

导读:2017年,我国国务院发布的《关于深化“互联网+先进制造业”发展工业互联网的指导意见》中将工业互联网正式列入国家级战略之一。工业互联网是一个巨大的体系,能够给中国工业带来重大变革。其中,工业软件作为工业企业运营的“大脑”、新一代信息技术产业的灵魂,是支撑制造强国发展和创新的隐形“国之重器”。针对工业互联网、工业软件等的研究,可加速我国实现制造强国的进程,提升核心竞争力。

本专栏正是在上述背景的基础上开展,着重探索工业互联网、工业软件领域中边缘计算、智能分析等技术。本专栏从投稿论文中精选了“输配电 5G 卫星融合组网数据卸载方法”,该论文探讨了基于边缘计算思想的 5G、卫星融合组网条件下的数据卸载技术,该技术可有效地支撑输配电数据的调度,进而保障工业生产的电力提供。专栏还选取了“基于规则和词典的用电安全领域命名实体识别”,重点探讨工业领域与安全生产的知识图谱构建方法,可为安全生产提供支撑。最后,专栏还针对工业设计领域,选取了“面向设计制造的多集群高性能计算平台构建技术”,该论文分析了设计制造领域对于高性能计算的需求,提出了一种高性能计算平台的架构,为工业制造设计提供基础框架支持。以上三篇文章构成了本期专栏的主要内容,从边缘计算算法、知识推理、基础框架等三个层面为读者阐述了工业领域相关研究进展。期待读者在阅读上述论文的时候可以抓住三个层面的脉络,了解工业领域相关研究趋势。



特约主编:林荣恒,北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室副教授博导,中国计算机学会服务计算专委会专委委员。长期从事云计算、边缘计算与大数据等的研究,研究方向集中在工业大数据、边缘智能等方面,先后完成 30 余项国家及省部级项目。目前,从事多个物联网、大数据相关的产学研项目。长期担任《Transactions on Service Computing》、《通信学报》等国内外知名期刊的审稿人。作为教师,先后获得北京邮电大学优秀研究生授课教师、北京邮电大学教学成果奖,编著的教材《软件体系结构》先后被多个国内高校作为本科或研究生指定教材。

输配电 5G 卫星融合组网数据卸载方法 *

段钧宝¹,朱思成¹,李秉毅²,徐 鑫²,马开志¹,张孙烜³,李思峰³

(1.中国电力科学研究院有限公司,北京 100192;

2.国网重庆市电力公司,重庆 400010;3.华北电力大学 电气与电子工程学院,北京 102206)

摘要:随着输配电网的快速发展,输配电业务对时延、能效、可靠性等差异化通信指标提出了更高的要求。为此,基于 5G 高速率大连接和卫星灵活广覆盖的特点,结合边缘计算高效处理数据的优势,构建了面向输配电网场景的 5G 卫星融合组网架构。然后以最大化输配电网业务数据传输平均能效与总时延的加权差为优化目标,构建了 5G 卫星融合组网数据卸载优化问题,并提出基于差异化业务需求感知的 5G 卫星融合组网数据卸载算法(Differentiated Service Requirement-aware Learning-based Data Offloading algorithm for 5G satellite integrated networking, DSRL-DO) 求解。仿真结果表明,所提算法能够降低数据卸载时延的同时保证较高的能效,有效满足输配电网业务的差异化需求。

关键词:输配电;5G 卫星融合组网;边缘计算;数据卸载;差异化业务需求感知;强化学习

中图分类号: TN92

文献标识码: A

DOI:10.16157/j.issn.0258-7998.223282

中文引用格式:段钧宝,朱思成,李秉毅,等.输配电 5G 卫星融合组网数据卸载方法[J].电子技术应用,2022,48(12):15-21,27.

英文引用格式:Duan Junbao,Zhu Sicheng,Li Bingyi,et al. 5G satellite integrated networking data offloading method for transmission and distribution grid[J]. Application of Electronic Technique,2022,48(12):15-21,27.

* 基金项目:国家电网有限公司总部科技项目(XXB17202200267)

5G satellite integrated networking data offloading method for transmission and distribution grid

Duan Junbao¹, Zhu Sicheng¹, Li Bingyi², Xu Xin², Ma Kaizhi¹, Zhang Sunxuan², Li Sifeng²

(1.China Electric Power Research Institute ,Beijing 100192 ,China ;

2.State Grid Chongqing Electric Power Company ,Chongqing 400010 ,China ;

3.School of Electric and Electronic Engineering ,North China Electric Power University ,Beijing 102206 ,China)

Abstract: With the rapid development of power transmission and distribution grid, power transmission and distribution services have put forward higher requirements for differentiated communication metrics such as delay, energy efficiency, and reliability. Based on the characteristics of high speed and large connectivity of 5G and flexible and wide coverage of satellite, combined with the advantages of efficient data processing of edge computing, a 5G satellite integrated networking architecture for power transmission and distribution scenarios is constructed. Then, with the optimization goal of maximizing the weighted difference between the average energy efficiency and the total delay of data offloading in the transmission and distribution services, an optimization problem of data offloading in 5G satellite integrated networking is constructed. A differentiated service requirement-aware learning-based data offloading algorithm(DSRL-DO) for 5G satellite integrated networking is proposed to solve the problem. Finally, the simulation results show that the proposed algorithm can reduce the data offloading delay while ensuring high energy efficiency, and effectively meet the differentiated requirements of power transmission and distribution services.

