

doi:10.13682/j.issn.2095-6533.2026.05.001

探鸟雷达系统设计、信号处理与分类识别方法综述

同非¹, 苟雨晴², 张坤², 许京伟¹, 李琳², 姜可亭², 廖桂生¹

(1. 西安电子科技大学 雷达信号处理全国重点实验室, 陕西 西安 710071; 2. 西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710129)

摘要: 近年来, 生态环境的持续改善促使低空鸟类种类与规模显著增加, 但由此引发的航空器鸟击、航班起降干扰, 以及低空管控场景中无人机的虚警等事件频发, 给低空空域安全带来严重威胁。在复杂背景下实现飞鸟的有效探测与飞鸟/无人机的精准区分, 已成为当前低空安防领域亟待解决的技术问题。而探鸟雷达凭借全天候、大范围空域、高数据率等优势, 成为低慢小目标感知的核心装备。针对飞鸟与无人机这两类典型易混淆目标, 系统梳理了探鸟雷达在目标回波数学模型、信号处理、分类识别算法及数据集建设等方面的研究脉络, 重点剖析了微多普勒特征与极化特征的核心机理, 深入探讨了应用于低慢小目标识别的深度学习算法以及多模态融合机制在探鸟雷达系统研制与算法迭代中的落地方案。分析表明, 搭载轻量化端到端神经网络、多模态数据融合驱动、多站组网部署正成为探鸟雷达的未来发展趋势, 但高质量标注数据集依然匮乏。综述厘清了探鸟雷达核心技术的演进路径与现存局限, 旨在为探鸟雷达系统的研制迭代和飞鸟/无人机目标分类识别技术的持续深入研究提供技术参考与启示。

关键词: 探鸟雷达; 目标建模; 信号处理; 目标识别; 深度学习

中图分类号: TN957.52; TN957.51

文献标志码: A

文章编号: 2095-6533(2026)05-0001-17

A review of bird radar system design, signal processing, classification and recognition methods

TONG Fei¹, GOU Yuqing², ZHANG Kun², XU Jingwei¹, LI Lin²,
JIANG Keting², LIAO Guisheng¹

(1. National Key Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China;

2. School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

Abstract: In recent years, the continuous improvement of the ecological environment has led to a significant increase in the types and numbers of low-altitude birds. However, this has also caused frequent incidents such as bird strikes on aircrafts, disruptions to flight takeoffs and landings, and false alarms of drones in low-altitude management scenarios, posing serious threats to the safety of low-altitude airspace. Achieving effective detection of birds and precise differentiation between birds and drones in complex environments has become a pressing technical issue in the field of low-altitude security. Bird-detecting radar, with advantages such as all-weather capability, wide-area airspace coverage, and high data rates, has become a core device for detecting low, slow, and small targets. Focusing on birds and drones as two typical easily-confused targets, researches on bird-detecting radar in areas such as target echo mathematical modeling, signal pro-

收稿日期: 2026-03-24

基金项目: 装备发展部十四五应用创新预研项目(627010103)

通信作者: 苟雨晴, gouyuqing@mail.nwpu.edu.cn

引文格式: 同非, 苟雨晴, 张坤, 等. 探鸟雷达系统设计、信号处理与分类识别方法综述[J]. 西安邮电大学学报, 2026, 31(5): 1-17.

TONG Fei, GOU Yuqing, ZHANG Kun, et al. A review of bird radar system design, signal processing, classification and recognition methods[J]. Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications, 2026, 31(5): 1-17.

cessing, feature extraction, classification algorithms, and dataset construction are systematically summarized. It focuses on analyzing the core mechanisms of micro-Doppler features and polarization features, and explores in-depth the implementation of deep learning algorithms and multimodal fusion mechanisms for low, slow, and small target identification in the development and algorithm iteration of bird-detecting radar systems. Analysis shows that equipping bird-detecting radar with lightweight end-to-end neural networks, driven by multimodal data fusion, and deployed in multi-station networks is becoming the future development trend of bird detection radars, but high-quality annotated datasets are still lacking. The evolution path and existing limitations of core bird-detecting radar technologies are clarified, aiming to provide technical reference and insights for the development and iteration of bird-detecting radar systems, as well as the continued in-depth research of bird and drone target classification and recognition technologies.

Keywords: bird detection radar; target modeling; signal processing; target recognition; deep learning

生态环境的改善使得鸟类的种群和数量逐步恢复,而由此引发的航空器鸟击事件、航班起降干扰问题和低空管控场景下飞鸟引起的虚警问题也日益突出。如何在复杂低空环境下实现飞鸟的有效探测及与无人机的精准区分是维护机场起降秩序和构筑低空安防屏障的重要先决条件。相较于光学、红外等探测手段,雷达具备探测范围广、搜索数据率高和能够全天时全天候工作等特点,已成为当前低慢小目标探测与识别领域的核心感知装备。

尽管近年来已有部分关于低空目标探测的综述文献,但现有研究往往集中于识别方法的叙述,存在一定局限性。一是广泛分析了多类低空目标,但缺少复杂电磁环境下精细化特征差异的深度剖析;二是对多传感器协同探测趋势关注不足;三是较少触及前沿算法在实际工程环境中的部署挑战与系统级应用。针对上述不足,综述重点聚焦以下3个方面的创新探索:一,针对飞鸟/无人机识别分类,从回波级数学特征到深度学习网络深度剖析精细化特征差异;二,强调多模态协同的发展演进,探讨探鸟雷达与多源传感器设备的优势互补与信息融合趋势;三,关注智能化落地,探讨人工智能模型在真实低空探测领域的工程化应用壁垒及数据集建设现状。

围绕上述主旨,以飞鸟与无人机两类典型易混淆目标为核心,综合采用回波建模分析、特征机理剖析、算法演进梳理与工程实践调研相结合的方法,系统探究探鸟雷达从系统设计到目标识别的全链路技术脉络。在原理层面,以飞鸟扑翼与无人机旋翼的微多普勒特征差异为切入点,结合极化散射与运动学特征的机理分析,揭示两类目标在回波信号中的精细化区分依据;在方法层面,追踪从传统时频分析到深度学习及多模态融合的算法演进路径,剖析轻量化网络在嵌入式实时部署中的可行性

与工程壁垒;在应用层面,审视目标数据集建设现状与标注瓶颈,探讨生成式数据增强等手段的缓解潜力。本文旨在全面厘清探鸟雷达核心技术的演进路径与现存局限,为系统研制迭代和分类识别技术的持续深入研究提供技术参考,为低空空域安全管控体系的构建提供理论支撑。

1 探鸟雷达系统

探鸟雷达系统的研制最早可追溯至1971年,瑞士学者 Bruderer 构建了首套专用探鸟雷达系统,并在《Ornithologischer Beobachter》发表系列研究论文,成为雷达技术应用于鸟类迁徙观测的开创性工作^[1-2]。20世纪80至90年代,雷达技术已广泛应用于迁徙鸟类的统计研究,但彼时的雷达系统体积重量大,便携性差,且不具备目标自动识别功能,仅可依靠人工进行数据解析与目标判断。

2000年前后,美国 DeTect 公司推出的 MERLIN Avian Radar 专用鸟类探测雷达系统问世,成功应用于风电和机场等场景下的鸟类监测;加拿大 Accipiter Radar 公司研发了面向机场安全的专用探鸟雷达,该阶段的雷达系统已具备全天候数公里范围鸟类轨迹的自动跟踪与导航能力。

2010年后,国际主流探鸟雷达企业逐渐形成了各具特色的产品体系:美国 DeTect 公司在2009年发布了 MERLIN Bird Detection Radar 系列产品,可部署于风电场、机场、矿区等场景,实现鸟类活动的调研、风险评估、实时监控;2012年该公司推出的 MERLIN Detect&Deter 系统集成了雷达探测与声波驱离功能;2022年发布的 MERLIN BDR-DDR True3D 双功能系统,具备3D扫描能力,探测范围达数公里,可同时完成鸟类与无人机的探测识别。

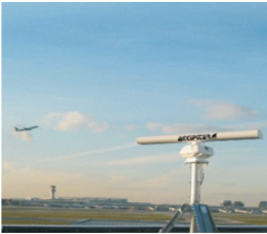
荷兰 Robin Radar Systems 公司 2017 年研发的 MAX3D Bird Detection Radar 具备全方位三坐标探测能力,数据更新速率达 $360^{\circ}/s$,可同时跟踪上千条鸟类的飞行路径,并输出具备大小、飞行速度、高度等信息的航迹数据;2020 年推出的 IRIS System 实现了设备的轻量化和小型化设计,整机重量仅约 29 kg,且集成微多普勒特征提取与深度神经网络(Deep Neural Network,DNN)分类功能,适合高机动部署与便携式使用场景。加拿大 Accipiter Radar Corporation 公司 2010 年推出的 NM1 系列雷达聚焦机场场景应用,其中 NM1-8A 为基于宽带高分辨的 X 波段的 2D 探测雷达,用于机场周边鸟类监测,NM1-24D 为 3D 探测雷达,采用软件化雷达架构和参数化设计理念,能实现 $360^{\circ}\times 90^{\circ}$ 半球形空域覆盖和波束毫秒级灵活扫描,有效支撑了机场鸟击风险管理与环境评估。土耳其 2016 年推出的 KUŞRAD Bird Radar System 支持 2D 与 3D 探测,最大探测范围达 40 km,可实时输出鸟类的高度、飞行方向、速度等信息。瑞士 Swiss Bird radar Solution AG 公司 2015 年发布的 BirdScanMR1、印度 OIS Advanced Technology 公司 2014 年推出的 3D Avian Radar System 等均具备鸟类目标的探测与识别能力,是国际探鸟雷达市场的畅销产品。

