

doi: 10.3969/j.issn.0490-6756.2019.05.013

基于改进粒子滤波的视觉目标跟踪

赵 康¹, 王正勇¹, 何小海¹, 郑新波², 田 刚³

(1. 四川大学电子信息学院, 成都 610065; 2. 东莞前沿技术研究院, 东莞 523000; 3. 新疆油田公司, 克拉玛依 834000)

摘 要: 针对目标跟踪算法在精度和鲁棒性上的要求, 提出一种基于改进粒子滤波的视觉目标跟踪算法。首先, 建立多种特征来描述目标外观模型, 并对各特征分量的加权系数进行自适应调节; 然后, 利用分类重采样方法解决原始重采样方法中的粒子退化和匮乏问题; 最后, 提出一种新的模板更新机制, 自适应选取运动模板或原始模板。实验结果表明, 改进后的算法在具有挑战的跟踪视频序列上实验, 具有良好的跟踪精度和鲁棒性, 能够应对视频图像分辨率不高、目标转动变化、部分遮挡等复杂条件。

关键词: 目标跟踪; 重采样; 自适应融合; 模板更新

中图分类号: TP393 **文献标识码:** A **文章编号:** 0490-6756(2019)05-0875-08

Visual object tracking based on improved particle filter

ZHAO Kang¹, WANG Zheng-Yong¹, HE Xiao-Hai¹, ZHENG Xin-Bo², TIAN Gang³

(1. College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. Dongguan Institute of Advanced Technology, Dongguan 523000, China; 3. Xinjiang Oilfield Company, Karamay 834000, China)

Abstract: Aiming at the accuracy and robustness of target tracking algorithm, we propose a visual target tracking algorithm based on improved particle filter. Firstly, a variety of features are established to describe the target appearance model and the weighted coefficients of each feature component are adaptively adjusted. Then, we exploit the classification resampling method to solve the problems of particle degradation and scarcity in the original resampling method. Finally, a new template updating mechanism is introduced, which can adaptively select moving or original templates. The experimental results demonstrate that the improved algorithm has good tracking accuracy and robustness on the challenging tracking video sequences, and it can cope with some complex conditions such as low resolution of video images, rotation change of target, partial occlusion and so on.

Keywords: Target tracking; Resampling; Adaptive fusion; Template update

1 引 言

目标跟踪旨在连续估计预先确定的目标位置, 是近年来的热点研究方向, 在很多实际应用中扮演着至关重要的角色。鲁棒的目标跟踪模块为进

步的高层视觉分析系统提供良好基础^[1], 广泛应用于军事和日常生活中, 如: 精确制导、视觉智能监控系统、驾驶辅助系统、智能机器人、人机交互、无人机监视、智能交通控制^[2]、姿态估计^[3]等领域。经过多年的研究, 尽管诸多的目标跟踪算法及其衍生算法相继出现, 但是实际场景环境相对复杂, 使得

收稿日期: 2018-09-01
基金项目: 成都市产业集群协同创新项目(2016-XT00-00015-GX); 国家自然科学基金(11176018); 东莞市社会科技发展项目(2017507102428)
作者简介: 赵康(1994-), 男, 四川阆中人, 硕士生, 研究方向为目标跟踪、智能监控。E-mail: zhaokang_scu@163.com
通讯作者: 王正勇。E-mail: 459086908@qq.com

目标跟踪研究方向仍然比较棘手. 在实际的监控环境下所得到的视频图像噪声呈非线性和非正态分布,而基于粒子滤波的目标跟踪算法能很好地应对此环境,使它相比卡尔曼滤波、均值漂移^[4]、Alpha-Beta 滤波^[5]等其它算法,应用更为广泛.

基于粒子滤波的目标跟踪方法的具体步骤大致包括:目标外观建模、描述粒子样本集、滤波算法以及模板的调整更新. 其中,粒子滤波算法又包括初始化粒子集、搜索粒子并对其相似度进行度量、传播、观测和重采样等. 虽然基于粒子滤波的目标跟踪算法能较好地克服现实环境的噪声,但是该算法在实际应用中仍然存在瑕疵,如粒子退化现象严重,使用的特征较为单一,目标模板长时间不更新等,使得算法在目标跟踪的鲁棒性、持久性和稳定性等方面性能较差. 近年来,学者们提出了一系列改进算法,Tian^[6]提出的结合样本特征和位置融合的粒子滤波目标跟踪算法克服了姿态和形变的变化,但没有解决遮挡问题. Zhou 等^[7]将压缩感知集成到粒子滤波中,其思路是利用每个粒子的压缩感知结果构成粒子权重,算法可以克服遮挡和模糊,灵活处理漂移问题,有效改善跟踪准确性. Zhao 等^[8]融合颜色特征和 Haar 特征,应对了光照和姿态变化的影响,但在目标尺度剧烈变化时,跟踪效果还是不够平稳. 尽管这些改进算法对跟踪性能有一定幅度的提升,但是在目标状态变化较大、尺度变化剧烈、背景模糊以及目标与背景相似度较高等复杂环境下的跟踪性能还有待优化.

