

联邦边缘智能网络碳排放评估及优化

张鹏^{1,2}, 肖泳^{1,3,4}, 胡记伟⁵, 廖亮², 吕建新², 白泽刚²

- (1. 华中科技大学, 湖北 武汉 430074; 2. 烽火通信科技股份有限公司, 湖北 武汉 430074;
3. 鹏城实验室, 广东 深圳 518055; 4. 琶洲实验室(黄埔), 广东 广州 510555;
5. 武汉烽火技术服务有限公司, 湖北 武汉 430074)

摘要: 近年来, 通信技术的持续演进导致通信网络的能耗显著增加。随着人工智能 (AI, artificial intelligence) 技术与算法在通信网络中的广泛应用和深度部署, 未来 6G 智能通信网络架构和技术演进将对通信网络的节能减排带来更为严峻的挑战。基于边缘计算和分布式联邦学习的联邦边缘智能 (FEI, federated edge intelligence) 网络已被普遍认为是实现 6G 网络内生智能的关键路径之一。然而, 如何评估和优化联邦边缘智能网络的综合碳排放量仍然是一大难题。为解决该问题, 首先, 提出了一种联邦边缘智能网络碳排放评估框架和方法。其次, 基于该评估框架和方法提出 3 种联邦边缘智能网络碳排放优化方案, 包括动态能量交易 (DET, dynamic energy trading)、动态任务分配 (DTA, dynamic task allocation) 和动态能量交易与任务分配 (DETA, dynamic energy trading and task allocation)。最后, 通过自行搭建的真实硬件平台, 并利用真实世界的碳强度数据集进行联邦边缘智能网络生命周期碳排放仿真。实验结果表明, 3 种优化方案均能在不同场景和约束条件下显著减少联邦边缘智能网络的碳排放, 为下一代智能通信网络的可持续发展和实现绿色低碳 6G 网络提供了依据。

关键词: 6G; 碳排放; 联邦边缘智能网络; 碳排放评估框架和方法; 动态能量交易与任务分配

中图分类号: TG391

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2024.00375

Evaluation and optimization of carbon emission for federal edge intelligence network

ZHANG Peng^{1,2}, XIAO Yong^{1,3,4}, HU Jiwei⁵, LIAO Liang², LYU Jianxin², BAI Zegang²

1. Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China
2. FiberHome Telecommunication Technologies Co., Ltd., Wuhan 430074, China
3. Peng Cheng Laboratory, Shenzhen 518055, China
4. Pazhou Lab (Huangpu), Guangzhou 510555, China
5. Wuhan FiberHome Technical Service Co., Ltd., Wuhan 430074, China

Abstract: In recent years, the continuous evolution of communication technology has led to a significant increase in energy consumption. With the widespread application and deep deployment of artificial intelligence (AI) technology and algorithms in telecommunication networks, the network architecture and technological evolution of network intelligent will pose even more severe challenges to the energy efficiency and emission reduction of future 6G. Federated edge intelligence (FEI), based on edge computing and distributed federated machine learning, has been widely acknowledged as

收稿日期: 2023-05-30; 修回日期: 2023-11-10

通信作者: 肖泳, yongxiao@hust.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No. 62071193); 湖北省科技创新及人才服务专项 (No. 2021EHB015); 武汉市人工智能专项 (No. 2022010702040062); 鹏城实验室重大攻关项目 (No. PCL2023AS1-2)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No. 62071193), Hubei Province Science and Technology Innovation Talents and Service Program (No. 2021EHB015), The Key AI Program of Wuhan (No. 2022010702040062), Major project of Peng Cheng Laboratory (No. PCL2023AS1-2)

one of the key pathway for implementing network native intelligence. However, evaluating and optimizing the comprehensive carbon emissions of federated edge intelligence networks remains a significant challenge. To address this issue, a framework and a method for assessing the carbon emissions of federated edge intelligence networks were proposed. Subsequently, three carbon emission optimization schemes for FEI networks were presented, including dynamic energy trading (DET), dynamic task allocation (DTA), and dynamic energy trading and task allocation (DETA). Finally, by utilizing a simulation network built on real hardware and employing real-world carbon intensity datasets, FEI networks lifecycle carbon emission experiments were conducted. The experimental results demonstrate that all three optimization schemes significantly reduce the carbon emissions of FEI networks under different scenarios and constraints. This provides a basis for the sustainable development of next-generation intelligent communication networks and the realization of low-carbon 6G networks.

Key words: 6G, carbon emission, federated edge intelligence network, carbon emission assessment framework and method, dynamic energy trading and task allocation

0 引言

为了实现减少温室气体排放目标，国际电信联盟ITU-T L.1470^[1]制定了信息通信技术（ICT, information and communications technology）行业减排路径。然而，近年来，通信技术的不断演进导致通信网络能耗大幅增加。具体而言，与4G相比，5G虽然在性能上有所提升，但其网络基础设施能耗却比4G增加了约70%^[2]。

目前，全球各国都在积极开展6G技术研究。尽管6G的许多技术细节尚未在全球范围内达成共识，但大量的研究结果，包括主流科研机构 and 业界的报告，都表明6G网络架构将是人工智能（AI, artificial intelligence）技术和通信网络的深度融合体^[3-7]，网络内生智能将是6G的重要特征之一^[8-13]。随着AI技术大量引入网络领域，未来的6G网络将面临碳排放所带来的严峻挑战。最近的研究显示，训练类似于GPT3.0包含1700亿参数的生成式预训练语言模型将会产生约24.7吨碳排放量^[14]。如果将这些AI技术直接应用于通信网络中，将使通信网络对环境造成严重影响。

基于边缘计算和分布式联邦机器学习的联邦边缘智能（FEI, federated edge intelligence）网络^[15-16]，被认为是实现6G网络内生智能的关键路径之一^[17-19]。联邦边缘智能在更靠近物联网设备的地方执行数据处理和模型训练^[15-16,18]。虽然联邦边缘智能具有通信资源需求小、可靠性高、时延低和数据隐私保护性高等优点。但是在大规模网络中同时协调大量分散的边缘服务器执行本地化存储和计算任务，以及在进行协同资源优化时需要协同计算、网络、终端等多个环节^[15]，使得评估和优化大规模联邦边缘智

能网络的综合碳排放成为一大难题^[2,20-21]。目前尚缺乏有效的针对基于联邦边缘智能网络碳排放评估框架和优化方法。

为解决上述问题，本文尝试构建一套简单有效的联邦边缘智能网络碳排放评估框架和优化方法。首先，提出了一种联邦边缘智能网络碳排放评估框架和方法。其次，基于该评估框架和方法提出3种联邦边缘智能网络碳排放优化方案，即动态能量交易（DET, dynamic energy trading）、动态任务分配（DTA, dynamic task allocation）和动态能量交易与任务分配（DETA, dynamic energy trading and task allocation），从能源供应侧和任务需求侧对边缘智能网络系统碳排放进行分析和优化。最后，通过自行搭建的真实硬件平台，并利用真实世界的碳强度数据集进行联邦边缘智能网络生命周期碳排放仿真实验。实验结果表明，所提出的3种优化方案均能在不同场景和约束条件下显著减少联邦边缘智能网络的碳排放。

1 研究现状

针对联邦边缘智能网络能耗问题，学术界和工业界已从不同角度开展了广泛的研究。文献[21]全面分析了6G联邦边缘智能网络在能耗方面的挑战，着眼于联邦学习过程中整体能耗，提出了绿色设计方案，包括联邦学习节点的部署、设备异构性处理以及本地联邦学习模型处理。该研究为在联邦边缘智能网络中，不同网络环境和服务需求下平衡最低能耗和合理学习精度提供了有益指导。

文献[22]提出了一种低能耗联邦边缘智能（EE-FEI, energy efficient federated edge intelligence）方法，旨在最大限度减少联邦边缘智能网络能耗。

该方法利用双凸优化搜索（ACS, alternate convex search）算法寻找最佳边缘服务器数量、本地模型训练轮次和全局模型协调轮次等，以最小化联邦边缘智能网络的总体能耗。

