

## 一种基于广义似然比的最小方差活动轮廓模型

琚映云, 周鑫, 翟济云  
(南京航空航天大学自动化学院, 南京 211106)

**摘要:** 针对传统活动轮廓模型(Snake)对初始轮廓要求高、无法进行多目标提取且抗噪性弱等缺陷,提出了一种新的基于广义似然比的最小方差活动轮廓模型。该算法在区域活动轮廓模型的基础上引入广义似然比信息,以目标区域和背景区域具有最小方差为准则设计了新的能量函数,并使用梯度下降法最小化能量函数,驱动轮廓线不断收缩至物体边界。合成图像和真实图像的实验结果证明,基于新模型的活动轮廓提取算法对初始位置不敏感,具有一定的抗噪性,并适用于多目标场景。

**关键词:** 图像分割; 活动轮廓模型; 特征提取; 广义似然比; 能量函数

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2016)11-0073-05

## A Minimum Variance Active Contour Model Based on Generalized Likelihood Ratio

JU Ying-yun, ZHOU Xin, ZHAI Ji-yun

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

**Abstract:** The traditional active contour model is sensitive to initial contour and noise, and is unable to extract multiple targets. To solve these problems, a novel minimum variance active contour model is proposed based on generalized likelihood ratio. The generalized likelihood ratio information is introduced to a region-based active contour model. A novel energy function is designed under the criteria of minimum variance between the target area and background area, which is then minimized by using a gradient descent method to drive the contour shrinking to object borders. Experimental results on synthetic and real images prove that the proposed model is not sensitive to the initial contour position or noise, and is adaptable to multi-target scenario.

**Key words:** image segmentation; active contour model; feature extraction; generalized likelihood ratio; energy function

### 0 引言

图像分割是计算机视觉领域的核心问题,是图像后续处理的关键。目标轮廓提取作为图像分割中的重要研究内容,在图像识别与分析中起着重要的作用,现已广泛应用于军事、医学、遥感、安防等领域<sup>[1-2]</sup>。目前最流行的轮廓提取算法是活动轮廓模型(Active Contour Model, ACM),或称为Snake模型,该模型由KASS等人于1987年首次提出<sup>[3]</sup>。根据输入信息的不同,现有的活动轮廓模型可分为基于边缘的活动轮廓模型<sup>[3-7]</sup>以及基于区域的活动轮廓模型<sup>[8-14]</sup>。相较于

基于边缘的活动轮廓模型,基于区域的活动轮廓模型具有对噪声不敏感以及对轮廓初始位置设置要求较低的优点。

区域活动轮廓模型根据是否使用统计模型信息可分为基于统计模型的区域活动轮廓模型<sup>[8-10]</sup>和基于非统计模型的区域活动轮廓模型<sup>[11-14]</sup>。基于统计模型的活动轮廓模型多采用马尔可夫链对图像进行预处理得到图像中各目标和背景之间的统计分布,再根据目标和背景统计分布的差异指示轮廓曲线运动。然而,该类模型由于引入了马尔可夫链使得图像预处理阶段耗时较长,一定程度上影响模型的实用性。而基于非统计模型的区域活动轮廓模型多利用图像全局灰度信息的差异,引入水平集(Lever Set)算法<sup>[13]</sup>,增强模型的拓扑适应性。Chan-Vese(CV)模型及其改进模型作为其中的代表

收稿日期:2015-09-22

修回日期:2015-11-27

作者简介:琚映云(1991—),女,江苏南京人,硕士生,研究方向为数字图像处理、模式识别。

通过最小化 Mumford-Shad 能量函数,能够实现图像的全局分割。但是此类模型需要对水平集函数进行周期性初始化,导致计算量较大,且不能分割灰度不均匀的图像。可扩展区域拟合(Region-Scalable Fitting, RSF)模型<sup>[14]</sup>是一个改进的 CV 模型,该模型实现了灰度不均匀目标的轮廓提取。然而,RSF 需要局部区域的强度信息指示 Snake 轮廓运动,因此会使得模型对噪声敏感。综上所述,区域活动轮廓模型存在对噪声敏感、算法耗时较长、需要周期性初始化等问题。

