

doi:10.13756/j.gtxyj.2026.240166.

光无线技术

徐子震,李建锋,刘晓爽. 基于高斯支持向量机的可见光通信解调方法[J]. 光通信研究, 2026(1):240166.

Xu Z Z, Li J F, Liu X S. Demodulation of Visible Light Communication based on Gaussian Support Vector Machine[J]. Study on Optical Communications, 2026(1): 240166.

基于高斯支持向量机的可见光通信解调方法

徐子震¹, 李建锋^{1,2}, 刘晓爽¹

(1. 河北经贸大学 管理科学与信息工程学院, 石家庄 050061; 2. 天津理工大学 集成电路科学与工程学院, 天津 300384)

摘要:【目的】针对基于正交频分复用(OFDM)的可见光通信(VLC)系统中的非线性效应,文章提出了一种基于高斯支持向量机(Gaussian SVM)的分类解调方法。【方法】文章采用机器学习(ML)中的支持向量机(SVM)并结合高斯核函数对解调前的信号进行非线性映射,为解调过程增添非线性处理能力,增强系统对复杂信道环境的适应性。把接收到的信号视为输入向量,通过 Gaussian SVM 的映射机制,将这些信号转换到高维特征空间。在高维特征空间内构造一个最优分类超平面,以最大化样本间的间隔,即最大化向量到超平面的总距离,来实现信号的高效分类解调。在发光二极管(LED)非线性信道下,通过不同调制阶数(16 正交振幅调制(QAM)、32QAM 和 64QAM)进行蒙特卡罗仿真和性能分析实验,文章验证了该方法的显著优势。【结果】仿真表明,与传统硬解调的方法相比,Gaussian SVM 的分类解调方法在应对非线性信道时,展现出更强的鲁棒性和更高的解调精度。特别在高阶调制下,如 64QAM,该方法能有效缓解非线性效应对信号质量的负面影响,得到 7 dB 的信噪比增益。【结论】文章证明了随着非线性效应的加剧,该方法展现出的信噪比增益也随之增大,充分证明了在高阶调制阶数下,文章所提系统性能提升的巨大潜力。通过动态适应信道变化,该方法不仅提高了系统的整体性能,还显著增强了系统的可靠性。

关键词: 可见光通信;非线性效应;正交频分复用;支持向量机;核函数

中图分类号: TN929.12

文献标志码: A

Demodulation of Visible Light Communication based on Gaussian Support Vector Machine

XU Zizhen¹, LI Jianfeng^{1,2}, LIU Xiaoshuang¹

(1. School of Management Sciences and Information Engineering, Hebei University of Economy and Business, Shijiazhuang 050061, China; 2. School of Integrated Circuit Science and Engineering, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)

Abstract: 【Objective】Considering the nonlinear effects in Visible Light Communication (VLC) systems based on Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM), an advanced classification demodulation methodology based on Gaussian Support Vector Machines (Gaussian SVM) is presented. 【Methods】In this paper, the Support Vector Machines (SVM) within Machine Learning (ML) and the Gaussian kernel function are utilized to map the signal before demodulation, thereby enhancing the nonlinear processing capability to the demodulation process and improving the system's adaptability to the intricate channel environment. The received signals are considered as input vectors and transfigured into the high-dimensional feature space via the Gaussian SVM mapping mechanism. An optimum classification hyperplane is fabricated in the high-dimensional feature space to maximize the margin between samples. It can maximize the total distance from the vector to the hyperplane, so as to accomplish efficient classification and demodulation of signals. Through Monte Carlo simulation under diverse modulation orders (16 Quadrature Amplitude Modulation (QAM), 32QAM, 64QAM) in Light Emitting Diode (LED) nonlinear channels, the prominent advantages of this approach are validated in this paper. 【Results】The simulation results show that, in contradistinction to the conventional hard demodulation method, the Gaussian SVM classification demodulation method provides enhanced robustness and higher demodulation accuracy when handling nonlinear channels. Particularly in high-order modulation, such as 64QAM, this method can effectively mitigate the adverse impact of the nonlinear effect on signal quality and can obtain a 7 dB gain of signal-to-noise ratio. 【Conclusion】In this paper, it is demonstrated that the signal-to-noise ratio gain of the method rises with the augmentation of the nonlinear effect, which shows the potential for enhancing system performance at high modulation orders. By dynamically adapting to channel fluctuations, this method not only enhances the overall performance of the system but also significantly improves the reliability of the system.

