

基于二维集合经验模式分解的距离正则化水平集磁共振图像分割

范虹 韦文瑾 朱艳春

Distance regularized level set evolution in magnetic resonance image segmentation based on bi-dimensional ensemble empirical mode decomposition

Fan Hong Wei Wen-Jin Zhu Yan-Chun

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 65, 168701 (2016) DOI: 10.7498/aps.65.168701

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.168701>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2016/V65/I16>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于哈希理论和线性近邻传递反馈的乳腺X线图像肿块检索方法

Mass retrieval in mammogram based on hashing theory and linear neighborhood propagation

物理学报.2014, 63(20): 208701 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.208701>

多分辨率水平集算法的乳腺MR图像分割

Segmentation of breast MR images based on multiresolution level set algorithm

物理学报.2014, 63(11): 118701 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.118701>

基于SPCNN与改进型矢量CV模型的乳腺X射线肿块分割方法

Mass segmentation in mammogram based on SPCNN and improved vector-CV

物理学报.2014, 63(7): 078703 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.078703>

核磁共振水分子扩散张量成像中基于广义Fibonacci数列的扩散敏感梯度磁场方向分布方案

An optimal direction strategy of diffusion sensitive gradient magnetic fields in magnetic resonance diffusion tensor imaging based on generalized Fibonacci sequence

物理学报.2014, 63(4): 048704 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.048704>

基于自适应核学习相关向量机的乳腺X线图像微钙化点簇处理方法研究

Microcalcification clusters processing in mammograms based on relevance vector machine with adaptive kernel learning

物理学报.2013, 62(8): 088702 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.62.088702>

基于二维集合经验模式分解的距离正则化水平集 磁共振图像分割*

范虹^{1)†} 韦文瑾¹⁾ 朱艳春²⁾

1) (陕西师范大学计算机科学学院, 西安 710062)

2) (中国科学院深圳先进技术研究院生物医学与健康工程研究所, 深圳 518055)

(2016年2月1日收到; 2016年4月27日收到修改稿)

针对现有磁共振(MR)图像分割算法大多直接在原图像上进行处理, 分割效果受噪声影响较大的问题, 本文引入二维集合经验模式分解(BEEMD)算法, 提高距离正则化水平集(DRLSE)方法对MR图像的分割精度. 算法中首先使用BEEMD将待分割MR图像分解为多个二维固有模式函数(BIMF), 通过对各BIMF赋予不同加权系数重构待分割图像, 从而增强分割目标; 然后在DRLSE的边界指示函数中添加部分BIMF分量, 恢复因高斯平滑被模糊的目标轮廓, 并使用DRLSE方法对重构图像进行分割. 通过对仿真图像和临床MR图像分割验证, 表明本文算法具有较高的分割精度和鲁棒性, 能有效实现对临床MR图像的分割.

关键词: 磁共振图像, 距离正则化水平集, 二维集合经验模式分解, 固有模式函数

PACS: 87.57.N-, 87.61.-c, 87.63.lm

DOI: 10.7498/aps.65.168701

1 引言

磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)具有软组织分辨率和空间分辨率高的特点, 且无放射线的损伤, 可同时进行多层面、多参数、多序列成像, 提供的信息量明显大于其他影像技术, 已被广泛应用于医学临床上^[1], 尤其是一些新理论^[2]和硬件技术^[3]的提出以及特殊成像方法^[4]和快速成像方法^[5]的开发更加稳定了MRI在医学影像诊断中的地位. 但每次成像获取的数据量很大, 且图像还存在灰度不均匀、弱边界、噪声等问题, 对这些图像的处理成为了临床应用的一个难题. 近年来MR图像的分割和识别逐渐成为业内的研究热点, 适合于图像分割的水平集方法再次受到关注.

水平集图像分割可追溯至1988年, Oshers和Sethian^[6]首次提出了水平集方法, 该方法通过借鉴流体的思想, 将曲线演化转换为求解偏微分方

程(partial differential equation, PDE), 有效地解决了闭合曲线随时间发生形变过程中几何拓扑变化的问题, 具有避免跟踪曲线演化过程、计算稳定、适用于任意维数等优点; 之后Chan和Vese^[7]基于图像区域信息的分割模型Mumford-Shah (MS)模型^[8], 提出Chan-Vese (CV)模型; 尤其2010年, Li等^[9]引入doubel-well型距离正则项替代罚函数, 提出距离正则化水平集(distance regularized level set evolution, DRLSE)方法, 自适应地约束水平集函数(level set function, LSF)保持在符号距离函数附近, 保证了LSF的稳定性. 近年来, 国内外学者在DRLSE方法基础上提出了一些改进方法, 如文献^[10]提出自适应DRLSE医学图像分割方法, 在曲线演化过程中根据检测到的噪声, 调整水平集演化; 文献^[11]提出基于DRLSE方法的全自动脂肪肝CT图像诊断系统, 运用相对位置统计方法对脾脏进行初始定位, 然后使用DRLSE方法对脾脏进

* 陕西省自然科学基金 (批准号: 2014JM2-61115)、陕西省科学技术研究发展计划 (批准号: 2012K06-36) 和国家自然科学基金 (批准号: 41271518) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: fanhong@snnu.edu.cn

行自动分割.

