



基于改进CSRT的仿生视触觉传感器动态标记点跟踪方法

赵艺楠 白雪剑 李贤琦 崔少伟 王硕 谭民 王宇

Dynamic Marker Tracking Method of Bionic Visual-tactile Sensor Based on Improved CSRT

ZHAO Yi-Nan, BAI Xue-Jian, LI Xian-Qi, CUI Shao-Wei, WANG Shuo, TAN Min, WANG Yu

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16383/j.aas.c250509>

您可能感兴趣的其他文章

[基于语义概念关联的参考多目标跟踪方法](#)

Semantic Conceptual Association-Based Method for Referring Multi-Object Tracking

自动化学报. 2025, 51(12): 2664-2678 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c250118>

[目标跟踪中基于IoU和中心点距离预测的尺度估计](#)

Accurate Scale Estimation With IoU and Distance Between Centroids for Object Tracking

自动化学报. 2024, 50(8): 1646-1659 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c210356>

[基于无锚框的目标检测方法及其在复杂场景下的应用进展](#)

Anchor-free Based Object Detection Methods and Its Application Progress in Complex Scenes

自动化学报. 2023, 49(7): 1369-1392 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c220115>

[光学遥感图像目标检测算法综述](#)

A Survey of Object Detection in Optical Remote Sensing Images

自动化学报. 2021, 47(8): 1749-1768 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c200596>

[目标检测模型及其优化方法综述](#)

A Survey of Object Detection Models and Its Optimization Methods

自动化学报. 2021, 47(6): 1232-1255 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c190756>

[扩展目标跟踪中基于深度强化学习的传感器管理方法](#)

Sensor Management Method Based on Deep Reinforcement Learning in Extended Target Tracking

自动化学报. 2024, 50(7): 1417-1431 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c230591>

基于改进 CSRT 的仿生视触觉传感器动态标记点跟踪方法

赵艺楠¹ 白雪剑¹ 李贤琦² 崔少伟² 王硕² 谭民² 王宇²

摘要 针对仿生视触觉传感器中密集标记点目标在动态环境下检测精度与实时性难以兼顾、传统光流算法对光照敏感导致检测精度低的问题,提出一种融合斑点检测与动态感兴趣区域(ROI)优化机制的改进 CSRT 算法。以 GelStereo 型传感器为硬件平台,通过轻量级斑点检测实现标记点目标初始定位,并依据其运动轨迹自适应生成 ROI,显著降低了计算复杂度,提升系统实时性。实验结果表明,所提算法在多种光照条件下均保持优越性能,检测准确率、召回率与 F1 分数分别达 0.999 1、0.995 3、0.997 2,较光流算法 F1 分数提升 17.48%;跟踪持续率为 99.41%,FPS 提升至 22.17,是 CSRT 的 2.66 倍。该算法有效平衡了检测鲁棒性、跟踪精度与实时性,为仿生机器人高精度实时触觉感知提供了可行的技术方案。

关键词 仿生视触觉;目标检测;目标跟踪;GelStereo 传感器;CSRT 相关滤波器

引用格式 赵艺楠,白雪剑,李贤琦,崔少伟,王硕,谭民,王宇.基于改进 CSRT 的仿生视触觉传感器动态标记点跟踪方法.自动化学报,2026,52(5):1-10

DOI 10.16383/j.aas.c250509

CSTR 32138.14.j.aas.c250509

Dynamic Marker Tracking Method of Bionic Visual-tactile Sensor Based on Improved CSRT

ZHAO Yi-Nan¹ BAI Xue-Jian¹ LI Xian-Qi² CUI Shao-Wei² WANG Shuo² TAN Min² WANG Yu²

Abstract Aiming at the problem that the detection accuracy and real-time performance of the dense marker point target in the bionic visual-tactile sensor are difficult to balance in the dynamic environment, and the traditional optical flow algorithm is sensitive to illumination, resulting in low detection accuracy, an improved CSRT algorithm combining blob detection and dynamic region of interest (ROI) optimization mechanism is proposed. With the GelStereo sensor as the hardware platform, the initial positioning of the marker point target is realized by light-weight blob detection, and the ROI is adaptively generated according to the trajectory of the marker point, which significantly reduces the computational complexity and improves the real-time performance of the system. The experimental results show that the algorithm maintains superior performance under various lighting conditions. The detection accuracy, recall rate and F1 Score are 0.999 1, 0.995 3 and 0.997 2, respectively. Compared with the optical flow algorithm, the F1 Score of the proposed algorithm is increased by 17.48%. The tracking persistence rate is maintained at 99.41%, and the FPS is increased to 22.17, which is 2.66 times higher than that of the CSRT algorithm. The algorithm effectively balances the detection robustness, tracking accuracy and real-time performance, and provides a feasible technical solution for high-precision real-time tactile perception of bionic robots.

Keywords bionic visual-tactile; object detection; object tracking; GelStereo sensor; CSRT correlation filters

Citation Zhao Yi-Nan, Bai Xue-Jian, Li Xian-Qi, Cui Shao-Wei, Wang Shuo, Tan Min, Wang Yu. Dynamic marker tracking method of bionic visual-tactile sensor based on improved CSRT. *Acta Automatica Sinica*, 2026, 52(5): 1-10

收稿日期 2025-09-30 录用日期 2026-01-12

Manuscript received September 30, 2025; accepted January 12, 2026

国家自然科学基金(U23B2038, U23A20343, U24A20281, U24A20282, 62533014), 2025 年辽宁省教育厅高等学校基本科研项目(LJ212510154011, LJZZ232410154012), 国家资助博士后研究人员计划(GZC20241917)资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (U23B2038, U23A20343, U24A20281, U24A20282, 62533014), the 2025 Fundamental Research Project of the Educational Department of Liaoning Province (LJ212510154011, LJZZ232410154012), and Postdoctoral Fellowship Program of CPSF (GZC20241917)

本文责任编辑 刘志杰

Recommended by Associate Editor LIU Zhi-Jie

1. 辽宁工业大学电气工程学院 锦州 121001 2. 中国科学院自动化研究所 北京 100190

1. College of Electrical Engineering, Liaoning University of Technology, Jinzhou 121001 2. Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190

触觉感知作为机器人灵活操作的重要能力,与视觉感知共同构成机器人执行任务的关键信息来源。人类通过触觉可以快速获得物体的物理属性,从而制定相应的操作策略,在机器人领域中触觉传感器的发展为模拟这一能力提供了基础^[1]。其中,基于视觉的触觉传感器(视触觉传感器)凭借高空间分辨率的触觉信息捕捉能力受到广泛关注^[2]。这类传感器通常通过相机捕捉接触凝胶层产生的胶体形变信息^[3],采用计算机视觉算法分析其中嵌入的标记点在外力作用下的运动来提取触觉信息。标记点的精准检测与跟踪成为机器人多模态智能感知领域的重点研究方向之一。

