

基于SVM的广义空移键控可见光通信系统信号检测算法

商建东^① 孙浩博^② 王法松*^②

^①(郑州大学河南省超算中心 郑州 450001)

^②(郑州大学信息工程学院 郑州 450001)

摘要: 针对室内广义空移键控(GSSK)调制的可见光通信(VLC)系统, 该文提出一种基于支持向量机(SVM)的机器学习信号检测算法。在一般的VLC系统中, 极大似然(ML)检测是最优检测算法, 但是ML检测算法具有很高的计算复杂度。为了解决此问题, 该文利用机器学习中的SVM分类思想实现对系统接收端的信号检测, 在保证信号检测正确率的情况下, 降低计算复杂度, 提高GSSK-VLC系统的信号检测效率。仿真结果表明, 该文提出的针对室内GSSK-VLC系统的SVM信号检测算法与ML检测算法相比, 在具有接近ML的误比特率(BER)性能的同时, 计算复杂度明显降低, 有效提升了系统的检测性能。

关键词: 可见光通信; 信号检测; 支持向量机; 空移键控; 广义空移键控

中图分类号: TN929.12

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)10-2894-08

DOI: 10.11999/JEIT200711

SVM-aided Signal Detection in Generalized Space Shift Keying Visible Light Communication System

SHANG Jiandong^① SUN Haobo^② WANG Fasong^②

^①(Henan Supercomputing Center, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

^②(School of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: Novel signal detection technique is conceived for Generalized Space Shift Keying (GSSK) modulated indoor Visible Light Communication (VLC) system, which is aided by one of popular machine learning approach termed as Support Vector Machine (SVM). For general classic VLC system, as the optimal detection algorithm, Maximum Likelihood (ML) detection has a high computational complexity. In order to alleviate this problem, classification idea in SVM is utilized to realize signal detection at the user's receiving end by a particular trained learning model. As a result, a signal detection algorithm for the considered GSSK-VLC system based on SVM is designed with lower computational complexity and nearly optimal detection accuracy. Simulation results demonstrate that the proposed SVM-aided signal detection technique can have near optimal ML Bit Error Rate (BER) performance while the computational complexity is significantly reduced in the considered indoor GSSK-VLC system

Key words: Visible Light Communication (VLC); Signal detection; Support Vector Machine (SVM); Space Shift Keying (SSK); Generalized Space Shift Keying (GSSK)

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。广义空移键控(Generalized Space Shift Keying, GSSK)作为MIMO传输技术中的一种新型调制技术^[1-3], 在VLC(Visible Light Communication, VLC)系统的实际应用场景中, 发射端利用激活发光二极管(Light Emitting Diode, LED)的索引承载信息, 在有效降低MIMO-VLC系统成本和复杂度的同时可以获得更高的频谱效率^[3]。

VLC系统作为射频(Radio Frequency, RF)通信的有效补充正在蓬勃发展^[4], 其研究主要集中在系统传输层面, 而对系统信号检测等性能分析的研

收稿日期: 2020-08-11; 改回日期: 2021-04-15; 网络出版: 2021-07-14

*通信作者: 王法松 iefswang@zzu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61401401), 河南省科技攻关项目(192102210088)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61401401), The Science and Technology Research Project of Henan Province (192102210088)

究相对较少, 一般采用基于极大似然(Maximum Likelihood, ML)的最优信号检测方法^[5-7]。由于ML信号检测技术的计算复杂度高, 因此如何在保证系统信号检测性能的前提下, 降低信号检测的复杂度已成为待研究的重要命题。

近年来, 随着相关领域的深入研究, 机器学习已被用来解决一系列工程问题, 特别是在信号处理、模式识别、智能控制和数字通信系统等问题中^[8,9]。在传统的射频RF无线通信系统信号检测问题中, 机器学习技术可在有效降低信号检测复杂度的同时保持系统的BER性能^[10-12]。具体来说, 文献^[10]提出了一种用于空移键控(Space Shift Keying, SSK)系统的全盲K均值聚类(K-Means Clustering, KMC)检测算法, 但是该检测器存在一定的误差平台效应, 虽然可以通过增加算法运行次数来降低这一影响, 但是大大增加了算法复杂度。针对这一问题, 文献^[11]提出了一种改进的K均值聚类(IKMC)检测算法, 通过对初始聚类中心进行优化, 使初始聚类中心尽可能不在同一类, 以此来降低算法复杂度。但是, IKMC检测器的性能会随聚类中心的增加而急剧恶化。文献^[12]提出了一种基于约束聚类概念的新型盲检测器, 通过控制每个类中接收符号的数量, 将KMC检测器的非约束优化问题转换为约束优化问题, 从而得到优化后的聚类中心, 以此来避免簇数增大时所造成的系统性能退化。以上方法主要采用了无监督学习, 均没有使用监督学习方法。

针对VLC系统, 文献^[13]提出了一种基于深度学习(Deep Learning, DL)的信号检测方法, 通过将两个连接的多层感知(Multi-Layer Perception, MLP)网络集成到接收端, 在水下光无线通信(Underwater Optical Wireless Communication, UOWC)系统中对接收信号进行解调并完成检测。文献^[14]将基于DL的自动编码器用于多色VLC系统的多维颜色调制, 可以有效降低平均误符号率。而针对OFDM-VLC系统, 文献^[15]提出了一种基于SVM的信号检测算法。上述这些方法均没有考虑将机器学习技术应用于实际的室内MIMO GSSK-VLC系统。

