

基于改进 DRLSE 的运动目标分割方法

胡祝华, 赵瑶池, 程杰仁, 彭金莲

(海南大学 信息科学技术学院, 海南 海口 570228)

摘 要: 为了得到精准、连续的运动目标轮廓, 提出将帧间差分法和改进的距离规则水平集演化 (DRLSE) 方法结合应用于运动目标分割. 采用帧间差分法得到运动目标的初始轮廓; 使用在能量泛函的外力项中融入运动序列时空变化信息的 DRLSE 方法进行轮廓演化, 避免演化受背景边缘干扰, 得到精准的运动目标轮廓; 根据精准目标轮廓的反馈估计运动方向, 并结合帧间差分法为后续的 DRLSE 提供一个较佳的初始轮廓, 能显著提高运动目标的分割速度. 实验结果表明, 与现有算法相比该改进方法能够更精确、更快地得到运动目标轮廓.

关键词: 活动轮廓模型 (ACM); 距离规则水平集演化 (DRLSE); 图像分割; 帧间差分; 运动目标分割

中图分类号: TP 391.41

文献标志码: A

文章编号: 1008-973X(2014)08-1488-08

Moving object segmentation method based on improved DRLSE

HU Zhu-hua, ZHAO Yao-chi, CHENG Jie-ren, PENG Jin-lian

(College of Information Science & Technology, Hainan University, Haikou 570228, China)

Abstract: In order to get an accurate and continuous contour of moving target, a novel method to segment moving object by combining frame difference and an improved (DRLSE) is proposed. Firstly, the initial contour of moving target was obtained using frame difference. Secondly, the contour was evolved with an improved DRLSE method, in which the spatial-temporal variable information in video sequences was merged into the external force field of energy functional to avoid the interference from background edge. Finally, the moving direction was estimated according to the feedback of the obtained accurate target contour, and by combining frame difference a better initial contour could be provided for the subsequent DRLSE, and thus the segmentation speed of moving object could be significantly improved. The experimental results show that the contour of moving target can be obtained more precisely and rapidly with the improved method introduced in this paper than with the existing methods.

Key words: active contour model (ACM); distance regularized level set evolution (DRLSE); image segmentation; frame difference; moving object segmentation

运动目标分割是智能视频分析中最关键的技术之一, 寻求精准的、实时的运动目标分割方法是计算机视觉、模式识别等领域极具意义和富有挑战性的课题.

Kass 等^[1]于 1988 年提出的活动轮廓模型 (active contour model, ACM) 是近二十多年来比较活跃的图像分割方法之一, 作为一种精准、连续的轮廓提取方法, 目前 ACM 被成功应用于医学图像分割、

收稿日期: 2013-08-21.

浙江大学学报(工学版)网址: www.journals.zju.edu.cn/eng

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61261024, 61363071); 海南省自然科学基金资助项目 (614221); 海南省教育厅基金资助项目 (Hjkj2013-14); 海南大学青年基金资助项目 (qnjj1185, qnjj1245).

作者简介: 胡祝华 (1979—), 男, 讲师, 博士生, 从事信号处理、计算机视觉的研究. Email: eagler_hu@hainu.edu.cn

通信联系人: 赵瑶池, 女, 讲师. E-mail: yaochizi@163.com

运动目标跟踪和三维立体匹配等领域. ACM 用于图像分割,先通过构建图像中轮廓的能量泛函,用相应的偏微分方程来求解极值,从而获得目标轮廓^[2-3]. 目前在 ACM 的实现方法中,通常采用水平集方法. 传统的水平集方法,需要定期对水平集函数重新初始化, Li 等^[4-5]提出距离规则水平集演化(distance regularized level set evolution, DRLSE)避免了水平集函数需要重新初始化的问题,并加快轮廓的收敛速度,这给 ACM 在其他新领域的应用提供了条件.

