

基于改进符号压力函数的变分水平集图像分割算法

曹俊峰^{1,2} 吴小俊¹ 陈素根^{1,3}

(江南大学物联网工程学院 无锡 214122)¹ (江南大学理学院 无锡 214122)²

(安庆师范学院数学与计算科学学院 安庆 246133)³

摘要 为了更好地解决含有弱边界、灰度不均匀的图像在分割时出现的轮廓线错误移动而导致分割结果错误的问题,结合图像的统计信息,构造出一种新的符号压力(SPF)函数,提出了一种基于改进的压力符号函数的变分水平集图像分割算法。首先,利用新的压力符号函数代替边缘函数,构造了新的活动轮廓模型;其次,该算法保持了测地线活动轮廓(GAC)模型和chan-vese(C-V)模型的优点,使水平集函数演化到目标的边界上;最后,对一些弱边界、灰度不均匀的图像进行仿真实验,结果表明提出的算法能够精准地分割目标,并且具有一定的抗噪性。

关键词 活动轮廓模型,水平集,压力符号函数,统计信息

中图分类号 TP391.9 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.8.008

Variational Level Set Method for Image Segmentation Based on Improved Signed Pressure Force Function

CAO Jun-feng^{1,2} WU Xiao-jun¹ CHEN Su-gen^{1,3}

(School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)¹

(School of Science, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)²

(School of Mathematics & Computation Science, Anqing Normal University, Anqing 246133, China)³

Abstract In order to handle the problem of inaccurate moving of contour which results in the wrong segmentation of the image with weak boundary and intensity inhomogeneity, a variational level set method for image segmentation based on improved signed pressure force function combined with the statistical information of image was proposed in this paper. Firstly, a new model of active contours is constructed by using a new pressure sign function to replace the edge function. Secondly, the algorithm maintains the merits of geodesic active contour (GAC) model and chan-vese (C-V) model and makes the level set function stop evolution in the boundary of the target image. Finally, simulation experiments were implemented on images with poor boundaries and intensity inhomogeneity. Experimental results show the proposed model has high computational efficiency and accuracy. Furthermore, it is robust to noise.

Keywords Active contour model, Level set, Signed pressure force, Statistical information

1 引言

图像分割是数字图像处理领域中最基础、最重要的问题,在以图像和视频为研究对象的模式识别系统中扮演重要的角色。图像分割是根据图像的灰度、颜色、纹理等特征把图像划分成具有某种特性的区域,并根据这些特性提取出有用的目标。然而实际图像受到硬件条件、观测角度、光照条件、遮挡、复杂背景等因素的影响,因此对图像进行合理的分割,是一个比较困难的问题。

图像分割的算法很多,其中基于偏微分方程的图像分割是将图像的分割问题归结为能量泛函的最小化的求解问题。应用比较广泛的是活动轮廓模型(Active Contour Model, ACM)^[1]。活动轮廓模型按照曲线演化的形式可以分成基于边界的活动轮廓模型、基于区域的活动轮廓模型和混合活动轮廓模型。基于边界的活动轮廓模型利用图像的梯度信息来

构造图像的边界的停止函数,当轮廓线与目标吻合时,曲线停止演化。其中,测地线活动轮廓模型(Geodesic Active Contour Model, GAC)^[2]是最具代表性的基于边界的活动轮廓模型,但是该方法曲线在演化过程中会出现边界泄露,而且对噪声的影响也比较敏感。基于区域的活动轮廓模型是利用轮廓线内、外部的统计信息对图像进行分割,Chan-Vese (Active Contour without Edge, C-V)^[3]模型是最典型的基于区域的活动轮廓模型,该方法解决了GAC模型的缺陷,但是初始轮廓的选择是比较棘手的问题,不同的初始轮廓的位置可能导致不同的分割结果。最近不少学者结合GAC模型和C-V模型,提出了混合活动模型^[4-7]。为了更好地解决能量泛函最小化求解问题, Osher 和 Sethian^[8]提出了水平集方法,该方法的优点是可以很自然地改变其拓扑结构,因此可以分割图像中具有复杂形状的目标对象;避免了对闭合曲线(面)演化过程的跟踪,将曲线(面)的演化转化成一个纯粹的偏微分方程

到稿日期:2014-06-05 返修日期:2014-08-26 本文受教育部“111”引智计划(B12018),国家自然科学基金(11202084)资助。

曹俊峰(1980-),男,博士生,主要研究方向为图像分割, E-mail: caojunfeng@jiangnan.edu.cn; 吴小俊(1967-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为人工智能、模式识别、计算机视觉, E-mail: wu_xiaojun@jiangnan.edu.cn(通信作者); 陈素根(1982-),男,博士生,主要研究方向为模式识别与智能系统。

