

文章编号: 0253-2239(2010)10-2800-06

视觉注意驱动的测地线主动轮廓模型及其应用

刘斌 胡春海

(燕山大学测试计量技术及仪器河北省重点实验室, 河北 秦皇岛 066004)

摘要 针对前视红外时间序列图像, 提出一种运动目标自动检测方法。利用三维(3D)时空纹理向量的变化度量运动特征, 在视觉注意框架下, 给出了运动目标的显著性定义。采用光流累加法校验并提取显著性运动区域作为视觉注意区域, 将注意区域边界视作测地线主动轮廓的吸引力驱动可变形轮廓收敛于显著性运动目标, 并利用目标梯度边缘作为收敛条件。实验结果表明, 所提方法是合理、有效的。与传统运动检测方法相比, 所提方法能够辨别冗余运动信息, 对速率较快和较慢的运动对象以及噪声具有良好的稳健性。利用基于水平集的曲线演化计算能够同时给出多目标的边界定位, 可为后续的目标跟踪以及3D重建与表示提供可靠依据。

关键词 图像处理; 运动目标检测; 视觉注意; 主动轮廓模型; 前视红外

中图分类号 TP391 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS20103010.2800

Visual Attention-Driven Geodesic Active Contour Model and Its Application

Liu Bin Hu Chunhai

(Hebei Key Laboratory of Measurement Technology and Instrumentation, Yanshan University,
Qinhuangdao, Hebei 066004, China)

Abstract In order to detect multi-motion targets in time sequenced forward looking infrared (FLIR) images, a novel automatic detection method is proposed. First, the speed of 3D spatiotemporal texture vectors is used to measure motion features. Then, the saliency of motion target is defined under the frame of visual attention. So salient moving objects are detected and extracted by accumulating directionally-consistent optical flow. The regions are regarded as final visual attention regions. An improved geodesic active contour model is built, where the topology-free deformable evolving curve is attracted by the boundaries of attention regions. A gradient based convergence term forces the curves evolution to stop on the object boundaries. The validity of the proposed method is proved experimentally and the results of multi-dataset are given. Compared to other traditional methods, the proposed method has a good noise tolerance and can handle fast or slow image variations. It has no response to unnecessary motion and only focuses on the salient motion targets. The multiple targets boundaries are located due to implementation of level set scheme, which gives a reliable input for targets identifying and tracking or 3D reconstruction and representation.

Key words image processing; moving-object detection; visual attention; active contour model; forward looking infrared (FLIR)

1 引言

自动目标检测(ATD)是行为安全与道路交通智能监控系统中的关键技术,是计算机视觉领域重要的研究课题。前视红外(FLIR)图像被广泛用于

ATD系统,且检测对象多为运动物体。视频图像中往往包含大量有干扰性质的冗余运动信息,辨别并剔除这些干扰项是ATD研究的难点问题。另外,目标轮廓作为重要的语义信息对辨别对象类别、

收稿日期: 2010-06-17; 收到修改稿日期: 2010-08-03

基金项目: 河北省教育厅科学发展计划(2006455)资助课题。

作者简介: 刘斌(1981—),男,博士研究生,主要从事视觉检测和目标识别等方向的研究。

E-mail: qhdlb1981@163.com

导师简介: 胡春海(1966—),男,教授,博士生导师,主要从事机器视觉和多传感器数据融合等方向的研究。

E-mail: fred-hu@ysu.edu.cn

判断意图、3D 表示与重建等高层级的图像分析具有重要作用。

对于运动目标的自动检测问题,学者们进行了大量研究,提出了诸多算法。文献[1]提出基于柯西分布的方法,可以在复杂固定的背景场景智能视觉监视中实现对光照变化和背景扰动等背景变化较为稳健的建模,较精确地检测前景目标,但是该方法缺少对于目标轮廓的描述,需要后续的处理步骤加以解决。文献[2]给出一种云背景下的运动补偿计算方法。文献[3]结合目标运动的连续性,运用邻域轨迹预测的方法滤除检测过程中产生的噪声。这两种方法主要针对红外远距离小目标的检测任务。考虑到轮廓是识别物体的关键因素,边界特征包含了对目标的基本认知,Paragios 等^[4]提出一种测地形态学主动轮廓和统计模型相结合的方法。文献[5]在水平集的求解过程设定控制演化曲线最终停止在目标边界上的条件,以得到运动目标边界。基于水平集的可变形轮廓模型能够实现对多运动目标的边界定位,得到分割目标封闭轮廓,但无法分辨冗余运动。

