

基于双区域演化水平集的图像分割方法<sup>\*</sup>陶强<sup>1</sup> 刘莉<sup>2,3</sup>

(1. 山东商务职业学院 烟台 264670; 2. 鲁东大学信息与电气工程学院 烟台 264025;

3. 上海大学机电工程与自动化学院 上海市电站自动化技术重点实验室 上海 200072)

**摘要:** 针对图像由于光照不均引起的灰度不均匀导致图像精确分割困难的问题,提出了一种双区域水平集演化(DRE)方法用于图像分割。双区域水平集演化方法介绍了局部区域控制项和矩形的初始化轮廓,能够快速分割灰度不均匀图像,加快曲线演化速率。为进一步消除噪声对图像的影响,分割方法采用高斯滤波算子和卷积计算,特别是提出的方法使用一种新的隐含的惩罚能量函数作为正则化项,该项嵌入到水平集演化公式里,增加了曲线演化梯度流的约束的条件,影响水平集演化曲线向双边扩展,这样提高了图像轮廓划分的计算效率和精度。通过实验结果对比,提出的水平集演化算法能够较好地划分图像轮廓,得到精确的图像分割结果。

**关键词:** 水平集演化方法; 图像分割; 曲率; 惩罚能量函数

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1050

## Double regional evolution based on level set for image segmentation

Tao Qiang<sup>1</sup> Liu Li<sup>2,3</sup>

(1. Shandong Business Institute, Yantai 264670, China; 2. School of Information Science and Engineering, Ludong University, Yantai 264025, China; 3. Shanghai Key Laboratory of Power Station Automation Technology, School of Mechatronics Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

**Abstract:** This paper concerned with the issue of image segmentation for intensity inhomogeneity, and a novel double regional evolution (DRE) based on level set method is proposed for image segmentation. The proposed DRE method introduces the local regional control term and the rectangle initialization contour, which can able to quickly segments uneven gray-scale images and accelerates the curve evolution rate. In order to reduce the noises effects for image, the image segmentation method adopts Gaussian filter operator and convolution calculation. In particularly, DRE method develops a new potential penalty function as regularization term, which is embedded into the level set evolution equations to increases the constrained conditions based on the gradient flow conditions. Due to the potential function promotes the image contour evolutions with bilaterally extended, during the evolution, it is improved the image contours segment efficiency and numerical accuracy. Compared with the recent proposed methods based on level set, there are some superiorities of DRC method for image segmentation.

**Keywords:** level set evolution; image segmentation; curvatures; penalty energy function

## 1 引言

针对图像分割问题, Osher 和 Sethian 在 1988 年提出了水平集曲线演化方法。水平集方法采用隐式平面和偏微分方程(PDE)方法<sup>[1]</sup>表示封闭的曲线。在曲线的演化过程中,水平集方法采用零水平集函数(LSF)获得更高维函数,不必对曲面进行参数化。水平集的方法已广泛地应用在图像处理、物理、流体动力学、材料科学等领域。

传统的曲线演化模型分为两类:基于参数模型和几何

特征模型。参数活动轮廓模型又称 Snake 模型由拉格朗日方程显式构成。Snake 模型由于设置初始值对于拓扑结构发生变化比较敏感,很容易陷入局部极值,因此很难满足复杂图像分割的要求。而几何主动轮廓模型由欧拉方程隐式地构成,它对于处理闭合的动态接口或拓扑变化是有效的。许文海等人<sup>[2]</sup>首先使用支持向量机的方法对水下声呐图像进行训练,然后利用几何轮廓模型对图像轮廓识别,提高了目标的识别率。Li 等人<sup>[3]</sup>提出了一种基于边的方法,目标边界采用局部边缘信息绘制主动轮廓模型。该方法增加了

