

doi:10.3788/gzxb20144310.1011004

基于三维分数阶微分增强的边缘曲面重构算法

马瑜¹, 赵九龙¹, 余婷¹, 李爽²

(1 宁夏大学 研究生院, 银川 750021)

(2 上海交通大学 电子与电气工程学院自动化系图像处理与模式识别研究所, 上海 200240)

摘 要:提出一种基于三维分数阶微分增强的三维边缘曲面重构算法,可重构出更多的三维不规则目标的细节结构信息,克服了原边缘曲面重构算法重构细节信息不充分的缺点.根据分数阶微分傅里叶变换的可分离性原理,将二维分数阶微分算子推广至三维并推导出三维分数阶离散滤波模板,利用三维分数阶微分对图像具有非线性增强作用的特性,对三维切片数据场进行三维分数阶微分增强.与传统三维边缘曲面重构算法相比,经过三维分数阶微分增强且采用分数阶梯度追踪细节改进的重构算法,能够重构出更丰富的三维目标细节结构信息.算法运用于神经元细胞的共焦显微图像中三维不规则目标的边缘曲面重构,实验结果验证了该算法的正确性和高效性,可推广应用至生物医学领域的三维可视化研究.

关键词:科学可视化;三维图像;共焦显微图像;三维分数阶微分;增强;边缘曲面重构;追踪

中图分类号:TP391.4

文献标识码:A

文章编号:1004-4213(2014)10-1011004-8

The Reconstruction Algorithm of Boundary Surfaces Based on the 3D Fractional Differential Enhancement

MA Yu¹, ZHAO Jiu-long¹, YU Ting¹, LI Shuang²

(1 Graduate School of Ningxia University, Yinchuan, 750021, China)

(2 Institute of Image Processing and Pattern Recognition, Shanghai Jiaotong University, Shanghai, 200240, China)

Abstract: An improved reconstruction algorithm of the boundary surfaces within 3D images was proposed based on the fractional differential, which can reconstruct more detailed structures of the 3D irregular biomedical objectives. Thus, the deficiency of reconstruction more detailed information in the was proposed based on the fractional differential, which can reconstruct more detailed structures of the 3D irregular biomedical objectives. Thus, the deficiency of reconstruction more detailed information in the traditional algorithm was overcome. According to the separateness of the Fourier Transformation of the fractional differential, the 2D calculus was extended to 3D, and the 3D discrete templates were deduced. Due to the nonlinear enhancement, the 3D fractional differential can enhancement the 3D slice data significantly. By comparison with the traditional reconstruction method of the 3D boundary surfaces, the improved algorithm could detect and extract more detailed 3D structure information by using the 3D fractional differential. The proposed algorithm was applied in the reconstruction of the 3D irregular structure of the neuron within confocal microscopy images, which demonstrated the high efficiency and property, it can be easily extended to other research fields of 3D visualization.

Key words: Scientific visualization; 3D images; Confocal microscopy images; 3D fractional differential; Image enhancement; Reconstruction of boundary surfaces; Tracing

OCIS Codes: 110.6880, 110.3010, 110.0180

基金项目:国家自然科学基金(No.31060233)和宁夏回族自治区2012年科技攻关计划项目(No.2012ZYG011)资助

第一作者:马瑜(1974—),男,副教授,博士,主要研究方向为三维生物医学图像可视化、模式识别等. Email:mayu.ningxia@gmail.com

收稿日期:2014-04-02;录用日期:2014-05-20

<http://www.photon.ac.cn>

0 引言

细胞显微图像分析技术,是近年来国内外生物医学图像研究的重点,以计算机视觉来代替人眼观察,对显微镜下的细胞图像进行精确而高效的自动分析.通过显微镜,可抽取微观世界中体积微小、结构复杂且数量庞大的兴趣目标,如神经元细胞,并实现可视化.神经解剖学中,神经元细胞的共焦显微图像研究^[1-2]在脑部功能研究中占有重要地位,神经元细胞的结构在神经系统疾病的医疗诊断中具有重要辅助作用.神经元细胞的结构复杂,主体结构包括细胞体、树突和树突棘,从细胞体延伸出的树突从粗至细,形如树的分支状,表面有棘状树突,延伸终端称之为树突棘,树突的分枝数和树突棘面积决定了神经元细胞接受刺激的面积.传统的二维切片图像很难准确分析研究神经元细胞的功能和机理,因此需要对神经元细胞进行三维重构,三维结构对于脑功能研究具有很大的参考价值.另外,在组织胚胎学研究中,细胞器结构和功能的变化研究也以细胞的三维重构为基础,进而量化分析和目标提取.在植物体胚研究过程中,目前主要的方法是培养植物体胚愈伤组织,将生长各阶段的愈伤组织染色并切片,在数字显微镜下获取连续的切片,对连续切片进行三维重构并进行下一步的深入研究.

但是,由于细胞图像中的各部分灰度值不等,其对比度各异.一般来说,细胞体对比度强,树突结构对比度相对弱,而树突棘的对比度最弱.给神经元细胞的三维重构带来困难,其三维重构的准确度也是细胞显微图像研究的热点和难点.

