

智能电网中基于二分图匹配的网络切片资源分配算法

夏玮玮¹, 辛逸飞¹, 梁栋², 吴军², 王歆³, 燕锋¹, 沈连丰¹

(1. 东南大学移动通信国家重点实验室, 江苏 南京 210096; 2. 国网山东省电力公司济南供电公司, 山东 济南 250012;
3. 纽约州立大学石溪分校电子与计算机工程系, 纽约 11794)

摘要: 为了解决智能电网中多类业务的服务质量需求难以同时得到满足的问题并兼顾电力终端和网络侧经济效用, 提出了一种基于二分图匹配的网络切片资源分配算法。针对智能电网场景中的控制类和采集类业务, 为电力终端分别制定相应的投标信息, 并据此计算支付价格和效用矩阵; 将网络切片与电力终端之间的资源分配建模为二分图匹配问题, 根据不同业务的时延、传输速率或能耗需求, 向终端分配不同的切片资源以最大化系统效用。仿真结果表明, 相较于已有的双向拍卖算法和贪心算法, 所提算法能够提高 10%~20% 的系统效用。

关键词: 网络切片; 资源分配; 智能电网; 二分图匹配; 拍卖

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2024055

Network slicing resource allocation algorithm based on bipartite graph matching in smart grids

XIA Weiwei¹, XIN Yifei¹, LIANG Dong², WU Jun², WANG Xin³, YAN Feng¹, SHEN Lianfeng¹

1. National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University, Nanjing 210096, China

2. State Grid Shandong Electric Power Company Jinan Power Supply Company, Jinan 250012, China

3. Department of Electrical and Computer Engineering, The State University of New York at Stony Brook, New York 11794, USA

Abstract: To solve the problem of simultaneously satisfying the quality of service requirements of multiple types of services in smart grids and considering the economic utility of power terminals and network side, a network slicing resource allocation algorithm based on bipartite graph matching was proposed. For the control and collection services in smart grids, the corresponding bidding information was formulated for the power terminals, and the payment price and utility matrix were calculated accordingly. The resource allocation between the network slices and the power terminals was modeled as a bipartite graph matching problem. Different slicing resources were allocated to the terminals according to the latency, transmission rate, or energy consumption requirements of different services to maximize the system utility. Simulation results show that the proposed algorithm is able to improve the system utility by 10%~20% compared to the existing double auction algorithm and greedy algorithm.

Keywords: network slicing, resource allocation, smart grid, bipartite graph matching, auction

0 引言

目前, 智能电网已成为工业化和信息化发展的重要组成部分。5G 具有高速率、低时延、广连接和高可靠等特点^[1-2], 特别符合智能电网 (SG, smart grid) 的通信需求, 可以有效地保证多样化的智能

电网业务顺利运行。通过使用 5G 技术和分布式能源调控, 智能电网能够提供适应数字时代的高质量电力网络。智能电网的具体场景主要有工业现场、智能园区、居民社区或办公楼宇等。智能电网业务通常被分为以下三类^[3]: 1) 巡检类业务, 如机器人巡检和无人机巡检等, 这类业务对信息传输速

收稿日期: 2023-09-06; 修回日期: 2023-12-01

基金项目: 国家电网有限公司科技基金资助项目 (No.520601220022)

Foundation Item: The Science and Technology Project of State Grid Corporation of China (No.520601220022)

率有很高的要求,通常对应于 5G 的增强型移动宽带 (eMBB, enhanced mobile broadband) 应用场景; 2) 控制类业务,主要包括精准负控、分布式配电自动化和输电控制等智能电网业务,对时延和可靠性的要求很高,对应于 5G 的超可靠低时延通信 (uRLLC, ultra-reliable and low-latency communication) 应用场景; 3) 采集类业务,如电表信息采集、电动汽车充电桩和输电线监测等,涉及大量的终端,分布广泛,一般要求低能耗,对应于 5G 的大规模机器类型通信 (mMTC, massive machine-type communications) 应用场景。由于智能电网中业务的多样性和复杂性,不同类型的业务有不同的服务质量 (QoS, quality of service) 需求,因此需要据此进行资源分配,以提高系统效用。

网络切片技术是 5G 的关键技术之一,它利用虚拟化技术,可以为不同的业务类型提供个性化服务^[4]。网络切片是资源块的集合,可以充分利用基础网络设备和网络资源,实现面向用户的资源的灵活分配。为了实现网络切片的有效利用,还有许多问题亟待解决,其中网络切片资源分配的优化是首要任务^[5-6]。近年来,一些研究人员开始探索 5G 网络切片的资源分配问题。文献[7]中提出了一种基于构建投标信息的方法来为不同服务类型的用户提供定制化服务,并将网络切片的资源分配问题建模为一个在线的拍卖胜者决定问题,以此来最大化运营商和用户的总收益。文献[8]提出了一种基于强化学习的网络切片资源分配方法,并根据不同的资源类型来定义效用函数,以此来最大化运营商的效用。为了在保证服务质量的同时最大限度地提高资源利用率,文献[9]提出了一种基于亲密度关系的深度强化学习算法来解决网络切片资源分配问题,其中,亲密度的计算是基于相邻节点的资源状态和已有经验。上述文献都只针对 5G 网络切片资源分配进行了研究,由于智能电网业务类型多样且 QoS 需求迥异,同时对安全性和隔离性有很高的要求,尤其是控制类业务需要与其他类业务进行非常严格的隔离,因此上述场景和方法并不能直接应用于智能电网。

智能电网需要为电力行业的生产、运行、输电、配电等多个领域提供服务,包括接入网、承载网、核心网等多种网络成分。智能电网特殊的网络结构以及差异化的业务形态,使智能电网中的切片资源分配非常具有挑战性。目前,研究者针对智能电网

场景中的网络切片资源分配已进行了一些研究。文献[3]提出了一种基于深度强化学习框架的智能电网网络切片分配算法,将已分配的和未分配的资源与切片请求一起编码成统一的张量,并设计相应的动作函数和奖励函数。文献[10]提出了一种智能电网中的 5G 网络切片分配策略,通过在资源网络上动态配置切片从而确定候选切片资源池,采用基于 Charnes-Cooper 变换和拉格朗日乘子的算法,以最大化系统的能量效率。文献[11]为了实现电力线通信网络中切片的最大能效,提出了最优功率分配问题,并且设计了一种启发式算法来对该问题进行求解。文献[12]为了解决智能电网中关于无线电接入网 (RAN, radio access network) 的资源分配问题,提出了一种基于深度强化学习的智能电网 RAN 切片分配策略,分析了智能电网从 RAN 切片资源管理到深度强化学习的映射,并将电网业务分为弹性业务和实时业务进行讨论。文献[13]提出了一种基于深度强化学习的虚拟网络嵌入算法,从网络虚拟化的角度优化智能电网的资源分配策略,以时延和长期收益为优化目标展开研究。

然而,随着电力业务种类的不断增多,每种业务的通信需求各异,如控制类业务需要低时延而采集类业务需要低能耗。上述文献没有在保证业务隔离性的前提下,针对多种业务类型和多种资源展开研究,也很少同时考虑网络侧和电力终端用户的效用,所以很难为实际智能电网提出有效的资源分配策略。面对智能电网中差异化的业务需求,网络切片技术需要为不同类型的电网业务提供定制化服务。因此,本文提出了一种智能电网场景中基于二分图匹配的网络切片资源分配算法,主要贡献和创新如下。

1) 相比于只针对单一业务类型和单一资源分配的已有研究,本文同时考虑了智能电网中的控制类和采集类两类业务,以及通信资源和计算资源的联合分配,以最大化网络侧和电力终端的系统效用为目标,针对两类业务不同的 QoS 需求分别建立投标模型,并进行了相应的支付价格设计。

