

基于朴素贝叶斯的室内 VLC 网络天线选择方法

冷亭亭, 张延彬[†], 王法松

(郑州大学 电气与信息工程学院, 郑州 450001)

摘要: 在室内多天线多用户可见光通信 (VLC) 网络中, 为了改善在发射天线和用户数量增多的情况下, 最优天线选择算法存在时间复杂度过高问题, 将朴素贝叶斯 (NB) 方法应用于室内多用户 VLC 网络下行链路发光二极管 (LED) 选择问题中. 首先, 将该 LED 选择任务建模为多分类问题, 利用用户已知信道状态信息生成训练样本集, 并通过 VLC 网络多用户通信和速率最大生成对应类标签; 其次, 利用生成的训练样本集, 通过 NB 方法得到分类器模型; 最后, 将训练得到的分类器模型应用于新用户的 LED 选择. 仿真分析表明, 与最优多用户 VLC 网络 LED 选择算法相比, 所提出的基于 NB 的 LED 选择方案可以有效地降低时间复杂度, 在算法复杂度和用户传输和速率之间实现了较好的平衡.

关键词: 朴素贝叶斯算法; LED 选择; 和速率; 多用户; 支持向量机; 可见光通信

中图分类号: TN911.25

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.0972

引用格式: 冷亭亭, 张延彬, 王法松. 基于朴素贝叶斯的室内 VLC 网络天线选择方法 [J]. 控制与决策, 2023, 38(1): 67-74.

Naive Bayesian-based antenna selection approach for indoor VLC network

LENG Ting-ting, ZHANG Yan-bin[†], WANG Fa-song

(School of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: In the indoor visible light communications (VLC) network with multiple antennas and multiple users, in order to improve the time complexity of the optimal antenna selection algorithm under the condition of increasing number of transmitting antennas and users, the naive Bayes (NB) method is applied to the downlink light emitting diodes (LED) selection problem of the indoor multi-user VLC network. Firstly, the LED selection task is modelled as a multi-classification problem, and the training sample set is generated using the users' known channel state information. Then, the corresponding class labels are generated by maximizing the sum-rate of the multi-user VLC network. Futher, based on the generated training sample set, the classifier model is obtained using the NB method. Finally, the trained classifier model is applied to the LED selection of new users. Simulation results show that, compared with the optimal LED selection algorithm of the multi-user VLC network, the proposed LED selection scheme based on the NB method can effectively reduce the time complexity and achieve a good balance between algorithm complexity and system sum-rate.

Keywords: naive Bayesian algorithm (NB); LED selection; sum-rate; multi-user; support vector machine (SVM); visible light communication (VLC)

0 引言

随着人们对无线数据需求的快速增长和射频频谱资源的日趋匮乏, 可见光通信 (visible light communications, VLC) 已经成为了一种很有前景的传统射频通信的有效补充方案. 这是因为与传统射频技术相比, VLC 具有宽频谱、成本低、功耗小、安全性高和无电磁干扰等诸多优势^[1]. 正因为这些特点, VLC 技术被视为未来在室内环境中的主要通信

方式之一^[2].

室内 VLC 由于需要兼顾照明功能, 要求光照度尽可能均匀地覆盖整个服务区域, 一般需要的发光二极管 (light emitting diodes, LED) 数量较多. 同时, 由于各 LED 到用户接收端的光强度相当, 若同时参与通信将引起能效低、信道间相互干扰以及系统复杂度高等问题^[3]. 在射频通信中, 为了解决多天线能效较低和系统复杂度高的问题, 天线选择技术受

收稿日期: 2021-06-03; 录用日期: 2021-09-28.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61401401, U1736107, 61901366); 河南省科技攻关项目 (192102210088); 河南省高校科技创新人才基金项目 (18HASTIT021); 国家重点研发项目 (019QY0302).

[†]通讯作者. E-mail: ieybzhang@zzu.edu.cn.

到了广泛的应用和研究^[4-5],其中穷举搜索是一种广泛应用于传统小规模MIMO系统的最优天线选择方法,但随着天线数量的增多,该方法复杂度将急剧增加^[6].因此,许多研究者致力于降低天线选择算法的复杂度^[7-8].

与此同时,机器学习在解决实际问题中所表现出的优异性能,成为了众多领域研究者的研究热点^[9-10],已出现众多性能优良的机器学习算法,如支持向量机(support vector machines, SVM)、朴素贝叶斯(naive Bayes, NB)以及 K -最近邻算法(K -nearest neighbor, KNN)等.同时, NB算法已经被广泛应用于各种分类预测问题中^[11-13],如文本分类、城市内涝风险预测以及电路故障诊断等.受机器学习思想的影响,相关研究表明,天线选择问题可以转化为机器学习中的多分类问题^[14].在多天线射频通信中,为了解决天线选择问题中面临的算法复杂度高的问题,已提出了基于SVM和KNN方法的天线选择算法,该类方法有效降低了计算复杂度^[15-16].在室内VLC网络的LED选择问题研究中,有研究人员以误码率为优化目标提出了一种基于天线选择的调光方案,有效提升了系统的性能^[17].随后,有研究人员以最小化系统总均方误差为优化目标,提出一种对发射机预编码和偏移量进行联合设计的LED选择算法,提高了系统的可靠性^[18].但是,针对室内VLC网络的LED选择方法中仍存在冗余计算和时间复杂度较高的问题.