本文提出了一种基于广义似然比的最小方差区域活动轮廓模型,即选取适当的统计模型并利用轮廓内外统计概率的差异,随着轮廓曲线运动动态地计算图像中各像素点的似然比信息,之后以此为基础设计了一种最小方差的区域活动轮廓模型,在寻找轮廓内外部的方差最小值的过程中驱动轮廓线不断向目标边界运动,从而得到目标的轮廓信息。本文所述的模型能够准确提取目标的轮廓信息,是一种抗噪性、通用性较强的活动轮廓模型。

## 1 背景回顾

### 1.1 经典活动轮廓模型

经典的 ACM 模型是由一系列控制点  $\mathbf{v}(s) = (x(s), y(s))$  组成的一条封闭的样条曲线。其中,  $\mathbf{v}(s)$  表示由封闭曲线包围的区域  $\Omega$  的边界,即  $\mathbf{v}(s) = \partial\Omega$ 。ACM 模型的能量函数可表示为<sup>[1]</sup>

$$E_{\text{snake}} = \int_0^1 \left\{ \frac{1}{2} [\alpha |v_s(s)|^2 + \beta |v_{ss}(s)|^2] + E_{\text{ext}}(\mathbf{v}(s)) \right\} ds \quad (1)$$

式中:  $v_s$  和  $v_{ss}$  分别为  $\mathbf{v}(s)$  对  $s$  的一阶和二阶导数,用于控制轮廓曲线的弹性和刚度;  $\alpha$  和  $\beta$  分别为曲线  $v_s$  的弹性系数和刚度系数;  $E_{\text{ext}}$  表示 ACM 模型的外部能量函数,通常表现为边缘图像的梯度算子。利用 Euler-Lagrange 方程对式(1)进行最小化可得<sup>[1]</sup>

$$\alpha v_{ss}(s) - \beta v_{ssss}(s) - \nabla E_{\text{ext}}(\mathbf{v}(s)) = 0 \quad (2)$$

将  $\alpha v_{ss}(s) - \beta v_{ssss}(s)$  视为内力,  $-\nabla E_{\text{ext}}(\mathbf{v}(s))$  视为外力,式(2)可看作一个力的方程,即

$$\mathbf{F}_{\text{int}}(\mathbf{v}(s)) + \mathbf{F}_{\text{ext}}(\mathbf{v}(s)) = 0 \quad (3)$$

内力  $\mathbf{F}_{\text{int}}$  使得曲线在运动过程中保持规则和平滑,外力  $\mathbf{F}_{\text{ext}}$  的作用是驱动轮廓线向物体边界收缩,当内外力的合力达到平衡时轮廓线停止运动,此时所得到的  $\mathbf{v}(s)$  即为目标轮廓。由于经典 ACM 的外部能量来自于图像的梯度信息,作用力场较小,导致 ACM 只在初始边界距离真实轮廓较近时才能发挥作用。

### 1.2 区域竞争模型

基于区域的活动轮廓模型多使用逐点检测的方

法,判断轮廓曲线上的像素点应该属于目标、背景或者处于边界。当 Snake 上一点处于目标边界时,应当具有两个特征:1) 该像素点应当属于目标;2) 该点的邻域像素点应当有部分属于背景。通过这样的思路,该类模型根据图像信息设计一种图像力场从而提取目标轮廓。如文献[15]中在经典 Snake 的基础上,融合区域生长算法和最小描述距离(Minimum Description Length, MDL)准则,设计了基于区域竞争(Region Competition, RC)的能量函数

$$E(\mathbf{v}(s), \{\eta_i\}) = \sum_{i=1}^L \left\{ \frac{\mu}{2} \int_{\partial\Omega_i} ds - \lg P(\{\mathbf{I}_{(x,y)} : (x,y) \in \Omega_i\} | \eta_i) + \nu \right\} \quad (4)$$

式中:  $\Omega_i (i=1, 2, 3, \dots, L)$  为图像  $\mathbf{I}$  中随机选取的  $L$  个种子区域,其边界即  $\partial\Omega_i (i=1, 2, 3, \dots, L)$ ;  $\eta_i$  表示区域  $\Omega_i$  概率分布的参数;  $\mu$  和  $\nu$  均为常量,代表了单位弧长的编码长度。该式第一项表示种子区域边界  $\partial\Omega_i$  的长度;第二项表示区域  $\Omega_i$  的概率分布的对数。通过最小化该能量函数,可得

$$f_{\text{RC}} = -\mu \kappa(s) n(s) + \lg \left( \frac{P(\mathbf{I}_{\mathbf{v}(s)} | \theta_1)}{P(\mathbf{I}_{\mathbf{v}(s)} | \theta_2)} \right) n(s) \quad (5)$$

