



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

数字孪生辅助边缘智能中基于联盟博弈的联合资源优化

李晓欢, 陈璧韬, 康嘉文, 叶进

引用本文

李晓欢, 陈璧韬, 康嘉文, 叶进. 数字孪生辅助边缘智能中基于联盟博弈的联合资源优化[J]. 计算机科学, 2023, 50(2): 42-49.

LI Xiaohuan, CHEN Bitao, KANG Jiawen, YE Jin. [Coalition Game-assisted Joint Resource Optimization for Digital Twin-assisted Edge Intelligence](#) [J]. Computer Science, 2023, 50(2): 42-49.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[深空环境中基于云边端协同的任务卸载方法](#)

Task Offloading Method Based on Cloud-Edge-End Cooperation in Deep Space Environment

计算机科学, 2023, 50(2): 80-88. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220800156>

[基于层级化数据记忆池的边缘侧半监督持续学习方法](#)

Hierarchical Memory Pool Based Edge Semi-supervised Continual Learning Method

计算机科学, 2023, 50(2): 23-31. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.221100133>

[基于边缘计算的数据无损压缩方法](#)

Lossless Data Compression Method Based on Edge Computing

计算机科学, 2022, 49(11A): 210500195-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210500195>

[基于负载特征的边缘智能系统性能优化](#)

Workload Characteristics Based Performance Optimization for Edge Intelligence

计算机科学, 2022, 49(11): 266-276. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211000067>

[基于边缘智能的频谱地图构建与分发方法](#)

Construction and Distribution Method of REM Based on Edge Intelligence

计算机科学, 2022, 49(9): 236-241. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220400148>

数字孪生辅助边缘智能中基于联盟博弈的联合资源优化

李晓欢^{1,2} 陈璧韬^{1,2} 康嘉文^{2,3} 叶进²

1 广西高校智能网联与场景化系统重点实验室(桂林电子科技大学信息与通信学院) 广西 桂林 541004

2 广西综合交通大数据研究院 南宁 530025

3 广东工业大学自动化学院 广州 510006

(lxhguet@guet.edu.cn)

摘要 针对边缘智能驱动的工业物联网中边缘服务提供商(Edge Service Providers, ESPs)资源时空分布不均对系统性能的影响,提出了一种数字孪生辅助边缘智能的联盟博弈资源优化方案。首先,在满足 ESP 带宽资源、计算资源和缓存资源限制条件,以及边缘智能应用最大可容忍时延等多重约束条件的前提下,通过建立基于可转移效用联盟博弈的边缘终端效用最大化主问题和 ESP 效用最大化子问题,来联合优化多维资源配置;其次,将上述两个问题合并转化为带有线性约束的凸优化问题;最后,基于交替迭代方法得到该等效优化问题的近似最优解。仿真结果表明,与纳什均衡、大联盟等典型基线方案相比,所提方法的资源利用率均有显著提升,且随着 ESP 数量的增加资源利用率提升度逐渐增加,所提方案更加适用于大规模边缘智能系统。

关键词: 工业物联网;边缘智能;数字孪生;联盟博弈;联合资源分配

中图分类号 TP301

Coalition Game-assisted Joint Resource Optimization for Digital Twin-assisted Edge Intelligence

LI Xiaohuan^{1,2}, CHEN Bitao^{1,2}, KANG Jiawen^{2,3} and YE Jin²

1 Guangxi University Key Laboratory of Intelligent Networking and Scenario System(Guilin University of Electronic Technology), Guilin, Guangxi 541004, China

2 Guangxi Research Institute of Integrated Transportation Big Data, Nanning 530025, China

3 School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China

Abstract In order to cope with the performance loss caused by temporal-spatial resource dispersion of edge service providers (ESPs) in edge intelligence-driven industrial Internet of Things system, this paper proposes a coalition game-based joint resource allocation scheme assisted by digital twin. Firstly, we design a transferable utility coalition game model consisting of a primary problem of utility maximization of edge devices and a sub-problem of utility maximization of ESPs under the constraints of ESPs' resource limitation including bandwidth, computation and cache capabilities. Then, the original multi-objective problem is transformed into one convex problem with linear constraints. Finally, an alternative optimization method is leveraged for solving the equivalent optimization problem. Simulation results show the effectiveness of the proposed coalition game-assisted scheme for improving system resource utilization, with greater promotion as the number of ESPs grows. This proves that the proposed scheme is more adaptable to large scale edge intelligence systems, compared with traditional Nash equilibrium and grand coalition method.

Keywords Industrial Internet of Things, Edge intelligence, Digital twin, Coalition game, Joint resource allocation

1 引言

工业物联网(Industrial Internet of Things, IIoT)边缘智能的兴起将推动制造业深度挖掘数据价值,形成云-边-端协同计算的整体架构,从而营造工业生产新生态^[1-3]。边缘智能系统融入了 5G/6G、人工智能等技术,诞生了一系列新兴的

智能应用,如 AR/VR 渲染^[4-5]、AI 模型训练^[6-7]等,呈现出了计算任务密集、延迟敏感的特点,同时需要传感数据和多种资源的支持。当前,边缘智能的研究主要分为两部分:1)边缘资源配置的优化;2)智能算法的设计。其中,边缘资源的配置和优化是实现边缘智能的基础,受到了学术界与工业界的密切关注。

到稿日期:2022-11-15 返修日期:2023-01-11

基金项目:国家自然科学基金区域创新发展联合基金(U22A2054);广西科技重点研发计划(AB20238033);广西无线宽带通信与信号处理重点实验室主基金(GXKL06200103)

This work was supported by the Joint Funds of the National Natural Science Foundation of China(U22A2054), Key Science and Technology Project of Guangxi(AB20238033) and Guangxi Key Laboratory of Wireless Wideband Communication and Signal Processing(GXKL06200103).

通信作者:叶进(yejin@gxu.edu.cn)

尽管传统的边缘资源静态配置优化方法具有一定的效果,但随着网络规模的不断扩大,IIoT 边缘智能系统的用户服务需求和边缘设备资源分布等状态动态变化,难以预测^[8-9],这使得现有的边缘资源分配策略难以被直接采用。针对上述问题,相关研究主要通过最优化理论和数字孪生(Digital Twin,DT)等技术路线开展。

最优化理论的相关研究集中于通过制定合作博弈模型来鼓励资源合作,以促进边缘资源的联合优化,提高自身效用和系统的整体资源利用率。例如,文献[10]考虑频谱资源分配对无人机侦察性能的影响,提出了一种基于异构联盟的无人机网络协作侦察和频谱访问方案,通过联合带宽分配和联盟博弈算法来实现稳定的联盟划分,以最大化联盟整体侦察效率。文献[11]针对雾计算环境中工作流分布式协调效率低的问题,提出了一种基于联盟博弈和匹配博弈的任务卸载算法,通过减少任务执行时间来最大化工作流的数量。文献[12]考虑了 5G 环境下移动边缘计算中协作服务缓存和请求卸载的优化问题,提出了一种基于动态分布式联盟博弈的两阶段优化框架,通过联合优化基站的资源容量,在至少提高 30% 系统整体效益的同时降低了约 20% 的系统能量损耗。然而,上述工作强调资源拥有量不平衡双方的互补性交易,忽略了边缘节点资源的时变性与联盟效用在玩家集中的收益分配,不能直接用于动态环境下的工业边缘智能场景资源联合优化问题。