在人类视觉系统中,选择性注意机制将人类视觉导向可视场景中感兴趣的部分,这些部分被称作注意区域(Attention region, AR)。利用视觉分析方法可以实现显著性目标的检测、跟踪及高层级的图像解释。Wixson 等^[6]利用方向一致性约束通过累计方向一致的亚像素光流来检测显著运动。文献[7]采用帧间差分检测运动像素,再通过累计方向一致的光流来校验显著运动对象。以上方法虽然能够突出显著运动,符合视觉注意的生理模式,但是往往缺失对于目标语义信息的描述,例如轮廓信息。而这种描述对于智能化的监控系统而言是至关重要的。

基于以上考虑,本文将图像区域的显著性运动信息与主动轮廓模型相结合,引导轮廓线演化来实现图像分割。首先在视觉注意框架下,给出了显著性运动的定义和度量方法,用以剔除景象内杂乱的冗余运动信息,再采用基于水平集的测地线主动轮廓实现全局的运动目标自动检测。

2 面向任务的 AR 计算模型

运动目标自动检测算法流程如图 1 所示。针对 FLIR 图像运动目标检测问题,仅利用运动特征来定义场景目标的显著性,而在一定时间间隔内运动方向保持一致的目标具有突出显著性。这样,需要

首先检测出图像中具有运动属性的区域,而后再利用方向性约束确定显著性运动区域,即为注意区域。

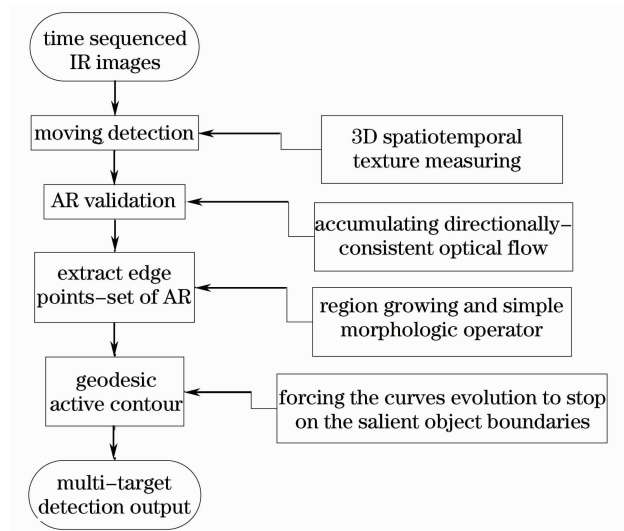


图 1 运动目标检测流程图

Fig. 1 Flow diagram of moving targets detection

2.1 基于时空纹理向量的运动检测

传统的运动检测算法主要有帧间差分法、背景消减法 and 光流法。帧间差分法不受背景图像的限制和影响,计算量小但通常目标位置不够准确^[8]。光流法检测准确、有效,但是该方法要求有目标亮度恒定的约束条件,且计算量较大。背景消减法速度较快,应用较为多见,但该方法需要对帧间信息进行估计以恢复并不断更新背景。Stauffer 等^[9]提出的基于混合高斯模型的背景重建算法(SG),能够较好地解决背景多模态的问题。但是,由于 SG 模型的多维信息利用 RGB 彩色值获得,对单色灰度级红外图像并不适用。Longin 等^[10]提出利用度量单像素邻域内多维纹理向量变化速率的方法进行红外图像的运动检测,但是该方法计算繁琐。为降低计算成本,这里采用空间窗和时间窗相结合的时空纹理向量模型来进行最初的运动检测。

令 $I(x, y, t)$ 表示任意 t 时刻对应的单帧灰度级红外时间序列图像,将 $I(x, y, t)$ 分成不相交的 $n \times n$ 块,表示度量运动特征的空间窗。对于任意时刻 t ,选择与其前后相邻两帧中具有相同空间索引值 (i, j) 的空间窗,建立 3D 时空纹理度量块,如图 2 所示。

