

doi: 10.3788/gzxb20174608.0810001

时空方向能量特征用于红外弱表观目标跟踪

张乐^{1,2}, 安志勇¹, 郝永平², 岱钦²

(1 长春理工大学 光电工程学院, 长春 130022)

(2 沈阳理工大学 装备工程学院, 沈阳 110168)

摘 要:在红外弱表观目标跟踪中,由于目标表观信息贫乏且受场景强噪声干扰,现有算法难以有效提取目标特征,实现对目标的准确跟踪.针对这一问题,本文提出一种基于时空方向能量的红外弱表观目标跟踪方法.该方法提取目标时空方向能量作为特征,建立方向能量直方图描述目标特征.在粒子滤波方法框架下,将粒子方向能量直方图与目标模板的相似度作为粒子滤波预测与更新阶段的观测输入.由于时空方向能量来源于目标的运动特征,因此本文方法具有较强的抗辐射突变性.实验结果证明,该方法能够稳定地跟踪弱表观目标,与传统基于灰度特征的跟踪方法相比,可靠性增强,且具有良好的适应性.

关键词:目标跟踪;红外弱表观目标;导向滤波器;时空方向能量;粒子滤波

中图分类号:TN391

文献标识码:A

文章编号:1004-4213(2017)08-0810001-10

Infrared Weak-Feature Target Tracking Using the Spatial-Temporal Orientation Energy Feature

ZHANG Le^{1,2}, AN Zhi-yong¹, HAO Yong-ping², DAI Qin²

(1 Opto-Electronic Engineering Department, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China)

(2 Equipment Engineering Department, Shenyang Ligong University, Shenyang 100168, China)

Abstract: For the task of weak-feature target tracking in infrared image sequences, existing methods failed to track the target accurately for lack of information in the target's surface and the interferences from the strong noise in the scene. Focusing on this problem, a particle filter method is proposed by the Spatial-Temporal Orientation Energy (SOE). The method describes the target by using the SOE histogram. The similarity of the SOE histograms between the particles and the target is employed as the observation input to the particle filter. It is noted that the method is high robustness to target illuminated radiation as the SOE feature reflects target dynamics. Experimental results show that the proposed method has good stability to track targets in different scenes and is more effective and adaptive than the traditional grey-scale feature.

Key words: Target tracking; Weak-feature infrared target; Steerable filters; Spatial-temporal orientation energy; Particle filter

OCIS Codes: 100.4999; 100.4993; 040.3060; 150.1135

0 引言

红外弱表观目标跟踪是红外制导弹药研究需要解决的一个重要问题.跟踪的难点主要来源于弱表观目标的结构特点^[1]:成像面积小,外部特征信号微弱模糊,缺乏用于识别跟踪的表观特征,红外辐射特性不稳定

基金项目:辽宁省教育厅一般项目(No. L2014085)资助

第一作者:张乐(1979-),女,副教授,博士研究生,主要研究方向为智能仪器,探测与制导. Email: zhangle_sylu@126.com

导师(通讯作者):安志勇(1943-),男,教授,博导,主要研究方向为精密仪器检测及光电技术检测. Email: an_zhiyong@126.com

收稿日期:2017-05-08;录用日期:2017-07-03

<http://www.photon.ac.cn>

等. 另外, 背景噪声干扰也使得导引探测器易被其他外形特征相似, 或者成像灰度特征相似的目标对象吸引, 进而导致跟踪偏离重心.

传统的跟踪算法大致可分为四类: 1) 基于主动轮廓跟踪^[2]的方法. 该方法主要构建目标能量函数模型, 利用能量函数对目标轮廓进行搜索, 但是缺点在于迭代求解的过程耗时严重; 2) 基于运筹学的最大(小)路径跟踪^[3]方法. 这类方法将目标跟踪问题看做是在帧间寻找图像流的事件, 使用包围盒约束, 评估局部路径差别得分, 确定最终目标轨迹; 3) 基于估计的跟踪方法^[4-5]. 该方法利用先验概率密度和后验概率密度等信息迭代求解当前值. 其中, 卡尔曼滤波方法应用在线性系统, 获得了良好的跟踪效果. 贝叶斯框架下的粒子滤波方法则应用于非线性环境, 但是粒子滤波方法中粒子数量的增加导致的运算量上升对运算单元中的硬件条件提出了很高的要求; 4) 基于特征的跟踪方法^[6-9]. 这类跟踪方法主要先从背景中提取目标, 然后计算目标模板与待选目标特征之间的数据关联程度^[7], 实现对目标的跟踪. 但是在高杂波和场景辐射显著变化的条件下, 多数目标特征提取的效果并不理想. 针对这一问题, Cannons 等^[10]充分考虑了目标的时空信息, 第一次将时空方向能量^[11]作为特征与 Meanshift 估计等方法相结合应用到目标跟踪领域, 极大地提升了目标在密集杂波环境下的跟踪精度. 但是当目标信号微弱, 外部特征不清晰, 并且和场景噪声有着相似静态特征点描述时, 跟踪并不可靠.

在时空域, 图像流中静止或者运动的目标会产生多元化的特征表达. 其中, 目标与场景之间的相对运动可以产生能够反映目标动态特征的方向能量分布. 以此为基础, Adelson 等^[11]基于人类视觉原理, 提出了时空方向能量概念, 采用图像多尺度金字塔分析方法, 提取目标运动特征. 之后, Cannons 和 Wildes^[10, 12]将时空方向能量与 Meanshift 估计^[10]和 Pixelwise Warp^[12]等跟踪算法结合, 建立了相应的特征模型. 文献[10]将待跟踪目标区域的时空方向能量表示为多尺度多方向的加权方向能量直方图, 用来作为 Meanshift 估计中的方向参数. 文献[12]则针对目标遮挡及形变问题, 建立了描述帧间目标方向能量的像素点之间关系的仿射模型. 两种模型的建立具有相同思路: 首先计算目标在各个方向的运动能量响应, 然后与各自的目标模板匹配.

