

体数据中边界点计算的新方法

杨兴强¹ 张彩明^{1,2} 刘毅¹

¹(山东大学计算机科学与技术学院 济南 250061)

²(山东经济学院计算机科学与技术系 济南 250014)

(yxq@sdu.edu.cn)

A New Method to Find the Boundary Point from Volume Data

Yang Xingqiang¹, Zhang Caiming^{1,2}, and Liu Yi¹

¹(School of Computer Science and Technology, Shandong University, Jinan 250061)

²(Department of Computer Science and Technology, Shandong Economic University, Jinan 250014)

Abstract It is important to improve the precision of the reconstructed surfaces from volume data. The marching cubes method and its precision are analyzed in detail. It is found that the error brought by the marching cubes method can reach to 1.5 pixels, which is a serious problem for reconstructing the small and thin objects, such as human blood vessels. A new method with more precision is presented. The new method distinguishes the pixels inside, across or outside of the boundary by a threshold, and determines the position of the boundary point according to the values of the three adjacent pixels (inside, across and outside), which is different from the marching cubes. The new method also modifies the grid topology of the MC method, considering the position change of boundary points. Theoretical analysis shows that the new method can find the accurate boundary points when the boundary is a straight line in a pixel. The precision and overhead of the new method are discussed. Finally examples of CT data show the contrast between the new method and the MC method.

Key words 3D reconstruction; marching cube; volume data; error; CT

摘要 为了提高三维重构的精度,分析了 Marching Cubes 方法所产生的误差,提出获得边界点的新方法.新方法依据阈值区分出边界内、边界外和边界像素,利用这3个像素的像素值来决定边界点的位置.并且针对边界点的位置,提出了三角形网格结构的调整方法.理论分析表明,当边界在像素级别上是直线段时,新方法能够直接计算出精确的边界点.区分等值点和边界点,基于边界点,给出了不同于 MC 方法的等值点计算方法.最后用 CT 数据实例比较了新方法和 MC 方法.

关键词 三维重构; Marching Cube; 体数据; 误差; CT

中图法分类号 TP391.41

从断层影像数据重构三维几何模型已经成为医学、计算机辅助设计等领域的关键技术.1979年, Herman 等人提出了 Cuberille 方法^[1],将所有边界体素的外部侧面作为几何模型的表面.该方法速度快、简单,但显示效果不够理想,文献^[2]对此做了改

进.1987年, Lorensen 等人提出了 MC(marching cubes)方法^[3],比 Cuberille 方法具有更好的显示效果.也有学者提出断层间轮廓线连接法^[4]和 GDM 方法^[5],构造三维表面网格. MC 方法由于其简单和高效而获得广泛的应用.

许多学者研究了 MC 方法,主要在 3 个方面做了大量的工作:1)二义性问题,1988 年 Duurst 指出了 MC 方法会产生空洞, van Gelder 等人分析了产生空洞的二义性问题^[6],2003 年 Nielson^[7]将原始曲面看做三线性插值函数,并由此决定体素内三角网格的拓扑结构;2)如何提高 MC 方法的效率问题,主要有缩短处理时间^[8],减少数据冗余^[9-10]和分辨率的方法^[11];3)提高 MC 方法的绘制精度,1998 年 Gibson 提出了 SurfaceNets 方法^[12],其结构是 MC 方法的对偶,而点的位置具有更大的可调节性,EMC 方法结合了 MC 方法及其对偶方法的特点,力图保持立方体体内的尖角特征^[13]. 文献[14]也通过在立方体内部增加新的点获得更细节的表示.基于 SurfaceNets 和 EMC 方法,文献[15]提出了构造轮廓数据的新方法,避免了对 EMC 方法中对特征形状的显式检测.

不同于以往在立方体内增加新点而获得更多细节的方法,本文提出了更精确地求出网格顶点几何位置的新方法.理论分析表明,MC 方法计算出的边界点的最大误差可以接近 1.5 个像素大小,这种误差对于只有几个像素粗细的血管等器官是不能接受的.医生无法根据这样的几何模型来判断病变部位的大小,从而失去其临床应用的意义.

