2022 年 7 月 Journal of Global Energy Interconnection Jul. 2022

文章编号: 2096-5125 (2022) 04-0339-09

DOI: 10.19705/j.cnki.issn2096-5125.2022.04.004

中图分类号: TM73; TP391

文献标志码: A

差异化服务质量性能驱动的 5G 配电网边缘计算优化方法

王翌雪¹,高雪莲¹,汤亿则²,章毅²,王彦波²

(1. 华北电力大学电气与电子工程学院, 北京市 昌平区 102206;

2. 国网浙江省电力有限公司信息通信分公司,浙江省 杭州市 310007)

Differentiated Quality of Service Performance Driven Edge Computing Optimization Method in 5G Power Distribution Network

WANG Yixue¹, GAO Xuelian¹, TANG Yize², ZHANG Yi², WANG Yanbo²

- (1. School of Electrical and Electronics Engineering, North China Electric Power University, Changping District, Beijing 102206, China;
- 2. State Grid Zhejiang Electric Power Company Information & Telecommunication Branch, Hangzhou 310007, Zhejiang Province, China)

Abstract: With the large-scale integration of high-proportion new energy, the power distribution network services such as distributed energy regulation and user information collection pose higher requirements on the communication delay and energy efficiency. 5G edge computing effectively empowers the data transmission and processing of the power distribution network. However, task offloading optimization is still facing several challenges such as multi-device decision coupling and multiple quality of service (QoS) metric coupling. Aiming at differentiated QoS demands of multiple services in the power distribution network, the energy efficiency optimization problem and delay optimization problem are respectively established for energy efficiency sensitive services and delay sensitive services and a task offloading algorithm based on differentiated QoS driven and quota price matching is proposed. Specifically, the long-term stochastic optimization problems are decoupled into single-slot deterministic problems, and the service type is judged based on QoS performance deviation. Quota price matching is leveraged to achieve the many-to-one stable matching between devices and edge computing servers. The simulation results prove the performance advantages of the proposed algorithm in the difference in energy efficiency and delay as well as service priority awareness.

Keywords: 5G power distribution network; edge computing; task offloading; differentiated QoS of multiple services; service priority

Science and Technology Foundation of SGCC (Research on Application Innovation of Power Regulation Business Based on 5G, 5700-202141442A-0-0-00).

摘要:随着高比例新能源大规模并网,配电网分布式能源调控、用户信息采集等业务对通信时延、能效等提出更高要求。5G边缘计算高效赋能配电网电力数据传输与处理。然而,任务卸载优化仍面临多设备决策耦合、多服务质量(quality of service,QoS)性能指标耦合等挑战。面向配电网多业务差异化QoS需求,针对能效敏感型与时延敏感型业务分别建立能效与时延优化问题,提出基于差异化QoS驱动与配额升价匹配的任务卸载优化算法,利用Lyapunov优化将长期随机优化问题解耦为单时隙确定性问题,基于QoS性能偏差判定业务类型,并采用配额升价匹配实现不同业务优先级设备与服务器之间的多对一稳定匹配。仿真结果验证了所提算法在能效与时延差、业务优先级感知等方面的性能优势。

关键词: 5G配电网; 边缘计算; 任务卸载; 多业务差异化 OoS; 业务优先级

0 引言

随着高比例新能源广泛接入,以及分布式电源和储能装置的大规模并网^[1-4],配电网呈现主动性和有源性等特点,其拓扑结构从单电源辐射状向多分段多联络的环网结构转变^[5]。为保障分布式能源大规模并网下源网荷储的协同互动与供需平衡,需要全方位对配电网运行状态、设备状态等信息进行实时监测和预警,导致电力数据采集与信息交互频次需求大幅增加,催生出分布式能源调控、负荷需求侧管理、设备站视频监测、用电信息采集等多种业务,对配电网通信时延、能效等指标提出更高要求。5G凭借大带宽、低时延、广连接优势^[6-7],高效赋能配电网电力信息双

基金项目: 国家电网有限公司科技项目(基于5G电力调控业务应用创新研究,5700-202141442A-0-0-00)。

向交互。此外,5G融合边缘计算,通过将"云"的计算和存储能力下沉至网络边缘^[8],在更靠近设备的数据源头提供数据处理、分析和存储服务,有效支撑配电网多业务的实时处理^[9-10]。

考虑到配电网传感设备计算、能量资源有限,任务卸载优化成为5G配电网边缘计算中的关键问题^[11]。根据网络状态、边缘服务器负载、可用资源等信息,设备将任务卸载到边缘服务器进行处理^[12],降低设备传输能耗和数据处理时延,保障通信、计算、能量资源的高效利用,满足5G配电网多业务在能效、时延等方面的差异化服务质量(quality of service, QoS)需求。然而,面向5G配电网多业务边缘计算的任务卸载优化仍然面临着如下挑战。

- 1)多设备决策耦合:由于海量设备的大规模接入,5G配电网边缘计算任务卸载优化面临多设备决策耦合难题,即当多个设备同时选择一个边缘服务器进行任务卸载时,边缘服务器计算能力有限,因此各设备的任务卸载性能受到其他设备的影响。
- 2)多QoS性能指标耦合:配电网多业务在时延、 能耗、吞吐量等QoS性能指标方面具有差异化需求。然 而,多QoS性能指标间存在耦合性和矛盾性,例如,增 加传输功率将减小传输时延,但会导致传输能耗增加。
- 3)长期约束和短期决策耦合:针对配电网业务差异化QoS需求所考虑的长期能效、时延等约束与短期的任务卸载决策相耦合。由于缺乏未来的信道状态、服务器可用资源等信息,短期任务卸载决策的优化无法保障长期约束的满足。

