

# 医学图像三维表面重建分叉曲面的数学形态学研究<sup>\*</sup>

鲍苏苏 林斌

(华南师范大学计算机科学系 广州510631)

The Mathematical Morphologic Research in Diverging Curved Surface of 3D Surface Reconstruction

BAO Su-Su LING Bing

(Department of Computer, South China Normal University, Guangzhou 510631)

**Abstract** In the medical 3D Reconstruction, 3D object surface is reconstructed, by making use of the traditional slice-based reconstruction method. Due to the still existing problems, such as contour pairing, diverging surface, contour pair patching, etc. In this paper, the new methods are proposed for the problem solving. The contour pairing is carried out with overlapping. The diverging curved surface is decomposed with mathematical morphology. The boundaries generated by the morphologic operation are that of the diverging surfaces. The middle layer generated by the lower layer and the upper layer is not to insert into the two layers but only to join in one of the two layer. The contour mosaic is patched with triangles to form the surface after the polygons are simplified. The triangles are constructed under the criterion of the shortest diagonal.

**Keywords** 3D reconstruction, Diverging curved surface, Contour mosaic

医学图像可视化中基于表面的三维重建方法可以分为体素级重建和切片级重建两类。其中,体素级重建主要采用立方体法(Cuberille)<sup>[1]</sup>、移动立方体法(Marching Cubes)<sup>[2]</sup>和解立方体法(Dividing Cubes)<sup>[3]</sup>;切片级重建主要采用环形轮廓拼接方法<sup>[4]</sup>,在此基础上,后来又研究了一些改进方法<sup>[5~7]</sup>,切片级重建和体素级重建相比,其优点是在重建过程中可以把三维问题转化成二维问题。

切片级重建尚存在一些没有完全解决的问题,诸如轮廓对应、分叉曲面、轮廓拼接等关键性问题<sup>[7,8]</sup>。对于轮廓对应,用壁面搜索法将二维物体轮廓线提取出来之后,当成像的深度分辨率远大于成像区域内物体之间的最小距离时,采用简单的重叠方法就能确定轮廓的对应关系;对于分叉曲面,采用数学形态学方法把一对多或多对一的轮廓对应分解成一对一的轮廓对应,生成的中间层轮廓不再插入两层之间,而是融入其中一对应层中;对于轮廓拼接,采用轮廓多边形简化方法及最短对角线法来进行轮廓拼接。本文所指的轮廓即为三维重建虚拟物体的边界。

另外,结合本课题的针灸穴位的位置、深度显示,可将重建后的三维形体进行切割。

## 1 二维轮廓线的提取

获得的原始序列二维切片图像如图1所示,背景区域为黑色,这里要提取的轮廓是人体部分边界。人体部分的灰度范围与背景相互不重叠,采用门限分割方法可以非常有效<sup>[9]</sup>地将所要重建的物体轮廓分离出来<sup>[9]</sup>,得到二值图像(如图2所示),然后用壁面搜索法,壁面搜索法的思想是:假定提取左手方向(也可以是右手方向)的轮廓线,沿着轮廓线方向物体始终在轮廓线的左侧,这种方法将背景区域视为平面,物体区域视为建筑物,然后一边让左手接触建筑物的壁面一边前进,最后回到出发点。算法过程是:

(1)按照从左到右,从下到上的顺序搜索,找到的第一个

白点一定是最左下方的边界点,如果这一点已经是最右上方点,程序结束;如果这一点已搜索过或属于已提取轮廓之内的点,则循环转(1)开始;如果这一点还未搜索过,将此点存为新的起始边界点,并作为新的当前搜索边界点,当前搜索方向为左上方,转向(2)。

(2)取当前边界点沿搜索方向走一步的点,如果这一点是白点,而且其周围八邻点中不全为白点的话,此点即为边界点,将此点作为当前边界点,转向(3),当前搜索方向按照(右、右上、上、左上、左、左下、下、右下)的顺序逆时针旋转90度;否则,将搜索方向顺时针转45度,转向(2)。