X - Y 描述空间定位信息, Z 轴表示序列图像的帧数。每一个时空块可通过 N 维向量 $\mathbf{b}_{i,j,t}$ 描述, $N = 3 \times n \times n$ 。实验取 $n = 4$,则 $\mathbf{b}_{i,j,t}$ 为包含窗口内所有像素的 48 维向量。为降低向量维数同时保留有

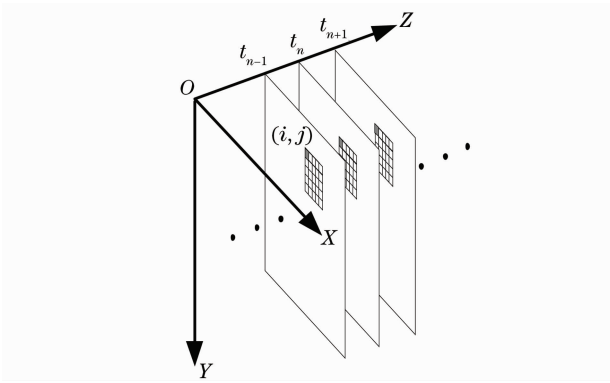


图 2 3D 时空纹理度量块

Fig. 2 3D spatiotemporal texture measuring block

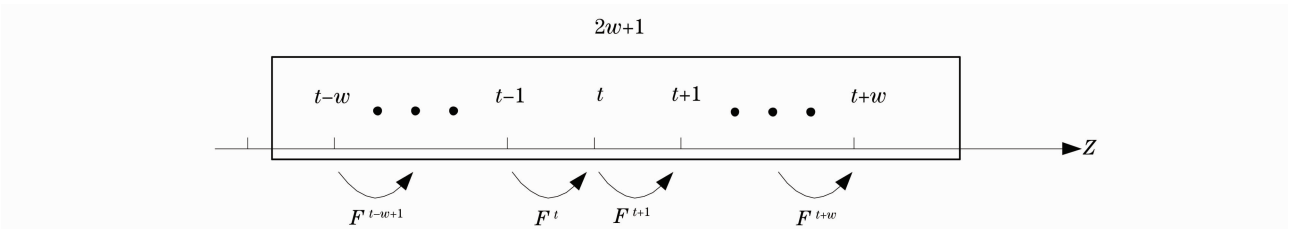


图 3 时间窗与光流表示

Fig. 3 Temporal window and optical flow representation

对于相同空间定位 (i, j) , 在时间窗内, $2w+1$ 帧图像的时空纹理向量可表示为

$$\mathbf{b}_{i,j,t-w}^*, \dots, \mathbf{b}_{i,j,t-1}^*, \mathbf{b}_{i,j,t}^*, \mathbf{b}_{i,j,t+1}^*, \dots, \mathbf{b}_{i,j,t+w}^*,$$

这些向量构成的协方差矩阵为 $\mathbf{C}_{x,y,t}$ 。采用 $\mathbf{C}_{x,y,t}$ 的最大特征值 $\Lambda_{i,j,t}$, 对 t 时刻时间窗内空间索引值为 (i, j) 的局部纹理变化进行度量^[10]。为了进行定量的比较分析, 需要考察初始时间周期 $t=1, \dots, t_0$ 场景中无运动对象时, 背景纹理向量的变化幅度。令 $f(t) = \Lambda_{i,j,t}$, 这一时段内 f 的均值和方差分别表示为 $f_{\text{mean}}(t_0), f_{\delta^2}(t_0)$ 。则当 $t > t_0$ 时, 若

$$\frac{f(t) - f_{\text{mean}}(t-1)}{f_{\text{std}}(t-1)} > T_1, \quad (1)$$

表明第 t 帧 (i, j) 所对应的图像块内存在纹理的显著变化, 式中 T_1 为常量, $f_{\text{std}}(t) = \sqrt{f_{\delta^2}(t)}$ 。令 $I_{\text{MF}}(x, y, t)$ 表示与 $I(x, y, t)$ 大小相同的二维阵列, 此时, 将该图像块内的像素标记为运动像素, 即令 $I_{\text{MF}}(i, j, t) = 1$ 。若