Key words: transmission and distribution power grid ;5G satellite integrated networking ;edge computing ;data offloading ;differentiated service requirement awareness ;reinforcement learning

0 引言

随着新型电力系统建设以及输配电网快速发展,输电线路巡检、配电自动化、精准负荷、分布式能源接入等^[1]输配电业务对通信网络的数据传输与实时分析能力提出了更高的要求。5G 卫星融合网络通过结合 5G 与卫星各自的优势,支撑输配电业务对时延、能效、可靠性的差异化需求。一方面,5G 有着高速率、大连接等优点^[2],支持输配电业务数据实时传输。卫星覆盖范围大、网络资源丰富、抗毁性强^[3-4],可以与 5G 互补,为 5G 基站建设薄弱地区提供通信覆盖;另一方面,5G 卫星融合网络可以与边缘计算进一步结合,将计算和存储资源下沉到输配电业务现场,实现时延敏感型数据处理的快速响应^[5-6]。然而,输配电业务差异化服务质量(Quality of Service, QoS)需求之间存在耦合^[7-8],例如,通过改变数据卸载流向优化传输时延和能效,将影响边缘服务器与云服务器的负载,导致部分重负载边缘服务器数据计算时延增加^[9]。此外,由于输配电网环境复杂^[10-11],信道质量、电磁干扰、服务器负载等网络状态的实时信息难以获取。因此,如何根据动态、未知的网络状态信息来实现 5G 卫星融合网络数据卸载的优化^[12],保障输配电业务的差异化 QoS 需求,已成为研究重点。

目前,国内外学者对 5G 卫星融合组网已经开展了一定的研究。文献[13]对 5G 卫星融合组网在网络技术方面面临的挑战进行了分析,但没有考虑输配电业务的数据卸载优化问题。文献[14]提出了基于超密集型低轨道地球卫星(Low Earth Orbit, LEO)的 5G 卫星融合组网

数据卸载算法,但没有考虑输配电业务差异化 QoS 需求,无法实现时延、能效、可靠性等指标的协同保障。文献[15]考虑了差异化的业务流量要求,但未对网络状态实时信息的可用性进行分析,未考虑信息不完整场景下 5G 卫星融合组网数据卸载的优化,在复杂现场规模化应用面临挑战。

首先,构建包含终端层、边缘层和云层的 5G 卫星融合组网架构。在此基础上,依据输配电业务数据卸载时延模型、能效模型以及可靠性约束,构建了数据卸载总时延与能效的联合优化问题。最后,利用所提算法求解 5G 卫星融合组网数据卸载优化问题,基于时延、能效、可靠性等差异化指标设置学习奖励函数,根据本地历史信息动态权衡数据卸载探索策略和利用策略,实现数据卸载与计算范式的联合优化。所提算法无需获取输配电 5G 卫星网络的全局信息,并可通过动态调整性能指标权重满足输配电业务差异化 QoS 需求,便于工程推广与规模化应用。

1 输配电场景 5G 与卫星融合组网架构及系统模型

1.1 融合组网架构

本文构建的输配电网 5G 卫星融合组网架构由终端层、边缘层和云层组成,如图 1 所示,具体介绍如下。

终端层: 终端层包含部署在输配电网场景的巡检无人机、机器人、智能开关、融合终端、智能电表等,采集作业现场数据,并通过 5G 传输到边缘层或云层或通过卫星传输至云层进行实时处理,以支撑输电线路巡检、配

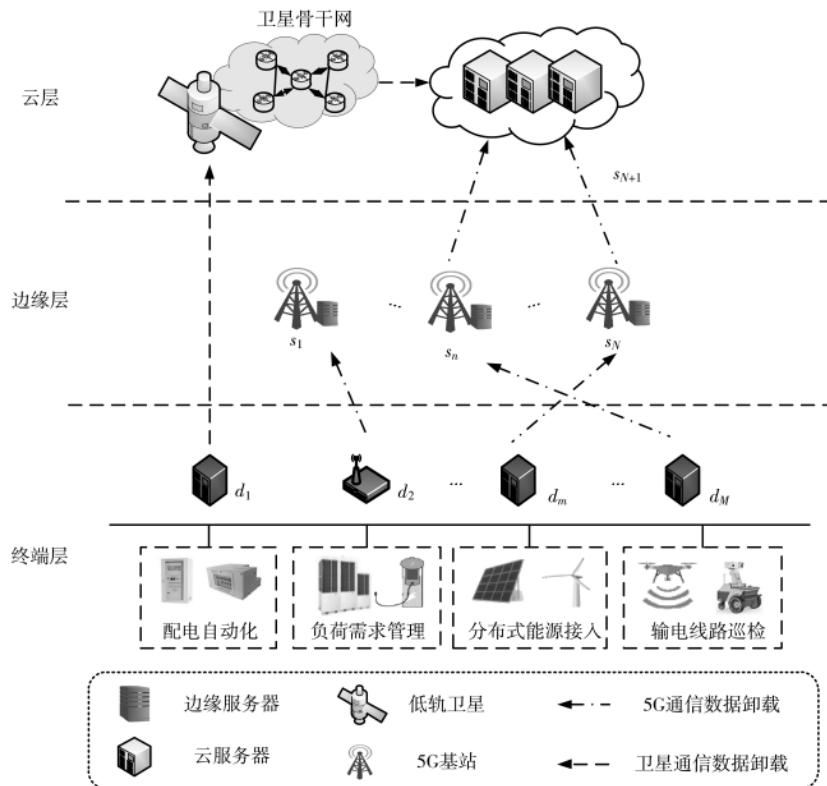


图 1 输配电 5G 卫星融合组网架构

电自动化、负荷需求管理、分布式能源接入等多种典型输配电业务的正常运行。

边缘层：边缘层包含边缘服务器与 5G 基站。边缘服务器的计算资源不如云服务器丰富，但是布置在输配电站场，可以为输配电业务时延敏感型数据的高效快速处理提供保障，实现对作业现场情况的实时感知与调控。