Key words: VLC; nonlinear effect; OFDM; SVM; kernel function

收稿日期:2024-08-05; 修回日期:2024-09-05; 纸质出版日期:2026-02-10

基金项目:河北省“三三三人才工程”资助项目(A202101015);河北省教育厅科学技术研究资助项目(ZD2021044)

作者简介:徐子震(1999-),男,河北廊坊人。硕士,主要研究方向为可见光通信技术。

通信作者:李建锋,副教授。E-mail:lijianfeng555@126.com

© Editorial Office of Study on Optical Communications. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

0 引言

可见光通信 (Visible Light Communication, VLC) 具有丰富免授权的频谱资源且能满足高速、安全且节能的通信需求,因此 VLC 技术是一种极具发展潜力的新型无线通信技术^[1]。正交频分复用 (Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM) 技术凭借其高频谱效率、抗多径效应和信道间干扰等重要优势,在 VLC 系统研究中有重要的研究价值^[2]。

VLC 系统是一种基于强度调制/直接检测的系统^[3],根据这一特点,在 VLC 研究领域中涌现出很多基于 OFDM 的新型技术^[4-8]。在 VLC 系统中,发射端的发光二极管 (Light Emitting Diode, LED) 具备非线性失真的特性^[9]。OFDM 信号容易产生高峰均功率比 (Peak-to-Average Power Ratio, PAPR),对非线性失真较敏感^[10]。离散傅里叶变换扩展 (Discrete Fourier Transform Spread, DFTS)-OFDM 方法可降低 PAPR 且鲁棒性强^[11]。文献^[12-13]用深度残差卷积神经网络串联后均衡的方法和高斯特征输入与贝叶斯学习的时域模式量化方法,在 8 阶脉冲幅度调制 (Pulse Amplitude Modulation, PAM) 的 VLC 系统中减少了非线性损伤;Ma 等人^[14]在 4PAM 的 VLC 系统中提出 k -means 的聚类算法来减轻非线性失真。上述工作均采用了机器学习 (Machine Learning, ML) 方法且仅对低阶数的 PAM 进行了研究,对高阶调制研究较少。任亚浩等人^[15]在 DFTS-直流偏置 (Direct Current Offset, DCO)-OFDM 系统中使用高斯混合模型 (Gaussian Mixture Model, GMM) 的聚类解调方法在 16 和 32 阶正交振幅调制 (Quadrature Amplitude Modulation, QAM) 下可分别获得 2.7 和 1.7 dB 的信噪比增益,但该实验研究对高阶调制的信噪比增益较低。

本文提出在 DFTS-DCO-OFDM 系统中使用高斯支持向量机 (Gaussian Support Vector Machines, Gaussian SVM) 的分类解调方法。通过核技巧的方法将信号非线性映射到高维特征空间,此空间构造出最优分类超平面对信号进行分类解调。本文选用高斯函数作为核技巧的实现载体确保非线性映射的高效性。在 LED 非线性信道下进行仿真实验,结果表明本文所提方法在高阶调制下的信噪比增益更高。

1 基于 Gaussian SVM 的 DFTS-DCO-OFDM 系统

基于 Gaussian SVM 的 DFTS-DCO-OFDM 系统如图 1 所示,此系统中发射端首先将二进制数据 (Bits) 进行 QAM,长度为 M 的时域信号序列 X 可表示为

$$X = [0, X_1, X_2, \dots, X_m, \dots, X_{M-1}], \quad (1)$$

式中: X_m 为第 m 个时域信号。先利用离散傅里叶变换 (Discrete Fourier Transform, DFT) 将时域信号转换为频域信号,则频域信号为

$$x_k = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} X_m \exp\left(-\frac{j2\pi km}{M}\right), k=0, 1, \dots, M-1, \quad (2)$$

式中: x_k 为第 k 个频域信号; j 为复数的虚部。对 x_k 进行埃尔米特对称 (Hermitian Symmetry, HS): $x_k = x_{M-k}^*$ 。此时长度为 N 的频域子载波序列为 $\bar{x}_N$,再利用快速傅里叶逆变换 (Inverse Fast Fourier Transform, IFFT) 将频域信号转换回时域信号,则长度为 N 的时域信号为

$$\bar{X}_n = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N-1} \bar{x}_k \exp\left(\frac{j2\pi kn}{N}\right), n=0, 1, \dots, N-1, \quad (3)$$

