

三维医学图象可视化技术综述

李燕 谭鸥 段会龙

(浙江大学生物医学工程与仪器学院, 杭州 310027)

摘要 概要地分析和评述了近年来三维医学图象可视化技术的发展,并主要从三维医学图象的分割标注、多模态医学图象的数据整合、体数据的绘制等3个角度对三维医学图象的可视化技术进行了分类综述,同时介绍了各种算法的原理和最新进展.由于医学图象可视化的目的是辅助医生了解生物内部组织的信息,因此除图象绘制技术外,组织及组织特性的精确自动分割标注技术,以及将不同图象模态提供的互补信息综合起来的匹配/融合技术,都是医学图象可视化需要解决的重要问题,其中,多模态图象的可视化在三维医学图象可视化领域中最具有挑战性和发展前景.

关键词 三维医学图象 多模态医学图象 可视化 图象分割 数据整合 图象匹配 数据融合

中图法分类号: R445-39 TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2001)02-0103-08

Review Visualization of Three-Dimensional Medical Images

LI Yan, TAN Ou, DUAN Hui-long

(College of Biomedical Engineering and Instrument Science Zhejiang University, Hangzhou 310027)

Abstract The purpose of this paper is to present a survey of recent publications concerning visualization of medical images. These techniques are described in three profiles: segmentation and classification of 3D medical images, data integration of multimodality images, and rendering of volume data. The three catalogs of methods are classified and several specific examples of each class of algorithm are described. Many researchers are dealing with the problem of non-invasive diagnosis. One way of doing this are the imaging techniques used in almost every clinical environment, e.g. Ultrasonography, X-ray Computed Tomography(CT), Magnetic Resonance Imaging(MRI), fMRI, Positron Emission Tomography(PET), Single Photon Emission Tomography(SPET), ect. Segmentation aims at the location of segments of interest in the image and thus the partitioning of the image. The purpose of data integration is to combine image information from multiple modalities/protocols. Besides rendering, accurate and automatic segmentation and image registration/fusion techniques are both key problems in medical visualization. The visualization of multimodality images is the most challenging and promising direction in the field of three-dimensional medical image visualization.

Keyword Three-dimensional medical image, Multimodality medical image, Visualization, Image segmentation, Data integration, Image match, Data fusion

0 引言

过去的半个世纪中,各种新的医学成像方法的临床应用,使得医学诊断和治疗技术取得了很大的进展,同时将各种成像技术得到的信息进行互补,已共同为临床诊疗及生物医学研究提供了有力的武器,如X线断层成像(X-CT: X-ray Computerized To-

mography,包括动态空间重建器DSR: Dynamic Space Reconstructor)、磁共振成像(MRI: Magnetic Resonance Imaging)、功能磁共振成像(fMRI)、单光子发射断层成像(SPET: Single Photon Emission Tomography)、正电子发射断层成像(PET: Positron Emission Tomography)、数字血管减影成像(DSA: Digital Subtraction Angiography)、超声成像(US: Ultrasonography)、脑磁图(MEG: Magnetoencephalography)、显微成像(Microscopy

Imaging)等,均各有特长,已能够分别以不同的时空分辨率提供各种解剖信息和(或)功能信息,如今临床诊断、治疗计划的制定以及评价,都经常需要以上多种模态图象的支持.医学成像技术发展到现在,已经能够提供复杂物体及复杂过程的三维信息,这就使得对医学图象可视化新方法的需求变得日益重要和紧迫.

科学可视化(Scientific visualization)是一个计算机科学领域术语^[1],它包含用户界面、数据表达、处理算法、视觉表达及其它感官的感觉表达(如听觉或触觉),而数据可视化(Data visualization)的概念比科学可视化范围更广^[2],因为(1)其数据来源不再局限于科学或工程计算;(2)除科学可视化外,数据可视化还涵盖了统计方法等各种标准数据分析技术.

三维医学图象的可视化与一般的科学计算可视化问题相比,有其特殊性,虽然其绘制方法和其它规则体数据的可视化相似,但其分割标注、匹配和融合等技术则各有其特点.

1 医学图象分割标注

图象分割的目的是将图象分解成若干有意义的子区域(或称对象),而标注则指识别出各区域的解剖或生理意义,因而在医学图象可视化领域,常常简单地将分割标注的过程称为分割.由于手工分割对操作者的依赖性强,既耗时费力,又可能丢失大量有用信息,因此,在医学领域,自动或半自动的图象分割方法是非常重要的.如今医学临床和手术环境中的许多应用,均需要从三维医学图象得到解剖结构或病理组织的精确三维模型,如进行病理或正常组织的量化研究,以及与其它可视化技术结合,制定术前和术中交互的手术计划等,均要求分割算法能够从CT、MRI、PET、SPET或超声等各种图象模态中分离出解剖结构和定位出损害的位置和形状.

