

文章编号: 1005-0523(2010)03-0078-05

基于三维各向异性扩散的图像平滑 及三维重构效果分析

蒋先刚¹, 许伦伦², 赵 莹²

(华东交通大学 1. 信息工程学院; 2. 基础科学学院, 江西 南昌 330013)

摘要: 为了实现理想的三维重构效果, 在重构前需要对切片集进行预处理。主要研究各向异性扩散的平滑方法, 并将二维各向异性扩散平滑技术向三维空间进行推广, 并就二维和三维各向异性扩散平滑技术对三维重构效果进行了分析, 结果表明三维各向异性扩散具有更好的各向协同的平滑效果。

关 键 词: 各向异性扩散; 图像平滑; 三维空间; 三维重构技术

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

三维重构技术是由物体的一组二维切片重构出该物体的三维形体的过程。由于切片在采集的过程中不可避免地要受到噪声的影响, 所以在三维重构之前对切片集进行平滑等预理就显得非常必要。各向异性扩散做为一种图像预处理技术, 不仅能有效的去除噪声, 还能保护边缘信息, 所以得到了广泛的应用。但现有的各向异性扩散技术都是在二维平面进行的, 这样处理后的三维重构物体在水平方向往往具有良好的平滑效果, 而在垂直方向的平滑效果则较差, 器官组织在垂直方向的断离现象比较明显, 因此需将通常的该方法拓展到三维空间去进行分析^[1,2]。

本文验证和实现了三维各向异性扩散的平滑方法, 进而获得了比较满意的三维重构效果。程序运行环境为 Windows Vista 操作系统、Delphi 7 软件开发平台, 主机为 1.73 GHz, 内存为 2.0 G, 重构方法采用 Marching Cubes 和基于三维纹理的直接体绘制, 重构的切片维数为 $256 \times 256 \times 136$ 。

1 各向异性扩散模型机理

在图像的平滑处理过程中, 保持图像特征与去除噪声往往存在着矛盾。基于偏微分方程的图像平滑技术, 特别是 Perona 和 Malik^[2]在 1990 年提出的各向异性扩散方程, 能较好地解决这一问题。各向异性扩散方程是从物理学中的扩散现象引申过来的, 利用热传导系数来调控空间各点的扩散量, 使扩散主要发生在图像非边缘区域, 如此, 随着扩散的进行, 低对比度的区域变得越来越平滑而高对比度的区域(如边缘)则得到保持, 从而实现了在平滑噪声的同时能够保留甚至增强图像的边缘特征。

各向异性扩散的方程如下^[3]:

$$\begin{cases} \frac{\partial u(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}(c(|\nabla u|)\nabla u) \\ u(x, y, 0) = u_0(x, y) \end{cases}$$

其中: u 是图像像素的灰度值, $\nabla u = (u_x, u_y)$ 是梯度, $|\nabla u| = \sqrt{u_x^2 + u_y^2}$ 是梯度的模, $\text{div} = (\frac{\partial}{\partial x}, \frac{\partial}{\partial y})$ 表示散度, t 是物理学概念中的热扩散时间, 在程序设计中用迭代步长表示, c 是扩散系数, 是图像梯度 ∇u 的非负单调递减函数, 对于 c , Perona 和 Malik 建议采取以下 2 种形式: $c(|\nabla u|) = 1/(1 + |\nabla u|^2/k^2)$, $c(|\nabla u|) = \exp[-|\nabla u|^2/k^2]$, 其中, k 是扩散系数中的一个参数, 由它控制其扩散。通过实验, 考虑到快捷性和稳定性的情况, 本文采用的扩散系数是

收稿日期: 2010-02-25

作者简介: 蒋先刚(1958—), 男, 教授, 研究方向为计算机图形学。

$$c(|\nabla u|)=1/(1+k\cdot|\nabla u|^2)$$

对于一幅灰度图像而言,在梯度值较小的内部区域,灰度值变化比较缓慢, ∇u 较小,扩散系数 $c(|\nabla u|)$ 较大,扩散强度较强;在梯度值较大的边界处, ∇u 较大,使得扩散较少。经过多次迭代后,图像内部区域非常光滑,而边缘仍然得到保持,不会产生模糊效果。

