

基于概率估计的 Sobel 算子医学图像边缘细化方法*

曾文权,何拥军,余爱民,林敏

(1.广东科学技术职业学院 计算机工程技术学院,广东 广州 510640;

2.珠海市司迈技术有限公司,广东 珠海 519080)

摘要: 针对存在大量噪声和目标边缘模糊的医学 CT 图像难以提取精确边缘的难点,提出边缘检测精确定位算法。该算法利用 Sobel 梯度图以及一阶微分期望阈值,从概率分布的方法进行定位估值,从而获得较高的定位精度。实验结果表明,本文算法比传统 Sobel 等算子对提取医学 CT 图像边缘更有效。

关键词: 医学图像;Sobel 算子;概率估计;边缘提取;边缘细化

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2013)13-0049-04

Medical image edge refinement method based on the probability estimated Sobel operator

Zeng Wenquan, He Yongjun, Yu Aimin, Lin Min

(1.Guangdong Institute of Science and Technology, Guangzhou 510640, China;

2.SCANMED (CHINA) Ltd., Zhuhai 519080, China)

Abstract: To solve the difficulty of extracting accurate edges of the medical CT images which existing a lot of noise and fuzzy goal edge features, the precise positioning of the edge detection algorithm is proposed by our paper. In this algorithm, we use the Sobel gradient map and the first-order differential of it to get the desired threshold which is for the use of our next step. And then, the high positioning accuracy, which can be obtained from the probability distribution of a method for positioning valuation, is gained. The experimental results show that the algorithm is more effective in the extraction of medical CT images than traditional Sobel operator and others edge.

Key words: medical image; Sobel operator; probability estimation; edge extraction; edge thinning

图像边缘是医学图像中重要的特征信息,是医学图像三维重建赖以实现的基础。在医学图像的目标识别和三维显示过程中,边缘检测是十分重要的一环,检测的准确性将直接影响后续的治疗。为了实现人体器官的三维重建,如何准确、有效地提取二维医学图像的边缘成了首要解决的问题^[1]。图像边缘检测也是医学图像三维重建系统的关键组成部分,并广泛地应用于人体组织器官轮廓、微细胞特征提取和识别、纹理分析等领域。边缘是图像最基本的特征,在数字图像中,边缘可以定义为两个具有不同灰度的均匀图像区域的边界,即图像中灰度发生急剧变化的区域边界。它存在于目标与背景、目

标与目标、区域与区域之间。

目前,国内外对图像边缘检测有着比较广泛的研究,经典的边缘检测算子有 Sobel 算子、Roberts 算子、Cross 算子、Prewitt 算子、二阶差分的拉普拉斯算子和 Canny 算子等,这些算子常借助空域微分算子,通过微分模板与图像卷积完成^[2]。由于成像设备的物理热噪声、场偏移效应、局部体效应、心肌的快速运动和血液的流动等,医学图像不可避免地具有模糊、边界和区域特征不明显等特点^[3]。以上算子得到的边缘都能反映源图像灰度的变化,但包含了源图像的所有边缘,同时在目标灰度连续性的情况下还会产生边缘丢失和形成伪边缘的情况。这些边缘远达不到医学三维重建中对高精度的要求,也不能被用来重建出精确的组织器官,应用意义

* 基金项目:广东省自然科学基金(S2011010002537);广东省科技计划项目(2012A030400029)

不大。医学三维重建中,为了重建出精确的物体,必须得到精确的物体边缘,理想情况下的边缘宽度要达到一个像素的要求,这样的边缘才有利于图像中器官和组织的分割与特征提取。因此,为了得到准确的边缘,有必要对所得图像边缘进一步细化。而医学图像边缘检测的细化在国内外文献中罕见报道,巴本冬^[5]利用经典 Sobel、LoG、Prewitt、Roberts、Zerocross 和 Canny 等分别与 Zernike 矩算子及搜索算法相结合来实现医学图像亚像素边缘检测,但该方法存在积分核函数、模板大小不具适用性和数学计算复杂的缺点。目前,对边缘细化方法大多数是基于骨架提取算法,如参考文献^[5]提出的基于连续几何模型的中轴变换,直接处理连续边界模型的形状区域,可以得到连续、光滑的曲线,但类算法处理对象形状要求特殊,对医学图像边缘检测适用性不大。此外,还有基于距离变换和基于数学形态学中“击中击不中”骨架抽取方法^[7],但这些算法计算量大,且对边界噪声的影响比较敏感,并不适用于分辨率高、背景复杂的医学显微图像。

