

改进的粒子滤波目标跟踪算法

doi:10.3969/j.issn.1674-7100.2018.05.010

高海 韩洋

浙江理工大学

信息学院

浙江 杭州 310018

摘要:针对环境迁移、目标被遮挡或姿态变化较大时传统粒子滤波算法的鲁棒性不强的问题,提出一种改进的粒子滤波目标跟踪算法。建立目标模型时,将目标的HSV颜色特征和Uniform LBP纹理特征进行加权融合;粒子重采样过程中,采用加权随机采样方法,将粒子权值作为重采样的影响因子而非决定因子,以提升粒子多样性,降低粒子衰退对目标跟踪的影响;目标被干扰时,采用卡尔曼滤波对目标位置进行偏移校正,以获取目标正确位置;最后采用模板更新策略对目标模板进行实时更新。实验结果表明:相较于传统粒子滤波算法和CMT算法,本文算法对复杂环境中目标被遮挡和姿态变化的情况下都具有较好的鲁棒性。

关键词:粒子滤波;目标跟踪;特征融合;卡尔曼滤波;模板更新

中图分类号:TP391.41;TN713

文献标志码:A

文章编号:1674-7100(2018)05-0057-08

0 引言

视频中的目标跟踪是计算机视觉研究领域的一个关键课题。基于计算机视觉的目标跟踪技术被广泛用于安防、游戏、工业生产等领域。国内外研究人员提出了多种目标跟踪算法^[1]。目前跟踪算法主要分为两类:确定性跟踪算法和随机跟踪算法。粒子滤波算法^[2-3]是一种经典的随机跟踪算法,是基于贝叶斯采样估计的非线性滤波算法,因此粒子滤波算法凭其非线性、非高斯的特点被广泛应用于目标跟踪领域。传统粒子滤波算法^[4]也存在一些不足,主要表现在如下两个方面:第一,采用单一的颜色特征作为跟踪参考模板,其对目标描述不够详尽,导致环境复杂时跟踪不准确;第二,跟踪过程中会产生粒子衰退^[5]现象,随着粒子多样性的逐渐下降,目标跟踪的准确性也逐渐降低。近年来,针对传统粒子滤波算法本身存在的问题以及实际应用中的不同需求,学者们提出了一些改进算法。熊杰等^[6]提出了一种

多特征融合跟踪算法,该算法从颜色和纹理两个维度描述目标并将均值迁移算法和粒子滤波算法进行结合,有效地避免了单一颜色特征在光照变化和背景相似情况下的不稳定问题,但当存在遮挡干扰时,算法的稳定性较差。林庆等^[7]提出了使用萤火虫算法改进粒子滤波算法中的重采样流程,以提高粒子的多样性,但该算法没有解决由目标特征模板单一引起的跟踪不稳定问题。I. A. Iswanto等^[8]提出了一种将粒子滤波与均值滤波相结合的算法,以目标是否被遮挡和跟踪位置的可信度为依据切换两种算法,这样提升了算法的抗遮挡性能,但在长时间跟踪过程中,算法稳定性差的问题仍然存在。以上算法是从不同方面对传统粒子滤波算法进行改进,均在一定程度上提高了算法性能,但在复杂环境下,如跟踪场景发生较大变化、目标被遮挡和相似目标干扰等,算法的鲁棒性仍需进一步提高。

综上所述,本课题组提出了一种改进的粒子滤波目标跟踪算法,以期为目标跟踪提供理论参考。

收稿日期:2018-06-10

作者简介:高海(1992-),男,山西介休人,浙江理工大学硕士生,主要研究方向为图像处理与模式识别,

E-mail: gaohai2011@sina.com

1 算法概述

改进的粒子滤波目标跟踪算法流程如图 1 所示。图中, 4 个虚线框为基于传统粒子滤波算法的改进部分。本课题组主要对传统粒子滤波算法的特征提取流程和重采样流程进行改进(见图 1 中流程 I、流程 II), 目标建模时, 先提取目标的颜色特征和纹理特征, 再将两个特征进行加权特征融合, 即得目标模板, 这可提升目标在复杂环境中的可区分度; 粒子重采样流程中, 采用一种加权随机采样方法, 以有效抑制粒子衰退现象。流程 III 是在粒子滤波算法框架下加入卡尔曼滤波^[9-10], 用于处理相似目标干扰及目标被遮挡的情形。流程 IV 是模板更新策略即在目标跟踪过程中对目标模板进行实时更新, 以解决目标姿态、形状发生较大变化及跟踪环境发生迁移时跟踪稳定性差的问题, 提升在长时间跟踪过程中算法的鲁棒性。

