

## 采用测地线活动轮廓模型检测与跟踪运动目标

徐 杨<sup>1,2</sup>, 吴成东<sup>1</sup>, 陈东岳<sup>1</sup>, 赵 骥<sup>2</sup>, 王 力<sup>1</sup>

(1. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110004; 2. 辽宁科技大学 软件学院, 辽宁 鞍山 114051)

**摘要:** 水平集几何活动轮廓模型能较好地适应曲线的拓扑变化. 为了跟踪和获取刚体和非刚体运动目标的轮廓信息, 提出了一种基于改进测地线活动轮廓(GAC)模型和Kalman滤波相结合的算法以检测和跟踪运动目标. 该算法首先采用高斯混合模型和背景差分获取目标的运动区域, 在运动区域内采用引入距离正则化项的GAC模型进行曲线演化, 使改进GAC模型在运动目标的真实轮廓处收敛; 然后通过结合Kalman滤波预测目标下一帧的位置, 实现对目标轮廓跟踪. 实验结果表明, 该方法适用于刚体和非刚体目标, 在部分遮挡的情况下也能保持良好的检测和跟踪效果.

**关键词:** 测地线活动轮廓(GAC)模型; 目标检测; 目标跟踪; 水平集; 距离正则化项  
**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A

## Moving object detection and tracking based on geodesic active contour model

XU Yang<sup>1,2</sup>, WU Cheng-dong<sup>1</sup>, CHEN Dong-yue<sup>1</sup>, ZHAO Ji<sup>2</sup>, WANG Li<sup>1</sup>

(1. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110004, China;  
2. School of Software, University of Science and Technology Liaoning, Anshan Liaoning 114051, China)

**Abstract:** The geometric-active contour model based on the level set can better handle the variations of the curve topology. In order to track a rigid or non-rigid moving object and extract its contour information, we propose a combination method of the improved geodesic active contour (GAC) model and Kalman filter. In this method, the moving regions of the object are determined by using Gaussian mixture model and the background difference method; the GAC model with a distance regularization term is used to perform the curve evolution in the moving region, making the evolving curve approaching to the true contours of the object. The tracking of the moving object is realized by using Kalman filter to predict the object position of the next frame. Experimental results show that the proposed method is applicable to both rigid and non-rigid objects, achieving good detection and tracking effect even in the case of partial occlusion.

**Key words:** geodesic active contours model; object detection; object tracking; level set; distance regularization term

### 1 引言(Introduction)

视频序列中的运动目标检测和跟踪一直是计算机视觉研究领域中的难点和热点, 在视频监控、视频编码、机器人等方面有着重要作用. 目标检测得到的是最底层的信息, 检测结果直接影响后续处理如目标跟踪、目标分类、目标行为分析的鲁棒性.

归纳出目标检测的常用方法可以分为两类: 一类以时序属性为检测依据, 它是根据视频的时序属性来检测运动目标, 主要有背景差法、帧差法、光流法<sup>[1]</sup>. 背景差法, 即用当前帧图像差分背景图像, 是最常用的一种方法, 它能够提供最完整的特征数据, 但对于动态场景的变化如光照和外来无关事件的干扰特别敏感. 帧差法, 即将视频序列相邻帧进行差分. 该方法实现简单、计算复杂度低, 对场景光线变化不太敏感, 结果精度不高, 难以获得目标所在

区域的精确描述. 光流法即使在摄像机运动的条件下也能检测出独立的运动目标, 但计算复杂、抗噪能力差. 另一类以空间属性为检测依据, 它是根据图像的区域或是边缘信息来检测运动目标, 主要有活动轮廓模型方法、边缘检测算子等. 活动轮廓模型(active contour models)是由Kass<sup>[2]</sup>于1988年提出, 又称为Snake模型, Kass将其用于唇动的跟踪. 活动轮廓模型主要包括参数活动轮廓模型和几何活动轮廓模型<sup>[3]</sup>. 参数活动模型表达简洁、实施快捷, 但该方法难于处理在形变过程中发生拓扑结构变化问题. 而几何活动轮廓模型隐式地将曲线或曲面表达为高维标量函数的水平集, 可自然的处理拓扑结构的分裂与融合, 几何活动轮廓模型是基于曲线演化理论和水平集的方法. 应用几何活动轮廓和水平集的图像分割方法在运动目标的检测和跟踪领域得到

了广泛的研究与应用,对于多目标跟踪更多采用基于水平集方法的活动轮廓模型.但其主要缺点是计算量大.

