

· 无人机技术专题 ·

DOI: 10.16592/j.cnki.1004-7859.2020.06.003

多传感器融合的无人机探测技术应用综述

陈唯实, 黄毅峰, 卢贤锋

(中国民航科学技术研究院, 北京 100028)

摘要: 基于雷达、可见光、红外、声学、无线电侦测等多传感器融合的无人机目标探测与识别技术成为无人机探测预警系统的发展趋势。深度学习网络具有强大的表征学习能力,善于从多源异构数据中提取各种复杂特征。文中在对比各类传感器探测能力与性能优劣的基础上,回顾了以深度学习为主的特征提取算法针对各类传感器数据的应用成果及存在的问题,讨论了多源信息融合技术与多传感器系统搭建方案。最后,推荐了一种基于四类传感器的无人机探测系统搭建方案,并得出结论。

关键词: 无人机; 探测; 深度学习; 多传感器; 信息融合

中图分类号: TN95 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-7859(2020)06-0015-15

引用格式: 陈唯实, 黄毅峰, 卢贤锋. 多传感器融合的无人机探测技术应用综述[J]. 现代雷达, 2020, 42(6): 15-29.

CHEN Weishi, HUANG Yifeng, LU Xianfeng. Survey on application of multi-sensor fusion in UAV detection technology[J]. Modern Radar, 2020, 42(6): 15-29.

Survey on Application of Multi-sensor Fusion in UAV Detection Technology

CHEN Weishi, HUANG Yifeng, LU Xianfeng

(China Academy of Civil Aviation Science and Technology, Beijing 100028, China)

Abstract: The target detection and recognition technology based on multi-sensor fusion of radar, visible light, infrared, acoustics, radio detection has become the development trend of unmanned aerial vehicle (UAV) detection system. Deep learning network has a strong representation learning ability, and is good at extracting various complex features from multi-source heterogeneous data. On the basis of comparing the detection ability and performance of various sensors, this paper reviews the application results and existing problems of the feature extraction algorithms headed by deep learning for multi-sensor data, and discusses the multi-source information fusion technology and the construction scheme of multi-sensor system. Finally, a scheme of UAV detection system based on four kinds of sensors is recommended and a conclusion is drawn.

Key words: unmanned aerial vehicle (UAV); detection; deep learning; multi-sensor; information fusion

0 引言

目前,无人机(UAV)已在世界范围内获得广泛应用,包括航拍、快递运输、灾难救援、电力巡检、农业植保、边境监控巡察、测绘、火情监视、环境保护等多个领域。然而,无人机的迅速普及也带来了严重的安全问题^[1]。近年来,国内外媒体已报道了数十起无人机引发的公共安全事件,机场、监狱、体育场馆、公共建筑和其他重要敏感场所成为无人机侵扰的主要目标^[2]。

无人机探测系统的解决方案一般采用以雷达为核心,辅之以光电(可见光和红外)、声学、无线电侦测等其他传感器,旨在重大活动保障和要地防卫中实现

全方位态势感知。当部署多个传感器时,可见光和红外设备均具备一定的分类能力,且具有较为精确的定位和测距功能。可见光相机通常价格低廉,红外相机尽管价格昂贵,但二者均对环境条件较为敏感。另外,声学传感器虽然对环境不敏感,但其有限的探测范围使其应用范围受限。无线电侦测技术对复杂电磁环境较为敏感,且对“静默”无人机会失效。因此,鉴于雷达具备精确的定位能力和较大的探测距离,加之其较好的目标分类能力和环境适应性,使其成为最为常见的无人机探测手段。

近年来,人们在各类应用中将多源信息进行融合的需求与日俱增,数据融合技术受到广泛关注^[3-5]。数据融合的目标在于弥补单一传感器的弱点,由此获得更精确的探测结果。另一方面,人工智能和深度神经网络(DNNs)已成为一种非常有吸引力的数据处理方法,其能够发现典型特征提取方法难以发现的高阶

基金项目: 国家自然科学基金委员会-中国民航局民航联合研究基金资助项目(U1933135); 国家重点研发计划资助项目(2016YFC0800406)

通信作者: 陈唯实 Email: chenwsh@mail.castc.org.cn
收稿日期: 2020-02-19 修订日期: 2020-04-18

抽象特征,因此在海量多源数据处理中被广泛应用,其在无人机检测和分类中的应用已初露端倪。

本文重点研究了利用雷达、可见光、红外、声学传感器、无线电侦测等进行数据采集和以深度学习为主要数据分析工具的无人机探测与分类的研究成果。

1 雷达技术

雷达作为空中和海面目标监视预警的主要手段,广泛应用于国防和公共安全领域。与其他技术相比,雷达实际上是唯一能够进行几千米到几十千米的远程探测,且在不利的光照和天气条件下几乎不受影响的技术。但是,传统的监视雷达一般用于探测雷达散射截面(RCS)相对较大且速度较高的运动目标,并不适合探测无人机等低空飞行的 RCS 非常小且移动缓慢的物体,即“低小慢”目标。此外,无人机与鸟类的相似度极高,两类目标的可靠分类是另一个难题。因此,针对以上苛刻的需求,通过对雷达系统做出特殊设计,已经出现了专门的探鸟雷达^[6]。典型的检测和分类流程是通过雷达信号处理算法进行目标检测,从处理后的信号中提取固有特征,以便使用机器学习算法进行自动分类。基于深度学习的方案将原始数据整理为特定的数据结构,通过融合处理大幅减少人工标注的工作量,确保系统在低数据量和低标注条件下的识别效果^[7]。

1.1 雷达系统

传统的监视雷达通常采用机械扫描天线对全空域进行搜索,在单个目标上的驻留时间较短,仅能获取目标的方位、角度、径向速度、RCS 等有限数据,难于探测“低小慢”目标,但是,随着雷达电子技术的不断发展,其对微弱目标的探测能力稳步提高,为“低小慢”目标的探测和识别提供了新途径。近年来,针对无人机等微弱目标探测的新体制雷达成为国内外研究的焦点^[8]。伦敦大学、华沙工业大学、德国应用科学研究院、瑞士国防装备采购局、法国国家航天航空研究中心、荷兰 Robin 雷达、英国 Aveillant 雷达、中科院电子所、南京电子技术研究所、航天二十三所、海军航空大学、武汉大学、北京理工大学等国内外科研机构和企业采用有源相控阵、多输入多输出(MIMO)、调频连续波(FMCW)、全息雷达、外辐射源雷达等先进的雷达技术开展了一系列无人机探测与识别研究,部分系统已初步具备了工程应用能力。

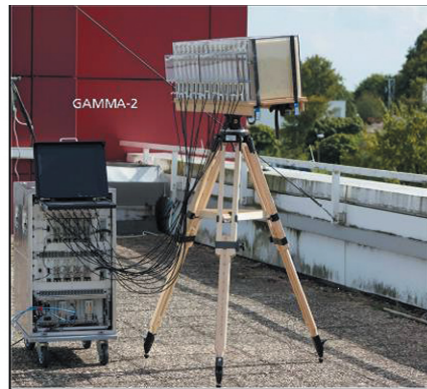
图 1a)、b)、c) 分别为 Robin 无人机 FMCW 雷达探测系统、Aveillant 无人机全息雷达探测系统、德国应用科学研究院研发的多通道外辐射源雷达 GAMMA-2。下文将介绍针对不同雷达系统的无人机检测和分类的最新研究成果,包括传统的基于目标特征的机器学习、非学习方法以及最新的深度学习方法。



a) Robin 雷达



b) Aveillant 雷达



c) GAMMA-2 雷达

图 1 典型无人机探测雷达系统

1.2 微多普勒特征提取

运动目标构件的微运动会在目标本体运动产生的雷达多普勒信号附近引入调制边带,导致多普勒频谱展宽,称为微多普勒(m-D)信号^[9]。目前,μm-D 特征作为目标自动分类中最常用的雷达精细化信号特征^[10],已被广泛用于地面运动目标分类、船舶检测、人体步态识别和人类活动分类等目标自动分类,且近年来已成为无人机雷达探测应用中一个非常热门的研究方向。

m-D 信号表征了目标构件微运动的瞬时径向速度,其所包含的信息有助于反演出目标的结构、形状、

姿态、受力状态、表面材料电磁参数等特征。目标的内在运动包括旋翼无人机或直升机的桨叶旋转、喷气机的涡轮推进、鸟的翅膀拍打等,都可以通过 m-D 特征进行统计描述^[11]。飞鸟翅膀的扇动与无人机旋翼的转动均会产生 m-D 信号,利用该特征区分飞鸟和无人机目标,是当前此类雷达目标识别采用的主要技术手段。图 2 为 X 波段飞鸟与旋翼无人机的 m-D 特征仿真结果,可见二者在频率区间分布和周期特性方面差异明显^[12]。