2) 提出了基于二分图匹配的网络切片资源分配 (NSRAB, network slicing resource allocation based on bipartite graph matching) 算法,结合拍卖和二分图匹配理论,兼顾了两类业务的资源隔离。算法分为效用计算和匹配 2 个阶段,能够对两类业务的资源分配实现并行处理。

3) 进行了算法稳定性证明和时间复杂度分析,分

析结果表明, NSRAB 算法能够及时应对动态变化的网络情况和终端数量。对算法进行了仿真实验, 仿真结果表明, 与现有的双向拍卖(D-Auction, double-auction)算法和贪心(Greedy)算法相比, NSRAB 算法能够在系统经济效用方面获得 10%~20%的性能提升。

1 系统模型

1.1 智能电网中的网络切片逻辑架构

本文考虑的智能电网场景位于居民社区或办公楼宇。该场景中的网络切片逻辑架构如图 1 所示。该架构共有四层, 包括应用层、控制层、网络切片层和基础设施层。应用层包括了该场景中的两类电网业务: 1) 采集类业务, 包括智能电表信息采集、输电线在线监测; 2) 控制类业务, 即输电控制^[14]。控制层主要由智能电网的控制中心(CC, control center)组成, 控制中心在全局层面实施网络的控制和管理, 可以将底层物理资源划分到不同的网络切片, 并且为电力终端分配相应的切片资源^[14]。网络切片层提供了不同类型的切片, 由于该场景中既有以输电控制为代表的控制类业务, 又有以电表信息采集和输电线在线监测为代表的采集类业务, 因此本文考虑以下两类 5G 网络切片: 用于控制类业务接入的 uRLLC 切片和用于采集类业务接入的 mMTC 切片。基础设施层主要包括电力终端、gNB(the next generation node B)等。电力终端通过 gNB 接入 5G 网络, gNB 负责收集用户信息并将其传递给 CC。

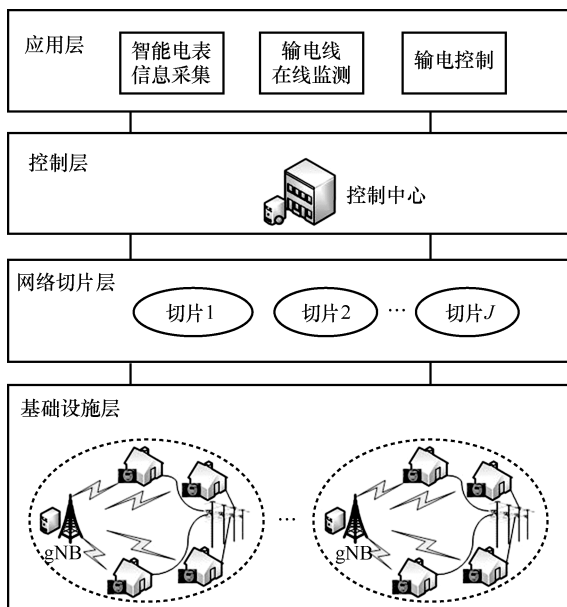


图 1 智能电网中的网络切片逻辑架构

1.2 网络切片资源分配模型

假设在本文提出的场景下共存在 I 个电力终端, 用集合 $\mathcal{B} = \{b_1, b_2, \dots, b_i, \dots, b_I\}$ 表示, \mathcal{B}_U 和 \mathcal{B}_M 分别表示控制类业务和采集类业务的终端集合。假设该场景下共有 N 个 gNB, 用 $\mathcal{G} = \{g_1, g_2, \dots, g_n, \dots, g_N\}$ 表示, 每个 gNB 配有一台移动边缘计算 (MEC) 服务器处理计算任务。假设存在 J 个网络切片, 用集合 $\mathcal{S} = \{s_1, s_2, \dots, s_j, \dots, s_J\}$ 表示, \mathcal{S}_U 和 \mathcal{S}_M 分别表示 URLLC 切片和 mMTC 切片的集合。假设为切片 S_j 划分 H_j 个资源块, 每个资源块包含一定的带宽和计算资源^[8], 则资源块共有 $H = \sum_{j=1}^J H_j$ 个, 用集合 $\Pi = \{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_h, \dots, \pi_H\}$ 表示。定义集合 Π_U 和集合 Π_M 分别表示划分给 URLLC 切片和 mMTC 切片的资源块。定义 $x_{b_i}^{\pi_h} \in \{0, 1\}$ 表示终端 $b_i (b_i \in \mathcal{B})$ 与资源块 $\pi_h (\pi_h \in \Pi)$ 的匹配关系, 如果 π_h 被分配给终端 b_i 则 $x_{b_i}^{\pi_h} = 1$, 否则 $x_{b_i}^{\pi_h} = 0$ 。每个资源块都由一个 gNB 提供资源, 定义 $x_{g_n}^{\pi_h} \in \{0, 1\}$ 表示资源块 π_h 和 gNB g_n 的关系, 如果 π_h 由 g_n 提供资源则 $x_{g_n}^{\pi_h} = 1$, 否则 $x_{g_n}^{\pi_h} = 0$ 。定义 $x_{s_j}^{\pi_h} \in \{0, 1\}$, 如果资源块 π_h 被划分给切片 s_j , 则 $x_{s_j}^{\pi_h} = 1$, 否则 $x_{s_j}^{\pi_h} = 0$ 。假设资源块 π_h 包含的带宽和计算资源分别为 W_{π_h} 和 C_{π_h} , 则 gNB g_n 消耗的带宽 W_{g_n} 和计算资源 C_{g_n} 分别为

$$\begin{aligned} W_{g_n} &= \sum_{h=1}^H x_{g_n}^{\pi_h} W_{\pi_h} \\ C_{g_n} &= \sum_{h=1}^H x_{g_n}^{\pi_h} C_{\pi_h} \end{aligned} \quad (1)$$

则系统中所有资源块的带宽和计算资源为

$$\begin{aligned} W &= \sum_{n=1}^N W_{g_n} \\ C &= \sum_{n=1}^N C_{g_n} \end{aligned} \quad (2)$$

1.2.1 通信模型和计算模型

1) 通信模型

采用正交频分复用 (OFDM, orthogonal frequency division multiplexing) 技术, 可以为连接到相同 gNB 的终端分配正交频率。因此, 在不同的 gNB 之间会存在干扰。假设只有当连接到不同 gNB 的终端同时

占有相同的正交频率时才会发生干扰^[15], 在 gNB g_n 处收到的来自终端 b_i 的信噪比 (SINR, signal-to-interference plus noise ratio) 为

$$\Gamma_{b_i, g_n} = \frac{\varphi_{b_i, g_n} \gamma_{b_i, g_n}}{\sigma + \sum_{k=1, k \neq i}^L \sum_{l=1, l \neq n}^N \varphi_{b_k, g_l} \gamma_{b_k, g_n}} \quad (3)$$

其中, φ_{b_i, g_n} 表示从终端 b_i 传输到 gNB g_n 的功率, γ_{b_i, g_n} 和 γ_{b_k, g_n} 分别表示终端 b_i 和终端 b_k 与 gNB g_n 之间的信道增益, σ 表示加性白高斯噪声。