本文将分 4 部分讨论边界点的位置:1)通过一个具体的例子说明 MC 方法的最大误差;2)提出精度更合理的边界点的计算方法;3)分析 MC 方法产生的原因和新方法的精度;4)用实例说明新方法和 MC 方法的对比效果.

1 MC 方法边界点计算分析

在三维断层数据中,体素具有一定的体积,其密度值是体素内物质密度值的平均值. Marching Cubes 方法将每个体素抽象为一个数据点,相邻的 8 个像素就形成了一个立方体 Cube^[3],然后利用线性插值的方法在立方体的棱上得到等值点作为边界网格的顶点.下面将举例分析这样做所带来的误差.

为简单起见,不妨讨论二维数据场的情况.如图 1, A, B 和 C 分别表示 3 个相邻像素的中心,阴影部分表示感兴趣物质(密度值大于 98),空白处表示背景,密度值小于 12. l 是物质边界(不妨假设它在像素内是直线段),交 BC 于 X 点, $BX = 0.2$. A 和 C 两个像素的密度值分别为 100 和 10. 那么像素 B 的密度值应是这两种物质密度的加权平均,即

$100 \times 0.7 + 10 \times 0.3 = 73$. 假定 MC 方法用以提取感兴趣物质的密度值区间是 [98, 120], 那么此处 98 作为提取等值线的阈值. 显然 A 在等值线内, B 和 C 在等值线外, 根据 MC 的线性插值方法, 求出的等值点为 AB 之间的 X' 点, 则:

$$AX' = \frac{98 - 100}{10 - 100} = 0.074.$$

可见用 MC 方法求出的等值点与实际边界的误差

$|XX'| = |AX| - |AX'| = 1.2 - 0.074 = 1.126$, 极端情况下, 这个误差可能会接近 1.5.

第 3 节会分析 MC 方法误差产生原因, 下面将首先介绍本文提出的获取更精确轮廓的方法.

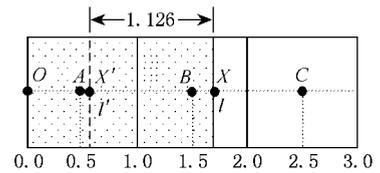


Fig. 1 The error of marching cubes.

图 1 Marching Cubes 中的误差

2 边界轮廓的生成

边界轮廓的生成包括边界点的计算和边界点之间的连接方法. 本节重点讨论边界点的计算, 边界点之间的连接方法基本沿用 MC 方法的拓扑结构, 不过会对原拓扑结构做适当的调整.

2.1 计算边界点

依据阈值, 像素可以分成 3 类: 像素值在指定阈值内的像素称为边界内像素, 这些像素被完全包含在感兴趣物质内; 像素值在指定阈值外, 但与边界内像素左右或上下相邻的像素称为边界像素, 感兴趣物质的边界包含在边界像素内; 其他像素称为边界外像素. 依据阈值可以确定边界内像素, 然后找出所有与边界内像素左右或上下相邻而不是边界内像素的像素, 作为边界像素; 最后剩下的就是边界外像素了.

根据上面的定义, 边界位于边界像素内. 边界的位置, 影响了边界像素的值. 我们希望根据 3 类像素的值, 求出边界的位置.

假设为感兴趣物质设定的阈值为 I , 如图 1 所示, 像素 A, B, C 分别是边界内、边界和边界外像素, 其像素值分别为 m_A, m_B, m_C . 不妨设 $m_C < m_B < I \leq m_A$, 且物质 m_A 和 m_C 在像素 B 内所占的比重分别是 α 和 $1 - \alpha$, 那么 B 的像素值为

$$m_B = \alpha m_A + (1 - \alpha) m_C,$$

即

$$\alpha = \frac{m_B - m_C}{m_A - m_C}. \quad (1)$$

这样边界点 X 的位置就确定了,如图 1 所示.

