

一种用于三维重建的形状插值算法

A Shape-Based Interpolation Algorithm for 3D Reconstruction

王 刚 姬红兵 高新波

(西安电子科技大学电子工程学院 西安710071)

Abstract A shape-based interpolation algorithm is presented for 3D reconstruction. First, it uses morphological operators to extract the skeletons for adjacent tomographic image pair. Then, skeleton matching algorithm is employed to obtain the information of translation, rotation, and scaling between skeleton pair, which is applied to get the skeleton of any interpolated image between the tomographic image pair by linear interpolation. Finally, the interpolated images are reconstructed from the their skeletons with morphological operators. Since the new algorithm only processes the skeletons, it has less computational complexity and preserves the shape information of the original object at some extension. The experimental results illustrate the effectiveness of the proposed interpolation algorithm.

Keywords Morphology, Skeleton extraction, Geometric transform relation, Shape-based interpolation

1. 引言

随着 X 射线、核磁共振以及 CT 等医疗检测设备的迅速发展,人们能够更加准确、快速、全面地获取人体内部脏器和组织的形状以及解剖信息。目前,这些检测设备提供的绝大部分是二维断层图像,而医务人员对目标三维空间信息的需求和计算机的高速发展使得三维成像成为必然的趋势。可是,断层序列图像的层间的分辨率远低于层内的分辨率,这就严重地影响了三维目标重建的质量。为此,人们提出用插值的方法来提高层间的分辨率,常见层间插值的方法有基于灰度的方法^[1,2]和基于形状的方法^[3~10]等。

基于灰度的插值方法仅仅利用两个原始断层图像像素的邻域灰度值来估计其层间对应像素的灰度值。其中,最简单为最近邻域插值(Nearest-neighbor interpolation)^[1],而线性灰度插值(Linear gray level interpolation)则是目前最常用的方法^[1,2]。此类方法具有运算量小,易于实现等优点,但是容易产生三维目标边界不清和结构模糊等缺点。

基于形状的插值方法隐含假定原始三维灰度图像可以被分割成只包含感兴趣区域的二值图像。因此,它首先提取物体的形状特征,然后再根据此特征进行层间插值。文[3~5]中介绍了基于轮廓特征的插值方法;Raya-Udupa 等人提出了一种基于距离变换的形状插值方法^[6];在文[7~9]中给出了对 Raya-Udupa 等人插值方法的改进。这类算法能较

好地解决三维目标边界不清和结构模糊的问题,但是运算量很大,不易实现。

基于此,本文提出了一种新的基于形状插值的算法。该方法利用数学形态学算子进行骨架提取,能够很好地保留物体的形状信息,同时又能大大减少描述图像特征的信息,从而兼具基于形状的插值方法的优点和较少的运算量。以下,第2节简要描述数学形态学的背景知识,第3节详细给出基于形态学骨架提取的插值算法,第4节为实验结果,最后为结论。

2. 形态学知识简介

数学形态学是用具有一定形态的结构元素来度量和提取图像中的对应形状以实现对图像的分析 and 识别的一种图像处理方法。它的运算对象是集合,比如设 A 为图像集合, B 为结构元素,数学形态学运算就是用 B 对 A 进行操作。对于每个结构元素,我们都需要指定一个原点,它是结构元素参与运算的参考点。数学形态学中最基本的运算有膨胀、腐蚀算子^[10],分别定义为:

$$A \oplus B = \{x \in Z^2 : x = a + b, \text{ 对于某些 } a \in A \text{ 和 } b \in B\} \quad (3)$$

$$A \ominus B = \{x \in Z^2 : (b + x) \in A, \text{ 对于每一个 } b \in B\} \quad (4)$$

