

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902621

联合机器学习的 D2D 通信多中继选择机制^{*}

彭 艺 张 申 朱 豪 李启骞

(昆明理工大学 信息工程与自动化学院 昆明 650500)

摘 要:在 D2D 通信中,当源节点与目的节点间的距离过大时,可以通过引入中继节点来改善通信质量。当通信衰落严重时,单中继无法有效改善通信质量,此时可以引入多中继参与通信。针对 D2D 网络多中继通信,提出一种基于机器学习中 Q-learning 算法的多中继选择机制。首先,判断源节点与目的节点之间通信是否需要合作中继;其次,通过考虑 D2D 网络中通信能量消耗来对 Q-learning 算法中的 Q 函数的回报值进行定义;最后,通过计算 D2D 通信传输距离和通信接收端信噪比得出满意度函数。综合考虑回报值和满意度,获得协作中继集。仿真结果表明,基于 Q-learning 算法的多中继协作可以显著减少传输延迟,平衡网络负载。

关键词: D2D 通信;多中继选择;Q-learning

中图分类号: TN929.5 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510

D2D communication multiple relay selection mechanism for joint machine learning

Peng Yi Zhang Shen Zhu Hao Li Qiqian

(School of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650504, China)

Abstract: In device-to-device (D2D) communication, when the distance between source node and destination node is too large, relay node can be introduced to improve the communication quality. When the communication decline is serious and single relay cannot improve the communication quality effectively, multi-relay communication needs to be introduced. Aiming at multi-relay communication in D2D communication, this paper proposes a multi-relay selective communication mechanism based on Q-learning in machine learning. First, determine whether cooperative relay is needed for communication between source node and destination node. Secondly, the return value of Q function in q-learning algorithm is defined by considering the communication energy consumption in D2D network. Finally, the satisfaction function is obtained by calculating the transmission distance of D2D communication and the signal-to-noise ratio of the communication receiver. Considering the return value and satisfaction, a cooperative relay set is obtained. Simulation results show that multi-relay cooperation based on Q-learning algorithm can significantly reduce transmission delay and balance network load.

Keywords: D2D communication; multi-relay selection; Q-learning

0 引 言

随着移动通信技术的发展,移动设备的数量呈爆炸式增长,无线频谱资源面临着严重短缺的挑战,如何提高频谱资源的利用率就成了亟待解决的问题。近年来,D2D(device-to-device)通信越来越受到人们的关注,D2D 通信技术实质是利用蜂窝网络的频谱资源进行通信,由此便提高了频谱资源的利用率。然而 D2D 通信属于一种短距离通信,受距离的影响较大,当通信用户双方之间

的距离过大时,信道质量就会变差从而导致出现通信中断的情况。出现这种情况时,传统方式是将 D2D 通信转换为传统移动蜂窝通信。但是,这样会造成基站的压力瞬间增大。针对这种情况,可以通过引入中继节点来解决问题。

如何选择中继节点是一个值得研究的问题。文献[1]提出了一种基于能量效率的中继接入方法,首先确定中继的位置,再使用能量效率较高的方式进行用户接入。文献[2]首先针对蜂窝用户与 D2D 用户之间的干扰问题进行了研究,通过限定干扰筛选出候选中继集合,

收稿日期:2019-09-24 Received Date: 2019-09-24

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(61761025)资助项目

最后利用文中所提出的分布式的方法,在筛选出的集合中选择出合适中继节点,进行数据传输。文献[3]进行了多因素考虑,通过多目标的优化过程得出最优中继的选择。文献[4]提出一种对最小化中断概率进行优化的中继选择方案,且假设了设备具有能量采集的功能。文献[5]提出一种基于信噪比的机会中继选择算法,以中继节点的最大信噪比作为中继选择准则,将候选中继集中信噪比最高的节点作为最优中继进行数据传输。文献[6]以参与节点对链路容量提升作为准则,通信链路容量最大的候选节点作为最佳中继进行辅助通信。文献[7]以最大吞吐量为准则,首先筛选出符合吞吐量要求的一个候选中继集合,然后在候选中继集合中进行最优中继的选择,提高了系统整体的吞吐量。以上所提到的方法都在一定程度上提高了通信的传输速率,改善了通信性能,然而未考虑当通信处于深度衰落的情况时,单中继协作难以满足通信用户服务质量(QoS)需求。针对这种情况,本文考虑引入多个中继节点进行协作通信,使系统性能得到改善,以满足 D2D 通信需求。