式中: $\bar{X}_n$ 为第 n 个时域信号; $\bar{x}_k$ 为第 k 个频域子载波信号。经过添加循环前缀 (add Cyclic Prefix, add CP)、并/串转换 (Parallel/Serial Conversion, P/S)、数/模转换 (Digital/Analog Conversion, D/A) 和功率放大 (Power Amplifier, PA) 后,为得到单极性实数时域信号,需要添加 DCO 来驱动 LED。若设置的 DCO 系数为 $10\lg(r^2 + 1)$ dB, DCO 电流 $DC = r\sqrt{E\{\bar{X}_n^2\}}$, $E\{\bar{X}_n^2\}$ 为 $\bar{X}_n$ 的平均功率^[4],则加上 DC 后的光信号 $\dot{X}_n$ 为

$$\dot{X}_n = \bar{X}_n + DC. \quad (4)$$

光信号通过传输信道后,由光电二极管 (Photo Diode, PD) 接收并转换为电信号,通过与发射端相反的操作,即经过 PA、模/数转换 (Analog/Digital conversion, A/D)、串/并转换 (Serial/Parallel Conversion, S/P) 和移除 CP (remove CP) 后得到信号 $\bar{Y}$ 。传输信道为加性白高斯噪声 (Additive White Gaussian Noise, AWGN) 信道和 LED 非线性信道,LED 非线性可用 Rapps 模型^[9]来描述:

$$I_n = \begin{cases} \frac{f(\dot{X}_n)}{\left[1 + \left[\frac{f(\dot{X}_n)}{I_{\max}}\right]^{2a}\right]^{\frac{1}{2a}}}, & \bar{X}_n > 0 \\ 0, & \bar{X}_n \leq 0 \end{cases}, \quad (5)$$

式中： I_n 为 LED 的通过电流； $I_{\max}$ 为 LED 的通过最大电流； $f(\bar{X}_n) = \bar{X}_n / R$ ， R 为归一化后的阻值， $R=1$ ； a 为非线性因子。设 ϵ^2 为 $\bar{X}_n$ 的功率值，则非线性系数 $\beta = 10 \lg \left(\frac{I_{\max}^2}{\epsilon^2} \right)$ [5]。通过 AWGN 信道，设 H_n 为第 n 个信号的高斯噪声，则信号表示为 $\bar{Y}_n = I_n + H_n$ 。

信号 $\bar{Y}_n$ 通过快速傅里叶变换 (Fast Fourier

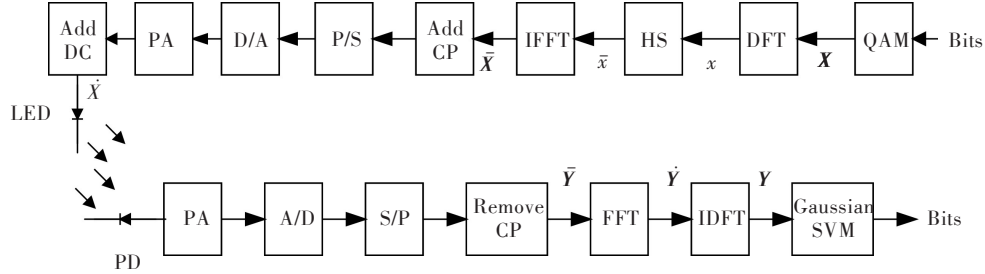


图 1 基于 Gaussian SVM 的 DFTS-DCO-OFDM 系统

Figure 1 DFTS-DCO-OFDM system based on Gaussian SVM

调制阶数为 P 时，接收到 t 个 OFDM 信号，且每个 OFDM 信号 Y 中含有 $N-1$ 个复数信号，则共有 $L=t \times (N-1)$ 个复数信号构成一个集合 $T = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_i, \dots, Z_L\}$ ， Z_i 属于集合 T 中的一个复数信号。复数信号无法直接用于训练，将其实部和虚部提取后可表示为

$$e_i = [\text{real}(Z_i), \text{imag}(Z_i)], i = 1, 2, \dots, L, \quad (6)$$

式中： e_i 为处理后的第 i 个复数信号对应的向量； $\text{real}()$ 为实部提取函数； $\text{imag}()$ 为虚部提取函数。由 e_i 构成训练数据集 $S = \{(e_1, y_1), \dots, (e_i, y_i), \dots, (e_L, y_L)\}$ ，式中： y_i 为类标签， $y_i \in \{0, 1, 2, \dots, P-1\}$ ， $i = 1, 2, \dots, L$ 。通过几何间隔最大化求解相应的凸二次规划问题学习得到分类超平面：

$$w_i \cdot e_i + b = 0, i = 1, 2, \dots, L, \quad (7)$$

式中： w_i 为两行一列的权值向量； $w_i \cdot e_i$ 为 w_i 和 e_i 的内积； b 为偏置参数。根据几何间隔最小值的定义可将 Gaussian SVM 所求超平面问题转化为最优问题：