鉴于此,本文在传统的粒子滤波目标跟踪框架下,优化重采样方法,设计自适应融合多特征算法,并提出自适应目标模板更新机制. 在目标模型描述时,融合基于 HSV 空间核加权颜色特征、边缘特征、纹理特征以及方向梯度直方图特征等,并设计一种自适应的特征融合方式;使用分类重采样算法^[9]优化传统粒子滤波目标跟踪算法,减轻粒子退化现象^[10],较好地避免了若干次迭代后粒子重要性权值波动剧烈的问题,防止累计效应致使粒子集的后验概率密度分布不准确,从而有效地表达下一帧目标的真实状态. 在目标模板更新方面,自适应地更新模板,解决传统框架下目标外观发生较大变化时,模板长时间不更新导致的目标框漂移问题. 实验结果显示,本文提出的改进算法在具有挑战的视频目标跟踪序列上实验,跟踪精度有较大幅度的提升.

2 基于粒子滤波算法的目标跟踪原理

粒子滤波跟踪算法采用计算后验概率密度、递推估计的方法^[11],它是在贝叶斯原理的框架下实现的. 算法的实质是利用状态空间中一系列带有权重值的样本集 $\{x_t^i, w_t^i\}_{i=1}^N$ 来近似地表示系统未来可能的状态. 首先,根据系统的先验概率分布,在状态空间中产生随机样本集,然后由观测模型不断地调整粒子权重,进而尽可能表达系统的真实状态. 时变系统的状态模型包括运动模型和观测模型,如下式.

$$x_t = f_t(x_{t-1}, v_{t-1}) \tag{1}$$

$$y_t = h_t(x_t, w_t) \tag{2}$$

其中, f_t 和 h_t 分别为系统通过有界非线性映射形成的动态系统方程, t 时刻系统的状态矢量和测量矢量分别用 x_t 和 y_t 表示,过程噪声和量测噪声分别由 v_t 和 w_t 表示,并且他们是相互独立的. 0 到 t 时刻所有的状态值与观测值分别用 $x_{0:t}$ 和 $y_{0:t}$ 表示,即

$$x_{0:t} = \{x_0, x_1, \dots, x_t\} \tag{3}$$

$$y_{0:t} = \{y_0, y_1, \dots, y_t\} \tag{4}$$

下一个阶段的状态信息概率分布 $p(x_t, y_t)$ 可以通过预测阶段和更新递推阶段完成.

预测阶段:

$$p(x_t | y_{t-1}) = \int p(x_t | x_{t-1}) p(x_{t-1} | y_{t-1}) dx_{t-1} \tag{5}$$

滤波阶段:

$$p(x_t | y_t) \propto p(y_t | x_t) p(x_t | y_{t-1}) \tag{6}$$

前文中 w_t^i 对应状态空间中粒子 x_t^i 的权重值,其计算方法为式(1)~式(6). 并综合所有粒子的重要性分布规律,进而评估目标的真实运动状态,权重值的更新用条件概率密度计算如下式.

$$w_t^i \propto w_{t-1}^i \frac{p(y_t | x_t^i) p(x_t^i | x_{t-1}^i)}{q(x_t | x_{t-1}^i, y_t)} \tag{7}$$

式中, $q(x_t | x_{t-1}^i, y_t)$ 表示重要性概率密度函数.

在粒子滤波阶段, $t - 1$ 时刻的粒子集 $\{x_{t-1}^i, w_{t-1}^i\}_{i=1}^N$ 通过重采样算法传递给 t 时刻的粒子集 $\{x_t^i, w_t^i\}_{i=1}^N$, 粒子集由 $\{\tilde{x}_t^i, \tilde{w}_t^i\}_{i=1}^N$ 更新为 $\{x_k^i, 1/N\}_{i=1}^N$.

3 多特征的自适应融合及模板更新

3.1 目标特征的描述

传统基于粒子滤波的目标跟踪框架,大多是基

于单个特征建立目标模型,但是在背景较复杂时,单一的视觉特征很难实现鲁棒跟踪.因此,本文采用多个视觉特征自适应融合的方式建立模型.

