

一种区块链驱动调控云数据缓存的优化算法

谢江¹, 郭琳², 张晶¹, 黄思婕², 李发均³, 唐翰源⁴

(1. 国网四川省电力公司宜宾供电公司, 四川 宜宾 644000; 2. 国网四川省电力公司信息通信公司(省数据中心), 四川 成都 610041; 3. 国网四川省电力公司巴中供电公司, 四川 巴中 636000; 4. 国网四川省电力公司攀枝花供电公司, 四川 攀枝花 617000)

摘要:调控云是电网调度业务的云服务平台,可以实时反映电网运行状态,支持电网在线分析和应用业务。为了减少调控云业务采集层合法节点数据边缘缓存的延迟,防止恶意的、未经授权的用户接入边缘端对系统造成的破坏,提出了一种区块链驱动的调控云缓存系统框架,基于边缘层的许可区块链对用户进行身份验证,对合法授权用户的监控数据进行缓存,基于深度Q网络最小化了合法用户在边缘平面数据缓存的延迟。仿真结果证明了所提算法的有效性。

关键词:调控云; 区块链; 缓存; 深度强化学习

中图分类号: TM 73 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-6954(2024)05-0021-06

DOI: 10.16527/j.issn.1003-6954.20240504

An Optimization Algorithm for Data Caching of Blockchain-driven Dispatching Control Cloud

XIE Jiang¹, GUO Ling², ZHANG Jing¹, HUANG Sijie², LI Fajun³, TANG Hanyuan⁴

(1. State Grid Yibin Electric Power Supply Company, Yibin 644000, Sichuan, China; 2. State Grid Sichuan Information and Telecommunication Company, Chengdu 610041, Sichuan, China; 3. State Grid Bazhong Electric Power Supply Company, Bazhong 636000, Sichuan, China; 4. State Grid Panzhihua Electric Power Supply Company, Panzhihua 617000, Sichuan, China)

Abstract: The dispatching control cloud is a cloud service platform for power grid scheduling services, which can reflect the running status of power grid in real time and support online analysis and application of power grid. In order to reduce the delay of caching edge servers for legitimate nodes in dispatching control cloud acquisition layer and prevent damage to the system caused by malicious and unauthorized users accessing the edge servers, the framework of a blockchain-driven dispatching control cloud caching system is proposed, which authenticates users based on the permissioned blockchain in edge servers, and the monitoring data of legitimate users is cached. The deep Q network is proposed to minimize the time of edge plane for legitimate users. Simulation results prove the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: dispatching control cloud; blockchain; caching; deep reinforcement learning

0 引言

2017年,国家电网公司开展了调度控制云平台的研究和试点工作。调度控制云平台是电网调度业务的云服务平台,采用统一、分布式的分层部署设

基金项目:国网四川省电力公司科技项目(521911230001)

计^[1]。调控云平台可以实时反映电网运行状态,支持电网在线分析和应用业务。2021年,27个省级监管云节点已建成投产,形成了电网系统内综合监管云体系^[2]。

电网系统运行在各个阶段都会产生大量的数据,数据量最大的是设备状态监控数据^[3]。部署在电网系统一定子区域内的物联网节点对设备状态信

息进行采集,为了减少数据上传至云端对核心网带来的压力,减少数据处理时延,可以将监控数据向边缘端汇集^[4]。

在边缘端,边缘服务器通过缓存相关数据^[5],能够处理相应的计算任务,完成任务卸载^[6]。文献[7]提出了一种基于边缘计算的智能电网分布式异常检测的体系结构,通过在边缘端缓存分布式终端协同传输的用电数据并进行异常检测,提高了智能电网的安全性。文献[8]针对智能电网的实时监控需求,提出了一种基于边缘计算框架的模拟退火算法求解了任务卸载问题。文献[9]提出了一种智能电网中联合边缘计算与 D2D 通信技术的卸载方案,降低了延迟能耗。文献[10]基于边缘计算的智能电网,提出了一种新的杂交人工蜂群算法,最小化了系统延迟。文献[11]考虑了基于边缘计算的智能电网中服务缓存问题,提出了一种在线服务缓存方法最小化处理延迟的算法。文献[12]研究了时滞控制策略问题,将服务缓存和任务卸载相结合,有效提高了系统服务质量。当接入边缘端节点增多,在无线信道环境时变情况下,传统方法迭代计算会急剧上升。随着人工智能的发展,强化学习和深度学习的结合产生了深度强化学习(deep reinforcement learning, DRL),通过在特定环境中智能体与环境的交互,可实现对环境快速变化的系统最佳长期目标的动态决策^[13]。一些研究将 DRL 引入到边缘计算中解决计算卸载问题。文献[14]在动态移动边缘系统中,提出了两种基于 DRL 的优化方法用于最小化卸载比例和计算资源分配任务完成时间。文献[15]提出了一种基于时间注意力的确定性策略梯度来求解边缘系统中计算卸载与资源优化问题,减少了任务完成时间。文献[16]提出了基于平均场博弈的 DRL 方法,减少了边缘端的处理时延。