2 二维空间图像各向异性扩散平滑算法设计

考虑上下左右4个方向的梯度的二维扩散算法步骤如下^[3-5]。

第一步:计算第 n 次迭代时,上下左右四个点的梯度,由于是二维各向异性扩散,所以只考虑单幅图像,这里假设目标点是第 z 张切片 $\text{ViewPicture}[z]$ 上的点 $f_n(x, y)$,其中,点 $f_n(x, y)$ 的梯度计算公式为

$$\begin{aligned} \nabla u_n(x, y) = & \sqrt{\{ [f_n(x, y) - f_n(x+1, y)] \cdot [f_n(x, y) - f_n(x+1, y)] \\ & + [f_n(x, y) - f_n(x-1, y)] \cdot [f_n(x, y) - f_n(x-1, y)] \\ & + [f_n(x, y) - f_n(x, y-1)] \cdot [f_n(x, y) - f_n(x, y-1)] \\ & + [f_n(x, y) - f_n(x, y+1)] \cdot [f_n(x, y) - f_n(x, y+1)] \}} \end{aligned}$$

第二步:计算第 n 次迭代时,上下左右四个点的扩散系数,其中,点 $f_n(x, y)$ 的扩散系数为

$$c_n(x, y) = 1/(1+k\cdot|\nabla u_n(x, y)|^2)$$

第三步:计算第 n 次迭代扩散后,目标点 $f_{n+1}(x, y)$ 的灰度值。

$$\begin{aligned} u_{n+1}(x, y) = & u_n(x, y) \\ & + \Delta t \{ \frac{[c_n(x, y) + c_n(x-1, y)]}{2} \cdot u_n(x-1, y) + \frac{[c_n(x, y) + c_n(x+1, y)]}{2} \cdot u_n(x+1, y) \\ & + \frac{[c_n(x, y) + c_n(x, y-1)]}{2} \cdot u_n(x, y-1) + \frac{[c_n(x, y) + c_n(x, y+1)]}{2} \cdot u_n(x, y+1) \\ & - \frac{[4c_n(x, y) + c_n(x-1, y) + c_n(x+1, y) + c_n(x, y-1) + c_n(x, y+1)]}{2} \cdot u_n(x, y) \} \end{aligned}$$

其中: Δt 是迭代步长, $u_n(x, y)$ 是第 n 步迭代时,点 $f_n(x, y)$ 的灰度值。

第四步:判断是否迭代完毕,如果是则退出;否则继续转向第一步。

随着迭代次数的增加,各向异性扩散在同质区域内的平滑效果将更好。考虑到运算效率问题并结合实际经验,这里迭代次数取 25, k 取 0.08, Δt 取 0.16。

3 三维空间图像各向异性扩散平滑算法设计

考虑上下左右前后六个方向的梯度的三维扩散算法步骤如下。

第一步:计算第 n 次迭代时上下左右前后六个点的梯度。设目标点为第 z 张切片 $\text{ViewPicture}[z]$ 上的点记为 $f_n(x, y, z)$,由于是三维各向异性扩散,所以要同时考虑第 $z-1$ 张切片 $\text{ViewPicture}[z-1]$ 上的点 $f_n(x, y, z-1)$ 和第 $z+1$ 张切片 $\text{ViewPicture}[z+1]$ 上的点。

$f_n(x, y, z+1)$,其中,点 $f_n(x, y, z)$ 的梯度计算公式为

$$\begin{aligned} \nabla u_n(x, y, z) = & \sqrt{\{ [f_n(x, y, z) - f_n(x, y-1, z)] \cdot [f_n(x, y, z) - f_n(x, y-1, z)] \\ & + [f_n(x, y, z) - f_n(x, y+1, z)] \cdot [f_n(x, y, z) - f_n(x, y+1, z)] \\ & + [f_n(x, y, z) - f_n(x+1, y, z)] \cdot [f_n(x, y, z) - f_n(x+1, y, z)] \\ & + [f_n(x, y, z) - f_n(x-1, y, z)] \cdot [f_n(x, y, z) - f_n(x-1, y, z)] \\ & + [f_n(x, y, z) - f_n(x, y, z-1)] \cdot [f_n(x, y, z) - f_n(x, y, z-1)] \\ & + [f_n(x, y, z) - f_n(x, y, z+1)] \cdot [f_n(x, y, z) - f_n(x, y, z+1)] \}} \end{aligned}$$

