[文章编号] 1003－4684(2026)01-0023-09

基于 SVM 遮挡检测模型的目标跟踪算法

杨成健[1]，武明虎[1,2]，孔祥斌[1,2]，王 娟[1,2]

(1 湖北工业大学电气与电子工程学院，湖北 武汉 430068；
2 湖北工业大学太阳能高效利用及储能运行控制湖北省重点实验室，湖北 武汉 430068)

[摘 要] 针对背景感知相关滤波(background aware correlation filters，BACF)目标跟踪算法中因目标遮挡造成的跟踪漂移问题，在算法框架中加入基于支持向量机(support vector machine，SVM)的遮挡检测模型，对其进行抗遮挡改进。在算法跟踪过程中，使用 SVM 遮挡检测模型对目标响应矩阵进行分类：若目标响应矩阵属于遮挡一类，则停止更新滤波器模型，以防止遮挡情况下更新模型导致的模型污染；若目标响应矩阵不属于遮挡一类，则对滤波器模型进行更新，以适应跟踪过程中目标外观的变化。在算法中加入遮挡检测模型可以减小遮挡问题对算法跟踪性能的影响。目标跟踪数据集 OTB100 的测试结果表明，改进算法相较基础算法在目标形变属性下成功率和精确率分别提高 8％和 6.9％，遮挡属性下成功率和精确率分别提高 6.4％和 5.7％，同时算法跟踪速度提升了14.48％，有效提升了算法在遮挡、形变属性下的性能以及算法实时性。

[关键词] 机器视觉；目标跟踪；相关滤波；遮挡检测；支持向量机

[中图分类号] TP391.4 [文献标识码] A

相关滤波跟踪算法在跟踪过程中对已知目标区域进行特征提取，通过训练特征建立滤波器模型，跟踪时利用训练好的滤波器模型与当前帧待检测区域进行相关运算获得跟踪响应图，其中最大输出响应位置即为当前帧的目标位置[1-3]。相关滤波算法优势在于可在跟踪过程中实时更新滤波器模型，以适应目标外观变化，在跟踪速度较快的同时拥有较高的跟踪准确率[4-6]。由于场景干扰和目标运动状态的不确定性，目标跟踪面临目标形变、尺度变化、平面内旋转、快速运动、运动模糊、遮挡等挑战因素，其中目标遮挡问题对算法跟踪性影响较大且一直没有很好的解决方案[7-9]。

由于相关滤波算法在跟踪过程中会进行模型更新，当遇到遮挡问题时，更新模型会导致模型污染，进而导致跟踪失败。当前解决遮挡问题的方案主要是使用遮挡检测机制来判断目标是否被遮挡，并针对不同情况有区别地对滤波器模型进行更新。其中使用最广泛的遮挡检测方案是将响应图的最大响应峰值($F\max$)和平均峰值相关能量(average peak to correlation energy，APCE)相结合的多峰值检测方案[10]。多峰值检测方案认为，若当前帧 APCE 值与 Fmax 值相较其历史平均峰值骤降，则判定当前目标发生遮挡。该方法对遮挡检测有一定效果，但其不足之处是只能判定目标是否发生较大变化，而无法有效区分目标变化是由遮挡引起还是自身外观变化造成的。

为此，本文对 BACF 算法进行抗遮挡改进，并提出基于 SVM[11-12] 的遮挡检测模型。由于原 BACF 算法没有遮挡检测方案，因此在 BACF 算法中加入一个预训练的 SVM 遮挡检测模型，对跟踪过程中目标响应矩阵对应的目标运动状态进行判断。若判定当前帧的响应矩阵对应的目标状态为遮挡，则停止更新滤波器模型以防止模型污染；否则继续更新模型以适应目标运动过程中可能存在的外观变化。在对 SVM 遮挡检测模型进行训练时，需提取部分 BACF[13] 算法跟踪过程中目标不同状态时的响应矩阵作为训练样本数据集，并使用数据集离线训练一个可以区分目标未被遮挡和目标发生遮挡的二分类 SVM 模型。在跟踪过程中，使用预训练的 SVM 模型对每一帧目标响应矩阵进行分类，判断目标当前所属状态是否为遮挡，进而决定是否对滤波器模型进行更新。

[收稿日期] 2023－03－21
[基金项目] 国家自然科学基金青年项目(62006073)；湖北省重点研发计划(2021BGD013)；湖北省教育厅科技攻关项目(T201805)；湖北省科技计划项目(2022BEC017)；湖北省自然科学基金项目(2022CFA007)
[第一作者] 杨成健(1996－)，男，山西临汾人，湖北工业大学硕士研究生，研究方向为目标跟踪。
[通信作者] 武明虎(1975－)，男，湖北恩施人，工学博士，湖北工业大学教授，研究方向为智慧能源管理、机器学习、视频处理及通信等。

1 基于 SVM 遮挡检测模型目标跟踪框架

1.1 算法跟踪框架设计

针对 BACF 算法在遮挡情况下存在的跟踪失败等问题，对 BACF 算法进行抗遮挡改进并设计基于 SVM 的遮挡检测模型。由于 BACF 原始算法中未包含应对目标遮挡的方案，当目标被遮挡时往往会导致跟踪失败。当前相关滤波类算法中最常用的多峰值检测方案存在一定的局限性。因此，在对 BACF 算法进行抗遮挡改进时，未采用多峰值检测方案，而是设计了全新的基于 SVM 的遮挡检测方案。改进算法在跟踪过程中使用预训练的 SVM 遮挡检测模型，以跟踪响应图的分类结果作为模型更新依据，从而减小遮挡问题对算法性能的影响。图 1 为本文改进算法的基本跟踪框架，其中虚线框出部分为改进 SVM 遮挡检测模型的作用机制。

