

引入新的停止函数的 GAC 模型医学图像序列分割*

高士瑞, 侯榆青, 张海波, 程兴宏
(西北大学 信息科学与技术学院, 西安 710127)

摘要: 针对 GAC 模型在低对比度及边缘模糊图像分割中使用传统的边缘停止函数存在的不足, 结合图像的区域特征及医学图像序列间的相关特性, 通过在边缘停止函数中引入图像的区域特征信息和先验信息, 对 GAC 模型的边缘停止函数进行改进, 并应用于医学 CT 图像序列的分割, 达到了较为理想的分割结果。实验表明, 在边缘停止函数中引入先验信息并对其表达形式进行改进后, 模型的抗噪声性能和分割效率得到了明显提高。

关键词: GAC 模型; 边缘停止函数; 自适应参数; 先验信息; 医学图像序列分割

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)11-4385-05

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.11.100

Improved GAC model for medical image sequence

GAO Shi-rui, HOU Yu-qing, ZHANG Hai-bo, CHENG Xing-hong

(School of Information Science & Technology, Northwest University, Xi'an 710127, China)

Abstract: Traditional geodesics active contour model has a shortage in soft image and edge fog image segmentation. This paper constructed a new edge stop function by combining regional characteristics with relevance between sequence image, and brought the regional characteristics and priori information into the edge stop function. Then it applicated this new function in GAC model to improve medical sequence image segmentation quality, and achieved a much ideal result. Experiments show that after introducing of a priori information and improving its forms of expression, it greatly improved anti-noise performance and segmentation efficiency of the model.

Key words: GAC model; edge stop function; adptive parameter; priori information; medical image sequence segmentation

0 引言

医学图像分割是指在医学图像上对人体的器官或具有某种特定意义的组织区域进行像素点分类, 并且用边界或标注进行定量描述的过程^[1]。由于医学图像对象具有的多样性和复杂性, 加上医学成像上的特点, 使得医学图像存在一定的噪声, 图像中的目标物体也可能不清晰, 造成医学图像的分割更加困难。

在医学图像分割领域, 国内外学者做了大量工作, 提出了众多有效的分割方法。其中, 活动轮廓模型以其较高的抗噪性和能够融合先验信息的特点得到越来越广泛的应用。此外, 与水平集方法的结合, 更是拓宽了活动轮廓模型的应用范围。活动轮廓模型可分为基于边缘和基于区域的两种分割模型, 其中 GAC 和 C-V 模型应用最为广泛。测地线(GAC)活动轮廓模型简单, 但在分割低对比度或边缘模糊图像时, 容易造成边界泄露。对于 GAC 模型的改进, 文献[2]提出一种新的用于医学图像分割的曲线演化方法; 文献[3]在图像预处理上作了改进, 一定程度上解决了边界泄露的问题, 但对低对比度和边缘模糊图像的分割效果一般。本文结合医学图像序列的特点, 引入新的先验信息对测地线活动轮廓模型的边缘停止函数进行

改造, 以解决模型在分割低对比度图像和边缘模糊图像上存在的不足, 使模型能更好地分割出目标区域。

1 构造边缘停止函数

1.1 测地线活动轮廓模型与边缘停止函数

文献[4]提出以最小化如下能量泛函来确定活动轮廓:

$$L_R(C) = \int_0^{R(C)} g[|\nabla I(C(s))|] ds \quad (1)$$

其对应的梯度下降流为

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g(C) \kappa N - (\nabla g \times N) N \quad (2)$$

该模型存在一个严重局限性, 即当图像中的对象有较深的凹陷边界时, GAC 模型可能使曲线停止在该泛函的某一局部极小值状态, 并不与对象的边界相一致^[4]。对此泛函进行推广得到 GAC 模型:

$$E(C) = \lambda L_R(C) + c \int_{\text{inside}(C)} g dx dy \quad (3)$$

其中: $L_R(C)$ 表示加权弧长项; $\int_{\text{inside}(C)} g dx dy$ 相当于加权面积项。

利用水平集方法将式(3)改为嵌入函数 u 的泛函:

$$E(u) = \lambda \int g |\nabla H(u)| dx dy + c \int_{\text{inside}(C)} [1 - H(u)] g dx dy \quad (4)$$

收稿日期: 2012-03-28; **修回日期:** 2012-04-30 **基金项目:** 陕西省自然科学基金基础研究计划资助项目(2009JM8004)

作者简介: 高士瑞(1984-), 男, 硕士, 主要研究方向为模式识别、图像处理(gaoyang_4132@yeah.net); 侯榆青(1963-), 女, 教授, 主要研究方向为模式识别、图像处理、DSP 应用技术; 张海波(1985-), 男, 硕士, 主要研究方向为模式识别、图像处理; 程兴宏(1983-), 男, 硕士, 主要研究方向为模式识别、图像处理。

为避免重新初始化,采用变分水平集方法,在式(4)中增加一项使嵌入函数保持为距离函数的强迫项,则有

$$E(u) = \lambda \int_{\text{inside}(C)} (|\nabla u| - 1)^2 dx dy + \int_{\text{inside}(C)} g |\nabla H(u)| dx dy + c \int_{\text{inside}(C)} [1 - H(u)] g dx dy \quad (5)$$