Q-learning 是机器学习中强化学习内容中的一个方法^[8-9],主要组成元素包括学习者(agent)、环境(environment)、状态(state)、动作(action)等。学习者通过对环境信息的感知以及历史状态的分析,通过学习分析每个状态下应采取什么动作使 Q 值最大化,选择 Q 值最大的动作作为最终动作,从而使目标值最优化。

本文将 Q-learning 的学习思想引入到 D2D 通信网络多中继选择研究中。在 D2D 中继协作通信网络中,将 D2D 源节点视为 Q-learning 算法中的学习者,通过感知 D2D 通信网络状态,与通信环境进行交互,采取动作使 Q 值达到最大,此时该状态下采取的动作即为 D2D 通信网络中的中继最优选择策略,该策略有效的减小了传输时延,同时增大了 D2D 通信网络生存周期的。

1 系统模型

本文考虑的是单蜂窝小区场景,如图 1 所示。假设小区有一个基站, N 个可作为中继的空闲蜂窝用户(IUES), M 个蜂窝用户对(CUES), X 个 D2D 通信对。在 D2D 源节点与目的节点距离过远通信质量较差时,单中继难以完成协作,需要多中继进行协作通信,多个中继组成一个中继集,如图 1 所示 Multi-relay 集。

为了缓解频谱资源的紧张稀缺问题,D2D 通信复用蜂窝通信的频谱资源。每个蜂窝用户使用不同的信道与基站进行数据传输,D2D 通信使用蜂窝用户的信道进行传输,且每个 D2D 通信链路使用不同的蜂窝用户的信道频谱。当 D2D 通信中加入中继节点时,此时 D2D 链路分为两跳通信,两跳通信所复用的频谱资源均为相同蜂窝

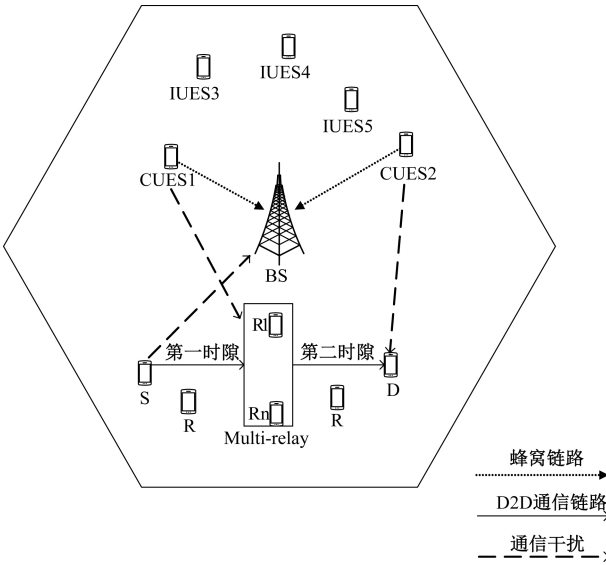


图 1 多中继协作通信网络模型

Fig.1 Multi - relay cooperative communication network model diagram

用户信道。与蜂窝用户所能承受的干扰值相比,基站所能承受的干扰值要大很多,所以本文假设 D2D 通信所复用的蜂窝资源为上行链路资源^[10]。因此,D2D 通信过程中所受到的干扰,本文只考虑蜂窝用户的干扰和系统噪声,且蜂窝用户的位置以及发送功率是固定的^[11-12]。

对于本文提出的基于 Q-Learning 的多中继协作机制,Q-Learning 的强化学习模型如图 2 所示。在 Q-Learning 算法中,基本三要素分别为学习者、状态、动作,本文将其映射到 D2D 通信协作网络中。源节点可以映射为学习者,数据传输和通信网络状态视为环境,源节点可以根据感知的环境信息决定采取的动作即选择中继,来改变环境状态即通信网络状态。源节点根据中继节点信息选择中继节点,调整策略和返回结果,估计下一个传输状态。然后,计算信噪比和距离,以确定是否满足目标阈值。