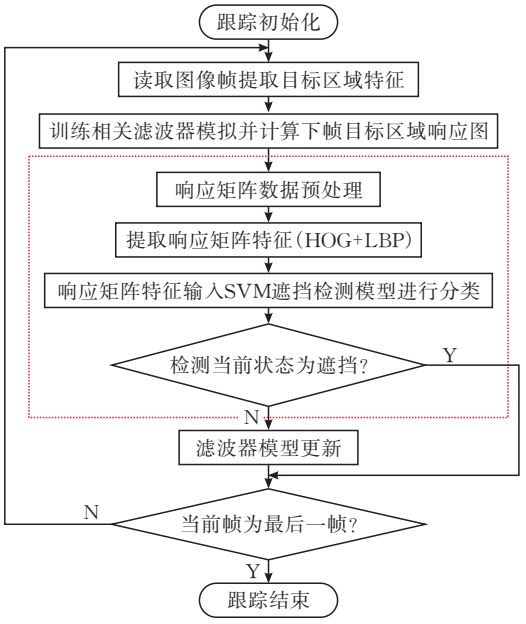


图 1 基于 SVM 遮挡检测模型的目标跟踪算法

1.2 SVM 遮挡检测模型结构设计

LMCF 算法中 APCE 和 Fmax 多峰值检测方法存在一定的局限性。因此，本文使用机器学习的方法对跟踪过程中目标响应图进行分类，并以分类结果判定是否需要更新滤波器模型，有效弥补了 LMCF 多峰值检测的缺陷。SVM 是基于监督学习的二元广义线性分类器，在小样本、非线性数据分类方面表现良好，其基本模型是定义在特征空间上的间隔最大的线性分类器，学习策略是间隔最大化；对于非线性分类问题，可通过非线性映射将低维样本空间的非线性分类问题转换成高维特征样本空间中的线性分类问题，在高维特征空间中学习线性 SVM 模型。

SVM 遮挡检测模型整体分为离线训练部分和在线分类部分。离线训练部分提取跟踪过程中目标真实响应矩阵作为数据集，对其进行数据预处理与特征提取操作，将处理好的数据分为目标遮挡和无遮挡两类，并将其作为输入训练 SVM 遮挡检测模型；在线分类部分对跟踪过程中每一帧响应矩阵进行数据预处理与特征提取，将这些数据输入预训练的 SVM 遮挡检测模型进行检测分类，同时输出当前响应矩阵所属类别，并以输出结果作为是否更新滤波器模型的依据。图 2 为基于 SVM 的遮挡检测模型结构图。

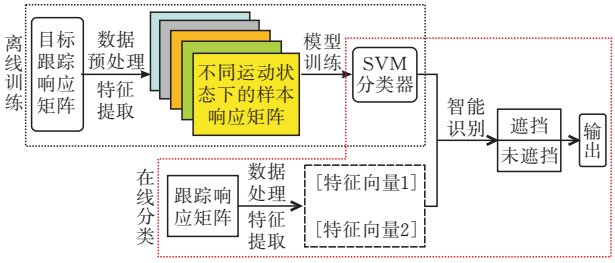
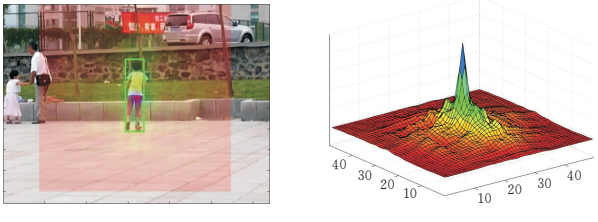


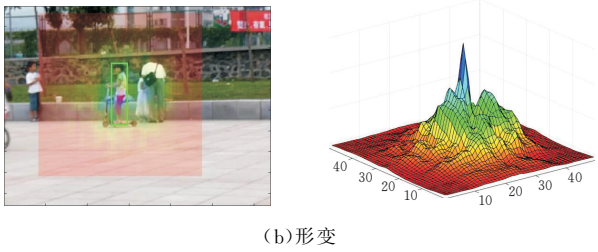
图 2 基于 SVM 的遮挡检测模型结构

1.3 数据集制作

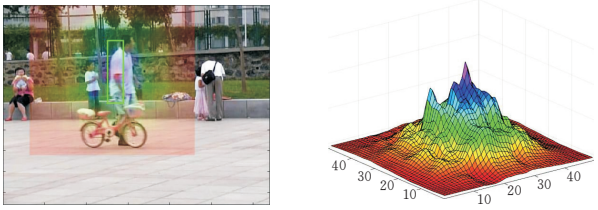
训练 SVM 模型需要训练数据集，由于当前跟踪领域中没有对响应图分类的相关工作的数据集，为提高分类结果准确率，提取 BACF 目标跟踪算法在实际跟踪过程中 1831 个真实响应图的响应矩阵作为训练样本数据集。图 3 为视频序列 Girl2 中目标小女孩在正常运动、发生形变、被外物遮挡三种不同情况下响应图的相应状态。如图 3a，当目标运动姿态稳定且不受外界干扰时，响应图接近理想二维高斯分布，且只有一个极为明显的响应峰值；如图 3b 目标自身姿态变化即形变；图 3c 目标被外物遮挡，目标响应图会有较大波动且有多个峰值，但通过对比观察可以发现目标被遮挡时响应图的波动程度明显比目标形变时更为剧烈。以此为依据，本文在制作训练 SVM 响应图分类模型的数据集时，将目标形变与目标无明显变化时的响应图状态归为“Normal”一类，将目标被外物遮挡时的响应图状态归为另一类“Occlusion”。跟踪时，若目标响应图被检测为“Normal”一类，则更新滤波器模型以适应目标运动过程中的外观变化；反之则不更新滤波器模型，防止模型污染。



