

基于改进CV模型的形象分割算法

鲁圆圆¹, 强静仁¹, 汪朝²

(1.武汉学院 信息及传播学院, 湖北 武汉 430212; 2.西安建筑科技大学 材料与矿资学院, 陕西 西安 710055)

摘要:传统CV模型在目标图像存在噪声干扰及图像背景较为复杂的情况下,图像分割效果较差,极易造成误分割。为了提高基于CV模型图像分割的分割效果及分割效率,提出一种基于改进CV模型的形象分割算法。首先,根据曲线演化理论对CV模型的曲线驱动力进行简化,以此提高模型的分割效率;然后,利用L1范数构造CV模型的能量泛函,同时引入中值替代传统CV模型中的曲线拟合中心,在简化数据计算的同时,提高模型对噪声的鲁棒性;最后,将该曲线驱动力与L1范数能量泛函进行融合,以此构造最终的改进CV模型的能量泛函。将所提模型与传统CV模型、LIF模型、局部二值模型以及偏置场修正水平集模型的实验结果进行对比,结果表明所提模型分割效果最优,且分割速率最高。

关键词:图像分割;改进型CV模型;曲线驱动力;L1范数能量泛函;分割效率;数据计算

中图分类号: TN911.73-34; TP301.6; TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-373X(2018)21-0071-05

Image segmentation algorithm based on improved CV model

LU Yuanyuan¹, QIANG Jingren¹, WANG Zhao²

(1. School of Information and Communication, Wuhan College, Wuhan 430212, China;

2. College of Materials and Mineral Resources, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

Abstract: The traditional CV (Chan-Vese) model has poor image segmentation effect and may result in segmentation mistake in the cases of noise interference and complex image background existing in the target image. An image segmentation algorithm based on improved CV model is proposed to improve the segmentation effect and segmentation efficiency of the model. The curve driving force of CV model is simplified according to the curve evolution theory, so as to improve the segmentation efficiency of the model. The L1 norm is used to construct the energy functional of CV model, and the median value is introduced into it to replace the curve fitting center of traditional CV model, which can simplify the data calculation, and improve the model robustness against noise. The L1 norm energy functional is fused with the curve driving force to construct the energy functional of the improved CV model. In comparison with the experimental results of the traditional CV model, LIF model, local binary model and bias field correction level set model, the proposed model has the best segmentation effect and fastest segmentation speed.

Keywords: image segmentation; improved CV model; curve driving force; L1 norm energy functional; segmentation efficiency; data calculation

0 引言

近年来,数字图像处理技术得到了快速发展,现已广泛应用于人工智能、机器视觉、模式识别等相关领域。图像分割算法是数字图像处理技术中至关重要且不可缺少的部分^[1-2]。但是由于真实图像存在目标形状各异、噪声影响严重等特点,因此相关算法不能精确地进行图像分割,这将直接导致后续处理效果的优劣,故针对图

像分割算法的研究是众多专家和学者研究工作的研究难点。据相关资料显示,广泛应用于图像分割的方法有:数学形态学法、阈值分割、基于曲线演化理论的图像分割算法等^[3],阈值分割与数学形态学算法计算简单、速度快,但是当待分割图像背景较为复杂时,该类算法往往很难精确分割。基于曲线演化理论的图像分割算法分割效果较为稳定,因此得到了广泛的应用。

CV(Chan-Vese)模型是一种基于曲线演化理论的图像分割算法,在简化 Mumford-Shah 模型的基础上提出的^[4-6]。文献[7]提出的 CV 模型充分利用图像的全局灰度信息来指导曲线演化,避免了梯度信息对图像分割效果的直接影响,该模型对图像的边缘能够精确分割,

收稿日期:2018-01-26

修回日期:2018-04-20

基金项目:国家自然科学基金青年科学基金(51404182)

Project Supported by Youth Scientists Fund of National Natural Science Foundation of China (51404182)

