

文章编号: 2095-4980(2023)04-0539-16

面向无人机群目标探测架构和关键技术研究进展

张小飞^{a,b}, 王 斌^{a,b}, 孙 萌^{a,b}, 吴启晖^a

(南京航空航天大学 a.电磁频谱空间动态认知系统工信部重点实验室; b.电子信息工程学院, 江苏 南京 211106)

摘 要: 无人机(UAV)在军事、商业和民用领域的应用日益广泛, 随着无人机群数量的增加, 对于安全、隐私和公共利益的影响也日益受到重视。因此, 研究面向无人机群目标的探测技术显得越来越重要。目前国内外已经开展了多项无人机群目标的探测相关研究工作。本文研究了无人机群目标探测的研究现状以及面临的挑战; 然后针对这些挑战讨论了无人机群目标探测架构技术的类型。针对集中式、单一手段难以满足无人机群精细化感知、态势评估需求, 提供了面向无人机群目标的空地联合多域探测架构, 该架构具体包括: 组网雷达、分布式频谱被动监测设备、移动多光谱感知设备、移动频谱监测设备; 结合了不同感知方式在不同距离、不同方位、不同粒度等维度的优势, 通过级联、协同、融合方式突破了单域探测的局限性。最后对其中关键技术进行了分析与总结。

关键词: 无人机群; 目标探测; 意图识别; 融合技术

中图分类号: TN974

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2023030

Research progress on detection architecture and key technologies for UAV swarm targets

ZHANG Xiaofei^{a,b}, WANG Bin^{a,b}, SUN Meng^{a,b}, WU Qihui^a

(a.Key Laboratory of Spatial Dynamic Cognitive System of Electromagnetic Spectrum; b.School of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing Jiangsu 211106, China)

Abstract: Unmanned Aerial Vehicles(UAV) are increasingly widely used in military, commercial and civil fields. With the increase of the number of UAVs, the impact on security, privacy and public interests has also been increasingly valued. Therefore, it is more and more important to study the target detection technology for UAV group. At present, a number of research work related to the detection of UAV swarm targets has been carried out at home and abroad. In this paper, the research status and challenges of UAV group target detection are studied. Then, aiming at these challenges, the types of UAV group target detection architecture technology are discussed. In view of the difficulty of centralized and single means to meet the needs of UAV group fine perception and situation assessment, the air-ground joint multi-domain detection architecture for UAV group targets is provided, which specifically includes networking radar, distributed spectrum passive monitoring equipment, mobile multi-spectral sensing equipment, mobile spectrum monitoring equipment. Combining the advantages of different sensing methods in different distances, different directions, different granularity and other dimensions, it breaks through the limitations of single-domain detection through cascade, collaboration and fusion. Finally, the key technologies are analyzed and summarized.

Keywords: UAV group; target detection; intention identification; combinatorial technique

传统的预警与防空手段以低密度高价值目标为主, 难以有效应对高密度低价值无人机集群系统的袭扰。由于集群式无人机低红外、低成本、高抗毁力等特性, 采用地空导弹、空空导弹等高价值的武器, 无异于大炮打蚊子, 既容易失去目标, 又造成巨大的经济损失; 虽然采用高射炮和便携导弹可以有效地拦截单个的短程、低空、低速目标, 但是也不适用于分散式的联合攻击。因此, 干扰与攻击手段应具有成本低、覆盖范围大、效率

收稿日期: 2023-02-14; 修回日期: 2023-03-12

高等优点。为此,有效的无人机集群的反制与打击手段可能包括:a)实施多途径电子干扰,全面抑制无人机集群的作战威力;b)利用定向高能武器,实施瞬时高能打击;c)发展“幕”型拦截武器,提升无人机捕杀效能;d)依托制空优势,有人机空中摧毁无人机集群;e)通过雷达诱饵进行诱导,抵挡无人机。

为实施对无人机集群的高效反制与打击,必须厘清敌有无、敌是谁、敌多少、敌在哪、敌去哪、敌意图等问题,形成全面准确的综合态势。传统集中式感知手段存在感知空域有限、易于敌发挥狼群优势、弹性差等劣势,难以满足全面准确感知的应用需求。为应对敌无人机集群的威胁与挑战,必须发展分布式感知与融合手段。

1 国内外发展

随着集群无人机向大规模集群化、群体智能化、平台小型化的方向发展,国内外学者和研究机构开展了集群无人机探测与识别研究^[1-10],其中包括群目标协同探测架构、群目标分布式感知技术、群目标的探测数据融合技术、无人机群威胁评估技术、面向群目标的分布感知和融合验证平台。

1.1 无人机集群的分布感知和融合体系架构

目前,传统飞机、导弹等武器的探测技术^[11-16]较为成熟,但专用的反无人机集群探测装备较少,主流是与具备干扰或毁伤效果的相关技术集成使用,或在现有探测装备的基础上增加无人机探测功能。

近几年,欧美国家的军事、技术公司纷纷投入大量的人力、物力,对“低小慢”无人侦察机进行了研究。与以往相比,我国军工企业研发的防治设备多采用“硬杀伤”的激光拦截、常规火力拦截,以保护前沿阵地、舰艇等军事目标,这类拦截方式代价非常高,不适合大规模应用。目前,大多科技公司主要研究“软杀伤”拦截方式,如无线电干扰为主的反制系统。

德国Dedrone公司主要利用音频传感器、摄像头、红外、频谱探测传感器探测和识别无人机^[17-20],为了保证不留死角,系统在安装之前,会利用卫星地图进行仿真监视覆盖分析,以便确定传感器安装在哪些位置,安装多少个传感器。进而形成分布式传感器系统、数据集中处理中心或称为指挥控制系统。2016年,增加雷达目标探测^[21-22],进一步提升无人机目标探测能力。该系统具有分布式、网络化等特点,大幅提升了目标识别能力。

2015年,英国3家公司推出了市场上唯一完全集成的军用级别的反无人机系统(Anti-UAV Defense System, AUDS)。该系统采用触控式界面,由单人即可操作。AUDS采用微多普勒雷达(A400)可探测10 km或6 km范围内的无人机,该雷达为军用型号精简版,平均发射功率4 W,对雷达横截面(Radar Cross-Section, RCS)为0.01 m²的小微型无人机探测距离为2.4 km,单阵面方位覆盖90°,具有一定的无人机和飞鸟分类识别能力,质量约为25 kg。其电子扫描雷达应用多普勒处理技术,能够对高速/低速的微型和小型无人机进行全天候检测,并对地面干扰有很好的抑制作用。与此同时,AUDS利用光电/红外相机进行追踪,然后采用无线电技术阻断无人机指控信号从而迫使无人机降落,整个过程约15 s。同年9月,意大利Selex ES公司在英国军事和警察设备展览会上展出了他们的猎鹰防护系统。这个系统利用摄像机、雷达和先进的电子装置,监测无人驾驶飞机所收到的和发送的信号,以此来追踪和识别它的种类。当发现入侵的无人机是一个危险目标时,它的防御护盾就会发动电子打击,摧毁或者捕捉它。

瑞典某公司研发的“长颈鹿”系列陆基、海基雷达,在常规对空监视能力基础上,增加低慢小无人机探测、识别和跟踪功能,能发现超过100个雷达反射截面不小于0.001 m²的空中目标,探测距离30 km。2016年3月,萨博公司展示了最新版“长颈鹿”雷达——“海上长颈鹿”1X舰载相控阵雷达^[23],整个系统质量小于300 kg,无需冷却,适合巡逻艇搭载执行无人机探测任务。

2016年11月,DARPA成立“移动军事力量防护(Military Force Protection, MFP)”项目建议书,意图研发可装载于战车和水面舰艇上对抗敌方小型无人机的多层防御系统,加强美军高价值资产的防护能力。项目中所指的小型无人机特指质量小于200 lb(约90 kg)的无人机。该防御系统不仅要能对抗当前采用无线电控制和全球定位系统(Global Position System, GPS)导航的武装无人机,还要能对抗未来采用视觉导航技术^[24]且能协同作战的无人机群。

国内方面,中国电科第14研究所研制了“蜘蛛网”反无人机系统,由蜘蛛网雷达、无线电侦测、光电红外及干扰反制设备组成,实时探测跟踪识别无人机、直升机以及热气球等低小慢目标。2017年,该系统成功保障了南京大屠杀纪念馆国家公祭日活动。该系统雷达由军用型号演进而来,雷达探测能力和可靠性较高。安装低空慢速小目标防御系统反无人机(Anti-Unmanned Aerial Vehicles, AUAV)可以实现固定区域场所的工程化部署,实现自动探测、跟踪与攻击。而数字鹰的探测与反制系统则可以通过无线电、雷达等多种手段对无人机进行自动探测,一旦被追踪到,就会对其进行数据链接和定位,并在一定程度上切断其与远程控制的联系,迫使无人

机主动着陆或驱赶,以保证低空区域的安全。另外,国内航天十二院、南京航空航天大学、中国人民解放军国防科技大学、北京理工大学等高校均开展了相关研究并取得重要成果。然而,与国外相比,国内无人机探测与反制系统目标识别和威胁度等级评估能力较弱,各探测手段协同化、无人化水平不足,且主要是针对单架或少量的民用无人机,无法适应集群无人机。

1.2 面向群目标的分布感知

1) 面向群目标的分布式感知网络优化部署研究现状

过去传统的感知网络研究主要构建在二维平面环境中^[25-28],在此基础上,系统的感知节点位置和感知距离等参数必须在一个平面上。但在现实环境中,由于是在三维空间进行感知识别与监控,采用二维网络环境下的部署策略,最终的感知覆盖并不能满足要求。在三维空间中,由大量具有三维特征的感知节点组成的多个面向群体的感知网络,由于维数的提高,模型和运算的复杂性大大提高,并且将特定的环境影响因素添加到理想的三维部署空间中,从而使得整个部署和最终方案的评价结果更贴近真实。