第二步:计算第 n 次迭代时,上下左右前后六个点的扩散系数,其中,点 $f_n(x, y, z)$ 的扩散系数为

$$c_n(x, y, z) = 1/(1+k\cdot|\nabla u_n(x, y, z)|^2)$$

第三步: 计算第 n 次迭代后, 目标点 $f_{n+1}(x, y, z)$ 的灰度值。

$$\begin{aligned}
 u_{n+1}(x, y, z) = & u_n(x, y, z) + \Delta t \left\{ \frac{[c_n(x, y, z) + c_n(x-1, y, z)]}{2} \cdot u_n(x-1, y, z) \right. \\
 & + \frac{[c_n(x, y, z) + c_n(x+1, y, z)]}{2} \cdot u_n(x+1, y, z) + \frac{[c_n(x, y, z) + c_n(x, y-1, z)]}{2} \cdot u_n(x, y-1, z) \\
 & + \frac{[c_n(x, y, z) + c_n(x, y+1, z)]}{2} \cdot u_n(x, y+1, z) + \frac{[c_n(x, y, z) + c_n(x, y, z+1)]}{2} \cdot u_n(x, y, z+1) \\
 & + \left. \frac{[c_n(x, y, z) + c_n(x, y, z-1)]}{2} \cdot u_n(x, y, z-1) \right\} \\
 & - \left[\frac{1}{2} (6c_n(x, y, z) + c_n(x-1, y, z) + c_n(x+1, y, z) + c_n(x, y-1, z) + c_n(x, y+1, z) \right. \\
 & \left. + c_n(x, y, z+1) + c_n(x, y, z-1)) \right] \cdot u_n(x, y, z) \}
 \end{aligned}$$

第四步: 判断 n 是否大于约定的最大迭代次数, 如果是则退出; 否则继续转向第一步进行扩散。

4 实验与分析

本文的实验素材的是人体脑部的一组图片, 分别采用三维中值滤波、二维各向异性扩散、三维各向异性扩散对切片集进行了平滑处理, 并用 **Marching Cubes** 和基于三维纹理的直接体绘制方法对经多种预处理方法处理后的切片进行重构效果比较。

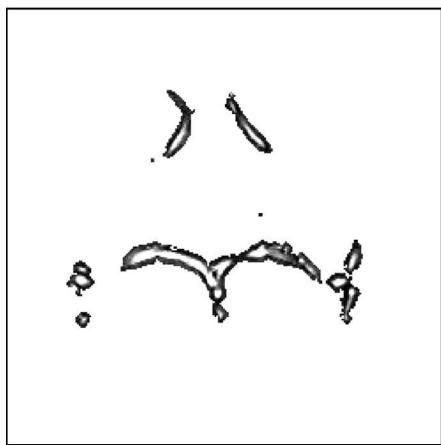


图1 原切片

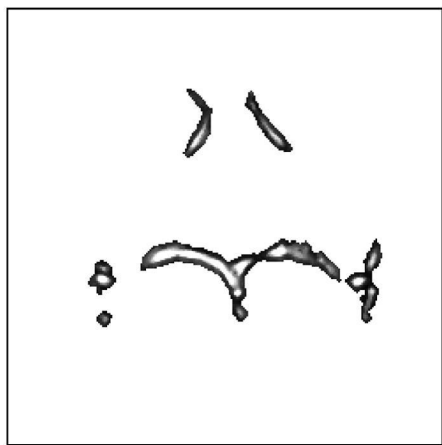


图2 经三维中值滤波处理后的切片

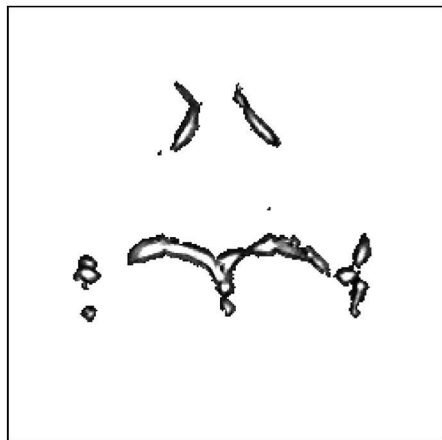


图3 经二维各向异性扩散处理后的切片

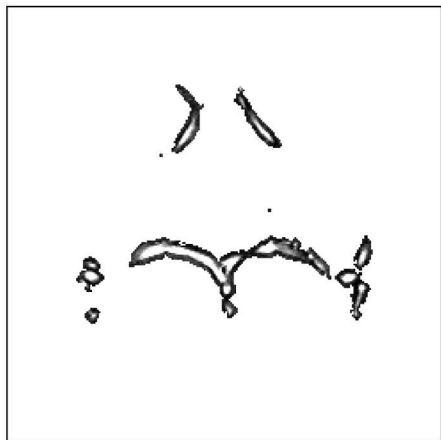


图4 经三维各向异性扩散处理后的切片



图5 未经预处理的三维
重构图(MC)



图6 经三维中值滤波处理后
的三维重构图(MC)



图7 经二维各向异性扩散处理
后的三维重构图(MC)



图8 经三维各向异性扩散处理
后的三维重构图(MC)

