

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2312604

基于 AdaBoost 提升学习的次优中继 选择安全传输方案*

石岩¹ 赵冬青¹ 武岳²

(1. 中北大学仪器与电子学院 太原 030051; 2. 安徽财经大学管理科学与工程学院 蚌埠 233030)

摘要: 针对无线通信协作技术中多跳中继和子信道分配等复杂应用场景下系统时效性差和复杂度大的问题,在级联中继系统中提出了一种利用 AdaBoost 算法集成学习选择次优中继的安全传输方案。将合法信道和窃听信道的信道 CSI 作为训练模型的输入,使系统安全容量达到一定值的中继节点索引作为输出,把级联中继系统的次优中继选择问题转化为一个多类分类问题,并用基于 AdaBoost 加权表决的支持向量机求解。级联中继系统的次优中继选择方案可分为生成数据集、集成模型训练和结果预测 3 个阶段。在模型训练阶段,绘制分类准确率和查准率-查全率曲线,对比集成学习较个体学习在准确率方面具有更佳的性能。最后,通过仿真 AdaBoost 算法分类的中继索引,验证了集成学习方法进行次优中继选择具有更高的准确率,能有效降低系统时延和复杂度,提高中继协作系统的安全性能。

关键词: 物理层安全;集成学习;机器学习;中继选择;支持向量机

中图分类号: TN918.91 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

AdaBoost learning-based suboptimal relay selection scheme for secure transmission

Shi Yan¹ Zhao Dongqing¹ Wu Yue²

(1. School of Instrumentation and Electronics, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. School of Management Science and Engineering, Anhui University of Finance and Economics, Bengbu 233030, China)

Abstract: Using AdaBoost algorithm of boosting learning to solve the suboptimal relays selection can reduce the real-time processing delay and computational complexity in cascaded relaying system, when wireless communication channels are in complex application scenarios such as multi-hop relays and sub-channel assignment. The channel state information of the legitimate channel and the eavesdropping channel is used as the input of the training model, and the index of the relay nodes with a certain value of the security capacity of the system is used as the output to transform the suboptimal relay selection problem of the cascaded relay system into a multiclass classification problem, which is solved by Support Vector Machines based on AdaBoost weighted voting. The suboptimal relay selection scheme for the cascaded relay system can be divided into three phases: generation of dataset, ensemble model training and result prediction. Finally, by plotting the classification accuracy and P-R curves, it is verified that the integrated learning model has higher accuracy for suboptimal relay selection and can improve the performance of relay collaboration.

Keywords: physical layer security; ensemble learning; machine learning; relay selection; support vector machines

0 引言

面对日益增加的信息安全威胁,保障信息安全高效传输是当下通信领域研究热点。不同于传统的密钥方法,物理层安全根据无线信道的固有特征提供可靠的信息传输,

中继协作和分集技术是一种有效增加物理层安全的方法^[1-3]。中继选择是增加协作通信安全性能的一个重要技术,在过去的几年中得到了广泛的研究^[4-7]。传统的中继选择主要通过极大化算法和瞬时 CSI (channel state information, CSI) 进行点对点的优化,当中继选择中同时存

收稿日期:2023-01-11

* 基金项目:国家自然科学基金面上项目(62075199)、安徽省高校科研计划项目重点项目(2022AH050591)、安徽财经大学科研项目重点项目(ACKYB22022)资助

