



专题：可见光通信

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

张昊宇, 姚力, 陈超旭, 施剑阳, 沈超, 迟楠

(复旦大学电磁波信息科学教育部重点实验室, 上海 200438)

摘要: 信号在水下可见光通信 (UVLC) 信道传输的过程中易受到非线性效应的影响, 为了提高系统通信性能, 对接收的信号进行均衡是至关重要的。提出了一种基于贝叶斯优化算法的双向门控循环单元 (BO-BiGRU) 模型作为 UVLC 系统中的后均衡器, 其能够自动寻找模型最优超参数, 以实现模型的最佳性能。BO-BiGRU 模型应用于 1.2 m 水下实验平台, 采用 64 正交调幅 (QAM)-无载波幅相调制 (CAPM), 在系统的误码率 (BER) 低于 3.8×10^{-3} 的 7% 前向纠错 (FEC) 阈值的情况下, 实现了 3.10 Gbit/s 的数据传输速率, 比传统的后均衡方法提高了 128 Mbit/s。

关键词: 水下可见光通信; 非线性效应; 波形级别后均衡器; 贝叶斯优化; 双向门控循环单元

中图分类号: TN911.3, TP18

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2023107

Application of BO-BiGRU based post equalizer in high-speed underwater visible light communication system

ZHANG Haoyu, YAO Li, CHEN Chaoxu, SHI Jianyang, SHEN Chao, CHI Nan

Key Laboratory for Information Science of Electromagnetic Waves, Ministry of Education,
Fudan University, Shanghai 200438, China

Abstract: Signals are susceptible to nonlinear effects in the process of underwater visible light communication (UVLC) channel transmission. In order to improve the communication performance of the system, it is very important to recover the received signals. A bidirectional gated recurrent unit model based on Bayesian optimization algorithm (BO-BiGRU) was proposed as post equalizer in UVLC system, which could automatically find the optimal hyperparameters. BO-BiGRU model was applied to the 1.2 m underwater experimental platform. 64 quadrature amplitude modulation (QAM)-carrierless amplitude-and-phase modulation (CAPM) was adopted, and 3.10 Gbit/s rate of data transfer was achieved under the condition that the bit error ratio (BER) of the system was less than 3.8×10^{-3} 7% forward error correction (FEC), which is 128 Mbit/s higher than the traditional post equalization method.

收稿日期: 2023-04-18; 修回日期: 2023-05-08

通信作者: 迟楠, nanchi@fudan.edu.cn

基金项目: 国家重点研发计划项目 (No.2022YFB2802803); 国家自然科学基金资助项目 (No.61925104, No.62031011, No.62201157)

Foundation Items: The National Key Research and Development Program of China (No.2022YFB2802803), The National Natural Science Foundation of China (No.61925104, No.62031011, No.62201157)



Key words: underwater visible light communication, nonlinear effect, waveform level post equalizer, Bayesian optimization, bidirectional gated recurrent unit

0 引言

可见光通信 (visible light communication, VLC) 技术是水下无线光通信 (underwater wireless optical communication, UWOC) 中一个长期存在的热门课题^[1-2]。可见光通信具有非常丰富的频谱资源, 是目前无线通信载波频段的一万倍左右, 同时还具有保密性高、抗电磁干扰、绿色环保、适合在极端环境下应用等优势, 这使得 VLC 成为水下无线光通信的极佳选择。但是, 由于复杂的水下环境, UWOC 系统存在严重的吸收和散射问题。另外, 驱动电路和接收机的非线性放大也会导致可见光信号^[3]的高失真。因此, 研究先进的信号后均衡方法补偿信号的传输损伤具有重要意义。神经网络 (neural network, NN) 技术的快速发展为水下可见光通信 (underwater visible light communication, UVLC) 的后均衡提供了无限可能^[4-5]。神经网络模型结构复杂, 拥有强大的数据拟合能力, 非常适合对耦合程度高且失真较为严重的数据进行学习和映射。基于深度学习模型的诸多优点和特性, 不同架构的神经网络被用来均衡接收端的失真信号。

信道均衡技术通常估计通信信道的传递函数, 并试图通过自适应滤波器消除信道失真^[6]。目前, 基于神经网络模型的水下可见光通信系统的后均衡器方面的研究主要有: 文献[7]提出了高斯核辅助深度神经网络 (Gaussian kernel assisted deep neural network, GK-DNN)。与经典多层感知机 (multilayer perceptron, MLP) 相比, GK-DNN 的独特之处主要在于, 输入数据会经过基于高斯函数的函数映射, 即高斯核, GK-DNN 将窗口化的输入数据映射到非线性空间, 以减少迭代次数和拟合过程的时间消耗。频率切片深度神经网络

