

# 自适应轮廓的变分水平集复杂背景多目标检测\*

冯冬竹<sup>1</sup>, 范琳琳<sup>1</sup>, 余航<sup>1</sup>, 戴浩<sup>1</sup>, 袁晓光<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(西安电子科技大学 空间科学与技术学院, 陕西 西安 710071)

<sup>2</sup>(西安电子科技大学 电子工程学院, 陕西 西安 710071)

通讯作者: 余航, E-mail: yuhang9551@163.com



**摘要:** 无需重新初始化的变分水平集模型能够避免经典水平集模型的重复初始化步骤,进而简化计算,缩短检测所需时间,同时能够有效利用图像的边缘梯度信息,从而准确定位图像的局部结构.但该模型不能自适应地获得初始化曲线,水平集的拓扑结构也无法改变,不能解决多个目标的检测问题.针对以上问题,提出了一种基于自适应轮廓的变分水平集复杂背景多目标检测方法,该方法采用帧间差分算法与  $K$ -means 聚类算法相结合,以获得多个运动目标的初始化曲线,通过形态学方法来降低图像噪声的干扰,从而快速自适应地估计复杂背景下运动目标的位置和轮廓大小.该算法进一步对无需初始化的变分水平集进行改进,将其由单目标检测模型扩展为多目标检测模型,并修正原模型难以处理图像灰度不均匀的问题,最终实现对复杂背景下多个目标的检测.在标准数据库和实际数据集上的测试结果表明,所提方法能够准确地定位不同尺度和灰度目标的轮廓,从而提高算法的演化迭代效率及准确性.

**关键词:** 变分水平集;帧间差分算法; $K$ -means 聚类算法;形态学;复杂背景

**中图分类号:** TP391

中文引用格式: 冯冬竹,范琳琳,余航,戴浩,袁晓光.自适应轮廓的变分水平集复杂背景多目标检测.软件学报,2017,28(10): 2797-2810. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/5172.htm>

英文引用格式: Feng DZ, Fan LL, Yu H, Dai H, Yuan XG. Adaptive contour based variational level set model for multiple target detection in complex background. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2017,28(10):2797-2810 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/5172.htm>

## Adaptive Contour Based Variational Level Set Model for Multiple Target Detection in Complex Background

FENG Dong-Zhu<sup>1</sup>, FAN Lin-Lin<sup>1</sup>, YU Hang<sup>1</sup>, DAI Hao<sup>1</sup>, YUAN Xiao-Guang<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(School of Aerospace Science and Technology, Xidian University, Xi'an 710071, China)

<sup>2</sup>(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** Comparing with the classical level set, the variational level set without re-initialization can avoid repeating initialization, which greatly reduces the algorithm's running time while using the edge gradient information of images to accurately capture the local structure. However, this model cannot adaptively obtain initial curve, and the model's topology cannot be changed to detect multiple targets. To solve the problems above, this paper proposes an adaptive contour based variational level set model for multiple target detection in complex background. First, the inter-frame difference algorithm is combined with  $K$ -means clustering algorithm to obtain multiple initialization curves, and then the noise is reduced by morphology method. This can estimate the position and the size of the

\* 基金项目: 国家自然科学基金(61501352, 61503292, 61203202); 陕西省自然科学基金基础研究计划-青年人才项目(S2015YFJQ0573); 中央高校基本科研业务费专项资金(JB151308, JB150228, JB161308, XJS16075)

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (61501352, 61503292, 61203202); Natural Science Basic Research Plan in Shaanxi Province of China-Special Foundation for Young Scientists (S2015YFJQ0573); Fundamental Research Funds for the Central Universities (JB151308, JB150228, JB161308, XJS16075)

收稿时间: 2016-06-01; 修改时间: 2016-07-18, 2016-09-29; 采用时间: 2016-10-22; jos 在线出版时间: 2017-03-17

CNKI 网络优先出版: 2017-03-17 14:37:13, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2560.TP.20170317.1437.001.html>

moving target in complex background. The variational level set without re-initialization is further extended to multiple targets from single target, and the model's ability is improved to deal with the images of non-uniform gray. Experiments on standard database and real scene data sets indicate that the proposed method can accurately locate targets contours of different scales and gray to improve the evolution efficiency and accuracy of the algorithm.

**Key words:** variational level set; inter-frame difference algorithm;  $K$ -means clustering algorithm; morphology; complex background

随着社会经济的快速发展,序列图像已被广泛应用于安全监控、交通监控、航空航天、视频编码以及军事等众多领域<sup>[1-3]</sup>.例如,在军事领域,序列图像可用于导弹、飞机、舰艇等多种重要军事运动目标的监视、检测和跟踪;在交通管理中,序列图像可用于分析和处理交通流量、速度、交通事故监控等,在公共场所中可用于行人拥挤状况的监控;在大型购物广场可收集消费人口信息等等.序列图像中的运动目标检测是当前计算机视觉领域的研究热点和基础性问题,国内外学者对其进行了广泛的研究.在运动目标检测问题中,准确性和时效性是两个既矛盾且难以同时满足的指标,其优劣将直接影响到后续的目标分类、跟踪和行为理解等任务<sup>[4]</sup>.目前的研究主要停留在单个目标的检测上,而对实际场景中多目标的检测,仍然很不成熟,还有许多问题需要解决.

水平集方法是一种很有效的图像分割方法,由 Osher 和 Sethian 首先提出<sup>[5]</sup>,其基本思想是:曲线或曲面在偏微分方程(带初始条件和边界条件)的控制下进行演化,通过求解偏微分方程的数值解,达到图像目标分割的目的.该方法最大的优点是曲线在演化过程中始终保持连续性和光滑性,可以实现连续、封闭的目标轮廓提取,从而达到目标检测的目的,这是传统的图像分割方法所不能直接实现的.水平集函数的演化偏微分方程可以通过能量泛函的最小化来获得,这种方法即是变分水平集方法<sup>[6,7]</sup>,其不但可以很自然地将更多的图像信息引入能量泛函,以提高分割的精度,而且具有坚实的优化理论基础,运行速度快,易于算法实现,从而成为一个持续的研究热点.

变分水平集方法应用于目标检测,其实质是利用数值方法求解含有初始条件的偏微分方程的解,因而初始条件的定义是该方法所必须面临的一个主要问题.实际上,初始曲线的不同位置、不同大小、不同轮廓曲线,还有对初始水平集函数的不同定义方式都可能导致不同的分割结果,甚至是完全错误的分割结果.在现有方法中,对于初始化曲线的获取,一般都是采用交互的方式,将初始化曲线设定为包括图像目标的固定圆形或者矩形框,该方法简单,但是不能准确定位目标的位置以及大小,在进行模型迭代的过程中需进一步搜寻目标,不仅增加了算法的复杂度,而且降低了算法的实用性.针对这一问题,白雪飞等人<sup>[8]</sup>提出了一种基于视觉认知的自适应初始轮廓方法,该方法借助显著性检测,以确定图像中的感兴趣位置,从而获取图像目标的先验形状信息,以此获得目标的初始化曲线.刘涛等人<sup>[9]</sup>采用数学形态学中的开、闭运算和膨胀操作,得到两种连通区域,通过形态学提取边界,得到连续光滑的曲线轮廓,从而得到目标的初始化曲线.Lan 等人<sup>[10]</sup>根据图像的直方图分布情况,分别选取直方图中与目标区域有关的极大灰度值,以及可以将目标和背景分离开的极小灰度值,用这两个灰度值来确定初始化曲线.Xia 等人<sup>[11]</sup>利用 Canny 边缘检测算子对图像中的目标进行边缘检测,并剔除检测结果中较小的边缘,然后对边缘进行连接以得到初始化曲线.这些方法均采用了启发式的思路,将初始化曲线确定到目标的边缘区域,而不需要再重复搜寻目标,有效地缩短了水平集的迭代时间,但这些算法往往需要耗费较大的计算量来确定初始曲线,面对复杂背景时往往效果不好.

