

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209648

基于信息年龄的变电站业务无线接入选择算法^{*}

韩东升^{1,2} 岳翔彤¹

(1. 华北电力大学电子与通信工程系 保定 071003; 2. 华北电力大学河北省电力物联网技术重点实验室 保定 071003)

摘要: 为更好满足变电站中大规模设备接入和高可靠低时延业务传输需求,提出了一种适用于变电站业务的多频异构无线通信网络接入选择算法。首先构造了一个异构无线网络覆盖下的变电站场景模型,综合考虑变电站业务对于可靠性和有效性的需求。其次为有效提升接收到信息的新鲜程度,以平均信息年龄(AAoI)作为无线网络接入选择的优化目标函数,提出了基于信息年龄的变电站业务接入选择优化问题。最后利用深度Q学习(DQN)方法求解该问题,以获得最佳的接入选择方案。通过对应用实例与试验数据的分析可以看出,所提出的接入选择优化理论和算法,可以降低业务传输时的平均信息年龄,提升数据的新鲜程度。

关键词: 变电站;异构无线网络;接入选择;平均信息年龄;深度Q学习

中图分类号: TN92;TP183 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5

Wireless access selection algorithm of substation service based on age of information

Han Dongsheng^{1,2} Yue Xutong¹

(1. Department of Electronic and Communication Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

2. Hebei Province Electric Power Internet of Things Technology Key Laboratory, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: To meet the need for a ultra-reliable and low-latency service transmission of large-scale equipment access in substations, we propose a multi-frequency heterogeneous wireless communication network access selection algorithm for substation services. Considering the reliability and effectiveness requirements of these services, we firstly construct a substation scenario model under heterogeneous wireless network coverage. Secondly, to effectively improve the freshness of the information received, we utilize the Average Age of Information (AAoI) as the optimization target function of wireless network access selection and propose the optimization problem of substation service access selection based on the age of information. Finally, we implement the Deep Q-Learning (DQN) method to obtain the best access selection scheme. It can be seen from the analysis of the application examples and the test data that the proposed access selection optimization theory and algorithm can reduce the average age of information during service transmission and improve the freshness of data.

Keywords: substation; heterogeneous wireless network; access selection; average age of information; deep Q-learning

0 引言

随着智能变电站建设的不断深化,变电站业务也越来越复杂,对网络有了更新、更高的要求^[1]。无线通信技术,尤其第5代移动通信(5G)所具备的高可靠、低时延、大带宽以及广连接的技术优势,可以有效满足变电站场景复杂、业务需求多样的应用需求,更好地推动智能变电站的建设^[2]。在当前异构无线网络环境下,为了满足用户终端的

业务通信需求,充分利用多种网络之间的互补特性,需要基于变电站业务和无线网络的特点对接入网络选择方法进行研究,从而为不同业务选择合适的网络,优化网络资源利用,提高业务质量^[3-5]。

目前,常见的接入网络选择算法研究主要有基于多属性决策的接入网络选择算法、基于最优化策略的接入网络选择算法、基于人工智能的接入网络选择算法等。基于多属性决策的接入网络选择算法综合考虑网络的多个属性,

收稿日期:2022-04-18

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(61771195)、中央高校基本科研业务费专项资金(2020MS098)、河北省省级科技计划(SZX2020034)项目资助

在多个目标中做出权衡与协调,所得算法整体性能均衡,但复杂度较高。文献[6]联合利用层次分析法和灰色关联分析法分析用户偏好,以获得属性权重,进而设计联合最优选择方案,有效提高系统吞吐量;文献[7]基于多属性决策理论和模糊逻辑理论,综合评估用户服务质量(quality of service, QoS)、成本和网络负载属性的权重,提出的网络选择方案满足多服务质量需求。基于最优化策略的接入网络选择算法可以使用户业务在某一方面性能最优。文献[8]利用动态规划理论,以网络传输速率最大化为目标设计接入网络选择方案;文献[9]以吞吐量与功耗的比值最大化为目标,设计接入网络选择算法;文献[10]以信干噪比最大化为目标,确定最优的网络资源分配策略。但目前使用的效用函数都以传统指标进行衡量,有时无法满足用户更高的业务需求。基于人工智能的接入网络选择算法有利于在不确定性高的复杂环境中寻找最优策略。文献[11]联合利用博弈论和机器学习,以优化用户体验、减少平均延迟为目标设计网络选择算法;文献[12]建立吞吐量最大化的优化模型,利用深度强化学习和迁移学习训练样本,以获得最优分配策略。但目前基于人工智能的接入选择策略大多在单一业务类型情况下优化网络特定性能,忽略了不同业务的多样化需求。