云层：5G 卫星融合组网云层包含为输配电业务终端提供全天候、全覆盖的低轨卫星和云服务器。低轨卫星通过卫星骨干网与云服务器连接，边缘服务器通过地面骨干网与云服务连接。云服务器包含丰富的计算资源，但距离终端较远，可以为输配电业务计算密集型数据的高可靠自定义处理提供保障，实现海量数据的融合分析。

1.2 数据卸载模型

假设终端层包含 M 个终端，其集合表示为 $D=\{d_1, \dots, d_m, \dots, d_M\}$ 。终端可通过 N 个 5G 基站将数据卸载到部署于基站附近的边缘服务器或远距离的云服务器，也可通过低轨卫星卸载到云服务器。基站和卫星的集合表示为 $S=\{s_1, \dots, s_n, \dots, s_N, s_{N+1}\}$ ，其中 s_{N+1} 表示低轨卫星， $s_n, n=1, 2, \dots, N$ 表示基站。为了简单起见，假设云服务器与低轨卫星以及 N 个边缘服务器与基站使用相同的符号，即 s_{N+1} 表示云服务器， $s_n, n=1, 2, \dots, N$ 表示边缘服务器。

优化时长包含 T 个长度为 τ 的时隙，其集合表示为 $T=\{1, \dots, t, \dots, T\}$ ，终端与基站以及卫星之间的信道状态信息在相同时隙内保持不变，在时隙之间发生变化。在每个时隙开始，终端首先采集业务数据，然后选择边缘计算范式或云计算范式，最后选择服务器进行数据卸载。当选择边缘计算范式时，终端通过 5G 基站将数据卸载到边缘服务器进行计算；当选择云计算范式时，终端可以通过卫星骨干网将数据卸载到云服务器，也可以通过 5G 将数据卸载到边缘服务器再转发到云服务器。本文定义二进制变量 $y_{m,t} \in \{0, 1\}$ 为计算范式选择变量，其中， $y_{m,t}=1$ 表示终端 d_m 在第 t 时隙选择边缘计算范式，否则 $y_{m,t}=0$ ，同理，定义二进制变量 $x_{m,n,t} \in \{0, 1\}$ 为服务器选择变量，其中 $x_{m,n,t}=1$ 表示终端 d_m 在第 t 时隙选择服务器 s_n 卸载数据，否则 $x_{m,n,t}=0$ 。特别地，当 $y_{m,t}=1$ 时， $x_{m,N+1,t}=0$ ，即终端选择边缘计算范式时只能选择边缘服务器进行数据卸载。

1.3 数据传输与计算模型

定义二进制变量 $a_{m,n,t} \in \{0, 1\}$ 表示服务器可用性变量。 $a_{m,n,t}=1$ 表示第 t 时隙服务器 s_n 对终端 d_m 可用，否则 $a_{m,n,t}=0$ 。假设所有终端始终位于卫星的覆盖范围内，即 $a_{m,N+1,t}=1$ 始终成立。第 t 时隙终端 d_m 选择服务器 s_n 进行数据传输的速率为 $R_{m,n,t}$ ，表示为：

$$R_{m,n,t} = \begin{cases} a_{m,n,t} B^{\text{5G}} \log(1 + \gamma_{m,n,t}^{\text{5G}}), & n=1, \dots, N \\ a_{m,n,t} B^{\text{Sat}} \log(1 + \gamma_{m,n,t}^{\text{Sat}}), & n=N+1 \end{cases} \quad (1)$$

其中, B^{5G} 和 B^{Sat} 分别表示 5G 和卫星的传输带宽。 $\gamma_{m,n,t}^{\text{5G}} = \frac{P^{\text{5G}} g_{m,n,t}^{\text{5G}}}{\sigma_0 + \mu_{m,n,t}^{\text{5G}}}$ 表示第 t 时隙 5G 传输的信干噪比(Signal to Noise plus Interference Ratio, SINR), 其中, P^{5G} 表示 5G 传输功率, $g_{m,n,t}^{\text{5G}}$ 表示第 t 时隙 5G 信道增益, σ_0 表示高斯白噪声功率, $\mu_{m,n,t}^{\text{5G}}$ 表示 5G 传输受到的电磁干扰功率。

同理, $\gamma_{m,n,t}^{\text{Sat}} = \frac{P^{\text{Sat}} g_{m,n,t}^{\text{Sat}}}{\sigma_0 + \mu_{m,n,t}^{\text{Sat}}}$ 表示第 t 时隙卫星传输的信干噪比。

定义第 t 时隙终端 d_m 的数据传输时延为 $L_{m,n,t}^{\text{Trans}}$, 表示为:

$$L_{m,n,t}^{\text{Trans}} = \frac{U_{m,t}}{R_{m,n,t}} \quad (2)$$

其中, $U_{m,t}$ 为第 t 时隙终端 d_m 采集的数据量, 由于输配电场景下配电自动化、负荷需求管理、输电线路巡检等业务运行所需数据存在差异, 因此不同业务终端运行时, 所采集数据量 $U_{m,t}$ 不同。

定义第 t 时隙终端 d_m 的数据计算时延为 $L_{m,n,t}^{\text{Comp}}$, 表示为:

$$L_{m,n,t}^{\text{Comp}} = \frac{U_{m,t} \lambda \Omega_{n,t}}{\widetilde{\varpi}_{n,t}} \quad (3)$$

其中, λ 表示计算强度, 即处理 1 bit 数据所需的 CPU 周期数。 $\widetilde{\varpi}_{n,t}$ 表示第 t 时隙服务器 s_n 的可用计算资源, $\Omega_{n,t}$ 表示第 t 时隙选择服务器 s_n 的终端数量。