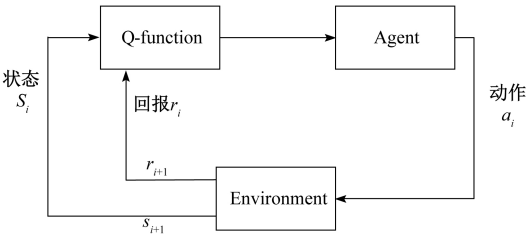


图 2 强化学习模型

Fig.2 Reinforcement learning model diagram

中继协作通信可以提高 D2D 通信网络的性能,然而,当中继协作通信不是必要的,如果此时加入中继,则

会使系统更复杂,增加传输延迟,降低系统效率。所以需要判断 D2D 源节点与目的节点是否需要协作中继,以避免增加通信延迟^[13-15]。

当 D2D 用户建立直接通信时,D2D 链路信噪比也应大于 D2D 链路信噪比门限值,即满足式(1),同时需要保证蜂窝用户的通信质量,即满足式(2)。

$$\gamma_D = \frac{P_D |a_{s,D}|^2}{P_c |a_{c,D}|^2 + N_0} > \gamma_{D_s} \quad (1)$$

$$\gamma_C = \frac{P_C |a_{c,B}|^2}{P_D |a_{s,B}|^2 + N_0} > \gamma_{C_s} \quad (2)$$

式中: γ_{D_s} 和 γ_{C_s} 分别为 D2D 通信链路和蜂窝上行链路的信噪比门限值; γ_D 和 γ_C 为 D2D 通信链路和蜂窝通信链路的信噪比值; P_D 为 D2D 通信功率, P_C 为蜂窝用户传输功率,本文的功率是已包含了路径损耗的功率。 $a_{i,j}$ 为 i 到 j 的信道衰减系数, N_0 为高斯白噪声功率。

由于 D2D 通信属于短距离通信,D2D 发送端与 D2D 接收端受距离的限制。当 D2D 发送端与接收端之间的距离超过正常的 D2D 通信范围时,即当 D2D 用户对之间进行直通通信时候,如果源节点与目的节点之间的信道发生深度衰落或者空间距离突然变得较远时超过了正常的 D2D 通信范围,这会使得源节点和目的节点间无法直接通信。如式(3)和(4),此时源节点与目的节点无法直接通信,需要中继参与进行协作通信。

$$\gamma_D = \frac{P_D |a_{s,D}|^2}{P_c |a_{c,D}|^2 + N_0} < \gamma_{D_s} \quad (3)$$

$$\gamma_C = \frac{P_C |a_{c,B}|^2}{P_D |a_{s,B}|^2 + N_0} < \gamma_{C_s} \quad (4)$$

2 基于 Q-learning 的多中继选择算法

本文 Q 学习的行动模型定义 5 个元素 $\{F_i, H_i, r_i, J_i, \alpha_{th}\}$, F_i 表示状态集, H_i 表示动作集, r_i 表示选择中继节点的回报值, J_i 代表学习满意度, α_{th} 是满意度的目标阈值,只有在 $J_i > \alpha_{th}$ 的前提下,节点才能切换到另一个状态。Q 值的更新函数,回报值 r_i 和满意度 J_i 定义如下。

2.1 Q 函数的定义

在 D2D 通信网络中,源节点通过 Q-Learning 算法选择中继节点。定义 Q-Learning 算法中 Q 的初始值为从源节点 S 发送数据到中继节点 R 所需时间的倒数。也就是说,如果数据传输所需时间越长,那么 Q 的值越小,即传输时延越大。

$$Q_{s,D,L}(f,h) = \sum_{R \in L} Q_{s,R,D,L}(f,h) \quad (5)$$

式中: $Q_{s,R,D,L}(f,h)$ 表示中继节点集里中继 R 的 Q 值, S 为源节点, D 为目的节点, L 表示候选中继节点集, $Q_{s,D,L}(f,h)$ 表示中继集 L 的总 Q 值。

$Q_{s,D,L}(f,h)$ 值的更新函数如式(6)。

$$Q_{s,D,L}(f,h) = (1 - \alpha) Q_{s,D,L}(f,h) + \alpha [r + \beta \max_{f',h'} Q_{s,D,L}(f',h')] \quad (6)$$

式中: $\beta(0 < \beta < 1)$ 是折扣因子,决定未来回报的重要性; $\alpha(0 < \alpha < 1)$ 代表学习速率; r 表示回报值, f' 表示下一个状态; h' 表示 f' 状态下采取的动作。

当 D2D 源节点 S 准备将数据传输到 D2D 目的节点 D 时,需提前预测下一个状态 f' 和动作 h' , 此处定义一个最优回报值策略 $W: F_i \rightarrow H_i$ 表示回报值最大时,此时系统所处状态和采取行动的映射,根据策略 W 可以获得最优中继节点集 L。