在目标检测与跟踪方面,高芳芳等^[4]对于果园智能管理,提出一种基于轻量级目标检测网络 YOLOv4-tiny 和卡尔曼滤波跟踪算法的苹果检测与视频计数方法,在果园视频中检测准确度达到 96.15%。Du 等^[5]针对多目标跟踪中检测失败和轨迹中断问题,在 DeepSORT 基础上提出 StrongSORT 方法,通过在数据集上的实验验证了其优越性。Liu 等^[6]提出 MOSSE 滤波方法,将跟踪问题转化为一个二分类问题,即训练一个滤波器来区分目标与其周围背景,并通过在频域中进行快速运算来实现实时的跟踪性能,通过多次实验验证了该滤波器极高的效率和鲁棒性。这一工作首次将自适应相关滤波器引入到目标跟踪中。在这之后,基于相关滤波的跟踪方法吸引了众多研究者的关注。Zhao 等^[7]针对 KCF 跟踪器模型漂移问题,提出一种基于 IKPCA-KCF (incremental kernel principal component analysis-kernelized correlation filter) 的跟踪方法,引入最近邻分类器增强跟踪可靠性。Maharani 等^[8]针对跟踪中目标遮挡问题,提出一种基于深度特征与手工特征融合的 KCF 跟踪方法,通过多组实验验证了其在提升跟踪精度上的有效性。上述方法在通用目标跟踪中表现良好,但其通常面向单体或有限数量目标的跟踪场景,且普遍依赖全局特征提取与复杂优化流程,难以直接适配视触觉传感器中分布密集、尺寸微小的标记点跟踪需求。

在视触觉传感器方面,韩国仁荷大学的 Kakani 等^[9]基于双目视觉原理进行视触觉传感器的设计,提出一种基于图像分割和斑点分析的关键点检测方法,结合高斯回归估计接触面积。瑞士苏黎世联邦理工学院的 Aucone 等^[10]针对在接触胶体层中嵌入随机密布的标记点传感器,提出一种基于密集反搜索光流的算法,利用相机的全分辨率,在平面图像中实现标记点的跟踪与位移计算。Yin 等^[11]针对机器人触觉传感器在高帧率响应多模态信息的需求,提出一种基于事件相机的新型触觉传感器 GelEvent,通过事件相机检测凝胶表面黑色标记变形引起的亮度变化来实时感知接触状态及接触面积。Shepherd 等^[12]提出的 TacTip 传感器,将细长的白色探针附着在柔性黑色表面上,通过相机观察探针的移动传导凝胶层表面形变信息。文献 [13] 提出的 Soft-Bubble 传感器,在表面加入一层随机分布的高密度内部标记,以跟踪指示膜位移的密集光流模式。Du 等^[14]提出一种在接触胶体层中添加标记点和随机像素图层的传感器,通过光流法捕捉触觉信息。对于混合型视触觉传感器中标记点与反射膜图像相互

干扰的问题,韩国学者 Kim 等^[15]提出一种基于可切换紫外标记的触觉感知传感器 UVtac,通过提取各标记点质心位置变化求出标记点的位移场。上述研究推动了视触觉传感技术的发展,但现有方法多数仍基于光流类算法。这类方法对光照变化较为敏感,在快速形变的情况下容易发生跟踪丢失,难以在保证实时性的同时满足系统高精度的要求。

综上所述,基于视觉的运动目标检测与跟踪算法已广泛应用于诸多领域中^[16],但其在视触觉传感器中的应用研究较少,仍面临更多挑战。视触觉传感器为便于集成在机器人末端,通常整体体积小巧、结构紧凑,其内部标记点目标尺寸微小且分布密集。这使得在检测与跟踪过程中同时兼顾高精度检测与实时性极为困难。现有方法多数依赖于光流算法,在应对标记点快速运动时,普遍存在检测精度较差、计算效率不足的问题。本文在上述研究的基础上,针对视触觉传感器中动态标记点的高效、精准识别要求,提出一种基于改进 CSRT (channel and spatial reliability tracker) 算法的标记点检测与跟踪方法。该算法融合斑点检测与 CSRT 以提升算法对动态标记点的检测与跟踪精度,引入动态感兴趣区域 (region of interest, ROI) 优化策略,更新移动标记点区域,以提升计算效率,保证标记点跟踪的实时性。最后,基于 GelStereo 型传感器开展实验验证,结果表明该方法不仅满足传感器中高精度检测的需求,而且显著增强了系统的实时性与鲁棒性。

1 基于改进 CSRT 算法的动态标记点检测与跟踪方法

CSRT 算法是一种基于通道可靠性和空间可靠性的相关滤波跟踪算法,Lukežič 等^[17]在判别式相关滤波 (discriminative correlation filter, DCF) 框架中引入颜色、梯度等多种特征通道评估机制和空间可靠性概念。区别于使用单一灰度信息特征,CSRT 算法根据不同特征通道在滤波响应中的判别能力对其进行加权融合,使用空间置信图调整滤波器,约束滤波器聚焦于目标内更稳定的区域。相较于传统的 DCF,CSRT 算法具有更高的精度与更强的鲁棒性,在快速运动、光照变化和复杂背景下仍能有较高的跟踪精度,对非矩形目标的形变和尺度变化有较好的处理效果。

首先,CSRT 算法计算所有特征通道并进行响应加权,滤波响应最大值的位置为预测的目标位置,多通道中的目标函数表达式为式 (1)。

其次,为克服矩形窗口假设的限制和循环移位导致的边界效应问题,CSRT 引入空间可靠性映射

$m \in \{0, 1\}^{W \times H}$, 用于标识图像中各像素是否适用于滤波器学习, 其构建基于外观似然与空间先验的联合概率模型, 如式 (2) 所示.

$$\arg \min_h \sum_{d=1}^{N_d} (\|f_d * h_d - g\|^2 + \lambda \|h_d\|^2) =$$

$$\arg \min_h \sum_{d=1}^{N_d} \left(\left\| \hat{h}_d^H \text{diag} \{ \hat{f}_d \} - \hat{g}_d \right\|^2 + \lambda \left\| \hat{h}_d \right\|^2 \right) \quad (1)$$

$$p(y_i) = \sum_{j=0}^1 p(y_i | m_i = j) p(m_i = j) =$$

$$\sum_{j=0}^1 p(y_i^c | m_i = j) p(y_i^x | m_i = j) p(m_i = j) \quad (2)$$

其中, λ 为正则化参数, g 表示期望的响应输出, $f = \{f_d\}_{d=1:N_d}$ 表示 N_d 个通道特征, $h = \{h_d\}_{d=1:N_d}$ 表示滤波器, “ \wedge ”表示离散傅里叶变换, $p(m_i = j)$ 是背景区域先验概率, $p(y_i^c | m_i = j)$ 是外观似然概率, $p(y_i^x | m_i = j)$ 是空间似然概率. 外观似然概率和空间似然概率相乘后通过马尔科夫随机场优化得到二值化掩膜 m , 作用于约束滤波器学习的目标区域.

