

基于局部方差采样的 2D/3D 医学图像配准技术^①刘 达^{②*} 谢永召^{*} 倪自强^{*} 王 烁^{**}

(* 北京航空航天大学机器人研究所 北京 100191)

(** 北京科技大学机械工程学院 北京 100083)

摘 要 为了提高医学图像引导治疗系统中 2D/3D 图像配准精度和鲁棒性,提出了一种基于灰度方差采样的局部等级相关的相似度测度方法。该方法首先将 2D 图像进行子区域分割,并根据子区域灰度方差进行采样,排除图像中对配准贡献小的像素区域,然后求取剩余子区域归一化局部等级相关和。由于等级相关不依赖图像之间的线性关系,所以对不同能量等级的图像配准收敛特性好。脊柱模型 CT 数据与模拟 X 射线图像配准实验结果表明,采样率为 30% 时,配准精度达到 (0.21 ± 0.03) mm,以平均目标误差小于 5mm 为准,算法的收敛率达到 96%。

关键字 2D/3D 配准,等级相关,手术导航,X 射线图像,数字重建影像

0 引 言

术前 CT 图像和术中 X 射线图像刚体配准能够精确定位病灶,是图像引导治疗(IGT),图像引导微创治疗(IGMIT)和图像引导放射治疗(IGRT)中的关键技术^[1-3],其广泛应用于骨科手术导航、脊椎运动检测、脑血管介入手术、立体定向放射治疗、三维适形放疗(3DCRT),调强适形放疗(IMRT)等。该技术将术中 2D 图像和术前 3D 图像统一到同一坐标系,融合了二维图像的实时性和三维图像的空间信息特性,提高术中可视化和降低手术风险,而且相对于需要植入外物的接触式配准,快速、可靠,较少依靠人为判断,减少对病人侵入性伤害。目前 2D/3D 配准方法主要分为三类。第一类是 Wunsch 等提出的基于几何特征的算法^[4,5],主要通过图像分割找到一个满足使 2D 和 3D 特征距离最小的变换。这些特征主要包含孤立的点或点集、曲线、面或轮廓,此类方法通过减少数据量加快配准过程,但严重依赖于图像分割的精度。第二类是 Russakoff 等提出的基于灰度特征的算法^[6-9],此类方法需要考虑投影图像和配准图像的灰度信息,是目前研究的热点。算法精度主要受制于外界干扰信息,如手术器械等。2009 年 Birkfellner 等率先将等级相关应用于 2D/3D

医学图像配准^[9],该算法的特点是对不同能量等级的 X 射线图像配准鲁棒性强,但需要大量时间处理相持秩,并且精度不高。第三类是 Toma evi 等基于 X 射线与 X 射线图像中生理结构特征边界相切的思想提出的基于梯度特征的算法^[10-12],该类方法需要先提取图像的梯度特征,精度较高,但收敛范围小且鲁棒性不高。本文针对上述方法的不足,提出了一种基于灰度方差采样的局部等级相关和相似度测度方法,该方法引入区域划分的概念,依据子区域的灰度方差,获取灰度方差大的区域,然后计算子区域归一化等级相关和。同时,改进数字造影图像(digitally reconstructed radiographs,DRR)生成算法,利用图像蒙版技术,仅生成需要配准的子区域。该 2D/3D 配准方法既结合医学图像的组织结构信息的优势,也兼顾图像的灰度信息,同时通过采样,减少了信息处理量,具有处理速度快、精度高的特点。

1 2D/3D 医学图像配准数学描述

2D/3D 图像配准定义如下:设 I_f 和 I_m 是两个不同维度的图像空间,分别称为固定图像空间和浮动图像空间。首先找到一种方法使两个图像空间达到

① 863 计划(2009AA045301)资助项目

② 男,1972 年生,副教授;研究方向:医疗机器人,计算机辅助手术导航;联系人,E-mail:drliuda@yahoo.com.cn
(收稿日期:2012-12-04)

同一维度,然后选择一种变换 T ,使 I_f 和 I_m 空间中的对应点满足 $p_f = T(p_m)$ 。可用下述通用的流程描述 2D/3D 配准过程:

(1) 寻找一种维度变换方法,使 2D 图像和 3D 图像达到维度一致,例如,利用两幅或以上 2D 图像重构 3D 图像,或者利用 3D 图像投影产生 2D 图像。

