

多分辨率水平集算法的乳腺MR图像分割*

范虹^{1)†} 朱艳春²⁾ 王芳梅¹⁾ 张旭梅¹⁾

1)(陕西师范大学计算机科学学院, 西安 710062)

2)(北京大学物理学院, 医学物理和工程北京市重点实验室, 北京 100871)

(2013年11月14日收到; 2014年1月15日收到修改稿)

针对乳腺MR图像信息量大、灰度不均匀、边界模糊、难分割的特点, 提出一种多分辨率水平集乳腺MR图像分割算法. 算法的核心是首先利用小波多尺度分解对图像进行多尺度空间分析, 得到粗尺度图像; 然后对粗尺度图像利用改进CV模型进行分割. 为了去除乳腺MR图像中灰度偏移场对分割效果的影响, 算法中引入局部拟合项, 并用核函数进一步改进CV模型, 进而对粗尺度分割效果进行优化处理. 仿真和临床数据分割结果表明, 所提算法分割灰度不均匀图像具有较高的分割精度和鲁棒性, 能够有效的实现乳腺MR图像的分割.

关键词: 乳腺MR图像, 灰度不均匀, 多分辨率水平集, 改进CV模型

PACS: 87.57.N-, 02.30.Jr, 87.61.-c

DOI: 10.7498/aps.63.118701

1 引言

乳腺癌是危及妇女健康和生命的主要恶性肿瘤, 已经成为全球名列第一的“杀手”^[1]. 尽管乳腺癌的确切发病原因尚不明确, 但发现的时间决定它能否治愈以及治疗后生存率的高低, 因此早发现、早诊断、早治疗是目前乳腺癌治疗的主要方针. 目前, 国际上对乳腺癌的诊断还处于探索阶段, 医学影像学检查对乳腺癌的早期发现、治疗和预防起着重要的作用, 诸如乳腺X线钼靶摄影、超声成像(UltraSound Imaging)、计算机X射线断层造影术(CT, Computerized Tomography)、磁共振成像(MRI, Magnetic Resonance Imaging)都是国际公认的有效检查方法^[2]. 其中MRI因为具有软组织分辨率和空间分辨率高的特点, 并且没有放射线的损伤, 可进行多种层面、多种参数、多种序列的技术成像, 所提供的信息量明显大于其他的影像技术等特点^[3], 在临床上的应用日益广泛. 随着一些新的理论^[4]和硬件技术^[5,6]的提出, 以及特殊成像方

法^[7,8]和快速成像方法^[9]的开发, 更加稳定了MRI在医学影像诊断中的地位. 但其广泛应用的最大障碍是每次检查产生的数据量极大, 将提供数百帧甚至上千帧的时间加三维图像数据, 对这些图像数据的处理成为临床应用的重大难题. 因此, 计算机辅助诊断(Computer-aided diagnosis, CAD)越来越受到国内外研究人员的关注, 而作为CAD中第一步的图像分割也尤显重要.

目前, 医学图像分割中常用的几类方法包括基于边界信息分割法、基于区域信息分割法、基于活动轮廓模型分割法以及神经网络分割法. 在众多方法中, 水平集方法^[10]可将图像分割转化为求与三维水平集函数有关的偏微分方程数值解的问题^[11], 并能够有效处理图像分割过程中的拓扑变化, 从而开启了图像分割领域的新篇章. 其中由Chan和Vese提出的Chan-Vese(CV)模型^[12]当属最为流行的一种基于区域信息的模型, 该模型在提取边界模糊图像的轮廓时表现出良好性能, 但对于诸如MR图像, 由于区域灰度不均匀, CV模型分割结果

* 陕西省科学技术研究发展计划(批准号: 2012K06-36)和陕西师范大学中央高校基本科研业务费(批准号: GK201102006)资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: fanhong@snnu.edu.cn

并不理想.

针对乳腺MR图像的特点, 一些学者做了大量研究. 代表性的工作有: Klifa 等^[13]在评估乳腺MRI的试验中, 使用了FCM聚类算法分割乳腺MR图像, 得到了乳腺和乳腺轮廓的划分, 但该方法在确定聚类中心时过度依赖于主观经验. Gwo 等^[14]通过边缘检测方法分割乳腺MR图像, 实现了乳腺MR图像中胸壁的分割. 然而该方法对边界信息过度依赖, 对边界模糊图像容易出现错分割现象. 文献^[15]中, 通过动态规划思想分割乳腺MR图像, 得到乳房中空气轮廓线, 然后使用形态学开运算进行后面步骤中的乳房分割, 得到胸壁轮廓线, 但计算量过大影响了算法效率. Twellmann 等^[16]采用Otsu^[17]阈值法获取乳房轮廓线, 分割出目标区域. 该方法适用于灰度类间差明显的图像, 依然不能很好的处理灰度不均匀图像分割问题. 后来, Li等提出了区域尺度适应(Region-scalable fitting, RSF)算法^[18], 该算法采用局部区域调整思想处理灰度不均匀图像, 虽然能够较精细地分割目标边缘, 但算法对初始轮廓有较强依赖性, 易陷于局部极小.

针对乳腺MR图像的灰度不均匀现象, 为了进一步研究水平集方法的含瘤乳腺MR图像分割问题, 本文基于水平集方法的优势, 引入多分辨率思想, 并对传统CV模型加以改进, 提出多分辨率水平集算法的乳腺MR图像分割.