(frequency slice deep neural network, FSDNN) 是 DNN 的一种变体应用, 可用于高速 VLC 系统^[8]。在 VLC 系统的均衡性能方面, FSDNN 具有分别处理高频和低频的特性, 与传统的 MLP 相比, 计算复杂度降低了 11.15%。文献[9]提出了一种联合时频深度神经网络 (joint time-frequency deep neural network, TFDNet), 用于补偿 VLC 系统中的非线性失真。TFDNet 可以通过同时考虑时域和频域信息来揭示 VLC 系统中收到的非平稳信号的综合信息。在复值神经网络 (complex valued neural network, CVNN)^[10]的基础上, 文献[11]提出了一种符号级自适应分区均衡器, 分别对 I/Q 平面非线性效应影响严重与轻微的区域进行均衡, 该均衡器降低了复杂度并具有优异的性能。文献[12]提出了一种用于线性和非线性补偿的存储器控制长短期记忆 (long short-term memory, LSTM) 网络均衡器, 其性能优于传统的基于 Volterra 和基于有限冲激响应 (finite impulse response, FIR) 的均衡器。LSTM 作为模式分类器执行信道均衡, 其中 LSTM 单元的输出由专门设计的函数激活。文献[13]提出了一种端到端的预均衡与后均衡一体化基于神经网络的自动均衡模型 (neural network-based auto equalization model, NNAEM), 实现了对离散多载波 (discrete multitone, DMT) 调制信号的动态预均衡。

与此同时, 由于高速点对点 VLC 的传统方法无法支持精确的 VLC 端到端通道建模, 而机器学习能够模拟 VLC 通道复杂的非线性动力学^[14], 因此许多研究人员应用神经网络对可见光信道进行建模: 文献[14]提出了两个分支的异构神经网络 (two tributaries heterogeneous neural network, TTHNet), 使用卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 对水下 VLC 信道的线性进行建

模, 并使用具有中空层的双层 MLP 对水下 VLC 信道的非线性进行建模。实验表明, 使用 TTHNet 建模的信道与真实信道非常接近, 平均频谱失配仅为基于 MLP 的信道模拟器的 36.2% 和基于 CNN 的信道仿真器的 44.3%。同时, 快速灵活的去噪卷积神经网络 (fast and flexible denoising convolutional neural network, FFDNet) 被用于 VLC 中的信道估计^[15]。FFDNet 能够将输入的有噪声信道矩阵恢复为几乎无噪声的信道矩阵。

在此基础上, 本文提出将 BO-BiGRU 模型作为水下高速可见光通信系统的后均衡器, 以补偿信号的非线性损伤, 其能够利用贝叶斯优化算法自动寻找最优超参数, 从而更好地实现模型最佳性能。经实验测试, 使用 64 正交调幅 (quadrature amplitude modulation, QAM) - 无载波幅相调制 (carrierless amplitude-and-phase modulation, CAPM) 技术在 1.2 m 水下信道, 在误码率 (bit error ratio, BER) 为 3.8×10^{-3} 的 7% 前向纠错 (forward error correction, FEC) 门限下实现了 3.10 Gbit/s 的数据传输速率, 与 LMS-Volterra 后均衡器相比提高了 128 Mbit/s。

1 原理

在深度学习中, 同一个模型不同的超参数在相同数据集和评价指标下所表现的结果大相径庭, 为了充分发挥模型的性能, 选择一组最优超参数极为重要。现有的参数寻优的主要方法有网格搜索 (grid search, GS)、随机搜索 (random search, RS) 以及贝叶斯优化 (Bayesian optimization, BO) 等^[16]。

网格搜索是最简单的方法, 它搜索一组离散参数取值情况, 得到其中最优的参数值, 但是该方法在超参数较多时会出现寻优性能问题; 随机搜索将超参数随机取值, 比较各种取值时的算法性能, 最终得到最优超参数值; 前两种超参数寻优方法没有利用已搜索点的信息, 而贝叶斯优

化算法利用了这些已搜索点的信息, 并由这些信息指导搜索过程, 贝叶斯优化算法可以提升寻优结果超参数的质量以及寻优的过程。

贝叶斯优化算法基于贝叶斯定理, 使用先验概率分布和观测数据不断更新目标函数的后验概率分布^[17-18]。该算法使用高斯过程 (Gaussian process, GP) 建模目标函数, 并在先验概率分布上进行采样。采样点执行目标函数, 并将结果用于更新后验概率分布。基于后验概率分布生成新的采样点, 并重复这个过程, 直到找到最大化目标函数的点。具体来说, 贝叶斯优化算法的核心步骤如下。