文献[23]提出了一种基于边缘计算的物联网能源效率优化方法。该方法利用边缘服务器的本地数据处理能力和物联网设备的能耗约束，优化请求数据集的大小。研究人员设计了映射函数，并引入了交替方向乘子法（ADMM, alternating direction method of multipliers），以联合优化系统的能源成本和计算资源利用率。仿真结果表明，在不降低模型收敛性能前提下，该方法显著提高了能源效率。

然而，目前大部分研究关注于能耗优化，较少考虑碳排放的最优化问题。同时，当前的相关优化方案主要集中在优化计算任务和资源分配，对能量交易以及与资源任务分配相结合的优化研究关注不足。因此，本文提出了联邦边缘智能网络碳排放评估框架和方法，并以最优化碳排放为目标，结合资源分配和能量交易对联邦边缘智能网络碳排放进行联合优化。

2 联邦边缘智能网络碳排放评估框架

碳排放量^[24]是指某个实体产生的二氧化碳和其他温室气体的总量，包括直接排放（例如，从燃烧化石燃料产生的碳排放）和间接排放（例如，从生产和运输商品产生的碳排放等）。ICT行业的碳排放主要来源于电力能源消耗所产生的温室气体，因此ICT行业碳排放量可表示为

$$c = e \times I \quad (1)$$

其中， c 表示碳排放量，单位为 kgCO_2eq 。 e 表示所消耗的电力能源量，单位为 $\text{kW}\cdot\text{h}$ 。 I 表示电力能源的碳强度，即消耗一单位电量等同的二氧化碳排放量，单位为 $\text{kgCO}_2\text{eq}/\text{kW}\cdot\text{h}$ 。碳强度主要与发电厂化石能源和清洁能源所占比例相关，为常数。考虑碳排放涉及多种活动，如生产制造中产生的碳排放、设备运行中产生的碳排放等。因此，评估期内某个子领域的碳排放量可表示为

$$c_s = \sum_{a \in \mathcal{A}} c_a \quad (2)$$

$$c_{(s,\tau)} = \sum_{a \in \mathcal{A}} c_{(a,\tau)} = \sum_{a \in \mathcal{A}} e_{(a,\tau)} \times I_{(a,\tau)} \quad (3)$$

其中， c_s 表示某个子领域的碳排放量，子领域可以是“大”的子领域，如通信网络、数据中心等，也

可以是相对“小”的子领域，如不同类型的子网络，某个3G移动通信基站系统、某个4G回传网络等。同时，该建模方法也适用于一个更为微观的子领域或子系统。本文第3.3节中介绍的联邦边缘智能仿真网络案例就是一个微观的子系统。 $a \in \mathcal{A}$ 中 a 表示该子领域中某一个活动“activity”， \mathcal{A} 表示该子领域中所有活动的集合， c_a 表示活动 a 的碳排放量。 $c_{(s,\tau)}$ 表示某子领域在评估时段 τ 的碳排放量，将该时段内各个活动的碳排放量 $c_{(a,\tau)}$ 相加即可得到。 $e_{(a,\tau)}$ 表示活动 a 在评估时段 τ 对应的电力能源消耗。 $I_{(a,\tau)}$ 表示活动 a 所使用电力能源的碳强度。如果需要计算该子领域生命周期碳排放量 $c_{(s,L)}$ ，将式(3)中的生命周期内所有评估时段 τ 的碳排放量累加即可，表示为

$$c_{(s,L)} = \sum_{\tau \in L} \sum_{a \in \mathcal{A}} e_{(a,\tau)} \times I_{(a,\tau)} \quad (4)$$

其中， L 表示生命周期。从式(2)~式(4)可以看出，ICT系统或某个子系统的碳排放是由直接或间接支持系统运行的电力能源消耗所产生的温室气体总量，因此联邦边缘智能网络碳排放评估框架需要涉及用户端设备、网络基础设施、云/边计算基础设施和业务服务的碳排放，具体如图1所示。

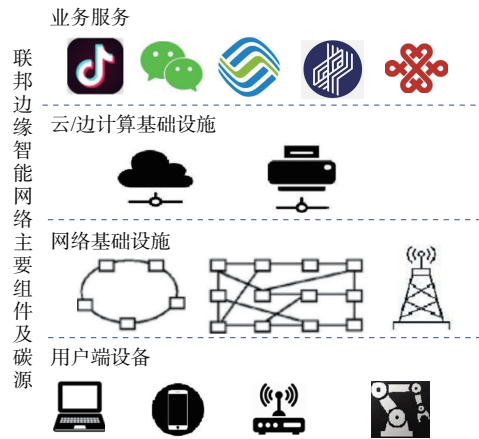


图1 联邦边缘智能网络碳排放评估框架

2.1 用户端设备

用户端设备的碳排放主要分为两部分，生产制造过程中产生的碳排放和设备使用过程中消耗电力能源产生的碳排放。其评估模型为

$$c_{(UD,\tau)} = \sum_{k \in \mathcal{C}} n_k \times \left(\frac{\tau}{L_k} \times M_k + e_{(k,\tau)} \times I_{(k,\tau)} \right) \quad (5)$$

其中， k 表示某一类用户端设备， \mathcal{C} 表示所有用户端设备类型的集合。 $c_{(UD,\tau)}$ 表示用户端设备（UD，

user device) 在评估时段 τ 的碳排放量, 它是所有类型用户端设备折合到评估时段 τ 内生产制造产生的碳排放量和评估时段 τ 内设备运行产生的碳排放量的总和。 n_k 表示该类用户端设备的数量, M_k 表示生产制造该类单位用户端设备的平均碳排放量, 部分数据可以通过文献[1]查询。 L_k 表示该类用户端设备的平均生命周期长度 (即使用年限), τ 为评估时段, $(\tau/L_k) \times M_k$ 表示折合到评估时段中生产制造该单位设备所产生的碳排放量。 $e_{(k,\tau)}$ 表示该类用户端设备在评估周期 τ 内的电力能源消耗。 $I_{(k,\tau)}$ 表示该类用户端设备在评估时段 τ 所使用电力能源的碳强度。

2.2 网络基础设施

网络基础设施 (NI, network infrastructure) 的碳排放主要来自生产制造过程中产生的碳排放和运行过程中消耗电力能源产生的碳排放。不同于用户终端设备, 网络基础设施还涉及部署和建设, 此部分的碳排放量在第2.4节进行讨论。考虑网络基础设施的本质是传输数据的“管道”, 因此在评估网络基础设施使用过程中的碳排放时, 可以基于每个节点单位时间传输单位数据量 (如 Gbit/s) 的电力消耗, 其碳排放评估模型为

$$c_{(NI,\tau)} = \sum_{k \in C} n_k \times \left(\frac{\tau}{L_k} \times M_k + \tau \times b_{(k,\tau)} \times e_{(k,\tau)} \times I_{(k,\tau)} \right) \quad (6)$$

其中, k 表示某一类网络基础设施设备, C 表示所有网络基础设施类型的集合。 $c_{(NI,\tau)}$ 表示网络基础设施在评估时段 τ 的碳排放量。 n_k 表示该类网络基础设施设备数量, M_k 表示该类网络基础设施生产制

造过程中产生的平均碳排放量, $(\tau/L_k) \times M_k$ 表示折合到评估时段 τ 中生产制造该设备所产生的碳排放量。 $b_{(k,\tau)}$ 表示该类网络基础设施单位时间平均传输的数据量, 单位为 Gbit/s。 $e_{(k,\tau)}$ 表示该类网络基础设施在使用过程中传输单位数据量的平均电力消耗, 单位为 kW·h/Gbit。 $I_{(k,\tau)}$ 表示该类网络基础设施在时间段 τ 内所使用电力能源的碳强度。

2.3 云/边计算基础设施

云计算基础设施是指构成云计算数据中心的信息技术 (IT, information technology) 设备以及支持 IT 设备工作的设施, 包括空调、配电、消防等辅助设施。每个数据中心都有一个电力能源利用效率 (PUE, power usage effectiveness) 指标, 其定义为一个数据中心的总能耗与其中 IT 设备产生的能耗之比。