式中:  $\kappa(s)$  表示当前轮廓曲线上各像素点的曲率;  $n(s)$  为该点上的单位外法向量;  $\theta_1$  和  $\theta_2$  分别表示目标和背景的概率分布参数。将式(5)与式(3)对比发现,式(5)中的第一项相当于曲线的内力,负责保持运动曲线的平滑性,第二项相当于式(3)中的外力项  $\mathbf{F}_{\text{ext}}(\mathbf{v}(s))$ ,通过最大化曲线内外的似然比来指示轮廓线向目标边缘运动。然而在实际应用中,真实图像的目标和背景统计分布模型难以准确拟合,分布参数  $\theta_1$  和  $\theta_2$  的估算也是一个难题。

## 2 本文模型

### 2.1 图像的广义似然比

真实图像中的信息较为复杂,目标和背景之间的区别不是十分明显,故而如何获得对用户有用的目标信息成为了图像处理中的一个难点。基于统计模型的广义似然比是一种利用统计模型对图像中的目标和背景等信息进行预分割的有效方法,然而该类方法由于不能够准确地获得目标和背景的概率分布模型而使得其应用受到了较大程度的限制。本文提出一种迭代逼近的方法,即将广义似然比与活动轮廓模型相结合,根据 Snake 曲线将图像分为曲线内部和曲线外部两个区域。将这两个区域的像素值分别作为目标和背景的样本对统计模型进行参数估计,得到近似的目标统计分布模型以及背景统计分布模型,广义似然比算式为<sup>[15]</sup>

$$R_{\text{Ratio}} = \lg(p_1 / p_2) \quad (6)$$

$$\begin{cases} p_1 = P(\mathbf{I}(x, y) | \theta_{\text{inside}}) \\ p_2 = P(\mathbf{I}(x, y) | \theta_{\text{outside}}) \end{cases} \quad (7)$$

式中： $\mathbf{I}$  表示一幅灰度图像； $\theta_{\text{inside}}$  以及  $\theta_{\text{outside}}$  分别表示根据轮廓曲线内外区域估计而得的统计模型的参数，假设采用 Gaussian 分布，则  $\theta_{\text{inside}} = [\mu_{\text{inside}}, \sigma_{\text{inside}}]$ ， $\theta_{\text{outside}} = [\mu_{\text{outside}}, \sigma_{\text{outside}}]$ 。利用式(6)与式(7)，对原图像中各像素点计算轮廓内外部的似然比，可得到一幅广义似然比图像，如图 1~图 2 所示。