2 基础工作

2.1 多分辨率乳腺MR图像表示

多分辨率方法根据图像不同分辨率层次构建金字塔的方式来试图获取全局图像. 代表方法有高斯金字塔、拉普拉斯金字塔、小波变换. 前两种方法不可避免存在信息丢失现象, 而小波变换可以提供完整的表示图像并且可以同时结合尺度和取向对图像进行分解. 小波变换是把某一个被称为基本小波的函数 $\psi(t)$ 经过位移 b 后, 再在不同尺度 a 下与待分析信号 $x(t)$ 做内积. 即

$$\begin{aligned} WT_x(a, b) &= a^{-1/2} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{a,b}^*(t) dt \\ &= \langle x(t), \psi_{a,b}(t) \rangle, \end{aligned} \quad (1)$$

式中, a, b 和 t 均是连续变量, 因此该式又称为连续小波变换(CWT).

原则上讲, 传统使用Fourier分析的地方, 现在都可以用小波分析取代. 但在实际应用中人们发现基函数选择的恰当与否至关重要, 几乎是影响小波分析应用成败的决定因素. 因此, 在小波分析的发展史上, 小波基的研究一直占据着支配地位. Haar小波在图像分解过程中具有速度快、对图像容易进行各种分析处理等优点. 因此, 本文选用Haar小波基将原始乳腺MR图像进行小波变换.

图1给出了一副乳腺MR图像的小波分解结果. 从中可以看出纹理和细节都集中在了高频部分, 低频部分体现了图像的区域灰度信息. 分解结果同时显示随着小波分解级数的提高, 由于小波基的平滑作用, 区域灰度均一性逐步提高.

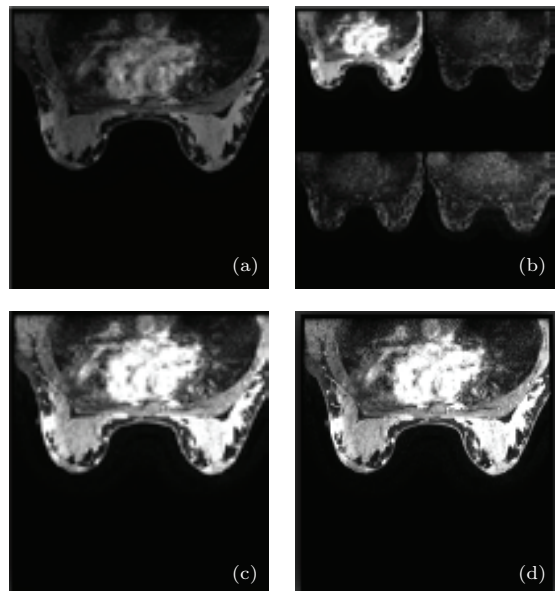


图1 乳腺MR图像的小波分解 (a) 原图; (b) 1级小波分解; (c) 1级分解低频子图; (d) 2级分解低频子图

由此可以得知经过小波分解后得到的高层邻域系数之间的相关性降低^[19], 低频部分保留了图像的主要能量信息. 同时经过Haar小波基的平滑和下采样, 纹理噪声得以抑制. 因此, 可以根据不同尺度下小波分解结果确定不同分割模型, 利用高层近似图像的分割结果引导底层近似图像中曲线演化. 解决分割模型对轮廓线敏感性的缺陷.

2.2 CV模型

CV模型^[12], 可以看成是Mumford-Shah(MS)模型的简化. 若给定图像域 Ω 中的图像 $u_0(x, y)$

被闭合曲线 C 划分为目标 $\text{inside}(C)$ 和背景 $\text{outside}(C)$ 两个同质区域, 则其能量函数 $F(c_1, c_2, C)$ 定义为

$$\begin{aligned} F(C) &= F_1(C) + F_2(C) \\ &= \iint_{\text{inside}(C)} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy \\ &\quad + \iint_{\text{outside}(C)} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy, \quad (2) \end{aligned}$$

其中, c_1 和 c_2 分别为目标和背景区域的均值.

通常, 在 CV 模型对应的能量函数中加入长度与面积的约束能量项, 得到

$$\begin{aligned} F(c_1, c_2, C) &= \mu \cdot \text{length}(C) + \nu \cdot \text{area}(\text{inside}(C)) \\ &\quad + \lambda_1 \iint_{\text{inside}(C)} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy \\ &\quad + \lambda_2 \iint_{\text{outside}(C)} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy, \quad (3) \end{aligned}$$

其中 $\mu \geq 0, \nu \geq 0, \lambda_1, \lambda_2 > 0$ 均为固定参数, 在数值计算中, 常定义 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ 和 $\nu = 0$.

设 ϕ 为依据闭合曲线 C 构造的水平集函数, 定义正则化 Heaviside 函数 $H(\phi)$ 和 Dirac 函数 $\delta(\phi)$

$$\begin{aligned} H_\varepsilon(z) &= \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left(\frac{z}{\varepsilon} \right) \right), \\ \delta_\varepsilon(z) &= \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + z^2}, \quad z \in R. \quad (4) \end{aligned}$$

由此得到 (3) 式对应的水平集表达式为

$$\begin{aligned} F(c_1, c_2, \phi) &= \mu \iint_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy \\ &\quad + \nu \iint_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy \\ &\quad + \lambda_1 \iint_{\Omega} |u_0(x, y) - c_1|^2 H(\phi(x, y)) dx dy \\ &\quad + \lambda_2 \iint_{\Omega} |u_0(x, y) - c_2|^2 \\ &\quad \times (1 - H(\phi(x, y))) dx dy. \quad (5) \end{aligned}$$

