

支撑配电网监测的无线传感网自适应中继选择

杨会峰¹, 魏勇¹, 尚立¹, 刘玮¹, 李建岐², 张孙烜^{2,3}

(1. 国网河北省电力有限公司 信息通信分公司, 石家庄 050021; 2. 全球能源互联网研究院有限公司, 北京 102209;
3. 华北电力大学 电气与电子工程学院, 北京 102206)

摘要:为了研究无线传感网中继选择问题从而提升配电网监测水平,依据现有的 ε -greedy 方法,提出基于自适应 ε -greedy 算法的配电网监测无线传感网中继选择优化方法。首先,考虑配电网复杂拓扑与强电磁干扰的应用场景,构建配电网无线传感网通信系统模型;其次,构建支撑配电网监测的无线传感网动态中继选择问题;接着,利用历史中继选择的累计奖赏值自适应调节行为策略的探索力度,在保障可靠性约束下最小化网络能耗;最后,通过仿真验证所提算法的优化性能,仿真结果表明与递减 ε -greedy 算法、传统 ε -greedy 算法及最短路径法相比,所提算法能够分别降低能耗 8.23%、12.85% 和 17.11%。

关键词:配电网监测; 无线传感网; 动态中继选择; 能耗优化; 自适应 ε -greedy 算法

DOI:10.15938/j.jhust.2023.03.011

中图分类号: TM734 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2683(2023)03-0088-10

WSN Self-Adaptive Relay Selection for Distribution Grid Monitoring

YANG Huifeng¹, WEI Yong¹, SHANG Li¹, LIU Wei¹, LI Jianqi², ZHANG Sunxuan^{2,3}

(1. State Grid Hebei Electric Power Co., Ltd. Information and Communication Branch, Shijiazhuang 050021, China;
2. Global Energy Interconnection Research Institute Co., Ltd., Beijing 102209, China;
3. North China Electric Power University School of Electrical and Electronic Engineering, Beijing 102206, China)

Abstract: To research the relay selection of wireless sensor network (WSN) to improve the monitoring level of distribution network, a self-adaptive ε -greedy algorithm-based WSN relay selection optimization method is proposed according to the existing ε -greedy method. Firstly, considering the complex topology of distribution network and the application scenarios of strong electromagnetic interference, this paper modelled a WSN communication system model. Secondly, the dynamic relay selection problem of WSN supporting distribution network monitoring is constructed. Then, adopting the accumulated reward value of the historical strategies to adaptively adjust the exploration intensity to minimize network energy consumption and ensure reliable data transmission. Finally, the simulation results show that compared with the descending ε -greedy algorithm, the traditional ε -greedy algorithm and the shortest path method, the proposed algorithm can reduce energy consumption by 8.23%, 12.85% and 17.11%, respectively.

Keywords: distribution grid monitoring; wireless sensor network; dynamic relay selection; energy consumption optimization; adaptive ε -greedy algorithm

收稿日期: 2021-12-30

基金项目: 国家电网有限公司 2020 年科技项目(5204XA20004K); 国家重点研发计划(2020AAA0107500)。

作者简介: 杨会峰(1973—), 男, 硕士, 正高级工程师;

魏勇(1977—), 男, 硕士, 正高级工程师。

通信作者: 张孙烜(1998—), 男, 硕士, E-mail: sunxuan_zhang@163.com.

0 引言

随着分布式能源规模化并网的持续推进,配电网已经成为新型电力系统与能源互联网建设的核心环节,承担着电能输送与科学分配的重要作用^[1-2]。为保障配电网的安全可靠运行,发挥其在网源荷储互动与多能互补方面的枢纽作用,应当对配电网运行状态、资产设备以及气象环境进行持续监测,实现对设备运行故障及环境异常的及时告警^[3]。大量监测数据的实时汇聚、传输、处理需要强有力的通信支撑。然而,现有配电网监测通信网络一般采用以太网、光纤等有线方式作为信息传递媒介,在覆盖范围和建设成本方面具有很大局限性^[4],同时,有线通信方式极易因突发事故而发生局部异常甚至损坏,致使重要信息数据无法准确、及时地传送到配电网监测中心^[5-6]。因此,配电网监测通信网络研究迫切需要解决覆盖灵活性差、建设及运维成本高昂等难题。

无线传感网具备强大的容错抗毁以及灵活覆盖增强能力^[7-8],能够支撑电力终端的海量接入与重要数据信息的实时传输。无线传感网中继覆盖增强技术能够通过缩短配电网监测数据的传输距离,有效克服长距离传输导致的信道衰落,提高数据传输的抗干扰能力,抑制多径效应造成的信号畸变,实现监测数据通信质量提升和覆盖范围增强^[9-10]。另外,无线传感器具有部署灵活、扩展性强、成本低等特点,大大降低配电网监测通信网络的前期建设和后期运维成本。

然而,基于多中继覆盖增强的无线传感网在支撑配电网监测可靠稳定通信方面仍然面临许多技术挑战。首先,在配电网场景下,各类电气设备工作时产生的电磁干扰严重,且多径传输导致信道衰落,使得无线传感网通信环境状态高度动态变化,难以获得全局信息,增加了最优中继节点选择问题的复杂度^[11]。其次,配电网监测业务对于可靠性、网络能耗^[12]等通信指标有着差异化要求,若在中继选择优化中忽视业务通信需求,导致关键信息无法送达,无线传感网耗电严重,危害电网运行安全。因此,迫切需要找到一种方法在全局信息未知的复杂通信环境实现无线传感网最优中继选择,在最小化节点能耗的同时支撑配电网监测数据高可靠传输,从而为实际配电网通信工程建设提供技术指导。

算法作为强化学习的一个重要分支,被广泛应

用于解决信息不确定情况下无线传感网的中继选择优化问题。文[13]采用传统 ε -greedy 算法确定最优中继节点,但未根据环境状态动态调节适应因子,导致其性能较差。文[14]提出递减 ε -greedy 参数动态调整算法,但“探索”时未考虑反馈信息的完整性,因而具有一定的盲目性。文[15]提出的自适应分段多跳路由选择方法,但未考虑配电网复杂环境中电磁干扰、多径衰落等动态特征。因此,上述研究难以有效适配高度时变的配电网通信环境,无法实现支撑配电网监测的无线传感网自适应中继选择优化。

