

智能低空通感网络白皮书

Intelligent Low Altitude Network by ISAC



中国电信股份有限公司研究院

苏州低空科技有限公司

中国电信股份有限公司江苏分公司

中兴，华为，中信科移动



2025-06

引言

随着低空经济迈向规模化发展的新阶段，无人机（UAV）物流、城市空中交通、应急救援等新兴应用场景持续拓展。然而，应用场景的多元化与复杂化要求低空通感网络具备更强的稳定性、更高的精度及对不同场景的灵活适配能力。传统的非智能低空通感网络难以满足日益丰富的低空业务对安全性与高效性的需求。因此，亟需通过技术创新实现对低空网络的突破升级。

人工智能（AI）技术的快速发展为低空网络的升级带来了新契机。AI 强大的学习与决策能力，使网络得以更好地适应动态变化的低空场景，有效解决了传统非智能通感技术在泛化能力和自适应调节等方面的不足。因此，开展智能低空通感网络相关技术的研究，是推动低空经济向智能化、高效化发展的必然选择，对构建安全、有序的低空生态具有重要的现实意义。

本白皮书首先阐述了智能低空通感网络的发展概况；其次介绍了智能低空通感网络的多种应用场景；随后针对应用场景所需的关键能力，分析了传统非智能通感技术面临的问题与挑战，进而提出创新性解决方案；在杂波抑制方面，提出了融合 AI 技术与传统算法的深度神经网络增强的空时自适应处理（STAP）算法，以实现智能杂波抑制；针对目标识别的难题，介绍了基于 AI 的 UAV 目标识别关键技术，保障对目标的精准识别；为应对目标检测与轨迹跟踪的挑战，提出了 AI 赋能的多站检测跟踪方案；此外，还创新性地提出了一种多源感知融合技术架构，有效提升了低空感知的可靠性；最后对智能低空通感网络的未来发展进行总结与展望。

中国电信携手产业伙伴，致力于构建安全可靠的智能低空通感网络，并以智能化技术为核心，突破传统低空管理的技术限制与安全挑战。智能低空通感网络通过深度融合 AI、通感一体等前沿技术，精准靶向低空经济发展的关键瓶颈，以智能化感知、高效化通信与自主化决策能力，为低空经济发展注入强劲动能。

目 录

引 言	0
目 录	1
1 发展概况	3
1.1 5G-A	3
1.2 通感融合	3
1.3 AI 技术	4
1.4 多源感知	4
2 应用场景	5
2.1 智慧城市	5
2.2 应急保障	5
2.3 空域管理	6
2.4 生态巡查	6
3 关键技术	7
3.1 智能杂波抑制技术	7
3.1.1 传统杂波抑制技术的局限性	7
3.1.2 基于 AI 驱动的杂波抑制算法	7
3.1.3 深度神经网络增强的 STAP 杂波抑制算法	9
3.2 AI 目标识别	12
3.2.1 传统目标识别算法面临的技术挑战	12
3.2.2 基于 AI 的 UAV 目标识别关键技术	13
3.3 多站组网智能目标检测与轨迹跟踪	17
3.3.1 非智能检测跟踪方案的局限性	18
3.3.2 AI 赋能的多站检测跟踪方案	18
3.4 智能多源感知	20

3.4.1 低空感知关键技术	21
3.4.2 多源感知融合技术架构	22
4 总结与展望	26
缩略语	28
参考文献	30

1 发展概况

低空经济作为新质生产力的典型代表，已上升为国家战略新兴产业，成为推动高质量发展的关键领域。智能低空通感网络作为低空经济运行的数字基础设施，承担着空地一体化通信、运行保障和服务支撑等核心功能，正日益成为新型基础设施的重要组成部分。该网络体系深度融合第五代移动通信增强技术（5G-A）、通感融合、AI 及多源感知等前沿技术，构建起空天地一体、端网协同的通信感知架构，实现对各类低空飞行器的动态感知、高效连接与智能管控。智能低空网络可为低空飞行活动提供安全、稳定和高效的运行环境。目前，在政策强力驱动与产业协同创新下，各项核心技术发展迅猛，应用场景不断深化，整体呈现体系化、规模化发展态势。

1.1 5G-A

5G-A 作为第五代移动通信技术（5G）向第六代移动通信技术（6G）演进的关键阶段，凭借其大带宽、低时延、高可靠及新能力，已成为支撑低空网络覆盖、满足多样化低空业务需求的核心技术。目前，基于 5G-A 的低空网络正加速推进，相关技术验证和应用试点在全国范围内广泛开展，低空产业创新要素加速集聚^[1]。深圳获批建设全国首个国家低空经济产业综合示范区，截至 2024 年底已升级 5G-A 基站超 2.3 万个，实现 120 米以下空域 5G 网络连续覆盖^[2]。上海则以低空通信网络为重点，加快 5G-A 基站规模化部署，分阶段推进低空通信网络覆盖建设，支撑本地低空经济多场景发展需求^[3]。

1.2 通感融合

通感融合是 5G-A 引入的一项关键能力，赋予基站在提供高速通信服务的同时，实时感知空域目标的位置、速度、姿态等多维信息。并且，该技术还能为 UAV 等低空飞行器提供精准环境信息与路径优化服务，成为支撑智慧低空经济的关键技术^[4]。目前，运营商与主设备厂商正加速推进通感一体技术研发与测试，推动其从实验室验证迈向多种实际应用场景的外场性能评估。中国电信发布了《通感一体低空网络白皮书》，提出构建“通信、感知、计算一体化”的智能互联低空数字服务体系，全面规划低空网络架构^[5]。与此同时，地方层面积极开展技术应用试点。广东、浙江等地依托本地产业基础，探索通感融合技术在 UAV

监管、基础设施安全防护等领域的落地应用，推动低空经济发展向更高水平迈进。

1.3 AI 技术

AI 正加速赋能智能低空通感网络体系，深度融入感知、决策、控制等关键环节，成为推动低空网络智能化演进的核心驱动力。面对森林火情识别、滑坡风险预警等复杂应用场景，AI 驱动的 UAV 展现出强大的自主任务执行能力，其在多源传感数据的智能融合与目标识别能力的基础上，实现快速灭火与应急响应性能优势。同时，AI 在网络侧也发挥着关键作用，助力无线资源管理、通信优化和网络动态规划，并通过智能杂波消除与轨迹融合技术提升感知与调度效率，有效支撑复杂低空环境下网络的高效运行。随着 AI 与 5G-A 及通感融合技术的进一步集成，逐步构建集信息感知、边缘计算与智能通信于一体的系统架构，可为 UAV 在复杂空域实现自主飞行、动态响应与智能管控提供关键支撑。典型案例方面，深圳启动智能融合低空系统（SILAS）的研发，利用 AI 技术对低空飞行和空域进行精细化管理^[6]。

1.4 多源感知

多源感知技术通过融合通感基站雷达、光电设备、无线电侦测、北斗等多类异构传感器，实现对低空飞行目标的高精度探测、跟踪与识别。目前，面对低空环境复杂、目标多样、存在欺骗和干扰等挑战，单一感知手段已难以满足高安全标准要求，多源感知融合成为必然趋势和技术攻关重点。其核心价值在于通过数据的互补、冗余与协同处理，有效提升目标探测概率、降低虚警率，增强系统抗干扰能力和整体稳定性。当前，地方政府积极推动多源感知技术的应用与产业化，广东、四川等地依托产业园区和试点项目构建区域特色产业集群，带动感知设备制造、数据处理、智能算法等上下游协同发展^{[7][8]}。深圳则加快建设全球首个市级“5G+毫米波+卫星”空天地一体化低空安全网络，推进多频段通信、多类型感知与高精度导航的深度融合，拓展多源感知技术在更广域空间的集成应用^[3]。融合创新是多源感知发展的核心方向。将多源感知与 5G-A、AI 等技术协同应用，可进一步提升其在低空网络的数据处理能力与服务智能化水平。

2 应用场景

智能低空通感网络深度融合通信、感知与 AI 技术，为智慧城市、应急保障、空域管理及生态巡查等多元应用场景注入智慧动能，提供全方位技术支撑。借助 AI 强大的数据处理能力，智能低空通感网络可实现对感知数据的理解、推理与预测，从而构建具备认知能力的智能低空网络，为低空飞行打造“可视、可判、可控”的全流程管理体系^[9]，满足低空空域对精密感知、智能识别与自主决策的综合需求，有效支撑未来复杂动态的低空业务运行需求。

2.1 智慧城市

在城市高楼密集、干扰源众多的环境中，UAV 飞行路径常受到多径反射和杂波信号干扰，影响航线稳定性与监管效率。智能低空网络通过引入 AI 算法进行回波建模和异常特征学习，可动态识别和剔除建筑、水面、植被等反射造成的背景杂波，实现低空复杂空域下的高精度目标感知。智能杂波消除能力在城市“空中出租车”和 UAV 物流配送等高频通行场景中具有关键价值。通过 5G 网络支持的低时延通信和动态环境感知，UAV 可在狭窄空域精准起降并稳定巡航，有效避障并规避拥堵风险。

在昆山至上海、苏州至无锡等通勤航线上，已有多条低空“空中通勤”航线投入运行。通过通感组网和智能管控，服务准时率和空域安全系数大幅提升，为城市间高效通勤与运输提供基础保障^[10]。在山东济宁，中国电信打造的“低空经济+智慧物流”系统借助 5G 网络和数字化平台，实现 UAV 物流的远程调度与高效运营。该系统可实时回传图像与飞行状态，确保物流链路的安全、可控，有效打通农村服务“最后一公里”^[11]。

2.2 应急保障

在应对突发灾害或重大公共卫生事件方面，传统地面交通在灾情或极端天气条件下常受阻滞，而具备智能通感能力的 UAV 可迅速响应，成为应急体系中的高机动中坚力量。通过智能多源感知与路径预测算法，低空网络可实时识别障碍、规划最优航线，并将现场视频、图像等信息快速回传，为指挥系统提供决策支撑。

在山东济南平阴县，UAV 医疗运输已实现常态化运营，样本从基层医院至

检验中心的运输时间从 15 分钟缩短至 8 分钟，提升效率的同时规避了城市交通的不确定性^[12]。在广东梅州洪水和广州龙卷风等自然灾害事件中，UAV 也已多次参与现场照明、空中喊话和障碍物清除作业，构建起以智能飞行器为核心的“空地一体”应急救援体系^[13]。