为了实现对多目标检测,国内外学者也做了大量的研究,并在常用模型方法的基础上提出许多有效的改进方法.Zhao 等人<sup>[12]</sup>首先提出了基于区域竞争思想的多相水平集分割方法,使用  $N$  个水平集方法来表达  $N$  个区域,一个零水平集函数围成的区域代表一个分割区域,并增加约束条件,避免区域的重叠或遗漏,从而实现多区域的分割.Chan 和 Vese<sup>[13]</sup>采用  $N$  个水平集函数划分出  $2^N$  个区域,通过建立 Mumford-Shah 模型<sup>[14]</sup>实现多目标的识别与检测,从而实现多区域分割,但该方法依赖于同质区域的全局信息,每引入一个水平集函数,模型的复杂度将会极大地增加.为了解决这一问题,Tsai 等人<sup>[15]</sup>提出使用层级单水平集的方式,首先将图像分为两个区域,然后判断各区域是否需要继续分割,如果需要继续分割,则仅在相应的区域内进行分割,直至各区域再无分割要求,但该方法在分割过程中采用的是单水平集,只能通过水平集的符号将给定的图像分割为两个区域,易发生错分和漏分的现象.同时,该方法采用了完整的 Mumford-Shah 模型<sup>[14]</sup>,使得计算的复杂度增大.Mansouri 等人<sup>[16]</sup>提

出了区域竞争模型,用  $N$  个水平集函数表达  $N-1$  个目标区域,通过最大后验估计方法得到各个区域的边缘耦合演化方程,并代入到标准的水平集演化方程中,使得每个区域对应着不同的水平集函数.李敏等人<sup>[17]</sup>根据聚类信息系数项来规范活动轮廓的演化,将带有聚类信息系数项的测地线活动轮廓(geodesic active contour,简称 GAC)与 C-V 模型相结合,从而实现有效的分割,但该方法不能对背景复杂的目标和灰度不均匀的图像进行有效的分割.龚永义等人<sup>[18]</sup>采用图像区域均值模板策略,促使水平集正确分裂,根据水平集的拓扑信息修正 C-V 模型,实现多目标的检测与分割,但该方法对需处理的图像有严格的要求,在处理含有复杂背景的自然图像时,不能从背景中提取出目标.

针对自适应初始化和多目标检测两个问题,本文提出了一种基于自适应轮廓的变分水平集多目标检测模型(adaptive contour based variational level set model for multiple target detection,简称 ACV-LSM),以解决具有复杂背景的序列图像中多目标检测问题.本文首先采用将帧间差分运算<sup>[19]</sup>与  $K$ -means 聚类算法<sup>[20]</sup>相结合的方法,以获得多个运动目标的初始化曲线,然后通过形态学方法来降低图像噪声的干扰,从而快速、自适应地估计复杂背景下运动目标的位置和轮廓大小.ACV-LSM 进一步对无需重新初始化的变分水平集<sup>[21]</sup>进行改进,将其由单目标检测模型扩展为多目标检测模型,并修正原模型难以处理图像灰度不均匀的问题<sup>[22-24]</sup>.无需重新初始化水平集的思想,可以有效避免水平集的重复初始化,从而简化计算步骤,缩短检测所需时间;而本文所提出的改进模型能够同时实现多目标检测,避免水平集算法的多次运行,提高了算法检测速度.实验结果表明,本文方法可以快速、准确地定位多目标及其轮廓,准确检测复杂背景下的多个运动目标,与多种经典方法的对比实验验证了所提 ACV-LSM 的有效性和先进性.

本文第 1 节给出变分水平集模型,并分析其优缺点.第 2 节详细介绍自适应初始演化曲线的产生方法.第 3 节将变分水平集由单目标模型扩展为多目标模型.第 4 节进行对比实验验证.最后,第 5 节给出结论与展望.

## 1 变分水平集模型

水平集方法(level set method)是 Osher 和 Sethian<sup>[5]</sup>在 1988 年提出的一种求解曲线演化的方法,其基本思想<sup>[25]</sup>是将移动变形的曲线作为零水平集函数嵌入到更高一维的函数中,将封闭曲线函数的演化方程扩充为封闭超曲面的演化方程,而嵌入的封闭曲线总是保持为函数在零水平截面上的点集,因此,只要获得演化函数在零水平截面上点集的位置,即可得到移动变形曲线的演化结果.水平集方法比较容易处理曲线拓扑结构的变化,计算精度高,算法鲁棒性强,因而已广泛应用于图像处理的各个领域,比如图像分割<sup>[26]</sup>、图像恢复<sup>[27,28]</sup>、图像增强<sup>[29]</sup>、目标跟踪<sup>[30,31]</sup>、形状检测与识别<sup>[32]</sup>、三维图像重建<sup>[33]</sup>、医学图像处理领域<sup>[34]</sup>等.为了保证水平集函数演化的稳定性和结果的有效性,传统的水平集模型需要不断地重复初始化,这会导致算法较高的计算复杂度.变分水平集利用数学的变分理论对传统水平集方法进行改进,通过能量泛函的极小化来得到水平集函数演化的偏微分方程或方程组,以惩罚传统水平集函数与符号距离函数的偏差,从而避免了水平集函数在演化过程中的震荡,进而实现了演化过程中不需要再次初始化的目的.另外,变分水平集定义的能量函数具有更加灵活的形式,可以将更多的图像信息引入到能量泛函中,从而提高分割的精确度,其一般形式为

$$\min_{\phi \in W} (E(\phi)) \quad (1)$$

式(1)中,  $\phi(t, r, c)$  表示图像空间中随时间变化的曲线,  $(r, c) \in \Omega$  表示图像空间  $\Omega$  中像素点的横坐标和纵坐标,  $t$  为演化时间参数,  $W$  是  $\phi$  的取值空间,函数  $E$  是与曲线  $\phi$  相关的能量函数.通过定义式(1)中不同的能量函数  $E$ ,即可实现图像分割、图像恢复、目标检测等任务.

在水平集模型中,对于  $t$  时刻图像空间任意一点  $(r, c) \in \Omega$ ,  $\phi(t, r, c)$  定义如下:

$$\begin{cases} \phi(t, r, c) > 0, & \text{if } (r, c) \text{ is inside } \Gamma(t) \\ \phi(t, r, c) = 0, & \text{if } (r, c) \text{ is on } \Gamma(t) \\ \phi(t, r, c) < 0, & \text{if } (r, c) \text{ is outside } \Gamma(t) \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $\Gamma(t)$  是零水平集,表示  $t$  时刻的曲线,如图 1 所示.这样,通过获取零水平集像素的坐标点,即可得到曲线的轮廓.可以看到,水平集方法以隐式形式来表达平面的闭合曲线,从而避免了对曲线演化过程的跟踪和参数化.通

常,为了保持水平集函数的光滑、连续性以及计算方便,将距离函数定义半径为 1 的圆<sup>[35]</sup>,即  $\phi(t,r,c)$  需满足  $|\nabla\phi|=1$ , 这客观上要求,随着曲线的不断演化,需要重新进行初始化,从而导致算法复杂度的增加.针对这一问题,Li 等人提出一种无需重复初始化的变分水平集模型,即在能量函数中加入距离正则化的惩罚项,这时,总能量函数可表示为

$$E(\phi) = \mu P(\phi) + E_{g,\lambda,v}(\phi) \tag{3}$$

其中, $\mu$ 是用来控制水平集 $\phi$ 和符号距离函数的偏离程度, $P(\phi)$ 为内部能量函数,表示距离正则项,定义为

$$P(\phi) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (|\nabla\phi| - 1)^2 drdc \tag{4}$$

显然,最小化  $P(\phi)$ 就要求  $|\nabla\phi|=1$ ,从而避免了重复初始化的问题.

