

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.231261

基于算力-能量全分布式在线共享的5G网络负荷管理策略

孙毅¹, 陈恺¹, 郑顺林¹, 王文婷², 于芑², 李开灿³, 董文秀³

(1. 华北电力大学电气与电子工程学院, 北京 102206; 2. 国网山东省电力公司电力科学研究院, 山东 济南 250000;
3. 国网山东省电力公司, 山东 济南 250001)

摘要: 5G与边缘计算等信息基础设施海量部署造成运营商用电成本上升, 需推动边缘网络与电网的能量互动以节能降本。现有研究重点关注边缘网络参与日前经济调度, 未考虑可再生能源和网络流量双重随机性造成的网络能量供需不平衡问题。针对强随机环境下的网络负荷管理问题, 提出面向虚拟化边缘网络的能量实时管理策略。首先, 以网络用能成本最小化为目标, 构建联合网络资源管理、储能充放电与能量共享模型。其次, 针对未来网络信息未知无法直接求解的问题, 提出基于随机对偶次梯度法的在线管理策略。然后, 针对资源共享涉及运营商隐私问题, 提出全分布式的计算资源与能量协同共享算法。最后, 仿真验证表明, 所提在线算法在无需先验知识的前提下有效减少了5G边缘网络的用能成本。

关键词: 5G通信; 在线调度; 信息能量耦合; 资源共享; 随机对偶次梯度法; 联邦梯度下降法

Energy optimization strategy of a 5G edge network based on load-energy online full-distributed sharing

SUN Yi¹, CHEN Kai¹, ZHENG Shunlin¹, WANG Wenting², YU Peng², LI Kaican³, DONG Wenxiu³

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;
2. State Grid Shandong Electric Power Research Institute, Jinan 250000, China;
3. State Grid Shandong Electric Power Company, Jinan 250001, China)

Abstract: The massive deployment of information infrastructure including 5G base station and edge computing server has increased the electricity purchasing cost for network operators. Thus it is necessary to promote the interaction of energy between the edge network and power grid to achieve energy saving and cost reduction. Current studies mainly focus on the edge network participating in a day-ahead economic dispatch strategy without considering that the double randomness of renewable energy and network traffic may cause the mismatch of energy supply and demand in the network. To cope with the network load management problem in a strongly random environment, a real-time energy management strategy faced to a virtualized network is proposed. First, to minimize the sum of time-average energy cost, a joint resource allocation, energy storage and energy sharing model is proposed. Second, to solve the proposed multi-slot problem with future network information being unknown, this paper proposes an online resource allocation algorithm based on a stochastic dual-subgradient method. Also, a full distributed energy-computing resource sharing strategy is investigated considering the protection of privacy of operators. Finally, the simulations show that proposed online algorithm effectively reduces the total energy purchasing cost of a 5G edge network without a-priori knowledge.

This work is supported by the National Key Research and Development Program of China (No. 2022YFB2402900).

Key words: 5G communication; online allocation; information-energy coupling; resource sharing; stochastic dual-subgradient method; federal gradient descent method

0 引言

在国家“新基建”重要部署推动下, 第五代通

信(5th generation mobile communication, 5G)与边缘计算(edge computing, EC)成为信息领域的发展热点, 并成为满足车联网等复杂需求的关键信息技术^[1]。然而边缘服务器(edge computing server, ECS)、5G基站等边缘信息基础设施的海量部署也随之给电力系统带来不可忽视的负荷增长。单台5G基站功耗高达4.297 kW, 为单个4G基站功耗的4倍^[2], 预计

基金项目: 国家重点研发计划项目资助(2022YFB2402900); 国家电网科技项目“极高渗透率分布式光伏发电自适应并网与主动同步关键技术”资助(52060023001T)

2025 年的用电量将达到近 2000 亿 kWh^[3-4], 算力设备的年耗电量预计在 2030 年达到 519 亿 kWh^[5]。边缘侧网络负荷增长对电力与通信行业的规划带来巨大冲击, 严重制约信息“新基建”规划开展。

为削减网络用电成本, 国内外学者深入研究了电网协助 5G 网络节能优化机制^[6]。文献[7]提出对 5G 通信与空调负荷开展协同管理以提高用电能效比。文献[8]提出将光储一体化 5G 基站纳入配网调度, 并构建了含 5G 基站负荷削减的辅助市场优化模型。文献[9]提出一种基于马尔可夫模型的 5G 基站储能评估方法以减少滚动优化引起的源荷波动, 但滚动优化计算复杂度过高。文献[10]提出考虑通信可靠性的 5G 基站动态储能模型, 并构建了联合优化光伏消纳与网络运营成本的多目标调度模型。然而上述工作重点关注 5G 通信负荷、储能单元与电网的协同, 忽略了 5G 网络利用本地可再生能源(renewable energy source, RES)、储能与网络负载联合调度产生的负荷削减潜力。

网络资源调度、储能分配与能量共享的联合优化近年来受到广泛关注。文献[11]提出基于 Nash 博弈的托管边缘数据中心能耗优化策略, 提出基于日前计划-日内修正的网络负荷能量管理算法。文献[12]将灵活资源与 RES 纳入联合调度框架, 并提出基于交替方向乘子法的点对点能量共享策略优化外部购电成本。文献[13]提出基于合作博弈的计算资源和能量 P2P 共享模型以公平分配各运营商(network operator, NO)的用电开销。然而上述日前调度研究默认具备网络流量与 RES 出力的先验知识。实际情况下用户流量与 RES 出力难以精准预测^[14], 网络实时功率与电力线路功率不匹配易引起线路过载或通信失败, 上述方案无法实现实时优化。

针对网络或 RES 信息不确定下的网络能量在线管理问题, 基于李雅普诺夫优化或人工智能的实时调度方案被提出。基于李雅普诺夫方法的实时调度方面, 文献[15]构建了考虑能量共享损耗的异构基站能量在线管理模型, 并提出基于李雅普诺夫流量准入控制方法降低通信购电成本。文献[16]提出面向三层混合供能边缘计算的任务卸载与能量调度模型, 并通过李雅普诺夫算法实时优化服务器购电成本。基于人工智能的实时能量管理方面, 文献[17]提出一种多 ECS 协同的微网能量实时管理架构, 并提出一种基于元强化学习的能量调度策略以削减 RES 出力不确定前提下的火电购入量。文献[18]应用模型预测控制方法在线优化边缘计算网络能耗。然而李雅普诺夫优化要求随机过程满足平稳独立的强假设, 人工智能算法性能取决于预测模型训

练精度, 无法适用实际场景。

同时, 随着 5G 虚拟化架构发展, 通信运营商分离为移动虚拟网络运营商(mobile virtual network operator, MVNO)与基础设施提供商(infrastructure provider, INP)。INP 管理通信功率等物理资源, MVNO 从 INP 调用物理资源生成网络切片^[19]。MVNO 购买网络资源将影响 INP 的用电成本, INP 需同时协调 MVNO 与电网开展能量管理。文献[20]首次研究了虚拟化网络场景下 INP 与电网互动方案, 但仍采用日前计划。基于上述背景, INP 的能量管理面临下述挑战: 基于预测的在线优化模型依赖高精度的先验数据知识, 无法在未知 MVNO 与电网信息前提下在线优化用电成本; 其次, 以 ADMM 算法为代表的 P2P 能量共享策略^[12,21]在双方信道被窃听时仍会面临资源共享隐私信息泄露问题^[22], 无法应用于 INP 与 MVNO 复杂交互场景下的能量管理; 另外, 上述工作仅独立关注基于网络资源或能量共享的负荷转移/削减方案, 而计算资源独立共享易引起能量共享中绿电占比不均产生额外用电成本。

针对上述问题, 本文工作与创新点概括为:

1) 针对电网协助 5G 虚拟化网络优化用电成本涉及多个主体, 建立多 MVNO、多 INP 和电网协同的边缘网络设施能量管理模型, 以长期碳排放与长期电网购电成本总和最小化为目标, 构建计算、通信资源分配, 能量共享和储能资源管理的联合优化策略;

2) 针对所提随机优化问题面临未来网络信息无法获取, 而人工智能算法性能依赖预测数据质量、李雅普诺夫优化要求随机过程服从强假设的问题, 提出基于随机对偶次梯度法的多时隙约束耦合问题解耦方法, 在无需考虑网络流量服从特定随机分布的强假设前提下, 将多时隙随机优化问题解耦为单时隙确定性问题, 实现无需网络先验知识即可在线求解;

3) 为避免虚拟计算资源迁移影响 INP 的负荷削减效果, 并保护 INP 隐私, 提出基于联邦梯度下降法的完全分布式计算-能量资源共享策略, 并构建考虑电价变化的绿色算力折算模型, 提高 INP 算力共享产生的碳减排能力。最后, 基于仿真算例证明所提在线管理模型在不同网络状态随机分布下的用电成本优化性能与算法适用性。

