

基于改进 DRLSE 水平集模型的图像分割

魏晨晨, 羿旭明

(武汉大学数学与统计学院, 湖北 武汉 430072)

摘 要: 针对 DRLSE 水平集模型对噪声敏感、依赖初始轮廓位置以及演化速度缓慢等不足, 利用小波变换和小波阈值去噪的方法, 构造对噪声不敏感的边缘信息刻画矩阵, 定义基于图像信息的边缘停止函数和自适应权重系数, 获得了改进的 DRLSE 水平集图像分割模型。利用有限差分法对模型求解, 并采用 Jaccard 相似度作为评价模型的定量分析方法, 数值结果显示改进的模型及算法对图像分割的有效性, 克服了 DRLSE 水平集模型分割含噪图像以及定义初始轮廓位置的局限性, 提高了 DRLSE 水平集模型的计算效率和图像分割精度。

关 键 词: 图像分割; DRLSE 水平集; 边缘停止函数; 自适应

中图分类号: TP 391

DOI: 10.11996/JGJ.2095-302X.2019050885

文献标识码: A

文章编号: 2095-302X(2019)05-0885-07

An Improved Method for Image Segmentation Based on DRLSE Level Set

WEI Chen-chen, YI Xu-ming

(School of Mathematics and Statistics, Wuhan University, Wuhan Hubei 430072, China)

Abstract: Aiming at the fact that the DRLSE level set model is inadequately sensitive to noise and dependent on the initial contour and slow evolution we used wavelet transform and wavelet threshold denoising methods. A new edge stop function and adaptive weight coefficient based on image information are defined by constructing the edge characterization matrix which is not sensitive to noise. An improved DRLSE level set image segmentation model is thus obtained. The finite difference method is employed to solve the model, and Jaccard similarity is used as the quantitative analysis method of evaluation model. The numerical results show that the improved model and algorithm are effective for image segmentation, overcoming the limitation of DRLSE level set model and dividing the noisy image and defining the initial contour position, which improve the computational efficiency and image segmentation precision of the DRLSE level set model.

Keywords: image segmentation; DRLSE level set; edge stop function; adaptive

近年来, 由 OSHER 和 SETHIAN^[1]提出的水平集方法已经被广泛地应用于计算机视觉的图像分割领域^[2-4]。水平集方法的基本思想是将轮廓曲线表示为在较高维度中定义的隐式函数的零水平集, 并根据相应的偏微分方程演化水平集函数^[5]。活动轮廓模型作为图像分割的重要工具之一, 按照轮廓线

表达形式的不同分为参数活动轮廓模型^[6-7]和几何活动轮廓模型^[5,8-10]。与参数活动轮廓模型相比, 几何活动轮廓模型基于曲线演化理论和水平集方法, 具有对初始轮廓不敏感、能够适应曲线拓扑结构变化以及可以得到稳定唯一的数值解等优点^[8]。最早的几何活动轮廓模型是由文献[3]和文献[4]分别提

收稿日期: 2019-04-29; 定稿日期: 2019-07-08

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(11671307)

第一作者: 魏晨晨(1995-), 女, 安徽宿州人, 硕士研究生。主要研究方向为图形图像处理。E-mail: 783424700@qq.com

通信作者: 羿旭明(1964-), 男, 湖南澧县人, 教授, 博士。主要研究方向为小波分析理论及其应用、图像处理。E-mail: 247960864@qq.com

出的测地线活动轮廓模型(geodesic active contour, GAC), 在图像梯度变化较大时该模型可以进行稳定的目标边界检测^[9]。但是为了保证水平集稳定而有效地演化, 需要在演化过程中重新初始化水平集函数。

为了避免重新初始化水平集函数带来的时间代价和数值偏差, LI 等^[5,10]提出了距离保持水平集演化模型(distance regularized level set evolution, DRLSE)。DRLSE 模型无需进行水平集函数的重新初始化, 并且在利用有限差分法数值求解时可以使用较大的时间步长, 极大地提高了水平集演化速度。然而该模型存在以下不足: ①边缘停止函数基于梯度信息, 从而对噪声敏感, 在分割含噪图像时, 水平集容易陷入虚假边缘导致分割效果不理想^[11]; ②在图像的弱边界处, 图像梯度小, 使得边缘停止函数值较大, 演化曲线容易越过目标边界; ③能量泛函的权重系数是常数, 不能根据图像信息自适应地调整符号和大小, 水平集演化不具有自适应性。

