

GSSK-VLC系统中基于SVM的LED选择算法

张芳鑫¹,王法松¹,李睿²,左婷¹

(1. 郑州大学信息工程学院,河南郑州 450001;2. 河南工业大学理学院,河南郑州 450001)

摘要: 为了有效降低室内基于广义空移键控(Generalized Space Shift Keying, GSSK)调制技术的可见光通信(Visible Light Communications, VLC)系统LED选择算法的复杂度,提高系统的LED选择速度,提出了一种基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的机器学习低复杂度高效率LED选择算法. 通过将室内GSSK-VLC系统的LED选择等价建模为多分类的机器学习问题,利用核SVM构建LED选择的最优化问题,通过对偶理论,获得原问题的二次凸规划对偶问题,从而高效的获取SVM的最优分类参数. 最后,通过学习训练获得的最优分类参数实现对任意给定用户信道信息的在线天线选择. 通过计算机仿真和复杂度分析,与传统的LED选择算法相比,本文提出的算法能够在实现在线LED选择的同时保持低误码率(Bit Error Ratio, BER)性能,表明了该算法的有效性.

关键词: 可见光通信; 广义空移键控; LED选择; 支持向量机

中图分类号: TN911.25

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2021) 07-1400-06

电子学报URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20200747

SVM-Based LED Selection Algorithm in GSSK-VLC System

ZHANG Fang-xin¹, WANG Fa-song¹, LI Rui², ZUO Ting¹

(1. School of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou, Henan 450001, China;

2. School of Sciences, Henan University of Technology, Zhengzhou, Henan 450001, China)

Abstract: In order to reduce the complexity of LED selection algorithm in generalized space shift keying (GSSK) aided indoor visible light communication (VLC) system, a support vector machine (SVM) assisted low complexity and high efficiency machine learning LED selection algorithm is proposed for the considered GSSK-VLC system. By modeling the LED selection in indoor GSSK-VLC system as a multi-classification problem, an optimization problem is constructed by utilizing kernel SVM. After the optimal parameters of the learning system are obtained, the LED selection procedure can be accomplished efficiently for any given user's channel state information. Simulation results and complexity analysis show that, compared with traditional LED selection algorithms, the proposed SVM aided LED selection algorithm can achieve an ideal bit error ratio (BER) performance while having considerably lower complexity.

Key words: visible light communication (VLC); generalized space shift keying (GSSK); LED selection; support vector machine (SVM)

1 引言

鉴于多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)传输能够深度挖掘空间维度的无线资源,从而显著提升系统频谱效率,已成为当前学术界和工业界的研究热点之一^[1]. 同时,在室内可见光(Visible Light Communications, VLC)系统中,多发光二极管(Light Emitting Diode, LED)在实现照明功能的同时, MIMO配置可以实现LED与移动用户的物理对齐. 因此,最近关于VLC的理论实验已经转向MIMO-VLC系统的潜力研究^[2]. 广

义空移键控(Generalized Space Shift Keying, GSSK)调制作为一种新型MIMO技术,因其低成本的较少射频链路和低复杂度特点得到广泛关注^[3]. 和传统的MIMO-VLC系统相比, GSSK-VLC通过LED的索引组合传递信息,而不是通过发送符号本身,因此在其复杂度降低的同时可获得更高的频谱效率^[4].

天线选择技术在传统的RF通信中受到了广泛的研究和应用,能够有效提升系统性能. Rajashekar等在空间调制系统中考虑了天线选择问题,提出了欧氏距

离优化天线选择(Euclidean Distance Antenna Selection, EDAS)算法^[5],但EDAS算法具有较高的复杂度,限制了该算法的应用.此后,研究人员提出了多种降低EDAS算法复杂度的方案^[6,7].然而,改进的EDAS方案仍然无法从本质上摆脱存在的冗余计算.为了解决此问题,有学者利用机器学习的相关算法,构建了智能天线选择方案,较好地克服了传统基于EDAS算法中存在的冗余计算问题^[8,9].在室内VLC系统的LED选择问题研究中,文献[10]通过最大化最小奇异值实现每个亮度等级下选择最优的LED组合.文献[11]提出一种最小化系统均方误差的LED选择算法,有效提升了不同亮度下的通信性能.但是在这些室内VLC系统的LED选择算法中,仍存在计算量大,复杂度高的问题.