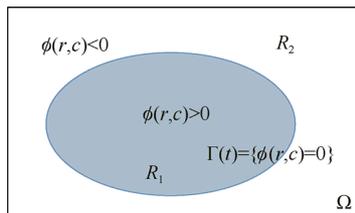


Fig.1 Representation of level-set function

图 1 水平集函数表达

定义外部能量项,使水平集曲线向目标的边缘演化逼近.

$$E_{g,\lambda,v}(\phi) = \lambda L_g(\phi) + v A_g(\phi) \tag{5}$$

其中, $L_g(\phi)$ 为水平集的长度函数, $\lambda$ 为对水平集长度的约束系数,水平集的长度函数驱使零水平集向目标的边缘趋近,并最终能够停止在目标的边界, $L_g(\phi)$ 定义如下:

$$L_g(\phi) = \int_{\Omega} g \delta(\phi) |\nabla\phi| drdc \tag{6}$$

式(5)中, $A_g(\phi)$ 表示水平集的面积函数, $v$ 为对水平集面积的约束系数,水平集的面积函数作为对目标面积的约束项,用来加快水平集演化的速度, $A_g(\phi)$ 定义如下:

$$A_g(\phi) = \int_{\Omega} g H(-\phi) drdc \tag{7}$$

其中,式(6)的 $\delta$ 是 Dirac 函数,式(7)的  $H$  是 Heaviside 函数,在本文中采用规范化的 Dirac 函数和 Heaviside 函数.

$$\delta_{\varepsilon}(\phi) = H'_{\varepsilon}(\phi) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + \phi^2} \tag{8}$$

$$H_{\varepsilon}(\phi) = \frac{1}{2} \left[ 1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left( \frac{\phi}{\varepsilon} \right) \right] \tag{9}$$

式(6)和式(7)中, $g$ 为边缘指示函数,是图像  $I$  的属性函数,其定义如下:

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma} \otimes I|^2} \tag{10}$$

其中, $G_{\sigma}$ 是高斯光滑核函数, $\sigma$ 是尺度参数, $\otimes$ 表示卷积运算.

根据变分法和 Euler-Lagrange 方程,求解水平集函数的能量最小值,可以得到能量方程(3)的水平集函数的演化方程为

$$\frac{\partial\phi}{\partial t} = \mu \left[ \Delta\phi - \text{div} \left( \frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} \right) \right] + \lambda \delta(\phi) \text{div} \left( g \frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} \right) + v g \delta(\phi) \tag{11}$$

式中, $\Delta$ 表示拉普拉斯算子, $\text{div}$ 表示散度算子.根据式(11),反复迭代,即可得到图像目标的分割曲线.

该模型的优点是,用水平集与符号距离的惩罚函数作为内部能量,使得水平集在演化过程中能够始终接近符号距离函数,去除了水平集函数的重新初始化.另外,该模型引入边缘指示函数,利用图像的边缘梯度信息<sup>[36]</sup>,

终止水平集曲线的演化,使得图像边缘的局域化效果较好.但是,该模型存在两点不足:(1) 不能自适应地得到初始曲线,需要进行人工介入,否则难以进行曲线演化;(2) 水平集的拓扑结构无法改变,不能解决在复杂背景下的多个目标的检测问题.本文针对这两个问题,结合该模型的优点对其进行了改进,提出了基于自适应轮廓的变分水平集多目标检测模型(ACV-LSM),该模型能够自动定位目标轮廓,同时将式(11)推广到多阶的情况,从而实现多目标的检测.

## 2 曲线初始化

考虑到序列图像的特点,本文采用连续的三帧序列图像来获取运动目标的初始演化曲线,该过程包含两个主要步骤:(1) 获取稳定的运动目标位置;(2) 获取运动目标的轮廓.下面分别予以详细介绍.

### 2.1 运动目标位置的获取

帧间差分算法(简称帧差法)<sup>[19]</sup>是一种最为经典的运动目标检测方法,其基本思路是:由于连续两帧图像之间的时间间隔较短,使得两幅图像受光线变化影响小,且背景变化不大,因此,通过直接对两幅图像做差,即可得到序列图像中的运动目标.帧差法具有操作简单、运算速度快的特点,在简单的场景环境下,运动目标检测较为稳定.然而,在背景较为复杂,或者光照具有连续变化的情况下,传统的帧差法将会出现明显的错检.针对这一情况,本文提出了一种改进的帧间差分算法,采用连续的三帧图像来检测复杂背景条件下的运动目标.

具体操作时,首先选取连续的三帧图像,令  $t-1$  时刻图像表示为  $I_{t-1}(r, c)$ ,  $t$  时刻图像为  $I_t(r, c)$ ,  $t+1$  时刻图像为  $I_{t+1}(r, c)$ , 如图 2 所示,其中每一行为一组连续的三帧图像,从左到右,每一列分别为  $I_{t-1}(r, c)$ ,  $I_t(r, c)$  和  $I_{t+1}(r, c)$  图像.通过两两做差,可以首先得到前向帧差结果  $S_{(t,t-1)}(r, c)$  和后向帧差结果  $S_{(t+1,t)}(r, c)$ , 其计算如下:

$$S_{(t,t-1)}(r, c) = \|I_t(r, c) - I_{t-1}(r, c)\|_1 \quad (12)$$

$$S_{(t+1,t)}(r, c) = \|I_{t+1}(r, c) - I_t(r, c)\|_1 \quad (13)$$

其中,  $\|\bullet\|_1$  计算变量的 1-范数距离.按照式(12)和式(13)对图 2 所示示例进行计算,可得结果如图 3 所示,第 1 行为前向帧差结果,第 2 行为后向帧差结果,图 2(a)~图 2(d)依次对应 4 组示例的结果.可以看到,在图 3 中,运动目标汽车已经被明显地检测出来,但是背景中的复杂目标,如波动的树木和因相机抖动而产生相对运动的背景,也被检测出来了,对待检测运动目标产生了干扰.

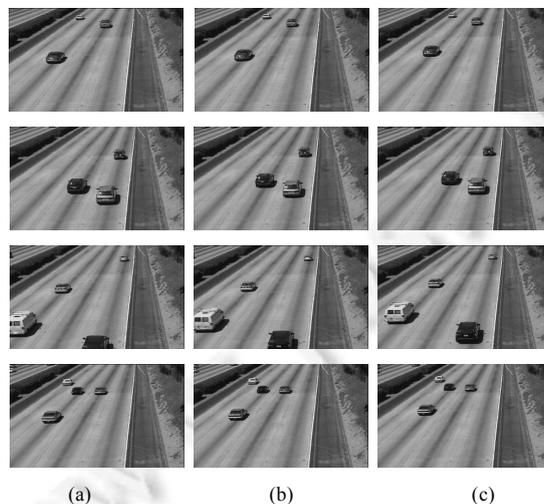


Fig.2 Three frame sequence images of four experimental data

图 2 4 组数据的三帧序列图像

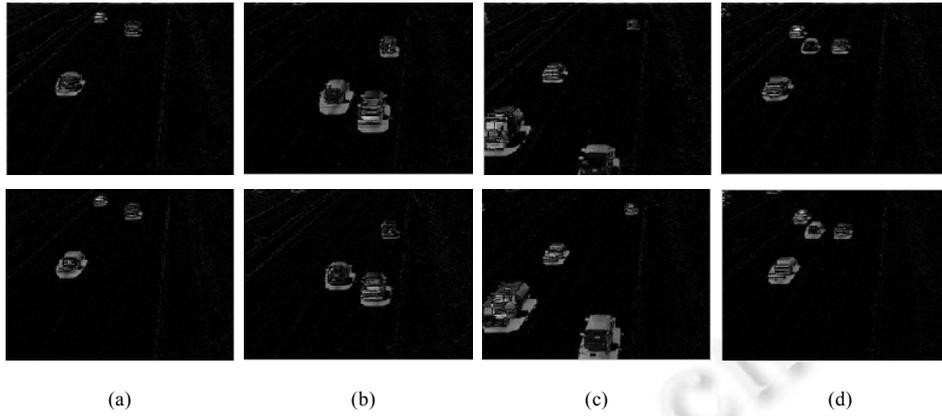


Fig.3 Results of frame difference of sequence images

图3 序列图像的帧间差分结果

为了消除复杂背景对帧差算法的干扰,本文进一步采用逻辑“与”运算,求前向差分  $S_{(t,t-1)}(r,c)$  与后向差分  $S_{(t+1,t)}(r,c)$  的交集,得到  $t$  时刻运动目标区域的二值图像,记为  $D_t(r,c)$ .