基于上述研究,本文考虑基于NB方法的室内多天线多用户VLC网络中的高效LED选择问题,以实现效率和性能的平衡.通过将室内多天线VLC网络中多用户LED选择问题建模为多分类学习问题,同时将所有用户的和速率作为关键性能指标(key performance indicator, KPI),多用户LED选择问题被转化为网络和速率最大问题.具体过程如下:首先,利用用户的信道状态信息生成特征矩阵,基于KPI对样本进行标记;然后,利用NB方法构建基于标签向量与归一化特征矩阵的学习系统;最后,将学习系统得到的训练模型应用于实际的多用户LED选择中.仿真结果表明,与传统的LED选择算法相比,本文提出的基于NB的LED选择方法在具有接近最优和速率性能的同时,能有效降低LED选择算法的复杂度.

1 系统模型

本文考虑如图1所示的典型室内多天线多用户VLC网络模型,该网络假定发射端安装 N_t 个LED服务于 K 个用户,假设 $N_t \geq K$,接收端的各用户分别配备一个光电探测器(photoelectric detector, PD).设定

LED发射方向垂直向下,用户接收方向垂直向上.设 $\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_K]^T \in \mathbf{R}^{K \times N_t}$,其中 $\mathbf{h}_k \in \mathbf{R}^{N_t \times 1}$ 表示第 N_t 个LED到第 k 个用户接收端的信道增益系数, $k \in \{1, 2, \dots, K\}$,上标T表示向量或矩阵的转置.发射端信道状态信息可通过接收端反馈的信道系数获得,并以此构建信道系数矩阵 \mathbf{H} .

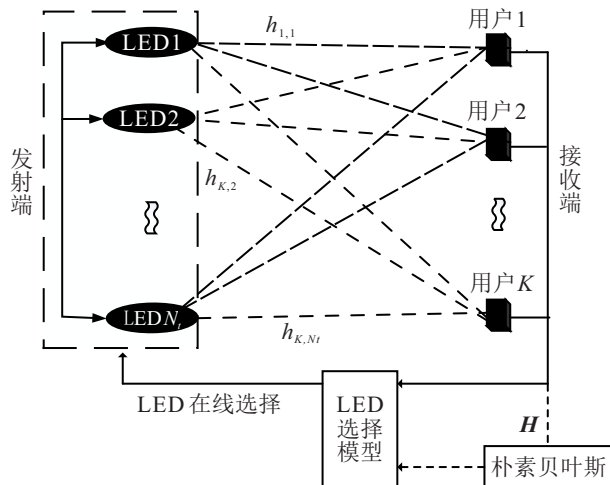


图1 室内多天线多用户VLC网络的LED选择系统模型

此外,本文主要考虑可见光直视链路(line of sight, LOS)的信道脉冲响应,假设每个LED都遵循朗伯辐射模式,在仅考虑LOS分量的前提下,可以计算LOS通道增益.图2是LED发射端和接收端LOS信道的几何模型示意图.

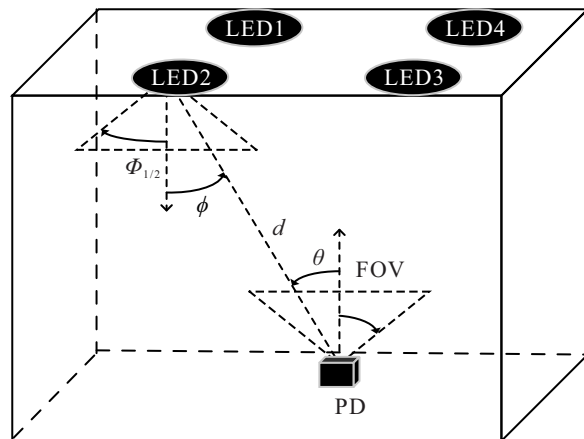


图2 LED发射端和接收端LOS信道几何模型

图2中第 j 颗LED与第 i 个PD之间的路径增益^[19]可如下表示:

$$G_{i,j} = \frac{A(m+1)}{2\pi d_{i,j}^2} (\cos \phi_{i,j})^m \cos \theta_{i,j} \text{rect} \left(\frac{\theta_{i,j}}{\text{FOV}} \right). \quad (1)$$

其中: A 为单个PD的物理接收面积, $d_{i,j}$ 为第 j 颗LED与第 i 个PD之间的直射距离, $\phi_{i,j}$ 为光链路从第 j 颗LED到第 i 个PD的出射角, $\theta_{i,j}$ 为光链路从第 j 颗LED与第 i 个PD的入射角,FOV为接收端的半视场

角 (field of view, FOV), $\Phi_{1/2}$ 为LED的半功率角, m 为辐射波瓣的模数, 可表示为

$$m = \frac{-\ln 2}{\ln \cos \Phi_{1/2}}. \quad (2)$$

式(1)中的 $\text{rect}(\theta_{i,j}/\text{FOV})$ 可表示为

$$\text{rect}\left(\frac{\theta_{i,j}}{\text{FOV}}\right) = \begin{cases} 0, & \frac{\theta_{i,j}}{\text{FOV}} > 1; \\ 1, & \frac{\theta_{i,j}}{\text{FOV}} \leq 1. \end{cases} \quad (3)$$

式(3)表示当LED位于PD的FOV范围内时, PD能够接收到光信号, 其值为1, 当LED不在PD的FOV范围内时, PD无法接收光信号, 其值为0.

综上, 第 j 颗LED与第 i 个PD之间的VLC信道增益可以表示为

$$h_{i,j} = TR\eta G_{i,j}, \quad i = 1, 2, \dots, K, \quad j = 1, 2, \dots, N_t. \quad (4)$$

其中: T 为光滤波器增益, R 为PD的响应率, η 为LED的光电转化效率.

