

# 基于统计模型和 GVF-Snake 的 彩色目标检测与跟踪

王长军 朱善安

(浙江大学电气工程学院, 杭州 310027)

**摘要** 为了能使传统监视系统具备目标自动检测与跟踪能力,提出了一种基于统计模型和 GVF (gradient vector flow)-Snake 的彩色目标检测与跟踪算法。该算法可用于解决在静态背景下通过彩色视频信息来对运动目标进行自动检测与跟踪的问题,同时可直接给出目标轮廓的数学表示,并可简化后续目标识别算法的设计。该算法首先采用归一化 RGB 空间与灰度空间相结合的模式取代单一灰度模型来消除阴影对目标检测的影响;接着在此模型的基础上对差分图像进行 GMM (Gaussian mixture model) 建模,并构造运动边界图像,然后将静态图像轮廓提取算法 GVF-Snake 引入运动图像中,并通过修改能量项,使其能够跟踪运动目标的轮廓,最后针对 Snake 初始轮廓需要手工设定的问题,提出一种根据目标区域自动初始化轮廓的方法,为加快 GVF-Snake 的收敛速度,还采用一阶差分算法来预测下一时刻目标轮廓的位置。实验结果证明,该算法对刚性和非刚性两类目标都有较好的跟踪效果,可应用于智能监视和交通监控等领域。

**关键词** 统计运动检测 目标跟踪 GVF-Snake 模型 GMM 归一化 RGB 空间模型

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2006)01-0013-06

## Statistical Model and GVF-Snake Based Color Targets Detection and Tracking

WANG Chang-jun, ZHU Shan-an

(College of Electrical Engineering Zhejiang University, Hangzhou 310027)

**Abstract** In order to enable traditional monitor systems to detect and track moving objects, a statistical model and GVF-Snake based algorithm is proposed, which employs color video information in static background to detect and track moving objects and provide a good representation of the objects so as to simplify the subsequent object recognition. The algorithm proposed replaces the plain gray space model with normalized RGB space combined with gray space model to eliminate the effect of shadow upon detection. A GMM of the difference of 2 successive frames is constructed, based on which, a motion border image is generated. GVF-Snake is then enhanced to extract the contours of moving objects in video sequence by modifying the energy entry and adding a method to initialize the Snake automatically. In order to accelerate the convergence of the Snake, the contour of next moment is predicted at every moment by estimating the center of the moving object using a 1st-order difference algorithm. This algorithm has been proved to be effective for both rigid and non-rigid objects and can be used for smart surveillance and traffic monitoring.

**Keywords** statistical motion detection, tracking, GVF-Snake, Gaussian mixture model (GMM), normalized RGB space model

## 1 引言

目前多数的视频监控还只具有录像能力,而

对需要长期全天候监控的应用场合,由于其视频的数据量是惊人的,因此无论对于数据的存储,还是工作人员从中查找有用信息都是相当困难的。智能监视系统或交通监控系统是通过摄像机和其他传感器来

收稿日期:2004-12-14;改回日期:2005-03-23

第一作者简介:王长军(1979~),男,2001年获浙江大学学士学位,现为浙江大学电气工程学院博士研究生。主要研究方向为模式识别、智能监视等。E-mail:wangzju@126.com

进行监视,并理解某地点发生的事件,如行为可疑的人或违章驾驶的车辆等,而且监视系统会自动存储这些有用的视频信息,而忽略其他无用的信息,如背景等。这样,就可极大地减少需要存储的数据量和工作人员的查找工作量。但系统对事件的高级理解需依赖某些低级计算机的视觉能力<sup>[1]</sup>,其中对运动目标的自动检测、跟踪与识别能力便是重要的基础能力。本文主要通过彩色视频信息来解决对运动目标进行自动检测与跟踪的问题,并直接给出目标轮廓的数学表示,以便简化目标识别算法的设计。本算法首先采用归一化 RGB 空间与灰度空间相结合的模型来有效地消除阴影对目标边界检测的影响,同时在此基础上构造差分图像的 GMM (Gaussian mixture model) 模型,并通过构造基础统计的边界检测算子来对运动目标的边界作初步检测;然后运用改进的 GVF (gradient vector flow)-Snake 算法提取目标的完整轮廓;接着通过修改 GVF-Snake 能量项,并增加自动轮廓初始化方法,使其能够应用于运动目标的轮廓提取;最后通过水平和竖直投影直方图来确定运动目标所在的矩形区域。

