

文章编号:1000-582X(2013)04-064-07

快速非匀质图像分割方法

孙建中^{1,2}, 熊忠阳¹, 张玉芳¹

(1. 重庆大学 计算机学院, 重庆 400044; 2. 商丘师范学院, 河南 商丘 476000)

摘要:针对灰度非匀质图像分割困难及效率低下的问题,提出一种基于局部区域活动轮廓模型快速分割方法。该方法结合核函数和割测度定义一个新的能量函数。一方面,在中心点被核函数掩模的局部区域内,用邻近点的加权均值拟合数据项能有效处理图像的非匀质分布。另一方面,用割测度逼近的曲线长度作为全局正则性,利于轮廓快速定位于物体边界。最后,在轮廓演化过程中,使用基于栅格图的最大流算法,避免了传统模型计算代价高昂的水平集函数。合成图像和真实图像的实验结果表明,提出的方法能有效快速地分割灰度非匀质图像中的弱边缘物体及多灰阶复杂结构物体;同时,对初始轮廓线位置和噪声具有较好的鲁棒性。

关键词:活动轮廓;图像分割;核函数;割测度;灰度非匀质;最大流

中图分类号:TP391

文献标志码:A

A fast segmentation algorithm for images with intensity in-homogeneity

SUN Jianzhong^{1,2}, XIONG Zhongyang¹, ZHANG Yufang¹

(1. College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

2. Shangqiu Normal University, Shangqiu, Henan 476000, China)

Abstract: A novel fast method based on local region active contour model is proposed to overcome the difficult and ineffective segmentation of in-homogenous images. A new energy function is defined by combining kernel function and cut metric. On one hand, kernel function is favor of computing the in-homogenous distribution of local regions effectively; on the other hand, better approximation of the curve length by cut metric can help contours to quickly evolve into the object's boundary. In addition, in the evolving process of contours, a max-flow method is adopted, instead of traditional computational level set method. Experimental results of synthetic and real images show that the proposed method can effectively segment objects with weak boundary in in-homogenous images, as well as the complex structure objects with multi-gray levels. At the same time, it is robust to noise and the initial contours.

Key words: active contour; image segmentation; kernel function; cut metric; intensity in-homogeneities; max flow

收稿日期:2012-11-20

基金项目:中央高校基本科研业务费资助项目(CDJXS10180004);中国博士后科学基金资助项目(20070420711);重庆市自然科学基金资助项目(CSTC2008BB2191)

作者简介:孙建中(1976-),男,重庆大学博士研究生,主要从事图像处理与分析方向研究,(Tel)13658386139;
(E-mail) sjz3000@sina.com。

熊忠阳(联系人),男,重庆大学教授,博士生导师,(Tel)023-65102960;(E-mail)zyxiong@cqu.edu.cn。

基于曲线演化和水平集方法的活动轮廓模型^[1]是当前研究灰度非匀质图像分割的热点,其不仅使分割物体具有封闭、光滑的边界,而且演化曲线能适应拓扑结构变化(如拆分、合并)。一般可分为:边界模型^[2]、区域模型^[3]。边界模型利用梯度信息确定物体边界,如地测线活动轮廓^[2]。虽然能分割灰度非匀质图像,但对噪声、弱边缘或不连续边较敏感。区域模型利用同质区域信息相似性,吸引轮廓线定位于物体边界,如分片常量 Chan-Vese(CV)模型^[3]。但分片匀质的统计假设,使其无法分割灰度非匀质图像。

为此,一些结合局部统计信息的区域活动轮廓模型被提出。LI Chun-Ming 等^[4]利用尺度可伸缩的核函数去捕获图像局部信息,提出局部二值拟合(Local binary fitting, LBF)的算法。但模型计算复杂,且对初始轮廓线比较敏感。LANKON S 等^[5]直接统计中心点圆形区域内局部均值,提出基于局部区域的 CV 模型(LCV)。ZHANG Kai-Hua 等^[6]利用局部图像拟合(Local image fitting, LIF)能量,对 LBF 进行简化,并通过高斯卷积核实现水平集函数的正则化,但计算代价仍然较高。王利等^[7]基于局部二值模型,采用多相水平集拟合局部灰度。刘建磊等^[8]利用图像经过高斯滤波后的梯度信息,定义分割能量函数,但梯度信息对噪声很敏感。LIU Shi-gang 等^[9]提出一种使用退化的 CV 模型作为初始轮廓的局部区域活动轮廓模型,但增加了计算复杂度。上述方法均是采用基于水平集的数值解法,加之在每个局部区域都要进行水平集函数的迭代运算,使得运算代价高昂且极易陷入局部最小。因而,近年来,出现许多非水平集数值解法的研究。EIZEHIRY N 等^[10]基于栅格图的最大流算法计算 CV 模型全局最优解,不仅降低了计算代价,还增强对初始轮廓线的鲁棒性,但与 CV 一样,无法分割灰度非匀质图像。

