



无线网络智能频谱协同与对抗

王金龙, 徐煜华*, 陈瑾

中国人民解放军陆军工程大学国家短波通信工程技术研究中心, 南京 210001

* 通信作者. E-mail: yuhuaenator@gmail.com

收稿日期: 2020-04-21; 接受日期: 2020-06-04; 网络出版日期: 2020-11-10

国家自然科学基金 (批准号: 61771488) 资助项目

摘要 随着物联网、无人系统和人工智能技术的飞速发展, 无线通信网络的频谱使用呈现出复杂化、动态化和智能化的发展趋势, 亟需解决用频行为准确认知、合法用户高效频谱协同以及与恶意用户智能频谱对抗等问题. 为此, 本文构建了电磁域、信号域、信息域、知识域和执行域“五域一体”的智能频谱协同与对抗体系架构, 并基于博弈论和机器学习等理论方法, 系统性阐述了频谱态势获取、用频行为识别与推理、多用户协同用频决策以及频谱对抗适配与演化等 4 个方面的关键技术. 通过频谱态势认知和推理、频谱资源自主征用和释放, 实现复杂电磁环境下的智能频谱协同与对抗.

关键词 人工智能, 频谱协同, 频谱对抗, 博弈论, 机器学习

1 无线网络频谱使用的发展趋势和研究现状

1.1 发展趋势

无线频谱资源是重要的国家战略资源. 近年来, 随着物联网、无线自组网、无人集群系统的迅猛发展, 海量的用户数目和日益增长的通信需求使得频谱资源十分稀缺. 同时, 非法用户和恶意用户使得电磁环境更加复杂, 用频形势更加严峻. 总的来说, 无线网络中的频谱使用呈现以下发展趋势.

- **复杂化.** 用频行为交错争夺且错综复杂. 一方面, 物联设备和无人设备的加入极大丰富了网络中用频设备的种类和数量, 频谱资源的竞争更加激烈; 另一方面, 由于同时存在网内用户用频竞争、共存网络频谱共享、非法用户无意干扰和恶意用户破坏性干扰等多种行为, 频谱使用的耦合性和关联性更加复杂.

- **动态化.** 电磁环境和频谱供需关系瞬息万变. 从网络内部看, 动态网络拓扑和时变通信需求都会对用频行为和方式产生影响; 从网络外部看, 非法用户未知通信样式和恶意用户复杂干扰手段进一步加剧了可用频谱的动态特征.

引用格式: 王金龙, 徐煜华, 陈瑾. 无线网络智能频谱协同与对抗. 中国科学: 信息科学, 2020, 50: 1767–1778, doi: 10.1360/SSI-2020-0101
Wang J L, Xu Y H, Chen J. Intelligent spectrum collaboration and confrontation in wireless communication networks (in Chinese). Sci Sin Inform, 2020, 50: 1767–1778, doi: 10.1360/SSI-2020-0101

- **智能化.** 随着认知无线电和人工智能技术的发展, 用频设备的智能性逐渐增强, 网络中合法用户和恶意用户都将具备学习和自主决策的能力, 能够通过历史信息或环境反馈对自身策略进行优化, 全网用频将呈现多方博弈特性.

为契合无线通信网络复杂化、动态化和智能化的用频趋势, 亟需解决以下 3 个问题.

- **用频行为准确认知.** 面对复杂的电磁频谱环境, 一方面, 如何利用节点有限的感知能力, 实时、准确、完整地描绘出频谱态势, 实现对频谱环境的认知; 另一方面, 如何对交错争夺的用频行为进行识别和推理预测, 以寻找可持续使用且信道质量好的频谱资源.

- **合法用户高效频谱协同.** 面对有限频谱资源和海量用频需求之间的突出矛盾, 网内和共存网络间的合法用户如何自主决策, 实现网间动态频谱共享和网内动态频谱接入, 以消除大规模用户间的用频冲突.

- **与恶意用户智能频谱对抗.** 面对能够动态调整策略的恶意用户, 合法用户如何在与其持续对抗的过程中进行内部用频协同和外部用频对抗策略的演进优化, 以实现复杂电磁环境中的高可靠通信.

1.2 研究现状

为了应对未来无线通信网络中的用频需求和挑战, 学术界和产业界积极探索, 开展了一系列理论和工程研究, 下面对研究现状进行简要分析.

人工智能技术在无线频谱领域具有很大的发展潜力. 2014 年, 美国国防部高级研究计划局 (Defense Advanced Research Projects Agency, DARPA) 发布了“拒止环境中的协同作战 (Collaborative Operations in Denied Environment, CODE)”项目^[1], 旨在研发先进的监督控制技术和自主协同算法, 使得无人机能够在较少人员参与的情况下执行任务. 2017 年, DARPA 启动了“无线电频谱机器学习系统 (Radio Frequency Machine Learning System, RFMLS)”项目^[2], 拟利用机器学习理解无线电信号, 并根据实际任务自动做出响应. 2018 年, DARPA 启动了“电子战数字射频模拟 (Digital RF Battlefield Environment, DRBE)”项目^[3], 拟通过建立一个大规模的虚拟射频环境, 促进电子对抗与网络对抗一体化的融合, 推进人工智能方法在军用无线通信频谱决策中的应用. 此外, 美国智库战略与预算评估中心 (Center for Strategic and Budgetary Assessments, CSBA) 分别在 2015 年、2017 年和 2019 年发布了著名的“电波制胜三部曲”^[4], 指出将人工智能应用于频谱技术是未来重要发展方向.