## 2 基于 GMM 的运动目标边界检测

### 2.1 联合归一化 RGB 与灰度的色彩空间

对于运动目标边界检测,一般采取灰度空间序列帧间差分和/或背景相减的方法来进行前景目标的检测,然而上述两种方法都不能把运动目标和它所产生的运动阴影区分开来。虽然提高二值化的阈值可以在一定程度上抑制阴影,但同时也会使检测到的目标不完整,甚至完全检测不到目标。由于阴影是由光照强度(亮度)不同引起的,因此仅采用场景的亮度信息无法将两者区分开来,必须使用独立于亮度的色度信息。众所周知,色彩空间模型有很多种,如 RGB、HSV、YCrCb、XYZ、归一化 RGB 等。实验结果表明,YCrCb<sup>[2]</sup>能最好地从背景中分离出前景目标,而归一化 RGB 的检测效果则与 YCrCb 基本相当,考虑到彩色视频采集设备的输出,一般采用 RGB 模型,而且将其转换为归一化 RGB 模型的计算量最小,因此本文选用归一化 RGB 模型,并选用  $(r, g)$  作为色度信息,其转换公式如下:

$$H = R + G + B, \quad r = R/H, \quad g = G/H$$

$t$  时刻图像函数(彩色向量)  $I(x, t) = [r(x, t), g(x, t)]^T, x \in \mathbf{R}^2$ 。

虽然采用色度信息有利于抑制阴影,但在目标

和背景只有亮度差别的情况下,将影响目标的分离,因此本算法也考虑了亮度信息,即对由阴影造成的亮度变化设定一个上限,当亮度差超过这一上限时,则认为亮度变化是由目标形成,而非阴影。由于光线反射的关系,室外景物的阴影一般不会造成亮度大幅下降,因此这样处理是合理的,即若满足式(1),则直接判定像素  $x$  为目标像素。

$$\min \left\{ \frac{H(x, t-1)}{H(x, t)}, \frac{H(x, t)}{H(x, t-1)} \right\} > \eta \quad (1)$$

其中,  $H(x, t)$  表示  $t$  时刻像素点  $x$  的亮度值,  $\eta$  表示亮度下降比率的上限。

图 1 显示了用单一灰度空间与本文采用的混合色彩空间模型进行检测的效果对比,其中,图 1(a)和图 1(b)是分别用本文的混合色彩空间和单纯灰度空间模型对交通序列进行边界检测的结果,由两图对比可见,本文的色彩空间模型可以有效地抑制阴影。



(a) 混合色彩空间检测结果

(b) 单纯灰度空间检测结果

图 1 不同色彩空间中做边界检测的效果图

Fig. 1 Border detecting effects in the different color spaces

### 2.2 差分图像的 GMM 模型及边界检测算子

在基于静止背景的运动检测中,帧间差分算法是简单又常用的算法,但在背景复杂或其他干扰存在的情况下,仅采用此方法则一般不能得到满意的效果。

本文用 GMM 对差分图像建模,并通过引入边界检测算子来构造新的边界检测图像。与简单的帧间差分相比,该方法不仅对复杂背景有更强的鲁棒性,而且检测出的边界较准确和完整。

设  $D(x, t) = \|I(x, t) - I(x, t-1)\|, x \in \mathbf{R}^2$  为  $t$  时刻和  $t-1$  时刻的差分图像函数,  $\|\cdot\|$  表示  $L_2$  范数。运动检测可以看作是对差分图像的每个像素进行二分类的问题,即属于背景的静止像素和属于目标的运动像素的分类问题。令  $p_{\text{DIS}}(d|s)$  和  $p_{\text{DIM}}(d|m)$  分别表示原图像为背景(S代表背景)和目标(M代表目标)条件下差分图像函数  $D(x, t)$  的概率密度分布,其中  $d$  表示差分图像像素灰度,  $s$  表示静止背景图像像素灰度,  $m$  表示目标图像像素灰度,假设它们不依赖像素的位置,并近似服从  $N(0, \sigma^2)$  的 Gaussian 分布,再假设差分图像灰度分布  $p_D(d)$  是