根据香农公式, 终端 b_i 的上行数据传输速率 r_{b_i} 为

$$r_{b_i} = W_{b_i} \text{lb}(1 + \Gamma_{b_i, g_n}) \quad (4)$$

其中, W_{b_i} 为终端 b_i 分配到的带宽。

假设终端 b_i 所需传输的数据包大小为 L_{b_i} , 那么终端 b_i 的传输时延为

$$\tau_{b_i}^{\text{trans}} = \frac{L_{b_i}}{r_{b_i}} \quad (5)$$

终端 b_i 传输该数据包的能耗为

$$\mu_{b_i}^{\text{trans}} = \varphi_{b_i, g_n} \tau_{b_i}^{\text{trans}} = \frac{\varphi_{b_i, g_n} L_{b_i}}{r_{b_i}} \quad (6)$$

2) 计算模型

假设终端 b_i 用来计算任务的 CPU 周期数为 X_{b_i} , 那么终端 b_i 的计算时延为

$$\tau_{b_i}^{\text{comp}} = \frac{X_{b_i}}{f_{b_i}} \quad (7)$$

其中, f_{b_i} 为终端 b_i 分配得到的计算资源。其相应的能耗为

$$\mu_{b_i}^{\text{comp}} = X_{b_i} \varepsilon_{b_i} \quad (8)$$

其中, $\varepsilon_{b_i} = 10^{-27} (f_{b_i})^2$ 是依赖于具体芯片结构的系数, 本文参考文献[16]中对该值的设定。

在上述通信模型和计算模型的基础上, 可以得到由传输时延和计算时延两部分组成的终端 b_i 的时延为

$$\tau_{b_i} = \tau_{b_i}^{\text{trans}} + \tau_{b_i}^{\text{comp}} \quad (9)$$

同样地, 终端 b_i 的能耗也由传输能耗和计算能耗两部分组成, 计算式为

$$\mu_{b_i} = \mu_{b_i}^{\text{trans}} + \mu_{b_i}^{\text{comp}} \quad (10)$$

1.2.2 拍卖模型

电力终端希望获得合适的资源块, 其提供的资源能够满足自己的 QoS 需求。双向拍卖理论^[17]可以帮助解决这一问题。终端充当拍卖中的买方, CC 充当拍卖中的卖方和拍卖商。终端向 CC 投标以发送服务请求从而申请获得资源, 不同业务类型终端的投标信息为

$$\begin{aligned} \mathcal{D}_{b_i} &= (r_{b_i}^{\text{best}}, r_{b_i}^{\text{tol}}, \tau_{b_i}^{\text{best}}, \tau_{b_i}^{\text{tol}}, d_{b_i}^{\pi_h}), \forall b_i \in \mathcal{B}_U \\ \mathcal{D}_{b_i} &= (\mu_{b_i}^{\text{best}}, \mu_{b_i}^{\text{tol}}, d_{b_i}^{\pi_h}), \forall b_i \in \mathcal{B}_M \end{aligned} \quad (11)$$

其中, $r_{b_i}^{\text{best}}$ 和 $\tau_{b_i}^{\text{best}}$ 分别为能够满足终端 b_i 最佳服务的传输速率和时延, 即终端 b_i 理想状态下的传输速率和时延; $r_{b_i}^{\text{tol}}$ 和 $\tau_{b_i}^{\text{tol}}$ 分别为终端 b_i 可容忍的传输速率和时延; $\mu_{b_i}^{\text{best}}$ 为终端 b_i 获得最佳服务的能耗; $\mu_{b_i}^{\text{tol}}$ 为终端 b_i 可容忍的能耗标准; $d_{b_i}^{\pi_h}$ 为终端 b_i 对资源块 π_h 的投标价格。所有终端的投标信息都包含在集合 \mathcal{D} 中, 需要说明的是, 出于对电网业务的隔离性和安全性的考虑, $b_i (b_i \in \mathcal{B}_U)$ 只会对划分给 $s_j (s_j \in \mathcal{S}_U)$ 的资源块投标; 同样地, $b_i (b_i \in \mathcal{B}_M)$ 只会对划分给 $s_j (s_j \in \mathcal{S}_M)$ 的资源块投标。2 种业务类型的终端的投标价格函数 $d_{b_i}^{\pi_h}$ 分别设置如下。

1) 控制类业务

控制类业务通常对时延有很高的要求, 同时要保证一定的传输速率。控制类业务类型的终端 $b_i (b_i \in \mathcal{B}_U)$ 对资源块 $\pi_h (\pi_h \in \Pi_U)$ 的投标价格为

$$d_{b_i}^{\pi_h} = d_{b_i}^{\text{init}} - \Delta_{b_i}^r (r_{b_i}^{\text{best}} - r_{b_i}^{\text{act}}) + \Delta_{b_i}^\tau (\tau_{b_i}^{\text{best}} - \tau_{b_i}^{\text{act}}) \quad (12)$$

其中, $d_{b_i}^{\text{init}}$ 为终端 b_i 获得最佳服务时的出价, $\Delta_{b_i}^r$ 为实际的传输速率无法达到最佳时的惩罚因子, $\Delta_{b_i}^\tau$ 为实际的时延无法达到最佳时的惩罚因子。该投标价格在服务无法达到最佳时, 会随着速率的降低和时延的升高而降低。

2) 采集类业务

采集类业务通常要求低成本, 本文使用能耗来反映这一要求。采集类业务类型的终端 $b_i (b_i \in \mathcal{B}_M)$ 对资源块 $\pi_h (\pi_h \in \Pi_M)$ 的投标价格为

$$d_{b_i}^{\pi_h} = d_{b_i}^{\text{init}} - \Delta_{b_i}^\mu (\mu_{b_i}^{\text{best}} - \mu_{b_i}^{\text{act}}) \quad (13)$$

其中, $\Delta_{b_i}^\mu$ 为实际的能耗无法达到最佳时的惩罚因

子。该投标价格在服务无法达到最佳时，会随着能耗的升高而降低。

1.2.3 支付价格设计

支付价格表示终端用于获得资源块的支出价格，也可以表示网络侧提供资源块给终端的收入价格。由于支付价格对买卖双方非常重要，只有在其合理且双方都认可的情况下，交易才会顺利达成，所以如何设计支付价格是非常重要的问题。

终端 b_i 的支付价格会被 2 个因素影响：1) 分配给终端 b_i 的资源块；2) CC 的操作成本。终端 b_i 的支付价格表示为

$$Q_{b_i} = x_{b_i}^{\pi_h} \left(\rho_W W_{b_i}^{\pi_h} + \rho_C C_{b_i}^{\pi_h} + \text{cost}_{\pi_h}^{\text{op}} \right), \forall b_i \in \mathcal{B}, \forall \pi_h \in \Pi \quad (14)$$

其中， ρ_W 和 ρ_C 分别表示单位带宽和单位计算资源的支付价格，其数值由 CC 根据实际网络情况进行设置； $W_{b_i}^{\pi_h}$ 和 $C_{b_i}^{\pi_h}$ 分别表示分配给终端 b_i 的资源块 π_h 所包含的带宽和计算资源， $W_{b_i}^{\pi_h} = W_{b_i}$ ， $C_{b_i}^{\pi_h} = C_{b_i}$ ； $\text{cost}_{\pi_h}^{\text{op}}$ 表示 CC 对资源块 π_h 操作的经济成本，其数值由 CC 根据实际网络运营情况和经验统计得出。关于 ρ_W 、 ρ_C 和 $\text{cost}_{\pi_h}^{\text{op}}$ 的设置，本文参考文献[7,17-18]的相关内容。