$$D_t(r,c) = \begin{cases} 1, & S_{(t,t-1)}(r,c) \cap S_{(t+1,t)}(r,c) \geq T \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (14)$$

式中,  $T$  为阈值.按照式(14),对图3进行操作,得到的结果如图4所示,其中,图4(a)~图4(d)分别对应4组实验数据.从图4可以看到,运动目标变得更加明显,而背景的错检目标基本消失,只存在少量的背景噪声.为此,本文对  $D_t(r,c)$  进行形态学的开运算操作以进一步去除噪音,使得目标内部区域边界更加光滑,得到的二值图像记为  $B_t(r,c)$ .

$$B_t(r,c) = D_t(r,c) \circ B = (D_t(r,c) \ominus B) \oplus B \quad (15)$$

式中,  $B$  是形态学的模板,  $\circ$  表示开运算,  $\ominus$  表示腐蚀运算,  $\oplus$  表示膨胀运算.图5为对图4按式(15)处理之后的图像,其中,图5(a)~图5(d)分别对应4组实验数据,从中可以看出,经过形态学函数处理后,背景噪声被消除了,运动目标更加清楚,目标轮廓更为光滑.至此,我们完成了对运动目标位置的获取.

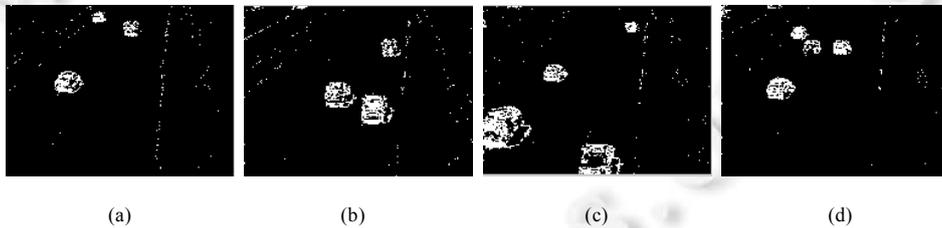


Fig.4 Results of the frame difference of "And"

图4 帧差“与”的结果

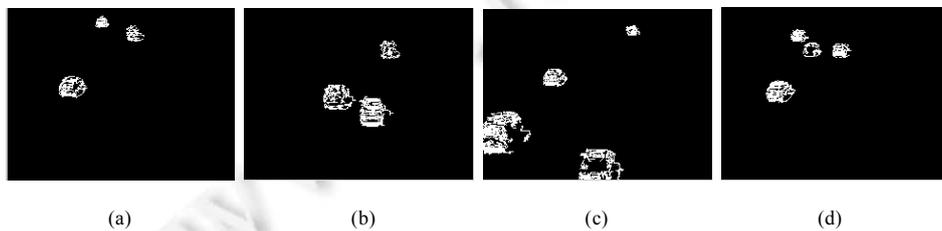


Fig.5 Processing results of morphology

图5 形态学处理结果

## 2.2 运动目标轮廓的获取

变分水平集算法需要运动目标轮廓作为初始演化曲线,在得到目标的位置后,本文采用聚类算法来获取目标的轮廓. $K$ -means 聚类算法<sup>[37]</sup>是一种最为常用的无监督聚类算法,它具有操作简单、运行高效和容易实现等优点,因此,也被广泛应用于图像分割等问题中<sup>[38]</sup>. $K$ -means 聚类算法采用距离作为相似性的评价指标,即认为两个对象的距离越近,其相似度就越大,通过最小化类内距离来达到聚类的目的.一般地,对于数据集  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ,  $x_i \in \mathbb{R}^N, i = 1, 2, \dots, N$ , 是一个  $N$  维特征向量,令  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_K\}$  表示特征空间中的聚类中心,  $v_j \in \mathbb{R}^N, j = 1, 2, \dots, K$ , 则  $K$ -means 聚类算法通过最小化如下目标函数来达到聚类的目的.

$$\min J_k = \sum_{k=1}^K \sum_{x_i \in C_k} \|x_i, s_k\|_2^2 = \sum_{k=1}^K m_{ki} \|x_i, v_k\|_2^2 \quad (16)$$

其中,  $J_k$  表示总的类内距离,  $\|\bullet\|_2$  计算变量之间的 2-范数距离;  $K$  表示聚类数目即运动目标的个数,本文采用人工进行设定,  $C_k$  表示属于第  $k$  类的数据集合,  $k = 1, 2, \dots, K$ ;  $m_{ki}$  表示隶属度系数,当点  $x_i \in C_k$  时,  $m_{ki}$  的值为 1, 否则为 0.

为了使式(16)最小,采用拉格朗日乘法,即可得到聚类中心的更新迭代公式.

$$v_k = \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} x_i^k \quad (17)$$

式中,  $n_k$  表示属于第  $k$  类的像素点的个数.

按照式(17),通过不断迭代更新聚类中心,当其达到稳定或者迭代更新若干代后,按照距离最近的准则,即可完成聚类的过程,输出聚类结果.可以看到,  $K$ -means 聚类算法由于采用欧氏距离,因此,对于具有球形分布的数据集尤为有效,这与本文每个运动目标数据点的分布是一致的.将式(15)得到的二值图像的坐标作为特征向量  $x_i = (r_i, c_i)$ , 输入到  $K$ -means 聚类算法中,即可得到聚类结果  $\{C_1, C_2, \dots, C_K\}$ . 如下计算每一类的类内平均距离:

$$d_k = \frac{\sum_{x_i \in C_k} \|x_i, v_k\|_2^2}{n_k} \quad (18)$$

进一步地,以每一类的聚类中心  $v_k$  为圆心,以类内平均距离  $d_k$  为半径作圆,即可得到每个运动目标的近似轮廓,该轮廓即为运动目标的初始演化曲线,记为  $\phi_k(r, c)$ . 对于图 5 所示的结果,计算其初始演化曲线,如图 6 所示,其中白色圆圈表示初始演化曲线,图 6(a)~图 6(d)分别对应 4 组实验数据.从图 6 中可以看到,对于含有多个运动目标的序列图像,该方法可以得到多个演化曲线,每个圆圈的位置即为运动目标的位置,可以准确地定位运动目标区域,使得在进行变分水平集演化时,不需要再进行目标搜索,从而有效地提高了算法的演化效率.

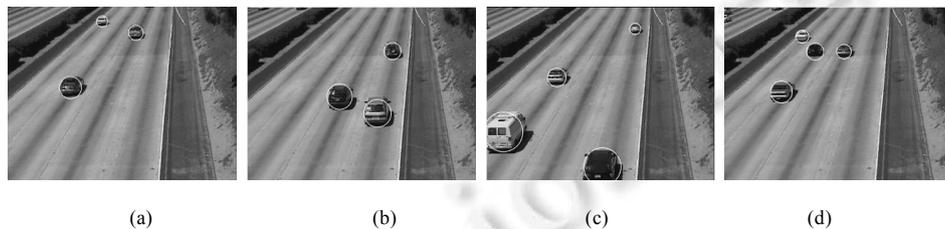


Fig.6 Diagram of initialization curve

图 6 初始化曲线示意图

## 3 基于变分水平集的多目标检测

传统的变分水平集方法难以解决多目标的检测问题,本文对第 1 节中 Li 所提出的变分水平集模型进行改进,将其扩展到多目标的检测,其基本思路为:对每个初始演化曲线进行变分水平集的迭代,且多个初始演化曲线同时进行迭代,所有的演化曲线具有共同的约束,最终便可实现对多个目标的检测与分割.