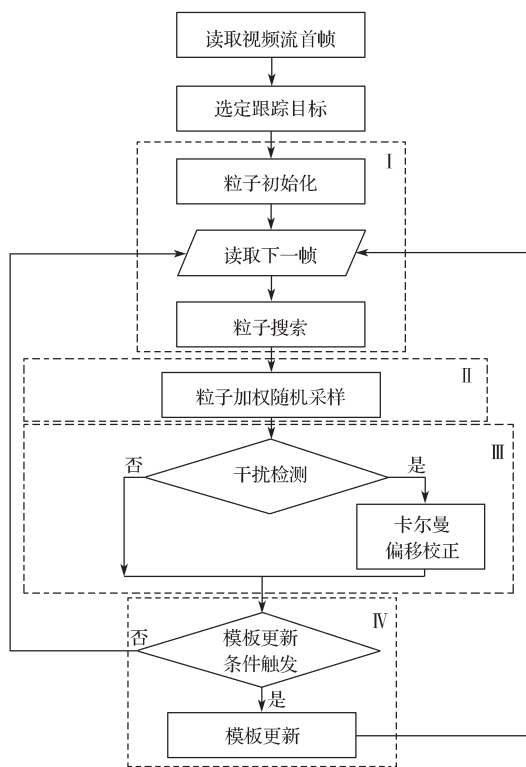


图 1 改进的粒子滤波目标跟踪算法流程图

Fig. 1 Improved particle filter target tracking algorithm flow chart

2 特征提取和特征融合

2.1 HSV 颜色特征

颜色特征是最常提取的目标特征之一, 其优点是

对目标尺寸、拍摄角度的依赖性小, 且具有旋转不变性。HSV (hue saturation value) 颜色空间^[11]具有 3 个分量, 分别代表色彩、饱和度和值。相较于传统的 RGB 颜色空间, HSV 颜色空间的 3 个分量相互独立, 且不容易受光照的影响。因此本课题组提取基于 HSV 颜色空间的颜色特征作为融合特征之一。首先将 3 个分量 H 、 S 、 V 分别划分为 4 个等级, 总级数为 64; 再统计每个像素在各分量的数量; 最后进行直方图统计即得 HSV 颜色特征。

对颜色特征进行直方图统计时, 根据像素与选定目标的中心点的距离, 该像素被赋予不同的权值。像素的权值与其距目标中心的距离呈负相关关系, 具体核函数描述如下:

$$k(r) = \begin{cases} 1-r^2, & r < 1; \\ 0, & r \geq 1. \end{cases} \quad (1)$$

式中 r 为像素与目标中心点的距离。

目标区域的直方图 p_u 可表示为

$$p_u = \frac{\sum_{i=1}^N k \left\| \frac{x_0 - x_i}{a} \right\| \delta[b(x_i) - u]}{\sum_{i=1}^N k \left\| \frac{x_0 - x_i}{a} \right\|}. \quad (2)$$

式中: N 为像素总数; x_0 为目标中心点像素; $\|x_0 - x_i\|$ 为 x_i 到 x_0 的距离; $a = \sqrt{H_x^2 + H_y^2}$, 其中 H_x 为目标矩形的半宽, H_y 为目标矩形的半高; δ 为狄拉克函数; $b(x_i)$ 为与像素 x_i 相对应的直方图索引值; $u \in [1, 64]$ 为直方图的区间索引范围。