近年来越来越多的研究者开始将 ACM 应用于运动目标分割中来^[6-11]. 主要思想是利用常规的运动目标分割方法进行预处理为 ACM 提供初始轮廓,再利用 ACM 得到精准的运动目标轮廓. 例如,方宇强等^[6]将光流法和 ACM 结合,使算法对场景变化具有一定的鲁棒性. 徐杨等^[7]在背景差分的基础上采用改进的 ACM 使曲线在真实目标轮廓处收敛,于慧敏等^[8-9]将 ACM 应用于多运动目标的分割, Zhang 等^[10]将 ACM 的拓展方法应用到运动目标分割中,用以提高分割的鲁棒性. 光流法、背景差分法和 ACM 的结合在各自的应用场景下具有一定的有效性,但是光流法中光流方程的求解,背景差分法中背景获取、更新的时间开销很大,另外水平集方法求解的高时间复杂度,导致 ACM 很难真正满足运动目标检测的实时性需要. 至于多目标分割和分割鲁棒性问题,仍然需要在已有算法的基础上增加算法的复杂度,所以 ACM 应用于运动目标分割中,时间复杂度是首先需要考虑的问题.

本文选择时间复杂度很小的帧间差分法和 ACM 结合分割得到精准的目标轮廓,先采用帧间差分法获得运动目标初始轮廓,然后使用 DRLSE 进行轮廓演化,并从分割精度和分割速度 2 个方面加以改进. 针对 DRLSE 可能收敛于背景干扰边缘的问题,提出将运动序列中时间变化信息和空间变化信息融入到 DRLSE 的速度演化函数中. 针对 DRLSE 对初始轮廓敏感的问题,本文提出基于目标轮廓反馈的运动方向估计,利用估计的方向信息得到相对精确的初始轮廓. 实验结果表明该改进方法能够让曲线更精确、更快地收敛于运动目标边缘处,跟现有算法相比,具有较高的分割效率.

1 帧间差分法

在运动序列图像中,静止部分在时间轴上是不变的,在理想情况下,静止部分在前后 2 帧差分图像中的数值为 0. 帧间差分法对差分图像进行分析得

到运动目标.

设 $f(x, y, t_{i-1})$ 和 $f(x, y, t_i)$ 分别为在 t_{i-1} 和 t_i 时刻采集到的 2 幅图像,则其差分图像为

$$D_{i-1,i}(x, y) = |f(x, y, t_i) - f(x, y, t_{i-1})|. \quad (1)$$

对差分图像 $D_{i-1,i}(x, y)$ 利用自动阈值 T 进行分割得到二值图像 $BW_D_{i-1,i}(x, y)$

$$BW_D_{i-1,i}(x, y) = \begin{cases} 1, & D_{i-1,i}(x, y) > T \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (2)$$

显而易见,跟背景差分法和光流法相比,帧间差分法的时间复杂度很小,而且其对场景变化的适应性强. 在运动目标速度不是很快的情况下,帧间差分法得到的往往是稍稍扩大的运动目标区域,这非常符合 ACM 对初始轮廓的要求. 因此对于中低速的运动目标,虽然帧间差分法得到的运动目标区域不够精确,但可为后续的精准确定位初始轮廓位置.

2 ACM

ACM 又称为 Snake 模型^[1],其先定义一个关于解的能量泛函,如式(3)所示,然后求能量泛函对应的欧拉方程,如式(4)所示,通过偏微分方程演化获得能量泛函取极小值时对应的解,即为问题解.

$$E_{\text{snake}} = \int_0^1 E_{\text{int}}(v(s)) ds + \int_0^1 E_{\text{image}}(v(s)) ds. \quad (3)$$

$$\frac{\partial v}{\partial t} = - \frac{\partial (\int_0^1 E_{\text{int}}(v(s)) ds + \int_0^1 E_{\text{image}}(v(s)) ds)}{\partial v}. \quad (4)$$

将 ACM 应用于图像分割,则式(3)中的 s 表示参数, v 为边缘轮廓,能量泛函 E_{snake} 由内部力 E_{int} 和外部力 E_{image} 共同决定. 内部力包括轮廓的光滑力、刚性力等;外部力是图像力,由待分割的图像决定. 通过求解(4)所示的偏微分方程,得到的解 v 即为最终的目标轮廓.