对应的梯度下降流为

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \lambda [\Delta u - \text{div}(\frac{\nabla u}{|\nabla u|})] + \delta_\varepsilon(u) [\text{div}(g \frac{\nabla u}{|\nabla u|}) + cg] \quad (6)$$

其中: δ_ε 是正则化 Heaviside 函数 $H_\varepsilon(u)$ 的导数。

上面讨论的模型中, g 被称为边缘停止函数,一般选取:

$$g = \frac{1}{1 + \frac{|\nabla G_\sigma \times I|^2}{\kappa^2}} \quad (7)$$

其中: $\kappa > 0$ 被称为对比因子; $G_\sigma(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp[-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}]$ 为高斯核。在目标边缘附近,灰度变化大, $|\nabla G_\sigma \times I|^2$ 趋于无穷大,从而使 $g(x)$ 趋于零;而在平滑区域, $|\nabla G_\sigma \times I|^2$ 趋于零,从而使 $g(x)$ 趋于 1。因此, $g(x)$ 可以控制曲线的演化速度,使得曲线在目标边缘处停下来。

选用上述边缘停止函数的缺点之一是要首先对待处理的图像进行高斯平滑预处理,这样做虽然在一定程度上达到了消除噪声的目的,但与此同时有可能对图像边缘造成损伤,导致分割结果不准确。

1.2 新的边缘停止函数

在基于偏微分方程的图像分割中,边缘停止函数 g 的表示形式很多,通常只需满足以下条件: g 是光滑减函数, $g(x) \geq 0$, $g(0) = 1$, 当 $x \rightarrow \infty$ 时, $g(x) \rightarrow 0$ 。因此构造:

$$g = \frac{1}{1 + \frac{(\alpha |\nabla \mu|^2 + \beta |\nabla \sigma|^2)}{\kappa^2}} \quad (8)$$

作为边缘停止函数。其中: α, β 取值为 $(0, 1]$; μ 为图像灰度局部均值; σ 为图像灰度的局部方差,可由下式对其进行求解。假设一幅定义在实数域的图像 $u(x, y)$, 则有

$$\mu(x, y) = \frac{1}{(2p+1)(2q+1)} \sum_{m=x-p}^{x+p} \sum_{n=y-q}^{y+q} u(m, n) \quad (9)$$

$$\sigma(x, y) = \frac{1}{(2p+1)(2q+1)} \times \sum_{m=x-p}^{x+p} \sum_{n=y-q}^{y+q} [u(m, n) - \mu(x, y)]^2 \quad (10)$$

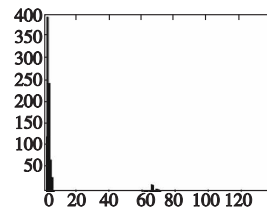
其中: $(2p+1)(2q+1)$ 是关于点 (x, y) 对称的窗口尺寸。局部均值 μ 的引入,相当于对图像进行均值滤波,简化掉了图像预处理环节;同时由于窗口尺寸可调,使边缘停止函数针对不同性质的图像具有较好的灵活性。

对于局部方差的特性,如图 1(a) 所示,进行分析。区域 A 和 B 分别为图像中大小均为 50×50 的两个区域。从直观上可以看出,区域 A 为无云的天空背景,比较干净,图像灰度在这一区域的右下角以外基本无变化;区域 B 集中了天空、白云和树木枝叶,边缘较多,因此图像灰度变化剧烈。从统计分布来看,如图 1(b) 所示,区域 A 内像素点的局部方差集中分布在 $0 \sim 10$, 像素点的局部方差值很小;又如图 1(c) 所示,区域 B 内像

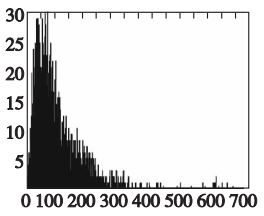
素点的局部方差分布在 $0 \sim 750$, 局部方差值比较大,所以图像的局部方差可以很好地表征图像的边缘变化特征,从这点上说,它与边缘函数的作用原理是一致的,都是基于对边缘特征的敏感性。



(a) 原始图像



(b) 区域A局部方差



(c) 区域B局部方差

图1 图像局部方差直方图分布

1.3 用于序列图像分割的边缘停止函数

专业人员在采集完医学图像后,一般会根据某些标准进行分类,如被采集者的年龄、性别、病变情况等,这时就形成了本文所要研究的对象——医学图像序列,这使得在医学图像序列内部各图像之间必然存在一定的相关性,若能在这种相关性加以利用,则可提高模型的分割性能。在此将其作为先验信息引入到模型中^[5],主要实现步骤如下:

a) 相关性量化。就是将图像序列中图像间的相关性质加以数学量化表达,达到可以实际操作的目的。本文给出以下两个方案:

