

## 基于改进的 Chan-Vese 模型与边缘转换的图像分割算法

李康<sup>1</sup>, 杨玉东<sup>2</sup>

1. 南京工业大学 计算机科学与技术学院, 南京 211800

2. 淮阴工学院 电子信息工程学院, 江苏 淮安 223003

**摘要:** 为了实现物联网环境下果园飞鸟的自动驱离, 使其复杂条件下能够准确驱赶空中的飞鸟, 提出了一种基于改进的 Chan-Vese 模型与边缘转换的空中飞鸟分割算法。通过准确识别飞鸟, 为系统自动发出超声波驱离飞鸟提供准确的信息。利用 Canny 算子获取飞鸟图像的边缘信息; 使用欧氏距离计算得到二进制边缘的距离映射; 引入 S 形函数, 构建边缘转换图; 引入自动局部比, 对 Chan-Vese 模型进行改进, 以准确分割边缘映射图。实验结果表明: 与 SBFRLS 算法、G-CV 算法和 FAST EDGE 算法相比, 该算法具有更高的分割精度, 在面对单目标图像分割时, 其区域匹配率最高, 约为 70%, 而均方根误差比率只有 13%; 对于含双目标的图像分割时, 其区域匹配率最高, 约为 85%, 而均方根误差比率只有 5%。

**关键词:** 几何主动轮廓; Chan-Vese 算法; 自动局部比; 边缘信息; 欧氏距离; 边缘变换图

**文献标志码:** A **中图分类号:** TP391 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.1711-0367

李康, 杨玉东. 基于改进的 Chan-Vese 模型与边缘转换的图像分割算法. 计算机工程与应用, 2019, 55(6): 204-208.

LI Kang, YANG Yudong. Image segmentation algorithm based on improved Chan-Vese model and edge transformation. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(6): 204-208.

### Image Segmentation Algorithm Based on Improved Chan-Vese Model and Edge Transformation

LI Kang<sup>1</sup>, YANG Yudong<sup>2</sup>

1. School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Technology, Nanjing 211800, China

2. School of Electronic Information Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Huai'an, Jiangsu 223003, China

**Abstract:** In order to realize the automatic displacing of the bird in the orchard under the environment of the Internet of things so that it can accurately drive the birds in the complex conditions, an image segmentation algorithm based on improved Chan-Vese model and edge conversion is proposed in this paper. Through the accurate identification of flying birds, it can provide accurate information for system automatically emitting ultrasonic waves to drive away flying birds. Firstly, the Canny operator is used to obtain the edge information of the bird image. And the Euclidean distance is used to get the distance map of binary edge. Then the edge conversion map is constructed by introducing S shape function. The automatic local ratio is introduced to improve the Chan-Vese model for accurately segmenting edge map. Experimental results show that this algorithm has higher segmentation accuracy compared with the SBFRLS algorithm, G-CV algorithm and FAST EDGE algorithm, which the region matching rate is the highest, about 70%, while the root mean square error ratio is only 13% in the face of single target image segmentation, and the region matching rate is the highest, about 85%, while the root mean square error ratio is only 5% for the image segmentation with double targets.

**Key words:** geometric active contours; Chan-Vese algorithm; automatic local ratio; edge information; Euclidean distance; edge transform graph

## 1 引言

图像分割是计算机视觉中的重要任务,也是图像处

理的关键步骤<sup>[1]</sup>。近年来,随着计算机技术领域高速发展,图像分割技术随之取得巨大进步,目前已成功地应

**基金项目:** 国家自然科学基金(No.61203056);江苏省普通高校研究生创新计划资助项目(No.CXLX11\_0198)。

**作者简介:** 李康(1993—),男,硕士研究生,研究方向为图像处理、信号与信息处理, E-mail: likang1993nj@sina.com; 杨玉东(1966—),通讯作者,男,博士,教授,硕士生导师,研究方向为图像处理、信号与信息处理、电磁发射技术。

