

文章编号:1007-2780(2018)05-0433-10

心脏体素化三维模型感兴趣血管 交互式显示方法研究

任国印¹, 吕晓琪¹, 杨楠^{2*}, 喻大华¹

(1. 内蒙古科技大学 信息工程学院, 内蒙古 包头 014010; 2. 包头医学院, 内蒙古 包头 014010)

摘要:通过应用线性八叉树将心脏三维模型离散成体素以快速提取并显示局部任意感兴趣血管,把三维模型离散成体素后,利用多边形交互区域选择感兴趣体积内部体素。根据 26-邻接体素的拓扑关系和体素互信息相似度比较结果,最终确定最佳深度和最佳互信息阈值分别为 14 和 -1.375,以此来寻找感兴趣体积中同一组织的体素集合。最终实现了三维医学影像中任意感兴趣血管的精确显示,该技术可被视为用一个提取工具将任意局部三维模型进行提取并进行四维动态显示的过程。实验结果表明:与 C-V 三维分割算法精度 90.1% 相比,本分割算法平均精确度达到 96.02%;运行时间从 13.8 s 缩短为 10.7 s;四维播放帧数最大 40 FPS,基本满足了血管三维分割的临床需求。该算法不仅可以快速地分析局部病灶的生理学特点和病理特征,而且让医生更加直观、便利地观察病人心脏任意局部血管的实际运动状况,以便做出临床决策。

关键词:感兴趣体积;线性八叉树;体素化;四维可视化

中图分类号:445.3 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20183305.0433

Interactive display methods of vessel of interest within voxelized three - dimensional cardiac model

REN Guo-yin¹, LV Xiao-qi¹, YANG Nan^{2*}, YU Da-hua¹

(1. School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science & Technology, BaoTou 014010, China;
2. BaoTou Medical College, BaoTou 014010, China)

Abstract: In the paper, the linear octree was used to separate the 3D model of the heart into voxels and to achieve the purpose of rapid display of any interested vessels. After the 3D model is separated into voxels, the polygon area is used to select inside voxels of VOI. Based on the topological relation of 26-adjacent voxels and the similarity of voxel mutual information, the final optimal depth and best mutual information threshold are confirmed as respectively 14 and -1.375, thus discovering the voxel set of the same tissue in the volume of interest. The technology ultimately achieves the precise display

收稿日期:2017-11-18; **修订日期:**2018-03-12.

基金项目:国家自然科学基金(No. 61179019, 81571753); 赛尔网络下一代互联网技术创新项目(No. NGII20170705); 包头市青年创新人才项目

Supported by National Natural Science Foundation of China(No.61179019, No.81571753); CERNET Innovation Project (No. NGII20170705); Baotou Youth Innovative Talent Project

* 通信联系人, E-mail: nan_yang1988@163.com

of any VOI from a medical image. This technique can be viewed as a process of extracting any local three-dimensional model with an extraction tool and performing a four-dimensional dynamic display. Experimental results show that compared with C-V 3D segmentation algorithm accuracy of 90.1%, the average accuracy of this segmentation algorithm has reached 96.02%; running time is shortened from 13.8 s to 10.7 s; 4D playback framer has reached its maximum 40 FPS, which basically meets the clinical needs of vascular 3D segmentation. It is not only a good way to quickly analyze the physiological and pathological characteristic for the local lesion, but it is more intuitionistic and convenient for doctors to observe the actual condition of any local blood vessel of the patient's heart, which contributes to clinical decision-making.

Key words: volume of interest; linear octree; voxelization; 4d-visualization

1 引言

医学影像设备的快速发展带动了医学 CT 图像处理技术朝着高分辨率的方向发展。然而,三维数据的高分辨率会引起绘制速度变慢等问题。该问题的出现是由于以往的基于像素单元的三角面片三维重建算法在加速实时显示和局部组织提取上具有一定局限性。基于体素模型的三维可视化是建立在数据基础上的应用而并非在资源基础上,因此所占硬盘和内存空间很小。一个像素三维模型所占资源通常达到几十兆甚至上百兆,相比之下,体素化三维模型只有仅仅几兆字节的资源大小。因此在三维模型的实时显示上体素模型比像素模型具有更大的优势。

在大量的组织器官影像中精确提取感兴趣组织信息能够缩短三维重建时间。在实际诊断中某些感兴趣组织(如血管,神经和肿瘤等)只占医学三维数据的一小部分。然而医生想要获得这些特定组织器官的三维影像,除需凭借医生多年的阅片经验外还需要目前先进的医学图像处理算法加以辅助。

目前血管三维分割算法大体可以分为以下几类:① 基于二维断层 CT 图像的像素分割再重建。代表文献[1]提出血管图像管腔分割算法虽然准确性较高、鲁棒性好,但对于医学高维模型来说对像素集合处理的复杂度较高。在临床诊断中,通常需要对数据量更大的序列三维影像做处理,文献[1]所用方法在处理庞大的像素集合时将无法满足临床应用的实时性。② 基于同质区域划分的三维分割。通常将图像中待分割的三维目标视为同质区域,代表模型为 M-S(Mum-Ford,-