Paragios<sup>[4]</sup>将测地线活动轮廓模(geodesic active contours, GAC)型应用于纹理图像的分割,并推广到视频移动目标跟踪.王威等<sup>[5]</sup>提出一种自适应初始化的水平集方法,首先用粒子滤波跟踪目标区域,以区域质心对水平集进行初始化,可以获得比较精确的轮廓,但粒子滤波存在粒子退化现象,计算量大.于慧敏等<sup>[6]</sup>针对运动背景,提出利用光流约束方程和背景模型建立一个基于时空域的能量函数,使用该函数进行背景运动速度估算和运动目标的分割和跟踪.但是光流法抗噪能力差、计算复杂.姜丽芳等<sup>[7]</sup>提出了水平集的快速计算方法,只计算包含零水平集曲线的一个较窄范围内的网格点就可以计算出新的零水平集,但却在水平集初始化为符号距离函数时比较耗时.

基于水平集的几何活动轮廓模型目标检测的基本思想是:首先确定初始轮廓曲线,然后初始轮廓曲线在轮廓曲线几何特性的推动下向着目标的边缘移动.根据上述算法的优缺点,本文采用引入距离规则化项的GAC模型与Kalman滤波相结合的运动目标检测与跟踪方法.首先用高斯混合模型对背景建模与更新,采用背景差法提取目标的运动区域得到初始轮廓,然后以初始轮廓作为曲线演变的初值,利用改进的GAC模型对曲线迭代,提高了目标轮廓的演化速度,得到准确的运动目标轮廓.然后通过与其他跟踪方法对比分析,采用Kalman滤波跟踪目标,预测目标的运动轨迹.

## 2 基于背景差的运动区域提取(Moving region extraction based on background difference)

水平集初始轮廓的选择十分重要,合理的初值可以大大提高水平集演化至收敛的速度.初始轮廓提取包括背景生成与更新和前景提取.

### 2.1 混合高斯背景建模(Gaussian mixture model)

混合高斯分布模型是常用的一种模型,已经被广泛的应用于各种复杂的场景背景建模中.室外环境经常有摇动的树、飘动的云,完全静止的背景是不存在的,而混合高斯背景建模适用于对算法鲁棒性要求较高的监控场所.高斯混合模型是将每个像素按照多个高斯分布混合建模,以同时处理多种背景变化.混合高斯模型可以利用相对较少的信息获得质量良好的背景.

### 2.2 运动区域提取(Moving region extraction)

基于背景差方法的运动检测与分割能得到完整的运动前景图像.若将通过混合高斯模型得到背景

图像参考帧记为 $B(x, y)$ ,当前帧记为 $I(x, y)$ ,二者差分图像记为 $D(x, y)$ ,则

$$D(x, y) = |I(x, y) - B(x, y)|. \quad (1)$$

所得运动前景图像为

$$F(x, y) = \begin{cases} 1, & D(x, y) > \text{thresh}, \\ 0, & \text{其他}. \end{cases} \quad (2)$$

将图像 $D(x, y)$ 进行中值滤波,式(2)中 $\text{thresh}$ 为二值化阈值,当 $D(x, y) > \text{thresh}$ ,  $F(x, y) = 1$ 的点为前景点否则为0的点为背景.得到二值图像后,对图像进行连通性分析,删除面积过小的连通域并进行形态学的处理、膨胀与腐蚀、填补空洞,最后得到目标车辆的最终初始轮廓.如图1所示.

