



群体智能协同通信: 愿景、模型和关键技术

孙佳琛, 王金龙, 陈瑾, 丁国如*

中国人民解放军陆军工程大学通信工程学院, 南京 210007

* 通信作者. E-mail: dr.guoru.ding@ieee.org

收稿日期: 2019-08-28; 修回日期: 2019-10-31; 接受日期: 2019-11-18; 网络出版日期: 2020-02-27

科技创新 2030 —“新一代人工智能”重大项目 (批准号: 2018AAA0102303)、国家自然科学基金 (批准号: 61871398, 61931011) 和江苏省自然科学基金 (批准号: BK20190030) 资助项目

摘要 受生物群体活动的启发, 无人集群开始应用于遥感探测、信息中继、智能对抗等各个领域, 相较于单个无人平台表现出更强大的环境适应性、更稳健的系统鲁棒性和更丰富的任务能力. 作为集群行为的前提和保障, 无人集群需要依赖稳健可靠的集群内部通信. 通信资源的稀缺、环境的复杂对抗也对集群内部通信提出了更高要求. 然而, 关于无人集群通信的现有研究在通信的有效性、可靠性、安全性等方面仍然较为薄弱, 集群系统的自主性、协同性、智能化水平还有待优化提升. 本文重点聚焦以自组织网状网为代表的无人机集群通信网络, 结合群体智能理论和认知无线电技术, 建立面向无人集群的群体智能协同通信模型, 并阐述基于群体智能的多域立体协同感知技术, 最后对下一步发展方向进行展望.

关键词 无人集群, 群体智能, 协同通信, 群智感知, 认知无线电

1 引言

自然界中蕴含着许多令人惊叹的巧妙“设计”^[1]: 如蚁群出穴觅食时在路径上散发信息素, 同时根据信息素浓度来决定前进方向, 从而快速找到到达食物源的最短路径; 雁群迁徙时总是保持特定队形, 后雁可以借助前雁扇动翅膀造成的低气压区减少飞行的阻力, 支撑长途飞行并有效抵御敌害; 鱼群游动时总是通过观察同伴身体的侧线来保持适当距离, 当捕食者接近时, 近处的鱼快速逃避, 且其身体侧线的变化会迅速警示周围的同伴, 从而带动整个鱼群倏忽散开躲避危险. 这些简单微小的个体遵循既定的规则, 适应环境的变化, 就能形成协调有序的大规模运动, 展现出远超个体能力总和的强大群体力量.

受这些生物集群活动的启发, 国内外研究者们开始把目光转向对集群技术的研究, 并将其应用于无人机、无人车、无人艇等平台单元组成的各种无人集群. 集群并不是对多个个体进行简单的连接

引用格式: 孙佳琛, 王金龙, 陈瑾, 等. 群体智能协同通信: 愿景、模型和关键技术. 中国科学: 信息科学, 2020, 50: 307-317, doi: 10.1360/SSI-2019-0186
Sun J C, Wang J L, Chen J, et al. Cooperative communication based on swarm intelligence: vision, model, and key technology (in Chinese). Sci Sin Inform, 2020, 50: 307-317, doi: 10.1360/SSI-2019-0186

和组合, 而是使众多个体高效协作、紧密耦合, 构成自组织、高稳定的分布式系统, 激发个体智慧, 汇聚群体智能. 群体智能理论技术逐步在众包、网络问答、共享经济等众多领域得以创新应用和广泛延伸^[2], 体现出社会经济体系中的群体智慧.

具体地, 以无人机集群为例, 在复杂的强干扰对抗性环境中, 无人机集群比单架无人机具有更强的环境适应性、更稳健的系统鲁棒性、更丰富的任务能力、更经济的工作能效, 因而倍受研究者的关注. 例如, 美国国防部高级研究计划局 (Defense Advanced Research Projects Agency, DARPA) 主导的小精灵 (Gremlins) 项目^[3] 致力于研发可快速部署与多次回收利用的无人机集群; 美国海军研究实验室 (United States Naval Research Laboratory, NRL) 主导的低成本无人机集群技术 (low-cost UAV swarming technology, LOCUST)^[4] 旨在通过自主协同技术实现低成本无人机作战的数量压倒性优势; 波兰世行集团的蜂群察打一体系统¹⁾ 体现出无人机协同作战的未来发展趋势; 瑞士洛桑联邦理工学院 (Swiss Federal Institute of Technology in Lausanne) 智能系统实验室开发了基于微型无人机的灾区通信保障网络^[5]; 中国电子科技集团公司电子科学研究院的无人机集群飞行展示了密集弹射起飞、空中集结、多目标分组等任务. 此外, 无人机集群还可以作为通信中继辅助地面网络^[6], 有效拓展通信范围, 或作为高速缓存辅助安全传输^[7], 大大减轻地面网络的传输压力.

然而, 无人机集群首先需要依赖稳健可靠的无人机间通信. 目前普遍认为自组织网状网 (ad hoc mesh network) 是适用于实现无人机集群通信的网络之一^[8,9], 且人们在类似的移动自组织网络 (mobile ad hoc network, MANET)^[10,11] 和车载自组织网络 (vehicular ad hoc network, VANET)^[12,13] 方面的相关研究也比较丰富. 然而, 在通信资源短缺、环境动态对抗等复杂条件下, 现有无人机集群通信网在通信的有效性、可靠性、安全性等方面的研究仍然较为薄弱, 集群系统的自主性、协同性、智能化水平还有待优化提升.