本文在粒子滤波框架下, 提出一种新的基于时空方向能量特征的红外弱表观目标跟踪方法. 该方法首先分析目标时空结构, 利用导向滤波器对图像流做卷积滤波运算, 获取目标方向能量特征直方图. 通过统计其运动方向, 得到目标偏移趋势, 进而将粒子初始化在局部区域, 解决了制约粒子滤波计算量的问题, 增强了算法实时性. 最后建立系统运动模型和观测模型, 完成红外弱表观目标跟踪任务.

1 目标的时空方向能量特征描述

1.1 时空方向能量

方向能量特征能够反映目标的空间结构和动态信息, 这些能量来自于滤波器与图像流产生的时空信息进行卷积运算时的响应. 该滤波器带有方向选择性^[13], 当滤波器对称轴与图像帧平面平行时, 其响应可以反映目标表面的空间特征; 而当滤波器对称轴朝向时间维度时, 其响应则反映目标的动态信息. 实际中, 红外弱表观目标跟踪面临着场景环绕噪声, 伪目标的辐射能量干扰, 运动模式多变等困难. 而时空方向能量这种特征弹性空间大, 具有丰富的数据集, 可以有效地为跟踪器滤除干扰信息. 图 1 说明在 (x, y, t) 时空中目标小车呈现的运动方向.

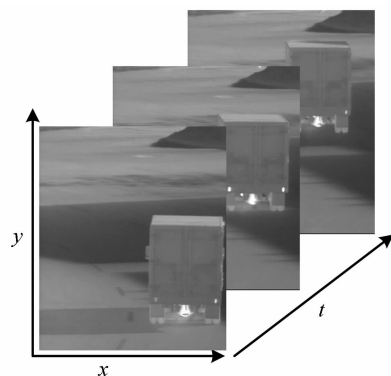


图 1 目标时空运动方向

Fig. 1 The spatial-temporal orientation of a target

方向能量特征的提取和人类视觉观测物体时具有一定的相似之处. 文献[11]使用 Gabor 滤波器模拟视觉细胞建立能量模型. 文献[14]发现, 空域的高斯二阶滤波器和时域的低通滤波器可以线性地表示任意方向的能量响应. 本文选用高斯二阶滤波器 $G_2(\theta)$, 及其 Hilbert 变换 $H_2(\theta)$, 计算目标方向能量. 初始帧中目标时空方向能量为

$$E(\eta; \theta) = [G_2(\theta) * I(\eta)]^2 + [H_2(\theta) * I(\eta)]^2 \quad (1)$$

式中, $\theta = (\alpha, \beta, \gamma)$, α, β, γ 是滤波器对称轴所沿的余弦方向角, I 是图像信息, $\eta = (x, y, t)$ 是第 t 帧图像中某个局部区域的形心坐标, “*” 表示卷积运算. 式(1)的结果能够使方向能量信息在图像信息对比度发生剧烈变化时, 即目标辐射能量发生突变时仍然具有良好的不变性. 为了得到一个独立于对比度, 纯粹反映方向的相对贡献的能量度量, 对式(1)进行归一化, 得^[15]

$$\hat{E}(\eta; \theta) = \frac{E(\eta; \theta)}{e + \sum_{\theta_i} E(\eta; \theta_i)} \quad (2)$$

式中, 引入了底层噪声 e 是为了避免全局能量过小造成计算不稳定.

计算可知, 时空方向能量特征即为待跟踪目标在不同时空方向上的响应度量. 该特征反映了目标在时空域的运动方向. 根据这一思想, 本文利用具有方向选择性的函数构建导向滤波器, 分析目标运动方向, 在时空场景图像中提取目标局部运动能量作为特征描述.

1.2 目标方向能量特征直方图

目标的灰度分布对于目标外观部分遮挡、探测器视角变化等影响具有较好的鲁棒性. 因此, 目标直方图特征在机器视觉图像处理中应用较多. 在直方图描述中, 目标灰度被划分为 n 个栅格, 根据一定规则将特征量映射到对应栅格, 栅格的值对应特征量在区域中出现的频率. 直方图描述的是特征量统计信息, 并不考虑特征量在待选区域的实际位置.

实际应用中, 当弹药作战距离增大时, 导引系统获得远距离图像, 地面目标红外辐射强度衰减剧烈, 且目标成像面积小, 特征表达模糊. 此时的灰度信息难以描述这种类型的目标表观特征, 且目标易受到相似背景灰度的干扰. 另外, 传统的灰度直方图易受到光照等辐射影响, 目标特征的稳定性较差; 同时, 它缺乏空间分布结构, 容易夹杂干扰信息. 解决该问题的一种方法是使直方图包含更多的目标特征信息. 时空方向能量的特征表达是一种逐点描述目标属性的方式, 具有空间三维结构, 既包含目标表观信息, 又包含动态信息, 能够对目标进行多尺度多方向分析. 形成特征聚类时, 可以作为区域特性描述.

