

面向时间敏感工业互联网的碳排放建模与优化

李莹玉^{1,2}, 戴一鹏¹, 葛晓虎³, 石光明^{2,4,5}, 肖泳^{2,3,4,6}, 刘焱⁷, 俞亮⁷, 许瀚⁷

(1. 中国地质大学(武汉)机械与电子信息学院, 湖北 武汉 430074; 2. 琶洲实验室(黄埔), 广东 广州 510335;

3. 华中科技大学电子信息与通信学院, 湖北 武汉 430074; 4. 鹏城实验室, 广东 深圳 518055;

5. 西安电子科技大学人工智能学院, 陕西 西安 710071; 6. 电子信息对抗与仿真技术教育部重点实验室, 陕西 西安 710071;

7. 湖北华中电力科技开发有限责任公司, 湖北 武汉 430074)

摘要: 边缘计算和云计算中心的大规模部署, 为实现绿色低碳的工业互联网 (IIoT, industrial Internet of things) 带来了机遇与挑战。针对时间敏感型工业互联网业务, 提出了一种基于云边协同的碳排放量优化方法。首先, 对云边协同架构下工业互联网中时间敏感型业务的碳排放进行了深入分析, 并建立了包含云计算中心、边缘节点和骨干网数据传输的综合碳排放模型。在此基础上, 考虑低时延约束, 设计了一种基于交替方向乘法 (ADMM, alternative direction method of multipliers) 的任务卸载优化算法, 旨在最小化工业互联网的整体碳排放。为了验证所提方法的有效性, 利用美国不同地区的真实碳强度数据, 进行了仿真实验。仿真实验结果表明, 该方法能够在保证业务低时延的前提下, 显著地降低工业互联网的碳排放量, 实现云边协同的优势互补。

关键词: 碳排放; 时间敏感; 工业互联网; 云边协同

中图分类号: TN915.5

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2025.00419

Towards carbon emission modeling and optimization for time-sensitive IIoT

LI Yingyu^{1,2}, DAI Yipeng¹, GE Xiaohu³, SHI Guangming^{2,4,5}, XIAO Yong^{2,3,4,6}, LIU Yan⁷,
YU Liang⁷, XU Han⁷

1. School of Mechanical Engineering and Electronic Information, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China

2. Pazhou Laboratory (Huangpu), Guangzhou 510335, China

3. School of Electronic Information and Communications, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China

4. Pengcheng Laboratory, Shenzhen 518055, China

5. School of Artificial Intelligence, Xidian University, Xi'an 710071, China

6. Key Laboratory of Electronic Information Countermeasure and Simulation Technology, Ministry of Education, Xi'an 710071, China

7. Hubei Huazhong Electric Power Technology Development Co., Ltd., Wuhan 430074, China

Abstract: The large-scale deployment of edge computing and cloud computing infrastructures has brought both opportunities and challenges to the realization of the green and low-carbon industrial Internet of things (IIoT). Aiming at time-sensitive IIoT services, a carbon emission optimization method based on cloud-edge collaboration was proposed. Firstly,

收稿日期: 2023-01-10; 修回日期: 2024-11-12

通信作者: 刘焱, liuy339@hb.sgcc.com.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 62293483, No. 62301516, No. 62071193); 鹏城国家实验室重大攻关项目 (No. PCL2023AS1-2); 湖北省国际科技合作计划项目 (No. 2023EHA009); 中国地质大学(武汉)“地大学者”人才岗位科研启动经费资助项目 (No. 2021164)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No. 62293483, No. 62301516, No. 62071193), The Major Research Project of Pengcheng National Laboratory (No. PCL2023AS1-2), The Hubei Provincial International Science and Technology Cooperation Program (No. 2023EHA009), The Research Start-Up Fund for the “CUG Scholar” Talent Position at China University of Geosciences (Wuhan) (No. 2021164)

an in-depth analysis was conducted upon the carbon emissions of time-sensitive services in IIoT under a cloud-edge collaborative framework, and a comprehensive carbon emission model including cloud computing centers, edge nodes, and backbone network data transmission was established. Based on this, considering low-latency constraints, a task offloading optimization algorithm based on the alternative direction method of multipliers (ADMM) was designed to minimize the overall carbon emissions of the considered IIoT system. To verify the effectiveness of the proposed method, extensive numerical experiments were conducted using real carbon intensity data from different regions of the United States. The results show that the proposed method can significantly reduce the carbon emissions of the considered IIoT system while guaranteeing low latency for services, and realizing the complementary advantages of cloud-edge collaboration.

Key words: carbon emission, time-sensitive, IIoT, cloud-edge collaboration

0 引言

近年来,以大数据、新一代通信技术、云边协同计算等新兴信息技术深度融合为核心的工业互联网(IIoT, industrial Internet of things)为以智能制造和工业信息化为基础的下一代工业革命(即工业4.0)奠定了基础^[1-2]。与传统工业不同,工业互联网可满足工业自动化和智能制造等新兴应用对可靠性、业务时延、能耗与碳排放、用户体验等多方面复杂且苛刻的要求^[3-5]。目前,全球各国都在竞相开展工业互联网关键技术和理论攻关。我国最新发布的《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和2035年远景目标纲要》指出,要“积极稳妥发展工业互联网和车联网。打造全球覆盖、高效运行的通信、导航、遥感空间基础设施体系,建设商业航天发射场。加快交通、能源、市政等传统基础设施数字化改造,加强泛在感知、终端联网、智能调度体系建设。发挥市场主导作用,打通多元化投资渠道,构建新型基础设施标准体系。”

目前,工业互联网技术主要依靠云计算中心实现数据存储和任务处理,即工业互联网中的数据采集设备和终端通过移动通信网络将所采集到的数据上传到云计算中心进行处理和决策。近年来,出现了大量以计算密集型任务为主且对处理时延要求较高的新兴应用,如数字孪生、智能工厂、无人驾驶等^[6-7]。基于云计算中心的工业互联网难以满足这些新兴应用对低时延和高可靠性的要求。

基于边缘计算的新一代工业互联网技术开始受到工业界和学术界的高度关注。该技术通过在数据采集设备附近部署大量低成本边缘计算服务器,即边缘节点,对本地数据进行快速处理、决策和结果反馈,可大幅度地降低数据传输时延。此外,数据无须传输到远程的云计算中心,因此可降低数据上传导致的网

络拥堵并减少传输过程中的丢包率,从而提高数据传输可靠性。尽管基于边缘计算的工业互联网技术具有诸多优点和巨大潜力,然而受部署成本、空间、环境等限制,一般边缘节点的算力和数据存储能力远低于云计算中心。换言之,边缘计算难以完全取代云计算中心,两者应当互为补充并相互协作。

近年来,能源可持续性和绿色低碳网络开始受到学术界和工业界的大量关注^[8-11]。为应对气候变化,全球197个国家于2015年12月12日在巴黎召开的第21届联合国气候变化大会上通过了《巴黎协定》,它的核心目标是加强全球对气候变化威胁的响应,将全球平均气温升幅控制在工业化前水平远低于2.0℃,并努力将升幅限制在1.5℃以内。在这个框架下,我国提出了包括智能制造在内的人类活动产生的二氧化碳与植树造林等方式吸收和抵消的二氧化碳排放量实现抵消,达到“零排放”的长期目标。在过去的十几年间,通信网络得到了快速发展并已成为人类社会数字转型的重要基础设施。随着人们对通信网络需求的不断增加,通信网络碳排放量也呈现快速上升的趋势。边缘计算和云计算中心的大量部署对实现绿色低碳工业互联网提出了巨大的挑战。