未来无线通信网络用户数量多且频谱动态变化, 传统预先划分的静态用频方式不再适用. 2019 年, 全球首届 6G 峰会发表的“6G 无线智能无处不在: 关键驱动与研究挑战”白皮书指出, 6G 需要改变频谱使用规则, 提升频谱资源利用率. 事实上, 美国早已意识到无线通信网络中用户协同用频的重要性. 2016 年, DARPA 举办了频谱协同挑战赛 (Spectrum Collaboration Challenge, SC2)¹⁾, 要求各支参赛队伍在不事先了解彼此运作特点的情况下, 协作优化用频策略, 使全网通信效果最优. 该比赛力求在智能协同方面取得突破, 并推动一种全新的用频范式.

值得注意的是, 由于非法用户和恶意干扰的存在, 未来无线通信网络的电磁环境将更加复杂. 因此, 除了考虑网络内部的用频协同, 还需考虑外部的频谱对抗问题. 2010 年 9 月, 美国 DARPA 发布了“极端射频频谱环境下通信 (Communications Under Extreme RF Spectrum Conditions, CommEx)”项目²⁾. 与传统的抗干扰技术不同, CommEx 系统将认知算法与新的干扰抑制技术相结合, 能够对新出现的威胁进行识别和抑制. 为了进一步提高频谱对抗能力, DARPA 在 2014 年开展了新型电子战项目

1) DARPA's Spectrum Collaboration Challenge Calls for Contenders. 2016-07-19. <https://www.spectrumcollaborationchallenge.com/darpar-spectrum-collaboration-challenge-calls-for-contenders>.

2) CommEx product sales sheet. 2016-5-11. <https://www.baesystems.com/en/download-en/20160511234534/1434581048612.pdf>.

“竞争激烈环境中的通信 (Communications in Contested Environments, C2E)”^[5], 研制抗干扰能力强和难以被检测的通信技术, 力求在多种频谱威胁中保持网络通联. 同年, DARPA 还开展了“超宽带可用射频通信 (Hyper-Wideband Enabled RF Messaging, HERMES)”项目^[6], 旨在寻求采用超宽带扩频通信解决抗干扰和信号破坏问题的方法.

分析上述研究现状可知, 将人工智能应用于频谱技术的相关研究才刚刚起步, 还有很多关键难题没有解决. 此外, 虽然当前在频谱协同和频谱对抗方面已有多项前沿探索和研究, 但大多尚未综合考虑无线通信网络内部协同与外部对抗的复杂耦合用频关系. 因此, 急需对智能频谱协同与对抗的机理、模型和方法展开研究, 为未来无线通信网络的发展打下坚实的技术基础.

2 智能频谱协同与对抗体系架构

2.1 体系架构

针对无线通信网络频谱协同与对抗这一迫切需求, 本文提出“五域一体”的体系架构. 如图 1 所示, 该架构具体包括以下部分.

- **电磁域.** 用户进行频谱感知, 并将获得的频谱数据融合处理.
- **信号域.** 基于频谱数据, 通过态势表征和补全获取完整的频谱态势.
- **信息域.** 从频谱态势中提取用频特征信息, 识别多种用频行为, 并进行推理预测.
- **知识域.** 根据获得的用频行为信息, 运用频谱管控和通信对抗相关理论方法, 生成频谱协同与对抗策略.

- **执行域.** 执行最优用频策略, 以实现复杂电磁环境下的频谱自主征用和释放.

为了实现以上 5 个域的功能, 除运用无线通信和信号处理等理论外, 还需结合如博弈论和机器学习等跨学科的人工智能方法. 具体如下所述.

- **博弈论.** 博弈论作为应用数学的一个分支, 主要用于对有相互影响的自主决策系统进行建模分析^[7]. 将博弈论应用于频谱协同与对抗, 通过分析合法用户之间的用频竞争/冲突/合作关系, 以及合法用户与恶意用户之间的对抗过程, 预测博弈均衡解, 为设计高效的用频决策方法提供理论指导.

- **机器学习.** 机器学习能够使用户通过历史信息或环境反馈对自身策略进行优化, 可应用于频谱态势获取、用频行为识别与推理以及用频决策等多个环节, 主要方法包括深度学习和强化学习等^[8,9]. 深度学习利用深度神经网络的多层特性来感知和提取外部环境特征, 通过逐层地学习和训练, 实现复杂频谱环境中的态势补全、行为识别和预测^[10]. 强化学习是一种有效的在线学习方法, 针对动态未知频谱环境下的用频决策问题, 通过与频谱环境的决策交互, 以试错的方式积累经验并学习到最优策略, 实现智能用频决策^[11].

博弈论和机器学习相对独立却又紧密联系, 通过联合优化, 最终实现频谱协同与对抗的智能决策优化: 通过博弈优化建模, 在理论层面保证系统稳定、使性能接近或达到最优; 在博弈框架的理论指导下, 机器学习在实现层面寻找最优用频策略.

2.2 智能频谱协同与对抗环

为阐明智能频谱协同与对抗的工作流程与特点, 提出如图 2 所示的智能频谱协同与对抗环. 传统认知通信环侧重于实现通信用户之间的用频协同^[12], 相比之下, 智能频谱协同与对抗环的目的是实现无线通信网络中频谱的自主征用和释放, 在与非法用户和恶意用户并存的条件下, 实现全网的稳健通信. 具体内容如下.

