



专题：智能通信技术

全双工无线通信系统的智能安全中继选择策略

刘芳¹, 王亚娟², 赖峥嵘³, 刘元安¹

(1. 北京邮电大学电子工程学院, 北京 100876;

2. 中国移动通信有限公司研究院, 北京 100053;

3. 广东省新一代通信与网络创新研究院, 广东 广州 510760)

摘要: 全双工技术理论上可以使频谱效率提升一倍, 将其应用于双向中继系统, 能进一步提升系统的频谱效率。考虑残余自干扰与信道环境, 以安全容量最大化为目标进行中继选择, 将该选择优化问题建模为多分类问题, 提出了一种基于卷积神经网络 (CNN) 的智能中继选择策略。在设计分类模型时利用 CNN 提取信道的空间相关性, 设置卷积核的维度与中继数目相关, 为了保留输入特征的矩阵特性未使用池化层。仿真结果表明, 在降低计算复杂度和减少反馈开销的情况下, 基于 CNN 的分类器具有更高的分类准确率, 能获得与传统最优中继选择方案一致的安全容量。

关键词: 全双工; 中继选择; 监督学习; 多分类器

中图分类号: TP393

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2020291

Intelligent security relay selection for full duplex wireless communications

LIU Fang¹, WANG Yajuan², LAI Zhengrong³, LIU Yuan'an¹

1.School of Electronic Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

2.Research Institute of China Mobile Communications Co., Ltd., Beijing 100032, China

3.Guangdong Communications and Networks Institute, Guangzhou 510760, China

Abstract: Full-duplex can double the spectrum efficiency theoretically. Thus it can further improve the spectrum efficiency when it is used in the relay systems. Considering the residual self-interference and signal-to-noise ratio, a problem was set to maximize the security capacity by selecting the optimal relay. This optimization problem was transformed into multi-classification problem. Thus a convolutional neural network (CNN)-based intelligent relay selection scheme was proposed. In the design of the classification model, the CNN was used to extract the spatial correlation of the channel, and the dimension of the convolution kernel was related to the number of relays. The pooling layer was not used to preserve the matrix characteristics of the input features. The simulation results show that the proposed CNN-based intelligent selection classification model has high classification accuracy, and can obtain the same security performance as the traditional exhaustive search scheme, and the real-time performance is significantly improved.

Key words: full-duplex, relay selection, supervised learning, multi-classifier

收稿日期: 2020-09-15; 修回日期: 2020-10-17

基金项目: 广东省重点领域研发计划项目 (No. 2019B010157001); 国家自然科学基金资助项目 (No.61821001)

Foundation Items: The Key Area Research and Development Program of Guangdong Province of China (No.2019B010157001), The National Natural Science Foundation of China (No.61821001)



1 引言

作为可同时同频完成信息收发的传输方式，全双工技术打破了半双工用户依赖正交的时隙或频率对信息传输造成的限制，提升了频谱效率。然而由于全双工引入的残留自干扰的存在，使其频谱效率提升能力受到影响。依靠有效的自干扰消除技术，将全双工技术应用于双向多中继窃听系统，可进一步提升系统的安全性。

机器学习作为一种能快速处理分析数据并实时做出决策的技术手段，已在自然语言处理、计算机视觉、数据挖掘等领域取得突出的研究成果及良好的实际应用效果。为满足未来通信网络提出的高速率、高可靠及低时延的性能要求，国内外学者及研究机构开始逐步探索将新兴的机器学习技术应用于无线通信系统中，该应用不单可解决传统方案中存在的计算复杂度高、反馈量大等棘手问题，目前在异构网络、无线传感网络与蜂窝网络领域取得的研究成果已展现机器学习技术应用于无线通信中的广阔前景与实际的应用价值。

机器学习在全双工中继选择中的应用研究主要有：参考文献[1-7]针对全双工半双工与全双工中继系统和中继选择策略做出了研究，给出了最大化系统安全容量的中继选择方案。参考文献[5]针对双向全双工中继系统提出了基于安全中断概率的最优中继选择策略，参考文献[8]结合存在智能移动终端的5G网络特点与性能要求，主要概述了支持向量机（SVM）、 k 近邻（ k NN）、聚类（ k -means）等传统机器学习算法在异构网络、大规模MIMO、D2D通信等场景中的现有成果与未来可能的应用方向。参考文献[9-10]基于传统监督分类算法完成发射端天线选择，参考文献[12-14]在此基础上进一步引入深度神经网络提升天线选择获得的性能。其中，参考文献[9]利用 k NN和SVM实现点对点MIMO系统下的多根发射天线

