

海上无人机对运动船舶的长期检测跟踪算法 *

范云生^{1,2}, 张凯^{1,2}, 牛龙辉^{1,2}, 刘婷^{1,2}, 费凡^{1,2}

(1. 大连海事大学船舶电气工程学院 大连 116026; 2. 辽宁省智能船舶技术与系统重点实验室 大连 116026)

摘要:针对无人机在海上对船舶进行长时跟踪时,由于船身被遮挡及船舶离开视野导致目标跟踪失败的问题,提出了基于YOLOv5和ECO_HC相结合的海上目标长时检测跟踪算法。首先,利用感知哈希与峰值比例综合评估跟踪过程的可靠性,目标丢失时利用YOLOv5检测器重新定位目标位置,并初始化跟踪器模型,消除累计错误信息。其次针对目标在跟踪过程中存在的旋转变化,利用傅里叶-梅林变换进行旋转参数估计,减少了目标旋转造成的跟踪器性能下降问题。本文算法在OTB-100数据集上的平均精确度和成功率为83.9%和76.7%;在无人机平台上进行实际海上场景船舶跟踪实验,在完全遮挡及离开视野两种情况下精确度和成功率分别为80.9%,60.4%和90.2%,48.3%,实验表明本文算法可以有效抑制常见海面干扰因素的影响。

关键词:海上无人机;长时跟踪;相关滤波;重新检测;旋转跟踪框

中图分类号: TP391.4 TH89 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.4050

Long-term detection and tracking algorithm for moving vessels by maritime UAVs

Fan Yunsheng^{1,2}, Zhang Kai^{1,2}, Niu Longhui^{1,2}, Liu Ting^{1,2}, Fei Fan^{1,2}

(1. College of Marine Electrical Engineering, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China;

2. Key Laboratory of Technology and System for Intelligent Ships of Liaoning Province, Dalian 116026, China)

Abstract: An algorithm for long-term maritime target detection and tracking based on the combination of YOLOv5 and ECO_HC is proposed to address the problem of tracking failure caused by occlusion of ship hulls and ships leaving the field of view during unmanned aerial vehicle (UAV) tracking of ship at sea. First, perceptual hashing and the ratio between the second and first major modes are used to comprehensively assess the reliability of the tracking process. In the event of target loss, the YOLOv5 detector is utilized to reposition the target and initialize the tracking model. Thereby, the accumulation of erroneous information is eliminated. Secondly, to address the rotational changes of the target during tracking, the Fourier-Mellin transform is employed for rotation parameter estimation, mitigating performance decline due to target rotation. The proposed algorithm achieves an average precision and success rate of 83.9% and 76.7%, respectively, on the OTB-100 dataset. Field experiments of ship tracking in actual maritime scenarios on UAV platforms show precision and success rates of 80.9% and 60.4% under complete occlusion, and 90.2% and 48.3% when the target is out of the field of view. The experiments demonstrate that the proposed algorithm can effectively suppress the influence of common maritime interference factors.

Keywords: maritime UAVs; long-term tracking; correlation filtering; re-detection; rotate tracking box

0 引言

海洋防卫对于国家的主权和安全至关重要。无人机对海上船舶的跟踪作为海洋智能感知领域的一个重要研

究方向,是现代海洋防卫不可或缺的一环,在无人系统、海空协同作业等领域有着广泛应用^[1-2]。

近10年来,目标跟踪最主流的两类方法是基于相关滤波和深度学习的方法^[3]。基于判别相关滤波器(discriminative correlation filter, DCF)的目标跟踪^[4-5]算

法因其优越的实时性能在无人机平台^[6]上得到广泛应用。Danelljan等^[7]提出高效跟踪卷积算子(efficient convolution operators, ECO)算法和基于手工特征的(ECO_HC)算法。Li等^[8]提出时空正则化相关滤波器(spatial-temporal regularized correlation filters, STRCF),有效解决了边界效应,并利用ADMM(alternating direction method of multipliers)算法进行求解,达到实时要求。Fu等^[9]基于背景感知相关滤波器,将梯度、颜色、强度和显著性信息进行加权融合,提高了跟踪算法的鲁棒性。Li等^[10]提出了在线自动更新和自适应调整时空项的算法,大大减少了调整预定义参数的工作量。Yuan等^[11]采用自适应时空上下文感知模型来提高DCF模型的表示能力。Zhang等^[12]通过自适应权重将手工与深度特征融合,并提出了空间信道选择和时间相关滤波模型。但是随着跟踪时间的增加,上述短期记忆的跟踪器容易丢失目标。

长时跟踪是指对在一段较宽的时间范围内进行视觉跟踪。相较于短期跟踪,长时跟踪面临着更严峻的挑战,如目标消失和误差积累,是一个更接近实际应用的问题。因此,长时跟踪要求跟踪器具有可靠的判断机制及较好的重检性能。

在长时跟踪过程丢失目标情况下,部分经典方法通过支持向量机(support vector machine, SVM)和随机森林等方法进行目标重检测。文献[13]将卡尔曼滤波与判别尺度空间相关滤波器结合,有效解决了目标短期遮挡的问题。文献[14]将归一化互相关(normalized cross correlation, NCC)模板匹配与核相关滤波算法相结合,并提出了新的模型更新策略,减少了背景信息干扰。文献[15]提出了一种多特征融合且抗遮挡的长时算法,增强了目标位置预测和抗遮挡能力。文献[16]使用置信度分值加权在线样本学习,并利用时空约束在有效区域内检测目标。但当目标经历严重遮挡或在较长时间段内离开视野,上述跟踪算法无法保证精确度,存在着一定的缺陷。