Shah)模型和 C-V(Chan-Vese)模型。代表文献[2]提出基于图像区域信息的冠脉三维分割。文中应用典型的 C-V 模型分割冠脉,在此模型下,水平集函数需要不断进行初始化赋值,对边界的检测识别能力较低。同时,演化函数的收敛速度与噪声干扰等因素具有较大的关联。③ 基于深度学习的血管三维分割。代表文献[3-4]采用深度学习的方法对视网膜眼底血管完成自动分割,输入的大量训练样本图像必须是医学专家事先标定的血管病灶图像才能可完成训练。虽然分割精度和血管识别率大幅提升,但却增加了图像预处理工作,因此无法满足任意感兴趣局部血管的三维影像显示,算法灵活性有局限。④ 基于体素模型的三维分割。文献[4-5]提到目前很多研究人员开始利用区域生长算法寻找相邻体素相似性,以实现待分割体素种子点在分割目标中的划分问题,该方法在处理边缘种子点划分中存在二义性,会出现边缘模糊的情况。

本文提出一种基于体素化的交互式血管提取方法,该方法根据医生需求快速定位心脏三维模型中感兴趣血管的视觉区域,通过手动限定范围提取包括感兴趣血管在内的局部三维组织的 VOI(Volume Of Interest, VOI)模型[7-10];通过一种基于互信息相似度对比方法寻找感兴趣体积 VOI 中感兴趣血管的相似体素,并能够灵活、有效地显示局部血管的实时三维影像。局部感兴趣三维组织交互提取在肿瘤提取、肺结节可视化、血管病变诊断中具有重要的临床意义。

2 心脏模型体素化原理

体素化是将三维物体离散成体素模型的过

程。将三维模型体素化是解决医学影像局部组织的分割和可视化的前提。目前实现模型体素化的方法有尺度空间、距离场、线性八叉树和距离变换等理论。八叉树体素化的应用能够加速体素的检索和查找,缩短体素化时间。本研究中使用线性八叉树结构的构造原理完成心脏立体模型的体素化之前必须完成模型预处理,预处理流程为:①建立三维坐标空间,将模型按照XYZ方向确定模型的空间位置,②根据空间分辨率划分三维坐标的尺度,③找到空间坐标系中模型的边界点,以空间坐标最大点和坐标最小点为对角点构成AABB包围盒(Axis Aligned Bounding Box)体素空间。

2.1 八叉树完成模型体素化过程

如图1,空间原点为根节点生成满八叉树,每个子节点被认为是具有一定空间地址信息的离散体素。八叉树节点的生成过程是从根节点开始递归从而完成模型的离散,这样离散的体素均为有空间关系的小正方体单元^[6,11-12]。

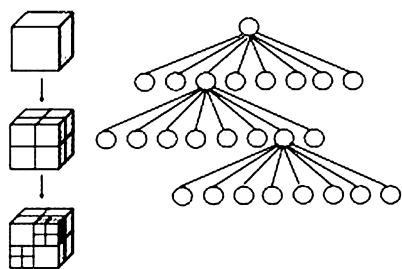


图1 八叉树递归体素化过程

Fig.1 Octree recursive voxelization process

2.1.1 八叉树体素化数据预处理

在三维空间中存在两种类型的体素,即:均质体素(也称空白体素)、非均质体素。非均质体素又可以分为与感兴趣组织相交的体素(简称相交体素)和与感兴趣组织不相交的体素(简称非相交体素)。本文分割方法主要寻找感兴趣组织的相交体素。对于一个非均质的体素,如果采用满八叉树方法会产生大量冗余数据,主要原因在于大量空白体素和非相交体素也进行了细化,这样做势必导致体素检索复杂度增大和提取效率变低。

为弥补上述不足,提高检索效率节省存储空间,先将数据进行预处理:①利用在三维物体上的交互界面产生的最大和最小坐标值定义一个平行

六面体(包围盒);②把它分解成8个子立方体子空间,并对立方体依次编号为0,1,2,...,7(如图2)。然后再对包含物体的三维空间区域逐个子空间测试,如果子立方体已经是均质的或在组织外部,即为非相交体素(该立方体充满非感兴趣组织)或为空(没有形体在其中)。则该子立方体可停止分解。否则,需要对该立方体作进一步分解。再分为8个子立方体,直至满足所规定的条件为止。

由于本文所述方法是交互式分割,所以初始体素种子点已经在三维模型上进行勾画,初始种子点即为相交体素,找到其周围26邻域中互信息函数相似的体素拓展到血管边界便可完成分割,(具体方法见本人发表文献[13])。精确寻找26邻域相似体素主要与八叉树深度选择和相似度阈值选择有关。