收稿日期:2016-02

<sup>\*</sup> 基金项目:国家自然科学基金(61202111)、山东省高等学校科技计划(J12LN05)资助项目

惩罚能量函数,曲线演变过程使水平集函数保持近似符号距离函数(SDF)。然而,此方法只可以预置曲线扩张或收缩的形式,基于边的图像分割方法对噪声不具有鲁棒性能,很容易把弱边缘忽略掉。Wang 等人<sup>[4]</sup>提出了基于变分水平集的 C-V 模型,该模型具有更大的收敛范围和更宽松的初始化条件。此外,Vemuri 和 Chen 提出另一种基于区域分段平滑(PS)模型,与形状先验信息结合实现图像的融合与分割。基于区域的主动轮廓模型对于每个分割区域强度均匀分布的图像分割效果更好。但实际上,真实图像由于获取方式不同其灰度是不均匀的,因此,采用基于边或基于区域的方法分析图像数据信息,其效果并不理想,如一些被遮挡的目标和类似的灰度图像。为了分割这些光照强度不均匀的图像,Michailoich 等人修正了图像预处理步骤,提出了 Bhattacharyya 梯度流的主动轮廓模型用于区分轮廓曲线里面和外面区域的强度分布。考虑到图像的颜色和深度问题,Xu 等人<sup>[5]</sup>提出一种局部自适应的水平集演化方法用于分割人体图片。针对图像边缘模糊的情况,文献<sup>[6]</sup>结合距离正则化水平集演化(distance regularized level set evolution, DRLSE)模型采用 P-M (Perona and Malik)方程滤波去除噪声,保护图像边缘信息实现图像的自适应分割。文献提出了基于贝叶斯分析的水平集图像分割方法,此外,Zhou 等人<sup>[7-8]</sup>采用梯度向量流与均值漂移(Mean shift)方法处理皮肤病变图像的分割。文献<sup>[9]</sup>基于自适应的 Mean shift 方法对图像进行 K 均值聚类划分,对图像进行准确快速分割。对于复杂图像的分割,文献<sup>[10]</sup>提出了融合多特征的条件随机场的人脸图像分割,用于分割出面部皮肤、头发和背景区域。郑毅等人<sup>[11]</sup>结合模糊数学理论和最大模糊熵判据,提出了一种双阈值图像分割方法,对光靶图像进行分割。上海大学的 Zhou 等人<sup>[12]</sup>提出一种稀疏表示方法将图像分割用于瓶盖图像瑕疵识别与检测。为了分割图像纹理信息和边缘轮廓描述不足的缺陷,一种基于马尔科夫随机声模型<sup>[13]</sup>的纹理图像分割方法被提出,有效地提取图像的纹理细节和边缘轮廓信息。针对彩色图像的分割问题,一种基于 Lab 和 YUV 颜色空间阈值分割方法被提出,用于农田图像分割<sup>[14]</sup>,该方法能够消除噪声及抑制光照不均匀等复杂环境带来的影响。

基于以上理论,提出了一种基于水平集的双区域演化(DRE)主动轮廓模型方法,该方法采用变分水平集演化函数,包含内部能量项、外部能量项、长度平滑正则化项和隐含惩罚函数正则化项。DRE 方法依据能量函数定义区域轮廓,同时区域的划分应用水平集演化函数,借助高斯核拟合能量最小化函数,能够识别从最初的小区域到整个区域的图像的强度信息。长度平滑正则化项是为了平滑曲线并且避免小区域出现,而隐含的惩罚函数正则化项能够让曲线在演化过程中保持近似的 SDF。为了验证 DRE 方法的有效性,实验数据采用大量的药片包装图像,仿真结果表明,提出的双区域演化水平集方法是一种简单高效的图像

分割策略,它可以用于灰度不均匀图像的分割,大大提高计算效率和分割精度。

## 2 基于区域的水平集方法

2001 年,Chan 和 Vese 基于简化的 Mumford-shah 模型和变分法理论,建立了变分水平集方法,即两阶分段常数的图像分割方法。该方法设置  $\Omega \subset \mathfrak{R}^2$ , 其中  $\partial\Omega$  是边界,且  $I(x, y): \Omega \rightarrow \mathfrak{R}$  是一个给定的灰度图像。C-V 方法拟合的最小化能量函数可以表示为:

$$E^{CV}(C, c_1, c_2) = \lambda_1 \int_{\text{Inside}(C)} |I - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\text{Outside}(C)} |I - c_2|^2 dx dy + \mu |C|. \quad (1)$$

式中:前 2 项表示在 Inside(C) 和 Outside(C) 区域的拟合能量,最后一项被称为正则化项。需要注意的是,Inside(C) 和 Outside(C) 分别是轮廓 C 的目标和背景区域。 $c_1$  和  $c_2$  两个常数近似地表示图像 Inside(C) 和 Outside(C) 中的强度。 $|C|$  表示轮廓 C 的长度,其系数满足  $\mu > 0$ 。要解决能量最小化问题,C-V 方法的水平集演化方程可转化为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_\epsilon(\phi) \left[ \mu \cdot \text{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2 \right], \quad (2)$$

