

基于人工鱼群粒子滤波的TLD改进算法

周志峰, 涂婷, 王立端, 吴明晖

引用本文:

周志峰, 涂婷, 王立端, 等. 基于人工鱼群粒子滤波的TLD改进算法[J]. 液晶与显示, 2020, 35(9): 965–971.

ZHOU Zhi-feng, TU Ting, WANG Li-duan, et al. Improved TLD algorithm based on artificial fish-swarm particle filter[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2020, 35(9): 965–971.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/YJYXS20203509.0965>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于角点增强改进的TL D目标跟踪算法

Improved TLD object tracking algorithm based on corner reinforced

液晶与显示. 2016, 31(9): 921–928 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20163109.0921>

基于卷积神经网络的响应自适应跟踪

Response adaptive tracking based on convolution neural network

液晶与显示. 2018, 33(7): 596–605 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20183307.0596>

基于DPM和KCF的十字靶标检测与跟踪

Detection and tracking method of cross target based on DPM detector and KCF tracker

液晶与显示. 2018, 33(12): 1026–1032 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20183312.1026>

基于多模板的深度核相关滤波跟踪

Depth kernel correlation filtering tracking based on multi-template

液晶与显示. 2017, 32(12): 993–998 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20173212.0993>

一种多特征融合的目标跟踪算法

Multi-feature fusion target tracking algorithm

液晶与显示. 2020, 35(6): 583–594 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203506.0583>

文章编号:1007-2780(2020)09-0965-07

基于人工鱼群粒子滤波的 TLD 改进算法

周志峰^{1*}, 涂 婷¹, 王立端², 吴明晖¹

(1. 上海工程技术大学 机械与汽车工程学院, 上海 201620;

2. 上海司南卫星导航技术股份有限公司, 上海 201801)

摘要: 在面对光照变化、部分遮挡、背景杂乱和平面内外旋转等跟踪难点时, 跟踪学习检测算法 (Tracking-Learning-Detection, TLD) 容易产生漂移导致跟踪失败, 其跟踪性能还有待提高。在传统 TLD 算法的基础上, 提出一种基于人工鱼群粒子滤波的 TLD 改进算法。首先使用人工鱼群粒子滤波跟踪器代替金字塔光流跟踪器, 将颜色直方图特征和方向梯度直方图特征进行融合, 建立目标表观模型, 引入图像金字塔多尺度思想进行尺度匹配, 提高目标跟踪的稳健性。然后通过粒子滤波过程预测目标区域, 将 TLD 算法检测模块的全局扫描改进为局部扫描, 剔除大量非目标区域, 提高检测模块的检测效率。实验结果表明: 基于人工鱼群粒子滤波的 TLD 改进算法具有良好的跟踪性能, 与传统 TLD 算法相比, 其平均成功率和精准度分别提高了 19.04% 和 28.00%, 平均跟踪速度可达 33.87 FPS, 提高了 38.78%。

关键词: 计算机视觉; 目标跟踪; 跟踪学习检测算法; 人工鱼群; 粒子滤波

中图分类号: P391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/YJYXS20203509.0965

Improved TLD algorithm based on artificial fish-swarm particle filter

ZHOU Zhi-feng^{1*}, TU Ting¹, WANG Li-duan², WU Ming-hui¹

(1. College of Mechanical and Automotive Engineering,

Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China;

2. Shanghai Compass Satellite Navigation Technology Co., Ltd., Shanghai 201801, China)

Abstract: Faced with tracking difficulties such as illumination variation, occlusion, background clutters, in-plane and out-of-plane rotation, the Tracking-Learning-Detection (TLD) algorithm is prone to drift and cause tracking failures, and its tracking performance needs to be improved. Based on the traditional TLD algorithm, an improved TLD algorithm based on artificial fish swarm particle filtering is proposed. Firstly, the artificial fish swarm particle filter tracker is used to replace the optical flow tracker. The color histogram feature and histogram of oriented gradient feature are fused to establish the target appearance model. The image pyramid multi-scale idea is introduced for scale matching to improve the robustness of target tracking. Then, the target area is predicted through the particle filter-

收稿日期: 2020-04-28; 修订日期: 2020-05-11.