方案 1 由临床医生或相关专业人员将序列图像 $\Omega = \{I_1, I_2, \dots, I_i, \dots, I_N\}$ 按照影像质量由好到坏的序列人工地分为 $M+1$ 组, $I_{i,j}$ 表示第 i 幅图像被分到第 j 组,即 $\{I_{i,j} | I_i \in \Omega_j\}$, 然后取前 M 组中的图像按照对应加权系数进行计算(最后一组因影像质量不合要求被剔除),如第 j 组中每幅图像系数为 2^{M-j} , 得到加权平均的灰度图像 I_0 作为参考图像,即

$$I_0 = \frac{\sum_{j=1}^M 2^{M-j} (\sum_{I_i \in \Omega_j} I_i)}{\text{参与计算图像总数}} \quad (11)$$

方案 2 有时为了节省操作时间,或因为当前待处理的图像序列所含图像数量太少,可以根据被采集图像者的年龄、性别、病变情况进行分类,从医学影像库中选取大量影像效果好的 CT 图像,然后按照方案 1 中的方法计算加权平均的灰度图像 I_0 作为参考图像。

b) 计算协方差。由于灰度图像可以看做是一个数字矩阵,因此,可将两个数组间协方差的概念加以利用,得到待处理图像 $I(x, y)$ 与参考图像 I_0 局部协方差的表达式,即

$$\sigma_0(x, y) = \frac{1}{(2p+1)(2q+1)} \times$$

$$\sum_{m=x-p}^{x+p} \sum_{n=y-q}^{y+q} \{ [u(m, n) - \mu(x, y)] [u_0(m, n) - \mu_0(x, y)] \} \quad (12)$$

其中: μ_0 为标准图像 I_0 的局部灰度均值; σ_0 为局部协方差,式(12)中各参数的定义与式(9)(10)相同。这样就把序列内部

图像之间的相关性量化表示了出来,然后引入模型中,得到用于医学图像序列分割的边缘函数,记为 g_{Seq} ,表达式为

$$g_{\text{Seq}} = \frac{1}{1 + \frac{|\nabla[\alpha\mu + (1-\alpha)\mu_0]|^2 + |\nabla[\beta\sigma + (1-\beta)\sigma_0]|^2}{K^2}} \quad (13)$$

其中: α, β 为控制参数,取值 $(0, 1]$,通过这对参数来起到调节先验信息的作用。对于式(13)的理论含义,将在下一节结合自适应参数进行解释。

1.4 一个自适应参数

通过大量对原始序列、加噪序列等的实验研究发现,在同一图像序列中任一图像 $I(x, y)$ 与参考图像 I_0 的相关系数 COR 取值在 $[0.4, 1]$,并随着两幅图像相似度的增大趋近于 1。当取不同序列图像进行此实验时, COR 值一般不超过 0.2,取值在 $(-1, 0.2)$ 之间,并且 COR 值随着待测定图像序列的移动而发生动态变化,可以即时地反映出当前图像与参考图像的相关程度^[6]。基于以上分析,可以将图像序列内任一图像 $I(x, y)$ 与参考图像 I_0 之间的 COR 值理解为该图像与图像 I_0 的距离,距离越大表明图像 $I(x, y)$ 受噪声污染越大;反之则越小。下面利用 COR 值随序列移动发生动态变化这一性质,替换掉式(13)中的常系数 α 和 β ,这样模型就可以利用即时获取的当前图像 $I(x, y)$ 与参考图像 I_0 之间的 COR 值,使其具有自适应地调整先验信息对当前图像分割时产生作用的比例,得到更为精确的分割结果。令

$$\alpha = \beta = \text{COR}$$

代入式(13),即得到如式(14)所示的具有自适应能力的医学图像序列边缘函数,其中 COR 称为自适应参数。

$$g_{\text{Seq}} = \frac{1}{1 + \frac{|\nabla[\text{COR}\mu + (1-\text{COR})\mu_0]|^2 + |\nabla[\text{COR}\sigma + (1-\text{COR})\sigma_0]|^2}{K^2}} \quad (14)$$

下面分析边缘函数是如何发生作用的。为方便叙述,记分母中第一个梯度模值的平方项为第一项,第二个梯度模值的平方项为第二项。由均值的性质可知,对于一幅灰度图像,其均值总是非负的。而对于方差和协方差,根据相关的数学理论可以知道,前者体现的是图像灰度的自变化信息,其值为非负;而后者体现的则是当前待处理图像 $I(x, y)$ 与参考图像 I_0 的互变化信息,当图像 $I(x, y)$ 与 I_0 在某一位置灰度的变化趋势相同时,协方差为正值;相反,协方差为负值。那么,当图像 $I(x, y)$ 中加入均匀分布的噪声,且噪声不会为图像带来新增轮廓(此时 COR 值较大),由梯度模的数学含义可知,梯度模值不会发生变化,因此第一项和第二项均不变化,即 g_{Seq} 的值不变,噪声将不会对曲线演化产生影响。当图像 $I(x, y)$ 中加入的噪声会使图像产生新增轮廓时(此时 COR 值较小),在这些新增轮廓附近,对于第一项而言,由噪声产生的梯度只能通过 $\text{COR}\mu$ 来体现,且受 COR 值影响较小,作用减弱,因此第一项的值增加较小;而在第二项中,由于在越过新增轮廓时协方差的符号要发生改变,从梯度的角度来讲,此时的梯度是由两个方向相反的分量合成的,部分被相互抵消掉,因此第二项值减小^[7]。这样,在第一项与第二项之和的作用下,边缘函数 g_{Seq} 仍然能够