尽管针对DRLSE水平集方法的改进算法及应用都较多,但边界指示函数中使用高斯平滑会导致目标边缘变得模糊,使分割曲线最终不能停止在正确位置,特别是图像中的凹凸、弱边界等部分,MR图像的目标灰度不均、背景复杂问题也给使用DRLSE方法带来很大困难.为提高DRLSE方法对MR图像的分割精度,解决现存的问题,本文引入二维集合经验模式分解(bi-dimensional ensemble empirical mode decomposition, BEEMD)对DRLSE进行改进.2003年Nunes等^[12]将经验模式分解(empirical mode decomposition, EMD)^[13]思想应用于图像处理,提出二维经验模式分解(bi-dimensional empirical mode decomposition, BEMD)方法.近年来BEMD方法在医学图像处理领域的应用不断增加,如郑有志等^[14]提出基于BEMD分解的医学图像融合算法,综合BEMD进行逆变换融合图像;文献^[15]提出一种基于BEMD成分能量分类的医疗图像融合方法,结合双通道脉冲耦合神经网络对二维固有模态函数(bi-dimensional intrinsic mode function, BIMF)筛选,确定融合系数.虽然BEMD方法在图像处理中具有能将图像分解为有限个频率递减的BIMF分量,通过处理BIMF实现图像分割、融合等优点,但仍存在模式混叠、分量筛选停止条件等问题.

针对医学MR图像的特点和分割要求,本文将文献^[16]为克服EMD混叠问题所提出的噪声辅助数据分解方法——集合经验模式分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD),在二维空间拓展得到BEEMD,解决BEMD的模式混叠问题.并通过BEEMD方法对待分割MR图像进行预处理,然后对分解得到的各BIMF赋予不同权重系数求和,重构用于DRLSE演化函数的待分割图像;最后向边界指示函数中添加部分BIMF分量,改进DRLSE方法的演化函数和边界停止函数,提高DRLSE方法对MR图像的分割精度.

2 DRLSE与BEEMD概述

2.1 DRLSE方法

水平集方法用于曲线演化,通过将 n 维演化曲线作为零水平集嵌入到 $n+1$ 维水平集函数,使用PDE对演化方程进行隐式求解,基本步骤如下:

1) 初始化能量函数及设置各种参数;2) 利用演化模型迭代计算水平集函数直到收敛.定义平面闭合曲线 C ,通过嵌入高一维水平集函数曲线可被隐含地表示为 $\phi(x, y, t)$ 在时间 t 上具有相同函数值的等值曲线, $\phi=0$ 称为零水平集.定义符号距离函数(signed distance function, SDF):

$$\phi(x, t=0) = \pm d, \quad (1)$$

其中, d 表示点 x 到零水平集 $\phi=0$ 的距离,在曲线外符号取正,在曲线内符号取负.则求(1)式的最小距离转化为求解如下PDF:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = V(k, I) |\nabla \phi|, \quad (2)$$

其中, k 表示曲线曲率, I 表示图像 $I(x, y)$ 的灰度值, V 为与 I 及 k 有关的速度项, ∇ 是梯度运算, $\nabla = \left[\frac{\partial}{\partial x}, \frac{\partial}{\partial y} \right]$.

Li等^[9]提出距离正则化水平集方法能量泛函如下:

$$E(\phi) = \mu \int_{\Omega} p_2(|\nabla \phi|) dx + \lambda \int_{\Omega} g \delta_{\varepsilon}(\phi) |\phi| dx + v \int_{\Omega} g H_{\varepsilon}(-\phi) dx. \quad (3)$$

利用PDE求解DRLSE能量泛函最小化能量可得演化公式:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d_{p_2}(|\nabla \phi|) \nabla \phi) + \lambda \delta_{\varepsilon}(\phi) \operatorname{div}\left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right) + v g \delta_{\varepsilon}(\phi), \quad (4)$$

式中, μ, λ, ν 为常数,且 $\lambda > 0$, $\Omega \in \mathbb{R}^2$ 表示待分割图像 I 定义域, δ 为Dirac函数, H 为Heaviside函数, g 为边界指示函数,其定义为

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma} \times I|^2}, \quad (5)$$

式中, G_{σ} 表示标准差为 σ 的高斯核函数.高斯平滑会造成目标轮廓模糊,影响边界定位,导致分割精度下降.

使用有限差分法,(4)式的离散形式可近似表示为:

$$L(\phi_{i,j}^k) = \frac{\phi_{i,j}^{k+1} - \phi_{i,j}^k}{\tau}, \quad (6)$$

其中, τ 为时间步长, k 表示迭代周期, $\phi_{i,j}^k$ 为LSF在第 k 个周期图像矩阵 $I(i, j)$ 的值.实现DRLSE使用窄带法^[9].

2.2 二维集合经验模式分解原理与实现

2.2.1 BEMD 算法

BEMD 算法是将 EMD 算法扩展到二维信号的分解方法. 与 EMD 类似, 通过筛分过程来完成分量筛选, 每次筛分完成后得到一个对应的 BIMF. 分解完成后得到数量有限的几个 BIMF 和一个余量 $r_n(x, y)$. 当 $r_i(x, y)$ 的极值点个数小于给定的阈值或达到图像分解层数, 则停止筛分. 原始图像 $I(x, y)$ 经过 BEMD 算法分解^[12], 可以得到一系列 BIMF 分量和一个余量, 且它们之间满足

$$I(x, y) = \sum_{i=1}^n \text{BIMF}_i(x, y) + r_n(x, y). \quad (7)$$

BEMD 算法同样存在着一维 EMD 的模态混叠问题, 即单个 BIMF 中包含不同的时间尺度成分; 同一尺度出现在不同的 BIMF 中. 模态混叠的出现会导致产生严重错假的时频分布, 也使 BIMF 失去物理意义.

2.2.2 BEEMD 算法与实现

自 2009 年 Wu 和 Huang^[16] 提出噪声辅助数据分析方法以来, 许多学者先后将该方法应用于二维数据处理, 例如文献^[17, 18] 提出 2D-EEMD (two-dimensional ensemble empirical mode decomposition), 该方法是将一维 EEMD 方法分别应用于二维数据的行和列, 但文献^[19, 20] 指出这是一种半二维集合经验模式分解, 分解时没有考虑极值点的邻域信息. 文献^[19, 20] 通过四邻域和八邻域寻找二维数据极值点, 使用快速 BEMD 替代传统 BEMD 三次样条插值获取极值包络的方法, 并

通过邻域自相似结构对图像进行扩展, 提出快速 BEEMD 方法, 但由于快速 BEMD 必须通过更多次数的集成平均, 空间复杂度较高, 且添加随机添加的白噪声次数增多, 部分噪声不能通过集成平均相抵消.