在其他问题如多跳中继、子信道分配时,传统算法成本和资源消耗过大。

机器学习(machine learning, ML)算法用于中继选择可降低系统时延及计算复杂度,提升系统性能。Deng等^[8]研究了基于监督学习的ML,利用k近邻和支持向量机(support vector machines, SVM)解决半双工系统中最优天线选择的问题。Wang^[9]继续对半双工中继系统中基于决策树(decision tree, DT)的安全中继选择进行理论研究,推导了DT下的最优分类阈值和Gini指数的闭式解。针对全双工系统的中继选择问题使用集成学习方法,张梦等^[10]在使用随机森林(random forest, RF)算法处理离散CSI数据时给出了均匀量化和非均匀量化的特征提取方法。随着ML研究的深入,越来越多的研究将深度学习(deep learning, DL)和人工神经网络(artificial neural network, ANN)引入中继选择。张广大等^[11]使用人工神经网络对联合中继和干扰选择的模型进行神经网络训练,有效减少了复杂度和时间成本。在考虑能耗的条件下利用DL和ANN对中继选择方案进行完善。还有文献分别对无线传感网络、IOT网络、双通道SWIPT网络和D2D网络的能耗进行分析,并利用DL和ANN改进系统的复杂度和时延,提高了系统的能源利用^[12-15]。

可以看出,中继网络中引入ML实现智能化通信的研究已有一定基础,但还有待深入研究。一方面,目前的大部分研究中用ML进行安全中继选择的目标皆为最优中继,实际场景中考虑功耗和能源约束,最优中继并非最佳选择。因此,选用次优中继可在保障系统安全的情况下减少能耗。次优中继是指保密速率达到最低安全速率所对应的一类中继节点。另一方面,利用ML研究中继网络研究中继选择大多基于个体学习算法,这很难对复杂的级联中继网络进行准确的预测。此外,使用深度学习虽然能对复杂网络获得一个更高的准确率,但同级别其所需的计算量远高于个体学习算法^[13]。

因此,在级联中继系统的研究中提出了一种基于AdaBoost提升学习的次优中继选择方案,使用多次SVM算法迭代训练中继信道的CSI。具体的选择方案可分为3个阶段:生成数据集、模型训练和结果预测。将合法信道和窃听信道的CSI作为输入数据,输出满足一定系统安全容量的中继节点作为类标签,每一个类标签对应一个中继索引。可将次优中继的选择转化为一个基于AdaBoost加权表决的多类分类问题,相对于传统的点对点优化算法,研究方案节省了系统开销并提高了次优中继选择的准确率,进而提升中继协作的性能。

1 系统模型

研究中考虑一个含窃听者的级联中继协作系统模型,如图1。在每个时隙中,信源S通过中继 R_1 和 R_2 向目的节点D发送保密信息,窃听者E通过窃取保密信息破坏通

信安全。假设所有节点都只配备单天线,工作于半双工模式,并且S和D之间由于路径损耗、障碍物阻挡等大衰落无法保证直传,需要可信中继进行协作通信。设信道为准静态瑞利衰落信道,即一段时间内信道保持不变,下一时段内信道变化随机且独立。

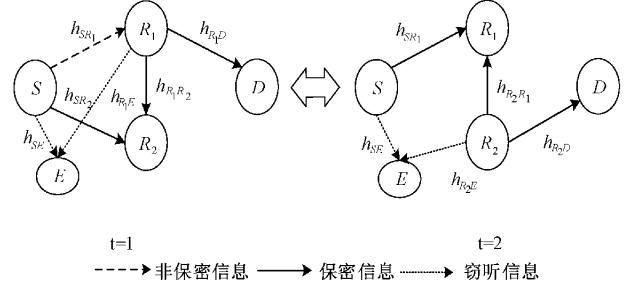


图1 级联中继系统模型

令 $h_{AB}(t)$ 表示某个时隙 t 内节点A到节点B之间的信道系数,其中, $A \in \{S, R_1, R_2\}, B \in \{R_1, R_2, E, D\}$,且 $h_{AB}(t) \sim CN(0, \lambda_{AB})$,服从均值为0,方差为 λ_{AB} 的复高斯分布。信源S的发射功率为 P_S , R_1 和 R_2 的发射功率为 P_R , $n_B(t)$ 为 t 时隙信号在B点的噪声,其功率为 N_0 。假设源节点S发送的信号为 $X_S(t), (t = 0, 1, 2, \dots, T)$ 。