$$\frac{f(t) - f_{\text{mean}}(t-1)}{f_{\text{std}}(t-1)} < T_2, \quad (2)$$

则表明此时刻 (i, j) 所对应的图像块不包含运动对象, 令 $I_{\text{MF}}(i, j, t) = 0$, 并更新对 $f_{\text{mean}}(t_0), f_{\delta^2}(t_0)$ 的估计值^[10]

$$f_{\text{mean}}(t) = u\sigma^2(t-1) + (1-u)f(t), \quad (3)$$

效信息, 先利用均值对 $\mathbf{b}_{i,j,t}$ 进行归一化处理, 再采用主成分分析方法计算 PCA 投影矩阵 $\mathbf{P}_{i,j}^K$ ^[11], 则时空纹理向量 $\mathbf{b}_{i,j,t}^*$ 提供了一个紧凑的时空纹理表示, $\mathbf{b}_{i,j,t}^* = \mathbf{P}_{i,j}^K * \mathbf{b}_{i,j,t}$ 。向量的分布特性表明了对应窗口内的目标纹理是否发生变化, 从而说明图像块是否对应于运动对象。例如, 当窗口内只有静止目标时, 时空纹理向量在主成分空间中分布比较紧凑, 而当包含运动对象时, 向量变化较快, 分布更为分散。投影矩阵 $\mathbf{P}_{i,j}^K$ 对应于不同帧的图像平面, 以确保获取的纹理向量能够最佳的区分给定块的不同纹理, 实验取 $K = 10$ 。设宽度为 $2w+1$ 的时间窗沿 Z 滑动, 如图 3 所示。

$$f_{\sigma^2}(t) = u\sigma^2(t-1) +$$

$$(1-u)[f(t) - f_{\text{mean}}(t-1)]^2. \quad (4)$$

令 $M(x, y, t)$ 表示 t 时刻在时间窗内的序列图像中检测到的运动特征图, 则 M 包含了所有 $I_{\text{MF}}(i, j, t) = 1$ 的像素。利用时空纹理向量的运动检测方法能够准确的检测出图像中的运动像素, 且由于采用了局部纹理窗口, 对噪声具有较好的稳健性。但是, 该方法检测到的运动对象可能包含具有干扰性质的冗余运动信息, 这些冗余信息需要进一步处理加以剔除。

2.2 AR 区域确认

考虑物体的热辐射具有空间连续性, 且随时间变化比较缓慢, 成像的亮度分布在序列图像的邻帧间变化缓慢。则可认为红外图像的这些特点能够满足基本光流约束方程的全局平滑约束假设。为了确认 AR 区域, 这里在时空纹理向量检测运动的基础上, 采用一种基于 Lucas-Kanada 算法的方向一致光流累加法。Lucas-Kanade 算法假设序列图像中运动区域除了空间位置发生变化以外, 其亮度保持不变, 即

$$I_{t+1}(x+d_x, y+d_y) - I_t(x, y) = 0, \quad (5)$$

式中 $\mathbf{d} = [d_x \quad d_y]$ 表示大小为 $n \times n$ 的空间窗从 t 到 $t+1$ 时刻的位移, 位移 \mathbf{d} 的计算可通过最小化代价函数实现^[7]:

$$E_r(u, v) = \sum_{x, y \in M} [I_{t+1}(x + d_x, y + d_y) - I_t(x, y)]^2. \quad (6)$$

最小化可通过一个迭代过程计算：

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} d_x^{n+1} \\ d_y^{n+1} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} d_x^n \\ d_y^n \end{bmatrix} + \\ &\left\{ \left\{ \sum_{x, y \in M} \nabla I(x, y)^T [I_t(x, y) - I_{t+1}(x, y)] \right\} \cdot \right. \\ &\left. \left[\sum_{x, y \in M} \nabla I(x, y) \nabla I(x, y)^T \right]^{-1} \right\}, \end{aligned} \quad (7)$$