对此水平集表达式求极小, 得当前轮廓内和外的像素均值 c_1 和 c_2 , 及对应的最陡梯度下降流分别为

$$\begin{aligned} c_1(\phi) &= \frac{\iint_{\Omega} u_0(x, y) H(\phi(x, y)) dx dy}{\iint_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy}, \\ c_2(\phi) &= \frac{\iint_{\Omega} u_0(x, y) (1 - H(\phi(x, y))) dx dy}{\iint_{\Omega} (1 - H(\phi(x, y))) dx dy}; \quad (6) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} &= \delta(\phi) \left[\mu \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \nu \right. \\ &\quad \left. - \lambda_1 (u_0 - c_1)^2 + \lambda_2 (u_0 - c_2)^2 \right]. \quad (7) \end{aligned}$$

该方法基于全局信息, 能够分割弱边缘图像. 但由于假设目标和背景区域同质, 分割具有灰度不均匀特征的图像时, 易陷入局部最小, 且需要重新初始化水平集函数.

3 多分辨率改进水平集算法的图像分割

CV 模型中存在的长度惩罚项约束曲线演化过程的偏离目标边界现象, 但是增加了计算复杂性, 本文在 (5) 式所表示的能量模型中去除了长度惩罚项, 引入反映被分割目标特征的特征函数 $\omega(x, y)$ [20], 构造改进 CV(I-CV) 模型; 同时, 为了更好的解决灰度不均性对分割效果的影响问题, 在新模型中引入核函数构成的局部拟合项, 构造出核函数改进 CV(KI-CV) 模型. 具体能量模型用水平集 ϕ 表示为如下形式:

$$\begin{aligned} F(\phi, f_1, f_2) &= v_{\text{int}} \iint_{\Omega} (g_{\text{int}}(x, y) - f_1) H(\phi(x, y)) dx dy \\ &\quad + v_{\text{out}} \iint_{\Omega} (g_{\text{out}}(x, y) - f_2) \\ &\quad \times (1 - H(\phi(x, y))) dx dy \\ &\quad + v_c \iint_{\Omega} g_c \delta(\phi(x, y)) \|\nabla \phi(x, y)\| dx dy, \quad (8) \end{aligned}$$

其中, Ω 是图像定义域, $g_{\text{int}}(\cdot)$ 和 $g_{\text{out}}(\cdot)$ 两个函数描述了目标区域和背景区域, $g_c(\cdot)$ 描述活动曲线 C ; $v_{\text{int}}, v_{\text{out}}$ 和 v_c 是大于零的参数; $H(\cdot)$ 和 $\delta(\cdot)$ 分别是 Heaviside 函数和 Dirac 函数如 (4) 式所定义; f_1 和 f_2 是轮廓区域外、内的局部拟合灰度值.

对能量函数 (8) 式求关于 C 的导数得

$$\frac{dF}{dC} = \int_{\Omega} \omega(x, y) \phi(x, y) dx dy, \quad (9)$$

其中

$$\begin{aligned} \omega(x, y) &= \left((v_{\text{int}} g_{\text{int}}(x, y) - f_1) - (v_{\text{out}} g_{\text{out}}(x, y) - f_2) \right. \\ &\quad \left. - v_c \text{div} \left(\frac{\nabla \phi(x, y)}{\|\nabla \phi(x, y)\|} \right) \right) \delta(\phi(x, y)) \quad (10) \end{aligned}$$

为特征函数, 反应被分割目标的特征.

为了更好地处理偏移场对图像造成的影响,降低灰度的不均匀性,本文借鉴RSF模型的局部拟合思想^[18],在(8)式中引入

$$f_i = \frac{K_\sigma(x_0, y_0) \times [M_i^\varepsilon(\phi(x_0, y_0))I(x_0, y_0)]}{K_\sigma(x_0, y_0) \times M_i^\varepsilon(\phi(x_0, y_0))}, \quad i = 1, 2, \quad (11)$$

其中, $I(x_0, y_0)$ 是中心在 (x_0, y_0) 点的局部区域灰度函数; $M_1^\varepsilon(\phi) = H_\varepsilon(\phi) > 0$, $M_2^\varepsilon(\phi) = 1 - H_\varepsilon(\phi) > 0$; K_σ 是核函数, 且

$$K_\sigma(u) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \sigma^n} e^{-|u|^2/2\sigma^2}, \quad (12)$$

要求 $\sigma > 0$.

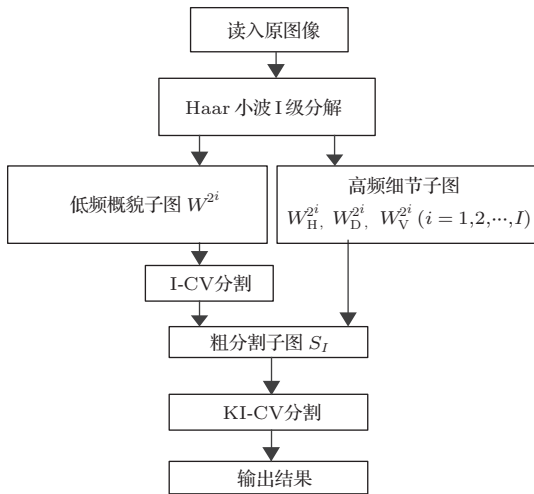


图2 算法流程图

由于 K_σ 具有一定的局部性, 并且与 $|u|$ 成反比, 即随着 $|u|$ 的变大而变小. 当 $|u| > 3\sigma$ 时, $K_\sigma(u) \rightarrow 0$, 因此, 能量 $F(\phi)^{\min}$ 只取决于 (x, y) 邻域内的点 (x_0, y_0) , 邻域的大小取决于 σ 的大小.