图1中,在 $t=0$ 时隙,信源S发送非保密信息 $X_S(0)$,中继 R_1 和E收到的信号为:

$$y_{R_1}(0) = \sqrt{P_S} h_{SR_1}(0) X_S(0) + n_{R_1}(0) \quad (1)$$

$$y_E(0) = \sqrt{P_S} h_{SE}(0) X_S(0) + n_E(0) \quad (2)$$

当 $t=1$ 时,节点S向外发送保密信息,同时中继 R_1 通过放大转发(amplify and forward, AF)协议将上个时隙接收到的信息进行转发,中继 R_2 和窃听节点E收到的信号分别为:

$$y_{R_2}(1) = \sqrt{P_S} h_{SR_2}(1) X_S(1) + \sqrt{P_R} h_{R_1R_2}(1) X_{R_1}(1) + n_{R_2}(1) \quad (3)$$

$$y_E(1) = \sqrt{P_S} h_{SE}(1) X_S(1) + \sqrt{P_R} h_{R_1E}(1) X_{R_1}(1) + n_E(1) \quad (4)$$

式中: $X_{R_1}(1) = \beta y_{R_1}(0)$, β 为放大转发因子, $\beta = P_S / \sqrt{P_S |h_{SR_1}(0)|^2 + N_0}$ 。

同时,目的节点D收到的信号为:

$$y_D(1) = \sqrt{P_R} h_{R_1D}(1) X_{R_1}(1) + n_D(1) \quad (5)$$

当 $t=2$ 时,中继 R_2 将上个时隙接收到的保密信息再进行AF转发,此时 R_1 和E收到的信号为:

$$y_{R_1}(2) = \sqrt{P_S} h_{SR_1}(2) X_S(2) + \sqrt{P_R} h_{R_2R_1}(2) X_{R_2}(2) + n_{R_1}(2) \quad (6)$$

$$y_E(2) = \sqrt{P_S} h_{SE}(2) X_S(2) + \sqrt{P_R} h_{R_2E}(2) X_{R_2}(2) + n_E(2) \quad (7)$$

式中: $X_{R_2}(2) = \alpha y_{R_2}(1)$, α 为放大转发因子,此过程中 $\alpha = (P_S + P_R) / \sqrt{P_S |h_{SR_2}(1)|^2 + P_R |h_{R_1R_2}(1)|^2 + N_0}$ 。

此时,目的节点 D 收到的信号为:

$$y_D(2) = \sqrt{P_R} h_{R_2D}(2) X_{R_2}(2) + n_D(2) \quad (8)$$

在式(8)中代入 α 、式(3)和(5),并且 $y_D(1)$ 在上一时隙中已知,假设目的节点 D 已知级联中继之间的 CSI,则有:

$$y_D(2) = \alpha \underbrace{\sqrt{P_S P_R} h_{R_2D}(2) h_{SR_2}(1) X_S(1)}_{\text{保密信息}} - \underbrace{\frac{\sqrt{P_R} h_{R_2D}(2) h_{R_1R_2}(1)}{h_{R_1D}(1)} n_D(1)}_{''} + \alpha \sqrt{P_R} h_{R_2D}(2) n_{R_2}(1) + n_D(2) \quad (9)$$

至此,一个通信过程结束。此过程中,目的节点收到的信息仅包括保密信息和噪声项,而窃听者同时收到的多处信息彼此间产生互干扰,并且窃听节点无法知道中继 R_1R_2 间的信道信息 $h_{R_1R_2}$,只能得到第一时隙中的保密信息。

接下来,信源 S 又向 R_1 发送保密信息,循环上述通信过程,直到 $t=T$ 时通信结束。除了零时隙发送非保密信息,其余时隙利用中继轮流协作完成信息传输,因此该系统可近似为需要两个时隙完成一次保密信息传输。

