

# 基于混合数据场的快速体绘制算法

张大志 张翔 彭士纯 田金文

华中科技大学图像识别与人工智能研究所

图像信息处理与智能控制教育部重点实验室

**摘要:** 为了突出人体重点器官的显示, 提出了一种新颖的基于混合数据场的快速体绘制算法. 从原始的三维数据场中提取重要的结构, 然后将原始三维数据中非重点的部分转换为梯度数据, 构成混合数据. 从而对混合数据进行体绘制. 结果表明该算法可以加快体绘制速度同时改善重点器官的显示效果.

**关键词:** 图像处理; 体绘制; 混合数据场; 加速算法

**中图分类号:** TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 1671-4512(2003)01-0043-03

直接体绘制作作为当前三维数据场可视化研究中的热点, 正受到越来越多的重视. 但体绘制庞大的计算开销一直是它的主要缺点, 这使得体绘制的加速算法的研究越来越受到重视. 如由 Cohen 和 Sheffer 提出的 Proximity Clouds<sup>[1]</sup>; Sramek 等提出的跳过大范围空区域的方法<sup>[2]</sup>等. 所有上述算法都是通过避免不必要的、费时的空体素采样实现加速的. 但是, 即使是采用上述空间跨跃的算法, 在普通微机上对于较大规模的体数据仍然很难实现实时绘制. Max 提出了 bubble 模型<sup>[3]</sup>, 将体数据转入梯度场中进行体绘制, 使得空体素所占比例提高到 90% 以上, 大大提高了计算速度. 但是 bubble 模型主要保留了边界信息, 损失了大量的图像内部信息, 缺乏实用价值. 体绘制的另一个问题在于从三维向二维的投影过程是一个积分过程, 导致成像模糊, 例如医生所关心的重要器官如大脑、肝脏、心脏等通常被皮肤骨骼肌肉等组织包围着, 看不清楚, 如果分离出来单独显示则又丢失了相对位置信息. 基于此, 提出了将梯度场和原始数据场相混合的突出重点的快速体绘制算法. 其主要思想是重点器官保留为原始数据场, 其余部分转换为梯度场, 进行混合绘制. 这样, 一方面提高了空体素所占比例, 再结合现有的空间跨跃算法提高绘制速度; 另一方面, 梯度场的透明度高, 使得重点器官的显示非常清晰, 并且保留了重点器官在人体中的相对位置信息. 本方法先从三维医学图像中分割出重点器官, 再将图像中其余

的体素取梯度值, 得到一个混合数据场, 最后用现有体绘制算法跨跃空体素完成体绘制.

## 1 重点器官的分割

三维图像的分割是一个尚未完全解决的问题, 一般而言对于团块状器官如大脑、肝脏等可以采用基于模糊推理的区域生长等方法分割<sup>[4]</sup>; 对于血管等组织可以采用二阶多尺度算子提取<sup>[5]</sup>. 考虑到大脑的结构特征是在灰度较为均匀的白质上覆盖着灰质, 在实验中采用如下步骤完成分割.

**步骤 1** 利用模糊信息粒度分别得到白质的门限  $t_1$  和灰度值  $t_2$ . 由三维 sobel 算子对原始数据处理得到图像的梯度直方图.

**步骤 2** 若点 (123, 130, 90) 的灰度值大于  $t_1$ , 且梯度值低于一个小的门限值, 则取该点为种子点. 如果不满足上述条件则在 (123±10, 130±10, 90±10) 的三维空间中随机搜索满足上述条件的点.

**步骤 3** 从种子点开始, 以灰度值大于灰度门限  $t_1$  和梯度值小于梯度门限为条件生长, 由该过程得到白质.

**步骤 4** 对上一步结果进行 10 次自由膨胀, 该过程为一过度膨胀.

**步骤 5** 对上一步进行有条件腐蚀, 腐蚀条件为梯度小于相应值且灰度小于  $t_2$ . 该过程对上一步结果进行校正.

收稿日期: 2002-06-27.

作者简介: 张大志 (1977-), 男, 硕士研究生; 武汉, 华中科技大学图像识别与人工智能研究所 (430074).

基金项目: 国家高技术研究发展计划资助项目 (863-2002AA133010); 高等学校博士学科点专项科研基金资助项目 (20010487030).