匹配理论通过在具有偏好的两侧之间建立稳定的 匹配关系,为面向5G配电网边缘计算的任务卸载优 化提供了有效的解决方案。文献[13]提出了基于一对 一匹配的车辆雾计算任务分配机制,以最小化时延为 目标,实现设备与车辆雾服务器之间的稳定匹配。然 而,文献[13]聚焦一对一匹配,未考虑配电网传感设备与边缘服务器多对一匹配导致的多设备决策耦合特性。文献[14]在稳定资源分配基础上利用改进转移匹配算法实现稳定的多对一转移匹配资源复用,降低网络时延。上述文献只考虑了单一的时延或能耗性能,未考虑多QoS性能指标的耦合,无法实现5G配电网多业务差异化QoS保障。

Lyapunov优化将通信系统随机网络描述为队列集合,通过分析信道状态、节点动作等网络特征对队列状态的影响,将随机优化问题转化为队列稳定性的控制问题,可有效解决长期约束与短期决策的耦合。文

献[15]运用Lyapunov优化理论设计了一种边缘计算下基于队列状态的实时带宽与计算资源分配算法,最小化系统开销。然而,该文献未考虑多QoS性能指标的耦合。

针对上述挑战,本文提出了基于差异化QoS性能驱动的5G配电网边缘计算优化方法。首先,构建差异化QoS优化问题;其次,利用Lyapunov优化理论将长期随机优化问题解耦为单时隙确定性优化问题;最后,通过配额升价匹配实现设备与服务器间的多对一稳定匹配。仿真结果验证了所提算法在能效与时延差、业务优先级感知等方面的性能优势。本文的主要创新点如下。

- 1)差异化QoS性能保障:针对能效敏感型业务与时延敏感型业务分别构建能效优化问题和时延优化问题,利用QoS性能偏差进行业务类型判定,并构建相应的匹配偏好列表,实现差异化QoS性能需求保障。
- 2)设备与服务器的稳定匹配:通过在偏好列表中增加匹配价格并基于业务优先级进行升价迭代,解决多设备竞争同一服务器导致的任务卸载冲突,实现不同业务优先级传感设备与服务器之间的多对一稳定匹配。

1 系统模型

1.1 系统结构

本文考虑的5G配电网边缘计算场景如图1所示,主要包括三部分:5G基站、边缘服务器、配电网传感设备 $[^{16}]$ 。其中,5G基站为配电网传感设备提供网络覆盖;边缘服务器部署在5G基站附近,具备强大的计算能力和丰富的存储资源,其集合表示为 $\mathcal{S} = \{s_1, \dots s_j, \dots, s_j\}$ 。配电网传感设备通过5G基

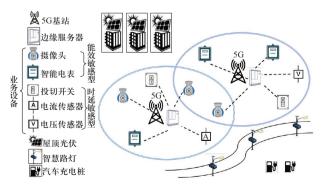


图 1 5G配电网边缘计算场景

Fig. 1 5G distribution network edge computing scene

站将任务数据卸载到边缘服务器进行处理,以降低数据处理时延和本地计算能耗,其集合表示为 $\mathcal{M} = \{m_1, \cdots m_i, \cdots, m_i\}$ 。

将任务卸载优化时间划分为等长的T个时隙,其集合为 $T = \{1, \dots, T\}$,并假设信道状态等信息在单时隙内恒定,在时隙间动态变化[17]。基于时隙构建数据传输与数据处理模型。

1.2 数据传输与数据处理模型

定义 $a_{i,j}(t)$ 为传感设备的任务卸载决策变量, $a_{i,j}(t)$ =1表示设备 m_i 在第t时隙选择服务器 s_j 进行任务卸载,否则, $a_{i,j}(t)$ =0。根据香农定理^[18],在第t时隙, m_i 将数据传输至 s_i 的传输速率可表示为

$$R_{i,j}(t) = B \log_2(1 + \gamma_{i,j}(t)) \tag{1}$$

式中: B表示信道带宽; $\gamma_{i,j}(t)$ 表示第t时隙 m_i 与 s_j 之间信道的信噪比,由下式给出:

$$\gamma_{i,j}(t) = \frac{p_i g_{i,j}(t)}{\sigma^2} \tag{2}$$

式中: p_i 表示 m_i 的传输功率; $g_{i,j}(t)$ 表示信道增益; σ^2 表示噪声功率。

边缘服务器通过平均分配计算资源,并行处理多个配电网传感设备的数据计算任务。服务器 s_i 分配给设备 m_i 的计算资源表示为

$$f_{i,j}(t) = \frac{\phi_{i,j}(t)}{\rho_i} \tag{3}$$

式中: $\phi_{i,j}(t)$ 表示第t时隙 s_j 可用的计算资源; 配额 ρ_j 表示边缘服务器最大可服务的设备数。

1.3 任务卸载时延模型

配电网传感设备将数据卸载到服务器处理的总时延包括两部分:数据传输时延和数据处理时延。*m*_i将任务卸载到*s*_i的数据传输时延表示为

$$L_{i,j}^{\text{TX}}(t) = \frac{D_i(t)}{R_{i,j}(t)}$$
 (4)

式中: $D_i(t)$ 表示 m_i 在第t时隙卸载的任务数据量。

m,任务数据在s,上的处理时延为

$$L_{i,j}^{C}(t) = \frac{\lambda_{i} D_{i}(t)}{f_{i,j}(t)}$$
 (5)