式中 $\nabla I(x, y)$ 表示图像在 $(x + d_x^n, y + d_y^n)$ 处的梯度, 取 $d^0 = 0$ 。时间窗 $[t - \omega, t + \omega]$ 内各帧光流表示为 $F^{t-\omega}, F^{t-\omega+1}, \dots, F^t, F^{t+1}, \dots, F^{t+\omega}$, 如图 3 所示。X 方向和 Y 方向的光流分量分别表示为 $F_x^{t-\omega}, \dots, F_x^t, \dots, F_x^{t+\omega}$ 及 $F_y^{t-\omega}, \dots, F_y^t, \dots, F_y^{t+\omega}$ 。下面利用 X 方向和 Y 方向的光流分量的累加来校验运动特征图中的显著运动。对于任意像素 $P(x, y) \in M$, 其对应的具有相同图像坐标的点为 P' , P' 在 t 到 $t+1$ 时刻从 $I(x, y, t)$ 运动到 $I(x + d_x, y + d_y, t+1)$ 。若 $d_x > 0$, 则定义 P' 在该时段内沿 X 正向移动, 反之则沿 X 负向。则在 $t + \omega$ 时刻, P' 的空间位置可表示为 $[x + d_{x1} + \dots + d_{x(2\omega)}, y + d_{y1} + \dots + d_{y(2\omega)}]$, 设 N_{Px} 为沿 X 正向的光流数, N_{Nx} 为沿 X 负向的光流数, 则 t 时刻显著运动的检测算法可描述为

I 初始化:

$$N_{Px} = 0; \quad N_{Nx} = 0;$$

II 光流累加:

$$\begin{aligned} &\text{for } i = t - \omega + 1 : t + \omega \\ &\text{if } F_x^i > 0 \\ &\quad N_{Px} = N_{Px} + 1; \\ &\text{else if } F_x^i < 0 \\ &\quad N_{Nx} = N_{Nx} + 1; \end{aligned}$$

III 门限计算, 生成显著运动特征图:

$$\begin{aligned} &\text{if } N_{Px} > T \text{ or } N_{Nx} > T \\ &\quad S_M(x, y) = P'(x, y); \end{aligned}$$

Y 方向计算过程与此相同。式中 $T = \frac{2}{3}(2\omega + 1)$, 实验取 $\omega = 4$ 。 $S_M(x, y)$ 标记了所有具有显著运动特征的区域, 令 Ω 表示 $S_M(x, y) = 1$ 的点集, 将 Ω 中的像素作为种子, 利用区域生长的方法将 3×3 邻域内所有具有相同光流方向的像素聚合, 该操作可避免由于门限误差而造成同一目标区域发生分裂。利用简单的形态学操作即可提取聚合区域的边界, 边界点集记为 $I_b(x, y, t)$ 。由于运动目标中有部分区域的灰度值与对应区域背景图像的灰度值接近, 使二值

图中的目标产生缺口、空洞或分离, 因此, $I_b(x, y, t)$ 仍不能完整的描述目标轮廓。接下来将 $I_b(x, y, t)$ 作为驱动条件, 利用一种可变形轮廓模型得到更加准确的目标边界。

3 测地线主动轮廓模型

基于主动轮廓模型 (ACM) 的图像分割方法广泛应用于物体识别、计算机视觉和计算机图形学等诸多领域。近年来, 作为一种基于边界的计算模型, 也被研究用于运动目标的检测与跟踪, 在外部约束力与图像力的控制下, 令能量函数达到极值并最终收敛于目标轮廓。本文利用测地线主动轮廓模型, 将视觉注意框架下的显著运动目标边界点集作为内部力驱动可变形轮廓曲线向一个最小长度的测地线进化, 并最终收敛于显著运动目标边界。测地线主动轮廓模型的目标函数可表示为

$$E[C(p)] = \int_0^1 \{ \gamma g \{ I_b[C(p)] \} + (1 - \gamma) g \{ |\nabla I[C(p); t]| \} | \dot{C}(p) | \} dp, \quad (8)$$