2.2 Uniform LBP 纹理特征

局部二值模式 (local binary patterns, LBP)^[12]是一种用于描述图像局部纹理特征的算子, 具有旋转不变性和灰度不变性等优点。在传统 LBP 算法中, 一般是以 3×3 滑动窗口遍历图像, 对图像进行二进制编码。LBP 算子是以窗口中心的像素灰度值为参考, 将相邻的 8 个像素的灰度值与其进行比较, 若该像素值小于中心像素值, 则该像素点被标记为 0, 否则标记为 1, 从而完成对一个滑动窗口的编码, 具体算法实现如图 2 所示。

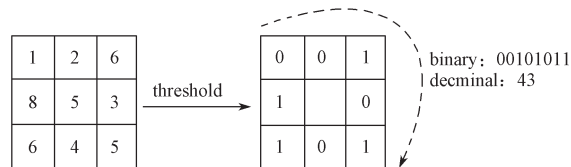


图 2 LBP 算法实现

Fig. 2 LBP algorithm implementation

Uniform LBP^[13] 是等价模式的 LBP 算子。若 LBP 算子的二进制编码从 1 到 0 或者从 0 到 1 的跳变最多发生两次, 则该 LBP 编码就称为一个等价模式。比如: 11110000 (只含一次从 1 到 0 的跳变), 01111100 (含有从 0 到 1, 再从 1 到 0 的两次跳变) 都为等价模式。等价模式以外的情形, 即不发生跳变或发生两次以上跳变的都归为混合模式。相较原始的 LBP 算子, 使用等价模式的 LBP 算子提取图像的纹理特征, 其数据量小且更容易突显目标特征。

因此, 本课题组采用 8 采样点的 Uniform LBP 算子提取目标的纹理特征, 该特征作为第二个融合特征。其中等价形式有 58 类, 其他所有值归为第 59 类^[14], 这使得特征维度从原始 LBP 直方图 256 (2^8) 维降低到 59 维, 降低了运算复杂度以及高频噪声带来的影响。

2.3 加权特征融合

特征提取运算发生在选定跟踪目标和粒子重新分布之后。通过上述算法得到目标的 HSV 颜色特征直方图 p_{color} 和 Uniform LBP 纹理特征直方图 p_{ulbp} 。重采样流程之后, 在新一帧中提取每个粒子所在区域的 p_{color}^j 和 p_{ulbp}^j (j 为第 j 个粒子), 再采用 Bhattacharyya 系数^[15] 衡量目标模板与粒子特征直方图之间的相似程度。

Bhattacharyya 系数公式为

$$m = \sum_{u=1}^n \sqrt{p_u p_u^j}, \quad (3)$$

式中 n 为目标模板 p_u 和粒子特征直方图 p_u^j 的维数。

m 值越大表示两个直方图越相似; m 等于 1 时, 表示两个直方图完全匹配。

利用式 (3) 计算每个粒子的颜色特征直方图、纹理特征直方图的相似系数 m_{color}^j 和 m_{ulbp}^j , 再通过加权特征融合得到每个粒子的相似度权值, 即

$$w^j = \alpha m_{\text{color}}^j + \beta m_{\text{ulbp}}^j, \quad (4)$$

式中 α 、 β 分别为颜色特征和纹理特征的权重, 根据文献 [16] 可知, α 取值为 1, β 取值为 0.75。

本课题组以颜色特征为主并融合纹理特征, 有效提升了目标的可区分度, 进而提高了跟踪的准确性。

3 加权随机采样方法

传统粒子滤波算法进行重采样时, 会将粒子按相似度权值 (Bhattacharyya 系数) 由高到低进行排序,

排序处于前半段的高权值粒子保持不变, 排序处于后半段的粒子统一用权值最高的粒子替换, 这导致长期跟踪过程中会出现大部分粒子是由少数粒子替换的情况, 从而产生粒子衰退现象。在长期跟踪过程中, 粒子衰退对跟踪准确性的不良影响会越来越大, 针对该问题本课题组采用加权随机采样方法以改进重采样流程、减弱粒子衰退现象、提升粒子的多样性。算法的具体步骤如下:

1) 将粒子按相似度权值进行排序, 按权值大小等分为高、中、低 3 类粒子。

2) 高权值类粒子保持不变, 将中、低权值类粒子从原序列取出, 再次按照权值大小进行排序并分为 3 等分; 对第 2 次排序和分类后的粒子赋予不同权重, 高权值类的权重为 0~50, 中权值类的权重为 50~75, 低权值类的权重为 75~100 (见图 3)。

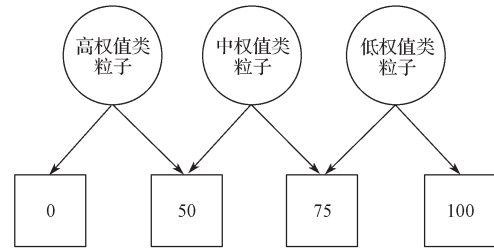


图 3 粒子权重分配图

Fig. 3 Particles weight assignment

3) 将第 2 次分类的中、低权值粒子进行加权随机采样。具体方法是, 使用随机数产生器产生 0~100 随机数, 按产生的随机数从不同区间选择粒子补位原序列的中、低权值粒子。

改进后的重采样, 将粒子按相似度权值大小划分为 3 个等级, 并按照重要性赋予不同权重并进行加权随机采样, 使得权值较高的粒子容易被选中, 权值较低的粒子也不会全部剔除。这既确保了高权值类粒子所占比例, 又满足了粒子的多样性。

4 卡尔曼偏移校正

出现相似目标干扰时, 相似目标和真实目标的粒子权值相近, 按照权值高低排序后, 通常排在第一顺位和第二顺位; 出现遮挡干扰时, 目标会暂时从画面消失, 这导致最高权值粒子的代表区域不是目标所在位置, 该粒子的相似度权值较低, 且真实目标的位置与卡尔曼滤波预测的目标位置相差较大。因此本课题组针对以上两个问题, 增加了干扰判定流程, 发生相

似目标干扰或遮挡干扰时利用卡尔曼滤波及时修正目标位置。

卡尔曼滤波是一种利用线性系统状态方程对系统状态进行最优估计的算法。卡尔曼滤波的状态方程和测量方程如下：

$$\begin{cases} \mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{X}(t-1) + \mathbf{W}(t-1), \\ \mathbf{Y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{X}(t) + \mathbf{V}(t). \end{cases} \quad (5)$$

式中：

$\mathbf{X}(t)$ 、 $\mathbf{X}(t-1)$ 、 $\mathbf{Y}(t)$ 分别是 t 时刻的状态向量、 $t-1$ 时刻的状态向量、 t 时刻的观测向量，即

$$\mathbf{X}(t) = \begin{bmatrix} x(t) \\ y(t) \\ w(t) \\ h(t) \\ v_x(t) \\ v_y(t) \\ v_w(t) \\ v_h(t) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{Y}(t) = \begin{bmatrix} x(t) \\ y(t) \\ w(t) \\ h(t) \end{bmatrix}. \quad (6)$$

其中， $x(t)$ 、 $y(t)$ 分别为运动目标质心的 x 和 y 坐标， $w(t)$ 、 $h(t)$ 分别为运动目标外接矩形的宽和高， $v_x(t)$ 、 $v_y(t)$ 、 $v_w(t)$ 、 $v_h(t)$ 分别对应前 4 个分量的速度。

\mathbf{A} 、 \mathbf{C} 由运动模型得到，即

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (7)$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (8)$$

本课题组使用的视频序列为 25 帧/s，因此 $\Delta t=0.04$ s。

$\mathbf{W}(t-1)$ 、 $\mathbf{V}(t)$ 分别为 $t-1$ 时刻的过程噪声、 t 时刻的观测噪声，它们均服从均值为 0 的高斯概率分布，即

$$\mathbf{W} \sim N(0, \mathbf{Q}), \quad (9)$$

$$\mathbf{V} \sim N(0, \mathbf{R}), \quad (10)$$

其中 \mathbf{Q} 、 \mathbf{R} 为协方差矩阵， $\mathbf{Q}=0.1 \times \mathbf{I}$ ， $\mathbf{R}=0.01 \times \mathbf{I}$ ， \mathbf{I} 为 8×8 的单位矩阵。

