

基于 Log 算子的一种新的边界轮廓线提取方法

张太发¹,程东旭²,石端银¹

ZHANG Tai-fa¹,CHENG Dong-xu²,SHI Duan-yin¹

1.黑龙江科技学院 数力系,哈尔滨 150027

2.中原工学院 理学院,郑州 450007

1.Department of Mathematics and Mechanics,Heilongjiang Institute of Science and Technology,Harbin 150027,China

2.School of Sciences,Zhongyuan Institute of Technology,Zhengzhou 450007,China

E-mail: ztf991@163.com

ZHANG Tai-fa,CHENG Dong-xu,SHI Duan-yin.Enhanced method for contour extraction based on Log operator.Computer Engineering and Applications,2008,44(22):183-185.

Abstract: Based on the analysis of the Log operator,a creative algorithm,which fetching points by virtue of raster scan and extracting contours with border following,is provided and fulfilled ground on the binary -value images obtained through preprocessing.The experiment results prove that the noise can be removed and the efficiency is greatly enhanced.The display performance is well.

Key words: Log operator;border following;medical image;3D reconstruction

摘 要:在分析 Log 算子作用原理的基础上,提出并实现了一种新的按光栅顺序扫描取点然后进行边界跟踪的轮廓线提取算法,该算法是基于对医学图像前期的预处理所得到的二值图像而建立的。实验结果表明,该算法可以有效地消除噪声,大大地提高了传统方法的效率,显示效果良好。

关键词:Log 算子;边界跟踪;医学图像;三维重建

DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.2008.22.054 **文章编号:**1002-8331(2008)22-0183-03 **文献标识码:**A **中图分类号:**TP391

1 引言

医学数据的可视化,已成为数据可视化领域中最为活跃的研究方向之一。由于近代非侵入诊断技术如 CT、MRI 等的发展,医生能够较易获得病人有关部位的一组二维断层图像。从一组平面轮廓重建三维曲面是一个有普遍意义的研究课题,而对这组二维断层图像进行分割和边界轮廓线的提取是三维重建的基础,前者的效果直接影响到三维重建后模型的精确性。

本文利用计算机图形、图像处理等技术,提出了一种提取医学图像中目标边界轮廓线的方法。其优点是得到的边界轮廓线非常准确,只有单像素宽,并且在提取的过程中减少了人工交互的任意性。另外,该方法与传统的提取方法相比,得到的轮廓线效果更好,并且大大减少了提取所花费的时间,对后期的三维重建具有一定的指导意义和实用价值。

2 算法的提出

2.1 基于 Log 算子的滤波处理

图像最基本的特征是边缘,所谓边缘是指其周围像素灰度有阶跃性变化或屋顶状变化的那些像素的集合。在医学图像的获取过程中,由于设备中各个电子器件的随机扰动和外界影

响,不可避免的会带来噪声。二维图像的滤波就是要抑制噪声,增强图像特征,改善图像质量,为后续处理提供一幅高信噪比的优质图像。采用 Marr 算子,先平滑图像,再进行边缘检测,可获取最佳的滤波效果。

Marr 算子使用具有正态分布形式的高斯函数作为平滑函数,即

$$G_{\delta}(x,y)=\frac{1}{2\pi\delta^2}\exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\delta^2}\right) \quad (1)$$

首先用高斯函数 $G_{\delta}(x,y)$ 对图像 $f(x,y)$ 作卷积,得到平滑后的图像为

$$f_i(x,y)=G_{\delta}(x,y)*f(x,y) \quad (2)$$

这里操作符代表两个函数 g,h 的二维卷积运算

$$(g*h)(x,y)=\int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty}g(x-u,y-v)h(u,v)dudv \quad (3)$$

式(1)中的参数 δ 是高斯分布的方差,可作为平滑因子, δ 的数值越大,更多的高频部分受到限制,这样可以抑制噪声,然而图像的边缘却变得模糊。为得到 Marr 算子,还必须使用下面的拉普拉斯算子,即

基金项目:2006 年第八批引进人才科研启动基金(No.06-127)。

作者简介:张太发(1981-),男,硕士,主要研究计算机图形学和医学图像可视化;程东旭(1980-),男,硕士,研究方向为计算机图形学与科学计算可视化;石端银(1980-),女,硕士,主要研究图论。