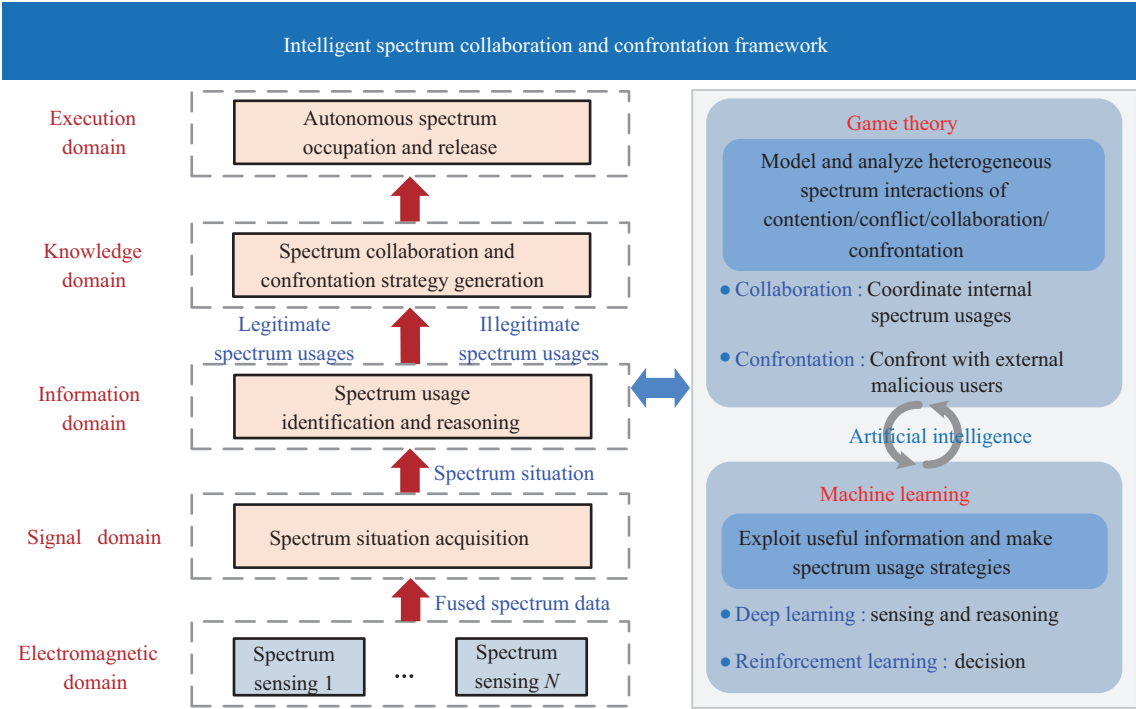


图 1 (网络版彩图) “五域一体” 的智能频谱协同与对抗体系架构
Figure 1 (Color online) Intelligent spectrum collaboration and confrontation framework

- **频谱态势获取.** 用户通过频谱感知技术获取频谱数据, 并进一步利用多节点协同频谱感知和数据增强方法获得电磁频谱的完整状态.
- **用频行为识别与推理.** 由于多类型用户的射频信号在电磁频谱空间深度交织, 需要挖掘频谱态势中各类用户的用频行为特征, 并对各种用频行为进行识别与分类, 通过推理和预测, 寻找可持续使用且信道质量好的频谱资源.
- **协同与对抗策略生成.** 将合法用户用频行为与恶意用户用频行为作为输入, 分别生成协同策略与对抗策略. 频谱协同策略包括网间动态频谱共享和网内动态频谱接入策略, 频谱对抗策略指获取干扰条件下的稳健频谱接入策略. 频谱协同与频谱对抗相互影响制约, 共同实现内部冲突避免和外部干扰规避.
- **用频策略执行.** 最后, 执行最优用频决策, 实现对抗条件下的自主征用和释放频谱. 用频决策作用于频谱环境, 并将产生的影响反馈到环路, 实现整个环路的迭代更新.

3 主要关键技术

3.1 频谱态势获取

3.1.1 技术内涵

在无线通信网络中, 频谱态势获取作为了解频谱环境的必要途径, 是智能通信用频决策的基础. 频谱态势是指电磁频谱的状态、形势和趋势. 孤立的、离散的、碎片化的频谱状“态”可构成频谱空间的形“势”.

