

中国电机工程学报
Proceedings of the CSEE
ISSN 0258-8013, CN 11-2107/TM

《中国电机工程学报》网络首发论文

题目: 考虑 5G 通信负荷协同优化的云边计算网络能量管理模型
作者: 孙毅, 陈恺, 左强, 卢达, 杨泓玥, 李跃
DOI: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.221697
网络首发日期: 2023-03-24
引用格式: 孙毅, 陈恺, 左强, 卢达, 杨泓玥, 李跃. 考虑 5G 通信负荷协同优化的云边计算网络能量管理模型[J/OL]. 中国电机工程学报.
<https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.221697>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

考虑 5G 通信负荷协同优化的云边计算网络能量管理模型

孙毅¹, 陈恺^{1*}, 左强², 卢达³, 杨泓玥¹, 李跃⁴

(1. 华北电力大学电气与电子工程学院, 北京市 昌平区 102206; 2. 国网江苏省电力有限公司, 江苏省 南京市 210000; 3. 中国电力科学院有限公司, 北京市 海淀区 100192; 4. 贵州电网有限责任公司电力科学研究院, 贵州省 贵阳市 550005)

Energy Management Model of Cloud-Edge Computing Network Considering the Coordinated Optimization of 5G Communication Load

SUN Yi¹, CHEN Kai^{1*}, ZUO Qiang², LU Da³, YANG Hongyue¹, LI Yue⁴

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Changping District, Beijing 102206, China; 2. State Grid Jiangsu Electric Power Co., LTD., Nanjing 210000, Jiangsu Province, China; 3. China Electric Power Research Institute, Haidian District, Beijing 100192, China;

4. Electric Power Research Institute of Guizhou Power Grid Co., Ltd., Guiyang 550005, Guizhou Province, China)

ABSTRACT: With the development of Internet of Things, data center and 5G network have become heavy load in succession, and bring challenges to the construction of low-carbon network. Reducing the burden of computing network to power grid, improving the proportion of renewable energy consumption and cutting down the electricity purchasing cost are important issues to achieve low-carbon computing. We firstly investigate a load dispatch model considering grid, renewable energy, data center and 5G network interaction, and based on the coupling of data-energy flow, a joint task offloading, power control and computing load migration strategy is proposed to realize the transfer and reduction of network energy cost. Then, by considering the coupling among energy, service mechanism and delay, A Stackelberg game-based computing pricing mechanism is studied to encourage the resource sharing between 5G network and data center to reduce the energy cost conjointly. Simulation results show that proposed strategy can improve the cooperation positivity, reduce the electricity purchasing cost, and lower the burden on power grid efficiently.

KEY WORDS: 5G communication, edge-cloud cooperation, information-energy coupling, economic dispatch, Stackelberg game

摘要: 随着物联网发展, 数据中心与 5G 网络相继成为可观的用能负荷, 给低碳网络建设带来挑战。降低计算网络对电网负担, 提升可再生能源应用比例并削减购电成本是

实现低碳计算目标面临的重要议题。本文首先建立考虑电网、可再生能源混合供能的跨域数据中心与 5G 边缘计算网络用能调度模型; 基于信息-能源流耦合性, 提出联合任务卸载、功率控制与云边计算负载迁移策略, 实现网络购电成本的空间转移、削减。其次, 考虑时延、服务机制与能耗的耦合性, 设计基于主从博弈的云计算服务定价机制, 鼓励计算资源共享实现云边用能行为优化。仿真分析表明, 所提方法能够提高云边网络合作积极性, 有效减少各方网络主体的购电成本并降低电网负载压力。

关键词: 5G 通信, 云边协同, 信息能源耦合, 经济调度, 主从博弈

0 引言

随着物联网发展, 数据中心与无线通信网络的 IT 设备数量持续增加, 相继成为体量可观的用电负荷。预计在 2030 年, 国内数据中心达到 2667 亿千瓦时的用电量^[1]; 同时, 5G 基站在 2025 年预计将占用社会用电量的 2.0%^[2]。然而 IT 设备部署密度上升导致数据中心与 5G 基站的计算与通信负荷呈指数性上升, 高比例的火电使用对电网运行造成压力并制约低碳计算发展^[3]。因此, 云计算数据中心与 5G 无线接入网急需开展能量管理, 削减网络运营成本。

目前数据中心主要基于计算负载的时空转移或改善辅助设备用能效率实现负荷削减^[4]。其中文献[5]提出了基于负载转移和服务器运行控制的数据中心能量管理策略; 文献[6]基于主从博弈提出了面向托管数据中心的需求响应方案, 通过

发放激励鼓励租户调整服务器运行数目以产生响应能力。然而,随着计算任务爆炸式增长,单一的用能管理方法已无法适应低碳要求。针对上述问题,文献[7]提出计及服务器调度、可再生能源消纳以及储能单元充放电的数据中心低碳用能优化方法,并基于李雅普诺夫框架实现在线优化;文献[8]在计及储能、实时和日前电力市场交易电价前提下提出基于鲁棒优化的计算负载调度方法,降低数据中心预期运行成本;文献[9]讨论了数据中心参与综合能源系统调度的可行性,并构建了跨区域级的联合计算负载转移与综合能源需求响应模型以实现数据-能源流协同优化。文献[10]利用数据中心负载可转移特性优化可再生能源消纳量,并提出一种在线优化算法最小化实际用能与日前计划的误差。然而,上述工作仅关注数据中心与电网的横向互动,未考虑边缘侧 5G 基站、边缘服务器与云数据中心纵向交互时边缘网络负荷变化对数据中心购电成本优化的影响。

5G 与移动边缘计算融合推动超低时延网络发展同时引入了丰富的 5G 通信负荷与边缘计算负荷,其响应潜力受到研究者广泛关注。文献[11-12]分别讨论了 5G 基站参与电网需求响应的可行性;文献[13]以削减用能成本为目标研究了应用可再生能源的 5G 蜂窝网络休眠策略;文献[14]研究了面向边缘计算接入网的可再生能源与火电能源配置优化问题,提出一种可再生能源公平分配算法。文献[15]与[16]分别研究了考虑储能、可再生能源与传统电网联合接入的 5G 基站/边缘计算服务器能量分配方案。然而上述工作仅讨论融合边缘计算的 5G 无线接入网络响应潜力。5G 边缘计算网络可同时与移动用户以及云数据中心进行数据交互,基于云边协同的负载迁移将带来差异化网络性能与用户体验,并间接改变云、边网络通信与计算负荷的协同调度潜力,引起网络能耗与火电购买量变化。

基于云边协同的网络资源分配优化方法已得到深入研究,文献[17]针对能源公司客户规模与计算资源差异性对业务时延的影响提出了基于多

联盟云边协同的任务分配方法;文献[18-19]分别研究了基于计算负载迁移的云边网络能耗优化策略。然而现有工作仅优化短时间的运行能耗,当优化目标为提高可再生能源利用率与降低购电成本,上述云边协同策略无法适用新场景需求。

基于上述分析,云边网络负荷调度面临以下挑战:5G 边缘计算网络涵盖 5G 基站通信能耗与边缘服务器计算能耗,用户通信行为同时影响 5G 边缘计算网络的通信与计算负荷;区别于托管式数据中心对租户的单向激励,云边网络均具备算力资源,可通过通信与计算协同转移计算负载至可再生能源出力丰富或低电价地区处理,从而实现网络负荷的空间转移。然而云边协同涉及用户侧变量,仅面向托管式数据中心租户的单向激励策略无法在上述场景中获取全局最优解。针对上述问题,本文工作与创新点概括如下:

(1)针对现有工作未讨论云边网络共同参与电网互动和可再生能源消纳时用户行为、互联网流量与实时电价不匹配对网络负荷调度的影响,本文基于网络负载-能量耦合性研究混合供能场景下跨地区云边协同网络能量管理与购电成本优化模型,通过联合用户卸载、通信资源分配与云边负载协同调度减少网络的外部火电购电成本;

(2)针对现有工作未联合考虑云边协同的网络资源分配、通信运营商管理模式与用户通信行为对网络负荷协同优化的影响,首先基于主从博弈提出面向计及云边协同主体自私性的计算服务定价与计算负载迁移策略,证明博弈均衡点的存在与唯一性;其次,讨论不同用户资源购买行为对网络负荷调度的影响,基于契约理论设计考虑用户资源需求的云边协同负荷调度算法,最小化计及用户体验的网络购电成本。

