

文章编号: 0253-2239(2010)05-1291-06

基于自适应多特征整合的红外目标跟踪

张 辉 赵保军 唐林波 李建科

(北京理工大学信息与电子学院, 北京 100081)

摘要 建立有效的观测模型去区分目标与背景是实现稳健跟踪的核心。提出了一种基于多特征观测的红外目标跟踪算法。灰度特征、局部标准差特征和梯度特征均以直方图的形式描述目标外观;目标观测模型的构建则根据环境自适应权衡了以上三个特征,相应的各特征权值的动态选择通过最大化目标与其他图像区域的差异完成。在粒子滤波框架下,实现目标运动状态的估计与多特征权值的选择。真实场景实验结果表明,该算法在目标外观高动态、背景强杂波的红外目标跟踪中具有更强的稳健性。

关键词 红外目标跟踪;多特征整合;观测模型;粒子滤波

中图分类号 TP391 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS20103005.1291

Infrared Object Tracking Based on Adaptive Multi-Features Integration

Zhang Hui Zhao Baojun Tang Linbo Li Jianke

(School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract Designing on effective observation model to discriminate object region from complex background is the core of robust tracking. A tracking approach based on multi-features observation has been proposed for infrared image sequences. Object appearance is represented by gray value, local standard deviation and gradient features in a unified histogram form; a scene-adaptive weighting scheme for these three features is used to construct the observation model, the selection of these multifeatures weights is towards the direction of maximizing discriminability between the target and its adjacent background. Experimental results on real complex situation demonstrate that the proposed algorithm tracks target well in highly appearance changes and severe clutter.

Key words infrared object tracking; multi-features integration; observation model; particle filtering

1 引 言

在武器制导、战场侦查和视频监控等领域,红外序列图像中成像目标跟踪都是视觉跟踪研究的重要补充。相比于光学图像,红外图像不受光照度和光影等因素影响,但信噪比低、背景杂波强以及目标信息单一,要实现稳健、高效地跟踪目标仍具挑战性。现有的红外目标跟踪算法包括:模板匹配法,基于优化的均值漂移法^[1]和光流法^[2],基于滤波的卡尔曼滤波和粒子滤波算法^[3]以及多种算法的融合^[4~7]等。传统模板匹配方法简单易于工程实现,广泛应用于限定场景下目标跟踪。均值漂移使用带权重的非参数目标描述,以非线性优化方式实现快速的目

标定位;光流法能获得精确多维运动参数,但计算量较大。基于滤波的跟踪算法,将问题看作是状态空间概率密度与推断。其中,卡尔曼滤波及其扩展算法在线性、高斯情况下有效,但对于红外图像的复杂场景,常常无法解析获得目标状态的最优估计;基于序列蒙特-卡罗方法的粒子滤波算法能较优地估计出非线性、非高斯情况下的目标状态。多种融合的方法则将以上各算法以并行或串接的形式独立执行,再在一定的融合准则下对目标状态做出判断。

所有这些跟踪方法都包含两部分。1)目标描述,即通过一定特征刻画目标使其最大程度地与背景区分;2)通过寻找最相似特征实现目标运动状态

收稿日期: 2009-05-31; 收到修改稿日期: 2009-07-23

基金项目: 装备预研重点基金(9140A01060507BQ01)资助课题。

作者简介: 张 辉(1982—),男,博士研究生,主要从事红外成像制导信息处理方面的研究。E-mail: huizee@bit.edu.cn

导师简介: 赵保军(1960—),男,博士,教授,主要从事目标探测、跟踪和图像压缩等方面的研究。E-mail: zbj@bit.edu.cn

的估计。但以上算法所使用的目标描述要么是直观的目标灰度模板^[2]、形状、边缘和灰度直方图^[1,8,9]；要么是复杂的变换域系数^[8]，这种仅依赖于单一特征的方法很难适应于纷繁复杂的红外跟踪应用环境。本文提出的算法则是从目标观测模型的角度综合多种特征，建立稳健的目标外观描述。整合多特征在光学图像目标跟踪的研究中多被讨论^[10~12]。针对红外图像，选取计算简单且有一定互补性的灰度、局部标准差和梯度特征，通过在线评估三者区分目标与其邻域背景的能力，实现最具区分力的多特征整合权值选取以及稳健的目标观测模型构建。结合基于序列蒙特卡罗方法的粒子滤波，目标运动状态的估计与多特征权值的选择同时进行。在机动目标跟踪实验中，本算法的稳健性得到验证。