求解问题。为了构造理想的能量泛函, Li 等人^[9]提出了局部二值拟合(Local Binary Fitting, LBF) 模型, 通过提取图像的局部信息, 精准地分割一些灰度不均和模糊边界的图像。Wang 等人^[10]结合 LBF 模型和逐片光滑(Piecewise Constant, PC)^[11]模型的优点, 提出了一种基于变分水平集的局部和整体的灰度拟合的算法。Wang 等人^[12]通过不同的均值和方差的高斯分布来描述图像的局部灰度, 改进了 LBF 模型, 这些方法的计算复杂度非常高。Zhang 等人^[13]利用符号压力函数(Signed Pressure Force, SPF) 构造一种新的活动轮廓模型。但是该方法在分割一类目标和背景的灰度的区别不明显的图像时, 会出现轮廓线偏移, 导致错误的分割。

本文利用图像的统计信息构造了一种新的 SPF 函数以代替边缘停止函数以控制演化曲线的方向, 更好地解决弱边界和灰度不均匀目标的图像分割问题。同时该模型对部分噪声具有鲁棒性。

2 相关知识介绍

2.1 GAC 廓模型

测地线活动轮廓模型是将曲线演化和水平集方法结合起来, 其能量泛函为:

$$E = \int_0^{L(C)} g(|\nabla I[C(s)]|) ds \quad (1)$$

其中, $L(C)$ 是曲线轮廓线 C 的弧长, $g(\cdot)$ 是边缘停止函数。通过变分法和水平集方法得到 GAC 模型的 Euler-Lagrange 方程为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = g|\nabla \phi| \left(\operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \alpha \right) + \nabla g \cdot \nabla \phi \quad (2)$$

其中, α 是气球力 (balloon force), 是可以使轮廓线膨胀或者收缩的常数。GAC 模型仅依赖于图像的边缘信息, 因此对噪声十分敏感, 而且当初始轮廓远离目标时, 演化曲线将会导致局部最小。

2.2 Chan-Vese 模型

假设图像的背景和前景具有均匀的灰度, Chan-Vese 提出了 C-V 模型, 该模型的能量泛函为:

$$E(\phi) = \lambda_1 \int_{\Omega} |I - c_1|^2 H(\phi(x)) dx + \lambda_2 \int_{\Omega} |I - c_2|^2 (1 - H(\phi(x))) dx + \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x)) |\nabla \phi(x)| dx \quad (3)$$

其中, ϕ 是水平集函数, I 表示图像, c_1 和 c_2 分别为 $\phi > 0$ 和 $\phi < 0$ 区域的平均灰度, λ_1, λ_2 和 μ 为常数, $H(\phi)$ 和 $\delta(\phi)$ 分别为 Heaviside 函数和 Dirac 函数。最小化能量泛函, 得到下面的水平集演化方程:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \left[\mu \cdot \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2 \right] \quad (4)$$

这里 c_1, c_2 通过下面两个公式计算。

$$c_1(\phi) = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H(\phi) d\Omega}{\int_{\Omega} H(\phi) d\Omega} \quad (5)$$

$$c_2(\phi) = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) (1 - H(\phi)) d\Omega}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi)) d\Omega}$$

在实际操作中上面所提到的 Heaviside 函数和 Dirac 函数通常由下面两个正则化函数 $H_\epsilon(z)$ 和 $\delta_\epsilon(z)$ 来代替。

$$H_\epsilon(z) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan \frac{z}{\epsilon} \right] \quad (6)$$

$$\delta_\epsilon(z) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\epsilon}{\epsilon^2 + z^2}$$

C-V 模型对符合假设的图像有较好的分割效果, 但是对于灰度不均匀的图像, 就很难分割了。同时, 该模型对初始轮廓的位置十分敏感。

2.3 SBGFRLS 模型

为了保持 GAC 模型和 C-V 模型的优点, Zhang 等人提出了二值选择和高斯滤波正则化的水平集方法 (Selective Binary and Gaussian Filtering Regularized Level Set, SBGFRLS), 该方法构造了 SPF 函数来代替 GAC 模型中的边缘停止函数 $g(\cdot)$, 从而得到其水平集演化方程为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = spf(I(x)) \left(\operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \alpha \right) |\nabla \phi| + \nabla spf(I(x)) \cdot \nabla \phi \quad (7)$$

$spf(I(x))$ 构造如下:

$$spf(I(x)) = \frac{I(x) - (c_1 + c_2)/2}{\max(|I(x) - (c_1 + c_2)/2|)} \quad (8)$$

