

基于并行 CNN 的 RIS 辅助 D2D 保密通信系统资源分配算法

朱政宇^{1,2}, 侯庚旺¹, 黄崇文³, 孙钢灿¹, 郝万明¹, 梁静⁴

(1. 郑州大学信息工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 郑州大学电子材料与系统国际联合研究中心, 河南 郑州 450001;
3. 浙江大学信息与电子工程学院, 浙江 杭州 310027; 4. 郑州大学电气工程学院, 河南 郑州 450001)

摘 要: 为满足智能信号处理和物理层安全需求, 针对频谱资源紧缺问题, 提出了一种智能超表面辅助设备到设备 (D2D) 通信的资源分配算法。D2D 用户通过复用蜂窝用户频谱资源实现通信, 考虑 D2D 传输速率、基站发射功率和 RIS 发射相移约束, 构建了用户保密速率最大化问题。为了解决该非线性规划问题, 提出了一种并行卷积神经网络算法, 以得到最佳资源分配方案。仿真结果表明, 所提算法能够有效提高系统保密速率, 且明显优于其他基准算法。

关键词: D2D 通信; 智能超表面; 资源分配; 保密速率; 卷积神经网络

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2022046

Systems resource allocation algorithm for RIS-assisted D2D secure communication based on parallel CNN

ZHU Zhengyu^{1,2}, HOU Gengwang¹, HUANG Chongwen³, SUN Gangcan¹, HAO Wanming¹, LIANG Jing⁴

1. School of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China

2. National Center for International Joint Research of Electronic Materials and Systems, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China

3. School of Information Science and Electronic Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China

4. School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China

Abstract: To meet the requirements of intelligent signal processing and physical layer security, aiming at the shortage of spectrum resources, a resource allocation algorithm for reconfigurable intelligent surface (RIS)-assisted the device to device (D2D) communication was proposed. D2D users communicated by multiplexing the spectrum resources of cellular users. Considering the constraints of D2D transmission rate, base station transmission power and RIS transmission phase shift, the problem of maximizing user security rate was formulated. To solve the nonlinear programming problem, a parallel convolutional neural network (CNN) algorithm was proposed to obtain the optimal resource allocation scheme. Simulation results show that the parallel CNN algorithm can effectively improve the secrecy rate and it is significantly better than other benchmark algorithms.

Keywords: D2D communication, reconfigurable intelligent surface, resource allocation, secrecy rate, convolutional neural network

收稿日期: 2021-11-05; 修回日期: 2022-01-20

通信作者: 梁静, liangjing@zzu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61922072, No.62101499, No.62101492); 国家重点研发计划基金资助项目 (No.2019QY0302, No.2019YFB1803200, No.2021YFA1000500); 中国博士后科学基金资助项目 (No.2020M682345); 河南省博士后经费资助项目 (No.202001015); 郑州市重大科技创新专项基金资助项目 (No.2019CXZX0037); 浙江省自然科学基金资助项目 (No.LR22F010002)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61922072, No.62101499, No.62101492), The National Key Research and Development Program of China (No.2019QY0302, No.2019YFB1803200, No.2021YFA1000500), China Postdoctoral Science Foundation Funded Project (No.2020M682345), Henan Postdoctoral Foundation (No.202001015), Science and Technology Innovation Project of Zhengzhou (No.2019CXZX0037), The Natural Science Foundation of Zhejiang Province (No.LR22F010002)

0 引言

随着物联网 (IoT, Internet of things) 业务的高速发展, 数据流量需求显著增长, 无线频谱资源紧缺的现象日益严重。3GPP 正在不断推进新兴的无线通信技术, 设备到设备 (D2D, device-to-device) 通信被认为是 5G 通信中具有前景的技术之一。D2D 技术不仅能提高频谱利用率和系统容量, 还能降低信息传输时延和基站 (BS, base station) 负载压力。此外, D2D 技术已正式被列为应急通信领域的标准技术, 针对应急通信中频谱短缺的问题, 引入 D2D 技术能有效提高频谱利用率^[1-3]。

D2D 技术可以实现 D2D 通信用户与蜂窝用户 (CU, cellular user) 之间频谱资源共享。但同时也将增加系统干扰, 严重影响通信质量, 甚至导致无法正常通信。为减小 D2D 通信对通信系统的干扰, 文献[4]提出一种 D2D 通信系统中的频谱分配和功率分配的联合优化选择方法, 将非凸问题转化为一个多项式问题以求得最佳分配方案, 最大化所有 D2D 用户和 CU 通信的和速率。文献[5]研究了增强 D2D 通信系统中的资源分配问题, 提出一种交替迭代优化算法, 在保证 CU 最小传输速率要求下提高系统总传输速率。针对 D2D 通信复用蜂窝资源带来的干扰问题, 文献[6]考虑了一种干扰控制和资源分配算法, 通过构建干扰图, 为 D2D 用户寻找可以复用的信道资源, 提出一种信道资源分配策略, 能够有效提高系统吞吐量和 D2D 用户的接入率。

智能超表面 (RIS, reconfigurable intelligent surface) 作为一种新的革命性技术, 能实现频谱和能量的高效利用^[7-9]。RIS 由大量的无源低成本反射单元构成, 每个反射单元能够调整入射电磁波的相位和振幅, 并对其进行反射^[10]。因此, 可以利用 RIS 设计无源波束, 即通过改变每个反射单元的反射系数 (包括相位和振幅) 来增强所需信号并抑制干扰。RIS 的典型架构包括一个智能控制器和三层结构 (即反射元件、铜背板和控制电路板)^[11]。与 RIS 相连的控制器可以智能调节反射系数, 并与其他网络组件通信, 以实现无线传播环境的重新配置, 从而在物理层的层面上提升 D2D 通信系统的抗干扰能力。最近已有学者对 RIS 辅助 D2D 通信进行了研究, 文献[12]通过联合优化基站发射波束和 RIS 的反射波束, 最大化 RIS 辅助 D2D 通信系统和速率。