流程 III 的具体步骤如下：

1) 手动选定目标后，根据目标质心坐标对卡尔曼滤波进行初始化。

2) 使用粒子滤波追踪当前帧中目标的质心点 P_{PF} 。

3) 以上一帧中目标的质心点为依据，使用卡尔曼滤波进行预测，得到当前帧的 P_{Kal} （即卡尔曼滤波预测的目标质心点）。

4) 计算粒子相似度权值次高的 w_2 和最高的 w_1 的比值，即

$$v = w_2 / w_1. \quad (11)$$

如果 v 大于干扰判定阈值 T_v ，则判定 P_{PF} 为相似目标干扰。

5) 计算 P_{PF} 与 P_{Kal} 的欧式距离 d 。若 d 大于预设阈值 T_d ，且目标的相似度权值低于预设阈值 T_s ，则判定 P_{PF} 为遮挡干扰。

6) 根据步骤 3 和 4 的判定结果，若判定干扰存在，则将卡尔曼滤波预测的目标位置 P_{Kal} 替换粒子滤波预测的目标位置 P_{PF} 。

为确定阈值 T_v 、 T_d 、 T_s 的大小，本课题组使用文献 [16] 提供的数据库的视频序列进行实验分析。部分视频序列的实验结果如表 1 所示。表中，前 5 个视频序列存在相似目标干扰，后 5 个视频序列存在遮挡干扰。 \bar{v} 为出现干扰前视频序列中最高权值粒子和次高权值粒子比值的均值， \bar{d} 为粒子滤波确认目标位置和卡尔曼滤波预测目标位置的欧式距离的均值。

表 1 部分实验结果

Table 1 Partial experimental results

视频名称	\bar{v}	\bar{d}	w_1	v	d	类型 / 发生帧
Skating1	0.85	8	0.80	0.92	88	相似 / 47
Liquor	0.83	3	0.85	0.93	50	相似 / 104
Car24	0.77	5	0.81	0.91	63	相似 / 169
Coupon	0.81	6	0.79	0.95	21	相似 / 103
Singer2	0.78	9	0.88	0.96	105	相似 / 91
David3	0.83	6	0.67	0.81	15	遮挡 / 81
Coke	0.82	9	0.64	0.75	14	遮挡 / 38
Human6	0.75	5	0.69	0.68	20	遮挡 / 351
Panda	0.84	9	0.74	0.83	16	遮挡 / 94
Tiger	0.81	8	0.66	0.84	11	遮挡 / 106

由表 1 可以看出：出现相似目标干扰时， v 大于未出现干扰时的 \bar{v} ，同时 d 显著变大；由于遮挡干扰属于渐变干扰，目标会逐渐被遮挡而不会突然消失，因此，与相似目标干扰相比，遮挡干扰时 d 会出现较大的偏差而不会显著增大，同时 w_1 显著降低。根据

实验分析结果, 本课题组设 T_v 为 0.9, T_d 为 0.75, T_s 为 10。

卡尔曼偏移校正为跟踪目标增加了运动方向的维度, 增强了算法在相似目标干扰、遮挡干扰情况下跟踪的准确性。

5 目标模板更新

传统粒子滤波跟踪算法中, 目标参考模板建立之后, 就不再更新, 因而在长期跟踪过程中, 如果目标外观发生较大变化或者跟踪环境发生迁移, 该模板不能实现稳定的跟踪。因此, 本课题组提出了一种更新策略对目标模板进行实时更新。

$$\begin{cases} p_{k+1} = (1-\gamma)p_0 + \gamma p_k, & k/N \in \mathbf{Z}^+; \\ p_{k+1} = p_k, & k/N \notin \mathbf{Z}^+. \end{cases} \quad (12)$$

式中: p_0 为首帧选定的目标模板直方图;

p_k, p_{k+1} 分别为当前帧、下一帧的目标模板直方图;

γ 为模板融合系数, 决定模板更新过程中当前帧的目标特征与目标模板的融合比例, 经实验分析, γ 取值为 0.15;