由于感知网络的资源非常有限,因此要构建一个完整的感知网络,必须要通过节点之间的互联互通来实现。所以,在感知网络的部署上,终极目的是降低能量消耗、扩展感知范围。但是,这两者是互相牵制的。其中一个重要的问题就是如何平衡二者之间的关系。当前应用最广的方法有:空洞识别、分区部署、冗余节点休眠、节点虚拟作用力等。

在分布式感知网络中,覆盖问题是一个重要的研究课题,它涉及到部署环境、节点感知模型、部署算法等方面,往往要综合考虑多个因素,以保证感知网络的覆盖。相对于传统的二维平面环境,基于群体的感知网络,在部署问题上的复杂性得到了极大的提高,但是它更接近现实的应用场景,具有很强的实用价值。

针对群体目标的分布式感知网络,其网络结构具有自组织特性,因此,最终的网络系统所能感知到的区域以及所获得的有效信息主要依赖于其模型结构和策略。传统的感知节点一般都是以节点为中心,以感知距离为圆心,作为固定节点,则主要考虑与其他节点的连接,而对于移动节点,则可以根据感知覆盖率、部署空洞、相邻节点的位置来确定移动方向和转动策略。与传统的全向感知节点相比,基于群体目标的分布式感知网络具有一定的特征,例如分布式、自组织、多样性、实时性等,在部署时,每个感知节点可以从多个角度进行观察,并根据不同的方向进行决策。将有向性引入到感知节点中,将节点模型调整为有向感知模型,建立了以节点为中心、感知距离为半径、感知视角为中心的扇形。

节点部署的方式也会影响到感知网络的覆盖效果,目前可分为即时部署、人工部署和自主部署。在随机分布模式下,将节点随机分布于感知区域;采用手工布置方法,每个节点都要手工布置;所谓自主部署,就是在一开始就随机布置一个节点,但是因为节点本身就有自己的移动设备,可以根据特定的部署策略进行自动部署。在自主部署方面,节点资源受到限制,通信距离和感知距离都很小,自主部署算法的优劣将直接影响到监控区域的覆盖。良好的自动部署算法应该尽量避免重叠覆盖,尽可能减少覆盖缺陷,在部署时尽量避免节点间的交互影响。

以往的研究多侧重于传统的分布式感知网络,也就是对二维感知网络进行相关的感知,因此,本文的工作重点是设计一种与真实的实体环境相结合的立体感知网络。针对群体对象的分布感知网络不是一个独立的实体网络,在实际应用中,基于其特性,需要进行多个领域的研究,其中频谱监测设备、雷达、多光谱设备等是其中比较具有代表性的感知节点类别。

目前,部署问题在节点感知模型构建和算法策略上均取得了一定进展。在节点感知模式中,有概率感知模型^[29]、有向感知模型^[30]、半径异构感知模型^[31]、网格划分感知模型^[32]等;在算法策略上,现有的算法有:密度控制算法^[33]、启发式算法^[34]、K覆盖算法^[35]、网格划分算法^[36]等。本文的主要研究内容都是基于二维平面的部署,无论是算法还是试验设计,都不能很好地满足分布式感知网络的空间部署要求。

2) 面向群目标的感知资源联合调度研究现状

感知网络中常常需要进行资源的分配,资源分配包括节点调度、频谱选择、功率分配等。在早期研究中,感知资源的调度常基于静态的资源分配方式^[37-39],系统性能不能达到最佳;随着技术的发展,学者们加强对动态资源分配的研究^[40-42],经过优化后的资源分配策略往往能得到更为出色的性能。

分布式感知网络的效能评价具有多种标准。以通信效能为例,大体上资源分配算法可以分为最大化信道容量和最小化功率准则2种方式。最大化信道容量准则是在满足一定的系统约束条件下,通过一定的分配算法使信道的容量达到最大值。最小化功率准则是在满足一定的系统约束条件下,通过分配算法使得系统的总发射功率最小。

典型的分配算法包括贪婪算法^[43]、Chow 算法^[44]、Fisher 算法^[45]、单分块加载算法(Single Block Loading Algorithm, SBLA)、Campello 算法等。在传统的资源分配中有 2 条设计路线,一是基于排队论;另一是基于信息论。基于排队论的设计方法集中研究根据业务到达的随机性分配资源以及从排队论的角度出发分析用户的时延特性;在基于信息论的设计方法中,不考虑用户的时延和队列信息等。因此有学者为了兼顾二者,提出跨层资源分配方法^[46],突破了传统开放式系统互联通信(Open System Interconnection, OSI)7 层模型之间的独立性,在层间进行信息传递与联合优化,以提高系统整体性能。

杭州电子科技大学的冯维等在牛顿方法基础上,给出了一种具有超线性收敛性的新算法,其目的是使网络的效率最大化,并在功耗约束等方面受到限制,对拥塞控制、路由和功率分布进行了越级优化^[47]。北京邮电大学的 Weibing Zhou 等提出一种方法^[48]将动态带宽分配问题转换成凸优化约束,采用区间迭代法,有效降低了运算复杂性,提高了分配带宽的公平性和效率。西安电子科技大学的 Weihua Wu 等讨论了异质网络中时变资源的分配问题^[49],定义了网络的效率是网络吞吐量与总能量消耗之间的差异,通过随机优化的方法得到了最大值,然后应用李雅普诺夫最优化方法将资源分配问题分为传输层的流量控制和物理层的能量分配,并在原有的对偶分解的基础上,给出了一个分布式资源分配算法。最后,针对网络的状况,给出了一种适合于时变无线网络的自适应资源配置算法。针对高空平台子载波分配算法, Ibrahim Ahmed 等研究了基于正交频分复用技术(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)的多播问题,在此基础上,利用拉格朗日松弛的方法,使用户数量最大,并将其分解成 2 个子问题:一是子载波分配利用拉格朗日松弛来求解;二是采用贪婪算法来解决功率分配问题^[50]。

1.3 多源信息融合国内外现状

目标检测和跟踪的技术方法长期以来都是各个国家的研究重点,一定程度上体现着一个国家的军事实力。随着新技术的层出不穷,特别是传感器技术、计算机基础和信息处理技术的快速发展,传统单传感器模式下的目标检测追踪方法越来越难以满足现代战场作战的需要,激发了目标检测和跟踪的更高技术需求。因此,在 20 世纪 70 年代率先在军事领域产生了“多源信息融合”(multi-source information fusion)的新概念,通过在探测装备中集成多个传感器,完成多传感器信息的综合处理,组建智能系统来整合多种传感器的优势,弥补单一传感探测的缺陷,提升探测系统可靠性。近年来,多源信息融合技术不断创新,应用不断拓展,在军事领域的应用包括从单兵作战、单平台武器系统到战术和战略指挥、控制、通信、计算机、情报、监视和侦查任务的广阔领域。

据诺格公司网站 2017 年 3 月 1 日公告,美国国防承包商诺格公司已经开始在 RQ-4 “全球鹰”无人机上试飞 MS-177 多光谱传感器,试验将持续到 2017 年上半年。该传感器不仅能使用广域搜索和各种感知技术发现目标,还可以利用其灵活的多感知模式对目标进行修正、跟踪和评估。这是该传感器首次在高空长航时无人机上进行试飞。这种传感器可以扩展“全球鹰”无人机系统的任务能力。2016 年诺格公司已在“全球鹰”上成功完成了另外 2 个传感器搭载试飞,分别是 SYERS-2 情报搜集传感器和光栏相机广域监视传感器。

新加坡空军计划在 2018 年开始部署用于“执勤”的大型油动无人机“无人机捕手”,并使用它来捕获进入机场空域,干扰战机起降的民用无人机。对起降中的喷气式飞机而言,容易被吸入进气道的小型飞行物是最传统的威胁:偶然闯入跑道附近空域的飞鸟,或者由于操作失误或有意进入的无人机引发战机发动机停车而导致机毁人亡的事件。为此,除了捕获非法进入基地附近空域的无人机之外,新加坡空军拟定让这些大型无人机身兼另一样要职:检查机场跑道的受损情况。在此之前所有检查机场跑道的工作都由机场地勤用人眼和双手“手动”完成,相当耗时费力。通过配备激光、红外和可见光多模传感器,新加坡空军的“无人机捕手”摇身一变,能够检查机场跑道的受损情况,其传感器目前能检测如易拉罐大小的物体,而随着算法迭代,它还能对更小的物体有所感知。除此之外,在整个机场跑道维护系统中,旋翼无人机获得的信息还能引导系统分析评估机场跑道的完好程度、引导战机在何处起降、地勤前往修复跑道的优先顺序。

2018 年 3 月,雷声公司向美国空军全寿命周期管理中心提供用于 MQ-9 “收割者”无人机的 44 套 AN/DAS-4 多光谱瞄准系统 B 型高清和目标定位转塔。AN/DAS-4 系统包括 4 个覆盖 5 个波段的高清摄像机、三色二极管泵浦激光指示器和测距机、三模目标跟踪器,采用激光光斑搜索与跟踪、自动传感器和激光视轴校准等,以及支持未来升级的嵌入式技术。

2018 年 12 月 12 日,位于佛罗里达州巴拿马城的美国海军水面作战中心准备构建 AN/DVS-1 “海岸战场侦察和分析(Coastal Battlefield Reconnaissance and Analysis, COBRA)”系统。该传感器系统搭载在由诺斯罗普·格鲁曼公司制造的美国海军 MQ-8B 火力侦察无人直升机上,其在冲浪区具有限定的探测能力,能够在使操作人员和作战人员保持安全距离的前提下,进行地雷探测。COBRA 系统将从濒海战斗舰开始部署,并将成为船舰防雷任

务包的一个组成部分。COBRA系统采用多光谱传感器进行无人机战术侦察，在两栖攻击前探测并定位冲浪区和海滩区的雷区和障碍物。多光谱图像包含特定波长范围内的数据，利用其红、绿、蓝接收器捕捉那些人眼所观察不到的信息。它能探测3至15个光谱带中的光，以帮助探测其他不可见的地雷。