(a)正常



(b)形变



(c)遮挡

图 3　目标不同状态下响应图变化情况

由于目标跟踪过程中响应矩阵是多维矩阵，并且不同视频序列目标响应矩阵大小不一，为统一训练样本，在数据提取过程中只提取其中一维，并将其统一转变为大小为 $s \times s$ 的矩阵。最终响应矩阵训练样本数据集 L 构建如下：

$$L = \{(r_1, t_1), (r_2, t_2), \cdots, (r_n, t_n)\} \tag{1}$$

其中，$\boldsymbol{r}_n$ 为第 $n(n = 1,2,3,\cdots,N)$ 个特征向量，即响应矩阵特征；t_n 为 r_n 的类标签，即响应图状态分类，且 $t_n \in \{1,2\}$。将响应图所属状态属于“Normal”标签视为 1，响应图所属状态属于“Occlusion”标签视为 2。

1.4　特征选择

特征选择直接影响 SVM 分类器的分类准确率。为使分类器能够准确区分当前目标是否存在遮挡，本文分别选用不同特征来训练 SVM 遮挡检测模型，并对比使用不同特征训练的 SVM 遮挡检测模型，得到对目标运动响应矩阵的分类准确率和训练分类总耗时，从精确率和实时性两方面对比选择最适合训练 SVM 遮挡检测模型的特征。这些特征中既包括手工特征又包括深度特征，手工特征中选用对图像几何形变具有良好不变性的 HOG 特征和具有旋转不变性且对图像形变较为敏感的 LBP 特征；深度特征包含 AlexNet 网络的“fc7”层、ResNet18 网络的“res3b_relu”层和 ResNet18 网络的“pool5”层，其中“pool5”是相对浅层的特征。

为验证训练的 SVM 遮挡检测模型对跟踪响应矩阵分类结果的准确性，在模型训练时将本文自制数据集随机分为训练集(70%)和测试集(30%)。图 4 为不同特征训练的 SVM 遮挡检测模型在测试集中分类准确率的混淆矩阵。

从图 4 可以看出，使用不同特征训练的 SVM 遮挡检测模型对跟踪响应矩阵都有良好的分类效果，分类准确率都在 95% 以上。因此，选用何种特征训练 SVM 遮挡检测模型更多取决于不同特征提取耗时长短。

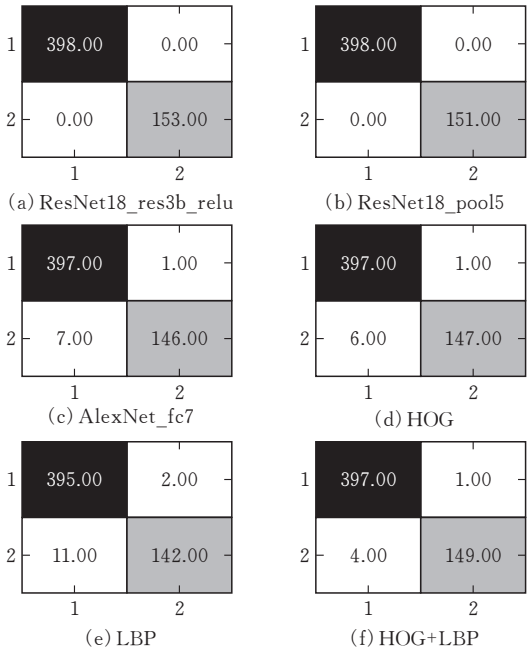


图 4　不同特征训练的 SVM 模型混淆矩阵结果

表 1 为不同特征训练 SVM 遮挡检测模型的精确率和训练分类总耗时。从表 1 可以看出，使用深度特征训练的 SVM 模型虽然分类效果比较好，但时间损耗大，会影响跟踪算法的实时性，故而不可取。手工特征中，将 HOG 特征和 LBP 特征二者线性结合训练 SVM 模型，训练分类总耗时较少，并且相对单独使用 LBP 特征和单独使用 HOG 特征训练的 SVM 模型，其分类精确率最高。从分类精确率及跟踪实时性考虑，本文使用 HOG＋LBP 线性结合的特征训练 SVM 遮挡检测模型。

表 1　SVM 遮挡检测模型的精确率与训练分类总耗时

特征选择	准确率/%	训练分类总耗时/s
ResNet18_res3b_relu	100	196.53
ResNet18_pool5	99.6	150.86
AlexNet_fc7	98.5	49.96
HOG	98.7	2.91
LBP	97.4	3.35
HOG＋LBP	99.1	3.61

2　实验结果及分析

为验证基于 SVM 的遮挡检测模型的有效性，在算法 BACF[13] 中分别加入 SVM 遮挡检测模型和多峰值检测方案，与本文提出的检测模型进行对比。同时，为直观体现 SVM 遮挡检测模型与多峰值遮挡检测方案的优劣，对分别加有两种遮挡检测方案的算法在典型遮挡属性视频序列中的跟踪结果进行分析。此外，为验证本文遮挡检测模型的普适性，在

ARCF[15]中加入 SVM 遮挡检测模型，并从数据层面分析遮挡检测模型在遮挡属性和形变属性下是否有效。

为验证 SVM 遮挡检测模型对 BACF 算法整体跟踪性能是否有提升，实验中将加入遮挡检测模型的 Ours(BACF_SVM)算法与原 BACF[13]、LMCF[10]、ARCF[15]、SRDCF[16]、DSST[17]五种具有代表性的经典相关滤波算法进行定量综合对比分析。为保证实验公平性，除本文所提算法外，其余对比算法均采用文献提供的初始参数。

2.1 实验环境

本文实验硬件平台：CPU 型号为 Intel(R) Core (TM) i7-10875H，GPU 型号为 NVIDIA GeForce RTX2060，运行内存为 16GB，OS 版本为 Windows 10，软件环境为 MATLAB2021a。本文算法实验参数设置为：响应矩阵大小 $s=50$。