针对变电站的复杂场景,需要综合考虑不同业务的多样化需求和阈值约束等进行网络接入资源分配策略优化。由于变电站的业务多是实时性的,过期的数据会导致状态监测不及时从而引发安全问题,数据的新鲜程度对于安全稳定运行至关重要^[13-14]。此时仅考虑低时延是不足的,应联合考虑信息产生、传输以及信道状态进行联合设计和优化。为此,本文以平均信息年龄最小化为目标,利用深度 Q 学习(Deep Q-Learning, DQN)获得最优接入选择策略。信息年龄(age of information, AoI)的概念由 Kaul 等人提出^[15],以衡量接收信息的新鲜程度,表示为目标节点成功接收到数据包的时间和当前时间的时差。AoI 越小,信息新鲜度越高。文献[16]对相关度量指标进行了介绍、比较,并对相关研究进行了概述。影响 AoI 的因素包括但不限于时延、可靠性、数据更新周期等因素。相较于时延等传统度量标准, AoI 的衡量更为全面^[17-18]。近年来,众多文献以 AoI 作为度量指标,从链路调度、数据更新方式等方面展开研究^[19-21],特别在多用户无线传输场景中受到了广泛关注。文献[22]以网络平均信息年龄(average age of information, AAoI)最小化作为优化目标,对数据传输链路进行调度;文献[23]研究了射频能量采集网络的 AoI,以长期 AAoI 最小化作为目标,优化无线网络的在线传输策略;文献[24]根据不同传感器的 AoI 随时间变化的加权求和的函数设计调度策略,以使系统 AAoI 达到最小。

现有接入研究多针对公网场景,有关于变电站场景下的接入网络选择研究较少,且仅考虑传统时延指标,未曾使用过 AoI 进行分析优化。因此,研究变电站场景下最小化

AAoI 的接入网络选择算法是本文的研究重点。本文首先以 AAoI 最小化作为优化目标建立异构网络接入选择模型,然后利用 DQN 算法进行分析寻优,以获得在最小化总 AAoI 下给不同业务分配网络资源的最佳策略,提升信息更新的新鲜度,最后通过模拟实际应用场景下的实验数据分析,验证了所提出的理论和算法的可靠性和有效性。

1 系统模型

如图 1 所示,本文考虑了一个由 WLAN、4G 基站和 5G 基站组成的多种无线技术构成的异构无线网络。该异构无线网络为变电站内的业务 $z(z \in Z, Z = \{1, 2, \dots, Z\})$ 提供通信服务,可供选择的网络表示为 $l(l \in L, L = \{1, 2, \dots, L\})$ 。

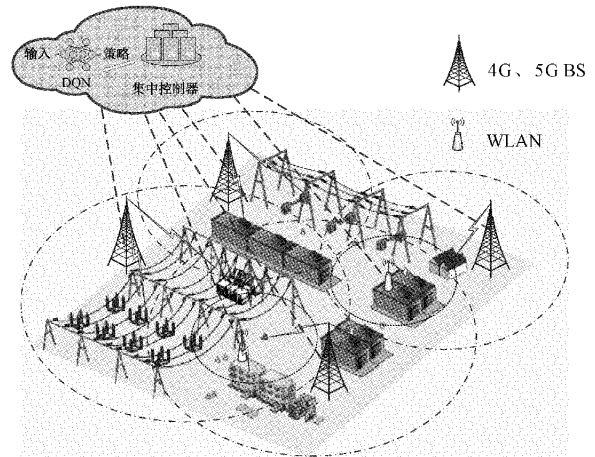


图 1 网络场景模型

在本文中假设所有变电站终端均拥有多模接口,传输业务时区域内所有网络均可选择接入。假设变电站终端均匀分布在覆盖范围内,终端的业务类型与数量随机。采用集中控制器收集网络状态信息,当变电站终端发出接入请求时,集中控制器将会根据接入网络选择方案给每个终端传输的业务分配合适的网络。

在变电站场景中,为保证接收信息的新鲜度,终端业务的数据需要频繁更新。根据 AoI 的定义,任意时刻的 AoI 表示为当前时间 t 与最近一次成功接收到的数据包的产生时间 $T(t)$ 之间的差值,表示为:

$$A(t) = t - T(t) \quad (1)$$

当接收端未能成功接收到传输的数据时,由于发送端发出的数据包的产生时间 $T_{z,i}^s(t)$ 未发生变化,则其 AoI 值随着时间推移而保持线性增长。 $A_{z,i}(t)$ 表示为业务 z 在传输更新的过程中,第 i 个数据包在 t 时刻的 AoI 值,可以表示为:

$$A_{z,i}(t) = \begin{cases} T_{z,i}^A - T_{z,i}^s, & \text{成功接收} \\ t - T_{z,i-1}^s, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$T_{z,i}^s$ 表示业务 z 第 i 个成功接收到的数据的产生时间, $T_{z,i}^A$ 表示业务 z 第 i 个成功接收到的数据的接收时间,

$A_{z,i}(t)$ 表示 t 时刻时业务 z 第 i 个成功接收到的数据的 AoI。

记传输成功的概率为 $P_n (n = 1, 2, \dots, N)$, 则丢包率为 $1 - P_n$, 即式(2)可表示为:

$$A_{z,i}(t) = \begin{cases} T_{z,i}^A - T_{z,i}^S, & \omega \cdot p \cdot P_n \\ t - T_{z,i-1}^S, & \omega \cdot p \cdot 1 - P_n \end{cases} \quad (3)$$

业务 z 在 $T_z^A(i)$ 时刻的峰值 AoI 为:

$$A_z^{pp}(t) = T_z^A(i) - T_z^S(i-1) \quad (4)$$

峰值 AoI 表示系统 AoI 的最大值。为避免出现数据长期未更新的情况, 要保证业务传输时的峰值 AoI 不超过业务需求的 AoI 最大值。从而得到约束条件:

$$A_z^{pp} \leq A_z^{max}, \forall z \in \mathcal{Z} \quad (5)$$

对于网络中的所有链路, 通常以 AAOI 作为网络传输数据的新鲜度的衡量指标, AAOI 越小, 数据新鲜程度越高。AAOI 是一段时间内的信息年龄总和除以总时间长度, 即图 2 中梯形面积总和 ($S_{z,1} + S_{z,2} + \dots + S_{z,i}$) 除以时长。