进一步地, 在频率域中滤波器的学习问题表述为带空间约束的优化问题, 通过引入一个对偶变量 h_c 和约束 $h_m - m \odot h \equiv 0$ 构建增广拉格朗日函数表达式 (3), 使用交替方向法迭代优化, 交替更新对偶变量和滤波器参数求解出目标函数, 见式 (4).

$$\mathcal{L}(\hat{h}_c, h, \hat{I} | m) = \left\| \hat{h}_c^H \text{diag} \{ \hat{f} \} - \hat{g} \right\|^2 + \frac{\lambda}{2} \|h_m\|^2 +$$

$$\left[\hat{I}^H (\hat{h}_c - \hat{h}_m) + \overline{\hat{I}^H (\hat{h}_c - \hat{h}_m)} \right] + \mu \left\| \hat{h}_c - \hat{h}_m \right\|^2 \quad (3)$$

$$\begin{cases} \hat{h}_c^{i+1} = (\hat{f} \odot \hat{g} + \mu^i \hat{h}_m^i - \hat{I}^i) \odot (\hat{f} \odot \hat{f} + \mu^i)^{-1} \\ \hat{I}^{i+1} = \hat{I}^i + \mu^i (\hat{h}_c^{i+1} - \hat{h}_m^{i+1}) \\ h^{i+1} = \frac{m \odot \mathcal{F}^{-1} [\hat{I}^i + \mu^i \hat{h}_c^{i+1}]}{\frac{\lambda}{2D} + \mu^i} \end{cases} \quad (4)$$

其中, \hat{I} 为拉格朗日乘子; μ 为惩罚系数且 $\mu > 0$; \hat{f} , \hat{g} 分别为特征与期望响应的傅里叶变换; \mathcal{F}^{-1} 为傅里叶的逆变换; D 为离散傅里叶变换的归一化常数.

最后, 对滤波器多通道响应进行加权融合, 通

道权重 w_d 为通道学习可靠性 w_d^{learn} 和通道检测可靠性 w_d^{det} 的乘积, 见式 (5).

$$\begin{cases} w_d^{\text{learn}} = \zeta \max(f_d * h_d) \\ w_d^{\text{det}} = 1 - \min \left(\frac{\rho_{\max 2}}{\rho_{\max 1}}, \frac{1}{2} \right) \end{cases} \quad (5)$$

其中, ζ 为归一化系数; $\rho_{\max 1}$ 和 $\rho_{\max 2}$ 分别为响应图的主峰和次峰.

CSRT 算法因其在处理目标形变、尺度变化和部分遮挡方面表现出较强的鲁棒性, 已被成功应用于智能交通监控、无人机跟踪及人脸识别等多个领域. 然而, 由于该算法采用多通道特征融合与复杂的空间可靠性计算机制, 导致其计算复杂度显著高于 KCF、MOSSE 等相关滤波算法. 在传统的应用场景中, 同一视频帧内需跟踪的目标数量有限, 计算开销尚可接受, 但其性能瓶颈在视觉传感器的标记点跟踪任务中变得尤为突出. 此类任务通常需要在单帧图像中同时检测与跟踪数百个标记点, 对算法的实时性和计算效率提出极高的要求.

作为判别式相关滤波跟踪器, CSRT 本身并不具备目标检测功能, 其工作机制依赖于对序列中已知初始位置的目标进行持续定位. 因此, 如何高效、准确地为 CSRT 提供初始目标位置是实现自动化跟踪的关键前提. 当前主流的初始化方法主要包括两类: 1) 人工标注方法在视频首帧通过鼠标交互方式框选目标, 该方法虽然简单可靠, 但缺乏自动化能力, 难以应用于大规模或实时性要求高的场景. 2) 采用深度学习目标检测网络 (如 Faster R-CNN^[18]、SSD^[19]、YOLO^[20] 等) 进行自动初始化. 然而, 这些通用检测网络并非为密集小目标检测任务专门设计, 其网络结构中包含大量用于类别识别和目标大小推理的冗余参数, 不仅计算代价高昂, 而且对小尺寸标记点的检测精度和定位准确度有限.

针对上述初始化方式存在的问题以及 CSRT 算法在跟踪密集目标时的计算效率瓶颈, 本文提出一种融合轻量级斑点检测 (blob detection) 与动态感兴趣区域优化策略的改进 CSRT 标记点跟踪算法. 如图 1 所示, 整体分为两个阶段: 系统初始化阶段和实时跟踪与感知阶段.

系统初始化阶段. 在初始状态 ($t = 0$) 时, 传感器处于未接触或静止状态. 算法启动后, 首先对双目视觉进行参数配置与同步初始化, 确保两个相机具有相同的图像分辨率、采集参数. 随后, 创建专用的标记点检测与跟踪模块实例. 该模块整合了基于形态学特征的轻量级斑点检测器 (blob detector) 与多目标 CSRT 跟踪器, 为后续的实时跟踪与感知

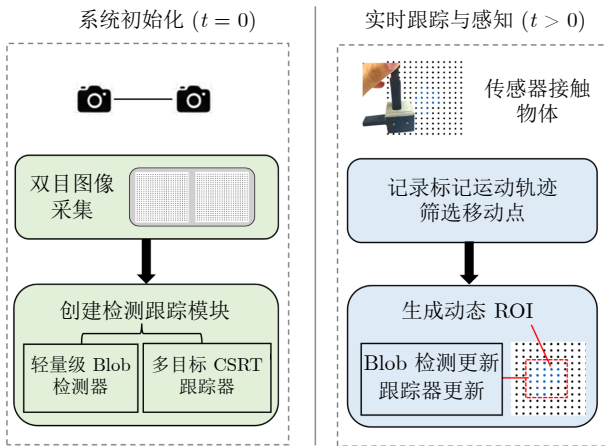


图 1 基于改进 CSRT 的标记点跟踪算法

Fig.1 Markers tracking algorithm based on improved CSRT

奠定基础。

实时跟踪与感知阶段。当传感器表面与外部物体发生接触后 ($t > 0$), 标记点群体会发生微小位移, 进入实时感知阶段。该阶段的核心是持续跟踪标记点的运动并自适应关注发生形变的区域。算法通过记录每个标记点的轨迹区分出移动点, 自动计算生成一个包含所有移动点的动态 ROI。在后续的跟踪过程中, 算法仅在此动态 ROI 内执行斑点检测和 CSRT 跟踪器的更新操作。

