

一种基于多特征的距离正则化水平集快速分割方法

于海平^{1,2,3}, 何发智^{1,2}, 潘一腾^{1,2}, 陈晓^{1,2}

(1. 武汉大学软件工程国家重点实验室, 湖北武汉 430072; 2. 武汉大学计算机学院, 湖北武汉 430072;
3. 武汉科技大学城市学院, 湖北武汉 430083)

摘 要: 现有的图像分割模型存在对初始化信息敏感, 分割速率慢, 图像弱边界区的泄露等现象. 提出了一种混合快速分割方法. 该方法利用偏压场近似估计图像的局部统计信息, 并结合全局信息相容性及改进的距离正则化方法建立模型, 最后将模型嵌入水平集框架中, 与此同时, 引入双重终止准则以提高分割的速度. 最后利用合成图像和真实图像进行分割实验, 并与 CV (Chan-Vese) 模型、非线性自适应水平集方法以及局部尺度拟合模型对比, 表明本方法不仅对初始化信息敏感度降低, 而且分割速度提高 3~5 倍.

关键词: 图像分割; 水平集; 距离正则化; 近似估计; 多特征

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017)03-0534-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.003.004

A Fast Distance Regularized Level Set Method for Segmentation Based on Multi-features

YU Hai-ping^{1,2,3}, HE Fa-zhi^{1,2}, PAN Yi-teng^{1,2}, CHEN Xiao^{1,2}

(1. State Key Lab of Software Engineering, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430072, China;

2. Department of Computer Science, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430072, China;

3. City College of Wuhan University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430083, China)

Abstract: The existing image segmentation models have problems of being sensitive to initialization information, slower segmentation and leaked weak image boundary regions. This paper presents a hybrid fast segmentation model which utilizes the local statistics of bias field approximated images, the global information of compatibility and the distance regularization method. Then the model is embedded into level set framework. In addition, a dual termination standard is constructed to improve the speed of segmentation. Experiments on synthetic and real images are conducted to verify the efficiency of our model. Moreover, comparisons with the well-known CV model, nonlinear adaptive level set model and region scalable fitting model demonstrate that the proposed model reduces the sensitivity to the initialization and improves the segmentation speed by 3~5 times.

Key words: image segmentation; level set; distance regularization; approximately estimate; multi-features

1 引言

图像分割是图像处理中的基本问题, 它在计算机视觉和模式识别中具有重要的意义. 近几年来, 学者们提出了许多模型方法及其改进方法, 按照模型的不同进行划分, 可以划分为基于区域合并的方法^[1,2]、基于图割方法^[3], 以及基于活动轮廓的方法^[4], 其中由 Kass 等人提出的基于活动轮廓的方法在图像分割中表现更优, 近几年出现了许多基于活动轮廓的分割算法.

现有的活动轮廓模型主要分为基于边缘的模型和基于区域的模型两类. 第一类基于边缘模型根据图像在灰度、彩色、纹理等方面的不连续性, 利用边缘检测算子进行分割. 比较典型的算法包括由 Osher 等人于 1988 年首次提出的基于哈密尔顿-雅克比方程的水平集方法^[5]. 然而, 这类方法主要依赖于图像的边缘强度信息, 要求所分割的图像具有亮度不一致特点, 而且这类模型对初始化信息及图像噪声敏感度较高, 在图像弱边界区域易产生边界泄露现象; 第二类基于区域的模

型通过使用特定区域描述符识别某些感兴趣的区域。主要是基于亮度一致性假设定义区域描述,难以实现亮度不一致图像的有效分割。结合以上问题,本文在灰度不均图像特性基础上,根据相似性理论估计图像局部信息模型,结合全局相容性特征,以及正则化信息模型建立混合模型,最后将模型嵌入到水平集框架中,最终实现图像的分割。