假设图像空间  $\Omega$  中含有  $K$  个目标  $\{R_1, R_2, \dots, R_K\}$ , 不同的目标区域互不重叠,  $R_1 \cap R_2 \cap \dots \cap R_K = 0$ , 则每个区

域  $R_i$  含有一个目标轮廓  $\Phi_i$ , 其对应一个水平集函数  $\phi_i, i=1,2,\dots,K$ . 因此, 通过对水平函数集  $\{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_K\}$  进行演化, 即可得到  $K$  个目标的轮廓  $\{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_K\}$ , 从而实现对多目标的检测和分割. 图 7 显示了含有 3 个目标的情况.

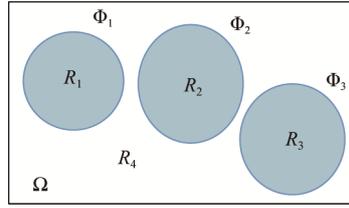


Fig.7 The situation of including three level sets

图 7 含有 3 个水平集的情况

当单水平集扩展到多个水平集时, 距离正则项可定义为式(19), 它表示所有的水平集函数接近符号距离的程度.

$$P(\phi) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \int_{\Omega} (|\nabla \phi_k| - 1)^2 \text{drdc} \quad (19)$$

式中,  $\phi = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_K)$  表示向量水平集函数.

为了使演化曲线光滑并尽可能地短, 我们在水平集的内部能量函数中增加了规则项<sup>[39]</sup>能量泛函, 即所有水平集曲线的能量之和. 因此, 水平集的内部能量函数定义为惩罚项和规则项的加权和, 表示如下:

$$E_{in}(\phi) = \omega \sum_{i=1}^K \int_{\Omega} \text{drdc} + \frac{\mu}{2} \sum_{k=1}^K \int_{\Omega} (|\nabla \phi_k| - 1)^2 \text{drdc} \quad (20)$$

其中,  $\omega$  为大于 0 的系数,  $\mu$  为对惩罚项的约束系数.

仍然将水平集曲线的长度以及目标区域的面积作为演化过程中的约束, 因此, 可以定义多个水平集的外部能量项为各个水平集曲线长度和区域面积的加权和, 表示为

$$E_{out}(\phi) = \sum_{k=1}^K \lambda_k L_g(\phi_k) + \sum_{k=1}^K \gamma_k A_g(\phi_k) \quad (21)$$

其中,  $\lambda_k$  为对第  $k$  个水平集曲线长度的约束系数, 在本文中取值为 5.  $\gamma_k$  为对水平集所包含的区域面积的约束系数, 在本文中取值为 1.5.  $g$  为边缘指示函数. 式(21)中, 水平集曲线的长度为各个曲线长度之和, 水平集的区域面积为各个区域面积之和, 按下式计算.

$$L_g(\phi) = \sum_{k=1}^K \int_{\Omega} g \delta(\phi_k) |\nabla \phi_k| \text{drdc} \quad (22)$$

$$A_g(\phi) = \sum_{k=1}^K \int_{\Omega} g H(-\phi_k) \text{drdc} \quad (23)$$

其中,  $L_g(\phi)$  为水平集曲线的总长度,  $A_g(\phi)$  为目标区域的总面积,  $\phi_k$  为第  $k$  个水平集,  $k=1,2,\dots,K$ ,  $g$  为边缘指示函数,  $\delta$  是单变量的 Dirac 函数,  $H$  为 Heaviside 函数.

由式(20)和式(21)可得水平集的总能量泛函为

$$\varepsilon(\phi) = E_{in}(\phi) + E_{out}(\phi) \quad (24)$$

采用变分法对所得水平集的总能量泛函(式(24))进行极小化计算, 可得如下方程:

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial \phi_k} = -\omega \text{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \mu \left[ \Delta \phi_k - \text{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] - \delta(\phi_k) \left[ \sum_{k=1}^K \lambda_k \text{div} \left( g \frac{\nabla \phi_k}{|\nabla \phi_k|} \right) \right] - \sum_{k=1}^K \gamma_k g \delta(\phi_k) \quad (25)$$

根据 Euler-Lagrange 方程和梯度下降法, 可得演化过程中的水平集函数  $\phi_k$ , 有:

$$\frac{\partial \phi_k}{\partial t} = \omega \text{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \mu \left[ \Delta \phi_k - \text{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] + \delta(\phi_k) \left[ \sum_{k=1}^K \lambda_k \text{div} \left( g \frac{\nabla \phi_k}{|\nabla \phi_k|} \right) \right] + \sum_{k=1}^K \gamma_k g \delta(\phi_k) \quad (26)$$

按照式(26)对曲线进行迭代演化, 即可得到图像  $I_r(c)$  中运动目标的检测结果. 基于变分水平集的多目标检测算法的具体步骤见表 1.

**Table 1** Multiple target detection algorithm based on variational level set**表 1** 基于变分水平集的多目标检测算法

步骤 1.	设置停止参数 $C\_Max$ , 惩罚项的约束系数 $\mu$ , 水平集曲线长度的约束系数 $\lambda$ , 和目标区域面积的约束系数 $\gamma$ ;
步骤 2.	设置迭代计数器 $Count=0$ ;
步骤 3.	使用式(20)计算水平集的内部能量;
步骤 4.	使用式(22)计算水平集曲线的长度;
步骤 5.	使用式(23)计算目标区域的面积;
步骤 6.	使用式(26)更新水平集曲线;
步骤 7.	当 $Count > C\_Max$ 时, 则算法停止; 否则, $Count=Count+1$ , 并转到步骤 3.

#### 4 实验结果及分析

为了验证所提算法的有效性, 本文分别使用数据库和真实场景中的序列图像对 5 种算法进行对比测试, 这 5 种算法包括:

(1) LSEWRI(level set evolution without re-initialization)算法<sup>[21]</sup>. Li 等人提出的一种无需初始化的变分水平集方法, 其定义的变分公式, 利用图像的边缘梯度信息, 使得在进行水平集迭代时, 有效地降低了算法的复杂度, 可以对多目标图像进行分割.

(2) LSBMOIS(level set based multi-objects image segmentation)方法<sup>[40]</sup>. 刘利雄等人提出的一种基于水平集的多目标图像分割方法, 其在待分割的图像上画一个或多个闭合曲线作为初始轮廓, 使用基于区域的主动轮廓模型, 对初试轮廓进行迭代演化, 最终得到目标的轮廓曲线. 该方法充分考虑了图像的局部灰度信息, 因此, 能够有效地分割灰度不均匀图像.

(3) 用于序列图像多目标检测的 C-V 模型算法(KM-CV)<sup>[41]</sup>. 以本文 K-means 聚类算法获得的初始演化曲线为基础, 采用 C-V 模型进行曲线迭代演化.

(4) 用于序列图像多目标检测的 LSBMOIS(KM-LSBMOIS). 以本文 K-means 聚类算法获得的初始演化曲线为基础, 采用基于区域的主动轮廓模型对曲线进行迭代演化.

(5) 本文提出的基于自适应轮廓的变分水平集多目标检测模型 ACV-LSM.

考虑到 K-means 聚类算法容易受到随机初始化的影响, 本文对所选取的序列图像进行 20 次独立实验, 然后选取中间结果(median)作为最终的结果. 第 1 种迭代算法迭代 2 000 次, 其余方法均迭代 500 次. 算法中的参数按照实验方法进行设定, C-V 模型算法中的参数设定为  $\Delta t = 0.5, \omega_1 = \omega_2 = 1, \lambda_1 = 0.5, \lambda_2 = 0$ . 其他方法中的参数设定为  $\varepsilon = 1.5, \Delta t = 5, \mu = 0.2 / \Delta t, \lambda = 5, \nu = 1.5$ .