根据式(4)和(9)可得出在一次通信传输中,节点 D 和 E 的接收信噪比为:

$$\begin{aligned} \gamma_E = \gamma_E(1) &= \frac{P_S |h_{SE}(1)|^2}{P_R |h_{R_1E}(1)|^2 + N_0} = \\ &= \frac{P_S |h_{SE}|^2}{P_R |h_{R_1E}|^2 + N_0} \quad (10) \\ \gamma_D = \gamma_D(2) &= \frac{\alpha^2 P_S P_R |h_{SR_2}(1)|^2 |h_{R_2D}(2)|^2}{\alpha^2 P_R \frac{|h_{R_2D}(2)|^2 |h_{R_2R_1}(1)|^2}{|h_{R_1D}(1)|^2} N_0 + \alpha^2 P_R |h_{R_2D}(2)|^2 N_0 + N_0} = \\ &= \frac{\alpha^2 P_S P_R |h_{SR_2}|^2 |h_{R_2D}|^2}{\alpha^2 P_R \frac{|h_{R_2D}|^2 |h_{R_2R_1}|^2}{|h_{R_1D}|^2} N_0 + \alpha^2 P_R |h_{R_2D}|^2 N_0 + N_0} \quad (11) \end{aligned}$$

接着对级联中继系统的性能指标—保密容量 (secrecy capacity, SC) 和安全中断概率 (secrecy outage probability, SOP) 进行分析,则在一次安全传输过程中,其保密容量如下:

$$C_S = \max\{R_D - R_E, 0\} = \frac{1}{2} \log_2 \left(\frac{1 + \gamma_D}{1 + \gamma_E} \right) \quad (12)$$

其中, R_D 和 R_E 分别为主链路和窃听链路的信道容量。设该系统的安全传输速率为 R_{th} , 则 SOP 可以表示为:

$$P_{out} = \Pr\{C_S < R_{th}\} \quad (13)$$

当通信场景中存在多中继和多窃听者时,需要考虑中继选择问题,即在多个可用中继中选取次优中继,即使系统安全容量满足一定条件下的中继节点。以最小化 SOP 为优化目标,研究次优中继选择,其数学问题表示为:

$$R_p^* = \arg \min_{p=1, \dots, n} \{P_{out}\} = \arg \min_{p=1, \dots, n} \{C_S < R_{th}\} \quad (14)$$

当 R_{th} 已知,可进一步转化为关于保密容量的优化问题:

$$R_p^* = \arg \max_{p=1, \dots, n} \{C_S\} = \arg \max_{p=1, \dots, n} \{[R_D - R_E]^+\} \quad (15)$$

由于 SC 的计算是一个非凸问题,传统方法是采用极大化的穷举算法 (exhaust search, ES),将 S 与不同 R 、以及多个 R 和 E 间的信道系数进行点对点的比较,选取使保密容量达到一定条件的次优中继节点 R_p 。

2 基于 AdaBoost 算法的中继选择

传统的机器学习算法可以通过训练大量的数据集求得近似的数值解,解决相应优化问题。本文选用二分类模型 SVM 作为个体学习器,将中继选择问题建模为多类分类问题,从训练数据中构建支持向量,并预测当前 CSI 所属的类标签。基于 AdaBoost 集成的中继选择方案可分为生成数据集、模型训练和模型预测 3 个阶段。

2.1 生成数据集

基于 AdaBoost 的次优中继选择训练数据集可表示为 $H = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$, x_m 是包含 k 个特征的 CSI 数据,由于信道 CSI 为复数特征,为方便训练转化为实值特征向量。本方案中为:

$$x_m = [x_m^1, x_m^2, \dots, x_m^k] = [|h_{SR_2}|_m^2, |h_{SE}|_m^2, |h_{R_1R_2}|_m^2, |h_{R_1D}|_m^2, |h_{R_1E}|_m^2] \quad (16)$$

为消除上述信道中某个特征取值过大以及极大极小值带来的训练偏差,归一化上述特征向量,处理方式:

$$t_i^m = (x_i^m - \min(x^m)) / (\max(x^m) - \min(x^m)) \quad (17)$$

y_m 表示类别标签,研究中以保密容量和主链路容量作为选择次优中继的性能衡量指标,1 表示分类为次优中继。如式(18)所示, θ 和 φ 分别表示保密容量和主链路容量对应的最低安全速率。

$$y_m = \begin{cases} 1, & C_S \geq \theta \ \& \ R_D \geq \varphi \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