一般可简单地将医学图象分割方法分为基于边界和基于区域的分割两类.其中,基于边界的分割是寻找感兴趣区域的封闭边界;而基于区域的分割则是将体图象分为若干不重叠的区域,且使各区域内的体素相似性大于区域之间的体素相似性.但在三维领域,由于各向异性,往往需将上述两种方法混合使用,以达到最佳的精度和效率.

模糊理论问世以后,人们已认识到,从某种意义上看,以概率形式提供的信息更接近于事物的真实

情况,而医学图象中的区域往往没有清晰的边界,因此分割任务常常要处理某些带不确定性的问题,如包含几种解剖结构的混合体素的识别.若以模糊的观点来描述区域或确定判断准则,即在每一处理阶段用概率来表示和处理这种不确定性,则反而可以得到较为理想的最终结果.其与传统的‘硬’方法(二值分割方法,即给予每个体素一个肯定的判决——要么属于,要么不属于某个物体)相比,由于引入了模糊概念的模糊阈值、模糊聚类、模糊边缘等技术,因而在图象分割领域取得了广泛的关注^[3].

本文将按聚类、统计学模型、弹性模型、区域生长、神经网络等来讨论若干种适用于医学图象分割的具体算法.

(1)聚类法 该法是最为直接和最实用的图象分割方法,这种方法是当体素灰度映射到根据某种规则分成的几个区域特征空间后,若体素灰度属于哪一个类的区域,则具备该灰度的图象体素就属于哪个类.而且当图象映射到一维特征空间时,就可得到图象的灰度直方图,然后根据直方图即可进行分割,这即是阈值法,而阈值法实际上是聚类法的一个特例.可是许多应用中,聚类法往往和其他方法混合使用,如Chen等就是用一种基于K平均聚类和基于知识的形态学运算技术来对心脏CT体图象序列做自动分割^[4].他们提出的自适应K平均聚类算法能分割图象中灰度分布平滑变化的区域,且空间约束由Gibbs随机场引入;Gregson的算法则可以从躯干部MR图象中自动分割出心脏^[5],这种方法的过程是,首先选择一个典型的心脏矢状面切片,然后基于阈值法逐步分割出躯干、肺区域、心脏区域及心脏,该切片分割结果即作为邻近切片的分割初值.一般解剖结构的位置和相对大小等先验知识可用以指导分割;Hu针对血管内超声图象的特点而提出的方法还能克服伪迹(如斑点)和不同物体灰度重叠的问题^[6].他们是通过定义两种灰度级别的相关系数后,并据此对图象的灰度级聚类,再用阈值法对图象像素分类,然后按像素及其邻域的空间关系来校正因灰度级重叠而造成的误分割,最后去掉孤立像素来完成聚类.另外,还有模糊c均值平均算法(FCM),该算法^[7]是对‘硬’c均值平均算法(HCM)的发展,该法是通过模糊目标函数的最优化来实现聚类,因而一般要迭代求解,这类算法的特点是赋予每个数据点一个用来表明该数据点对各个类隶属程度的概率值,而不是像‘硬’聚类那样,认为每点只能属于某

一特定类,如今 FCM 算法在图象分割处理中已得到广泛的应用。

(2)基于贝叶斯理论的统计学模型法 该法是首先用参数化的 3D 解剖模型来预测图象特征;然后再提取预测子区域的局部图象特征;最后通过概率计算来完成图象处理以及图象特征匹配,进而支持或否定关于图象解剖学的预测,如 Fassnacht 等用隐式 Markov 网格模型从磁共振图象中分割出肿瘤^[8],Fassnacht 认为非肿瘤区域的图象灰度服从某种‘等概率’分布,而肿瘤区域服从高斯分布,且为 Markov 模型引入类加权系数,这样使临床操作者可以影响分割结果;而 Baker 等的贝叶斯分割方法则是由基于先验概率的 Gibbs 随机场(GRF)分布来达到后验概率(MAP)的最大化^[9],且通过在相对无噪声的残肢超声图象上叠加小点或噪声所进行的测试表明,该算法是足够鲁棒的。另外,这种 Baker 方法还包含滤波-降级过程和一个自适应聚类算法,甚至还可以多分辨率的形式来表达分割结果。