随着大数据和人工智能技术的发展, 机器学习

在计算机视觉、自然语言处理等领域均取得了重大突破^[13]。与此同时, 无线通信中的问题也开始尝试使用机器学习方法寻找解决方案, 如非正交多址接入、认知无线电、信道估计和频谱分配^[14-17]等。深度学习作为机器学习的一个分支, 已被用于 D2D 通信中^[18-22]。针对 5G 网络中 IoT 网络的 D2D 通信, 文献[18]提出一种基于深度学习的 IoT-D2D 通信自主功率分配算法, 通过分布式深度学习优化其功率, 在抑制干扰的同时获得更高的系统吞吐量。针对双工 D2D 网络的传输功率分配问题, 文献[19]考虑一种深度神经网络 (DNN, deep neural network) 模型, 将问题表述为一个非线性规划模型, 通过标准优化工具得到训练数据, 让 DNN 从训练数据中学习系统, 从而得到具有高服务质量分配策略的 DNN 模型。文献[20]考虑了多天线的蜂窝系统 D2D 通信, 提出一种基于深度学习的资源分配算法, 在满足 CU 和 D2D 用户数据传输速率要求的同时, 最大化系统能效, 并证明多 D2D 用户通信优于传统的单 D2D 用户通信。由于 D2D 在数据速率、覆盖率和数量上的激增, 无线网络资源分配问题已成为十分具有挑战性的问题。文献[21]针对 D2D 通信系统, 提出一种深度强化学习方法, 在能源消耗和网络性能之间取得平衡。文献[22]考虑多个 RIS 赋能的太赫兹通信系统, 提出了多跳混合波束成形的实现架构以及基于强化学习的波束成形的实现设计。

D2D 通信场景中安全性非常重要, 当传输信息包含个人隐私或敏感数据时, 必须要实现 D2D 安全通信。文献[23]设计了一个轻量级安全 D2D 系统, 提出一种用于 D2D 安全通信的轻量级高效密钥分配方案, 以较低的能耗和计算资源实现 2 个设备之间安全的信息交换。文献[24]考虑合作 D2D 通信系统, 设计了一种安全的波束成形方案, 在保证 CU 保密速率要求下最大化 D2D 用户传输速率。目前, 针对 RIS 辅助 D2D 通信系统在保密性方面考虑较少, 且大多采用凸优化、块坐标下降^[9]等方法, 并没有尝试更加新颖的技术, 如深度学习、强化学习等技术^[25]。随着 RIS 发射元素增加, 所需处理数据的维度也将显著增加, 此时凸优化、块坐标下降等方法的计算复杂度将大大提升, 甚至难以求解。而深度学习在处理高维数据方面已展现出十分优异的性能, 这也为 RIS 辅助 D2D 通信系统的资源分配提供了一种新的解决思路。因此, 本文针对 RIS 辅助 D2D 保密通信系统, 设计了一种基于卷积神

神经网络 (CNN, convolutional neural network) 的资源分配方案, 对基站波束成形向量和 RIS 相移进行优化, 在保证 D2D 用户正常通信下, 最大化 CU 保密传输速率。本文主要贡献如下。

1) 在 RIS 辅助 D2D 通信下行链路中, D2D 用户通过复用 CU 的频谱资源进行通信, 其中一个 CU 的频谱资源可以被多个 D2D 用户复用。针对 D2D 用户复用 CU 频谱资源通信时对 CU 通信造成干扰的问题, 通过优化 RIS 相移和波束成形向量来抑制干扰, 提高系统保密速率。

2) 针对 RIS 辅助 D2D 通信系统, 考虑 BS 发射功率、RIS 反射系数和 D2D 通信速率约束, 构建了 CU 保密速率最大化问题模型。该问题是一个非线性规划问题, 难以直接求解, 因此本文提出了一种并行 CNN 资源分配算法。

3) 仿真结果验证了所提算法的有效性和 RIS 辅助 D2D 系统的显著优势。与传统方案相比, 本文所提方案能够有效提高系统保密传输速率。

1 系统模型及问题描述

本文研究场景为传统蜂窝小区采用 D2D 通信技术, 并在小区内部署 RIS, 控制器负责与基站进行信息交互, 并智能控制发射元素的相移。通过优化基站波束成形矢量和 RIS 相移, 从而提升系统保密速率。

1.1 系统描述

考虑一个 RIS 辅助 D2D 通信系统下行链路, 如图 1 所示, 基站配备 M 根天线, 周围分布一个 CU 和 K 对 D2D 用户, 每对 D2D 用户包含一个发射用户 (DT, D2D transmitter) 和一个接收用户 (DR, D2D receiver)。D2D 用户通过复用 CU 频谱资源实现通信, 使小区内出现同频干扰。与此同时, D2D 用户将作为潜在窃听者 (Eve, eavesdropper) 窃听 CU 的传输信息, 其随机分布在小区内。考虑实际成本及可行性, 对 RIS 的反射相位取离散值, 其中, RIS 包含 N 个反射单元, 假设每个反射单元的相移离散为 2 bit, 相移范围为 $[0, 2\pi]$ 。特别地, 假设信道信息状态已知, 其中, BS 到 RIS、CU、DR、Eve 的信道增益分别为 $\mathbf{H}_{\text{BI}} \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 、 $\mathbf{h}_{\text{BC}}^{\text{H}} \in \mathbb{C}^{1 \times M}$ 、 $\mathbf{g}_{\text{BD}}^{\text{H}} \in \mathbb{C}^{1 \times M}$ 、 $\mathbf{g}_{\text{BE}} \in \mathbb{C}^{1 \times M}$; RIS 到 CU、DR、Eve 的信道增益分别为 $\mathbf{h}_{\text{IC}}^{\text{H}} \in \mathbb{C}^{1 \times N}$ 、