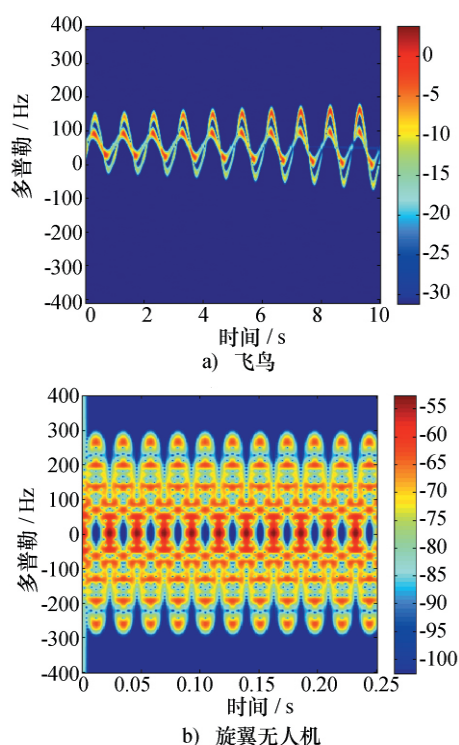


图2 飞鸟与旋翼无人机的 m-D 特征仿真结果

表1和表2总结了基于 m-D 特征的无人机检测与分类的相关成果。表1是对现有基于雷达的无人机目标检测与分类方法的总结,介绍了雷达信号处理方法、特征提取过程和分类器;表2列出了大多数工作的分类方法,所有方法的识别率基本超过 90%,部分接近或达到 100%,但遗憾的是,由于仅有部分文献采用了相同的数据集,目前还难以在同一尺度下对所有方法的性能进行评判。

文献[13-14]较早利用 m-D 特征进行无人机分类,采用短时傅里叶变换(STFT)提取 m-D 特征,研究了从雷达信号中提取转速、叶尖速度、旋翼直径和旋翼数量等关键特征的方法,以便对不同的旋翼无人机进行分类。遵循类似方法,MOLCHANOV P 等^[15]用 STFT 生成 m-D 特征,并从 m-D 特征的相关矩阵中提取特征对,训练了三个分类器,包括一个线性、一个非线性支持向量机(SVM)分类器以及一个朴素贝叶斯分类器(NBC),对十类旋翼无人机和鸟类进行分类。文献[16]提出一种基于 Gabor 变换的瞬时频率估计与快速傅里叶变换(FFT)相结合的 m-D 特征提取算法,对无人机的旋翼数、转速、叶片长度进行估计。

表1 现有文献中基于雷达的无人机检测与分类方法汇总

主要工作目标	信号处理方法	分类方法	文献
特征提取	m-D 特征: 频谱+手工特征	-	[13]
特征提取	m-D 特征: 频谱+倒频谱+手工特征	-	[14]
目标分类	m-D 特征: 频谱+特征对	SVM+NBC	[15]
特征提取	m-D 特征: Gabor 变换+FFT	-	[16]
特征提取+目标分类	频谱+特征对+奇异值分解(SVD)	-	[17]
特征提取+目标分类	STFT+倒频谱+节奏速度谱(CVD)+SVD	SVM	[18]
特征提取	m-D 特征: 自相关-倒频谱联合分析	-	[19]
特征提取+目标分类	m-D 特征: 二维正则复对数傅里叶变换	子空间可靠性分析	[20]
特征提取+目标分类	m-D 特征: 经验模态分解(EMD)	SVM	[21]
特征提取+目标分类	m-D 特征: EMD 特征的熵	SVM	[22]
目标分类+定位	m-D 特征: EMD+主成分分析(PCA)	最近邻+NBC+随机森林+SVM	[23]
目标分类	m-D 特征: 频谱+手工特征	NBC+鉴别分析分类器(DAC)	[24]
目标检测+跟踪	m-D 特征+恒虚警检测+卡尔曼滤波跟踪	-	[25]
特征提取+目标分类	双雷达 m-D 特征融合: 频谱+PCA	SVM	[26]
特征提取+目标分类	双雷达 m-D 特征融合: 频谱+PCA	SVM	[27]
特征提取	外辐射源雷达 m-D 特征: 距离相关+多普勒变换	-	[28]
目标轨迹分类	运动模型转换频率特征提取	模型转换频率估计	[30]
特征提取+目标分类	运动模型、速度、信号特征提取	SVM	[31]
特征提取+目标分类	雷达极化特征	最近邻	[32]
目标分类	m-D 特征: 频谱+CVD	卷积神经网络(CNN)	[33]
目标分类	谱相关函数(SCF)参考库	深度信念网络(DBN)	[34]
目标检测	多普勒处理	CNN	[35]
目标分类	距离剖面矩阵的直接学习	CNN	[36]
目标分类	同相正交(IQ)信号的直接学习	多层感知机(MLP)	[37]
目标分类	雷达信号点云	MLP	[38]
特征提取+目标轨迹分类	运动模型、速度、RCS 特征提取	MLP	[39]

表2 现有文献中基于雷达的无人机分类结果汇总

目标类型	类别数(无人机+鸟)	分类方法	文献
无人机类型 vs. 鸟		m-D 特征对+非线性 SVM	[15]
无人机类型 vs. 鸟	10+1	m-D 特征(EMD) +SVM	[21]
无人机类型 vs. 鸟		m-D 特征(EMD) ,EMD+SVM 的熵	[22]
无人机 vs. 鸟	1+1		
无人机类型	2	m-D 特征(SVD) +SVM	[18]
无人机 vs. 鸟	1+1	二维正则复对数傅里叶变换+子空间可靠性分析	[20]
无人机类型+定位	66	m-D 特征(PCA) +随机森林	[23]
无人机(有载荷 vs. 无载荷)	3	m-D 特征+DAC	[24]
无人机类型	3	双雷达 m-D 特征(PCA) +SVM	[26]
无人机类型	3	双雷达 m-D 特征(PCA) +SVM	[27]
无人机类型 vs. 鸟	3+1	雷达极化特征+最近邻	[32]
无人机 vs. 鸟	5+1	m-D 特征(CVD) +CNN	[33]
无人机类型 vs. 鸟	2+1	SCF 参考库+DBN	[34]
无人机 vs. 鸟	1+1	距离剖面矩阵+CNN	[36]
无人机类型	2	IQ+MLP	[37]
无人机类型	3	雷达信号点云+MLP	[38]
无人机 vs. 鸟	1+1	运动模型、速度、RCS 特征集+MLP	[39]
无人机类型 vs. 鸟	2+1	运动模型、速度、信号特征集+SVM	[31]

DE WIT 等^[17]在对谱图应用奇异值分解(SVD) 之前,遵循了文献[15]类似的信号处理流程。为实现快速分类,提取了目标速度、频谱周期性和频谱宽度三个主要特征。同样,在文献[18]中,分别采用三种常用的信号表征方法生成 m-D 信号,即 STFT、倒频谱和节奏速度谱(CVD) ,然后采用 SVD 特征提取和 SVM 分类器相结合的方法,对实测的固定翼、旋翼无人机与飞鸟数据进行分类。文献[19]提出一种自相关-倒频谱联合分析的无人机旋翼转动频率估计方法,通过加权均衡更有效地估计出无人机旋翼转动频率。

为在 m-D 特征提取过程中利用相位谱,REN Jian-feng 等^[20]提出了一种鲁棒的信号表示方法,即二维正则化复对数傅里叶变换和面向对象的降维技术,专门针对二元无人机分类问题设计的子空间可靠性分析,区分无人机与飞鸟目标。文献[21]提出了另一种非通用的 m-D 标签提取算法,采用基于经验模态分解(EMD) 的方法对无人机进行自动分类。利用 EMD 将雷达回波信号分解成一组振荡波形,提取出 8 个统计特征和几何特征。在特征归一化和融合后,训练非线性支持向量机进行目标类标签预测。作者在文献[15]的同一数据集上验证了他们的方法优于普通的基于傅里叶变换的 m-D 提取方法。MA X 等^[22]在文献[21]的基础上,研究了从 EMD 中提取的一组固有模函数的六种熵对无人机分类的可行性,将提取出的特征融合到三类熵中,通过信号下采样和归一化得到特征,作为非线性 SVM 分类器的输入^[23]。研究了无人机机翼类型和无人机定位问题,他们将定位作为一个分类问题来处理,根据每种被测无人机的一组位置扩展不同类别的数量;该方法将 EMD 和 STFT 相结合

生成 m-D 特征,由主成分分析(PCA) 进行特征提取,研究了基于最近邻、随机森林、NBC 和 SVM 四种分类器的无人机目标分类定位问题。

除了典型的单天线收发雷达外,部分研究考虑了多天线、多站雷达和外辐射源雷达。文献[24]提出了一种基于 m-D 信号的多普勒和带宽质心特征的 NBC 和判别分析分类器,实验包括对旋转翼无人机的实际测量,包括潜在有效载荷的加载和卸载情况。在类似的研究中,HOFFMAN F 等^[25]提出了一种与文献[24]相同的多站雷达无人机检测与跟踪方法,将 m-D 特征与恒虚警(CFAR) 检测器相结合,提高了无人机检测效果,并采用扩展卡尔曼滤波器进行跟踪。文献[26]利用两部不同波段的雷达,从中提取和融合 m-D 特征,以便对三种旋翼无人机进行分类;两部雷达均采用 STFT 进行 m-D 提取,然后进行 PCA 特征提取,最后将提取的特征融合并反馈到 SVM 分类器,分别与每部雷达进行性能比较。文献[27]提出了一种多角度雷达观测微动特征融合的无人机识别方法,对 K 波段和 X 波段两部雷达同时从不同角度采集的目标数据分别进行 STFT 结合 PCA 的特征提取,将两部雷达提取的特征进行融合,最后利用 SVM 进行训练和分类。文献[28]利用数字电视外辐射源雷达开展多旋翼无人机微多普勒效应实验,建立了双基地外辐射源雷达无人机微动信号模型,利用“距离相关+多普勒变换”快速计算距离多普勒谱,证实了外辐射源雷达实现无人机微动特征提取的技术可行性。

1.3 目标回波与运动特征提取

传统监视雷达通常采用机械扫描天线探测和跟踪多个目标,其设计目的是通过不断搜索空间寻找新目

标。由于该类雷达一直在进行全方位搜索,聚焦单个目标的时间通常很短,难以提取 m -D 特征,因此仅能利用目标的 RCS 等回波信号特征或运动特征对检测到的目标进行分类^[29]。