但是对模型的初始轮廓较为敏感,且算法运算复杂度较高,分割效率较低。文献[8]通过简化模型曲线驱动项提高曲线的演化速度,但是该模型不能较好地描述曲线的内外能量,导致该模型在图像含有大量噪声的情况下分割效果较差。文献[9]将边缘能量信息添加到曲线的能量泛函中,以此提高模型对边缘效果的处理效果,另外模型还添加了距离规范项提高模型的分割效率,但是边缘能量项计算较为复杂,算法的运行效率没有得到较好的改善。文献[10]利用图像熵自适应的计算曲线内外能量泛函的权重,同时通过检测熵在曲线形变过程中的变化确定曲线演化的稳定态,该模型图像分割效率得到了较大程度的提高,但是曲线驱动力依旧采用L2范数确定,故而该模型对略复杂图像的分割效果欠佳。文献[11]提出基于混合能量活动轮廓框架,该模型混合了边缘外张力能量泛函、肤色能量泛函及自适应单高斯模型,虽然自适应单高斯模型可以在一定程度上加速模型的收敛,但是该模型在分割效率上较差。

以上各文献所提出的模型均不能较好地兼顾图像分割效果与图像分割效率,为克服上述文献中模型存在的缺陷,提高图像分割效果并同时兼顾图像分割效率,本文提出一种基于改进CV模型的图像分割算法。将本文模型与传统CV模型^[7]、LIF模型^[12]、局部二值模型^[13]以及偏置场修正水平集模型^[13]的实验结果进行对比,结果表明:本文模型分割效果最优,且分割速率最高。

1 CV模型原理

CV模型通过曲线驱动力驱使曲线运动至最优轮廓处。该能量曲线将图像分为曲线内部与外部的图像区域两个部分,分别表示为 Ω_o 和 Ω_b ,在图像空间 Ω 中^[12-15] CV模型的能量泛函为:

$$F(c_1, c_2, C) = \mu \cdot \text{Length}(C) + v \cdot \text{Area}(\text{inside}(C)) + \lambda_1 \int_{\Omega_o} (I(x, y) - c_1)^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega_b} (I(x, y) - c_2)^2 dx dy \quad (1)$$

式中: C 为所求的最优轮廓; I 代表原始图像; $|C|$ 为轮廓 C 的长度; μ, v 分别表示曲线长度权值和曲线包含区域的面积权值; $\text{Area}(\text{inside}(C))$ 表示演化曲线包含区域的面积; $\text{Length}(C)$ 表示曲线的长度; λ_1, λ_2 分别表示曲线内外区域能量参数; c_1 和 c_2 为拟合中心,分别表示曲线内部与外部区域的灰度均值。引入水平集函数^[16] ϕ 表示上述能量泛函,可以将该能量泛函的求解问题映射为高一维空间的零水平集求解问题。水平集函数 $\phi(x, y)$ 可选取符号距离函数(Signed Distance Function, SDF),其表达式如下:

$$\phi(x, y) = \begin{cases} d, & (x, y) \in \Omega_o \\ 0, & (x, y) \in C \\ -d, & (x, y) \in \Omega_b \end{cases} \quad (2)$$

式中: d 为高维空间点到水平集的距离,该距离一般使用欧氏距离。通过式(2)可得到由水平集函数 $\phi(x, y)$ 所表达的能量函数:

$$F(c_1, c_2, C) = \mu \int_{\Omega} H'(\phi) |\nabla \phi| dx dy + v \int_{\Omega} H(\phi) dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} (I(x, y) - c_1)^2 H(\phi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} (I(x, y) - c_2)^2 (1 - H(\phi)) dx dy \quad (3)$$

式中: $H(\phi)$ 表示单位阶跃函数; $H'(\phi)$ 表示1维狄克拉测度函数^[17-19]。单位阶跃函数与1维狄克拉测度函数的表达式如式(4)、式(5)所示,另外,数值运算的相关转换过程也需要这两个公式进行转换。

$$H(\phi) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{\phi}{\varepsilon}\right) \right] \quad (4)$$

$$H'(\phi) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + \phi^2} \quad (5)$$

式中 ε 为常数,可根据经验进行设置,根据变分原理进行相应的推导,参考文献[7],可得能量函数的偏微分方程为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = H'(\phi) \left[\mu \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - v - \lambda_1 (I(x, y) - c_1)^2 + \lambda_2 (I(x, y) - c_2)^2 \right] \quad (6)$$

最小化式(6)即可得到最优的零水平集,亦为最优轮廓,本模型中使用迭代优化的方式进行求解。另外,式(6)中拟合中心的计算采用的是曲线内外像素点的灰度均值^[20]。

2 本文所提模型相关原理

传统CV模型其曲线驱动力是通过L2范数构造的,该曲线驱动力计算较为复杂,且曲线拟合中心的计算使用灰度均值进行计算,容易造成模型的分割效率低且对噪声的鲁棒性较差,对于较复杂的图像,分割效果较差。为克服以上缺陷,本文在简化曲线驱动力的前提下,利用L1范数构造新的能量泛函,并且对曲线的拟合中心进行改进,在提高算法运行效率的同时,提高模型对噪声点的鲁棒性。

