文章编号: 1000-8608(2016)01-0028-07

# 基于改进 LGDF 模型的超声图像自动分割方法

## 朱永杰,邱天爽\*

(大连理工大学 电子信息与电气工程学部,辽宁 大连 116024)

摘要:基于局部高斯分布拟合能量(LGDF)模型的图像分割方法,对初始轮廓选取及参数选 择较敏感.如果初始轮廓手动选取不当会由于陷入局部极小值而导致分割失败,且分割速度 较慢.针对以上不足,提出了一种改进的 LGDF 模型的超声图像自动分割方法.该方法的正 则化项由具有双极值点的势函数构成,在水平集函数进化过程中,可以避免由单极值点势函 数造成的水平集函数震荡和扭曲,从而加快了收敛;另外,将局部熵阈值分割的结果作为 LGDF 模型的初始轮廓,接近真实轮廓,可以克服手动选取初始轮廓的影响.实验结果表明, 该方法能自动获取合适的超声图像初始轮廓,并得到较好的分割结果,同时大大提高了分割 速度.

关键词:局部熵;超声图像;自动分割;局部高斯分布拟合能量(LGDF);正则 化项

**中图分类号**:O235

文献标识码:A

doi:10.7511/dllgxb201601005

# 0 引 言

超声图像自动分割是临床医学图像分析的关 键步骤,特别是在计算机辅助诊断中需要自动将 病灶区域分割出来.因超声成像具有实时、无创、 低价及安全等特点,被广泛用于临床医学辅助诊 断,但由于其具有噪声大、对比度低、灰度不均匀 等缺点,给分割带来了极大挑战.

近年来,基于曲线演化理论和水平集方法<sup>[1]</sup> 的几何活动轮廓模型<sup>[2]</sup>广泛地应用于图像分割, 尤其是医学图像分割.几何活动轮廓模型可以大 致分为两类:一类是基于边缘信息的<sup>[3-5]</sup>,另一类 是基于区域信息的<sup>[6-8]</sup>.基于边缘信息的模型利用 图像的梯度信息驱使轮廓向图像边缘靠近,显然 这种方法对噪声及弱边界很敏感.基于区域信息 的模型利用区域的某种特征如灰度、颜色等来引 导轮廓向图像边界靠近,这种方法对噪声及弱边 界图像分割有一定的鲁棒性,故得到了广泛的重 视.但基于区域活动轮廓方法一般依赖图像在每 个分割区域灰度分布是均匀的这一假设,对灰度 分布不均匀图像如医学图像分割效果不是很好.

近年来,有很多研究人员提出了利用图像的 局部信息来提高活动轮廓模型的分割精度的方 法.Wang等<sup>[9]</sup>提出了基于局部高斯分布拟合能 量(local Gaussian distribution fitting energy, LGDF)模型的图像分割方法,该方法将图像的局 部灰度用高斯分布来描述,然后用极大后验概率 定义了局部高斯分布拟合能量方程,对局部高斯 分布拟合能量方程积分,得到图像全局拟合能量 方程,通过水平集方法求解能量方程.高斯分布的 均值与方差作为方程的空间变量,对图像的灰度 不均匀性有更好的鲁棒性.然而,该方法也有不 足:(1)每次分割需要手动选取初始轮廓,且对初始 轮廓比较敏感;(2)算法收敛较慢,迭代次数较多.

针对 LGDF 模型分割问题,本文提出基于局 部熵和改进正则化项的 LGDF 超声图像自动分 割方法,选择一种双极值点函数作为势函数来定 义 LGDF 模型的正则化项,将局部熵阈值分割的 结果作为 LGDF 方法的初始轮廓.

收稿日期: 2015-08-02; 修回日期: 2015-10-28.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(81241059,61172108);"十二五"国家科技支撑计划资助项目(2012BAJ18B06-04).