我国在多光谱视频成像与应用领域有了一定的研究，在精细农业、环境探测等民用领域颇有成效，但多光谱视频技术用于军事探测，尤其是群目标检测与追踪场景，存在明显空白，亟待开展符合未来军事趋势的多光谱视频技术应用研究。

1.4 群目标行为意图判别与威胁评估

1.4.1 群目标行为意图判别研究现状

针对空中目标的意图辨识，目前的研究主要集中在对某一时期的单一行动对象的持续行为进行预测。可以大致分成：

1) 模板匹配法与证据推理法：以局部配置为模板，抽取出特征信息，寻找最适合的匹配方式。东北大学的WANG Lei等给出了一种基于XGBoost决策树的方法对空中目标进行意图识别^[51]，采用Dempster-Shafer证据合成理论得出贯序意图概率，并对该方法的可行性进行了验证。火箭军工程大学的赵福均等给出了一种基于置信规则库(Belief Rule-Base, BRB)和证据推理(Evidence Reasoning, ER)相融合的识别方法^[52]，通过实际资料的检验，表明了提出的方法可以有效地解决空中目标的问题。这种方法具有与人类的思维模式一致的优势，但缺乏对意图的欺骗。

2) 贝叶斯网络^[53-57]：贝叶斯网络的特点是解决不确定因素。陆航203所部队代表办公室的尹翔提出了一种用于识别飞机目标意图的模型，该模型使用费舍尔和贝叶斯鉴别法对未知意图进行检验，获得了较好的识别效果^[58]。河南科技大学Wu等提出了一种基于动态贝叶斯神经网络的目标识别算法，并证明了其有效性^[59]。西南交通大学晋庆等提出了一种基于贝叶斯网络的贝叶斯网络优化算法，利用贝叶斯信息量(Bayesian Information Criterion, BIC)对网络的影响进行了评价^[60]。国防科技大学王昊冉提出了以一阶逻辑为基础的目标规则模型ActionModel，并提出了一种新的贝叶斯多实体网络的空中目标模型。贝叶斯网络将战争事件与事件转移的关系结合起来，由专家们提供相应的概率设置，然后由网络不断地学习和更新后续的事件，并根据设置的阈值来判定最终的结果^[61]。

3) 神经网络：神经网络将所选择的特征矢量集作为输入，并根据网络的权重，将目标分类直接输出。海军工程大学的魏蔚等将径向基神经网络应用于无人机侦察目标的意向辨识^[62]，其结果与反向传播(Back Propagation, BP)神经网络、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)模型相比具有较高的精确度，但是径向基神经网络仍然是浅层学习。为了解决BP算法收敛缓慢、易陷入局部最优的问题，空军工程大学的周旺旺等采用ReLU激活函数和Adam优化方法建立了目标识别模型，从而提高了识别的正确性^[63]。南京航空航天大学范瀚阳提出了一种新的基于自组织映射(Self-Organizing Map, SOM)网络的航向估计方法^[64]，并用试验证明了这种方法能很好地估计空中目标的航向，提取航迹特征作为BP网络输入内容，识别目标激动类型，建立了贝叶斯网络的目标识别模型。由于神经网络具有自学习的特性，传统的浅层神经网络很难学习到更深层的信息。

4) 深度学习^[65-67]：深度学习是一种由多层隐含层构成的神经网络，其学习能力较浅层神经网络有较大的改善，能够自我学习到更高级的特征表示。欧微等为解决传统模型在学习过程中所遇到的问题，提出了一种基于长短时记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)的智能意向辨识模型，并采用相应的特征编码、标记封装、意向分析等方法来实现^[68]。张晓海等国防大学教授就深度学习技术在决策过程中的知识提取、态势认知、意图识别以及人机互动等问题进行了深入研究，认为在智能决策中应该采用深度学习^[69]。

1.4.2 群目标威胁程度评估研究现状

威胁评估概念最早由美国的联合领导实验室中的数据融合小组提出，即在进行数据融合的时候，可以对敌方的意图和目标进行预测，并对其进行评估。目前，用于解决复杂战场环境下目标威胁评估的方法主要有神经网络法^[70]、贝叶斯网络推理法^[71]以及灰关联法^[72]等。中科院长春光学精密机械与物理研究所的罗艳春利用模糊神经网络对目标和态势环境的不确定性进行了研究，不但能实现分层访问，还能有效地学习非线性系统中的复杂映射，从而证明了模糊神经网络在威胁评价中的应用^[73]。海军航空工程学院的赵建军利用动态贝叶斯网络对空对地进行威胁估计和威胁程度的处理，可以从不同的时间点学习并纠正相同的特征元素，从而有效地解决了贝叶斯网络对威胁评价模型的依赖^[74]。夏春林等也是西北工业大学的专家，针对传统的威胁评价方法，在确定指标权重时，采用了常权法，造成了“状态失衡”。仿真结果显示，采用变权决策可以改善各个指标之间的平衡性，并使其评价结果更为合理和可靠^[75]。此外，针对无人机作战威胁评价的问题，空军工程大学的申舟提出了

一种基于人工势场的方法,解决了无人机作战威胁评价问题^[76]。中科院西安光学精密机械研究所的武华提出了一种新的基于群广义直觉模糊软集合的方法,在此基础上建立了一种能够影响到目标威胁的评价指标,并采用多专家的广义参数集对传统的基于模糊软集中的局部有偏模型进行了优化^[77]。西北工业大学赵振宇对多个无人机协同作战系统中的目标威胁评价和目标分配问题进行了研究,提出一种确定目标威胁矩阵的新算法,从而针对不同的空战态势进行威胁评估,以提高威胁评估的性能,利用所得到的威胁评估结果^[78]。

2 架构和关键技术

针对集中式、单一手段难以满足无人机群精细化感知、态势评估需求,提供了面向无人机群目标的空地联合多域探测架构,该架构具体包括:组网雷达、分布式频谱被动监测设备、移动多光谱感知设备、移动频谱监测设备。结合了不同感知方式在不同距离、不同方位、不同粒度等维度的优势,通过级联、协同、融合方式突破了单域探测的局限性。

2.1 无人机集群的分布感知和融合体系架构

为了对群目标进行精准感知与识别,首先建立针对集群目标的感知与信息融合系统架构。图1为无人机集群感知与融合系统整体工作示意图,包括雷达探测、频谱感知以及多光谱探测子系统,各子系统相互协作,信息融合,提升感知性能。

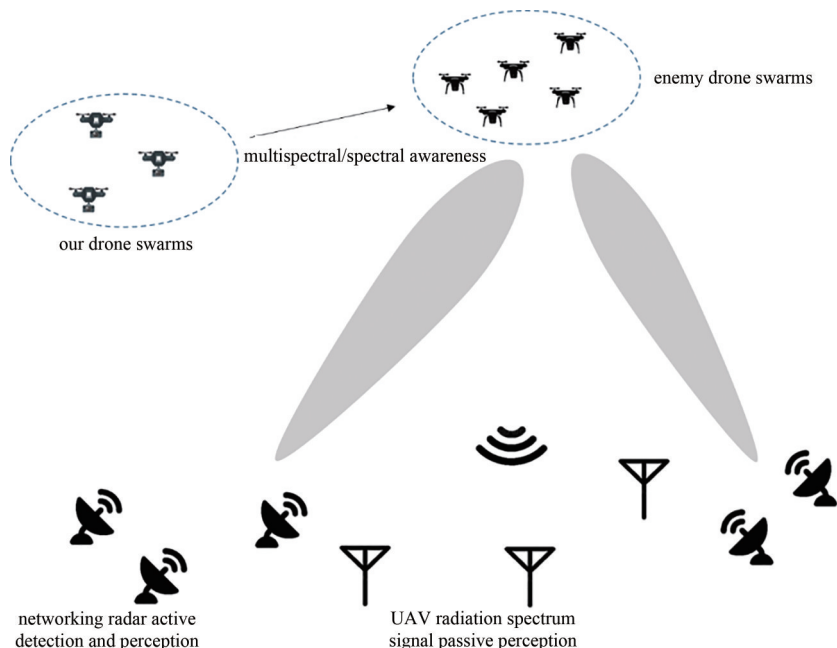


Fig.1 Schematic diagram of the overall operation of the distribution perception and fusion system of UAV swarm

图1 无人机集群的分布感知与融合系统整体工作示意图

1) 协同探测流程

微波雷达基于自适应处理架构,采用组网雷达、数字有源相控阵体制和接收同时多波束技术,构建雷达探测与识别数据库。采用新的信号处理与数据处理架构,提升密集微弱目标探测能力。分布式频谱感知设备采用低成本广域覆盖的被动监测接收机,以及空中无人机载监测设施,通过广域分布感知、无人机载动态感知,与地面终端数据融合,构建无人机图传信号、控制信号的识别数据库,提升对集群无人机辐射源信号的检测、定位与识别能力。无人机载多光谱感知系统采用轻量级多光谱相机,具有多个独立的成像器,分别配上特制的滤光片,能让每个成像器接收到精确波长范围的光谱,在空中形成两台分布式设备,对近场无人机群目标进行广域、精准、多波段重现,结合终端的智能化融合与识别技术完成高效的群目标识别。

2) 协同处理流程

各子系统的架构如图2所示,基于组网雷达接收目标雷达回波,分布式频谱设备接收目标雷达回波、主动探测雷达、主动干扰、通信以及信令,通过信息以及数据协同进行集群目标的方位协同探测;组网雷达基于不同目标的回波,多光谱探测设备则基于目标的多波段光谱信号融合,协同对目标的形态进行粗粒度、细粒度的识

别；分布式频谱监测设备通过对集群目标雷达信号、通信信令的深度分析，多光谱设备则对目标形态进行精细识别，二者协作对目标进行行为分析以及威胁评估等。最终基于各子系统的协同处理，形成集群目标的综合态势识别与呈现。