其中 Z^2 为二维欧氏空间。由这些基本运算还可以推导和组合成各种数学形态学操作,比如,开启运算和区域骨架提取运算。其中,开启运算定义为腐蚀与膨胀的链式操作:

$$A \cdot B = (A \ominus B) \oplus B \quad (5)$$

而区域骨架提取运算则利用腐蚀和开启运算来定义图像 A 的骨架子集,

$$S(r) = (A \ominus_r B) - [(A \ominus_r B) \cdot B] \quad (6)$$

这样,图像 A 的骨架 S 就可以表示成所有骨架子集的并集,即

$$S = \bigcup_{r=0}^R S(r) \quad (7)$$

反之,由所有的骨架子集 $S(r)$ 也可以由下式重建出原图像 A ,

$$A = \bigcup_{r=0}^R (S(r) \oplus kB) \quad (8)$$

其中, R 为将 A 腐蚀成空集 $\emptyset$ 前的最后一次迭代次数。

3. 基于形态学骨架提取的插值方法

假设 O_k 和 O_{k+1} 是包含目标 O 的体数据 V 中的两层连续断层图像的切片目标。我们的任务就是要在两层切片之间插入 L 层切片,要求插入的切片要包含对目标 O 的近似估计。我们的算法首先对体数据二值化,通过骨架提取方法得到 O_k 和 O_{k+1} 的骨架点集合,然后对骨架点集合进行匹配得到相应的几何变换关系,再通过线性插值得到两层连续原始切片目标的骨架点集合到任意插值切片骨架点集合的

几何变换关系,最后,利用基于形状插值算法改变骨架得到插值切片目标的骨架,从而重建出插值切片的目标。需要注意,在整个插值过程中结构元素的形状和大小应该保持不变。

3.1 体数据的二值化

这一步关键是阈值的合理选取。对于医学图像,我们可以采用预先的经验值作为各个目标(即器官)的阈值选取范围,还可以利用最大/最小密度投影交互式地选择阈值范围^[11]。然后对体数据进行阈值化分割,

$$V_b = \begin{cases} 1 & T_l < (x, y, z) < T_h \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (9)$$

其中, T_l 和 T_h 是阈值范围的上限和下限。

3.2 目标的骨架提取

对于骨架提取产生的骨架点用式(6)中定义的 $S(r)$ 表示,每一个骨架点可以用一个三维数据 (x, y, r) 表示,其中 x, y 代表第 k 切片的每个骨架点的空间坐标, r 代表将 A 腐蚀成空集前的迭代次数。如图1所示,图1(a)为人工生成的两幅连续的图像,图1(b)为这两幅图像的骨架点集合,其中 r 值大小通过骨架上各点的灰度变化来体现。一般情况下, r 值小的骨架点表示目标的细节,而 r 值最大的骨架点表示目标的最内部部点。

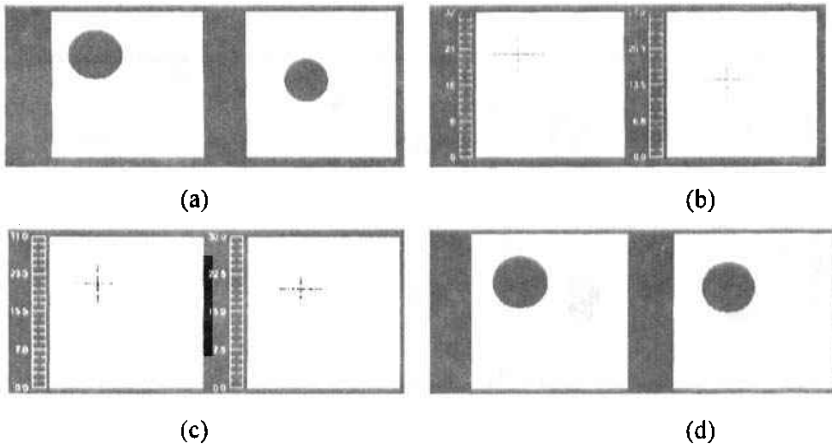


图1 (a)原始图像,(b)骨架图像,(c)插值得到的骨架,(d)由(c)恢复后的图像

3.3 骨架匹配

由上节处理,我们可以把第 k 层切片目标的骨架用一个三维数据点的集合 S_k 表示:

$$S_k = \{(x, y, r) : (x, y) \in S^{(k)}(r)\} \quad (10)$$

式中 $S^{(k)}(r)$ 对应于第 k 层切片目标 O_k 的骨架子集点集合。匹配操作作用于两层连续切片目标的骨架点集合 S_k 和 S_{k+1} 上。利用最近点迭代算法^[12]获得一对骨架点集的几何变换关系 $T_{(k+1)k}\{\cdot\}$ 和 $T_{k(k+1)}\{\cdot\}$