由于 ACM 有泛函分析、变分法、偏微分方程法^[12]等强有力的数学工具支持,有着深刻的理论背景,它一经提出就成为计算机视觉领域研究的热点. 20 多年来,能量函数模型本身有了很大的改进和完善^[13],主要经历了参数活动轮廓模型和几何活动轮廓模型^[14-15] 2 个阶段,几何活动轮廓模型是研究众多的模型之一,而几何活动轮廓模型中最具代表性的是 Caselles 等提出的测地线活动轮廓模型(geodesic active contour, GAC),应用在图像分割中, GAC 的能量泛函为沿边缘的梯度反函数的加权和,如式(5)所示:

$$E_R(C) = \int_0^{L(C)} g(|\nabla I[C(s)]|) ds. \quad (5)$$

式中: C 为曲线, $L(C)$ 为曲线的弧长, g 为关于曲线梯度大小 $|\nabla I|$ 的反函数, E_R 取极小值时曲线由局部最强边缘组成, 式(5)对应的曲线演化方程为^[12]

$$\frac{\partial C}{\partial t} = gk\mathbf{N} - (\nabla g \cdot \mathbf{N})\mathbf{N}. \quad (6)$$

式中: k 为曲线曲率, \mathbf{N} 为曲线法矢量.

3 DRLSE

在求解式(6)所示的曲线演化方程时, 曲线函数 C 常常嵌入到高维函数 ϕ 中, 作为 ϕ 的零水平集, 通过 ϕ 的演化来获得曲线 C 的演化, 高维函数 ϕ 被称为水平集函数(level set function, LSF)^[16]. 式(6)对应的 LSF 的演化方程为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \operatorname{div} \left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) |\nabla \phi|. \quad (7)$$

针对上述由能量泛函最小化所导出的曲线演化问题, 可采用变分水平集方法. 将式(5)中对曲线的积分在形式上改写为对曲面的积分, 如式(8)所示

$$E(\phi) = \iint_{\Omega} g(x, y) \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy. \quad (8)$$

式中: $g(x, y)$ 为图像平面上点 (x, y) 处梯度的反函数, δ 为 Dirac delta 函数, 式(8)对应的 LSF 的演化方程为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \operatorname{div} \left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \delta(\phi). \quad (9)$$

使用 LSF 演化来获得边缘曲线, 最大的优势在于具有拓扑结构的自适应性, 但是必须要保证在演化过程中 LSF 保持为距离函数. 在实际演化中, LSF 会逐渐偏离距离函数的 $|\nabla \phi| = 1$ 的属性, 传统的做法是定期给 ϕ 重新初始化为距离函数. Li 等^[4]在能量泛函中加入距离约束项, 使 LSF 在演化过程中保持 $|\nabla \phi| = 1$ 的属性, 可以完全避免 LSF 在演化过程中的重新初始化问题. 之后, Li 等^[5]再对该距离约束项改进完善等, 提出了 DRLSE 方法. DRLSE 方法应用到图像边缘轮廓提取中采用的能量泛函为

$$\varepsilon(\phi) = \mu \mathcal{R}_p(\phi) + \lambda L_g(\phi) + \alpha A_g(\phi). \quad (10)$$

式中: $\mathcal{R}_p(\phi)$ 为距离规则约束项, μ, λ, α 分别为各能量项的系数.

$$\mathcal{R}_p(\phi) = \int_{\Omega} p(|\nabla \phi|) dX. \quad (11)$$

$$A_g(\phi) = \int_{\Omega} gH(-\phi) dX. \quad (12)$$

$$L_g(\phi) = \int_{\Omega} g\delta(\phi) |\nabla \phi| dX. \quad (13)$$

式(11)中: dX 为二维积分,

$$p(s) = \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2} (1 - \cos(2\pi s)), & s \leq 1; \\ \frac{1}{2} (s-1)^2, & \text{if } s > 1. \end{cases} \quad (14)$$

式(12)中: H 为 Heaviside 函数.

