

文章编号: 2095-4980(2025)05-0509-11

基于 AI 的抗干扰卫星通信体系架构及技术

魏 鹏¹, 陆锐敏¹, 王 琪^{1,2}

(1. 国防科技大学 第六十三研究所, 江苏 南京 210007; 2. 甘肃酒泉十四支局, 甘肃 酒泉 735018)

摘 要: 根据人工智能(AI)给电磁频谱安全带来的新威胁及抗干扰卫星通信系统的发展现状与趋势, 提出一种基于 AI 的“分布式感知+分层决策+统一行动+准实时评估”的智能抗干扰卫星通信系统体系架构, 以及相应的星上载荷、终端及地面站等单元组成架构与工程实现所需的硬件及软件架构, 以适应日益智能化的干扰态势。结合所提智能抗干扰卫星通信系统体系架构大量采用深度神经网络的特征, 研究其工作机制, 提出基本工作流程及初步部署方法; 分析梳理了相关支撑技术, 指出在干扰认知、抗干扰决策、抗干扰波形重构、准实时抗干扰效能评估等方面传统技术的不足, 探讨基于 AI 技术的研究现状和未来需重点关注并解决的问题, 以期为基于 AI 的抗干扰卫星通信建设提供一定的参考和借鉴。

关键词: 人工智能(AI); 抗干扰; 卫星通信; 体系架构; 干扰认知; 干扰抑制

中图分类号: TN911.7

文献标志码: A

DOI: 10.11805/TKYDA2023261

Artificial Intelligence-based architecture and technology of the anti-jamming satellite communication

WEI Peng¹, LU Ruimin¹, WANG Qi^{1,2}

(1.The 63rd Research Institute, National University of Defense Technology, Nanjing Jiangsu 210007, China;

2.The 14th Branch Bureau of Jiuquan, Jiuquan Gansu 735018, China)

Abstract: Based on the new threats posed by Artificial Intelligence(AI) to electromagnetic spectrum security and the current development status and trends of anti-jamming satellite communication systems, an intelligent anti-jamming satellite communication system architecture based on AI is proposed, which features 'distributed perception+hierarchical decision-making+unified action+quasi-real-time assessment'. The corresponding unit composition architecture of the satellite payload, terminals, and ground stations, and the hardware and software architecture required for engineering implementation are introduced as well in order to adapt to the increasingly intelligent interference situation. In light of the characteristics of extensive use of deep neural networks in the proposed intelligent anti-jamming satellite communication system architecture, the working mechanism of the system architecture is studied, the basic workflow and preliminary deployment methods are put forward. The relevant supporting technologies are analyzed and sorted out, the disadvantages of traditional technologies in areas such as interference perception, anti-jamming decision-making, anti-jamming waveform reconstruction, and quasi-real-time anti-jamming effectiveness assessment, are discussed. The current research status based on AI technology and the key issues that need to be focused on and resolved in the future are concluded. This is intended to provide some reference for the construction of AI-based anti-jamming satellite communication systems.

Keywords: Artificial Intelligence(AI); anti-jamming; satellite communications; architecture;

收稿日期: 2023-09-14; 修回日期: 2024-01-25

引用格式: 魏鹏, 陆锐敏, 王琪. 基于 AI 的抗干扰卫星通信体系架构及技术[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2025, 23(5): 509-519. DOI:10.11805/TKYDA2023261.

Citation format: WEI Peng, LU Ruimin, WANG Qi. Artificial Intelligence-based architecture and technology of the anti-jamming satellite communication[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2025, 23(5): 509-519. DOI:10.11805/TKYDA2023261.

jamming cognition; jamming suppression

卫星通信作为无线通信的一种重要手段,因其覆盖范围大,传输距离远,组网灵活,不受地形限制等多方面的优势,得到各国特别是各军事大国的高度重视。但也因为同样原因,再加上卫星暴露于太空,运行轨道相对固定,更容易受到侦察、截获、干扰等方面的威胁,特别是具备实时学习能力的智能干扰机及各种智能反卫星武器的发展使针对卫星通信系统的威胁更为严重。卫星通信对抗已成为而且在未来的智能化战争中依然会成为电磁频谱作战领域争夺最激烈的主战场。

现役抗干扰卫星通信系统以美军的受保护卫星通信系统为典型代表,其概念自 20 世纪 70 年代提出后,已发展了 3 代,分别为 MILSTAR I、MILSTAR II 和先进极高频(Advanced Extremely High Frequency, AEHF)卫星通信系统^[1],其中 MILSTAR I 系统于 1995 年建成,包括 2 颗卫星;MILSTAR II 系统于 2003 年建成,包括 4 颗卫星(其中一颗失效);AEHF 系统包括 6 颗卫星,于 2020 年 3 月 27 日随美太空军 AEHF6 星的成功发射,宣告正式组建完成。AEHF 代表了当前国际上抗干扰卫星通信系统的最高技术水平,是美军全球信息栅格的重要组成部分,可在复杂电磁环境下,为美国总统、国防部长和高级作战指挥员,海、陆、空三军及其盟军关键战略、战术部队提供最高安全等级的卫星通信服务。具有避免、预防和减轻通信服务降级、中断、非授权接入或被敌人利用等功能,为美国的战略和战术力量在各种级别的冲突中提供安全、可靠的卫星通信,可以说是美军的生命线。

鉴于未来战争环境面临愈加激烈的反卫星威胁和竞争形势以及受保护卫星通信的重要作用,早在 AEHF 部署完成之前,美军就已开始考虑下一代受保护卫星通信体系。美空军于 2013 年 9 月发布了“受保护卫星通信服务信息征询书”文件,开始着手推动美军战略战术受保护卫星通信体系的替代方案研究并对未来受保护卫星通信服务提出了需求。该文件认为,美军目前的受保护军事卫星通信服务是利用 EHF 波段为战略战术部队提供服务,未来它将使用任意波形、频段和设备组合,能保障任务关键数据和信息通信,并在高度竞争的环境中运行。2016 年,美军完成了受保护卫星通信方案分析,认为之前无论 MILSTAR 还是 AEHF 系统,均集战略战术受保护通信能力于一身,对未来满足卫星弹性、灵活性、数量和容量需求不利,因此决定未来受保护卫星通信体系将分别使用分离的战略和战术卫星星座为用户提供服务,即将战略和战术卫星分离。战略卫星通信将继续使用扩展数据率(Expanded Data Rate, XDR)波形支持各种作战环境下的核指挥控制服务;受保护战术通信将迁移至受保护抗干扰战术卫星通信(Protected Anti-jam Tactical Satcom, PATS)系统,利用受保护战术波形(Protected Tactical Waveform, PTW)^[2]支持战术服务,充分利用包括商用、政府和其他军用卫星在内的各种资产,以提高系统弹性、抗毁性、业务灵活性和容量为目标,与其他卫星系统融为一体,共同为美军提供通信保障。2020 年 2 月,美国太空军发布《卫星通信愿景》,提出未来卫星通信架构战略愿景和发展路线图,旨在建立和运行一种军商一体的统一卫星通信架构,为作战人员在对抗、性能降级与运行受限的通信环境下提供卫星通信连接^[3]。这一卫星通信未来架构将具有容量灵活性、终端和网络敏捷性、网络和链路安全性以及联合指挥控制系统的数据互操作性,关键部分包括空间、终端、网络、体系化管理和控制、指挥控制以及治理。2020 年 5 月,美太空发展局发布《太空“传输层 0 期”工作说明》,明确了下一代“国防太空架构”的“传输层 0 期”星座的基本构成、发展计划、主要目标和关键领域。该架构是以分布式低轨星座为主的新型太空架构,由 7 个层次构成,其中“传输层”是整个架构的传输骨干,也是其余各层的基础,将为美军全球作战平台提供有保证、韧性、低延迟的军事数据和连通能力,构成美国国防部联合全域指挥控制的空间部分,是连接天基传感器和地面射手的关键部分。“传输层 0 期”太空段是一个由 20 颗卫星构成的低轨星座,采用光学星间链路构成网状网络,利用美军各军种和盟军广泛使用的 Link 16 数据链连接地面用户,并可连接具有超高频通信能力并兼容情报界应用系统的“综合广播系统”。2020 年 8 月,美国宇航局授权美国洛克希德·马丁和约克公司,分别为“传输层 0 期”建造 10 颗卫星。2022 年 2 月 28 日,美国宇航局与洛克希德·马丁公司、诺斯罗普·格鲁曼公司和约克公司签订价值约 18 亿美元的合同,为国防太空架构“传输层 1 期”建造 126 颗卫星。“传输层 1 期”将在“0 期”的基础上,配置以任务为中心的有效载荷,提高集成和生产率。每家公司都将研发一个 42 颗卫星组成的原型星座,在 2 个近极地低地球轨道(每个轨道部署 21 颗)运行,以提供高弹性、低延迟和大容量数据传输通信,为未来联合全球指挥和控制提供关键能力。将于 2025 年初启动传输层卫星的发射工作,并完成低轨道跨供应商激光通信链路的首次演示。