2 跟踪框架

跟踪时常被看作是一类运动目标的状态推断问题。在贝叶斯理论框架下，目标的状态推断转换为利用已知的状态先验概率和观测信息，不断构建状态的后验概率密度的过程^[3]：

$$\mathcal{P}(X_t | \mathcal{I}_t) \propto \mathcal{P}(I_t | X_t) \times \int \mathcal{P}(X_t | X_{t-1}) \mathcal{P}(X_{t-1} | \mathcal{I}_{t-1}) dX_{t-1}, \quad (1)$$

式中 I_t, X_t 分别为时刻 t 的图像和目标运动状态， X_t 包括目标中心的坐标位置 $y = (x, y)$ 和尺度 L ； $\mathcal{I}_t = \{I_1, \dots, I_t\}$ 为初始时刻至 t 时刻所有图像的集合。为适应场景变化， $\mathcal{P}(I_t | X_t)$ 权衡了灰度、局部标准差和梯度三种特征，引入多特征权值 \mathbf{a} 表示这三种特征的权值，建立有效区分目标区域与背景的观测模型。同样， \mathbf{a} 的动态选择也可看作为贝叶斯理论下的一个估计问题。类似于(1)式， \mathbf{a}_t 的后验分布为

$$\mathcal{P}(\mathbf{a}_t | \mathcal{I}_t) \propto \mathcal{P}(I_t | \mathbf{a}_t) \times \int \mathcal{P}(\mathbf{a}_t | \mathbf{a}_{t-1}) \mathcal{P}(\mathbf{a}_{t-1} | \mathcal{I}_{t-1}) d\mathbf{a}_{t-1}. \quad (2)$$

值得注意的是，通过目标运动状态确定合理的多特征权值与由此权值估计目标运动状态两者本身就是一个病态问题。考虑到序列图像相邻帧之间的相关性，本文认为相邻帧图像的改变只影响少数特征的区分能力。由此，前一帧多特征权值的估计值 \mathbf{a}_{t-1} 可用于指导估计本帧目标运动状态 X_t ，也即为 $\mathcal{P}(I_t | X_t) = \mathcal{P}(I_t | X_t, \mathbf{a}_{t-1})$ ；而本帧的多特征权值 \mathbf{a}_t 的后验分布又受控于当前目标状态估计 X_t ，即(2)式右端似然为 $\mathcal{P}(I_t | \mathbf{a}_t) = \mathcal{P}(I_t | \mathbf{a}_t, \hat{X}_t)$ 。所以，目标跟踪也即是传播 $t-1$ 时刻后验分布 $\mathcal{P}(X_{t-1} | \mathcal{I}_{t-1})$ 到 t 时

刻的后验分布 $\mathcal{P}(X_t | \mathcal{I}_t)$ ，多特征权值的演变等同于由 $\mathcal{P}(\mathbf{a}_{t-1} | \mathcal{I}_{t-1})$ 到 $\mathcal{P}(\mathbf{a}_t | \mathcal{I}_t)$ 的后验分布传播。本文采用基于蒙特卡罗仿真的粒子滤波技术^[3]，分别利用带权重的随机样本 $\{X_t^i, \omega_t^i\}_{i=1}^N$ 和 $\{\mathbf{a}_t^j, v_t^j\}_{j=1}^M$ 近似目标运动状态和多特征权值的后验分布。 t 时刻目标运动状态和多特征权值的最小均方误差估计为

$$\hat{X}_t = E[X_t | \mathcal{I}_t, \mathbf{a}_{t-1}] \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \omega_t^i X_t^i, \quad (3)$$

$$\hat{\mathbf{a}}_t = E[\mathbf{a}_t | \mathcal{I}_t, \hat{X}_{t-1}] \approx \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M v_t^j \mathbf{a}_t^j. \quad (4)$$