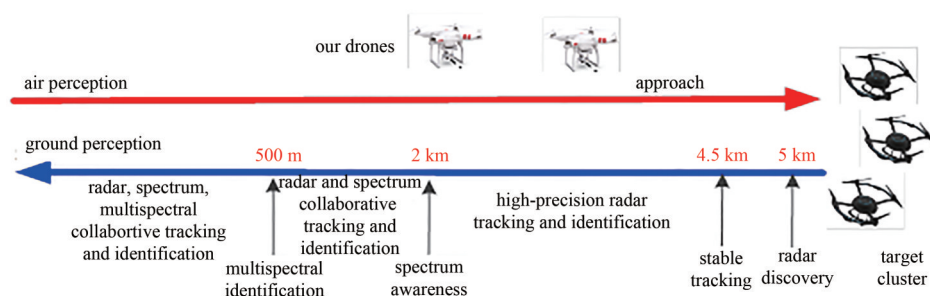


Fig.2 Schematic diagram of the collaborative detection process

图2 协同探测过程示意图

2.2 面向群目标的分布感知

2.2.1 基于多目标优化的分布式感知网络部署方案

本部分首先研究当仅存在单个位置已知的敌方信号源时，我方感知节点最优部署位置，以信号正确检测概率、信号源定位精确度为优化目标，感知节点可布设区域、覆盖范围、通信距离、功率损耗等为约束条件，构建多目标非凸优化问题。以单目标感知场景为基本优化框架并论证所提算法的有效性后，进一步研究更加实际的、面向未知区域的感知节点部署方案。

实际中，信号源的位置未知，只能针对某一区域部署感知网络。如图3所示，目标信号源逐渐向我方感知网络覆盖区域靠拢，当辐射信号被我方感知网络接收时，才能对其定位。感知网络的目标是，当目标信号源出现在所关注的热点区域时，感知节点的部署都应实现对其最优的信号检测与定位。换句话说，当不考虑信号源位置的先验信息与分布特性时，最为鲁棒的节点部署方式是直接将该区域作为研究目标，最大化平均检测概率(Average Detection Probability, ADP)，且最小化平均定位误差界(Average Localization Error Bound, ALEB)。

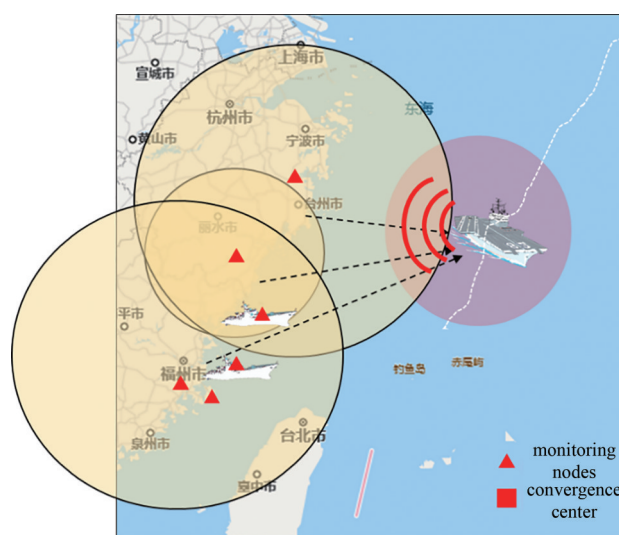


Fig.3 Region-oriented perceptual node deployment scenario

图3 面向区域的感知节点部署场景

2.2.2 基于大规模优化的感知资源联合调度算法

分布式感知网络的感知资源联合调度算法涉及多感知节点、多观测目标以及网络优化部署包含的多类资源调度、多种管理方式选择，包含大量优化变量，是一个高度耦合的大规模复杂优化问题。本部分选取包括频谱选择、功率分配、流量控制、感知数据类型等网络中的几类典型决策动作集作为优化变量，构建大规模感知资源联合调度优化问题，并提出可并行运行的低复杂度算法。如图4所示。

在复杂网络中，采用集中式调度方法解决动态规划问题，存在着庞大状态空间问题，使得算法具有较高的运算复杂度、较慢的收敛速度和较长的决策周期。这就要求对多用户优化问题进行解耦，使得它能独立地解决多个问题。在此基础上，采用对偶分解、交替方向乘子等方法对其进行解耦，从而减少了算法的时间复杂性，提高了算法的收敛性。该方法将原来的多用户耦合问题分解为若干具有独立并行解的子优化问题。随后，利用随机优化理论及随机次梯度方法，对每个子问题进行算法设计与求解。

2.2.3 基于分布式压缩感知的多源信息联合压缩交汇技术

基于群目标多维感知信号的属性差异，项目组研究构造混合支撑集模型(Mixed Support-Set Model)作为多源大规模感知数据联合稀疏模型，把稀疏或稀疏的信号分成共同分量和新息分量的总和，然后再按照公共分量和新息分量的不同特点来进一步细化。在混合支撑集模型中，各信号由共同部分和信息部分组成，其中共同部分中各非零系数仅坐标相同。

为摆脱对信号稀疏度作为先验信息的依赖, 本项目组进一步研究一种分布式的稀疏自适应匹配追踪算法对诸感知信号进行联立式重构。其基本思想类似于分布式压缩感知理论中的子空间追踪算法, 同时又不需要信号的稀疏度作为先验信息。信号恢复的关键在于估算非零元素的位置, 也就是信号的支持集合。首先, 根据特定的匹配原理, 在每个循环中选择一个指标集, 该指标集初始包含的指标数量不能太多, 避免了过度估计; 然后, 根据该指标集合的剩余值, 确定该模型的剩余值是否满足, 然后将该指标集作为该信号的支持集合, 进行下一次迭代, 若不确定, 则按照匹配原理选择该指数集合, 且该指数集合包含的指数数量将会增加 1 倍, 并再次判定该新指数集合所生成的模型残差是否理想, 从而确定是否继续进行下一次迭代。总而言之, 稀疏自适应匹配跟踪算法的适应性在于, 在没有任何先验性信息的前提下, 依据每个选择指标组生成的剩余值是否理想, 从而确定下一次选择的指标集是否需要调整, 所以在每个迭代中, 该算法并不像正交匹配跟踪算法一样, 只生成一个指标纳入指标集, 也不像次空间跟踪算法那样生成 1 组指标。

2.3 面向群目标的融合技术

2.3.1 群目标智能雷达检测识别

针对微弱群目标的检测, 项目组采用一种基于常规和稀疏重构联合处理方法, 如图 5 所示。首先, 进行常规处理, 获取感兴趣目标先验信息(可能包含杂波和噪声引起的虚警); 其次, 基于常规处理先验, 建立降维观测模型, 并对观测矩阵进行估计; 再次, 联合稀疏先验, 基于广义近似消息传递(Generalized Approximate Message Passing, GAMP)算法, 进行超分辨率目标重构; 最后, 基于估计得到的观测矩阵和 GAMP 重构结果, 设计广义似然比检验(Generalized Likelihood Ratio Test, GLRT)检测器。该方法可有效提升微弱目标检测性能。

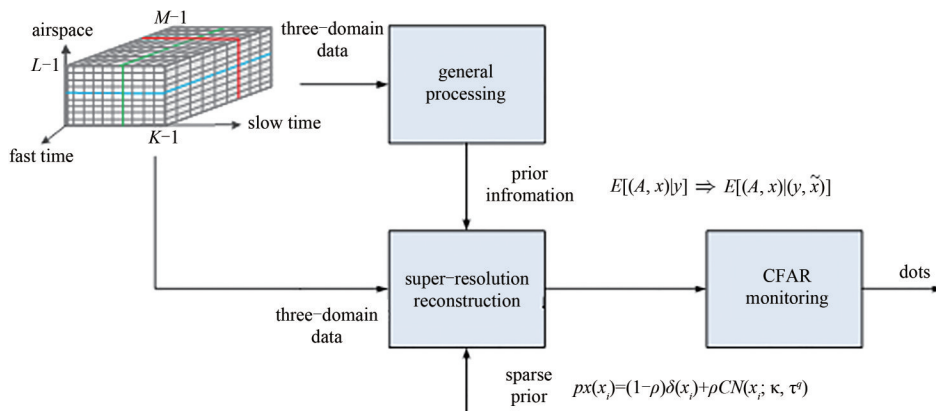


Fig5 Super-resolution weak target detection scheme

图5 超分辨微弱目标检测方案

雷达感兴趣的是群目标, 而无人机与空中低空飞行物(如鸟、风筝等)、地物(如行人、汽车等运动目标)交织, 难以分辨。非无人机以外的点迹本文中均称之为虚假目标(或者虚警)。本文将基于无人机目标与虚假目标差异, 利用识别的方法抑制虚假目标。

针对当前无人机集群雷达目标识别能力较弱, 仅能通过 RCS、运动特征等进行简单的目标辨识, 尚不具备多维度特征综合的目标识别能力, 项目组提出基于 RCS 特征、微多普勒特征、运动特征等多维特征综合的无人机目标识别技术。

基于多维特征的综合目标分辨方法, 解决了低空环境下无人机集群辨识与虚假目标抑制问题, 可以有效区分无人机与鸟、云、地面目标等空地虚假目标, 如图 6 所示。

目标分辨与虚假目标抑制处理流程如图 7 所示。首先, 在常规工作方式下, 对虚假点迹进行预判别, 提取需要深入判别的点迹; 然后, 基于高数据率跟踪工作方式, 进一步提取目标特征, 进行判断; 最后, 对高数据率

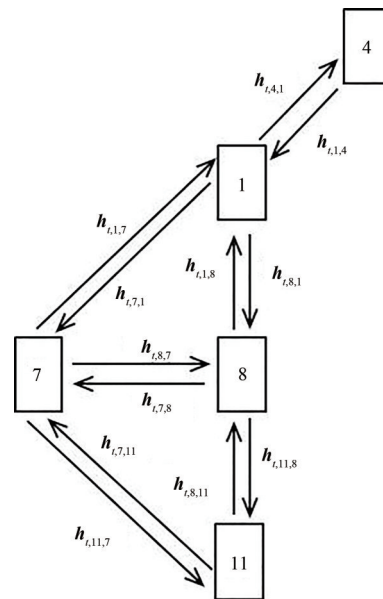


Fig.4 Examples of node connections and channels in a distributed perception network