陈唯实等^[30]提出一种基于运动模型的目标分类方法,利用传统监视雷达数据对无人机和鸟类进行分类,并利用目标的运动方向、速度和位置建立运动估计模型,在卡尔曼滤波跟踪的基础上提出一种平滑算法,以扩大鸟类和无人机目标模型转换频率估计之间的差异。

MESSINA M 等^[31]研究了利用 FMCW 二维监视雷达数据进行无人机分类的问题。该方法分两步:首先,对无人机和鸟类目标进行分类;然后,对识别出的无人机进行旋转翼和固定翼分类。通过创建一组基于目标 RCS、信噪比、跟踪轨迹和速度等信息的特征集;选择 SVM 作为分类器,建立 50 个特征的特征子集,实现了较高的分类精度。

TORVIK B 等^[32]从监视雷达信号中提取了 9 个极化参数,结合最近邻分类器,实现了无人机与鸟类目标的分类。结果证明,即使在没有微动特征的情况下,也能获得较高的分类精度。

1.4 基于深度学习的无人机目标检测与分类

近年来,深度学习已在音视频数据处理中成功应用,但针对雷达数据的应用才刚刚起步。典型的深度学习方案通常需要标记大量真实数据,这些数据对于音视频数据易于生成,但针对雷达数据的标注仍极为有限。此外,从雷达传感器获取原始数据后通常还需要复杂的雷达信号处理过程,提取时空和内在信息后才能适用于深度学习的体系结构。

文献[33]最早利用卷积神经网络(CNNs)直接学习 m -D 特征谱图并对无人机进行分类。使用了 GoogleNet,并用 FMCW 雷达测量的无人机频谱图对其进行训练。实验以两架无人机为测试目标,分别在室内和室外两种不同环境中进行了成功测试。此外,提出了一种基于 CVD 改进 m -D 信号缺陷的方法,实现了 m -D 信号与频域表示法的结合。

MENDIS G J 等^[34]基于 S 波段雷达开发了基于深度学习的无人机分类算法。试验了三种不同的无人机类型、两个旋转翼和一个固定翼。采用自相关函数的傅里叶变换,即谱相关函数(SCF),用于识别由目标的许多动态成分引起的独特调制,并使用了一个深度信念网络(DBN)作为分类器;与典型的深度神经网络不同,DBN 中的各层相互连接,而不是独立的单元,从而形成了非常层次化和模块化的结构;测量数据通过四个 SCF 模式参考库,加权求和后输入分类器,对目标类型进行最终决策。

WANG Li 等^[35]提出了一种基于 CNNs 的距离-多

普勒谱目标检测算法,并与传统的 CFAR 检测方法进行了比较,结果令人满意。该网络结构是在多个信噪比(SNR)条件下,用不同距离-多普勒固定窗段对目标和杂波进行训练的 8 层 CNNs。检测问题被处理为目标和杂波的分类任务,其中固定大小的窗口在整个距离-多普勒矩阵上滑动,以便检查所有单元。文献[36]利用距离多普勒矩阵导出距离剖面 and 人工筛选特征作为 DNNs 输入,实现无人机分类。提出的自定义 CNNs 结构,利用被测目标的距离剖面矩阵特征和距离多普勒矩阵特征,如 RCS、SNR 和径向速度等。对某 X 波段监视雷达实测数据的处理结果表明,该方法具有较好的分类性能。REGEV N 等^[37]开发了一种多层感知器(MLP)神经网络分类器和参数估计器,可以确定无人机螺旋桨和桨叶的数量,实现无人机微观运动分析的多样化。该方法首次尝试了将接收到的复值信号直接输入学习网络。网络体系结构由五个独立的分支组成,接收正交复数(IQ)、时间、频率以及绝对数据。有两个独特的 MLP 分类器,首先分析螺旋桨特征,然后分析叶片数量,进而将其输入估计算法。仿真实验表明,分类精度与信噪比密切相关。

在另一项工作中,HABERMANN D 等^[38]利用人工雷达测量的点云特征研究了无人机和直升机的分类。基于点云间的几何差异,提取了 44 个特征。利用人工数据训练神经网络解决两个分类问题:一个是 7 类直升机分类问题;另一个是 3 类旋翼无人机分类问题。MOHAJERIN N 等^[39]提出了一种二元分类方法,用监视雷达捕获的数据区分无人机和鸟类轨迹。采用了一组基于运动、速度和目标 RCS 的 20 个特征,将人工提取的特征与 MLP 分类器相结合,具有很高的分类精度。

2 其他辅助探测技术

目前,国内外部分先进的低空监视雷达已初步具备了无人机、飞鸟等目标的分类识别能力,微动特征提取、深度学习等技术的发展进一步推动了该领域的进步。同时,大量经验表明,在工程应用中以雷达为主体、辅以光电、声学、无线电侦测等多源传感器融合的无人机探测技术方案成为主流,如图 3 所示。

2.1 可见光

可见光探测设备获取的目标图像信息较之于雷达更为丰富,在目标识别方面存在优势。但是,单部可见光相机通常不具备目标测距功能,需要通过多站交叉定位或增加激光测距设备获取目标距离,且易受环境影响,探测距离远低于雷达,一般情况下难以单独使用。因此,可见光相机通常仅作为雷达的补充确认设备。图 3a)所示为一种典型的光电探测系统,能够同时获取目标的可见光和红外图像。



图3 无人机多源传感器探测技术

图4给出了标准可见光相机捕获的无人机与飞鸟目标的图像示例,探测距离约2 km。

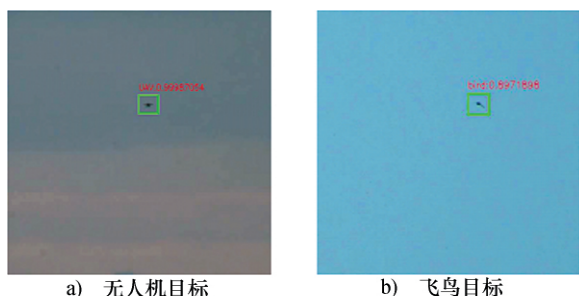


图4 可见光图像数据

随着神经网络和深度学习算法的发展,光学数据成为无人机探测中非常有价值的信息来源之一。自深度学习方法在2012年ImageNet大规模视觉识别挑战赛(ILSVRC)上成功应用于ImageNet数据集的图像分类以来,围绕深度学习的研究不断发展。大多数采用DNNs的无人机目标识别研究,都采用通用的目标检测结构,并以强大的DNNs作为分类模型。此类研究中,DNNs通常预先在ImageNet等通用数据集中进行训练,进而使用无人机数据进行优化,通过调整参数提高识别性能。

SAQIB M等^[40]测试了用于无人机探测的Faster-RCNN模型。他们在检测方案中使用VGG-16、ZF-net等模型进行了实验。研究表明,VGG-16表现最好。此外,他们将鸟类作为一个单独的类别进行训练,有效降低了虚警率。近期有研究提出,在正式检测流程之前加入预处理模块,以改善检测效果。一项研究在检测器前插入U-网,这是一个计算连续帧运动并产生边框的网络,该边框能以一定的概率包含无人机^[41];另一项工作在检测器前增加了超分辨率处理模块,提高对由于探测距离远而在图像中像素较少的无人机目标的探测能力^[42]。

AKER C等^[43]采用YOLO探测器,快速且准确地探测无人机目标。此外,他们从一些公开图像中提取

无人机,并将其添加到各类复杂背景的自然图像中,构建了新的人工数据集,用于在不同规模和不同背景下训练无人机深度学习模型,以解决无人机标记公共数据的稀缺性。

ROSANTEV A等^[44]基于不同尺度的时空立方体视频数据建立检测框架,使用增强树和CNNs进行分类,实验结果表明,时域信息对无人机等小目标检测具有重要作用,而CNNs在精确性恢复方面表现得更好。

GÖKÇE F等^[45]提出一种基于梯度直方图特征和级联分类的光学相机无人机检测方法。检测部分通过级联分类的方法,在不同阶段对越趋复杂的特征进行评估,成功通过各级分类器则视为检测到目标。此外,通过支持向量回归(SVR)实现目标距离估计。

文献[46–48]在提取无人机目标图像特征的基础上,分别采用CNNs和LeNet-5等经典的深度学习模型,初步实现了基于深度学习的无人机目标识别算法。

2.2 红外

与可见光传感器不同,红外传感器对电磁光谱中波长 $9\mu\text{m}\sim 14\mu\text{m}$ 的红外频谱较为敏感,其主要优点是不受光照或天气条件的影响,即使在完全黑暗的情况下,仍然能正常运行。一般情况下,红外相机成像的分辨率较低,但成本较高,因此,其最初仅应用于军事,但随着技术的进步,其成本已有所降低,并允许它们在工业和研究部门中使用。图5为典型的红外相机在2 km距离上拍摄的无人机与飞鸟目标的图像数据。

与可见光相机一样,红外相机不能给出目标的距离,因此不能进行目标定位。在大多数多传感器系统中,红外相机通常与可见光结合,作为雷达的辅助设备。文献[49]实现了一种利用有源雷达与红外探测器组网实现目标精准定位的方法。实际上,目前很多集成了红外传感器的无人机探测系统已实现了基于红外图像的无人机目标识别功能,其所用目标识别算法通常借鉴了已有的深度学习模型,但还鲜有单独使用红外传感器对无人机进行探测、跟踪或分类的公开报道。

