

智能应急指挥通信网络新框架与关键技术研究

王莉¹, 费爱国¹, 张平², 徐连明³

(1. 北京邮电大学计算机学院(国家示范性软件学院), 北京 100876;

2. 北京邮电大学信息与通信工程学院, 北京 100876;

3. 北京邮电大学电子工程学院, 北京 100876)

摘要: 新一代应急指挥通信网络是提升我国重大自然灾害和事故灾难应急处置能力的基本手段和重要支撑, 是建设科学应急管理科技体系的重要内容。聚焦“智慧应急”对通信、导航、感知的能力需求, 提出智能应急指挥通信网络理论方法和框架, 主要从网络部署、资源调配、辅助决策3个方面, 重点分析和论述通信-导航-感知多元网络动态部署、通信-计算-缓存多维资源高效调配、云-边-端多级决策智能增强的难点和技术思路, 为构建我国新一代应急指挥通信网络提供理论方法与关键技术支撑。

关键词: 应急指挥通信网络; 通导感一体化; 无线资源调度; 辅助决策

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2023112

Research on new frameworks and key technologies for intelligent emergency command communication networks

WANG Li¹, FEI Aiguo¹, ZHANG Ping², XU Lianming³

1. School of Computer Science (National Pilot Software Engineering School), Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

2. School of Information and Communication Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

3. School of Electronic Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

Abstract: The new generation of emergency command communication network is the basic means and important support for enhancing China's emergency response capabilities such as national natural disasters and accidents, and is a key component of establishing a scientific emergency management technology system. Focusing on the requirements of communication, navigating, and sensing capabilities in "intelligent emergency", a theoretical method and framework for intelligent emergency command and communication networks was proposed, which was introduced from three aspects in terms of network deployment, resource allocation, and assisted decision-making. The difficulties and technical ideas of multi-objective dynamic network deployment for communication, navigating, and sensing, multi-dimension efficient resource allocation for communication, computation, and caching, and multi-level decision-making and intelligent enhancement with cloud-edge-terminal collaboration were analyzed and discussed. It provides theoretical methods and key technical supports for building a new generation of emergency command and communication network in China.

Keywords: emergency command communication network, integrated communication-navigating-sensing, wireless resource allocation, assisted decision-making

收稿日期: 2023-03-03; 修回日期: 2023-05-19

基金项目: 国家重点研发计划基金资助项目 (No.2020YFC1511801); 国家自然科学基金资助项目 (No.62171054)

Foundation Items: The National Key Research and Development Program of China (No.2020YFC1511801), The National Natural Science Foundation of China (No.62171054)

0 引言

我国是世界上受自然灾害与事故灾难影响较严重的国家之一,自然灾害种类多、地域广、频率高,事故灾难多发、频发、突发,造成了一定的人员伤亡和经济损失。应急指挥通信保障是高效实施突发事件处置和精准救援的关键环节。“十四五”规划和 2035 年远景目标纲要将“构建应急指挥信息和综合监测预警网络体系,加强极端条件应急救援通信保障能力建设”列为主要任务之一,特别强调要全面推进“智慧应急”建设。

在自然灾害处置、事故灾难救援等场景中往往存在三断(断路、断电、断网)恶劣情况^[1],公网基础设施缺失/损毁、车载通信设备难行,仅能够依靠机动便携设备提供指挥通信服务,但由于其重量、体积的限制以及地域影响,网络覆盖能力有限。与此同时,虽然卫星通信具有通信范围广、受地域影响小等优势,但在恶劣环境下卫星信号会被建筑、山林遮挡,且 Ku、Ka 频段信号受雨天影响严重,容易引发卫星信号拒止现象。由于恶劣环境下应急通信保障能力不足而无法开展有效救援,因此,亟须构建科学完善的智慧应急管理体系,加强现场应急指挥通信保障能力建设。

从应急通信技术发展趋势来看,应急通信发展大体分为模拟化、数字化、智能化 3 个阶段。在以 1G 为主流的 1980 年,蜂窝移动通信采用模拟调制技术提供端到端的语音通信服务,模拟集群通信也逐渐成为专网应急通信的主要应用形式。伴随着 P16、MPT1327 等模拟集群通信标准的先后发布,由于其所具有的低成本、易部署、易使用的特点,模拟集群通信至今仍被广泛使用,是小范围应急指挥调度的优选通信手段。

2000 年前后,随着 2G、3G 的发展,蜂窝移动通信开始采用数字调制技术,可以支持语音、图片、视频等多媒体信息的交互,应急通信也逐渐过渡到融合了卫星、移动通信以及互联网技术的数字化时代,如美国的紧急警报系统(EAS)、欧盟的 e-Risk 和 e-Call 系统以及日本的 J-ALERT 系统等。与此同时,不同国家和地区先后发布了多种数字集群的通信标准,包括美国 P25 标准、欧洲泛欧集群无线电(TETRA)标准和数字移动无线电(DMR)标准,以及我国警用数字集群(PDT)标准等,能够通过

码分多址接入(CDMA, code division multiple access)、时分多址接入(TDMA, time division multiple access)等技术提升专网应急通信系统的频谱效率,提供高质量、远距离的应急通信保障。到了 2010 年,4G 网络引入了多载波和多天线传输技术,可支持最高 100 Mbit/s 的网络速率,实时多媒体数据服务成为应急通信的主要业务。我国宽带数字集群通信 B-TrunC 标准已经于 2014 年被国际电信联盟无线电通信组(ITU-R)推荐为公共保护与救灾宽带集群空中接口标准,可为应急通信提供更高的传输速率、更高的频谱效率以及更低的时延^[2]。