$\mathbf{h}_{\text{ID}}^{\text{H}} \in \mathbb{C}^{1 \times N}$ 、 $\mathbf{g}_{\text{IE}}^{\text{H}} \in \mathbb{C}^{1 \times N}$; DT 到 RIS、DR、CU、Eve 的信道增益分别为 $\mathbf{h}_{\text{DI}} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 、 $\mathbf{h}_{\text{DTR}} \in \mathbb{C}^{1 \times 1}$ 、 $\mathbf{g}_{\text{DC}} \in \mathbb{C}^{1 \times 1}$ 、 $\mathbf{g}_{\text{DE}}^{\text{H}} \in \mathbb{C}^{1 \times 1}$ 。

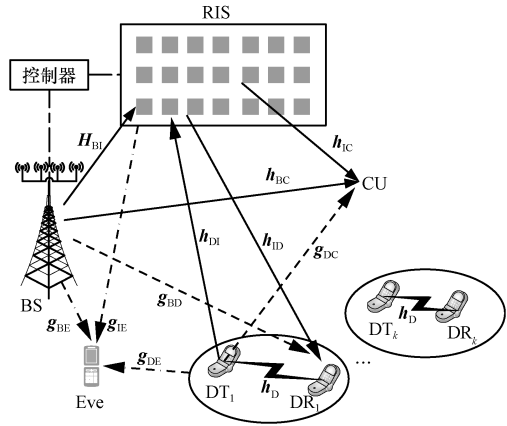


图 1 RIS 辅助 D2D 通信系统

1.2 毫米波 D2D 信道模型

本文采用 Saleh-Valenzuela 理论信道模型^[26], 信道矢量表示为

$$\mathbf{h}_{k,m} = \sqrt{\frac{N}{L_{k,m}}} \sum_{l=0}^{L_{k,m}} \alpha_{k,m}^{(l)} \mathbf{a}(\varphi_{k,m}^{(l)}, \theta_{k,m}^{(l)}) \quad (1)$$

其中, $L_{k,m}$ 表示第 m 个子反射面与第 k 个用户之间的多径数; $\alpha_{k,m}^{(l)}$ 表示第 l ($1 \leq l \leq L_{k,m}$) 条路径的增益; $\varphi_{k,m}^{(l)}$ 和 $\theta_{k,m}^{(l)}$ 表示第 l 条路径的方位和仰角; $\mathbf{a}(\varphi_{k,m}^{(l)}, \theta_{k,m}^{(l)}) \in \mathbb{C}^{N_s \times 1}$ 是数组响应矢量, 可表示为

$$\mathbf{a}(\varphi, \theta) = \mathbf{a}_{\text{az}}(\varphi) \otimes \mathbf{a}_{\text{el}}(\theta) \quad (2)$$

其中, 水平和垂直方向的数组响应矢量分别为

$$\mathbf{a}_{\text{az}}(\varphi) = \frac{1}{\sqrt{N_{s_1}}} \left[e^{\frac{j2\pi d_1 \sin \varphi}{\lambda}} \right]^T, \quad i \in I(N_{s_1}) \quad (3)$$

$$\mathbf{a}_{\text{el}}(\theta) = \frac{1}{\sqrt{N_{s_2}}} \left[e^{\frac{j2\pi d_2 \sin \theta}{\lambda}} \right]^T, \quad j \in I(N_{s_2}) \quad (4)$$

其中, λ 为信号波长, d_1 和 d_2 分别为元素在水平和垂直方向的间距, N_{s_1} 和 N_{s_2} 分别为水平和垂直方向的天线元素, $I(n) = \{0, 1, \dots, n-1\}$ 。

1.3 问题构建

在下行传输链路中, CU 的接收信号为 BS 到 CU 的直接传输信号、RIS 的反射信号和由复用其频谱的 D2D 用户的同频干扰信号。因此, CU 的接收信号为

$$\mathbf{y}_{\text{c}} = \left(\mathbf{h}_{\text{BC}}^{\text{H}} + \mathbf{h}_{\text{IC}}^{\text{H}} \mathbf{\Theta} \mathbf{H}_{\text{BI}} \right) \mathbf{f} \mathbf{s} +$$

$$\sum_{i=1}^K \sqrt{P_{D_i}} \left(g_{DT,C} + h_{IC}^H \Theta h_{DT,I} \right) x_{D_i} + n_1 \quad (5)$$

第 i 个 DR 的接收信号为

$$y_{d_i} = \sqrt{P_{D_i}} \left(h_{DT,DR_i} + h_{IDR_i}^H \Theta h_{DT,I} \right) x_{D_i} + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^K \sqrt{P_{D_j}} \left(h_{DT,DR_j} + h_{IDR_j}^H \Theta h_{DT,I} \right) x_{D_j} + \left(g_{BDR_i}^H + h_{IDR_i}^H \Theta H_{BI} \right) f s + n_2 \quad (6)$$

Eve 的接收信号为

$$y_e = \left(g_{BE}^H + g_{IE}^H \Theta H_{BI} \right) f s + \sum_{i=1}^K \sqrt{P_{D_i}} \left(g_{DT,E} + g_{IE}^H \Theta h_{DT,I} \right) x_{D_i} + n_3 \quad (7)$$