(3)如果当前边界点为起始边界点,转向(1);否则,转向(2)。



图1 原始切片图像



图2 二值图像

<sup>\*</sup>基金项目:国家自然科学基金资助项目(编号:3990190)。鲍苏苏 博士后,副教授,主要研究方向:数字图像处理,模式识别。

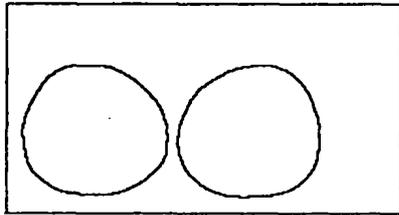


图3 提取的二维轮廓线

## 2 轮廓对应

本项目所获得的切片图像数据的成像深度分辨率(0.5mm)远大于成像区域内物体之间的最小距离,在这种情况下,采用简单的重叠方法就能确定轮廓的对应关系。这是因为在相邻的两个医学人体图像平面中,两个分离的物体的二维切片不会重叠,基于这个一般性的规律,可以根据不同断层上轮廓之间的重叠大小确定轮廓的对应关系。设 $\{C_{i-1, \dots, a}\}_s$ 是断层s上的m个轮廓, $\{C_{i-1, \dots, a}\}_{s+1}$ 是断层s+1上的n个轮廓,基于重叠轮廓对应方法的任务就是要确定 $\{C_{i-1, \dots, a}\}_s$ 和 $\{C_{i-1, \dots, a}\}_{s+1}$ 之间的 $v = \max(m, n)$ 个轮廓匹配对,其前提是,每个轮廓都在另一层上有对应轮廓,并使得这v个轮廓匹配对的重叠面积总和为最大<sup>[8]</sup>。

## 3 分叉曲面

在进行处理曲分叉面时,管伟光<sup>[8]</sup>提出的方法是通过插入中间临界状态轮廓,把一对多的轮廓对应分解成一对二的轮廓对应,再将一对二的轮廓对应分解成一对一的轮廓对应。但这种方法有如下问题:首先是一对二的分解有时可能不成功,分解的结果仍然是一对多;第二是一对二的问题,本质上仍然是一对多的问题。所以,本文采用一种把一对多或多对一的轮廓对应,分解成一对一的轮廓对应的方法。这种方法是先采用数学形态学的方法确定多轮廓的分界线,再用这些分界线把单轮廓分割成相对应的多轮廓,结果得到一对一的轮廓对应,下面介绍这种方法的基本步骤。

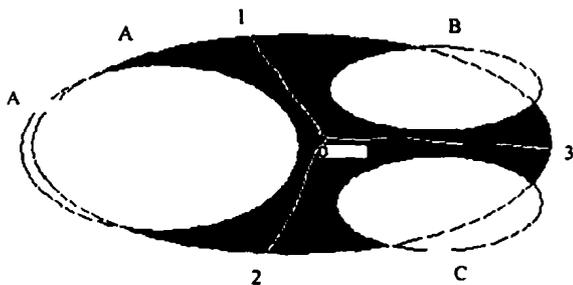


图4 基于数学形态学方法的分叉曲面分解

- (1)如图4所示,在单一轮廓A'的区域内,对多轮廓A, B, C做8邻域的膨胀运算。
- (2)在膨胀运算中,任何两个轮廓膨胀的公共点就是轮廓之间分界线上的点。
- (3)多轮廓分界线与单轮廓A'的交点1, 2, 3就是单轮廓A'的分割点。
- (4)重复多轮廓运算,直到在单轮廓A'区域内没有任何一点可以膨胀为止。
- (5)在单轮廓分割点1, 2, 3处,把单轮廓A'分成轮廓段12, 23和31。再把相应的分界线201, 302, 103分别加到相应的单轮廓12, 23和31中,即构成封闭的新轮廓1201, 2302和3103。