本文考虑的室内VLC多用户通信网络, 发射端从 N_t 个LED中选择 K 个与 K 个用户进行通信, 同时从 K 个LED中为每个用户分配一个最优LED, 然后 K 个独立的数据流 s_k 分别传输给各个对应用户, $k = 1, 2, \dots, K$. 假设 $\mathbf{A} = \{\alpha_1, \dots, \alpha_{N_c}\}$ 为所有可能LED组合方案的集合, 其中 N_c 是LED组合方案的个数, $N_c = \begin{bmatrix} N_t \\ K \end{bmatrix}$. 假设 α_{n_c} 表示第 $n_c \in \{1, 2, \dots, N_c\}$ 个LED组合方案的索引, $\alpha_k^{(n_c)}$ 表示该方案中分配给第 k 个用户的LED索引, 则 $\alpha_k^{(n_c)} \in \{1, 2, \dots, N_t\}$, 当 $k \neq i (k, i \in \{1, 2, \dots, K\})$ 时, $\alpha_k^{(n_c)} \neq \alpha_i^{(n_c)}$. 定义 K 个用户对应的LED索引向量为 $\alpha_{n_c} = [\alpha_1^{(n_c)}, \alpha_2^{(n_c)}, \dots, \alpha_K^{(n_c)}]^T$, 假设选择第 n_c 个LED组合, 则第 k 个用户接收的信号^[20]如下所示:

$$y_k = \sqrt{p_k} h_{k, \alpha_k^{(n_c)}} s_k + \sum_{i=1, i \neq k}^K \sqrt{p_i} h_{k, \alpha_i^{(n_c)}} s_i + n_k. \quad (5)$$

其中: p_k 是分配给第 k 个用户的功率, 满足约束条件

$$\sum_{k=1}^K p_k = P_T, \quad (6)$$

P_T 是LED为所用用户提供的总传输功率; $\sum_{i=1, i \neq k}^K \sqrt{p_i} h_{k, \alpha_i^{(n_c)}} s_i$ 是多址干扰 (multiple access interference, MAI) 信号, $\sqrt{p_k} h_{k, \alpha_k^{(n_c)}} s_k$ 是用户的接收信号, $n_k \sim \mathcal{N}(0, \sigma_k^2)$ 是第 k 个用户接收的由散粒噪声和热噪声构成的加性高斯白噪声^[21].

由上述分析可知, 第 k 个用户的信号干扰噪声

比 (signal-to-interference-plus-noise ratio, SINR) 可以表示为

$$\text{SINR}_k = \frac{p_k |h_{k, \alpha_k^{(n_c)}}|^2}{\sum_{i=1, i \neq k}^K p_i |h_{k, \alpha_i^{(n_c)}}|^2 + \sigma_k^2}. \quad (7)$$

基于香农公式, 第 k 个用户的下行链路速率可表示为

$$R_k = \log_2(1 + \text{SINR}_k), \quad (8)$$

则整个网络 K 个用户的和速率可表示为

$$R_{\text{sum}} = \sum_{k=1}^K R_k. \quad (9)$$

本文目标是设计一种时间复杂度较低的LED选择方法, 该方法可在室内VLC网络中, 从 N_t 个LED中挑选 K 个服务 K 个用户, 使 R_{sum} 最大, 即求解如下优化问题:

$$\max \text{imize } R_{\text{sum}} = \sum_{k=1}^K R_k. \quad (10)$$

2 基于NB的LED选择算法

2.1 传统最优LED选择算法

传统最优 (Optimal) LED选择算法通过穷举搜索所有可能LED组合时使各用户的和速率最大时的组合, 以得到最优的LED选择方案. 具体过程为: 首先, 对于所有的LED分配方案, 通过式(8)计算每个用户的链路速率; 然后根据式(9)计算和速率; 最后从所有组合的和速率中选取和速率最大的LED组合作为最优组合方案. 可见, 尽管该方法能够达到最大的和速率, 但是随着和的增加, 时间复杂度呈现指数增长. 因此, 该方法在实际应用中存在一定的缺陷. 为此, 针对室内多天线多用户VLC网络, 本文将基于机器学习技术, 在保证网络传输性能的前提下, 提出一种复杂度较低的LED选择算法.

2.2 基于NB的LED选择算法

为了降低LED选择算法的时间复杂度, 本文将机器学习中的NB方法用于室内VLC网络LED选择问题中, 该方法通过将LED选择问题建模为多分类问题, 以此获得合适的LED组合, 实现高效通信. 该算法的主要过程包含如下3部分: 1) 构建特征属性, 获取训练样本; 2) 训练基于NB的分类模型; 3) LED在线选择.

1) 构建特征属性, 获取训练样本.