1 系统模型与问题描述

1.1 网络模型

如图 1 所示,考虑云边协同网络场景,涉及通信运营商(下文中均简称为运营商)在各个小型地区部署的 5G 宏基站群,IT 企业部署的 J 个中

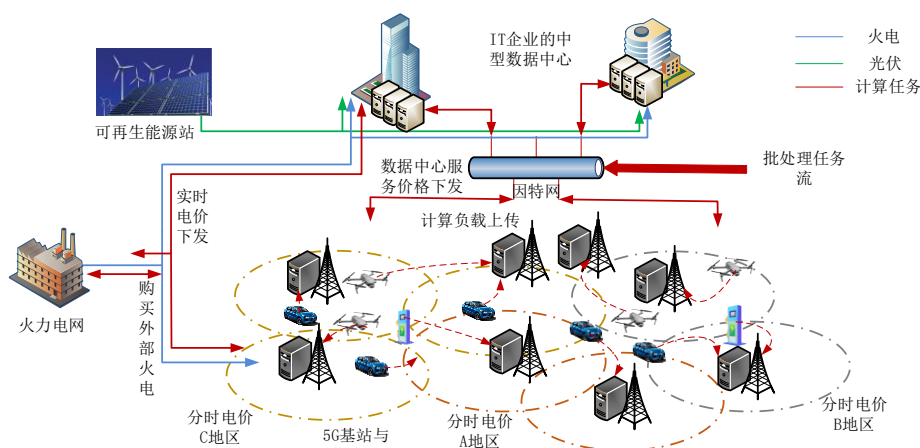


图 1 网络模型

Fig. 1 Network model

型数据中心以及电网。运营商共部署有 k 个附带移动边缘计算服务器(Mobile Edge computing Server, MES)的 5G 宏基站(Macro Base Station, MBS), 记 MBS 集合为 $\mathcal{K}=\{1,...,K\}$, 其中 MES 以模块化形式嵌套在 MBS 上, 与 MBS 一一对应, 下文将交替使用 MES 与 MBS 代称同一 5G 无线接入网络节点。中型数据中心(Data Center, DC)集合为 $\mathcal{J}=\{1,2,...,J\}$, 假设各 DC 均配备有一个可再生能源站辅助供电, 可再生能源用电成本视为 0。将一天时间划分为 $\mathcal{T}=\{1,...,T\}$ 个时隙, 一个时隙长度为分钟级。在时隙 t 中整个场景下移动用户集合记为 $U^t=\{1,2,...,u^t\}$, 假设每个时隙 t 中用户 u^t 总有 b_u^t 个计算密集型计算任务需要处理, 其中计算任务可拆分处理。另外, 在本文模型中重点讨论商业化云边网络场景下运营商、IT 企业利益博弈与移动用户行为对计算与通信负荷协同调度的影响, 不深入讨论可再生能源对网络模型的影响。

计算密集型任务的属性记为 $\{s_b, h_b\}$, s_b 表示单位计算密集型任务数据规模的数学期望, 单位 bit; h_b 表示任务处理所需单位 CPU 周期数学期望, 单位 CPU Cycle/每任务。MES k 可用计算资源大小由服务器的 CPU 频率 f_k^t 表示; 记 DC 的计算资源由 H_j 个活跃的小型服务器提供, 设 DC j 的算力为所有活跃服务器的平均服务速率的和, 其中单个小型服务器平均服务速率为 $\mu_{DC_j}^t$ [21]。不失一般性地, 假设同一 DC 内所有小型服务器运行性能一致, 并视所有 MES 的 CPU 工作频率上限 $f_{\max}$ 相同。

1.2 5G 边缘计算网络负荷调度模型

1.2.1 任务卸载与 MBS 能耗模型

在本文场景中, 假设各移动用户(下文简称用户)在每时隙中均有一个计算任务须卸载至 MES 进行处理。记时隙 t 中用户 u^t 关于 MES k 的卸载决策为 x_{uk}^t , $x_{uk}^t=1$ 表示该时隙用户 u^t 将任务卸载到 MES k 上, 反之为 0。各时隙下用户只能选择一个 MES 进行卸载, 卸载决策满足:

$$\sum_{k=1}^K x_{uk}^t = 1, \forall u \in U, t \in \mathcal{T} \quad (1)$$

由于 MES 部署在 MBS 上, 用户卸载任务涉及与 MBS 无线通信, 记时隙 t 中 MES k 的无线通信速率 $r_{uk}(t)$ 为

$$r_{uk}(t) = w^t \cdot \log_2 \left(1 + \frac{g_{uk} \cdot p_k^{\text{tx}}(t)}{\chi + \sigma^2} \right) \quad (2)$$

其中 g_{uk} 为信道增益, 与用户 u^t 和 MBS k 之间的距离有关 [14]。 σ^2 为噪声功率。小区间平均

干扰功率记为 χ 。 $p_k^{\text{tx}}(t)$ 为时隙 t 中 MES k 的天线发射功率, 满足 $0 \leq p_k^{\text{tx}}(t) \leq p_{\max}^{\text{tx}}$ 。为简化 5G 通信模型, 假设时隙 t 的无线频谱资源平均分配至各接入用户, $w^t = W^t / \sum_{u=1}^u x_{uk}^t$, 其中 W^t 为时隙 t 的可用带宽资源上限。MBS k 整体功耗 $E_k^{\text{BS}}(t)$ 与通信时间以及天线发射功率有关 [13]:

$$E_k^{\text{BS}}(t) = \beta \cdot p_k^{\text{tx}}(t) \cdot D_k^{\text{tx}}(t) + E^0 \quad (3)$$

其中 β 表示 MBS 的有源天线单元能耗效率系数, E^0 为下电源、冷却系统维持 MBS k 基本运行所需能耗。 $D_{uk}^{\text{tx}}(t) = x_{uk}^t \cdot b_u^t \cdot s_b / r_{uk}(t)$ 为用户卸载任务至 MES 所需传输时间。

1.2.2 MES 能耗模型

MES 整体运行能耗包括计算与闲时能耗, 其中计算能耗与 CPU 工作频率呈线性关系, MES k 在时隙 t 运行能耗 $E_k^c(t)$ 如式(4)所示:

$$E_k^c(t) = (1-\eta) \kappa \sum_{u \in U} f_{uk}^t (\tilde{b}_k^t \cdot h_b / f_{k,\max}) + \eta \kappa \left(\sum_{u \in U} f_{uk}^t \right)^2 \quad (4)$$

$$\tilde{b}_k^t = \sum_{u \in U} b_u^t \cdot x_{uk}^t - \sum_{j \in \mathcal{J}} \lambda_{k,j}^t \quad (5)$$

其中 f_{uk}^t 为在时隙 t 中 MES k 分配给用户 u 的计算资源, κ 表示 MES 能源效率(Power Usage Effectiveness, PUE), η 对应 MES 闲时能耗占比; $\tilde{b}_k^t$ 为 MES 实际处理的计算密集型任务, 与 1.3.1

节的计算负载迁移模型 $\sum_{j \in \mathcal{J}} \lambda_{k,j}^t$ 有关。另外, MES k 上传云的负载量在用户卸载的任务量中均匀分配, 迁移负载后边缘侧剩余关于用户 u 的任务量 $\tilde{b}_{uk}^t$ 记为

$$\tilde{b}_{uk}^t = b_u^t x_{uk}^t - b_u^t x_{uk}^t \sum_{j \in \mathcal{J}} \lambda_{k,j}^t / \sum_{u \in U} b_u^t x_{uk}^t \quad (6)$$

MES 削减负荷时还需满足服务等级协议(Service-Level Agreement, SLA), 记 $D_{uk}^{c,b}(t)$ 为时隙 t 中 MES k 处理用户 u 任务所需计算时间, 时延计算公式参考文献[20] 3.3 节。

1.3 云计算网络负荷调度模型

1.3.1 负载迁移与 DC 计算模型

为避免用户卸载决策独立变化引起边缘侧网络节点的计算负载分布不均, 导致部分 MBS 的用电负荷与购电成本上升, 定义基于云边协同的计算负载迁移流程: 在各时隙中 MBS 接收用户计算任务后可转移部分计算任务至低电价或低负载的 DC 获取云计算处理, 以转移边缘计算网络购电成本。记时隙 t 中 MBS k 转移至 DC j 的任务

量为 $\lambda_{k,j}^t$ 。考虑到边缘计算网络资源远少于云计算,规定计算任务无法从云端转移至边缘侧。

DC 除了接收边缘计算层执行负载迁移的计算任务,还需处理来自因特网门户的批处理任务 C^t 。记在时隙 t 中分配到 DC j 的批处理任务数目为 c_j^t ,该类任务属性与计算密集型任务属性相似。记 DC j 的任务计算过程服从 M/M/1 排队模型^[5],在时隙 t DC j 需要处理的计算负载数量为 d_j^t ,为满足 SLA 要求,时隙 t 下 DC j 的服务器运行数目 H_j^t 需服从

$$H_j^t \geq d_j^t / (\mu_{DC_j}^t - 1/T_{\max}) \quad (7)$$

$$d_j^t = c_j^t + \sum_{k \in \mathcal{K}} \lambda_{k,j}^t \quad (8)$$

其中 $T_{\max}$ 为时隙内最大计算时间限制。

1.3.2 DC 运行能耗模型

DC 的运行能耗由 IT 设备能耗与辅助设备能耗组成,其中 IT 设备能耗视为与 DC 活跃服务器数量呈现近似线性关系,记 DC 的运行能耗 $E_j^{DC}(t)$ 为^[5]:

$$E_j^{DC}(t) = E_j^h(t) + H_j^t e_j^t \quad (9)$$

其中 H_j^t 为 DC j 运行的服务器数量, e_j^t 为 DC j 的小型服务器单位计算能耗系数,与 CPU 运行功率指标有关,为一个正常数; $E_j^h(t)$ 对应 DC j 辅助设备(冷却、散热)的运行能耗,在本文中不参与基于云边协同的负荷调度。