$p_{Dis}(d|s)$  和  $p_{DiM}(d|m)$  的混合分布,

$$p_D(d) = P_S p_{Dis}(d|s) + P_M p_{DiM}(d|m) \quad (2)$$

其中,  $P_S$  和  $P_M$  分别是像素属于背景和目标的先验概率。本文用 EM 算法<sup>[3]</sup> 来估计式(2)中的 4 个参数  $P_S, P_M, \sigma_S, \sigma_M$ 。图 2 为差分图像序列中一帧的分布(直方图)及其 GMM 模型。图 2(a) 为交通序列的前两帧差分图像的灰度分布,图 2(b) 为 GMM 估计结果,图 2(c) 和图 2(d) 为两个高斯分量。由图 2 可见,采用 GMM 模型有很好的估计效果。

如果像素  $x_1$  属于背景(或运动目标),且其相邻像素中至少有一个像素  $x_2$  属于运动目标(或背景),则  $x_1$  被认为是目标的边界;如果像素  $x_1$  和  $x_2$  都属于背景或都属于运动目标,则认为是非边界。为此引入如下两个能量项<sup>[4]</sup>:

$$E_{trans}(x_1, x_2) = p_{Dis}(D(x_1) | s) \cdot p_{DiM}(D(x_2) | m) + p_{DiM}(D(x_1) | m) \cdot p_{Dis}(D(x_2) | s)$$

$$E_{smooth}(x_1, x_2) = p_{Dis}(D(x_1) | s) \cdot p_{Dis}(D(x_2) | s) + p_{DiM}(D(x_1) | m) \cdot p_{DiM}(D(x_2) | m)$$

$E_{trans}$  描述了  $x_1$  属于边界的程度,  $E_{smooth}$  描述了其属于非边界的程度。根据以上能量项定义的边界检测函数为

$$I_{trans}(x) = \max \left\{ \frac{E_{trans}(x_1, x_2)}{E_{smooth}(x_1, x_2)} \right\}, x_2 \in N_x$$

$N_x$  表示像素  $x$  的 8 连通邻域。考虑灰度变化,并去除小幅值的伪边界影响,可通过对  $I_{trans}(x)$  进行如下二值化处理来得到  $\hat{I}_{trans}(x)$  (如图 1 所示)。

$$\hat{I}_{trans}(x) = \begin{cases} 1 & \min \left\{ \frac{S(x, t-1)}{S(x, t)}, \frac{S(x, t)}{S(x, t-1)} \right\} > \eta \\ & \text{或 } I_{trans}(x) > T \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

### 3 GVF-Snake 模型

Snake 模型又叫活动轮廓模型。它是一条可移动的曲线,其可在来自曲线本身的内部力和来自图像数据的外部力作用下移动,当内部力和外部力达到平衡时,曲线就停止移动。该模型可用于边缘检测、运动跟踪、图像匹配等诸多领域。采用 Snake 方法对目标边界检测的优势在于它直接给出了目标轮廓的数学表示,因此,可十分方便地对目标形状进行后续处理,如识别等,并且由于处理是以整个轮廓为单位,而不是单独的像素,因此大大增强了算法的鲁棒性。活动轮廓总体上分为参数式活动轮廓

(parametric active contour)<sup>[5]</sup> 和几何式活动轮廓(geometric active contour)<sup>[6,7]</sup> 两种。

#### 3.1 传统 Snake 模型

传统 Snake 模型<sup>[5]</sup> 属于参数式活动轮廓,最早由 Kass 等人提出,其定义如下:

一条曲线  $x(l) = [x(l), y(l)], l \in [0, 1]$  在图像平面  $I(x, y)$  上移动,使总能量  $E$  最小:

$$E = \int_0^1 [E_{int}(x(l)) + E_{ext}(x(l))] dl$$

其中,内部能量

$$E_{int}(x(l)) = \frac{\alpha \left| \frac{\partial x}{\partial l} \right|^2 + \beta \left| \frac{\partial^2 x}{\partial l^2} \right|^2}{2}$$