选择，并以误比特率（BER）为性能指标与传统的最大化最小特征值的数学优化方案进行对比。进而，参考文献[12]在参考文献[9]的基础上引入深度神经网络，首次尝试将深度学习技术应用于MIMO系统的天线选择过程中，最终获得优于参考文献[9]的系统性能。随着安全意识的增强，将参考文献[9]中的点对点MIMO系统模型扩展到MIMO窃听系统^[11]，进而参考文献[10]基于SVM和朴素贝叶斯提出了两种可应用于全部信道状态已知和仅主链路信道状态已知通信场景的发射端天线选择方案。

本文针对全双工双向中继系统，研究了基于CNN的全双工双向中继系统的安全中继选择策略，考虑残留自干扰对中继选择造成的影响，以系统安全容量最大化为目标，设计智能中继传输策略，提升系统安全容量。

2 全双工双向中继系统模型

2.1 系统模型的建立

全双工双向多中继系统模型^[6]如图1所示，系统中包括两个全双工源节点 S_1 和 S_2 、 N 个全双工双向中继节点及一个半双工非法窃听节点Eve。其中，除Eve配备单根天线外，其余节点均配备两根天线。中继工作于放大转发（AF）模式，Eve为被动窃听节点，不会主动发送任何信号，只能被动窃听两源及各中继发送的无线信号。由于节点发射功率、信道衰落及节点间距离等因素的影响，两源端 S_1 和 S_2 未在对方通信范围内，两者间的信息交换只能经中继节点进行放大并转发后完成。系统采用多个中继进行协作通信，同时考虑无线资源的限制，从多个协作中继中选择一个最优中继辅助完成两源节点间的有效信息交换，并防止由于非法节点的窃取行为而造成有效信息泄露，以增强系统的安全性。

在上述双向通信系统中，假设全部信道状态信息（CSI）均已知，而且各节点间的信道服从独

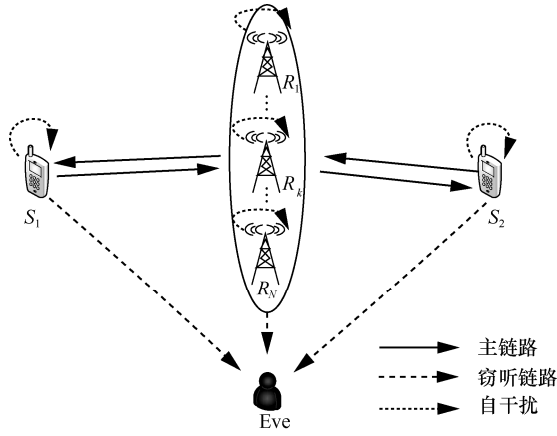


图 1 全双工双向多协作中继的系统模型

立同分布 (independently identically distribution, i.i.d) 的瑞利平坦衰落, 将系统中节点 a 与节点 b 间的信道传输系数 h_{ab} ($a, b \in \{S_1, S_2, R_n, \text{Eve}\}$) 建模为服从均值为 0, 方差为 σ_{ab}^2 的复高斯分布, 即 $h_{ab} \sim \text{CN}(0, \sigma_{ab}^2)$ 。由于全双工节点可同时同频收发信号, 则假设上下行的无线信道满足互易性, 在同一时隙内相反方向信道传输系数相同, 即 $h_{ab} = h_{ba}$, 同时接收端的噪声服从均值为 0, 方差为 σ^2 高斯分布。除此之外, 考虑残余自干扰的存在, 并将残余自干扰信号的瞬时功率视为确定的标量参数, 即 $I_j \sim \text{CN}(0, \Omega_j)$, $j = S_1, S_2, R_n$ 。

假定在时隙 t , 两源 S_1 和 S_2 分别向中继发送待交换信号 $x_{S_1}(t)$ 和 $x_{S_2}(t)$, 中继 R_n 在接收 t 时隙信号的同时将 $(t-1)$ 时隙的接收信号放大转发至 S_1 和 S_2 。源和中继的发射信号功率分别表示为 P_S 和 P_R , 则 t 时隙 S_1 、 S_2 和 R_n 处的接收信号模型为:

$$\begin{aligned} y_{S_1}(t) &= \sqrt{P_R} h_{S_1 R_n} x_{R_n}(t) + \sqrt{P_S} I_{S_1} x_{S_1}(t) + n_{S_1}(t) \\ y_{S_2}(t) &= \sqrt{P_R} h_{S_2 R_n} x_{R_n}(t) + \sqrt{P_S} I_{S_2} x_{S_2}(t) + n_{S_2}(t) \\ y_{R_n}(t) &= \sqrt{P_S} h_{S_1 R_n} x_{S_1}(t) + \sqrt{P_S} h_{S_2 R_n} x_{S_2}(t) + \\ &\quad \sqrt{P_R} I_{R_n} x_{R_n}(t) + n_{R_n}(t) \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $n_j(t) \sim \text{CN}(0, N_0)$ ($j \in \{S_1, S_2, R_n, \text{Eve}\}$) 为各接收节点 j 处的加性高斯白噪声。根据 AF 协议, 时隙 t 在 R_n 处转发的信号与前一个时隙的接收信号有关, 则 $x_{R_n}(t)$ 被表示为:

$$x_{R_n}(t) = \beta y_{R_n}(t-1) \quad (2)$$

β 为中继 AF 传输模式下的信号放大系数,

然后将式 (2) 代入式 (1) 可得:

$$\begin{aligned} y_{S_1}(t) &= \beta \sqrt{P_S} \sqrt{P_R} h_{S_1 R_n}(t) h_{S_1 R_n}(t-1) x_{S_1}(t-1) + \\ &\quad \beta \sqrt{P_S} \sqrt{P_R} h_{S_1 R_n}(t) h_{S_2 R_n}(t-1) x_{S_2}(t-1) + \\ &\quad \beta \sqrt{P_R} \sqrt{P_R} h_{S_1 R_n}(t) I_{R_n}(t-1) x_{R_n}(t-1) + \\ &\quad \sqrt{P_S} I_{S_1} x_{S_1}(t) + \beta \sqrt{P_R} h_{S_1 R_n}(t) n_{R_n}(t-1) + n_{S_1}(t) \\ y_{S_2}(t) &= \beta \sqrt{P_S} \sqrt{P_R} h_{S_2 R_n}(t) h_{S_2 R_n}(t-1) x_{S_2}(t-1) + \\ &\quad \beta \sqrt{P_S} \sqrt{P_R} h_{S_2 R_n}(t) h_{S_1 R_n}(t-1) x_{S_1}(t-1) + \\ &\quad \beta \sqrt{P_R} \sqrt{P_R} h_{S_2 R_n}(t) I_{R_n}(t-1) x_{R_n}(t-1) + \\ &\quad \sqrt{P_S} I_{S_2} x_{S_2}(t) + \beta \sqrt{P_R} h_{S_2 R_n}(t) n_{R_n}(t-1) + n_{S_2}(t) \end{aligned} \quad (3)$$

由于两源已知全部 CSI, 则可消除式 (3) 中所包含的自身发射信号, 经信号消除后 S_1 与 S_2 处的接收信号可分别简化为式 (4):

$$\begin{aligned} y'_{S_1}(t) &= \beta \sqrt{P_S} \sqrt{P_R} h_{S_1 R_n}(t) h_{S_2 R_n}(t-1) x_{S_2}(t-1) + \\ &\quad \beta \sqrt{P_R} \sqrt{P_R} h_{S_1 R_n}(t) I_{R_n}(t-1) x_{R_n}(t-1) + \\ &\quad \sqrt{P_S} I_{S_1} x_{S_1}(t) + \beta \sqrt{P_R} h_{S_1 R_n}(t) n_{R_n}(t-1) + n_{S_1}(t) \\ y'_{S_2}(t) &= \beta \sqrt{P_S} \sqrt{P_R} h_{S_2 R_n}(t) h_{S_1 R_n}(t-1) x_{S_1}(t-1) + \\ &\quad \beta \sqrt{P_R} \sqrt{P_R} h_{S_2 R_n}(t) I_{R_n}(t-1) x_{R_n}(t-1) + \\ &\quad \sqrt{P_S} I_{S_2} x_{S_2}(t) + \beta \sqrt{P_R} h_{S_2 R_n}(t) n_{R_n}(t-1) + n_{S_2}(t) \end{aligned} \quad (4)$$

同时, 窃听节点可同时接收到来自两源及中继的发送信息, 表示为:

$$y_E(t) = \sqrt{P_S} h_{S_1 E}(t) x_{S_1}(t) + \sqrt{P_S} h_{S_2 E}(t) x_{S_2}(t) + \sqrt{P_R} h_{R_n E}(t) x_{R_n}(t) + n_E(t) \quad (5)$$