边缘计算基础设施是指边缘计算节点的 IT 设备和相关辅助设施, 如空调、配电、消防等。边缘计算基础设施通常采用微型模块解决方案, 这种解决方案通过工厂高度预制, 将 IT 机柜、密闭通道、供电系统、不间断电源 (UPS, uninterruptible power supply)、制冷系统、综合布线系统、消防系统等集成在 N 台机柜内, 实现一个密闭且独立的系统, 模块化边缘计算节点示例如图2所示。由于采用了微型模块方案, 可以隔离冷热气流, 并且就近使用行级空调进行制冷, 从而降低了 PUE 指标值。

由于云计算基础设施和基于微模块的边缘计算基础设施都采用 PUE 指标衡量能源效率, 因此可以用以下方法综合描述云/边计算基础设施的碳排放评估模型。

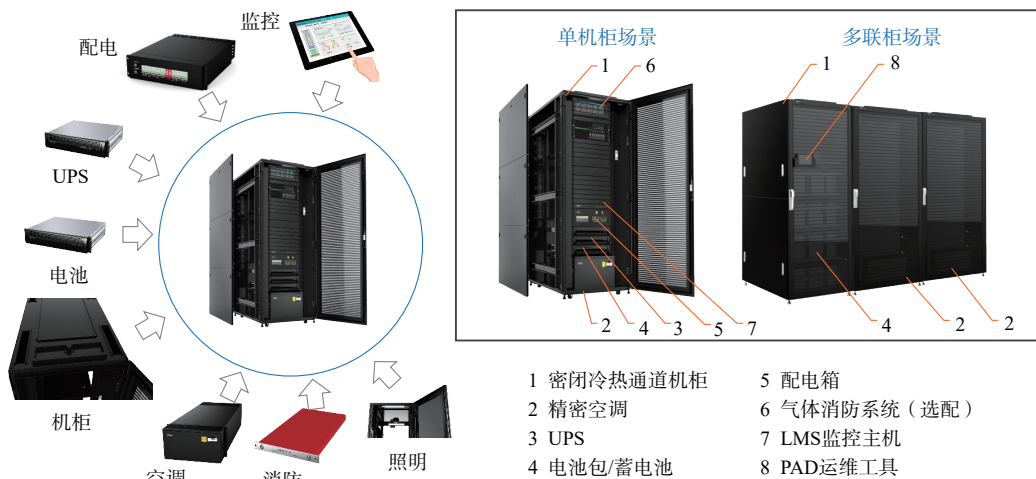


图2 模块化边缘计算节点示例

$$c_{(CI,\tau)} = \sum_{k \in \mathcal{C}} n_k \times \frac{\tau}{L_k} \times M_k + \text{PUE} \times \sum_{k \in \mathcal{C}'} n_{(k,\tau)} \times p_{(k,\tau)} \times \tau \times I_{(k,\tau)} \quad (7)$$

其中, $c_{(CI,\tau)}$ 表示云/边计算基础设施 (CI, computing infrastructure) 在评估周期 τ 的碳排放量。其中, 第一项表示均摊至评估周期 τ 的计算基础设施生产制造过程中产生的碳排放量, 第二项表示计算基础设施在评估周期 τ 内运行消耗电力能源产生的碳排放量。这里需要注意的是, \mathcal{C} 表示该计算基础设施所有相关设备的集合, \mathcal{C}' 仅表示 IT 设备类型的集合, 因此 $\mathcal{C}' \subseteq \mathcal{C}$ 。通常 IT 设备种类相对较少, 且设备运行功率容易获得, 因此可以通过 IT 设备的功耗同 PUE 的乘积来计算云/边基础设施的电力能源消耗。目前我国云/边计算基础设施的 PUE 指标值通常为 1.5~3.5。 $p_{(k,\tau)}$ 表示该类 IT 设备的功耗, $I_{(k,\tau)}$ 表示该类 IT 设备在评估周期 τ 内运行所采用电力能源的碳强度。

2.4 业务服务

由于业务服务碳排放比较复杂, 因此本节关注特定业务服务的碳排放, 例如, 特定智能业务服务的碳排放, 主要包括 3 个部分: 网络基础设施部署和建设的碳排放、数据接入网络服务 (NS, network service) 产生的碳排放和支持智能业务所使用计算服务产生的碳排放。

1) 网络基础设施部署和建设的碳排放

因网络侧设备 (位于电信运营商机房或数据中心内的设备) 部署主要是设备的安装和调试, 产生的碳排放量可忽略不计。因此, 网络基础设施部署和建设的碳排放主要与敷设光缆、电缆、架设天线、铁塔等有关, 其部分数据可在 ITU-T L.1470^[1] 查询, 网络部署和建设活动碳排放案例见表 1。

表 1 网络部署和建设活动碳排放案例

活动碳排放	瑞典	预估全球平均值
每条固定电话线路	7.3 kgCO ₂ eq	5 kgCO ₂ eq
每条基于双绞线的固定宽带线路	1.1 kgCO ₂ eq	1 kgCO ₂ eq

2) 数据接入网络服务产生的碳排放

该部分本质上属于网络基础设施运行产生的碳排放。因此, 在评估时段 τ 数据接入网络服务的碳排放描述为

$$c_{(NS,\tau)} = \tau \times b_\tau \times e_\tau \times I_\tau \quad (8)$$

其中, b_τ 表示网络接入带宽, 单位为 Gbit/s。 e_τ 表示接入单位带宽数据的平均电力能源消耗, 单位为

kW·h/Gbit, 其取值与接入网类型相关, 如 4G 无线接入、5G 无线接入、光纤宽带接入等。 I_τ 表示接入服务所对应网络接入设备所使用电力能源的碳强度。

3) 支持智能业务所使用计算服务产生的碳排放

该部分有两种评估方法。一种是基于计算资源消耗的评估, 由于计算服务本质上属于云/边计算基础设施范畴, 因此可根据式(7)衍生。但是由于计算服务无论是云端还是边缘端, IT 资源都以虚拟化的方式提供, 因此无法确定 AI 服务是在哪个硬件上运行。然而, 通过操作系统可以获取该虚拟 IT 资源的内存、CPU、GPU 的功耗 (p_{RAM} 、 p_{CPU} 、 p_{GPU}) 和使用率 (η_{RAM} 、 η_{CPU} 、 η_{GPU}), 利用这些信息可计算和评估智能业务使用某个云边基础设施节点计算服务的碳排放, 将其每个节点的碳排放量相加即可得到智能业务在评估周期 τ 使用计算服务 (CS, computing service) 的碳排放 $c_{(CS,\tau)}$, 具体描述为

$$c_{(CS,\tau)} = \sum_{n \in \mathcal{N}} \tau \times (p_{\text{RAM}} \times \eta_{\text{RAM}} + p_{\text{CPU}} \times \eta_{\text{CPU}} + p_{\text{GPU}} \times \eta_{\text{GPU}}) \times \text{PUE}_{(n,\tau)} \times I_{(n,\tau)} \quad (9)$$

其中, n 表示节点, \mathcal{N} 表示所有参与该计算服务的云/边计算节点的集合。 $\text{PUE}_{(n,\tau)}$ 表示所使用的云/边计算基础设施节点 n 的能源效率系数, $I_{(n,\tau)}$ 表示评估周期 τ 内云/边计算基础设施节点 n 电力能源的碳强度。然而, 作为业务的使用者可能无法获取其每个计算节点的 PUE 指标值。但是作为计算服务的使用者及提供者, 都可以知道所需计算的数据量, 因此可使用另外一种方法, 即基于计算单位数据量所需的平均电力能源消耗计算和评估智能业务所使用计算服务产生的碳排放 c_{CS} , 表示为

$$c_{\text{CS}} = \sum_{n \in \mathcal{N}} t_n \times e_n \times I_n \quad (10)$$

其中, t_n 表示节点 n 计算的任务总量, 单位为 Gb。 e_n 表示节点 n 计算单位数据量所消耗的平均电力能源量, 单位为 kW·h/Gbit。 I_n 为该计算节点的电力能源的碳强度。

