

doi:10.13756/j.gtxyj.2025.240023.

无线通信技术

高文笛,汪昀楷,徐迟,等.基于BiGRU的水下可见光通信调制格式识别研究[J].光通信研究,2025(2):240023.

Gao W D, Wang Y K, Xu C, et al. Research on Modulation Format Recognition for Underwater Visible Light Communication based on BiGRU[J]. Study on Optical Communications, 2025(2): 240023.

基于 BiGRU 的水下可见光通信调制格式识别研究

高文笛,汪昀楷,徐迟,徐增熠,迟楠

(1. 复旦大学通信科学与工程系电磁波信息科学教育部重点实验室,上海 200433; 2. 上海低轨卫星通信与应用工程技术研究中心,上海 200433; 3. 上海市低轨卫星通信技术协同创新中心,上海 200433)

摘要:【目的】水下可见光通信(UVLC)作为替代传统声波通信的前沿技术,以其高速率、大带宽、低延迟和高安全性获得了广泛关注,但同时也面临着水下信道环境复杂、信号功率衰减和光电器件不理想等因素导致的非线性效应等挑战。这些低信噪比(SNR)和非线性效应引起的信号劣化,会导致接收端难以正确识别并解调出原信号,而正确识别出信号调制格式才能为后续使用其他算法,如非线性补偿和频率偏移补偿,来提升通信性能打下基础。文章旨在解决UVLC系统中调制格式识别(MFR)的性能限制问题,特别关注在复杂水下环境中提高识别准确率和系统鲁棒性。【方法】针对以上问题,文章提出了一种结合双向门控循环单元(BiGRU)和坐标变换的创新MFR算法。文章所提算法充分利用BiGRU在时序数据处理上的优势和坐标变换的高效性,有效提取信号特征,显著提高了在水下环境中MFR的准确性。【结果】实验结果显示,在不同发射电压条件下,该算法对2正交振幅调制(QAM)、4QAM、8QAM、8幅度相移键控(PSK)、16QAM、16PSK、32QAM、32PSK、64QAM和64PSK共10种QAM和PSK信号调制格式的识别准确率均超过96%,训练速度提高了1倍,并且在低SNR和非线性失真环境下鲁棒性显著。【结论】文章所提算法显著提升了UVLC系统在复杂水下环境中的MFR性能,具有重要的应用价值和技术创新点,为未来水下高速通信技术的发展奠定了基础。

关键词:水下可见光通信;调制格式识别;双向门控循环单元;非线性失真;信号特征提取

中图分类号:TN929

文献标志码:A

Research on Modulation Format Recognition for Underwater Visible Light Communication based on BiGRU

GAO Wendi, WANG Yunkai, XU Chi, XU Zengyi, CHI Nan

(1. The Ministry of Education Key Laboratory of Electromagnetic Wave Information Science, Department of Communication Science and Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China; 2. Shanghai Engineering Research Center of Low-Earth-Orbit Satellite Communication and Applications, Shanghai 200433, China; 3. Shanghai Collaborative Innovation Center of Low-Earth-Orbit Satellite Communication Technology, Shanghai 200433, China)

Abstract: 【Objective】Underwater Visible Light Communication (UVLC), as a cutting-edge technology replacing traditional acoustic communication, has garnered widespread attention due to its high data rates, broad bandwidth, low latency, and enhanced security. However, it also faces challenges such as the complexity of underwater channel environments, signal power attenuation, and the imperfections of optoelectronic devices leading to nonlinear effects. The signal degradation caused by these low Signal-to-Noise Ratio (SNR) and nonlinear effects can make it difficult for the receiving end to correctly identify and demodulate the original signal. However, accurately identifying the signal modulation format lays the foundation for subsequent use of other algorithms, such as nonlinear compensation and frequency offset compensation, to enhance communication performance. Hence, this study aims to address the performance limitations in Modulation Format Recognition (MFR) within UVLC systems, with a special focus on improving recognition accuracy and system robustness in complex underwater environments. 【Methods】To address these issues, we propose an innovative MFR algorithm that combines Bidirectional Gated Recurrent Units (BiGRU) with coordinate transformation. This algorithm leverages the advantages of BiGRU in sequential data processing and the efficiency of coordinate transformation to effectively extract the signal features, significantly enhancing the modulation format recognition accuracy in underwater environments. 【Results】Experimental results demonstrate that under various transmission voltage conditions, the algorithm achieves recognition accuracy rates exceeding 96% for ten different Quadrature Amplitude Modulation (QAM) and Amplitude Phase Shift Keying (APSK) signal modulation formats, including 2QAM, 4QAM, 8QAM, 8APSK, 16QAM, 16APSK, 32QAM, 32APSK, 64QAM and 64APSK. The training speed has doubled, and robustness in low SNR and nonlinear distortion conditions is significantly improved. 【Conclusion】The algorithm proposed in this study notably enhances the MFR performance in complex underwater environments for UVLC systems, holding significant application value and technological innovation. It lays the groundwork for the future development of high-speed underwater communication technologies.