已得到各节点的接收信号模型, 根据式 (4) 可知, 源节点 S_1 和 S_2 接收信号的信干噪比 (SINR) 为:

$$\gamma_{S_1}^M = \frac{\beta^2 P_S P_R |h_{S_1 R_n}|^2 |h_{S_2 R_n}|^2}{\beta^2 P_R P_R |h_{S_2 R_n}|^2 \Omega_{R_n} + P_S \Omega_{S_1} + \beta^2 P_R |h_{S_2 R_n}|^2 N_0 + N_0} \quad (6)$$



$$\gamma_{S_2}^M = \frac{\beta^2 P_S P_R |h_{S_1 R_n}|^2 |h_{S_2 R_n}|^2}{\beta^2 P_R P_R |h_{S_1 R_n}|^2 \Omega_{R_n} + P_S \Omega_{S_2} + \beta^2 P_R |h_{S_1 R_n}|^2 N_0 + N_0} \quad (7)$$

同理, 根据式 (5) 可知, 窃听 Eve 的接收信号是两源的发射信号与中继放大并转发信号的叠加, Eve 从中继处接收的无线信号中包含两源前一时隙的发射信号, 在计算 Eve 处 SINR 时将非当前时隙的用户信号直接作为当前时刻的干扰, 则窃听节点 Eve 接收信号相对于源 S_1 和 S_2 发射信息的信干噪比分别表示为:

$$\gamma_{S_1}^E = \frac{P_S |h_{S_1 E}|^2}{P_S |h_{S_2 E}|^2 + P_R |h_{R_k E}|^2 + N_0} \quad (8)$$

$$\gamma_{S_2}^E = \frac{P_S |h_{S_2 E}|^2}{P_S |h_{S_2 E}|^2 + P_R |h_{R_k E}|^2 + N_0} \quad (9)$$

针对上述全双工系统模型, 至此已得到系统中各节点的接收信号及接收信干噪比模型。

2.2 基于 CNN 的智能中继选择策略

传统的最优中继选择策略^[5]通过遍历搜索所有可能中继的方式获得最终的中继选择结果, 因此该方案具有较高的计算复杂度。为满足用户对传输实时性的要求, 将传统的组合优化问题转化为多分类问题。首先生成描述信道特征与所选定的最优中继对应的数据集, 然后构建基于 CNN 的多分类神经模型以快速解决多分类问题。相对于半双工单向场景, 全双工双向系统的中继选择方案需考虑残余自干扰及双向通信模式带来的影响。接下来, 将重点描述训练集中实数特征的生成及标签的确定过程, 然后构建并训练基于 CNN 的多分类模型以解决日益复杂的最优中继选择优化问题。

2.2.1 生成数据集

数据集的生成过程主要包括选择实数特征及确定声明样本标签的准则, 将分为以下 3 个步骤执行: 提取实数特征, 选定关键绩效指标 (KPI),

声明各样本标签。

(1) 提取实数特征

算法将无线信道系数、平均信噪比与残余自干扰作为无线信道参数, 并将上述信道参数生成实数特征向量作为神经网络分类模型的输入特征。算法中首选信道系数模的平方作为特征向量的重要组成成分, 从全部信道状态信息中获得如式 (10) 所示的长度为 $1 \times 5N$ 的实数特征, 则第 m 个信道样本的第一维实数特征如下:

$$t_1^{(m)} = \left[|h_{S_1 R_1}^{(m)}|^2, |h_{S_1 R_2}^{(m)}|^2, \dots, |h_{S_1 R_N}^{(m)}|^2, \right. \\ |h_{S_1 E}^{(m)}|^2, |h_{S_2 E}^{(m)}|^2, \dots, |h_{S_1 E}^{(m)}|^2, \\ |h_{R_1 E}^{(m)}|^2, |h_{R_2 E}^{(m)}|^2, \dots, |h_{R_N E}^{(m)}|^2, \\ |h_{S_2 E}^{(m)}|^2, |h_{S_2 E}^{(m)}|^2, \dots, |h_{S_2 E}^{(m)}|^2, \\ \left. |h_{R_1 S_2}^{(m)}|^2, |h_{R_2 S_2}^{(m)}|^2, \dots, |h_{R_N S_2}^{(m)}|^2 \right] \quad (10)$$

