• 专题一：双清论坛“低空经济信息系统与安全管理理论及关键技术” •
DOI: 10.3724/BNSFC-2025-0024

多模态反无人机检测系统与技术*

王 栋[1] 赵 洁[1] 刘 洋[2] 张 璐[1] 卢湖川[1**]

1. 大连理工大学 信息与通信工程学院，大连 116024
2. 大连理工大学 未来技术学院，大连 116024

[摘 要] 随着民用与商用无人机技术的快速普及，低空空间安全面临前所未有的挑战。围绕反无人机防御需求，基于多模态信息的反无人机检测技术已成为该领域的重要研究方向，并为相关技术的发展提供了学术交流与研究基础。本文在此背景下，对该领域的研究进展进行了系统性综述。首先，系统梳理了反无人机问题的演进历程和现有技术体系对比；其次，分别从视觉感知、单一传感器和多传感器融合三个方面分析了反无人机检测技术的研究进展；随后，全面总结了当前主流的反无人机检测数据集和重要国际竞赛；最后，对该领域的未来发展方向进行了前瞻性分析与展望。本文旨在为构建高效、智能、可扩展的反无人机防御体系提供理论支撑和技术参考，进而推动国家低空安全防护体系的持续完善与发展。

[关键词] 反无人机检测；视觉感知；多模态融合；低慢小目标；低空安全

随着无人机技术的快速普及和广泛应用，其在物流配送、精准农业、应急救援和城市安防等领域展现出巨大潜力的同时，也带来了日益严峻的低空安全威胁。近年来，全球范围内非法无人机入侵机场、军事禁区等敏感区域的事件频发。据统计，2018—2023年，全球52个国家发生了471起无人机威胁事件，包括机场干扰、违禁走私、意外伤害、恐怖袭击等。不仅严重威胁公共安全和国家安全，也对现有的空域管理秩序与低空经济发展提出了新的挑战。近年来，我国高度重视低空经济发展，将其视为创新驱动和现代化建设的重要引擎。当前，我国正加快完善分层分类管控机制，优化空域资源配置，以满足多样化无人机应用需求。习近平总书记强调“加快构建我国低空经济发展格局”，将低空经济与安全管理纳入国家战略布局。2024年12月，国家发展和改革委员会低空经济发展司正式亮相，将负责拟订并组织实施我国低空经济发展战略、中长期发展规划，提出有关政策建议，协调有关重大问题等。

基于各类传感器的反无人机检测方案，因其在不同场景下展现出的独特优势，正成为低空安防领域的重要研究方向与应用热点。雷达、射频、光电、声波等技术在探测距离、分辨率、非侵入性及成本效益等方面各有优劣。然而，无人机目标普遍具有体积小、非合作、机动性强等特点，并且易受天气、地形遮挡和环境动态干扰的影响，使得单一模态技术路径在远距探测、全天候适应和实时响应能力上仍存在明显不足。因此，反无人机检测技术正在呈现多模态并行发展与智能协同的趋势。本文立足于国家自然科学基金委员会第 407 期双清论坛“低空经济信息系统与安全管理理论及关键技术”专题研讨成果，将首先回顾反无人机技术的发展背景，包括反无人机问题的演进及主要技术体系的对比分析；随后梳理多模态反无人机技术的研究现状，涵盖基于视觉感知、单一传感器以及多传感器融合的典型方法；接着介绍现有的反无人机检测数据集与国际竞赛；最后对未来的研究方向进行总结与展望。通过对当前问题的深入分析与前沿趋势的洞察，为高效、鲁棒的反无人机防御体系构建提供理论参考和技术支持，推动国家低空安

收稿日期：2025-07-30；修回日期：2025-10-09
* 本文根据国家自然科学基金委员会第407期“双清论坛”讨论的内容整理。
** 通信作者，Email：lhchuan@dlut.edu.cn
本文受到国家自然科学基金项目(U23A20384，62293542，62402084)的资助。

引用格式： 王栋，赵洁，刘洋，等. 多模态反无人机检测系统与技术. 中国科学基金，2026，40(1)：73−84.
Wang D，Zhao J，Liu Y，et al. Multimodal anti-Uav detection system and technology. Bulletin of National Natural Science Foundation of China，2026，40(1)：73−84.(in Chinese)

全防护体系的持续完善。

1 反无人机技术发展背景

1.1 反无人机问题演进概览

在现代战争与民用空域安全领域,反无人机技术正经历由单一防御手段向多元化、智能化体系的深刻演进。俄乌冲突中的实战经验表明,战术对抗已从早期依赖察打一体机的目标侦察与打击,迅速扩展至面向轻型、隐蔽且具备智能飞控能力的多类型无人机的高强度防御。对于常见的小型商用机(如航拍无人机、物流机等),通常采取频谱管制结合信号诱骗,迫使其飞行控制中断;而面对FPV(First Person View)穿越机、巡飞弹等高速、远程传输且隐蔽性强的平台,则更适合施加电磁脉冲或高功率微波定向压制,以摧毁其电子系统并降低攻击能力。此外,依托“自主飞行 + 群体智能”的新一代无人机蜂群正在加速涌入战场,这类平台能够利用分布式协同算法在复杂环境中灵活规避拦截、形成多点饱和攻击。

在此背景下,传统依赖大功率雷达监视与弹药拦截的手段不仅难以覆盖低空“低慢小”目标,且作战成本高昂;频谱干扰和定向能武器虽可一定程度抑制威胁,但在目标识别精度与瞄准实时性上仍存在不足[1]。因此,构建一套高效、鲁棒的多模态融合反无人机检测体系成为实现“探—打”一体、降低误警率与误击率的关键方向。特别是结合基于深度学习的视觉感知技术,能够在可见光、红外等多模态数据中提取丰富的空间和语义特征,实现对无人机外观、轨迹与行为模式的精准识别。通过雷达、射频、光电等多源传感器的智能融合,配合深度学习驱动的高精度视觉识别,可在复杂空域环境下实现全时段、多维度的精准探测,为后续定向能武器和动能拦截提供可靠的态势感知与决策支撑。

1.2 反无人机技术体系对比

如图1所示,现有的反无人机技术体系可被归纳为被动探测、主动探测与主被动融合探测。表1对各类反无人机技术进行了对比分析。具体而言,在主动探测方面,雷达技术凭借其远距离感知能力强、定位精度高、对多目标响应迅速以及抗气候干扰能力突出等特点,是军

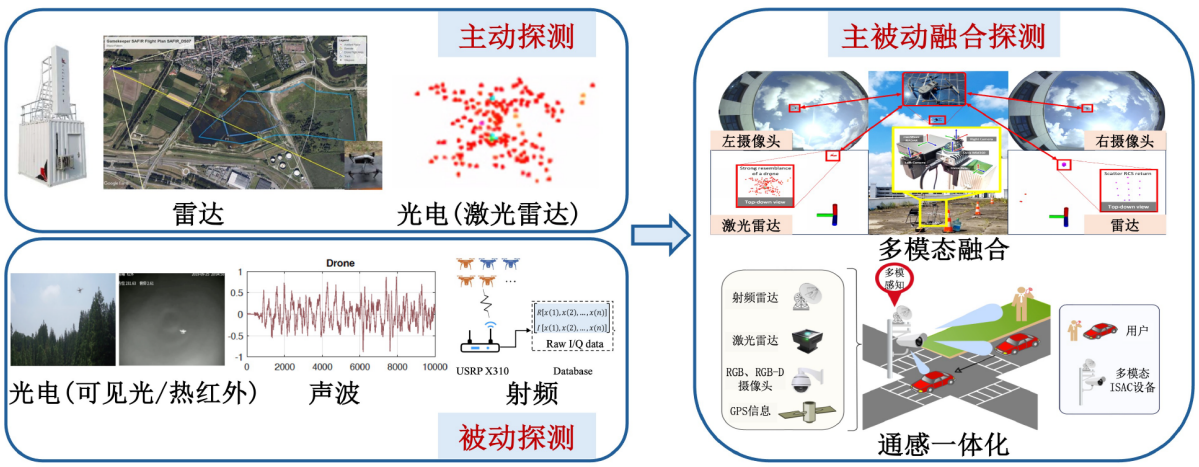


图1 反无人机技术体系概览

Fig.1 Overview of Anti-UAV Technology System

表1 各类反无人机探测技术的优势与挑战对比

Table 1 Comparison of Advantages and Challenges of Various Anti-UAV Detection Technologies