基金项目: 上海市科学技术委员会科研基金 (No.17511106700)

Supported by Research Fund of Science and Technology Commission of Shanghai Municipality (No. 17511106700)

* 通信联系人, E-mail: zhousjtu@126.com

ring process. The global scanning of TLD algorithm detection module is improved to be the local scanning. A large number of non-target areas are eliminated, and the detection efficiency is improved. The experimental results show that the improved TLD algorithm based on artificial fish swarm particle filtering has good tracking performance. Compared with the traditional TLD algorithm, its average success rate and precision have improved by 19.04% and 28.00%, and the average tracking speed can reach 33.87 FPS, which has improved by 38.78%.

Key words: computer vision; target tracking; tracking-learning-detection algorithm; artificial fish-swarm; particle filter

1 引言

随着计算机视觉技术的不断发展,视频数据已经成为保存信息的重要载体,利用视觉跟踪技术在海量视频数据中挖掘有用的信息是计算机视觉领域的重点和难点之一。视觉跟踪技术包含了图像处理、目标检测、人工智能、模式识别等多学科技术^[1-3],广泛应用于智能监控、航天航空以及智能驾驶等领域^[4]。但在跟踪过程中往往会遇到光照变化、目标遮挡、尺寸变化、短暂消失、快速运动以及视频数据分辨率低等问题,因此,视觉跟踪领域的研究人员提出了大量的视觉跟踪方法。2012年,Kalal等人提出了一种单目标半监督在线学习的跟踪学习检测(TLD)算法,将检测器与跟踪器结合起来,同时利用在线学习提高检测器的精度^[5]。当目标在视野中消失后再次出现时,TLD算法能够满足再次跟踪的要求。传统TLD算法的光流跟踪器需要假设灰度不变,并且引入NCC相似性以及FB误差作为筛选跟踪点的衡量标准,但当跟踪过程中发生目标遮挡或光照变化等情况时,光流跟踪器会产生漂移^[6],导致目标跟踪失败。同时检测模块对图像进行全局扫描^[7],增加了大量与目标无关的图像数据,影响检测速度。

TLD算法虽然在目标出现短暂消失后依旧能够再次跟踪目标,且具有较好的鲁棒性,但是该算法仍然存在很多不足。自TLD算法提出以来,不少改进算法也相继被提出。TLD算法检测模块是基于全局扫描产生大量的图像块进行检测,该策略会产生大量无用的背景图像块,影响检测效率。文献[5]提出利用改进的Kalman滤波器来提高TLD算法跟踪性能,通过估计目标区域来减小检测区域,提高处理速度。文献[8]在

Kalman滤波的基础上使用加速度预测来修正检测区域,缩小检测范围。文献[9]提出在TLD检测模块中加入马尔可夫方向预测器,增强检测器的分辨能力,使TLD算法具有较好的跟踪性能。文献[10]在TLD算法检测模块中加入在线位置预测机制,减小检测器的检测区域。TLD算法跟踪模块采用LK光流法进行跟踪,极易受光照影响。秦飞等人针对TLD算法跟踪模块的缺点,提出了一种基于关键特征点检测的TLD改进算法^[10],能够使被选中的特征点进行稳定地跟踪。文献[11]提出将改进的meanshift算法与TLD算法的跟踪模块相结合,提高算法的抗遮挡能力。文献[12]提出利用二进制稳健不变可扩展特征点和区域估计来提高TLD算法的成功率、稳健性以及运行速度。王姣尧等人提出在TLD算法的跟踪模块中采用尺度自适应的核相关滤波器(KCF),同时使用光流法进行目标预测,动态调整检测区域,实现精准定位^[13]。文献[14]提出了一种基于时空上下文相似性的TLD算法,通过计算置信度来确定目标位置,能够在目标遮挡、快速运动等情况下进行精准跟踪。

本文提出一种基于人工鱼群粒子滤波的TLD(AFPF-TLD)改进算法,针对传统TLD算法的跟踪模块和检测模块进行改进。首先,利用人工鱼群粒子滤波跟踪器代替传统TLD算法的跟踪模块,将颜色直方图特征和方向梯度直方图特征进行融合,建立目标表观模型,引入图像金字塔多尺度思想进行尺度匹配,提高目标跟踪的稳健性;然后,利用人工鱼群粒子滤波算法预测目标区域,将检测模块的全局扫描替换成局部扫描,剔除大量非目标区域,提高检测效率。实验结果表明:与传统TLD算法相比,基于人工鱼群粒子滤波的TLD改进算法具有良好的跟踪性能。