国内市场也逐渐形成了探鸟雷达的产业体系。HY917A 型 S 波段圆柱形二维相控阵探鸟雷达由北京理工雷科电子信息技术有限公司研制,2021 年正式发布并市场化;TLC004 型 S 波段一维有源数字相控阵探鸟雷达由天朗防务研发,2022 年推出,已应用于多机场及重大航空活动;TN-X15 型三坐标数字阵探鸟雷达由中国电科相关院所研制,2023 年正式发布;陕西黄河集团自主研发的机场专用探鸟雷达于 2024 年完成定型并实现首次出口;芯泰智能的涅斯顿系列探鸟雷达于 2022 年推出,西安八阵图电子的机电复合扫描式探鸟雷达、雷科防务的低慢小目标探测预警系列探鸟雷达均于 2022 年后成熟并广泛应用于民航机场鸟情监测领域。

部分当今主流探鸟雷达系统如图 1 所示,国内外探鸟雷达系统汇总分别如表 1 和表 2 所示。



(a) Bird Detection 雷达系统



(b) NM1-8A 雷达系统



(c) 荷兰 Robin Radar Systems 的 MAX Avian 雷达

图 1 当今主流探鸟雷达系统

表 1 国外探鸟雷达系统汇总

国家	研制单位	雷达	年份
美国	DeTect	MERLIN Avian Radar	2000
		MERLIN Bird Detection Radar	2009
		MERLIN Detect&Deter	2012
		MERLIN BDR-DDR True 3D	2022
荷兰	Robin Radar Systems	MAX 3DBird Detection Radar	2017
		IRIS	2020
加拿大	Accipiter Radar	NM1-8A	2010
		NM1-24D	2016
土耳其	TÜBİTAK BİLGEM	KUŞRAD Bird Radar System	2016
瑞士	Swiss Birdradar Solution AG	BirdScan MR1	2015
印度	OIS Advanced Technology	3D Avian Radar System	2014

表 2 国内探鸟雷达系统汇总

研制单位	雷达	年份
北京理工雷科电子信息技术有限公司	HY917A	2021
天朗防务	TLC004	2022
中国电科	TN-X15	2023
陕西黄河集团	机场专用探鸟雷达	2024
芯泰智能	涅斯顿系列	2022
西安八阵图电子	机电复合扫描式探鸟雷达	2022
雷科防务	J31/J32	2022

探鸟雷达多工作在 X 波段、S 波段和 Ku 波段。X 波段雷达在相同天线孔径下具有分辨率高、对小雷达散射截面(Radar Cross Section,RCS)目标敏感、体积重量小和便携性好等特点,但受雨水和雾霭等气象条件影响较大;S 波段雷达具备良好的雨/雪/雾穿透能力,且容易实现大功率工作,因此

适用于全气象条件和大范围空域监测,但其对小型鸟类的探测精度较差;Ku波段雷达具备更高的分辨率,但其大气衰减效应显著,仅适用于近程目标探测场景。

为兼顾探测距离与测量精度,主流探鸟雷达多采用水平与俯仰异波段设计,水平维为实现大范围覆盖,常采用X波段或S波段;俯仰维为提升高程测量精度与目标分辨力能力,多采用X波段、Ku波段等较高频段。例如Dual-band Avian Radar双波段雷达系统,水平面采用S波段实现宏观鸟类迁徙监测,垂直面采用X波段获取个体鸟类的精细飞行轨迹与高度信息;DeTect MERLINBDR系统也通过集成X波段定向雷达与S波段低频全向雷达构建一体化三坐标探鸟系统。

近年来,双偏振天气雷达在鸟类探测领域的应用日益增多。相较于单偏振雷达,双偏振天气雷达可探测目标的差分反射率、相关系数、差分传播相移等参数,同时能提供鸟类的形状、朝向、密度和形态等多维信息从而改善鸟类的识别性能。双偏振探鸟雷达未来有望纳入国家生态监测网络,且与声学 and 光学传感器进行深度融合以实现鸟情的实时监测。

单基地雷达受技术体制的局限仅能测算鸟类的距离和径向速度等信息,且易出现回波混叠问题。双站、多基地雷达系统则通过多站点交叉角度定位和互相关技术获取目标的散射特性,提供多视角回波信息与高精度定位数据,通过多站联合解算目标的精确水平速度矢量,输出目标真实三维航迹,构建重点区域鸟群的密度三维网格,大幅降低虚警率,实现RCS反演与盲区消除。目前代表性的多基地探鸟雷达产品包括荷兰Robin Radar Systems、美国DeTect的MERLIN Avian Radar System、瑞士Swiss Bird radar Network等,多基地探鸟雷达试验平台包括北欧EISCAT雷达系统、德国Forschungszentrum Jülich双站鸟类探测实验系统等。

无源雷达不主动发射电磁波,通过接收第三方设备发射的电磁波实现目标监测,具有功率低、抗干扰能力强和隐蔽性高等特点,其布设方式灵活,可依托FM广播、数字电视、4G/5G基站信号构建多基线观测网络。无源雷达用于鸟情监测,其开发成本远低于传统主动雷达。2025年4月,Ocergy公司将DeTect的MERLIN™鸟类与无人机探测雷达系统搭载于BLUEORACLE海洋浮标,构建离岸无源雷达系统,实现了远海迁徙鸟类的实时监测,成

为探鸟雷达海上部署的首次实践;荷兰国家水管局在北海输电平台与海上风场部署Robin Radar雷达,结合气象传感器实现鸟群飞行动态的实时监测,已完成复杂海上环境下的部署测试与验证机制构建。欧洲多个研究团队将无源雷达、标准海事雷达、跟踪雷达与气象雷达联合应用,在瑞典南部实现夜间迁徙鸟类的同步监测,晴空、高空环境下设备同步性与探测精度表现优异,验证了无源雷达在鸟情监测应用中的有效性。

根据以上分析可知,探鸟雷达产品的发展呈以下趋势:一是体制多样化,从单偏振到多偏振、从主动雷达到无源雷达;从单一源到多域信息深度融合,与光学设备、声学传感器等设备深度融合,实现鸟情的多源多维度联合感知;向系统多功能化发展,部分产品已能同时兼顾鸟类监测、无人机探测和地面目标侦察,为要地安防场景提供地面与低空一体化的全套侦察预警解决方案。二是设备智能化,随着图形处理器(Graphics Processing Unit, GPU)技术的发展和深度学习算法的工程落地,部分公司研发了集成轻量化、多模态和端到端深度神经网络的探鸟雷达,使得设备具备了对飞鸟/无人机等典型易混淆目标的自主特征提取与高精度智能区分能力。三是多站协同与组网,探鸟雷达正朝着分布式、协同化多站组网的方向发展,通过多雷达分布式部署与信息融合,有效拓宽了感知边界、消除低空盲区,实现对机场净空区或关键要地等大范围、复杂区域内飞鸟与低慢小目标的无缝隙连续跟踪与立体全覆盖,克服了单雷达节点存在的视距遮挡和探测盲区问题。四是设备轻量化,为适应临时起降点、野外复杂地形或高机动安防等场景灵活多变的部署需求,探鸟雷达在硬件架构设计与材料工艺上不断优化,整体体积、重量和功耗大幅降低,轻量化设计使得设备能够实现单人或车载的快速架设与撤收,极大地提升了雷达系统的战术灵活性、应用部署的便捷性。

尽管近年来探鸟雷达产品的研制方兴未艾,但在技术发展上仍存在一些制约和难题,主要表现在:一是识别精度存在瓶颈,物种识别能力有限,仅能实现鸟类/非鸟类,单体/群体目标的粗分类,难以有效剔除雨雪气象杂波和昆虫回波的干扰,更无法完成鸟类物种或无人机具体型号的精准识别;二是复杂环境适应能力不足,在城市、山地和林区等多径效应严重的场景中,鸟类目标的微弱回波信号容易淹没在强地物杂波中,且由于遮蔽效应造成雷达探测存在盲区,严重制约了系统对杂波背景下

微弱目标的有效探测距离与连续跟踪能力;三是高质量数据集短缺,目前探鸟雷达产品高度依赖人工进行数据筛选标注,且多模态数据集严重短缺,配准后的数据集更是极少,数据集的短缺进一步制约了人工智能模型的训练与工程化应用;四是设备部署成本高,目前探鸟雷达趋向于多体制、多模态融合方向发展,复杂工作体制直接导致庞大的硬件架构、高昂造价以及巨大的维护成本,设备部署难度也相应提升,要想在广域低空管控及常规机场的网格化监测中实现规模化普及,多体制探鸟雷达设备还需要性能与成本上的折中。

2 飞鸟与无人机回波的数学模型

雷达回波信号是目标物理特性与观测条件共同作用的复杂函数,通过构建回波信号的数学模型,能够实现对目标回波特性的系统和定量分析,为目标检测和识别提供理论支撑。目标回波信号的数学建模包括 RCS 散射模型、散射中心模型、回波信号模型等,将复杂的回波函数转化为可解析与可计算的数学表达式,从而揭示回波信号的变化规律,同时也为仿真数据的生成提供理论支撑。本节将重点分析飞鸟的扑翼回波模型和无人机螺旋桨旋翼叶片的回波模型,为后续章节的目标特征提取和分类识别奠定理论基础。

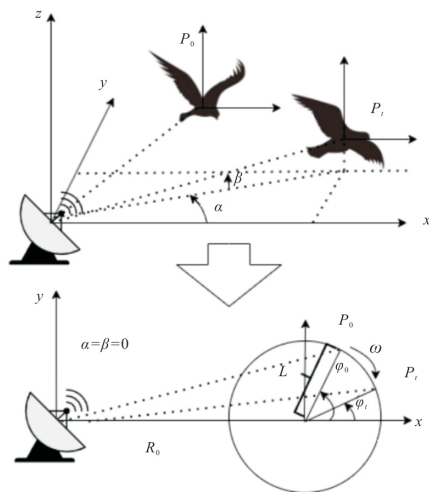
2.1 飞鸟扑翼运动模型

飞鸟的飞行动作包括翅膀拍打、扭曲与扫动等,其运动模型已形成较为完善的研究体系^[3-5]。飞鸟目标回波的周期性闪烁主要由翅膀的周期性拍打引起,回波信号的波动频率与翅膀拍打频率一致,且信号中存在明显的谐波特征,距离多普勒平面中出现典型扑翼图案即可判定该目标为飞鸟。不同种类飞鸟的回波信号特征存在显著差异,若出现波动较大的簇状特征,则进一步提示目标可能为雀形目或雨燕形目鸟类。在光学区,当雷达波长远小于飞鸟翼展时,常将飞鸟等效为若干散射中心,每个散射中心的相位与幅度随扑翼运动动态变化;在利用 X 和 Ku 波段高频雷达进行鸟群探测或飞鸟与无人机区分时,将飞鸟视为复杂导体表面,物理光学、几何光学模型或分布散射中心模型的建模效果更佳。