针对 DRLSE 模型的不足, 研究者提出了许多改进方法。HE 等^[12]利用 Laplace 算子在图像边界两侧符号相反的性质构造出使水平集演化方向具有自适应性的权重系数。但是, Laplace 算子的计算基于二阶导数, 使得模型对噪声敏感。LIU 等^[13]将归一化局部熵引入到边缘停止函数中以减弱模型对噪声的敏感性。但是, 归一化局部熵存在的块效应影响了分割结果的精确性。小波变换具有多分辨分析的特性, 在图像去噪^[14]和边缘检测^[15-16]等方面发挥着重要作用。本文基于阈值处理后的小波系数构造边缘信息刻画矩阵, 通过定义新的边缘停止函数和自适应权重系数, 提高了 DRLSE 模型的分割效率以及分割含噪图像的有效性。

1 DRLSE 水平集模型

设 Ω 为图像区域, $\phi(x,y)$ 为定义在 Ω 上的水平集函数。DRLSE 模型的能量泛函^[10]表示为

$$\varepsilon(\phi) = \mu \int_{\Omega} p(|\nabla \phi|) dx dy + \lambda \int_{\Omega} g(x,y) \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy + \nu \int_{\Omega} g(x,y) H(-\phi) dx dy \quad (1)$$

其中, 第 1 项是惩罚项, 用于保证水平集曲线在演化过程中的光滑性; 第 2 项和第 3 项分别是长度项和面积项, 其作用是引导水平集向目标边界演化。正常数 μ , λ 和常数 ν 为各能量项的权重系数; $p(\cdot)$ 为能量密度函数; ∇ 为梯度算子; $\delta(\cdot)$ 和 $H(\cdot)$ 分别为 Dirac 函数和 Heaviside 函数。边缘停止函数 $g(x,y)$

定义为

$$g(x,y) \triangleq \frac{1}{1 + |\nabla(G_{\sigma} * I)(x,y)|^2} \quad (2)$$

其中, G_{σ} 为参数 σ 的高斯核; $I(x,y)$ 为图像函数。

模型使用双势阱函数^[10]作为能量密度函数

$$p(s) \triangleq \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2} (1 - \cos(2\pi s)), & s \leq 1 \\ \frac{1}{2} (s-1)^2, & s > 1 \end{cases} \quad (3)$$

并采用参数为 ε 的光滑函数 $\delta_{\varepsilon}(\cdot)$ 和 $H_{\varepsilon}(\cdot)$ ^[17] 代替 Dirac 函数和 Heaviside 函数, 即

$$\delta_{\varepsilon}(x) = \begin{cases} \frac{1}{2\varepsilon} \left(1 + \cos\left(\frac{\pi x}{\varepsilon}\right) \right), & |x| \leq \varepsilon \\ 0, & |x| > \varepsilon \end{cases}$$

$$H_{\varepsilon}(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left(1 + \frac{x}{\varepsilon} + \frac{1}{\pi} \sin\left(\frac{\pi x}{\varepsilon}\right) \right), & |x| \leq \varepsilon \\ 1, & x > \varepsilon \\ 0, & x < -\varepsilon \end{cases} \quad (4)$$

极小化能量泛函 $\varepsilon(\phi)$, 并根据梯度下降流理论^[17], 得到控制水平集函数演化的偏微分方程

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d_p |\nabla \phi| \nabla \phi) + \lambda \delta_{\varepsilon}(\phi) \operatorname{div} \left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \nu g \delta_{\varepsilon}(\phi) \quad (5)$$

其中, $\operatorname{div}(\cdot)$ 为散度算子, $d_p(s) \triangleq \frac{p'(s)}{s}$ 。

2 对 DRLSE 模型的分析

水平集演化的实质是利用图像信息控制演化曲线向能量泛函最小化的方向运动^[5]。惩罚项最小化保证水平集的光滑性, 避免在演化过程中重新初始化水平集函数; 长度项最小化使水平集变得平滑, 减少尖点、角点和奇异点的产生; 面积项最小化使水平集收缩 ($\nu > 0$) 或扩张 ($\nu < 0$) 以获取目标边界^[12]。

式(2)定义的边缘停止函数基于光滑图像的梯度, 水平集在梯度信息的引导下演化。相比于传统的活动轮廓模型^[6-7], DRLSE 模型能够准确地完成对目标物体的分割^[10]。但是在分割含噪图像时, 演化曲线受噪声干扰容易陷入虚假边缘。如图 1(b)所示, DRLSE 模型可以有效分割出无噪声图

像中的目标物体; 图 1(c)~(d)是向原图添加方差 (var) 分别为 0.01 和 0.10 高斯噪声后的分割结果, 可以看出, 随着噪声的出现和增强, 演化曲线受到的干扰程度变大, 目标物体得不到有效分割。