以上算法虽然可以极大减少边缘端缓存时延,但是,由于电网中部署了大量的物联网节点用来监测设备状态信息,存在恶意节点假冒物联网节点进行恶意攻击的情况。恶意节点利用分布式拒绝服务和病毒注入攻击^[17],对系统造成灾难性的破坏。因此,需要在电网系统物联网节点与边缘服务器之间设计认证方案,减少合法用户缓存时间,防止恶意的、未经授权的用户接入边缘端。目前,大多数节点身份认证解决方案是在公钥基础设施系统中,利用可信的第三方证书颁发机构(certification authority,

CA)为设备注册和颁发证书^[18]。这种集中式的认证容易遭受诸如单点故障的攻击,面临安全性挑战。

自 2009 年中本聪(Satoshi Nakamoto)^[19]提出基于区块链系统的比特币框架以来,区块链在各个领域的一系列应用越来越受到关注。由于区块链的分散性,它使没有可信中介的应用程序能够在密码学(或数字签名)、诚实节点及其共识机制的支持下运行,促成建立一个无信任的合作环境。区块链包括公共区块链和许可区块链。公共区块链允许任何人参与创建区块的过程;许可区块链只允许有许可证的节点参与区块构建。与公有区块链相比,许可区块链更适合于能量受限和延迟敏感的网络,以低能量和时间消耗来达成共识。文献[20]建立了边缘用户与雾服务器之间的基于区块链的交叉认证算法。文献[21]则利用许可区块链来解决智能电网中的能源消耗和基础设施映射攻击。

为了减少调控云业务采集层合法节点数据边缘缓存的延迟,防止恶意的、未经授权的用户接入边缘端对系统造成破坏,下面提出一种区块链驱动的调控云缓存系统框架,在边缘层引入许可区块链,对来自调控云业务采集层的用户进行身份验证,对合法用户的数据进行缓存,利用深度神经网络最小化合法用户数据缓存延迟。

1 区块链驱动的调控云缓存系统框架

所提许可区块链驱动的调控云缓存系统如图 1 所示。在用户平面,部署了 S 个传感器节点采集物理信息、设备运行状态信息。在边缘平面,多个基站分布在特定区域,作为具有通信、计算和人工智能功能的边缘服务器。基站利用计算能力和人工智能功能对用户进行身份验证,并将来自用户平面合法用户的数据进行缓存,利用边云协调模块启动边缘云协调策略,将监控数据的识别置于边缘平面的边缘节点,将智能分析决策置于云中心处理。

将每一个分布于用户平面完成监控数据收集的授权传感节点注册唯一账户并创建密钥,利用椭圆曲线数字签名算法和非对称密码学建立各自的身份^[22]。授权节点和基站在通过调控云的认证后注册合法身份。用户 S_i 合法身份由公钥 K_{p,S_i} 、私钥 K_{s,S_i} 和证书 C_{cert,S_i} 组成,可以描述为 $\{K_{p,S_i}, K_{s,S_i},$

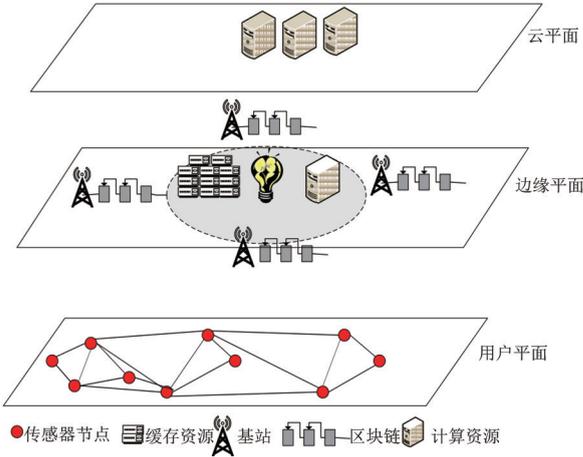


图1 系统模型

C_{cert,S_i} 。公钥作为合法节点在边缘平面缓存信息的源地址,用于验证缓存数据的真实性。加密私钥用于签署交易,证书用于通过绑定注册信息唯一标识该合法节点,且为每一个节点分配一个钱包。钱包由合法节点公钥生成,在系统初始化阶段,每个合法节点都向调控云中心请求其他合法节点的钱包地址。

