

# 基于改进几何活动轮廓模型和 Kalman 滤波的目标跟踪方法

李 晗<sup>1</sup>, 武奇生<sup>2</sup>, 罗向龙<sup>1</sup>

(1. 长安大学 信息工程学院, 陕西 西安 710064; 2. 长安大学 电子与控制工程学院, 陕西 西安 710064)

**摘 要:**针对几何活动轮廓模型在跟踪时初始化的影响和收敛不准确的问题,将帧间差分和统计量假设后得到的目标外接矩形作为曲线初始值;引入一个强制项,提出一种改进的几何活动模型方法进行目标轮廓拟合,完成检测;结合目标物轮廓曲线和 Kalman 滤波器实现运动跟踪。试验结果表明:以车辆目标外接矩形作为初始化曲线,可简化初始化工作,加快车辆目标的轮廓曲线收敛速度;在收敛过程中引入了一个水平集函数的强制项,可使曲线准确演化到对象边缘的凹陷部分,增强曲线的收敛能力;在运动视频对象的准确轮廓基础上,可更准确地跟踪车辆目标。

**关键词:**模式识别;运动目标跟踪;几何活动轮廓;水平集方法;Kalman 滤波

**中图分类号:**TP391.41

**文献标志码:**A

## Motion object tracking algorithm using an improved geometric active contour model and Kalman filtering

LI Han<sup>1</sup>, WU Qi-sheng<sup>2</sup>, LUO Xiang-long<sup>1</sup>

(1. School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China;

2. School of Electronic and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China)

**Abstract:** In order to overcome the initialization and inaccuracy problem of geometric active contour model in tracking, an improved method is proposed. The statistical feature of inter-frame difference is used to detect automatically the moving area of vehicles in a video sequence. Then this rectangle region of objects is set as the initialization of geometric active contour to fit the edge of objects, which can simplify the initialization. Lastly, an accurate contour of vehicles can be used for Kalman filtering tracking. Taking bounding rectangles as initial curve will simplify the initialization and improve the convergence rate. Through introducing an enforcement item to the level set function, the fitted contour can converge to concave edges, which also increase the convergence performance. The accurate contours can improve the tracking efficiency. 1 tab, 4 figs, 11 refs.

**Key words:** pattern recognition; motion object tracking; geometric active contour; level set method; Kalman filtering

## 0 引言

运动目标跟踪技术可分为基于目标模型、基于区域、基于目标特征和基于目标轮廓的 4 大主要跟踪方法。和其他方法相比,基于轮廓的跟踪方法的优点是,可自动更新曲线轮廓以表示和跟踪目标物。几何活动轮廓模型(geometric active contour model)能够很好地拟合出运动目标的轮廓,且可随目标物形状自适应地改变,近年来在基于轮廓的目标跟踪理论中获得了较多的应用。如 Peterfreund 结合卡尔曼(Kalman)滤波和活动轮廓进行视频跟踪<sup>[1]</sup>;郭礼华等采用基于直方图的活动轮廓模型进行目标跟踪<sup>[2]</sup>;罗嘉等使用修正外力场的几何活动轮廓模型结合运动估计进行目标跟踪<sup>[3]</sup>;张晓燕等利用改进外力的活动轮廓模型和三步搜索法进行视频跟踪等<sup>[4]</sup>。但几何活动轮廓模型用于跟踪的主要问题是初始化困难和收敛不准确。常用的初始轮廓信息主要为目标边缘(如 canny 算子检测结果),往往包含很多背景干扰边缘,会造成误检,在检测和跟踪时需要进行伪轮廓排除。为此,针对几何活动轮廓模型的缺点,本文提出了一种基于改进活动轮廓和 Kalman 滤波器的运动目标跟踪算法。差分法检测出当前帧的运动目标区域,并作为几何轮廓收敛曲线的初始值,可避免初始值随机或需预处理的缺点。由于几何活动轮廓模型在凹处不易收敛,引入了一个水平集函数的强制项,使得曲线收敛时恒定指向内部,并采用 Kalman 滤波完成跟踪。试验表明,本文方法能够简化初始化工作,加快收敛速度,增加曲线向凹处的收敛能力,实现了准确、快速的基于对象闭合轮廓曲线的目标跟踪。