2 人工鱼群粒子滤波跟踪器

粒子滤波(Particle Filter, PF)是一种基于蒙特卡洛仿真的近似贝叶斯滤波算法^[15],其主要思想是利用一些带权重的样本集来近似表示概率分布,但经过若干次迭代后,粒子权重出现退化问题。为了解决粒子的退化问题,把粒子群作为鱼群,通过鱼群的觅食、追尾和聚群3种自由行动使粒子采样于高似然度的区域^[16],提高算法的效率。

粒子滤波重采样之前,通过计算适应度函数对粒子更新方式进行判断,利用人工鱼群算法更新粒子,使得粒子更加接近真实目标。人工鱼群粒子滤波流程图如图1所示。首先,当 $Y(X_i) < Y(X_j)$ 时,即 X_j 处与目标模型的相似度大于 X_i 处,粒子根据式(1)进行更新;然后,对于满足人工鱼感知范围内的候选粒子,即当 $\|X_j - X_i^{(t)}\| <$

visual 时,粒子根据式(2)进行更新;最后,将更新后的粒子权重进行归一化处理,并重采样输出。

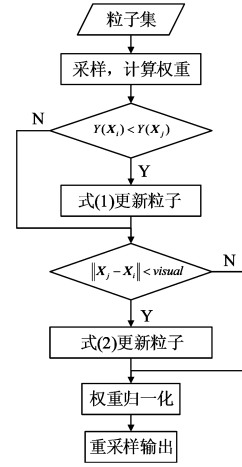


图1 基于人工鱼群优化的粒子滤波算法

Fig.1 Particle filter algorithm based on artificial fish swarm optimization

$$X_i^{(t+1)} = f_{\text{prey}}(X_i^{(t)}) = \begin{cases} X_i^{(t)} + \text{Rand}() \cdot s \cdot \frac{X_j - X_i^{(t)}}{\|X_j - X_i^{(t)}\|}, & Y(X_i) < Y(X_j) \\ X_i^{(t)} + \text{Rand}() \cdot s, & \text{other} \end{cases}, \quad (1)$$

$$X_i^{(t+1)} = f_{\text{swarm}}(X_i^{(t)}) = \begin{cases} X_i^{(t)} + \text{Rand}() \cdot s \cdot \frac{X_c - X_i^{(t)}}{\|X_c - X_i^{(t)}\|}, & \frac{Y(X_c)}{n} > \delta Y(X_i) \\ f_{\text{prey}}(X_i^{(t)}), & \text{other} \end{cases}, \quad (2)$$

式中: $Y(X_i)$ 为适应度函数,定义为候选区域与目标区域特征的巴氏系数; X_i 为当前目标中心位置, X_j 为鱼群感知范围内随机候选的另外一个目标中心位置, X_c 为鱼群视野范围内伙伴的中心位置; $\|\cdot\|$ 为欧式距离; $\text{Rand}()$ 为 $[0,1]$ 内的随机数; s 为鱼群移动最大步长; n 为视野范围内伙伴数量; δ 为拥挤度因子; t 为迭代次数。

为了提高跟踪算法的稳定性,提出一种基于粒子滤波原理的多特征融合策略,将颜色直方图和方向梯度直方图的融合特征作为目标表观模型。颜色直方图特征表示色彩分布比例,对目标的尺度、形变具有较好的鲁棒性,但忽略了空间信息;方向梯度直方图特征描述图像物体的轮廓和形状,能够较好地适应光照变换,但无法应对形变问题。因此在人工鱼群粒子滤波跟踪模块中引入多特征融合策略,其主要思想是在粒子更新过程中通过候选区域的单个特征与目标区域的巴氏距

离来实现权重自适应多特征融合的目的。

设目标区域特征为 p ,候选区域特征为 q ,则目标区域与候选区域的巴氏距离如式(3)所示。然后通过似然函数计算特征权重,如式(4)所示,当巴氏距离越小(即相似程度越大)时,该特征所占的权重越大,说明该特征在融合特征中更能用于反映目标状态。

$$d_i = \sqrt{1 - \sum_{u=1}^m p_i(u)q_i(u)}, \quad (3)$$

式中: i 表示第 i 种特征; u 表示特征维度。

$$g_i = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{d_i^2}{2\sigma^2}}, \quad (4)$$