考虑到 MR 图像信息量大, 本文的 BEEMD 方法通过四邻域寻找极值, 但仍使用三次样条插值获取包络, 且对添加噪声幅值标准差进行限制, 使得在一定的集成次数之后能够得到尽量避免模态混叠问题的 BEEMD 算法, 其算法步骤如下:

- 1) 向原始信号中加入噪声幅值标准差限制的白噪声序列;
- 2) 将添加了白噪声的信号通过 BEMD 算法分解为一系列的 BIMF;
- 3) 有限次重复步骤 1、步骤 2, 但每次加入不同的白噪声序列;
- 4) 将每次得到的对应 BIMF 的集成平均值作为最终分解结果.

BEEMD 算法通过给信号加入极小幅度白噪声, 利用白噪声频谱均衡分布的特点, 对 BEMD 算法进行改进, 较为理想地去除了模态混叠. 算法中需要两个重要的参数: 所添加白噪声的幅值和集成平均次数. Wu 和 Huang^[16] 通过实验总结得出只要添加的噪声经过频率调制而且集成平均次数足够大, 那么噪声幅值和集成平均次数的增加几乎就不会改变分解结果, 并建议大多数情况下添加噪声的幅值应该满足其大约为 0.2 个数据信号的标准差.

图 1 和图 2 分别为 BEMD 算法和 BEEMD 算法对 Lena 图像和临床乳腺 MR 图像的分解对比结

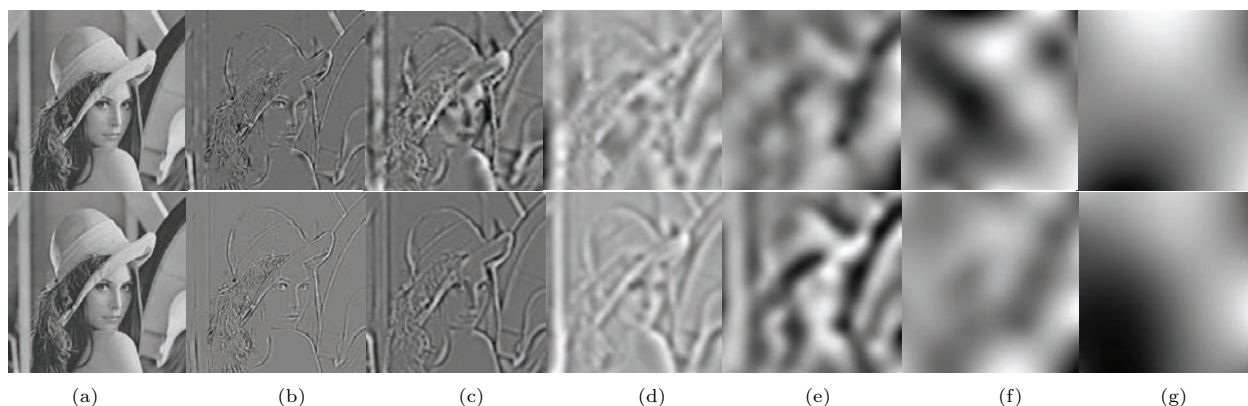


图 1 BEMD 和 BEEMD 分解 Lena 图像结果对比 (a) Lena 图像; (b) BIMF1; (c) BIMF2; (d) BIMF3; (e) BIMF4; (f) BIMF5; (g) residue

Fig. 1. Contrast of BEMD and BEEMD decompose lena image: (a) Lena image; (b) BIMF1; (c) BIMF2; (d) BIMF3; (e) BIMF4; (f) BIMF5; (g) residue.

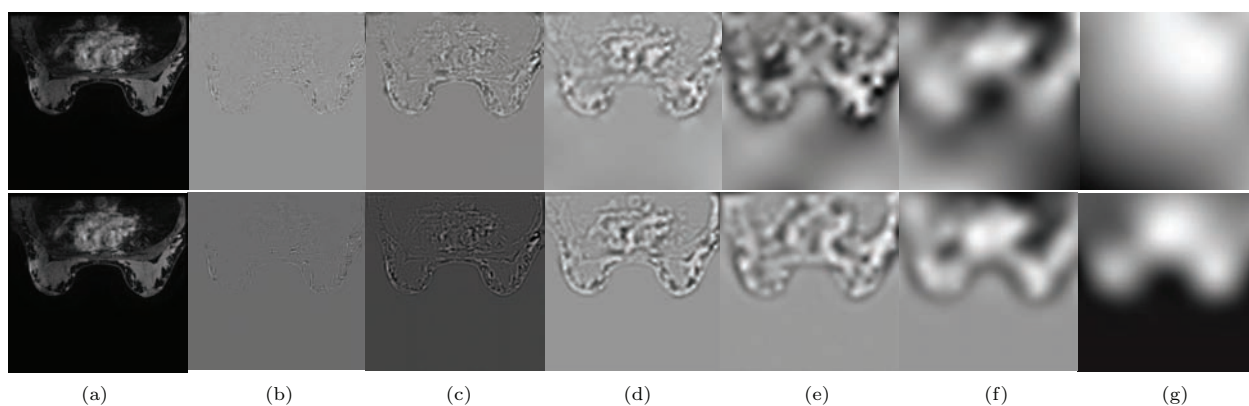


图2 BEMD和BEEMD分解乳腺MR图像结果对比 (a) MR图像; (b) BIMF1; (c) BIMF2; (d) BIMF3; (e) BIMF4; (f) BIMF5; (g) residue

Fig. 2. Contrast of BEMD and BEEMD decompose breast MR image: (a) MR image; (b) BIMF1; (c) BIMF2; (d) BIMF3; (e) BIMF4; (f) BIMF5; (g) residue.