式中 $C(p)$ 表示封闭曲线, p 为曲线上的点。 $\dot{C}(p)$ 表示曲线对于参量 p 的偏导数, $g(x)$ 为高斯函数。 $g \{ I_b[C(p)] \}$ 表示显著运动边界的吸引力, 用于引导 $C(p)$ 收敛于显著运动区域。 $g \{ |\nabla I[C(p); t]| \}$ 为终止条件项, 由于不能保证检测到的显著运动边界与场景中的对象边界完全一致, 因此, $g \{ |\nabla I[C(p); t]| \}$ 用于强制演化曲线能够终止于 t 时刻 $I(x, y, t)$ 中显著运动物体的梯度边缘。 γ 为置信因子, 用于平衡吸引力与终止条件的贡献, 即当 $\gamma = 1$ 时, 可认为提取的显著运动目标边界与物体的梯度边缘完全重合, 实验取 $\gamma = 0.45$ 。对于 (8) 式描述的测地线最小化问题, 采用水平集方法求解。将 $C(p)$ 用三维演化曲面 $\phi(p, \tau)$ 的零水平集描述, 初始曲线可表示为

$$C[(x, y), 0] = \{ p \mid \phi[(x, y), 0] = 0 \}, \quad (9)$$

则上述测地线模型可视为对应的水平集函数的前向传播问题, 表示为

$$\begin{aligned} \phi_t &= \gamma \left[g(I_b) \kappa + \nabla g(I_b) \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right] + (1 - \gamma) \times \\ &\left[g(|\nabla I|) \kappa + \nabla g(|\nabla I|) \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right] |\nabla \phi|, \end{aligned} \quad (10)$$

式中 κ 表示演化曲线曲率值, $\kappa = d \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right)$ 。曲线演化过程采用 Hermes 算法, Hermes 很好地综合了快速行进法的速度特性以及窄带法的通用性^[4], 可

以显著降低曲线演化的计算量。

4 实验分析

实验利用 Matlab7.0, 在 Intel Core(TM) 2 CPU 2.53 GHz, 3.25 GB 内存的计算机平台执行。

为说明并检验本文方法, 采用不同的两组红外时间序列图像进行验证。实验所用参数如前文所述。图 4, 5 中室内和室外的两组红外监视图像序列选自 OTCBVS Benchmark Dataset。