1.4 数据卸载时延与能效模型

定义第 t 时隙终端 d_m 的数据卸载总时延为 $L_{m,n,t}^{\text{Sum}}$, 表示为:

$$L_{m,n,t}^{\text{Sum}} = L_{m,n,t}^{\text{Trans}} + (1 - y_{m,t}) L_{m,n}^{\text{Forw}} + L_{m,n,t}^{\text{Comp}} \quad (4)$$

其中, $L_{m,n}^{\text{Forw}}$ 表示数据的转发时延, 本文将其设置为定值。

定义第 t 时隙终端 d_m 选择服务器 s_n 的能效为 $C_{m,n,t}$, 表示单位带宽单位能量传输的数据量, 即:

$$C_{m,n,t} = \begin{cases} \frac{U_{m,t}}{B^{\text{5G}} L_{m,n,t}^{\text{Trans}} P^{\text{5G}}}, & n=1, \dots, N \\ \frac{U_{m,t}}{B^{\text{Sat}} L_{m,n,t}^{\text{Trans}} P^{\text{Sat}}}, & n=N+1 \end{cases} \quad (5)$$

1.5 数据卸载问题建模

本文通过优化输配电 5G 卫星融合组网中的计算范式选择和数据卸载策略, 最大化平均能效与总时延的加权差, 优化问题建模如下:

$$\begin{aligned} & \max_{\{x_{m,n,t}, y_{m,t}\}} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{N+1} x_{m,n,t} (V C_{m,n,t} - L_{m,n,t}^{\text{Sum}}) \\ & \text{C1: } x_{m,n,t} \in \{0, 1\}, \forall d_m \in \mathbf{D}, \forall s_n \in \mathbf{S}, \forall t \in \mathbf{T} \\ & \text{C2: } y_{m,t} \in \{0, 1\}, \forall d_m \in \mathbf{D}, \forall t \in \mathbf{T} \\ & \text{C3: } \sum_{n=1}^{N+1} x_{m,n,t} = 1, \forall d_m \in \mathbf{D}, \forall t \in \mathbf{T} \\ & \text{C4: } \gamma_{m,n,t}^{\text{5G}} \geq \gamma_{m,\min}^{\text{5G}}, \forall d_m \in \mathbf{D}, \forall t \in \mathbf{T}, n=1, \dots, N \\ & \text{C4: } \gamma_{m,n,t}^{\text{Sat}} \geq \gamma_{m,\min}^{\text{Sat}}, \forall d_m \in \mathbf{D}, \forall t \in \mathbf{T}, n=N+1 \end{aligned} \quad (6)$$

其中, V 表示权重, 用以调整不同性能指标的重要性。C1 表示数据卸载约束, C2 表示计算范式选择约束, C3 表示每个时隙每个终端只能选择一个服务器进行数据卸载, C4 表示可靠性约束, $\gamma_{m,\min}^{\text{5G}}$ 和 $\gamma_{m,\min}^{\text{Sat}}$ 表示终端 d_m 的 SINR 阈值。在实际的应用中, SINR 阈值需要根据输配电业务的差异化需求进行合理设置, 例如负荷需求管理、分布式能源接入等时延敏感型业务需要设置更高的 SINR 阈值以保证从终端到服务器的低时延传输, 而配电自动化、配电运行监控等计算密集型业务可以设置稍低的 SINR 阈值。

2 基于差异化业务需求感知学习的 5G 卫星融合组网数据卸载算法

本文将 5G 卫星融合组网数据卸载优化问题建模为一个多臂赌博机(Multi-armed Bandit, MAB)问题^[16-17], 主要元素包括决策者、摇臂以及奖励, 介绍如下。

(1)决策者: 定义输配电业务终端为数据卸载决策者, 决策者根据不同输配电业务数据卸载偏好值联合优化计算范式选择和服务器选择决策, 并根据奖励值进行学习和决策更新。

(2)摇臂: 定义摇臂集合为 $\mathbf{O} = \{o_1, \dots, o_i, \dots, o_{2N+1}\}$ 。当终端 d_m 选择摇臂 $o_i, i=1, \dots, N+1$, 表示终端 d_m 通过卫星骨干网或边缘服务器将数据卸载到云服务器; 当终端 d_m 选择摇臂 $o_i, i=N+2, \dots, 2N+1$, 表示终端 d_m 将数据卸载到边缘服务器 s_{i-N-1} 。

(3)奖励: 本文定义基于时延、能耗和可靠性的奖励函数 $\theta_{m,i,t}$ 来表示第 t 时隙输配电业务终端 d_m 选择摇臂 o_i 得到的差异化奖励, 表示为:

$$\theta_{m,i,t} = \begin{cases} V C_{m,i,t} - L_{m,i,t}^{\text{Sum}}, & i \leq N+1 \\ V C_{m,i-N-1,t} - L_{m,i-N-1,t}^{\text{Sum}}, & i > N+1 \end{cases} \quad (7)$$

当终端 d_m 选择的摇臂不满足数据卸载可靠性约束 C4 时, 奖励 $\theta_{m,i,t}=0$ 。

本文提出 DSRL-DO 算法来对构造的 MAB 问题进行求解。所提算法通过设置基于时延、能耗和可靠性的奖励函数感知业务差异化 QoS 需求, 在反复迭代过程中获得不同大小的奖励值从而对不同的数据卸载方式进行学习并更新自身的决策, 算法收敛时终端能够选择奖励值最大的方式进行数据卸载。所提算法在 5G 卫星融合组网架构下海量输配电终端数据卸载的工程化应用