另外, 为了消除平均信噪比变化对中继选择产生的影响, 相对于半双工系统, 算法额外加入了平均信噪比 $\gamma^{(m)}$ 作为第 m 个信道样本的第二维度实数特征, 可表示为:

$$t_2^{(m)} = [\gamma^{(m)}] \quad (11)$$

除此之外, 全双工用户引入的自干扰 (SI) 对中继的最终选择方案影响较大, 且目前的自干扰消除技术可将自干扰抑制到可控范围内, 故在第 m 个样本的特征向量中引入残余自干扰 $O^{(m)}$ 表示为:

$$t_3^{(m)} = [O^{(m)}] \quad (12)$$

本节利用 CNN 提取空间特征的有效性, 将第 m 个样本的平均信噪比 $t_2^{(m)}$ 和残余自干扰 $t_3^{(m)}$ 两类特征分别重复 N 次, 并与信道系数特征 $t_1^{(m)}$ 重构成 $1 \times 7N$ 的实数特征向量 $t^{(m)}$ 如式 (13) 所示。

$$t^{(m)} = \left[|h_{S_1 R_1}^{(m)}|^2, |h_{S_1 R_2}^{(m)}|^2, \dots, |h_{S_1 R_N}^{(m)}|^2, \right. \\ |h_{S_1 E}^{(m)}|^2, |h_{S_2 E}^{(m)}|^2, \dots, |h_{S_1 E}^{(m)}|^2, \\ \left. |h_{R_1 E}^{(m)}|^2, |h_{R_2 E}^{(m)}|^2, \dots, |h_{R_N E}^{(m)}|^2, \right. \\ \left. |h_{S_2 E}^{(m)}|^2, |h_{S_2 E}^{(m)}|^2, \dots, |h_{S_2 E}^{(m)}|^2, \right. \\ \left. |h_{R_1 S_2}^{(m)}|^2, |h_{R_2 S_2}^{(m)}|^2, \dots, |h_{R_N S_2}^{(m)}|^2, \right. \\ \left. \gamma^{(m)}, \gamma^{(m)}, \dots, \gamma^{(m)}, O^{(m)}, O^{(m)}, \dots, O^{(m)} \right]$$

$$\begin{aligned}
& \left| h_{R_1 E}^{(m)} \right|^2, \left| h_{R_1 E}^{(m)} \right|^2, \dots, \left| h_{R_N E}^{(m)} \right|^2, \\
& \left| h_{S_2 E}^{(m)} \right|^2, \left| h_{S_2 E}^{(m)} \right|^2, \dots, \left| h_{S_2 E}^{(m)} \right|^2, \\
& \left| h_{R_1 S_2}^{(m)} \right|^2, \left| h_{R_1 S_2}^{(m)} \right|^2, \dots, \left| h_{R_N S_2}^{(m)} \right|^2, \\
& \left| O^{(m)} \right|, \left| O^{(m)} \right|, \dots, \left| O^{(m)} \right|, \\
& \gamma^{(m)}, \gamma^{(m)}, \dots, \gamma^{(m)}
\end{aligned} \quad (13)$$

由于上述 3 类特征的取值范围不同, 为有效防止特征值差异较大造成训练偏差, 分别对第 m 个样本的第 i 维实数特征 $t_i^{(m)}$ 进行特征归一化处理, 特征 $t_i^{(m)}$ 的第 j 位如式 (14) 所示。

$$v_{ij}^{(m)} = \left(t_{ij}^{(m)} - \min(t_j^{(m)}) \right) / \left(\max(t_j^{(m)}) - \min(t_j^{(m)}) \right) \quad (14)$$

完成归一化后的实数特征向量由 $v^{(m)}$ 表示, 训练及测试过程将其输入神经网络, 然后经维度变换后可便于 CNN 提取信道的空间特征。重复以上过程 M 次, 最终生成 M 个被标记的实数特征样本, 为后续模型训练及验证提供数据集。

(2) 选定 KPI

为声明已生成特征向量的标签, 首先根据无线通信系统对性能的实际性能要求, 确定性能指标作为进行中继选择的 KPI, 在后续阶段利用选定的 KPI 来声明所有实数特征的标签, 以指示当前通信状态下的最佳选择动作。针对图 1 中的多中继窃听系统, 采用组合优化问题所选定中继的索引作为该样本对应的类别标签, 其性能指标即系统整体的安全容量。

(3) 声明样本标签

在特定信道状态下, 逐个计算选定每个中继转发信息时获得的 KPI, 然后对比已获得的性能, 从中选择达到最大 KPI 中继的索引, 并将该索引转化为的 one-hot 向量作为本信道样本所生成的特征向量所对应的标签。依次重复 M 次即可获得由归一化实数特征与对应标签构成的带标记数据集。然后将其应用于性能测试阶段, 推断出新无线信道环境中每个信道状态下对应的最优动作与获得的系统性能。

2.2.2 构建基于 CNN 的多分类模型

由于复杂的计算关系, 传统的监督分类方法获得的系统性能较差, 因此利用深度神经网络可以提取数据多维特征的优势, 提出了基于 CNN 的多分类模型, 来学习信道特征与标签间的对应关系。在建模过程中考虑了系统中的残余自干扰强度及信道平均信噪比等因素的影响, 生成式 (13) 中的实数特征向量, 通过有效地获取信道数据的空间相关性来提升分类准确性。