针对以上问题,提出一种基于局部区域活动轮廓模型快速非匀质图像分割新方法。首先通过计算核函数与灰度非匀质图像的卷积,捕获图像的局部区域特征;然后,结合割测度定义全局正则性,有效约束演化曲线正确定位于物体边界;最后,基于栅格加权图的最大流算法实现演化曲线内外顶点的二值标注,进而获得物体的边缘轮廓。

1 基于区域的活动轮廓模型

假设图像域 $\Omega \subset R^2$ 是有界的 Lipschitz 域。图像 $I: \Omega \rightarrow R$ 为灰度图像。Mumford 和 Shan^[12]忽略单一物体的表面纹理细节,把图像 I 近似为分片光

滑函数,定义能量泛函为

$$E_{MS}(u, C) = \int_{\Omega} (u - I)^2 dx + \mu \int_{\Omega \setminus C} |\nabla u|^2 + \nu |C|, \quad (1)$$

其中, $|C|$ 是轮廓的长度,该能量泛函的最小化能获得分割图像的最佳轮廓 C 和逼近源图像 I 的图像 u 。使得被分割的各子区域内平滑且保持不连续边界。但由于 C 和 u 未知,且 E_{MS} 是非凸泛函,故其最小化是个难题。为此,Chan 和 Vese^[3]提出能量泛函 E_{MS} 的简化形式, CV 模型,即把图像近似为分片常值函数。其能量泛函定义为

$$E_{CV}(C, c_1, c_2) = \lambda_1 \int_{\text{in}(C)} |I(x) - c_1|^2 dx + \lambda_2 \int_{\text{out}(C)} |I(x) - c_2|^2 dx + \nu |C|, \quad (2)$$

其中, c_1 和 c_2 各自表示在轮廓内 $\text{in}(C)$ 和外 $\text{out}(C)$ 的灰度均值。利用水平集方法,轮廓线 C 被表示为水平集函数(的零水平集 $C = \{x \mid \phi(x) = 0\}$),从而,把泛函 E_{CV} 的最小化问题,转化为水平集演化方程的数值计算^[3]。但是 CV 模型的分片均值的统计假设,使其无法正确分割灰度非匀质图像(如图 1b 列所示)。为克服上述局限, LANKON S 等^[7]提出基于局部区域的 CV 模型(LCV)。首先用符号函数 $B(x, y)$ 掩模图像 I 的局部区域

$$B(x, y) = \begin{cases} 1, & \|x - y\| < r, \\ 0, & \text{其他}, \end{cases} \quad (3)$$

在中心点 x 被 $B(x, y)$ 掩模的局部区域内,演化曲线内外的灰度均值 c_{x1} 和 c_{x2} 被表示为

$$\left. \begin{aligned} c_{x1} &= \frac{\int_{\Omega_y} B \cdot H\varphi(y) \cdot I(y) dy}{\int_{\Omega_y} B \cdot H\varphi(y) dy} \\ c_{x2} &= \frac{\int_{\Omega_y} B \cdot (1 - H\varphi(y)) \cdot I(y) dy}{\int_{\Omega_y} B \cdot (1 - H\varphi(y)) dy} \end{aligned} \right\}. \quad (4)$$

然后,定义局部区域能量泛函如下

$$E_{LCV}(\varphi) = \int_{\Omega_x} \delta\varphi(x) \left[\int_{\Omega_y} B(H\varphi(y)(I(y) - c_{x1})^2 + (1 - H\varphi(y))(I(y) - c_{x2})^2) \right] + \lambda \int_{\Omega_x} \delta\varphi(x) \|\nabla\varphi(x)\| dx, \quad (5)$$

其中, H 是 Heaviside 函数, δ 是 Dirac 的 delta 且函数 $\delta(\phi) = H'(\phi)$ 。LCV 模型的局部特征捕获能力,使之能分割灰度非匀质图像(图 1c 列上))。最后,根据一阶变分,推导出曲线演化的水平集演化方程

$$\frac{\partial \varphi(x)}{\partial t} = \delta \varphi(x) \int_{\Omega_y} B \cdot \delta \varphi(y) \cdot ((I(y) - c_{x1})^2 - (I(y) - c_{x2})^2) dy + \lambda \delta \varphi(x) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi(x)}{|\nabla \varphi(x)|} \right), \quad (6)$$