式(6)中的曲线驱动力由 $-\lambda_1 (I(x, y) - c_1)^2 + \lambda_2 (I(x, y) - c_2)^2$ 构造,为简化该曲线驱动力,本文令 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$,通过平方差公式进行化简,曲线驱动力可表

示为 $2(c_1 - c_2)\left(I(x, y) - \frac{c_1 + c_2}{2}\right)$, 该式中 $2(c_1 - c_2)$ 可设为常数, 因此, 简化后的曲线驱动力可表示为:

$$F_1(c_1, c_2, \phi) = C \int_{\Omega} \left(I(x, y) - \frac{c_1 + c_2}{2} \right) H(\phi) dx dy \quad (7)$$

式中 C 为常数。该式为 Hamilton-Jacobi 常微分方程, 与式(6)中的偏微分方程相比, 该式具有计算简单、方程右边无差分项、无权重系数干扰等优点, 根据 Hamilton-Jacobi 常微分方程的演化规律, 当速度大于零时, 曲线轮廓沿逆法向运动, 反之, 则沿着法向运动。虽然该曲线驱动力形式简单, 能够加速曲线的演化, 但是当图像含有大量噪声干扰时, 模型的分割效果较差, 故本文利用 L1 范数构造新的能量泛函, 该曲线驱动力的表达形式如下:

$$F_2(c_1, c_2, \phi) = (1 - C) \int_{\Omega} \left(|I(x, y) - c_1| + |I(x, y) - c_2| \right) H(\phi) dx dy \quad (8)$$

利用 L1 范数替代 L2 范数构造新的曲线驱动力, 不仅使得曲线驱动力的计算复杂度降低, 与此同时, L1 范数曲线驱动力也能够较好地描述曲线内外能量的变化。另外, 传统 CV 模型拟合中心采用曲线内外图像灰度的均值表示拟合中心, 该方式使得模型对噪声点的鲁棒性较差, 当图像区域内含有噪声点时, 均值不能较好地反映图像的灰度变化。为了改善该问题, 本文选用曲线内外图像灰度的中值来取代均值。中值能够较好地反映图像区域灰度变化, 当图像含有突变图像点时也能够保证拟合中心的准确性。在这里, 曲线内外拟合中心可定义为:

$$\begin{cases} \kappa_1 = \text{med}(I(x, y), x \in \Omega_0, y \in \Omega_0) \\ \kappa_2 = \text{med}(I(x, y), x \in \Omega_1, y \in \Omega_1) \end{cases} \quad (9)$$

式中 med 为求中值运算符。对比中值与均值的计算公式可知, 中值对噪声点的鲁棒性较强, 由于噪声点属于像素突变点, 中值的计算不需要计算所有像素点的具体数值, 因此, 与均值相比更具鲁棒性。

综上所述, 改进后的 CV 模型的能量泛函可表示为:

$$\begin{aligned} F(c_1, c_2, k_1, k_2, m) = & \mu \int_{\Omega} H'(\phi) |\nabla \phi| dx dy + \\ & v \int_{\Omega} H(\phi) dx dy + m \int_{\Omega} \left(I(x, y) - \frac{c_1 + c_2}{2} \right) H(\phi) dx dy + \\ & (1 - m) \int_{\Omega} \left(|I(x, y) - \kappa_1| + |I(x, y) - \kappa_2| \right) H(\phi) dx dy \end{aligned} \quad (10)$$

式中 m 为常数, 本文设置为 0.7, 该系数可以调节两种曲线驱动力的作用。该能量泛函在形式上减少了平方的运算, 故而分割效率将会有所提高。另外, 使用两种曲线驱动力驱使轮廓曲线的运动更加准确, 且该能量泛函中增加了像素点的灰度中值替代传统 CV 模型中的灰度均值, 使得该模型对噪声点的鲁棒性更强。根据变分原

理和梯度下降法, 最小化式(10)能量泛函即为寻求如下方程的稳定解。

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = - \frac{\partial F}{\partial \phi} \quad (11)$$

依据式(11), 求导可得到其偏微分方程为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} = & m \delta(\phi) \left(I(x, y) - \frac{c_1 + c_2}{2} \right) + (1 - m) \delta(\phi) \cdot \\ & \left[\mu \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \int_{\Omega} \int_{\Omega} \delta(\phi) \left(|I(x, y) - \kappa_1| - |I(x, y) - \kappa_2| \right) dx dy \right] \end{aligned} \quad (12)$$