这种新轮廓和多轮廓就形成一对一的轮廓对应:A和1201对应, B和3103对应, C和2302对应。

在图4中,多轮廓A, B, C和单轮廓A'是多对一的轮廓对应,黑色表示多轮廓的8邻域膨胀运算结果。白色线条01, 02, 03是由膨胀运算所得到的多轮廓的分界线。

构造的中间轮廓状态是否放置于两个对应层之间呢?文[8]与文[9]均是构造的中间轮廓状态插入这两个对应层之间,从而最终将一对多关系转化为一对一的关系来处理,但笔者以为,针对本项目所得切片图像厚度仅0.5mm的情况,如果按照文[8]中的方法,有可能两个对应层之间会插入若干个中间层,这样会使图像的深度分辨率假象增大,导致重建的三维虚拟物体深度分辨率和水平分辨率不成比例,出现重建物体高度增加的假象。文[9]虽采用的构造中间轮廓方法不同,但也会出现上述情况。本文采用一种不插入中间层的方法,将中间层的轮廓看做是某一层的一个轮廓,如图5所示。

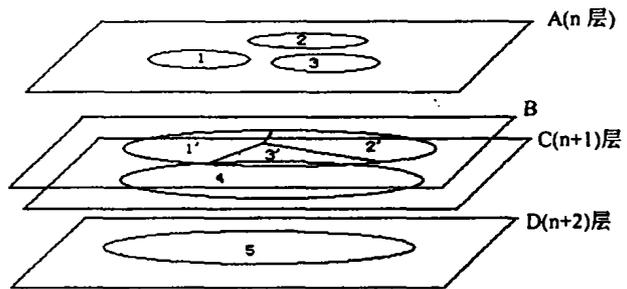


图5 中间层的处理

(n)层A和(n+1)层C有一对多的关系,利用上述算法求得中间轮廓层B之后,将B中的二维轮廓线当作是一对多关系中有一对应关系的层C中的二维轮廓线,这样,本来只有一个轮廓边界线的(n+1)层一共有四个轮廓边界线。n层的轮廓1, 2, 3与(n+1)层的1', 2', 3'对应,(n+1)层的轮廓4与(n+2)层的轮廓5相对应。

## 4 基于多边形简化的轮廓拼接

假设两相邻平行平面上各有一轮廓线,如图6所示。上轮廓线的采样点列为 $Q = \{Q_0, Q_1, K, Q_{n-1}\}$ ,下轮廓线上的采样点列为 $P = \{P_0, P_1, K, P_{m-1}\}$ 。各轮廓线上采样点均按逆时针方向排列。如果用直线把上下轮廓线上的采样点依次连接起来形成一个封闭的三角形带,就得到一个用近似多边形表示的曲面。

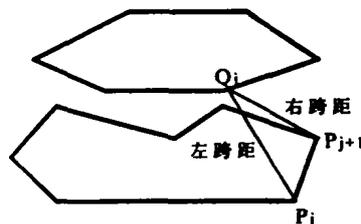


图6 跨距

连接上轮廓线上一点与下轮廓线上一点的线段称为跨距。相邻的两跨距(共享一个采样点)构成一个三角面片,称为基本三角面片。这两个跨距称为左跨距和右跨距。

采用三角片在P和Q之间构造一个圆柱表面,三角片的顶点均来自P和Q。但是并非所有的组合方式都是可接受的,只有满足以下条件的三角片集合才是可接受的<sup>[10]</sup>。

(1) 每一个轮廓线段必须在而且只能在一个基本三角面片中出现。如果上下轮廓线各有  $m$  和  $n$  个轮廓线段, 则合理的三角面模型含有  $m+n$  个基本三角面片。

