

面向低空物联网频谱认知与决策的云边端融合体系架构

董超^{1,2}, 经宇骞^{1,2}, 屈毓铨^{1,2}, 周博^{1,2}, 黄洋^{1,2}, 贾子晔^{1,2}, 戴海鹏³, 吴启晖^{1,2}

(1. 南京航空航天大学电子信息工程学院/集成电路学院, 江苏 南京 210016;

2. 电磁频谱空间动态认知系统工业和信息化部重点实验室, 江苏 南京 210016; 3. 南京大学计算机科学与技术系, 江苏 南京 210008)

摘要: 介绍了面向低空物联网频谱认知与决策这一典型应用场景的新型体系架构。首先, 分析了低空物联网频谱安全管控与高效共享面临的挑战, 凝练了亟待解决的关键科学问题。其次, 以云边端深度融合支撑低空物联网频谱管控和共享为思路, 提出了面向低空物联网频谱认知与决策的云边端融合体系架构。接着, 探讨了基于云边端融合的低空物联网频谱快速精准认知与敏捷适变决策等关键技术。最后, 介绍了该体系架构的未来研究方向。

关键词: 低空物联网; 频谱认知与决策; 云边端融合; 协同学习; 协同推理

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2023228

Cloud-edge-device fusion architecture oriented to spectrum cognition and decision in low altitude intelligence network

DONG Chao^{1,2}, JING Yuqian^{1,2}, QU Yuben^{1,2}, ZHOU Bo^{1,2}, HUANG Yang^{1,2},
JIA Ziye^{1,2}, DAI Haipeng³, WU Qihui^{1,2}

1. College of Electronic and Information Engineering/ College of Integrated Circuits, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China

2. Key Laboratory of Dynamic Cognitive System of Electromagnetic Spectrum Space, Ministry of Industry and Information Technology, Nanjing 210016, China

3. Department of Computer Science and Technology, Nanjing University, Nanjing 210008, China

Abstract: A new architecture for the typical application scenario of low altitude intelligence network spectrum cognition and decision was introduced. Firstly, the challenges of spectrum security management and efficient sharing in low altitude intelligence network were analyzed, and the key scientific problems that need to be solved were summarized. Secondly, to support the spectrum management and sharing of low altitude intelligence network through deep integration of cloud, edge, and device, the cloud-edge-device fusion architecture for low altitude intelligence network spectrum cognition and decision was proposed. Then, the key technologies such as fast and accurate spectrum recognition and agile adaptive decision making based on cloud-edge-device fusion were discussed. Finally, the future research direction of the architecture was introduced.

Keywords: low altitude intelligence network, spectral cognitive and decision, cloud-edge-device fusion, collaborative learning, collaborative inference

0 引言

近年来, 低空空域已成为国家战略资源, 广泛服务于农林植保、遥感探测、低空运输、公共安全与应急救援等重要领域。低空经济的发展需

求使低空物联网应运而生, 低空物联网是在低空空域(3 km 以下)实现“人-机-物”三元融合智能互联的重要基础设施, 能助力实现低空业务网络化、数字化、智能化运营的实体网络空间, 同时也是推进低空产业化发展最重要的基础设施, 对促进

收稿日期: 2023-07-04; 修回日期: 2023-09-27

通信作者: 屈毓铨, quyuben@nuaa.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.61931011, No.62072303, No.62231015, No.62201255)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.61931011, No.62072303, No.62231015, No.62201255)

低空经济具有重要意义^[1]。依托天空地网络基础设施构建的低空物联网有望助力下一代移动通信网络加速实现“全覆盖”“万物智联”“空天地海一体化”等远大愿景，推动未来移动信息网络从传统二维平面迈向三维立体全覆盖，实现低空网络与数字网络的高度融合、低空经济与数字经济的高度交汇，为 6G 技术产业的开放创新新生态奠定坚实基础^[2-3]。低空物联网的低空飞行活动涉及通用航空和无人机等多种用户，包含大量异构低空飞行器^[4]。截至 2022 年，我国民用无人机注册数量达 83.2 万架，日均飞行时间达 4.57 万小时，比传统有人通航的飞行量高一个数量级。可以看到，低空物联网中低空飞行器的数量呈现爆炸式增长，加上执行飞行任务、场景多样，产生了包括数据业务和控制业务在内的海量数据，导致无线数据传输业务也呈爆炸式增长，可以预见未来对于无线传输资源的需求日益强烈。

对于天空地一体化信息网络的重要组成部分低空物联网而言，电磁频谱资源是其首要资源，若频谱资源无法安全管控和高效共享，低空物联网难以安全高效运维甚至会瘫痪。作为空基网络的重要组成部分，低空物联网面临空域管理和使用期限有限等问题，不宜分配固定授权频谱，需要让其与现有地基网络或天基网络共享频谱。与地面移动网络不同，低空物联网频谱资源及其使用呈现三维立体性、所处低空电磁环境更加复杂、立体交叠电磁干扰严重，导致频谱资源管控与共享更加困难。综合这些特征，低空物联网频谱资源的研究面临如下挑战。

1) 低空自然环境特征导致频谱态势立体化。与车联网等地面移动信息网络不同，低空物联网运行

于三维地理空间，频谱资源向低空空域延伸，频谱资源与空域资源紧密耦合，使低空物联网的频谱资源态势呈现明显的立体性。这种自然环境特征使频谱态势数据的搜索空间呈现非线性增长。

2) 低空环境的人为干扰使频谱态势认知复杂化。低空电磁频谱空间^[5]的开放性使“黑广播”“伪基站”等非法用频行为频繁；同时，低空物联网的电磁环境存在地面、低空和高空立体空间干扰信号交叠，此外，低空飞行器节点快速移动、任务动态变化。这些人为干扰也会导致低空频谱态势认知异常复杂。

3) 多变的用频需求导致频谱资源竞争激烈。低空飞行活动涉及通用航空和无人机等多种用户，各类低空飞行器的飞行高度、速度、航机特征不同，低空飞行器执行任务动态变化，低空物联网与多种无线通信技术共享空地频谱资源，此外，在低空飞行器组网方面，除了联合地面通信基站，还需要通过自组网进行通信，动态多变、全方位的用频需求使频谱资源竞争白热化。

为满足低空物联网频谱安全管控与高效共享等迫切需求，需要快速精准认知低空复杂电磁频谱环境，构建面向低空飞行器组网频谱决策的频谱态势图，制定考虑低空物联网节点快速移动、任务场景多样、资源相对受限等特性的敏捷适用变频决策。目前，频谱认知与决策通常采用云端两层处理范式，构成基于云端的频谱观察、分析、决策、执行（OODA, observe, orient, decide, act）环^[6]，如图 1 所示。