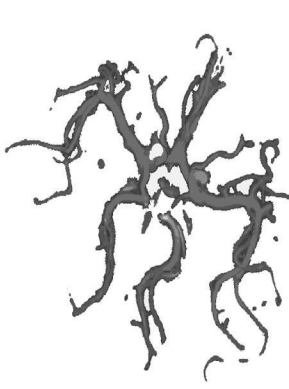


图9 经三维中值滤波处理后
的三维重构图(DV)



图10 经三维各向异性扩散处理
后的三维重构图(DV)

上图中 MC 表示 Marching Cubes 重构算法,DV 表示直接体绘制重构算法。通过实验的图 5 到图 10 可以看出,二维各向异性扩散、三维各向异性扩散以及三维中值滤波都有较好的平滑图像、去除噪声的功能,但从图 7 和图 8 的对比看出,三维各向异性扩散由于考虑了像素的空间各向的相关性,平滑效果更好,空间各方向的连续性更强,比二维各向异性扩散的重构(图 7)在 Z 向的连续性更好;从图 8、图 10 中可以看出,三维各向异性扩散具有较强的保持图像局部特征的特性,中值滤波虽然是一种应用比较广泛且容易实现的降噪方法,但它的低通滤波特性使它对图像频谱中的高频部分不加区别的一律消减,从图 6、图 9 中可以看出,中值滤波处理后的重构出现较明显的特征模糊现象,严重降低了物体间的层次性,很多包含重要信息的像素都丢失了。

表 1 各种预处理方法及重构效率对照表

	三维中值滤波	二维各向异性扩散	三维各向异性扩散
预处理时间	26 473 ms	30 514 ms	58 563 ms
三维重构耗时	1 857 ms	1 887 ms	1 810 ms
重构三角片数量	211 344 个	300 960 个	302 736 个
三维重构质量	基本无杂质,垂直向连续较好,图像特征保持较差。	基本无杂质,垂直向有断裂。	基本无杂质,组织清晰,垂直向连续性较好,图像特征保持较好。

由表 1 可以看出,三维各向异性扩散的算法由于采用的是迭代算法,所以与三维中值滤波算法相比而言运算效率要低些,但是它对图像的各向平滑处理效果较好,而且具有保持甚至加强图像特征的特点,这就是其自身的价值所在。而三维中值滤波虽然预处理效率要高些,但它使图像局部特征丢失严重,重构效

果差强人意。

5 结束语

综上所述,在进行三维重构时应考虑体素在空间 Z 向的拓扑性和几何特性,这样重构出的形体才具有更好的空间各向的层次性和连贯性。二维各向异性扩散技术推广到三维空间后使重构出的物体平滑效果更佳并且更好地保持了边界特征,体现出了比二维各向异性扩散更好的分割效果。各向异性扩散在不同方向上虽然采用不同的扩散系数,但由于扩散强度系数 $c_n(x, y) = 1/(1 + k \cdot |\nabla u_n(x, y)|^2)$ 恒不为 0,这就是说局部特性仍会受到周围像素的影响,进而被加以平滑处理,随着迭代次数的增加,边缘被模糊的现象将更为明显,为了更好地解决边缘问题,可以考虑用设定阈值的方法,对于阈值范围内的像素不做平滑处理,也即令其扩散系数为 0,这样才能更好地保护其边缘。

参考文献:

- [1] 章毓晋,图像工程:上册[M].北京:清华大学出版社,2006:101.
- [2] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE, 1990, 12 (7): 629-639.
- [3] 袁泽剑,郑南宁,张元林,等.一种非线性扩散滤波器的设计方法及其应用[J].计算机学报,2002,25(10):1 072-1 076.
- [4] 张元林,等.一种改进的图像自适应非线性滤波方法[J].西安交通大学学报,2004,38(2):162-166.
- [5] 姜东焕,等.基于非线性小波阈值的各向异性扩散方程[J].电子学报,2006,34(1):169-172.

An Analysis on Image Smoothing of 3D Anisotropic Diffusion and 3D Reconstruction Effect

Jiang Xiangang, Xu Lunlun, Zhao Ying

(1.School of Information Engineering, 2.School of Basic Sciences, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: To achieve a better 3D reconstruction effect, the slices need to be preprocessed before reconstruction. This paper mainly studies the method of anisotropic diffusion, and promotes technology from two-dimensional anisotropic diffusion into three-dimensional space. It analyzes the 3D reconstruction effect processed by two-dimension anisotropic diffusion with the reconstruction effect processed by three dimension anisotropic diffusion. The result shows that the three-dimensional anisotropic diffusion has better image smoothing effects.

Key words: anisotropic diffusion; image smoothing; 3D space; 3D reconstruction technology

(责任编辑 王建华)