针对上述问题, 本文以无人集群的通信问题为研究对象, 重点聚焦以自组织网状网为代表的无人机通信网, 着力构建群体智能协同通信系统模型, 探讨群体智能协同通信中的多域立体协同感知技术, 并对下一步研究方向进行展望.

2 群体智能研究概述

Swarm intelligence, 通常译为集群智能或群体智能, 简称 SI, 自 20 世纪末起, 这个概念逐步进入研究者的视野. 1993 年, Beni 和 Wang^[14] 在分析细胞机器人系统中智能的含义时提出 “swarm intelligence”, 在由自主、非同步、非智能的机器人组成的细胞机器人系统中, 机器人通过合作完成全局任务, 即是群体智能的工程问题. 1999 年, Bonabeau 等受蚂蚁、蜜蜂等社会性昆虫行为的启发, 在文献 [15] 中阐述了群体智能的概况, 提供了群体行为模型在多智能体系统和机器人上应用的众多案例, 并进一步展望了群体智能技术在未来的发展方向和应用领域. 2001 年, Kennedy 等也在文献 [16] 中广泛回顾社会心理学、认知科学和进化计算等方面文献, 在此基础上提出了群体智能的理论方法. 关于群体智能技术的探索从各个研究领域争相兴起.

群 (swarm) 的基本含义通常是指一群 (正在移动的) 昆虫, 如蜂群、蚁群. 这些微小的生命体总是以群体活动的方式完成觅食、筑巢等行为, 显示出远超个体能力总和的优越表现. 对此, Grassé^[17] 用共识自主性 (stigmergy) 进行了解释: 这些群体行为是基于生物个体间的间接信息协调机制完成的, 在没有任何集中控制和直接通信的情况下, 个体独立行动, 做出简单动作并在环境中留下痕迹, 从而刺

1) WB Group presents SWARM reconnaissance-strike system. <https://www.janes.com/article/73680/mspo-2017-wb-group-presents-swarm-reconnaissance-strike-system>.

激下一个动作,所有个体相互修正和产生行动,最终形成自发、连贯、系统性的智能行为.共识自主性很好地描绘了群体智能行为的成因,也因此成为群体智能领域的关键概念之一^[18].对昆虫群体的研究也催生出群体智能发展的两个主要方向:一是建立分布式群体智能系统,二是设计群体智能优化算法,如蚁群优化算法(ant colony optimization)^[19].

此外,在共识自主性的描述中,群体智能的特点得到了具体体现:(1)分布式的组织架构,个体不受集中控制,可以感知环境和与邻近个体进行信息交互;(2)简单的个体动作,群体中个体能力普通或只能完成一项或几项简单的动作;(3)灵活的环境适应,个体动作不是一成不变的,会随着环境的变化自适应调整,且认为个体的每一个动作都会对环境产生影响;(4)智能的整体系统,个体通过环境反馈来改变自身动作即是学习策略、经验的过程,群体的生存能力也因此得到增强,能更好地适应外部环境的变化,具有智能性^[20].

另一种被广泛接受的描述群体智能行为特点的说法是群体智能行为具有 5 大基本原则^[21]:(1)邻近原则,群体中的个体能够进行简单的空间和时间计算;(2)品质原则,群体能够响应环境中的品质因子;(3)多样性反应原则,要求群体的行动范围不应该太窄;(4)稳定性原则,群体不应在每次环境变化时都改变自身的行为;(5)适应性原则,群体能够以合适的代价适时改变自身的行为^[20].这 5 大基本原则也与上述 4 个特点相互印证.

在人们关注群体智能的同时,也有研究者从其他领域探索着集体的伟大力量,这使得 swarm intelligence 有了更丰富的内涵和外延,如 collective intelligence, crowd intelligence 等. Collective intelligence, 译为集体智慧,定义为成群的个体以智能的方式集体行动^[22].如谷歌收集了由数百万人创建和链接的 web 页面所生成的知识,然后使用这些知识,以智能的方式回答人们的查询;在维基百科上,全世界成千上万的人共同创造了一个非常庞大的高质量的智力产品,参与者基本没有受到集中控制且所有行为都是自愿的;类似的案例在政治、经济等社会生活的方方面面十分常见^[22]. Crowd intelligence 则是在 collective intelligence 的基础上侧重体现基于互联网的集体智慧,它为机器与人的智能实现大规模的无缝集成提供了新的可能性^[2].相比之下,swarm intelligence 通常是指自然领域中发现的“群体智能”,主要是来源于对自然生态系统所具有智能的观察与表达;而 collective intelligence 和 crowd intelligence 经常多指社会领域中产生的“集体智慧”,常用于描述社会经济系统中出现的协作和共享智慧^[23].

综上所述,关于群体智能的研究已经在各个领域掀起热潮,将为人们提供一种新的解决问题的范式.

3 群体智能协同通信

为了解决以自组织网状网为代表的现有无人机网络在通信资源短缺、环境动态对抗的复杂条件下面临的严峻挑战,考虑构建群体智能协同通信系统.一方面,通过引入认知无线电(cognitive radio)技术的核心理念,提高无人机通信时的自主感知、智能决策等能力,使得无人机可以根据复杂环境的动态变化自适应调整通信策略,实现灵活、高效、智能的无线通信;另一方面,借助群体智能理论,刻画智能无人机的集群活动,在个体智能的基础上突出群体融合协同的优势,根据群体智能的相关理论和方法,突破无人机的个体能力局限,把个体有限智慧耦合汇聚成群体强大智能.因而,本文提出的群体智能协同通信即为智能通信与群体智能在无人机集群通信领域的有机结合,这也将为今后探究稳健可靠的无人集群通信提供一定的理论支撑.