本文采用传统直方图特征聚类法构建加权方向能量特征直方图, 保留目标空间结构. 为了精确直观地在能量直方图中表示目标运动趋向, 将滤波器固定在八个能量方向 $\theta_u (u=0, 1, \dots, 7)$, 组成滤波器组^[15], 分解图像流 $\eta = (x, y, t)$ 的方位能量, 如图 2 中所示, 运动模式涵盖水平和垂直, 以及斜方向等八个方向. 需要说明的是, 虽然当前步骤计算过程需要消耗一定的时间成本, 但是八个方向的精确定位满足了制导弹药对目标的精确打击要求. 同时使得后续的跟踪算法建立在图像帧局部区域基础之上, 从而减小了粒子分布范围, 一定程度上减少粒子滤波算法的计算量. 所以有

$$\hat{E}^*(\eta; \theta_u) = \frac{E(\eta; \theta_u)}{e + \sum_{u=0}^7 E(\eta; \theta_u)} \quad (\theta_u, u = 0, 1, \dots, 7) \quad (3)$$

首先将初始帧中的目标方向能量直方图作为目标模板. 之后的时刻, 统计当前帧 $\{\theta_u\}_{u=0}^7$ 方向能量信息形成直方图, 直方图每一个栅格是特定方向 θ_u 的能量响应. 初始帧中目标模板直方图定义为

$$q_u = c \sum_{i=1}^n k(\|x_i^*\|^2) \hat{E}(x_i^*; \theta_u) \quad (4)$$

式中, k 是核密度函数, c 是归一化系数, 用来使直方图总和为单位量, $x_i^* = (x^*, y^*)$ 是初始帧中目标区域中某一点像素位置. 图 3 是单帧图像, 跟踪目标是行人, 以及其对应的时空方向能量直方图特征描述.

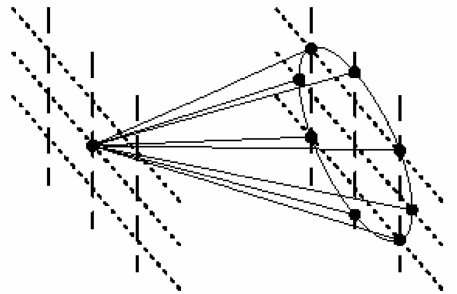
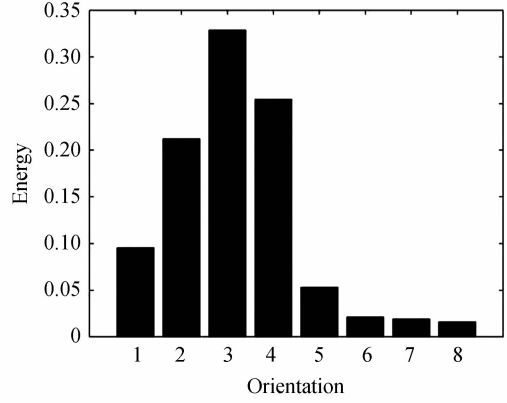


图 2 第 t 帧目标形心与第 $t+1$ 帧八方向对应关系
Fig. 2 The eight orientations of a target between Frame t and Frame $t+1$



(a) A human target



(b) The spatial-temporal orientation histogram of a human

图3 待跟踪目标时空方向能量特征直方图

Fig. 3 The spatial-temporal orientation presentation of a human

当前帧中心位置为 y 处的待选目标的方向能量直方图定义为

$$p_u(y) = c_h \sum_{i=1}^{n_h} k \left(\left\| \frac{y - x_i^*}{h} \right\|^2 \right) \hat{E}(x_i^*; \theta_u) \quad (5)$$

式中, h 是核带宽宽度. 归一化系数

$$c_h = 1 / \sum_{i=1}^n k \left(\frac{\|y - x_i^*\|}{h} \right)$$

使得 $\sum_{u=1}^n p_u = 1$.

选择 Bhattacharyya 系数描述目标模板直方图与待选目标直方图的相似度

$$\rho(p_u(y), q_u) = \sum_{u=1}^n \sqrt{p_u(y)q_u} \quad (6)$$

Bhattacharyya 系数值越大代表待选目标直方图与目标模板直方图相似度越高.

2 地表序列图像中的红外弱表现目标跟踪

2.1 基本粒子滤波器

基本粒子滤波是一种基于蒙特卡洛和贝叶斯估计的递归估计方法. 当图像流状态和噪声为非线性非高斯时, 找到一个类似的递归公式, 用重要性采样方法进行估计. 离散动态过程是系统的当前状态依赖于之前一个或多个状态的过程, 非线性非高斯状态方程和观测方程为

$$x_n = f_n(x_{n-1}, u_n) \quad (n=1, 2, \dots) \quad (7)$$

$$z_n = h_n(x_n, \mu_n) \quad (n=1, 2, \dots) \quad (8)$$

式中, 非线性矢量函数 f 和 h 分别为状态转移函数和观测函数. x_n 为 t_n 时刻的系统状态矢量, z_n 为 t_n 时刻的观测矢量. u_n 和 μ_n 分别为外部输入的随机过程噪声和观测噪声.