3 目标观测模型

3.1 特征提取

红外图像与光学图像的不同在于像素值反映的是场景热辐射强度，目标一般没有丰富的纹理、色彩信息，也缺乏突出、稳健的外形轮廓。此处采用三种基本的特征：灰度 I 、局部标准差 S 和梯度 G 构建目标外观描述。如图 1 所示，各个特征描述的都采用非参数化形式——直方图，因为其对目标形状结构不敏感，也即是计算以 (x, y) 目标中心，以 L 倍原始目标宽高的矩形区域内的特征分布。

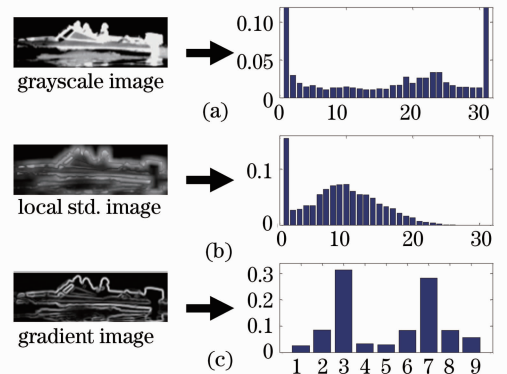


图 1 灰度(a)、局部标准差(b)和梯度特征提取(c)
Fig. 1 Examples of gray-value (a), local standard deviation (b) and gradient features extraction (c)

1) 灰度特征：给定红外图像 I_t 和目标运动状态 X_t ，在由 X_t 确定的目标区域内，像素幅值被量化成 B 等级，对应的目标归一化灰度直方图记为 $\mathbf{h} = \{h_u\}_{u=1}^B$ ；

2) 局部标准差特征：对于低对比度的红外图像，文献[9]用邻域局部标准差特征来描述目标。此局部标准差直方图的计算与灰度直方图计算方法同；

3) 梯度特征：在背景杂物严重的场景下，灰度和局部标准差的区分力不足。这里借鉴可见光图像

行人检测中的梯度直方图^[13],获得更为独特的目标外观表达。采用较 Sobel 算子更精确的 Scharr 算子^[14]计算梯度图像,再将梯度角度量化,而梯度直方图的每个索引对应的累积数值为该目标区域中所有具有相应梯度方向的像素梯度幅值之和。

按照上述方法提取参考目标的灰度、局部标准差和梯度特征直方图,依次记为 h_r^I, h_r^S 和 h_r^G ; 计算 X_t 处候选目标相应的三个特征描述分别记作 $h_c^I(X_t), h_c^S(X_t)$ 和 $h_c^G(X_t)$ 。度量候选目标与参考目标的特征分布相似程度通常采用基于 Bhattacharyya 系数的距离^[1]

$$D[h_c^j(X_t), h_r^j] = \left(1 - \sum_{i=1}^B \sqrt{h_{c,i}^j h_{r,i}^j}\right)^{1/2}, \quad j = \{I, S, G\}, \quad (5)$$

值得注意的是,频繁的计算任意矩形区域特征直方图相当耗时,采用积分直方图^[15]使直方图的计算只需固定次数的累加。

3.2 目标观测模型

相应地,定义在特征 j 下候选目标状态 X_t 的似然函数为

$$p^j(I_t | X_t) \propto \exp\left\{-\frac{D^2[h_c^j(X_t), h_r^j]}{2\sigma^2}\right\}, \quad (6)$$