式中: σ 表示缩放因子。

3 改进的 TLD 跟踪算法

传统 TLD 算法在出现遮挡或光照变化等情

况时容易跟踪失败,基于人工鱼群粒子滤波的 TLD 改进算法选用颜色直方图和方向梯度直方图的融合特征作为目标表观模型,构建人工鱼群粒子滤波跟踪器,在滤波过程中进行目标状态预测,预测区域作为级联分类器的输入,成功通过级联分类器的区域被认定含有目标^[17],将跟踪结果与检测结果进行融合作为最终的跟踪结果。基于人工鱼群粒子滤波的 TLD 改进算法流程图如图 2 所示。基于人工鱼群粒子滤波 TLD 改进算法首先对视频序列判断是否为第一帧图像:若为第一帧图像,则人工选取初始目标框;反之根据式(5)中的跟踪目标运动模型和状态更新方程开始滤波。滤波过程输出的粒子分布区域作为检测块输入至级联分类器中,如果检测块依次通过方差分类器、随机森林分类器和最邻近分类器,则判定该区域含有目标;同时提取滤波区域的颜色直方图和方向梯度直方图的融合特征,计算与初始目标的相似度作为粒子权重,使用最大后验概率准则更新跟踪区域。最后,将检测模块和跟踪模块的结果输入综合模块进行融合,获得最终跟踪区域,利用学习模块对跟踪模块和检测模块进行更新修正。

$$\begin{cases} S = \{x, y, w, h, \alpha\} \\ S_k = AS_{k-2} + BS_{k-1} + C + N \end{cases}, \quad (5)$$

式中: S 表示目标状态; S_k 表示 k 时刻的目标状态; (x, y) 表示目标跟踪区域的中心坐标; w, h 表示目标跟踪区域的宽和高; α 表示尺度变换因子; A

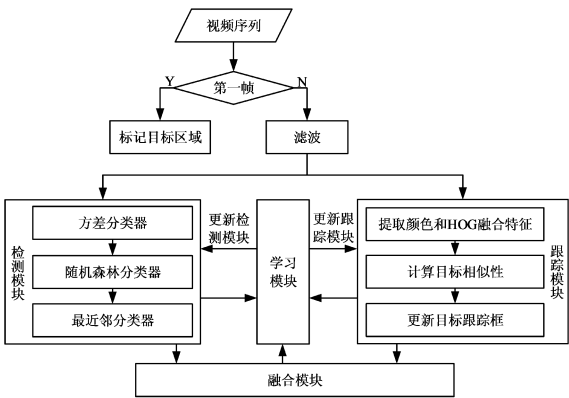


图 2 AFP-TLD 算法流程图

Fig.2 Flow chart of AFP-TLD algorithm

和 B 表示粒子更新系数; N 表示高斯噪声。

4 测量实验与结果

为了验证基于人工鱼群粒子滤波 TLD 改进算法的跟踪效果,基于 Visual Tracking Benchmark 视频跟踪数据集集中的 BlurBody(BB)、BlurFace(BF)、Box(BX)、Car2(CR)、Coke(CE)、DragonBaby(DB)、Dudek(DK)、Doll(DL)、Girl(GL)和 Trellis(TS)10 组视频序列进行跟踪实验,每个视频序列包含了复杂情况下的跟踪难点,属性如表 1 所示,其中“IV”表示光照变化(Illumination Variation)、“SV”表示尺度变化(Scale Variation)、“OCC”表示遮挡(Occlusion)、“DEF”

表 1 视频序列跟踪难点属性
Tab.1 Difficult attributes of video sequence tracking

Attribute	IV	SV	OCC	DEF	MB	FM	IPR	OPR	LR	OV	BC
BlurBody		✓		✓	✓	✓	✓				
BlurFace					✓	✓	✓				
Box	✓	✓	✓		✓		✓	✓	✓	✓	✓
Car2	✓	✓			✓	✓					✓
Coke	✓		✓			✓	✓	✓			✓
DragonBaby		✓	✓		✓	✓	✓	✓		✓	
Dudek		✓	✓	✓		✓	✓	✓		✓	✓
Doll	✓	✓	✓				✓	✓			
Girl		✓	✓				✓	✓			
Trellis	✓	✓					✓	✓			✓