作者简介:朱永杰(1990-),男,硕士生,E-mail;yjzhu5@live.com;邱天爽\*(1954-),男,教授,博士生导师,E-mail;qiutsh@dlut.edu.cn.

#### 29

# 1 分割方法

#### 1.1 LGDF 模型

LGDF 模型<sup>[9]</sup>能量泛函由两部分组成,即局 部拟合能量项 E<sup>f</sup> 和正则化项 E<sup>r</sup>,方程描述如下:

 $E^{LG} = E^{i} + \mu E^{r}$  (1) 其中  $\mu$  为正常数. 假设  $\Omega \subset R^{2}$  是二维图像空间 域,  $I: \Omega \rightarrow R$  为图像灰度. 将图像区域  $\Omega$  被轮廓分 割的不相连的子区域记作  $\Omega_{1}, \dots, \Omega_{N_{d}},$ 满足  $\Omega_{i} \cap$  $\Omega_{j} = \emptyset, \forall i \neq j, \Omega = \bigcup_{i=1}^{N_{d}} \Omega_{i},$ 其中  $N_{d}$  为被轮廓 C 分 割的区域个数,则

$$E^{t} = \int \left( \sum_{i=1}^{N_{d}} \int_{\Omega_{i}} -K_{\rho}(y-x) \log p_{i,x}(I(y)) dy \right) dx$$
(2)

式中: $K_{\rho}(\cdot)$ 是以 $\rho$ 为参数的高斯核函数,是一 个局部函数; $p_{i,x}(I(y))$ 是第i个区域的灰度值概 率密度函数,LGDF 模型中假设 $p_{i,x}(I(y))$ 服从 均值与方差为变参的局部高斯分布;

$$p_{i,x}(I(y)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i(x)} \exp\left(-\frac{(I(y) - \mu_i(x))^2}{2\sigma_i^2(x)}\right)$$
(3)

其中 $\mu_i(x)$ 和 $\sigma_i(x)$ 分别是第i个区域的局部灰度均值和标准差<sup>[9]</sup>.

正则化项的作用是在水平集演化过程中,在 不用重新初始化的前提下来削减水平集函数与符 号距离函数之间的偏差,使水平集函数始终保持 符号距离函数特性<sup>[10]</sup>,定义如下:

$$E^{\mathsf{r}}(\phi) = \int_{a} p(|\nabla \phi|) \,\mathrm{d}x \tag{4}$$

其中 p 为势函数, o 为水平集函数. LGDF 模型中 使用的是具有单个极值点的势函数<sup>[10]</sup>:

$$p = p_1(s) = (s-1)^2/2 \tag{5}$$

#### 1.2 本文方法

由变分法可求得演化方程为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\frac{\partial E^{\text{LG}}}{\partial \phi} = -\frac{\partial E^{\text{f}}}{\partial \phi} - \mu \frac{\partial E^{\text{r}}}{\partial \phi} \qquad (6)$$

其中正则化偏导为

$$\mu \frac{\partial E^{\mathrm{r}}}{\partial \phi} = \operatorname{div}(\mu d_{\mathrm{p}}(|\nabla \phi|) \nabla \phi) \tag{7}$$

函数 d<sub>p</sub>(•)的定义为

 $d_{\rm p}(s) \underline{\bigtriangleup} p'(s) / s \tag{8}$ 

 $\mu d_{p}(|\nabla \phi|)$ 为扩散速度. 对于 LGDF 模型中的单极值点势函数  $p_{1}(s)$ 在 s=1 时达到极小点,那么正则化项  $E^{r}(\phi)$ 就将在 $|\nabla \phi|=1$  时达到最小,从而保证曲线演化的正则性和准确性. 但是当  $|\nabla \phi|$ 接近 0 时,扩散速度  $\mu d_{p}(|\nabla \phi|) = \mu (1 - \frac{1}{|\nabla \phi|})$ 将变为负无穷大,会使 $|\nabla \phi|$ 急剧增加并导致水平集函数  $\phi$  的震荡,最终表现为收敛后的水平集函数出现周期性的峰和谷,使零水平集轮廓产生招曲,延缓算法的收敛.