图4 分布式感知网络中节点的连接关系及信道示例

工作方式下仍然难以判别的点迹, 进入精细识别方式, 提取微多普勒等精细特征, 进行点迹类型判断。飞机目标包含微动部件, 主要是发动机旋翼。不同类型的飞机旋翼参数不同, 而旋翼参数如尺寸、转速等能够反映在雷达反射回波中, 为飞机目标分类提供了重要物理基础。

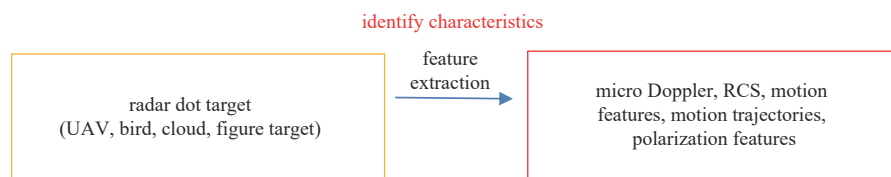


Fig.6 Target recognition technology based on multi-dimensional features

图 6 基于多维特征的目标识别技术

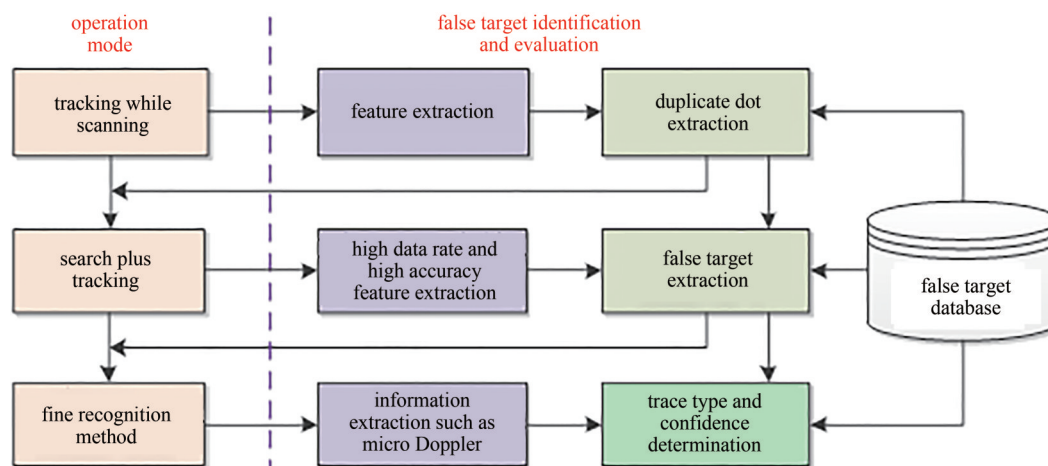


Fig.7 Suppression processing of comprehensive false target

图 7 综合虚假目标抑制处理流程

2.3.2 群目标跟踪技术研究

针对复杂运动态势下的稳定群跟踪和密集机动个体准确跟踪及航迹生成等问题, 进行群目标群体与个体的动态跟踪与航迹显示研究, 提高集群稳定跟踪能力和个体航迹准确生成能力。

群目标跟踪的处理思路是: 采用多目标数据关联和航迹预测滤波分别建立每个目标航迹, 根据每个目标的航迹计算群目标的质心, 形成母航迹。群目标跟踪中的核心在于群目标起始、群目标合并与交叉、群目标分离等。

5架蜂群无人机菱形排列, 从 2.5 km 处沿正北逼近雷达站, 实际跟飞效果如图 8 所示。

除此之外, 为实现群目标实时检测与跟踪, 基础光谱数据库的搭建与光谱特征分析尤为关键。不同材质在不同光照条件下的光谱响应各不相同, 因此, 为对不同目标进行快速有效的识别分类, 需要首先对目标的光谱特征进行采集与建模。

以多光源和多角度拍摄多种材质物质的光谱数据, 利用光谱成像装置中的彩色成像装置捕获物质空间信息的彩色图像, 再利用光谱成像装置同步捕获经过下采样的物质光谱数据, 同时利用交叉偏振法去除场景内的冗杂高光, 然后对捕获的彩色图像数据以及物质光谱数据进行重建, 恢复出多维光谱原始数据。

2.3.3 群目标多维信息融合

网络雷达是一个由多个独立的发射

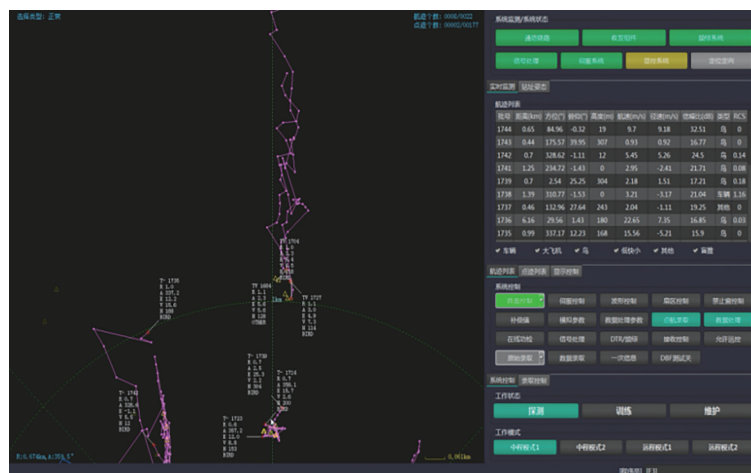


Fig.8 Actual follow-up effect

图 8 实际跟飞效果

台和接收台组成的网络。传统的网络雷达分别对目标进行探测和追踪,并将相关的信息传送给融合中心,以便对后续的数据进行处理。本文所研究的分布式网络雷达,是一种基于多台雷达,由多台雷达同时发送正交信号,同时接收全部雷达的发射信号,由各个雷达共同完成对目标的探测,并对其进行信息融合,从而达到整体的综合探测效果。在不同的雷达天线间距条件下,远场目标回波可以看作是多条独立的散射通道的叠加,从而有效地解决了由于目标闪烁和起伏造成的雷达性能降低的问题,同时显著提升对群目标的分辨能力。

1) 多方位与时差信息融合的目标定位

基于多阵的到达时间差(Time Differences of Arrival, TDOA)和到达角(Angle of Arrival, AOA)定位技术的关键问题是根据不同的环境进行信息的有效利用,以达到更高的定位精确度。多阵场景下的目标定位技术利用各个观测器分别观测到的角度信息以及各观测器与参考观测器之间的到达时间差信息进行位置估计。基于已有的高精度测向算法和时延估计方法,将方位角信息和到达时间差信息融合,构造一个包含角度信息和时间差信息的联合超定方程组,利用低复杂度的最小二乘法求解目标位置。该方法通过添加冗余项的方法提升定位精确度。

图 9 为研究方案在信噪比为 -5 dB 时的目标位置估计散点图。仿真参数设置为:水下观测器的位置坐标分别为 $(0.0), (5.22, 0), (8.08, 10.11)$, 目标位置为 $(1.98, 6.01), (2.04, 6.04), (2.00, 6.06)$, 单位为 km。每架水下观测器挂载一个阵元数为 4 的均匀线阵。由图 9 可以看出,本方案可以有效定位出被动目标位置。

2) 分布式多光谱图像融合

随着无人机航迹变化,机载多光谱空间图像会存在交叠,通过拼接方式进行空间融合,增加探测信息幅面,有助于提升群目标探测精确度。技术路线主要包括图像预处理、图像配准、图像拼接 3 部分。技术流程如图 10 所示。

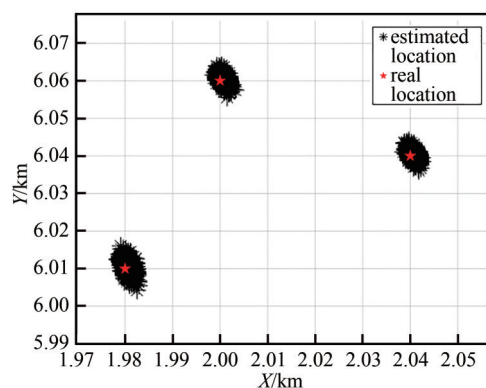


Fig.9 Cascading AOA/TDOA positioning scatter plots
图 9 级联 AOA/TDOA 定位散点图

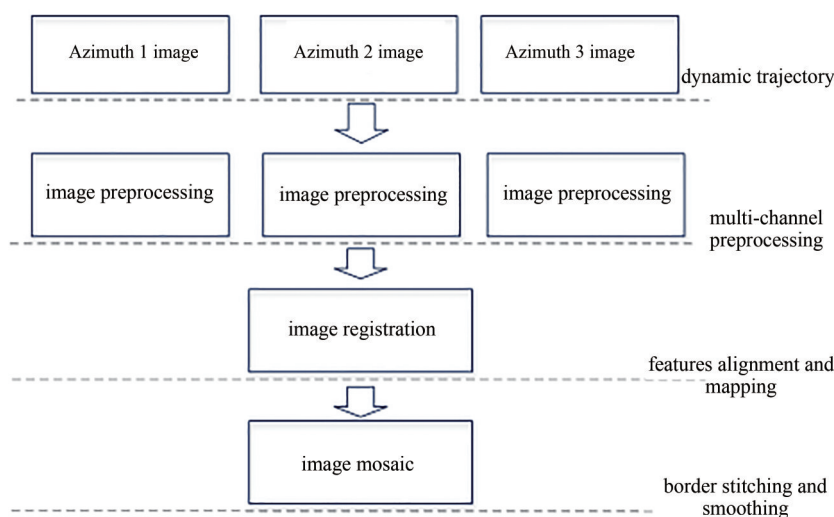


Fig.10 Multi-domain data stitching technology solution
图 10 多域数据拼接技术方案

3) 多光谱视频数据融合

图像配准广泛应用于遥感数据分析、医疗图像分析、计算机视觉等任务。由于图像来源差异性大,一般的图像配准技术需要考虑不同的应用场景、不同的采集时间点、不同的采集视角、不同的图像传感器等因素,以选定适用算法。