2 图像分割方法模型

2.1 基于区域的 CV 模型

Chan 和 Vese 提出了一种经典的轮廓模型-CV 模型^[6]。为了解决更复杂的分割问题,CV 模型在 Mumford Shah 提出的分段常数最小方差基础上加入诸如曲线周长、面积等信息建立模型,简称 PC 模型,其能量函数定义为:

$$E(\phi) = \mu \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy + v \int_{\Omega} H(\phi) dx dy + \lambda_1 \int_{in(c)} |I(x,y) - c_1|^2 H(\phi) dx dy + \lambda_2 \int_{out(c)} |I(x,y) - c_2|^2 (1 - H(\phi)) dx dy \quad (1)$$

c_1 和 c_2 分别表示闭合曲线内外部的灰度均值,右边的前两项表示闭合曲线的周长和面积正则项,后两项分别表示闭合曲线的内外部能量。 $H(\cdot)$ 为 Heaviside 函数, $\delta(\cdot)$ 为 Dirac 函数,其中 $H'(\cdot) = \delta(\cdot)$,两个函数的数学定义如下:

$$H_{\varepsilon}(x) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} * \arctan\left(\frac{x}{\varepsilon}\right) \right), \delta(x) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\varepsilon}{x^2 + \varepsilon^2} \quad (2)$$

尽管 CV 模型不依赖图像的梯度信息,在灰度均质的图像分割问题中,该模型能很好的分割弱边界区域,但是, c_1 和 c_2 不能正确的描述局部区域的灰度信息。因此,CV 模型无法正确分割灰度不均的图像。

2.2 非线性自适应水平集方法

基于上述 CV 模型存在的问题,王斌等人在文献[7]的基础上利用贝叶斯法则,设计了一种非线性自适应速度函数,该函数可以自动确定曲线演化的方向,有效地改善了弱边界侧漏现象^[8],简称为 NLAL 方法,该方法的能量函数定义如下:

$$E(\phi) = \mu \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx dy + \lambda \int_{\Omega} \frac{\delta(\phi) |\nabla \phi|}{1 + P(\Omega_1 | I) P(\Omega_2 | I) |\nabla G_{\sigma} * I|^m} dx dy + \int_{\Omega} \frac{k((1/(1 + \exp(\zeta \text{Adf}(x,y)))) - 0.5) H(\phi)}{1 + P(\Omega_1 | I) P(\Omega_2 | I) |\nabla G_{\sigma} * I|^m} dx dy \quad (3)$$

$$v(x,y) = k \left[\frac{1}{1 + \exp(-\zeta \text{Adf}(x,y))} - 0.5 \right] \quad (4)$$

$$\text{Adf}(x,y) = P(\Omega_1 | I(x,y)) - T_p \quad (5)$$

其中 Ω_1, Ω_2 分别表示待分割区域及背景区域, $v(x,y)$ 表示曲线的自适应速度函数, k 和 ζ 表示常数项,分别用来控制速度的幅度和非线性程度, $P(\Omega_i | I(x,y))$ 表示像素点 $I(x,y)$ 属于 Ω_i 的后验概率($i=1,2$)。

非线性自适应水平集方法在一定程度上解决了边界侧漏问题。但是它具有两个局限性:第一,需要具备一定的先验信息;第二,对灰度不均图像,曲线迭代后期易产生震荡现象。

3 自适应混合活动轮廓模型

为了弥补上述模型的不足,本文提出了一种混合活动轮廓模型。首先,针对灰度不均图像自身特性建立图像的局部统计模型;其次,利用相似性相容原理改进经典的全局信息模型;接着,加入新的距离正则项建立模型,最后将模型嵌入到水平集框架中。下面给出本文的总能量泛函表达式:

$$E(\phi) = \alpha E^L(\phi) + \beta E^G(\phi) + \mu R_p(\phi) \quad (6)$$

E^L, E^G, R_p 分别表示局部信息模型、全局信息模型、正则化模型, α, β, μ 均为非负常数。

3.1 局部统计信息模型

对于灰度不均图像分割问题,需要将局部统计信息考虑在内^[9]。根据灰度不均图像的特征^[10-12],图像的模式可以形式化描述为:

$$I(x) = B(x)J(x) + N(x) \quad (7)$$

其中 $I(x), B(x), J(x)$ 分别表示灰度不均图像、灰度不均区域偏压场以及真实图像, $N(x)$ 表示噪声。

根据近似理论方法可知,一个函数可由一组基函数的线性组合近似表示^[13]。因此,上式的偏压场可以表示为一组基函数的线性组合。具体数学模型表示如下:

$$B(x) = \sum_{k=1}^N w_k g_k \quad (8)$$

其中令 $\mathbf{W} = (w_1, w_2, \dots, w_k)$ 表示权值参数, $\mathbf{G} = (g_1, g_2, \dots, g_k)$ 表示基函数。 k 表示基函数的个数。本文使用不同尺度下的高斯核函数作为基函数 $B(x)$ 的估计值。假设图像的局部区域为 $\Omega_i \cap \Omega_x, i=1,2$ 由于在局部区域,图像的偏压场信息往往表现为一个常量信息,从变化趋势上是平滑的,对于图像中的每个点 x ,定义以 ρ 为半径的圆形为邻域进行估计,则邻域中的每个点 y 表示为: $O_y \triangleq x: |x-y| \leq \rho$ 。则图像整个区域 Ω 划分可以表示为若干个关于邻域 y 的划分。比如 $O_y \cap \Omega_i (i=1,2, \dots, N)$ 。其中核函数的选取退化的高斯函数,定义为:

$$K(u) = \begin{cases} \frac{1}{a} e^{-|u|^2/2\sigma^2}, & |u| \leq \rho \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

其中 a 表示标准化常量;式(8)的向量形式为: $\mathbf{B}(x) =$

$W^T G$,在不考虑噪声的前提下,其真实图像的估计值表示为:

$$J(x) = I(x)/B(x) \quad (10)$$

相应地,图像的局部能量函数可以表示为:

$$E^L(d_1, d_2, C) = \int_{\text{in}(C)} |I(x)/B(x) - d_1|^2 dx + \int_{\text{out}(C)} |I(x)/B(x) - d_2|^2 dx \quad (11)$$

其中 d_1, d_2 分别表示局部区域 J 内外的灰度均值.

3.2 全局统计模型

由于 Chan 等人提出的 CV 模型能够很好的处理灰度均质图像的分割问题,因此本文在 CV 模型的基础上,分析如何设置 Heaviside 函数中参数 ε 的取值才能得到满意的分割效果.其数学模型表示如下:

$$E^G = \int_{\Omega} |I(x) - c_1| H(\phi(x)) dx + \int_{\Omega} |I(x) - c_2| (1 - H(\phi(x))) dx \quad (12)$$

其中 c_1, c_2 分别表示全局区域内部和外部的灰度均值. $H(\cdot)$ 的定义如式(2)所示.本文使用一个新的 Heaviside 代替式(2)中的函数,定义如下:

$$H^{\text{new}} = \frac{1}{2} \cos\left(\frac{\pi}{2} - \text{atan}\left(\frac{x}{\varepsilon}\right)\right) + \frac{1}{2} \quad (13)$$

在原有的经典模型中均使用如式(2)中定义的 Heaviside 函数.考虑到该函数是一个单位阶跃函数:当 $x < 0$ 时, y 的值为 0;当 $x > 0$ 时, y 的值为 1.由图 1 可知:本文提出的 Heaviside 函数对单位阶跃函数拟合程度更好.

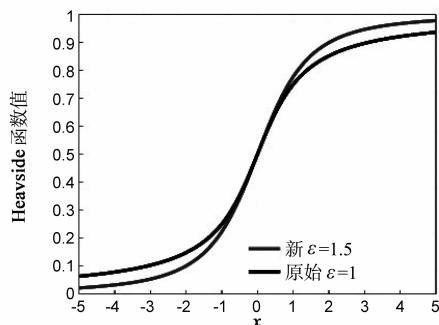


图1 两种Heaviside曲线最优参数对比图

3.3 距离正则化能量模型

在传统的曲线演化过程中,水平集方法需要重新初始化之外,并且也存在演化不规则等现象.为了弥补传统方法的不足,本文加入先验信息.李纯明等人使用符号距离函数进行重新初始化方法可以弥补该问题的不足.然而,该工作的实施在何时进行以及如何进行问题不但会导致曲线演化的不稳定性而且影响分割结果的正确性.后来,李纯明等人又提出了水平集正则项方法约束曲线演化的稳定性^[14].本文给出以下距离正则

化能量方程:

$$R_{p_2}(\phi) = \int_{\Omega} p_2(|\nabla\phi(x)|) dx \quad (14)$$

文献[14]构造了一种三角函数的表述形式.并从理论上证明了能量函数的有效性.基于低阶的多项式函数具有操作简单、运算速度快等特点.根据近似理论可知,光滑函数可以由多个基函数的线性组合表示,下面给出本文的正则化函数:

$$p_2(s) = \begin{cases} \frac{1}{2}s^2(s^2-1)^2, & s \leq 1 \\ \frac{1}{2}(s-1)^2, & s > 1 \end{cases} \quad (15)$$