利用核函数的特性, 当用于二维图像分割时, 可根据当前层的局部灰度信息, 用于三维图像分割时, 可根据上下相邻层的局部灰度信息. 这样就可以获得更为精确的分割结果.

利用小波分解方法具有良好的去噪性能以及多分辨率特性, 使其能够控制分割目标区域的大小, 实现多分辨率乳腺MR图像分割, 算法具体步骤如图2所示.

4 算法性能评估

4.1 仿真数据分割

为了验证算法的有效性, 在Matlab(R2011b)编程环境下进行仿真实验, 实验平台为Windows XP, CPU: Pentium4 3.0 GHz RAM: 1 GB. 首先对尺寸为 360×360 如图3(a)所示的两幅仿真图像做分割, 其初始轮廓线内部符号距离函数取正值, 如图3(a)红线所示. 图3(b)和(c)是使用原始CV模型和本文算法在相同迭代次数下的分割结果. 对比可以看出, 本文算法较CV模型可以更为精确、清晰的完成仿真图像的分割, 可见本文所提算法是有效的. 算法中个参数依次取为 $v_{\text{int}} = 1$, $v_{\text{out}} = 1$, $v_c = 1$, $\sigma = 1$, 本文后续将一直沿用这些参数值.

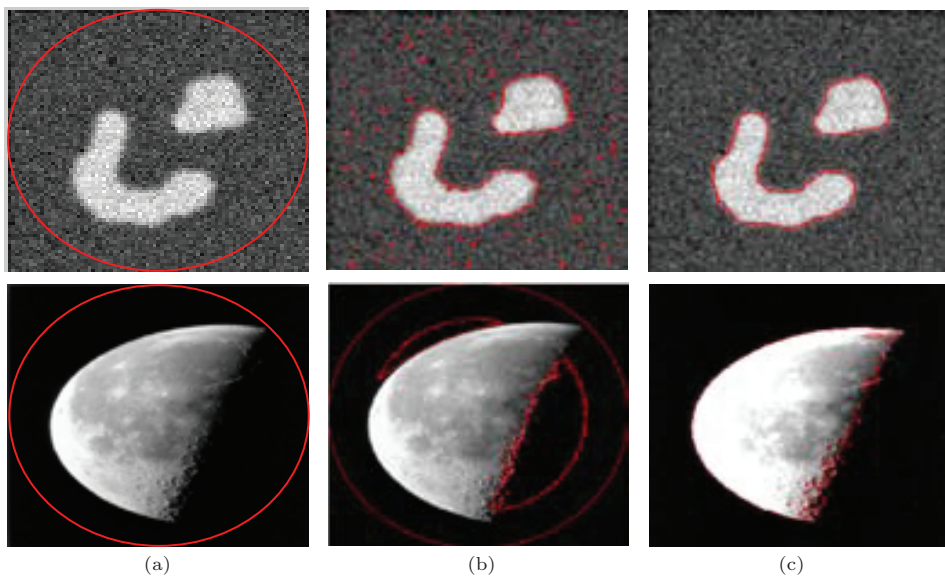


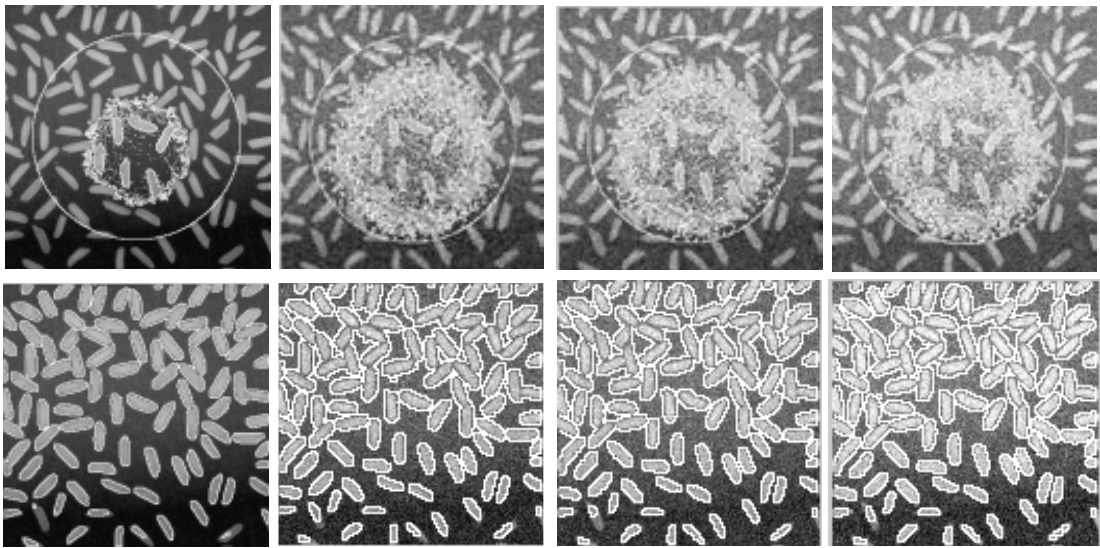
图3 (网刊彩色) 仿真图像的分割结果 (a) 原图及初始轮廓; (b) CV 模型分割结果; (c) 本文模型分割结果