1.2.4 效用模型

通常情况下，电力终端用户希望以最低的价格接入网络并满足其 QoS 需求；CC 则倾向于在为终端提供服务的同时尽可能地提升网络侧的经济效用。因此，终端的经济效用定义为其投标价格减去支付价格。对于终端 b_i ，其效用定义为

$$U_{b_i} = x_{b_i}^{\pi_h} \left(d_{b_i}^{\pi_h} - Q_{b_i} \right) \quad (15)$$

其中， Q_{b_i} 表示终端 b_i 的支付价格。所有终端的经济效用定义为

$$U_{\text{users}} = \sum_{b_i \in \mathcal{B}} \sum_{\pi_h \in \Pi} \left(d_{b_i}^{\pi_h} - Q_{b_i} \right) x_{b_i}^{\pi_h} \quad (16)$$

资源块 π_h 产生的经济效用可以定义为终端对 π_h 的支付价格减去其成本价格。对于 π_h ，其经济效用定义为

$$U_{\pi_h} = x_{b_i}^{\pi_h} \left(Q_{b_i} - \text{cost}_{\pi_h} \right) \quad (17)$$

其中， cost_{π_h} 表示资源块 π_h 的总成本。总成本包含两部分，分别是带宽和计算资源的成本以及 CC 对 π_h 的操作成本，其定义为

$$\text{cost}_{\pi_h} = \eta_W W_{\pi_h} + \eta_C C_{\pi_h} + \text{cost}_{\pi_h}^{\text{op}} \quad (18)$$

其中， η_W 和 η_C 分别为网络侧的单位带宽和单位计算资源的经济成本。

网络侧的经济效用表示为所有资源块产生的效用，定义为

$$U_{\text{net}} = \sum_{b_i \in \mathcal{B}} \sum_{\pi_h \in \Pi} \left(Q_{b_i} - \text{cost}_{\pi_h} \right) x_{b_i}^{\pi_h} \quad (19)$$

终端 b_i 和资源块 π_h 的双方经济效用定义为

$$U_{b_i}^{\pi_h} = x_{b_i}^{\pi_h} \left(d_{b_i}^{\pi_h} - \text{cost}_{\pi_h} \right) \quad (20)$$

系统效用定义为网络侧的经济效用和所有终端的经济效用之和，反映了在保证用户 QoS 需求的前提下，切片资源分配为整个系统带来的经济收益，其定义为

$$U = U_{\text{users}} + U_{\text{net}} = \sum_{b_i \in \mathcal{B}} \sum_{\pi_h \in \Pi} \left(d_{b_i}^{\pi_h} - \text{cost}_{\pi_h} \right) x_{b_i}^{\pi_h} \quad (21)$$

1.2.5 优化问题描述

本文考虑的智能电网场景下的网络切片资源分配问题可以表述为优化目标为最大化系统效用的如下优化问题。

$$\begin{aligned} & \max U \\ \text{s.t. } & \text{C1: } \sum_{i=1}^I x_{b_i}^{\pi_h} = 1, \forall \pi_h \in \Pi \\ & \text{C2: } \sum_{h=1}^H x_{b_i}^{\pi_h} = 1, \forall b_i \in \mathcal{B} \\ & \text{C3: } \sum_{n=1}^N x_{g_n}^{\pi_h} = 1, \forall \pi_h \in \Pi \\ & \text{C4: } \sum_{j=1}^J x_{s_j}^{\pi_h} = 1, \forall \pi_h \in \Pi \\ & \text{C5: } r_{b_i}^{\text{act}} \geq r_{b_i}^{\text{tol}}, \forall b_i \in \mathcal{B}_U \\ & \text{C6: } \tau_{b_i}^{\text{act}} \leq \tau_{b_i}^{\text{tol}}, \forall b_i \in \mathcal{B}_U \\ & \text{C7: } \mu_{b_i}^{\text{act}} \geq \mu_{b_i}^{\text{tol}}, \forall b_i \in \mathcal{B}_M \\ & \text{C8: } d_{b_i}^{\pi_h} \geq 0, \forall b_i \in \mathcal{B}, \forall \pi_h \in \Pi \\ & \text{C9: } \sum_{i=1}^I W_{b_i} \leq W, b_i \in \mathcal{B} \\ & \text{C10: } \sum_{i=1}^I C_{b_i} \leq C, b_i \in \mathcal{B} \end{aligned} \quad (22)$$

其中，约束条件 C1 和 C2 表示每个资源块只能分配给一个终端，同时每个终端只能分配到一个资源块；C3 和 C4 表示每个资源块只会与一个 gNB 和一个切片相关联；C5 和 C6 表示对于控制类业务类

型的终端，其传输速率和时延必须满足其最大可容忍的标准；C7 表示对于采集类业务类型的终端，其能耗需要得到最低保证；C8 表示终端的投标价格为非负数；C9 和 C10 表示分配给所有终端的带宽和计算资源不超过系统中所有可用的带宽和计算资源。

本文中所使用的主要系统参数如表 1 所示。

参数	含义
W_{b_i}	终端 b_i 分配得到的带宽
C_{b_i}	终端 b_i 分配得到的计算资源
$d_{b_i}^{\pi_h}$	终端 b_i 对资源块 π_h 的投标价格
$x_{b_i}^{\pi_h}$	终端 b_i 与资源块 π_h 的关联性
$x_{g_n}^{\pi_h}$	gNB g_n 与资源块 π_h 的关联性
$x_{s_j}^{\pi_h}$	切片 s_j 与资源块 π_h 的关系
U_{b_i}	终端 b_i 的效用
\mathcal{D}_{b_i}	终端 b_i 的投标信息
U_{π_h}	资源块 π_h 产生的效用
$U_{b_i}^{\pi_h}$	终端 b_i 与资源块 π_h 的双方效用
U_{users}	所有终端的效用
U_{net}	网络侧效用
U	系统效用
$cost_{\pi_h}$	资源块 π_h 的成本
Q_{b_i}	终端 b_i 的支付价格

2 算法设计

优化问题式(22)为一个 NP-Hard 问题，难以在多项式时间内求得全局最优解。考虑到面向电力业务终端的切片资源分配实际是电力终端与资源块之间的匹配问题，因此，为了求解该优化问题，本文基于二分图匹配模型设计算法，从而得出原始优化问题的次优解，以下是关于算法模型和详细步骤的介绍。

2.1 二分图匹配模型

定义图 $G = (\mathcal{B}, \mathcal{H}, \mathcal{E})$ 为一个二分图，其中，非空集合 \mathcal{B} 和 \mathcal{H} 是顶点集，集合 \mathcal{E} 是边集。集合 $\mathcal{B} = \{b_1, b_2, \dots, b_i, \dots, b_I\}$ 表示智能电网中的 I 个电力终端；集合 $\mathcal{H} = \{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_h, \dots, \pi_H\}$ 表示 CC 提供的 H 个资源块。将资源块 π_h 分配给终端 b_i 表示为二分图 G 的一条边 $e_{ih} = (b_i, \pi_h)$ ，图 G 中所有边的集合被称为边集，用 $\mathcal{E} = \{e_{ih} \mid i = 1, 2, \dots, I; h = 1, 2, \dots, H\}$ 表示。

定义 1 在二分图 G 的一个子图 M 中，若 M 的边集中的任意 2 条边都不依附于同一个顶点，则称 M 是一个匹配^[19]。若使所能得到的边的个数最大化，则称该匹配为二分图的最大匹配。在该匹配中，如果图 M 中的每个顶点都和图 M 中每条边相关联，则称其为二分图的完备匹配。