根据贝叶斯估计理论, n 时刻目标状态 x_n 的后验概率密度 $p(x_n | z_{1:n})$ 可以通过递推计算求得. 求解步骤分为预测和更新: 利用状态方程 f 预测 $p(x_n | z_{1:n-1})$, 之后更新得到后验概率密度 $p(x_n | z_{1:n})$. 假设 $p(x_n | z_{1:n})$ 未知或采样困难, 但是有一个很容易得到的重要性概率密度 $q(x_n | z_{1:n})$ 与其分布相近, 利用 $q(x_n | z_{1:n})$ 产生一组随机样本加权和, 逼近后验概率密度 $p(x_n | z_{1:n})$, 这一组样本称为粒子, 每个粒子代表系统的一种可能状态. 设 n 时刻粒子 $\{x_{0:n}^i, i=0, 1, \dots, N\}$ 是对应权值为 $\{w_{0:n}^i, i=0, 1, \dots, N\}$ 的粒子集. 权值被归一化为 $\sum_{i=1}^N w_i^i = 1$, 粒子滤波就是用 $\{x_n^i, w_n^i\}_{i=1}^N$ 来描述 n 时刻目标状态 x_n 的后验概率密度

$$p(x_n | z_{1:n}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} w_n^i \delta(x_n - x_n^i) \quad (9)$$

式中

$$\omega_n^i = \omega_{n-1}^i \frac{p(x_n^i | x_{n-1}^i)}{q(x_n^i | x_{n-1}^i, z_n)} p(z_n | x_n^i)$$

基本粒子滤波算法选择状态转移概率密度函数作为重要性密度函数,所以权值有

$$\omega_n^i = \omega_{n-1}^i p(z_n | x_n^i) \quad (10)$$

得到 n 时刻目标状态 x_n 的最小均方估计为

$$\hat{x}_n \approx \sum_{i=1}^N \omega_n^i x_n^i \quad (11)$$

在粒子滤波求解过程中,有几个重要的实际问题:首先是选取合适重要性密度函数和观测方程;其次是采样粒子分布范围的问题,粒子均匀分布在图像帧常常需要大量的粒子逼近后验概率密度,以保证跟踪的精度,但是随之而来的是计算量成倍增加,制约了粒子滤波方法的应用范围.根据应用环境和精度要求等选择合适的重要性密度函数,选取目标所在区域的主要隶属空间,作为粒子分布范围,是提高粒子有效性,降低计算负荷的关键.

2.2 基于时空方向能量的红外弱表现目标跟踪算法具体实现

粒子滤波方法对状态方程 $f_n(\cdot)$ 和观测方程 $h_n(\cdot)$ 不作线性要求,且没有 u_n 和 μ_n 必须为高斯分布的限制.相对于高斯跟踪器,以蒙特卡洛跟踪方法为核心思想的粒子滤波器对解决弱表现目标跟踪问题更具有实际应用价值.即使目标处在中低频状态^[7],或者当探测器与场景之间存在相对运动导致动态信息混杂在背景中时,图像流也可以利用高斯带通滤波求得每帧图像中目标的时空方向能量特征.粒子滤波通过一组观测样本对目标进行估计定位.将方向能量特征与粒子滤波跟踪算法相结合,以提高本文算法的鲁棒性,使弱表现目标跟踪问题得到解决.完整的跟踪算法步骤为:

1) 建立状态模型和观测模型

首先,建立目标状态模型.用状态矢量 $\mathbf{X}_t = [x_t \quad v_{xt} \quad y_t \quad v_{yt}]^T$ 来描述 t 时刻弱表现目标的运动,其中 x_t 和 y_t 分别为目标中心坐标, v_{xt} 和 v_{yt} 分别为目标速度在坐标轴上的速度分量.在 \mathbf{X}_t 附近随机分布粒子集 $S_t = \{(x_t^j, v_{xt}^j, y_t^j, v_{yt}^j), \omega_t^j\}_{j=1}^N$,其中 N 为粒子数目.由于相邻帧间目标运动机动性较小,因此本文状态模型采用一阶自回归模型

$$\mathbf{X}_t - \mathbf{X}_{t-1} = \mathbf{D}_t + Bm_t \quad (12)$$

式中 $\mathbf{D}_t = [v_{xt}, v_{yt}]$ 是目标运动速度矢量; m_t 服从 $[-1, \dots, 1]$ 内的随机分布,粒子传播半径 $B = [b_1, b_2]$, b_1 和 b_2 为自选常量.

然后,建立目标观测模型.将当前帧每个粒子方向能量直方图模型记为 $p_u(y^j)$,如式(5)所示.利用 Bhattacharry 系数计算目标模板和当前帧待选目标的每个粒子方向能量特征直方图相似度 $\rho(p_u(y^j), q_u)$,本文选择将两者相似度作为观测度量.系数 $\rho(p_u(y^j), q_u)$ 越大,表明该粒子特征与目标模板越相似,其位置越接近目标实际位置.其中相似距离定义为 $d_j = \sqrt{1 - \rho(y^j)}$,观测模型的似然函数为一个标准差为 σ 的高斯函数

$$p(Z_t | S_t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} d_j^2\right) \quad (13)$$

2) 初始化

在初始帧手动选取待跟踪目标,获取目标初始位置 $\mathbf{X}_0 = [x_0, y_0]^T$.依据本文提出的时空方向能量提取方法对初始帧目标图像 $I(\eta_0)$, $\eta_0 = (x_0, y_0, t_0)$ 进行计算,得到能量特征 $\hat{E}^*(\eta_0; \theta_u)$,据此建立目标方向能量特征直方图初始模板.

然后,依据系统状态矢量的重要性密度函数 $q(\mathbf{X}_0)$ 进行样本粒子初始化,得到一组带有相应权值的粒子 $S_0 = \{(x_0^j, v_{x0}^j, y_0^j, v_{y0}^j), \omega_0^j\}_{j=1}^N$, N 为粒子数量,所有粒子权值为 $1/N$, $\{S_0^j\}$ 表示初始帧的第 j 个粒子,它的能量是 $\hat{E}_0^*(\eta_0; \theta_u)^j$.

3) 重要性采样及粒子预测

选取状态转移模型为重要性密度函数,根据状态方程预测下一帧粒子状态,计算每个粒子的 t 时刻时空

方向能量特征 $\hat{E}_t^* (\eta_t; \theta_u)^j$ 与目标模板能量特征的相似度 $\rho(p_u(y^j), q_u)$, 构建观测似然函数 $p(Z_t | S_t^j)$, 如式(13)所示.