## 1 初始运动视频对象及轮廓

### 1.1 基于统计量的运动目标检测

常规方法是对当前帧和背景帧的差分图像进行阈值化,来检测运动区域。但检测结果依赖于指定的阈值,因此不具有通用性。

因此,从算法的自适应性出发,本文比较帧间差分图像的局部区域与背景帧相应位置的统计量:均值和标准差,从而自动分离运动目标和背景区域。其中,局部区域设定大小为  $3 \times 3$ ,可以避免单个噪声像素点导致的错误检测。

### 1.2 运动目标提取

为了消除目标区域的干扰,先利用面积阈值法消除运动区域的噪声,再利用形态学进行先开后闭

处理,从而得到完整的运动区域。

面积阈值法表达式为

$$A_{m,avg} = \sum_{k=1}^N S_k / N \quad (1)$$

$$P_k(x, y) = \begin{cases} 1, S_k > A_{m,avg} \\ 0, S_k \leq A_{m,avg} \end{cases}$$

式中: $A_{m,avg}$  为第  $m$  次迭代时所有目标物的面积均值; $S_k(k=1,2,\dots,N)$  为二值图像中噪声和目标的面积; $N$  为面积的个数; $P_k(x, y)$  为去噪后的图像。

当图像中所有目标面积都大于均值时,停止迭代,可有效地去除小面积噪声干扰,同时很好地保留了运动目标。

### 1.3 获得运动目标初始轮廓

对只含运动目标的二值图像进行贴标签运算,得到目标物的若干参数,包括:对象物面积、质心、外接矩形尺寸及坐标等。定义初始化半径为目标物外接矩形尺寸的一半,表达式为

$$r = \sqrt{r_x^2 + r_y^2} / 4 \quad (2)$$

式中: $r$  为初始曲线半径; $r_x, r_y$  分别为目标物外接矩形的宽和高。

## 2 改进几何活动轮廓模型

活动轮廓模型最初是由 Kass 等人提出的,基本思想是,最小化一个封闭曲线的“能量”泛函,使得曲线在能量最小时能够收敛到目标轮廓<sup>[5]</sup>。这一模型的缺点是,无法很好地处理物体拓扑结构的变化。为了克服这一缺陷,Gasellos 和 Malladi 等分别独立提出了几何活动轮廓模型(geometric active contour),其曲线运动过程是基于几何度量参数(法线方向矢量、曲率等)的,因此能量的收敛过程可以自动适应拓扑结构的变化<sup>[6-7]</sup>。

本文选择 Chan-Vese(C-V) 能量作为曲线演化模型的能量函数<sup>[8]</sup>。其定义为

$$F(C, c_{in}, c_{out}) = \mu L(C) + v S_0(C) + \lambda_{in} \cdot \int_{inside(C)} |\mu - c_{in}|^2 dx dy + \lambda_{out} \cdot \int_{outside(C)} |\mu - c_{out}|^2 dx dy \quad (3)$$

式中:原始图像被闭合轮廓线  $C$  分为曲线内部区域  $inside(C)$  和外部区域  $outside(C)$ ;  $L(C)$  为闭合轮廓线  $C$  的长度; $S_0(C)$  是曲线  $C$  的内部区域面积; $\lambda_{in}, \lambda_{out} \geq 0$ ,为各个能量项权重系数; $c_{in}, c_{out}$  分别为曲线  $C$  内部和外部区域的平均灰度值; $F$  的前两项是平滑项; $\mu$  为带符号的嵌入函数,

$$\mu(x, y) = \begin{cases} d[(x, y), C], (x, y) \in outside(C) \\ -d[(x, y), C], (x, y) \in inside(C) \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $d[(x, y), C]$  表示点  $(x, y)$  与曲线  $C$  的 Eulidean 距离。

水平集方法常用于求解如式(3)的曲线运动方程,但存在无法收敛到对象的凹陷部分,且有收敛速度慢的缺点<sup>[9]</sup>。本文针对此类问题提出了改进:①选择运动目标初始运动范围作为曲线初始值;②引入了一个水平集函数的强制项。