在实际应用中, $H(\phi)$ 和 $\delta(\phi)$ 由正则化 $H_\epsilon(\phi)$ 和 $\delta_\epsilon(\phi)$ 代替, 则式(10)所示能量泛函对应的 LSF 的演化方程为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \operatorname{div} (d_p(|\nabla \phi|) \nabla \phi) + \lambda \delta_\epsilon(\phi) \operatorname{div} \left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \alpha g \delta_\epsilon(\phi). \quad (15)$$

式中: d_p 定义为 $d_p(s) \triangleq \frac{p'(s)}{s}$.

4 基于运动方向估计的改进 DRLSE 运动目标分割

4.1 改进的 DRLSE

在式(10)所示的能量泛函中, 第 2、3 项作为曲线收敛的外力与图像有关, 体现在 g 为图像的函数. 在目前已有的 DRLSE 应用于运动目标分割方法中, g 是基于单幅图像的空间变化信息 $|\nabla I|$ ^[7], g 取为 $|\nabla I|$ 的反函数, 如式(16)所示.

$$g(|\nabla I(x, y)|) = \frac{1}{1 + |\nabla I(x, y)/r|^2}, r \in N. \quad (16)$$

这种单纯依赖空间变化信息的 g , 会导致曲线演化时出现一个问题: 能量泛函在背景边缘处时也会存在极值. 在曲线演化过程中, 指向该背景边缘的力很大, 偏离该背景边缘的力很小, 导致曲线最终收敛于背景边缘, 造成分割失败. 例如, 在如图 1 所示的运动场景中, 汽车轮廓会受到停车场中背景汽车的边缘, 道路两侧的边缘、路灯杆的边缘等影响.

为了弱化背景边缘对极值的影响, 考虑到背景在时间轴上的变化为零, 本文将图像在时间轴上的变化信息融入到能量泛函的外力中, 令图像函数为

$$g(I(x, y)_n) = \frac{1}{1 + |\nabla I(x, y)_n|^p} + \frac{1}{1 + |D(x, y)_{n, n-1}|^p}, p = 1, 2. \quad (17)$$

式中: $D(x, y)_{n, n-1}$ 表示在 (x, y) 位置第 n 和 $n-1$ 时刻的差分, 采用融入时空变化信息后的能量泛函为

$$\begin{aligned} \varepsilon(\phi) = & \mu \int_{\Omega} p(|\nabla \phi|) dX + \lambda \int_{\Omega} \frac{1}{1 + |\nabla I(x, y)_n|^p} + \frac{1}{1 + |D(x, y)_{n, n-1}|^p} \delta(\phi) |\nabla \phi| dX + \\ & \alpha \int_{\Omega} \frac{1}{1 + |\nabla I(x, y)_n|^p} + \frac{1}{1 + |DI(x, y)_{n, n-1}|^p} H(-\phi) dX. \end{aligned} \quad (18)$$

由式(18)得到的曲线演化方程如式(19)所示. 从动力学的角度来分析式(19)的曲线演化方程, 第 2 项为指向边缘的力, 第 3 项为闭合曲线向内的收缩力. 对比式(19)和式(15)可知, 在改进的演化方程中, 由于在外力中增加了基于时间变化的外力, 从而

加大了初始轮廓线向边缘演化的力, 能加快收敛速度, 提高分割效率. 更重要的是由于背景边缘在时间轴上变化为零, 所以增加的基于时间变化的外力能弱化背景边缘对曲线的吸引, 曲线能快速越过背景边缘, 而收敛于运动目标边缘.