针对上述问题,数字孪生因其具有实时、全生命周期监控和高保真度模拟的特点,被认为是解决系统动态资源优化的有效技术途径^[13-15]。例如,文献[13]提出在 DTN 中加载高效强化学习算法,在考虑带宽和传输功率约束的情况下优化了 IIoT 系统的长期网络效率。文献[14]提出了一种基于数字孪生无线网络的 IIoT 边缘智能协作框架,通过综合考虑数字孪生关联、训练数据批量大小和带宽分配来制定边缘关联的优化问题,实现了学习精度和传输开销之间的权衡。文献[15]在数字孪生赋能的工业智能制造系统中提出了一种基于混合整数规划的同步机制,通过优化关键绩效指标辅助制造规划和控制策略的评估和开发。虽然上述工作考虑了边缘资源的动态性和协同优化问题,但是这些工作侧重于考虑边缘终端(Edge Devices,EDs)间的竞争关系。对于边缘资源提供商资源时空分布不均造成的资源欠缺或冗余的情形,基于合作博弈的资源分配方案更加合适。事实上,边缘资源优化一方面需要考虑 ED 对 ESP 联盟资源支持和任务卸载服务的满意度,另一方面应当体现对 ESP 资源合作行为结果的选择作用。因此,DT 辅助下边缘智能的联合资源优化是一个值得研究的问题。

合理安排 ESP 之间的资源协同以及实现 ED 侧应用服务需求与 ESP 侧多维资源支持之间的实时动态匹配,是一个新的挑战。为此,本文考虑了一种数字孪生辅助的边缘智能资源联合优化方案,主要工作如下:

(1)针对 ED 侧应用服务需求高度时变、ESP 侧多维资源保有高度动态的特殊场景,本文将 DT 技术引入工业边缘智能系统中,综合考虑 ED 侧任务卸载量、传输功率、计算复杂度与时延约束,以及 ESP 侧最大带宽资源、计算资源和存储

资源限制,构建了考虑 ED 侧用户满意度、ESP 侧收益分配以及两侧能耗成本的效用最大化多目标优化问题。

(2)提出了一种数字孪生辅助的分布式动态联盟博弈(DT-assisted, Distributed and Dynamic Coalition Game, 3DCG)资源分配算法,通过构造可转移效用(Transferable Utility,TU)动态联盟博弈模型、嵌入交替迭代求解机制,来优化 ESP 资源组合、提升系统资源利用率和最大化 ESP 联盟玩家效用。

(3)仿真结果表明,所提方案能够收敛以形成稳定的 ESP 联盟,有效提高系统多维资源利用效率和 ESP 的平均效用,在大规模边缘智能系统中表现出更好的适应性。

2 数字孪生辅助的边缘智能系统模型

本文考虑了工业生产线智能监控的应用场景,提出了如图 1 所示的数字孪生辅助的边缘智能系统模型,它主要由物理空间和虚拟空间两部分组成。

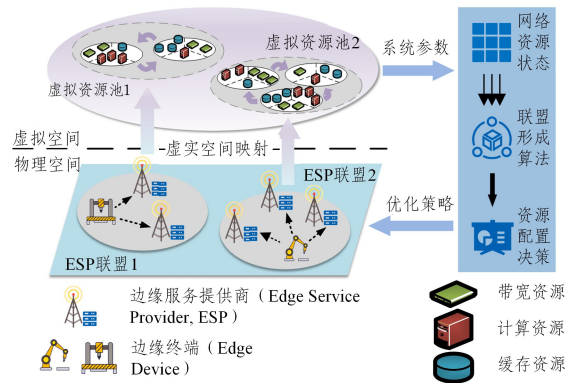


图 1 数字孪生辅助的边缘智能系统模型

Fig. 1 Digital twin-assisted edge intelligence system model

物理空间由分布式 ED、ESP 和云计算中心(Cloud Center,CC)组成。其中,多种边缘智能应用加载于 ED 端,通过分析和处理 ED 本地传感数据来响应用户的服务请求。ESP 拥有计算资源、带宽资源和缓存资源等闲置资源,可以为 ED 提供任务卸载服务和资源支持。CC 由具有丰富的计算和通信能力的云服务器组成。在本文的场景中,应用服务请求和 ESP 资源分布具有时变性和异质性,要求通过促进 ESP 之间的资源合作来动态优化 ESP 的卸载决策、传输带宽和计算资源配置。本文将任务卸载问题描述为一个带有效用函数的可转移效用联盟博弈资源协同优化方案。其中,资源分布异质的 ESP 以自身效用最大化为目标,通过组成若干联盟来共享资源,以响应和匹配 ED 侧不同边缘智能应用的资源需求。另外,优化决策的建模和求解需要稳定的计算环境。考虑到 ED 资源和能量受限,以及 ESP 资源分布的动态性,我们将上述功能部署于 CC,以增强任务卸载决策和优化网络资源配置方案的时效性。

虚拟空间通过建立 ED 服务请求和 ESP 资源状态的精确映射,来对网络动态变化情况进行实时监控和模拟,以辅助提升优化卸载决策和资源配置效率。其中,DT 将 ESP 联盟一一映射为若干虚拟资源池,用于表示 ESP 之间资源合作和共享的状态。例如,在虚拟资源池 1 中,其中一个 ESP 将

多余的计算资源分享出来,供该种资源相对缺乏的另一个 ESP 使用;同时,该 ESP 以较低的成本利用另一个 ESP 相对富余的缓存资源。相比独立工作,ESP 联盟中的玩家可以充分利用多余的闲置资源,以提高其支持应用服务请求的能力,并获得更高的效用。ESP 联盟有多种形成方式,但是只有在符合某种效用最优的前提下,才能达到稳定状态。

虚实空间映射是连接物理空间和虚拟空间的技术途径,是两者之间交互和同步的过程,主要包括两种模式:资源参数更新和状态同步。虚实空间映射要求在 ED,ESP 和 CC 上分别部署不同的功能,通过构建实时更新、与物理实体共同进化的 DTN 来实现。其中,ED 的功能包括数据采集、传输和应用服务请求信息的交互和同步;ESP 的主要任务包括 DT 模型的构建、交互和同步。CC 从 ESP 接收各网络实体的 DT 模型,创建、维护和更新虚拟资源空间,设计与应用服务请求相匹配的任务卸载和资源调度策略,并将决策结果实时反馈到物理 IIoT 网络。