通过以上方法得到满意的大脑分割结果. 图 1 为分割出的脑图像的体绘制效果.



图 1 分割出的大脑

2 快速体绘制算法

2.1 混合数据场的生成

设原始三维图像在点  $(i, j, k)$  的值为  $f(x_i, y_j, z_k)$ , 则该点的一阶梯度向量可表示为

$$\Delta f(x_i, y_j, z_k) = \begin{bmatrix} f(x_{i+1}, y_j, z_k) - f(x_{i-1}, y_j, z_k) \\ f(x_i, y_{j+1}, z_k) - f(x_i, y_{j-1}, z_k) \\ f(x_i, y_j, z_{k+1}) - f(x_i, y_j, z_{k-1}) \end{bmatrix}.$$

可设该点的一阶梯度值

$$\partial_{ijk} = k \mid \Delta f(x_i, y_i, z_k) \mid,$$

式中  $k$  为归一化因子. 梯度场中突出了边界信息, 而位于各个组织内部的体素由于灰度比较均匀, 因此大都转化为空体素. 即通过向梯度场变换, 将大量组织内部的体素转化为空体素, 使得空体素在数据场中所占的比例  $R$  提高到 90 % (测试结果见表 1), 为利用空间跨跃算法跳过空体素实现快速体绘制提供了可能. 但是, 为了完整保留重点器官的信息, 将前一步分割出的大脑恢复为原始值, 得到一个混和的数据场.

表 1 各种数据场比较

数据类型	$R/\%$	绘制速度/ 帧 $\cdot$ s $^{-1}$
原始数据	47.5	4
梯度数据	90.0	10
混合数据	70.8	6

2.2 混和场的体绘制

在体绘制中将物体看成是由发光的半透明的粒子组成, 采用光线发射模型, 该模型较好地反映出光线在充满粒子的空间的变化. 该模型可表示为

$$I(s) = \int_0^D g(s) \exp \left[ - \int_s^D \tau(t) dt \right] ds,$$

式中,  $I(s)$  表示在 0 到  $D$  的距离中, 各个点光源

对观察点处光强贡献的总和;  $g(s)$  表示在  $s$  处的点光强,  $\exp \left[ - \int_s^D \tau(t) dt \right] = T(s)$ , 表示在  $s$  到  $D$  这段距离内的透明度,

$$\exp \left[ - \int_s^D \tau(t) dt \right] \approx \exp \left[ - \sum_{i=1}^n \tau(i \Delta x) \Delta x \right] \approx \prod_{i=1}^n (1 - \alpha_i),$$

$\alpha_i = 1 - \exp [ - \tau(i \Delta x) \Delta x ]$  可以看作是沿视线方向第  $i$  个区段的不透明度, 因此该光线模型可简化为  $I(D) = \sum_{i=0}^n g_i \prod_{j=i+1}^n (1 - \alpha_j)$ . 令  $k = n - i$ , 则有

$$I(D) = \sum_{k=0}^n g_k \prod_{j=0}^{k-1} (1 - \alpha_j) = g_0 + g_1 (1 - \alpha_0) + \cdots + g_n (1 - \alpha_0) (1 - \alpha_1) \cdots (1 - \alpha_{n-1}),$$

令  $g_i = c_i \alpha_i$ , 设第  $i$  个体元的颜色值为  $C_{\text{now}}$ , 不透明度值为  $\alpha_{\text{now}}$ , 进入第  $i$  个体元的颜色值为  $C_{\text{in}}$ , 不透明度值为  $\alpha_{\text{in}}$ , 经过第  $i$  个体元后的颜色值为  $C_{\text{out}}$ , 不透明度值为  $\alpha_{\text{out}}$ , 则上面的光照模型可写成如下的递归形式:

$$C_{\text{out}} \alpha_{\text{out}} = C_{\text{in}} \alpha_{\text{in}} + C_{\text{now}} \alpha_{\text{now}} (1 - \alpha_{\text{in}}); \quad (1)$$

$$\alpha_{\text{out}} = \alpha_{\text{in}} + \alpha_{\text{now}} (1 - \alpha_{\text{in}}). \quad (2)$$

以上即为所进行的体绘制的光照和图像合成的数学模型. 在实际编程中对空体素和非空体素进行游程编码的跳过空体素, 从而迅速实现绘制.