(2) 提取图像 I_f 和图像 I_m 中的特征元素集合,分别记为 F_f 和 F_m , p_f 和 p_m 是其中的元素。

(3) 定义目标函数

$$f = \min \sum_i M(p_{if}, L(T(p_{im}))) \quad (1)$$

其中 M 代表相似度测度函数(metric function), L 表示广义的维度匹配算法。

(4) 利用多参数优化算法求解目标函数的最小值,获取变换矩阵 T 。

目前所有的 2D/3D 配准过程都是围绕上述 4 个步骤进行。本文中特征集合采用图像灰度特征;用 3D 图像投影产生 2D 图像达到维度匹配目的,光线跟踪(ray cast)方法^[13]和改进的溅射(wobbed splatting)算法^[14]被用于产生 2D 投影图像,即数字重建影像;最后利用 Powell-Brent 算法^[15]进行优化获取变换矩阵 T 。

2 基于局部方差采样的图像配准

2.1 基于方差采样的局部等级相关和模型

在概率统计中,斯皮尔曼等级相关(Spearman rank correlation)是根据两个变量之间等级水平来研究其相互关系的方法。两幅图像之间的斯皮尔曼等级相关,能够测度两幅图像对应灰度之间单调程度,取值范围为 $[-1, 1]$,相对于基于皮尔逊相关系数的归一化相关测度方法,其不需要两幅图像强度之间满足线性关系,所以对通过不同能量等级获取的 X 射线图像的鲁棒性强^[9]。

2D/3D 图像配准过程中,并不会使用 2D 图像的全部信息,而是一幅图像中的特定区域,如图 1 所示,实际配准的区域为白色线框包括的区域,称其为 P 区域。

对于 P 区域的等级相关,可以表示为

$$RC(I_f^R, I_m^R, P) = \frac{\sum_{p \in P} (I_f^R(p) - \bar{I}_f^R(P)) (I_m^R(T(p)) - \bar{I}_m^R(T(P)))}{\sqrt{\sum (I_f^R(p) - \bar{I}_f^R(p))^2 \sum (I_m^R(T(p)) - \bar{I}_m^R(T(P)))^2}} \quad (2)$$

其中, $T(p)$ 表示对应 p 点从固定图像空间到浮动图像空间的变换矩阵, $I_f^R(p)$ 和 $I_m^R(T(p))$ 分别代表固定图像和浮动图像的灰度等级。 $\bar{I}_f^R(P)$ 和 $\bar{I}_m^R(T(P))$ 表示 P 区域中固定图像和浮动图像的灰度等级均值。

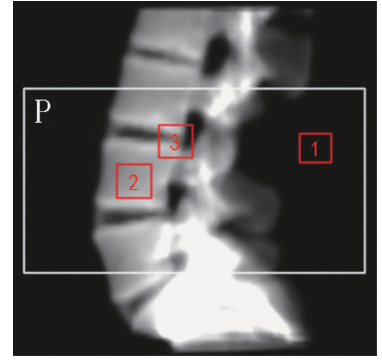


图 1 图像配准中有效 P 区域

在实际中,可以简化计算等级相关,如式所示

$$RC(I_f^R, I_m^R, P) = 1 - \frac{6 \sum (I_f^R(p) - I_m^R(T(p)))^2}{|P|^2 (|P|^2 - 1)^2} \quad (3)$$

其中 $|P|$ 表示 P 区域中像素数目。

上述等级相关的测度方法有一个显著的缺点:为了计算整个配准区域的灰度等级相关,需要大量算法时间处理相持秩,计算量大,耗时。

在实际 2D 图像中,生理组织区域占整个区域的 50% 左右,有的甚至更低,而且各部分生理组织对配准的贡献度也不相同,如图 1 所示,小方框 1, 2, 3 区域对配准的贡献度逐渐增加。为了充分利用有价值的生理组织,使重要组织能够在配准过程中起到更大作用,本研究对整个配准区域进行等区域划分,比如将整个区域划分为 7×7 或者 11×11 的子区域,然后设定灰度方差采样阈值,根据方差选择需要参与配准的有效区域,再以方差作为权值计算每一子区域的等级相关,最后求有效区域加权,如下式所示:

$$VLRC(I_f^R, I_m^R) = \frac{\sum_{p \in Q} D(I_f, I_f, P(p)) \cdot RC(I_f^R, I_m^R, P(p))}{\sum_{p \in Q} D(I_f, I_f, P(p))} \quad (4)$$