**收稿日期:** 2017-11-27 **修回日期:** 2018-02-06 **文章编号:** 1002-8331(2019)06-0204-05

**CNKI 网络出版:** 2018-06-21, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20180620.1049.004.html>

用在遥感、医学、天文学、工业等领域<sup>[2]</sup>。同时,图像分割质量的好坏决定着后续图像分析、图像识别等方面的性能。所以如何准确、高效地检测图像中目标物体是图像分割的重中之重。近年来出现了很多种有效的图像分割方法,其中Chan-Vese模型(简称CV模型)是一个成熟的基于区域的模型,其具有易于处理曲线的拓扑结构变化、不依赖梯度信息、能有效分割离散状的目标等优点,但同时又具备数值解的局部性、分割结果的二值性等缺陷,故许多学者对该模型进行了研究与改进<sup>[3]</sup>。文献[4]提出了一种使用边缘和区域信息的主动轮廓模型,该模型是测地线主动轮廓(GAC)模型、CV模型、梯度方向项及内部区域项对准的组合模型。另一种改进模型是采用二值函数作为水平集函数并利用高斯核函数正则化(简称SBGFRLS)<sup>[5]</sup>,它是GAC模型和CV模型的组合。这种方法使用基于区域的符号压力函数(SPF)代替GAC模型中的边界停止函数(ESF),当应用于均匀图像时提供令人满意的性能<sup>[6]</sup>。第三种改进模型是局部二进制拟合(LBF)模型<sup>[7]</sup>,通过引入一个核函数来定义能量泛函的方法,通过使用额外的区域信息来扩展SBGFRLS。相比SBGFRLS能获得更好的分割性能,但是由于每次迭代的内核操作,其成本显著增加。文献[5-7]所述的基于Chan-Vese改进模型具有一定的分割效果,能够实现图像部分目标轮廓提取,但是由于该模型采取的是欧氏距离度量位置点与拟合中心间的距离,测量距离时不能很好地识别像素点的差异,噪声点和真实像素都有可能被统计进来。相对来说,文献[4]提出的使用边缘和区域信息的主动轮廓模型,该模型使用基于局部概率分布的新型SPF,嵌入到GAC中。通过实验证明,与原始的CV算法和经典的Otsu分割方法相比,该方法可获得更好的分割结果。文献[8]中提出了另一个类似模型,该模型使用基于全局和局部区域信息的新SPF及通用的GAC,并且将SBGFRLS和LBF模型分别设置为对比项在部分合成和真实图像进行了实验,结果表明该模型能获得更好的分割效果。总而言之,使用边缘和区域信息以及使用全局和局部区域信息均可增强分割性能。

为了提高复杂图像的分割精度,提出了一种自动局部比主动轮廓模型(Automatic Local Ratio-Active Contours, ALR-AC),通过引入自动局部比ALR,对CV模型系数自动进行参数调整。此外,还提出一种区域和边缘组合的替代方案。通过局部操作CV主动轮廓模型的力方程中的放大系数,使得LR(Local Ratio)获得与边界停止函数类似的功能。利用Canny算子获取输入图像的边缘信息;再使用欧氏距离计算得到二进制边缘的距离映射;引入S形函数,构建边缘转换图;引入自动局部比,对Chan-Vese模型进行改进,对边缘映射图进行准确分割。最后通过实验对本文提出的算法进行了测试。

## 2 本文图像分割算法

### 2.1 基于自动局部比的CV模型

Chan和Vese提出了使用全局区域信息来分割图像的几何主动轮廓模型<sup>[9]</sup>。CV能量泛函定义为:

$$E_{CV}(c_1, c_2, \varphi) = \mu \cdot Length(\varphi) + \nu \cdot Area(inside(\varphi)) + \lambda_1 \cdot \int_{\varphi < 0} |I(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \cdot \int_{\varphi > 0} |I(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (1)$$

式中,  $\varphi$  为水平集函数,其具有长度项  $Length(\varphi)$  和形状正则项  $Area(inside(\varphi))$ ;  $c_1$ 、 $c_2$  分别为轮廓内部、外部区域灰度平均值;  $\mu$ 、 $\nu$  分别为长度项系数、形状正则项系数;  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$  均为能量项系数;  $I(x, y)$  为像素。

为了获得水平集函数演化的受力能量,将能量泛函  $E_{CV}$  最小化,在每次迭代结束时应用于水平集的力,由以下方程给出:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta_\epsilon(\varphi) \left( \mu \cdot \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - \nu + \lambda_1 \cdot (I(x, y) - c_1)^2 - \lambda_2 \cdot (I(x, y) - c_2)^2 \right) \quad (2)$$

式中,  $\delta_\epsilon(\varphi)$  为关于  $\varphi$  的Dirac函数,  $\operatorname{div}$  为散度算子。

正则项  $\operatorname{div} \left( \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right)$  对于主动轮廓模型的平滑演化至

