

基于 GPU 加速的肾脏超声影像三维重建

豆志恒^{1,2} 朱立忠¹
DOU Zhiheng ZHU Lizhong

摘要

超声成像凭借其可重复性强、操作便捷、无辐射危害以及成本低等优点,为临床诊断提供了可靠的依据,在该领域发挥着关键且不可或缺的作用。传统的超声影像技术能够直接获得切面图像,临床医护人员需要根据切面中包含的二维局部信息来推测组织器官或者病变区域的三维整体信息,并依此给出病情评估结果和治疗方案,极为考验医生的临床经验。基于此,文章先对肾脏超声切片图像进行滤波以去除噪声;然后通过 GMMs 聚类算法对超声图像进行图像分割,以提取二维超声图像的前景;最后提出了一种基于 GPU 加速的 MC 算法,并用此算法对提取前景进行三维表面重建。在保证重建质量的同时,进一步加快重建速度。重建后的肾脏三维可视化模型有助于医生全方位地分析组织器官的立体结构,即便经验欠缺的医生也能借此清晰观察肾脏病变,提高诊断和治疗水平,降低误诊率。

关键词

超声成像; 图像去噪; 图像分割; GPU 加速; 三维重建

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.01.009

0 引言

肾脏肿瘤是全球范围内常见的泌尿系统恶性肿瘤之一,其发病率随着人群老龄化和生活方式的变化呈上升趋势。由于肾脏位置较深、周围组织结构复杂,传统的二维影像学检查在检测和评估肾脏肿瘤时存在一定的局限性。超声三维重建技术可以准确显示三维结构,使得临床医生能够更清晰地了解肾脏肿瘤的三维结构特征。因此,为提高医生诊断和治疗方案的准确性,开发和应用更为精确的超声三维影像技术对肾脏肿瘤的诊断和治疗具有重要的临床意义。

目前的三维重建算法,主要分为面绘制和体绘制两类^[1]。面绘制主要是利用各类几何图元,包括三角面片、多边形等,连接起来构造等值面,其中,常用的算法有立方块法(cuberille)^[2]、分解立方体法(dividing cubes)^[3]和移动立方体法(marching cubes, MC)^[4];体绘制算法由 Drebin 和 Levoy 提出^[5],根据一定的物理模型,直接将体数据绘制成三维模型。常见的体绘制算法有错切变换法(shear-warp)、光线投射法(ray-casting, RC)、抛雪球算法(splatting)。其中 RC 算法^[6]应用最为广泛。体绘制方法虽然在重建效果上更加理想,但在重建过程中,需要处理大量数据,运算时间较长。面绘制虽然效率更高,但只能显示物体表面信息,无法保证体素信息的完整性。对于实时性要求高、物体特征

明显的情况,使用面绘制效果更好。就如张笃正^[7]所开展的研究中,通过使用二次中值运算的方法来计算等值点并逐层遍历三维体素提高运行速度。但二次中值法的计算依然复杂。李怡敏等人^[8]使用中值法代替线性插值法来加快速度。但所有计算均在 CPU 上串行进行的。许婉露等人^[9]提出基于三维区域增长的双阈值分割方法,但区域增长容易陷入局部最优。Linder 等人^[10]提出了将移动立方体算法与全局跟踪算法相结合的方法,通过嵌入强间断的有限元提高了处理效率,但两种算法的参数调节可能相互影响,选择不当会影响整体性能。李丹等人^[11]提出了基于顶点状态获取相邻非空体元算法,但这种算法内存使用量大,尤其是体素数据较大。因此,本文使用中值法代替线性插值法,并通过边表生成一个中点位置查找表,减少计算量的同时使用 GPU 并行运算,保证重建准确度和减少三维重建时间。

1 三维表面重建方法

1.1 图像预处理

在使用超声设备采集超声图像时会产生大量的噪声,如图 1 所示。因此,在进行分割前需要对原始图像进行降噪。由图 1 可以看出,肾脏部分的像素值较低,为了突出肾脏前景以便于分割,首先对原图像取反色。取反色后使用非局部均值滤波算法(non-local means, NLM)^[12]滤波,NLM 算法首先确定一个搜索窗口,再通过该窗口在整个图像中寻找目标图像块的相似块,然后获得各个相似块和目标图像块之间的相似性信息,后根据相似性信息求得权重,最后对各个像