2.3 空域管理

面对低空飞行器数量激增所带来监管挑战，传统手段难以解决“看不见、拦不住、管不了”的三大监管痛点。中国电信的智能低空网络将通信感知一体化（ISAC）与 AI 技术融合，构建“低空通信网+低空感知网+低空算力网”三层体系^[14]：通信网提供 300 米以下空域连续覆盖，保障高频次、低时延数据传输；感知网融合监测定位功能，实现厘米级 UAV 实时跟踪；算力网通过全国分布式节点调度 AI 算力，支撑复杂决策分析。

针对低空目标“看不见”的难题，通过多站轨迹融合技术关联跨区域感知数据，消除监测盲区并完成目标轨迹去重拼接，形成全域动态轨迹图谱。目前，中国电信已在江苏等重点省份部署低空感知网，利用 5G 基站协同组网实现对 300 米以下空域的厘米级精准监测。为突破“拦不住”的瓶颈，目标识别技术与算力调度平台协同生成反制策略。对未经申报的入侵 UAV 实施定向迫降，对误入禁飞区的合法设备引导自动返航。应对“管不了”的困境，将通感融合与 AI 技术相结合，可对航线进行实时智能规划。同时，建立违规行为识别模型，一旦发现违规行为，系统自动触发预警并生成处罚依据，实现全流程闭环监管。

2.4 生态巡查

在农业和水利场景中，传统地面巡查效率低、响应慢，难以实现动态监测与快速处置。智能低空网络通过智能杂波消除技术滤除动态环境噪声，依托多站组网轨迹融合实现设备协同调度，结合智能多源感知完成异常精准诊断，形成“感知-决策-执行”闭环，为生态巡查提供精准数据，助力生态保护。

在湖北松滋市，400 台 T100 植保 UAV 投入到百亩麦田的作业中，有效抑制植被回波干扰，实现了精准喷洒，大幅提升作业效率^[15]。在浙江绍兴陈蔡水库，通过部署自动机场与 AI 识别系统，UAV 可自动完成起降、路线巡查和异常目标识别，并实时预警，有效提升了水利监管的频率和精准度^[16]。UAV 正凭借高效、

智能、精准的能力，日益成为农业与水利作业中的重要装备。

3 关键技术

3.1 智能杂波抑制技术

在低空通感一体化系统中，除了来自低空探测目标的有用回波信号，还有来自建筑物、树木等大型物体的静态杂波信号以及其他相关物体或自然形成的动态杂波信号，如地面移动的车辆，飞行的鸟类，空中漂浮的气球、风筝等。当杂波功率处于较强水平时，会对感知算法的性能产生严重影响。因此，有必要针对杂波干扰信号，研究相应的抑制方法，以提高感知目标的信噪比（SNR），进而提升感知系统的性能。

3.1.1 传统杂波抑制技术的局限性

传统的杂波抑制算法包括：动目标显示（MTI）、STAP、恒虚警率（CFAR）检测、多普勒滤波等。然而上述算法存在如下局限性：（1）复杂动态环境适应性差，对城市低空中静杂波（建筑物）与动杂波（车辆、鸟群）混合场景，传统滤波难以分离；（2）非均匀杂波抑制能力有限，传统 STAP 算法依赖均匀杂波假设，而在实际场景中，杂波的统计特性是时变的（如突降雨雪）；（3）计算资源瓶颈：STAP 等算法需高性能处理器，难以部署在边缘设备（如无人机载雷达）；（4）低速/低雷达截面积（RCS）目标检测失效：UAV 等低空目标速度低（ $<10\text{ m/s}$ ）、RCS 小（ $0.01\sim 0.1\text{ m}^2$ ），易被杂波淹没。这些局限性使得传统算法在低空场景的杂波抑制效果大大受限。

3.1.2 基于 AI 驱动的杂波抑制算法

传统杂波抑制算法受限于固定模型、人工特征和计算效率，难以应对现代复杂场景的挑战。AI 技术通过数据驱动的自适应学习、多维度特征建模和高效计算，为杂波抑制提供了更灵活、鲁棒和普适的解决方案，是未来该领域发展的重要方向。当然，实际应用中需结合具体场景，平衡模型复杂度、实时性需求和数据可获得性，实现传统方法与 AI 技术的优势互补。

采用 AI 技术进行智能杂波抑制具有如下优势：（1）自适应性强，数据驱动学习复杂杂波分布，无需人工设计滤波器；（2）非线性建模能力，神经网络可捕获杂波与目标间的非线性耦合特性；（3）多模态融合，支持雷达数据与光学/

红外信息联合处理（如多传感器融合）；（4）实时性优化，图形处理器（GPU）加速实现边缘部署（如 NVIDIA Jetson 平台）。表 3.1.1 列举了当前常用的基于 AI 驱动的杂波抑制算法。

表 3.1.1 常用的基于 AI 驱动的杂波抑制算法

算法	原理	技术优势	挑战与问题
卷积神经网络（CNN）-残差密集网络（RDNet）	CNN 提取距离-多普勒（RD）图空间特征，分割杂波与目标	自动学习局部纹理，抑制非结构杂波	需大量标注数据，泛化性受限
长短期记忆网络（LSTM）/Transformer	建模多脉冲时序依赖，分离动态杂波与目标	处理时变杂波（如鸟群）能力强	计算复杂度高，实时性差
生成对抗网络（GAN）-Clutter	生成器模拟杂波分布，判别器区分目标与杂波	无需显式杂波模型，适应未知环境	训练不稳定，易模式崩溃
Autoencoder	编码-解码网络学习杂波低维表示，重构并抑制	无监督学习，降低数据依赖	可能丢失弱目标信息
Deep STAP	神经网络替代传统 STAP 权值计算，降低复杂度	计算效率提升 10~100 倍	可解释性差，调试困难

3.1.3 深度神经网络增强的 STAP 杂波抑制算法

为充分发挥 AI 的技术优势,本章节详细介绍了一种基于 AI 的杂波抑制算法,该算法创新性的将传统 STAP 算法与深度神经网络相结合,利用深度神经网络有效解决了存在空间和时间误差的小样本条件下杂波协方差矩阵估计问题,弥补了传统 STAP 算法的缺陷,极大改善了复杂场景下杂波抑制效果。

STAP 算法^{[17][18][19]}是机载雷达系统中用于杂波抑制的强大技术。然而,在实际应用中,STAP 算法的性能常常受到独立同分布样本数量有限的影响,这限制了其杂波抑制能力。受压缩感知的启发,研究人员广泛研究了基于稀疏恢复的 STAP 算法,该算法在理想条件下能够实现接近最优的性能。然而,当存在空间和时间误差时,基于稀疏恢复的 STAP 算法的性能会显著下降。为了解决这个问题,深度神经网络框架被引入来解决杂波抑制,将无网格稀疏恢复网络(GLSRNet)与 GAN 级联,以确保在存在误差的小样本条件下杂波协方差矩的准确估计^{[20][21][22][23][24]}。

本章节提出了一种基于深度神经网络的机载雷达杂波抑制框架,如图 1 所示。有限的杂波训练样本首先输入 GLSRNet,该网络通过将求解原子范数最小化问题的迭代过程展开为深度神经网络构建。与传统神经网络不同,GLSRNet 具有高度可解释性,每个参数都有明确的物理意义。网络中的每一层在正向传播时对应传统算法的一次迭代。通过反向传播,网络优化其参数,有效解决了传统迭代方法中固有的参数选择难题。

借助这些更优化的参数设置,GLSRNet 减少了所需的网络层数(或迭代次数),从而降低了计算时间复杂度。然而,求解原子范数最小化依赖于杂波协方差矩阵的块托普利兹特性。当出现阵列幅相误差(ICM)时,接收信号的时空导向矢量发生变化,破坏杂波噪声协方差矩阵(CNCM)的块托普利兹特性,导致杂波功率泄漏,最终使算法性能下降。GLSRNet 输出的受干扰 CNCM 用于 Capon 谱估计,以获取二维时空平面上的杂波功率分布。功率谱归一化后,输入到训练好的生成器中。如上述深度神经网络处理框架所述,该算法实现了从杂波数据到高精度杂波角度-多普勒谱的映射,揭示了杂波能量的真实分布,为精确计算 CNCM 和稳健杂波抑制奠定了基础。

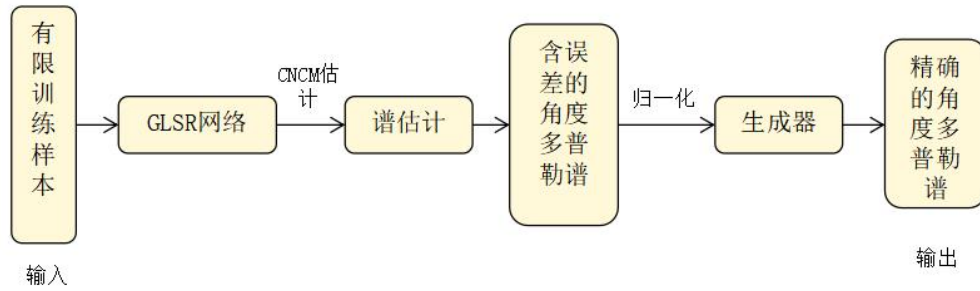


图 1 深度神经网络处理框架示意图

尽管 GLSRNet 能够在有限样本条件下快速估计 CNCM，但其依赖于 CNCM 的块托普利兹特性。然而在实际中，阵列缺陷和 ICM 等非理想因素会破坏这一特性，导致杂波功率谱出现频谱泄漏，最终使算法性能下降。为解决这一问题，所提算法引入了最小二乘生成对抗网络（LSGAN），其由生成器和判别器组成（如图 2 所示）。生成器将通过 GLSRNet 对 CNCM 进行谱估计得到的低精度杂波功率谱映射为高精度功率谱，而判别器则学习区分输入样本是来自生成器，还是真实理想功率谱。训练完成后，生成器将杂波能量集中在杂波脊上，可有效消除非理想因素的干扰，提升杂波抑制性能。图 2 中输入“X”是通过谱估计从 GLSR Net 获得的杂波协方差矩阵，“Real”表示从理想协方差矩阵获得的。