收稿日期:2024-02-03; 修回日期:2024-02-23; 纸质出版日期:2025-04-10

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2022YFB2802803);国家自然科学基金资助项目(61925104,62031011)

作者简介:高文笛(1998-),男,河南平顶山人。硕士,主要研究方向为可见光通信。

通信作者:迟楠,教授。E-mail: nanchi@fudan.edu.cn

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

Key words: UVLC; MFR; BiGRU; nonlinear effects; signal feature extraction

0 引言

可见光通信 (Visible Light Communication, VLC) 因其出色的抗电磁干扰能力、高安全性及高速率特性,在特殊通信场景如卫星间通信和 underwater 可见光通信 (Underwater Visible Light Communication, UVLC) 中受到广泛关注^[1-4]。特别是,蓝绿色光(波长范围 450~550 nm)在海水中的较小衰减使得 VLC 在短至中距离传输中展现出了高数据速率和低延迟的潜力^[7]。相比之下,传统声波通信因其低带宽、高延迟和安全性问题而限制了其进一步的发展^[5-6]。

为满足各种水下场景的通信需求并实现高速率与高频谱利用率,UVLC 将采用多样化的高阶信号调制格式,调制格式识别 (Modulation Format Recognition, MFR) 技术是实现高效通信的关键环节。然而,UVLC 系统需要面对光电器件非线性失真和水介质衰减等挑战^[8]。这就要求设计一种既具有高准确率又具有强鲁棒性的 MFR 方法。

MFR 的主要方法分为两类:基于似然比和基于特征提取方法^[9]。本文提出了一种基于双向门控循环单元 (Bidirectional Gate Recurrent Unit, BiGRU) 结合坐标变换特征提取算法的新型 MFR 方法。BiGRU 通过融合双向模型和门控循环单元 (Gate Recurrent Unit, GRU) 的门控机制优化了传统循环神经网络,与长短期记忆 (Long Short Term Memory, LSTM) 相比,GRU 由于其较少的参数和更低的计算复杂度,提供了更优的性能成本比^[10-12]。本文所提结合坐标变换特征提取的 BiGRU 模型不仅训练速度更快,而且在全区域 MFR 的

准确率上也实现了显著提升。

1 实验原理

1.1 坐标转换

传统的 MFR 任务通常是在直角坐标系下对接收到的复信号进行处理,而这对正交振幅调制 (Quadrature Amplitude Modulation, QAM) 和幅度相移键控 (Amplitude Phase Shift Keying, APSK) 信号的区分是一个难点,因为二者均是在幅度和相位上调制信号。尽管这两种调制技术都结合了幅度和相位的变化来编码信息,但其在信号空间中的表现形式却有所不同。QAM 信号通常在矩形格网中均匀分布,而 APSK 信号则位于同心圆的不同相位上,其星座图的分布特性使得两者在直角坐标系中难以进行区分。为了解决这一问题,本文提出了一种坐标转换算法,该算法能够在极坐标系中更清晰地揭示 APSK 信号的结构特征。

通过将 APSK 信号从直角坐标系转换到极坐标系,本文所提算法有效地捕捉到了各个同心圆上点的对称性和相位间的区别,进而加强了不同调制格式之间的区分度。这种转换不仅突出了 APSK 信号在幅度和相位上的分布特征,而且还保留了 QAM 信号的分布规律。如图 1 所示,本文以 32APSK 信号的星座点为例,绘制了该星座图下 APSK 信号在不同坐标系下的投影热力图,其中 ρ 为极坐标系极径, θ 为极坐标系极角。由图可知,APSK 信号在极坐标系下有很显著的特征分布。后续实验也验证了该算法在提升模型识别性能和收敛速度方面的显著效果,从而显著改善了整个 UVLC 系统的性能。