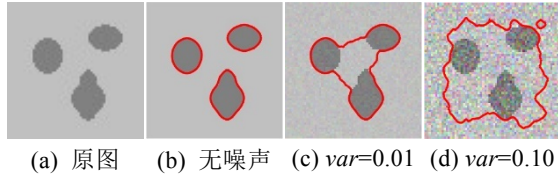


图1 图像分割图

权重系数 ν 是预先设定的常数。一方面, 水平集根据 ν 的符号进行收缩演化 ($\nu > 0$) 或扩张演化 ($\nu < 0$), 初始轮廓必须设置为包围目标或在目标内部 (或外部)。一旦初始轮廓与目标区域相交如图 2(a), 模型在 $\nu > 0$ (图 2(b)) 和 $\nu < 0$ (图 2(c)) 的情形下均不能有效地进行图像分割。另一方面, 当 $|\nu|$ 过小时, 水平集演化缓慢容易陷入局部极小值 (图 2(d)); 而当 $|\nu|$ 过大时, 容易出现边界泄漏 (图 2(f))。

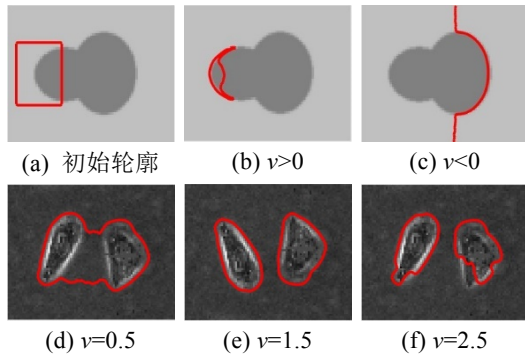


图2 图像分割图

3 本文模型

3.1 边缘信息刻画矩阵

文献[16]提出的基于小波系数的边缘信息刻画函数, 使得水平集在演化过程中能够迅速捕捉到图像的边缘, 从而更加准确和高效地分割图像。但是对于含噪图像, 图像的细节和噪声经小波分解后均体现在细节系数部分。因此, 以上边缘信息刻画函数对噪声敏感。

本文首先对图像 $I(x, y)$ 进行 k 层小波分解, 得到近似系数 A_k 以及水平、垂直和对角方向的细节系数 $H_1, \dots, H_k, V_1, \dots, V_k, D_1, \dots, D_k$ 在构造边缘信息刻画矩阵前, 小波分解系数按以下方式进行处理:

(1) 使用如下函数对各尺度细节系数进行阈值处理

$$\hat{\omega}_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(\omega_{j,k}) (|\omega_{j,k}| - T), & |\omega_{j,k}| \geq T \\ 0, & |\omega_{j,k}| < T \end{cases} \quad (6)$$

其中, T 为阈值, 从而得到去除噪声后的小波细节系数 $\hat{H}_1, \dots, \hat{H}_k, \hat{V}_1, \dots, \hat{V}_k, \hat{D}_1, \dots, \hat{D}_k$;

(2) 利用小波逆变换对近似系数 A_k 和细节系数 $\hat{H}_2, \dots, \hat{H}_k, \hat{V}_2, \dots, \hat{V}_k, \hat{D}_2, \dots, \hat{D}_k$ 进行重构得到 A'_1 ;

(3) 将 $A'_1, \hat{H}_1, \hat{V}_1$ 和 \hat{D}_1 进行插值获得与原图像尺寸相同的 4 组系数矩阵, 并计算基于以上小波系数的梯度幅值矩阵^[16] \mathbf{E} , 其元素值为

$$\mathbf{E}(x, y) = |\nabla A'_1(x, y)|^2 + |\nabla \hat{H}_1(x, y)|^2 + |\nabla \hat{V}_1(x, y)|^2 + |\nabla \hat{D}_1(x, y)|^2 \quad (7)$$

再对矩阵 \mathbf{E} 进行归一化处理, 得到边缘信息刻画矩阵 \mathbf{E}_{norm} 。

在图像光滑区域, 小波系数梯度幅值小, 矩阵元素 $\mathbf{E}_{\text{norm}}(x, y)$ 较小; 在目标边界处, 小波系数梯度幅值大, 矩阵元素 $\mathbf{E}_{\text{norm}}(x, y)$ 较大。图 3(a) 是边缘深度凹陷图像, 其边缘信息刻画矩阵的图像表示如图 3(b) 所示, 可以看出矩阵 \mathbf{E}_{norm} 有效地刻画出图像边缘。向原图添加方差分别为 0.01 和 0.10 高斯噪声后, 对应的边缘信息刻画矩阵的图像表示如图 3(c)~(d) 所示。可以看出, 随着噪声的增强, 矩阵 \mathbf{E}_{norm} 表现出对噪声的鲁棒性。