2.2 集成模型训练

对次优中继选择问题采用核技巧得出软间隔 SVM 为:

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^N \alpha_i \\ \text{s.t.} & \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \end{aligned} \quad (19)$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, N$$

其中,样本用 α 表示; C 为惩罚参数; i 和 j 分别表示原空间和映射后的特征空间;核函数 $K(x, z) = \exp(-\|x - z\|^2 / 2\delta^2)$, δ 为高斯核的松弛系数。在采用核技巧的 SVM 模型训练中,针对不同数据寻找最佳 C 和 δ 是进行 SVM 模型训练的核心,训练中采用遗传算法求解最佳参数^[16],可有效节省时间,为使用 AdaBoost 算法多次迭代 SVM 提

供了性能保障。

次优中继选择的目标函数表示为:

$$W(\alpha) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^N \alpha_i \quad (20)$$

使用 AdaBoost 提升学习算法对每个个体 SVM 加权表决,得到的最终分类器为:

$$G(x) = \sum_{i=1}^T \lambda_i w_i(x) \quad (21)$$

其中, T 表示训练轮数; λ_i 为加权因子; w_i 为个体 SVM 学习器。

至此,可得到集成学习训练次优中继选择的模型。采用 AdaBoost 集成学习的效果等于若干个个体算法加权求和所得,相应地,学习能力强的学习器具有较大的权值,学习能力弱的学习器具有较小的权值。设计基于 AdaBoost 提升学习的次优中继选择方案如下:

算法 1: AdaBoost 提升学习的次优中继选择算法

Phase 1. 生成数据集

1.1 生成含有 k 个特征的 CSI 特征向量,如式(16)所示;

1.2 根据 KPI 确定类别标签,按式(18)将中继索引 R_k^* 标定为 1 和 0;

1.3 根据式(17)对数据 x_m 进行归一化处理。

Phase 2. 基于 AdaBoost 算法的 SVM 训练

输入:数据集 $H = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$; SVM 算法。

输出:最终分类器 $G(x)$ 。

2.1 初始化训练数据的权值分布 D_1 ,得到原始数据上的基本 SVM 分类器 $G_1(x)$;

2.2 对 $t = 1, 2, \dots, T$

1) 使用具有权值分布 D_t 的训练数据学习得到基本分类器 $G_t(x)$;

2) 计算基本分类器 $G_t(x)$ 在加权训练数据集上的分类误差率 e_t ;

$$e_t = \sum_{i=1}^N P(G_t(x_i) \neq y_i) \quad (22)$$

3) 计算 $G_t(x)$ 的系数 $\lambda_t = \log(1 - e_m/e_m)/2$;

4) 更新训练数据的权值为下一轮训练准备。

2.3 构建基于 SVM 分类器的线性组合,加权表决得到最终分类器,如式(21)所示。

Phase 3. 预测次优中继

3.1 生成级联系统模型的信道信息,将待预测的 CSI 数据转换成 x_m 向量;

3.2 通过 $G(x)$ 学习器对 x_m 向量进行训练,得到次优中继;

3.3 将选定的次优中继节点反馈给系统,辅助其他节点完成通信过程。

3 仿真结果和性能分析

本节对提出的方案性能进行分析和验证,并对训练结果进行了仿真。首先,采用 MATLAB 随机生成 10^4 组服从瑞利分布的 CSI 数据,包括 70% 的数据集以及 30% 的测试集,并使用 *libsvm* 工具箱进行 SVM 训练和集成学习。设置系统其他参数为:噪声功率 $N_0 = 1$,系统的发射功率 $P_S = P_R$,信道的最大安全传输速率 $R_m = 1$ bps/Hz。为验证级联中继系统的安全性能,使窃听者到中继的信道质量优于接收者到中继,则高斯复信道增益系数 $\lambda_{SR_i} = \lambda_{SE} = \lambda_{R_k D} = 10$ dB, $\lambda_{R_i R_k} = 20$ dB, $\lambda_{R_k E} = 15$ dB。将分类准确率(classification true probability, CTP)和查准-查全率(precision-recall, P-R)曲线作为衡量该方案性能的度量指标。