探测方式	模态类型	优势	局限性
主动探测	雷达	远程覆盖能力强;定位精度高;多目标响应快、抗气候干扰能力强	对低慢小目标灵敏度差;城市环境易受多径效应干扰;体积大、成本高
	光电(激光雷达)	可获取高精度3D点云;适用于近距精细探测	探测距离短;受雨雾天气影响大
被动探测	射频	部署成本低;探测距离远;可同时定位无人机与操作者	难以探测通信静默目标;难以破解高密级跳频信号;需持续更新频谱数据库
	光电(可见光/热红外)	成像分辨率高;抗电磁干扰;具备取证与精细识别能力	探测距离和覆盖范围有限;视角受限;恶劣气象条件下成像质量下降
	声波	系统隐蔽性强;硬件成本低;适合近程补充探测	探测距离短;对环境噪声极度敏感,易导致误检与漏检
主被动融合探测	多传感器融合/通感一体化	融合多源信息,感知维度更全面;支持动态资源调度	系统架构复杂;对基础设施改造需求高;实时性与成本效益存在挑战

事与关键基础设施防御的核心手段。但其在低空、慢速小目标探测方面存在短板。例如,在复杂城市环境中常因建筑物反射和多路径效应而产生盲区,导致对小型无人机的检测灵敏度大幅下降[2]。同时,雷达系统通常体积庞大、部署成本高昂,难以实现大规模布设。激光雷达技术通过发射激光束并接收反射信号生成高精度3D点云,适用于近距离高精度探测(如机场、军事基地防护)。但其探测距离较短,且受雨雾天气影响较大。

被动探测主要包括射频分析、可见光与热红外等光电技术以及声波探测等手段。其中,射频分析技术以部署成本低、探测距离远、可同时定位无人机与操作者的优势,在城市等复杂环境中具有较强适应性,但其局限在于无法探测处于通信静默状态的无人机,难以破解高密级跳频信号,且需持续更新频谱数据库。可见光与热红外成像等视觉手段可实现全天候工作,具备较高的目标成像分辨率与抗电磁干扰能力,适合目标取证与精细识别,但受限于短距离、窄视角以及雨雾天气对成像质量的影响。声波探测系统因部署隐蔽性强、成本低,在近程场景中具备一定优势,然而对探测距离与环境噪声极为敏感,一旦遇到交通噪声、风声或机械作业声等高噪场景,其准确性和稳定性都会显著削弱。

由于单一探测技术存在局限性,当前反无人机技术正朝着多模态协同方向发展,主被动融合探测成为发展趋势,如多传感器融合[3,4]和通感一体化[5]方案。通过结合雷达、射频、光电等多源信息,实现多维感知与动态资源调度。但这些融合方案一般对现有基础网络改造要求高(如天线俯仰、同步、算力等),系统复杂且部署支出大,仍面临实时性和成本效益等挑战。

此外,随着深度学习与计算机视觉技术的迅速发展,基于视觉感知的检测方案正成为反无人机领域的研究热点。利用深度学习等技术可以低成本地提升对“低慢小”目标的精准检测能力,从而有望突破反无人机探测系统在复杂环境鲁棒性和实时性方面的瓶颈。

2　多模态反无人机技术发展现状

本章系统梳理多模态反无人机技术的发展现状。如图2所示,将按照不同模态分为三类展开论述:对于单一传感器检测技术,将首先分别介绍基于声学、雷达与射频的反无人机检测方法;其次介绍基于视觉感知(可见光与热红外)的检测算法;最后,按照不同传感器组合分别阐述基于多模态传感器融合的检测系统与技术的前沿进展。

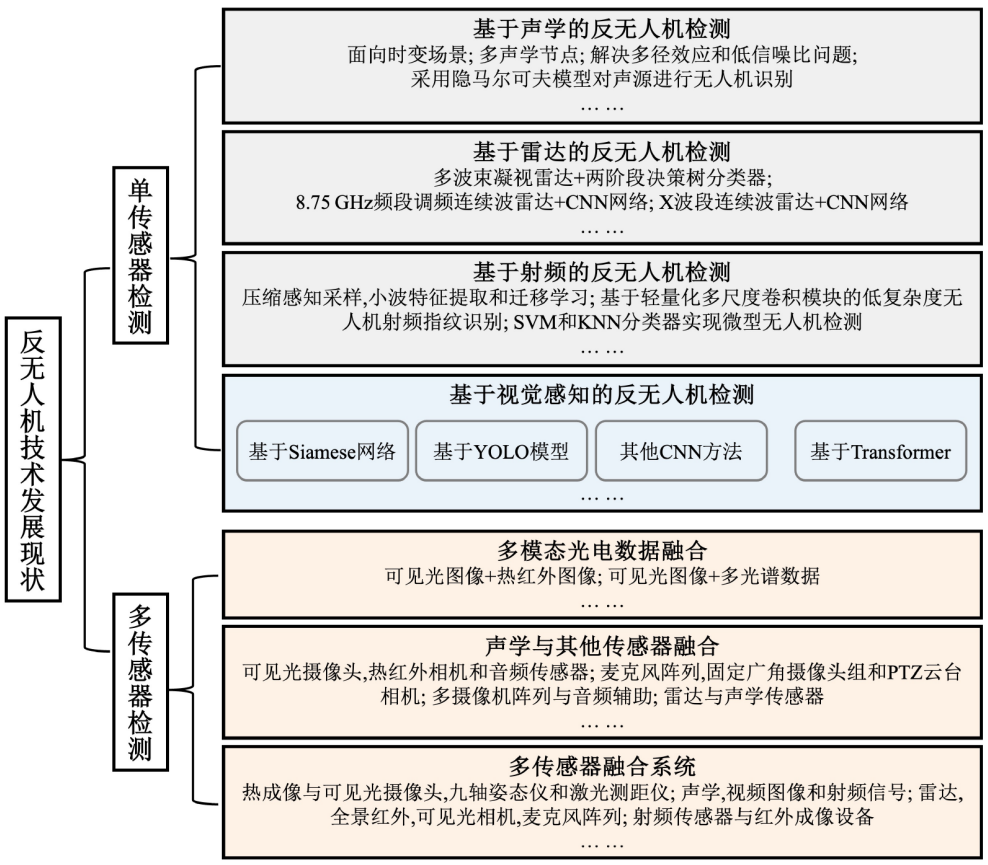


图2　多模态反无人机技术发展现状

Fig.2　Development of Multimodal Anti-UAV Technologies

2.1 基于单传感器的反无人机检测算法

不同传感器凭借其独特的物理特性,在反无人机检测任务中展现出差异化的技术优势。以下将分别介绍三种典型的单传感器检测算法,即基于声波、雷达与射频的检测算法。这三类传感器各有所长,为后续的多传感器融合等方案提供了重要的技术支撑。