其中, c_1, c_2 就是 C-V 模型中的轮廓线内外的平均灰度, 由式 (5) 可以计算, 同样 Heaviside 函数和 Dirac 函数通常由式 (6) 中两个正则化函数 $H_\epsilon(z)$ 和 $\delta_\epsilon(z)$ 来代替。显然 $spf(I(x))$ 的值为 $[-1, 1]$ 。为了保证接触点的平滑, 每次迭代后对水平集函数 ϕ 进行高斯滤波。此时式 (7) 中 $\operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right)$ 可以忽略。另由于模型中对区域含有统计特性, $\nabla spf(I(x)) \cdot \nabla \phi$ 项也可以略去。此时, 水平集函数模型可写为如下简单形式:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = spf(I(x)) \cdot \alpha |\nabla \phi| \quad (9)$$

该模型在处理灰度不均匀的图像分割时, 效果同样也不理想。

3 基于改进压力符号函数的变分水平集图像分割方法

3.1 SPF 函数的功能

为了理解文献^[13]提出的二值选择和高斯滤波正则化的水平集方法中的 SPF 函数的本质, 本文先依据文献^[13]作出图 1 所示的 SPF 函数, 如图 2(a) 所示, 为了更加清晰地观察该函数的特点, 将该函数向底面投影, 得到 SPF 函数曲面的投影图, 如图 2(b) 所示, 从图 1 中的两个目标的轮廓可以看到, 投影图的阴影部分就是所要分割的目标, 换句话说, SPF 函数的功能是可以突出分割目标。所以在算法实现的过程中, 在每次迭代后将更加突出所要分割的目标。为此, 本文主要是利用图像的统计信息构造一个新的 SPF 函数具有同时使新的 SPF 函数具有保持甚至增强突出前景目标的功能。

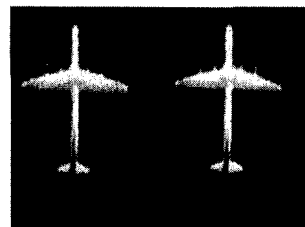


图 1 原始图像

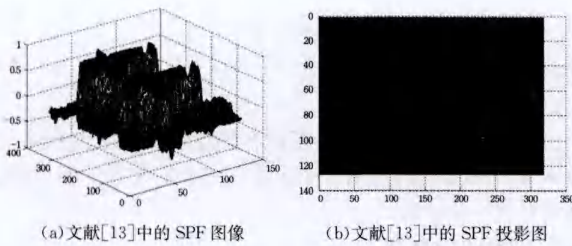


图 2

3.2 新的 SPF 函数的构造

与经典 C-V 模型一样,本文设轮廓线 C 把图 I 分成内外两部分,分别记成 $\Omega_1 = in(C)$, $\Omega_2 = out(C)$,下面考虑利用图像的全局灰度密度分布函数来构造新的 SPF 函数。用 P_1 、 P_2 表示区域 Ω_1 、 Ω_2 的灰度密度分布函数,且 P_1 、 P_2 表示如下:

$$P_1(I, u_1, \sigma_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} e^{-\frac{(I-u_1)^2}{2\sigma_1^2}} \quad (10)$$

$$P_2(I, u_2, \sigma_2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} e^{-\frac{(I-u_2)^2}{2\sigma_2^2}}$$

根据水平集方法,我们嵌入水平集函数 ϕ ,假设 $\Omega_1 = \{\phi > 0\}$ 和 $\Omega_2 = \{\phi < 0\}$,相应的轮廓线 C 可以由零水平集 $\{\phi = 0\}$ 来表示。从而式(10)中的 u_1 、 σ_1 、 u_2 、 σ_2 可以通过下面的公式计算得到:

$$u_1 = \frac{\int I(X)H(\phi(X))dX}{\int H(\phi(X))dX} \quad (11)$$

$$u_2 = \frac{\int I(X)(1-H(\phi(X)))dX}{\int (1-H(\phi(X)))dX}$$

$$\sigma_1^2 = \frac{\int (I(X) - u_1)^2 H(\phi(X)) dX}{\int H(\phi(X)) dX} \quad (12)$$

$$\sigma_2^2 = \frac{\int (I(X) - u_2)^2 (1 - H(\phi(X))) dX}{\int (1 - H(\phi(X))) dX}$$

$H(\phi)$ 是 Heaviside 函数,在进行仿真时,同样由式(6)的正则化函数代替。利用上面的全局灰度密度分布函数构造如下的 SPF 函数:

$$spf^N(I(x)) = \frac{\ln p_1 - \ln p_2}{\max(|\ln p_1 - \ln p_2|)} \quad (13)$$

利用式(13)替换式(9)中的 SPF 函数,即得到本文提出的新模型的水平集方程。

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = spf^N(I(x)) \cdot \alpha |\nabla \phi| \quad (14)$$