- 定义先验概率分布: 将目标函数表示为随机过程, 并定义一个先验概率分布, 通常使用高斯过程建模。
- 选择采样策略: 选择一种采样策略, 在先验概率分布上进行采样。常用的策略有贪心策略、随机策略和置信区间上界 (upper confidence bound, UCB) 策略等。
- 执行目标函数: 对于每个采样点, 执行目标函数, 并将结果用于更新后验概率分布。
- 更新后验概率分布: 基于先验概率分布和目标函数的观测结果, 使用贝叶斯定理更新后验概率分布。
- 生成新的采样点: 基于后验概率分布, 生成一组新的采样点, 并重复上述步骤。

贝叶斯优化算法的优点在于可以在较少的采样次数内找到全局最优或局部最优解, 而不需要对目标函数进行任何假设或导数的计算。因此, 它高维空间和复杂函数的优化问题中表现良好。总之, 贝叶斯优化算法是一种高效的黑箱函数优化算法, 在机器学习和深度学习的超参数优化中有着广泛的应用。通过不断更新先验概率分布和目标函数的观测结果, 算法可以在较少的采样次数内找到最优解。

在使用 BO 算法对双向门控循环单元 (bidirectional gated recurrent unit, BiGRU) 的一些



超参数进行选择时, 本文采用 KerasTuner 第三方库, KerasTuner 内置了随即搜索算法和贝叶斯优化算法, 可以轻松地调取内置应用程序接口 (application program interface, API) 对 BiGRU 的超参数进行迭代和选择, 主要对每层 BiGRU 输出的特征数 (在本神经网络中, 双向门控循环单元一共有两层)、全连接层的节点数、隐藏层的全连接层数、隐藏层之间的 Dropout 函数的随机失活节点率、学习率、优化器进行超参数寻优。

虽然 BO 算法能高效寻优, 但是整个寻优过程所耗费的时间成本是很高的。最后, 选择最优参数重新对 BiGRU 模型进行训练、验证和测试。

门控循环单元 (gated recurrent unit, GRU) 是循环神经网络 (recurrent neural network, RNN) 的一种变体^[19]。RNN 的循环结构允许它在处理序列数据时具有记忆能力, 即能够记住之前的信息并将其应用于当前的处理。这种记忆能力对于处理时间序列数据非常有用。接收端波形级别的数据也是一种时间序列数据, 所以使用 GRU 是一种合乎逻辑的模型选择, GRU 模型架构如图 1 所示。GRU 模型中含有两个门控结构, 它们分别是复位门和更新门。

当前时间戳输入 x_t 和上一个时间戳的状态 h_{t-1} 经过式 (1) 变换后得到门控向量 $\mathbf{g}_r$ 。

$$\mathbf{g}_r = \sigma(\mathbf{W}_r[h_{t-1}, x_t] + \mathbf{b}_r) \quad (1)$$

其中, $\mathbf{W}_r$ 是复位门的权重矩阵, $\mathbf{b}_r$ 是复位门的偏置向量, σ 为激活函数。上一个时间戳的状态 h_{t-1} 进入下一个 GRU 的量由复位门控制, 即门

控向量 $\mathbf{g}_r$ 控制状态 h_{t-1} , 中间状态 $\tilde{h}_t$ 由受 $\mathbf{g}_r$ 控制的 h_{t-1} 和该时间戳输入 x_t 经过变化得出, 转换表达式如下。

$$\tilde{h}_t = \sigma(\mathbf{W}_h[\mathbf{g}_r h_{t-1}, x_t] + \mathbf{b}_h) \quad (2)$$

其中 σ 代表激活函数, 这里一般使用 tanh 作为激活函数。当 $\mathbf{g}_r$ 为 0 时, 只有 x_t 经过非线性变换产生 $\tilde{h}_t$; 当 $\mathbf{g}_r$ 为 1 时, x_t 和 h_{t-1} 共同作用产生 $\tilde{h}_t$ 。