收稿日期:2007-10-10 修回日期:2007-12-26

$$\nabla^2 = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} \quad (4)$$

拉普拉斯算子是二阶倒数算子,对图像中的噪声非常敏感,因此只使用该算子来区分噪声和边界是比较困难的,并且该算子并不具有任何方向信息。第二步对平滑后的图像使用拉普拉斯算子,根据卷积性质得到 Marr 算子表达式

$$f_2(x,y) = \nabla^2 f_1(x,y) = \nabla^2 (G_\delta(x,y) * f(x,y)) = (\nabla^2 G_\delta(x,y)) * f(x,y) \quad (5)$$

式中

$$\nabla^2 G_\delta(x,y) = \frac{1}{\pi\delta^4} \left(\frac{x^2+y^2}{2\delta^2} - 1 \right) \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\delta^2}\right) \quad (6)$$

$\nabla^2 G_\delta(x,y)$ 是由式(1)和式(4)组合得到,称作高斯-拉普拉斯算子,简称 Log 算子,是轴对称的各项同性算子,其一维及二维函数图像如图 1 所示。

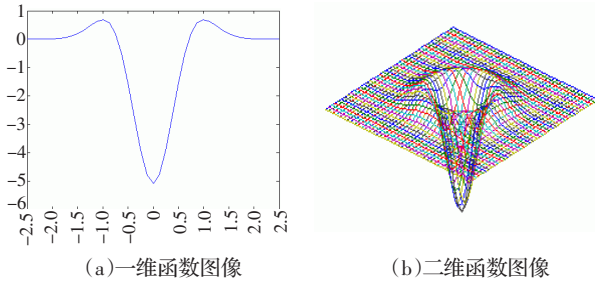


图 1 高斯-拉普拉斯函数(Log 算子)

实际图像的滤波是采用式(5)的离散形式,即

$$p_{kl}' = (p * K)(k,l) = \sum_{p,q} p_{k-p,l-q} K(p,q) \quad (7)$$

其中 p_{ij} 是图像上的像素灰度值, $K(p,q)$ 是 Log 算子的离散卷积核。卷积核的大小可以任意选择,但是它的大小必须足以获取 Log 算子的大部分信息。

2.2 基于零交叉的边缘检测

边缘检测是基于物体和背景之间在灰度或纹理特性上存在某种不连续性或突变性进行的一种检测技术。边缘是指它的两侧分属两个区域,每个区域特性相对比较均匀一致,而两个区域之间在特性上则存在一定差异。本文的边缘检测由寻找滤波图像的零交叉完成。为了防止噪声干扰引起错误的检测,使用一种阈值策略确定零交叉。阈值水平的选择是不容易确定的,较大的阈值会减少由噪声引起的错误检测,然而它也会忽略低对比度的边缘,导致边缘不连续,而较小的阈值会检测到许多错误边缘。本文采用如下阈值策略:若 p_1 和 p_2 像素值的符号改变,即 $val(p_1) \cdot val(p_2) < 0$, 并且 p_2 与 p_1 的差值大于或等于 p_1 值的 2 倍,即 $val(p_2) - val(p_1) \geq 2val(p_1)$, 则 p_1 和 p_2 两个点之间的边将被检测。零交叉的算法描述如下:

```

for every pixel  $p_1$  in the image do
    for every of the eight neighbouring pixels  $p_2$ 
        if  $val(p_1) \cdot val(p_2) < 0$  and  $val(p_2) - val(p_1) \geq 2val(p_1)$  Then
            mark  $p_1$  as counter pixel and take next  $p_1$ 
        end
    end
end
end
    
```

通过上面的算法,可以得到单像素宽的边缘,图像中所有像素的灰度都是二值的并且只有边缘可见,精简了图像。

2.3 边界轮廓线的提取与精简

零交叉算法除了得到相关的边缘信息外,也给出了一些多余的边缘信息,所以接下来就要确定那些需要的边缘,即边界轮廓线。可通过如下的算法来确定,即:

- (1)按光栅顺序扫描图像,当发现未标上跟踪标记的 255 像素时,视为一条边界的起始点,坐标记为 (i,j) ,以符号 d_0 表示,并立即进入一条边界的跟踪周期;
- (2)从像素 $(i,j-1)$,即 d_0 的左邻接 0 像素开始,按逆时针顺序研究 d_0 的 8 邻域像素。如果 d_0 的 8 邻域均为 0 像素,则 d_0 为孤立点,否则,把最初遇到的 255 像素记做 $d_k(k=1,2,\dots)$;
- (3)在 d_k 的 8 邻域中,从 d_{k-1} 的下一个像素开始,按逆时针方向搜索 255 像素,把最先发现的 255 像素记为 d_{k+1} ;
- (4)当 $d_k=d_0$ 且 $d_{k+1}=d_1$ 时,边界跟踪结束。否则,把下标 $k+1$ 当作 k ,重复步骤(3)。