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} = & \mu \operatorname{div} (d_p(|\nabla \phi|) \nabla \phi) + \lambda \delta_{\varepsilon}(\phi) \operatorname{div} \left(\left(\frac{1}{1 + |\nabla I(x, y)_n|^p} + \frac{1}{1 + |D(x, y)_{n, n-1}|^p} \right) \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \\ & \alpha \left(\frac{1}{1 + |\nabla I(x, y)_n|^p} + \frac{1}{1 + |D(x, y)_{n, n-1}|^p} \right) \delta_{\varepsilon}(\phi), p=1, 2. \end{aligned} \quad (19)$$

4.2 基于运动方向估计的初始轮廓

帧间差分法作为 ACM 的一种预分割方法, 往往都是得到一个平行于 x 轴或 y 轴的矩形^[8-9] 初始轮廓提供给后续分割, 如图 1 所示. 由曲线演化理论可知, 曲线上的点都是沿着其法线的方向演化, 所以这样的初始轮廓上各点离目标实际位置距离的差别可能很大, 有些初始点要演化很多次才能收敛到实际目标点, 而有些点经过很少的几次演化就可以达到实际目标点, 甚至还有可能初始点就位于实际目标点上. 例如, 图 1 中初始矩形左下角、右上角点要经过比其他各点更多的演化次数才能收敛于汽车实际轮廓点上, 如图 1 中箭头所示.



图 1 传统方法得到的初始轮廓

Fig. 1 Initial contour using traditional method

利用 ACM 进行图像分割, 由于是通过求局部极值的方法来得到目标轮廓, 初始轮廓如果离目标轮廓过远, 最终曲线可能收敛于非目标轮廓处; 或者由于演化次数太多造成实时性不够的问题.

本文提出基于运动方向估计的初始轮廓, 如图 2 中斜矩形所示. 运动方向估计是在前 2 帧目标轮廓反馈的基础上得到, 根据第 $n-1$ 帧和第 n 帧分割出来的精准轮廓, 得到运动方向信息, 如图 3 所示; 运动方向信息将与第 n 帧和第 $n+1$ 帧的差分图像共同决定第 $n+1$ 帧运动目标的初始轮廓, 然后通



图 2 基于运动方向估计的初始轮廓

Fig. 2 Initial contour based on estimation of moving

过改进后的 DRLSE 分割得到第 $n+1$ 帧目标的精准轮廓, 如图 4 所示.

具体实现步骤为

1) 由改进后的 DRLSE 来实现第 $n-1$ 、 n 帧的精准轮廓的提取, 如图 4 所示, 从而分别得到质心 S_{n-1} 和 S_n .

2. 由质心得到运动矢量 V_n , 如式(20)所示.

$$V_n = S_n - S_{n-1}. \quad (20)$$

得到运动方向 θ , 如式(21)所示, 其中 V_{n-y} 和 V_{n-x} 为 V_n 在 y 轴和 x 轴方向的分量.

$$\theta = \arcsin (V_{n-y} / \sqrt{V_{n-x}^2 + V_{n-y}^2}). \quad (21)$$

3) 建立新坐标系 $X'OY'$, 新坐标系是在原坐标系 XOY 的基础上旋转 θ .

4) 将对差分图像处理得到运动目标的外接矩形区域里目标点的坐标采用式(22)变换到新坐标系中.

$$\begin{aligned} x' &= x \cos (\theta) + y \sin (\theta), \\ y' &= -x \sin (\theta) + y \cos (\theta). \end{aligned} \quad (22)$$

5) 得到新坐标系中目标点的外接矩形, 再将该外接矩形使用式(23)变回到原坐标系来, 得到融合了运动方向信息的初始轮廓.