1. 沈阳理工大学 辽宁沈阳 110000

2. 中国科学院沈阳自动化研究所 辽宁沈阳 110000

素点进行加权平均求得滤波后像素的估计值。

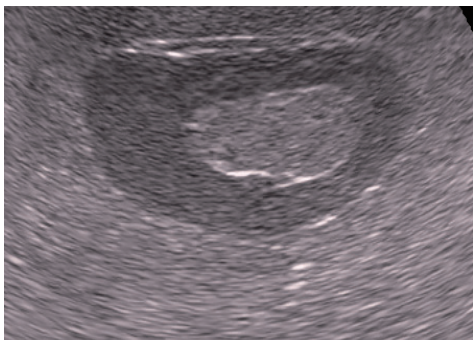


图1 采集超声图像时会产生大量噪声

进行 NLM 滤波后, 如仍然有大量噪声, 可以使用快速 SRAD 滤波^[13]。快速 SRAD (speckle reducing anisotropic diffusion) 滤波是一种基于各向异性扩散 (anisotropic diffusion) 的方法, 用于去除图像中的斑点噪声, 同时保持图像的边缘结构。得到滤波后的图像如图 2 所示。经两次滤波算法后, 超声图像的噪声大部分被滤除, 接下来便可进行图像分割。

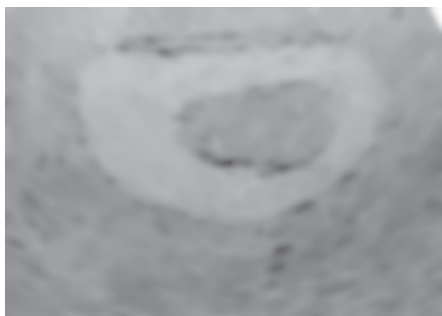


图2 滤波后图像

1.2 图像分割

在对原图进行滤波和图像增强后, 可以使用 GMMs 聚类算法^[14]对图像进行分割。GMMs 是一种用于聚类 and 概率密度估计的统计模型。假设数据点由多个高斯分布的线性组合生成, 且数据集由 K 个高斯分布组成, 每个高斯分布具有不同的均值 μ_k 和协方差矩阵 Σ_k 。每个高斯分布 k 的权重为 π_k , 并满足:

$$\sum_{k=1}^K \pi_k = 1 \quad (1)$$

GMM 的整体概率密度函数可以表示为:

$$p(x) = \sum_{k=1}^K \pi_k N(x | \mu_k, \Sigma_k) \quad (2)$$

式中: $N(x | \mu_k, \Sigma_k)$ 均值为 μ_k , 协方差为 Σ_k 的高斯分布的概率密度函数。

$$\pi_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \gamma_{ik} \quad (3)$$

协方差矩阵更新为:

$$\Sigma_k = \frac{\sum_{i=1}^N \gamma_{ik} (x_i - \mu_k)(x_i - \mu_k)^T}{\sum_{i=1}^N \gamma_{ik}} \quad (4)$$

GMMs 聚类算法在给定参数的情况下, 计算每个数据点 x_i 属于每个高斯成分 k 的后验概率, 再对权值、均值和协方差矩阵进行更新, 循环往复直至模型参数收敛。

本文在使用 GMMs 算法时, k 设置为 4, 表示希望将数据分成 4 个簇, 并指定每个高斯分布都有完整协方差矩阵。分割结束后提取属于聚类中心最大值的一簇并使用基于联通分量的滤波算法, 得到分割结果。如图 3 所示, 经 GMMs 聚类算法分割后, 肾脏的前景被提取出来。



图3 GMMs 算法分割结果

1.3 基于 GPU 加速的 MC 算法

得到前景后, 通过前向映射把一系列超声切片前景映射到三维体素空间。为了使重建的表面更加平滑, 可以使用 3 次贝塞尔插值法填补切片间的空体素, 得到完整的三维体素数据。

传统的线性插值方法虽然精确, 但计算过程较为复杂, 计算量大且对硬件要求高, 在运算效率上并不理想。随着超声成像技术的进步, 超声图像像素间的间距已经足够小, 张笃正使用二次中值法已经得到验证。但这种算法依旧使用等值面阈值参与到等值点的计算, 计算过程仍较为复杂, 而直接使用中值插值法可以很好地解决这一问题, 只需得到当前等值点所在两个顶点位置即可, 避免每次计算都需要等值面阈值与两个顶点值以及中值比较的结果来确定等值点位置。此外采用中值插值法可以避免单独计算每个等值点坐标, 将所有顶点直接存储于列表中, 只需进行一次矢量化计算, 便可得到所有等值点的坐标, 减少计算时间。