4) 粒子权值更新

计算更新粒子权值 $w_t^j = w_{t-1}^j p(Z_t | S_{t-1}^j)$, 归一

化权值为 $\hat{w}_t^j = w_t^j / \sum_{i=1}^N w_t^i$.

5) 输出状态最优估计

最后通过粒子的加权 and 计算当前帧的最优估计状态是

$$\hat{S}_t = \epsilon\{S_t | Z_{1:t}\} = \sum_{j=1}^N \hat{w}_t^j S_t^j$$

6) 重采样

根据 t 时刻的粒子权重 $w_t^j (j=1, \dots, N)$, 对权值更新后的粒子集合重新采样, 复制高权重粒子来替换掉低权重粒子, 获得一个新的粒子集 $\{S_t^j, j=1, \dots, N\}$. 在这个过程中, 粒子模型的数量减少, 从而降低算法的运算量, 同时使粒子集更加逼近目标真实状态, 提高了跟踪的精度. 之后利用状态方程预测 S_{t+1}^j , 进行 $t+1$ 时刻的步骤, 返回步骤 3).

算法流程见图 4.

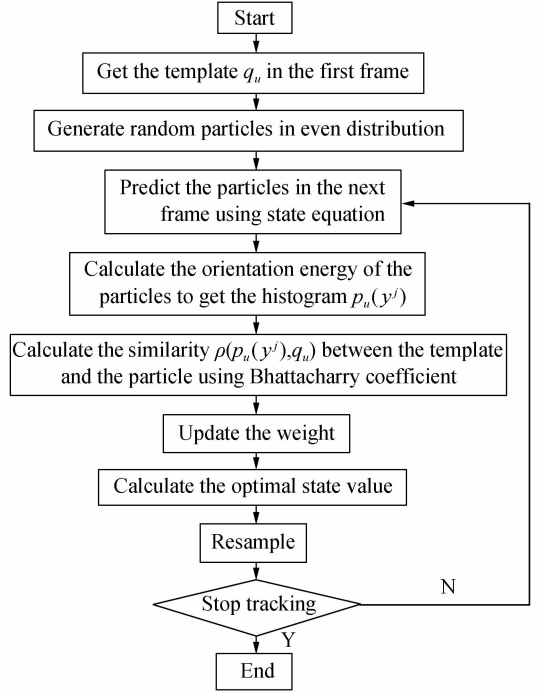


图 4 算法流程

Fig. 4 The algorithm flow chart

2.3 模板更新

对目标跟踪来说, 模板更新也是维持稳定跟踪的必要环节. 在本文方法中, 当目标运动特征发生改变, 原有方向能量模板 q_u 已经不满足其对目标特征的真实描述, 相似度 $\rho(p_u(y), q_u)$ 减小, 导致目标模板漂移. 此时需要及时更新目标模板, 通过计算粒子方向能量图 $\{p_u(y^j)\}_{j=1}^N$ 与目标模板 q_u 的最大相似度 $\rho^{\max}(p_u(y), q_u)$, 判断是否满足更新条件. 实验中设置, 当 t 时刻的 $p_u^t(y)$ 和 q_u 的最大相似度 $\rho^{\max}(p_u^t(y), q_u) \leq 0.5$ 阈值时, 启动更新机制, 更新后目标模板为

$$q^t = p_u^{\text{new}}(y) = p_u^t(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k \left(\left\| \frac{y - x_i^*}{h} \right\|^2 \right) \hat{E}^t(x_i^*; \theta_u) \quad (14)$$

3 实验结果与分析

利用本文方法对两种室外场景下的机动红外弱表现目标进行跟踪实验. 测试所采用的硬件平台为普通 PC 机, 平台主频为 2.10GHz 的处理器 Intel Core i3-2310M, 2GB 内存, MATLAB R2010b 的编程环境对红外探测器拍摄的视频进行计算分析. 两组实验中, 参数设置为: 1) 实验一中粒子数目定为 100 个粒子, 对粒子滤波方法来说, 粒子数目越多, 跟踪精度越高, 同时计算量也相应提高; 实验二中粒子数目分别设定为 40 和 100. 2) 观测模型中的标准差 $\sigma \in [1, 10]$.

实验一: 根据本文提出的算法, 首先对红外图像序列提取其时空方向能量特征, 获得对应各帧的能量直方图, 如图 5 所示. 图 5 中(a)~(d)分别为图像流的第 1, 62, 260, 320 帧以及目标对应的时空方向能量特征图. 在这组序列图像中, 输入图像像素 706×576 , 目标是行进中的小型车辆, 在图像中占有像素 38×48 , 由于探测器距离视场中目标较远, 目标成像没有足够的轮廓等表现信息可以利用, 具有红外弱表现特征. 车辆沿着垂直方向运动, 行至 62 帧时, 图像右侧有路边树木遮挡部分目标的情况. 目标的能量方向以是否沿时间方向变化为基准, 在实际应用的时候, 首先依靠前三帧图像帧获取目标运动初始方向, 获取初始方向运动的能量图模板. 实验中, 将图 5(a)中特征能量图作为模板, 之后图像帧的每一个粒子能量方向特征与模板计算两者之间的 Bhattacharry 系数, 取最高系数值粒子状态作为目标估计状态, 该粒子方向能量图见图 5 中特征能量图下面的图形, 对应的 Bhattacharry 系数如表 1 所示. 从序列 1 中可以看出目标的运动特征基本没有偏离