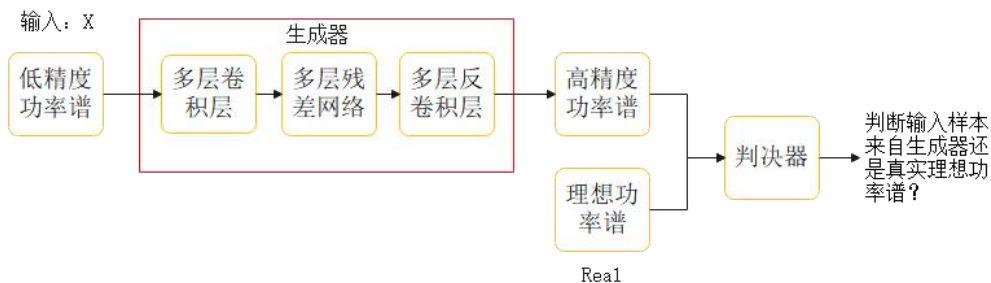


图 2 LSGAN 处理流程示意图

生成器作为 LSGAN 的核心模块，生成器的输入和输出维度匹配。生成器的输出随后输入到判别器，判别器提供的反馈用于调整生成器的网络权重。通过这种对抗训练过程，生成器逐步学习理想杂波功率谱的分布，最终生成高精度的角度-多普勒谱，使判别器难以区分真实数据与生成数据。如图 2 所示，生成器采用“编码器-瓶颈-解码器”架构。编码器通过步长为 2 的卷积层对输入数据进行下采样，增加特征图数量以捕捉更精细的细节。值得注意的是，单纯加深网络可能导致梯度消失或爆炸，使训练困难并可能阻碍收敛。为应对这些挑战，所提算

法引入残差网络（ResNet）架构，其中包含跳跃连接，使梯度能够直接流经网络层而不会过度衰减或放大。这些跳跃连接在层间创建捷径，使模型能够学习残差映射，通常比直接的完整变换更容易优化。这种设计不仅缓解了梯度消失问题，还支持更深的网络，在不影响训练稳定性的前提下改善特征提取能力。在解码器中，通过上采样保持输入-输出维度一致，将编码器提取的特征转换为角度-多普勒谱的功率分布。该上采样过程使网络能够逐步增加特征图的空间维度，实现更精细细节的重建，最终生成高精度的角度-多普勒谱，有效消除非理想因素引起的干扰。

理想角度-多普勒谱和生成器生成的结果均输入到判别器，其目标是判断每个样本是真实数据还是生成数据。生成器则利用判别器的反馈优化输出，力求使生成的数据与真实数据无法区分。通过这种对抗过程，生成器不断提升生成真实谱的能力，而判别器则作为“试金石”磨砺生成器的性能。为防止判别器过于强大，其网络架构比生成器更简单。前四层由卷积、批量归一化和带泄漏的修正线性单元（LeakyReLU）激活函数组成，最后一层仅包含卷积操作。

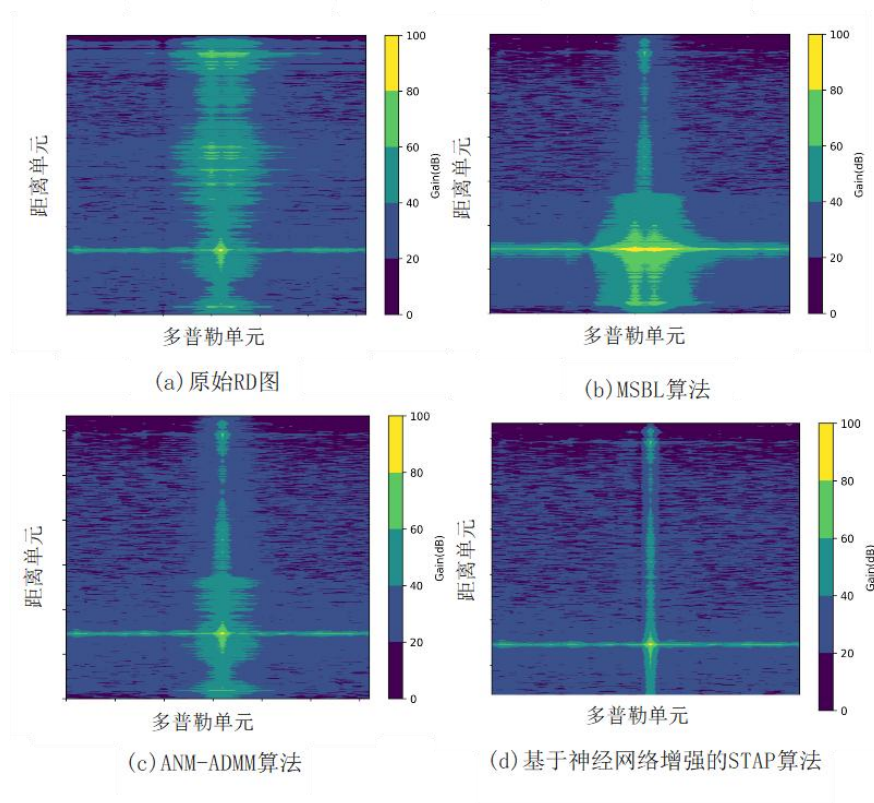


图3 不同算法在 ICM 和空间误差存在下得到的 RD 图

图3展示了不同算法在 ICM 和空间误差存在下得到的距离多普勒 (RD) 图。

图中 MSBL 算法表示多重测量稀疏贝叶斯学习算法，ANM-ADMM 算法表示原子范数最小化-交替方向乘子法算法。在存在空间和时间误差的情况下，基于网格的稀疏恢复方法由于字典矩阵与观测数据之间的不匹配而难以准确估计杂波的能量和位置，导致光谱泄漏显著。同样，无网格稀疏恢复方法无法获得准确的 CNCM，因为杂波的块托普利兹属性被空间和时间错误破坏。相比之下，使用本章节所提出的算法，即使在存在错误的情况下所获得的 RD 图仍然非常接近最佳情况。

3.2 AI 目标识别

低空感知旨在实时定位 UAV 位置、飞行轨迹、飞行速度等，从而识别 UAV “黑飞”和“乱飞”问题。但在实际应用场景中，目标种类的多样性、感知设备（基站）部署环境的复杂性会引入各类杂波与干扰，从而影响真实目标的监测和跟踪。因此，低空感知需要通过目标识别来让感知系统从复杂的环境中提取出有效信息，目标识别的主要作用如下：

过滤无关信息：周围环境往往包含大量复杂信息，如感知场景中的各种环境杂波以及飞鸟等空中多目标。目标识别能帮助感知系统确定关注重点，过滤掉无关信息。

聚焦关键任务：不同的感知任务有不同的目标。如城市低空安防的目标是仅关心 UAV，需要识别可疑 UAV 或异常行为；机场场景的防鸟撞击目标是检测、跟踪、识别飞鸟，从而实施差异化反制。目标识别使感知系统能围绕特定任务，有针对性地获取和处理信息，避免资源浪费。

3.2.1 传统目标识别算法面临的技术挑战

主流的目标识别算法可分为传统的模型驱动的解析类识别算法和数据驱动的 AI 类识别算法。其中，解析类识别算法依赖人工经验进行特征提取，对训练数据要求较低甚至无要求，较适合雷达目标这类训练数据采集困难、标注困难的场景，但同时其性能也受限于特征建模的精度。而 AI 类识别算法基于数据驱动，无需人工提取特征，在数据集完备的情况下性能显著更优。

传统的模型驱动的解析类识别算法的主要流程如图 4 所示，具体包括：通过专家经验设计和提取航迹数据中位置、速度、加速度等数学与人工特征，然后将

提取好的特征输入到传统分类器算法中，例如支持向量机^[25]（SVM）、决策树^[26]等，最终得到基于航迹的识别结果。

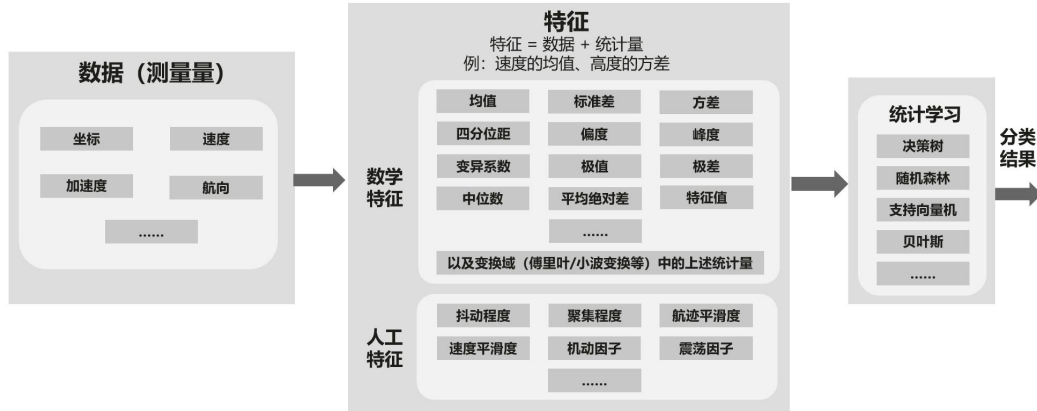


图4 模型驱动的解析类识别算法的流程示意图

上述传统识别算法主要存在如下弊端：（1）特征表达能力薄弱，依赖人工设计，泛化性差。传统识别算法主要依赖人工设计特征提取规则，其特征仅能捕捉目标的局部轨迹、形状等浅层信息，难以表达复杂的语义。（2）应用场景受限，无法适应动态和复杂环境的变化。UAV 在高机动条件下，例如盘旋飞行、垂直反复起降等飞行用例下，手工特征（如速度变化特征、RCS 特征）提取困难。

未来随着低空感知规模的不断扩大，将会有越来越多的复杂环境以及特殊航迹需要进行目标识别，传统识别算法显然难以应对这样的挑战，因此，需要利用 AI 手段来实现更加智能化、精准化的目标识别。

3.2.2 基于 AI 的 UAV 目标识别关键技术

传统目标识别算法的核心弊端在于“手工特征设计”与“浅层模型表达”的双重限制，导致其无法适应现实场景的复杂性、动态性与多样性。而 AI 算法（如循环神经网络等）通过端到端训练自动学习深层语义特征，可以在准确率、实时性、泛化性上实现全面超越。