图 G 中的一个匹配包含终端、资源块和它们之间的分配关系。如果匹配存在，则表示不同的终端之间不会共享同一个资源块；同样地，不同的资源块也不会分配给同一个终端。

定义 2 为二分图 G 中的每个顶点 $v(v \in \mathcal{B} \cup \mathcal{H})$ 分配一个权值 $l(v)$ ，每条边 e_{ih} 的权重定义为边权重 w_{ih} ，如果对于图 G 中的所有边 e_{ih} 都满足

$$l(i) + l(h) \geq w_{ih} \quad (23)$$

那么称 $l(i)$ 和 $l(h)$ 分别为顶点 b_i 和顶点 π_h 的可行顶标。

二分图 G 的边权重 w_{ih} 为终端 b_i 和资源块 π_h 的双方效用，可由式(19)得到。可行顶标是用来完成匹配的辅助量，除初始顶标需要自身设置外，变化中的顶标并无实际意义。 $l^b(i)$ 表示终端的可行顶标值， $l^\pi(h)$ 表示资源块的可行顶标值。

定义 3 设 \mathcal{N} 为二分图 G 已匹配边的集合，若 \mathcal{P} 是图 G 中一条连通 2 个未匹配顶点的路径，且属于 \mathcal{N} 的边和不属于 \mathcal{N} 的边在 \mathcal{P} 上交替出现，则称 \mathcal{P} 为相对于 \mathcal{N} 的一条增广路径^[20]。路径 \mathcal{P} 的起点和终点都是未匹配的点。

如果可以通过一条增广路径为一个未匹配的终端 b_i 寻找到一个未匹配的资源块，则代表系统中存在使双方效用更高的匹配方案，将这条增广路径记为 \mathcal{P}_i 。

定义 4 相等子图是二分图的一个生成子图。其包含图中所有的顶点，但是包含的边需要满足^[21]

$$l(i) + l(h) = w_{ih} \quad (24)$$

定义 5 对于二分图，为其每条边都分配一个权值，求出该二分图的一组最大匹配，使匹配边的权值总和最大，这个问题被称为二分图的带权最大匹配^[20]。

从定义 5 可以看出，二分图带权最大匹配的前提是匹配数最大，然后最大化匹配边的权值总和。因此，二分图 G 的带权最大匹配首先应该保证系统中的终端能够获得资源块，然后考虑最大化系统效用。

定理 1 如果二分图 G 的一个相等子图中包含完备匹配, 那么就可以得到一个基于图 G 的带权最大匹配。

证明 在相等子图中, 完备匹配的边权之和为 $l^b(i) + l^r(h) (i=1,2,\dots,I; h=1,2,\dots,H)$, 即所有的可行顶标值之和。因为可行顶标值满足 $l^b(i) + l^r(h) \geq w_{ih}, \forall i, \forall h$, 所以在整个二分图中, 任何一组匹配的边权之和都不可能大于所有可行顶标值的和。因此, 相等子图的完备匹配就是二分图的带权最大匹配。

2.2 NSRAB 算法

基于二分图匹配模型, 本节提出 NSRAB 算法以实现智能电网场景中的网络切片资源分配。图 2 给出了 NSRAB 算法的实现框架, 包含 2 个阶段, 即效用计算阶段和匹配阶段。其中, 效用计算阶段主要完成网络切片的资源块与终端之间的初步筛选和双方效用计算, 并以此得出双方效用矩阵, 作为匹配阶段的权值矩阵输入。匹配阶段在该权值矩阵的基础上, 根据二分图匹配理论, 寻找相等子图的完备匹配, 完成资源块与终端之间的分配。

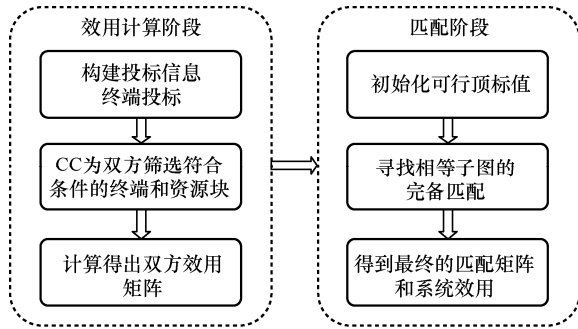


图 2 NSRAB 算法的实现框架

下面结合 NSRAB 算法的伪代码给出算法的具体描述。算法 1 给出了 NSRAB 算法的具体执行过程。

算法 1 NSRAB 算法

输入 终端集合 \mathcal{B} , 资源块集合 \mathcal{H}

输出 匹配矩阵 Z 和系统效用 U

1) 通过算法 2: NSRAB 算法效用计算阶段计算得到双方效用矩阵 Y

2) 通过算法 3: NSRAB 算法匹配阶段获得最终的匹配矩阵 Z 和系统效用 U

2.2.1 效用计算阶段

在效用计算阶段, 首先, 终端 $b_i (b_i \in \mathcal{B})$ 根据式(11)构建投标信息 \mathcal{D}_i 并提交给 CC。然后, 对于每个资源块, CC 根据终端的业务类型筛选出与

$\pi_h (\pi_h \in \mathcal{H})$ 所属切片类型一致的终端, 将这些终端加入 π_h 的终端候选集 $\mathcal{B}_{\pi_h}^c$ 中; 并根据终端的投标信息, 计算出每个终端对每个资源块的支付价格, 进一步根据式(15)计算终端的效用, 筛选出能够满足终端 QoS 需求且使终端效用为正的资源块, 将这些资源块加入该终端的资源块候选集 $\mathcal{H}_{b_i}^c$ 中。随后, 如果该资源块和该终端同时出现在对方的候选集中, 说明双方都符合对方的要求, CC 便会根据式(20)为双方计算若它们匹配产生的效用。该效用值会作为双方效用矩阵 Y 的元素记录在相应位置。算法 2 给出了 NSRAB 算法效用计算阶段的具体执行过程。

算法 2 NSRAB 算法效用计算阶段

输入 终端集合 \mathcal{B} , 资源块集合 \mathcal{H}

输出 双方效用矩阵 Y

- 1) 根据式(11)构建终端的投标信息集合 \mathcal{D}
- 2) 初始化双方效用矩阵 Y 、所有终端的资源块候选集合以及所有资源块的终端候选集合
- 3) for $\pi_h \in \mathcal{H}$ do
- 4) for $b_i \in \mathcal{B}$ do
- 5) if (b_i 与 π_h 所属切片的业务类型相对应) then
- 6) $\mathcal{B}_{\pi_h}^c \leftarrow b_i$
- 7) end if
- 8) if (π_h 满足 b_i 在式(22)中的速率、时延或能耗需求且能够使 $U_{b_i} > 0$) then
- 9) $\mathcal{H}_{b_i}^c \leftarrow \pi_h$
- 10) end if
- 11) if ($\pi_h \in \mathcal{H}_{b_i}^c$ 且 $b_i \in \mathcal{B}_{\pi_h}^c$) then
- 12) 根据式(20)计算得出 $U_{b_i}^{\pi_h}$
- 13) $Y(i, h) = U_{b_i}^{\pi_h}$
- 14) end if
- 15) end for
- 16) end for

2.2.2 匹配阶段

将由效用计算阶段计算得出的双方效用矩阵 Y 作为匹配阶段算法的输入。具体地, Y 第 i 行的值代表终端 b_i 与所有资源块匹配时的效用, 第 i 行中的最大值表示为 U_i^{\max} , 代表终端 b_i 完成与资源块匹配时双方所能获得的最大效用。随后, 将 U_i^{\max} 作