传统方法主要基于资源分配或业务调度降低工业互联网的综合能耗和碳排放。例如,文献[13]研究了合作边缘计算网络,提出了一种通过多个边缘计算服务器之间互相协作处理所卸载任务降低边缘计算网络综合能耗的方法。文献[14]提出了一种发射功率和时间分配的联合优化方法,通过协同优化各用户的发射功率和信息传输时间提高多用户无线能量通信网络的综合能效。文献[15]采用蜂窝网络实验验证了对时延不敏感的业务,通过采用存储-携带-转发(SCF, store-carry-and-forward)路由协议,提高了网络能效30倍以上。

尽管上述工作均可有效地降低网络能耗和碳排放量，然而，这些工作均忽略了不同业务需求^[16]，尤其是网络所能容忍的最大业务时延等约束条件对碳排放量的影响。为解决上述问题，本文提出了一种基于云边协同架构的低时延工业互联网碳排放建模与优化方法。本文所提模型可量化在不同业务时延约束条件下，不同业务类型和数据到达速率对工业互联网的综合碳排放影响。具体而言，首先，对云边协同架构下的低时延异构工业互联网业务碳排放量进行了分析和数学建模。通过分别对云计算中心、边缘节点和骨干网数据传输3个对业务时延影响较大的组成部分的碳排放量进行数学建模，分析和探讨了这3个部分对综合业务时延和碳排的影响以及相互之间的关系。随后，建立了低时延云边协同异构工业互联网的综合碳排放量数学模型，并给出了优化方法。最后，采用美国不同地区的真实碳排系数，对云边协同算力网络的异构工业互联网的时延、能耗和碳排放进行了量化仿真评估，并与仅基于云计算中心或边缘计算网络的异构工业互联网碳排放量和时延性能进行了对比。仿真结果显示，本文所提的云边协同优化任务卸载方法可兼顾云计算中心和边缘节点的优点，并在降低业务时延的同时有效地降低综合碳排放量。

1 云边协同异构工业互联网系统模型

1.1 模型概述

本文考虑一种具有普适性的云边协同异构工业互联网系统，云边协同异构工业互联网系统模型如图1所示，其中，主要包括的网络元素及其功能特点介绍如下。

1.1.1 终端设备

负责工业互联网中不同感知数据的采集，并通过无线或有线数据链路将采集到的数据汇聚到相应的边缘节点进行处理。每个终端设备通常根据就近原则与一个特定的边缘节点相连，作为其数据汇聚中心。终端设备与边缘节点间连接关系通常由它们之间的距离、信道环境、可用的通信方式等决定。例如，终端设备可选择将其采集的数据传输至距离最近的边缘节点。此外，工业互联网中的终端设备种类繁多，产生的数据量、支持的通信协议、可用的通信资源和电力资源差异巨大，呈现出高度异构性。

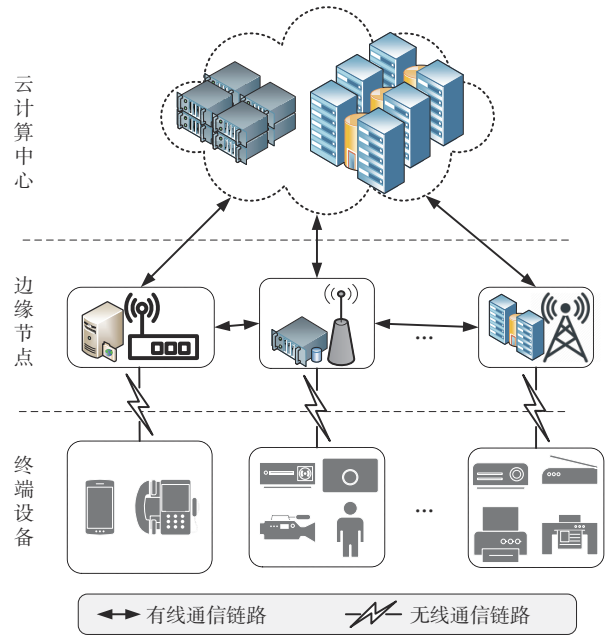


图1 云边协同异构工业互联网系统模型

1.1.2 边缘节点

提供可与终端设备进行无线通信并汇聚数据的无线通信基础设施，如无线通信基站、接入点、汇聚网关等，还包括可提供数据处理与计算服务的小型服务器。成本相对较低，分布广泛，地理位置更接近终端设备，因此传输时延较低。受到建造与维护成本、可用物理空间的限制，边缘节点可用的算力、存储、电力资源等通常有限，且不同节点间差异较大，因此，为进一步提升服务质量、降低响应时延，边缘节点之间、边缘节点与云计算中心之间，可以通过任务转发与卸载的方式协同处理计算任务。本文根据常用的设定，假设边缘节点之间通过有线通信链路连接。

1.1.3 云计算中心

提供优质、高性能的计算服务，可用的算力资源和电力资源充沛，但部署与维护成本高昂。由于规模巨大，地理位置通常处于偏远地区，与终端设备间距离较远，因此终端设备通常不会通过无线通信链路将其数据直接传输至云计算中心。本文根据常用设定，假设云计算中心与边缘节点之间通过有线链路连接，而与终端设备间无直接通信链路。

本文考虑一种包含 M 个边缘节点和一个云计算中心的云边协同工业互联网模型，其中， C 表示云计算中心，集合 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_M\}$ 表示边缘节点， m 表示边缘节点的索引编号。系统终端设备的数量

为 N ，用集合 $D = \{D_1, D_2, \dots, D_N\}$ 表示， n 表示终端设备的索引编号。对于终端设备 D_n ，其在所考虑的时间段内产生的待处理数据单元数量用 d_n 表示。由于每一个工业互联网终端设备均可通过无线或有线通信链路将其采集到的数据传输至边缘节点，因此，对于每一个边缘节点 S_m ，与之相连的终端设备集合可用 D_m 表示，且不同的 D_m 可构成集合 D 的一个划分，即

$$\bigcup_{m=1}^M D_m = D, \bigcap_{m=1}^M D_m = \emptyset \quad (1)$$

因此，边缘节点 S_m 接收的待处理数据任务单元 s_m 满足

$$s_m = \sum_{n \in D_m} d_n \quad (2)$$

每个边缘节点 S_m 决定如何处理接收到的数据任务单元 s_m 。具体地，边缘节点可根据可用的算力和电力资源，选择将任务单元卸载至本地边缘服务器，或者上传至云计算中心进行处理。用 $0 \leq \gamma_m \leq 1$ 表示边缘节点 S_m 将其接收到的任务单元卸载至本地进行处理的比例。当 $\gamma_m = 1$ 时，表示边缘节点 S_m 用本地算力资源处理全部任务单元；当 $\gamma_m = 0$ 时，表示边缘节点 S_m 将接收到的全部任务单元转发至云计算中心 C 进行处理。