式中: $\phi(x, y)$  表示轮廓 C 的水平集函数, $\delta_\epsilon(\phi)$  是狄拉克函数。由于该函数不包含任何局部强度信息,如果 Inside(C) 或 Outside(C) 的强度是不均匀的,则计算得到的最优常数  $c_1$  和  $c_2$  将远离原始图像信息。

C-V 方法由于对初始的轮廓选择敏感,不能用于分割灰度不均匀的图像,因此,Vese 和 Chan 提出了 PS 方法,其能量函数表示如下:

$$E^{PS}(u^+, u^-, \phi) = \int_{\Omega} |u^+ - I|^2 H(\phi) dx + \int_{\Omega} |u^- - I|^2 (1 - H(\phi)) dx + \mu \int_{\Omega} |\nabla u^+|^2 H(\phi) dx + \mu \int_{\Omega} |\nabla u^-|^2 (1 - H(\phi)) dx + \nu \int_{\Omega} |\nabla H(\phi)| dx. \quad (3)$$

式中: $u^+$  和  $u^-$  分别是定义在区域内部和外部的两个平滑函数。前两项是数据拟合项,代表逼近分区域的  $u^+$  和  $u^-$ 。偏微分方程  $\partial u^+$  和  $\partial u^-$  用于计算最小化的水平集能量函数  $\phi$ 。因此, $u^+$  和  $u^-$  从子区域到整幅图像在每次迭代中更新,修改后的 PS 方法增加了计算的复杂度,进而阻碍了模型的实际应用。

## 3 双区域演化方法

传统的基于区域的主动轮廓模型使用全局的图像信息,以促进实际轮廓曲线的逼近演变。然而,在分割灰度不均匀图像时不能得到预期的效果。本文提出了一种使用局部图像信息的 DRE 水平集策略,该方法可以应用在如磁共

振图像(MR),包装图像等领域,图像分割结果不受灰度不均匀的影响,而且分割后图像轮廓更平滑和精确。

### 3.1 区域控制能量项

在原始的灰度不均匀图像中加入平滑函数,其数据模型建立如下:

$$I(x, y) = U(x, y)V(x, y) + N(x, y), \quad (4)$$

式中:  $U(x, y)$  表示灰度不均的原始图像,  $V(x, y)$  是灰度不均匀区域,而  $N(x, y)$  是指噪声。

假设  $\theta(\cdot)$  是从观测空间到高能特征空间  $I_K^R$  的映射,设置  $C(s): [0, 1] \rightarrow \Omega \subset R^2$ , 轮廓  $C$  将原始图像分割成  $R_1 = R_{C(s)}^{\text{in}}$  和  $R_2 = R_{C(s)}^{\text{out}}$  两个区域,分别表示轮廓  $C$  的内部  $R_{C(s)}^{\text{in}}$  和外部  $R_{C(s)}^{\text{out}}$ 。图像  $I(x, y)$  的内部和外部的区域分别设置近似的图像强度  $g_1(x_1, y_1)$  和  $g_2(x_2, y_2)$ , 则 C-V 法求解局部区域控制最小化能量函数为:

$$\begin{aligned} \epsilon_K^R(R_1, R_2, g_1, g_2) = & \lambda_1 \int_{R_1} \|\theta(I) - \theta(g_1)\|^2 dx dy + \\ & \lambda_2 \int_{R_2} \|\theta(I) - \theta(g_2)\|^2 dx dy \end{aligned} \quad (5)$$

$H(\phi)$  表示 Heaviside 函数,其中曲线  $C$  的零水平集函数表示为  $\phi(x, y) = 0$ , 则局部区域控制能量函数可以重写为:

$$\begin{aligned} \epsilon_K^R(g_1, g_2) = & \lambda_1 \int_{\Omega} \|\theta(I) - \theta(g_1)\|^2 H(\phi) dx dy + \\ & \lambda_2 \int_{\Omega} \|\theta(I) - \theta(g_2)\|^2 (1 - H(\phi)) dx dy \end{aligned} \quad (6)$$

考虑到它不具有抵抗噪声的鲁棒性能,因此,核函数被引入数据项使数据空间是非欧氏距离向量。这里距离向量选取高斯核函数作为一个灵活的界限:

$$K_{\sigma}(x) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \sigma^n} e^{-|x|^2 / (2\sigma^2)} \quad (7)$$