1 系统模型与问题描述

1.1 虚拟化 5G 接入网络模型

如图 1 所示, 考虑一个园区规模的 5G 虚拟化接入网络场景, 存在 K 个 INP 与 M 个 MVNO, INP

拥有 K 个 5G 基站(base station, BS)与附属 ECS, 如图 2 所示, 本文场景下 ECS 主要为机架式边缘计算服务器, 单台服务器可调节负荷最高达 4 kW, 具有与 5G 基站相近的功耗体量^[23]。各 INP 均部署有可再生能源收集装置(例如分布式光伏或小型风机)与储能电池, BS 与 ECS 可同时由内部单元与外部电网供电。INP 为上层 MVNO 提供通信与计算网络的基础设施物理资源; MVNO 实时购买 INP 的基础设施物理资源, 并基于网络虚拟化技术为订阅其服务的虚拟用户群体提供 5G 网络通信与边缘云计算服务, INP 与 MVNO 集合分别记为 $\mathcal{K} = \{1, 2, \dots, K\}$, $\mathcal{M} = \{1, 2, \dots, M\}$, 其中购买第 k 个 INP 基础设施资源的 MVNO 集合表示为 \mathcal{M}_k 。INP 的 BS 与 ECS 是一一映射关系, 在下文中, 第 k 个 BS 或第 k 个 ECS 均表示第 k 个 INP。区别于传统无线网络, INP 与 MVNO 是多对多映射, INP 可为多个 MVNO 提供物理资源, MVNO 可订阅多个 INP 资源形成网络切片服务用户流量。

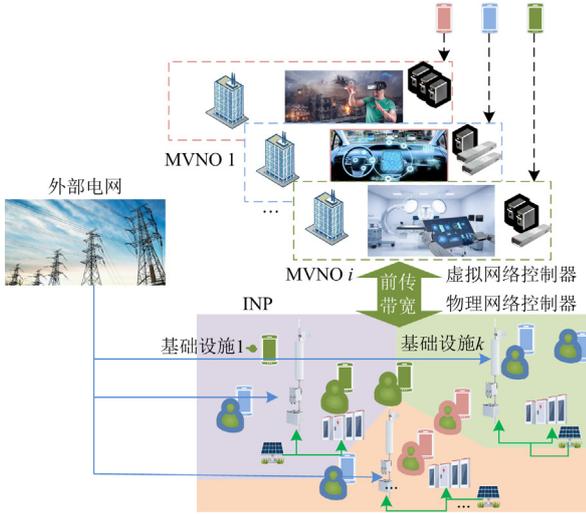


图 1 5G 虚拟化接入网模型

Fig. 1 5G virtualized network model

设时间被划分为多个离散时隙, 记时隙集合为 $T = \{1, 2, \dots, t, \dots\}$, 每个时隙长度表示为 Δt 。由于网络运行实时性要求, 本文网络资源与能量调度动作在各时隙中同时进行^[17]。假设第 t 个时隙(下文简称时隙 t)下第 i 个 MVNO 的网络流量到达速率服从参数为 $\lambda_i(t)$ 的非齐次泊松点过程, 请求数据包规模服从平均值为 $1/v(i)$ 的独立分布, 其中 $\lambda_i(t)$ 与 $v(i)$ 均为随机未知值。记第 i 个 MVNO 在第 k 个 BS 产生的流量为 $\gamma_{ik}(t) = \lambda_i(t)/v(i)$ 。

1.2 5G 虚拟网络能量管理模型

对选择购买第 k 个 INP 的通信资源的第 i 个 MVNO, 订阅其服务的用户群体得到的上行无线通

信速率 $r_{ik}(t)$ (单位 bits/s) 记为

$$r_{ik}(t) = \omega_{ik}(t) \log_2 \left(1 + \frac{P_{ik}(t)g_{ik}(t)}{\sigma_k^2 + \chi} \right) \quad (1)$$

式中: $\omega_{ik}(t)$ 为时隙 t 中第 k 个 INP 分配的带宽资源; $P_{ik}(t)$ 为时隙 t 中第 i 个 MVNO 向第 k 个 BS 购入的通信资源, 订阅第 i 个 MVNO 的虚拟用户群体与第 k 个 BS 物理连接时享用同一通信资源; $g_{ik}(t)$ 为订阅第 i 个 MVNO 的虚拟用户群体与第 k 个 BS 之间的信道增益的数学期望; σ_k^2 为第 k 个 BS 的无线信道噪声功率; χ 为小区间干扰功率。

虚拟化网络的带宽资源分配方案与用户接入数量有关, 进而本文不深入讨论用户接入问题对虚拟网络能量管理的影响, 采用基于用户流量比例分配的带宽模型来简化讨论。记第 k 个 INP 得到的带宽资源表示为

$$\omega_{ik}(t) = W_k \gamma_{ik}(t) / \sum_{i \in \mathcal{M}_k} \gamma_{ik}(t) \quad (2)$$

式中, W_k 为第 k 个 BS 的带宽资源上限。第 i 个 MVNO 在时隙 t 的通信时延 $D_{ik}^x(t)$ 与第 k 个 BS 服务第 i 个 MVNO 产生的 BS 运行功耗 $E_k^x(t)$ 分别表示为

$$D_{ik}^x(t) = \gamma_{ik}(t) / r_{ik}(t) \quad (3)$$

$$E_k^x(t) = \beta \sum_{i \in \mathcal{M}_k} [P_{ik}(t)\Delta t] + E_k^s(t) \quad (4)$$

式中: β 表示 BS 的有源天线单元能耗效率系数; $E_k^s(t)$ 为第 k 个 BS 的静态功耗, 用于维持 BS 基本运行。

基于动态电压频率缩放技术, INP 可实时配置与调整各 ECS 的中央处理器(central processing unit, CPU)工作频率。设时隙 t 中第 i 个 MVNO 购入第 k 个 INP 计算资源服务网络切片产生的计算时延 $D_{ik}^c(t)$ 如式(5)所示。

$$D_{ik}^c(t) = \gamma_{ik}(t) f_{ik}(t) / f^c \quad (5)$$

式中: $f_{ik}(t)$ 为第 k 个 INP 在时隙 t 分配给第 i 个 MVNO 的计算资源; f^c 为处理单位流量负载所需 CPU 周期数。

虚拟化网络允许 INP 购买其他 INP 的计算资源来转移计算负荷^[19], 设第 k 个 INP 转移至第 k' 个 INP 的计算资源由 CPU 工作功率表示, 记为 $f_{kk'}^s(t)$ 。第 k 个 ECS 的本地计算功耗 $E_k^c(t)$, 以及第 k 个 INP 转移至第 k' 个 INP 的计算功耗 $E_{kk'}^{co}(t)$ 服从线性功耗模型^[24]。

$$\begin{cases} E_k^c(t) = \varpi \left[\sum_{i \in \mathcal{N}_k} f_{ik}(t) \right]^2 F_{\max} - E_{kk'}^{\text{co}}(t) + E_{k'k}^{\text{co}}(t) \\ E_{kk'}^{\text{co}}(t) = \varpi f_{kk'}^s(t)^2 F_{\max}, f_{kk'}^s(t) + f_{k'k}^s(t) = 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中: F_{\max} 表示 CPU 最大工作频率; ϖ 表示 ECS 的计算能耗系数。

1.3 INP 运营成本模型

INP 运营成本(operational expenditure, OPEX)包括提供 5G 网络物理资源服务成本以及 5G 物理网络运行过程产生的用能成本, 其中各 INP 可视为一个微网, 当可再生能源出力不足时, INP 首先通过能量共享弥补用能缺口, 其次依赖自备的基站储能设备, 最后再购入外部火电。类似文献[25]假设, 本文场景内 INP 网络负荷均存在于市区规模配电网的一个特定节点上, 忽略电网潮流约束对 INP 能量共享的影响。

为量化描述 MVNO 购入网络资源提供服务产生的效益, 引入对数函数描述 MVNO 从 INP 购买资源数量对应的虚拟网络服务收益 $C_{ik}^{\text{SP}}(t)$ [26]。

$$C_{ik}^{\text{SP}}(t) = \pi \left[\log_2(1 + T_i - D_{ik}^c(t)) + \log_2(1 + T_i - D_{ik}^{\text{ix}}(t)) \right] \quad (7)$$

式中: π 为 INP 根据 MVNO 的网络 QoS 获取的单位收益, 为非负定值; T_i 为第 i 个网络切片时延限制。

INP 的用能成本由外部电网购电成本、碳排放成本、能量共享成本、储能设施损耗成本组成。INP 可直接从外部电网购电, 若可再生能源出力超出用能需求, INP 可以向电网售电获取利润。第 k 个 INP 可通过算力共享, 将计算负荷迁移至其他 INP, 并承担其 INP 的部分购电成本。INP 的总购电成本 $C_k^g(t)$ 表示为

$$C_k^g(t) = p_k^b(t)E_k^{\text{grid}}(t) - p_k^s(t)E_k^{\text{out}}(t) - p_k^b(t)E_{k'k}^{\text{co}}(t) + p_k^s(t)E_{kk'}^{\text{co}}(t) \quad (8)$$

式中: $E_k^{\text{grid}}(t)$ 、 $E_k^{\text{out}}(t)$ 分别为向外部电网购入与售出功率; $p_k^b(t)$ 、 $p_k^s(t)$ 分别对应第 k 个 INP 在时隙 t 的实时电价与上网电价, $p_k^b(t) > p_k^s(t)$; $p_k^b(t)$ 为第 k' 个 INP 在时隙 t 的实时电价。实际上, 各时隙中两种电价均为不确定量, 仅能获取当前时隙的电价信息。