4.2 抗噪性能分析

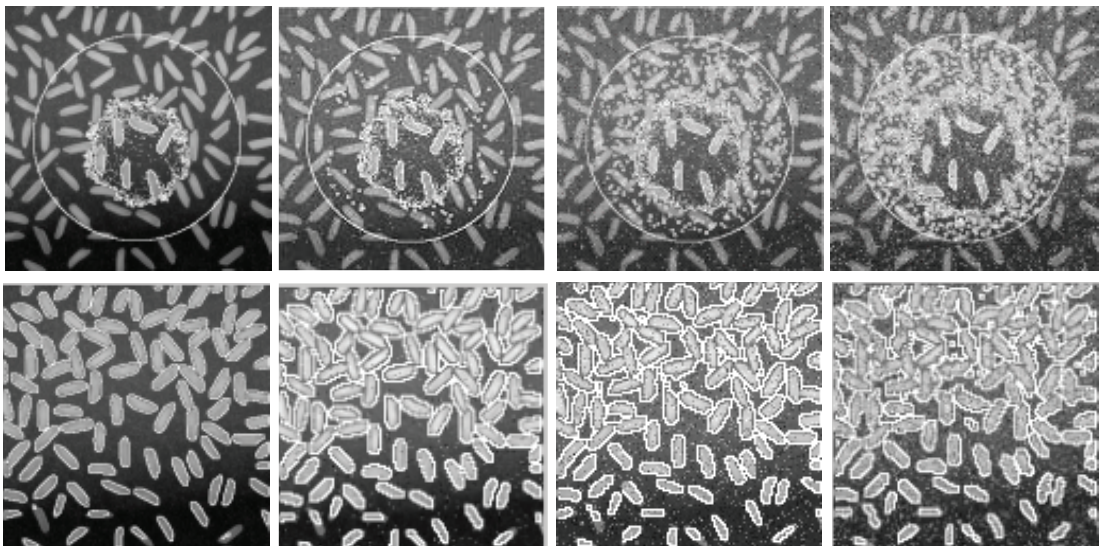
为了验证本文算法的抗噪性能,对matlab标准图库中尺寸为256×256的rice图片分别加入Gaussian噪声(如图4(a))和salt&pepper噪声(如图4(b))进行实验.图中第1列为原图,第2,3,4列为分别加入信噪比为0.01,0.05,0.1噪声后的图像及其在相同迭代次数下用CV模型分割(图4(a)上,(b)上)和本文算法分割(图4(a)下,(b)下)的结果.由图中的分割结果可以看出,本文算法对gaussian和salt&pepper噪声具有较好的抗噪性能.

另外,由于在MR成像过程中,信号的实部和虚部同时被非相关零均值相同方差的高斯噪声干扰,使得MR图像的噪声常常表现为Rician分布.因而,本文除了验证所提算法对Gaussian和salt&pepper噪声的抗噪情况,也验证了算法对Rician噪声的抗噪情况.Rician分布实际上是两个高斯变量的平方和再开方所对应的分布,其概率密度函数如下:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{x}{\sigma^2} I_0\left(\frac{mx}{\sigma^2}\right) e^{-\frac{x^2+m^2}{2\sigma^2}}, & x \leq 0, \\ 0, & x > 0, \end{cases} \quad (13)$$



(a) 加入 Gaussian 噪声的图像及其分割结果



(b) 加入 salt & pepper 噪声的图像及其分割结果

图4 CV模型和本文算法分割含噪图的对 第1,2,3,4列分别为原图、加入信噪比为0.01,0.05,0.1后的图像及其分割结果,其中(a),(b)的上图为CV模型分割结果,(a),(b)的下图为本文算法分割结果

其中, m 是由原始数据的实部和虚部得到的:
 $m = \sqrt{m_{\text{Re}}^2 + m_{\text{Im}}^2}$, m_{Re} 和 m_{Im} 分别为两个独立 Gaussian 分布的均值, σ 是 Gaussian 分布的标准差. I_0 是第一类修正的零阶 Bessel 函数:

$$I_0(y) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} e^{y \cos t} dt.$$

Rician 分布在 SNR 趋于 0 ($m/\sigma \rightarrow 0$) 时成 Rayleigh 分布; 在 SNR ($m/\sigma \rightarrow \infty$) 较高时呈 Gaussian 分布.

图 5 是图 4 中的 rice 图片加入 Rician 噪声后的图像 (第 1 列) 及其用 CV 模型 (第 2 列) 和本文算法 (第 3 列) 的分割结果, 其中第 1, 2, 3 行分别加入信噪比为 10 dB, 20 dB 和 30 dB 的噪声. 从分割结果可以看出, 对含 Rician 噪声较小的图像, 本文算法呈现出较强的抗噪性能, 随着噪声的增大, 算法的性能略有下降, 但依然比 CV 模型有较好的分割结果. 实验结果再次表明了本文算法具有良好的抗噪性能.

