

多分辨率双水平集医学图像分割算法

唐文杰 朱家明 张 辉

(扬州大学信息工程学院 扬州 225127)

摘要 由于医学图像通常伴有灰度不均、背景复杂的特点,传统水平集无法对其进行有效分割,因此提出了一种多分辨率改进型双水平集算法。首先,利用小波进行多尺度空间分析,从而获取医学图像的粗尺度图像;然后由改进型双水平集对图像进行分割,提取多目标区域;为了去除医学图像中灰度不均对分割效果的影响,该算法引入偏移场拟合项,以进一步改进双水平集模型,进而对粗尺度分割效果进行优化处理。实验结果表明,所提算法能有效地解决灰度不均与背景复杂的问题,将伴灰度不均的多目标医学图像完全分割出来,从而获得预期的分割效果。

关键词 医学图像分割,多分辨率,双水平集,偏移场矫正

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

Segmentation Algorithm of Medical Images Based on Multi-resolution Double Level Set

TANG Wen-jie ZHU Jia-ming ZHANG Hui

(School of Information Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225127, China)

Abstract This paper proposed a novel multiresolution double level set algorithm for medical image, which has a large amount of intensity inhomogeneities and complicated background, and can not be separated completely by traditional level set. First of all, the algorithm gets the coarse scale image by analyzing the image with wavelet multiscale decomposition. Then, the algorithm identifies multiple targets by segmenting the analysed results in terms of improved double level set model. In order to deal with the effect of intensity inhomogeneities on the medical image, the algorithm introduces a bias fitting term into the improved double level set model and optimizes the coarse-scale segmentation result. The experimental result shows that the algorithm can reduce the problems of intensity inhomogeneities and complicated background, separate medical image including intensity inhomogeneities and multiple objects completely, and obtain the expected effect of segmentation.

Keywords Medical image segmentation, Multi-resolution, Double level set, Bias correction

目前,医学图像分割中基于能量的几何式活动轮廓模型(GAC)^[1]的数值实现简单,稳定性好,无需以参数化方式描述曲线运动状态,并且可以适应曲线拓扑结构的变化。Chan和Vese^[2]于2002年提出了基于变分法和简化式Mumford-Shah模型的多相水平集方法,用 N 个水平集表示 2^N 个区域。但由于医学图像受射频场的不均匀性、MR设备本身、不同组织之间的差异性和组织的容积效应等影响,因此图像灰度不均匀^[3],直接运用多相水平集模型进行分割的结果并不理想。

针对医学图像的上述特点,许多学者做了大量研究。例如,Wells等人^[4]在统计分类框架中加入偏移场信息,提出了医学图像分割的偏移场矫正耦合模型。虽然该模型可以较为准确地分割医学图像,但为了在迭代过程中保持偏移场光滑,该算法在每一步迭代后都需要额外地对偏移场进行更新。Li等^[5]提出了区域尺度适应(RSF)算法,该算法在处理灰度不

均图像的过程中采用局部区域调整思想,虽然其能够获得较为清晰的目标边缘,但算法对初始轮廓的设定要求较高,易陷入局部极小。

针对医学图像灰度不均与背景复杂的问题,本文基于双水平集(Double Level Set, DCV)模型的优点,引入多分辨率^[6]思想,并在传统DCV中引入偏移场能量项,提出了针对医学图像分割多分辨率双水平集算法。

1 多分辨率医学图像表示

多分辨率方法用金字塔的方式来构建图像的不同分辨率层次,以获取全局图像。其代表方法包括拉普拉斯金字塔、高斯金字塔、小波变换。拉普拉斯金字塔和高斯金字塔方法存在信息丢失的现象,而小波变换在结合尺度信息对图像进行分解的同时,提供了完整的图像信息,成功保留了特征信号。小波变换的原理是对基本小波函数 $\psi(t)$ 经过位移 b 后得出

本文受国家自然科学基金(61273352, 61573307, 61473249, 61473250)资助。

唐文杰(1992—),男,硕士,主要研究方向为图像处理与分析研究, E-mail: tangwenjie1992@163.com;朱家明(1972—),男,博士,副教授,主要研究方向为智能与自适应控制及图像处理;张辉(1992—),男,硕士,主要研究方向为数字图像处理。