本节将从无人机集群通信场景入手,简要概述认知无线电技术指导下的智能通信,并详细阐述本文提出的群体智能协同通信模型.

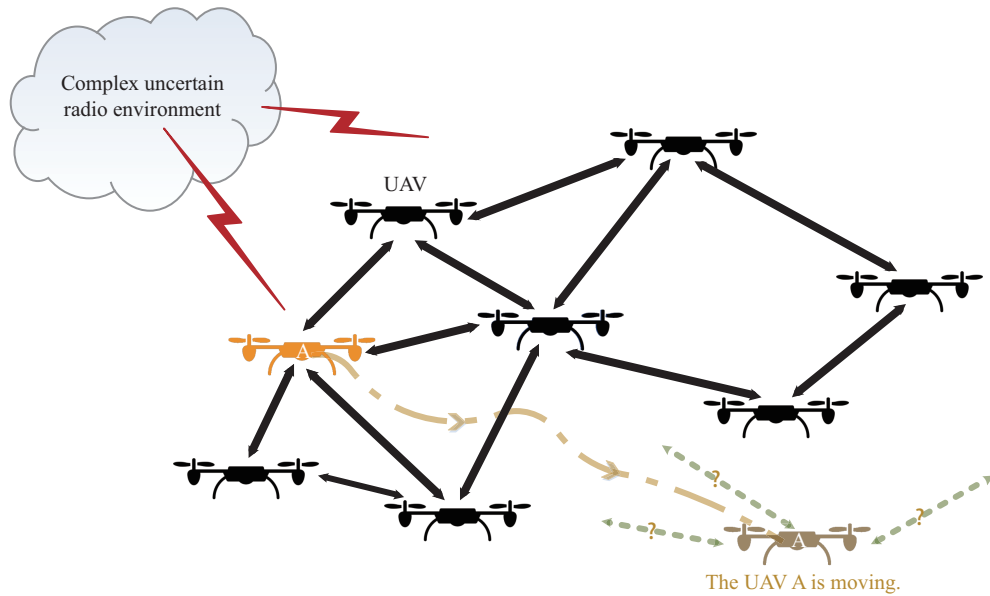


图 1 (网络版彩图) 群体通信场景示意图

Figure 1 (Color online) Swarm communication scenario

3.1 无人机集群通信场景

无人机具备制造成本相对较低、部署灵活、响应及时、隐蔽性好等特点^[24], 已经在民用、军用的各个领域得到了广泛应用. 无人机可以搭载高清摄像机、定位系统和各类传感器, 执行侦察、测绘、农业植保、电力巡检等多种任务. 然而, 单架无人机平台载荷相对较小, 信息处理能力相对较弱, 一旦发生故障或遭遇干扰, 将无法继续完成任务. 多架无人机, 甚至成百上千架无人机集合在一起, 通过分工协作和信息共享, 将大大提升完成任务的效率, 进一步增强系统的鲁棒性, 胜任更加复杂的工作.

我们可以设想这样的场景: 无人机集群在受领任务后, 完成集结起飞、分配任务、执行任务、集结返航等一系列活动, 在此过程中, 集群无需受到或极少受到地面指挥中心的控制, 自主进行接入组网、资源分配, 集群内部还可以进行高效的信息交互, 保证在外部环境动态变化或无人机相对位置发生变化时, 仍能自适应地调整网络拓扑、优化资源分配, 保持智能、稳健、可靠的无人机集群通信.

针对上述场景, 自组织网状网通常被认为是适合承载无人机集群通信的网络之一^[8]. 网状特性使网络更为健壮, 不会由于单无人机故障而使整个机群无法正常工作, 自组织特性保证了集群的分布式架构, 无人机可以随时离开或者加入网络, 网络内的任意两架无人机都可以通过中间多架无人机进行信息交互, 如图 1 所示.

然而, 无人机的高移动性和集群规模之庞大使得无人机集群通信网络的实现难度远远超过传统自组织网状网. 无人机数目众多使得网络规模极其庞大, 集群内无人机相对位置不断改变, 造成网络拓扑动态时变, 通信链路频繁中断和建立, 由此带来路由复杂繁琐、维护开销高^[25]、传输时延大^[26]等一系列问题. 此外, 外部通信环境的复杂不确定还对无人机集群通信的智能性提出了要求, 无人机集群需要及时感知外部环境变化, 并做出最优决策, 实现通信资源高效共享.

3.2 认知无线电技术与智能通信

万物互联的时代,无线通信给人们的生活带来了极大的便利.设备/用户在接入无线网络时,通常使用由频谱管理部门分配固定的频谱资源²⁾.然而,频谱资源作为一种有限且不可再生的国家核心战略资源,其总量虽看似充足,但实际上用量极大,且在时间、频率、空间上使用情况极不均衡,造成了严重的频谱赤字^[27].随着频谱资源消费者数量的指数式增加,固定的频谱分配方式必然无法满足人们的需求,无线通信的发展将会陷入瓶颈,采用更为灵活高效的通信方式迫在眉睫.