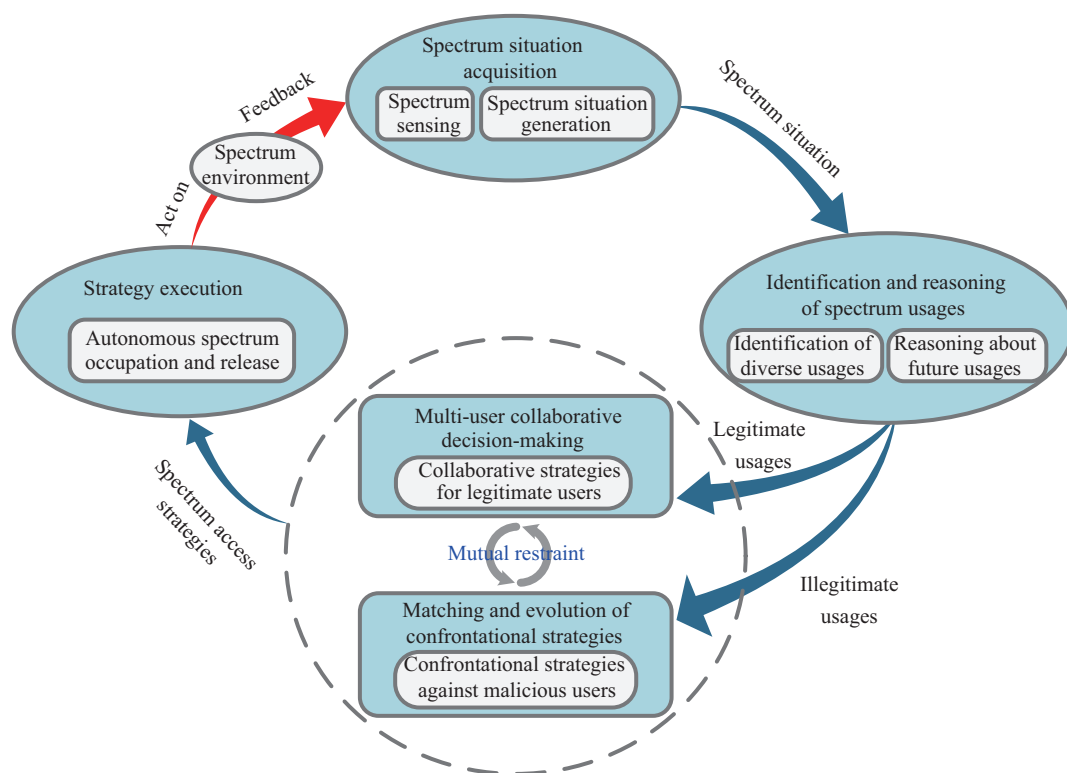


图 2 (网络版彩图) 智能频谱协同与对抗环

Figure 2 (Color online) Intelligent spectrum collaboration and confrontation cycle

从“态”和“势”的角度, 频谱态势获取可分为两个重要方面: 频谱态势感知^[13]和频谱态势生成. 频谱态势感知是利用各种信号检测和处理技术获取给定时间和空间的频谱使用情况, 其主要目标是获取辐射功率、占空情况、调制方式、接入协议等频谱的当前状态. 频谱态势生成是在频谱态势感知的基础上, 挖掘频谱状态间的相关性和规律性, 获取频谱空间的综合形势, 主要包括频谱态势信息表征和频谱态势补全等方面.

3.1.2 技术挑战

- 无线信号传播过程中通常存在遮挡、衰落和多径等不利因素, 导致感知精度低和“隐藏终端”等问题. 此外, 由于可能受到恶意用户的干扰攻击, 频谱态势感知的难度进一步加剧. 因此, 如何实现无线信道下的可靠频谱感知, 是频谱态势获取的基础问题.

- 由于频谱环境错综复杂, 传统方法难以准确刻画频谱态势的演化规律, 利用数据驱动的机器学习方法能有效解决该问题. 然而, 现有方法一方面需要大量训练样本, 难以实时获取; 另一方面需要较长训练时间, 难以保证态势生成的时效性. 因此, 如何利用“小样本”数据实现动态多变环境中的高效频谱态势生成存在很多难题.

3.1.3 技术途径

- 多用户协同频谱感知. 为应对无线传输带来的不利影响, 多用户协同感知是提升频谱感知性能的有效方式: 通过融合多个用户的频谱感知数据, 获取可靠性更高的频谱感知结果. 然而, 随着协同用户数量的增多, 冗余感知信息量和协同开销也随之增大. 因此, 在保证频谱态势感知准确性的同时还需

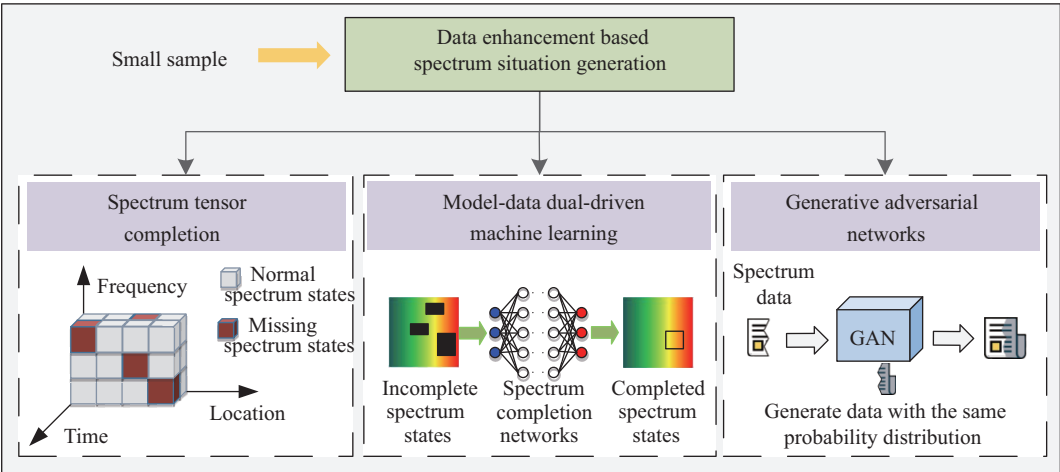


图 3 (网络版彩图) 基于数据增强的频谱态势生成

Figure 3 (Color online) Data enhancement based spectrum situation generation

综合考虑算法实时性、复杂度和信息交互开销, 针对不同应用场景进行多用户协同频谱感知优化设计. 相关技术内容主要包括感知节点部署优化、感知节点优选、感知任务分配、感知数据高效融合和安全稳健感知等.

● **基于数据增强的频谱态势生成.** 频谱数据一般是涉及时间、频率、功率、空间等多个维度的状态数据. 如图 3 所示, 针对频谱状态数据的时域碎片化、功率相关性和空间稀疏性等特点, 可采用以下 3 种技术途径进行频谱态势生成: (a) 利用频谱态势演化在时域、频域、功域、空域内的固有相关性, 建立多维频谱态势的张量表征模型, 然后运用张量补全算法恢复缺失的频谱数据^[14]; (b) 将无线信号的传播规律嵌入到深度神经网络中, 设计模型和数据双驱动的机器学习算法^[15], 克服传统方法由于只依赖训练数据导致的效率低下问题, 实现高效频谱态势补全; (c) 利用生成对抗网络能够学习数据概率分布并生成同分布数据的强大能力^[16], 实现小样本条件下的频谱态势补全.