1.1 基于 Blob 的标记点检测方法

由于视触觉传感器中标记点通常具有形态规整、尺寸统一、与背景对比度显著等特点, 因此本文采用 OpenCV 中的 Blob 检测算法作为初始帧标记点识别的方法。与基于深度学习的检测模型相比, Blob 检测作为一种轻量级的图像处理方法, 无需大量数据与复杂模型训练, 计算开销极低, 能满足视触觉传感器的实时性要求。另外该算法通过一组可控直观的几何与光度特征参数对图像区域进行过滤, 能准确地识别出小尺寸标记点, 完美契合了视触觉传感器中标记点检测任务的需求。

Blob 检测算法通过一系列的筛选过程从图像中识别出局部极值区域。算法初始阶段采用多尺度阈值分割策略对输入灰度图像进行预处理, 通过预设的阈值下限、上限及步长生成一系列二值图像。每一幅二值图像由特定阈值进行分割, 其中像素根据其强度值被划分为前景或背景。

在获取二值图像集合后, 算法进行连通域分析与分组, 通过扫描图像并标记连通白色像素团块为二进制 Blob。由于同一标记点可能在多个相邻阈值下被重复检测, 算法执行基于空间距离的 Blob 合

并操作。该过程依据预先定义的最小 Blob 间距参数, 将过于邻近的 Blob 判定为一个 Blob。

为进一步提升检测精度并抑制噪声, 算法引入多特征过滤机制, 仅保留满足所有条件的 Blob 作为最终检测结果。本文首先进行面积过滤, 剔除像素面积过小的区域, 保留 $\text{minArea} = 20 \text{ pixel}$ 以上的 Blob。然后进行圆形度评估, 圆的圆形度为 1, 设定最小圆形度参数 $\text{minCircularity} = 0.6$ 。最后, 计算并返回 Blob 的中心和半径。

1.2 融合动态 ROI 优化机制的标记点跟踪方法

针对 CSRT 算法跟踪全部标记点导致的计算效率低、实时性差等问题, 本文在 CSRT 跟踪算法的基础上引入一种基于运动分析的动态 ROI 优化机制, 如图 2 所示。

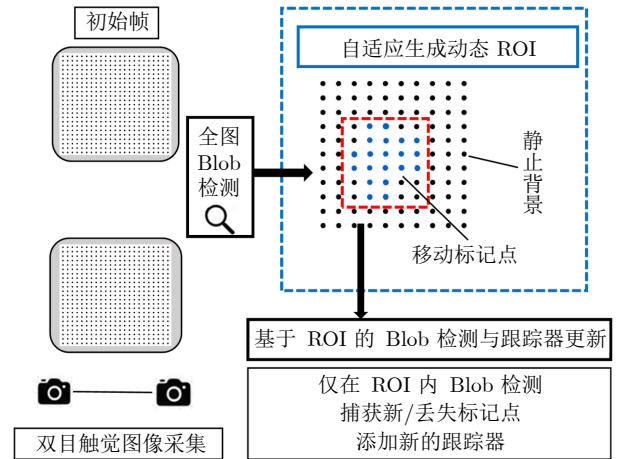


图 2 动态 ROI 优化机制

Fig.2 Dynamic ROI optimization mechanism

动态 ROI 的位置和大小并非固定预设的, 而是通过实时分析标记点的运动状态自适应地计算得出。动态 ROI 的生成依赖于一个核心原理: 在视触觉传感器中, 当凝胶层发生形变时, 并非所有标记点都会移动, 只有处于接触和受力区域的标记点才会产生位移。因此, 算法通过持续跟踪所有标记点的运动轨迹筛选出移动点, 并认为这些点所集中的区域才是当前需要重点关注和计算的有效触觉感知区域。改进 CSRT 的标记点跟踪算法流程如算法 1 所示。

算法 1. 动态 ROI 策略优化的标记点跟踪算法

- 1) 初始化
- 2) $i = 0$
- 3) **repeat**
- 4) 读取第 i fps 图像 I_i
- 5) 更新所有跟踪器 $\text{boxes} = \text{update}(T, I_i)$

- 6) 对于每个边界框 $b_j \in boxes$, 计算中心点 p_j , 更新轨迹 $L_j \leftarrow L_j \cup \{p_j\}$
- 7) 识别移动点 $M = \{p_j \mid \|p_j - p_{j, prev}\| > d_{th}\}$
- 8) **if** $M \neq \emptyset$ **then**
- 9) ROI $\left[\begin{matrix} \min_x - 5, \min_y - 5, \max_x + 5, \max_y + 5 \end{matrix} \right]$
- 10) **else**
- 11) ROI = \emptyset
- 12) **end if**
- 13) **if** $i \bmod \Delta = 0$ fps **then**
- 14) 在 ROI 检测标记点 $D = \text{Blob}(I_i, \text{ROI})$
- 15) 对于每个标记点 $d_k \in D$, 初始化跟踪器 $T \leftarrow T \cup \{\text{CSRT}(d_k)\}$
- 16) **end if**
- 17) $i \leftarrow i + 1$
- 18) **until** 实时跟踪任务结束

首先, 系统同步获取左右相机的双目触觉图像, 对于初始帧进行全图斑点检测, 初始化多目标跟踪器实例 T , 轨迹列表 L . 对于每一帧图像, 算法调用该跟踪器 T , 更新所有被跟踪标记点的最新边框集合, 实时记录每个标记点中心坐标及运动轨迹.

其次, 遍历所有标记点轨迹, 计算各标记点在前后帧间的位移向量, 并依据预设阈值 ($d_{th} = 3$ pixel) 判别出发生了显著位移的移动标记点 M . 根据移动点的空间分布, 自动计算并生成一个最小外接矩形的动态感兴趣区域, 并将边界在四周扩展 5 pixel, 以保证 ROI 能完整包含运动目标. 该扩展值用于补偿跟踪过程中的位置估计误差与运动不确定性, 其大小通过实验确定, 旨在平衡目标完整性与 ROI 的控制. 该 ROI 会随着标记点的运动而自适应调整, 确保其始终涵盖所有活跃的移动标记点, 有效排除未发生变化的静止背景区域, 从而大幅缩减后续处理的计算域.