1999年,Mitola^[28,29]在攻读博士学位期间提出认知无线电的概念和体系架构,指出认知无线电是一种智能的、完全可重配置的无线收发设备,该设备可以根据网络状态和用户需求自适应地调整其工作参数.2005年,Haykin^[30]受邀在*IEEE Journal on Selected Areas in Communications*上发表里程碑式文章,将认知无线电定义为一种智能无线通信系统,该系统能在感知环境的前提下,运用understanding-by-building的方法论来学习环境并适应输入射频激励中的统计变化,从而实现随时随地的高可靠通信和无线频谱资源的有效利用.如文献^[30]中基本认知环的示意图,认知无线电主要完成3个认知任务:(1)无线场景分析,包括估计通信环境的干扰温度^[31]、检测频谱空穴;(2)信道识别^[32],包括估计信道状态信息(channel-state information, CSI)、预测信道容量;(3)发射功率控制和动态频谱管理^[33].前两个任务在接收机中进行,后者在发射机中进行,接收机和发射机之间建立起一个反馈通道,将接收机从通信环境中感知到的信息分析处理后传送给发射机,从而指导后续的通信活动.外部环境、接收机、发射机之间构成一个认知环路,使通信拥有了自主观察、学习和决策的能力.

可以说,认知无线电技术中体现的针对环境反馈适时调整动作、策略的智能化,为智能通信提供了理论框架和技术基础.

3.3 群体智能协同通信模型

针对无人机集群通信场景和需求,本文考虑结合认知无线电技术指导下的智能通信思想和汇聚有限智慧的群体智能理论方法,构建群体智能协同通信模型.

对于每架无人机个体来说,其通信的智能性即按照文献^[30]中的基本认知环来体现,无人机先对通信环境进行感知,感知的对象包括但不限于频谱态势、网络拓扑等通信环境变量;针对不同的感知对象,有各自不同的感知方法.而后,无人机根据感知结果进行自主决策,包括分配频谱资源、控制发射功率等.受任务导向、自然地理因素以及无人机执行决策带来的影响,通信环境动态变化,无人机将重新执行感知任务,以此循环往复,实现灵活智能的无人机无线通信.

对整个群体智能协同通信系统而言,无人机个体的有限智慧耦合汇聚到一起,构成无人机集群的强大智能,如图2所示.具体而言,在无人机个体有限感知的基础上,群智感知模块采用离散状态获取、全局形势推理、演化趋势预测的思路,实现“由点到面、由当前到未来、由个体智慧汇聚群体智能”的多域立体协同感知.感知得到的频谱态势、信源身份、网络拓扑等信息将被送入群智决策模块.群智决策模块则根据这些感知信息完成资源分配、功率控制、路由等任务,如群智资源分配需要频谱态势信息,群智路由依赖于网络拓扑信息等.而后,受任务导向、自然地理因素以及执行决策带来的影响,通信环境动态变化,感知结果不断更新,形成全局闭环环路.“发送请求”的反馈线可以起到信息补充的作用,当群智决策模块发现感知结果到达延迟或者信息量不足时,可以直接要求群智感知模块启动感知或者发送新的感知信息.

综上所述,智能使个体间的信息交互更为稳健可靠,使集群通信更为自主高效,而集群通信也大

2) The radio regulations. 2016. <http://handle.itu.int/11.1002/pub/80da2b36-en>.

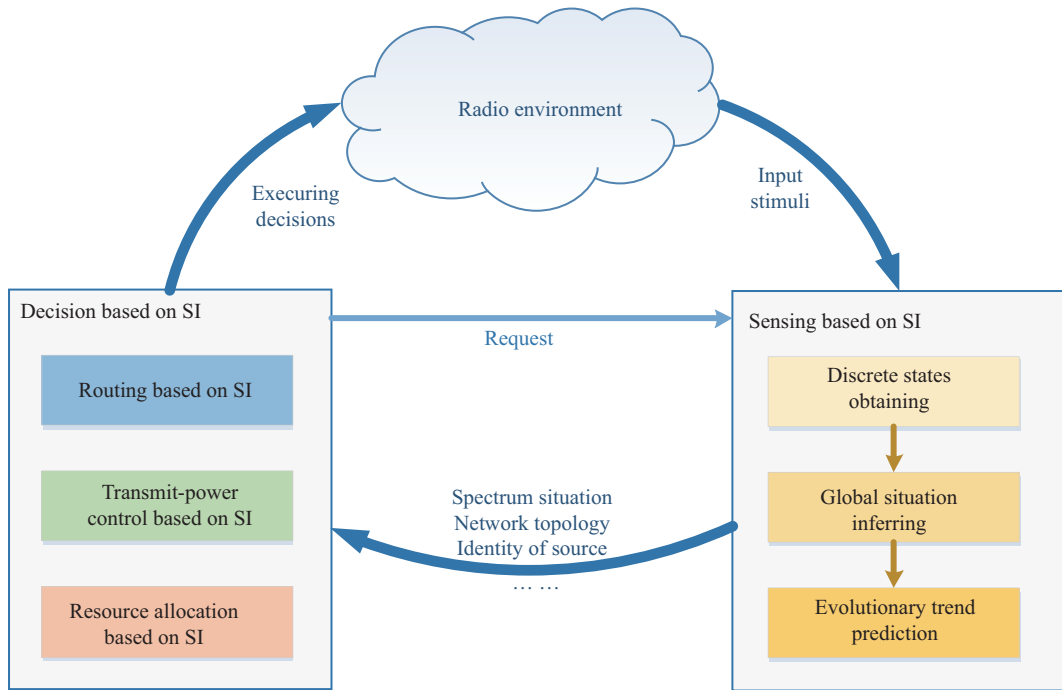


图 2 (网络版彩图) 群体智能协同通信模型架构

Figure 2 (Color online) Framework of cooperative communication model based on swarm intelligence

大增加了个体间信息交互的几率, 使群体智能体现得更为充分.