$$S_{k+1} = T_{k(k+1)}\{S_k\} \quad (11)$$

$$S'_k = T_{(k+1)k}\{S_{k+1}\} \quad (12)$$

其中, S'_{k+1} 是 S_k 在 S_{k+1} 上获得最佳的匹配点集合,同样, S'_k 是 S_{k+1} 在 S_k 上获得最佳的匹配点集合,每个变换由一个旋转矩阵和一个平移矢量组成。由于 (x, y) 是骨架点的空间坐标,而 r 值是描述物体大小的。因此,在 r 方向上旋转是没有物理意义的,匹配过程不允许在 r 方向旋转,只允许在 x, y 方向旋转。在 x, y 方向上的旋转和平移可以表示切片目标在 $x-y$ 平面上任何变化, r 方向上的平移则可以描述目标大小的缩放。因此,骨架匹配过程不仅能提供平移旋转信息而且还有缩放信息。

3.4 插值切片目标的骨架点集合获得

假设我们要在连续切片 k 和 $k+1$ 之间插入 L 层切片,就需要根据已获得变换关系 $T_{k(k+1)}$ 和 $T_{(k+1)k}$ 得到这两层连续原始切片在插值切片 l 层的变换关系 $T_{k(k+1)}^l$ 和 $T_{(k+1)k}^l$, l 对应于相应的插值切片 $l=1,2,\dots,L$ 。可以利用上步得到变换关系乘以权值(由插值切片与原始切片比例确定)来获得两层连续原始切片到插值切片在 x, y, r 方向的平移矢量,即由 $T_{(k+1)k}$ 中的平移矢量乘以 $\frac{l}{L+1}$ 和 $T_{k(k+1)}$ 中的平移变换乘以 $\frac{L-l+1}{L+1}$ 得到的相应的平移矢量。由于旋转只在 $x-y$ 平面上起作用,因此也可以用 $\frac{l}{L+1}$ 和 $\frac{L-l+1}{L+1}$ 分别乘以 $T_{(k+1)k}$ 和 $T_{k(k+1)}$ 的旋转角度得到相应旋转矩阵。因此,由线性插值的方法即可获得切片 k 和 $k+1$ 到第 l 插值层的变换关系:

$$\begin{aligned} T_{k(k+1)}^l &= \frac{l}{L+1} T_{k(k+1)} + \frac{L-l+1}{L+1} T_{(k+1)k} \\ T_{(k+1)k}^l &= \frac{l}{L+1} T_{(k+1)k} + \frac{L-l+1}{L+1} T_{k(k+1)} \end{aligned} \quad (13)$$

将上步获得 $T_{k(k+1)}^l$ 、 $T_{(k+1)k}^l$ 分别应用于切片目标 O_k 和 O_{k+1} 的骨架点集合 S_k 和 S_{k+1} , 就可得到两个新的骨架点集合 $S_{k(k+1)}^l$ 、 $S_{(k+1)k}^l$:

$$S_{k(k+1)}^l = T_{k(k+1)}^l \{S_k\} \quad (14)$$

$$S_{(k+1)k}^l = T_{(k+1)k}^l \{S_{k+1}\} \quad (15)$$

假设 $S_{k(k+1)}^l$ 对应于较大目标, $S_{(k+1)k}^l$ 对应于较小目标,为了更好地获得插值切片目标的骨架点集合,需要将集合 $S_{k(k+1)}^l$ 中的点向集合 $S_{(k+1)k}^l$ 中对应的最近点移动相应距离。最近点是由两点之间的欧氏空间距离确定的。骨架点的移动距离主要依靠插值切片与原始切片距离。于是就能得到 O_k^l 的骨架点集合 S_k^l 。然后,保持较小目标的骨架点集合不变,用骨架点集合 S_k^l 再次执行骨架匹配和插值切片目标的骨架点集合获得这两步,这样就可以得到其它的插值切面骨架点集合。图1(c)所示的是图1(b)所示目标骨架 x, y, r 方向平移后的“骨架”。

3.5 插值目标的重建

对于每一对连续切片的目标 O_k 和 O_{k+1} , L 个新插值的目标 O_k^l 利用式(8)从其相应的骨架点集合中重建。图1(d)是由图1(c)的骨架点集合重建得到的。