在室内VLC系统中, 根据 $K \times N_t$ 维的LOS信道矩阵 \mathbf{H} 生成特征训练样本. 在保证室内信号最大覆盖范围的条件下合理设定LED安装位置, 假设随机

生成 N 次用户在室内的位置, 以获取 N 个 LOS 信道矩阵 $\mathbf{H}_n, n = 1, 2, \dots, N$, 然后执行以下步骤获得所需的训练特征训练样本矩阵 \mathbf{D} .

step 1: 将每个 $K \times N_t$ 维的 LOS 信道矩阵 \mathbf{H}_n 按列重组成 $1 \times M$ 维的实值特征向量 $\tilde{\mathbf{d}}_n = [(\mathbf{h}_n^1)^T, (\mathbf{h}_n^2)^T, \dots, (\mathbf{h}_n^{N_t})^T] \in \mathbf{R}^{1 \times M}$, 其中 $\mathbf{h}_n^{n_t}$ 为信道矩阵 \mathbf{H}_n 的第 n_t 列, $n = 1, 2, \dots, N, n_t = 1, 2, \dots, N_t, M = K \times N_t$.

step 2: 循环 step 1 直至遍历所有 N 个 LOS 信道矩阵 $\mathbf{H}_n, n = 1, 2, \dots, N$, 构建特征训练样本矩阵 $\tilde{\mathbf{D}} = [\tilde{\mathbf{d}}_1, \tilde{\mathbf{d}}_2, \dots, \tilde{\mathbf{d}}_N]^T \in \mathbf{R}^{N \times M}$.

step 3: 将 $\tilde{\mathbf{D}}$ 归一化, 得到归一化的特征训练样本矩阵 $\mathbf{D} = [\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_N]^T \in \mathbf{R}^{N \times M}$, 其第 (i, j) 个元素为

$$d_{i,j} = \frac{\tilde{d}_{i,j} - \mathbf{E}_i(\tilde{d}_{i,j})}{\max_i\{\tilde{d}_{i,j}\} - \min_i\{\tilde{d}_{i,j}\}}. \quad (11)$$

step 4: 设计 KPI. KPI 主要用于标记训练数据样本, 一般来说可选择频谱效率、能量效率、误比特率以及传输链路和速率等^[15], 本文将式(9)的多个用户传输链路和速率设定为 KPI.

step 5: 建立标签和 LED 组合之间的映射. 假设标签集和 LED 组合集合分别用 \mathcal{L} 和 \mathbf{A} 表示, 每一个 LED 组合 $\alpha \in \mathbf{A}$ 对应一个唯一的标签 $\ell \in \mathcal{L}$. 假设考虑的 VLC 系统有 $N_t = 5$ 个 LED 和 $K = 3$ 个用户时, 该标签集和 LED 组合集合之间映射关系如表 1 所示.

表 1 标签集和 LED 组合集合之间的映射关系

LED 组合	标签	LED 组合	标签
$\alpha_1 = [1, 2, 3]$	$\ell = 1$	$\alpha_6 = [1, 4, 5]$	$\ell = 6$
$\alpha_2 = [1, 2, 4]$	$\ell = 2$	$\alpha_7 = [2, 3, 4]$	$\ell = 7$
$\alpha_3 = [1, 2, 5]$	$\ell = 3$	$\alpha_8 = [2, 3, 5]$	$\ell = 8$
$\alpha_4 = [1, 3, 4]$	$\ell = 4$	$\alpha_9 = [2, 4, 5]$	$\ell = 9$
$\alpha_5 = [1, 3, 5]$	$\ell = 5$	$\alpha_{10} = [3, 4, 5]$	$\ell = 10$

step 6: 利用 KPI 对训练数据贴标签. 对于第 n 个信道矩阵, 根据 KPI 计算每个 LED 组合时网络的和速率, 获取实现最大和速率的最优 LED 组合 $\alpha_\ell \in \mathbf{A}$. 利用集合 \mathcal{L} 和 \mathbf{A} 之间的一一映射关系, 可以确定该样本对应的标签信息, 如表 1 中标签与天线组合之间的映射关系所示, 记该标签为 ℓ_n^* .

step 7: 通过对每个样本执行 step 6 的操作, 直至得到所有样本对应的标签, 以此可以建立标签向量 $\mathbf{b} \in \mathbf{R}^{N \times 1}, \ell_n^*$ 作为标签向量的第 n 个元素 b_n .

2) 训练基于 NB 的分类模型.

利用上述步骤得到的特征矩阵 \mathbf{D} 和对应的标签

向量 \mathbf{c} , 构建基于 NB 的学习系统, 为 K 个用户在系统的所有 LED 中选择最佳的 LED 组合. 其详细构建步骤如下.

step 8: 记 $\mathbf{d}_n = [d_1^{(n)}, d_2^{(n)}, \dots, d_M^{(n)}] \in \mathbf{R}^{1 \times M}$ 表示训练特征矩阵 \mathbf{D} 的第 n 行, 其中 $d_m^{(n)} (m = 1, 2, \dots, M)$ 为该类别下相关的特征属性, 假设该样本对应的类别为 $b_n = \ell_n, n \in \{1, 2, \dots, N\}$. 统计该类别下特征属性的联合条件概率估计为

$$P(d_1^{(n)}|\ell_n)P(d_2^{(n)}|\ell_n)\dots P(d_M^{(n)}|\ell_n)P(\ell_n). \quad (12)$$

step 9: 重复 step 8, 遍历训练特征矩阵的每一行, 记每一行对应的类别为 $\ell_n \in \mathcal{L}$, 可得如下概率:

$$P(\mathbf{d}_n|\ell_n)P(\ell_n) = P(\ell_n) \prod_{m=1}^M P(d_m^{(n)}|\ell_n). \quad (13)$$

step 10: 由于各特征属性条件独立, 根据贝叶斯定理可得如下后验概率:

$$P(\ell_n|\mathbf{d}_n) = \frac{P(\mathbf{d}_n|\ell_n)P(\ell_n)}{P(\mathbf{d}_n)}. \quad (14)$$

式(14)中分母对于所有类别均为常数, 所以优化过程只需分子最大即可. 由 step 9 可计算出 $P(\mathbf{d}_n|\ell_n)P(\ell_n)$, 并将相同类别下不同的特征属性所对应的概率进行存储, 最终训练出在多用户场景下的最佳 LED 分类模型, 其朴素贝叶斯分类器的表达式为

$$\ell_n^* = \arg \max_{\ell_n \in \mathcal{L}} P(\ell_n) \prod_{m=1}^M P(d_m|\ell_n). \quad (15)$$

3) LED 在线选择.

step 11: 假设在室内环境中随机生成 K 个用户位置, 通过不同用户对应的信道矩阵 \mathbf{H} 构建特征向量, 基于此特征向量使用上述训练模型, 进行在线的 LED 选择, 模型输出即为多个用户同时通信时的最佳 LED 组合.