此外,随着深度神经网络的应用,基于深度学习的长时跟踪算法的得到进一步发展。文献[17]通过多个局部跟踪器在全局进行搜索,并基于可变形注意力机制动态调整局部跟踪器。文献[18]提出了一种基于注意力机制的特征融合网络,使跟踪器自适应的关注有效信息并提取丰富的语义信息。文献[19]提出了一种通用的目标感知注意机制,并将其与追踪-检测框架进行联合本地和全局搜索追踪。文献[20]基于提出的一种长短期更新方案的局部搜索模块和重检测模块,提出了一种新的鲁棒实时长期跟踪框架。

针对长时跟踪过程中由于遮挡或离开视野导致的目标丢失问题,本文结合团队在无人机海上跟踪与视觉导

航研究方向基础上^[21-22],提出了YOLOv5和ECO_HC结合的海上目标长时检测跟踪算法(maritime target long-term detection and tracking algorithm, M-LTDT),通过双重置信评估策略综合判断跟踪器可靠性以此提升跟踪器的自检性能;其次针对目标存在的旋转变化,采用旋转估计方法来提高跟踪器应对目标旋转的适应能力。

1 相关滤波器原理

ECO算法^[7]有两种实现方式:基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)卷积特征的ECO算法和基于手工特征的ECO_HC算法。由文献[7]可知,基于卷积特征的ECO算法速度未能满足实时性跟踪要求,ECO_HC算法仅使用了方向梯度直方图(histogram of oriented gradient, HOG)和CN(color names)特征,虽然跟踪精度略低于ECO算法,但实时跟踪整体性能明显高于ECO算法。

对于M个样本 $\{x_j\}_1^M \subset \chi$ 中,每个训练样本 x_j 可以提取D维特征,训练将特征层隐式插值模型的离散空间变量转变为连续的空间域 $t \subset (0, T)$,通过在特征中构造卷积算子进行高效卷积操作,对于每个特征通道d,插值模型运算符 J_d 表示为:

$$J_d\{x^d\}(t) = \sum_{n=0}^{N_d-1} x^d[n] \beta_d\left(t - \frac{T}{N_d}n\right) \quad (1)$$

其中, T 为搜索区域大小, $J_d\{x^d\}$ 表示周期为 T ($T > 0$) 的插值核函数 β_d 计算得到的插值特征层函数, N_d 为 x^d 中的空间样本数, n 为离散空间变量指数。

ECO_HC 算法通过因子化卷积算子优化模型参数的数量以减少滤波器的尺度,将各个通道的相应位置累加,可以得到最终结果。因子化卷积算子表示如下:

$$S_{pf}\{x\} = \mathbf{P}f * J\{x\} = \sum_{c,d} p_{d,c} f^c * J_d\{x^d\} = f * \mathbf{P}^T J\{x\} \quad (2)$$

其中, $S_{pf}\{x\}$ 为特征响应结果, 定义域为 $t \in (0, T)$, * 代表卷积。选择d维滤波器中影响较大的c个滤波器, 构造出滤波器 f^c 的线性组合 $\sum_{c=1}^c P_{d,c} f^c$, $P_{d,c}$ 则为线性降维特征 \mathbf{P} 的系数。通过式(2)可以训练得到滤波器 f^c 和矩阵 \mathbf{P} , 傅里叶损失函数公式如下:

$$E(f, \mathbf{P}) = \|\hat{z}^T \hat{\mathbf{P}} f - \hat{y}\|_{\ell^2}^2 + \sum_{c=1}^C \|\hat{w} * \hat{f}^c\|_{\ell^2}^2 + \lambda \|\mathbf{P}\|_F^2 \quad (3)$$

式(3)中利用高斯-牛顿法通过一阶泰勒级数展开以优化非线性最小二乘问题,添加 \mathbf{P} 矩阵的 Frobenius 范数作为正则化, λ 为权重参数, 将特征 $J\{x\}$ 转换为 $\mathbf{P}^T J\{x_j\}$, 其中 \mathbf{P}^T 可表述为 $\hat{z}^d[k] = X^d[k] \hat{b}_d[k]$, * 代表卷积。

2 本文算法

本文主要解决无人机在海上进行船舶跟踪时,由于遮挡、船舶离开视野导致目标丢失的问题。在跟踪

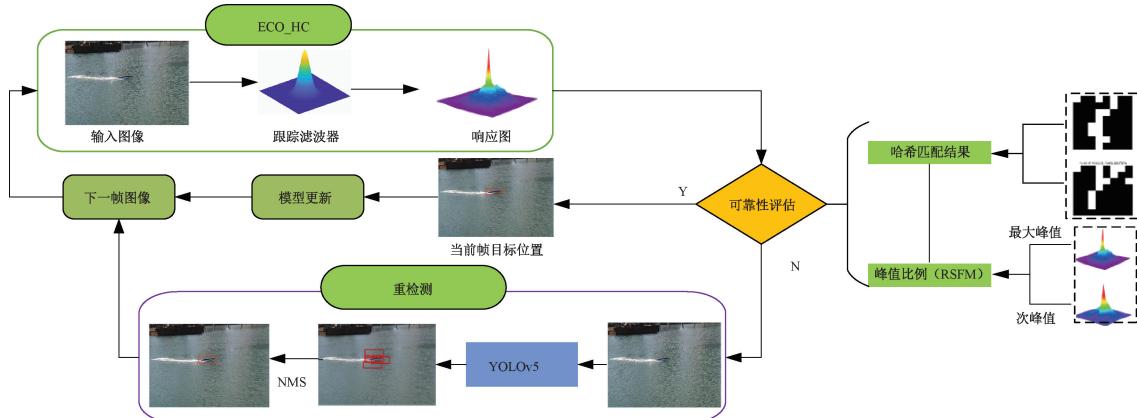


图 1 M-LTDT 算法流程

Fig. 1 Flowchart of the M-LTDT algorithm

2.1 重检测模块

在长时跟踪中,重检测模块对于相关跟踪器是必不可少的;当判断丢失目标时,检测器重新定位目标所在位置,并更新跟踪器初始状态后再次进行目标跟踪。

YOLO^[23] (you only look once) 是端到端的目标检测算法。将整幅图片作为输入, 在一个步骤中完成目标分类及定位, 检测速度可达 45 fps。从 2016 年提出后, 到目前已经发展到 YOLOv8 版本。考虑无人机实际跟踪时精度和速度的平衡, 本文选取精确度和实时速度均衡的 YOLOv5s 作为本文检测器的基线模型。