一般情况下, $m_A \neq m_C$, 并且 $m_A > m_B > m_C$ 或 $m_A < m_B < m_C$, 此时 $0 \leq \alpha < 1$. 求出的边界点在像素 B 内. 否则, 即像素 B 的密度值不介于 A 和 C 之间, A, C 在同一种物质内(如图 2), 或除像素 A 和 C 中的物质外, 像素 B 中还包含非 A 非 C 的其他密度的物质. 受到原始数据分辨率的限制, 较好地估计以上情况的边界是不可能的. 此时像素 A 和 C 中的物质在 B 中的边界位置已经没有什么几何意义, 只有拓扑意义了. 只能人为设定边界的位置, 保证边界不相交. 如果像素 A, C 都在等值面内, 如图 2, α 的值不妨取为 $1/4$ (三维情况下取为 $1/6$), 表示等值面在 B 中距离像素 A 边界 $1/4$ 的地方, 像素 B 内在靠近像素 C $1/4$ 的地方有另一个边界点. 这样就可保证像素 B 内的边界均不会相交.

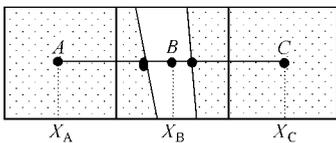


Fig. 2 Pixel B includes two edges.

图 2 像素 B 包含两个边界

新方法求出的边界点与 MC 方法所求的等值点之间的联系表述如下:

定理 1. 新方法求出的边界点, 与 MC 方法求出的等值点一一对应.

证明. 根据前面关于边界内像素和边界像素的定义, 边界内像素在指定阈值区间内, 边界像素在指定阈值区间外, 由 MC 算法知道, 任何两个相邻的边界内像素和边界像素之间肯定存在唯一一个等值点, 该点在两个像素中心的连线上. 同样, 根据新方法, 关于每对相邻的边界像素和边界内像素, 当像素 C 为边界外像素时, 边界内像素 A 和边界像素 B 对应唯一的边界点, 如图 1; 当像素 C 为边界内像素时, 像素 A, B 和像素 C, B 之间各对应一个人为指定的边界点, 如图 2; 当像素 C 为边界像素时, 也有一个人为指定的边界点. 所以新方法求出的边界点与 MC 方法求出的等值点一一对应. 证毕.

以上求边界点的方法与 MC 方法的不同在于: 新方法用阈值 I 划分出边界内、边界和边界外像

素, 然后仅利用这 3 个像素的值来决定边界点的位置. 而 MC 方法仅用两个像素来插值, 求出边界点. 当然, 基于以上求边界点的新方法, 可以找到更好的插值点, 用线性插值获得等值点. 与 MC 方法不同的是采用了不同的插值点, 基于新方法的等值线方法将在第 3.1 节的末尾介绍.

2.2 边界轮廓的连接

MC 算法及其后续改进方法的重要价值在于对立方体内的等值面进行三角化, 并较好地地将相邻立方体内的等值面连接起来. 根据第 2.1 节中的定理 1, 新方法的边界点之间的连结关系可以沿用 MC 方法的三角网格结构. 但新方法边界点的位置毕竟不同于 MC 方法的等值点, 要避免由于网格顶点位置的变化而出现三角网格自相交等奇异现象.

首先, 根据定理 1, 新方法求出的边界点可以看做是 MC 方法所求边界点沿它所在的棱平移一段距离. 边界点的平移使物体的边界是向外扩张了还是收缩了? 参照图 1, 点 X' 是 MC 方法求出的边界点, 点 X 是新方法求出的边界点, 只要考察一下点 X' 和点 X 在 AC 方向上谁离开 A 更远就可以了. 设 $|AX| = \alpha_x$, $|AY| = \alpha_y$, 则

$$\alpha_{X'} = \frac{I - m_A}{m_B - m_A},$$

参照图 1 和式(1), 有

$$\alpha_X = 0.5 + \alpha = 0.5 + \frac{m_B - m_C}{m_A - m_C},$$

显然有 $0 < \alpha_x < 1$, $0.5 < \alpha_y < 1.5$, 不妨设 $m_A > I > m_B$, $m_A > m_B > m_C$, 当 $I > (m_A + m_B)/2$, $\alpha_x < 0.5$, 此时 $\alpha_x < \alpha_y$, 说明新方法比 MC 方法向外扩张了器官边界; 当 $m_B > (m_A + m_C)/2$, $\alpha_y > 1$, 此时也有 $\alpha_x < \alpha_y$, 说明新方法也比 MC 方法向外扩张了边界. 其他情况下, 新方法同 MC 方法相比, 有时扩张边界, 有时收缩边界. 由于新方法的边界点的取值区域比 MC 方法向外移动了 0.5, 一般来说, 新方法得到的轮廓要比 MC 方法得到的轮廓平均向外扩张了 0.5 个像素.