基于上述模型架构, 群体智能协同通信中也涌现出众多关键技术, 如基于群体智能的多域立体协同感知、基于群体智能的动态资源优化、基于群体智能的多维动态路由等, 下文将详细介绍基于群体智能的多域立体协同感知技术, 为读者提供一些借鉴.

4 基于群体智能的多域立体协同感知

无线通信中的感知通常是指对频谱态势的感知, 其主要目标是获取频谱当前状态, 包括频谱辐射功率、频谱占空情况、频谱接入协议等. 本文所指的感知是广义上对环境信息的获取、分析和认识的过程, 将为后续信道资源决策与网络路由连接提供频谱占用情况、节点位置以及空间拓扑等信息.

本文中, 无人机既是通信资源的使用者, 又配置有感知模块, 需通过感知获取通信环境信息. 由于单个无人机的感知能力有限, 无人机获取到的环境信息可以看作通信环境在不同区域内不同时间上的离散状态. 利用无人机集群进行通信环境感知, 可以扩大感知范围, 并借助群体智能优势, 将离散状态融合成全局形势, 甚至预测出未来演化趋势, 从而实现多域立体协同感知.

4.1 面向离散状态获取的多域群智感知

针对单个无人机能力受限条件下网络离散状态的可靠获取这一技术挑战, 探索无人机集群通信网络中无线频谱、节点位置、信源身份等多域立体状态感知问题, 为后续推理网络全局形势和预测演化趋势积累数据基础.

从感知对象上来说, 离散状态主要包括信源身份、位置信息等. 在瞬息万变、复杂对抗的环境中,

无人机集群通常承担抵近侦察的任务,这时的通信环境除了与无人机自组织网络本身相关的信息外,还可能涉及他方的重要通信节点、干扰节点,对他方节点的身份、位置进行感知也尤为重要. 频谱感知是获取频谱当前状态,包括辐射功率、占空情况、接入协议等^[34];信源身份感知即是对不同类型的辐射源进行识别,可以在信号检测的基础上结合机器学习方法进行判断^[35,36];节点位置信息是空间域的重要内容,对节点位置进行感知可以采用协同定位技术^[37,38].

从技术路线上来说,首先构建面向无人机集群通信的虚拟 MIMO 群智频谱感知模型,将由搭载单个或多个天线的无人机组成的协作感知网络建模为分布式虚拟 MIMO 系统,利用大规模观测点在空间上的多样性来协作实现精准立体化的频谱感知,在服务于感知需求的同时,动态地协调与指导各个无人机的行为,从而实现群智频谱感知. 其次,深入分析无人机集群动力学特征,探索建立基于贝叶斯推理 (Bayesian inference)、因子图模型等理论框架的协同定位算法,研究目标函数非线性情况下后验均值与协方差的近似规则,寻求目标后验分布优近似的推理理论,实现复杂网络条件下的精确推理,提升无人机集群协同定位性能. 最后,针对非法无人机入侵或渗透对抗等潜在威胁,探索节点移动场景下的多元假设检验理论与方法,实现复杂环境下稳健的立体化群智信源感知.

4.2 面向全局形势推理的高效群智感知

针对群体简约信息交互下网络全局形势的高效推理这一技术挑战,探索基于网络离散状态信息的“由点到线、由线到面、由面到体”的网络全局形势推理的理论和方法.

网络形势主要是指网络拓扑,无人机作为感知节点可以根据得到的信源身份、发信时间序列等离散状态,从外部观察者的角度获得被感知节点间连通关系,继而形成他方网络的拓扑信息. 相关工作如文献 [39] 通过多个节点同时发生的传输来推断它们之间的关系,将无线网络中的数据传输建模为霍克斯 (Hawkes) 过程,在理想情况下学习网络的拓扑结构并检测拓扑结构的变化;文献 [40] 利用格兰杰 (Granger) 因果关系,对常用通信协议的响应机制进行建模来学习时间复用通信网络的拓扑结构,能够以较高的时间分辨率推断网络中的有向数据流.

同时,由于无人机个体能力受限,通过感知能获取到的往往是局部信息,与集群内其他无人机进行邻域信息交互可以增加信息量,再通过数据融合获得更为全面准确的信息. 根据融合发生的阶段,数据融合通常可以分为 3 个层次^[41]——数据层融合、特征层融合及决策层融合. 相关工作如文献 [42] 中利用无人机群对主用户进行协同频谱感知时,就对多个无人机感知的数据进行时空加权融合,同时使用数据层融合和决策层融合. 此外,数据融合中还存在一个典型的问题:认知偏差^[43]. 个体感知结果的可靠性,以及与其邻居个体感知结果的相关性都将对感知的性能产生重要影响. 融合元知识的贝叶斯真值血清^[44] (the Bayesian truth serum, BTS) 方法可以在客观事实本质上是不可知的或难以获得的情况下,得出诚实的概率判断. 基于共识的模型也可以用于在缺乏已知基本事实的情况下,估计个体的知识水平. 如文献 [45] 将共识衡量应用于加权平均,同意共识的个体的判断将被加权.