然后, 达到预设的检测间隔 ($\Delta = 30$ fps). 算法并非在全图范围内进行搜索, 而是仅在上述动态 ROI 内执行高精度的斑点检测与跟踪器的更新. 捕捉传感器接触过程中出现的新标记点, 或重新捕获跟丢的标记点. 新检测到的标记点会被初始化为新的 CSRT 跟踪目标, 纳入到持续跟踪体系中.

最后, 算法实时绘制出标记点的运动轨迹、位移方向箭头以及动态 ROI 的边界, 并将处理后的双目触觉图像序列进行拼接显示, 为观察和评估提供了直观的反馈.

引入 ROI 优化机制的标记点跟踪算法, 通过标记点运动状态驱动 ROI 生成, 显著提升了视触觉传感系统的性能. 该机制具备高度自适应性, 能自主聚焦于形变区域, 灵活响应不同接触模式; 其通过

将计算任务约束于 ROI 内, 大幅提升计算效率, 满足实时处理需求; 基于多个标记点群体运动趋势的决策机制, 有效抑制了单点跟踪噪声与丢失的干扰, 具有强鲁棒性.

2 实验结果与分析

2.1 实验环境

研究基于 GelStereo 型视触觉传感器开展实验, 如图 3 所示. 计算平台为一台搭载 Intel (R) Core i5-14700 处理器 (主频 3.40 GHz)、32 GB 内存以及 NVIDIA GeForce RTX 4080 显卡 (16 GB 显存) 的台式计算机. 算法开发在 PyCharm 集成环境中, 编程语言为 Python 3.12, 并依托 OpenCV 4.10 计算机视觉库实现图像处理功能.

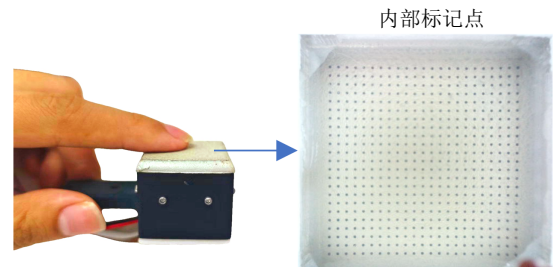


图 3 GelStereo 传感器示意图
Fig. 3 Schematic diagram of GelStereo sensor

GelStereo 视触觉传感器由三个核心组件构成, 包括双目摄像头模块、嵌入标记点的透明凝胶层以及集成照明单元的支撑结构. 其中, 凝胶感应层采用多层复合构造, 从外至内依次包括反射涂层、规则排列的标记点阵列、弹性透明凝胶材料及刚性亚克力背板; 标记点阵列空间分辨率设置为 0.9 mm, 共计 529 个标记点. 当传感器与物体表面发生接触时, 外部作用力使凝胶层产生弹性形变, 引起内部标记点阵列发生相应位移. 该设计通过将力学接触信息转化为标记点的位移变化, 借助双目视觉成像系统进行捕获, 进而由后续视觉算法处理, 提供各种触觉信息.

2.2 评价指标

为客观全面评估本文算法的综合性能, 实验采用平均帧率 (frames per second, FPS)、准确率 (Precision)、召回率 (Recall)、F1 分数 (F1 Score) 指标, 如 (6) ~ (8), 在式 (9) 中使用标记点跟踪持续率 (tracking persistence rate, TPR) 表示在标记点实时跟踪中, 被算法持续正确检测到的移动标记点数量占移动标记点总数的比例, 用来评估标记点在

连续跟踪过程中的稳定性, 数值越高表示跟踪越稳定、性能越好.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

$$\text{F1 Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (8)$$

$$\text{TPR} = \frac{N_{\text{persistent}}}{N_{\text{moving}}} \quad (9)$$

其中, TP 为正确检测出来的标记点数目, FP 为错误检测出来的非标记点数目, FN 为未检测出来的标记点数目, $N_{\text{persistent}}$ 为算法持续检测到的移动标记点数目, N_{moving} 为移动标记点的总数.

2.3 实验过程与结果

2.3.1 标记点检测

图 4 展示了不同光照条件下标记点的识别效果对比, 其中红色点表示成功识别的标记点. 为全面评估算法性能, 通过调节光源强度, 构建了弱光、常光与强光三种典型光照环境, 并在各条件下进行标记点检测实验. 本文算法与当前视触觉传感器领域广泛采用的光流算法进行对比分析, 以验证所提方法在复杂光照下的鲁棒性与准确性. 图 4 第一行展示了传感器的左、右目原始图像, 其标记点分布为 23×23 的规则阵列; 图 4 第二行为传统光流算法在相同条件下的识别结果; 图 4 第三行则为本文提出算法在相同设置下的识别效果. 本文算法中所使用的关键参数设置如下: 斑点检测部分, 阈值下

限为 10, 上限为 250, 最小面积为 20 pixel, 最小圆形度为 0.6; 光流算法部分, 最大角点数量为 550, 角点质量水平阈值为 0.3; 动态 ROI 机制中, 移动点判别阈值 (d_{th}) 为 3 pixel, 边界扩展值为 5 pixel, 检测间隔 (Δ) 为 30 fps.

标记点检测图像表明, 光流算法的性能高度依赖光照条件, 尤其在弱光环境中表现不佳, 出现大量漏检与误检现象. 尽管在强光条件下识别效果有所改善, 该算法仍无法完全避免部分标记点的漏检. 虽然通过降低角点质量水平阈值可在一定程度上增加标记点正确检测出的数量, 但是误检的非标记点数量也随之增加, 因此该算法在准确率与召回率之间难以同时优化. 实验结果如表 1 所示, 在弱光环境下, 光流算法的召回率仅为 0.7939, 说明其漏检率较高; 尽管其准确率达到 0.9603, 但综合性能指标 F1 分数仅为 0.8488, 表示该算法难以同时实现较高的检测精度与完整的标记点覆盖.

相比之下, 本文提出的算法在弱光环境下仍表现出优异的鲁棒性和稳定性. 由表 1 可知, 本文算法在相同弱光条件下的 F1 分数高达 0.9972, 光流算法为 0.8488, 本文算法相较于光流算法提升了 17.48%. 同时实现了接近完美的准确率 (0.9991) 与召回率 (0.9953), 显著优于传统光流方法. 这表明本文算法在不同光照条件下均能保持稳定的检测性能, 可以兼顾对标记点的高敏感性与低误检率, 显著提升了标记点的检测精度和可靠性.