YOLOv5s 算法框架如图 2 所示,由输入端(input)、主干网络(backbone)、颈部模块(neck)和输出(output)4 个部分组成。输入端(input)对原始图片进行预处理操作,即将输入图像尺寸缩放到 640×640 ,并且使用马赛克数据增强,提升训练效率的同时并加强模型的泛化能力。主干网络(backbone)主要作用是提取目标的通用特征图。输出(output)是利用提取的特征进行预测,在本文中使用预测坐标信息更新跟踪器初始状态。

2.2 联合置信策略

本文通过感知哈希算法和峰值比例方法综合评估跟踪结果的可靠性,以此来决定检测器启动时机。

过程中实时判断跟踪可靠性,当候选区域与实际目标偏差较大时,使用 YOLOv5 算法对目标进行重定位从而提高算法跟踪精度,优化待解决问题,本文所提算法精度和速度接近实时性要求,算法框架如图 1 所示。

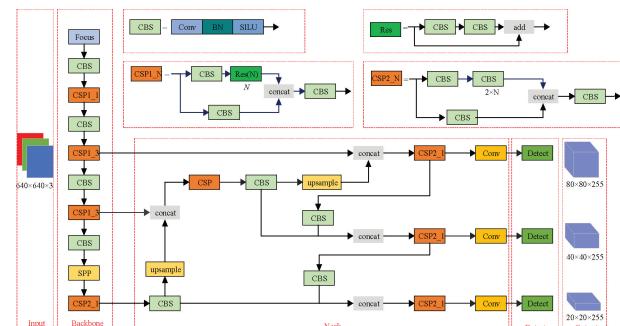


图 2 YOLOv5s 整体结构

Fig. 2. YOLOv5s overall structure

- (1) 缩小尺寸:图像预处理,缩小尺寸为 32×32 。
 - (2) 简化色彩:转化为灰度图,将 RGB 颜色空间转化为 YUV 空间,如式(4)所示。

$$\begin{bmatrix} Y \\ U \\ V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.147 & -0.289 & 0.436 \\ 0.615 & -0.515 & -0.100 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, Y 近似代表灰度图, U 和 V 表示彩色分量。

- (3) 计算 DCT: 对预处理图像进行 DCT 变换, 表达式为

$$f(u, v) = c(u)c(v) \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \cdot \cos \frac{\pi(2x+1)}{2M} \cos \frac{\pi(2y+1)}{2N} \quad (5)$$

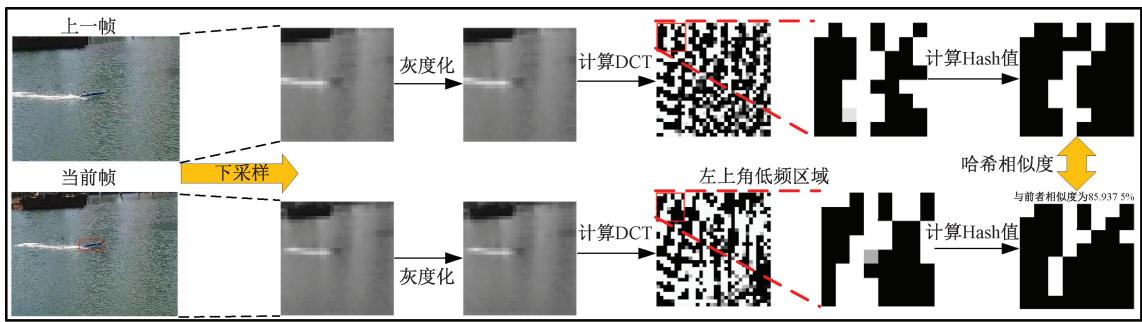


图3 感知哈希流程

Fig. 3 Flowchart of perceptual hash

在式(5)中:

$$c(u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{M}}, & u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{M}}, & u \neq 0 \end{cases} \quad c(v) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}}, & u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & u \neq 0 \end{cases} \quad (6)$$

其中, $f(u, v)$ 为 DCT 变换后的交流系数, $f(x, y)$ 为变换前的系数, M, N 分别为 x, y 两个方向上的总像素点数。

(4) 计算均值:计算 64 个 DCT 系数的均值 E :

$$E = \frac{1}{64} \sum_{v=1}^8 \sum_{u=1}^8 f(u, v) \quad (7)$$

将 DCT 变换后的交流系数 $f(u, v)$ 与均值 E 进行比较。当 $f(u, v) < E$, 记为 1; 当 $f(u, v) \geq E$, 记为 0。表达式如下:

$$h(x, y) = \begin{cases} 0, & f(u, v) < E \\ 1, & f(u, v) \geq E \end{cases} \quad (8)$$