其中,  $\alpha$  和  $\beta$  分别用于控制曲线自身的弹性和平滑性。外部能量

$$E_{ext}(x, y) = -|\nabla I(x, y)|^2$$

或

$$E_{ext}(t) = |\nabla [G_\sigma(x, y) * I(x, y)]|^2$$

其中,  $G_\sigma(x, y)$  是标准差为  $\sigma$  的 Gaussian 函数,  $\nabla$  为梯度算子,  $*$  为卷积算子。

若要使总能量  $E$  最小,则由变分原理可知,曲线  $x(l)$  应满足欧拉方程

$$\alpha \frac{\partial^2 x}{\partial l^2} - \beta \frac{\partial^4 x}{\partial l^4} - \nabla E_{ext} = 0 \quad (4)$$

式(4)可以看作力平衡方程

$$F_{int} + F_{ext} = 0$$

其中,内部力

$$F_{int} = \alpha \frac{\partial^2 x}{\partial l^2} - \beta \frac{\partial^4 x}{\partial l^4}$$

外部力

$$F_{ext} = -\nabla E_{ext}$$

内部力  $F_{int}$  用于保持 Snake 曲线的连续性(间断更少)和平滑性(尖点更少),而外部力  $F_{ext}$  则用于将 Snake 曲线拉向期望的目标边界。式(3)可以通过离散化后来进行迭代求解<sup>[5]</sup>,

$$x^{(n)} = (A + \gamma I)^{-1} (\alpha x^{(n-1)} - F_x(x^{(n-1)}, y^{(n-1)}))$$

$$y^{(n)} = (A + \gamma I)^{-1} (\alpha y^{(n-1)} - F_y(x^{(n-1)}, y^{(n-1)}))$$

其中,  $x^{(n)}$  表示  $x$  的第  $n$  次迭代值,  $\gamma$  是步长参数,  $A$  是依赖于  $\alpha$  和  $\beta$  的矩阵,  $F_x$  和  $F_y$  为导数的有限差分近似,  $(x, y)$  是 Snake 曲线上的点。

以上传统的 Snake 模型,存在以下两个问题不利于目标的跟踪:(1)对目标边界的捕捉范围小,由于收敛于目标边界的力源于图像的梯度,而梯度只有在目标边界附近时才存在,这就导致传统 Snake

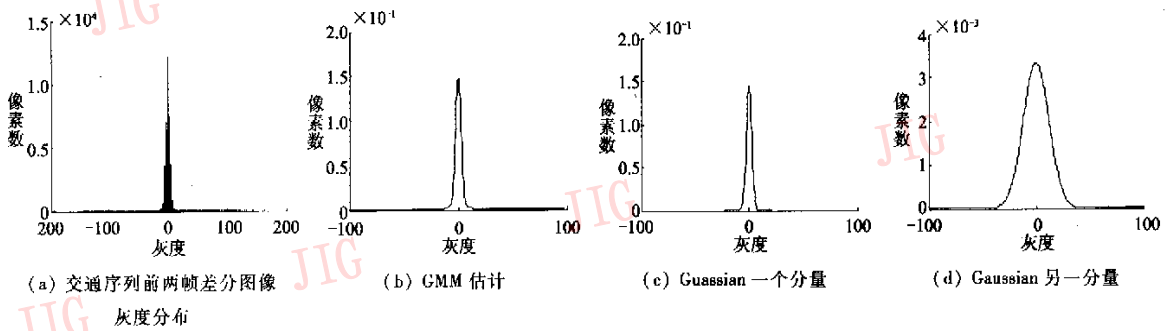


图 2 GMM 模型对差分图像估计效果

Fig. 2 Density estimation using GMM

模型的性能对初始 Snake 曲线非常敏感,只有将 Snake 曲线初始化在目标边界附近时,才会收敛至期望边界;(2)对于深度凹陷的目标轮廓得不到好的收敛效果。针对问题 1,人们提出了不同的方法进行解决,例如多分辨算法、增加压力项、增加距离能量项等<sup>[8]</sup>,但这些方法都没有给出一个根本的解决方案,而对于问题 2,则都显得无能为力。

### 3.2 GVF-Snake 模型

GVF-Snake 模型<sup>[8]</sup>由 Xu 等人提出,该模型通过改进外部力场来增大 Snake 的捕捉范围,由于其从根本上解决传统 Snake 的上述问题,从而更适合用于运动目标,特别是非刚性目标的跟踪。图 3 显示了传统 Snake 模型与 GVF-Snake 模型收敛效果对比<sup>[8]</sup>。图 3(a)为传统 Snake 曲线的初始位置,