采用基于像素的直接对准方法,首先要选择误差度量准则,然后再决定搜索模式,以最小代价求出最优的转换参数。其中:最简单的错误准则是二次误差之和,一般用于较高的运算效率,但不能用于梯度递减,所以要进一步研究鲁棒的成本函数;最直接的搜索方法是全搜索,它的固有缺点就是不考虑特征点、平滑区域等;提高效率的方法有:分级估计法、频域法、泰勒级数扩展法、傅里叶频域法;为了提高计算精确度,几种分阶

段求精的亚像素估计算法依次被提出。

基于特征的图像配准方法研究最为广泛，通常需要经过特征检测、特征匹配、变换模型估计、重采样和变换等步骤，但缺陷在于计算复杂度高，运行时间长。其中，特征提取主要是选择与背景相关的角点、边缘等特征，而对于复杂的特征则需要采用图像分割的方法。在图像处理过程中，物体的相似性在很大程度上是不一致的，这就导致了特征描述方法的重要性。在区域或窗口匹配算法中，将特征提取与匹配结合为一步。基于已知或未知的图像采集过程，转换模型的估算要求建立适当的映射函数模型，可以分为全局变换、局部变换、径向变换、弹性变换等。

4) 雷达/频谱/多光谱异构信息融合

与单一传感系统相比，雷达、多光谱异源信息融合能够增强系统生存能力，提高整个系统的可靠性和鲁棒性，增强数据的可信度，并提高群目标最终识别精确度。

利用联合卷积自编码深度学习网络对雷达、频谱、多光谱信息进行融合。首先，设计适用于图像融合的多任务损失函数，利用联合卷积法对雷达、红外、偏振光进行了训练。在训练好的网络中，将待融合的图像输入，并依据其冗余特性与相辅相成特性，设计出相应的融合准则，将特征层进行融合，然后再进行译码重组。

该系统包括了特征学习和融合两大部分。在特征学习的过程中，首先将输入的异种图像通过编码层获得其共同的特性和私有特性，然后将其划分为1个公用分支和若干私人分支。在公用分支中，权重分配，而在私人分支中，权重不相同。由于加权是共享的，因此，共同分支的共同特性会被强制学习多个输入图像的共同特性，同时，私人分支也可以通过学习特性来实现对不同图像的认识。该算法使原始图像能够通过卷积自编码网络进行重建。联合卷积自编码系统的输入和输出数据都是一样的，在编码层对输入的数据进行压缩，然后通过译码层对数据进行重组，从而获得最终的输出结果。

融合阶段，将待融合的雷达、红外和偏振光图像输入到联合卷积编码网络中，通过最后一层编码层将原始图像的共同特性和私有特性输出。根据特征形态的差异，在融合过程中要尽量保持最小的完整性，使用权重的方法可以降低融合的特征值，而当使用了特征提取较大的方法，则可以保持原始图像中相同位置的互补信息，从而提高融合效率。对于冗余特征，从图像的角度来看，其基本信息体现的是轮廓、结构等方面的信息，而非补充信息，如果单纯地使用特征提取较大的方法，会造成数据的数值溢出，从而使重要的特征被掩盖，影响融合的效果。通过对图像进行解码，将融合后的公用特征与私有特征进行解码，然后进行合并，从而获得最终的融合效果。网络结构如图 11 所示。

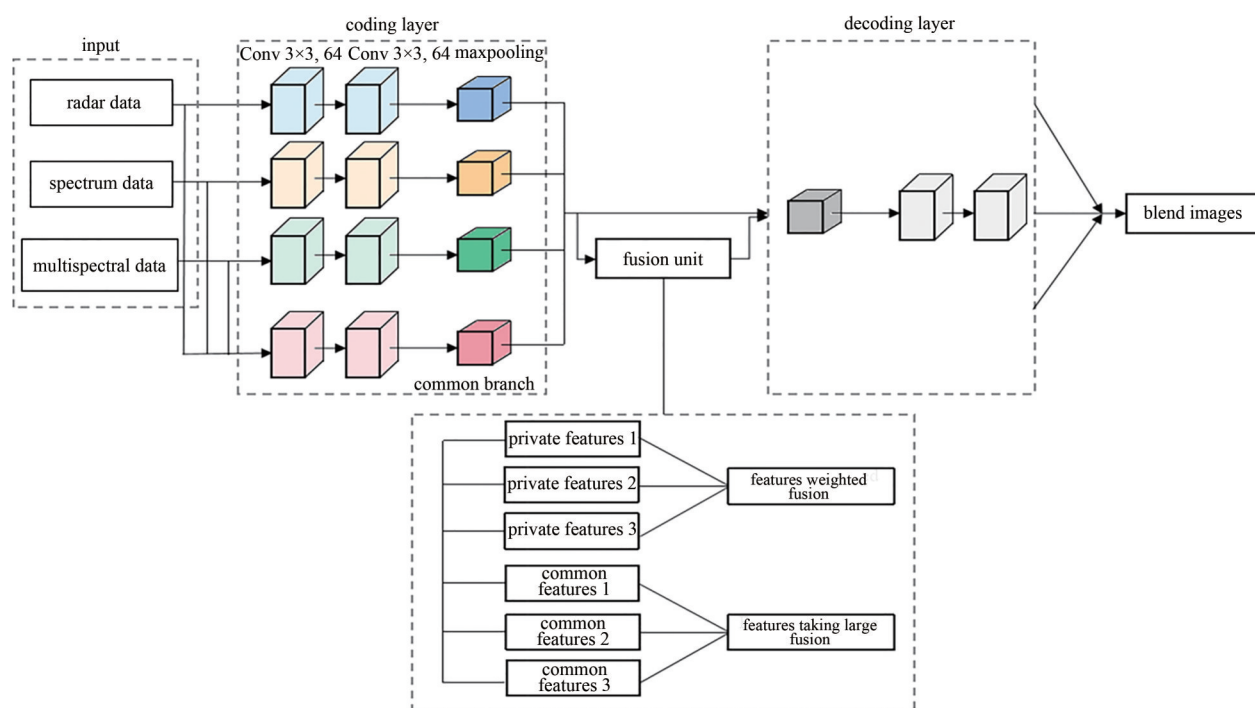


Fig.11 Heterogeneous information fusion technology scheme based on self-coding deep learning network

图 11 基于自编码深度学习网络的异构信息融合技术方案

2.4 面向群目标的行为推断与意图识别

2.4.1 基于深度神经网络的多层次行为意图识别方法

针对目标行为意图的融合推理算法问题,需结合目标各种特征参数特点,以提升行为意图辨识结果的准确性为目标,将贝叶斯网络这一针对随机问题不确定知识表达和推理的有效方法引入,在综合考虑各种特征参数测量结果的模糊性的基础上,提出了一种基于贝叶斯模糊神经网络的鲁棒性识别方法。

1) 基于自组织特征映射神经网络的目标稳定航向估计

敌人的空中目标,并不一定是按照既定的路线,而是按照一定的路线,进行各种机动,甚至是迂回,从而干扰我们的判断。这种特征反映在其运动轨迹上,也就是通常会出现不规则的运动轨迹,通过这种运动轨迹进行运动意向识别,获得的运动意图识别结果具有很大的波动性和较高的误码率。因此,本部分内容研究一种避免航迹分割的群目标航向估计与机动类型识别新方法,以规避航迹切割错误造成估计识别的紊乱。

为得到空中目标的稳定航向信息,拟将来自于感知数据的空中目标轨迹输入到自组织特征映射神经网络(Self-Organizing Map, SOM)中,根据 SOM 网络的自聚类特点,基于特定的算法和规则,从训练后的网络中抽取目标运动的典型特征,从而在获得的运动轨迹特征中包含了目标的整体运动信息,并能有效地克服运动噪声和运动对目标航向的影响;采用最小二乘估计代数闭式解法,对所提取的轨道的典型特征信息进行处理,获得了目标的稳定航向估计。

2) 基于 BP 神经网络的目标机动类型识别

利用 BP 神经网络进行运动轨迹辨识,避免了对运动轨迹的要求。通过对感知数据采集的目标运动轨迹进行适当的采集,并将其输入 BP 神经网络,得到目标机动特性,并通过神经网络对其进行推理,从而实现对目标的运动意图的识别。因为目标的动作往往是在一定的时间内完成的,所以在一定的时间里,目标的动作行为就是对目标的意图的一种反应,通过对目标的动作识别来实现意图的识别,在观察到的过程中,会得到同样稳定的意图识别效果。

3) 基于模糊随机贝叶斯网络推理的目标行为意图辨识

在雷达探测范围内,攻击对象是一个随机事件,而攻击目标的火力是一个模糊不清的过程,如果只采用一个随机模型,很难描述出目标的特性,从而造成对目标的预测误差。这种问题可以通过在贝叶斯网络中引入模糊机制来解决。

2.4.2 基于组合赋权法的威胁评估分析

本部分将以风险评价为基础,将层次分析法(Analytic Hierarchy Process, AHP)和熵权法相结合,构造以总偏差最小为准则的最优组合赋权模型,将主、客观赋权法有机地结合起来,以提高威胁评价的精确度。具体步骤如下:首先建立层次结构模型和判断矩阵求解主观赋权法(AHP 法)权值,其次通过计算各指标熵值和权重来计算客观赋权法(熵权法)权值,最后建立总偏差最小原则下的组合赋权模型。总偏差最小原则的核心思想是:为了使决策人员的主观偏好和战场数据的客观属性相结合,必须使综合权重向量的评估值与各个权重向量相对应的评估值向量间的偏差最小。

3 结论

无人机群目标探测架构和关键技术的不断发展,为实现高效、精准、智能化的作战提供了强有力的支撑。从目标识别、位置确定、路径规划到数据传输等各个方面的创新,使得无人机群目标探测已经成为现代军事领域中一个不可或缺的重要部分。为此,本文介绍了无人机群目标探测的国内外发展现状,并在此基础上,从无人机集群的分布感知和融合体系架构、面向群目标的分布感知、面向群目标的融合技术、面向群目标的行为推断与意图识别 4 个方面讲述了无人机群目标探测架构和技术的研究进展。未来,随着技术的不断更新迭代,相信无人机群目标探测会有更加广泛的应用,为国防事业的发展做出更大的贡献。

参考文献:

- [1] SIAL M, WANG S, WANG X, et al. Mission oriented flocking and distributed formation control of Guavas[C]// 2021 IEEE 16th Conference on Industrial Electronics and Applications(ICIEA). Chengdu, China: IEEE, 2021:1507-1512.
- [2] SAMPEDRO C. A flexible and dynamic mission planning architecture for UAV swarm coordination[C]// 2016 International Conference on Unmanned Aircraft Systems(ICUAS). Arlington, VA, USA: [s.n.], 2016:355-363.
- [3] KOOHIFAR F, GUVENC I, SICHITIU M L. Autonomous tracking of intermittent RF source using a UAV swarm[J]. IEEE Access, 2018(6):15884-15897.