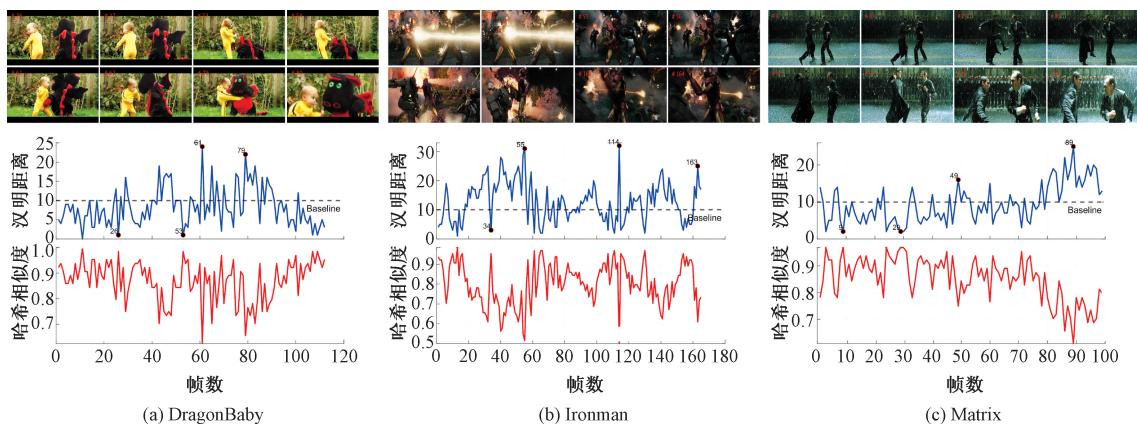


图4 哈希值变化曲线

Fig. 4 Hash value change curves

2) 峰值比例

在跟踪过程中,仅使用感知哈希去判别跟踪器可靠性存在一定的局限,为了提高跟踪置信度的评估精度,进一步降低检测器的误触发率。本文引入

(5) 构造 Hash 值:将对比出的结果串联成 64 个一维向量,组合得到 64 位 Hash 值则为目标的编码值。

(6) 对比指纹:将相邻帧的 Hash 编码进行“指纹”匹配,当前帧的编码值为 $h \in \{0, 1\}^l$, 上一帧的编码值为 $h' \in \{0, 1\}^l$ 。匹配函数如下:

$$dis = HamDistance(h, h') \quad sim = \begin{cases} (1 - dis/10) \times 100\%, & dis \leq 10 \\ 0, & dis > 10 \end{cases} \quad (9)$$

其中, $HamDistance$ 为汉明距离计算函数, dis 为相邻帧的汉明距离, sim 为相邻帧的相似度。

如图 4 所示,当相邻两帧之间目标变化较小时,汉明距离 dis 数值较低;而目标外观变化较大时, dis 数值偏大(图片序列及标注点对应帧数)。当 $dis > 10$ 时,此时哈希相似度 sim 偏小,相邻帧目标外观变化较大,表明此时算法跟踪可能存在较大偏移,跟踪结果并不可靠,因此本文将阈值设定为 10。

峰值比例计算方法 (ratio between the second and first major mode, RSFM), 通过计算当前帧响应最大峰值与次峰值的比例,评估跟踪可靠性,函数表达式如下:

$$\gamma = 1 - \min\left(\frac{G_{ps}}{G_{pf}}, R_0\right) \quad (10)$$

其中, G_{pf} 为当前响应最大峰值, G_{ps} 为当前响应次峰值, 为了防止计算比值后有多个相似的模态表示, 故将比值限制为 R_0 , R_0 一般取值为 0.5。 γ 越接近 1, 表示当前跟踪可靠性越高。

本文根据感知哈希算法与 RSFM 方法综合评估跟踪可靠性。公式表示如下:

$$\text{Result} = \begin{cases} 1, & \text{dis} < 10 \text{ and } \gamma > R_0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

当汉明距离 dis 小于预设阈值且峰值比例 γ 大于 R_0 时, 表示当前跟踪置信度高; 反之则启用重检测器重定位目标所在位置。

2.3 旋转跟踪框

在跟踪场景下, 目标会存在不同程度的旋转运动, ECO_HC 算法无法在目标发生旋转运动时准确进行跟踪。因此, 本文将傅里叶-梅林变换^[25]与跟踪算法相结合以此提高本文算法的旋转适应性。

傅里叶-梅林变换具体过程如下: 1) 将输入图像进行傅里叶变换得到对数极坐标图像; 2) 对数极坐标图像进行高斯滤波; 3) 通过对数坐标变换得到仅有平移因子和尺度因子的对应关系。经过以上变换, 目标的旋转运动转换为平移运动, 通过计算可以获得目标旋转角度, 进而得到新的跟踪框。

当前第 i 帧特征滤波器得到的目标区域图像块 $f_i(x, y)$ 是第 $i-1$ 帧图像块 $f_{i-1}(x, y)$ 经过一系列变换所得。变换中心为原点 $(0, 0)$, 旋转变换为 $\Delta\theta$, 尺度变换为 ∂ , 位移向量为 $(\Delta x, \Delta y)$ 。第 i 帧图像块 $f_i(x, y)$ 可以表示为:

$$f_i(x, y) = f_{i-1}(\partial(x \cos \Delta\theta + y \sin \Delta\theta) - \Delta x, \partial(-x \sin \Delta\theta + y \cos \Delta\theta) - \Delta y) \quad (12)$$

对式(12)进行傅里叶变换, 忽略平移因子, 得到傅里叶谱 $|F_i(u, v)|$ 和 $|F_{i-1}(u, v)|$, 两者关系表达式如式(13)所示。

$$\begin{aligned} |F_i(u, v)| = F_{i-1} \left(\frac{u \cos \Delta\theta + v \sin \Delta\theta}{\partial}, \frac{-u \sin \Delta\theta + v \cos \Delta\theta}{\partial} \right) \end{aligned} \quad (13)$$

由式(13)可知两者仅存在尺度和旋转变换的关系。在笛卡尔坐标系下, 进行尺度和旋转计算复杂度偏高, 故通常使用坐标变换将其转换到对数坐标系下。转换公式如下:

$$\rho = \log(\sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}) \quad (14)$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{y - y_0}{x - x_0}\right) \quad (15)$$

其中, (x_0, y_0) 为转换过程中的极点, 将式(13)取对数, 并把式(14)和(15)代入其中得:

$$Q_{F_i}(\log(\rho_{F_i}), \theta_{F_i}) = Q_{F_{i-1}}(\log(\rho_{F_i}) - \log(\partial), \theta_{F_i} - \Delta\theta) \quad (16)$$