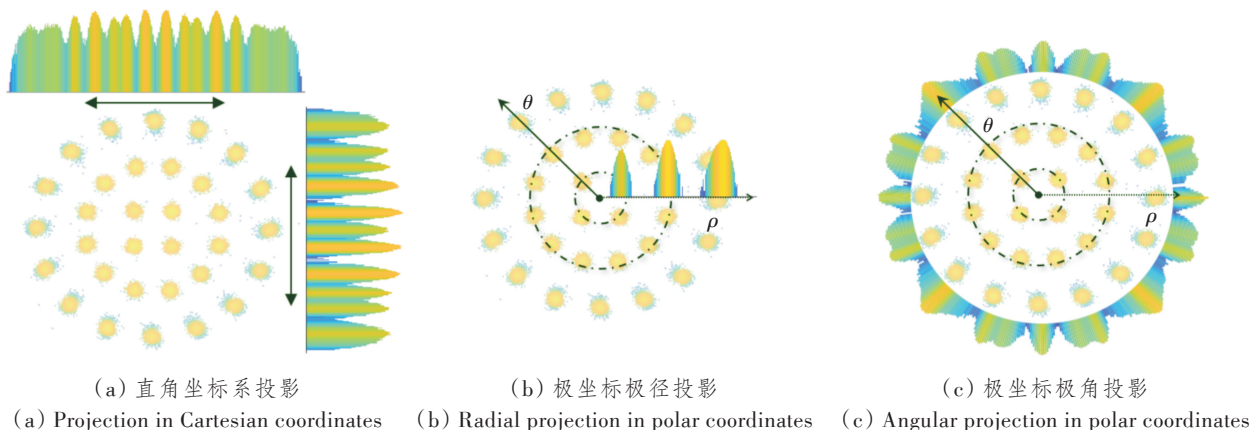


图 1 32APSK 信号在不同坐标系星座点投影热力图

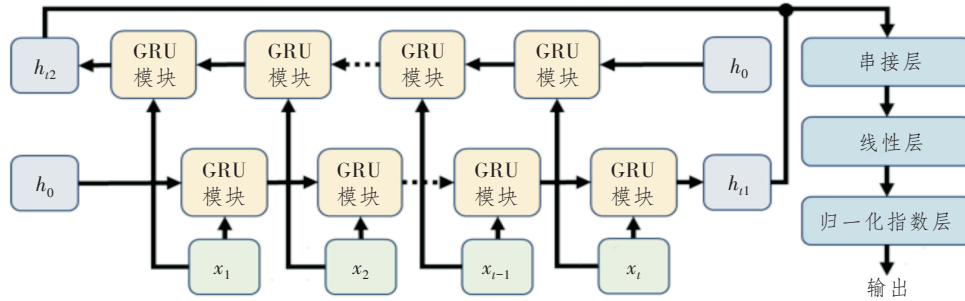
Figure 1 Heatmap of 32APSK signal constellation points in different coordinate systems

1.2 坐标转换+BiGRU 原理

BiGRU 的原理图如图 2(a) 所示,与传统循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)相比,其采用 BiGRU 来处理时序数据,并优化了传统 RNN 在信息流处理上的局限。其采用 GRU 来优化计算过程,减少了参数量,提高了模型效率,并通过双向结构来捕获时间序列的前向和后向依赖关系^[13-14]。GRU 模块原理图如图 2(b) 所示。

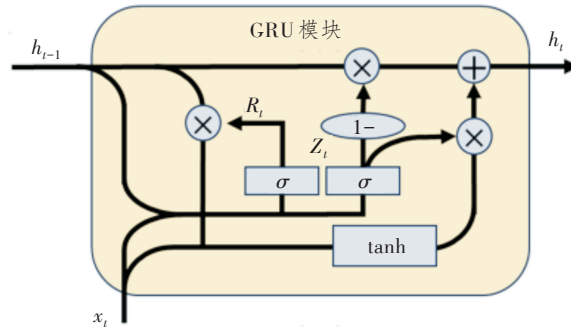
BiGRU 网络包含 1 个输入层、正反两个 GRU 隐藏层、1 个串接层、1 个线性层及 1 个归一化指数层。通过坐标转换处理后的信号 h_0 ,按时间序列顺序输入到 BiGRU 中,长度为 t ,然后由两个 GRU 隐藏层分别捕获正向和逆向的时间信息。每个 GRU

模块内部包含重置门(R_t)和更新门(Z_t), R_t 控制过去信息对当前状态的影响, Z_t 则决定了保留多少过去的信息。两个门协调前一时刻的隐藏状态(h_{t-1})与当前输入(x_t),通过复杂运算产生当前时刻新的隐藏状态(h_t)。对输入接收数据序列进行时间采样,在每一个采样时刻只有 1 个数据被送入到 BiGRU 中处理,得到两个 GRU 隐藏层的输出。经过 t 个采样时刻,分别获取前向和后向序列处理的输出结果 h_{t1} 和 h_{t2} ,最终输出层将正反向的信息合并,通过全连接层和归一化指数输出层的指数函数输出分类结果。这种机制利用了序列数据的前后依赖关系,以提高模型的预测性能和学习效率。



(a) BiGRU 算法原理图

(a) Schematic diagram of the BiGRU algorithm



(b) GRU 模块原理图

(b) Schematic diagram of the GRU model

图 2 BiGRU 算法原理图

Figure 2 Schematic diagram of the BiGRU algorithm

GRU 模块的详细计算过程如下:

$$R_t = \sigma(W_r[x_t, h_{t-1}] + b_r), \quad (1)$$

$$Z_t = \sigma(W_z[x_t, h_{t-1}] + b_z), \quad (2)$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(W[x_t, R_t \otimes h_{t-1}] + b_h), \quad (3)$$