其中, $f \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 为基站波束成形向量; P_{D_i} 为第 i 个 DT 的发射功率; Θ 为 RIS 的相移矩阵, 满足 $\Theta = \text{diag}[e^{j\theta_1}, \dots, e^{j\theta_N}]$, 主对角线 $\theta_n = (0, 2\pi)$ 为组合入射信号第 n ($1 \leq n \leq N$) 个元素的相移; s 为基站的发射信号; x_{D_i} 为第 i 个 DT 的发射信号; n_1 、 n_2 和 n_3 均为加性白高斯噪声, 且满足 $n_i \sim \text{CN}(0, \sigma^2)$, $i=1,2,3$ 。

为方便后续计算, 令 $u = [e^{j\theta_1}, \dots, e^{j\theta_N}]^H$, $v = [u^H, 1]^T$, 则 $h_{BC}^H + h_{IC}^H \Theta H_{BI} = v^H H_{BIC}$, $g_{DT,C} + h_{IC}^H \Theta h_{DT,I} = v^H h_{DT,IC}$, $h_{DT,DR_i} + h_{IDR_i}^H \Theta h_{DT,I} = v^H h_{DT,DR_i}$, $g_{BDR_i}^H + h_{IDR_i}^H \Theta H_{BI} = v^H H_{BDR_i}$, $g_{BE}^H + g_{IE}^H \Theta H_{BI} = v^H H_{BIE}$, $g_{DR,E} + g_{IE}^H \Theta h_{DT,I} = v^H h_{DT,IE}$, $h_{DT,DR_i} + h_{IDR_i}^H \Theta h_{DT,I} = v^H h_{DT,DR_i}$ 。其中, 有 $H_{BIC} = [\text{diag}(h_{IC}^H) H_{BI}; h_{BC}^H]$, $h_{DT,IC} = [\text{diag}(h_{IC}^H) h_{DT,I}; g_{DT,C}]$, $h_{DT,DR_i} = [\text{diag}(h_{IDR_i}^H) h_{DT,I}; h_{DT,DR_i}]$, $H_{BDR_i} = [\text{diag}(h_{IDR_i}^H) H_{BI}; g_{BDR_i}^H]$, $H_{BIE} = [\text{diag}(g_{IE}^H) H_{BI}; g_{BE}^H]$, $h_{DT,IE} = [\text{diag}(g_{IE}^H) h_{DT,I}; g_{DT,E}]$ 。

由香农定理可得, CU 的传输速率为

$$R_c = \text{lb}(1 + \gamma_c) = \text{lb} \left(1 + \frac{|v^H H_{BIC} f|^2}{\sum_{i=1}^K P_{D_i} |v^H h_{DT,IC}|^2 + \sigma^2} \right) \quad (8)$$

同理, 第 i 个 D2D 用户的传输速率为

$$R_{d_i} = \text{lb}(1 + \gamma_{d_i}) = \text{lb} \left(1 + \frac{P_{D_i} |v^H h_{DT,DR_i}|^2}{\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^K P_{D_j} |v^H h_{DT,DR_j}|^2 + \sigma^2} \right) \quad (9)$$

其中, γ_c 为 CU 处的信干噪比, γ_{d_i} 为第 i 个 DT 用户的信干噪比。

由于 D2D 不仅干扰 CU, 也对 Eve 产生干扰, 因此 Eve 的窃听速率为

$$R_e = \text{lb}(1 + \gamma_e) = \text{lb} \left(1 + \frac{|v^H H_{BIE} f|^2}{\sum_{i=1}^K P_{D_i} |v^H h_{DT,IE}|^2 + \sigma^2} \right) \quad (10)$$

则 CU 的保密速率为

$$R_{cc} = [R_c - R_e]_+ \quad (11)$$

其中, $[\cdot]_+ = \max \{ \cdot, 0 \}$ 。

本文以 CU 的保密速率作为衡量系统中物理层安全的性能指标, 在满足 D2D 用户传输速率约束条件下最大化 CU 的保密速率。综上所述, 该优化问题可以表示为

$$\begin{aligned} & \max_{f,v} R_{cc} \\ & \text{s.t. C1: } f^H f \leq P^{\max} \\ & \text{C2: } |v_n| = 1, \forall n \in 1, 2, \dots, N \\ & \text{C3: } R_{d_i} \geq R^{\min}, \forall i = 1, 2, \dots, K \end{aligned} \quad (12)$$

其中, C1 表示基站发射功率约束, P^{\max} 为基站最大发射功率; C2 表示 RIS 恒模约束; C3 表示每条 D2D 链路的传输速率约束, R^{\min} 为 D2D 用户能正常通信的最小传输速率。由于变量之间存在高度耦合, 问题式(12)是一个典型的非凸优化问题^[27], 难以求得最优解。

2 基于并行卷积神经网络的资源分配算法

由于问题式(12)是一个非凸优化问题, 为了解决此问题, 本节提出了一种并行 CNN 模型, 如图 2 所示。首先, 采用卷积层对信道状态信息进行特征提取; 然后, 通过全连接层选择最佳资源分配方案。该并行 CNN 模型既能降低单个模型的复杂度, 又能提高模型的稳定性、准确性和可扩展性, 能够在显著降低复杂度和运行时间情况下提升系统保密速率。