2.1 数字孪生模型和通信模型

本文将系统模型抽象为一个离散时隙的系统,包括两个阶段的通信:CC 和 ESP 之间的通信,以及 ESP 和 ED 之间的通信。CC 和 ESP 之间以时分多址(Time Division Multiple Access, TDMA)的方式进行通信,主要用于传输 ED 和 ESP 的 DT 模型,以支持边缘智能虚实空间映射。我们将 CC 表示为 C ,ED 和 ESP 的集合分别表示为 $M = \{1, 2, \dots, j, \dots, m\}$ 和 $N = \{1, 2, \dots, i, \dots, n\}$ 。因此,作为边缘智能应用的服务请求方,ED_{*j*} 的 DT 可以表示为:

$$DT_{ED_j} = \{l_j^t, \omega_j^t, e_j^t, p_{j,ir}^t, \tau_j^t\} \quad (1)$$

其中, l_j^t 表示时隙 t 内 ED_{*j*} 的二维空间位置(x_j^t, y_j^t); ω_j^t 表示 ED_{*j*} 在时隙 t 内发起的边缘智能应用服务请求的总任务量; e_j^t 表示该应用的计算复杂度,可以用处理单位任务量所需的计算资源来表征; $p_{j,ir}^t$ 是 ED_{*j*} 在时隙 t 内执行任务卸载时的传输功率, τ_j^t 表示应用服务的最大可容忍时延。若任意时隙长度为固定值 τ ,则有 $\tau_j^t \leq \tau$ 。类似地,ESP_{*i*} 的 DT 表示为:

$$DT_{ESP_i} = \{l_i^t, b_{i,max}^t, f_{i,max}^t, c_{i,max}^t\} \quad (2)$$

其中, l_i^t 表示时隙 t 内 ESP_{*i*} 的二维空间位置(x_i^t, y_i^t); $b_{i,max}^t$ 表示时隙 t 内 ESP_{*i*} 的最大通信带宽; $f_{i,max}^t$ 和 $c_{i,max}^t$ 分别表示时隙 t 内 ESP_{*i*} 所拥有的闲置计算资源和缓存资源。

ESP 和 ED 之间的通信产生于两者之间的任务卸载过程。根据文献[16-17],无线数据速率与频谱、带宽、传输功率和噪声有关。为方便分析,我们在每个时隙 t 内仅考虑单个 ED_{*j*} 与 ESP 联盟 I 之间的通信交互,并且在 ESP 联盟中引入基于正交频分多址(Orthogonal Frequency Division Multiple Access, OFDMA)的多点协作传输(Coordinated Multiple Points Transmission, CoMP)机制,通过允许 ESP 复用总带宽为 $B_{i,max}^t$ 的频谱资源来抑制无线传输中的信号干扰。此外,假设联盟外的 ESP 和 ED 处于休眠状态或者距离足够远,并且忽略它们给联盟内通信带来的信号干扰。因此,时隙 t 内 ED_{*j*} 和任意 ESP_{*i*} $\in I$ 之间的无线通信数据速率可以表示为:

$$R_{ij}^t = b_i^t \log \left(1 + \frac{|g_{ij}^t|^2 p_{j,ir}^t}{\sigma^2} \right) \quad (3)$$

其中, b_i^t 是 ESP_{*i*} 实际贡献的带宽资源,其集合表示为 $B_I = \{b_1^t,$

$b_2^t, \dots, b_i^t, \dots, b_{|I|}^t\}$; g_{ij}^t 是 ESP_{*i*} 与 ED_{*j*} 之间的信道增益,取决于两者之间的欧氏距离 $|d_{ij}|$,满足 $|g_{ij}^t|^2 = |d_{ij}|^{-\gamma}$ 。本文取路径损耗因子 $\gamma = 4$ [18],则 $|g_{ij}^t|^2 = |(x_i^t - x_j^t)^2 + (y_i^t - y_j^t)^2|^{-2}$, σ^2 是高斯白噪声功率。

2.2 ESP 能耗模型

ESP 在任意时隙内的能量消耗由两个部分组成:1) 通信能耗,主要产生于任务卸载无线传输过程;2) 计算能耗,与 ESP 为卸载任务分配的计算资源有关。将时隙 t 内从 ED_{*j*} 卸载到 ESP_{*i*} 的任务量表示为 $W_{ij}^t = \{\omega_1^t, \omega_2^t, \dots, \omega_i^t, \dots, \omega_{|I|}^t\}$,则 ω_i^t 对应的传输时延为 $T_{i,ir}^t = \frac{\omega_i^t}{R_{ij}^t}$ 。类似地,将时隙 t 内 ESP 实际贡献的计算资源表示为 $F_I^t = \{f_1^t, f_2^t, \dots, f_i^t, \dots, f_{|I|}^t\}$,则当 $f_i^t > 0$ 时, ω_i^t 在 ESP_{*i*} 上处理的计算时延可以表示为 $T_{i,cp}^t = \frac{e_j^t \omega_i^t}{f_i^t}$ 。特别地,当 $f_i^t = 0$ 时, $T_{i,cp}^t = 0$ 。因此,任务 ω_i^t 从 ED_{*j*} 迁移到 ESP_{*i*} 的总时延为 $T_i^t = T_{i,ir}^t + T_{i,cp}^t$ 。ESP 联盟响应 ED_{*j*} 卸载任务请求的总时延可以表示为 $T_I^t = \max\{T_i^t | i \in I\}$ 。

由传输时延可以得出,ED_{*j*} 在时隙 t 内将 ω_i^t 卸载到 ESP_{*i*} 的过程中产生的通信传输能耗为 $E_{i,ir}^t = p_{j,ir}^t T_{i,ir}^t$ 。边缘智能应用服务需求的总任务量从 ED_{*j*} 迁移到 ESP 联盟 I 的总传输能耗为 $E_{I,ir}^t = \sum_{i \in I} E_{i,ir}^t$ 。类似地,由计算时延可以得出,ESP_{*i*} 的计算能耗为 $E_{i,cp}^t = p_{i,cp}^t T_{i,cp}^t$ 。其中,计算功率 $p_{i,cp}^t = \epsilon_i (f_i^t)^3$ 用于表征 ESP_{*i*} 单位时间的计算能耗,系数 ϵ_i 由芯片框架决定,量纲为 Watt/(cycle/s)³[19]。因此,ESP 联盟 I 的总计算能耗为 $E_{I,cp}^t = \sum_{i \in I} E_{i,cp}^t$ 。

3 联盟博弈问题表述

本文旨在通过 ESP 的资源合作为 ED 侧边缘智能应用提供可靠的任务卸载服务支持。为获得适应环境变化的 ESP 资源合作策略,我们运用支持动态的联盟博弈框架建模,将 ESP 任务卸载和资源协同问题描述为一个可转移效用的联盟博弈模型。为此,本文给出如下相关定义。

定义 1(可转移效用) 可转移效用的联盟博弈可以定义为一个三元组 (N, P, U) 。其中, N 是 ESP 玩家集, P 是 ESP 联盟的集合, U 是可以由实数或实函数表示且能够以某种方式分配给联盟中玩家的效用函数,称为联盟效用。

定义 2(联盟划分) 联盟划分 $P = \{G_1, G_2, \dots, G_k, \dots, G_K\}$ 对参与者个体的集合 N 进行分割,包含若干任意两两不相交的联盟组成集合,即对于 $\forall k \neq k'$ 且 $k, k' \in K$,有 $G_k, G_{k'} \subseteq N$ 和 $G_k \cap G_{k'} = \emptyset$ 。