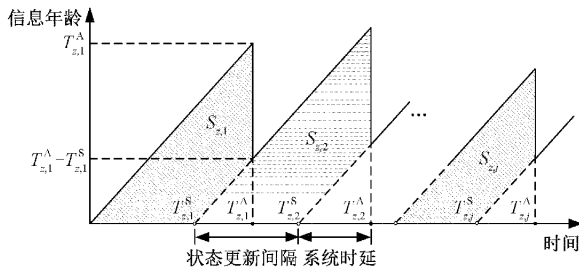


图 2 AoI 随时间的变化曲线

面积 $S_{z,i}$:

$$S_{z,i} = \frac{1}{2}(T_{z,i}^A - T_{z,i-1}^S)^2 - \frac{1}{2}(T_{z,i}^A - T_{z,i}^S)^2 = \frac{1}{2}(T_{z,i}^A - T_{z,i}^S + T_{z,i}^S - T_{z,i-1}^S)^2 - \frac{1}{2}(T_{z,i}^A - T_{z,i}^S)^2 \quad (6)$$

记 $C_{z,i} = T_{z,i}^S - T_{z,i-1}^S$, $Y_{z,i} = T_{z,i}^A - T_{z,i}^S$, $C_{z,i}$ 和 $Y_{z,i}$ 分别对应于业务 z 的状态发送间隔时间和系统时延的随机变量。则式(6)可表示为:

$$S_i = \frac{1}{2}(C_i + Y_i)^2 - \frac{1}{2}Y_i^2 \quad (7)$$

则当时间 t 趋于无穷时, 传输业务 z 的网络 AAOI 可表示为:

$$A_z^{avg} = \frac{\mathbf{E}[S_z]}{\mathbf{E}[C_z]} = \frac{\mathbf{E}[(C_z + Y_z)^2] - \mathbf{E}[Y_z^2]}{2\mathbf{E}[C_z]} = \frac{\mathbf{E}[C_z^2] + 2\mathbf{E}[C_z Y_z]}{2\mathbf{E}[C_z]} \quad (8)$$

其中 $\mathbf{E}[\cdot]$ 是期望算子。 A_z^{avg} 表示网络中的全局 AAOI, 越低则表示该业务的信息新鲜程度越高。本文的目标是设计一种接入网络选择方案, 优化网络的 AAOI, 以提升数据传输的及时性。

在为用户业务选择承载网络时, 为保证业务传输的有

效且可靠, 必须在性能指标满足业务阈值要求的前提下进行目标优化。所以在为不同业务分配网络资源时需要分别需要满足对应的约束条件。

当业务 z 在网络 l 上进行传输时, 信干噪比可表示为:

$$SINR_{z,l} = \frac{p_{z,l} h_{z,l}}{\sum_{i \neq z, i \in \mathcal{Z}} p_{i,l} h_{i,l} + \sigma_l^2}, \forall z, l \quad (9)$$

其中, $p_{z,l}$ 、 $p_{i,l}$ 分别为业务 z 和业务 i 在网络 l 上传输的功率; $h_{z,l}$ 、 $h_{i,l}$ 分别为网络 l 传输业务 z 和业务 i 时的信道状态增益; σ_l^2 为网络 l 的加性高斯白噪声功率, 本文默认传输噪声为高斯噪声。根据香农公式^[25], 当网络 l 为业务 z 分配的带宽资源为 $B_{z,l}$ 时, 业务 z 在网络 l 中传输时所能达到的最大的信息传输速率可以定义为:

$$R_{z,l} = B_{z,l} \log_2(1 + SINR_{z,l}) \quad (10)$$

为保证网络 l 在传输业务 z 时的信息传输速率大于于业务 z 的最低传输速率需求 $R_{z,min}$, 可得到约束条件:

$$\sum_{l=1}^L c_{z,l} R_{z,l} \geq R_{z,min}, \forall z \in \mathcal{Z} \quad (11)$$

网络 l 在传输业务 z 时产生的传输时延表示为:

$$D_{z,l} = \frac{M_z}{R_{z,l}} \quad (12)$$

其中, M_z 为业务 z 所需要传输的数据的大小; $c_{z,l}$ 是二进制网络选择状态变量, 表示业务对网络的选择状态, $c_{z,l} \in \{0, 1\}$ 。为保证网络 l 在传输业务 z 时的传输时延小于于业务 z 的时延阈值 $D_{z,max}$, 则需要满足约束:

$$\sum_{z=1}^Z c_{z,l} D_{z,l} \leq D_{z,max}, \forall l \in \mathcal{L} \quad (13)$$

业务 z 在网络 l 中进行传输时的误码率表示为:

$$SER_{z,l} = \frac{1}{2}(M_l - 1) e^{-\frac{p_{z,l}}{2N_0 B_{z,l}}} \quad (14)$$

其中, M_l 是网络 l 的调制指数。为保证业务传输的可靠性, 接入网络选择需要满足误码率约束, 即:

$$SER_{z,l} \leq SER_{z,max}, \forall z \in \mathcal{Z} \quad (15)$$

2 基于信息年龄的无线网络接入选择优化算法

2.1 优化目标建模

为有效提升业务的信息新鲜度, 本节提出一种以最小化业务传输的 AAOI 为目标的接入选择优化算法, 考虑传输速率、传输时延和误码率的性能约束, 形成基于 AAOI 最小化的优化问题。通过 DQN 对优化问题进行求解, 实现用户根据业务需求选择接入网络。