为了公平起见, 所有实验数据均在相同的计算环境下进行: CPU 为 Intel (R) Core (TM) 3.10 GHz, 内存是 6.00GB 的 PC 机, 操作系统为 Windows 7, 编程语言为 Matlab 2015b. 测试数据是来自 Computer Vision and Robotics Research 中的 highway II 测试序列图像; 实际场景中的测试数据是来自一段序列图像中的三帧序列图像. 所有序列图像的尺寸为 320×240 像素.

##### 4.1 数据库中的序列图像

本节使用数据库中的 4 组序列图像来对比测试以上 5 种算法. 第 1 组和第 2 组实验均包含有 3 个运动目标, 第 3 组和第 4 组实验均包含有 4 个运动目标, 这些目标具有不同的位置、灰度和尺度信息, 并且汽车为非均匀目标, 具有明显的明暗变化, 可以测试算法检测的准确性和鲁棒性. 实验结果如图 8 所示, 其中, 第 1 行和第 2 行显示了 5 种对比算法对含有 3 个运动目标的检测结果, 第 3 行和第 4 行显示了 5 种对比算法对含有 4 个运动目标的检测结果. 从左到右, 图 8(a)~图 8(e)依次对应 LSEWRI、BLSMOIS、KM-CV、KM-BLSMOIS、ACV-LSM.

由图 8 所示 5 种算法的结果可以看到, LSEWRI 方法不能将目标和背景区域分开, 这主要是由于其初始演化曲线为固定的一个包含整幅图像的矩形框, 因此, 当图像具有特别复杂的背景时, LSEWRI 不能从复杂的背景中检测出运动目标. 对于 LSBMOIS 方法, 初始的演化曲线的位置是随机选取的, 在本算法中的位置位于图像的 4 角上, 因此在演化的过程中, LSBMOIS 误将背景当成目标, 出现了错检现象. 由图 8(a)、图 8(b)可以看出, 将包含

整幅图像的矩形框作为初始演化曲线和随机的初始演化曲线,对于含有复杂场景的图像,不能有效地引导算法检测出运动目标.与之相对的是,由于采用本文提出的自适应目标轮廓作为初始演化曲线,KM-CV、KM-LSBMOIS 和 ACV-LSM 均可使曲线演化检测到运动目标周围,这也验证了本文所提初始化曲线方法的有效性,如图 8(c)~图 8(e)所示.

由图 8(c)可以看到,对于 KM-CV,由于 C-V 模型是基于图像的全局信息的,因此,在迭代演化过程中误将背景判断为目标进行检测;由图 8(d)可以看到,对于 KM-LSBMOIS,由于采用自适应目标轮廓作为初始演化曲线,此方法所获得的检测结果比采用 LSBMOIS 方法所检测的结果(如图 8(b)所示)要好,但同时也存在将背景误判为目标进行检测的情况.本文所提 ACV-LSM 算法得到了最好的检测结果,如图 8(e)所示,最终的演化曲线准确地定位了运动目标的边界,且不会受到目标灰度和尺度变化的影响,具有较高的鲁棒性.这主要是由于 ACV-LSM 采用图像局部的梯度信息,因此在进行演化迭代时,不会或者很少受到其他演化曲线及背景区域的影响,从而提高了检测的准确性.这也进一步验证了本文所提基于变分水平集的多目标检测模型的有效性:当图像中含有复杂背景时,本文所提算法能够很好地区分运动目标和背景区域,从而提高了检测的有效性和准确性.

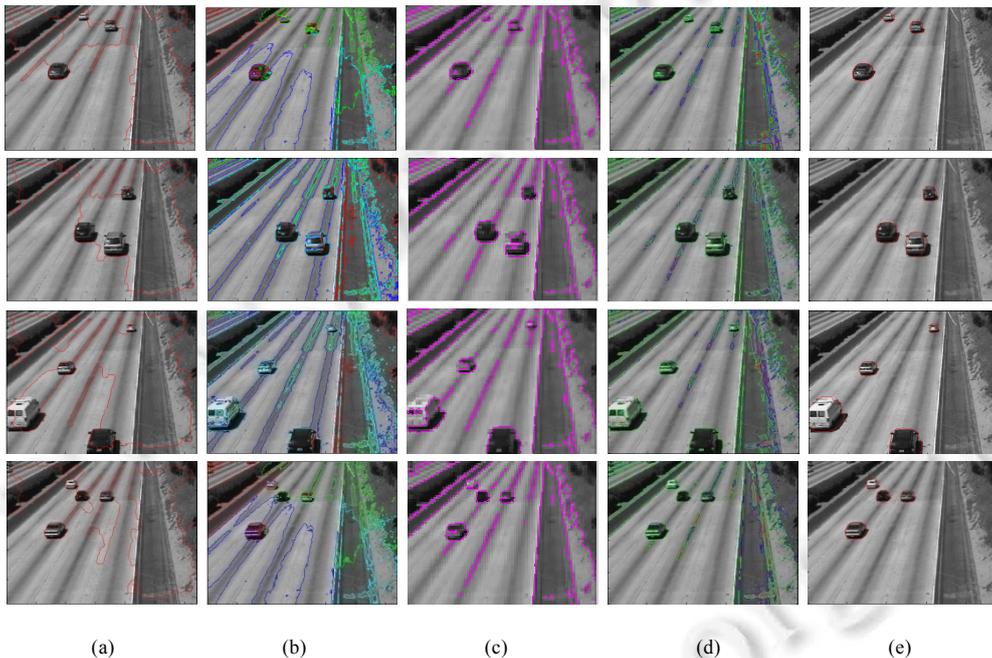


Fig.8 Detection results of five kinds of comparison algorithms for four experimental data

图 8 5 种对比算法对 4 组实验数据的检测结果

#### 4.2 实际场景中的序列图像

本节采用三帧实际场景中的序列图像来进一步对比验证 5 种算法.这组图像更加复杂,不但有复杂的背景,还有遮挡以及静止的目标,这给运动目标检测带来了更大的挑战,如图 9 所示.图 10 显示了 5 种对比算法的检测结果,其中,图 10(a)~图 10(e)依次对应 LSEWRI、LSBMOIS、KM-CV、KM-LSBMOIS、ACV-LSM 的检测结果.由图 10 可以看到,当在图像中含有非常复杂的背景的情况下,其他 4 种算法均出现了错检,其中,从图 10(a)的输出结果可以看出,由于背景复杂,使得 LSEWRI 在搜寻目标的过程中带来更大的挑战,在与其它算法相同迭代次数的情况下,其不能够准确地搜寻到目标位置;从图 10(b)的结果可以得出,对于含有复杂场景的图像,当存在有遮挡以及静止目标时,随机地初始演化曲线,在演化迭代过程中,模型无法对是否是运动目标还是背景或者静止目标进行判断,从而不能够准确检测到运动目标;从图 10(c)~图 10(e)的结果可以看出,采用帧间差分法和 K-means 聚类算法相结合的方法获取运动目标的位置,其中,10(c)和图 10(d)是对图 10(a)和图 10(b)在初始曲线

获取方法上的改进,可以看到,图 10(c)和图 10(d)的结果明显比图 10(a)和图 10(b)所示结果要好,但是由于 C-V 模型是基于图像的全局信息,因此在迭代演化的过程中使得目标与背景难以区分;本文所提 ACV-LSM 算法的检测结果如图 10(e)所示,虽然其检测性能有所下降,当目标被遮挡或者与周围背景非常相近时,ACV-LSM 输出结果的边缘与目标真实边缘存在差异,但 ACV-LSM 仍然能够将所有的运动目标从背景区域检测出来,这进一步验证了本文所提方法相比于其他算法的有效性和准确性。