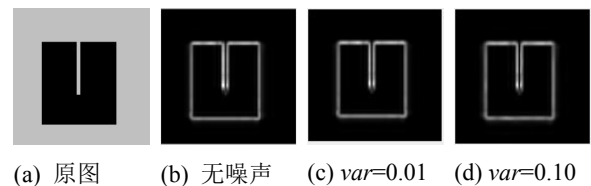


图3 \mathbf{E}_{norm} 图像表示图

3.2 新的边缘停止函数

为了提高 DRLSE 模型分割含噪图像的有效性, 本文将边缘信息刻画矩阵 \mathbf{E}_{norm} 引入到式(2)中, 定义新的边缘停止函数 $g_{\text{new}}(x, y)$ 为

$$g_{\text{new}}(x, y) = \frac{1}{1 + \mathbf{E}_{\text{norm}}(x, y) \cdot |\nabla(G_\sigma * I)(x, y)|^2} \quad (8)$$

由式(18)可知, $g_{\text{new}}(x, y)$ 与图像梯度和小波系数梯度幅值成近似反比关系, 并且具有在图像光滑区域接近 1 和在目标边界接近 0 的性质。而在含有噪声的图像区域, 矩阵元素 $\mathbf{E}_{\text{norm}}(x, y)$ 较小, $g_{\text{new}}(x, y)$ 具有较大的值, 避免了演化曲线陷入虚假边缘。此外, 矩阵 \mathbf{E}_{norm} 刻画图像边缘信息, 使函数 $g_{\text{new}}(x, y)$

能够刻画真实的目标边界。

图 4 给出了 2 幅图像边缘停止函数的图像表示。图 4(a)是含噪图像,在背景和目标区域, $g_{\text{new}}(x,y)$ 的值较小(图 4(b))而 $g_{\text{new}}(x,y)$ 的值接近 1(图 4(c)),表明作为边缘停止函数, $g_{\text{new}}(x,y)$ 受噪声干扰的程度小于 $g(x,y)$; 图 4(d)是边缘深度凹陷图像, $g(x,y)$ 和 $g_{\text{new}}(x,y)$ 在目标边界的值均接近 0,但是 $g_{\text{new}}(x,y)$ 对边缘细节有更多的表现(图 4(f))。

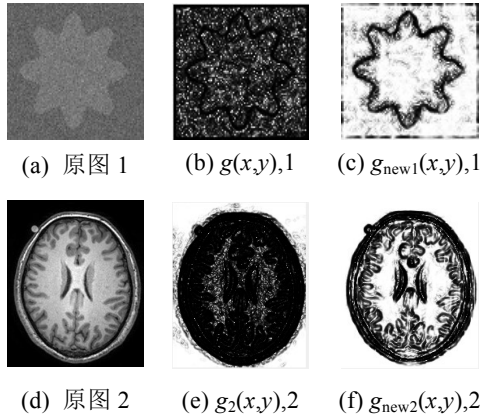


图 4 边缘停止函数 $g(x,y)$ 和 $g_{\text{new}}(x,y)$ 对比图

3.3 自适应权重系数

图像 I 的目标与背景区域分别记为 I_o 和 I_b 。为了克服 DRLSE 模型对初始轮廓的依赖性和对演化速度敏感的缺点,本文引入了基于图像信息的自适应权重系数

$$v_{\text{new}}(x,y) = k_0 \cdot \text{sgn} \left(I(x,y) - \frac{c_1 + c_2}{2} \right) \cdot \frac{k_1 + k_2(1 - E_{\text{norm}}(x,y))}{1 + |\nabla(G_{\sigma} * I)(x,y)|^2} \quad (9)$$

其中, $k_0 = \begin{cases} 1, & m(I_o) \leq m(I_b) \\ -1, & m(I_o) > m(I_b) \end{cases}$, $m(I_o)$ 与 $m(I_b)$ 为目标与背景区域的灰度均值; c_1 与 c_2 分别为初始轮廓 ϕ_0 内部与外部区域的灰度均值,计算公式为

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} \phi_0(x,y) H_{\varepsilon}(\phi_0(x,y)) dx dy}{\int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi_0(x,y)) dx dy}$$

$$c_2 = \frac{\int_{\Omega} \phi_0(x,y) (1 - H_{\varepsilon}(\phi_0(x,y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H_{\varepsilon}(\phi_0(x,y))) dx dy}$$

参数 $k_1 \in [1,3]$, $k_2 \in [6,10]$ 用于权衡目标边界的强弱和凹陷情况,取值越大表示对边缘的突出作用越强。自适应权重系数 $v_{\text{new}}(x,y)$ 具有以下特性:

(1) $v_{\text{new}}(x,y)$ 在图像目标边界两侧的符号相反。假设目标区域灰度均值小于背景区域灰度均值即

$$m(I_o) < m(I_b), \text{ 有 } k_0 = 1, I_o(x,y) < \frac{c_1 + c_2}{2} < I_b(x,y)。$$