综上所述,美军已在其受保护卫星通信系统中充分考虑在对抗、受限场景下的卫星通信的灵活性、敏捷性、韧性、安全性、互操作性等,这是传统卫星通信技术所无法提供的,亟需一种颠覆性技术为其提供支撑。以深度学习、强化学习为代表的第三次人工智能(AI)技术恰好为这一需求提供了有力支撑。在通信对抗领域,基于深度学习的调制方式识别、基于深度学习的端到端通信系统、基于生成对抗网络的无线信道模拟、基于博弈论的网络资源优化决策、基于强化学习的路由算法及拥塞控制等方面的研究得到越来越多的关注,这些技术的发展

为通信对抗双方都提供了全新技术实现方式。在卫星通信领域，AI 技术也被探索用于解决跳波束、抗干扰、网络流量预测、信道建模等方面^[4]，但还缺少系统性的体系架构研究。随着智能干扰导致的通信系统“破网断链”甚至“瘫网毁链”的风险进一步突显，基于 AI 技术，全面提升通信系统抗侦测、抗截获、抗干扰、防盗控、防入侵等方面的能力尤为紧迫。结合卫星天然分布式架构、大传输时延、所处的电磁环境恶劣多样且多变等特征，设计基于 AI 的卫星通信体系及软硬件架构，结合 AI 技术研究其工作流程、机理及部署方法等，是实现智能抗干扰卫星通信系统需要首先面对的问题。对此，本文提出了基于 AI 的卫星通信系统体系架构、各单元组成架构及软硬件构架，以及该架构下卫星通信系统的工作机制、流程及初步部署方法，进一步分析梳理了相关支撑技术并指出未来需重点研究解决的问题，以期卫星通信系统的发展提供一定的参考或借鉴，提升卫星通信系统应对复杂电磁环境的能力。

1 基于 AI 的抗干扰卫星通信体系架构模型

智能对抗条件下，卫星通信系统无法以单一的抗干扰技术或多种技术的固定组合应对所有类型的干扰，同理，干扰方也无法以单一的干扰样式或几类干扰样式的固定组合有效干扰各种抗干扰体制。因此通信对抗双方都需具备智能的认知、决策、行动及评估能力，由此双方的对抗也上升为智能认知环路的对抗，而基于 AI 的体系架构是支撑该智能抗干扰认知环路的基础。

1.1 基于 AI 抗干扰卫星通信系统总体架构

卫星通信系统由广泛分布于天、空、地的星座及各类站型和终端组成，构成一种天然的分布式系统。其干扰态势需要由系统的每个单元(卫星、地面站或终端)局部感知后进行高效汇总，在星上进行各波束及单星的干扰态势汇总，并对本波束及本星的最佳抗干扰策略进行决策；由星上汇总后的干扰态势信息和决策结果下传至中央站/区域站进行全系统干扰态势融合和展示，并对全系统最优抗干扰策略做出智能决策；决策结果上传卫星并向全网广播分发，在规定时刻统一执行，并对执行后的效果做出准实时评估。因此，采用基于 AI 的“分布式感知+分层决策+统一行动+准实时评估”的体系架构方案，如图 1 所示。

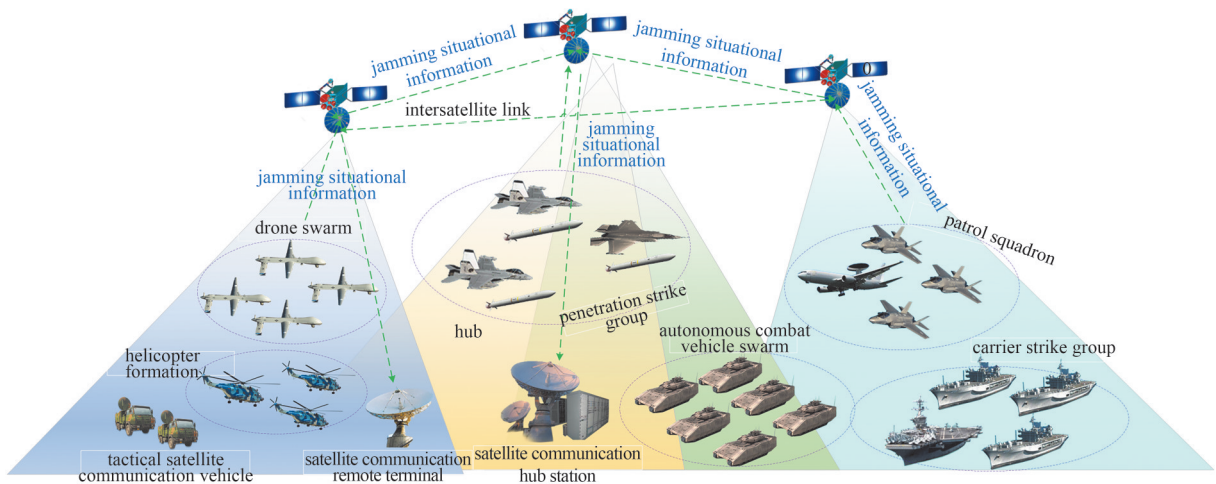


Fig.1 Overall schematic diagram of the AI-based anti-jamming satellite communication based on artificial intelligence
图 1 基于人工智能的抗干扰卫星通信总体架构示意图

1) 分布式感知

各类终端、地面站可对接收波束局部干扰进行检测识别。星座的各卫星可对覆盖区域的各波束上行干扰进行感知，并接收各终端上报的下行干扰态势信息，从而融合出本星的总体受干扰态势。各卫星通过星间链路交互各自干扰态势，并将融合后的综合态势下发至对应的中央站或区域站进行整系统干扰态势的融合、展示，且为地面站更高层次的抗干扰决策提供输入。