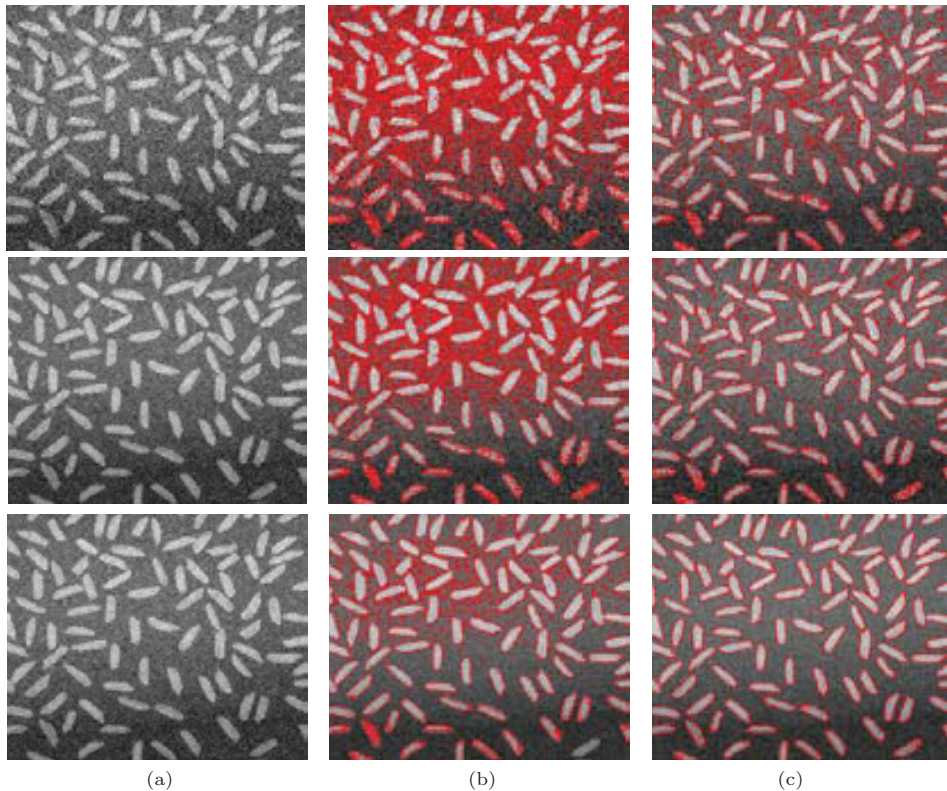


图 5 含 Rician 噪声图像的分割对比图 第 1, 2, 3 行分别为加入 10 dB, 20 dB 和 30 dB 的噪声 (a) 原图; (b) CV 模型的分割结果; (c) 本文算法的分割结果

4.3 分割精度分析

为进一步定量分析分割效果, 本文引入基于轮廓的评价指标平均错误 (ME) 方法 [21] 对分割精度进行评估:

$$e_{\text{mean}}(C) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{dist}(P_i, S), \quad (14)$$

其中, S 是图像真实轮廓, C 是有具体模型分割得到的轮廓. 对于 C 上的每一个点 P_i , 计算其到 S 的最短距离, 然后求平均值.

图 6 给出了 CV 模型 (第 2 列) 和本文算法 (第 3 列) 分割含噪图像 (上) 和灰度不均匀图像 (下) 的结果, 以验证本文算法的精确性. 可以看到, 本文算

法得到的分割轮廓比 CV 模型分割所得到的轮廓更精确.

用 CV 模型和本文算法对以上两幅图像分别分割 30 次后得到的平均 ME 值和收敛时间如表 1 所示.

表 1 CV 模型与本文方法的分割精度及收敛时间比较

图像类型	分割方法	评价指标	
		ME	收敛时间/s
含噪图像	CV 模型	2.2931	28.4724
	本文算法	0.7612	19.9456
灰度不均匀图像	CV 模型	4.2282	28.0231
	本文算法	0.3071	20.3856

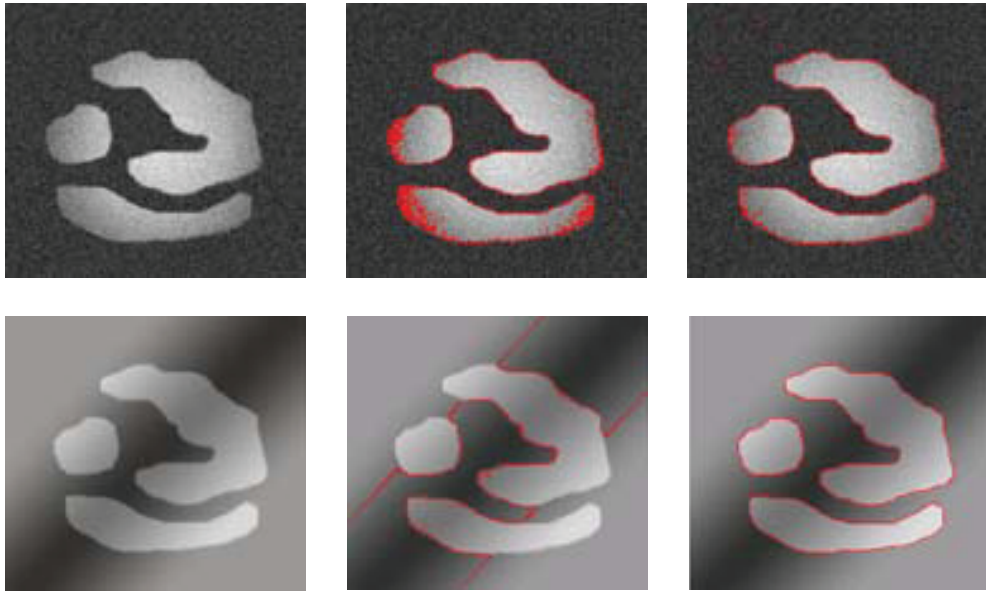


图6 CV模型和本文模型分割精度的对比图(上图为含噪图像,下图为灰度不均匀图像;第1,2,3列分别原图、CV模型分割结果和本文模型分割结果)

从表1中可以看到,本文算法的ME值和收敛时间都比CV模型明显减小,尤其本文算法的收敛时间并没有因为增加多分辨分析的过程而增加,反而也在降低,充分说明了本文算法的性能比较好.

