

改进二值 LFI 医学图像分割模型

张建伟¹ 李小田¹

摘要

基于区域活动轮廓模型在处理医学特定分割目标时,受到图像背景影响较大,难以提取目标边界轮廓.针对这一问题,提出一种改进 LFI 模型.该模型构造出局部适当图像来逼近原图像,且引入吸附因子约束曲线演化方向,恢复曲线演化渐进性,使得分割具有针对性.采用二值水平集方法实现整个分割过程,避免了传统水平集数值不稳定性.实验结果表明该方法可以快速有效地分割特定医学图像目标.

关键词

二值水平集;LBF 模型;曲线渐进性;图像分割

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

收稿日期 2011-10-18

资助项目 国家自然科学基金(61173072);国家自然科学基金青年基金(61003209);江苏省自然科学基金(BK2011824);江苏省高校自然科学基金(10KJB520012)

作者简介

张建伟,男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为图像处理与分析、模式识别、数值分析与算法. zhangjw@nuist.edu.cn

0 引言

目前,医学成像技术随着计算机技术的高速发展已得到了飞速发展和应用,为医生做出准确的诊断和合理的治疗方案提供了有利条件.然而,由于人体解剖结构的复杂性以及成像质量受多种因素影响使得医学图像分割成为一个难点.活动轮廓模型是较早将高层知识与图像的底层知识相结合来理解、处理图像的模型,它不依赖图像质量,可以得到光滑且封闭的目标边界,是医学图像分割的有效工具.活动轮廓模型基本思想是:将弹性势能及弯曲势能引入模型,将其作为模型的内部能量,并与图像信息的外部能量有机结合,在内部能量作用下,正则演化曲线使之平滑,在外部能量的驱动下,向目标边界处演化,演化曲线以极小化能量泛函方式向目标边界运动来完成图像分割.

活动轮廓模型大致可分为:基于边界的模型^[1-3]和基于区域的模型^[4-10].基于传统边界的模型往往采用图像梯度信息,对于较明显边界目标分割具有较好分割效果,然而,医学图像往往含有噪声、弱边界以及偏移场现象,使得该类模型通常得不到理想分割效果.基于区域的模型则利用图像的区域信息来完成图像分割,具有基于边界的模型不具有的优点,对噪声、弱边界情况都适用.例如 C-V 模型^[4],其实质就是寻找一个分界线光滑的二常值函数来最佳拟合灰度图像. C-V 模型形式简单,采用图像全局信息,因而对噪声、弱边界和离散状态边界目标都具有较好分割效果,但是,该模型很难处理医学图像偏移场等情况.针对这一问题, Li 等^[5-6]提出了 LBF(Local Binary Fitting)模型. LBF 模型考查核函数所控制图像局部均值信息,计算随空域变化而变化的小邻域信息,较好地克服了图像灰度不均匀的影响,但是它需要对图像数据进行大量核卷积计算,计算量较大,造成分割效率低下.为此, Zhang 等^[7]提出了基于二值水平集函数的 LFI(Local Fitting Image)模型. LFI 模型利用图像局部均值信息,通过构造局部适当图像逼近原图像来完成图像分割,并且整个过程采用二值水平集函数实现,分割效率得到了较大提高,但是,该模型丧失演化曲线的渐进性,使得图像分割性能类似阈值分割方法,难以对特定医学图像目标进行分割.

针对医学特定目标分割问题,本文提出一种改进基于二值水平集 LFI 模型.本文引入吸附因子作为曲线新的约束力,在该作用力下,

¹ 南京信息工程大学 数学与统计学院,南京, 210044

演化曲线逐步和有序地向目标边界靠近,来降低图像背景对目标分割的影响,使得模型有针对性地为目标边界进行分割.