其次, 根据定理 1, 可以依然沿用 MC 方法的拓扑结构. 但是边界点的平移会造成网格结构上的畸形. 如图 3, 用 MC 方法求出的边界轮廓为小的(内层)多边形, 用新方法求出的多边形轮廓为大的(外层)多边形. 使用新方法计算后, MC 方法中的点 B 平移到了 B_1 , 点 A 平移到了 A_1 . 如果继续使用 MC 方法的网格拓扑结构, 则会出现图 3 中多边形自交的情况. 因此需要采取措施, 针对新方法产生边界

点,MC方法的网格拓扑应该进行适当调整.对于三维数据场中的每个体素(小立方体)顶点,都有6条棱与之相连.采用新方法后,原先棱上的边界点可能会平移,并跨越该顶点.跨越该顶点的边界点每个轴向上最多一个,即最多同时有3个边界点平移并跨越该顶点.为了纠正由于边界点平移造成的网格畸形,可以用如下的规则调整网格的拓扑结构:1)如果只有一个边界点跨越一体素顶点,不做任何调整;2)如果有两个边界点同时跨越一体素顶点,则将这两个边界点的坐标交换,如图3和图4中的两个边界点 A_1 和 B_1 ;3)如果有3个边界点同时跨越一体素顶点,则将每个边界点的坐标,置成另外两个点的中点坐标.根据第2)种情况,图3纠正后成为图4.

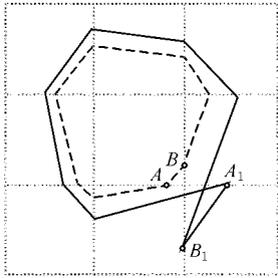


Fig. 3 Self-intersection.
图3 自交的多边形

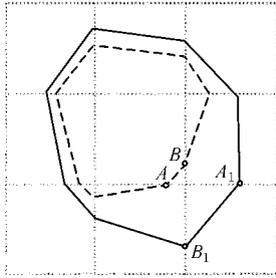


Fig. 4 Corrected results.
图4 纠正后的结果

3 算法分析

3.1 精度分析

对物体的影像进行数字化是计算机图像处理的前提.数字化过程实际上是把连续的信号变成了离散的信号,这会丢掉某些信息,而且这个过程也是不可逆的.例如图1中,像素A的全部和B的一部分包含在物体中.数字化后的图像如图5,边界 l 消失了.



Fig. 5 The digitalized image.
图5 数字化后的图像

真实场景中任何一个点都对应一个函数值(如密度值),场景中所有点及其函数值形成原始数据场.图像数字化后,每个像素都对应一个像素值,不妨称这样的数据场为像素数据场.

由上述定义可知,原始数据场定义了所有点上

的函数值,而像素数据场仅定义了离散点上的函数值.像素值可以认为是像素区域内函数值的“平均值”,用 $E(x,y)$ 表示 (x,y) 点处的函数值, S 表示像素的区域,则像素值可近似表示为

$$v = \iint_S E(x,y) dx dy. \quad (2)$$

可以画出数字化前后两个数据场灰度值的变化曲线.图6显示了原始数据场各点的函数值,图7显示了像素数据场中3个像素的像素值.数字化后原先灰度值变化明显的物体边缘不存在了,取而代之的是像素值的阶跃变化.事实上,边界点的计算就是以数字化后的像素数据场为基础,重构数字化前的原始数据场.要想完全重构数字化前的函数值曲线是不可能的,因为式(2)是不可逆的,通常的选择是采用插值技术.