2.3.2 标记点跟踪

图 5 至图 7 展示了不同算法标记点跟踪实验中的性能对比结果. 图中使用红色箭头清晰绘制了标记点的运动轨迹, 并以黑色边框突出显示了跟踪

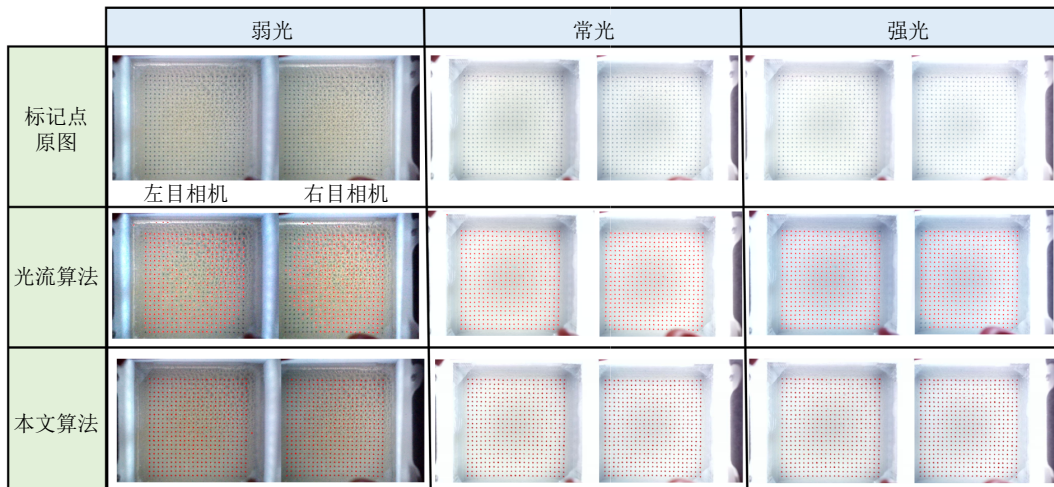


图 4 不同算法标记点检测效果对比

Fig. 4 Comparison of markers detection effects of different algorithms

表 1 不同算法检测结果对比
Table 1 Comparison of detection results of different algorithms

方法	Precision	Recall	F1 Score
光流算法	0.9603	0.7939	0.8488
本文算法	0.9991	0.9953	0.9972

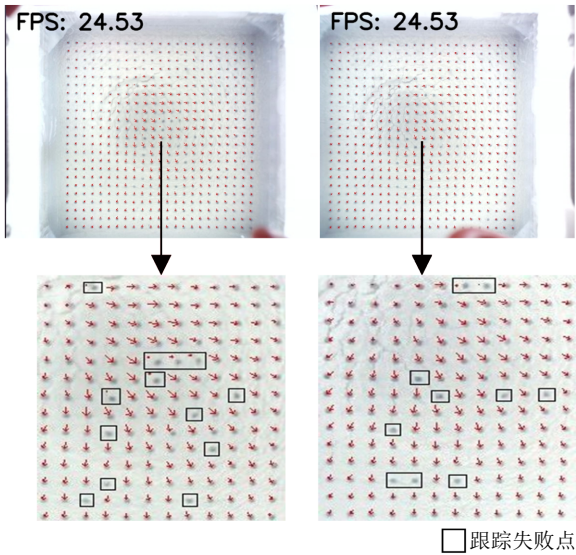


图 5 光流算法跟踪

Fig.5 Optical flow algorithm tracking

失败的标记点. 在完全相同的实验环境下, 本文对光流算法、CSRT 算法及改进后的本文算法进行了系统比较.

图 5 为光流算法的跟踪效果, 图 6 为 CSRT 算法的跟踪结果, 图 7 则为引入动态 ROI 机制后的本文算法跟踪效果.

从实时跟踪结果可以看出, 光流算法 (图 5) 存在部分移动标记点未能被持续正确跟踪的问题, 这些点在初始帧中虽可被检测, 却在后续跟踪过程中发生丢失. 在本文提出的算法中 (图 7), 标记点全部被持续正确跟踪. 然而, 在实验过程中, 曾观察到因外部作用于传感器表面的力分布不均, 造成局部应力过大, 从而导致凝胶层产生裂痕, 致使个别标记点形态断裂而无法被持续识别, 进而出现跟踪中断的现象.

表 2 的定量计算结果表明, 本文算法在 TPR 上与原始 CSRT 算法持平, 均高达 99.41%, 显著优于光流算法 (90.77%). 与此同时, 系统 FPS 从原始 CSRT 算法的 8.34 提升至 22.17, 提升幅度达 2.66 倍, 且已接近光流算法 (24.53) 的实时水平. 这一结果表明, 所提出的动态 ROI 机制在几乎不损失跟踪精度的前提下, 显著降低了计算负荷.

实验结果表明, 本文提出的算法 FPS 相对于光

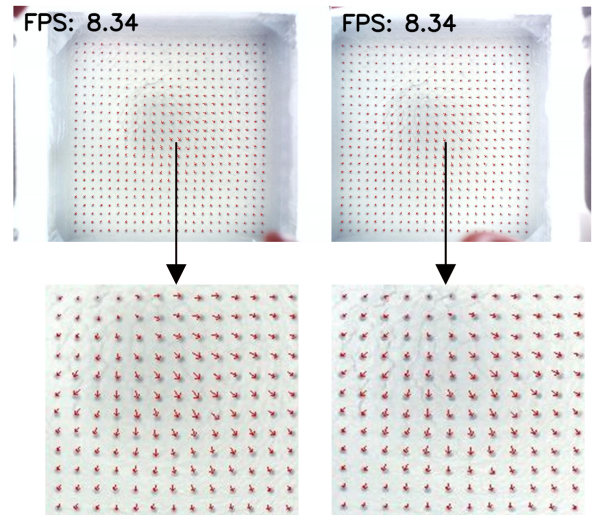


图 6 CSRT 算法跟踪

Fig.6 CSRT algorithm tracking

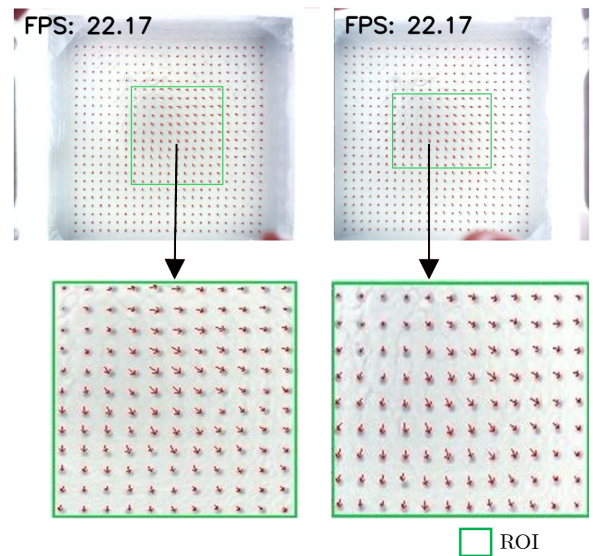


图 7 本文算法跟踪

Fig.7 Proposed algorithm tracking

表 2 不同算法跟踪结果对比
Table 2 Comparison of markers tracking results of different algorithms