式(6)方程本质上是局部沿着轮廓边界 $C = \phi^{-1}(0)$ 计算的。虽然正则化的 δ_ϵ 能扩大计算带宽,但计算仍然沿着指定带宽的 C 在窄带上执行。因此,演化曲线容易收敛到局部极值,且对初始轮廓线位置敏感。如分割多灰阶物体的非匀质图像(图 1c 列下)。

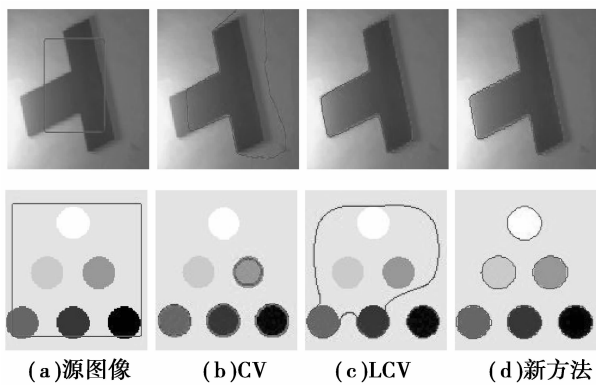


图 1 传统模型和新方法的演化结果

2 提出的灰度非匀质图像分割方法

针对上述全局和局域 CV 模型的缺陷,结合核函数和割测度,基于局部区域活动轮廓模型提出一种非匀质图像的组合优化分割方法。

2.1 定义能量函数

首先,假设给定图像域 Ω 为二维网格空间 z^2 ,从而对于任意像素 $x \in \Omega$,可以定义一个二值变量,

$$\gamma(x) = \begin{cases} 1, & x \text{ 在轮廓内,} \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (7)$$

因此,通过对离散像素格上像素点 x 的二值标注 $\gamma(x)$ 可以隐含表示演化轮廓,如 $\operatorname{in}(C) = \gamma^{-1}(1)$ 。

为有效处理图像的非匀质灰度分布现象,基于离散像素格上的局部连通结构统计局部特征。如图 2 着色区域所示,其中中心灰方格点代表中心点 x ,邻域取作以其为中心的 5×5 方形区域,用 y 表示 x

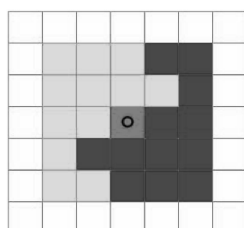


图 2 局部连通结构

的邻近像素,浅灰色点表示轮廓外的点,即 $\gamma(y) = 0$;深色点表示轮廓内的点,即 $\gamma(y) = 1$ 。但由于像素中心点 x 的邻近像素对局部特征的贡献随着远离中心点而减少。为此,引入区域加权核函数,类似于文献[4],研究选择高斯核函数如下

$$g_k(x-y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-|x-y|^2/2\sigma^2}, \quad (8)$$

其中: σ 是尺度参数;当 $|x-y| > 3\sigma$ 时, $g_k(x-y)$ 减少到接近于零。因此,不仅能利用尺度参数 σ 间接控制中心点 x 的邻近范围: $\{y: |x-y| \leq 3\sigma\}$,还能用 $g_k(x-y)$ 作为邻近点 y 在局部特征统计中的权重。进一步,在中心点 x 被 $g_k(x-y)$ 掩模的局部区域内,定义曲线内外的灰度均值函数 $c_1(x)$ 和 $c_2(x)$ 为

$$\left. \begin{aligned} c_1(x) &= \frac{\sum_{x \in \Omega} g_k(x-y) I(y) \gamma(y)}{\sum_{x \in \Omega} g_k(x-y) \gamma(y)} \\ c_2(x) &= \frac{\sum_{x \in \Omega} g_k(x-y) I(y) (1-\gamma(y))}{\sum_{x \in \Omega} g_k(x-y) (1-\gamma(y))} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

其中: $c_1(x)$ 表示位于轮廓内的点(图 2 蓝色点)的加权均值; $c_2(x)$ 表示轮廓外的点(图 2 绿色点)的加权均值。则局部拟合图像表示为: $I(x) = c_1(x) \gamma(x) + c_2(x) (1-\gamma(x))$ 。为此,在局部连通结构上,定义局部拟合数据能量为

$$E_x(c_1(x), c_2(x)) = \lambda_1 (I(x) - c_1(x))^2 \gamma(x) + \lambda_2 (I(x) - c_2(x))^2 (1-\gamma(x)), \quad (10)$$