近年来,计算机硬件设备的快速更新换代,使得三维数据可视化研究在PC机上进行成为可能,即硬件平台由原来的专用图形图像工作站扩展至PC机上,使得三维可视化的研究速度和研究人群大大增加,并伴有大量研究成果出现.三维边缘曲面的抽取和重构主要研究对象是CT和MRI等医学图像,基于共焦显微图像的三维可视化研究虽然比较少,但也产生了一些根本方法和理论方面的研究成果^[3-5].在三维可视化方法中,面绘制能抽取高准确度三维物体边缘曲面,获取用户感兴趣的结构,在显微图像的测量和定量计算方面优于体绘制.在面绘制中,以Marching Cubes^[6]为代表的等值面算法根据体素点值的变化决定等值面是否穿越CUBE,以及和CUBE的相交方式来抽取多边形,但存在很多缺点.基于梯度和Laplacian算子的三维边缘曲面直接抽取算法^[7]改进了Marching Cubes算法,能够抽取亚体素准确度的边缘曲面,但缺点是梯度阈值设置不当,会影响重构质量.若梯度阈值设置过大,导致抽取不充分,三维边缘曲面表面出现洞;若梯度阈值设置太小,虽然可抽取到大量细节信息,但前景

兴趣目标会被背景噪声结构所淹没.文献[8]基于双梯度阈值的基础上,根据三维数据场中面的连通性原理和区域增长法追踪三维边缘曲面,克服了直接抽取算法的上述缺点.但是,对于神经元细胞细胞的共焦显微图像来说,细胞体与树突结构灰度值相差很大且树突结构复杂,传统的等值面算法、边缘曲面直接检测算法和边缘曲面追踪算法,均不能抽取和重构到理想、准确、高准确度的三维边缘曲面.特别是结构复杂、对比度低的微小树突和树突棘结构,重构效果不理想.基于以上考虑,在算法中引进分数阶微分^[9-10],可增强图像的细节和边缘信息,也不会丢失低频信息.推广分数阶微分至三维图像,可抽取到准确度更高、更丰富细节信息的三维树突棘结构,从而达到提高三维图像准确度的目的,也克服上述三种传统重构算法无法抽取二维切片中的对比低和微小细节信息结构的缺点.

微分的阶数为分数步长的分数阶微分理论,近年来已成为数学分析的研究重点和热点.对信号进行分数阶微分处理后,既非线性地加强了信号的高频分量,又在一定程度上保留了信号的中频成分,同时还极大地非线性保留了信号的低频和直流分量^[11].蒲亦菲等^[12]将分数阶微分演算引入数字图像处理并成功用于二维图像增强后,可有效检测图像的纹理细节,有关二维图像分数阶微分的研究成果也在国内外出现^{[11-12][14]}.文献[15]中将二维分数阶积分推广应用于三维边缘曲面去噪,取得了很好的三维重构效果.本文的研究目标是共焦显微图像的三维可视化,研究重点是提高神经元细胞的共焦显微图像三维边缘曲面重构的准确度.将二维图像的分数阶微分推广至三维并应用于三维边缘曲面追踪算法,以三维分数阶微分增强的共焦显微切片图像的三维数据场,能够重构出更丰富的边缘曲面中的微小细节纹理结构.

1 边缘曲面重构技术

三维边缘曲面检测和重构算法基于Laplacian算子和梯度阈值,能够有效检测三维边缘立方体并重构出亚体素准确度的边缘曲面模型.已经成功应用于CT、MRI和共焦显微等图像的边缘曲面重构,其数学模型为

$$\begin{cases} \nabla^2 f(x, y, z) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial z^2} \\ \|\nabla f(x, y, z)\| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial z}\right)^2} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $\nabla^2 f(x, y, z)$ 为三维Laplacian算子, $\|\nabla f(x, y, z)\|$ 为梯度值, $\frac{\partial^2 f}{\partial x^2}$, $\frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$, $\frac{\partial^2 f}{\partial z^2}$ 和 $\frac{\partial f}{\partial x}$, $\frac{\partial f}{\partial y}$, $\frac{\partial f}{\partial z}$ 分别为函数 $f(x, y, z)$ 的二阶导数和一阶导数.公式具体解释和离散化计算见文献[7].

1.1 边缘曲面直接重构算法

通过在三维图像中标记被边缘曲面相交的边和顶点,以及判定每一个立方体中是否有三条边被边缘曲面相交,可检测三维图像中的边缘立方体和重构边缘曲面.关于边缘立方体的检测,更详细的讨论见文献[7].为了区别于边缘曲面追踪算法,在此称上述算法为边缘曲面直接重构算法.从图1中可以看出,由于每个边缘立方体包含有十二条边及六个面,因此三维边缘曲面直接重构算法中边缘体素和边缘立方体的检测方法不同于等值面算法中体素的和立方体的检测方法.

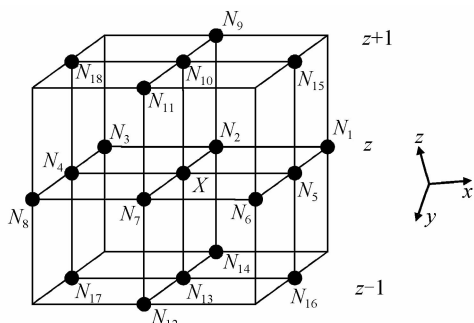


图1 三维空间的18个方向

Fig. 1 The eighteen directions in the 3D space

1.2 边缘曲面追踪算法

在边缘曲面直接重构算法的重构过程中,如果梯度阈值 T 的选择不合适,将严重影响三维边缘曲面的重构质量,当梯度阈值 T 过小,也会出现三维噪音结构,淹没前景目标.为防止出现噪音,一般取较大梯度阈值 T ,导致检测和重构过程中不可避免地会漏掉一些边缘立方体,重构的结果边缘曲面上出现洞.为了克服边缘曲面直接重构算法的缺陷,文献[8]提出了基于双梯度阈值的边缘曲面追踪算法.设置两个大小不等的梯度阈值为用于检测和抽取三维边缘曲面主体结构的较大阈值 T_{high} 和用于追踪细节信息的较小梯度阈值 T_{low} .首先利用 T_{high} 从三维图像中检测出大部分边缘立方体,即主体边缘曲面,检测主体边缘立方体数学公式为

$$\begin{cases} \nabla^2 f(x, y, z) = 0 \\ \|\nabla f(x, y, z)\| \geq T_{\text{high}} \end{cases} \quad (2)$$

从各主体结构边缘立方体中选出少量种子立方体,从种子立方体出发,根据三维立方体面的连通性,利用三维区域增长算法(3D-Region-Growing)追踪出所有的未被检测出的边缘立方体.追踪过程中,梯度阈值选用较小梯度阈值 T_{low} .