中具有先进性和实用性。一方面,与已有基于全局信息的数据卸载方法相比,所提算法仅需利用终端本地历史信息,通过权衡探索和利用动态学习服务器选择决策,而无需获取输配电网的全局信息,算法实施复杂度低,实用性强,便于广泛应用到实际输配电 5G 卫星组网数据卸载优化中。另一方面,与现有强化学习算法相比,在奖励函数的构建中考虑了时延、能耗和可靠性等差异化业务需求,与输配电场景及业务的适配性更好。所提算法流程图如图 2 所示,主要包含以下四个阶段:

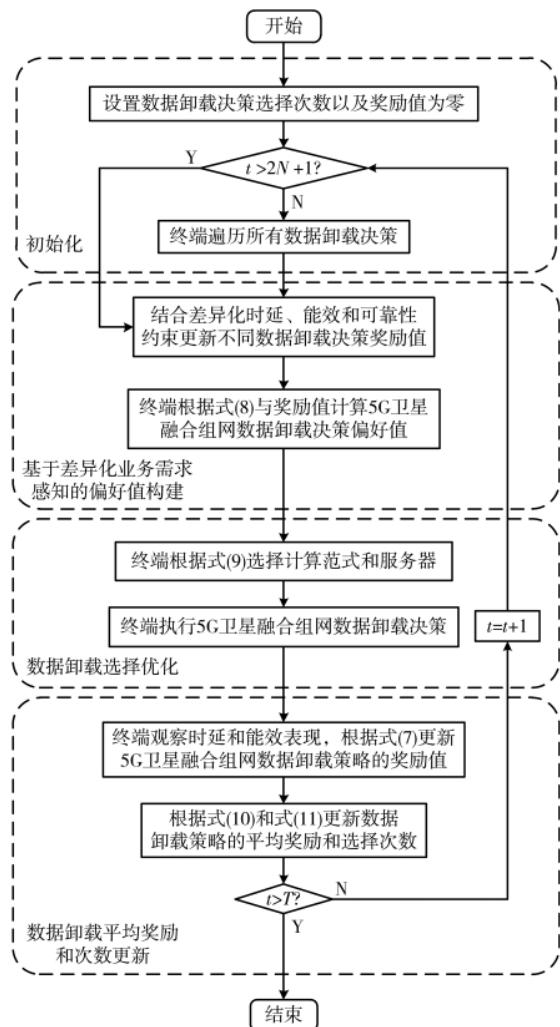


图 2 DSRL-DO 算法流程图

(1) 初始化: 初始化 $\theta_{m,i,t}=0$, $\hat{z}_{m,i,t}=0$, 其中, $\hat{z}_{m,i,t}$ 表示截止到第 t 时隙终端 d_m 选择摇臂 o_i 的次数。终端遍历所有数据卸载决策以获取每个摇臂的初始值。

(2) 基于差异化业务需求感知的偏好值构建: 终端 d_m 对服务器 s_n 的偏好值由基于奖励函数来感知业务差异化需求的式(8)计算:

$$\tilde{\theta}_{m,i,t} = \bar{\theta}_{m,i,t-1} + \omega \sqrt{\frac{\ln t}{\hat{z}_{m,i,t-1}}} \quad (8)$$

其中, $\bar{\theta}_{m,i,t-1}$ 表示截止到第 $t-1$ 时隙终端 d_m 选择摇臂 o_i 得到的平均奖励, ω 表示探索的权重。式(8)的 $\omega \sqrt{\frac{\ln t}{\hat{z}_{m,i,t-1}}}$ 项表示终端 d_m 对摇臂 o_i 的置信值, 其能够动态平衡数据卸载决策选择的“探索”与“利用”。具体来说, 当终端一直选择同一个计算范式和数据卸载策略时, 该策略的置信值就会降低, 而其他策略的置信值就会增大, 因此终端将探索其他选择策略而避免优化陷入局部最优; 随着优化时间的进行, 当每种计算范式和数据卸载策略都被终端选择了一定的次数时, 即终端对每种策略的估计足够时, 终端将会利用平均奖励高的策略。

(3) 数据卸载选择优化: 终端 d_m 根据 $o_{m,i^*,t} = \operatorname{argmax}_o \tilde{\theta}_{m,i,t}$ 选择摇臂, 其中 i^* 表示偏好值最大的摇臂。摇臂选择与计算范式和数据卸载优化的对应关系表示为:

$$o_{m,i^*,t} = \begin{cases} x_{m,i^*,t} = 1, y_{m,t} = 0, & i^* \leq N+1 \\ x_{m,i^*-N-1,t} = 1, y_{m,t} = 1, & i > N+1 \end{cases} \quad (9)$$

(4) 数据卸载平均奖励和次数更新: 在每次传输结束后, 终端 d_m 观察时延和能效的表现, 并根据式(5)更新奖励值, 随后根据下式分别更新平均奖励 $\bar{\theta}_{m,i,t}$ 和截止到第 t 时隙终端 d_m 选择摇臂 o_i 的次数 $\hat{z}_{m,i,t}$:

$$\bar{\theta}_{m,i,t} = \begin{cases} \frac{\bar{\theta}_{m,i,t-1}\hat{z}_{m,i,t-1} + \theta_{m,i,t}}{\hat{z}_{m,i,t-1} + 1}, & i = i^* \\ \bar{\theta}_{m,i,t-1}, & i \neq i^* \end{cases} \quad (10)$$

$$\hat{z}_{m,i,t} = \begin{cases} \hat{z}_{m,i,t-1} + 1, & i = i^* \\ \hat{z}_{m,i,t-1}, & i \neq i^* \end{cases} \quad (11)$$