果. 两图中上图为BEMD的分解结果; 下图为BEEMD的分解结果. 实验中均取筛分终止条件 $SD = 0.2$ (SD 为筛分过程中连续产生的筛选函数 $h_{j-1}(x, y)$ 与 $h_j(x, y)$ 的标准差 (standard deviation, SD)), 对图像分解5层得到5个BIMF (图1(b)—图1(f)以及图2(b)—图2(f)) 和余量 (图1(g)和图2(g)).

由图1和图2可以看出, 不论是对Lena图像还是乳腺MR图像, 两种算法的分解结果都能够体现出经验模式分解算法将输入信号按频率由高到低分解的滤波特性, 但BEEMD算法分解到的第一个BIMF比BEMD所分解的结果包含了更加丰富的细节信息, 说明了EEMD原理在二维扩展的有效性.

3 基于BEEMD的DRLSE图像分割

BIMF1至BIMF n 频率呈递减趋势, 因此可充分利用这些分量对图像进行处理, 对BIMF赋予不同加权系数重构待分割图像. 为了图像增强、去噪、均匀灰度, 对欲增强的BIMF赋予大于1的系数, 欲削弱的BIMF赋予小于1的系数, 其他BIMF赋予等于1的系数^[21], 针对待分割目标特征, 本文总结了重构MR图像的方法: 1) 若目标为边界模糊型, 则增强高频分量; 2) 若目标为灰度不均型, 则增强低频分量, 削弱高频分量或增强高频、削弱低频; 3) 若目标含噪, 则保持高频与低频分量, 增强中间分量或削弱高频与低频分量, 保持中间分量; 4) 若目标为混合类型, 则需分析需要增强的部分再确定系数. 针对MR图像, 增强系数不得超过2.0, 削弱

系数不得低于0.2, 否则可能会导致图像失真. 待分割图像重构为

$$I_B(x, y) = \sum_{i=1}^{n-1} k_i \cdot \text{bimf}_i(x, y) + k_n \cdot r_n(x, y). \quad (8)$$

为了恢复因高斯平滑被模糊目标轮廓, 本文算法充分利用BIMF分量, 对(5)式高斯平滑之后的图像加入包含较多边界信息且赋予系数在 $[-0.5, 0.5]$ 的BIMF分量, 恢复轮廓. 定义边界指示函数 b 代替 g :

$$b = \frac{1}{1 + \left| \nabla \left(G_\sigma + \sum_{i=1}^{n-1} l_i \cdot \text{bimf}_i + l_n \cdot r_n \right) \times I \right|^2}. \quad (9)$$

本文算法的能量泛函和演化公式如下两式:

$$E(\phi) = \mu \int_{\Omega_B} p_2(|\nabla \phi|) dx + \lambda \int_{\Omega_B} b \delta_\varepsilon(\phi) |\phi| dx + v \int_{\Omega_B} b H_\varepsilon(-\phi) dx, \quad (10)$$

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \text{div}(d_{p_2}(|\nabla \phi|) \nabla \phi) + \lambda \delta_\varepsilon(\phi) \text{div} \left(b \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + v b \delta_\varepsilon(\phi), \quad (11)$$

式中, $\Omega_B \in \mathbb{R}^2$ 表示重构图像 I_B 定义域, b 为(9)式.

对于分割精度要求较高的MR图像, 利用BEEMD的分量对图像进行重构使之更利于DRLSE方法进行分割. 本文算法流程图如图3所示. 本文算法具体步骤如下:

- 1) BEEMD 分解待分割图像, 得到 N 个分量;
- 2) 确定 I_B 中各分量加权系数, 重构图像;
- 3) 确定 b 中所需加入的 BIMF 分量及其系数;
- 4) 设置迭代次数, τ , μ , ν 等参数;
- 5) 使用 DRLSE 方法分割图像.

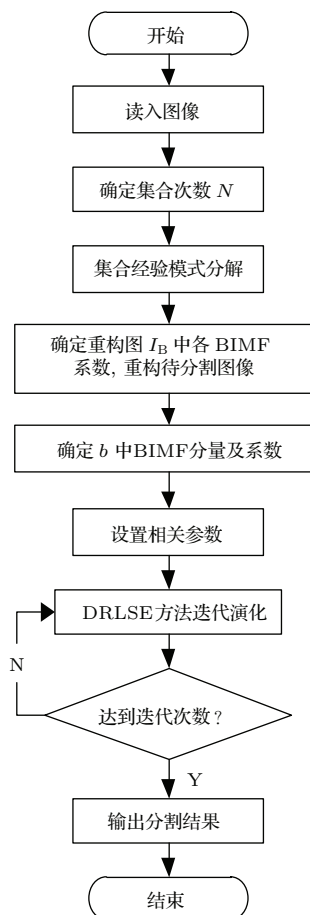


图3 算法流程图

Fig. 3. Algorithm flow chart.

4 实验结果与对比

本文实验平台为 Windows7 旗舰版操作系统, 硬件为 Intel i5-2400 3.10 GHz CPU, 4 GB RAM,

在 Matlab(R2013 b) 编译环境下, 分别对仿真图像和 MR 图像进行实验. 为了加速 DRLSE 演化, 通常设置多个初始轮廓^[9], 且轮廓均匀分布于目标之内或之外. 因为实验参数 λ 和 ε 对曲线演化影响较小, 所以本文所有实验均使用 $\lambda = 5$ 和 $\varepsilon = 1.5$, 实验参数 ν 为正向曲线内侧演化, ν 为负向曲线外侧演化. 本文实验使用的 BEEMD 分解之后得到 3 个 BIMF 和 1 个余量, 经过 4 次集合辅助白噪声得到, 每一集合内 BEMD 运算 4 次.