虽然双梯度阈值机制可以追踪出大部分边缘曲面直接检测算法未检测出的边缘曲面结构,在一定程度上克服了边缘曲面直接重构算法的缺陷.但是在神经元的共焦显微图像中,前景与背景对比度较低,其

对应的三维微小细节结构的检测和重构仍然存在问题.由此,在上述边缘曲面追踪算法的基础上,本文引入分数阶微分改进边缘曲面追踪算法,可有效重构对比度较低区域的三维微小细节结构.

2 三维分数阶微分

分数阶微分近年来在工程技术界的应用日趋广泛,蒲亦菲、周激流和杨柱中^[11-14]等人将之应用于信号处理领域,并引进至数字图像处理,提出二维分数阶微分掩膜及其数值运算规则.分数阶微分作为分形学的数学基础,能够增强二维图像中具有自相似度很高的分形信息的复杂纹理细节特征,可用于二维图像的增强、边缘检测和基于偏微分方程的图像分割等,已经取得大量研究成果,但目前为止,还未见二维分数阶微分的三维推广研究和成果.在此,将之推广应用至三维共焦显微图像的重构,可重构更丰富的微小、复杂的三维细节纹理结构.

2.1 二维分数阶微分

分数阶微分是从连续函数整数阶导数的经典定义出发,将微分的阶数从整数推广至分数.对于任意平方可积能量型函数 $f(t) \in L^2(R)$,其 v 阶(非整数阶)分数阶微分可表示为

$$D^v f(t) = \frac{d^v f(t)}{dt^v} \quad (3)$$

其 Fourier 变换为

$$D^v f(\omega) = (i\omega)^v \cdot f(\omega) \quad (v \in R^+) \quad (4)$$

分数阶导数(阶)的 Grünwald-Letnikov (G-L) 定义^[9-10,13]为: $\forall v \in R$,若信号 $f(t) \in [a, t]$ 存在 $m+1$ 阶连续导数,当 $v < 0$ 时, m 至少取 v 的整数,则 v 阶导数的 G-L 定义为

$$D^v f(t) = \lim_{h \rightarrow 0} h^{-v} \sum_{r=0}^m \left[\frac{-v}{r} \right] f(t-rh) \quad (5)$$

式中, $\left[\frac{-v}{r} \right] = \frac{(-v)(-v+1)\cdots(-v+r-1)}{r!}$.

由二维 Fourier 变换作用的可分离性,可作二维分数阶微分运算的可分离假设,由此,可得到如下的在 x 轴和 y 轴负方向上的分数阶微分的向后差分表达式为

$$\begin{aligned} \frac{\partial^v f(x, y)}{\partial x^v} &\approx f(x, y) + (-v)f(x-1, y) + \\ &\frac{(-v)(-v+1)}{2}f(x-2, y) + \frac{(-v)(-v+1)(-v+2)}{6} \cdot \\ &f(x-3, y) + \cdots \frac{\Gamma(n-v-1)}{(n-1)! \Gamma(-v)}f(x-n+1, y) \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^v f(x, y)}{\partial y^v} &\approx f(x, y) + (-v)f(x, y-1) + \\ &\frac{(-v)(-v+1)}{2}f(x, y-2) + \frac{(-v)(-v+1)(-v+2)}{6} \cdot \\ &f(x, y-3) + \cdots \frac{\Gamma(n-v-1)}{(n-1)! \Gamma(-v)}f(x, y-n+1) \end{aligned} \quad (7)$$

2.2 二维离散掩膜

在二维图像中,对图像的空域滤波是通过掩膜模板对原始图像的卷积来实现^[11],若二维图像 $f(x, y)$ ($x \leq M, y \leq N$) 的大小为 $M \times N$,可利用分数阶微分掩膜在八个方向上进行滤波卷积运算,然后对各个方向的卷积结果求和,再对八个方向的求和结果按权求和,所得近似结果即是图像分数阶微分滤波结果.有关二维分数阶微分增强的滤波模板的详细推导见文献^[11],此处不再详述.

2.3 三维连续分数阶微分算子

与一维分数阶微分算子扩展到二维相似,二维分数阶微分算子在考虑三维空间信息的情况下,也可扩展到三维.根据式(6)和(7),以各坐标轴负方向为例可得到三维函数 $f(x, y, z)$ 连续分数阶微分算子为

$$\begin{aligned} \frac{\partial^v f(x_-, y, z)}{\partial x^v} &\approx f(x, y, z) + (-v)f(x-1, y, z) + \\ &\frac{(-v)(-v+1)}{2}f(x-2, y, z) + \frac{(-v)(-v+1)(-v+2)}{6} \cdot \\ &f(x-3, y, z) + \dots + \frac{\Gamma(n-v-1)}{(n-1)! \Gamma(-v)}f(x-n+1, y, z) \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^v f(x, y_-, z)}{\partial x^v} &\approx f(x, y, z) + (-v)f(x, y-1, z) + \\ &\frac{(-v)(-v+1)}{2}f(x, y-2, z) + \frac{(-v)(-v+1)(-v+2)}{6} \cdot \\ &f(x, y-3, z) + \dots + \frac{\Gamma(n-v-1)}{(n-1)! \Gamma(-v)}f(x, y-n+1, z) \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^v f(x, y, z_-)}{\partial x^v} &\approx f(x, y, z) + (-v)f(x, y, z-1) + \\ &\frac{(-v)(-v+1)}{2}f(x, y, z-2) + \frac{(-v)(-v+1)(-v+2)}{6} \cdot \\ &f(x, y, z-3) + \dots + \frac{\Gamma(n-v-1)}{(n-1)! \Gamma(-v)}f(x, y, z-n+1) \end{aligned} \quad (10)$$