3.2 用频行为识别与推理

3.2.1 技术内涵

无线通信网络中的用户可根据用频行为特点分为 4 类: 网内用户、共存网络用户、非法用户和恶意用户. 其中, 网内用户按已知准则使用频谱, 共存网络用户动态接入频谱, 非法用户未经授权占用频段通信, 恶意用户故意释放破坏性干扰. 前两类用户可通过协调实现频谱资源共享, 用频行为侧重于协同; 后两类用户产生无意或恶意干扰, 用频行为侧重于对抗. 为了实现频谱资源的高效安全使用, 首先需对不同用频行为进行识别, 然后有针对性地对未来用频行为进行推理预测, 获取用频规律, 为后续频谱协同和对抗提供支撑, 如图 4 所示.

3.2.2 技术挑战

● 由于多类型用户交错争夺频谱资源, 电磁信号在时间、频率、空间、功率等多个维度复杂分布, 关联性强且特征要素多. 因此, 如何在高度耦合的频谱态势下对用频行为有效识别, 是对用频行为推理预测的重要基础.

● 不同类型用户的用频目的和行为存在较大差异, 难以用统一方法进行推理预测. 因此, 挖掘不同

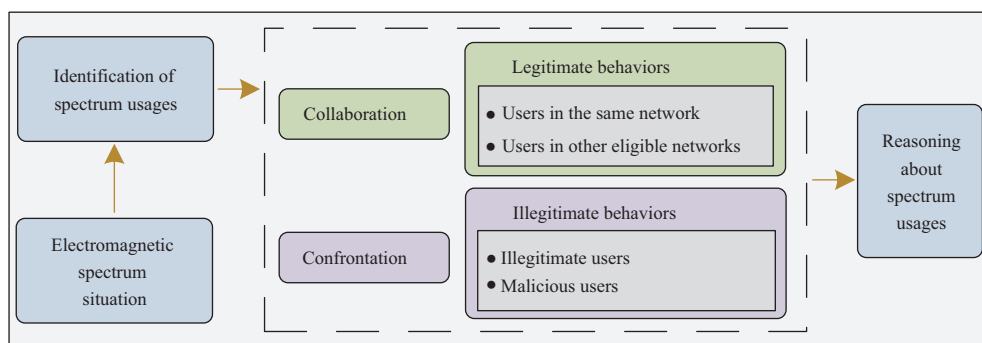


图 4 (网络版彩图) 用频行为识别与预测框架图

Figure 4 (Color online) Spectrum usages identification and reasoning framework

用户的用频特点, 并设计有针对性的预测方法, 对发现持续可用且高质量的频谱资源有重要作用。

3.2.3 技术途径

● **用频行为识别.** 为了在交错争夺的频谱空间中准确识别网内用户、共存网络用户、非法用户和恶意用户的多类用频行为, 可采用以下几种技术途径: (a) 运用信息处理和统计学习等理论方法, 通过统计量、波形熵、小波变换等手段获取多类型用户信号在时间、频率、空间、能量和波形等多个维度的特征参数, 然后运用模式识别方法对多类型用频行为进行识别; (b) 利用深度学习在复杂环境中识别与特征提取能力强的优点, 直接输入频谱态势信息实现多类型用频行为识别, 避免特征提取过程导致的信息损失. 在算法设计的过程中, 上述两种途径需考虑样本数据获取、复杂度和时效性等因素。

● **用频行为推理.** 考虑不同用户用频动机的差异性, 可采用以下两种技术途径对用频行为进行推理预测: (a) 合法用频主要源自网内用户和共存网络用户, 其中前者遵循已知用频方式, 后者通过协商进行频谱共享, 两者都具有一定的先验信息. 因此, 可设计先验信息辅助的预测方法, 对合法用户的未来用频行为进行精准推理预测. (b) 非法用频主要源自非法用户和恶意用户, 前者以完成自身通信为目的, 与合法用频行为相关性较弱; 后者以攻击正常通信为目的, 与合法用频行为相关性较强. 因此, 可首先度量与合法用频行为的相关性, 然后通过相关性强弱推理出用户类型和用频行为. 上述两种方法的最终目的都是通过用频行为预测, 寻找可长时间连续使用且信道质量好的频段, 为后续频谱协同和对抗提供支撑。

3.3 多用户协同用频决策

3.3.1 技术内涵

协同用频决策指自主征用和释放频谱, 从而避免网内用户之间以及与共存网络用户的同频干扰. 常用的频谱协同方法有集中式和分布式两种. 集中式方法通过中心控制器给用户分配信道以实现同频互扰规避, 频谱分配效率高但需要额外的信息交互开销. 分布式方法不依赖中心控制器, 由用户自主接入可用信道. 其中, 多智能体强化学习方法通过每个用户执行“频谱感知-用频决策-通信反馈”, 能够在动态未知的频谱环境中获得联合策略, 是实现多用户协同用频决策的有效方法^[17].

3.3.2 技术挑战

● 大规模无线通信网络中, 由于无线传播的空间开放性和信号衰减特性, 用户间的互扰关系呈现局部特性. 然而, 由于用频行为的耦合性和行为作用的传递性, 网络内以及网络间多用户的决策影响依

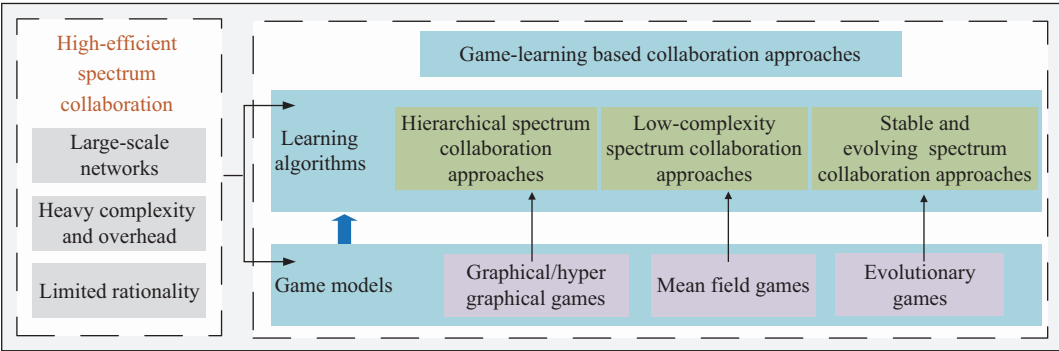


图 5 (网络版彩图) 基于博弈学习的高效频谱协同方法

Figure 5 (Color online) Game-learning based efficient spectrum collaboration approaches

然是全局的. 因此, 随着网络规模的扩大, 基于多智能体强化学习的协同决策方法收敛时间将急剧增加, 甚至无法收敛.