2) 分层决策

各终端、卫星、地面站处理能力不同，所掌握的干扰态势信息不同，因此决策能力差别也很大，同时还需考虑决策结果对系统的影响。为此，采用分层决策机制。

终端层：终端仅能检测到下行链路中自身接收到的干扰，可对下行接收采用的抗干扰措施进行决策，如解

调译码算法、干扰抑制方法等。若需更改传输波形,则需将通信需求通过上行链路上报卫星,由卫星综合各波束或单星的干扰态势和各终端通信及抗干扰波形需求做出更上一层的决策。

卫星层:卫星综合各波束或单星的干扰态势和各终端通信及抗干扰波形需求对某波束或本星的抗干扰策略进行决策。其中,上行链路的干扰态势可由卫星接收上行各波束信号进行检测和融合,下行链路干扰态势和波形需求来自各终端的反馈和申请。卫星可对各波束的上下行链路波形参数,包括跳频图案、跳速、各时隙功率、编码调制方式、符号速率等做出最优决策,并将本星融合后的干扰态势和决策结果下发给地面站。

地面站层:地面站包括中央站和区域站,接收卫星进行初步融合后的干扰态势信息、决策结果信息,依靠地面站强大的运算能力,可对干扰态势进行更精细的融合、展示,并对全系统最优抗干扰决策做出决策,具有最高的决策权,可否决、更改星上的决策结果。

3) 统一行动

卫星通信系统通常是多波束正交跳频、星地收发同步,因此对决策结果的实施需以某一时间为基准同步实施,避免通信链路的中断或资源占用的冲突。基于时间戳(Time of Day, TOD)信息,与跳频频率同步切换波形的各种参数,星地同步重构出新的抗干扰波形。由此也可将以频域抗干扰为主的卫星跳频通信系统扩展至多域协同抗干扰的智能跳频通信系统。

4) 准实时评估

本文的评估主要是在新的抗干扰决策付诸行动后,对其抗干扰能力提升程度及对整个抗干扰通信系统影响程度的评估,以期为下一轮的决策提供反馈,需保证一定的时效性。这种基于认知环路的体系架构可能存在的问题是通信链路中断后,特别是上下行链路在强干扰条件下同时中断后,干扰态势信息、抗干扰决策信息均无法交互,因此不可能采取统一的行动有效应对干扰。该问题在单星单波束覆盖的场景下确实无解,但在多星多波束多重覆盖条件下有很多解决方案,因此,最重要的问题是迅速找到接近最优的解决方案,恢复通信链路。这正是AI大有可为的发力点,也是美军PTW及混合太空架构建设所需解决的问题之一。

1.2 基于AI的抗干扰卫星通信系统各单元组成架构

基于上述思路给出基于AI的抗干扰卫星通信系统组成架构初步方案,如图2所示,由星上载荷配置、终端模块配置、中央站系统配置3大部分组成。除完成传统的扩频抗干扰通信功能外,还配置了干扰检测、识别、抑制及智能抗干扰决策等智能模块。其中,中央站系统也可用区域站替代。

星上“全频带干扰检测模块”主要用于检测本波束上行干扰并估计其参数,之后将检测结果上报“干扰态势智能融合及优化决策载荷”。“干扰态势智能融合及优化决策载荷”综合多批次干扰检测结果得到上行干扰态势,并基于该态势和系统特点,应用匹配的优化目标及博弈模型,优化决策上行链路的抗干扰策略,使上行链路效能最大化。

终端负责检测各自受到的下行干扰,并将检测结果上报星上“干扰态势智能融合及优化决策载荷”。星上“干扰态势智能融合及优化决策载荷”根据各终端上报的干扰情况,综合评估下行干扰态势,对下行抗干扰策略进行优化决策,使上下行链路效能最大化。此外,“终端网控模块”也可对本终端接收处理所采用的干扰抑制策略进行决策及准实时评估。

为弥补星上处理能力的不足或某些不可预知情况下的错误决策,中央处理站应配置能力更强的“综合抗干扰决策优化模块”,辅助星上进行决策或进行系统层面的综合抗干扰决策;同时应配备“干扰态势综合监控系统”,接受人工干预,以最高的优先级改变星上的决策结果。

由于准实时抗干扰效能评估实现较简单,可分别在“终端网控模块”、“干扰态势智能融合及优化决策载荷”及“综合抗干扰决策优化模块”中实现,避免评估结果在评估模块与决策模块之间的交互。

1.3 基于AI的抗干扰卫星通信系统各单元硬件体系架构

传统卫星通信系统大多以现场可编程门阵列(Field Programmable Gate Array, FPGA)、数字信号处理技术(Digital Signal Processing, DSP)、高级精简指令集计算机(Advanced RISC Machine, ARM)等可编程器件实现,后期也可考虑流片生成以降低成本。采用这类可编程器件实现的星上通信载荷和各类终端目前已具备了波形重加载能力,但难以承载基于深度学习、强化学习等先进AI技术。尽管FPGA作为一种承载AI很有前途的器件,但目前针对FPGA的AI开发环境还不完善,难以实际应用。图形处理器(Graphics Processing Unit, GPU)作为目前深度学习等AI算法承载的主流器件,已广泛用于各类基于计算机体系的学习、训练和推理。

基于该硬件现状,采用图3所示的硬件体系架构完成卫星通信载荷和终端设计。与传统硬件体系架构的主要区别在于用“中央处理器(Central Processing Unit, CPU)+多GPU”的组合实现部分信号处理、资源管理与分配、