2.4 三维分数阶微分离散模板

根据二维分数阶微分离散滤波模板的推导原理,考虑到三维空间信息,可以推导出三维分数阶微分离散模板,与二维不同的是,三维分数阶微分有 18 个方向滤波模板,如图 1 所示.图 1 中共有三个切片层,分别是 $z-1$ 层、 z 层和 $z+1$ 层.以体素点 X 为例,邻域取 2 个相邻体素.可以看出, X 在 x 轴上的邻域点分别为 N_4, N_5 , 在 y 轴、 z 轴上的相邻点分别是 N_2, N_7 和 N_{10}, N_{13} .除此以外, X 有三个平面上的相邻点, xy 平面上的相邻点是 N_1, N_3, N_6 和 N_6, xz 平面相邻点: N_{15}, N_{16}, N_{17} 和 N_{18} , yz 平面: N_9, N_{11}, N_{12} 和 N_{14} .以上述 18 个相邻点的方向决定了 18 个方向模板,模板系数可表示为: $\Psi_n(k)$, 其中 $n = N_1, N_2 \dots N_3$, 表示有 18 个模板方向, $k = 1 \dots m$ 表示本方向上有 m 个系数, 则各

方向增强滤波计算公式为

$$\begin{cases} V_{N_1}(i, j, k) = \sum_{m=1}^4 F_m(i, j, k) * \Psi_{N_1}(k) \\ \dots\dots\dots \\ V_{N_{18}}(i, j, k) = \sum_{m=1}^4 F_m(i, j, k) * \Psi_{N_{18}}(k) \end{cases} \quad (11)$$

式中, $V_{N_n}(i, j, k)$ 是 N_n ($m = 1, 2 \dots 18$) 方向的各体素滤波结果之和. $F_m(i, j, k)$ 是第 m 个体素的灰度值.考虑到三维数据场的计算量问题,在此取 $m = 4$,即每个模板方向对 4 个邻域体素进行滤波,对于体素点 k ,则 18 个方向上共有 72 个滤波邻域体素点. $\Psi_{N_n}(k)$ 是 N_n 方向上的滤波模板系数,其中 $m = 1, 2 \dots 18$.与二维图像情况相似,可得到

$$L_h^{(v)}(x, y, z) = \sum_{s=-d}^d \sum_{t=-d}^d \Gamma_h(s, k) L(x+s, y+t) \quad (12)$$

设三维数据场数据规模为 $M \times N \times L$,用三维分数阶微分 18 个方向的卷积模板遍历三维切片数据场所有 $M \times N \times L$ 个体素,再对 18 个方向的卷积值按权求和,即

$$D(x, y, z) = V_\epsilon(i, j, k) * \frac{V_\epsilon(i, j, k)}{\sum_{\epsilon=1}^{18} V_\epsilon(i, j, k)} \quad (13)$$

式中, $V_\epsilon(i, j, k)$ 三维图像中 ϵ 方向模板的卷积结果之和.上式中求出的 $D(x, y, z)$ 就是三维分数阶微分算子模板对切片中体素求滤波卷积的最终结果.

3 基于三维分数阶微分增强的重构算法

分数阶微分能够增强二维图像的边缘特征,锐化图像,纹理更加清晰,而图像的平滑区域保持不变.利用分数阶微分的阶数,可有效调节图像边缘增强的效果,同时通过扩大掩膜模板的尺寸,能够削弱噪音,并相对加强边缘信息^[13-14].在三维共焦显微图像中,必须考虑到三维空间体素信息,通过三维分数阶微分对三维空间的体素进行增强,可重构出更丰富的三维图像纹理细节和微小边缘曲面结构.算法具体步骤如下:

1) 利用边缘曲面检测算子检测边缘立方体,以式(2)中的零交叉和梯度阈值约束边缘立方体,其中梯度阈值取检测梯度阈值 T_{high} ,保证检测和抽取各边缘曲面结构的主体部分对应的边缘立方体,同时保证不检测到噪音立方体;

2) 选出代表各三维边缘曲面片的主体结构的边缘立方体作为种子立方体;

3) 利用三维分数阶微分对三维数据场进行增强和锐化,以追踪梯度阈值 T_{low} 追踪经分数阶微分增强后的细微结构对应边缘立方体,其约束条件的数学描述为

$$\begin{cases} \nabla^2 f'(x, y, z) = 0 \\ \|\nabla^v f(x, y, z)\| \geq T_{\text{low}} \end{cases} \quad (14)$$

式中, $\nabla^2 f'(x, y, z)$ 是经三维分数阶微分增强后

的三维图像 $f'(x, y, z)$ 的 Laplacian 值,不同于式(2)中, $\nabla^v f(x, y, z), \nabla^v f(x, y, z) (0 < v < 1)$ 是基于 v 阶分数阶微分的梯度值;

4)从种子立方体集合出发,根据三维数据场立方体之间的面与面之间的连通性原理,采用三维区域增长法和基于动态链栈的优先搜索算法,在式(14)条件约束的边缘立方体中追踪出其余的细节、微小结构对应的边缘立方体;

5)计算边缘曲面片,对边缘曲面片多边形化,获得边缘曲面三角片,利用计算图形学知识对边缘曲面进行三维可视化.