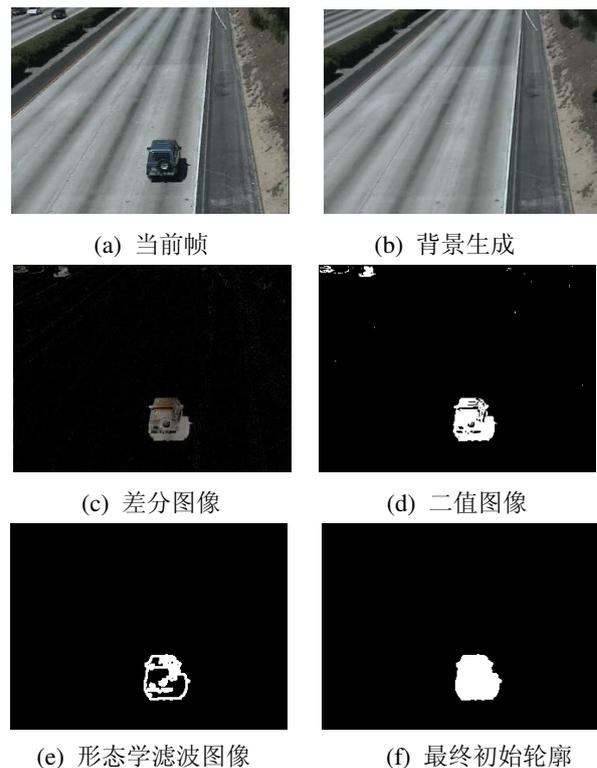


图1 车辆初始轮廓

Fig. 1 Initial contour of vehicle

## 3 运动目标轮廓检测(Moving object contour detection)

上述步骤得到的运动区域是粗检测,由于使用形态学滤波进行膨胀等处理的操作使结果比实际的运动目标要大,为了能够得到精确的目标轮廓,本文采用基于距离规则化水平集演化的测地线活动轮廓在运动区域内进行曲线演化,精确提取目标轮廓.水平集(level set)方法<sup>[8]</sup>是求解几何曲线演化的一种新颖方法,它是以隐含的方式表达平面闭合曲线,避免了对闭合曲线演化过程的跟踪,将曲线演化转化成求解数值偏微分方程的问题.

传统水平集函数(level set function, LSF)通常是

由初始闭合曲线 $C_0$ 生成的符号距离函数(signed distance function, SDF), 在传统水平集方法中, LSF $\varphi$ 在演化过程中逐渐变形, 不再保持为SDF, 使得计算的准确性有比较大的影响. 为了避免这个问题, 需要周期性地函数 $\varphi$ 初始化为SDF, 这个初始化过程是不可避免的.

Li C M等在文献[9]中提出了一个变分水平集公式, 从本质上让LSF保持为符号距离的特性. 这个方法增加了一个惩罚项在变分公式中约束LSF为符号距离函数. 该惩罚项不仅消除了重新初始化的需要, 而且相对于传统水平集表达在实现过程中更加简单, 数值方案上更加有效. 但是这个惩罚项可能在某些情况下对LSF造成不想要的不良效应, 影响数值的精确性. Li在文献[10]中提出了一个更通用的变分水平集公式应用于图像分割, 通过构造一个距离规则化项和外部能量项驱动零水平集轮廓线运动到理想的位置. 该公式保持了水平集演化过程中水平集函数(LSF)的规则化.

本文把距离规则化项引入到GAC模型中对视频目标检测和跟踪, 提高了算法执行效率.

### 3.1 GAC模型(GAC model)

测地线活动轮廓模型<sup>[3-4]</sup>是基于边缘的图像分割方法, 如果图像中的对象与背景的分界处存在像素值的较大差异, 那么对象的轮廓就将形成明显的边缘. 也就是说图像的梯度的模值在对象的边缘处将达到局部极大值. 在此思想的基础上, Caselles V, Kimmel R和Sapiro G于1997年提出了测地线活动轮廓模型, 该模型较好地解决了Snake模型对初始条件敏感, 无法自动处理拓扑变化等不足. GAC模型可作如下泛函表示:

$$E(C) = \oint_C g(C)ds + c \iint_{\text{inside } C} g(x, y)dxdy. \quad (3)$$

引入Heaviside函数, 可得变分水平集方法<sup>[11]</sup>表示

$$E(\varphi) = \iint_{\Omega} g|\nabla H(\varphi)|dxdy + c \iint_{\Omega_1} g[1 - H(\varphi)]dxdy. \quad (4)$$

GAC模型的梯度下降流表达是

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta_{\varepsilon}[\text{div}(g \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}) + cg], \quad (5)$$

其中:  $c$ 是常速度系数,  $g$ 是边缘停止函数,  $H(z)$ 是Heaviside函数,  $\delta_{\varepsilon}$ 是所选Heaviside函数的导数. 其中:

$$g(z) = \frac{1}{1 + (z/r)^2}, \quad r \in \mathbb{N} \quad (6)$$

$$H_{\varepsilon}(z) = \frac{1}{2}[1 + \frac{2}{\pi} \arctan \frac{z}{\varepsilon}], \quad (7)$$

$$\delta_{\varepsilon}(z) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + z^2}. \quad (8)$$

