基于阈值的分割算法将其分割出来.

(1) 使用 Open 算子来消除图像中的标注所产生的影响. 如果是通过数字接口获取的图像, 标注可以分离, 就可以忽略这一步.

(2) 分离出圆形区域(包含 X 射线图像的信息). 将图像由直角坐标系转为极坐标系, 也就是将坐标从 (x, y) 转为 (ρ, θ) . 通过计算沿 ρ 轴的灰度均值与方差, 可以较容易的得到半径.

(3) 在圆形区域内进行目标物体的分割. 在去除圆形区域外的地方后, 背景所产生的影响就可以被剔除了. 通过使用基于熵的分割方法, 可以得到整个目标结构, 如图 5 所示.

通过以上一系列的处理过程, 可以将目标物体分割出来.

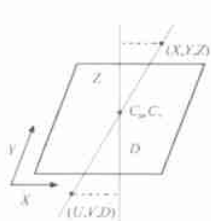


图 2 针孔透视模型



图 3 原始 X 射线图像



图4 实际物体的三维结构

在进行优化过程前,需要进行细化操作和 Chamfer3-4 变换^[7](这是基于中轴配准的,如果是基于轮廓线配准,还需要进行一些诸如边界提取等操作).图 6(a)为中轴图,图 6(b)是轮廓图,图 7(a)和图 7(b)是相应产生的距离图.

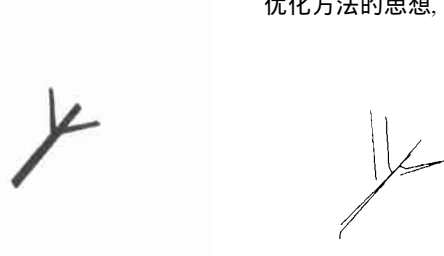


图5 分割后的图像

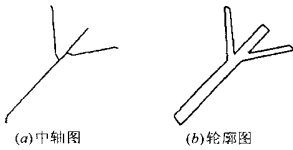


图6 经过细化处理后得到的结果图



图7 通过 Chamfer3-4 变换产生的距离图

4 Powell 优化逼近算法^[8]

在经过先前的校准步骤后,通过处理从主动漫游得到的路径数据,可以在 X 射线图像平面得到三维结构的大致投影,如图 8 所示.通过插值方法,将三维结构投影变换为点集 G ,在优化算法中使用.每个投影点的距离值代表了二维物体图像和三维投影之间的误差.于是可以用一个距离函数 $E(G)$ 来代表这个误差,这个值可以用来测量点集 G 和二维图像(也就是另外一套距离点集 H)之间的距离.这个距离并不代表实际的几何距离,而是指在产生的距离变换图上的用于进行能量函数优化的距离值.我们所构造的能量函数如下:

$$E(G) = \sum_{g_i \in G} dist^2(g_i)$$

式中 g_i 是点集 G 中的点, $dist(g_i)$ 是点 g_i 在距离图上的距离值,即代表了点 g_i 到分割后的二维目标图像的最短距离.在正确投影的情况下, $E(G) = 0$.

于是优化方法可以描述为解决下列问题:给出分割出的物体图像以及距离图,三维点集 X ,它通过投影矩阵得到的是二维点集 $G, G = M(X), M$ 为空间投影矩阵,具有 10 个参数的投影矩阵和初始位置值.找到最佳的空间投影矩阵 M ,它使三维点集 X 和二维图像较好的吻合,也就是使目标函数 $E(X)$ 最小.

对于我们所定义的能量函数,目的是找到最小值,使点集 G 和点集 H 达到一致.

P. Besl^[9], J. Feldmar^[10]和 D. Kozinska^[11]使用一些算法诸如 ICP 和 Marquardt Levenberg 优化方法来求解.这些优化方法需要计算梯度和矩阵操作,诸如矩阵求逆等,这样使算法实现比较复杂,并可能引起算法稳定性下降.因此,我们基于 Powell

优化方法的思想,采用了如下的逼近求解过程.