在边缘平面,每个基站收集所有合法节点的数据缓存请求,合法用户 $S_i (i \in I)$ 将其缓存请求发送到最近的基站 B_j , 记作 $R_{req,S_i \rightarrow B_j}$ 。缓存请求包括所需的缓存资源 C_{S_i} 、当前位置 L_{S_i} 、公钥 K_{p,S_i} 、签名 S_{sig,S_i} 、证书 C_{cert,S_i} 和时间戳 T_{S_i} 。 $R_{req,S_i \rightarrow B_j}$ 可表示为

$$R_{req,S_i \rightarrow B_j} = E_{K_{p,B_j}}(C_{S_i} \parallel L_{S_i} \parallel K_{p,S_i} \parallel S_{sig,S_i} \parallel C_{cert,S_i} \parallel T_{S_i}) \quad (1)$$

式中, $E_{K_{p,B_j}}()$ 为合法用户 S_i 向基站 B_j 发送的加密的数据缓存请求信息。

在接收到所有合法节点缓存请求后,各基站首先验证节点的身份,然后将合法节点的上传数据与基站地理位置进行匹配,匹配后进行该合法节点上传监控数据的缓存,每个基站向其匹配的合法缓存请求者发送信息,记为 $R_{req,B_j \rightarrow S_i}$, 可表示为

$$R_{req,B_j \rightarrow S_i} = E_{K_{p,S_i}}(L_{B_j} \parallel I_{chan,B_j} \parallel K_{p,B_j} \parallel S_{sig,B_j} \parallel T_{S_i}) \quad (2)$$

式中: $E_{K_{p,S_i}}()$ 为基站 B_j 向其匹配的合法缓存请求者 S_i 发送的加密信息; I_{chan,B_j} 为合法节点 S_i 与匹配基站 B_j 之间的无线信道状态信息。

合法节点 S_i 基于该信息执行预编程的智能合约,将监控数据缓存至匹配基站 B_j , 基站 B_j 首先验证接收到的缓存事务,记作 $T_{tran,S_i \rightarrow B_j}$ 。缓存事务包括共享缓存资源 C_{S_i} 、缓存提供者 B_j 获得的硬币

$C_{coin,S_i \rightarrow B_j}$ 、合法节点 S_i 和 B_j 的钱包地址 A_{wallet,S_i} 和 A_{wallet,B_j} 、合法节点 S_i 的签名 S_{sig,S_i} 和时间戳 T_{S_i} 。 $T_{tran,S_i \rightarrow B_j}$ 可表示为

$$T_{tran,S_i \rightarrow B_j} = E_{K_{p,B_j}}(C_{S_i} \parallel C_{coin,S_i \rightarrow B_j} \parallel A_{wallet,S_i} \parallel A_{wallet,B_j} \parallel S_{sig,S_i} \parallel T_{S_i}) \quad (3)$$

该次合法节点的交易硬币转移完成后,新生成的交易被广播到整个网络进行审计和验证,然后对其进行加密并广播到整个许可区块链网络。经过验证的该次交易事务被排序和批处理到一个加密防篡改的块中,块通过哈希指针按线性时间顺序链接,形成一个区块链。定义创建新区块的基站 B_j 作为领导者,在新区块创建后,领导者 B_j 向其他基站广播带有时间戳的块,用于区块间的审计和交叉验证,其他基站负责验证新创建区块的正确性。

