

基于改进 C-V 模型的图像分割方法

邵万开 王洪元 石澄贤

(常州大学信息科学与工程学院, 常州, 213164)

摘要: 传统 C-V 模型分割图像利用图像区域特征, 忽略了边缘等能够反应图像细节的特征。为了达到更好的图像分割效果, 对于这些细节信息的处理则显得尤为重要。图像的梯度信息在边缘区域具有较大幅值, 在同质区域具有较小幅值, 因而可以用图像梯度来反映图像的边缘信息。把边缘信息融入 C-V 模型, 利用同质区域信息和边缘信息控制曲线演化, 则可以达到更好的分割效果。本文提出的新模型克服了 C-V 模型的一些缺陷, 对背景灰度不均匀或含弱边缘的图像能够获得更好的分割效果。

关键词: 图像分割; C-V 模型; 水平集方法; 偏微分方程

中图分类号: TP911.73 **文献标志码:** A

Method of Image Segmentation Based on Improved C-V Model

Shao Wankai, Wang Hongyuan, Shi Chengxian

(School of Information Science & Engineering, Changzhou University, Changzhou, 213164, China)

Abstract: The region information of images is used by image segmentation based on C-V model, but features reflecting the detail of images such as edge information is ignored. For getting better results of image segmentation, it is particularly important to deal with these details. The amplitude of an image is larger in the edge region and smaller in the homogeneous region. It can be used to reflect the edge information of an image. By incorporating edge information into C-V model, using both the information of homogeneous regions and the edge information to control the active contours, it will obtain better results of segmentation. The proposed model can overcome some disadvantages of C-V model, and achieve better image segmentation for those images that have the intensity inhomogeneity in backgrounds or weak edges.

Key words: image segmentation; C-V model; level set method; partial differential equation

引 言

主动轮廓模型在 1987 年由 Kass, Witkin 等^[1]首次提出, 至今已成为图像处理中的重要方法。它用一个封闭曲线来分割图像中的目标, 以能量函数来表示这条封闭曲线, 将图像分割问题归结于最小化封闭曲线的能量函数。能量函数由内部能量项和外部能量项组成。内部能量项由曲线自身的性质确定, 外部能量项包含图像的数据信息。在最小化工程中内部能量项可保持曲线光滑和尽可能短, 外部能量

项使曲线向分割目标靠近,并最终停留在目标边缘。目前,基于曲线演化以及水平集方法的几何主动轮廓模型^[2]成为图像分割领域最成功的方法之一。将主动轮廓隐含地表示为一个函数的零水平集,利用一个偏微分方程对函数进行水平集演化,直到零水平集演化到图像的目标边缘。这种演化模型有着诸多优点:对零水平集拓扑结构变化的处理更加灵活;对数值计算方案的设计更加方便、有效。通常将几何主动轮廓模型分为两类:基于边缘的模型,如测地线主动轮廓模型^[3]。测地线主动轮廓模型从几何观点定义一个能量泛函,最终实现从图像上提取感兴趣的目标边界。基于区域的模型,如 C-V 模型^[4]通过对目标区域的检测实现图像分割。该模型利用图像同质区域的全局信息,可以自动检测目标的内外轮廓,更加适合分割目标模糊的图像。本文简单介绍 C-V 模型,并针对 C-V 模型难以分割、背景复杂及含有异质区域图像的不足,给出了一种改进的 C-V 模型。改进模型引入图像边缘信息,在一定程度上解决了上述问题,提高了图像分割的性能。

1 基于 C-V 模型的图像分割及改进

1.1 基于 C-V 模型的图像分割方法

Chan 和 Vese^[4]提出用于图像分割的简化 Mumford-Shah 模型是一种变差图像分割方法,称为 C-V 模型。模型利用对目标区域的检测实现图像分割。假定图像 $I(x, y)$ 被曲线 C 分割为两个常量灰度区域,分别记为 $in(C)$ (曲线内)和 $ou(C)$ (曲线外),对应灰度均值分别为 c_1, c_2 ,权系数 $\mu > 0, \lambda_1 > 0, \lambda_2 > 0$ 。据此建立能量泛函,求使下列泛函最小的曲线

$$E(C, c_1, c_2) = \lambda_1 \iint_{in(C)} |I(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \iint_{ou(C)} |I(x, y) - c_2|^2 dx dy + \mu |C| \quad (1)$$

