

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2024.08.007

医学影像物理

基于离子群的快速图像配准与应用

蒋先刚¹, 张红斌², 李广丽³

1. 华东交通大学理学院, 江西 南昌 330013; 2. 华东交通大学软件工程学院, 江西 南昌 330013; 3. 华东交通大学信息工程学院, 江西 南昌 330013

【摘要】图像配准在临床医学诊断和辅助手术过程中非常重要,采用仿X光和数字减影图像的数字重建影像(DRR)设计将使医学图像配准精度和速度提高,提出用片段着色器同时生成三维渲染图像和仿X光或者数字减影图像的DRR,将复杂优化和配准计算采用并行计算语言OpenCL完成,使整个DRR图像生成和2D/3D配准交由图像处理单元GPU完成。实验结果表明,依赖仿真的X光图像或者数字减影图像配准方法可为图像引导的手术提供精确和快速的辅助作用。

【关键词】图像配准;数字重建影像;粒子群优化;三维显示

【中图分类号】R318;TP391

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2024)08-0969-06

Fast image registration based on particle swarm optimization algorithm and its application

JIANG Xiangang¹, ZHANG Hongbin², LI Guangli³

1. School of Science, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 2. School of Software Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 3. School of Information Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China

Abstract: Image registration is critical for clinical medical diagnosis and assisting surgical procedure. Using simulated X-ray and digital subtraction angiography (DSA) to generate digitally reconstructed radiograph (DRR) would improve the accuracy and speed of medical image registration. Herein an approach of using shading language to simultaneously generate the 3D render image and DRR from simulated X-ray or DSA is presented. The complex optimization and registration calculations are completed using the parallel calculation language (OpenCL), and the image processing unit (GPU) is used for DRR generation and 2D/3D registration. Experimental results show that the proposed method which relies on simulated X-ray or DSA for image registration can provide rapid and accurate visual guiding for surgical procedure.

Keywords: image registration; digitally reconstructed radiograph; particle swarm optimization; 3D rendering

前言

基于图像的二维(2D)/三维(3D)配准在医学诊断和手术引导过程中得到广泛的应用,目前采用深度学习方式的2D/3D配准方法也得到一定的进展^[1-3]。目前已有的医学图像配准应用中,全面采用GPU(Graphics Processing Unit)并行运算的并不多,且如何使3D器官的渲染图与图像配准需要的数字重建影像(Digitally Reconstructed Radiographs, DRR)在同一OpenCL(Open Calculation Language)环境下生成,使图像配准等复杂计算在OpenCL环境中完成的探索不多见。本研究采用OpenGL的着色语言GLSL

(OpenGL Shading Language)生成3D医学器官渲染和DRR,对于比较复杂的逻辑判断和复杂计算的配准和优化则通过OpenCL完成^[4-5]。使医学图像的2D/3D配准应用得到快速精确的实现,本研究还对生成贴近真实的X光片和减影图像的DRR的程序设计进行实验分析。

1 DRR与X光图像的配准

1.1 图像配准的基本方法

基于光线投射算法的3D渲染图是将3D容积数据放在几何代理的方框中,由投影线穿过3D物体而在投影面上得到真实感强烈的渲染图像,在投影面上的图像结果取决于投射线在经过体数据时不透明度的累加效果^[6-7]。图1是模拟X光源穿透3D数据生成DRR的过程,在2D/3D配准过程中,需要将摄制的X射线图片与采用同样的光线投射算法得到的DRR进行比较,这时在投影面上的图像结果取决于X射线

【收稿日期】2024-01-23

【基金项目】国家自然科学基金(62161011, 61262031, 62361027);江西省重点研发计划(20223BBE51036)