1.4 云边协同的负载迁移策略与优化目标建立

基于上述模型,提出云边协同网络日内能量管理策略。运营商基于任务卸载 $\{x, f, p^x\}$ 与负载向上迁移 λ 最小化购电成本,IT 企业消纳可再生能源与优化负载内部分配 $\{c, H\}$ 削减购电成本,具体策略如图 2 所示:首先,网络提前 15min 得到实时电价与可再生能源出力信息,记 $p_k(t)$ 为网络节点 k 的时隙 t 实时电价(网络节点包括 DC 与 MBS);同时,假设云边网络提前 15min 预测未来 15 个时隙的用户数量与互联网批处理任务量。其次,运营商求解用户任务卸载决策。再次,运营商以购电与服务成本总和最小化为目标,求解给定 DC 计算服务单价的最优 MES 计算负载云端迁移策略 $\lambda_{k,j}^t$ 并告知 DC。最后,DC 接收 MES 迁移任务并以外部购电成本最小化为目标,制定时隙 t 中 DC 内部负载迁移与服务器日内运行方案,同时运营商基于负载迁移决策获取最优边缘网络资源日内分配方案 $\{f, p^x\}$ 。基于日内优化方案,在时隙 t 到达时,运营商优化用户侧任务卸载策略后,双方执行负载迁移并分配资源,实现云边网络购电成本在空间上的协同转移与削减。

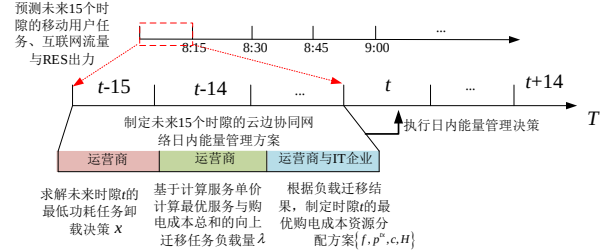


图 2 网络能量管理策略

Fig. 2 Network energy management strategy

考虑到 IT 企业与运营商均具有盈利自私性,需构建计算服务激励策略鼓励 IT 企业为运营商接收迁移的边缘计算负载;而主从博弈模型广泛用于剖析决策者与响应者之间的多层次决策过程。对此,面向云边协同计算网络的能量管理与购电成本优化问题视为主从博弈 G,其中 IT 企业属于领导者,运营商为跟随者。设 DC 为 MBS 提供计算服务处理单位计算任务所需单价为 $q_j(t)$,主从博弈 G 的博弈过程描述为:首先 IT 企业以时隙 t 的所有 DC 外部购电量最小化为目标,根据跟随者的计划迁移的计算负载数量 $\lambda^t \triangleq \{\lambda_{k,j}^t\}, \forall k \in \mathcal{K}, j \in \mathcal{J}$ 和地区电价制定与发布云计算服务单价策略 $q(t) \triangleq \{q_1(t), \dots, q_J(t)\}$,并调整内部 DC 计算资源;其次,运营商以时隙 t 服务成本与 MBS 购电成本最小化为目标,根据地区实时电价、DC 云计算服务单价以及用户卸载信息求解最优负载迁移决策并上发给领导者,同时调整自己的网络资源分配,具体博弈过程如图 3 所示。在该场景中,IT 企业的效用函数式(10)对应最小化云计算网络运营成本,其中运营成本为 DC 的购电成本与为运营商提供云计算服务获取的服务收益的和

$$\min_{c, q, H, E^p} U_{DC} = \sum_{t=1}^{1440} \sum_{j \in \mathcal{J}} \left(E_j^p(t) \cdot p_j(t) - q_j(t) \cdot \sum_{k \in \mathcal{K}} \lambda_{k,j}^t \right) \quad (10)$$

约束:

$$d_j^t / \mu_{DC_j}^t - (1/T_{\max}) \leq H_j^t \leq H_{\max} \quad (11)$$

$$\sum_{j \in \mathcal{J}} c_j^t = C^t, \forall t \in \mathcal{T} \quad (12)$$

$$E_j(t) = E_j^p(t) + R_j(t), \forall t \in \mathcal{T}, j \in \mathcal{J} \quad (13)$$

$$R_j(t) = R_{j0}(t) + \delta(t) \quad (14)$$

其中 $E_j^p(t)$ 为时隙 t 中 DC j 的火电购入量,可再生能源实际出力 $R_j(t)$ 为预计出力 $R_{j0}(t)$ 与随机波动 $\delta(t)$ 之和,属于随机量。 $E_{p\max}$ 表示火电功率最大值。运营商基于负载迁移技术转移计算任务并削减 MBS 购电成本的同时,额外占用的 DC 计算资源将产生计算服务成本。对此,运营商的效用函数为在保障用户通信质量前提下最

小化云计算服务成本与外部电网购电成本

$$\max_{x, f, p^\alpha, \lambda} U_{edge} = \sum_{t=1}^{1440} \left(-\sum_{k \in \mathcal{K}} U_k^s(t) - E_k^{ED}(t) p_k(t) - \sum_{j \in \mathcal{J}} \sum_{k \in \mathcal{K}} q_j(t) \lambda_{k,j}^t \right) \quad (15)$$

约束:

$$\sum_{k=1}^K x_{uk}^t = 1, \forall u \in \mathcal{U}, t \in \mathcal{T} \quad (16)$$

$$\sum_{u \in \mathcal{U}} f_{uk}^t \leq f_k^t \leq f_{\max}, \forall t \in \mathcal{T} \quad (17)$$

$$D_{uk}^{a,b}(t) + D_{uk}^{c,b}(t) \leq T_{b,\max}, \forall u \in \mathcal{U}, k \in \mathcal{K}, t \in \mathcal{T} \quad (18)$$

$$\sum_{j \in \mathcal{J}} \lambda_{k,j}^t \leq \sum_{u \in \mathcal{U}} b_u \cdot x_{uk}, \forall k \in \mathcal{K}, t \in \mathcal{T} \quad (19)$$

$$\sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{j \in \mathcal{J}} q_j(t) \lambda_{k,j}^t \leq B^t, \forall t \in \mathcal{T} \quad (20)$$

$$E_k^{ED}(t) = E_k^{BS}(t) + E_k^c(t) \quad (21)$$

其中 $T_{b,\max}$ 对应任务在边缘侧处理的时延限制, $U_k^s(t) = \alpha \ln(1 + \sum_{j \in \mathcal{J}} \lambda_{k,j}^t)$ 为对数效用函数, 用于描述运营商对负载迁移决策的满意程度, $\alpha > 0$ 为满意程度因子, 与所选经济场景有关; B^t 为时隙 t 中运营商的云计算服务预算上限。在博弈 G 中, 运营商仅需告知 MES 的纵向负载迁移任务量, 无须提供用户卸载决策, 有效保护用户隐私。然而博弈 G 中运营商与 IT 企业的博弈策略相互影响, 同时可再生能源出力随机性导致 IT 企业效用函数非凸, 运营商无法直接计算最优负载迁移方案。针对上述问题, 在下一节将云边双层博弈问题分解为边缘侧的任务卸载与网络资源分配, 面向云边协同的纵向计算负载迁移以及云端的 DC 横向负荷调度三个子问题, 并通过证明主从博弈问题的纳什均衡点存在, 获取运营商的最优负载迁移计算方案。

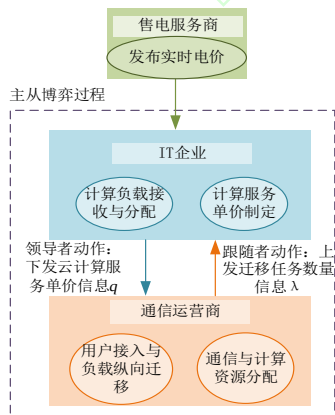


图3 多DC-多MES的主从博弈过程

Fig. 3 Process of Stackelberg game of multi DCs-multi MESs

2 DC-5G 双层网络负荷调度算法

本节首先将 DC 的随机约束转化为确定性线性约束; 其次将主从博弈双方效用函数分解为三个子问题并证明主从博弈均衡点的存在及唯一; 再次, 针对混合整数非线性规划 (Mixed Integer Non-Linear Programming, MINLP) 问题提出基于广义 benders 分解 (Generalized Benders Decomposition method, GBD) 的求解方法; 最后, 讨论用户卸载决策对云边网络负荷协同调度策略的影响。