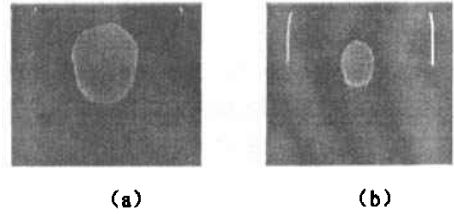


图2 人头部连续两层断层灰度图

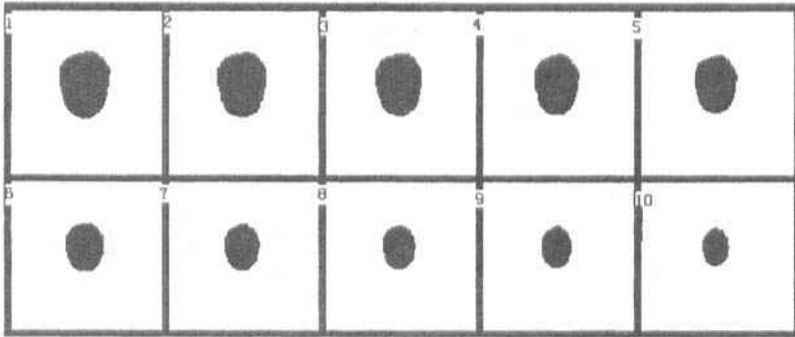


图3 在人头部连续切片(1,10)之间的插值切片(2-9)

4. 实验结果

为了检验本文算法的性能,我们分别用人造数据和实际数据进行了测试试验,实验结果证明了算法的有效性。在试验中,图像大小为 256×256 ,计算机主频800MHz,内存256M,程序采用IDL(Interactive Data Language)编写。

图1(a)为人工生成的两个连续切片图像,骨架提取和目标恢复的结构元素用的是 3×3 全1矩阵,原点为(1,1),结果显示在图1中,图1(b)是(a)中切片图像的“骨架”,(c)是(b)中第一个“骨架”向第二个“骨架”平移和收缩时,产生的插值切片的“骨架”,

(d)是由(c)中“骨架”恢复后的切片图。显然,插值切片图像较好地保留了原始图像的形状。

此外,我们把形态骨架插值算法应用于实际的数据。图2显示了两幅连续的头部切片灰度图,这两幅图二值化后得到图3所示第1、10两幅二值图。然后,利用本算法在这两层图像之间插入了8层切片数据,如图3所示第2-9八幅图像。从图3中,我们能看出距离原始图像较近的插值图像与原始图像很相似,距离原始图像较远的插值图像也很好保留了原始图像形状特征。而且由于算法的主要步骤只针对骨架点操作,因此运算速度很快,在4秒内

(下转第135页)

由此 alan 的系统相应做如下调整:

1. 场景描绘上,增加了对投影屏幕和用户 bob 的 LOD,采用较高精度模型。

2. 协同感知上,用户接收 bob 的细节信息(包括手势、声音),同时也接收投影屏幕的实时内容更新。

可见,这种采用动态相关性分析的协同感知模型为社交性和协同工作性的共享虚拟环境仿真提供了一个灵活有效的方法。

结论 本文建立了一个双层结构的感知管理模型,通过定义静态兴趣模版和动态兴趣管理过滤感知信息,建立多人共享协作式虚拟环境。在动态兴趣管理中,我们采用了相关性网络和相关度传递原则来分析用户化身间的交互活动,通过用户化身间的交互分析来实时调整对象之间的感知度。我们定义了一组交互关系集,以及一个交互分析策略,并以此为基础建立了一个多人虚拟环境的原型系统来验证模型的效果。

我们未来的工作是进一步建立更为真实的交互分析策略,包括对交互行为的细分和考虑对象间距离、作用时间等因素的影响,以及通过用户头部跟踪实现更合理的凝视感知。此外结合自动生成多细节层次模型的方法,使场景中的对象在用户感知层次变化过程中,获得更平滑的视觉变化。在较大规模的虚拟环境如虚拟城市的仿真中,可以将动态相关性分析与采用区域场所概念的兴趣管理方法结合起