文章针对配电网无线传感网在可靠性、能耗等方面的需求,考虑强电磁干扰环境下的无线传感网通信场景,将中继选择问题建模为多臂赌博机(multi-armed bandits, MAB)问题^[16-17]。在此基础上,提出基于自适应算法的配电网监测无线传感网中继节点选择优化方法,以最小化网络总能耗为优化目标,通过与环境的动态交互与学习,实现动态中继选择策略优化^[18-19]。首先,每个中继节点通过连续观察历史中继选择策略的累计奖赏值,尝试并学习长期最佳策略。其次,针对传统算法使用线性方式调节探索因子而未考虑到历史环境状态导致的盲目性,对探索因子调节方式进行自适应改进,通过利用历史中继选择策略的累计奖赏值自适应调节行为策略的探索力度,从而权衡“探索”与“利用”,在保障通信可靠性约束的情况下实现配电网监测数据的低能耗传输。

1 系统模型与问题构建

文章考虑一个配电网无线传感网通信系统模型,包括无线传感网和网关如图1所示。其中,无线传感网由无线传感器和中继节点组成,中继节点是具有无线转发功能的设备,各节点间的传输受配电网电力设备的电磁干扰影响。网关部署于无线传感网覆盖范围内,提供网络管理功能。假设无线传感网络包括1个源节点 SN、1个目标节点 GN 和 I 个中继节点,并将 I 个中继节点的集合记为 $M = \{m_1, m_2, \dots, m_i, \dots, m_I\}$ 。在源节点 SN 向目标节点 GN 发送数据前,网关通过环境交互来观察系统性能,从而根据历史环境状态信息和经验性能学习中继选择最优策略,并在每个时隙初将中继选择策略通过控制信道发送给传感节点。参数表如表1所示。

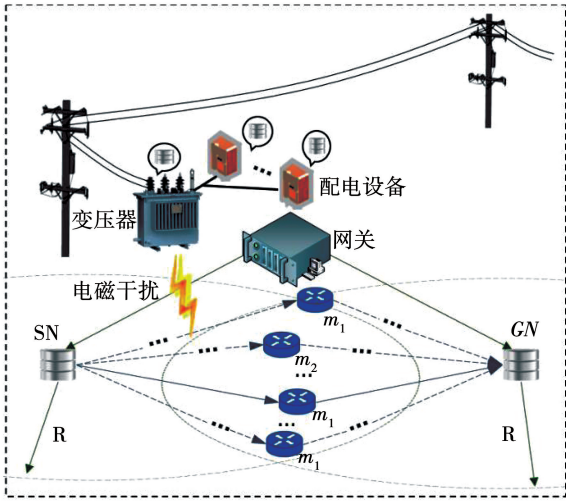


图1 配电网无线传感网通信系统模型

Fig.1 System model of distribution grid wireless sensor network

表1 参数表

Tab.1 Significance of parameters

参数	含义
I	中继节点个数
$x_{i,t}$	中继选择变量
B	链路带宽
σ_0	链路噪声
R_i^{sm}	源节点 SN 到中继节点 m_i 的传输速率
P_i^{sm}	源节点 SN 到中继节点 m_i 的传输功率
G_i^{sm}	源节点 SN 到中继节点 m_i 的信道增益
ε_i^{sm}	源节点 SN 到中继节点 m_i 之间由于配电网电气工作造成的电磁干扰
R_i^{mg}	中继节点 m_i 到目标节点 GN 的传输速率
P_i^{mg}	中继节点 m_i 到目标节点 GN 的传输功率
G_i^{mg}	中继节点 m_i 到目标节点 GN 的信道增益
ε_i^{mg}	中继节点 m_i 到目标节点 GN 之间由于配电网电气工作造成的电磁干扰
$\tau_{i,t}^{1st}$	源节点 SN 到中继节点 m_i 之间的传输时延
$\tau_{i,t}^{2nd}$	中继节点 m_i 到目标节点 GN 的传输时延
$A(t)$	传输任务的大小
E_{pro}	收发电路的能耗系数
$E_{i,t}$	源节点 SN 到目标节点 GN 的总能耗

1.1 系统模型

文章采用时隙模型,将整个时间段划分为 T 个时隙,其集合记为 $T = \{1, \dots, t, \dots, T\}$ 。定义一个传输任务从源节点 SN 到目标节点 GN 的传输时间为一个时隙,信道状态随着不同时隙动态变化,使得源

节点 SN 到目标节点 GN 的数据传输时延不确定。由于配电网电磁干扰的动态变化以及信号多径传输导致的小尺度衰落,数据传输速率、传输时延以及传输能耗随节点间信道状态的改变而动态变化。因此,需要根据信道状态动态调整中继选择策略,降低网络能耗。为了简化模型,假设时隙内信道状态保持不变,但不同时隙之间信道状态随机变化。定义中继选择变量为 $x_{i,t}$, $x_{i,t} = 1$ 表示在第 t 个时隙内网关选择中继节点 m_i , 否则 $x_{i,t} = 0$ 。

1.1.1 业务数据传输速率模型

源节点 SN 到中继节点 m_i 的传输速率为

$$R_i^{sm} = B \log_2 (1 + SINR_i^{sm}(t)) \quad (1)$$

式中: B 为链路带宽; $SINR_i^{sm}(t)$ 为 SN 到中继节点 m_i 之间的信干噪比(signal to interference plus noise ratio, SINR), 具体为

$$SINR_i^{sm}(t) = \frac{P_i^{sm} G_i^{sm}(t)}{\sigma_0 + \varepsilon_i^{sm}(t)} \quad (2)$$

式中: P_i^{sm} 和 G_i^{sm} 分别为 SN 到 m_i 的传输功率和信道增益; σ_0 为链路噪声; ε_i^{sm} 为 SN 到中继节点 m_i 之间由于配电网电气工作造成的电磁干扰。

同理,中继节点 m_i 到目标节点 GN 的传输速率为

$$R_i^{mg} = B \log_2 (1 + SINR_i^{mg}(t)) \quad (3)$$

式中: $SINR_i^{mg}(t)$ 表示 SN 到中继节点 m_i 之间的 SINR, 具体为

$$SINR_i^{mg}(t) = \frac{P_i^{mg} G_i^{mg}(t)}{\sigma_0 + \varepsilon_i^{mg}(t)} \quad (4)$$