对于活动轮廓在背景区域内的部分: $I_b(x,y) - \frac{c_1 + c_2}{2} > 0$, $k_0 \cdot \text{sgn} \left(I_b(x,y) - \frac{c_1 + c_2}{2} \right) > 0$, $v_{\text{new}}(x,y) > 0$, 从而引导水平集收缩演化; 对于活动轮廓在目标区域内的部分: $I_o(x,y) - \frac{c_1 + c_2}{2} < 0$,

$k_0 \cdot \text{sgn} \left(I_o(x,y) - \frac{c_1 + c_2}{2} \right) < 0$, $v_{\text{new}}(x,y) < 0$, 从而引导水平集扩张演化。水平集能够根据当前位置自适应决定演化方向,克服了对初始轮廓的依赖性。

(2) $v_{\text{new}}(x,y)$ 的大小与图像梯度和小波系数梯度幅值有关。在图像光滑区域, $|v_{\text{new}}(x,y)|$ 较大,水平集快速演化以避免陷入虚假边缘; 在目标边界处, $|v_{\text{new}}(x,y)|$ 较小,水平集平稳演化以避免出现边界泄漏; 在含有噪声的区域,矩阵元素 $E_{\text{norm}}(x,y)$ 较小使得水平集仍以较小的速度继续演化。权重系数能够根据图像信息自适应地调整大小,以保持水平集合理的演化速度。

将初始轮廓设置在与图像目标相交的位置,如图 5 所示。分别采用 v 取固定值的 DRLSE 模型和 v_{new} 由式(9)定义的本文模型分割图像,由分割结果可以看出,DRLSE 模型根据 v 的符号引导水平集收缩或扩张演化,而图 5(c)和 5(f)证明了自适应权重系数 v_{new} 的有效性。

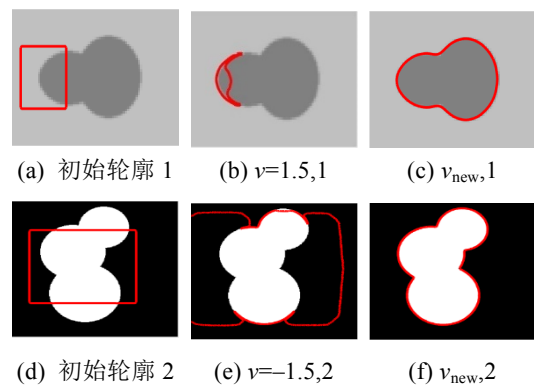


图 5 基于权重系数 v 和 v_{new} 的分割对比图

3.4 改进的 DRLSE 水平集模型及数值实现

考虑与时间维度相关的水平集函数 $\phi(x,y,t)$, 初始条件定义为

$$\phi_0(x,y) \triangleq \phi(x,y,0) = \begin{cases} -c_0, & (x,y) \in \mathfrak{R}_0 \\ c_0, & (x,y) \notin \mathfrak{R}_0 \end{cases}$$

其中, $c_0 > 0$; \mathfrak{R}_0 为初始轮廓的内部。将式(8)定义

的边缘停止函数和式(9)定义的自适应权重系数代入到方程(5)中, 得到改进的 DRLSE 水平集演化方程, 即

$$\begin{cases} \frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d_p(|\nabla \phi|) \nabla \phi) + \\ \lambda \delta_\varepsilon(\phi) \operatorname{div}\left(g_{\text{new}} \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right) + v_{\text{new}} g_{\text{new}} \delta_\varepsilon(\phi) \\ \phi_0 = \phi(x, y, 0) \end{cases} \quad (10)$$

本文采用有限差分法^[18]实现演化方程的数值求解。空间域和时间域上的偏导数分别使用中心差商和前向差商近似, 以空间步长 1 和时间步长 Δt , 对方程(10)进行离散化, 并将水平集函数经 k 次迭代后在离散点 (i, j) 处的值记为 $\phi_{i,j}^k$, 得到演化方程的离散化形式

$$\begin{aligned} \phi_{i,j}^{k+1} = & \phi_{i,j}^k + \Delta t \cdot \left[\mu(d_p(|\nabla \phi^k|) |\nabla \phi^k| \cdot \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \phi^k}{|\nabla \phi^k|}\right) + \right. \\ & \left. \nabla\left(d_p(|\nabla \phi^k|) \nabla \phi^k\right)\right]_{(i,j)} + \lambda \delta_\varepsilon(\phi_{i,j}^k) \cdot \\ & \left[g_{\text{new}} \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \phi^k}{|\nabla \phi^k|}\right) + \frac{\nabla g_{\text{new}} \nabla \phi^k}{|\nabla \phi^k|} \right]_{(i,j)} + v_{\text{new}} g_{\text{new}} \delta_\varepsilon(\phi_{i,j}^k) \end{aligned} \quad (11)$$

其中, $k = 0, 1, 2, \dots$; $\operatorname{div}\left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right)$ 为演化曲线的曲率。