$\phi_{a,b}^*(t)$,再将各个尺度 a 下的信号 $x(t)$ 与 $\phi_{a,b}^*(t)$ 做内积。连续小波变换(CWT)的计算公式如下:

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

其中, a, b 和 t 均是连续变量。

在实际应用中,基函数的选择是影响小波分析应用成败的决定因素。因此,在小波分析中许多学者对小波基进行了大量的研究。在众多正交函数中,Haar 小波^[7]较其他正交函数具有构造简单、分析速度快等优点。因此,本文将选用 Haar 小波基对医学图像进行小波变换。

图 1 给出了一幅经小波分解后的医学图像结果。从图 1 中可以看出,高频部分体现了医学图像的纹理与细节,低频部分存储了医学图像的灰度信息。并且,在小波的平滑作用下,随着小波分解级数的提高,区域灰度趋于稳定。

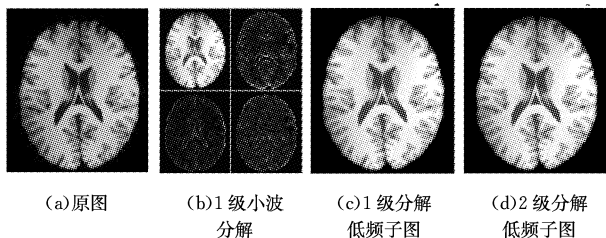


图 1 小波分解图

由图 1 可知,经 Haar 小波分解所得到的低频子图保留了医学图像的能量信息,高频子图之间的相关系数减小。同时,在小波的平滑作用下,图像的噪声得以抑制。因此,可以根据不同尺度下的小波分解结果来确定不同分割模型,以高层近似图像的分割结果作为低层近似图像中的曲线演化初始轮廓线,从而弥补了分割模型对双水平集初始轮廓线敏感的缺陷。

2 改进型双水平集模型

2.1 双水平集模型描述

Chan 和 Vese 根据 Mumford-Shah 模型,提出了基于变分法与梯度下降流的多项水平集 Chan-Vese 模型。在该模型中,用 N 个水平集表示 2^N 个区域,可以避免多个水平集函数的重叠,实现多目标多区域的分割。

本文模型采用双水平集进行四相分割,定义水平集函数 ϕ_1 和 ϕ_2 来分割 4 个区域。互不重叠的 4 个区域分别如图 2 所示,即: $\{\phi_1 > 0, \phi_2 > 0\}, \{\phi_1 > 0, \phi_2 < 0\}, \{\phi_1 < 0, \phi_2 > 0\}, \{\phi_1 < 0, \phi_2 < 0\}$ 。

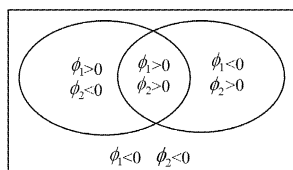


图 2 四相分割区域划分图

定义能量函数如下:

$$\epsilon(\phi) = E_4^V$$

$$\begin{aligned} &= \int_{\Omega} H_{\epsilon}(\phi_1) H_{\epsilon}(\phi_2) (I - c_1)^2 dx dy + \int_{\Omega} H_{\epsilon}(\phi_1) (1 - H_{\epsilon}(\phi_2)) (I - c_2)^2 dx dy + \int_{\Omega} (1 - H_{\epsilon}(\phi_1)) H_{\epsilon}(\phi_2) (I - c_3)^2 dx dy + \int_{\Omega} (1 - H_{\epsilon}(\phi_1)) (1 - H_{\epsilon}(\phi_2)) (I - c_4)^2 dx dy + \mu \int_{\Omega} \|\nabla H(\phi_1)\| dx dy + \mu \int_{\Omega} \|\nabla H(\phi_2)\| dx dy \end{aligned} \quad (2)$$

其中, E_4^V 为双水平集能量函数,4 个区域的灰度均值 $\{C_1, C_2, C_3, C_4\}$ 在迭代中的更新方式如下:

$$\begin{aligned} c_1(\phi) &= \frac{\int_{\Omega} I(x,y) H_{\epsilon}(\phi_1) dx dy}{\int_{\Omega} H_{\epsilon}(\phi_1) H_{\epsilon}(\phi_2) dx dy} \\ c_2(\phi) &= \frac{\int_{\Omega} I(x,y) H_{\epsilon}(\phi_1) (1 - H_{\epsilon}(\phi_2)) dx dy}{\int_{\Omega} H_{\epsilon}(\phi_1) (1 - H_{\epsilon}(\phi_2)) dx dy} \\ c_3(\phi) &= \frac{\int_{\Omega} I(x,y) (1 - H_{\epsilon}(\phi_1)) H_{\epsilon}(\phi_2) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H_{\epsilon}(\phi_1)) H_{\epsilon}(\phi_2) dx dy} \\ c_4(\phi) &= \frac{\int_{\Omega} I(x,y) (1 - H_{\epsilon}(\phi_1)) (1 - H_{\epsilon}(\phi_2)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H_{\epsilon}(\phi_1)) (1 - H_{\epsilon}(\phi_2)) dx dy} \end{aligned} \quad (3)$$

根据欧拉拉格朗日方程和梯度下降流,可求得水平集函数 $\{\phi_1, \phi_2\}$ 的演化方程如下:

$$\frac{\partial \phi_1}{\partial t} = \delta_{\epsilon}(\phi_1) \left\{ \mu \cdot \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi_1}{|\nabla \phi_1|} \right) - ((u_0 - c_1)^2 - (u_0 - c_3)^2) H_{\epsilon}(\phi_2) - ((u_0 - c_2)^2 - (u_0 - c_4)^2) (1 - H_{\epsilon}(\phi_2)) \right\} \quad (4)$$

$$\frac{\partial \phi_2}{\partial t} = \delta_{\epsilon}(\phi_2) \left\{ \mu \cdot \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi_2}{|\nabla \phi_2|} \right) - ((u_0 - c_1)^2 - (u_0 - c_3)^2) H_{\epsilon}(\phi_1) - ((u_0 - c_2)^2 - (u_0 - c_4)^2) (1 - H_{\epsilon}(\phi_1)) \right\}$$

Li 提出在能量函数 $\epsilon(\phi)$ 中增加能量惩罚项 $p(\phi)$:

$$p(\phi) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (|\nabla \phi_1| - 1)^2 dx dy + \frac{1}{2} \int_{\Omega} (|\nabla \phi_2| - 1)^2 dx dy \quad (5)$$

能量惩罚项有着约束的作用,能够使水平集在演化过程中保持水平集函数为符号距离函数,因此在每一次的迭代过程中无需重新对水平集进行初始化,从而大大减少了算法的计算量和时间复杂度。更新能量函数如下:

$$\epsilon(\phi) = E_4^V + v p(\phi) \quad (6)$$

其中, v 为能量惩罚项的系数。在不考虑图像数据项的作用下,根据欧拉拉格朗日方程和梯度下降流,可求得两条水平集函数 $\{\phi_1, \phi_2\}$ 的演化方程:

$$\frac{\partial \phi_1}{\partial t} = v \left[\Delta \phi_1^2 - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi_1}{|\nabla \phi_1|} \right) \right] \quad (7)$$

$$\frac{\partial \phi_2}{\partial t} = v \left[\Delta \phi_2^2 - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi_2}{|\nabla \phi_2|} \right) \right]$$

2.2 偏移场的拟合

含偏移场的灰度不均图像可以表示为:

$$I = b \cdot J + n \quad (8)$$

其中, J 为真实图像, I 为观测图像, n 为噪声, b 为偏移场。

J 符合物体成像的规律,具有分段常数的特性,偏移场 b 一般被认为具有光滑特性且是缓慢变化的。本文利用一组正交基函数来线性拟合偏移场 b :

$$b = W^T G \quad (9)$$

其中, $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ 是参数, $G = (g_1, g_2, \dots, g_n)^T$ 是基函数。

对于图像 Ω ,被双水平集划分为 4 个区域后的真实信号可以由分段常数 J 表示,每个区域 Ω_i 可以由一个常数 c_i 近似表示,各区域需要满足条件 $\bigcup_{i=1}^4 \Omega_i = \Omega, \Omega_i \cap \Omega_j = \emptyset, \forall i \neq j$ 。真实图像 J 可以改写为如下公式:

$$J(x) = \sum_{i=1}^4 c_i u_i(x) \quad (10)$$

其中, u_i 为区域 Ω_i 的标识函数,满足公式:

$$u_i(x) = \begin{cases} 1, & x \in \Omega_i \\ 0, & x \notin \Omega_i \end{cases} \quad (11)$$