(3)弹性模型法 其思路来自物理的变形模型,即认为物体的边缘具有弹性,可以在内力和外力作用下不断变形,其内力由轮廓的弹性性质决定,而外力来自图象。当内外力平衡时,就得到感兴趣区域边界的一个解。这种方法最早运用于二维图象的轮廓提取,如‘蛇线’模型^[10];然后发展成利用层间传播的准三维(2.5 维)变形轮廓线方法,如 Ranganath 将蛇线成功地用于从心脏 MRI 图象中提取等值线^[11],其方法是将计算得到的图象等值线作为相邻图象的起始等值线,然后采用一个中间处理步骤来提供更好的等值线初值,以避免蛇形等值线陷于一个不恰当的局部最小;后来弹性模型又扩展到三维,如基于三维曲面的‘气球’模型,1995 年,McInerney 又提出了动态‘气球’模型^[12],即一个带张力的薄板样条曲面球,其以局部多项式基函数加权的形式来表达连续表面,这种方法不仅可以用弹性变化来拟合图象数据,而且拟合过程受来自样条的弹性特性内力以及由图象数据产生的外力的联合调制,McInerney 即用该模型拟合技术从心脏三维 CT 图象中分割出左心室表面,并对动态心脏 CT 图象(四维)进行了左心室运动跟踪,以估测其在心动周期内的非刚体运动;Xu 也对‘蛇线’算法加以改进,即通过引入梯度矢量流的概念(Gradient vector flow)^[13],从而很好地克服了传统‘蛇线’模型对初始轮廓敏感和难以收敛于‘凹’形轮廓两大缺点,该算法很容易推广到三

维。如 Aboutanos 就先用脑图谱来建立脑的初始模型^[14],再将模型变形,直到与图象中大脑的精确轮廓线匹配。弹性模型算法与其它算法比较,因计算量小,并以其在 CT、MRI^[15]、超声^[16]等多模态图象中进行轮廓线确定、等值面提取、非刚性体运动跟踪等方面的出色表现,预示出它在临床医学图象分割领域具有良好的应用前景。

(4)区域生长方法 该法的本质是寻找强度相似体素的空间集群。其最简单的区域生长是以单一体素作为起始点,而较为优化的算法则是从图象的一些均匀小区域出发,然后对每个区域及其邻近区域进行均匀性测试,若满足某种均匀性标准,就作区域合并操作;其也可反向进行,即将整个图象作为初始分割,若区域不满足均匀性标准,则被等分成 8 份(三维图象),再对彼此相邻的每对区域做均匀性测试。如果测试通过,则两个子区域合并为一个区域。该过程迭代进行,直至分裂、合并操作结束。Annunziato 等把三维图象视为一系列二维图象的堆叠^[17],他们首先以不同的均匀性条件来分析图象及执行“分裂-合并”操作,随后进行区域合并和三维连接;Iseki 等又针对 3D 树状物体的特征提出一种递归搜索方法^[18],他们先用手工在胸部 X 光 CT 截面图象上找到一个气管起始点后,再用该递归搜索方法找到整个支气管树,然后根据支气管树和血管的解剖关系,来提取肺部血管的三维结构。

(5)神经网络法 由于神经网络由大量基本处理单元构成,因此可以在某种程度上模拟生物体神经网络的活动。它不仅具有非线性 and 自学习功能等突出的特点,而且,基于神经网络的医学图象分割系统具有较好的鲁棒性,目前已有各种类型的神经网络应用于医学图象分割,如 Cheng 将医学图象分割问题的求解转换为竞争性的 Hopfield 神经网络(CHNN)^[19]的计算,这种 CHNN 网络由 $n \times c$ 个神经元构成,其中 n 为图象灰度级数, c 为感兴趣物体个数,且神经元个数与图象大小无关。另外以神经网络的能量函数为代价函数,迭代更新相邻神经元间突触的权重,采用‘赢者独占’(Winner takes all)的学习机制,使网络能够较快地达到稳定。而 Ahmed 和 Farag 的方法则是用自组织 Kohonen 网络对 CT/MRI 脑切片图象进行分割和标注^[20],并将具有几何不变性的图象特征以模式的形式输入到 Kohonen 网络,进行无指导的体素聚类,以得到区域。这种神经网络由两级组成,其中,第 1 级是将特征向量投影到其主

导轴上,第2级则完成自组织特征映射(SOFM),这样,即可将输入向量自动地聚类到不同的区域.该人工神经网络能够有效地聚集相似组织和分离不同组织.

对于医学图象的识别而言,解剖知识、病理知识以及关于成象方式的知识均是必不可少的,有的时候,专家指导也是必要的.另外,知识模型能够系统地计算机提供各种知识,有效地指导医学图象的分割过程.由于在医学图象分割标注时引入了解剖知识,因此基于知识模型的分割,还有希望在得到分割结果的同时,对其进行标注.如今用知识模型指导的医学图象分割已有多实例,如 Snell 提出的基于分层活动曲面模板的复杂三维物体分割^[21].该方法中的模板是由一个或多个活动表面模型组成,而活动表面模型则根据结构形状和位置的先验知识设计,Snell 用其分割脑部三维 MRI 图象;而 Tan 等的方法^[22,23]则是首先匹配数字化 TT 图谱和人脑数据,然后据此建立形状知识的模糊表达来指导多模态脑部医学图象分割.