关重要。但是,当  $\varphi$  是一个符号距离函数时,  $\Delta \varphi = 1$ , 并且正则项等同于拉普拉斯算子。正如文献[10]所说,基于尺度空间理论,正则化项可以从能量泛函中去除,并且在每次迭代结束时被高斯滤波  $\varphi$  置换<sup>[11]</sup>。这一过程已在很多文献<sup>[4, 6]</sup>中得到成功应用,极大地加快了分割过程,无需再重新初始化。实际力的方程改变为以下公式:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta_\epsilon(\varphi) (\lambda_1 \cdot (I(x, y) - c_1)^2 - \lambda_2 \cdot (I(x, y) - c_2)^2) \quad (3)$$

在  $t+1$  时水平集函数值由下式获得:

$$\varphi_{t+1} = G_\sigma * (\varphi_t + d_t \cdot \frac{\partial \varphi}{\partial t}) \quad (4)$$

式中,  $\sigma$  为高斯核函数的方差。

两个力系数的相对值影响最终的分割结果。当  $\lambda_1 > \lambda_2$  时外力放大,导致了更严格的分割前景。相反,当  $\lambda_1 < \lambda_2$  时这种关系可以用  $l$  与  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$  的数学比例来表示。

$$l = \lambda_2 / \lambda_1 \quad (5)$$

当  $l=1$ , 无力的放大;

当  $l>1$ , 内力放大,导致更广泛的区域和更宽松的边界;

当  $l<1$ , 外力放大,导致更小的区域和更紧密的边界。

为了揭示力的方程中的比例,两边均除以  $\lambda_1$ 。通过在算法的执行过程中进行归一化,具有绝对最大值的力最终结果保持不变。力方程(式(3))可以表示为:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta_{\epsilon}(\varphi) \left( \frac{(I(x, y) - c_1)^2 - l(I(x, y) - c_2)^2}{\max |(I(x, y) - c_1)^2 - l(I(x, y) - c_2)^2|} \right) \quad (6)$$

式中,对于所有的图像点 $(x, y)$ , $l$ 的值是相同的。但是在实际图像中,不同区域对力的放大有不同的要求。在原始的CV模型中,一般比 $l$ 被替换为局部比 $l(x, y) = \frac{\lambda_2(x, y)}{\lambda_1(x, y)}$ , $l(x, y)$ 的取值将根据标准取不同值,而 $\lambda_1(x, y)$ 必须对所有图像点保持不变。为了简单起见,取 $\lambda_1(x, y) = 1$ ,此时 $l(x, y) = \lambda_2(x, y)$ ,根据上述条件以及公式(6),使用了LR的公式可改写为:

$$\frac{\partial \varphi(x, y)}{\partial t} = \delta_{\epsilon}(\varphi) \left( \frac{(I(x, y) - c_1)^2 - l(x, y)(I(x, y) - c_2)^2}{\max |(I(x, y) - c_1)^2 - l(x, y)(I(x, y) - c_2)^2|} \right) \quad (7)$$

其中 $l$ 和 $l(x, y)$ 取值不同将会产生不同的效果。其中图1(a)是具有初始轮廓的原始图像;图1(b)为 $l=1$ 且内外力均无放大的情况下所获得的图像分割结果;图1(c)为 $l=0.7$ 且外力得到放大的情况下所获得的图像分割结果;图1(d)为 $l=2$ 且内力得到放大的情况下所获得的图像分割结果。通过对比发现,很明显,当 $l>1$ 时,由于内力较大,使得前景区域较大,因此轮廓可以抵抗其收缩。反之亦然,当 $l<1$ 时的分割结果表现良好,因为使用LR可以自动适应每个区域的局部要求,从而提高整体分割性能。并且由于所提出的模型使用了修正的正则化方案和CV、AC公式,使其不需要任何关于 $\varphi$ 的初始化过程。

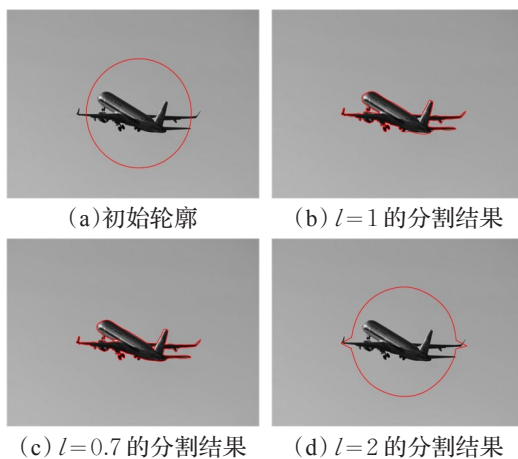


图1 不同 $l$ 值对应的分割结果图

## 2.2 边缘转换图的构建

LR根据标准取值,在本文中,利用边缘信息作为标准。为了获得边缘信息,图像使用特定的内核过滤,例如Canny、Sobel或Prewitt算子等<sup>[12]</sup>。但是,这类方法所得到的二进制掩码不包含适用于CV系数的值,因为二进制掩码只有0和1,而系数必须是正数。若要使用此信息,将二进制边缘掩码转换为连续的正值,从而不会丢失其信息内容。在任何其他情况下,能量泛函将偏离

