

基于多尺度梯度矢量场 GAC 模型的 MR 医学图像分割

彭进业 郝重阳 齐华 齐敏

(西北工业大学电子信息学院, 西安 710072)

摘要 医学图像分割是图像分割技术的一个重要应用领域, GAC(测地线活动轮廓)模型是基于 PDE(偏微分方程)方法中一种常用的图像分割模型, 使用这种模型时, 如何选择合适的平滑尺度是影响分割效果的重要因素之一。提出了一种基于多尺度梯度矢量场 GAC 模型图像对象轮廓提取的 MR 图像分割方法, 用多尺度梯度矢量取代 GAC 模型中单一尺度下平滑图像的梯度矢量, 提高了 GAC 模型的收敛速度, 有效地改善了局部极小值问题。实验结果验证了该方法的有效性。

关键词 医学图像分割 核磁共振图像 多尺度梯度矢量场 测地线活动轮廓模型

中图法分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2007)07-1214-04

MR Image Segmentation Based on GAC Model with Multiscale Gradient Vector Field

PENG Jin-ye, HAO Chong-yang, QI Hua, QI Min

(School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

Abstract PDE (partial differential equation) based GAC (geodesic active contour) model is useful for medical image segmentation. To improve the local minimum problem of GAC model, usually we need smooth the image with a proper smoothness scale before we acquire the gradients of the image. But it is difficult to choose the smoothness scale as we usually do in acquiring the gradients of the approximating image by smoothening it with a single scale. In order to overcome this drawback, multi-scale gradient vector field is used instead of single-scaled gradient vector of images in GAC model. The multi-scale gradient vector field, which can be obtained by updating the gradient vector for each position of the image from lower to higher levels resolution, is still smooth enough in the whole image and accurate for the main edges of the image. The experimental results show that this improved GAC model is effective for MRI (magnetic resonance imaging) segmentation.

Keywords medical image segmentation, MRI, multiscale gradient vector field, geodesic active contour model

1 引言

医学图像分割是图像分割技术的一个重要应用领域, 其目标是希望将 MRI(核磁共振图像)、CT(计算机断层扫描)等医学图像中感兴趣的对象与图像中的其余部分分离, 以便为临床诊疗提供重要参考。直到目前, 医学图像的分割仍然是一件十分困难的

事情。困难主要来源于两个方面: 第一, 图像分割本身是一个“病态”问题。它的解不是唯一的。第二, 关于“轮廓”的准确描述和检测比较困难, 因一幅医学图像中包含有丰富的有用信息, 例如边缘、灰度、形状、纹理等, 因此很难用一种统一的方法来实现轮廓提取。目前已经有了若干图像分割方法^[1], 主要可分为基于区域的图像分割^[2]和基于边缘的图像分割^[3]等类型。近年来基于 PDE(偏微分方程)的

基金项目: 国家博士点基金项目(20040699015)

收稿日期: 2007-01-15; 改回日期: 2007-04-09

第一作者简介: 彭进业(1964 ~), 男, 博士, 教授, 博士生导师。主要研究方向为图像处理与模式识别。E-mail: jinyepeng@hotmail.com

图像分割方法^[4]得到了广泛关注,其中一类成功的方法是 1987 年由 Kass 等人最早提出的活动轮廓(active contour)或“蛇”(Snake)模型^[5],基本思想是将图像分割问题归结为最小化一个封闭曲线的“能量”泛函的问题。为了解决这一方法中自由参数设置不便的问题,Sapiro 等人提出了一种测地线活动轮廓(geodesic active contour,GAC)模型^[6,7],由于这种模型是以曲线的固有几何性质——弧长为基础建立的,因而消除了原有蛇模型依赖于自由参数的缺陷,并且由于采用水平集方法求解,因而大大拓宽了它的应用范围。目前这种模型被认为是图像分割的 PDE 方法中最基本的活动轮廓模型之一。但这种模型存在两个方面的问题,首先,为了使曲线演化最终能稳定到理想的局部极小值而不是稳定在其他的非理想的局部极小值,初始曲线的选用就变成一个至关重要的问题。其次,对图像灰度平坦区,一阶和二阶导数几乎为零,曲线演化将停止。文献[8]给出了具体说明和例子,并试图通过增加曲率常数项来克服这一缺陷。但是这种方法却带来了另一问题,即如果对象边界的某些局部的梯度模值不够大,即存在一些小的缝隙,这时如果曲率常数项较大,曲线将可能穿透边界。而在不使用常数项时,曲率本来会停下来,即用一小段直线将这种缝隙胶合起来。在实践中如何选定合适的常数项,只能根据待处理图像的具体情况,由实验方法加以确定。文献[9]提出的解决这一问题的方案是引入“边缘流矢量场”,并将它分解为“保守场”(conservative field)和“无散场”(solenoidal field)两部分,它的缺点是计算工作量大而且其物理意义也不够明确直观。