模型首先将维度为 $1 \times 7N$ 的输入特征变换成 $7 \times N$ 的特征矩阵, 观察该特征矩阵可知, 每列包含着每个中继对应的所有相关信道状态信息。受图像特征提取实现过程的影响, 在构建的深度神经网络中引入 CNN 层来提取矩阵中相邻节点的空间特性, CNN 层中均采用大小为 7×1 的卷积核来提取矩阵中每一列的特征, 每层 CNN 对应的卷积核数目已被标注于每层上方。CNN 部分对应的卷积核数目首先逐步增加提取尽可能多维度的有效信道特征, 继而卷积核数目逐步降低以保留最有效的分类特征, 同时可减少后续全连接部分参数的数量, 降低网络的整体计算复杂度, 上述各层的激活函数均选用 $\text{ReLU}(x) = \max(x, 0)$ 。

为保留特征矩阵每列包含的空间特性, 在卷积层后未进行池化操作。然后通过全连接层将矩阵变换成特征向量, 最后通过 $\text{softmax}(\cdot)$ 函数将保留的有效特征转化为每个类别对应的概率, 选择概率最大的类别作为该输入样本对应的分类结果。在该多分类模型中, 以交叉熵作为损失函数, 继而应用 Adam 算法在训练过程中不断更新模型中的学习参数, 直到模型收敛, 以保证模型分类的准确性。

3 仿真结果与性能分析

本节将对所提的基于 CNN 的中继选择策略进行性能分析, 同时将其与传统的基于最优中继选择策略^[5](传统方法 1)和随机中继选择策略(传



统方法 2) 进行了性能对比。在仿真过程中设定两源节点与各中继节点等功率发送, 且加性高斯白噪声强度为 N_0 , 则各节点处的接收平均信噪比为 $\bar{\gamma} = \frac{P_S}{N_0} = \frac{P_R}{N_0}$ 。接下来, 从第 2.2 节中生成的已标记的特征向量中随机选取 2×10^4 个样本作为训练集, 继而选取 1×10^5 个样本作为验证集, 来测试该分类模型的分类准确率及评估进行中继选择后系统所获得的安全性能。

(1) 分类准确率

首先, 本文选用准确率来评估已构建多分类模型的应用效果, 准确率是用来衡量全部样本被正确分类的比例。分类准确率随平均信噪比的变化曲线如图 2 所示, 展示了在包含不同中继的协作场景中, 分类效果随平均信噪比的变化情况。由图 2 可以看出, 当平均信噪比在 $0 \sim 30$ dB 内变化时, 不同中继数目的协作场景中的分类准确率依然能维持稳定且准确率均高于 97%, 说明了最终的中继选择结果并未随着信噪比的变化而出现分类恶化的情况, 验证了将平均信噪比作为输入特征的有效性。

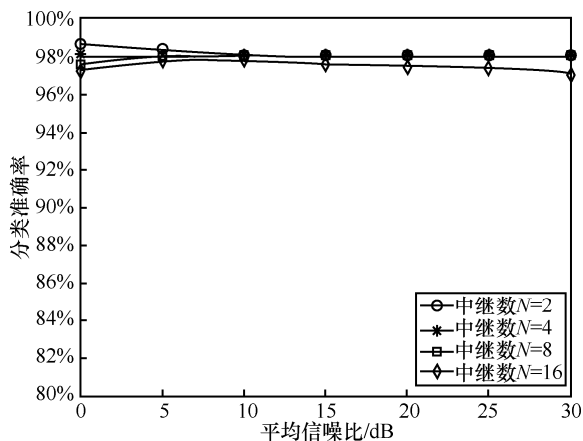


图 2 分类准确率随平均信噪比的变化曲线

(2) 系统安全性能

通过改变平均信噪比、自干扰强度及协作中继数目等信道状况参数获得所提方案在时变信道环境中的应用效果, 并与传统方法 1 和传统方法 2 进行对比分析。

中继数目不同的协作场景中, 系统安全容量随接收平均信噪比 $\bar{\gamma}$ 的变化曲线如图 3 所示, 实验中设置仿真参数残余自干扰功率 $I_j = -20$ dB, $j \in \{S_1, S_2, R_k\}$ 及协作中继数目 $N=2, 4, 8, 16$ 。从图 3 中可看出, 在相同中继数目的场景中, 基于深度神经网络的中继选择方案获得的系统安全容量随 $\bar{\gamma}$ 增加而显著增加; 除此之外, 接收平均信噪比 $\bar{\gamma}$ 相同时, 增加中继数目可明显提高系统整体的安全容量, 突显出多中继协作通信所带来的性能优势。结果表明, 当残余自干扰功率一定时, 基于 CNN 的多分类模型可获得逼近传统方法 1 所获得的系统安全容量, 验证了所提出的 CNN 分类方案进行中继智能化选择的可行性及合理性。