根据碳排放流理论, INP 从外部电网购电需承担发电侧产生的碳排放成本。本文采用实时碳价计算时隙 t 中第 k 个 INP 的碳排放成本 C_k^c 。

$$C_k^c(E_k^{\text{grid}}(t)) = \varepsilon_0 \mathcal{G} E_k^{\text{grid}}(t) \quad (9)$$

式中: ε_0 为单位煤炭碳排放量; \mathcal{G} 为外部电网的碳排放特征系数。另外, INP 的储能设施充放电将产

生电池损耗成本 $C_k^b(t)$, 其与充放电功率呈线性关系

$$C_k^b(t) = C_b (\zeta^{\text{ch}} b_k^{\text{ch}}(t) + b_k^{\text{dis}}(t) / \zeta^{\text{dis}}) \quad (10)$$

$$B_k(t+1) = B_k(t) + \zeta^{\text{ch}} b_k^{\text{ch}}(t) - b_k^{\text{dis}}(t) / \zeta^{\text{dis}} \quad (11)$$

$$\lambda_{\text{ch}}^t + \lambda_{\text{dis}}^t = 1, \lambda_{\text{ch}}^t, \lambda_{\text{dis}}^t \in \{0, 1\} \quad (12)$$

式中: C_b 为单位充放电损耗成本; $b_k^{\text{ch}}(t)$ 、 $b_k^{\text{dis}}(t)$ 分别为储能单元充、放电功率; ζ^{ch} 与 ζ^{dis} 分别为第 k 个 INP 的储能单元充放电效率; λ_{ch}^t 、 λ_{dis}^t 分别为充放电决策变量, 充电时 $\lambda_{\text{ch}}^t = 1$, 放电时 $\lambda_{\text{dis}}^t = 1$, 实际运行中 5G 网络储能单元无法同时进行充放电; $B_k(t)$ 为时隙 t 的第 k 个 BS 储能单元剩余容量, 一般地 BS 储能设备可调度容量占比为 20%~60%, BS 储能设备的最大与最小荷能状态约束参考文献[9]。

INP 除了基于算力共享实现空间负荷的转移, 还可通过 P2P 能量交易削减用能成本。设 $E_{kk'}(t)$ 对应在时隙 t 里第 k 个 INP 共享给第 k' 个 INP 的电能, 若 $E_{kk'}(t) > 0$, 第 k 个 INP 向第 k' 个 INP 提供电能, 反之第 k 个 INP 从第 k' 个 INP 获取电能。INP 依赖 P2P 电力交易平台共享电能, 其共享电能面临传输线路与公共连接点的功率限制

$$|E_{kk'}(t)| \leq E_{kk'}^{\text{max}}, E_{kk'}(t) + E_{k'k}(t) = 0, \forall t \quad (13)$$

$$E_{k,\min}^{\text{pcc}} \leq E_k^{\text{out}}(t) + \sum_{k' \in \{\mathcal{K} \setminus k\}} (E_{kk'}(t) - E_{k'k}(t)) \leq E_{k,\max}^{\text{pcc}} \quad (14)$$

式中: $E_{kk'}^{\text{max}}$ 为基站电功率共享约束; $E_{k,\max}^{\text{pcc}}$ 、 $E_{k,\min}^{\text{pcc}}$ 分别为第 k 个 BS 所在公共连接点功率上下限, $\{\mathcal{K} \setminus k\}$ 为 \mathcal{K} 除去第 k 个 BS 以外的集合。

引入一个二次函数描述 INP 参与 P2P 能量共享市场获取电能的满意程度, 第 k 个 INP 参与 P2P 能量共享产生的不满意成本 $C_k^p(t)$ 为

$$C_k^p(t) = \alpha_k \sum_{k' \in \{\mathcal{K} \setminus k\}} [E_{kk'}(t)]^2 + \beta_k \sum_{k' \in \{\mathcal{K} \setminus k\}} E_{kk'}(t) \quad (15)$$

式中, α_k 、 β_k 均为 P2P 能量共享的效用函数因子, α_k 、 $\beta_k > 0$ 。

INP 在获取电能满足 MVNO 的通信与计算资源配置需求同时, 其电能功率变化需满足功率平衡。

$$E_k^{\text{grid}}(t) + R_k(t) + b_k^{\text{dis}}(t) + \sum_{k' \neq k} E_{k'k}(t) =$$

$$E_k^{\text{ix}}(t) + E_k^c(t) + E_k^{\text{out}}(t) + b_k^{\text{ch}}(t) + \sum_{k' \neq k} E_{kk'}(t) \quad (16)$$

$$0 \leq E_k^{\text{grid}}(t) \leq E_{\max}^b, 0 \leq E_k^{\text{out}}(t) \leq E_{\max}^s \quad (17)$$

$$0 \leq R_k(t) \leq R_k^{\text{max}} \quad (18)$$

式中: E_{\max}^b 、 E_{\max}^s 分别对应第 k 个 INP 与外部电网进行电能交易的购、售电功率上限; $R_k(t)$ 为时隙 t

的第 k 个 INP 的可再生能源发电量; R_k^{\max} 为第 k 个 INP 的可再生能源最大出力。

1.4 长期优化问题建立

本文目标为提出一种网络资源分配、信息与能量资源共享联合优化策略,以最小化网络的长期碳排放与购电成本。考虑到 INP 网络资源实时交易与分配属于随机优化问题,目标函数为最小化 INP 的时间平均碳排放成本、时间平均购电成本与时间平均网络服务成本之和,如式(19)所示。

P1: $\min U =$

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbb{E} \left[\sum_{k=1}^K \left[C_k^p(t) + C_k^g(t) + C_k^c(t) + C_k^b(t) - \sum_{i=1}^M C_{ik}^{\text{SP}}(t) \right] \right] \quad (19)$$

约束:

$$D_{ik}^c(t) + D_{ik}^{\text{ix}}(t) \leq T_i, \forall t \quad (20)$$

计算与通信资源分配约束如式(21)和式(22)所示。

$$0 \leq \sum_{i \in \mathcal{M}_k} f_{ik}(t) - \sum_{k' \neq k} (f_{kk'}^s + f_{k'k}^s) \leq f_{k,\max}, \forall t, k \quad (21)$$

$$0 \leq P_{ik}(t) \leq P_{\max}, \forall t, k \quad (22)$$

式中: $C_k^{\text{SP}}(t) = \sum_{i \in \mathcal{M}_k} C_{ik}^{\text{SP}}(t)$; $\mathbb{E}[\cdot]$ 表示某函数的数学期望; T_i 表示最大服务时延限制; $f_{k,\max}$ 为第 k 个 INP 的计算资源容量上限; P_{\max} 为最大传输功率。

优化问题 P1 的复杂变量相互关联,其中网络资源配置策略影响火电购买与能量共享情况,而能量配置结果又进一步改变 INP 的网络资源分配;另外,网络流量与可再生能源变化随机性强,问题获取最优解需依赖未来通信与电力网络信息,无穷多个时隙相互耦合并进一步提高求解难度。针对信息-能源-时间三重耦合问题,本文提出一种在线资源分配策略以获取问题近似最优解。

2 在线虚拟资源分配与能量共享策略

本节首先提出基于随机对偶次梯度法的多时隙问题解耦方法;其次,提出一种全分布式的虚拟计算与能量资源隐私共享策略。

2.1 基于随机对偶次梯度法的多时隙问题解耦

由于可再生能源出力与 MVNO 到达流量均具有不确定性,导致未来网络的信息与能量变化状态难以预测,随机优化问题获取全局最优解依赖未来所有时隙信息,多时隙耦合造成问题求解复杂度高。对此,首先基于时隙解耦方法将原储能队列时间变化约束式(11)转化为关于时间平均约束,如式(23)所示。

$$\sum_{t=0}^T \frac{B_k(T) - B_k(0)}{T} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(\zeta^{\text{ch}} b_k^{\text{ch}}(t) - \frac{b_k^{\text{dis}} \nu}{\zeta^{\text{dis}}} \right) \quad (23)$$

其中 $B_k(T)$ 和 $B_k(0)$ 取值受最大与最小荷能状态约束^[9],对式(23)两边分别除以 $T(T \rightarrow \infty)$,得到

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \mathbb{E}[B_k(T) - B_k(0)] = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=0}^T \mathbb{E} \left[\zeta^{\text{ch}} b_k^{\text{ch}}(t) - b_k^{\text{dis}}(t) / \zeta^{\text{dis}} \right] = 0 \quad (24)$$

经上述变化,问题 P1 的约束式(11)变形为式(24),INP 储能状态变化模型转化为可解耦形式。接着,基于式(11)构建关于 INP 的虚拟能量变化队列 $B_k^v(t)$

$$\begin{cases} B_k^v(t+1) = B_k^v(t) + \zeta^{\text{ch}} b_k^{\text{ch}}(t) - \frac{b_k^{\text{dis}}(t)}{\zeta^{\text{dis}}} \\ B_k^v(t) = B_k(t) - \theta_k(t) \end{cases} \quad (25)$$

式中: $B_k^v(t)$ 表示实际储能队列 $B_k(t)$ 的状态偏移,视为储能队列的能量变化与备用能量之间的差值,用于量化实时储能消耗偏离 INP 储能长期运行约束的程度; $\theta_k(t)$ 表示时隙 t 下第 k 个 INP 储能单元的动态备用容量,其取值与网络流量接入速率 $\Delta t / \gamma_{ik}(t)$ 有关,具体参考文献[10]。虚拟储能变化队列可取负值,并保证储能单元变化满足约束式(11)与式(24)。