基于 NB 算法的 LED 选择算法流程如下.

输入: K 个用户, N_t 个 LED, 生成 $K \times N_t$ 维的 LOS 信道矩阵;

输出: 激活最佳的 LED 组合索引 ℓ^* .

1) 输入 LOS 信道矩阵 $\mathbf{H}_n (n = 1, 2, \dots, N)$, 并将其处理归一化为特征矩阵 \mathbf{D} ;

2) 建立标签和 LED 组合之间的一一映射;

3) 对于每个样本, 根据式(9)计算 KPI, 并根据 KPI 得到标签向量 \mathbf{b} ;

4) 以归一化特征矩阵 \mathbf{D} 和标签向量 \mathbf{b} 构建基于 NB 的学习系统;

5) 输入新的信道矩阵 \mathbf{H} , 通过学习系统获得激活最佳 LED 组合对应的标签 ℓ^* ;

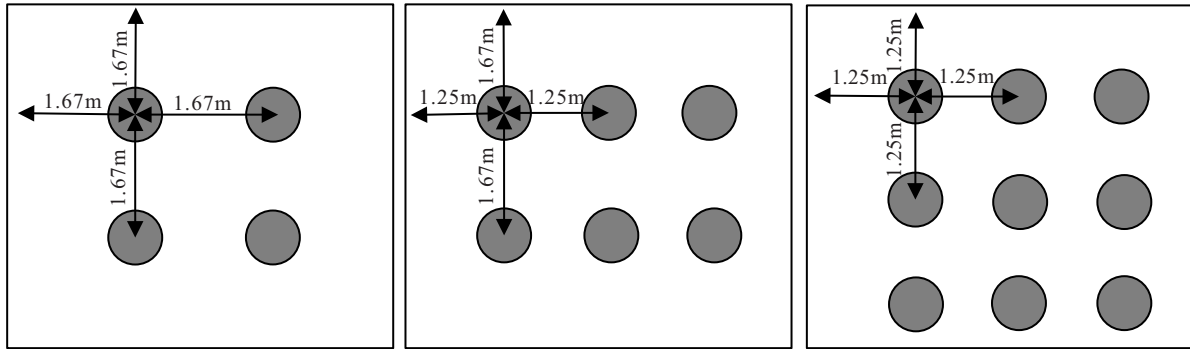
6) 根据step 2找到 ℓ^* 对应的最优LED组合.

3 仿真结果及分析

3.1 算法的和速率性能仿真分析

本部分针对室内多天线多用户VLC网络, 分别采用本文提出的基于NB的LED选择算法, 以及

Optimal、SVM和随机选择(Rand)4种算法为多个用户进行LED的在线选择, 并考虑在 $\{N_t = 4, K = 3\}, \{N_t = 6, K = 3\}, \{N_t = 9, K = 4\}$ 三种系统配置下对和速率的性能进行仿真分析. 图3为室内VLC系统3种配置的LED位置分布图.



(a) $N_t=4$, LED 在同一水平面上, x 轴、y 轴分布在 $[0:1.67:5]$ m 范围
 (b) $N_t=6$, LED 在同一水平面上, x 轴分布在 $[0:1.25:5]$ m 范围, y 轴分布在 $[0:1.67:5]$ m 范围
 (c) $N_t=9$, LED 在同一水平面上, x 轴、y 轴分布在 $[0:1.25:5]$ m 范围

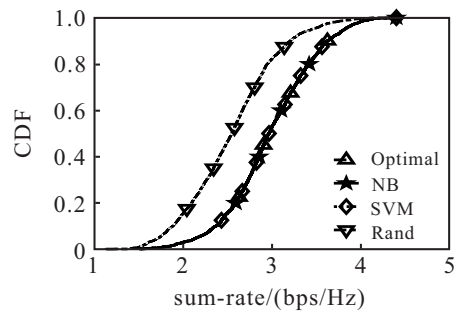
图3 室内VLC网络3种配置的LED位置分布图

假设在室内房间高为3m的天花板上均匀布置 N_t 个LED, 其法向量垂直向下, 在工作空间随机分布 K 个用户, 用户终端PD的法向量垂直向上并位于高0.85m的平面上, 其他主要仿真参数如表2所示.