如今,随着 5G/6G、物联网、人工智能(AI, artificial intelligence)、边缘计算、大数据等技术的迅猛发展,应急通信正在迈进智能化阶段。新一代“智慧应急”将常态应急管理业务与 5G/6G、物联网、大数据等新一代信息技术进行深度融合,如图 1 所示,已成为灾害处置与事故救援的国际发展趋势。在“智慧应急”的牵引下,监测预警、前突侦察、灾情研判、应急指挥和资源调度等业务对应急指挥通信网络提出了新的发展要求,须由仅支撑指挥信息上传下达的传统应急通信系统,转变为可同时支撑可靠的大带宽通信、高精度定位、精准灾情感知等多类服务且与指挥业务可深度融合的智能应急指挥通信网络。因此,构建智能的天空地覆盖互补、通导感一体化应急指挥通信网络体系已成为国际共识^[3-4]。美国公共安全无线宽带网 FirstNet 是国际上最具代表性的应急通信系统,由美国国家应急通信办公室与商务部、司法部于 2012 年联合成立,并于 2017 年逐渐完善,一直在美国全国范围履行着应急救援网络的使命。为了提升应急救援的有效性与可靠性,FirstNet 融入了 5G、大数据、人工智能等技术,可提供多种基于车载、无人机和浮空平台的天空地一体化的应急通信组网方案,体系化地实现应急救援所需的通信、导航、感知等服务。

围绕应急通信能力的建设,我国应急管理部近年来已经在卫星通信网、无线通信网、指挥信息网等层面进行了相关部署,正在逐步完善天空地一体化的应急通信体系,致力于打造应急指挥数字化战场。然而,综合来看,我国的整体应急通信保障体系建设与国外先进水平还有一定差距,亟须瞄准极端环境下应急救援对通信、导航、感知多种能力的根本业务需求,快速落实智能应急指挥通信网络体系的构建,解决公网缺失、卫星信号拒止等恶劣应

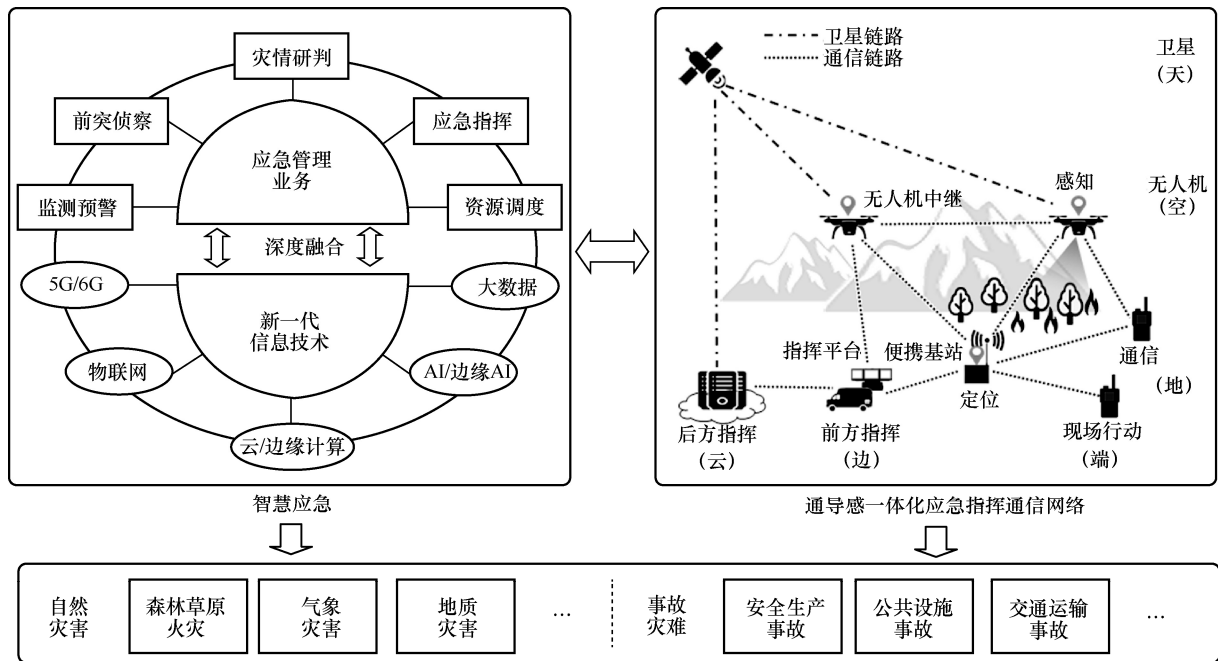


图 1 面向“智慧应急”的通导感一体化应急指挥通信网络

急环境下通信不通畅、定位不稳定、灾变感知不及时的关键问题，以全面推动智慧应急建设，整体提升应急救援保障能力。

1 业务需求与挑战

应急救援行动往往分为事前、事发、事中、事后四大阶段^[5]，在任务执行期间，对于通信、导航、感知服务的需求复杂多变。以森林火灾为例，事前的火灾接警、事发的救援力量部署、事中的灭火行动以及事后的清理火场均需要应急指挥通信网络提供警报可达、环境感知、灵活指挥、高效分析等方面的支撑。事中又可以划分为灾情探测、救援处置、灾后撤离 3 个主要阶段。在灾情探测阶段，需要提供远距离大范围的灾情感知与火点定位能力，并为视频回传等业务提供大带宽通信支撑；在救援处置阶段，需要重点保障受灾区域的文本、语音、图像等数据的稳定上传下达，提供导航、感知服务进行辅助支持；在灾后撤离阶段，需要通过高频次定位进行长距离的持续导航。为了满足应急指挥业务需求，森林消防队员需要携带卫星通信、卫星定位、窄带通信、宽带通信等多套装备，这对携行能力提出了巨大挑战。如何构建通导感一体化的应急指挥通信网络，减少携行装备，成为应急通信亟须解决的问题。随着通感一体化技术的不断研究和发展，利用一套通