其中, λ_1, λ_2 是合适的权重常数,对于整个栅格图像域,假设各局部特征都是独立的,给定轮廓 C ,并用轮廓线长度 $|C|$ 正则化演化曲线,因此,特征分布的整体能量函数定义为

$$E(\gamma(x)) = \sum_{x \in \Omega} E_x(c_1(x), c_2(x)) + \mu |C|, \quad (11)$$

其中, μ 是正则项权重常数。文献[11]证明了基于栅格图的割测度能逼近欧氏长度度量,而割测度的几何属性被图的邻接系统和边权重所决定。定义 8 邻接系统 $\eta = 8$,设网格点距为单位 1,邻接边对称(如图 3a),则边集 $\Gamma_k = \{e_1, e_2, e_3, e_4\}$,邻接边长度 $|e_1| = |e_3| = 1; |e_2| = |e_4| = \sqrt{2}$ 。在二维网格中,用极坐标 (ρ, θ) 表示直线 L (如图 3b),则容易表示 8 邻接系统的 4 簇邻接边(如图 3c,假设 $\Delta\rho_1 = \Delta\rho_2 = 1$)。由此,结合图像特征,能定义轮廓长度 $|C|$ 如下

$$|C| = \frac{1}{2} \sum_k n_k \frac{\Delta\theta}{\eta^2 |e_k|}. \quad (12)$$

在邻接单元中, $|e_k|$ 表示第 k 条邻接边的长度,

$\Delta\theta$ 表示角度变化($\Delta\theta=\pi/4$)。 n_k 表示第 k 个邻接边与轮廓 C 的交点数。为不与上述的局部区域混淆,对计算长度项的邻接系统,用 p 表示中心点, q 表示其邻接点。由于分割为二值标注,则易知仅仅当 $\gamma(p)$ 和 $\gamma(q)$ 有不同标注时,邻接边与轮廓才相交(如图 3c 中的格点 p, q 与轮廓 C)。因此,定义边与轮廓相交点数的检测函数如下

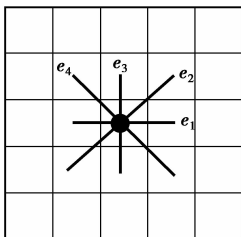
$$d(p, q) = \gamma(p)(1 - \gamma(q)) + \gamma(q)(1 - \gamma(p)) = \gamma(p) + \gamma(q) - 2\gamma(p)\gamma(q), \quad (13)$$

同时,令 $w_{pq} = \frac{\Delta\theta_k}{2\eta^2|e_k|}$, w_1, w_2, w_3, w_4 为分配给边 e_1, e_2, e_3, e_4 的权重。则上述分析可知邻接单元的权重分别为: $w_1 = \pi/8, w_2 = \pi/8\sqrt{2}, w_3 = \pi/8, w_4 = \pi/8\sqrt{2}$ 。因此,轮廓长度 $|C|$ 重新定义为

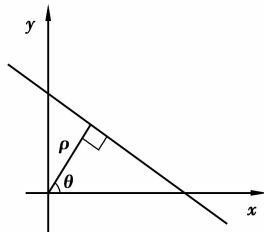
$$\|C\| = \frac{1}{2} \sum_{e_{pq} \in \Gamma_k} d(p, q)w_{pq}, \quad (14)$$

插入式(13)、(14)后,栅格图像的能量函数可完整定义为

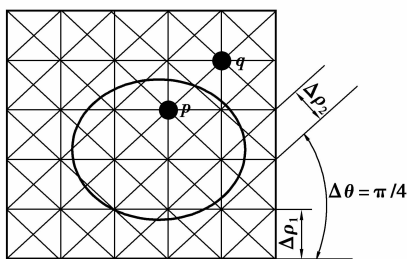
$$E(\gamma, c_1, c_2) = \lambda_1 \sum_{x \in \Omega} (I(x) - c_1(x))^2 \gamma(x) + \lambda_2 \sum_{x \in \Omega} (I(x) - c_2(x))^2 (1 - \gamma(x)) + \mu \sum_{e_{pq} \in \Gamma_k} (\gamma(p) + \gamma(q) - 2\gamma(p)\gamma(q))w_{pq}. \quad (15)$$



(a) 8邻域系统($\eta=8$)



(b) 二维空间直线的极坐标表示($\rho \geq 0, 0 \leq \theta \leq 2\pi$)



(c) 8邻接系统二维网格(4簇平行线, 角度分别为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$)

图 3 割测度几何属性

2.2 最小化能量函数

式(16)数据项 E_x 和正则项 E_{pq} 可分别记为

$$\left. \begin{aligned} E_x(\gamma(x)) &= \lambda_1(I(x) - c_1(x))^2\gamma(x) + \\ &\lambda_2(I(x) - c_2(x))^2(1 - \gamma(x)), \\ E_{pq}(\gamma(p), \gamma(q)) &= (\gamma(p) + \gamma(q)) - \\ &2\gamma(p)\gamma(q)w_{pq} \end{aligned} \right\}. \quad (16)$$