虽然医学三维数据场的复杂性和多样性经常使一些算法如一些分水岭算法^[24],分割出过多的区域,但只要对分割结果作适当的合并,这些算法仍有很大的实用价值.

鉴于用适当的分割或标注方法来提取目标物体是整个可视化的前题,因此如何快速准确地分割、标注是急待解决的问题,虽然近来三维医学图象分析领域的许多研究都集中在图象分割的完全自动化上,但能够适用于任何数据的鲁棒的实用算法还没出现.而且分割是一个不确定问题,大量的心理物理实验表明,由于图象分割的结果强烈地依赖于人们对客观景物的先验知识,因此基于知识的医学图象分割方法有希望实现对复杂图象结构的稳健和自动分割.

2 匹配和融合

由于可以对同一个病人用不同的成象仪器多次成象,或用同一台仪器多次成象,这样即产生了多模态图象.为了更好地利用多模态图象,需要对各个模态的原始图象进行匹配和数据融合,其整个过程称为数据整合,其结果可用于感兴趣互补信息的组合绘制以及自动和精确的分割标注等,从而为诊断、手术计划和手术指导提供更精确和更丰富的信息.

(1)匹配 将多个医学体图象的信息转换到一个公共的坐标框架内的所有研究,都可归为三维医学图象的匹配,其中,包括断层图象之间的严格对齐问题,其匹配对象可以是同一成象方式的两次结果(如对肿瘤放射治疗结果的跟踪比较),称为单模态图象匹配.而更多情况下是对不同模态的医学体数据进行匹配,即多模态图象匹配.另外,将标准的图谱与临床医学图象匹配,也是多模态图象匹配的一种形式.这种匹配可在任意维数上进行,现以二维、三维的多幅图象匹配为例进行介绍,匹配一般需要首先在不同图象数据组之间定义相对应的特征(提取图象内在或外加的特征),然后才能寻找匹配变换(刚性变换、仿射变换、投影变换或非线性变换).

匹配方法可以大体分为基于点、基于空间曲面和基于体素的匹配三大类.其中,点方法包括确定不同图象或物理空间的对应点坐标和利用这些对应点来确定匹配变换等两个过程.这些点可以是内在的,也可是外加的,还可是两者的结合.其中外加的点一般是加在病人皮肤上的标记点或是立体定位装置中的标记点.而内在点一般都采用图象中的解剖标记点,比如由医生定位的血管分叉点.由于解剖标记点的定位受人为因素影响较大,因此内点匹配精度很难达到外加点匹配的精度,但内点匹配不需要附加额外的成象协议,且具有可回溯性.虽然用外加点进行匹配的方法有许多优点,然而是以牺牲病人的舒适性为代价的,另外,皮肤的变形移动也会影响到匹配的精度.这里可以将由对应点集确定的线性匹配问题看作是最小二乘问题,并有直接和迭代两类求解策略,其中,直接求解方法有奇异值分解法(SVD)^[25]、矩阵的特征值-特征向量分解法^[26]以及双四元数法^[27].另外,力矩和主轴方法也可以看成是一种内点方法,它是将图象模型化为椭圆形区域的点分布,这种点分布由点的位置的一阶和二阶矩描述,并且由协方差矩阵的特征向量决定,和由主轴,协方差矩阵的特征值确定比例变换,一旦目标的质心重合、主轴对齐,就认为匹配完成.

若从待匹配的图象中能够得到相对应的曲线或曲面,则匹配变换可根据相应的曲线或曲面确定.该类方法中,最典型的3种分别为头-帽算法(head-hat)^[28],分层腔算法(HCM)^[29]和递归最近点算法(ICP)^[30].

体素相似性方法的前提是在待匹配的图象中,体素值的某种代数组合可以提供一种相似性的测

度,并且当图象完全匹配时,该相似性测度具有最大值(或最小值).由于这是基于图象中所有体素的匹配方法,因此这类方法不需要特殊的预处理,一般比较稳定,并能获得相当准确的结果,该方法的优势是其具有自动性,但是,这类算法需要大量的复杂计算,且进入实际应用的时间并不长. Collignon 和 Studholme 等都提出用匹配图象的联合熵(Joint entropy)作为匹配的势函数^[31,32], Wells 则采用互信息(Mutual information)作为匹配的测度^[33].总的说来,互信息的方法对于截断的图象来说,比联合熵方法更有效.

(2)融合:融合是指建立匹配关系后,将多个图象数据合成表示的过程.融合可以按体素单独进行(体素合成),也可用从体素属性中导出的符号来表示合成(符号合成).一般通过图象匹配,即可得到联系这些不同成像坐标系统之间的变换矩阵,该变换矩阵既可以把所有的图象都变换到同一个公共坐标系统中,也可以把在某个坐标系统中导出的结构特性(如点、线、体等)转换到另外的坐标系统.前者可以使得各种模态的图象在公共坐标系统中,有相同的空间尺寸和相同的体素大小,后者可以把在一种模态中感兴趣的结构(如分类信息、损伤、血管等)的符号表示转换到另一种模态图象的坐标系统中去.