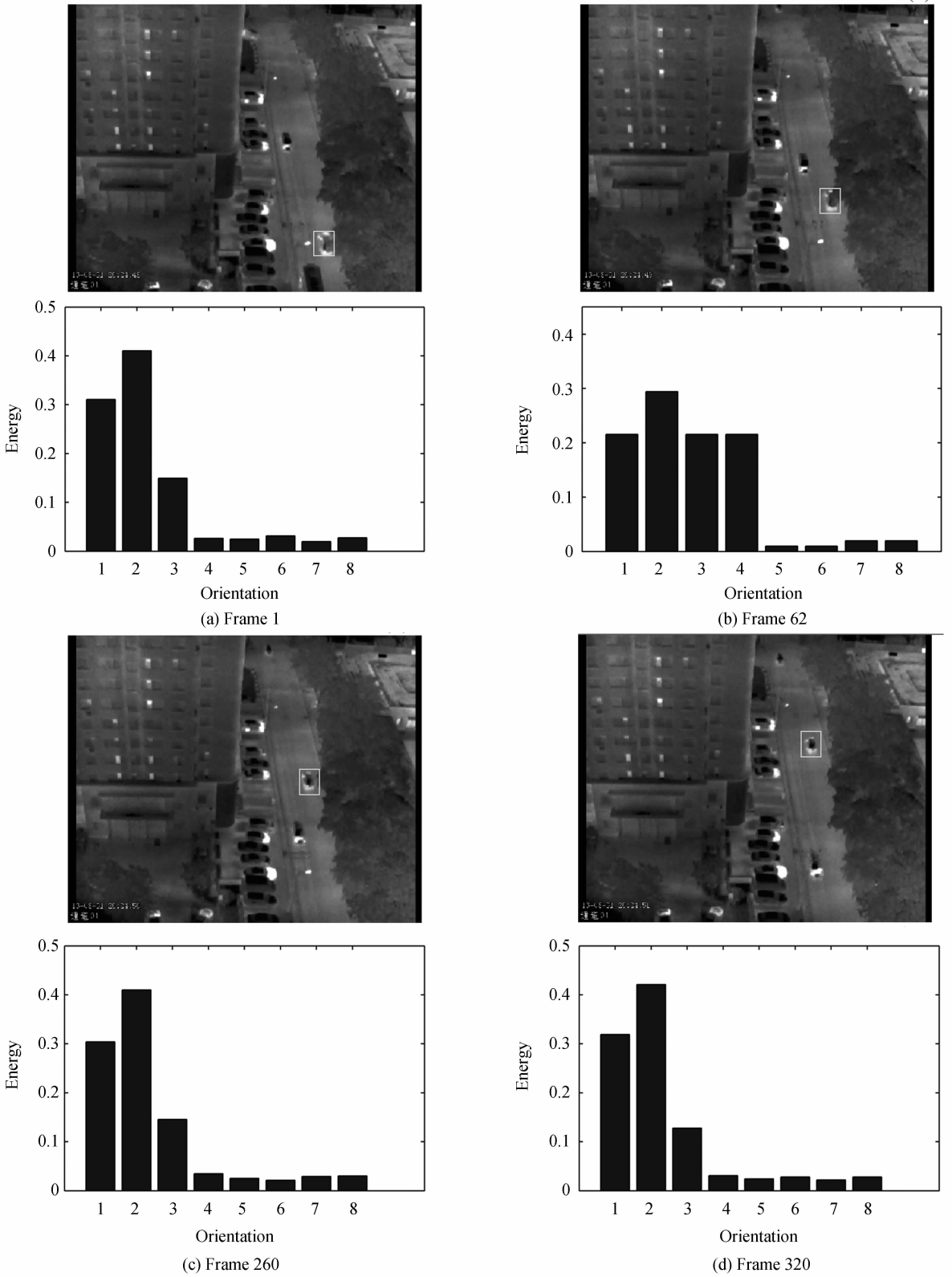


图5 序列1的跟踪结果图及其对应的时空方向能量特征图
 Fig. 5 The tracking result of Sequence 1 and its spatial-temporal orientation histogram

表1 Bhattacharry 系数
 Table 1 Bhattacharry coefficient

Frame No.	1	62	260	320
ρ	1	0.953 4	0.907 1	0.933

垂直方向,在相应的能量图中也有所体现.即使在第 62 帧发生目标暂时部分遮挡现象,在遮挡方向的能量值异常,但目标行进方向的能量特征仍然显著.

实验二:图 6 是粒子数为 100 时本文方法和传统的基于灰度特征的跟踪实验结果图.测试视频采用午间时段视频,帧频为 50 帧/秒.在场景存在光线变化条件下,对与背景灰度相近的运动目标进行跟踪.跟踪实验结果如图 6 所示.场景中,午间时段,日光辐射强烈,背景灰度差较大.待跟踪目标为从左至右行走的路人,期间经过一段灌木较多的路段,目标在图像中所占区域较小,虽然灰度特征较为明显,但是外部表观特征模糊.算法设置绿色矩形框为本文方法跟踪结果,红色矩形框为基于灰度特征跟踪方法的跟踪结果.实验结果表明,跟踪结果图 6 中的第 110 帧和第 140 帧中,当目标灰度和背景相似,混淆在场景中时,使得灰度特征不可靠,红色矩形框发生跟踪丢失的情况,绿色矩形框在全部图像流中能够有效地跟踪目标.这是因为本文方法引入对方向能量敏感的导向滤波器组提取方向能量作为特征,并不依赖目标的灰度信息,从而使得目标特征并不受外界干扰影响.经过测试,使用基于灰度特征的跟踪方法处理速度为 47 帧/秒,本文方法在初始粒子数为 100 时,在实时性方面表现较好,处理速度达到 61 帧/秒.图 7 是粒子数目分别为 40 和 100 的两种方法的跟踪轨迹曲线,可以看出两种粒子数目条件下,本文跟踪方法的误差都明显小于对比方法.在粒子数为 100 时尤其显著,可见本文提出的方法可以稳定地实现场景强噪声条件下连续地跟踪运动目标.