为终端 b_i 的初始顶标值, 即 $l^b(i) = U_i^{\max}, i = 1, 2, \dots, I$; 所有资源块的初始顶标值设置为 0, 即 $l^r(h) = 0, h = 1, 2, \dots, H$ 。为了公平起见, 为系统中的终端随机排序, 按顺序为终端寻找资源块。假设当前系统中已有一个匹配 M , 在为一个未匹配的终端寻找的资源块时, 如果找到了一条相对于 M 的增广路径, 则说明系统中可能存在效用更优的匹配方案, 这时对当前的情况做出如下分析。假设当前正在为终端 b_1 寻找资源块, 与终端 b_1 达成双方效用最大化的资源块为 π_1 , 而当前已经与 π_1 匹配的终端为终端 b_2 (如果存在), 终端 b_1 的次选资源块 (即与终端 b_1 关联的双方效用仅次于 π_1 的资源块) 为 π_2 , 终端 b_2 的次选资源块为 π_3 (如果存在), 则匹配决策如下

$$\begin{cases} b_1 \leftrightarrow \pi_1, b_2 \leftrightarrow \pi_3, Y(b_1, \pi_1) + Y(b_2, \pi_3) > Y(b_1, \pi_2) + Y(b_2, \pi_1) \\ b_2 \leftrightarrow \pi_1, b_1 \leftrightarrow \pi_2, \quad \text{其他} \end{cases} \quad (25)$$

如果在匹配过程中多次发生上述情况, 则每次都按照该决策执行。

当无法为一个未获得资源块的终端 b_i 寻找到可行的资源块时, 则修改可行顶标的值。具体地, 对正在当前增广路径 \mathcal{P}_i 上的所有终端的可行顶标值减去一个常数 δ , 对增广路径上所有资源块的可行顶标值加上一个常数 δ , 即

$$\begin{aligned} l^b(i) &= l^b(i) - \delta, b_i \in \mathcal{P}_i \\ l^r(h) &= l^r(h) + \delta, \pi_h \in \mathcal{P}_i \end{aligned} \quad (26)$$

其中, δ 的计算式为

$$\delta = \min \{ l^b(i) + l^r(h) - Y(i, h) \}, b_i \in \mathcal{P}_i, \pi_h \notin \mathcal{P}_i \quad (27)$$

匹配阶段的具体执行过程如算法 3 所示。

算法 3 NSRAB 算法匹配阶段

输入 双方效用矩阵 Y

输出 匹配矩阵 Z 、系统效用 U

- 1) 初始化所有可行顶标值 l^b 和 l^r 、系统效用 U 以及匹配矩阵 Z
- 2) for $b_i \in \mathcal{B}$ do
- 3) for $\pi_h \in \mathcal{I}$ do
- 4) if $(Y(i, h) > l^b(i))$ then
- 5) $l^b(i) = Y(i, h)$
- 6) end if
- 7) end for
- 8) end for

- 9) for $b_i \in \mathcal{B}$ do
- 10) while (找不到终端 b_i 的可行匹配)
- 11) 根据式(27)计算得出 δ 值
- 12) 根据式(26)修改顶标值 $l^b(i)$ 和 $l^r(h)$
- 13) end while
- 14) 根据式(25)做出匹配决策
- 15) if $(x_{b_i}^{\pi_h} = 1)$ then
- 16) $Z(i, h) = 1$
- 17) $U = U + Y(i, h)$
- 18) end if
- 19) end for

根据定义 4、定义 5 和定理 1, 对系统中的所有终端执行该操作, 直到找到相等子图的完备匹配 (如果存在)。所有终端参与后, 可以得到一个完整的匹配矩阵和最终的系统效用。如果终端数量和资源块的数量不相等, 则可以通过添加虚拟顶点并将与虚拟顶点关联的效用值全部置 0 的方法来完成匹配。

3 性能分析

3.1 稳定性分析

定理 2 由 NSRAB 算法可以得到一个使系统效用最大化的匹配矩阵, 且匹配结果是稳定的, 即最终匹配矩阵中已匹配的双方不存在重新选择其他一方进行匹配的意向。

证明 由于每个终端参与匹配后都会根据式(25)做出匹配决策使当前系统效用最高, 当所有终端都做出匹配决策后, 系统总效用达到最高。因此, 最终的匹配矩阵所提供的匹配结果就是使系统效用最大化的匹配结果, 即系统中不存在其他能够提高系统效用的匹配方案, 则切片与终端双方都不会存在重新进行匹配的意向。

3.2 时间复杂度分析

由于 NSRAB 算法包含效用计算阶段和匹配阶段, 因此分别对其分析时间复杂度。在效用计算阶段中, 复杂度主要集中在 CC 为资源块和终端的相互筛选过程, 为 $O(IH)$ 。

在匹配阶段中, 如果采用朴素的实现方法, 时间复杂度为 $O(n^4)$, 其中, $n = \max(I, H)$ 。具体地, 匹配过程中需要寻找 $O(n)$ 次增广路径, 每次增广最多需要修改 $O(n)$ 次可行顶标值, 每次修改可行顶标值的时候需要通过复杂度为 $O(n^2)$ 的枚举方法求

值，所以总的时间复杂度为 $O(n^4)$ 。但是可以通过下述方法将匹配阶段的时间复杂度优化到 $O(n^3)$ 。为每个资源块定义一个函数 $f(h)$ ，每次开始寻找增广路径时将 $f(h)$ 的值初始化为无穷大。在寻找增广路径的过程中，检查边 $e(i, h)$ ，如果它不在相等子图中，则为 $f(h)$ 赋值

$$f(h) = \min(f(h), l^b(i) + l^r(h) - Y(i, h)) \quad (28)$$

在修改顶标时，取所有不在增广路径上的资源块中的最小值 f 作为 δ 值即可。这种方法将求取 δ 值的时间复杂度从 $O(n^2)$ 降低到 $O(n)$ ，匹配阶段的整体时间复杂度也就降低到了 $O(n^3)$ 。特别地，由于业务隔离，终端只会向属于与其业务相对应的切片的资源块投标，作为匹配阶段输入的效用矩阵 Y 中会存在部分零值，所以匹配阶段的整体时间复杂度介于 $O(n^2)$ 和 $O(n^3)$ 之间。

综合考虑 NSRAB 算法，因为两阶段是按照顺序执行的，所以 NSRAB 算法的总体时间复杂度介于 $O(n^2)$ 和 $O(n^3)$ 之间。相比于文献[17]中提出的用于资源分配的激励兼容拍卖机制（ICAM, incentive-compatible auction mechanism）的时间复杂度为 $O(IH(I + \log H))$ ，本文提出的 NSRAB 算法具有更低的时间复杂度。此外，当网络业务量动态变化时，NSRAB 算法能够在多项式计算时间内完成，满足实时网络条件下资源分配时间的要求。

4 仿真分析

本节将对 NSRAB 算法的性能进行仿真验证。为了验证所提算法的有效性，将根据系统中电力终端数量的变化、不同业务类型终端比例的变化、终端的 QoS 需求变化以及资源块包含的资源变化，来分析算法得出的系统效用。同时，将 NSRAB 算法的性能与以下 2 种已存在的资源分配算法进行比较。

1) 双向拍卖算法^[17]。资源块与终端之间的匹配根据 CC 对资源块的要价和终端的出价来决定，当终端的出价满足 CC 对指定的资源块的要价时，CC 会选择所有满足该要求的终端出价中出价最高的终端为其提供该资源块。

2) 贪心算法^[22-23]。在完成双方效用矩阵的计算后，资源块与终端的匹配根据终端当前的最优方案

决定，每个终端的局部最优最终可以达到理论上的全局最优。

本文实验仿真参数如表 2 所示，其中，unit 表示单位价格^[8]。

参数	值
切片数量 J / 个	2
资源块数量 H / 个	20
终端数量 I / 个	[10,30]
不同业务类型的终端比例	控制类: [0.2,0.4] 采集类: [0.6,0.8]
单位带宽成本 η_w / (unit·MHz ⁻¹)	10
单位计算资源成本 η_c / (unit·GHz ⁻¹)	25
单位带宽支付价格 ρ_w / (unit·MHz ⁻¹)	15
单位计算资源支付价格 ρ_c / (unit·GHz ⁻¹)	30