### 3.2 引入距离规则项的GAC模型(Distance regularization term is introduced to the GAC model)

曲线演化过程中由于速度场的自然延拓导致 $u$ 在演化过程中不能始终保持为带符号的距离函数. 当逐渐偏离 $|\nabla \varphi| = 1$ 的性质后, 某些局部会因为 $|\nabla \varphi| \gg 1$ 而出现尖峰或深谷. 也可能因为 $|\nabla \varphi| \ll 1$ 而出现平坦区域, 这将导致迭代过程趋向不稳定. 在文献[10]基础上把距离规则项应用在测地线轮廓线模型中. 总的能量公式如下:

$$E = E_{GAC} + \mu R_p(\varphi), \quad (9)$$

其中:  $R_p(\varphi)$ 是距离规则项,  $\mu > 0$ 是常数,  $R_p(\varphi)$ 被定义为

$$R_p(\varphi) \triangleq \int_{\Omega} p(|\nabla \varphi|)dx, \quad (10)$$

其中 $p$ 是势能(能量密度)函数,  $p : [0, \infty] \rightarrow \mathbb{R}$ . 实际上, 加入规则化项的目的不仅能平滑LSF $\varphi$ 而且在零水平集附近能保持符号距离属性 $|\nabla \varphi| = 1$ . 当 $p = p_1(s) \triangleq \frac{1}{2}(s - 1)^2$ ,  $s = 1$ 时有唯一的最小值点, 根据 $p = p_1(s)$ , 水平集规则项能被表达为

$$P(\varphi) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (|\nabla \varphi| - 1)^2 dx.$$

该势能函数 $P(\varphi)$ Li在之前的文献[9]中已经提出, 但是在某些情况下能量最小化得到的水平集演化对水平集函数 $\varphi$ 有不良的副作用. 为了避免副作用, Li在距离规则项 $R_p$ 中引入了一个新的势能函数 $p$ :

$$p = p_2(s) = \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2}(1 - \cos(2\pi s)), & s \leq 1, \\ \frac{1}{2}(s - 1)^2, & s \geq 1. \end{cases} \quad (11)$$

新的势能函数能保持在零水平集附近符号距离属性 $|\nabla \varphi| = 1$ , 而在远离零水平集附近保持LSF为常数, 同时 $|\nabla \varphi| = 0$ . 为了保持LSF的轮廓, 势能函数 $p(s)$ 在 $s = 1$ 和 $s = 0$ 处有最小值. 因为有两个最小值点, 这样的势能叫做双阱势. 双阱势能函数 $p = p_2$ 不仅避免了在 $p = p_1$ 情况下的副作用, 而且还提供了一些有吸引力的水平集演化理论和数值属性.

等式(10)中函数 $R_p(\varphi)$ 的Gateaux导数为

$$\frac{\partial R_p}{\partial \varphi} = -\text{div}(d_p(|\nabla \varphi|)\nabla \varphi),$$

其中:  $\text{div}(\cdot)$ 为散度算子,  $d_p$ 是一个函数, 定义为 $d_p(s) \triangleq p'(s)/s$ .  $\mu R_p(\varphi)$ 的梯度下降流为

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \mu \text{div}(d_p(|\nabla \varphi|)\nabla \varphi). \quad (12)$$

上式能被表示为标准形式扩散等式 $\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \text{div}(D\nabla \varphi)$ , 其中扩散率 $D = \mu d_p(|\nabla \varphi|)$ .

本文应用的改进曲线演化方程为

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta_\varepsilon [\operatorname{div}(g \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}) + c g] + \mu \operatorname{div}(d_p(|\nabla \varphi|) \nabla \varphi). \quad (13)$$

通过引入距离规则项不仅消除了水平集重新初始化的需要而且避免了因此而导致的数值错误,在水平集演化过程中保持了水平集函数的规则化.最终提高了演化的效率和稳定性.

### 3.3 模型数值实现(Numerical implementation)

在实验中,式(8)中 $\delta_\varepsilon$ 中的 $\varepsilon = 1.0$ ,边缘停止函数 $g(z) = 1/[1 + (z/r)^2]$ 中的参数 $r = 10$ ,时间步长 $\tau$ 的选择比传统的迎风方案的步长要大,但过大的时间步长会增加迭代的次数,甚至导致分割失败,因此 $\tau$ 的选择应根据具体实验而定.参数 $\mu$ 用以控制强迫项作用的相对大小, $\mu$ 取的过大也会驱使演化曲线穿透物体边界.根据文献[8-9]得出经验公式: $\mu\tau \leq 1/4$ ,在此条件下,式(13)的显示方案是稳定的,因此 $\mu$ 和 $\tau$ 的选用结合使用.常数速度 $c$ 应适当选择,选择过小减慢演化速度,增加迭代次数.选择过大会直接穿透对象边界导致演化失败.