综合式(5)、(11)、(13)、(15), 本文异构无线网络下的多用户接入选择优化问题可描述为:

$$\begin{aligned} f &= \min \sum_{z=1}^Z A_z^{avg} \\ s. t. & C_1: \sum_{l=1}^L c_{z,l} = 1, \forall z \in \mathcal{Z} \\ & C_2: A_z^{pp} \leq A_z^{max}, \forall z \in \mathcal{Z} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 C_3: & \sum_{z=1}^Z c_{z,l} B_{z,l} \leq B_{l_{\max}}, \forall l \in L \\
 C_4: & \sum_{l=1}^L c_{z,l} R_{z,l} \geq R_{z_{\min}}, \forall z \in Z \\
 C_5: & \sum_{l=1}^L c_{z,l} D_{z,l} \leq D_{z_{\max}}, \forall z \in Z \\
 C_6: & SER_{z,l} \leq SER_{z_{\max}}, \forall z \in Z
 \end{aligned} \quad (16)$$

C_1 表示任意业务 z 只能选择一个网络接入; C_2 表示传输业务 z 的峰值 AoI 不能超过该业务需求的最大 AoI; C_3 表示接入网络 l 的所有业务占用的资源不能大于该网络的可用带宽; C_4 表示传输业务 z 的速率不能小于该业务需求的最小传输速率; C_5 表示传输业务 z 产生的总时延不能超过该业务需求的最大时延; C_6 表示传输业务 z 产生的误码率不能超过该业务需求的最大误码率。

2.2 基于 DQN 的优化算法

本文所提出的优化问题是具有马尔可夫性的, 即未来的决策只与当前状态相关。所以本文将该优化问题由马尔可夫决策过程 (markov decision process, MDP) 进行表示。强化学习框架是基于 MDP 定义的, 具有潜在的马尔可夫性^[26], 并且这种决策是无模型的, 因此公式 16 可以采用强化学习框架来寻找最优决策。Q 学习算法是一种使用广泛的强化学习算法, 以贝尔曼方程为核心, 通过利用表格记录的方式迭代更新函数。但当状态动作空间过大时, Q 学习的表格记录方式难以遍历完成每一步。DQN 综合 Q 学习的决策能力和神经网络强大的数据分析能力, 可以解决 Q 学习算法中当状态空间较大时所带来的维度爆炸问题, 能够有效地提升训练稳定性。所以本文使用 DQN 算法对所提出的网络接入选择模型进行求解, 从而找到最优的资源分配策略。在无线网络与业务进行交互的过程中, 采用 ϵ -greedy 策略^[27] 进行探索, 选择回报值最大的动作。DQN 算法的流程如图 3 所示。

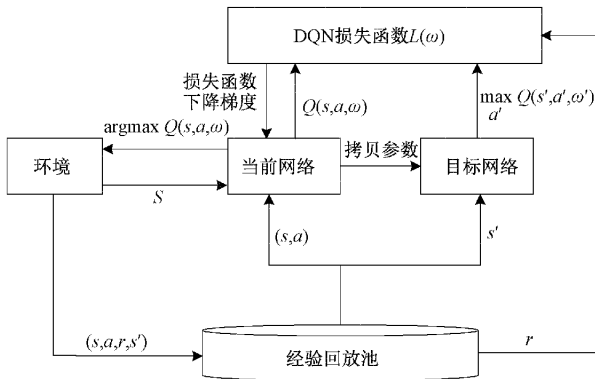


图 3 DQN 算法流程

结合本文所提出的优化模型, 对 DQN 中的 3 个关键部分: 状态空间、动作空间以及奖励函数定义如下:

1) 状态空间

系统的状态空间基于可选择的网络频段、各频段络带

宽占用情况、业务上传功率以及业务传输功率进行设计, 在时间周期 t 的系统状态表示为: $s_t = \{n_t, \sum_{z=1}^Z c_{z,t} B_{z,t}, p_{z,t}, h_{z,t}\}$ 。其中, l 表示系统中业务 z 进行接入时可选择的网络频段; $\sum_{z=1}^Z c_{z,t} B_{z,t}$ 表示各网络的带宽占用状态; $p_{z,t}$ 表示业务 z 接入网络 l 时的传输功率; $h_{z,t}$ 表示传输业务 z 时网络 l 的信道状态增益。

2) 动作空间

决策动作将选择业务的接入网络, 进而决定分配的资源大小。将 t 时刻的动作表示为 $a_t \in \mathbf{A}, \mathbf{A} = \{c_{z,t}, p_{z,t}, B_{z,t}\}$ 是解决网络接入选择问题的动作空间。其中, $c_{z,t}$ 是网络选择动作, 基于给定的状态 s_t , 代理执行动作 $c_{z,t}$ 来为业务 z 选择网络 l 进行接入, 以执行数据传输任务; 选择接入网络后, 代理执行动作 $p_{z,t}$ 为业务分配合适的传输功率, 执行动作 $B_{z,t}$ 为业务分配带宽进行传输。在网络选择、接入资源分配和带宽分配过程中, 严格考虑了 $C_1 \sim C_6$ 所有的约束条件。