通过进行以上实验可以看出,在对复杂背景的多运动目标进行检测时,使用序列图像进行三帧差分运算,再利用 K-means 算法获得初始演化曲线,其最终的检测结果要比传统的、没有对初始演化曲线进行改进的方法要好很多。对比基于水平集的多目标图像分割方法、C-V 模型以及变分水平集算法可以看到,变分水平集能够很好地从背景场景中检测出运动目标。同时,将本方法用在实际的非常复杂的场景中,ACV-LSM 能够准确地检测出运动目标的位置,并在有遮挡物(如电线杆等)以及地面标示线与检测的运动目标像素接近时,能够有效地检测出运动目标,得到满意的检测结果。



Fig.9 Three consecutive frame images in real scene

图 9 真实场景的连续三帧图像

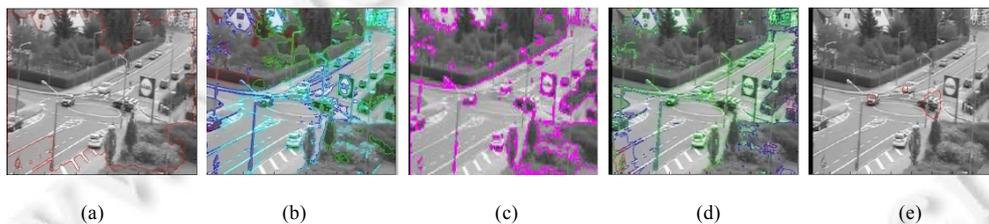


Fig.10 Detection results of five kinds of comparison algorithms in real scene

图 10 5 种对比算法对真实场景的检测结果

#### 4.3 算法运行时间对比分析

表 2 给出了 5 种算法每次检测的平均运行时间,从表 2 可以看出,Li 所提出的 LSEWRI 算法相比于其他几种算法,在运行速度上非常快,这是由于其避免了重新初始化这一过程。而 C-V 模型算法所用时间显著小于其他几种算法,这主要是由于其具有最为简单的算法机理,LSBMOIS 方法所用时间显著高于其他几种算法,本文所提出的 ACV-LSM 方法在得到准确检测结果的同时,所用时间也显著小于除 C-V 模型算法之外的其他算法,迭代次数也显著小于 LSEWRI 算法。综合检测结果的准确性和算法的运行时间可以看出,本文所提算法在进行复杂背景下多个运动目标检测时,能够在运算效率和检测准确性之间做到很好的权衡,具有整体的优越性。

Table 2 Runing time of all the data for five kinds of comparison algorithms (s)

表 2 5 种对比算法对所有数据的运行时间 (秒)

数据	LSEWRI	LSBMOIS	KM-CV	KM-LSBMOIS	ACV-LSM
数据 1	28.693 514	383.895 428	14.378 181	156.571 810	27.982 037
数据 2	28.664 303	387.449 078	14.542 172	155.860 801	27.956 993
数据 3	29.004 017	381.244 135	13.977 008	157.446 840	27.512 702
数据 4	28.969 817	380.836 147	14.413 224	157.606 330	27.668 476
实际场景数据	125.682 831	2 094.233 166	20.460 849	799.584 212	97.484 193

## 5 总 结

自适应初始化和多目标检测是当前水平集方法中两个难点,本文针对这两个问题,提出了一种自适应轮廓的变分水平集方法,并将其用于复杂背景下的多目标检测.该方法将三帧差分方法与无监督聚类算法相结合,首先提出了一种自适应的目标轮廓估计方法,并将其作为变分水平集的初始演化曲线.进一步地,本文将单目标变分水平集模型扩展为多目标变分水平集模型.在标准数据库和实际数据集上的测试结果表明,本文所提方法能够准确地定位不同尺度和灰度目标的轮廓,从而提高算法的演化迭代效率,基于多目标的变分水平集模型能够准确检测出不同的目标,检测效率高,准确性好,尤其是对非常复杂的场景进行检测时,能够有效减少遮挡物和相近背景对目标的影响,取得满意的检测效果.

同时注意到,当存在大面积遮挡时,算法的检测准确率将会明显下降.因此,如何进一步降低遮挡物对算法的影响,将是我们进一步的研究方向.我们认为,多帧间的上下文信息将为解决这一问题提供有效的解决方案.另外,当待检测目标与背景非常接近时,检测边缘的准确性也会受到影响,针对这一问题,我们将充分利用水平集模型容易集成多种图像特征(如纹理特征、边缘特征等)的特点,设计更加准确的变分水平集模型,从而进一步提高目标检测的准确性.

### References:

- [1] Ling ZG, Zhao CH, Liang Y, Pan Q, Wang Y. Survey on vision based human action understanding. *Application Research of Computers*, 2008,25(9):2570–2578 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2008.09.003]
- [2] Ferryman J. Aircraft surroundings, categorised vehicles and individuals tracking for apRon's activity model interpretation and check. In: *Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Computer Vision*. 2005. <https://trimis.ec.europa.eu/project/aircraft-surroundings-categorised-vehicles-individuals-tracking-aprons-activity-model>
- [3] Shan Y, Wang RS, Yang F. An algorithm of motion detection based on the multi-feature background model. *Computer Engineering and Science*, 2007,29(8):40–42 (in Chinese with English abstract).
- [4] Ding ZX. Survey on moving object detection methods for video surveillance images. *Video Application and Project*, 2008,32(5):72–76 (in Chinese with English abstract).
- [5] Osher S, Sethian JA. Forntis propagating with curvature dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations. *Journal of Computational Physics*, 1988,79(1):12–49. [doi: 10.1016/0021-9991(88)90002-2]
- [6] Li CM, Huang R, Ding ZH, Gatenby JC, Metaxas DN. A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2011,20(7):2007–2016. [doi: 10.1109/TIP.2011.2146190]
- [7] He CJ, Tang LM. Anisotropic diffusion of halting speed fields in geometric active contour model. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2007,18(3):600–607 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18/600.htm> [doi: 10.1360/jos180600]
- [8] Bai XF, Wang WJ. Chan-Vese model with adaptive initial contour for image segmentation. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2013,7(12):1115–1124 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.3778/j.issn.1673-9418.1306007]
- [9] Liu T, Zhang DL, Zhou QW, Cao TS, Bian ZZ. A novel fast level set initialization method. *Journal of Image and Graphics*, 2010,15(5):775–781 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.11834/jig.20100510]
- [10] Lan H, Zhang L, Wang X. Initialization techniques for Chan-Vese model with thresholding. *Applied Mechanics and Materials*, 2012,198:227–232. [doi: 10.4028/www.scientific.net/AMM.198-199.227]
- [11] Xia RB, Liu WJ, Zhao JB, Li L. An optimal initialization technique for improving the segmentation performance of Chan-Vese model\*. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Automation and Logistics*. 2007. [doi: 10.1109/ICAL.2007.4338597]
- [12] Chao HK, Chan T, Merriman B, Osher S. A variational level set approach to multiphase motion. *Journal of Computational Physics*, 1996,127(1):179–195. [doi: 10.1006/jcph.1996.0167]
- [13] Chan TF, Vese LA. Active contours without edges. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2001,10(2):266–277. [doi: 10.1109/83.902291]
- [14] Mumford D, Shah J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 1989,42(5):577–685. [doi: 10.1002/cpa.3160420503]