2.1 基于机会约束的 DC 时延约束变形

本节引入机会约束转换方法将式(11)变形为线性确定性约束。考虑到 $R_j(t)$ 为随机量且存在出力上限, 记 r_j 为 $R_j(t)$ 的归一化取值, 其出力范围分布在 $[\bar{\xi}_{R,j}, \underline{\xi}_{R,j}]$ [11], 其中 $\xi_{R,j}$ 表示 DC 的可再生能源站出力限制。不失一般性地, 假设 DC 的辅助设备仅由火电供能, IT 设备由外部火电与可再生能源站联合供能, 进而基于 $R_j(t)$ 出力可开启的 DC 服务器数量 $H_j^{r,t}$ 记为

$$H_j^{r,t} = R_j(t) / e_j^t \quad (22)$$

式(22)同样具备 $R_j(t)$ 的随机性, 进而设实际开机需求量 $H_j^t = H_j^{p,t} + H_j^{r,t}$, $H_j^{p,t}$ 为除 $H_j^{r,t}$ 外仍需外部电网供能启动的 DC 服务器数量, 式(11)变形为

$$\Pr(H^t + r_j \bar{\xi}_{R,j} \geq 0) \geq 1 - \varepsilon, \forall t \in \mathcal{T} \quad (23)$$

$$H_j^t = H_j^{p,t} e_j^t + \bar{\xi}_{R,j} - d_j^t e_j^t / (\mu_{DC_j}^t - 1/T_{\max}) \quad (24)$$

其中 $\Pr(f(x))$ 表示满足函数 $f(x)$ 的概率,

ε 为一个足够小的正实数。式(22)可近似为式(11)的伯恩斯坦多项式的差值下确界约束。根据文献[22], 在满足伯恩斯坦多项式的差值下确界约束前提下, 式(25)可近似表示为式(22)的确定性约束

$$H_j^t + v^+ r_j \bar{\xi}_{R,j} - \sqrt{2 \lg \varepsilon^{-1} \sigma r_j \bar{\xi}_{R,j}} \leq 0 \quad (25)$$

基于文献[22]可知, $-1 \leq v^- \leq v^+ \leq 1$ 和 σ 取值均与给定的随机分布有关, 且 $\sigma \geq 0$ 。基于上述变换, 式(11)完成随机量替换。

2.2 云边网络主从博弈纳什均衡点证明

DC 横向负荷调度问题基于 DC 的服务器开机数量 H_j^t 和批处理任务接收数量 c_j^t 的优化削减 DC 计算负荷, 其决策信息对于博弈 G 视为外部输入值; 类似地, 任务卸载决策与 MBS 资源分配 $\{x, f, p^\alpha\}$ 也仅决定跟随者的博弈初始状态, 不影响博弈信息交换。进而领导者的效用函数式(10)解耦为仅关于 IT 企业内部的 DC 横向负荷调度子问题以及面向跟随者的云计算服务定价子问题; 跟随者的效用函数式(15)可分解为基于领导

者云计算服务价格的负载迁移子问题和边缘侧的任务卸载子问题，云边内部子问题均可独立求解不对另一方内部子问题产生影响。另外，主从博弈 G 仅交换当前时隙信息，不涉及其他时隙的网络状态，可视为单时隙博弈问题。基于上述分析，简化无关的时隙标号与变量后，领导者 j 与跟随者 k 的效用函数如式(26)-(27)所示

$$U_{DC,j}(q_j, q_{-j}, \lambda) = -H_j^p p_j e_j + q_j \sum_{k \in \mathcal{K}} \lambda_{k,j} \quad (26)$$

约束：式(11),(25)

$$U_{edge,k}(q, \lambda_k, \lambda_{-k}) = \begin{cases} U_k^s(\lambda_k) - E_k^{ED}(\lambda_k) p_k \\ -\sum_{j \in \mathcal{J}} q_j \lambda_{k,j} \end{cases} \quad (27)$$

约束：式(17)-(19)

分别定义领导者与跟随者的纳什均衡点为

$$\arg \max_{q_j} U_{DC,j}(q_j, q_{-j}, \lambda^*) \quad (28)$$

$$U_{edge,k}(\lambda_k^*, \lambda_{-k}^*, q^*) \geq U_{edge,k}(\lambda_k, \lambda_{-k}^*, q^*) \quad (29)$$

当主从博弈达到纳什均衡时，双方博弈空间稳定不再变化，运营商与 IT 企业可基于纳什均衡点分别求解对应极值得到最优的负载迁移与计算服务定价方案。根据定理，关于 IT 企业与运营商主从博弈的纳什均衡满足下述条件时存在且唯一：

定理： 博弈参与者的效用函数是关于博弈策略集的非空连续函数，并且跟随者的效用函数是关于各自博弈策略集合的连续凸/凹函数。

简要证明如下：参与者的博弈策略空间 $\{\lambda, q\}$ 均为连续变量，对应的效用函数明显为凸函数且基于机会约束变形后的约束均为线性或凸约束，因此每个参与者的策略空间集合必然非空且连续。接着基于逆向推断法，给定领导者价格空间 q ，设跟随者最优解集合 λ^* 可基于 KKT 条件获取，对跟随者的拉格朗日方程 L_{edge} 求导得到

$$\frac{\partial L_{edge}(\lambda, \theta_1, \theta_2, \theta_3)}{\partial \lambda_{k,j}} = \alpha / (1 + \lambda_{k,j}^*) - (1 - \eta) \kappa \sum_{u \in \mathcal{U}} f_{uk} h_b p_k / f_{\max} \quad (30)$$

$$-q_j - \theta_1 (h_b / f_{uk}) + \theta_2 + \theta_3 q_j$$

其中 $\theta_1, \theta_2, \theta_3 \geq 0$ 分别为跟随者 k 的效用函数约束式 (17)-(19) 的拉格朗日乘子，记

$A_k = (1 - \eta) \kappa \sum_{u \in \mathcal{U}} f_{uk} h_b p_k / f_{\max}$ 。求解式(30)得到

$$\lambda_{k,j}^* = \alpha / \left(q_j + \sum_{u \in \mathcal{U}} \theta_1 \frac{h_b}{f_{uk}} - \theta_2 - \theta_3 q_j + A_k \right) - 1 \quad (31)$$

分别考虑两种情况：(i) 所有拉格朗日乘子均取值为 0；(ii) 拉格朗日乘子取值不完全为 0。

在 (i) 中，跟随者效用函数 $U_{edge,k}$ 的二阶导数仅与 α 有关，因此运营商的效用函数属于凸函数，并且对跟随者的效用函数的一阶导数求交叉偏导所得值均为 0，因此关于 λ 的 Hessian 矩阵为负定矩阵，必然存在唯一极大值；领导者的效用函数为线性函数，线性函数即属于凸函数也属于凹函数，因此主从博弈 G 的纳什均衡点存在且唯一。此时，MBS k 的最优计算负载迁移量计算方案与领导者效用函数的拉格朗日方程 L_{DC} 偏导分别如式(32)-(35)所示。

$$\lambda_{k,j}^* = \begin{cases} \varpi_1, 0 \leq \varpi_1 \leq \sum_{u \in \mathcal{U}} b_u \cdot x_{uk} \\ \sum_{u \in \mathcal{U}} b_u x_{uk}, \varpi_1 > \sum_{u \in \mathcal{U}} b_u x_{uk} \end{cases} \quad (32)$$

$$\varpi_1 = \alpha / (q_j + A_k) - 1 \quad (33)$$

$$\partial U_{edge} / \partial \lambda_{k,j} |_{\lambda_{k,j}=0} = \alpha - A_k - q_j \geq 0 \quad (34)$$

$$\frac{\partial L_{DC}}{\partial q_j} = \sum_{k \in \mathcal{K}} \left(-1 + \alpha A_k / (q_j + A_k)^2 \right) \quad (35)$$

其中式 (34) 表示服务单价取值上限， $V_j = \mu_{DC_j} - 1/T_{\max}$ 。进而，最优计算服务单价记为

$$q_j^* = \min(\varpi_2, \alpha - A_k) \quad (36)$$

$$\varpi_2 = \sqrt{(\theta_4 \alpha e_j + \alpha A_k V_j) / V_j} - A_k \quad (37)$$

其中 $\theta_4 \geq 0$ 为约束式(25)的拉格朗日乘子。当跟随者效用函数的拉格朗日乘子取值不全为 0，即式(18)-(20)取等号的情况(ii)，此时问题是否存在极值点与领导者定价策略以及 MES 的计算资源分配决策 f_k 有关，当拉格朗日乘子满足 $\alpha - A_k - q_j \leq \sum_{u \in \mathcal{U}} \theta_1 (h_b / f_{uk}) - \theta_2 - \theta_3 q_j$ 时，极值点存在且唯一，此时最优计算负载迁移决策即对应式(32)，跟随者 k 效用函数的拉格朗日方程对偶问题可基于梯度下降法获取乘子最优取值。若拉格朗日乘子或者外部输入量不满足条件 $A_k - q_j + \alpha \leq \sum_{u \in \mathcal{U}} \theta_1 (h_b / f_{uk}) - \theta_2 - \theta_3 q_j$ 时，问题不存在唯一解。

获取负载纵向迁移问题最优解后，将分别求解云端的 DC 横向负荷调度子问题与边缘侧的用户卸载与资源分配子问题。边缘侧问题属于 MINLP 问题，求解难度 NP-hard。下一小节将进一步讨论用户行为对问题求解的影响，并分别针对运营商侧与 IT 企业侧的内部优化子问题提出对应的卸载决策与 DC 资源分配求解方法。