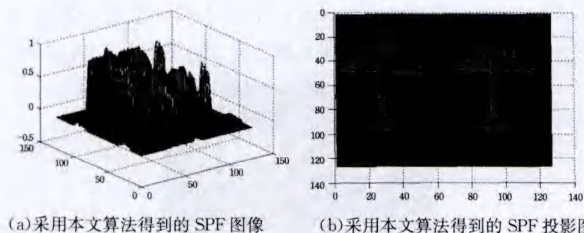


图 3

同时针对图 1 画出新的 SPF 函数的图形以及投影图像,如图 3(a)、图 3(b)所示。从投影图可以看出,本文提出的模

型能够更加清晰地显示原图像的目标,说明在每次迭代后,其捕捉目标的能力更强,从而可以更加精准地分割目标。

3.3 算法实现

本文算法实现如下:

Step 1 初始化水平集函数 ϕ ,并设置参数 α 。

Step 2 通过式(11)、式(12)计算 u_1 、 σ_1 、 u_2 、 σ_2 。

Step 3 通过式(14)演化曲线。

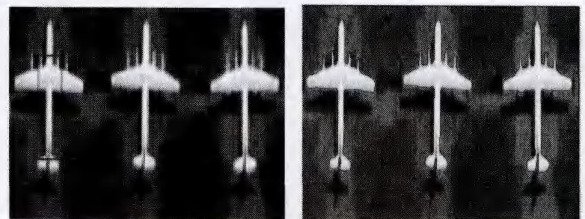
Step 4 通过 $\phi = \phi * G_\alpha$ 对水平集进行高斯滤波,使曲线光滑。

Step 5 检验水平集函数曲线演化是否收敛,否则返回 Step 2。

4 仿真实验及结果分析

为了验证本文算法的有效性,仿真实验是在平台 Intel (R) Core(TM) 2 Duo 处理器、主频 2.66GHz、内存 2GB 的 PC 机上应用 Matlab 2013(b)编程实现的。实验中涉及的参数取值为 $\alpha = 1$ 。

图 4 为既存在灰度分布不均匀性、部分区域也存在弱梯度的多目标图像,将初始曲线设置在图像的的第一个目标上,如图 4(a)所示。如图 4(b)所示,通过本文提出的算法,当演化曲线与目标轮廓吻合时,曲线停止演化,此时图中 3 个飞机目标被较好地分割出来。

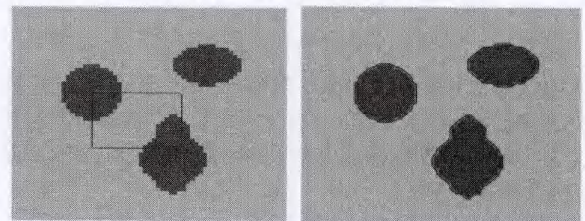


(a) 初始轮廓

(b) 本文算法分割结果

图 4

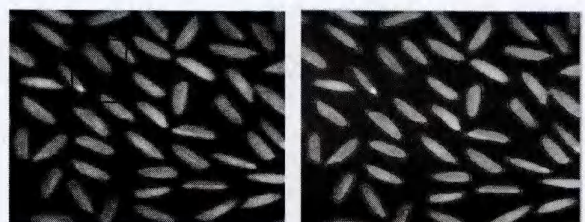
图 5—图 9 是常用的实验图像,为了说明噪声对本文算法的影响,对图 6、图 7 添加了噪声,得到图 8、图 9。同样图 5(a)—图 9(a)为本文算法的初始轮廓。从图 5(b)—图 9(b)可以看出,本文算法可以准确分割目标。实验说明本文的算法对噪声不敏感,即本文模型具有一定程度的抗噪性。