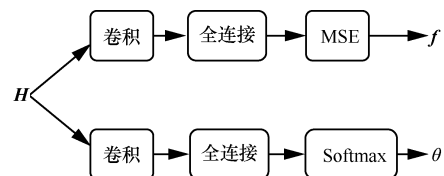


图 2 并行 CNN 模型

具体地，首先，构建由 2 个 CNN 组成的并行计算系统，设定每个 CNN 模型的具体参数；然后，根据文献[28]算法得到大量数据样本，采用聚类方法对数据样本聚类，将远离簇的离群点视为异常值，对其剔除。而后对剩余数据样本做归一化处理，得到所需数据集，并将数据集以 8:2 比例分为训练集和验证集。最后，利用训练集训练模型，并用验证集来验证并行 CNN 模型的效果。

2.1 并行 CNN 建模

本文设计了一种并行 CNN 计算模型，每个 CNN 的结构如图 3 所示。其中，一个 CNN 模型求解波束成形向量 f ，将其构建成回归问题；另一个 CNN 模型求解 RIS 中 N 个反射单元的相移 θ ，其为典型的分类问题。

具体地，每个模型均由以下两部分组成：1) 特征提取部分，由三层卷积层构成，负责从信道信息状态中提取关键特征；2) 资源选择部分，由两层全连接层构成，利用提取的特征选择最佳资源配置方案。由于并行 CNN 模型中每个 CNN 能够独立训练和使用，运行时间将显著降低。

2.2 数据预处理

毫米波信道矩阵每个元素都拥有幅度和相位，即每个元素均能采用 $Ae^{i\theta}$ 描述，根据欧拉公式 $e^{i\theta} = \cos\theta + i\sin\theta$ 进行转化，将每个元素表示为复数形式。利用 CNN 模型训练时，使用复数作为输入将难以提取特征^[29]。因此，本文将元素的实部和虚部拆分再拼接成一个二维矩阵。根据系统配置，CNN 模型的输入数据维度为 $\{M+N+MN+K^2+K^2N, 2\}$ 。

2.3 训练阶段

首先，对网络参数初始化，将信道信息输入神经网络，通过网络前向传播计算得到输出。然后，对输出结果进行运算得到损失函数，再利用反向传播更新网络参数。最后，使模型输出的损失函数降到最低并趋于稳定，完成 CNN 模型的训练。

具体地，CNN 每层参数如图 3 所示。第一卷积

层卷积核数量为 5，卷积核大小为 2×3 ，激活函数为 ReLU；第二卷积层卷积核数量为 7，卷积核大小为 2×2 ，激活函数为 ReLU；第三卷积层卷积核数量为 5，卷积核大小为 3×3 ，激活函数为 ReLU；第一全连接层的神经元个数为 256，激活函数为 ReLU；第二全连接层的神经元个数为 64，激活函数为 ReLU。特别地，用于求解波束成形向量的 CNN 是回归问题，因此输出层采用最小均方误差 (MSE, mean-square error) 作为损失函数；用于求解 RIS 相移是分类问题，损失函数采用 Softmax 函数。

2.4 测试阶段

为了验证并行 CNN 模型的泛化性能，在测试阶段，使用测试数据集对训练完成的模型进行评估。具体地，首先将信道矩阵作为输入，训练完成输出并行 CNN 模型，然后将输出结果与传统算法比较，计算并行 CNN 模型的预测精度。具体过程如算法 1 所示。

算法 1 并行 CNN 算法

输入 信道矩阵 H_{BI} , h_{BC}^H , g_{BDR}^H , g_{BE} , h_{IC}^H , h_{IDR}^H , g_{IE}^H , h_{DRI} , h_{DTDR} , g_{DTC} 和 g_{DTE}^H

输出 并行 CNN 模型

步骤 1 构建并行 CNN 模型，将数据集分为训练集和测试集两部分。

步骤 2 随机初始模型中神经元权重，设置学习速率 η ($0 < \eta < 1$)、每批输入数据量 Batch size 及训练次数 Epoch。

步骤 3 训练并行 CNN，输入训练数据，经过前向传播得到输出值，采用误差函数计算误差，并使用 Adam 优化器优化网络中的参数。

步骤 4 重复步骤 3，直至误差值小于误差容限或达到最大训练次数。

步骤 5 利用验证集评估并行 CNN 模型的性能。

3 仿真实验与分析

本节通过仿真实验验证所提算法的有效性。仿真平台由 Python3 开发，采用深度学习平台 Pytorch 来完

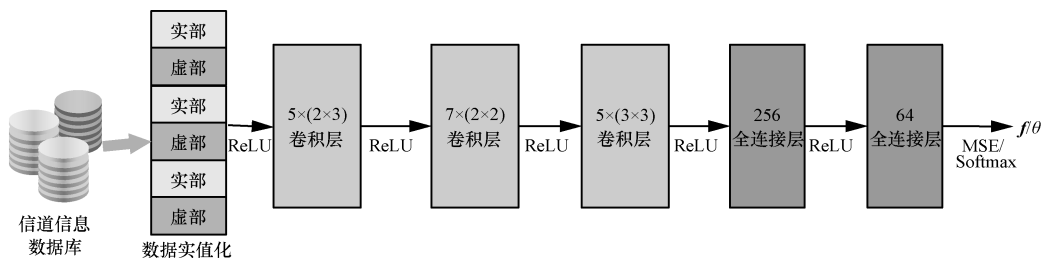


图 3 单个 CNN 的结构

成并行 CNN 模型的搭建和训练。系统部署如图 4 所示，其他仿真参数如表 1 所示。同时采用以下 3 种基准方案进行对比：1) 系统不部署 RIS (无 RIS 方案)；2) 系统部署 RIS，采用随机相移；3) 系统部署 RIS，采用块坐标下降法^[9]求 RIS 相移，简称为文献[9]方案。