本文提出的可转移效用联盟博弈可以表述为一个在多种 ESP 资源和任务卸载时延约束下最大化联盟效用的优化问题。对于工业边缘智能场景,采用对数型用户满意度函数[18,20]和任务卸载能耗来构建 ESP 联盟和玩家效用函数的收益部分和成本部分。因此,在时隙 t 内,任意联盟 $G_k \subseteq N$ 的效用函数表示为:

$$U_{G_k}^t = a \log \left(1 + \sum_{i \in G_k} \omega_i^t \right) - \xi E_{G_k,ir}^t \quad (4)$$

其中, a 表示用户对任务卸载服务的满意度因子, ξ 是确定 ED_{*j*} 能耗补偿的权重系数。式(4)量化了 ESP 联盟 G_k 在考虑

资源合作的收益和成本后获得的总效用。第一项表示联盟 G_k 为 ED_j 侧的边缘智能应用提供任务卸载服务的收益, 它取决于 G_k 中 ESP 的总任务卸载量对用户满意度的影响; 第二项表示 G_k 对 ED_j 通信传输能耗的补偿, 用于衡量 ESP 协作共享带宽资源产生的通信成本。另外, 对于任意 ESP 独立工作 (即 $|G_k|=1$) 的情况, 效用函数也有类似的简化形式。

考虑到 ESP 之间的资源合作仅发生在互不相交的若干联盟内部, 我们考察任意一个联盟, 并制定了一个优化问题, 通过在每个时隙跨度 t 内联合优化联盟 G_k 中 ESP 的带宽资源 $B_{G_k}^t$ 和计算资源 $F_{G_k}^t$ 的分配, 以及任务量 $W_{G_k}^t$ 的卸载和调度策略, 最大化联盟 G_k 的效用 $U_{G_k}^t$ 。考虑 ESP 侧闲置带宽资源、缓存资源保有量和 ED 侧应用服务时延等约束, 制定主优化问题 P1 表述为:

$$P1: \max_{w_i^t, b_i^t} U_{G_k}^t \quad (5)$$

$$\text{s. t. } 0 \leq b_i^t \leq b_{i,\max}^t \quad (5a)$$

$$\sum_{i \in G_k} b_i^t \leq B_{G_k}^t \quad (5b)$$

$$0 \leq w_i^t \leq c_{i,\max}^t \quad (5c)$$

$$\sum_{i \in G_k} w_i^t \leq W_{G_k}^t \quad (5d)$$

$$T_{i,cr}^t \leq \tau_j^t \quad (5e)$$

约束(5a)和(5b)为带宽分配约束, 表示任意 ESP 的带宽资源贡献不仅受到个体闲置带宽资源的限制, 还需要考虑联盟 G_k 频谱资源的总占用量, 以免 ESP 在任务卸载过程中发生信号干扰。约束(5c)是缓存资源约束, 保证每个 ESP 接收的任务卸载量不会因为超出自身闲置缓存资源的限制而发生数据溢出。约束(5d)表示联盟 G_k 中 ESP 的总任务卸载量不超过当前 ED_j 发起的应用服务请求的总任务量。约束(5e)表示联盟 G_k 提供的任务卸载服务要满足应用服务请求的时延要求。

根据上述优化问题表述, 我们可以通过联合优化确定任意联盟在时隙 t 内的最大效用。然而, ESP 合作的动机和前提是通过共享闲置资源来提升其自身的效用。另外, ESP 的资源贡献以相应的能耗成本为代价, 需要对此进行合适的补偿。为此, 我们通过加权平均来衡量 TU 联盟博弈中 ESP 对联盟效用 $U_{G_k}^t$ 的贡献, 并根据此确定其效用的收益部分。另外, 考虑到任务卸载过程中产生的计算能耗成本, ESP_i 在时隙 t 内的效用函数可表示为:

$$u_i^t = \frac{w_i^t}{\sum_{i \in G_k} w_i^t} - \zeta E_{i,cr}^t \quad (6)$$

其中, ζ 是 ESP_i 计算能耗成本的权重系数。考虑到 ESP_i 在时隙 t 内的计算资源、任务执行总时延等约束, 制定子优化问题 P2 表述为:

$$P2: \max_{f_i^t} u_{i,G_k}^t \quad (7)$$

$$\text{s. t. } 0 \leq f_i^t \leq f_{i,\max}^t \quad (7a)$$

$$T_{i,cr}^t \leq \tau_j^t - T_{i,tr}^t \quad (7b)$$

约束(7a)是 ESP 计算资源约束, 表示 ESP 可以选择执行任务或关闭休眠, 且任务执行期间不能超频工作。约束(7b)为时延约束, 表示联盟 G_k 任务卸载最大传输、计算时延和不得超过 ED_j 在时隙 t 内的最大可容忍时延。

由上述推导过程可知, 随着 ESP 联盟中玩家数量的

增加, 合作的成本也会增加, 这使得玩家从联盟中获得的总效用受到限制。相比传统的“大联盟”方案^[21-22], 本文提出的 TU 联盟博弈能够选择 ESP 资源合作效用最高的联盟, 更加适应外部环境和内部状态频繁变化的应用场景。然而, 传统的联盟划分求解是一种集中式的方法, 而且需要遍历 ESP 玩家集 N 中所有可能的联盟划分, 是一个 NP 完全问题。随着玩家集 N 的增长, 联盟划分的可能结果呈指数增长, 这使得该方法在实际中并不可行。因此, 需要结合 DT 技术的实时监控特性, 设计一种支持分布式的动态求解算法, 使 ESP 能够随条件变化自适应形成稳定的联盟划分。

4 问题转化与求解

本节首先将第 3 节中的多目标非线性约束优化问题转化为单目标线性约束优化问题; 然后, 制定了基于 Pareto 最优规则的 DT 辅助的分布式动态联盟博弈资源分配算法; 最后, 为所提方案的稳定性和收敛性提供了严格的理论分析和证明。

4.1 问题转化

在子优化问题 P2 中, 由于变量 w_i^t 已在主优化问题 P1 中确定, 计算能耗将随着决策变量 f_i^t 的减小而逐渐下降, 使得目标函数取值持续增大。因此, 在满足计算时延约束的条件下, ESP 会尽量降低计算资源的贡献, 即约束(7a)和(7b)合并为:

$$\frac{e_j^t w_i^t}{\tau_j^t - T_{i,tr}^t} \leq f_i^t \leq f_{i,\max}^t \quad (8)$$