1.2 服务响应时延分析与建模

时延是工业互联网服务质量的重要衡量标准之一，也是 5G 与边缘计算网络能否支撑超高可靠低时延通信（uRLLC, ultra reliable low latency communication）业务的关键指标之一^[17]。本文考虑一种具有时延保证的异构工业互联网，具体而言，用 T_m 表示与边缘节点 S_m 相连的用户终端的服务响应时延，其中包括数据任务单元的往返传输时间和排队时延。针对边缘节点将任务单元卸载至本地处理和转发至云计算中心进行处理的比例不同，将分 3 种情况讨论服务相应时延：无本地卸载、全部本地卸载和云边协同卸载。其中，用户终端与其关联的边缘节点 S_m 间的往返数据传输时延可看作常数，用 t_m^D 表示。

1.2.1 无本地卸载

边缘节点 S_m 可以选择直接将接收到的全部任务单元 s_m 通过有线骨干网络转发至云计算中心 C 进行处理。在这种情况下，边缘计算网络可等价为传统的云计算网络，即全部计算任务都由云计算中心 C 完成， $\gamma_m = 0$ 。如前所述，由于云计算中心通常部署了高性能且充足的算力资源，任务单元的排队

时延与处理时延相比可忽略不计^[8-11,18-19]。本文中遵循相同的设定，忽略云计算中心的排队时延，并假设任务单元的处理时延与其数量呈线性关系，即云计算中心 C 在单位时间内可处理的任务单元数量为 v 。

综上所述，无本地卸载时，边缘节点 S_m 的服务相应时延可表示为

$$T_m^1 = t_m^D + t_m^C + \frac{s_m}{v} \quad (3)$$

其中， t_m^C 为边缘节点 S_m 的全部任务单元 s_m 与云计算中心之间的往返传输时延。

1.2.2 全部本地卸载

边缘节点 S_m 也可以选择将接收到的任务单元 s_m 全部卸载至本地并进行处理。在这种情况下，云计算中心不会处理任何来自边缘节点 S_m 的任务单元， $\gamma_m = 1$ 。如前所述，受到物理限制、成本控制等因素的影响，边缘节点的本地计算资源相对有限，因此处理任务单元的排队时延无法忽略。本文采用一种具有普适性的排队模型，即 $M/M/1$ 排队系统对边缘节点处的待处理任务单元进行建模^[20-21]，并用 μ_m 表示边缘节点 S_m 的本地计算资源单位时间内可以处理的最大任务单元数量。在这种情况下，可以将全部本地卸载时，边缘节点 S_m 对其关联用户设备提供服务的相应时延建模为

$$T_m^2 = t_m^D + \frac{\mu_m}{\mu_m - s_m} \quad (4)$$

其中， $\mu_m > s_m$ 。

1.2.3 云边协同卸载

如前所述，与云计算中心相比，每个边缘节点只能拥有有限的计算资源，因此通常不可能总是让每个边缘节点处理所有接收到的任务单元。因此，考虑一种更具有普适性的情况，称之为云边协同卸载。在这种情况下，每个边缘节点 S_m 仅使用自己的本地计算资源处理其接收到的任务单元的一部分，可用 $\gamma_m s_m$ 表示；并将接收到的其余任务单元转发到云端，用 $(1 - \gamma_m) s_m$ 表示。可以将部分本地卸载时，边缘节点 S_m 对其关联用户设备提供服务的相应时延建模为

$$T_m^3(\gamma_m) = t_m^D + \gamma_m \left(\frac{\mu_m}{\mu_m - \gamma_m s_m} \right) + (1 - \gamma_m) t_m^C + \frac{(1 - \gamma_m) s_m}{v} \quad (5)$$

其中， $0 \leq \gamma_m \leq 1$ ，且 $\gamma_m s_m < \mu_m$ 。

在上述建模方式下，可以发现，无本地卸载和

全部本地卸载分别为部分本地卸载在 $\gamma_m = 0$ 和 $\gamma_m = 1$ 时的极端情况。当 $\gamma_m = 0$ 时，式(5)可等价于式(3)；当 $\gamma_m = 1$ 时，式(5)可等价于式(4)。

2 碳排放分析与建模

云边协同的异构工业互联网系统碳排放量受到多种因素的影响，如何对其进行建模是通信网络可持续性发展与演进面临的关键挑战之一，尚缺乏简单且统一的方案。需要大量通信、计算和存储资源作为支撑的网络智能化解决方案更进一步加剧了这一挑战。在本文考虑的异构工业互联网系统模型中，系统级综合碳排放主要包括：

1) 工业互联网终端设备采集数据并通过无线信道传输至对应基站所产生的碳排放；

2) 与基站相连的边缘节点处理本地卸载的任务单元所产生的碳排放；

3) 云计算中心处理接收到的任务单元所产生的碳排放；

4) 边缘节点与云计算中心之间通过骨干网进行数据传输所产生的碳排放。

工业互联网终端设备为了降低数据上传所需的能耗，延长其使用寿命并降低运维成本，通常会选择与其距离最近的基站进行数据汇聚。另一方面，工业互联网运营商也会根据信道可用带宽、信道间干扰情况、地理环境信息等对网络进行优化，为每一个终端设备分配合适的基站和带宽资源。因此，在终端设备需要上传的数据量不变的情况下，数据汇聚所产生的碳排放量通常可认为是确定的。本文重点考虑如何通过云边协同处理异构工业互联网中的计算任务，在保证服务相应时延的条件下，降低系统级碳排放，因此，不考虑终端设备进行数据采集并通过无线信道传输至对应基站所产生的碳排放，而重点对边缘节点和云计算中心在处理数据任务单元时产生的碳排放，以及边缘节点与云计算中心之间通过骨干网进行数据传输所产生的碳排放进行分析建模。

碳排放由能源消耗量和碳强度共同决定^[22]。其中，碳强度 (carbon intensity) 指的是产生单位能源用量所带来的碳排放量，其计算方法为：碳排放总量/能源消耗总量。不同能源种类的碳强度差异巨大。例如，在化石能源中，煤炭的碳强度最高，石油次之，天然气较低；可再生能源中，生物质能源 (木材、秸秆、有机垃圾等) 同样有一定的碳强

度，而核能、风能、太阳能、水能、地热能、潮汐能等都是零碳排放能源。由于不同地区电力来源不同，碳强度通常差异较大，因此，通过云边协同的方式，使碳强度较低的边缘节点处理更多数据任务单元，可有效地降低异构工业互联网系统的综合碳排放。边缘节点和云计算中心在处理数据任务单元时，所产生的碳排放可以通过其总运行功率、处理任务单元所需的时延和碳强度之间的乘积进行建模。

2.1 边缘节点的碳排放模型

边缘节点 S_m 部署完成后，其碳强度由电力供应的综合来源决定，可看作常数，用 ϵ_m 表示，因此其碳排放主要由总运行功率和处理时延决定。边缘节点消耗的总功率取决于电能利用效率 (PUE, power usage effectiveness)、静态和动态功耗^[23-24]。其中，电能利用效率是目前广泛使用的数据中心能源效率指标，其定义为节点全年总耗电量除以节点信息技术设备的全年总耗电量，用 η_m 表示。静态功耗也称为泄漏功耗，主要由系统中的泄漏电流引起，与每个边缘节点的计算资源使用情况无关；而动态功耗主要由计算资源的活动情况决定。本文分别用 β_m^s 和 β_m 表示边缘节点 S_m 的静态功耗和处理单位任务单元所产生的动态功耗，总功率 P_m 可表示为

$$P_m(\gamma_m) = \eta_m(\beta_m^s + \beta_m \gamma_m s_m) \quad (6)$$

进一步地，如前所述，边缘节点 S_m 在处理其本地卸载的任务单元 $\gamma_m s_m$ 时的排队时延为 $\gamma_m [\mu_m / (\mu_m - \gamma_m s_m)]$ ，因此其碳排放 $E_m(\gamma_m)$ 可建模为

$$E_m(\gamma_m) = \epsilon_m P_m \gamma_m \left(\frac{\mu_m}{\mu_m - \gamma_m s_m} \right) \quad (7)$$