其可接受的形式,否则信息将会丢失。

上述二进制边缘掩码的转换,通过两个步骤实现。首先,使用欧氏距离计算得到二进制边缘掩模的距离图。然后,在该距离图上应用S形函数,并返回合适的系数值掩码,得到边缘转换图(ETM),最终得出转换结果。如果使用典型的S形函数,二进制边缘掩码的点其取值范围一般为 $[0.5, 1]$ ,具体取值取决于它们与边缘的距离。当然,也可以使用其他函数,使用何种函数取决于其应用要求。为了说明这个概念,在图2中展示了简单的“U”型图像的边缘变换处理过程。

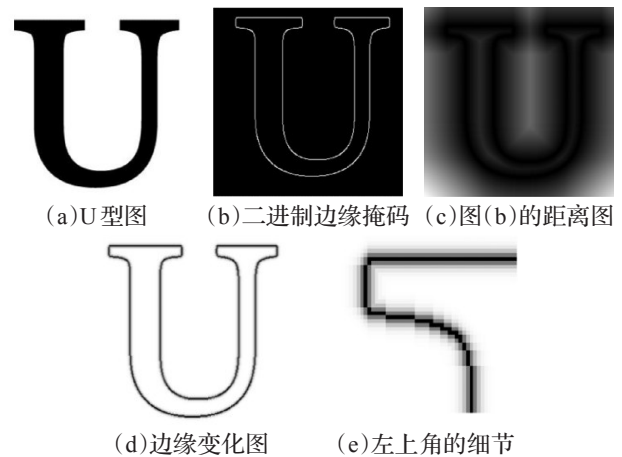


图2 简单灰度U型图像边缘变化映射过程图

上述方案,本文基于自动局部比CV模型的图像分割算法过程见图3,其描述如下:

- (1)使用典型的内核运算符进行边缘识别;
- (2)创建边缘转换图  $ETM(x, y)$ ;
- (3)  $l(x, y) = ETM(x, y)$ ;
- (4)使用公式(7)分割;
- (5)当  $\varphi' = \varphi'^{+1}$  或者达到最大迭代次数时分割结束。



图3 图像分割算法过程

## 3 实验结果

### 3.1 实验方案

在本次实验中,所使用的图像是从Weizmann数据库中随机选择的。该数据库中包含具有一个目标和具有两个目标的图像,以及相应的黄金标准(GS)。在本文中,使用含一个目标的50个图像和含两个目标的另外50个图像,形成总共具有100个图像的实验数据库。为了便于描述,将这两个数据库分别记为S数据集、D数据集。在获取边缘转换图时,使用的是Canny算子。同时,为了体现所提算法的优越性,将如下具有代表性的算法视为对照组:





图4 四种不同算法下的单目标飞鸟图像分割结果

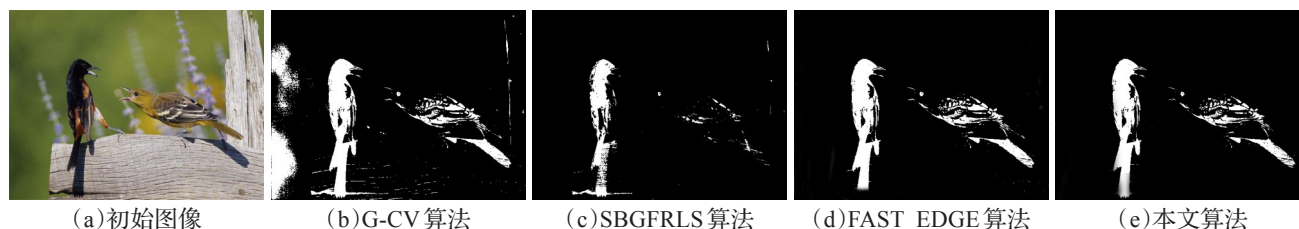


图5 四种不同算法下的双目标飞鸟图像分割结果

SBGFRLS 算法<sup>[13]</sup>:为前文所提到的采用二值函数作为水平集函数并利用高斯核函数正则化的 CV 改进模型。

G-CV<sup>[14]</sup>:使用高斯正则化对 CV 主动轮廓模型进行测试所得到的算法。

FAST EDGE:是 SBFRLS 主动轮廓模型和快速边缘的综合算法<sup>[15]</sup>。

由于 CV 主动轮廓模型是凸的,故其对初始化比较敏感<sup>[16-17]</sup>。但是为了保障实验过程尽可能自动化,本文使用如下四种类型的掩模进行实验:第一种是像素集中在图像实际中心,半径  $r=9$  的圆形掩模;第二种是一个处于图像边界的正方形掩模;第三种是像素覆盖整个图像带,半径  $r=3$  的小孔型掩模;第四种是使用总像素中最暗的 5% 作为种子点的掩模。掩模为每个算法和图像提供了最小的均方根误差。

关于参数的确定,所有应用算法的系数值根据一般应用的建议值来确定。例如  $l = \frac{\lambda_1}{\lambda_2} = \frac{1}{1} = 1$ , 且最大迭代次数为 10 000; SBFRLS 算法中取  $\mu = 20$ ; FAST EDGE 算法中根据经验确定具体参数,具体值为  $balloon = -10$ ,  $align = 0.2$ ,  $max\_Lloyd = 0.05$ ,  $k = 0.5$ 。高斯核函数中根据经验取  $n = 3$  和  $\delta = 0.45$ 。方差取值较大将会产生平滑的轮廓,但在很大程度上却忽略了对对象的细节,并阻碍了量化结果。

本文使用了两个指标:区域匹配和均方根误差对结果进行定量评估。通过使用分割算法对黄金标准区域像素的百分比以及分割算法的总体误差进行量化。这两个指标可以用下面的公式来计算:

$$AM = \frac{GS \cap Segmentation}{\text{numer of GS pixels}} \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (GS - Segmentation)}{\text{total number of image}}} \quad (9)$$

### 3.2 定性分析

使用 Matlab 对本文提出的实验方案进行测试,分别

得到图 4、5。其中,图 4 为单目标飞鸟。从四幅分割结果图可以发现:使用的 G-CV 算法分割得到的图像为图 4(b),分割精度较低,不能完整地将飞鸟分割出来;使用 SBFRLS 算法分割得到的图像为图 4(c),整体分割效果差,在分割飞鸟的同时也将背景都定位出来,而且分割精度较低,不能将完整的飞鸟识别出来;使用 FAST EDGE 算法分割得到的图像为图 4(d),整体效果相对前两种算法有明显进步,但是部分背景仍然与飞鸟一同被分割出来;而使用本文提出的新算法 ALR-CV 所得到的实验结果为图 4(e),准确分割飞鸟,而且把复杂背景全部滤出。

图 5 为双目标飞鸟。从四幅分割结果图可以发现:使用的 G-CV 算法分割得到的图像为图 5(b),虽然将两只飞鸟分割出来了,但由于没有阻止轮廓演化,错误地将大部分复杂背景认作前景进行了分割;使用 SBFRLS 算法分割得到的图像为图 5(c),还未能到达两只飞鸟前就停止轮廓演化,分割效果差;使用 FAST EDGE 算法分割得到的结果为图 5(d),正确将空中两只飞鸟分割出来,对照图 5(e)可知,在此部分 FAST EDGE 算法表现出了与文本提出的 ALR-CV 算法相似的分割性能。

### 3.3 定量分析

为了客观量化这四种技术的分割效果,利用这些算法来分割 S 数据集(50 幅图像,每幅图像含单个目标)、D 数据集(50 幅图像,每幅图像含 2 个目标)中的图像,并按照式(8)、式(9)来计算区域匹配 AM 与均方根误差 RMSE,结果分别见表 1 和表 2。

表1 一个目标子集的结果

名称	均方根误差 RMSE	区域匹配 AM %
ALR-CV	13	70
G-CV	19	59
SBGFRLS	18	53
FAST EDGE	19	67

表2 两个目标子集的结果

名称	均方根误差 $RMSE$	区域匹配 $AM$
ALR-CV	5	75
G-CV	14	74
SBGFRLS	12	50
FAST-EDGE	8	82

在一个目标子集中,本文提出的ALR-CV算法均方根误差为13%,均低于G-CV算法和FAST-EDGE算法的19%以及SBGFRLS算法的18%。这表明当图像中有一个前景目标时,ALR-CV算法具有更高的分割准确度,并且噪声相对其他算法更低。而对于区域匹配AM,ALR-CV算法均大于其他算法。与之最接近的是FAST-EDGE算法,二者仅差3%,但噪音比ALR-CV算法大6%。SBGFRLS算法相对G-CV算法具有大致相同的均方根误差,但其对目标轮廓的捕获能力比G-CV算法低6%。