表示形变(Deformation)、“MB”表示运动模糊(Motion Blur)、“FM”表示快速运动(Fast Motion)、“IPR”表示平面内旋转(In-Plane Rotation)、“OPR”表示平面外旋转(Out-of-Plane Rotation)、“LR”表示低分辨率(Low Resolution)。在CPU为Intel(R) Core(TM) i5-4200M CPU @ 2.50 GHz $\times$ 4的Ubuntu18.10系统下,利用CLion2019进行实验分析。为了定量分析AFPF-TLD算法的改进效果,采用精准度(Precision, PS)、成功率(Success Rate, SR)和每秒帧数(Frames Per Second, FPS)作为定量评价指标,利用一次性评估方式绘制总体跟踪性能曲线图,并利用曲线线下面积对跟踪算法性能进行评分,评分越高表示性能越好。

为了验证AFPF-TLD算法的改进效果,对传统TLD、KCF、CSRT和AFPF-TLD算法进行对比实验,结果如表2所示。由于粒子滤波过程对目标区域进行预测,将检测模块的全局扫描改为

局部扫描,AFPF-TLD算法跟踪速度有明显提高,平均可达到33.87 FPS,相较于传统TLD算法的24.41 FPS提高了9.46 FPS。在BlurBody、BlurFace、Box、DragonBaby、Girl和Trellis视频序列上,AFPF-TLD算法的成功率、精准度和跟踪速度均高于传统TLD算法,其跟踪性能有明显提高。相较于CSRT算法,AFPF-TLD算法的跟踪速度更具优势,并且在Box、DragonBaby和Girl视频序列中,AFPF-TLD算法的跟踪性能优于CSRT算法。与MIL算法相比,AFPF-TLD算法的跟踪速度更快,而且在BlurBody、BlurFace、Coke、DragonBaby和Trellis视频序列中,AFPF-TLD算法跟踪性能优于MIL算法。与KCF算法对比,虽然AFPF-TLD算法的跟踪速度不及KCF算法,但是在除了Car2和Dudek序列之外的8组视频序列中,AFPF-TLD算法的跟踪效果明显优于KCF算法。

表2 多算法跟踪结果

Tab.2 Tracking results of multi algorithm

性能		BB	BF	BX	CR	CE	DB	DL	DK	GL	TS
TLD	SR	0.533	0.548	0.078	0.382	0.181	0.356	0.600	0.583	0.464	0.210
	PS	0.395	0.419	0.069	0.743	0.290	0.431	0.697	0.607	0.798	0.300
	FPS	22.13	20.03	16.28	33.75	21.62	19.61	28.25	13.82	40.43	28.17
AFPF-TLD	SR	0.584	0.590	0.194	0.459	0.573	0.375	0.513	0.573	0.464	0.484
	PS	0.614	0.653	0.435	0.687	0.287	0.584	0.735	0.605	0.872	0.591
	FPS	25.21	28.34	26.57	34.31	33.27	35.54	40.35	21.27	57.32	36.58
CSRT	SR	0.644	0.856	0.325	0.868	0.494	0.166	0.752	0.790	0.249	0.821
	PS	0.808	0.889	0.348	0.956	0.661	0.195	0.885	0.737	0.360	0.947
	FPS	21.99	21.75	44.37	36.85	35.83	60.35	33.89	19.96	40.51	32.94
KCF	SR	0.068	0.545	0.034	0.614	0.026	0.021	0.114	0.739	0.021	0.313
	PS	0.072	0.558	0.020	0.835	0.029	0.023	0.148	0.777	0.025	0.412
	FPS	84.54	150.1	181.2	173.8	271.9	331.6	371.6	94.96	587.94	303.5
MIL	SR	0.617	0.404	0.114	0.436	0.753	0.388	0.518	0.686	0.474	0.373
	PS	0.128	0.147	0.439	0.544	0.601	0.333	0.725	0.605	0.719	0.301
	FPS	19.34	20.97	23.19	24.12	21.58	21.57	23.68	23.19	24.88	25.64

图3为10组视频序列的总体跟踪性能,其中红色实线表示AFPF-TLD算法,绿色双点划线表示KCF算法,黑色虚线表示传统TLD算法,蓝色

点划线表示CSRT算法,深黄色短划线表示MIL算法。从图3中可以明显看出:相比于传统TLD算法,AFPF-TLD算法总体跟踪性能明显提高,

其成功率评分由 0.394 提高至 0.469, 精度评分由 0.475 提高至 0.608, 分别提高了 19.04% 和 28.00%。与 MIL 算法相比, AFPF-TLD 算法的总体跟踪精度评分提高了 0.154; 相对于 KCF