2.3 联合任务卸载和云边网络负荷调度策略

针对边缘侧任务卸载与资源分配子问题变量多、规模大难以求解问题，本节首先引入 GBD 方法分解式(15)。GBD 通过将复杂优化问题解耦为一个广义凸优化子问题和一个混合整数线性规

划主问题, 通过交替求解降低原问题复杂度, 在求解大规模的 MINLP 问题方面具有优势^[3]。

在式(32)中, 计算资源变量 f 决定跟随者的博弈策略 λ , 并改变 DC 服务器开机量 H 与火电使用量; 式(18)网络时延约束导致边缘侧的通信功率 p^x 与计算资源 f 耦合, 决定了云边协同的负荷削减潜力, 而资源分配与用户卸载决策变量 x 相关, 到达 MBS 的用户数目间接决定云、边网络的负荷与外部购电成本。然而不同场景下运营商对用户管理权限不同, 部分情况无法获取全局福利最优解。对此针对用户侧行为可管理场景 1 与不可管理场景 2, 本节将分别提出对应的 5G 边缘计算网络任务卸载子问题求解方法。首先基于 GBD 方法将用户卸载子问题分解得到固定卸载决策 $\bar{x}$ 下的资源分配子问题, 对应式(38), 以及用户卸载决策主问题, 对应式(41)。

$$\min U_{edge}(f, p^x | \bar{x}) = E_k^{ED}(f, p^x | \bar{x}) p_k \quad (38)$$

约束:

$$\Psi = \begin{pmatrix} \sum_{u \in U} f_{uk} - f_k \\ p^{tx} - p_{\max}^{tx} \\ D_{uk}^{dx,b}(f, p^{tx} | \bar{x}) + D_{uk}^{c,b}(f, p^{tx} | \bar{x}) - T_{b,\max} \end{pmatrix} \leq 0 \quad (39)$$

$$\sum_{k=1}^K \bar{x}_{uk} = 1, \forall u \in U \quad (40)$$

$$\max_{x, z_e} z_e \quad (41)$$

约束:

$$\begin{aligned} z_e &\geq L_e(x, \bar{f}, \bar{p}^{tx}, \bar{g}), \bar{g} \geq 0 \\ 0 &\geq L_e(x, \bar{f}, \bar{p}^{tx}, \bar{g}) \\ L_e &= U_{edge}(x | \bar{f}, \bar{p}^{tx}) + \bar{g} \cdot \Psi(x | \bar{f}, \bar{p}^{tx}) \end{aligned} \quad (42)$$

其中 $L_e(\bar{x}, f, p^x, g)$ 对应给定卸载决策下的资源分配子问题拉格朗日方程, g 为关于约束矩阵 Ψ 的拉格朗日乘子集合, z_e 为引入的辅助变量。在资源分配子问题(38)中, 由于用户卸载决策 $\bar{x}$ 已给定, 各 MBS 仅需考虑选择自己的用户群体, 进而资源分配子问题(38)可视为关于 K 个 MBS 的一对多资源分配问题, 且 K 个问题求解互不干扰; 在用户可管理的场景下, 运营商可同时优化用户与 5G 网络效用, 此时用户服务支出与 5G 网络服务收入抵消, 子问题(38)可视为含用户与运营商的全局福利函数, 且明显属于凸函数, 当子问题可行时通过 CVX 等凸优化工具箱求解该凸函数获取全局福利最优解并记为问题上界; 若子问题不可行, 松弛为可行性确认子问题 $\min \Psi(f, p^x, \gamma | \bar{x}) \leq \gamma$, 其中 $\gamma \geq 0$ 为可行性确认

子问题的松弛向量。通过求解松弛化子问题获取可行解与可行切, 并将可行解带入主问题(36), 用于求解原问题的值下界。针对为混合整数规划的主问题(41), 通过松弛化整数变量为 $x \in [0, 1]$, 根据凸优化算法获取问题松弛解并基于四舍五入法恢复任务卸载决策二元解并以当前主问题取值作为下界, 当上下界差值小于一定非零整数时视为收敛。

2.4 用户行为不可管理的网络负荷调度策略

在用户不可管理场景下, 全局福利最优解无法满足用户服务需求, MBS 需激励用户购买适合通信与计算资源以配合负荷调度。针对上述问题, 引入契约理论分析用户行为影响, 契约理论用于描述雇员与雇主之间的经济互动, 并构建满足雇员特定需求的激励回报机制。在该场景下, 雇员对应用户, 雇主为 MBS, 雇主为削减购电成本, 需构建满足各用户最低通信质量的激励合同。用户与 MBS 距离决定了信道增益 g_{uk} 与用户通信质量, 进而根据用户与 MBS 距离划分出 m 类用户, 记用户种类标号 ϕ_m ; 其次, 引入虚拟价格 ω 表征用户购买资源所需成本, 记受 MBS k 服务的用户与 MBS k 的虚拟效用函数 U_{user}^v 、 U_k^v 分别为

$$U_{user}^v = \omega(f_m + p_m^{tx}) - \sum_{u \in m} \phi_m \left(\frac{\log(1 + f_m)}{\log(1 + p_m^{tx})} \right) \quad (43)$$

$$U_k^v = E_k^{ED}(f, p^x | \bar{x}) p_k - U_{user}^v \quad (44)$$

接着, 定义运营商与用户的个人理性 (Individual Rationality, IR): 合同参与者选择的合同必须是保证其效用非负, 即满足式(45)

$$\sum_{u \in m} \phi_m \left(\frac{\log(1 + f'_m)}{\log(1 + p_m'^{tx})} \right) - \omega(f'_m + p_m'^{tx}) \geq 0 \quad (45)$$

其中 f'_m 和 $p_m'^{tx}$ 为网络资源的归一化取值。假设 M_k^u 表示选择卸载到 MBS k 的用户类型数目, 基于契约理论, 最优契约对应最小化 MBS k 的虚拟开销问题(46)

$$\min U_k^v = \sum_{u \in M_k^u} M_k^u \left[E_k^{ED}(f, p^x | \bar{x}) p_k - U_{user}^v \right] \quad (46)$$

约束: 式(34), (45)

新增的 IR 约束(45)属于线性约束, 因此式(46)仍为关于 MBS 计算与通信资源的凸函数, 基于 KKT 条件可获取最优解, 求解方式同场景 1 的子问题(38), 本处不再赘述。最后, 在任务卸载子问题结果 $\{x, f, p^x\}$ 与纵向负载转移子问题结果 λ 给定前提下, DC 之间的负载横向空间转移不涉及各时隙网络信息, 同上述子问题可视为单时隙问题进行求解。DC 横向负荷调度子问题涉及变量 $\{E^p, c, H\}$, 其中式(13)要求火电购入量 E^p 与 DC 运行能耗以及可再生出力守恒, 而式(22)

将可再生能源出力转化为额外的服务器开机量,进而火电购入量可视为关于实际开机数目 H^p 的线性函数,云计算层的横向负荷调度子问题简化为仅关于 $\{H^p, c\}$ 的整数线性规划。接着,基于 GBD 分解后得到固定开机数下的门户负载分配子问题(47)以及 DC 服务器开机主问题(48)

$$\min L_D(c|\bar{H}_j^p) = \sum_{j \in \mathcal{J}} \left[(E_j^h + H_j^p e_j) p_j + \theta_{5,j} (H_j'(\bar{H}_j^p, c)) + D_j \right] + \theta_6 \left(\sum_{j \in \mathcal{J}} c_j - C \right) \quad (47)$$

约束: $\theta_6 \neq 0, \theta_{5,j} \geq 0$, 式 (12), (25)

$$\min_{H, z_D} z_D \quad (48)$$

$$z_D \geq L_D(\bar{H}_j^p | \bar{c}_j, \bar{\theta}_{5,j}, \bar{\theta}_6) \quad (49)$$

$$0 \geq L_D(\bar{H}_j^p | \bar{c}_j, \bar{\theta}_{5,j}, \bar{\theta}_6)$$

其中 $D_j = v^+ r_j \bar{\xi}_{r,j} - \sqrt{2 \lg \varepsilon^{-1}} \sigma r_j \bar{\xi}_{r,j}$, $\theta_{5,j}, \theta_6$ 为式(25)与(12)的拉格朗日乘子。基于 GBD 分解后的 DC 横向负荷调度子问题求解流程类似式(38)-(42), 本处不再赘述。基于云边协同的网络能量管理算法流程如图 4 所示。