2.2 实验验证指标

本文在跟踪算法验证过程中采用单目标视觉跟踪领域通用的 OTB100[14]数据集，并对跟踪算法精确率与成功率进行评价。该数据集包含单目标跟踪任务中存在的 11 种特性的挑战。本次测试过程中采用一次性通过评价(OPE)，并在分析算法性能时以成功率和精确率作为评判准则。

精确率以平均中心位置误差(CLE)为评估标准。CLE 为跟踪结果中心位置和目标真实中心位置之间的距离，

$$\mathrm{CLE}=\sqrt{(x-x_c)^2-(y-y_c)^2} \tag{2}$$

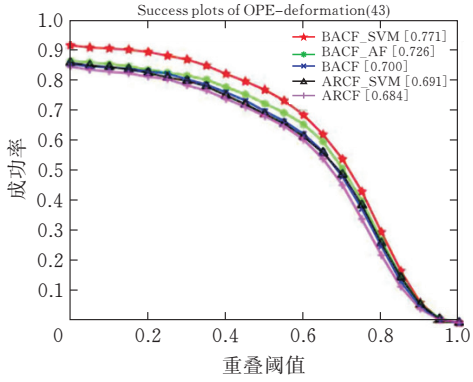
其中，(x,y) 为跟踪结果中心位置坐标；(x_c,y_c) 为实际中心位置坐标，精确度为 CLE 小于定位误差阈值(本文定位误差阈值为 20 个像素值)的视频帧数与总视频帧数的百分比。成功率为跟踪算法估计的目标区域(A)与真实目标区域(B)的重叠率得分(overlap score，OS)大于重叠阈值(本文设定阈值为 0.5)的视频帧数与总视频帧数的百分比。

$$\mathrm{OS}=|A\cap B|/|A\cup B| \tag{3}$$

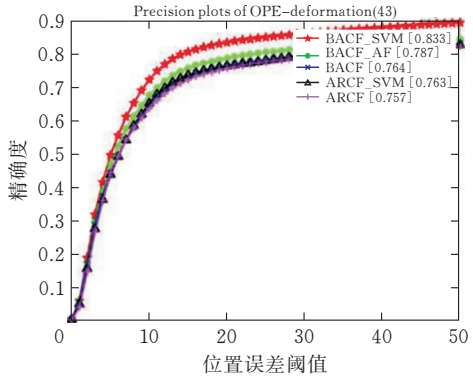
$|\cdots|$ 表示区域内像素数目，当某一帧 OS 大于设定的阈值时，则该帧被视为跟踪成功。

2.3 基于 SVM 的遮挡检测模型有效性验证

图 5、图 6 为加入 SVM 遮挡检测模型的算法(BACF_SVM、ARCF_SVM)与未加入 SVM 遮挡检测模型的算法(BACF、ARCF)以及采用多峰值检测方案的算法(BACF_AF)在 OTB100 数据集遮挡属性和形变属性下的成功率和精确率曲线。如图 5 所示，在目标形变属性下，采用基于 SVM 的遮挡检测模型的 BACF_SVM 算法相较原 BACF 算法成功率提升 8%，精确率提升 6.9%，且加入本文 SVM 模型的 BACF 算法在遮挡属性下性能优于采用多峰值检测方案的 BACF 算法。ARCF_SVM 算法相较于原 ARCF 算法目标形变属性下成功率提升1.6%，精确率提升 0.6%。



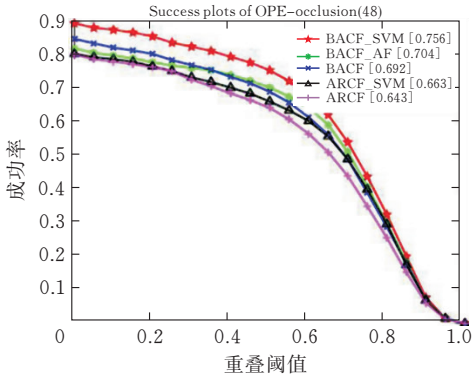
(a)成功率对比曲线



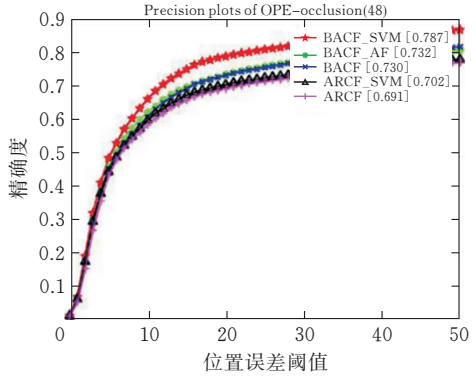
(b)精度率对比曲线

图 5 5 种跟踪算法形变属性对比曲线

如图 6 所示，在目标遮挡属性下，采用基于 SVM 的遮挡检测模型的 BACF_SVM 算法相较于原 BACF 算法成功率提升 6.4%，精确率提升5.7%。同时加入本文 SVM 模型的 BACF 算法在形变属性下，性能也优于采用多峰值检测方案的 BACF 算法。此外，ARCF_SVM 算法相较于原 ARCF 算法在遮挡挑战属性下成功率提升 2%，精确率提升 1.1%。本文提出的基于 SVM 的遮挡检测模型在跟踪过程中通过对目标响应矩阵进行二分类，并以分类结果判断当前目标状态是否存在遮挡。若目标发生遮挡，则停止更新滤波器模型，防止模型被污染导致跟踪失败；若判定目标无遮挡，则继续更新滤波器模型，以适应目标运动过程中的姿态变化，从而提高跟踪算法稳定性。实验结果表明，本文提出的遮挡检测模型对遮挡问题的处理效果优于当前主流的多峰值检测方案，在跟踪器中加入基于 SVM 的遮挡检测模型，可以有效提高跟踪器在遮挡、形变情况下的成功率和准确率。