GRU 的复位门数据流向如图 2 (a) 所示。

利用上一个时间戳状态 h_{t-1} 和中间状态 $\tilde{h}_t$, 更新门控制二者对新状态 h_t 的影响程度。更新门控制向量 $\mathbf{g}_z$ 由式 (3) 得到:

$$\mathbf{g}_z = \sigma(\mathbf{W}_z[h_{t-1}, x_t] + \mathbf{b}_z) \quad (3)$$

其中, $\mathbf{W}_z$ 是更新门的权重矩阵, $\mathbf{b}_z$ 是更新门的偏置向量, σ 为激活函数。 $\mathbf{g}_z$ 相当于对中间状态 $\tilde{h}_t$ 赋权, $1 - \mathbf{g}_z$ 相当于对 h_{t-1} 赋权, 二者赋权后的结果相加即本时间戳状态输出, 于是对中间状态和上一个时间戳的状态进行权衡, 关系如下。

$$h_t = (1 - \mathbf{g}_z)h_{t-1} + \mathbf{g}_z\tilde{h}_t \quad (4)$$

那么 h_t 可作为整个 GRU 网络的输出, 更新门数据流向如图 2 (b) 所示。

BiGRU 是一种基于 GRU 的双向循环神经网络^[20], 可以同时从前向和后向处理输入序列, 捕捉到序列中的双向依赖关系。BiGRU 由两个独立的 GRU 组成, 一个从前向后处理输入序列, 一个从后向前处理输入序列。两个 GRU 状态可以通过拼接的方式合并成一个状态, 用于后续任务。BiGRU 相对于 GRU 的优点在于能够双向捕捉输

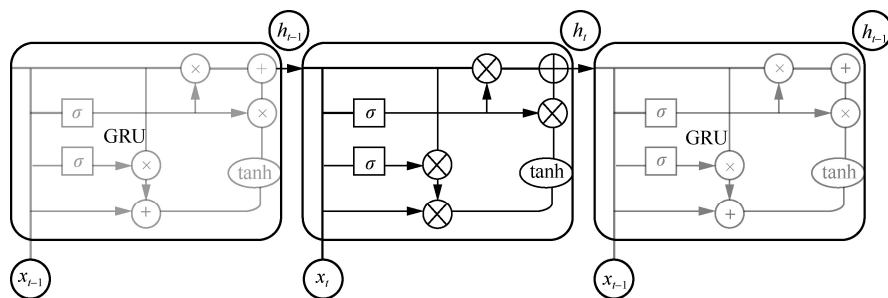


图 1 GRU 模型架构

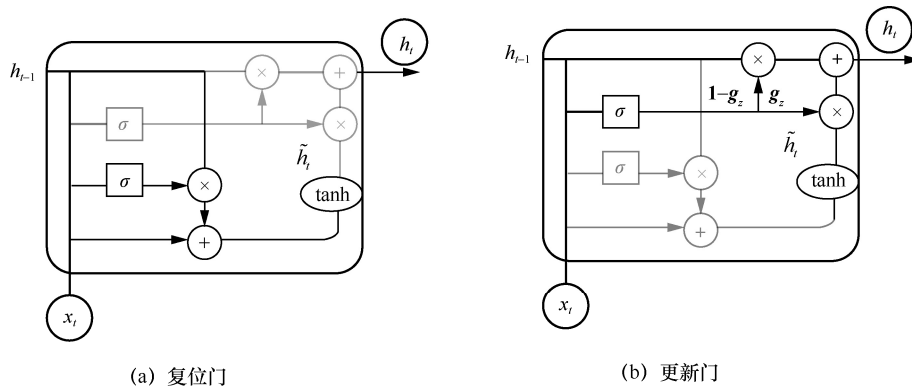


图2 GRU的复位门与更新门数据流向

入序列中的依赖关系,提高了序列建模的准确性,且由于使用了两个独立的GRU,网络结构更加复杂,更容易处理维度高、耦合性大的数据。

在水下可见光通信系统的接收端,接收数据序列存在符号间干扰(intersymbol interference, ISI),导致波形数据之间存在耦合相关性。为了更全面地提取波形数据在时间维度上的特征,采用时间滑动窗口机制对接收的波形数据进行预处理。在进行时间滑动窗口时,需要确定时间窗长以及窗口移动一次的步径大小,一般而言,窗口越大,步长越小,每个窗口所包含的特征越丰富,网络就越可能在一次输入时了解更多的时序数据信息。波形数据经过处理后形成时间滑动数据集,数据集的属性是时间窗数据,标签是发射端的原始波形数据。值得注意的是,