3.1.1 颜色特征 相比传统的 RGB 颜色特征,HSV 空间的色彩特征^[12]更符合人类视觉感知,从全局描述目标,是一个好的颜色描述算子.但是在跟踪这一特定应用背景下,图像中被自身遮挡和其他遮挡的区域出现在目标的外围,因此引入能表征空间信息的核函数变得很有必要,这样使得不同位置的像素点有不同的权重值,从而更精确地表征目标颜色模型.算法中的核函数采用 Comaniciu 等人^[13]提出的 Epanechnikov 核函数,函数定义如下式.

$$K(r) = \begin{cases} \frac{1}{2} C_d (d+2) (1-r), & r \leq 1 \\ 0, & r > 1 \end{cases} \quad (8)$$

其中, C_d 为 d 维单位球的体积; r 为目标区域中的点到区域中心点的距离. 用 $p_y = \{p_y^{(u)}\}_{u=1,2,\dots,M}$ 表示以 y 为中心点的目标区域的分布,受到 $\sum_{u=1}^M p_y^{(u)} = 1$ 的约束,计算如下式.

$$p_y^{(u)} = f \sum_{i=1}^N k\left(\frac{\|y - x_i\|}{h}\right) \delta[b(x_i) - u] \quad (9)$$

其中, N 为目标区域的总像素数; x_i 为其第 i 个像素点的坐标; x_i 处像素点对应在直方图中的索引值为 $b(x_i)$; $\delta[\cdot]$ 为狄拉克函数; u 为直方图的索引区间; 参数 $h = \sqrt{w^2 + s^2}$ (w 和 s 分别为目标矩形的半宽和半高); 标准归一化系数为 $f = 1 / \sum_{i=1}^N k\left(\frac{\|y - x_i\|}{h}\right)$; M 表示子区域,统计构成该特征直方图.

3.1.2 LBP 纹理特征 考虑计算复杂度因素,本文选择 LBP 算子的纹理特征进行融合. LBP (Local Binary Pattern)^[14] 反映图像中色彩与灰度的变换关系,具有对旋转不敏感的优势及抗光性能,还能解决目标与背景颜色相似干扰的问题.该特征描述的目标模型,能有效解决场景变化导致跟踪性能差的问题.本文采用半径为 1 个像素的圆形子区域,使纹理特征更好地适应不同尺度.邻域里的像素点经过门限函数处理,便可以算得中心点像素的 LBP 值.具体计算公式如下式.

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} S(g_p - g_c) 2^p \quad (10)$$

式中,符号函数 $S(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0; \\ 0, & x < 0. \end{cases}$; g_c 表示在局

部区域中心像素的灰度值; g_p ($p=0, \dots, p-1$) 对应以半径为 R (本文取 1 个像素,即 $P=8$) 的圆弧上单位像素间隔的 8 个点.

3.1.3 边缘特征 边缘出现在图像中亮度急剧变化的区域,使目标与背景分离具有很大优势,目标的微弱运动都会使边缘特征发生很大变化,因此本文选用边缘特征进行目标建模意义较大.首先灰度化图像,然后用 sobel 算子计算出感兴趣区域的正交方向上的梯度 G_x 和 G_y ,再计算出每个像素点 $I(x, y)$ 的梯度幅值 G 和相角 θ ,最后通过归一化得到边缘方向直方图.

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}, \tau = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (11)$$

3.1.4 HOG 特征 HOG 特征即用梯度信息和边缘的方向密度分布来描述一副图像中局部目标的纹理和形状,能够避免目标平动和转动的干扰,使用该特征来描述外观模型时不受光照变化妨碍,计算公式如下式.

$$G_x(x, y) = H(x+1, y) - H(x-1, y) \quad (12)$$

$$G_y(x, y) = H(x, y+1) - H(x, y-1) \quad (13)$$

其中,图像为 $H(x, y)$,计算两个正交方向上的梯度; G_x, G_y ,幅值大小为

$$G(x, y) = \sqrt{G_x^2(x, y) + G_y^2(x, y)} \quad (14)$$

方向为

$$\alpha(x, y) = \tan^{-1}\left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)}\right) \quad (15)$$

与前文采用核函数计算颜色特征类似,可以得到该特征的加权直方图.