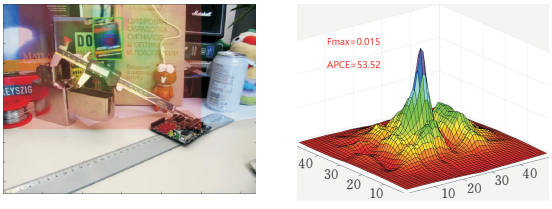
(a)成功率对比曲线



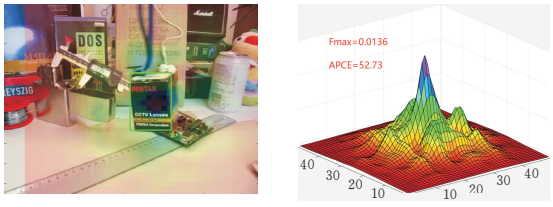
(b)精度率对比曲线

图 6　5 种跟踪算法遮挡属性对比曲线

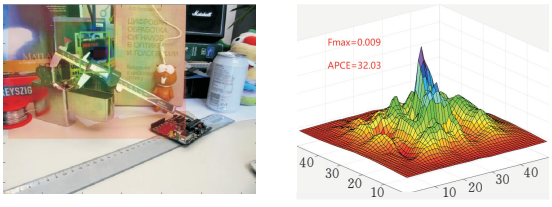
多峰值检测方案在进行遮挡检查时认为，若当前帧 APCE 值与 Fmax 值相较其历史平均峰值骤降，则判定当前目标发生遮挡。但是，多峰值遮挡检测方案存在一定的局限性，并不能准确判断目标发生的变化是遮挡还是形变(图 7)。



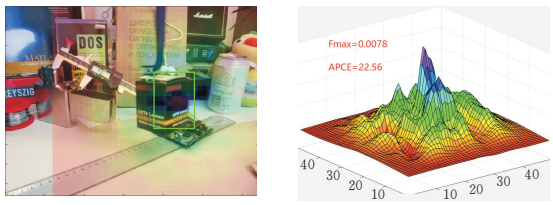
(a)目标被遮挡前响应



(b)目标形变前响应



(c)目标被遮挡后响应



(d)目标形变后响应

图 7　跟踪状态变化前后的 APCE 和 Fmax

图 7 为典型的 OTB100 数据集中跟踪视频序列 Box(绿色框附近)在目标遮挡前后和目标形变前后 APCE 值与 Fmax 值的变化情况。如图 7a、图 7b 所示，当目标 Box 在跟踪过程中无遮挡或明显形变时，跟踪响应图较为平缓，且 APCE 和 Fmax 数值较大。如图 7c 所示，当目标 Box 被遮挡时，APCE 和 Fmax 数值大幅减小，因此可以检测目标是否发生遮挡；但如图 7d 所示，当目标 Box 发生形变时，APCE 和 Fmax 数值同样也会减小。通过对图 7 的分析发现，APCE 和 Fmax 数值在目标遮挡和目标形变时都会大幅减小，因此 APCE 和 Fmax 多峰值检测结果只能判断跟踪过程中目标外观是否发生较大变化，并不能辨别造成目标外观变化的根本原因。若使用多峰值检测方案作为是否更新滤波器模型的依据，可能会将目标形变判定为目标遮挡从而停止更新模型，导致算法不能很好适应目标跟踪过程中发生的外观变化，降低算法鲁棒性。

同时为更直观体现本文设计 SVM 遮挡检测模型相较于多峰值检查方案在遮挡属性视频序列中的优势。图 8 将原在视频序列 Girl2、Box、Soccer 实际跟踪表现进行对比分析，其中 BACF_AF 峰值对比检测参数设置与算法 LMCF($\beta_1=0.7$, $\beta_2=0.45$)相同。

在图 8a 视频序列 Girl2 中，在目标小女孩被干扰物遮挡后，算法 BACF 由于没有遮挡检测机制，即使被遮挡也在不断地更新滤波器模型，导致模型污染，后续跟踪完全失败；算法 BACF_AF 虽使用多峰值检测结果作为遮挡与否的判断依据，但由于多峰值检测判断是与历史平均 APCE 值和 Fmax 值相比较，遮挡时间较长会导致历史平均 APCE 值和 Fmax 值减小，故而不能精准的对当前目标状态进行检查，导致跟踪失败；而算法 BACF_SVM 对每一帧响应图的检测分类都是独立的，不受历史平均值影响，因此可以较为准确的检测出当前目标状态是否存在遮挡，并为滤波器模型更新提供更准确的判断依据。

图 8b 视频序列 Box 中，第 318 帧目标被局部遮挡时，三种算法均可以保持对目标稳定跟踪；当 481 帧目标大部分进入遮挡时，算法 BACF 持续更

新滤波器模型，导致后续跟踪失败；算法 BACF_AF 和算法 BACF_SVM 均停止更新模型，并在 488 帧目标重新出现时恢复对目标的跟踪。当第 574 帧目标发生姿态变化时，BACF_SVM 及时更新滤波器模型并保持对目标的稳定跟踪；而 BACF_AF 算法多峰值检测结果显示此时目标属于遮挡，因此停止更新滤波器模型，故而有轻微跟踪漂移现象发生。

图 8c 视频序列 Soccer 中，BACF 算法在目标遮挡与大幅形变场景下跟踪失败；BACF_AF 算法对目标外观变化存在误判，因此跟踪效果较差，并且在持续误判下导致跟踪失败；而 BACF_SVM 算法能够直接对跟踪响应矩阵进行分类，因此可以准确判定当前目标状态，并为是否更新滤波器模型提供判断依据，故而有较好的跟踪效果。