3) 奖励函数

本文的优化目标是在时间趋于无穷时使 AAoI 最小, 所以总体累积回报与 AAoI 呈负相关。即根据已执行的动作, 如果系统将 AAoI 最小化, 则代理获得正奖励, 否则获得负奖励。通过探索更新来实现累计奖励最大化, 从而获得最佳操作。根据式(16)可得系统的奖励函数为:

$$R_t = - \sum_{z=1}^Z A_z^{avg} = - \sum_{z=1}^Z \frac{E[C_z^2] + 2E[C_z Y_z]}{2E[C_z]} \quad (17)$$

系统的长期累积奖励定义为:

$$G_t = R_{t+1} + \gamma R_{t+2} + \gamma^2 R_{t+3} + \dots = \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k R_{t+k+1} \quad (18)$$

$\gamma \in [0, 1]$ 为折扣率, 是反映后续状态奖励对当前价值的影响因子, 根据对不同的网络进行选择接入来确定未来奖励效果。 γ 的值越小, 当前奖励对价值的影响程度越高。

为使网络的 AAoI 最小化, 需要选择合适的网络接入选择方案来最大化未来累计奖励:

$$Q^*(s, a) = \max_{\pi} Q_{\pi}(s, a) \quad (19)$$

$Q_{\pi}(s, a)$ 是动作价值函数, 表示在状态 s 时采取动作 a 的累积期望, 表示为:

$$Q_{\pi}(s, a) = E_{\pi}(G_t | S_t = s, A_t = a) \quad (20)$$

$Q^*(s, a)$ 为最优的值函数, 一般以递归方式获取信息 (s, a, r, s', a') , 并根据式(18)进行更新:

$$Q_{t+1}(s, a) = Q_t(s, a) + \alpha [R_t + \gamma \max_{a'} Q_t(s', a') - Q_t(s, a)] \quad (21)$$

其中, $\alpha \in [0, 1]$ 是学习率。

由于式(17)所示的奖励函数在时间 t 趋于无穷时才能获得最优值, 难以实践, 所以 DQN 使用深度神经网络 (deep neural network, DNN) 作为函数逼近器来逼近函数 $Q(s, a; \omega) \approx Q^*(s, a)$, 对 DNN 中的权重 ω 进行训练, 将状态

和动作作为 DNN 的输入,将训练结束后 DNN 的输出作为 Q 值,通过在迭代过程中训练网络并更新权重以使损失函数最小化:

$$L(\omega) = E_{s_t, a_t, r_t, s_{t+1}} [(r_t + \gamma \max_{a'} \hat{Q}(s_{t+1}, a'; \hat{\omega}) - Q(s_t, a_t; \omega))^2] \quad (22)$$

2.3 优化算法过程设计

本文提出的基于 DQN 的网络接入选择优化算法的整体流程如图 4 所示。首先对参数进行初始化设置。在业务到达后对网络是否可接入进行判断,对于满足需求的网络进行带宽功率分配,并将当前样本存入经验回放池 m 中。从 m 中随机抽样 M 个样本训练网络,并更新网络参数,直到迭代完成输出结果。

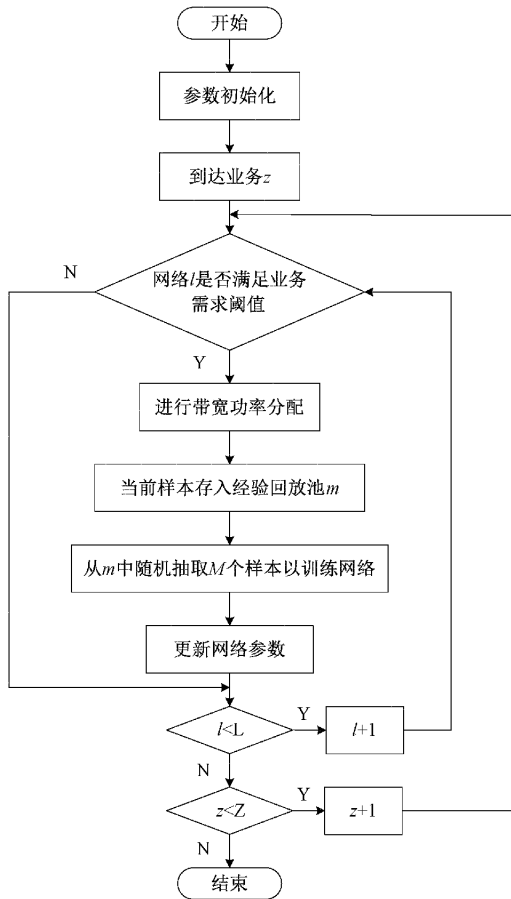


图 4 接入选择优化算法流程

优化算法的整体策略如表 1 所示的算法 1。算法 1 表示将当前状态 s_0 作为输入对应所有可能的动作, $s_0 = \{n_i, \sum_{b=1}^Z c_{b,i} B_{b,i}, p_{b,i}, h_{b,i}\}$ 。通过调整权重 ω , 进而输出 Q 值 $Q(s, a; \omega)$ 。为保证代理能够在对未知环境的探索和对已掌握知识的利用之间进行权衡,代理根据 ϵ -greedy 策略选取动作。代理的首要操作是选择合适的接入网络。根据所选网络,代理进行下一步的动作以分配资源。在所有动作完成后,代理转移到新的状态 (s_{t+1}) , 并根据式(17)计算奖