因此两维数据空间变换成一维数据空间的表达式为:

$$\begin{aligned} I_K^R(I, g_i) = & \|\theta(I) - \theta(g_i)\|^2 = (\theta(I) - \theta(g_i))^T \cdot \\ & (\theta(I) - \theta(g_i)) = K(I, I) + K(g_i, g_i) - 2K(I, g_i) = \\ & 2(1 - K(I, g_i)) \end{aligned} \quad (8)$$

明显地,演化轮廓  $C$  将自然地分为目标区域和背景区域。当  $K(I, g_i) = 1$  时,内核函数接近于 0。

设  $K(I, g_i) \triangleq K_{\sigma}(I - g_i)$ , 局部区域控制能量函数可以重写为:

$$\begin{aligned} \epsilon_K^R(g_1, g_2) = & 2\lambda_1 \int_{\Omega} (1 - K(I, g_1)) H(\phi) dx dy + \\ & 2\lambda_2 \int_{\Omega} (1 - K(I, g_2)) (1 - H(\phi)) dx dy \end{aligned} \quad (9)$$

当  $|I - g_i| > 3\sigma$  时高斯核函数骤减为 0,  $I(x, y)$  远离  $g_i$ 。因此,条件  $\{I: |I - g_i| \leq 3\sigma\}$  是  $I(x, y)$  周围邻居区域的局部能量。

引入的局部能量项增强了目标和背景区域的对比度,该方法参照了局部控制核函数和原始图像之间的卷积。

### 3.2 正则化控制项

正则化控制项包含长度平滑项和隐含的惩罚函数项。

#### 3.2.1 平滑正则化项

为了使演化轮廓足够平滑且尽可能避免小区域出现, DRE 方法引入了长度平滑正则化项:

$$\begin{aligned} L(\phi(x, y) = 0) = & \\ \int_{\Omega} |\nabla H(\phi(x, y))| dx dy = & \int_{\Omega} \delta_{\epsilon}(\phi) |\nabla \phi(x, y)| dx dy \end{aligned} \quad (10)$$

式中: Heaviside 函数  $H_{\epsilon}(\phi)$  和狄拉克函数  $\delta_{\epsilon}(\phi)$  分别定义为:

$$\begin{aligned} H_{\epsilon}(x) = & \frac{1}{2} \left[ 1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{x}{\epsilon}\right) \right], \\ \delta_{\epsilon}(x) = H_{\epsilon}'(x) = & \frac{\epsilon}{\pi} \frac{1}{\epsilon^2 + x^2} \end{aligned} \quad (11)$$

#### 3.2.2 隐含的惩罚函数项

在水平集演化过程中为保持近似的 SDF, 水平集函数增加了惩罚能量项,

$$P(\phi) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx dy. \quad (12)$$

由此正则化能量函数项可以表示为:

$$\begin{aligned} \epsilon^R = & \mu \cdot L(\phi(x, y) = 0) + \nu \cdot P(\phi) = \\ & \mu \cdot \int_{\Omega} \delta_{\epsilon}(\phi) |\nabla \phi(x, y)| dx dy + \nu \cdot \\ & \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx dy, \end{aligned} \quad (13)$$

式中:  $\mu$  表示长度平滑项系数, 设  $\mu = \sigma \times 255^2$  ( $\sigma \in [0, 1]$ )。  $\nu$  是惩罚正则化项系数, 且  $\nu > 0$ 。

为了提高计算效率和减少迭代次数, 根据<sup>[15]</sup>和能量函数, DRE 方法定义  $\eta(|\nabla \phi|)$  作为一种隐含项。因此, 惩罚能量项由  $p(\phi) = \int_{\Omega} \eta(|\nabla \phi|) dx dy$  改写,  $\eta$  是隐含的惩罚函数且  $\eta: [0, \infty) \rightarrow R^2$  定义为:

$$\eta(s) = \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2} (1 - \cos(2\pi s)), & s \leq 1 \\ \frac{1}{2} (s - 1)^2, & s > 1 \end{cases} \quad (14)$$