目前基于 AI 的 UAV 目标识别流程如图 5 所示，其关键技术主要聚焦在航迹数据处理、AI 网络推理和多站结果融合上。

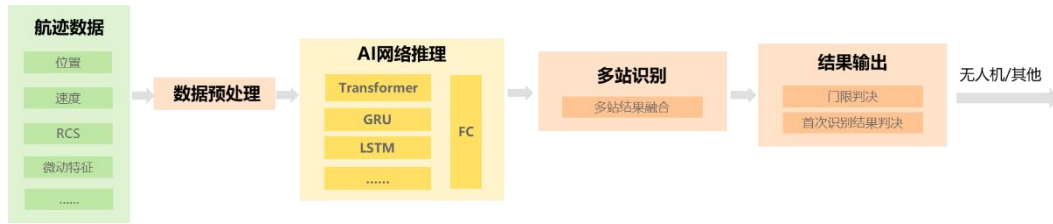


图 5 基于 AI 的 UAV 目标识别流程示意图

1. 航迹数据处理

AI 算法的核心逻辑是通过分析海量数据，找出隐藏的模式和规律，数据质量决定了 AI 模型能力的高低。目前主流的航迹数据包含的信息有：位置、速度、RCS 和微动特征等，其中航迹的位置和速度信息主要用来区分真实航迹与虚警航迹。虚警航迹的轨迹往往由于是动杂波产生的，其运动规律相比于真实 UAV 航迹而言，会更具随机性，依靠 AI 算法可以有效的学习到该类特征，达到区分 UAV 和虚警的目的。实际环境中还有一类航迹是由于空中动目标导致的，其典型代表如飞鸟等。他们航迹的位置和速度特征往往与 UAV 类似，很难简单依靠该特征对 UAV 和飞鸟进行识别，因此，引入了 RCS 特征和微动特征。

RCS 特征是衡量目标对雷达电磁波反射能力的核心物理量，其本质是将目标的电磁散射特性等效为一个虚拟截面积，其数值越大，目标在雷达上的“可见度”越高。目标航迹的 RCS 特征通常与目标姿态有关，姿态随时间的变化可以体现在 RCS 随时间的变化上。例如：飞鸟振翅^[27]会导致飞鸟回波幅度变化频繁，而 UAV 则较为稳定。AI 算法可以通过大量的数据学习来区分 UAV 和飞鸟的 RCS 特征差异，从而实现对 UAV 的目标识别。

微动特征具体指目标运动时产生的微多普勒特征。其中多普勒特征是指由于目标的径向运动，导致发射信号的频率和回波频率不一致的现象。基站侧可以通过估计多普勒频偏，计算得到目标运动速度。而微多普勒特征^[28]指目标除了整体的运动外，其部分组件（如螺旋桨）的微运动会对多普勒频偏产生调制。调制方式与目标的结构、材料等因素强相关，携带了目标独有特征。通过短时傅里叶变换（STFT）等工具，将多普勒信号“在时间维度上打开”，可获得微多普勒特征。在仿真中，UAV 与飞鸟的微动特征分别如图 6、图 7 所示。

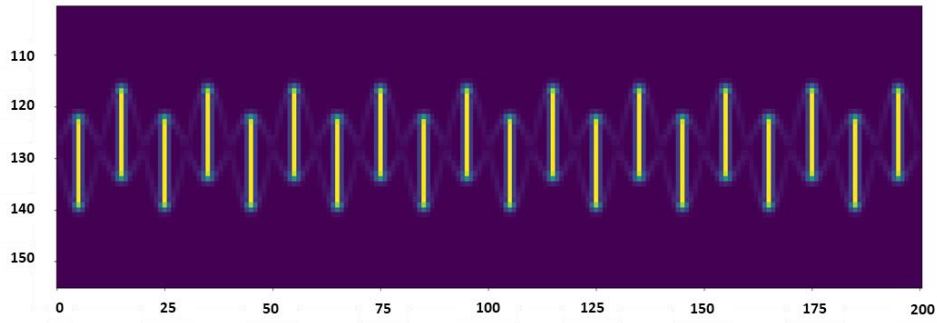


图 6 仿真 UAV 微动特征

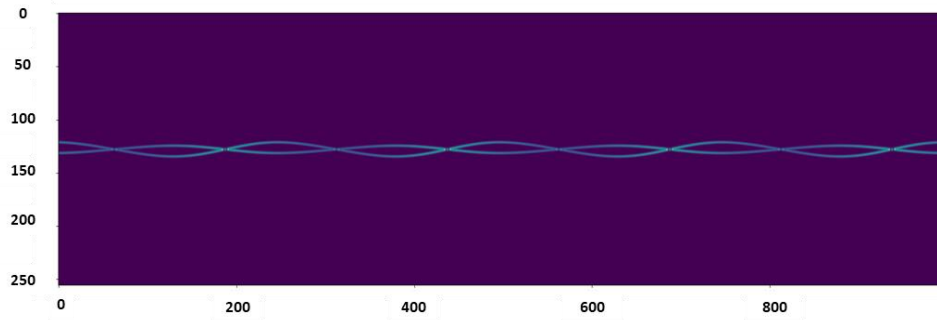


图 7 仿真飞鸟微动特征

2. AI 网络推理

在 AI 任务中，航迹数据与 AI 网络如同“地基”与“框架”，二者相辅相成，共同决定了 AI 系统的性能上限与应用价值。AI 网络模型架构决定了 AI 的“思维方式”，需要依据不同的任务合理选择 AI 网络模型。针对 AI 目标识别任务而言，其航迹数据所具备的特征是时变的，所以需要 AI 模型可以每帧实时刷新识别结果，并且可以利用到该航迹的历史所有信息，将其航迹点之间的相对关系提取出来。基于此，可以总结出 AI 目标识别任务所需要的网络模型需要支持以下三种功能：（1）支持在线识别；（2）支持变长输入；（3）支持提取时序特征。

结合上述需求可选的基础网络模型如图 8 所示。多层感知机（MLP）与卷积神经网络（CNN）主要用于提取结构化特征，例如图片识别，它可以通过多层卷积+池化（降维），逐步提取图片中从低级到高级的抽象特征（如从边缘→纹理→物体部件→完整物体）。而门控循环单元（GRU）、LSTM、Transformer 模型主要用于提取时序特征，通过记录隐藏状态来保存历史信息，从而处理序列数据（如文本、语音）中的时序依赖关系（如音频语句中相隔较远的主语和谓语）。基于此，适合用于 AI 目标识别的基础网络主要是 GRU、LSTM、Transformer 模型，利用该模型提取特征后，可以继续通过全连接层（FC）来输出目标类别的

置信度，用于表征目标属于某一类别的概率。

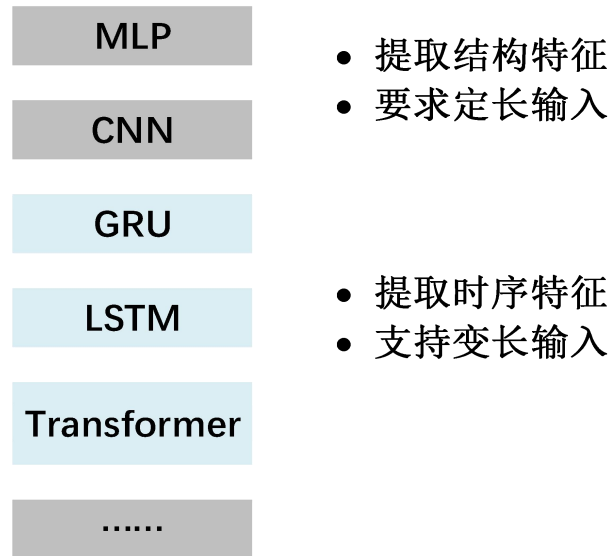


图 8 AI 网络推理的基础网络模型示意图

考虑到不同模型具有不同的应用场景，而航迹数据中又包含不同类型的数据，在 AI 网络设计上，还可以采用复合模型的方式^[29]。例如航迹数据中的微动特征，其结构与图片类似，因此可以将 CNN 用在微动特征提取上。而 RCS 特征，其结构与音频类似，可以使用 GRU、LSTM 等网络来提取特征。由此可以将航迹数据中不同类型的特征采用对应最适合的 AI 模型提取特征，然后再将其拼接在一起，得到完备的航迹特征，最终继续通过 FC 来输出目标类别的置信度，其系统架构如图 9 所示。

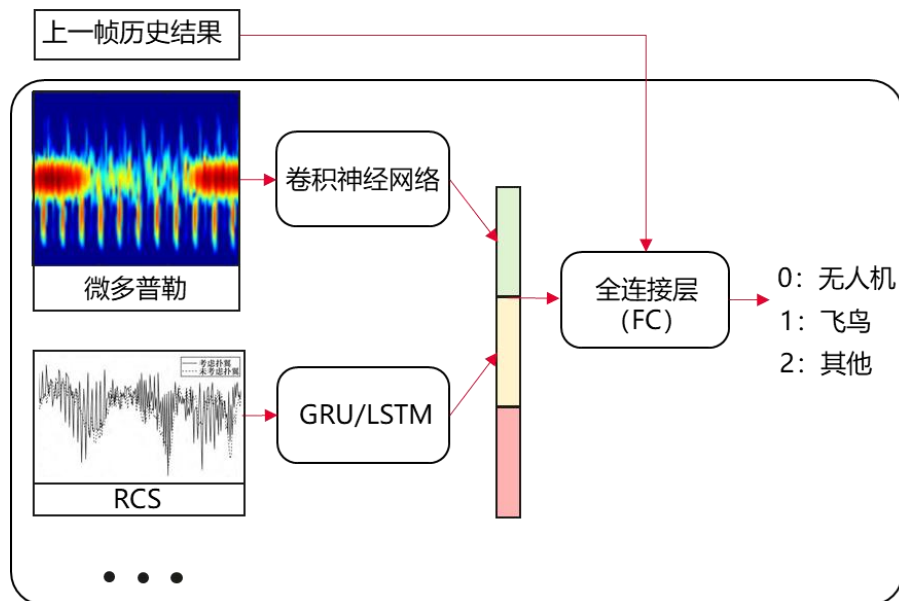


图 9 AI 目标识别系统架构示意图

3. 多站识别

多站识别指通过多个站点协同完成目标识别，其核心在于通过“空间协同”和“信息互补”解决单站识别的局限性。以 UAV 识别为例，多个站点分布在不同位置，形成网状覆盖，可以扩大感知区域。不同视角的基站检测到的 UAV 航迹数据是有差异的，某一个站出现识别错误时，可以依靠其他站的识别结果加以修正。当前多站识别融合方案根据数据处理阶段，可分为以下三类：