1 背景

1.1 LBF 模型

针对 C-V 模型很难处理医学图像分割问题, Li 等^[5-6]提出了 LBF 模型,其基本思想是:假定图像小邻域亮度变化缓慢,可以近似为 2 个常数,将 C-V 模型局部化来克服图像偏移场影响. 其能量总泛函为 $E^{\text{LBF}}(\phi, f_1, f_2) = E^{\text{Fit}}(\phi, f_1, f_2) + \mu P(\phi) + \nu L(\phi)$. (1) 其中, μ 和 ν 是正常数, $P(\phi)$ 是水平集正则项, $L(\phi)$ 是零水平集,表示曲线长度项, $E^{\text{Fit}}(\phi, f_1, f_2)$ 是局部二值拟合能量项,定义如下:

$$E^{\text{Fit}}(C, f_1, f_2) = \int_{\Omega} E_x^{\text{Fit}}(C, f_1(x), f_2(x)) dx = \lambda_1 \int \left(\int_{\text{outside}(C)} K_{\sigma}(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 H(\phi(y)) dy \right) dx + \lambda_2 \int \left(\int_{\text{inside}(C)} K_{\sigma}(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 (1 - H(\phi(y))) dy \right) dx. \quad (2)$$

其中, λ_1 和 λ_2 是正常数, $H(\phi)$ 为 Heaviside 函数, $K(x-y)$ 是核函数.

LBF 模型通过考查核函数 $K(x)$ 所控制邻域灰度均值来降低偏移场对分割的影响,较好地分割医学图像. 但正是引入核函数 $K(x)$,使得该模型在实现分割过程中,需要大量核函数卷积,计算花费较大,另外,该模型分割医学特定目标时,往往要考虑到图像背景对分割的影响,导致参数 λ_1 和 λ_2 选择比较繁琐,甚至会导致错误分割结果.

1.2 LFI 模型

针对 LBF 模型过多使用卷积运算,致使其分割效率低下问题, Zhang 等^[7]提出了 LFI 模型. 该模型采用图像局部均值信息构造局部适当图像逼近原图像来完成图像分割,整个分割过程采用二值水平集实现. 构造局部适当图像函数 I^{LFI} 如下:

$$I^{\text{LFI}} = f_1(x)H(\phi(x)) + f_2(x)(1 - H(\phi(x))). \quad (3)$$

$f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 是演化曲线内外局部均值,根据文献[8],极小化式(2),得到表达式:

$$\begin{cases} f_1(x) = \frac{K_{\sigma}(x) * [H(\phi(x))I(x)]}{K_{\sigma}(x) * H(\phi(x))}, \\ f_2(x) = \frac{K_{\sigma}(x) * [(1 - H(\phi(x)))I(x)]}{K_{\sigma}(x) * (1 - H(\phi(x)))}. \end{cases} \quad (4)$$

K_{σ} 是核函数, σ 是标准方差, $*$ 表示卷积运算, I 是原图像. 局部适当图像函数 I^{LFI} 由两个分段随着空域变化而变化的局部灰度信息函数 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 构造,当图像完整分割时,此时局部适当图像 I^{LFI} 近似原图像 I . 所以构造局部适当图像 I^{LFI} 与原图像 I 的近似程度的能量泛函如下:

$$E^{\text{LFI}}(x) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (I^{\text{LFI}} - I)^2 dx, \quad x \in \Omega. \quad (5)$$

其中, Ω 是图像区域, E^{LFI} 是测量局部适当图像 I^{LFI} 与原图像 I 的相似程度. 极小化能量泛函 E^{LFI} , 演化曲线内外局部均值构造局部适当图像 I^{LFI} 函数近似图像 I , 此时演化曲线实际是图像目标和背景区域分界线,这样可达到分割图像 I 的目的. 通过梯度下降流,得到水平集函数 ϕ 的演化方程:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = (I - I^{\text{LFI}})(f_1 - f_2)\delta(\phi). \quad (6)$$

该模型采用二值水平集函数实现整个图像分割,对演化曲线进行高斯滤波,达到平滑不规则演化曲线的目的. 相比 LBF 模型, LFI 模型只利用两个局部均值,减少了核函数卷积计算,同样可以克服图像偏移场影响;其次,采用二值水平集实现,避免了 LBF 模型传统水平集重新初始化过程,提高了分割效率. LFI 模型采用二值水平集实现,虽然避免了重新初始化过程,但是丧失了传统水平集曲线保持逐次向目标演化的特性,使得该模型分割性能类似阈值分割方法.