计算的结果表明, 当  $s = 0$  和  $s = 1$  时  $\eta(s)$  有最小值。  $\eta'(s)$  是  $\eta(s)$  的一阶导数, 并且隐含的惩罚函数满足  $l(s) = \eta'(s)/s$ , 可以表示为:

$$\begin{aligned} \eta'(s) = & \begin{cases} \frac{1}{2\pi} \sin(2\pi s), & s \leq 1 \\ s - 1, & s > 1 \end{cases} \\ |l(s)| = & \frac{\eta'(s)}{s} < 1, s \in (0, \infty) \\ \lim_{s \rightarrow 0} l(s) = & \lim_{s \rightarrow \infty} l(s) = 1 \end{aligned} \quad (15)$$

### 3.3 水平集演化方程

DRE 方法的能量拟合函数表示如下:

$$\begin{aligned} E_K^{\text{DRE}}(g_1, g_2, \phi) = & \epsilon_K^R(g_1, g_2, \phi) + \epsilon^R(\phi) = \\ & \epsilon_K^R(g_1, g_2, \phi) + \mu \cdot L(\phi) + \nu \cdot p(\phi) = \\ & \lambda_1 \int_{\Omega} (\|\theta(I) - \theta(g_1)\|^2) \times H_{\epsilon}(\phi) dx dy + \\ & \lambda_2 \int_{\Omega} (\|\theta(I(x, y)) - \theta(g_2)\|^2) \times (1 - H_{\epsilon}(\phi)) dx dy + \end{aligned}$$

$$\mu \cdot \int_{\Omega} \delta(\phi) (|\nabla\phi|) dx dy + \nu \cdot \int_{\Omega} \eta (|\nabla\phi|) dx dy \quad (16)$$

能量函数由区域参数  $\{g_i\}, i = 1, 2$  决定。当水平集函数  $\phi$  被固定时, 它不依赖区域参数, 因此, 解决局部区域参数将转化为局部区域参数内核函数即固定点迭代(FPI)方法, 得到下列方程:

$$\frac{\partial E_K^{DRE}}{\partial g_i} = \frac{\partial \varepsilon_K^R}{\partial g_i} = \int_{R_1} \frac{\partial I_K^R(I, g_1)}{\partial g_1} dx dy + \int_{R_2} \frac{\partial I_K^R(I, g_2)}{\partial g_2} dx dy = \int_{R_1} \frac{\partial}{\partial g_i} [K(g_i, g_i) - 2K(g_i, I)] dx dy \quad (17)$$

根据 RBF 核函数的属性, 能量函数最小化的必要的条件满足  $g_i - f_{R_i}(g_i) = 0$ , 其中,

$$f_{R_i}(g_i) = \frac{\int_{R_i} I \cdot K(I, g_i) dx dy}{\int_{R_i} K(I, g_i) dx dy} \quad (18)$$

假设边界轮廓  $C$  用零水平集函数表示, 则区域参数  $\{g_i\}, i = 1, 2$  表示如下:

$$\begin{cases} f_{R_1}(g_1) = \frac{\int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi) I \cdot K(I, g_1) dx dy}{\int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi) K(I, g_1) dx dy} \\ f_{R_2}(g_2) = \frac{\int_{\Omega} (1 - H_{\varepsilon}(\phi)) I \cdot K(I, g_2) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H_{\varepsilon}(\phi)) K(I, g_2) dx dy} \end{cases} \quad (19)$$

### 3.4 算法执行过程

基于水平集的双区域演化方法执行步骤如下:

1) 设置初始化参数。依据水平集演化公式

$$\begin{aligned} \phi_{i,j}^{n+1} = & \phi_{i,j}^n + \Delta t \cdot \delta_{\varepsilon}(\phi_{i,j}^n) [-\lambda_1 K_{\sigma}(I - g_1) \cdot \\ & (I - f_{R_1}(g_1))^2 + \lambda_2 K_{\sigma}(I - g_2) \cdot \\ & (I - f_{R_2}(g_2))^2 + \mu \cdot k] + \\ & \nu \cdot (\phi_{i+1,j}^n + \phi_{i-1,j}^n + \phi_{i,j+1}^n + \phi_{i,j-1}^n - 4\phi_{i,j}^n + k), \end{aligned} \quad (20)$$

定义权重系数  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$ , 分别表示局部区域控制项的内部和外部。  $\Delta t$  表示时间步长,  $h$  是网格间距,  $\varepsilon$  是 Heavide 函数的正则化参数。  $K$  是高斯核参数,  $\mu$  表示长度平滑项系数,  $\nu$  是隐含惩罚函数项系数。