针对经典的边缘检测算子产生伪边缘点使图像边缘比较粗以及现有的边缘细化方法对医学图像适用不够的缺点,本文提出边缘检测精确定位算法,该算法利用 Sobel 梯度图以及一阶微分期望阈值,从概率分布的方法进行定位估值,从而能获得较高的定位精度。本算法不需预先估计边界形状,从概率分布上解决因噪声及背景复杂干扰目标边缘的情况,算法不需要迭代且从灰度级上进行处理,非常适用于目标形状不规则、背景复杂、色彩数据量大的医学图像。

1 Sobel 边缘检测

1.1 Sobel 边缘检测优势

表 1 给出了几种传统微分算子的各种主要性能的比较^[8],其中“●”表示该算子在相应的特性上表现性较好。由表 1 可以看出,Sobel 算子的优势相对比较明显,其中在关键的两项指标“漏检边缘”、“假检边缘”方面表现尤为突出,只是在算法耗时方面相对有些劣势,但随着计算机处理速度的提高,算法耗时已不再是主要的性能评价指标,因此,总体来看,Sobel 算子是目前最实用的算子之一。本文将 Sobel 算子为模型,提出一种全新的改进 Sobel 算子边缘检测与细化算法。

表 1 传统一阶微分算子的性能比较

性能	梯度	Roberts	Prewitt	Sobel	Kirsch	Canny
常用模板尺寸/像素	2×2	2×2	3×3	3×3	3×3	2×2
边缘输出幅度	小	小	中	●	●	●
漏检边缘	较多	较多	●	●	●	多
假检边缘	较少	较少	较多	●	多	●
边缘定位精度	差	●	●	●	●	差
算法耗时	●	●	较短	较短	较长	长
抗图像噪声能力	较弱	较弱	●	●	弱	●

1.2 Sobel 算子的实现

边缘是灰度值不连续的结果,这种不连续可利用求导数方便地检测到。检测图像边缘信息,可以把图像看作曲面,边缘就是图像变化最剧烈的位置^[9]。一般常用一阶和二阶导数来检测边缘。由微分知识可知,一般可以用导数及相关的运算来判断曲面上变化剧烈的位置点信息,如图 1 所示。其中, f 是阶跃函数, p 表示阶跃点。

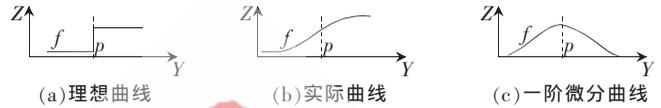


图 1 基于微分边缘检测

一幅数字图像的一阶导数是基于各种二维梯度的近似值。图像 $f(x, y)$ 在位置 (x, y) 的梯度定义为:

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (1)$$

从向量分析中可知,梯度向量指向在坐标 (x, y) 中的 f 的最大变化率方向。这个梯度场提供两个方面的信息,一是梯度向量的大小:

$$|\nabla f| = \text{mag}(\nabla f) = [G_x^2 + G_y^2]^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