励,随后将经验 (s_t, a_t, r_t, s_{t+1}) 存储在经验回放池 m 中。

表 1 基于 DQN 学习的异构网络接入选择算法

算法 1 基于 DQN 学习的异构网络接入选择算法

1. 初始化经验回放池 m
2. 初始化 Q 函数 $Q(s, a)$, 随机权重 ω
3. 构建目标函数 $\hat{Q}(s, a)$, 权重 $\hat{\omega}$
4. **for** episode=1, e_{max} **do**
5. 初始化环境参数
6. 设置初始状态

$$s_0 = \{n_i, \sum_{b=1}^Z c_{b,i} B_{b,i}, p_{b,i}, h_{b,i}\}$$
7. **for** $t=1, T$ **do**
8. 生成一个随机数 $x, x \in [0, 1]$
9. **if** $x < \epsilon$ **then**
10. 在动作空间 \mathbf{A} 内随机选择动作 a_t 以进行接入网络选择 $c_{z,t}$
11. 在 ϵ 的基础上依次执行动作 $B_{z,t}$ 和 $p_{z,t}$, 依次进行带宽分配和功率分配
12. **else**
13. 在动作空间 \mathbf{A} 内选择当前状态下最大价值的动作 a_t

$$a_t = \operatorname{argmax} Q(s_t, a_t; \omega)$$
14. **end if**
15. 执行动作 a_t , 并根据式(20)计算奖励值 r_t
16. 将样本 (s_t, a_t, r_t, s_{t+1}) 存储在经验回放池 m 中
17. 从经验回放池 m 中随机抽样 M 个样本 (s_t, a_t, r_t, s_{t+1})
18. 利用式(21)对 Q 网络进行训练,并更新 Q 网络的权重 ω
19. 定期更新目标网络中的权重参数 $\hat{\omega}$, 将 ω 复制给 $\hat{\omega}$
20. **end for**
21. **end for**

3 应用实例与实验数据分析

3.1 应用实例

为了研究所提出的基于信息年龄的无线网络接入选择优化算法的性能,本文考虑实际应用场景为一个典型的变电站,场景中的异构无线网络包含 WLAN、4G、5G 网络。假设所有变电站终端在所有网络覆盖范围内分布,传输业务时所有网络均可进行选择接入。场景模型如图 1 所示。针对变电站不同的业务,选取通信需求差异性较为明显的几类业务进行实验,以更好地模拟实际应用场景。选取业务分别为:配电自动化、精准负荷控制、变电设备状态感知

以及高清综合视频监控。变电站业务通信需求参考国家电网规范标准,如表 2 所示^[28]。

表 2 变电站业务通信需求

业务/参数	时延/ ms	传输 速率/ Mbps	误码率	连接 个数	数据发送 间隔/ ms
配电自动化	12	2	10^{-4}	100	0.1
精准负荷控制	50	5	10^{-4}	100	3
变电设备状态感知	500	0.1	10^{-2}	100	3
高清综合视频监控	200	4	10^{-2}	10	100

应用实例的网络参数参考相关论文以及 3GPP 相关规范标准进行设置,如表 3 所示。

表 3 应用实例网络参数

网络/参数	带宽/ MHz	时延/ ms	传输速率/ Mbps	发射功率/ dB	误码率
5G(700 M)	30	25	60	23	10^{-3}
5G(2.6 G)	20	12.5	80	26	10^{-4}
5G(3.5 G)	30	5	240	26	10^{-4}
5G(4.9 G)	25	3	375	26	10^{-4}
4G	20	30	12.5	43	10^{-3}
WLAN	10	500	9	20	10^{-2}

本文采用 DQN 进行训练,还需设置训练过程中的相关参数。所选的学习率 α 为 0.01, batch-size M 的大小为 32, 经验回放池 m 的大小为 10 000, 目标网络参数更新的时间步长周期 δ 为 500。

3.2 实验数据分析

本节在不同业务需求与网络参数下将本文所提出的算法分别与文献[29]中提出的层次分析法(analytic hierarchy process, AHP)和文献[30]中提出的时延最小化算法进行对比分析研究,比较三种算法的网络 AAoI、网络传输时延、网络负载率方差以及平均网络切换率随业务数量的变化情况。通过实验数据分析各算法的优势与不足,从而对本文所提出模型算法的性能进行详细的评估。

图 5 对比了异构无线网络场景下不同算法的网络 AAoI。可以看出,随着用户数量的增长,三种算法的网络 AAoI 均呈增长趋势。这是由于网络的负载能力有限,网络 AoI 会随着接入业务数量的增加而上升,所以总体的网络 AAoI 就会有所增长。但可以看到,本文算法的网络 AAoI 明显小于 AHP 算法和时延最小化算法,说明了本文所提出的接入方案可以有效降低网络 AAoI,提升信息新鲜度。