- 在复杂电磁环境中, 由于用户通信能力的局限性和通信环境的不稳定性, 用户间存在信息交互有延迟、有差错和反馈不及时等情况. 因此, 需要针对不完美协同信息和反馈信息带来的挑战, 优化协同用频方法, 提高多用户用频协同决策的稳健性.

3.3.3 技术途径

- **基于博弈学习的高效频谱协同方法.** 针对大规模网络中的用频冲突避免问题, 利用博弈论对用户间的干扰关系进行建模, 并设计高效的分布式多智能体强化学习方法. 如图 5 所示, 可采用以下几种技术途径: (a) 综合考虑不同网络中业务需求、用频需求和空间位置等因素, 运用图博弈和超图博弈等干扰博弈模型^[18], 设计网络间频段共享和网络内频率接入的分层多粒度频谱协同方法; (b) 运用平均场博弈模型^[19], 对网络中其余用户的用频行为进行统计近似替代, 降低用频协同信息交互, 设计低复杂度的频谱协同算法; (c) 针对复杂网络中用户的有限理性, 运用演化博弈模型^[20], 将使用相同频谱的用户建模为种群, 通过求解稳定演化策略获得频谱协同策略.

- **面向不完美信息的稳健用频协同方法.** 为了克服复杂电磁频谱环境中不完美协同信息和反馈信息带来的挑战, 如图 6 所示, 可采用以下两种技术途径: (a) 针对反馈链路受限的情况, 设计低速协同信令传输波形和高可靠信息交互算法, 保障关键信息传输; (b) 当反馈信息不完美时, 运用神经网络模型, 挖掘历史信息间的关联性, 利用少量信息对缺失信息进行推理, 实现不完美信息下的稳健用频协同.

3.4 频谱对抗适配与演化

3.4.1 技术内涵

频谱对抗策略适配指针对恶意干扰用户做出最优对抗策略, 包括对策适配和维度适配两方面. 对策适配是指用户通过选择低功率隐蔽通信、干扰躲避、干扰信号消除和诱导干扰等抗干扰手段, 保护目标信号. 维度适配是指在确定抗干扰对策的基础上进行频率、空间、功率和编码方法等多维度优化. 通过对策适配和维度适配的分级联合优化, 实现“智扰智抗”.

频谱对抗策略演化指针对智能干扰会根据用户用频行为动态调整其干扰策略的情况, 对智能通信对抗过程进行建模分析, 在持续对抗中预测智能干扰的行为, 实现用户用频策略的动态演化, 达到“料

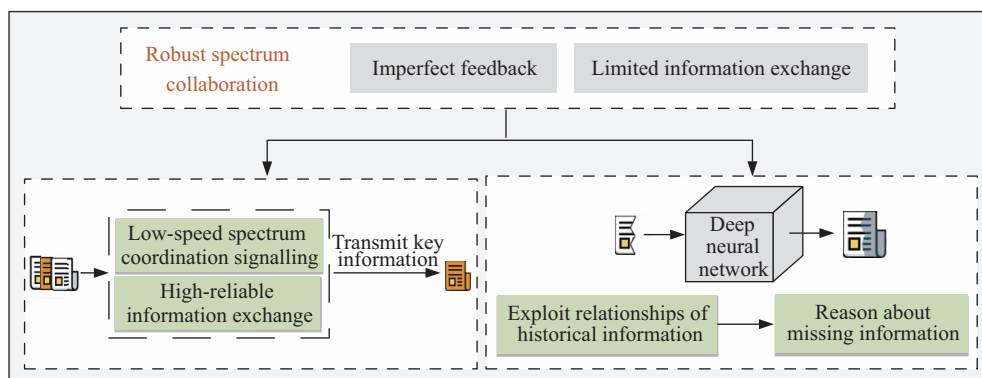


图 6 (网络版彩图) 面向不完美信息的稳健用频协同方法

Figure 6 (Color online) Robust spectrum usage collaboration approach with imperfect information

敌先机、最优适配”的效果。

3.4.2 技术挑战

● 复杂动态的干扰攻击尤其是未知干扰攻击, 会对合法用户通信造成巨大威胁. 如果用户无法快速适配频谱对抗策略, 通信效能将严重下降, 甚至被完全压制. 因此, 需快速准确地选择最优频谱对抗策略, 实现复杂频谱环境中的可靠通信.

● 未来恶意用户的干扰攻击将愈发智能, 能够根据用户用频决策动态自主地调整干扰策略. 如果用户缺乏智能博弈能力, 其行动和策略会被恶意用户洞察学习, 将完全处于被动地位. 因此, 需深入探索智能通信对抗的特点和规律, 在持续对抗中实现用户用频决策的动态演化.