基于上述研究基础,对复杂不确定环境下的网络形势全局推理,需进一步与无线网络的信道特性相结合,考虑信号传播中衰落、干扰,突破完美信道的假设,还需关注多无人机感知结果的拼接融合方法,综合运用多层次融合技术,最小化认知偏差对融合结果的消极影响. 具体技术路线可概括如下,首先构建局部网络形势推理数学模型,设计基于多维霍克斯过程 (multi-dimensional Hawkes process) 的网络数据挖掘算法,实现简约信息交互下网络节点连通关系的群智感知. 其次,研究多跳网络下信息流向群智感知技术,分析信息流事件间的影响程度,建立概率论框架下的信息流链路代价方程,实现多跳网络链路信息流向形势的群智感知. 最后,探索全局网络形势拼接机理,设计异构局部网络形势的交集/并集融合算法.

4.3 面向演化趋势预测的精准群智感知

针对训练样本稀疏条件下网络演化趋势的精准预测这一技术挑战, 探索大规模无人机集群通信场景下, 面向信道接入和网络路由主动优化的网络演化趋势预测方法。

演化趋势预测被认为是态势感知的一种有效补充手段, 精准的趋势预测结果可以作为后续态势感知的重要参考, 节省感知时间, 提升感知效率。现有文献针对频谱态势演化预测方面的研究非常丰富, 如文献 [46, 47] 探索了实测频谱演化的一维时间序列的可预测性, 由频谱状态序列的熵推导频谱态势演化的可预测性边界, 着重分析了数据量规模、量化阶数等对计算序列熵、分析态势演化的可预测性边界的影响; 文献 [48] 对近年来国内外典型频谱预测技术进行了充分、详实的综述; 文献 [49] 从图像推理的全新角度提出时-频二维长期频谱预测方法, 可以实现由多天多频点的海量频谱数据到未来一天完整的多频点频谱态势的长期频谱预测; 文献 [50, 51] 致力于使频谱预测走向智能化, 围绕基于深度学习的频谱预测技术展开研究, 建立了长短期记忆网络 (long short-term memory, LSTM) 驱动的频谱预测模型。

在上述研究基础上, 本文关注的演化趋势预测将对准网络态势, 具体技术路线概述如下: 首先借助感知到的网络链路/拓扑信息, 一方面计算时空网络结构熵等指标, 刻画网络内节点连接分布形态的秩序度, 进一步反映网络动态变化时拓扑类型的演化方向; 另一方面, 将随时间变化的网络拓扑信息建模为三阶拓扑张量, 探索多阶张量的可预测性上下界, 为评估网络演化趋势预测算法的性能提供有效参考。其次, 设计面向网络演化趋势预测的深度学习方法, 面向无人机集群通信场景, 建立长短期记忆网络驱动的网络趋势预测模型, 将多域立体的网络态势信息图像化, 利用卷积神经网络提取庞大的网络态势数据中的有效特征, 结合无人机集群通信空间信息来构建空间上的注意力机制, 设计基于注意力机制的深度学习网络态势图像化预测算法。进一步地, 深入研究样本稀疏条件下网络演化趋势精准预测的认知学习方法, 解决动态环境或多样化任务下源域网络态势训练样本和目标域实际网络态势的异构迁移问题, 实现网络演化趋势的精准群智感知。

5 结语及展望

本文以无人机集群通信网为研究对象, 结合认知无线电技术和群体智能理论方法, 构建了群体智能协同通信系统模型, 并对基于群体智能的多域立体协同感知技术进行了初步探索, 但仍有许多开放性问题值得进一步探究。

- 基于大规模群智自主决策的通信资源优化利用: 通信资源优化利用是群智协同通信的核心, 面向大规模群智激发汇聚的多样化任务需求, 首先需要构建通信资源紧缺条件下分层分级资源优化模型, 其次研究大规模群智自主决策方法, 然后设计面向动态密集网络下干扰消除的频谱复用算法, 突破混合多址接入技术, 实现频谱、功率、能量等通信资源的高效利用。

- 基于大规模群智局部交互的通信拓扑动态规划: 通信拓扑动态规划是群智协同通信的宏观调控手段, 面向大规模群智激发汇聚的通联关系自适应, 首先需要构建通信控制一体化下拓扑-业务智能适配模型, 其次研究大规模群智局部交互方法, 然后设计基于局部交互逼近全局最优的负载均衡算法, 突破多联盟分布式拓扑动态规划技术, 实现大规模复杂群体系统通信拓扑实时规划。

参考文献

- 1 Vicsek T, Zafeiris A. Collective motion. *Phys Rep*, 2012, 517: 71-140
- 2 Li W, Wu W J, Wang H M, et al. Crowd intelligence in AI 2.0 era. *Front Inf Technol Electron Eng*, 2017, 18: 15-43