信信号同时实现通信、定位、感知 3 个功能的创新思路日渐成熟。

与此同时，无人机应急通信基站正在国内外各类突发事件应急处置和保障中发挥着重要作用。目前，在应急通信领域使用较多的无人机有大型长航时固定翼无人机、系留无人机和小型化旋翼/固定翼无人机，能够携带通信基站、激光雷达、摄像头等多样化通导感设备。大型长航时固定翼无人机滞空时间可达 20 h，载荷超过 100 kg，飞行高度可超过 5 000 m，被多次应用于我国应急救援行动中，发挥了重要作用，然而，由于其需要跑道起飞，对机场、通用航空管制、经费等条件要求都比较高，一定程度上制约了应用的广泛开展；系留无人机同样具备长时间滞空的优点，大多飞行在 100 m 高度，载荷约 10 kg，但由于其需要地面设备保障供电，且移动受限、通信覆盖能力不足，无法实现大范围、多功能应急通信保障的需要；小型化旋翼/固定翼无人机具备较高的灵活性，不需要机场起飞，飞行高度可达 3 000 m，过高时则受供电能力限制，滞空时间一般在 2~3 h，载重仅 5~10 kg，难以保障长时间应急通信需要。随着无人机技术的成熟和基站的小型化，重量低于 5 kg 的基站越来越多，这使便携基站可挂载在小型化旋翼/固定翼无人机上，因此提供应急通信服务成为可能。与此同时，由于该方案同时兼顾了灵活性、便携性和低成本，被认为是最

有潜力大规模列装到基层的应急通信保障方式。综合分析,基于小型化旋翼/固定翼无人机和便携基站快速构建通导感一体化的智能应急指挥通信网络,面向应急现场提供宽带可靠通信、持续稳定定位和快速精准感知服务,即基于一套网络提供通导感 3 种服务能力,如图 1 所示,是智慧应急的发展趋势。例如,文献[6]利用无人机挂载基站采集地面传感设备数据,并提出一种应急无人机路径规划框架,以支持传感数据的快速采集与回传。文献[7]通过联合优化无人机数量、部署位置和飞行轨迹,以降低多机协同信息采集的时间开销。然而,小型无人机飞行高度和能耗受限^[8],导致便携基站覆盖范围有限,针对灾后(地震、洪水、森林火灾等)大区域场景,需要多个小型无人机携带基站协同部署组网,伴随着不同救援处置阶段灾情态势演化、用户位置和通信业务的变化进行动态部署,满足应急指挥业务对通信覆盖、定位精度、感知范围等性能指标的时变需求。

若应急现场环境极度恶劣,应急指挥通信网络在调整部署策略和节点角色后还不能满足应急指挥业务需求,则需要挖掘便携基站等现场设备(或者节点)的计算或者缓存能力^[9],增强通信、定位和感知的能力。比如,灾情的高清视频回传需要 Mbit/s 级以上的数据传输速率。但地面网络受地形遮挡影响严重,节点数量有限,应急通信终端的通信速率往往降为 kbit/s 级,在调整网络拓扑后,传输速率仍然难以满足灾情视频回传要求。这种情况下,可以利用应急现场设备的计算资源,采用先算后传的方式,进行灾情识别、态势感知,把具有较小带宽需求的特征或者结果数据回传给指挥部。文献[10]设计了一种可部署在无人机上的应急场景航拍分类模型,利用无人机节点的计算能力在本地完成模型计算,不需要回传原始数据即可实现灾情态势感知。再如,在局部用户量激增的情况下,也需要利用应急现场设备的缓存资源,把一些访问频次较多的数据或者内容进行分布式存储和数据可靠分发,实现网络扩容。文献[11]针对差异化的内容需求和内容更新频率,提出一种分层编码缓存框架,通过联合优化通信资源与缓存策略,提升内容分发可靠性。此外,小目标识别、三维地图重建等感知业务对节点间资源协作也提出了更高的要求,需要对频谱、功率、天线波束、算力和缓存等跨层跨域资源进行联合优化。因此,智能应急指挥通信

网络需要进一步挖掘节点在通信、计算、缓存等方面的差异化能力,驱动多级节点进行跨域资源优化协作,以保障通导感业务稳健运行。

传统应急指挥场景下网络部署、资源调配、灾情检测等任务的指挥往往依赖于人工经验或传统优化方法,其弊端在于经验的传递过程复杂,信息易失真、丢失;而传统优化方法针对特定任务精准建模,通用性较差。AI 方法主要借助于深度神经网络从样本数据中学习指挥业务相关规律^[12],具有可扩展性高、稳定性好及通用性强等优势,可大幅度提升指挥业务的性能,并适配复杂时变的应急环境,可通过离线预训练、在线更新、在线推演相结合的方式,有效降低决策模型在线计算的复杂度。然而,AI 方法需要的设备要求处理器(CPU 或 GPU)主频达到 GHz 级,并配备较大的算力和存储空间,其所需的数据若使用 4K 高清相机拍摄,1 h 积累的数据量高达上百 GB 甚至几 TB,并且环境恶劣的应急现场设备与高性能云服务器连接不通畅。因此,需及时评估现场环境情况并加载不同体量的 AI 决策模型到云端服务器、现场边缘设备和终端装备,构建云-边-端层级化计算架构,实现多节点协同的辅助智能决策服务^[13]。在该计算架构下,相比云端服务器的计算模式,边缘节点接近终端用户,能够快速与用户互联,有效节约带宽资源,加快系统响应速度,不需要上传原始数据,可实现应急现场指挥通信网络下的快速智能决策。同时,在边缘 AI 的框架下,可将模型参数少、计算量小、推演速度快的轻量化 AI 模型直接部署在边缘网络上,联动有限的边端侧设备资源,协同完成模型的训练或推演^[14]。因此,智能应急指挥通信网络需要以边缘 AI 技术为核心,突破应急场景下云侧链路不稳定的网络瓶颈,深化其对决策模型的更新训练与部署推演能力,共同构建云-边-端多级协同的智能辅助决策框架。

综上,构建智能应急指挥通信网络对现有的应急通信组网方式提出了严峻的挑战。首先,在网络部署层面,突发事件的复杂性使应急救援业务对通信、导航、感知的组网需求灵活多变,然而,我国现有基站部署方案大多是针对通信网、定位网、感知网单功能的分立建设方案,依赖经验进行基站部署,缺乏对网络的多目标耦合度量和动态部署方案设计,难以满足应急指挥的多业务需求;其次,在节点资源协同层面,应急救援通导感多业务并发需