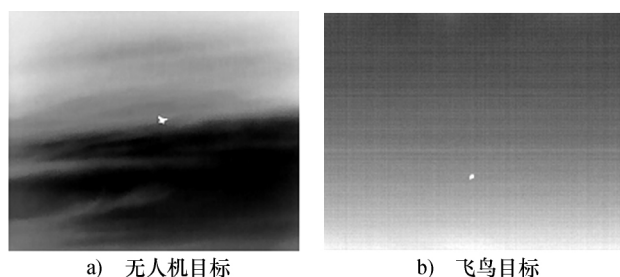


图5 红外图像数据

LIU Jingjing 等^[50] 基于 Faster-RCNN 架构和多光谱输入数据,设计并评估了不同的行人目标检测解决方案。从每种输入数据的不同分支开始,每一个分支都建立 VGG-16 基础网络,探索低、中、高不同层次的特征融合技术。

CAO Tanpeng 等^[51] 将通用行人检测器调整为多光谱域,利用可见光和红外传感器捕获的互补数据,既提高了行人检测性能,又无需人工标注就能生成额外的训练样本。行人检测采用双流区域生成网络实现,而无需监督自动标注则基于一种新的迭代方法,从校准的可见光和红外数据中标记出行人目标。

JOHN V 等^[52] 利用 CNNs 进行候选行人目标分类。首先采用模糊聚类进行红外图像分割,对候选行人进行定位,根据人体姿态特征和第二中心矩椭圆对候选行人进行筛选,然后将每个候选对象周围裁剪后的图像块调整为固定大小,并将其输入到 8 层 CNNs 进行二值分类,最后基于样本数据集进行训练。

ULRICH M 等^[53] 基于双流神经网络,实现了红外图像与 m-D 雷达数据融合的人体目标探测。首先,采用 Viola-Jones 框架检测红外图像中的人体目标;然后,利用计算出的传感器距离,在红外和雷达目标之间执行关联处理;最后,将每个传感器获取的信息在单个联合分类器中的特征层进行融合。

Liu 等^[54] 针对红外目标跟踪,基于相对熵理论,重新设计了 CNNs 训练框架,其性能在两个公开的红外数据集上获得了验证。该方法利用在 ImageNet 上预训练的不同卷积层提取的特征来构造多个弱跟踪器,将每个弱跟踪器的响应图与目标位置的强估计相融合。

2.3 声学

声学技术利用无人机飞行时产生的特殊“音频指纹”进行探测识别,作为一种被动技术不会对其他技术形成干扰,成为多传感器融合探测无人机的重要技术手段,可作为雷达、光电等探测技术的有益补充。基于声学探测技术,韩国电子技术附属研究所、法国圣路易斯法德研究所、匈牙利欧布达大学、德国 DeDrone 公司、荷兰 MicroflownAvisa 公司和美国 DroneShield 公司均研制了相应的无人机探测系统,并提出了相关解决

方案。图 3b) 为 DeDrone 推出的 DroneTracker 反无人机设备,其集成了声学传感器、可见光和红外相机,可发现、识别和跟踪无人机。布设声学传感器阵列具有信号增强的能力,图 6 为 MicroflownAvisa 研制的在城市环境中精确定位小型无人机的声学系统 SkySentry,其核心技术是带有声学矢量测量功能的声学多任务传感器(AMMS),通过在一定区域内布设 AMMS 阵列对低空小型无人机进行跟踪定位。

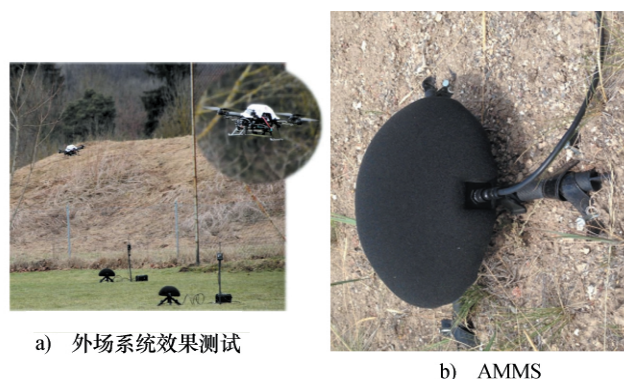


图6 SkySentry 无人机声学探测系统

一个通用的声学探测系统由三个主要模块组成:检测、特征提取和分类。检测模块在噪声环境中捕获目标原始音频信号;特征提取模块从原始信号中自动提取特征作为分类器的输入;分类模块将提取的特征分配给相应的类。深度学习网络从原始数据中提取独特特征的能力,使得其在声学检测中获得高度关注。

文献[55]是最早使用卷积深度信念网络对音频数据进行无监督学习的研究成果之一。该文认为,从神经网络中学习到的特征与语音数据中的音素一一对应。PICZAK K J^[56] 用环境音频数据测试了一个简单的 CNNs 架构,其精度接近最先进的分类器。LANE N D 等^[57] 创建了一个移动应用程序,能够使用深度学习执行非常精确的语音二值化和情感识别。最近,WILKINSON B 等^[58] 对环境噪声源进行无监督分离,在预标记信号中加入人工高斯噪声,并使用自动编码器进行聚类。然而,环境信号中的背景噪声通常是非高斯的,这使得该方法仅适用于特定的数据集。

在无人机探测方面,PARK S 等^[59] 提出了一种融合雷达和声学传感器,基于前馈神经网络检测、跟踪和识别旋翼无人机的方法。LIU Hao 等^[60] 使用语音识别中常用的梅尔频率倒谱系数(MFCCs)和 SVM 分类器检测无人机。KIM J 等^[61] 介绍了一种基于麦克风的无人机实时检测和监控系统,该系统利用最近邻和绘图学习算法来学习快速傅里叶变换谱的特征。文献[62]扩展了文献[61]的工作,使用人工神经网络将系统分类精度由 83% 提高到 86%。JEON S 等^[63] 提出了一种二进制分类模型,该模型使用音频数据检测无人

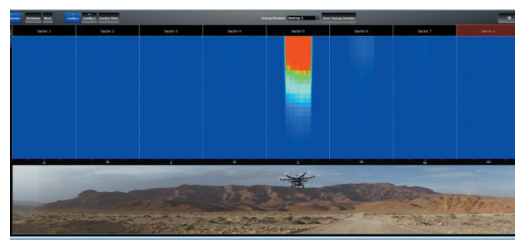
机,使用 F 分数作为性能度量,将高斯混合模型、递归神经网络和 CNNs 进行了比较,并合成了具有不同背景噪声的原始无人机音频。

在国内方面,无人机声学探测研究领域也相当活跃。西北工业大学与中科院声学所合作,针对复杂多源混叠目标声源辨识问题,提出利用高分辨率声成像处理算法获得目标区域声场空频信息矩阵,依据先验目标噪声源频率统计特性得到无人机特征的方法,可实现复杂环境下声源目标的检测定位,具有良好的空间抗干扰能力^[64]。西安电子科技大学采用改进型 MFCCs 无人机声学特征提取方法,提出一种基于麦克风阵列的加权识别检测方法和一种基于神经网络的加权识别检测方法,以此提高麦克风阵列系统的识别率和稳定性^[65]。南京理工大学采用基于 EMD 和 MFCCs 的无人机声信号特征提取算法,并引用 PCA 对特征集进行降维融合处理,实验结果表明:特征融合后的分类性能要好于基于单一特征的分类性能^[66]。长沙理工大学采用改进的 MFCCs 提取无人机音频特征,通过训练高斯混合模型建立多特征的无人机音频“指纹库”,实现无人机的探测和识别,实验结果表明:该方法在典型郊区环境中可实现 150 m 距离内无人机目标 84.4% 的识别率^[67]。

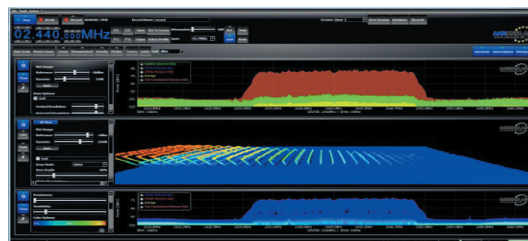
2.4 无线电侦测

无线电侦测系统的最大优势在于本身不发射电磁波,属于绿色环保的无源技术。目前,罗德与施瓦茨公司、国防科技大学、中电科 41 所、航天 207 所及国内很多公司均采用无线电侦测技术研制了相关系统,部分系统已在我国机场、监狱、体育场馆、公共建筑及重大活动安保中获得广泛应用。但是,无线电监测技术的最大问题是,其对于关闭数传和图传信号的“静默”无人机可能失效。

无线电侦测采用射频扫描技术,针对民用无人机的数传信号、图传信号和卫星导航信号进行实时监测、分析和测向。首先,提取无人机数传信号与图传信号的频谱特征,建立无人机特征库,实现对无人机的发现;然后,利用无线电测向技术^[68]或到达时间差(TDOA)定位技术^[69],实现对无人机的定位、跟踪和识别。无线电测向技术通常利用 3D 阵列测向天线实时接收无人机发射的电磁信号,对无人机信号进行测向,并利用频谱仪和监测软件对接收信号进行分析。3D 测向天线由 8~64 个阵列组成,价格较为昂贵。同时,频谱仪和监测软件采集分析信号的频率、带宽、调制方式、符号率、跳变参数等数据,并与事先建立的无人机信号特征库进行比对,对信号进行特征识别。图 7 为典型的无线电侦测系统获取的无人机目标方位与频率数据。



a) 方位数据



b) 频率数据

图 7 无线电侦测系统获取的无人机目标数据

TDOA 是一种利用时间差进行定位的方法,通过比较信号到达多个监测站点的时间差,确定信号源的位置。TDOA 定位系统具有成本低和精度高的特点,但通常需要布设三个以上的站点,每个站点设备包括天线、接收机和时钟同步模块,图 3c) 为一种典型 TDOA 的站点设备。