(a)Girl2



(b)Box

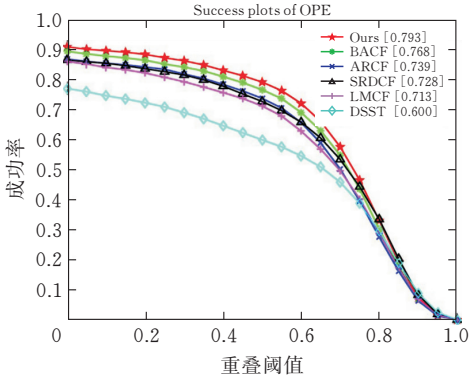


(c)Soccer

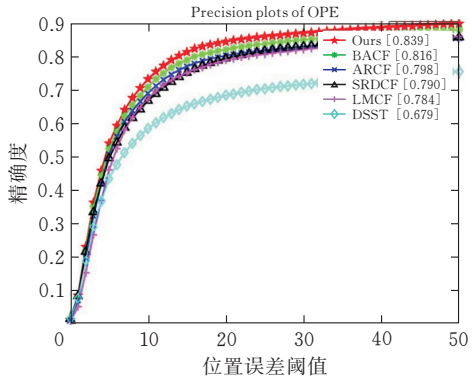
图 8 算法在不同视频序列跟踪结果

2.4 定量分析

图 9 为实验中 6 种单目标跟踪算法在 OTB100 数据集上的精确率曲线以及成功率曲线。如图所示，采用基于 SVM 的遮挡检测模型的 Ours(BACF_SVM)算法跟踪精确率为 0.839，成功率为 0.793，在所有对比算法中表现最优，且相较于未采用遮挡检测模型的 BACF 算法的精确率(0.816)提升 2.3%，成功率(0.768)提升 2.5%。基于 SVM 的遮挡检测模型使用预训练的 SVM 分类器对目标跟踪过程中产生的响应图进行分类，判断目标当前是否存在遮挡，若目标存在较为严重遮挡则停止更新滤波器模型，防止模型污染。反之，则更新滤波器模型以适应目标外观变化，这一策略可以有效应对目标跟踪过程中可能存在的目标形变以及目标遮挡难题。6 种单目标跟踪算法在目标遮挡属性下的成功率和精确率曲线如图 10 所示，Ours(BACF_SVM)算法在目标遮挡属性下的成功率和精确率分别达到了0.756和 0.787，在所有算法中表现最好。图 11 展示了 6 种目标跟踪算法在目标形变属性下的成功率和精确率曲线，Ours(BACF_SVM)算法在目标形变属性下的成功率达到了 0.771，精确率达到了 0.833，所有对比算法均处于最优。

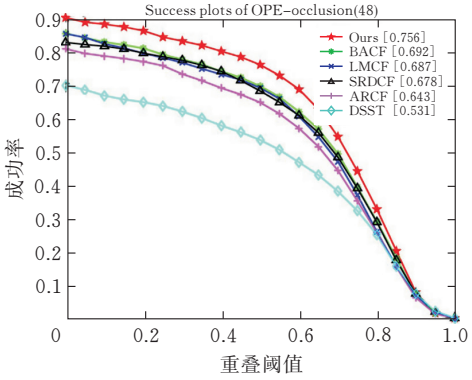


(a)成功率对比曲线

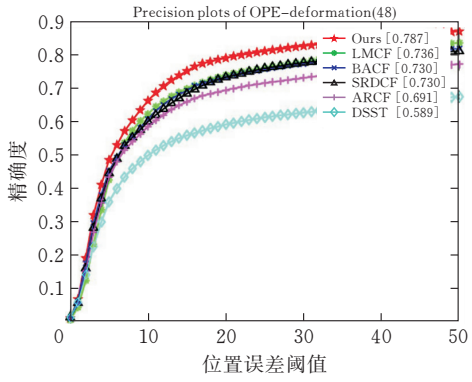


(b)精度率对比曲线

图 9 6 种跟踪算法结果对比曲线

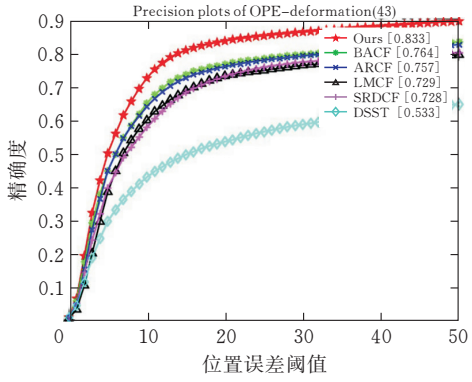


(a)成功率对比曲线



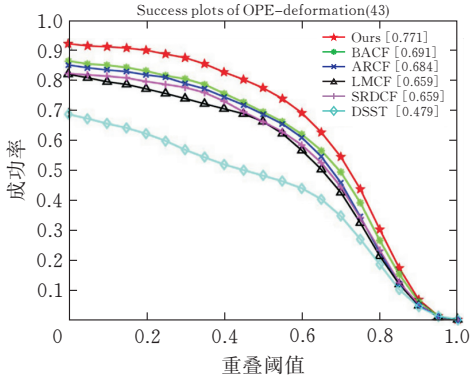
(b)精度率对比曲线

图 10　6 种跟踪算法遮挡属性对比曲线



(b)精度率对比曲线

图 11　6 种跟踪算法形变属性对比曲线



(a)成功率对比曲线

为比较用基于 SVM 的遮挡检测模型的 Ours(BACF_SVM)算法与其他主流算法在各种挑战中的跟踪性能，表 2 和表 3 分别为 6 种算法在数据集 OTB100 上各种视频属性的精确率和成功率。表 2 算法精确率得分表示各算法跟踪结果目标位置中心位于目标真实位置中心设定阈值(20)距离内的帧占视频总帧数的百分比。从表 2 可看出，在数据集 OTB100 上，Ours(BACF_SVM)算法除平面内旋转和低分辨率属性外，其余属性跟踪精确率得分均处于最优位置，其中背景杂乱属性下跟踪精确率相较于 BACF 算法提高 8.7%。