求超出了传统受限通信资源的保障范围，需挖掘多类应急装备的计算、缓存等资源进行协同调配，以应对应急现场恶劣信道和设备性能受限带来的挑战，然而，现有应急通信组网方案缺乏对节点间多维资源的高效协同适配，难以进一步增强应急通信、定位和感知的能力；最后，在辅助决策层面，常用的深度学习技术过于依赖云端的充足算力与海量数据，在数据样本小、装备算力低、链路不稳定的恶劣应急环境下，面临决策精度低、决策速度慢、软硬件适配难等问题，难以满足网络部署、资源调配、灾情检测等业务辅助决策的低时延、低开销需求。

2 智能应急指挥通信网络新框架

为解决网络部署、资源调配、辅助决策三方面挑战，需要将通信、定位、感知、协同计算、协同缓存技术与智能指挥和 AI 技术在各个层面紧密结合，通过网络多元增强、资源多维扩展等方式，如图 2 所示，将“通信”单目标网络部署扩展到“通信-导航-感知”多元目标网络部署、“通信”单维资源调配扩展到“通信-计算-缓存”多维资源协同互补优化，在通信网的基础上，构建算力网、缓存网，并通过云-边-端多级协同训练与推演提供智能化指挥辅助决策支持。

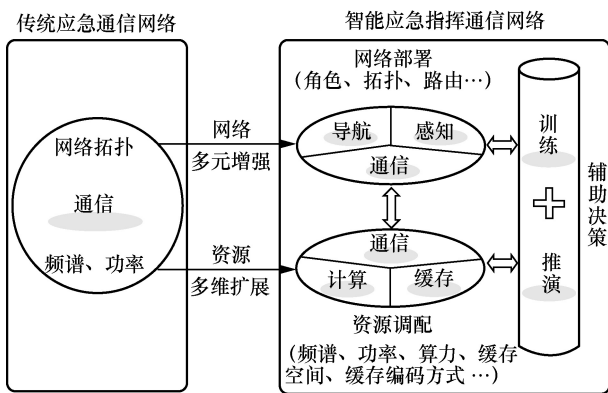


图 2 应急指挥通信网络技术演进示意

因此，从网络部署、资源调配、辅助决策 3 个角度来看，在应急救援班组内、班组间的指挥协同关系约束下，新一代的智能应急指挥通信网络需要具备通信-导航-感知多元目标耦合网络的动态部署、通信-计算-缓存多维联动资源的高效调配、云-边-端多级协同的智能化辅助决策增强等服务能力，实现网络多元捷变互联、资源多维协同适配、

决策多级智能增强，为自然灾害处置、事故灾难救援等提供统一高效的智能化通导感能力保障。

为实现上述目标，如图 3 所示，智能应急指挥通信网络框架将应急场景中通-导-感-算-存作为五元资源需求，抽象出指挥决策体系，并从网络多元捷变互联、资源多维协同适配、决策多级智能增强 3 个方面进行能力挖掘。

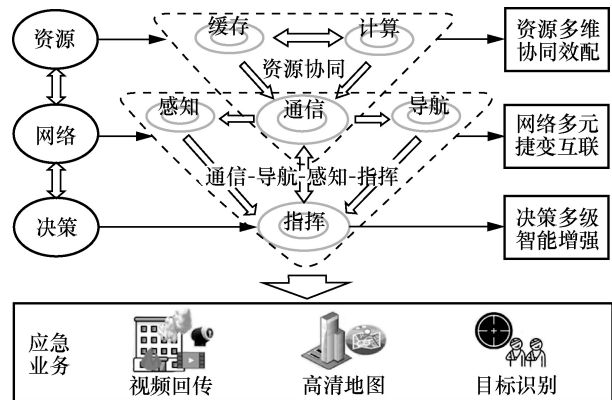


图 3 智能应急指挥通信网络框架体系与技术内涵示意

3 通信-导航-感知多元网络动态部署

应急救援任务中通导感需求灵活多变、救援力量高度机动，要求智能应急指挥通信网络具备多目标一体化动态配置的能力，并根据救援阶段的演进和应急环境的变化敏捷调整网络部署和节点角色。

3.1 难点分析

为实现通导感多元网络动态部署，现有工作从信道建模、多目标竞争互助与度量、耦合组网 3 个方面开展了相关工作。目前，针对网络部署的无线信道建模问题，文献[15-16]分析与总结了典型的地地、空地信道模型，研究了不同环境参数与距离下的无线信道质量变化特性，辅助实现应急通信网络覆盖性能的精准刻画与评估。针对通导感多目标竞争互助与度量问题，文献[17]从信息论角度刻画了节点间通信容量与感知失真的权衡与互惠；文献[18]提出了一种通信容量-感知失真的权衡指标，并基于该指标理论证明了通感一体化相对于通信、感知分立工作具有进一步增益。针对通导感网络的耦合组网问题，现有工作主要从物理层^[19]和数据链路层^[20]开展通感/通导波形设计、功率分配和时频资源分配等研究，文献[21]结合通导感用户关联、多角色应急基站资源分配以及基站位置部署提出了一种通

导感一体化应急基站低能耗部署方案,在满足通导感多业务需求下降低部署能耗,提升部署鲁棒性和稳定性。然而,现有部署方案仍难以在无线环境多变、可调度应急设备数量有限的条件下满足应急通导感多元网络动态部署与节点角色敏捷调整的需求。综上,应急指挥通信网络在实际部署过程中仍面临以下 3 个方面的难点:1)现有的信道模型通常是面向通信性能优化的设计,缺乏对定位和感知性能的综合考量,致使多目标网络整体性能下降;2)现有的通导感多目标竞争互助研究仍局限于节点间的链路层面,缺乏对网络层面的多目标耦合优化的机理分析与性能度量;3)现有通导感一体化网络部署研究处于起步阶段,未充分考虑应急救援阶段变化和救援人员通导感能力需求变化和误差的影响,难以高效支撑通导感多目标的多元网络部署、多能节点角色配置和路由方法,无法实现应急现场时变环境下的网络动态调整。