式中: P_i^{mg} 和 G_i^{mg} 分别为中继节点 m_i 到目的节点 GN 的传输功率和信道增益; ε_i^{mg} 为 m_i 到 GN 之间由于配电网电气工作造成的电磁干扰。

1.1.2 业务数据传输时延

假设在第 t 个时隙内,源节点 SN 产生的数据传输任务大小为 $A(t)$, 则 SN 到中继节点 m_i 以及中继节点 m_i 到目标节点 GN 的传输时延分别为

$$\tau_{i,t}^{1st} = \frac{A(t)}{R_i^{sm}(t)} = \frac{A(t)}{B \log_2 (1 + SINR_i^{sm}(t))} \quad (5)$$

$$\tau_{i,t}^{2nd} = \frac{A(t)}{R_i^{mg}(t)} = \frac{A(t)}{B \log_2 (1 + SINR_i^{mg}(t))} \quad (6)$$

1.1.3 业务数据传输能耗

在数据传输过程中,接收能耗为节点在数据接收过程中所需能量,表示为 $A(t) E_{pro}$, 其中 E_{pro} 为设备能耗系数。发送能耗包括两个部分,一部分为发射电路运行能耗,同样表示为 $A(t) E_{pro}$; 另一部分是射频功率放大器能耗,表示为传输功率与传输时延的乘积^[20]。因此,第 t 个时隙内,源节点 SN 到目标

节点 GN 进行数据传输的总能耗表示为

$$E_{i,t} = (A(t)E_{pro} + P_i^{sm}\tau_{i,t}^{1st}) + A(t)E_{pro} + (A(t)E_{pro} + P_i^{mg}\tau_{i,t}^{2nd}) + A(t)E_{pro} = 4A(t)E_{pro} + P_i^{sm}\tau_{i,t}^{1st} + P_i^{mg}\tau_{i,t}^{2nd} \quad (7)$$

1.2 问题构建

文章构建了一个支撑配电网监测的无线传感网动态中继选择问题,其目标是保障可靠性约束下最小化数据传输总能耗。该问题构建如下

$$\begin{aligned} & \text{P1: } \min \sum_{\{x_{i,t}\}} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^I x_{i,t} E_{i,t} \\ & \text{s. t. } C_1: x_{i,t} \in \{0, 1\}, \forall m_i \in M, \forall t \in T, \\ & C_2: \sum_{m_i \in M} x_{i,t} = 1, \forall t \in T, \\ & C_3: \begin{cases} \frac{\sum_{t \in T} \sum_{m_i \in M} x_{i,t} \text{SINR}_i^{sm}(t)}{\sum_{t \in T} \sum_{m_i \in M} x_{i,t}} \geq \text{SINR}_{i,\min}^{sm}, \\ \frac{\sum_{t \in T} \sum_{m_i \in M} x_{i,t} \text{SINR}_i^{mg}(t)}{\sum_{t \in T} \sum_{m_i \in M} x_{i,t}} \geq \text{SINR}_{i,\min}^{mg}, \end{cases} \end{aligned} \quad (8)$$

式中: C_1 和 C_2 保证了在每一个时隙 t 内,有且只有一个中继节点 m_i 被选择; C_3 为保障监测数据可靠传输而设置的长期平均 SINR 约束。

2 无线传感网自适应中继选择优化方法

本节介绍基于自适应 ε -greedy 算法的配电网监测无线传感网中继节点选择方法的设计与实施过程,包括 MAB 问题建模、基于自适应 ε -greedy 算法的中继选择优化、算法实施流程,具体如下所述。

2.1 MAB 问题建模

MAB 是解决不完全信息场景下一系列多阶段决策问题的一个有效方法^[21-23]。文章将动态中继选择优化问题转化成 MAB 问题,并设计决策者、摇臂、奖赏、动作和策略,具体如下所述。

决策者:执行中继选择策略并产生动作的主体,可以通过学习历史反馈的奖赏值,不断优化中继选择策略。文章将网关定义为决策者。

摇臂:决策者可以进行动作的候选项,有多少个候选项即有多少个摇臂。文章将可被选择的中继定义为摇臂。

奖赏:每个回合决策者进行动作之后收到的反馈信息。结合优化问题 P1,当所选择中继 m_i 满足约束时,奖赏为能耗的倒数,否则奖赏值为 0,即

$$O_{i,t} = \begin{cases} \frac{1}{E_{i,t}}, & \text{SINR}_i^{sm}(t) \geq \text{SINR}_{i,\min}^{sm} \text{ and } \text{SINR}_i^{mg}(t) \geq \text{SINR}_{i,\min}^{mg} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

动作:决策者按下摇臂的过程。文章将网关选择中继节点的行为定义为动作。

策略:执行动作的依据。文章将中继节点选择方法定义为策略,并且设计了基于自适应 ε -greedy 算法的中继选择优化策略。

2.2 基于自适应 ε -greedy 算法的中继选择优化方法

ε -greedy 算法是一种解决 MAB 问题的有效方法。然而, ε -greedy 算法通常采用线性方式调节探索因子,未考虑选取动作对学习带来的影响,具有一定的盲目性。文章提出一种基于自适应 ε -greedy 算法的配电网无线传感网中继选择优化方法,根据中继选择策略下累计奖赏值的均值动态地调节自适应探索因子 ε_t ,平衡中继节点选择策略中“探索”与“利用”的关系,保障数据的高效、可靠传输。其方案设计如下。

首先,文章定义选择中继节点 m_i 的历史平均奖赏值为 $\bar{O}_{i,t}$,表示为

$$\bar{O}_{i,t} = \frac{\bar{O}_{i,t-1}k_{i,t-1} + x_{i,t}O_{i,t}}{k_{i,t-1} + x_{i,t}} \quad (10)$$

式中: $k_{i,t}$ 为截止到时隙 t ,网关选择中继节点 m_i 的总次数,表示为

$$k_{i,t} = k_{i,t-1} + x_{i,t} \quad (11)$$

其次,文章定义自适应探索因子为 ε_t ,表示为

$$\varepsilon_t = \frac{1}{1 + \log_{\alpha}(1 + \bar{O}_t)} \quad (12)$$

式中: α 表示对数函数底数,且 $\alpha > 1$; $\bar{O}_t$ 为前 $L(t > L \geq L)$ 次中继选择策略下累计奖赏值的均值,表示为

$$\bar{O}_t = \frac{1}{L} \sum_{k=t-L+1}^{t-1} \sum_{i=1}^I x_{i,t} \bar{O}_{i,t} \quad (13)$$