记满足时隙 t 网络通信时延与资源分配约束的网络资源与能量调度策略变量集合为 $F(t) = \{b^{\text{ch}}(t), b^{\text{dis}}(t), E^{\text{out}}(t), E^{\text{grid}}(t), E_k(t), P(t), f(t)\}$, μ 为式(25)的拉格朗日乘子集合, $\mu = \{\mu_1(t), \dots, \mu_K(t)\}$, 问题 P1 的拉格朗日方程表示为

$$L(F, \mu) = \mathbb{E}[L(F(t), \mu(t))] \quad (26)$$

式中, $L(F(t), \mu(t))$ 为时隙 t 的优化目标瞬时拉格朗日方程,如式(27)所示。

$$L(F(t), \mu(t)) = \sum_{k=1}^K \left\{ C_k^p(t) + C_k^g(t) + C_k^c(t) + C_k^b(t) - C_k^{\text{SP}}(t) + \mu_k(t) \cdot \left[\zeta^{\text{ch}} b_k^{\text{ch}}(t) - b_k^{\text{dis}}(t) / \zeta^{\text{dis}} \right] \right\} \quad (27)$$

由于瞬时拉格朗日方程(式(27))的拉格朗日乘子取值与时隙 t 观察到的网络状态有关,因此长期随机优化问题的拉格朗日方程由无穷多个时隙的瞬时拉格朗日方程的数学期望表示。式(27)的对偶方程表示为

$$\max_{\mu_1, \mu_2, \mu_3} D(\mu) = \max_{\mu} \min_{F(t), \forall t} L(F, \mu) \quad (28)$$

离线求解式(28)依赖无穷多时隙的网络参数,其中离线获取乘子 $\mu_k(t)$ 梯度更新式为

$$\frac{\partial L}{\partial \mu_k(t)} = \mathbb{E} \left[\zeta^{\text{ch}} b_k^{\text{ch}}(t) - b_k^{\text{dis}}(t) / \zeta^{\text{dis}} \right], \forall t \quad (29)$$

然而由于时间维度的无穷性以及网络随机性, 无法获取未知分布特性的随机网络参数的数学期望, 所有拉格朗日乘子无法实现全局离线更新。随机次梯度下降法具有抗随机性并且在缺乏先验知识的情况下可渐近收敛到全局最优的优点, 在无需计算(式(29))数学期望的前提下获取拉格朗日乘子的随机近似, 即通过式(30)在线更新随机拉格朗日乘子 $\mu'_k(t+1)$ 。

$$\mu'_k(t+1) = \mu'_k(t) + \eta_k \left[\zeta^{\text{ch}} b_k^{\text{ch}}(t) - b_k^{\text{dis}}(t) / \zeta^{\text{dis}} \right] \quad (30)$$

式中, η_k 为随机拉格朗日乘子 $\mu'_k(t)$ 的更新步长。

令 $B_k^{\text{v}}(t) = \mu'_k(t) / \eta_k$, 此时每个时隙 t 的随机拉格朗日乘子更新信息从上一时隙 $(t-1)$ 获取。尽管无法直接优化多时隙子问题组成的长期随机优化问题, 但引入虚拟队列将原本的储能队列时隙耦合约束变成稳定性约束后, 原问题通过优化其拉格朗日函数的偏移加罚函数上界以获取近似最优解^[24-25]。基于上述分析, 各时隙 t 的 INP 最优网络资源与能量分配决策 $F(t)$ 可通过当前时隙 t 的问题 P2 获取原问题 P1 近似最优解, 无需再依赖先验知识。

$$\text{P2: } \min \sum_{k=1}^K \left[C_k^{\text{p}}(t) + C_k^{\text{g}}(t) + C_k^{\text{c}}(t) + C_k^{\text{b}}(t) - C_k^{\text{sp}}(t) + \eta_k B_k^{\text{v}}(t) (\zeta^{\text{ch}} b_k^{\text{ch}}(t) - b_k^{\text{dis}}(t) / \zeta^{\text{dis}}) \right] \quad (31)$$

2.2 5G 虚拟网络资源在线分配方法

问题 P1 变形为单时隙问题 P2 后可省略时隙符号。单时隙问题 P2 的多个变量相互耦合, 基于交替代理理论, 问题 P2 分解为固定能源决策下的 INP 与 MVNO 网络资源交易子问题 G_k^1 , 以及固定网络资源交易决策下的火电交易与能量 P2P 共享子问题 G_k^2 , 分别对应式(32)和式(34)。

$$\min_{P, f} G_k^1 = - \sum_{k=1}^K \sum_{i \in \mathcal{M}_k} C_{ik}^{\text{sp}} \quad (32)$$

约束为

$$\begin{aligned} E_k^{\text{G}} &= E_k^{\text{tx}} + E_k^{\text{c}} \quad (33) \\ \min_{\substack{b_k^{\text{dis}}, b_k^{\text{ch}}, \lambda_k^{\text{ch}}, \lambda_k^{\text{dis}}, \\ E_{ik}^{\text{in}}, E_k^{\text{grid}}, E_k^{\text{out}}}} G_k^2 &= \sum_{k=1}^K \left[C_k^{\text{p}}(t) + C_k^{\text{g}}(t) + C_k^{\text{c}}(t) + C_k^{\text{b}}(t) + \eta_k B_k^{\text{v}}(t) \left(\zeta^{\text{ch}} b_k^{\text{ch}}(t) - \frac{b_k^{\text{dis}}(t)}{\zeta^{\text{dis}}} \right) \right] \quad (34) \end{aligned}$$

式中, E_k^{G} 表示式(16)中外部购售电、能量共享以及储能充放电功率的总和。

在虚拟网络资源交易子问题(式(32))中, 一方面, MVNO 服务时延由计算与通信时延组成, 式(20)导致 INP 的通信与计算资源分配策略相互制约; 另一方面, INP 的历史碳排放与分时电价也将改变 INP

的用能成本计算并影响 INP 的网络资源售出数量。假设子问题(式(32))已知能量调度与资源共享决策 $\{E_k^{\text{in}}, b_k^{\text{dis}}, b_k^{\text{ch}}, E_k^{\text{grid}}, f_k^{\text{c}}\}$, 当第 i 个 MVNO 在第 k 个 INP 生成的切片通信时延与计算时延总和与最大服务时延 T_i 相等时, 第 k 个 INP 仅需付出最低用能成本即可满足 MVNO 切片服务质量要求。基于上述分析, 为减少变量数量与求解复杂度, 引入辅助变量 d_{ik} 改写约束(20), 并将子问题式(32)改写为式(35)。

$$\min_{d_{ik}} G_k^1 = -\pi \sum_{i \in \mathcal{M}_k} [\log(1 + T_i - d_{ik}) + \log(1 + d_{ik})] \quad (35)$$

$$\sum_{i \in \mathcal{M}_k} f_{ik} = \sum_{i \in \mathcal{M}_k} \frac{\gamma_{ik} f_{ik}^{\text{c}}}{T_i - d_{ik}} \leq F'_{\text{max}} \quad (36)$$

$$P_{ik} = \left[\frac{\sigma_k^2 + \chi}{g_{ik}} \left(2^{\omega_{ik} d_{ik}} - 1 \right) \right] \leq P_{\text{max}} \quad (37)$$

$$D_{i, \text{max}} = \frac{\gamma_{ik}}{\omega_{ik} \log_2 \left(1 + \frac{(E_k^{\text{G}} / \beta_k T_i) g_{ik}}{\sigma_k^2 + \chi} \right)} \leq d_{ik} \leq T_i \quad (38)$$

式中: $D_{i, \text{max}}$ 为满足约束的最差传输时间; F'_{max} 为 INP 共享计算资源后实际拥有的计算资源; d_{ik} 为关于第 i 个 MVNO 可获得的第 k 个 INP 资源分配可行集的传输时间。

对式(35)求 d_{ik} 的一阶、二阶偏导, 分别如式(39)和式(40)所示。

$$\frac{\partial G_k^1}{\partial d_{ik}} = -\pi \left(\frac{1}{1 + d_{ik}} - \frac{1}{1 + T_i - d_{ik}} \right) \quad (39)$$

$$\frac{\partial (G_k^1)^2}{\partial^2 d_{ik}} = \pi \left(\frac{1}{(1 + d_{ik})^2} + \frac{1}{(1 + T_i - d_{ik})^2} \right) \quad (40)$$