N 为间隔帧数。

目标模板的更新保持 N 帧间隔即 N 帧非卡尔曼校正帧, 这可确保跟踪发生干扰时目标模板不被错误更新。在保证算法实时性的同时结合实验分析结果, N 的取值为 15。

通过不断地调整跟踪目标的参考模板, 本算法可具备一定的自适应能力。当出现跟踪目标形变、跟踪

环境迁移等情况时, 本文算法仍然能够对目标进行有效跟踪。

6 实验结果与分析













为验证本文算法的跟踪效果, 本课题组分别采用本文算法、传统粒子滤波算法和 CMT 算法 (consensus-based matching and tracking of keypoints for object tracking)^[17] 对文献 [15] 所用数据库中的 Girl、Human3 视频序列进行测试。这两个视频序列包含了跟踪目标被遮挡、相似目标干扰等情形。传统粒子滤波算法和本文算法中设定粒子数为 50, CMT 算法使用文献 [17] 中的源码。实验的硬件平台如下: CPU 为 3.4 GHz 的 Intel 酷睿 i7-4770, 内存为 8 GB。实验的软件平台如下: Visual Studio 2010 和 OpenCV 2.4.6。

1) 定性分析

第一组实验采用 Girl 视频序列, 图像分辨率为 128 像素 \times 96 像素, 跟踪目标是一名女性的面部。本课题组比较了本文算法、传统粒子滤波算法、CMT 算法在目标发生较大姿态变化时的跟踪效果, 测试结果如表 2 所示。由表可知: 在前 70 多帧序列, 女性左右、前后移动时, 3 种算法均没有出现目标跟丢的情况; 随后该女性侧身转头, 面部特征逐渐消失, 在第 91 帧传统粒子滤波算法、CMT 算法均出现了目标跟丢的情况, 而本文算法通过不断更新参考模板, 没有出现目标跟丢的情况, 且跟踪性能较为稳定。

表 2 3 种算法对 Girl 视频序列的跟踪结果

Table 2 Tracking results of three algorithms for Girl video sequences













算法名称	第 1 帧	第 72 帧	第 91 帧	第 97 帧
本文算法				
传统粒子滤波				
CMT				

第二组实验采用 Human3 视频序列, 图像分辨率为 480 像素 × 640 像素, 跟踪目标是一名穿越马路的行人。本课题组比较了本文算法、传统粒子滤波算法、CMT 算法在复杂背景下相似目标干扰或目标被遮挡时的跟踪效果, 实验结果如表 3 所示。由表可知: 由于跟踪目标颜色特征与其周围背景 (马路) 颜色特征相近, 因而 CMT 算法出现了目标跟丢的情况, 使用单一颜色特征的传统粒子滤波算法也同样出现了目标跟丢的情况, 但是本文算法的目标模板是 HSV 颜

色特征和 Uniform LBP 纹理特征的特征融合, 因而能够准确跟踪目标。第 37 帧时, 目标和一名穿着与其衣服颜色相近的行人相遇, 传统粒子滤波算法在他们相遇又分开后出现目标跟丢现象, 而本文算法通过干扰检测判定行人为相似目标干扰后, 再进行卡尔曼滤波偏移校正, 实现了有效跟踪目标; 目标经过电线杆时被遮挡, 本文算法通过干扰检测判定电线杆为遮挡干扰后, 再进行卡尔曼滤波偏移校正, 实现了有效跟踪目标。