3.2 技术思路

为了满足应急救援的通导感多业务耦合互助的需求,实现网络多元捷变互联,需要从信道建模、资源竞争和互助、多目标动态部署等方面分别考虑。首先,信道建模时要考虑通信、定位和感知性能进行综合信道建模,通信的信道建模主要考虑信道的路径损耗,通过建立与环境匹配的路径损耗模型,能够准确地计算通信速率、通信覆盖率等信息;定位的信道建模需要考虑信道的多径效应,从多径中分辨出首达径,通过首达径时延来获取收发端之间的距离信息;感知的信道建模需要考虑信道的多普勒效应和信号的时延、角度等信息,从信道多普勒中可以获取物体的速率,通过信号的时延和角度可以计算出物体的大小和位置。综合信道建模从空间域、时域、频域、能量域等多维域的角度出发,借助多节点的协同,快速进行信道模型校正及节点移动认知和频谱图变化预测更新,构建动态应急无线环境的认知模型。其次,针对通导感网络的业务共存形态,通导感业务可以在考虑时频资源竞争的同时共享物理硬件,研究通导感多目标的竞争和互助机理,建立多目标业务间干扰分析与协调抑制模型,揭示业务的性能边界。与此同时,在指标度量方面,通信方面常用信噪比、通信速率、误码率等指标度量,定位方面常用定位精度、定位均方根误差、几何分布因子、克拉美罗下界等指标度量,感知方面常用检测概率、虚警概率等指标度量,度量

网络通信、定位、感知耦合性能优化,建立通导感一体化的系统性能评估准则。最后,针对应急网络通导感的能力度量和即时部署需求,动态调整节点的角色,例如作为通信节点角色、定位节点角色或者感知节点角色,考虑波束成形等通信增强技术和到达时间测距、到达时差测距、到达角度测距、双向测距、接收信号强度测距等不同定位测距方法等,联动进行基站部署位置更新,设计动态路由,进行多路备份和可靠传输,满足不同救援阶段的灾情态势演化处置、受灾人员和救援人员的位置变化的动态覆盖。

4 通信-计算-缓存多维度资源高效调配

智能应急指挥通信网络难以依赖单一的通信资源保障通导感多业务并发需求,亟须扩展各网络节点的计算与缓存能力,通过通信-计算-缓存多维度资源协同为通导感业务提供弹性支持。

4.1 难点分析

目前,针对通信-计算资源协同问题,文献[22]关注灾害场景下的视频、图像处理问题,提出了一种节点间协同的计算架构。文献[23]考虑了多用户计算卸载问题,通过对实时、非实时计算任务进行优先级划分,优化了无线资源调度性能。文献[24]关注无线分布式计算网络,基于移动节点间建链能力进行协作节点选择与计算任务分发的在线决策,在网络节点随机分布的环境下提升了协作计算的时效性。文献[25]考虑节点移动导致的通信信道变化,设计了基于强化学习和匹配理论的计算卸载策略,解决了信道状态时变情况下的计算卸载问题。

针对通信-缓存资源协同问题,文献[26]研究了基于全双工节点中继的内容感知与传输的分布式内容共享机制,允许请求节点利用单跳或全双工节点中继的方式感知具有所需内容的缓存节点,并从这些缓存节点获取该内容,提升了内容感知与传输成功概率。文献[27]研究了恶性窃听环境下的内容共享机制,提出了以最大化最坏情况下的遍历安全速率为目标的节点收发匹配与功率控制方法。为提升传输可靠性,文献[28]引入编码缓存技术,研究了异构车载网络中的缓存内容共享机制,利用喷泉码抵御车辆高速移动所导致的内容难以完整传输的问题,实现间歇性网络连接下的内容快速交付。文献[29]研究了基于多跳协作的编码缓存内容共享与修复机制,通过编码分片的多跳传输克服单节点通

信范围与存储空间受限的问题，提升缓存命中率。文献[30]研究了无人机内容缓存与传输联合调度策略，克服了地面人员的移动性问题，在无人机能量约束下对缓存、通信和飞行轨迹进行离线优化，并训练卷积神经网络以根据地面动态环境在线推演。

针对通信-计算-缓存资源协同问题，文献[31]研究了车载网络中车辆到路边单元的通信模式，利用多智能体强化学习算法对任务卸载和边缘缓存进行联合优化，有效降低了车辆服务时延。文献[32]在虚拟现实应用场景中研究了通信资源、缓存资源和计算决策联合优化问题，在满足给定的传输速率约束前提下实现平均容忍时延最大化。文献[33]考虑了双向计算任务模型，研究了缓存和计算策略联合优化问题，在时延、缓存大小和传输功率约束下最小化平均带宽消耗。文献[34]针对未知的内容流行度与质量偏好分布，研究了传输-计算-缓存资源间的置换关系，提出了两阶段鲁棒性内容缓存与分发联合优化方法，扩展了边缘节点对流行视频内容的缓存能力与对高清视频文件的转码计算能力，克服了用户的请求偏好不确定性问题。

然而，现有资源调配策略仍难以满足时变、多样的应急业务需求。综上，应急指挥现场的多维资源调配过程面临以下3个方面难点：1)智能应急指挥通信网络是基于指挥关系的通导感一体化组网，现有工作缺乏对资源域与指挥域的耦合关联表征，无法支持受指挥规则约束的应急现场资源协同调配；2)应急救援过程中通导感业务的并发需求加剧了网络资源竞争，如现场视频回传、导航地图重构、灾情感知检测等业务均依赖现场节点对频谱、时隙、功率、天线等多维度跨层无线资源的动态管理，同时涉及计算和缓存资源的置换增强与协同调配，大大增加了资源优化的维度与规模，现有面向单业务的资源调配策略难以支持多业务目标耦合驱动下的全局资源优化；3)不同救援阶段的通导感业务需求动态变化，各类型资源配置更新的时间尺度约束存在差异，如信道分配、功率控制等通信资源常以毫秒级时间粒度进行调度更新，而复杂计算任务与缓存任务常以分钟级甚至更大时间尺度进行调度更新，以实现系统效用与开销的良好均衡，现有资源配置方法难以适配应急指挥通信网络面临的环境强时变、决策多尺度等特性。