方法	TPR (%)	FPS
光流算法	90.77	24.53
CSRT 算法	99.41	8.34
本文算法	99.41	22.17

流算法有所降低, 但是 TPR 以及检测 F1 分数有较大提升. 在适当降低跟踪速度的前提下, 相比于广泛应用视觉传感器的光流算法, 本文算法显著提升了标记点检测与跟踪的准确性和稳定性, 在实时

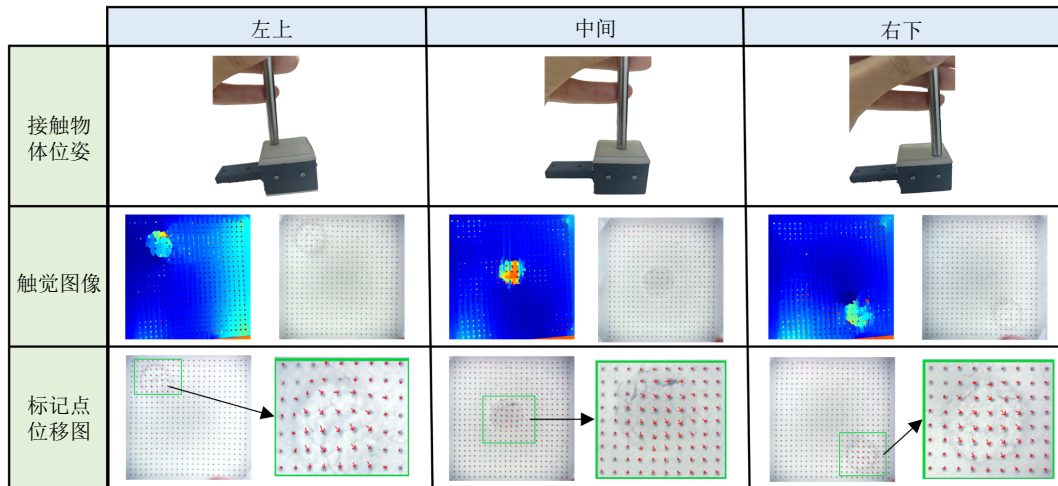


图 8 接触物体位移跟踪实验

Fig.8 Displacement tracking experiment of contact object

性与精确性之间取得了良好平衡, 体现出更优越的综合性能。

图 8 展示了基于 GelStereo 型视触觉传感器的物体接触位置检测与位移跟踪实验结果. 通过改变物体与传感器的接触位姿, 系统实时生成对应的触觉图像与标记点位移图. 图中第一行为不同接触姿态的实物场景, 第二行为相应的触觉感知图像与视差分布, 第三行为标记点在物体移动过程中的位移跟踪可视化结果. 实验过程中, 物体沿左上至右下方向移动, 传感器通过自适应生成的 ROI (绿色框) 捕捉接触位置变化. 标记点位移图中, 红色箭头清晰展示了各标记点的运动轨迹, 其中超过 85% 的箭头方向呈现一致的右下指向, 直观地反映了物体的整体运动趋势. 少数轨迹方向不一致的现象主要源于接触边缘处应力分布梯度以及凝胶材料形变的标记点离散分布带来的采样限制, 属于实际接触过程中不可避免的物理与传感特性.

结果表明, 本文算法在视触觉传感器系统中能够实现物体位移的实时跟踪与触觉信息可视化, 在接触位置识别、运动轨迹跟踪等任务中表现出优异的性能, 为机器人触觉感知提供了可靠的技术支持.

3 结束语

本文围绕仿生视触觉传感器中密集标记点高精度、高实时检测与跟踪需求, 提出一种基于改进 CSRT 算法的标记点检测与跟踪算法, 通过融合轻量级斑点检测与动态 ROI 机制, 在确保检测精度与跟踪稳定性的同时, 显著提升了系统实时性与跟踪效率. 该算法将斑点检测融入 CSRT 算法中, 强化了对标记点形态特征的提取能力, 有效提升了其在

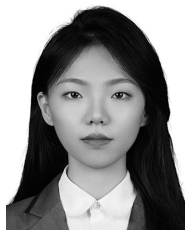
不同光照条件下的检测鲁棒性; 同时, 引入基于运动状态感知的动态 ROI 方法, 自适应地聚焦于形变区域, 显著降低了系统计算负荷, 在保障跟踪精度的同时大幅提升了系统的实时处理能力.

实验结果表明, 在检测性能方面, 本文算法在弱光环境下标记点检测的 F1 分数为 0.9972, 光流算法为 0.8488, 显著优于传统光流方法. 在跟踪性能方面, 算法在维持跟踪持续率达 99.41% 的同时, 将系统帧率从改进前的 8.34 提升至 22.17, 大幅增强提高效率, 表现出算法优异的实时性与稳定性. 接触物体位移跟踪的方向一致性大于 85%, 可以较为准确地反映物体的整体运动趋势. 此外, 实验中发现当凝胶层发生局部物理性裂痕时, 个别标记点因形态断裂而发生跟踪中断与轨迹不一致的现象, 反映了当前算法在极端形变条件下的局限性. 本文提出的改进 CSRT 算法在检测精度、跟踪稳定性与系统实时性之间实现了良好平衡, 满足了视触觉传感器对实时触觉感知的迫切需求, 为机器人灵巧操作提供了可靠的触觉反馈信息. 未来工作可进一步探索多模态传感器信息融合、基于深度学习的标记点特征提取、在标记点断裂或严重形变等情况下的鲁棒跟踪机制等方向, 以进一步提升算法在不同环境下的准确性与实时性.