$$h_t = Z_t \otimes h_{t-1} + (1 - Z_t) \otimes \tilde{h}_t, \quad (4)$$

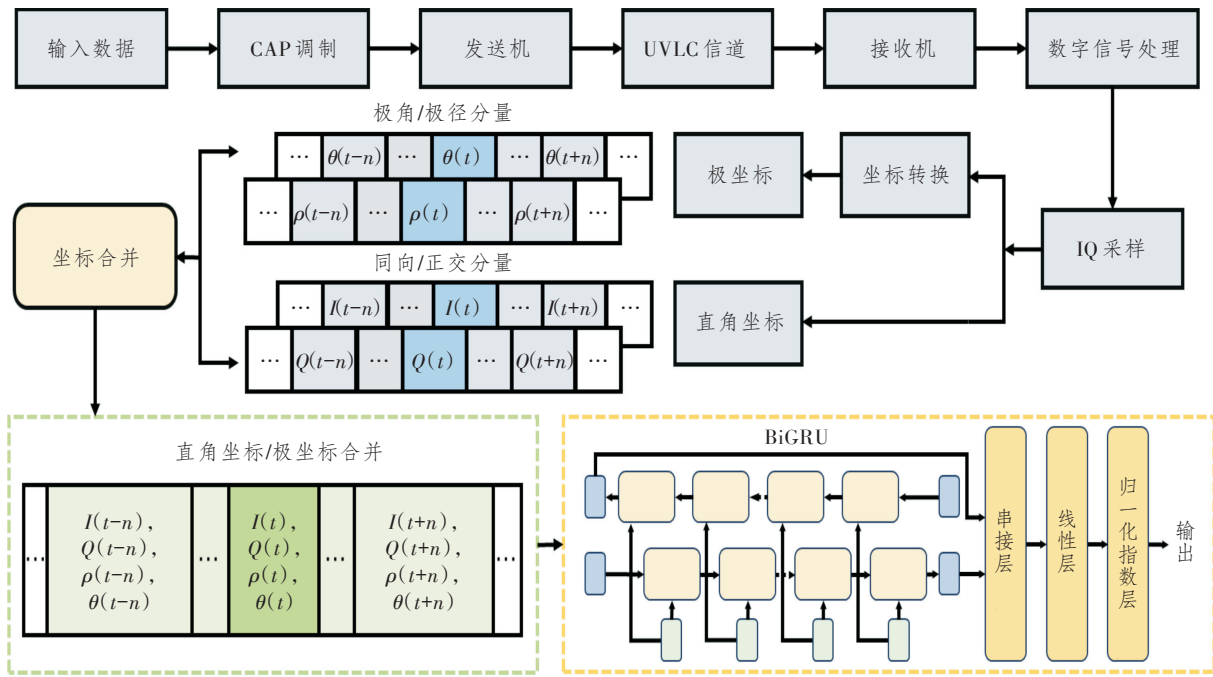
$$O = W_o[h_{t1}, h_{t2}] + b_o, \quad (5)$$

$$P = \text{soft max}(O), \quad (6)$$

式中: W_r 、 W_z 和 W 均为图 2 中 GRU 模块内部的权重系数; b_r 、 b_z 和 b_h 均为相应的偏置系数; \tilde{h}_t 和 h_t 分别为 GRU 模块当前时刻的隐状态和输出; W_o 为

线性层的权重系数; b_o 为线性层的偏置系数; O 为经过线性层的输出; P 为经过归一化指数输出层后的概率分布。

输入数据先进行无载波振幅和相位(Carrier-less Amplitude and Phase, CAP)调制,得到的信号再经由 UVLC 信道传输,接收端采用坐标转换算法对信号特征进行提取,再输入到 BiGRU 网络。图 3 所示为系统原理图,本文利用极坐标幅度(ρ)和相位角(θ)来优化信号的特征表示,进而提升 MFR 的准确性。



注： I 和 Q 分别为信号的同相分量(In-phase)和正交分量(Quadrature)； t 为信号方程中的时间变量； n 为序列中用来指定特定离散时刻或数据点的位置，比如数据点系列中的样本编号。

图3 坐标转换+BiGRU系统原理图

Figure 3 System principle diagram of coordinate transformation + BiGRU

2 实验装置

图4所示为本次实验的系统流程。在发射端，原始信号经过QAM/PSK调制映射成复数符号，涵盖了从2QAM(相当于二进制相移键控(Binary Phase Shift Keying, BPSK))、4QAM至 $m(m \in \{3, 4, 5, 6\})$ 阶QAM与PSK的10种调制格式。信号经4倍上采样合并经过 $f_I(t)$ 与 $f_Q(t)$ 这一对脉冲整形滤波器后，通过任意波形发生器(Arbitrary Waveform Generator, AWG) (Tektronix

AWG710B)输出，AWG采样率设置为2GS/s。信号随后被电放大器(Electronic Amplifiers, EA)放大，并通过偏置三通(Bias Tee, 70 mA)给激光二极管(Laser Diode, LD)提供直流偏置电流。发射的信号通过1.2 m的水缸进行UVLC信道传输，由雪崩光电二极管(Avalanche Photodiodes, APD)作为光电探测器进行光/电转换，并通过EA放大后送至示波器采集。采集的信号经过IQ信号分离、同步、最小均方(Least Mean Square, LMS)滤波和CAP解调，最终转换为复数数据。