- 3 Daniel P. Gremlins. 2014-06-09. <http://www.darpa.mil/program/gremlins>
- 4 Office of Naval Research. LOCUST: autonomous, swarming UAVs fly into the future. 2015-04-14. <http://www.onr.navy.mil/en/Media-Center/Press-Releases/2015/LOCUST-low-cost-UAV-swarm-ONR.aspx>
- 5 Hauert S, Winkler L, Zufferey J C, et al. Ant-based swarming with positionless micro air vehicles for communication relay. *Swarm Intell*, 2008, 2: 167–188
- 6 Zhao N, Lu W, Sheng M, et al. UAV-assisted emergency networks in disasters. *IEEE Wireless Commun*, 2019, 26: 45–51
- 7 Zhao N, Cheng F, Yu F R, et al. Caching UAV assisted secure transmission in hyper-dense networks based on interference alignment. *IEEE Trans Commun*, 2018, 66: 2281–2294
- 8 Gupta L, Jain R, Vaszkun G. Survey of important issues in UAV communication networks. *IEEE Commun Surv Tut*, 2015, 18: 1123–1152
- 9 Bekmezci I, Sahingoz O K, Temel S. Flying ad-hoc networks (FANETs): a survey. *Ad Hoc Netw*, 2013, 11: 1254–1270
- 10 Goyal P, Parmar V, Rishi R. MANET: vulnerabilities, challenges, attacks, application. *Int J Comp Eng Manage*, 2011, 11: 32–37
- 11 Sahingoz O K. Mobile networking with UAVs: opportunities and challenges. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*, 2013. 933–941
- 12 Hartenstein H, Laberteaux K. *VANET: Vehicular Applications and Inter-Networking Technologies*. Chichester: Wiley, 2010. 49–431
- 13 Zhou Y, Cheng N, Lu N, et al. Multi-UAV-aided networks: aerial-ground cooperative vehicular networking architecture. *IEEE Veh Technol Mag*, 2015, 10: 36–44
- 14 Beni G, Wang J. Swarm intelligence in cellular robotic systems. In: *Robots and Biological Systems: Towards a New Bionics?* Berlin: Springer, 1993. 703–712
- 15 Bonabeau E, Dorigo M, Marco D R D F, et al. *Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems*. New York: Oxford University Press, 1999. 271–273
- 16 Kennedy J, Eberhart R C, Shi Y H. *Swarm Intelligence*. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2001. 5–12
- 17 Grassé P P. la théorie de la stigmergie: Essai d'interprétation du comportement des termites constructeurs. *Ins Soc*, 1959, 6: 41–80
- 18 Parunak H V D. Making swarming happen. In: *Proceedings of Swarming and Network-Enabled C4ISR*, 2003. 1–18
- 19 Bonabeau E, Dorigo M, Theraulaz G. Inspiration for optimization from social insect behaviour. *Nature*, 2000, 406: 39–42
- 20 Duan H B, Qiu H X. *Unmanned Aerial Vehicle Swarm Autonomous Control Based on Swarm Intelligence*. Beijing: Science Press, 2018. 1–25 [段海滨, 邱华鑫. 基于群体智能的无人机集群自主控制. 北京: 科学出版社, 2018. 1–25]
- 21 Millonas M M. Swarms, phase transitions, and collective intelligence. *Proc Artif Life*, 1993, 101: 137–151
- 22 Malone T W, Bernstein M S. Introduction. In: *Handbook of Collective Intelligence*. Cambridge: MIT Press. 2015. 1–13
- 23 Jing K P, Wang J Q. Research development and prospect of swarm/collective intelligence in foreign countries. *Chin High Technol Lett*, 2018, 28: 36–47 [靖鲲鹏, 王佳岐. 国外“群集智慧智能”研究进展与展望. 高技术通讯, 2018, 28: 36–47]
- 24 Xiao C H. Application of UAV on battlefield reconnaissance. *Radio Eng China*, 2008, 38: 50–52 [肖春晖. 无人机在战场侦察上的应用. 无线电工程, 2008, 38: 50–52]
- 25 Rosati S, Kruzelecki K, Traynard L, et al. Speed-aware routing for UAV ad-hoc networks. In: *Proceedings of IEEE GLOBECOM 2013, Georgia*, 2013. 1367–1373
- 26 Biomo J D M M, Kunz T, St-Hilaire M. Routing in unmanned aerial ad hoc networks: introducing a route reliability criterion. In: *Proceedings of the 7th IFIP Wireless and Mobile Networking Conference (WMNC)*, Vilamoura, 2014. 1–7
- 27 Federal Communications Commission. Facilitating opportunities for flexible, efficient, and reliable spectrum use employing cognitive radio technologies. *ET Docket No. 03-108*, 2003
- 28 Mitola J, Maguire G Q. Cognitive radio: making software radios more personal. *IEEE Pers Commun*, 1999, 6: 13–18
- 29 Mitola J. Cognitive radio: an integrated agent architecture for software defined radio. Dissertation for Ph.D. Degree. Sweden: Kungliga Tekniska Hogskolan, 2000