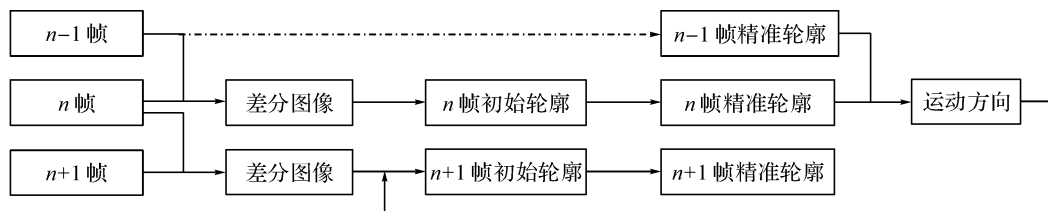


图 3 运动方向估计

Fig. 3 estimation of moving direction

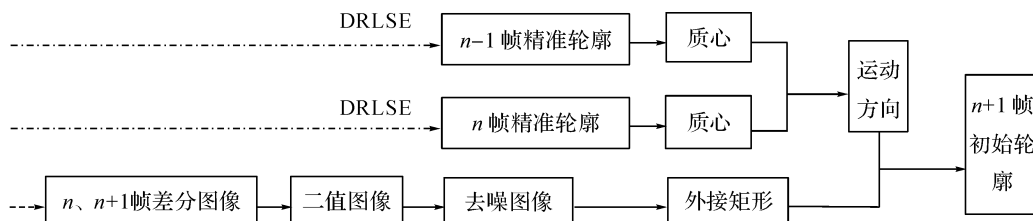


图 4 初始轮廓获取流程图

Fig. 4 Flow diagram about getting initial contour

$$\begin{aligned} x &= x' \cos(-\theta) + y' \sin(-\theta), \\ y &= -x' \sin(-\theta) + y' \cos(-\theta). \end{aligned} \quad (23)$$

对比图 1 和 2 可知,图 2 矩形的顶点离目标轮廓线的距离相对于图 1 近了许多,因此融入了目标运动方向信息后,改进的 DRLSE 演化次数和收敛时间也会显著减少;同时矩形里面包含的具有干扰性的背景边缘也会变少,从而可以显著提升演化效率。

5 实验结果

将传统的基于空间变化信息的 DRLSE(本文中称为“传统的 DRLSE”)和本文提出的融入时空变化信息的 DRLSE(本文称为“改进的 DRLSE”)应用在某室内、室外场景的分割中,其对比效果如图 5、6、7 所示。图 5 为室内环境,分割的运动目标为迎面走来的人。图(a)中矩形为帧差法得到的初始轮廓,由图(b)可知,传统方法演化 400 次部分边缘收敛于门框边缘,而图(c)中只演化了 200 次得到精准的人的轮廓。

图 6 为某园区室外场景,图(a)中矩形为帧差法得到的初始轮廓,图(b)中曲线为传统 DRLSE 演化 60 次得到的轮廓。图(c)中曲线为本文改进 DRLSE 演化 40 次后的演化效果。对比图(b)和(c),图(c)中演化曲线在行人腿部收敛得更好。

图 7 中是“PetsD2TeC2.avi”中出现汽车行驶的一段视频,视频中存在有大量的噪声和干扰。图(a)为第 303 帧,其中的矩形为经过帧间差分 and 形态学滤波后得到的初始轮廓。初始轮廓内有草坪边缘、



(a) 初始轮廓



(b) 传统方法演化400次



(c) 本文方法演化200次

图 5 传统 DRLSE 与本文改进 DRLSE 方法对比 1

Fig. 5 Comparison 1 of effects between using traditional DRLSE and using improved DRLSE



(a) 初始轮廓



(b) 传统方法演化60次



(c) 本文方法演化40次

图 6 传统 DRLSE 方法与本文改进 DRLSE 方法对比 2

Fig. 6 Comparison 2 of effects between using traditional DRLSE and using improved DRLSE

停车场中背景汽车边缘,这些对于 DRLSE 来说都是具有干扰性的背景边缘。

采用传统 DRLSE 方法,曲线在背景边缘处演化了很长时间,由图(b)可知,部分边缘收敛于背景汽车边缘、道路边缘了.改进的 DRLSE 方法可使曲线很快的越过背景边缘,由图(c)可知在演化 60 次时轮廓线基本收敛于运动汽车的边缘,得到比传统 DRLSE 演化 80 次时更加精准的结果.如表 1 所示,为对该段视频中代表性帧的演化时间和效果的详细对比,第 295、335、343 帧汽车行驶在停车场区域附近,采用传统的 DRLSE,部分轮廓收敛于背景汽车边缘;而第 365、385 帧部分轮廓收敛于道路边缘。