传统 MC 算法的做法是遍历每个体素, 当此体素存在等值面时, 计算等值面顶点的坐标。在体素数据较大时, 需要进行大量循环, 耗时较长^[15]。随着 GPU 并行运算技术的发展与应用, 使用 GPU 并行遍历所有体素可以很好地解决这个问题。但在使用 GPU 并行遍历时会失去体素在三维体数据中的位置, 给计算造成麻烦。本文提出了一种基于 GPU 加速的 MC 算法, 通过使用 GPU 的并行计算能力一次性遍历所有体

素，建立一个位置查找表的方式，确定所有体素在体数据的位置，并使用中值法替代线性插值法。具体步骤如下：

（1）使用 MC 算法的边表生成一个中点位置查找表，这个表直接保存以重复使用，不必每次调用 MC 算法重复计算。这样可以避免处理每个体素时单独计算此体素所包含三角形顶点坐标。通过查找表的方式，只需进行一次查找便可得到每个体素包含三角形的所有顶点坐标，减少运算量。

（2）根据三维体数据的形状生成一个位置查找表，GPU 在并行遍历时只保留所有体素在被提取时的顺序。通过查找表可以根据体素在被提取时的顺序得到此体素在三维体数据的坐标。

（3）提取三维体素数据所有体素，使用 GPU 并行遍历。根据体素的顶点状态判断所有体素上是否有等值面，提取出包含等值面体素的顺序信息及此体素的顶点状态，如此可以避免处理没有等值面的体素，直接处理包含等值面的体素，缩短了运行时间。

（4）通过步骤（2）生成的顺序信息和步骤（1）生成的位置表确定体素的三维位置。并根据顶点状态和步骤（2）生成的中点位置表，生成所有三角面片的顶点并建立顶点位置表，此步骤可以通过矢量化计算一步生成以节省时间。

（5）根据顶点状态矢量化索引三角化表，并根据结果索引步骤（4）生成的顶点位置表得到所有三角形顶点。

（6）避免把三角形的顶点循环传入，而是将所有三角面片的顶点批量传入 VTK，并使用 VTK 三维显示功能显示肾脏表面。

2 实验与分析

为了表明本文算法的有效性和可行性，使用超声仪器采集 52 张肾脏超声切片，这些切片均为 250 px×450 px，每张切片间的距离为 2 mm。通过前向映射把一系列超声切片前景映射到三维体素空间。并使用 3 次贝塞尔插值法填补切片间的空体素，得到完整的三维体素数据。MC-E 算法使用 Python 实现作为本文算法的对比。

图 4 为生成的肾脏体素数据使用 MC-E 算法重建的肾脏三维表面正面。

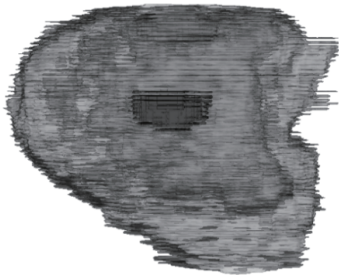


图 4 MC-E 重建肾脏三维表面图

图 5 为同一个体素数据使用本文算法重建的肾脏三维表面正面。



图 5 本文算法重建肾脏三维表面图

对比图 4 和图 5 可以看出并无显著差别，能清晰看到肿瘤所在位置。

本文算法及文献 [7] 算法与原算法的相似度和重建时间如表 1 所示。

表 1 文献 [7] 与本文算法相似度及时间对比

算法	三角面片数	SSIM	时间 /s
MC-E	2 676 886	0.971 0	186.65
本文 MC	2 676 886	0.951 0	12.06

如表 1 所示，虽然本文算法重建表面的相似度有所下降，但运行时间显著减少。

3 结论

本文提出了一种基于 GPU 加速的肾脏三维重建算法，经实验分析，本文算法结果虽然相似度有所下降，但相对于传统的 MC 算法，大大减少了运行时间。临床医生可以以三维超声肾脏图结果诊断病情，减少误诊率。

参考文献：

[1] 贺楠楠. 医学图像三维重建面绘制算法研究[J]. 电脑知识与技术, 2017,13(32):210-211+213.

[2] AI H M, YANG C L, WU S C, et al. Automatic segmentation and 3D reconstruction of human liver based on CT image[C/OL]//2010 4th International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering. Piscataway:IEEE,2010[2024-03-21]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/5517758>.

[3] YANG D, QU Z. Three-dimensional image surface reconstruction based on sequence images[C/OL]//2009 3rd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering.Piscataway:IEEE,2009[2024-01-25].<https://ieeexplore.ieee.org/document/5163685>.