2.2 回报值 r_i 的定义

D2D 通信网络中的能量消耗主要是由 D2D 通信网络中节点间的数据传输造成。在回报函数 r_i 中,本文将能量消耗作为定义回报值的主要参考因素。中继节点接收和转发 N 比特的能量消耗表示如式(7)。

$$E = 2 N(e_q + e_m) \quad (7)$$

式中: e_q 表示接收或发送单位数据所需能量; e_m 表示中继处理单位数据所需的能量。

若 D2D 源节点 S 选择中继节点集 L 中的中继节点进行协作时,可以通过式(8)计算其回报值 r_i 。

$$r_i = \sum_{R \in L} \frac{E_R}{2 N(e_q + e_m)} \quad (8)$$

式中: E_R 是中继节点集 L 中的节点 R 的剩余能量,剩余能量越大,则回报值越大。

2.3 满意度 J_i 的定义

本文综合考虑了中继节点的可用度和接收信噪比来对满意度进行定义。

1) 节点可用度

本文将中继节点与源节点和目的节点之间的距离和作为评估因素之一。如图 3 所示,从图 3 可以看出,源节点到中继节点 R2 以及中继节点 R2 到目的节点的距离之和明显比源节点到中继节点 R1 以及中继节点 R1 到目的节点的距离之和要小。通信距离越长,则路径损耗越大。本文将节点的响应时间做相同处理,源节点 S 同时通过 R2 和 R1 向目的节点 D 发送数据。数据通过中继 R2 传输时,目的节点 D 能更早的接收到数据,即认为中继节点 R2 比中继节点 R1 具有更高的节点可用度。

假设中继节点响应时间一样,

$$T_R = \sum_{R \in L} \frac{1}{v_{s,R,D}} \quad (9)$$

式中: $v_{s,R,D}$ 表示中继节点集 L 的中继节点 R 到 D2D 源节点 S 和 D2D 目的节点 D 的距离之和,距离之和越小,说明中继节点的可用度越高。

2) 信噪比

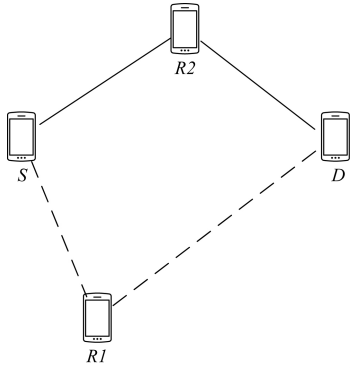


图 3 中继节点可用度模型

Fig.3 Relay node availability model diagram

在第 1 时隙,源节点采用广播方式发送信号,中继节点和目的节点收到的信号分别为:

$$y_{SR} = \sqrt{P_S} a_{SR} x_s + \sqrt{P_c} a_{cR} x_c + n_{SR} \quad (10)$$

$$y_{SD} = \sqrt{P_S} a_{SD} x_s + \sqrt{P_c} a_{cD} x_c + n_{SD} \quad (11)$$

式中: P_S 表示源节点功率; a_{ij} 表示信道衰减系数; x_s 源节点发送的信号; x_c 接收到的来自蜂窝用户的干扰信号; n_{ij} 表示功率为 N_0 的高斯白噪声。

在第 2 时隙,目的节点接收到来自中继节点发送的信号,此处中继节点对与接收到的源节点信号,采用放大转发的方式,目的节点收到的信号为:

$$y_{RD} = \varepsilon_R a_{RD} y_{SR} + \sqrt{P_c} a_{cD} x_c + n_{RD} \quad (12)$$

式中: ε_R 为中继节点采用 AF 协作方式时的放大增益因子。

$$\varepsilon_R \leq \sqrt{\frac{P_R}{P_S |a_{SR}|^2 + P_c |a_{cR}|^2 + N_0}} \quad (13)$$

目的节点 D 从中继节点 R 和源节点 S 获得信号, D2D 多中继通信网络中目的节点 D 处的总信噪比可近似计算为:

$$\gamma_D \approx \gamma_{SD} + \sum_{j \in L} \frac{\gamma_{SD} \gamma_{RD}}{\gamma_{SR} + \gamma_{RD} + 1} \quad (14)$$