为了讨论 SVM 算法和 AdaBoost 提升学习算法的模型性能,首先在图 2 和 3 中展示了所提出的 AdaBoost 提升学习和其他算法的性能曲线。图 2 为 ES、SVM 和 AdaBoost 3 种算法随中继个数增加的 CTP 曲线变化。从结果中,可以看到 CTP 随着中继个数增加而降低,但当中继个数增加到 10 时所提出的 AdaBoost 算法仍有高于 90% 的准确率,接近于 ES 算法。特别地,当中继个数多于 5 时, SVM 算法的 CTP 出现较大损失。这表明随着中继个数增多,式(16)中的 x_m 从一维扩展到 N 维(N 为中继个数)。这极大地增加了 SVM 算法的复杂度,使式(18)中分类标签 y_m 很难根据 θ 和 φ 确定是否为次优中继,而 AdaBoost 算法对训练数据进行多次 SVM 训练,根据式(22)中的分类误差率 e_t 对每一个基分类器赋予一个权值 λ_t ,最后通过加权求和有效提高了算法的分类准确率。

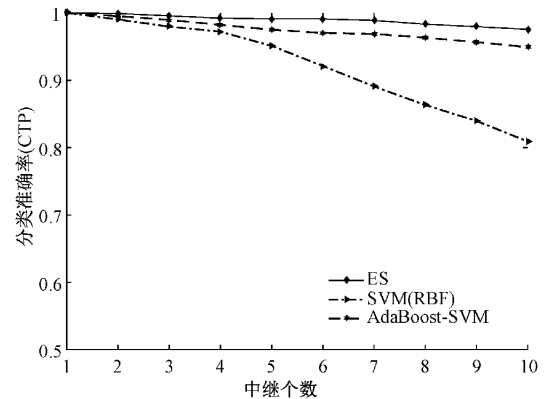


图 2 分类准确率和中继个数关系

图 3 中,针对 SVM 和提出的 AdaBoost 算法解决全局问题绘制了 P-R 曲线。平衡点(break-even point, BEP)是 P 和 R 同时的取值,也可表示对于全局问题的 CTP。从结果中,我们可以看出所提出的 AdaBoost 算法具有更高的 BEP 值,且在 90% 以上,而 SVM 算法只有 70% 左右。这意味着在绝大部分数据的训练中 AdaBoost 算法都具有

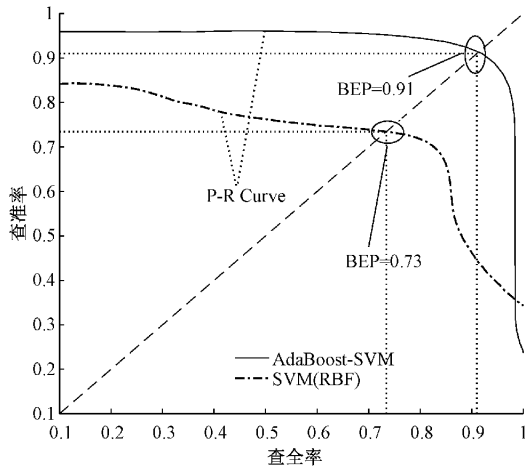


图 3 AdaBoost 和 SVM 算法的 P-R 曲线

90%以上的准确率,验证了图 2 中对所提 AdaBoost 算法 CTP 的分析,进一步说明提出的 AdaBoost 算法针对全局问题和复杂问题有更高的准确率。