采用水平集演化方法,得到能量泛函式(1)的水平集表示

$$E(\varphi, c_1, c_2) = \mu \iint_{\Omega} \delta(\varphi) |\nabla(\varphi)| dx dy + \lambda_1 \iint_{\Omega} |I - c_1|^2 H(\varphi) dx dy + \lambda_2 \iint_{\Omega} |I - c_2|^2 (1 - H(\varphi)) dx dy \quad (2)$$

式中: φ 为水平集函数; $\Omega \subset R^2$ 为图像区域; $H(\varphi)$ 为 Heaviside 函数; $\delta(\varphi)$ 为 Dirac 函数。式(2)中,前两项的作用是使零水平集更好地拟合目标边缘,第三项对应演化曲线的长度,起正则化作用。实际计算中, $H(\varphi)$ 函数和 $\delta(\varphi)$ 函数用如下的规则化函数来求解

$$H_{\epsilon}(\varphi) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{\varphi}{\epsilon}\right) \right] \quad (3)$$

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

灰度均值 c_1, c_2 由式(4)得到

$$c_1 = \frac{\iint_{\Omega} I(x, y) H(\varphi) dx dy}{\iint_{\Omega} H(\varphi) dx dy} \quad (4)$$

$$c_2 = \frac{\iint_{\Omega} I(x, y) (1 - H(\varphi)) dx dy}{\iint_{\Omega} (1 - H(\varphi)) dx dy}$$

利用梯度下降流演化方法,最小化式(2)的能量,得到水平集演化的偏微分方程

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta(\varphi) \left[\mu \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}\right) - \lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2 \right] \quad (5)$$

C-V 模型实现了全局优化,在边缘噪声较严重情况下提高了轮廓曲线演化的准确度。选择合适的

初始闭合曲线,可以检测出包含内部空洞目标的内外部边缘,增强了算法的实用性。C-V 模型也存在着一些不足之处:(1)不能较处理好异质区域图像;(2)不能较处理好背景复杂的图像;(3)模型仅仅利用了图像的区域特征,没有利用图像的细节特征(如边缘)。

1.2 基于改进 C-V 模型的图像分割

传统的 C-V 模型,仅利用区域信息的片面性,没有考虑到边缘信息,在分割过程中常常会出现一些问题。考虑边缘信息对图像分割的重要性,将边缘信息引入 C-V 模型是改善分割性能的有效途径,目前已有许多相关的研究。Paragios 结合区域竞争思想,提出测地活动区域方法^[5],实现了基于几何主动轮廓模型的图像分割。该方法和 Mumford-Shah 提出的函数分片光滑逼近模型的简化 Mumford-Shah 模型(C-V 模型)相似。该模型仍不能较处理好背景复杂的图像。文献[6]针对红外图像中包含较强噪声,提出保留 C-V 模型的全局优化特性,通过窗口滤波整合图像邻域空间信息来构建曲线进化的外部速度,从而提高 C-V 模型的抗噪性,并减少分割中产生的冗余轮廓,对边缘模糊、噪声较大的红外图像能实现快速而有效的分割。图像的梯度信息可以表示满足边缘区域幅值较大,同质区域幅值较小的边缘。引入包含梯度信息的边缘引导函数,既保证了曲线稳定收敛到图像边界位置,又实现了曲线在图像同质区域的快速演化。一种现有的改进 C-V 模型是测地线辅助 C-V 模型^[7](Geodesic-aided C-V model, GACV)模型。其水平集演化的偏微分方程如下