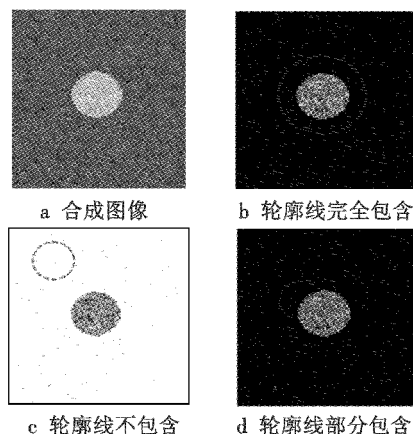


图 1 合成图像的广义似然比增强

Fig. 1 Likelihood ratio enhancement of composite image

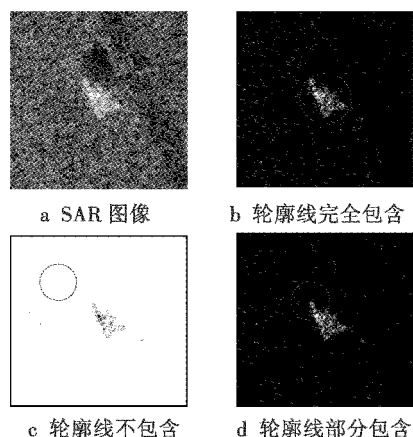


图 2 SAR 图像的广义似然比

Fig. 2 Likelihood ratio enhancement of SAR image

图 1a 为一幅加入高斯噪声的合成图像，图 1b~图 1d 分别为其在初始轮廓包含、不包含、部分包含目标的情况下的似然比增强结果。图 2a 为真实的合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 图像，图 2b~图 2d 分别为其在初始轮廓包含、不包含、部分包含目标的情况下的似然比增强结果。前者采用高斯分布，所估计的参数为： $\theta_{\text{inside}} = [\mu_{\text{inside}}, \sigma_{\text{inside}}]$ ， $\theta_{\text{outside}} = [\mu_{\text{outside}}, \sigma_{\text{outside}}]$ ；后者采用 Weibull 分布，所估计的参数为： $\theta_{\text{inside}} = [\alpha_{\text{inside}}, \beta_{\text{inside}}]$ ， $\theta_{\text{outside}} = [\alpha_{\text{outside}}, \beta_{\text{outside}}]$ 。从图 1、图 2 中可以看出，当初始轮廓处于图像的不同位置时，基于似然比的图像增强方法都可以有效地抑制噪声，突显目标信息，

增强图像灰度值对比度。在此基础上，利用处理后的图像代替原图像作为活动轮廓模型的输入，本文提出了一种利用方差驱动轮廓线运动的新模型。

## 2.2 最小方差活动轮廓模型

所谓的最小方差活动轮廓模型，顾名思义是寻找一条闭合曲线使得曲线内外的方差最小，从而实现目标轮廓提取的任务。设图像  $\mathbf{I}$  在域  $\Omega (\Omega \in \mathbf{R}^2)$  内，将  $\mathbf{I}$  分为目标区域  $\Omega_1$  和背景区域  $\Omega_2$ ，目标与背景间的边界记为  $C$ 。根据 CHAN 等人提出的最小方差准则

$$E(C, c_1, c_2) = \frac{1}{2} \iint_{\Omega} ((\mathbf{I}(x, y) - c_1)^2 dx dy + \frac{1}{2} \iint_{\Omega_2} ((\mathbf{I}(x, y) - c_2)^2 dx dy \quad (8)$$

式中， $c_1, c_2$  分别为目标和背景区域的灰度均值，采用最陡梯度下降法将区域方差能量最小化可得

$$\frac{\delta C}{\delta t} = (c_2 - c_1) \left( \frac{c_1 + c_2}{2} - \mathbf{I}(x, y) \right) \mathbf{n}(s) \quad (9)$$

由于  $E(C, c_1, c_2)$  函数中包含了目标及背景区域的平均灰度值，因此该函数利用到了图像的全局信息，能降低初始轮廓的影响。随着轮廓从初始位置演化至目标边界，两区域方差逐渐达到最小值，此时能量函数最小化。

将式(9)视为 ACM 中的外力，将最小方差准则引入区域竞争模型，本文提出了基于区域方差最小 (Minimum Variance, MV) 的活动轮廓模型

$$f_{MV} = -\mu \kappa(s) \mathbf{n}(s) + \lambda (c_2 - c_1) \left( \frac{c_1 + c_2}{2} - \mathbf{I}(x, y) \right) \mathbf{n}(s) \quad (10)$$

式中， $\lambda$  为可调参数，用于控制外力大小。当目标灰度均值高于背景时 ( $c_1 > c_2$ )，可令  $\lambda > 0$ ，若此时轮廓线位于背景区域，则  $\left( \frac{c_1 + c_2}{2} - \mathbf{I}(x, y) \right) > 0$ ，外力方向向内，轮廓线朝目标收缩，且距离目标越远收缩速度越快；反之，当轮廓线位于目标内部区域时，外力方向向外，轮廓线朝目标边界膨胀。若背景灰度均值高于目标 ( $c_1 < c_2$ ) 时，可令  $\lambda < 0$  以得到相似的结论。

## 3 实验分析

### 3.1 不同初始轮廓下的目标轮廓提取结果

实验数据采用 MSTAR 提供的 T-72 型坦克 SAR 图像，测试 MV 模型在不同初始轮廓下的性能。算法是采用 Matlab 2009a 在 PC 机上实现的，实验结果如图 3 所示。

图 3b~图 3d 分别为初始轮廓 (图中蓝色虚线所示) 完全包含、部分包含目标及处在目标内部的情况下，使用 MV 模型对 T-72 型坦克 SAR 图像进行轮廓提