基于声学的反无人机检测技术[6]因其被动探测、全天候适用、对遮挡不敏感及较低能耗等优势,是反无人机研究的一个重要方向。该技术主要利用无人机飞行过程中螺旋桨、发动机及空气动力学噪声等所产生的独特声学特征,实现对无人机目标的探测与识别。随着麦克风阵列波束形成与时延估计技术的进步,以及深度学习的迅速发展,无人机声源的定位与方位估计精度得到了显著提升。TVDDT[7]提出了一种面向时变场景的声学无人机检测方法,通过改进信号分离与特征分类策略,实现了对多无人机的稳定识别与检测,并在仿真中表现出优于传统方法的性能。Yang等[8]提出了一种基于多声学节点与机器学习的无人机检测系统,利用多种特征和不同音频分块长度构建了12种模型,并设计四种节点部署方案,经大量实验验证确定了最优模型与节点布局。Chang等[9]提出了一种基于高斯先验概率密度函数的到达时差估计算法,有效克服多径效应和低信噪比影响,实现目标精准定位。Guo等[10]则采用隐马尔可夫模型对声源进行无人机识别,进而通过自适应波束形成实现无人机跟踪。一系列仿真实验验证了该方法的有效性。与光学和雷达等探测技术相比,现有的声学探测方法在复杂地形、林区、城市峡谷等视线受限区域具有布设灵活、隐蔽性好和成本低的优势,但其探测距离相对有限,易受环境噪声干扰,且在强风、交通噪声等背景下识别精度可能显著下降。因此,声学探测技术在近程、低空、隐蔽监测等场景中具有明显优势,但在远程探测、强噪声环境及目标特征易混淆的条件下,仍需通过多模态融合(如与雷达、光学协同)来提升整体检测的鲁棒性与适用性。

基于雷达的反无人机检测技术[11,12]凭借其远距离探测、全天候工作、强抗干扰能力以及对低可见度环境的适应性,长期以来是军事防御和关键基础设施安保的核心手段。雷达通过发射和接收电磁波,可精确测量目标的距离、速度和方位,对高速或远距离飞行的无人机具有稳定探测优势。此外,雷达探测对光照、雾霾、雨雪等不敏感,能够在昼夜和恶劣天气下稳定运行,但其对小型无人机的检测性能受制于低雷达截面积(Radar Cross Section,RCS),且在复杂地形中容易受到地物杂波和多径效应干扰。为解决这些问题,Jahangir等[13]利用多波束凝视雷达结合两阶段决策树分类器,实现对无人机与低雷达截面积干扰目标的有效区分并显著降低误报率。CNN-32DC[14]利用8.75 GHz频段的调频连续波雷达采集数据,并通过优化CNN结构,实现高精度、低时延的无人机检测与分类。DIAT-RadSATNet[15]基于X波段连续波雷达采集的微多普勒特征数据,设计轻量化CNN网络,实现对多种小型无人机目标的高精度检测与分类。Wang等[16]则提出通过双头网络进行无人机目标分类和偏移回归,并结合非极大值抑制机制(Non-Maximum Suppression,NMS)减少误报。整体看来,雷达探测在远距离监测、大范围覆盖和全天候运行方面具有不可替代的优势,尤其适合在边境防御、机场净空和电力设施保护等场景中应用。然而,其在检测低RCS、低飞行高度、低速或悬停小型无人机时性能受限。此外,复杂环境下的杂波抑制、精细分类能力提升以及雷达与光学、声学等传感器的多模态融合,仍是提升反无人机检测鲁棒性与精度的重要研究方向。

基于射频的反无人机检测技术[17]一般通过截获和分析无人机与遥控器之间的无线通信信号实现目标探测,具有隐蔽性强、可识别无人机型号及操作者位置等独特优势。He等[18]分别采用压缩感知采样、小波特征提取和迁移学习实现无人机射频识别。Cai等[19]则提出了一种基于轻量化多尺度卷积模块的低复杂度无人机射频指纹识别方法,在保证高识别准确率的同时显著降低了计算复杂度。针对微型无人机,Xiao等[20]则通过时域分帧提取信号的循环平稳性、峰度和频谱特征,结合SVM(Support Vector Machine)和KNN (K-Nearest Neighbor)分类器实现对非合作无人机的检测,并通过实验验证了该方法在不同信噪比下的可行性。尽管射频技术不依赖视距条件,可在遮挡、低光照或复杂气象下展现优势,并能够通过截获分析无人机的上下行射频信号,有效识别其控制链路特征(如调制方式、协议类型),进而推断无人机的平台型号与行为意图。然而,该类检测技术的有效性高度依赖目标无人机的主动电磁辐射。对于采用预编程自主飞行、通信信号加密或激进跳频等低截获概率(Low Probability of Intercept,LPI)技术的目标,其检测概率将显著降低。此外,在都市等电磁环境复杂、背景信号密集的场景中,同频段信号干扰将导致特征匹配难度激增,从而引入较高的虚警与漏警风险。

2.2 基于视觉感知的反无人机检测算法

随着计算机视觉与深度学习技术的迅速发展,基于视觉感知的反无人机检测技术逐渐成为研究热点。该技术通过深度神经网络处理可见光与热红外等视觉数据,具有非侵入性、环境适应性强、目标鉴别力高以及成

本低与部署灵活等特点,成为当前成本效益优、发展潜力大的反无人机解决方案。

在基于卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)的方法中,若干工作[21-23]基于经典的Siamese跟踪网络进行反无人机检测跟踪。其中,SiamSTA[21]引入时空约束,将生成候选区域集中在局部邻域,从而去除背景干扰,提高了小尺寸目标的定位准确性,该方法以65.5%的跟踪成功率获得第二届Anti-UAV竞赛的冠军;GASiam[22]采用图注意力网络增强局部跟踪网络中的特征嵌入;SiamDT[23]延续全局跟踪理念,并引入双语义特征提取机制和背景干扰抑制策略,从而增强了对无人机目标的辨识能力,在第四届Anti-UAV竞赛数据集中获得72.2%的成功率。一些方法[24-28]则基于YOLO模型进行改进,使模型更加适合小目标无人机检测。例如,DRBD-YOLOv8[25]通过引入再参数化跨阶段高效分层注意力网络与双向特征金字塔融合网络,提升特征处理能力的同时维持轻量化结构,展现出在边缘设备上实现高精度实时反无人机检测的潜力。此外,DAGNet[29]提出差异化注意力引导网络,通过多级注意力机制来提升红外无人机检测性能。SR-TOD[30]将自重建机制引入检测模型,通过在检测模型的颈部模块加入一个重建头,以重构图像,并将重建图与原始图进行差值处理,从而生成对微小目标高度敏感的差异图。该方法以6个前沿检测算法作为基准模型,通过嵌入提出的模块,能够在DroneSwarms数据集[30]上将检测精度AP平均提升2.1%,充分验证了该方法在无人机类小目标检测场景下的有效性。

近年来,一些方法尝试提出Transformer网络来实现反无人机检测。TransVisDrone[31]提出一个简单高效的端到端Transformer无人机检测框架,结合VideoSwin Transformer模块[32]学习无人机运动的时空依赖性。C2FDrone[33]则基于DAB DETR模型[34]提出一种“粗糙到精细”的检测策略,实现对无人机的精准定位。UTTracker[35]通过协同多区域本地跟踪模块、全局重检测模块、背景校正模块,以及动态小目标检测模块,实现了一个统一的Transformer跟踪模型。与第二届Anti-UAV竞赛冠军算法SiamSTA相比,UTTracker将无人机目标跟踪成功率提升至72.4%,这展示出Transformer系列算法在热红外场景下对无人机跟踪的鲁棒性优势。

总体来看,基于视觉感知的反无人机检测技术在精细化目标识别、复杂背景下的目标检测以及多尺度小目标检测方面表现突出。然而,这类技术对视距条件依赖较强,易受天气及遮挡等的影响,在远距离或强背景干扰的场景中,小尺寸无人机的检测与跟踪仍面临挑战。此外,视觉模型的计算复杂度一般较高,因此该类检测算法受限于边缘计算设备的处理能力与功耗。

2.3　基于多传感器融合反无人机检测系统

鉴于单一传感器方法各自的局限性,近年来多传感器融合成为反无人机检测的重要发展趋势。通过将视觉数据、雷达、声学与射频等多传感器信息互补结合,可有效提升反无人机检测系统在全时段、全气象等条件下的稳定性与鲁棒性。多模态信息互补不仅能弥补单一传感器的盲区,还可有效降低虚警率与漏警率,为实际应用提供更可靠的技术支撑。以下将根据不同的模态组合分别介绍现有的基于多传感器融合的反无人机检测算法与系统。