式中: λ,表示设备m,任务数据的计算复杂度。

因此, m_i 将任务卸载到 s_i 的总时延表示为

$$L_{i,i}^{\text{Sum}}(t) = L_{i,i}^{\text{TX}}(t) + L_{i,i}^{\text{C}}(t)$$
 (6)

为了统一QoS指标的数量级,对总时延进行归一 化处理,即

$$L_{i,j}^{\text{Sum*}}(t) = \frac{L_{i,j}^{\text{Sum}}(t) - L_{\min}}{L_{\max} - L_{\min}}$$
 (7)

式中: L_{max} 和 L_{min} 分别为总时延的上界和下界。设备 m_i 的归一化总时延为

$$\tau_i^{\text{Sum*}}(t) = \sum_{j=1}^J a_{i,j}(t) L_{i,j}^{\text{Sum*}}(t)$$
 (8)

1.4 设备传输能效模型

由于部分传感设备采用电池供电,电池能量有限,需要通过提高任务卸载能效延长设备生命周期。设备*m*,将任务卸载到*s*,的数据传输能耗表示为

$$E_{i,j}(t) = p_i L_{i,j}^{\text{TX}}(t) \tag{9}$$

定义传输能效(bit/(J·Hz))为单位带宽、单位能量下可卸载至边缘服务器的任务数据量^[19],表示为

$$\xi_{i,j}(t) = \frac{D_i(t)}{BE_{i,j}(t)} = \frac{R_{i,j}(t)}{Bp_i}$$
 (10)

为了统一QoS指标的数量级,对传输能效进行归 一化处理,即

$$\xi_{i,j}^{*}(t) = \frac{\xi_{i,j}(t) - \xi_{\min}}{\xi_{\max} - \xi_{\min}}$$
 (11)

式中: ξ_{max} 和 ξ_{min} 分别是传输能效的上界和下界。设备 m_i 的归一化传输能效为

$$\xi_i^{\text{Sum}^*}(t) = \sum_{i=1}^J a_{i,j}(t) \xi_{i,j}^*(t)$$
 (12)

1.5 问题建模

面向配电网多业务差异化QoS保障需求,本文同时考虑能效敏感型业务和时延敏感型业务,并构建相应的能效优化问题和时延优化问题,通过优化配电网传感设备任务卸载策略进行求解。

1.5.1 能效敏感型业务

面向配电网能效敏感型业务的优化目标为最大化设备能效,以此为基础构建能效优化问题P1-1为

P1-1:
$$\max_{\{a_{i,j}(t)\}} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} \sum_{i=1}^{J} \xi_i^{\text{Sum}^*}(t)$$
s.t.
$$C_1: \sum_{i=1}^{J} a_{i,j}(t) \leq \rho_j, \forall s_j \in \mathcal{S}, \forall t \in \mathcal{T}$$

$$C_2: \sum_{i=1}^{J} a_{i,j}(t) = 1, \forall m_i \in \mathcal{M}, \forall t \in \mathcal{T}$$

$$C_3: \lim_{T \to \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} \xi_i^{\text{Sum*}}(t) \geqslant \xi_i^{\text{Thr}}, \forall m_i \in \mathcal{M}$$

式中: ξ_i^{Thr} 表示能效阈值; C_1 表示边缘服务器服务的设备数小于等于服务器配额; C_2 表示设备只能选择一个边缘计算服务器进行任务卸载; C_4 表示长期能效约束。

1.5.2 时延敏感型业务

面向配电网时延敏感型业务的优化目标为最小化任务卸载总时延,以此为基础构建时延优化问题P1-2为

P1-2:
$$\min_{\{a_{i,j}(t)\}} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} \sum_{i=1}^{I} \tau_i^{\text{Sum*}}(t)$$
 (14)

s.t. C_1 , C_2

$$C_4: \lim_{T \to \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} \tau_i^{\text{Sum}^*}(t) \leq \tau_i^{\text{Thr}}, \forall m_i \in \mathcal{M}$$

式中: τ_i^{Thr} 表示时延阈值; C_4 表示长期总时延约束。

2 基于差异化QoS驱动与配额升价匹配的 任务卸载算法

2.1 问题转化

由于长期约束 C_3 、 C_4 与短期任务决策相耦合,P1-1和P1-2难以直接求解。本文采用Lyapunov优化方法,将长期随机优化问题P1-1和P1-2转化为单时隙确定性问题进行求解,具体转化过程如下。

基于虚拟队列 $^{[20]}$,将长期约束转化为虚拟队列稳定性约束。针对长期设备传输能效约束 C_3 ,构建能效虚拟队列为

$$Y_i(t+1) = \max\{Y_i(t) - \xi_i^{\text{Sum}^*}(t) + \xi_i^{\text{Thr}}, 0\}$$
 (15)
针对长期任务卸载总时延约束 C_4 ,构建总时延虚
拟队列为

 $Z_i(t+1) = \max\{Z_i(t) + \tau_i^{\text{Sum}*}(t) - \tau_i^{\text{Thr}}, 0\}$ (16) 式中: $Y_i(t)$ 表示当前能效与能效约束的偏差; $Z_i(t)$ 表示当前总时延与时延约束的偏差。当 $Y_i(t)$ 和 $Z_i(t)$ 平均速率稳定时, C_3 和 C_4 自动满足 $^{[21]}$ 。