4.2 技术思路

通过对节点间通信-计算-缓存资源进行耦合调配，可以进一步提高通信、导航、感知效率，实现对智能应急指挥业务的弹性支持。

首先，基于对节点间指挥协同关系的认知与描述，挖掘节点的通信^[35]、计算^[36]、缓存^[37]多维资源，并量化指挥信任、链路质量与资源容量的联合效用，实现通-算-存-指协同关系表征，为有限资源的合理分配提供基础。

其次，界定通导感业务差异化的资源需求特点与性能评估指标，从频域、时域、功率域与空间域阐明不同类型业务间的资源竞争关联，同时定量分析计算、缓存资源对通信能力的互补增强作用，建立置换开销与性能增量的均衡性模型，揭示通算、通存及通算存资源置换互补机理，结合多节点的异质化资源约束，设计多业务目标耦合的节点通算存资源耦合优化方法，实现多节点多业务的全局资源供需适配。

最后，针对不同应急救援阶段下动态的通导感业务需求和时变的网络环境，建立持续性资源调配更新的时域演化模型，刻画资源调配策略与业务效用的互馈作用，设计针对变量多维度、时间多尺度的自适应资源调配连续决策方法，实现业务驱动下大尺度时变的计算、缓存资源与环境驱动下小尺度时变的通信资源的联合调配。

5 云-边-端多级决策智能增强

智能应急指挥通信网络体系中的网络部署、资源调配、灾情感知等任务强烈依赖于以人工智能方法为核心的智能辅助决策，为适应时变的应急环境、不稳定的云端链路以及差异化的应急装备，亟须挖掘云-边-端多层次协同的智能决策增强方法，保证应急救援的准确性和时效性。

5.1 难点分析

目前，云-边-端多层次协同智能决策大致可分为云端高精度智能决策、终端轻量化智能决策以及云-边-端协同智能决策3个层面。

在云端高精度智能决策层面，经典的高精度AI模型依赖于海量的数据，稳定可靠的链路可将应急现场采集到的数据实时上传至云端集中处理，以实现应急现场的高精度感知和决策。文献[38]利用卫星获取地面建筑物的可见光高分辨率数据，并建立了从图像到特征空间的连续映射，以学习图像中

目标的本征属性以及固有细节信息,提升地面目标有效判别特征学习的能力。文献[39]利用航空飞机获取地面建筑物的红外数据,通过构建嵌套交互深度网络以解决网络深度和特征分辨率的矛盾,提升地面弱小目标的感知性能。为解决复杂应急场景中单一模态数据对密集受灾区域/对象的表征受限,文献[40]提出跨模态数据层融合及重建特征层融合策略,通过获取地面目标的可见光和高程信息的多模态数据,构建了基于交叉重建网络的目标感知方法,增强了多模态数据之间的关联性以及融合程度,提升了对复杂地物目标的表征能力。

在终端轻量化智能决策层面,为解决应急场景下云端链路不稳定的网络瓶颈,亟须挖掘应急现场便携式装备对决策模型的更新训练与部署推演能力。使用网络剪枝^[41]、参数量化^[42]、神经架构搜索^[43]等方法实现特定复杂 AI 模型的轻量化,降低模型推演所需的计算和缓存资源,保证模型的推演时延。文献[44]设计深度可分离卷积代替标准 3×3 卷积,减少模型的数量和计算量。在此基础上,文献[45]用 1×1 的分组卷积进行跨通道的交互和信息整合,实现通道数的降维,并有效减少模型的计算量和内存占用。文献[46]通过设定一系列线性运算操作来代替部分卷积计算,以此来产生更多的特征图,进一步减少模型的数量和计算量。

在云-边-端协同智能决策层面,考虑到集中式云计算,设备异构、算力受限的便携式装备无法满足应急现场救援时效性的需求,现有方法将应急现场的数据分析、存储、计算等任务下发部署到边缘侧或协同云-边-端多设备执行,减轻云端压力,降低响应时延和带宽成本,通过多设备之间的即时交互实现快速决策响应。文献[47]提出了基于灵活梯度压缩的多终端协同无线联邦学习方法,理论推导了算法收敛性和通信复杂度边界及其与终端设备的通信、计算负载以及能耗之间的影响关联,通过优化控制压缩参数,显著缓解了无线带宽压力,降低了终端长期训练能耗。文献[48]构建了用于视频目标感知的边端协同推理系统,该系统利用在线学习方法获取有限推理延迟,以反馈自动学习最优分割点。文献[49]提出了一种高效、自适应的云-端协同训练推理架构,通过深度神经网络建模为有向无环图,并将云边协同推理转换为从边到云推理的一条最短路径,路径和点代表传输成本或计算成本,使用整数规划求解最优分割点问题,联合深度神经网络学习特征的紧凑表示,

并基于无损编码以减少中间特征传输量。

综上,应急指挥现场的智能决策过程中面临以下 3 个方面难点: 1) 不同时期和地区灾害现场的环境数据差异大且数量有限,现有的云端方法主要针对海量的独立同分布场景数据,难以有效适配应急现场复杂多变、数据获取受限情况下的智能感知和决策,影响受灾区域/对象定位及监测的准确度; 2) 现有 AI 模型的轻量化策略大多只针对特定软硬件环境设计(如根据单一目标芯片的数据位宽提供固化的模型量化精度支持),难以适配差异化的应急装备,从而限制模型在应对时变应急现场时做出弹性决策的能力; 3) 通算资源双约束下的决策需要在装备算力受限和时变环境条件下进行 AI 模型的合理分割,减少中间数据传输的时延。现有切割方法主要依赖于对节点设备算力与通信环境的先验假设,并主要关注中间特征的压缩率,忽略了特征的表达能力及压缩模型的计算量,同时未有效度量特征压缩与传输之间的权衡关系,这使智能决策模型的传输时延和推演精度难以有效权衡。

5.2 技术思路

为了实现智能应急指挥通信网络的决策增强,需要考虑应急现场时变的应急环境、不稳定的云端链路以及差异化的应急装备。通过对云-边-端多层级装备进行联合优化及应急现场数据的精准感知,可以进一步提高网络部署、资源调配、灾情感知等业务辅助决策的低时延、低开销和高精度需求。