二是梯度向量的方向:

$$\alpha(x, y) = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (3)$$

在边缘检测的具体实践方案中,所关心的问题基本上就是如何计算 $\|\nabla f(x, y)\|$, 如何获得定向信息。计算梯度需要按式(2)的方式联合使用 G_x 、 G_y 这两个分量。然而,实际执行时并不总能令人满意,因为计算平方和平方根需要大量计算。经常使用的一种方法是用绝对值对梯度进行分析:

$$|\nabla f| \approx |G_x| + |G_y| \quad (4)$$

对微分算子,一般要采用差分或相关技术进行离散化,最后一般都演变成为形式极为简单的模板运算。如图 2 所示,令图 2(a)所示的 3×3 区域表示图像邻域的灰度级,Sobel 算子的 S_x 和 S_y 可用卷积模板来实现,于是:

$$G_x = (z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3) \quad (5)$$

$$G_y = (z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7) \quad (6)$$

从而可以根据式(4)求出梯度 ∇f 。

z_1	z_2	z_3
z_4	z_5	z_6
z_7	z_8	z_9

(a) 图像的 3×3 区域

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

(b) S_1

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

(c) S_2

图 2 一幅图像的 3×3 区域(z 是灰度值)和 Sobel 算子模板

Sobel 算子检测边缘算法可理解为间隔列和行图像数据的差的绝对值差分值。显然,对于存在大量噪声和模糊边缘区域的医学图像,该方法直接进行差值计算会误判间隔像素较大的差分值作为边界点,而并没有对噪声数据进行过滤和判断的过程,因此常造成图像边缘误

判或不清晰。基于此缺点,本文利用 Sobel 梯度图的一阶微分期望值减少噪声区域或伪边缘区域的干扰,有效地对信噪比低的图像进行目标物体边缘检测。

1.3 计算 Sobel 一阶微分期望值

基于 Sobel 算子提取边缘是对所有大于阈值的点集合进行记录。通常这个边缘阈值的确定一般根据经验值或繁杂的迭代算法求得,这是基于阈值分割算法应用的难点。本文结合 Sobel 算子的特征以及医学图像中噪声多的特点,使用了基于统计特性的期望值作为阈值,可以较好地消除由于图像中噪声而造成的多边缘问题。这个阈值主要应用于后继边缘亮度中心的确定。具体步骤如下:

(1) 对图像 $f(x, y)$ 求出 Sobel 算子一阶梯度 ∇f , 令 $g(x, y) = \nabla f$ 。

(2) 计算 $g(x, y)$ 的概率密度函数 $p(x, y)$, 在离散图像中, 有:

$$p_k = \frac{g_k}{\sum_{i=1}^n g_i} \quad (k=1, 2, \dots, n) \quad (7)$$

其中, n 为图像像素值大于给定值的个数。

(3) 计算 $p(x, y)$ 的期望值 E , 将 E 确定为边缘的阈值。在离散图像中, 有:

$$E = \sum_{k=1}^n k p_k = \sum_{k=1}^n \left(\frac{k g_k}{\sum_{i=1}^n g_i} \right) \quad (8)$$

2 概率估计边缘中心定位算法

由于图像边缘的灰度是有一定的分布的, 因此, 实际上边缘是有一定宽度的光带。由 Sobel 算子求出的图像边缘宽度覆盖多个像素, 得到的边缘是一种粗边缘, 不利于医学图像中对物体边缘精确定位, 从而不利于三维重建的精度要求。本节利用概率论与数理统计的知识, 求出图像实际边缘的置信区间, 从而精确定位图像边缘于这个区间。

根据光电的噪声特性可知, 边缘亮度理论上是高斯分布的^[10], 图 3 所示为图像边缘灰度概率分布。利用图像边缘亮度分布的统计特性来准确定位边缘的中心, 这是与传统方法的不同之处。定位边缘问题可化简为确定一个高斯分布的分布中心的问题。如图 3 所示, 图像显示的边缘线的垂直方向 Z 轴的高度分布是一个连续的正态分布 $N(\mu, \sigma)$, 分布函数为:

$$p(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x-u}{\sigma} \right)^2 \right] \quad (9)$$