将式(6)中总功率 P_m 的表达式代入式(7)，可将边缘节点 S_m 的碳排放表示为

$$E_m(\gamma_m) = \eta_m \epsilon_m \gamma_m \left(\frac{\beta_m^s + \beta_m \gamma_m s_m}{\mu_m - \gamma_m s_m} \right) \quad (8)$$

2.2 云计算中心的碳排放模型

与边缘节点类似，云计算中心的总功率同样由电能利用效率、静态功耗和动态功耗共同决定。所不同的是，云计算中心通常规模庞大，且需要多种辅助设备保证正常运行，如降温设施等，因此，与边缘节点相比，其静态功耗 β_c^s 、处理单位任务单元所产生的动态功耗 β_c 和电能利用效率 η_c 较大。同时，云计算中心由于电力消耗巨大，通常部署在电力供应中清洁能源占比较高的地区，与下沉至网络终端的边缘节点相比，其碳强度 ϵ_c 通常较小。

由于云计算中心可接收所有边缘节点转发的数据任务单元并进行处理,因此,其单位时间内接收到的任务单元总量可表示为

$$s_c(\boldsymbol{\gamma}) = \sum_{m=1}^M (1 - \gamma_m) s_m \quad (9)$$

其中, $\boldsymbol{\gamma} = \langle \gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_M \rangle$ 。相应地,如前所述,由于云计算中心计算资源充足,任务单元的排队时延与处理时延相比可忽略不计,服务时延为 s_c/v ,总功耗 $P_c(\boldsymbol{\gamma})$ 可表示为

$$P_c(\boldsymbol{\gamma}) = \eta_c (\beta_c^s + \beta_c s_c) \quad (10)$$

综上所述,云计算中心的碳排放 $E_c(\boldsymbol{\gamma}_m)$ 可建模为

$$E_c(\boldsymbol{\gamma}_m) = \epsilon_c P_c \frac{s_c}{v} \quad (11)$$

将式(9)任务单元总量 s_c 表达式和式(10)总功率表达式代入式(11)中,可进一步将云计算中心 C 的碳排放表示为

$$E_c(\boldsymbol{\gamma}) = \eta_c \epsilon_c \left(\beta_c^s \frac{\sum_{m=1}^M (1 - \gamma_m) s_m}{v} + \beta_c \frac{\sum_{m=1}^M ((1 - \gamma_m) s_m)^2}{v} \right) \quad (12)$$

2.3 骨干网数据传输的碳排放模型

最新统计报告显示,核心/骨干网的能耗大约占5G网络总能耗的13.3%^[25-26]。本文所考虑的云边协同的异构工业互联网中,骨干网主要提供在边缘服务器和云计算中心间的高速有线数据传输服务。例如,在基于联邦边缘智能的工业互联网系统中^[27-28],骨干网是多个边缘节点协同训练模型的重要数据传输链路^[29],其中,边缘节点需要定期将其本地模型训练参数上传到云计算中心^[30],并从云计算中心下载最新的模型。

骨干网中的总功耗同样可分为静态功耗和动态功耗。由于骨干网的静态功耗通常是由边缘节点或云计算中心的组网设备构成的,因此,本文将骨干网的静态功耗视为边缘节点或云计算中心的静态功耗的一部分,即包含在 β_m^s 和 β_c^s 中,重点考虑数据传输过程的动态功耗。骨干网中,进行数据传输的动态功耗和传输时延取决于传输的数据任务单元数量,本文以单个边缘节点将其接收到的数据任务单元部分转发至云计算中心为例,分析骨干网数据传输的碳排放模型。用 β_L 表示骨干网中传输单位任务单元所消耗的动态功耗, η_L 表示骨干网进行数据传输时

的电利用效率,则边缘节点 S_m 将其接收到的任务单元 s_m 中的 $(1 - \gamma_m)$ 份转发至云数据中心时,传输时延为 $(1 - \gamma_m) t_m^c$,总功耗 $P_L(\boldsymbol{\gamma}_m)$ 可表示为

$$P_L(\boldsymbol{\gamma}_m) = \eta_L \beta_L (1 - \gamma_m) s_m \quad (13)$$

因此,用 ϵ_L 表示骨干网中数据传输的电力资源的碳强度,则边缘节点将部分任务单元通过骨干网转发至云数据中心时,所产生的碳排放量可表示为

$$E_L(\boldsymbol{\gamma}_m) = \eta_L \epsilon_L \beta_L (1 - \gamma_m)^2 s_m t_m^c \quad (14)$$

3 服务响应时间约束下的碳排放优化

3.1 问题建模

本文采用第2节所提的数学模型对云边协同异构工业互联网碳排放量进行建模。具体地,假设所有工业互联网终端都需首先通过无线网络将其所产生的业务上传到最近的基站,随后决定是否卸载到基站所连接的边缘节点或通过骨干数据传输网络上传到云计算中心。因此,可以将异构工业互联网业务传输和计算过程中产生的碳排放量分为3部分:业务从工业互联网终端上传到基站的碳排、边缘节点计算产生的碳排和云计算中心所产生的碳排。当云边协同网络由一个云计算中心和 M 个边缘节点组成时,可以把云边协同异构工业互联网碳排放最小化问题写成如下形式:

$$\min_{\boldsymbol{\gamma}} E_c(\boldsymbol{\gamma}) + \sum_{m=1}^M (E_m(\boldsymbol{\gamma}_m) + E_L(\boldsymbol{\gamma}_m)) \quad (15)$$

$$\text{s.t. } 0 \leq \gamma_m \leq 1, \forall 1 \leq m \leq M \quad (15a)$$

$$\gamma_m s_m < \mu_m, \forall 1 \leq m \leq M \quad (15b)$$

$$\sum_{m=1}^M T_m^3(\boldsymbol{\gamma}_m) \leq \bar{T} \quad (15c)$$

$$P_m(\boldsymbol{\gamma}_m) \leq \bar{P}_m, \forall 1 \leq m \leq M \quad (15d)$$

其中, $\boldsymbol{\gamma}$ 包括 M 个边缘节点所卸载的业务量占有工业互联网终端总业务数量的比例。 $E_c(\boldsymbol{\gamma})$ 、 $E_m(\boldsymbol{\gamma}_m)$ 和 $E_L(\boldsymbol{\gamma}_m)$ 分别为云计算中心的计算碳排放量、第 m 个边缘节点的计算碳排放量和第 m 个边缘节点对应的工业互联网终端上传业务数据所产生的传输碳排放量。不同边缘节点可能收到不同类型的业务,因此,云计算中心的计算碳排需要综合考虑每个边缘节点 m 的业务类型和对应该业务类型的卸载量 γ_m 。

为了建模低时延异构工业互联网碳排,式(15)的最小化问题包含4个约束条件,具体详述如下:

式(15a)定义了单个边缘节点卸载业务比例 γ_m

的约束条件，即当 $\gamma_m = 0$ 时，边缘节点 m 不处理任何业务，所有的本地业务全部上传到云计算中心进行处理；当 $\gamma_m = 1$ 时，边缘节点 m 将在本地处理所有上传到基站的业务，而云计算中心不处理任何来自边缘节点 m 对应基站的业务；当 $0 < \gamma_m < 1$ 时，边缘节点 m 将处理 γ_m 比例的本地业务，而剩余 $1 - \gamma_m$ 比例的本地业务将由本地基站上传到云计算中心。

式(15b)定义了每个边缘节点单位时间内的处理业务数量的约束条件，即边缘节点 m 卸载到本地的业务总量 $\gamma_m s_m$ 不能够超过该节点在单位时间内能够处理的最大业务能力 μ_m 。一般而言，不同边缘节点可能具有不同的最大业务处理能力。

式(15c)定义了边缘节点 m 对应的工业互联网终端所产生的业务对时延的约束条件。如前所述，不同的边缘节点可能对应具有不同业务类型的工业互联网终端设备。因此，每个边缘节点 m 所对应的工业互联网设备的业务总时延 $T_m^3(\gamma_m)$ 不能超过其最大可容忍的业务时延 \bar{T}_m 。加入该约束条件之后，云边协同异构工业互联网碳排放最小化问题变得更复杂。具体而言，由于单个边缘节点的算力非常有限，因此，当单位时间内到达的业务数量过大时，边缘节点虽然具有更小的传输时延，但是其有限的计算能力可能导致业务时延难以满足要求。此外，由于云计算中心的长传输时延，单独使用云计算中心可能也无法满足一些工业互联网终端的业务时延需求。因此，在某些严苛条件下，通过云边协同将任务分别卸载到边缘节点和云计算中心的同时并行处理将可能成为满足业务时延的唯一方法。

式(15d)定义了每个边缘节点 m 的计算功率约束条件。在异构工业互联网中，每个边缘节点计算业务时的总能耗可能受到本地电力供应和能源生产的约束。例如，对由可再生能源，如太阳能、风能等，支持的边缘节点而言，不同区域的能源供应和当地部署的边缘节点的最大能耗可能随着时间变化而变化。与式(15c)类似，加入了最大功率限制后，进一步增加了云边协同任务卸载的复杂度，即当边缘节点 m 本地最大功率限制低于处理所到达业务的计算功率时，通过云边协同卸载一部分业务到云计算中心可能是唯一能够满足时延和功率约束的解决方法。尽管式(15)的问题包含多个优化变量和上述约束条件，但是目标函数和约束条件均为凸函数。因此，可以引入多参数凸优化方法对式(15)进行求解得到可满足时延和功率约

束条件下的碳排放最小任务卸载系数，定义为 γ^* 。本文将在下一节利用求解出来的云边协同最优卸载方法与仅基于云计算中心或边缘计算网络的异构工业互联网碳排放和业务性能作对比分析。

问题式(15)在允许的参数范围内为带有不等式约束的凸优化问题，可通过传统的优化方法，如内点法进行求解。特别地，若将约束条件式(15a)至式(15d)通过引入指示函数而转换为目标函数的一部分，问题式(15)可通过分布式交替方向乘子法(ADMM, alternative direction method of multipliers)求得全局最优解。观察可知，问题式(15)的目标函数中，边缘节点网络的碳排放 $E_m(\gamma_m)$ 与骨干网数据传输的碳排放 $E_L(\gamma_m)$ 之和关于各边缘节点是独立的，即相互之间并无耦合关系；同时，各约束条件式(15a)至式(15d)也是关于各边缘节点独立不耦合的。因此，对边缘节点网络的碳排放 $E_m(\gamma_m)$ 及各骨干网数据传输的碳排放 $E_L(\gamma_m)$ 的最小化部分可在各边缘节点间独立、分布式地求解，同时云计算中心可负责各边缘节点间子问题求解过程的协调以及 $E_c(\gamma)$ 的最小化求解。上述分布式ADMM算法能够在保护各边缘节点间算力、电力、通信资源等隐私信息不共享的前提下，实现系统级碳排放最小化的任务转发策略。

3.2 分布式求解算法

如前所述，本文采用的ADMM算法不仅能够将问题进行分布式架构求解，从而降低计算时延和计算能量开销，而且还可以避免各边缘节点的隐私数据共享，从而提高用户数据的安全性，所以本文采用针对分布式问题具有良好性能的ADMM算法。以下是采用ADMM算法解决云边协同异构工业互联网碳排放量优化问题的数学推导。

3.2.1 增广拉格朗日表达式和ADMM迭代公式

由于问题式(15)的约束条件式(15a)至式(15d)都为凸集，且可行域是4个约束条件之间的交集，则可说明可行域是凸集，所以可以用指示函数 $I_c(\cdot)$ 将其添加到目标函数中，问题式(15)可以转换为问题式(16)。

$$\min_{\gamma} [E_c(\gamma) + \mathbf{I}^T(E(\gamma) + E_L(\gamma))] + I_c(\gamma) \quad (16)$$

其中， $I_c(\gamma)$ 是问题式(15)可行域的指示函数，即

$$I_c(\gamma) = \begin{cases} 0, & (\gamma_m s_m < \mu_m) \cap \mathbf{I}^T T^3(\gamma) \leq \bar{T} \cap P_m(\gamma_m) \leq \bar{P}_m, \quad \forall 1 \leq m \leq M \\ +\infty, & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

这样就将问题式(15)转换为了问题式(16)，问题

式(16)的特点是可以将目标函数分成彼此分离的两块，并且是无约束优化问题。为了将问题式(16)转换为标准的ADMM形式，本文引入约束 $\mathbf{z} = \mathbf{y}$ ，问题转换为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{y}, \mathbf{z}} \quad & f(\mathbf{y}) + h(\mathbf{z}) \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{y} = \mathbf{z} \end{aligned} \quad (18)$$

其中， $f(\mathbf{y}) = E_c(\mathbf{y}) + \mathbf{1}^\top(E(\mathbf{y}) + E_L(\mathbf{y}))$ ， $h(\mathbf{z}) = I_C(\mathbf{z})$ 。经过如上等价转换，则将问题转换为标准的ADMM形式，接着建立增广拉格朗日乘子式，进行下一步的求解。

$$L_\rho(\mathbf{y}, \mathbf{z}, \boldsymbol{\lambda}) = f(\mathbf{y}) + h(\mathbf{z}) + \boldsymbol{\lambda}^\top(\mathbf{y} - \mathbf{z}) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{z}\|_2^2 \quad (19)$$

其中， $\rho > 0$ 为增广拉格朗日系数， $\boldsymbol{\lambda} \in \mathbf{R}^M$ 为对偶变量。基于以上拉格朗日乘子式，ADMM算法可由以下迭代步骤构成。

$$\mathbf{y}^{k+1} = \underset{\mathbf{y}}{\operatorname{argmin}} L_\rho(\mathbf{y}, \mathbf{z}^k, \boldsymbol{\lambda}^k) \quad (20)$$

$$\mathbf{z}^{k+1} = \underset{\mathbf{z}}{\operatorname{argmin}} L_\rho(\mathbf{y}^{k+1}, \mathbf{z}, \boldsymbol{\lambda}^k) \quad (21)$$

$$\boldsymbol{\lambda}^{k+1} = \boldsymbol{\lambda}^k + \rho(\mathbf{y}^{k+1} - \mathbf{z}^{k+1}) \quad (22)$$