Transform, FFT) 后为频域信号 $\dot{Y}_n$ ，FFT 后频域序列的第 1 个信号 $\dot{Y}_0$ 为直流分量信号，在进行离散傅里叶逆变换 (Inverse Discrete Fourier Transform, IDFT) 时只提取 $[\dot{Y}_1, \dot{Y}_2, \dots, \dot{Y}_n]$ ，不提取直流分量信号。经过 IDFT 后的信号不包含直流分量信号，即 $Y = [Y_1, Y_2, \dots, Y_n]$ 。在 VLC 系统中，非线性信道效应对信号解调的影响十分巨大 [9-15]，因此本文重点研究非线性信道，并未考虑其他信道特性。由于非线性效应，信号 Y 会有严重失真。硬解调在信道条件较差时会有较高的误码率 (Bit Error Ratio, BER)，影响通信系统性能。为进一步提升通信系统的性能，本文利用 Gaussian SVM 分类方法来解调。

$$\min_{w, b} \frac{1}{2} \|w_i\|^2,$$

$$\text{s. t. } y_i(w_i \cdot e_i + b) - 1 \geq 0, i = 1, 2, \dots, L, \quad (8)$$

式中，s. t. 含义为受约束于，作用是明确目标函数的可行域范围。

经过拉格朗日目标函数将其转化为对偶问题：

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^L \sum_{\ell=1}^L \alpha_i \alpha_{\ell} y_i y_{\ell} (e_i \cdot e_{\ell}) - \sum_{i=1}^L \alpha_i,$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^L \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, L, \quad (9)$$

式中： α 为对偶问题的解， $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_i, \dots, \alpha_L)$ ； α_i 为拉格朗日乘子。

在解决非线性分类问题时，向量以内积的形式映射到高维特征空间需要巨大的计算量。因此通过核技巧用核函数代替内积，将数据非线性映射到高维特征空间，并在该空间构造出最优分类超平面。本文采用的核函数为高斯核函数 [16]：

$$K(e_i, e_{\ell}) = \exp \left\{ -\frac{\|e_i - e_{\ell}\|^2}{2\sigma^2} \right\}, \quad (10)$$

式中， σ 为高斯函数的核心调节参数。

运用核技巧后将原始对偶问题式(9)转变为

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} \quad & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^L \sum_{\ell=1}^L \alpha_i \alpha_{\ell} y_i y_{\ell} K(\mathbf{e}_i, \mathbf{e}_{\ell}) - \sum_{i=1}^L \alpha_i, \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^L \alpha_i y_i = 0, \quad C \geq \alpha_i \geq 0, i=1, 2, \dots, L, \end{aligned} \quad (11)$$

式中, C 为惩罚因素, 用于平衡分类间隔和样本的错分。通过序列最小最优优化 (Sequential Minimal Optimization, SMO) 算法^[17] 来得到最优解 $\alpha^* = (\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_i^*, \dots, \alpha_L^*)$, 则偏置参数 b^* 为: $b^* = y_{\ell} - \sum_{i=1}^L \alpha_i^* y_i K(\mathbf{e}_i, \mathbf{e}_{\ell})$ 。则得到最终的分类决策函数 $f(\mathbf{e})$ 表示为

$$f(\mathbf{e}) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^L \alpha_i^* y_i K(\mathbf{e}_i, \mathbf{e}_{\ell}) + b^* \right), \quad (12)$$

式中: $\mathbf{e}$ 为待分类样本的特征向量; $\text{sign}()$ 为符号函数, 作为分类任务的标志位函数。

SVM 是二维分类算法, 采用一对多的多类分类方法。而对于调制阶数为 P 的情况, 则需创建 P 个二维分类器, 每个分类器分别对应一个类别与其他所有类别对抗。在处理非线性分类问题时, 通过引入高斯核函数来进行非线性映射, 将输入向量转换到高维特征空间并构造最优分类超平面, 使得样本之间的间隔最大化。该超平面是 SVM 决定的, 这些 SVM 是离超平面最近的点。通过最大化 SVM 到超平面的总距离, 从而解决原始空间中线性不可分的问题。

在 DFTS-DCO-OFDM 系统中运算量最大的是 FFT/IFFT 运算。如每次 FFT/IFFT 的点数为 N , 则其复杂度为 $O(N \log_2 N)$, 硬解调的复杂度为 $O(N)$, 故整体的复杂度为 $O(N \log_2 N)$ 。通过利用 Gaussian SVM 模型, 其复杂度主要由训练阶段中高斯核函数和求解优化问题决定。对于 s 个训练样本, 且需计算每个样本点之间的距离, 运算 $s(s-1)/2$ 次, 其时间复杂度为 $O(s^2)$ 。运用 SMO 算法求解, 其复杂度为 $O(s^3)$ ^[17]。该方法的整体复杂度为 $O(s^3)$ 。GMM 聚类的复杂度主要取决于数据点的数量 n 、特征维度 d 以及聚类的数量 K 。通过期望最大化算法的多次迭代收敛, 每次迭代的计算成本是计算数据点对于每个高斯成分的概率, 则整体复杂度为 $O(IsKd)$, 其中 I 为迭代次数。GMM 随着调制阶数越多其聚类的数量越大, 复杂度则越高。本文采用 Gaussian SVM 模型对信号进行解调的优势是能够大幅提升信噪比增益。