3 联邦边缘智能网络碳排放评估方法

硬件的碳排放通常采用生命周期评估 (LCA, life cycle assessment) 方法^[24], 将硬件产品的生命周期分为生产制造阶段、使用阶段和寿命结束阶段。基于第 2 节所提出的联邦边缘智能网络碳排放评估框架, 借鉴 LCA 方法, 提出了联邦边缘智能网络生命周期碳排放评估方法, 如图 3 所示。

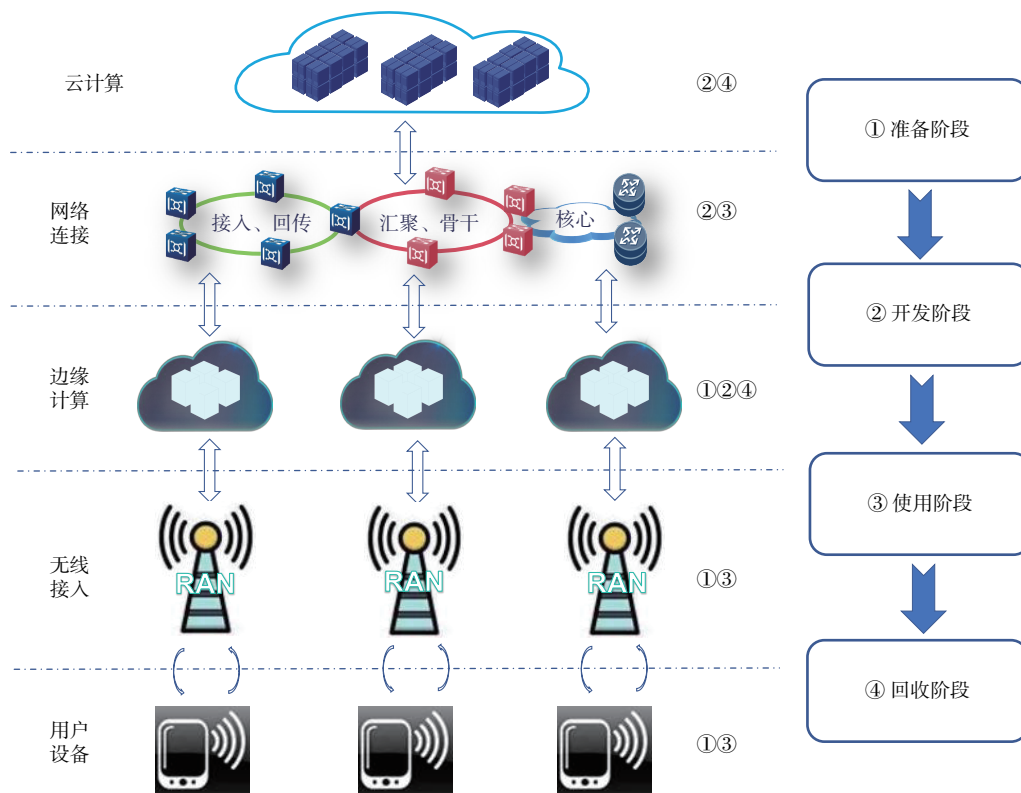


图3 联邦边缘智能网络生命周期碳排放评估方法

3.1 联邦边缘智能网络碳排放评估主要组成部分

1) 用户设备

用户设备主要用于数据采集，如物联网、可穿戴设备和其他移动设备等。用户设备生成本地数据样本，并上传到最近的边缘服务器。用户设备执行的数据采集和传输任务，主要涉及联邦边缘智能网络碳排放评估的准备阶段和推理阶段。

2) 无线接入

无线接入提供用户设备与网络之间的无线连接。由于通常情况下边缘计算节点部署在分布式单元（DU, distributed unit）处，在不考虑“移动前传网络”的情况下，无线接入是将用户设备连接到边缘计算的唯一部分。无线接入参与联邦边缘智能网络碳排放评估的准备阶段和推理阶段。

3) 边缘计算

边缘计算节点预先部署了一套为用户设备提供服务的环境。在模型开发阶段，边缘计算节点根据本地数据集训练和共享模型。在推理阶段，边缘计算节点从云计算节点下载最新的模型，并利用下载模型为本地用户提供AI推理服务。

4) 网络连接

网络连接主要用于边缘计算和云计算之间的数

据传输。在联邦边缘智能网络中，大部分数据存储在边缘计算节点，通过网络基础设施传输的主要是模型训练过程数据，因此联邦边缘智能网络能显著降低对网络带宽的需求。

5) 云计算

云计算在联邦边缘智能网络中充当“中心服务器”角色，协调各个边缘计算节点的模型训练，集成训练全局模型，并分发给各个边缘服务器。

3.2 联邦边缘智能网络生命周期碳排放

1) 准备阶段

包括从用户设备采集数据，传输到边缘计算节点，识别服务需求和AI模型要求，以及对采集的数据进行预处理。因此，这一阶段的碳排放主要与用户设备、边缘计算设施以及连接用户设备和边缘计算设施的无线接入的电力能源消耗有关，可利用式(5)和式(8)~式(10)进行计算。如果是以研究优化为目的，可暂不考虑其中的常数项，如制造阶段的碳排放、网络部署阶段的碳排放等。

2) 开发阶段

包括模型设计、算法开发、参数选择和优化、模型训练、测试验证，以及根据指定的服务需求和使用场景进行参数调整和模型再训练等。这一阶段

的碳排放主要与云/边计算基础设施及网络基础设施的能耗有关,可利用式(6)~式(10)计算碳排放量。

3) 推理阶段

该阶段涉及特定平台和使用场景下的模型部署和实现,此部分碳排放主要来自于使用网络服务与计算服务产生的碳排放量,因此可利用式(7)~式(10)计算。

4) 迭代阶段

与硬件设备不同,大多数 AI 模型可能没有明确的寿命终止时间,因此将 AI 应用最后阶段定义为迭代阶段,即根据新环境、配置以及应用程序和服务对 AI 算法修改、再训练、迭代和转移。其中涉及的相关碳排放量按照式(5)~式(10)计算。

3.3 联邦边缘智能仿真网络碳排放评估建模

由于本研究无法接触到真实的电信网络,因此以实验室搭建的一个联邦边缘智能仿真网络为例,介绍其碳排放评估建模过程。

该仿真网络包括 10 台树莓派 (Raspberry Pi 4 Model B) 微型计算机 (搭载 1.5 GHz 4 核 ARM-V8 64 位处理器),标记为“边缘服务器”(E#1~E#10),用于仿真边缘计算。以及 1 台同型号的微型计算机作为“中心服务器”(标记为 C#0),用于仿真云计算。各“服务器”之间通过 1 台无线路由器连接,用于仿真无线接入和网络传输,其仿真网络拓扑如图 4 所示。

本仿真实验中,要处理的数据量是已知的,因此可以利用式(10)评估与计算相关的碳排放量。式(10)