如图 8 所示为传统初始轮廓和基于运动方向估计的初始轮廓(本文称“改进初始轮廓”)及演化对比,其中的演化函数都是采用本文的改进 DRLSE.图(a)为“PetsD2TeC2.avi”中第 383 帧,图(b)中矩形为传统初始轮廓,图(c)和(d)中曲线为传统初始



(a) 初始轮廓



(b) 传统方法演化80次



(c) 本文方法演化60次

图 7 传统 DRLSE 方法与本文改进 DRLSE 方法对比 3

Fig. 7 Comparison 3 of effects between using traditional DRLSE and using improved DRLSE

轮廓分别演化 30 次、60 次后的演化曲线.图(e)中斜矩形为改进的初始轮廓,图(f)中的曲线为改进初始轮廓演化 30 次后的演化曲线。

由图(d)和(f)对比可知,改进初始轮廓为 DRLSE 提供了一个很好的初始轮廓曲线,能让 DRLSE 在较短的时间内取得更好的演化效果,而且初始轮廓接近目标轮廓,能让 DRLSE 尽量少的受背景边缘的干扰.如表 2 所示为该段视频中代表性帧在采用传统初始轮廓和改进初始轮廓所需演化时间和演化次数对比.其中第 4 列为改进的初始轮廓所需的时间,而第 6 列的时间为包含了获取初始轮廓时间在内的总时间。

本文算法的实验环境为 Inter(R),Core(TM) i5-2500 CPU @3.30GHZ,3.24GB 内存,软件环境为 Window XP 操作系统,Matlab 7.1.实验中参数的设定值为:时间步长为 10, μ 为 0.02, λ 为 5, α 为 5, ϵ 为 1.5。

表 1 传统 DRLSE 与改进 DRLSE 的演化时间和演化效果对比

Tab. 1 Comparison of evolution effects and time between using traditional DRLSE and using improved DRLSE

帧数	传统的 DRLSE			改进的 DRLSE		
	演化次数	总时间/s	演化效果	演化次数	总时间/s	演化效果
295	120	3.368		60	1.944	
335	180	5.06		90	2.836	
343	200	6.192		100	3.124	
365	160	4.416		80	2.508	
385	160	5.384		80	2.516	



(a) 实验原图



(b) 传统的初始轮廓



(c) 传统初始轮廓演化30次



(d) 传统初始轮廓演化60次



(e) 改进的初始轮廓



(f) 改进的初始轮廓演化30次

图 8 传统的初始轮廓和基于运动方向估计的初始轮廓对 DRLSE 的影响对比

Fig. 8 Comparison of effects between using traditional initial contour and using improved initial contour

表 2 改进的初始轮廓和传统初始轮廓演化时间对比

Tab. 2 Comparison of evolution time between using traditional initial contour and using improved initial contour

帧数	传统的初始轮廓及其演化			改进的初始轮廓及其演化	
	演化次数	总时间/s	获取时间/s	演化次数	总时间/s
295	60	1.944	0.646	35	1.412
335	90	2.836	0.678	38	1.856
343	100	3.124	0.646	38	1.498
365	80	2.508	0.698	42	1.7
385	80	2.516	0.942	42	2.082

6 结 语

本文从提高算法效率的角度出发,将帧间差分法和ACM结合来分割得到运动目标轮廓,采用DRLSE方法来实现算法,并将时空变化信息融入到DRLSE能量泛函的外力场中,对于传统的基于空间变化信息的DRSL来说,背景边缘的存在会影响DRLSE演化,而融入时空变化信息的DRLSE可以弱化背景边缘的干扰,提高演化效率.另外本文采用基于运动方向估计的初始轮廓作为DRLSE的初始轮廓曲线,缩短演化距离,并减少轮廓内背景边缘,从而进一步提高算法的效率.文中的运动方向估计受前一帧轮廓的精准程度影响,对运动方向的进一步的精确估计方法和基于DRLSE的多目标的分割和跟踪是今后的研究方向.