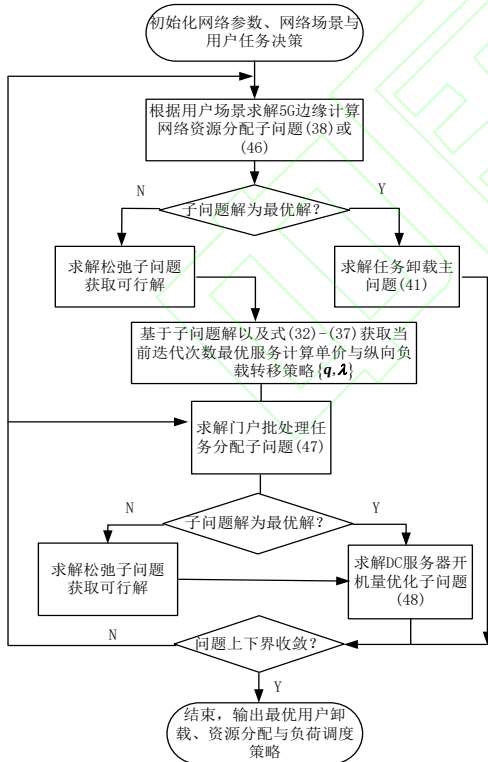


图 4 算法流程图

Fig. 4 Algorithm flow chart

3 仿真分析

本文基于 MATLAB R2019a 仿真平台进行仿

真验证, 仿真环境为 Intel(R) Core(TM) i7-10700F CPU @2.90GHz, 32G 内存。考虑一个跨 5 个地区的 5G 边缘网络与云计算联合调度场景, 包含 3 个中型 DC 以及 253 个 5G MBS, 其中 3 个中型 DC 由 IT 企业管理, 5G 边缘计算网络通信设施均属于运营商管理。各时段下 5 个地区的各台 5G MBS 服务的移动用户数目服从参数在 $\lambda_p(t) \in [30, 100]$ 浮动的泊松过程^[15], 设 MBS 以及 5G 边缘计算网络服务的移动用户在面积为 $10\text{km} \times 10\text{km}$ 的地理空间上分布服从泊松点过程^[15], 到达 5 个地区的 5G 边缘计算网络的计算密集型计算任务数目变化如图 5 所示, 其中 5G 无线通信过程涉及的信道增益 g_{uk} 、噪声功率 σ^2 与小区间平均干扰功率 λ 设定与计算参考文献[13]。DC 的批处理任务规模参考百度门户流量记录^[23], 如图 5 所示; 3 个中型 DC 处于不同地理区域, DC 的附属可再生能源站出力的日前预测结果来源于 PJM^[24], 如附录 A 的图 A1 所示。分钟级出力预测值由小时级数据叠加正态分布的预测误差模拟得到。三个 DC 与 MBS 基于随机划分的地区采用对应实时电价。最后, 其他仿真参数以及 5 个地区的电价设定分别如表 1 和附录 A 所示。

表 1 仿真参数设定

Table.1 Simulation parameters

仿真参数	仿真值
计算密集型业务数据规模, s_b	2Mb
计算密集型业务所需 CPU 周期, h_b	1Gcycles
MES 最大算力, $f_{\max}$	25GHz
满意程度因子, α	10
计算密集型任务时延限制, $T_{\max}^b$	1min
MBS 静态功耗, E_k^s	2.3kW
MES 闲时能耗占比, η	0.2
MES 计算能耗系数, κ	10^{-25}J
发射天线能耗效率系数, β	2.8571
DC 任务处理时延限制, $T_{\max}$	10min
DC 基础设施固定功耗, E^h	2MW
DC 服务器平均服务速率[25], μ	30 个
DC 服务器最大可开启数量, $H_{\max}$	250000
DC 活跃服务器平均功耗, e	200W
用户契约虚拟价格, ω	2 元/单位资源

在下述仿真实例中, 本文所提的用户行为可控的云边协同优化策略(对应场景 1)与用户行为不可控的云边协同优化策略(场景 2)将与云边独立调度信息的负荷优化策略、动态服务价格机制下仅调度通信资源的云边协同负荷优化策略以及固定计算服务定价机制下的云边协同负荷优化策略进行仿真对比, 以分析商业博弈行为和用户决策行为对云边网络购电成本优化的影响。另外, 为简化表示, 下述仿真图例的各时段仿真结果由每 60 个分钟级时隙的日内优化结果总和表示。

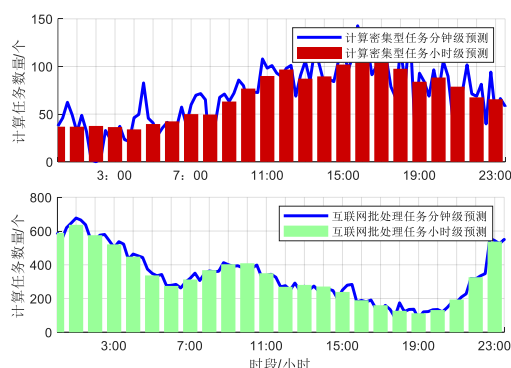


图 5 24 小时各类到达计算任务与批处理流量

Fig. 5 Arrival tasks and batch traffic in 24h

所提算法与对比算法在求解 60 个时隙调度问题最优解的收敛速率性能如图 6 所示。场景 1 的云边协同优化算法在 15 次迭代后达到算法收敛；因用户侧的任务卸载决策由激励合同直接决定了任务卸载收益，无需运营商集中求解整数 01 变量，进而收敛次数相对少于场景 1 所需收敛次数，但为满足用户需求其购电成本略高于场景 1。相比于本文算法，其他算法均接近或超过 30 次迭代后达到算法收敛，且用能成本高于本文所提方法。另外，本文场景 1 的云边协同优化算法求解 60 个时隙优化问题单轮迭代所需时间约为 22.3 秒，60 个时隙问题完成求解所需时间约为 330.92 秒，满足日前优化问题求解要求。

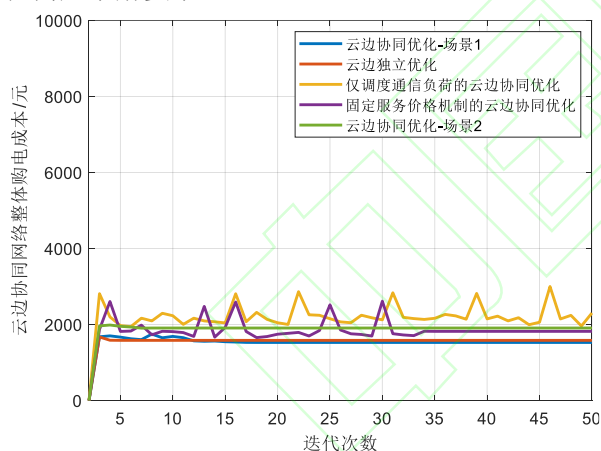


图 6 算法收敛性能对比

Fig. 6 Comparison of convergence of algorithms

图 7-a 与 7-b 为本文的云边协同模式与云作为补充的协同模式、云向边缘单向提供有偿服务的合作模式以及云与边点对点合作的协同模式的用能成本与网络运营成本优化性能对比。明显地，对比算法均未充分发挥云边网络的负荷削减潜力，其中云作为补充的协同模式具有最差的负荷削减效益，由于边缘仅在超出自己算力的时候才转移计算负载，导致运营商大部分负荷未通过转移至可再生能源出力丰富的 DC 完成计算。本文场景 1 的负荷调度策略通过合作博弈鼓励云边节点选择适合的对象在纵向协同上实现双向共享，提高了负荷转移潜力，避免 DC 在新能源出力短缺时无法向外部转出负荷，进而具有最优负荷削减效果；在计及用户行

为影响的前提下，场景 2 的策略通过契约激发用户积极性，也有利于调度用户配合网络购电成本削减，具有仅差于用户可调度场景 1 情况的最优用能成本。对应地，图 7-b 展示了 40-60 分钟时隙内计及网络计算服务运营成本后的总运营成本优化效果，类似 7-a，本文所提基于主从博弈的云边协同能量管理策略令运营商与 IT 企业、运营商与用户能够协商至合理的计算负载迁移服务方案，以较低的服务成本换取了较多的边缘侧计算负荷转移至可再生能源丰富的 DC 完成计算，并令用户选择更低电价的 MES 卸载任务，从而有效削减双方主体网络的运营成本。

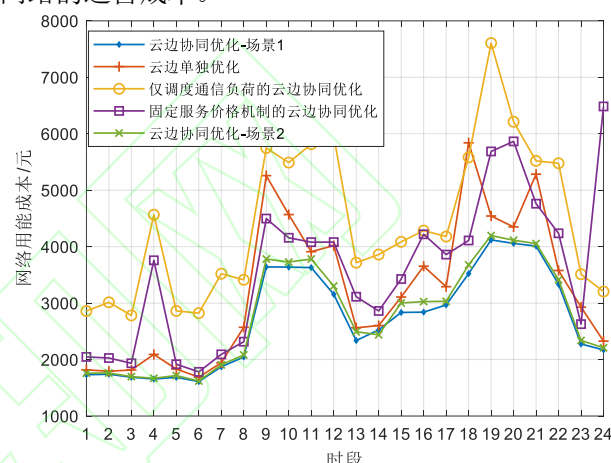


图 7-a 云边协同模式对负荷调度策略的影响

Fig. 7-a The impact of different cooperation modes to load dispatch strategy

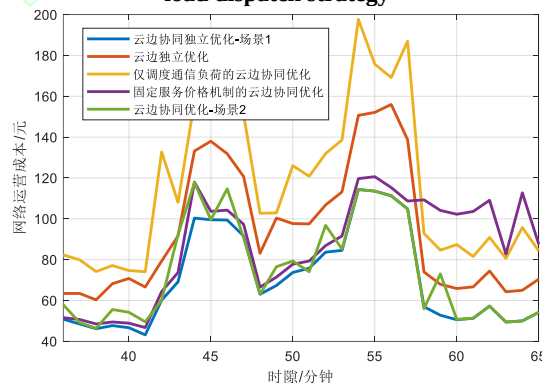


图 7-b 能量管理策略的网络运营成本分钟级优化效果对比

Fig. 7-b Comparison of minute-level network operation cost of different energy management strategy