其中, Q 表示有效子区域集合, $D(I_f, I_f, P(p))$ 表示固定图像某一子区域 P 的方差。为了完成系统配准,该算法流程设计如下:

(1) 将 2D 固定图像进行分割,分割为 7×7 或 11×11 的子区域,需要保证子区域中的每一个像素点都位于图像区域中。

(2) 计算固定图像每一个子区域灰度方差,如果该区域的方差大于设定阈值,记录该区域为有效区域,并进行灰度等级排序,该部分采用的是 STL::

multimap 数据结构进行存储,由于子区域较小,实验表明不需要对相持秩进一步处理。

(3) 计算浮动图像空间和固定图像空间对应有效区域等级相关,并将固定图像空间有效区域的灰度方差作为权重,计算该区域的等级相关。

(4) 计算全部有效子区域等级相关加权和,并进行归一化。

2.2 基于局部方差采样的数字重建影像

数字重建影像模型与 X 射线成像模型相同,对应达到数字造影图像(DRR)上任意像素的 X 射线强度为

$$I(u, v) = I_0 e^{-\sum_i \mu_i d_i} \quad (5)$$

其中 I_0 为 X 射线的初始强度, u_i 和 d_i 分别表示组织 i 对 X 射线的衰减系数和组织 i 的深度, u 和 v 为成像面上的坐标。

光线跟踪算法计算 DRR 时,首先要设定虚拟光源位置和光线入射方向,任何一条射线都可表示为

$$R(t) = O + t \cdot D$$

其中 O 表示光源位置, D 表示入射方向。另外,需要确定虚拟光源到数据中心的距离和虚拟光源到 DRR 投影平面的距离,确定虚拟光源和投影平面在 CT 数据坐标系下的空间坐标。计算时,整个算法的核心是计算光线与 CT 三维体轮廓的交点,根据算法设定步长和插值方法将交点的衰减进行叠加,作为对应光线在投影平面上的衰减值。衰减值可以根据线性衰减系数计算获得,衰减系数和 CT 值之间的关系为

$$\mu = \frac{H \cdot \mu_{\text{water}}}{1000} + \mu_{\text{water}} \quad (6)$$

其中 μ_{water} 表示水的线性衰减系数, H 表示当前介质的 CT 值(Hounsfield 单位)。

为了缩短生成 DRR 的时间,文中采用图像蒙版算法,仅生成灰度方差采样之后的有效区域,改进后的原理如图 2 所示,有效区域为白色区域。

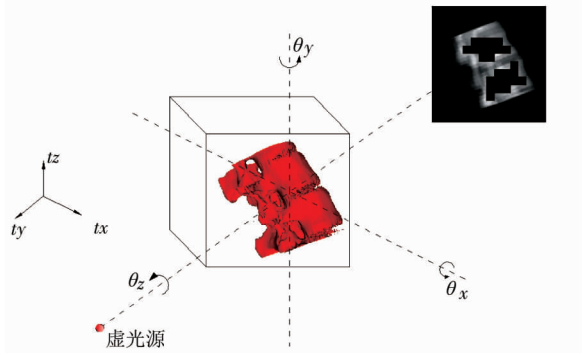


图 2 改进的光线投射模型

3 实验与精度分析

3.1 实验内容及精度测试方法

实验采用脊柱模型数据,CT 图像大小为 $256 \times 256 \times 38$,面内分辨率为 $0.625\text{mm} \times 0.625\text{mm}$,片层之间的分辨率为 4mm 。实验计算机配置:CPU 为 Intel Core(TM) i5 - 2320,内存为 8GHz ,GPU 采用 NVIDIA Quadro FX 5800,用户界面和算法利用 Visual studio 2005 实现。进行两组实验,一组实验利用脊柱模型 CT 数据产生的 2D DRR 图像,图像大小为 512×512 ,用于测试采样率和算法时间之间的关系;另一组实验利用脊柱 CT 数据与模拟 X 射线图像进行精度测试,并与不同的相似度测度方法进行比较。

2D/3D 医学图像配准精度主要利用平均目标配准误差(mean target registration error, mTRE)或者平均投影距离(mean projection distance, mPD)进行测试^[16]。实验靶点的空间位置分别通过“金标准”和 2D/3D 配准获取的透视投影矩阵变换获得。文中利用上述两种情况获取的靶点定义,表达式为

$$mTRE(T_{\text{reg}}, T_{\text{gold}}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|T_{\text{reg}} P_i - T_{\text{gold}} P_i\| \quad (7)$$