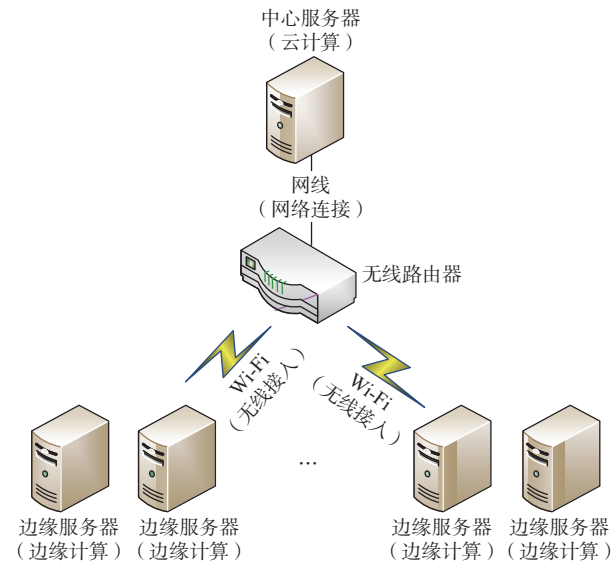


图 4 仿真网络拓扑

中的 e_n 可以通过多次实验测量得到其平均值。网络连接的碳排放量可利用式(6)计算,不考虑生产制造过程中产生的碳排放时,式(6)就变为式(8)。根据其拓扑来看,通过无线 Wi-Fi 仿真的无线接入为网络接入服务,故可采用式(8)来计算其碳排放量。在仿真网络中服务器节点之间分配的数据量是关注的重点,且已知,可以直接用传输的数据量 t_n 替代式(6)或式(8)中的 $\tau \times b$ 。因此,在仿真网络中,网络传输和无线接入的碳排放量 $c_{(NS,V)}$ 可统一用式(11)建模

$$c_{(NS,V)} = \sum_{n \in \mathcal{N}} t_n \times e_n \times I_n \quad (11)$$

其中, t_n 表示网络传输的数据量,即式(6)和式(8)中的 $\tau \times b$ 。 e_n 代表传输单位数据量的平均电力能源消耗,可以通过多次实验测量获得其平均值。

4 联邦边缘智能网络碳排放优化

根据联邦边缘智能网络碳排放评估框架和方法,可知其碳排放与能耗以及碳强度相关。文献[22,25-30]提出了 3 种能耗优化方案,分别是动态能量交易、动态任务分配、动态能量交易和任务分配。本文在此基础上,基于联邦边缘智能网络碳排放评估框架和方法,提出了对应的 3 种联邦边缘智能网络碳排放优化方案。

4.1 优化方案参数

为了方便介绍优化方案,参数说明见表 2。

表 2 参数说明

参数	描述
t_n	第 n 节点的计算数据量,单位为 Mbit
X	多个节点之间的电量传输矩阵
x_{mn}	从第 m 节点传输到第 n 节点的电量,单位为 kW·h
T	多个节点之间的数据量传输矩阵
$t_{m,n}$	从第 m 节点传输到第 n 节点的数据量,单位为 Mbit
e_n	计算单位数据量所需要的电量,单位为 kW·h/Mbit
e'_m	传输单位数据量所需要的电量,单位为 kW·h/Mbit
s_n	第 n 节点电池存储的电量
D	各节点之间的距离矩阵
d_{mn}	从第 m 节点到第 n 节点的距离,如果 $m = n$ 其值为 0
α	表示线路损耗电量的比例,与两点间距离线性相关,这里假设由发送端承担
β	表示传输交换的数据量系数, β 为一个对称矩阵,且对角线为 0
I_n	第 n 节点的碳强度,单位为 gCO ₂ eq/kW·h

4.2 动态能量交易

根据式(10)，联邦边缘智能网络计算服务的碳排放可以表示为 $\sum_n t_n \times e_n \times I_n$ 。DET方案需要考虑每个边缘服务器之间交换电量引起的能量传输损耗而增加的碳排放。因此，优化目标是将联邦边缘智能网络碳排放及电力能耗带来的碳排放总体降至最低，优化方案为

$$\min_{x_{mn}} \left(\sum_n t_n \times e_n \times I'_n + \sum_m \sum_n \alpha \times d_{mn} \times x_{mn} \times I_m \right) \quad (12)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_m x_{mn} \geq t_n \times e_n \quad (12a)$$

$$\sum_n x_{mn} + \sum_n \alpha d_{mn} \times x_{mn} \leq s_m \quad (12b)$$

$$x_{mn} \geq 0 \quad (12c)$$

其中，优化目标的第一项 $\sum_n t_n \times e_n \times I'_n$ 表示在各节点任务一定的条件下电力能耗产生的碳排放量。 $t_n e_n$ 表示节点 n 计算任务消耗的电量，此时碳强度是加权碳强度，表示为

$$I'_n = \frac{\sum_m x_{mn} \times I_m}{\sum_m x_{mn}} \quad (13)$$

优化目标中第二项 $\sum_m \sum_n \alpha \times d_{mn} \times x_{mn} \times I_m$ 表示在能量传输过程中电量损耗的碳排放量。式(12a)表示接收的电量必须大于各个任务所需的电量，式(12b)表示发送的电量及损耗的电量之和必须小于发送节点电池的电量，式(12c)表示传输的电量必须都为正值。

DET方案面临的主要挑战是可再生能源产生的电量具有高度随机性，并且可能受到诸多不可控因素影响。文献[25-26]提出将不同边缘服务器之间的动态能源交易建模为一个随机博弈，在博弈中如果收获了超过其需求的可再生能源的边缘服务器，可以将其能源“交易”给那些无法获得足够可再生能源的边缘服务器，当然能量交易过程中可能造成损失。

4.3 动态任务分配

除了动态能量交易外，边缘计算节点还可以交换数据处理任务。高碳排放的边缘计算节点将部分数据处理任务转移到低碳排放的边缘计算节点，通过任务调度方式降低系统碳排放总量。然而，在任务传输过程中也会有电量损耗，增加碳排放。因此，优化目标是将联邦边缘智能网络系统的碳排放以及任务调度传输所产生的碳排放量总体降至最低，其优化方案为

$$\min_{t_{mn}} \left(\sum_m \sum_n t_{mn} \times e_n \times I_n + \sum_m \sum_n \beta_{mn} \times t_{mn} \times e'_{mn} \times I_n \right) \quad (14)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_n t_{mn} \leq t_m \quad (14a)$$

$$\left(\sum_m t_{mn} \right) \times e_n \leq s_n \quad (14b)$$

$$t_{mn} \geq 0 \quad (14c)$$

其中，优化目标中第一项 $\sum_m \sum_n t_{mn} \times e_n \times I_n$ 表示所需计算数据量的碳排放之和， I_n 表示节点 n 的碳强度。第二项表示因任务调度通过网络传输而带来的电力能源消耗产生的碳排放， $\beta_{mn} \times t_{mn}$ 表示从第 m 节点传输到第 n 节点的数据量，由于多个节点可能同时往接收节点 n 发送数据量，且发送节点无法及时感知到式(14b)，会造成接收节点 n 将收到多于 t_{mn} 的数据量而回发给发送端 m 点，因此在有收到数据量的节点 n ，系数 β_{mn} 是一个大于或等于1的值。式(14a)表示节点 m 发送给其他节点的数据量要小于节点 m 所需计算的数据量。式(14b)表示节点 n 接收的数据量所需电量要小于节点 n 的电池电量。式(14c)表示传输的数据量必须为正值。

这里需要注意的是，在联邦边缘智能网络训练过程中，每个边缘计算节点定期会将其本地训练的模型上传到云计算节点（即中心服务器），然后等待中心服务器模型聚合以后继续进行后续模型训练。在此情况下，高碳排放边缘计算节点只需要向低碳排放边缘计算节点发送一定量的数据，利用从中心服务器下载的最新模型，再次训练本地模型并上传回中心服务器。

4.4 动态能量交易和任务分配

DETA优化方案通过联合优化不同边缘计算节点之间的能量及数据量的“交换”，以实现整个系统碳排放量的最小化，表示为

$$\min_{x_{mn}, t_{mn}} \left(\sum_m \sum_n t_{mn} \times e_n \times I'_n + \sum_m \sum_n \alpha \times d_{mn} \times x_{mn} \times I_m + \sum_m \sum_n \beta_{mn} \times t_{mn} \times e'_{mn} \times I_n \right) \quad (15)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_n t_{mn} \leq t_m \quad (15a)$$

$$\left(\sum_m t_{mn} \right) \times e_n \leq \sum_m x_{mn} \quad (15b)$$

$$\sum_m x_{mn} \leq s_n \quad (15c)$$

$$\sum_n x_{mn} + \sum_n \alpha d_{mn} \times x_{mn} \leq s_m \quad (15d)$$

$$x_{mn} \geq 0, t_{mn} \geq 0 \quad (15e)$$

其中。优化目标中第一项 $\sum_m \sum_n t_{mn} \times e_n \times I_n$ 表示发送数据量的碳排放之和，在节点 n 处计算，此时的碳强度为能量交易后的加权碳强度式(15b)表示发送到节点 n 的数据量所消耗的电量不能大于发送到节点 n 可用的电量，其他约束同第 4.2 节和第 4.3 节。