接入控制等功能，赋予通信载荷/终端在线学习、训练或推理能力。

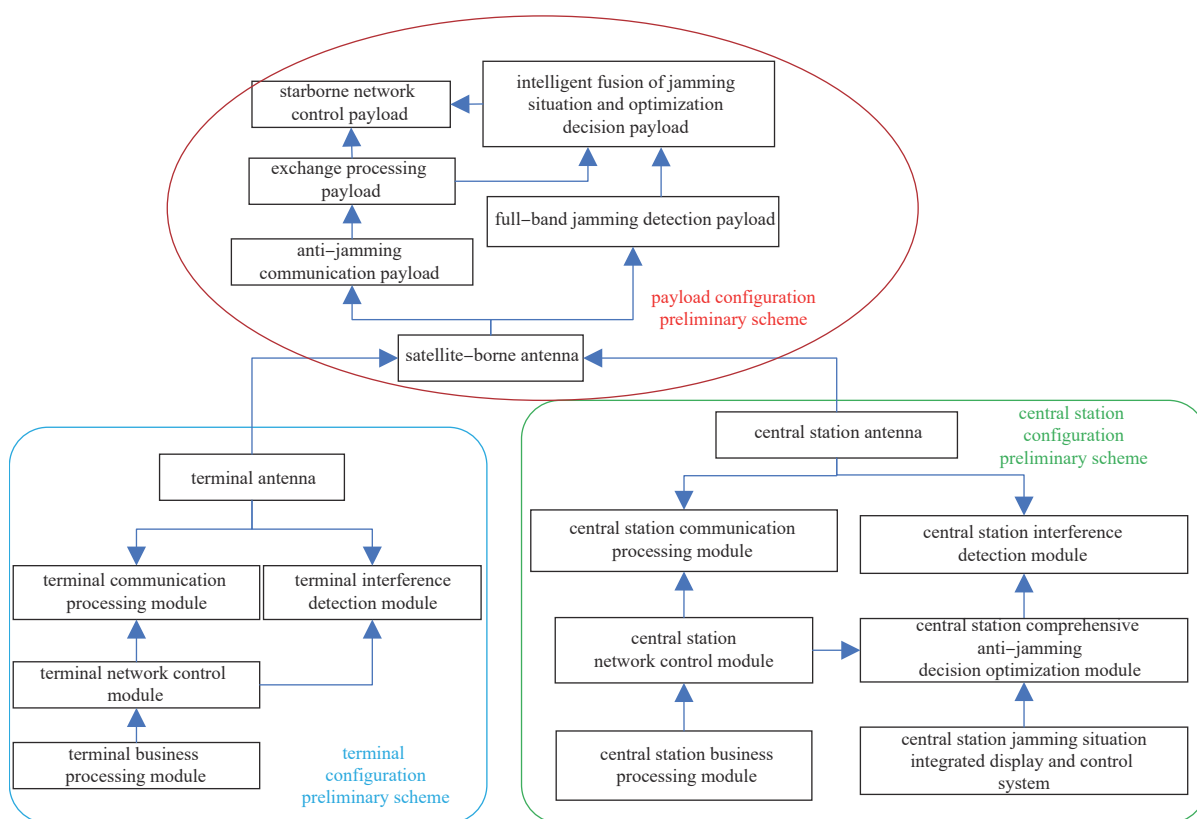


Fig.2 Structure of every unit in the AI-based anti-jamming satellite communication system

图2 基于人工智能的抗干扰卫星通信系统各单元组成构架

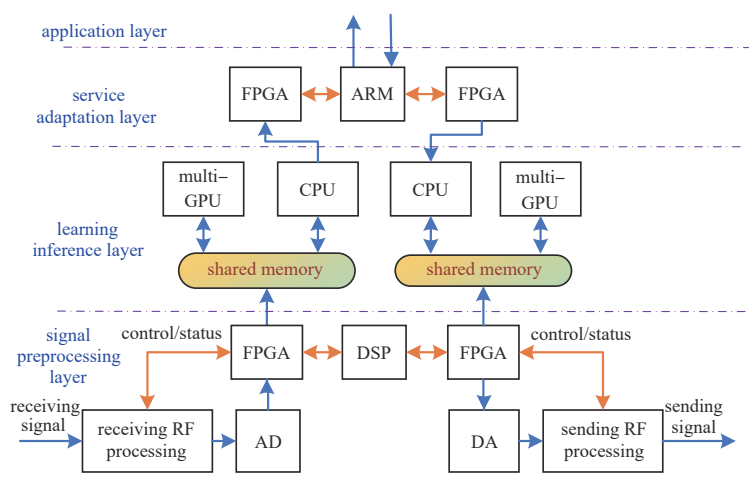


Fig.3 Hardware architecture of the AI-based satellite communication payload/terminal

图3 基于人工智能的卫星通信载荷/终端硬件体系架构

基于该硬件架构，后续需进一步深入研究各器件之间接口，设计高效传输协议，并结合智能抗干扰通信体系制定最优的工作流程，包括数据集更新、在线训练、在线迁移学习、网络参数固化、在线重加载等。

1.4 基于 AI 的抗干扰卫星通信系统各单元软件体系架构

基于传统硬件架构的卫星通信系统载荷和终端及其相应的软件体系和架构，相关开发工具和环境均已非常成熟，但将“CPU+多GPU”组成的AI相关开发和运行环境引入卫星通信系统，相关的开发工具和环境还不够完善和成熟，还处于各大厂商完善各自算法模型工具库及软件框架的激烈争夺过程中。

根据硬件体系架构及 AI 开发工具和环境现状给出了卫星通信载荷/终端的软件体系架构, 如图 4 所示。其前端及后端功能与传统硬件架构相似, 开发环境也相同, 主要采用 Vivado 和 ISE(Integrated Software Environment)等环境开发 Xilinx 公司的 FPGA, CCS(Code Composer Studio)环境开发 DSP、ADS(ARM Developer Suite)、SDT(Software Development Toolkit)和 ARM ADS 等环境开发 ARM, Linux 和 Windows 操作系统上开发上层应用; 不同之处在于需考虑基于深度学习方法实现卫星通信系统中的干扰检测识别、干扰抑制、信道估计、调制解调及编译码等传统功能模块, 基于优化、对抗博弈、深度强化学习、生成对抗网络等模型实现多域智能抗干扰决策, 因此需要 AI 相关的开发工具和环境来实现相关功能。但目前主要的在线学习训练工具, 包括 TensorFlow、MXNet、Caffe、MXNet、CNTK、PaddlePaddle 等, 虽具有相当的共性, 但学习模型表示及存储尚未统一, 相互之间难以兼容; 主要的线下推理工具, 包括 TensorFlow Lite、Paddle-Mobile、Caffe2go、CareML、TensorRT 等, 均针对终端设备性能、功耗等因素对矩阵卷积、非线性变换等高复杂度运算进行了优化, 但存在模型不能互换、不同硬件间可移植性差、与底层硬件适配不好等多方面问题。为此, 基于 AI 的抗干扰卫星通信系统软件架构的成熟与完善还有赖于 AI 软件体系架构的进一步标准化和各种 AI 开发环境的开放兼容。