2 仿真结果和分析

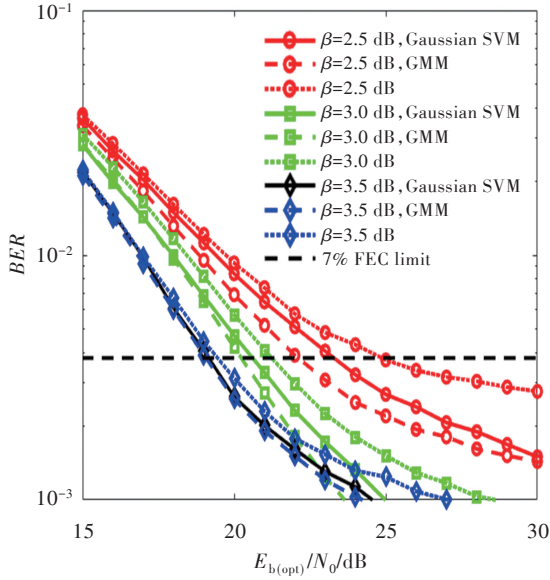
DFTS-DCO-OFDM 系统的数字调制格式为 QAM, 本实验主要针对 16QAM、32QAM 和 64QAM 高阶调制进行研究; DFTS-DCO-OFDM 符号的总数为 1 000, 其中训练符号数为 800, 测试符号数为 200; 子载波总数为 2^{10} ; FFT/IFFT 的点数为 2^{10} ; DFT/IDFT 的点数设为 2^9-1 ; 将 DC 在 16QAM 下设为 11 dB, 32QAM 和 64QAM 下均设为 13 dB; LED 调制带宽设定为 100 MHz; 非线性因子 $a=2$; BER 的门限值为 3.8×10^{-3} (7% 前向纠错编码限制 (7% FEC limit))^[15]。用 Gaussian SVM 模型解调方法, 在 AWGN 信道和 LED 非线性信道下进行蒙特卡罗仿真。与文献[15]中的 GMM 进行比较。利用 BER 和比特光信噪比关系来描述此方法在 DFTS-DCO-OFDM 系统中的性能分析。

图 2 所示为在非线性信道下, 不同非线性系数 β 的 16QAM DFTS-DCO-OFDM 系统中, 采用 Gaussian SVM 模型解调和 GMM 方法与传统硬解调的性能对比。由图可知, β 越小其非线性失真越严重。当 BER 门限值为 7% FEC limit 时, 对于 $\beta = 2.5$ dB, $E_{b(\text{opt})}/N_0 = 23.3$ dB, $E_{b(\text{opt})}$ 为每比特光能量; N_0 为噪声功率谱密度。Gaussian SVM 方法与传统硬解调的性能相比能有 1.7 dB 的信噪比增益, 而 GMM 与硬解调性能相比能约有 3.2 dB 的信噪比增益; 当 $\beta = 3$ dB 时, $E_{b(\text{opt})}/N_0 = 20.6$ dB, Gaussian SVM 方法与传统硬解调的性能相比有 0.6 dB 的信噪比增益, 而 GMM 模型与硬解调性能相比能约有 2.3 dB 的信噪比增益; 当 $\beta = 3.5$ dB 时, $E_{b(\text{opt})}/N_0 = 19.2$ dB, Gaussian SVM 与 GMM 方法信噪比增益接近, 均约为 0.3 dB。因此 GMM 方法在 16QAM 更具有适用性^[15]。

图 3 所示为在非线性信道下, 不同 β 的 32 QAM DFTS-DCO-OFDM 系统中, 采用 Gaussian SVM 模型解调和 GMM 方法与传统硬解调的性能对比。当 BER 门限值为 7% FEC limit 时, 对于 $\beta = 3.0$ dB 时, $E_{b(\text{opt})}/N_0 = 29.3$ dB, Gaussian SVM 方法与传统硬解调的性能相比有较大的优势, 能有约 4.7 dB 的信噪比增益, 而 GMM 仅有 1.5 dB 的信噪比增益; 当 $\beta = 3.5$ dB 时, $E_{b(\text{opt})}/N_0 = 25.3$ dB, 当 $\beta = 4$ dB 时, $E_{b(\text{opt})}/N_0 = 23.3$ dB, Gaussian SVM 方法与传统硬解调的性能相比, 信噪比增益分别约为 0.5 和 0.2 dB 的, 而 GMM 方法