其中, Q_{F_i} 和 $Q_{F_{i-1}}$ 为 $\log(|F_i(u, v)|)$ 和 $\log(|F_{i-1}(u, v)|)$ 的对数极坐标图像, $\rho_{F_i} = \sqrt{u^2 + v^2}$, $\theta_{F_i} = \arctan(v/u)$ 。用 (ω, φ) 表示 $(\log(\rho_{F_i}), \theta_{F_i})$, 式(16)可以表示为:

$$Q_{F_i}(\omega, \varphi) = Q_{F_{i-1}}(\omega - \Delta\omega, \varphi - \Delta\varphi) \quad (17)$$

经过计算, 目标图像的旋转变化转换为对数坐标轴的平移运动, 得到目标的旋转角度 $\Delta\theta$ 。根据跟踪器预测的目标中心位置 (pos_x, pos_y) , 最终完成对原始跟踪框的旋转变换, 旋转矩阵 ϕ 如下:

$$\phi = \begin{bmatrix} \cos(\Delta\theta) & -\sin(\Delta\theta) & 0 \\ \sin(\Delta\theta) & \cos(\Delta\theta) & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (18)$$

3 实验结果与分析

3.1 实验环境

实验在 Windows10 系统环境下, 选用 Visual Studio 2017 作为算法平台, 算法语言为 C++; 计算机硬件配置为 Intel Core i7-4700MQ CPU, 内存大小 8 GB。对比算法实验参数均采用论文中原始参数设置, 保证实验客观公正。

3.2 旋转跟踪评估

本节主要验证本文算法对目标旋转运动的适应性, 选择 OTB_100^[26] 中目标存在明显旋转变化且其他干扰因素较少的 Vase 序列和 Jump 序列进行对比实验分析。

如图 5 所示, 引入傅里叶-梅林变换后的长期跟踪框架在目标发生旋转时, 本文算法跟踪框能进行不同角度的旋转变化, 提高了目标发生旋转变化时算法的鲁棒性。

3.3 评估指标

实验采取 OTB-100^[26] 数据集作为测试数据集。选择 OTB-100 中目标遮挡、运动模糊、离开视野、尺度大幅度变化等挑战场景, 共 16 组序列作为对比实验测试序列。挑战属性包含遮挡 (occlusion, OCC)、运动模糊 (motion blur, MB)、离开视野 (out-of-view, OV)、尺度变化 (scale variation, SV) 等, 测试序列如表 1 所示。

实验方法采用一次验证评估法 (one-pass evaluation, OPE), 并采用精确度和成功率作为跟踪性能评价标准。精确度为跟踪序列中目标中心定位误差 (CLE) 小于设定阈值的帧数占比。

$$S_r = \frac{|area(r_c) \cap area(r_0)|}{|area(r_c) \cup area(r_0)|} \quad (19)$$



(a) Vase序列关键帧
(a) Number of keyframes for Vase sequence



(b) MotorRolling序列关键帧数
(b) Number of keyframes for MotorRolling sequence

图5 旋转目标跟踪验证结果

Fig. 5 Rotating target tracking verification results

表1 具有代表性的序列名称和属性

Table 1 Representative sequence names and attributes

序列名称	属性	序列名称	属性
Biker	OCC, MB, OV, SV	Ironman	OCC, MB, OV
Bird1	OV	Kitesurf	OCC, IV
Blurowl	SV, FM, MB	Matrix	OCC, SV
Box	OCC, OV, MB	MotorRolling	MB, SV
DragonBaby	OCC, MB, OV, SV	Panda	OCC, SV
Dudek	OCC, OV, SV	Skiing	SV
Girl2	OCC, SV, MB	Trans	SV
Human3	OCC, SV	Vase	SV

其中, r_e 为跟踪预测的目标框, r_0 为人工标注的真实框, $area(r_e)$ 是预测框的面积, $area(r_0)$ 表示真实框的面积。

3.4 定量分析

为验证本文算法在跟踪过程中的性能,将本文算法(M-LTDT)与LADCF(learning adaptive discriminative correlation filters)^[27]、ECO^[7]、ECO_HC^[7]、STRCF^[8]、BACF(background-aware correlation filters)^[5]、Staple(sum of template and pixel-wise learners)^[28]、KCF(kernelized correlation filters)^[4]8种主流算法进行比较。如图6所示,本文算法精确度为83.9%,成功率率为76.7%,整体性能优于其他算法,跟踪性能有显著提升。

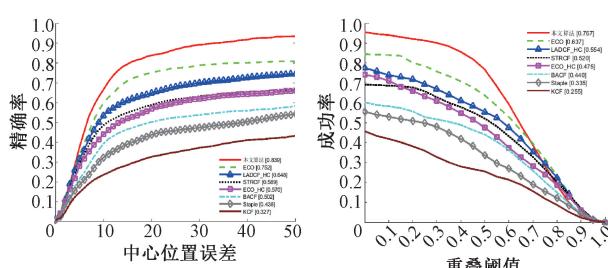


图6 8种算法的精度图和成功率图

Fig. 6 Precision plot and success plot of the eight algorithms

如表2所示,由于ECO使用CNN特征,计算复杂度高,算法耗时长;本文算法跟踪速率为20.62 fps,由于重检测器启动及再初始化跟踪器耗时较长,跟踪速度有一定程度影响。