本文提出的改进 DRLSE 水平集模型的具体数值求解步骤如下:

步骤 1. 初始化惩罚项系数 μ , 长度项系数 λ , 面积项参数 k_1 和 k_2 , 时间步长 Δt , 核函数参数 σ , 光滑函数参数 ε 以及迭代次数 N ;

步骤 2. 初始化水平集函数, 设置参数 c_0 , 计算初始轮廓内部灰度均值 c_1 和外部灰度均值 c_2 ;

步骤 3. 将图像进行多层小波分解, 对各尺度的小波细节系数进行阈值处理;

步骤 4. 计算边缘信息刻画矩阵 E_{norm} , 边缘停止函数 $g_{\text{new}}(x, y)$ 和自适应权重系数 $v_{\text{new}}(x, y)$;

步骤 5. 根据离散化的水平集演化方程式(11)演化水平集函数;

步骤 6. 判断水平集演化迭代次数是否完成, 若完成, 输出图像分割结果, 否则转步骤 5。

4 数值实验

为了验证本文模型对于图像分割的有效性,

实验选取不同类型的图像, 从对噪声的鲁棒性、刻画目标边界的有效性和水平集演化的自适应性 3 个方面与 DRLSE 模型进行对比实验。实验使用的计算机配置是 Intel Core i5-8265U 处理器, 8 GB 内存, Windows10 操作系统和 MATLAB 2016b 环境。选用 sym4 小波对图像进行 3 层小波分解, 阈值 T 由 Birge-Massart 策略^[19]决定。模型参数初始化为: 惩罚项系数 $\mu=0.2$, 长度项系数 $\lambda=5$, 时间步长 $\Delta t=5$, 核函数参数 $\sigma=1.5$, 光滑函数参数 $\varepsilon=1.5$, 初始轮廓参数 $c_0=2$ 。

4.1 分割评价方法

为了定量分割和评价不同模型的分割质量, 采用 Jaccard 相似(Jaccard Similarity, JS)系数来度量图像分割模型的精度^[20]。Jaccard 相似系数定义为

$$JS(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (12)$$

其中, A 为标准的分割结果; B 为待评价的分割结果。JS 指标值越高则表明模型的分割效果越好。

4.2 对噪声的鲁棒性

为检验本文模型对含噪图像分割的有效性, 设置 DRLSE 模型参数 $v=3$, 本文模型参数 $k_1=3, k_2=8$, 迭代次数 50, 分割结果如图 6 所示。可以观察到: 由于噪声的干扰, DRLSE 模型中的演化曲线停止在虚假边缘处(图 6(b))或者越过目标边界(图 6(e)); 本文模型在设定的迭代次数下成功分割出目标物体(图 6(c)和图 6(f))。

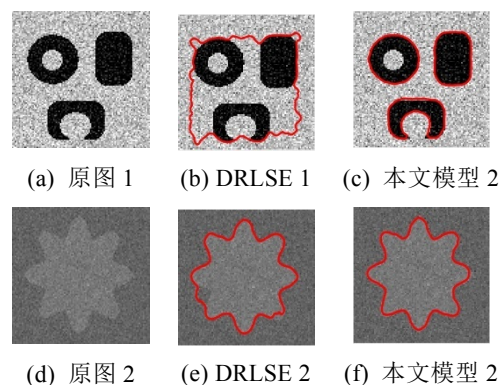


图6 含噪图像分割图

4.3 刻画目标边界的有效性

为检验本文模型检测目标物体复杂边界的有效性, 选取如下边缘深度凹陷图像。设置 DRLSE 模型参数 $v=1.5$, 本文模型参数 $k_1=1.5, k_2=8$, 迭代次数 30, 图像分割结果如图 7 所示。可以观察到: DRLSE 模型中的演化曲线不能收敛到目标物体深