针对长期随机优化问题P1-1,基于Lyapunov优化理论^[22],设 $\Theta(t) = [Y_i(t)]$ 为虚拟队列 $Y_i(t)$ 的向量,并定义Lyapunov函数为

$$L(\boldsymbol{\Theta}(t)) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{L} Y_i^2(t) \tag{17}$$

由于P1-1为能效最大化问题,定义漂移减奖励函数为

$$D(\boldsymbol{\Theta}(t)) = \Delta L(\boldsymbol{\Theta}(t)) - V \mathbb{E} \left\{ \sum_{i=1}^{I} \xi_i^{\text{Sum}^*}(t) | \boldsymbol{\Theta}(t) \right\}$$
(18)

式中: $\Delta L(\Theta(t))$ 为Lyapunov漂移,表征两个相邻时隙间Lyapunov函数的条件期望差值,反映虚拟队列稳定性情况。V为非负参数,用于权衡队列稳定性和能效最大化。因此,可将问题P1-1转化为在每个时隙最小化漂移减奖励,从而在保证队列稳定性的同时最大化设备能效。通过对式(18)展开推导,可获得 $D(\Theta(t))$ 的上界为

$$D(\mathbf{\Theta}(t)) \leq \Upsilon - \sum_{i=1}^{I} (Y_i(t) + \xi_i^{\text{Thr}}) \xi_i^{\text{Sum}^*}(t) - V \sum_{i=1}^{I} \xi_i^{\text{Sum}^*}(t)$$
 (19)

式中: Υ 为不影响优化的常数项。因此问题P1-1可转化为在每个时隙最小化 $D(\Theta(t))$ 的上界,即

P1-1':
$$\max_{\{a_{i,j}(t)\}} \sum_{i=1}^{I} (Y_i(t) + \xi_i^{\text{Thr}} + V) \xi_i^{\text{Sum}*}(t)$$
 (20)

s.t. C_1, C_2

由于 ξ_i^{Thr} 和 V 均为定值且不影响任务卸载决策,P1-1 可进一步松弛为

P2-1:
$$\max_{\{a_{i,j}(t)\}} \sum_{i=1}^{l} Y_i(t) \xi_i^{\text{Sum}^*}(t)$$
 (21)

s.t. C_1, C_2

同理,问题P1-2可以转化为单时隙确定性问题:

P2-2:
$$\min_{\{a_{i,j}(t)\}} \sum_{i=1}^{l} Z_i(t) \tau_i^{\text{Sum}*}(t)$$
 (22)

s.t. C_1, C_2

2.2 差异化QoS驱动的匹配偏好列表构建

考虑到多设备决策耦合导致的高计算复杂度,可将转化后的问题P2-1和P2-2建模为设备与服务器间的多对一配额匹配问题 $\phi = \{\mathcal{M}, \mathcal{S}, \varphi_t, \mathcal{L}_t(t)\}$ 进行求解。其中, φ_t 为第t时隙设备与服务器的匹配关系; $\mathcal{L}_t(t)$ 为设备 m_t 在第t时隙建立的对服务器的偏好列表,基于偏好列表对服务器提出匹配请求,最终实现设备与服务器间的稳定匹配。

定义第t时隙设备与服务器的多对一配额匹配 关系 φ_t 为 $\mathcal{M} \cup \mathcal{S}$ 与自身之间的映射关系。在第t时隙, $\forall m_i \in \mathcal{M}$, $\varphi_t(m_i) \in \mathcal{S}$ 且 $|\varphi_t(m_i)| = 1$; $\forall s_j \in \mathcal{S}$, $\varphi_t(s_j) \in \mathcal{M}$ 且 $|\varphi_t(s_j)| \leq \rho_j$ 。当 $s_j = \varphi_t(m_i)$ 且 $m_i \in \varphi_t(s_j)$ 时,表示设备 m_i 与服务器 s_j 在第t时隙建立稳定匹配,即 $a_{i,j}(t) = 1$ 。

为适配配电网多业务差异化QoS保障需求,提出 差异化QoS驱动的业务类型判定方法。分别计算设备 m_i 的传输能效虚拟队列积压和任务卸载总时延虚拟队 列积压与对应阈值的比值,即

$$\alpha_i(t) = \frac{Y_i(t)}{\mathcal{E}_i^{\text{Thr}}} \tag{23}$$

$$\beta_i(t) = \frac{Z_i(t)}{\tau_i^{\text{Thr}}} \tag{24}$$

如果 $\alpha_i(t) \ge \beta_i(t)$,则判定 m_i 运行能效敏感型业务,否则,判定 m_i 运行时延敏感型业务。

针对能效敏感型业务,基于 m_i 选择 s_j 进行任务卸载的传输能效定义 m_i 对 s_i 的偏好值,表示为

$$\varepsilon_{i,j}(t) = Y_i(t)\xi_{i,j}^*(t) - \kappa_{i,j}(t)$$
 (25)

针对时延敏感型业务,基于mi选择si进行任务卸

载的任务卸载总时延定义mi对si的偏好值,表示为

$$\varepsilon_{i,j}(t) = -Z_i(t)L_{i,j}^{\text{Sum}*}(t) - \kappa_{i,j}(t)$$
 (26)

式中: $\kappa_{i,j}(t)$ 为 m_i 选择 s_j 进行匹配的匹配成本。将 m_i 对服务器的偏好值按降序排列,获得 m_i 的偏好列表,表示为

$$\mathcal{L}_{i}(t) = \left\{ \cdots, s_{i}, s_{i^{*}}, \cdots \right\}, s_{i} \succ_{m_{i}} s_{i^{*}}$$
 (27)