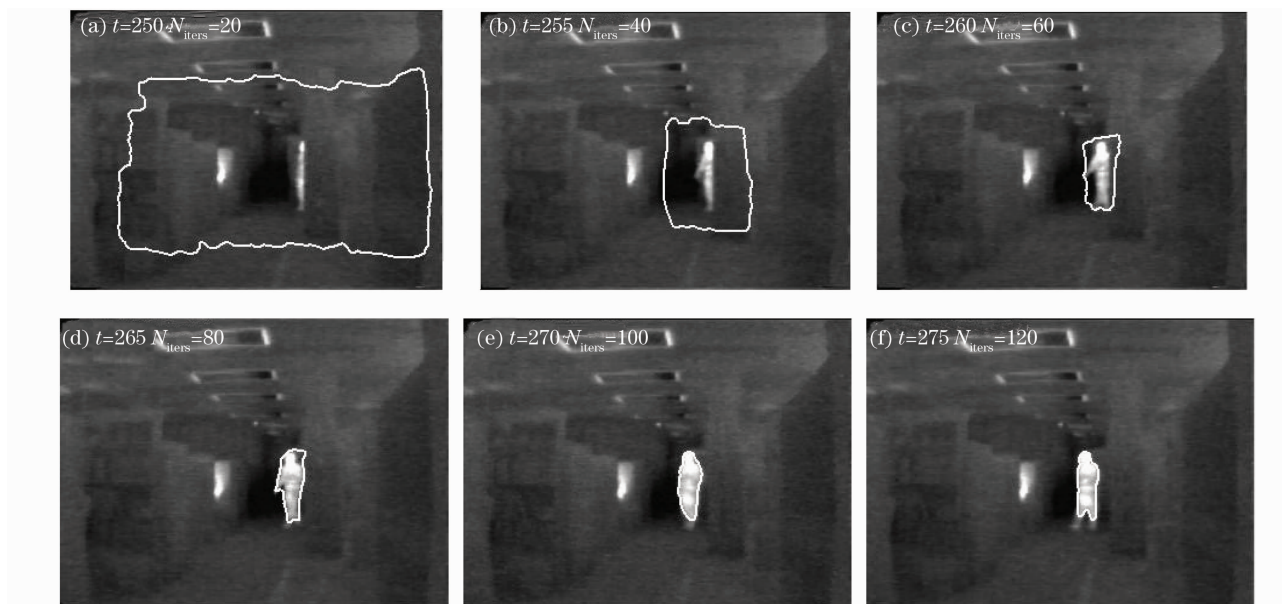


图 4 曲线演化与单一运动目标检测

Fig. 4 Curve evolution and single target detection

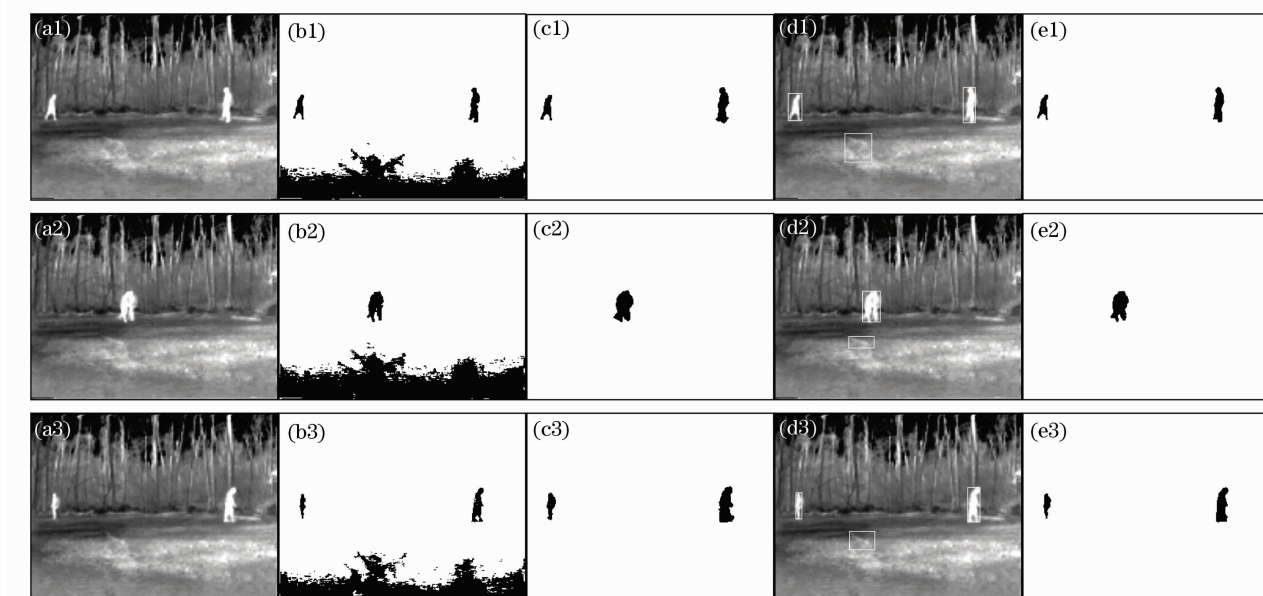


图 5 相向而行的步行者目标检测结果。(a1)~(a3)原图像序列; (b1)~(b3)背景消减; (c1)~(c3)文献[7]方法; (d1)~(d3)SP; (e1)~(e3)本文方法

Fig. 5 Detection results for two pedestrian subjects walk from opposite directions. (a1)~(a3)original images; (b1)~(b3) background subtraction; (c1)~(c3) method in Ref. [7]; (d1)~(d3) SP; (e1)~(e3) proposed method

图 4 所示为室内走廊监视用红外时间序列图像 $\{t=[1 \ 8785], t_0=234\}$, 用以说明本文算法可变形轮廓的演化过程。图中所列各帧图像分别标明了

对应的不同时刻 t 以及演化曲线的迭代次数 N_{iters} 。实际检测中, 将 $t-1$ 时刻的检测结果作为 t 时刻的初始轮廓可大幅减少计算时间。红外视频图像多为