图 3(b)为迭代 500 次后的收敛结果,图 3(c)为 GVF-Snake 曲线的初始位置,图 3(d)为 GVF-Snake 曲线迭代 120 次后的收敛结果。由图 3 可见,GVF-Snake 模型有比传统 Snake 模型更大的捕捉范围和更快的收敛速度,并可以收敛到深度凹陷处。

这种新的外部力场称为 GVF 场,可以表示为式(5)最小的  $v(x, y) = [u(x, y), v(x, y)]$ ,即

$$E = \iint \mu (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |v - \nabla f|^2 dx dy \quad (5)$$

其中,  $f(x, y) = -E_{ext}(x, y)$ ,  $\mu$  是平衡前后两项权重的系数,  $u_x, u_y, v_x, v_y$  是  $u, v$  对  $x, y$  的偏导数。图 4 对 GVF 和梯度场进行了比较。图 4(a)为梯度场,图 4(b)为 GVF 场,由于 GVF 场在远离目标轮廓的地方依然存在外部力,因此有很大的捕捉范围。式(5)的解满足欧拉方程<sup>[8]</sup>

$$\mu \nabla^2 u - (u - f_x)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \quad (6-a)$$

$$\mu \nabla^2 v - (v - f_y)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \quad (6-b)$$

$\nabla^2$  表示 Laplacian 算子,  $f_x, f_y$  是  $f$  对  $x, y$  的偏导数。

式(6)可采用离散化方法来进行迭代求解,

$$u_{i,j}^{(n+1)} = (1 - b_{i,j} \Delta t) u_{i,j}^{(n)} + r(u_{i+1,j}^{(n)} + u_{i,j+1}^{(n)} + u_{i-1,j}^{(n)} + u_{i,j-1}^{(n)} - 4u_{i,j}^{(n)}) + c_{i,j} \Delta t \quad (7-a)$$

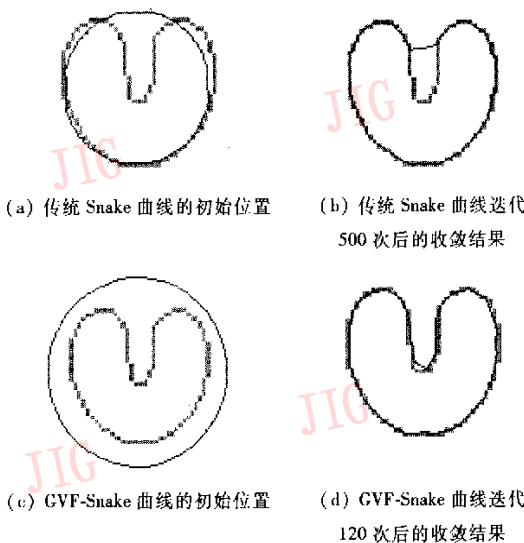
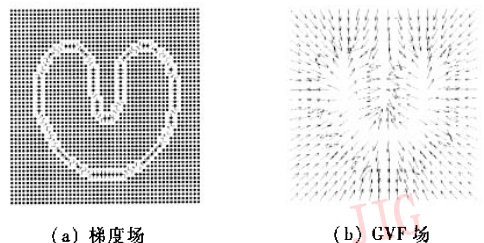


图 3 传统 Snake 和 GVF-Snake 收敛效果对比

Fig. 3 Comparison of convergence effect of traditional Snake and GVF-Snake



(a) 梯度场 (b) GVF 场

图 4 梯度场和 GVF 场的对比

Fig. 4 Comparison of gradient field and GVF field

$$v_{i,j}^{(n+1)} = (1 - b_{i,j}\Delta t)v_{i,j}^{(n)} + r(v_{i+1,j}^{(n)} + v_{i,j+1}^{(n)} + v_{i-1,j}^{(n)} + v_{i,j-1}^{(n)} - 4v_{i,j}^{(n)}) + \hat{c}_{i,j}\Delta t \quad (7-b)$$