算法, AFPF-TLD 算法的总体跟踪成功率评分与精度评分分别提高了 0.219 和 0.318; 但 AFPF-TLD 算法的总体跟踪成功率评分和精度评分略低于 CSRT 算法。

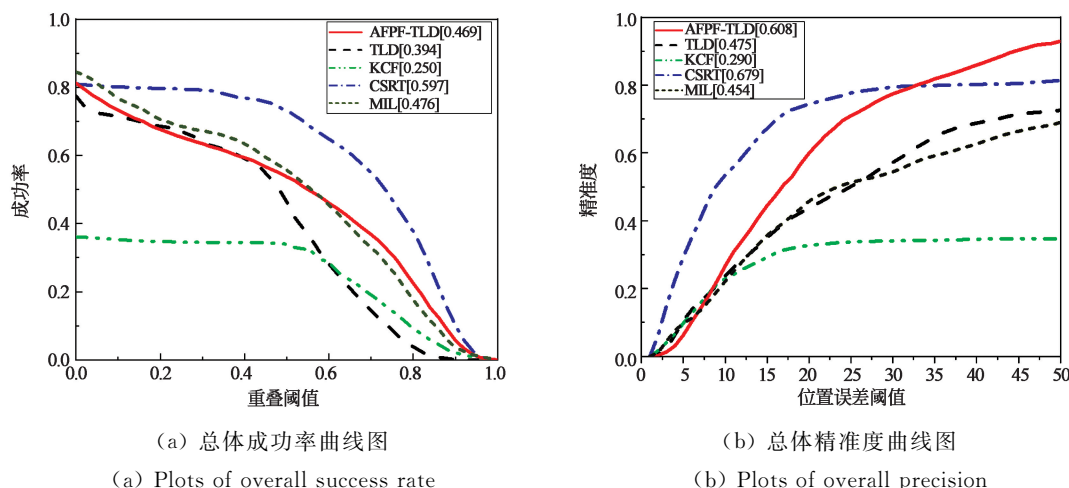


图 3 跟踪算法性能对比图

Fig.3 Overall performance chart of tracking algorithm

5 结 论

本文提出了一种基于人工鱼群粒子滤波的 TLD 改进算法。首先, 利用人工鱼群思想优化粒子滤波, 使粒子位于高似然度区域, 提高粒子质量。然后, 构建颜色直方图与方向梯度直方图多特征融合表观模型和人工鱼群粒子滤波跟踪器。最后, 使

用人工鱼群粒子滤波跟踪器代替传统的 LK 光流法, 通过粒子滤波过程预测目标位置, 将检测模块的全局扫描改进为局部扫描, 减少图像块, 提高检测效率。基于 Visual Tracking Benchmark 数据集进行跟踪实验, 定量分析可得: AFPF-TLD 算法改进效果明显, 相比于传统 TLD 算法, 其跟踪成功率与精度分别提高了 19.04% 和 28.00%, 平均跟踪速度可达 33.87 FPS, 提高了 38.78%。

参 考 文 献:

- [1] 尹宏鹏, 陈波, 柴毅, 等. 基于视觉的目标检测与跟踪综述[J]. 自动化学报, 2016, 42(10): 1466-1489.
YIN H P, CHEN B, CHAI Y, et al. Vision-based object detection and tracking: a review [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(10): 1466-1489. (in Chinese).
- [2] 高文, 朱明, 贺柏根, 等. 目标跟踪技术综述 [J]. 中国光学, 2014, 7(3): 365-375.
GAO W, ZHU M, HE B G, et al. Overview of target tracking technology [J]. *Chinese Optics*, 2014, 7(3): 365-375. (in Chinese).
- [3] 薛陈, 朱明, 刘春香. 遮挡情况下目标跟踪算法综述[J]. 中国光学, 2009, 2(5): 388-394.
XUE C, ZHU M, LIU C X. Review of tracking algorithms under occlusions [J]. *Chinese Optics*, 2009, 2(5): 388-394. (in Chinese).
- [4] 唐聪, 凌永顺, 杨华, 等. 基于深度学习的红外与可见光决策级融合跟踪[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(7): 071502.
TANG C, LING Y S, YANG H, et al. Decision-level fusion tracking for infrared and visible spectra based on deep learning [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(7): 071502. (in Chinese).
- [5] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J. Tracking-learning-detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Anal-*