取的结果。从图 3 中可以看出,无论轮廓线初始位置在何处,MV 模型均能完整地提取出目标轮廓,保持着稳定的性能。

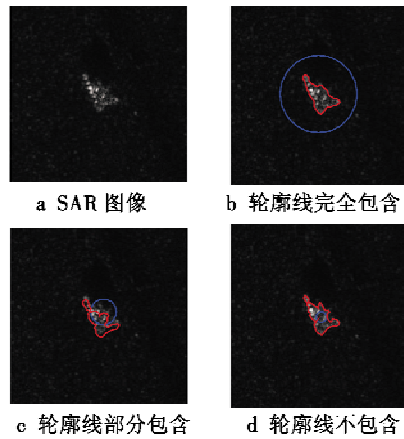


图 3 不同初始轮廓下提取 T-72 坦克轮廓对比图

Fig. 3 T-72 tank contour extraction results under different initial contours

### 3.2 MV 型与传统轮廓提取方法的比较

选取一幅人体脚踝关节的磁共振图像,分别使用经典 Snake 模型、CV 模型以及本文提出的 MV 模型对踝关节进行轮廓提取,其结果如图 4 所示。

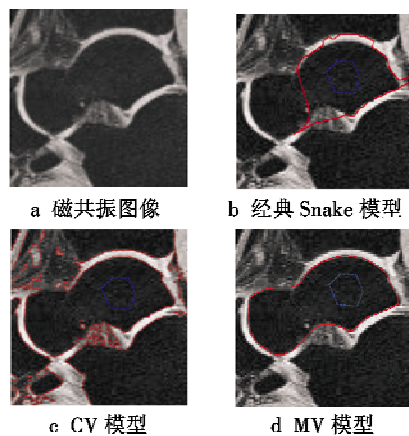


图 4 不同模型提取人体踝关节轮廓的对比图

Fig. 4 Ankle contour extraction results of different models

图 4a 为人体脚踝关节的磁共振图像,为了观测该关节是否受损,需要对关节进行轮廓提取,从而进行判断;图 4b 为使用 Snake 模型进行轮廓提取的结果,由于该模型存在较多的势阱,而医学图像中所要提取目标形状大多比较特殊,故而不能够准确提取目标边界;图 4c 为使用 CV 模型进行轮廓提取的结果,由于其拓扑适应性较强,故而该模型在提取出关节轮廓的同时,也会将一些不必要的图像信息提取出来,从而给医务工作者带来不便;利用 MV 模型进行轮廓提取可得到最终的轮廓提取结果,如图 4d 所示。从图 4 中可以看出,MV 模型准确地提取了目标轮廓,且不会引入不必

要的轮廓信息。

### 3.3 多目标提取

正如前文所述,与其他多种活动轮廓模型相比,MV 模型能同时提取多个目标的轮廓信息。在本实验中,对比了经典 Snake、CV 和 MV 模型的多目标轮廓提取效果,原图像为加入高斯噪声( $\mu=0, \sigma=0.02$ )的合成图像,提取结果如图 5 所示。

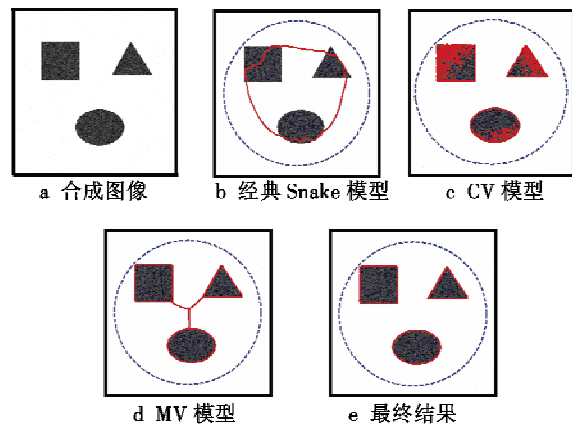


图 5 多目标轮廓提取结果

Fig. 5 Multi-target contour extraction results

图 5a 为一幅加入高斯噪声的合成图像,包含有 3 个目标。图 5b ~ 图 5d 分别为在相同初始轮廓(红色虚线圆)下经典 Snake、CV 和 MV 模型的最终轮廓提取结果(蓝色实线)。从图 5 中可以看出,Snake 模型部分轮廓线由物体尖端处运动至物体内部,不能准确获得完整轮廓;CV 模型由于对图像进行了升维处理,在提取出物体轮廓的同时也提取出物体内部的部分信息;MV 模型完全地提取出来 3 个目标的轮廓。由于 MV 模型是基于二维图像的处理方法,不能适应拓扑结构的变化,曲线收缩后目标间会存在连线。本文中采用连通区域检测的方法,删除像素值小于一定值的单连通区域以滤除连线,最终获得 3 个物体的轮廓信息,如图 5e 所示。