基于此,本文提出了一种基于SVM的机器学习低复杂度高效率LED选择算法.利用室内GSSK-VLC系统视线信道特点,通过随机生成独立同分布用户位置获取训练样本集并构建特征矩阵,将最大化最小欧氏距离作为训练系统的关键性能指标(Key Performance Indicator, KPI),构建训练样本的标签向量.同时将室内GSSK-VLC系统的LED选择等价建模为多分类机器学习问题,然后利用核SVM构建LED选择的最优化问题,通过对偶理论,获得原问题的二次凸规划对偶问题,从而高效的获取SVM的最优分类参数.最后,通过学习训练得到的最优分类参数实现对任意给定用户信道信息的在线LED选择.通过计算机仿真和复杂度分析,与传统的LED选择算法相比,本文提出的算法能够在实现在线LED选择的同时保持低误码率(Bit Error Ratio, BER)性能,表明了该算法的有效性.

2 GSSK-VLC系统及信号模型

本文考虑的VLC系统采用典型的MIMO-VLC高斯信道模型,所有的LED和PD均布置在大小为 $5\text{ m} \times 5\text{ m} \times 3\text{ m}$ 的房间中^[12],发射端配备 N_t 颗LED,方向垂直向下且被固定在天花板上,用于和接收端进行通信.在接收端有 N_r 个垂直向上的光电探测器(Photo-Detectors, PDs).如图1所示,LED放置在天花板下方 0.4 m 的高度,PD放置在距离地面 0.85 m 的平面上,则用户接收端接收信号可表示为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (1)$$

这里定义 $\mathbf{H} \in \mathbb{R}_+^{N_r \times N_t}$ 表示发射端和接收端之间的信道增益. $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_{N_t}]^T$ 为发射端发送承载信息的信号向量, $\mathbf{n} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}_{N_r}, \sigma^2 \mathbf{I}_{N_r})$ 为0均值的加性高斯白噪声向量^[13,14].

2.1 VLC信道模型

在室内VLC系统中,采用广义朗伯发射模式,发射端第 i 颗LED与接收端的第 j 个PD间的路径增益 G_{ji} 可

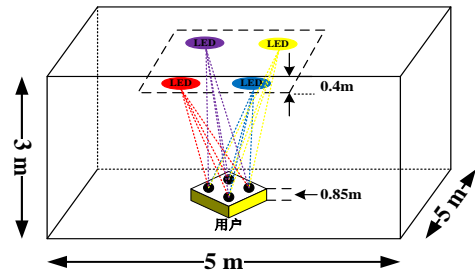


图1 室内GSSK-VLC系统示意图

表示为^[15]:

$$G_{ji} = \begin{cases} \frac{1}{2\pi d_{ji}^2 \sin^2(\Psi_{\text{FoV}})} P \cos \psi_{ji}, & 0 \leq |\psi_{ji}| \leq \Psi_{\text{FoV}} \\ 0, & |\psi_{ji}| > \Psi_{\text{FoV}} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $P = (L + 1)A_{\text{PD}}\beta^2 \cos^2(\phi)$, d_{ji} 是第 i 颗LED与第 j 个PD的视距(Light-of-Sight, LoS)距离,并且 $L = -\ln(2)/\ln(\cos(\Phi_{1/2}))$ 表示朗伯系数, $\Phi_{1/2}$ 为LED光源的半功率角, ϕ 是LED的照射角, ψ_{ji} 表示光链路从第 i 颗LED到第 j 个PD的入射角,由垂直于接收端表面的轴进行测量获得, β 表示光学集中器的折射率, A_{PD} 为表示单个PD的接收物理面积, Ψ_{FoV} 表示接收端的半视场角.

综上,第 i 颗LED与接收端的第 j 个PD间的VLC信道增益可以表示为:

$$h_{ji} = TR\eta G_{ji}, j = 1, 2, \dots, N_r, i = 1, 2, \dots, N_t \quad (3)$$

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

2.2 信号模型

对于本文提出的GSSK-VLC系统中,在一个特定符号的持续时间内,从 N_t 颗LED中激活 n_t 颗发送此特定符号.因此共有 $|\mathbb{A}| = M' = C_{N_t}^{n_t}$ 种组合,其中 2^{m_t} 种组合用来传输 m_t 位的GSSK符号,且 $m_t = \lfloor \log_2 C_{N_t}^{n_t} \rfloor$,每个GSSK符号的二进制位数为 m_t .具体来说,假设一个独立同分布的随机比特序列 $\{\dots, b_1, b_2, \dots, b_{m_t}, \dots\}$ 输入到GSSK映射器中,首先将这个比特序列按照 $\eta_{\text{GSSK}} = m_t$ 比特划分为比特块,每个比特块将被映射成GSSK符号 $\mathbf{x}(k)$, $\mathbf{x}(k) \in \mathcal{X}$,这里 \mathcal{X} 为GSSK符号集合.可以根据 $\mathbf{x}(k)$ 选择 n_t 颗LED传输信息信号,每颗LED具有约束强度 $I = s/\sqrt{n_t}$,其中 $s^2 = 1$.因此,发送的GSSK-VLC信号向量 $\mathbf{x}(k)$ 可以表示为:

$$\mathbf{x}(k) = I \sum_{i=1}^{n_t} e_{\omega_i} = I [\dots 0 1 0 \dots 1 \dots]^T \quad (4)$$

这里 e_{ω_i} , $\omega_i \in \{1, \dots, N_t\}$ 表示单位矩阵 \mathbf{I}_{N_t} 的列,决定了第 i 颗被激活LED的索引.

值得注意的是,当 $n_t = 1$ 时,以上提到的GSSK-VLC

系统就退化成为SSK-VLC系统. 因此以下所有的分析结果和LED选择算法都可以通过让 $n_i = 1$ 直接应用于SSK-VLC系统.

3 基于SVM的LED选择方案

本节将基于机器学习的SVM方法, 给出室内GSSK-VLC系统详细的LED选择方案.

3.1 基于欧氏距离的LED选择算法

到目前为止, 大多数传统天线选择方法采用EDAS算法^[5]. 该算法的优化问题可以表示为:

$$\mathcal{I}_{ED} = \underset{\mathcal{L} \in \mathbb{A}}{\operatorname{argmax}} \left\{ \min_{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2 \in \mathcal{X}} \left\| \mathbf{H}_{\mathcal{L}}(\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2) \right\|_2^2 \right\} \quad (5)$$

这里的 $\mathbf{H}_{\mathcal{L}} \in \mathbb{R}_+^{N_r \times n_i}$ 表示从信道矩阵 \mathbf{H} 中选择 n_i 列构成的 $N_r \times n_i$ 维信道子矩阵. 通常, EDAS算法可以使MIMO系统中天线选择获得理想的BER性能. 但由于基本的穷举搜索性质和高维的信号空间使其具有很高的计算复杂度.

3.2 基于SVM的LED选择算法

为了实现在室内GSSK-VLC系统中高效在线选择理想的LED组合, 本文考虑基于SVM的LED选择算法, 取代利用式(5)的LED选择方案. 考虑到系统信道增益的特点, 通过获取足够的LoS信道矩阵, 提出了一个五阶段LED选择算法, 具体过程如下.

(1) 产生训练数据集: 在考虑的室内GSSK-VLC系统中, 将 $N_r \times N_i$ 维的LoS信道矩阵 \mathbf{H} 作为训练样本. 信道矩阵 \mathbf{H} 需要进行处理得到实值特征向量 $\tilde{\mathbf{d}}$, 同时为了避免训练过程中出现明显的偏差, 将 $\tilde{\mathbf{d}}$ 归一化处理^[9]. 假设随机产生室内用户的分布位置, 以获取 K 个LoS信道矩阵 \mathbf{H}_k , 然后执行以下步骤获得所需的特征矩阵 \mathbf{D} .

步骤1 将信道矩阵 $\mathbf{H}_k (k = 1, \dots, K)$ 按列堆叠, 转化为实值特征向量 $\tilde{\mathbf{d}}_k \in \mathbb{R}^{1 \times N}$;

步骤2 循环步骤1, 直至将所有的信道矩阵均转化为实值特征向量 $\tilde{\mathbf{d}}_k$;

步骤3 形成训练数据集 $\{\tilde{\mathbf{d}}_k, k = 1, \dots, K\}$, 然后构建训练数据矩阵 $\tilde{\mathbf{D}} = [\tilde{\mathbf{d}}_1^T, \dots, \tilde{\mathbf{d}}_K^T]^T \in \mathbb{R}^{K \times N}$;

步骤4 归一化训练数据矩阵 $\tilde{\mathbf{D}}$, 产生一个归一化特征矩阵 \mathbf{D} , 其中第 (i, j) 个元素为:

$$d_{ij} = \frac{\tilde{d}_{ij} - E_i\{\tilde{d}_{ij}\}}{\max_i\{\tilde{d}_{ij}\} - \min_i\{\tilde{d}_{ij}\}} \quad (6)$$

(2) 设计KPI: 设计KPI的目的是标记训练样本, 一般来说, KPI根据通信系统中所考虑的具体问题有多种定义形式. 如: LoS信道矩阵的范数、有效接收信噪比、接收信号功率、BER等. 本算法将利用式(5)作为考虑的KPI.