使用梯度下降方法求解该项能量的最小值:

$$\frac{\partial\phi}{\partial t} = -\mu \frac{\partial R_{p_2}}{\partial\phi} = \mu \text{div}(d_{p_2}(|\nabla\phi|) \nabla\phi) = \text{div}(D \nabla\phi) \quad (16)$$

其中 $\text{div}(\cdot)$ 表示散度算子, $D = \mu d_p(|\nabla\phi|)$ 表示扩散速率, d_p 定义为如下函数:

$$d_{p_2}(s) = \frac{p_2'(s)}{s} \quad (17)$$

$$\lim_{s \rightarrow 0} d_{p_2}(s) = \lim_{s \rightarrow \infty} d_{p_2}(s) = 1 \Rightarrow |\mu d_{p_2}(|\nabla\phi|)| \leq \mu \quad (18)$$

根据式(18)得知正则项函数保证了扩散率的有界性.当扩散率取值为正,则向前扩散,即减小自变量的取值;当扩散率取值为负,则反向扩散,即增加自变量的取值.这一过程保证了曲线自适应的不断向正则项函数的某个最小值靠近,从而保证了曲线演化的稳定性.本文的正则化能量函数方程:

$$E^R = \lambda \int_{\Omega} \delta(\phi(x)) |\nabla\phi(x)| dx + \mu \int_{\Omega} p_2(|\nabla\phi(x)|) dx \quad (19)$$

4 自适应水平集能量泛函

通过上述分析,式(6)能量泛函方程的具体数学模型表示如下:

$$E(d_1, d_2, c_1, c_2, \phi) = \alpha \left(\int_{\Omega} |J(x) - d_1|^2 H(\phi(x)) + \int_{\Omega} |J(x) - d_2|^2 (1 - H(\phi(x))) dx \right) + \beta \left(\int_{\Omega} |I(x) - c_1|^2 H(\phi(x)) + \int_{\Omega} |I(x) - c_2|^2 (1 - H(\phi(x))) dx \right) + \lambda \int_{\Omega} \delta(\phi(x)) |\nabla\phi(x)| dx + \mu \int_{\Omega} p_2(|\nabla\phi(x)|) dx \quad (20)$$

其中 α, β 分别用来调整局部信息和全局信息的权重参

数; λ, μ 表示常数系数; $H(\cdot), \delta(\cdot)$ 定义详见式(2); d_1, d_2 和 c_1, c_2 分别表示局部区域 $J(x)$ 及全局区域 $I(x)$ 内外的灰度均值.

根据变分学原理及梯度下降法, 最小化式(20)的变分方程如下:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} = & \delta(\phi) [-(\beta(I(x) - c_1)^2 + \alpha(J(x) - d_1)^2) \\ & + \beta(I(x) - c_2)^2 + \alpha(J(x) - d_2)^2] \\ & + \mu \delta \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \operatorname{div} (d_{p_2} (|\nabla \phi|) \nabla \phi) \quad (21) \end{aligned}$$

5 算法描述

将能量泛函嵌入到水平集框架中演化, 最终即可得到收敛的水平集, 但是在现有的算法中采用固定取值的方式终止函数的演化, 往往导致曲线无法收敛. 本文提出了一种双重终止准则策略用以弥补上述的不足.

5.1 双重终止条件准则

水平集函数曲线的演化进程随着图像目标轮廓的拓扑结构的变化而变化, 当演化曲线接近目标轮廓边界时应该停止该过程. 如果过早的终止程序的执行则无法得到正确的分割结果; 相反, 如果零水平集函数曲线轮廓已经接近目标对象轮廓, 而执行过程还未停止, 则会出现震荡现象. 王晓峰等人提出了利用相邻时刻闭合曲线长度的变化作为终止条件准则, 但是对于有些复杂图像无法停止迭代导致死循环, 因此本文对该算法进行了改进: 对于终止条件加入了固定迭代次数, 从而不但避免震荡现象而且可以避免死循环状态的发生. 算法主要流程为: 各设定一个固定迭代次数和阈值.

首先使用一个布尔变量判断相邻时刻闭合曲线长度变化是否达到阈值, 若达到阈值, 则说明曲线内外力趋于平衡, 相邻时刻闭合曲线长度变化趋于零, 此时, 设置布尔变量的取值, 跳出循环; 而对于那些目标轮廓比较复杂的图像, 为避免算法的死循环的发生, 使用固定迭代次数终止迭代过程.