3 实验结果与分析

本节给出本文所提模型与传统 CV 模型、LIF 模型、局部二值模型以及偏置场修正水平集模型的图像分割结果, 主要从分割效果与分割效率两个方面进行比较。本文针对大量合成图像、含噪图像及真实图像进行实验, 由于篇幅有限, 本文仅给出 3 幅图像的分割结果。本文实验环境是 CPU 型号 Intel Core i3-4210U, 主频 2.50 GHz, 内存 2 GB, 仿真软件 Matlab R2014a, 操作系统为 Windows 10。实验过程中的参数设置如下: 迭代次数设置为 200 次, $\lambda_1 = \lambda_2 = 20$, $\mu = 0.15 \times 255 \times 255$, $v = 0$, $\Delta t = 0.2$, $\varepsilon = 1$ 。现将 1 幅含噪合成图像与 2 幅真实图像的实验结果进行展示。

图 1~图 3 中, 合成图像为含噪合成图像, 真实图像 1 与真实图像 2 为合成孔径雷达图像。

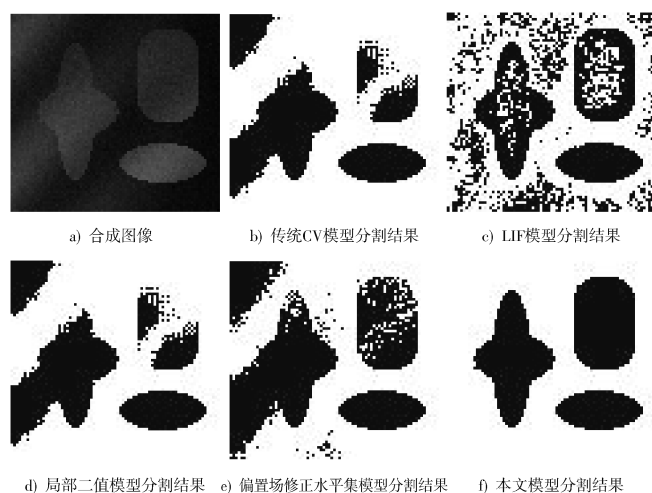


图 1 合成图像及其 5 种分割结果

Fig. 1 Composite image and its five segmentation results

从 3 幅图像分割效果图可以看出, 本文模型使用简化的曲线驱动力与 L1 范数构造新的曲线驱动力, 且使用像素点的灰度中值提高模型对噪声点的鲁棒性, 使得该模型在图像分割效果上较其他四种模型的分割效果都要好。特别是图 1, 该图为含噪合成图像, 本文模型

的分割效果最佳。传统 CV 模型采用 L2 范数形成曲线驱动力驱使曲线演化,且拟合中心采用像素点的灰度均值,因此使得模型对噪声点的抑制效果较差,LIF 模型与局部二值模型都是基于图像局域灰度信息的活动轮廓模型,这两种模型对初始轮廓较为敏感。由于本文初始轮廓统一选取半径为 5 的圆形,不是这两种分割模型的最佳初始轮廓,使得这两种模型的分割效果欠佳。偏置场修正水平集模型是基于图像的梯度信息提出的活动轮廓模型,该模型对图像的边缘处理得较好,但是对于噪声点的影响,该模型处理效果欠佳。为比较各分割算法的图像分割效率,迭代次数统一设置为 200,表 1 给出了各分割算法的图像分割时间对比。

