

基于特征融合的粒子滤波红外目标跟踪算法

杨智雄, 余春超, 严 敏, 袁小春, 曾邦泽, 粟宇路

(昆明物理研究所, 云南 昆明 650223)

摘要: 复杂环境中稳健的红外目标跟踪在自主导航、无人机探测、预警等方面具有重要研究意义。就经典粒子滤波红外目标跟踪算法中单一的灰度特征缺乏鲁棒性引起跟踪失效的问题, 提出了一种基于特征融合的粒子滤波红外目标跟踪算法。结果表明, 该算法能够从跟踪鲁棒性、准确性和实时性3个方面实现稳健的红外目标跟踪。

关键词: 特征融合; 粒子滤波; 红外目标跟踪

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2016)03-0211-07

Particle Filter Infrared Target Tracking Algorithm Based on Feature Fusion

YANG Zhixiong, YU Chunchao, YAN Min, YUAN Xiaochun, ZENG Bangze, SU Yulu

(Kunming Institute of Physics, Kunming 650223, China)

Abstract: Steady target tracking in complex environment is applied widely in guidance, unmanned aerial vehicles detection, and warning, etc. To solve the single gray robustness failure in infrared target tracking, particle filter tracking algorithm based on feature fusion is proposed, and the result shows particle filter tracking algorithm based on feature fusion can handle tracking in complex scene well in robustness, accuracy and real-time performance.

Key words: feature fusion, particle filter, infrared target tracking

0 引言

基于可见光图像的目标跟踪理论及实际应用研究比较成熟, 能有效地处理目标较小、目标形态尺寸及光照变化、复杂背景和遮挡等问题^[1-3]。但在夜间以及烟雾干扰等复杂的环境中, 可见光图像可能存在目标丢失的情况, 在这种情况下基于可见光图像的目标跟踪算法均会失效。而红外图像基于热成像实现, 受恶劣环境影响相对较小, 但基于红外图像的目标跟踪理论及应用研究不如可见光多, 在红外目标跟踪中能用于目标建模的特征较少, 当存在噪声、相似性干扰等问题时跟踪难度大。此外, 红外图像获得的场景信息较可见光图像少^[4-6]。

红外目标跟踪算法研究在2个方面展开, 一是红外目标特征描述, 二是跟踪算法改进。Dorin Comaniciu^[7]提出 Meanshift 跟踪算法, 利用灰度核函数构建目标特征表达, Bhattacharyya 系数计算目标模板与后续区域的相似性决定移动步长, 不断迭代收敛至目标质心位置。该算法计算量小, 能满足实时跟踪

性能要求, 对边缘遮挡、目标旋转、变形和背景运动不敏感。但缺乏必要的模板更新, 跟踪窗口尺寸恒定不能适应目标尺寸变化制约着 Meanshift 跟踪算法的广泛应用。由此研究学者对其提出了很多改进方法: 空间颜色直方图描述目标^[8]、尺度自适应^[9]、目标多特征描述^[10]等。

本文就经典粒子滤波红外目标跟踪算法中, 单一的灰度特征缺乏鲁棒性引起跟踪失效的问题, 提出了一种基于特征融合的粒子滤波红外目标跟踪算法。该算法利用三帧差分、OTSU 分割和形态学滤波提取目标运动特征, 融合目标灰度特征和运动特征提高目标模型的鲁棒性, 实现在复杂环境中红外目标的稳健跟踪。

1 基于特征融合的粒子滤波红外目标跟踪算法

1.1 目标状态模型

定义红外目标的状态变量为 $S = \{x_s, y_s, v_x, v_y\}$, 其中 (x_s, y_s) 为红外目标质心位置的横纵坐标, (v_x, v_y) 为目标水

收稿日期 2015-04-23; 修订日期: 2015-06-11.

作者简介: 杨智雄 (1987-), 硕士研究生, 工程师, 主要从事光谱处理及图像处理技术。

通讯作者: 余春超 (1977-), 硕士, 高级工程师, 主要从事光谱技术及软件设计。

平和竖直方向的运动速率。建立目标运动模型:

$$S_{k+1}=f(S_k)=AS_k+W_{k+1} \quad (1)$$

式中: A 为状态转移矩阵; W_{k+1} 为 $k+1$ 置和速度的随机噪声。假定目标匀速运动, 定义状态转移矩阵 A 和随机噪声 W_{k+1} 如下:

$$A=\begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad W_{k+1}=\begin{bmatrix} S_p * \text{rand} \\ S_p * \text{rand} \\ S_v * \text{rand} \\ S_v * \text{rand} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: S_p 和 S_v 为恒定常量, 其中 S_p 表示水平方向的状态常量, S_v 表示竖直方向的状态常量。经实验测试, 本文设定 $S_p=5$, $S_v=2$ 。