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = g |\nabla \varphi| \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - \lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2 \right] + \nabla g \nabla I \quad (6)$$

GACV 模型结合测地线主动轮廓模型,提高了分割背景复杂图像和多目标图像的能力,但它存在演化不稳定的缺点。文献[8,9]通过改变原来 C-V 模型统计区域内的信息为统计局局部信息来改善分割性能,满足对多目标区域不同统计量值的分割。考虑将边缘和区域信息融入到 C-V 模型,本文提出了一种基于区域和边缘信息的改进 C-V 模型。新模型的能量泛函如下

$$E(\varphi, c_1, c_2) = \mu \iint_{\Omega} \delta(\varphi) |\nabla(\varphi)| \, dx dy + \lambda_1 \iint_{\Omega} g(\omega) |I - c_1|^2 H(\varphi) \, dx dy + \lambda_2 \iint_{\Omega} g(\omega) |I - c_2|^2 (1 - H(\varphi)) \, dx dy \quad (7)$$

式中: $g(\omega)$ 为边缘引导函数^[2]; ω 为与图像梯度有关的参数; α 为常量。定义为

$$g(\omega) = \frac{1}{1 + \alpha \cdot \omega^2} \quad (8)$$

利用梯度下降流演化方法,最小化式(6)的能量,得到水平集演化的偏微分方程

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta(\varphi) \mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - \delta(\varphi) [g(\omega) (I - c_1)^2 - g(\omega) (I - c_2)^2] \quad (9)$$

利用边缘引导函数 $g(\omega)$, 控制演化曲线在目标边缘处停止演化。考虑小波变换系数模的局部极大值点可以表示图像的梯度信息^[10], 可以将其引入到边缘引导函数中。设 $\theta(i, j)$ 为二维平滑函数^[11], 并且满足下列条件

$$\iint_{\Omega} \theta(i, j) \, di \, dj = 1; \quad \lim_{|i|+|j| \rightarrow +\infty} \theta(i, j) = 0 \quad (10)$$

定义两个小波函数

$$\begin{cases} \varphi^1(i, j) = \frac{\partial \theta(i, j)}{\partial i} \\ \varphi^2(i, j) = \frac{\partial \theta(i, j)}{\partial j} \end{cases} \quad (11)$$

记 $\varphi_a^m(i, j) = \frac{1}{a} \varphi^m(\frac{i}{a}, \frac{j}{a})$, $m=1, 2$ 。当尺度 $a=2^b$ 时, 图像 $I(x, y)$ 沿水平和垂直方向上的小波变换, 有

$$\begin{cases} W_a^1 I(x, y) = I(x, y) * \varphi_a^1(i, j) \\ W_a^2 I(x, y) = I(x, y) * \varphi_a^2(i, j) \end{cases} \quad (12)$$

式(11)中“ $*$ ”为二维卷积运算。其矢量形式如下

$$\begin{bmatrix} W_a^1 I(x, y) \\ W_a^2 I(x, y) \end{bmatrix} = a \begin{bmatrix} \frac{\partial(I(x, y) * \theta_a(i, j))}{\partial y} \\ \frac{\partial(I(x, y) * \theta_a(i, j))}{\partial x} \end{bmatrix} = a \cdot \text{grad}(I(x, y) * \theta_a(i, j)) \quad (13)$$

则图像 $I(x, y)$ 定义在尺度 $a=2^b$ 时的小波变换的模和幅角为

$$\begin{cases} M_a I(x, y) = \sqrt{|W_a^1 I(x, y)|^2 + |W_a^2 I(x, y)|^2} \\ A_a I(x, y) = \arctan\left(\frac{W_a^2 I(x, y)}{W_a^1 I(x, y)}\right) \end{cases} \quad (14)$$

由式(13)可以看出, 对每个尺度, 图像梯度上变化剧烈的点即是沿着梯度方向 $A_a I(x, y)$ 上 $M_a I(x, y)$ 的局部极大值点。因此只需沿方向 $A_a I(x, y)$ 检测 $M_a I(x, y)$ 的局部极大值点, 就可得到图像的边缘点。取 $M_a I(x, y)$ 为 ω , 得到如下的主动轮廓模型