直接通信时目的节点接收到的信噪比为:

$$\gamma_{SD} = \frac{P_S |a_{SD}|^2}{P_c |a_{cD}|^2 + N_0} \quad (15)$$

对于接收到的信号,目的节点采用最大比合并(maximal ratio combining, MRC)的方式进行处理,即信噪比为:

$$\gamma_M = \frac{P_S |a_{SD}|^2}{P_c |a_{cD}|^2 + N_0} +$$

$$\frac{P_S}{P_c |a_{cD}|^2 + N_0} \sum_{k \in L} \frac{\varepsilon_R^2 |a_{RD}|^2 |a_{SR}|^4}{|a_{SR}|^2 + \varepsilon_R^2 |a_{RD}|^2 |a_{SR}|^2 + 1} \quad (16)$$

为了简化算法的复杂度, D2D 多中继网络中目的节点 D 处的总信噪比可以表示为:

$$\gamma_M \leq \frac{P_S |a_{SD}|^2}{P_c |a_{cD}|^2 + N_0} + \frac{P_S}{P_c |a_{cD}|^2 + N_0} \sum_{R \in L} \frac{P_R |a_{RD}|^2 |a_{SR}|^2}{P_S |a_{SR}|^2 + P_S |a_{RD}|^2} = \frac{P_S |a_{SD}|^2}{P_c |a_{cD}|^2 + N_0} + \frac{P_S}{P_c |a_{cD}|^2 + N_0} \sum_{R \in L} \left(\frac{P_S}{P_R |a_{RD}|^2} + \frac{1}{|a_{SR}|^2} \right)^{-1} \leq \frac{P_S |a_{SD}|^2}{P_c |a_{cD}|^2 + N_0} + \frac{1}{2P_c |a_{cD}|^2 + 2N_0} \sum_{R \in L} \sqrt{P_R P_S} |a_{RD}| |a_{SR}| \quad (17)$$

由此可得,目的节点 D 处的总信噪比可以表示为:

$$\gamma_L = \frac{P_S |a_{SD}|^2}{P_c |a_{cD}|^2 + N_0} + \frac{1}{2P_c |a_{cD}|^2 + 2N_0} \sum_{R \in L} \sqrt{P_R P_S} |a_{RD}| |a_{SR}| \quad (18)$$

为了表示每个因素的重要性,引入权重因子 ω ,由此可以计算出中继节点集合 L 的满意度 J_L :

$$J_L = \omega \sum_{R \in L} \frac{1}{v_{S,R,D}} + (1 - \omega) \left(\frac{P_S |a_{SD}|^2}{P_c |a_{cD}|^2 + N_0} + \frac{1}{2P_c |a_{cD}|^2 + 2N_0} \sum_{R \in L} \sqrt{P_R P_S} |a_{RD}| |a_{SR}| \right) \quad (19)$$

对于给定的满意度阈值 α_{th} , 当满意度低于阈值时, 中继节点集的 Q 值将被设置为 0, 然后保存并更新 Q 值。由于中继节点在 D2D 通信网络中并不是始终处于静态的, 因此需要在每次通信之后评估中继节点集的传输性能。

3 基于 Q-learning 的多中继选择步骤

为了减少数据传输时延和扩展通信网络生命周期, 本文运用 Q-Learning 算法的思想进行中继节点的选择。基于 Q-Learning 算法的中继节点选择和调整的过程如下。

1) 首先根据式(3)、(4)判断 D2D 通信是否需要中继节点的参与。

2) 需要中继节点参与时, 初始化 Q 值并随机选择初始状态。

3) 根据式(5)可以计算筛选出中继节点集的总 Q 值。

4) 根据最优回报值策略 W, 得出 Q 值最大的中继节点集, 该中继节点集作为最佳候选中继。

5) 接下来源节点 S 根据满意度计算公式计算步骤 4) 选择出的中继节点集的满足程度。若该中继集满意度值大于阈值 α_{th} , 则源节点与目的节点通过该中继集进行数据传输; 若满意度值低于阈值 α_{th} 时, 则将该集合的 Q 值设置为 0。