采用多尺度梯度矢量取代 GAC 模型中单一尺度梯度矢量,使得它不仅对噪声有较好的鲁棒性,也不会出现大片区域模值为零的问题^[10],应用于医学图像 MRI 数据的分割,取得了满意的实验结果。

2 基于多尺度梯度矢量场的 GAC 模型

2.1 多尺度梯度矢量场

对于图像 $I(x,y)$ 的第 j 级近似图像 $A_j(x,y)$,其梯度矢量场为 $\nabla A_j(x,y)$,现假定有 $j=0, -1, \dots, -J$ 级近似图像,可按下列算法形成多尺度梯度矢量场。

(1) 计算 $\nabla A_{-j}(x,y)$ // 最粗一级的梯度矢量场。令 $V = \nabla A_{-j}(x)$ // 初始化多尺度矢量场

(2) For $j = -J$ To 0

```

    For each  $(x,y)$ 
      
$$V = \begin{cases} V + \nabla A_j & |\angle V(x,y) - \angle \nabla A_j(x,y)| < \theta \\ V & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

    End For  $(x,y)$ 
  End For  $j$ 

```

其中, λ_j 和 θ 是选定的常数。

这一算法的基本思路是:在低分辨率(大尺度)上的图像梯度能反映原图像的主要“边缘”。它在空间上的分布是足够平滑的,原始图像(最高分辨率 $j=0$)中的噪声和纹理细节将不会对低分辨率图像的梯度矢量场有明显的影响,但它的精度不够,即边缘的位置将有明显的偏移,并且有可能将“阴影”与“物体”混合起来。甚至将两个相距较近的“物体”混淆为一个“物体”。为了防止这种情况的发生, J 不宜取值过大,以保证原图中物体各自边缘在最低分辨率上仍然是可分辨的。

按上述算法从低至高(由粗至精)更新每一像素点的梯度矢量时,当在某一点 (x,y) 在高一级分辨率上的梯度矢量与原梯度矢量之间的夹角小于 $\theta = 45^\circ$ 时,它的“强度”(模)将被加强,而且方向将趋向“正确”(被高分辨率的梯度矢量方向修正)。反之,如果夹角过大,则说明在这一点的高分辨率梯度与“主要边缘”不一致,它可能是由噪声或纹理形成的,因而它被忽略(不参与修正更新),这样一直作到最高分辨率($j=0$ 级)所得的 $V(x,y)$ 就称为多尺度梯度矢量场。它在全部图像定义域内仍然是足够平滑的,并且其模的局部极大值的定位对于原图像的主要边缘而言是完全精确的。

2.2 基于多尺度梯度矢量场的 GAC 模型

测地线活动轮廓模型的出发点是 minimize 如下的“能量”泛函^[4]:

$$L_R = \int_0^{L(C)} g(|\nabla I[C(s)]|) ds \quad (2)$$

$L(C)$ 表示封闭曲线 $C(s)$ 的总长, ∇I 为图像 I 的梯度。这就是说,GAC 模型认为对象的轮廓对应于以 $g(\cdot)$ 为加权系数的最短程闭合曲线。

最小化式(1)所对应的梯度下降流为

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g\kappa N - (\nabla g \cdot N)N \quad (3)$$