表2 不同算法跟踪速率

Table 2 Tracking speed of different algorithms

算法	M-LTDT	ECO	ECO_HC
跟踪速率/fps	20.62	2.19	49.36

3.5 定性分析

如图7所示为8种算法在不同复杂场景序列下的实验分析,采用4种线型与两种线宽组合来表示不同算法跟踪结果。

1) 离开视野(OV):图7(a) Bird1跟踪结果所示,飞鸟在较长一段时间被云层遮蔽,导致在后续多数跟踪器模型错误更新,无法准确定位目标位置,多数跟踪器发生丢失跟踪目标;本文算法通过置信度策略判断当前跟踪结果并不可靠后,触发检测器检测目标位置并初始化跟踪器,消除了跟踪器累计的错误信息,重新定位目标,因此在后续能准确跟踪目标。

2) 尺度变化(SV):图7(b)和(c)跟踪结果所示,目标外观在较短时间内发生明显变化,此时相邻帧之间目标哈希值变化较大,峰值比例变化剧烈。本文算法在匹配到目标尺度发生变化时,能再次准确跟踪目标对象。对比算法在目标姿态、位置发生显著变化时均无法定位跟踪对象,跟踪框发生大范围偏移。

3) 遮挡(OCC):图7(d)和(e)跟踪结果所示,目标所处背景变化剧烈,且目标外观变化显著。由闪光、烟雾和雨水造成的遮挡和目标形变令跟踪难度加大。在图7(d)100帧左右仅有本文算法和ECO算法能精确定位目标;但在145帧左右由于检测器未识别到目标导致丢失目标;在图7(e),当目标背景过明或过暗时,多数跟踪器无法在背景显著变化下准确识别目标位置,本文算法通过重检测能在44帧和93帧目标难以识别的情况下准确定位目标。

4) 运动模糊(MB):图7(f)跟踪结果所示,由于摩托车手的快速翻转和移动引起的运动模糊导致多数跟踪器在跟踪初期就丢失目标;本文算法在整个过程中基本能稳定跟踪目标,虽然期间会出现模型漂移情况,但经过重检测器重新定位目标后,后续依然能很好的完成跟踪任务。

3.6 海上船舶跟踪实验

为了验证本文算法在海上对船舶跟踪的精确度和鲁棒性,搭建无人机平台进行船舶跟踪实验。对完全遮挡和离开视野的两种干扰因素分别进行两组实际场景定



本文算法 ■ ECO ■ ECO_HC ECO_HC ■ LADCF LADCF ■ STRCF STRCF ■ BACF BACF ■ Staple Staple ■ KCF KCF

图 7 The proposed, ECO^[7], ECO-HC^[7], LADCF^[27], STRCF^[8], BACF^[5], Staple^[28], KCF^[4] 算法跟踪结果

Fig. 7 Track results of the proposed, ECO^[7], ECO-HC^[7], LADCF^[27], STRCF^[8], BACF^[5], Staple^[28], and KCF^[4] algorithms

性和定量实验分析,给出目标即将丢失和再次跟踪时跟踪效果。

1) 平台搭建如图 8 所示,跟踪实验平台由地面站和空中平台两部分组成。无人机型号为大疆经纬 M100,搭配三轴旋转云台,摄像头选用 DJI 禅思 Z3,使用 LightBridge2 无线图传,并在遥控端通过 HDMI 转 AV 视频转换器接收信息,然后使用 AV 转 USB 设备连接计算机接收实时图像信息。

2) 实验分析

如图 9 所示,本文算法与 ECO_HC 算法在海上实际跟踪场景跟踪结果曲线。本文算法在两种干扰因素下的

精确度和成功率分别为 80.9%, 60.4% 和 90.2%, 48.3%, 远高于基准算法, 算法性能得到显著提升。

(1) 遮挡

如图 10(a)所示,在 79 帧船舶发生快速转向后激起的浪花遮挡船身,本文算法能在完全遮挡后重新定位目标位置;而 ECO_HC 算法由于错误信息的累计导致丢失目标。如图 10(b)所示,在 207 帧海面强反光遮挡视野,在 238 帧本文算法能重新定位目标,而 ECO_HC 在后续帧发生严重漂移,无法准确跟踪目标。

(2) 离开视野

如图 10(c)所示,目标在 55 帧离开检测视野,在



图 8 跟踪实验平台架构

Fig. 8 Track experiment platform architecture

78 帧再次出现时,由于重检测器的加入,本文算法能再次定位目标位置。如图 10(d)所示,在 255 帧云台发生大幅度转动,ECO_HC 算法模型发生严重漂移;本文算法经过置信度评估当前可靠性较低,并启用检测器重新检测目标位置,迅速找回并持续跟踪目标。