5 临床数据分割

尽管仿真数据的实验结果表明本文算法是有效的,为了进一步验证文中所提算法的性能,本节在与仿真数据实验同等环境下对如图7第1行所示的DICOM格式的乳腺MR图像做分割.图中

黄圈区域为心脏,绿圈区域为肿瘤,而红色的圈为初始轮廓.该数据是在德国西门子1.5 T标准双乳线圈磁共振扫描仪中获得,病人采用俯卧位,双侧乳腺自然悬垂于乳房线圈的空洞内.实验图为增强前与增强后的三维T1加权梯度回波序列图,从左往右,第1列为未注射造影剂的图像,第2,3,4,5列为注入造影剂后按时间序列采集的图像.成像的相关参数:重复时间 $T_R = 5.6$ ms,回波时间 $T_E = 2.76$ ms,层厚1.2 mm,层间距0.3 mm,FOV为 34×34 cm,矩阵大小为 512×512 ,重复扫描5次,每个动态扫描时间为60 s,第2个动态扫描在第

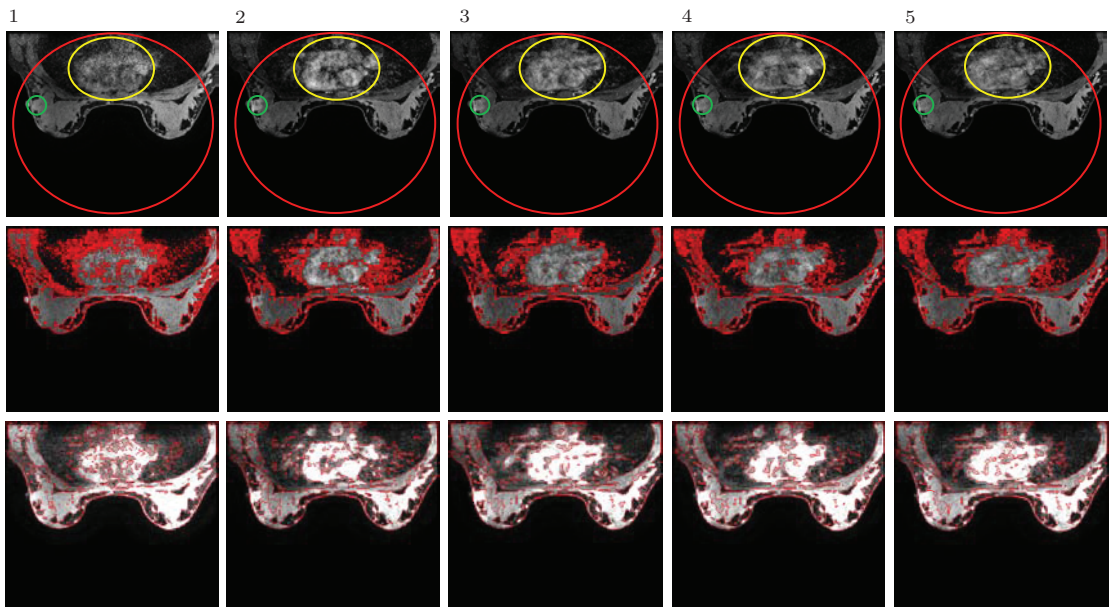


图7 (网刊彩色) 乳腺MR图像分割结果对比图 第1行为原图及初始轮廓;第2行为CV模型分割结果;第3行为本文算法分割结果

一个动态扫描完毕 20 s 后开始启动, 并同时采用高压注射器经手背静脉注射 $0.2 \text{ mmol}\cdot\text{kg}^{-1}$ 的 Gd-DTPA(钆喷酸葡胺注射液), 速率 $2 \text{ ml}\cdot\text{s}^{-1}$, 10 s 内快速推注完毕, 然后以相同速率推注 20 ml 生理盐水冲洗, 把造影剂推入人体循环.

由于成像过程受到噪声等因素的影响及其成像原理的特殊性, 使得 MR 图像中噪声多呈 Rician 分布, 同时图像中存在灰度不均匀和边界较弱等现象, 使用传统经典 CV 模型对其分割均得不到理想的结果, 分割的区域边缘如图 7 第 2 行中红色所示. 从图中可以看出, CV 模型仅能粗略地分割出心脏区域, 但无法识别出肿瘤区域. 图 7 第 3 行是本文算法对各图的分割结果, 对比图第 2 行可以看出, 相同迭代次数下本文算法能够清晰分割出图像中各个区域, 尤其能将 CV 模型根本无法区分(二者灰度非常接近)的肿瘤区域基本分开, 有利于后期的肿瘤特征提取工作, 说明本文算法对分割乳腺 MR 图像的有效性.

6 结 论

针对乳腺 MR 图像信息量大、低对比度、灰度不均匀现象, 本文通过多分辨率水平集方法实现了图像的精确与快速分割. 多尺度思想的引入, 避免了重新初始化轮廓线以及对初始轮廓线的依赖; 在 CV 模型只能针对图像全局灰度信息从而无法分割灰度不均匀图像的缺陷下, 引入局部拟合思想, 去除了灰度不均匀影响. 实验表明, 本文算法在保证分割质量的前提下, 比传统 CV 方法实现了更快速的分割, 并且具有很好的抗噪性能, 适用于含有噪声的乳腺 MR 图像多尺度分割.