对于 E_{pq} 项, $w_{pq}(0, 0)$, 若 $((p) = ((q), E_{pq}(0, 0) = E_{pq}(1, 1) = 0$; 而 $((p) ((q), E_{pq}(0, 1)$ 和 $E_{pq}(1, 0)$ 总是正值。因此, E_{pq} 项是子模函数^[12], 即满足 $E_{pq}(0, 0) + E_{pq}(1, 1) (E_{pq}(0, 1) + E_{pq}(1, 0))$ 。从而, 能利用最大流算法计算能量函数如式(15)极小值。构造加权无向图 $G = \{V, \epsilon\}$ 。使得图像 I 的每个像素 x 或者 p 对应图 G 的一个顶点。数据项 E_x 确定 t -link 边的权重(t 为辅助端点 s 或 t); 正则项 E_{pq} 确定 n -link 边的权重, 具体构造规则如表 1 所示。

表 1 图 G 构造规则

边	条件	权重
t -link(x, s)	$E_x(0) > E_x(1)$	$w_{ps} = E_x(0)$
t -link(x, t)	$E_x(0) < E_x(1)$	$w_{pt} = E_x(1)$
n -link(p, q)	$e_{pq}((k$	$w_{pq} = w_k$

算法过程

Step 1: 初始化轮廓 C , 根据式(7)标注像素;

Step 2: 利用式(9)计算 $c_1(x)$ 和 $c_2(x)$;

Step 3: 对每个像素 $x \in \Omega$, 根据表(1)构造图 G ;

Step 4: 计算图最小割集 C_e , 划分顶点集为 2 个不相交的子集 S 和 T 。

若 $v_x \in S$, 则 $\gamma(x) = 1$; 若 $v_x \in T$, 则 $\gamma(x) = 0$;

Step 5: 基于新标注集, 利用式(9)更新 $c_1(x)$ 和 $c_2(x)$;

Step 6: 迭代(3)-(5), 直至 $c_1(x)$ 和 $c_2(x)$ 固定不变或者能量最小化。

2.3 复杂度分析

新方法的主要耗费时间是更新 $c_1(x)$ 和 $c_2(x)$, 虽然式(9)有 4 个离散卷积项 $\sum_{\Omega} g(x-y)I(y), \sum_{\Omega} g(x-y)(\gamma(y))$, 但 $\sum_{\Omega} g(x-y)I(y), \sum_{\Omega} g(x-y)\gamma(y)$ 并不依赖于轮廓演化, 算法迭代前仅计算一次, 而在每次迭代中计算 $\sum_{\Omega} g(x-y)\gamma(y), \sum_{\Omega} g(x-y)I(y)\gamma(y)$ 。另外, 算法中图构造及最大流算法与文献[12]有相同的多项式时间复杂度。因此, 新方法仍然能保持多项式阶的时间复杂度。

3 仿真实验及评价

在实验中, 不仅评价新方法分割灰度非匀质图像的效果, 还使用合成图像和医学图像与传统的 CV^[3] 算法及最近出现的算法 LBF^[4], LCV^[5], LIF^[6] 作比

较。所有的实验基于 OpenCV 和 MatlabR2010b 编程环境和酷睿双核 2 GHz 个人计算机。

图 1 比较方法、CV 算法和 LCV 算法的分割结果。CV 算法无法正确分割灰度非匀质图像(图 1 列 b);LCV 算法能分割“T”型图像(图 1 列 c 上),但分割包含 6 个不同灰阶圆形物体的复杂结构图像时,陷入局部极值,无法收敛到物体边界(图 1 列 c 下)。然而,方法能正确分割这两类图像(图 1 列 d)。

图 4 是方法与 LBF 算法、LCV 算法和 LIF 算法对合成多灰阶图像的分割结果。由该图可见,在不同初始轮廓线情况下,新方法都能精确检测出 6 个不同灰阶物体的边缘;LBF 算法和 LIF 算法各分割正确一次,而 LCV 算法 2 次都分割失败。

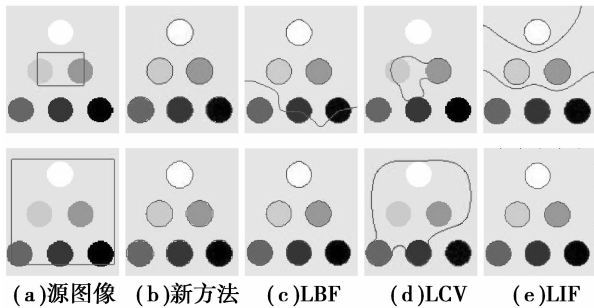


图 4 不同算法对合成多灰阶图像的演化结果

图 5 是新方法对 2 幅合成图像、2 幅“Blood vessel”图像和 1 幅“T”型图像的分割过程及结果。第 1 行是包含有不同形状物体的合成图像,验证新