3.2 多特征的自适应融合

该算法框架下,通过相似性度量函数来计算粒子的权重值,为了较好地实现相似性度量,需要寻找特征模型的建立方法,常用的是直方图度量模式.本文采用 Bhattacharyya 系数来度量离散概率分布的相似性,从而进一步算得粒子的权重值.两个离散概率分布为 p_u 和 q_u , n 是直方图的维数,权重值计算公式如下式.

$$w_i^j = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{1/2}} \exp\left(-\frac{1-m}{2\sigma^2}\right) \quad (16)$$

其中, m 为 Bhattacharyya 系数为: $m = \sum_{u=1}^n \sqrt{p_u q_u}$, m 值的大小反映目标模型与候选模型差异大小,越大说明该模型更可靠; i 表示特征种类; t 表示当前帧数.

由前面的计算方法可以得到几种特征所对应

的粒子权重 $w_{color}^i, w_{lbp}^i, w_{edge}^i$ 和 w_{hog}^i . 由于不同特征对目标模型的贡献存在差别,这种差别针对不同场景各不相同. 例如,对于旋转变化的场景,颜色特征具有更好的区分度;对于光照变化厉害的目标,颜色特征的区分度小于其他特征;对于尺度变化较大时,纹理和边缘特征能较好的建立目标模型. 因此,实际状态下有必要选择一种自适应融合多特征的方式,采用前面的 Bhattacharyya 系数计算方法,得到每种特征的实时匹配度分别为 $m_{color}^t, m_{lbp}^t, m_{edge}^t$ 和 m_{hog}^t ,再通过归一化计算每种特征的权重 p_f^t (t 表示当前帧, f 表示特征),归一化计算公式如下式.

$$p_f^t = \frac{m_f^t}{m_{color}^t + m_{lbp}^t + m_{edge}^t + m_{hog}^t} \quad (17)$$

最终得到一种自适应融合的策略,其融合方式的计算公式如下式.

$$w_t^i = p_{color}^t w_{color}^i + p_{edge}^t w_{edge}^i + p_{lbp}^t w_{lbp}^i + p_{hog}^t w_{hog}^i \quad (18)$$

3.3 模板更新

由于存在目标旋转、角度变化和运动方向变化等复杂因素的影响,传统的粒子滤波目标跟踪算法使用固定的模板会出现较大的跟踪误差甚至导致跟踪失败. 因此,需要对模板进行策略性地更新,如果目标模板更新过快,较多的背景信息又会引入,产生模板漂移,导致丢失目标,或者更新模板较慢,同样会出现跟踪误差. 本文选择一个不断更新的模板(运动模板)和原始模板自适应选取的方式. 首先分别求出候选目标区域与初始模板、运动模板的颜色直方图的距离,如果与初始模板更相似,则选用初始模板进行跟踪,否则,选取运动模板. 其中原始模板和运动模板分别用 T_o 和 T_c 表示,目标模板用 T 表示,具体选取规则如下.

$$T = \begin{cases} T_o, & d(\text{target}, T_o) < d(\text{target}, T_c) \\ T_c, & \text{others} \end{cases} \quad (19)$$

用 α 表示模板更新系数(本实验取 0.2),上一帧和当前帧的模板分别为 T_{t-1} 和 T_t ,模板 T_c 的更新方程.

$$T_c = \alpha T_t + (1 - \alpha) T_{t-1} \quad (20)$$

同时,为了防止过快或者过慢更新模板时出现跟踪误差,引入一个原始模板和运动模板之间的距离阈值 d_{thr} (由场景复杂度决定)来约束,如下式.

$$d(T_o, T_c) > d_{thr} \quad (21)$$

3.4 算法整体流程图

算法的整体流程如图 1 所示,主要包括以下步

骤:(1)利用多种特征建立目标外观模型;(2)根据系统的先验概率分布,在状态空间中产生随机样本集,由观测模型不断地调整粒子权重;(3)经过重要性采样和重采样确定有效表征目标的粒子,预测目标状态.