其中 σ 为高斯噪声标准差。为最大化反映似然函数所含信息,此处采用文献[10]提出的方法,通过限定似然函数最大值为一常量 c 实现 σ 取值的自适应调整,也即 $c = \exp(-D_{\min}^2/2\sigma^2)$ 。在文中实现 $c = 1, D_{\min}$ 为所有粒子中与参考目标特征最近距离值。则整合多特征的目标观测模型为

$$\mathcal{P}(I_t | X_t) = \sum_j a_{t-1}^j p^j(I_t | X_t), \quad (7)$$

式中 $\sum_j a_{t-1}^j = 1, j = \{I, S, G\}$, 为时刻的多特征权值,反映了各特征在估计目标运动状态时的可信程度。

实现复杂背景图像序列的稳定跟踪,目标外观描述的在线更新不可或缺。采用简单的外观描述更新方法

$$h_{r,t+1}^j = (1 - \alpha_t^j) h_{r,t}^j + \alpha_t^j h_{c,t}^j(\hat{X}_t), \quad j = \{I, S, G\}, \quad (8)$$

式中 \hat{X}_t 为本帧目标运动状态的估计值,系数定义为

$$\alpha_t^j = \begin{cases} p^j(I_t | \hat{X}_t) - \mathcal{P}_t, & p^j(I_t | \hat{X}_t) \geq \mathcal{P}_t \\ 0, & p^j(I_t | \hat{X}_t) < \mathcal{P}_t \end{cases} \quad (9)$$

门限 $\mathcal{P}_t = \mathcal{P}(I_t | \hat{X}_t)$ 防止错误的跟踪被描述吸收。

4 自适应多特征权重

跟踪过程中场景不断变化,固定的多特征整合

权值终难给出普适的特征观测方案。 a_t 的不同选择可由当前目标运动状态估计和场景状况作自适应作出评估。给定 \hat{X}_t , 不同多特征权值的质量优劣同其区分该区域与局部背景的能力成正比^[11], 则 a_t 的观测模型可定义为

$$\mathcal{P}(I_t | a_t) \propto \lg \left[1 + \frac{\sum_j a_t^j p^j(I_t | \hat{X}_t)}{\mu_p(a_t)} \right], \quad (10)$$

式中 $\mu_p(a_t)$ 为以 a_t 为多特征权值的目标观测的均值, 定义为

$$\mu_p(a_t) = \int p(X_t) \sum_j a_t^j p^j(I_t | X_t) dX_t \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_j a_t^j p^j(I_t | X_t^i). \quad (11)$$

由于跟踪中目标描述所关心的是与其邻接的“局部区域”的特征差异,所以(11)式计算整个状态的积分可等同于估计 N 个样本的观测的统计均值。在实现中, N 个样本取作近似后验 $\mathcal{P}(X_t | \mathcal{I}_t)$ 的粒子集。

图 2 给出了三种不同的多特征权值选择方式对目标观测分布 $\mathcal{P}(I | X)$ 的影响。本文对 124 frame 红外图像手动标出了真实目标状态。如图 2(a) 所示,在每帧数据中,以真实目标状态为中心, x, y 维均在 $[-20, 20]$ 像素范围内平移,尺度维 L 在 $[0.5, 2]$ 范围内变化,统计观测值 $\mathcal{P}(I | X)$ 的分布分别绘于图 2(b), 2(c) 和 2(d)。在真实目标运动状态周围,采用固定权值(即 $a^I = a^S = a^G$, 点线状曲线)和采用文献[11]中民主融合的特征权值的观测分布(虚线状曲线)均较平坦,而由本文方法的观测分布更接近于理想的 Delta 函数分布曲线。可知,由自适应多特征权值构建的目标观测模型对背景与目标的区分是有效的。