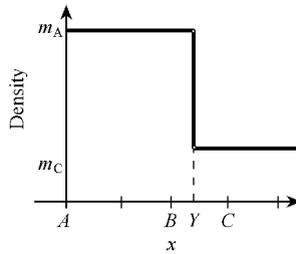


Fig. 6 Function value curve.
图6 函数值曲线

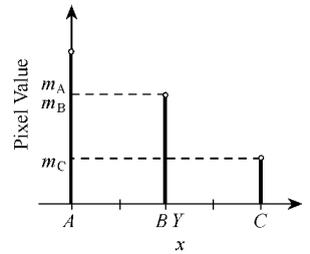


Fig. 7 Pixel value curve.
图7 像素值曲线

像素数据场仅定义了像素点的值,如图7,像素点之间的点不妨称为广义像素点.如果已知原始数据场,广义像素点的像素值可以通过式(2)计算出来.

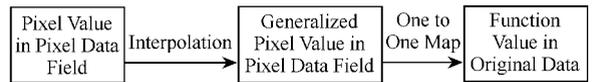


Fig. 8 Process from pixel data to original data.
图8 从像素数据场恢复原始数据场的过程

通常情况下,用像素数据场中的广义像素值来代替原始数据场中点的函数值,基本思路如图8表示.注意,图8中的两个过程都会产生误差.

下面将具体分析MC方法在重构边界点的过程中误差产生的原因:

1) 用像素值代替函数值会产生误差

MC方法利用像素点的位置和像素值来插值,是在像素数据场中的操作,得到广义像素值.广义像素值仍然表示一个像素大小区域上的“平均”函数值,其含义如同式(2)所表示.用一个区域上平均值代替该区域内一点的函数值显然会带来误差.MC方法忽略了像素的大小,显然不能得到子像素精度的边界点.

2) 用等值点代替边界点会产生误差

MC方法求出的等值点是仅由边界内像素值 m_A 、边界像素值 m_B 和阈值 I 决定的, 而边界像素的值不能准确反映边界的位置. 如式(1), 当边界的位置 α 和边界外像素的值同时改变时, 边界内像素和边界像素的值可以不变, 所以仅用边界内像素和边界像素的值来求边界点是不充分的.

MC方法是在像素数据场上进行线性插值操作的, 对应于图 1(边界为 l) 的广义像素值曲线如图 9 所示. 广义像素值曲线从 P' 开始下降, 说明 P 是包含在物体内的最右侧广义像素, 同样 Q 是边界外最左侧广义像素, $|PQ| = 1$, 如图 9 和图 10 所示. 从图 10 中看出, 物体的边界 X 是 P 和 Q 的共同边界, P 和 Q 之间的所有广义像素均包含了物体边界, 其值介于 m_A 和 m_C 之间. MC方法试图用图 9 中的 A' 和 B' 插值来逼近广义像素值曲线 $A'P'Q'C'$, $|EF|$ 就是插值带来的误差:

$$|EF| = \frac{I - m_B}{m_A - m_B} |AP|,$$

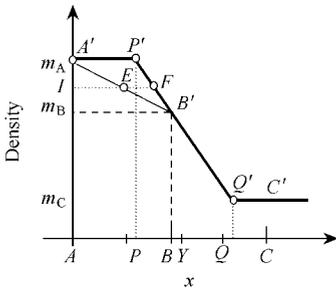


Fig. 9 Generalized pixel value curve.
图 9 广义像素值的变化曲线

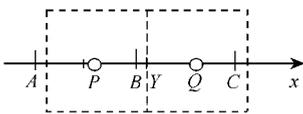


Fig. 10 Generalized pixel P and Q .
图 10 广义像素 P 和 Q

由于 $|AP|$ 介于 0 和 1 之间, I 介于 m_A 和 m_B 之间, 所以当 I 的值接近 m_A 时, 点 P 接近于点 B 时, $|EF|$ 的最大值可以接近 1.

从图 9 看出, MC方法使用 A' 和 B' 两点的线性插值逼近曲线 $A'P'Q'C'$, 如果用 P' 和 Q' 插值, 显然会获得更好的逼近结果, 因为 P' 和 Q' 之间的曲线更接近于直线. 当用新方法求出边界点 X 后, P' 和 Q' 的位置就确定了. 基于 P' 和 Q' 进行线性插值, 可以得到等值点, 这种方法不妨称为基于新方法的等

值线方法. 尽管该方法也是线性插值, 但它与 MC方法采用了不同的插值点.