2 改进的 LFI 模型

在传统水平集活动轮廓模型中,当坐标变量 (x, y) 离零水平集越近时,图像灰度 $I(x, y)$ 与图像目标灰度越靠近,所以水平集函数 $\phi(x, y)$ 的符号越容易发生改变. 对于二值水平集活动轮廓模型,假定图像 I 可分为背景区域 Ω_1 和目标区域 Ω_2 ,当坐标变量 $(x, y) \in \Omega_1$ 时,水平集函数 $\phi = 1$; $(x, y) \in \Omega_2$ 时, $\phi = -1$. 这样强制水平集函数 $\phi = \pm 1$,使得坐标变量 (x, y) 与零水平集函数之间距离不依赖于水平集函数 $\phi(x, y)$ 的符号的改变. 为了恢复传统水平集中曲线演化有序向目标靠近的性质,本文限制其符号变化在水平集函数所表示的轮廓线的邻近区域,将式(3)改写成如下新的水平集函数 ϕ 方程:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = |G_{\sigma} * \nabla \phi| (I - I^{\text{LFI}})(f_1 - f_2)\delta(\phi). \quad (7)$$

其中 G_{σ} 是方差为 σ 的二维高斯滤波器, $*$ 表示卷积算子, ∇ 表示梯度算子. 与式(6)相比,根据文献

[11]可知:由于高斯核函数局部性质,当坐标变量 (x,y) 远离演化曲线时,使得 $|G_\sigma * \nabla \phi|$ 将趋近于零;相反,当坐标变量 (x,y) 接近演化曲线时, $|G_\sigma * \nabla \phi|$ 将取得较大的值.类似文献[11],新乘积因子在演化曲线邻近区域有抑制二值水平集函数发生突变的作用,使得曲线演化方向局部逐次变化,防止远离目标边界演化曲线杂乱生成,一定程度上降低了图像背景对分割的影响.在分割目标边界过程中,演化曲线的移动和形变是有序的、逐步的.

改进的LFI算法步骤如下:

- 1) 初始化二值水平集函数 $\phi(x)$;
- 2) 根据式(4)计算 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$;
- 3) 根据式(7)进行演化水平函数 $\phi(x)$;
- 4) 根据 $\phi = G_\sigma * \phi$,对水平集函数 ϕ 平滑;
- 5) 返回步骤2),直到满足迭代停止条件.

3 实验结果与分析

本文实验在Dell 2.0 GHz,1 GB RAM计算机上Matlab7.0实现,时间步长 $t = 0.01$ s.根据文献[5-7],计算图像窗口统计信息函数 w ,采用高斯模板大小为 $(4m+1) \times (4m+1)$.根据文献[8],将选择曲线高斯平滑模板大小为 $k \times k$,其中 k 取值为[3, 13], σ 取值范围为[0.5, 2].本文对照实验采用文献[10]方法作为标准分割结果.

图1是左心室核磁共振图像分割比较.图1a是原图像及初始曲线,该图像含有较明显偏移场现象.图1b是LBF模型迭代300次,用时23.543 250 s分割结果,该模型小邻域均值信息较好克服图像偏移场影响,全局实现也将目标外部同质区域分割出来,但演化曲线陷入局部最优.图1c是LFI模型迭代400次,用时15.014 451 s分割结果,该模型局部信息较好反映目标灰度特征,较好区分目标区域,与LBF模型类似将非目标区域分割出来.图1d是本文方法迭代150次,用时8.469 804 s分割结果.从图1d中可以看出:轮廓线在局部信息指引下,降低了图像偏移场对分割的影响,很好地抑制了远离目标区域曲线演化,将目标区域从复杂背景区域分割了出来.

图2是真实脑部胼胝体图像分割比较.图2a是原始图像,手动取得初始曲线.图2b是LBF模型迭代300次,用时98.459 566 s分割结果.该模型局部均值信息虽较好克服图像偏移场影响,但是该模型易受到图像背景干扰,难以分割出目标边界.图2c

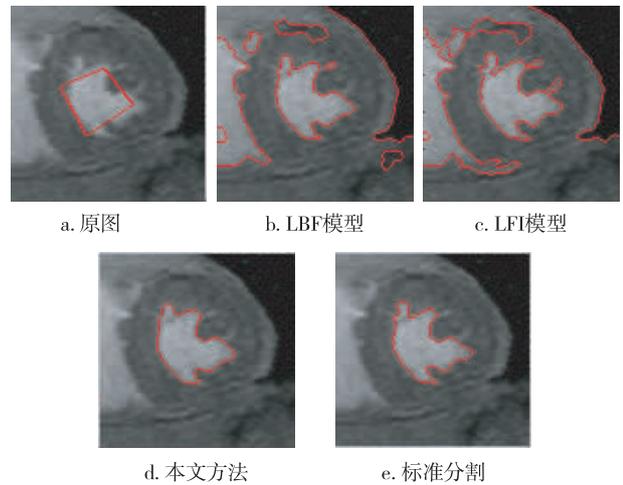


图1 左心室核磁共振图像分割比较
Fig.1 Left ventricle segmentation results on MR image by different models