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta(\varphi) \mu \text{div}\left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}\right) - \delta(\varphi) g(M_a I(x, y))(I - c_1)^2 + \delta(\varphi) g(M_a I(x, y))(I - c_2)^2 \quad (15)$$

在图像的同质区域, $M_a I(x, y)$ 值较小, 此时 $g(M_a I(x, y))$ 较大, 对应的曲线演化速度较快。反之, 在图像边缘区域, $M_a I(x, y)$ 值较大, 此时 $g(M_a I(x, y))$ 较小, 对应的曲线演化速度较慢, 能更好地确定图像边缘。式(15)既利用区域信息控制轮廓曲线演化速度, 同时还利用边缘信息控制轮廓曲线的演化速度。这样能更好的保持轮廓曲线在图像的边缘处停止运动。特别是对光照不均但边缘清晰的图像能较好的进行分割。式(15)与 GACV 模型相比, 同样能够分割弱边缘或复杂背景图像, 但模型的计算复杂度要比 GACV 模型小。对于光照不均图像以及背景复杂图像, GACV 模型不能较好分割目标。

2 图像分割实验

对式(5, 6, 15)采用迎风格式进行离散数值计算^[1]。本文对图像进行了仿真实验, 均取得较好结果。改进模型选取参数 $\alpha=0.01$, $\mu=1$, $\epsilon=0.2$ 。C-V 模型选取参数 $\mu=\lambda_1=\lambda_2=1$, $\epsilon=0.2$ 。迭代步长均为 $\Delta t=0.01$ 。

图 1 为含弱边缘宠物狗图像的分割。图 1(a)利用式(15)进行曲线演化, 初始曲线取为圆(白色), 每 10 次迭代画一次曲线(黑线), 共迭代 60 次。图 1(b)为迭代 60 次演化结果; 图 1(c)利用式(5)进行曲线演化, 每 10 次迭代画一次曲线(黑线), 迭代 60 次。图 1(d)为迭代 60 次演化结果; 图 1(e)利用式(6)进行曲线演化, 每 10 次迭代画一次曲线(黑线), 迭代 60 次。图 1(f)为迭代 60 次演化结果。对比图 1(b)、图 1(f)发现, 本文模型对弱边缘图像分割效果较好, C-V 模型、GACV 模型都把小狗区域部分也归到背景部分。

图 2 为光照不均车牌图像的分割。车牌左侧部分较亮, 图 2(a)初始曲线取为椭圆(白色), 每 10 次迭代画一次曲线(黑线), 迭代 200 次。图 2(b)为迭代 200 次演化结果; 图 2(c)每 10 次迭代画一次曲线(黑线), 迭代 200 次。图 2(d)为迭代 200 次演化结果; 图 2(e)每 10 次迭代画一次曲线(黑线), 迭代 200 次。图 2(f)为迭代 200 次演化结果。图 2(b)对于图像较亮部分的文字能分割出来, 而图 2(d, f)中左边部分一个文字没有分割出来。实验表明, 本文模型对光照不均图像的分割处理, 效果要优于 C-V 模型以及 GACV 模型。

图 3 为背景复杂医学图像的分割。图 3(a) 初始曲线取为圆(白色), 每 10 次迭代画 1 次曲线(黑线), 迭代 200 次。图 3(b) 为迭代 200 次演化结果; 图 3(c) 每 10 次迭代画 1 次曲线(黑线), 迭代 200 次。图 3(d) 为迭代 200 次演化结果; 图 3(e) 每 10 次迭代画一次曲线(黑线), 迭代 200 次。图 3(f) 为迭代 200 次演化结果。其中, 图 3(b) 检测出目标, 而图 3(d, f) 检测出目标的同时又分割出干扰物体。所以, 对背景复杂图像的处理, 本文模型较好, C-V 模型以及 GACV 模型稍有不足。