首先，端节点将采集的频谱感知数据上传到云中心进行分析处理，生成全局频谱态势；然后，云

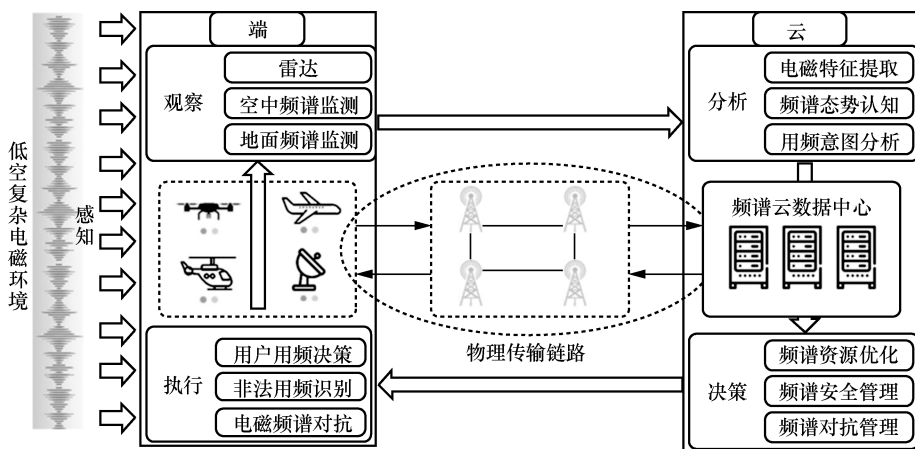


图 1 基于云端两层处理范式的 OODA 环

中心制定端节点的用频决策并下发至端节点执行。上述过程存在带宽资源耗费大、态势针对性不足、用频决策时效性低等问题，严重制约低空物联网频谱认知与决策，成为低空物联网发展面临的瓶颈，具体表现在以下几个方面。

1) 采集数据。频谱感知方面，大量高精度频谱感知数据是后续频谱态势认知的基础，这需要将各个低空飞行器（端）获取的频谱感知数据通过地面 4G/5G 通信基站上传到地面云中心进行融合处理，考虑到指数级增长的海量频谱感知数据和相对有限的无线网络传输容量，将全部频谱感知数据上传到云中心会耗费大量宝贵带宽资源，甚至是不切实际的。

2) 分析数据。频谱态势生成方面，传统云中心生成的频谱态势图通常侧重于广域空间的频谱态势认知，尚未考虑通信、存储、计算等资源均受限的端侧频谱态势认知问题，而实际上低空物联网更需要能直接服务于资源受限低空飞行器组网的区域甚至局域频谱态势图。

3) 利用数据。频谱决策方面，由于云端通信链路带宽有限，传统基于云中心的频谱决策时延较大，而低空物联网网络状态动态变化、用频实时性需求高，导致无法快速实时响应低空物联网用频决策。

随着边缘计算、边缘人工智能（AI, artificial intelligence）^[7]等技术的快速发展和日臻成熟，在更靠近端侧用户的地方，如通信基站附近部署边缘云并形成云边端三层处理范式能够更好地服务于用户、更快地响应用户需求。从需求分析和发展趋势来看，将云、边、端多层资源高效协同形成的云边端融合架构有望有效解决低空物联网频谱认知与决策面临的瓶颈问题，目前尚无面向低空物联网频谱认知与决策的云边端融合相关研究，亟待开展相关研究。本文提出了面向低空物联网频谱认知与决策的云边端高效融合体系架构及该架构下面临的三大关键科学问题，具体讨论了面向低空物联网频谱认知与决策的云边端高效融合机理与架构，探讨了基于云边端高效融合的低空物联网频谱快速精准认知与频谱敏捷适变决策等关键技术与发展方向。

1 科学问题

经过上述分析可知，云边端融合体系是应对低

空三维地理空间、干扰电磁环境、动态立体用频需求等特征所提出的面向低空物联网频谱认知与决策这一关键应用需求的新型体系架构，应用场景为 3 km 以下的低空空域频谱认知与决策，可广泛服务于农林植保、遥感探测、低空运输、公共安全与应急救援等重要领域。利用低空飞行器结合云中心、边缘服务器进行频谱数据感知与处理、频谱态势生成与语义分析以及用频决策，该架构解决了以下 3 个相互关联的科学问题。

科学问题 1 三维立体态势下分布式通感算存控多维异构资源深度融合机理

针对低空电磁环境特征以及多元用户需求，需要将对飞行器的控制纳入传统的“通感算存”机理，形成“通感算存控”的多维深度融合，更好地控制低空用户感知频谱资源。三维立体是低空物联网频谱态势区别于传统地面移动信息网络频谱态势的基本特征，其对网络中各类资源的融合提出了更高的要求。传统地面网络通感算存主要关注如何感知和计算二维平面的频谱资源，而低空物联网的三维立体态势使频谱资源的感知和计算在数量级和内涵上都发生了变化，全面精准的频谱态势信息必然需要消耗大量的资源。一方面，传统云端两层处理范式通常假设将全部感知数据汇聚到资源充足的云服务中心进行处理，较少考虑中间的传输过程，而低空物联网频谱资源的感知和计算对实时性要求较高，云和端在频谱认知或决策方面的需求均存在较大差异，必须考虑云边端分布式不同层次不同能力的各种资源高效协同处理；另一方面，对低空飞行器等节点的控制也是低空物联网的显著特点之一，在带来资源便利和信息优势的同时也加大了资源协同的难度，三维立体态势下必须着重考虑控制资源的融合。因此，三维立体态势下分布式通感算存控多维异构资源深度融合机理是首要关键科学问题。

科学问题 2 复杂动态环境下基于不完全信息的频谱态势快速精准认知机理

动态复杂的低空环境导致频谱信息感知不完全，亟待研究基于不完全信息的频谱态势认知。频谱态势生成是低空物联网组网用频决策的基础，快速精准是低空物联网赋予频谱态势认知的基本要求，复杂动态是低空物联网频谱环境的基本特征，云边端架构下云边往往只能获取部分频谱信息，这些给低空物联网的频谱态势快速精准

认知带来了挑战。一方面,低空物联网三维立体频谱感知数据呈指数级增长,由于无线网络传输容量受限,云边难以获得所有频谱感知数据,通常只能收到端侧的部分频谱数据,甚至是经过压缩的频谱语义信息,必然面临频谱信息的部分缺失;另一方面,在低空复杂电磁环境和交叠电磁干扰共同作用下,频谱感知信息自身在获取和传输阶段都存在损失甚至丢失,加剧了频谱信息的不完全性。因此,复杂动态环境下基于不完全信息的频谱态势快速精准认知机理是亟待解决的一个关键科学问题。

科学问题 3 复杂动态网络中云边端分布式资源与多粒度频谱决策耦合机理

由于低空物联网覆盖范围广、用频节点多,而区域性、局域性用频需求存在较大差异,需要借助云和边协同管控不同的用频需求,考虑到低空飞行器的快速移动性和动态网络拓扑,且用频决策的问题复杂度与用频节点数量呈正相关,需要将云边端分布式计算、存储、控制等资源与区域稳健用频决策、局域链路捷变用频决策异质需求完美耦合适配。因此,复杂动态网络中云边端分布式资源与多粒度频谱决策耦合机理是需要解决的一个关键科学问题。