考虑到上述 LGDF 方法存在的问题,本文选 择了一种双极值点函数<sup>[11]</sup>作为势函数来定义正 则化项,该双极值点势函数的定义为

$$p = p_2(s) = \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2} (1 - \cos(2\pi s)); & s \leq 1 \\ \\ \frac{1}{2} (s - 1)^2; & s > 1 \end{cases}$$
(9)

这一势函数在 s=1 和 s=0 时都有极小值,使用 这一势函数对扩散速度  $\mu d_p(|\nabla \phi|)$ 进行计算可 得

$$\mu d_{p}(|\nabla \phi|) = \mu \frac{p_{2}'(|\nabla \phi|)}{|\nabla \phi|} = \begin{cases} \mu \frac{\sin(2\pi s)}{2\pi s}; & |\nabla \phi| \leq 1\\ \mu \left(1 - \frac{1}{|\nabla \phi|}\right); & |\nabla \phi| > 1 \end{cases}$$
(10)

根据上式不难证明  $\mu d_p(|\nabla \phi|) \leq \mu$ ,即当势函数 选择为双极值点势函数  $p = p_2(s)$ 时,扩散速度  $\mu d_p(|\nabla \phi|)$ 是有界的,这一特性消除了势函数为  $p_1(s)$ 时扩散速度变为无穷大的可能,从而消除了 水平集函数的震荡.单独考虑正则化项对水平集 函数演化的影响,可得出如下结论:

(1)当|∇φ|>1时,扩散速度为正,水平集正
 则化项将使|∇φ|减小;

(2)当 $\frac{1}{2} < |\nabla_{\phi}| < 1$ 时,扩散速度为负,水平 集正则化项将使 $|\nabla_{\phi}|$ 增大;

(3)当 $|\nabla_{\phi}| < \frac{1}{2}$ 时,扩散速度为正,水平集正则化项将使 $|\nabla_{\phi}|$ 逐渐减小至 0.

综上所述,势函数选取  $p_2$  时与选取  $p_1$  时相 比的主要区别在于其扩散速度的有界性及当  $|\nabla \phi| < \frac{1}{2}$ 时的不同扩散行为.这一新的势函数仅 在零水平集及附近区域保持符号距离特性 $|\nabla \phi| =$ 1,而在远离零水平集的位置保持水平集函数为一 个常数,即 $|\nabla \phi| = 0$ ,从而避免了势函数为  $p_1$  时 的震荡和扭曲,加快了迭代,减少了计算量.

加入平滑项后最终的梯度流方程为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\delta_{\varepsilon}(\phi)(e_1 - e_2) + \mu \operatorname{div}\left(\frac{1}{2\pi} \operatorname{sin}(2\pi | \nabla \phi|) \times \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right) + v\delta(\phi)\operatorname{div}\left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right); |\nabla \phi| \leq 1$$
$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\delta_{\varepsilon}(\phi)(e_1 - e_2) + \mu\left(\Delta \phi - \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right)\right) + v\delta(\phi)\operatorname{div}\left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right); |\nabla \phi| \geq 1$$
(11)

其中 v 为常数, e1、e2 定义如下:

$$e_{1}(x) = \int K_{\rho}(y-x) \Big[ \log(\sigma_{1}(y)) + \frac{(\mu_{1}(y) - I(x))^{2}}{2\sigma_{1}^{2}(y)} \Big] dy$$
(12)

$$e_{2}(x) = \int K_{\rho}(y-x) \Big[ \log(\sigma_{2}(y)) + \frac{(\mu_{2}(y) - I(x))^{2}}{2\sigma_{2}^{2}(y)} \Big] dy$$
(13)

另外,LGDF模型对初始轮廓较敏感,需要手 动选取初始轮廓,初始轮廓要尽可能地在待分割 目标周围,不然,可能导致方法分割失败.针对这 一点,本文先将输入图像做局部熵阈值分割<sup>[12]</sup>, 将得到的目标大致轮廓作为 LGDF 模型的初始 轮廓,这样可以实现自动选取初始轮廓,克服 LGDF模型必须手动选取初始轮廓的缺点.