对于任意 ESP_i , 若 $\frac{e_j^t w_i^t}{\tau_j^t - T_{i,tr}^t} \leq f_{i,\max}^t$, 则最佳计算资源贡献为 $f_i^* = \frac{e_j^t w_i^t}{\tau_j^t - T_{i,tr}^t}$; 若 $\frac{e_j^t w_i^t}{\tau_j^t - T_{i,tr}^t} > f_{i,\max}^t$, $f_i^* = f_{i,\max}^t$ 。因此, 式(8)可以进一步简化为:

$$w_i^t \leq \frac{\tau_j^t - T_{i,tr}^t}{\left(\frac{1}{b_{i,\max}^t \log\left(1 + \frac{|g_{ij}^t|^2 p_{j,tr}^t}{\sigma^2}\right)} + f_{i,\max}^t \right)} \quad (9)$$

另外, 将 P1 中的约束条件(5e)转化为线性表示 $w_i^t \leq \tau_j^t - T_{i,tr}^t - b_i^t \log\left(1 + \frac{|g_{ij}^t|^2 p_{j,tr}^t}{\sigma^2}\right)$ 。经过上述推导过程, 将 P1 与 P2 合并, 表述为优化问题 P3:

$$P3: \max_{w_i^t, b_i^t} U_{G_k}^t \quad (10)$$

$$\text{s. t. } 0 \leq b_i^t \leq b_{i,\max}^t \quad (10a)$$

$$\sum_{i \in G_k} b_i^t \leq B_{G_k}^t \quad (10b)$$

$$0 \leq w_i^t \leq c_{i,\max}^t \quad (10c)$$

$$\sum_{i \in G_k} w_i^t \leq W_{G_k}^t \quad (10d)$$

$$w_i^t \leq \tau_j^t - T_{i,tr}^t - b_i^t \log\left(1 + \frac{|g_{ij}^t|^2 p_{j,tr}^t}{\sigma^2}\right) \quad (10e)$$

$$w_i^t \leq \frac{\tau_j^t - T_{i,tr}^t}{\left(\frac{1}{b_i^t \log\left(1 + \frac{|g_{ij}^t|^2 p_{j,tr}^t}{\sigma^2}\right)} + f_{i,\max}^t \right)} \quad (10f)$$

4.2 Pareto 最优

在所提出的 TU 联盟博弈中, 为了支持联盟博弈算法的分布式执行, 一种可行的方法是让 ESP 玩家根据特定的偏好关系自主选择合并进入某个联盟或拆离开该联盟。为此,

我们定义一种基于 Pareto 最优的联盟操作规则,使每个 ESP 可以根据在不同联盟划分中获得的效用,对这些联盟进行合适的排序。为此,首先给出 Pareto 顺序的定义。

定义 3(Pareto 顺序) 对于 ESP 子集 $A \subset N$ 中相异的联盟集合 $P_1 = \{G_1^1, G_2^1, \dots, G_{k_1}^1, \dots, G_{K_1}^1\}$, $P_2 = \{G_1^2, G_2^2, \dots, G_{k_2}^2, \dots, G_{K_2}^2\}$ 和任意 $ESP_i \in A$, 定义在 Pareto 顺序下 P_1 “优先于” P_2 的偏好关系表示为 $P_1 \triangleright P_2$, 当且仅当:

$$u_i(P_1) \geq u_i(P_2), \forall i \in A \quad (11)$$

其中,对至少一个 ESP 取严格的不等号。

根据基于 Pareto 顺序的偏好关系,ESP 玩家集通过多轮次迭代来提升联盟的效用。在每一轮迭代中,每个联盟或者玩家都应参与进来,通过一系列支持分布式的合并和拆分操作,来确保它们的效用增加或保持稳定,实现 Pareto 最优。我们定义合并-拆分规则如下。

(1) 合并规则:对于联盟集合 $\{G_1, \dots, G_k, \dots, G_K\}$, 若 $\{\bigcup_{k=1}^K G_k\} \triangleright \{G_1, G_2, \dots, G_k, \dots, G_K\}$, 则将 $\{G_1, \dots, G_k, \dots, G_K\}$ 合并为 $\{\bigcup_{k=1}^K G_k\}$, 表示为 $\{G_1, \dots, G_k, \dots, G_K\} \rightarrow \{\bigcup_{k=1}^K G_k\}$ 。

(2) 拆分规则:对于任意联盟集合 $\bigcup_{k=1}^K G_k$, 若 $\{G_1, G_2, \dots, G_k, \dots, G_K\} \triangleright \{\bigcup_{k=1}^K G_k\}$, 则将 $\{\bigcup_{k=1}^K G_k\}$ 拆分为 $\{G_1, \dots, G_k, \dots, G_K\}$, 表示为 $\{\bigcup_{k=1}^K G_k\} \rightarrow \{G_1, \dots, G_k, \dots, G_K\}$ 。

基于上述规则和机制,ESP 玩家集 N 随着不同时隙的环境变化自适应地调整联盟操作,并且逐渐收敛到当前时隙下最优的稳定联盟划分。

4.3 DT 辅助的分布式动态联盟博弈算法

为了实现对 IIoT 网络全生命周期的实时监控,CC 需要持续收集 ED 和 ESP 的 DT 模型,以获取包括网络设备位置、边缘智能应用服务请求、ESP 闲置资源保有量和其他环境约束在内的最新网络状态信息。随后,DT 将进一步对其进行处理,生成无线信道状态和 ESP 资源分布状态等相关信息,并据此在虚拟空间构建和更新网络状态空间 \mathcal{S} 。其中,时隙 t 的网络状态 $s(t) \in S$ 包括边缘智能应用服务请求信息、ED 和 ESP 之间的无线数据传输速率、ESP 闲置的最大带宽、计算和存储资源以及网络环境对资源使用的约束等。因此,定义 $s(t)$ 的构造如下:

$$s(t) = \{DT_{ED_j}^t, \mathbf{R}_j^t, \mathbf{B}_{N,\max}^t, \mathbf{F}_{N,\max}^t, \mathbf{C}_{N,\max}^t, Env^t\} \quad (12)$$

其中, $\mathbf{R}_j^t = [R_{1j}^t, R_{2j}^t, \dots, R_{Nj}^t]$ 表示 ED 和 ESP 之间的无线数据传输速率向量, $\mathbf{B}_{N,\max}^t = [b_{1,\max}^t, b_{2,\max}^t, \dots, b_{n,\max}^t]$ 是 ESP 的带宽资源向量, $\mathbf{F}_{N,\max}^t = [f_{1,\max}^t, f_{2,\max}^t, \dots, f_{n,\max}^t]$ 是 ESP 的计算资源向量, $\mathbf{C}_{N,\max}^t = [c_{1,\max}^t, c_{2,\max}^t, \dots, c_{n,\max}^t]$ 是 ESP 的缓存资源向量, $Env^t = B_{\max}^t$ 是环境资源约束。

在构建网络状态 $s(t)$ 的过程中,DT 模型的更新和传输通过 ESP 的边缘关联实现。事实上, $s(t)$ 的构建正是以对 $DT_{ED_j}^t$ 和 $DT_{ESP_i}^t$ 的信息分析与重组为前提的。其中,边缘关联开销取决于 ED, ESP 和 CC 之间的距离和通信连接,可以采取文献[23]中的方法对其进行优化。随后,当前网络状态 $s(t)$ 作为动态联盟博弈算法的输入条件,由 DT 传输到 CC 内置的决策模块。另外,在网络状态信息收集的同时,DT 还可