$\frac{\partial u}{\partial t}$ 的离散化选用的是前向的有限差分格式.本文的离散化散度算子在 $\theta = K\pi/4 (K \in Z)$ 方向保持旋转不变性.离散化格式采用“半点”离散化.散度算子表达如式(14).

$$\begin{aligned} \operatorname{div}[D\nabla\varphi] &= \gamma \operatorname{div}[D\nabla\varphi]_{K\frac{\pi}{4}} + \\ & (1 - \gamma) \operatorname{div}[D\nabla\varphi]_{(2K-1)\frac{\pi}{4}}, \\ & K \in Z. \end{aligned} \quad (14)$$

当 $\gamma = 0.40$ 时,式(14)的散度算子离散化表达可以保持水平、垂直方向和对角线方向的旋转不变性,此方法具有很高的精确性和鲁棒性.

## 4 基于Kalman滤波的目标轮廓跟踪(Object contour tracking based on Kalman filter)

序列图像中目标跟踪是指根据视频图像中的时空相关信息在每一帧图像中确定目标的位置、大小或形状信息等.常用的目标跟踪方法有Mean-shift、粒子滤波、Kalman滤波方法. Mean-shift算法<sup>[12]</sup>的优点是收敛速度快,也有明显的缺点:计算时需要进行较多的开方和除法运算和均值变换算法;跟踪对象的形状变化,它只能跟踪对象的位置变化.粒子滤波算法<sup>[13-14]</sup>的优点是实现了对于非高斯分布的观测概率的描述,缺点在于算法跟踪的精确度依赖于跟踪使用的样本粒子数.在一定的准确率要求下,跟踪对象的状态空间维数和算法的样本数呈指数关系,粒子滤波的计算量远大于Kalman滤波.

Kalman滤波算法<sup>[11]</sup>以线性动力学系统的状态空间方程为基础,提供了一种线性优化滤波问题

的递归解决方案.它可应用于稳态或非稳态过程. Kalman滤波算法对每一步的状态估计都是在前一步状态估计及新到数据基础上计算得到的,所以在执行过程中只需要对上一步的估计数据进行存储,不必像其他滤波器在进行下步估计时需要当前时刻以前所有历史数据的算法, Kalman滤波在计算速度及存储空间需求上都要表现的更为突出.因此Kalman滤波具有计算量小、实时性好、无偏和最优的特点,对于大部分运动目标跟踪问题, Kalman滤波是效率最高、最优的一种解决方案,所以本文采用Kalman滤波进行跟踪.

得到目标轮廓曲线后接着进行目标特征的提取,通过计算轮廓的面积、质心等参数设置一定阈值,删除面积过大或过小的轮廓曲线,得到目标及其相关特征(目标轮廓的面积、目标质心).提取了目标及其特征后,使用Kalman滤波器预测下一帧目标特征信息,然后使用欧式距离进行匹配,最终实现对目标的跟踪.

Kalman滤波器状态方程为:  $X_t = FX_{t-1} + W_t$ ,

观测方程为:  $Z_t = HX_t + V_t$ ,

其中:  $X_t$ 为 $t$ 时刻状态向量,  $X_t$ 是 $6 \times 1$ 维向量( $X_1, X_2, S, \Delta X_1, \Delta X_2, \Delta S$ )<sup>T</sup>,分别是目标质心的 $x, y$ 轴坐标、目标面积及它们在 $\Delta t$ (相邻帧时间间隔)时间内的变化率;  $Z_t$ 为 $t$ 时刻观测向量( $3 \times 1$ 维);  $F$ 为状态转移矩阵( $6 \times 6$ 维);  $H$ 是 $t$ 时刻观测矩阵( $3 \times 6$ 维);  $W_t$ 为状态噪声向量( $6 \times 1$ 维);  $V_t$ 是观测噪声向量( $3 \times 1$ 维).

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

预测方程:

$$\hat{X}_t^- = F\hat{X}_{t-1}^-, P_t^- = FP_{t-1}^-F^T + Q,$$

校对方程:

$$\begin{aligned} K_t &= P_t^- H^T (HP_t^- + R)^{-1}, \\ \hat{X}_t &= \hat{X}_t^- + K_t(Z_t - H\hat{X}_t^-), \\ P_t &= (1 - K_t H)P_t^-. \end{aligned}$$

其中: 预测方程中 $\hat{X}_t^-$ 为 $t$ 时刻系统真实状态 $X_t$ 的先验估计,  $P_t^-$ 为先验状态估计误差协方差; 校对方程中,  $K_t$ 为卡尔曼增益矩阵,  $\hat{X}_t$ 为后验状态估计,  $P_t$ 为后验误差协方差矩阵,  $R$ 为观测噪声 $V_t$ 的协方差阵,  $Q$ 为状态噪声 $W_t$ 的协方差阵.