其中,  $u_{i,j}^{(n)}$  表示  $u_{i,j}$  的第  $n$  次迭代值,  $\Delta t$  是时间步长

$$b_{i,j} = f_x^2(i, j) + f_y^2(i, j)$$

$$c_{i,j} = b_{i,j}f_x(i, j)$$

$$\hat{c}_{i,j} = b_{i,j}f_y(i, j)$$

$$r = \frac{\mu\Delta t}{\Delta x\Delta y}$$

为了保证式(7)的收敛性,则必须

$$\Delta t \leq \frac{\Delta x\Delta y}{4\mu}$$

#### 4 GVF-Snake 改进与轮廓预测

传统 Snake 模型用来检测静态图像的边界,若要检测运动目标的边界,则需要重新定义传统 Snake 模型中的外部能量,即

$$E_{\text{ext}}(x, y) = -|\nabla \hat{I}_{\text{trans}}(x, y)|^2$$

其中,  $\hat{I}_{\text{trans}}(x, y)$  由式(3)定义,梯度算子用有限差分近似。由于将运动边界检测算子引入到 GVF-Snake 模型,致使改进后的算法不仅具有原算法的优点,而且具备了运动目标检测能力,因此不但可以提取运动目标的轮廓,而且不受背景边缘的影响。

作为目标检测与跟踪系统,由于传统的针对静态图像的手工初始化方法不能满足要求,因此需要引入自动初始化的方法。本文提出一种简单有效的方法用于确定 Snake 的初始轮廓,即首先对二值化

图像  $\hat{I}_{\text{trans}}(x, y)$  进行水平与竖直投影,并在投影上确定一条窄带  $W_p \pm \Delta W_p$  (下角 P 代表 Peak), 当位于窄带内的点数大于一个设定阈值时,则以窄带的上边界  $W_p + \Delta W_p$  为起始值向上搜索完整的波峰,如果成功,则表示有目标出现,并记录其位置;然后分别对两个方向的投影做上述操作来得到矩形目标区域的长宽,并以此矩形的内切椭圆为 Snake 曲线的初始轮廓。图 5 分别显示了两个测试序列第 1 帧差分图像的水平 and 竖直投影(经过窗宽为 15 的均值滤波,滤波主要用来消除毛刺,窗宽对算法影响不大)。图 5(a)和图 5(b)分别是交通序列第 1 帧边界检测图像灰度的水平和竖直投影,图 5(c)和图 5(d)分别是 Hall 序列第 1 帧边界检测图像灰度的水平和竖直投影。需要指出的是,这样确定的初始轮廓不必十分精确,就可以得到好的收敛效果,这要归功于 GVF-Snake 具有大的捕捉范围。

为了使 Snake 快速收敛至目标轮廓,可对下一时刻目标形心位置进行预测,并将曲线平移至预测位置。为了减小计算量,本文假设目标在时刻  $t$  为匀速直线运动,因此可采用简单的一阶差分来进行预测,也可取得很好的效果,这是因为预测主要是为了加快 Snake 的收敛速度,所以并不影响跟踪的精度。 $t+1$  时刻目标形心位置的估计为

$$\hat{x}_c(t+1) = x_c(t) + \Delta x_c(t)$$

$$\Delta x_c(t) = x_c(t) - x_c(t-1)$$

其中,  $x_c(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i(t)$  为目标形心位置的真实值。

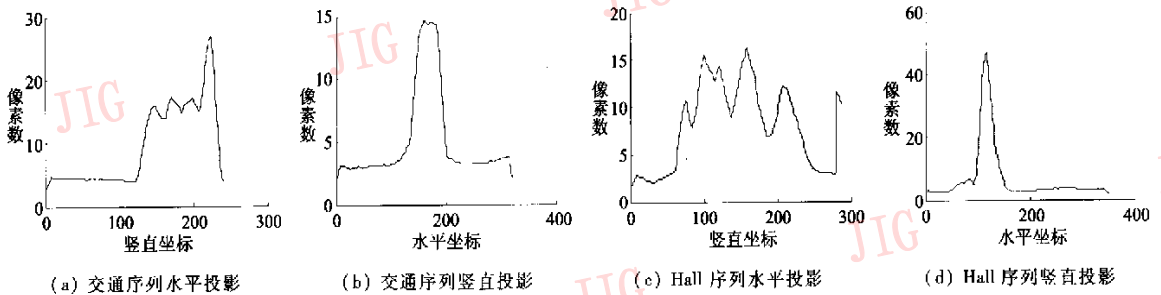


图 5 交通序列和 Hall 序列第 1 帧差分图像的水平 and 竖直投影

Fig. 5 The horizon and vertical projects of the 1st different frame of traffic and Hall Sequences