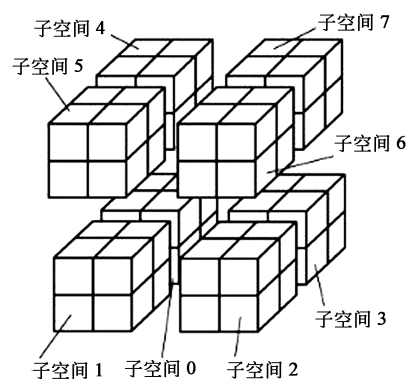


图2 八叉树体素化预处理图

Fig.2 Octree tree voxel pretreatment diagram

2.1.2 八叉树深度选择和相似度阈值选择关系

决定血管区域提取精度和速度的两个主要因素:①八叉树叶节点所能包含最大层次数—深度(depth);②体素互信息相似度— $S(\mu)$ 阈值的选取。

一方面,叶节点的深度可决定模型细化的程度,树的层数越深模型包括的体素数越多,提取的局部感兴趣血管模型越清晰光滑,但深度过大的缺点是:由于体素过小,相邻体素的差异性减小,难以找到血管的边缘体素,同时相似度的计算效率会明显降低。而深度太小将导致体素过大,在体素中包括了很多干扰信息,做体素相似度对比时出现较大误差,如表1所示。所以选择合适的八叉树深度是问题关键之一。

表 1 深度和 $S(\mu)$ 组合关系表
Tab.1 Depth and $S(\mu)$ combination relationship table

八叉树 深度值	最佳互 信息阈值	Ra	Rb	Rc	Rd	Re	相邻 体素数	相似 体素数
10	-1.379	-1.371	-1.373	-1.375	-1.377	-1.379	26	8
11	-1.379	-1.371	-1.373	-1.375	-1.377	-1.379	26	9
12	-1.379	-1.371	-1.373	-1.375	-1.377	-1.379	26	11
13	-1.379	-1.371	-1.373	-1.375	-1.377	-1.379	26	5
14	-1.375	-1.371	-1.373	-1.375	-1.377	-1.379	26	12
15	-1.375	-1.371	-1.373	-1.375	-1.377	-1.379	26	9

另一方面,体素相似度的阈值选取也同样干扰到感兴趣血管的提取,灰度相似度的阈值选取将直接作为体素拓展的拓扑条件。本文选用基于互信息的相似度函数求两体素的相似度 $S(\mu)$,其中 $S(\mu)$ 越小两体素越相似,反之则越不相似,如表 1 所示。但这种关系并不是线性关系,当 $S(\mu)$ 过小时可能会遗漏一些相似体素。而 $S(\mu)$ 过大会将不相似的体素分割出来。

基于以上两个因素影响,本文通过实验确定深度(depth)和 $S(\mu)$ 两个参数的关系,最终确定血管分割中最佳的深度(depth)和 $S(\mu)$ 组合,从而得到最佳的分割精度,具体实验数据见表 1。经过对分割结果的立体效果进行观察如图 8,确定最佳深度为 14,最佳互信息阈值为-1.375。

2.2 交互提取感兴趣 AABB 包围盒体素

根据线性八叉树原理将三维模型体素化,将医生感兴趣的局部 AABB 体素集合分离出来是完成交互操作的关键问题。首先定义一个与立体模型平行的正交网格交互面,用户能够在正交网格交互面上划出交互多边形,当交互操作完成时将交互面向体素模型投影。交互多边形边界是由多条直线构成,因此当多边形向体素集合投影时,找到多边形与正交网格的几何对应关系就可以找到局部 AABB 包围盒的体素范围。模型示意图如图 3 所示。

2.3 投影面中多边形选择区域的确定

①求交互多边形经过的正方形网格

设多边形的每一条边所在直线与正方形网格相交经过的两点坐标分别为 $A(x_a, y_a)$ 和 $B(x_b, y_b)$ 。如果点 A, B 不是所在正方形网格的顶点,那么直线经过的正方形网格都能够和直

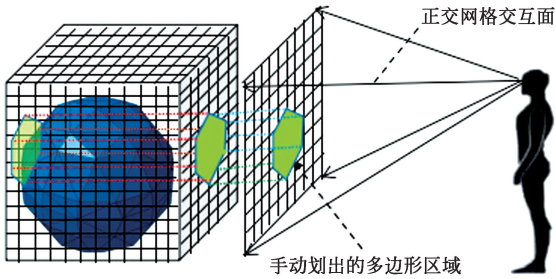


图 3 交互面投影到体素模型

Fig.3 Interactive surfaces projected onto the voxel model

线有 2 个交点,而相连的网格公用 1 个交点,那么直线 AB 经过的正方形网格数目为 $M = N + 1$ (N 为直线和网格的交点数)。但是仅仅知道经过的正方体网格的数目还不够,还要求出直线具体经过了哪些正方形网格。由于该直线经过 $A(x_a, y_a)$ 和 $B(x_b, y_b)$,那么利用直线关系可表示为:

$$(x_b - x_a)(y - y_a) - (x - x_a)(y_b - y_a) = 0. \tag{1}$$

通过直线的方程将 x 整数递增并向下取整,可以得出 $x = 1, 2, 3, 4, \dots, n$ 时 y 所对应的值:

$$\lceil y_n \rceil = (x_b - x_a)(y - y_a) - (x - x_a)(y_b - y_a), \tag{2}$$
$$x_n = 1, 2, 3, \dots, n,$$