由于 d_{ik} 必然小于 T_i , 式(39)和式(40)明显为凸函数, 子问题(式(35))必然为凸函数, 极值点存在且唯一。基于对偶分解法构建式(35)的对偶拉格朗日方程, 如式(41)所示。

$$\begin{aligned} \max_{\xi_1, \xi_2, \theta_{ik}, \vartheta_{ik} \geq 0} \min_{d_{ik}} L(d_{ik}, \xi_1, \xi_2, \theta_{ik}, \vartheta_{ik}) &= \\ \left[-\pi \sum_{i \in \mathcal{M}_k} [\log_2(1 + d_{ik}) + \log_2(1 + T_i - d_{ik})] + \right. & \\ \left. \xi_1 \left(\sum_{i \in \mathcal{M}_k} \frac{\gamma_{ik} f_{ik}^{\text{c}}}{T_i - d_{ik}} - F'_{\text{max}} \right) + \xi_2 \left(\frac{\sigma_k^2 + \chi}{g_{ik}} \left(2^{\omega_{ik} d_{ik}} - 1 \right) - P_{\text{max}} \right) + \right. & \\ \left. \sum_{i \in \mathcal{M}_k} \theta_{ik} (D_{i, \text{max}} - d_{ik}) + \sum_{i \in \mathcal{M}_k} \vartheta_{ik} (d_{ik} - T_i) \right] & \quad (41) \end{aligned}$$

式中, ξ_1 、 ξ_2 分别对应式(36)、式(37)的拉格朗日乘子; θ_{ik} 和 ϑ_{ik} 对应式(38)的拉格朗日乘子。

明显地, 式(41)的一阶偏导属于超越代数方程, 难以直接获取 d_{ik} 的极值点。对此, 引入牛顿迭代法完

成问题求解。首先定义函数 $\varphi_1(d_{ik})$ 和 $\varphi_2(d_{ik})$ ，分别如式(42)和式(43)所示，其中 $\varphi_1(d_{ik}) + \varphi_2(d_{ik}) = \partial L / \partial d_{ik}$ 。

$$\varphi_1(d_{ik}) = \frac{\pi}{1+d_{ik}} + \theta_{ik} - \vartheta_{ik} - \xi_2 \left(\frac{\sigma_k^2 + \chi 2^{\frac{\gamma_{ik}}{\omega_{ik} d_{ik}}} \gamma_{ik} \ln 2}{g_{ik} \omega_{ik} d_{ik}} \right) \quad (42)$$

$$\varphi_2(d_{ik}) = \frac{\pi}{1+T_i-d_{ik}} + \xi_1 \frac{\gamma_{ik} f^c}{(T_i-d_{ik})^2} \quad (43)$$

$\varphi_1(d_{ik})$ 为单调递减函数，而 $\varphi_2(d_{ik})$ 为单调递增函数，两者变化曲线必然存在交叉，进而存在极值点。

基于牛顿迭代法， d_{ik} 最优值可通过迭代更新获取，第 l 轮迭代得到的 $d_{ik}(l)$ 记为

$$d_{ik}(l) = d_{ik}(l-1) - \frac{\varphi_1(d_{ik}(l-1)) - \varphi_2(d_{ik}(l-1))}{\varphi_1'(d_{ik}(l-1)) - \varphi_2'(d_{ik}(l-1))} \quad (44)$$

式中， $\varphi_1'(d_{ik}(l-1))$ 和 $\varphi_2'(d_{ik}(l-1))$ 分别为第 $l-1$ 轮迭代下式(42)、式(43)关于 $d_{ik}(l)$ 的一阶导数。

基于式(44)更新 $d_{ik}(l)$ 后，结合式(37)和式(38)可得到第 l 轮迭代的计算与通信资源分配方案，再根据梯度下降法更新拉格朗日乘子。通过交替迭代至算法收敛，获取最优的计算与通信资源分配方案。

2.3 全分布式的计算-能量资源协同共享策略

获取 INP 的最优通信与计算能耗分配后，本节通过求解子问题 G_k^2 获取最优网络能量管理方案。区别于能量共享策略，算力共享产生的负荷转移量受碳排放单价和实时电价影响，在高电价时段执行算力共享可能产生高用能成本，阻碍网络负荷削减。针对上述问题，提出一种分布式能量与计算资源协同共享策略。

区别于文献[14]独立划分参与能量共享和算力共享的用户集合，本文首先提出一种基于用能成本的绿色计算资源协助用户划分方法，以避免计算负荷转移过程导致能量共享不均与用能成本上升。基于式(6)定义第 k 个 INP 分配给 MVNO 的绿色计算资源数量为 $F_k^{\text{free}} = \min \left(\sum_{i \in \mathcal{M}_k} T_i f^c / \gamma_{ik}, \sqrt{R_k / (\varpi F_{\max})} \right)$ ，给定 MVNO 交易策略下第 k 个 INP 的剩余绿色计算资源 F_k^n 或缺口 F_k^s 如式(45)所示。

$$\begin{cases} F_k^n = \sum_{i \in \mathcal{M}_k} f_{ik} - F_k^{\text{free}}, \sum_{i \in \mathcal{M}_k} f_{ik} \geq F_k^{\text{free}} \\ F_k^s = F_k^{\text{free}} - \sum_{i \in \mathcal{M}_k} f_{ik}, \sum_{i \in \mathcal{M}_k} f_{ik} < F_k^{\text{free}} \end{cases} \quad (45)$$

对应地，假设 p_{\min}^b 为当前时隙中除第 k 个 INP 所在地区外的最低实时电价，该信息可通过电网公司与碳交易平台公开信息获取。基于式(46)计算当

前时隙剩余绿色计算资源的 INP 售出计算资源最低可得效益 $C_k^{c,s}$ ，以及本地剩余发电量售出给电网对应收益 $C_k^{g,s}$ 。

$$\begin{cases} C_k^{c,s} = p_{\min}^b \varpi (F_k^s)^2 F_{\max} \\ C_k^{g,s} = p_k^s (E_k^r - E_k^{\text{ix}} - E_k^c) \end{cases} \quad (46)$$

若 $C_k^{c,s} > C_k^{g,s}$ ，表示第 k 个 INP 共享计算资源为其他 INP 转移计算负荷产生的收益大于向电网售电的收益，此时该类 INP 可同时作为计算与能量共享的协助用户；反之，第 k 个 INP 仅参与能量共享，不提供算力共享。

构建参与计算与能量共享的 INP 类型集合划分规则后，针对各 INP 之间通过计算资源或能量共享削减边缘基础网络设施用能成本将引起订阅的 MVNO 用户或自身隐私泄露、交替向乘法(alternating direction method of multipliers, ADMM)无法解决攻击者通过窃听共享模型参数推导隐私信息的问题[22]，提出基于联邦梯度下降法的全分布式计算-能量资源共享算法。联邦梯度下降法无需 INP 直接共享本地参数，仅需传递附加随机扰动后的零隐私信息，即可令各 INP 更新其本地资源共享方案，有效解决本地参数泄露引起的隐私风险。首先构建关于第 k 个 INP 能量 P2P 共享子问题 G_k^2 的增广拉格朗日方程，如式(47)所示。

$$\begin{aligned} & C_k^p + C_k^g + C_k^c + C_k^b + \eta_k B_k^v \left(\zeta^{\text{ch}} b_k^{\text{ch}} - \frac{b_k^{\text{dis}}}{\zeta^{\text{dis}}} \right) + \\ & [\ell_{1k} (E_{kk'} + E_{k'k}) + \ell_{2k} (f_{kk'}^s + f_{k'k}^s)] + \\ & \frac{\rho}{2} [(E_{kk'} + E_{k'k})^2 + (f_{kk'}^s + f_{k'k}^s)^2] + \\ & \zeta_k (E_k^{\text{grid}} + R_k + b_k^{\text{dis}} + \sum_{k' \neq k} E_{k'k} - \\ & E_k^{\text{ix}} - E_k^c - E_k^{\text{out}} - b_k^{\text{ch}} - \sum_{k' \neq k} E_{kk'}) \end{aligned} \quad (47)$$

式中： ρ 为增广拉格朗日方程的惩罚系数； ℓ_{1k} 、 ℓ_{2k} 与 ζ_k 分别对应式(6)、式(13)与式(16)的拉格朗日乘子。

接着，基于 KKT 条件分别得到给定第 l 轮迭代下拉格朗日乘子取值的算力共享闭合解 $f_{kk'}^{s(l)}$ 、能量共享闭合解 $E_{kk'}^{(l)}$ 以及式(6)与式(13)的拉格朗日乘子更新表达式

$$f_{kk'}^{s(l+1)} = \frac{\ell_{2k}^{(l)} + \rho f_{kk'}^{s(l)}}{\zeta_k^{(l)} 2\varpi F_{\max} - \rho} \quad (48)$$

$$E_{kk'}^{(l+1)} = \frac{\zeta_k^{(l)} - \ell_{1k}^{(l)} - \beta_k - \rho E_{kk'}^{(l)}}{2\alpha_k + \rho} \quad (49)$$

$$\ell_{2k}^{(l+1)} = [\ell_{2k}^{(l)} + \nu (f_{kk'}^{s(l)} - f_{k'k}^{s(l)})]^+ \quad (50)$$

$$\tilde{c}_{1k}^{(l+1)} = [\tilde{c}_{1k}^{(l)} + \nu(E_{kk'}^{(l)} - E_{kk'}^{(l)})]^+ \quad (51)$$

式中: ν 表示迭代更新步长; $[\cdot]^+$ 表示向上取整。

为实现全分布式求解, 基于联邦梯度乘法引入 2 个辅助变量 $\{a_{kk'}, e_{kk'}\}$ 修改约束式(6)与式(13), 得到

$$\begin{cases} e_{kk'} = E_{kk'} + E_{k'k} \\ a_{kk'} = f_{kk'}^s + f_{k'k}^s \end{cases} \quad (52)$$