是LFI模型迭代400次,用时90.376 805 s分割结果.该模型较好分割出脑部胼胝体,但目标外部曲线杂乱生成,陷入局部最优.图2d是本文方法迭代300次,用时87.260 371 s分割结果.从图2d中可以看出:在局部信息作用下,较好地克服了目标偏移场的影响,演化曲线在新约束力下较好完整地为目标边界提取出来.

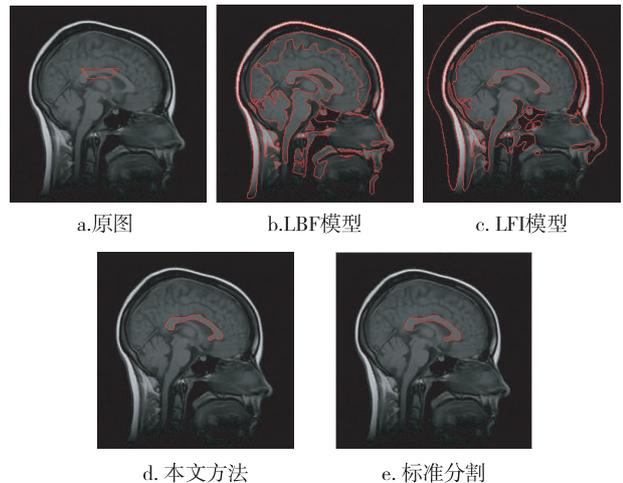


图2 真实脑部胼胝体图像分割比较
Fig.2 Corpus callosum segmentation results on brain image by different models

图3是脑部核磁共振图像肿瘤分割比较.图3a是原始图像,手动曲线取得初始曲线.图3b是LBF模型迭代400次,用时32.952 931 s分割结果.该模型全局实现时,将目标区域和整个图像同质区域分

割出来,造成错误分割结果.图3c是LFI模型迭代400次,用时13.892774s分割结果.该模型将目标外同质区域错误分割,演化曲线因模型局部特性陷入局部最优.图3d是本文方法迭代200次,用时11.681258s分割结果.由图3d可知:演化曲线在新约束力作用下,构造出局部适当图像更加逼近原图像,而且很好地抑制了远离目标水平集函数符号的突变.

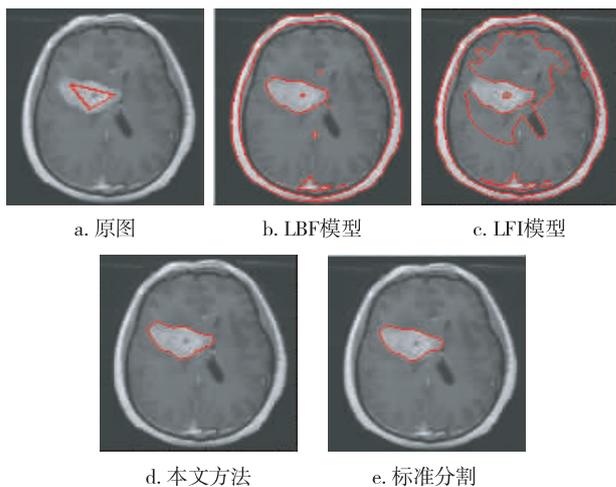


图3 脑部核磁共振图像肿瘤分割结果比较

Fig. 3 Tumor segmentation results on brain MR image by different models

图4和5分别是本文方法与LBF模型以及LFI模型在图1—3上分割效率和精度比较结果.分割精度采用Jaccard Similarity (JS)^[12]进行判断,即 $J(S_1, S_2) = \frac{|S_1 \cap S_2|}{|S_1 \cup S_2|}$.其中, S_1 是标准分割结果, S_2 是待判断分割结果.由图4、5可知,本文方法在时间效率和分割准确性上优于LBF模型和LFI模型.LBF模型和LFI模型采用图像区域信息进行分割,易受到图像背景影响,严重影响模型分割效果,本文方法的新演化曲线作用力有效约束新曲线生成,一定程度上降低了图像背景的影响,可以有效分割医学图像特定目标.