其中, T_{reg} 和 T_{gold} 分别表示 2D/3D 配准结果和“金标准”变换矩阵, N 表示测试点的个数,测试点为 100 个。

3.2 实验结果及误差分析

为了测试算法耗时,实验 1 测试同一幅图像不同的采样率与灰度标准差阈值和算法时间的关系。图 3 中具有灰度纹理的小方格为 7×7 的采样区域,从中可以看出,通过灰度方差采样能够去除对配准贡献率极低的空气区域。随着采样率的下降,采样区域主要集中在组织发生变化的区域,该区域在整个图像处理中占有重要地位。图 4 中蓝色曲线表示算法时间与采样率的关系,随着采样率的上升,算法时间与采样率呈线性关系。红色曲线表示灰度标准差阈值与采样率呈现近似指数关系,采样率较低时,标准差阈值下降的更快。

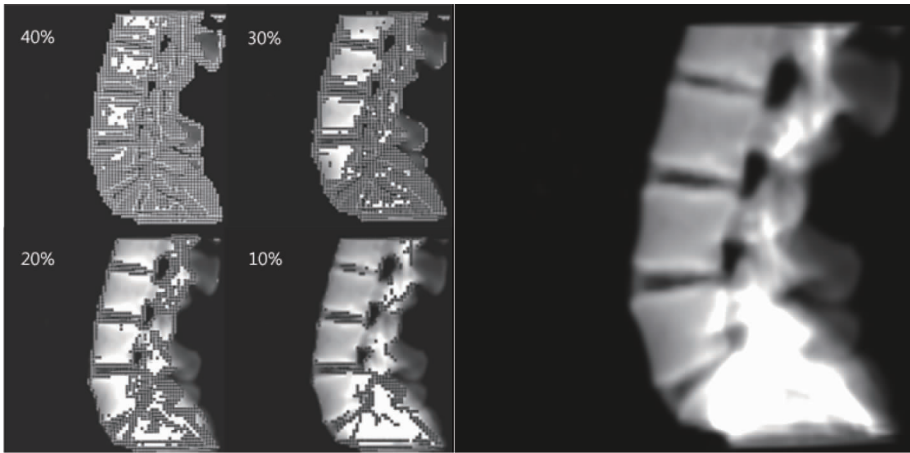


图 3 基于灰度方差阈值采样

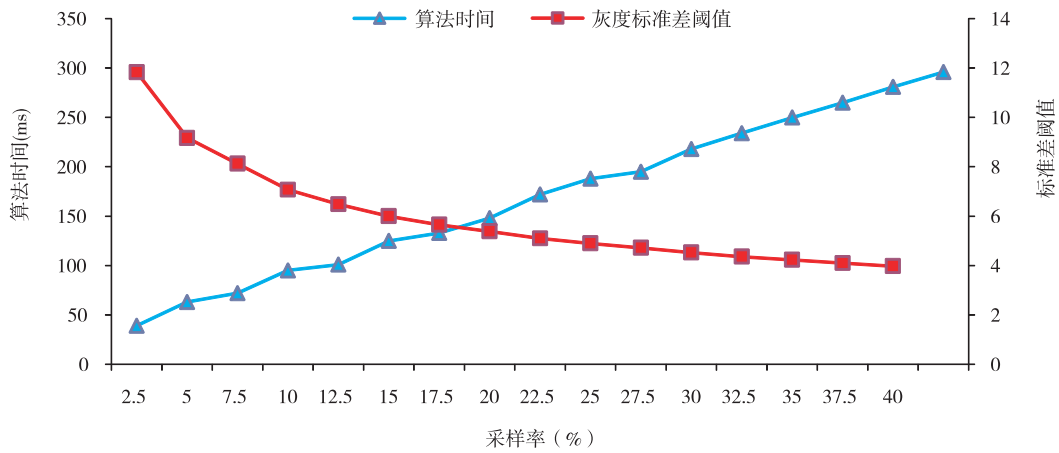


图 4 采样率和算法时间及标准差阈值关系

实验 2 利用 wobbled splatting 算法从不同的角度产生 DRR,其中灰度方差采样率为 30%。配准过程中利用 GPU 加速的 ray cast 算法产生 DRR,优化参数为 6 个欧拉参数,其中 3 个沿 x,y,z 轴的平移量,三个绕 x,y,z 轴的旋转量,6 个参数的误差见