再对 y_n 值向下取整 $\lceil y_n \rceil$, 所得 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3), \dots, (x_n, y_n)$ 对应的正方形网格是这条直线经过的正方体网格。图 4 中的两种特殊情况在直线向下取整过程中会被遗漏,即图 4(a)和图 4(b)中的 A 网格是多并行边界直线经过的网格,这是由于只在 x 轴上递增并向下取整,导致这些网格被忽略,如图 4 所示。

解决这个问题可以利用该直线的斜率和 A

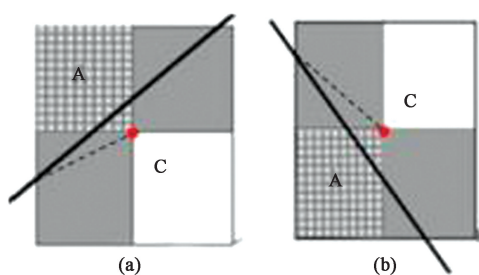


图4 两种网格A易被忽略的情况

Fig.4 Neglection of grid A in Two Situations

点与图中红色中心点 $C(x_c, y_c)$ 连线的斜率 k 做比较来得出结论。用公式表示为:

$$k_{\max} = \left\{ \begin{array}{l} k_{AB} = \tan\alpha = (y_b - y_a) \div (x_b - x_a) \\ k_{AC} = \tan\beta = (y_c - y_a) \div (x_c - x_a) \end{array} \right\}, \quad (3)$$

式(3)中如果 $k_{AB} > 0$, 那么判断当 $k_{AB} > k_{AC}$ 时直线经过网格 A。如果 $k_{AB} < 0$, 那么当 $k_{AB} < k_{AC}$ 时直线经过网格 A。利用这种方法能够快速计算出直线经过全部正方形网格。推广到任意多边形所经过的网格也仍然适用。直线经过的所有网格的集合为:

$$\mathbf{R} = \{ \mathbf{R} \mid \text{Meshid}(x_n, y_n), n = 1, 2, 3, \dots, n \}. \quad (4)$$

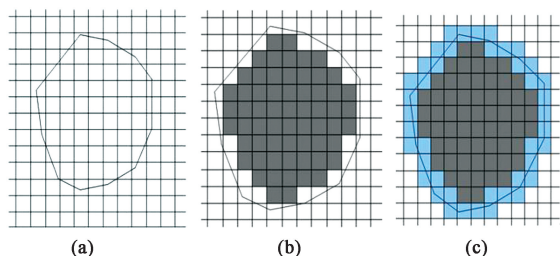


图5 人机交互方式划出多边形区域

Fig.5 Human-computer interaction way to draw polygon area

图5(a)是鼠标交互方式画出的凸多边形区域;图5(b)中灰色正方形网格为交互多边形内部网格;图5(c)中蓝色网格是交互多边形经过的AABB边界网格。

②求边缘网格的坐标集合

集合 $\mathbf{R}$ 中每个正方形网格都有4个顶点,其坐标分别为 $G_1(e, f), G_2(e+1, f), G_3(e, f+1), G_4(e+1, f+1)$ 。那么所有多边形经过的正方形网格顶点的坐标集合 $\mathbf{U}$ 的可表示为:

$$\mathbf{U} = \left\{ \begin{array}{l} G_{n1}(e_n, f_n), G_{n2}(e_{n+1}, f_n) \\ G_{n3}(e_n, f_{n+1}), G_{n4}(e_{n+1}, f_{n+1}) \end{array} \right\}, \quad (5)$$

③求多边形的最小外接矩形

由于交互界面是由两组平行线正交构成,那么网格端点集合是由所有正交点的坐标构成。所有网格端点的最小外接矩形一定是一个以左极点 $S_1(x_1, y_1)$, 右极点 $S_2(x_2, y_2)$, 上极点 $S_3(x_3, y_3)$, 下极点 $S_4(x_4, y_4)$ 为坐标边缘的最小外接矩形构成。找到最小外接矩形剔除不相关体素可大大减少体素计算量,可最终加快三维显示效率,如图6所示。那么该最小外接矩形包括的正方形网格集合可以表示为:

$$\mathbf{Z} = \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{Z} \mid \text{Mesh}(x_n, y_n) \\ x_1 \leq x_n \leq x_2, y_4 \leq y_n \leq y_3 \end{array} \right\}, \quad (6)$$

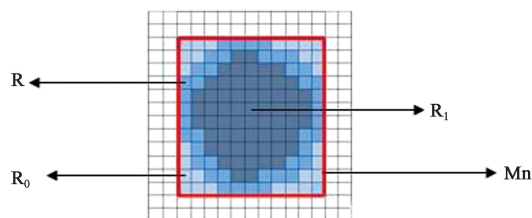


图6 投影面感兴趣网格的最小外接矩形

Fig.6 The smallest enclosing rectangle of the mesh of interest on the projection surface