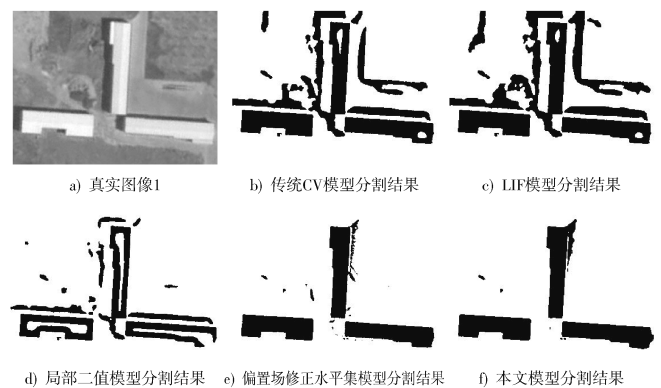


图2 真实图像1及其5种分割结果

Fig. 2 Real image 1 and its five segmentation results

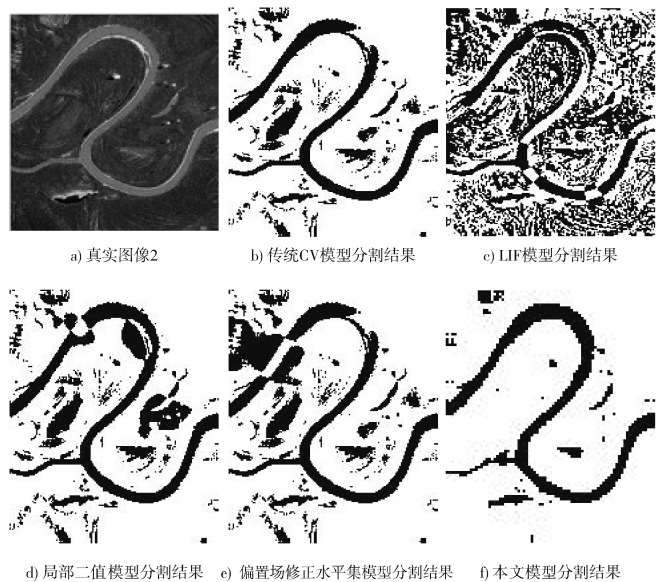


图3 真实图像2及其5种分割结果

Fig. 3 Real image 2 and its five segmentation results

本文模型采用简化的曲线驱动力与 L1 范数曲线驱动力替换传统 CV 模型中的能量驱动力,单纯从计算复杂度讲,乘法较加减法的算法复杂度要高,因此,本文模型图像分割效率最高。LIF 模型与局部二值模型是为

了提高图像分割效果而提出的分割模型,图像区域信息的计算增加了模型计算量,因此,图像分割效率较低。偏置场修正水平集模型增加了梯度的运算,虽然图像分割效果较优,但是梯度的计算大大增加了模型计算量,因此分割效率最低。

表1 各个分割算法的运行时间对比

Table 1 Comparison of running time of each segmentation algorithm

图像	传统 CV 模型	LIF 模型	局部二值模型	偏置场修正水平集模型	本文模型
合成图像	89.09	79.01	77.04	109.97	54.33
真实图像 1	100.42	93.23	90.01	119.28	68.76
真实图像 2	154.32	147.33	144.21	169.83	119.22

综上所述,本文模型能够较好地权衡图像分割效果与图像分割效率,且与其他四种模型相比,本文模型在精确进行图像分割的同时,也能够满足图像分割对分割效率的要求。

4 结 论

本文提出一种基于改进 CV 模型的图像分割算法。根据曲线演化理论对 CV 模型的曲线驱动力进行简化,利用 L1 范数构造 CV 模型的能量泛函,同时引入中值替代传统 CV 模型中的曲线拟合中心。最后,将该曲线驱动力与 L1 范数能量泛函进行融合,以此构造最终的改进 CV 模型的能量泛函。经过对比实验,可得本文模型分割效果最优,且分割速率最高。虽然本文模型取得了较好的图像分割效果,但是本文模型仅仅考虑图像的全局信息,因此,如何将图像的区域信息融入本文模型是今后工作的重点。

参 考 文 献

[1] 崔玉玲. 基于改进符号距离函数的变分水平集图像分割算法[J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(11): 1033-1040.
CUI Yuling. Variational level set image segmentation algorithm based on improved symbol distance function [J]. Pattern recognition and artificial intelligence, 2013, 26(11): 1033-1040.
[2] WANG Hui, HUANG Tingzhu, XU Zhi, et al. A two-stage image segmentation via global and local region active contours [J]. Neurocomputing, 2016, 205(C): 130-140.
[3] LI Chunming, XU Chenyang, GUI Changfeng, et al. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation [J]. IEEE transactions on image processing, 2010, 19(12): 3243-3254.
[4] 黄扬, 郭立君, 张荣. 融合全局和局部相关熵的图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(12): 1619-1628.
HUANG Yang, GUO Lijun, ZHANG Rong. Image segmentation with global and local correlation entropy [J]. Chinese jour-