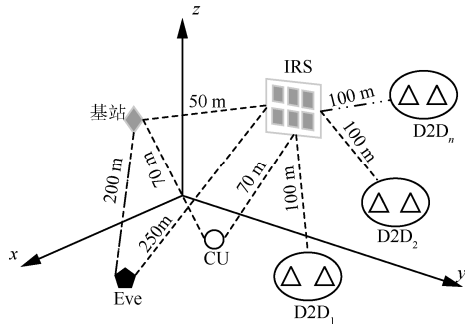


图 4 系统部署

表 1 仿真参数

参数	取值
RIS-D2D 小区半径/m	500
D2D 最大通信距离/m	10~50
D2D 用户数	[8,20]
BS 最大发射功率/dBm	25
D2D 发射功率/dBm	10
噪声功率密度/(dBm·Hz ⁻¹)	-116
路径损失指数	2
路径损失常数	1
阴影衰落/dB	8
D2D 用户最低 SINR/dB	7
学习率	0.01
Dropout	0.5
优化器	Adam
Batch size	16

所提并行 CNN 模型的训练误差随训练次数的变化如图 5 所示。从图 5 可知，训练误差随训练次数的增加而减小，当训练次数为 2 000 次时，训练误差趋于稳定，达到收敛。

CU 最大保密传输速率与 RIS 反射元素数量 N 的关系如图 6 所示。从图 6 可知，当 $P_B=25$ dB 和 $K=15$ 时，所提方案优于其他 3 种基准方案，且随着 RIS 反射元素数量增加，CU 最大保密速率呈单调递增趋势。当反射元素数量 $N=30$ 时，所提方案的 CU 最大保密速率比文献[9]方案、随机相移和无 RIS 方案分别高出 0.675 bit/s、1.790 bit/s 和 6.747 bit/s，证明了所提方案的有效性。

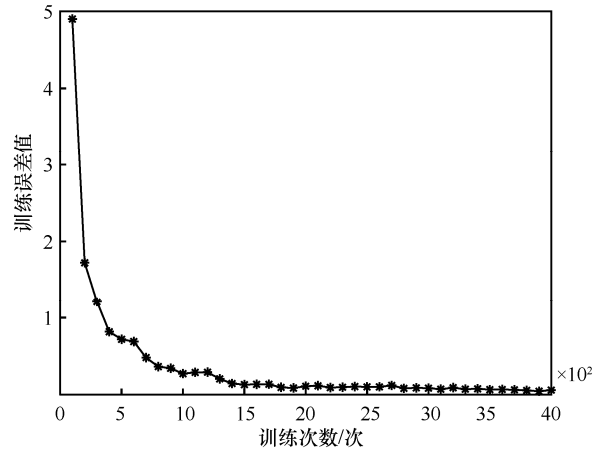


图 5 训练误差随训练次数的变化

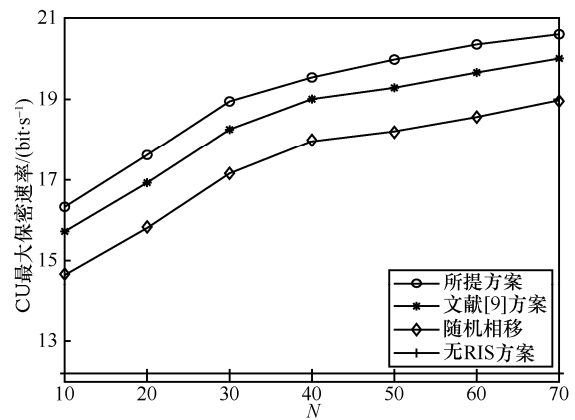


图 6 CU 最大保密传输速率与 RIS 反射元素数量 N 的关系

CU 最大保密速率与基站发射功率 P_B 的关系如图 7 所示。当 $K=15$ 和 $N=40$ 时，随着 P_B 增加，CU 最大保密速率呈递增趋势，且所提方案优于其他 3 种基准方案。对比分析可知，RIS 辅助的系统保密速率明显优于无 RIS 方案，尤其是随着基站发射功率的增大，RIS 方案与无 RIS 方案的差异愈加明显，原因在于 RIS 为系统提供了新的自由度和分集增益。

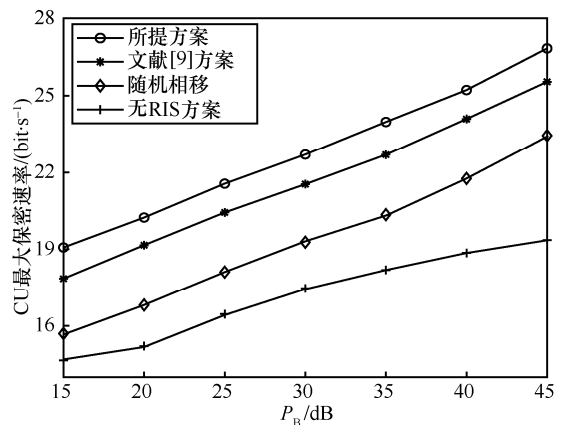


图 7 CU 最大保密速率与基站发射功率 P_B 的关系

CU 最大保密速率与 D2D 用户数量 K 的关系如图 8 所示。从图 8 可以看出,当基站发射功率 $P_b=25$ dB 和 RIS 反射元素 $N=40$ 时,随着 D2D 用户数量增加, CU 最大保密速率逐渐下降,原因在于随着小区内 D2D 数量增加, D2D 用户对 CU 用户的干扰也会愈加严重,但所提方案的 CU 最大保密速率仍然优于其他 3 种基准方案。