随着计算机视觉领域的迅速发展,许多算法尝试采用深度网络实现多模态光电数据间的特征提取与融合,包括可见光视觉数据、热红外数据以及多光谱数据等。例如,RTM-UAVDet[36]提出了一种基于CNN的多模态无人机目标检测框架,通过多模态动态卷积模型从热红外和可见光图像中提取特征,而无需进行图像配准,实现了对无人机的实时检测。MSF-Net[37]提出了一种多光谱融合网络来进行无人机检测,模型采用双流结构与多模态融合模块来实现对可见光与多光谱模态数据的有效融合。尽管这类深度网络多模态融合算法发展迅速,但在强光直射、低照度、雾霾、雨雪等户外复杂环境中,图像可见性、热成像清晰度以及多光谱信号质量等固有局限仍会显著影响无人机检测性能,尤其在目标距离较远或背景复杂时更为明显。因此,将光电多模态数据与其他类型传感器(如雷达、声学或射频传感器)进行跨模态融合,将成为提升系统在多样化环境下探测与识别能力的有效途径。

由于声学传感器具有成本低、功耗小、易于部署,且能够有效识别无人机旋翼噪声等独特声学特征等优点,一些研究尝试融合音频与其他传感器。对于音频与视觉信息的融合探测,Svanström等[38]整合了可见光摄像头、热红外相机和音频传感器,通过多源信息融合显著提升系统鲁棒性并降低误检率。Tegler等[39]设计了一种具有良好扩展性的并行传感架构,整合了麦克风阵列、固定广角摄像头组和PTZ云台相机实现对无人机目标的协同感知。Liu等[40]则提出了一种基于多摄像机阵列与音频辅助的无人机探测系统,通过多模态数据融合显著提升检测精度。系统硬件由三十个高清摄像机与三个麦克风组成,可全方位采集视频(图像序列)与声音信号,采集、传输与处理组件均安装在轻量化机架上,便于部署与使用。通过分别对视频与音频数据进行特征提取,并进行多源特征融合,该视频—音频融合方法在无人机检测精度上较单一特征方法有显著提升。对于

音频与雷达的融合探测，Park等[41]提出了一种由雷达与声学传感器组成的多模态融合探测方案。该方案利用雷达的高精度与快速响应优势，在各种环境条件下（如雨天、夜间）依然能够稳定探测空中运动目标；同时结合声学传感器对低频段（2~20 kHz）信号的识别能力，通过分析无人机旋翼产生的特征频谱，实现对无人机目标类型的判别。该系统首先由改进型手工雷达（Cantenna）定位运动目标，随后由声学传感器阵列根据已建立的频谱特征库判断目标是潜在威胁的无人机还是非关注对象（如鸟类）。与以往复杂的多传感器融合方法相比，该方案不仅成本低、结构简单，还实现了雷达与声学信息的互补融合，提高了无人机探测与识别的准确性与鲁棒性。总体来看，声学多模态融合方案的优势在于可利用声学传感器不受光照和部分天气条件影响以及对低频特征信号的敏感性，与视觉、雷达等传感器形成互补，显著提升无人机探测的精度与环境适应性；同时，多源特征融合能够在目标识别阶段更准确地区分无人机与鸟类等相似目标。其不足主要在于声学信号易受背景噪声干扰，需要在硬件布设、阵列规模和算法设计上额外优化；此外，声学与其他传感器的数据同步、多模态融合算法的复杂度以及在大范围部署中的能耗与维护成本，均对系统的可持续应用提出了挑战。

此外，许多融合其他多传感器的反无人机系统相继被提出。Sheu等[3]搭建了一种双轴旋转跟踪平台，搭载热成像与可见光摄像头与其他传感模块，包括九轴姿态仪和激光测距仪等。其中，热成像与可见光摄像头能够在不同天气条件下进行无人机图像采集与视觉识别。目标无人机被锁定时，系统将测量其飞行高度，并通过球面坐标计算经纬度坐标，为后续防御或打击任务提供无人机监控信息。ADS-ZJU[4]反无人机检测系统则部署了三类传感器，分别用于采集声学信号、视频图像和射频信号。多传感器信息经由中央处理单元进行特征提取，用于检测与定位。在分别完成各模态特征提取后，系统分别采用SVM并行进行声、视、射频三类检测。随后结合对到达方向和接收信号强度的混合测量，并借助视频约束的地理区域信息，实现对无人机的定位。该系统采用多种传感器的优势互补，使系统具备高精度检测能力；同时系统还能执行射频干扰，这是依赖单一传感器系统无法实现的。然而，该系统各单元布设分散，覆盖范围广且建设成本高，因此并不适合民用场景使用。Chen等[42]推荐了一种融合四类传感器信息的无人机探测系统搭建方案。通过在覆盖区域内协同布设雷达、全景红外、可见光相机、麦克风阵列等多类传感器，实现多模态互补探测与交叉验证。基于多传感器深度学习的数据融合方法，将使系统能够充分利用不同传感器的特征优势，从而提升无人机探测与识别的精度和鲁棒性。2025年，意大利ELT集团发布了最新研发的KARMA反无人机系统[43]，该系统在设计上摒弃了传统雷达方案，转而采用射频传感器与红外成像设备的协同架构，以降低自身电磁特征并提升战场隐蔽性。其中，射频模块负责被动截获无人机通信链路信号，提取频段、信号强度等特征参数；红外成像单元则提供全天候的全景监控与热特征捕获，实现对可疑目标的持续跟踪与识别。系统内置的人工智能算法将来自不同传感器的数据进行多模态融合与关联分析，从而有效过滤环境噪声，减少虚警与漏检，提升无人机检测与分类的准确性。

现有多传感器反无人机系统普遍依托视觉、红外、声学、雷达或射频等多模态信息的互补性，通过特征级或决策级的数据融合显著提升无人机探测、定位与识别的精度与鲁棒性。不同任务对系统性能的需求存在差异，因此传感器配置和融合策略需针对具体任务进行定制：部分方案侧重精确测量与定位，适用于军事或安防等高精度场景；部分方案强调隐蔽性与抗干扰能力，更适合复杂电磁环境下部署。然而，多传感器系统在布设、标定、数据同步和维护方面的复杂度与成本仍然较高，这成为民用或大范围部署中的重要制约因素。未来研究可在系统轻量化、可扩展性、融合算法实时性及多模态适应性等方面进行优化，以提升部署灵活性和应用广度。

3 公开数据集与竞赛

为推动反无人机检测领域的研究发展，学术界与工业界陆续发布了若干高质量反无人机检测数据集，并定期举办相关国际竞赛，为算法研发与性能评估提供了标准化平台。本章梳理了现有的公开反无人机检测数据集（表2），并对重要国际竞赛进行介绍。

3.1 公开数据集

图3展示了若干反无人机检测数据集中不同模态数据的可视化示例。下面将按照模态进行分类，分别对现有的反无人机检测数据集进行介绍。

可见光单模态：现有的单模态可见光类无人机数据集数量最多，涵盖了从小目标检测到群体跟踪等不同任务需求，具有场景和分辨率的多样性。其中，DroneSwarms[30]数据集包含9 109张高清图像，共标注24万余个无人机实例，是典型的小目标多实例检测集，每帧平均26.6个目标，其中99.6%小于32像素，平均目标仅约7.9像素，极具挑战性。Det-Fly[45]数据集则专注于空对空

表2 现有公开反无人机检测数据集对比
Table 2 Comparison of Existing Public Anti-UAV Detection Datasets