若要把整个的三维图象 A 变换到图象 B 的坐标系统中,则首先需得到图象 A 中各体素的物理坐标,然后经过矩阵 M 转换,把图象 A 的体素值写入图象 B 的坐标系统下最接近的对应坐标处,但这么做并不能保证在图象 B 的坐标系统下,映射图象 A' 的每一个体素都被赋予一个新值.一种解决的办法就是用 M^{-1} 把图象 B 中的每一个体素的物理坐标都变换到图象 A 的坐标系统中,然后给图象 B' 中的体素分别赋予对应变换到图象 A 中的坐标位置的最邻近体素的取值.因为图象 B 中的每个体素的中心并不一定对应于图象 A 中的一个体素的中心,这时可用三线插值的方法(即利用 8 个相邻体素的加权平均)或更复杂的插值运算来计算图象 B 中各体素的取值.

除上述的把所有图象转换到一个公共坐标系统的方法外,另一种方法就是把在一种模态图象中得出的一系列具有相关属性(符号表示)的 x 、 y 、 z 坐标集转换到另一种模态图象坐标系统中,如 Chen 等即在 MR 图象中描绘出要进行放射治疗的部位,并把它变换到匹配的 CT 图象中去^[34]; Zhang 等又用同样

的方法来比较 MR 和 CT 图象中的病灶轮廓,以用于制定立体定位手术计划^[35].

在将所有的模态图象转换到同一个坐标系统中以后,多种图象信息在每个位置可用矢量形式表示,但在实际应用中,还必须从要解决的问题出发,对这些信息进行综合和数据舍弃.由于图象信息中,所包含的多种属性一般并不具有对应性,因此像平均值这样的一些统计参数也就没有很重要的意义.偶而也可以有一种从不同模态图象提供的属性中计算出一个定量结果的情况,例如,一种定量的核医学属性可以表示该体素中示踪剂的吸收特性,而一种密度定标技术也可以提供一个用以表示该体素中特定组织(如骨组织)密度的属性值.在这种情况下,由核医学属性除以密度属性所得到的合成属性,就可以提供一个有用的显示图象体素,相反,MR 图象密度和 CT 图象密度的比值,对于图象显示则没有很直观的意义.

在一些医学应用中,不同模态的图象还提供了不互相覆盖的结构互补信息,比如,当 CT 提供的是骨信息,而 MR 提供的主要是关于软组织的信息时,它们就属于这种情况,因为这些结构一般在病人身体上是不互相覆盖的,所以可以用逻辑运算的方法来实现图象合成.例如,在颅外科手术中,CT 提供了最好的骨结构信息,自旋回波 MR 图象则提供了软组织结构所需要的信息,而 MR 减影图象又提供了有关脉管的信息.这些结构在病人身上一般是不重叠的,所以可以用上述的逻辑运算合成方法,在骨的地方选择 CT 属性,在血管的地方选择 MRA 属性,在其它软组织的地方则选择 MR 属性.

3 绘 制

当分割标注或数据整合结束后,就可以对体数据进行绘制,但医学应用中的绘制要突出特定诊断所需要的信息,而忽略无关信息.目前三维医学体图象的可视化基本上可以归入断层绘制,面绘制和体绘制 3 种不同的绘制技术.

对于三维体数据,最简单的绘制方式是将各断层图象,包括自然层(如水平面、冠状面、矢状面),斜截面或曲线截面等,以快速逐层显示、二维序列显示、或漫游等方式来提供灰度或伪彩色位图显示.由于这类方法具有绘制速度快,人机交互性好等优点,故如今其仍是不可取代的器官内部特性观察方法.

(1)面绘制 面绘制(Surface rendering)的基本思想是提取感兴趣物体的表面信息,再用绘制算法根据光照、明暗模型进行消隐和渲染后得到显示图象。大家知道,在计算机图形学领域,面绘制算法发展到今天已经相当成熟,并可利用专门的图形加速硬件来加速绘制过程,但面绘制需要指定阈值,以确定场景中感兴趣物体的表面,而且除了阈值法,任何自动的、“硬”(hard)的(相对于模糊分割而言)、基于边缘或基于区域的分割方法都可以使用。由于上述方法采用的参数需要交互指定,因此分割和绘制速度在这里是最重要的考虑因素。另外,这种分割得到的表面可以用多种方式对其进行描述,如体素、点、体素的面、三角面片及其他形状的表面片等,这个过程常常又被称为三维建模。一般绘制本身包括投影、消隐和渲染3个基本步骤,这些步骤对于产生三维立体感是必需的,而其他技术,如立体显示、旋转物体造成的运动视差,阴影和纹理映射都可用于增强立体感。