本文考虑的室内VLC系统, 由于照明的需要, 一般在空间上布置多个LED模块, 在此背景下, 非常适合采用GSSK-VLC系统实现对应用场景的无线通信服务。因此, 本文将考虑在室内GSSK-VLC系统中, 通过使用支持向量机(Support Vector Machine, SVM), 实现用户对接收信号的检测。具体地, 首先, 通过随机生成的用户位置获取训练样本集并构建训练样本的标签向量。然后利用核SVM构建信

号检测的最优化问题, 通过转化获得原问题的凸对偶问题, 从而高效地获取SVM的最优分类参数。最后, 实现对任意给定用户位置信息的在线信号检测。仿真结果表明, 综合考虑误比特率(Bit Error Rate, BER)性能和算法复杂度, 基于SVM的检测器可以获得更好的系统检测性能。

本文内容安排如下: 第2节给出了GSSK-VLC系统中信号及VLC信道的详细数学模型; 第3节详细讨论并给出了基于SVM的信号检测算法; 第4节进行了详尽的仿真分析, 对比分析了不同信号检测算法在BER性能及计算复杂度的性能差异; 第5节对本文内容进行了总结。

2 GSSK-VLC系统及信号建模

本文考虑基于强度调制(Intensity Modulation, IM)直接检测(Direct Detection, DD)技术的室内GSSK-VLC系统, 其中发射端使用多个LED将信息信号发送到室内随机分布的用户接收端。在此通信系统中, 考虑尺寸为 $\tilde{L} \times \tilde{W} \times \tilde{H}$ (m^3)的室内应用环境, 发射端在天花板上装有 N_t 个向下安装的LED, 接收端配备了 N_r 个向上的光电探测器(Photo-Detector, PD)用来与发射端LED进行通信, 如图1所示, 其中发射端LED数 $N_t = 4$, 单个用户有4个PD, $N_r = 4$, $\tilde{L} = \tilde{W} = 5 \text{ m}$, $\tilde{H} = 3 \text{ m}$ 。为简单起见, 尽管不是必需的, 本文假设所有LED和PD分别具有相同的参数。此外, 进一步假设发射端可以通过VLC系统的某些定位方法获得接收端的位置或信道状态信息(Channel State Information, CSI)。因此, 所考虑的GSSK-VLC系统代表了典型的MIMO-VLC高斯信道模型。

随机分布的用户接收端PD所观察到的信号表示为

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

其中, $\mathbf{H} \in \mathbb{R}_+^{N_r \times N_t}$ 代表发射端和接收端链路之间的信道增益, $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_{N_t}]^T \in \mathbb{R}^{N_t}$ 代表发射端发送承载信息的信号向量。为了调节LED的照明水平, 假定如等式(1)所示, 信号是叠加在相同的直

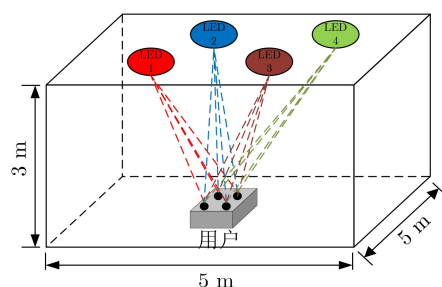


图1 室内VLC系统概念图

流(DC)偏置 $I_{DC} \in \mathbb{R}_+$ 上的信号矢量^[16]。另外,在等式(1)中, $\mathbf{w} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}_{N_r}, \sigma^2 \mathbf{I}_{N_r})$ 是在接收端PD处接收的0均值加性高斯白噪声(Additive White Gaussian Noise, AWGN)。

为了避免削波失真,节省电能,并且为了安全

起见,将第 i 个LED的总电流 $I_{DC} + x_i$ 限制在 $[(1 - \alpha)I_{DC}, (1 + \alpha)I_{DC}]$ 的范围内,其中 $\alpha \in [0, 1]$ 被称为调制指数^[17]。同时,信息承载信号 x_i 必须满足峰值振幅约束 $|x_i| \leq A, \forall i$,其中 $A = \alpha I_{DC} \in \mathbb{R}_+$ 。GSSK-VLC系统框图如图2所示

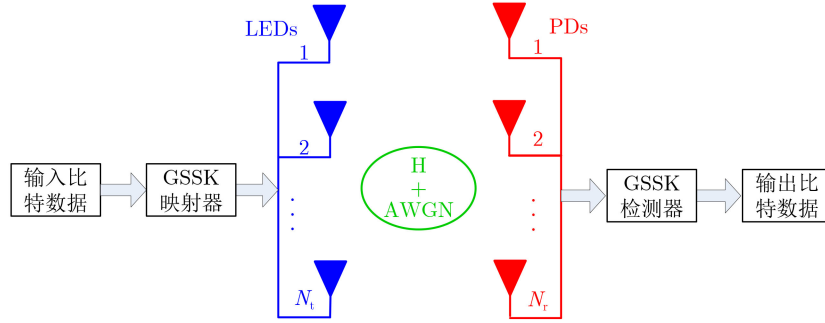


图2 GSSK-VLC系统框图

2.1 VLC信道模型

在室内VLC中,采用广义朗伯发射模式,第 i 个LED和第 j 个PD之间的路径增益 G_{ij} 可以表示为^[18]