在合法节点 S_i 缓存数据上传至边缘平面的第 k ($k \in K$) 个区块形成过程中,所需要的时间 $T_{S_i}(k)$ 包括区块生成时间 η 、区块验证时间 T_{k,S_i} 以及缓存内容上传延迟 T_{delay} 。

$$T_{S_i}(k) = \eta + T_{k,S_i} + T_{delay} \quad (4)$$

式中: η 为预先定义的区块生成间隔,这里取 0.5 s; T_{delay} 为缓存延迟时间。节点 S_i 的区块验证时间定义为

$$T_{k,S_i} = T_{k,broad} + T_{k,ever} + T_{k,confirm} \quad (5)$$

式中, $T_{k,broad}$ 、 $T_{k,ever}$ 以及 $T_{k,confirm}$ 分别为第 k 个区块形成过程中的块广播时间、交叉验证时间以及区块确认时间。

区块广播时间由最长区块传输时间决定,在边缘平面除去 B_j , 其余基站中最长区块的传输时间定义为

$$T_{k,broad} = \max_{j' \neq j} \frac{l_k d_{j'j}}{r} \quad (6)$$

式中: r 为基站的覆盖范围; l_k 为验证前第 k 个区块的长度; $d_{j'j}$ 为标记为 j' 的用作验证的基站 $B_{j'}$ 与领导者 B_j 之间的距离。

交叉验证在非领导者的基站 $B_{j'}$ 与 $B_{j''}$ 之间展开,交叉验证时间定义为

$$T_{k,ever} = \max_{j' \neq j'', j} \left(\frac{l_k C_{om}}{V_{j'}} + \frac{V_{local,k} d_{j'j''}}{r} + \frac{V_{local,k} C_{om}}{V_{j''}} \right) \quad (7)$$

式中: C_{om} 为单位块验证所需计算资源; $V_{local,k}$ 为本地验证结果的数量; $V_{j'}$ 、 $V_{j''}$ 分别为验证者 $B_{j'}$ 、 $B_{j''}$ 所能提供的计算资源; $d_{j'j''}$ 为两个交叉验证者 $B_{j'}$ 与 $B_{j''}$ 的距离。区块验证时间定义为

$$T_{k,\text{confirm}} = \max_{j' \neq j} \frac{V_{\text{check},k} d_{j'j}}{r} \quad (8)$$

式中, $V_{\text{check},k}$ 为交叉验证二次审计结果数量。

2 基于深度强化学习的调控云时延最小缓存算法

2.1 强化学习

强化学习是机器学习的一个分支,通过智能体(agent)与所处环境进行交互,来持续更新学习策略以实现最大化回报(return)。在某一时刻 t ,智能体观察到所处环境状态记作 s_t ,根据当前策略执行动作 a_t ,此时环境根据智能体选择的动作进行反馈并给出一个奖励信号 r_t ,而后智能体进入到下一个状态 s_{t+1} 。智能体依赖于价值函数来学习并寻求最优策略。根据函数的输入是状态 s 还是状态-动作对 $\langle s, a \rangle$,价值函数可分为状态价值函数 $V_{\pi}(s)$ 和行为价值函数 $Q_{\pi}(s, a)$ 。

解决强化学习任务的过程,即是智能体寻找最优策略的过程。智能体通过不断与环境交互并根据反馈进而调整其策略,直至得到最优策略。

2.2 深度强化学习

借助神经网络来拟合策略函数和价值函数,成为解决强化学习问题的新途径,从而诞生了深度强化学习^[23]。深度强化学习将深度学习的感知能力和强化学习的决策能力有效地结合起来,使智能体集感知能力与决策能力于一体,从而能够在具有复杂状态空间和动作空间的环境中进行感知和决策。

2.3 所提算法

在完成用户平面任一传感节点数据上传时,需要尽可能最小化区块链形成的时间 T_s ,即边缘平面所有合法用户区块形成的时间,以减少合法用户的数据缓存延迟。由于该最小化问题是非凸优化问题,该问题是 NP 困难问题。近年来,将 Q 值函数用深度神经网络进行拟合,实现对高维状态空间下复杂任务学习的深度 Q 网络(deep Q network, DQN),在解决复杂优化问题方面表现出了优异的性能^[24]。这里基于 DQN 算法,利用智能体与环境的交互,持续更新学习策略以实现最大化回报来完成 T_s 的最小化。

将用户平面任意节点定义为智能体,为智能体

定义状态空间、动作空间以及奖励。定义状态空间 S 为智能体感知到的环境以及选择动作之后变化了的环境组成的集合。时隙 t 的状态 $s(t) \in S$,表示为 $s(t) = \{T(t), F_i, C\}$,其中: $T(t)$ 为 t 时刻分配的时隙; $F_i = \{C_{S_i}, T_i\}$, T_i 为最长的数据包传输延迟; C 为某一基站可以提供缓存的能力。