- ysis and Machine Intelligence, 2012, 34(7): 1409-1422.
- [6] 吴荻,战凯,肖小凤.基于改进光流法和纹理权重的视觉里程计[J].计算机工程与设计,2019,40(1):230-235.
WU D, ZHAN K, XIAO X F. Visual odometry based on modified optical flow and texture weights [J]. *Computer Engineering and Design*, 2019, 40(1): 230-235. (in Chinese).
- [7] SUN C J, ZHU S H, LIU J W. Fusing Kalman filter with TLD algorithm for target tracking [C]//*Proceedings of 2015 34th Chinese Control Conference*. Hangzhou: IEEE, 2015: 3736-3741.
- [8] 曲海成,单晓晨,孟煜,等.检测区域动态调整的 TLD 目标跟踪算法[J].计算机应用,2015,35(10):2985-2989.
QU H C, SHAN X C, MENG Y, et al. Improved TLD target tracking algorithm based on automatic adjustment of surveyed areas [J]. *Journal of Computer Applications*, 2015, 35(10): 2985-2989. (in Chinese).
- [9] 周鑫,钱秋滕,叶永强,等.改进后的 TLD 视频目标跟踪方法[J].中国图象图形学报,2013,18(9):1115-1123.
ZHOU X, QIAN Q M, YE Y Q, et al. Improved TLD visual target tracking algorithm [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2013, 18(9): 1115-1123. (in Chinese).
- [10] 秦飞,汪荣贵,梁启香,等.基于关键特征点的改进 TLD 目标跟踪算法研究[J].计算机工程与应用,2016,52(4):181-187.
QIN F, WANG R G, LIANG Q X, et al. Improved TLD target tracking algorithm based on key feature points [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2016, 52(4): 181-187. (in Chinese).
- [11] WU T H, WANG P, YIN S N, et al. A new human eye tracking algorithm of optimized TLD based on improved mean-shift [J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2017, 31(3): 1755007.
- [12] 康海林,赵婷,周骅,等.结合 BRISK 与区域预估的改进长时跟踪算法[J].激光与光电子学进展,2018,55(6):061503.
KANG H L, ZHAO T, ZHOU H, et al. Improved long time tracking algorithm by combining BRISK and region estimation [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(6): 061503. (in Chinese).
- [13] 王姣尧,侯志强,余旺盛,等.采用核相关滤波的快速 TLD 视觉目标跟踪[J].中国图象图形学报,2018,23(11):1686-1696.
WANG J Y, HOU Z Q, YU W S, et al. Fast TLD visual tracking algorithm with kernel correlation filter [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2018, 23(11): 1686-1696. (in Chinese).
- [14] 张晶,王旭,范洪博.时空上下文相似性的 TLD 目标跟踪算法[J].计算机科学与探索,2018,12(7):1169-1181.
ZHANG J, WANG X, FAN H B. TLD object tracking algorithm based on Spatio-temporal context similarity [J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2018, 12(7): 1169-1181. (in Chinese).
- [15] 王法胜,鲁明羽,赵清杰,等.粒子滤波算法[J].计算机学报,2014,37(8):1679-1694.
WANG F S, LU M Y, ZHAO Q J, et al. Particle filtering algorithm [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2014, 37(8): 1679-1694. (in Chinese).
- [16] 李志,谢强.一种基于改进粒子滤波的运动目标跟踪[J].计算机科学,2014,41(2):232-235,252.
LI Z, XIE Q. Moving target tracking based on improved particle filter [J]. *Computer Science*, 2014, 41(2): 232-235, 252. (in Chinese).
- [17] 郭巴秋,张涛,苗锡奎.引入样本删除机制的 TLD 粒子群目标跟踪[J].光学精密工程,2019,27(5):1206-1217.
GUO S Q, ZHANG T, MIAO X K. TLD particle swarm optimization target tracking using a sample deletion mechanism [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2019, 27(5): 1206-1217. (in Chinese).

作者简介:



周志峰(1976—),男,江苏常州人,博士,副教授,2007年于上海交通大学获得工学博士学位,主要从事计算机测控、自动驾驶、视觉检测等方面的研究。E-mail:zhousjtu@126.com。