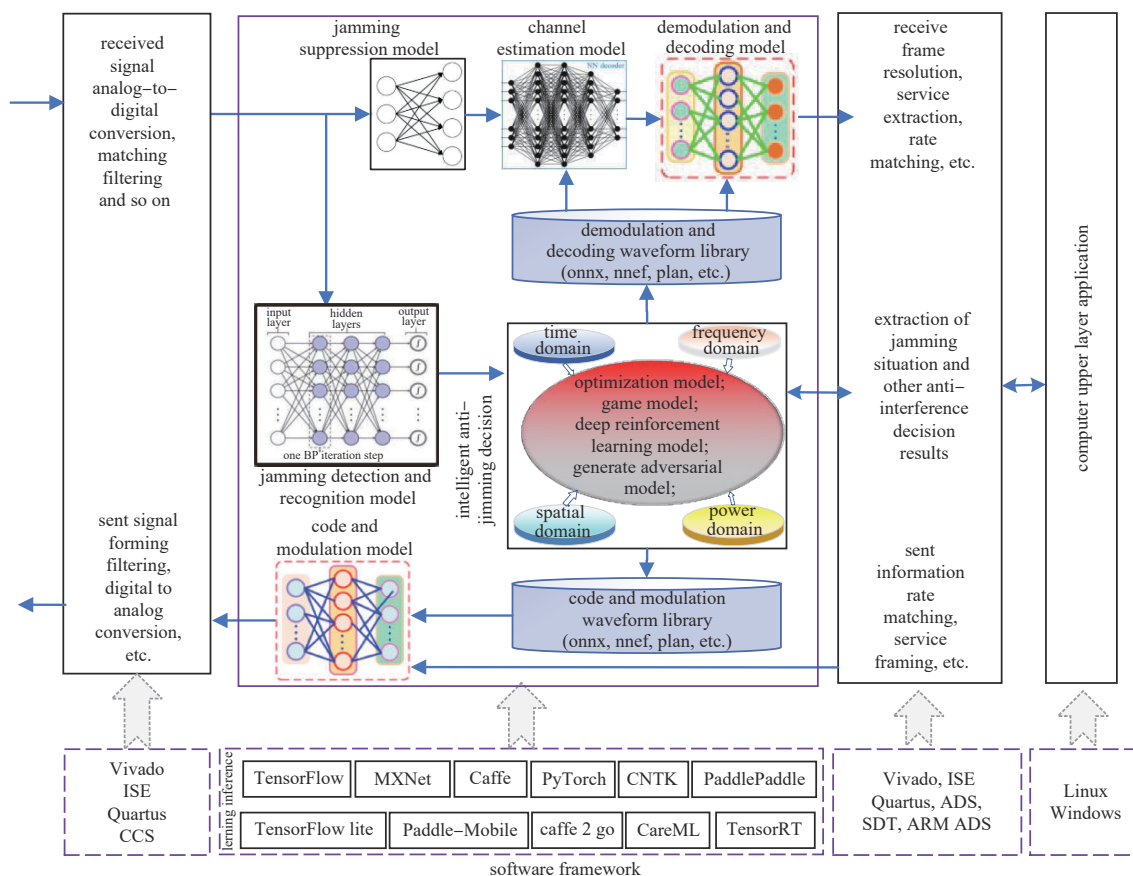


Fig.4 Software architecture of the AI-based satellite communication payload/terminal

图 4 基于人工智能的卫星通信载荷/终端软件体系架构

2 基于 AI 的抗干扰卫星通信系统运行机制

2.1 基于 AI 的抗干扰卫星通信工作机制

不同于传统卫星通信基于比特流的工作机理, 基于 AI 的卫星通信系统星上与地面端均大量采用神经网络架构, 如图 5 所示, 其工作基于数据块的方式, 块大小对应训练中小批量大小(小批量训练方法)。除射频前端、模数/数模变换及成型/匹配滤波外, 同步、调制解调、编译码等传统功能均可用深度神经网络替换, 实现在线波形重构及干扰抑制, 且能够根据传输数据中的训练序列, 通过迁移学习的方式快速更新网络参数, 以适应变化的信道和干扰环境。同时, 干扰认知网络、决策网络、波形重构后的接收训练序列及抗干扰效能评估网络构成一个完整智能抗干扰认知环路, 后续可通过在线强化学习、线下重新学习等方式持续优化系统的抗干扰能力。

2.2 基于 AI 的抗干扰卫星通信系统基本工作流程

基于 AI 的抗干扰卫星通信系统基本工作流程如图 6 所示。载荷及终端在各自干扰检测的基础上, 对上下行干扰等级及类别进行初步判断。当干扰较轻微, 解调译码能够纠正大部分由干扰导致的误码, 维持误码在规定的量级时, 可不另加其他抗干扰措施, 在当前策略下继续进行通信; 当干扰比较严重, 系统本身的解调译码不能保证通信所需的服务质量(Quality of Service, QoS)时, 需根据干扰类型采用最优的抗干扰策略, 如更改调制样式、干扰抑制、干扰频带删除等。此时对抗干扰决策结果的实施, 即抗干扰波形重构需要星地同步实施; 当干扰态势极为严峻, 导致星上抗干扰决策得不到可行的策略或可行策略对整个系统影响较大时, 需要中央站能力更强的干扰优化决策系统辅助星上进行决策, 从系统层面上保证通信方的收益最大化。图 6 中, 在终端、星上和中央站分别构成了由低至高 3 个层次智能抗干扰认知环路, 可支撑分层决策的系统总体架构。