最后, 当 $t > T$ 时, 算法结束。

3 仿真算例与分析

3.1 基础数据

本文考虑 $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ 的输配电 5G 卫星融合组网场景, 包括输电线路巡检和负荷需求管理两种业务。场景包含终端 30 个, 连接边缘服务器的 5G 基站 5 个, 低轨卫星 1 个, 其中, 5G 基站分别覆盖不同终端, 低轨卫星可覆盖场景中全部终端。以输电线路巡检和负荷需求管理两种输配电业务为例设置仿真参数, 业务如表 1 所示。基于实际工程场景中采用的卫星通信、5G 通信、云计算、边缘计算等参数, 仿真参数设置如表 2 所示^[18-22]。

表 1 业务参数表

业务	范围 / km ²	数据量 / Mb	SINR 阈值 / dB	时延需求 / ms
输电线路巡检	0.5	[1, 2]	16	1 000
负荷需求管理	0.5	[0.5, 1]	26	700

本文考虑三种对比算法。对比算法 1 为基于时延能效匹配的数据卸载算法(Daley and Energy Matching,

表 2 仿真参数

参数	参数值
卫星通信带宽 $B^{\text{Sat}}/\text{MHz}$	2
5G 通信带宽 B^{5G}/MHz	1
卫星通信传输功率 P^{Sat}/W	1.2
5G 通信传输功率 P^{5G}/W	0.4
计算资源 $\bar{\sigma}_{\text{res}}/\text{GHz}$	云服务器 [4, 20] 边缘服务器 [2, 10]
计算强度 $\lambda/(\text{cycles/bit})$	云服务器 [2000, 2500] 边缘服务器 [2000, 2500]

DE-Matching)^[23], 算法优化目标为最大化数据卸载能效与传输时延加权差, 忽略了计算时延性能的优化。对比算法 2 为基于拉格朗日松弛(Lagrangian Relaxation based Aggregated Cost, LARAC)^[24]的 5G 卫星融合组网数据卸载算法, 其优化目标为能效与总时延的加权差, 算法基于拉格朗日松弛求解, 大规模场景下收敛较慢。对比算法 3 为基于接入数量感知(Access Quantity Awareness, AQA)的 5G 卫星融合组网场景数据卸载算法, 根据选择该服务器进行数据卸载的终端数量进行决策, 即为未卸载的终端选择当前处理终端较少的服务器进行数据卸载, 算法复杂度低、执行速度快, 在工程实际中应用广泛, 但忽略了边缘计算范式和云计算范式以及服务器计算资源的差异化。

3.2 5G 卫星融合组网数据卸载优化分析

图 3 为能效与时延加权差随时隙变化情况。当 $t=400$ 时所提算法性能较 DE-Matching、LARAC 和 AQA 算法分别提升了 16.2%、40.9% 和 153.2%。原因是所提算法通过感知不同业务可靠性需求, 观察不同业务数据卸载时延及能效性能, 调整数据卸载策略, 实现最优能效和时延加权差性能。DE-Matching 忽略了计算时延优化, 难以结合计算资源选择合适服务器进行数据卸载。LARAC 算法通过拉格朗日松弛求解数据卸载问题, 该方法在面对大规模场景时收敛速度慢, 无法所有业务终端

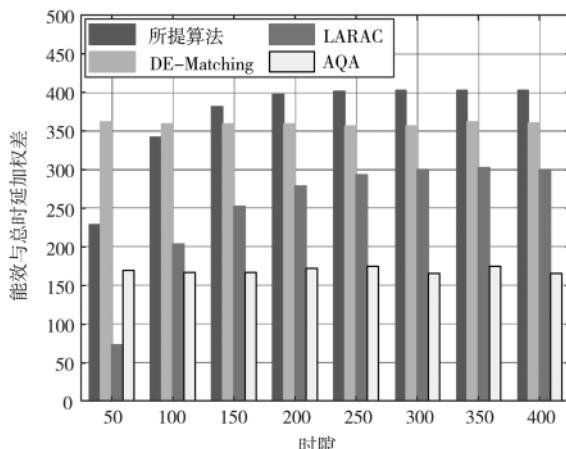


图 3 能效与时延加权差随时隙变化

收敛至最优数据卸载策略。AQA 算法忽略了边缘计算范式和云计算范式以及服务器计算资源的差异化, 难以应对不同业务终端的差异化需求, 为不同业务终端制定不同卸载策略。

图 4 和图 5 分别为能效与计算时延随时隙的变化情况。当 $t=400$ 时, 所提算法能效性能相比于 DE-Matching 仅相差了 1.4%, 计算时延性能却提升了 14.4%。这是因为 DE-Matching 算法忽略了服务器计算资源差异, 无法针对终端差异化需求选择合适的计算范式与服务器进行数据卸载以提高总时延性能。相比于 LARAC 与 AQA 算法, 能效性能提升了 4.6% 和 14.8%, 计算时延性能提升了 7.0% 和 15.4%。原因是 LARAC 算法的求解能力较弱, 无法针对业务终端差异化需求, 为所有终端制定最优决策。AQA 算法缺少对边缘计算范式和云计算范式通信性能以及服务器计算资源的判断, 数据量大、时延需求较高的终端可能卸载数据至计算资源差的服务器, 导致数据卸载传输与计算性能均较差。