【作者简介】蒋先刚,教授,研究方向:医学图像处理,E-mail: 3308234483@qq.com

在通过各器官组织的衰减系数和组织厚度,生成的DRR图像与实际的X光片越相似,说明3D物体在代理几何中的平移和旋转角度越合适。

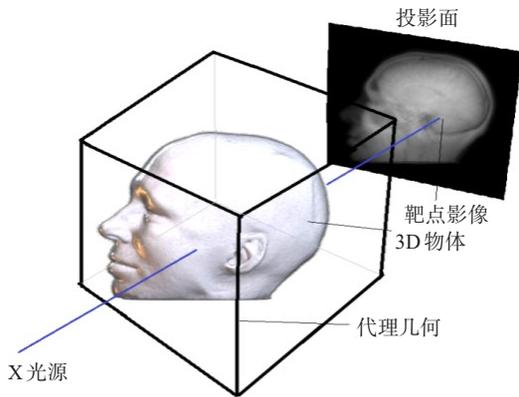


图1 模拟X光源穿透3D数据生成DRR的过程

Figure 1 Generating DRR by simulating X-Ray source penetrating 3D data

1.2 图像配准的GPU实现方法

1.2.1 2D/3D图像配准方法 在2D/3D图像配准过程中,首先准备容积数据(如CT、MRI、MRA),然后将手术过程中的X光图像或者数字减影血管造影(Digital Subtraction Angiography, DSA)图像与在变换几何尺寸下的容积数据的投影进行配准,体数据的平移和旋转变换参数矢量为 $X=(t_x, t_y, t_z, r_x, r_y, r_z)$,前3个分量表示在3个轴向的平移,后3个分量表示绕3个轴的旋转。通过调整变换参数,投影图像DRR就逐步与X光图像的类似性接近。X光图像 I_T 与容积投影图像 I_{DRR} 通过类似性评估计算得到优化的几何变换参数:

$$x^* = \arg \max_x S(I_T, I_{DRR}(x)) \quad (1)$$

组合优化的方法包括Powell法、模拟退火算法和粒子群PSO等,PSO初始化为一群随机粒子(随机解),通过迭代找到最优解^[8]。在每一次迭代中,粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己。第一个就是粒子本身所找到的最优解,这个解叫做个体极值pBest。另一个极值是整个种群目前找到的最优解,这个极值是全局极值gBest。在2D/3D图像配准中的最优解或者适应值就是DRR与X光图片的相似度最大值,而最大解就是体数据在几何空间的平移和旋转角度。

粒子群算法采用常数学习因子和惯性权重,粒子根据如下的公式更新自己的位置和速度。在D维搜索空间中,N个离子组成一个群落,第i个离子表示一个D维的向量如下:

$$X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}), i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

第i个离子的速度为:

$$V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}), i = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

每个粒子与其前一个最优位置比较,并将较好者作为当前的最优位置,比较当前所有的全局最优离子和上一迭代周期迭代的局部最优离子。第i个离子根据下面的公式更新自己的速度和位置 v_{id} :

$$v_{id} = w \times v_{id-1} + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}) + c_2 r_2 (g_d - x_{id}) \quad (4)$$

其中, $w \times v_{id-1}$ 表示离子运动习惯,惯性系数w一般取0.6; $c_1 r_1 (p_{id} - x_{id})$ 表示离子倾向自身历史最佳的优势; $c_2 r_2 (g_d - x_{id})$ 表示离子群体向历史最佳位置靠近,个体和全体加速因子 c_1, c_2 取2,系数 r_1, r_2 取值为0~1的随机数。当达到要求精度或迭代次数时,更新过程停止。这时的DRR投影是由最合适的平移和旋转参数决定的。在本系统设计过程中,选择每个群体的离子个数为10~15,迭代5~10次,其图像适配度为0.95~1.00。