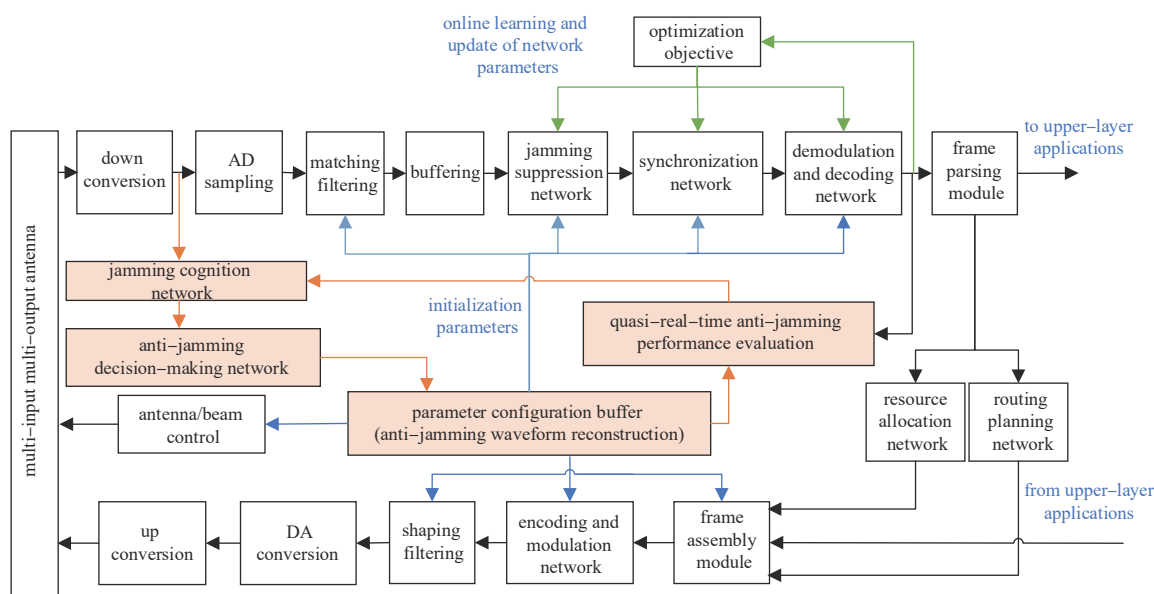


Fig.5 Function block diagram of AI-based load/terminal

图 5 基于人工智能的载荷/终端功能框图

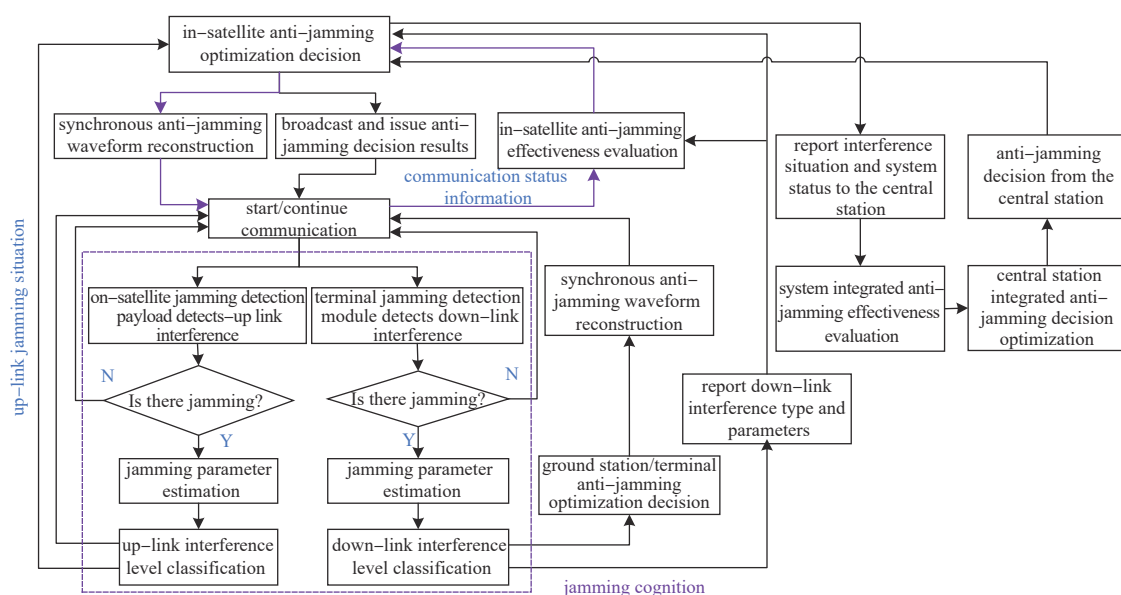


Fig.6 Basic work flow of intelligent anti-jamming satellite communication system

图 6 基于人工智能的抗干扰卫星通信系统基本工作流程

针对该工作流程, 卫星抗干扰通信系统需额外设计抗干扰能力更强、传输更高效的星地干扰态势、决策结果等交互信令, 保证星地抗干扰策略的同步切换, 以及迟入网用户能够接收到正确的配置参数。

2.3 基于 AI 的抗干扰卫星通信系统初步部署方法

如图 7 所示, 由于具有多个功能各异的神经网络, 同时在线训练难度很大, 容易导致网络不收敛, 且无法实现收发两端的联合训练, 因此首先在线下联合训练收发两端的调制解调、编译码等网络, 得到多种抗干扰波形参数, 将这些训练好的网络部署于干扰设备中相应硬件模块, 结合射频前端、模数/数模变换及成型/匹配滤波, 得到一个初始的智能通信模型。

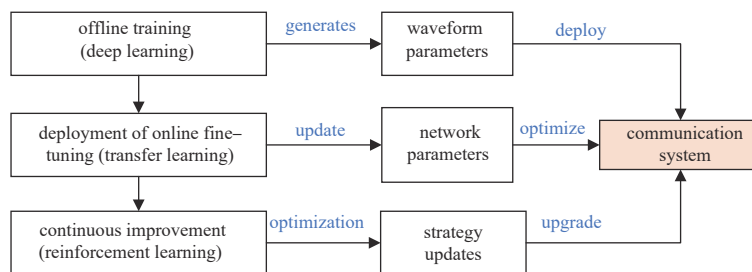


Fig.7 Deployment method of neural network in intelligent anti-jamming satellite communication system

图 7 神经网络在智能抗干扰卫星通信系统中的部署方法

通信过程中, 载波、接收信号相位、干扰样式等变化千差万别, 不可能针对每种进行训练, 因而具有快速在线学习能力对基于 AI 的通信系统至关重要。通过传输数据中的训练序列, 利用迁移学习等技术快速完成信道同步, 形成对应干扰的最佳陷波器或均衡器, 从而完成整个通信流程, 同时优化系统性能。

随着战场环境的变化, 通信系统通过其智能“观察-调整-决策-行动”(Observe-Orient-Decide-Act, OODA) 环路, 利用(深度)强化学习技术, 不断适应变化的环境, 在“实战”中实现智能升级。

3 相关关键技术

由上述基于 AI 的抗干扰卫星通信系统体系架构可见, 其包括了干扰认知、抗干扰决策、抗干扰波形重构及抗干扰效能准实时评估等环节, 为支撑该环路高效运行, 需重点研究以下几方面关键技术。

3.1 智能干扰认知技术

卫星通信作为一种开放式通信系统, 其上下行链路很容易遭受各种有意或无意的干扰。常见的干扰类型包括宽带、窄带及部分频带噪声干扰、单音和多音干扰、宽带梳状谱干扰、扫频和脉冲干扰、反应式干扰等^[5]。不同的干扰样式适用的场合不同, 最优的抗干扰策略也不同, 因此通信方需首先识别干扰样式, 进而对最优的抗干扰策略进行决策。传统的分类检测算法主要有最大似然估计、贝叶斯统计、支持向量机、主成分分析、k-聚类均值、决策树、模糊聚类算法、反向传播(Back Propagation, BP)神经网络等, 但需要人工提取特征、数据预处理等繁琐过程, 应用受限。近年来, 基于深度学习的干扰检测识别技术得到了大量深入研究, 这类方法无需人工提取特征, 且能够得到优于传统分类检测算法的分类精确度和信干噪比适应范围。文献[6]提出一种基于多层感知器神经网络的分层分类识别接收信号特征的方法, 并开发了两种鲁棒特征选择技术以选择更多信息的特征, 从而提高了分类精确度。文献[7]提出一种基于深度残差网络的多节点协同干扰识别方法, 并设计了基于硬融合和软融合的干扰识别数据融合算法, 利用深度残差网络取代原有的浅层卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)网络结构, 使干扰信号的正确识别率提高 6%~14%; 在低干信比(Jamming-to-Signal Ratio, JSR)条件下, 使用基于硬融合和软融合的方法, 使干扰信号的正确识别率相比现有单节点方法分别提高 3%~7% 和 5%~12%。同类研究在雷达抗干扰领域已取得了更为丰硕的研究成果, 可在卫星通信的智能干扰认知中充分借鉴。

相关研究的不足之处在于所研究干扰信号均为有限的几类, 且干扰参数相对固定。但每类干扰均具有不同的频率、带宽、强度(或干信比)等多种波形参数, 这些参数的变化如何影响分类精确度(即深度神经网络的泛化能力)、如何在精确分类的同时准确估计出干扰的具体参数, 为后续的多域智能抗干扰决策提供更详尽的依据, 是后续干扰认知中需进一步研究的问题。另外, 干扰样式繁杂, 波形参数多, 且可快速变化, 因此, 如何高效融合多源干扰信息、高效表示并可靠传输干扰信息均是后续研究中需重点研究的问题, 同时还需预防专门针对

深度学习分类方法的攻击^[8]。

3.2 多域智能抗干扰决策技术

既然通信方不存在一种能够以不变应万变的全能抗干扰策略，则根据干扰认知结果，对最优的抗干扰策略做出决策就是基于AI的抗干扰卫星通信系统必须具备的核心能力。其中，博弈模型、马尔可夫决策过程(Markov Decision Process, MDP)模型(包括由MDP发展而来的强化学习)、机器学习模型和深度学习模型(包括和强化学习相结合的深度强化学习模型)是最重要的3类模型，都得到了广泛而深入的研究^[9]。文献[9]提出一种多种预测MDP决策模块，用以解决智能扫频干扰场景下跳频通信系统的最优跳速问题。文献[10]进一步提出基于双深度Q网络的功率和跳速联合抗干扰决策方法，用以在未知环境状态和干扰参数的情况下获得战术电台的最佳功率和跳速联合控制策略，使跳频通信系统的平均吞吐量最大化。文献[11]建立了非对称Colonel Blotto博弈模型，用以解决智能干扰条件下传输速率固定的通信系统多信道功率分配问题。文献[12]在深度Q网络(Deep Q-network, DQN)算法框架下，引入基于爬山策略的经验重播和动态epsilon机制，提出一种动态epsilon-DQN智能决策方法，能更好地根据决策网络的状态选择epsilon值，提高了收敛速度和决策成功率，并适应多种通信模型，决策速度快，收敛算法的平均成功率可达95%以上。