3.4.3 技术途径

● 情景知觉的频谱对抗策略快速适配. 针对复杂动态环境中的频谱对抗策略适配问题, 如图 7 所示, 可采用以下两种技术途径: (a) 针对干扰模式固定的场景, 对恶意用户的多维用频属性进行建模, 通过历史采集数据和模拟生成数据构建典型干扰情景, 运用离线方法获得不同干扰情景下的最优频谱对抗策略, 构建频谱对抗知识库. 同时, 利用深度学习和支持向量机等模式识别方法匹配当前干扰情景, 直接适配知识库中的最优频谱策略. (b) 针对未知干扰模式, 利用知识迁移方法进行频谱对抗策略的快速适配. 通过归纳已有干扰情景的特征, 将已有情景知识进行迁移, 实现未知干扰情景的快速构建和频谱对抗方法的快速生成.

● 基于对抗博弈的对抗策略演化. 智能通信对抗场景中的合法用户和恶意用户都具备感知、学习和决策的能力, 能够学习和洞察对方行为, 并动态调整自身策略, 因此智能频谱对抗具有动态、多阶段、重复等特点. 针对这一特性, 利用对抗博弈模型对其进行建模分析, 如图 8 所示, 可采用以下两种技术途径: (a) 通过对抗博弈均衡分析, 对干扰行为进行预测, 达到“料敌先机、最优适配”的效果; (b) 构建智能通信模拟对抗环境, 让用户与模拟智能干扰不断博弈对抗, 在对抗中不断提升通信能力, 加速情景知识库的更新, 实现通信对抗策略不断演化.

4 总结

本文针对无线网络频谱使用面临的用频行为准确认知、合法用户高效频谱协同以及与恶意

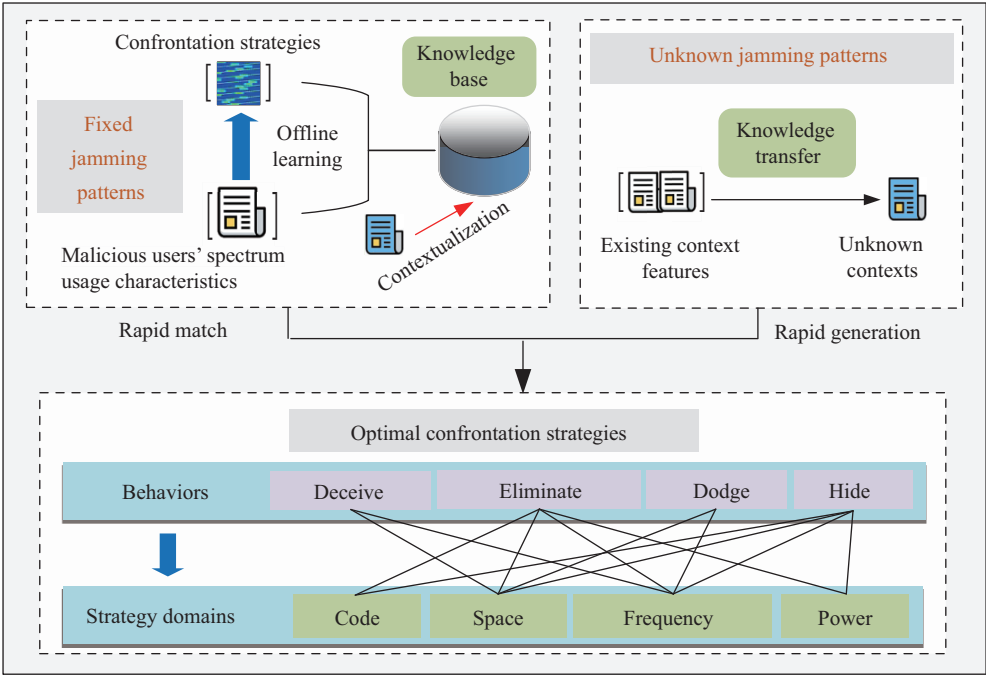


图 7 (网络版彩图) 频谱对抗策略快速适配
Figure 7 (Color online) Fast match of spectrum confrontation strategies

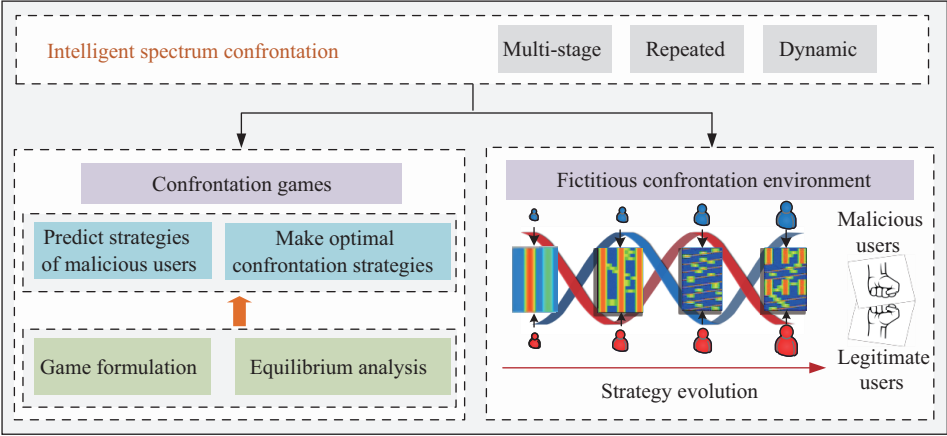


图 8 (网络版彩图) 基于对抗博弈的对抗策略演化
Figure 8 (Color online) Confrontation game based strategy evolution

用户智能频谱对抗等挑战, 构建了电磁域、信号域、信息域、知识域和执行域“五域一体”的智能频谱协同与对抗体系架构, 设计了“频谱态势获取 – 用频行为识别与推理 – 协同与对抗策略生成 – 用频决策执行”的智能频谱协同与对抗环, 并基于博弈论和机器学习对各个环节的技术内涵、技术挑战和技术途径进行了阐述, 以期实现智能频谱协同与对抗的用频新范式, 提升无线网络在复杂电磁环境下的通信性能.