5 基于真实硬件的联邦边缘智能网络碳排放优化仿真实验

5.1 仿真实验环境

仿真实验基于第 3.3 节中所搭建的联邦边缘智能仿真网络，采用文献[31]中的方法及其联邦平均算法 (FedAvg, federated averaging algorithm)。每个边缘服务器使用两层卷积神经网络 (CNN, convolutional neural network)，在 MNIST 数据集^[32]上进行本地训练。MNIST 数据集由 60 000 个训练样本和 10 000 个测试样本组成，均为手写数字图像。本实验假设所有的数据样本均匀随机分布在不同边缘服务器上。与文献[31]中的实验相比，本实验中的神经网络隐藏层数为 1 层，总参数量为 159 010，而文献[31]中的神经网络隐藏层数为 2 层，总参数量为 199 210。本实验将 AI 识别目标精度设置为 97.5%，卷积神经网络的学习率设置为 0.01，训练轮次设置为 50 次。

5.2 联邦边缘智能仿真网络能耗测量及计算

由于硬件生产制造中产生的碳排放量为常数，且不是本实验讨论和优化的范围，因此，本文所考虑的 FEI 系统碳排放量主要与能耗及其碳强度相关。能耗可以通过连接到每个服务器（即树莓派微型计算机）电源端口的功率计直接测量和跟踪各个阶段的电压、电流和功率。仿真服务器执行不同阶段任务的能量消耗如图 5 所示，在机器学习的不同阶段，各个阶段的能耗有显著的差异。即使在没有执行计算任务的情况下，服务器本身也会存在一定的功耗消耗，这被称为静态功率。

联邦边缘智能仿真网络训练阶段能耗测量数据见表 3，展示了针对第 5.1 节中设定的智能业务，在不同服务器配置数量下，训练阶段各树莓派微型计

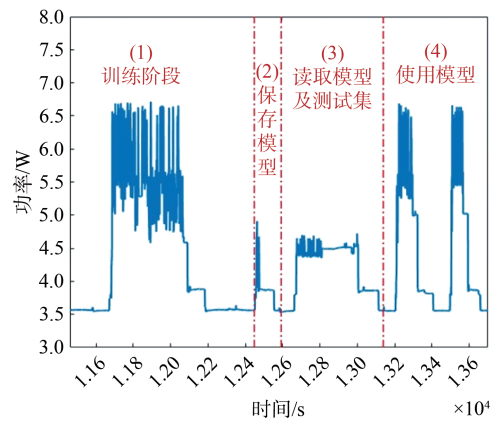


图 5 仿真服务器执行不同阶段任务的能量消耗

算机（加风扇情况下）的能耗测量数据。

表 3 中的能耗数据包含静态能耗，经过多次实验测量，该实验中采用的树莓派微型计算机在加风扇的情况下其静态功率平均为 4.11 W。结合训练时间，可以计算出静态能耗值，并从测量得到的总能耗中减去静态能耗值，得到计算能耗值及计算单位数据量的能耗值。训练阶段计算能耗见表 4。

表 4 中，首行表示的是中心服务器独立执行 AI 训练任务，不存在边缘服务器的参与。其余各行则表示，中心服务器的计算能耗主要用于整合各边缘服务器的训练模型。根据实际测量结果计算，不同联邦边缘智能仿真网络在“单位数据量计算能耗”这一指标上的数值处于同一级别，且彼此之间的差异并不显著。这进一步印证了式(10)的可行性，式(10)基于计算单位数据量所需的平均电力能耗，以此作为基础来计算和优化碳排放。

在仿真网络中，采用 Wi-Fi 模拟无线接入，并使用网线模拟网络连接。中心服务器通过网线连接，而边缘服务器则采用 Wi-Fi 连接。通过向这些服务器发送不同大小的数据包，并测量树莓派微型计算机在传输过程中的能耗，以此作为网络部分的相关能耗。测试结果显示，在相同的网络传输类型下，“单位数据量传输能耗”（不同网络传输能耗样例见表 5）相差无几，这些数据充分表明，式(6)和

表 3 联邦边缘智能仿真网络训练阶段能耗测量数据

中心服务器数量/个	边缘服务器数量/个	训练时长/s	中心服务器总能耗/J	边缘服务器总能耗/J	训练阶段总能耗/J
1	0	1 693.96	12 334.99	0.00	12 334.99
1	2	1 111.09	6 421.94	15 814.04	22 235.99
1	4	868.23	5 202.68	21 208.29	26 410.97
1	8	790.45	4 495.37	26 691.09	31 186.47
1	10	656.40	3 804.89	29 806.27	33 611.16

表4 训练阶段计算能耗

中心服务器数量/个	边缘服务器数量/个	单节点计算数据量/Mbit	中心服务器总静态能耗/J	中心服务器计算能耗/J	边缘服务器总静态能耗/J	单边缘服务器计算能耗/J	单位数据量计算能耗/(J·Mbit ⁻¹)
1	0	183.99	6 964.73	5 370.26	/	/	29.19
1	2	91.99	4 568.25	1 853.69	9 136.50	3 338.77	36.29
1	4	46.00	3 569.73	1 632.95	14 278.93	1 732.34	37.66
1	8	30.67	3 249.93	1 245.44	19 499.60	1 198.58	39.09
1	10	23.00	2 698.80	1 106.09	21 590.43	1 026.98	44.65

表5 不同网络传输能耗样例

数据包及网络传输类型	数据传输方法	数据包大小/Mbit	耗时/s	传输能耗/J	单位数据量传输能耗/(J·Mbit ⁻¹)
网线连接(数据包A)	SCP	188.65	20.49	117.38	0.62
网线连接(数据包B)	SCP	1 201.08	101.41	798.33	0.66
Wi-Fi连接(数据包A)	SCP	188.65	106.45	477.59	2.53
Wi-Fi连接(数据包B)	SCP	1 201.08	629.24	2 833.99	2.36

式(8)中基于传输单位数据量的能耗来计算网络基础设施和网络接入服务能耗以及碳排放的方法是切实可行的。

对比表4和表5中的单位数据量计算能耗和传输能耗，可以发现，由于仿真网络相对简单，单位数据量传输能耗远低于单位数据量计算能耗。因此，在第4节提出的优化方案中暂未考虑对其网络基础设施的能耗及碳排放进行优化。

5.3 联邦边缘智能仿真网络碳强度

为了模拟联邦边缘智能网络的碳排放，仿真实验采用公开碳强度数据集^[31]。根据文献[33]的数据，本文采用两种实验方案。仿真实验I，即“递增型”，所选取的各个服务器的碳强度递增，C#0中心服务器的碳强度为60 gCO₂eq/kW·h，E#1号边缘服务器的碳强度为78 gCO₂eq/kW·h，E#2号边缘服务器的碳强度为117 gCO₂eq/kW·h等，随着服务器编号增加碳强度逐步升高。仿真实验II，即“平均型”，所选取的各个服务器的碳强度值差异较小。

表6 各模拟服务器碳强度

服务器	C#0	E#1	E#2	E#3	E#4	E#5	E#6	E#7	E#8	E#9	E#10
仿真I(递增型)	60	78	117	295	345	480	483	717	728	952	981
仿真II(平均型)	448	446	451	460	479	479	480	483	487	547	548

各模拟服务器碳强度见表6。

5.4 联邦边缘智能仿真网络碳排放测算结果

根据第3节提出的联邦边缘智能网络碳排放评估方法，准备阶段主要涉及通过无线Wi-Fi网络将数据传输至各个边缘服务器的能耗。开发阶段主要是模型训练产生的能耗。应用阶段是一个长期过程，为了便于测量与分析，本实验采用10 000张图片作为测试集输入卷积神经网络模型，并重复该过程100次以获得能耗数据。迭代过程可以理解为上述3个过程的重复，因此在仿真与优化过程中暂不考虑迭代阶段的能耗。