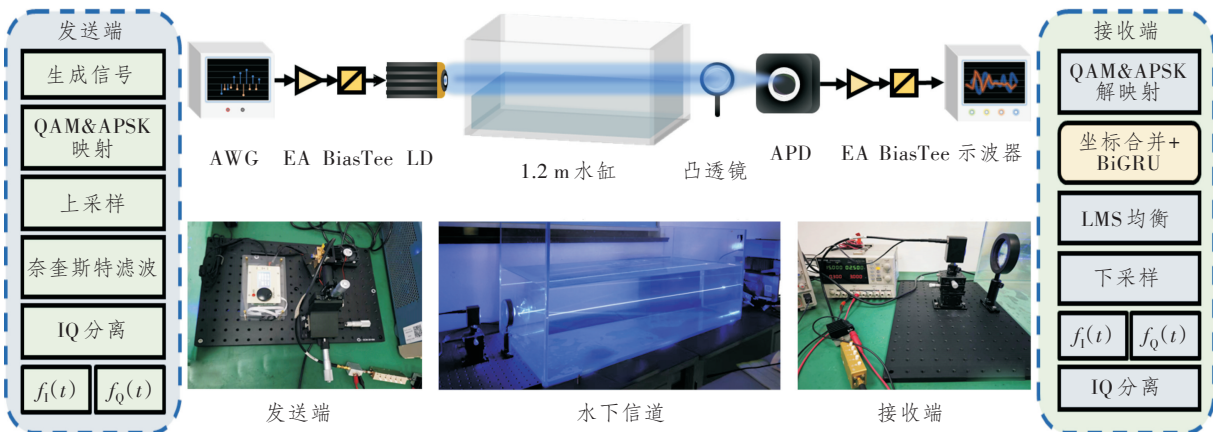


图4 实验系统流程和实验台实拍

Figure 4 Experimental setup and actual picture

后续处理中,将 IQ 样本进行坐标转换,并合并为 4 维特征。对合并后的数据进行预处理以对齐 BiGRU 模型的输入维度。模型优化采用 Adam 算法,隐藏层节点设为 16,采用单层堆叠结构,初始学习率设定为 0.01,批处理大小(batch size)设置为 32,迭代次数设为 20,数据集按照 8:2 比例划分为训练集和测试集,以确保实验的准确性和效率。

3 实验结果

在实验中,本文评估了 LD 驱动电压峰峰值(Peak to Peak, V_{pp})在 0.10~0.55 V 范围内对信号传输性能的影响。本文对每个 V_{pp} 进行了 3 组独立测试,记录并计算了不同调制格式在接收端解调后的误码率(Bit Error Ratio, BER),如图 5 所示。实验数据表明,在 0.2~0.4 V 的电压区间,所有信号格式的 BER 均保持在 7% 前向纠错(Forward Error Correction, FEC)阈值 $3.8E-3$ 以下,表明此区域的光电器件工作状态接近理想,我们称之为“线性区”。本文的 BiGRU 模型以“线性区”的数据为整体数据集,以期模型能拟合 10 种不同调制格式的特征。由图 5 可知,在其余电压区间,各类格式尤其是高阶调制格式 BER 均有提高。这是因为当驱动电压过低时,如 0.1 V 区域,信号即使经过 EA 放大,仍不足以克服水下复杂信道条件引起的衰减,我们称之为“低信噪比(Signal to Noise Ratios, SNR)区”;0.5 V 以上区域,由于 LD 的非线性响应和调制失真等因素,使得信号出现非线性错位,同样会引起 BER 的上升,可以称之为“非线性区”。

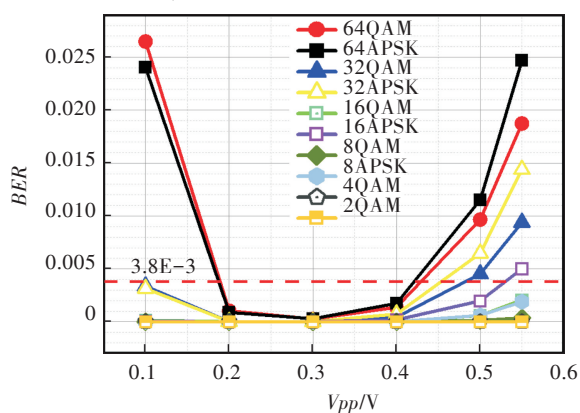


图 5 BER- V_{pp} 折线图

Figure 5 The relationship between BER and V_{pp} 将线性区数据进行数据预处理后,送入 BiGRU

训练,保存训练过程中每一轮次的训练和测试集上的损失值。如图 6 所示,IQ 折线指的是完全未经特征提取算法处理的训练损失曲线,坐标转换折线是经过本文坐标转换数据的训练损失曲线。模型在训练过程中的损失值显著下降,表明模型在 10 轮次内快速收敛,而未经特征提取处理的 IQ 数据则需近 20 轮次才能达到相同性能,显示了坐标转换对模型训练效率的显著提升(相较传统训练方法),本文坐标转换算法训练速度提升了接近 100%。