5 算法实现

5.1 目标运动状态方程

红外图像跟踪系统的一个重要问题,是拍摄过程中成像平台的自身抖动。不采用耗时的全局背景补偿^[16],也不考虑建立高阶运动状态转移方程,因为在实际中精确建模图像目标运动学方程本身相当复杂。基于文献[8]的观点,通过评估前些时刻目标的运动轨迹,对当前帧背景运动作粗略估算,相应调整目标运动状态转移方程的噪声标准差。其中运动状态转移为一阶模型:

$$\mathcal{P}(X_t | X_{t-1}) = \mathcal{N}(X_t; X_{t-1}, C_t w), \quad (12)$$

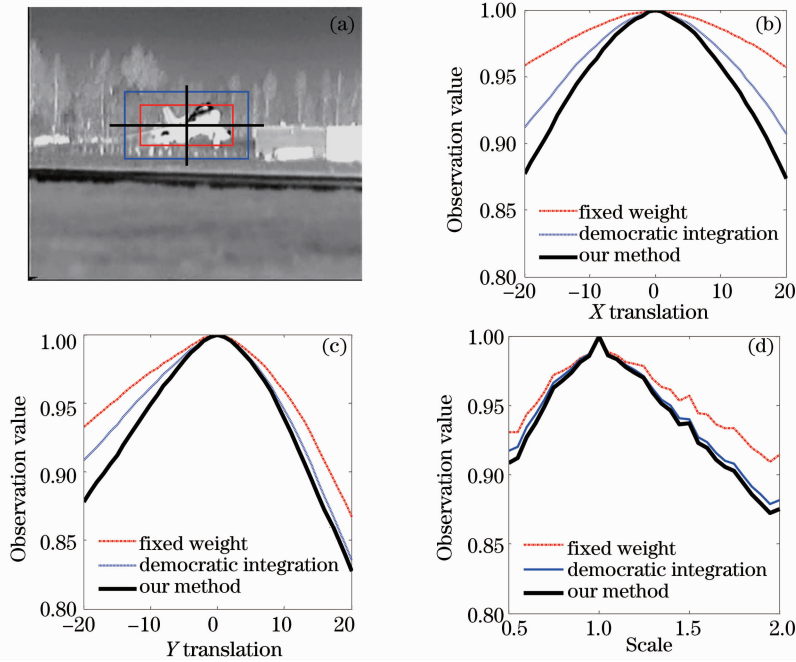


图 2 不同多特征权值选择方法下的目标观测值对比

Fig. 2 Observation probabilities contrasts of different methods for multifeatures weights selection

式中噪声 $w \sim \mathcal{N}(0, I)$, 即噪声服从零均值、协方差矩阵为单位阵的多元高斯分布, 而自适应系数矩阵 C_i 与目标速度均值 μ_i^k 成正比, 即 $C_i = \beta \cdot \text{diag}(\mu_i^k)$, 其中 $\text{diag}(\cdot)$ 为取对角阵, β 为常量。时间窗宽为 $k (k \geq 1)$ 的目标速度和尺度变化均值为

$$\mu_i^k = \frac{1}{k} \sum_{l=t-k}^{t-1} |X_l - X_{l-1}|, \quad (13)$$

当 $t < k+1$ 时, μ_i^k 可用所有的目标运动状态计算得出。

5.2 多特征权值动态方程

结合红外序列图像的帧间连续性, 各个特征在观测模型中的比重应随场景缓慢变化, 同样可采用随机游走模型表示 a_i 的动态变化。由于 $a = (a^l, a^s, a^g)$ 中仅有两成分相互独立, 使用 $f_i = (f_i, f'_i)$ 来重新表示 a_i , 其中 $0 \leq f, f' \leq 1$, 相应的 a_i 与 f_i 的变化关系为

$$\begin{cases} a_i^l = f_i, \\ a_i^s = (1 - f_i)(1 - f'_i), \\ a_i^g = (1 - f_i)f'_i, \end{cases} \quad (14)$$

而整合方式的预测 $\mathcal{P}(a_i | a_{i-1})$ 也就等同于计算预测 $\mathcal{P}(f_i | f_{i-1})$:

$$\mathcal{P}(f_i | f_{i-1}) = \mathcal{N}(f_i, f_{i-1}, \mathbf{v}), \quad (15)$$