数据集	数据数量	模态信息	多传感器
DroneSwarms[30]	9 109张图片	可见光	否
Vedanshu's Dataset[44]	1 847张图片	可见光	否
Det-Fly[45]	13 271张图片	可见光	否
UAVSwarm Dataset[46]	12 598张图片	可见光	否
Drone-vs-Bird[47]	98段视频	可见光	否
MAV-VID[48]	64段视频	可见光	否
NPS-Drones[49]	5段视频	可见光	否
ARD-MAV[50]	60段视频	可见光	否
AOT[51]	4 943段视频,5.9M+图片	可见光	否
DUT Anti-UAV[52]	20段视频,10 000张图片	可见光	否
MIDGARD[53]	8 776张图片	热红外	否
Anti-UAV410[54]	410段视频	热红外	否
Jiang's Anti-UAV Dataset[55]	318段双光视频	可见光,热红外	是
MSF-Net[37]	3 000张图片	可见光,多光谱	是
EV-UAV[56]	147段视频	事件流	否
Li's Datasets[57]	5个数据子集	可见光,RTK定位	是
DPJAIT[58]	32段视频	可见光,3D轨迹	是
MMAUD[59]	13包ROS数据	可见光,激光雷达等	是
Drone-detection Dataset[38]	650段视频,90段音频	可见光,红外,音频	是

视觉无人机检测,提供13 271张超高清图像(3 840×2 160),涵盖前视、俯视、仰视等多角度场景,其中约半数目标面积不足图像的5%,强调了在高空视角下的小目标检测难度。UAVSwarm[46]面向无人机群体检测与跟踪,包含12 598张图像,覆盖13个场景与19种机型,每序列含3至23架无人机,并划分为训练与测试两部分,适合多目标交互场景研究。Drone-vs-Bird[47]数据集聚焦无人机与鸟类的区分,训练集由77段视频组成,分辨率跨度大,每帧平均仅1.12个无人机目标,测试集还额外包含新型无人机与飞机等干扰,提升了目标识别的复杂性。MAV-VID[48]数据集由64条视频提取的40 323张图像组成,平均无人机目标仅占图像面积的0.66%,适用于小目标检测与跟踪的评估。AOT[51]数据集规模极大,涵盖4 943段飞行序列,总计约590万帧图像及330万个标注,每帧平均仅1.3个目标,目标面积约0.01%,最小仅4像素,可用于极端小目标检测与长序列跟踪。DUT Anti-UAV[52]数据集则注重多样化,提供1万张图像和20个视频序列,分辨率分布多样,涵盖约35种无人机型号以及多种天气和复杂背景,所有样本均经人工精确标注。该类可见光单模态数据集在目标数量、分辨率、场景复杂度和目标大小上差异显著,既有适合基础实验的小规模数据,也有支撑深度模型训练的大规模、多样化数据。然而,单模态可见光图像受光照、阴影、复杂天气等影响较大,尤其在夜间或低光环境下性能严重下降,缺乏对全天候应用的支撑。其次,不同数据集在分辨率、标注标准和场景多样性上差异较大,跨数据集泛化能力不足,难以形成统一的基准。此外,部分数据集过于聚焦特定场景或机型,导致训练模型在迁移至真实复杂环境时表现有限。因此,单模态可见光数据集虽然奠定了无人机视觉检测与跟踪研究的基础,但在鲁棒性与应用广泛性上仍存在一定局限。

热红外单模态:热红外单模态数据集主要包括MIDGARD[53]和Anti-UAV410[54]。其中,MIDGARD包含8 776张752×480个像素图像,涉及单一无人机类型,场景较丰富但拍摄视角单一。Anti-UAV410提供410段高质量红外视频,支持单架及多达30架无人机的检测与跟踪,背景复杂且存在遮挡与干扰。热红外数据虽能在低光或夜间环境下保持目标可见,但现有数据集受制于分辨率低、目标类型单一、拍摄视角有限且热噪声和多目标密集场景下易干扰等挑战。

事件流单模态:为了应对目标的高速运动与复杂天气下的无人机检测,通过事件相机采集的EV-UAV[56]数据集被提出,其包含147段事件流序列,总时长约164小时,累计超过230万事件级标注。图像分辨率为2 448×2 048,采用8位灰度格式。无人机目标平均约6.8×5.4个像素,涵盖高速、复杂天气和地平线遮挡等挑战。

多模态融合:现有多模态数据集一般结合可见光、热红外、事件流、毫米波雷达及音频等信息,旨在克服单一模态在复杂环境中的不足。Jiang等的Anti-UAV Dataset[55]提供318对可见光—热红外视频序列,涵盖昼夜和多样背景,适用于可见光与红外的多模态跟踪。MSF-Net[37]数据集包含1 200组多波段序列,覆盖8个光谱通道(可见光、近红外、中波红外、长波红外),重点针对含遮挡和动态模糊的高速小目标。Li's Datasets[57]由7类异构相机采集,部分子集融合毫米波雷达,覆盖城市、森林和雪地等环境,既提供2D框标注,也包含厘米级3D轨迹。DPJAIT[58]聚焦室内场景,含31段视频,利用4台同步RGB摄像头与RTK Vicon系统采集,支持高精度3D跟踪。MMAUD[59]包含330段视频(超60万帧),融合可见光、红外、毫米波雷达和音频,覆盖城市、机场等复杂环境。Drone-detection Dataset[38]提供650段视频,其中含285段可见光、365段红外及90段音频,总计20余万帧,是一个较完整的多模态基准。这些多模态数据集极

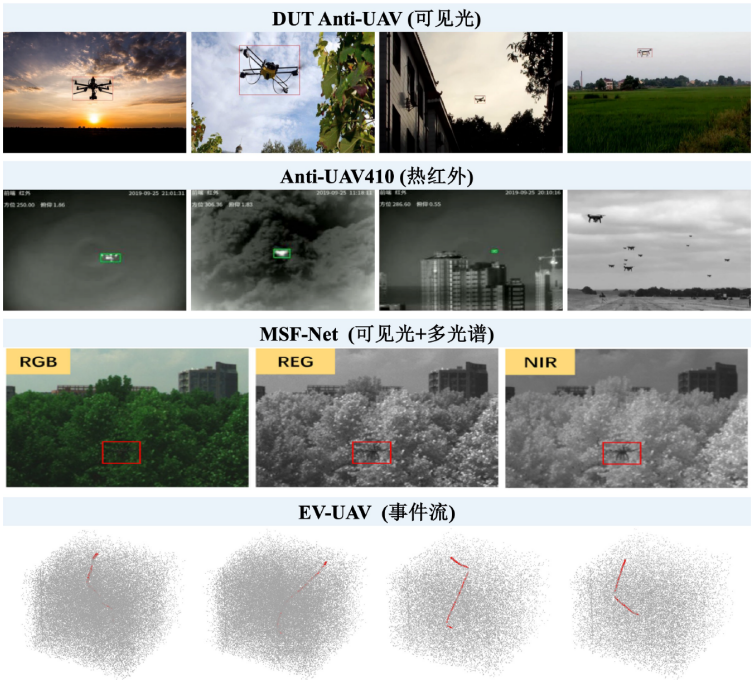


图3 反无人机检测数据集样例

Fig.3 Examples of Anti-UAV Detection Datasets

大地扩展了无人机检测与跟踪的应用场景,尤其适合开展跨模态特征融合与鲁棒无人机目标检测研究。然而,不同模态数据间往往存在时空对齐误差,从而影响融合效果。此外,由于多模态数据采集成本高、难度大,部分数据采集环境较为单一,难以覆盖复杂多变的全场景需求。因此,仍亟需构建标准的大规模多模态反无人机检测数据集及统一的评估基准,以支持算法在多样化场景下的可比性与泛化性评估。

3.2 反无人机检测竞赛

为推动反无人机检测与跟踪算法的发展,近年来涌现出多个具有代表性的竞赛平台。这些竞赛通过设计多样化任务和评估指标,推动算法在小目标检测、远距离识别、多模态融合等方面的性能提升。以下对目前主要的国内外竞赛活动进行系统梳理。