维持在一个较大的取值范围内,而非趋近于零,从而使曲线能够越过新增轮廓继续向目标轮廓演化。而如果使用式(8)的边缘函数 g 时,曲线演化速率会因为新增轮廓的影响而大幅度降低,甚至停止演化。以上讨论的边缘函数 g_{Seq} 产生作用的过程,实质上也是先验信息参与控制的过程。

1.5 改进的边缘停止函数

针对曲线在平滑区域演化过程中,易受噪声干扰导致收敛速度减慢的问题,本文通过对边缘停止函数进行改造的形式克服这一缺陷。具体做法如下:

a) 定义 $g \approx 1 \rightarrow g \approx 0$ 的临界位置,当曲线由平滑区域向目标轮廓演化的过程中, $|\nabla\mu|^2 + |\nabla\sigma|^2$ 的值随之增大,假设演化到某一位置时增大值达到规定的变化量 M ,则认为此位置即为临界位置,且令

$$M = \omega \times \max\{|\nabla\mu|^2 + |\nabla\sigma|^2\} \quad \omega \in (0, 0.2) \quad (15)$$

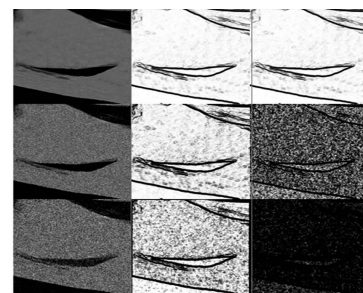
b) 根据上式给出的临界位置得到分段的边缘停止函数,如式(16)所示:

$$g'_{\text{Seq}} = \begin{cases} 1 & |\nabla\mu|^2 + |\nabla\sigma|^2 < M \\ \frac{1}{1 + \frac{|\nabla[\text{COR}\mu + (1-\text{COR})\mu_0]|^2 + |\nabla[\text{COR}\sigma + (1-\text{COR})\sigma_0]|^2}{K^2}} & |\nabla\mu|^2 + |\nabla\sigma|^2 \geq M \end{cases} \quad (16)$$

对于式(16)可以这样理解,在平滑区域($|\nabla\mu|^2 + |\nabla\sigma|^2 < M$),曲线始终按常数速度快速演化,越过常见于平滑区域的细小边缘或轮廓的干扰;而当到达边缘位置($|\nabla\mu|^2 + |\nabla\sigma|^2 \geq M$)后则根据边缘特征相对慢速地进行演化,直到收敛于目标边缘。式中 ω 取值要适当,过小则不能达到加速的目的,而过大则可能使曲线穿透边界。实验中应选取合适的 ω 值以达到理想的分割效果。

需要指出的是,对于图像中存在较大污点噪声的情况,模型仍然可以实现正确分割,此时边缘函数 g'_{Seq} 的行为过程可分为两个步骤:a) 在曲线演化到污点边缘之前时, g'_{Seq} 以第一种形式(常数 1)对模型产生作用,曲线快速演化;b) 当曲线演化到临界位置时, g'_{Seq} 进入第二种形式,根据 1.4 节对 g_{Seq} 行为的分析可以知道,曲线将在先验信息的作用下穿过污点区域向目标边缘继续演化,从而实现正确分割。

为了更直观地了解式(16)所述的边缘函数用于医学图像序列分割时,在平滑区域能克服背景噪声加速演化的性能,图 2 给出了函数 g'_{Seq} 和 g 的可视化效果对比图。从图中可以看出,相对于边缘函数 g , g'_{Seq} 在三幅噪声强度不同的序列图像边缘处都具有较大的值,受背景噪声的干扰较小,尤其当增大序列中的噪声时, g'_{Seq} 的优势更加明显。



(a) 原图 (b) 使用函数 g'_{Seq} (c) 使用函数 g
图2 边缘停止函数 g'_{Seq} 和 g 的可视化效果

2 数值实现

2.1 算法实现

本文算法主要通过以下四步实现:

- 计算或直接读取参考图像 I_0 ;
- 读取当前图像,计算自适应参数,求出边缘函数 g'_{Seq} ;
- 设置初始轮廓线,迭代计算,显示分割结果;
- 跳至步骤 b)。