数据层融合：直接对原始传感器数据（如多基站感知点云）进行预处理与融合，保留原始信息但计算量大。

特征层融合：提取各站点特征（如航迹数据中的目标位置特征、目标速度特征等）后进行融合，降低数据量并保留关键信息。

决策层融合：基于各站点独立决策结果进行最终判断，灵活性高且易部署。基于实际站点部署与应用考虑，UAV 多站识别更推荐使用决策层融合的思路，采用投票法、贝叶斯融合、Dempster-Shafer 证据理论等方法实现对多站 UAV 识别结果的融合。

3.3 多站组网智能目标检测与轨迹跟踪

随着 5G-A 及未来 6G 通信网络的推进，ISAC 已成为推动无线网络能力跃升的关键技术之一^{[30][31][32]}。ISAC 将通信系统与环境感知功能深度融合，不仅能够显著提升频谱与资源利用效率，还能拓展通信网络的服务能力，使其具备环境感知、目标定位、智能决策等功能^{[33][34]}。为实现感知能力，通感一体网络在传统通信网络架构基础上新增两个网元，即感知功能（SF）网元，应用功能（AF）网元。SF 负责感知功能控制管理、感知数据汇聚和上报；AF 提供应用服务和平台管理，确保感知数据的有效利用与业务流程的协同。

在低空复杂场景中，单站感知因其探测视角与信号覆盖能力有限，易出现目标丢失、轨迹断裂等问题，难以满足 UAV 监管等场景的实时性需求。多站组网技术通过空间分布式部署，构建全域感知网络，可实现跨站数据融合与信息互补，显著提高了目标检测与轨迹跟踪的准确性和可靠性，为 UAV 集群管控与空域冲突预警提供无缝追踪能力。

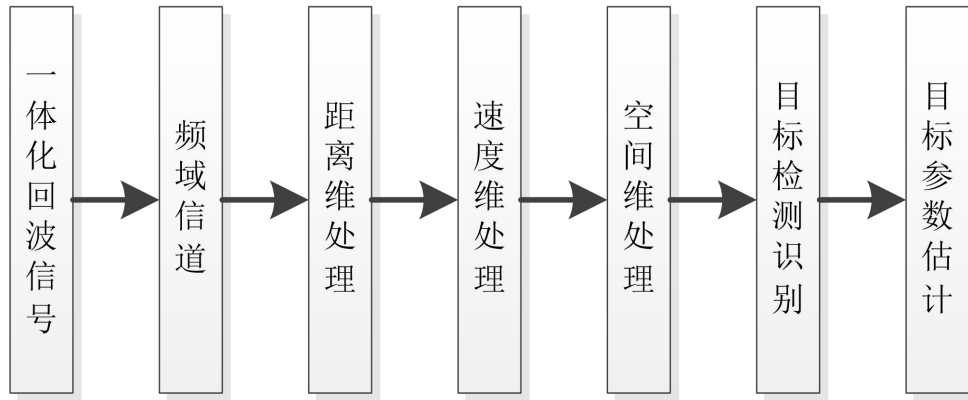


图 10 回波信号的感知级联处理流程示意图

如图 10 所示，面向多站协作的通感一体化回波信号，通过一系列模块协同工作以及感知级联处理流程，核心在于实现目标的准确检测与跟踪^[35]。在完成目标检测与参数估计后，系统进入目标跟踪阶段，该模块通过聚类识别、卡尔曼滤波预测、匹配与干扰抑制、新增目标识别、状态更新与清理等步骤，实现对目标的持续、精准跟踪，并实时上报轨迹、速度等关键状态信息。

3.3.1 非智能检测跟踪方案的局限性

在实际部署中，ISAC 系统面临着感知精度不高、环境适应性差的问题，特别是在多径效应、信号衰减和硬件误差等不确定因素的干扰下，目标检测与轨迹跟踪算法的准确性和稳定性难以保障^[36]。现有的检测跟踪方案主要依赖规则算法（如卡尔曼滤波、几何推导与固定模型误差补偿），此类算法虽具备一定的实时性与理论成熟度，但在实际应用中仍存在诸多局限：（1）难以适应复杂环境中的多路径反射与遮挡；（2）受限于基站硬件误差，缺乏自适应能力；（3）无法从大规模历史数据中学习轨迹模式；（4）实时性与精度难以兼顾，尤其在目标快速移动或环境变化剧烈时精度受限。由上述分析可知，在复杂多变的网络环境中，传统非智能方案在泛化能力与定位精度方面存在明显瓶颈。因此，逐步将 AI 技术引入目标检测与轨迹跟踪任务中，利用深度学习对非线性关系进行建模，成为提升感知系统的定位精度和实时性的可行方案^{[37][38][39][40]}。

3.3.2 AI 赋能的多站检测跟踪方案

本章节提出了一种基于 AI 的多站目标检测与轨迹跟踪方案，其核心方法是将 MLP 嵌入 ISAC 系统的目标跟踪模块中，通过学习历史测量数据与实际轨迹之间的深层关系，实现精确定位预测。所提方案的关键技术原理如下所示：

多站感知数据特征提取：利用测得的网络设备与对象之间的径向距离、信号离开角（AOD）、信号离开仰角（EOD）、SNR 等多站回波测量信息作为模型输入，挖掘其与目标实际位置之间的非线性映射关系。

离线训练+线上部署双阶段设计：通过历史轨迹数据训练神经网络模型，确保其泛化性，训练完成后部署至实际系统处理实时数据。

数据标准化与异常剔除机制：引入基于密度的空间聚类算法（DBSCAN）进行噪声识别，同时标准化不同量级特征，有效提升模型训练稳定性。

自适应学习机制：模型支持周期性再训练，结合实时采集数据进行持续优化，适应外部环境变化。

轻量化部署优化：模型部署前进行压缩与蒸馏，以适配边缘设备的计算资源限制，实现低延迟、高效率实时定位。

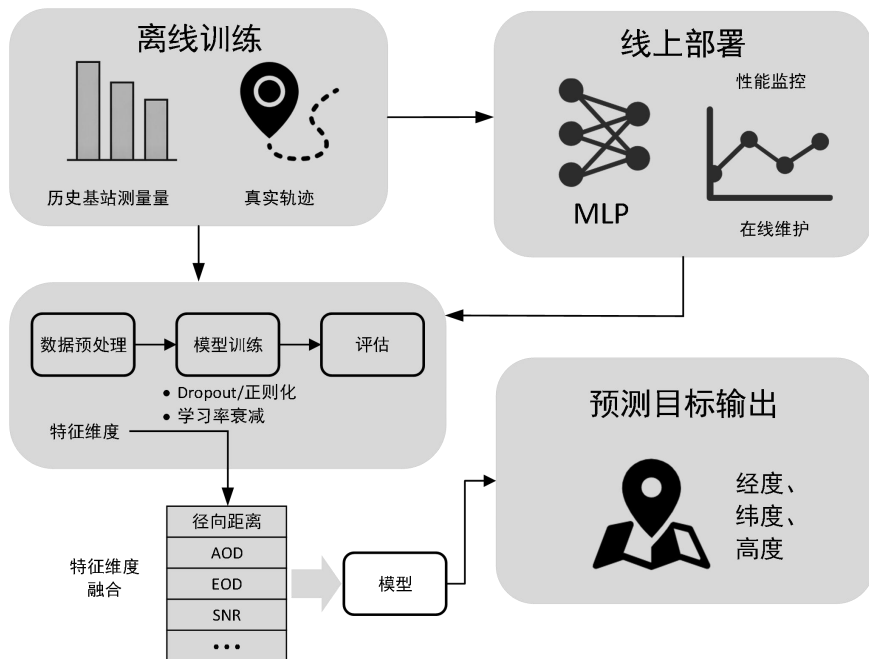


图 11 AI 赋能的多站检测跟踪方案技术流程示意图

该模型具备自主学习与自适应调整能力，相较于传统算法能够更智能地融合信息、校正误差，实现更高精度的目标检测与轨迹跟踪。所提方案的技术流程图如图 11 所示，具体包括：

离线训练：利用历史基站测量数据与目标真实轨迹对，进行数据预处理（标准化、去噪、时间对齐）、模型训练与评估。训练过程中引入随机失活（Dropout）、正则化、学习率衰减等机制，增强模型泛化能力。

线上部署：将已训练好的 MLP 模型部署至实际 ISAC 系统中，实现实时位置预测。系统支持模型压缩（剪枝、量化）和在线维护（性能监控、动态再训练）。

输入特征维度融合：融合多维测量参数（径向距离、AOD、EOD、SNR 等），增强模型输入的信息密度，提高感知维度覆盖率。

预测目标输出：输出目标的经纬度与高度坐标，实现对动态目标的精确定位与轨迹跟踪。

该 AI 模型通过构建端到端的非线性回归网络，能够精准还原感知测量与目标空间位置间的映射关系，有效提升了系统的容错性和环境适应性。相较于传统方法，本章节所提方案在以下几个方面体现出明显的优势与领先性：

（1）显著提升定位精度

实验数据显示，AI 模型在 95%定位误差对应的累积分布函数值（CDF）上优于传统方法 13.5%，在 68%定位误差 CDF 上提升 22%。平均误差降低 23.4%，实现定位性能跨越式提升。