1.2 基于灰度和运动特征融合求解粒子权重

可见光图像目标特征较丰富, 但红外图像中较常用的仅有目标的灰度特征。直方图是一种常用的灰度特征描述方法, 但直接利用红外目标的灰度直方图建立目标模型鲁棒性差, 跟踪效果往往不佳。在红外目标跟踪中常用的是灰度核函数直方图, 其在目标灰度直方图的基础上引入了一个距离权值, 对于距离目标中心点越近的像素点权值越大, 使其对目标描述越重要。假设目标区域像素集为 $\{x_i^*, i=1, 2, \dots, n\}$, 则级数为 M 的目标灰度核函数直方图 $\{\hat{q}_u\}_{u=1, 2, \dots, M}$ 中的计算式为:

$$\hat{q}_u = C \sum_{i=1}^n k(\|x_i^*\|^2) \delta(b(x_i^*) - u) \quad (3)$$

以某粒子为质心的候选区域的灰度核函数直方图为 $\{\hat{p}_u\}_{u=1, 2, \dots, M}$, 可类似计算获得, Bhattacharyya 系数来度量 2 个直方图相似性的表达式如下:

$$\hat{\rho} = \rho[\hat{p}, \hat{q}] = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(y) \hat{q}_u} \quad (4)$$

两个直方图之间的距离为 $d = \sqrt{1 - \rho(p, q)}$, 对应的粒子的权重, 可以由与其观测值相对应的高斯函数来表示:

$$\omega_{\text{gray}} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp^{-\lambda * d^2} \quad (5)$$

式中: λ 为恒定参数, 用于调整高斯函数形状, 本文取 $\lambda=10$ 。

灰度核函数直方图在红外目标跟踪中应用十分广泛, 但仅利用灰度信息不能保证跟踪的稳健性, 当场景中出现相似背景干扰时, 可能出现目标丢失的情况。

为此, 本节融合目标灰度和运动特征计算粒子的权重。运动特征的求解过程包括: 三帧差获得运动目

标轮廓、OTSU 阈值分割提取目标轮廓、中值滤波去除噪声和形态学膨胀填充目标区域, 如图 1 所示。其中, 图 1(b)的三帧差分图像中存在部分运动的背景信息, 经 OTSU 阈值分割得图 1(c), 其仍可能存在一定的孤立噪声点, 直接进行形态学膨胀会形成一些孤立的小面积区域。为此, 在膨胀之前对其进行中值滤波图像平滑操作。图 1(d)和(e)分别为中值滤波前后进行形态学膨胀操作处理效果。

最简单的两帧差分也能获得运动目标边缘, 但是对于红外小目标, 由于目标面积较小, 两帧获得的运动目标轮廓信息比较少。因此, 本文采取相邻三帧差分方法, 其计算公式如下:

$$\begin{cases} D_1 = |I_{\text{pre}} - I_{\text{now}}| \\ D_2 = |I_{\text{next}} - I_{\text{now}}| \\ D = D_1 + D_2 \end{cases} \quad (6)$$

此外, 还有很多精度较高的改进三帧差分算法, 如参考文献^[11]计算相邻两幅图像的差分图像公式如下, 其利用 3×3 区域像素点进行加权获得中心像素点的差分结果:

$$Df(i, j) = \sum_{i=1}^{i+1} \sum_{j=1}^{j+1} |I_{\text{next}} - I_{\text{now}}| \quad (7)$$

在求得 $Df_1(I_{\text{pre}}, I_{\text{now}})$ 和 $Df_2(I_{\text{pre}}, I_{\text{next}})$ 后, 两者平均求得三帧差分结果:

$$Df(I_{\text{pre}}, I_{\text{now}}, I_{\text{next}}) = \frac{Df_1 + Df_2}{2} \quad (8)$$

该方法获得的运动目标轮廓信息优于简单三帧差分, 但由于每个像素点计算都利用到像素点周围 3×3 区域, 计算量增大, 算法实时性差。

最大类间方差 (OTSU) 算法由 Otsu^[12]于 1979 年提出, 其计算简单, 不受图像亮度和对比度的影响, 是图像分割中阈值求取常用的方法。OTSU 算法将图像分为前景和背景 2 部分, 当类间方差取得最大值时, 则前景与背景错分概率越小, 对应的分割阈值即为最优阈值 T , 计算式如下:

$$T = \max [B_T * (\mu_B - \bar{\mu})^2 + F_T * (\mu_F - \bar{\mu})^2] \quad (9)$$