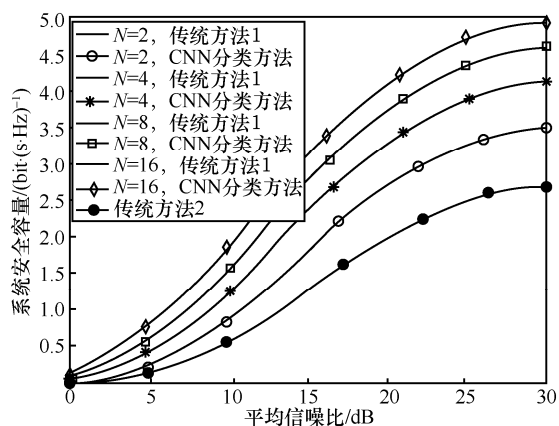


图 3 系统安全容量随链路平均信噪比的变化曲线

均信噪比 $\bar{\gamma}$ 一定时, 系统安全容量与系统安全中断概率随残余自干扰强度的变化情况如图 4 所示, 仿真实验中设置 $\bar{\gamma}=15$ dB 与安全容量阈值 $C_{th}=1$ bit/(s·Hz)。图 4 (a) 展示了展示平均信噪比一定时, 提出的分类方案所获得的系统安全容量随残余自干扰强度的增加而明显降低; 图 4 (b) 给出了所提出方案获得的安全中断概率随残余自干扰强度增加而增加的变化曲线。观察图 4 可得, 在中继数 $N=2, 4, 8, 16$ 的场景中, 所提的基于 CNN 多分类模型的中继选择方案均可获得与传统方法 1 结果几乎相同的系统安全容量与安全中断

概率, 且系统保密性显著高于传统方法 2。提出的中继选择方案在残余自干扰强度变化的通信场景中具备应用的可行性与鲁棒性。

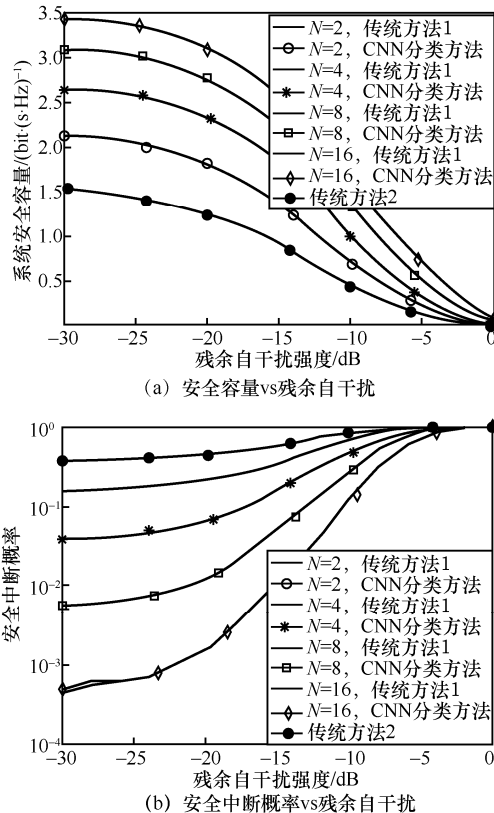


图4 系统安全性能与残余自干扰强度的关系

(3) 计算复杂度及实时性

对比已提出方案和传统方法 1 的中继选择复杂度, 根据计算可得两方案完成最优中继选择的复杂度分别为 $O(N)$ 和 $O(N \log N)$, 并在图 5 中展示了两种方案完成 10 000 个不同信道状况下最优中继选择所消耗时间随中继数目的变化曲线。中继选择耗时随中继数目变化曲线如图 5 所示, 图 5 中可看出, 提出的分类方案耗时明显低于传统方法 1, 且随着协作中继数目的增加, 两方案的时间差逐渐增加。由于监督分类模型需提前进行离线训练, 则可认为所提出方案计算复杂度较低的根本原因是将中继选择过程中复杂的计算操作转移到训练过程。因此, 明显降低中继选择过程中的计算复杂度, 以提高系统对信息传输实时性的要求。