式中噪声 $\mathbf{v} \sim \mathcal{N}(0, \gamma \mathbf{I})$, \mathbf{I} 为单位矩阵; γ 为常量, 实验中 $\gamma = 0.1$, 同时限定 $f, f' \in [0, 1]$ 。

6 实验结果与分析

为验证算法的有效性, 使用在复杂背景中的多个红外视频序列进行测试, 每帧图像中的真实目标区域被事先手动标出。在实验中, 灰度、局部标准差、梯度特征空间分别量化为 32, 32 和 9 等级。为考虑平移和尺度参数, 综合反映目标运动状态估计误差, 采用以下跟踪误差定义^[12]

$$e(t) = 1 - \frac{2A_o(t)}{A_g(t) + A_e(t)}, \quad (16)$$

式中 $A_g(t)$, $A_e(t)$ 和 $A_o(t)$ 分别为 t 时刻人工标注的真实目标区域面积、算法估计的目标面积和两者重叠的面积, 再者这种误差定义还受跟踪丢失的影响, 恒保持为 1。

采用的序列红外图像共 90 frame, 其中目标除平移运动外, 尺度变化剧烈, 图像时常有与目标特征分布近似的疑似区域。对比本文的算法 (PF-AMF)、仅采用灰度特征的 Mean Shift (MS) 算法和粒子滤波算法 (PF-GF), 其中 MS 算法中核函数带宽调整依照试探性增减方式^[1], 初始带宽设置为第 1 帧图像中的目标宽高; PF-GF 与 PF-AMF 的不同仅在于前者只考虑了灰度分布, 两者均采用 200 个粒子描述目标运动状态; PF-AMF 的特征整合粒子数取 $M=100$, 参数 $\beta=3$, $f_1=(0.3, 0.5)$ 。

图 3 中 MS 算法的跟踪误差在第 40 帧之前一直维持在 0.4 以下,之后目标彻底丢失并错误锁定一地面目标;PF-GF 在第 40~50 帧也被地面目标吸引,但在适应目标尺度变化性能较 MS 好,且第 50 帧跟踪以后跟踪恢复正常;本文提出的算法(PF-AMF)则在整个过程中表现稳定,跟踪误差除第 83 帧(目标接近红外成像器,尺度剧烈变化)以外都在 0.2 以下。图 4 给出三种算法在第 18,44,58 和 86 帧的跟踪结果,如图 4 所示。

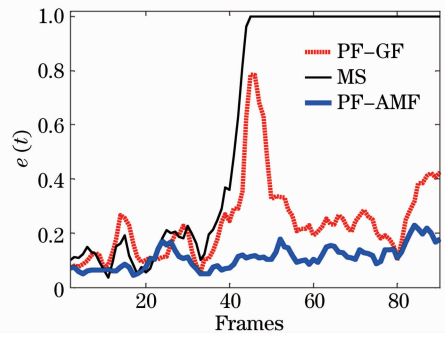


图 3 不同跟踪算法误差对比

Fig. 3 Error contrasts of different tracking methods

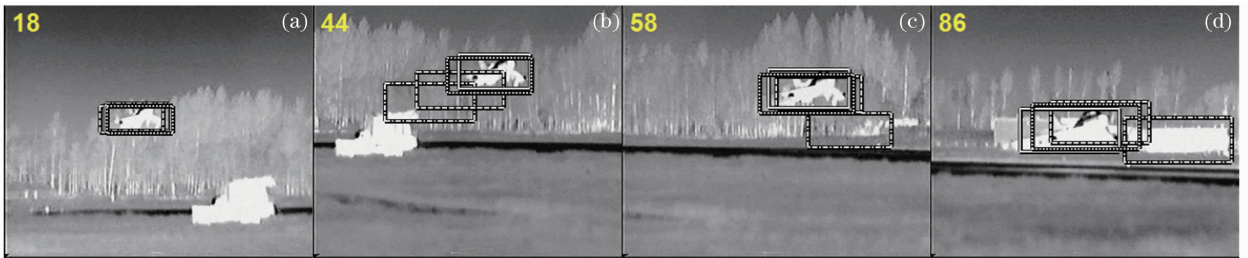


图 4 不同跟踪算法结果示例。实线框:手动标注;虚线框:PF-GF;圆点框:PF-AMF;点线框:MS

Fig. 4 Results of different tracking methods. solid line: manual labeling; dashed line: PF-GF; dotted line: PF-AMF; dot-dash line: MS)