2.2 数值方案

实验均采用式(6)规定的 GAC 模型。对 PDE 式(6)进行数值计算,得显式方案为

$$u_{ij}^{n+1} = u_{ij}^n + \Delta t (Q_{1,ij} + Q_{2,ij})$$

其中:

$$Q_{1,ij} = \lambda [(\Delta u)_{ij}^n - S1_{ij}^n]$$

$$Q_{2,ij} = \delta_e(u)_{ij}^n [\max(S2_{ij}^n, 0) \nabla_{ij}^{(-)} + \min(S2_{ij}^n, 0) \nabla_{ij}^{(+)} + c g_{ij}^n]$$

$$S1_{ij} = \text{div} \left(g \frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right)_{ij} \approx$$

$$C_{1,ij}(u_{i,j+1} - u_{ij}) - C_{2,ij}(u_{ij} - u_{i,j-1}) +$$

$$C_{3,ij}(u_{i+1,j} - u_{ij}) - C_{4,ij}(u_{ij} - u_{i-1,j})$$

$$S2_{ij} = \text{div} \left(g \frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right)_{ij} \approx$$

$$C_{1,ij}G_{1,ij}(u_{i,j+1} - u_{ij}) - C_{2,ij}G_{2,ij}(u_{ij} - u_{i,j-1}) +$$

$$C_{3,ij}G_{3,ij}(u_{i+1,j} - u_{ij}) - C_{4,ij}G_{4,ij}(u_{ij} - u_{i-1,j})$$

其中:散度算子 $\text{div}(\cdot)$ 采用半点离散化方案; Δu 采用 4 邻点差分格式; $\delta_e(u)$ 以及水平集初始化均采用文献[7]方法; $\frac{\partial u}{\partial x}$ 和 $\frac{\partial u}{\partial y}$ 采用中心差分; C, G 为关于 u 和 g 的多项式。

3 实验结果及分析

实验中均采用大小为 256×256 的人体组织器官 CT 图像。实验平台为 Windows XP 操作系统,程序使用 MATLAB 7.1 软件编写。

实验 1 对医学图像序列的分割实验

实验对象是由 20 幅“肺不张症”患者的半肺 CT 图像组成的医学图像序列,序列图像中存在不同类型、不同强度的噪声以及 CT 伪影等。实验参数: $\lambda = 0.1, c = 2.8, \omega = 0.05$;使用式(6)给出的 GAC 模型,分别采用本文用于医学图像序列分割的边缘函数 g'_{Seq} 和边缘函数 g 进行分割。由于“肺不张症”患者的半肺 CT 图像本身存在轮廓处灰度梯度变化不明显的特征,这给分割处理带来了困难。图 3 为选取图像序列中具有典型特征的 4 幅图像的分割结果进行对比。其中图 3(a)所示待分割图像为序列中影像质量较好的图像,在此列出是为了对目标轮廓有一个准确的掌握,以便于后面进行对比分析;图 3(b)所示待分割图像为影像效果较模糊的图像;图 3(c)中含有 CT 图像特有的伪影;图 3(d)中的污点噪声是由于患者在采集图像的过程中没有按规定处置上衣扣而形成的点状噪声。

对图 3 中四组分割结果进行分析,从影像质量较好的图像图 3(a)可以看出,该序列图像中目标轮廓主要有两个显著特征:a)在目标轮廓右边中部有一深凹区域;b)轮廓右上部存在一个微小凹陷。图 3(b)中由于图像边缘模糊,模型在采用函数 g 时,在轮廓右上部出现了边界泄露现象。图 3(c)中含有 CT 伪影,模型在采用边缘函数 g'_{Seq} 时准确地分割出了目标轮

廓,而采用边缘函数 g 则明显没有准确分割出目标轮廓;图 3(d)中对于纽扣污点噪声,模型在采用边缘函数 g 时将污点轮廓当成目标轮廓一同进行了分割,而图 3(d1)结果显示模型通过 g'_{Seq} 利用由参考图像 I_0 提供的先验信息,剔除纽扣污点后得到了正确的目标轮廓。通过以上分析可以看出,边缘函数 g'_{Seq} 与 g 相比,无论是对面状还是点状噪声,都具有更好的鲁棒性。

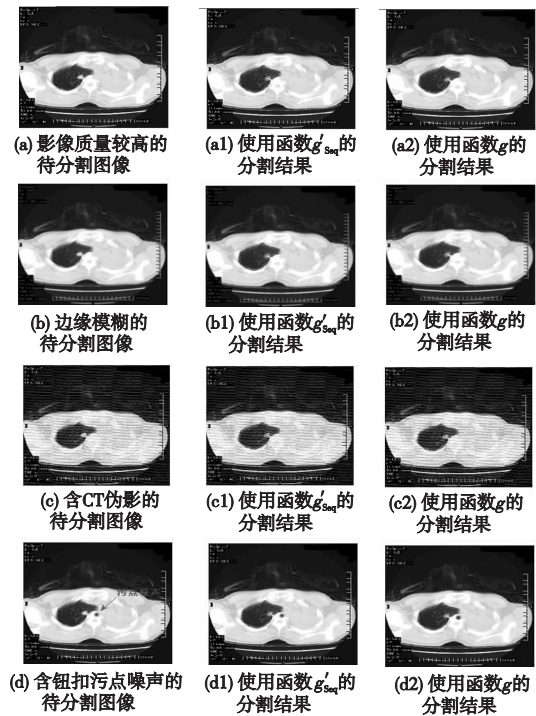


图3 模型在两种边缘函数下对人体半肺CT图像序列的分割结果对比

实验 2 分割效率对比实验

在实验 1 的基础上,利用模型对两个医学图像序列分别使用边缘函数 g'_{Seq} 和 g 进行分割处理,第一图像序列由 20 幅肘关节 CT 图像组成,第二图像序列同实验 1,且第二序列中图像的整体影像质量较第一序列差,即含有较大噪声。由于是在同一模型下使用不同的边缘函数进行实验,且采用的迭代步长相同,故可以根据相同迭代次数下的分割效果对 g'_{Seq} 和 g 进行对比分析,限于篇幅,在两个序列中各取一张来加以说明,如图 4 所示。