为分析 ES、SVM 和 AdaBoost 3 种算法对级联中继网络进行次优中继选择的安全传输策略,图 4 和 5 根据模型训练结果预测次优中继并对多中继场景下的 SC 和 SOP 进行仿真,在仿真中选择中继个数 $N=2, 4, 8$ 。由于级联中继系统中至少需要两个中继,所以实际进行次优选择时中继数目为 $N-1$ 。从图中可以看出,当中继数目 $N=2, 4$ 时,3 种算法的 ASC 和 SOP 相差不大。但在中继数目增加到 8 时,SVM 算法预测的次优中继相较于 ES 和 AdaBoost 算法具有更低的保密容量和更高的中断概率,这说明 SVM 算法的预测结果并非次优中继。可见当模型训练的数据量成倍增加时,SVM 训练的准确率下降,这也验证了模型性能分析时关于 SVM 分类准确率的分析。而 AdaBoost 算法在中继数目较多时仍有可观的准确率,表明集成学习算法相比个体学习具有更好的性能,进一步验证了用机器学习算法进行协作通信的可行性。

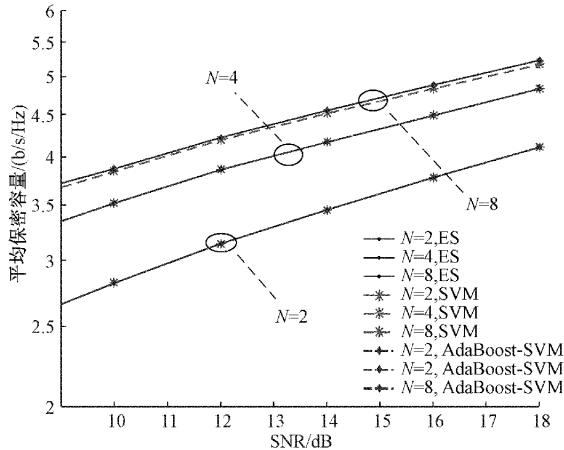


图 4 ES、SVM 和 AdaBoost 次优中继选择的平均保密容量

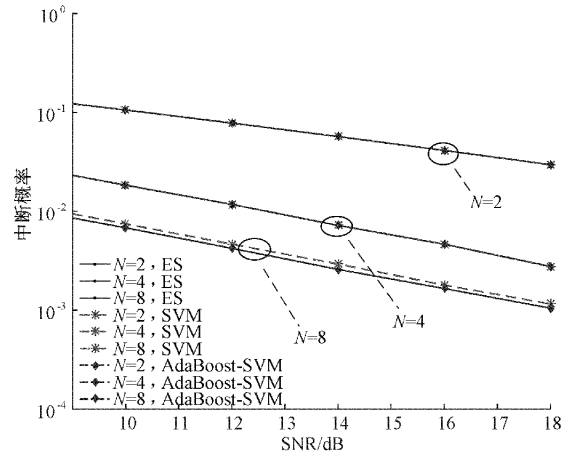


图 5 ES、SVM 和 AdaBoost 次优中继选择的安全中断概率

表 1 中对所提到的 3 种方案的预测复杂度和反馈开销做了比较^[1]。 N 表示特征向量的维度, M 表示类别标签, T 表示训练轮数。首先从表中可以看出,ES 算法的复杂度随着中继个数的增加相较于其他两种方案明显增大,且 ES 算法的反馈开销是其他两种方案的 2 倍,但 SVM 和 AdaBoost 算法在初始阶段都需要训练大量数据集。其次,前者虽然在复杂度上小于 AdaBoost 算法,但在准确率上要差于 AdaBoost 方案。因此,所提的 AdaBoost 学习算法在确保准确率的前提下消耗一定计算量实现次优中继选择是可行的。

表 1 3 种算法复杂度和开销比较

方案	ES	SVM	AdaBoost
反馈开销	$N-1$ 维复向量	$N-1$ 维实向量	$N-1$ 维实向量
复杂度	$O(N + M \log M)$	$O(N^2)$	$O(TN^2)$