式中: B_T 和 F_T 分别为背景和前景占整幅图像的比例; μ_B 、 μ_F 和 $\bar{\mu}$ 分别是背景、前景和整幅图像的均值。

经阈值分割后, 图像中可能仍然存在一些孤立的噪声点, 而中值滤波在去除孤立噪声点的同时, 能很好地保留图像边缘和细节信息, 效果优于形态学腐蚀和闭运算。

因此, 以 3×3 的中值滤波去除孤立噪声点。

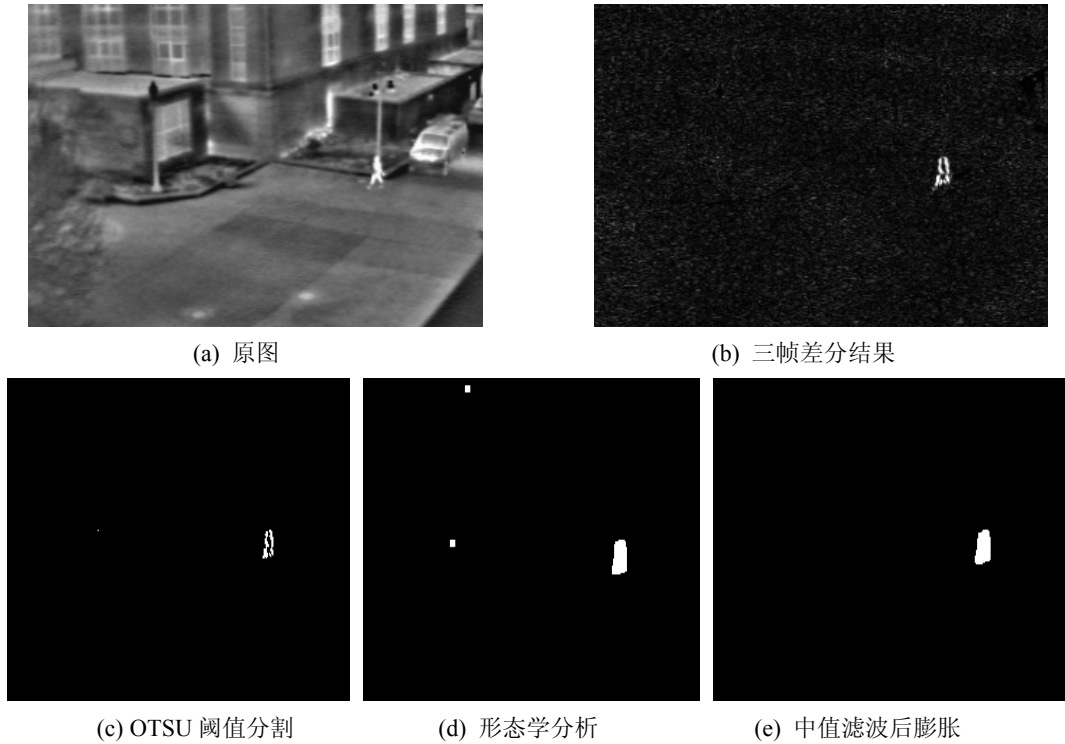


图1 目标的运动特征提取 Fig.1 Target motion feature extraction

以 3×3 的窗口依次覆盖图像 $I(2:m-1, 2:n-1)$ 区域中所有像素, 对于窗口中的 9 个像素点的像素值排序后, 取中间值, 即第 5 个像素值作为结果替代中心像素值。

最后由形态学膨胀操作填充运动目标轮廓, 获得包含运动目标特征的图像 I_{BW} , 其中运动区域的像素值为 1, 背景区域的像素值为 0, 定义某粒子所在的候选区域的运动特征为:

$$MF = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n I_{BW} \quad (10)$$

MF 越大, 则该候选区域为目标概率越大, 假定目标区域的运动特征为 $m \times n$, 则候选区域粒子权重定义为:

$$\omega_{mf} = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n I_{BW}}{m * n} \quad (11)$$

融合目标灰度和运动特征计算候选区域的粒子权重:

$$\omega = \omega_{mf} * \omega_{gray} \quad (12)$$

1.3 改进粒子滤波红外目标跟踪步骤

依据以上分析, 基于灰度和运动特征融合的粒子滤波跟踪算法主要分初始化、粒子预测、更新、重采样和目标位置估计等 5 个步骤, 图 2 给出了改进算法流程图。

图 2 中 K 表示序列帧总数, 基于灰度和运动特征融合的粒子滤波跟踪算法具体步骤如下:

1) 初始化: 手动选择跟踪目标, 确定目标位置, 以其为中心, 目标 2 倍大小区域初始化粒子集 $\{x_0^i, i=1, 2, \dots, N\}$, 建立目标灰度核函数直方图 $\{\hat{q}_u, i=1, 2, \dots, M\}$;

2) 预测: 依据目标运动模型, 将粒子集更新到新的采样点 $\{x_k^i, i=1, 2, \dots, N\}$;

3) 更新: 以粒子位置坐标为中心, 计算候选区域灰度核函数直方图和区域运动特征, 融合灰度和运动特征计算粒子集权值 $\{\omega_k^i, i=1, 2, \dots, N\}$;

4) 重采样: 对权值进行归一化 $\{\omega_k^i, i=1, 2, \dots, N\}$, 残差重采样对 $\{\tilde{x}_k^i, \tilde{\omega}_k^i, i=1, 2, \dots, N\}$ 进行重采样, 得 $\{\tilde{x}_k^i, 1/N, i=1, 2, \dots, N\}$;

5) 目标位置估计: 由重采样结果估计目标位置, 即 $X_k = \sum_i^N \tilde{x}_k^i / N$;

6) 判断是否结束, 不结束则 $k=k+1$, 返回步骤。

2 实验仿真与分析

仿真实验在 Inter Pentium CPU G630@2.7 GHz、4.00 G RAM 的硬件平台进行, 开发环境为 Matlab 2013a, 融合图像库来源于微光灰度和红外图像的测试数据库。

实验从跟踪的鲁棒性、准确性和快速性 3 个方面分析比较了经典的 Meanshift、基本的粒子滤波、本文提出的基于特征融合的粒子滤波 3 种跟踪算法。

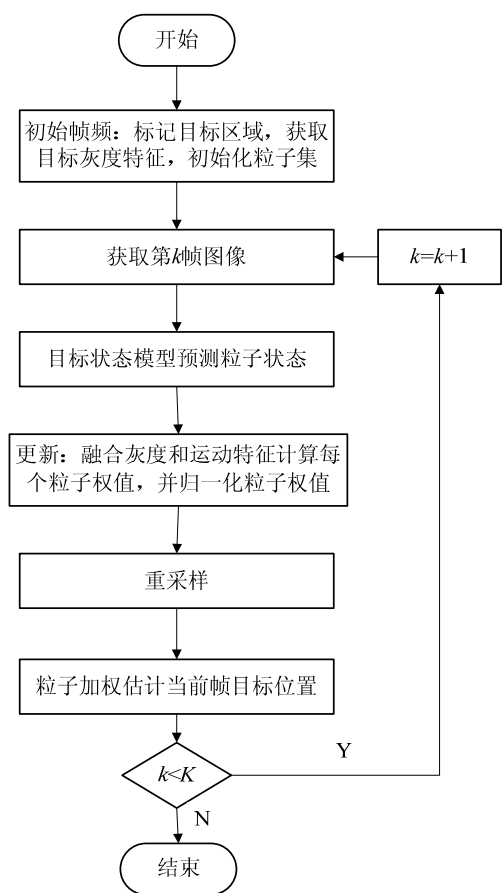


图2 基于特征融合的粒子滤波红外跟踪算法流程图
Fig.2 Flow chart of particle filter infrared target tracking algorithm based on feature fusion

第1组实验数据来源于OTCBVS Dataset 03中的第4组, 序列图像中存在相似目标干扰, 图3依次为经典的Meanshift、基本的粒子滤波、基于特征融合的粒子滤波3种跟踪算法的跟踪效果。

定义跟踪误差为跟踪算法中目标质心与标定的目标质心之间的欧式距离, 即:

$$d = \sqrt{(x - x^*)^2 + (y - y^*)^2}$$

图4给出了3种跟踪算法90帧的跟踪误差曲线。3种跟踪算法中的目标灰度核函数直方图均取64级, 比较粒子滤波算法中粒子数目取100、200、300、400和500的跟踪效果, 差别不大, 图中粒子数目为300。对比3种算法的跟踪效果与跟踪误差, 相似目标干扰对粒子滤波跟踪算法影响不大, 其中经典的Meanshift跟踪算法跟踪稳健性最差, 当出现相似目标干扰时会出现目标丢失的问题; 当相似目标靠近跟踪目标时, 经典的粒子滤波和基于特征融合的粒子滤波跟踪算法会受到一定干扰, 质心位置有所偏移, 基于CPCT彩色融合图像粒子滤波跟踪算法受相似目标干扰影响最小。3种算法90帧平均跟踪误差依次为8.6748、2.2916、1.7882, 跟踪耗时依次为5.0014s、6.0012s、8.6704s。可以看出, 基于特征融合的改进粒子滤波跟踪算法与基本的粒子滤波算法相比, 尽管跟踪的实时性有所降低, 但在一定程度上提高了跟踪的精度。