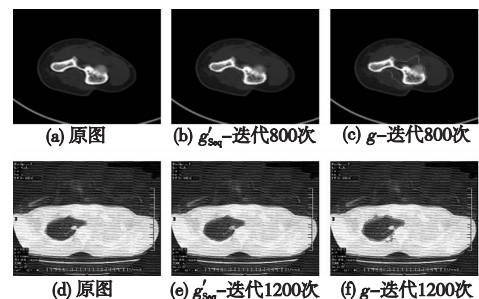


图4 g'_{Seq} 和 g 分割对比

由图 4 可以看出,在相同条件下,使用本文的边缘函数 g'_{Seq} 分别对轮廓与背景对比度较高和较低的图像进行分割时,演化曲线都具有更快的收敛速度。通过进一步实验,使用函数 g 对两个图像序列进行分割实验时,平均分别需要迭代 1 200 和 2 000 次才能完成分割。两个图像序列完成分割所耗费的总时间统计如表 1 所示。

表 1 两种边缘函数下完成分割的迭代次数和运行时间统计

序列号	使用 g'_{Seq}		使用 g	
	平均迭代次数	总时间/s	平均迭代次数	总时间/s
1	850	283.54	1 100	363.28
2	1 000	330.36	1 450	528.10

1) 横向对比分析

a) 对于第一图像序列,使用本文边缘函数 g'_{Seq} ,单幅图像完成分割平均需要迭代 850 次,分割完成整个序列总用时为 283.54 s;而使用边缘函数 g 需要 1 100 次才能完成分割任务,序列总用时为 363.28 s。经计算,使用本文的边缘函数 g'_{Seq} 平均使每幅图像分割时间节省了 3.987 s。

b) 对于第二图像序列(含有较大噪声),使用本文边缘函数 g'_{Seq} 和原边缘函数 g ,单幅图像完成分割平均分别需要迭代 1 000 和 1 450 次,总耗时分别为 330.36 s 和 528.10 s,使用本文方法平均每幅图像分割时间节省了 9.887 s。

通过横向对比分析可以看出,使用本文的边缘函数 g'_{Seq} 进行医学图像序列分割时,分割效率明显高于边缘函数 g ,并且随着图像序列中噪声的增大,这种优势体现得更加明显。

2) 纵向对比分析

a) 使用本文边缘函数 g'_{Seq} 对两个序列的图像进行分割时,所需要的平均迭代次数分别为 850 和 1 000 次,分割总时间分别为 283.54 s 和 330.36 s,经计算可知噪声使分割总时间增加了 16.5%。

b) 使用函数 g 时,两个图像序列完成分割所需的平均迭代次数和时间分别为 1 100 次、363.28 s 和 1 450 次、528.10 s,计算得到总时间增加约 45%。

通过纵向对比分析可以看出,虽然噪声对两种边缘函数下的模型分割效率都产生了一定程度的影响,但相对而言,噪声对使用本文边缘函数 g'_{Seq} 模型的影响(16.5%)远小于传统的边缘函数 g (45%),说明本文用于医学图像序列分割的边缘函数能有效增强模型的抗噪声性能。

(上接第 4366 页)该算法能够避免失真问题、自动处理自相交问题,精确高效,具有较高的空间和时间利用率。若稍加改进,同样适用于构建单侧缓冲区、面状目标缓冲区和进行多目标缓冲区叠加。

理论和实验结果都表明,计算交点和剔除非边界点是最为耗时的两个步骤,后续研究将探求更为高效的算法,同时对基于椭球体的缓冲区构建算法作进一步探索。

参考文献:

- [1] 胡鹏,游涟,杨传勇,等.地图代数[M].武汉:武汉大学出版社,2002:138-146.
- [2] 王结臣,沈定涛,陈焱明.基于栅格距离法的缓冲区生成与实现[J].科技通报,2009,25(5):556-561.
- [3] 王结臣,沈定涛,崔璨.缓冲区生成的游程刷叠置算法[J].武汉大学学报:信息科学版,2010,35(9):1121-1124.
- [4] 蓝秋萍,费立凡,李嘉.基于矢—栅混合数据的线目标缓冲区构建[J].测绘通报,2009(10):21-24.
- [5] 毋河海.关于 GIS 缓冲区的建立问题[J].武汉测绘科技大学学报,1997,22(4):358-366.
- [6] 董鹏,毛东军,李军,等.一种有效的 GIS 缓冲区生成算法[J].计算机工程与应用,2004,40(16):4-8,12.