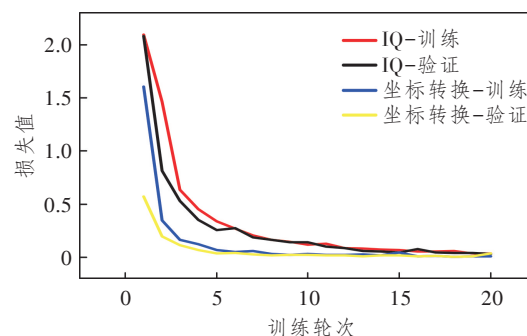
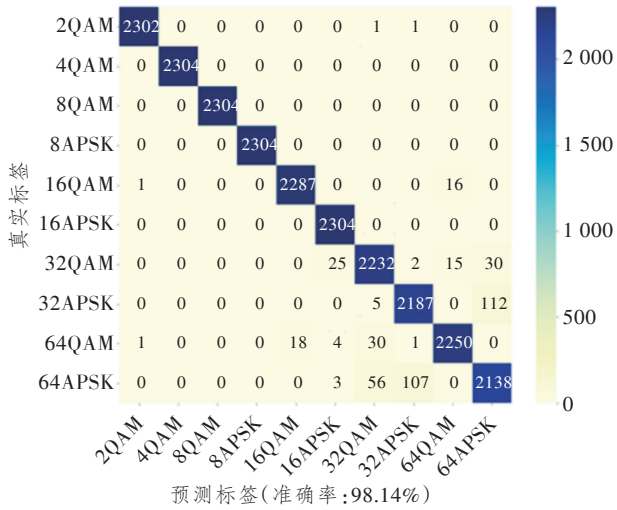


图 6 损失-训练轮次折线图

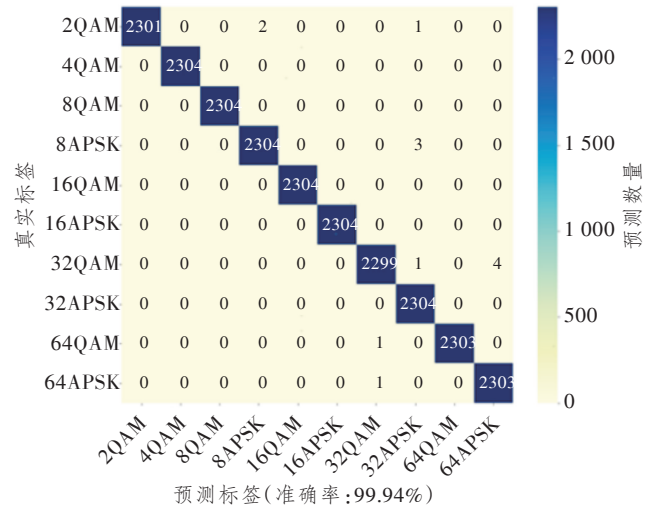
Figure 6 The performance of loss-training epochs

图 7 所示为本文所提坐标转换+BiGRU 的 MFR 方法在各个工作区域对 10 种调制格式的分类准确率,并以未加坐标转换的 IQ 坐标训练方法做对照组。结果显示,无论是“线性区”、“非线性区”还是“低 SNR 区”,坐标转换方法的分类准确率普遍高于传统 IQ 直角坐标方法,尤其在低 SNR 区和非线性区,准确率显著提高。其中低 SNR 区分类准确率高出接近 10%,非线性区分类准确率高出 6.5%。值得一提的是,模型只在线性区进行数据训练,未出现非线性区和低 SNR 区的两类劣化信号,这验证了本文所提算法的抗噪声能力和非线性失真的泛化能力。

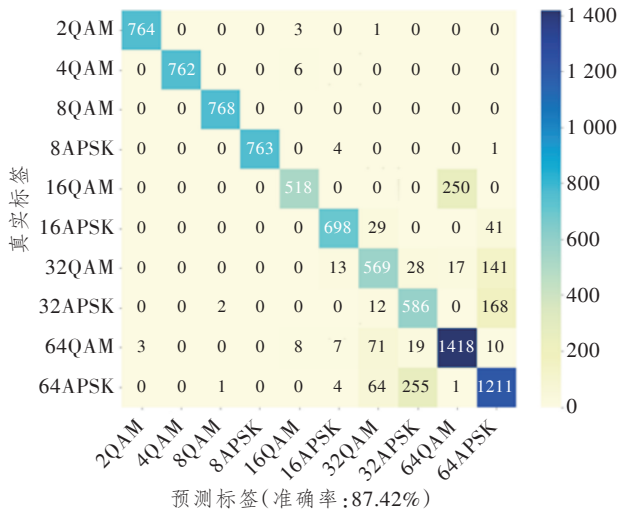
如图 8 所示,本文对不同 V_{pp} 下两种方法的模型预测准确率进行了对比。由图可知,本文所提方法在全区域均优于传统 IQ 坐标训练方法,在理想工作区域,本文所提方法训练出的模型 MFR 准确率甚至接近 100%。特别是在 SNR 极端不足的低 SNR 区,以及 LD 非线性特性影响最为显著的非线性区,模型仍维持了超过 96% 的分类准确率,这不仅验证了本文所提方法的有效性,更彰显了其在抵御噪声和补偿非线性失真方面的出色泛化能力。