首先,建立以历史小样本数据为中心的对抗样本生成机制,设计鲁棒性云端训练方法,生成融合历史样本与对抗样本特征的预训练模型,并结合灾害现场环境数据,研究基于在线迁移学习等方法,实现云端感知决策模型在线更新调优方法。

其次,考虑应急现场装备差异化的存储、计算能力与底层硬件特性,基于低比特量化、结构搜索等深度模型轻量化策略,综合分析多策略叠加使用的相互影响,设计模型精度与算力要求均衡的压缩参数自动控制机制,构建适配麒麟、昆仑等多种主流终端芯片的轻量化智能决策模型。

最后,考虑模型分割点选择与应急现场设备算力、通信链路速率等因素的强耦合特性,设计自适应切割的云-边-端协同方法,挖掘不同模型分割位置与设备算力、推演时延和精度的关联关系,构建适配差异化装备的端端、边端等多种协同模式的决策模型分割部署策略。同时,构建动态链路适配的

中间特征动态压缩与补偿策略, 保证压缩恢复后的特征与原始特征的有效决策信息近似保持一致, 实现应急装备软硬件适配的中间特征高压缩比、高表达能力的智能辅助决策, 以满足应急指挥业务对弹性决策的低时延、高精度需求, 完成云-边-端多层级协同智能化的资源配置和网络调控决策。

6 结束语

近年来, 随着 5G/6G、物联网、人工智能、大数据等技术的迅猛发展, 在“智慧应急”的牵引下, 解决“三断”环境下应急管理现场指挥通信保障面临的“传不出”“定不稳”“认不准”等难题成为可能。通过动态调整网络部署, 及时响应应急救援对通信、导航、感知的实时需求, 构建新一代智能应急指挥通信网络, 建立智能应急现场指挥驱动下的网络-资源-决策层次化体系; 通过节点间通算存资源的协同, 在通信网的基础上, 构建算力网、缓存网进一步增强通导感的性能; 通过云-边-端协同决策机制, 实现对网络部署以及资源分配的动态鲁棒决策, 解决资源有限与业务多元刚性需求矛盾, 提高应急网络的弹性和鲁棒性。

未来, 智能应急指挥通信网络的广泛应用将满足确定和不确定应急场景下的通导感多目标通信组网要求, 强化信息支撑保障, 响应国家“智慧应急”建设需求, 适应“全灾种、大应急”的应急救援新形势新任务需要, 提高国家重大自然灾害和事故处置高效精准的应急通信保障能力。

参考文献:

- [1] 梁云杰. “断路断电断网”等极端条件下应急通信保障对策[J]. 消防科学与技术, 2021, 40(3): 449-452.
LIANG Y J. Countermeasures of emergency communication guarantees under extreme situations as road disruption, power failure and network disconnection[J]. Fire Science and Technology, 2021, 40(3): 449-452.
- [2] 宽带集群(B-TrunC)产业联盟. LTE 宽带集群通信(B-TrunC)技术白皮书[R]. 2016.
Broadband Trunking Communication Industry Alliance. LTE broadband trunking communication (B-TrunC) technology white paper[R]. 2016.
- [3] CHENG N, LYU F, QUAN W, et al. Space/aerial-assisted computing offloading for IoT applications: a learning-based approach[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2019, 37(5): 1117-1129.
- [4] LYU F, YANG P, WU H Q, et al. Service-oriented dynamic resource slicing and optimization for space-air-ground integrated vehicular networks[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(7): 7469-7483.
- [5] 王文宁, 刘涛, 杜萍, 等. 面向洪灾全生命周期的应急场景模型[J]. 测绘科学, 2018, 43(12): 44-49.
WANG W N, LIU T, DU P, et al. Emergency scenario model for life cycle flood disaster[J]. Science of Surveying and Mapping, 2018, 43(12): 44-49.
- [6] HUANG Z R, CHEN C C, PAN M X. Multiobjective UAV path planning for emergency information collection and transmission[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(8): 6993-7009.
- [7] SHEN S, YANG K, WANG K Z, et al. Number and operation time minimization for multi-UAV-enabled data collection system with time windows[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9: 10149-10161.
- [8] DAI X H, DUO B, YUAN X J, et al. Energy-efficient UAV communications: a generalized propulsion energy consumption model[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, 11(10): 2150-2154.
- [9] ZHAN C, HUANG R J. Energy efficient adaptive video streaming with rotary-wing UAV[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(7): 8040-8044.
- [10] KYRKOU C, THEOCHARIDES T. EmergencyNet: efficient aerial image classification for drone-based emergency monitoring using atrous convolutional feature fusion[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 13: 1687-1699.
- [11] WEI Q, WANG L, XU L M, et al. Hierarchical coded caching for multiscale content sharing in heterogeneous vehicular networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(6): 5770-5786.
- [12] JIANG C X, ZHANG H J, REN Y, et al. Machine learning paradigms for next-generation wireless networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2017, 24(2): 98-105.
- [13] DUAN S J, WANG D, REN J, et al. Distributed artificial intelligence empowered by end-edge-cloud computing: a survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2023, 25(1): 591-624.
- [14] SHI Y M, YANG K, JIANG T, et al. Communication-efficient edge AI: algorithms and systems[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2020, 22(4): 2167-2191.
- [15] PHILLIPS C, SICKER D, GRUNWALD D. A survey of wireless path loss prediction and coverage mapping methods[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2013, 15(1): 255-270.
- [16] KHAWAJA W, GUVENC I, MATOLAK D W, et al. A survey of air-to-ground propagation channel modeling for unmanned aerial vehicles[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019, 21(3): 2361-2391.
- [17] AHMADIPOUR M, KOBAYASHI M, WIGGER M, et al. An informa-