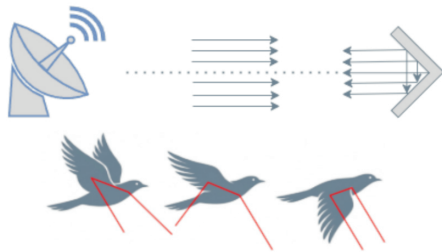
2019 年 Gong^[6]等通过控制雷达帧间扫描时间明确了不同帧间的 RCS 波动由飞鸟不同身体部位的散射特性引起,分析了飞鸟不同身体部位对回波信号的调制机理,并提出翅膀拍打角反射器效应理

论。通用飞鸟扑翼回波数学模型建模如下^[7]。

飞鸟多普勒回波模型示意图如图 2 所示,从雷达视角出发飞鸟的方位角为 α ,俯仰角为 β 。雷达到目标的距离为 R_0 , P_0 为初始时刻的翼尖位置, P_t 为 t 时刻的翼尖位置。图 2(a)展示了当方位、俯仰角均为 0 时的翼尖旋转情况,图 2(b)展示了飞鸟时变翼拍角反射器模型。



(a) 飞鸟在雷达视角中的扑翼角度说明



(b) 时变翼拍角反射器模型

图 2 飞鸟多普勒回波模型示意图

翼尖的微多普勒速度是鸟翼扑动速度、有效鸟翼长度与相位角的函数,其表示公式为

$$v_{\text{mD}}(t) = \omega L \cos(\varphi_t) \quad (1)$$

式中: ω 为鸟翼扑动角速度; L 为有效鸟翼长度; φ_t 为相位角,且满足 $\varphi_t = \omega t + \varphi_0$, φ_0 为初始相位角。

雷达多普勒效应的基本公式为

$$f = \frac{-2v}{\lambda} \quad (2)$$

式中: v 表示径向速度; λ 为雷达波长; f 为多普勒频移。

将式(1)翼尖微多普勒速度代入式(2)多普勒效应公式,并改写为相角的正弦调制,得到飞鸟扑翼的多普勒频率表达式为

$$f_{\text{mD}} = \frac{-L\omega}{\lambda} \sin(\varphi_t) \quad (3)$$

即

$$f_{\text{mD}} = \frac{-L\omega}{\lambda} \sin(\omega t + \varphi_0) \quad (4)$$

当雷达驻留时间为 T_r 时,瞬时微多普勒频率可通过积分计算

$$f_{\text{mb}} = \frac{2L}{\lambda} [\cos(\omega t + \varphi_0) + c] \Big|_0^{T_r} \quad (5)$$

式中: c 为积分常数。

式(5)表明,飞鸟扑翼的多普勒频率是飞鸟频谱信号的特征常数,可作为飞鸟目标识别的重要依据。对于集群飞行的鸟类,鸟群的雷达回波频谱将呈现多个独立的峰值,称为编队翼拍调制(Formation Wing-Beats Modulation, FWM)效应,该效应与鸟翼拍角成正比,且每个 FWM 峰值由单只飞鸟的扑翼运动产生,通过分析 FWM 效应即可实现鸟群分布与群体数量的估计。

2.2 无人机螺旋桨旋翼叶片回波模型

1953年,Woodward首次推导了螺旋桨回波的数学表达式^[8],奠定了飞行器旋翼叶片回波建模的理论基础。当前旋翼叶片回波建模方法主要有3种:一是单点目标建模,将螺旋桨叶片简化为单个散射点;二是有限点散射体模型,即将叶片视为一组有限点散射体的集合,通过计算每个散射点回波的位置、径向速度和幅相并进行线性叠加得到叶片的整体回波模型;三是细线模型,即将螺旋桨叶片视为均匀的刚体天线并等效为无限点散射体集合,是目前学界较新的旋翼叶片建模研究方向。

有限点散射体模型的物理意义直观,实现难度低,在工程仿真中被广泛应用。其本质是一种对叶片散射特性的离散近似,建模精度依赖于散射点的数量与分布。该模型中^[9],设旋翼叶片以恒定的旋转频率 f_{rot} 绕旋翼中心旋转,叶片长度为 L_p 。叶片上的第 i 个散射点到旋翼中心的距离为 x_i ,初始旋转角为 θ_1 ,其他符号沿用 2.1 小节。则第 i 个散射点与雷达的距离为

$$R_i(t) \approx R_0 + x_i \cos(\theta_1 + 2\pi f_{\text{rot}} t) \cos \beta \quad (6)$$

当后向散射系数为 σ_i 时,第 i 个散射点的基带回波为

$$s_i(t) = \sigma_i \exp\left(-j \frac{4\pi R_0}{\lambda}\right) \cdot \exp\left(-j \frac{4\pi}{\lambda} (x_i \cos(\theta_1 + 2\pi f_{\text{rot}} t) \cos \beta)\right) \quad (7)$$

假设旋翼共有 N 个叶片,每个叶片上有 K 个散射点,则 N 个叶片有 N 个不同的初始旋转角,即

$$\theta_n = \theta_1 + \frac{2\pi(n-1)}{N} \quad (8)$$

令每个叶片的散射点有一样的散射系数和位置,则可以表示出旋翼的回波,当雷达波长为 λ 时,

提取出第 n 个叶片上第 i 个散射点引起的相位函数

$$\Phi_{n,i}(t) = 4\pi(R_0 + x_i \cos(\theta_1 + \frac{2\pi(n-1)}{N} + 2\pi f_{\text{rot}} t) \cos \beta) / \lambda \quad (9)$$

则该叶片散射点在时刻 t 的多普勒频率计算公式为

$$f_{d_{n,i}}(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d}{dt} \Phi_{n,i}(t) = -\frac{4\pi f_{\text{rot}} x_i}{\lambda} \cdot \sin\left(\theta_1 + \frac{n-1}{N} 2\pi f_{\text{rot}} t\right) \cos \beta \quad (10)$$

由式(10)可知,同一叶片上散射点的初相一致,不同叶片上散射点的微多普勒曲线的初相不同,差异主要体现在多普勒频率峰值。旋翼的周期性旋转微动使雷达回波呈现独特的周期性调制特征,通过分析螺旋桨叶片的微多普勒回波即可估计得到叶片长度、转动频率和叶片数量等关键参数。

细线模型由电磁散射理论推导了叶片散射场,更贴近电磁作用机理。该模型将叶片视为一根细长线元,考虑入射方向、极化、导体边界条件等因素,通过积分代替散射点的线性叠加,使建模结果更连续和平滑。对于窄带信号,细线模型可推导出解析表达式,从而更清晰地解释叶片微多普勒的谐波结构。细线模型的建模思路为:假设单个叶片表示为长度为 L_w 的细导线,则叶片的散射场可建模为

$$\mathbf{E}_s(t) \propto \int_0^{L_w} e^{j\mathbf{k} \cdot (\mathbf{s} \cdot \mathbf{u}(t))} d\mathbf{s} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{k}$ 为雷达波矢量; $\mathbf{s}$ 为沿叶片方向的积分变量; $\mathbf{u}(t)$ 为叶片随时间的旋转方向向量。当存在多个叶片时,整体回波信号为各叶片散射信号的相干叠加。

第 s 处线元的复数相位函数为

$$\Phi(t, s) = \mathbf{k} \cdot \mathbf{u}(t) s \quad (12)$$

其归一化瞬时频率为

$$f_{\text{norm}}(t, s) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\Phi(t, s)}{dt} = \frac{1}{2\pi} \frac{d}{dt} (\mathbf{k} \cdot \mathbf{u}(t) s) = \frac{\mathbf{k}}{2\pi} \cdot \frac{d\mathbf{u}(t)}{dt} s \quad (13)$$

当旋翼叶片以恒定的角速度 ω_p 绕旋翼中心旋转时,单位向量的导数为 $\frac{d\mathbf{u}(t)}{dt} = \omega_p \cdot \mathbf{u}(t)$ 。代入式(13),可得

$$f_{\text{norm}}(t, s) = \frac{\mathbf{k}}{2\pi} \cdot (\omega_p \cdot \mathbf{u}(t)) s \quad (14)$$

使用向量积的轮换对称性交换位置

$$f_{\text{norm}}(t, s) = \frac{s}{2\pi} \omega_p (\mathbf{u}(t) \cdot \mathbf{k}) \quad (15)$$

整个叶片产生的是连续的多普勒谱,叶片上任

意一点 s 对应的多普勒频率公式为

$$f_{\text{norm}}(t,s)=\frac{s}{\lambda}[\boldsymbol{n}_k\cdot(\boldsymbol{w}_p\cdot\boldsymbol{u}(t))]\tag{16}$$

式中: $\boldsymbol{n}_k$ 为雷达视线方向单位向量。

翼尖处最大多普勒频率为

$$f_{\text{norm,max}}(t)=\frac{L_w}{\lambda}[\boldsymbol{n}_k\cdot(\boldsymbol{w}_p\cdot\boldsymbol{u}(t))]\tag{17}$$

细线模型的结果表明,叶片回波并不是单一频

率的信号,而是由 $0\sim f_{\text{norm,max}}$ 之间无数个微小散射点多普勒频率的相干积分叠加,在时频图上表现为一种闪烁效应。当散射点运动方向与雷达视线平行时,所有点产生的多普勒频率达到峰值,从而形成了具有极高分辨力的微多普勒谱线。