(2) 如果一个跨距在某一基本三角面中为左跨距, 则该跨距是且仅是另一个三角面片的右跨距。

E. Keppel<sup>[11]</sup>和 H. Fuchs<sup>[10]</sup>将该问题归结为对有向图的搜索。如图7所示, 可以用一个有  $m$  行,  $n$  列的有向图  $G(V, A)$  来表示点列及其连接关系。图中每一个结点表示上轮廓线和下轮廓线之间的一个跨距,  $V_{ij}$  表示点  $P_i$  到  $Q_j$  之间的跨距, 有向弧  $[V_{ij}, V_{i,j+1}]$  称为水平弧, 对应了一个基本三角面片, 其左跨距为  $V_{ij}$ , 右跨距为  $V_{i,j+1}$ 。称  $[V_{ij}, V_{i+1,j}]$  为垂直弧,  $[V_{ij}, V_{i+1,j}]$  将第  $i$  行的结点与第  $i+1$  行的结点连接起来, 它同样对应了一个基本三角面片。 $G(V, A)$  由跨距节点和水平弧和垂直弧构成。

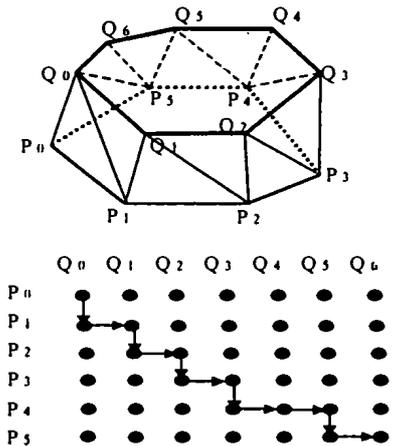


图7 对应于曲面重构问题的有向图搜索问题

因此, 一个可接受的三角面模型对应从  $V_{00}$  到  $V_{m-1,n-1}$  的路径。在这样的基础上, 有两种不同的方法来确定所需要的可接受表面的路径: 基于全局搜索策略的优化方法和基于局部计算和决策的启发式方法<sup>[9]</sup>。基于全局搜索策略的优化方法有表面积最小, 或体积最大, 或两轮廓之间的跨接边之和最短(周长最短)等等, 不论采用哪种具体的算法, 避免不了轮廓拼

接的迭代运算, 效率仍然不高<sup>[9]</sup>, 因此在本文的三维重建中, 为了减少运算量和数据量, 以提高显示速度, 采用了轮廓的多边形简化和最短对角线法(一种基于局部计算和决策的启发式方法), 其中, 轮廓多边形简化的基本方法是: 在轮廓检测时, 首先建立轮廓的方向链码; 然后依次搜索方向链码, 其方向改变的点就是多边形的角点, 而方向没有改变的点就是多边形边上的点; 最后保留角点, 去掉边上的点; 于是, 这样就把轮廓简化成了多边形, 并去掉了轮廓直线边上的冗余点, 这样处理, 既减少了轮廓拼接的三角形面片的数量, 又不改变表面的拼接形状, 最短对角线法采用跨接边长度最短, 而不是采用跨接边长度之和最短来作为优化准则。这样就可以在不超过  $(m+n)$  步的计算中得出两轮廓之间用到的一系列三角面连接的近似最优解, 避免了轮廓拼接的迭代运算, 计算量小, 提高了运算速度, 并且不影响总体的轮廓拼接的形状。

参考文献

- 1 Herman G T, Liu H K. Three-dimensional display of human organs from computed tomograms[J]. Computer Graphics Image Processing, 1979, 9(1): 1~21
- 2 Lorensen W E, Cline H E. Marching cubes; A high resolution 3D surface construction algorithm[J]. Computer Graphics, 1987, 21(4): 163~169
- 3 Cline H E, Lorensen W E. Two algorithms for the 3D reconstruction of tomograms[J]. Medical Physics, 1988, 15(3): 225~233
- 4 Keppel E. Approximating complex surface by triangulation of contour lines[J]. IBM J. Research and Development, 1975, 19(1): 2~11
- 5 Kehtarnavaz N, de Figueiredo R J P. A framework for surface reconstruction from 3D contours [J]. Computers Vision Graphics Image Processing, 1998, 42(1): 32~47
- 6 Chang L W, Chen H W, Ho J R. Reconstruction of 3D medical images: A nonlinear interpolation technique for reconstruction of 3D medical images [J]. Computer Vision Graphics Image Processing: Graphical Models and Image Processing, 1991, 53(4): 298~309
- 7 Meyers D, Skinner S, Sloan K. Surfaces from contours [J]. ACM Transactions on Graphics, 1992, 11(3): 228~258
- 8 管伟光. 体视化技术及其应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 1998. 30~32
- 9 唐泽圣等著. 三维数据场可视化[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999. 188~190
- 10 Fuchs H, Kedem Z M, Uselton S P. Optional Surface Reconstruction from Planar Contours, Communication of the ACM, 1997, 20(10): 693~702
- 11 Keppel E. Approximating Complex Surfaces by Triangulation of Contour Lines. IBM Journal Res. Develop, Jan. 1995. 2~10