- [15] Tsai A, Yezzi A, Willsky AS. Curve evolution implementation of the Mumford-Shah functional for image segmentation, denoising, interpolation, and magnification. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2001,10(8):1169–1186. [doi: 10.1109/83.935033]
- [16] Mansouri AR, Mitiche A, Vazquez C. Multiregion competition: A level set extension of region competition to multiple region image partitioning. *Computer Vision and Image Understanding*, 2006,101(3):137–150. [doi: 10.1016/j.cviu.2005.07.008]
- [17] Li M, Liang JZ, Liao CC. Active contour model for image segmentation based on clustering information. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2015,28(7):665–672 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.16451/j.cnki.issn1003-6059.201507011]
- [18] Gong YY, Luo XN, Huang H, Liao GJ, Zhang Y. Multi-Objects extracted based on single level set. *Chinese Journal of Computers*, 2007,30(1):120–128 (in Chinese with English abstract).
- [19] Lipton AJ, Fujiyoshi H, Patil RS. Moving target classification and tracking from real-time video. In: *Proc. of the 4th IEEE Workshop on Application of Computer Vision*. Princeton, 1998. 8–14.
- [20] MacQueen J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In: *Proc. of the Berkeley Symp. on Mathematical Statistics & Probability*. Berkeley: University of California Press, 1967. 281–297.
- [21] Li CM, Xu CY, Gui CF, Fox MD. Level set evolution without re-initialization: A new variational formulation. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005,1:430–436. [doi: 10.1109/CVPR.2005.213]
- [22] He CJ, Wang Y, Chen Q. Active contours driven by weighted region-scalable fitting energy based on local entropy. *Signal Processing*, 2012,92(2):587–600. [doi: 10.1016/j.sigpro.2011.09.004]
- [23] Zhang KH, Song HH, Zhang L. Active contours driven by local image fitting energy. *Pattern Recognition*, 2010,43(4):1199–1206. [doi: 10.1016/j.patcog.2009.10.010]
- [24] Zhang KH, Zhang L, Song HH, Zhou WG. Active contours with selective local or global segmentation: A new formulation and level set method. *Image and Vision Computing*, 2010,28(4):668–676. [doi: 10.1016/j.imavis.2009.10.009]
- [25] Wang XF. The study of level set methods and their applications in image segmentation [Ph.D. Thesis]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2009 (in Chinese with English abstract).
- [26] Vese LA, Chan TF. A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah model. *Int'l Journal of Computer Vision*, 2002,50(3):271–293. [doi: 10.1023/A:1020874308076]
- [27] Li YY, Santosa F. A computational algorithm for minimizing total variation in image restoration. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1996,5(6):987–995. [doi: 10.1109/83.503914]
- [28] Chantas G, Galatsanos NP, Molina R, Katsaggelos AK. Variational bayesian image restoration with a product of spatially weighted total variation image priors. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2010,19(2):351–362. [doi: 10.1109/TIP.2009.2033398]
- [29] Han XZ, Jian Z. A nonlinear image enhancement algorithm based on partial differential equations. *Signal Processing*, 2010, 1114–1116. [doi: 10.1109/ICOSP.2010.5655875]
- [30] Prisacariu VA, Reid I. Nonlinear shape manifolds as shape priors in level set segmentation and tracking. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2011,42(7):2185–2192. [doi: 10.1109/CVPR.2011.5995687]
- [31] Sun X, Yao H, Zhang S. A novel supervised level set method for non-rigid object tracking. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2011,32(14):3393–3400. [doi: 10.1109/CVPR.2011.5995656]
- [32] Aggarwal JK, Cai Q. Human motion analysis: A review. *Computer Vision and Image Understanding*, 1999,73(3):428–440. [doi: 10.1006/cviu.1998.0744]
- [33] Wang XF, Huang DS, Xu H. An efficient local Chan-Vese model for image segmentation. *Pattern Recognition*, 2010,43(3): 603–618. [doi: 10.1016/j.patcog.2009.08.002]
- [34] Jafarian N, Kazemi K, Moghaddam HA, Grebe R, Fournier M, Helfroush MS, Catherine GJ, Wallois Fabrice. Automatic segmentation of newborns' skull and fontanel from CTdata using model-based variational level set. *Signal Image and Video Processing*, 2014,8(2):377–387. [doi: 10.1007/s11760-012-0300-x]
- [35] Fang JX. Study based on the variational level set methods for image segmentation [Ph.D. Thesis]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2012 (in Chinese with English abstract).
- [36] Shahvaran Z, Kazemi K, Helfroush MS. Simultaneous vector-valued image segmentation and intensity nonuniformity correction using variational level set combined with Markov random field modeling. *Signal Image and Video Processing*, 2015,10(5):1–7. [doi: 10.1007/s11760-015-0836-7]
- [37] Wang Q, Wang C, Feng ZY, Ye JF. Review of  $K$ -means clustering algorithm. *Electronic Design Engineering*, 2012,20(7):21–24 (in Chinese with English abstract).

- [38] Shi XY, Xue AH, Liu YH. Application study of improved  $K$ -means clustering algorithm in iamge retrieval. Computer Engineering and Applications, 2011,47(10):193–196 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.3778/j.issn.1002-8331.2011.10.055]
- [39] Wu YF, He CJ. Indirectly regularized variational level set model for image segmentation. Neurocomputing, 2015,171(C):194–208. [doi: 10.1016/j.neucom.2015.06.027]
- [40] Liu LX, Chen MJ. Level set based multi-objects image segmentation. Patent, Number: CN 103093473 A, 2013 (in Chinese).
- [41] Fu D. A study of aerial target detection and recognition based on image sequence [MS. Thesis]. Xi'an: Xidian University, 2014 (in Chinese with English abstract).

#### 附中文参考文献:

- [1] 凌志刚,赵春晖,梁彦,潘泉,王燕.基于视觉的人行为理解综述.计算机应用研究,2008,25(9):1565–1580. [doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2008.09.003]
- [3] 单勇,王润生,杨凡.基于多特征背景模型的运动目标检测算法.计算机工程与科学,2007,29(8):40–42.
- [4] 丁忠校.视频监控图像的运动目标检测方法综述.电视技术,2008,32(5):72–76.
- [7] 何传江,唐利明.几何活动轮廓模型中停止速度场的异性扩散.软件学报,2007,18(3):600–607. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18/600.htm> [doi: 10.1360/jos180600]
- [8] 白雪飞,王文剑.自适应初始轮廓 Chan-Vese 模型图像分割方法.计算机科学与探索,2013,7(12):1115–1124.
- [9] 刘涛,张大龙,周秦武,曹铁生,卞正中.一种新颖的快速水平集初始化方法.中国图像图形学报,2010,15(5):775–781. [doi: 10.11834/jig.20100510]
- [17] 李敏,梁久祯,廖翠翠.基于聚类信息的活动轮廓图像分割模型.模式识别与人工智能,2015,28(7):665–672.
- [18] 龚永义,罗笑南,黄辉,廖国钧,张余.基于单水平集的多目标轮廓提取.计算机学报,2007,30(1):120–128.
- [25] 王晓峰.水平集方法及在图像分割中的应用研究[博士学位论文].合肥:中国科学技术大学,2009.
- [35] 方江雄.基于变分水平集的图像分割方法研究[博士学位论文].上海:上海交通大学,2012.
- [37] 王千,王成,冯振元,叶金凤. $K$ -means 聚类算法研究综述.电子设计工程,2012,20(7):21–24.
- [38] 史习云,薛安荣,刘艳红.改进  $K$ -means 聚类算法在图像检索中的应用研究.计算机工程与应用,2011,47(10):193–197. [doi: 10.3778/j.issn.1002-8331.2011.10.055]
- [40] 刘利雄,陈孟娟.一种基于水平集的多目标图像分割方法.专利,申请公布号:CN 103093473 A,2013.
- [41] 付达.基于序列图像的空中目标检测及识别方法研究[硕士学位论文].西安:西安电子科技大学,2014.



冯冬竹(1977—),女,山西运城人,博士,副教授,CCF 专业会员,主要研究领域为图像处理,计算机视觉及其在飞行器成像制导领域的应用.



戴浩(1985—),男,博士,讲师,主要研究领域为复杂网络同步控制,复杂系统分布式控制.



范琳琳(1992—),女,硕士,主要研究领域为图像处理领域,包括运动目标检测、图像分割.



袁晓光(1982—),男,博士,副教授,主要研究领域为传感器决策信息融合.



余航(1982—),男,博士,副教授,CCF 专业会员,主要研究领域为视觉导航,计算机视觉,图像处理,智能算法,模式识别.