2 面向低空物联网频谱认知与决策的云边端高效融合机理与架构

目前,传统的云端两层频谱管控架构难以满足低空物联网频谱认知与决策需求,本文根据边端协同智能、协同认知动态系统等前期研究,探索通-感-算-存-控融合的云边端协同机理,构建相关体系架构;基于通感算存控融合的云边端协同架构,分别在模型训练和模型推理方面建立模型与数据并行的云边端协同快速学习架构、边缘智能驱动的云边端弹性协同推理架构,有望最终实现云边端融合体系的各种需求。

2.1 通-感-算-存-控融合的云边端协同机理与架构

由于现有云边端协同架构主要面向传统地面网络,且较多关注通-感-算-存资源的融合,而低空物联网的突出特点是对于低空飞行器的控制,因此,亟待打破通感算存与控隔离的云边端体系架构,构建通-感-算-存-控融合的云边端协同架构,通、感、算、存、控分别指低空物联网环境下的无线电通信资源、频谱感知信息获取、

频谱数据计算、频谱数据存储以及低空飞行器控制。本文以协同认知动态系统(CCDS, collaborative cognitive dynamic system)^[8]为基础,考虑低空飞行器这类边缘节点资源的受限性,扩展到边缘协同认知动态系统(E-CCDS, edge collaborative cognitive dynamic system)模型。Haykin^[9]提出的原始 CCDS 强调与深度学习、强化学习等人工智能技术相结合,主要包括四部分,即感知、执行以及连接两者的“感知-执行”环路与内部的分流环,体现了人类大脑三方面的特征,即注意力感知、逆向推理学习环和风险控制,侧重于单个节点的单体智能的增强。首先,对原始 CCDS 模型进行改进以适应节点中多功能模块的协同,例如,低空飞行器节点包含通信组网、智能感知、智能计算、存储管理、飞行控制等功能模块。由于低空物联网往往涉及多个模块的决策过程,决策时需要模块间的协同,如何改进 CCDS 以适应多功能模块的协同是一个关键研究问题。这里有 2 种典型思路:一种是独立决策,即各模块依次做出决策,例如先选择飞行控制后选择通信组网,或者先确定通信组网后确定飞行控制;另一种是多模块融合决策,即将各模块的解空间拼接作为新的决策变量,例如联合决策飞行控制和通信组网。前者操作简单但需提前确定模块决策次序且模块间的协同受限,后者性能更优但会遇到决策空间的组合爆炸问题。本文通过改进 CCDS 的分流环路,从内部反馈机制深入融合多模块决策过程,以求在较短时间内找到最优解。其次,考虑低空飞行器节点的通信、感知、计算、存储、控制资源相对受限,且不同节点存在一定的差异,在上述改进的 CCDS 模型里进一步考虑每个节点在不同功能模块上的资源受限性,给相应功能模块一定的资源约束,在涉及多功能模块协同决策时以此为约束条件,即构建 E-CCDS 模型。

面向低空物联网频谱认知与决策的通-感-算-存-控融合的云边端协同架构设计如图 2 所示。边利用端上传的感知数据,经过分析生成区域频谱态势与用频决策,并向端下发决策,控制其执行;云对边上传的频谱资源进行广域粗粒度的频谱态势分析和决策,并下发给边,辅助其进行决策。

本文在构建通-感-算-存-控融合的低空物联网节点功能模型之后,融合 OODA 环、多维异构资源虚拟化技术,构建通-感-算-存-控融合的云边端

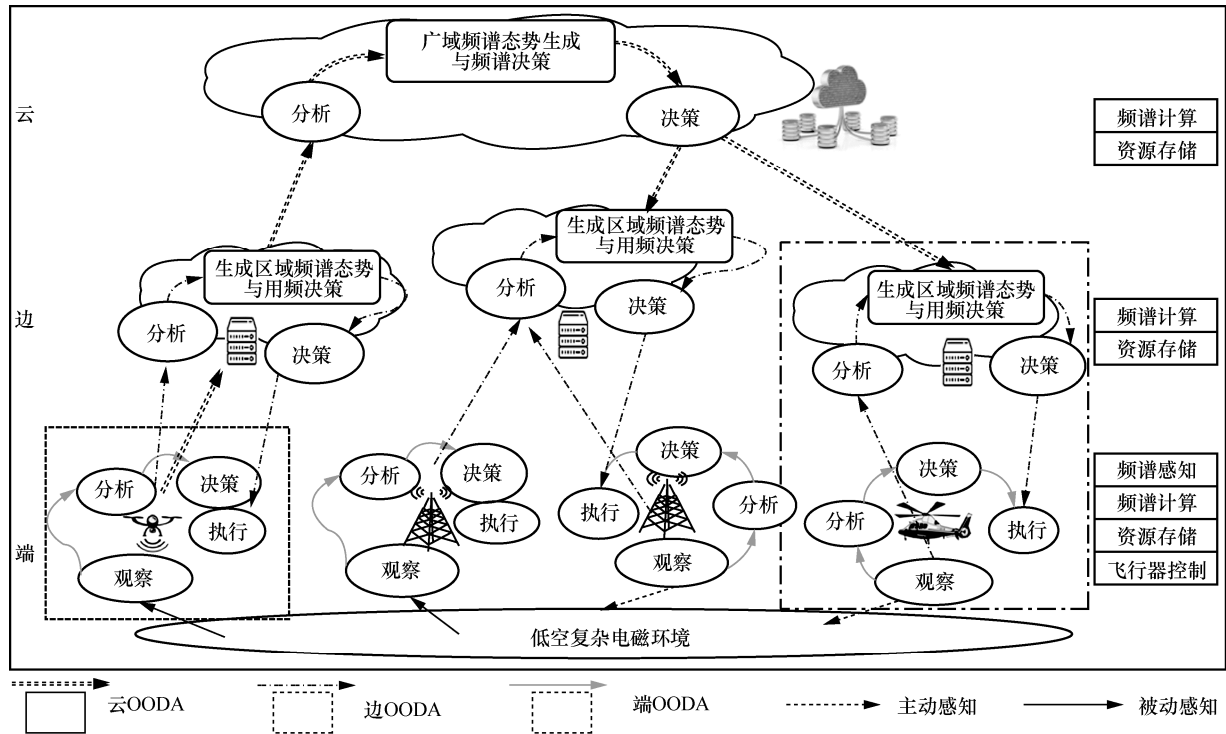


图 2 面向低空物联网频谱认知与决策的通-感-算-存-控融合的云边端协同架构设计

协同体系架构。该架构具备如下特性：1) 面向不同层次任务需求和资源供给能力，每一层均包含不同能力的 OODA 环，智能协同本层通感算存控资源；2) 根据不同的整体需求和综合资源能力，建立了多层嵌套 OODA 环、同层协同的 OODA 环，相互协同、互为补充，实现了分层自主协同与多粒度决策的融合；3) 主要侧重频谱认知与决策在分层架构下应具备的不同资源和能力。具体地，端的 OODA 环通过终端感知、单节点频谱态势，以及边节点分析形成语义态势下发，共同控制终端（低空飞行器等节点）做出决策和行动，形成了面向节点决策的边缘计算辅助的前端 OODA 嵌套环；边的 OODA 环是以多个端的 OODA 环为基础，对端上传的频谱资源进行分析和决策，形成区域的频谱态势认知与决策，边的 OODA 环嵌入云的 OODA 环，同时融合了多个端的 OODA 环；云的 OODA 环融合了多个边的 OODA 环，对边上传的频谱资源进行分析和决策，更加侧重在广域粗粒度的频谱态势分析预测。和传统架构相比，通-感-算-存-控体系架构能够考虑云边端分布式不同层次不同能力的各种资源高效协同处理，对低空飞行器等节点的控制资源的融合能够带来资源便利和信息优势。