4.1 仿真图像分割

为验证本文算法的有效性, 首先对人工合成、噪声干扰、弱边界、灰度不均四种仿真图像进行实验, 实验参数如表 1 所列, 实验结果如图 4 所示. 图 4 中每行对应表 1 中相应行实验结果, 图中各列依次表示原始图像及初始轮廓、本文算法分割结果、DRLSE 方法在迭代次数和其他参数相同情况下的分割结果, 其中第二行为加入某带噪声图像. 从实验结果可看出, 本文提出的算法分割效果更好、精度更高、抗噪性能更强, 特别是对于弱边界也能够将凹凸部分分割出来.

为了进一步评价本文算法分割精度, 使用相似度 (dice similarity coefficient, DSC) 评价指标^[22], 对本节实验结果的分割精度进行评估, DSC 定义如下:

$$DSC = \frac{2N(A \cap B)}{N(A) + N(B)}, \quad (12)$$

式中, A 表示真实轮廓, B 表示算法分割结果, N 是图像像素大小. $DSC \leq 1$, 表示分割结果与真实轮廓的接近程度, 越接近于 1, 则分割越精确. 四种图像分割精度如表 2 所列. 从表 2 中可以看出, 针对四种不同类型的图像, 在迭代次数相同的情况下, 本文算法的分割精度较高.

表1 仿真图像实验参数

Table 1. Experimental parameter of synthetic image.

图像类型	图像大小	重构图 I_B 中各分量系数				边界指示函数 b 中各分量系数				迭代次数	其他参数		
		$bimf_1$	$bimf_2$	$bimf_3$	r_n	$bimf_1$	$bimf_2$	$bimf_3$	r_n		τ	μ	ν
人工合成	360×360	1.32	1.00	1.00	0.80	0.10	0.28	0.00	0.15	130	4	0.05	-2
噪声干扰	152×152	1.00	1.30	1.15	1.00	0.00	0.35	0.00	0.00	85	4	0.05	-2.5
弱边界	200×200	1.15	1.09	1.00	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00	210	2	0.10	5
灰度不均	320×240	1.50	1.40	0.75	0.45	0.09	0.10	0.00	-0.15	385	2	0.10	3

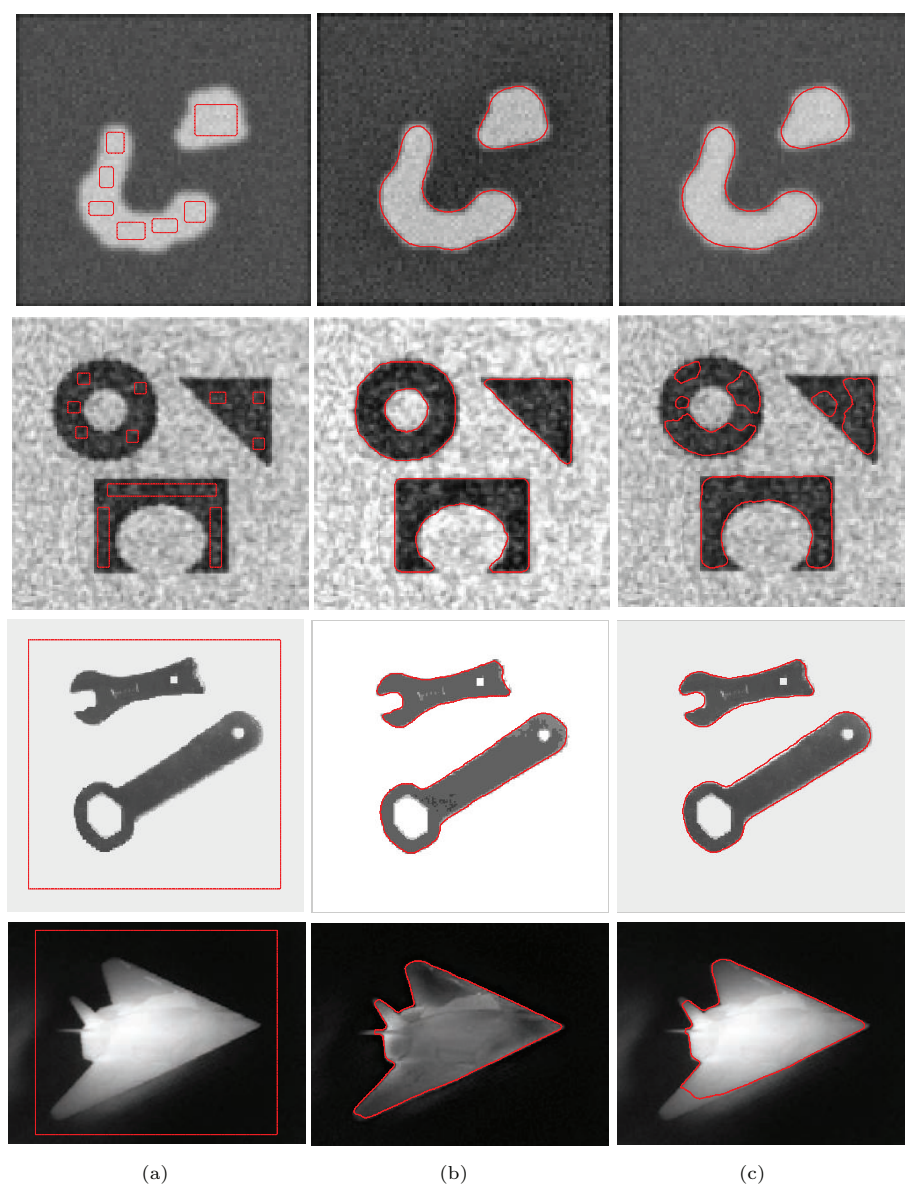


图4 (网刊彩色) 仿真图像实验结果 (a) 原图及初始轮廓; (b) 本文算法结果; (c) DRLSE 结果
Fig. 4. (color online) Experimental result of synthetic image: (a) Original image and initial contour; (b) result of proposed algorithm; (c) result of DRLSE.