参考文献

- 1 DARPA. Collaborative operations in denied environment (CODE) broad agency announcement (BAA). DARPA-BAA-14-33, 2014-04-25. <http://www.darpa.mil>
- 2 DARPA. Radio frequency machine learning systems (RFMLS). HR001117S0043, 2017-08-11. <https://www.darpa.mil>
- 3 DARPA. Digital RF battlespace emulator (DRBE). HR001119S0023, 2019-02-12. <https://www.darpa.mil>
- 4 Clark B, McNamara W M, Walton T A. Winning the invisible war: gaining an enduring U.S. advantage in the electromagnetic spectrum. Center for Strategic and Budgetary Assessments. 2019-11-20. <https://csbaonline.org/research/publications/winning-the-invisible-war-gaining-an-enduring-u.s-advantage-in-the-electromagnetic-spectrum>
- 5 DARPA. Communications in contested environments (C2E) broad agency announcement (BAA). DARPA-BAA-14-02, 2014-07-28. <http://www.darpa.mil>
- 6 DARPA. Hyper-wideband enabled RF messaging (HERMES) broad agency announcement (BAA). DARPA-BAA-14-34, 2015-04-03. <http://www.darpa.mil>
- 7 Han Z, Niyato D, Saad W, et al. Game Theory in Wireless and Communication Networks: Theory, Models, and Applications. Cambridge: Cambridge University Press, 2012
- 8 Bishop C M. Pattern Recognition and Machine Learning. New York: Springer, 2006
- 9 Alpaydin E. Introduction to Machine Learning. Massachusetts: MIT Press, 2020
- 10 Goodfellow I, Bengio Y, Courville A. Deep Learning. Massachusetts: MIT Press, 2016
- 11 Sutton R S, Barto A G. Reinforcement Learning: An Introduction. Massachusetts: MIT Press, 2018
- 12 Akyildiz I F, Lee W Y, Vuran M C, et al. Next generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: a survey. Comput Netw, 2006, 50: 2127–2159
- 13 Ding G R, Wang J L, Wu Q H, et al. Robust spectrum sensing with crowd sensors. IEEE Trans Commun, 2014, 62: 3129–3143
- 14 Jiang B, Ma S, Zhang S. Low-M-Rank tensor completion and robust tensor PCA. IEEE J Sel Top Signal Process, 2018, 12: 1390–1404
- 15 He H T, Wen C K, Jin S, et al. Model-driven deep learning for MIMO detection. IEEE Trans Signal Process, 2020, 68: 1702–1715
- 16 Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial nets. In: Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems, 2014. 2672–2680
- 17 Xu Y H, Wang J L, Wu Q H, et al. Dynamic spectrum access in time-varying environment: distributed learning beyond expectation optimization. IEEE Trans Commun, 2017, 65: 5305–5318
- 18 Xu Y H, Wu Q H, Shen L, et al. Opportunistic spectrum access with spatial reuse: graphical game and uncoupled learning solutions. IEEE Trans Wirel Commun, 2013, 10: 4814–4826
- 19 Yang C G, Li J D, Semasinghe P, et al. Distributed interference and energy-aware power control for ultra-dense D2D networks: a mean field game. IEEE Trans Wirel Commun, 2017, 16: 1205–1217
- 20 Lasaulce S, Hamidou T. Game Theory and Learning for Wireless Networks: Fundamentals and Applications. Oxford: Academic Press, 2011

Intelligent spectrum collaboration and confrontation in wireless communication networks

Jinlong WANG, Yuhua XU* & Jin CHEN

National High Frequency Communication Engineering Technology Research Center, Army Engineering University of PLA, Nanjing 210001, China

* Corresponding author. E-mail: yuhuaenator@gmail.com

Abstract With the rapid development of the Internet of Things, unmanned systems, and artificial intelligence, the use of spectrums in wireless communication networks is increasing. This is a complex, dynamic and intelligent trend, but it faces several challenges. These include: the accurate recognition of spectrum usage behaviors, efficient spectrum collaboration among legitimate users, and intelligent spectrum confrontation against malicious users. To solve these problems, an architecture of intelligent spectrum collaboration and confrontation is proposed in this paper, which includes five domains: the electromagnetic, signal, information, knowledge, and execution domains. Based on game theory and machine learning, this paper details key technologies in four aspects: the acquisition of spectrum states, the identification and conjecture of spectrum usage behaviors, collaborative spectrum usage decision among legitimate users, and the adaptation and evolution of spectrum confrontations. Intelligent spectrum collaboration and confrontation can be realized in complex electromagnetic environments through recognition, inference, autonomous requisition, and the release of spectrums.

Keywords artificial intelligence, spectrum collaboration, spectrum confrontation, game theory, machine learning



Jinlong WANG was born in 1963. He received his Ph.D. degree in communications and electronic systems from Institute of Communications Engineering, Nanjing, China, in 1992. In 2019, he was elected to be a member of Chinese Academy of Sciences. He is currently a professor with Army Engineering University of PLA. His research interests focus on HF communications, cognitive radio networks, and intelligent unmanned systems.



Yuhua XU was born in 1983. He received his Ph.D. degree in communications and information systems from the College of Communications Engineering, at PLA University of Science and Technology in 2014. He is currently an associate professor with Army Engineering University of PLA. His research interests focus on opportunistic spectrum access, intelligent anti-jamming communications, and intelligent unmanned swarms.



Jin CHEN was born in 1971. She received her Ph.D. degree in communications engineering and information system from Institute of Communications Engineering, Nanjing, China in 1999. She is currently a professor with Army Engineering University of PLA. Her current research interests include wireless communications networks and cognitive radio networks.