根据乳腺 MR 图像成像原理的特性, 通过分区域处理以及如何引入形状特征实现对乳腺肿瘤的直接分割将是下一步要做的工作.

感谢美国康奈尔大学生物医学工程系 Yi Wang 教授对本课题研究的帮助.

参考文献

[1] Bao S L, Zhou C N, Guo Z G 2010 *Biology Fundamental Theory of Medical Imaging* (1st Ed.) (Beijing: Higher E-

ducation Press) p307 (in Chinese) [包尚联, 周传农, 郭占国 2010 医学影像生物学基础(第 1 版)(北京: 高等教育出版社) p307]

[2] Cui Y F, Tan Y Q, Zhao B S, Liberman L, Parbhu R, Kaplan J, Theodoulou M, Hudis C, Schwartz LH 2009 *Med. Phys.* **36** 4359

[3] Seiko KS, Kuroki Y, Nasu K, Nawano S, Moriyama N, Okazaki M 2007 *Magn. Reson. Ned Sci.* **6** 21

[4] Tang X, Hong L M, Zu D L 2010 *Chin. Phys. B* **19** 078702

[5] Xu Y, Wang W T, Wang W M 2012 *Chin. Phys. B* **21** 118704

[6] Zu Z L, Zhou K, Zhang S G, Gao S, Bao S L 2008 *Chin. Phys. B* **17** 328

[7] Bao S L, Du J, Gao S 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 088701 (in Chinese)[包尚联, 杜江, 高嵩 2013 物理学报 **62** 088701]

[8] Zhang S Y, Bao S L, Kang X J 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 208703 (in Chinese)[张首誉, 包尚联, 康孝俭, 高嵩 2013 物理学报 **62** 208703]

[9] Fang S, Wu W C, Ying K, Guo H 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 048702 (in Chinese)[方晟, 吴文川, 应葵, 郭华 2013 物理学报 **62** 048702]

[10] Osher S, Sethian J 1988 *A Journal of Computational Physics* **79** 12

[11] Qian Y, Zhang Y J 2008 *Journal of Image and Graphics* **13** 7 (in Chinese) [钱芸, 张英杰 2008 中国图象图形学报 **13** 7]

[12] Chan F T, Vese L 2001 *IEEE Transactions on Image Processing* **10** 266

[13] Klifa C, Carballido-Gamio J, Wilmes L, Laprieb A, Shepherda J, Gibbsa J, Fana B, Noworolskia S, Hyltona N 2010 *Magnetic Resonance Imaging* **28** 8

[14] Gwo C Y, Wei C H, Li Y, Huang P J 2013 *European Journal of Radiology* **82** e176

[15] Hayton P, Brady M, Tarassenko L, Moore N 1997 *Med. Image Anal.* **1** 207

[16] Twellmann T, Lichte O, Nattkemper TW 2005 *IEEE Trans. Med. Imaging* **24** 1256

[17] Otsu N 1979 *IEEE Trans. Syst. Man. Cybernet.* **9** 62

[18] Li C M, Kao C Y, John Gore C, Ding Z H 2008 *IEEE Transactions on Image Processing* **17** 1940

[19] Liu H H, Chen Z H, Chen X H, Chen Y G 2005 *Proceeding of IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference* Shanghai, China, September 1-4, 2005

[20] Olivier B, Denis F, Philippe T, Michael U 2009 *IEEE Transactions on Image Processing* **18** 1179

[21] Li C M, Huan R, Ding Z H, Chris Gatenby J, Metaxas D N, Gorel J C 2011 *IEEE Transactions on Image Processing* **20** 2007

Segmentation of breast MR images based on multiresolution level set algorithm*

Fan Hong^{1)†} Zhu Yan-Chun²⁾ Wang Fang-Mei¹⁾ Zhang Xu-Mei¹⁾

1) (School of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an 710062, China)

2) (Beijing Key Laboratory of Medical Physics and Engineering, School of Physics, Peking University, Beijing 100871, China)

(Received 14 November 2013; revised manuscript received 15 January 2014)

Abstract

This paper proposes a novel multiresolution level set algorithm to segment breast MR images, which have a large amount of information, intensity inhomogeneities, and weak boundary. The core of the algorithm is to get the coarse scale image by analyzing the image in multi-scale space with wavelet multiscale decomposition. Then, to segment the analysed results in terms of improved CV model. In order to deal with the effect of bias field on the global images, the algorithm introduces a local fitting term into the improved CV model and optimizes the coarse-scale segmentation result by using the Kernel function to further improve the CV model. Experimental results on both synthetic and real breast MR images demonstrate that the proposed algorithm can segment the images with intensity inhomogeneity effectively and efficiently, also it can segment the images far more accurately, computationally efficiently, and much less sensitively to the initial contour.

Keywords: breast MR images, intensity inhomogeneity, multiresolution level set, improved CV model

PACS: 87.57.N-, 02.30.Jr, 87.61.-c

DOI: [10.7498/aps.63.118701](https://doi.org/10.7498/aps.63.118701)

* Project supported by the Shaanxi province science and technology research and development program, China (Grant No. 2012K06-36), the Fundamental Research Funds for the Central Universities, China (Grant No. GK201102006).

† Corresponding author. E-mail: fanhong@snnu.edu.cn