接着, 构建辅助变量以及拉格朗日乘子的状态估计方程。

$$e_{kk'}^{(l+1)} = e_{kk'}^{(l)} + \rho(E_{kk'}^{(l)} - E_{kk'}^{(l+1)}) + w_{kk'}(e_{kk'}^{(l)} - e_{kk'}^{(l)}) \quad (53)$$

$$a_{kk'}^{(l+1)} = a_{kk'}^{(l)} + \rho(f_{kk'}^{s(l)} - f_{kk'}^{s(l+1)}) + w_{kk'}(a_{kk'}^{(l)} - a_{kk'}^{(l)}) \quad (54)$$

$$\tilde{c}_{2k}^{(l+1)} = \tilde{c}_{2k}^{(l)} + w_{kk'} \sum_{k' \neq k} (\tilde{c}_{2k'}^{(l)} - \tilde{c}_{2k}^{(l)}) + \nu a_{kk'}^{(l)} \quad (55)$$

$$\tilde{c}_{1k}^{(l+1)} = \tilde{c}_{1k}^{(l)} + w_{kk'} \sum_{k' \neq k} (\tilde{c}_{1k'}^{(l)} - \tilde{c}_{1k}^{(l)}) + \nu e_{kk'}^{(l)} \quad (56)$$

式中, $w_{kk'} = 1/(K+1)$ 。通过引入估计值 $\tilde{c}_{2k}^{(l)}$ 和 $\tilde{c}_{1k}^{(l)}$, INP 之间的计算或能量共享决策无需再共享本地参数与拉格朗日乘子实值, 仅需基于式(53)~式(56)传递共享辅助变量与拉格朗日乘子的估计值 $\{e_{kk'}^{(l)}, a_{kk'}^{(l)}, \tilde{c}_{2k}^{(l)}, \tilde{c}_{1k}^{(l)}\}$ 进行本地模型更新, 即可获取全局求解。进而引入估计值后的计算资源与能量共享闭合解表示为

$$f_{kk'}^{s(l+1)} = \frac{\tilde{c}_{2k}^{(l)} + \rho a_{kk'}^{(l)}}{\zeta_k^{(l)} 2\omega F_{\max} - \rho} \quad (57)$$

$$E_{kk'}^{(l+1)} = \frac{\zeta_k^{(l)} - \tilde{c}_{1k}^{(l)} - \beta_k - \rho e_{kk'}^{(l)}}{2\alpha_k + \rho} \quad (58)$$

联邦梯度下降法的收敛性能类似 ADMM 算法性能证明, 本文不再赘述。所提在线联合网络资源分配、计算与能量协同共享算法流程如图 2 所示。

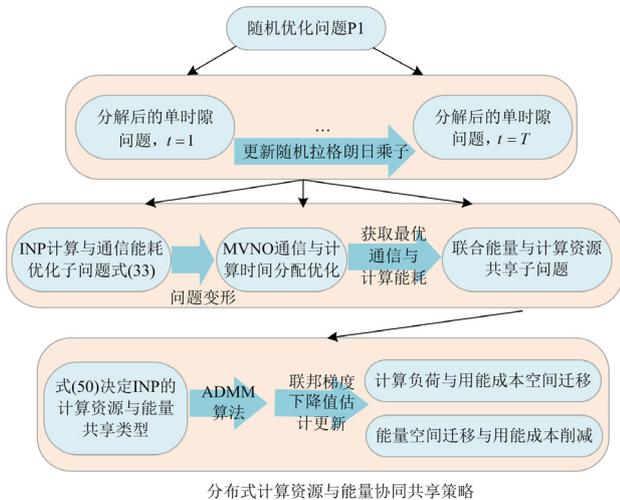


图 2 求解算法流程示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the proposed solutions

3 仿真分析

本文基于 Matlab R2019a 进行仿真验证, 服务器环境为 Intel(R) Core(TM) i7-10700F CPU@ 2.90 GHz, 32 G 内存。考虑如图 1 所示的 5G 虚拟网络场景, 场景涉及面积达 $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$, 存在 20 个 MVNO 与 10 个 INP。设 160 个时隙内所有 INP 服务的用户规模变化随机分布系数如图 3 所示, 且各 MVNO 服务的虚拟用户的物理位置分布服从泊松点过程^[19], 且用户的计算任务数据规模服从 $1/\nu(i) = 2$ 的指数分布, 订阅第 i 个 MVNO 的用户信道增益 g_i 与订阅虚拟用户的物理位置有关, 本文假设用户具有理性, 优先选择信道最佳的第 k 个 BS 接入并卸载任务, 其数值计算以及噪声功率 σ_k^2 与小小区平均干扰功率 χ 均参考文献[14]。各 INP 部署的可再生能源设备出力预测数据来源于 PJM。各时隙中的虚拟用户流量、可再生能源出力实际取值由随机分布或出力预测值叠加随机误差得到, 且实际值无法提前获取。最后, 其他仿真参数如表 1 所示。

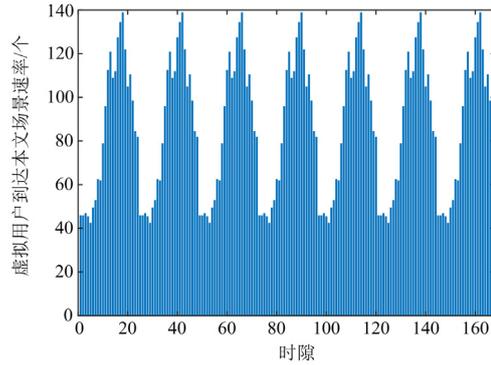


图 3 虚拟用户规模变化

Fig. 3 Variation of virtual user size

在下述仿真实例中, 本文所提策略简称为在线优化算法。本文算法将与基于粒子群(particle swarm optimization, PSO)的网络能量管理算法、不考虑电能共享的网络能量管理算法、仅考虑能量共享的能量管理算法以及仅考虑计算共享的能量管理算法进行对比, 分析本文算法的网络运营成本优化效果以及能量管理对网络通信与计算性能影响。基于文献[22], 各子仿真的在线拉格朗日乘子更新步长均取值为 $\eta = \varepsilon_0 g / (0.5B_{\max} + P^{\text{dis}, \max} - P^{\text{ch}, \max})$ 。

本文取 140 时隙长度验证所提算法性能, 各算法的时间平均 OPEX 如图 4 所示。由于 PSO 算法具有短视性, 难以获取多时隙优化问题的全局最优解, 在时隙 40 与时隙 100 均存在长期用能成本波动, 相比于本文算法多出近 167% 的网络运营成本。本文算法基于虚拟能量队列与网络资源分配决策联合优化

表 1 仿真参数设定

Table 1 Simulation parameters setting

仿真参数	仿真值
任务数据规模期望 v^{-1}/Mb	2
单位任务所需 CPU 周期 $f^c/\text{Gcycles}$	0.05
CPU 最大工作频率 F_{\max}/GHz	2.5
计算任务时延限制 T_i/s	20
BS 静态功耗 E_k^s/kW	2.3
ECS 能量利用效率 ω/J	10^{-25}
发射天线能耗效率系数 β	2.8571
INP 服务单位收益 $\pi/(\text{元}/\text{单位资源})$	2
电网碳排放特征系数 $g/(\text{g}/\text{kWh})$	310
单位碳排放量 $e_o/(\text{kg CO}_2/\text{kg})$	2.3
5G 储能单元容量上限 B_{\max}/kWh	18
最大放电功率 $P^{\text{dis,max}}/\text{kWh}$	3
最大充电功率 $P^{\text{ch,max}}/\text{kWh}$	3

计算与能量共享方案，可基于虚拟队列变化实时调整当前时隙最优能量共享方案，在无需未来网络信息前提下在线优化能量与网络资源分配，具有更优的碳减排与用能削减效果。另外，基于计算共享的能量管理策略仅能通过计算负荷转移实现用能成本下降，未能利用剩余绿色能源进一步削减火电消耗；而基于能量共享的能量管理策略会面临部分 INP 接收计算任务过多引起 ECS 过载，产生更高 OPEX。

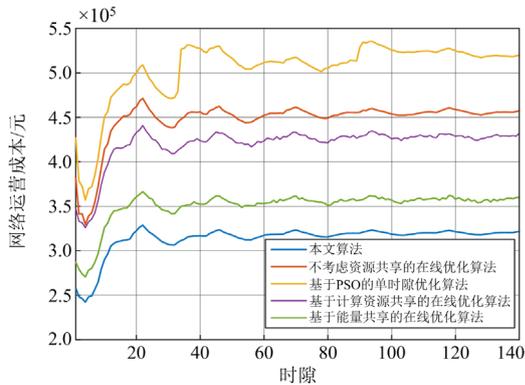


图 4 INP 网络运营成本优化效果对比

Fig. 4 Comparison of the optimization results on OPEX of INP

本文算法的虚拟队列控制性能如图 5 所示。以 1 号 INP 在时隙 20—25 的状态为例，当前时隙 20 的 OPEX 较低时，虚拟储能队列堆积的用能量较低，无需对 INP 用能开展控制；随着后续时隙 21—24 中实时 OPEX 上升至较高值，对应地虚拟储能队列的用能累积值上升，表明当前时隙 INP 1 的储能单元备用能量耗尽或可再生能源出力不足需进行充电动作。在第 25 时隙时，基于虚拟储能队列取值决定