参考文献

- Peng Huan, Xiong Peng-Wen, Zhang Yu, Hong Jin-Hua, Xu Jian-Ning, Song Ai-Guo. Interference-resistant multimodal flexible electronic skin for robotic interactive recognition. *Robot*, 2025, 47(1): 55-63
(彭欢, 熊鹏文, 张宇, 洪金华, 徐健宁, 宋爱国. 面向机器人交互识别的抗干扰多模态柔性电子皮肤. *机器人*, 2025, 47(1): 55-63)
- Sormoli M A, Dianati M, Mozaffari S, Woodman R. Optical flow based detection and tracking of moving objects for

- autonomous vehicles. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, **25**(9): 12578–12590
- 3 Subudhi D, Routray P K, Muniyandi M. Subblescope: Novel thin-film haptic sensing using a single-bubble approach. *IEEE Sensors Journal*, 2024, **24**(18): 28652–28661
- 4 Gao Fang-Fang, Wu Zhen-Chao, Suo Rui, Zhou Zhong-Xian, Li Rui, Fu Long-Sheng, et al. Apple detection and counting using real-time video based on deep learning and object tracking. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2021, **37**(21): 217–224
(高芳芳, 武振超, 索睿, 周忠贤, 李瑞, 傅隆生, 等. 基于深度学习与目标跟踪的苹果检测与视频计数方法. 农业工程学报, 2021, **37**(21): 217–224)
- 5 Du Y H, Zhao Z C, Yang S, Zhao Y Y, Su F, Tao G. StrongSORT: Make DeepSORT great again. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2023, **25**: 8725–8737
- 6 Liu S, Liu D Y, Gautam S, Dawid P, Marcin W. Overview and methods of correlation filter algorithms in object tracking. *Complex Intelligent Systems*, 2021, **7**: 1895–1917
- 7 Zhao F, Hui K D, Wang T T, Zhang Z Z, Chen Y J. A KCF-based incremental target tracking method with constant update speed. *IEEE Access*, 2021, **9**: 73544–73560
- 8 Maharani D A, Machbub C, Yulianti L, Rusmin P H. Deep features fusion for KCF-based moving object tracking. *Journal of Big Data*, 2023, **10**: Article No. 136
- 9 Kakani V, Cui X N, Ma M J, Kim H. Vision-based tactile sensor mechanism for the estimation of contact position and force distribution using deep learning. *Sensors*, 2021, **21**(5): Article No. 1920
- 10 Aucone E, Sferrazza C, Gregor M, D'Andrea R, Mintchev S. Optical tactile sensing for aerial multicontact interaction: Design, integration, and evaluation. *IEEE Transactions on Robotics*, 2025, **41**: 364–377
- 11 Yin D, Lu S L, Yang J, Zhang Y, Dai Z W, Nan D, et al. Gel-Event—A novel high-speed tactile sensor with event camera. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2025, **74**: 1–13
- 12 Shepherd D R, Husbands P, Philippides A, Johnson C. Texture and friction classification: Optical tactip vs. vibrational piezoelectric and accelerometer tactile sensors. *Sensors*, 2025, **25**(16): Article No. 4971
- 13 Xin Y H, Hu K M, Xiang R J, Gao Y L, Zhou J F, Meng G, et al. Vision-based tactile sensing: From performance parameters to device design. *Applied Physics Reviews*, 2025, **12**(2): Article No. 1312
- 14 Du Y P, Zhang G L, Zhang Y Z, Wang Y. High-resolution 3-dimensional contact deformation tracking for fingervision sensor with dense random color pattern. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, **6**(2): 2147–2154
- 15 Kim W, Kim W D, Kim J J, Kim C H, Kim J. UVtac: Switchable UV marker-based tactile sensing finger for effective force estimation and object localization. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, **7**(3): 6036–6043
- 16 Xiong Zhen-Kai, Cheng Xiao-Qiang, Wu You-Dong, Zuo Zhi-Qiang, Liu Jia-Sheng. LiDAR-based 3D multi-object tracking for unmanned vehicles. *Acta Automatica Sinica*, 2023, **49**(10): 2073–2083
(熊珍凯, 程晓强, 吴幼冬, 左志强, 刘家胜. 基于激光雷达的无人驾驶 3D 多目标跟踪. 自动化学报, 2023, **49**(10): 2073–2083)
- 17 Lukežič A, Vojíš T, Zajc Č L, Matas J, Kristan M. Discriminative correlation filter tracker with channel and spatial reliability. *International Journal of Computer Vision*, 2018, **126**(7): 671–688
- 18 Li C J, Zhong Q, Wang S Y, Liu L. A method of cross-layer fusion multi-object detection and recognition based on improved faster R-CNN model in complex traffic environment. *Pattern Recognition Letters*, 2021, **145**: 127–134
- 19 Qiang Wei, He Yu-Yao, Guo Yu-Jin, Li Bao-Qi, He Ling-Jiao. Exploring underwater target detection algorithm based on improved SSD. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2020, **38**(4): 747–754
(强伟, 贺昱曜, 郭玉锦, 李宝奇, 何灵蛟. 基于改进 SSD 的水下目标检测算法研究. 西北工业大学学报, 2020, **38**(4): 747–754)
- 20 Zeng Chang-Wen, Yang Zhi-Yu, Dai Zuo-Xiao, Gu Ming-Jian. Synchronous object detection and matching network based on infrared binocular vision. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2025, **44**(1): 118–128
(曾长紊, 杨支羽, 代作晓, 顾明剑. 基于红外双目视觉的同步目标检测与匹配网络. 红外与毫米波学报, 2025, **44**(1): 118–128)



赵艺楠 辽宁工业大学电气工程学院硕士研究生. 主要研究方向为水下仿生机器人.

E-mail: 15513137357@163.com

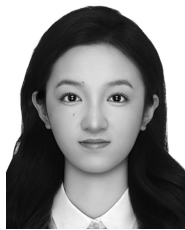
(**ZHAO Yi-Nan** Master student at the College of Electrical Engineering, Liaoning University of Technology. Her main research interest is underwater bionic robots.)



白雪剑 辽宁工业大学电气工程学院讲师. 主要研究方向为水下机器人. 本文通信作者.

E-mail: baixuejian2018@ia.ac.cn

(**BAI Xue-Jian** Lecturer at the College of Electrical Engineering, Liaoning University of Technology. His main research interest is underwater robots. Corresponding author of this paper.)



李贤琦 中国科学院自动化研究所博士研究生. 主要研究方向为水下机器人.

E-mail: lixianqi2025@ia.ac.cn

(**LI Xian-Qi** Ph.D. candidate at the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. Her main research interest is underwater robots.)



崔少伟 中国科学院自动化研究所讲师. 主要研究方向为水下机器人.

E-mail: cuishaowei2017@ia.ac.cn

(**CUI Shao-Wei** Lecturer at the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His main research interest is underwater robots.)



谭 民 中国科学院自动化研究所研究员. 主要研究方向为智能控制.

E-mail: min.tan@ia.ac.cn

(**TAN Min** Research fellow at the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His main research interest is intelligent control.)



王 硕 中国科学院自动化研究所研究员. 主要研究方向为仿生机器人.

E-mail: Shuo.wang@ia.ac.cn

(**WANG Shuo** Research fellow at the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His main research interest is bionic robots.)



王 宇 中国科学院自动化研究所研究员. 主要研究方向为水下机器人.

E-mail: yu.wang@ia.ac.cn

(**WANG Yu** Research fellow at the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His main research interest is underwater robots.)