由于本文模型是在 C-V 模型中引入边缘引导函数, 算法的计算量较 C-V 模型有所提高。采用相同的离散数值计算方法, 计算速度比 C-V 模型慢, 但优于同为改进模型的 GACV 模型, 见表 1。另外式 (15) 中的参数选取对分割有影响, 但不敏感, 它没有考虑针对具体图像分割的参数优化。

表 1 本文模型与 C-V 模型、GACV 模型计算速度比较(迭代 10 次所需时间)

模型	图 1(260×185)	图 2(268×60)	图 3(200×184)
本文模型	3.1	1.7	2.6
C-V 模型	1.5	0.9	1.1
GACV 模型	3.9	2.6	3.2

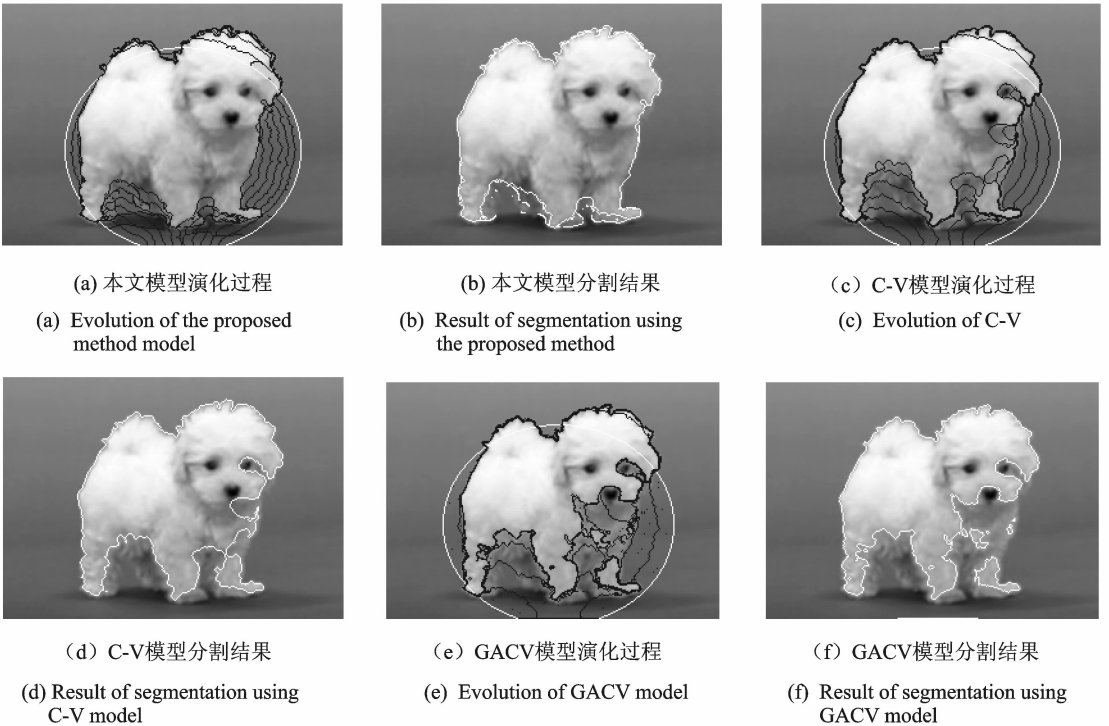
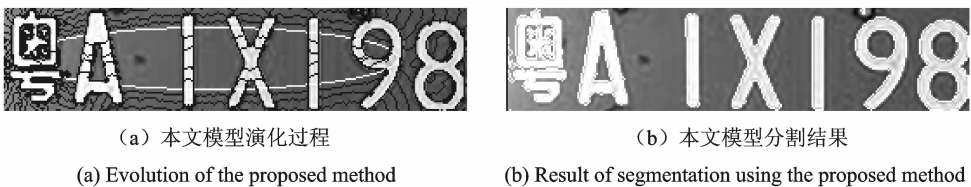