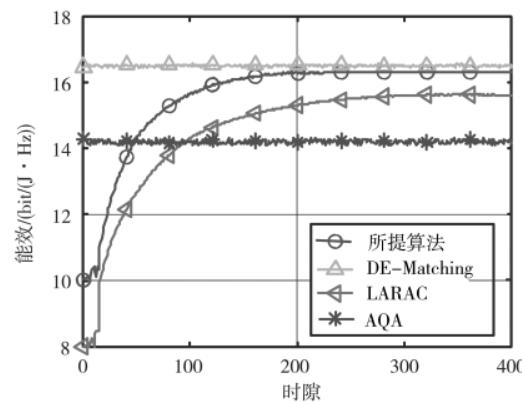


图 4 能效随时隙变化

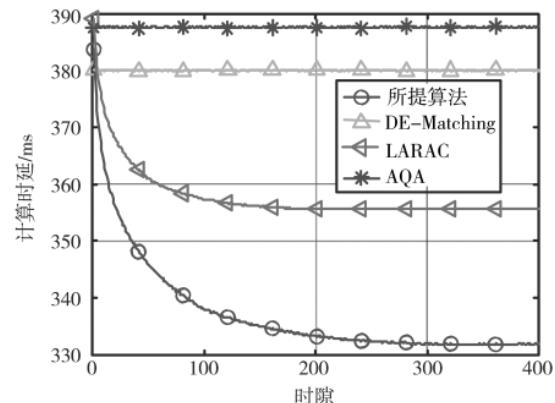


图 5 计算时延随时隙变化

图 6 展示了所提算法的传输时延与计算时延随时隙的变化, 其中, 传输时延指终端到服务器的数据传输时延, 计算时延指服务器的数据处理时延。从图中可以看出, 传输时延与计算时延随时隙增加而逐渐变小。原因是所提算法感知业务终端差异化时延需求, 为数据

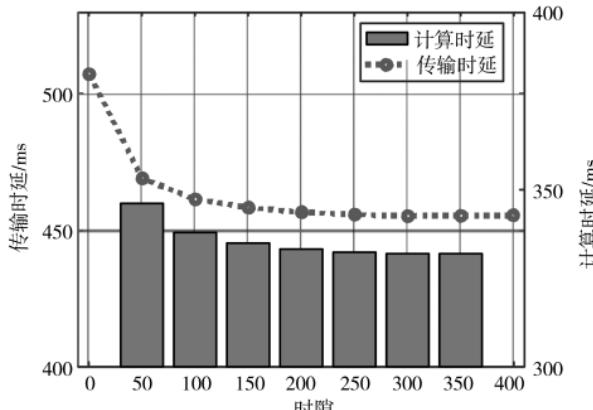


图 6 传输时延与计算时延随时隙的变化

量大、时延需求低输电线路巡检业务终端选择云计算范式完成数据卸载,为数据量小、时延需求高的负荷需求管理业务终端选择边缘计算范式完成数据卸载,同时,结合其时延及可靠性需求,通过学习选择合适服务器完成数据处理,保证充分利用各服务器计算资源,同时降低数据卸载传输时延。

表 3 展示了不同算法下不同业务的性能指标。与表 1 对比可知,所提算法下传输与计算时延满足不同业务需求。从表中可以看出,所提算法在面对不同业务数据卸载时均有较好的性能表现,这是由于所提算法可感知业务需求以做出更合适的数据卸载决策;同时,所提算法下输电线路巡检业务传输时延和计算时延较大,能效性能较低,这是因为输电线路巡检业务数据量大,且相比于负荷需求管理业务,实时性要求较低。同时,基于能效性能可见,所提算法为负荷需求管理业务终端选择传输能效更高的服务器进行数据卸载以保证数据的高效低时延传输与计算。

表 3 不同算法下不同业务的性能指标

业务	算法对比	计算时延/ms	传输时延/ms	能效/(bits/(J·Hz))
输电 线路 巡检	所提算法	366	461	15.2
	DE-Matching	412	486	15.4
	LARAC	374	498	13.5
	AQA	401	506	12.9
负荷 需求 管理	所提算法	299	393	17.6
	DE-Matching	339	411	17.9
	LARAC	316	431	16.2
	AQA	379	489	15.7

4 结论

本文针对输配电业务差异化 QoS 需求难以满足的问题,设计了面向输配电场景的 5G 卫星融合组网架构,提出了 DSRL-DO 算法,通过动态学习 5G 卫星融合组网下终端数据卸载策略,满足业务传输时延、计算时延、能效和可靠性的差异化需求。通过仿真分析验证,得到

如下结论:

- (1) 通过时延、能效、可靠性等差异化指标设置学习奖励函数,根据本地历史信息动态权衡数据卸载探索策略和利用策略,以提升算法性能。与现有的 DE-Matching、LARAC 和 AQA 算法相比,所提算法的时延与能效加权差性能分别提升 16.2%、40.9% 和 153.2%。
- (2) 根据时延敏感型和计算密集型等不同业务种类,所提算法可动态调整权重系数,以调节不同性能指标的重要性,满足差异化输配电业务 QoS 需求。

在未来的研究中,将结合无人机的高移动性和灵活性,研究输配电 5G 空天地一体化融合组网中的数据卸载和资源分配联合优化,以更好地满足流量突发的情况,实现全天候、广覆盖的输配电 5G 灵活组网,进一步满足差异化输配电业务 QoS 需求。