6) 保存并更新 Q 值,并根据最优回报值策略 W 更新最优中继节点集,重新选择最佳候选中继集,重复步骤 5)。

4 仿真分析

仿真将文中所提基于 Q-learning 的多中继选择算法 (QLRC) 与拓扑辅助中继选择机制 (IRNP)^[16] 和基于近似算法的中继选择机制 (ORST)^[17] 进行比较。将 50 个 D2D 通信节点随机放置在半径为 80 m 的圆形区域中。由于本文主要研究关于中继节点的选择,因此在仿真场景中,源节点与目的节点的位置均设置为固定位置。源节点位于圆的中心,目的节点需设置在超出距离源节点 D2D 最大通信覆盖范围 (50 m) 外。本文仿真中将目的节点设置在距离源节点 75 m 处的位置,此时源节点与目的节点必须通过中继节点才能进行 D2D 通信,因此在该场景中并不考虑 D2D 节点间直通的情况。仿真参数设置如表 1 所示。

表 1 仿真参数设置
Table 1 Simulation parameter setting

仿真参数	仿真值
节点的初始能量	5 J
D2D 节点的传输功率	100 mW
D2D 通信最大覆盖范围	50 m
数据块大小	500 byte
目标阈值 α_{th}	2
接收或发送单位数据所需的能量 e_q	10 nJ/bit
处理单位数据所需的能 e_m	20 nJ/bit
信道带宽	2 Mbps
高斯白噪声	-170 dBm/Hz

图 4 所示为每个节点的流量负载从 0 Mbps 增加到 5 Mbps 的过程中,QLRC、IRNP 和 ORST 三种算法之间的平均时延性能比较。当节点流量负载小于 2 Mbps 时,QLRC 和 ORST 的性能大致相同。但是,IRNP 的性能急剧下降。随着流量负载的增加,3 种合作机制的性能均下降。但总体来说本文所提的 QLRC 平均延迟的增长速度较另外两种方案慢 0.05~0.15 s,可以更好地满足实时数据传输的需要。

图 5 所示为 3 种协作通信算法随着通信时间的推移,生存节点个数的变化。通信时间在 200 s 之前时,由于开始时每个节点的能量都是充足的,所有节点都能存活下来,以保持节点通信的正常进行。随着时间的推移,IRNP、ORST 和 QLRC 三种通信方案在 201、203 和 298 s 时分别有节点死亡,当网络中的死亡节点数达到 10% 时,认为该通信网络出现故障,无法再正常通信。从图 5 可

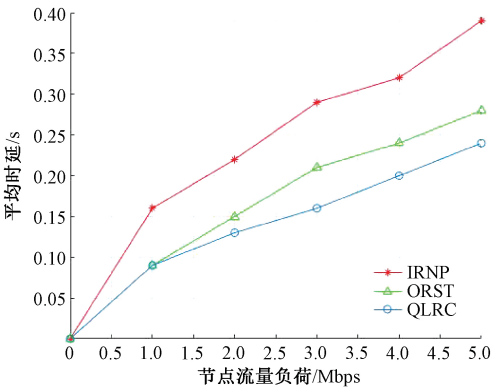


图 4 平均时延随着负荷增大的变化
Fig.4 The average time delay varies with the increase of load

以看出,使用 QLRC 方案的通信网络生命周期比另外两种方案长 100~180 s。因为 QLRC 方案选择剩余能量较多的节点作为中继,这样可以平衡网络能耗并有效扩展网络生命周期。

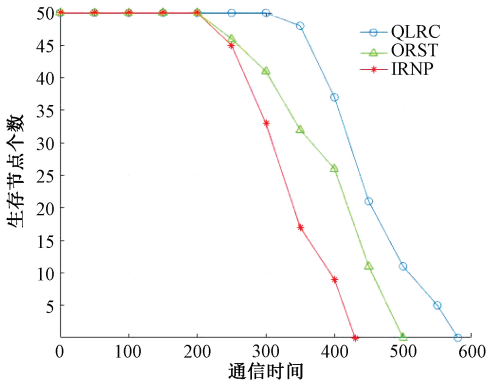


图 5 随着通信时间的增大生存节点个数变化
Fig.5 The number of survival nodes changes with the increase of communication time

5 结 论

为了解决 D2D 通信中单中继无法满足通信协作需求的问题,提出了基于机器学习中 Q-Learning 算法的多中继选择机制。首先判断 D2D 通信是否需要中继协作,然后分别考虑了 Q 函数的回报值和满意度函数的设计。最后,综合考虑回报值和满意度得到最优中继集。该中继选择机制能明显降低 D2D 通信传输时延,平衡通信网络负载,增大通信网络的生存周期。

参考文献

[1] MA X, YIN R, YU G, et al. A distributed relay selection method for relay assisted device-to-device communication system [C].International Symposium on