1.2.2 贴近真实的DRR图像生成 X射线在到达一体素上的强度取决于射线的原始强度 J_0 、X射线源和探测媒体的距离和通过材料的衰减系数 μ_i 等因素^[9-10],如果X射线通过距离为d而衰减系数为 μ 的同质物体,这时它的强度将衰减为强度J:

$$J = J_0 e^{-\mu d} \quad (5)$$

考虑到人体由不同衰减系数 μ_i 的器官组成,且在一射线方向上的厚度 d_i 也不一样,衰减后强度J可被简约地计算出来:

$$J = J_0 e^{-\int_0^d \mu ds} \approx J_0 e^{-\sum \mu_i d_i} \quad (6)$$

考虑到体数据由等同距离的离散体素点组成,衰减后强度J可被简约为:

$$J = J_0 e^{-\sum \mu_i \Delta d} \quad (7)$$

在X射线到达投影面后,在投影面上的每一个点的强度 $J(x, y)$ 都能被测量到,在一个矩形空间 Ω 中的图像的平均灰度为:

$$\bar{J} = \frac{1}{|\Omega|} \sum_{(x,y) \in \Omega} J(x, y) \quad (8)$$

考虑到计算出的平均值 \bar{J} 与理想值 $J_{desired}$ 有一定的比例关系,因此每个点的强度值 $J(x, y)$ 由一比例因子与该点的强度相乘并加上一个加性因子进行调节:

$$J = \frac{J_{desired}}{\bar{J}} \cdot J(x, y) + J_a \quad (9)$$

$$J = J_s \cdot J(x, y) + J_a \quad (10)$$

模拟X光生成DRR图像的GLSL主要程序段如图2所示,比例因子 J_s 和加性因子 J_a 对射线上的颜色值rgbAcc进行调和。

```

while (samplePos.a <= len)
    //射线长度积累开始,首先读取三维亮度纹理数据
    colorSample = texture3Df(intensityVol,samplePos.xyz);
    if (colorSample.a>0.0)
        //有不透明的体积部分开始
        rgbAcc= rgbAcc+colorSample.rgb; //颜色值累计
        if ( colAcc.a > 0.95 ) break;//跳过射线部分积累计算
        //有不透明的体积部分结束
        samplePos += deltaDir;//射线长度增加
    } //射线长度积累结束
    colAcc.a = colAcc.a/0.95;
    colAcc.a *= backAlpha;//考虑背景图的融合
    gl_FragColor=vec4(rgbAcc*js+vec3(Ja,Ja,Ja),1.0);//X-Ray输出
    
```

图2 模拟X光生成DRR图像的GLSL程序

Figure 2 GLSL code of simulating X-ray to generate DRR

由于3D渲染图和仿真X射线效果的DRR都由射线投射法完成,这为配准位置的真实感3D渲染图和X光图像的空间分析的辅助参考提供便利。图3是通过模拟X光生成的DRR图像对比图。图3a是用光线投射算法生成的原始渲染图像,图3b是最大密度投影生成的图像,它的层次感比仿真的X光片的效果要差些,图3c~图3f是取不同比例和加性因子生成的DRR图像,随着比例因子 J_s 的增加,骨骼和边缘部分及整个图像的亮度将增加,随着加性因子 J_a 的增加,整个有器官组织占位的投影亮度将会增加,同时还可通过调整传递函数来达到骨骼和肌肉等的亮度对比,使其显示效果达到与真实X光片非常相似的图像效果。

1.2.3 贴近真实的DSA图像生成 DSA是基于顺序图像的数字减影,其结果是在减影图像中消除整个骨骼和软组织结构,使浓度低的对比剂所充盈的血管在减影图像中被显示出来。该方法根据后期造影片与前期蒙片的灰度值对数变换后相减的差值图像,数字减影图像的生成按式(11)计算:

$$I_{\text{DSA}} = \frac{255}{S_{\text{max}}} (\log_2(I_{\text{live}} + 1) - \log_2(I_{\text{mask}} + 1)) \quad (11)$$