对于一幅  $M \times N$  大小的图像,设 f(x,y)为 图像中像素点(x,y)处的灰度值,显然  $f(x,y) \ge$ 0,定义图像熵为

$$H_{f} = -\sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} q_{ij} \log_{2} q_{ij} / \log_{2} (MN) \quad (14)$$

其中  $q_{ij} = f(i,j) / \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} f(i,j)$ ,为图像灰度的 概率分布函数.如果  $M \times N$  是图像的局部窗口, 则称  $H_f$  为图像的局部熵.将图像的每一个像素 点用其所在窗口的局部熵来表示,就得到了图像 的局部熵描述.

图像局部熵较好地描述了图像各个灰度级的 像素点分布的离散程度和噪声情况,即反映了图 像信息量的丰富程度.图像局部熵是邻域内所有 像素共同作用的结果,具有抗噪声干扰和抗几何 变形失真的能力,同时也反映了局部区域内像素 灰度差异:局部熵越大,灰度差异越小.通常情况 下,灰度差异大的地方是图像的边缘,故对局部熵 的计算可以寻找到分割目标的位置并通过选取阈 值获得其近似轮廓,作为 LGDF 分割的初始轮 廓.由于得到的大致轮廓与真实轮廓较接近,这在 一定程度上也可以减小后续的 LGDF 模型的迭 代次数.

#### 1.3 算法步骤

计算输入图像的局部熵,然后采用 Otsu 阈 值分割方法进行预分割. Otsu 阈值分割方法是一 种自动的非参数无监督的阈值选择方法,它以类 间方差作为分类的准则,将得到的预分割结果作 为 LGDF 分割的初始轮廓,进行精确分割. 步骤 如下:

步骤1 计算图像的局部熵;

步骤 2 利用 Otsu 阈值分割方法进行预分割;

**步骤3** 将预分割的结果作为 LGDF 方法 水平集函数的初始值;

**步骤4** 根据式(11)进化水平集函数 ø;

**步骤 5** 判断水平集函数 ¢ 是否收敛,若没收敛,转到步骤 2.

# 2 实验与结果分析

#### 2.1 评价准则

本文利用块相似系数(dice similarity coefficient) 指标<sup>[13]</sup>来描述分割结果的精度,如下所示:

$$c = \frac{2N_{\rm p}(S_1 \cap S_2)}{N_{\rm p}(S_1) + N_{\rm p}(S_2)} \tag{15}$$

式中:c表示块相似系数, $S_1$ 表示正确分割结果包含区域, $S_2$ 表示算法分割轮廓包含区域, $N_p$ (•)表示所围区域的像素个数,理想的分割结果为 $c \rightarrow 1$ .

#### 2.2 实验条件

实验中的参数选择  $\rho=6$ ,迭代时间步长  $\Delta t=$  $0.1 \text{ s}, \mu = 1.0 \text{ s}, \nu = 0.000 1 \times 255 \times 255.$  计算机 主要硬件配置为 Pentium (R) Dual-Core CPU 2.60 GHz,3 GB 内存,操作系统为 Windows 7 32 位,选择3组超声图像进行分割:肾囊肿超声图 像、乳腺囊肿超声图像、支气管超声图像.

#### 2.3 实验结果

图1是局部熵预分割结果,从图中可以看出, 预分割结果与目测目标轮廓大致符合,将此结果 作为改进正则化项的 LGDF 模型的初始轮廓,由 于此初始轮廓接近目标真实轮廓,克服了手动选 取轮廓对 LGDF 模型分割的影响且在一定程度 上减少了水平集函数进化的迭代次数 n.