表 1。

图 5 所示为其中两个配准实例结果, a - b, c - d 分别表示配准前后模拟 X 射线图像和配准 DRR 的差值图像,对应的配准前后的二维图像和三维图像的融合效果如图 e - f,g - h 所示。

表 1 优化参数误差

序号	Δt_x (mm)	Δt_y (mm)	Δt_z (mm)	$\Delta \theta_x$ (deg)	$\Delta \theta_y$ (deg)	$\Delta \theta_z$ (deg)	$mTRE$ (mm)
1	0.17	0.07	0.10	0.54	0.10	0.10	0.49 ± 0.17
2	0.34	0.22	0.19	0.13	0.26	0.11	0.43 ± 0.04
3	0.45	0.01	0.16	0.49	0.26	0.21	0.72 ± 0.20
4	0.16	0.13	0.02	0.12	0.03	0.02	0.21 ± 0.03
5	0.04	0.24	0.02	0.38	1.02	0.97	0.29 ± 0.07
6	0.12	0.11	0.01	0.08	0.68	0.53	0.24 ± 0.05
7	0.19	0.14	0.03	0.22	0.42	0.13	0.33 ± 0.13
8	0.19	0.51	0.22	0.05	0.08	0.58	0.49 ± 0.10

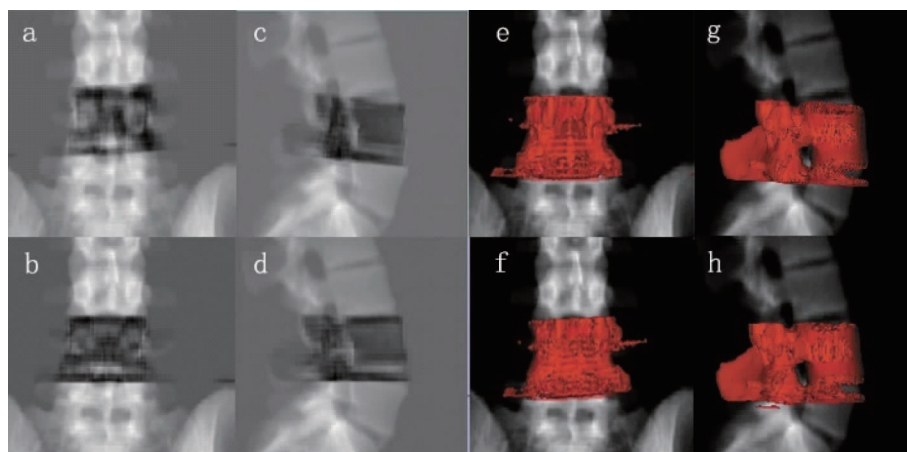


图5 配准结果实例

很多种相似度测度方法已经被证实有效,能够应用到实际2D/3D配准过程中。为了比较不同的相似度测度方法,本研究分别测试了互相关(cross correlation, CC)、归一化互相关(normalized correlation, NC)、归一化互信息(normalized mutual information, NMI)、随机等级相关(stochastic rank correlation, SRC)算法以及不同采样率的本文算法在相同条件下的配准误差和算法收敛率。其中,CC和NC

算法对具有线性关系的配准效果比较好;NMI算法对于获取的不同能量等级的配准比较有效,但是不稳定。SRC算法对不同能量等级的图像配准比较稳定,但是误差比较大。表2列出了不同测度方法的误差和算法收敛失败率。实验结果表明本文算法精度高,当采样率为30%时,平均精度达到 (0.21 ± 0.06) mm,算法收敛率为96%。

表2 不同的相似度测度方法测试精度

测度方法	CC	NC	NMI	SRC (20%)	本文方法 (10%)	本文方法 (20%)	本文方法 (30%)
mTRE(mm)	3.71 ± 0.46	4.02 ± 0.70	1.21 ± 0.27	4.21 ± 4.17	1.07 ± 0.15	0.71 ± 0.24	0.21 ± 0.06
失败率(%)	4	2	6	15	6	6	4

4 结 论

本文提出了一种基于灰度方差采样的局部等级相关和相似度测度方法,该方法根据局部灰度方差,选出复杂的组织结构,并根据灰度等级信息进行计算。该方法既减少了信息处理量,又保证了配准精度;同时,改进了光线投射算法,利用图像蒙版技术,可以仅重建对配准有贡献区域的像素,提高整体配准速度。但该算法面临基于灰度信息测度方法共同的缺点,即手术过程中引入手术器械等干扰信息对配准结果影响较大,该问题可以通过配准过程中将干扰大的区域通过人工干预方法去除来提高算法稳定性。总之,本文提出的方法,在精度和鲁棒性上都有很大的优势,能够满足实际临床需要。