#### 5 实验结果与讨论

为了验证本文方法的效果,用两个监控视频序列对本文提出的方法进行验证(如图 6 所示),序列

1 是用 SONY 手持摄像机采集,主要用于验证该算法在智能交通监测方面的有效性,其视频序列分辨率为  $320 \times 240$ ,帧率为 25fps,序列 2 为 CIF 格式的标准测试 Hall 序列,主要用于验证该算法在视频对象提取方面的有效性。序列 1 用于验证算法对刚



(a) 交通序列(序列 1)



(b) Hall 交通序列(序列 2)

图 6 交通序列和 Hall 序列的跟踪结果

Fig. 6 Tracking results of Traffic Sequence(Row 1) and Hall Sequence(Row 2)

性目标的跟踪能力,序列 2 用于验证对非刚性目标的跟踪能力。对目标进行跟踪时,算法首先通过自动初始化轮廓算法将 Snake 初始化为一条椭圆曲线(第 1 帧),然后启动本文提出的目标检测与跟踪算法,从图 6 可以看出,由于本文算法加入了运动目标边界检测算子,从而不仅使活动轮廓完全不受静态背景边缘的影响,而且可以很好地收敛到目标的轮廓。从跟踪结果可以看出,本算法由于引入了联合归一化 RGB 和灰度色彩空间模型,因此对目标的影子有很显著的抑制效果。总之,实验结果表明,本算法对两类目标都有较好的跟踪效果。本算法目前在 2.0GHz 的奔腾 4 处理器上可以达到约 1 帧/s 处理速度。

## 6 结论与展望

本文提出了归一化 RGB 空间和灰度空间相结合的色彩空间模型,同时通过修改 Snake 模型能量项和增加 Snake 轮廓自动初始化能力,使 GVF-Snake 可以应用于运动图像的轮廓提取,并通过引入基于 GMM 模型的运动检测,结合改进的 GVF-Snake 方法来对背景静止的图像序列中的运动目标进行自动检测与跟踪。由于引入了 GVF-Snake 方法,因此使算法不仅可以跟踪刚性目标轮廓,而且对非刚性目标也同样有很强健的跟踪能力。实验结果也表明,本算法对刚性和非刚性运动目标都有较好的跟踪能力。本算法可直接输出目标轮廓的数学表示,以方便后续对目标形状的分析处理,因此本算法

可用于智能监视系统和交通监控等领域。下一步工作是在目前算法的基础上,增加目标识别环节,还可考虑用轮廓的傅里叶表示或小波表示来识别目标。

## 参考文献(References)

- Collins R. A system for video surveillance and monitoring: VSAM final report [R]. Technical Report; CMU-RI-TR-00-12. Carnegie Mellon University, Pittsburgh, Penn., USA, 2000.
- Kumar P. A comparative study of different color spaces for foreground and shadow detection for traffic monitoring system [A]. In: Proceedings of The IEEE 5th International Conference on Intelligent Transportation Systems [C], Singapore, 2002; 100 ~ 105.
- Jeff A. A gentle tutorial of the EM algorithm and its application to parameter estimation for Gaussian mixture and hidden Markov models [R]. UC-Berkeley TR-97-021, 1998. International Computer Science Institute, Berkeley, CA, USA.
- Paragios N K, Deriche R. A-PDE-based level-set approach for detection and tracking of moving objects [A]. In: Proceedings of Sixth International Conference on Computer Vision [C], Washington, DC, USA, 1139 ~ 1145.
- Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake: active contour models [A]. In: Proceedings of the 1st International Conference on Computer Vision [C], London, 259 ~ 268.
- Casselles V, Catta F, Coll T, et al. A geometric model for active contours [J]. Numerische Mathematik, 1993, 66(1): 1 ~ 31.
- 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 ~ 175.
- XU Chen-yang, Prince J L. Snakes, shapes, and gradient vector flow [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 1998, 7(3): 359 ~ 369.