红外序列图像共 241 frame,其中由于成像器材的自身抖动,目标平移运动较为剧烈;目标的尺度在整个序列中变化近两倍;拍摄场景则由起初的天空背景迅速进入复杂的地物背景。通过对比多特征自适应整合方案(PF-AMF)与固定整合方案(PF-FMF,也即 $f_i = f_1, i \geq 2$),对本文提出算法的观测模型做出评估。粒子数与上个实验同,参数 $\beta = 3$, $f_1 = (0.3, 0.4)$ 。

和 167 帧处的特征整合方式发生了剧烈变化,这主要是由于有较强的红外辐射源进入视场,成像器进行相应的自动增益调整,造成整个图像灰度变化。

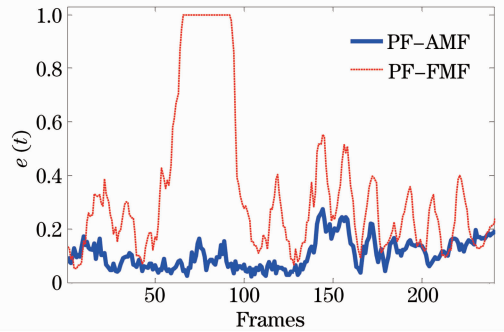


图 5 不同特征整合方式的跟踪误差对比

Fig. 5 Tracking error contrasts of feature integration schemes

图 5 给出两种方案跟踪误差曲线,可见采用自适应特征整合方式的跟踪误差普遍较固定整合方式低。图 6 给出了 PF-AMF 和 PF-FMF 在第 9,55,89,130,167 和 230 frame 中跟踪的结果。图 7 给出 PF-AMF 在整个跟踪过程中三种特征的权值演变情况,第 93

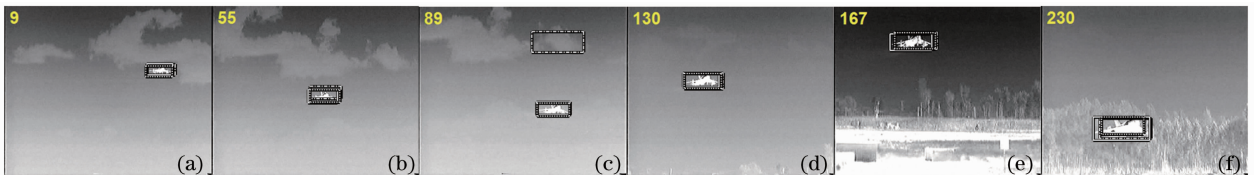


图 6 不同特征整合方式的跟踪结果。实线框:手动标注;虚线框:PF-AMF;点线框:PF-FMF

Fig. 6 Tracking results of different feature integration schemes. solid line: manual labeling; dashed line: PF-AMF; dot-dash line: PF-FMF

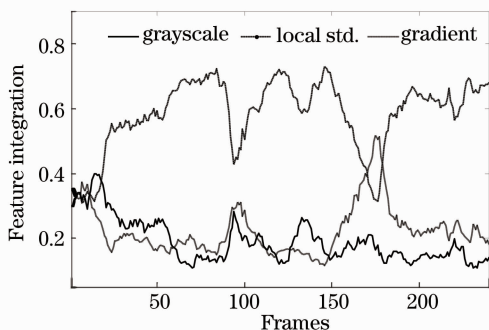


图 7 多特征的整合方式

Fig. 7 Multi-features integration scheme

7 结 论

提出了一种基于多特征的目标观测模型,以及在粒子滤波框架下实现目标状态和特征整合方式估计的算法。只选用了灰度、局部标准差和梯度三种特征描述目标外观,但该算法的特征选取不限于此,特定应用的最佳特征集可灵活定制。实验表明,在背景杂波严重的红外图像中,该算法能有效地适应背景变化,其性能优于仅采用单一特征描述的 Mean Shift 及粒子滤波方法;但当目标面积较小或目标被遮挡时将影响本算法的稳健性。