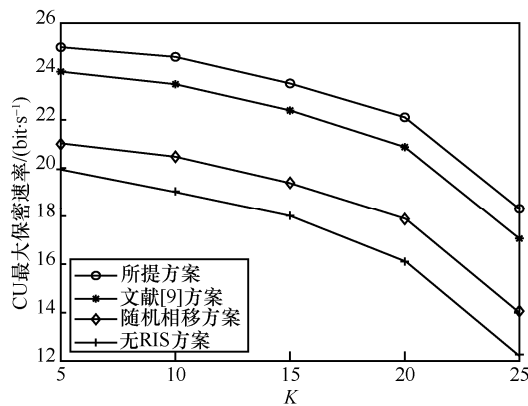
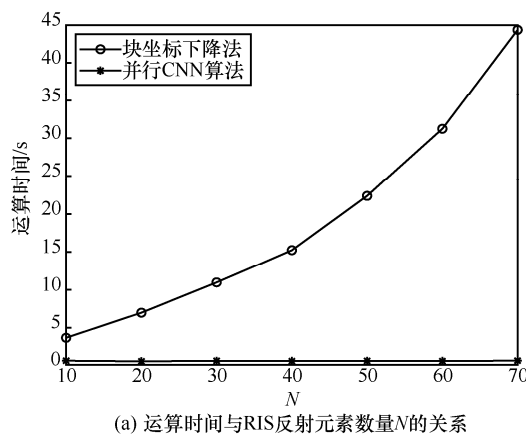


图 8 CU 最大保密速率与 D2D 用户数量 K 的关系

由于随机相移和无 RIS 这 2 种基准方案未考虑 RIS 相移的优化且系统性能较差,因此,本文主要比较了不同 RIS 反射元素数量和 D2D 数量情形下所提并行 CNN 算法与块坐标下降法^[9]的运算时间。为了便于分析比较,2 种算法的仿真均在处理器为 R7-5800H @3.2 GHz、16 GB 运行内存、6 GB 显存的机器上运行,基站发射功率为 $P_b=25$ dB,每次仅调整 RIS 反射元素数量或 D2D 用户数量其中一个变量,分别得到运算时间与 RIS 反射元素数量及 D2D 用户数量关系如图 9 所示。从图 9(a)可知,并行 CNN 算法所需运算时间远小于块坐标下降法,且随着 RIS 反射元素数量的增加,这种差距愈加显



(a) 运算时间与 RIS 反射元素数量 N 的关系

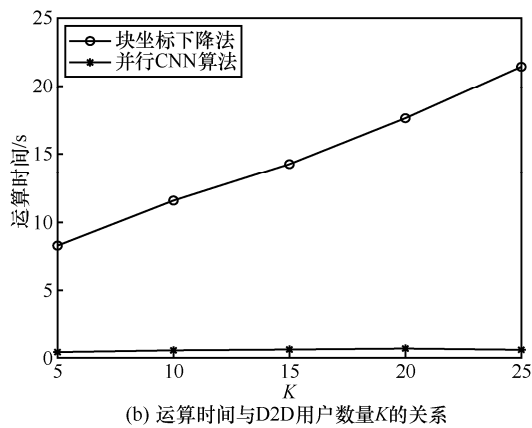
著。从图 9(b)可知,随着小区内 D2D 用户数量增加,块坐标下降法的运算时间也越来越长,而并行 CNN 算法运行时间基本不变,且远小于块坐标下降法。原因在于随着 RIS 反射元素数量或 D2D 用户数量增加,系统将变得更加复杂,所需处理的数据维度也随之增大,传统凸优化方法的计算复杂度将明显增加,因此,需要更长的运算时间。

4 结束语

根据 RIS 增强反射信号以及降低干扰的特点,本文针对 RIS 辅助 D2D 保密通信系统,提出了一种资源分配方案,对基站波束成形向量和 RIS 相移进行优化,在基站发射功率、D2D 传输速率和 RIS 相移约束下使 CU 保密速率最大化。由于该优化问题是非凸问题,难以直接求解,本文提出一种基于并行 CNN 模型的资源分配算法。仿真结果表明,本文所提算法具有良好的收敛性,能够有效提升 CU 保密速率,且时间复杂度显著小于传统凸优化算法。实验结果表明,RIS 辅助的 D2D 通信系统保密速率要明显优于无 RIS 的系统。

参考文献:

- [1] LIU S H, WU Y C, LI L, et al. A two-stage energy-efficient approach for joint power control and channel allocation in D2D communication[J]. IEEE Access, 2019, 7: 16940-16951.
- [2] HUANG C W, HU S, ALEXANDROPOULOS G C, et al. Holographic MIMO surfaces for 6G wireless networks: opportunities, challenges, and trends[J]. IEEE Wireless Communications, 2020, 27(5): 118-125.
- [3] XU Y J, LIU Z J, HUANG C W, et al. Robust resource allocation algorithm for energy-harvesting-based D2D communication underlying UAV-assisted networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(23): 17161-17171.
- [4] HOANG T D, LE L B, LE-NGOC T. Joint mode selection and resource allocation for relay-based D2D communications[J]. IEEE Communications Letters, 2017, 21(2): 398-401.