S_{max} 是对数减影图像的亮度最大值,通过对减影图像在0~255的拉伸使最后图像与临床得到的DSA基本一致,该参数在实际程序设计中直接用滑块控件交互获得。而生成包含血管组织的造影图 I_{live} 的体数据的构建可对CT、CTA或者MRI容积数据进行特殊的传递函数的设置,血管区域的提取并赋值和计算容积数据每点的管状海森特征值这3种方法得到^[11-12]。生成蒙片图 I_{mask} 的体数据就是CT、CTA或者MRI容积数据,造影图和蒙片图的3D容积数据的对数差运算结果在X光着色模型下的投影就是3D渲染图IDSA,这个模拟生成的2D IDSA与实际临床拍摄的DSA图像进行配准就可得到手术所需的人体位移和旋转参数,同时由配准结果得到实际的人体器官的方位对应的真实感强烈的3D立体渲染图像。

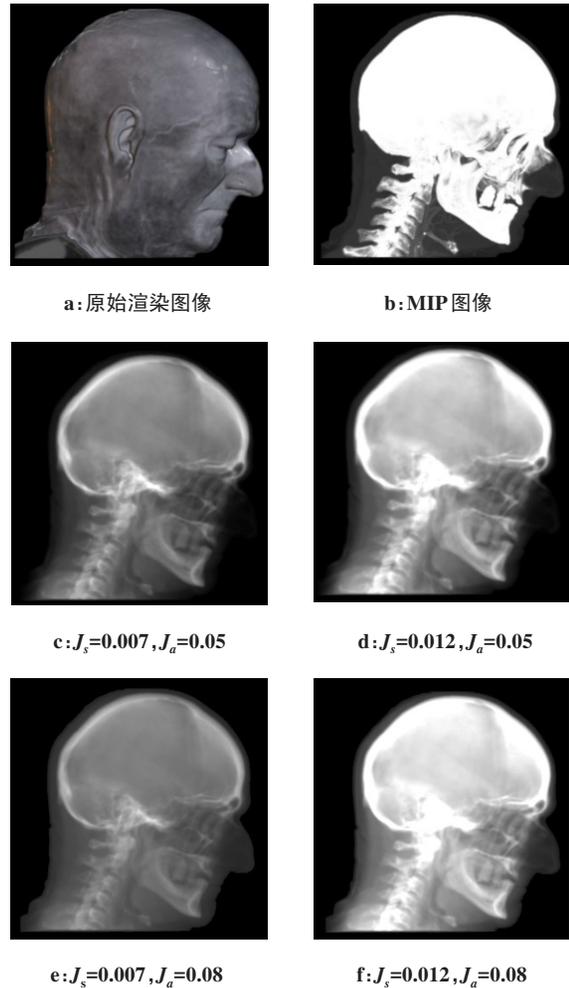


图3 模拟X光生成的DRR图像对比

Figure 3 Comparison of DRR generated by simulated X-ray

图4是模拟DSA生成的DRR图像对比。图4a是脑部原始图像,图4b选择 S_{max} 为比较大的值生成的减影图,这时减影图像的血管部分比较暗,图4c选择 S_{max} 为比较小的值,这时减影图像的血管部分显得比较亮,图像中非常亮的圆形点表示在这个投影方向上血管在此处有转向和重叠,而且这些转折点是配准和介入治疗时需依靠和利用特殊的感兴趣点。而在血管直径上突然发生亮度减弱的地方往往存在血管斑块。图4d是图4c的反色图像,通过调节X光模型参数和数字减影方程的参数而得到与实际硬件输出图像相类似或者与操作喜好一致的DRR图像,样板与浮动图像风格的相似性使适配值的计算和配准处理更加精确和快速。

1.2.4 类似性度量的并行运算 两幅图像的匹配分析包括基于灰度、基于特征和基于变换域这3种类似性度量方法^[13],归一化互相关匹配法(Normalized Cross Correlation, NCC)是基于图像灰度信息的匹配方法,其公式如下所示:

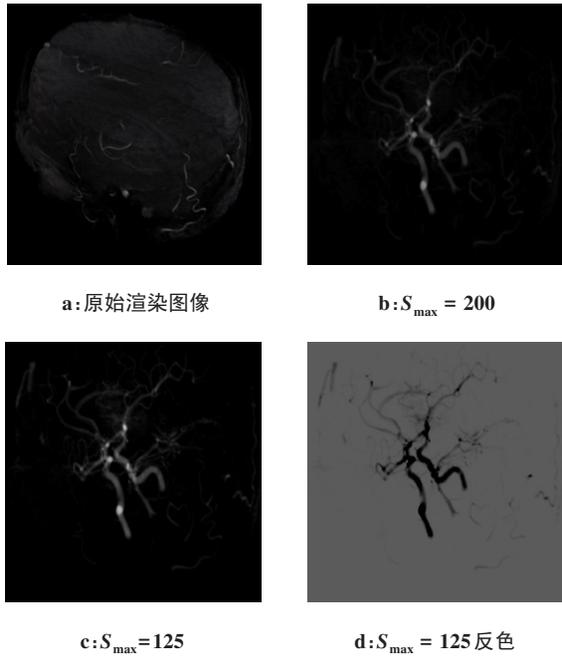


图4 模拟DSA生成的DRR图像对比

Figure 4 Comparison of DRR generated by simulated DSA

$$R(i, j) = \frac{\sum_{s=1}^M \sum_{t=1}^N |s^{ij}(s, t) - E(s^{ij})| \cdot |T(s, t) - E(T)|}{\sqrt{\sum_{s=1}^M \sum_{t=1}^N [s^{ij}(s, t) - E(s^{ij})]^2 \cdot \sum_{s=1}^M \sum_{t=1}^N [T(s, t) - E(T)]^2}} \quad (12)$$

其中, $E(s^{ij})$ 表示浮动图像在 i, j 处的子图像的平均灰度, $E(T)$ 表示样板图像的平均灰度。

浮动图像 DRR 的大小通过画板的 StretchDraw (Rect(0, 0, 255, 255), CutBmp) 函数, 将矩形范围的 3D 渲染图像 CutBmp 快速比例变换为 $256^2, 512^2$ 等标准化的图像尺度。OpenCL 的 NCC 计算过程中, 全局变量的大小为整个图像的像素大小, 全局变量必须为局部变量可整除的数^[14-15]。表 1 为单个 NCC 计算的时间比较表。CPU 的计算时间会随着图像的尺寸变大而加大, 而基于 OpenCL 的 NCC 的计算时间通过全程变量和局部变量的合理配置而大幅减少。考虑到式 (12) 中包括多次求和计算, 故在求和核函数的设计中, 在硬件许可的条件下工作组尺寸尽量取比较大的参数。

2 2D/3D 图像配准实验和应用

本研究的医学 2D/3D 图像配准的辅助分析和导视工具采用开源编程环境 Lazarus 2.0.8, 主机采用 CPU I7 7700-HQ 笔记本电脑, 图像卡为 8 G 显存的 GTX1070, 实验数据选自相关网站和合作医院提供的数据。整个近百幅 DRR 图像的生成和配准优化过程在 0.8~4.0 s 内完成。

表 1 单个归一化互相关系数 NCC 计算的时间

Table 1 Time consumption for a single normalized cross correlation calculation

图像大小	CPU/ms	工作组大小	GPU/ms
1024^2	134.2	256	11.4
512^2	56.5	256	8.5
256^2	36.2	128	3.2
128^2	17.2	64	1.4
64^2	4.2	32	1.2