图 1 具有弱边缘的宠物狗图像分割

Fig. 1 Segmentation for image with weak edge of dog



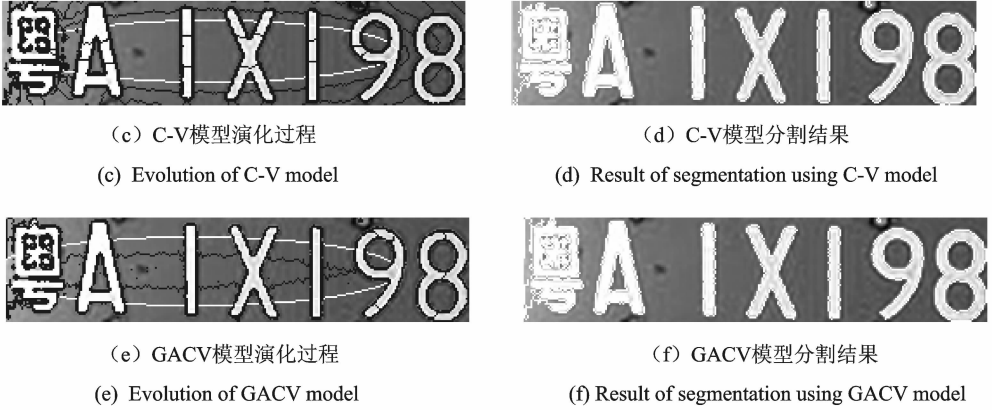


图 2 光照不均车牌图像分割

Fig. 2 Segmentation for image of licence plate with inhomogeneous illumination

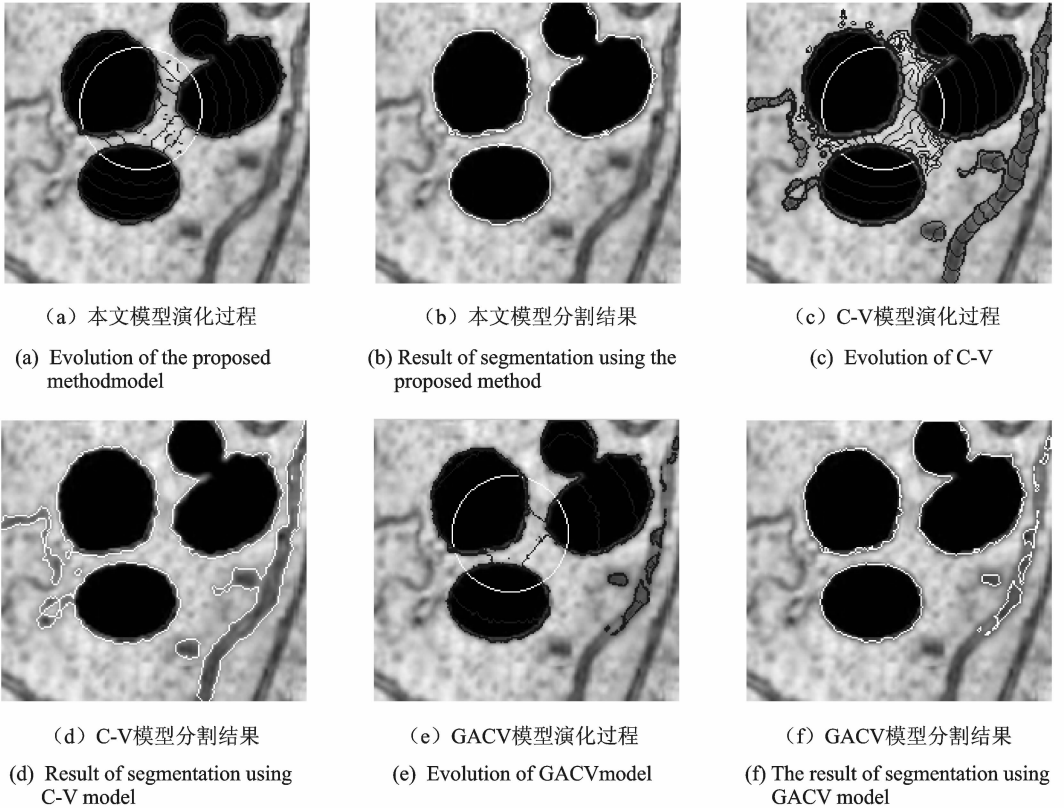


图 3 背景复杂的医学图像分割

Fig. 3 Fig. 3 Segmentation for medical image with complicated backgrounds

3 结束语

C-V 模型基于图像同质区域的全局信息,自动检测目标的内外轮廓,实现对图像中目标的分割。若目标与背景的灰度差异不明显,C-V 模型按灰度相似性就不能很好地分割目标,而边缘停止函数的选择

对基于边缘的主动轮廓模型具有重要的作用。在 C-V 模型中引入基于小波变换模局部极大值的边缘函数,结合边缘信息改进了 C-V 模型。通过改进的式(15)模型、C-V 模型和 GACV 模型分别对不同类型图像进行分割的仿真实验,证实式(15)模型在对较弱边缘、光照不均以及背景复杂图像的分割中比 C-V 模型和 GACV 模型具有更好的性能和较好的分割效果。

参考文献:

- [1] Kass M, Witkin A, Terzopoulous D. Snakes: Active contour models[C]// Proceedings of the 1st International Conference on Computer Vision. London: IEEE Computer Society Press, 1987:259-268.
- [2] Osher S, Sethian J A. Fronts propagation with curvature dependent speed; Algorithm based on Hamilton-Jacobi formulation [J]. Journal of Computational Physics, 1988, 79(1): 12- 49.
- [3] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours [J]. International Journal of Computer Vision, 1997,22(1): 61-79.
- [4] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10 (2) : 266-2277.
- [5] Paragios N, Deriche R. Geodesic active regions: A new framework to deal with frame partition problems in computer vision [J]. Computer Vision, 2002, 46(3):223-247.