以目标物的外接矩形和初始半径值作为曲线初始值,最终目标物轮廓线  $c^*$ 、 $c_{in}^*$  和  $c_{out}^*$  可通过最优化能量函数式(3)获得。

$$\arg[\min F(C, c_{in}, c_{out})] \quad (5)$$

在最小化时,上式(3)所对应的梯度向量流 (gradient vector flow, GVF) 为

$$\frac{\partial \mu}{\partial t} = \delta_\epsilon(\mu) \left[ \operatorname{div} \left( F \frac{\nabla \mu}{|\nabla \mu|} \right) + cF \right] \quad (6)$$

式中:  $\nabla$  为梯度算子;  $\operatorname{div}$  为散度;  $\delta_\epsilon(\mu) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\epsilon}{\epsilon^2 + \mu^2}$ ; 常数值  $\epsilon = 1.2, c = 0.01$ 。

本文对式(6)的梯度向量流增加了一个指向曲线内部的项,见式(7)。当曲线收缩时,强制轮廓的演化方向恒定指向曲线内部,在向内收缩和向外演化之间进行平衡。

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mu}{\partial t} = \nabla \mu - \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \mu}{|\nabla \mu|} \right) = \\ \operatorname{div} \left[ \left( 1 - \frac{1}{|\nabla \mu|} \right) \nabla \mu \right] \end{aligned} \quad (7)$$

其对应的水平集实现为

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mu}{\partial t} = \mu \left[ \nabla \mu - \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \mu}{|\nabla \mu|} \right) \right] + \delta_\epsilon(\mu) \cdot \\ \left[ \operatorname{div} \left( F \frac{\nabla \mu}{|\nabla \mu|} \right) + cF \right] \end{aligned} \quad (8)$$

其中,步长选为 0.01。

### 3 运动视频对象的跟踪

#### 3.1 运动估计

运动估计可得到相邻帧间的运动向量,同时进行

行运动补偿。本文选用 Kalman 滤波器对目标的运动(如位置、速度等)进行估计和预测<sup>[10]</sup>。系统的状态方程和观测方程为

$$\mathbf{X}_k = \Phi_{k,k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{U}_{k,k-1} \bar{a} + \Gamma_{k,k-1} \mathbf{W}_{k-1} \quad (9)$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (10)$$

式中:  $\mathbf{X}_k$ 、 $\mathbf{X}_{k-1}$  分别为  $k$  时刻和  $k-1$  时刻的状态变量;  $\mathbf{Z}_k$  为  $k$  时刻的观测变量;  $\bar{a}$  为加速度分量;  $\mathbf{U}_{k,k-1}$  为对应的系数矩阵;  $\mathbf{W}_{k-1}$ 、 $\mathbf{V}_{k-1}$  分别为状态和观测对应的噪声序列阵;  $\mathbf{Q}$ 、 $\mathbf{R}$  分别为方差阵;  $\Phi_{k,k-1}$  为状态转移矩阵;  $\mathbf{H}_k$  为观测矩阵;  $\Gamma_{k,k-1}$  为噪声输入矩阵,通过 Kalman 滤波理论可得到最优的一步预测  $\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}$ 。

本文中,选择系统的状态变量为  $\mathbf{X}_k = [s_x, s_y, v_x, v_y, c_x, c_y]$ , 分别表示目标在  $x$  和  $y$  方向的位置坐标  $(s_x, s_y)$ 、速度坐标  $(v_x, v_y)$  和质心坐标  $(c_x, c_y)$ , 观测变量  $\mathbf{Z}_k = [s_x, s_y]$ 。

#### 3.2 运动目标的轮廓跟踪

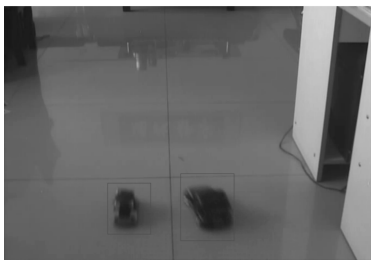
利用 Kalman 滤波所得的帧间运动向量对当前帧目标进行运动预测,并结合上一帧的曲线位置,实现对下一帧的运动目标的跟踪。