INP 的充电动作，为后续时隙提供可用能量并对应地在后续 26—30 时隙中具有足够电能削减因外部购电产生的 OPEX。

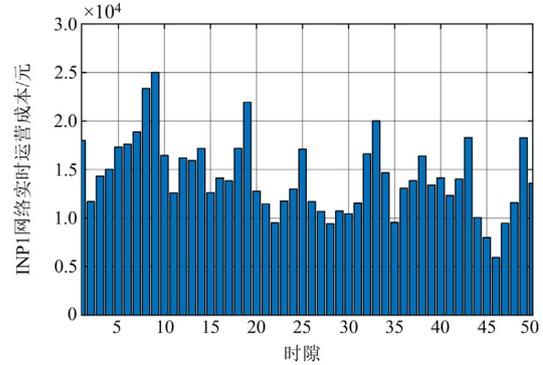


图 5 在线优化算法控制性能展示

Fig. 5 Analysis of the control performance of online optimization algorithm

动态碳计量方法将改变 INP 储能在不同时刻充电的碳排放量，并影响时间平均成本优化性能，图 6 与图 7 展示了所提方法对不同碳计量方案的适应性。其中图 6 展示了基于分时碳计量方案下的各能量管理策略的时间平均 OPEX。分时碳计量方案下各 INP 的网络碳排放成本仅与不同时刻下注入电网的绿电占比有关。因此在无法获取未来动态碳排放因子的先验知识前提下，能量管理策略仅关注当前时隙下的碳排放因子与实时电价的空间分布为各 INP 分配计算与能源资源，以实现负荷削减。本文算法通过引入虚拟储能队列对网络运营成本变化进行实时控制，从而无需未来网络信息也能够引导 INP 在线调整网络与能量分配，进而其碳排放成本仅为不考虑能量共享情况的 70.13%。

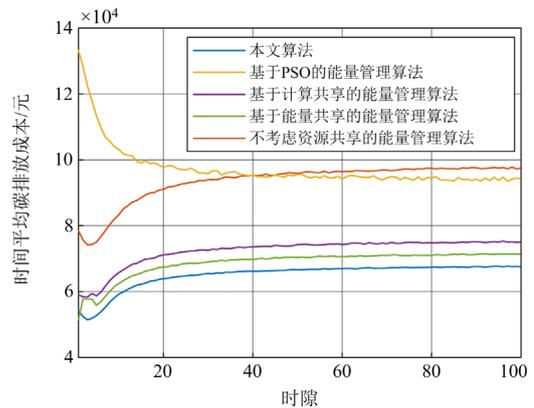


图 6 分时碳计量方案下的网络碳排放成本对比

Fig. 6 Comparison of the carbon emission cost with time-of-use carbon metering scheme

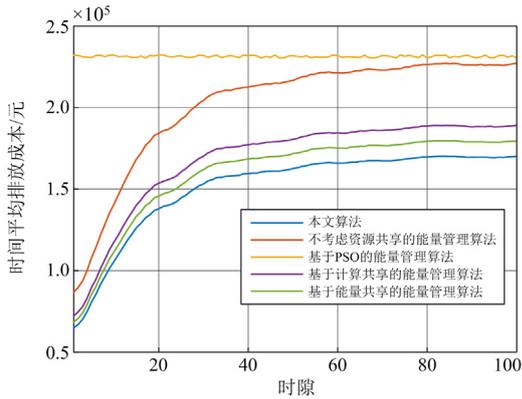


图7 阶梯碳计量方案下的网络碳排放成本对比
Fig. 7 Comparison of the carbon emission cost with ladder-type carbon metering scheme

阶梯碳计量方案^[27]对各能量管理策略的影响如图7所示。区别于分时碳计量方案,阶梯碳计量方案对应的碳排放成本同时依赖历史与未来网络信息,而基于PSO的能量管理算法具有短视性,仅能根据当前时隙信息进行短期优化,因此其时间平均的OPEX变化平稳但具有最差的优化性能;本文算法可通过虚拟储能队列记录历史能量交易变化,并对未来时隙的网络OPEX进行在线优化,进而具有更优性能。

图8展示了仅配置异构容量的分布式光伏对INP能量管理策略的影响,在该仿真示例中各INP仅部署不同规模的分布式光伏板且未配置小型风机,其分布式光伏出力随机分布参考文献[10]。在该场景下,由于各INP仅能在光照丰富的时候获取富余可再生能源,进而在部分时隙(例如10—17、35—40等)可保证各INP的5G通信与边缘计算功能,进而其时间平均OPEX曲线变化呈现波谷状。进入晚间时段,分布式光伏发电量为零,INP仅依赖储能单元与外部电网供电,此时INP主要依赖各BS的功率控制以及ECS的算力共享以削减或转移网络负荷。相比于本文算法,仅基于能量共享的能量管理算法在电力线功率受限时,无法利用绿色算力共享转移计算负荷产生的碳排放;而仅基于计算共享的方法无法利用能量共享消纳剩余绿电,以削减外部购电与碳排放成本,进而具有较差的优化性能。

图9为用户到达速率服从一般随机过程下的各INP能量管理策略优化性能对比。相比图4中用户到达速率服从泊松过程,图9中到达各MVNO的虚拟用户流量分布缺乏规律,其分布不均致使各能量管理算法的OPEX曲线上升速率高于图4。由于不考虑资源共享的能量管理算法在空间上转移用电

负荷来削减INP外部购电量,在0—20时隙下的OPEX明显上升,并在后续时隙中依旧维持上涨趋势;基于PSO的能量管理算法具有短视性,无法对长期优化问题获取全局最优解,在短时隙情况下优化性能优于本文算法,如时隙1—10;随着时隙持续增加,其OPEX优化性能最差。最后,本文算法通过联合优化能量分配与计算资源迁移解决不同用户分布场景下的网络负荷分布不均问题,在长期运行过程中OPEX优于其他算法。

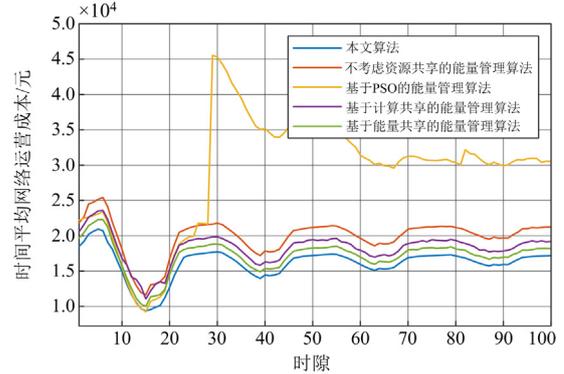


图8 仅配置分布式光伏场景的OPEX优化性能对比
Fig. 8 Comparison of OPEX of INPs equipped with distributed photovoltaics only

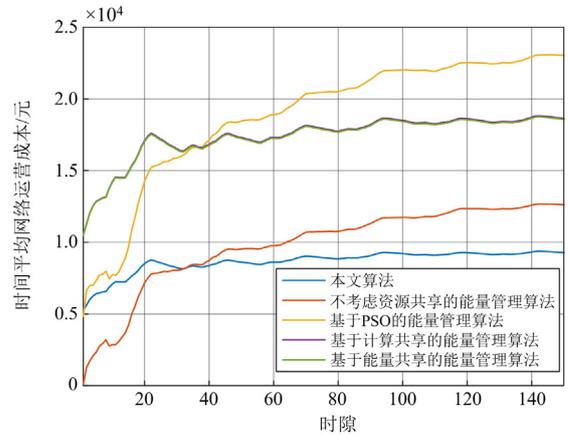


图9 网络流量服从非独立随机过程下的OPEX优化对比
Fig. 9 Comparison of the OPEX with non-independent random distribution of virtual user traffic

各INP可用计算资源变化对网络能量管理算法的影响如图10所示,在该仿真示例中5个INP的最大可用计算资源取值如图10的横坐标所示,另5个INP的最大可用计算资源取值如表1所示。当部分INP的可用计算资源较少时,本文算法与基于算力共享的能量管理算法令INP转移计算负荷至算力丰富的INP;而基于能量共享的能量管理策略无法令ECS转移计算负载,有限计算资源致使ECS所

需计算能耗上升,而 INP 之间的能量共享开销也进一步导致 INP 的 OPEX 进一步上升,从而具有较差的优化效果。随着 INP 可用计算资源增加,INP 除了基于能量共享减少对外部电网依赖,也可以通过算力共享转移网络负荷,从而各算法的 OPEX 持续下降。此外,类似上述仿真示例,由于 PSO 算法具有短视性,其无法获取长期优化问题的全局最优解;而本文算法通过提出联合计算与能量共享的 INP 分类规则削减无法参与联合的 INP 数量,从而具有更优 OPEX。