定义动作空间 A 为每个智能体所选择的动作的集合,智能体所选的动作是离散动作,包括缓存基站选择以及是否生成区块。时隙 t 的动作 $a(t) \in A$,表示为 $a(t) = \{a_{\text{ca}}(t), a_{\text{block}}(t)\}$,其中: $a_{\text{ca}}(t)$ 为智能体选择与其地理位置匹配的基站完成缓存; $a_{\text{block}}(t)$ 为智能体选择是否生成区块。

奖励记为 R ,统一的系统即时奖励 $r(t)$ 定义为

$$r(t) = \alpha \frac{1}{T_{k,S_i}} + \beta \frac{1}{T_{\text{delay}}} \quad (9)$$

其中, $\alpha + \beta = 1$ 。

智能体在时隙 t 观察并获取系统状态 $s(t)$,选择动作 $a(t)$,然后环境将更新后的系统状态 $s(t+1)$ 和即时奖励 $r(t)$ 返回给下一个时隙 $t+1$ 的智能体,智能体重复上述过程找到获得最大的长期价值的最优策略 π^* 。利用 Q 函数 $Q(s, a)$ 作为值估计函数,则具有状态 s 和动作 a 的奖励值函数 $Q^*(s, a)$ 可以计算如下:

$$Q^*(s, a) = E^* \left[\sum_{s \in S} r(s, a, s') + \gamma \max_{a'} Q^*(s', a') \right] \quad (10)$$

式中: $E^*(\)$ 为期望函数; γ 为折扣因子, $0 < \gamma < 1$; s, s' 分别为智能体当前状态及智能体选择动作获得奖励后转移到的新状态; a, a' 分别为智能体当前选择的动作以及在下一状态所有可选动作; $r(s, a, s')$ 为在当前状态 s 选择动作 a 转移到新状态 s' 所获得的奖励。

最优策略 π^* 是在状态 s 下使 Q 值最大化的动作,每一步的 Q 值需要按照式(11)更新。

$$Q[s(t+1), a(t+1)] = Q[s(t), a(t)] + \theta \{r(t) + \gamma \max_{a \in A} Q[s'(t), a'(t)] - Q[s(t), a(t)]\} \quad (11)$$

式中: θ 为学习率, $0 < \theta < 1$; $s'(t)$ 为当前状态 s 下做出行为 a 后的后继状态; $a'(t)$ 为处于状态 $s'(t)$ 的相应动作。将值函数 Q 利用深度神经网络拟合,并引入另一个目标神经网络 \hat{Q} ,以较小的学习率更新目标网络参数,将目标 \hat{Q} 值与当前 Q 值的均方差定义

为损失函数 $L(\omega)$, 表示为

$$L(\omega) = E[(r + \gamma \max_{a'} \hat{Q}(s', a'; \omega^-) - Q^2(s, a; \omega)] \quad (12)$$

式中: ω 为 $Q(s, a)$ 对应神经网络的参数; ω^- 为目标深度 Q 网络的参数。

DQN 以最小化式(12)来更新参数, 利用经验回放池 D 在每一个时刻存储智能体的经验 $e(t) = \{s(t), a(t), r(t), s(t+1)\}$, 利用函数 ϕ 生成固定长度的序列放入经验回放池 D , 基于 DQN 的时延最小算法伪代码为:

- a) 初始化区块链驱动的调控云缓存系统网络参数
- b) 初始化经验回放网络 D
- c) 利用随机权重 ω 初始化目标动作值函数 Q
- d) 利用 $\omega^- = \omega$ 初始化目标神经网络参数, 经验回放网络 D
- e) for episode1, M do
- f) 初始化序列 $s_1 = \{x_1\}$, 预处理序列 $\phi_1 = \phi(s_1)$
- g) for $t=1, T$ do
- h) 以概率 ξ 随机选择动作 $a(t)$
- i) 否则按照公式 $a(t) = \arg \max_a Q\{\phi[s(t), a; \omega]\}$ 选择动作
- j) 在仿真器执行动作 $a(t)$, 观察奖励 $r(t)$ 以及图像 x_{t+1}
- k) 设置 $s_{t+1} = s_t, a_t, x_{t+1}$, 预处理 $\phi_{t+1} = \phi(s_{t+1})$
- l) 将转换 $(\phi_t, a_t, r_t, \phi_{t+1})$ 存入经验池 D
- m) 在经验池 D 中随机采样的小批量转换 $(\phi_j, a_j, r_j, \phi_{j+1})$
- n) 设置若 episode 终止于 $j+1$ 步, 则 $y_j = r_j$, 否则 $y_j = r_j + \gamma \max_{a'} \hat{Q}(s', a'; \omega^-)$
- o) 按照式(12)执行一次梯度下降
- p) End for
- q) End for