无线电信号识别是无线电侦测系统的核心技术,其本质上与针对雷达、可见光和红外信号的识别技术一样,都是首先提取信号的关键特征,进而采用固定规则或机器学习的方法进行分类。常用的无线电信号时频域特征包括功率谱密度、信号包络峭度、瞬时相位标准差、循环谱、高阶矩等。在特征提取的基础上,无线电信号识别采用的传统机器学习算法包括朴素贝叶斯、神经网络、决策树等。

近年来,深度学习理论的应用异军突起,其实现了从人工驱动的特征提取到数据驱动的特征提取的巨大转变。2016 年, O'SHEA 等^[70]率先将深度学习算法应用于无线电信号识别领域,利用 CNNs 框架对 11 种调制信号进行自动调制识别,相比于传统的机器学习算法,识别率大幅提升。此后,国内外出现了大量基于深度学习的无线电信号识别研究成果。KARRA K 等^[71]采用 CNNs 网络级联识别的方法,首先区分出模拟调制和数字调制,进而识别出具体的调制类型和阶数。文献[72]将 CNNs 网络与信号时序特征相结合,进一步优化了网络结构。文献[73]在文献[70]所提模型的基础上,以循环平稳特征参数作为 CNNs 网络的输入,在提高计算复杂度的前提下改善了识别结果。SCHMIDT M 等^[74]以 FFT 变换结果作为 CNNs 模型的输入,识别出 3 种无线电通信标准信号。ZHANG M 等^[75]以时频分布变换结果作为 CNNs 模型的输入,识别出 8 种常见雷达波形信号。中科院软件所以频谱瀑布图作为 YOLO 模型的

输入 输出为无线电信号的波形名称及其时频坐标^[76]。

3 多传感器性能分析与信息融合

基于多个传感器的数据融合旨在将来自不同模式的数据进行组合,产生单一传感器不可能实现的效果。现实世界中信息资源的多样性使得多传感器数据融合能够发现不同传感器类型数据之间的关系,并实现多源数据的联合表征。近年来,人工智能和深层神经网络

在多源数据的表示方面受到广泛关注,为复杂的多模态学习问题提供了一些可能的解决方案。

3.1 性能对比分析

本文综述了利用雷达、可见光、红外、声学、无线电频谱等多源数据及各种基于深度学习的无人机探测和分类方法,比较了各类传感器的性能指标和工作特点(见表3),总结分析其优缺点、潜在局限性和发展前景。

表3 各类无人机探测传感器的主要性能指标对比

传感器类型	探测距离	分类能力	优点	缺点
雷达	3 km~5 km	一般	不受无人机类型影响,有效探测距离较远,基于微动特征可实现目标分类。	存在一定比例的虚警;存在一定范围的低空探测盲区;主动雷达可能对机场的空管设备造成干扰,使用前需进行频率申请。
可见光	1 km~2 km	较强	可捕获各种型号的无人机,能够实现实时、可视化监控,目标分类能力较强。	受光照条件限制,探测距离较近。不具备测距功能。
红外	1 km~2 km	较强	不受光照条件限制,能够实现实时、可视化监控,目标分类能力较强。	造价较高、视场较小。
声学	150 m	一般	造价低,适用于多种类型的无人机,可实现全天时预警探测。	无人机噪声水平很低,在嘈杂环境中,该技术适用性较差,且探测距离较近。
无线电侦测	1 km~2 km	一般	适用于各种类型的无人机,可有效侦测到无人机操作者。	对于不发射无线电信号的“静默”无人机,不能有效发现。

雷达能够有效探测潜在的多架无人机,并在全空域范围内远距离跟踪多个目标。能够探测小型无人机的雷达系统通常在X波段工作,但该类系统通常成本较高,且伴随一定的虚警率。除外辐射源雷达之外,大部分主动雷达可能带来频率干扰,其部署需要当地无委会审批。基于雷达的无人机目标检测与跟踪主要通过CFAR、多普勒处理和假设检验等经典的雷达信号处理技术实现。基于雷达数据的无人机识别分类方法分为两大类:利用m-D特征的方法和利用不同信息源的方法。目前,无人机分类中最常用的雷达信号特征是m-D特征,影响m-D特征的主要因素包括旋翼叶片的数量、入射角度范围、雷达的脉冲重复频率以及雷达照射目标的时间等。当前,大多数工作都是在理想情况下进行的,通常是在近距离完成,极少在原始雷达数据上进行测试,因为小型无人机目标的回波数据在外场的强噪声条件下难以获取;另一方面,传统的监视雷达采用机械扫描天线,对单个目标的驻留时间较短,无法产生m-D特征,此时只能依赖于目标的轨迹特征、RCS和极化特征等其他信息源。然而,与基于m-D的方法相比,此类研究相对较少,适用范围有限。但是基于深度学习的轨迹分类方法已经在一般运动模型应用中获得成功,其或许可以移植到无人机的轨迹分类中,成为一个有潜力的研究方向。

光学技术能够对视野范围内的无人机目标进行可见光或红外成像。可见光相机最大的问题是高误报率和气象干扰,飞鸟、气球等类似大小的空中物体都可能被误识别为无人机。红外探测同样可能受到天气的不

利影响,高湿、雨水或浓雾都会严重降低红外设备的探测效率。

可见光图像处理是一个非常成熟且蓬勃发展的研究领域,目前已出现了无人机检测和分类的可见光公开数据集,“基于光学相机的无人机探测与分类”已成为AVSS和ICVS等计算机视觉国际会议上的重要议题。在无人机检测和分类问题中,可见光图像处理常用的深度学习架构包括Faster-RCNN、VGG-16和YOLO等,性能远超传统的手工标定特征的计算机视觉方法。当然,仅将现有的目标检测算法直接移植到无人机图像数据上是远远不够的,通过研究无人机目标探测的特点改进这些方法,利用连续帧时间信息或超分辨率技术提高探测效果,在检测小目标的同时避免虚警,将是未来的发展方向。

尽管现有的无人机探测系统普遍配备了红外相机,但此类商用相机的分辨率较低,难于探测小型无人机,而高分辨红外设备的价格昂贵,这可能是导致此类科研文献发表数量极少的直接原因。实际上,红外图像的处理机制与可见光图像类似,文献中常用的红外目标检测和分类方法是以VGG为基础网络的Faster-RCNN模型。随着高分辨红外设备成本的降低,结合深度学习算法,利用红外数据进行无人机目标探测与分类的研究前景可期。

声学传感器重量轻、易于安装,可用于其他设备不适用的山区或高度城市化地区。同时,被动的声学传感器不干扰周围的通信,且功率极低。然而,在噪声环境中,单个声学传感器对无人机目标的探测距离不超

过 150 m。针对多声道音频的研究表明,使用最先进的波束形成算法并与光学相机等其他传感器融合,可以显著改善检测框架的性能。此外,建立无人机音频信号的公共数据库,对于促进此领域的研究发展意义重大。当然,建立此类公共数据库费用昂贵,需要开展无人机在不同距离、不同采样率和不同比特深度飞行情况下的大量数据采集工作。另外,标记这样的数据集很容易出现人为错误,从而误导机器学习算法。为此,在环境音频监测领域,无监督的深度学习算法近年来受到极大关注,其在无人机目标探测与识别中的应用值得期待。

无线电侦测技术是无线电频谱管理的传统工具,目前已成为无人机探测和识别的重要手段。较之于雷达、光电、声学等其他技术手段,无线电侦测技术的最大优势是能够侦测到无人机操作者的位置,最大问题是对于关闭通信链路的“静默”无人机会失效。此外,复杂电磁环境容易对无线电侦测技术造成干扰,影响其探测距离和性能。基于深度学习的无线电信号识别技术能够适应复杂电磁环境,在低信噪比条件下仍能确保一定的识别率,代表了当前无线电侦测技术的发展方向。同时,TDOA 技术已经在基于无线电侦测、MIMO 双站雷达、麦克风阵列等各类传感器的无人机探测与定位系统中获得成功应用。

3.2 多源信息融合策略

多源数据融合可分为早期融合和晚期融合两大策略^[77]。融合技术的选择取决于问题的需要和传感器类型。早期和晚期融合的区别在于它们整合不同模式的特征提取结果的方式,如图 8 所示。早期融合首先进行特征融合,将边缘、纹理等多个特征组合到一个特征地图中,生成一个多模态特征表示;相反,晚期融合侧重于不同模式的个体强度,将单峰概念检测融合为多峰语义表示,而不是特征表示^[78]。

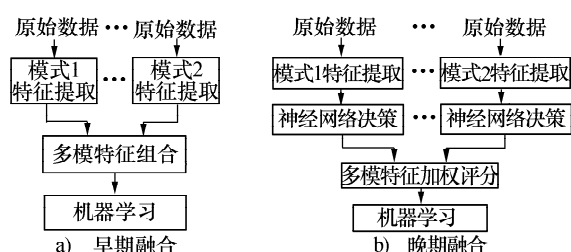


图 8 多传感器数据融合方案流程图

3.3 多传感器无人机探测系统案例与分析

近年来,针对多传感器融合的无人机目标检测、识别和跟踪系统,国内外科研机构和相关企业已经提出了多种搭建方案和数据融合方法。

一般的雷达与可见光协同的低空目标监视跟踪方

法,将雷达作为主跟踪器,可见光相机作为检测器,实现对通航和旋翼无人机等低空目标的监视和跟踪。

PARK S 等^[59]提出了一种结合雷达和声学传感器的小型无人机探测系统。该系统使用低成本雷达对监视区域进行扫描,采用声学传感器阵列确认目标。该系统使用预先训练的由三个 MLP 分类器组成的深度学习框架,投票决定无人机存在与否。该系统成本较低,探测距离约为 50 m。LIU Hao 等^[60]提出利用一种摄像机阵列与声学传感器联合探测的解决方案。该系统由 30 个摄像机、3 个麦克风、8 个工作站节点和若干网络设备组成,通过 SVM 分类器识别无人机图像与音频数据,针对飞行高度 100 m、水平距离 200 m 的无人机目标,实现了较高的检测精度。