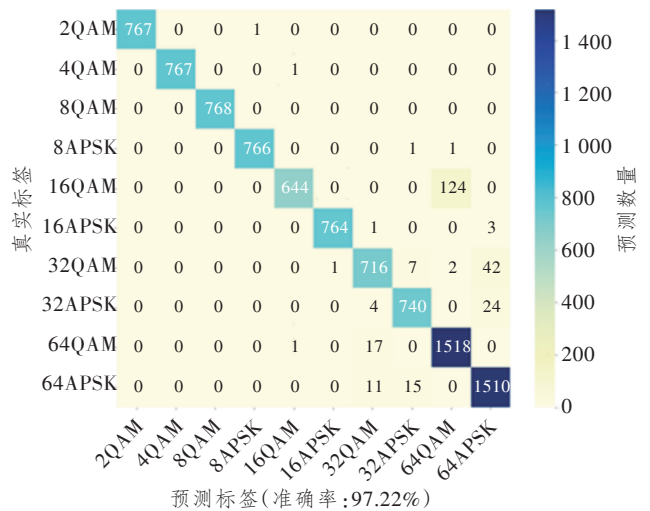
(a) 在线性区使用 IQ 坐标
(a) Use the IQ coordinate in the linear region



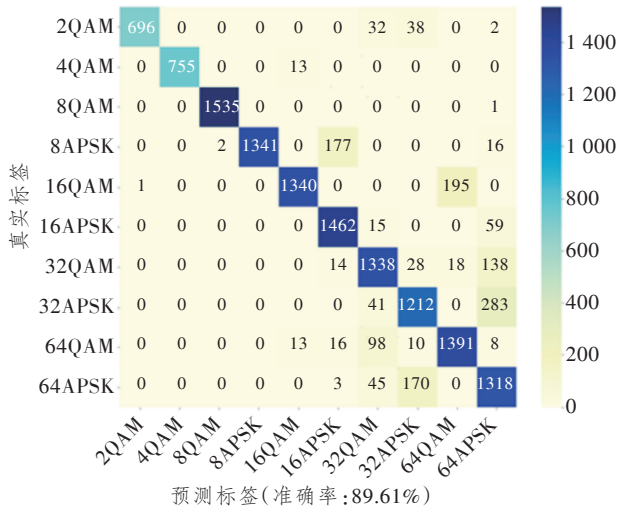
(b) 在线性区使用坐标转换
(b) Use the coordinate transformation in the linear region



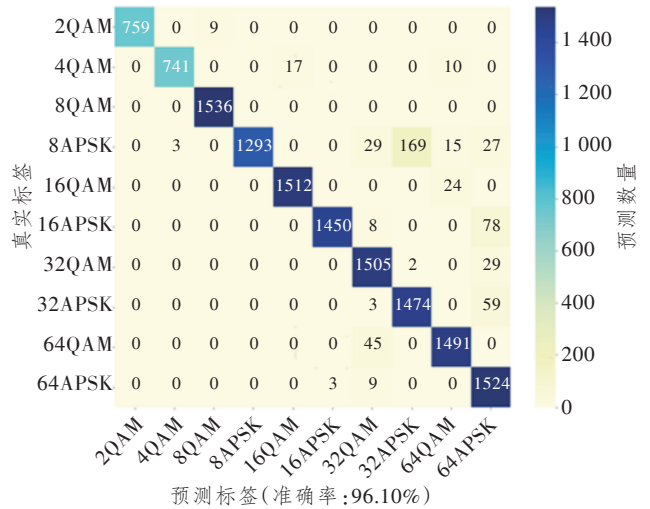
(c) 在低 SNR 区使用 IQ 坐标
(c) Use the IQ coordinate in the low SNR region



(d) 在低 SNR 区使用坐标转换
(d) Use the coordinate transformation in the low SNR region



(e) 在非线性区使用 IQ 坐标
(e) Use the IQ coordinate in the nonlinear region



(f) 在非线性区使用坐标转换
(f) Use the coordinate transformation in the nonlinear region

图 7 IQ 坐标和坐标转换两种方法训练模型预测分类混淆矩阵

Figure 7 Confusion matrices of model predictions using IQ coordinate and coordinate transformation training methods