3 仿真结果与分析

基于 Python 语言验证所提算法的性能, 以 100 个监控节点分布于正方形的观察区域, 每个内容的数据大小、所需缓存资源和最大内容分发延迟分别在 100 kiB、[0.5, 2.5] GiB 和 [5, 15] s 的范围内, 引入两种基准测试方案: 基于贪婪算法的缓存方案以及

基于随机算法的缓存方案。在基于贪婪算法的缓存方案中, 每个合法节点的数据缓存请求程序以最高的数据速率将其内容交付给缓存基站。基于随机算法的缓存方案随机选择一个基站进行数据内容的缓存。

图 2 显示了所提方案与两种基准测试方案不同缓存数据大小的系统奖励比较。从图 2 可以看出, 随着缓存数据量的增大, 所提方案的系统奖励明显增加, 面对不同的数据缓存处理方式, 智能体基于 DQN 算法可以随着周围环境来确定不同时隙位于边缘平面提供缓存的最优基站。仿真结果还表明, 系统奖励提升时, 所设计系统的区块验证时间 T_{k, S_i} 以及缓存内容上传延迟 T_{delay} 降低。

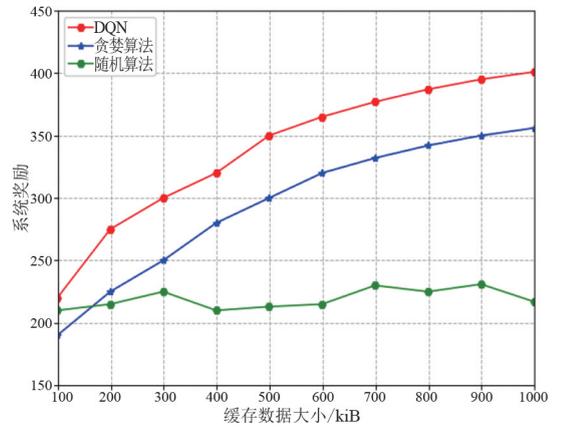


图 2 不同方案下不同缓存数据大小的系统奖励比较

图 3 显示了所提方案与两种基准测试方案不同缓存请求的累积平均奖励比较。从图 3 看到, 所提基于 DQN 的算法随着缓存请求数的增加, 累积平均奖励优于两种基准策略。因为基于 DQN 的算法是智能体通过与环境交互, 以当前网络拓扑和无线信道条件完成内容缓存, 而基于贪婪算法的缓存方案以及基于随机算法的缓存方案没有根据合法节点所处的实时环境进行缓存的配置。基于随机算法的缓

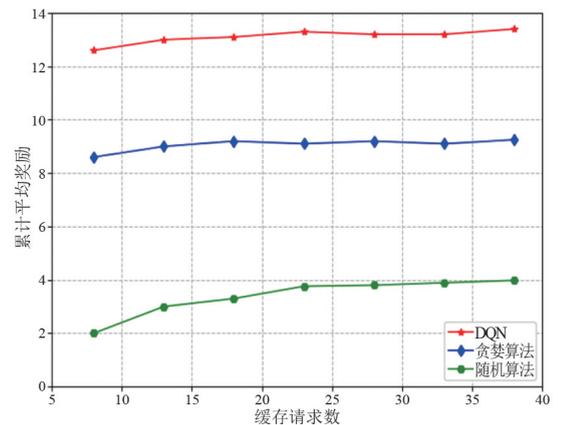


图 3 不同方案下不同缓存请求的累积平均奖励比较

存方案的累计平均奖励最低,说明缓存请求被随机选择后,有些内容缓存会失败。

图 4 显示了不同方案下不同缓存容量的平均时延。从图 4 看到,所提基于 DQN 的算法随着缓存容量的增加,平均时延低于对比算法,证明了所提算法对于降低合法用户数据缓存的延迟。