深度学习的概念很容易与多模态信息的融合联系起来,因为深度神经网络能够实现学习数据的高级表征。这一事实导致了对原始信息训练的鲁棒性和大多数情况下的最佳特征化。虽然多传感器深度学习已在目标检测中的音视频转换、图像融合等领域获得了广泛应用,并得到了相当重视,但是,目前大部分无人机探测系统还没有充分利用这些技术。

无人机探测系统应能在多种情况下识别目标,如可能存在的传感器噪声、不同的飞行距离、仰角或方位角等。单传感器的探测系统不能保证可靠的目标检测,其观测结果可能不完整或含有噪声。毫无疑问,多传感器信息融合技术适用于无人机探测任务。无人机可能在城市或偏远环境等不同条件下飞行,在实际飞行场景中,需要开发一种多传感器融合的探测系统,以便在不断变化的环境中适应无人机目标的探测需求,实现系统探测能力的最大化。多传感器信息融合可以通过构造原始多模态数据的复杂结构或设计处理多模态数据的高级表征新框架来实现。同时,使用不同的传感器配置记录异构信息,意味着原始信息数据结构表征的多样化,进而可能导致不同的预测能力。因此,需要找到一种适当而有效的方法来联结可能包含大量噪声的多源异构信息,当前,深度学习网络不失为一种好方法。

4 一种无人机探测系统搭建方案建议

鉴于各类传感器性能各有利弊,采用单一传感器进行无人机探测和识别几乎无法提供所需的态势感知需求。然而,如果能够实现各类技术的混合互补,完全有可能找到一种有效的解决方案。在图 9 中,我们推荐了一种无人机探测系统搭建方案,该系统通过融合四类传感器的信息,以稳健的方式实现全方位态势感知。

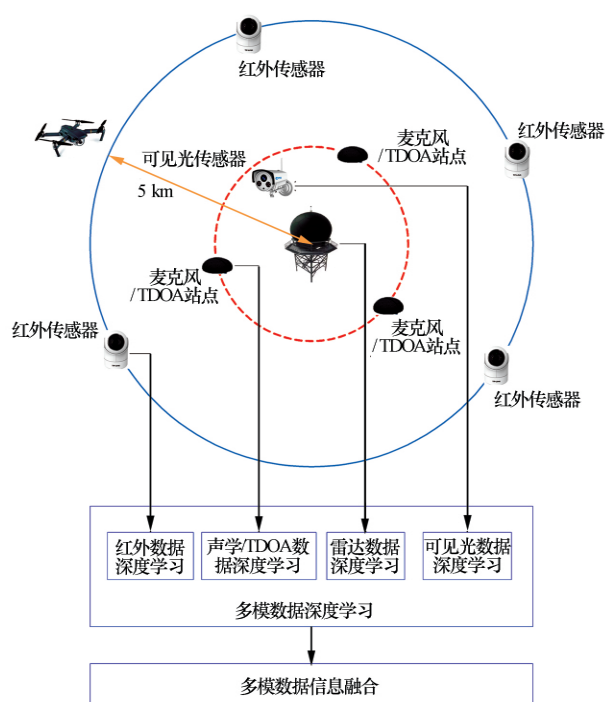


图9 无人机反制系统建议方案

在传感器覆盖区域的中心,放置一个远程雷达。雷达是一种可靠的早期预警方法,能够以高数据率获取全方位目标精细化特征的全息雷达为最佳,为提取目标 $m-D$ 特征提供数据支撑。雷达应能够满足对1 000 m以下的空域实现覆盖,建议满足表4中的性能要求。为了进一步修正被探测目标的距离和方位信息,需要多个全景红外相机在覆盖区域的边缘形成互补和交叉验证,与雷达信息融合以降低虚警率。由于红外相机在恶劣天气条件下的灵敏度问题,在雷达的附近还放置了一个具有旋转和变焦功能的可见光相机,以便进一步降低虚警。此外,在山区或高度城市化地区,山坡或高楼的存在可能会限制其他探测方法,为将无人机探测系统应用于这些地区,可将麦克风阵列或TDOA站点设备分散布置在保护区周围,以提供另一种补充和备用解决方案。此外,在无人机探测任务中,TDOA阵列的部署将有助于与其他传感器形成互补,并有利于锁定无人机操作者。基于本文中描述的深度学习方法,用于无人机探测和识别的单源深度学习网络可以利用每个传感器的所有记录数据。最后,将各单源深度学习网络产生的单源预警信号和特征与多传感器信息融合深度学习网络相融合,以补充各单源检测结果,成倍提高对入侵无人机目标的识别能力。

来自不同传感器的不同信号较之于单一传感器可以提供重要的知识聚合,本方案从数据融合的角度发挥了多传感器深度学习的优势。多传感器数据的异构性要求深度学习方法利用其内在关系构造联合表征数

据,有效处理数据表征的多样性。此外,深度学习方法在特征学习和特征提取中的重要意义在于,它能够提取语义相关的不同传感器的高级特征,在多传感器无人机探测系统中的应用涉及图像、音频、雷达信号等多种形式的复杂数据,是本方案的技术核心。

表4 无人机预警雷达的主要性能要求建议

性能指标	性能要求建议
工作方式	全天时、全自动、无人值守 连续开机方式
工作频段	符合国家无线电管理规定
数据更新率/(s/次)	≤ 3
目标处理容量/批	≥ 500
量程/km	≥ 5
最小探测距离/m	≤ 200
最小探测速度/($m \cdot s^{-1}$)	≤ 2
仰角覆盖/($^{\circ}$)	≥ 10
方位覆盖/($^{\circ}$)	360
距离精度(均方根误差)/m	≤ 20
方位精度(均方根误差)/($^{\circ}$)	≤ 2
距离分辨率/m	≤ 50
方位分辨率/($^{\circ}$)	≤ 5

5 结束语

本文对基于雷达、可见光、红外、声学传感器、无线电侦测等传感器的无人机探测与识别方法以及多传感器信息融合算法的研究工作进行了全面综述。无人机探测预警技术研究是一个新兴领域,深度学习的加入可能会带来该领域在未来几年的重大突破。本文讨论的内容有助于系统推进整个领域的研究工作,共得出以下五点结论:

(1) $m-D$ 特征反映了目标本体及构件的微运动,显示出极富有希望的检测和分类能力,基于运动模型等不同特征的无人机识别技术研究虽不多见,但同样值得关注;

(2) 近年来,深度学习理论已成功应用于光电数据的无人机目标检测和识别,该研究方向在未来仍然具有蓬勃的生命力;

(3) 在无人机探测任务中,麦克风阵列的部署成本较低,将有助于在与其他传感器相结合的情况下形成一个互补且稳健的系统框架;

(4) 以TDOA为代表的无线电侦测与定位技术,能够锁定无人机飞手的位置,在多传感器无人机探测中具有不可替代的作用;

(5) 深度学习能够有效实现多传感器无人机探测与识别中图像、音频、雷达、无线电信号等多源异构数据表征,其作为一个有前途的研究领域方兴未艾,必将不断涌现出更多更好的研究成果。