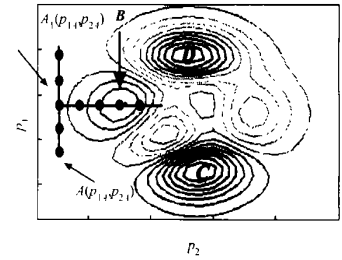


图8 初始投影位置

图9 采样过程

该算法的思路描述如下:图 9 是简化为 2 个参数 p_1, p_2 的能量函数图.点 A 是初始点,具有参数 $A(p_{1A}, p_{2A})$.首先,固定参数 p_{2A} ,将参数 p_1 在 p_{1A} 周围进行随机采样,得到一个极小值 $A_1(p_{1A'}, p_{2A})$.然后固定 p_1 值于 $p_{1A'}$,对 p_2 进行同样处理,可以得到另外一个较小值 $A_2(p_{1A'}, p_{2A'})$.最后,可以得到极小值 B .在 B 点,对参数 p_1, p_2 进行一次扰动和跳跃操作,再进行同样的处理.当计算次数足够多时,可以得到极小值 C 和 D .从这些极小值点中,取最小值,就是我们所需要的解.采取固定一些参数的理由是为了减少计算时间,使计算时间正比于参数的个数.经过这样的优化算法,对于我们所采用的实验室图像,整个计算过程可以控制在 1 分钟之内完成,点集 G 的内插结点总数为 400 个左右,所以可以满足在介入手术过程中的应用.

具体算法过程描述如下:

While 迭代次数小于某个给定值

For 每个参数 p_i

 对 P_i 在当前值周围进行随机采样,找到一个较小值;

End for

If $E < E_{min}$

$E_{min} = E$

 重置迭代次数为 0;

Else

 对所有参数从最后发现的极小值点周围进行随机扰动操作

 迭代次数加 1

End if

算法的结果如图 10 所示.图 8 是起始三维结构投影图(中轴路径由主动漫游得到).图 10(a)是在计算过程中的位置.图 10(b)是最后结果,图 10(c)是在原始的 X 射线图像中的投影位置.结果表明,我们的算法在进行中轴配准时是一种有效的方法.

5 反投影技术

配准的目的是建立二维图像和三维 CT 数据之间的变换矩阵.这在介入治疗过程中是十分有用的. CT 图像数据可以在手术前获得,相应的三维物体结构可以通过预处理(术前)获得, X 射线图像可以在手术中取得.

当医生在 X 射线图像上选择一个点时,通过使用三维物体的反投影技术,可以计算在 CT 图像体积中相应的三维结

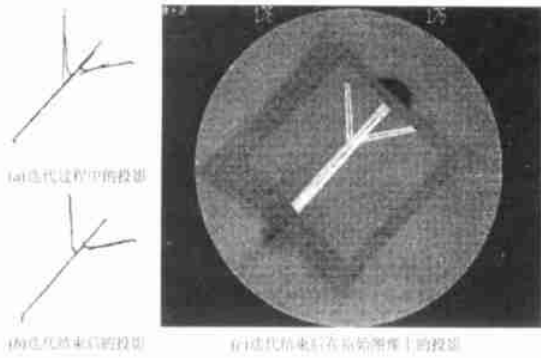


图 10 迭代处理的结果

构点. 通过使用 CT 图像工作站系统, 医生可以获得在所选取路径上的位置周围的虚拟图像, 并提供沿路径进行多种模拟操作的机会, 给治疗过程带来方便. 我们所使用的反投影方法如图 11 所示, 当选择

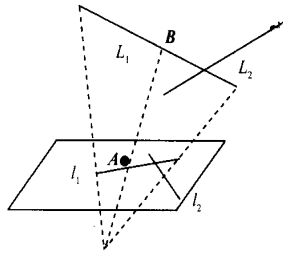


图 11 反投影

后路径的距离. 在他们中间, 如果距离低于某个阈值且位于该路径的起始点与结束点之间. 那么这个点就被归类于那个路径. 对应的空间位置可以根据点 A 在路径中的相对位置