- [4] WANG Y, SUN T, RAO G, et al. Formation tracking in sparse airborne networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2018, 36(9):2000–2014.
- [5] PACK D J, YORK G W P. Developing a control architecture for multiple Unmanned Aerial Vehicles to search and localize RF time-varying mobile targets: part I[C]// Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Barcelona, Spain: IEEE, 2005:3954–3959.
- [6] WALLAR A, PLAKU E, SOFGE D A. A planner for autonomous risk-sensitive coverage by a team of unmanned aerial vehicles[C]// 2014 IEEE Symposium on Swarm Intelligence. Orlando, FL, USA: IEEE, 2014:1–7.
- [7] GUO F, WEI M, YE M, et al. An Unmanned Aerial Vehicles collaborative searching and tracking scheme in three-dimension space[C]// 2019 IEEE 9th Annual International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems. Suzhou, China: IEEE, 2019:1262–1266.
- [8] FACINELLI D, LARCHER M, FONTANELLI D, et al. Cooperative Guavas gas monitoring using distributed consensus[C]// 2019 IEEE 43rd Annual Computer Software and Applications Conference. Milwaukee, WI, USA: IEEE, 2019:463–468.
- [9] DANIEL K, ROHDE S, WIETFELD C, et al. Cognitive agent mobility for aerial sensor networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2011, 11(11):2671–2682.
- [10] MOHR H. UAV implementation of distributed robust target location in unknown environments[C]// 2020 IEEE Aerospace Conference. Big Sky, MT, USA: IEEE, 2020:1–10.
- [11] BI F, YANG Z, LEI M, et al. Airport aircraft detection based on local context DPM in remote sensing images[C]// 2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Yokohama, Japan: IEEE, 2019:1362–1365.
- [12] WU H, ZHANG H, XU F, et al. Fast aircraft detection in satellite images based on convolutional neural networks[C]// 2015 IEEE International Conference on Image Processing. Quebec City, QC, Canada: IEEE, 2015:4210–4214.
- [13] ZHANG Y, LIU X, YANG H. Research on fast detection method of aircraft in remote sensing image based on deep learning[C]// 2018 IEEE 4th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference. Chongqing, China: IEEE, 2018:1398–1401.
- [14] PENG P, TONG C M, SUN J, et al. Dynamic RCS feature of ballistic missile for detection and classification in the boost phase[C]// 2013 Cross Strait Quad-Regional Radio Science and Wireless Technology Conference. Chengdu, China: IEEE, 2013:427–430.
- [15] GAO M, HAO F, HUANG S, et al. An optimal searching scheduling algorithm about multifunction radar of ballistic missile defence system based on air-space information[C]// 2011 International Conference on Electrical and Control Engineering. Yichang, China: IEEE, 2011:5750–5753.
- [16] ZHAO T, GAO P, TAO Z, et al. Surface-to-air missile sites detection and recognition with large-scale remote sensing images[C]// 2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Malaysia: IEEE, 2022:3103–3106.
- [17] LUO W, JIN H, LI H. Research on cooperative detection of UAV swarms based on MLE[C]// 2019 IEEE International Conference on Unmanned Systems. Beijing, China: IEEE, 2019:200–204.
- [18] QI D, LI Z, REN B, et al. Detection and tracking of a moving target for UAV based on machine vision[C]// 2021 7th International Conference on Control, Automation and Robotics. Singapore: IEEE, 2021:173–178.
- [19] SAADAoui H, BOUANANI F E, ILLI E. Information sharing based on local PSO for Guavas cooperative search of moved targets[J]. IEEE Access, 2021(9):134998–135011.
- [20] BRUST M R, ZURAD M, HENTGES L, et al. Target tracking optimization of UAV swarms based on dual-pheromone clustering[C]// 2017 3rd IEEE International Conference on Cybernetics. Exeter, UK: IEEE, 2017:1–8.
- [21] CHEN X, CHEN B, GUAN J, et al. Space-range-Doppler focus-based low-observable moving target detection using frequency diverse array MIMO radar[J]. IEEE Access, 2018(6):43892–43904.
- [22] CHEN X, GUAN J, WANG G, et al. Fast and refined processing of radar maneuvering target based on hierarchical detection via sparse fractional representation[J]. IEEE Access, 2019(7):149878–149889.
- [23] KARIMKASHI S. Cylindrical polarimetric phased array radar demonstrator: design and analysis of a frequency scanning antenna array[C]// 2013 IEEE International Symposium on Phased Array Systems and Technology. Waltham, MA, USA: IEEE, 2013:477–480.
- [24] YANG J, ZHANG X, YI J, et al. Research and application of visual modeling technology for navigation simulator[C]// 2020 International Conference on E-Commerce and Internet Technology. Zhangjiajie, China: IEEE, 2020:318–320.
- [25] AZODOLMOLKY S. Experimental demonstration of an impairment aware network planning and operation tool for transparent/translucent optical networks[J]. Journal of Lightwave Technology, 2011, 29(4):439–448.
- [26] ZHAO S, MEDHI D. Application-aware network design for Hadoop MapReduce optimization using software-defined networking[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2017, 14(4):804–816.

- [27] NGUYEN V Q, NGUYEN S N, CHOI D, et al. Location-aware dynamic network provisioning[C]// The 19th Asia-Pacific Network Operations and Management Symposium. Seoul, Korea(South):[s.n.], 2017:239-242.
- [28] TANG T. Experimental implementation of an impairment-aware networking solution in dynamic transparent optical networks[C]// The 14th International Conference on Optical Communications and Networks. Nanjing, China:[s.n.], 2015:1-3.
- [29] CIFTCIOGLU O, BITTERMANN M S, SARIYILDIZ I S. Towards computer-based perception by modeling visual perception: a probabilistic theory[C]// 2006 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Taipei, Taiwan, China: IEEE, 2006:5152-5159.
- [30] YU Y, MANN G K I, GOSINE R G. A goal-directed visual perception system using object-based top-down attention[J]. IEEE Transactions on Autonomous Mental Development, 2012, 4(1):87-103.
- [31] CAO L, YUE Y, CAI Y, et al. A novel coverage optimization strategy for heterogeneous wireless sensor networks based on connectivity and reliability[J]. IEEE Access, 2021(9):18424-18442.
- [32] CHEN S, YUAN Z, MUNTEAN G M. Balancing energy and quality awareness: an MAC-layer duty cycle management solution for multimedia delivery over wireless mesh networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(2):1547-1560.
- [33] LU Qi, LIANG Xinrong. Freeway traffic density control based on improved particle swarm optimization algorithm[C]// 2015 34th Chinese Control Conference. Hangzhou, China: IEEE, 2015:1117-1121.
- [34] HE Y, QI M, ZHOU F, et al. Performance analysis of greedy-based construction heuristics on classical vehicle routing problem[C]// 2020 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management. Singapore: IEEE, 2020:591-594.
- [35] EBRAHIMIAN N, SHERAMIN G Y, NAVIN A H, et al. A novel approach for efficient k-coverage in wireless sensor networks by using genetic algorithm[C]// 2010 International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks. Bhopal, India:[s.n.], 2010:372-376.
- [36] PRIES R, STAEBLE D, STOYKOVA M, et al. Wireless mesh network planning and optimization through genetic algorithms[C]// 2009 Second International Conference on Advances in Mesh Networks. Athens, Greece: IEEE, 2009:55-61.
- [37] WANG R, LIANG C, ZHAO S, et al. A semi-static resource allocation in OFDMA Cognitive Radio system[C]// IEEE 12th International Conference on Communication Technology. Nanjing, China: IEEE, 2010:788-791.
- [38] BEAUMONT O, EYRAULD D L, GUERMOUCHE A, et al. Comparison of static and runtime resource allocation strategies for matrix multiplication[C]// The 27th International Symposium on Computer Architecture and High Performance Computing. Florianopolis, Brazil:[s.n.], 2015:170-177.
- [39] ZHANG Y, WU J, BOCHMANN G, et al. Resource criticality analysis of static resource allocations in WDM networks[C]// 2009 IEEE International Conference on Communications. Dresden, Germany: IEEE, 2009:1-5.
- [40] CUI Y. Research on dynamic allocation of human resources based on improved ant colony optimization[C]// 2021 International Conference of Social Computing and Digital Economy. Chongqing, China: IEEE, 2021:252-255.
- [41] TIAN W, LIU L K, ZHANG X, et al. A resource allocation algorithm combined with optical power dynamic allocation for indoor hybrid VLC and Wi-Fi network[C]// 2016 8th International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks. Tehri, India: IEEE, 2016:21-27.
- [42] KHANNA A, SARISHMA. RAS: a novel approach for dynamic resource allocation[C]// The 1st International Conference on Next Generation Computing Technologies. Dehradun, India:[s.n.], 2015:25-29.
- [43] WANG Z, DUAN H, ZHANG X. An improved greedy genetic algorithm for solving travelling salesman problem[C]// 2009 Fifth International Conference on Natural Computation. Tianjin, China:[s.n.], 2009:374-378.
- [44] YU Q, WANG Y. Improved Chow algorithm used in adaptive OFDM system[C]// 2010 International Conference on Communications and Mobile Computing. Shenzhen, China:[s.n.], 2010:430-432.
- [45] XU Q, KONG J. A new segmentation algorithm with the Fisher criterion function[C]// 2009 ISECS International Colloquium on Computing, Communication, Control, and Management. Sanya, China:[s.n.], 2009:63-66.
- [46] RYBA P. Allocation of computing resources in two-tier hierarchical wide area networks: an heuristic algorithm[C]// 2009 2nd International Symposium on Logistics and Industrial Informatics. Linz, Austria:[s.n.], 2009:1-4.
- [47] 冯维, 徐永鑫, 刘浩, 等. 无线多跳网络快速跨层资源优化分配算法[J]. 电子与信息学报, 2019(41):1217-1224. (FENG Wei, XU Yongxin, LIU Hao, et al. Fast cross-layer resource allocation algorithm for wireless multi-hop networks[J]. Journal of Electronics and Information, 2019(41):1217-1224.)
- [48] ZHOU W. Cross-layer dynamic bandwidth allocation algorithm based on convex optimization theory in satellite communication system[C]// 2017 16th International Conference on Optical Communications and Networks. Wuzhen, China:[s.n.], 2007:1-3.