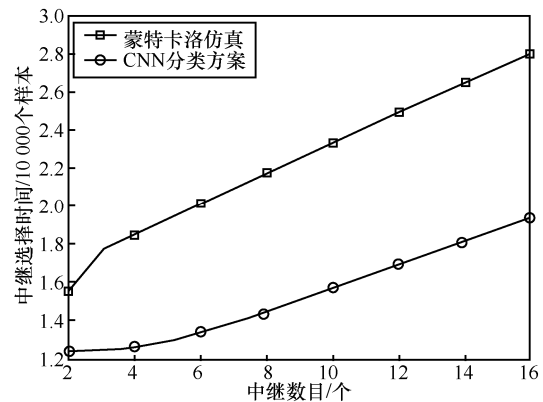


图5 中继选择耗时随中继数目变化曲线

4 结束语

本文针对全双工双向中继窃听系统, 提出了一种基于 CNN 分类的安全中继选择策略。该策略根据无线信道环境与传统的最优中继选择策略生成用于训练和测试的被标记的数据集, 继而构建基于 CNN 的多分类模型与模型训练过程, 最后将基于 CNN 分类的安全中继选择策略所获得的性能与传统方案进行了对比, 在获得与传统最优中继选择方案相同安全容量的基础上, 以较低的计算复杂度验证了智能中继选择策略的有效性与实时性, 并为机器学习等智能化算法解决通信系统中复杂的优化问题提供了解决思路。

参考文献:

- [1] ZOU Y L, WANG X B, SHEN W M. Optimal relay selection for physical-layer security in cooperative wireless networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2013, 31(10): 2099-2111.
- [2] CUI C X, CUI Y M, YANG W W, et al. Average secrecy rate analysis with relay selection using decode-and-forward strategy in cooperative networks[C]//Proceedings of International Conference on Wireless Communications & Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2013.
- [3] DING X, SONG T, ZOU Y, et al. Security-reliability tradeoff analysis of artificial noise aided two-way opportunistic relay selection[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 66(99): 1.
- [4] CHEN G J, GONG Y, XIAO P, et al. Physical layer network security in the full-duplex relay system[J]. IEEE Transactions on Information Forensics & Security, 2015, 10(3): 574-583.
- [5] ZHONG B, ZHANG Z. Secure full-duplex two-way relaying



- networks with optimal relay selection[J]. IEEE Communications Letters, 2017: 1.
- [6] LIU F, LI J, LI S, et al. Physical layer security of full-duplex two-way AF relaying networks with optimal relay selection[C]//Proceedings of 2018 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [7] 周巍, 高锐锋, 吉晓东, 等. 基于协作干扰的全双工中继系统混合安全传输协议[J]. 电信科学, 2017, 33(1): 16-23.
ZHOU W, GAO R F, JI X D, et al. A hybrid cooperative jamming protocol for full-duplex relay wiretap system[J]. Telecommunications Science, 2017, 33(1): 16-23.
- [8] JIANG C, ZHANG H, REN Y, et al. Machine learning paradigms for next-generation wireless networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2017, 24(2): 98-105.
- [9] JOUNG J. Machine learning-based antenna selection in wireless communications[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(11): 2241-2244.
- [10] HE D, LIU C, QUEK T Q, et al. Transmit antenna selection in MIMO wiretap channels: a machine learning approach[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(4): 634-637.
- [11] YANG N, YEOH P L, ELKASHLAN M, et al. Transmit antenna selection for security enhancement in MIMO wiretap channels[J]. IEEE Transactions on Communications, 2013, 61(1): 144-154.
- [12] CAI J, LI Y, HU Y. Deep convolutional neural network based antenna selection in multiple-input multiple-output system[C]//Proceedings of Young Scientists Forum 2017. [S.l.: s.n.], 2018.
- [13] IBRAHIM M S, ZAMZAM A S, FU X, et al. Learning-based antenna selection for multicasting[C]//Proceedings of 2018 IEEE 19th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC). Piscataway: IEEE Press, 2018.
- [14] ELBIR A M, MISHRA K V, ELDAR Y C, et al. Cognitive radar antenna selection via deep learning[J]. Iet Radar Sonar and Navigation, 2019, 13(6): 871-880.

[作者简介]



刘芳 (1974-), 女, 北京邮电大学副教授, 主要研究方向为宽带无线通信与智能网络。



王亚娟 (1993-), 女, 中国移动通信有限公司研究院助理研究员, 主要研究方向为 6G 无线通信中感知通信融合技术与多智能体交互技术。

赖峥嵘 (1971-), 男, 广东省新一代通信与网络创新研究院研究员, 主要研究方向为无线移动通信和人工智能。

刘元安 (1963-), 男, 北京邮电大学教授, 主要研究方向为无线通信与智慧微波。