在实验中分别设置0[C#0]，2[C#0, E#1~2]，4[C#0, E#1~4]，6[C#0, E#1~4]，8[C#0, E#1~8]，10[C#0, E#1~10]台边缘服务器加入联邦边缘智能网络。按照AI模型97.5%精度为标准，测量和计算各阶段能耗和碳排放量，各阶段能耗如图6所示，联邦边缘智能仿真网络在两种碳强度方案下的碳排放如图7所示。

从图6和图7可以看出，联邦边缘智能仿真网络的总能耗随着加入计算的边缘服务器数量的增加而上升。此外，从仿真网络的能耗和碳排放量结果看，相比于开发阶段和使用阶段，准备阶段的能耗和碳排放明显较低，这是因为准备阶段的能耗主要来自无线接入和网络连接。

5.5 联邦边缘智能仿真网络碳排放优化结果

为了简化讨论并展示DET、DTA、DETA这3种优化方案可优化的最大碳排放量，本实验假定每个边缘服务器都可以获得所有其他服务器的能量、电池电量以及存储信息量。仿真网络针对表6中两种碳

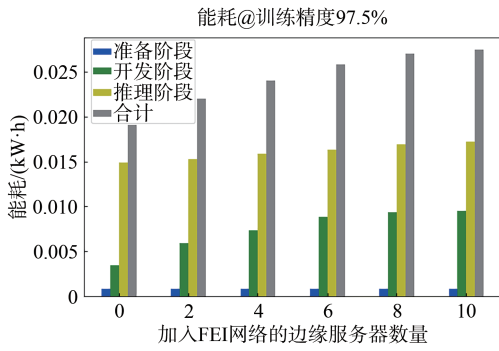
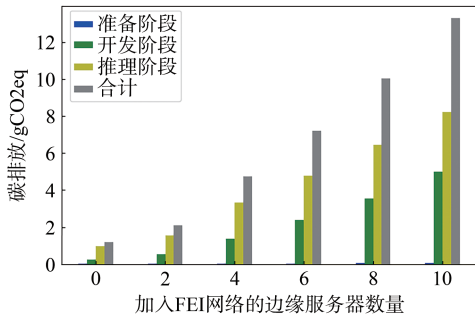
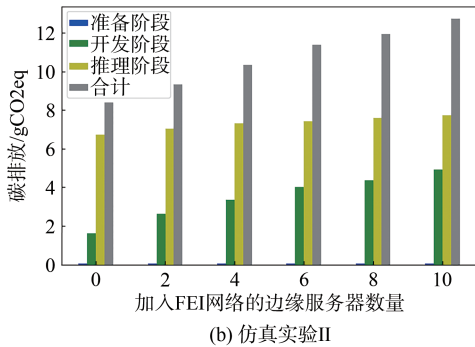


图6 各阶段能耗



(a) 仿真实验I



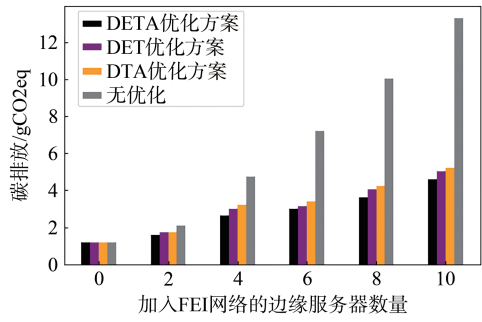
(b) 仿真实验II

图7 联邦边缘智能仿真网络在两种碳强度方案下的碳排放量

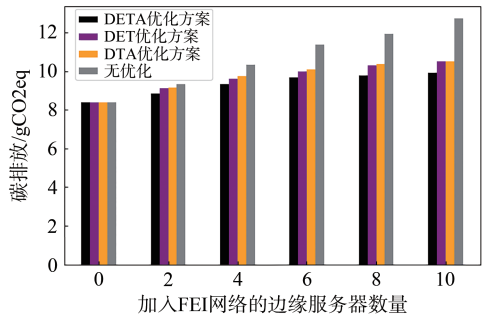
强度下联邦边缘智能仿真网络的碳排放 (图7(a)、7(b)) 利用DET、DTA、DETA这三种方案对其进行优化, 不同碳强度方案下碳排放优化结果如图8所示。

图8(a)展示了“仿真实验I”的碳排放 (对比参考图7(a)) 优化结果, 柱状图中的灰色部分表示联邦边缘智能网络在“仿真实验I”中总的碳排放量, 黑色、紫色和橙色分别代表DETA、DET和DTA这三种优化方案的结果。当不同边缘服务器碳强度差异较大时, 随着边缘计算服务器数量的增加, 3种优化方案均能显著减少联邦边缘智能网络的碳排放, 其中DETA方案表现最佳。当10台边缘服务器都加入网络时, 该方案可减少碳排放约60%。

图8(b)展示了“仿真II”的碳排放 (对比参考



(a) 仿真实验I



(b) 仿真实验II

图8 不同碳强度方案下碳排放优化结果

图7(b)) 优化结果。当不同边缘服务器的碳强度差异较小时, 随着加入边缘服务器数量的增加, 3种方案优化效果也有所提高。当10台边缘服务器都加入边缘智能网络时, DETA方案可将碳排放量减少20%~30%。与文献[22,25-30]中的研究结果相比, 当各边缘服务器的碳强度差异较小时, 其碳排放优化效果约等于能耗的优化效果。

从图8可以得出以下结论: 首先, 各边缘服务器采用的能源碳强度差异越大, 优化效果越好。其次, 随着边缘计算服务器数量增加, 优化效果明显提升, 然而, 一旦加入边缘计算服务器的数量达到一定值, 由于数据量和优化算法约束影响, 优化效果将保持基本稳定, 不再显著提升。达到优化效果峰值附近的边缘服务器数量取决于执行计算任务的数据量和节点电池电量等因素。例如, 在仿真实验I图8(a)中, 当边缘服务器数量为8台及以下时, DET方案的优化效果略优于DTA方案。但当加入10台边缘服务器时, DTA方案的优化效果略好于DET方案。这是因为根据式(12b), 发送电量与损耗电量之和必须小于发送节点的电池电量。而发送节点的电池电量有一个上限, 随着加入网络的边缘计算节点数量增加, 发送节点发送的电量达到该上限后, 优化效果进一步提升受到限制。然而, 在仿真实验II图8(b)中, 式(10)中的约束条件还未达到

上限，因此DET方案的优化效果略优于DTA方案。

综上所述，DET、DTA、DETA这3种优化方案对碳排放的优化效果均随着加入联邦边缘智能网络边缘服务器数量的增加而逐步提高。其中DETA方案的优化效果最佳，尤其是在不同服务器碳强度差别较大时优化效果更加明显。

6 结束语

随着移动网络技术向6G演进，通信技术、信息技术和人工智能技术在网络内深度融合，以内生智能为核心的6G网络将面临更加严峻的碳排放挑战。针对该问题，首先，提出了一种联邦边缘智能网络碳排放评估框架及方法，基于此评估框架和方法，引入DET、DTA、DETA这3种碳排放优化方案。其次，通过基于真实硬件搭建的联邦边缘智能网络，并利用真实世界的碳强度数据集对其碳排放及优化进行仿真。实验结果表明，3种优化方案均能在不同场景和约束条件下显著减少联邦边缘智能网络的碳排放。

低碳网络相关研究是一个全新领域，有许多问题需要进一步的探索和思考，具体如下。

1) 碳排放生命周期联合优化

由于本次构建的仿真网络相对较为简化，因此尚未涉及无线接入和网络连接的碳排放优化。然而，在实际环境中，电信网络具有极高的复杂性，每个网络设备的碳排放涉及多个阶段，这些阶段相互依赖并相互影响。因此，为了实现网络系统每个子系统组件的生命周期碳排放最小化，需要通过跨学科的综合研究，开发全面的解决方案。