(3) 利用KPI对训练样本贴标签: 假设标签集合和

LED组合集合分别用 \mathcal{L} 和 \mathbb{A} 表示, 我们需要在 \mathcal{L} 和 \mathbb{A} 之间建立一一映射, 每一个LED组合对应一个唯一的标签. 同时, 从式(5)可看出, 在LED选择中, 信道相关性较小的LED组合将会被选中, 其系统性能也越好. 以上贴标过程可以总结如下.

步骤5 对于第 k 个信道矩阵样本 \mathbf{H}_k , 计算每组 i_k 对应的KPI, 并用对应的标签 $\ell \in \mathcal{L}$ 表示KPI;

步骤6 找到最好KPI的LED组合 i_k 和其相对应的标签 ℓ^* , 建立标签向量 $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^{K \times 1}$, ℓ^* 作为标签向量的第 k 个元素 c_k ;

步骤7 重复以上步骤, 直至得到所有样本 $\mathbf{H}_k (k = 1, \dots, K)$ 的对应标签;

(4) 构建学习系统: 根据以上步骤获得的特征矩阵 \mathbf{D} 和它对应的标签向量 \mathbf{c} , 可以构建用于多分类的学习系统, 以选择在GSSK-VLC系统中的LED组合. 为了方便, 记 \mathbf{d}_k 表示特征矩阵 \mathbf{D} 的第 k 行. 具体步骤如下.

步骤8 定义子训练特征矩阵 \mathbf{D}_ℓ , 若 $c_k = \ell, k \in \{1, \dots, K\}$, 则 \mathbf{D}_ℓ 的每一行由 \mathbf{d}_k 组成. 按此操作, 能够得到另一个子训练特征矩阵 $\mathbf{D}_{\bar{\ell}}$, 它是通过除去 \mathbf{D} 中 \mathbf{D}_ℓ 的行向量得到的互补矩阵. 因此可以通过SVM对 \mathbf{D}_ℓ 和 $\mathbf{D}_{\bar{\ell}}$ 进行分类训练;

步骤9 产生二元标签向量 $\mathbf{b}_\ell = [b_{\ell 1}, \dots, b_{\ell K}]^T$, 其元素 $b_{\ell k}$ 定义为:

$$b_{\ell k} = \begin{cases} 1, & c_k = \ell \\ 0, & c_k \neq \ell \end{cases} \quad (7)$$

步骤10 一对多(ℓ -vs- $\bar{\ell}$)二元标签分类方法. 通过引入松弛变量和KKT条件, 得到以下凸二次规划问题:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} \quad & \sum_{k=1}^K \alpha_k - \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \sum_{\bar{k}=1}^K b_{\ell k} b_{\ell \bar{k}} \alpha_k \alpha_{\bar{k}} \kappa(\mathbf{d}_k, \mathbf{d}_{\bar{k}}) \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{k=1}^K \alpha_k b_{\ell k} = 0, \\ & 0 \leq \alpha_k \leq C, k = 1, \dots, K \end{aligned} \quad (8)$$

这里 $C \in \mathbb{R}_+$ 为惩罚系数, 可以平衡模型的偏差和过拟合问题, $\alpha \in \mathbb{R}_+^K$ 是对偶向量. $\kappa(\mathbf{d}_k, \mathbf{d}_{\bar{k}})$ 是 \mathbf{d}_k 和 $\mathbf{d}_{\bar{k}}$ 的核函数^[16], 可用于将不可分离的线性特征样本从低维空间映射到高维空间, 获得线性可分特征向量.