为了提高计算效率和简洁地表达，本文通过组合增广拉格朗日中的线性项和二次项并放缩对偶变量来进行迭代公式的简化，定义放缩之后的对偶变量 $\mathbf{u} = (1/\rho)\boldsymbol{\lambda}$ ，于是可以将ADMM等价

$$\mathbf{y}^{k+1} := \underset{\mathbf{y}}{\operatorname{argmin}} (f(\mathbf{y}) + (\frac{\rho}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{z}^k\|_2^2)) \quad (23)$$

$$\mathbf{z}^{k+1} := \underset{\mathbf{z}}{\operatorname{argmin}} (g(\mathbf{z}) + (\frac{\rho}{2} \|\mathbf{y}^{k+1} - \mathbf{z}\|_2^2)) \quad (24)$$

$$\mathbf{u}^{k+1} := \mathbf{u}^k + \rho(\mathbf{y}^{k+1} - \mathbf{z}^{k+1}) \quad (25)$$

3.2.2 停止准则

由于问题式(18)为带约束的优化问题，因此算法的收敛准则应当借助约束优化问题的卡罗需—库恩—塔克(KKT, Karush Kuhn Tucker)条件，所以，首先定义问题式(18)的原始可行性残差和对偶可行性残差如下：

$$r^k = \|\mathbf{y}^k - \mathbf{z}^k\|_2 \quad (26)$$

$$s^k = \|\mathbf{z}^k - \mathbf{z}^{k-1}\|_2 \quad (27)$$

其中， r^k 为问题式(18)的原始可行性残差， s^k 是问题式(18)的对偶可行性残差，依据带有约束优化问题的KKT条件的原始可行性条件和对偶可行性条件，当ADMM收敛时，两个残差的数值应为0，但在实际应用中通常判断两个残差是否充分小来作为

停止准则，即

$$r^k = \|\mathbf{y}^k - \mathbf{z}^k\|_2 \leq \epsilon^{\text{pri}} \quad (28)$$

$$s^k = \|\mathbf{z}^k - \mathbf{z}^{k-1}\|_2 \leq \epsilon^{\text{dual}} \quad (29)$$

$$\epsilon^{\text{pri}} = \epsilon^{\text{abs}} + \epsilon^{\text{rel}} \max \{ \|\mathbf{y}^k\|_2, \|\mathbf{z}^k\|_2 \} \quad (30)$$

$$\epsilon^{\text{dual}} = \epsilon^{\text{abs}} + \epsilon^{\text{rel}} \max \{ \|\mathbf{y}^k\|_2 \} \quad (31)$$

其中， $\epsilon^{\text{pri}} > 0$ 和 $\epsilon^{\text{dual}} > 0$ 表示问题式(18)次优解的可行性误差，分别通过式(28)和式(29)进行计算，且本文设置 ϵ^{abs} 和 ϵ^{rel} 分别为 1.0×10^{-4} 和 1.0×10^{-2} 。根据上式可以得到算法的次优解来作为问题式(18)的最终解。

结合第3.1节和第3.2节，可以得到本文详细的算法步骤，分布式ADMM算法如算法1所示。

算法1 分布式ADMM算法

初始化 每个边缘服务器 m 初始化各自的决策变量 $\mathbf{y}_m^0 \in \mathbf{R}^M$ ，位于云端的参数协调器初始化辅助变量 $\mathbf{z}_m^0 \in \mathbf{R}^M$ 以及对偶变量 $\boldsymbol{\lambda}^0$ 和最大迭代次数MAX_ITER。

while $i < \text{MAX_ITER}$ **do**

所有边缘服务器同时更新：

根据式(23)更新 \mathbf{y}_m^{i+1} ，并将结果反馈到位于云端的参数协调器；

等待参数协调器发送辅助变量和对偶变量；

参数协调器收到所有 \mathbf{y}_m^{i+1} 后，参数协调器

开始更新：

根据式(24)更新辅助变量 \mathbf{z}^{i+1} ；

根据式(25)更新对偶变量 $\boldsymbol{\lambda}^{i+1}$ ；

if 满足停止准则

break

end if

将辅助变量 \mathbf{z}^{i+1} 和对偶变量 $\boldsymbol{\lambda}^{i+1}$ 发送至所对应的边缘服务器 m ；

$i = i + 1$ ；

end while

4 数值仿真与结果分析

如前所述，云边协同网络具有大幅度降低异构工业互联网碳排放量的巨大潜力。本节采用数值仿真实验对云边协同算力网络对异构工业互联网的时延、能耗和碳排放进行量化仿真评估。本文还对仅基于云计算中心或边缘计算网络的异构工业互联网的性能及碳排放量进行了仿真和对比。

4.1 仿真设置

本文假设异构工业互联网与边缘节点之间采用无线网络连接，如蜂窝网络或Wi-Fi网络，每个无线网络接入设备，如蜂窝网络的基站或Wi-Fi网络的无线接入点（AP, access point），附近均部署一个边缘节点。假设工业互联网与边缘节点之间的时延主要受到无线网络的传输时延和边缘节点的排队时延影响，并忽略无线接入设备与边缘节点之间的通信时延。其中，每个边缘节点 S_m 可为周围的10个工业互联网终端提供计算服务，且每个工业互联网终端单位时间内向与其连接的边缘节点发送的任务数量为常数，它们之间的往返数据总传输时延 t_m^D 可根据发射功率、信道参数、信道衰落系数、距离等参数确定。假设工业互联网终端与边缘节点之间的传输距离为20~500 m之间的随机数。当网络的拓扑结构及连接关系确定后，可将 t_m^D 视为常数。假设边缘节点或与无线接入设备与云计算中心之间均存在高速有线网络连接，因此，任务传输时延 t_m^C 也假设为常数，本节设置为50 ms。

为了评估云边协同网络的碳排放量，本文采用了美国6个地区的碳排系数乘以业务计算和传输消耗的能耗的方式，计算出所考虑的工业互联网系统级碳排放量。与能耗不同，碳排放量还与地理位置及不同地区的电力产生方法与来源密切相关。一般而言，为了降低业务时延，边缘节点的部署主要以用户的分布为主要考虑。相比之下，云计算中心为主的选择则主要综合考虑能源成本、碳强度和其他相关问题，因此，碳强度会相对较低但并不一定为所有区域中最低的数值。本文中，假设云计算中心的碳强度为 $50 \text{ gCO}_2^{\text{eq}}/(\text{kW}\cdot\text{h})$ ，而6个边缘节点则分别分布在6个不同的美国地区，6个美国区域的碳强度系数见表1。

表1 6个美国区域的碳强度系数

| 地区名称 | 碳强度系数/ $(\text{gCO}_2^{\text{eq}} \cdot (\text{kW}\cdot\text{h})^{-1})$ |
|-------------|---|
| US-CAR-YAD | 24 |
| US-NW-PACW | 117 |
| US-NY-NYIS | 295 |
| US-SW-WALC | 345 |
| US-MIDA-PJM | 430 |
| US-NE-ISNE | 225 |

4.2 仿真结果

不同算法的收敛性能比较如图2所示，对比了所提的ADMM算法和内点法的收敛性能。按照第4.1节中的仿真场景设置，分别使用算法1中的ADMM算法和内点法对问题式(15)进行求解。从结果可以看出，所提的ADMM算法能够快速收敛到全局最优解，性能明显优于传统的内点法。