2) 新的评估指标

传统指标（如每比特能量）将不再能够反映未来网络服务的环境影响，6G将更加注重优化和提高用户体验质量（QoE, quality of experience），这使问题进一步复杂化，可能涉及一些主观的人类相关因素，如情感、情绪和意图等^[30]，如何量化各种QoE要求对服务环境影响也是一个重要问题。

3) 低成本AI模型

现代人工智能可以在某些非常具体任务中表现出色。然而，在没有大量训练情况下，很难将其推广或应用于工程任务。因此，开发新的解决方案至关重要，这些解决方案需具有足够的通用性，可轻松地应用于尽量多的工程场景中。

最后，全球气候变化挑战和减少碳排放的必要性使得下一代6G网络必须采用最节能的技术，减少对可再生能源的依赖，减少温室气体排放。因此，希望更多的研究者能够加入低碳网络技术的相关研究中。

参考文献：

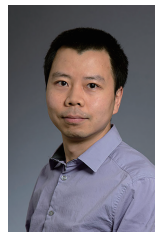
- [1] Greenhouse gas emissions trajectories for the information and communication technology sector compatible with the UNFCCC Paris Agreement: ITU-T L.1470[S]. ITU-T, 2020.
- [2] ZHANG P, XIAO Y, LI Y Y, et al. Towards net-zero carbon emissions in network AI for 6G and beyond[J]. IEEE Communications Magazine, 2023, PP(99): 1-7.
- [3] ZIEGLER V, VISWANATHAN H, FLINCK H, et al. 6G architecture to connect the worlds[J]. IEEE Access, 2020, 8: 173508-173520.
- [4] BARIAH L, MOHJAZI L, MUHAIDAT S, et al. A prospective look: key enabling technologies, applications and open research topics in 6G networks[J]. IEEE Access, 2020, 8: 174792-174820.
- [5] TONG W, ZHU P Y. 6G, the next horizon: from connected people and things to connected intelligence[M].
- [6] IMT-2030(6G)推进组. 6G网络架构展望白皮书[R]. 2023. IMT-2030(6G) Promotion Group. 6G network architecture prospects white paper[R]. 2023.
- [7] IMT Vision-Framework and overall objectives of the future development of IMT for 2020 and beyond: ITU-R M.2083[S]. ITU-R, 2015.
- [8] LIU Y Q, HE Y F, LIN Y L, et al. Toward native artificial intelligence in 6G[C]//Proceedings of 2022 IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting (BMSB). Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-6.
- [9] CHEN L, WANG H, AI M, et al. AI-native user-centric network for 6G[C]//Proceedings of 2022 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC Workshops). Piscataway: IEEE Press, 2022: 494-499.
- [10] CAMELO M, GRAMAGLIA M, SOTO P, et al. DAEMON: a network intelligence plane for 6G networks[C]//Proceedings of 2022 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). Piscataway: IEEE Press, 2022: 1341-1346.
- [11] BANCHS A, FIORE M, GARCIA-SAAVEDRA A, et al. Network intelligence in 6G: challenges and opportunities[C]//Proceedings of the 16th ACM Workshop on Mobility in the Evolving Internet Architecture. New York: ACM, 2021: 7-12.
- [12] IMT-2030(6G)推进组. 面向6G的智能内生体系架构研究[R]. 2021. IMT-2030(6G) Promotion Group. Research on network native intelligent architecture for 6G[R]. 2023.
- [13] KAUR J, KHAN M A. Sixth generation (6G) wireless technology: an overview, vision, challenges and use cases[C]//Proceedings of 2022 IEEE Region 10 Symposium (TENSYPMP). Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-6.

- [14] LUCCIONI A S, VIGUIER S, LIGOZAT A L. Estimating the carbon footprint of BLOOM, a 176B parameter language model[EB]. 2022.
- [15] XIAO Y, SHI G M, LI Y Y, et al. Toward self-learning edge intelligence in 6G[J]. IEEE Communications Magazine, 2020, 58(12): 34-40.
- [16] XIAO Y, ZHANG X H, LI Y Y, et al. Time-sensitive learning for heterogeneous federated edge intelligence[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2023: 1-18.
- [17] IMT-2030(6G)推进组. 6G网络架构愿景与关键技术展望白皮书[R]. 2021.
IMT-2030(6G) Promotion Group. 6G network architecture vision and key technological prospects white paper[R]. 2021.
- [18] LETAIEF K B, SHI Y M, LU J M, et al. Edge artificial intelligence for 6G: vision, enabling technologies, and applications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2022, 40(1): 5-36.
- [19] WANG Q T, LIU Y, WANG Y C, et al. Deep Edge Node enables AI native toward 6G[C]//Proceedings of 2023 IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting (BMSB). Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-6.
- [20] BOLLA R, BRUSCHI R, LOMBARDO C, et al. 6G enablers for zero-carbon network slices and vertical edge services[J]. IEEE Networking Letters, 2023, 5(3): 173-176.
- [21] ZHAO B R, CUI Q M, LIANG S Y, et al. Green concerns in federated learning over 6G[J]. China Communications, 2022, 19(3): 50-69.
- [22] WANG Q, XIAO Y, ZHU H X, et al. Towards energy-efficient federated edge intelligence for IoT networks[C]//Proceedings of 2021 IEEE 41st International Conference on Distributed Computing Systems Workshops (ICDCSW). Piscataway: IEEE Press, 2021: 55-62.
- [23] XIAO Y, LI Y Y, SHI G M, et al. Optimizing resource-efficiency for federated edge intelligence in IoT networks[C]//Proceedings of 2020 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). Piscataway: IEEE Press, 2020: 86-92.
- [24] IVANOVA D, BARRETT J, WIEDENHOFER D, et al. Quantifying the potential for climate change mitigation of consumption options[J]. Environmental Research Letters, 2020, 15(9): 093001.
- [25] XIAO Y, NIYATO D, HAN Z, et al. Dynamic energy trading for energy harvesting communication networks: a stochastic energy trading game[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 33(12): 2718-2734.
- [26] XIAO Y, NIYATO D, WANG P, et al. Dynamic energy trading for wireless powered communication networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2016, 54(11): 158-164.
- [27] XIAO Y, KRUNZ M. Dynamic network slicing for scalable fog computing systems with energy harvesting[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2018, 36(12): 2640-2654.
- [28] GE X H, JIA H M, ZHONG Y, et al. Energy efficient optimization of wireless-powered 5G full duplex cellular networks: a mean field game approach[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2019, 3(2): 455-467.
- [29] XIAO Y, HIRZALLAH M, KRUNZ M. Distributed resource allocation for network slicing over licensed and unlicensed bands[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2018, 36(10): 2260-2274.
- [30] XIAO Y, KRUNZ M. Distributed optimization for energy-efficient fog computing in the tactile Internet[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2018, 36(11): 2390-2400.
- [31] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [32] MCMAHAN H B, MOORE E, RAMAGE D, et al. Communication-efficient learning of deep networks from decentralized data[C]//Proceedings of 19th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics. Cambridge: PMLR Press, 2016:37-29.
- [33] DE CHALENDAR J A, TAGGART J, BENSON S M. Tracking emissions in the US electricity system[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2019, 116(51): 25497-25502.

[作者简介]



张鹏(1978-), 男, 华中科技大学博士生、烽火通信科技股份有限公司高级工程师, 主要研究方向为网络人工智能。



肖泳(1980-), 男, 华中科技大学教授、IMT-2030 (6G)推进组网络智能方向副组长、5G联创行业应用开发实验室副主任, 主要研究方向为网络人工智能、边缘计算、通信网络博弈理论等。

胡记伟(1985-), 男, 武汉烽火技术服务有限公司项目总监、高级工程师, 主要研究方向为智能网络运维、数字化转型。

廖亮(1976-), 男, 烽火通信科技股份有限公司科技管理部副总经理、高级工程师, 主要研究方向为数据通信、网络人工智能。

吕建新(1966-), 男, 烽火通信科技股份有限公司技术委员会副主任、教授级高级工程师, 主要研究方向为光纤通信技术与网络。

白泽刚(1975-), 男, 烽火通信科技股份有限公司教授级高级工程师, 主要研究方向为网络管理与控制系统、智能网络运维。