灰度图像序列,仅有亮度信息,具有低信噪比、噪声大以及成分复杂等特点。从图 4 可以看出,演化曲线仅收敛于运动目标的边界,对于高亮度的静止目标不做响应。

图 5 所用的室外红外监视图像序列共有 650 frame 图像, $t_0 = 135$ 。图 5(a1)~图 5(a3)分别对应时刻 $t=240, 400, 560$ 的图像。序列图像中有两个相向而行的步行者目标。为更好说明算法性能,在原序列图像前景合成了随风摇摆的树枝,树枝摇摆的图像序列同样选自 OTCBVS 数据库。观察少数几帧图像,树枝的轻微摆动并不明显,但是对于一般的变化检测,如背景消减法,这种非注意的冗余运动信息会体现在变化图中,如图 5(b1)~图 5(b3)所示,从而影响了最终的检测结果。文献[7]利用时间滤波器剔除了树枝摇摆的非兴趣目标,且实时性较好,但如图 5(c1)~图 5(c3)所示,采用帧间差分方法得到的检测结果无法完整的描述检测对象,甚至会产生碎片,需利用种子生长算法加以弥补^[7],并且这种方法还是会对目标轮廓的定位造成负面影响,给后续的认识跟踪带来困难。文献[11]仅利用时空纹理向量 SP 检测变化,再采用矩形框通过质心对目标定位,其检测结果如图 5(d1)~图 5(d3)。这种方法无法分辨显著目标,而且不能给出边界信息。从图 5(e1)~图 5(e3)可以看出,本文方法中,演化曲线仅收敛于显著性运动目标边界,轮廓像素的定位更为准确,且检测结果不受运动方向和速率的影响。

5 结 论

对于显著目标的定义以及利用光流进行 AR 确认的方法不同于传统自下而上的视觉注意计算模型,属于高层级的计算机视觉表述。基于水平集的非参数化 GAC 模型具有拓扑可变、不要求精确初始化等诸多特点。实验证明,所提方法能够有效辨别满足方向一致性约束的显著运动目标,剔除树枝摇摆等无序运动的不利影响,且能同时提取多目标的边界,可为后续识别跟踪、3D 重建与表示等步骤

提供可靠依据。存在的主要问题在于,由于涉及光流计算以及演化曲线的传播问题,使得该方法的计算量较大,尚无法达到实时检测的要求。

参 考 文 献

- Ming Ying, Jiang Jingjue. Background modeling and moving-objects detection based on cauchy distribution for video sequence [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(3): 587~591
明 英, 蒋晶珏. 基于柯西分布的视频图像序列背景建模和运动目标检测[J]. *光学学报*, 2008, **28**(3): 587~591
- Guan Zhiqiang, Chen Qian, Gu Guohua *et al.*. Dim target detection based on optical flow histogram in low frame frequency in clouds background [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(8): 1496~1500
管志强, 陈 钱, 顾国华 等. 基于光流直方图的云背景下低帧频小目标探测方法[J]. *光学学报*, 2008, **28**(8): 1496~1500
- Luo Huan, Yu Lei, Liao Jun *et al.*. Tracking framework for small infrared multi-target in complex background [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(6): 1536~1541
罗 寰, 于 雷, 廖 俊 等. 复杂背景下红外弱小多目标跟踪系统[J]. *光学学报*, 2009, **29**(6): 1536~1541
- P. Nikos, D. Rachid. 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
- Yu Huimin, You Yusai. Detecting and segmenting multiple moving objects using level-set method [J]. *J. Zhejiang University (Engineering Science)*, 2007, **41**(3): 412~417
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
- L. Wixson. Detecting salient motion by accumulating directionally flow [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **22**(8): 774~779
- Tian Yingli, A. Hampapur. Robust salient motion detection with complex background for real-time video surveillance [C]. *Proceedings of the IEEE Workshop on Motion and Video Computing*, 2005, **2**: 30~35
- Hao Zhicheng, Wu Chuan. Moving object detection from dynamic image sequence based on stability matrix [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(11): 3031~3035
郝志成, 吴 川. 基于稳定矩阵的动态图像运动目标检测[J]. *光学学报*, 2009, **29**(11): 3031~3035
- C. Stauffer, W. E. L. Grimson. Learning patterns of activity using real-time tracking [J]. *IEEE PAMI*, 2000, **22**(8): 747~757
- J. L. Longin, P. Dragoljub. Tracking motion objects in infrared videos [C]. *Proc. IEEE Int. Conf. on Advanced Video and Signal Based Surveillance*, Como, 2005, **15-16**: 99~104
- T. Jolliffe. *Principal Component Analysis* [M]. 2nd Edition, New York: Springer Verlag Press, 2002. 233~263