本文采用局部偏移场拟合的方法来估算偏移场,对于以图像域中任一点 $y \in \Omega$ 为中心、 ρ 为半径的圆形区域 $o_y = \{x: |x-y| \leq \rho\}$,假设偏移场 $b(x)$ 具有缓慢变化的特性,区域内任意一点 $x \in o_y$ 的偏移场可以近似为:

$$b(x) = b(y), x \in o_y \quad (12)$$

对于图像的不同区域 $\{\Omega_i\}_{i=1}^4$,任意子区域 $o_y \cap \Omega_i$ 中一点的灰度值可以近似为:

$$b(x)J(x) = b(y)c_i, x \in o_y \cap \Omega_i \quad (13)$$

因此,完整的图像模型可以表示为:

$$I(x) = b(y)c_i + n(x), x \in o_y \cap \Omega_i \quad (14)$$

对于观测图像 I ,结合偏移场信息的能量方程定义为:

$$F = \int_{\Omega} |I(x) - b(x)J(x)|^2 dx \quad (15)$$

能量函数表示的是真实图像与观测图像之间的拟合误差,将图像 Ω 划分为 4 个区域 $\{\Omega_i\}_{i=1}^4$,则式(15)可改写为:

$$F = \int_{\Omega} |I(x) - (w^T G)(c^T U)|^2 dx \quad (16)$$

对于 $x \in \Omega_i$,有 $c^T U = c_i$,式(16)可以改写为:

$$F = \sum_{i=1}^4 \int_{\Omega} |I(x) - (w^T G(x))c_i|^2 u_i(x) dx \quad (17)$$

对于图像上一点 $y \in \Omega$,关于其邻域 o_y 的能量方程为:

$$F = \sum_{i=1}^4 \int_{\Omega} |I(x) - b(y)c_i|^2 u_i(x) dx \quad (18)$$

在此引入一个高斯核窗口函数来限定邻域 o_y 。

$$K(u) = \begin{cases} \frac{1}{2} e^{-|u|^2/2\sigma^2}, & |u| \leq \rho \\ 0, & |u| \geq \rho \end{cases} \quad (19)$$

其中, a 是规则化常数,起到约束 $\int K(u) = 1$ 的作用; σ 是高频尺度参数; ρ 是邻域半径。关于 y 的能量方程可以改写为:

$$F_y = \sum_{i=1}^4 \int_{\Omega} K(y-x) |I(x) - b(y)c_i|^2 dx \quad (20)$$

全图像域 Ω 的能量方程可以定义为:

$$\epsilon = \int \left(\sum_{i=1}^4 \int_{\Omega} K(y-x) |I(x) - b(y)c_i|^2 dx \right) dy \quad (21)$$

式(17)定义的能量函数 $F(U, c, w)$ 与向量参数 c, w, U 有关,能量最小化过程采用固定的其余参数来对某一参数进行

能量最小化的交替迭代运算。

本文引入水平集函数 $\{\phi_1, \phi_2\}$ 来表示图像的不同区域 $\{\Omega_i\}_{i=1}^4$,图像的 4 个区域分别可以用水平集函数表示为: $M_1 = H(\phi_1)H(\phi_2), M_4 = (1-H(\phi_1))(1-H(\phi_2)), M_2 = H(\phi_1)(1-H(\phi_2)), M_3 = (1-H(\phi_1))H(\phi_2)$,令:

$$e_i(x) = \int_{\Omega} K(y-x) |I(x) - b(y)c_i|^2 dy \quad (22)$$

式(10)的能量方程为:

$$J(\phi) = \int \sum_{i=1}^4 e_i(x) M_i(\phi(x)) dx \quad (23)$$

在不考虑图像数据项和能量惩罚项的作用下,根据欧拉拉格朗日方程和梯度下降流,可求得两条水平集函数 $\{\phi_1, \phi_2\}$ 的演化方程如下:

$$\frac{\partial \phi_1}{\partial t} = -\delta(\phi_1)(e_1 + e_2 - e_3 - e_4) \quad (24)$$

$$\frac{\partial \phi_2}{\partial t} = -\delta(\phi_2)(e_1 + e_3 + e_2 + e_4)$$

更新能量函数如下:

$$\epsilon(\phi) = E_1^{CV} + v\rho(\phi) + J(\phi) \quad (25)$$

模型边界特征由梯度信息表示:

$$g(x, y) = \frac{1}{1 + |\nabla G_x(x, y) * u(x, y)|^p}, p \geq 1 \quad (26)$$

更新两条水平集函数 $\{\phi_1, \phi_2\}$ 的演化方程如下:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi_1}{\partial t} = & \delta_{\epsilon}(\phi_1) \{ \mu \cdot \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi_1}{|\nabla \phi_1|} \right) + \mu [g \cdot \nabla \cdot \left(\frac{\nabla \phi_1}{|\nabla \phi_1|} \right) + \right. \\ & \left. \frac{\nabla g \cdot \nabla \phi_1}{|\nabla \phi_1|} \right] - (e_1 + e_2 - e_3 - e_4) - ((u_0 - c_1)^2 - (u_0 - \\ & c_3)^2) H_{\epsilon}(\phi_2) - ((u_0 - c_2)^2 - (u_0 - c_4)^2) (1 - \\ & H_{\epsilon}(\phi_2)) \} + v[\Delta \phi_1^2 - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi_1}{|\nabla \phi_1|} \right)] \quad (27) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi_2}{\partial t} = & \delta_{\epsilon}(\phi_2) \{ \mu \cdot \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi_2}{|\nabla \phi_2|} \right) + \mu [g \cdot \nabla \cdot \left(\frac{\nabla \phi_2}{|\nabla \phi_2|} \right) + \right. \\ & \left. \frac{\nabla g \cdot \nabla \phi_2}{|\nabla \phi_2|} \right] - (e_1 + e_3 + e_2 + e_4) - ((u_0 - c_1)^2 - (u_0 - \\ & c_3)^2) H_{\epsilon}(\phi_1) - ((u_0 - c_2)^2 - (u_0 - c_4)^2) (1 - \\ & H_{\epsilon}(\phi_1)) \} + v[\Delta \phi_2^2 - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi_2}{|\nabla \phi_2|} \right)] \quad (28) \end{aligned}$$

2.3 算法流程

小波分解方法具有良好的去噪性能以及多分辨率特性,其能够控制分割目标区域的大小,从而实现多分辨率的医学图像分割。

实验所用参数: $v=1, \alpha=1, \mu=0.001 * 255^2, \epsilon=1$,时间步长 $\Delta t=0.1$,水平集函数迭代次数均为 30。利用偏移场拟合解决图像灰度不均的问题,算法具体步骤如下:

(1) 读入原图,利用 Haar 小波进行 I 级分解,获取低频概貌子图与高频细节子图;

(2) 利用改进水平集对低频概貌子图进行分割,结合高频细节子图,得出粗分割子图;

(3) 利用改进水平集对粗分割子图再次进行分割,得出最终效果图。

3 实验仿真与评估

本文实验环境: MATLAB 2014a, CORE i3 CPU 2.10

GHz, 内存 4GB, Windows7。

实验中的参数: $m=2, c=4, U=2, c_0=2, v=1$, 时间步长 $\Delta t=0.01, \mu=0.001 * 255^2, \lambda_1=1, \lambda_2=1, \epsilon=1$, 水平集函数迭代 30 次。

为了比较本文算法与传统双水平集算法得到的分割结果的精确度, 本文选用了 3 幅医学图像进行分析, 每幅图像均加上 2% 的高斯噪声。图 3 给出了 3 幅医学图像的分割效果图。从图 3 可以看出, 图 3(a)、图 3(e)、图 3(i) 的偏移场逐渐变大, 由于灰度偏移场的影响, 传统双水平集算法的分割结果变差, 出现弱边缘分割不清的问题。例如图 3 中 3 幅医学图像的双水平集分割效果图, 由于脑部灰质与白质的边缘灰度值接近, 弱化了边缘, 导致分割效果图中灰质部分不能完全被分割出来, 进而被白质部分同化, 且随着偏移场的增大, 分割效果变差。