2.1 X 光片与 MRI 的图像配准实验

图 5 是 X 光图像与 MRI 图像配准实验, 原始膝盖的 MRI 数据大小为 $512 \times 512 \times 232$, 渲染后的图像如图 5a 所示, 当采集 X 光片后, 系统将在图 5b 的右下方生成大约 100 张左右的仿 X 光片的 DRR 图像, 也就是当 3D 器官数据的平移和旋转参数改变时, 这些 DRR 图片与已采集的样板 X 光图像进行匹配比较, 得到最优的匹配结果如图 5c 所示。在这个角度采集 X 光图像, 是为了从这个角度和方位开个小口子进行半月板的修复, 使 X 光片图像显示出半月板的空间位置与股骨和胫骨关联, 而图像配准的作用是以更清晰的 MRI 图像作为引导^[16-17]。图 5d 所示的 3D 渲染的投影角度是与生成这个 DRR 的投射方向一致的。图 5e 是在配准位置投影方向挖切的膝盖, 可细致观测半月板附近的组织。图 5f 是挖出的包括半月板在内的邻近组织, 通过调节传递函数可仔细观测半月板的磨损情况。

2.2 DSA 与 CTA 的图像配准实验

图 6 是 DSA 与 CTA 的图像配准实验分析。图 6a 是原始的包含心脏的胸部 CTA 数据显示, CTA 数据大小为 $420 \times 420 \times 292$ 。图 6b 是用 X 光片方式生成的 DRR 的例子, 由于心血管在胸骨之后, 胸骨上的捆绑铁丝和心脏起搏器等会产生伪影和其他干扰, 而通过血管减影图像辅助方法有利于手术的进行^[18-19]。当采集合适位置的 DSA 图像后, 系统将在图 6c 的右下方生成大约 100 张左右的仿 DSA 光片的 DRR 图像。而仿血管减影图像的方法就是将几根大的冠状动脉体素用填充方法得到并用亮的灰度表示, 而原体数据经拉伸而变得较暗。这些 DRR 浮动图片与已采集的样板 DSA 图像进行匹配比较, 得到最优的匹配结果如图 6d 所示。图 6e 是对应匹配位置的 CTA 数据显示, 由这个位置可找到与右冠状动脉狭窄处最近的在胸部外的拟探测切口, 同时 CTA 数据包含丰富的人体组织信息, 如拟开刀切口附近的血管分布和骨骼分布等。剖切分割后的全心脏图如图 6f 所