式中: $S_j \succ_{m_i} S_{j*}$ 表示 m_i 相对 S_{j*} 更偏好 S_j ,即 m_i 对 S_j 的偏好值大于 m_i 对 S_j *的偏好值,表示为

$$s_{j} \succ_{m_{i}} s_{j^{*}} \Leftrightarrow \varepsilon_{i,j}(t)|_{\varphi_{i}(m_{i})=s_{i}} > \varepsilon_{i,j^{*}}(t)|_{\varphi_{i}(m_{i})=s_{j^{*}}}$$
 (28)

设备根据偏好列表向排名第一的边缘服务器提出 匹配请求。由于边缘服务器配额有限,当选择同一边 缘服务器的设备超过其配额时,可通过升价,即提高 匹配成本,解决多设备间的选择冲突问题。s_j的升价 过程表示为

$$\kappa_{i,j}(t) = \kappa_{i,j}(t) + \frac{(1 - \eta_i)\Delta\kappa}{\max(\alpha_i(t), \beta_i(t))}$$
 (29)

式中: η_i 表示 m_i 所提供业务的优先级; $\Delta \kappa$ 表示匹配价格增长步长,为一个定值。由式(29)可知,当 m_i 所提供业务的优先级 η_i 越大或当前QoS偏差百分比 $\max(\alpha_i(t),\beta_i(t))$ 越大时,式(29)等号右侧第2项的值越小,即 m_i 与 s_j 进行匹配的匹配价格相对其他设备的增长越慢,从而更容易与性能较好的边缘服务器进行匹配。设备根据升价后的匹配成本重新计算对服务器的偏好值,更新偏好列表并重新提出请求。

2.3 基于差异化QoS驱动与配额升价匹配的任务 卸载算法流程

本文提出的基于差异化QoS驱动与配额升价匹配的任务卸载算法具体实施流程如下。

第一阶段:初始化。

初始化 $\varphi_i = \emptyset$, $\Omega = \emptyset$, $\kappa_{i,j}(t) = 0$, $\forall m_i \in \mathcal{M}$, $\forall s_i \in \mathcal{S}, \forall t \in \mathcal{T}_\circ$

第二阶段:构建差异化QoS偏好列表。

设备 m_i 根据式(23)和(24)分别计算 $\alpha_i(t)$ 和 $\beta_i(t)$,并进行当前时隙业务类型判定。

 m_i 根据式(25)($\alpha_i(t) \ge \beta_i(t)$)或式(26)($\alpha_i(t) < \beta_i(t)$)计算对 $s_j, \forall s_j \in \mathcal{S}$ 的偏好值,根据式(27)建立偏好列表 $\mathcal{L}_i(t)$ 。

第三阶段: 迭代匹配。

 $\exists \varphi_i(m_i) = \emptyset$ 时,迭代执行如下步骤:

首先, m_i , $\forall m_i \in \mathcal{M}$ 向偏好列表中排名第一的边缘服务器提出匹配申请。

其次, 若服务器s,收到的匹配请求总数小于等于

配额 ρ_j ,则 s_j 直接与这些设备匹配。否则将 s_j 加入集合 Ω 。若集合 Ω 不为空,则进行如下步骤:

- 1) $s_i \in \Omega$ 根据式(29)提升匹配成本 $\kappa_{i,i}(t)$;
- 2)向 s_j 提出匹配请求的所有设备根据式(25)($\alpha_i(t) \ge \beta_i(t)$)或式(26)($\alpha_i(t) < \beta_i(t)$)更新对 s_j 的偏好值,并重新建立偏好列表,再次向排名第一的服务器提出匹配申请:
- 3)重复升价过程直到 s_i 收到的匹配申请小于等于配额 ρ_i , s_i 与这些设备匹配并将 s_i 移出 Ω 。

最后,未匹配成功的设备 m_i 将已完成匹配的 s_j 移出 $\mathcal{L}_i(t)$,并继续向剩余服务器提出匹配请求,直到所有设备成功与服务器匹配。基于匹配结果,设备将任务卸载到相应的服务器进行数据处理,根据式(15)和(16)更新 $Y_i(t+1)$ 和 $Z_i(t+1)$,并进入下一个时隙。

当 $t \neq T$ 时,迭代执行第二阶段和第三阶段。当t = T时,结束任务卸载优化过程。

基于差异化QoS驱动与配额升价匹配的任务卸载 算法整体流程如图2所示。

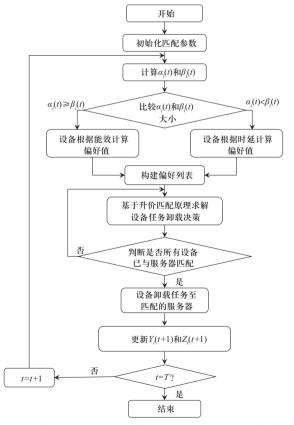


图 2 基于差异化QoS驱动与配额升价匹配的任务卸载 算法流程

Fig. 2 Procedure of task offloading algorithm based on differentiated QoS driven and quota price matching

3 算法仿真

3.1 基本参数与对比算法

本文考虑包含能效敏感型业务和时延敏感型业务的5G配电网边缘计算场景,通过大量仿真验证所提算法的有效性。在考虑的场景中,设备数量取值范围为[60,120],服务器数量取值范围为[6,15],每个服务器的配额取值范围为[10,20]。时隙数量设置为100,每个时隙产生的数据包大小在[1.5,2.0] Mbits之间波动,每个服务器的计算资源取值范围为[1,4]×10¹⁰cycle/s。其余仿真参数设置如表1所示^[23]。