在凸优化工具箱的辅助下, 式(8)中的凸二次规划问题可以有效解决, 假设最优解表示为 $\alpha_\ell^* = [\alpha_{\ell 1}^*, \dots, \alpha_{\ell K}^*]^T$. 得到最优解 α_ℓ^* 后, 利用其分别得出参数 \mathbf{w}_ℓ^* 和 ρ_ℓ^* :

$$\mathbf{w}_\ell^* = \sum_{k=1}^K \alpha_{\ell k}^* b_{\ell k} \phi(\mathbf{d}_k) \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \rho_\ell^* &= \frac{1}{|\mathcal{V}|} \sum_{n \in \mathcal{V}} [b_{\ell n} - \mathbf{w}_\ell^{*T} \phi(\mathbf{d}_n)] \\ &= \frac{1}{|\mathcal{V}|} \sum_{n \in \mathcal{V}} [b_{\ell n} - \sum_{k=1}^K \alpha_{\ell k}^* b_{\ell k} \kappa(\mathbf{d}_k, \mathbf{d}_n)] \end{aligned} \quad (10)$$

这里 \mathcal{V} 代表所有支持向量的索引集, $|\mathcal{V}|$ 表示 \mathcal{V} 的基数.

步骤 11 重复步骤 10 直至遍历所有样本.

(5) 在线 LED 选择: 一旦得到了所有的 α_ℓ^* , $\ell \in \{1, \dots, |\mathcal{L}|\}$, 根据前述分析, 可以构建 LED 选择学习系统. 因此, 对于任何新用户位置所对应输入的信道矩阵, 将其转化为实值特征向量 \mathbf{d} 后提供给该学习系统, 学习系统可以根据下式得到 SVM 分类结果:

$$\text{sign}[\mathbf{w}_\ell^* \mathbf{d} + \rho_\ell^*] = \text{sign}\left(\sum_{k=1}^K \alpha_{k\ell}^* b_{k\ell} \kappa(\mathbf{d}_k, \mathbf{d}) + \rho_\ell^*\right) \quad (11)$$

最终结果是预测的标签 ℓ , 该标签 ℓ 则对应所选的 LED 组合.

3.3 算法的时间复杂度分析

本部分将通过分析文献[5~7]所提算法和基于 SVM 的 LED 选择算法的时间复杂度来度量和分析各天线选择算法的复杂度, 表 1 列出了时间复杂度分析结果.

表 1 算法时间复杂度对比分析结果

算法	时间复杂度
EDAS 算法 ^[5]	$\mathcal{O}(N_r N_t + \mathbb{A} (n_t - 1)N_r + \log \mathbb{A})$
AS-AC 算法 ^[6]	$\mathcal{O}(N_r N_t \log N_t)$
LCTAS-A-C 算法 ^[7]	$\mathcal{O}((n_t + 1)N_r N_t \log N_t)$
SVM-LED 算法	$\mathcal{O}(N_r N_t)$

4 仿真结果与分析

本部分仿真将在室内 GSSK-VLC 系统中进行, 分别考虑了以下四种系统配置方案: (1) $N_t = 4, N_r = 4, n_t = 1$; (2) $N_t = 4, N_r = 4, n_t = 2$; (3) $N_t = 5, N_r = 4, n_t = 1$; (4) $N_t = 5, N_r = 4, n_t = 2$; (5) $N_t = 8, N_r = 4, n_t = 1$; (6) $N_t = 8, N_r = 4, n_t = 2$. 在这六种方案中分别考虑不同的 LED 选择算法的性能. 实验的数值结果基于尺寸为 $[5 \times 5 \times 3] \text{m}^3$ 的室内环境得出, 用三维 (3D) 直角坐标系 $[O_x, O_y, O_z]$ 表示, 其原点位于房间的地面的一个角落. 假定发射端 LED 法线垂直于天花板, 面向下朝向地板. 同样, 接收端 PD 位于离地面 0.85m 的平面上, 并假定它们的法线垂直于水平面并指向天花板. 除非特殊说明, 假设发射端 LED 坐标值在表 2 列出, 本文采用的检测方式为极大似然检测^[17]. 同时方便起见, 将仿真实验涉及的所有仿真参数在表 3 中列出.