Anti-UAV Challenge系列竞赛:自2020年起,该系列竞赛持续推动低空小型无人机视觉感知技术的发展。CVPR 2020首届竞赛聚焦多模态(RGB+NIR)视频下的无人机检测与跟踪任务,提供160段高质量视频,强调算法在遮挡、消失等复杂场景下的稳健性与实时性[60]。ICCV 2021第二届赛事转向热红外视频场景,新增目标消失状态识别任务,使用由280段热红外视频构成的数据集,考验算法对红外小目标的感知与判别能力[61]。CVPR 2023第三届竞赛扩展为跟踪、检测+跟踪两个赛道,基于更大规模的红外视频数据,强调复杂背景下的准确性与鲁棒性[62]。CVPR 2025第四届挑战进一步升级,设置单目标跟踪、多目标跟踪及检测+跟踪三个子任务,使用Anti-UAV410数据集,聚焦多目标干扰、小尺寸与快速移动等难点[54]。

CVPR 2024 UG2+ UAV Tracking & Pose Estimation Challenge[63]:该竞赛面向复杂环境下无人机目标感知,聚焦多模态数据融合与三维跟踪任务。赛事要求参赛者基于多源传感器输出的多模态数据,完成无人机类型分类及3D位姿轨迹估计。赛事采用高精度MMAUD数据集,涵盖多种真实无人机型号及典型复杂飞行场景。

IEEE AVSS Drone-vs-Bird Detection Challenge[64]:该竞赛2017年举办,专注于低空安防环境中的无人机视觉检测。竞赛任务是准确识别视频中首次出现的无人机目标,并有效区分与其形态相似的鸟类,避免误报。赛事采用OBSS Technology提供的多分辨率视频数据集,包含静态与动态摄像机采集的8种无人机型号,场景复杂,涉及远距离、小目标、光照变化及遮挡等挑战。评测指标以IoU检测精度为主,同时考察漏报与误报控制能力。

ICMCIS Drone Detection & Tracking Challenge[65]:该竞赛由北约通信与信息机构主办,着眼于多传感器融合在反无人机领域的应用。竞赛要求融合雷达与无线电测向等多模态数据,实时检测、分类及跟踪小型无人机。算法需输出无人机的空间位置、速度及具体型号。数据集来源于多传感器系统,含高置信度真值信息及多样时间戳、信噪比和航迹数据。评估侧重定位精度、分类准确率与型号识别。

“反无争锋—2025”[66]是中国空军装备部指导、中国人民解放军空军工程大学和中国航天科工集团有限公司联合主办的国家级反无人机挑战赛。赛事涵盖智能识别、对抗技术及火力分配等关键任务,分为智能算法大赛和创新成果遴选两大板块。重点包括无人机集群识别、多智能体轨迹预测与协同控制,且强调小样本、多源感知及低信噪比射频识别技术。虽然具体数据集未公开,但比赛环境复杂,考验算法的实战适应性与鲁棒性。

U.S. DIU C-UAS Low-Cost Sensing Challenge[67]:该竞赛由美国国防创新单元(Defence Innovation Unit, DIU)和美国北方司令部联合举办,旨在推动低成本、可扩展的分布式传感技术应对小型无人机威胁。赛事强调通过射频无源探测、有源雷达、声学、光学及红外传感器的多模态融合,解决传统雷达和射频系统部署成本高、灵活性差的问题。竞赛方案需具备模块化设计、高覆盖能力及实战部署价值。

4　未来研究方向与展望

当前反无人机检测技术依然面临诸多挑战。如图4所示,下面从不同挑战出发,分别从四个方面对反无人机检测的未来研究方向进行分析与展望。

(1)复杂环境下低慢小目标的精准探测与稳定跟踪

复杂环境中的低慢小目标信号能量微弱、尺度小、轨迹不稳定,易受遮挡和噪声干扰,造成探测困难与跟踪中断。传统光电或雷达系统在观测中断时难以快速重新锁定目标,而高精度多模态检测算法受限于边缘设备的计算资源和功耗,难以实时部署。因此,未来需发展轻量化、多模态协同的端侧检测模型,利用剪枝、量化、知识蒸馏和神经架构搜索等技术,在保证精度的同时降低计算开销,提升模型在复杂环境和多源数据下的实时性与稳定性。

(2)多源异构传感器数据的高效融合与协同感知

多源异构传感器数据在时空分布、采样频率和信噪比上存在显著差异,且不同模态间数据易出现冗余,增加了信息协同建模的复杂性。此外,高质量多模态数据获取成本高、标注稀缺,训练样本不足使得跨模态建模难以取得良好的泛化性能和精度。未来应加强跨模态对齐、时空同步与特征融合研究,建立能够动态处理冗余与冲突信息的高效融合机制;引入Transformer等跨模态建模方法,以提升多源感知的关联建模能力。此外,可结合自监督学习、对比学习、迁移学习与小样本学习,有效缓解数据瓶颈并提升跨模态泛化能力,从而实现高精度、鲁棒的多模态联合感知。

(3)多模态无人机基准数据集与评估体系

当前针对小目标、多模态的无人机数据集不仅数量有限,覆盖场景也不够全面。且现有数据标注质量参差不齐,存在时空精度差异与跨模态对齐困难,限制了模型在真实场景中的泛化能力。此外,现有评估指标多以通用目标检测为主,对小目标检测的灵敏度不足,缺乏对多模态融合、实时性与鲁棒性的综合衡量,难以全面

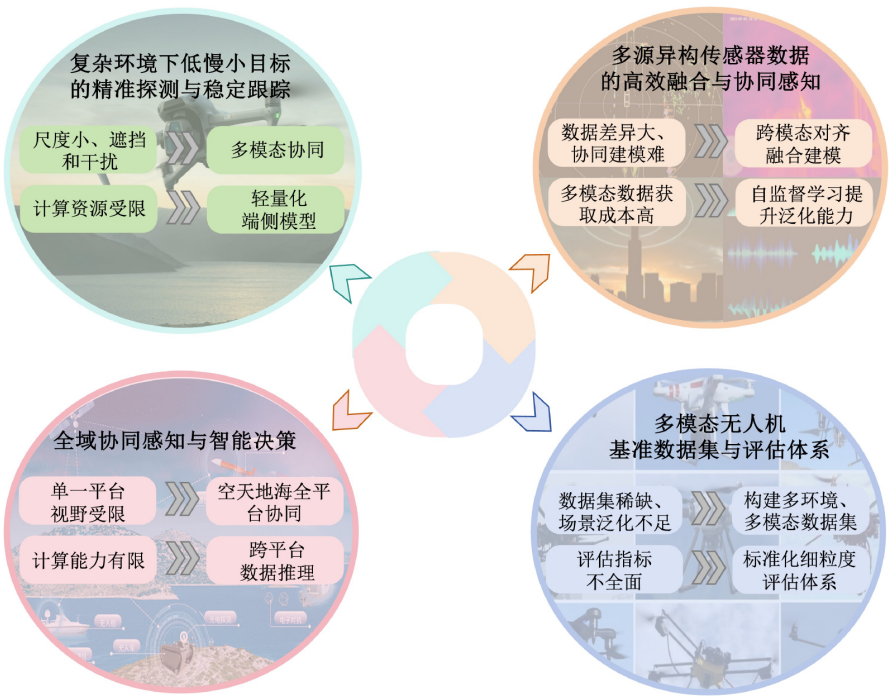


图4　关键挑战与未来研究方向

Fig.4　Key Challenges and Future Research Directions

反映系统性能。未来需加快构建覆盖多环境、多模态、多角度的大规模无人机检测数据集,以提升数据的多样性。同时,应建立统一且细粒度的评估体系,不仅针对跨模态和小目标检测灵敏度进行优化,还需纳入实时性、鲁棒性与泛化能力等复合指标,为方法评估、性能对比与结果复现提供可信、可扩展的标准。

(4)全域协同感知与智能决策

低慢小目标在复杂环境中分布广泛、机动灵活,单一平台视野受限、易受遮挡,且计算能力有限,难以及时覆盖和持续跟踪,导致检测存在盲区和延迟。未来应融合卫星遥感、地面监测、机载平台与海面系统,构建“空—天—地—海”一体化的协同检测网络;并结合联邦学习与安全多方计算实现跨平台数据共享与协同推理,进而发展具备多目标检测、轨迹预测、威胁评估与动态预警能力的智能决策系统,为低慢小无人机检测与防控提供全域支持。

低慢小无人机检测在复杂环境感知、跨模态融合、数据与评估体系建设以及全域智能协同方面仍面临诸多挑战。未来需在算法、数据和系统层面协同推进,形成轻量化、智能化、体系化的解决方案,为构建安全、可靠的低空防御体系奠定坚实基础。

5 结 论

本文系统综述了多模态反无人机检测技术的研究进展,系统梳理了不同模态与多模态的反无人机检测前沿技术,并介绍了现有的相关数据集与国际竞赛,最后针对领域挑战对未来研究方向进行展望。未来应结合深度学习与多传感器协同感知,重点发展智能自主化检测系统,同时完善标准体系和政策规范,以构建高效、可靠的低空安全防御体系,为国家安全和低空经济发展提供技术保障。

参 考 文 献

[1] Özkaner A,Akça Y. Mini/Micro UAV detection in the presence of ISM or spurious signals and an experimental application on an SDR. Engineering Science and Technology,an International Journal,2024,49:101591.