(上接第125页)

$length \geq min-length$  的邻接路径进行回归分析。当检测到明显的趋势(即结果回归函数的相关系数  $abs(correlation) \geq min-conf$ )时, 路径进一步扩展。算法返回有明显的空间趋势的两个路径集: 一个为正趋势集, 一个为负趋势集。

算法2 全局趋势检测算法

输入: 图  $graph G^{PB}$ ; 对象  $object o$ ; 属性  $attribute a$ ; 回归分析函数类型  $type t$ ;  
 最小置信度  $real min-conf$ ; 最小长度  $integer min-length$ ;  
 最大长度  $max-length$ ; 筛选谓词  $filter f$ ;

- (1) 初始化路径集  $paths$  为  $extensions(G^{PB}, \{path(o)\}, min-length, f)$ ;
- (2) 初始化  $positive-trends$  和  $negative-trends$  为两个空集;

while 路径集不为空 do:  
 初始化观测值  $observations$  为空集;  
 删除路径集  $paths$  里的下一个元素, 并把它作为  $path$ ;  
 for 从  $min-length$ -th 对象的  $path$  到最后一个对象的  $path$   
 计算  $diff = a(object) - a(o)$  和  $dist = dist(object, o)$ ;  
 把元组  $tuple(diff, dist)$  插入  $observations$ ;  
 对  $observations$  进行类型为  $t$  的回归分析;  
 if 相关系数  $abs(correlation) \geq min-conf$ ,  
 then  
 if  $correlation > 0$   
 then 把元组  $tuple(path, correlation)$  插入  $positive-trends$ ;  
 else 把元组  $tuple(path, correlation)$  插入  $negative-trends$ ;

if  $length(paths) < max-length$   
 then  $extensions(G^{PB}, paths, length(paths) + 1, f)$  加入  $paths$  的首部;  
 返回  $positive-trends, negative-trends$ ;

结论 本文介绍了在邻接关系基础上的空间趋势检测的算法描述, 该算法用了数据库原语和空间数据挖掘的基本操作, 然后针对相邻空间对象的特性总是相似或相关联的特点, 以邻接关系为基础对空间趋势检测进行了分析。

参考文献

- 1 李德仁, 王树良, 史文中, 王新洲. 论空间数据挖掘和知识发现. 武汉大学学报, 2001, 26(6): 491~497
- 2 邱凯昌, 等. 空间数据挖掘与知识发现. 武汉大学出版社, 2001
- 3 Ester M, Kriegel H P, Sander J. Spatial Data Mining. A Database Approach. In: Proc. 5th Int. Symp. on Large Spatial Database, Berlin, Germany, 1997
- 4 Ester M, Frommelt A, Kriegel H P, et al. Spatial Data Mining: Database Primitives, Algorithms and Efficient DBMS Support. Data Mining and Knowledge Discovery, 2000
- 5 Koperski K, Han J, Adhikary J. Mining Knowledge in Geographical Data. In communications of ACM. 1998
- 6 Ester M, Frommelt A, Kriegel H P, et al. Algorithms for Characterization and Trend Detection in Spatial Database. In: Proc. 4th Intl. Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining, New York, 1998