其中: $\mathbf{R}$ 代表交互多边形经过的正方形网格, $\mathbf{R}_1$ 代表交互多边形内部的正方形网格, $\mathbf{R}_0$ 代表最小外接矩形中除 $\mathbf{R}$ 和 $\mathbf{R}_1$ 外的空白网格, $\mathbf{M}_n$ 代表交互多边形的最小外接矩形。

④对最小外接矩形 $\mathbf{M}_{n-1}$ 进行网格细化

找到最小外接矩形仍不能直接向体素集合做投影,因为此时的网格间距过大会导致分割结果不精确。因此提取体素的结果中包括了很多边界冗余体素。由于感兴趣最小外接矩形已经大大减少计算量,所以最小外接矩形细化效率影响较小。为了解决这个问题影像医生通过设置分辨率减小交互面的正交距离,从而细化网格。这样最小外接矩形 $\mathbf{M}_{n-1}$ 经过递归细化后可以得到新的最小外接矩形 $\mathbf{M}_n$, 细化后新的正方形网格集合为:

$$\mathbf{R}' = \{ \text{Meshid}^*(x^*, y^*), n = 1, 2, 3, \dots, n \}. \quad (7)$$

设置网格细化规则为原始网格间距的一半,经坐标变换能够生成新坐标系,细化的网格

坐标使得多边形所在直线周围网格更加精细。经过多次的网格细化可使最小外接矩形越来越接近交互多边形,精确度有所提高,如图 7 所示。

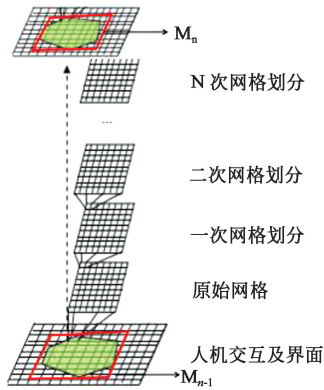


图 7 最小外接矩形的网格细化

Fig.7 Mesh refinement of the smallest enclosing rectangle

⑤交互获取局部 AABB 包围盒的感兴趣体积

由于模型网格线和交互面网格线始终保持严格对齐,面 YOZ 和交互界面的网格数保持一致,因此经过坐标转换可以将交互界面中的多边形坐标集合用在面 YOZ 上计算。在交互面中多边形内部的网格集合 R' 可以确定面 YOZ 上的对应多边形内部网格。由于是投影关系所以 Y、Z 轴方向的坐标保持不变,取 X 轴方向上的所有体素就能够找到感兴趣区域对应的 AABB 包围盒中感兴趣体积 (Volume Of Interest, VOI) 的所有的体素集合,该集合用 V 表示。

⑥精确提取相似体素

如果医生想要观察心脏的冠状动脉的主动脉,应用未细化网格的方法提取的主动脉中往往包括周围心肌和心血管,这是因为应用上述方法提取的感兴趣体积 VOI 中包括了很多冗余体素。心肌和心血管的遮挡达不到医生观察冠状动脉的最佳效果,想要剔除冗余体素更加精确的提取局部组织需要进行两步改进:①借助互信息相似度函数获得感兴趣血管的相似体素集合②将相似体素集合与感兴趣体积 VOI 求交集,留下感兴趣体素剔除冗余体素。具体实现步骤如下:

步骤一:从 VOI 边缘体素开始通过八叉树拓

扑关系寻找其周围的八邻域体素,并通过该拓扑关系将感兴趣体积 VOI 的所有像素进行编码。

步骤二:每个体素在寻找相邻的体素时都要与这个根节点体素的灰度直方图做基于互信息的相似度比较,所有体素在拓展时都要进行互信息相似度比较,从而找到相似体素集合,其中基于互信息的相似度函数可以表示为:

$$S(\mu) = - \sum_{t \in L_F} \sum_{k \in L_R} p(t, k; \mu) \log \frac{p(t, k; \mu)}{p_F(t; \mu) p_R(k)}, \quad (8)$$

其中 $t \in L_F$ 、 $k \in L_R$ 、 μ 为变换参数,对比体素的离散灰度集为 L_F 、根节点体素的离散灰度集为 L_R , P 代表联合概率分布, P_R 是根节点体素的边缘概率分布, P_F 代表对比体素的边缘概率分布^[14]。

两个体素基于互信息求相似度是基于概率分布的计算。两相邻体素通过对比联合直方图和边缘直方图来对比相似度,其中 S 值越小两体素越相似。根据互信息相似度建立体素相似度查找表并依据查找表中相似值 S 的大小约束灰度相似度的上下限作为体素拓展的终止条件。最后根据体素相似度找到与血管相似的所有体素的集合 V' 。