当资源块数量一定时，系统效用随终端数量的变化如图 3 所示。由图 3 可知，相比 D-Auction 算法和 Greedy 算法，无论终端与资源块的数量关系如何，资源块充足或紧张，NSRAB 算法总是能够获得最高的系统效用，并且 NSRAB 算法获得的系统效用平均高于 D-Auction 算法 12%，高于 Greedy 算法 19%。

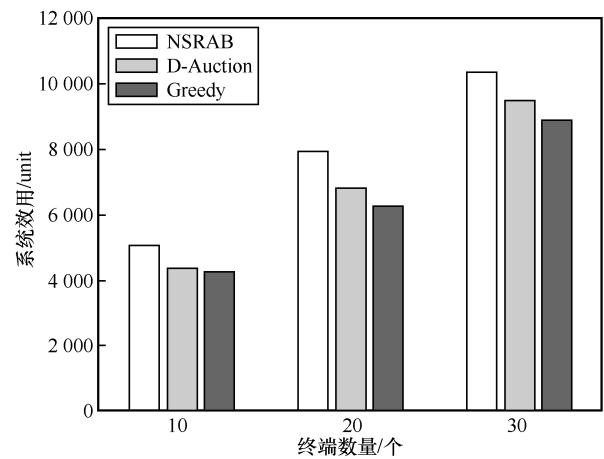


图 3 系统效用随终端数量的变化

由于电网业务的多样性和复杂性，智能电网场景下不同的业务类型比例参差不齐，因此分析不同业务类型的终端所占比例对系统效用的影响显得十分必要。当资源块数量和终端数量一定时，系统效用随不同业务类型终端比例的变化如图 4 所示。从图 4 可以看出，随着采集类业务终端比例的减小，系统效用增加。这是因为采集类业务

的终端对资源需求不高，同时注重节约成本，对单位资源的出价较低，从而当该类业务比例较大时，系统效用下降。此外，随着不同业务类型终端比例的变化，NSRAB 算法总是能够获得更高的效用。具体地，NSRAB 算法所获得的系统效用平均高于 D-Auction 算法 15%，高于 Greedy 算法 20%。

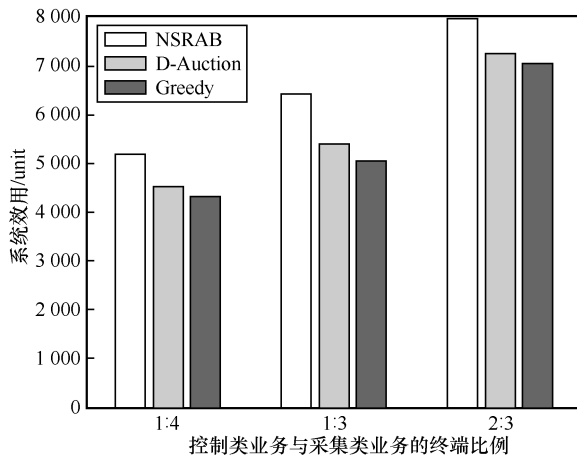


图 4 系统效用随不同业务类型终端比例的变化

当终端的 QoS 需求发生变化时，意味着符合其条件的资源块的数量也在发生改变，进而影响系统效用的变化。智能电网中不同业务类型的终端 QoS 需求有着较大的差别，考虑到控制类业务对于智能电网的重要性，本节分析了控制类业务终端对传输时延的需求变化时系统效用的变化情况。由于影响传输时延的资源主要是带宽，进一步将其描述为控制类业务终端对带宽的需求变化。系统效用随控制类业务终端对带宽需求的变化如图 5 所示。由图 5 可知，随着控制类业务终端对带宽需求的提高，能够满足其需求的资源块逐渐减少，从而导致系统效用下降。NSRAB 算法获得的系统效用始终优于 D-Auction 算法和 Greedy 算法，并且 NSRAB 算法获得的系统效用平均高于 D-Auction 算法 10%，高于 Greedy 算法 11%。

上述实验使用控制类业务作为业务类型的代表，使用时延需求作为 QoS 需求的代表，对于其他业务类型和 QoS 需求其原理类似，所以会有相似的情况，从这一点可以得出结论：无论终端的业务类型与其所需的资源如何变化，相比于 D-Auction 算法和 Greedy 算法，NSRAB 算法总是能够获得更高的系统效用。

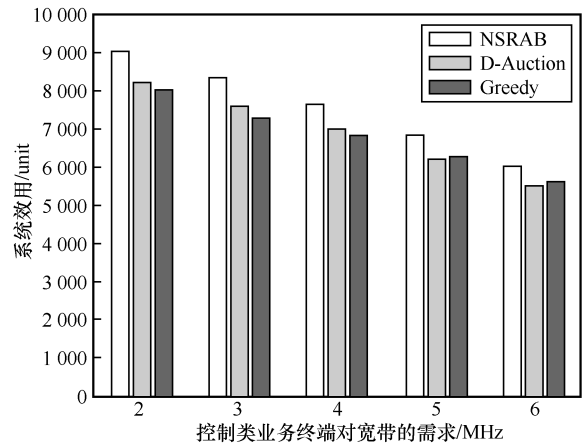


图 5 系统效用随控制类业务终端对带宽需求的变化

系统效用随资源块包含带宽和计算资源的变化分别如图 6 和图 7 所示。从图 6 和图 7 可以看出，随着资源块包含的资源的变化，NSRAB 算法获得的系统效用平均高于 D-Auction 算法 17%，高于 Greedy 算法 19%。

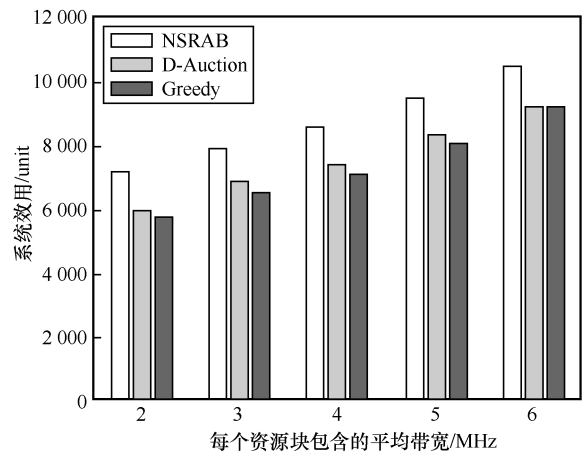


图 6 系统效用随资源块包含带宽的变化

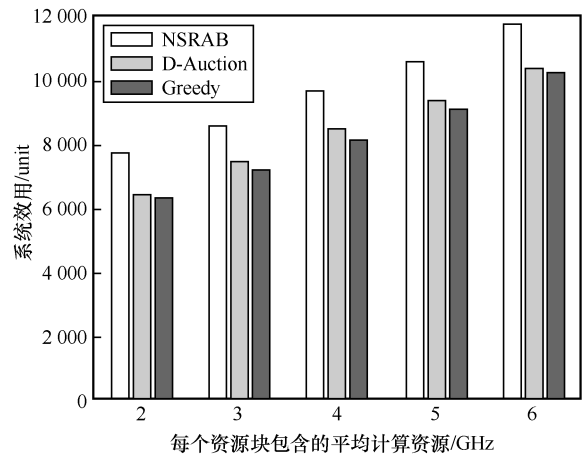


图 7 系统效用随资源块包含计算资源的变化

从上述仿真结果可以看出, 无论系统中的终端数量、终端比例、终端的 QoS 需求、资源块包含的资源如何变化, NSRAB 算法总是能够获得高于 D-Auction 算法和 Greedy 算法的系统效用。其原因在于, NSRAB 算法能够根据终端的需求和资源的变化灵活地调整网络切片资源分配策略, 兼顾网络侧和终端侧的经济效用, 从而在保证各类型终端 QoS 需求的同时, 使系统效用最大化。考虑到文献[7]中提出的算法比 Greedy 算法只有约 10% 的系统效用提升, NSRAB 算法能够在系统效用方面提升 10%~20%, 展现出了良好的性能。