度凹陷的边界(图 7(b)); 本文模型则能够成功分割出图像的深度凹陷部分(图 7(c)), 并且能够捕捉到目标物体的真实边界(图 7(f))。

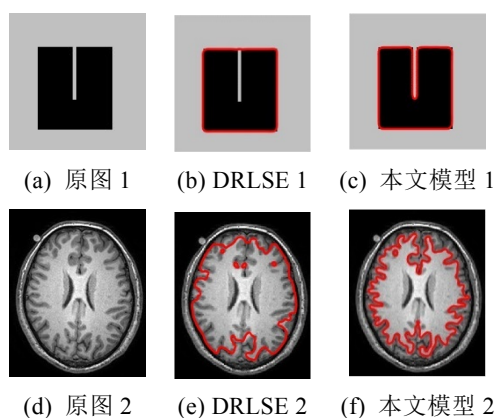


图 7 边缘深度凹陷图像分割图

4.4 水平集演化的自适应性

为检验自适应权重系数 $v_{\text{new}}(x,y)$ 的有效性, 选取如下噪声图像。设置 DRLSE 模型参数 $v=1.5$, 本文模型参数 $k_1=1.5$, $k_2=6$, 迭代次数分别为 15 和 30。初始轮廓设置为包含目标、在目标内部和与目标相交 3 种情形, 图像分割结果如图 8 所示。可以观察到: 使用本文模型时, 初始轮廓无论置于何处均能够经 15 次迭代后收敛到目标边界, 如图 8(d) 所示; 而使用 DRLSE 模型, 只有初始轮廓与目标区域不相交并且需要经 30 次迭代才能完成对目标物体的分割(图 8(c))。

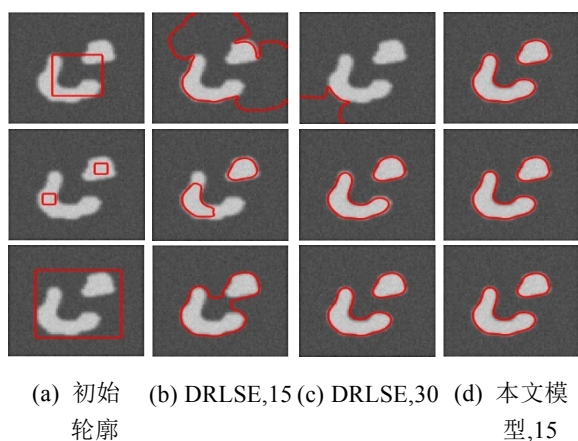


图 8 基于不同初始轮廓的图像分割图

4.5 分割复杂图像的有效性

另外, 检验本文模型对各类复杂图像的分割效果, 并与 DRLSE 模型和文献[21]模型进行对比分析。选取高噪声图像(图 9(a)~(b)), 边缘深度凹陷图像(图 9(c)~(d))以及遥感图像(图 9(e)~(f))。设置

DRLSE 模型参数 $v=1.5$, 文献[21]模型参数 $k=3$, 本文模型参数 $k_1=1.5$, $k_2=8$, 图像分割结果如图 9 所示, 对应的迭代次数、演化时间以及 Jaccard 相似系数分别见表 1 和表 2。

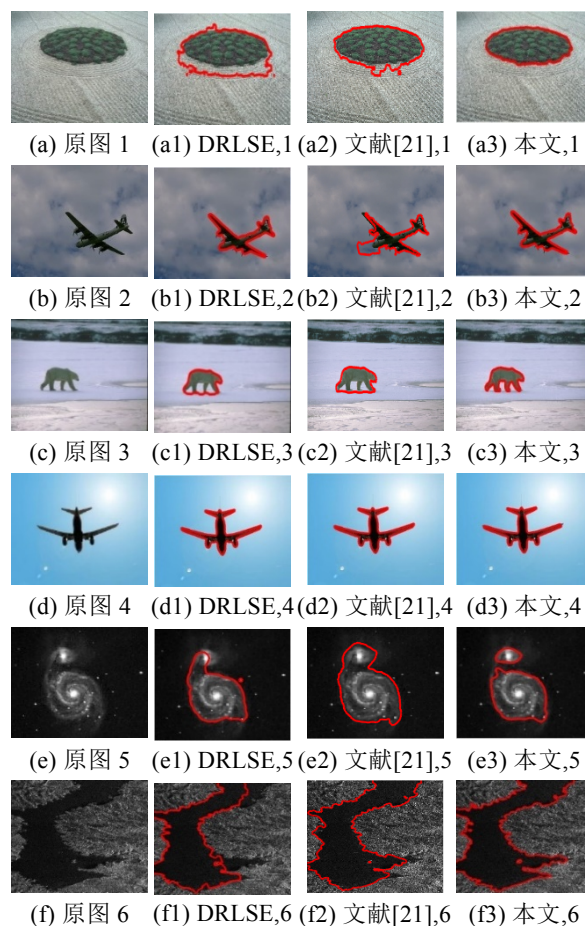


图 9 复杂图像分割图

表 1 不同模型的迭代次数与演化时间对比

图像	迭代次数			运行时间(s)		
	DRLSE 模型	文献[21]模型	本文模型	DRLSE 模型	文献[21]模型	本文模型
图 9(a)	200	100	60	123.88	59.66	36.13
图 9(b)	100	60	60	61.11	35.95	38.63
图 9(c)	100	60	20	73.14	37.11	12.61
图 9(d)	100	30	30	29.49	19.86	14.54
图 9(e)	100	100	30	27.52	23.38	8.61
图 9(f)	500	800	120	652.92	723.48	143.23