3.2 时间与存储开销

新方法从整体结构上和 MC方法基本相同, 不同之处在于求网格顶点的方法上. 对于每个顶点坐标的计算, 新方法都进行了 1 次除法、2 次减法和 2 次加法, 而 MC方法则进行了 1 次除法、2 次减法和 1 次加法. 新方法多 1 次加法, 放在整个算法开销中, 这是微不足道的. 另外, 新方法在求出每个边界点后, 要根据前面的 3 条规则判断拓扑结构有无异常的情况, 有就交换点的坐标值. 由于这种情况较少, 而交换点的操作也很简单, 不会对整个算法的时间开销产生影响.

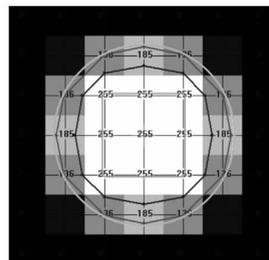
新方法与 MC方法的存储结构完全一样, 改变的仅是数据点的值, 因而空间开销没有差别.

4 实 例

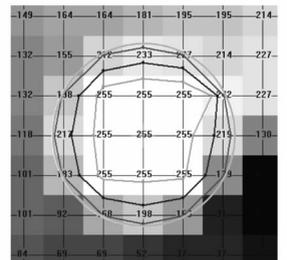
为了验证新方法效果, 分别使用了标准圆图像数据(数据场分连续变化和非连续变化两种情况)、CT扫描的单层数据和 CT扫描的三维数据做实验, 下面分别解释 3 项实验结果.

4.1 标准圆图像数据的实验

图 11(a) 是一个标准圆的图像, 圆内的函数值是 255, 圆外的函数值全为 0, 圆盘具有明显的边界. 根据每个像素(方格)包含的圆盘部分的面积可以计算出每个像素的像素值. 利用阈值 245.5, 采用 MC方法、基于新方法的等值线方法和新方法求出的边界轮廓在 11(a) 中, 按从内到外的顺序依次显示出来, 最外层是圆盘的实际轮廓. 可见两种新方法更接近原始的圆.



(a)



(b)

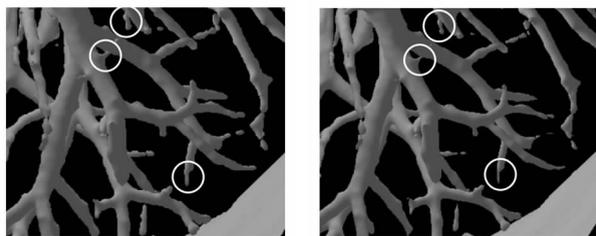
Fig. 11 Examples of reconstruction from disk image. (a) Same background density and (b) Various background density.

图 11 圆盘重构的例子.(a) 背景密度值相同 (b) 背景密度值不同

在图 11(a)中,如果将等值线的阈值取为圆盘和背景颜色的平均值,例如 127.5,MC 方法求出的等值线也会接近圆盘的边界.但对于图 11(b),这种方法就不行了.在图 11(b)中,圆盘内的函数值没变,只是圆盘周围的背景是变化的,背景被等分为 8 个区域,其颜色值分别是 $36 \times N (N = 0, \dots, 7)$,这时就不能通过改变阈值来调整轮廓的形状了,否则圆盘与背景就分不出来了.图 11(b)中,用阈值 245.5 可以计算 3 种方法求得的边界,如图中所示(MC 方法在最内层,外层依次是基于新方法的等值线方法、新方法和原始圆盘).可见 MC 方法求得的轮廓线受背景颜色影响较大,基于新方法的等值线方法受到背景的影响较小,而新方法几乎不受影响.图 11 中,新方法生成的轮廓明显较 MC 方法的要大,这验证第 2.2 节新方法的轮廓相对膨胀了的结论.