（下转第 47 页）

实时反馈自愈方法。实验结果表明,设计的反馈自愈方法的综合性能良好,各项指标极佳,有一定的应用价值,为保证无线通信服务有效运行作出了一定的贡献。

参考文献:

[1] 常呈武,刘宏阳.卫星互联网星间激光通信链路传输与路由交换技术研究(特邀)[J].激光与光电子学进展,2024,61(7):70-75.

[2] 邵军虎,史魏征,刘依朔,等.无线紫外光与射频混合链路中继协作方案性能分析[J].电子测量与仪器学报,2024,38(1):160-167.

[3] 杜娟,马红波,魏清新,等.实现3 kW功率与50 Mb/s速率的电能-数据同步无线传输的解耦设计技术[J].电工技术,2023(23):50-55.

[4] 虞湘宾,于凯,钱盼盼.面向6G移动通信的可重构智能反射表面技术研究综述[J].南京航空航天大学学报,2023,55(5):745-756.

[5] 黄振华,王少春,余剑,等.基于5G通信技术的配网架空线路故障自愈方案研究[J].农村电气化,2023(6):23-27+31.

.....

(上接第43页)

[4] MANDALIANA K A, HARSONO T, SIGIT R. 3D visualization and reconstruction of lung cancer images using marching cubes algorithm[C/OL]//2019 International Electronics Symposium (IES). Piscataway: IEEE, 2019[2024-03-11]. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8901667>.

[5] 易玮玮,陈子轩,徐泽楷,等.一种基于CPU的三维超声图像体绘制方法[J].生命科学仪器,2019,17(1):32-36+31.

[6] 赵梓儒.脑肿瘤MRI图像的分割和三维重建[D].济南:山东大学,2020.

[7] 张笃正.医学超声影像三维重建技术研究[D].哈尔滨:哈尔滨理工大学,2022.

[8] 李怡敏,王宝珠,刘翠响,等.基于MC-E算法的CT图像三维重建[J].计算机工程与设计,2019,40(10):2959-2963.

[9] 许婉露,李彬,田联房.基于MC算法的高质量脊柱CT图像三维重建[J].计算机应用与软件,2013,30(6):79-82+92.

[10] LINDER C, ZHANG X X. A marching cubes based failure surface propagation concept for three-dimensional finite elements with non-planar embedded strong discontinuities of higher-order kinematics[J].Numerical methods in engineering, 2013, 96(6): 339-372.

[6] 郑龙全,韩卫卫,辛晓东.基于对等通信网络的智能分布式自愈控制的研究[J].电工技术,2022(15):230-234+242.

[7] 刘娇蛟,陈阿粤,马碧云.基于直扩超声波宽带人体通信多点接入的自适应速率调整[J].华南理工大学学报(自然科学版),2023,51(3):91-97.

[8] 李毅超,杨会峰,崔俊彬,等.基于最近位置中继选择策略的电力5G网络D2D通信安全可靠性能分析[J].计算机应用,2022,42(z2):168-174.

[9] 夏元清,谢超,高寒,等.天空地一体化网络环境下多运动系统跨域协同控制与智能决策[J].控制与决策,2023,38(5):1176-1199.

[10] 李璞,潘莉丽,丁锐.无线高时延环境下自适应信道带宽的TCP协议传输优化方法[J].成都大学学报(自然科学版),2021,40(4):374-378.

【作者简介】

周霞(1982—),女,江苏宜兴人,硕士,副教授,研究方向:信息通信技术。

(收稿日期:2024-07-21)

[11] 李丹,彭海欣.基于GPU的MC算法[J].河南科技,2017(5):57-60.

[12] LENG K Q. An improved non-local means algorithm for image denoising[C/OL]//2017 IEEE 2nd International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP), Piscataway:IEEE, 2017[2024-03-22].<https://ieeexplore.ieee.org/document/8124523>.

[13] 陶自强,吕留帅,吴剑,等.CUDA加速医学超声图像SRAD去噪[J].中国医药导刊,2015(Z1):44-48.

[14] 武沛多.基于聚类与图割算法的图像分割方法[D].北京:华北电力大学,2020.

[15] 赵杰,龚硕然,王龙.一种改进的MC算法[J].激光杂志,2014,35(8):19-22.

【作者简介】

豆志恒(1997—),男,河南新乡人,硕士,研究方向:控制理论与控制工程。

朱立忠(1967—),男,辽宁盖州人,硕士,教授,研究方向:控制理论与控制工程, email: zlz2686312@sina.com。

(收稿日期:2024-10-08)