4.1 算法的 BER 性能仿真分析

为了验证本文提出的 LED 选择算法在室内 GSSK-VLC 系统中的 BER 性能, 图 2 给出了 $\{N_t = 4, N_r = 4, n_t = 1\}, \{N_t = 5, N_r = 4, n_t = 1\}, \{N_t = 8, N_r = 4, n_t = 1\}$ 三种系统配置情况下 LED 的随机选择算法、EDAS 算法^[5]、AS-AC 算法^[6]、LCTAS-A-C 算法^[7]和本文提出的

表 2 不同 LED 数量场景中 LED 的位置分布表

8 LED		4 LED	
LED	$[O_x, O_y, O_z]$	1	(1.25, 1.25, 3.0) m
1	(1.25, 1.25, 3.0) m	2	(3.75, 1.25, 3.0) m
2	(1.25, 2.50, 3.0) m	3	(1.25, 3.75, 3.0) m
3	(1.25, 3.75, 3.0) m	4	(3.75, 3.75, 3.0) m
4	(2.50, 3.75, 3.0) m	5 LED	
5	(3.75, 3.75, 3.0) m	1	(1.25, 1.25, 3.0) m
6	(3.75, 2.50, 3.0) m	2	(3.75, 1.25, 3.0) m
7	(3.75, 1.25, 3.0) m	3	(1.25, 3.75, 3.0) m
8	(2.50, 1.25, 3.0) m	4	(3.75, 3.75, 3.0) m
		5	(2.50, 2.50, 3.0) m

表 3 仿真实验中的参数设置表

仿真设置参数	
房间尺寸 ($L \times W \times H$)	$5 \times 5 \times 3 \text{m}^3$
LED 高度	3 m
LED 个数	4, 5, 8
接收端 PD 高度	0.85 m
发射端参数	
半功率角 ($\Phi_{1/2}$)	60°
光学滤波器增益 ($T_s(\psi)$)	1.0
光功率/电转换效率 (η)	813.6 $\mu\text{W}/\text{mA}$
调制指数 (α)	0.1
接收端参数	
单个 PD 的物理面积 (A_{PD})	1.0cm^2
接收端半视场角 (Ψ_{FOV})	72°
PD 响应度	100 $\mu\text{A}/\text{mW}$
光折射率 (β)	1.5

基于 SVM 的 LED 选择算法的 BER 性能比较结果. 从图 2 中可以看出, 在 $\text{SNR} < 20\text{dB}$ 时, 基于 SVM 的 LED 选择算法和传统 EDAS 选择算法性能曲线基本重合, 且优于 LED 的随机选择方案. 当 $\text{SNR} > 20\text{dB}$, 基于 SVM 的 LED 选择算法相比 EDAS 算法在 BER 为 10^{-4} 时有小于 1 dB 的性能损失, 这是因为在利用 SVM 学习系统进行天线选择时, 会存在 5% 以内的预测误差, 故当进行误码分析时, 会导致一定的性能损失, 然而基于 SVM 的 LED 选择算法在完成模型训练以后, 在实际的 LED 选择过程中无需如式 (5) 的大量的冗余计算, 故计算复杂度远远低于 EDAS 算法. 此外, 虽然已提出的 AS-AC 算法和 LCTAS-A-C 算法同样降低了 EDAS 算法的复杂度, 但 BER 性能均不如基于 SVM 的 LED 选择算法. LED 的随机选择算法虽然计算复杂度较低, 但其 BER 性能较差, 无法满足实际应用需求. 综合考虑算法性能, 基于 SVM 的 LED 选择算法优于 EDAS 算法、AS-AC 算法、LCTAS-A-C 算法和随机选择算法.

为了进一步验证本文提出的 LED 选择算法在室内

GSSK-VLC 系统中的 BER 性能,图 3 给出了 $\{N_t = 4, N_r = 4, n_t = 2\}$, $\{N_t = 5, N_r = 4, n_t = 2\}$, $\{N_t = 8, N_r = 4, n_t = 2\}$ 三种系统配置情况下 LED 选择算法的 BER 性能比较.分析方法和 $n_t = 1$ 时类似,从图 3 中可以看出,基于 SVM 的 LED 选择算法实际的 LED 选择

过程中能够在兼顾 BER 性能的同时省去大量的冗余计算,有效降低了计算复杂度.故在室内 GSSK-VLC 系统中,综合考虑算法性能,基于 SVM 的 LED 选择算法优于 EDAS 算法、AS-AC 算法、LCTAS-A-C 算法和随机选择算法.