飞鸟扑翼模型与无人机旋翼模型对比如表 3 所示。

表 3 飞鸟扑翼模型与无人机旋翼模型对比

目标	运动学差异	建模方法差异	微多普勒差异	特征表现
飞鸟	翅膀存在周期性拍打、扭曲与扫动,具有一定的随机性和时变性	具有时变幅相的若干散射 中心集合/复杂导体表面	扑动角速度与相角的正弦 调制函数	存在明显 谐波特征
无人机	叶片以高度恒定的旋转频率进行圆周运动,具有机械稳定度	有限点散射体模型/ 细线模型	旋转频率、初始角与叶片 数的周期调制函数	存在周期 性调制现象

3 飞鸟目标信号预处理和特征提取

信号预处理和特征提取是提升飞鸟目标识别精度的关键前提。传统雷达信号处理技术通过空域、时域和频域的一系列匹配滤波操作实现目标距离、角度、速度和高度等信息的解算。传统雷达信号处理过程如图 3 所示。

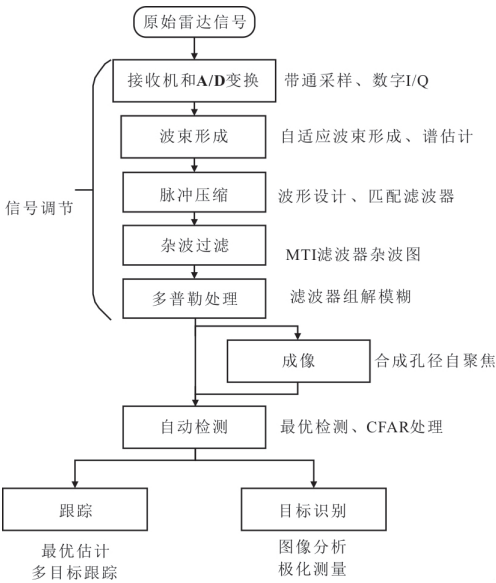


图 3 雷达信号处理过程

雷达信号的预处理包括去噪、重构和杂波抑制等,探鸟雷达的高灵活性又要求了预处理步骤的实时性和轻量化。由于不同类型目标的雷达回波可能呈现高度相似性,极易导致分类模型失效和类型误判,因此通过高效的信号预处理技术提升信号质量是实现后续目标识别的前提。传统信号预处理方法在低信噪比、复杂杂波环境下性能不佳,随着深度学习技术的发展,基于深度学习的信号预处理方法正成为当前的研究热点。

3.1 信号去噪

智能化去噪研究涵盖了去噪卷积神经网络(Denoising Convolutional Neural Network, DnCNN)、U-Net 等空间特征提取类网络架构,长短期记忆网络(Long-Short Term Memory, LSTM)、门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)去噪网络等时序关联类架构以及具备全局建模能力的去噪 Transformer(Denoising Transformer, DT)、卷积增强型 Transformer(Convolution-Augmented Transformer, Conformer)等 Transformer 变体。

然而在工程应用中,尽管扩散模型(Denoising Diffusion Probabilistic Models, DDPM)等前沿架构在盲降噪中表现优异,但在工程实践中,其高昂的迭代计算开销限制了其在探鸟雷达前端 FPGA/DSP 上的实时部署。因此,残差自编码器(Residual Network-based Autoencoder, Resnet-AE)等轻量化架构在平衡缓解梯度消失与实时重构效率方面更具工程应用潜力。

2020 年 de Oliveira 等^[10]利用卷积自编码器(Convolutional Autoencoder, CAE)实现雷达信号去噪;2024 年 Raeis 等^[11]提出卷积屏蔽自编码器方法,通过 CAE 消除调频连续波(Frequency Modulated Continuous Wave, FMCW)雷达时频图中的干扰,提升了信号质量。2022 年 Cheng 等^[12]提出一种基于 Resnet-AE 的雷达信号异常检测方法,利用 Resnet 缓解梯度消失问题,实现了高效的信号重构;2024 年 Tang 等^[13]通过 Resnet 改进时频图全局特征提取与信号位置定位能力并提升雷达信号识别精度。

3.2 信号重构

雷达回波信号闪烁易导致微多普勒特征带模糊,使微多普勒特征无法有效利用,因此信号重构

成为获取目标有效特征的重要途径。早期学界主要采用正交匹配追踪、最小绝对收缩和选择算子、字典学习等稀疏重构方法实现雷达信号重构。Yang 等^[14]采用复变分频域分解在频域分割高频闪变信号的高频部分,结合奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)准确了定位闪变信号的时域位置;Wang 等^[15]利用低秩与稀疏分解方法,实现了弱小目标雷达信号的重构与检测。然而,在实际雷达工程应用中,上述传统迭代优化算法面临着严苛的计算复杂度约束,其高昂的运算开销往往难以满足雷达前端处理对于毫秒级实时性的要求。

为突破传统算法的计算瓶颈,信号重构方法也正在向深度学习方向演进,Liu 等^[16]提出物理辅助的深度学习方法,可实现 FMCW 雷达在低采样率下的二维目标定量成像与高质量信号重构。尽管深度学习在重构精度上表现优异,但其工程化落地同样受限于边缘计算平台的硬件资源。在实际部署中,模型必须满足严格的存储与功耗限制,往往需要结合模型轻量化或算子级加速来压缩前向推理延迟。此外,由于训练数据通常高度依赖理想化的电磁仿真,如何克服跨域迁移时的问题,确保重构模型在真实物理世界中保持高鲁棒性,仍是该方向面临的核心工程挑战。

3.3 特征提取与特征降维

在基于特征的雷达目标检测中,原始雷达信号的维度通常较高,直接将原始数据输入神经网络易导致过拟合、计算复杂度激增、分类器性能下降等问题,因此特征处理是连接原始信号与决策模型的纽带。雷达信号的特征提取与降维方法同样分为传统信号处理方法与基于数据驱动的深度学习方法。

传统方法侧重于从时-频-空-极化四维提取物理属性,如多普勒带宽、谱能量集中度及微多普、盖尔圆特征等。深度学习则通过卷积或自注意力机制实现特征的自适应融合。

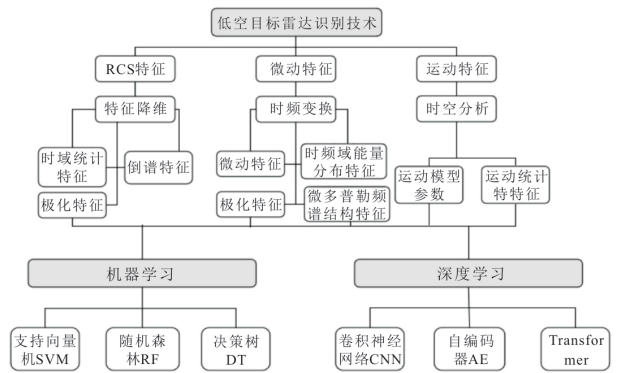
高维原始数据的直接输入易引发维度灾难,显著增加分类器的推理延迟。工程实践中常采用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)、线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)或核方法进行特征降维,在保留 95% 以上能量信息的前提下,将特征空间压缩至百维以内,以确保识别算法在毫秒级批处理任务中的吞吐性能。

2017 年 Fuhrmann 等^[17]系统分析和比较了多种时频变换与时频特征提取方法,包括 SVD,并利

用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)验证了不同特征的分类效果,为微多普勒特征的提取与降维方法提供了全面参考。

4 飞鸟与无人机分类识别研究进展

为便于梳理低空目标雷达识别中不同特征类型及其主要识别方法之间的关系,图 4 给出了低空目标雷达识别技术总体框架。



4.1 基于微多普勒特征的飞鸟/无人机分类识别

实际工程中,常将鸟翼与无人机旋翼视为非刚体,二者的核心区别在于鸟翼与旋翼运动引起的微多普勒特征存在明显差异^[18]。21 世纪初,Chen、Ling 等学者系统构建了微多普勒理论模型,提出典型目标的散射点模型与微运动模型^[19-20]。

工程实践中,飞鸟/无人机的微多普勒特征已由物理参数估计转向深层特征映射,主要涵盖:1) 动力学稳定性差异:无人机旋翼具有机械稳定度,其频谱包络平稳且存在高频窄带特征;飞鸟扑翼则呈现随机性较高的低频波动与非对称包络;2) 调制深度与谐波结构:通过反演翼展、旋翼半径、扑翼频率、转速等物理量,利用其谐波分量的能量分布差异实现精细化判别。

微动参数与运动学参数的对应如表 4 所示。

表 4 微动参数与运动学参数的对应

运动学参数	微动参数
振荡频率	翅膀扑动频率或螺旋桨旋转频率
频率调制深度	翅膀振幅、旋翼半径、叶片长度
瞬时频率变化率	加速度、扑翼节律、旋翼启停过程
谐波数量与强度	扑翼的非正弦性、旋翼叶片数目
周期性稳定度	飞行稳定性
包络形态是否对称	翅膀对称布局或旋翼布局

近年来,随着硬件发展导致的算力提升以及深度学习网络的强大拟合能力,当前,深度学习方法已成为微多普勒特征分析的主流手段,在小目标识别、

多模态融合等领域发挥核心作用。

卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 架构基于微多普勒二维图像, 自动学习雷达图像的局部特征, 同时采用循环神经网络 (Recurrent Nerual Network, RNN)、LSTM 等方法处理微多普勒序列信号用于捕捉时间依赖关系。实验表明, CNN 在小数据集上的分类效果优于 SVM 类方法, LSTM 对长时间飞鸟数据序列的分析也具有明显优势^[21-23]。