[2] Wang P,Wang YC,Li DY. DroneMOT:Drone-based multi-object tracking considering detection difficulties and simultaneous moving of drones and objects// 2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Yokohama,Japan:IEEE,2024:7397—7404.

[3] Sheu BH,Chiu CC,Lu WT,et al. Development of UAV tracing and coordinate detection method using a dual-axis rotary platform for an anti-UAV system. Applied Sciences,2019,9(13):2583.

[4] Shi XF,Yang CQ,Xie WG,et al. Anti-drone system with multiple surveillance technologies:Architecture,implementation,and challenges. IEEE Communications Magazine,2018,56(4):68—74.

[5] Hu YL,Zhang TK,Li B,et al. A review of UAV-enabled communication-sensing integrated networking and related technologies. Journal of Electronics & Information Technology,2025,47(4):859—875.

[6] Jeon S,Shin JW,Lee YJ,et al. Empirical study of drone sound detection in real-life environment with deep neural networks// 2017 25th European Signal Processing Conference (EUSIPCO). Kos,Greece:IEEE,2017:1858—1862.

[7] Uddin Z,Qamar A,Alharbi AG,et al. Detection of multiple drones in a time-varying scenario using acoustic signals. Sustainability,2022,14(7):4041.

[8] Yang B,Matson ET,Smith AH,et al. UAV detection system with multiple acoustic nodes using machine learning models// 2019 Third IEEE International Conference on Robotic Computing (IRC). Naples,Italy:IEEE,2019:493—498.

[9] Chang XY,Yang CQ,Wu JF,et al. A surveillance system for drone localization and tracking using acoustic arrays// 2018 IEEE 10th Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop (SAM). Sheffield,UK:IEEE,2018:573—577.

[10] Guo JF,Ahmad I,Chang K. Classification,positioning,and tracking of drones by HMM using acoustic circular microphone array beamforming. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking,2020,2020(1):9.

[11] Coluccia A,Parisi G,Fascista A. Detection and classification of multirotor drones in radar sensor networks:A review. Sensors,2020,20(15):4172.

[12] Rahman MH,Sejan MAS,Aziz MA,et al. A comprehensive survey of unmanned aerial vehicles detection and classification using machine learning approach:Challenges,solutions,and future directions. Remote Sensing,2024,16(5):879.

[13] Jahangir M,Ahmad BI,Baker CJ. Robust drone classification using two-stage decision trees and results from SESAR SAFIR trials. 2020 IEEE International Radar Conference (RADAR). Washington,DC,USA:IEEE,2020:636—641.

[14] Garcia AJ,Aouto A,Lee JM,et al. CNN-32DC:An improved radar-based drone recognition system based on Convolutional Neural Network. ICT Express,2022,8(4):606—610.

[15] Kumawat HC,Chakraborty M,Raj AAB. DIAT-RadSATNet—A Novel Lightweight DCNN Architecture for Micro-Doppler-Based Small Unmanned Aerial Vehicle (SUAV) Targets' Detection and Classification. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2022,71:1—11.

[16] Wang CX,Tian JM,Cao JW,et al. Deep learning-based UAV detection in pulse-Doppler radar. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2022,60:1—12.

[17] Wang BS,Li Q,Mao QC,et al. A survey on vision-based anti unmanned aerial vehicles methods. Drones,2024,8(9):518.

[18] He ZC,Huang JJ,Qian GB. UAV detection and identification based on radio frequency using transfer learning// 2022 IEEE 8th International Conference on Computer and Communications (ICCC). Chengdu,China:IEEE,2022:1812—1817.

[19] Cai ZX,Wang Y,Jiang Q,et al. Toward intelligent lightweight and efficient UAV identification with RF fingerprinting. IEEE Internet of Things Journal,2024,11(15):26329—26339.

[20] Xiao Y,Zhang XJ. Micro-UAV detection and identification based on

radio frequency signature// International Conference on Systems and Informatics (ICSAI). Shanghai,China:IEEE,2019:1056—1062.

[21] Huang B,Chen J,Xu T,et al. SiamSAT:Spatio-temporal attention based siamese tracker for tracking UAVs// IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Online:IEEE,2021:1204—1212.

[22] Shi X,Zhang Y,Shi Z,Zhang Y. GASiam:Graph Attention Based Siamese Tracker for Infrared Anti-UAV// 2022 3rd International Conference on Computer Vision,Image and Deep Learning & International Conference on Computer Engineering and Applications (CVIDL & ICCEA). Changchun,China:IEEE,2022:986—993.

[23] Huang B,Li JN,Chen JJ,et al. Anti-UAV410:A thermal infrared benchmark and customized scheme for tracking drones in the wild. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2024,46(5):2852—2865.

[24] Fang A,Feng S,Liang B,et al. Real-time detection of unauthorized unmanned aerial vehicles using SEB-YOLOv8s. Sensors,2024,24(12):3915.

[25] Jiang PP,Yang XH,Wan YP,et al. DRBD-YOLOv8:A lightweight and efficient anti-UAV detection model. Sensors,2024,24(22):7148.

[26] Zeng HK,Li J,Qu LP. Lightweight low-altitude UAV object detection based on improved YOLOv5s. International Journal of Advanced Network,Monitoring and Controls,2024,9(1):87—99.

[27] Bo CJ,Wei YT,Wang XJ,et al. Vision-based anti-UAV detection based on YOLOv7-GS in complex backgrounds. Drones,2024,8(7):331.

[28] He X,Fan KG,Xu ZT. UAVidentification based on improved YOLOv7 under foggy condition. Signal,Image and Video Processing,2024,18(8):6173—6183.

[29] Fang HZ,Liao ZK,Wang XH,et al. Differentiated attention guided network over hierarchical and aggregated features for intelligent UAV surveillance. IEEE Transactions on Industrial Informatics,2023,19(9):9909—9920.

[30] Cao B,Yao H,Zhu P,Hu Q. Visible and Clear:Finding Tiny Objects in Difference Map//2024 18th European Conference on Computer Vision (ECCV). Milan,Italy:Springer,2024:1—18.

[31] Sangam T,Dave I R,Sultani W,et al. Transvisdrone:Spatio-temporal transformer for vision-based drone-to-drone detection in aerial videos// IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). London,UK:IEEE,2023:6006—6013.

[32] Liu Z,Ning J,Cao Y,et al. Video swin transformer// IEEE/CVF Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New Orleans,LA,USA:IEEE,2022:3202—3211.

[33] Rebbapragada SV,Panda P,Balasubramanian VN. C2FDrone:Coarse-to-fine drone-to-drone detection using vision transformer networks// 2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Yokohama,Japan:IEEE,2024:6627—6633.

[34] Liu S,Li F,Zhang H,et al. Dab-detr:Dynamic anchor boxes are better queries for detr// International Conference on Learning Representations (ICLR). Virtual:OpenReview.net,2022:1—11.

[35] Yu QJ,Ma YC,He JF,et al. A unified transformer-based tracker for anti-UAV tracking// 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). Vancouver,BC,Canada:IEEE,2023:3036—3046.