第2组实验数据来源于OTCBVS Dataset 03中的

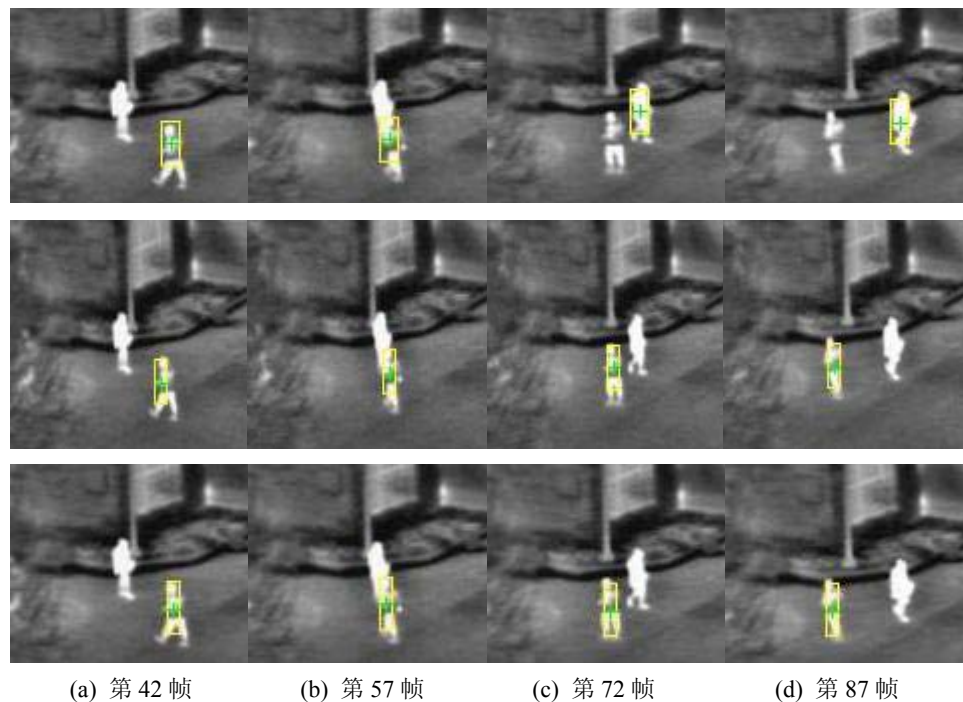


图3 相似目标干扰3种算法跟踪效果对比

Fig.3 Comparison of three algorithms for tracking the similar target

第5组，序列图像中存在相似背景干扰，图5依次显示了经典 Meanshift、基本粒子滤波、基于特征融合粒子滤波3种算法的跟踪效果。

对比图5中3种跟踪算法实验结果，经典的 Meanshift 跟踪算法，从第57帧开始目标丢失，跟踪窗口在图中60帧和85帧所在的位置基本不动，经典的粒子滤波跟踪算法从跟踪初始时刻由于相似背景的干扰目标丢失，而基于特征融合的粒子滤波跟踪算

法不受相似背景的干扰，能实现稳健的目标跟踪。图6给出了经典 Meanshift、粒子滤波、基于特征融合的粒子滤波3种算法90帧跟踪误差曲线，其平均跟踪误差依次为4.6351、57.2581、2.4134，3种算法跟踪耗时依次为5.3814s、6.1751s、8.9910s。

第3组实验数据来源于OTCBVS Dataset 03中的第6组，序列图像中存在相似背景干扰，图7给出了经典的 Meanshift、经典的粒子滤波、基于特征融合的