参考文献

- [1] Markelj P, Toma evi D, Likar B, et al. A review of 3D/2D registration methods for image-guided interventions. *Medical Image Analysis*, 2012, 16(3): 642-661
- [2] 吴俊, 贾福仓, 胡庆茂. 骨科手术导航中的二维/三维图像配准研究进展. *先进技术研究通报*, 2010, 4(12): 22-25
- [3] Fu D S, Kuduvali G. A fast, accurate, and automatic 2D-3D image registration for image-guided cranial radiosurgery. *Medical Physics*, 2008, 35(5): 2180-2194
- [4] Wunsch P, Hirzinger G. Registration of CAD-models to images by iterative inverse perspective matching. In: *Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition*, Vienna, Austria, 1996. 78-83
- [5] Groher M, Jakobs T F, Padoy N, et al. Planning and intraoperative visualization of liver catheterizations: new CTA protocol and 2D-3D registration method. *Academic Radiology*, 2007, 14(11): 1325-1340

- [6] Russakoff D B, Tomasi C, Rohlfing T, et al. Image similarity using mutual information of regions. In: Proceedings of the 8th European Conference on Computer Vision, Prague, Czech Republic, 2004. 596-607
- [7] Styner M, Brechbühler C, Székely G, et al. Parametric estimate of intensity inhomogeneities applied to MRI. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2000, 19(3):151-165
- [8] Penney G P, Weese J, Littel J A, et al. A comparison of similarity measures for use in 2D-3D medical image registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1998, 17(4):586-595
- [9] Birkfellner W, Stock M, Figl M, et al. Stochastic rank correlation: a robust merit function for 2D/3D registration of image data obtained at different energies. *Medical Physics*, 2009, 36(8):3420-3428
- [10] Markelj P, Toma evi D, Pernuš F, et al. Robust gradient-based 3D/2D registration of CT and MR to X-ray images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 2008, 27(12):1704-1714
- [11] Livyatan H, Yaniv Z, Joskowicz L. Gradient-based 2D/3D rigid registration of fluoroscopic X-ray to CT. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 2003, 22(11):1395-1406
- [12] Mitrovic U, Markelj P, Likar B, et al. Gradient-based 3D-2D registration of cerebral angiograms. In: Proceedings of SPIE on Medical Imaging, Lake Buena Vista, USA, 2011. 79621P1-8
- [13] LaRose D A. Iterative X-Ray/CT Registration Using Accelerated Volume Rendering: [Ph. D dissertation]. Pennsylvania: CMU Press, 2001. 36-40
- [14] Birkfellner W, Seemann R, Figl M, et al. Wobbled splatting-a fast perspective volume rendering method for simulation of X-ray images from CT. *Physics in Medicine & Biology*, 2005, 50(9):73-84
- [15] Klein S, Staring M, Homan R, et al. Evaluation of optimization methods for intensity-based 2D-3D registration in X-ray guided interventions. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(12):2879-2890
- [16] Penney G P, Toma evi D, Walsum T, et al. Standardized evaluation methodology for 2D-3D registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2005, 24(9):1177-1189

2D/3D medical image registration based on local variance sampling

Liu Da*, Xie Yongzhao*, Ni Ziqiang*, Wang Shuo**

(* Robotics Institute, Beijing University of Aeronautics & Astronautics, Beijing 100191)

(** School of Mechanical Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083)

Abstract

A 2D/3D image registration method for image guided therapy using the metric function to obtain the sum of local rank correlations based on gray intensity variance sampling is proposed to improve the image registration's precision and robustness. This method divides a 2D fixed image into subregions in the same size, and calculates intensity variances respectively, then those subregions with lower variances are excluded, and finally, the sum of local rank correlations is computed with the left subregions. The rank correlations are independent of linear relationship between two images, so a good converging result of the image registration with any energy level can be achieved. The experimental data from registration between CT image and simulative X-ray image of the spine showed that the registration algorithm converged at a probability of 96% with an accuracy of (0.21 ± 0.03) mm at a sampling rate of 30%.

Key words: 2D/3D registration, rank correlation, image-guided surgery, X-ray image, digitally reconstructed radiographs