标签数据,也就是某时刻发射的波形数据,对应于接收端窗口序列中间位置的波形数据,靠近中间位置的其他数据代表相邻时刻接收端的波形数据,这些波形数据含有中间位置数据的耦合信息。为了更好地实现波形级别后均衡,模型需要学习并拟合这些耦合信息,削减ISI,以做出更加准确的判断。从系统的角度出发,模型的目标是利用时间滑动数据尽可能精确地拟合标签数据,这本质上是一个回归任务。

对数据进行预处理后,将时间滑动窗口的数据输入BO-BiGRU中,BO-BiGRU后均衡网络结构如图3所示。BO-BiGRU的网络架构由两部分组成,一部分是特征提取模块,另一部分是拟合输出模块。特征提取模块由两个BiGRU层构成,拟合输

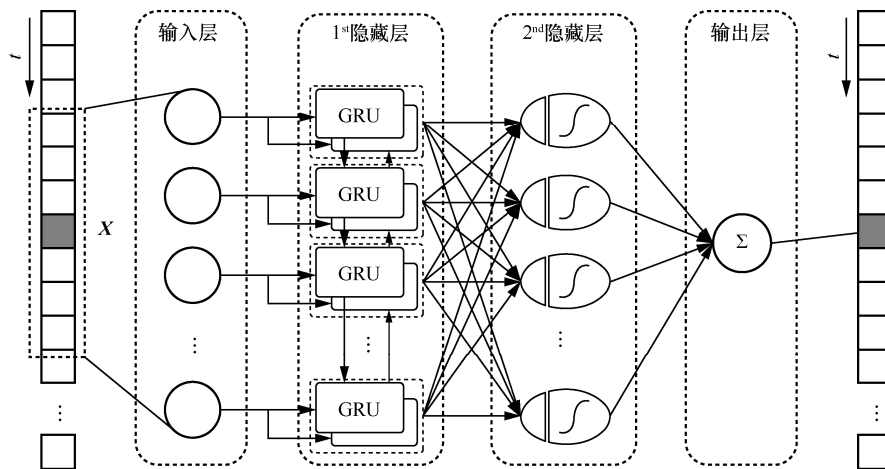


图3 BO-BiGRU后均衡网络结构



出模块由一个无激活函数的全连接层组成，主要对特征向量进行线性变换后直接输出预测值。为了更好地训练模型，在训练时采用早停机制和缩放学习率，在初步训练时，梯度比较大，可以让学习率变大，使得模型前期学习速率加快；后期训练时，梯度较小，可以让学习率变小，以便让模型更能学习到数据中蕴含的细节信息。

2 实验设置

本文所提出的基于 BO-BiGRU 后均衡器的水下可见光通信系统实验设置如图 4 所示。

在发射端，随机生成原始的二进制比特序列，然后将其映射为 64QAM 信号。经过 4 倍上采样后，64QAM 信号被分离为同相分量和正交分量，I/Q 分离后，通过希尔伯特变换对 64QAM 信号进行脉冲成形，完成 CAP，随后利用任意波形发生器 (arbitrary waveform generator, AWG) 将数字信号转换成模拟信号。最后使用硅基蓝色发光二极管 (light-emitting diode, LED) 将电信号转换为光信号发射出去。在接收端，光信号通过宽度

为 1.2 m 的水箱后，由差分放大器驱动 PIN 光电二极管进行接收，并将接收到的光信号转变为电信号。经过模数转换器 (analog to digital converter, ADC) 后，将两个电信号合并为一，然后采用 BiGRU 后均衡器补偿接收信号中的线性失真和非线性失真。在下采样之前，利用匹配滤波器分离信号的实部和虚部，最后通过下采样、基于最小均方 (least mean square, LMS) 算法的符号级均衡以及解映射操作将 64QAM 信号还原成原始的二进制比特序列信号。

3 实验结果与分析

从系统的角度出发，模型的目标是利用时间滑窗数据尽可能地拟合标签数据，本质上是一个回归任务。在实验中，60%的数据集作为训练集，40%的数据集作为验证集和测试集。

经过贝叶斯优化选择最优超参数组合，对 BiGRU 后均衡器以最优超参数进行模型构建，即两层 BiGRU 隐藏层节点数分别取 32、128。基于 BO 算法的 BiGRU 模型最优超参数组合见表 1。