最后,基于自适应 ε -greedy 算法,时隙 t 网关选择最优中继节点 $m_{\text{selec}(t)}$ 策略如下

$$\text{selec}(t) = \begin{cases} \arg \max_{m_i \in \mathcal{M}} \bar{O}_{i,t}, & \mu > \varepsilon_t \\ \text{random selection}, & \mu \leq \varepsilon_t \end{cases} \quad (14)$$

式中: ε_t 为探索权重。所提算法通过探索因子的自适应更新来平衡和调节“探索”和“利用”之间的关系,具体如下:当连续 L 次中继选择取得较大累计奖赏值时,说明当前中继选择策略性能较好,根据式(12)和(13), $\bar{O}_t$ 将增大、自适应探索因子 ε_t 将减小,从而更倾向于“利用”,减少不必要“探索”导致的性能下降;当连续 L 次中继选择累计奖赏值较小时,说明当前中继选择策略性能较差,根据式(12)和(13), $\bar{O}_t$ 将减小、自适应探索因子 ε_t 将增大,从而更倾向于“探索”具有更优性能的中继选择策略。

每次进行中继选择时,系统生成随机数 $\mu \in (0,1)$ 。当随机数 $\mu > \varepsilon_t$ 时,网关选择历史平均奖赏值最大的中继节点;当 $\mu \leq \varepsilon_t$ 时,网关任意选择一个中继节点。

2.3 算法流程

所提出的基于自适应 ε -greedy 算法的配电网无线传感网中继选择算法分为初始化、中继选择和参数更新三个阶段,具体如下所述。

在初始化阶段,初始化指示变量为 0,即 $x_{i,t} = 0$,探索因子 ε_{t+1} 为 1,即 $\varepsilon_{t+1} = 1$ 。在中继优化开始前,网关遍历所有中继节点,以观察传输性能,初始化 $\bar{O}_{i,t}$ 和 $k_{i,t}$ 。

在中继选择阶段,首先计算每个中继节点的历史平均奖赏值;其次生成随机数 $\mu \in (0,1)$;最后根据式 (14) 选择最优的中继节点。

在参数更新阶段,首先网关观察传输性能,根据式 (10) 和式 (11) 分别更新各中继节点的平均历史性能 $\bar{O}_{i,t}$ 和选择次数 $k_{i,t}$;然后根据式 (12) 更新自适应探索因子 ε_{t+1} 。

所提出的基于自适应 ε -greedy 的配电网无线传感网中继选择优化算法具体流程如图 2 所示。

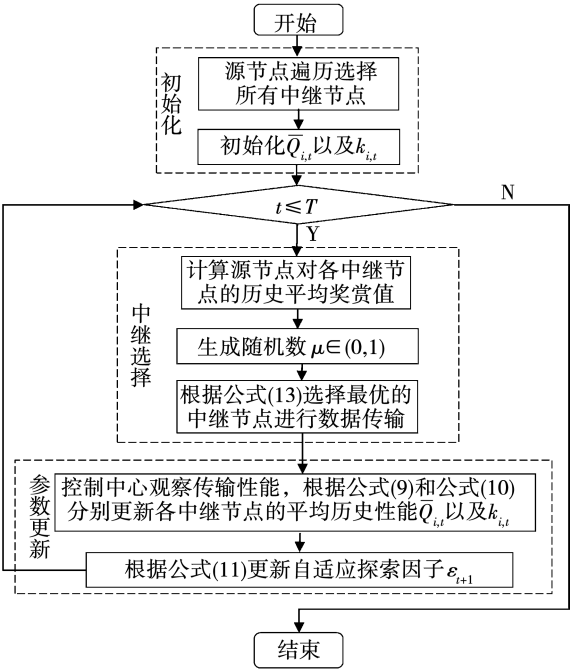


图 2 算法流程图
Fig. 2 Flow chart of algorithm

3 仿真分析

由于现场实验验证方案受场地、设备等资源限制,操作难度大,所耗费的人力物力成本高,本文通

过精确、灵活的仿真实验形式验证文章所提算法在配电网无线传感网场景下的优化性能。仿真所使用的计算机为 Intel(R) Core(TM) i7-8565U 处理器的笔记本,1.8 GHz 的 4 核 64 位,内存容量为 8 GB,仿真平台为 MATLAB 2020b。文章主要考虑物理层和链路层的数据传输与中继选择,可适配多种上层通信协议。中继选择策略既可以在每个时隙初更新一次,提高算法的优化性能;也可以多个时隙更新一次,降低算法的计算开销与复杂度。文章考虑前者,所提算法在每个时隙初更新一次。仿真参数如表 2 所示^[24-26]。

表 2 仿真参数
Tab. 2 Simulation parameters

参数名称	参数值
时隙数量 T	1000
中继节点个数 L /个	10
传输任务大小 $A(t)$ /Mbit	[1.6, 2.4]
源节点到中继节点的传输功率 P_t^m /W	[0.1, 0.3]
中继节点到目标节点的传输功率 P_r^m /W	[0.1, 0.3]
链路带宽 B /MHz	0.1
链路噪声 σ_0 /dBm	-70
源节点到中继节点的电磁干扰 $\varepsilon_t^m(t)$ /dBm	[-12, 0]
中继节点到目标节点的电磁干扰 $\varepsilon_r^m(t)$ /dBm	[-12, 0]
收发电路能耗系数 $E_{pro}/(\text{nJ} \cdot \text{bit}^{-1})$	50
对数底数值 α	1.6

节点之间的信道增益均满足正态分布^[27-29] $N[127 + 30\log(l), 4]$, 其中 l 为节点之间的距离 (km), 取值范围为 $[0.03 \text{ km}, 0.08 \text{ km}]$ 。设置 3 种典型的中继选择算法作为对比算法。第 1 个是基于传统 ε -greedy 算法的中继选择优化方法, 其算法思想是确定一个探索因子 $\varepsilon (\varepsilon \in [0, 1])$, 然后在选择动作时, 网关以 $1 - \varepsilon$ 的概率根据经验性能选择最优动作, 以 ε 的概率随机选择动作, 其中 ε 取值为定值 0.1, 则其策略选择公式表示为

$$\Theta(t) = \begin{cases} \arg \max_{m_i \in \mathcal{M}} \bar{O}_{i,t}, & \mu > \varepsilon \\ \text{random selection}, & \mu \leq \varepsilon \end{cases} \quad (15)$$