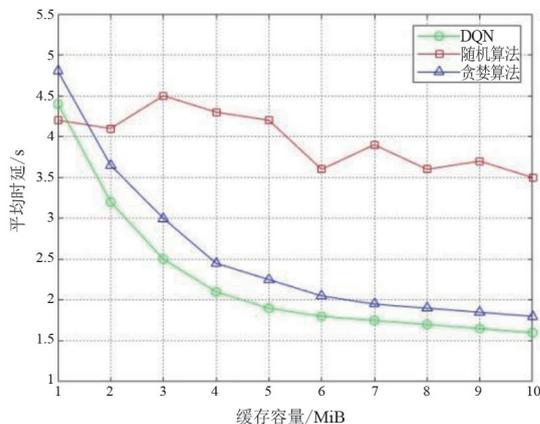


图 4 不同方案下缓存容量与平均时延变化关系

4 结 论

随着大量的可以实时反映物理世界信息的物联网节点接入电网,电网的分布式分层部署的调控云平台可以完成对各类电网应用业务的支撑。边缘缓存的业务部署,虽可减少大量物联网节点并发接入带来的调控云业务的延迟,但是,恶意的、未经授权的物联网节点接入边缘缓存业务,会带来对调控云业务的破坏。上面提出了一种区块链驱动的调控云缓存系统框架,在基站接入端部署许可区块链,每一个调控云业务采集层的节点利用许可区块链在边缘端完成身份验证并对合法用户进行数据缓存。为了减少合法用户验证过程的区块链形成时间,利用节点作为智能体与环境的交互,以最小化区块链形成时间为奖励,基于 DQN 算法最小化了合法用户数据缓存延迟。

参考文献

[1] 许洪强.面向调控云的电力调度通用数据对象结构化设计及应用[J].电网技术,2018,42(7):2248-2254.

[2] QI X L, HAN Y, WEI Z C, et al. Overall architecture and key technologies of multi-level power grid scheme system based on dispatching and control cloud[C]//2022 IEEE 10th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC), June 17-19,

2022, Chongqing, China. IEEE, 2022:366-372.

- [3] 许洪强,孙世明,葛朝强,等.电网调控实时数据平台体系架构及关键技术研究与应用[J].电力系统自动化,2019,43(22):157-164.
- [4] SHENG L, WANG C Y, LIU Y, et al. Data processing optimization of power grid dispatching control cloud based on edge-cloud collaborative computing[C]//2023 IEEE 3rd International Conference on Power, Electronics and Computer Applications (ICPECA), Jan. 29 - 31, 2023, Shenyang, China. IEEE, 2023:759-763.
- [5] ZHOU H, JIANG K, LIU X X, et al. Deep reinforcement learning for energy efficient computation offloading in mobile edge computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(2):1517-1530.
- [6] LI J, CHEN H, CHEN Y J, et al. Pricing and resource allocation via game theory for a small-cell video caching system[J]. IEEE Journal on selected Areas in Communications, 2016, 34(8):2115-2129.
- [7] EL-AWADI R, FERNANDEZ-VILAS A, DIAZ REDONDO R P. Fog computing solution for distributed anomaly detection in smart grids[C]//IEEE International Conference on Wireless Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob), Oct. 21 - 23, 2019, Barcelona, Spain. IEEE, 2019:348-353.
- [8] HUANG Y T, LU Y H, WANG F, et al. An edge computing framework for real-time monitoring in smart grid[C]//2018 IEEE International Conference on Industrial Internet, Oct. 21 - 23, 2018, Seattle, USA. IEEE, 2018:99-108.
- [9] JIANG J, XU J, XIE Y, et al. A cooperative computation offloading scheme for dense wireless sensor-assisted smart grid networks[C]//2021 IEEE International Conference on Computer and Communication Systems (ICCCS), April 23 - 26, 2021, Chengdu, China. IEEE, 2021:887-892.
- [10] ZAHOOR S, JAVAID N, KHAN A, et al. A cloud-fog-based smart grid model for efficient resource utilization[C]//IEEE 14th International Wireless Communications and Mobile Computing Conference, June 25-29, 2018, Limassol, Cyprus. IEEE, 2018:1154-1160.
- [11] LI M Y, RUI L L, QIU X S, et al. Design of a service caching and task offloading mechanism in smart grid edge network[C]//2019 15th International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC), June 24-28, 2019, Tangier, Morocco. IEEE, 2019:249-254.