2) 设置初始化水平集演化函数曲线  $\phi$ 。  $c_0$  是正常数,  $R_1$  和  $R_2$  代表零水平集函数  $\phi(x, y, t) = 0$  的内部区域和外部区域。 SDF 的定义如下:

$$\phi(x, y, t = 0) = \phi_0(x, y) = \begin{cases} c_0, (x, y) \in R_1 \\ 0, (x, y) \in \partial C \\ -c_0, (x, y) \in R_2 \end{cases} \quad (21)$$

3) 根据式(20)和曲线的演化公式描述离散形式的演变过程:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_{\varepsilon}(\phi) [-\lambda_1 J_K^R(I, g_1) + \lambda_2 J_K^R(I, g_2)] + \mu \cdot \delta_{\varepsilon}(\phi) \left( \text{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right) + \nu \cdot \text{div} (l(\phi) \nabla \phi) =$$

$$\begin{aligned} & \delta_{\varepsilon}(\phi) [-\lambda_1 K_{\sigma}(I - g_1) \cdot (I - f_{R_1}(g_1))^2 + \\ & \lambda_2 K_{\sigma}(I - g_2) \cdot (I - f_{R_2}(g_2))^2 + \\ & \mu \cdot \text{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right)] + \nu \cdot \text{div} (l(\phi) \nabla \phi) \end{aligned} \quad (22)$$

4) 确定水平集演化曲线的终止条件。如果终止条件满足, 则输出图像分割结果。否则, 设置水平集函数  $\phi^{n+1} = \phi^n$  执行下一次迭代并转到步骤 3)。

## 4 实验结果

实验数据采用药片包装图像, 其图像分割包含 3 个步骤: 1) 固定相机用来获取包装图像信号, 同时图像信号传输到接收端; 2) 图像处理控制器采用提出的 DRE 方法实现图像分割; 3) 分割结果与先前存储的模板进行匹配, 有缺陷的包装将被自动剔除。药片包装图像由于光照不均、噪声大, 分割难度大, 因此设计性能优越的图像分割方法尤为重要。

实验对比 DRE 与 C-V, RSF(region-scalable fitting) 和 DRLSE 方法。初始化参数设置如下: 时间步参数  $\Delta t = 0.2$ ,  $h = 1$  表示原始图像的网格间距, Heavide 函数  $\varepsilon = 1.0$ , 高斯核函数的标准偏差参数  $\sigma = 3.0$ 。此外, 初始化水平集函数  $\phi_0(x, y)$  在区域  $\Omega$  中设置  $c_0 = 2$ , 并且长度平滑系数选取  $\mu = 0.03 \times 255 \times 255$ 。

图 1 显示的原始图像是包装上含有一个药片的图像, 它的大小是  $77 \times 59$  像素。

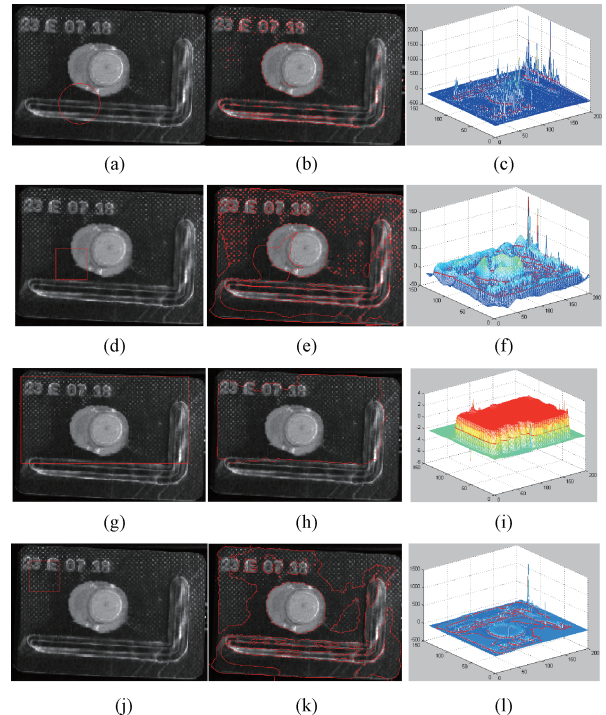


图 1 第 1 行采用 C-V 方法、第 2 行采用 RSF 方法、第 3 行采用 DRLSE 方法、第 4 行采用 DRE 方法; 第 1 列显示初始轮廓线, 第 2 列展示最终分割轮廓, 第 3 列表示最终分割的水平集函数