相关研究的不足之处在于，选取的决策场景均是特定的单个域或少数几个域的组合，对于卫星通信抗干扰所要涉及的全部域及全部可变波形参数的分析梳理还不够深入，而囊括全部对抗域和波形参数的智能决策模型也还未建立。此外，随着内生抗干扰概念的提出，通信方可变的参数不断拓展使通信波形更加复杂化，双方的对抗域也在不断拓展，由此导致的对抗策略集也趋于无限，则大策略集或无限策略集下抗干扰决策的快速收敛就成为必须重点关注的问题，否则可能会被快速变化的干扰拖入被动的干扰认知和抗干扰决策而得不到可用的决策结果，导致通信长时间中断。

3.3 智能抗干扰波形重构技术

智能抗干扰波形重构是对智能抗干扰决策结果的执行，包括干扰抑制和波形参数调整两个方面。其中，干扰抑制作为一种仅需接收方处理而无需发送方更改波形参数的抗干扰波形重构方法，对卫星系统的其他用户没有影响，在能够达到预期抗干扰目标的情况下是首选的抗干扰策略；而波形参数调整通过收发两方同步调整波形频率、功率、速率、编码调制方式等，可在多个域摆脱干扰影响，拥有更大的抗干扰自由度。

1) 干扰抑制

传统干扰抑制主要用于扩频通信系统和超宽带通信系统中的窄带干扰抑制，利用窄带干扰在时域或变换域与信号的明显差异消除干扰，可视为一种自适应滤波。常用技术可划分为时域、变换域及神经网络3方面的干扰抑制技术。

时域干扰抑制常用最小均方(Least Mean Square, LMS)、最小二乘(Recursive Least Squares, RLS)算法及相关改进，如变步长LMS算法、归一化LMS算法、范数约束LMS算法、递归RLS算法等。时域干扰抑制技术成熟，实现简单，鲁棒性好，但需要已知干扰统计特性或不含干扰的接收信号作为参考信号，且收敛速度较慢，难以应对变化较快的干扰，同时对信号也有一定的损伤。

变换域干扰抑制无需干扰的先验知识，仅需通过选择合适的变换将信号转换至变换域进行处理。根据信号变换方式的不同，可分为快速傅里叶变换、离散余弦变换、小波包变换和重叠变换等。变换域干扰抑制可利用简单的相乘即可实现时域中复杂的滤波处理，可采用各种算法快速检测并切除时变干扰，且允许更大的自由度，易于提供更高的动态范围，但域变换处理运算量较大，固有的栅栏效应会影响干扰检测精确度，干扰抑制或切除的同时也会对信号造成一定损伤。

基于神经网络进行干扰抑制相关研究成果主要集中在20世纪90年代，正值第2次AI浪潮的高峰期。径向基函数(Radial Basis Function, RBF)、带反向传播的前馈(FeedForward Networks with Backpropagation, FFNBP)神经网络、多项式感知机(Polynomial Perceptron, PP)等多种神经网络在干扰抑制中的应用得到了深入研究。与传统的线性滤波和均衡相比，神经网络可更好地抑制非高斯干扰和噪声，更好地补偿非线性失真且具有更强的容错能力。但神经网络无法保证达到最优解，且通常收敛速度较慢，难以应对快变化的干扰，特别是受限于当时计算机能力，基于神经网络的干扰抑制研究也随着AI第2次低谷的到来急剧减少。

近年来，以算力、算法、大数据为支撑的第3次AI的兴起，为神经网络的发展提供了新的强劲动力，而迁移学习为快速训练干扰抑制网络提供了新的手段。文献[13]以训练好的深度自编码网络为基础，在接收端添加一个新的卷积层，并以与训练深度自编码网络一致的优化目标、优化算法完成了对卷积层的迁移学习，可有效抑制多种带内干扰及反应式干扰。文献[14]进一步考虑了信道存在频差、相差、时差及干扰时的信道同步问题，设

计了一种用于载波同步、位定时同步及自动增益控制的信道同步深度神经网络,用很少的训练数据快速完成载波同步与位定时同步,同时调整接收信号增益并抑制干扰。

2) 波形参数调整

在系统允许的情况下,调整通信频率、功率等参数是最容易实施的波形重构方法。此外,自适应编码调制(Adaptive Coding and Modulation, ACM)可根据不同信道条件调整编码调制方式,在信道容量和可靠性之间取得良好折衷,已在蜂窝通信系统、卫星广播系统、光通信网络中得到广泛应用。但 ACM 通常需针对不同阶数、不同速率的多种编码调制分别实现,使通信系统的设计、实现难度和硬件开销成倍增加。

将 AI 用于端到端通信系统代替传统的调制解调,近年来出现了一些探索性研究成果。T J O'Shea 等^[15-18]深入研究了基于无监督学习的端到端通信系统。其中,文献[15]研究了无线通信信号在原始采样时间序列表示中的无监督表示学习,证明可使用卷积自编码器学习调制基函数,并在视觉上识别与数字通信中所使用的分析基之间的关系。文献[16]通过一系列信道正则化器优化信道自编码过程中的重构损失,可学习新的调制方案,模糊了调制和纠错译码之间的界限,在提供相似容量、误码性能的同时计算复杂度更低,且无需专家设计,结合随机延时、频差、相差、时延扩展等信道损伤,评估了选用不同损失函数、不同网络连结方式(深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)、CNN)以及不同激活函数时的误码性能,其结果表明在一定条件下其性能可超过传统正交相移键控解调性能,并为解决在大延时扩展情况下的性能恶化,引入了注意力机制,扩展了模型的使用范围。文献[17]指出深度学习应用于通信领域具有的复杂信道学习、整体优化、高效逼近任意函数、具有分布式并行架构和专用的高效处理芯片等方面优势,并采用自编码网络建模了端到端通信,取得了接近甚至在某些特定参数选择下超过传统通信系统的性能。文献[18]在之前工作基础上提出了基于深度生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)的无线通信物理层设计与训练方法,采用 GAN 学习生成无线信道特征,建立起接收端得到的损失度量反向传递给发送端的通路。文献[19]也做了与文献[18]类似的工作,在加性高斯噪声信道和瑞利衰落信道下得到与传统通信模型相近的性能。这些研究中,主要针对单一的调制方式和信道环境,探讨将深度学习网络用于通信系统代替传统调制解调模块的可行性及优势。文献[13,20]则进一步考虑了基于统一的深度自编码网络架构实现多种调制解调,生成不同于传统多相移键控和正交振幅调制的高阶星座,为智能抗干扰波形重构提供了一种低成本实现方式,同时提升了波形的抗截获能力。

在基于深度学习的编译码方面,对短码的盲译码已经获得了一定的性能改善,但对于纠错能力更强的长码,则因维度爆炸等方面的问题没有取得突破性进展,目前的主要研究则是利用深度强化学习技术与原有编译码技术相结合,构造性能更好的编码矩阵,或对原有的 BP 算法、最小和等算法参数调优,使译码性能略有提升。