图 12 交互选择的路径点

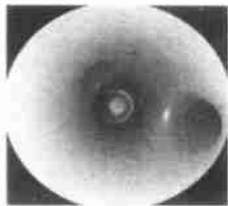


图 13 虚拟内窥镜成像

而计算出来. 对应于 A 点, $l_1 = M(L_1)$, $l_2 = M(L_2)$, $A \in l_1$, l_1 , l_2 为空间路径. M 为投影矩阵, l_1 , l_2 是 L_1 , L_2 经过影矩阵后得到的平面路径. 空间点 B 的位置可以由 A 在 l_1 中的相对位置得到. 图 12 中 Z 点为我们在二维 X 射线图像上所选择的路径点. 图 13 为在同一套数据中, 当在 X 射线投影图像上选择 Z 点后, 通过反投影在所对应的 CT 图像中的三维路径点处通过虚拟内窥镜技术得到的模拟图像.

6 结论

我们采用了一种基于距离变换的方法进行图像的配准. 同时提供了在 X 射线图像和 CT 图像校准中的结果. 实验结果表明, 这种方法在中轴投影匹配中是有效的.

本文中所提出的方法由四个重要的步骤构成: 投影矩阵的构造、图像分割、Chamfer3.4 距离变换和 Powell 优化方法. 它们之间是相互联系的. 带参数的投影矩阵被用于优化计算步骤. 分割决定了配准的精确度, 所以我们所采用的分割是基于多阶段的图像处理步骤的, 设法提取出物体结构. Chamfer3.4

变换是距离函数构造的基础, 用于下面的优化过程. Powell 优化方法, 可以在减少计算时间的同时得到较好的稳定解.

参考文献:

- [1] J B Antoine Maintz, Max A. Viergever. A survey of medical image registration [J]. Medical Image Analysis, 1998, 2(1): 1-36
- [2] W E L Grimson, T Lozano Perez, et al. An automatic registration method for frameless stereotaxy, image guided surgery, and enhanced reality visualization [A]. IEEE Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Seattle, USA: CVPR, 1994.
- [3] A C F Colchester, J Zhao, C henri, et al. Craniotomy simulation and guidance using a stereo video based tracking system (vislan) [A]. Visualization in Biomedical Computing, Rochester, Minnesota: VBC, 1994.
- [4] D Simon, M Hebert, T Kanade. Techniques for fast and accurate intrasurgical registration [C]. In First international symposium on medical robotics and computer assisted surgery, Pittsburgh, Pennsylvania, 1994.
- [5] A Shweikard, R Tombropoulos, J Adler, J C Latombe. Planning for image guided radiosurgery [A]. AAAI 1994 Spring Symposium Series. Application of Computer Vision in Medical Image Processing [C]. USA: Stanford University, 1994.
- [6] Stephane Lavalée, Richard Szeliski, and Lionel Brunie. Matching 3d smooth surfaces with their 2-d projections using 3d distance maps [C]. In SPIE, Geometric Methods in Computer Vision, San Diego, Ca, 1991.
- [7] G Borgefors. Distance transforms in arbitrary dimensions [J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1984, 27: 321-345.
- [8] Powell, M J D. Direct search algorithms for optimization calculations [M]. Acta Numerica, A. Iserles (Ed): Cambridge University Press, 1998.
- [9] Paul Besl and Neil McKay. A method for registration of 3D shapes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [10] J Feldmar, N Ayache, F Betting. 3D 2D projective registration of free form curves and surfaces [R]. Technique Report of INRIA, ISSN 0249-6399, Fr, December 1994.
- [11] D Kozinska, O J Tretiak, J Nissanov, C Ozturk. Multidimensional Alignment Using the Euclidean Distance Transform [J]. Graphical Models and Image Processing, 1997 59(6):373-387.

作者简介:



张 惠 男, 1976 年出生于安徽, 博士研究生, 1998 年毕业于东南大学生物医学工程系, 2000 年获医学图像处理专业硕士学位. 研究方向为计算机图形图像技术、科学可视化、虚拟现实技术在医学图像处理中的应用与远程医疗.

PASCAL Haigon 现为法国雷恩大学信号与图像处理实验室副教授. 1993 年获法国雷恩大学信息处理专业博士学位, 研究工作包括三维医学图像处理、虚拟现实技术.