式中, N 为曲线 C 的单位法向量, κ 为曲线 C 的曲率,注意函数 g 应理解为由函数 $g(|\nabla I(x,y)|)$ 所定义的 2 维函数,即

$$g(x,y) := g(|\nabla I(x,y)|)$$

常称之为边缘停止函数 (edge stopping function), 它的一个常用的选择是

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla \hat{I}|^p}, p = 1 \text{ or } 2 \quad (4)$$

式中, $\hat{I}(x, y)$ 是原图像的某种平滑近似图像, 例如,

$$\hat{I}(x, y) = I(x, y) * G_\sigma(x, y) \quad (5)$$

式中, G_σ 是方差为 σ 的 2 维 Gaussian 函数。也就是说函数 $g(x, y)$ 是来自于单一尺度的近似图像的梯度。这样就会产生一个严重的问题: 如果尺度过大, 会使得两个相距很近的物体不能分离, 阴影与物体不能分离。反之, 如果尺度过小, 则存在大片图像区域的梯度为零, 因而 ∇g 也就为零, 那么根据式(3),

如果在这些区域的曲线的曲率 $\kappa=0$ (一段直线), 就会使这部分曲线停止运动。尺度过小的另一问题是抗干扰能力较差。

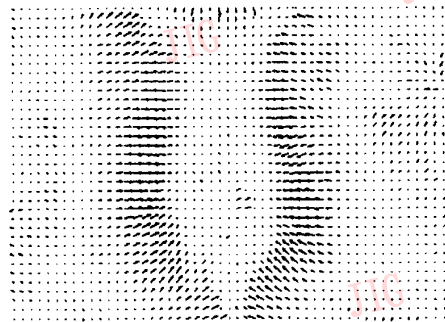
采用 2.1 节中定义的多尺度梯度矢量场 $|V|$ 取代式(4)中的 $|\nabla \hat{I}|$, 根据上面对 V 基本性质的分析, 它对噪声干扰是不会太敏感的, 而且它不会产生大片区域模值为零的问题, 因而可改善上述经典 GAC 方法所存在的两方面问题。