$$G_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{2\pi d_{ij}^2 \sin^2(\Psi_{FoV})} (L+1) A_{PD} \beta^2 \cos^L(\phi) \cos \psi_{ij}, & 0 \leq |\psi_{ij}| \leq \Psi_{FoV} \\ 0, & |\psi_{ij}| > \Psi_{FoV} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $L = -\ln(2)/\ln(\cos(\phi_{1/2}))$ 是在 $\phi_{1/2}$ 处具有半辐照度的朗伯发射的阶数, $\phi_{1/2}$ 为LED的半功率角,从LED的光轴测得的 d_{ij} 是第 i 个LED和第 j 个PD之间的视距(Light-of-Sight, LoS)距离, ϕ 是LED的照射角, ψ_{ij} 是第 i 个LED和第 j 个PD光学链路的入射角,从垂直于接收端表面的轴测量得到。同时,对于接收端PD而言, β 是聚光器的折射率, A_{PD} 表示单个PD的物理接收面积。最后, Ψ_{FoV} 是接收端的视场半角。LoS传输的几何模型如图3所示。请注意,从式(2)可以得出结论,VLC系统的信道增益 h_{ij} 取决于发射端LED和接收端PD的特定位置。如果LED不在接收端的FoV中,则信道增益 h_{ij} 将为0。

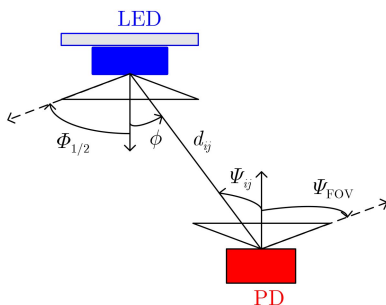


图3 LoS传输的几何模型示意图

综上,发射端的第 i 个LED和接收端的第 j 个PD之间的VLC信道增益可以表示为

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

其中, T 是光滤波器的增益, R 是PD的响应率, η 是LED的光电转换效率。

另外,对于室内VLC系统,由于房间的墙壁反射,接收端的PD接收到的光信号是LoS分量与多个非LoS分量之和。但是,LoS链路在接收端上的总接收光功率超过95%,而且即使最强的非LoS分量仍比LoS分量低至少7 dB^[19]。因此,当考虑将发射端LED安装在服务区天花板上并朝下时,式(2)可以忽略非LoS成分,而只考虑LoS进行分析。此外,室内VLC系统的信道在相对较多的连续比特传输中保持不变,因此在所考虑的系统中被认为是准静态的^[12]。

2.2 信号模型

假设发射端是由所考虑的房间内的 \bar{N} 个LED组成。对于构建的GSSK-VLC系统,假设在 \bar{N} 个LED中有 N_t ($N_t \leq \bar{N}$)个LED被用于实现GSSK调制。在一个特定符号的持续时间内,从 N_t 个发射LED中激活 n_t 个LED以发射特定的信息比特,而其余 $\bar{N} - n_t$ 个LED仅用于照明。因此,总共有 $\bar{M} = C_{N_t}^{\bar{N}}$ 种可能的LED组合,其中 2^{m_l} 种选择用于传输 m_l 位的GSSK符号, $m_l = \lfloor \log_2 \bar{M} \rfloor$, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整操作。

具体来说,假设将一个独立同分布的随机比特序列 $\{\dots, b_1, b_2, \dots, b_r, \dots\}$ 输入GSSK映射器,其中,比特序列以 $\eta_{GSSK} = \lfloor \log_2 \bar{M} \rfloor = m_l$ 个比特为单位划分为多个比特块,这些比特块被映射到GSSK符号 \mathbf{x} 中, $\mathbf{x} \in \mathcal{X}$,其中 \mathcal{X} 是 \bar{M} 个GSSK符号集。根据 \mathbf{x} ,选择 n_t 个特殊的LED传输具有特定光强度的符号。需要注意的是,对于 n_t 个被激活的LED来说,

\mathbf{x} 中只有 n_t 个位置非0。由于仅有索引比特信息是以GSSK调制方式发送,对于所有 n_t 个被激活的LED有 $S_{ik} = 1/\sqrt{n_t}, k = 1, 2, \dots, n_t$ 。因此,发送的GSSK-VLC信号矢量 \mathbf{x} 可以表示为

$$\mathbf{x} = [0 \cdots 0 s_{i_1} 0 \cdots 0 s_{i_{n_t}} 0 \cdots 0]^T \quad (4)$$

其中, $n_i \in \{1, 2, \dots, N_t\}, i = 1, 2, \dots, n_t$, 代表第 n_t 个激活的LED的索引。因此,接收信号 $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^{N_t}$ 可以由式(1)简化为

$$\mathbf{y} = [\mathbf{h}_{i_1} \mathbf{h}_{i_2} \cdots \mathbf{h}_{i_{n_t}}][s_{i_1} s_{i_2} \cdots s_{i_{n_t}}]^T + \mathbf{w} = \sqrt{p}\mathbf{H}_l + \mathbf{w} \quad (5)$$

其中, $\sqrt{p} = 1/\sqrt{n_t}, \mathbf{H}_l = [\mathbf{h}_{i_1} \mathbf{h}_{i_2} \cdots \mathbf{h}_{i_{n_t}}]$ 代表具有 n_t 列的信道矩阵 \mathbf{H} 的子矩阵,其每一列由激活的LED的索引确定,其中 $l = \{i_1, i_2, \dots, i_{n_t}\}$ 。