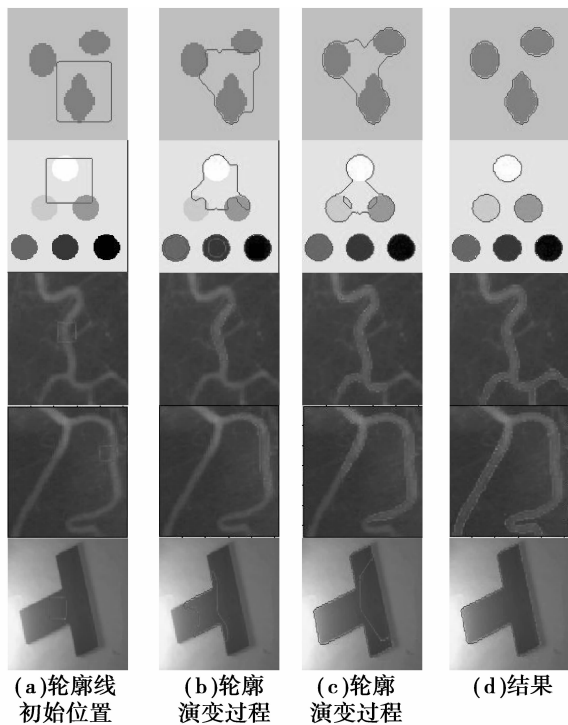


图 5 新方法分割合成图像与真实图像的轮廓演化过程

方法的拓扑变化能力;第 2 行是包含 6 个不同灰阶圆形物体的合成图像;第 3 行和第 4 行“Blood vessel”图像具有部分非常弱的边缘,分割比较困难;第 5 行“T”型图像的背景是灰度非匀质的,且目标有“拐角”。图 5 显示新方法对这几幅有挑战的图像都获得精确的分割结果。

图 6 比较新方法、LBF 算法和 LIF 算法对不同模态图像的分割结果。从图中第一行到第 4 行可以看出,对不同初始化轮廓线的弱边缘“Blood vessel”图像,LBF 算法都能有效分割,但 LIF 算法均无法精确定位目标边缘。在第 5、6 行,对“T”型图像分割时,当初始轮廓为小的正方形时(无足够的初始先验信息),LBF 算法和 LIF 算法都不能收敛到物体边缘。然而,方法均获得精确分割结果。

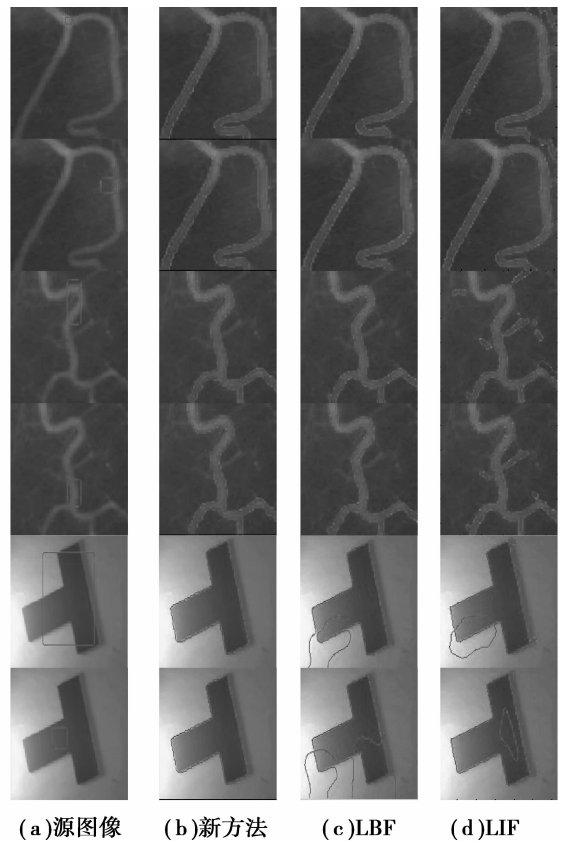
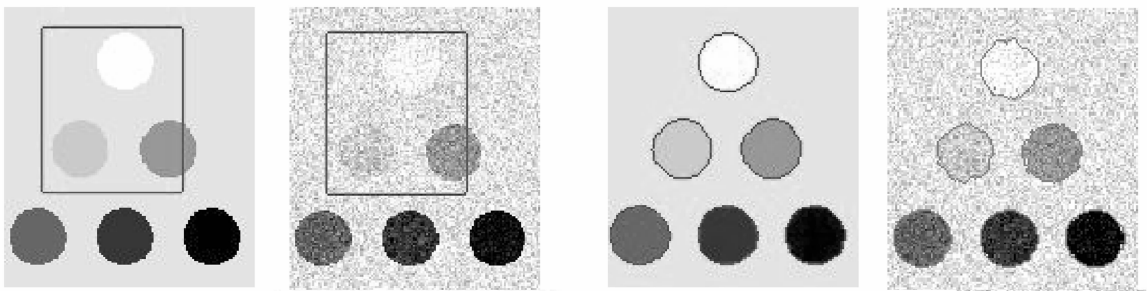