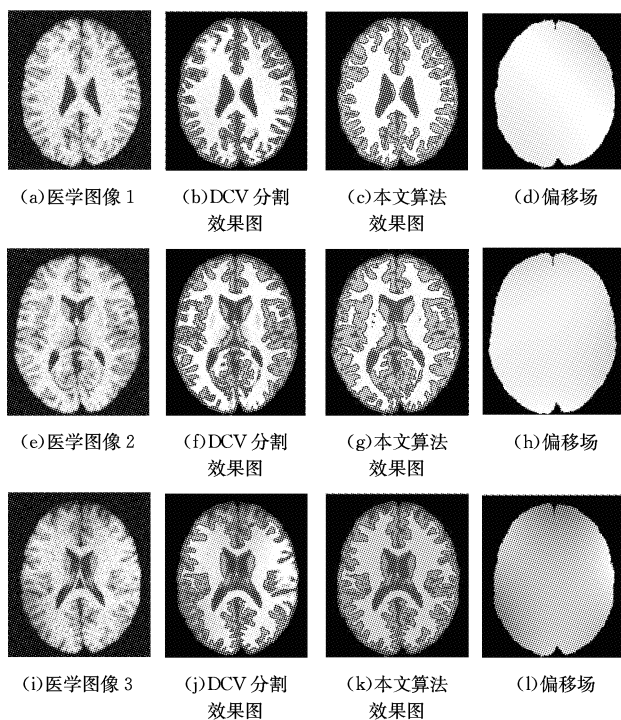


图 3 医学图像的分割效果图

本文算法在分割时结合偏移场矫正, 虽然图像的偏移场增大, 需要处理的信息量增大, 但是算法依旧能够处理灰度不均的现象, 强化了原始图像的弱边缘, 准确地分割出了不同的区域, 说明本文算法具有一定的鲁棒性。为了科学地判断医学图像的分割结果, 本文采用 Jaccard Similarity(JS) 指标来定量分析分割精度。

$$J(S_1, S_2) = \frac{|S_1 \cap S_2|}{|S_1 \cup S_2|} \quad (29)$$

其中, S_1 表示分割算法分割出的结果, S_2 表示真实的分割结果。判断标准为指标越高则算法的分割效果越好。本文算法与传统水平集算法的 JS 指标如表 1 所列, 从表 1 中可以看出本文算法的分割效果优于传统双水平集分割算法。

表 1 两种算法的 JS 指标/%

图像	组织	分割算法	
		DCV	本文方法
医学图像 1	白质	83	95
	灰质	76	89
医学图像 2	白质	82	93
	灰质	74	88
医学图像 3	白质	78	90
	灰质	71	86

结束语 针对医学图像灰度不均、背景复杂、多目标的现象, 本文通过多分辨率的方法提高了医学图像分割的速度与精确度, 弱化了初始轮廓线对水平集算法的影响; 通过在传统双水平集中增加能量惩罚项, 避免了水平集迭代过程中重新初始化的问题; 针对医学图像中存在灰度不均、弱边缘的问题, 引入偏移场拟合思想, 缓解了弱边缘的影响。实验表明, 与传统的双水平集模型相比, 本文提出的多分辨率改进型双水平集算法对于灰度不均的多目标医学图像的分割速度更快, 并能缓解灰度不均、弱边缘对图像分割的影响。

参考文献

- [1] AUJOL J F, CHAN T F. Combining geometrical and textured information to perform image classification[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2006, 17(5): 1004-1023.
- [2] VESE L A, CHAN T F. A multiphase level set framework for image segmentation using the mumford and shah model [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 50(3): 271-293.
- [3] 詹天明, 韦志辉, 张建伟, 等. 脑 MR 图像分割和偏移场矫正的耦合水平集模型[J]. 中国图象图形学报, 2011(11): 2017-2023.
- [4] WELLS W M, GRIMSON W E L, KIKINIS R, et al. Adaptive segmentation of MRI data[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1996, 15(4): 429-442.
- [5] LI C, 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.
- [6] 范虹, 朱艳春, 王芳梅, 等. 多分辨率水平集算法的乳腺 MR 图像分割[J]. 物理学报, 2014(11): 400-408.
- [7] ALDROUBI A. Families of wavelet transforms in connection with Shannon sampling theory and the Gabor transform[J]. Wavelets: A Tutorial in Theory and Pplications, 1992: 509-528.
- [8] TSAI A, YEZZI A, WELLS W, et al. A shape-based approach to the segmentation of medical imagery using level sets[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2003, 22(2): 137-154.
- [9] LI C, HUANG R, DING Z, et al. A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(7): 2007-2016.
- [10] LI B N, CHUI C K, CHANG S, et al. Integrating spatial fuzzy clustering with level set methods for automated medical image segmentation[J]. Computers in Biology and Medicine, 2011, 41(1): 1-10.