第 2 个是基于递减 ε -greedy 算法的中继选择优化方法^[30], 其中递减因子 ε_d 由 $1/t$ 给出, 设置初始参数 $\varepsilon_0 > 0$, 递减变量 $\varepsilon_d = \min\{1, \frac{\varepsilon_0}{t}\}$ 则其策略选择公式表示为

$$\Theta(t) = \begin{cases} \arg \max_{m_i \in \mathcal{M}} \bar{O}_{i,t}, & \mu > \varepsilon_d \\ \text{random selection}, & \mu \leq \varepsilon_d \end{cases} \quad (16)$$

第3个是基于最短路径法的中继选择优化方法,其中网关选择具有最短路径的中继节点进行数据传输。

图3与图4分别显示了在配电网无线传感网场景中不同算法的平均能耗以及平均累计奖赏值随时隙的变化情况。仿真结果表明,相比于递减 ε -greedy算法、传统 ε -greedy算法和最短路径法,所提算法在平均累计奖赏值方面性能最优,在能耗方面分别降低8.23%、12.85%和17.11%。其原因在于所提算法依据平均累计奖赏值自适应调节“探索”与“利用”的力度,通过学习节点反馈的奖励值实时调节探索和利用的力度,从而避免“探索”过度而导致的资源浪费或“利用”过度而导致陷入局部优化的情况。递减 ε -greedy算法初期尽可能多地进行“探索”,而在后期尽可能多地“利用”,以求最大化平均奖赏,因此其性能优于传统 ε -greedy算法。最短路径法由于网关固定选择具有最短路径的中继节点进行数据传输,不具备通过与外部环境交互从而学习最优中继节点的能力,因此能耗及累积奖赏值性能表现最差。在实际应用中,所提方法能够在全局信息未知情况下,动态调整无线传感网中继选择策略,实现“探索”和“利用”之间的均衡,实现数据的高效、可靠传输,适用于复杂多变的配电网监测场景。

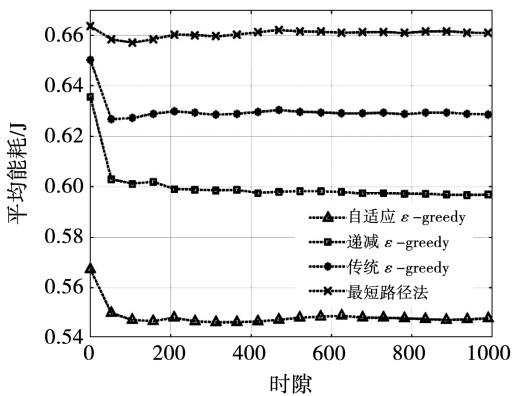


图3 平均能耗随时隙变化

Fig. 3 Average energy consumption versus time slot

图5显示了配电网动态场景下最优中继节点选择概率随时隙的变化情况。由图可知,所提算法通过自适应调节探索因子,能够避免“探索”过度而导致的资源浪费或“利用”过度而导致陷入局部优化的情况,从而实现最高的最优中继节点选择概率,并最终稳定在85%左右。递减 ε -greedy算法中 ε 值

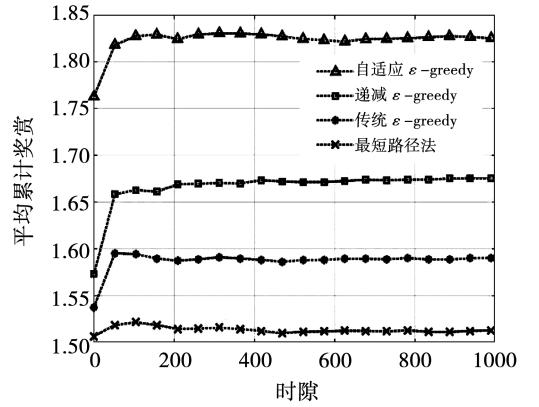


图4 平均累计奖赏随时隙变化

Fig. 4 Average cumulative reward versus time slot

随着时间递减,可以加大后期“利用”的程度,相比于传统 ε -greedy算法,能够实现较高的最优中继节点选择概率。而传统 ε -greedy算法则由于探索因子固定,无法充分利用配电网无线传感网的环境信息,因此其性能表现较差。最短路径法不具备学习的能力,仅依靠固定选择最短路径的方式进行数据传输,无法适应配电网监测场景中复杂多变的信道状态,因此选择到最优中继节点的概率最低。文章所提算法能够在复杂多变的配电网环境中实现中继选择的自适应优化,保障了数据传输的高效性与可靠性。

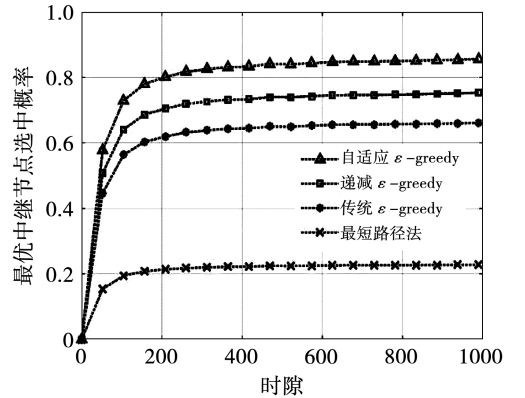


图5 最优中继节点选择概率随时隙变化

Fig. 5 Optimal relay node selection probability versus time slot

累计奖赏值会根据式(12)中对数函数底数值的差异受到不同程度的缩放,从而影响 ε_t 值的变化,进一步影响中继选择结果。由对数函数性质可得,若平均奖赏值一定,则底数 α 越小,探索力度 ε_t 越小;底数 α 越大,探索力度 ε_t 越大。由于第 t 时隙的奖赏值不仅与探索力度 ε_t 有关,还由节点间传输功率、信道增益以及节点间的电磁干扰均决定,而在配电网监测场景的复杂多变环境下,上述参数在当