参考文献

- [1] LIND L, COSSENT R, LUND P, et al. Transmission and distribution coordination in power systems with high shares of distributed energy resources providing balancing and congestion management services [J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Energy and Environment, 2019, 8(6): 8–17.
- [2] 孙丽楠,朱红绿,孙慧,等.面向工业的 5G 组网方案研究[J].电子技术应用,2021,47(5):5–10.
- [3] 程龙亚,傅宁,汪玉成,等.北斗系统在输电线路防灾监测中的研究与应用[J].电力信息与通信技术,2018,16(6): 52–56.
- [4] 吴健,贾敏,张良.面向 6G 的低轨卫星边缘计算架构研究[J].电子技术应用,2022,48(6):5–9,13.
- [5] 徐乃凡,王俊芳,郭建立,等.面向边缘云高效能的移动终端计算迁移方法[J].电子测量技术,2018,41(20):1–6.
- [6] 彭跃辉,韩建沛,刘念.考虑需求响应和边缘计算的配电网分布式优化调度[J].华北电力大学学报(自然科学版),2020,47(4):19–28.
- [7] 周振宇,王墨,廖海君,等.电力物联网 5G 云–边–端协同框架与资源调度方法[J].电网技术,2022,46(5):1–13.
- [8] 朱佳琳,张敏,李凯,等.基于 4/5G 融合网络 QoS 差异化服务关键技术研究[J].电子技术应用,2022,48(6):54–57,63.
- [9] 杨戈,张衡.面向移动边缘计算基于强化学习的计算卸载算法[J].电子技术应用,2021,47(2):36–40,48.
- [10] LI Z, LING Y, YING Y, et al. An identification method for asymmetric faults with line breaks based on low-voltage side data in distribution networks[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2021, 36(6): 3629–3639.
- [11] 林荣恒,曾兴东,邹华,等.面向配电网故障数据的 BIC 评估后向选择方法[J].北京邮电大学学报,2017,40(3): 104–109.
- [12] 王胡成,徐晖,孙韶辉.星地融合 5G 网络架构增强技术研究[J].电子技术应用,2022,48(6):1–4,9.

(下转第 27 页)

- 计算机科学,2015,42(7):15–18.
- [8] 向晓雯,史晓东,曾华琳.一个统计与规则相结合的中文命名实体识别系统[J].计算机应用,2005,25(10):2404–2406.
- [9] Ji Zhixiang, Wang Xiaohui, Cai Changyu, et al. Power entity recognition based on bidirectional long short-term memory and conditional random fields[J]. Global Energy Interconnection, 2020, 3(2): 186–192.
- [10] 吴超,王汉军.基于GRU的电力调度领域命名实体识别方法[J].计算机系统应用,2020,29(8):185–191.
- [11] 杨锦锋,于秋滨,关毅,等.电子病历命名实体识别和实体关系抽取研究综述[J].自动化学报,2014,40(8):1537–1562.
- [12] KASHIF R. Rule-based named entity recognition in Urdu[C]// Proceedings of the 2010 Named Entities Workshop. 2010.
- [13] CONSTANTINE L, KAMYAB M. If you build your own NER scorer, non-replicable results will come[C]//Proceedings of

the First Workshop on Insights from Negative Results in NLP, 2020.

- [14] Jiao Zhenyu, Sun Shuqi, Sun Ke. Chinese lexical analysis with deep Bi-GRU-CRF network[J]. arXiv preprint arXiv: 1807.01882, 2018.
- [15] 车金立,唐力伟,邓士杰,等.融合词位字向量的军事领域命名实体识别[J].火炮发射与控制学报,2019,40(3):50–55.

(收稿日期:2022-09-02)

作者简介:

袁金斗(1994-),男,硕士,工程师,主要研究方向:用电安全。

潘明明(1985-),女,博士,高级工程师,主要研究方向:用电安全。

姜珏(1998-),通信作者,男,硕士,初级工程师,主要研究方向:知识图谱、用电安全,E-mail:jiangjue@bupt.edu.cn。



扫码下载电子文档

(上接第21页)

- [13] 王胡成,徐晖,孙韶辉.融合卫星通信的5G网络技术研究[J].无线电通信技术,2021,47(5):535–542.
- [14] DI B, ZHANG H, SONG L, et al. Ultra-dense LEO: integrating terrestrial–satellite networks into 5G and beyond for data offloading[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(1): 47–62.
- [15] ABDERRAHIM W, AMIN O, ALOUINI M. S, et al. Latency-aware offloading in integrated satellite terrestrial networks[J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2020, 1(1): 490–500.
- [16] LIAO H, ZHOU Z, ZHAO X, 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.
- [17] 李毅超,纪春华,尚立,等.面向地下电力管廊监测的无线自组网中继覆盖增强技术[J].电力信息与通信技术,2022,20(6):82–88.
- [18] SOLOMON A A, KAMMEN D M, CALLAWAY D. The role of large-scale energy storage design and dispatch in the power grid: a study of very high grid penetration of variable renewable resources[J]. Applied Energy, 2014, 134(1): 75–89.
- [19] TU Y, CHEN H, YAN L, et al. Task offloading based on LSTM prediction and deep reinforcement learning for efficient edge computing in IoT[J]. Future Internet, 2022, 14(2): 25–32.

- [20] 潘明明,田世明,刘宗杰,等.能源互联网中需求侧资源参与电网控制的边云协同技术研究[J].电子技术应用,2021,47(4):24–29.

- [21] YANG W, LIU W, WEI X, et al. EdgeKeeper: a trusted edge computing framework for ubiquitous power internet of things[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2021, 22(3): 374–399.

- [22] 周振宇,贾泽晗,廖海君,等.基于上下文学习的电力物联网接入控制方法[J].通信学报,2021,42(3):150–159.

- [23] WU H, CHEN J, XU W, et al. Delay-minimized edge caching in heterogeneous vehicular networks: a matching-based approach[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 19(10): 6409–6424.

- [24] ZHANG W, WEN Y, WU D. Collaborative task execution in mobile cloud computing under a stochastic wireless channel[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(1): 81–93.

(收稿日期:2022-08-23)

作者简介:

段钧宝(1982-),通信作者,男,本科,工程师,主要研究方向:电力信息通信研究,E-mail:xintong-duanjunbao@epri.sgcc.com.cn。

朱思成(1996-),男,硕士,工程师,主要研究方向:电力信息通信研究。

李秉毅(1982-),男,学士,高级工程师,主要研究方向:电力信息通信研究。



扫码下载电子文档

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所