由于单帧时频图仅能捕捉目标的局部特征, 未能充分利用信号时间变化规律, 因此 CNN 与 RNN、LSTM、GRU 等混合网络结构出现, 同时利用了目标的空间特征与时间特征, 使得识别精度得以进一步提升; 2020 年 Sun 等^[24] 基于 LSTM 网络利用微多普勒特征进行了无人机分类研究; 2023 年 Bell 等^[25] 研究了利用堆叠 LSTM 网络实现飞鸟/无人机、虚警和与杂波的分类。

自注意力机制能有效建模信号的长时依赖, Transformer 在处理长时间窗口数据的同时能够兼顾目标的短期微多普勒特征。实验表明视觉 Transformer (Visual in Transformer, ViT) 和时序 Transformer 在复杂场景下的表现优于 LSTM 方法。同时自监督学习与轻量化网络 MobileNet、Ti-

ny-Transformer 等结合的方法在资源受限平台上用于实时分类识别也获得了一定程度的研究热度。2023 年 Yang 等^[26] 提出回波特征注意力网络 (Echo Transformer, Echoformer) 结构, 将无人机检测转化为每个范围单元的二进制分类任务, 同时提取无人机的多普勒频率位移特征与微多普勒特征; 2025 年 Larrat 等^[27] 系统比较了 LSTM、GRU、一维 CNN 和 Transformer 等网络的性能, 通过对比试验阐明了 Transformer 在识别准确性方面的优势; 2025 年 Wu 等^[28] 提出空中目标识别关系网络, 引入基于 Transformer 的关系模块生成注意力图用于引导网络学习目标关键特征, 并通过试验验证了该方法的有效性。

尽管 Transformer 架构在全局建模中表现卓越, 但其巨大的参数量与计算开销对探鸟雷达的嵌入式前端提出了严峻挑战。当前的工程趋势正向 CNN-Transformer 混合轻量化结构及自监督学习转变, 旨在保证识别准确率的前提下, 降低模型推理延迟, 以满足全天时实时监控的需求。

不同深度学习算法性能比较如表 5 所示。由于各算法难以统一数据集、超参数、训练设备等标准, 这里只简单地给出准确率、虚警率、检测率等指标以供参考。

表 5 深度学习算法性能比较

算法	说明	适用场景	性能			
			准确率	虚警率	检测率	正确分类率
CNN	适合静态时频图分类, 能自动提取局部特征, 但对时间依赖处理不足	单帧	97.6% ^[21] ; 99% (验证集) ^[22] 、99% (测试集) ^[22] ; 98% ^[23] ; 94.1% (短距离、低空) ^[24]	3×10^{-4} ^[21]	99.97% ^[21]	98.1% ^[21]
CNN 加 LSTM 等混合架构	混合结构结合了空间与时间特征, 适合复杂飞行模式识别, 但计算量大	复杂场景	95.2% (短距离、低空) ^[24] ; 98.1% ^[25]	—	—	—
Transformer、ViT	能全局建模长时信号, 在复杂场景下表现突出, 但对数据需求和计算开销较高	复杂场景	92.65% (5 类样本) ^[28] 、95.85% (7 类样本) ^[28] 、96.55% (10 类样本) ^[28]	0.003 4 ^[26] 、0.047 9 (零频目标) ^[26] 、0.002 2 (CPI = 15 ms) ^[26]	0.972 ^[26] 、0.997 (零频目标) ^[26] 、0.978 (CPI = 15 ms) ^[26]	0.976 ^[26] 、0.968 (零频目标) ^[26] 、0.983 (CPI = 15 ms) ^[26]

值得注意的是, 上述基于微多普勒特征的目标分类识别方法的工程化应用还受到一些因素的制约, 主要包括以下方面。

1) 微多普勒特征分布在目标主多普勒频率峰值的旁瓣区域, 信噪比较主峰通常低 10~20 dB, 在远程探测场景下, 微弱的微动信号极易被底噪淹没。

2) 当目标存在速度模糊时, 回波频谱常出现严

重混叠导致多普勒特征与强地物杂波混叠或落入零速检测通道, 导致微多普勒特征难以分离和提取。

3) 此外, 提取高分辨率微多普勒需较长的相参处理间隔 (Coherent Processing Interval, CPI), 这直接导致系统数据更新率下降。

上述局限性提示了在工程应用中, 雷达需在特征分辨力与扫描周期之间进行折中, 且系统工作体制和工作参数的设计要求应该更高。

4.2 基于极化特征的飞鸟/无人机目标分类识别

雷达回波的散射矩阵中蕴含着丰富的极化信息,从极化散射矩阵 S 中提取目标极化参数是目标分类识别的重要技术途径,Torvik 等^[29]系统总结了可用于目标分类的极化参数体系,为极化特征的提取与应用提供了标准,用来分类的极化参数如表 6 所示。

表 6 用来分类的极化参数列表

参数	与 S 的计算关系	定义
δ	$2\langle S_{hv} ^2 \rangle / \langle S_{hh} ^2 \rangle$	线性去极化比
γ	$\langle S_{cv} ^2 \rangle / \langle S_{hh} ^2 \rangle$	差分极化比
ρ	$\langle S_{hh} S_{cv}^* \rangle / \sqrt{\langle S_{hh} ^2 \rangle \langle S_{cv} ^2 \rangle}$	同极化相关系数
β	$\langle S_{hh} S_{hv}^* \rangle / \sqrt{\langle S_{hh} ^2 \rangle \langle S_{hv} ^2 \rangle}$	交叉极化相关系数
ϵ	$\langle S_{hv} S_{cv}^* \rangle / \sqrt{\langle S_{hv} ^2 \rangle \langle S_{cv} ^2 \rangle}$	交叉极化相关系数
H	—	熵
A	—	各向异性
$\bar{\alpha}$	—	极化特征向量参数
$\bar{\beta}$	—	取向角估计

极化参数在飞鸟/无人机分类识别领域的研究主要分为 3 个方面:一是利用单一极化参数实现分类识别,例如当无人机旋翼叶片在水平面内旋转时,HH 极化是最佳极化选择;二是利用极化参数辅助提升分类效果,例如高交叉极化比可精准反映飞鸟的翼拍频率,基于 $H/A/\alpha$ 方法得到的极化参数方位估计值 β 可提供额外的目标特征信息;三是利用极化参数和雷达系统设计参数之间的关系进行分类识别,其参数特征与 CPI 高度相关,当 CPI 较小时,各向异性是最优分类特征,当 CPI 较大时, α 参数为最佳判别特征。早期学者曾尝试仅通过极化特征实现飞鸟与无人机的区分。2016 年 Torvik 等^[29]利用极化特征实现了飞鸟与无人机分类共 4 类样本分别 100%、98.8%、99.2%、98.9% 的准确率,验证了极化特征的应用价值。后续研究中,极化特征逐步与纹理特征、空间特征和微多普勒特征等相融合,并逐步成为研究热点。2019 年武汉大学 Li 等^[30]通过实测数据揭示了水平极化方式是 VHF、UHF 波段无人机检测的最佳极化方式,并结合微多普勒特征实现了目标的高质量识别;2019 年美国 MCVAY 等^[31]结合偏振雷达成像信息和环境极化统计数据实现了空中无人系统与生物标靶的有效区分;2021 年 JWojtanowski 等^[32]通过激光扫描仪光学回声的交叉极化比率分析,实现了无人机与飞鸟的初步分类;2021 年杨勇等^[33]提出基于时频检测与极化检测相匹配的无人机检测识别方法,试验结果表明该方法具有较好的鲁棒性;2025 年杨

勇团队在前期研究基础上,进一步提出基于启发式搜索的极化雷达无人机目标检测方法,对匀速、匀加速及变加速三类运动模式的检测率均超过 80%,优于传统恒虚警检测方法,显著改善了复杂环境下的无人机目标检测性能^[34]。

目前,利用极化特征进行飞鸟/无人机分类识别的研究工作在学术界还正在发展,使用深度学习方法的研究也并不充分,且工程上应用不足,在目标特性、数据与模型、环境与工程、应用场景等层面仍存在一些明显的局限性,主要表现在以下方面。

1)目标类型与尺寸覆盖不足,现有研究多聚焦大型海鸟和小型消费级无人机,对中小型鸟类、猛禽、集群飞鸟,以及工业级、大型无人机、旋翼、固定翼、扑翼无人机等全谱系无人机的极化特征分析和研究仍然缺失。

2)小尺寸无人机($<20\text{ cm}$)与小型鸟类的极化散射交叉重叠度高,区分难度较大。

3)微多普勒与运动姿态对极化特征的干扰较强,飞鸟扑翼、无人机旋翼旋转会引入时变极化调制导致极化比、极化熵等特征剧烈波动并呈现出强烈的非平稳特征。

4)无人机多为金属、碳纤维、塑料复合,飞鸟为羽毛、肌肉、骨骼,但部分无人机(如全塑机身)与飞鸟的去极化率、极化相位差高度接近,工程实践中特征提取难度较大。

5)公开极化数据集极少,且多为单频段(S/L)、单场景、短距离采集,缺乏多频段、多姿态、多气象条件的大规模、多样化数据,且数据标注多依赖人工操作,微动-极化联合标注成本极高,且易引入误差。

根据以上分析可知,当前极化特征在飞鸟/无人机分类中的核心局限是:目标特性复杂多变、数据匮乏、模型鲁棒性不足、工程实现难度大、复杂场景适应性差等,这提示未来的研究重点需突破多频段多极化联合探测、微动-极化深度融合、大规模高质量极化数据集构建、轻量化鲁棒分类模型、实时极化校准与处理等关键技术,才能促进基于极化特征的飞鸟/无人机分类识别研究的工程实用化。

4.3 运动学特征

目标的运动学特征能够反映目标在时间序列上的运动平稳性。目标点迹、航迹作为运动学数据具有良好的稳健性,且天然形成时序结构,能够有效提升目标识别的自动化程度与鲁棒性,是飞鸟与无人机识别的重要补充特征。

能够描述目标运动学特征的核心参数如下。

1)航向差。反映目标航向的稳定性,定义为前后 1 个航迹点航向与当前航迹点航向的差值均值,可判断目标航向是否存在短暂摆动,计算公式为

$$D_c = \frac{1}{2l-1} \sum_{x=-l}^l | \text{cour}(h) - \text{cour}(t) |, h \neq t \quad (18)$$