投影方法分为光线投射(或光线跟踪)算法和体素投影算法,其中,在光线投射算法中,当光线遇到满足阈值准则的第1个体素时,则停止,从而自动完成消隐^[36]。而在体素投影算法中,体素按从远到近(相对于视平面而言)的顺序投影,且每次都改写象素值。目前已有多种高效的计算方法被用来实现体素投影^[37]。

渲染方法由光照(illumination)模型和明暗(shading)模型确定,其中典型的光照模型,如Phong模型,Blinn模型,Whitted模型等^[38]。而明暗模型有平坦型明暗,Gouraud明暗和Phong明暗^[39]等。这种渲染方法中最重要的步骤是法向量的计算,它也有两类方法,在第1种方法中,法向量完全由点 v 附近表面的形状决定;另一种方法则将场景中点 v 处灰度梯度作为法向量 N 。为了显示内部组织,还可采用半透明表面技术,这样即能绘制出多层等值面,进而也就引出了模糊表面绘制技术(Fuzzy surface rendering)和体绘制技术^[40]。

(2)体绘制 与面绘制不同,由于体绘制(Volume rendering 或 Direct volume rendering)算法认为体数据场中每个元素——体素都有一定的属性(透明度和光亮度),而且通过计算所有体素对光线的作用即可得到二维投影图象,因此,体绘制可以利用模糊分割的结果,甚至可以不进行分割即可直接进行绘制,这样做的好处在于有利于保留三维医学图象中

的细节信息,但缺点是加大了计算开销,即使在硬件图形加速支持的机器上,体绘制也比面绘制慢得多。鉴于体绘制的中心思想是为场景中的每个体素指定一个不透明度,因此需考虑每个体素对光线的透射、发射、反射作用。这种光线的透射就取决于体素的不透明度,光线的发射则取决于物体的物质度(object-ness),物体的物质度越大,其发射也越强烈,而光线的反射则取决于表面材料和法向量。与面绘制相类似,体绘制也包括投影、消隐、渲染或合成3个基本步骤,其中,投影与面绘制完全相同,而消隐比面绘制要复杂,在光线投射型算法中,通常采用的消隐方法是,一旦累积的不透明度超过某个较高的阈值(如90%)时,就停止计算,这种算法将忽略该光路上其余体素的影响^[40]。渲染在这里称为合成可能更合适,因为它需要考虑所有3个分量——透射分量、发射分量和折射分量。这种体绘制的遍历策略主要有从后到前(back-to-front)和从前到后(front-to-back)两种,前者是沿光线方向从离视平面最远的体素开始,从远到近地计算,后者反之,而且从前到后的计算,实际上比从后到前的计算要快。虽然体绘制方法计算量大,但在硬件的支持下,特别是依靠硬件的加速三维纹理映射技术,实时绘制仍然可以实现,事实上,对于 $128 \times 128 \times 128$ 象素大小的体数据,绘制图象的生成速度早在1992年就可达到30帧/s以上^[41]。另外,剪切-弯曲(shear-warp)算法已使并行体绘制成为一种基本算法,由于该算法可以利用多个CPU并行计算,因而大大提高了绘制速度^[42]。

另外,无论是面绘制还是体绘制,在许多情况下,仅仅依靠阈值等分割算法均无法将不同的组织和结构区分开来,若采用进一步的识别标注算法来定义出不同的物体,将不仅有助于更有效地表达物体,也有利于提高绘制速度和精度。在面绘制中,还可用一些方法来减少投影和消隐的计算;而在体绘制中,识别出的模糊物体也可以由一组模糊体素来表达,其中每一体素都有与其相关的一个物质度值和其他参数,如梯度大小等。这样,与初始场景相比,物体描述更为简洁,而且事先计算后存储的加速绘制信息也可作为体数据的一部分。

除了基本的绘制算法外,特殊的真实感图形图象技术,如纹理映射技术、细节层次技术,基于图象的绘制技术等,在医学可视化领域均具有广阔的应用前景,虽然这些技术的应用可以提高绘制算法的效率和增加医学、生物学图象的视觉真实感,亦可在

模拟手术、远程手术中用于生成虚拟场景,但是,由于三维医学图象的绘制目的在于看见内部组织的细节,所以真实感并不是最重要的方面,相反,多光源技术等还可能造成误解,因此,在选择绘制算法时,要注意这个问题。另外,高度的可交互性是三维医学图象绘制的另一个要求,即要求一些常见操作,如旋转、剖切,要实时,或至少是在一个可以忍受的响应时间内完成。这意味着在医学图象绘制中,一些预处理时间长(如分割、建模、光照),而绘制时间短的可视化方法更为实用,而且在一些特殊的场合,可能需要将面绘制和体绘制技术混合起来,其结合的形式有两种,其中一类以面绘制为主,只是试图引入体绘制的某些概念,主要针对需要同时显示多边形和体数据的混合场景的绘制;另一类是试图把几何表面描述与体数据融合起来,常用于手术计划/模拟,以便同时显示由医学成像装置所得到的病人数据和虚拟手术器械。