- nal of image and graphics, 2015, 20(12): 1619-1628.
- [5] CASELLES V, KIMMEL R, SAPIRO G. Geodesic active contours [J]. International journal of computer vision, 1997, 22(1): 61-79.
- [6] LI Chunming, GATENBY Chris, WANG Li, et al. A robust parametric method for bias field estimation and segmentation of MR images [C]// 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami: IEEE, 2009: 218-223.
- [7] CHAN T F, VESE L A. Active contours without edges [J]. IEEE transactions on image processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [8] 张开华,周文罡,张振,等.一种改进的CV主动轮廓模型[J].光电工程,2008,35(12):112-116.
- ZHANG Kaihua, ZHOU Wengang, ZHANG Zhen, et al. An improved CV active contour model [J]. Photoelectric engineering, 2008, 35(12): 112-116.
- [9] 宋昱,吴一全,毕硕本.边缘修正CV模型的卫星遥感云图分割方法[J].光学学报,2014,34(9):30-37.
- SONG Yu, WU Yiquan, BI Shuoben. Satellite remote sensing cloud image segmentation method based on edge correction CV model [J]. Acta optica Sinica, 2014, 34(9): 30-37.
- [10] 陈宇飞,吴启迪,赵卫东,等.基于图像熵的快速ChanVese模型分割算法[J].同济大学学报(自然科学版),2011,39(5): 738-744.
- CHEN Yufei, WU Qidi, ZHAO Weidong, et al. Fast Chan-Vese model segmentation algorithm based on image entropy [J]. Journal of Tongji University (natural science edition), 2011, 39(5): 738-744.
- [11] 龚勋,王国胤,李天瑞,等.基于混合能量活动轮廓模型的人脸分割方法[J].软件学报,2013,23(4):623-638.
- GONG Xun, WANG Guoyin, LI Tianrui, et al. Face segmentation method based on mixed energy active contour model [J]. Journal of software, 2013, 23(4): 623-638.
- [12] ZHANG K, SONG H, ZHANG L. Active contours driven by local image fitting energy [J]. Pattern recognition, 2010, 43(4): 1199-1206.
- [13] LI C M, KAO C Y, GORE J C, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy [C]// 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis: IEEE, 2007: 1-7.
- [14] LI Chunming, HUANG Rui, DING Zaohua, et al. A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI [J]. IEEE transactions on image processing, 2011, 20(7): 2007-2016.
- [15] CHEN Yufei, LIANG Haiquan, YUE Xiaodong, et al. Active contour model with entropy-based constraint for image segmentation [C]// 2016 SAI Computing Conference. London: IEEE, 2016: 255-263.
- [16] 郝明,邓喀中,张华.基于遥感数据提取建筑物的主动轮廓改进模型[J].中国矿业大学学报,2012,41(5):833-838.
- HAO Ming, DENG Kazhong, ZHANG Hua. Active contour improvement model for building buildings based on remote sensing data [J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2012, 41(5): 833-838.
- [17] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: active contour models [J]. International journal of computer vision, 1988, 1(4): 321-331.
- [18] 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.
- [19] SHE X X, HUANG F Z. Flame edge detection based on C-V active contour model [C]// 2009 International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence. Shanghai: IEEE, 2009: 413-417.
- [20] DENG Y, LIU X, ZHENG Z, et al. A new active contour modeling method for processing-path extraction of flexible material [J]. International journal for light and electron optics, 2016, 127(13): 5422-5429.

作者简介:鲁圆圆(1986—),女,湖北随州人,硕士,讲师,主要研究方向为网络工程、信息安全、图像处理等。

强静仁(1981—),男,山东邹城人,博士,副教授,主要研究方向为应用数学、博弈论等。

汪朝(1987—),男,湖北孝感人,硕士,讲师,主要研究方向为矿山数字化、岩石力学等。

(上接第70页)

- [11] WANG H, WANG X, LI W, et al. Color prior knowledge-based license plate location algorithm [C]// IEEE Second Workshop on Digital Media and its Application in Museum & Heritages. Chongqing, China: IEEE, 2007: 47-52.
- [12] ZHAO Y, YUAN Y, BAI S, et al. Voting-based license plate location [C]// 2011 IEEE International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. Washington, DC: IEEE, 2011: 314-317.

作者简介:陈宏照(1992—),男,江苏扬州人,硕士研究生,主要研究方向为数字图像处理在智能交通的运用。

谢正光(1967—),男,湖南洞口人,博士生导师,教授,主要研究方向为图像视频信号处理、智能信号处理等。

卢海伦(1992—),女,江苏泰州人,硕士研究生,主要研究方向为压缩感知、数字图像处理等。