(b) 运算时间与 D2D 用户数量 K 的关系

图 9 所提并行 CNN 算法与块坐标下降法的运行时间的对比

- [5] GAO H Y, ZHANG S B, SU Y M, et al. Joint resource allocation and power control algorithm for cooperative D2D heterogeneous networks[J]. IEEE Access, 2019, 7: 20632-20643.
- [6] 钱志鸿, 田春生, 王鑫, 等. D2D 网络中信道选择与功率控制策略研究[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(10): 2287-2293.
QIAN Z H, TIAN C S, WANG X, et al. Research on channel selection and power control strategy for D2D networks[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 41(10): 2287-2293.
- [7] NIU H H, CHU Z, ZHOU F H, et al. Weighted sum secrecy rate maximization using intelligent reflecting surface[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(9): 6170-6184.
- [8] XU Y J, GAO Z N, WANG Z Q, et al. RIS-enhanced WPCNs: joint radio resource allocation and passive beamforming optimization[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(8): 7980-7991.
- [9] ZHANG C Y, CHEN W Y, HE C L, et al. Throughput maximization for intelligent reflecting surface-aided device-to-device communications system[J]. Journal of Communications and Information Networks, 2020, 5(4): 403-410.
- [10] 朱政宇, 王梓暉, 徐金雷, 等. 智能反射面辅助的未来无线通信: 现状与展望[J]. 航空学报, 2021, doi: 10.7527/S1000-6893.2021.25014.
ZHU Z Z, WANG Z X, XU J L, et al. Future wireless communication assisted by intelligent reflecting surface: current situation and prospect[J]. Journal of Aeronautics, 2021, doi: 10.7527/S1000-6893.2021.25014.
- [11] 朱政宇, 徐金雷, 孙钢灿, 等. 基于 IRS 辅助的 SWIPT 物联网系统安全波束成形设计[J]. 通信学报, 2021, 42(4): 185-193.
ZHU Z Y, XU J L, SUN G C, et al. Secure beamforming design for IRS-assisted SWIPT Internet of things system[J]. Journal on Communications, 2021, 42(4): 185-193.
- [12] ZHU Z Y, LI Z, CHU Z, et al. Resource allocation for intelligent reflecting surface assisted wireless powered IoT systems with power splitting[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 14(12): 363.
- [13] LIU M, SONG T C, HU J, et al. Deep learning-inspired message passing algorithm for efficient resource allocation in cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(1): 641-653.
- [14] ZHU Z Y, XU J L, SUN G C, et al. Robust beamforming design for IRS-aided secure SWIPT terahertz systems with non-linear EH model[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, PP(99): 1.
- [15] 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.
CHEN Q B, GUAN L J, LI Z Y, et al. Deep reinforcement learning-based adaptive wireless resource allocation algorithm for heterogeneous cloud wireless access network[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2020, 42(6): 1468-1477.
- [16] GUI G, HUANG H J, SONG Y W, et al. Deep learning for an effective nonorthogonal multiple access scheme[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(9): 8440-8450.
- [17] KIM J, PARK J, NOH J, et al. Autonomous power allocation based on distributed deep learning for device-to-device communication underlying cellular network[J]. IEEE Access, 2020, 8: 107853-107864.
- [18] LIU X. Optimisation of the duplex D2D network: a deep learning approach[J]. IET Networks, 2020, 9(3): 139-144.
- [19] ÖZBEK B, PISCHELLA M, LE R D. Energy efficient resource allocation for underlying multi-D2D enabled multiple-antennas communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(6): 6189-6199.
- [20] NGUYEN K K, DUONG T Q, VIEN N A, et al. Non-cooperative energy efficient power allocation game in D2D communication: a multi-agent deep reinforcement learning approach[J]. IEEE Access, 2019, 7: 100480-100490.
- [21] JACOB S, MENON V G, JOSEPH S, et al. A novel spectrum sharing scheme using dynamic long short-term memory with CP-OFDMA in 5G networks[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2020, 6(3): 926-934.
- [22] HUANG C W, YANG Z H, ALEXANDROPOULOS G C, et al. Multi-hop RIS-empowered terahertz communications: a DRL-based hybrid beamforming design[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(6): 1663-1677.
- [23] LEE J, LEE J H. Performance analysis and resource allocation for cooperative D2D communication in cellular networks with multiple D2D pairs[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(5): 909-912.
- [24] JIANG L, QIN C, ZHANG X X, et al. Secure beamforming design for SWIPT in cooperative D2D communications[J]. China Communications, 2017, 14(1): 20-33.
- [25] YANG B, CAO X L, HUANG C W, et al. Intelligent spectrum learning for wireless networks with reconfigurable intelligent surfaces[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(4): 3920-3925.
- [26] LI D, QIAO D L, ZHANG L, et al. Performance analysis of indoor THz communications with one-bit precoding[C]//Proceedings of 2018 IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-7.
- [27] WADAYAMA T. Interior point decoding for linear vector channels based on convex optimization[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2010, 56(10): 4905-4921.
- [28] BUDHIRAJA I, KUMAR N, TYAGI S. Deep-reinforcement-learning-based proportional fair scheduling control scheme for underlay D2D communication[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(5): 3143-3156.
- [29] LIN B, WANG X D, YUAN W H, et al. A novel OFDM autoencoder featuring CNN-based channel estimation for Internet of vessels[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(8): 7601-7611.

[作者简介]



朱政宇 (1988-), 男, 河南鹿邑人, 博士, 郑州大学副教授, 主要研究方向为智能反射面技术、物理层安全技术、无线通信与信号处理等。

侯庚旺 (1996-), 男, 河南林州人, 郑州大学硕士生, 主要研究方向为物理层安全技术与机器学习。

黄崇文 (1986-), 男, 浙江杭州人, 博士, 浙江大学研究员, 主要研究方向为智能超表面、深度学习、B5G/6G 通信等。

孙钢灿 (1977-), 男, 河南濮阳人, 博士, 郑州大学教授, 主要研究方向为深度学习、机器学习、无线通信、物理层安全技术等。

郝万明 (1988-), 男, 河南林州人, 博士, 郑州大学副教授, 主要研究方向为毫米波通信、大规模 MIMO 技术、物理层安全技术等。

梁静 (1981-), 女, 河南兰考人, 博士, 郑州大学教授, 主要研究方向为计算智能、智能优化及机器学习等。