步骤三:将局部 AABB 包围盒中感兴趣体积体素集合 V 与血管范围的所有相似体素的集合 V' 求交集,实现剔除冗余体素显示精确组织的目的。

3 心血管感兴趣体积 VOI 和血管显示

AABB 包围盒中感兴趣体积 VOI 的显示效果如图 8 所示,从图 8 可以明显看出感兴趣体积中除了包括医生感兴趣的血管三维体素外还包括

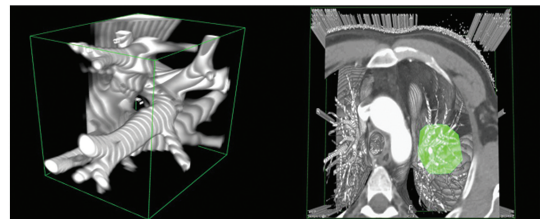


图 8 感兴趣体积的提取

Fig.8 VOI extraction

了一些心肌和其他血管的图像。这些信息的遮挡导致某支血管的观察效果受到其他组织器官的干扰^[15]。

以下简述血管相似体素的提取过程。用线性八叉树组织所有块(chunk)结构的显示时,先是遍历线性八叉树,在遍历时做视锥剔除减少算法计算量。视锥剔除是用感兴趣血管的体素集合与AABB包围盒体素集合进行求交运算来实现。从图9可看到感兴趣区域做剔除体素操作后提取的三维血管无干扰组织的存在。帧率显示就更加稳定,算法的鲁棒性较好。

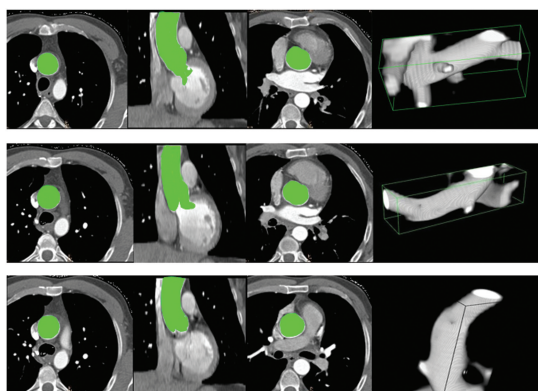


图9 主动脉提取过程中三视图和VR显示效果图
Fig.9 Three views and VR display renderings in aorta extraction process

图10是分辨率为 $128 \times 128 \times 128$ 时根据互信息相似度提取的血管局部图像。该程序运行在平台DELL Precision T7500台式工作站。工作站CPU类型为六核心12线程CPU,4GB内存。与图8中感兴趣体积VOI相比三维血管效果清晰、平滑无冗余体素干扰,为医生血管的临床诊断提供了三维立体的视觉依据。

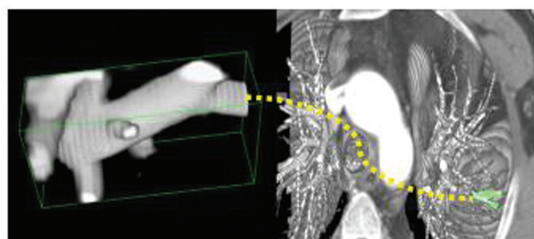


图10 分辨率为 $128 \times 128 \times 128$ 心脏感兴趣血管的提取效果图

Fig.10 Resolution of $128 \times 128 \times 128$ heart of the blood vessels of the extraction effect map

分割精度评价:在本实验中,采用10组不同时相的心脏三维模型作为研究对象,对本算法的敏感度、精确度、特异度和算法对比等评价标准进行测试。根据上述方法,在PC上完成C++代码实现。实验的分割参照标准是由3名有经验的放射科医师手动完成分割并完成区域标定;医生将心脏中被认为冠脉的血管部分标出,其中当标定区域有异议时以被认定为血管区域的统计结果高的区域作为标准结果,其中图像有不可识别的大面积伪影问题的图像已完成初筛已略去,从表2和图11可以看出本算法的平均精确度已经达到96.02%精确度已满足实际需求,敏感度和特异度也基本满足分割背景图像和边缘误分割的要求。从表3和图12可以看出本人方法与专家手工分割结果非常接近,算法精确度虽没有深度学习分割精确,但已超自适应C-V算法精度,与传统分割算法相比精度和实时性较高^[16-18]。

表2 分割精确度评价

Tab.2 Segmentation accuracy evaluation

图序号	敏感性	特异性	精确率
1	0.724	0.981	0.988
2	0.766	0.979	0.973
3	0.725	0.968	0.936
4	0.752	0.982	0.954
5	0.734	0.962	0.964
6	0.741	0.974	0.957
7	0.781	0.986	0.939
8	0.721	0.960	0.964
9	0.762	0.971	0.974
10	0.781	0.981	0.953
平均值	0.7487	0.979	0.9602

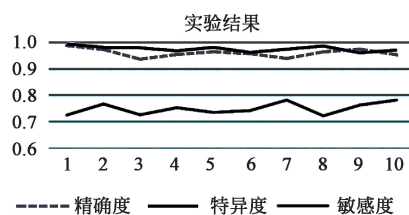


图11 分割精度评估结果

Fig.11 Segmentation accuracy assessment results

表 3 分割算法对比

Tab.3 Segmentation algorithm comparison

方法	准确率	时间/s
传统区域增长算法	0.859	13.9
自适应 C-V 三维算法	0.901	13.8
深度学习三维算法	0.991	8.1
本文方法	0.961	10.7