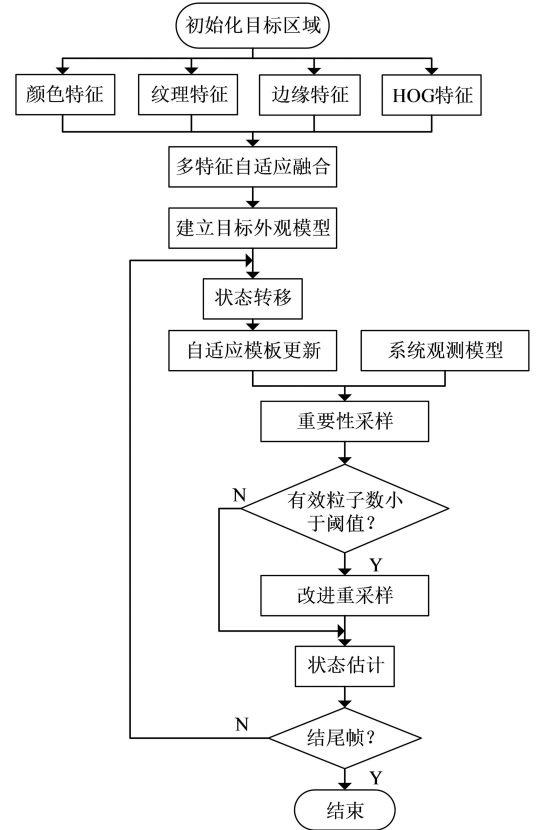


图 1 算法整体流程图
Fig. 1 Algorithm overall flow chart

4 改进重采样算法

在传统粒子滤波算法中,重采样算法的原理只是简单地删除权重小的粒子,保留并复制权重大的粒子. 经过若干次迭代递推后,不但没有解决退化问题,还会出现样本枯竭、粒子多样性缺失等问题,致使粒子集不能有效表达状态的后验概率分布,再加上长时间目标跟踪时的累计效应,导致跟踪框漂移. 所以,选择一个好的重采样算法显得尤为重要,来实现既能把小权重粒子淘汰,又能保证粒子具有多样性,提高跟踪精度. 因此,本文采用分类重采样算法来优化基于粒子滤波的目标跟踪算法有重要意义. 设计复制次数与权值大小的关联算法,每一代的粒子总数仍不变(本文粒子总数为 $N=50$). 粒子筛选、复制方案和新粒子产生方案如下.

(1) 粒子筛选方案.

首先在 $0 \sim 1/N$ 中选择随机数 u (即随机种子数), 将当前时刻每个粒子的权重 w_i^t 与其对比, 以权重 u 作为门限值, 淘汰权重低于门限 u 的粒子, 保留权重高于门限 u 的粒子, 计算筛选出的粒子总数 C , 再按照权重大小依次排序, 并计算出权重和 sum , 并计算平均权重 means .

$$\text{means} = \text{sum}/C \quad (22)$$

(2) 粒子的复制方案.

每一代粒子总量保持恒定, 则需要对权重较高的粒子进行策略性地复制. 设置一个门限值为 N_p , 通过比较 C 与 N_p 的大小关系制定粒子复制策略确定复制次数 K , 如下公式.

$$K = \begin{cases} x \leq \left\lceil \frac{\omega_i^t}{\text{means}} \right\rceil, & C \geq N_p \\ x \geq \left\lceil \frac{\omega_i^t}{\text{means}} \right\rceil, & C \leq N_p \end{cases} \quad (23)$$

① 当 $C \geq N_p$ 时, 说明权重分布方差小, 分布较为均匀, 为了保证尽可能地多次复制大权值粒子, 设定每个粒子的复制次数为小于或等于 $\omega_i^t / \text{means}$ 的最大整数; ② 当 $C < N_p$ 时, 说明粒子权重分布方差大, 权重极大和极小的分布极端, 为了体现权值大的粒子, 复制次数大于或等于 $\omega_i^t / \text{means}$ 的最小整数.

(3) 新粒子产生方案.

当新一代粒子的权重分布极其恶劣, 会出现 C 个粒子按照上述策略处理后, 仍不足设定的总数 N 的情况. 这种情况下, 为了弥补粒子的多样性, 不再直接用权重较大的粒子繁衍, 而是将大权值粒子 x_i^t 叠加一个高斯噪声后得到新粒子 \tilde{x}_i^t , 再用策略复制产生新粒子, 直到粒子总数为 N 时结束这一过程. 通过新粒子的产生增加了粒子的多样性, 防止粒子的枯竭.

$$\tilde{x}_i^t = x_i^t - E(n_t) + \sqrt{D(n_t)} \times X \quad (24)$$

其中, $E(n_t)$ 表示状态噪声的均值; $D(n_t)$ 表示状态噪声的方差; X 为 -1 到 1 之间的随机数, 以状态噪声为例, 扰动即为 -1 到 1 之间的随机数, 根据概率分布原理:

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-1}^1 \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) dx = 0.6826 \quad (25)$$