式中: cour()表示航迹点的航向; t 表示当前航迹点; h 表示历史航迹点。

2)航迹参数。反映目标航迹的曲折程度,定义为一段时间内首尾航迹点之间的直线距离与相邻航迹点之间距离和的比值,航迹参数值越小,表明航迹曲折程度越高,计算公式为

$$F_T = \frac{\text{dist}(H_1, H_T)}{\sum_{t=1}^T \text{dist}(H_{t+1}, H_t)} \quad (19)$$

式中: dist()表示航迹点之间的距离; T 表示总时间; H_t 表示第 t 秒的航迹点位置。

3)速度变化区间。反映目标速度的变化范围,定义为一段时间内目标跟踪速度序列的最大值与最小值之差,可确定目标运动速度的变化边界,计算公式为

$$S_r = \mathbf{V}(x)_{\max} - \mathbf{V}(x)_{\min} \quad (20)$$

式中: V(x)表示目标的跟踪速度序列。

4)速度变异系数。反映目标速度的离散程度,定义为速度序列的标准差与均值之比,值越小表明目标速度波动越小,运动越稳定,计算公式为

$$S_v = \frac{\mathbf{V}_v}{\bar{\mathbf{V}}} \quad (21)$$

式中: V_v 表示速度序列的标准差; V̄ 表示速度序列的均值。

5)加速度过零点数。反映目标的机动灵活性,定义为一段时间内相邻点迹加速度的过零点次数占该段时间总点迹数减 1 的比值,可体现目标速度变化的频繁程度。

目标运动学特征的研究与应用经历了逐步深化的过程:早期主要采用平均速度、加速度、爬升率、航迹平滑性等宏观运动学特征,实现目标的粗分类;随着智能识别技术的发展,目前使用运动学特征与深度学习模型进行分类的方法已逐渐成熟与拓展,隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)、SVM 等统计建模方法被引入,利用时间序列建模分析目标的运动特征,核心参数包括速度起伏、航迹曲率、转弯半径、爬升、俯冲模式等,实现了目标运动特征的精细化提取与分类^[35-37]。文献[35-37]算法运动学特征性能对比如表 7 所示。

表 7 运动学特征性能对比

运动学特征	性能	算法
HMM	准确率 93.01%	文献[35]
序贯特征	准确率 92%	文献[36]
速度、航迹斜率、角度等	准确率超 95%	文献[37]

运动学特征基于点迹/航迹处理,计算开销极低,是计算资源受限平台下的首选识别手段。但其有效性高度依赖于雷达的采样更新频率与航迹连续性。在单站雷达存在视距遮挡或目标频繁机动的场景下,航迹断裂会导致统计特征失真。因此,通过多站组网实现多视角航迹融合,是保障运动学特征鲁棒性的必要手段。

5 数据集建设

飞鸟/无人机目标数据集建设是探鸟雷达信号处理和分类识别算法与工程落地的关键步骤。当前相关数据集主要分为雷达信号数据集与图像数据集两大类,二者的建设现状与发展水平存在显著差异。

雷达信号数据集主要由科研机构、高校和低空雷达制造企业等机构自主构建,数据来源以 FMCW 雷达、多普勒雷达的实测观测数据为主,数据形式包括原始 IQ 信号、时频谱图和目标点迹、航机报告等,但整体数据规模有限,且缺乏统一的标注标准与共享机制。目前公开可获取的标准化雷达信号数据集很少,多数算法研究依赖私有或小规模采集数据集,存在数据量不足^[38-39]、数据信息有限^[39]、类别不均衡^[40-42]、划分类别粒度粗^[40-42]、数据真实性不足^[43]、采集场景差^[44]等问题。

一些公开使用的雷达数据集情况如下: Molchanov 等^[45]使用了 X 波段雷达采集的数据验证了微多普勒特征分类的有效性。Oh^[46]、Ma^[47]使用了 Thales 公司提供的 9.7 G 射频和 192 kHz 采样率的 X 波段连续波雷达构建的数据集,其中包括了 11 个目标模型,包括了 6 种小型无人机。Fuhrmann 等^[17]使用了 35GHz 雷达系统进行 4 种四旋翼无人机、一种八旋翼无人机、一架小型直升机和一架固定翼飞机的测量,和鸟类数据库合并构建了数据集。Ren 等^[48]使用 Thales 提供的 854 s 的无人机音频以及 204 s 的非无人机音频分割成 1 058 个样本进行训练和测试,其中非无人机样本主要是鸟类 Chen 等^[49]使用 X 波段可变带宽雷达测量了 4 种无人机和飞鸟、车辆、行人等非合作目标。Torvik 等^[29]使用 BirdRad 系统在 S 波段测量

了大型野生海鸟和两种小型无人机。海军航空大学的陈小龙团队构建了被动雷达低慢小数据集 LSS-PR-1.0 与多波段 FMCW 雷达 LSS-FWCMR-1.0 等,有望成为国内标准的公共雷达低慢小数据集^[50-51]。电子科技大学使用 Ku 波段相控阵雷达,构建了杂波环境下的低慢小无人机探测数据集 LSS-Ku-1.0^[52]。

图像数据集的建设相对成熟,研究者构建了以 RGB、红外图像为载体的无人机与飞鸟弱小目标图像集,涵盖目标检测、跟踪、识别等多任务需求,数据量与规模远高于雷达信号数据集,且形成了部分公开共享的标准化数据集。整体而言,图像类数据集已能有效支撑基于图像的弱小目标检测研究。在鸟类目标的可见光数据集方面,已有研究多基于自然场景或专门鸟类图像数据集开展分类与检测,目标类别涵盖少量飞鸟、多类水鸟以及 CUB-200、SODASB 等细粒度鸟类数据集^[53-57],此外也有研究面向遥感场景中的鸟类目标检测,构建了多类别鸟类图像数据用于算法验证^[58]。在无人机目标的可见光数据集方面,现有数据集主要包括普通民用无人机图像以及 AVSS2017、AVSS2019 等视频或竞赛数据集^[59-63],此外一些研究基于自建可见光无人机图像^[64-66]。其中有可见光图像场景下飞鸟和无人机目标均存在的数据集^[67-68]。在无人机目标的红外图像数据集方面,数据多来源于复杂植被、云层遮挡、运动模糊、高虚警以及低信噪比等复杂背景下的红外无人机成像场景^[69-72]。部分研究进一步构建了包含运动序列信息、多尺度目标特征的红外无人机数据集,用于验证算法在小目标分割、运动目标检测等任务中的有效性^[73-77]。总体来看,红外数据能够弥补可见光数据在夜间和恶劣天气条件下的不足。

目标信号级数据、航迹级数据与目标微波、光学图像的跨模态融合是飞鸟/无人机等低慢小目标检测识别领域的必然发展趋势。MMAUD 数据集包括了专门针对微型无人机的立体视觉、Lidar、毫米波雷达和音频阵列等多模态数据,且有精确的地面真实轨迹标注^[78]。The Smart Robot 构建了 Drone radar dataset,包括了使用无人机测量的摄像机和雷达记录的数据。瑞典的 Halmstad 大学构建了可见光图像、红外图像、音频数据等类型的多模态数据集,目标类型包含了无人机、飞鸟、直升机、飞机。基于射频信号的 RFdrone 大型数据集包含了射频信号以及视频录制^[79]。针对实测数据稀缺导致的小样本学习瓶颈,还可引入生成对抗网络

(Generative adversarial network, GAN) 与扩散模型等生成式 AI 技术。通过人工合成高度逼真的模拟雷达信号,大幅扩充底层训练库,从而构建多样化高质量的数据集。

目前亟需构建开放、多模态、标准化的低慢小目标数据集,统一数据采集、标注、存储标准,实现数据的公开共享,为算法的公平比较、性能提升与实际应用提供数据支撑。

6 总结与展望

尽管近年来探鸟雷达系统设计、信号处理和目标分类识别等技术已取得长足进步,但仍面临低信噪比环境下目标微多普勒特征提取难度大、极化特征区分度不明显、系统设计复杂和实测数据集短缺等问题。结合当前技术发展现状与实际应用需求,探鸟雷达设备技术的未来发展趋势主要体现在以下几个方面。

1)轻量化与端到端深度学习模型成为探鸟雷达核心软件。针对探鸟雷达低功耗、高识别精度的应用需求,研发轻量化、端到端的深度学习模型,实现雷达或多模态数据的高处理效率与目标的高识别精度,推动探鸟雷达的智能化升级。

2)多模态融合技术发挥核心作用。多模态信息融合技术正在推进雷达与光学、声学等多传感器的跨模态融合,丰富目标特征维度,弥补单一传感器的技术局限,提升目标区分度与探测鲁棒性,实现复杂环境下的精准识别。

3)多站设备协同组建全覆盖网络。构建多站协同的区域性雷达网络,实现监测全覆盖、数据连续采集;或开展机载探鸟监测,实现低空全域、无死角监测。

4)生成式数据增强缓解小样本问题。利用 GAN、扩散模型等生成式人工智能方法,开展数据增强与模拟样本生成研究,丰富训练数据,缓解雷达信号实测数据集不足的问题。

综上,探鸟雷达系统设计、信号处理和目标分类识别技术的研究正从单一模态、单站点探测、手工特征驱动逐步迈向多模态融合、多站组网、轻量化设计、端到端智能化应用的新阶段。未来研究需进一步结合深度学习、多源数据融合等手段提升系统在复杂环境下的目标识别性能,研制升级雷达硬件设施、部署多站组网低空监测网络,为提升探鸟雷达产品的综合性能筑牢技术基础。