前时刻是未知的,因此探索力度 ε_t 与平均奖赏值的函数关系是非凸的,无法从理论分析的角度求出最优值。为选取最佳对数函数底数的值,进行仿真验证。图 6 显示了不同对数底数对算法奖赏值的影响,由图可知,选择底数为 1.6 的对数函数对累计奖赏的效果较好。这是因为底数取值大于 1.6 时所获的奖赏值取值跨度较小,参数调节效果不明显,而当底数取值小于 1.6 时所获的奖赏值的取值跨度较大,未能将平均奖赏值放缩在合理的范围内,以 1.6 为底的对数放缩效果最优。在复杂多变的配电网环境中,可以通过调整不同的底数值,实现最优的累积奖赏和中继选择策略,从而实现数据的高效、可靠传输。

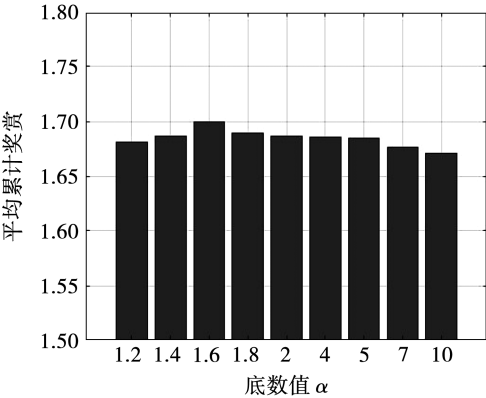


图 6 不同对数底数对算法奖赏值的影响
Fig. 6 The impact of logarithm base on the reward

图 7 显示了无线传感网环境变化下平均能耗随时隙的变化情况。仿真中考虑在第 400 个时隙,部分中继节点所在路径出现电磁干扰激增现象。由图可知,所提算法能耗在第 400 个时隙上升,随后快速收敛至较低水平。而递减 ε -greedy 算法和传统 ε -greedy 算法需要较长时间才能实现能耗稳定,最短路径法在电磁干扰较大情况下能耗上升趋势明显,无法实现性能收敛。在第 1 000 个时隙,相比于递减 ε -greedy 算法、传统 ε -greedy 算法和最短路径法,所提算法在能耗方面分别降低 8.38%、13.29% 和 18.15%。其原因在于所提算法具备良好的快速跟随特性,能够更好地适应无线传感网环境的变化。在电磁干扰强度增加的情况下,所提算法仍能够快速调整至最佳的中继选择策略,由此可得,所提算法能够在参数变化的情况下保持较高能耗优化率,仿真结果具备普适性。而递减 ε -greedy 算法、传统 ε -greedy 算法和最短路径法在外部环境动态变化的条件下,难以实现配电网无线传感环境的快速跟随,算法性能不理想。

图 8 显示了传输任务大小随时隙的变化情况。

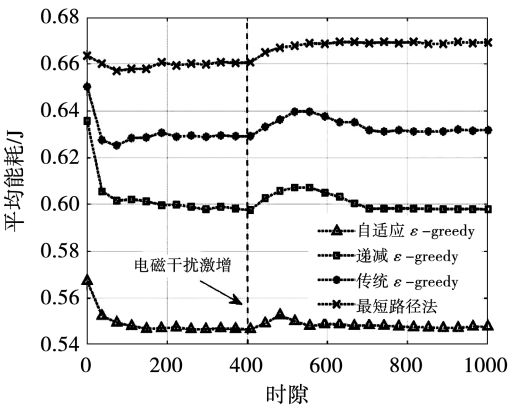


图 7 无线传感网环境变化下平均能耗随时隙变化
Fig. 7 Average energy consumption versus time slot under the changing environment of wireless sensor network

由图可知,在第 400 个时隙以后,传输任务数据包大小的变化幅度及速率均增加。图 9 显示了在图 8 传输任务大小基础上的能耗随时隙变化情况。由图可知,在第 400 个时隙,递减 ε -greedy 算法、传统 ε -greedy 算法和最短路径法的能耗均出现较大的波动,而所提算法在能耗出现较小波动后,迅速保持稳定。在第 1000 个时隙,相比于递减 ε -greedy 算法、传统 ε -greedy 算法和最短路径法,所提算法在能耗方面分别降低 7.99%、12.82% 和 17.71%。其原因在于所提算法能更好地适应数据的快速变化,在传输任务大小激增情况下,持续降低传输能耗,仿真结果具备普适性。此外,其计算速度能够有效满足在线优化的需求。而递减 ε -greedy 算法、传统 ε -greedy 算法和最短路径法在传输任务数据量动态变化的前提下,性能收敛速度较慢,能耗波动明显。

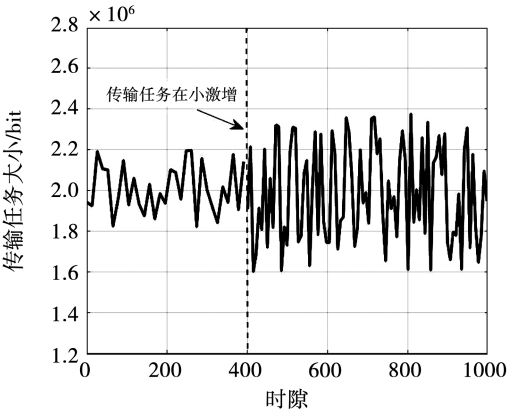


图 8 传输任务大小随时隙变化
Fig. 8 Transmission task size versus time slot

图 10 和图 11 分别显示了电磁干扰以及传输任务大小激增下最优中继节点选择概率随时隙的变化

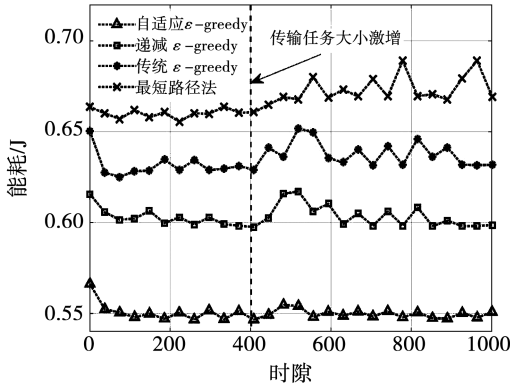


图9 能耗随时隙变化

Fig. 9 Energy consumption versus time slot

情况。仿真中考虑在第400个时隙,出现电磁干扰及传输任务大小激增现象。由图10可知,所提算法最优中继节点选择概率在第400个时隙先下降,之后又重新收敛到85.55%。而递减 ε -greedy算法和传统 ε -greedy算法需耗费较长时间才能实现最优选择概率的重新收敛,最短路径法则无法实现收敛。