5 实验环境与结果分析

实验环境: 开发环境为 VS2010, 图像处理库为 Opencv2.4.9; 计算机硬件配置为 Intel Core i5, 主频为 3.2 GHz, 内存为 4 GB, 64 位 Windows10 操作系统; 实验代码采用 C++ 语言编写. 为了定性和定量验证改进后的算法鲁棒性, 实验与原始 PF 算法、CMT 算法^[15]以及 SKCF 算法^[16]在相同实验条件下进行对比, 其中 CMT 算法是一种基于关键点的方法, 每个关键点给目标中心投票, 选用的投票策略是在图像空间中聚类, 在一定程度上减小了计算复杂度, 在目标尺度变化和旋转变化下有较好的效果. SKCF 算法是在核相关滤波器算法框架上, 引入可变高斯窗口和基于关键点来克服目标形变, 并且对目标复杂外观变换有较好的效果, 属于目标跟踪领域的经典算法. 实验序列选择具有挑战性的 panda 和 Airplane 序列 (实验数据的分辨率本身较低) 进行测试.

panda 视频序列对比实验结果如图 2 所示, 在第 81 帧到第 121 帧, 运动目标被树枝轻微遮挡时 (抗目标部分遮挡), 原始算法出现跟踪框抖动, 在第 131 帧以后再加上目标的转动和形态变化 (抗目标转动变化), 跟踪完全失败, 可以看出原算法不能实现长时间稳定跟踪. 虽然 CMT 算法和 SKCF 算法相比原始算法有一定的效果提升, 但本文算法鲁棒性更好, 能实现长时间 (从 261 帧到 461 帧) 的稳定跟踪.



(a) 原始 PF 算法



(b) CMT 算法

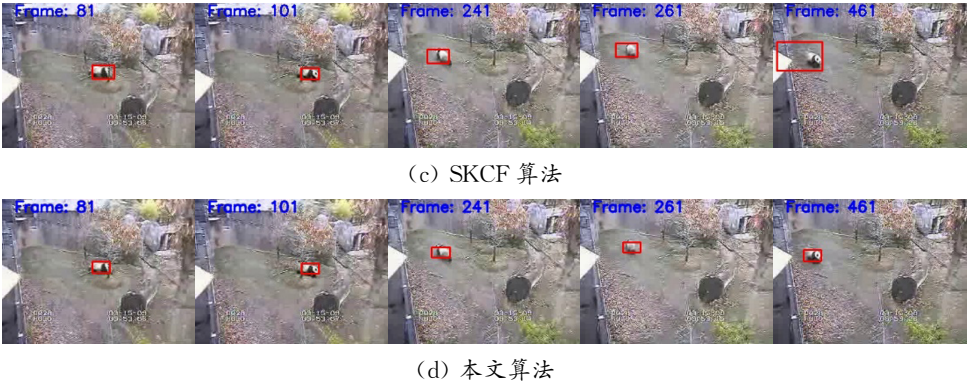


图 2 panda 视频序列不同算法比较结果

Fig. 2 Panda video sequence different algorithm comparison results

Airplane 视频序列对比实验结果如图 3 所示, 目标旋转变大, 光照变化较明显, 序列第 200 帧以后还受背景干扰. 本文算法在此序列上进行

实验, 相比原算法效果有一定提升, 并且与 CMT、SKCF 算法比较也有一定的优势.