在两个目标子集中,区域匹配这一指标,本文算法要优于G-CV和SBGFRLS算法,但是,要低于FAST-EDGE算法。而均方根误差这一指标,本文仅为5%,显著低于其他三种算法。所以,当图像包含多个对象时,本文算法具备与FAST-EDGE算法同等水平的轮廓捕获能力,并且噪音相对较小,同时增强了原始CV主动轮廓模型性能。

根据上述定量分析结果表明,本文算法在两个目标子集中具有比G-CV和SBGFRLS算法更好的分割性能,相比FAST-EDGE优势不是很明显,但在一个目标子集中明显优于FAST-EDGE。

#### 4 结束语

本文提出的ALR-CV技术是CV模型的改进算法,通过自动和局部调整力函数中的放大系数来增强其分割性能。使用LR作为边缘信息载体,并在CV主动轮廓模型中添加了一个类似经典的边界停止函数。确切地说,若LR的值在边缘附近低于1,当接近边缘点时,将会产生更强的局部外力,迫使在零水平集附近传播速度减慢。如果轮廓扩大,则ALR-CV会在接近边缘时减速;如果轮廓缩小,则ALR-CV在通过边缘点之后会减速,形成更紧密的区域。所以水平集将更加严谨地演变。另外,ALR-CV不会强制曲线演变始终停留在一个固定位置上。这使得所提出的方案能够灵活地忽略可能存在于背景中或者处于目标图案中的部分边界。最后,实验结果验证了所提算法的优异性。

#### 参考文献:

- [1] 李占波,杨二伟,李进文.基于改进分水岭和区域合并的彩色图像分割[J].计算机工程与设计,2014,32(7):2458-2461.
- [2] 宋锦萍,罗守胜,庞志峰,等.局部自适应Chan-Vese图像分割模型[J].河南大学学报(自然科学版),2016,46(1):113-119.
- [3] 胡小为.基于Chan-Vese模型的水平集图像分割方法研究[D].安徽马鞍山:安徽工业大学,2016:1-9.
- [4] Li Danyi, Li Weifeng, Liao Qiming. Active contours driven by local and global probability distributions[J]. Image Represent, 2013, 24(5): 522-533.
- [5] 王瑜,闫沫.基于Wasserstein距离和SBGFRLS的活动轮廓模型图像分割算法[J].西安航空学院学报,2016,34(1):68-72.
- [6] 丁小飞.基于CV和GAC两个偏微分方程图像分割模型的改进[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2016:21-29.
- [7] 张爱华,王帆,陈海燕.基于改进CV模型的高原鼠兔图像分割[J].华中科技大学学报(自然科学版),2017,45(8):32-37.
- [8] Tian Yun, Duan Fuqing, Zhou Mingquan. Active contour model combining region and edge information[J]. Machine Vision & Applications, 2013, 24(3): 47-61.
- [9] Chan T, Vese L. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [10] 李春,刘朝霞.一个改进的CV活动轮廓模型[J].中央民族大学学报(自然科学版),2014,23(4):83-87.
- [11] 李昱,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):1-8.
- [12] 李春.基于Chan-Vese图像分割模型的研究与应用[D].北京:中央民族大学,2015:8-14.
- [13] Zhang Kaihua, Zhang Lei, Song Huihui. Active contours with selective local or global segmentation: a new formulation and level set method[J]. Image Visual Computation, 2013, 28(10): 668-676.
- [14] Li Danyi, Li Weifeng, Liao Qiming. Active contours driven by local and global probability distributions[J]. Journal of Visual Communication, 2014, 24(5): 522-533.
- [15] 游江,唐力伟,邓士杰,等.完全基于边缘信息的目标靶快速分割算法[J].激光与红外,2017,47(3):372-378.
- [16] Zhang Rui, Zhang Min. SAR target recognition based on active contour without edges[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2017, 28(6): 276-281.
- [17] Zhang Ling, Peng Xinguang, Li Gang. A novel active contour model for image segmentation using local and global region-based information[J]. Machine Vision and Applications, 2017, 28: 75-89.