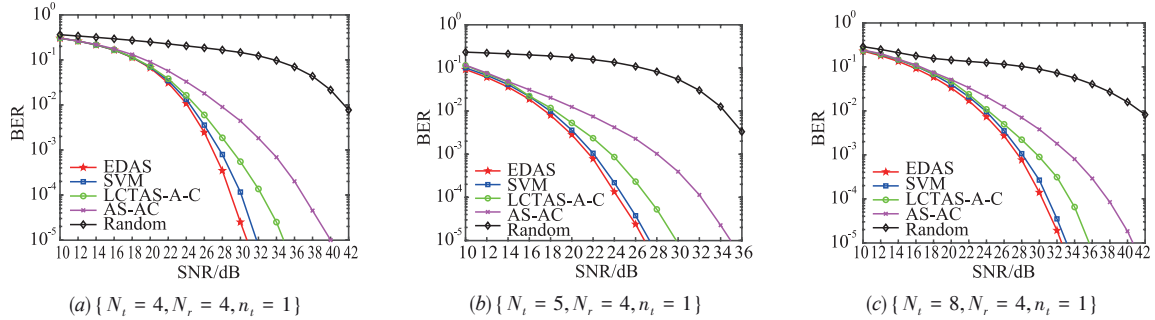


图 2 三种 SSK 系统配置情况下 LED 的随机选择算法、EDAS 算法、AS-AC 算法、LCTAS-A-C 算法和本文提出的基于 SVM 的 LED 选择算法的 BER 性能比较

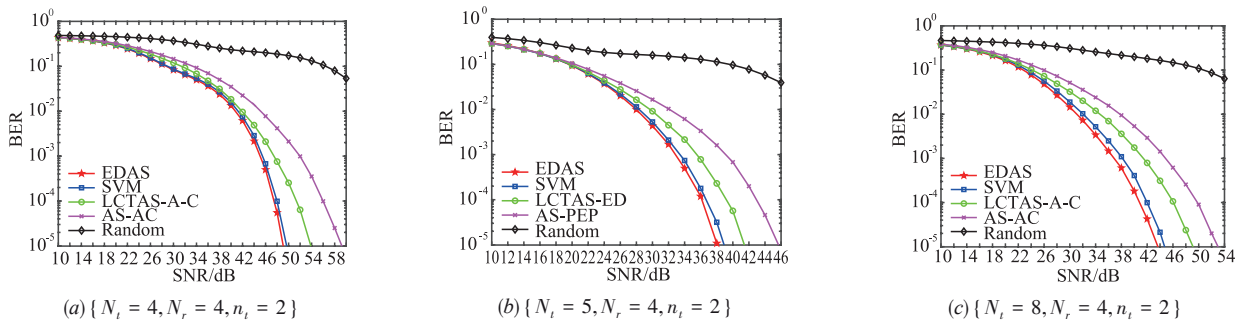


图 3 三种 GSSK 系统配置情况下 LED 的随机选择算法、EDAS 算法、AS-AC 算法、LCTAS-A-C 算法和本文提出的基于 SVM 的 LED 选择算法的 BER 性能比较

4.2 时间复杂度仿真分析

本部分将根据上文所提算法的运算时间来评价和验证 GSSK-VLC 系统中各种 LED 选择算法的时间复杂度,图 4 给出了 $N_t=4, 5, 8$ 和 $16, N_r=4, n_t=2$ 四种系统配置下的运算时间.从图 4 中可以看出,本文提出的基

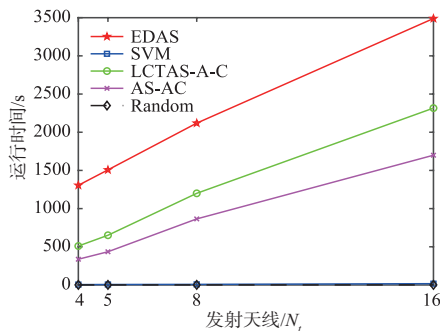


图 4 多种 GSSK 系统配置情况下 LED 的随机选择算法、EDAS 算法、AS-AC 算法、LCTAS-A-C 算法和本文提出的基于 SVM 的 LED 选择算法的运行时间性能比较

于 SVM 的 LED 选择算法 (SVM) 相对于 EDAS 算法、AS-AC 算法、LCTAS-A-C 算法而言,时间复杂度最低,并且随着发射端 LED 数目的增多,时间复杂度降低的效果会更加明显.

综合前文的系统 BER 性能仿真结果可以看出,本文提出的基于 SVM 的 LED 选择算法和 EDAS 算法在 BER 误码性能上相近,但由于该算法消除了 LED 选择过程中的冗余计算,使得系统的综合性能得到有效提升.