其具体实现绘制的步骤为: a. 计算混合数据场; b. 从网格节点的数据, 根据某个算子, 得到网格节点的颜色及不透明度; c. 利用光线追踪方法进行显示处理, 从眼睛发出一条射线与体数据所处的长方体进行求交; d. 进行点采样, 根据插值所得采样点的颜色及不透明度, 由公式(1)及(2)计算最后的颜色值; e. 按最后所得的颜色值, 点亮此光线所对应的像素.

3 试验结果分析

图 2 为一般采用的对原始数据场分类后体绘制效果, 图 3 为本文实现的突出重点器官的快速体绘制效果. 比较图 2 与图 3 可以看出: 图 3 的效果优于图 2 的分类绘制效果, 较好地突出了脑部结构.

由试验结果可以看出本算法通过提高空体素的比例显著改善了重点器官的视觉效果并加快了绘制速度, 在无任何硬件加速的情况下基本可实现中等规模的数据场的实时绘制. 该算法的局限性在于对于原始数据场的信噪比要求较高. 当原始数据噪声较强时, 对产生的梯度场影响明显, 从

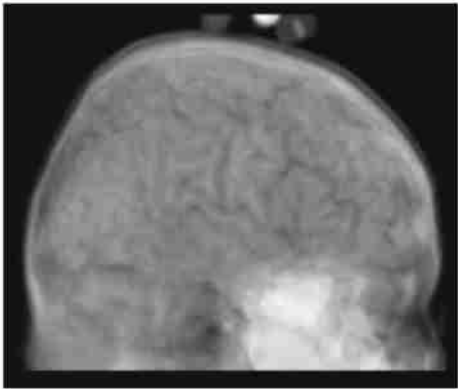


图 2 原始数据场分类体绘制效果

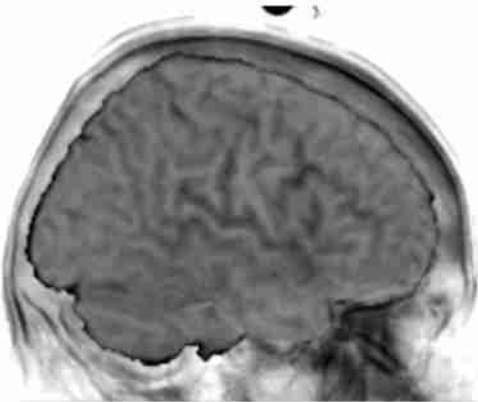


图 3 混合场的绘制效果

而影响最终的绘制效果. 因此用本方法绘制噪声较强的数据场之前最好进行相应的滤波.

参 考 文 献

[ 1 ] Cohen D, Sheffer Z. Proximity clouds-an acceleration technique for 3D grid traversal. *The Visual Computer*, 1994, 11(1): 27 ~ 38

[ 2 ] Sramek M, Kaufman A. Fast ray-tracing of rectilinear volume data using distance transforms. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics* 2000, 6(3): 236 ~ 252

[ 3 ] Max N. Optical models for direct volume rendering. *Journal IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics* 1995, 1(2): 99 ~ 108

[ 4 ] Hata Y, Kobashi S. Automated segmentation of human brain MR images aided by fuzzy information granulation and fuzzy inference. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 2000, 30(3): 381 ~ 395

[ 5 ] Sato Y, Westin C. Tissue classification based on 3D local intensity structures for volume rendering. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics* 2000, 6(2): 160 ~ 180

The algorithm of fast volume rendering based on mixed data sets

Zhang Dazhi Zhang Xiang Peng Shichun Tian Jinwen

**Abstract:** In order to display important organs outstandingly, a new approach for fast volume rendering algorithm based on mixed data sets was put forward. Important organs were extracted from original 3D data sets. Some general original data sets were transformed into gradient data sets to produce mixed data sets. And volume rendering of mixed data was processed. It was shown that the algorithm accelerated rendering and improved the display of important organs.

**Key words:** image processing; volume rendering; mixed data sets; acceleration technique

**Zhang Dazhi** Postgraduate; Institute for Pattern Recognition & AI, Huazhong Univ. of Sci. & Tech., Wuhan 430074, China.