- 30 Haykin S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2005, 23: 201–220
- 31 Federal Communications Commission. Spectrum Policy Task Force. ET Docket No. 02-135, 2002
- 32 Ma J, Zhang S, Li H, et al. Sparse Bayesian learning for the time-varying massive MIMO channels: acquisition and tracking. *IEEE Trans Commun*, 2018, 67: 1925–1938
- 33 Liu X, Jia M, Zhang X, et al. A novel multichannel internet of things based on dynamic spectrum sharing in 5G communication. *IEEE Internet Things J*, 2019, 6: 5962–5970
- 34 Sahai A, Hoven N, Tandra R. Some fundamental limits on cognitive radio. In: *Proceedings of Allerton Conference on Communication, Control, and Computing*, 2004. 1662–1671
- 35 Merchant K, Revay S, Stantchev G, et al. Deep learning for RF device fingerprinting in cognitive communication networks. *IEEE J Sel Top Signal Process*, 2018, 12: 160–167
- 36 Wang X, Wang X, Mao S. RF sensing in the Internet of Things: a general deep learning framework. *IEEE Commun Mag*, 2018, 56: 62–67
- 37 Wang G, Yang K. A new approach to sensor node localization using RSS measurements in wireless sensor networks. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2011, 10: 1389–1395
- 38 Seifeldin M, Saeed A, Kosba A E, et al. Nuzzer: a large-scale device-free passive localization system for wireless environments. *IEEE Trans Mobile Comput*, 2012, 12: 1321–1334
- 39 Moore M G, Davenport M A. Analysis of wireless networks using Hawkes processes. In: *Proceedings of IEEE International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications*, 2016. 1–5
- 40 Laghate M, Cabric D. Learning wireless networks' topologies using asymmetric Granger causality. *IEEE J Sel Top Signal Process*, 2018, 12: 233–247
- 41 Klein L A. *Sensor and Data Fusion: a Tool for Information Assessment and Decision Making*. Bellingham: SPIE Press, 2004. 51–95
- 42 Shen F, Ding G, Wang Z, et al. UAV-based 3D spectrum sensing in spectrum-heterogeneous networks. *IEEE Trans Veh Technol*, 2019, 68: 5711–5722
- 43 Steyvers M, Miller B. Cognition and collective intelligence. In: *Handbook of collective intelligence*. Cambridge: MIT Press. 2015, 1–16
- 44 Prelec D. A Bayesian truth serum for subjective data. *Science*, 2004, 306: 462–466
- 45 Wang G, Kulkarni S R, Poor H V, et al. Aggregating large sets of probabilistic forecasts by weighted coherent adjustment. *Decision Anal*, 2011, 8: 128–144
- 46 Ding G, Wang J, Wu Q, et al. On the limits of predictability in real-world radio spectrum state dynamics: from entropy theory to 5G spectrum sharing. *IEEE Commun Mag*, 2015, 53: 178–183
- 47 Sun J, Shen L, Ding G, et al. Predictability analysis of spectrum state evolution: performance bounds and real-world data analytics. *IEEE Access*, 2017, 5: 22760–22774
- 48 Ding G, Jiao Y, Wang J, et al. Spectrum inference in cognitive radio networks: algorithms and applications. *IEEE Commun Surv Tut*, 2017, 20: 150–182
- 49 Sun J, Wang J, Ding G, et al. Long-term spectrum state prediction: an image inference perspective. *IEEE Access*, 2018, 6: 43489–43498
- 50 Yu L, Chen J, Zhang Y, et al. Deep spectrum prediction in high frequency communication based on temporal-spectral residual network. *China Commun*, 2018, 15: 25–34
- 51 Yu L, Chen J, Ding G, et al. Spectrum prediction based on taguchi method in deep learning with long short-term memory. *IEEE Access*, 2018, 6: 45923–45933

Cooperative communication based on swarm intelligence: vision, model, and key technology

Jiachen SUN, Jinlong WANG, Jin CHEN & Guoru DING*

College of Communications Engineering, Army Engineering University of PLA, Nanjing 210007, China

* Corresponding author. E-mail: dr.guoru.ding@ieee.org

Abstract Inspired by natural swarms, unmanned platform swarms have been applied in military reconnaissance, civil mapping, and so on. Compared with a single unmanned platform, unmanned platform swarms exhibit higher environmental suitability and robustness, as well as better capacities for executing missions. Intelligent and reliable swarm communication is particularly critical for the activities of swarms; nonetheless, the scarce communication resources and the complex environment make swarm communications quite challenging. The existing research on communication in unmanned clusters lacks effectiveness, reliability, safety, and systematic consideration of autonomy, cooperativity, and intelligence. Hence, this paper focuses on the communication networks of unmanned aerial vehicle (UAV) swarms, such as ad hoc mesh networks, combines the swarm intelligence theory and the cognitive radio technology, and proposes a cooperative communication model and a cooperative sensing method based on swarm intelligence for UAV swarms. Finally, future developments are presented.

Keywords unmanned cluster, swarm intelligence, cooperative communication, swarm intelligent sensing, cognitive radio



Jiachen SUN was born in 1994. She received the B.S. degree in information engineering from Southeast University, the M.S. degree in communication engineering from the Army Engineering University, Nanjing, China, in 2016 and 2018, respectively. She is currently pursuing the Ph.D. degree at the College of Communications Engineering, Army Engineering University of PLA, Nanjing. Her research interests include data analytics, wireless communications, and

cognitive radio networks.



Jinlong WANG was born in 1963. He received the B.S. degree in wireless communications, M.S. and Ph.D. degrees in communications and electronic systems from the Institute of Communications Engineering, Nanjing, China, in 1983, 1986 and 1992, respectively. He is currently a professor at the Army Engineering University of PLA, Nanjing, China. He is a member of the Chinese Academy of Sciences. His current research interests span a wide range of

topics in wireless communications and signal processing, including cognitive radio networks, HF communications, cooperative communications, and wireless security.



Jin CHEN was born in 1971. She received the B.S. degree in communications engineering, and M.S. and Ph.D. degrees in communications and information system from the Institute of Communications Engineering, Nanjing, China, in 1993, 1996, and 1999, respectively. She is currently a professor at the Army Engineering University of PLA, Nanjing. Her research interests include cognitive radio networks, distributed optimization algorithms, and digital signal processing.



Guoru DING was born in 1986. He received the B.S. degree in electrical engineering from Xidian University, Xi'an, China, in 2008, and the Ph.D. degree in communications and information systems from College of Communications Engineering, Nanjing, China, in 2014. He is currently an associate professor at the College of Communications Engineering, Army Engineering University of PLA, China. From 2015 to 2018, he

was a post-doctoral research associate at National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University, Nanjing. His research interests include cognitive radio networks, machine learning, and big data analytics over wireless networks.