的增益效果不大。Gaussian SVM 模型相对于

GMM 在 32QAM 下性能更好,更具有适用性。

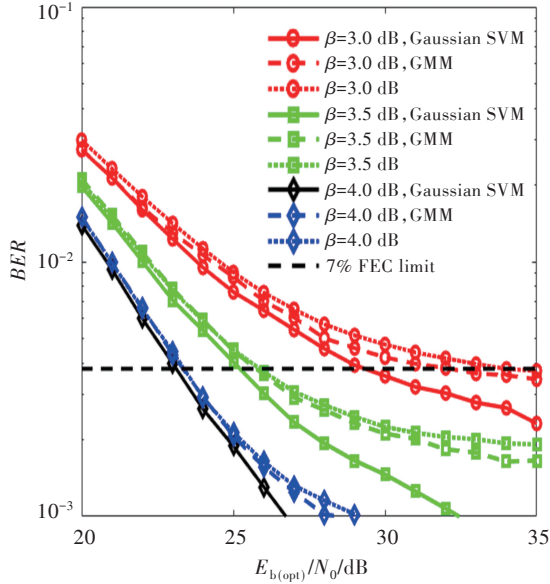


(a) 不同 β 下的 BER 性能

(a) BER performance with different values of β

图 2 非线性信道下 16QAM DFTS-DCO-OFDM 系统性能

Figure 2 Performance of 16 QAM DFTS-DCO-OFDM system under nonlinear channels



(a) 不同 β 下的 BER 性能

(a) BER performance with different values of β

图 3 非线性信道下 32QAM DFTS-DCO-OFDM 系统性能

Figure 3 Performance of 32 QAM DFTS-DCO-OFDM system under nonlinear channels.

图 4 所示为在非线性信道下,不同 β 的 64 QAM DFTS-DCO-OFDM 系统中,采用 Gaussian SVM 模型解调和 GMM 方法与传统硬解调的性能对比。当 BER 门限值为 7% FEC limit 时,对于 $\beta = 4.0$ dB, $E_{b(opt)}/N_0 = 31.3$ dB, Gaussian SVM 方法与传统硬解调的性能相比有较大的优势,能有约 7 dB 的信噪比增益。当 $\beta = 4.5$ dB 时,

$E_{b(opt)}/N_0 = 26.3$ dB, 当 $\beta = 5.0$ dB 时, $E_{b(opt)}/N_0 = 24.8$ dB, Gaussian SVM 方法与传统硬解调的性能相比分别约有 0.8 和 0.5 dB 的信噪比增益,而 GMM 方法在 64QAM 中几乎没有增益效果。Gaussian SVM 模型相对于 GMM 在 64QAM 下信噪比增益效果更佳,因此在 64QAM 下 Gaussian SVM 方法更具有适用性。