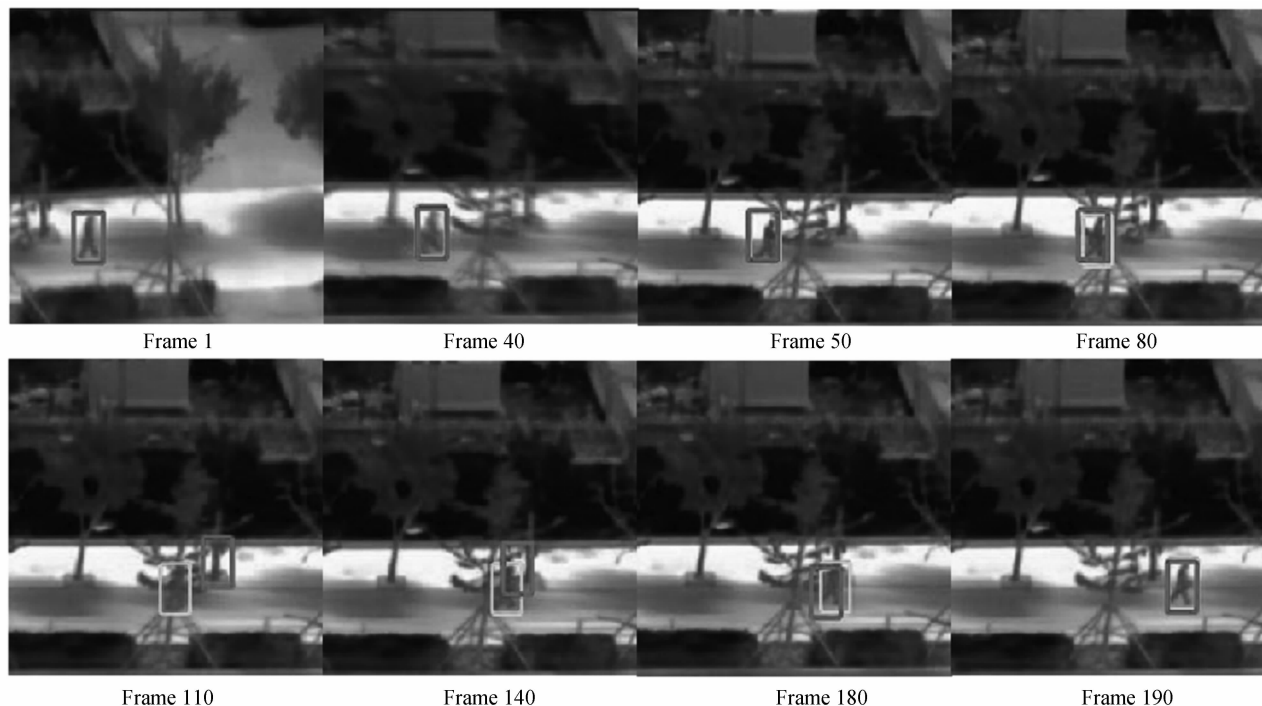
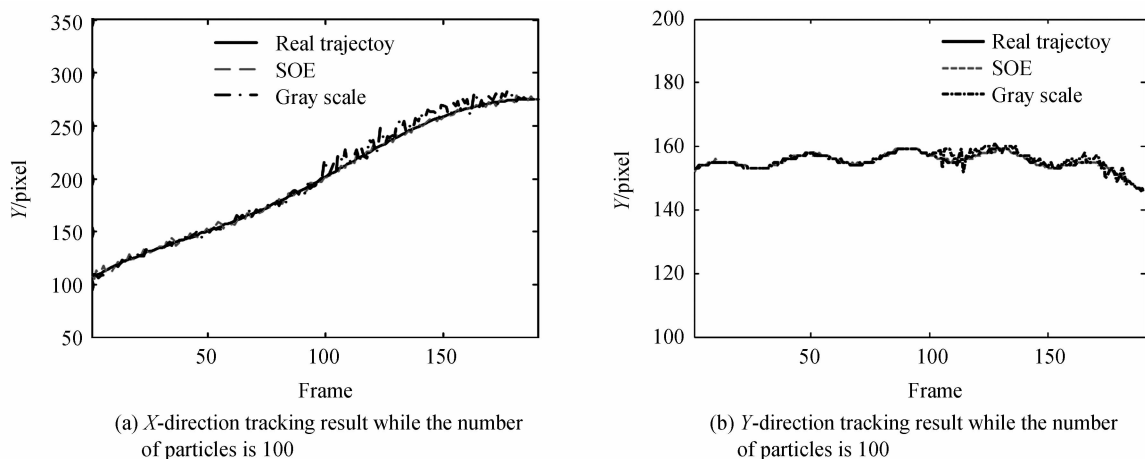
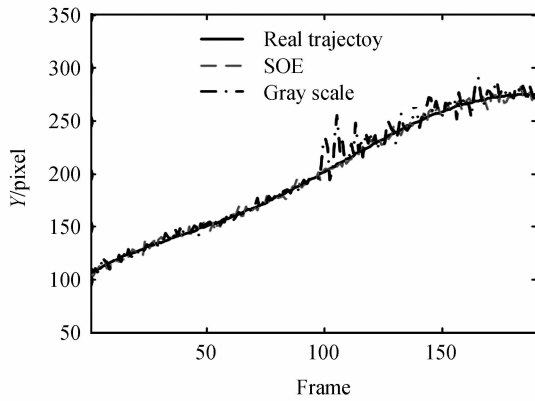