本算法确保了所有相连的像素点,不管是水平方向的、垂直方向的还是对角线方向的都可以被找到。

3 噪声的消除

图像中的噪声通常可以分为两大类:一类是较尖锐的脉冲噪声,它通常是随机的;另一类是背景中的一些微小起伏。对于前者可以通过上面提到的基于 Log 算子的滤波消除,对于后者则采用灰度拉伸的方法克服。

一般的灰度拉伸都是通过线性映射的方法来完成,也采用类似的方法。首先给定两个临界值 p_l 和 p_u ,下标 l 代表最小值,下标 u 代表最大值。原图像中的每一个像素点 p_{ij} 通过下面的函数加以调整

$$f(p_{ij}, p_l, p_u) = \begin{cases} 0, & p_{ij} \leq p_l \\ \lfloor \frac{p_{ij} - p_l}{p_u - p_l} \cdot 255 + 0.5 \rfloor, & p_l < p_{ij} < p_u \\ 255, & p_{ij} \geq p_u \end{cases} \quad (8)$$

上式可消除了背景中的一些微小起伏,便于后面的操作。

取 $p_l=150, p_u=190$,对图 2 中的医学 CT 图像进行噪声,得图 3。该方法使得图像变得较清晰,能够较真实地反映图像的结构特征,便于边缘轮廓处理。

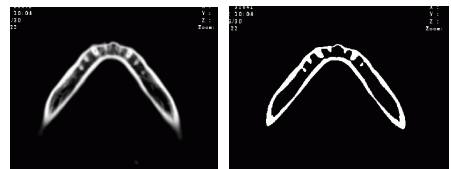


图 2 原始医学 CT 图像和灰度拉伸

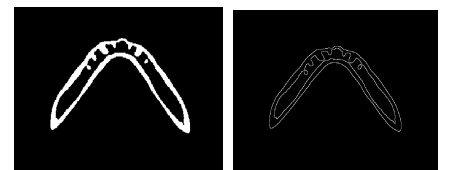


图 3 滤波处理和零交叉

4 算法的实现与讨论

在个人台式机上利用 Matlab 编程实现了上述算法,图 2

(a)给出了原始数据图,是人体口腔的一张 CT 图像,数据大小为 906×906 ,由于原图较大,这里只给出了图片中要处理的一部分。对一幅 $M \times N$ 的 CT 图像 $f(x,y)$ 进行边界轮廓线提取的具体步骤如下:

步骤 1 对原 CT 图像 $f(x,y)$,如图 2(a)所示,进行灰度拉伸以消除背景中的一些微小起伏,得到对比增强后的图像 $g(x,y)$,如图 2(b)所示。

步骤 2 对图像 $g(x,y)$ 用 Log 算子进行滤波处理,得到图像 $h(x,y)$,如图 3(a)所示;然后对图像 $h(x,y)$ 取零交叉得到图像 $p(x,y)$,如图 3(b)所示。

步骤 3 对图像 $p(x,y)$ 进行边界轮廓线的提取,得到的边界轮廓线如图 4(a)所示。图 4(b)给出了用基于区域增长算法求得的轮廓线图,图 4(c)给出了使用网格序列法提取的轮廓线,图 4(d)给出了基于梯度的轮廓线提取算法提取的轮廓线。表 1 给出了使用这 3 种算法提取轮廓线所用的时间以及提取的轮廓线的节点的个数的比较。

从图 4 的实验结果图和表 1 的实验数据可以看出,使用本

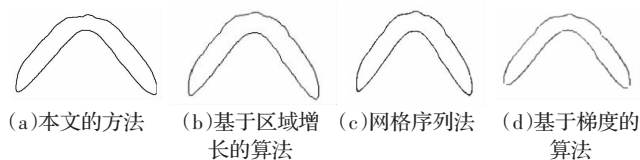


图 4 各种提取边界轮廓线方法的结果图

表 1 各种提取边界轮廓线方法的数据比较

轮廓线提取算法	时间/s	节点个数
本文的轮廓线提取方法	0.120 6	1 816
基于区域增长的提取算法	0.114 9	1 737
网格序列提取方法	0.650 2	1 891
基于梯度的提取算法	0.698 4	1 655