[36] Wang GR,Jiang Q,Jin X,et al. RTM-UAVDet:A real-time multimodal UAV detector. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems,2025,61(1):473—489.

[37] Xu F,Lin ZB,Chen CB,et al. Anti-drone detection in aerial multispectral images// 2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). Athens,Greece:IEEE,2024:9388—9391.

[38] Svanstrom F,Englund C,Alonso-Fernandez F. Real-time drone detection and tracking with visible,thermal and acoustic sensors// 2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). Milan,Italy:IEEE,2020:7265—7272.

[39] Tegler E,Modig M,Skarin P,et al. Detection and localization of drones and UAVs using sound and vision// 2025 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). Nashville,TN,USA:IEEE,2025:6652—6660.

[40] Liu H,Wei ZQ,Chen YT,et al. Drone detection based on an audio-assisted camera array// 2017 IEEE Third International Conference on Multimedia Big Data (BigMM). Laguna Hills,CA,USA:IEEE,2017:402—406.

[41] Park S,Shin S,Kim Y,et al. Combination of radar and audio sensors for identification of rotor-type Unmanned Aerial Vehicles (UAVs)// 2015 IEEE SENSORS. Busan,Korea:IEEE,2015:1—4.

[42] Chen WS,Huang YF,Lu XF. Application review of multi-sensor fusion for UAV detection technology. Modern Radar,2020,42(6):15—29.

[43] Qu W. AI-powered drone detection and identification technology. China National Defense News,2025:4.

[44] Dewangan V,Saxena A,Thakur R,et al. Application of image processing techniques for UAV detection using deep learning and distance-wise analysis. Drones,2023,7(3):174.

[45] Zheng Y,Chen Z,Lv DL,et al. Air-to-air visual detection of micro-UAVs:An experimental evaluation of deep learning. IEEE Robotics and Automation Letters,2021,6(2):1020—1027.

[46] Wang CY,Su Y,Wang JJ,et al. UAVSwarm dataset:An unmanned aerial vehicle swarm dataset for multiple object tracking. Remote Sensing,2022,14(11):2601.

[47] Coluccia A,Fascista A,Schumann A,et al. Drone-vs-bird detection challenge at IEEE AVSS2021// 2021 17th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS). Washington,DC,USA:IEEE,2021:1—8.

[48] Rodriguez-Ramos A,Rodriguez-Vazquez J,Sampedro C,et al. Adaptive inattentional framework for video object detection with reward-conditional training. IEEE Access,2020,8:124451—124466.

[49] Li J,Ye DH,Chung T,et al. Multi-target detection and tracking from a single camera in Unmanned Aerial Vehicles (UAVs)// 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Daejeon,Korea:IEEE,2016:4992—4997.

[50] Guo HQ,Zheng Y,Zhang Y,et al. Global-local MAV detection under challenging conditions based on appearance and motion. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2024,25(9):12005—12017.

[51] Amazon Web Services. Airborne Object Tracking - Registry of Open Data on AWS. (2020-06-12)/[2025-07-27]. https://registry.opendata.aws/airborne-object-tracking.

[52] Zhao J,Zhang JS,Li DD,et al. Vision-based anti-UAV detection and tracking. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2022,23(12):25323—25334.

[53] Walter V,Vrba M,Saska M. On training datasets for machine learning-based visual relative localization of micro-scale UAVs// 2020 IEEE

International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Paris, France:IEEE,2020:10674—10680.

[54] Anti-UAV Challenge. The 4th Anti-UAV Workshop & Challenge. (2025-06-12)/[2025-07-27]. https://anti-uav.github.io/.

[55] Jiang N,Wang KR,Peng XK,et al. Anti-UAV:A large-scale benchmark for vision-based UAV tracking. IEEE Transactions on Multimedia,2023,25:486—500.

[56] Chen N,Xiao C,Dai Y,et al. Event-based Tiny Object Detection:A benchmark dataset and baseline// International Conference on Computer Vision (ICCV). Honolulu, Hawaii,USA:IEEE,2025:7209—7218.

[57] Li JT,Murray J,Ismaili D,et al. Reconstruction of 3D flight trajectories from ad-hoc camera networks// 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Las Vegas,NV,USA:IEEE,2020:1621—1628.

[58] Rosner J,Krzeszowski T,Świtoński A,et al. Multimodal dataset for indoor 3D drone tracking. Scientific Data,2025,12:257.

[59] Yuan SH,Yang YZ,Nguyen TH,et al. MMAUD:A comprehensive multi-modal anti-UAV dataset for modern miniature drone threats// 2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Yokohama,Japan:IEEE,2024:2745—2751.

[60] Anti-UAV Challenge. The 1st Anti-UAV workshop & challenge. (2020-06-14)/[2025-07-27]. https://anti-uav.github.io/leaderboard/.

[61] Anti-UAV Challenge. The 2nd Anti-UAV workshop & challenge. (2021-10-11)/[2025-07-27]. https://anti-uav.github.io/leaderboard2/.

[62] Anti-UAV Challenge. The 3rd Anti-UAV workshop & challenge. (2023-06-18)/[2025-07-27]. https://anti-uav.github.io/leaderboard3/.

[63] UG2+ Prize Challenge. Bridging the gap between computational photography and visual recognition:7th UG2+ prize challenge. (2024-01-15)/[2025-07-27]. https://cvpr2024ug2challenge.github.io/.

[64] AVSS 2021 Organizing Committee. The 17th IEEE International Conference on advanced video and signal-based surveillance. (2021-11-16)/[2025-07-27]. https://www.avss2021.org/pages/challenge.html.

[65] ICMCIS Organizing Committee. ICMCIS data challenge. (2025-07-27)/[2025-07-27]. https://icmcis.eu/challenge/.

[66] 低空届. 空军“反无争锋-2025”创客大赛2025. (2025-07-25)/[2025-07-27]. https://cuas.schainbaas.com/home.

[67] Unmanned Airspace. US Defence Department opens challenge for low-cost C-UAS. (2025-05-13)/[2025-07-27]. https://www.unmannedairspace.info/latest-news-and-information/us-defence-department-opens-challenge-for-low-cost-c-uas/.

Multimodal Anti-UAV Detection System and Technology

Dong Wang[1] Jie Zhao[1] Yang Liu[2] Lu Zhang[1] Huchuan Lu[1*]

1. *School of Information and Communication Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China*
2. *School of Future Technology, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China*

Abstract With the rapid proliferation of civilian and commercial unmanned aerial vehicle technologies,low-altitude airspace security is facing unprecedented challenges. Driven by Anti-UAV defense requirements,multimodal Anti-UAV detection has emerged as a key research direction in this field and has laid an important foundation for academic exchange and technological development. In this context,this paper provides a systematic review of recent research progress in this area. First,it outlines the evolution of Anti-UAV challenges and compares existing technological frameworks. Next,it analyzes advancements in Anti-UAV detection from three perspectives:visual perception,single-sensor systems,and multi-sensor fusion. Subsequently,it comprehensively summarizes mainstream Anti-UAV detection datasets and major international competitions. Finally,the paper offers a forward-looking analysis of future research directions. Aimed at supporting the development of efficient,intelligent,and scalable Anti-UAV systems,this study contributes theoretical and technical insights to promote the continuous improvement of national low-altitude security infrastructure.

Keywords anti-UAV detection;visual perception;multimodal fusion;low-slow-small targets;low-altitude security

卢湖川 大连理工大学信息与通信工程学院教授、国际电气电子工程师学会会士、科技部中青年创新领军人才,大连理工大学未来技术学院/人工智能学院执行院长。主持国家自然科学基金青年科学基金项目(A类)。主要从事计算机视觉、人工智能、具身智能等领域研究。

王 栋 大连理工大学信息与通信工程学院教授。主持国家自然科学基金青年科学基金项目(B类)。主要从事目标检测与跟踪、具身智能等领域研究。

(责任编辑 王 磊 张 强)

* Corresponding Author,Email:lhchuan@dlut.edu.cn