5.2 自适应混合算法描述

通过上述给出的局部信息模型、全局信息模型以及优化正则项策略的分析, 并结合双重终止条件准则, 给出本文混合分割算法流程.

算法 1 自适应混合分割算法

输入: 原始图像

输出: 分割曲线, 零水平集函数曲线轮廓

步骤 1. 设置初始轮廓, 初始化水平基函数, 设置时间步长, Heaviside 参数, 长度惩罚项参数.

步骤 2. 根据图像的灰度均匀特性设置局部及全局能量控制参数.

步骤 3. 依据式(21)演化曲线方程

步骤 4. 提取零水平集函数曲线轮廓 C .

步骤 5. 根据 5.1 判断是否满足终止条件, 若满足, 则退出程序, 否则, 程序跳转到步骤 3.

6 实验结果分析

为了验证新模型的有效性, 将提出的算法应用到合成图像和自然图像的分割中, 接着与其它经典的三个模型方法: CV 模型^[6]、NLAL 方法^[8]、RSF 模型^[14] 进行比较, 最后给出实验分析.

如图2~4所示的实验结果表明: 无论初始化区域

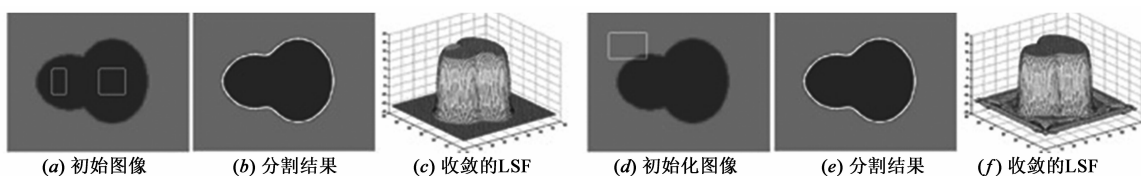


图2 合成图像分割结果

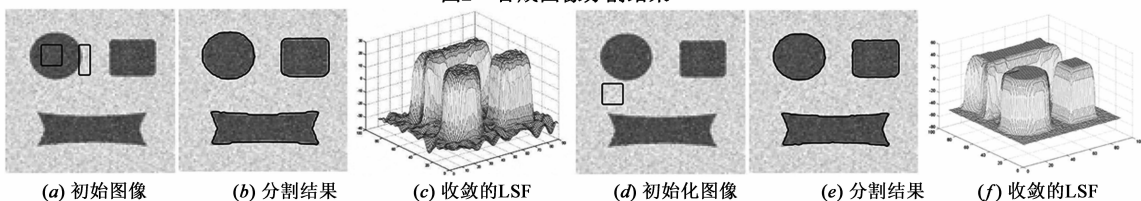


图3 合成噪声图像分割结果

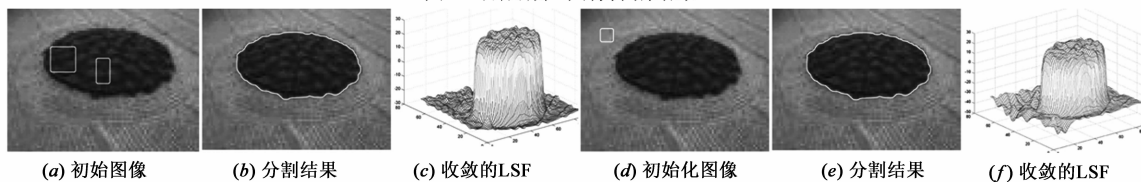


图4 自然纹理图像分割结果

是否靠近目标对象,均能得到很好的分割效果,同时曲线在演化过程中均能很好地保持函数的符号距离属性.接着将新模型方法与经典模型方法进行对比实验,对比结果如图 5、6 所示.考虑到实验对比结果的合理性,实验中的初始化公共参数设置相同,对于参数的设置原则:随着灰度不均图像的不均性的增加,局部控制参数 α 需要变大,全局控制参数 β 应该减小; μ 的取值范围为 $\mu = \alpha * 255^2$,其中 $\alpha \in [0,1]$. α 的取值越大,表示分割目标对象区域则越大,相反则越小.