未来的体数据可视化将与虚拟现实技术相结合,使它不仅仅是‘观看’体数据的工具,更主要的是能创造一个虚拟环境,让操作者在这个虚拟环境中参与对体数据的操作和改造,这样,操作者将像置身在真实世界中一样,对这种虚构世界中的物体进行操作,这在医学实践中是十分重要的,这样医生即可通过三维输入设备直接对病人的模型实施各种手术方案,整个模拟过程和实际的手术过程非常接近,这将会帮助医生制定最有效、最安全的手术方案。目前比较成熟的是虚拟内窥镜技术和放射手术计划系统^[39]。

4 结束语

本文对现有的医学图象分割、融合、绘制技术进行了概要的评述。根据上面所述可见,正是由于多种三维图象成像方式之间的互补特性,从而导致了“多模态图象”时代的兴起。由于医学图象可视化的目的是为了辅助医生了解人体内部组织的信息,因此,除图象绘制技术外,可视化还需解决如下两个重要问题,即组织及组织特性的精确自动分割标注技术,以及将由不同图象模态提供的互补信息综合起来的匹配/融合技术问题。这里特别要指出的是,分割和融合是相互依存和逆向相关联的,即多模态、多维图象匹配后,其合成的图象不仅有助于准确分割和识别图象,而且图象的准确分割也将有助于提高匹配和

融合的精确度和有效性。综上所述,多模态图象的可视化是三维医学图象可视化领域中最具有挑战性和最有应用前景的问题。

参 考 文 献

- 1 McCormick B H *et al.* Visualization in scientific computing. *Computer Graphics*, 1987,21(6):114.
- 2 Rosenblum L *et al.* Scientific visualization advances and challenges. London: Harcourt Brace & Company, 1994.
- 3 Pal N R, Pal S K. A review on image segmentation technique. *Pattern Recognition*, 1993,26(9):12771294.
- 4 Chen Changwen *et al.* Knowledge-based approach to volumetric medical image segmentation. In: *IEEE International Conference on Image Processing* Los Alamitos, USA: IEEE, 1994,3:493497.
- 5 Gregson P H. Automatic segmentation of the heart in 3D MR images. In: Baird C R, El-Hawary M E Ed., *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*. New York: IEEE, 1994,2:584587.
- 6 Hu Jianming, Hu Xiheng. An approach to automatic segmentation of 3D intravascular ultrasound images. In: *Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference*. IEEE Conference Record. New York, 1994:14611464.
- 7 Zimmermann H J. Fuzzy set theory and its application. Boston: Kluwer, 1991:217240.
- 8 Fassnacht C, Devijver P A. Medical image segmentation with a 3D nearest neighbor Markov mesh. In: *Proceedings of the 18th. Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology society*. New York, 1996,3:10491050.
- 9 Baker M C, Styzt M R. Experience using bayesian segmentation on low-noise ultrasound images of residual limbs. In: *Proceedings of the 18th. Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, New York, 1996,3:10651066.
- 10 Kass M *et al.* Snakes: active contour models. *Inte J Comput Vision*, 1988,1(4):321331.
- 11 Ranganath S. Contour extraction from a cardiac MRI study using snakes. *IEEE Medical Imaging*, 1995,14(6):328338.
- 12 McInerney, Tim *et al.* Dynamic finite element surface model for segmentation and tracking in multidimensional medical images with application to cardiac 4D image analysis. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 1995,19(1):6983.
- 13 Xu Chenyang, Prince J L. Snakes, shapes, and gradient vector flow. *IEEE Trans. Image Processing*, 1998,(7)3:359369.
- 14 Aboutanos G B, Nikanne J, Watkins N *et al.* Model creation and deformation for the automatic segmentation of the brain in MR images. *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, 1999,46(11):13461356.
- 15 Thedens D R *et al.* Methods of graph searching for border detection in image sequence with application to cardiac images. *IEEE Transaction Medical imaging*, 1995,14(3):4255.
- 16 Ivana Mikic *et al.* Segmentation and tracking in echocardiography sequences: active contours guided by optical flow estimates. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 1998,17(2):274~284.
- 17 Annunziato M *et al.* Segmentation of multi-slices NMR images. In: *Impedovo S. ED., Proceedings of the 7th International Conference on Image Analysis and Processing*. Progress in Image Analysis and Processing III, Singapore: World Scientific, 1994:117120.