- [6] 危自福, 毕笃彦, 马时平. 一种改进的快速 C-V 水平集红外图像分割 [J]. 数据采集与处理, 2010,25(3):347-352.
Wei Zifu, Bi Duyan, Ma Shiping. Improved fast C-V level set infrared image segmentation [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2010,25(3): 347-352.
- [7] Chen L, Zhou Y, Wang Y, et al. GACV:Geodesic-aided C-V method [J]. Pattern Recognition, 2006,39:1391-1395.
- [8] Zhang Kaihua, Song Huihui, Zhang Lei. Active contours driven by local image fitting energy[J]. Pattern Recognition, 2010 43(4):1199-1206.
- [9] Qi Ge, Liang Xiao, Hu Huang, et al. An active contour model driven by anisotropic region fitting energy for image segmentation[J]. Digital Signal Processing, 2013, 23(1):238-243.
- [10] 赵晓丽, 孔勇. 基于高斯小波的多尺度积图像边缘检测算法[J]. 数据采集与处理, 2012, 27(4):490-494.
Zhao Xiaoli, Kong Yong. Image edge detection algorithm based on multi-scale product of gaussian wavelet [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012, 27(4): 490-494
- [11] 乔闹生, 邹北骥, 邓磊, 等. 一种基于图像融合的含噪图像边缘检测方法[J]. 光电子·激光, 2012,23(11):2215-2220.
Qiao Naosheng, Zou Beijii, Deng Lei, et al. An edge detection method based on image fusion in a noisy image[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2012, 23(11):2215-2220.

作者简介:



邵万开(1990-),男,硕士研究生,研究方向:图像分割和目标跟踪,913328410@qq.com。



王洪元(1960-),男,教授,研究方向:图像处理和智能系统。



石澄贤(1961-),通信作者,男,教授,研究方向:视觉识别和图像分割。