场景 2 中云边协同网络的资源购买契约设计对用户行为以及网络负荷优化性能影响如图 8 所示。在契约虚拟单价取值较低，即 $\omega=2$ 的情况，5G 通信运营商为底层各类移动用户制定的边缘计算与 5G 通信资源购买契约更容易满足个人理性约束下的资源购买需求，有利于运营商以更低的网络运营成本去换取较高的网络用能成本削减，即具有接近于用户行为可管理场景下的云边协同负荷优化效果。随着契约虚拟单价上升，为满足 IR 约束，运营商需分配更多的通信与计算资源给用户以满足最低等级契约资源购买要求，进而引起 5G 边缘计算网络侧所需购电量上升，导致用能成本提高。

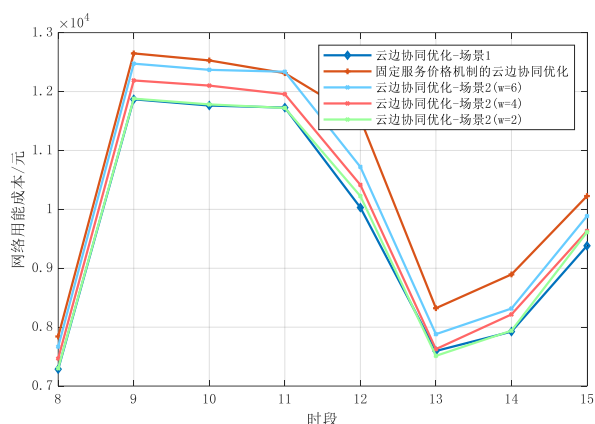


图8 契约虚拟价格对负荷调度策略的影响

Fig.8 The impact of contract virtual price on load dispatch

MES 计算服务定价机制设计对本文用电经济优化策略的影响如图 9 所示。固定服务单价机制 ($q=14$ 元每任务) 下的联合通信与计算资源用电策略无法鼓励运营商选择性地卸载更多任务到资源丰富的 DC 上完成计算, MES 上传到 DC 的负载量固定; 基于主从博弈的动态服务计算机制使 IT 企业与运营商通过博弈行为调整双方动作, 令运营商能够卸载更多任务到低价且可再生能源出力充沛或者计算资源丰富的 DC 上完成计算, 在降低 DC 可再生能源站运营成本同时有效削减边缘网络能耗; 在动态定价机制下, 仅调度通信资源的用电策略由于边缘网络计算性能处于最高值, 具有丰富空间消纳到达计算任务, 进而导致具有较少的可卸载任务量, 引起用电成本上升。

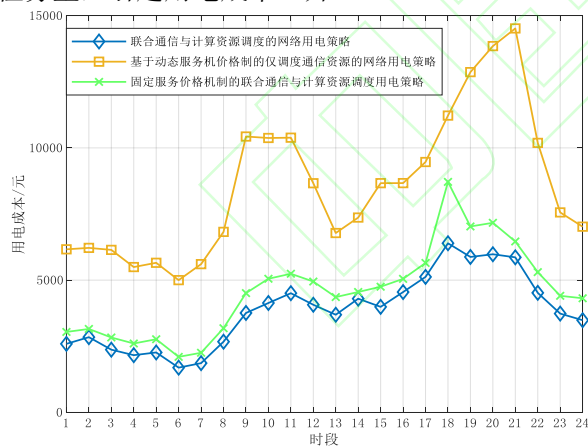


图9 计算服务定价机制对负荷调度策略的影响

Fig. 9 The impact of service price mechanism on load dispatch strategy

计算时延门限与 MES 计算资源变化对本文所提网络负荷优化策略的影响如图 10 所示。明显地, 时延门限决定了云边协同网络负荷可调度上界, 其中高时延门限 ($T_{\max}=2$) 有利于云边协同的负荷优化策略省下更多的通信或计算资源, 但各 MES 可用计算资源较少的时候, 为满足时延门限要求, 仍需牺牲一定计算负荷上升换取服务性能; 然而随着可用计算资源上升, 本文算法更快地达到时延门限可换取负荷优化空间, 即从 18MHz 开始网络用能

达到平稳, 而其他云边协同算法未充分利用时延门限提高负荷可削减空间, 随着计算资源上升仍具有相对较高的用能成本。当时延门限 $T_{\max}=0.5$, 计算资源需尽可能调用来满足业务计算需求, 此时各算法的负荷优化效果较差, 相比于时延门限宽松场景用能成本上升明显, 但随着可用资源上升, 网络协同能力相应提升, 从而负荷削减效果逐渐明显。

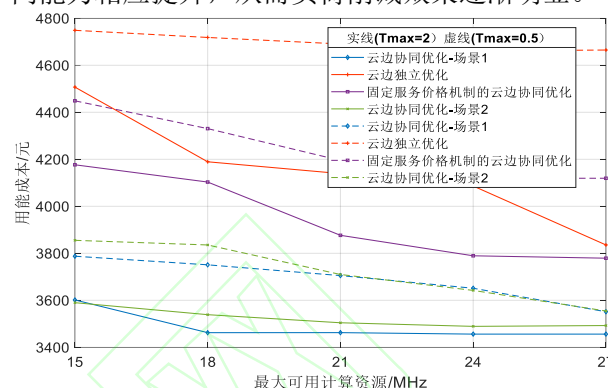


图10 网络时延门限与边缘计算资源变化对网络负荷的影响

Fig. 10 Influence of network delay threshold and edge computing resource variation on network load

类似地, 通信时延门限与 MBS 发射天线通信功率之间变化也将影响云边协同网络的用能成本变化, 具体变化如图 11 所示。在时延门限较高时, 本文算法以最低的通信功率换取 MBS 火电购买量削减, 并提高用能成本削减效果。当通信时延门限较高而通信资源较低时, 各算法为满足用户数据卸载要求致使通信功率可调空间较小, 均具有高网络功耗; 随着可用通信功率提升, 本文算法的用能成本逐渐下降达到平稳, 而其他算法的用能成本下降趋势较弱, 未充分利用时延门限对应的通信负荷削减空间。

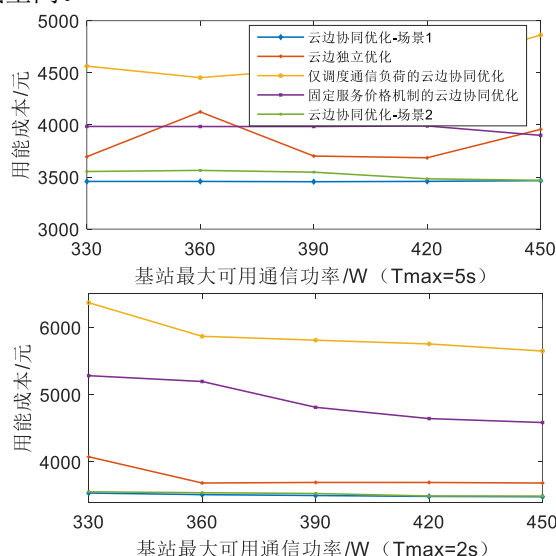


图11 网络时延门限与5G通信资源变化对网络负荷的影响

Fig. 11 Influence of network delay threshold and 5G communication resource variation on network load

4 结语

本文研究了考虑 5G 通信资源调度的信息与能

量协同优化策略,针对多地区可再生能源出力、实时电价差异性设计了联合跨地区的计算与通信负荷调度策略。此外,针对IT企业与运营商自私性问题,设计了基于IT企业-运营商主从博弈的服务定价机制来提高双方合作积极性,最后通过仿真分析证明了本文策略的有效性,并得出下述结论:

(1) 相比于仅考虑云边独立优化的用电经济策略,本文所提策略的云边网络整体用能成本平均下降了8.76%;

(2) 通过考虑并设计了计及云边协同商务行为以及用户资源购买行为的资源分配激励策略,本文方法提高了IT企业与运营商、用户多方的互动积极性,相比于用户可直接管理、不考虑云边商业行为影响情况,场景2所提策略的外部电网购电成本平均减少了16.47%,有利于支撑未来信息通信行业的绿色用电政策制定。