表 1 仿真参数设置

Table 1 Simulation parameter settings

Two is a summarion parameter seemings			
参数名称	参数值		
设备数量I	[60, 120]		
服务器数量J	[6, 15]		
时隙数量 T	100		
配额 $ ho_j$	[10, 20]		
数据包 $D_i(t)$	[1.5, 2.0] Mbits		
传输功率 p_i	0.2 W		
带宽B	0.2 MHz		
信道噪声功率 σ^2	−174 dB		
计算复杂度礼	[1.5, 3.5] \times 10 ³ cycle/bit		
计算资源 $\phi_{i,j}(t)$	$[1, 4] \times 10^{10}$ cycle/s		
业务优先级η;	[0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5]		

本文采用2种现有算法与所提算法进行性能比较。第1种算法是文献[24]提出的基于分布式匹配的高能效任务卸载算法(a distributed matching-based highenergy-efficiency task offloading algorithm, HETO);第2种算法是文献[25]提出的基于升价匹配的低时延任务卸载算法(a price matching-based low-delay task offloading algorithm, LDTO)。HETO只考虑能效性能优化,LDTO只考虑时延性能优化,2种算法均无法根据队列偏差进行差异化QoS性能指标优化的切换。为了比较3种算法的综合性能,本文将能效与时延差 $\chi(t)$ 作为评判指标[26],即 $\chi(t) = \sum_i^{L} \left[\xi_i^{\text{Sum*}}(t) - \tau_i^{\text{Sum*}}(t) \right]$ 。

3.2 仿真分析

图3表示归一化能效与时延差随时隙的变化情况,仿真结果表明,当t=100时,所提算法在能效与

时延差性能上分别比HETO和LDTO提高了83.43%和67.39%。原因在于所提算法同时考虑了能效和时延虚拟队列与对应阈值的偏差,可以根据偏差大小进行性能指标优化的动态切换,同时降低能效与时延虚拟队列积压,实现能效和时延的联合优化。

图4表示归一化能效与时延差随配额的变化情况。仿真结果表明,随着配额的增大,能效与时延差性能先增高后降低,并在配额等于14时达到最大,所提算法相比于HETO和LDTO性能分别提高76.19%和51.02%。随着配额的增大,更多的传感设备可以接入通信质量较好的服务器。但是,当配额进一步增大时,服务器分配的计算资源减少,数据处理时延增大,能效与时延差性能下降。

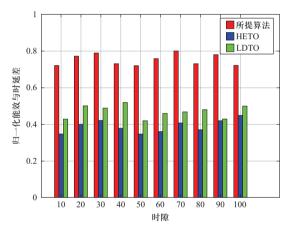


图 3 归一化能效与时延差随时隙的变化情况 $(I=80, J=9, \rho_i=10)$

Fig. 3 Normalized difference between energy efficiency and delay versus time slot (I=80, J=9, ρ_i =10)

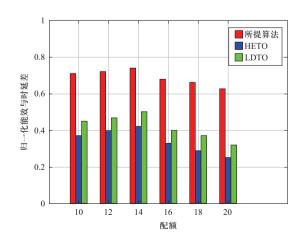


图 4 归一化能效与时延差随配额的变化情况(I=80, J=9) Fig. 4 Normalized difference between energy efficiency and delay versus quota(I=80, J=9)

图5表示归一化能效与时延差随业务优先级的变化情况。仿真结果表明,优先级为0.5的业务的归一化能效与时延差比优先级为0.1的业务提高了34.89%。这是因为所提算法考虑了业务优先级感知,优先级更高的业务可以优先匹配服务质量更好的服务器。HETO和LDTO忽略了业务优先级感知,能效与时延差没有明显差异。

图6表示所提算法的归一化能效与时延差随不同设备数以及不同服务器数的变化情况。仿真结果表明,当服务器数量为9且设备数量从60增加到120时,能效与时延差性能降低30.43%;当设备数量为80且服务器数量从6增加到15时,能效与时延差性能提高59.53%。这是因为,随着设备数量的增加,更多设备

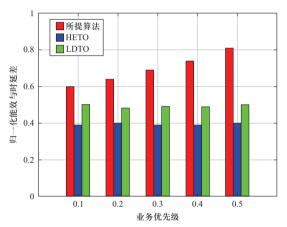


图 5 归一化能效与时延差随业务优先级的变化情况 $(\mathit{I=80},\;\mathit{J=9},\;\rho_{\mathit{i}}\text{=}10\;)$

Fig. 5 Normalized difference between energy efficiency and delay versus business priority (*I*=80, *J*=9, ρ=10)

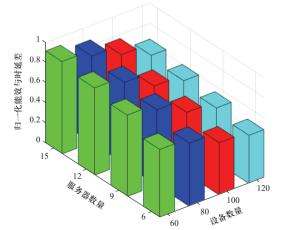


图 6 归一化能效与时延差随设备数和服务器数的变化情况 $(\rho_{i}=10)$

Fig. 6 Normalized difference between energy efficiency and delay versus number of devices and servers (ρ_i =10)