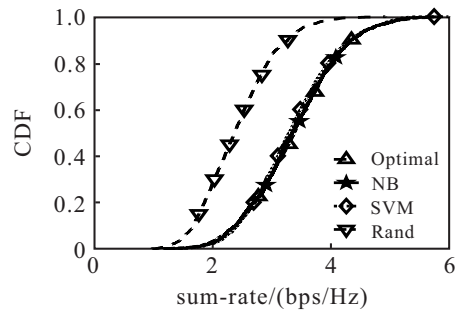
表2 仿真实验相关参数设置表

仿真参数设置	取值
房间尺寸($L \times W \times H$)/m	$5 \times 5 \times 3$
LED高度/m	3
LED个数	4, 6, 9
接收端高度/m	0.85
半功率角($\Phi_{1/2}$)/ $(^\circ)$	60
光学滤波器增益(T)	1.0
光功率/电转换效率(η)/ $(\mu\text{W}/\text{mA})$	813.6
单个PD的物理面积(A)/ cm^2	1.0
接收端半视场角(FOV)/ $(^\circ)$	75
PD响应度(R)/ $(\mu\text{A}/\text{mW})$	100
每个LED平均功率(P)/W	2

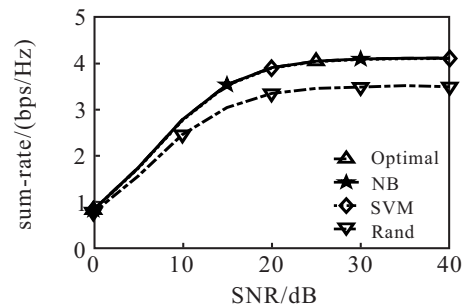
图4中(a)和(b)分别给出了当随机产生2000次用户位置, $N_t = 4, K = 3$ 时基于NB的LED选择算法、最优LED选择算法、基于SVM的LED选择算法和随机LED选择算法在信噪比(signal-to-noise, SNR)分别取10dB、30dB时和速率的累计分布函数(cumulative distribution function, CDF)图, 其中LED的位置分布如图3(a)所示. 图4(c)给出了当 $N_t = 4, K = 3$ 时, 系统和速率随SNR变化的关系图. 在该配置下, 系统发射端LED数目较少, LED组合类别数目也较少, 基于NB和SVM的机器学习LED选择算法



(a) SNR = 10dB



(b) SNR = 30dB



(c) SNR = [0:40]dB

图4 系统配置为 $N_t = 4, K = 3$ 时的不同LED选择算法和速率性能比较

具有较高的分类准确率,所以基于NB和SVM的LED选择算法几乎与Optimal算法的和速率一致,且明显优于Rand算法.另外,由图4(c)可以看出,在高SNR条件下,由于VLC系统受到的干扰较小,所有LED选择方法得到的和速率性能都趋于一致.

此外,图5中(a)和(b)分别给出了当随机产生2000次用户位置, $N_t = 6$ 、 $K = 3$ 时基于NB的LED选择算法、最优LED选择算法、基于SVM的LED选择算法和随机LED选择算法在SNR分别取10 dB、30 dB时和速率的CDF图,其中LED的位置分布如图3(b)所示.图5(c)给出了当 $N_t = 6$ 、 $K = 3$ 时,系统随机产生2000次用户位置的平均和速率随SNR变化的关系图.在该配置下,随着发射端LED数目的增加,LED组合类别数目增多,NB和SVM的分类准确率有所下降,所以基于NB和SVM的LED选择算法得到的系统和速率性能与最优LED选择方法的和速率之间存在较小的差异,但明显优于随机LED选择方法.

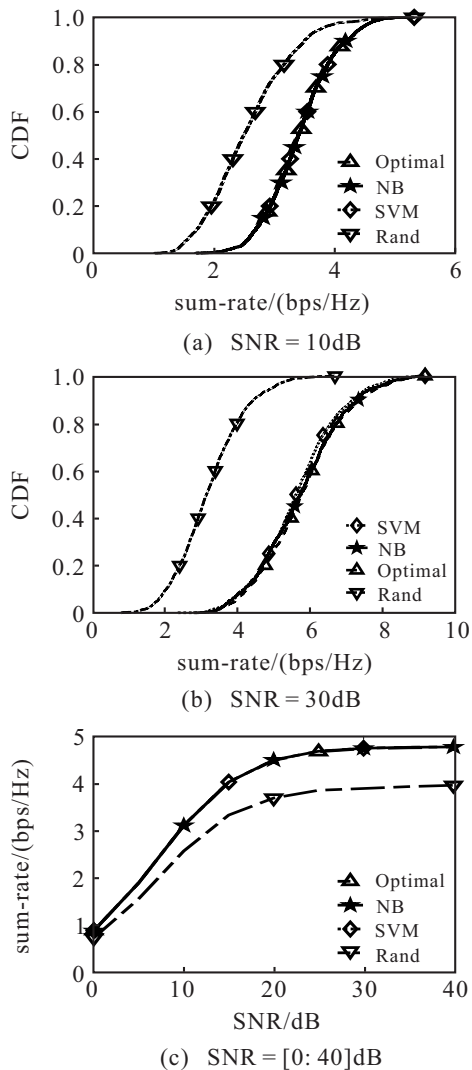


图5 系统配置为 $N_t = 6$ 、 $K = 3$ 时的不同LED选择算法和速率性能比较

为了进一步分析算法性能,下面考虑如下系统配置.图6中(a)和(b)分别给出了当随机产生2000次用户位置, $N_t = 9$ 、 $K = 4$ 时基于NB的LED选择算法、最优LED选择算法、基于SVM的LED选择算法和随机LED选择算法在SNR分别取10 dB、30 dB时和速率的CDF图,其中LED的位置分布如图3(c)所示.图6(c)给出了当 $N_t = 9$ 、 $K = 4$ 时,系统随机产生2000次用户位置的平均和速率随SNR变化的关系图.在该配置下,随着发射端LED数目的增加,LED组合类别数目增多,基于NB和SVM的学习系统在进行LED选择时,存在预测误差,导致和速率性能的损失,但明显优于随机LED选择方法.