表2 分割精度
Table 2. Accuracy of segmentation of different method.

图像类型	相似度		图像类型	相似度	
	DRLSE	本文算法		DRLSE	本文算法
人工合成	0.790	0.841	弱边界	0.856	0.910
噪声干扰	0.527	0.874	灰度不均	0.811	0.931

4.2 BEEMD 有效性

为验证 BEEMD 对于改进 DRLSE 的有效性, 使用文献 [23] 提出的小波非线性映射高频增强法

和滤波半径为 4 的自适应中值滤波, 对待分割图像先进行处理之后再使用 DRLSE 方法分割. 图 5(a) 为原始图像及初始轮廓, 图 5(b)—图 5(e) 依次为本文方法、DRLSE 方法、结合小波变换的 DRLSE 方法和结合自适应中值滤波的 DRLSE 方法分割结果. 从实验结果可以看出, 针对图 5(a) 存在弱边界、含噪、灰度不均问题, 在分割效果上本文算法最好, 特别是对于待分割目标中灰度不均部分也能够通过增强较好地分割出来, 结合小波变换与结合自适应中值滤波的 DRLSE 方法在效果上相比 DRLSE 方法并未取得明显改善.

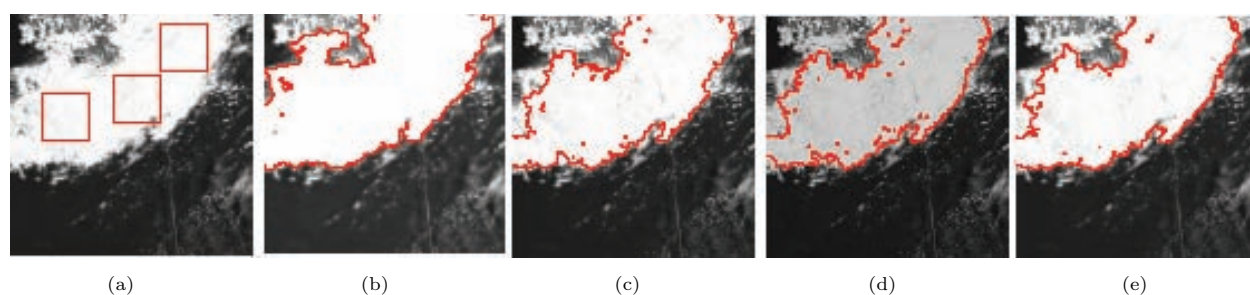


图5 (网刊彩色) 二维信号处理对比 (a) 原图及初始轮廓; (b) 本文算法结果; (c) DRLSE 结果; (d) 结合小波变换的 DRLSE 结果; (e) 结合自适应中值滤波的 DRLSE 结果

Fig. 5. (color online) Two-dimensional signal processing contrast: (a) Original image and initial contour; (b) result of proposed algorithm; (c) result of DRLSE; (d) result of wavelet-DRLSE; (e) result of adaptive median filtering-DRLSE.