5 结论

针对室内 GSSK-VLC 系统 LoS 信道特点,本文将室内 GSSK-VLC 系统的 LED 选择等价建模为多分类的机器学习问题,提出了一种基于 SVM 的机器学习低复杂度高效率 LED 选择算法.首先,我们利用通过随机生成独立同分布用户位置获取训练样本集并构建特征矩阵,将最大化最小欧氏距离作为训练系统的 KPI,构建训练样本的标签向量.然后利用核 SVM 构建 LED 选择

的最优化问题,通过对偶理论,获得原问题的二次凸规划对偶问题,从而高效的获取SVM的最优分类参数.最后,通过训练获得的最优分类参数实现对任意给定用户信道信息的在线天线选择.通过计算机仿真和复杂度分析,与传统的LED选择算法相比,本文提出的算法能够在实现在线LED选择的同时保持低误码率BER性能,表明了提出算法的有效性.

参考文献

- [1] 苏彦兵,谈振辉.基于天线选择的低秩信道MIMO系统容量研究[J].电子学报,2004,32(3):395-398.
SU Yan-bing, TAN Zhen-hui. Capacity of deficient rank MIMO channels with antenna selection[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(3):395-398. (in Chinese)
- [2] TON K. Indoor optical wireless systems: Technology, trends, and applications [J]. Journal of Lightwave Technology, 2018, 36(8): 459-467.
- [3] 门宏志,刘文龙,王楠,等.空间调制系统低复杂度的天线选择算法[J].电子学报,2016,44(6):1322-1327.
MEN Hong-zhi, LIU Wen-long, WANG Nan, et al. Low-complexity antenna selection algorithms for spatial modulation systems[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(6):1322-1327. (in Chinese)
- [4] JEGANATHAN J, GHAYEB A, SZCZECINSKI L. Generalized space shift keying modulation for MIMO channels [A]. 2008 IEEE 19th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications [C]. Cannes, French: IEEE, 2008. 1-5.
- [5] RAJASHEKAR R, HARI K V S, HANZO L. Antenna selection in spatial modulation systems [J]. IEEE Communications Letter, 2013, 17(3): 521-524.
- [6] ZHOU Z, GE N, LIN X. Reduced-complexity antenna selection schemes in spatial modulation [J]. IEEE Communications Letter, 2014, 18(1): 14-17.
- [7] PILLAY N, XU H. Low complexity transmit antenna selection for spatial modulation [J]. IEEE Communications Letter, 2015, 9(2): 239-248.
- [8] JOUNG J. Machine learning-based antenna selection in wireless communications [J]. IEEE Communications Letter, 2016, 20(11): 2241-2244.
- [9] YANG P, ZHU J, XIAO Y, et al. Antenna selection for MIMO system based on pattern recognition[J]. Digit Communication and Network, 2019, 5(1): 34-39.
- [10] WANG Z, GUO C, YANG Y, et al. Antenna selection based dimming scheme for indoor MIMO visible light communication systems utilizing multiple lamps [A]. IEEE 27th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications [C]. Valencia, Spain: IEEE, 2016. 1-7.
- [11] FENG Z, et al. MMSE based spatial dimming scheme for multiuser MISO VLC systems [A]. 2017 IEEE Globecom Workshops [C]. Singapore: IEEE, 2017. 1-6.
- [12] WANG H R, WANG F S, LI R. Enhancing power allocation efficiency of NOMA aided-MIMO downlink VLC networks [J]. Optics Communications, 2020, 454: 124497.
- [13] MOSTAFA A, LAMPE L. Physical-layer security for MISO visible light communication channels [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 33(9):1806-1818.
- [14] 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.
- [15] WANG F S, 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.
- [16] YUAN Y, et al. SVM-based detection in visible light communications [J]. Optik, 2017, 151: 55-64.
- [17] WANG J T, JIA S Y, SONG J. Generalized spatial modulation system with multiple active transmit antennas and low complexity detection scheme [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2012, 11(4): 1605-1615.

作者简介



张芳鑫 男,1993年4月生于河南鹤壁,现为郑州大学信息工程学院硕士研究生,研究方向为可见光通信天线选择技术.
E-mail:zzuzfx2018@163.com



王法松 男,1979年3月生于河南潢川,工学博士,教授.2002年获中国地质大学(武汉)学士和硕士学位,2013年获西安电子科技大学博士学位,研究方向为可见光通信、稀疏信号处理.
E-mail:iefswang@zzu.edu.cn

李睿 女,1979年7月生于河南郑州,副教授.研究方向为优化理论与算法及其应用.
E-mail:slxlirui@haut.edu.cn