图 6 分析了不同算法下的业务传输时延。可以看出,本文算法的业务传输时延曲线介于时延最小化与 AHP 算

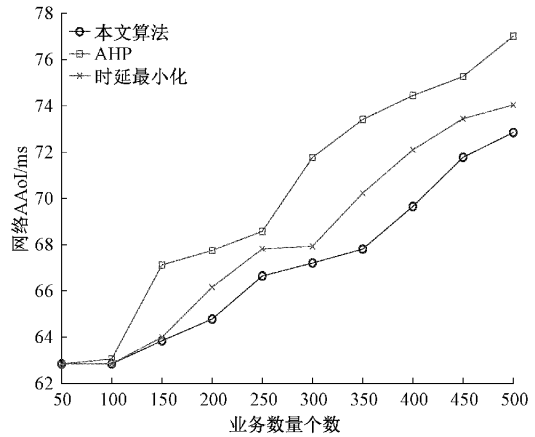


图 5 网络 AAoI 对比图

法之间,优于 AHP 算法,劣于时延最小化算法。受限于网络资源的总量限制,随着接入网络的业务数量的增加,三种算法的传输时延最终都会增加。AHP 算法由于主要考虑资源分配的公平性,对于单一性能的优化较为欠缺,所以其传输时延增长的速度在三个仿真算法中是最快的。时延最小化算法由于主要考虑时延性能最优,所以其时延增速最慢。

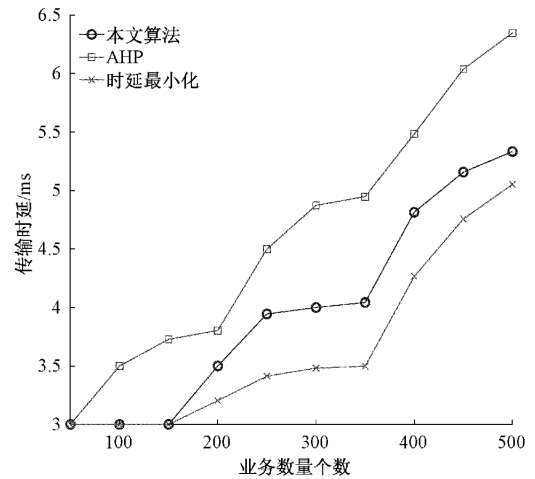


图 6 网络总传输时延对比图

图 7 对比了 3 种算法下的网络负载均衡性。网络负载均衡性由网络负载率方差来进行描述。网络负载率方差与网络负载均衡性呈负相关性,方差越小,均衡性越好。由于各网络的性能不同,随着业务接入数量的增加,各网络接入的业务数量差异性变大,网络负载率方差会随之增加。可以看出,本文所提出的算法网络均衡性优于时延最小化算法,但劣于 AHP 算法。这是由于本文算法虽也考虑到了负载均衡问题,但主要是考虑网络负载程度对于业务 AAoI 的影响,而 AHP 算法则是综合多个属性进行考虑,均衡性更优,时延最小化算法由于主要优化时延性能,对于网络负载均衡性方面考虑欠缺。

图 8 对比了 3 种算法下的累计切换率。累计切换率是

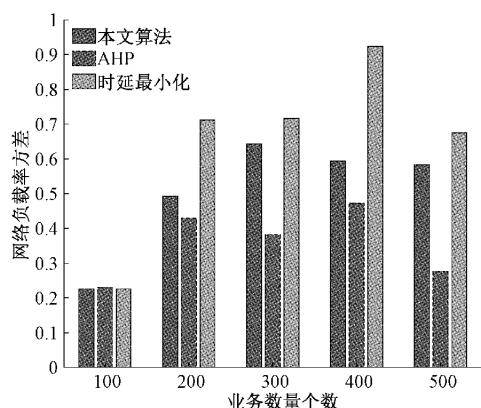


图7 网络负载率方差对比图

描述随着业务数量的增加,当前业务累计切换总次数与当前接入网络的业务总数的比值。在合适的时机进行网络切换,可以有效减轻网络负载率,提升网络传输性能,但过于频繁的网络切换容易造成乒乓效应,影响业务的服务质量。本文算法的累计切换率较单性能优化的时延最小化算法更高,但小于注重均衡性的 AHP 算法。

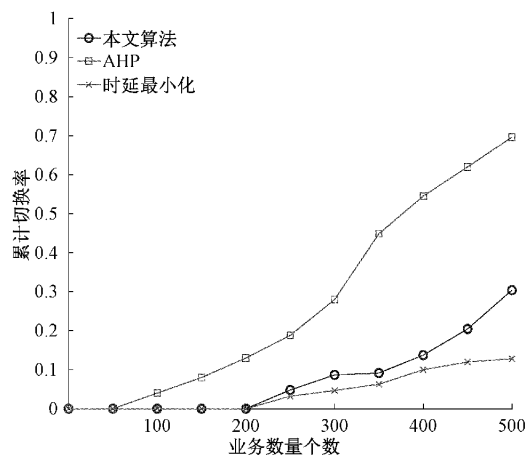


图8 业务累计切换率对比图

4 结 论

本文针对变电站场景下的业务,在保证业务对传输速率、传输时延以及误码率性能需求约束的条件下,提出了以信息新鲜度最小化为主要目标的异构无线网络接入选择方案。该方案以网络 AAoI 来衡量信息新鲜度,将 AAoI 优化问题转化为马尔可夫决策过程,建立基于 DQN 框架的求解算法对接入选择问题进行策略优化。对实验数据的分析表明,本文所提出的接入选择方案在保证业务传输时延、切换率以及网络负载均衡性的同时,有效优化网络 AAoI,提升传输数据的新鲜度。