(b) $\beta = 3.5$ dB 时分类解调星座图

(b) Constellation diagram when $\beta = 3.5$ dB



(c) $\beta = 3.0$ dB 时的星座图

(c) Constellation diagram when $\beta = 3.0$ dB



(d) $\beta = 2.5$ dB 时的星座图

(d) Constellation diagram when $\beta = 2.5$ dB



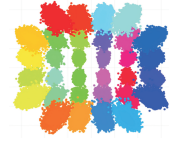
(b) $\beta = 4.0$ dB 时分类解调星座图

(b) Constellation diagram when $\beta = 4.0$ dB



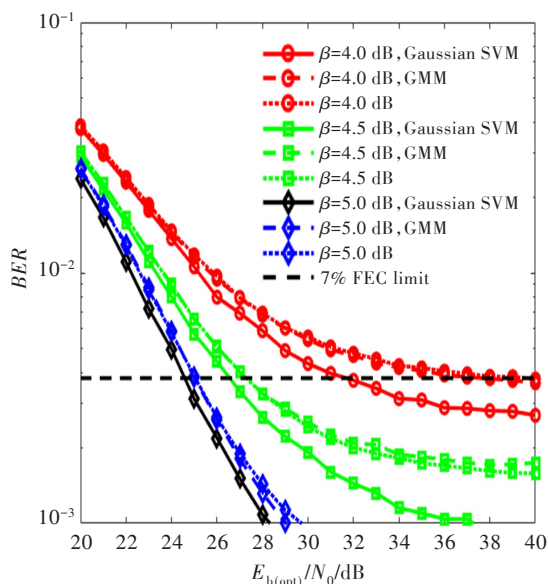
(c) $\beta = 3.5$ dB 时的星座图

(c) Constellation diagram when $\beta = 3.5$ dB

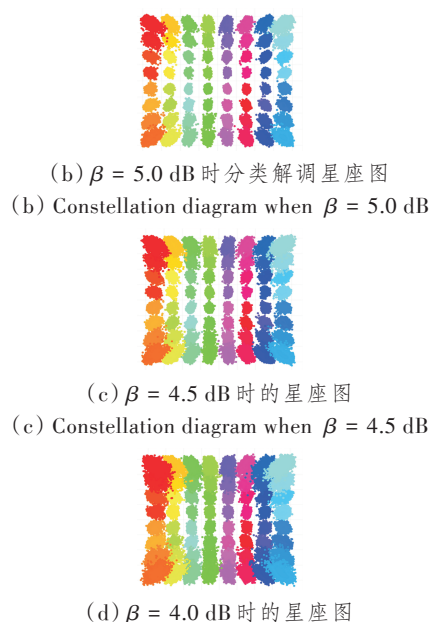


(d) $\beta = 3.0$ dB 时的星座图

(d) Constellation diagram when $\beta = 3.0$ dB



(a) 不同 β 下的 BER 性能
(a) BER performance with different values of β



(b) $\beta = 5.0$ dB 时分类解调星座图
(b) Constellation diagram when $\beta = 5.0$ dB

(c) $\beta = 4.5$ dB 时的星座图
(c) Constellation diagram when $\beta = 4.5$ dB

(d) $\beta = 4.0$ dB 时的星座图
(d) Constellation diagram when $\beta = 4.0$ dB

图 4 非线性信道下 64QAM DFTS-DCO-OFDM 系统性能

Figure 4 Performance of 64 QAM DFTS-DCO-OFDM system under nonlinear channels

图 5 所示为 Gaussian SVM 和 GMM 在 DFTS-DCO-OFDM 系统不同调制阶数下的信噪比增益。当 BER 门限值为 7% FEC limit 时,在 16QAM 中 $\beta = 2.5$ dB, Gaussian SVM 方法与传统硬解调相比,可让系统获得 1.7 dB 信噪比增益, GMM 模型可获得 3.2 dB 信噪比增益;在 32QAM 中 $\beta = 3.0$ dB 和在 64QAM 中 $\beta = 4.0$ dB 时, Gaussian SVM 方法与传统硬解调相比,可分别让系统获得 4.7 和 7.0 dB 的信噪比增益,而 GMM 增益均明显不如本文模型。基于 Gaussian SVM 模型

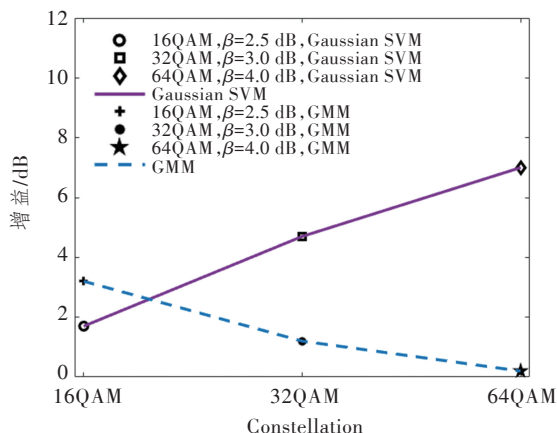


图 5 Gaussian SVM 模型、GMM 在 DFTS-DCO-OFDM 系统不同调制阶数下的信噪比增益

Figure 5 Signal to noise ratio gain of DFTS-DCO-OFDM system under different modulation orders obtained under Gaussian SVM model and GMM

的解调方法更加适用于高阶调制下的非线性 DFTS-DCO-OFDM 系统。

3 结束语

为解决 DFTS-DCO-OFDM 系统中非线性效应应对系统的影响,本文用 Gaussian SVM 来代替传统硬解调的方法,在 AWGN 信道和 LED 非线性信道下进行了蒙特卡罗仿真和性能分析。仿真结果表明,本文所提方法在 16QAM 下可获得约 1.7 dB 的信噪比增益,在 32QAM 下可获得约 4.7 dB 的信噪比增益,在 64QAM 下可获得约 7.0 dB 的信噪比增益。由此可知,基于 Gaussian SVM 的解调方法,随着 QAM 调制阶数越高,其信噪比增益越高,此方法适用于高阶调制下的非线性 DFTS-DCO-OFDM 系统。

参考文献:

- [1] 申晓欢,林邦姜,汤璇,等. PDMA的可见光通信系统[J]. 北京邮电大学学报, 2020, 43(1): 111-115.
Shen X H, Lin B J, Tang X, et al. Study on PDMA based Visible Light Communication Systems[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2020, 43(1): 111-115.
- [2] 贾科军,杨博然,陆皓,等. 可见光通信光正交频分复用系统符号分解技术抑制LED非线性失真研究[J]. 中国激光, 2020, 47(4): 0406002.
Jia K J, Yang B R, Lu H, et al. LED Nonlinearity Mit-