2.2 模型与数据并行的云边端协同快速学习架构

低空物联网中，实时边缘智能应用程序通过训练好的模型，如深度神经网络（DNN, deep neural network）模型、图神经网络（GNN, graph neural network）模型等，来执行频谱智能决策和推理等任务。传统的模型训练方法一般在云端进行集中学习，将大量数据样本从边缘设备传输到远程的云中心，通常非常耗费时间和资源，无法满足人工智能应用需求^[10]。为了克服这些缺点，本文考虑加速学习过程，提出了一种云边端分层学习框架，它可以有效地在云中心、边缘服务器和低空飞行器上部署模型训练任务。同时，本文提出一种新的混合并行方法，在边缘设备、边缘服务器和云中心 3 个层次上自适应分配模型和数据样本。然后，优化一个在模型粒度和样本粒度上调度模型训练任务的问题，解决这个优化问题可以获得更少的训练时间。最后，进一步实现一个由边缘设备、边缘服务器和云服务器组成的云边端学习架构，并在其上进行大量实验来验证该架构的有效性。

以 DNN 为例，在云边端分层架构中，一般有 3 种计算节点用于 DNN 训练，即边缘节点（如低空飞行器等）、边缘服务器和云中心。这 3 种计算节点的通信和计算能力各不相同。共同训练

DNN，需要确定如何将训练数据样本和训练过的 DNN 分割到 3 种计算节点中。云边端的 3 种并行训练方案包括模型并行、数据并行、混合并行，如图 3 所示。

1) 模型并行训练方案。由于 DNN 通常由一系列不同的层堆叠，因此将层分配给各个节点是很自然的。在模型并行^[11]中，每个节点拥有多个层，并负责更新相应的模型参数。因此，在随机梯度下降 (SGD, stochastic gradient descent) 算法^[12]中使用反向传播规则训练 DNN 时，节点需要进行沟通，交换中间结果。然而，由于 DNN 的层是按顺序训练的，当一个节点在计算时，其他节点必须保持空闲。因此，模型并行方法没有充分利用计算资源。

2) 数据并行训练方案。数据并行^[13]将数据样本分配给各个节点，在每个节点中训练一个局部 DNN 副本，并在优化过程中迫使局部 DNN 达成共识。为了实现 SGD，节点需要不断交换局部随机梯度或局部模型参数。当数据被收集并分割到云中心内的多个计算单元时，数据并行方法能够加速 DNN

的训练。然而，当 DNN 规模较大时，由于需要传输维数相同的局部随机梯度或局部模型参数，通信开销较大。因此，数据并行方法在移动边缘云架构中通信效率不高。

3) 混合并行训练方案。DNN 的后端层主要是全连接层，并包含大部分参数。基于这一事实，本文采用让所有后端层由一个节点训练来改进模型，而前端层由多个节点训练的并行方法。因此，这些节点只需要交换一小部分局部随机梯度或局部模型参数来训练前端层，并传输中间结果来训练后端层，从而大大降低了节点之间的通信时延。后端层仅由一个节点进行训练，一些前端层由少量节点共同训练，而另一些则由所有节点共同训练。同时，与数据并行方法类似，将训练数据样本按照计算资源异构性进行分割分配给所有节点，进一步平衡设备、边缘和云的工作负载。

为了应用混合并行方法加速 DNN 在移动边缘云架构上的训练，需要优化 DNN 层和数据样本对云边端 3 种节点的分配。为此，本文提出分层训练框架，它联合选择给定 DNN 模型的最佳划分点，

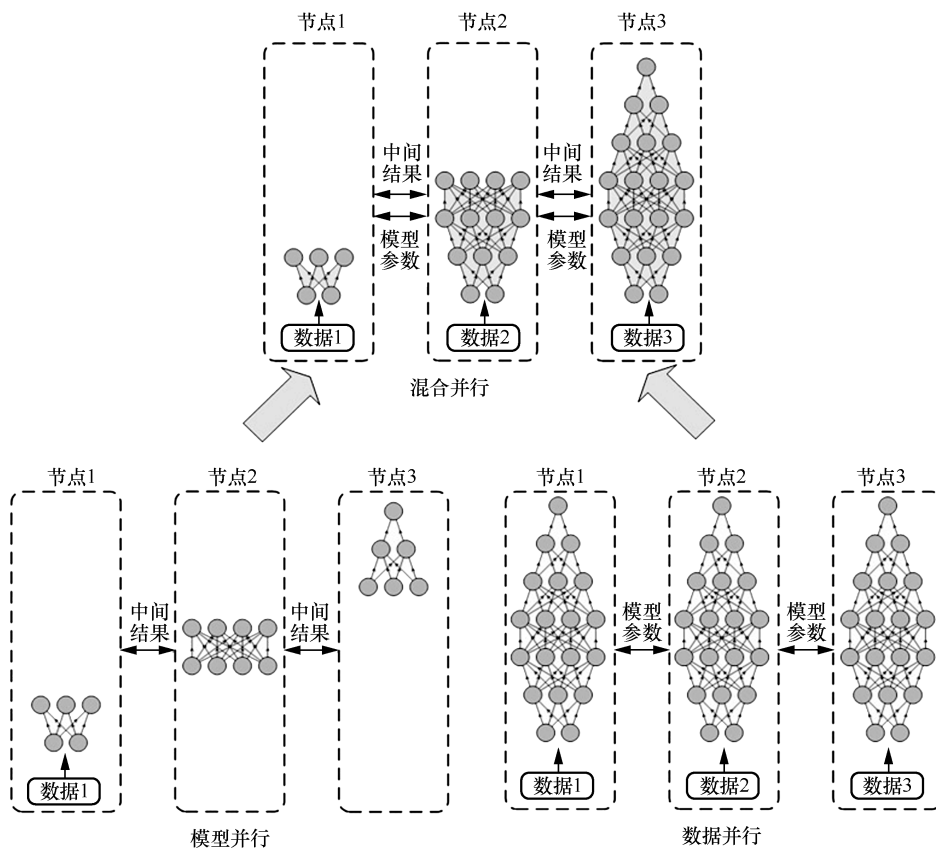


图 3 云边端 3 种并行训练方案

并确定委托给移动边缘云层次结构中不同节点数据样本的适当数量。分层训练框架包括 3 个阶段：分析、优化和分层训练。

分析阶段，该框架执行 2 个初始化步骤：首先，分别分析设备、边缘和云节点中不同模型层的平均执行时间；然后，分析模型中每一层的输出大小。训练任务被分为三部分：用数据样本 b_0 训练完整 DNN 模型的任务、用数据样本 b_s 训练 $1 \sim m_s$ 层 DNN 模型的短任务、用数据样本 b_l 训练 $1 \sim m_l$ 层 DNN 模型的长任务，其中 $m_s \leq m_l$ 。训练时间最小化问题定义为