4 实验结果及分析

以神经元细胞的三维边缘曲面检测和重构为例,运用经典等值面算法、边缘曲面直接抽取算法、边缘曲面追踪算法和本文提出的基于三维分数阶微分算子的重构算法分别进行三维重构,比较分析各算法重构三维细节结构的能力.因此本文实验数据将选取不规则且细节信息较为丰富的神经元细胞作为原始三维数据场进行重构.用所获得的三角片数量来评估细节结构的多少,三角片数量越多,则细节信息就越丰富,也要从视觉角度去观察三维结构的清晰度(见图2).实验软件环境为 Visual Studio 2010 与 OpenGL,实验硬件环境为 Intel Pentium IV CPU,主频为 2.6 MHz,内存为 2G,算法输入对应的二维断层图像为 raw 格式.

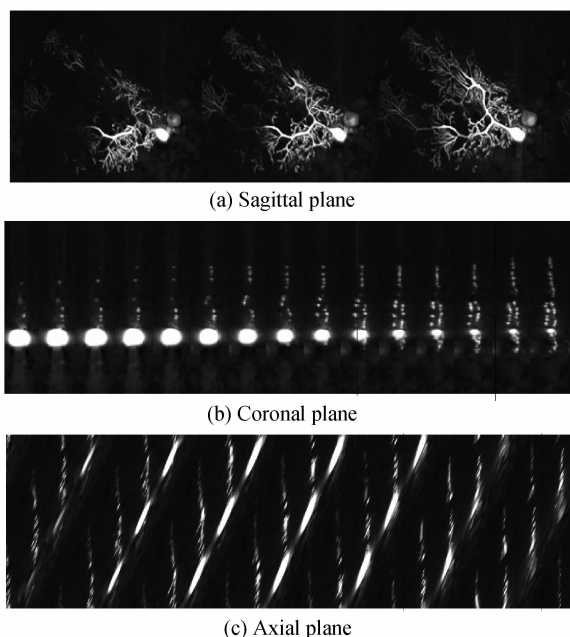


图2 三种平面视角的二维神经元细胞切片图像
Fig. 2 2D slice images from three view planes of neuron

4.1 等值面算法

表1描述的是当等值面算法中的等值 Isovalue 取不同值时,获得的三角片数量.抽取的边缘立方体越多,对应的边缘曲面片也随之增多,多边形化所含三角

片数量也就越多,边缘曲面细节信息也就越丰富,如图3中的曲线所描述.在图4(a)中,当 Isovalue=100 时,神经元的细胞体非常清晰,轴突主干部分效果好,但是树突棘末梢部分并不理想,显得比较稀少.减小 Isovalue 取值,从图4(b)~(d),Isovalue 分别取 40、30 和 25 时,轴突末梢随着取值的减小,树突棘的细节信息越来越丰富,与图4(d)相比,抽取出了很多细节部分.但是,从图4(d)开始,图4(d)和(e)细胞体逐步被噪音所淹没,尽管有树突棘细节有很大的改善.图4(f)是当 Isovalue 取 10 时,神经元细胞的前景目标全部被背景噪音所淹没.因此,经典等值面算法在重构清晰的细胞体和细节丰富的树突棘之间存在着矛盾.

表1 等值 Isovalue 取不同值时三角片数量

Table 1 The number of triangles for different Isovalue						
	1	2	3	4	5	6
Isovalue	100	40	30	25	20	10
Triangles	48 060 111	458144	648 170 440	240 292 1 374	722	

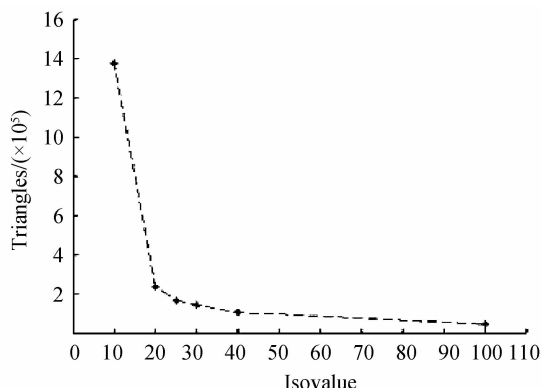


图3 Isovalue 取不同值获取的三角片数量
Fig. 3 The number of triangles for different Isovalue

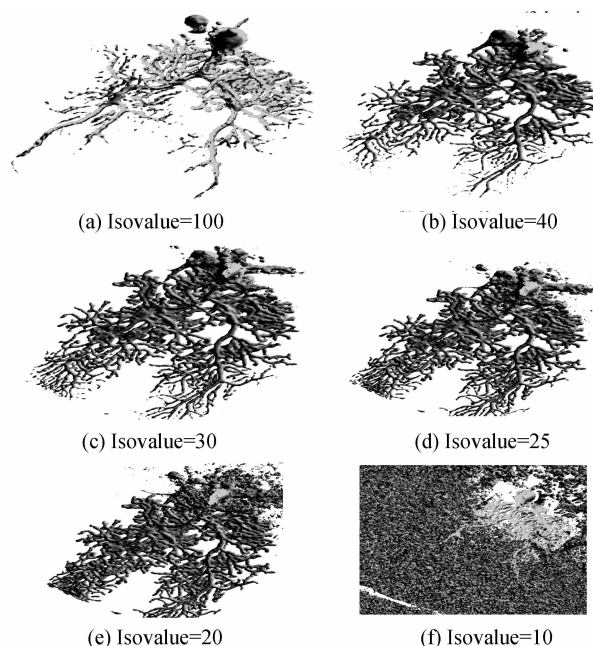


图4 等值面算法抽取的神经元细胞边缘曲面
Fig. 4 The results of the Iso-value algorithm

Marching Cubes 算法是经典的面绘制等值面算法,其主要思想是根据体素点值的变化决定等值面是否穿越 CUBE,以及和 CUBE 的相交方式来抽取边缘曲面多边形,但存在很多缺点.