通过对当前目标的位置预测,估计下一帧物体所处位置,将GAC移动至该位置,然后收敛获取目标轮廓,以实现运动物体的轮廓提取与跟踪.同时,将收

敛后的GAC位置重新传递给Kalman滤波器, 更新运动滤波参数, 修正误差方阵, 以提高Kalman滤波的预测准确性.

### 5 实验结果与分析(Experiment result and analysis)

为了验证算法的有效性, 在实验中采用实际的交通视频序列进行运动目标检测和跟踪, 其中用来拍摄的摄像机是静止的. 视频图像的分辨率是320×240, 本文以AVI视频为研究对象. 运行环境为CPU: Intel(R) Core2(TM)2 DuoP8600@2.4 GHz; RAM: 2.0 G; MATLAB R2008a +VC6.0.

#### 5.1 运动目标检测结果与分析(Moving object detection result and analysis)

运动目标检测结果如图2所示.

图2(a)(b)是采用 Highway II 视频, 图2(c)是walk 视频. 其中图2(a)是运用改进的算法对单个车辆的检测结果, 图2(b)是两辆车的检测结果图2(c)是对行人的检测结果. 图2(a)(b)属于刚性物体, 图2(c)属于非刚性物体, 可见算法对两者都有较好的效果.



(a) 单个车辆检测



(b) 两辆车检测



(c) 行人测

图 2 运动目标检测结果

Fig. 2 Detection result of moving object

图2中参数选择如下表1所示, 参数选择依据见 3.3节.

表 1 参数选择  
Table 1 Parameter selection

	参数选择			迭代次数	时间步长/s
	$\mu$	$\tau$	$c$		
图2(a)	0.001	10	-0.3	20	0.915
图2(b)	0.004	10	-0.3	40	1.836
图2(c)	0.002	8	-0.3	20	0.93

表2针对图2(a)比较了在不同参数条件下传统水平集方法、Li(2005)方法和本文提出的方法在确定运动区域后对目标轮廓检测的时间和迭代次数. 其中后两种方法的时间步长选择比传统水平集方法中大一些. 为保持水平集函数的稳定性,  $\mu$ 满足 $\mu\tau \leq 1/4$ , 使用大的时间步长可以加快迭代速度, 但是选的太大可能会在边缘的地方引起错误. 通常情况下选择时间步长小于等于10. 本文方法在 $\mu, c$ 一定的情况下,  $\tau = 10$ 比 $\tau = 5$ 时运行时间更短. 本文方法和Li方法在参数选择相同时, 本文方法效率更高. 可以看出通过选择合适参数, 本文改进算法大大减少迭代的次数和计算时间.

表 2 不同方法检测效率对比

Table 2 Detection efficiency contrast of different methods

	$\mu$	$\tau$	$c$	迭代次数	时间步长/s
传统方法	-	0.1	0.4	2100	740.635
Li(2005)方法	0.01	5	1.5	200	2.261
	0.001	10	-0.3	100	1.308
本文方法	0.001	10	-0.3	250	2.94
	0.001	10	-0.3	20	0.915
	0.01	10	-0.3	20	0.96
	0.01	5	-0.3	20	1.38

存在遮挡情况下的检测结果如图3所示.



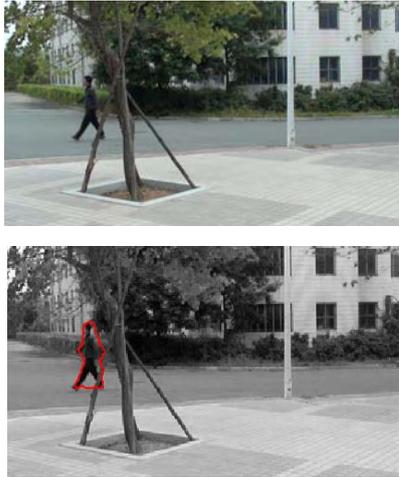


图3 部分遮挡情况下的目标检测  
Fig. 3 Object detection of the part occlusion

图3是车和人被电线杆和树部分遮挡情况下的目标检测,采用的是在大学校园中录制的视频,上侧图是视频当前帧,下侧图是对当前帧的检测结果.从图中可以看出由于运动目标被部分遮挡,目标轮廓边

缘定位没有无遮挡情况下准确,但是在背景差求得的运动区域内,凭借本文算法的强大搜索能力还是能够检测出运动目标.