参 考 文 献

- [1] Bruderer B. Radarbeobachtungen über den frühlingszug im schweizerischen mittelland [J]. Ornithologischer Beobachter, 1971, 68: 89-158.
- [2] Bruderer H. Zur frage der höhe nächtlich ziehender vögel; Radarbeobachtungen im schweizerischen mittelland[J]. Ornithologischer Beobachter, 1972, 69: 109-136.
- [3] Heerenbrink M K, Johansson L C, Hedenström A. Power of the wingbeat: Modelling the effects of flapping wings in vertebrate flight[J]. Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2015, 471(2177): 20140952.
- [4] Wang H S, Zhu J Q. Stream surface theory of bird-like flapping flight[J]. Journal of Thermal Science, 2015, 24(5): 417-426.
- [5] Xuan H B, Hu J, Yu Y, et al. Recent progress in aerodynamic modeling methods for flapping flight[J]. AIP Advances, 2020, 10(2): 020701.
- [6] Gong J K, Yan J, Li D R, et al. Using the wingbeat corner reflector effect to increase detection range of a-vian radar systems[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2019, 13(10): 1811-1815.
- [7] Gong J K, Yan J, Kong D Y, et al. Formation wing-beat modulation (FWM): A tool for quantifying bird flocks using radar micro-Doppler signals [EB/OL]. [2026-03-10]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2309.15415>.
- [8] Woodward P. Theory of radar information[J]. Transactions of the IRE Professional Group on Information Theory, 1953, 1(1): 108-113.
- [9] 陈永彬, 李少东, 杨军, 等. 一种旋翼叶片微动特征提取新方法[J]. 雷达科学与技术, 2017, 15(1): 13-18.
Chen Yongbin, Li Shadong, Yang Jun, et al. A new method for micro-motion signature extraction of rotor blades[J]. Radar Science and Technology, 2017, 15(1): 13-18.
- [10] de Oliveira M L L, Bekooij M J G. Deep convolutional autoencoder applied for noise reduction in range-Doppler maps of FMCW radars[C]//2020 IEEE International Radar Conference. Washington: IEEE, 2020: 630-635.
- [11] Raeis H, Kazemi M, Shirmohammadi S. CAE-MAS: Convolutional autoencoder interference cancellation for multiperson activity sensing with FMCW microwave radar[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 8001710.
- [12] Cheng D H, Fan Y C, Fang S L, et al. ResNet-AE for radar signal anomaly detection[J]. Sensors, 2022, 22(16): 6249.
- [13] Tang Z Y, Shen H. Improved radar signal recognition by combining ResNet with transformer learning[C]//2024 International Conference on Green Energy, Computing and Sustainable Technology. Miri Sarawak: IEEE, 2024: 94-100.
- [14] Yang D G, Li J, Liang B G, et al. A multi-rotor drone micro-motion parameter estimation method based on CVMD and SVD[J]. Remote Sensing, 2022, 14(14): 3326.
- [15] Wang F, Cui G, al Kong L E. Low-rank and sparse decomposition for radar target signal reconstruction and weak target detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(5): 3552-3565.
- [16] Liu Z Y, Xu H L, Xu F. Physics-assisted deep learning for FMCW radar quantitative imaging of two-dimension target[C]//2023 8th Asia-Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar. Bali: IEEE, 2023: 1-6.
- [17] Fuhrmann L, Biallawons O, Klare J, et al. Micro-Doppler analysis and classification of UAVs at Ka band[C]//2017 18th International Radar Symposium. Prague: IEEE, 2017: 1-9.
- [18] Tahmoush D. Review of micro-Doppler signatures[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2015, 9(9): 1140-1146.
- [19] Chen V C, Ling H. Time-frequency transforms for radar imaging and signal analysis[M]. Boston, MA: Artech House, 2002: 173-192.
- [20] Chen V C, Li F, Ho S S, et al. Micro-Doppler effect in radar: Phenomenon, model, and simulation study [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(1): 2-21.
- [21] Björklund S, Wadströmer N. Target detection and classification of small drones by deep learning on radar micro-Doppler[C]//2019 International Radar Conference. Toulon: IEEE, 2019: 1-6.
- [22] Rahman S, Robertson D A. Classification of drones and birds using convolutional neural networks applied to radar micro-Doppler spectrogram images[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2020, 14(5): 653-661.
- [23] Chen X L, Guan J, Li J F, et al. Micro-motion classification of rotor UAV and flying bird via CNN and FMCW radar[C]//Artificial Intelligence for Communications and Networks. Cham: Springer, 2021: 55-67.
- [24] Sun Y X, Abeywickrama S, Jayasinghe L, et al. Micro-Doppler signature-based detection, classification,

- and localization of small UAV with long short-term memory neural network[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 59(8): 6285-6300.
- [25] Bell M A, Rahman S, Robertson D A. Fast classification of drones and birds with an LSTM network applied to 1D phase data[C]//2023 IEEE International Radar Conference. Sydney: IEEE, 2023: 1-6.
- [26] Yang Y P, Yang F, Sun L G, et al. Echoformer: Transformer architecture based on radar echo characteristics for UAV detection[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(8): 8639-8653.
- [27] Larrat M, Sales C. Classification of flying drones using millimeter-wave radar: Comparative analysis of algorithms under noisy conditions[J]. *Sensors*, 2025, 25(3): 721.
- [28] Wu Z F, Liu Z Y. RRN-ATR-net: A robust relation network for aerial targets recognition based on two-stream micro-Doppler signatures fusion[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2025, 74: 8001212.
- [29] Torvik B, Olsen K E, Griffiths H. Classification of birds and UAVs based on radar polarimetry[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(9): 1305-1309.
- [30] Li T, Wen B Y, Tian Y W, et al. Numerical simulation and experimental analysis of small drone rotor blade polarimetry based on RCS and micro-Doppler signature[J]. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, 2019, 18(1): 187-191.
- [31] McVay J A B, Mclemore D P, Stubbs J J. Polarized radar for detection and automatic non-visual assessment of unmanned aerial systems[R]. Sandia National Laboratories (SNL-NM), Albuquerque, NM (United States), 2019: 1-55.
- [32] Wojtanowski J, Zygmunt M, Drozd T, et al. Distinguishing drones from birds in a UAV searching laser scanner based on echo depolarization measurement[J]. *Sensors*, 2021, 21(16): 5597.
- [33] 杨勇, 王雪松, 张斌. 基于时频检测与极化匹配的雷达无人机检测方法[J]. *电子与信息学报*, 2021, 43(3): 509-515.
- Yang Yong, Wang Xuesong, Zhang Bin. Radar detection of unmanned aerial vehicles based on time-frequency detection and polarization matching[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2021, 43(3): 509-515.
- [34] 杨博宇, 杨勇, 李永祯, 等. 基于启发式搜索的极化雷达无人机检测方法[J]. *信号处理*, 2025, 41(5): 867-885.
- Yang Boyu, Yang Yong, Li Yongzhen, et al. Heuristic search-based detection in polarimetric radar for unmanned aerial vehicle[J]. *Journal of Signal Processing*, 2025, 41(5): 867-885.
- [35] Zhou D Q, Liu G S, Wang J X. Spatio-temporal target identification method of high-range resolution radar[J]. *Pattern Recognition*, 2000, 33(1): 1-7.
- [36] 宋强, 彭翔宇, 黄仕林, 等. 基于序贯特征提取的无人机与飞鸟目标分类[J]. *信号处理*, 2024, 40(5): 839-852.
- Song Qiang, Peng Xiangyu, Huang Shilin, et al. Classification of UAVs and birds using sequential feature extraction[J]. *Journal of Signal Processing*, 2024, 40(5): 839-852.
- [37] Doumard T, Riesco F G, Petrunin I, et al. Radar discrimination of small airborne targets through kinematic features and machine learning[C]//2022 IEEE/AIAA 41st Digital Avionics Systems Conference. Portsmouth: IEEE, 2022: 1-10.
- [38] 徐世友, 戴婷, 陈曾平. 基于多维特征的全息雷达“低慢小”目标识别[J]. *现代雷达*, 2022, 44(11): 1-9.
- Xu Shiyou, Dai Ting, Chen Zengping. LSS target recognition in holographic radar based on multi-dimensional features[J]. *Modern Radar*, 2022, 44(11): 1-9.
- [39] Samaras S, Magoulinitis V, Dimou A, et al. UAV classification with deep learning using surveillance radar data[C]//Computer Vision Systems. Cham: Springer, 2019: 744-753.
- [40] Messina M, Pinelli G. Classification of drones with a surveillance radar signal[C]//Computer Vision Systems. Cham: Springer, 2019: 723-733.
- [41] 邓振华, 陈小龙, 薛伟, 等. 海空背景下低慢小目标泛探雷达多域多维特征建模与分析[J]. *信号处理*, 2024, 40(5): 801-814.
- Deng Zhenhua, Chen Xiaolong, Xue Wei, et al. Multi-domain and multi-dimensional feature modeling and analysis of low, slow, and small targets via ubiquitous radar under sea and air background[J]. *Journal of Signal Processing*, 2024, 40(5): 801-814.
- [42] Kim B K, Kang H S, Park S O. Drone classification using convolutional neural networks with merged Doppler images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017, 14(1): 38-42.
- [43] Mohajerin N, Histon J, Dizaji R, et al. Feature extraction and radar track classification for detecting UAVs in civilian airspace[C]//2014 IEEE Radar