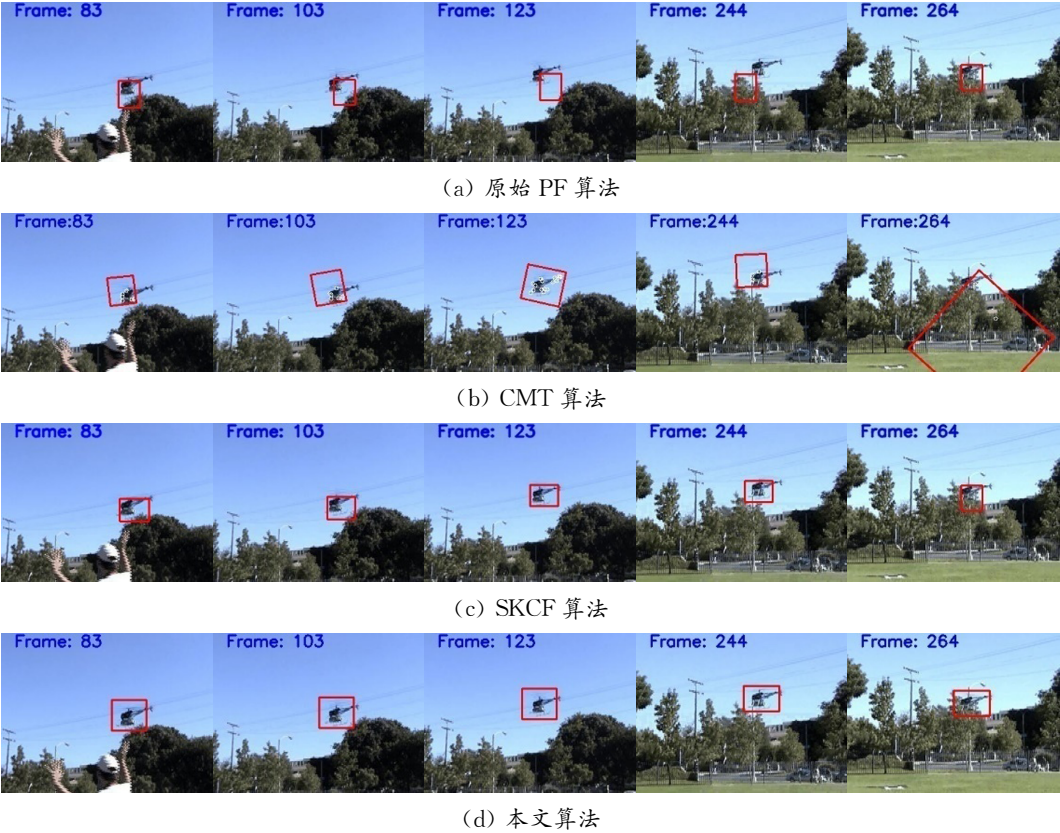


图 3 Airplane 视频序列不同算法比较结果

Fig. 3 Airplane video sequence different algorithm comparison results

为了定量评价本文算法的合理性和有效性, 将几种算法用图表统计进行对比. 如图 4 所示, 横轴表示帧数, 纵轴表示用欧氏距离来度量实际位置与

标准位置中心之间的距离(单位: 像素). panda 序列较长, 采用前 300 帧测试, Airplane 采用前 200 帧测试.

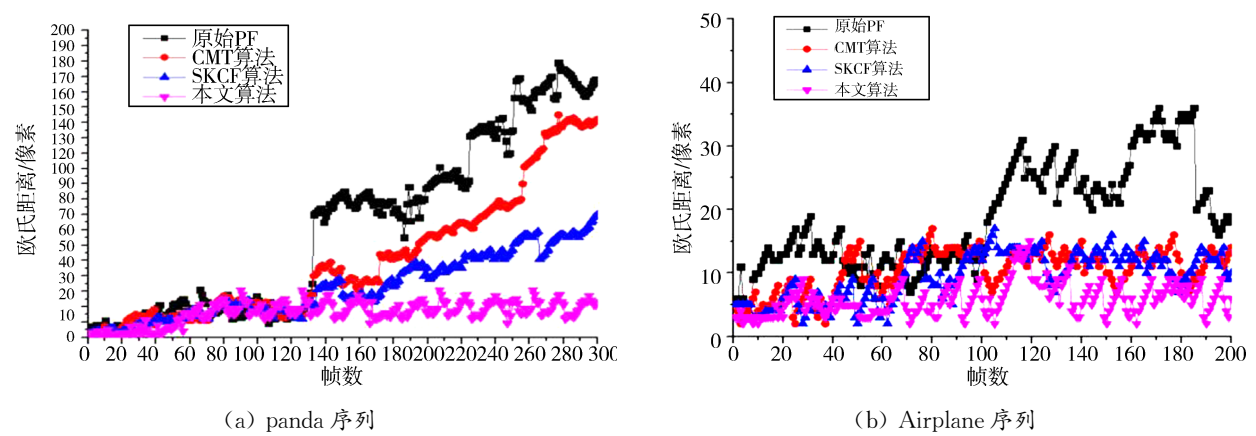


图 4 跟踪算法精度分析结果
Fig. 4 Tracking algorithm accuracy analysis result

表 1 列出了几种算法在两段视频序列上的跟踪成功帧数(跟踪成功帧定义为实际框与标准框的面积之比大于 0.8,即与手工标定区域的覆盖率)和跟踪失败帧数,以及运行时间. 可以看出,本文的跟踪精度更高,由于建立了多种特征,跟踪速率有一定降低,但仍然满足实时性的要求.