- 18 Fumikazu Iseki *et al.* Extraction of 3D tree structure of blood vessels in lung area from chest CT images. In: Lemke H U *et al.*, Ed., Proceedings of the 12th International Symposium and Exhibition of Computer assisted Radiology and Surgery. Netherland: Elsevier Science, 1998 4548.
 - 19 Cheng Kuosheng, Lin Jzausheng, Mao Chi-Wu. The application of competitive Hopfield neural network to medical image segmentation. IEEE Trans. Medical Imaging, 1996,15(4) 560567.
 - 20 Ahmed M N, Farag A. Two-stage neural network for volume segmentation of medical images. In: Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks vol.3. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1997 13731377.
 - 21 Snell J W *et al.* Model-based boundary estimation of complex objects using hierarchical active surface templates. Pattern Recognition, 1995,28(10) 15991609.
 - 22 Tan Ou *et al.* Automatic segmentation and classification of human brain images based on TT atlas. In: Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE-EMBS, New York, USA: IEEE, 1998: 700703.
 - 23 Tan Ou *et al.* Automatic segmentation and classification of human brain images based on a fuzzy brain atlas. In: Proc. SPIE 3545, International symposium on Multispectral Image Processing. Washington, USA: SPIE, Bellingham, 1998 508511.
 - 24 Gauch J M. Image segmentation and analysis via multiscale gradient watershed hierarchies. IEEE Trans Image Processing, 1999,8(1) 6979.
 - 25 Arun K S, Huang T S, Blostein S D. Least-squares fitting of two 3-D point sets. IEEE Trans Pattern Anal Mach. Intell. 1987,9 698700.
 - 26 Horn B K P *et al.* Closed-form solution of absolute orientation using orthonormal matrices. J Opt Soc Amer A, 1988,5 11271135.
 - 27 Horn B K P. Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions. J Opt Soc Amer A, 1987,4 629642.
 - 28 Pelizarri C A *et al.* Accurate three-dimensional registration of CT, PET, and/or MR images of the brain. J Comp Assist Tomogr, 1989,13(1) 20-26.
 - 29 Jiang H, Robb R A, Holton K S. A new approach to 3-d registration of multimodality medical images by surface matching. In: Richard A Robb Ed., Visualization in Biomedical Computing '92, Proc SPIE, 1992, 1908 196213.
 - 30 Besl P J, McKay N D. A methods for registration of 3-D shapes. IEEE Trans Pattern Anal and Machine Intell, 1992,14(2) 239256.
 - 31 Collignon A *et al.* 3D multimodality image registration using features space clustering. In: Proc. Computer Vision, Virtual Reality, and Robotics in Medicine (CVRMed '95), Nice, FR: Springer-Verlag, Berlin, 1995 195204.
 - 32 Studholme C, Hill D G, Hawkes D J. Multiresolution voxel similarity measures for MR - PET registration, Proc IPMI, 1995 287298.
 - 33 Wells W M, Viola P, Atsumi H *et al.* Multi-modal volume registration by maximization of mutual information. Medical Image Analysis, 1996,1(1) 3551.
 - 34 Chen L S, Sontag M R. Representation, Display, and Manipulation of 3D Digital Scenes and Their Medical Applications, CVGIP, 1989,48(2) 190216.
 - 35 Zhang Z. Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces. Int J Computer Vision, 1994,13(2) 119152.
 - 36 Hohne K H, Bernstein R. Shading 3D images from CT using gray - level gradients. IEEE Trans. Medical Imaging, 1986,5 4547.
 - 37 Udupa J, Odhner D. Fast visualization, manipulation and analysis of binary volumetric object. IEEE Computer Graphics and Application, 1991, 11(6) 5362.
 - 38 彭群生等著. 计算机真实感图形的算法基础. 北京: 科学出版社, 1999.
 - 39 Soferman Z *et al.* Advanced graphics behind medical virtual reality: evolution of algorithms, hardware and software interface. Proceeding of IEEE, 1998,86(3) 531554.
 - 40 Levoy M. Display of surfaces from volume rendering. IEEE Computer Graphics and Application, 1988,8(5) 2937.
 - 41 Akeley K. Reality engine graphics. In: Proc. SIGGRAPH '93, Anaheim, CA: ACM, 1993 109116.
 - 42 Lacroute P. Analysis of a parallel volume rendering system based on shear-warp factorization. IEEE Trans. on Visualization and computer Graphics, 1996,(2) 218231.
- 李 燕** 1976 年生,现为浙江大学生物医学工程及仪器学院 98 级硕士研究生.主要研究兴趣为医学图象处理和可视化等.已在国内外学术刊物上发表多篇论文.
- 谭 鸥** 1973 年生,现为浙江大学生物医学工程及仪器学院博士后.研究兴趣包括医学图象分析、医学信号处理等.已发表论文 10 余篇.
- 段会龙** 1963 年生,博士后,副教授,现为浙江大学生物医学工程研究所副所长.主要研究兴趣有医学图象处理、医学信息处理、远程医疗.已发表论文 20 余篇.