表 2　6 种跟踪算法在各属性序列上的精确率得分

OTB100	IV	SV	OCC	DEF	MB	FM	IPR	OPR	OV	BC	LR
Ours	**0.840**	**0.788**	**0.787**	**0.833**	**0.798**	**0.793**	0.769	**0.814**	**0.780**	**0.888**	0.739
BACF	0.803	0.767	0.730	0.764	0.741	0.787	**0.792**	0.779	0.748	0.801	0.741
SRDCF	0.786	0.741	0.730	0.728	0.767	0.769	0.745	0.742	0.597	0.775	0.655
DSST	0.715	0.633	0.589	0.533	0.567	0.552	0.691	0.644	0.481	0.704	0.567
LMCF	0.795	0.748	0.736	0.729	0.730	0.758	0.755	0.760	0.693	0.822	0.679
ARCF	0.789	0.723	0.691	0.757	0.744	0.730	0.765	0.749	0.674	0.803	0.692

加粗黑色字体为最优结果，下划线表示次优结果。下同。

表 3 算法成功率得分表示重叠率得分(OS)大于设定阈值(0.5)的帧占视频所有帧的百分比。从表 3 可得，在数据集 OTB100 上，本文 Ours(BACF_SVM)算法除平面内旋转和低分辨率属性外，其余属性跟踪成功率得分均处于最优位置，且得分均高于 BACF 算法。其中平面内旋转挑战对本文 Ours(BACF_SVM)算法影响较大，相较于原 BACF 算法跟踪成功率有所降低。

表 3　6 种跟踪算法在各属性序列上的成功率得分

OTB100	IV	SV	OCC	DEF	MB	FM	IPR	OPR	OV	BC	LR
Ours	**0.828**	**0.722**	**0.756**	**0.771**	**0.791**	**0.762**	0.691	**0.749**	**0.728**	**0.865**	0.660
BACF	0.780	0.698	0.692	0.691	0.735	0.756	**0.711**	0.709	0.689	0.767	0.663
SRDCF	0.740	0.662	0.678	0.659	0.729	0.717	0.662	0.664	0.558	0.701	0.626
DSST	0.649	0.525	0.531	0.479	0.551	0.517	0.589	0.551	0.442	0.613	0.442
LMCF	0.745	0.622	0.687	0.659	0.703	0.674	0.656	0.677	0.561	0.764	0.546
ARCF	0.770	0.656	0.643	0.684	0.734	0.729	0.670	0.663	0.619	0.761	0.568

2.5　综合评估

表 4 为 6 种相关滤波算法在 OTB100 数据集测试的综合评估。从表中可看出，本文算法整体跟踪成功率与精确率均属第一，同时平均跟踪速度(31.47 fps)相较于基准算法 BACF(27.49 fps)提升了14.48%。本文算法以 SVM 遮挡检测模型对跟踪

响应图的分类结果作为是否需要更新滤波器模型的判断依据，相较于模型更新，遮挡检测耗时更少，且通过遮挡检测有选择地进行模型更新，避免目标跟踪过程中因目标遮挡造成的跟踪失败等问题，进而有效提高跟踪成功率与精确率。

表 4 6 种算法在 OTB100 上的综合评估

Attributes	Ours	BACF	ARCF	LMCF	DSST	SRDCF
Success scores	**0.793**	0.768	0.739	0.713	0.600	0.728
Precision scores	**0.839**	0.816	0.798	0.784	0.679	0.790
Mean FPS	31.47	27.49	37.98	**65.11**	25.26	3.53

3 结论

本文为解决目标跟踪过程中目标遮挡导致的跟踪精度降低的问题，提出了基于 SVM 的遮挡检测模型，在跟踪过程中以模型对响应图的分类结果作为是否更新滤波器模型的依据。这一策略有效解决了目标跟踪过程中目标被遮挡时模型更新的污染问题。通过选择性地更新模型，还能适配目标跟踪过程中目标外观姿态的变化，增强跟踪算法的稳定性。在 OTB100 数据集验证的结果表明，使用本文模型的 BACF_SVM 算法在整体跟踪精度与成功率上均有所提高，优于一些主流相关滤波算法，且在目标被遮挡以及目标形变等方面具有良好的跟踪性能，能够保证对目标的稳定跟踪。但实验结果表明，该模型虽有效提升了目标在遮挡和形变属性下的跟踪精确率与成功率，但在目标平面内旋转属性下的成功率与精确率却略有降低，需要在后续研究中继续改进。

[参 考 文 献]

[1] 李玺，查宇飞，张天柱，等. 深度学习的目标跟踪算法综述[J]. 中国图象图形学报，2019，24(12)：2057-2080.

[2] 韩建峰，赵志伟，宋丽丽. 一种基于深度学习的公路巡检无人机实时目标跟踪算法[J]. 光电子·激光，2021，32(09)：927-934.

[3] 齐苏敏，王来花，贾慧. 基于相关滤波扩展记忆系统模型的智能目标跟踪[J]. 光电子·激光，2019，30(06)：624-631.

[4] 韩瑞泽，冯伟，郭青，等. 视频单目标跟踪研究进展综述[J]. 计算机学报，2022，45(09)：1877-1907.

[5] 张晋，王元余，林丹丹，等. 基于相关滤波的红外目标跟踪抗遮挡处理[J]. 红外技术，2022，44(03)：277-285.