表 1 视频序列的跟踪成功帧数、失败帧数以及运行时间							
Tab. 1 Tracking successful frames, failed frames, and running time of the video sequence							
视频序列	算法	实验帧数	分辨率	成功帧数	失败帧数	成功率	运行时间/ms
panda 序列	原始 PF	500	312 * 232	181	319	0.36	26
	CMT	500	312 * 232	284	216	0.57	112
	SKCF	500	312 * 232	328	172	0.66	41
	本文算法	500	312 * 232	465	35	0.93	39
Airplane 序列	原始 PF	200	320 * 240	160	40	0.8	23
	CMT	200	320 * 240	175	25	0.875	90
	SKCF	200	320 * 240	182	18	0.91	38
	本文算法	200	320 * 240	194	6	0.97	32

6 结 论

本文对粒子滤波跟踪算法的不足之处进行了一些改进. 采用多特征的自适应融合策略,能较好地适应不同环境;提出自适应的模板更新策略,减轻跟踪漂移的问题;优化传统粒子滤波目标跟踪的重采样算法,使每一代粒子分布相比标准粒子滤波算法更接近真实状态的后验概率分布,避免出现粒子匮乏和多样性不足等问题. 实验结果表明,改进后的跟踪算法在较复杂的条件下,提高了精度,并且本文的算法也达到实时性要求,在无人机监视、精确制导、战场环境监视等军事方面^[17,18]具有广阔的应用前景.

参考文献:

[1] Danelljan M, Bhat G, Khan F S, *et al.* ECO: efficient convolution operators for tracking [C]// Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: [s. n.], 2016.

[2] 王海军, 葛红娟, 张圣燕. 在线增量正交投影非负矩阵分解的目标跟踪算法[J]. 江苏大学学报: 自然科学版, 2016, 37: 699.

[3] Iqbal U, Milan A, Gall J. Posetrack: joint multi-person pose estimation and tracking[C]// Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Puerto Rico: [s. n.], 2017.

[4] 李若晨, 周刚, 琚生根, 等. 一种组合核函数的自适应目标跟踪算法[J]. 四川大学学报: 自然科学

版, 2017, 54: 55.

[5] 刘常娟, 王运锋, 杨玲. 不同 Alpha-Beta 滤波算法的精度分析及改进[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2018, 55: 265.

[6] Tian P. A particle filter object tracking based on feature and location fusion [C]// International Conference on Software Engineering & Service Science. Beijing: [s. n.], 2015.

[7] Zhou T, Ouyang Y, Wang R, *et al.* Particle filter based on real-time compressive tracking [C]// International Conference on Audio. [S. l.]: [s. n.] 2016: 754.

[8] Zhao S, Wang W, Ma S, *et al.* A fast particle filter object tracking algorithm by dual features fusion [C]// SPIE. [S. l.]: [s. n.], 2014.

[9] 李娟, 刘晓龙, 卢长刚, 等. 改进的粒子滤波重采样算法 [J]. 吉林大学学报: 工学版, 2015, 45: 2069.

[10] Li, T, Sun S, Sattar T P, *et al.* Fight sample degeneracy and impoverishment in particle filters: a review of intelligent approaches [J]. Expert Syst Appl, 2014, 41: 3944.

[11] Jia W, Liu H, Sun W, *et al.* A new particle filter object tracking algorithm based on dynamic transition model [C]// International Conference on Information and Automation. [S. l.]: [s. n.], 2017.

[12] Rez P, Hue C, Vermaak J, *et al.* Color-Based probabilistic tracking [C]// European Conference on Computer Vision. [S. l.]: [s. n.], 2002.

[13] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-Based object tracking [J]. Trans Pattern Anal, 2003, 25: 564.

[14] Liu P, Guo J M, Chamnongthai K, *et al.* Fusion of color histogram and LBP-based features for texture image retrieval and classification [J]. Inform Sci, 2017, 390: 95.

[15] Nebehay G, Pflugfelder R. Consensus-based matching and tracking of key points for object tracking [C]// Winter Conference on Applications of Computer Vision. [S. l.]: [s. n.]; 2014.

[16] Montero A S, Lang J, Laganieri R. Scalable kernel correlation filter with sparse feature integration [C]// International Conference on Computer Vision Workshop. [S. l.]: [s. n.]; 2016.

[17] 秦文利, 李玉翔, 郑娜娥. 基于 CRPF 的 MIMO 雷达目标检测前跟踪算法 [J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2017, 54: 1222.

[18] 易诗, 张磊, 谢子琼, 等. 基于机器视觉的目标跟随六足机器人 [J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2017, 29: 58.

引用本文格式:

中 文: 赵康, 王正勇, 何小海, 等. 基于改进粒子滤波的视觉目标跟踪[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2019, 56: 875.

英 文: Zhao K, Wang Z Y, He X H, *et al.* Visual target tracking based on improved particle filter [J]. J Sichuan Univ: Nat Sci Ed, 2019, 56: 875.