$$\begin{aligned} & \min_{\{b_0, b_s, b_l, m_s, m_l\}} T_{\text{total}} \\ \text{s.t. } & b_0 + b_s + b_l = B \\ & 0 \leq b_s \leq m_s B \\ & 0 \leq b_l \leq m_l B \end{aligned} \quad (1)$$

其中， B 为数据样本的总数； $T_{\text{total}} = \sum_{k=1}^3 (T_{\text{forward}}^k + T_{\text{backward}}^k) + T_{\text{update}}$ ， T_{forward}^1 和 T_{backward}^1 分别为前向阶段和反向阶段的 $1 \sim m_s$ 层训练时延， T_{forward}^2 和 T_{backward}^2 分别为前向阶段和反向阶段的 $m_s + 1 \sim m_l$ 层训练时延， T_{forward}^3 和 T_{backward}^3 分别为前向阶段和反向阶段的 $m_l + 1 \sim$ 最后一层训练时延； T_{update} 为更新阶段训练时延。

优化阶段，分层训练优化器选择最佳 DNN 模型划点，并分别为边缘终端设备、边缘服务器和云中心节点确定训练样本的数量以最小化训练时间。

分层训练阶段，边缘设备首先根据优化阶段给出的调度策略，将委托的数据样本发送到边缘服务

器和云中心。一旦接收到所需的数据样本，边缘设备、边缘服务器和云中心立即启动各自的计划训练任务，并按层次进行协同模型训练，最终完成云边端协同模型训练。

与传统架构相比，模型与数据并行的云边端协同快速学习架构能够在复杂动态环境下基于不完全信息的频谱态势快速精准认知机理，为低空物联网提供直接服务于资源受限低空飞行器组网的区域甚至局域频谱态势图。

2.3 边缘智能驱动的云边端弹性协同推理架构

边缘智能作为一种有前景的加速 DNN 等神经网络推理的范式，可以为低空物联网中的频谱认知推理赋能，主要通过模型划分来实现，这会不可避免地导致中间数据传输的巨大开销。一种流行的解决方案是引入多出口神经网络^[14]，通过出口提前返回来减少时延。然而，现有的工作忽略了出口设置和协同推理之间的相关性，导致了终端设备到边缘的不协调。为了解决这一问题，本文研究在边缘计算中执行多出口神经网络的瓶颈，并建立一个具有出口选择、模型划分和资源分配的推理加速模型，提出基于多维优化的多出口神经网络推理加速框架。对于出口选择子问题，采用双向动态规划方法确定任意多出口神经网络的最优出口设置。基于最优出口设置，开发基于深度强化学习的策略，进行学习模型划分和资源分配的联合决策。根据低空飞行器网络动态性与异构性环境，自适应确定终端的任务卸载率，提出基于边缘计算环境感知的在线任务卸载算法，保证系统性能。

基于多出口的弹性协同推理架构如图 4 所示。

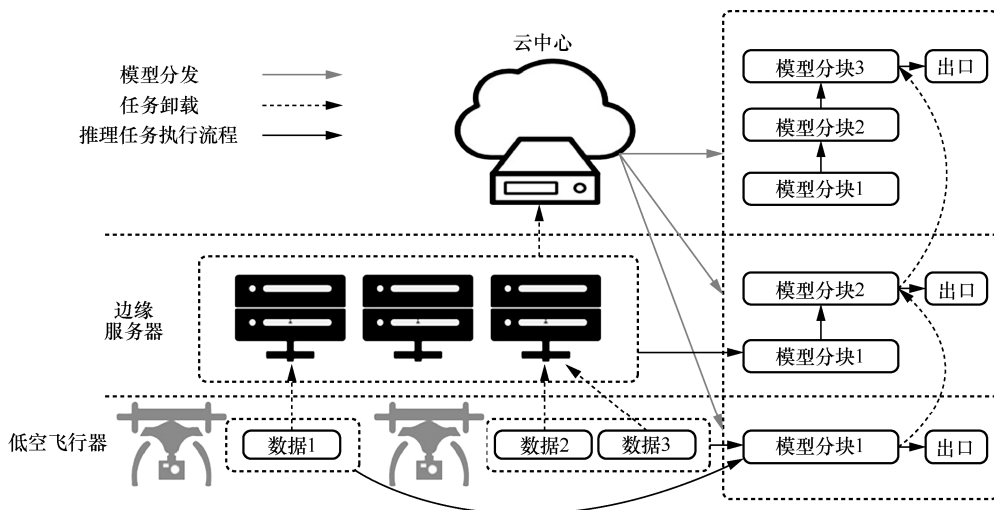


图 4 基于多出口的弹性协同推理架构

首先,云中心可以将模型分块分发给边缘服务器和低空飞行器。然后,低空飞行器使用采集到的数据在本地执行分块推理任务,或卸载到附近的边缘服务器或远程云中心执行。每个分块推理任务都可以根据情况选择出口提前推出返回结果以减少时延,或将中间结果发送到其他节点继续执行下一个分块任务。最后,得出推理结果。在此基础上,建立了多维时延最小化问题的模型。

该架构旨在加速异构边缘计算环境下的多出口神经网络推理。本文考虑一组移动设备,在附近边缘服务器的协助下协同执行推理。多维优化实现了每个推理任务的最优出口设置、模型划分和资源分配。基于联合决策实现了边缘计算中的协同推理加速。在该架构中,端到端时延由设备推断、设备网络传输、边缘推断 3 个阶段组成,设备推断和边缘推断会导致推理时延。然后进行多维优化,云边端弹性协同推理架构通过出口选择来确定多出口 DNN 的最佳出口,以修剪冗余出口,使预期的计算开销最小化,问题形式化为

$$\begin{aligned} \min_{\{x_1, x_2, \dots, x_j\}} & \sum_{j=1}^N (q_{lj} + x_j q_{ej}) k_j \\ \text{s.t.} & A = \{1, 2, \dots, N\} \\ & x_j \in \{0, 1\}, j \in A \\ & 0 \leq p_j \leq 1 \\ & p_N = 1 \end{aligned} \quad (2)$$