4.2 边缘曲面直接重构算法

在边缘曲面直接重构算法中,如表 2 所示,当梯度模值阈值 T 取 3 000 时,神经元细胞主体结构清晰,但细节信息过少.减小 T 的取值,当 T 分别取 2 000, 1 000 时,细节信息丰富,细胞体主体结构比较清晰.当 T 取到 100 时,三角片数量为 160 230. 如果与等值面算法中抽取的边缘曲面作比较,在等值面算法中,当等值 $Isovalue=25$ 时,三角片数量可达到 170 440,抽取的边缘曲面如图 4(d) 所示,是等值面算法中抽取效果最好的情况.但与边缘曲面直接检测算法的抽取结果图 5(d) 相比较,无论是细胞体主体结构还是树突棘的细节信息,图 4(d) 的抽取效果不如边缘曲面直接重构算法.但是,在直接重构算法中,当检测梯度阈值 T 取值过小,当 T 取到 30 时,如图 5(f) 所示,在细胞体部分(图中带圈部分),噪音仍然会淹没前景目标.因此,边缘曲面直接重构算法虽然改进了等值面算法,但是,梯度阈值 T 的合适取值将是一个难题.

表 2 边缘曲面直接抽取算法取不同梯度模值
阈值重构的三角片数量

	1	2	3	4	5	6
Threshold	3 000	2 000	1 000	1 000	50	30
Triangles	37 935	50 961	74 582	160 230	191 596	222 978

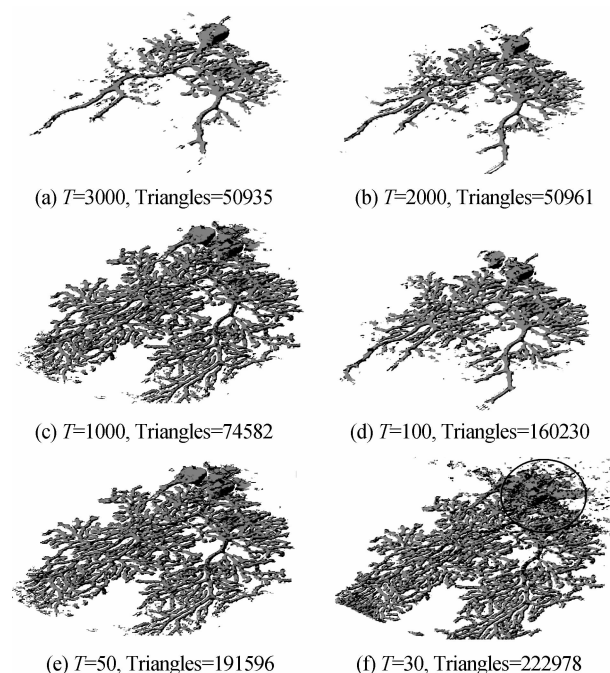


图 5 边缘曲面直接抽取算法

Fig. 5 The results of the direct reconstruction algorithm for 3D boundary surfaces

4.3 边缘曲面追踪算法

边缘曲面追踪算法^[8]是在克服边缘曲面直接重构算法缺点的基础上提出的,先利用较大的梯度阈值抽取绝大部分边缘曲面,梯度阈值可取得相对大一些,避免抽取噪音立方体,然后设置这些非噪音立方体为种子立方体.根据三维数据场中边缘立方体相邻面的连通性,基于区域增长法,取较小的梯度阈值 T_{low} ,就可以追踪出边缘曲面对应的其它边缘立方体,计算边缘曲面片,并将其三角片化,获得一定数量三角片.由此,种子立方体的检测阈值 T_{high} 足够大,就可保证抽取到边缘曲面的主体结构,而相对小的追踪梯度阈值 T_{low} 可保证抽取足够多的细微树突棘部分.在边缘曲面直接重构算法中,如果直接检测阈值为 $T=3 000$,如图 5(a) 所示,可检测到主体结构,但其细节部分信息太少.减小直接重构算法中的阈值 T ,取 $T=50$,可抽取到更多的树突棘细节结构,但是主体结构细胞体却被背景噪音淹没,如图 5(f) 所示,因此边缘曲面直接重构算法有明显的缺陷.图 6 则是当检测阈值 $T_{high}=3 000$,追踪阈值 $T_{low}=50$ 时的边缘曲面追踪算法重构的边缘曲面,与图 5(e)、(f) 相比较,图 6 左下角中的边缘曲面既有比较清晰的主体结构,又有丰富的树突棘信息,尤其在圆圈区域,细节信息改善很多.

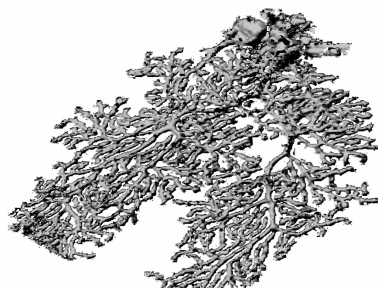


图 6 边缘曲面追踪算法:检测阈值 $T_{high}=3 000$,追踪阈值 $T_{low}=50$,三角片数量=191 512

Fig. 6 The result of tracking algorithm, $T_{high}=3 000$, $T_{low}=50$ and triangles=191 512

4.4 基于三维分数阶微分增强的重构算法

在上述三种边缘曲面重构方法中,边缘曲面直接重构算法克服了经典等值面算法的缺点,能够重构出高准确度边缘曲面.追踪算法与直接重构算法相对比,可以抽取更多细节的信息,其双阈值机制也解决了直接重构算法中梯度阈值对重构结果的敏感性.本文提出基于分数阶微分增强的边缘曲面重构算法,将利用三维分数阶微分,对神经元细胞进行增强,与追踪算法相比,可以提取更多的细节信息.具体做法是,首先将用较大梯度阈值检测 $T_{fd-high}$ 测出少量不含噪音的边缘立方体作为种子立方体,其次,利用分数阶导数对三维共焦显微图像进行细节增强,再利用第二个阈值 T_{fd-low} ,即分数阶微分的追踪梯度阈值追踪到所有边缘曲面结构,实验结果如图 7.