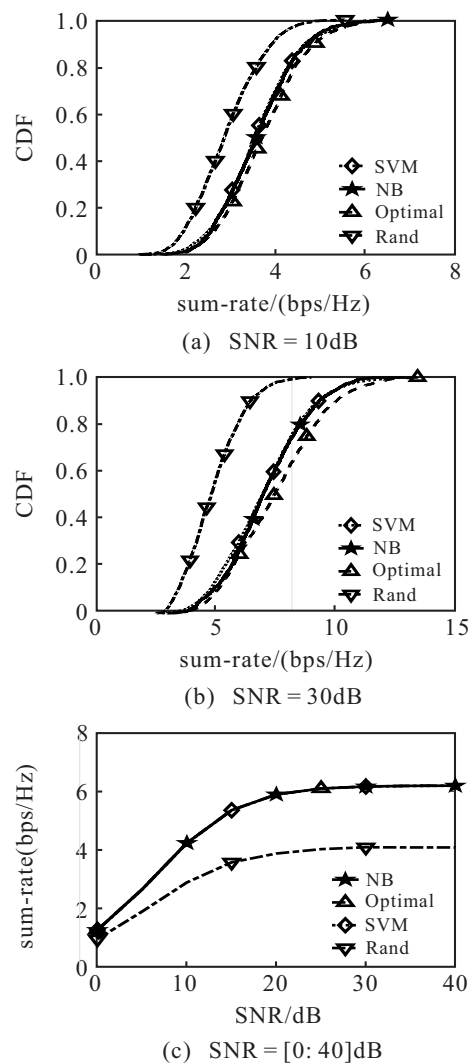


图6 系统配置为 $N_t = 9$ 、 $K = 4$ 时的不同LED选择算法和速率性能比较

上述仿真结果表明,本文提出的基于NB和SVM的机器学习LED选择算法性能都接近于最优的LED选择算法的和速率性能.下面将分析本文提出的基于NB和SVM的机器学习LED选择算法,其具有更低的计算复杂度,从而在实际应用中更具竞争力.

3.2 时间复杂度分析

前面的仿真实验已验证了基于NB的LED选择算法在本文考虑的室内VLC网络中的和速率性能, 结果表明其性能接近于Optimal选择算法. 接下来, 将从计算复杂度角度说明本文所提出算法的优越性.

室内VLC系统中的信号和矩阵都是正实数, 本文将从时间复杂度角度分析VLC网络中基于NB的LED选择算法、最优LED选择算法、基于SVM的LED选择算法和随机LED选择算法的时间复杂度.

对于最优LED选择算法, 需要穷举搜索 N_c 个LED组合方案, 其中 $N_c = \binom{N_t}{K}$ 为所有有效选择方案的个数, 对于每个方案, 要遍历 K 个用户通过式(7)~(9)计算和速率, 在计算式(7)时, 需要计算多址干扰信号项为 $(K - 1)$ 个. 因此, 穷举搜索的计算复杂度为 $\mathcal{O}(N_c N_t K^2 (K - 1)) = \mathcal{O}(N_c N_t K^3)$. 对于随机LED选择算法, 只需要随机生成一个整数, 所以计算复杂度为 $\mathcal{O}(1)$. 对于SVM和NB的LED选择算法, LED选择复杂度定义为在线预测复杂度, 因为训练可以在实际通信阶段之前离线完成, 这里不予考虑. 对于SVM选择算法, 训练后得到 $N_c(N_c - 1)/2$ 个

二分类模型, 所以在线复杂度为 $\mathcal{O}(N_c^2)$. 对于NB选择算法, 训练得到如式(15)的一个分类模型, 所以在线复杂度为 $\mathcal{O}(N_c N_t K)$. 各算法时间复杂度见表3.

图7给出了各LED选择算法随 N_t 和 K 变化的时间复杂度. 可以观察到随着发射端天线数目和接收端用户数目的增加, 穷举搜索算法复杂度急剧增加, SVM次之, NB较低, Rand最快. 综合前文的和速率性能仿真结果可以看出, 本文所提出的基于NB的LED选择算法与Optimal算法在和速率性能上相近, 但由于该算法相比于Optimal算法, 消除了冗余计算, 使得系统的综合性能最优.

4 结论

针对室内多天线多用户VLC网络, 由于传统LED选择算法需要对所有可能的LED组合进行搜索, 导致在发射天线和用户数目增加的同时, 时间复杂度急剧增加. 为了解决这一问题, 本文利用发射端的信道状态信息, 采用基于NB的机器学习算法实现了LED的快速选择, 从而在很大程度上降低了系统的时间复杂度, 同时较好地保证了整个网络的和速率性能. 仿真结果表明, 该算法在通信性能相当于传统最优算法的前提下, 有效地降低了时间复杂度并满足了多用户同时高质量通信的需求, 从而具有较高的实用价值.