参考文献

- [1] 艾瑞咨询. 中国数据中心行业研究报告, (2020) [EB/OL] [2021-11-27], http://report.iresearch.cn/report_pdf.aspx?id=3699 Iresearch, China data Center Industry Research Report, (2020) [EB/OL] [2021-11-27], [http://report.iresearch.cn/report_pdf.aspx?id=3699\(in Chinese\)](http://report.iresearch.cn/report_pdf.aspx?id=3699(in Chinese)).
- [2] 中国电子信息产业发展研究院. 5G 产业发展白皮书 (2020)[EB/OL]. (2021-11-27). <http://www.mtx.cn/#/report?id=684243> China Center for Information Industry Development. White paper on 5G industry development (2020)[EB/OL].(2020-12-01). [http://www.mtx.cn/#/report?id=684243\(in Chinese\)](http://www.mtx.cn/#/report?id=684243(in Chinese)).
- [3] 杨挺,姜含,侯昱丞,等.基于计算负荷时-空二维迁移的互联多数据中心碳中和调控方法研究[J/OL].中国电机工程学报 :1-14[2021-11-26].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20210908.1425.014.html> YANG Ting, JIANG Han, HOU Yucheng, et al. Study on Carbon Neutrality Regulation Method of Interconnected Multi-datacenter Based on Spatio-temporal Dual-dimensional Computing Load Migration[J/OL]. Proceedings of the CSEE: 1-14[2021-11-26]. [http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20210908.1425.014.html\(in Chinese\)](http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20210908.1425.014.html(in Chinese)).
- [4] 曹雨洁,丁肇豪,王鹏,等.能源互联网背景下数据中心与电力系统协同优化(二): 机遇与挑战[J/OL].中国电机工程学报 :1-16[2021-11-27].<https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.210814>. CAO Yujie, DING Zhaohao, WANG Peng, et al. Coordinated Operation for Data Center and Power System in the Context of Energy Internet: Opportunities and Challenges[J/OL]. Proceedings of the CSEE: 1-16[2021-11-27]. [https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.210814\(in Chinese\)](https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.210814(in Chinese)).
- [5] 陈敏,高赐威,陈宋宋,等.考虑数据中心用电负荷调节潜力的双层经济调度模型[J].中国电机工程学报,2019,39(05):1301-1314. CHEN Min, GAO Ciwei, CHEN Songsong, et al. Bi-level Economic Dispatch Modeling Considering the Load Regulation Potential of Internet Data Centers[J]. Proceedings of the CSEE,2019,39(05):1301-1314.
- [6] Guo Y, Li H, Pan M. Colocation data center demand response using nash bargaining theory[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(5): 4017-4026.
- [7] 刘成运,孟超,景锐,等.A 级数据中心综合能源系统多目标优化设计和调度[J].电力系统自动化,2019,43(14):136-142. LIU Chengyun, MENG Chao, JING Rui, et al. Multi-objective Optimization Design and Scheduling of Intergrated Energy System in A-level Data Center[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019,43(14):136-142(in Chinese).
- [8] G. Zhang, S. Zhang, W. Zhang, et al. Distributed Energy Management for Multiple Data Centers with Renewable Resources and Energy Storages[J]. IEEE Transactions on Cloud Computing, 2020.3031881.
- [9] M. Jawad et al., A Robust Optimization Technique for Energy Cost Minimization of Cloud Data Centers[J]. IEEE Transactions on Cloud Computing, 2021, 9 (2): 447-460.
- [10] 吕佳炜,张沈习,程浩忠,等.集成数据中心的综合能源系统能量流-数据流协同规划综述及展望[J].中国电机工程学报,2021,41(16):5500-5521. LYU Jiawei, ZHANG Shenxi, CHENG Haozhong, et al. Review and Prospect on Coordinated Planning of Energy Flow and Workload Flow in the Integrated Energy System Containing Data Centers[J]. Proceedings of the CSEE,2021,41(16):5500-5521(in Chinese).
- [11] X. Hu, P. Li, Y. Sun. Minimizing Energy Cost for Green Data Center by Exploring Heterogeneous Energy Resource[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2021, 9(1): 148-159.
- [12] 雍培,张宁,慈松,等.5G 通信基站参与需求响应: 关键技术 与 前景 展 望 [J]. 中 国 电 机 工 程 学 报,2021,41(16):5540-5552. YONG Pei, ZHANG Ning, CI Song, et al. 5G Communication Base Stations Participating in Demand Response: Key Technologies and Prospects[J]. Proceedings of the CSEE,2021,41(16):5540-5552(in Chinese).
- [13] 周宸宇,冯成,王毅.基于移动用户接入控制的5G通信基

- 站需求响应[J].中国电机工程学报,2021,41(16):5452-5462.
- ZHOU Chenyu, FENG Cheng, WANG Yi. Demand Response of 5G Communication Base Stations Based on Admission Control of Mobile Users[J]. Proceedings of the CSEE,2021,41(16):5452-5462(in Chinese).
- [14] H. Zhang, Y. Wang, H. Ji et al. A Sleeping Mechanism for Cache-Enabled Small Cell Networks With Energy Harvesting Function[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2020, 4(2): 497-505.
- [15] Á. F. Gambín, M. Rossi. A Sharing Framework for Energy and Computing Resources in Multi-Operator Mobile Networks[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management,2020, 17(2): 1140-1152.
- [16] A. El Amine, H. A. H. Hassan, L. Nuaymi. Battery-Aware Green Cellular Networks Fed By Smart Grid and Renewable Energy[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2021, 18(2): 2181-2192.
- [17] X. Chen et al. Distributed Online Optimization of Edge Computing with Mixed Power Supply of Renewable Energy and Smart Grid[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021.3123275.
- [18] Y. Sun et al.Collaborative Dynamic Task Allocation with Demand Response in Cloud-Assisted Multi-Edge System for Smart Grids[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021.3096979.
- [19] S. Wang, X. Zhang, Z. Yan et al. Cooperative Edge Computing With Sleep Control Under Nonuniform Traffic in Mobile Edge Networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(3): 4295-4306.
- [20] T. Zhao, S. Zhou, L. Song, et al. Energy-optimal and delay-bounded computation offloading in mobile edge computing with heterogeneous clouds[J]. China Communications, 2020, 17(5): 191-210.
- [21] H. Wang, J. Huang, X. Lin et al. Proactive Demand Response for Data Centers: A Win-Win Solution[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016,7(3): 1584-1596.
- [22] A. Nemirovski and A. Shapiro. Convex approximations of chance constrained programs[J]. SIAM Journal on Optimization, 2006,17(4): 969-996.
- [23] 百度, 百度统计基础报告(2021)[DB/OL]. (2021-11-27). <https://tongji.baidu.com/web/demo/overview/index?siteId=16847648>
- Baidu, Baidu Statistics basic report(2021)[DB/OL]. (2021-11-27). <https://tongji.baidu.com/web/demo/overview/index?siteId=16847648>(in Chinese).
- [24] PJM, Wind Generation(2015)[DB/OL]. (2021-11-27). <https://www.pjm.com/markets-and-operations/data-dictionary.aspx>
- [25] M. N. H. Nguyen, C. W. Zaw, K. Kim, et al. Let's Share

the Resource When We're Co-Located: Colocation Edge Computing[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(5): 5618-5633.

附录 A 三个 DC 可再生能源出力预测结果与电价信息

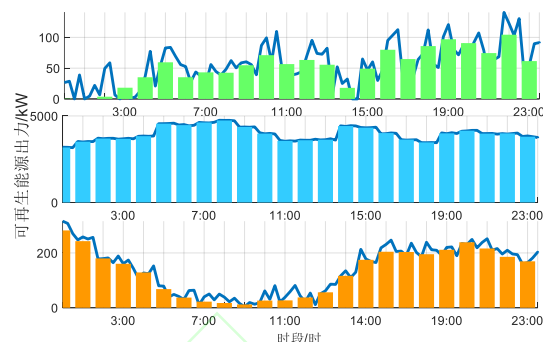


图 A1 数据中心附属可再生能源站日前出力预测结果

Fig. A1 The forecast results of output of the renewable energy station attached to the data center

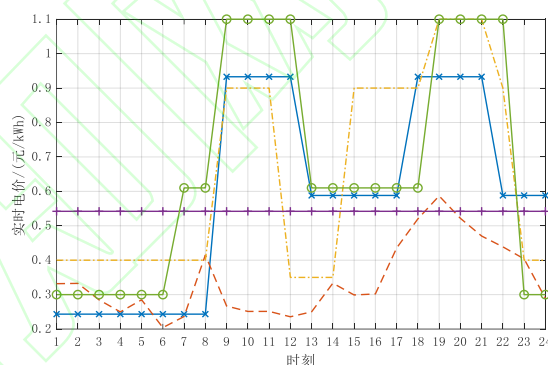


图 A2 电价套餐各时段取值

Fig. A2 The value of price of electricity package in each time slot



孙毅

孙毅 (1972), 男, 工学博士, 教授, 主要研究方向为需求响应, 电力信息与通信技术;

陈恺 (1997), 男, 博士研究生, 主要研究方向为能源互联网, 电力信息与通信技术, kulewubi@163.com;

左强 (1984), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为电气工程。

卢达 (1986), 男, 博士, 工程师, 主要研究方向为电测量。

杨泓玥 (1997), 女, 博士研究生, 主要研究方向为需求侧管理、微网运行优化。

李跃 (1993), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向: 配网设备及运行分析。