（2）强大的泛化与学习能力

MLP 网络具备强大的非线性建模能力和端到端学习能力，可通过数据驱动挖掘深层规律，对不同场景、不同目标均具备良好的适应性。

（3）高效的部署与维护机制

模型部署前支持量化与压缩，降低部署资源消耗，适应边缘计算和嵌入式环境。上线后支持在线性能监控与自动再训练，保证系统长期稳定运行。

（4）领先的融合感知策略

将传统感知流程与 AI 深度学习融合，突破经典雷达定位算法的物理模型约束，构建出“测量-建模-预测”一体化智能架构，为未来 6G 感知网络奠定技术基础。

（5）可复制的工程方案

本章所提方案已在真实航道场景中部署验证，具备良好的可迁移性和工程化潜力，适用于船舶监控、UAV 导航、智能交通等多类应用。

3.4 智能多源感知

随着 UAV 和电动垂直起降飞行器（eVTOL）等低空飞行器的广泛应用，低

空安全成为产业发展的关键。为了保障低空飞行的安全性、高效性和可靠性，低空多源感知融合技术成为业界研究的热点。低空多源感知融合技术是一种综合运用多种感知手段，对低空飞行器进行实时监测、识别、跟踪和管理的技术体系。通过融合 5G-A 通感、频谱侦测、光电感知、雷达感知、UAV 远程身份标识(Remote ID)等多种先进的感知技术，实现优势互补，克服单一技术的局限性，实现对低空飞行器的全方位、立体化监测与管理，为低空经济的健康可持续发展提供坚实的技术支撑。

3.4.1 低空感知关键技术

感知核心需求是“看得到”、“看得准”、“看得远”和“一直看”，常见的低空感知技术如图 12 所示，具体包括：

5G-A 通感技术：5G-A 通感技术是低空多源感知融合的核心技术之一。5G-A 通感技术能够对低空飞行器进行实时监测，获取其位置、速度、轨迹等信息，具有高精度、低延迟、广覆盖，组网灵活便捷等优势。然而，5G-A 通感技术在低于 100 米空域内的虚警率较高，且依赖目标运动产生的多普勒频移进行探测，难以识别如静止 UAV 等具有微弱信号的感知目标。

频谱侦测技术：频谱侦测技术通过对 UAV 遥控和图传信号的监测与分析，实现对 UAV 的发现、预警和识别。该技术采用高增益、宽空域的通信信号侦测天线，对 20MHz-6000MHz 频率范围内的电磁频谱进行监测，能够快速捕捉目标信号，并利用识别处理算法和微弱时频特征提取技术，对 UAV 的信号特征进行分析，实现目标分类识别。尽管频谱侦测技术具有成本低、易部署等优点，但仍存在感知精度低，应用场景受限（不支持无线电静默/网联 UAV），在复杂电磁场景中易虚警等短板。

光电感知技术：光电感知技术利用光学和电子技术相结合的手段，通过光信号的采集、转换和分析，实现对低空飞行器的实时检测、特征识别与持续监控^[41]。该技术可保障多样的感知服务，最大有效跟踪距离可达 3500 米，视频分辨率高达 3840*2160。然而，受制于光电感知技术的高部署成本，其普适性欠佳。

雷达感知技术：雷达感知技术基于传统雷达原理，通过发射电磁波并接收目标反射信号，探测低空飞行器的距离、速度和方位。雷达具有远距离探测、全天

候工作等优点,能够对低空飞行器进行有效的监测和预警。但在密集城区场景中,面临物业协调难度大,近点存在盲点以及虚警率高等问题。

Remote ID 技术: Remote ID 技术是飞行中的 UAV 提供的第三方可以接收的身份识别和位置信息^[42]。该技术包含广播远程 ID 和网络远程 ID 两种类型,前者使用 Wi-Fi 或蓝牙广播数据,后者使用蜂窝网络传输数据。Remote ID 技术能够接收 UAV 的 ID、位置、速度等信息,实现对合作类 UAV 的有效监控,适用于微型、轻型、小型民用无人航空器,但难以发现无线电静默或非主动性上报的 UAV。

	主动探测		侦听探测			
细分指标	5G-A通感	低空雷达	TDOA/AOA	光电探测	协议解析	RID
适用场景	600米以下环境复杂,中距离覆盖,低慢小目标监测	低空净空场景,多种空域监测	场景受限:不支持无线电静默/网联无人机,电磁复杂场景易虚警	适用于目标确认、跟踪取证	解析DJI品牌无人机获取位置信息	用于微型、轻型、小型民用无人航空器
单站覆盖	1km,近点无盲区,可组网互补	>=3km,近点180m以内有盲区	2-10km,TDOA技术定位至少需要三站	方圆:1-2km(360°) 高度:600m	1-10km视环境而定 探测高度0-1000m	<2.5km
通信性能	支持通信,使能低空安防(调查取证通信需求)	无	无	无	依赖通信	依赖通信
站址需求	利用运营商现有站址,易部署	现有铁塔站址难部署,需改造,物业协调难	需新建站址,易部署	需高密度部署	依赖通信站,若区域无通信站则需新建站址	依赖通信站,若区域无通信站则需新建站址
运维	复用运营商无线运维团队	独立运维,成本高	独立维护,成本低	独立维护,成本低	独立维护,成本低	独立维护,成本低
技术演进	3GPP持续推进5G-A和6G技术演进,有保障	缺少统一技术联盟	缺少统一技术联盟	缺少统一技术联盟	缺少统一技术联盟	缺少统一技术联盟
综合评价	普适性强,短板在于静止无人机及低于100米空域虚警率高	密集城区物业协调难度大,近点有盲点,虚警率高	易部署,但精度低,难以发现无线电静默/网联无人机,更适合空地防御	部署成本高,普适性不强,适用配合5G-A雷达,现场取证	仅支持DJI品牌无人机,难以发现无线电静默/网联无人机	难以发现无线电静默,非主动性上报无人机

图 12 低空感知关键技术

由上述分析可知,当前低空感知技术呈现多元化发展态势,不同感知手段各有利弊,单一技术面临着环境适应性不足、准确性受限等问题,亟需取长补短,整合优化。因此,多模融合技术成为低空感知领域的重要发展方向。

3.4.2 多源感知融合技术架构

为克服单一感知手段的局限性,本章节提出了多源感知融合技术架构。多源感知融合系统采用分层架构,将数据采集、初步处理和决策部署在感知终端与边缘节点,同时依托中心云平台进行深度分析和全局优化。这样既能在感知前沿快速响应低时延需求,又可借助中心强大算力完成复杂任务,实现效率与精度的平衡。整体平台采用模块化、可扩展设计,支持多种传感器接入,并具备开放接口和灵活部署能力。

低空多源感知融合技术架构以 5G-A 通感为核心,构建集侦察、预警防御、识别、打击于一体的多模感知网,如图 13 所示。

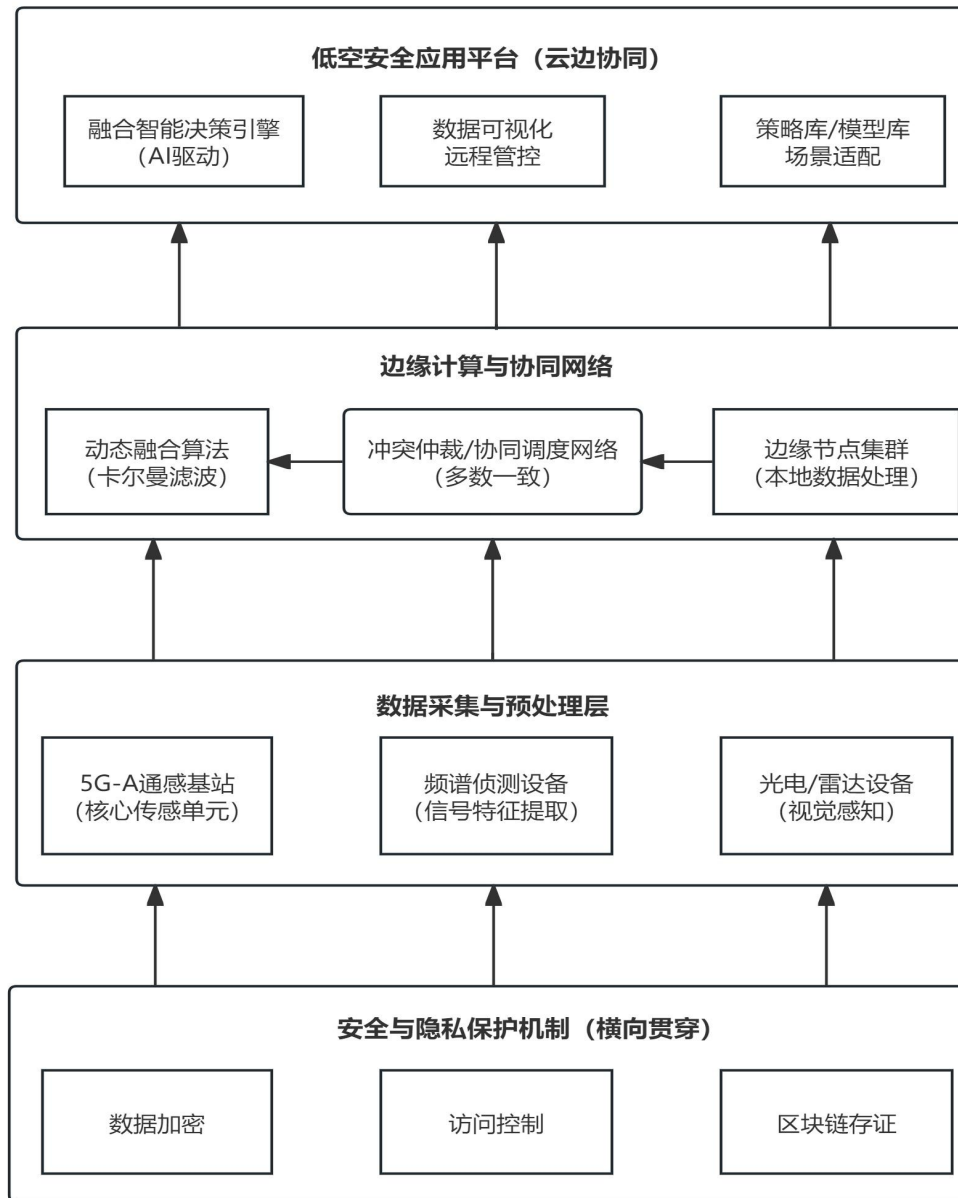


图 13 多源感知融合技术架构示意图

该架构包括以下几个关键部分：

数据采集与预处理：通过 5G-A 通感基站、频谱侦测设备、光电设备、雷达设备等多源感知设备，采集低空飞行器的各种数据，包括位置、速度、轨迹、信号特征等。数据采集后进行预处理，包括时空对齐、异常值过滤、特征提取等操作，为后续的数据融合提供准确可靠的数据基础。