以采用 LSTM^[24] 等技术来对尚未到达的网络状态 $s(t+1)$ 进行预测。

在 CC 的决策模块中,当前时隙 t 的网络状态 $s(t)$ 被进一步映射为联盟博弈问题中的各种参数和约束条件。为有效模拟分布式 ESP 动态决策的过程,我们按照基于 Pareto 顺序的偏好关系以及合并和拆分的规则,提出了数字孪生辅助的分布式动态联盟博弈 3DCG 资源分配算法,如算法 1 所示。对于特定的时隙 t ,该算法包含如下 3 个阶段。

(1) 网络状态初始化。CC 根据 $DT_{ED_j}^t$ 和 $DT_{ESP_i}^t$, 构造和初始化网络状态 $s(t)$ 。随后,DT 将每个 $DT_{ESP_i}^t$ 单独划分为一个联盟,由此生成初始联盟划分 P_0 。

(2) 基于联盟博弈的任务卸载。DT 按照基于 Pareto 最优的联盟操作规则,通过一系列的合并和拆分操作改变联盟划分,模拟玩家集 N 的分布式动态联盟博弈的决策和迭代过程。在联盟划分不断变化的情况下,每个 ESP 联盟通过合并或拆分操作来最大化每个 ESP 的效用。具体地,对于合并操作,当满足 Pareto 最优的潜在联盟合并方案存在时,对应的若干联盟将合并为一个更大的联盟;对于拆分操作,当满足 Pareto 最优的潜在拆分方案存在时,该联盟将依据该操作方案将自身拆分为若干更小的联盟。ESP 玩家和联盟持续重复上述过程,直到最终收敛于稳定的联盟划分。

(3) 资源分配。阶段(2)所示的过程基于由网络状态 $s(t)$ 表征的约束条件进行综合寻优和交替迭代,在生成最终的稳定联盟划分的同时,确定了每个不相交联盟内 ED 和 ESP 玩家间的任务卸载策略。随后,DT 选出总效用最大的 ESP 联盟,依据既定的任务卸载策略确定 ESP 之间的资源分配。若该过程结束,则释放选定 ESP 联盟的占用,联盟博弈算法返回阶段(1),等待下一时隙的 $DT_{ED_j}^{t+1}$ 和 $DT_{ESP_i}^{t+1}$ 。

算法 1 数字孪生辅助的分布式动态联盟博弈(3DCG)资源分配算法

输入: DT 集(包括 $DT_M^t = \{DT_{ED_1}^t, DT_{ED_2}^t, \dots, DT_{ED_j}^t, \dots, DT_{ED_m}^t\}$,

$DT_N^t = \{DT_{ESP_1}^t, DT_{ESP_2}^t, \dots, DT_{ESP_i}^t, \dots, DT_{ESP_n}^t\}$); 环境信息

$Env(t)$; 当前时隙状态空间 S

输出: 最大总效用 ESP 联盟 $G_{U_{\max}}^t$; $G_{U_{\max}}^t$ 任务卸载策略; $G_{U_{\max}}^t$ 资源分配方案

1. 阶段 1 网络状态初始化:

2. 初始化网络状态 $s(t)$, 更新网络状态空间 $\mathcal{S}: \mathcal{S} = \mathcal{G} \cup s(t)$

3. 生成包含 $|N|$ 个单体联盟的初始联盟划分 $P_0^t = \{G_1^t, \dots, G_{k_0}^t, \dots, G_{|N|}^t\}$

4. 阶段 2 基于联盟博弈的任务卸载:

5. $l = 0$

6. while $l = 0$ or $P_l^t \neq P_{l-1}^t$ do

7. for $k_1 = 1 : K_1$ do

8. 根据合并或拆分规则和式(6),遍历查找并采取使 ESP 效用符合 Pareto 最优的联盟操作方案,将联盟结构 P_l^t 更新为 P_{l+1}^t

9. end for

10. end while

11. $P_{\text{stable}}^t = P_l^t$

12. 阶段 3 资源分配:

13. 选择 P_{stable}^t 中效用最高的联盟 $G_{U_{\max}}^t$

14. $G_{U_{\max}}^t$ 中联盟根据阶段 2 中确定的资源卸载方案,为 ED_j 提供资源

支持

15. 释放 $G_{U_{\max}}^1$ 中 ESP 的资源,准备下一时隙的任务卸载和资源分配流程

4.4 稳定性和收敛性分析

在算法 1 中,每个 ESP 和联盟都会不断更新联盟组成偏好,通过反复进行合并和拆分操作来更新联盟划分结果,以最大化自身效用。但是,一个可行的联盟划分方案必须是稳定的。因此,本文不仅要讨论所提出联盟博弈方案的稳定性,还要证明算法 1 能够收敛到稳定的最优联盟划分。我们采用 \mathbb{D}_{hp} 稳定联盟划分^[25] 的概念来分析所提方案的稳定性和收敛性。

定义 4 (\mathbb{D}_{hp} 稳定) 若一个联盟划分 $P = \{G_1, G_2, \dots, G_k, \dots, G_K\}$ 满足以下条件:

(1) 对任意 G_k 的任意划分 $\{S_1, S_2, \dots, S_o, \dots, S_O\}$ 均满足 $\{S_1, S_2, \dots, S_o, \dots, S_O\} \not\triangleright G_k$;

(2) 对于 $Q \in \{1, 2, \dots, o, \dots, O\}$ 和 $O \leq K$, 有 $\bigcup_{o \in Q} G_o \not\triangleright \{G_o \mid o \in Q\}$ 。

则该联盟划分是 \mathbb{D}_{hp} 稳定的。其中, $\not\triangleright$ 含义与 \triangleright 相反,在 Pareto 顺序下表示“不优先于”的偏好关系。

定理 1 在网络环境不变的情况下,所提方案能够在有限的迭代次数内收敛于唯一的、 \mathbb{D}_{hp} 稳定的联盟划分。

证明: 首先考虑 \mathbb{D}_{hp} 稳定性的条件 1。在最终联盟划分 $P = \{G_1, G_2, \dots, G_k, \dots, G_K\}$ 中,若存在一个关于任意联盟 G_k 的划分 $\{S_1, S_2, \dots, S_o, \dots, S_O\}$ 满足 $\{S_1, S_2, \dots, S_o, \dots, S_O\} \triangleright G_k$, 则联盟 G_k 将被进一步拆分,产生一个新的联盟划分 $P' = \{G_1, G_2, \dots, S_1, S_2, \dots, S_o, \dots, S_O, \dots, G_K\}$, 这与 P 是 ESP 玩家集 N 的最终稳定联盟划分的事实相矛盾。因此,任何唯一稳定的联盟划分都必须满足条件 1。