图 6 研究方法与不同算法的分割结果比较

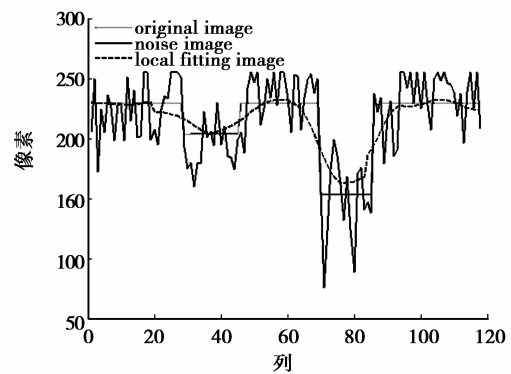
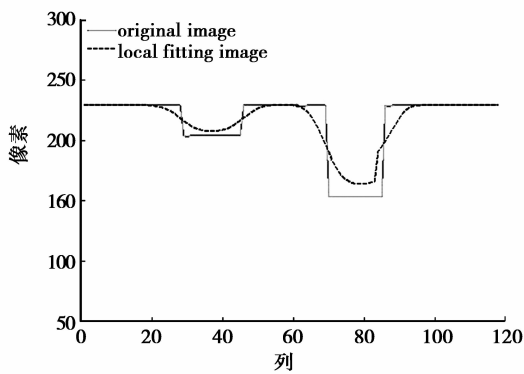
图 7 是验证算法分割带加性高斯白噪声图像的效果。为清晰透视分割误差,画出局部拟合图像和源图像的一维剖面图(图 7 列 c,d)。行 1 是源图像,从分割结果及剖面可知,新方法能精确定位包含 6 个不同灰阶的圆形物体。行 2 是加零均值,标准差为 0.01 的带噪图像分割结果。从图像对比度来看,噪声是很高的。图 7 行 2 显示,新方法能分割出被噪声污染的 6 个圆形物体,同时,局部拟合图像的一维剖面(图 7 行 2 列 d)也能看出仅有少量的被噪声

影响的拟合偏差(分割结果表现为部分锯齿状边缘),这说明新方法对噪声是鲁棒的。

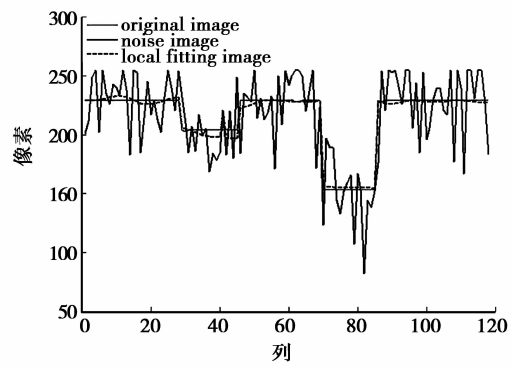
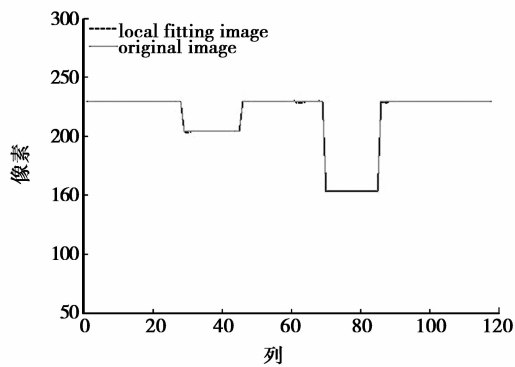