综合以上纵向和横向两方面的对比分析可以看出,使用本文的边缘函数 g'_{Seq} ,无论是在分割的效率上还是在抗噪声性能上,较边缘函数 g 相比都有了很大的提高。

4 结束语

医学图像分割的准确性,直接影响到医护人员对病人病情的了解和判断。本文从边缘停止函数入手进行改进,将模型应用于医学图像序列分割,取得了较为理想的分割效果。下一步将主要从模型本身入手,进一步对 GAC 模型性能进行改进。

参考文献:

- [1] 李登旺,彭玉华,王洪君.医学图像配准和分割技术研究及在引导放射治疗系统中的应用[D].济南:山东大学,2011:18-19.
- [2] FARZINRAR M, ZHONG Xue, TEOH E K. A novel approach for curve evolution in segmentation of medical images[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2010, 34(5): 354-361.
- [3] ZHANG Bo, SU Yong, XU Yong-fen, et al. An adaptive geodesic active contour model[C]//Proc of the 6th International Conference on Natural Computation. 2010.
- [4] CASELLES V, MOREL J M, SAPIRO G. Geodesic active contours[J]. International Computer Vision, 1997, 22(1): 61-79.
- [5] 段俊杰,郭鹏江,佟建锋,等.新的噪声污染灰度图像边缘检测统计方法[J].计算机应用研究,2011,28(12):4780-4781.
- [6] STARING M, Van der HEIDE U S, KLEIN S, et al. Registration of cervical MRI using multifeature mutual information[J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 2009, 28(9): 1412-1421.
- [7] HAHN J, LEE C. Geometric attraction-driven flow for image segmentation and boundary detection[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2010, 21(1): 55-66.
- [8] HE Ning, ZHANG Peng. Variational level set image segmentation method based on boundary and region information[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(10): 2215-2219.
- [7] 朱焜,艾廷华,王洪.基于条带扫描思想的线目标缓冲区快速构建[J].测绘学报,2006,35(2):171-176.
- [8] 张宏,温永宁,刘爱丽,等.地理信息系统算法基础[M].北京:科学出版社,2006:185-200.
- [9] 白帆,张福浩.多目标缓冲区生成算法[J].全球定位系统,2011(1):38-41.
- [10] 彭李,何贞锐,刘少华,等.一种有效的线状缓冲区生成算法[J].测绘与空间地理信息,2008(5):60-62.
- [11] 李金山,方金云.基于平面扫描的双线圆弧缓冲区生成算法[J].计算机工程与应用,2007,43(23):28-31.
- [12] 周培德.计算几何—算法设计与应用[M].2版.北京:清华大学出版社,2005:217-223,239-241.
- [13] 邓俊辉.计算几何—算法与应用[M].北京:清华大学出版社,2008:23-37.
- [14] CHAZELLE B, EDELSBRUNNER H. An optimal algorithm for intersecting line segments in the plane[J]. Journal of the Association for Computing Machinery, 1992, 39(1): 1-54.
- [15] SUNDAY D. The intersections for a set of 2D segments, and testing simple polygons[EB/OL]. http://softsurfer.com/Archive/algorithm_0108/algorithm_0108.htm.

2.3 剔除非边界点

经过求交运算计算出来的交点有些可能位于整个缓冲区的内部,需要予以剔除。当折线的点很多(n 个)、交点也很多(m 个)时,通过计算每个交点到折线的各个线段的最短距离的方法进行判断,时间复杂度为 $O(mn)$,效率十分低下,因此需要一种高效的剔除算法。

实际上,折线上的很多线段离交点很远,根本无须参与剔除计算,因此快速找到那些需要判断的线段是提高剔除算法的关键。本文设计了一个算法,能够利用前一个交点进行剔除判断后的中间结果,从而十分迅速地找到当前交点对应的需要判断的多个线段,效率大为提升。算法的思路如下:

a) 对折线点数组生成线段数组,每个线段包含两个点 start , end , 并且满足 $\text{start}.x \leq \text{end}.x$, 然后对线段数组按 $\text{start}.x$ 递增进行归并排序;同时也对交点数组按 x 递增进行归并排序。如图6所示,排序后,线段数组为 01、12、54、56、34、32、67、78;交点数组为交点1、2。

b) 每个交点在 x 方向上有一个缓冲区间 $[x - \text{radius}, x + \text{radius}]$, 即图6中对应的 $[\text{leftX}, \text{rightX}]$ 。凡是全部或者部分位于这个区间的线段都是需要判断的线段,取舍条件是 $\text{start}.x < \text{rightX} \ \&\& \ \text{end}.x > \text{leftX}$ 。用一个临时线段数组 segments 存放前一交点记录下来的多个线段,一个标记 startIndex 记录前一交点判断完毕后线段数组的索引位置。