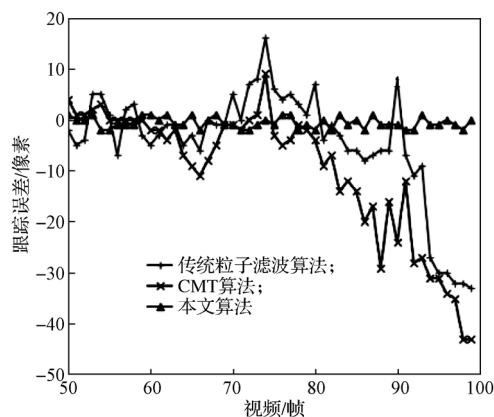
表 3 3 种算法对 Human3 视频序列的目标跟踪结果

Table 3 Target tracking results of three algorithms for Human3 video sequences

算法名称	第 1 帧	第 37 帧	第 56 帧	第 65 帧
本文算法				
传统粒子滤波				
CMT				

2) 定量分析

图 4 是 3 种算法测试 Girl 和 Human3 视频序列的跟踪误差曲线。由图 4 可知: 1) 在第一组实验即 Girl 视频序列测试实验中, 第 72 帧后女性进行转身动作, 利用传统粒子滤波算法和 CMT 算法追踪目标时均出现较大误差, 到第 90 帧左右, 转身动作完成一半时, 两种算法出现目标跟丢现象; 而本文算法在目标完成转身动作后仍然能有效跟踪目标。2) 在第二组实验即 Human3 视频序列测试实验中, 本文算法的跟踪误差小于传统粒子滤波算法和 CMT 算法, 曲线波动程度较小, 跟踪比较稳定。



a) Girl 视频序列

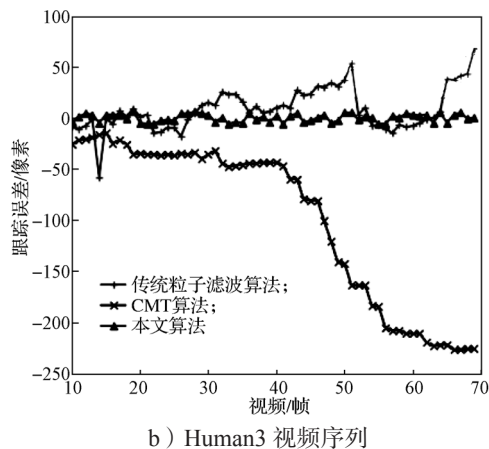


图4 3种算法测试 Girl 和 Human3 视频序列的跟踪误差曲线

Fig. 4 Tracking error curves of three algorithms for Girl and Hman3 sequences

为分析时间复杂度,本课题组计算了3种算法处理单帧所用时间,结果见表4。其中,本文算法和传统粒子滤波算法的粒子数均为50。

表4 3种算法的处理时间

Table 4 Processing time of three algorithms ms

视频序列	本文算法	传统粒子滤波算法	CMT 算法
Girl	65.0	22.7	18.2
Human3	106.3	34.1	23.6

由表4可知:CMT算法的运行速度最快;相较于传统粒子滤波算法,本文算法的运算复杂度增加,检测速度有所降低,但基本满足实时跟踪的需求。

7 结语

本课题组提出了一种改进的粒子滤波目标跟踪算法。该算法通过HSV颜色特征和Uniform LBP纹理特征的加权特征融合,提升了目标在复杂环境中的区分度;粒子重采样过程中,采用加权随机性采样降低了追踪过程中粒子的衰减,提升了粒子多样性;利用卡尔曼滤波对追踪进行偏移校正,有效降低了跟踪过程中相似目标和遮挡物的干扰;通过目标模板不断更新的策略提升了目标模板的准确性。实验结果表明:本文算法在跟踪环境发生迁移以及出现相似目标干扰和遮挡物干扰的情形下都能有效跟踪目标;同时,本文算法的运算量较传统粒子滤波算法明显增加,导致算法处理时间复杂度提升。因此本课题组在今后的研究工作中将进一步优化算法,以提高算法的性能。

参考文献:

- [1] 卢湖川,李佩霞,王栋.目标跟踪算法综述[J].模式识别与人工智能,2018,31(1):61-76.
LU Huchuan, LI Peixia, WANG Dong. Visual Object Tracking: A Survey[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2018, 31(1): 61-76.
- [2] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, et al. A Tutorial on Particle Filters for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- [3] 顾正刚. MIMO 系统信道容量分析[J]. 宁波职业技术学院学报, 2010, 14(2): 26-31.
GU Zhenggang. Analysis of the Capacity for MIMO System[J]. Journal of Ningbo Polytechnic, 2010, 14(2): 26-31.
- [4] HESS R, FERN A. Discriminatively Trained Particle Filters for Complex Multi-Object Tracking[C]// 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami: IEEE, 2010: 240-247.
- [5] PARDAL P C P M, KUGA H K, DE MORAES R V. The Particle Filter Sample Impoverishment Problem in the Orbit Determination Application[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015, 2015: 1-9.
- [6] 熊杰,吴晓红,卿鄰波,等.基于多特征融合的权值优化粒子滤波目标跟踪[J].电视技术,2017,41(9/10):155-160.
XIONG Jie, WU Xiaohong, QING Linbo, et al. Target Tracking Based on Multiple Features Fusion and Weight Optimization Particle Filter[J]. Video Engineering, 2017, 41(9/10): 155-160.
- [7] 林庆,王新.基于改进的粒子滤波算法的目标跟踪[J].信息技术,2017(10):88-92.
LIN Qing, WANG Xin. Improved Particle Filter Algorithm Based Target Tracking[J]. Information Technology, 2017(10): 88-92.
- [8] ISWANTO I A, LI B. Visual Object Tracking Based on Mean-Shift and Particle-Kalman Filter[J]. Procedia Computer Science, 2017, 116: 587-595.
- [9] SIMON D. Kalman Filtering with State Constraints: A Survey of Linear and Nonlinear Algorithms[J]. IET Control Theory & Applications, 2010, 4(8): 1303-1318.
- [10] CHEN Z. Bayesian Filtering: From Kalman Filters to Particle Filters, and Beyond[J]. Statistics, 2003, 182(1): 1-69.
- [11] SCHWARZ M W, COWAN W B, BEATTY J C. An

- Experimental Comparison of RGB, YIQ, LAB, HSV, and Opponent Color Models[J]. ACM Transactions on Graphics, 1987, 6(2): 123–158.
- [12] 王 玲. 基于 LBP 的特征提取研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2009.
- WANG Lin. Research of Feature Extraction Based on Local Binary Patterns[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2009.
- [13] BERKAYA S K, GUNDUZ H, OZSEN O, et al. On Circular Traffic Sign Detection and Recognition[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 48: 67–75.
- [14] 卢昌康, 冯 刚, 王国海. 基于粒子群优化算法和 Uniform LBP 特征的分块跟踪 [J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(1): 200–205.
- LU Changkang, FENG Gang, WANG Guohai. Particle Swarm Optimization and Uniform LBP-Based Algorithm for Fragment Tracking[J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(1): 200–205.
- [15] BHATTACHARYA A, STILWAGEN S, IVANOVA N, et al. Whole-Genome Comparative Analysis of Three Phytopathogenic *Xylella Fastidiosa* Strains[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2002, 99(19): 12403–12408.
- [16] WU Y, LIM J, YANG M H. Online Object Tracking: A Benchmark[C]//2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2013: 2411–2418.
- [17] NEBEHAY G, PFLUGFELDER R. Consensus-Based Matching and Tracking of Keypoints for Object Tracking[C]//2014 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision. Steamboat Springs: IEEE, 2014: 862–869.

An Improved Particle Filter Target Tracking Algorithm

GAO Hai, HAN Yang

(School of Information Science and Technology, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Given that the robustness of traditional particle filter algorithm for target tracking was not very good, especially in environment migration, occlusion and pose variation, an improved particle filter target tracking algorithm was proposed. When establishing the target model, the target's HSV color feature and Uniform LBP texture feature were weighted and fused. In the process of particle resampling, the weighted random sampling method was adopted, considering the particle's weight as the impact factor of the resampling rather than determinant in order to magnificently improve the diversity of particles and reduce the adverse effects of particles decay. In the case where the target was disturbed, the Kalman filter was used to offset the target position to obtain the correct position of the target. Finally, the introduction of template updating strategy was combined to update target template. The experimental results showed that compared with the traditional particle filter algorithm and CMT algorithm, the proposed algorithm was robust to occlusion and pose variation in complex environments.

Keywords: particle filter; target tracking; feature fusion; Kalman filter; template updating