图 2~4 为肾囊肿、乳腺囊肿、支气管超声图 像分割.表1~3为相应的分割结果对比,表中的 时间 t 是分割所用时间(包括预分割消耗的时 间).图 5 为块相似系数对比,

### 2.4 分析讨论

表1~3 对本文方法,即改进正则化项的 LGDF方法与 LGDF 方法从迭代速度上以及精度 上进行了比较.LGDF 方法中的正则化项是由单 极值点势函数定义的,在水平集函数进化过程中, 虽然能够保证水平集函数保持符号距离特性,但 是当 |  $\nabla \phi$  |  $\rightarrow 0$  时,  $\mu d_p$  ( |  $\nabla \phi$  | ) =  $\mu \left( 1 - \frac{1}{|\nabla \phi|} \right) \rightarrow$  $-\infty$ ,此时水平集函数  $\phi$  由于受  $|\nabla \phi|$  的影响而出 现周期性的峰和谷,这样会导致算法收敛时间过 长,而本文的正则化项是由双极值点势函数定义的, 这一势函数使扩散速度有界,水平集轮廓也不会出 现扭曲.由于这一新的特性可以避免 $\mu d_n(|\nabla \phi|) \rightarrow$ 

 $-\infty$ 且能够保持水平集函数  $|\nabla_{\phi}|=0$ , 即远离零

8 6 4 2 n 300 200 300 200 100 100 (a) 原始图像 (b) 图像局部熵 (c)局部熵阈值分割结果



Fig. 1 The pre-segmentation results using local entropy



(a) LGDF手动选取初始轮廓1 (b) LGDF手动选取初始轮廓2







(e) LGDF手动选取分割结果1 (f) LGDF手动选取分割结果2 (g) LGDF手动选取分割结果3 (h) 本文方法预分割结果

图 2



(c) LGDF手动选取初始轮廓3



(d) 本文方法预分割轮廓



Fig. 2 The segmentation results of image of renal cyst

肾囊肿图像分割结果



- (e) LGDF手动选取分割结果1 (f) LGDF手动选取分割结果2 (g) LGDF手动选取分割结果3 (h) 本文方法预分割结果
  - 图 4 支气管图像分割结果

Fig. 4 The segmentation results of image of bronchial tube

# 表1 图2分割结果对比

分割方法		n	t/s	С
LGDF 方法	图 2(a)	240	32.81	0.975
	图 2(b)	400	57.60	0.875
	图 2(c)	480	65.64	0.950
本文方法(局部熵+LGDF方法)		40	8.39	0.985

Tab. 1 Comparison of segmentation results of Fig. 2

#### 表 2 图 3 分割结果对比

Tab. 2 Comparison of segmentation results of Fig. 3

分割方法		n	t/s	С
LGDF 方法	图 3(a)	220	64.35	0.980
	图 3(b)	280	75.03	0.740
	图 3(c)	500	164.36	0.524
本文方法(局部熵+LGDF方法)		45	15.39	0.985

#### 表 3 图 4 分割结果对比

					_
分割方法		n	t/s	С	
	图 4(a)	660	76.10	0.985	
LGDF 方法	图 4(b)	800	138.64	0.724	
	图 4(c)	340	39.52	0.717	
本文方法(局部熵+LGDF方法)		100	11.49	0.991	

![](_page_5_Figure_4.jpeg)

![](_page_5_Figure_5.jpeg)

Fig. 5 Comparison of dice similarity coefficient

水平集的位置.但在零水平集及附近区域, |∇¢|=1.这就保证了水平集函数演化过程中的 符号距离特性,同时算法的收敛速度也大大提高.