注意,当 $n_t = 1$ 时,上述GSSK-VLC系统简化为SSK-VLC系统。SSK-VLC系统是本文考虑的GSSK-VLC系统的特例,因此,通过令 $n_t = 1$ 可以直接将分析和结果应用于SSK-VLC系统。

3 基于SVM的信号检测

3.1 极大似然检测

在本文考虑的GSSK-VLC系统中,接收端所使用的检测器的任务是确定发射端在符号周期内选择了哪些LED组合,即确定激活了哪些通道传递信息。因此可以通过极大似然(Maximum Likelihood, ML)检测准则设计接收端采用的最佳检测器,该准则表示为

$$\hat{i}_l = \arg \min_{l \in \{1, 2, \dots, M\}} \|\mathbf{y} - \sqrt{p}\mathbf{H}_l\|_2^2 \quad (6)$$

下面分析采用该检测器的接收端误码率性能,假设将当 \mathbf{x}_ν 被发送,却被接收端检测器估计成 \mathbf{x}_μ 的成对差错概率定义为 $P(\mathbf{x}_\nu \mapsto \mathbf{x}_\mu | \mathbf{H})$,可以表示为

$$\begin{aligned} P(\mathbf{x}_\nu \mapsto \mathbf{x}_\mu | \mathbf{H}) &= P(\|\mathbf{y} - \mathbf{x}_\mu\|_2^2 > \|\mathbf{y} - \mathbf{x}_\nu\|_2^2) \\ &= Q\left(\frac{\|\mathbf{x}_\nu - \mathbf{x}_\mu\|}{2\sigma}\right) \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $Q(\cdot)$ 是高斯Q函数,定义为 $Q(x) = (1/\sqrt{2\pi}) \int_x^\infty \exp\left\{-\frac{t^2}{2}\right\} dt$ 。

由文献[19]可知,对于 $2^{n_{\text{GSSK}}}$ 个不同的发送信号 \mathbf{x} ,GSSK-VLC系统的BER上界为

$$\begin{aligned} P_{\text{bit}} &= \frac{1}{\eta 2^n} \sum_{\nu=1}^{2^n} \sum_{\mu=1}^{2^n} H_d(\mathbf{x}_\nu \mapsto \mathbf{x}_\mu) P(\mathbf{x}_\nu \mapsto \mathbf{x}_\mu | \mathbf{H}) \\ &= \frac{1}{\eta 2^n} \sum_{\nu=1}^{2^n} \sum_{\mu=1}^{2^n} H_d(\mathbf{x}_\nu, \mathbf{x}_\mu) Q\left(\frac{\|\mathbf{x}_\nu - \mathbf{x}_\mu\|}{2\sigma}\right) \end{aligned} \quad (8)$$

其中, $H_d(\mathbf{x}_\nu \mapsto \mathbf{x}_\mu)$ 表示 \mathbf{x}_ν 和 \mathbf{x}_μ 之间的汉明距离。

3.2 基于SVM的信号检测

在考虑的GSSK-VLC系统中,为了保证性能的前提下找到具有更低计算复杂度的检测算法,本文考虑了一种基于SVM的检测算法,该算法能够通过提供的输出标签,将数据映射到相应的符号来完成信号检测。具体来说,利用SVM的分类思想,提出了一种具有4个阶段的信号检测算法,分别为:(1)生成训练数据集;(2)标记样本;(3)构建学习系统;(4)信号检测。仿真算法流程如下。

步骤1 获取数据集:训练集和测试集。

步骤2 根据映射信息,获取标签。

步骤3 归一化数据集并使用凸优化的方法训练模型,找到最佳模型参数。

步骤4 将测试集输入到训练好的模型中,并根据分类结果对信号进行解调以获得比特信息。

步骤5 计算BER。

下面将针对上述算法流程,给出详细设计步骤。

(1)生成训练数据集:在本文所考虑的GSSK-VLC系统中,将接收到的信号 \mathbf{y} 的一部分用作训练样本。假设在GSSK-VLC系统中发射端的LED数量为 N_t ,则可以同时发射的数据比特为 $m_l = \lfloor \log_2 C_{N_t}^{n_t} \rfloor$,其中 n_t 是每个时隙同时激活的LED数目。而在SSK-VLC系统中,每个时隙只能激活一个LED,因此可以同时发射的数据比特为 $m_l = \log_2 N_t$ 。

由于仅有传输数据的位数不同,因此下面的算法设计过程以 $N_t = 5, n_t = 2$ 的GSSK-VLC系统为例进行分析,其映射表如表1所示。执行以下步骤获得接收信号 \mathbf{y} :

步骤1 根据表1中的映射信息生成发送信号 $\mathbf{x} = [0 \cdots 0 s_{i_1} 0 \cdots 0 s_{i_{n_t}} 0 \cdots 0]^T$ 。

步骤2 将生成的发送信号通过VLC系统的信道 $\mathbf{H} \in \mathbb{R}_+^{N_t \times N_t}$ 传输并受加性高斯白噪声污染。