在未来研究工作中,将考虑对变电站业务优先级进行划分,对更紧急的业务划分更高的优先级,以最大限度保证紧迫度更高的业务的实时性。

参考文献

- [1] TUBALLA M L, ABUNDO M L. A review of the development of smart grid technologies[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2016, 59: 710-725.
- [2] 陈皓勇,李志豪,陈永波,等. 基于 5G 的泛在电力物联网[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(3): 1-8.
- [3] YAO J, SHAO W, ZHENG W, et al. A relay selection and frequency allocation method for deep coverage of power wireless private network[C]. 2020 IEEE 4th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC), IEEE, 2020.
- [4] 李文娟. 改进粒子群优化算法的云计算任务调度策略[J]. *国外电子测量技术*, 2020, 39(10): 55-59.
- [5] 赵志宇,孙北宁,张振红,等. 基于微分算子的稳定电网移动智能接入优化[J]. *电子测量技术*, 2019, 42(17): 136-141.
- [6] ZHU A, GUO S, MA M. i5GAccess: Nash Q-learning based multi-service edge users access in 5G Heterogeneous networks[C]. 2020 IEEE/ACM 28th International Symposium on Quality of Service (IWQoS), 2020: 1-10.
- [7] ZHU A, GUO S, LIU B, et al. Adaptive multi-service heterogeneous network selection scheme in mobile edge computing[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(4): 6862-6875.
- [8] LIANG G, SUN G, FANG J, et al. An access selection algorithm for heterogeneous wireless networks based on optimal resource allocation[J]. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2020: 1-13.
- [9] 范文浩,刘元安,吴帆. 异构无线网络中多模终端多接入选择机制研究[J]. *通信学报*, 2012, 33(7): 183-190.
- [10] REZAEIYE P P, SHARIFI A, RAHMANI A M, et al. Access point selection in the network of Internet of things (IoT) considering the strategic behavior of the things and users[J]. *The Journal of Supercomputing*, 2021, 77(22): 14207-14229.
- [11] WANG X, LI J, WANG L, et al. Intelligent user-centric network selection: A model-driven reinforcement learning framework[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 21645-21661.
- [12] 陈前斌,管令进,李子煜,等. 基于深度强化学习的异构云无线接入网自适应无线资源分配算法[J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(6): 1468-1477.
- [13] 周飞飞,何迎利,赵华,等. 基于时间敏感网络的流量调度机制在智能变电站中的研究与实现[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(19): 107-114.

- [14] 李俊娥,陆秋余,刘剑,等. 智能变电站通信业务优先级及其队列调度方法[J]. 通信学报,2021,42(7):25-40.
- [15] KAUL S K, GRUTESER M, RAI V, et al. Minimizing age of information in vehicular networks[C]. Proceedings of 2011 8th Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks, Piscataway: IEEE Press, 2011: 350-358.
- [16] 孙径舟,王乐涵,孙宇璇,等. 面向 6G 网络的信息时效性度量及研究进展[J]. 电信科学,2021,37(6):3-13.
- [17] TALAKM R, KARAMAN S, MODIANO E. Improving age of information in wireless networks with perfect channel state information [J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2020, PP(99): 1-14.
- [18] 蒋美佳,雷晓颖. 一种面向 IEEE 802.11ah 无线网络信息年龄的优化方法[J]. 电子测量技术,2021,44(3): 104-108.
- [19] KAM C, KOMPPELLA S, NGUYEN G D, et al. A ephremides, on the age of information with packet deadlines [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2018, 64(9): 6419-6428.
- [20] KADOTA I, SINHA A, UYSAL-BIYIKOGLU E, et al. Scheduling policies for minimizing age of information in broadcast wireless networks[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2018, 26(6): 2637-2650.
- [21] TANG H Y, WANG J T, SONG L Q, et al. Minimizing age of information with powerconstraints: multi-user opportunistic scheduling in multi-state timevarying channels[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(5): 854-868.
- [22] 王恒,段思懿,谢鑫. 基于信息年龄优化的多信道无线网络调度方法[J]. 电子与信息学报,2021,44(2): 702-709.
- [23] LU Y, XIONG K, FAN P, et al. Online transmission policy in wireless powered networks with urgency-aware age of information[C]. International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC), 2019.
- [24] SOMBABU B, MOHARIR S. Age-of-information based scheduling for multi-channel systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(7): 4439-4448.
- [25] JIANG J, LI J, HOU R, et al. Network selection policy based on effective capacity in heterogeneous wireless communication systems [J]. Science China Information Sciences, 2014, 57(2): 1-7.
- [26] 徐雪松,曾智,邵红燕,等. 基于个体-协同触发强化学习的多机器人行为决策方法[J]. 仪器仪表学报,2020, 41(5):66-75.
- [27] 彭艺,张申,朱豪,等. 联合机器学习的 D2D 通信多中继选择机制[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(3):149-154.
- [28] 李明锋,宋伟,张振,等. 基于智能电网应用的 5G 无线网络规划研究[J]. 电力信息与通信技术,2020,18(8): 86-92.
- [29] 唐元春,林文钦,陈力,等. 面向电力无线专网的分层异构网络接入协同选择方案[J]. 电力系统保护与控制, 2019,47(19):171-178.
- [30] RAHMAN G M. 面向时延最小化的雾无线接入网络资源分配优化方法[D]. 北京:北京邮电大学,2021.

作者简介

韩东升,工学博士,教授,博士生导师,主要研究方向为无线通信新技术、电力系统通信。

E-mail:handongsheng@ncepu.edu.cn

岳栩彤,硕士研究生,主要研究方向为无线通信新技术。

E-mail:yue_xutong@163.com