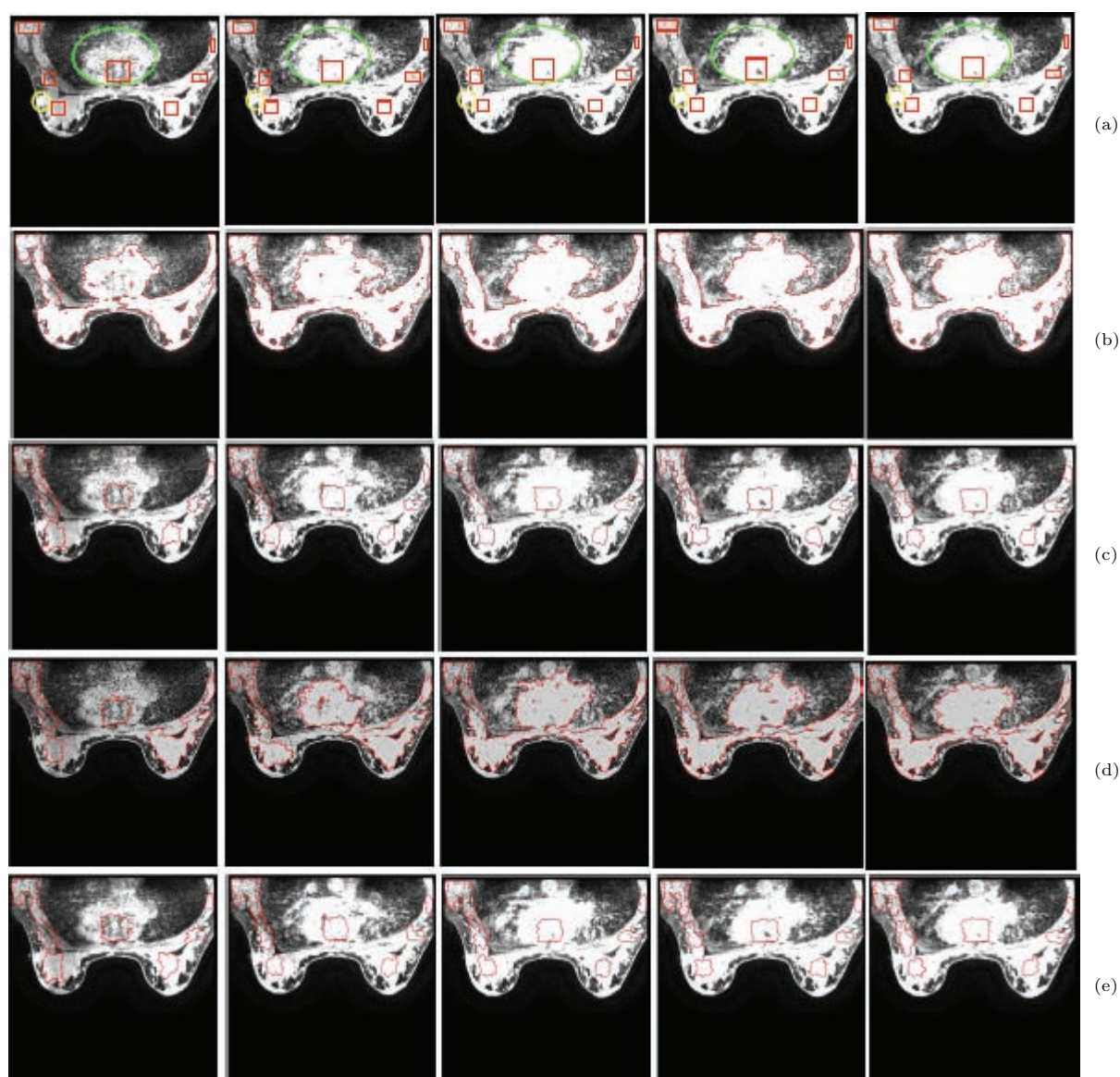


图6 (网刊彩色) MR 图像实验结果 (a) 原图及初始轮廓; (b) 本文算法结果; (c) DRLSE 结果; (d) 结合小波变换的 DRLSE 结果; (e) 结合自适应中值滤波的 DRLSE 结果

Fig. 6. (color online) Experimental result of MR image: (a) Original image and initial contour; (b) result of proposed algorithm; (c) result of DRLSE; (d) result of wavelet-DRLSE; (e) result of adaptive median filtering-DRLSE.

4.3 临床MR图像分割

虽然各种仿真图像实验说明了本文算法具有较好的分割效果, 但为了验证本文算法对临床MR图像的分割效果, 本节对图6(a) DICOM格式临床乳腺MR图像分别使用本文算法、DRLSE方法、结合小波变换的DRLSE方法和结合自适应中值滤波的DRLSE方法进行分割, 图中黄圈为肿瘤, 绿圈为心脏, 红线为初始轮廓. 图像来源于德国西门子1.5 T标准双乳线圈磁共振扫描仪. 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. 获得图像各参数为: TR=5.6 ms, TE=2.76 ms, 层间距0.3 mm, 层厚1.2 mm, FOV=34 × 34 cm, 图像大小为512 × 512, 每次扫描时间为60 s, 扫描5次.

图6实验参数如下: 重构图 I_B 中各分量系数依次为: 1.30, 1.00, 1.25, 1.35, 边界指示函数 b 中各分量系数依次为: 0.10, 0.20, 0.00, 0.00, 其他

参数: $\tau = 4$, $\mu = 0.05$, $\nu = -3$, 迭代次数500. 图6(b)—图6(e)分别为本文算法和其他参数相同情况下DRLSE方法、结合小波变换的DRLSE方法和结合自适应中值滤波的DRLSE方法分割结果. 从实验结果可以看出本文算法在相同迭代次数的条件下, 通过增强目标, 克服灰度不均和噪声干扰, 能够使细节分割出来, 而DRLSE方法的演化曲线变化并不明显. 结合小波变换的DRLSE方法和结合自适应中值滤波的DRLSE方法的分割结果虽然较DRLSE方法有一定改善, 但对于局部灰度不均处理效果不理想, 并且抗噪性能较差.

图7为对图6第五列以本文方法、结合小波变换的DRLSE方法和结合自适应中值滤波的DRLSE方法的分割结果进行局部放大的效果图, 可以明显看出本文算法在局部细节上分割效果更精确. 说明了本文算法对分割临床MR图像的有效性, 这对肿瘤特征提取工作十分有利, 有较高的临床应用价值.

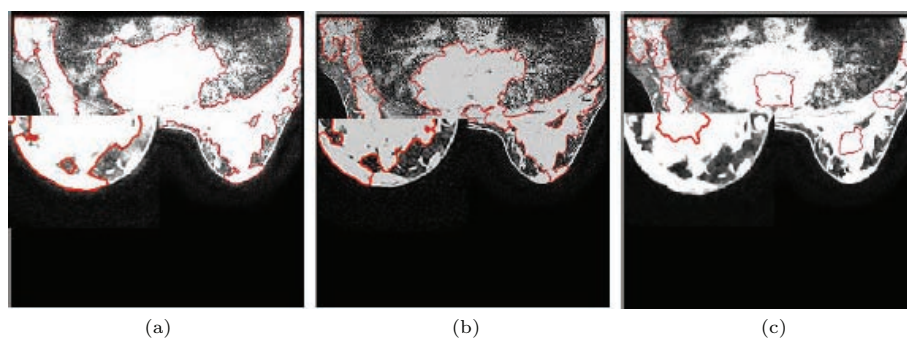


图7 (网刊彩色) 局部放大实验结果 (a) 本文算法结果; (b) 结合小波变换的DRLSE结果; (c) 结合自适应中值滤波的DRLSE结果

Fig. 7. (color online) Experimental result of local magnification: (a) Result of proposed algorithm; (b) result of wavelet-DRLSE; (c) result of adaptive median filtering-DRLSE.