步骤3 通过式(1)获得接收信号 \mathbf{y} ,并将 \mathbf{y} 的一部分作为训练数据集。

表1 GSSK-VLC系统标签

| n | l_n | i_n | LED index |
|-----|-------|-------|-----------|
| 1 | 1 | 000 | LED 1 & 2 |
| 2 | 2 | 001 | LED 1 & 3 |
| 3 | 3 | 010 | LED 1 & 4 |
| 4 | 4 | 011 | LED 1 & 5 |
| 5 | 5 | 100 | LED 2 & 3 |
| 6 | 6 | 101 | LED 2 & 4 |
| 7 | 7 | 110 | LED 2 & 5 |
| 8 | 8 | 111 | LED 3 & 4 |

(2)标记样本:当GSSK-VLC系统的发射端的LED数目为 $N_t = 5$ 且每个时隙同时激活 $n_t = 2$ 个LED时,假设每个点的标签集合和比特信息集合的组合分别用 $\mathbb{L}_{1 \times N}$ 和 $\mathbf{I}_{3 \times N}$ 表示,其中 N 为发送的符号总数。由于SVM创建的标签集的所有排列都是唯一的,因此 \mathbb{L} 和 \mathbf{I} 之间存在一对一的映射。表1中为 \mathbb{L} 和 \mathbf{I} 之间的映射表,其中 $l_n \in \mathbb{L}, i_n \in \mathbf{I}, N_t = 5, n_t = 2$ 。请注意,根据先前的分析,可以根据表1中的天线索引来标记发射信号。上述贴标签过程可以概括为以下步骤:

步骤4 将随机生成的比特流每3个一组放入 \mathbf{I} 中。

步骤5 取 \mathbf{I} 的第 n 列, $n = 1, 2, \dots, N$, 将其转换为十进制, 加1得到 l_n 。

步骤6 重复上述步骤, 直到获得所有样本 $i_n, n = 1, 2, \dots, N$ 所对应的标签。

(3)构建学习系统:通过上述步骤,使用获得的接收信号 \mathbf{y} 及其对应的标签向量 \mathbb{L} ,可以构建用于多种分类的学习系统以完成接收信号的分类。具体过程如下:

步骤7 归一化数据集。

步骤8 一对多($l - vs - \bar{l}$)二元标签分类方法:如前所述,对于一般分类问题,训练特征样本通常不会被单个超平面线性分离。为了解决这个问题,本文利用核SVM,通过松弛变量和KKT条件等方法,得出了以下凸二次优化问题

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} \quad & \sum_{p=1}^P \alpha_p - \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{\bar{p}=1}^P b_{l_p} b_{l_{\bar{p}}} \alpha_p \alpha_{\bar{p}} k(\mathbf{d}_p, \mathbf{d}_{\bar{p}}) \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{p=1}^P \alpha_p b_{l_p} = 0, \\ & 0 \leq \alpha_p \leq \tilde{C}, \quad p = 1, 2, \dots, P \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $\tilde{C} \in \mathbb{R}_+$ 为惩罚系数,可以平衡模型的偏差和过拟合问题, $\alpha \in \mathbb{R}_+^P$ 是对偶向量。 $k(\mathbf{d}_p, \mathbf{d}_{\bar{p}})$ 是 \mathbf{d}_p 和 $\mathbf{d}_{\bar{p}}$ 的核函数,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,从而获得线性可分的特征向量。本文采用高斯径向基核函数作为核函数,定义为

$$k(\mathbf{d}_p, \mathbf{d}_{\bar{p}}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{d}_p - \mathbf{d}_{\bar{p}}\|_2^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

在凸优化工具箱的帮助下,等式(9)所示的凸二次优化问题可以得到有效求解,最优解记为 $\alpha_{\ell}^* = [\alpha_{\ell 1}^* \dots \alpha_{\ell K}^*]^T$ 。当涉及最优解 α_{ℓ}^* 时,参数 \mathbf{w}_{ℓ}^* 和 ρ_{ℓ}^* 可以分别由 α_{ℓ}^* 表示为

$$\mathbf{w}_{\ell}^* = \sum_{p=1}^P \alpha_{\ell p}^* b_{l_p} \phi(\mathbf{d}_p) \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \rho_{\ell}^* &= \frac{1}{|\mathcal{V}|} \sum_{n \in \mathcal{V}} [b_{l_n} - \mathbf{w}_{\ell}^{*T} \phi(\mathbf{d}_n)] \\ &= \frac{1}{|\mathcal{V}|} \sum_{n \in \mathcal{V}} [b_{l_n} - \sum_{p=1}^P \alpha_{\ell p}^* b_{l_p} k(\mathbf{d}_p, \mathbf{d}_{\bar{p}})] \end{aligned} \quad (12)$$

其中, \mathcal{V} 是所有支持向量的索引集, $|\mathcal{V}|$ 表示集合 \mathcal{V} 的基数。因此,对于任意一个新的数据 ν ,可以通过以下方式获得分类决策

$$\text{sign}[\mathbf{w}^{*T} \nu + \rho^*] = \text{sign}\left(\sum_{p=1}^P \alpha_p^* u_p \nu_p^T \nu + \rho^*\right) \quad (13)$$

步骤9 重复步骤8直至遍历所有样本。

(4)信号检测:根据上述步骤,可以构建信号检测在线学习系统。对于任何接收的比特流,将其转化为实值特征向量,提供给训练好的在线学习系统,得到的结果即是预测的类别标签,它对应于信号检测结果。具体如下:

步骤10 将 D 个接收到的符号作为测试集数据输入到学习系统中,并将获得的分类结果解调为比特信息以进行信号解调。具体地,假设所有分类结果都储存在 D 维行向量 \mathbf{c} 中,本文取 \mathbf{c} 的第 d 个元素 $c_d, d = 1, 2, \dots, D$,然后将其值减去1并转换为二进制,最后,将结果存入 $\mathbb{X}_{3 \times D}$ 的第 d 列。

步骤11 重复步骤10,直到所有的 c_d 完成二进制转换。

4 仿真和数值结果

本节将给出基于SVM的GSSK-VLC系统信号检测算法的仿真结果和性能分析。为了证明所提出的基于SVM的信号检测算法的性能,本文模拟了一个尺寸为 $[5 \times 5 \times 3] \text{ m}^3$ 的室内环境,假设发射端LED垂直于天花板,并向下朝向地板,距离地面高度为3 m;接收端PD位于离地面高度0.85 m的桌子上,假定它们垂直于桌子并面向天花板。LED的半功率半角($\phi_{1/2}$)设定为 60° 。接收器PD的FoV半角(Ψ_{FoV})设定为 60° ,并且每一个PD的物理接收面积(A_{PD})的大小为 1 cm^2 ,PD的响应度(R)大小为 $100 \mu\text{A}/\text{mW}$ 。

表2和表3中详细展示了LED位置和仿真参数的具体选择情况。

4.1 BER性能分析

本小节给出了本文提出的基于SVM的信号检测算法在GSSK-VLC系统中的BER性能仿真结果并与传统的KMC检测算法^[10]、IKMC检测算法^[11]和ML检测算法进行比较。其中,具有 K 次初始化的KMC检测标记为KMC(K)。在图4中,假设

$n_t = 1$ ，即给出了针对SSK-VLC系统的不同检测算法的性能分析结果。图5则针对GSSK-VLC系统，给出了不同检测算法的BER性能分析结果。仿真中假定发射端LED的数量 N_t 分别为4或8，接收端

PD的数量 N_r 为4；SSK-VLC系统每个时隙激活的LED数量为 $n_t = 1$ ，GSSK-VLC系统每个时隙激活的LED数量为 $n_t = 2$ 。

从图4中可以看出，在SSK-VLC系统中，传统的KMC检测算法在高信噪比时会出现错误平台效应现象，虽然可以通过增加算法运算次数来缓解这一问题，但是即使 $K = 50$ 时该现象依旧存在。IKMC检测算法虽然可以解决错误平台效应问题，但是从图4中可以看出IKMC检测算法和基于SVM的检测算法和ML检测算法之间仍然存在较大的BER性能差距。除此之外，当 $SNR < 8$ dB时，本文所提出的基于SVM的信号检测算法的性能曲线与ML检测算法基本重合且优于传统的KMC检测和IKMC检测；同时，基于SVM的信号检测算法相比于ML算法在BER为 10^{-4} 时有小于0.5 dB的性能损失，这是因为

表 2 LED位置的空间分布坐标

| 4 LEDs | | 8 LEDs | |
|--------|---------------------|--------|-----------------|
| LED | (O_x, O_y, O_z) m | 1 | (1.25, 0.35, 3) |
| 1 | (1.25, 1.25, 3) | 2 | (3.85, 0.35, 3) |
| 2 | (3.25, 1.25, 3) | 3 | (1.25, 1.85, 3) |
| 3 | (1.35, 3.25, 3) | 4 | (3.85, 1.85, 3) |
| 4 | (3.25, 3.25, 3) | 5 | (1.25, 3.25, 3) |
| | | 6 | (3.85, 3.25, 3) |
| | | 7 | (1.25, 4.25, 3) |
| | | 8 | (3.85, 4.25, 3) |

表 3 系统仿真参数设置

| 发射端(LED) | | 接收端(PD) | |
|------------------------|-------------------------------|--------------------------|-----------------------------|
| LED数量(N_t) | 4, 8 | PD数量(N_r) | 4 |
| 距地面高度 | 3 m | 距地面高度 | 0.85 m |
| 半功率半角($\phi_{1/2}$) | 60° | PD的物理面积(A_{PD}) | 1 cm^2 |
| 光学滤波器增益($T_s(\psi)$) | 1.0 | PD的FoV半角(Ψ_{FoV}) | 60° |
| 光电转换效率(η) | $813.6 \mu\text{W}/\text{mA}$ | 折光率(β) | 1.5 |
| 调制指数(α) | 0.1 | PD响应度(R) | $100 \mu\text{A}/\text{mW}$ |