### 4 试验结果与讨论

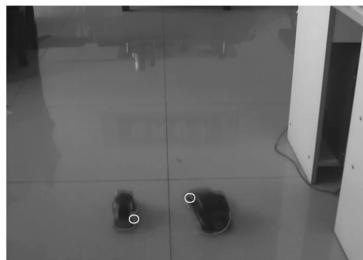
#### 4.1 试验结果

试验数据为室内实拍彩色 24 位视频,大小为  $680 \times 460$ , 2 个车辆目标从下至上运动,最终发生碰撞,混合了尺度缩放、平移和弹性等运动。使用水平集方法实现常规几何活动轮廓模型和本文方法,由于此类方法的图像数据类型为灰度,因此将所得收敛结果叠加在彩色图像上显示。算法是在 P4 1.8 G、1G RAM 的 PC 机上,基于 Visual C++6.0 平台完成。

2 种方法下单帧图像的车辆运动目标检测结果如图 1 所示。



(a) 初始轮廓位置



(b) 常规几何活动轮廓法拟合结果



(c) 本文方法结果

图 1 视频运动车辆目标检测结果(第 67 帧)

图 1(a)为经差分统计量检测后获得的车辆运动目标外接矩形;图 1(b)为常规的几何活动轮廓方法结果,车辆的凹陷部分未被准确拟合(用白色圆圈

标记);图 1(c)为本文方法结果。  
2 种方法的初始化曲线,在相同的能量阈值下各自的车辆目标检测结果如图 2、图 3 所示。

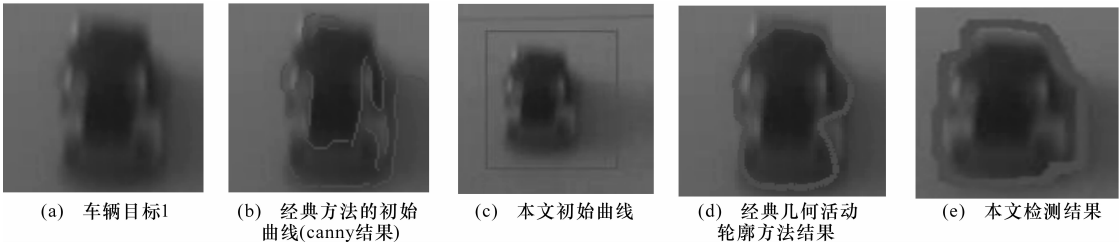


图 2 第 67 帧车辆目标 1 的初始化曲线和检测结果

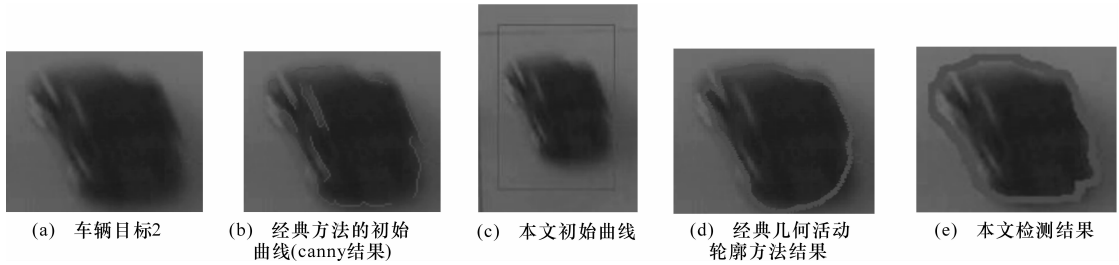


图 3 第 67 帧车辆目标 2 的初始化曲线和检测结果

图 2 和图 3(a)为车辆运动目标物;图 2 和图 3 (b)、(d)分别为常规几何活动轮廓方法的初始曲线和迭代结果;图 2 和图 3 (c)、(d)是本文的初始曲线和收敛结果。

4.2 曲线收敛能力分析

由图 2 和图 3(d)可知,由于背景中存在弱纹理和噪声干扰,导致在车辆目标轮廓凹陷处,常规方法的梯度向量与边界梯度的缓变不一致,陷入局部极小值,使得轮廓无法全部演化到车辆的凹陷部分。图 2 和图 3(e)是本文方法的结果。加入强制项后,能够克服弱纹理和噪声的干扰,准确地收敛到车辆的轮廓。

4.3 收敛速度分析

图 2 和图 3 (b)是常规几何轮廓模型所采用的初始值,可看出实际的车辆轮廓边缘是不连续的,特别在车轮和颜色变化区域还存在较多的干扰边缘。需要先消除干扰边缘和连接目标边缘,才能得到光滑的初始曲线。本文直接采用目标物外接矩形,可简化这一过程。对单帧的处理速度见表 1。