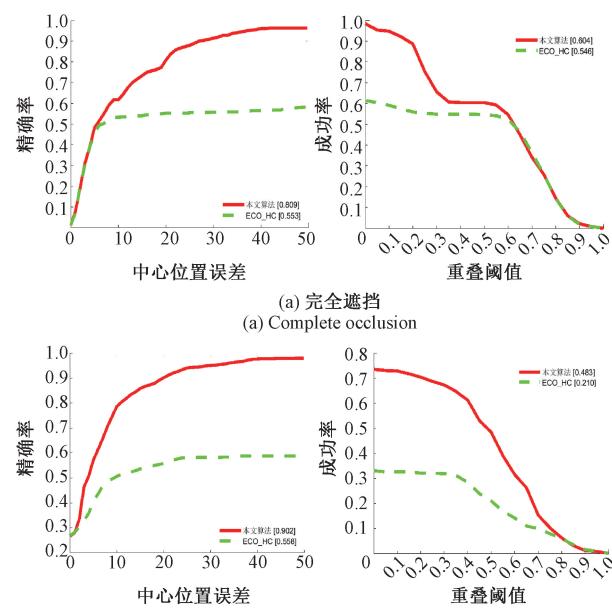


图 9 不同场景海上跟踪性能对比

Fig. 9 Comparison chart of maritime tracking performance in different scenarios

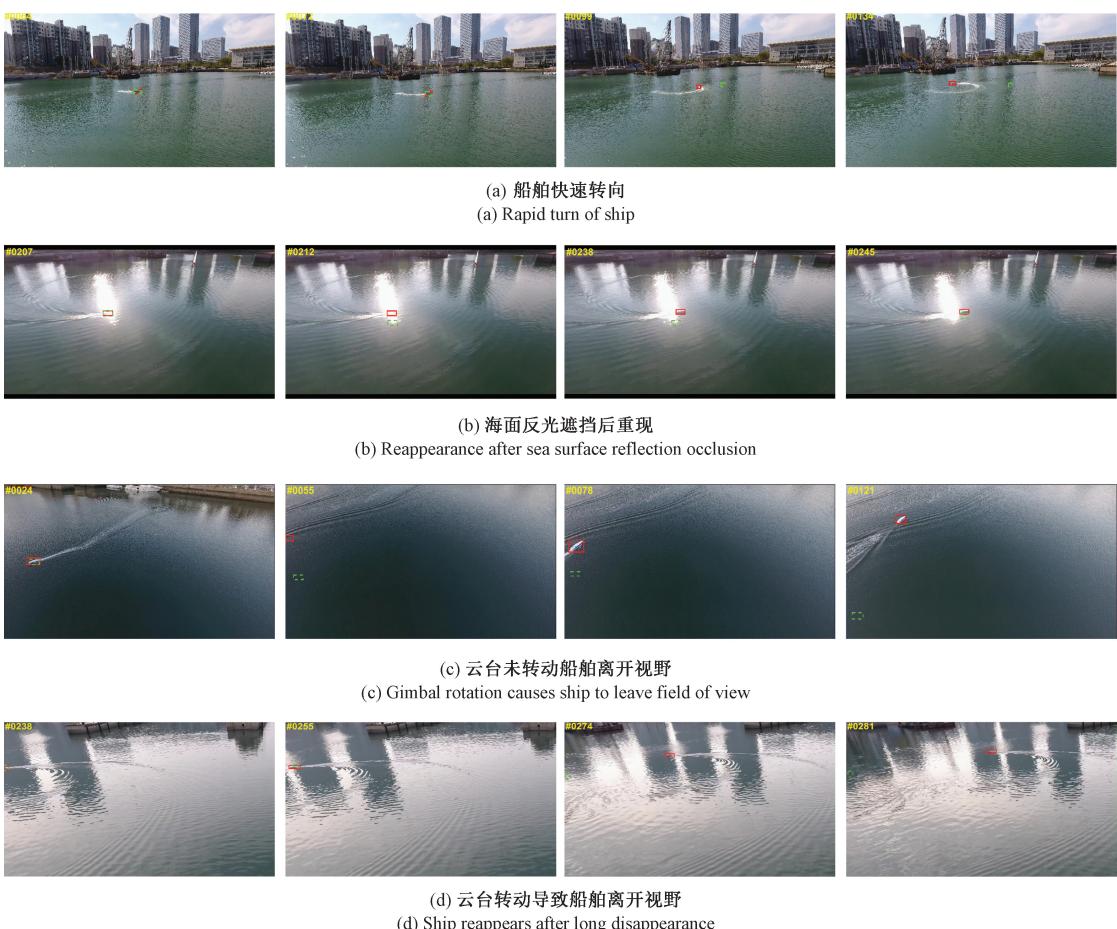


图 10 不同场景海上跟踪实验定性分析

Fig. 10 Qualitative analysis of maritime tracking experiments in different scenarios

4 结 论

为实现无人机对海上运动船舶的长期稳定跟踪的目的,本文提出一种基于核相关滤波的长期跟踪(M-LTDT)算法,使用感知哈希方法和RSFM方法综合评估跟踪器可靠性,目标丢失后利用重检测器重新定位目标;并将傅里叶-梅林变换与跟踪框架结合以解决传统跟踪框角度固定的问题,以此适应目标的旋转变化。在公共数据集和实际海上实验分析得证本文所提算法的有效性和鲁棒性。但在实际跟踪应用,场景复杂多变,未来的研究中还需考虑对目标重检测进行更深入的探索。

参考文献

- [1] LI W, GE Y, GUAN Z, et al. Synchronized motion-based UAV-USV cooperative autonomous landing [J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2022, 10(9): 1214.
- [2] WANG Y, LIU W, LIU J, et al. Cooperative USV-UAV marine search and rescue with visual navigation and reinforcement learning-based control [J]. ISA Transactions, 2023.
- [3] 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(9): 1877-1907.
HAN R Z, FENG W, GUO Q, et al. Single object tracking research: A survey [J]. Chinese Journal of Computer, 2022, 45(9): 1877-1907.
- [4] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3): 583-596.
- [5] KIANI GALOOGAHI H, FAGG A, LUCEY S. Learning background-aware correlation filters for visual tracking [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 1135-1143.
- [6] FU C, LI B, DING F, et al. Correlation filters for unmanned aerial vehicle-based aerial tracking: A review and experimental evaluation [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2021, 10(1): 125-160.
- [7] DANEJJAN M, BHAT G, SHAHBAZ KHAN F, et al. Eco: Efficient convolution operators for tracking [C]. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 6638-6646.
- [8] LI F, TIAN C, ZUO W, et al. Learning spatial-temporal regularized correlation filters for visual tracking [C]. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 4904-4913.
- [9] FU C, LIN F, LI Y, et al. Correlation filter-based visual tracking for UAV with online multi-feature learning [J]. Remote Sensing, 2019, 11(5): 549.
- [10] LI Y, FU C, DING F, et al. AutoTrack: Towards high-performance visual tracking for UAV with automatic spatio-temporal regularization [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 11923-11932.
- [11] YUAN D, CHANG X, LI Z, et al. Learning adaptive spatial-temporal context-aware correlation filters for UAV tracking [J]. ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications (TOMM), 2022, 18(3): 1-18.
- [12] ZHANG J, FENG W, YUAN T, et al. SCSTCF: Spatial-channel selection and temporal regularized correlation filters for visual tracking [J]. Applied Soft Computing, 2022, 118: 108485.
- [13] 白中浩, 朱磊, 李智强. 基于多模型融合和重新检测的高精度鲁棒目标跟踪 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(9): 132-141.
BAI ZH H, ZHU L, LI ZH Q. High-accuracy and robust object tracking based on multi-model fusion and re-detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(9): 132-141.
- [14] YANG J, TANG W, DING Z. Long-term target tracking of UAVs based on kernelized correlation filter [J]. Mathematics, 2021, 9(23): 3006.
- [15] 吴涛, 袁亮. 多特征融合且抗遮挡的长时目标跟踪算法 [J]. 计算机工程与设计, 2021, 42(1): 226-231.
WU T, YUAN L. Multifeature fusion and antioclusion long-term object tracking algorithm [J]. Computer Engineering and Design, 2021, 42(1): 226-231.
- [16] 陈仁祥, 何家乐, 杨黎霞, 等. 基于加权在线样本更新的目标长时跟踪方法 [J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(6): 66-73.
CHEN R X, HE J L, YANG L X, et al. Target long-term tracking method on weighted online sample update [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(6): 66-73.
- [17] ZHOU Z, CHEN J, PEI W, et al. Global tracking via ensemble of local trackers [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 8761-8770.
- [18] CHEN X, YAN B, ZHU J, et al. Transformer tracking [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 8126-8135.
- [19] WANG X, TANG J, LUO B, et al. Tracking by joint local and global search: A target-aware attention-based approach [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 33(11): 6931-6945.
- [20] ZHAO H, YAN B, WANG D, et al. Effective local and global search for fast long-term tracking [J]. IEEE

- Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 45(1): 460-474.
- [21] FAN Y, FEI F, WANG G, et al. PSR-based feature adaptation with anomaly re-prediction for maritime target tracking[C] Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2022: 6672-6677.
- [22] 范云生,孙涛,王国峰,等.基于海空双视觉协同的无人艇载无人机自主降落与验证[J].大连海事大学学报:自然科学版,2022(2):48.
- FAN Y SH, SUN T, WANG G F, et al. Autonomous landing and verification of unmanned boat-borne UAVs based on dual vision collaboration between sea and air[J]. Journal of Dalian Maritime University: Natural Science Edition, 2022(2): 48.
- [23] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.
- [24] FEI M, JU Z, ZHEN X, et al. Real-time visual tracking based on improved perceptual hashing[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76: 4617-4634.
- [25] 熊丹,卢惠民,肖军浩,等.具有尺度和旋转适应性的长时间目标跟踪[J].自动化学报,2019,45(2):289-304.
- XIONG D, LU H M, XIAO J H, et al. Robust long-term object tracking with adaptive scale and rotation estimation[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(2): 289-304.
- [26] WU Y, LIM J, YANG M H, et al. Object tracking benchmark[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1834-1848.
- [27] XU T, FENG Z H, WU X J, et al. Learning adaptive discriminative correlation filters via temporal consistency preserving spatial feature selection for robust visual object tracking[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(11): 5596-5609.
- [28] BERTINETT L, VALMADRE J, GOLODETZ S, et al. Staple: Complementary learners for real-time tracking[C]. IEEE International Conference on Computer vision and Pattern Recognition, 2016: 1401-1409.

作者简介



范云生(通信作者),分别于2004年、2007年和2012年获得大连海事学士学位、硕士学位和博士学位,现为大连海事大学船舶电气工程学院教授,主要研究方向为无人系统智能控制、智能感知与自主控制、集群智能与测试评估。

E-mail: yunsheng@ dlmu. edu. cn

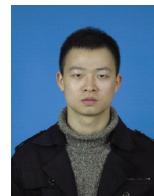
Fan Yunsheng (Corresponding author) received B. Sc., M. Sc. and Ph. D. degrees all from Dalian Maritime University in 2004, 2007, and 2012, respectively. He is currently a professor with the College of Marine Electrical Engineering at Dalian Maritime University. His main research interests include automation and autonomy, with a special interest in the exploration of technologies for intelligent control of unmanned systems, intelligent perception and autonomous control, swarm intelligence and test evaluation.



张凯,2019年于青岛理工大学获得学士学位,现为大连海事大学硕士研究生,主要研究方向为图像处理、目标跟踪。

E-mail: 17805420323@ 163. com

Zhang Kai received his B. Sc. degree from Qingdao University of Technology in 2019. He is currently a master student at Dalian Maritime University. His main research interests include image processing and target tracking.



牛龙辉,2016年和2020年分别获得洛阳理工学院和西安工程大学的学士、硕士学位,现为大连海事大学博士研究生,研究方向为无人水面艇的视觉感知。

E-mail: niu2021@ dlmu. edu. cn

Niu Longhui received B. Sc. and M. Sc. degrees both from Luoyang Institute of Science and Technology and Xi'an Polytechnic University in 2016 and 2020. He is currently a Ph. D. candidate at Dalian Maritime University. His research interest is visual perception of unmanned surface vehicles.



刘婷,2016年获得哈尔滨工业大学控制科学与工程博士学位,现任大连海事大学讲师,主要研究方向为视觉感知和深度学习。

E-mail: liuting0910@ dlmu. edu. cn

Liu Ting received her Ph. D. degree in Control Science and Engineering from Harbin Institute of Technology in 2016. She is currently a lecturer at Dalian Maritime University. Her research interests include visual perception and deep learning.



费凡,2019年于绥化学院获得学士学位,2023年于大连海事大学获得硕士学位,主要研究方向为图像处理、目标跟踪。

E-mail: qq15245780999@ 163. com

Fei Fan received his B. Sc. degree from Suihua University in 2019 and M. Sc. degree from Dalian Maritime University in 2023. His main research interests include image processing and target tracking.