(a) 初始轮廓

(b) 本文算法分割结果

图 5



(a) 初始轮廓

(b) 本文算法分割结果

图 6

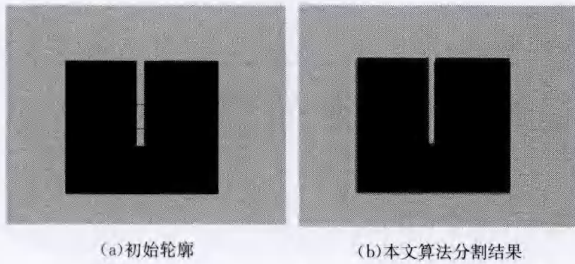


图 7

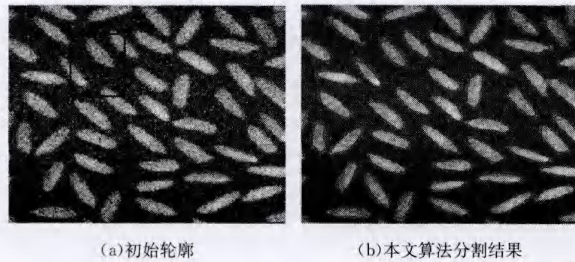


图 8

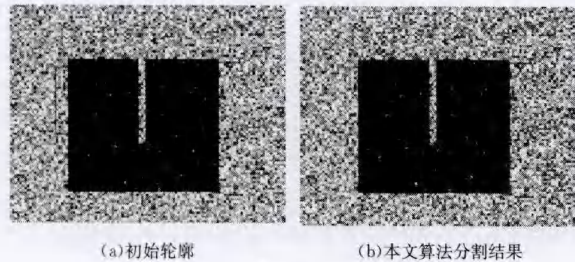


图 9

图 10 为选择自然图像为背景且纹理较为丰富的图像,图 10(a)表示图像的初始轮廓。图 10(b)是用文献[13]中的算法进行分割,从图形中可以发现该算法对图像背景纹理丰富的图像会产生轮廓线偏移,从而导致错误的分割结果。从图 10(c)可以看出本文算法可以准确地分割目标。

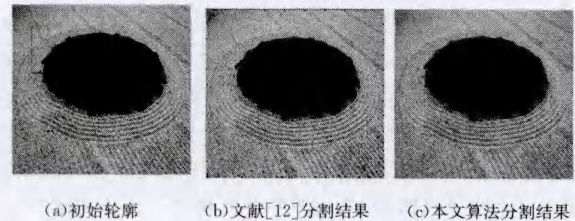


图 10

表 1 两种算法计算效率比较

	文献[13]		本文模型	
	分割结果 (Y/N)	分割时间 (单位:s)	分割结果 (Y/N)	分割时间 (单位:s)
图 4	Y	1.6536	Y	1.4040
图 5	N		Y	0.4212
图 6	Y	2.3244	Y	1.9968
图 7	Y	0.6864	Y	0.4524
图 8	Y	4.5708	Y	2.4024
图 9	Y	2.9484	Y	0.7488
图 10	N		Y	1.6380

表 1 给出了文献[13]和本文算法分割成功与否以及分割时间的对比结果,从表中可以看出,本文算法具有较高的分割成功率和分割效率。

结束语 受文献[13]启发,利用图像统计信息,构造一种新的符号压力(SPF)函数,提出了一种基于改进压力符号函数的变分水平集图像分割算法。该模型驱使演化曲线运动到目标的真实边界上,对比实验说明本文提出的算法较好地解决了含有弱边界、灰度不均匀的图像分割问题,同时还有一定的抗噪性。同时提高了分割效率,更有利于实际应用。

参考文献

- [1] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models[J]. International Journal Computer Vision, 1987, 1(4): 321-331
- [2] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. 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 Trans on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277
- [4] Yuan Y, He C J. Variational level set methods for image segmentation based on both L^2 and Sobolev gradients[J]. Nonlinear Analysis: Real World Applications, 2012, 13: 969-966
- [5] Liu L H, Zeng L, Shen K, et al. Exploiting local intensity information in Chan-Vese model for noisy image segmentation[J]. Signal Processing, 2013, 93: 2709-2721
- [6] Wang L, He L, Mishra A, et al. Active contours driven by local Gaussian distribution fitting energy[J]. Signal Processing, 2009, 89: 2435-2447
- [7] Li D Y, Li W F, Liao Q M. Active contours driven by local and global probability distributions[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2013, 24: 533-533
- [8] Osher S, Sethian J. Fronts propagating with curvature-dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations [J]. Journal Computer, Physics, 1988, 79(1): 12-49
- [9] Li C M, Kao C Y, Gore J. C, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy[C]//Proc of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC, USA, 2007, 1: 1-7
- [10] Wang X F, Huang D S, Xu H. An Efficient Local Chan-Vese Model for Image Segmentation[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(3): 603-618
- [11] 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: 271-293
- [12] Wang L, Li C M, Sun Q S, et al. Active contours driven by local and global intensity fitting energy with application to brain MR image segmentation [J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2009, 33: 520-531
- [13] Zhang K H, Zhang L, Song H H, et al. Active Contours with Selective Local or Global Segmentation; A New Formulation and Level Set Method[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(4): 668-676