4 结 论

本文研究了一种级联中继系统下基于 AdaBoost 提升学习的次优中继选择安全传输方案。将合法用户和窃听者的信道 CSI 作为学习模型的输入,使系统保密速率满足一定条件的中继索引的类标签作为模型的输出,把次优中继选择问题转化为一个基于 AdaBoost 算法集成的多类分类问题。此优化方案可分为 3 步,即生成数据集、模型训练和结果预测,由于个体 SVM 的学习能力有限,提出了一种基于 AdaBoost 集成 SVM 的优化算法,根据分类误差率对个体 SVM 进行加权表决得到最终学习器。最后对优化算法的分类准确率和 PR 曲线进行仿真,验证了集成学习算法具有更好的分类准确率,在消耗一定系统算力的情况下能够更加准确的完成次优中继选择问题,为机器学习引入协作技术实现智能化通信的研究提供了一个参考。

参考文献

- [1] CHEN J, YANG L, ALOUINI M S. Physical layer security for cooperative NOMA systems [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(5): 4645-4649.
- [2] LV L, CHEN J, NI Q, et al. Cognitive non-orthogonal multiple access with cooperative relaying: A new wireless frontier for 5G spectrum sharing[J]. IEEE Communications Magazine, 2018, 56(4): 188-195.
- [3] LU W. SWIPT Cooperative spectrum sharing for 6G-enabled cognitive IoT network[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(2): 15070-15080.
- [4] LI X. Cooperative wireless-powered NOMA relaying for B5G IoT networks with hardware impairments and channel estimation errors[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(7): 5453-5467.
- [5] JI B, LI Y, CAO D, et al. Secrecy performance analysis of UAV assisted relay transmission for cognitive network with energy harvesting [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(7): 7404-7415.
- [6] DANG S, TANG J, LI J, et al. Combined relay selection enabled by supervised machine learning[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(4): 3938-3943.
- [7] 丁晓进,张登银. 中继网络中基于中继节点选择的物理层安全增强方法[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2019, 39(6): 41-46.
- [8] DENG Z, SANG Q, GAO Y, et al. Optimal relay selection for wireless relay channel with external eavesdropper: A NN-based approach[C]. 2018 IEEE/CIC International Conference on Communications in China(ICCC), 2018: 515-519.
- [9] WANG X. Decision-tree-based relay selection in dual-hop wireless communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(6): 6212-6216.
- [10] 张梦,郑建宏,刘香燕,等. 基于集成学习的全双工中继系统安全中继选择方案研究[J]. 电子学报, 2021, 49(9): 1852-1856.
- [11] 张广大,任清华,樊志凯. 基于人工神经网络的联合中继和干扰选择策略研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(7): 20-29.
- [12] 区展华,李翠然,杨茜. 基于 ANN 的自供能无线传感器网络中继选择策略[J]. 计算机工程, 2023, DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0065295.
- [13] NGUYEN T V, TRAN T N, SHIM K, et al. A deep-neural-network-based relay selection scheme in wireless-powered cognitive IoT networks [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(9): 7423-7436.
- [14] ZHANG Z, LU Y, HUANG Y, et al. Neural network-based relay selection in two-way SWIPT-enabled cognitive radio networks [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(6): 6264-6274.
- [15] 叶剑锋,夏林中,管明祥. 能量收集多跳 D2D 无线传感网络中的中继选择算法[J]. 电讯技术, 2022, 62(6): 776-781.
- [16] 李航. 基于机器学习的物理层安全认证技术研究[D]. 成都:电子科技大学, 2019.

作者简介

石岩, 硕士研究生, 主要研究方向为无线通信、物理层安全等。

E-mail: hsy202124@163.com

赵冬青(通信作者), 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为嵌入式软件, 无线电子学等。

E-mail: hunter@nuc.edu.cn

武岳, 博士, 副教授, 硕士生导师。主要研究方向为无线通信、智能通信, 物理层安全技术等。

E-mail: wuyue@aufe.edu.cn