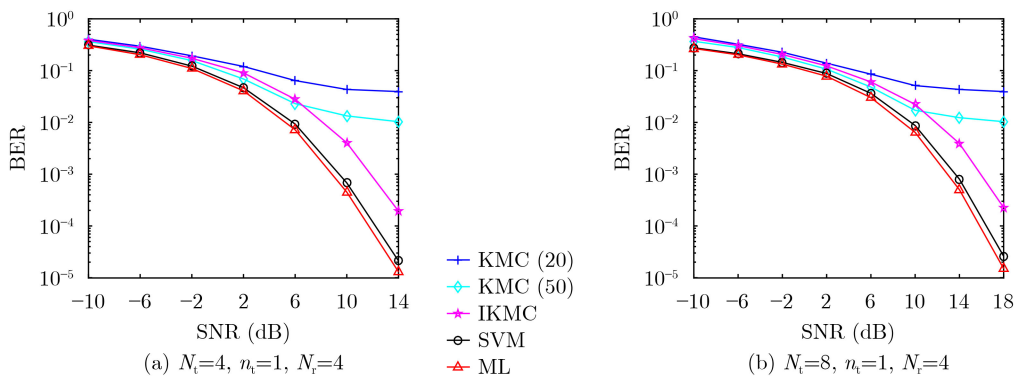


图 4 针对SSK-VLC系统不同算法的BER性能分析

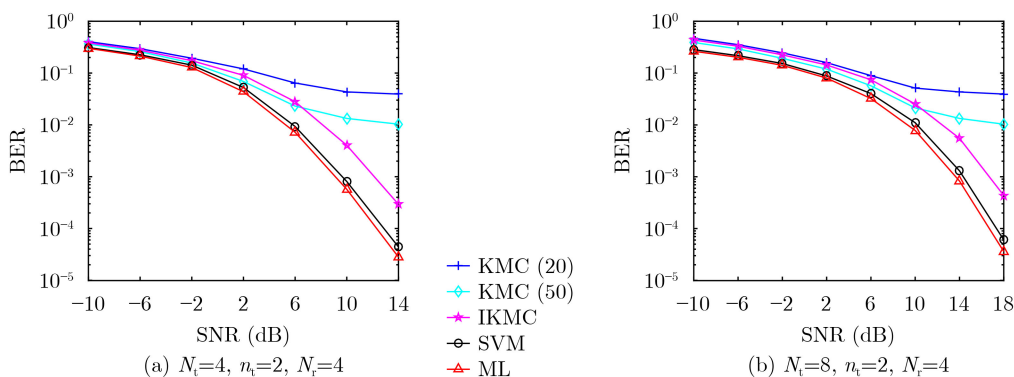


图 5 针对GSSK-VLC系统的不同算法的BER性能分析

在利用SVM学习系统进行信号检测存在一定的预测误差,当进行误码分析时,会导致性能损失。

图5给出了针对GSSK-VLC系统的各种信号检测算法BER性能仿真对比结果。从图5中可以看出,传统的KMC检测器在GSSK-VLC系统中高信噪比时依旧存在严重的错误平台效应问题,基于SVM的信号检测算法的BER性能依旧优于传统KMC检测算法和IKMC检测算法。当SNR>10 dB时,基于SVM的信号检测算法性能曲线基本与ML检测算法重合;当SNR≥10 dB时,基于SVM的信号检测算法相比于ML检测算法,在BER为 10^{-4} 时,其性能差异不到0.6 dB。通过仿真分析进一步验证了所提出的基于SVM的信号检测算法的有效性。

4.2 复杂度分析

前面的仿真实验已验证了基于SVM的信号检测算法在本文考虑的室内GSSK-VLC系统中的BER性能,结果表明其接近于最优的ML检测算法。接下来,将从计算复杂度上验证本文所提出算法的优越性。本文使用计算时间衡量算法的复杂度。仿真中考虑GSSK-VLC系统,其中 $N_t = 8, n_t = 2, N_r = 4$,记录的GSSK符号总数为 1×10^5 ,因此,原始二进制位数的总数约为 4×10^5 。通过10次Monte Carlo仿真,基于不同检测算法所消耗的平均时间如表4所示。从表4可以看出,在考虑的GSSK-VLC系统中,KMC检测算法的检测时间低于ML检测算法,并且随着所取K值的增加,检测时间成倍增长;IKMC检测算法通过对数据进行预处理在一定程度上减少了检测时间。除此之外,基于SVM的信号检测算法的检测时间明显小于IKMC检测算法。因此,基于SVM的信号检测算法具有更低的算法复杂度。通过对各种算法的BER性能分析和计算复杂度分析的综合考虑,本文提出的基于SVM的信号检测算法在GSSK-VLC系统中具有较好的综合性能优势,使得系统效率有效提升。

5 结束语

针对室内GSSK-VLC系统信道特点,本文将室

内GSSK-VLC系统的信号检测问题等价建模为多分类的机器学习问题,本文提出一种基于SVM的机器学习低复杂度高效率的信号检测算法。首先,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训练样本的标签向量。然后利用核SVM构建信号检测的最优化问题,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信号检测。与传统的信号检测算法相比,本文所提算法能够在较低的计算复杂度的情况下实现接近最优检测算法的BER性能。