5.2 车辆跟踪结果与分析(Vehicle tracking result and analysis)

本节采用的交通视频序列总帧数为2500帧,图4是采用本文方法根据Kalman滤波对第753帧、757帧、761帧、764帧、769帧、775帧中多目标进行跟踪得到的跟踪结果.实现了跟踪与轮廓提取的自动性.图5(a)–5(b)分别是引入距离规则化GAC模型和未引入距离规则化项GAC模型对757帧序列图像在运动区域范围进行水平集曲线演化,提取目标轮廓后的最终水平集函数.从图中看出图5(b)中水平集函数是不规则的,有可能造成数值错误和最终破坏演化的稳定性.通过几组实验以及参数调整充分验证了本文提出算法在对运动目标的检测跟踪方面,算法实施快捷准确,水平集演化稳定.跟踪时结合Kalman滤波预测,实时性更高.

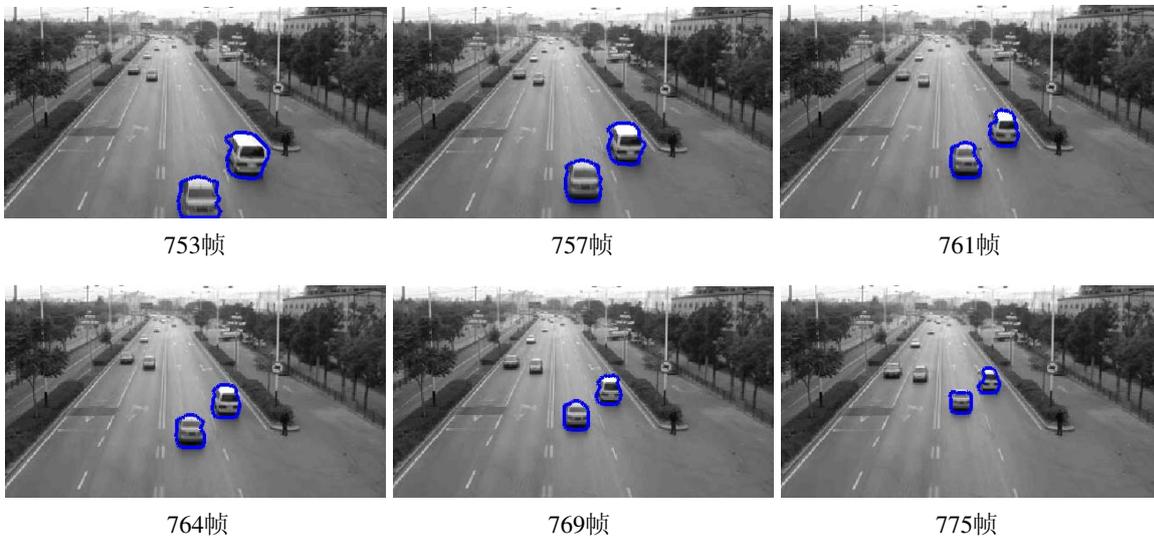


图4 本文算法车辆跟踪结果  
Fig. 4 Tracking results of the algorithm of the paper

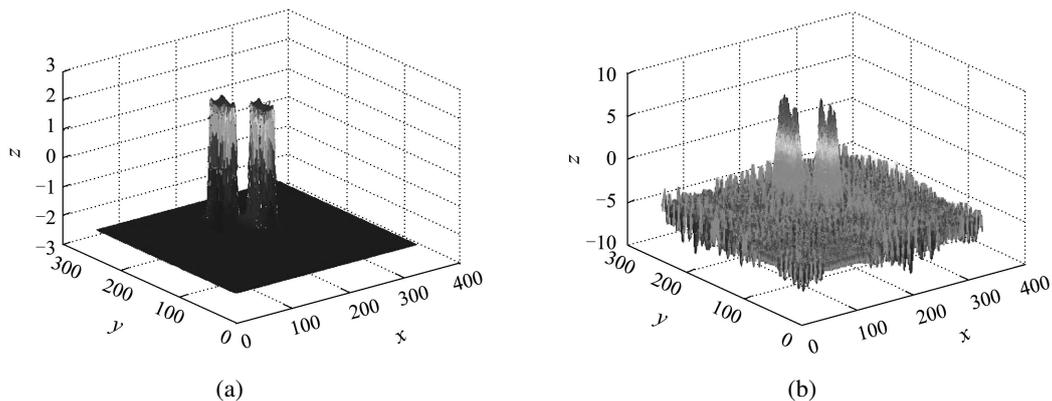


图5 最终水平集函数  
Fig. 5 Final level set function

## 6 结论(Conclusion)

本文提出一种新的运动目标检测跟踪方法,能自然地处理运动目标的拓扑形变. 首先用高斯混合模型对背景建模,采用减背景法获得运动目标区域的初始轮廓,然后以初始轮廓作为曲线演变的初值,使用引入水平集项的GAC模型对曲线迭代,得到准确的运动目标车辆轮廓,水平集检测不是对整幅图像而是对检测出的运动目标区域进行处理,极大地减少了计算量. 采用Kalman滤波预测目标下一帧的位置进行跟踪. 实验结果证明了该方法的可行性,当背景复杂时,会检测到虚假目标,研究复杂背景下的多运动目标检测和跟踪是今后的研究方向.

## 参考文献(References):

- [1] HU Weiming, TAN Tieniu, WANG Liang, and Steve Maybank. A survey on visual surveillance of object motion and behaviors [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part C: Applications and Reviews*, 2004, 34(3): 334 – 352.
- [2] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1988, 1(4): 321 – 331.
- [3] CASELLES V, KIMMEL R, SAPIRO G. Geodesic active contours [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 22(1): 61 – 79.
- [4] PARAGIOS N, DERICHE R. Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects [J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(3): 266 – 280.
- [5] 王威, 陈益稳, 王润生. 基于自适应水平集方法的运动目标跟踪 [J]. *计算机科学*, 2010, 37(3): 271 – 274.  
(WANG Wei, CHEN Yiwen, WANG Runsheng. Moving targets tracking based on adaptive level set algorithm [J]. *Computer Science*, 2010, 37(3): 271 – 274.)
- [6] 于慧敏, 徐艺, 刘继忠, 等. 基于水平集的多运动目标时空分割与跟踪 [J]. *中国图象图形学报*, 2007, 12(7): 1218 – 1223.  