对于条件 2,考虑最终联盟划分 $P = \{G_1, G_2, \dots, G_k, \dots, G_K\}$,若存在任意 $Q \in \{1, 2, \dots, o, \dots, O\}$ 和 $O \leq K$, 满足 $\bigcup_{o \in Q} G_o \triangleright \{G_o \mid o \in Q\}$, 则对应的 ESP 联盟将被进一步合并,产生一个新的联盟划分 $P'' = \{\bigcup_{o \in Q} G_o\} \cup \{G_k \mid k \in \{1, 2, \dots, K\} \setminus Q\}$, 这与 P 是 ESP 玩家集 N 的最终稳定联盟划分的事实相矛盾。因此,任何唯一稳定的联盟划分都必须满足条件 2。

最后,证明联盟博弈算法迭代次数的有限性。假设 P_l 是第 l 次联盟操作过后形成的一个新的联盟划分;其中,初始联盟划分用 P_0 表示。根据合并和拆分规则,每一次联盟操作都会将联盟划分 P_l 转换为一个尚未遍历的联盟划分 P_{l+1} 。因此,若联盟操作进行了 L 次,则联盟划分迭代的过程可以表示为:

$$P_0 \rightarrow P_1 \rightarrow \dots \rightarrow P_l \rightarrow \dots \rightarrow P_L \quad (13)$$

与合并和拆分规则中的定义类似, \rightarrow 表示执行一次联盟操作的迭代过程。对于表示有限 ESP 个数的玩家集 N ,其联盟划分方案的数目也是有限的,并且可以由贝尔数^[26] 求出。因此,随着联盟操作的持续进行,未经遍历的联盟划分的数量将逐渐减少,所提出的联盟博弈算法一定能够在有限的迭代次数内收敛于稳定的联盟划分 P_{stable} 。

5 仿真结果与分析

为验证本文提出的数字孪生辅助边缘智能资源联合优化

方案对 ESP 资源利用率的影响,本文搭建了基于 MATLAB 平台和 CVX 优化器的数值仿真环境,用于分析和评估所提方案的性能。针对工业生产线上智能监控的仿真案例,考虑具有 $N=10$ 个 ESP 的工业边缘智能系统,采取瑞利衰落的信道模型,所有物理实体在一个 $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ 的矩形区域中随机部署。仿真参数的取值范围参考 IIoT、数字孪生和边缘智能相关文献^[13,18-19,27],如表 1 所列。

表 1 仿真参数设置

Table 1 Simulation parameter settings

系统参数	取值设置
边缘智能应用服务请求的总任务量/MB	[10,20]
边缘智能应用服务请求任务的计算复杂度/(cycle/bit)	[50,200]
边缘智能应用服务请求最大可容忍时延/ms	[50,500]
边缘终端最大传输功率/mW	[50,100]
边缘服务提供商最大带宽资源/MHz	[1,5]
边缘服务提供商最大计算资源/GHz	[4,10]
边缘服务提供商最大缓存资源/MB	[1,2]
边缘服务提供商芯片计算能耗系数/W/(cycle/s) ³	[1,2.5]
最大复用带宽/MHz	16
噪声功率/dBm	-110

本文首先验证了所提方案对优化资源配置、提升系统资源利用率的有效性。图 2—图 4 分别给出了 3 种资源优化策略的性能比较,以说明 ESP 规模 n 变化对带宽资源、计算资源和缓存资源利用率的影响。其中,纳什均衡(Nash Equilibrium, NE)^[10] 和大联盟(Grand Coalition, GC)^[28] 是用于对标的基线方案。可以看出,在任意 ESP 玩家集规模下,本文方案均能够有效提升多种资源的利用率。另外,随着 ESP 玩家集规模的扩大,NE 方案的计算、存储资源利用率线性下降,GC 方案的 3 种资源利用率均呈指数下降趋势。与上述基线方案相比,本文方案的带宽资源始终保持最大利用状态,计算资源和存储资源利用率随 ESP 数量的增加线性提高。特别地,当 ESP 玩家集规模 $n=20$ 时,所提方案的性能优势最为明显,其计算资源利用率比 NE 方案与 GC 方案分别提高了约 22% 和 721%,缓存资源利用率分别提高了约 24% 和 710%。因此,本文方案更加适用于大规模边缘智能系统。

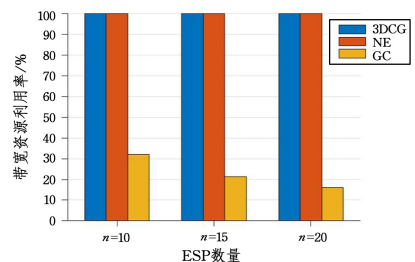


图 2 ESP 数量变化与带宽资源利用率的关系

Fig. 2 Utilization of bandwidth resource vs. the number of ESP

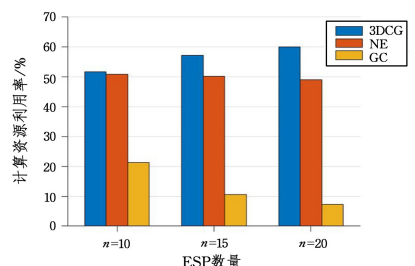


图 3 ESP 数量变化与计算资源利用率的关系

Fig. 3 Utilization of computation resource vs. the number of ESP

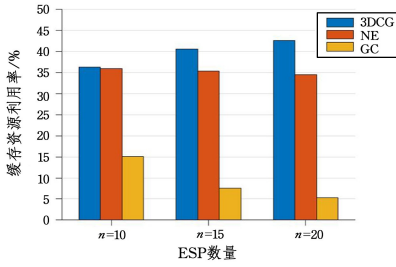
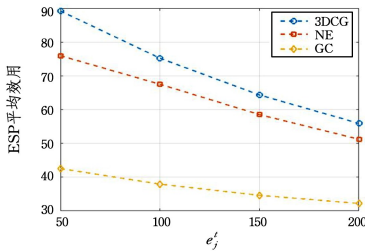
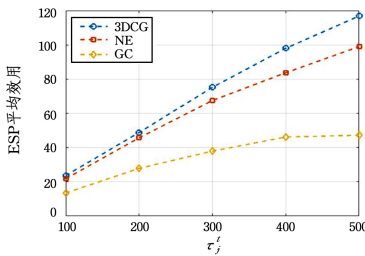


图4 ESP数量变化与缓存资源利用率的关系

Fig. 4 Utilization of cache resource vs. the number of ESP

图5和图6给出了ESP规模 $n=10$ 的情况下, $DT_{ED_j}^v$ 参数变化与ESP平均效用之间的关系。从图5可以观察到,当计算复杂度 e_j^v 增加时,由于ESP计算能耗成本随之上升,因此3种资源优化方案下的ESP平均效用均逐渐下降;本文方案在改善ESP平均效用性能方面分别优于NE和GC方案约12%和92%,且在 e_j^v 取值较小的轻量级边缘智能服务请求下表现出了更大的优势。图6中,由于时延约束的松弛有利于ESP联盟处理更多当量的计算任务,因此3种资源优化方案下的ESP平均效用均随边缘智能应用最大容忍时延 τ_j^v 的增加而上升。同样,在提升ESP平均效用性能方面,本文方案分别优于NE和GC方案12%和101%;另外,当 τ_j^v 逐渐增大时,NE和GC方案性能的增长均呈现出不同程度的“饱和”态势,相比之下,本文方案在最大时延容忍度较高的情况下对改善ESP平均效用表现出了更好的性能。因此,在 $DT_{ED_j}^v$ 参数 e_j^v 和 τ_j^v 取值变化的条件下,本文方案均能够更有效地提升ESP效用。