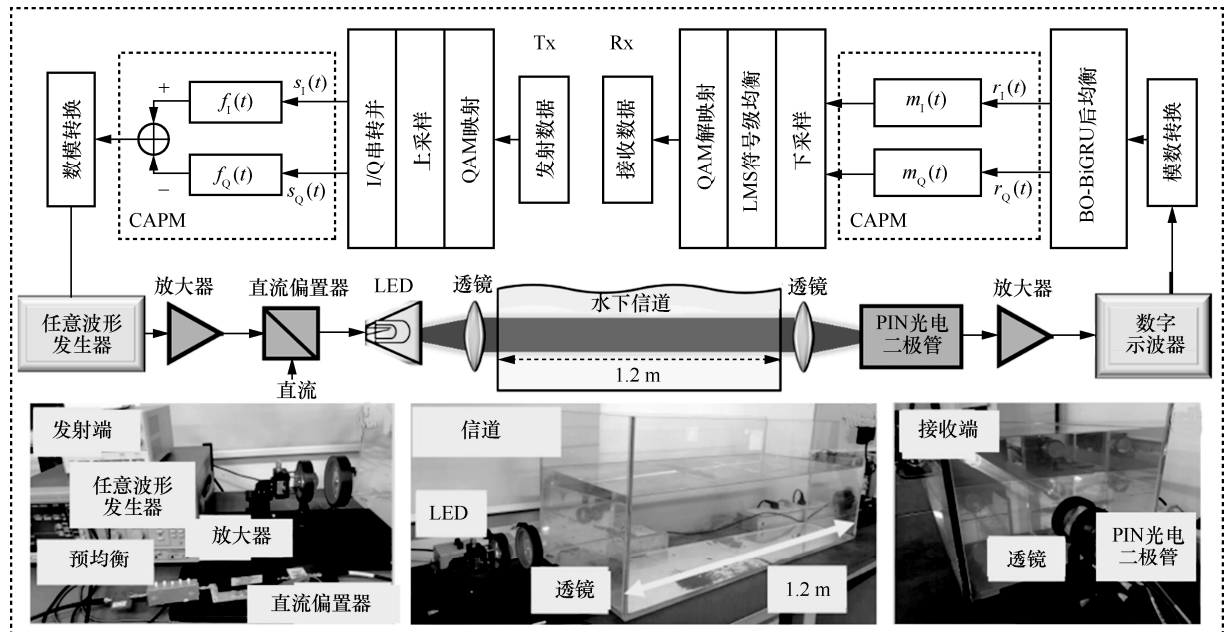


图 4 基于 BO-BiGRU 后均衡器的水下可见光通信系统实验设置

表1 基于BO算法的BiGRU模型最优超参数组合

参数名称	参数范围	最优参数值
第一隐藏层GRU数	(16, 32, 48, 64)	32
第二隐藏层GRU数	(64, 96, 128)	128
优化器	(Adam, SGD)	Adam
学习率	(1.0×10^{-3} , 1.0×10^{-4} , 1.0×10^{-5})	1.0×10^{-4}

以上贝叶斯优化寻找最优超参数的过程中, 取偏置电流 $I=180$ mA、信号电压 $V_{pp}=500$ mV 的工作点所测得数据为训练工作点, 该工作点通信性能受信道非线性影响多于随机噪声, 因此在该点训练能够更好地体现模型对非线性失真的均衡性能。在训练过程中, 训练集和验证集的损失值一直在减小, 且验证集的损失值永远比训练集的损失值大, 两条损失曲线比较平滑, 在 60 轮左右, 模型开始收敛。

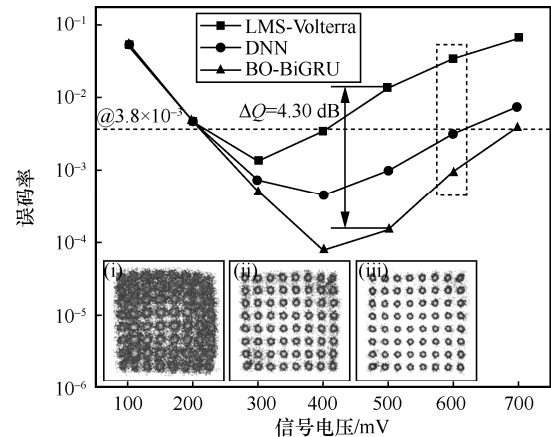
基于BO-BiGRU后均衡的水下可见光通信系统与其他后均衡方法的的误码率性能对比如图5所示。在驱动电流 $I=180$ mA的情况下, 从 100 mV 至 700 mV 步进 100 mV, 改变信号电压 V_{pp} , 对比作为基准方法的LMS-Volterra后均衡器和DNN后均衡器与本文所提出的系统的通信性能, 结果如图5(a)所示, 两种基准方法均使用在偏置电流 $I=180$ mA、信号电压 $V_{pp}=500$ mV 工作点上取得最优性能的参数, 参数取值见表2。