其中, x 代表边缘亮度值, u 为分布中心 (即边缘线的亮度中心), σ 为方差。事实上, u 和 σ 是不可知的, 这样求边缘亮度中心的问题转化为数理统计中 σ 未知的正态总体均值的区间估计问题。从第 1 节中求得的梯度图像中, 取亮度大于边缘阈值 E 的亮点样本 (X_j, Z_j) , 相当于亮度样本值 X_j 有 Z_j 的频数, 根据图像亮度分布理论可

得, 抽样样本构成正态分布。现假设在一定的亮度阈值内有样本观察值 X_1, X_2, \dots, X_m , 且其对应的频数分别为 Z_1, Z_2, \dots, Z_m , 则对 u 的估值分析如下。

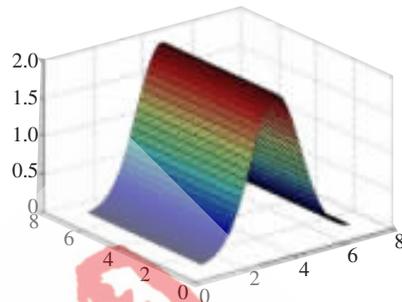


图 3 图像边缘灰度概率分布

对于均值, 有:

$$\bar{X} = \frac{\sum_{j=1}^m Z_j X_j}{\sum_{j=1}^m Z_j} \quad (10)$$

由式(9)可知修正样本方差为:

$$S_n^{*2} = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^m Z_j (X_j - \bar{X})^2 \quad (11)$$

将 \bar{X} 标准化得:

$$\frac{(\bar{X} - u) \sqrt{n}}{\sigma} \sim N(0, 1) \quad (12)$$

根据数理统计知识, S_n^{*2} 是 σ^2 的无偏估计。其中, $n =$

$\sum_{j=1}^m Z_j$ 是样本 X_j 出现 Z_j 的频数之和, 由数理统计定理^[11]得:

$$\frac{(\bar{X} - u) \sqrt{n}}{S_n^*} \sim t(n-1) \quad (13)$$

取 $\frac{(\bar{X} - u) \sqrt{n}}{S_n^*}$ 作为枢轴量, 可得:

$$P\left\{-t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) < \frac{(\bar{X} - u) \sqrt{n}}{S_n^*} < t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1)\right\} = 1 - \alpha \quad (14)$$

即:

$$P\left\{\bar{X} - \frac{S_n^*}{\sqrt{n}} t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) < u < \bar{X} + \frac{S_n^*}{\sqrt{n}} t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1)\right\} \quad (15)$$

于是得到 u 的一个置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信区间:

$$\left(\bar{X} \pm \frac{S_n^*}{\sqrt{n}} t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1)\right) \quad (16)$$

3 实验及结果分析

3.1 算法流程

本文处理流程如图 4 所示。

3.2 实验结果

本实验图片是人体 CT 图像, 经预处理后分辨率为 512×512 。实验平台为 Windows XP 操作系统, CPU 为 Intel 1.86 GHz, 内存为 2 GB, 显卡为 256 MB; 软件环境为 Matlab 7.0。

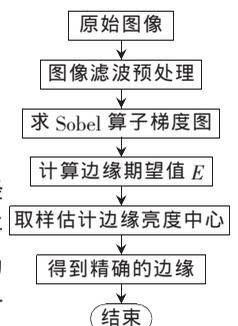


图 4 本文处理流程

VS 2005 以及 OpenCV。

本文选取两组图像作为实验结果对比图。图 5 是两张从 300 张 CT 序列图随机选取的人体腰部 CT 图像以及对应的 Sobel 梯度图。

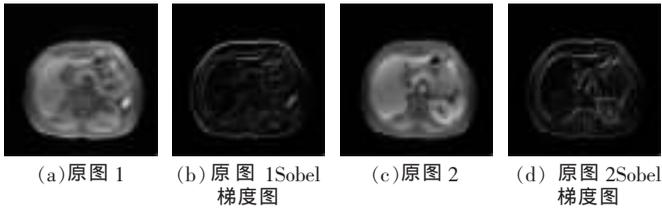


图 5 原图及 Sobel 梯度图

根据式 (8) 计算两梯度图边缘像素期望值分别为 107、104。

在两幅梯度图中, 分别选取亮度值大于 106、103 的像素作为样本点, 统计结果如表 2 和表 3 所示。

表 2 原图 1 边缘取样样本(像素灰度)