参考文献

- [1] 陈唯实, 万显荣, 李 敬. 机场净空区非合作无人机目标探测技术[J]. 民航学报, 2018, 2(5): 54-57.
CHEN Weishi, WAN Xianrong, LI Jing. Detection technology of non-cooperative UAV targets in airport clearance area [J]. Journal of Civil Aviation, 2018, 2(5): 54-57.
- [2] 金 伟, 尚 勇. 中国无人机安全监管[J]. 科技导报, 2019, 37(14): 66-77.
JIN Wei, SHANG Yong. The safety supervision of unmanned aircraft systems in China [J]. Science & Technology Review, 2019, 37(14): 66-77.
- [3] 罗俊海, 杨 阳. 基于数据融合的目标检测方法综述[J]. 控制与决策, 2020, 35(1): 1-15.
LUO Junhai, YANG Yang. An overview of target detection methods based on data fusion [J]. Control and Decision, 2020, 35(1): 1-15.
- [4] 李 玺, 查宇飞, 张天柱, 等. 深度学习的目标跟踪算法综述[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(12): 2057-2080.
LI Xi, ZHA Yufei, ZHANG Tianzhu, et al. Survey of visual object tracking algorithms based on deep learning [J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(12): 2057-2080.
- [5] 陈唯实, 刘 佳, 陈小龙, 等. 基于运动模型的低空非合作无人机目标识别[J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(4): 687-694.
CHEN Weishi, LIU Jia, CHEN Xiaolong, et al. Non-cooperative UAV target recognition in low-altitude airspace based on motion model [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2019, 45(4): 687-694.
- [6] 陈唯实, 李 敬. 雷达探鸟技术发展与应用综述[J]. 现代雷达, 2017, 39(2): 7-17.
CHEN Weishi, LI Jing. Review on development and applications of avian radar technology [J]. Modern Radar, 2017, 39(2): 7-17.
- [7] 李士国, 张瑞国, 孙晶明, 等. 基于深度学习的雷达自动目标识别架构研究[J]. 现代雷达, 2019, 41(11): 57-61.
LI Shiguo, ZHANG Ruiguo, SUN Jingming, et al. A study on the architecture of radar ATR based on deep learning [J]. Modern Radar, 2019, 41(11): 57-61.
- [8] 罗 倩. 基于稀疏表示的杂波建模和微弱运动目标探测[J]. 现代雷达, 2016, 38(2): 43-46.
LUO Qian. Small moving target detection using sparse clutter modeling [J]. Modern Radar, 2016, 38(2): 43-46.
- [9] 张 群, 胡 健, 罗 迎, 等. 微动目标雷达特征提取、成像与识别研究进展[J]. 雷达学报, 2018, 7(5): 531-547.
ZHANG Qun, HU Jian, LUO Ying, et al. Research progresses in radar feature extraction, imaging, and recognition of target with micro-motions [J]. Journal of Radars, 2018, 7(5): 531-547.
- [10] 李心怡, 黄银和, 尹奎英, 等. 机载雷达战场目标的微动特性及识别[J]. 现代雷达, 2017, 39(2): 56-60.
LI Xinyi, HUANG Yinhe, YIN Kuiying, et al. Micro-motion signature and recognition of battlefield targets in airborne radar [J]. Modern Radar, 2017, 39(2): 56-60.
- [11] RITCHIE M, FIORANELLI F, GRIFFITHS H, et al. Micro-drone RCS analysis [C]// 2015 IEEE Radar Conference. Arlington, VA: IEEE Press, 2015: 452-456.
- [12] CHEN V C. The micro-Doppler effect in radar [M]. Norwood: Artech House, 2011.
- [13] De WIT J J M, HARMANNY R I A, PREMEL-CABIC G. Micro-Doppler analysis of small UAVs [C]// 2012 9th European Radar Conference. Amsterdam, The Netherlands: IEEE Press, 2012: 210-213.
- [14] HARMANNY R, DE WIT J, CABIC G P. Radar micro-Doppler feature extraction using the spectrogram and the cepstrogram [C]// 2014 11th European Radar Conference. Cincinnati, OH: IEEE Press, 2014: 165-168.
- [15] MOLCHANOV P, EGIARZARIAN K, ASTOLA J T, et al. Classification of small UAVs and birds by micro-Doppler signatures [J]. International Journal of Microwave and Wireless Technologies, 2013, 6(3/4): 435-444.
- [16] 马 娇, 董勇伟, 李 原, 等. 多旋翼无人机微多普勒特性分析与特征提取[J]. 中国科学院大学学报, 2019, 36(2): 235-243.
MA Jiao, DONG Yongwei, LI Yuan, et al. Multirotor UAV's micro-Doppler characteristic analysis and feature extraction [J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2019, 36(2): 235-243.
- [17] De WIT J J M, HARMANNY R I A, MOLCHANOV P. Radar micro-Doppler feature extraction using the singular value decomposition [C]// 2014 International Radar Conference. Lille, France: IEEE Press, 2014: 1-6.
- [18] FUHRMANN L, BIALLOWONS O, KLARE J, et al. Micro-Doppler analysis and classification of UAVs at Ka band [C]// 2017 18th International Radar Symposium (IRS). Prague, Czech Republic: IEEE Press, 2017: 1-9.
- [19] 宋 晨, 周良将, 吴一戎, 等. 基于自相关-倒谱联合分析的无人机旋翼转动频率估计方法[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(2): 255-261.
SONG Chen, ZHOU Liangjiang, WU Yirong, et al. An estimation method of rotation frequency of unmanned aerial vehicle based on auto-correlation and cepstrum [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 41(2): 255-261.
- [20] REN Jianfeng, JIANG Xudong. Regularized 2D complexlog spectral analysis and subspace reliability analysis of micro-Doppler signature for UAV detection [J]. Pattern Recognition, 2017, 69: 225-237.
- [21] 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, 2017, 14(10): 1000-1004.

- 2017, 15(2): 227-231.
- [22] MA X, OH B S, SUN L, et al. EMD-based entropy features for micro-Doppler mini-classification[C]// 2018 24th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). Beijing: IEEE Press, 2018: 1295-1300.
- [23] SUN Y, FU H, ABEYWICKRAMA S, et al. Drone classification and localization using micro-Doppler signature with low-frequency signal[C]// 2018 IEEE International Conference on Communication Systems (ICCS). Chengdu: IEEE Press, 2018: 413-417.
- [24] FIORANELLI F, RITCHIE M, GRIFFITHS H, et al. Classification of loaded/unloaded micro-drones using multistatic radar[J]. Electronics Letters, 2015, 51(22): 1813-1815.
- [25] HOFFMANN F, RITCHIE M, FIORANELLI F, et al. Micro-Doppler based detection and tracking of UAVs with multistatic radar[C]// 2016 IEEE Radar Conference. Philadelphia, PA: IEEE Press, 2016: 1-6.
- [26] ZHANG Pengfei, YANG Le, CHEN Gao, et al. Classification of drones based on micro-Doppler signatures with dual-band radar sensors[C]// 2017 Progress in Electromagnetics Research Symposium-Fall (PIERS-FALL). Singapore: IEEE Press, 2017: 638-643.
- [27] 章鹏飞, 李刚, 霍超颖, 等. 基于双雷达微动特征融合的无人机分类识别[J]. 雷达学报, 2018, 7(5): 557-564.
- ZHANG Pengfei, LI Gang, HUO Chaoying, et al. Classification of drones based on micro-Doppler radar signatures using dual radar sensors[J]. Journal of Radars, 2018, 7(5): 557-564.
- [28] 刘玉琪, 易建新, 万显荣, 等. 数字电视外辐射源雷达多旋翼无人机微多普勒效应实验研究[J]. 雷达学报, 2018, 7(5): 585-592.
- LIU Yuqi, YI Jianxin, WAN Xianrong, et al. Experimental research on micro-Doppler effect of multi-rotor drone with digital television based passive radar[J]. Journal of Radars, 2018, 7(5): 585-592.
- [29] PATEL J S, FIORANELLI F, ANDERSON D. Review of radar classification and RCS characterization techniques for small UAVs or drones[J]. IET Radar Sonar & Navigation, 2018, 12(9): 911-919.
- [30] CHEN Weishi, LIU Jia, LI Jing. Classification of UAV and bird target in low-altitude airspace with surveillance radar data[J]. The Aeronautical Journal, 2019, 123(12): 191-211.
- [31] MESSINA M, PINELLI G. Classification of drones with a surveillance radar signal[C]// 12th International Conference on Computer Vision Systems (ICVS). Thessaloniki, Greece: Springer Press, 2019: 1-10.
- [32] 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.
- [33] 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.
- [34] MENDIS G J, RANDENY T, WEI J, et al. Deep learning based Doppler radar for micro UAS detection and classification[C]// 2016 IEEE Military Communications Conference. Baltimore, MD: IEEE Press, 2016: 924-929.
- [35] WANG Li, TANG Jun, LIAO Qingmin. A study on radar target detection based on deep neural networks[J]. IEEE Sensors Letters, 2019, 3(3): 1472-1475.
- [36] SAMARAS S, DIAMANTIDOU E, ATALOGLOU D, et al. Deep learning on multi sensor data for counter UAV applications—a systematic review[J]. Sensors, 2019, 19(22): 4837-4871.
- [37] REGEV N, YOFFE I, WULICH D. Classification of single and multi propelled miniature drones using multilayer perceptron artificial neural network[C]// 2017 International Conference on Radar Systems. Belfast, UK: IET Press, 2017: 1-5.
- [38] HABERMANN D, DRANKA E, CACERES Y, et al. Drones and helicopters classification using point clouds features from radar[C]// 2018 IEEE Radar Conference. Oklahoma City, OK: IEEE Press, 2018: 246-251.
- [39] 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, OH: IEEE Press, 2014: 674-679.
- [40] SAQIB M, KHAN S D, 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 (AVSS). Lecce, Italy: IEEE Press, 2017: 1-5.
- [41] CRAYE C, ARDJOUNE S. Spatio-temporal semantic segmentation for drone detection[C]// 2019 16th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS). Taipei, China: IEEE Press, 2019: 1-5.
- [42] VASILEIOS M, ANASTASIOS D, DIMITRIOS A, et al. Does deep super-resolution enhance UAV detection[C]// 2019 16th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS). Taipei, China: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [43] AKER C, KALKAN S. Using deep networks for drone detection[C]// 2017 14th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS). Lecce, Italy: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [44] ROZANTSEV A, LEPETIT V, FUA P. Detecting flying objects using a single moving camera[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 39(5): 879-892.
- [45] GÖKÇE F, ÜÇ OLUK G, SAHIN E, et al. Vision-based