- igation for Visible Light Communication Optical-Orthogonal Frequency Division Multiplexing System with Symbol Decomposing Techniques[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(4): 0406002.
- [3] 邹鹏, 赵一衡, 胡昉辰, 等. 基于机器学习的可见光通信信号处理研究现状[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(1): 010001.
- Zou P, Zhao Y H, Hu F C, et al. Research Status of Machine Learning based Signal Processing in Visible Light Communication [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(1): 010001.
- [4] Armstrong J, Schmidt B J C. Comparison of Asymmetrically Clipped Optical OFDM and DC-biased Optical OFDM in AWGN[J]. IEEE Communications Letters, 2008, 12(5): 343–345.
- [5] 李建锋, 刘晓爽, 任亚浩, 等. 可见光通信中翻转/单极性正交频分复用对偶最大似然接收机[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(23): 2306008.
- Li J F, Liu X S, Ren Y H, et al. Pairwise Maximum Likelihood Receiver for Flip/Unipolar Orthogonal Frequency Division Multiplexing in Visible Light Communication[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(23): 2306008.
- [6] Dissanayake S D, Armstrong J. Comparison of ACO-OFDM, DCO-OFDM and ADO-OFDM in IM/DD Systems [J]. Journal of Lightwave Technology, 2013, 31(7): 1063–1072.
- [7] 刘晓爽, 李建锋, 任亚浩, 等. 无线光通信中LACO-OFDM的非迭代检测接收方法[J]. 中国激光, 2022, 49(11): 1106002.
- Liu X S, Li J F, Ren Y H, et al. Noniterative Detection Receiving Method for LACO-OFDM in Wireless Optical Communications [J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(11): 1106002.
- [8] 贾科军, 南钰桐, 杨博然, 等. 可见光通信预编码O-OFDM自适应符号分解技术研究[J]. 光通信研究, 2024(4): 230017.
- Jia K J, Nan Y T, Yang B R, et al. Research on Adaptive Symbol Decomposition Technology of Precoding O-OFDM in Visible Light Communication [J]. Study on Optical Communications, 2024(4): 230017.
- [9] Elgala H, Mesleh R, Haas H. An LED Model for Intensity-Modulated Optical Communication Systems[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2010, 22(11): 835–837.
- [10] Li J, Huang Z, Liu X, et al. Hybrid Time-Frequency Domain Equalization for LED Nonlinearity Mitigation in OFDM-based VLC Systems [J]. Optics Express, 2015, 23(1): 611–619.
- [11] Shieh W, Tang Y, Krongold B S. DFT-Spread OFDM for Optical Communications[C]//Digest of the 9th International Conference on Optical Internet (COIN 2010). Jeju, Korea: IEEE, 2010: 5546595.
- [12] Li Y, Huang T, Li J, et al. Nonlinear Post Equalizer for Visible Light Communication System based on Deep Residual Convolutional Neural Network with Feature Concatenation [C]//2023 Photonics Global Conference (PGC). Stockholm, Sweden: IEEE, 2023: 10343792.
- [13] Lu X, Liu Y, Chen J, et al. Patterns Quantization with Noise Using Gaussian Features and Bayesian Learning in VLC Systems[J]. Journal of Lightwave Technology, 2022, 40(12): 3777–3785.
- [14] Ma J, He J, Shi J, et al. Nonlinear Compensation based on K -Means Clustering Algorithm for Nyquist PAM-4 VLC System[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2019, 31(12): 935–938.
- [15] 任亚浩, 李建锋, 刘晓爽, 等. 基于高斯混合模型的非线性可见光通信系统解调研究[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(15): 1506008.
- Ren Y H, Li J F, Liu X S, et al. Demodulation of Nonlinear Visible Light Communication based on Gaussian Mixture Model [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(15): 1506008.
- [16] Zhao Y, Wang N. Parameter Selection of Gaussian Kernel for Cost-Sensitive Support Vector Machines in Imbalanced Data Classification [C]//2023 4th International Conference on Computer Vision, Image and Deep Learning (CVIDL). Zhuhai, China: IEEE, 2023: 10166009.
- [17] 赵长春, 姜晓爱, 金英汉. 非线性回归支持向量机的SMO算法改进[J]. 北京航空航天大学学报, 2014, 40(1): 125–130.
- Zhao C C, Jiang X A, Jin Y H. Improved SMO Algorithm of Nonlinear Regression Support Vector Machine [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2014, 40(1): 125–130.