依次从交点数组中取出一个交点。对于每个交点,首先更新 segments , 剔除里面不满足取舍条件的线段,然后依次判断该交点到 segments 中各个线段的距离是否小于缓冲半径。如果小于,则剔除该交点, startIndex 保持不变;否则,从 startIndex 开始,从线段数组中依次取线段。如果线段满足取舍条件,则加入 segments 中,并且判断该交点到线段的距离是否小于缓冲半径,如果小于,则剔除该交点;否则判断下一条线段,直到有一条线段满足点到该线段的距离小于缓冲半径(点在缓冲区内)或者线段的 $\text{start}.x \geq \text{rightX}$ (点在边界上)终止。 startIndex 的值取剔除成功时的位置加1或剔除失败时的索引。

如图6所示,对于交点1, startIndex 为0, segments 没有元素。线段01不满足取舍条件,可以跳过。线段12满足取舍条件,加入 segments 中,点到该线段的距离大于缓冲半径,则判断下一线段54。线段54满足取舍条件,加入到 segments 中,点到54的距离小于缓冲半径,则可以剔除该交点,更新 startIndex 为3,指向线段56。

对于交点2,首先判断 segments 中12、54是否满足取舍条件,然后计算点到12、56的距离。因为交点到56的距离小于缓冲半径,所以可以剔除该交点。假设 segments 中没有线段满足交点到线段的距离小于缓冲半径,则从 startIndex 开始,依次判断56、34、32、67。如果其中一个满足判断条件,则剔除该点,如果都不满足,因为78的 $\text{start}.x$ 已经大于 rightX , 所以此时交点不在缓冲区内。 startIndex 指向线段78。如此重复,便可以剔除所有的交点。

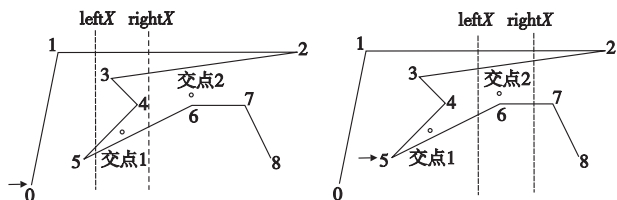


图6 剔除算法示例

2.4 跟踪生成缓冲区边界

经过计算交点并剔除在缓冲区内部的交点后,剩下的交点均位于缓冲区的边界上,为最终缓冲区上的点。此时构造缓冲区的策略借鉴采用两多边形求并的双线算法^[12]。其具体思想是:从交点集合中选择一点,沿着前进方向跟踪,遇到交点则跳转到交点所在的另外一个单元上,如此重复,直到回到该交点;如果还有剩余交点,则重复上述过程,直到所有的交点都参与构造缓冲区边界。此处的一个难点是,确定跟踪时选择的第一个交点是出点还是入点,可以根据叉积进行判断。这个过程中也一并处理了自相交问题。最终生成的缓冲区边界如图7所示。

3 实验结果与分析

本算法已用 ActionScript3.0 编程实现,在 Chrome 浏览器下运行测试。该算法能够避免失真问题,同时可自动处理自相交问题。图8展示了对100条随机线段生成的缓冲区效果。

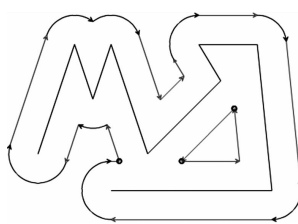


图7 最终缓冲区边界

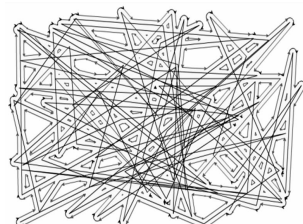


图8 最终缓冲区结果

本文对随机分布的100条线段($x[0 \sim 800]$, $y[0 \sim 600]$, 缓冲半径为10)和沿 X 递增轴分布的1000条线段(缓冲半径为50)进行测试,各个阶段的结果如表1和2所示。

表1 折线线段集测试结果

各阶段结果	随机线段集	递增线段集
总计耗时/ms	137	49
构造初始边界耗时/ms	7	9
求交耗时/ms	58	32
交点总数/个	3 929	314
剔除非边界点耗时/ms	63	4
边界上的交点数/个	399	310
跟踪边界耗时/ms	7	3

表2 不同缓冲半径计算耗时(100条随机线段)

结果	缓冲半径					
	10	14	18	22	26	32
计算时间/ms	138	104	96	88	88	79

分析表1发现,整个缓冲区的计算效率和交点数有很大关系。当交点数较多时,不仅求交算法比较耗时,剔除非边界点同样耗时。因此对缓冲区效率的影响主要集中在求交算法和剔除算法上面。

分析表2发现,本算法具有一定的缓冲区自适应性。随着缓冲区的扩大,相交的可能性增大,但是会有不少线段/弧段位于缓冲区的内部,通过删除/更新这些单元以减少参与求交运算的线段/弧段,从而使缓冲区生成效率保持相对稳定。

4 结束语

本算法在传统的双线圆弧算法的基础上,通过减少参与求交的线段/弧段、改进平面扫描算法、设计高效的非边界点剔除算法和利用方向性质追踪生成缓冲区边界四个部分对文献[7,11]提出的基于线段/弧段的平面扫描算法加以改进。(下转第4389页)