- Conference. Cincinnati: IEEE, 2014: 674-679.
- [44] Mendis G J, Randeny T, Wei J, et al. Deep learning based Doppler radar for micro UAS detection and classification[C]//MILCOM 2016 - 2016 IEEE Military Communications Conference. Baltimore: IEEE, 2016: 924-929.
- [45] Molchanov P, Harmanny R I A, de Wit J J M, et al. Classification of small UAVs and birds by micro-Doppler signatures[J]. International Journal of Microwave and Wireless Technologies, 2014, 6 (3-4): 435-444.
- [46] Oh B S, Guo X, Wan F Y, et al. Micro-Doppler mini-UAV classification using empirical-mode decomposition features[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018, 15(2): 227-231.
- [47] Ma X Y, Oh B S, Sun L, et al. EMD-based entropy features for micro-Doppler mini-UAV classification [C]//2018 24th International Conference on Pattern Recognition. Beijing: IEEE, 2018: 1295-1300.
- [48] Ren J F, Jiang X D. Regularized 2-D complex-log spectral analysis and subspace reliability analysis of micro-Doppler signature for UAV detection[J]. Pattern Recognition, 2017, 69: 225-237.
- [49] Chen W S, Liu J, Li J. Classification of UAV and bird target in low-altitude airspace with surveillance radar data[J]. The Aeronautical Journal, 2019, 123(1260): 191-211.
- [50] 陈小龙, 袁旺, 杜晓林, 等. 多波段 FMCW 雷达低慢小探测数据集(LSS-FMCWR-1.0)及高分辨微动特征提取方法[J]. 雷达学报, 2024, 13(3): 539-553.
- Chen Xiaolong, Yuan Wang, Du Xiaolin, et al. Multi-band FMCW radar LSS-target detection dataset(LSS-FMCWR-1.0)and high-resolution micromotion feature extraction method[J]. Journal of Radars, 2024, 13 (3): 539-553.
- [51] 陈小龙, 饶桂林, 关键, 等. 被动雷达低慢小探测数据集(LSS-PR-1.0)及多域特征提取和分析方法[J]. 雷达学报(中英文), 2025, 14(2): 249-268.
- Chen Xiaolong, Rao Guilin, Guan Jian, et al. Passive radar low slow small detection dataset(LSS-PR-1.0) and multi-domain feature extraction and analysis methods[J]. Journal of Radars, 2025, 14(2): 249-268.
- [52] 程永强, 邹润明, 陈嘉宜, 等. 地杂波背景下雷达低慢小无人机探测数据集(LSS-Ku-1.0)[J]. 信号处理, 2025, 41(5): 807-820.
- Cheng Yongqiang, Zou Runming, Chen Jiayi, et al. Radar detection dataset of low-slow-small UAV under ground clutter (LSS-ku-1.0) [J]. Journal of Signal Processing, 2025, 41(5): 807-820.
- [53] Huo D, Kastner M A, Liu T W, et al. Small object detection for birds with swin transformer[C]//2023 18th International Conference on Machine Vision and Applications. Hamamatsu: IEEE, 2023: 1-5.
- [54] Li C, Zhang B C, Hu H W, et al. Enhanced bird detection from low-resolution aerial image using deep neural networks[J]. Neural Processing Letters, 2019, 49(3): 1021-1039.
- [55] Fan J C, Liu X X, Wang X Z, et al. Multi-background island bird detection based on faster R-CNN [J]. Cybernetics and Systems, 2021, 52(1): 26-35.
- [56] Zou C, Liang Y Q. Bird detection on transmission lines based on DC-YOLO model[C]//Intelligent Information Processing X. Cham: Springer, 2020: 222-231.
- [57] 王洪昌, 夏舫, 张渊媛, 等. 基于深度学习算法的鸟类及其栖息地识别: 以北京翠湖国家城市湿地公园为例[J]. 生态学杂志, 2024, 43(7): 2231-2238.
- Wang Hongchang, Xia Fang, Zhang Yuanyuan, et al. Bird and habitat recognition based on deep learning algorithm: A case study of Beijing Cuihu National Urban Wetland Park[J]. Chinese Journal of Ecology, 2024, 43(7): 2231-2238.
- [58] Wu J H, Xu W, He J F, et al. YOLO for penguin detection and counting based on remote sensing images [J]. Remote Sensing, 2023, 15(10): 2598.
- [59] Saqib M, Daud Khan S, Sharma N, et al. A study on detecting drones using deep convolutional neural networks[C]//2017 14th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal based Surveillance. Lecce: IEEE, 2017: 1-5.
- [60] Craye C, Ardjoune S. Spatio-temporal semantic segmentation for drone detection[C]//2019 16th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal based Surveillance. Taipei: IEEE, 2019: 1-5.
- [61] Magoulanis V, Ataloglou D, Dimou A, et al. Does deep super-resolution enhance UAV detection [C]// 2019 16th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal based Surveillance. Taipei: IEEE, 2019: 1-6.
- [62] Aker C, Kalkan S. Using deep networks for drone detection[C]//2017 14th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal based Surveillance. Lecce: IEEE, 2017: 1-6.
- [63] Rozantsev A, Lepetit V, Fua P. Detecting flying objects using a single moving camera[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(5): 879-892.
- [64] 蒋兆军, 成孝刚, 彭雅琴, 等. 基于深度学习的无人

- 机识别算法研究[J]. 电子技术应用, 2017, 43(7): 84-87.
- Jiang Zhaojun, Cheng Xiaogang, Peng Yaqin, et al. A novel UAV recognition algorithm based on deep learning approach[J]. Application of Electronic Technique, 2017, 43(7): 84-87.
- [65] 虞晓霞, 刘智, 耿振野, 等. 一种基于深度学习的禁飞区无人机目标识别方法[J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2018, 41(3): 95-101.
- Yu Xiaoxia, Liu Zhi, Geng Zhenye, et al. A UAV target recognition method for No flying zone based on deep learning[J]. Journal of Changchun University, 2018, 41(3): 95-101.
- [66] 马旗, 朱斌, 张宏伟, 等. 基于优化 YOLOv3 的低空无人机检测识别方法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(20): 201006.
- Ma Qi, Zhu Bin, Zhang Hongwei, et al. Low-altitude UAV detection and recognition method based on optimized YOLOv3 [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(20): 201006.
- [67] 谢威宇, 张强. 基于深度学习的图像中无人机与飞鸟检测研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(8): 46-55.
- Xie Weiyu, Zhang Qiang. Review on detection of drones and birds in photoelectric images based on deep learning convolutional neural network[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(8): 46-55.
- [68] Liu S L, Li Y L, Qu J Y, et al. Airport UAV and birds detection based on deformable DETR[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2022, 2253(1): 012024.
- [69] 梁晓, 李俊. 基于改进 YOLOv7 的红外无人机目标检测方法[J]. 电光与控制, 2023, 30(12): 38-43.
- Liang Xiao, Li Jun. An infrared UAV target detection method based on improved YOLOv7[J]. Electronics Optics & Control, 2023, 30(12): 38-43.
- [70] 陈海永, 刘登斌, 晏行伟. 基于 IDOU-YOLO 的红外图像无人机目标检测算法[J]. 应用光学, 2024, 45(4): 723-731.
- Chen Haiyong, Liu Dengbin, Yan Xingwei. Infrared image UAV target detection algorithm based on IDOU-YOLO[J]. Journal of Applied Optics, 2024, 45(4): 723-731.
- [71] Wang W H, Wang P Z, Niu Z D. A real-time detection algorithm for unmanned aerial vehicle target in infrared search system [C]//2018 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing. Qingdao: IEEE, 2018: 1-5.
- [72] Pang D D, Shan T, Ma P G, et al. A novel spatiotemporal saliency method for low-altitude slow small infrared target detection[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19: 7000705.
- [73] Fang H Z, Ding L, Wang L M, et al. Infrared small UAV target detection based on depthwise separable residual dense network and multiscale feature fusion[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 5019120.
- [74] 夏铭江. 复杂动态场景下红外无人机目标检测方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2022: 27-29.
- Xia Mingjiang. Research on target detection method of infrared UAV in complex dynamic scene[D]. Xi'an: Xidian University, 2022: 27-29.
- [75] 欧洪璇. 基于深度学习的红外无人机目标监视技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2022: 23-24.
- Ou Hongxuan. Research on infrared small target monitoring method based on deep learning[D]. Xi'an: Xidian University, 2022: 23-24.
- [76] Xu Z J, Su J J, Huang K. A-RetinaNet: A novel RetinaNet with an asymmetric attention fusion mechanism for dim and small drone detection in infrared images [J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2023, 20(4): 6630-6651.
- [77] Misbah M, Khan M U, Yang Z H, et al. TF-net: Deep learning empowered tiny feature network for Night-time UAV detection[C]//Wireless and Satellite Systems. Cham: Springer, 2023: 3-18.
- [78] Yuan S H, Yang Y Z, Nguyen T H, et al. MMAUD: A comprehensive multi-modal anti-UAV dataset for modern miniature drone threats[C]//2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Yokohama: IEEE, 2024: 2745-2751.
- [79] Svanström F, Englund C, Alonso-Fernandez F. Real-time drone detection and tracking with visible, thermal and acoustic sensors [C]//2020 25th International Conference on Pattern Recognition. Milan: IEEE, 2021: 7265-7272.

[作者简介]



同非(1987—),男,陕西渭南人,西安电子科技大学博士研究生,主要研究方向为雷达系统设计、雷达信号处理和雷达目标分类识别。E-mail: shadytong@126.com



苟雨晴(2002—),女,河北保定人,西北工业大学硕士研究生,主要研究方向为雷达信号处理、稀疏阵列设计。E-mail:gouyuqing@mail.nwpu.edu.cn



李琳(1986—),女,山西运城人,博士,西北工业大学副教授、博士生导师,主要研究方向为智能优化、雷达目标识别等。E-mail:linli@nwpu.edu.cn



张坤(2001—),男,山西阳泉人,西北工业大学硕士研究生,主要研究方向为雷达目标分类识别。E-mail:zhangkun123@mail.nwpu.edu.cn



姜可亭(2005—),女,江西上饶人,西北工业大学本科生,主要研究方向为雷达目标分类识别。E-mail:3388374331@qq.com



许京伟(1987—),男,山东日照人,西安电子科技大学教授、博士生导师,主要研究方向为雷达信号处理和雷达系统设计。E-mail:jwxu@xidian.edu.cn



廖桂生(1963—),男,广西桂林人,西安电子科技大学教授,雷达信号处理国家重点实验室副主任,主要研究方向为阵列信号处理、机载预警雷达和分布式卫星雷达信号处理。E-mail:Gsliao@xidian.edu.cn

[责任编辑:蔡秀梅]