由图 1 所示的实验结果得到如下结论。

1) C-V 方法的初始化水平集轮廓是一个圆如图 1(a) 所示,搜索结果基本能够分割出图像的轮廓如图 1(b) 所示。同时,由最终的水平集函数仿真图,如图 1(c) 所示,可以得到药片的轮廓更明显,但其他区域轮廓尚不清晰。

2) 图 1(d) 所示 RSF 方法初始化水平集的轮廓是一个矩形,该方法能够寻找到药片包装的轮廓,如药片、生产日期和其他修饰部分轮廓,但是图片本身的背景纹理也被分割如图 1(e) 所示。因此,图像分割结果需要进一步优化。从最终的水平集的函数图 1(f) 显示分割效果并不

明显。

3) DRLSE 方法初始化水平集的轮廓也是矩形如图 1(g)。但是水平集分割轮廓如图 1(h) 没有被明显地呈现出来,因此结果不能满足图像分割的要求。

4) 提出的双区域演化方法的初始轮廓是矩形如图 1(j) 所示,其图像分割具有更高的效率和良好的效果。仿真结果表明药片轮廓、生产日期和其他装饰部分可以很好地被分割如图 1(k) 所示。最终的水平集函数图如图 1(l) 所示也能显示图象的轮廓。

表 1 是几种水平集演化函数的测量参数的比较。

表 1 基于水平集的图像分割方法实验参量对比

	CV	RSF	DRLSE	DRC
初始轮廓	$\sqrt{(x-38.5)^2+(y-29.5)^2}-20$	(65;95,45;75)	(10;100,10;180)	(20;50,20;50)
$\lambda_1$ 参数	1.0	2.0	5	2
$\lambda_2$ 参数	1.0	1.5	1.5	1.5
迭代次数	250	150	210	60
消耗时长/s	23.89	20.56	24.86	37.84

依据上述的图像分割结果可得出结论:RSF 方法能够近似地分割图像中的有效信息,但它对纹理噪声很敏感,图片背景没有很好地分割。提出的 DRE 方法拥有迭代过程耗时更少,特别是该分割算法能够抵抗噪声干扰,并且使图像分割轮廓更为清晰。同时测量结果通过参数对比证明了 DRE 方法的优点。

## 5 结 论

本文提出一种新的图像分割方法即 DRE 方法。该方法包含 3 项:局部区域控制项、长度平滑正则化项和隐含的惩罚函数正则化项。导入图像信息的局部区域控制项能够快速分割灰度不均匀图像。长度平滑项用于平滑曲线,避免小区域的出现。而惩罚能量项能够保持近似符号距离函数的演变过程。引入隐含的惩罚函数的 DRE 方法,用于图像在目标区域和背景区域两个完整的域中实现分割。实验数据采用药片包装图像,相比其他的水平集方法,DRE 方法的优点包括迭代消耗时间少、计算效率更高和图像分割更精确。特别是轮廓曲线对初始条件是不敏感的,能够对纹理分割显著,去噪效果优于其他几种水平集方法。

## 参考文献

- [1] PRASATH V S, VOROTNIKOV D. On a system of adaptive coupled PDEs for image restoration [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2014, 48(1): 35-52.
- [2] 许文海,续元君,董丽丽,等.基于水平集和支持向

量机的图像声呐目标识别[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(1): 49-55.

- [3] LI Z, LIU Z, SHI W. A fast level set algorithm for building roof recognition from high spatial resolution panchromatic images [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11(4): 743-747.
- [4] WANG L, PAN C. Robust level set image segmentation via a local correntropy-based K-means clustering[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(5): 1917-1925.
- [5] XU Y, YE M, TIAN Z, et al. Locally adaptive combining colour and depth for human body contour tracking using level set method[J]. IET Computer Vision, 2014, 8(4): 316-328.
- [6] 刘伟伟,刘金清.结合 DRLSE 模型的自适应医学图像分割算法[J].电子测量技术,2011,34(11): 62-65.
- [7] ZHOU H, SCHAEFER G, CELEBI M E, et al. Gradient vector flow with mean shift for skin lesion segmentation[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2011, 35(2): 121-127.
- [8] ZHOU H, LI X, SCHAEFER G, et al. Mean shift based gradient vector flow for image segmentation[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013, 117(9): 1004-1016.

(下转第 107 页)