亮度值	105	106	107	108	109	110	111	...	140	141	142	143	...	255
频数	101	127	113	105	112	126	97	...	44	55	32	49	...	152

表 3 原图 2 边缘取样样本(像素灰度)

亮度值	108	109	110	111	112	113	114	...	155	156	157	158	...	255
频数	117	90	80	93	99	98	72	...	37	42	55	40	...	222

根据式 (10)、式 (11) 求得均值 $\bar{X}=162$, $S_n^2=2.023$, $S_n^*=45$, 当置信水平 $1-\alpha=0.95$ 时, $\alpha/2=0.025$, 查表得 $t_{0.025}(\infty)=1.960$, 代入式 (16) 得边缘亮度中心置信水平为 0.95 的置信区间为: $(162 \pm \frac{45}{74} \times 1.96) = (162 \pm 1.19)$, 即: (161, 163)。

根据求出的边缘亮度中心, 对 Sobel 梯度图进行边缘精化, 取落入以上区间的亮度值作为有效边缘保留, 其他的去掉, 这样可以去掉干扰边缘的影响, 得到细化的边缘中心。实验结果如图 6 和图 7 所示。

从图 6 和图 7 可以看出, 传统 Sobel 算子提取的 CT 图像边界存在很大的噪声干扰, 边界与背景数据分界模

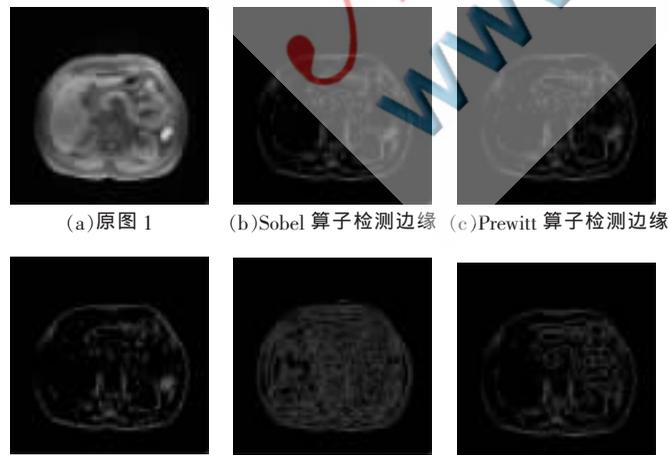


图 6 边缘检测结果比较

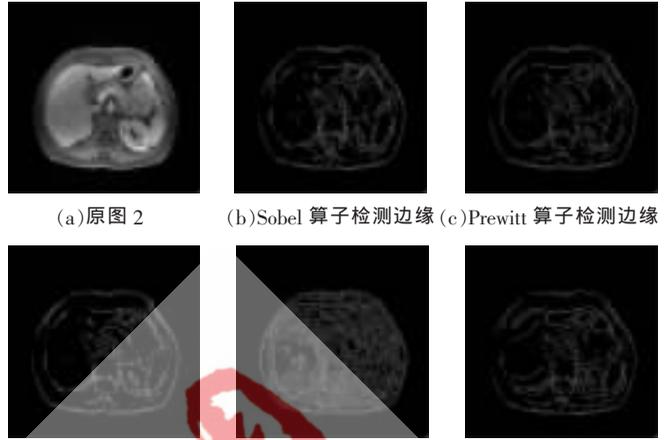


图 7 边缘检测结果比较

糊, 器官轮廓线较为散乱且轮廓线较宽(如图 6(b)、图 7(b)所示); 而其他经典的边缘提取算子也存在此问题, 相比于其他算法, Prewitt 算子在噪声较少时提取边缘效果较好(如图 7(c)所示); Canny 算子虽然提取的边缘较完整, 比较符合应用要求, 但 Canny 算子受噪声及伪目标干扰过大, 目标边缘定位精度差, 难以直接应用于提取边缘。从实验结果还可以看出, 由于图像局部灰度差异不大, 有些器官边缘无法提取, 大大增加了后期处理难度; 而结合了一阶微分期望和估计亮度中心置信区间的 Sobel 算子计算出的器官组织轮廓线清晰, 特征线与背景的对比如较好, 定位边界精确且连续性好, 图像的质量有明显的提高, 为后期三维重建奠定基础。

医学图像由于成像特殊性, 图像存在亮度不均匀、器官物体区域不连续和边缘模糊等缺点, 经典的图像边缘提取算法无法提取器官组织确准的边缘, 以致影响图像的三维重建效果, 制约医学三维重建发展应用。本文提出基于像素灰度概率估计和结合 Sobel 一阶微分期望的边缘提取及细化方法。该算法应用 Sobel 梯度图, 求出一阶微分期望值, 用概率分布的方法进行分析, 确定边缘亮度中心置信区间, 提取精确的边缘。本方法在简单的经典边缘提取算法基础上提出, 有别于一些新的通过搜索和迭代精化的边缘算法, 算法简单, 操作容易, 运行速度快, 通过实验验证了算法的有效性。但是在实验过程中发现, 由于 CT 图像物体与物体灰度差异不明显, 无法得到准确梯度边缘, 因而该算法在对具有复杂背景图像的边缘检测存在断点过多的不足, 解决这个问题将是下一步的研究方向。