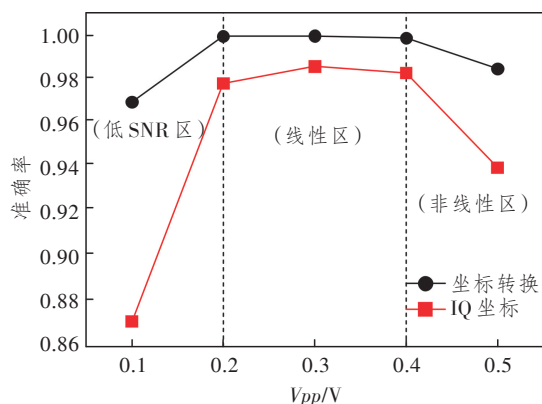


图8 两种方法不同区域分类准确率对比

Figure 8 Comparative classification accuracy of two methods in different regions

4 结束语

可见光因为其频谱资源的丰富和无需商用授权以及抗电磁干扰、高带宽和高速率等优点,已逐渐成为水下通信的新一代技术方案。但其仍面临水下信道复杂条件导致的SNR劣化和光电器件不理想导致的非线性失真,这在接收端调制信号解调中的影响是至关重要的。针对这些问题,本文提出了一种坐标转换特征提取配合BiGRU的算法。本文所提算法不仅在理想工作区达到接近100%的MFR准确率,而且在噪声和非线性失真条件下相较传统方法也有6%~10%的准确率提升,这一点在高阶调制格式,如32APSK/QAM和64APSK/QAM信号的识别上尤为明显。不仅如此,通过引入坐标转换算法,本文所提BiGRU模型在训练速度上实现了近100%的提升,大幅减少了收敛所需的迭代次数。因此,本文的研究成果为UVLC系统提供了一种可靠的信号识别方法,使其在高精度、实时水下通信领域的应用成为可能。

尽管本研究取得了积极成果,但也存在限制,如模型在某些特定条件下的适用性还有待进一步验证。未来的研究将致力于验证模型在更广泛条件下的适用性,并进一步提升算法的通用性和鲁棒性。

参考文献:

- [1] You X, Wang C X, Huang J, et al. Towards 6G Wireless Communication Networks: Vision, Enabling Technologies, and New Paradigm Shifts[J]. Science China Information Sciences, 2020, 64(1): 110301.
- [2] Zong B, Fan C, Wang X, et al. 6G Technologies: Key Drivers, Core Requirements, System Architectures, and Enabling Technologies[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2019, 14(3): 18–27.

- [3] 迟楠,王超凡,李韦萍,等. 基于蓝绿光LED的水下可见光通信技术研究进展[J]. 复旦学报:自然科学版, 2019, 58(5): 537–548.
Chi N, Wang C F, Li W P, et al. Research Progress of Underwater Visible Light Communication Technology based on Blue/Green LED[J]. Journal of Fudan University: Natural Science, 2019, 58(5): 537–548.
- [4] Amanor D N, Edmonson W W, Afghah F. Intersatellite Communication System based on Visible Light[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54(6): 2888–2899.
- [5] Song A, Stojanovic M, Chitre M. Editorial Underwater Acoustic Communications: Where we Stand and What Is Next?[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2019, 44(1): 1–6.
- [6] Baggeroer A. Acoustic Telemetry—an Overview [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1984, 9(4): 229–235.
- [7] Duntley S Q. Light in the Sea [J]. Journal of the Optical Society of America A, 1963, 53(2): 214–233.
- [8] Chi N, Zhou Y, Liang S, et al. Enabling Technologies for High-speed Visible Light Communication Employing CAP Modulation[J]. Journal of Lightwave Technology, 2018, 36(2): 510–518.
- [9] Hameed F, Dobre O A, Popescu D C. On the Likelihood-based Approach to Modulation Classification[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2009, 8(12): 5884–5892.
- [10] Gers F A, Schmidhuber J, Cummins F. Learning to Forget: Continual Prediction with LSTM [J]. Neural Computation, 2000, 12(10): 2451–2471.
- [11] Chung J Y, Gülçehre Ç, Cho K, et al. Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling[DB/OL]. (2014-11-11)[2024-01-29]. <https://arxiv.org/pdf/1412.3555>.
- [12] Yang S, Yu X, Zhou Y. LSTM and GRU Neural Network Performance Comparison Study: Taking Yelp Review Dataset as an Example [C]//2020 International Workshop on Electronic Communication and Artificial Intelligence (IWECAI). Shanghai, China: IEEE, 2020: 9221727.
- [13] 张昊宇,姚力,陈超旭,等. 基于BO-BiGRU的后均衡器在水下高速可见光通信系统中的应用[J]. 电信科学, 2023, 39(5): 11–19.
Zhang H Y, Yao L, Chen C X, et al. Application of BO-BiGRU based Post Equalizer in High-speed Underwater Visible Light Communication System [J]. Telecommunications Science, 2023, 39(5): 11–19.
- [14] 林显浩,迟楠. 水下可见光通信星座几何整形和人工智能技术[J]. 光通信研究, 2023(4): 21–27.
Lin X H, Chi N. Constellation Geometrically-shaping and Artificial Intelligence Technology in Underwater Visible Light Communication [J]. Study on Optical Communications, 2023(4): 21–27.