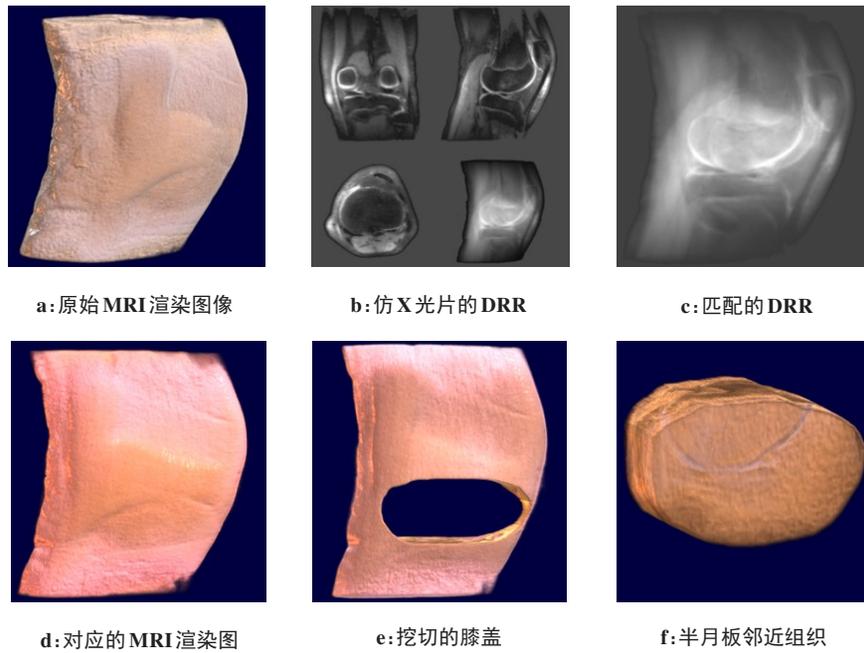


图5 X光片和MRI图像配准实验
Figure 5 X-ray and MRI image registration experiments

示,右冠状动脉前25 mm段有一狭窄处需要植入支架。图6g是支架移植到位时的DSA图像,一旦图像的适配度达到最高时说明支架输送到位,这时右冠

状动脉狭窄处已被撑大贯通。图6h是另外一方位观测的DSA图像。

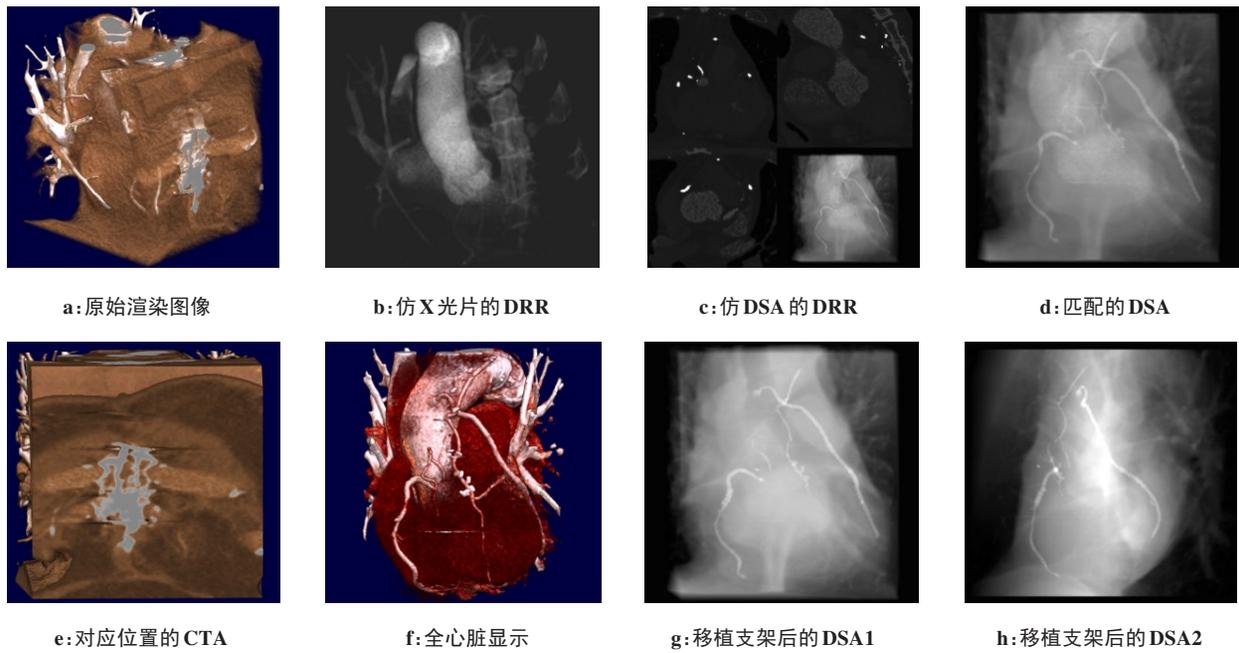


图6 DSA和CTA图像配准实验
Figure 6 DSA and CTA image registration experiments

3 结语

本研究着重分析 DRR 图像的快速生成方法和

PSO 的优化算法,通过对 DRR 图像片段着色器程序和相似性函数的 OpenCL 程序编写,使借助 X 光图像

与MRI数据配准的骨骼手术更加合理和快捷,满足实时要求的2D/3D配准方法适应于血管造影辅助的支架安放或者其他介入手术引导。

【参考文献】

- [1] Liu S, Yan B, Wang Y, et al. 2D/3D multimode medical image registration based on normalized cross-correlation[J]. Appl Sci, 2022, 12(6): 2828.
- [2] Alam F, Rahman SU, Ullah S, et al. Medical image registration in image guided surgery: issues, challenges and research opportunities [J]. Biocybern Biomed Eng, 2018, 38(1): 71-89.
- [3] Ghafurian S, Hacıhaliloglu I, Metaxas DN, et al. A computationally efficient 3D/2D registration method based on image gradient direction probability density function[J]. Neurocomputing, 2017, 229: 100-108.
- [4] Wang Y, Zhou YF, Wang S, et al. Developing medical ultrasound imaging application across GPU, FPGA, and CPU using oneAPI[C]// Proceedings of the 9th International Workshop on OpenCL. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2021: 11.
- [5] Nasihatkon B, Kahl F. Multiresolution search of the rigid motion space for intensity-based registration[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2018, 40(1): 179-191.
- [6] Schulz CJ, Böckler D, Krisam J, et al. Two-dimensional-three-dimensional registration for fusion imaging is noninferior to three-dimensional-three-dimensional registration in infrarenal endovascular aneurysm repair[J]. J Vasc Surg, 2019, 70(6): 2005-2013.
- [7] Zhang XF, Deng YZ, Tian CY, et al. Enhancing the depth perception of DSA images with 2D-3D registration[J]. Front Neurol, 2023, 14: 1122021.
- [8] Gao Y, Ma SW, Liu JJ, et al. Fusion of medical images based on salient features extraction by PSO optimized fuzzy logic in NSST domain[J]. Biomed Signal Process Control, 2021, 69: 102852.