4 结语

本文提出一种改进LFI医学图像特定目标分割模型.该模型在LFI模型基础上,引入演化曲线新约束力,使得二值水平集函数在图像分割中保持曲线的渐进性,在保留二值水平集简单高效优点的同时,恢复传统水平集有序分割目标特点.另外,改进模型

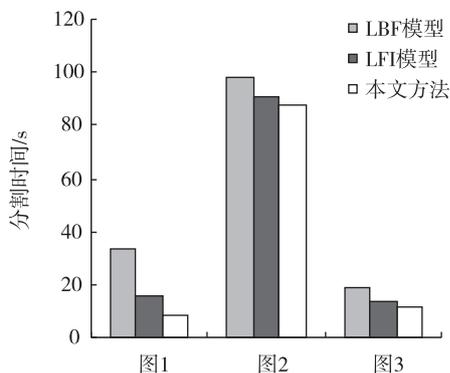


图4 分割效率对比

Fig. 4 Segmentation efficiency comparison

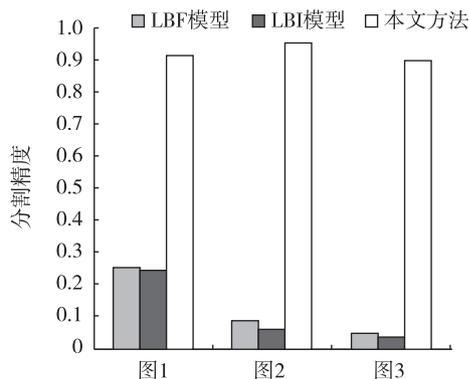


图5 分割精度对比

Fig. 5 Segmentation accuracy comparison

与LFI模型以及LBF模型相比较,可以抑制远离演化曲线区域发生突变,一定程度上降低了图像背景对分割的影响.

参考文献

References

- [1] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321-331
- [2] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 61-79
- [3] Li C M, Xu C Y, Gui C F, et al. Level set evolution without re-initialization: A new variational formulation [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2005: 430-436
- [4] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277
- [5] Li C M, Kao C Y, Gore J C, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition

- (CVPR),2007;1-7
- [6] Li C M, Kao C Y, Gore J C, et al. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17 (10): 1940-1949
- [7] Zhang K H, Song H H, Zhang L. Active contours driven by local image fitting energy [J]. Pattern Recognition 2010, 43 (4): 1199-1206
- [8] Zhang K H, Zhang L, Song H H, et al. Active contours with selective local or global segmentation; A new formulation and level set method [J]. Image and Vision computing, 2010, 28 (4): 668-676
- [9] Wang L, Li C M, Sun Q S, et al. Active contours driven by local and global intensity fitting energy with application to brain MR image segmentation [J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2009, 33 (7): 520-531
- [10] Wang L, He L, Mishra A, et al. Active contours driven by local Gaussian distribution fitting energy [J]. Signal Processing, 2009, 89 (12): 2435-2447
- [11] 朱国普. 基于活动轮廓模型的图像分割 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学航天学院, 2007
- ZHU Guopu. Image segmentation based on active contour model [D]. Harbin: School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, 2007
- [12] Vovk U, Pernus F, Likar B. A review of methods for correction of intensity inhomogeneity in MRI [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2007, 26 (3): 405-421

Adapted binary LFI medical image segmentation model

ZHANG Jianwei¹ LI Xiaotian¹

¹ School of Mathematics & Statistics, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

Abstract It's difficult to extract the target boundary using the region-based active contour models, for the interference of the image background when dealing with the medical target segmentation. An improved model of adapted LFI is proposed to solve this problem. The model constructs local fitting images to approach the initial image, and introduces the attractive factor to restrain curve evolution equation and well resume the curve gradualist, thus targets the image segmentation. The binary level set is employed to the whole segmentation process, which can avoid the numerical instability by the traditional level set. The application results show that the proposed method can segment the required target effectively and rapidly from medical images.

Key words binary level set; LBF model; curve gradualist; image segmentation