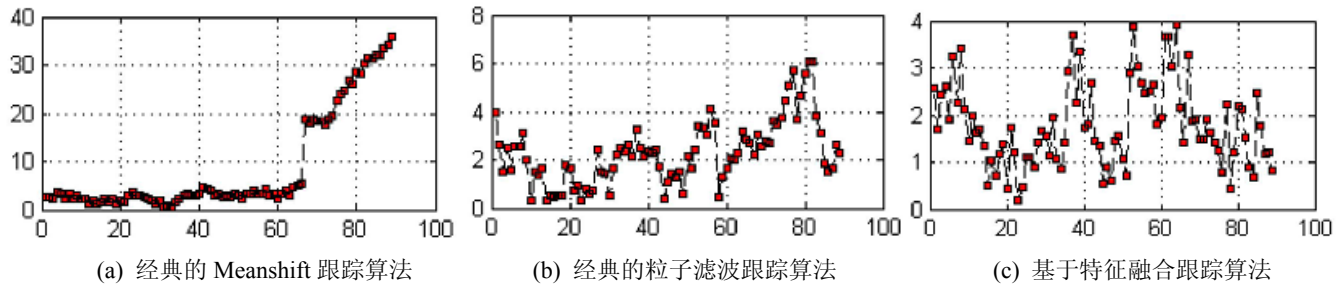


图4 相似目标干扰3种算法跟踪误差曲线

Fig.4 Error curves of 3 algorithms for similar target tracking

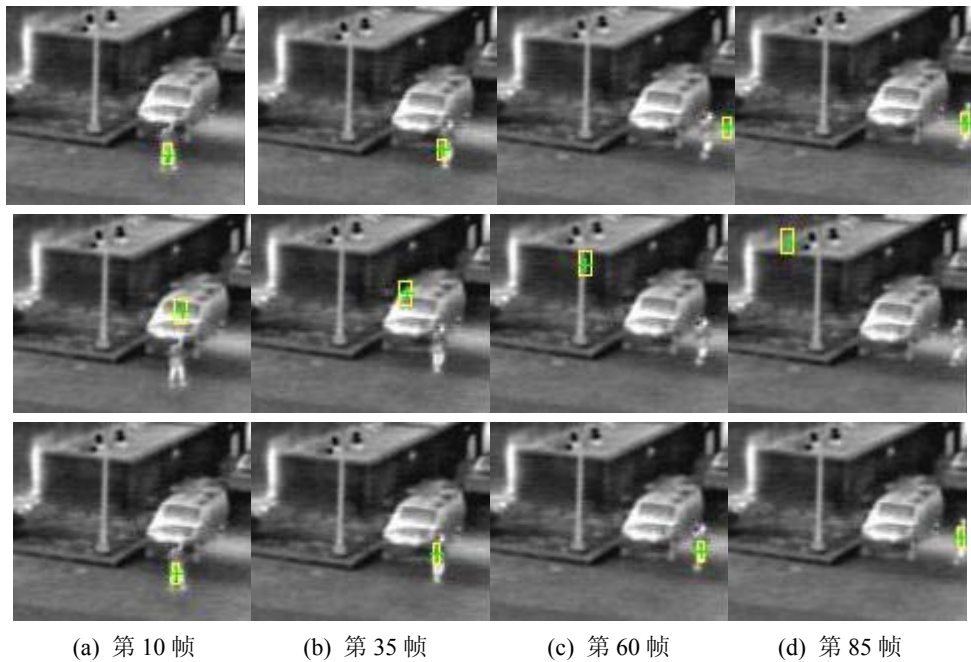


图5 相似背景干扰下3种算法跟踪效果对比

Fig.5 Comparison of three algorithms for similar background tracking

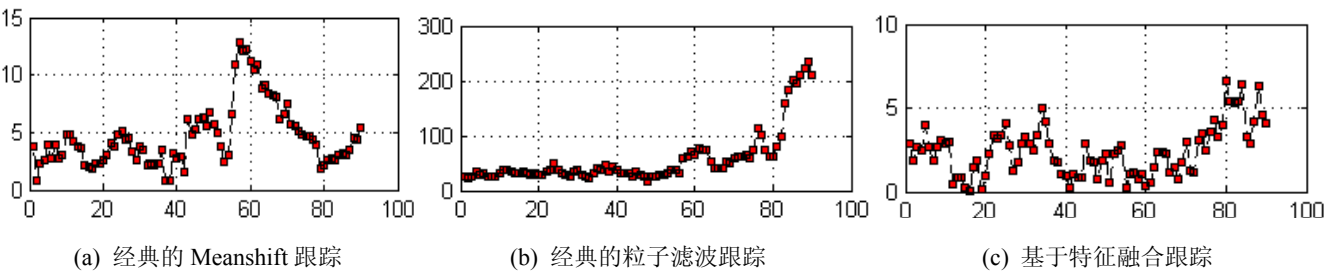


图6 相似背景干扰3种算法跟踪误差曲线

Fig.6 Error curves of 3 algorithms for similar background tracking

粒子滤波3种算法的跟踪效果。

经典的 *Meanshift* 算法能跟踪目标，但跟踪质心波动较大，跟踪精度较低；基本的粒子滤波算法初始跟踪时丢失目标；基于特征融合的粒子滤波跟踪算法能实现稳健的目标跟踪。图8给出了3种算法90帧跟踪误差曲线，其跟踪平均误差依次为3.0244、26.7416、2.0098，跟踪耗时依次为4.6490 s、5.1803 s、7.7205 s。