表 1 几何活动轮廓模型方法与本文方法的比较(第 67 帧)

方 法	时间步长	迭代次数/次	所用时间/ms
几何活动轮廓方法	0.01	600	56.304
本文方法	0.01	400	37.829

由表 1 可知,选用外接矩形作为曲线初始值,由

于其较为接近车辆轮廓,在参数相同时,较常规的几何活动轮廓方法迭代次数少,收敛速度更快,从而提高了算法效率。

4.4 跟踪性能分析

基于改进几何活动轮廓模型完成单帧图像的检测,在前帧车辆轮廓基础上结合 Kalman 滤波进行跟踪,结果如图 4 所示。



(a) 区域跟踪方法结果



(b) 本文方法跟踪结果

图 4 视频车辆运动目标跟踪结果(第 89 帧)

准确跟踪是交通事故预测、判定的重要依据。本试验视频模拟了撞车这一交通事故,若采用基于

区域的跟踪方法,很容易将距离较近的 2 个车辆目标误判为一个运动目标,如图 4(a)所示<sup>[11]</sup>。而本文方法在车辆目标检测时,可得到目标区域内部和外部之间的最佳收敛轮廓曲线,从而使跟踪结果更为准确,如图 4(b)所示。

由以上试验结果可知,本文算法能够对视频运动对象进行准确的轮廓拟合检测,而且经 Kalman 滤波器进行运动估计和跟踪后,也获得了很好的跟踪效果。

## 5 结 语

(1)对运动目标视频序列,利用局部统计量分离目标和背景,避免阈值设定,具有一定的通用性。

(2)将各个目标物的外接矩形作为几何活动轮廓模型的初始曲线,简化了初始化工作,可在一定程度上提高收敛速度。

(3)对常规的几何活动轮廓模型引入了强制项,使得目标轮廓凹陷处的曲线拟合更加准确;利用 Kalman 滤波器进行运动估计和补偿,实现对运动对象的准确跟踪。

## 参考文献:

### References:

- [1] Peterfreund N. Robust tracking of position and velocity with Kalman snakes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(6):564-569.
- [2] 郭礼华,袁晓彤,李建华. 基于直方图的 snake 视频对象跟踪算法[J]. 中国图像图形学报, 2005, 10(2): 197-202.  
GUO Li-hua, YUAN Xiao-tong, LI Jian-hua. Video object tracking method based on snake model using object's histogram information[J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(2):197-202.
- [3] 罗 嘉,韦志辉. 基于几何轮廓模型的目标跟踪与快速运动估计[J]. 中国图像图形学报, 2009, 14(7): 1361-1369.

- LUO Jia, WEI Zhi-hui. Tracking and fast motion estimation via geometric active contour model[J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(7):1361-1369.
- [4] 张晓燕,赵荣椿,马志强. 基于改进活动轮廓的视频对象自动分割及跟踪算法[J]. 中国图像图形学报, 2007, 12(3):438-443.  
ZHANG Xiao-yan, ZHAO Rong-chun, MA Zhi-qiang. Automatic video segmentation and tracking using a improved active contour[J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(3):438-443.
- [5] Kass M, Witkin A, Terzopolos D. Snake: active contour models[J]. International Journal of Vision, 1998, 1(4):321-331.
- [6] Caselles V, Catta F, Coll T, et al. A geometric model for active contours in image processing[J]. Numeric Mathematic, 1993, 66(1):1-31.
- [7] Malladi R, Sethian J A, Vemuri B C. Shape modeling with front propagation: a level set approach[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(2):158-174.
- [8] Chan T F, Vese L. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 2(10):266-277.
- [9] 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 Mathematics Intelligence, 2000, 22(3):266-280.
- [10] Meuter M, Iurgel U, Park S, et al. The un-scented Kalman filter for pedestrian tracking from a moving host[J]. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2008(6):37-42.
- [11] 杨艳芳,齐美彬,王 倩,等. 基于运动检测与运动搜索的多目标跟踪[J]. 计算机工程, 2008, 34(19): 222-224.  
YANG Yan-fang, IQ Mei-bin, WANG Qian, et al. Multi-object tracking based on motion detection and motion search[J]. Computer Engineering, 2008, 34(19):222-224.