- tion-theoretic approach to joint sensing and communication[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2107.14264, 2021.
- [18] KOBAYASHI M, CAIRE G, KRAMER G. Joint state sensing and communication: optimal tradeoff for a memoryless case[C]//Proceedings of 2018 IEEE International Symposium on Information Theory (ISIT). Piscataway: IEEE Press, 2018: 111-115.
- [19] LOHAN E S, KOIVISTO M, GALININA O, et al. Benefits of positioning-aided communication technology in high-frequency industrial IoT[J]. IEEE Communications Magazine, 2018, 56(12): 142-148.
- [20] GHATAK G, KOIRALA R, DOMENICO A D, et al. Beamwidth optimization and resource partitioning scheme for localization assisted mm-wave communication[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(2): 1358-1374.
- [21] 王莉, 魏青, 徐连明, 等. 面向通信-导航-感知一体化的应急无人机网络低能耗部署研究[J]. 通信学报, 2022, 43(7): 1-20.
WANG L, WEI Q, XU L M, et al. Research on low-energy-consumption deployment of emergency UAV network for integrated communication-navigating-sensing[J]. Journal on Communications, 2022, 43(7): 1-20.
- [22] GARGEES R, MORAGO B, PELAPUR R, et al. Incident-supporting visual cloud computing utilizing software-defined networking[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2017, 27(1): 182-197.
- [23] LIU X, LI Y, CHEN H H. Wireless resource scheduling based on backoff for multiuser multiservice mobile cloud computing[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(11): 9247-9259.
- [24] LEE G, SAAD W, BENNIS M. An online secretary framework for fog network formation with minimal latency[C]//Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Communications (ICC). Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [25] TIAN B, WANG L, AI Y, et al. Reinforcement learning based matching for computation offloading in D2D communications[C]//Proceedings of 2019 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). Piscataway: IEEE Press, 2019: 984-988.
- [26] CHEN Y Y, WANG L, MA R Q, et al. Cooperative full duplex content sensing and delivery improves the offloading probability of D2D caching[J]. IEEE Access, 2019, 7: 29076-29084.
- [27] WANG L, WU H Q, STÜBER G L. Cooperative jamming-aided secrecy enhancement in P2P communications with social interaction constraints[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(2): 1144-1158.
- [28] WU H Q, CHEN J Y, XU W C, et al. Delay-minimized edge caching in heterogeneous vehicular networks: a matching-based approach[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(10): 6409-6424.
- [29] WANG L, WU H Q, HAN Z, et al. Multi-hop cooperative caching in social IoT using matching theory[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(4): 2127-2145.
- [30] WU H Q, LYU F, ZHOU C H, et al. Optimal UAV caching and trajectory in aerial-assisted vehicular networks: a learning-based approach[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(12): 2783-2797.
- [31] WU J, WANG J Z, CHEN Q M, et al. Resource allocation for delay-sensitive vehicle-to-multi-edges (V₂Es) communications in vehicular networks: a multi-agent deep reinforcement learning approach[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2021, 8(2): 1873-1886.
- [32] ZHANG L, SUN Y P, CHEN Z Y, et al. Communications-caching-computing resource allocation for bidirectional data computation in mobile edge networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(3): 1496-1509.
- [33] DANG T, PENG M G. Joint radio communication, caching, and computing design for mobile virtual reality delivery in fog radio access networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2019, 37(7): 1594-1607.
- [34] LI L, SHI D, HOU R H, et al. Energy-efficient proactive caching for adaptive video streaming via data-driven optimization[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(6): 5549-5561.
- [35] WANG L, AI Y T, LIU N N, et al. User association and resource allocation in full-duplex relay aided NOMA systems[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(6): 10580-10596.
- [36] WANG L, GUAN M L, AI Y T, et al. Beamforming-aided NOMA expedites collaborative multiuser computational offloading[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(10): 10027-10032.
- [37] MA R Q, WANG L, CHEN Y Y, et al. Enabling edge caching through full-duplex non-orthogonal multiple access[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(10): 12338-12342.
- [38] WU X, HONG D F, TIAN J J, et al. ORSim detector: a novel object detection framework in optical remote sensing imagery using spatial-frequency channel features[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(7): 5146-5158.
- [39] WU X, HONG D F, CHANUSSOT J. UIU-net: U-net in U-net for infrared small object detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2022, 32: 364-376.
- [40] WU X, HONG D F, CHANUSSOT J. Convolutional neural networks for multimodal remote sensing data classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-10.
- [41] REN J K, YU G D, HE Y H, et al. Collaborative cloud and edge computing for latency minimization[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(5): 5031-5044.
- [42] LIU N, MA X L, XU Z Y, et al. AutoCompress: an automatic DNN structured pruning framework for ultra-high compression

rates[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. Palo Alto: AAAI Press, 2020: 4876-4883.

- [43] ZHANG Y, LIN Z, JIANG J, et al. Deeper insights into weight sharing in neural architecture search[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2001.01431, 2020.
- [44] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. MobileNets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[J]. arXiv Preprint, arXiv: 1704.04861, 2017.
- [45] ZHANG X Y, ZHOU X Y, LIN M X, et al. ShuffleNet: an extremely efficient convolutional neural network for mobile devices[C]//Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2018: 6848-6856.
- [46] HAN K, WANG Y H, TIAN Q, et al. GhostNet: more features from cheap operations[C]//Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1577-1586.
- [47] LI L, SHI D, HOU R H, et al. To talk or to work: flexible communication compression for energy efficient federated learning over heterogeneous mobile edge devices[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-10.
- [48] ZHANG L T, CHEN L X, XU J. Autodidactic neurosurgeon: collaborative deep inference for mobile edge intelligence via online learning[C]//Proceedings of the Web Conference. New York: ACM Press, 2021: 3111-3123.
- [49] ESHRATIFAR A E, ABRISHAMI M S, PEDRAM M. JointDNN: an efficient training and inference engine for intelligent mobile cloud computing services[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2021, 20(2): 565-576.

[作者简介]



王莉（1982-），女，河南濮阳人，博士，北京邮电大学教授、博士生导师，主要研究方向为应急指挥通信、能源互联网、边缘计算等。



费爱国（1955-），男，江苏涟水人，博士，中国工程院院士，北京邮电大学教授、博士生导师，主要研究方向为指挥信息系统和数据链技术等。



张平（1959-），男，陕西汉中，博士，中国工程院院士，北京邮电大学教授、博士生导师，主要研究方向为先进移动通信系统等。



徐连明（1981-），男，山东潍坊人，博士，北京邮电大学讲师，主要研究方向为通导组网、边缘网络、定位导航等。