参考文献(References):

- [1] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes; active contour models [C]// **Proceedings-First International Conference on Computer Vision**. London: IEEE, 1987: 259-268.
- [2] 钱芸, 张英杰. 水平集的图像分割方法综述[J]. **中国图象图形学报**, 2008, 13(1): 7-13.
QIAN Yun, ZHANG Ying-jie. Level set methods and its application on image segmentation [J]. **Journal of Image and Graphics**, 2008, 13(1): 7-13.
- [3] 孔丁科. 几何活动轮廓图像分割模型的研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2010: 3-11.
KONG Ding-ke. Research on geometric active contour models for image segmentation [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2010: 3-11.
- [4] LI Chun-ming, XU Chen-yang, GUI Chang-feng, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation [C]// **2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2005**. San Diego: IEEE, 2005: 430-436.
- [5] LI Chun-ming, XU Chen-yang, GUI Chang-feng, et al. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation [J]. **IEEE Transactions on Image Processing**, 2010, 19(12): 3243-3254.
- [6] 方宇强, 戴斌, 宋金泽, 等. 一种改进的基于活动轮廓和光流的运动目标分割方法 [J]. **中南大学学报: 自然科学版**, 2011, 42(4): 1035-1042.
FANG Yu-qiang, DAI Bin, SONG Jin-ze, et al. An improved moving objects segmentation method based on optical flow technique and active contour model [J]. **Journal of Central South University :Science and Technology**, 2011, 42(4): 1035-1042.
- [7] 徐杨, 吴成东, 赵莹. 基于DRLSE模型的运动目标跟踪[J]. **计算机辅助设计与图形学学**, 2012, 24(3): 345-350.
XU Yang, WU Cheng-dong, ZHAO Ying. Moving object tracking using DRLSE model [J]. **Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics**, 2012, 24(3): 345-350.
- [8] 于慧敏, 尤育赛. 基于水平集的多运动目标检测和分割[J]. **浙江大学学报: 工学版**, 2007, 41(3): 412-417.
YU Hui-min, YOU Yu-sai. Detecting and segmenting multiple moving objects using level set method [J]. **Journal of Zhejiang University: Engineering Science**, 2007, 41(3): 412-417.
- [9] 李静, 王军政, 梁少敏, 等. 基于改进水平集的多运动目标检测方法[J]. **北京理工大学学报**, 2011, 31(5): 557-561.
LI Jing, WANG Jun-zheng, LIANG Shao-min, et al. Method of detecting multiple moving object based on improved level set [J]. **Transactions of Beijing Institute of Technology**, 2011, 31(5): 557-561.
- [10] ZHANG Rong-guo, YANG Li, LIU Kun, et al. Moving objective detection and its contours extraction using level set method[C]// **2012 International Conference on Control Engineering and Communication Technology, ICCECT 2012**. Shenyang: IEEE, 2012: 778-781.
- [11] 赵骥, 冯闯, 邵富群, 等. 基于自适应帧差和水平集的运动目标检测和分割[J]. **信息与控制** 2012, 41(2): 153-158.
ZHAO Ji, FENG Chuang, SHAO Fu-qun, et al. Moving object detection and segmentation based on adaptive frame difference and level set [J]. **Information and Control**, 2012, 41(2): 153-158.
- [12] 王大凯, 侯榆青, 彭进业. 图像处理的偏微分方程方法[M]. 北京: 科学出版社, 2008: 88-97.
- [13] 陈波, 赖剑煌. 用于图像分割的活动轮廓模型综述[J]. **中国图象图形学报**, 2007, 12(1): 11-20.
CHEN Bo, LAI Jian-huang. Active contour models on image segmentation: a survey [J]. **Journal of Image and Graphics**, 2007, 12(1): 11-20.
- [14] CASELLES V, KIMMEL R, SAPIRO G. Geodesic active contours [J]. **International Journal of Computer Vision**, 1997, 22(1): 61-79.
- [15] PARAGIOS N, DERICHE R. Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects [J]. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 2000, 22(3): 266-280.
- [16] OSHER S, SETHIAN J A. Front propagating with curvature dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations [J]. **Journal of Computational Physics**, 1988, 79(1): 12-49.