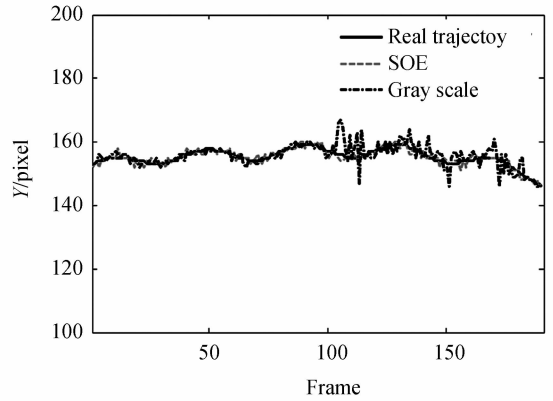
图 6 序列 2 的跟踪结果图

Fig. 6 The tracking result of Sequence 2





(c) X-direction tracking result while the number of particles is 40



(d) Y-direction tracking result while the number of particles is 40

图7 序列2的两种算法的跟踪结果比较

Fig. 7 Comparison of tracking result for two algorithms of Sequence 2

4 结论

针对多数基于特征跟踪方法在高杂波和场景辐射显著变化的条件下,特征描述并不理想的问题,本文根据目标运动方向特征,利用导向滤波器构建滤波器组,实现对目标时空方向能量提取,并建立目标方向能量直方图.与粒子滤波相结合,将目标模板直方图与待跟踪目标能量直方图之间的相似性作为滤波器的观测度量.通过滤波迭代估计目标位置,实现复杂场景中的红外弱表观目标跟踪.跟踪结果的分析表明,本文提出的方法能够有效利用时空方向能量特征的优点,具有很高的准确性.

参考文献

- [1] TAO Lin-mi, LI Liang, DI Hui-jun. Featureless small object detection and tracking [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2012, **17**(3): 357-364.
陶霖密,李亮,邸慧军. 无表观特征小目标检测与跟踪[J]. *中国图象图形学报*, 2012, **17**(3): 357-364.
- [2] MILA N, ROTH A S, SCHINDLER K. Continuous energy minimization for multitarget tracking [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2014, **36**(1): 58.
- [3] TRAN D, YUAN J, FORSYTH D. Video event detection: from subvolume localization to spatiotemporal path search [J]. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 2013, **36**(2): 404-16.
- [4] WU Hao, CHEN Shu-xin, YANG Bin-feng, et al. Robust improved Gaussian-sum cubature Kalman filter for infrared target tracking [J]. *Journal of Infrared Millim Waves*, 2016, **35**(1): 123-128.
吴昊,陈树新,杨宾峰,等. 鲁棒的高斯和容积卡尔曼滤波红外目标跟踪算法 [J]. *红外与毫米波学报*, 2016, **35**(1): 123-128.
- [5] TEONG J, YOON T S, PARK J B. Mean shift tracker combined with online learning-based detector and kalman filtering for real-time tracking [J]. *Expert Systems with Applications*, 2017, **79**: 194-206.
- [6] LIU Xing, CHEN Ying. Target tracking based on adaptive fusion of multi-future [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2016, **43**(3): 58-65.
刘行,陈莹. 自适应多特征融合目标跟踪 [J]. *光电工程*, 2016, **43**(3): 58-65.
- [7] WANG Wei, WANG Chun-ping, LI Jun, et al. Correlation filter tracking based on feature fusing and model adaptive updating [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, **24**(8): 2059-2066.
王隲,王春平,李军,等. 特征融合和模型自适应更新相结合的相关滤波目标跟踪 [J]. *光学精密工程*, 2016, **24**(8): 2059-2066.
- [8] KHAKPOUR S, PAZZI R W, EI-KHATIB K. Using clustering for target tracking in vehicular ad hoc networks [J]. *Vehicular Communications*, 2017, **9**: 83-96.
- [9] WANG Shou-feng, BAI Jun-qi. Bandwidth-adaptive mean shift infrared target tracking algorithm [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2014, **43**(5): 0510003.
王寿峰,白俊奇. 带宽自适应的均值漂移红外目标跟踪算法 [J]. *光子学报*, 2014, **43**(5): 0510003.
- [10] CANNON K, WILDES R. Spatiotemporal oriented energy features for visual tracking [A]. in *Asian Conference on Computer Vision*. 2007.
- [11] ADELSON E H, BERGEN J R. Spatiotemporal energy models for the perception of motion [J]. *Journal of the Optical Society of America*, (1917-1983), 1985, **73**(2): 284-99.

- [12] CANNON K, GRYN J M, WILDES R P. Visual tracking using a pixelwise spatiotemporal oriented energy representation[A]. in Computer Vision - ECCV 2010, European Conference on Computer Vision, Heraklion, Crete, Greece, September 5-11, 2010, Proceedings, 2010.
- [13] DERPANIS K G , GRYN J M. Three-dimensional nth derivative of Gaussian separable steerable filters[C]. The International Conference on Image Processing, 2005. 3: III - 553-6.
- [14] ANDERSON C H , BURT P J, WAL G S V D. Change detection and tracking using pyramid transform techniques [J]. *Intelligent Robots and Computer Vision*, 1985, **579**: 72-78.
- [15] FREEMAN W T, ADELSON E H. The design and use of steerable filters[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 1991, **13**(9): 891-906.