- [49] WU W, YANG Q, GONG P, et al. Adaptive multi-homing resource allocation for time-varying heterogeneous wireless networks without timescale separation[J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(9): 3794–3807.
- [50] IBRAHIM A, ALFA A S. Using Lagrangian relaxation for radio resource allocation in high altitude platforms[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(10): 5823–5835.
- [51] WANG Lei, LI Shizhong. Tactical intention recognition of aerial target based on XGBoost decision tree[J]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 2018, 9(2): 148–152.
- [52] ZHAO F, ZHOU Z, HU C, et al. A new safety assessment method based on evidential reasoning rule with a prewarning function[J]. IEEE Access, 2018(6): 31862–31871.
- [53] WEN L, PING L, WU C, et al. Distributed Bayesian network trust model in virtual network[C]// 2010 Second International Conference on Networks Security, Wireless Communications and Trusted Computing. Wuhan, China: [s.n.], 2010: 71–74.
- [54] LI Z Q, CHENGL, QIU X S, et al. Fault diagnosis for large-scale IP networks based on dynamic Bayesian model[C]// 2009 Fifth International Conference on Natural Computation. Tianjin, China: [s.n.], 2009: 67–71.
- [55] JARRAYA A, LERAY P, MASMOUDI A. Discrete exponential Bayesian networks: an extension of Bayesian networks to discrete natural exponential families[C]// IEEE 23rd International Conference on Tools with Artificial Intelligence. Boca Raton, FL, USA: IEEE, 2011: 205–208.
- [56] MENG S, HOU C. Approach to congestion pattern analysis based on Bayesian network[C]// 2010 International Conference on E-Health Networking Digital Ecosystems and Technologies. Shenzhen, China: [s.n.], 2010: 96–98.
- [57] OHBA T, ARAKAWA S, MURATA M. Bayesian-based virtual network reconfiguration for dynamic optical networks[J]. Journal of Optical Communications and Networking, 2018, 10(4): 440–450.
- [58] 尹翔. 基于判别分析的空中目标作战意图识别[J]. 弹箭与制导学报, 2019: 1–6. (YIN Xiang. Air target combat intention recognition based on discriminant analysis[J]. Journal of Missile and Guidance, 2019: 1–6.)
- [59] WU Q, ZHENG R, LI G, et al. Intrusion intention identification methods based on dynamic Bayesian networks[J]. Procedia Engineering, 2011, 15(1): 3433–3438.
- [60] JIN Qing, GUO Xiantai, JIN Weidong, et al. Intention recognition of aerial targets based on Bayesian optimization algorithm[C]// 2017 2nd IEEE International Conference on Intelligent Transportation Engineering. Singapore: IEEE, 2017: 356–359.
- [61] 王昊冉. 基于多实体贝叶斯网络的空中目标意图识别方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2011. (WANG Haoran. Research on air target intention recognition method based on multi-entity Bayesian network[D]. Changsha, China: National University of Defense Science and Technology, 2011.)
- [62] 魏蔚, 王公宝. 基于径向基神经网络的侦察目标意图识别研究[J]. 舰船电子工程, 2018, 38(10): 37–40, 110. (WEI Wei, WANG Gongbao. Research on reconnaissance target intention recognition based on radial basis function neural network[J]. Ship Electronic Engineering, 2018, 38(10): 37–40, 110.)
- [63] 周旺旺, 姚佩阳, 张杰勇, 等. 基于深度神经网络的空中目标作战意图识别[J]. 航空学报, 2018, 39(11): 200–208. (ZHOU Wangwang, YAO Peiyang, ZHANG Jieyong, et al. Air target combat intention recognition based on depth neural network[J]. Journal of Aviation, 2018, 39(11): 200–208.)
- [64] FAN H Y, FAN H, GAO R Y. Research on air target maneuver recognition based on LSTM network[C]// 2020 International Workshop on Electronic Communication and Artificial Intelligence. Shanghai, China: [s.n.], 2020: 6–10.
- [65] LEE K B, SHIN H S. An application of a deep learning algorithm for automatic detection of unexpected accidents under bad CCTV monitoring conditions in tunnels[C]// 2019 International Conference on Deep Learning and Machine Learning in Emerging Applications. Istanbul, Turkey: [s.n.], 2019: 7–11.
- [66] GOULARAS D, KAMIS S. Evaluation of deep learning techniques in sentiment analysis from Twitter data[C]// 2019 International Conference on Deep Learning and Machine Learning in Emerging Applications. Istanbul, Turkey: [s.n.], 2019: 12–17.
- [67] MORALES AIBAR C R, MEDINAZUTA P. Virtual learning environment opportunities for developing critical-reflexive thinking and deep learning in the education of an architect[C]// IEEE 1st International Conference on Advanced Learning Technologies on Education & Research. Lima, Peru: IEEE, 2021: 1–4.
- [68] 欧微, 柳少军, 贺筱媛, 等. 基于时序特征编码的目标战术意图识别算法[J]. 指挥控制与仿真, 2016, 38(6): 36–41. (OU Wei, LIU Shaojun, HE Xiaoyuan, et al. Target tactical intention recognition algorithm based on temporal feature coding[J]. Command, Control and Simulation, 2016, 38(6): 36–41.)

- [69] 张晓海,操新文,耿松涛,等. 基于深度学习的军事辅助决策智能化研究[J]. 兵器装备工程学报, 2018,39(10):162–167. (ZHANG Xiaohai,CAO Xinwen,GENG Songtao,et al. Research on intelligence of military aided decision based on deep learning[J]. Journal of Weapon Equipment Engineering, 2018,39(10):162–167.)
- [70] ZHANG N,WU W,ZHENG G. Convergence of gradient method with momentum for two-layer feedforward neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2006,17(2):522–525.
- [71] ZHANG X D. An improved Bayesian network inference algorithm[C]// 2010 Third International Conference on Intelligent Networks and Intelligent Systems. Shenyang,China:[s.n.], 2010:389–392.
- [72] WEI H,WANG R,GUO Z,et al. Application of grey correlation method in electronic information equipment evaluation[C]// 2021 4th World Conference on Mechanical Engineering and Intelligent Manufacturing. Shanghai,China:[s.n.], 2021:191–194.
- [73] 罗艳春,郭立红,王凤仙,等. 基于神经网络的光电系统空中目标威胁估计[J]. 计算机测量与控制, 2008,16(2):212–214. (LUO Yanchun,GUO Lihong,WANG Fengxian,et al. Air target threat estimation of optoelectronic system based on neural network[J]. Computer Measurement and Control, 2008,16(2):212–214.)
- [74] 赵建军,王毅,杨利斌,等. 基于动态贝叶斯网络的防空作战威胁估计[J]. 计算机技术与发展, 2012,22(11):138–140. (ZHAO Jianjun,WANG Yi,YANG Libin,et al. Threat estimation of air defense operations based on dynamic Bayesian network[J]. Computer Technology and Development, 2012,22(11):138–140.)
- [75] 夏春林,周德云,冯琦. 基于变权灰色关联法的目标威胁评估[J]. 火力与指挥控制, 2014,39(4):54–57. (XIA Chunlin,ZHOU Deyun,FENG Qi. Target threat assessment based on variable weight grey correlation method[J]. Fire Control & Command Control, 2014,39(4):54–57.)
- [76] 申舟,谢文俊,赵晓林,等. 基于人工势场的无人机战场威胁建模研究[J]. 计算机仿真, 2014,31(2):60–64. (SHEN Zhou,XIE Wenjun,ZHAO Xiaolin,et al. Research on UAV battlefield threat modeling based on artificial potential field[J]. Computer Simulation, 2014,31(2):60–64.)
- [77] 武华,苏秀琴. 基于群广义直觉模糊软集的空袭目标威胁评估方法[J]. 控制与决策, 2015,30(8):1462–1468. (WU Hua,SU Xiuqing. Threat assessment method of air attack target based on group generalized intuitionistic fuzzy soft set[J]. Control and Decision Making, 2015,30(8):1462–1468.)
- [78] 赵振宇,卢广山. 无人机协同空战中的目标威胁评估和目标分配算法[J]. 火力与指挥控制, 2011,36(11):42–46. (ZHAO Zhengyu,LU Guangshan. Target threat assessment and target assignment algorithm in UAV cooperative air combat[J]. Fire Control & Command Control, 2011,36(11):42–46.)

作者简介:

张小飞(1977–), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为移动通信、阵列信号处理、通信信号处理.email:zhangxiaofei@nuaa.edu.cn.

王 斌(2000–), 男, 在读硕士研究生, 主要研究方向为阵列信号处理.

孙 萌(1988–), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为阵列信号处理、频谱分析、干扰源定位、机器学习、智能优化算法.

吴启晖(1970–), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为认知科学与应用、认知信息论、天地一体化智能信息网络、电磁空间频谱认知智能管控、无人机认知集群.