无法匹配服务质量较好的服务器,导致能效与时延差 下降;随着服务器数量的增加,服务质量好的服务器 数量增多,能效与时延差提升。

图7表示能效与时延随配额的变化情况。仿真结果表明,当配额从10增加到20时,能效提升6.28%;时延先减小后增大,在配额为14时达到最低。这是因为随着配额的增加,更多设备可以匹配服务质量好的服务器,因此能效呈上升趋势,时延呈下降趋势;随着配额进一步增大,服务器分配的计算资源减少,数据处理时延增大,导致整体时延性能降低。

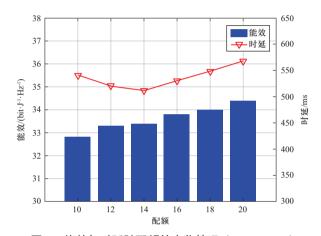


图 7 能效与时延随配额的变化情况(I=80, J=9)

Fig. 7 Energy efficiency and delay versus quota (I=80, J=9)

表2表示归一化能效与时延差性能随边缘服务器计算资源波动的变化情况。从表中可以看出,当计算资源从1×10¹⁰ cycles/s增加到4×10¹⁰ cycles/s时,所提算法能效与时延差性能增加22.54%,HETO和LDTO分别增加12.82%和14.58%。所提算法具有更大的增幅。这是因为,随着计算资源的增加,每个设备分配到的计算资源增大,数据处理时延下降,时延队列偏差减少,所提算法倾向于优化能效性能,导致能效与时延差性能总体增幅更大。

表 2 归一化能效与时延差随计算资源的变化

 $(I=80, J=9, \rho_i=10)$

Table 2 Energy efficiency and delay performance change with computing resources under different algorithms (I=80, J=9, $\rho_i=10$)

es·s ⁻¹) 1	2	3	4
0.71	0.76	0.82	0.87
0.39	0.41	0.42	0.44
0.48	0.50	0.53	0.55
	0.71	0.71 0.76 0.39 0.41	0.71 0.76 0.82 0.39 0.41 0.42

4 结论

本文针对5G配电网多业务边缘计算差异化OoS需 求保障难题,提出了基于差异化QoS性能驱动与配额 升价匹配的任务卸载优化算法,利用OoS性能偏差判 断业务类型,通过升价迭代匹配实现不同业务优先级 传感设备与服务器之间的多对一稳定匹配。仿真结果 表明,所提算法相较于HETO和LDTO实现了不同时 隙、不同配额、不同业务优先级下归一化能效与时延 差性能的大幅度提升。当t=100时,所提算法在归一 化能效与时延差性能上分别比HETO和LDTO提高了 83.43%和67.39%; 当配额等于14时, 所提算法相比于 HETO和LDTO性能分别提高76.19%和51.02%; 所提 算法还可以根据不同业务优先级进行针对性的任务卸 载优化,优先级为0.5的业务性能比优先级为0.1的业 务提高了34.89%。此外,针对设备数量、服务器数量 以及计算资源对归一化能效与时延差性能的影响进行 了进一步的仿真分析,为所提算法的实际应用提供理 论指导。

未来,为进一步提高任务卸载资源利用率,还需针对面向5G配电网多业务边缘计算的计算资源分配优化进行深入研究。

参考文献

- [1] 宋莉,刘敦楠,庞博,等.需求侧资源参与电力市场机制及典型案例实践综述[J].全球能源互联网,2021,4(4):401-410.
 - SONG Li, LIU Dunnan, PANG Bo, et al. Mechanism of demand-side resource participation in the electricity market and typical case practice review[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2021, 4(4): 401-410(in Chinese).
- [2] 刘增训,游沛羽,周勤勇.适用高比例新能源系统广域消纳的输电技术研究综述[J].电力工程技术,2020,39(5):59-70.
 - LIU Zengxun, YOU Peiyu, ZHOU Qinyong. Transmission technologies adapting to power systems with widely-consumed high-proportion renewable energy[J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(5): 59-70(in Chinese).
- [3] WANG P, DU E S, ZHANG N, et al. Power system planning with high renewable energy penetration considering demand response[J]. Global Energy Interconnection, 2021, 4(1): 69-80.
- [4] 方保民,李红志,孔祥鹏,等.含高比例光伏出力的长期分布式储能配置研究[J].电力系统保护与控制,2021,49(2):121-129.
 - FANG Baomin, LI Hongzhi, KONG Xiangpeng, et al.

- Research on long-term distributed energy storage configuration with a high proportion of photovoltaic output[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(2): 121-129(in Chinese).
- [5] 周晨曦. 基于多业务场景的窄带物联网资源调度算法研究 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2021.
 ZHOU Chenxi. Research on NB-IoT resource scheduling algorithm based on multi service scenarios[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2021(in Chinese).
- [6] 杨墨. 基于深度强化学习的5G接入网络高能效资源分配方法[D]. 北京: 北京邮电大学, 2021.
 YANG Mo. Deep reinforcement learning based mechanism for resource allocation with high energy efficiency in 5G network[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2021(in Chinese).
- [7] 高维良,高厚磊,徐彬,等. 5G用作配电网差动保护通道的可行性分析[J]. 电力系统保护与控制,2021,49(8): 1-7. GAO Weiliang, GAO Houlei, XU Bin, et al. Feasibility analysis of adopting 5G in differential protection of distribution networks[J]. Power System Protection and Control, 2021,49(8): 1-7(in Chinese).
- [8] TAN L S, ZHU Z X, GE F, et al. Utility maximization resource allocation in wireless networks: methods and algorithms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2015, 45(7): 1018-1034.
- [9] 姚继明, 韦磊, 郭经红. 基于资源分区的电力无线专网架构设计研究[J]. 全球能源互联网, 2018, 1(5): 589-593. YAO Jiming, WEI Lei, GUO Jinghong. Architecture design of power wireless private network based on resource partition[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2018, 1(5): 589-593(in Chinese).
- [10] 尚立,蔡硕,崔俊彬,等. 基于软件定义网络的电网边缘 计算资源分配[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(20): 136-143. SHANG Li, CAI Shuo, CUI Junbin, et al. SDN-based MEC resource allocation of a power grid[J]. Power System
- [11] WANG Y. A formal model of QoS-aware web service orchestration engine[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2016, 13(1): 113-125.