- [9] Yang Y, Zhong ZC, Rong GD, et al. Real-time GPU-aided lung tumor tracking[C]//2010 Fourth Pacific-Rim Symposium on Image and Video Technology. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 495-500.
- [10] Baka N, Metz CT, Schultz CJ, et al. Oriented gaussian mixture models for nonrigid 2D/3D coronary artery registration[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2014, 33(5): 1023-1034.
- [11] Abdel-Basset M, Fakhry AE, El-Henawy I, et al. Feature and intensity based medical image registration using particle swarm optimization [J]. J Med Syst, 2017, 41(12): 197.
- [12] Lu GP, Zhou LX. Localization of prostatic tumor's infection based on normalized mutual information MRI image segmentation[J]. J Infect Public Health, 2021, 14(3): 432-436.
- [13] Spahr N, Thoduka S, Abolmaali N, et al. Multimodal image registration for liver radioembolization planning and patient assessment [J]. Int J Comput Assist Radiol Surg, 2019, 14(2): 215-225.
- [14] Paudel DP, Habed A, Demonceaux C, et al. Robust and optimal registration of image sets and structured scenes *via* sum-of-squares polynomials[J]. Int J Comput Vis, 2019, 127(5): 415-436.
- [15] Gillies DJ, Gardi L, De Silva T, et al. Real-time registration of 3D to 2D ultrasound images for image-guided prostate biopsy[J]. Med Phys, 2017, 44(9): 4708-4723.
- [16] Zhang CL, Yao MD, Chen W, et al. Gradient descent optimization in deep learning model training based on multistage and method combination strategy[J]. Sec Commun Netw, 2021, 2021: 9956773.
- [17] Wijewickrema S, Zhou Y, Bailey J, et al. Provision of automated step-by-step procedural guidance in virtual reality surgery simulation[C]// Proceedings of the 22nd ACM Conference on Virtual Reality Software and Technology. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2016: 69-72.
- [18] Ghaednia H, Fourman MS, Lans A. Augmented and virtual reality in spine surgery, current applications and future potentials[J]. Spine J, 2021, 10(4): 1617-1625.
- [19] Chen T, Zhang Y, Ding C, et al. Virtual reality as a learning tool in spinal anatomy and surgical techniques[J]. N Am Spine Soc J, 2021, 6: 100063.

(编辑:陈丽霞)