## 4 结束语

本文提出了一种基于广义似然比的最小方差活动轮廓模型(MV 模型),克服了传统活动轮廓模型对初始轮廓的敏感性以及无法提取多目标轮廓的缺点。该模型首先选取适当的统计模型并利用轮廓内外统计概率的差异,计算图像中各像素点的似然比信息。之后将最小方差准则引入区域竞争模型,设计了一种最小方差的区域活动轮廓模型,即寻找一条曲线使得轮廓内外部的方差达到最小。实验结果表明,MV 模型具有良好的抗噪性,能在信噪比较低的情况下准确提取出目标轮廓。轮廓线不同的初始位置对其性能几乎无影响,有助于实现图像自动识别。MV 模型基于最小

方差的原理,能快速有效地获得多个物体的轮廓。

### 参考文献

- [1] 谢立,胡玲玲,吕一品,等. 面向智能视频监控系统运动目标检测的轮廓提取方法[J]. 东南大学学报:自然科学版,2012,42(s1):31-35. (XIE L, HU L L, LYU Y P, et al. A novel contour extraction method for motion object detection in surveillance video systems[J]. Journal of Southeast University: Natural Science Edition, 2012, 42(s1):31-35.)
- [2] 张燕芳. 基于遥感图像的大规模城市建模中的建筑物轮廓提取[D]. 西安:西安电子科技大学,2014. (ZHANG Y F. Building contour extraction of large-scale city modeling based on remote sensing image[D]. Xi'an: Xidian University, 2014.)
- [3] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4):321-331.
- [4] 王艳. 结合小波变换的边缘活动轮廓模型[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(10):27-30. (WANG Y. Edge-based active contour models combined with wavelet transform[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(10):27-30.)
- [5] 冯玉玲,何传江,李梦. 不用高斯平滑的边缘活动轮廓模型[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(36):192-194. (FENG Y L, HE C J, LI M. Edge-based active contour model without Gaussian smoothing[J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(36):192-194.)
- [6] XU C, PRINCE J L. Snakes, shapes, and gradient vector flow[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3):359-369.
- [7] LI B, ACTON S T. Active contour external force using vector field convolution for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(8):2096-2106.
- [8] CHAKRABORTY A, STAIB L H, DUNCAN J S. Deformable boundary finding influenced by region homogeneity[C]//Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 1994:624-627.
- [9] FIGUEIREDO M A T, LEITÃO J M N, JAIN A K. Adaptive parametrically deformable contours[C]//Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition. Springer Berlin Heidelberg, 1997:35-50.
- [10] ATLT A V, BAYRAM I. Image segmentation with global active contours[C]//The 20th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), IEEE, 2012:1-4.
- [11] MUMFORD D, SHAH J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42(5):577-685.
- [12] CHAN T F, VESE L. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2):266-277.
- [13] LI C, XU C, GUI C, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2005:430-436.
- [14] LI C, 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.
- [15] ZHU S C, YUILLE A. Region competition: unifying snakes, region growing, and Bayes/MDL for multiband image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(9):884-900.
- (上接第 42 页)
- [5] TAFE T G. Target localization from bearings-only observations[J]. IEEE Transactions on AES, 1997, 33(1):2-10.
- [6] 陈强. 无人水下航行器[M]. 北京:国防工业出版社, 2014. (CHEN Q. Unmanned underwater vehicle[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2014.)
- [7] 李德远,吴汪洋,李晓晨. 军用 UUV 的发展与应用前景展望[J]. 舰船电子工程, 2012, 32(4):22-25. (LI D Y, WU W Y, LI X C. Current status and future directions of navy unmanned underwater vehicles[J]. Ship Electronic Engineering, 2012, 32(4):22-25.)
- [8] 刘忠,邓聚龙. 多传感器系统纯方位定位与可观测性分析[J]. 火力与指挥控制, 2004, 29(5):79-83, 87. (LIU Z, DENG J L. Passive localization method and observability analysis for multiple observers bearings-only system[J]. Fire Control & Command Control, 2004, 29(5):79-83, 87.)
- [9] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2):174-188.
- [10] 罗浩,赵厚奎,尹迪. 一种单站纯方位目标跟踪中的最小二乘递推方法[J]. 舰船科学技术, 2008, 30(4):130-133. (LUO H, ZHAO H K, YIN D. A recursive least square algorithm for BOT[J]. Ship Science and Technology, 2008, 30(4):130-133.)