4.2 血管三维轮廓

用新方法和 MC 方法分别对胸部血管 CT 数据进行了三维重建,如图 12 所示.从宏观上看,二者没有区别,但细节上图 12(a)中的血管较粗,已用圆圈标出.这验证了前面第 2.2 节的分析结果.



(a)

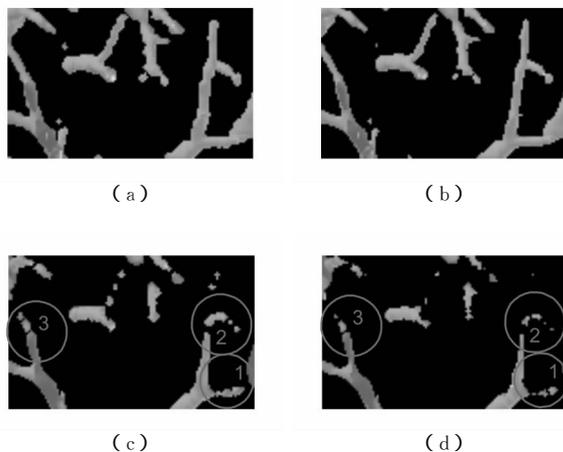
(b)

Fig. 12 Blood vessel surfaces by two methods. (a) The new method and (b) The MC method.

图 12 用不同方法构造的血管模型。(a)新方法 (b)MC 方法

为了进一步验证新方法的精度,图 13 中使用了同一组 CT 数据分别在 256×256 和 512×512 分辨率下进行实验.相对于低分辨率,高分辨率下的数据可以认为是“精确”的数据,因而可以用来判断两种方法针对低分辨率数据进行三维重构的结果的精确性.图 13(a)和(b)是在 512×512 分辨率下,新方法和 MC 方法分别重构表面的结果;图 13(c)和(d)是在 256×256 分辨率下,新方法和 MC 方法分别重构的结果.图 13(a)和(b)可以认为是相对精确的结果.可以明显看出图 13(c)和(d)相比,图 13(c)更接近图 13(a)或(b)的图像.例如,图 13(c)中①②③所

标记的图形,比图 13(d)中①②③标记的图形更像一根连续的血管,更接近于高分辨率下的数据.新方法生成的血管轮廓之所以更接近于血管,是因为新方法使得轮廓向外膨胀,从而使新方法生成的血管碎段彼此的连接趋势更明显.



(a)

(b)

(c)

(d)

Fig. 13 Examples of the new method and the MC method. (a) 512×512 , the new method; (b) 512×512 , the MC method; (c) 256×256 , the new method; and (d) 256×256 , the MC method.

图 13 不同分辨率下,新方法和 MC 方法所生成轮廓的对比。(a) 512 分辨率下的新方法 (b) 512 分辨率下的 MC 方法 (c) 256 分辨率下的新方法 (d) 256 分辨率下的 MC 方法

5 结 论

同 MC 方法相比,本文的方法更细致地描述了边界和相关像素之间的关系,可以得到更精确的边界.现在医学上对器官的几何模型的要求已经不仅仅是显示器官的外观,尤其是数字人体技术的发展,均需要利用几何模型进行量的计算和分析.

本文方法求出的边界点,保持了与 MC 方法等值点相同的拓扑同构,因而可以采用 MC 方法的三角网格结构,但这并不是必要的,获得更好的网格结构仍有重要的研究价值.

参 考 文 献

- [1] G T Herman, H K Liu. Three-dimensional display of human organs from computed tomograms[J]. Computer Graphics and Image Processing, 1979, 9(1): 1-21
- [2] Yang Xingqiang, Zhang Caiming. A modified cuberille method with linear precision[J]. Journal of Computer Research and Development, 2004, 41(7): 1213-1219 (in Chinese)