从上述3组实验可以得出，基于特征融合的粒子滤波跟踪算法能有效地处理复杂环境中相似目标、相似背景干扰等问题，与基本的粒子滤波算法相比，实时性稍微有所降低，但跟踪的鲁棒性和准确性有所改

善，尤其是遇到相似干扰时，能实现稳健的目标跟踪。

3 结论

就经典粒子滤波红外目标跟踪算法中，单一的灰度特征缺乏鲁棒性引起跟踪失效的问题，提出了一种基于特征融合的粒子滤波红外目标跟踪算法。结果表明，通过实验从鲁棒性、准确性和实时性3个方面比较了本文提出的算法和经典 *Meanshift*、基本粒子滤波算法跟踪性能的优劣，基于特征融合的粒子滤波红外目标跟踪算法能有效地在复杂环境中实现稳健的目标跟踪。

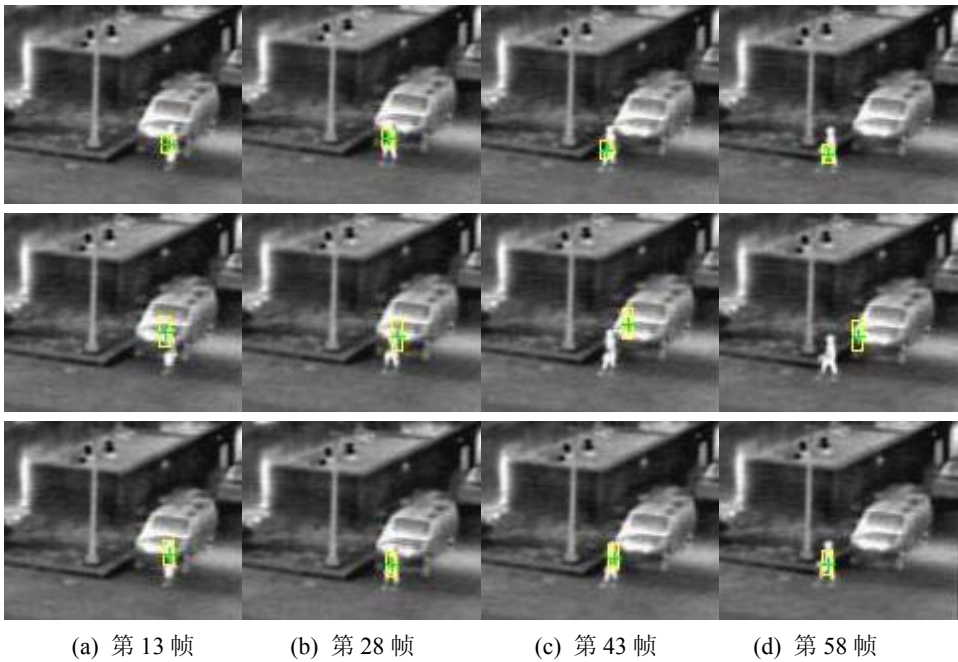


图7 相似背景干扰3种算法跟踪效果对比

Fig.7 Comparison of three algorithms for similar background tracking

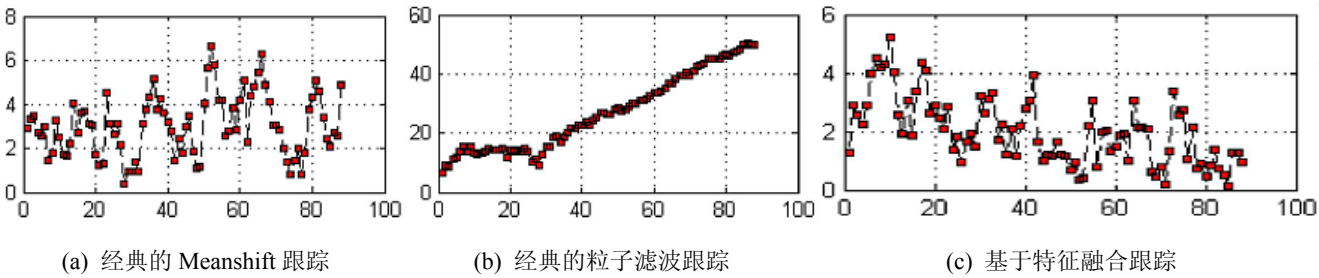


图8 3种算法跟踪误差对比

Fig.8 Comparison of three algorithms

参考文献:

[1] Yang H X, Shao L, Zheng F, et al. Recent advances and trends in visual tracking: A review[J]. *Neurocomputing*, 2011, **74**(18): 3823-3831.