冲突仲裁机制：当多源感知数据出现冲突时，采用冲突仲裁机制，确保最终输出的轨迹信息的准确性和一致性。仲裁机制包括多数一致原则、历史连续性检

验等方法，能够有效解决数据源之间的矛盾，提高系统的可靠性^[43]。

协同调度机制：多源感知系统强调各感知节点之间的协同调度机制。系统通过中心调度或分布式协同调度的方式，根据任务需求动态分配感知资源。例如，当频谱侦测设备发现疑似信号时，可联动光电或雷达设备进行目标确认与跟踪。同时，系统具备边缘处理能力，部分数据可在边缘节点完成分析，从而有效地提高响应速度，减轻中心平台压力。

动态融合算法：采用动态融合算法，对多源感知数据进行融合处理。融合算法包括特征映射、卡尔曼滤波等技术，能够根据不同的监测环境和目标特性，动态调整各数据源的权重，实现对低空飞行器的精准定位和轨迹追踪。例如，在城市环境中，可能更侧重于 5G-A 通感和频谱侦测数据的融合；在郊区环境中，可能更依赖于雷达和光电感知数据。

低空安全应用平台：构建低空安全应用平台，该平台集成大数据、云计算、物联网、AI 等技术，实现低空领域的全方位、立体化、无盲区动态监测和扁平指挥、快速处置与精准管控。平台功能包括远距预警、机型识别、精准定位、轨迹追踪、飞手定位、联动反制、区域定义、无人值守、黑白名单、频谱监测、飞服控制、多源融合、数据回溯、数据分析等。

融合智能决策引擎：融合智能决策引擎不仅可以进行数据融合与冲突仲裁，还引入 AI 决策机制，对不同场景设定策略模型（如城市低空物流、重点区域安防等），实时决策最优感知手段组合与响应流程，形成智能化、自主化感知网络。

安全与隐私保护机制：在多源感知过程中涉及大量飞行器信息、信号数据等敏感信息。系统在架构层加入数据加密、访问控制、身份认证等模块，保障感知系统的数据安全与隐私合规。同时可接入区块链技术实现数据追溯与可信传输。

相较于传统技术方案，本章节所提出的多源感知融合技术架构的优势如下所述：

（1）实现多模融合

低空多源感知融合技术架构实现了多种感知技术的深度融合，包括 5G-A 通感、频谱侦测、光电感知、雷达感知、Remote ID 等。通过多模融合，克服了单一技术的局限性，提高了低空监测的准确性和可靠性^[44]。并采用动态融合算法使

得系统能够更好地适应复杂的低空环境，提高监测效果^{[45][46]}。

（2）构建低空安全应用平台

所构建的平台功能丰富，能够满足不同场景下的低空安全需求。其中，感知平台通过软硬件升级引入 AI 算法和高性能硬件，提升多源数据的处理能力和智能化水平。平台支持分布式与集中式两种部署方式，可根据应用场景需求灵活选用。例如，在智能交通或城市管理等场景中，可采用集中式云端融合；而在应急或现场巡检等场景中，可采用边缘节点分布式协同，由此实现灵活部署。

（3）边缘智能处理

系统引入边缘智能处理架构，使部分感知数据在边缘节点即可完成目标识别、轨迹预测等操作，实现“本地判断、快速响应”的机制，尤其适用于高实时性应用场景^{[47][48]}。在边缘部署计算节点或嵌入式 GPU/AI 芯片，对传感器数据进行初步滤波、目标检测或跟踪等实时处理；同时将关键信息和特征数据上传至中心云平台，由云端进行深度融合计算和全局分析^{[47][48]}。由此降低了数据传输时延，为关键安全任务提供了毫秒级响应，并利用中心云的算力资源对模型进行训练和更新。

（4）协同感知智能调度

通过 AI 算法实现不同类型感知设备的协同调度，根据任务紧急度、场景复杂度及设备状态等因素，动态选择最佳感知组合与部署方式^{[49][50]}。例如：夜间优先使用热成像光电+雷达，白天则以光电+频谱为主。

（5）全周期闭环优化机制

构建集数据采集、融合分析、行为反馈于一体的闭环优化系统。通过历史数据持续训练模型，提升识别精度与系统稳定性，形成自我学习、自我演进能力，显著提升多源感知系统长期运行效率^{[51][52][53]}。

（6）雷视联动

通过融合毫米波雷达与光学（摄像头/红外）传感信息，构建多模态联动感知系统^[54]。该系统在毫米波雷达探测到低空飞行目标后，能即时引导周边摄像头进行聚焦识别，实现“雷达发现、视频识别、图像跟踪”的任务协同机制^[55]。在复杂环境中（如夜间、强光、雾霾），雷达感知可弥补光学失效；而光学图像识

别又能提供结构细节与特征辅助判断。研究表明，融合后的系统可将 UAV 检测精度提升至 95% 以上，并有效降低虚警率，是实现全天候、全场景感知的重要技术路径^[44]。

（7）引入增强型大阵列天线（ELAA）技术

引入 ELAA 技术提升探测范围与空间分辨率。在 5G-A 通感基站中采用 5 面 128 通道天线布阵，实现垂直与水平多角度波束赋形，形成覆盖 600 米以上的立体感知网格^[56]。该架构对小型、低慢飞行器具备更强捕获能力，实测最低可探测尺寸达 0.01 m² RCS，并支持毫米波多频段切换以适应城市、电磁干扰等复杂场景。

（8）融合 AI 算法

系统集成 AI 智能融合引擎，采用多源数据并行深度学习融合模型，对毫米波信号、光电图像、频谱数据等多模态数据进行时空联合建模。使用如 CNN、注意力机制（Attention）、图神经网络（GNN）等方法，实现对目标类型的高精度识别、轨迹追踪与威胁等级智能判别。平台支持在线学习与模型自更新，在实际运行中可根据场景变化持续优化识别策略^[44]。

（9）采用多源协同组网优化

基于宏/微基站分层部署策略，系统实现多点协同的融合感知组网。各节点间通过 5G 低时延链路或多接入边缘计算（MEC）平台进行数据互通与任务分发。系统动态管理感知资源，通过负载均衡、网络切片、感知权重调整等策略，实现城市、郊区、水域等多类地形下的感知资源最优配置^[57]。同时平台支持从中心式融合到边缘协同的架构切换，保障大范围、高并发飞行器监管场景下的稳定性与扩展性。

4 总结与展望

智能低空通感网络是驱动低空经济腾飞的核心引擎，借助 AI、通感一体、5G-A 等前沿技术的深度融合，智能低空通感网络可为智慧交通、智慧城市等新兴低空场景提供关键能力保障。作为支撑低空经济的数字基础设施，智能低空通感网络以技术创新突破现有发展瓶颈，加速低空经济规模化应用进程。

本白皮书在第 1 章概述了智能低空通感网络及其关键技术的发展概况。

本白皮书在第 2 章分析了智能低空通感网络的常见应用场景。

针对现有低空通感网络在杂波抑制、目标检测与轨迹追踪、目标识别及多源感知等领域的技术短板，本白皮书在第 3 章深入剖析了传统非智能感知算法面临的问题与挑战，并提出了一系列创新技术方案，包括：深度神经网络增强的 STAP 杂波抑制算法、基于 AI 的 UAV 目标识别关键技术、AI 赋能的多站检测跟踪方案、以及多源感知融合技术架构。

当前智能低空通感网络的发展面临着算法适配性不足，多源异构数据协同困难、算力能耗矛盾突出等挑战。在未来，智能低空通感网络将继续推进 5G-A/6G 通感技术的演进，同时深化与 AI 技术的融合交织，构建“传统算法+AI 增强”的混合技术架构，实现信号处理效率与系统可靠性的平衡互补。在应用场景方面，未来智能低空通感网络将突破现有物流、应急等领域边界，向空水立体安防、气象梯度探测、UAV 集群协同导航等前沿场景延伸，构建全域覆盖的低空服务体系。为低空经济安全有序发展筑牢技术根基，打造更具活力的低空数字新基底。

中国电信积极响应国家战略部署，紧扣行业创新需求，将智能低空通感网络部署作为关键发力点，全力推进技术攻关与场景落地，打造安全高效、智能协同的低空服务体系。中国电信期待与各界同仁共同构建开放创新、互利共赢的智能低空网络生态，以创新驱动产业升级，以协同凝聚发展合力，携手开创低空经济繁荣发展的全新篇章。

缩略语

英文缩写	英文全称	中文含义
5G	5th-Generation	第五代移动通信技术
5G-A	5th-Generation Advanced	第五代移动通信增强技术
6G	6th-Generation	第六代移动通信技术
AF	Application Function	应用功能
AI	Artificial Intelligence	人工智能
ANM-ADMM	Atomic Norm Minimization-Alternating Direction Method of Multipliers	原子范数最小化-交替方向乘子法
AOA	Angle of Arrival	到达角
AOD	Angle of Departure	离开角
CDF	Cumulative Distribution Function	累积分布函数
CFAR	Constant False-Alarm Rate	恒虚警率
CNCM	Clutter-plus-Noise Covariance Matrix	杂波噪声协方差矩阵
CNN	Convolutional Neural Network	卷积神经网络
DBSCAN	Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise	基于密度的空间聚类算法
ELAA	Extremely Large Aperture Array	增强型大阵列天线
EOD	Elevation of Departure	俯仰离开角
eVTOL	electric Vertical Take-Off and Landing	电动垂直起降飞行器
FC	Fully Connected Layer	全连接层
GAN	Generative Adversarial Network	生成对抗网络
GLSRNet	Gridless Sparse Recovery Network	无网格稀疏恢复网络
GNN	Graph Neural Network	图神经网络
GPU	Graphics Processing Unit	图形处理器
GRU	Gated Recurrent Unit	门控循环单元
ICM	Internal Clutter Motion	阵列幅相误差
ISAC	Integrated Sensing and Communication	通信感知一体化