其中, N 为候选出口总数; x_j 为出口神经网络层, $x_j=1$ 时第 j 层输出结果, $x_j=0$ 时第 j 层不输出结果; q_{lj} 为第 j 层的浮点运算量; q_{ej} 为第 j 层出口的浮点运算量; p_j 为验证集上第 j 出口的任务推出概率; k_j 为验证集上第 j 层的执行概率。在模型划分步骤中,一个具有最优出口设置的多出口 DNN 将被分成两段,其中,浅出口 DNN 部署在本地,如低空飞行器;深出口 DNN 卸载到边缘服务器。在异构设备之间,卸载计算的比例可能有很大的不同。边缘服务器执行自适应资源分配,使用容器进行资源隔离。

最后进行协同推理。当获得多维决策时,协同推理从设备的浅层开始,说明任务可能在任何出口退出。其预测在浅层中,如果任务可以提前退出,结果将提前返回给用户;否则,中间数据将被传输到边缘服务器并完成更深层次的推理,边缘推理完

成后,将结果返回给用户。本节根据充分考虑低空飞行器网络的动态性以及个节点的异构性,自适应确定推理任务卸载策略,提出基于边缘计算环境感知的在线任务卸载算法,保证任务可以低时延高效完成。相比传统基于云中心的频谱决策,更能满足低空智能网联网络状态动态变化、用频实时性需求高的要求,能够快速实时响应低空智能网联用频决策。

针对 3 个科学问题,本文提出了 3 个架构以应对频谱数据感知与处理、频谱态势语义分析和用频决策三大瓶颈。利用云边端协同对多类型频谱采集设备动态规划,对传输语义特征定义进行设置,对智能算法进行推荐选定;实现对关注区域频谱态势快速构建,对重点目标定位识别,并通过频谱瀑布图、方向图、态势图等形式结合地理信息系统,设定定位可靠性、识别准确性、态势分辨率、决策时间、干扰率等性能指标。

3 基于云边端融合的低空智能网联频谱认知与决策关键技术及未来发展方向

云边端融合具有提升低空智能网联整体效能的潜力,特别是在频谱态势数据的处理、分析^[15],频谱态势图生成^[16-17]以及频谱决策^[18-19]方面,但如何基于云边端融合进行高效的低空智能网联频谱认知与决策仍需要开展深入研究。

3.1 基于云边端融合的低空智能网联频谱快速精准认知

全面准确掌握低空区域频谱态势是实现空地频谱资源高效共享、支撑用频安全与预先决策的关键基础。然而,低空电磁环境复杂动态、空地用频方式多样且交叠、低空非法用频行为频繁、低空飞行器用频任务多样多变,这给低空频谱态势的快速精准认知带来了严峻挑战。同时,随着频谱感知设备的广泛使用,频谱感知数据量激增,受限于无线网络传输容量,云-边难以获取所有频谱感知数据,往往只能收到来自端的频谱语义信息。因此迫切需要研究在频谱语义层面,通过云边端融合来实现频谱语义的高效补全和快速精准预测,具体内容如下。

1) 空地三维频谱态势语义表征与映射

面向复杂低空电磁频谱环境,基于空间立体多维电磁特征,可研究从频谱特征到频谱语义的表征映射,准确认知频谱资源占用、网络通联、异常用频等空地三维频谱语义态势;面向云边端协同认知

架构下频谱资源分配与管理的决策需求，可研究频谱语义态势与多样化用频决策任务的内在逻辑和映射关系。

针对上述问题，潜在研究思路如下。针对复杂电磁环境，面向频谱资源占用、网络通联关系、异常用频行为等频谱语义态势，研究基于时-频-空、调制、协议、场强等多维电磁特征的频谱语义表征方法，结合注意力机制、知识图谱嵌入等技术，研究用频信号的智能识别方法，准确认知用频调制方式、通信协议等资源占用情况、低空飞行器网络拓扑、关键链路等网络通联关系，以及异常辐射源定位、异常通信信号分类、通信干扰模式等空地异常用频行为情况。接着，面向云边端协同认知架构下对于频谱资源分配与管理的多样化决策需求，分析频谱资源占用、网络通联关系、异常用频行为等频谱语义态势与不同用频决策任务之间的内在逻辑关系，研究频谱语义态势的认知精准程度（如误报率、漏报率）、认知时效信息（认知信息的陈旧程度）等因素对用频决策的影响机理。

2) 基于云边端信息融合的频谱语义态势高效补全

面向空地三维频谱态势，可研究基于频谱语义相关性的云边频谱语义态势快速补全方法，降低不同端感知设备的语义认知不一致带来的影响；针对广域频谱态势图缺乏细粒度以及端节点全局态势认知不清问题，可研究联合感知数据和语义信息的跨层信息融合方法以提升端节点本地态势的补全精度。

针对上述问题，潜在研究思路如下。考虑端节点的不同地理位置和认知能力给其频谱语义认知结果带来的不准确性和不一致性，通过挖掘不同类别（如频谱用频状态、网络通联关系）的频谱语义信息的内在相关性，探究频谱语义信息与外部环境信息和本地属性的系统逻辑性，研究基于频谱语义相关性的云边频谱语义态势快速补全方法，以降低不同端感知设备的语义认知不一致带来的影响。接着，考虑到端节点对于广域频谱态势全局认知不清的问题，基于云边所构建的频谱语义态势图，通过图神经网络、贝叶斯学习等方法，研究联合端节点的本地频谱感知数据和本地频谱语义信息与云边所传输的频谱语义态势图的跨层信息补全增强方法，提升端节点的本地态势补全精度。

3) 语义驱动的云边端分层频谱态势快速精准预测

基于频谱语义态势^[20]和补全结果，针对感知数据不完备，以及语义认知和补全不准确问题，可研究基于跨层数据语义信息融合的频谱态势预测方法^[21]，提高预测的稳健性；针对云边端协同认知架构中不同层级节点的差异化预测需求，可研究语义驱动的分层频谱态势按需预测方法，以支撑多样化用频决策任务。

针对上述问题，潜在研究思路如下。针对复杂空地三维电磁环境，利用频谱知识抽取，频谱知识融合、频谱知识合并与加工、频谱知识更新等技术，获得以实体-关系-属性三元结构为特征，包含频率语义、频谱属性、频谱特征、频谱马尔可夫模型和自回归模型等的电磁频谱知识信息。在此基础上，云边节点基于端节点的实时频谱语义信息，利用多层次的神经网络对广域和重点区域的频谱语义态势进行预测，用自回归网络这一邻域知识为模型赋予可解释性同时降低模型复杂度，并利用复杂网络理论和信息论对频谱结构连续性和非连续性进行预判，通过分析预测结果和实时感知结果，基于跨层感知数据和频谱语义融合，动态调整频谱语义预测模型，提高预测的稳健性。接着，考虑到云边端协同认知架构中不同层级节点的计算能力、存储能力、通信能力、地理位置、能耗等本地属性差异，面向不同节点的多样化用频决策任务对预测的准确性、预测时间尺度、预测的时效性等差异化要求，利用频谱语义态势认知结果，基于动态神经网络、动态剪枝等技术，动态调整预测模型结构，实现云边端协同认知架构下频谱语义态势的多粒度按需预测。