Protection and Control, 2021, 49(20): 136-143(in Chinese).

- [12] 徐勇军, 谷博文, 谢豪, 等. 全双工中继协作下的移动 边缘计算系统能耗优化算法[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(12): 3621-3628.
 - XU Yongjun, GU Bowen, XIE Hao, et al. Energy consumption optimization algorithm for full-duplex relay-assisted mobile edge computing systems[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(12): 3621-3628(in Chinese).
- [13] ZHOU Z Y, LIU P J, FENG J H, et al. Computation resource allocation and task assignment optimization in vehicular fog computing: a contract-matching approach[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(4): 3113-3125.

Chinese).

- [14] 刘岗,赵杭生,李大力,等. 异构网络资源分配: 改进多对一转移匹配[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(15): 91-96. LIU Gang, ZHAO Hangsheng, LI Dali, et al. Resource allocation in heterogeneous network networks: modified many-to-one swap matching[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(15): 91-96(in Chinese).
- [15] 丁雪乾, 薛建彬. 边缘计算下基于Lyapunov优化的系统资源分配策略[J]. 微电子学与计算机, 2020, 37(2): 63-68. DING Xueqian, XUE Jianbin. System resource allocation strategy based on Lyapunov optimization in edge computing[J]. Microelectronics & Computer, 2020, 37(2): 63-68(in Chinese).

[16] 卫璇,潘昭光,王彬,等.云管边端架构下虚拟电厂资

- 源集群与协同调控研究综述及展望[J]. 全球能源互联网, 2020, 3(6): 539-551.
 WEI Xuan, PAN Zhaoguang, WANG Bin, et al. Review on virtual power plant resource aggregation and collaborative regulation using cloud-tube-edge-end architecture[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2020, 3(6): 539-551(in
- [17] ZHOU Z Y, LIAO H J, ZHAO X W, et al. Reliable task offloading for vehicular fog computing under information asymmetry and information uncertainty[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(9): 8322-8335.
- [18] 熊芳,黄宏斌,黄玉成,等. 基于带QoS能力模型的资源匹配方法[J]. 计算机工程与科学,2014,36(10): 1911-1918. XIONG Fang, HUANG Hongbin, HUANG Yucheng, et al. A resource matching method based on capabilities model with QoS[J]. Computer Engineering & Science, 2014, 36(10): 1911-1918(in Chinese).
- [19] HU X Y, WANG L F, WONG K K, et al. Edge and central cloud computing: a perfect pairing for high energy efficiency and low-latency[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(2): 1070-1083.
- [20] ZHOU Z Y, GUO Y F, HE Y H, et al. Access control and resource allocation for M2M communications in industrial automation[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(5): 3093-3103.
- [21] KRITIKOS K, PLEXOUSAKIS D. Mixed-integer programming for QoS-based web service matchmaking[J]. IEEE Transactions on Services Computing, 2009, 2(2): 122-139.

- [22] LIAO H J, ZHOU Z Y, ZHAO X W, et al. Learning-based context-aware resource allocation for edge-computing-empowered industrial IoT[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(5): 4260-4277.
- [23] ZHANG Q, GUI L, HOU F, et al. Dynamic task offloading and resource allocation for mobile-edge computing in dense cloud RAN[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(4): 3282-3299.
- [24] HO T M, TRAN N H, LE L B, et al. Network virtualization with energy efficiency optimization for wireless heterogeneous networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2019, 18(10): 2386-2400.
- [25] LIU P J, LI J L, SUN Z W. Matching-based task offloading for vehicular edge computing[J]. IEEE Access, 2019, 7: 27628-27640.
- [26] 张智皓,冯天波,李秋烨,等.多元QoS约束下电力通信 无线资源分配的边缘代理调度方法[J].智慧电力,2021, 49(10): 104-112.
 - ZHANG Zhihao, FENG Tianbo, LI Qiuye, et al. Edge agent scheduling method of wireless resource allocation for power communication under multiple QoS constraints[J]. Smart Power, 2021, 49(10): 104-112(in Chinese).

收稿日期: 2022-01-31; 修回日期: 2022-06-03。

1-31, ||多四口朔: 2022-00-0

王翌雪

作者简介:

王翌雪 (1996), 女, 硕士研究生, 研究方向为电力通信技术, E-mail: wyxxa8891@ncepu.edu.cn。

高雪莲(1977), 女, 副教授, 研究方向为人工智能在智能电网中的应用, E-mail: xuelian_gao@ncepu.edu.cn。汤亿则(1976), 男, 高级工程

汤亿则(1976),男,高级工程 师,研究方向为电力信息通信,E-mail:

cruisertang@163.com.

章毅 (1984), 男, 高级工程师, 研究方向为电力信息通信, E-mail: zhangyi ajdl@163.com。

王彦波 (1979), 男, 高级工程师, 研究方向为电力信息通信, E-mail: happyper@163.com。

(责任编辑 李锡)