参考文献

- [1] LIU Wenlong, ZHANG Ying, and JIN Minglu. Lagrangian detection for generalized space-shift keying MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(9): 8585–8589. doi: [10.1109/TVT.2017.2678528](https://doi.org/10.1109/TVT.2017.2678528).
- [2] ZHANG Xinhe, LIU Qian, and JIN Minglu. Detection of generalized space shift keying signal with sparse reconstruction[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(6): 5471–5475. doi: [10.1109/TVT.2016.2621160](https://doi.org/10.1109/TVT.2016.2621160).
- [3] JEGANATHAN J, GHAYEB A, and SZCZECINSKI L. Generalized space shift keying modulation for MIMO channels[C]. 2008 IEEE 19th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, Cannes, France, 2008: 1–5. doi: [10.1109/PIMRC.2008.4699782](https://doi.org/10.1109/PIMRC.2008.4699782).
- [4] 吴楠, 王旭东, 姚凯莉, 等. 可见光通信中的无载波位相调制技术[J]. *电子与信息学报*, 2017, 39(2): 360–366. doi: [10.11999/JEIT160343](https://doi.org/10.11999/JEIT160343).
WU Nan, WANG Xudong, YAO Kaili, et al. Carrier-less position/phase modulation for visible light communications[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(2): 360–366. doi: [10.11999/JEIT160343](https://doi.org/10.11999/JEIT160343).
- [5] FATH T and HAAS H. Performance comparison of MIMO techniques for optical wireless communications in indoor environments[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2013, 61(2): 733–742. doi: [10.1109/TCOMM.2012.120512.110578](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2012.120512.110578).
- [6] WANG T Q, SEKERCIOGLU Y A, and ARMSTRONG J. Analysis of an optical wireless receiver using a hemispherical lens with application in MIMO visible light communications[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2013, 31(11): 1744–1754. doi: [10.1109/JLT.2013.2257685](https://doi.org/10.1109/JLT.2013.2257685).
- [7] YING Kai, QIAN Hua, BAXLEY R J, et al. Joint optimization of precoder and equalizer in MIMO VLC systems[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in*

表4 针对GSSK-VLC系统基于不同检测算法所需时间对比

| 检测算法 | 计算时间(s) |
|----------|------------|
| KMC | 175.8836 |
| KMC (20) | 3517.6607 |
| KMC (50) | 8794.1735 |
| IKMC | 879.418 |
| SVM | 98.6687 |
| ML | 10904.7794 |

- Communications*, 2015, 33(9): 1949–1958. doi: [10.1109/JSAC.2015.2432515](https://doi.org/10.1109/JSAC.2015.2432515).
- [8] MITCHELL T, BUCHANAN B, DEJONG G, *et al.* Machine learning[J]. *Kluwer International*, 2003, 4(1): 417–433. doi: [10.1007/978-1-4613-2279-5](https://doi.org/10.1007/978-1-4613-2279-5).
- [9] 佟鑫, 李莹, 陈岚. SVM算法在硬件木马旁路分析检测中的应用[J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(7): 1643–1651. doi: [10.11999/JEIT190532](https://doi.org/10.11999/JEIT190532).
TONG Xin, LI Ying, and CHEN Lan. Application of SVM machine learning to hardware trojan detection using side-channel analysis[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(7): 1643–1651. doi: [10.11999/JEIT190532](https://doi.org/10.11999/JEIT190532).
- [10] LIANG Hanwen, CHUMG W H, and KUO S Y. Coding-aided K-means clustering blind transceiver for space shift keying MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2016, 15(1): 103–115. doi: [10.1109/TWC.2015.2467394](https://doi.org/10.1109/TWC.2015.2467394).
- [11] YOU Longfei, YANG Ping, XIAO Yue, *et al.* Blind detection for spatial modulation systems based on clustering[J]. *IEEE Communications Letters*, 2017, 21(11): 2392–2395. doi: [10.1109/LCOMM.2017.2734648](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2017.2734648).
- [12] ZHANG Lijuan and JIN Minglu. A constrained clustering-based blind detector for spatial modulation[J]. *IEEE Communications Letters*, 2019, 23(7): 1170–1173. doi: [10.1109/LCOMM.2019.2915304](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2019.2915304).
- [13] JIANG Rui, SUN Caiming, ZHANG Long, *et al.* Deep learning aided signal detection for SPAD-based underwater optical wireless communications[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 20363–20374. doi: [10.1109/ACCESS.2020.2967461](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2967461).
- [14] LEE H, LEE I, and LEE S H. Deep learning based transceiver design for multi-colored VLC systems[J]. *Optics Express*, 2018, 26(5): 6222–6238. doi: [10.1364/OE.26.006222](https://doi.org/10.1364/OE.26.006222).
- [15] YUAN Youli, ZHANG Min, LUO Pengfei, *et al.* SVM-based detection in visible light communications[J]. *Optik*, 2017, 151: 55–64. doi: [10.1016/j.ijleo.2017.08.089](https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2017.08.089).
- [16] MOSTAFA A and LAMPE L. Physical-Layer security for MISO visible light communication channels[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2015, 33(9): 1806–1818. doi: [10.1109/JSAC.2015.2432513](https://doi.org/10.1109/JSAC.2015.2432513).
- [17] MOSTAFA A and 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. doi: [10.1109/TSP.2016.2603964](https://doi.org/10.1109/TSP.2016.2603964).
- [18] WANG Fasong, LIU Chaowen, WANG Qi, *et al.* Secrecy analysis of generalized space-shift keying aided visible light communication[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 18310–18324. doi: [10.1109/ACCESS.2018.2799658](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2799658).
- [19] HANDTE T, MULLER A, and SPEIDEL J. BER analysis and optimization of generalized spatial modulation in correlated fading channels[C]. The 70th IEEE Vehicular Technology Conference Fall (VTC 2009-Fall), Anchorage, USA, 2009: 1–5. doi: [10.1109/VETEFCF.2009.5378677](https://doi.org/10.1109/VETEFCF.2009.5378677).

商建东: 男, 1968年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为高性能计算、计算机网络与通信。

孙浩博: 男, 1995年生, 硕士生, 研究方向为可见光通信。

王法松: 男, 1979年生, 教授, 硕士生导师, 研究方向为盲信号处理、可见光通信。

责任编辑: 马秀强