来,同时采用组播(Multicast)来进一步优化网络通信,提高虚拟环境场景实时性和用户满意度。

参考文献

- 1 Morse, K L, Bic L, Dillencourt M. Interest Management in Large-Scale Distributed Simulations, 1996
- 2 Capin T K, Pandzic I S, Thalmann D, Thalmann N M. Realistic avatars and autonomous virtual humans in VLNET networked virtual environments. Virtual Worlds on the Internet, J. Vince and R. Earnshaw, eds. IEEE Computer Society, Los Alamitos, 1998. 157~173
- 3 Thalmann D. The Role of Virtual Humans in Virtual Environment Technology and Interfaces. In: Proc. of Joint EC-NSF Advanced Research Workshop, Bonas, France, 1999
- 4 Manninen T. Rich Interaction in Networked Virtual Environments. Multimedia. In: Proc. the 8th ACM intl. conf. on multimedia, 2000. 517~518
- 5 Purbrick J, Greenhalgh C. Extending Locales: Awareness Management in MASSIVE-3. In: Proc. of Virtual Reality, Feb. 2000
- 6 Logan B, Theodoropoulos G. Dynamic interest management in the distributed simulation of agentbased systems. In: Proc. of the Tenth Conf. on AI, Simulation and Planning, AIS2000, Society for Computer Simulation International & ACM SIGSIM, 2000. 45~50
- 7 Berrached A, Beheshti M. Alternative approaches to multicast group allocation in HLA data distribution. In: Proc. of the 1998 Spring Simulation Interoperability Workshop, 1998
- 8 潘志庚, 马小虎, 石教英. 虚拟环境中多细节层次模型自动生成算法. 软件学报, 1996. 526~531

(上接第130页)

就可以获得八幅插值图像。显然,本算法兼具了基于形状的插值方法的优点和线性插值运算速度快的优点。

结论 基于形态学骨架提取的插值算法是一种基于形状的插值方法。形态学骨架提取能很好地保留物体目标的基本特征。形态骨架匹配过程同时提供了平移、旋转和缩放信息。在插值切片目标的骨架点集合获得步骤中采用了基于形状的插值算法得到插值骨切片的架点集。此外,由于基于形态学骨架提取的插值算法的主要步骤只对占整个目标点很小一部分的点进行操作,因此它大大地减少插值过程中计算量同时还能用于插值切片的压缩。因此,基于形态学骨架提取的插值算法是一种简单、快速、有效的三维图像层间插值方法。

参考文献

- 1 管伟光. 体视化技术及其应用. 电子工业出版社, 1998
- 2 Goldwasser S M, Reynolds R A, Talton D A, Walsh E S. Techniques for the rapid display and manipulation of 3-D biomedical data. Comp. Med. Imag. and Graphics. 1988. 12: 1~24

- 3 Lin W C, Liang C C, Chen C T. Dynamic elastic interpolation for 3-D medical image reconstruction from serial cross-sections. IEEE Trans. Med. Imaging, 1988, 7: 225~232
- 4 Chen S Y, et al. Improvement on dynamic elastic interpolation technique for reconstructing 3-D objects from serial cross-sections. IEEE Trans. Med. Imaging, 1990, 9: 71~84
- 5 管伟光. 体数据可视化及其在医学中的应用: [中国科学院自动化研究所博士论文]. 1995
- 6 Raya S P, Udupa J K. Shape-based interpolation of multidimensional objects. IEEE Trans. Med. Imaging, 1990, 9: 32~42
- 7 Herman G T, Zheng J, Bucholtz C A. Shape-based interpolation. IEEE Comput. Graphics Applicat., 1992, 12(3): 69~79
- 8 Higgins W E, Morice C, Ritman E L. Shape-based interpolation of tree-like structures in three-dimensional images. IEEE Trans. Med. Imaging, 1993, 12(3): 439~450
- 9 Lotufo R A, Herman G T, Udupa J K. Combining shape-based and grey-level interpolation. In: Proc. SPIE Visualization Biomed. Comput., 1992. 289~298
- 10 章毓晋. 图像处理与分析. 北京: 清华大学出版社, 1999
- 11 沈傲东, 王刚. 三维表面重建详细技术报告. 西安盈谷科技有限公司, 2002
- 12 Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D shapes. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14: 239~256