表 2 图 9(a)~(d)采用不同模型分割的 Jaccard 相似系数

图像	Jaccard 相似系数		
	DRLSE 模型	文献[21]模型	本文模型
图 9(a)	0.670	0.809	0.949
图 9(b)	0.883	0.736	0.899
图 9(c)	0.756	0.705	0.934
图 9(d)	0.888	0.887	0.889

从图 9 可知, 由于噪声的干扰以及局部熵块效应的影响, 文献[21]模型没有对图 9(b)和 9(e)的目标区域进行精确地分割, 如图 9(b2)和 9(e2)所示; 图 9(c)中, 动物四肢的轮廓表现为图像的深度凹陷边缘, DRLSE 模型和文献[21]模型均不能将动物的四肢准确分割出来, 如图 9(c1)~(c2)所示; 对于灰度不均匀且多有凹陷区的遥感图像(图 9(f)), 文献[21]模型中的演化曲线即使经过 800 次迭代也不能完全收敛到目标物体的真实边界, 如图 9(f2)所示。

结合表 1, 对于图 9 中的所有图像, 采用本文模型使用相对较少的迭代次数在较短的演化时间内均得到较为理想的分割结果。相比于 DRLSE 模型, 本文模型的迭代次数平均减少了 70%, 演化时间平均减少了 73.13%。再结合表 2, 本文模型的分割效果比其他两种模型更好。

5 结 束 语

本文针对 DRLSE 模型的不足, 通过定义新的边缘停止函数和自适应权重系数, 提出了改进的 DRLSE 水平集模型, 并通过数值实验验证了改进模型及算法的有效性。相较于 DRLSE 模型, 本文模型对噪声有更强的鲁棒性, 对边缘信息的捕捉能力更好, 分割图像的效率 and 精度也更高。

参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] HAN X, XU C, PRINCE J L. Topology preserving level set method for geometric deformable models [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(6): 755-768.
- [3] SELLES V, CATT F, COLL T, et al. A geometric model for active contours in image processing [J]. *Numerische Mathematik*, 1993, 66(1): 1-31.
- [4] MALLADI R, SETHIAN J A, VEMURI B C. Shape modeling with front propagation: A level set approach [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, 17(2): 158-175.
- [5] LI C, XU C, GUI C, et al. Level set evolution without re-initialization: A new variational formulation [C]// *Proceeding of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. New York: IEEE Press, 2005: 430-436.
- [6] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: Active contours models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1988, 1(4): 321-331.
- [7] XU C, PRINCE J L. Snakes, shapes and gradient vector flow [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(3): 359-369.
- [8] LIE J, TAI L X C. A variant of the level set method and applications to image segmentation [J]. *Mathematics of Computation*, 2006, 75(255): 1155-1175.
- [9] CASELLES V, KIMMEL R, SAPIRO G. Geodesic active contours [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 22(1): 61-79.
- [10] LI C, XU C, MEMBER S, et al. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(12): 3243-3254.
- [11] LIU C, LIU W, XING W. An improved edge-based level set method combining local regional fitting information for noisy image segmentation [J]. *Signal Processing*, 2017, 130: 12-21.
- [12] HE C J, LI M, ZHANG Y. Adaptive distance preserving level set evolution for image segmentation [J]. *Journal of Software*, 2009, 19(12): 3161-3169.
- [13] LIU C, LIU W, XING W. A weighted edge-based level set method based on multi-local statistical information for noisy image segmentation [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2019, 59(1): 89-107.
- [14] 谢杰成, 张大力, 徐文立. 小波图象去噪综述[J]. *中国图象图形学报*, 2002, 7(3): 209-217.
- [15] 付金明, 羿旭明. 基于小波多分辨率分析和改进窄带法的 C-V 水平集图像分割模型[J]. *数学杂志*, 2016, 36(4): 867-874.
- [16] 杨志巧, 羿旭明. 基于小波边缘刻画与 LBF 水平集变分模型的图像分割[J]. *数学杂志*, 2019, 39(1): 87-96.
- [17] OSHER S, FEDKIW R, PIECHOR K. Level set methods and dynamic implicit surfaces [J]. *Applied Mechanics Reviews*, 2004, 57(3): 15-273.
- [18] 王大凯, 侯榆青, 彭进业. 图像处理的偏微分方程方法[M]. 北京: 科学出版社, 2008: 1-224.
- [19] 相瑞, 王力, 何庆, 等. 小波变换与偏微分方程的图像去噪算法[J]. *通信技术*, 2017, 50(1): 30-37.
- [20] 冀珂, 羿旭明. 基于变动权值的混合水平集图像分割模型[J]. *图学学报*, 2017, 38(6): 831-836.
- [21] 张梦梦, 张泾周, 周三平, 等. 基于局部熵的边界与区域水平集图像分割模型[J]. *系统工程与电子技术*, 2016, 38(12): 2884-2888.