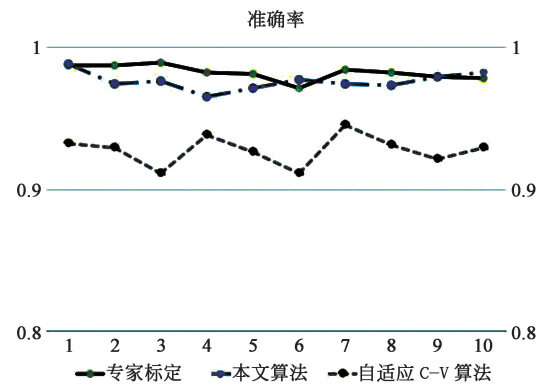


图 12 三维分割算法准确率对比

Fig.12 Three-dimensional segmentation algorithm accuracy comparison

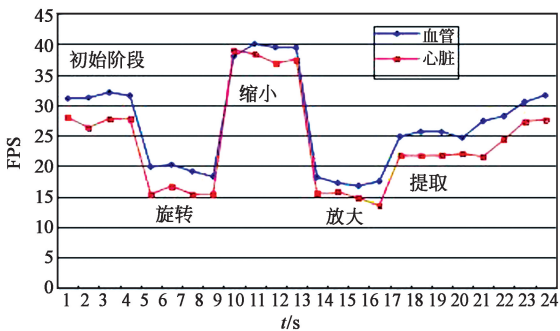


图 13 心脏及局部心血管的 FPS 的实时监测图

Fig.13 Cardiac and local cardiovascular FPSreal-time monitoring map

图 13 是心脏以及提取后的局部血管的 fps 分析图,其交互过程大致可分划分为五个过程。第一个阶段为起始 fps,1 s 到 5 s 的过程是实现心脏四维显示。第二个阶段是心脏的旋转、第三个阶段心脏模型的缩小、第四个阶段心脏模型的放大、第五个阶段为血管的局部提取,时间从 5 s 到 20 s。从图 13 可以清楚的看到,在程序旋转模型阶段,显示效果也可以达到 18 fps 左右。因提取后的局部血管数据与心脏数据相比明显减小,所以局部血管显示 fps 明显优于整体心脏的 fps,四维播放效果良好^[13,19]。

4 结 论

感兴趣血管的精确提取和显示在医学影像后处理技术中发挥着非常关键的作用。该技术能够为医生提供立体的可交互式的阅片体验。提供人机交互界面让医生能够在心脏三维模型中通过划定多边形区域的方式快速提取感兴趣血管大致的区域,即实现提取局部 AABB 包围盒中的 VOI 模型。在此基础上同时实现感兴趣体积 VOI 的进一步深入处理。实验结果证明:本算法的平均精确度已经达到 96.02%精确度,运行时间为 10.7 s,四维播放帧数最大 40 FPS,基本满足了血管三维分割的临床需求。该算法能够达到剔除冗余体素精确提取血管的目的,在实际临床诊疗中有重要的研究意义。可将该技术应用在可触摸的交互式医疗影像液晶显示设备上,在包括心脏以外的其他非刚性器官的三维病灶提取环节发挥着重要作用。如肺部肿瘤定位、肺结节的提取及血管虚拟内窥镜等领域具有一定的临床应用价值。

参 考 文 献:

- [1] CAO Y H, JIN Q H, CHEN Y D, *et al.* Automatic identification of side branch and main vascular measurements in intracascular optical coherence tomography images[C]. *Biomedical Imaging (ISBI 2017)*, 2017 IEEE 14th International Symposium on. IEEE, 2017: 608-611.
- [2] 韩承航,程云章.基于模糊聚类和改进 C-V 模型的冠状动脉图像分割方法[J]. *北京生物医学工程*, 2017, 36(3): 262-267.
HAN C H, CHENG Y Z. Coronary image segmentation based on fuzzy clustering method and improved C-V model [J]. *Beijing Biomedical Engineering*, 2017, 36(3): 262-267. (in Chinese)
- [3] 丁蓬莉.基于深度学习的糖尿病性视网膜图像分析算法研究[D].北京:北京交通大学,2017.
DING P L. Research of diabetic retinal image analysis algorithms based on deep learning[D]. Beijing: beijing jiaotong