[2] He S F, Yang Q X, Lau R W H. Visual tracking via locality sensitive histograms[C]//*Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2013: 2427-2434.

[3] Fan J L, Shen X H, Wu Y. Scribble tracker: A matting-based approach for robust tracking[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, **34**(8): 1633-1644.

[4] 朱金华. 基于信息融合的目标跟踪算法研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2016.

- 2013.
- Zhu Jinhua. The study of target tracking algorithm based on information fusion[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2013.
- [5] 赵鹏, 浦昭邦, 张田文, 等. 一种新的红外与可见光图像融合与跟踪方法[J]. 光电工程, 2005, **32**(2): 37-40, 92.
- Zhao Peng, Pu Zhaobang, Zhang Tianwen. Fusion and tracking for IR and visible images[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2005, **32**(2): 37-40, 92.
- [6] 陈少华. 基于红外与可见光图像融合的目标跟踪[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2012.
- Chen Shaohua. Target tracking based on infrared and visible image fusion[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2012.
- [7] Birchfield S T, Rangarajan S. Spatiograms versus histograms for region-based tracking[C]//*IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005, **2**: 1158-1163.
- [8] Zivkovic Z, Krose B. An EM-like algorithm for color-histogram-based object tracking[C]//*IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2004, **1**: 798-803.
- [9] Collins R T, Liu Y, Leordeanu M. Online selection of discriminative tracking features[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(10): 1631-43.
- [10] 杨悦, 刘兴淼, 郭启旺, 等. 基于改进互信息的红外目标匹配跟踪算法[J]. 红外技术, 2013, **35**(6): 350-354.
- Yang Yue, Liu Xingmiao, Guo Qiwan, et al. Infrared object matching tracking algorithm based on improved mutual information[J]. *Infrared Technology*, 2013, **35**(6): 350-354.
- [11] 高文, 朱明, 贺柏根, 等. 目标跟踪技术综述[J]. 中国光学, 2014, **7**(3): 365-275.
- Gao Wen, Zhu Ming, He Baigen, et al. Overview of target tracking technology[J]. *Chinese Optical*, 2014, **7**(3): 365-275.
- [12] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, **9**(1): 62-66.

(上接第210页)

参考文献:

- [1] HAO Wei. Designing and development of multi-DSP real-time image processing system based on FPGA[C]//*IEEE International Conference on Computer Science and Network Technology*, 2011: 1263-1265.
- [2] 银志军. 基于多DSP和FPGA的实时图像处理系统设计[J]. 光电技术应用, 2012, **27**(1): 76-80.
- YIN Zhingjun. Design of real-time image processing system based on FPGA and multi-DSP[J]. *Electro-optic technology application*, 2012, **27**(1): 76-80.
- [3] 王雨曦, 王义坤, 葛明峰. 基于点特征算子的红外图像实时拼接系统[J]. 红外技术, 2015, **37**(3): 204-209.
- WANG Yuxi, WANG Yikun, GE Mingfeng. Point feature-based read-time infrared image mosaicking system[J]. *Infrared Technology*, 2015, **37**(3): 204-209.
- [4] 何宾. *Xilinx All Programmable Zynq-7000 Soc 设计指南*[M]. 北京: 清华大学出版社, 2012: 13.
- HE Bin. *Xilinx All Programmable Zynq-7000 Soc*[M]. Beijing: Tsinghua university press, 2012: 13.
- [5] Xilinx Inc. Xilinx AXI Reference Guide[R/OL]. [2015-09-09]. http://www.xilinx.com/support/documentation/data_sheets/axi_reference_guide.
- [6] 张云峰. 基于DSP的实时图像拼接技术[J]. 液晶与显示, 2013, **28**(6): 963-966.
- ZHANG Yunfeng. Real-time image mosaic technology based on DSP[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2013, **28**(6): 963-966.
- [7] 杨磊, 任龙, 刘庆, 等. 基于FPGA的大视场图像实时拼接技术的研究与实现[J]. 红外与激光工程, 2015, **44**(6): 1929-1935.
- YANG Lei, REN Long, Liu Qing, et al. Research and implementation of large field image real-time mosaic technology based on FPGA[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, **44**(6): 1929-1935.