[6] 孙雅媚，肖嵩，曲家慧，等. 自适应上下文感知相关滤波类目标跟踪算法[J]. 西安电子科技大学学报，2022，49(03)：21-27.

[7] 邓雪菲，彭先蓉，张建林，等. 基于相关滤波的长时目标跟踪算法[J]. 半导体光电，2019，40(05)：742-748.

[8] 李健鹏，尚振宏，刘辉. 融合多层卷积特征的相关滤波运动目标跟踪算法[J]. 计算机科学，2019，46(07)：252-257.

[9] 刘艺，李蒙蒙，郑奇斌，等. 视频目标跟踪算法综述[J]. 计算机科学与探索，2022，16(07)：1504-1515.

[10] WANG M M，LIU Y，HUANG Z Y. Large margin object tracking with circulant feature maps[C]// Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). July 21-26，2017，Honolulu，Hawaii，USA. Washington：IEEE Computer Society，2017：4800-4808.

[11] 潘用科，贺紫平，夏克文，等. 改进的协同训练半监督 SVM 在油层识别中的应用[J]. 郑州大学学报(工学版)，2022，43(01)：14-19.

[12] 赵旭阳，张延彬，王忠勇，等. 基于 SVM 的声磁标签检测系统设计及其 FPGA 实现[J]. 郑州大学学报(工学版)，2021，42(03)：13-18.

[13] GALOOGAHI H K，FAGG A，LUCEY S. Learning background-aware correlation filters for visual tracking[C]// 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)，October 22-29，2017，Venice，Italy. New York：IEEE Press，2017：1144- 1152

[14] WU Y，LIM J，YANG M H. Object tracking benchmark[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence，2015，37(09)：1834-1848.

[15] HUANG Z Y，FU C H，LI Y M，et al. Learning aberrance repressed correlation filters for real-time UAV tracking[C]// 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). October 27-November 02，2019，Seoul，Korea (South). New York：IEEE Press， 2019：2891-2900

[16] DANELLJAN M，HAGER G，KHAN F S，et al. Convolutional features for correlation filter based visual tracking[C]// Proceedings of the 2015 International Conference on Computer Vision(ICCV)，Dec 7-13，2015，Santiago. Washington：IEEE Computer Society，2015：621-629.

[17] DANELLJAN M，HAGER G，KHAN F S，et al. Accurate scale estimation for robust visual tracking[C]// Proceedings of the British Machine Vision Conference 2014，September 1-5，2014，Nottingham. London：BMVA Press，2014.

Object Tracking Algorithm Based on SVM Occlusion Detection Model

YANG Chengjian[1], WU Minghu[1,2], KONG Xiangbin[1,2], WANG Juan[1,2]

(1 *School of Electrical and Electronic Engineering, Hubei Univ. of Tech., Wuhan* 430068, *China*;
2 *Hubei Key Laboratory for High-efficiency Utilization of Solar Energy and Operation Control of Energy Storage System, Hubei Univ. of Tech., Wuhan* 430068, *China*)

Abstract: Aiming at tracking drift caused by object occlusion in Background Aware Correlation Filters (BACF) object tracking algorithm, the occlusion detection model based on support vector machine (SVM) is added to the algorithm framework to improve the occlusion resistance. In the process of algorithm tracking, the SVM occlusion detection model is used to classify the object response matrix. If the object response matrix belongs to the occlusion category, the filter model is stopped to prevent model pollution caused by updating the model in the case of occlusion. If the object response matrix does not belong to the occluding class, the filter model is updated to adapt to the changes of the object appearance in the tracking process. Adding occlusion detection model to the algorithm can reduce the influence of occlusion problem on algorithm tracking performance. The test results of object tracking data set OTB100 show that compared with the basic algorithm, the success rate and accuracy rate of the improved algorithm are increased by 8% and 6.9% respectively under the object deformation attribute, 6.4% and 5.7% respectively under the occlusion attribute, and the tracking speed of the algorithm is increased by 14.48%. It effectively improves the performance and real-time performance of the algorithm under the occlusion and deformation attributes.

Keywords: machine vision; object tracking; correlation filter; occlusion detection; support vector machine

[责任编校: 赵　瞳]

(上接第 22 页)

Experimental Study on the Mechanical Properties of Pepper Seedling Bowls and Stems

ZHANG Shuxia[1], MA Zhiyan[1,2]

(1 *School of Mechanical Engineerin, Hubei Univ. of Tech., Wuhan* 430068;
2 *Hubei Provincial Engineering Research Center for Agricultural Machinery Equipment Intelligentization, Wuhan* 430068, *China*)

Abstract: The mechanical properties of pepper plug seedlings are very important for the design of transplanter. In order to understand the compressive and bending properties of the stem during the transplanting process of pepper plug seedlings, effects of compressive and damage resistance of pot seedlings. In order to study the mechanical properties of pepper seedlings, the experiments of compressing and bending of stem, compressing and dropping of pot body were carried out. The results show that the clamping position is 2 ~ 10 mm, the compression range is 15.61 ~ 22.45 N, the compression stroke is 0.78 ~ 1.06 mm, the bending load is 3.28 ± 0.47 n, the bending displacement was 3.3 ± 0.79 mm, and the maximum bending strength was 3.73 ± 0.5 MPa. The damage rate of stem could be effectively reduced by reducing the height of seedlings. The holding position of the bowl is 0 ~ 15mm at the lower end of the bowl, the clamping force is 3 ~ 8n, and the compression amount is 7 ~ 11.5 mm, which can effectively reduce the damage of the bowl, and the average loss rate is 12.45% when the bowl falls from 200mm height, can reduce the bowl body damage rate. The results of this study provide a theoretical basis for the optimal design of automatic transplanter.

Keywords: pepper plug pot seedlings; compressive performance; bending performance; damage resistance

[责任编校: 张　众]