3 实验结果

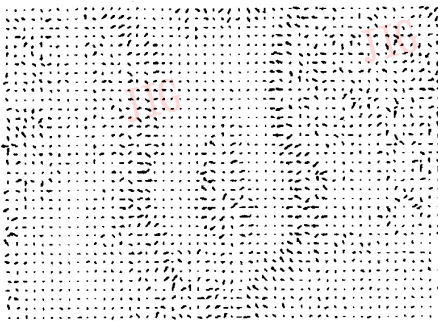
图 1 是一幅 MR 图像在不同平滑尺度下的梯度



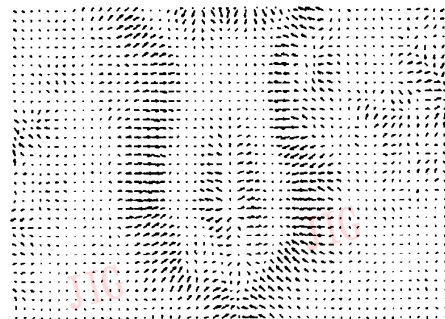
(a) 原图



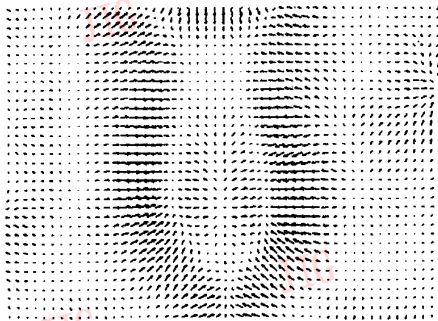
(b) 多尺度梯度矢量场



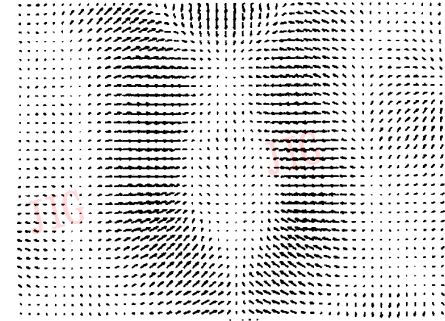
(c) 原图的梯度矢量场



(d) $\sigma=2$ 的梯度矢量场



(e) $\sigma=3$ 的梯度矢量场



(f) $\sigma=4$ 的梯度矢量场

图 1 MRI 的梯度矢量场

Fig. 1 Examples of gradient vector field of MRI

矢量场,为便于显示,只考察图 1(a)中方框内部分。图 1(c)~(f)分别是对原图 1(a)用 $\sigma=2,3,4$ 依次递进地进行高斯平滑后的梯度矢量场。不难看出, σ 取得小时由于受图像噪声影响,其梯度方向显得杂乱;随着 σ 的增大,图像不断被平滑,梯度矢量变得规则,但边界定位的准确性降低。图 1(b)是

图 1(c)~(f)的梯度矢量的综合(即多尺度梯度矢量场)。与单一尺度下的梯度矢量场比较可见,它不仅能减少噪声的影响,而且边界定位也较准确。图 2 是采用多尺度梯度矢量场对医学图像感兴趣对象提取的结果,其中 $|V|$ 是 $\sigma=2,3,4$ 依次递进地进行高斯平滑后的梯度矢量场的综合。

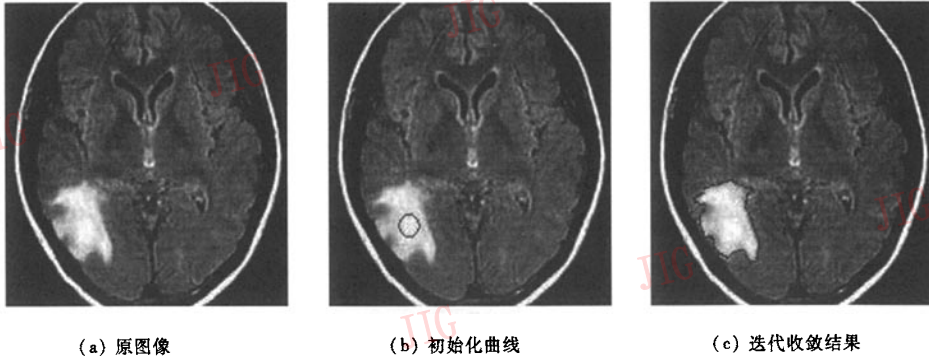


图 2 MRI 感兴趣区域分割结果

Fig.2 Extraction of interesting region of MRI

4 结 论

提出用多尺度梯度矢量场取代单一尺度梯度矢量场的 GAC 模型实现核磁共振图像(MRI)感兴趣区域分割的方法,实验结果表明,这一方法不仅有效地改善了局部极小值问题,事实上它对噪声也具有一定的鲁棒性。本文方法亦可推广应用于其他医学图像的分割。

致 谢 该文得到西北工业大学引进高层次人才科研启动基金(07XE0121)资助。特此感谢!

参考文献 (References)

- 1 Castleman K R. Digital Image Processing [M]. New Jersey, USA: Prentice Hall, 1996:452 ~ 669.
- 2 Adams R, Bischof L. Seeded region growing[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16 (6) :641 ~ 647.
- 3 Canny J F. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6) : 679 ~ 698.
- 4 Sapiro G. Geometric Partial Differential Equations and Image Analysis [M]. London: Cambridge University Press, 2002.
- 5 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1 (4) : 321 ~ 331.
- 6 Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours[A]. In: Proceedings 5th International Conference on Computer Vision [C], Boston, MA, USA, 1995: 694 ~ 699.
- 7 Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1) : 61 ~ 79.
- 8 Chung D H, Sapiro G. On the level lines and geometry of vector-valued images [J]. IEEE Signal Processing Letter, 2000, 7 (9) : 241 ~ 243.
- 9 Sumengen B, Manjunath B S. Edgeflow-driven Variational Image Segmentation: Theory and Performance Evaluation [DB/OL]. <http://vision.ece.ucsb.edu/publications/05TechRepBaris.pdf>, 2005-05-31.
- 10 Peng Jin-ye, Yang Wan-hai, Wang Yi-chun. Multiscale gradient vector field with application to image denoising and enhancement [A]. In: IEEE Proceedings on IHH-MSP'06 [C/CD], California, USA, 2006: 04041689. pdf.