- (杨兴强, 张彩明. 具有线性精度的 Cuberille 方法[J]. 计算机研究与发展, 2004, 41(7): 1213-1219)
- [3] W Lorensen, H Cline. Marching cubes: A high resolution 3D surface construction algorithm[J]. Computer Graphics, 1987, 21(4): 163-169
- [4] Y Shinagawa, T L Kunii, *et al.* Reconstruction smooth surface from a series of contour lines using a homotopy[G]. In: New Advances in Computer Graphics. Berlin: Springer-Verlag, 1989
- [5] J V Miller, D E Breen, *et al.* Geometrically deformed models: A method for extracting closed geometric models from volume data[J]. Computer Graphics, 1991, 25(4): 217-226
- [6] Allen van Gelder, Jane Wilhelms. Topological considerations in isosurface generation[J]. ACM Trans on Graphics, 1994, 13(4): 337-375
- [7] G M Nielson. On marching cubes[J]. IEEE Trans on Visualization and Computer Graphics, 2003, 9(3): 283-297
- [8] J Wilhelms, A VanGelder. Octree for faster isosurface generation[J]. ACM Trans on Graphics, 1992, 11(3): 201-227
- [9] C Montani, R Scateni, R Scopigno. Discretized marching cubes[C]. In: Visualization '94 Proceedings. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 1994. 281-287
- [10] C Montani, R Scateni, R Scopigno. Decreasing isosurface complexity via discrete fitting[J]. Computer Aided Geometric Design, 2000, 17(3): 207-232
- [11] V Pascucci, C L Bajaj. Time critical isosurface refinement and smoothing[C]. In: Proc of the 2000 IEEE Symp on Volume Visualization. New York: ACM Press, 2000. 33-42
- [12] S F F Gibson. Using distance maps for accurate surface reconstruction in sampled volumes[C]. In: 1998 Volume Visualization Symp. New York: ACM Press, 1998. 23-30
- [13] L P Kobbelt, M Botsch, U Schwanecke, *et al.* Feature sensitive surface extraction from volume data[C]. In: Proc of the ACM SIGGRAPH '2001. New York: ACM Press, 2000. 57-66
- [14] A Lopes, K Brodlie. Improving the robustness and accuracy of the marching cubes algorithm for isosurfacing[J]. IEEE Trans on Visualization and Computer Graphics, 2003, 9(1): 16-29
- [15] Tao Ju, Frank Losasso, Scott Schaefer, *et al.* Dual contouring of Hermite data[J]. ACM Trans on Graphics, 2002, 21(3): 339-346



Yang Xingqiang, born in 1964. Ph. D. and associate professor, senior member of China Computer Federation. His main research interests include scientific visualization and CG.

杨兴强, 1964年生, 博士, 副教授, 中国计算机学会高级会员, 主要研究方向为科学计算可视化和计算机图形学。



Zhang Caiming, born in 1955. Professor and Ph. D. supervisor, senior member of China Computer Federation. His main research interests include CAGD, CG and scientific visualization.

张彩明, 1955年生, 教授, 博士生导师, 中国计算机学会高级会员, 主要研究方向为 CAGD、CG 和科学计算可视化。



Liu Yi, born in 1964. Ph. D. and professor, senior member of China Computer Federation. Her main research interests include medical image and sound processing.

刘毅, 1964年生, 博士, 教授, 中国计算机学会高级会员, 主要研究方向为医学图像、声音处理。

Research Background

The visualization project based on human CT data was initiated three years ago, collaborating with Qilu Hospital of Shandong University. Firstly marching cubes method was employed to reconstruct the human organ surfaces, soon we found the MC method can demonstrate a good effect on the whole, but some thin and small human organs such as blood vessels can not be shown well. Some reconstructed models of blood vessels are disconnected or much thinner than it should be. The researches on the marching cubes show that the error produced by the marching cubes can reach to 1.5 pixels at most, which can't be accepted if we hope to watch these small organs. Further analysis finds that it is the interpolation method in marching cubes that brings the error, so we try to find the more accurate boundary point with other methods. The new method classes the pixels into three kinds: inside, across or outside boundary, and the value of the pixel acrossing the boundary is determined by inside, outside pixels and the position of the boundary. Thus we can find the boundary by the values of inside, across or outside pixels. Experiments show the new method obtains more precision than the marching cubes, which can be widely used in 3D reconstruction system based on CT data. This work is supported by the National Natural Science Foundation of China(60573180) and the Shandong Province Natural Science Foundation(Y2006G07).