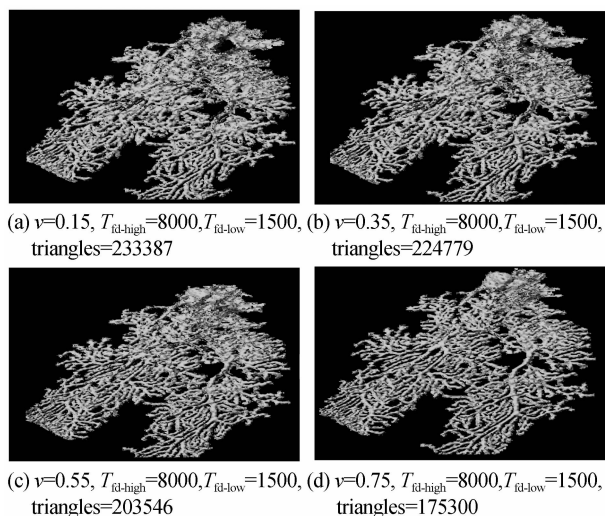


图7 三维分数阶微分增强的边缘曲面算法重构结果
Fig.7 The results of the proposed algorithm

图7(a)~(d)是当分数阶微分阶数为0.15、0.35、0.55和0.75,检测梯度阈值 $T_{fd-high}$ 取8000,追踪阈值 T_{fd-low} 取2000时重构的边缘曲面图,与边缘曲面追踪算法想比较,可抽取到更多的树突棘细节信息.其中,图7(d)是分数阶阶数 $v=0.75$ 时的抽取效果图,抽取的树突棘信息最为丰富,主体结构效果也比较清晰.

4.5 各种算法实验结果比较

前四部分中讨论了经典等值面算法、直接重构算法、追踪算法和基于三维分数阶微分增强的重构算法,接下来对算法进行比较.为了使上述四种算法具有可比性,在此对四种算法重构获得的三角片数量大约在180000左右时的三维曲面准确度和质量进行比较.

如表3所示,观察图8(a),当等值面算法中的等值Isovalue取25,抽取的三角片数量达到170440个,此时,整个边缘曲面整体已经呈现模糊不清.若采用边缘曲面直接重构算法,如图8(b)所示,直接检测梯度阈值为50,即 $T=50$,抽取所得三角片数量为191596,与图8(a)相比较,整体结构清晰可见,显然,边缘曲面直接重构算法优于等值面算法.再观察图8(c)的边缘曲面追踪算法结果,当检测梯度阈值 T_{high} 取3000,追踪梯度阈值 T_{low} 取50时,可抽取到191512个三角片,虽然三角片数量上小于直接重构算法中191596,但是在图8(c)的红色圆圈区域,抽取的边缘曲面轴突结构细节信息却比直接重构算法丰富.图8(d)则是基于三维分数阶微分增强的边缘曲面算法重构结果,虽然三角片数量是182382,少于追踪算法中的191512,但无论是细胞体,还是细胞树突棘结构,均比追踪算法清晰,整体效果明显好于图8(c)追踪算法的抽取结果.说明追踪算法中在追踪过程中,追踪到了少量的噪音边缘曲面.为了更进一步证明分数阶微分增强后可以抽取到更多的细节信息,图8(e)(f)对追踪算法和本文算法抽取的三维边缘曲面局部进行了比较.虽然追踪的抽

取的三角片数量达到了191512,多于本文算法抽取的三角片数量182964,但是,本文算法抽取的局部树突棘结构,即图8(f)白色圆圈标记处的细节信息明显比图8(e)中相同位置的细节信息丰富.本文还使用三维图像信息熵来客观评价三维图像增强效果,原图像的熵为2.35437,而增强后的三维图像熵为:3.034256.由以上可知,无论是从主观视觉效果还是客观图像熵评价,本文增强效果较为明显.

表3 四种三维边缘曲面重构算法比较
Table 3 The comparison of the four algorithms

Algorithm	IsoValue	Threshold_H	Threshold_L	Triangles	Time/ms
Iso-Surface	25	-	-	170 440	10 047
Direct	-	50	-	191 596	1 896
Tracing	-	3 000	50	191 512	2 464
The proposed	-	8 000	1 200	182 382	2 403