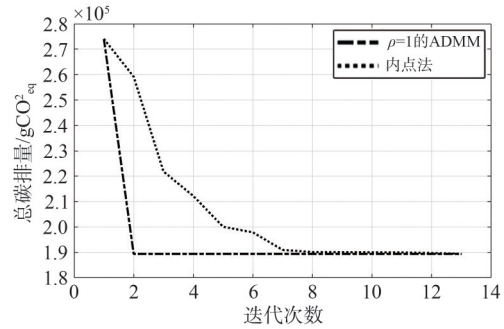


图2 不同算法的收敛性能比较

为了对本文所提的云边协同异构工业互联网系统架构与碳排放优化机制的有效性进行验证，按照第4.1节中的参数设置，进行了如下仿真实验。

边缘节点任务数量不同时以最小碳排放为目标函数的实际碳排放与能耗对比如图3所示，仿真了由60个工业互联网终端、6个边缘节点和1个云计算中心组成的云边计算网络。本文主要对比了3种卸载方案的性能及碳排放量，包括：

- 1) 全部卸载，即所有从工业互联网终端上传的任务都由边缘节点处理；
- 2) 无任务卸载，即所有任务全部上传到云计算中心处理；
- 3) 云边协同优化卸载，即由凸优化方法解出的云边协同最优任务卸载方法。

为比较3种方案在异构工业互联网条件下的性能，以最小化式(15)中所定义的工业互联网系统级碳排放为目标函数，对比了在满足式(15a)~式(15c)所描述的约束条件下，当每个边缘节点所接收到的总任务数量 s_m 不断增加时的实际碳排放量与能耗。从图3(a)可以看出，所提的云边协同优化卸载相较于无本地卸载和全部本地卸载的情况而言，可使工业互联网产生的系统级碳排放最低，且随任务量的增长而缓慢增加。而从图3(b)可以看出，能耗的变化情况与碳排放的变化情况差异巨大。尽管将全部任务卸载至本地边缘节点时，系统级总能耗较小，

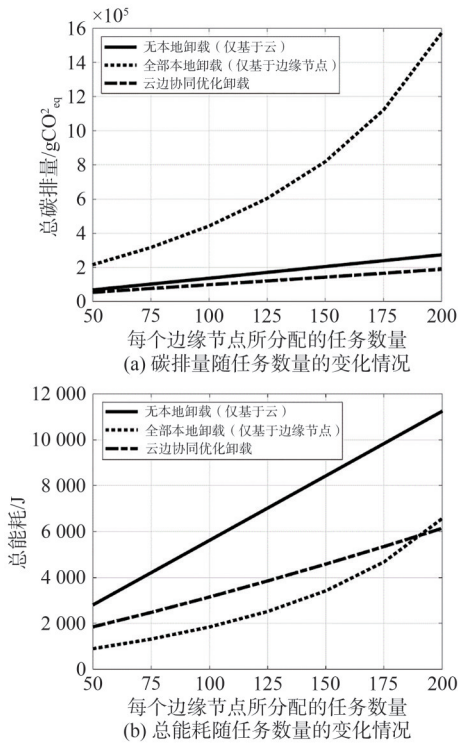


图3 边缘节点任务数量不同时以最小碳排放为目标函数的实际碳排放与能耗对比

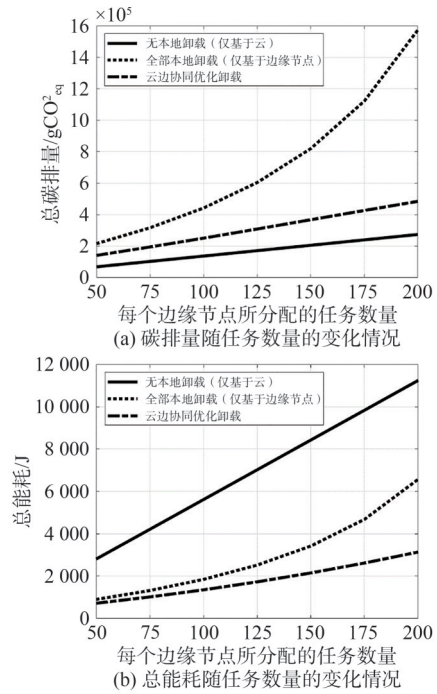


图4 边缘节点任务数量不同时以最小总能耗为目标函数的实际碳排放与能耗对比

但由于边缘节点间的碳强度系数差异巨大，实际产生的碳排放巨大。

类似地，边缘节点任务数量不同时以最小总能耗为目标函数的实际碳排放与能耗对比如图4所示。从图4(b)可以看出，当以最小化能耗为目标函数时，所提出的云边协同优化卸载方案仍能使所考虑的工业互联网总能耗最低，图4(a)进一步展示了此时实际产生的碳排放与能耗的变化规律的差异性。

目标函数不同时每个边缘节点的任务卸载比例如图5所示，对比了分别以总碳排放量和总能耗为目标函数时，碳强度系数不同的边缘节点选择卸载至本地任务量比例的差异。从图5可以看出，由于假设每个边缘节点的到达任务量与运算能力相同、电能利用效率和功耗等参数相同，即每个边缘节点间除碳强度不同外其他参数“同构”，因此，其任务本地卸载比例相同；而当以碳排放为目标函数进行优化时，则碳强度低的边缘节点本地卸载比例将最大，且随着碳强度系数的增加，边缘节点的本地任务卸载比例不断下降。

边缘节点任务数量不同时不同卸载方案下业务时延如图6所示，反映了针对问题式(15)，以最小

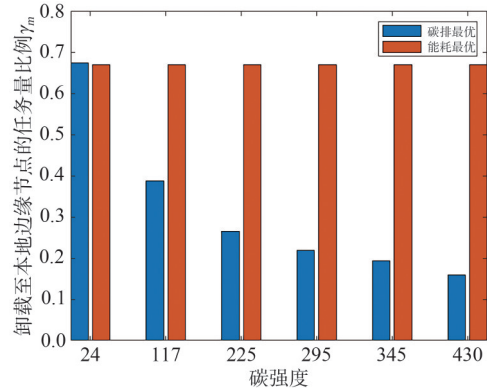


图5 目标函数不同时每个边缘节点的任务卸载比例

化系统碳排为优化目标，在满足式(15a)~式(15c)所描述的约束条件下，当每个边缘节点所接收到的总任务数量 s_m 不断增加时，不同卸载方案的业务响应总时延。仿真结果表明，所提出的云边协同优化卸载方案可大幅度降低业务响应时延，能够更好地满足时间敏感工业互联网的性能需求。

综合上述仿真结果可以看出，云边协同工业互联网的碳排放与能耗变化规律差异巨大，为了更好地实现下一代网络技术的绿色可持续发展，在后续研究中应更多地关注碳排放量，而不是只关注网络能耗。同时，本文所提的云边协同优化卸载方案能够简洁有效地降低时间敏感工业互联网的碳排放与能耗。