参考文献

- [1] 张小萍, 朱志松, 王君泽. 基于 CT 医学图像的边缘提取研究[J]. 生物医学工程研究, 2009, 28(1): 31-34.
- [2] 夏平, 刘馨琼, 向学军, 等. 基于多尺度形态学梯度的医学图像边缘检测[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(4): 888-890, 893.

- [3] 陈武凡, 秦安, 江少峰, 等. 医学图像分析的现状与展望[J]. 中国生物医学工程学报, 2008, 27(2): 175-181.
- [4] 元磊, 吴晓娟, 张元元, 等. 一种基于亚像素边缘特征的医学图像融合方法[J]. 电子技术应用, 2007, 33(7): 61-63.
- [5] She Fenghua, Chen Ronghua, Gao Weimin. Improved 3D thinning algorithms for skeleton extraction [C]. 11th Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications, Melbourne, AUSTRALIA, 2009.
- [6] 刘秀芳, 杨永平, 罗吉, 等. 基于内侧缓冲区算法的多边形骨架线提取模型[J]. 海洋测绘, 2010, 30(5): 46-48.
- [7] Liu Wenping, Jiang Hongbo, Bai Xiang, et al. Skeleton extraction from incomplete boundaries in sensor networks based on distance transform [C]. 32nd IEEE International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS), Macau, PEOPLES R CHINA, 2012.
- [8] 何春华, 张雪飞, 胡迎春. 基于改进 Sobel 算子的边缘检测算法的研究[J]. 光学技术, 2012, 38(3): 323-327.
- [9] 李杰, 彭月英, 元昌安, 等. 基于数学形态学细化算法的图像边缘细化[J]. 计算机应用, 2012, 32(2): 514-516, 520.
- [10] 刘卫光. 图像信息融合与识别[M]. 北京: 电子工业出版社, 2008.
- [11] 盛骤, 谢千式. 概率论与数理统计及其应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2004.

(收稿日期: 2013-04-16)

作者简介:

曾文权, 男, 1978年生, 硕士, 副教授, 主要研究方向: 计算机应用、图像处理和分析。

何拥军, 男, 1976年生, 副教授, 主要研究方向: 图像处理和分析。

余爱民, 男, 1963年生, 博士, 教授, 主要研究方向: 计算机应用技术、图像处理和分析。