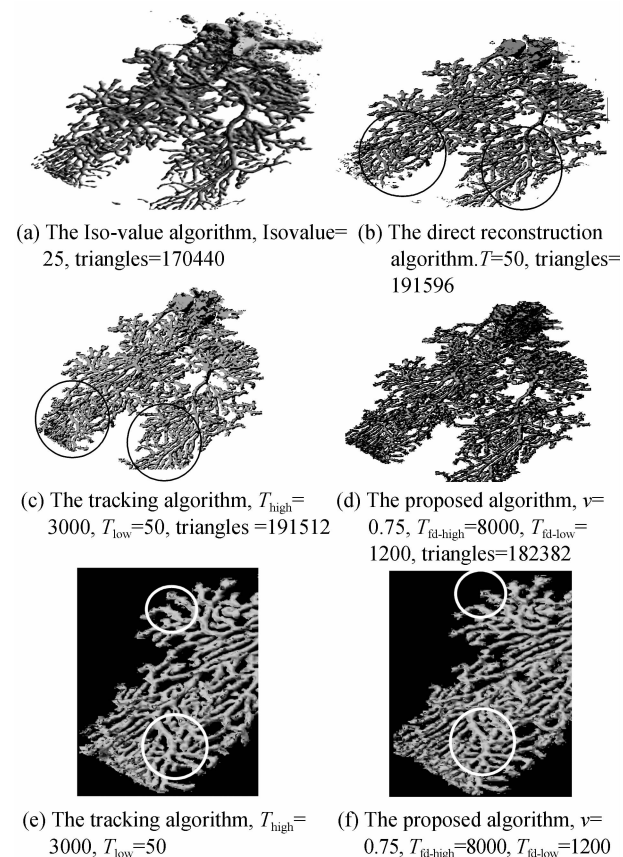


图8 当三角片数目抽取到180000左右时,四种边缘曲面重构算法比较

Fig.8 The comparison of the four algorithms when the triangles=180 000

另外,表3的最后一列给出四种算法重构三维边缘曲面所用时间,本文算法在重构时间上也优于等值面算法、追踪算法,与直接重构算法时间效率相近.

5 结论

本文在分析二维分数阶微分的基础上,将之推广至三维并应用至神经元细胞的共焦显微图像三维重

构. 三维分数阶微分能够增强三维边缘曲面的细微结构部分, 三维可视化效果良好. 当获得的三角片数量达到 180 000 左右时, 通过对经典的等值面算法、边缘曲面直接重构算法和边缘曲面追踪算法的实验结果对比分析可知, 本文提出的基于三维分数阶微分增强的重构算法能够抽取更丰富的三维结构, 可推广应用至医学和生物领域的图像分析研究.

参考文献

- [1] YAO Bao-Li, LEI Ming, XUE Bing, *et al.* Progress and applications of high-resolution and super-resolution optical imaging in space and biology[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2011, **40**(11): 1607-1618.
姚保利, 雷铭, 薛彬, 等. 高分辨和超分辨光学成像技术在空间和生物中的应用[J]. *光子学报*, 2012, **40**(11): 1607-1618.
- [2] LI Zhao-hui. Design and optimization in constructing an in-vivo confocal laser scanning microscopy[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2011, **40**(5): 007.
李朝辉. 激光扫描实时共聚焦显微成像系统设计[J]. *光子学报*, 2011, **40**(5): 007.
- [3] AL-KOFAHI K A, LASEK S, SZAROWSKI D H, *et al.* Rapid automated three-dimensional tracing of neurons from confocal image stacks[J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2002, **6**(2): 171-187.
- [4] BUCHER D, SCHOLZ M, STETTER M, *et al.* Correction methods for three-dimensional reconstructions from confocal images; I. Tissue shrinking and axial scaling[J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2000, **100**(1): 135-143.
- [5] CAI H, XU X, LU J, *et al.* Repulsive force based snake model to segment and track neuronal axons in 3D microscopy image stacks[J]. *Neuroimage*, 2006, **32**(4): 1608-1620.
- [6] LORENSEN E, CLINE E. Marching cubes: a high resolution 3D surface construction algorithm [J]. *Computer Graphics*, 1987, **21**(4): 163-169.
- [7] WANG L, BAI J, HE P, *et al.* A computational framework for approximating boundary surfaces in 3-D biomedical images [J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2007, **11**(6): 668-682.
- [8] MA Yu, WANG Li-sheng, TANG Yuan-yuan. A novel algorithm for tracking step-like edge surfaces within 3D images [J]. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 2007, **19**(3): 329-333.
马瑜, 王利生, 唐渊渊. 三维图像中阶梯型边缘曲面追踪算法 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2007, **19**(3): 329-333.
- [9] OLDHAM K B, SPANIER J. The fractional calculus[M]. Dover, 1974.
- [10] CHEN Y Q, MOORE K L. Discretization schemes for fractional-order differentiators and integrators [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications*, 2002, **49**(3): 363-367.
- [11] PU Yi-fei, WANG Wei-xing, ZHOU Ji-liu, *et al.* Fractional-order derivative detection of texture of image and the realize of fractional-order derivative filtering [J]. *Science in China (Series E, Information Sciences)*, 2008, **38**(12): 2252-2272.
蒲亦非, 王卫星, 周激流, 等. 数字图像纹理细节的分数阶微分检测及其分数阶微分滤波器实现 [J]. *中国科学: E 辑*, 2008, **38**(12): 2252-2272.
- [12] PU Yi-fei. Application of fractional differential approach to digital image processing. *Journal of Sichuan University Engineering Science Edition*, 2007, **39**(3): 124-132.
蒲亦非. 将分数阶微分演算引入数字图像处理 [J]. *四川大学学报: 工程科学版*, 2007, **39**(3): 124-132.
- [13] PU Y F, ZHOU J L, YUAN X. Fractional differential mask; a fractional differential-based approach for multiscale texture enhancement [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(2): 491-511.
- [14] YANG Zhu-zhong, ZHOU Ji-liu, YAN Xiang-yu, *et al.* Image enhancement based on fractional differentials [J]. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 2008, **20**(3): 343-348.
杨柱中, 周激流, 晏祥玉, 等. 基于分数阶微分的图像增强 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2008, **20**(3): 343-348.
- [15] MA Yu, ZHANG Yan-ning, WANG Li-sheng. Three dimensional edge surfaces tracked from noisy industrial CT slice images [J]. *Acta Photonica Sinica*. 2013, **42**(8): 916-923.
马瑜, 张艳宁, 王利生. 噪声工业计算机断层图像中追踪三维边缘曲面 [J]. *光子学报*, 2013, **42**(8): 916-923.