对于图 5 所示的合成图像,其参数设置为: $\alpha = 0.3$ $\beta = 1.0$, $\lambda = 1$, $\mu = 0.005 * 255^2$,如图 5(c)所示,使用 CV 模型方法分割合成图像时在轮廓变化较大区域出现了振荡现象;如图 5(d)所示,使用 NLAL 方法无法正确分割出原始图像的轮廓变化较大的图像;图 5(e)所示的 RSF 模型分割结果可以看出,在进行迭代过程中易陷入局部最优,从而导致分割效果不理想,通过对比图 5(e)可知,该方法对初始化位置比较敏感,尽管如此,使用该模型方法分割图像,其收敛速度表现突出;图 5(b)为本文的新模型方法,分割结果显示,利用本模型方法可以较好的分割

出目标对象,但是在边缘尖锐区域及部分夹角区域分割欠佳,主要是由于因保证曲线演化的稳定性而加入的距离正则项能量模型信息的原因.在以后的工作中,我们将对这类情况进行研究:如何既能保证曲线演化的稳定性又能处理尖角及夹角区域的分割问题.

图 6 所示的医学 X 射线骨骼图像,其中左侧为胫骨,右侧为腓骨:各参数设置为: $\alpha = 0.6$, $\beta = 1.0$, $\lambda = 1$, $\mu = 0.012 * 255^2$,其中使用 CV 模型方法的分割效果与本文方法效果均得到了满意的效果,通过图 6 可知,本文方法在速度上优于 CV 模型方法;(d)图 NLAL 方法仅较好的分割出了胫骨部分;而典型的 RSF 模型方法表现出过拟合现象.

随后给出本文算法与其它三种经典算法的定性分析.如表 1 所示四种算法收敛时间对比结果表明:其中使用 CV 模型和 NLAL 方法进行灰度不均骨骼图像进行分割时,在不同的初始化条件下,其曲线收敛的时间相差较大,因此对初始化区域较敏感;而 RSF 模型方法不依赖于初始化位置,其收敛时间较小,而本文的方法在这两方面表现更好,分割速度提高大约 3~5 倍.