另外,从实验结果看,LGDF方法对初始轮廓 敏感,如果手动选取初始轮廓离目标较远,则分割 结果有可能失败.针对这一问题,本文方法先对输 入图像做粗分割,即用局部熵阈值分割的结果作 为初始轮廓,将得到的目标大致轮廓作为 LGDF 方法的初始轮廓进行精确分割.由于此初始轮廓 接近目标真实轮廓,可以避免手动选取轮廓对 LGDF 模型分割的影响且水平集函数进化的迭代 次数可以大大减少.

# 3 结 语

针对 LGDF 模型分割问题,本文提出了基于 局部熵及改进正则化项的 LGDF 超声图像自动 分割方法,选择一种双极值点函数作为势函数来 定义 LGDF 模型的正则化项,避免了势函数为单 极值点势函数时的水平集函数震荡和扭曲,提高 了算法的收敛速度.另外,将局部熵阈值分割的结 果作为 LGDF 方法的初始轮廓,实现了自动选取 初始轮廓.实验结果表明,提出的方法能自动获取 合适的超声图像初始轮廓,并最终得到较好的分 割结果,同时大大提高了分割速度.

# 参考文献:

- [1] Aubert G, Kornprobst P. Mathematical Problems in Image Processing: Partial Differential Equations and the Calculus of Variations [M]. 2nd ed. New York: Springer, 2006.
- [2] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4):321-331.
- [3] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1):61-79.
- [4] Caselles V, Catté F, Coll T, et al. A geometric model for active contours in image processing [J].
   Numerische Mathematik, 1993, 66(1):1-31.
- [5] Kichenassamy S, Kumar A, Olver P, et al. Gradient flows and geometric active contour models [C] // IEEE International Conference on Computer

Vision. Piscataway: IEEE, 1995:810-815.

- [6] Zhang K, Song H, Zhang L. Active contours driven by local image fitting energy [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4):1199-1206.
- [7] Wang Y, Xiang S, Pan C, et al. Level set evolution with locally linear classification for image segmentation [J]. Pattern Recognition, 2013, 46(6):3361-3364.
- [8] Wang L, Li C, Sun Q, 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.
- [9] 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.
- [10] Li C, Xu C, Gui C, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational

formulation [C] // Proceedings - 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2005. Piscataway: IEEE Computer Society, 2005:430-436.

- [11] Li C, Xu C, Gui C, et al. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(12):3243-3254.
- [12] 张永亮,卢焕章. 基于图像局部熵的红外图像分割 方法[J]. 红外技术,2006,28(11):656-660.
  ZHANG Yong-liang, LU Huan-zhang. Infrared image segmentation based on local entropy of image
  [J]. Infrared Technology, 2006,28(11):656-660. (in Chinese)
- [13] He C, Wang Y, Chen Q. Active contours driven by weighted region-scalable fitting energy based on local entropy [J]. Signal Processing, 2012, 92(2): 587-600.

# Automated segmentation method for ultrasound image based on improved LGDF model

#### ZHU Yong-jie, QIU Tian-shuang\*

(Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

**Abstract:** The image segmentation method based on local Gaussian distribution fitting energy (LGDF) model is sensitive to initial contour and parameter selection. If initial contour chosen manually is not suitable, the segmentation will even fail because of being lost in local minima. In addition, the segmentation speed is slow. To solve these problems, an ultrasound image automated segmentation method based on improved LGDF model is proposed. This method's regularized term formed by double-poles potential function can avoid the oscillation and distortion of level set function caused by single-pole potential function in the process of level set function evolution, which accelerates convergence. Besides, the result of local entropy threshold segmentation is regarded as the initial contour of LGDF model and close to the true contour, which overcomes the impact of manually selecting initial contour. Experimental results show that this method can automatically obtain suitable ultrasound image initial contour and get preferable segmentation result. Meanwhile, the speed of segmentation is greatly improved.

Key words: local entropy; ultrasound image; automated segmentation; local Gaussian distribution fitting energy (LGDF); regularized term