文的方法提取的轮廓线与基于区域增长和使用网格序列法提取的轮廓线非常接近,基于梯度提取的轮廓线在一些拐角处出现了间断,而本文的方法提取的轮廓线是连续的,这样得到的轮廓线更有利于三维形体的重建。本文的方法得到的轮廓线节点数比基于梯度法得到的节点数多,因此轮廓线的细节描述也较好,而使用网格序列法提取的轮廓线虽然节点数多了一些,但效率却低得多。实验表明,本文提出的方法对于抽取 CT 医学图像边界轮廓很有效,所用的时间较少,效率有了明显的提高,并进行了噪声处理。在此基础上进一步进行图像的分析 and 处理将会更准确,该方法为 CT 图像三维重建提供了可靠的轮廓信息。

参考文献:

- [1] 罗述谦,周果宏.医学图像处理与分析[M].北京:科学出版社,2003-08.
- [2] 宋光德,陈骅辉,赵伯雷,等.B 超序截面图像轮廓的提取[J].天津大学学报,2000,33(3):382-385.
- [3] 程东旭,秦新强,张太发,等.基于区域增长的轮廓线提取算法[J].西安理工大学学报,2005,21(4):413-416.
- [4] 任国成,王广春.面向 RP 骨骼 CT 图像的轮廓提取与精简[J].山东大学学报:工学版,2004,34(3):5-8.
- [5] 廖胜辉,许瑞清,董金洋.颌骨重建中的图像分割和轮廓对应及分支问题[J].计算机辅助设计与图形学报,2004,16(9):1225-1230.
- [6] Singer H M, Bilgram J H. Extracting contours of crystals[J]. Journal of Crystal Growth, 2004, 261: 122-134.
- [7] Ngoi K P, Jia J C. An active contour model for colour region extraction in natural scenes[J]. Image and Vision Computing, 1999, 17: 955-966.
- [8] Ruiz O E, Cadavid C A, Granados M, et al. 2D shape similarity as a complement for voronoi-delone methods in shape reconstruction[J]. Computers & Graphics, 2005, 29: 81-94.

(上接 171 页)

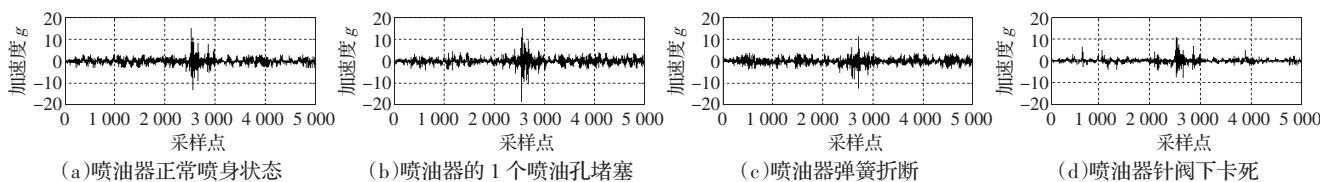


图 12 自适应滤波后的高压油管振动信号

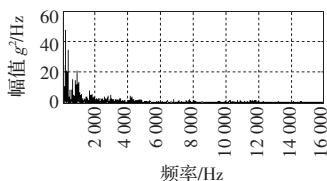


图 13 自适应滤波后振动信号自功率谱

7 结论

(1) 本文分析了自适应滤波的原理和人工神经网络的自适应学习机制,表明 ADALINE 神经网络可作为自适应滤波器对测量信号进行自适应滤波,用于消除目标信号的背景噪声。

(2) 经过对高压油管振动信号和机体振动信号的互谱分析,表明在实车条件下测量的发动机高压油管振动信号中包含有机体振动信号所产生的干扰因素,从而降低了信噪比。

(3) 以发动机机体振动信号为网络输入,高压油管振动信号作为网络期望输出,建立的自适应神经网络滤波器模型可消除高压油管振动信号中混杂的机体振动所产生的干扰因素,提高了信噪比。

参考文献:

- [1] 张贤达.现代信号处理[M].北京:清华大学出版社,2002:157-158.
- [2] Hagan M T, Demuth H B, Beale M. Neural network design [M]. Beijing: China Machine Press and CITIC Publishing House, 2002: 15-39.
- [3] 吴湘淇.信号、系统与信号处理(下)[M].北京:电子工业出版社,1999:263-276.
- [4] Alexander S T. Adaptive signal processing theory and applications[M]. New York: Springer Verlag, 1986: 280-310.
- [5] 何振亚.自适应信号处理[M].北京:科学出版社,2003:336-344.