LSGAN	Least Squares Generative Adversarial Network	最小二乘生成对抗网络
LSTM	Long Short-Term Memory	长短期记忆网络
MEC	Multi-access Edge Computing	多接入边缘计算
MLP	Multilayer Perceptron	多层感知机
MSBL	Multiple Measurement Sparse Bayesian Learning	多重测量稀疏贝叶斯学习算法
MTI	Moving Target Indicator	动目标显示
RCS	Radar Cross-Section	雷达截面积
RD	Range-Doppler	距离-多普勒
RDNet	Residual Dense Network	残差密集网络
ResNet	Residual Network	残差网络
RID/Remote ID	Remote Identification	远程身份标识
SF	Sensing Function	感知功能
SILAS	Smart Integrated Low-Altitude System	智能融合低空系统
SNR	Signal-to-Noise Ratio	信噪比
STAP	Space-Time Adaptive Processing	空时自适应处理
STFT	Short-Time Fourier Transform	短时傅里叶变换
SVM	Support Vector Machine	支持向量机
TDOA	Time Difference of Arrival	到达时间差
UAV	Unmanned Aerial Vehicle	无人机

参考文献

- [1] 新华社. 中央财经委员会第四次会议强调推动高质量发展实现更大作为[N/OL]. 新华社, 2024.
- [2] 深圳市交通运输局(深圳市港务管理局). 2024 年深圳低空经济大事[EB/OL]. 深圳市交通运输局, 2025.
- [3] 上海市通信管理局. 上海市信息通信业加快建设低空智联网 助力我市低空经济发展的指导意见[EB/OL]. 上海市通信管理局, 2024.
- [4] 王鹏. 通感一体网络: 低空经济的关键网络基础设施[EB/OL]. 中国日报网, 2024.
- [5] 中国电信. 通感一体低空网络白皮书[R]. 中国电信, 2024.
- [6] 科技日报. 低空经济加速起飞 多地构建立体化低空基础设施体系[EB/OL]. 科技日报, 2024.
- [7] 广东省工业和信息化厅. 智能传感器产业高质量发展主题新闻发布会[EB/OL]. 广东省工业和信息化厅, 2024.
- [8] 四川省地震局. 强化科技赋能 推动提质增效 ——泛在感知地震预警联合创新方案发布[EB/OL]. 四川省地震局, 2024.
- [9] 光明网. 低空智联网护航低空经济“飞得好”[EB/OL]. 光明网, 2025.
- [10] 新民晚报. 在长三角“打飞的”[EB/OL]. 新民晚报, 2024.
- [11] 中国电信. 中国电信山东公司助力打造济宁市首个“低空经济+智慧物流”项目[EB/OL]. 中国电信, 2025.
- [12] 济南日报. 济南低空“AI 枢纽”正式启用 发布 30 个低空应用场景 千米以下空域借“机”生长[EB/OL]. 济南日报, 2025.
- [13] 央广网. “低空经济+应急救援”为高空灭火插上科技翅膀[EB/OL]. 央广网, 2024.
- [14] 央广网. 打造低空智联网 护航低空经济安全发展[EB/OL]. 央广网, 2024.
- [15] 央视网. AI 模型、“北斗”、物联网……智慧农业成为田间地头新常态[EB/OL]. 央视网, 2025.
- [16] 绍兴市水利局. “智”水有方 Ai 赋能水利改革[EB/OL]. 绍兴水利, 2025.

- [17] Lamensdorf D, Babu B N S, Torres J A, Sahraouia A A, Sniezek C J. Adaptive space-time processing for airborne radar[R]. Rome, NY: Rome Laboratory, Air Force Materiel Command, 1996. RL-TR-95-268.
- [18] Reed I S, Mallett J D, Brennan L E. Rapid convergence rate in adaptive arrays[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1974, AES-10(6): 853-863.
- [19] Saarnisaari H, Puska H. A novel space-time adaptive processing algorithm[C]//Proceedings of the Thirty-Eighth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, CA, USA: IEEE, 2004: 280-283.
- [20] Huang W, Wang T, Cui W. Robust airborne radar clutter suppression algorithm via deep neural networks under small-sample conditions[J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(7): 11587-11600.
- [21] Perd'och J, Gažovová S, Pacek M. An improved radar clutter suppression by simple neural network[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2023, 18(2): 308-326.
- [22] Zhao Y, Sun T, Zhang J, Gao M. GAN-CNN-based moving target detector for airborne radar systems[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(13): 21614-21627.
- [23] Zhu H, Feng W, Feng C, et al. Deep unfolding based space-time adaptive processing method for airborne radar[J]. Journal of Radars, 2022, 11(4): 676-691.
- [24] Song D, Feng Q, Chen S, Xi F, Liu Z. Space-time adaptive processing using deep neural network-based shrinkage algorithm under small training samples[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(6): 9697-9703.
- [25] Burges C J. A tutorial on support vector machines for pattern recognition[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2(2): 121-167.
- [26] Kotsiantis S B. Decision trees: a recent overview[J]. Artificial Intelligence Review, 2013, 39(4): 261-283.
- [27] 刘凯越, 张晨新, 刘刚, 庄亚强. 基于扑翼模型的鸟类目标动态 RCS 的仿真研究[J]. 微波学报, 2016, 32(4): 15-20.
- [28] 陈小龙, 南钊, 张海, 等. 飞鸟与旋翼无人机雷达微多普勒测量实验研究[J].

- 电波科学学报, 2021, 36(5): 704-714.
- [29]Chen X, Ma C, Zhao C, Luo Y. UAV classification based on deep learning fusion of multidimensional UAV micro-Doppler image features[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2024, 21(1): 1-5.
- [30]Liu F, Cui Y, Masouros C, et al. Integrated sensing and communications: Toward dual-functional wireless networks for 6G and beyond[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2022, 40(6): 1728-1767.
- [31]Cui Y, Liu F, Jing X, et al. Integrating sensing and communications for ubiquitous IoT: Applications, trends, and challenges[J]. IEEE Network, 2021, 35(5): 158-167.
- [32]Wei Z, Liu F, Masouros C, et al. Toward multi-functional 6G wireless networks: Integrating sensing, communication, and security[J]. IEEE Communications Magazine, 2022, 60(4): 65-71.
- [33]Wymeersch H, Shrestha D, de Lima C M, et al. Integration of communication and sensing in 6G: A joint industrial and academic perspective[C]// Proceedings of the 2021 IEEE 32nd Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC). Online: IEEE, 2021: 1–7.
- [34]Pin Tan D K, He K, Li Y, et al. Integrated sensing and communication in 6G: Motivations, use cases, requirements, challenges and future directions[C]// Proceedings of the 2021 1st IEEE International Online Symposium on Joint Communications & Sensing (JC&S). Online: IEEE, 2021: 1–6.
- [35]李萍, 郭晓江. 通感一体化关键技术与应用[J]. 中兴通讯技术, 2023, 29(02): 72-78.
- [36]Behravan A, Yajnanarayana V, Keskin M F, et al. Positioning and sensing in 6G: Gaps, challenges, and opportunities[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2023, 18(1): 40–48.
- [37]中国移动. 5G-A 通感一体典型场景技术解决方案白皮书[R]. 北京:中国移动, 2024.

- [38]Phuyal S, Bista D, Bista R, et al. Challenges, opportunities and future directions of smart manufacturing: A state of art review[J]. Sustainable Futures, 2020, 2: 100023.
- [39]IMT-2030（6G）推进组. 无线 AI 技术研究报告[R]. 北京: IMT-2030（6G）推进组, 2022.
- [40]Goodfellow I, Bengio Y, Courville A. Deep learning[M]. Cambridge, MA: MIT Press, 2016.
- [41]Goecks V G, Woods G, Valasek J. Combining visible and infrared spectrum imagery using machine learning for small unmanned aerial system detection[A/OL]. arXiv, 2020.
- [42]汤新民, 顾俊伟, 刘冰, 张康. 低空监视技术及其发展趋势综述[J]. 南京航空航天大学学报, 2024, 56(6): 973-993.
- [43]Wei P, Ball J E, Anderson D T. Multi-sensor conflict measurement and information fusion[C/OL]. 2016.
- [44]Sakellariou N, Lalas A, Votis K, et al. Multi-sensor fusion for UAV classification based on feature maps of image and radar data[A/OL]. arXiv, 2024.
- [45]YIN H, LI D, WANG Y, et al. Adaptive data fusion method of multisensors based on LSTM-GWFA hybrid model for tracking dynamic targets[J/OL]. Sensors, 2022, 22(15): 5800.
- [46]YUE K. Multi-sensor data fusion for autonomous flight of unmanned aerial vehicles in complex flight environments[J/OL]. Drone Systems and Applications, 2024, 12: 1-12.
- [47]Hao Y, Miao Y, Tian Y, et al. Smart-Edge-CoCaCo: AI-enabled smart edge with joint computation, caching, and communication in heterogeneous IoT[A/OL]. arXiv, 2019.
- [48]Deng S, Zhao H, Fang W, Yin J, Dustdar S, Zomaya AY. Edge intelligence: the confluence of edge computing and artificial intelligence[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(8): 7457-7469.

- [49]Leong A S, Ramaswamy A, Quevedo D E, Karl H, Shi L. Deep reinforcement learning for wireless sensor scheduling in cyber–physical systems[J]. Automatica, 2020, 113: 108759.
- [50]ORNEE T Z, SHISHER M K C, KAM C, et al. Context-aware status updating: wireless scheduling for maximizing situational awareness in safety-critical systems[A/OL]. arXiv, 2023.
- [51]NING C, YOU F. Optimization under uncertainty in the era of big data and deep learning: when machine learning meets mathematical programming[J/OL]. Computers & Chemical Engineering, 2019, 125: 434-448.
- [52]JIA Y, LUO H, ZHAO F, et al. Lvio-Fusion: a self-adaptive multi-sensor fusion SLAM framework using actor-critic method[A/OL]. arXiv, 2021.
- [53]HAUSWIRTH A, HE Z, BOLOGNANI S, et al. Optimization algorithms as robust feedback controllers[J/OL]. Annual Reviews in Control, 2024, 57: 100941.
- [54]ZHU C, ZHAO Z, SHAN Z, et al. Robust target detection of intelligent integrated optical camera and mmWave radar system[J/OL]. Digital Signal Processing, 2024, 145: 104336.
- [55]CAI K, XIA Q, LI P, et al. Robust human detection under visual degradation via thermal and mmWave radar fusion[A/OL]. arXiv, 2023.
- [56]西南证券研究发展中心通信研究团队. 5G-A——通感融合赋能低空经济[R]. 2024.
- [57]林旭, 刘涛, 张诗壮, 等. 通感低空覆盖关键技术与组网[J]. 中兴通讯技术, 2025, 31(1): 53 – 57.