表2 参数取值

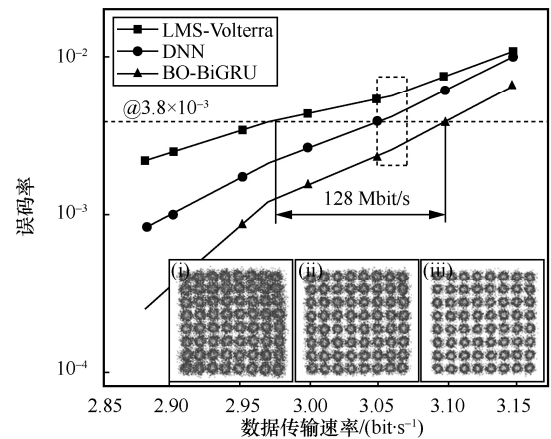
LMS-Volterra 参数	参数取值
LMS 阶数	35
LMS 步长	0.014
Volterra 阶数	9
Volterra 步长	0.000 2
滑窗长度 (输入层节点数)	45
第一隐藏层节点数	128
第二隐藏层节点数	64
输出层节点数	1

当系统的误码率降到7%的FEC阈值(3.8×10^{-3})以下时, 可以实现通信系统的无失真传输。理论

上来说, 信号电压较小时信噪比低, 通信性能主要受随机噪声影响; 信号电压越大, 信噪比越高, 同时系统的非线性效应越强, 此时通信性能主要受非线性失真影响。



(a) 在不同信号电压下



(b) 在不同数据传输速率下

图5 基于BO-BiGRU后均衡的水下可见光通信系统与其他后均衡方法的误码率性能对比

从图5可以观察到, 对于LMS-Volterra后均衡器, 当 $V_{pp}=300 \sim 400$ mV 的时候, UVLC 系统才能保证无误码传输; 对于使用最优超参数组合的BO-BiGRU后均衡器, 当 $V_{pp}=300 \sim 500$ mV 时, UVLC 系统能保证无误码传输。在 $V_{pp}=100 \sim 300$ mV 时, 通信性能主要受随机噪声影响, LMS-Volterra后均衡器、DNN后均衡器和BO-BiGRU后均衡器的误码率近似相同, 这说明BO-BiGRU后均衡器在处理含较大噪声分量的信号方面没有明显优势, 3种方法都无法学会噪声信息并且削弱信号中的



噪声, 不能实现系统无失真传输, 这也符合神经网络无法学会随机噪声这一理论。当系统的非线性效应比较大 ($V_{pp}=400\sim 700\text{ mV}$) 时, 可以发现相比 LMS-Volterra 后均衡器以及 DNN 后均衡器, BO-BiGRU 后均衡器的误码率显著降低, 而且在 $V_{pp}=400\text{ mV}$ 时, BO-BiGRU 后均衡器发挥了最佳效果; 当 V_{pp} 取 500 mV 时, BO-BiGRU 后均衡器的品质因子比 LMS-Volterra 后均衡器提升 4.30 dB 。随着电压进一步增大, 系统的非线性较强, 数据受干扰程度太大, 即便是复杂的 BO-BiGRU 模型, 也不能很好地捕捉到信号中的失真信息, 即当 V_{pp} 大于 700 mV 时, 三者均不能实现系统的无失真传输。

如图 5 (b) 所示, 实验比较了在驱动电流 $I=180\text{ mA}$ 、信号电压 $V_{pp}=400\text{ mA}$ 工作点, 在数据传输速率由 2.85 Gbit/s 增加到 3.15 Gbit/s 的过程中 BER 的变化。数据传输速率越高, 信号的 ISI 程度越深, 每个符号延展影响范围越大, 后均衡器愈发难以将混杂非本体信号的信息剥离, 系统的 BER 就会越大。在实现无失真传输的情况下, BiGRU 后均衡器的数据传输速率比 LMS-Volterra 后均衡器提升 128 Mbit/s , 也就是所提出的方法可以实现 3.10 Gbit/s 的水下高速可见光通信系统的无误码传输。值得一提的是, 此处 3 种方法均未改变滑窗长度或滤波器阶数, 若随数据传输速率增大而增大滑窗长度, BO-BiGRU 的通信速率能够进一步提升。