(YU Huimin, XU Yi, LIU Jizhong, et al. A spatiotemporal multiple moving objects segmentation and tracking with level set [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2007, 12(7): 1218 – 1223.)
- [7] 姜丽芳. 基于几何活动轮廓模型的视频对象分割与跟踪方法 [D]. 济南: 山东大学, 2008.  
(JIANG Lifang. *Object segmentation and tracking algorithm based geometric active contour model* [D]. Jinan: Shandong University, 2008.)
- [8] OSHER S J, SETHIAN J A. Fronts propagation with curvature dependent speed: algorithms based on Hamilton–Jacobi formulations [J]. *Journal of Computational Physics*, 1988, 79: 12 – 49.
- [9] LI C M, XU C Y, GUI C F, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation [C] // *Computer Vision and Pattern Recognition*. San Diego: IEEE, 2005: 430 – 436.
- [10] LI C M, XU C, GUI C, et al. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(12): 3243 – 3254.
- [11] WELCH G, BISHOP G. An Introduction to the Kalman Filter [EB/OL]. [2006-7] TR95-401, <http://www.cs.unc.edu/~welch/kalman/kalmanIntro.html>.
- [12] COLLINS R T. Mean-shift blob tracking through scale space [C] // *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. New York: IEEE, 2003: 234 – 241.
- [13] SANJEEV ARULAMPALA M, MASKELL S, GORDON N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174 – 188.
- [14] 肇福升, 徐跃民, 阴泽杰. 改进的多模型粒子滤波机动目标跟踪算法 [J]. *控制理论与应用*, 2010, 27(8): 1012 – 1016.  
(JIAN Fusheng, XU Yuemin, YIN Zejie. Enhanced multiple model particle filter for maneuvering target tracking [J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(8): 1012 – 1016.)

## 作者简介:

**徐杨** (1981–), 女, 讲师, 博士研究生, 目前研究方向为图像处理、视频目标检测跟踪与识别技术, E-mail: xuyang\_1981@yahoo.cn;

**吴成东** (1960–), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为图像智能处理、多源信息融合、无线传感器网络、建筑智能化技术、机器人控制等;

**陈东岳** (1980–), 男, 副教授, 博士, 目前研究方向为图像数据挖掘、智能视频监控、仿生视觉计算模型以及目标检测跟踪与识别技术;

**赵骥** (1974–), 男, 副教授, 博士研究生, 目前研究方向为图像处理、计算机视觉研究;

**王力** (1986–), 男, 博士研究生, 目前研究方向为计算机视觉.