图5 $DT_{ED_j}^v$ 参数 e_j^v 的变化与ESP平均效用的关系Fig. 5 Average ESP utility vs. $DT_{ED_j}^v$ parameter e_j^v 图6 $DT_{ED_j}^v$ 参数 τ_j^v 的变化与ESP平均效用的关系Fig. 6 Average ESP utility vs. $DT_{ED_j}^v$ parameter τ_j^v

结束语 本文研究了数字孪生辅助边缘智能中基于联盟博弈的联合资源优化方案,通过数字孪生技术实现对边缘智能系统的全生命周期实时监控和动态资源协同,有效提高了资源利用效率。为了最大化边缘智能应用服务请求方ED和多维资源提供方ESP的效用,本文提出了一种数字孪生辅助

的分布式动态联盟博弈资源分配算法,用于联合优化ESP带宽资源、计算资源和缓存资源。仿真结果表明,本文方案在提升边缘智能系统资源利用效率方面优于基线算法,且在大规模应用场景下其优势更加明显。本文考虑的资源优化强烈依赖于数字孪生技术对系统状态参数的实时捕获,但是在实际场景中的通信链路质量可能无法满足这一理想假设。未来的工作将在本文的基础上进一步发挥数字孪生技术的驱动作用,例如通过加载AI模块来预测未来若干时隙的边缘智能应用服务需求和ESP资源状态等。

参考文献

- [1] SISINNI E, SAIFULLAH A, HAN S, et al. Industrial internet of things: Challenges, opportunities, and directions [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(11): 4724-4734.
- [2] ZHAO Y, HOU J, YU C, et al. Study and Application of Industrial Big Data in Production Management and Control [J]. Computer Science, 2019, 46(S1): 45-51.
- [3] TONG X, ZHANG Z, JIN C, et al. Blockchain for End-Edge-Cloud Architecture: A Survey [J]. Chinese Journal of Computers, 2021, 44(12): 2345-2366.
- [4] MAHMOOD A, BELTRAMELLI L, ABEDIN S F, et al. Industrial IoT in 5G-and-beyond networks: Vision, architecture, and design trends [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(6): 4122-4137.
- [5] CHEN L, GAO L, REN J, et al. Adaptive Bitrate Streaming for Energy-Efficiency Mobile Augmented Reality [J]. Computer Science, 2022, 49(1): 194-203.
- [6] LIU M, YANG K, ZHAO N, et al. Intelligent signal classification in industrial distributed wireless sensor networks based industrial internet of things [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 17(7): 4946-4956.
- [7] FAN S, WU J, TIAN H. Federated learning resource management for energy-constrained industrial IoT devices [J]. Journal on Communications, 2022, 43(8): 65-77.
- [8] YUE X, SHI L, ZHAO Y, et al. Dynamic Resource Allocation Strategy for Flink Iterative Jobs [J]. Journal of Software, 2022, 33(3): 985-1004.
- [9] JI L, HE S, WU W, et al. Dynamic Network Slicing Orchestration for Remote Adaptation and Configuration in Industrial IoT [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(6): 4297-4307.
- [10] CHEN J, WU Q, XU Y, et al. Joint task assignment and spectrum allocation in heterogeneous UAV communication networks: A coalition formation game-theoretic approach [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 20(1): 440-452.
- [11] SIAR H, IZADI M. Offloading Coalition Formation for Scheduling Scientific Workflow Ensembles in Fog Environments [J]. Journal of Grid Computing, 2021, 19(3): 1-20.
- [12] XU Z, ZHOU L, DAI H, et al. Energy-Aware Collaborative Service Caching in a 5G-Enabled MEC with Uncertain Payoffs

- [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, 70(2): 1058-1071.
- [13] DAI Y, ZHANG K, MAHARJAN S, et al. Deep reinforcement learning for stochastic computation offloading in digital twin networks [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 17(7): 4968-4977.
- [14] LU Y, HUANG X, ZHANG K, et al. Low-latency federated learning and blockchain for edge association in digital twin empowered 6G networks [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 17(7): 5098-5107.
- [15] GUO D, ZHONG R Y, RONG Y, et al. Synchronization of Shop-Floor Logistics and Manufacturing Under IIoT and Digital Twin-Enabled Graduation Intelligent Manufacturing System [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 9(18): 16835-16849.
- [16] YANG B, CAO X, BASSEY J, et al. Computation offloading in multi-access edge computing: A multi-task learning approach [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2020, 20(9): 2745-2762.
- [17] XIA S, YAO Z, LI Y, et al. Online distributed offloading and computing resource management with energy harvesting for heterogeneous MEC-enabled IoT [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(10): 6743-6757.
- [18] LI F, YAO H, DU J, et al. Stackelberg game-based computation offloading in social and cognitive industrial Internet of Things [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(8): 5444-5455.
- [19] WU M, YE D, DING J, et al. Incentivizing differentially private federated learning: A multidimensional contract approach [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(13): 10639-10651.
- [20] XU Y, XIAO M, TAN H, et al. Incentive Mechanism for Differentially Private Federated Learning in Industrial IoT [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(10): 6927-6939.
- [21] FENG C, WEN F, YOU S, et al. Coalitional game-based transactive energy management in local energy communities [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2019, 35(3): 1729-1740.
- [22] MU C, WANG K, NI Z, et al. Cooperative differential game-based optimal control and its application to power systems [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 16(8): 5169-5179.
- [23] LU Y, MAHARJAN S, ZHANG Y. Adaptive edge association for wireless digital twin networks in 6G [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(22): 16219-16230.
- [24] LI D, LAN M, HU Y. Energy-saving service management technology of internet of things using edge computing and deep learning [J]. *Complex & Intelligent Systems*, 2022, 8(5): 1-13.
- [25] CHEN L, SHEN C, ZHOU P, et al. Collaborative service placement for edge computing in dense small cell networks [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2019, 20(2): 377-390.
- [26] HAN Z, NIYATO D, SAAD W, et al. Game theory in wireless and communication networks: theory, models, and applications [M]. Cambridge University Press, 2012.
- [27] ZHANG J, HU X, NING Z, et al. Joint resource allocation for latency-sensitive services over mobile edge computing networks with caching [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2018, 6(3): 4283-4294.
- [28] ADITYA M V S, SHRIVASTAVA C, KASBEKAR G S. Coalitional Game Framework for Content Distribution Using Device-to-Device Communication [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(5): 4907-4923.



LI Xiaohuan, born in 1982, Ph.D, professor, Ph.D supervisor. His main research interests include vehicular ad hoc networks and industrial Internet of Things.



YE Jin, born in 1970, Ph.D, professor, Ph.D supervisor. Her main research interests include network protocol design and intelligent computing.

(责任编辑:喻黎)