(a)初始轮廓和源图像

(b)分割结果



(c)初始局部拟合图像(虚线)、源图像(实线)和带噪图像(实线)的中间行一维剖面



(d)最终拟合图像(虚线)、带噪图像(实线)和源图像(实线)的中间行一维剖面

图 7 多灰阶图像及其带高斯噪声的分割结果

算法分割各类图像对应的参数,如表 2 所示。从表 2 中能够看出,对于弱边界的“Blood vessel”图像,适当增大尺度参数 σ ,从而减少对边缘信息的依赖。对边界明显的图像,如“T”型图像,要适当减小尺度参数 σ ,缩小小局部范围,利于快速收敛到物体边界。对于参数 λ_1 和 λ_2 ,为使演化曲线内外数据项公平竞争,一般设置为 1,但对物体和背景灰度变化剧烈的图像,适当调整 λ_1 和 λ_2 ,使之利于捕捉包含的不同灰阶物体。

对于灰度缓慢变化的图像,适当减小正则项 μ ,可捕获图像的局部细节利于新轮廓的快速生成。

同时,对算法效率进行了量化评价,利用图 6 的分割数据测试不同算法轮廓线演化的收敛迭代次数和计算时间,结果如表 3 所示。从表 3 可见,研究方法比其他方法有较快的演化效率。由于基于图的能量函数表示,能以大的步长演化,无论迭代次数,还是收敛时间都大大减少。

表2 研究方法分割不同图像对应的参数

参数	λ_1	λ_2	μ	σ
“Vessel”图像	1.0	1.0	0.001×255^2	3.6
“T”图像	1.0	1.0	0.001×255^2	3.0
“Monkey”图像	1.5	1.0	0.05×255^2	2.0
合成图像1	0.2	1.0	0.01×255^2	2.5
合成图像2	0.2	1.0	0.001×255^2	3.0

表3 新方法与传统方法的速度比较

行	新方法		LBF		LIF	
	迭代	时间	迭代	时间	迭代	时间
1	33	5.548 1	332	16.782 3	319	9.215 2
2	26	4.419 7	220	13.350 6	302	7.938 7
3	15	2.436 0	143	8.957 9	243	6.273 3
4	13	2.059 2	82	5.858 7	197	4.747 1
5	10	1.899 0	237	14.660 9	367	6.739 7
6	13	2.100 8	319	17.665 6	426	8.401 9

4 结 语

基于区域活动轮廓模型,提出一种快速有效的灰度非匀质图像分割方法。该方法结合局部区域信息和正则长度项约束演化轮廓收敛于物体边界。通过核函数定义局部连通结构,确定邻近点与其中心点的权重,能更有效表征图像的灰度非匀质分布特征。为避免计算代价高昂的水平集方法,在二维网格,利用割测度逼近正则长度项,并基于最大流算法求解能量函数极小值。大量实验表明新方法的有效性和较低的计算时间,同时,对初始轮廓线和噪声有一定的鲁棒性。在后续工作中,我们将研究更为复杂拓扑结构物体的分割,并应用于可视目标追踪。

参考文献:

- [1] Ciesielski K C, Udupa J K. A framework for comparing different image segmentation methods and its use in studying equivalences between level set and fuzzy connectedness frameworks [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2011, 115(6): 721-734.
- [2] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G, et al. Geodesic active contours[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 61-79.
- [3] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [4] Li C M, 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.
- [5] Lankton S, Tannenbaum A. Localizing region-based active contours [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(11): 2029-2039.
- [6] Zhang K H, Song H H, Zhang L. Active contours driven by local image fitting energy [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4): 1199-1206.
- [7] 王利, 陈允杰, 韦志辉, 等. 克服灰度不均匀性的脑 MR 图像分割模型[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2009, 21(11): 1624-1631.
WANG Li, CHEN Yunjie, WEI Zhihui, et al. A novel model for brain MR images segmentation in the presence of intensity inhomogeneity [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2009, 21(11): 1624-1631.
- [8] 刘建磊, 冯大政. 一种全局最优的非匀质图像分割算法[J]. 西安电子科技大学学报: 自然科学版, 2011, 38(2): 66-71.
LIU Jianlei, FENG Dazheng. Non-homogenous image segmentation with global optimization [J]. Journal of Xidian University, 2011, 38(2): 66-71.
- [9] Liu S G, Peng Y L. A local region-based Chan-Vese model for image segmentation [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(7): 2769-2779.
- [10] El-Zehiry N, Sahoo P, Elmaghraby A. Combinatorial optimization of the piecewise constant Mumford-Shah functional with application to scalar/vector valued and volumetric image segmentation [J]. Image and Vision Computing, 2011, 29(6): 365-381.
- [11] Kolmogorov V, Zabini R. What energy functions can be minimized via graph cuts [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(2): 147-159.
- [12] Boykov Y, Funka-Lea G. Graph cuts and efficient N-D image segmentation [J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 70(2): 109-131.

(编辑 侯 湘)