5 结 论

本文提出一种距离正则化水平集图像分割改进方法, 并应用于医学MR图像分割. 该方法从图像的特征出发利用BEEMD方法将待分割图像分解为多个BIMF分量, 通过对分量赋予加权系数达到增强目标区域, 恢复目标轮廓的效果, 再使用DRLSE对MR图像进行分割. 实验表明, 本文算法在分割精度上取得了很好的效果, 但该方法使用BEEMD分解耗费大量时间^[24], 且各分量系数赋值基于先验知识, 还有待改进. 作者将继续对提高BEEMD的分解速度进行深入研究.

参考文献

- [1] Seiko K S, Kuroki Y, Nasu K, Nawano S, Moriyama N, Okazaki M 2007 *Magn. Reson. Med.* **6** 21
- [2] Tang X, Hong L M, Zu D L 2010 *Chin. Phys. B* **19** 078702
- [3] Xu Y, Wang W T, Wang W M 2012 *Chin. Phys. B* **21** 118704
- [4] 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]
- [5] 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]
- [6] Osher S, Sethian J 1988 *J. Comput. Phys.* **79** 12
- [7] Chan F T, Vese L 2001 *IEEE T. Image Process.* **10** 266
- [8] Mumford D, Shah J 1989 *Commun. Pure. Appl. Math.* **42** 577

- [9] Li C M, Xu C Y, Gui C F, Fox M D 2010 *IEEE T. Image Process.* **19** 3243
- [10] Liu J Q, Liu W W 2011 *Procedia Engineering* **15** 2634
- [11] W Narkbuakaew, H Nagahashi, K Aoki, Y Kubota 2014 *J. Biomed. Eng.* **7** 994
- [12] Nunes J C, Bouaoune Y, Delechelle E, Niang O, Bunel P 2003 *Image Vision Comput.* **21** 1019
- [13] Huang N E, Shen Z, Long S R, Wu M C, Shih H H, Zheng Q, Yen NC, Tung C C, Liu H H 1998 *Proc. of the Royal Society of London A* **454** 903
- [14] Zheng Y Z, Qin Z 2009 *J. Softw.* **20** 1096 (in Chinese) [郑有志, 覃征 2009 软件学报 **20** 1096]
- [15] Zhang B H, Zhang C T, Wu J S, Liu H 2014 *J. Light Electron Opt.* **125** 146
- [16] Wu Z H, Huang N E 2009 *Adv. Data Anal.* **1** 1
- [17] Al-Baddai S, Al-Subari K, Tome A M, Volberg G, Hanslmayr S, Hammwohner R, Lang E W 2014 *Biomed. Signal Proces.* **13** 218
- [18] Neubauer A, Tome A M, Kodewitz A, Gorriz J M, Puntonet C G, Lang E W 2014 *Adv. Data Anal.* **06** 1450004
- [19] Zhou Y, Li H 2011 *Opt. Express* **19** 18207
- [20] Zhou Y, Li H 2013 *Mech. Syst. Signal Pr.* **35** 369
- [21] Ye X F, Wang L, Wang T 2012 *Comput. Eng. Appl.* **48** 24 (in Chinese) [叶秀芬, 王雷, 王天 2012 计算机工程与应用 **48** 24]
- [22] Shattuck D W, Sandor-Leahy S R, Schaper K A, Rotenberg D A, Leahy R M 2001 *Neuroimage* **13** 856
- [23] Laine A, Fan J, Yang W 1995 *IEEE Eng. Med. Biol. IEEE Eng. Med. Biol.* **14** 536
- [24] Qu J L, Wang X F, Gao F, Zhou Y P, Zhang X Y 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 110201 (in Chinese) [曲建岭, 王小飞, 高峰, 周玉平, 张翔宇 2014 物理学报 **63** 110201]

Distance regularized level set evolution in magnetic resonance image segmentation based on bi-dimensional ensemble empirical mode decomposition*

Fan Hong^{1)†} Wei Wen-Jin¹⁾ Zhu Yan-Chun²⁾

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

²⁾ (Institute of Biomedical and Health Engineering, Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

(Received 1 February 2016; revised manuscript received 27 April 2016)

Abstract

Original image is directly processed by the existing image segmentation algorithms, which is easily affected by noise. A bi-dimensional ensemble empirical mode decomposition (BEEMD) method is introduced to improve the accuracy of MR image segmentation by distance regularized level set (DRLSE) method. The BEEMD method is the extension of one-dimensional noise assisted data analysis from ensemble empirical mode decomposition (EEMD). The key points of BEEMD are as follows. four-neighborhood optimization is used to find extremum; three-spline interpolation is used to obtain the envelope; amplitude standard of added white noise is restricted; a certain time of integration is used to avoid modality aliasing problem. The main steps of the proposed method are as follows. Firstly, the MR image is decomposed into a number of two-dimensional intrinsic mode functions (BIMF) by BEEMD method; different weighting coefficients are endued to BIMF for image reconstruction to enhance the segmentation target. Secondly, part of BIMF components are added into edge indicator function of DRLSE to recover the blurring boundary caused by Gauss smooth operation. Then DRLSE is used to segment the reconstructed MR image. High accuracy and robustness of proposed algorithm are obtained in both simulations and clinical MR images. However, compared with DRLSE, the proposed method is complex and time consuming because using BEEMD for preprocessing the segmentation image.

Keywords: magnetic resonance image, distance regularized level set evolution, bi-dimensional ensemble empirical mode decomposition, intrinsic mode functions

PACS: 87.57.N-, 87.61.-c, 87.63.lm

DOI: 10.7498/aps.65.168701

* Project supported by the Natural Science Foundation of Shaanxi Province, China (Grant No. 2014JM2-6115), the Science and Technology Research and Development Program of Shaanxi Province, China (Grant No. 2012K06-36), and the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 41271518).

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