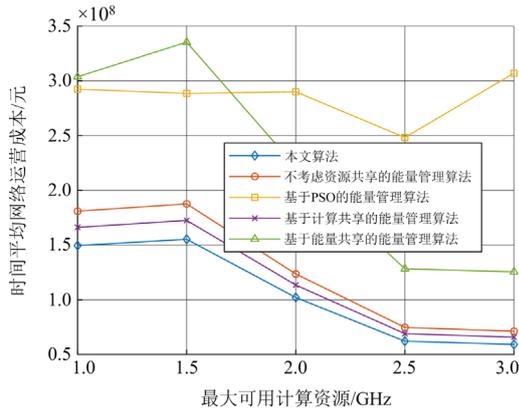


图 10 计算资源变化对网络能量管理策略的影响

Fig. 10 Impact of variation on computing resource to energy management strategy

4 结语

本文研究了考虑 5G 网络虚拟化背景下的边缘侧信息基础设施能量管理策略,提出了联合虚拟网络资源分配、储能单元充放电与 INP 计算-能量协同共享的边缘网络能量管理模型。针对现有研究未考虑网络资源调度实时性以及未来网络状态先验知识缺失问题,提出基于随机对偶次梯度法的在线虚拟资源分配与能量共享算法,并证明了算法稳定性。接着,针对能量共享与计算共享耦合性以及 INP 隐私保护需求,提出了基于联邦梯度下降法的全分布式资源协同共享算法。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) 通过联合调度计算与通信负荷、储能单元能量与 INP 的空闲可再生能量,相比于仅通信与计算资源单独优化的能量管理策略,本文所提策略的时间平均网络用能成本减少了 33.4%;

2) 在无法获取未来网络流量准确到达规模信息的前提下,相比于基于 PSO 的能量管理策略,本文所提在线优化算法的时间平均网络用能成本减少了 23%,且在动态碳排放因子计量方法下,相比于基于 PSO 的网络用能优化算法的时间平均用能成

本减少了 5.6%,有利于指导通信网络在线能量管理方法设计。

参考文献

[1] 程钊, 陈羽, 孙伶俐, 等. 微服务架构下配电台区任务云边协同在线调度策略[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(23): 142-150.
CHENG Qian, CHEN Yu, SUN Lingyan, et al. Cloud-edge collaborative online scheduling strategy for distribution station area tasks with a microservice architecture[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(23): 142-150.

[2] 刘友波, 王晴, 曾琦, 等. 能源互联网背景下 5G 网络能耗管控关键技术及展望[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(12): 174-183.
LIU Youbo, WANG Qing, ZENG Qi, et al. Key technologies and prospects of energy consumption management for 5G network in background of energy internet[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(12): 174-183.

[3] 中国电子信息产业发展研究院. 5G 产业发展白皮书(2020)[EB/OL]. [2020-12-01]. <http://www.mtx.cn/#/report?id=684243>.

[4] 马玉草, 张铁峰, 许正阳, 等. 信息基础设施能耗分析及现状与趋势[J]. 电力信息与通信技术, 2022, 20(4): 79-87.
MA Yucuo, ZHANG Tiefeng, XU Zhengyang, et al. Energy consumption analysis and current situation and trend of information infrastructure[J]. Electric Power ICT, 2022, 20(4): 79-87.

[5] 中国信息通信研究院. 绿色算力白皮书[EB/OL]. (2023-05-01)[2024-04-19]. https://www.xdyanbao.com/doc/yy27mwulmc?bd_vid=10794847769779953646.

[6] HU S, CHEN X, NI W, et al. Modeling and Analysis of energy harvesting and smart grid-powered wireless communication networks: a contemporary survey[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2020, 4(2): 461-496.

[7] 李昆, 方家琨, 艾小猛, 等. 考虑通信与配套设备协调优化的大规模 5G 宏基站网络能量管理模型[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(14): 5391-5403.
LI Kun, FANG Jiakun, AI Xiaomeng, et al. Energy management model of large-scale 5G macro base stations network considering the coordinated optimization of communication equipment and standard equipment[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(14): 5391-5403.

[8] 张禄澳, 范一芳, 王宇轩, 等. 光储式 5G 通信基站集群灵活性聚合与协同调度策略[J/OL]. 电力系统保护与控制: 1-10[2023-11-27]. <https://doi.org/10.19783/j.cnki.pspc.230685>.
ZHANG Luao, FAN Yifang, WANG Yuxuan, et al. Flexible aggregation and coordinated scheduling strategy for renewable powered 5G communication base station clusters[J/OL]. Power System Protection and Control: 1-10[2023-11-27]. <https://doi.org/10.19783/j.cnki.pspc.230685>.

[9] 乔锐勤, 王军华, 韦道明, 等. 计及后备储能及空调调

- 度潜力的 5G 基站多时间尺度优化方法[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(4): 111-120.
- QIAO Ruixun, WANG Junhua, WEI Daoming, et al. Multi-time scale optimization method for 5G base station considering backup energy storage and air-conditioning scheduling potential[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(4): 111-120.
- [10] 麻秀范, 刘子豪, 王颖, 等. 考虑通信负载迁移及储能动态备电的 5G 基站光伏消纳能力研究[J]. 电工技术学报, 2023, 38(21): 5832-5845, 5922.
- MA Xiufan, LIU Zihao, WANG Ying, et al. Research on photovoltaic absorption capacity of 5G base station considering communication load migration and energy storage dynamic backup[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(21): 5832-5845, 5922.
- [11] 曹望璋, 李彬, 祁兵, 等. 算力共享模式下的托管式数据中心群两阶段鲁棒优化模型[J]. 电网技术, 2022, 46(10): 4102-4115.
- CAO Wangzhang, LI Bin, QI Bing, et al. Two stage robust optimization model of colocation data centers cluster under computing resource sharing mode[J]. Power System Technology, 2022, 46(10): 4102-4115.
- [12] 于浩, 沈运帷, 林顺富, 等. 考虑用户心理的商业楼宇集群能量共享优化策略[J]. 电网技术, 2022, 46(11): 4423-4436.
- YU Hao, SHEN Yunwei, LIN Shunfu, et al. Optimization strategies for energy sharing in commercial building clusters considering user psychology[J]. Power System Technology, 2022, 46(11): 4423-4436.
- [13] ZHANG J, ZHANG B, HAN Z. Coalition formation game based information-energy collaboration in vehicle edge computing networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(6): 7717-7727.
- [14] FU X, WU X, ZHANG C, et al. Planning of distributed renewable energy systems under uncertainty based on statistical machine learning[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2022, 7(4): 619-645.
- [15] LIU L, ZHANG Z, WANG N, et al. Online resource management of heterogeneous cellular networks powered by grid-connected smart micro grids[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(10): 8416-8430.
- [16] MA H, HUANG P, ZHOU Z, et al. GreenEdge: joint green energy scheduling and dynamic task offloading in multi-tier edge computing systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(4): 4322-4335.
- [17] MUNIR M S, TRAN N H, SAAD W, et al. Multi-agent mle edge computing systems[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2021, 18(3): 3353-3374.
- [18] PERIN G, BERNO M, ERSEGHE T, et al. Towards sustainable edge computing through renewable energy resources and online, distributed and predictive scheduling[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2022, 19(1): 306-321.
- [19] MONTAZEROLGHAEM A, YAGHMAEE M H, LEO-GARCIA A. Green cloud multimedia networking: NFV/SDN based energy-efficient resource allocation[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2020, 4(3): 873-889.
- [20] CHANG Z, CHEN T. Virtual resource allocation for wireless virtualized heterogeneous network with hybrid energy supply[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(3): 1886-1896.
- [21] 李崎勇, 赵新哲, 郑一飞, 等. 基于纳什谈判考虑能源共享的区域综合能源系统优化配置[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(5): 22-32.
- LI Jiyong, ZHAO Xinzhe, ZHENG Yifei, et al. Optimal configuration of a regional integrated energy system considering energy sharing based on Nash negotiation [J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(5): 22-32.
- [22] HUANG Z, HU R, GUO Y, et al. DP-ADMM: ADMM-based distributed learning with differential privacy[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2020, 15: 1002-1012.
- [23] 陆旭, 陈影, 许中平, 等. 面向 5G 边缘计算网络的联合需求响应与任务卸载策略[J]. 中国电力, 2022, 55(10): 209-218.
- LU Xu, CHEN Ying, XU Zhongping, et al. Joint demand response and task offloading strategy for 5G edge computing network[J]. Electric Power, 2022, 55(10): 209-218.
- [24] CHEN Xiaojing, WEN Hanfei, NI Wei, et al. Distributed online optimization of edge computing with mixed power supply of renewable energy and smart grid[J]. IEEE Transactions on Communications, 2022, 70(1): 389-403.
- [25] YAN D, CHEN Y. A distributed online algorithm for promoting energy sharing between EV charging stations[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 14(2): 1158-1172.
- [26] TRAN T, LE L. Resource allocation for multi-tenant network slicing: a multi-leader multi-follower Stackelberg game approach[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(8): 8886-8899.
- [27] 侯慧, 陈跃, 吴细秀, 等. 非预测机制下计及碳交易的家庭能量低碳优化实时管理[J]. 电网技术, 2023, 47(3): 1066-1077.
- HOU Hui, CHEN Yue, WU Xixiu, et al. Low-carbon optimal real-time management strategy for home energy considering carbon trading under non-prediction mechanisms[J]. Power System Technology, 2023, 47(3): 1066-1077.

收稿日期: 2023-09-26; 修回日期: 2023-12-04

作者简介:

孙毅(1972—), 男, 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, 通信作者, 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; E-mail: kulewubi@163.com

郑顺林(1994—), 男, 博士, 博士后, 主要研究方向为综合能源需求响应。

(编辑 张颖)