- detection and distance estimation of micro-unmanned aerial vehicles[J]. *Sensors*, 2015, 15(9): 23805–23846.
- [46] 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.
- [47] 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.
- [48] 何志祥, 胡俊伟. 基于深度学习的无人机目标识别算法研究[J]. *滨州学院学报*, 2019, 35(2): 17–23.
HE Zhixiang, HU Junwei. Research on target recognition algorithm of UAV based on deep learning[J]. *Journal of Binzhou University*, 2019, 35(2): 17–23.
- [49] 伍光新, 刘鹏, 沈伟, 等. 有源雷达与红外探测器组网定位精度分析[J]. *现代雷达*, 2016, 38(5): 1–3.
WU Guangxin, LIU Peng, SHEN Wei, et al. Locating precision analysis for network of active radar and infrared detection[J]. *Modern Radar*, 2016, 38(5): 1–3.
- [50] LIU Jingjing, ZHANG Shaoting, WANG Shu, et al. Multi-spectral deep neural networks for pedestrian detection[C]// 2016 British Machine Vision Conference. York, UK: British Machine Vision Association, 2016: 1–13.
- [51] CAO Yanpeng, GUAN Dayan, HUANG Weilin, et al. Pedestrian detection with unsupervised multispectral feature learning using deep neural networks[J]. *Information Fusion*, 2019, 46(5): 206–217.
- [52] JOHN V, MITA S, LIU Z, et al. Pedestrian detection in thermal images using adaptive fuzzy C means clustering and convolutional neural networks[C]// 2015 14th IAPR International Conference on Machine Vision Applications (MVA). Tokyo, Japan: IEEE Press, 2015: 246–249.
- [53] ULRICH M, HESS T, ABDULATIF S, et al. Person recognition based on micro-Doppler and thermal infrared camera fusion for firefighting[C]// 2018 21st International Conference on Information Fusion (FUSION). Cambridge, UK: IEEE Press, 2018: 919–926.
- [54] LIU Qiao, LU Xiaohuan, HE Zhenyu, et al. Deep convolutional neural networks for thermal infrared object tracking[J]. *Knowledge Based Systems*, 2017, 134(7): 189–198.
- [55] LEE H, PHAM P, LARGMAN Y, et al. Unsupervised feature learning for audio classification using convolutional deep belief networks[C]// 22nd International Conference on Neural Information Processing Systems. Vancouver, BC: IEEE Press, 2009: 1096–1104.
- [56] PICZAK K J. Environmental sound classification with convolutional neural networks[C]// 2015 IEEE 25th International Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP). Boston, MA: IEEE Press, 2015: 1–6.
- [57] LANE N D, GEORGIEV P, QENDRO L. DeepEar: robust smartphone audio sensing in unconstrained acoustic environments using deep learning[C]// 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing. Osaka, Japan: IEEE Press, 2015: 283–294.
- [58] WILKINSON B, ELLISON C, NYKAZA E T, et al. Deep learning for unsupervised separation of environmental noise sources[J]. *Journal of the Acoustical Society of America*, 2017, 141(5): 3964–3964.
- [59] PARK S, SHIN S, KIM Y, et al. Combination of radar and audio sensors for identification of rotor-type unmanned aerial vehicles (uavs) [C]// 2015 IEEE Sensors. Busan, Korea: IEEE Press, 2015: 1–4.
- [60] LIU Hao, WEI Zhiqiang, CHEN Yitong, et al. Drone detection based on an audio-assisted camera array[C]// 2017 IEEE Third International Conference on Multimedia Big Data (BigMM). Laguna Hills, CA: IEEE Press, 2017: 402–406.
- [61] KIM J, PARK C, AHN J, et al. Real-time UAV sound detection and analysis system[C]// 2017 IEEE Sensors Applications Symposium (SAS). Glassboro, NJ USA: IEEE Press, 2017: 1–5.
- [62] KIM Juhyun, KIM Dongho. Neural network based real-time UAV detection and analysis by sound[J]. *Journal of Advanced Information Technology and Convergence*, 2018, 8(1): 43–52.
- [63] JEON S, SHIN J W, LEE Y J, et al. Empirical study of drone sound detection in real-life environment with deep neural networks[C]// 2017 25th European Signal Processing Conference (EUSIPCO). Kos, Greece: IEEE Press, 2017: 1858–1862.
- [64] 马春艺, 张君, 鲍明. 声场空频特征非参数融合无人机声学探测[J]. *信号处理*, 2019, 35(9): 1590–1598.
MA Chunyi, ZHANG Jun, BAO Ming. UAV acoustic detection based on non-parametric fusion of spatial-frequency characteristics of sound field[J]. *Journal of Signal Processing*, 2019, 35(9): 1590–1598.
- [65] 王立宏. 小型旋翼无人机声探测识别方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2019.
WANG Lihong. Research on acoustic detection and recognition method of small-rotor drone[D]. Xi'an: Xidian University, 2019.
- [66] 丘恺彬, 李建良. 无人机识别的音频特征提取方法[J]. *噪声与振动控制*, 2018, 38(2): 188–192.
QIU Kaibin, LI Jianliang. Feature extraction and classification of acoustic signals of drones[J]. *Noise and Vibration Control*, 2018, 38(2): 188–192.

- [67] 王 威, 安腾飞, 欧建平. 无人机被动音频探测和识别技术研究[J]. 声学技术, 2018, 37(1): 89-93.
WANG Wei, AN Tengfei, OU Jianping. Research on audio detection and recognition of UAV[J]. Technical Acoustics, 2018, 37(1): 89-93.
- [68] 朱艳巍, 屠 丹, 李新利. 无线电监测测向设施现场测试系统研究[J]. 中国无线电, 2020(1): 38-41.
ZHU Yanwei, TU Dan, LI Xinli. Research on the field test system of radio monitoring and direction finding facilities [J]. China Radio, 2020(1): 38-41.
- [69] 王智芳, 周晓芳, 徐从宇. 基于无线电技术的民用无人机侦测与管控方法在监所环境的探究[J]. 计算机科学与应用, 2018, 8(9): 1407-1415.
WANG Zhifang, ZHOU Xiaofang, XU Congyu. Research on detection and control method of civilian UAV based on radio technology in prison environment[J]. Computer Science and Application, 2018, 8(9): 1407-1415.
- [70] O'SHEA T, CORGAN J, CLANCY T C. Convolutional radio modulation recognition networks [C]// International Conference on Engineering Applications of Neural Networks. Aberdeen, UK: Springer Press, 2016: 213-226.
- [71] KARRA K, KUZDEBA S, PETERSEN J. Modulation recognition using hierarchical deep neural networks [C]// 2017 IEEE International Symposium on Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN). Piscataway, New Jersey: IEEE Press, 2017: 1-3.
- [72] WEST N, O'SHEA T. Deep architectures for modulation recognition [C]// 2017 IEEE International Symposium on Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN). Piscataway, New Jersey: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [73] ARUMUGAM K, KADAMPOT I, TAHMASBI M, et al. Modulation recognition using side information and hybrid learning [C]// 2017 IEEE International Symposium on Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN). Piscataway, New Jersey: IEEE Press, 2017: 1-2.
- [74] SCHMIDT M, BLOCK D, MEIER U. Wireless interference identification with convolutional neural networks [C]// 2017 IEEE 15th International Conference on Industrial Informatics (INDIN). Emden, Germany: IEEE Press, 2017: 180-185.
- [75] ZHANG M, DIAO M, GUO L. Convolutional neural networks for automatic cognitive radio waveform recognition [J]. IEEE Access, 2017, 5(1): 11074-11082.
- [76] 周 鑫, 何晓新, 郑昌文. 基于图像深度学习的无线电信号识别[J]. 通信学报, 2019, 40(7): 114-125.
ZHOU Xin, HE Xiaoxin, ZHENG Changwen. Radio signal recognition based on image deep learning [J]. Journal on Communications, 2019, 40(7): 114-125.
- [77] KATSAGGELOS A K, BAHAADINI S, MOLINA R. Audiovisual fusion: challenges and new approaches [J]. Proceedings of the IEEE, 2015, 103(9): 1635-1653.
- [78] YE G N, LIU D, JHUO I H, et al. Robust late fusion with rank minimization [C]// 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI: IEEE Press, 2012: 3021-3028.
- 陈唯实 男, 1982 年生, 博士, 研究员。研究方向为无人机反制、雷达目标检测与跟踪、机场安全运行技术。
- 黄毅峰 男, 1964 年生, 大学本科, 高级调查员。研究方向为飞行安全管理、机场安全运行技术。
- 卢贤锋 男, 1978 年生, 硕士, 高级工程师。研究方向为机场安全管理与运行技术。
- +++++
- (上接第 14 页)
- [9] WANG Hong, RAM M N, ZHOU Zhengou. Through-wall imaging of moving targets using UWB random noise radar [J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2009, 8: 802-805.
- [10] 陈龙永, 梁兴东, 丁赤飏. 一种 SAR 成像中的非均匀采样重构算法[J]. 系统仿真学报, 2010, 22(5): 1242-1245.
CHEN Longyong, LIANG Xingdong, DING Chibiao. Non-uniform reconstruction method in SAR imaging [J]. Journal of System Simulation, 2010, 22(5): 1242-1245.
- [11] LI Dong, LIN Huan, LIN Hongqing, et al. Focus improvement for squint FMCW-SAR data using modified inverse chirp-Z transform based on spatial-variant linear range cell migration correction and series inversion [J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(8): 2564-2574.
- [12] KELLETT D, GARMATYUK D, JADE MORTON Y T. Radar communications via random sequence encoding [C]// 2017 18th International Radar Symposium (IRS). Chengdu: IEEE Press, 2017: 1-9.
- [13] 赵 博, 杨 军, 孙光才, 等. 一种虚假大场景 SAR 快速转发式欺骗干扰方法研究[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(4): 963-968.
ZHAO Bo, YANG Jun, SUN Guangcai, et al. A method of SAR fast repeater deception jamming for large false scene [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(4): 963-968.
- 常文胜 男, 1980 年生, 在职博士生, 高级工程师。研究方向为雷达系统设计和信号处理。
- 陶海红 女, 1976 年生, 博士, 教授, 博士生导师。研究方向为雷达信号处理、阵列信号处理。
- 胡学成 男, 1964 年生, 硕士, 首席专家。研究方向为机载雷达系统设计。
- 阮 婷 女, 1996 年生, 硕士研究生。研究方向为雷达信号处理。
- 孙光才 男, 1984 年生, 博士, 副教授。研究方向为雷达信号处理、多通道成像技术。