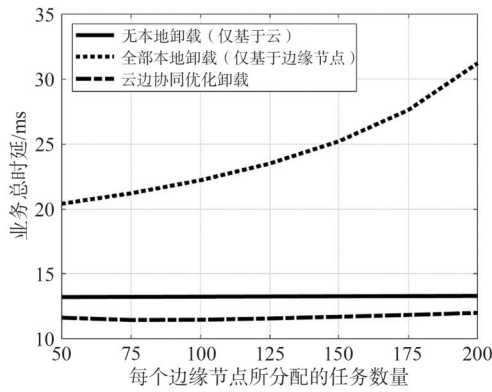


图6 边缘节点任务数量不同时不同卸载方案下业务时延

5 结束语

本文系统地分析了在不同业务时延约束条件下的云边协同异构工业互联网碳排性能。通过分别对云计算中心、边缘节点和骨干网数据传输3大系统组成的碳排放量进行分析与数学建模，建立了低时延云边协同异构工业互联网的综合碳排放数学量化模型，并给出了优化方法。最后，采用美国不同地区的真实碳排系数，对云边协同算力网络对异构工业互联网的时延、能耗和碳排放进行了量化仿真评估，仿真结果显示，本文所提的云边协同优化任务卸载方法可兼顾云计算中心和边缘节点的优点，并在降低业务时延的同时有效地降低综合碳排放量。本文的数学分析和仿真结果证实了云边协同架构与协同任务优化卸载方法能够在提供更灵活的业务性能保证的同时，有效地降低算力网络与传输系统的总碳排放量，因此，有望成为绿色低碳排异构工业互联网的重要使能技术。

参考文献：

- [1] SISINNI E, SAIFULLAH A, HAN S, et al. Industrial Internet of things: challenges, opportunities, and directions[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(11): 4724-4734.
- [2] ESPINEL SARMIENTO D, LEBRE A, NUSSBAUM L, et al. Decentralized SDN control plane for a distributed cloud-edge infrastructure: a survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2021, 23(1): 256-281.
- [3] FINN N. Introduction to time-sensitive networking[J]. IEEE Communications Standards Magazine, 2018, 2(2): 22-28.
- [4] PARK J, SAMARAKOON S, SHIRI H, et al. Extreme URLLC: vision, challenges, and key enablers[J]. arXiv preprint, 2020, arXiv: 2001.09683.
- [5] FIZZA K, BANERJEE A, MITRA K, et al. QoE in IoT: a vision, survey and future directions[J]. Discover Internet of Things, 2021, 1(1): 4.
- [6] 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.
- [7] YANG Y, MA M L, WU H Q, et al. 6G network AI architecture for everyone-centric customized services[J]. IEEE Network, 2023, 37(5): 71-80.
- [8] MAO G Q. 5G green mobile communication networks[J]. China Communications, 2017, 14(2): 183-184.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] ARORA N K, MISHRA I. United nations sustainable development goals 2030 and environmental sustainability: race against time[J]. Environmental Sustainability, 2019, 2(4): 339-342.
- [13] 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.
- [14] MARINELLO J C, ABRÃO T, AMIRI A, et al. Antenna selection for improving energy efficiency in XL-MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(11): 13305-13318.
- [15] KOLIOS P, FRIDERIKOS V, PAPADAKI K, et al. Store carry and forward relay aided cellular networks[C]//Proceedings of the Seventh ACM International Workshop on Vehicular InterNetworking. New York: ACM Press, 2010: 71-72.
- [16] KAR B, YAHYA W, LIN Y D, et al. Offloading using traditional optimization and machine learning in federated cloud-edge-fog systems: a survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2023, 25(2): 1199-1226.
- [17] XIAO Y, ZHANG X H, LI Y Y, et al. Time-sensitive learning for heterogeneous federated edge intelligence[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2024, 23(2): 1382-1400.
- [18] PATTERSON D A, GONZALEZ J E, LE Q V, et al. Carbon emissions and large neural network training.[J]. arXiv preprint, 2021, arXiv: 2104.10350.
- [19] KELLER M, KARL H, KELLER M, et al. Response time-optimized distributed cloud resource allocation[C]//Proceedings of the 2014 ACM SIGCOMM Workshop on Distributed Cloud Computing. New York: ACM Press, 2014: 47-52.
- [20] XIAO Y, KRUNZ M. QoE and power efficiency tradeoff for fog computing networks with fog node cooperation[C]//Proceedings of the IEEE INFOCOM 2017 - IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-9.
- [21] 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

- [22] XIN C Q, PARCOLLET T, BEUTEL Daniel J, et al. A first look into the carbon footprint of federated learning[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2023, 24(1): 5899-5921.
- [23] BELOGLAZOV A, BUYYA R, LEE Y C, et al. A taxonomy and survey of energy-efficient data centers and cloud computing systems[M]// Advances in Computers. Amsterdam: Elsevier, 2011: 47-111.
- [24] SHUJA J, BILAL K, MADANI S A, et al. Survey of techniques and architectures for designing energy-efficient data centers[J]. IEEE Systems Journal, 2016, 10(2): 507-519.
- [25] 史彦军, 韩俏梅, 沈卫明, 等. 5G 车联网下工业园区的多层协同框架技术研究[J]. 工程(英文), 2021, 7(6): 251-281.
SHI Y J, HAN Q M, SHEN W M, et al. A multi-layer collaboration framework for industrial parks with 5G vehicle-to-everything networks[J]. Engineering, 2021, 7(6): 251-281.
- [26] ANDRAE A. New perspectives on Internet electricity use in 2030[J]. Engineering and Applied Science Letters, 2020, 3(2):19-31.
- [27] WANG Q, XIAO Y, ZHU H X, et al. Towards energy-efficient federated edge intelligence for IoT networks[C]//Proceedings of the 2021 IEEE 41st International Conference on Distributed Computing Systems Workshops (ICDCSW). Piscataway: IEEE Press, 2021: 55-62.
- [28] XIAO Y, LI Y Y, SHI G M, et al. Optimizing resource-efficiency for federated edge intelligence in IoT networks[C]//Proceedings of the 2020 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). Piscataway: IEEE Press, 2020: 86-92.
- [29] GUO H, LIU J. Collaborative computation offloading for multi-access edge computing over fiber-wireless networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(5): 4514-4526.
- [30] RUI L, YANG S, CHEN S, et al. Smart network maintenance in an edge cloud computing environment: an adaptive model compression algorithm based on model pruning and model clustering[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2022: 4165-4175.

[作者简介]



李莹玉(1991-), 女, 博士, 中国地质大学(武汉)机械与电子信息学院副教授, 主要研究方向为网络人工智能、边缘计算、分布式优化理论等。



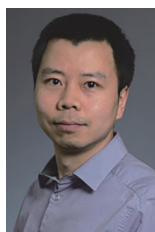
戴一鹏(1999-), 男, 中国地质大学(武汉)机械与电子信息学院硕士生, 主要研究方向为边缘计算、分布式资源优化等。



葛晓虎(1972-), 男, 博士, 华中科技大学电子信息与通信学院教授, 主要研究方向为移动通信、无线网络中的流量建模、绿色通信等。



石光明(1965-), 男, 博士, 鹏城实验室副主任、西安电子科技大学人工智能学院教授, 主要研究方向为语义通信、类脑感知、计算成像等。



肖泳(1980-), 男, 博士, 华中科技大学电子信息与通信学院教授, 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。



刘焱(1983-), 男, 湖北华中电力科技开发有限责任公司高级工程师, 主要研究方向为大数据与智能电网、电力系统及其自动化等。



俞亮(1982-), 男, 湖北华中电力科技开发有限责任公司高级工程师, 主要研究方向为智能运维、数据库、信息通信技术等。



许瀚(1977-), 男, 湖北华中电力科技开发有限责任公司工程师, 主要研究方向为智能运维与云计算。