抗干扰波形可变参数多,因此如何以统一或少量几种网络结构的级联,根据智能抗干扰决策结果加载不同的网络参数实现抗干扰波形的多域重构是后续需重点研究的问题,同时,重构后的波形如何在受扰环境下高效完成信道同步并持续适应信道变化也是值得重点关注的问题。

3.4 抗干扰效能准实时评估及其他相关技术

抗干扰效能准实时评估是对一项抗干扰决策执行后系统抗干扰能力和通信能力变化程度做出尽可能全局而客观的评估,为下一轮的抗干扰决策提供反馈和依据,或为基于(深度)强化学习的抗干扰决策模型提供奖赏的输入。其输入要素包括干扰的参数信息及抗干扰决策执行后受影响用户通信容量、特别是受干扰用户通信容量的变化,输出为抗干扰策略的得分。该场景下的抗干扰效能评估,相比于传统需要考虑系统全部相关功能性能指标的效能评估,输入参数较少,可通过简单的线性或非线性映射得到。而当用户数量大、干扰及抗干扰策略集大的复杂场景下,也可通过深度学习的方法训练相应的深度神经网络。在此简化约束下,抗干扰效能准实时评估并不困难,在此仅作为智能抗干扰认知环路的一个不可缺少的环节简要提及。

除支持智能抗干扰体系架构的智能干扰认知、智能抗干扰决策、智能抗干扰波形重构及抗干扰效能准实时评估技术外,考虑到卫星通信系统的特殊性,互联网领域的“云边端”架构并不适用于抗干扰卫星通信系统,因此基于 AI 的抗干扰卫星通信系统各单元深度学习模型的更新通常情况下只能依靠自身的能力实施,而对于超出自身能力的模型更新,则需通过接入能力更强的计算机或内部网络,在更大的训练集下完成训练、测试并更新。另外,干扰认知结果、智能抗干扰决策结果等信息需在终端、载荷及各地面站之间交互,挤占了原本就不宽裕的抗干扰通信容量。因此,结合智能抗干扰认知环路的信息交互需求,研究设计可靠高效的上下行抗干扰链路帧结构,也是需要重点关注的方面。

4 结论

本文结合AI加速用于卫星通信对抗领域导致电磁环境日益复杂的趋势,以及抗干扰卫星通信系统和AI的技术现状,系统研究了基于AI的抗干扰卫星通信系统的体系架构、组成架构及工作机制和流程等,并围绕提出的"分布式感知+分层决策+统一行动+准实时评估"的总体架构,分析梳理了智能干扰认知、智能抗干扰决策、智能抗干扰波形重构及准实时抗干扰效能评估等方面的研究现状,指出了下一步需重点关注解决的问题,对智能抗干扰卫星通信系统的建设具有一定的借鉴参考价值。后续需结合AI软硬件发展、智能化体系对抗发展及卫星通信、特别是低轨星座通信的发展,进一步完善基于AI的抗干扰卫星通信系统体系架构,逐点突破构建智能抗干扰认知环路的相关关键技术,并将其用于抗干扰卫星通信系统,以点带面,逐步建设基于AI的抗干扰卫星通信系统,提升卫星通信系统应对智能化条件下复杂电磁环境的能力。

参考文献:

- [1] WANG Changhong,ZHANG Zhongshan,WU Jiayi, et al. An overview of protected satellite communications in intelligent age[J]. SCIENCE CHINA Information Sciences, 2021,64(6):161301. DOI:10.1007/s11432-019-2928-9.
- [2] WOLF B J, HUANG J C. Implementation and testing of the Protected Tactical Waveform(PTW) [C]// IEEE Military Communications Conference. Tampa,FL,USA:IEEE, 2015:181-186.
- [3] 原晋谦,李之宇,叶勉.《美国天军卫星通信发展愿景》分析[J]. 国际太空, 2020(10):37-39. (YUAN Jinqian,LI Zhiyu,YE Mian. Analysis of the vision for the development of satellite communications in the US aerospace forces[J]. Space International, 2020(10):37-39.) DOI:10.3969/j.issn.1009-2366.2020.10.008.
- [4] FOURATI F,ALOUINI M S. Artificial intelligence for satellite communication: a review[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021,2(3):213-243. DOI:10.23919/ICN.2021.0015.
- [5] 王世练. 认知通信抗干扰[M]. 北京:国防工业出版社, 2023:41-71. (WANG Shilian. Cognitive communication for anti-jamming[M]. Beijing:National Defense Industry Press, 2023:41-71.)
- [6] UJAN S,NAVIDI N, LANDRY R J. Hierarchical classification method for radio frequency interference recognition and characterization in satcom[J]. Applied Sciences, 2020,10(13):4608. DOI:10.3390/app10134608.
- [7] SHEN Junren,LI Yusheng,ZHU Yonggang,et al. Cooperative multi-node jamming recognition method based on deep residual network[J]. Electronics Letters, 2022,11(20):11203280. DOI:10.3390/electronics11203280.
- [8] SADEGHI M, LARSSON E G. Adversarial attacks on deep-learning based radio signal classification[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019,8(1):213-216. DOI:10.1109/LWC.2018.2867459.
- [9] WEI Peng, WANG Shilian, LUO Junshan, et al. Optimal frequency-hopping anti-jamming strategy based on multi-step prediction Markov decision process[J]. Wireless Networks, 2021,27(7):4581-4601. DOI:10.1007/s11276-021-02735-7.
- [10] 王瑞东,张彦龙,魏鹏,等. 战术跳频系统智能抗干扰决策[J]. 信号处理, 2023,39(1):84-95. (WANG Ruidong,ZHANG Yanlong, WEI Peng,et al. Intelligent anti-jamming strategy for tactical frequency-hopping system[J]. Journal of Signal Processing, 2023, 39(1):84-95.) DOI:10.16798/j.issn.1003-0530.2023.01.009.
- [11] 魏鹏,王世练,陆锐敏,等. 非对称 Colonel Blotto 博弈模型下的多信道功率分配抗干扰[J]. 国防科技大学学报, 2023,45(1): 35-48. (WEI Peng,WANG Shilian,LU Ruimin,et al. Multi-channel power distribution for anti-jamming based on asymmetric Colonel Blotto game[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2023,45(1):35-48.) DOI:10.11887/j.cn.202301004.
- [12] SONG Bailin,XU Hua,JIANG Lei,et al. An intelligent decision-making method for anti-jamming communication based on deep reinforcement learning[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2021, 39(3): 641-649. DOI: 10.1051/jnwpu/20213930641.
- [13] WEI Peng,WANG Shilian,LUO Junshan. Adaptive modem and interference suppression based on deep learning[J]. Transactions on Emerging Telecommunications Technologies, 2021,32(4):e4220. DOI:10.1002/ett.4220.
- [14] WEI Peng, LU Ruimin, YE Ganhua, et al. Channel synchronization based on deep learning[J]. Transactions on Emerging Telecommunications Technologies, 2022,34(1):e4656. DOI:10.1002/ett.4656.
- [15] O'SHEA T J,CORGAN J,CLANCY T C. Unsupervised representation learning of structured radio communication signals[C]// 2016 First International Workshop on Sensing,Processing and Learning for Intelligent Machines(SPLINE). Aalborg,Denmark: IEEE, 2016:1-5. DOI:10.1109/SPLIM.2016.7528397.