- Personal Indoor and Mobile Radio Communications, IEEE, 2012: 1020-1024.
- [2] ZHANG M, CHEN X, ZHANG J. Social-aware relay selection for cooperative networking: An optimal stopping approach [C]. IEEE International Conference on Communications, 2014: 2257-2262.
- [3] YANG H H, LEE J, QUEK T Q S. Heterogeneous cellular network with energy harvesting-based D2D communication [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(2): 1406-1419.
- [4] 王文敬. 一种基于信噪比反馈的机会中继选择协议[J]. 无线电通信技术, 2018, 44(1): 65-68.
WANG W J. Opportunistic relay selection protocol based on signal-to-noise ratio feedback [J]. Radio Communication Technology, 2018, 44(1): 65-68.
- [5] CHEN Z, SU Z, SHAO S. Research on relay selection in device-to-device communications based on maximum capacity [C]. International Conference on Information Science, Electronics and Electrical Engineering, 2014: 1429-1434.
- [6] ZHAO M, GU X Y, WU D, et al. A two-stages relay selection and resource allocation joint method for D2D communication system [C]. Proceedings of the IEEE Wireless Communication and Networking Conference, 2016, 1-6.
- [7] 尚千卜, 孙文胜. 一种基于混合双工模式下中继选择策略[J]. 计算机应用于软件, 2018, 35(7): 187-193.
SHANG Q B, SUN W SH. A relay selection strategy based on hybrid duplex mode [J]. Computer Applied and Software, 2018, 35(7): 187-193.
- [8] 马学森, 朱建, 谈杰, 等. 多头绒泡菌预处理的改进 Q 学习算法求解最短路径问题[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(5): 148-157.
MA X S, ZHU J, TAN J, et al. Physarum polycephalum algorithm based improved Q-learning for shortest path solution [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(5): 148-157.
- [9] 张浩杰, 苏治宝, 苏波. 基于深度 Q 网络学习的机器人端对端控制方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(10): 36-43.
ZHANG H J, SU Y B, SU B. End to end control method for mobile robots based on deep Q network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(10): 36-43.
- [10] XIA W C, SHAO S X, SUN J. Relay select-ion strategy for Device to Device communication [C]. Proceedings of the IET International Conference on Information and Communications Technologies (IETICT), 2013: 318-323.
- [11] ARGYRIOU A. Forwarding interfering signals in wireless ad hoc networks under MRC receiver processing [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Communications (ICC), 2015: 6222-6227.
- [12] 孙立悦, 赵晓晖. 基于中断概率的协作通信中继选择与功率分配算法[J]. 通信学报, 2013, 34(10): 84-91.
SUN L Y, ZHAO X H. Cooperative communication relay selection and power allocation algorithm based on outage probability [J]. Journal of Communications, 2013, 34(10): 84-91.
- [13] CHEN Z, SU Z, SHAO S. Research on relay selection in device-to-device communications based on maximum capacity [C]. International Conference on Information Science, Electronics and Electrical Engineering, IEEE, 2014: 1429-1434.
- [14] CHEN Y C, HE S B, HOU F, et al. Optimal user-centric relay assisted device-to-device communications: an auction approach [J]. IET Communications, 2015, 9(3): 386-395.
- [15] ARGYRIOU A. Forwarding interfering signals in wireless ad hoc networks under MRC receiver processing [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Communications (ICC), 2015: 6222-6227.
- [16] ETEZADI F, ZARIFI K, GHAYEB A. et al. Topology-assisted techniques to relay selection for homogeneously distributed wireless sensor networks [C]. IEEE Global Telecommunications Conference, 2010: 247-253.
- [17] ZAFAR B, MIR Z H, SHAMS S M S, et al. On improved relay nodes placement in two-tiered wireless sensor networks [C]. 2009 IEEE Military Communications Conference, 2009: 1-7.

作者简介



彭艺, 分别在 1996 年, 2000 年和 2005 年于电子科技大学获得学士学位, 硕士学位和博士学位, 现为昆明理工大学副教授, 主要研究方向为无线通信。

E-mail: 527037928@qq.com

Peng Yi received B. Sc., M. Sc. and Ph.D. all from University of Electronic Science and Technology of China in 1996, 2000 and 2005, respectively. Now she is an associate professor at Kunming University of Science and Technology. Her main research interest includes wireless communication.