故障传播模型关键线路识别方法[J].电力系统保护与控制, 2018, 46(6):16-23.

- [6] 李斌,靳方超,李仲青,等.电压回路中性线断线的隐性故障识别及其影响[J].中国电机工程学报, 2013, 33(13):179-186.
- [7] 陈超.1000 kV GIS 断路器控制回路的原理及典型异常浅析[J].科学技术创新, 2020(33):179-180.
- [8] 马越,朱茂森.500 kV 断路器保护未正确沟通三跳分析[J].电气技术, 2021, 22(8):45-47.
- [9] 国家电力调度控制中心.国网(调/4)527-2014 国家电网公司继电保护和自动装置缺陷管理办法[Z].北京:国家电网公司, 2014.

(上接第26页)

- [12] LI L M, ZHANG H. Delay optimization strategy for service cache and task offloading in three-tier architecture mobile edge computing system[J].IEEE Access, 2020, 8:170211-170224.
- [13] LIU X, SUN C, ZHOU M, et al. Reinforcement learning-based multislot double-threshold spectrum sensing with Bayesian fusion for industrial big spectrum data[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(5):3391-3400.
- [14] LIANG Y T, HE Y J, ZHONG X X. Decentralized computation offloading and resource allocation in MEC by deep reinforcement learning[C]//2020 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC), Aug. 9-11, 2020, Chongqing, China. IEEE, 2020:244-249.
- [15] CHEN J, XING H L, XIAO Z W, et al. A DRL agent for jointly optimizing computation offloading and resource allocation in MEC[J].IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(24):17508-17524.
- [16] SHI D, GAO H, WANG L, et al. Mean field game guided deep reinforcement learning for task placement in cooperative multiaccess edge computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(10):9330-9340.
- [17] CHENG G J, CHEN Y, DENG S G, et al. A Blockchain-based mutual authentication scheme for collaborative edge computing[J].IEEE Transactions on Computational Social Systems, 2022, 9(1):146-158.
- [18] SHEN M, LIU H S, ZHU L H, et al. Blockchain-assisted secure device authentication for cross-domain industrial IoT[J].IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(5):942-954.
- [19] NAKAMOTO Satoshi. Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system[EB/OL].[2023-04-10].https://bitcoin.org/bitcoin.pdf.
- [20] ARUN M, BALAMURALI S, RAWAL B S, et al. Mutual

- [10] 国家电网公司科技部.线路保护及辅助装置标准化设计规范:Q/GDW 1161—2014[S].北京:中国电力出版社, 2014.

作者简介:

王可(1994),男,硕士,工程师,研究方向为电力系统继电保护;

王利平(1972),男,博士,教授级高级工程师,研究方向为电力系统继电保护;

蒋星燃(1989),男,工程师,研究方向为电力系统继电保护;

王丹(1993),女,硕士,工程师,从事电力系统二次检修工作。(收稿日期:2023-11-24)

authentication and authorized data access between fog and user based on blockchain technology [C]//IEEE INFOCOM Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS), July 6-9, 2020, Toronto, Canada. IEEE, 2020:37-42.

- [21] GAI K K, WU Y L, ZHU L H, et al. Permissioned blockchain and edge computing empowered privacy-preserving smart grid networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(5):7992-8004.

- [22] KANG J W, YU R, HUANG X M, et al. Enabling localized peer-to-peer electricity trading among plug-in hybrid electric vehicles using consortium blockchains[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(6):3154-3164.

- [23] DAI Y Y, XU D, MAHARJAN S, et al. Artificial intelligence empowered edge computing and caching for Internet of Vehicle[J].IEEE Wireless Communications, 2019, 26(3):12-18.

- [24] GUO F X, YU F R, ZHANG H L, et al. Adaptive resource allocation in future wireless networks with blockchain and mobile edge computing[J].IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(3):1689-1703.

作者简介:

谢江(1973),男,高级工程师,研究方向为电力信息化与自动化;

郭琳(1984),女,硕士,高级工程师,研究方向为电力通信建模、通信大数据分析 with 通信智能应用;

张晶(1989),男,硕士,高级工程师,研究方向为电力通信技术;

黄思婕(1992),女,硕士,工程师,研究方向为光纤通信技术和无线通信技术;

李发均(1989),男,硕士,高级工程师,研究方向为电力通信技术;

唐翰源(1994),女,助理工程师,研究方向为电力通信运检。(收稿日期:2023-11-22)