- university, 2017. (in Chinese)
- [4] 徐光柱, 张柳, 邹耀斌, 等. 自适应脉冲耦合神经网络与匹配滤波器相结合的视网膜血管分割[J]. 光学精密工程, 2017, 25(03): 756-764.
XU G Z, ZHANG L, ZOU Y B, *et al.* Retinal blood segmentation with adaptive PCNN and matched filter[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(03): 756-764.
- [5] 仇清涛, 段敬豪, 巩贯忠, 等. 基于三维动态区域生长算法的肝脏自动分割[J]. 中国医学物理学杂志, 2017, 34(7): 660-665.
QIU Q T, DUAN J H, GONG G Z, *et al.* Liver auto-segmentation based on three-dimensional dynamic region growing algorithm[J]. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2017, 34(7): 660-665. (in Chinese)
- [6] 钱峰, 马秀丽, 杨胜齐, 等. 移动立方体算法的研究和改进[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(34): 177-180.
QIAN F, MA X L, YANG S Q, *et al.* Research and improvement of marching cubes algorithm[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(34): 177-180. (in Chinese)
- [7] JF O' Brien, NF Ezquerria. Automated segmentation of coronary vessels in angiographic image sequences utilizing temporal, spatial, and structural constraints[J]. *Visualization in Biomedical Computing*, 1994, 14(2): 657-662.
- [8] SCHMITT H, GRASS M, RASCHE V, *et al.* An X-ray-based method for the determination of the contrast agent propagation in 3-D vessel structures[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1996, 15(3): 377-379.
- [9] WANG S, FU Y, YUE Y, *et al.* Fast and Automatic Segmentation of Ascending Aorta in MSCT Volume Data[J]. *International Congress on Image & Signal Processing*, 2009, 45(10): 1-5.
- [10] HUANG P, WANG C C L. Volume and complexity bounded simplification of solid model represented by binary space partition[J]. *Acm Symposium on Solid & Physical Modeling*, 2010, 12(4): 1158-1162.
- [11] 刘迎, 王朝阳, 高楠, 张宗华. 特征提取的点云自适应精简[J]. 光学精密工程, 2017, 25(01): 245-254.
LIU Y, WANG C Y, GAO N, *et al.* Point cloud adaptive simplification of feature extraction[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(01): 245-254.
- [12] 赵夫群, 周明全. 颅骨点云模型的优化配准[J]. 光学精密工程, 2017, 25(07): 1927-1933.
ZHAO F Q, ZHOU M Q. Optimization registration of point cloud model of skull[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(07): 1927-1933.
- [13] 任国印, 吕晓琪, 杨楠, 等. 改进的体素生长算法在心脏局部血管提取中的应用研究[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 5(56): 1062-1069.
REN G Y, LV X Q, YANG N. The improved voxels growth algorithm in cardiac local vascular extraction[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 5(56): 1062-1069. (in Chinese)
- [14] 秦斌杰, 庄天戈. 基于体素灰度 3D 多模医学图像配准中的相似性测度[J]. 上海交通大学学报, 2002, 36(7): 942-945.
QIN B J, ZHUANG T G. Similarity measures in voxel intensity based 3D multi-modal medical image registration[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2002, 36(7): 942-945. (in Chinese)
- [15] 马建林, 崔志明, 张娜敏. 一种新的基于区域增长的 ROI 分割算法[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(5): 1583-1585.
MA J L, CUI Z M, WU J, *et al.* Novel ROI segmentation method using region growing[J]. *Application Research of Computers*, 2008, 25(5): 1583-1585. (in Chinese)
- [16] 陆剑锋, 林海, 潘志庚. 自适应区域生长算法在医学图像分割中的应用[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(10): 2168-2173.
LU J F, LIN H, PAN Z G. Adaptive region growing algorithm in medical images segmentation[J]. *Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics*, 2005, 17(10): 2168-2173. (in Chinese)
- [17] 梁思, 王雷, 杨晓冬. 一种血管约束的局部活动轮廓模型[J]. 液晶与显示, 2016, 31(7): 686-693.
LIAN S, WANG L, YANG X D. A novel vessel-constrained active contour with application to vessel segmentation[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(7): 686-693. (in Chinese)
- [18] 吴秋红, 吴谨, 朱磊, 等. 基于图论和 FCM 的图像分割算法[J]. 液晶与显示, 2016, 31(1): 112-116.
WU Q H, WU J, ZHU L, *et al.* Image segmentation algorithm based on graph theory and FCM[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(1): 112-116. (in Chinese)

- [19] 吕晓琪,任国印,谷宇. 心肌及心血管系统的四维可视化技术研究[J].中国医学影像技术,2013,29(1): 110-114.

LV X Q, REN G Y, GU Y. Design and implementation of four-dimensional visualization technology for myocardium and cardiovascular system[J]. *Chin J Med Imaging Technol*, 2013, 29(1): 110-114. (in Chinese)

作者简介:任国印(1985—),男,内蒙古包头人,硕士,讲师,2013 年于内蒙古科技大学获得硕士学位,主要从医学图像处理方面的研究。E-mail: renguoyin@imust.edu.cn

吕晓琪(1963—),男,内蒙古包头人,教授,2003 年毕业于北京科技大学信息工程学院获计算机软件与理论方向博士学位。2005 年 11 月至 2006 年 4 月,美国德克萨斯(TEXAS)大学高级研究学者。现为内蒙古科技大学副校长、上海大学兼职博导、内蒙古科技大学硕导,主要从事模式识别和医学图像处理的研究。E-mail: 1712152231@qq.com