3.2 基于云边端融合的低空物联网频谱敏捷适变决策

面对低空广域复杂电磁环境，当前频谱规划技术难以厘清频谱态势、节点选择、功能、用频策略间的复杂耦合关系，难以面向特定电磁频谱态势及电磁频谱任务，选定节点进行最优用频决策。同时，任务驱动的通信等多功能共存且动态变化，当前频谱管控难以实现多功能一体化管控，也难以解决大量低空用频节点引发的巨维用频策略搜索空间难题；此外，当前频谱决策技术难以适应智能化、高动态、非平稳的低空复杂电磁环境。为此，迫切需要研究决策知识图谱构建、区域稳健用频决策、链

路捷变用频决策等，具体内容如下。

1) 云边端协同频谱决策知识图谱构建

针对低空复杂电磁环境的频谱决策，决策知识图谱构建技术利用经验数据、复盘数据构建描述“频谱态势-任务-节点-功能-用频决策”关系的知识图谱，实现用频策略预学习，同时可通过认知控制，在不同频谱态势、任务下变换预学习得到的用频策略，为后续低空智联网不同范围、不同需求的用频决策提供决策知识基础。

针对上述问题，潜在研究思路如下。用频决策知识图谱构建要解决的核心问题是如何根据掌握的低空智联网复杂电磁环境、用频设备、频谱资源、节点任务、用频需求、组网方式等信息，快速、智能地构建用频决策知识图谱。用频决策知识图谱要包含不同电磁环境下信号模拟、雷达探测、通信中继等分布式部署的节点的任务、时间、区域、用频设备、组网方式等，以及频谱资源的使用时间、空间、频率和功率等多维度信息，保证分布式部署的节点在低空广域复杂电磁环境下能够高效匹配频谱资源，为低空智联网频谱共享提供用频推荐支撑。

2) 基于云边协同的区域稳健用频决策

针对低空复杂电磁环境下较大范围内的多节点多维频谱决策，面临巨维策略搜索空间难题，可以摒弃传统缺乏可解释性的“黑盒”式强化学习训练方法，基于云边资源协同，引入混合式并行可靠决策框架、多智能体（多低空飞行器节点簇或多低空飞行器节点）并行决策实现分布式决策。运用基于多目标的强化学习理论，进行多维频谱资源调度优化，提升决策效率，实现低空智联网在区域性范围内的稳健用频决策。

针对上述问题，潜在研究思路如下。低空广域复杂电磁环境中大量节点联合电磁频谱协同用频，多节点多维频谱决策，面临巨维策略搜索空间难题。针对该问题，研究多中心（即多节点簇的中心）的混合式并行可靠决策框架。该框架可解决集中式决策框架遭遇的用频决策时间长、即时性不足、抗毁性差等问题。然而，分布式框架中节点簇或节点间缺乏用频决策信息共享，易导致节点间用频冲突，或互扰过大导致的决策可靠性无法保证难题。通过引入鲁棒校正模块，构建基于分布式的节点并行决策模型。若多节点编组中有 M 个节点，通过应用分布式模型，原问题可被划分为 M 个子问题并行处理。由于部署分布式算法的节点难以获取全局用

频信息或频谱态势，不同节点之间的用频决策可能存在相互影响，例如邻频干扰、交调干扰等，或用频冲突。为确保训练阶段所得到的用频决策是可行的，即不发生用频冲突，可在分布式并行决策模型后级联一级集中式决策鲁棒性校正模块。当智能体识别出现不可行的用频动作时，可触发抢占机制并启动保守策略以确保满足约束。

3) 基于边端协同的链路捷变用频决策

针对低空复杂电磁环境下低空飞行器节点用频存在弱干扰但实时性要求高的问题，可以考虑基于时效性更高的边端协同，加入频谱态势语义学习，通过提取电磁资源调度决策语义特征，将高维数据特征空间降低为较低维度的语义特征空间，为快速高效学习电磁资源调度策略奠定基础。同时针对低空复杂电磁频谱动态环境中的电磁资源调度策略的时空非平稳特性，利用基于分布式行动-评判的架构，引入经验回访池，随机抽取经验打破历史资源调度经验的时间、空间关联性，进而快速学习泛化的电磁资源调度策略，最终形成基于边端协同的低空智联网链路捷变用频决策。

针对上述问题，潜在研究思路如下。广域复杂电磁频谱动态环境中的电磁资源调度策略可存在时空非平稳特性，即不同空间或时间下学习所得的资源调度策略可能是空间或时间相关的，因此，在临机状态下，依据传统方法学习所得的策略选择电磁资源调度动作可能并非当前环境所匹配的最优动作。为此，基于异构行动-评判决策框架可以构建分布式行动-评判动态决策及策略自学习架构。通过时间异步随机调用分布式部署的虚拟智能体决策或学习策略，并通过经验回访池随机抽取历史决策经验，打破历史资源调度经验的时间、空间关联性，进而学习泛化的电磁资源调度策略。在空间广泛分布的用频设备或节点抽象为虚拟智能体构建分布式的虚拟智能体，或在集中式的决策中心抽象构建多线程以实现分布式的 N 个虚拟智能体，并构建各个智能体处的策略函数，如结合核函数并服从玻尔兹曼分布的随机策略。运行时，该分布式行动-评判动态决策及策略自学习架构随机选择一个虚拟智能体以最大化策略函数为目标，进行用频调度优化，获取并执行优化后的电磁资源调度动作。此处需改进传统的 ϵ -贪婪动作优化方法，始终探索未曾访问的调度动作。然后，构建瞬时回报函数，以评价电磁频谱环境中的用频效果。用频设备根据调度指令进行用

频, 获取瞬时回报函数输出, 并观察到新的电磁频谱状态。最后, 构建经验回访池, 将此前的电磁频谱状态、电磁资源调度动作、瞬时回报、新电磁频谱状态构成的<状态, 动作, 回报, 新状态>四元组以及电磁频谱状态存储在用于学习策略函数的经验回访池和用于学习状态值函数的经验回访池。除了用于决策的虚拟智能体, 也可设计其他虚拟智能体从策略函数经验回访池和状态值函数经验回访池中随机选取部分样本进行策略函数和状态值函数参数学习的机制, 并研究策略函数特征字典以及值函数特征字典的更新机制。

4 结束语

本文针对传统云端两层频谱管控架构难以满足低空互联网频谱认知与决策需求, 提出了通-感-算-存-控融合的云边端融合机理与架构, 实现对三维频谱态势的深度认知与高效决策, 解决低空互联网面临的频谱安全管控与高效共享瓶颈问题。本文分析了低空互联网频谱认知决策与云边端融合面临的三大关键科学问题, 指出了基于云边端融合的低空互联网频谱认知与决策的未来发展方向, 有望推动相关领域的发展。

参考文献:

- [1] 樊邦奎, 李云, 张瑞雨, 等. 浅析低空互联网与无人机产业应用[J]. 地理科学进展, 2021, 40(9): 1441-1450.
FAN B K, LI Y, ZHANG R Y, et al. Initial analysis of low-altitude Internet of intelligences (IoI) and the applications of unmanned aerial vehicle industry[J]. Progress in Geography, 2021, 40(9): 1441-1450.
- [2] 赵非, 王湘宁. 以 5G 低空互联网飞行生态区推进通航业发展[J]. 通信企业管理, 2021, 1(2): 66-68.
ZHAO F, WANG X N. Promote the development of the general aviation industry with 5G low-altitude intelligence and networked flight ecological zone[J]. Communication Enterprise Management, 2021(2): 66-68.
- [3] 韩玲, 朱雪田, 迟永生. 基于 5G 的低空网联无人机体系研究与应用探讨[J]. 电子技术应用, 2021, 47(5): 1-4, 10.
HAN L, ZHU X T, CHI Y S. Research and application discussion on low altitude networked UAV system based on 5G[J]. Application of Electronic Technique, 2021, 47(5): 1-4, 10.
- [4] 于季弘, 蔡雨庭, 刘家豪, 等. 空天隐蔽通信技术综述[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2023, 35(5): 775-788.
YU J H, CAI Y T, LIU J H, et al. Overview of covert communication technology in space[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2023, 35(5): 775-788.
- [5] 周博, 马欣怡, 况婷妍, 等. 电磁频谱空间态势认知新范式: 频谱语义和频谱行为[J]. 数据采集与处理, 2022, 37(6): 1198-1207.
ZHOU B, MA X Y, KUANG T Y, et al. New paradigm of electromagnetic spectrum space situation cognition: spectrum semantic and spectrum behavior[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2022, 37(6): 1198-1207.
- [6] 顾灏冰, 田少华, 周丹发, 等. 基于 OODA 环的马赛克战理念及关键技术分析[J]. 空天防御, 2021, 4(3): 65-69.
GU H B, TIAN S H, ZHOU D F, et al. Analysis of mosaic warfare concept and key technologies based on OODA loop[J]. Air&Space Defense, 2021, 4(3): 65-69.
- [7] 施巍松, 张星洲, 王一帆, 等. 边缘计算: 现状与展望[J]. 计算机研究与发展, 2019, 56(1): 69-89.
SHI W S, ZHANG X Z, WANG Y F, et al. Edge computing: current situation and prospects[J]. Computer Research and Development, 2019, 56(1): 69-89.
- [8] LORENZO B, GONZALEZ-CASTANO F J, FANG Y G. A novel collaborative cognitive dynamic network architecture[J]. IEEE Wireless Communications, 2017, 24(1): 74-81.
- [9] HAYKIN S. Cognitive dynamic systems: radar, control, and radio[J]. Proceedings of the IEEE, 2012, 100(7): 2095-2103.
- [10] 张星洲, 鲁思迪, 施巍松. 边缘智能中的协同计算技术研究[J]. 人工智能, 2019, 5(7): 55-67.
ZHANG X Z, LU S D, SHI W S. Research on collaborative computing technology in edge intelligence[J]. Artificial Intelligence, 2019, 5(7): 55-67.
- [11] VALIANT L G. A bridging model for parallel computation[J]. Communications of the ACM, 1990, 33(8): 103-111.
- [12] KETKAR N, KETKAR N. Stochastic gradient descent[J]. Deep Learning with Python: A Hands-on Introduction, 2017, 1(1): 113-132.
- [13] 许少华, 刘丹丹. 一种基于数据并行的过程神经网络训练算法[J]. 智能计算机与应用, 2011, 1(3): 40-42.
XYU S H, LIU D D. A process neural network training algorithm based on data parallel[J]. Intelligent Computers and Applications, 2011, 1(3): 40-42.
- [14] MENDES A B, THEMIDO I H. Multi-outlet retail site location assessment[J]. International Transactions in Operational Research, 2004, 11(1): 1-18.
- [15] RAJENDRAN S, MEERT W, LENDERS V, et al. Unsupervised wireless spectrum anomaly detection with interpretable features[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2019, 5(3): 637-647.
- [16] ZHANG G Y, FU X, WANG J, et al. Spectrum cartography via coupled block-term tensor decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2020, 68: 3660-3675.
- [17] GE C, WANG Z, ZHANG X F. Robust long-term spectrum prediction with missing values and sparse anomalies[J]. IEEE Access, 2019, 7: 16655-16664.
- [18] SLIMENI F, CHTOUROU Z, AMOR A B. Reinforcement learning

based anti-jamming cognitive radio channel selection[C]//Proceedings of 4th International Conference on Advanced Systems and Emergent Technologies (IC_ASET). Piscataway: IEEE Press, 2021: 431-435.

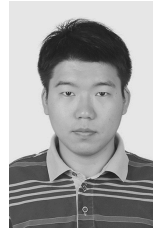
[19] LIU X, XU Y H, JIA L L, et al. Anti-jamming communications using spectrum waterfall: a deep reinforcement learning approach[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(5): 998-1001.

[20] LI H Y, DING X J, YANG Y G, et al. Spectrum occupancy prediction for Internet of Things via long short-term memory[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Consumer Electronics. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-2.

[21] PAN G L, WU Q H, DING G R, et al. Deep stacked autoencoder-based long-term spectrum prediction using real-world data[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2023, 9(3): 534-548.

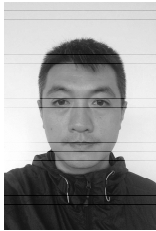


周博 (1991-), 男, 安徽巢湖人, 博士, 南京航空航天大学教授, 主要研究方向为电磁频谱态势认知、智能无线网络、信息新鲜度等。



黄洋 (1989-), 男, 江西樟树人, 博士, 南京航空航天大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为电磁博弈、频谱管控、物联网技术等。

[作者简介]



董超 (1980-), 男, 山东滨州人, 博士, 南京航空航天大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无人机集群智能网络、低空智联网、边缘网络智能、无人机协同智能应用、大规模无线网络仿真等。



贾子晔 (1990-), 女, 山西忻州人, 博士, 南京航空航天大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为天地一体化网络、卫星网络、低空智联网等。



经宇骞 (1998-), 男, 江苏扬州人, 南京航空航天大学博士生, 主要研究方向为空地一体网络、联邦学习等。



戴海鹏 (1985-), 男, 湖南娄底人, 博士, 南京大学副教授、博士生导师, 主要研究方向为物联网、数据挖掘、移动计算、边缘智能等。



屈毓铨 (1987-), 男, 湖北孝感人, 博士, 南京航空航天大学副研究员、硕士生导师, 主要研究方向为移动边缘计算、边缘人工智能等。



吴启晖 (1970-), 男, 安徽黄山人, 博士, 南京航空航天大学教授, 主要研究方向为认知信息论、电磁空间频谱智能管控、天地一体化信息网络和无人机集群智能通信等。