参 考 文 献

- 1 D. Comaniciu, V. Ramesh, P. Meer. Kernel-based object tracking [J]. *IEEE T. Pattern Anal.*, 2003, **25**(5): 564~577
- 2 G. Hager, P. Belhumeur. Efficient region tracking with parametric models of geometry and illumination [J]. *IEEE T. Pattern Anal.*, 1998, **20**(10): 1025~1039
- 3 S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon *et al.*. A tutorial on particle filters for on-line non-linear/non-Gaussian bayesian tracking [J]. *IEEE Trans. Signal Processing*, 2002, **50**(2): 174~189
- 4 Guan Zhiqiang, Chen Qian, Qian Weixian *et al.*. Infrared target tracking algorithm based on algorithm fusion [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(5): 860~865

管志强, 陈 钱, 钱惟贤 等. 一种基于算法融合的红外目标跟踪方法[J]. 光学学报, 2008, **28**(5): 860~865

- 5 Xu Rongping, Yang Lei. Small target tracking approach combined the merits of two tracking frameworks under infrared complex background [J]. *J. Infrared Millim. Waves.*, 2008, **27**(5): 354~360
- 徐蓉萍, 杨 磊. 红外复杂背景中一种融合两类跟踪框架优点的小目标跟踪算法[J]. 红外与毫米波学报, 2008, **27**(5): 354~360
- 6 Li Qiuhua, Lu Xinping, Shen Zhenkang *et al.*. Method for IR imaging target robust tracking based on algorithm fusion [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2006, **28**(4): 620~625
- 李秋华, 鲁新平, 沈振康 等. 基于算法融合的红外成像目标稳健跟踪方法[J]. 系统工程与电子技术, 2006, **28**(4): 620~625
- 7 A. Dawoud, M. Alam, A. Bal *et al.*. Target tracking in infrared imagery using weighted composite reference function-based decision fusion [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2006, **15**(2): 404~410
- 8 V. Venkataraman, Guoliang Fan, Xin Fan. Target tracking with online feature selection in FLIR Imagery [C]. Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. 3466~3473
- 9 A. Yilmaz, K. Shafique, M. Shah. Tracking in airborne forward looking infrared imagery [J]. *Image Vision Comput.*, 2003, **21**(7): 623~635
- 10 P. Brasnett, L. Mihaylova, D. Bull *et al.*. Sequential monte carlo tracking by fusing multiple cues in video sequences [J]. *Image Vision Comput.*, 2007, **25**(8): 1217~1227
- 11 M. Spengler, B. Schiele. Towards robust multi cue integration for visual tracking [J]. *Mach. Vision and Appl.*, 2003, **14**(1): 50~58
- 12 E. Maggio, F. Smerladi, A. Cavallaro. Adaptive multifeature tracking in a particle filtering framework [J]. *IEEE T. Circ. Syst. Vid.*, 2007, **17**(10): 1348~1359
- 13 N. Dalal, B. Triggs. Histograms of oriented gradients for Human detection [C]. Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. 886~893
- 14 B. Jhne, H. Hauecker, P. Geiler. Handbook of Computer Vision and Applications [M]. New York: Academic, 1999. 125~151
- 15 F. Porikli. Integral histogram: a fast way to extract histograms in cartesian spaces [C]. Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. 829~836
- 16 Zhu Juanjuan, Guo Baolong. Features tracking algorithm for video stabilization [J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(4): 516~521
- 朱娟娟, 郭宝龙. 电子稳像的特征点跟踪算法[J]. 光学学报, 2006, **26**(4): 516~521