参考文献(References)

- [1] Koonen T. Indoor optical wireless systems: Technology, trends, and applications[J]. Journal of Lightwave Technology, 2018, 36(8): 1459-1467.
- [2] Chi N, Zhou Y J, Wei Y R, et al. Visible light communication in 6G: Advances, challenges, and prospects[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2020, 15(4): 93-102.
- [3] Hong Y, Wu T S, Chen L K. On the performance of adaptive MIMO-OFDM indoor visible light communications[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2016, 28(8): 907-910.
- [4] Huang W, Huang Y M, Zeng Y, et al. Wideband millimeter wave communication with lens antenna array: Joint beamforming and antenna selection with group sparse optimization[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(10): 6575-6589.
- [5] Asaad S, Rabiei A M, Müller R R. Massive MIMO with antenna selection: Fundamental limits and applications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(12): 8502-8516.
- [6] Gao Y, Vinck H, Kaiser T. Massive MIMO antenna

表3 算法时间复杂度

算法	时间复杂度	和速率性能
Optimal	$\mathcal{O}(N_c N_t K^3)$	最好
NB	$\mathcal{O}(N_c N_t K)$	次好
SVM	$\mathcal{O}(N_c^2)$	次好
Rand	$\mathcal{O}(1)$	最差

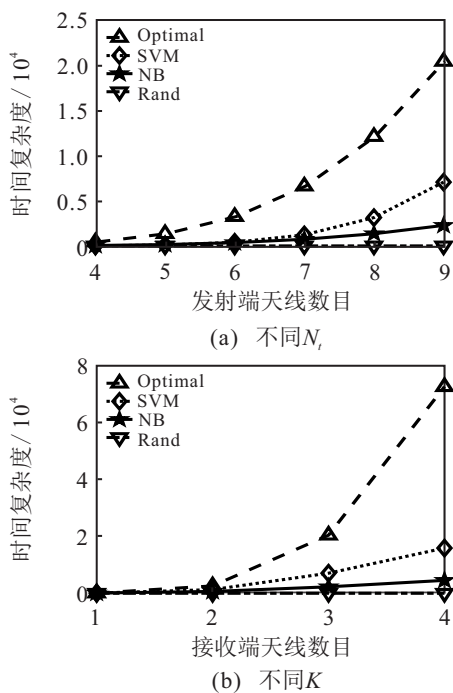


图7 各种选择算法在 N_t 、 K 不同时时间复杂度

- selection: Switching architectures, capacity bounds, and optimal antenna selection algorithms[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(5): 1346-1360.
- [7] Abdullah Z, Tsimenidis C C, Chen G J, et al. Efficient low-complexity antenna selection algorithms in multi-user massive MIMO systems with matched filter precoding[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(3): 2993-3007.
- [8] Men Z H, Liu W L, Wang N, et al. Low-complexity antenna selection algorithms for spatial modulation systems[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44(6): 1322-1327.
- [9] Joung J. Machine learning-based antenna selection in wireless communications[J]. *IEEE Communications Letters*, 2016, 20(11): 2241-2244.
- [10] 刘磊, 杨晔, 刘赛, 等. 基于生存理论训练机器学习的智能驾驶路径生成方法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(10): 2433-2441.
(Liu L, Yang Y, Liu S, et al. Path generation method for intelligent driving based on machine learning trained by viability theory[J]. *Control and Decision*, 2020, 35(10): 2433-2441.)
- [11] El Hindi K M, Aljulaidan R R, AlSalman H. Lazy fine-tuning algorithms for naïve Bayesian text classification[J]. *Applied Soft Computing*, 2020, 96: 106652.
- [12] Tang X Z, Shu Y Q, Lian Y Q, et al. A spatial assessment of urban waterlogging risk based on a Weighted Naïve Bayes classifier[J]. *Science of the Total Environment*, 2018, 630: 264-274.
- [13] da Silva P R N, Gabbar H A, Vieira P Jr, et al. A new methodology for multiple incipient fault diagnosis in transmission lines using QTA and Naïve Bayes classifier[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2018, 103: 326-346.
- [14] Joung J. Machine learning-based antenna selection in wireless communications[J]. *IEEE Communications Letters*, 2016, 20(11): 2241-2244.
- [15] Lin H F, Shin W Y, Joung J. Support vector machine-based transmit antenna allocation for multiuser communication systems[J]. *Entropy: Basel, Switzerland*, 2019, 21(5): 471.
- [16] Yang P, Zhu J, Xiao Y, et al. Antenna selection for MIMO system based on pattern recognition[J]. *Digital Communications and Networks*, 2019, 5(1): 34-39.
- [17] Wang Z P, Guo C L, Yang Y, et al. Antenna selection based dimming scheme for indoor MIMO visible light communication systems utilizing multiple lamps[C]. *The 27th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications*. Valencia, 2016: 1-7.
- [18] Wang R, Gao Q, You J Y, et al. Linear transceiver designs for MIMO indoor visible light communications under lighting constraints[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2017, 65(6): 2494-2508.
- [19] Wang F S, Liu C W, Wang Q, et al. Optical jamming enhances the secrecy performance of the generalized space-shift-keying-aided visible-light downlink[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2018, 66(9): 4087-4102.
- [20] Erolu Y S, Güvenç İ, Şahin A, et al. Multi-element VLC networks: LED assignment, power control, and optimum combining[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2018, 36(1): 121-135.
- [21] Mostafa A, Lampe L. Optimal and robust beamforming for secure transmission in MISO visible-light communication links[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(24): 6501-6516.

作者简介

冷亭亭(1996—), 女, 硕士生, 从事可见光通信的研究, E-mail: 2810165852@qq.com;

张延彬(1980—), 男, 讲师, 博士, 从事可见光通信、通信高速实时信号处理等研究, E-mail: ieybzhang@zzu.edu.cn;

王法松(1979—), 男, 教授, 博士生导师, 从事可见光通信、信号处理等研究, E-mail: iefswang@zzu.edu.cn.

(责任编辑: 孙艺红)