5 结束语

本文针对位于居民社区或办公楼宇的智能电网场景, 提出了一种基于二分图匹配的网络切片资源分配算法 NSRAB, 以向多种类型的电力终端提供具有 QoS 保证的服务并最大化系统效用。NSRAB 算法将面向电力终端的切片资源分配建模为二分图匹配问题, 共分为 2 个阶段。在效用计算阶段, 为不同业务类型的电力终端构建相应的投标信息, 并根据终端和切片的类型以及终端的 QoS 需求筛选出符合需求的双方, 以此为基础计算双方效用和终端的支付价格, 构建双方效用矩阵; 在匹配阶段, 以效用矩阵为基础, 执行匹配算法获得最大化系统效用的最终匹配结果。仿真结果表明, 与已有的双向拍卖算法和贪心算法相比, NSRAB 能够提高 10%~20% 的系统效用。

参考文献:

- [1] FOUKAS X, PATOUNAS G, ELMOKASHFI A, et al. Network slicing in 5G: survey and challenges[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(5): 94-100.
- [2] ROST P, MANNWEILER C, MICHALOPOULOS D S, et al. Network slicing to enable scalability and flexibility in 5G mobile networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(5): 72-79.
- [3] ZHONG L J, HU J B, SHEN H C, et al. Slice allocation of 5G network for smart grid with deep reinforcement learning ACKTR[C]//Proceedings of the 2022 7th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP). Piscataway: IEEE Press, 2022: 242-249.
- [4] RICHART M, BALIOSIAN J, SERRAT J, et al. Resource slicing in virtual wireless networks: a survey[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2016, 13(3): 462-476.
- [5] ZHOU X, LI R P, CHEN T, et al. Network slicing as a service: enabling enterprises' own software-defined cellular networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2016, 54(7): 146-153.
- [6] VASSILARAS S, GKATZIKIS L, LIAKOPOULOS N, et al. The algorithmic aspects of network slicing[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(8): 112-119.
- [7] LIANG L, WU Y F, FENG G, et al. Online auction-based resource allocation for service-oriented network slicing[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(8): 8063-8074.
- [8] WANG Z Y, WEI Y F, YU F R, et al. Utility optimization for resource allocation in multi-access edge network slicing: a twin-actor deep deterministic policy gradient approach[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(8): 5842-5856.
- [9] HE N, YANG S, LI F, et al. Intimacy-based resource allocation for network slicing in 5G via deep reinforcement learning[J]. IEEE Network, 2021, 35(6): 111-118.
- [10] YANG X L, YAO T, XIN R, et al. Slicing allocation optimization based on MEC service-aware in 5G smart grids enabled surveillance system[C]//Proceedings of the 2021 7th International Conference on Computer and Communications (ICCC). Piscataway: IEEE Press, 2021: 2269-2273.
- [11] SHANG F J, LI X, QIAN Y W, et al. On energy efficiency optimization for network slices in 5G power communication system[C]//Proceedings of the 2020 IEEE 6th International Conference on Computer and Communications (ICCC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 891-896.
- [12] MENG S, WANG Z H, DING H X, et al. RAN slice strategy based on deep reinforcement learning for smart grid[C]//Proceedings of the 2019 Computing, Communications and IoT Applications (ComComAp). Piscataway: IEEE Press, 2019: 6-11.
- [13] CHI Y Y, ZHANG Y, LIU Y, et al. Deep reinforcement learning based edge computing network aided resource allocation algorithm for smart grid[J]. IEEE Access, 2022, 10: 6541-6550.
- [14] FARHADI V, LA PORTA T, HE T, et al. Resource allocation in 5G multi-tenancy network slicing for balancing distribution power systems[C]//Proceedings of the 2022 IEEE 19th International Conference on Mobile Ad Hoc and Smart Systems (MASS). Piscataway: IEEE Press, 2022: 162-170.
- [15] WANG C M, LIANG C C, YU F R, et al. Computation offloading and resource allocation in wireless cellular networks with mobile edge computing[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(8): 4924-4938.
- [16] ZHAO P T, TIAN H, QIN C, et al. Energy-saving offloading by jointly allocating radio and computational resources for mobile edge computing[J]. IEEE Access, 2017, 5: 11255-11268.
- [17] JIN A L, SONG W, ZHUANG W H. Auction-based resource allocation for sharing cloudlets in mobile cloud computing[J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing, 2018, 6(1): 45-57.
- [18] JIN A L, SONG W, WANG P, et al. Auction mechanisms toward efficient resource sharing for cloudlets in mobile cloud computing[J]. IEEE Transactions on Services Computing, 2016, 9(6): 895-909.
- [19] CHENG Y S, NEELY M, CHUGG K M. Iterative message passing algorithm for bipartite maximum weighted matching[C]//Proceedings of the 2006 IEEE International Symposium on Information Theory. Piscataway: IEEE Press, 2006: 1934-1938.
- [20] YUAN Z W, ZHANG H. Research on application of Kuhn-Munkres algorithm in emergency resources dispatch problem[C]//Proceedings of the 2012 9th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Piscataway: IEEE Press, 2012: 2774-2777.
- [21] HOU W, MENG L M, KE X Q, et al. Dynamic load balancing algorithm based on optimal matching of weighted bipartite graph[J]. IEEE Access, 2022, 10: 127225-127236.

- [22] GUAN W Q, WEN X M, WANG L H, et al. A service-oriented deployment policy of end-to-end network slicing based on complex network theory[J]. IEEE Access, 2018, 6: 19691-19701.
- [23] MIJUMBI R, SERRAT J, GORRICHIO J L, et al. Design and evaluation of algorithms for mapping and scheduling of virtual network functions[C]//Proceedings of the 1st IEEE Conference on Network Softwarization (NetSoft). Piscataway: IEEE Press, 2015: 1-9.



吴军（1991- ），男，山东聊城人，国网山东省电力公司工程师，主要研究方向为电力通信系统、电力 5G 研究与应用等。

[作者简介]



夏玮玮（1975- ），女，江苏句容人，博士，东南大学副研究员，主要研究方向为无线网络资源管理、边缘计算、泛在网络与短距离无线通信等。



王歆（1971- ），女，北京人，博士，纽约州立大学石溪分校副教授，主要研究方向为 AI 赋能的智能电网、毫米波无线通信网络、移动云计算等。



辛逸飞（1999- ），男，河北唐山人，东南大学硕士生，主要研究方向为无线网络资源管理、5G 通信等。



燕锋（1983- ），男，湖北天门人，博士，东南大学副教授，主要研究方向为无人机自组网、卫星互联网、无线传感器网络等。



梁栋（1986- ），男，山东济南人，国网山东省电力公司高级工程师，主要研究方向为电力通信系统、5G 技术及应用、网络资源优化等。



沈连丰（1952- ），男，江苏邳州人，东南大学教授、博士生导师，主要研究方向为宽带移动通信、短距离无线通信和泛在网络等。