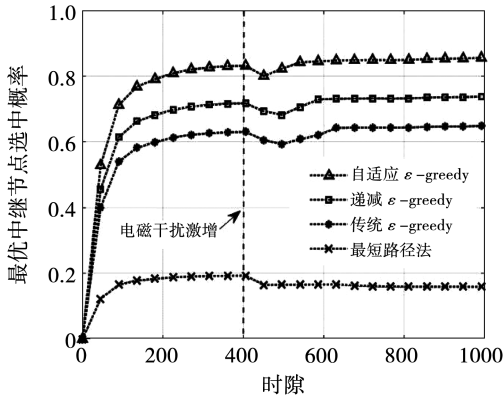


图10 电磁干扰激增下最优中继节点选择概率随时隙变化

Fig. 10 Optimal relay node selection probability versus time slot under the surge of electromagnetic interference

由图11可知,所提算法最优中继选择概率较小波动后,迅速保持稳定,在第1000个时隙收敛至85.59%。而递减 ε -greedy算法、传统 ε -greedy算法和最短路径法最优中继选择概率出现较大波动。仿真结果表明,所提算法能够在外部环境发生变化的情况下持续优化,以较高的概率选择最优中继节点,结论具备一定的普适性。

图12显示了平均能耗随电磁干扰强度的变化情况。图中电磁干扰功率均值由-12 dBm增大至

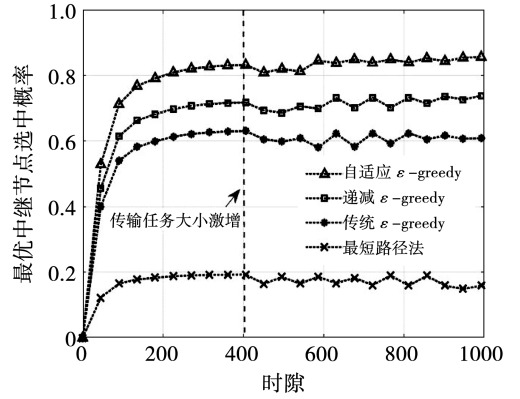


图11 传输任务大小激增下最优中继节点选择概率随时隙变化

Fig. 11 Optimal relay node selection probability versus time slot under the surge of transmission task size

-4 dBm。由图可知,随电磁干扰强度增加,相较于递减 ε -greedy算法、传统 ε -greedy算法和最短路径法,所提算法平均能耗上升幅度最低。其原因在于所提算法通过不断交互,能够更好的适应不同的电磁干扰环境,实现平均能耗最小化。

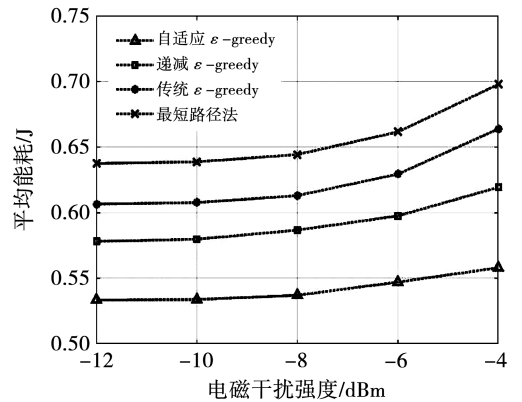


图12 平均能耗随电磁干扰强度变化

Fig. 12 Average energy consumption versus electromagnetic interference intensity

4 结论

文章针对配电网监测数据实时传输场景,提出了一种基于自适应 ε -greedy算法的无线传感网中继选择优化方法,在全局信息未知的复杂环境中,实现数据的低能耗、高可靠传输。仿真结果表明,相比于递减 ε -greedy算法、传统 ε -greedy算法和最短路径法,所提算法在能耗方面性能分别提升8.23%、12.85%和17.11%,在最优中继选择概率方面可达

85%左右,且可依据平均累计奖赏值自适应调节“探索”与“利用”的力度,动态选择最优中继节点,实现高可靠低能耗数据传输。在未来研究中,本文可进一步考虑中继节点选择方案对无线传感节点在布点方面的指导作用,进一步降低配电网通信成本。此外,本文所提方法将有助于进一步发挥配电网在电能调控方面的作用,为新能源本地消纳、电力现货市场、源网荷储互动等新兴电力业务提供信息化手段支撑,提升电网数字化管控水平,推动新型电力系统建设。

参 考 文 献:

- [1] 花之蕾,贾璐瑞,樊冰. 面向双碳行动目标的配电传感技术提升策略[J]. 电测与仪表, 2021, 58(11): 16.
HUA Zhilei, JIA Lurui, FAN Bing. Power Distribution Sensing Technology Improvement Strategy Oriented to the Dual-carbon Action Goal[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(11): 16.
- [2] 李振坤,赵向阳,朱兰,等. 智能配电网故障后自愈能力评估[J]. 电网技术, 2018, 412(3): 789.
LI Zhenkun, ZHAO Xiangyang, ZHU Lan, et al. Self-healing Ability Evaluation of Smart Distribution Network after Failure[J]. Power System Technology, 2018, 412(3): 789.
- [3] 魏可情,徐群,林枫,等. 基于电力物联网的配电系统智能技术分析[J]. 电子测试, 2021, 465(12): 78.
WEI Keqing, XU Qun, LIN Feng, et al. Intelligent Technology Analysis of Power Distribution System Based on Power Internet[J]. Electronic Test, 2021, 465(12): 78.
- [4] 李兰英,刘昌东. 一种无线传感器网络路由协议 LEACH 的改进算法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2015, 20(2): 75.
LI Lanying, LIU Changdong. An Improved Algorithm of Leach Routing Protocol in Wireless Sensor Networks[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2015, 20(2): 75.
- [5] 殷展,杜仁平,姜黎明,等. 基于电能路由器的交直流混合配电网潮流优化控制[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2021, 26(4): 20.
YIN Zhan, DU Renping, JIANG Liming, et al. Power Flow Optimizaition Control in ac/dc Hybrid Distribution Network Based on Power Router[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2021, 26(4): 20.
- [6] 赵庆周,李勇,田世明,等. 基于智能配电网大数据分析的状态监测与故障处理方法[J]. 电网技术, 2016, 40(3): 774.
ZHAO Qingzhou, LI Yong, TIAN Shiming, et al. A State Estimation and Fault Processing Method Based on Big Data Analysis of Smart Distribution Network[J]. Power System Technology, 2016, 40(3): 774.
- [7] SU Y, LU X, ZHAO Y, et al. Cooperative Communications with Relay Selection Based on Deep Reinforcement Learning in Wireless Sensor Networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(2): 9561.
- [8] TAO C, YUN L, CHENG H, et al. Design and Realization of Integrated Patrol-robot System for Underground Pipe Gallery[C]//The Proceedings of 2017 13th IEEE International Conference on Electronic Measurement & Instruments. Yangzhou, China: IEEE, 2017: 177.
- [9] 王薇,贾素梅. 基于 WSN 的配电网数据采集系统的研究与设计[J]. 电源技术, 2015, 39(4): 834.
WANG Wei, JIA Sumei. Research and Design of Data Acquisition System for Power Distribution Network Based on WSN[J]. Power Source Technology, 2015, 39(4): 834.
- [10] 石鑫,朱永利. 面向输电线路监测的无线传输网络 QoS 保障技术研究[J]. 中国电力, 2015, 48(03): 39.
SHI Xin, ZHU Yongli. Research on QoS Support Technology of Wireless Transmission Networks for Transmission Line Monitoring[J]. Electric Power, 2015, 48(3): 39.
- [11] WU F, CHEN L, ZHAO N, et al. Computation Over Multi-access Channels: Multi-hop Implementation and Resource Allocation[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(2): 1038.
- [12] GAUTAM S, VU T X, CHATZINOTAS S, et al. Cache-aided Simultaneous Wireless Information and Power Transfer (SWIPT) with Relay Selection[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2019, 37(1): 187.
- [13] REDHU S, ANUPAM M, HEGDE R M. Optimal Relay Node Selection for Robust Data Forwarding Over Time-varying IoT Networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology. 2019, 68(9): 9178.
- [14] ZHOU X, BAI B, CHEN W. Greedy Relay Antenna Selection for Sum Rate Maximization in Amplify-and-forward MIMO Two-way Relay Channels under a Holistic Power Model[J]. IEEE Communications Letters, 2015, 19(9): 1648.
- [15] 高健文,黄友锐,徐善永,等. 一种均衡配电网 WSNs 能耗的分簇路由算法[J]. 现代电子技术, 2021, 598

- (23): 72.
- GAO Jianwen, HUANG Yourui, XU Shanyong, et al. Clustering Routing Algorithm to Balance Energy Consumption of WSNs in Distribution Network[J]. Modern Electronics Technique, 2021, 598(23): 72.
- [16] WU Y, QIAN L, HUANG L, et al. Optimal Relay Selection and Power Control for Energy-harvesting Wireless Relay Networks[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2018, 2(2): 471.
- [17] ZHOU Z, WANG Z, YU H, et al. Learning-based URLLC-aware Task Offloading for Internet of Health Things[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(2): 396.
- [18] XU J, GUO C. Scheduling Periodic Real-time Traffic in Lossy Wireless Networks as Restless Multi-armed Bandit[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8(4): 1129.
- [19] 高伟欣, 罗先觉, 朱颖. 贪心算法结合 Hopfield 神经网络优化配电变电站规划[J]. 电网技术, 2004(7): 73.
- GAO Weixin, LUO Xianjue, ZHU Ying. A New Distribution Substation Planning Algorithm Based on Greedy Algorithm and Hopfield Neural Network[J]. Power System Technology, 2004(7): 73.
- [20] XU J, WAH B W. Optimality of Greedy Algorithm for Generating Just-noticeable Difference Surfaces[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2016, 18(7): 1330.
- [21] ZHOU Z, LIAO H, GU B, et al. Resource Sharing and Task Offloading in IoT Fog Computing: A Contract-learning Approach[J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence, 2020, 4(3): 227.
- [22] 杨彤, 秦进. 基于平均序列累计奖赏的自适应 ε -greedy 策略[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(11): 148.
- YANG Tong, QIN Jin. Adaptive ε -greedy Strategy Based on Average Episodic Cumulative Reward[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(11): 148.
- [23] ZHOU Z, LIAO H, ZHAO X, et al. Reliable Task Offloading for Vehicular Fog Computing under Information Asymmetry and Information Uncertainty[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(9): 8322.
- [24] LIAO H, ZHOU Z, ZHAO X, et al. Learning-based Context-aware Resource Allocation for Edge-computing-empowered Industrial IoT[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(5): 4260.
- [25] 车树良, 张洪欣. 宽带电力线通信系统的电磁干扰评估[J]. 世界科技研究与发展, 2009, 31(4): 658.
- CHE Shuliang, ZHANG Hongxin. Electromagnetic Interference Evaluation of Broad-band Power Line Communication[J]. World Sci-Tech R & D, 2009, 31(4): 658.
- [26] LIAO H, CHEN X, ZHOU Z, et al. Licensed and Unlicensed Spectrum Management for Cognitive mMTC: A Context-aware Learning Approach[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2020, 6(3): 915.
- [27] LI G, MISHRA D, HU Y, et al. Adaptive Relay Selection Strategies for Cooperative NOMA Networks with User and Relay Cooperation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(10): 11728.
- [28] SUN Y, ZHOU S, XU J. EMM: Energy-aware Mobility Management for Mobile Edge Computing in Ultra Dense Networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(11): 2637.
- [29] 史建超, 谢志远. 面向电力物联网信息感知的低压电力线与微功率无线通信融合方法[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(10): 147.
- SHI Jianchao, XIE Zhiyuan. Fusion Method of Low Voltage Power Line and Micro Power Wireless Communication for Information Perception of Power Internet of Things[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(10): 147.
- [30] 章晓芳, 周倩, 梁斌. 一种自适应的多臂赌博机算法[J]. 计算机研究与发展, 2019, 56(3): 643.
- ZHANG Xiaofang, ZHOU Qian, LIANG Bin. An Adaptive Algorithm in Multi-armed Bandit Problem[J]. Journal of Computer Research and Development, 2019, 56(3): 643.

(编辑:温泽宇)