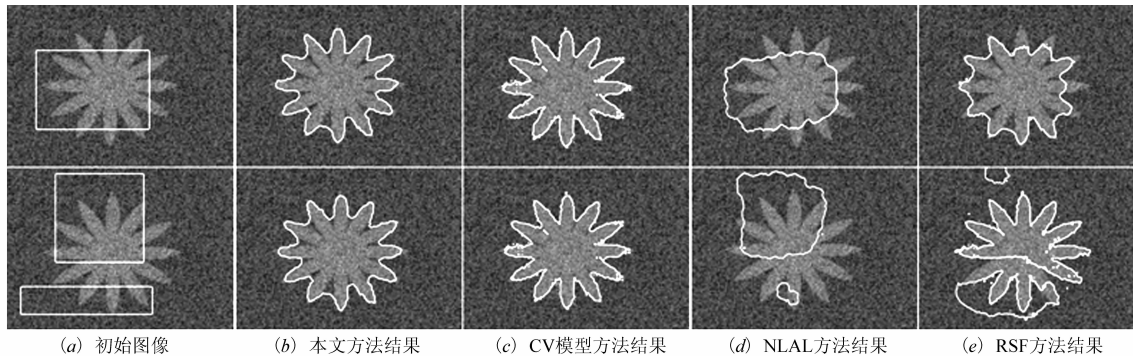


图5 合成图像分割结果对比图

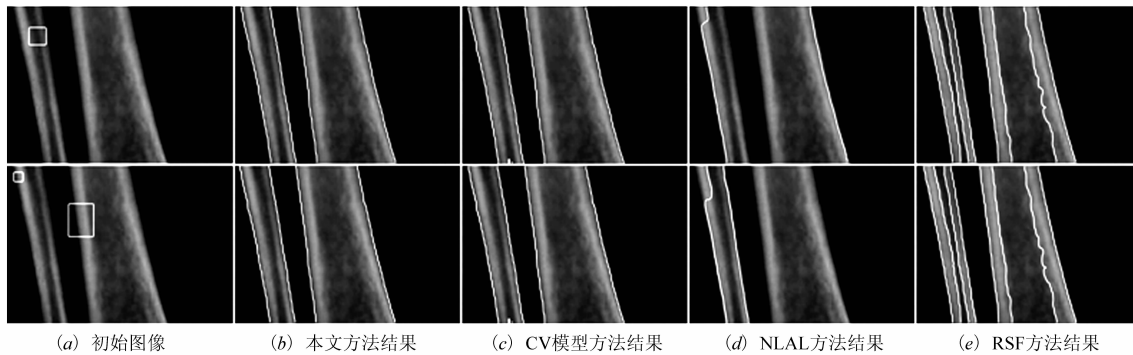


图6 X射线医学图像分割结果对比图

表 1 与其他方法收敛时间及迭代次数对比结果

待分割图像		迭代时间(s)\次数			
		本文方法	CV 模型方法	NLAL 方法	RSF 模型方法
初始化 单窗口	图 5 合成图像	8.43086 \100	26.85216\100	26.59318\100	15.96107\1000
	图 6 X 射线骨骼图像	1.77946 \27	9.81199\31	12.13411\50	3.38976\200
初始化 双窗口	图 5 合成图像	8.59482 \100	25.94443\100	28.34439\100	16.65875\1000
	图 6 X 射线骨骼图像	1.67355 \26	16.04507\51	29.96656\100	4.06106\250

7 结论

本文结合近似性理论原理和距离正则化准则,提出了一种基于距离正则化的水平集快速逼近方法,该方法通过融入由近似性理论估计得到的局部信息模型,准确地分割灰度不均图像,并加入正则项信息有效地保持了曲线演化的规则性,同时减弱了分割结果对初始化信息的依赖程度. 为了避免曲线迭代中的震荡现象,引入双重终止策略. 最后将本文方法应用于合成图像和真实图像的分割中,对比实验结果表明,本文方法在计算速度和分割精度方面表现更优.

参考文献

- [1] Bleau A, Leon L J. Watershed-based segmentation and region merging [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2000, 77(3): 317 - 370.
- [2] Peng B, Zhang L, Zhang D. Automatic image segmentation by dynamic region merging [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(12): 3592 - 3605.
- [3] Boykov Y, Kolmogorov V. An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision [J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(9): 1124 - 1137.
- [4] 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.
- [5] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature dependent speed; algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations [J]. *Journal of Computational Physics*, 1988, 79(1): 12 - 49.
- [6] Chan T F, Vese L. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266 - 277.
- [7] Chen Y T, Tseng D C. *Medical Image Segmentation Based on the Bayesian Level Set Method* [M]. Berlin: Springer-Verlag, 2008. 25 - 34.
- [8] Wang B, Gao X, Tao D. A nonlinear adaptive level set for image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2014, 44(3): 418 - 428.
- [9] Ni B, He F Z, Yuan Z Y. Segmentation of uterine fibroid ultrasound images using a dynamic statistical shape model in HIFU therapy [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2015, 46: 302 - 314.
- [10] 李亚峰. 基于图像分解的稀疏正则化多区域图像分割方法 [J]. *电子学报*, 2015, 43(9): 1841 - 1849.
Li Ya-feng. A sparsity regularized multiregion image segmentation method based on image decomposition [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(9): 1841 - 1849. (in Chinese)
- [11] Milione G, Dudley A, Nguyen T A. Measuring the self-healing of the spatially inhomogeneous states of polarization of vector Bessel beams [J]. *Journal of Optics*, 2015, 17(3): 1 - 7.
- [12] 许新征, 丁世飞, 史忠植. 图像分割的新理论和新方法 [J]. *电子学报*, 2010, 38(2): 76 - 82.
Xu Xin-zheng, Ding Shi-fei, Shi Zhong-zhi. New theories and methods of image segmentation [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(2): 76 - 82. (in Chinese)
- [13] Hou Z. A review on MR image intensity inhomogeneity correction [J]. *International Journal of Biomedical Imaging*, 2006, 2006: 1 - 11.
- [14] Li C M, Kao C Y, Gore J C. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(10): 1940 - 1949.

作者简介



于海平 女, 1978 年 12 月出生于山东省泰安市. 现为武汉大学计算机学院博士研究生. 主要研究方向为图像处理.

E-mail: seaping@whu.edu.cn



何发智 (通信作者) 男, 1968 年出生于湖北省武汉市. 现为武汉大学计算机学院教授、博士生导师, 主要研究方向为计算机图形学、计算机辅助设计、图像处理等.

E-mail: fzhe@whu.edu.cn



潘一腾 男, 1988 年 6 月出生于广东省韶关市. 现为武汉大学计算机学院博士研究生. 主要研究方向为数据挖掘、图像处理、推荐算法.

E-mail: panyiteng@whu.edu.cn



陈晓 男, 1980 年 4 月出生于湖北省宜昌市. 现为武汉大学计算机学院博士研究生. 主要研究方向图像处理.

E-mail: yetv0717@126.com