4 结束语

本文提出了一种基于贝叶斯优化算法的 BiGRU 模型, 用于 UVLC 的波形级后均衡。首先使用贝叶斯优化算法选择最优超参数组合, 采用两层 BiGRU 进行特征提取, 最后使用无激活函数的全连接层进行数据拟合。该模型能够捕捉到接收端波形数据的非线性效应, 从时域信号的角度, 将接收端的波形数据近似恢复至发射端的波形数据, 从而完成波形级别后均衡操作。实验中, 在 7% 的 FEC 阈值下, 与传统信号处理方法相比, 所

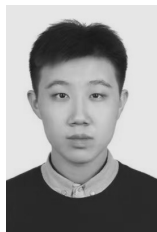
提方法实现了 128 Mbit/s 的速率提升。BO-BiGRU 是水下可见光通信后均衡中一种很有应用前景的解决方案, 以贝叶斯优化算法寻找模型最优参数的可行性得到了验证, 该方法能够广泛应用于其他神经网络模型的超参数寻优, 使用经过其自动寻找得到的最优参数 BiGRU 模型, 可以显著降低系统的误码率, 提高通信系统的性能。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] SHI J Y, NIU W Q, LI Z W, et al. Optimal adaptive waveform design utilizing an end-to-end learning-based pre-equalization neural network in an UVLC system[J]. Journal of Lightwave Technology, 2023, 41(6): 1626-1636.
- [3] OUBEI H M, SHEN C, KAMMOUN A, et al. Light based underwater wireless communications[J]. Japanese Journal of Applied Physics, 2018, 57(8S2): 08PA06.
- [4] BURSE K, YADAV R N, SHRIVASTAVA S C. Channel equalization using neural networks: a review[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2010, 40(3): 352-357.
- [5] HAIGH P A, GHASSEMLOOY Z, RAJBHANDARI S, et al. Visible light communications: 170 Mb/s using an artificial neural network equalizer in a low bandwidth white light configuration[J]. Journal of Lightwave Technology, 2014, 32(9): 1807-1813.
- [6] KECHRIOTIS G, ZERVAS E, MANOLAKOS E S. Using recurrent neural networks for adaptive communication channel equalization[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1994, 5(2): 267-278.
- [7] CHI N, ZHAO Y H, SHI M, et al. Gaussian kernel-aided deep neural network equalizer utilized in underwater PAM8 visible light communication system[J]. Optics Express, 2018, 26(20): 26700-26712.
- [8] CHI N, HU F C, LI G Q, et al. AI based on frequency slicing deep neural network for underwater visible light communication[J]. Science China Information Sciences, 2020, 63(6): 1-8.
- [9] CHEN H, ZHAO Y H, HU F C, et al. Nonlinear resilient learning method based on joint time-frequency image analysis in underwater visible light communication[J]. IEEE Photonics Journal, 2020, 12(2): 1-10.
- [10] ZHAO Z Y, VURAN M C, GUO F J, et al. Deep-waveform: a learned OFDM receiver based on deep complex-valued convolutional networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(8): 2407-2420.
- [11] CHEN H, NIU W Q, ZHAO Y H, et al. Adaptive deep-learning equalizer based on constellation partitioning scheme with re-

- duced computational complexity in UVLC system[J]. *Optics Express*, 2021, 29(14): 21773-21782.
- [12] LU X Y, LU C, YU W X, et al. Memory-controlled deep LSTM neural network post-equalizer used in high-speed PAM VLC system[J]. *Optics Express*, 2019, 27(5): 7822-7833.
- [13] SHI J Y, NIU W Q, LI Z W, et al. Optimal adaptive waveform design utilizing an end-to-end learning-based pre-equalization neural network in an UVLC system[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2023, 41(6): 1626-1636.
- [14] ZHAO Y H, ZOU P, YU W X, et al. Two tributaries heterogeneous neural network based channel emulator for underwater visible light communication systems[J]. *Optics Express*, 2019, 27(16): 22532-22541.
- [15] GAO Z P, WANG Y H, LIU X D, et al. FFDNet-based channel estimation for massive MIMO visible light communication systems[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2020, 9(3): 340-343.
- [16] YU T, ZHU H. Hyper-parameter optimization: a review of algorithms and applications[J]. *arXiv preprint*, 2020, arXiv: 2003.05689.
- [17] SNOEK J, LAROCHELLE H, ADAMS R P. Practical Bayesian optimization of machine learning algorithms[C]//*Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 2*. New York: ACM Press, 2012: 2951-2959.
- [18] CHO H, KIM Y, LEE E, et al. Basic enhancement strategies when using Bayesian optimization for hyperparameter tuning of deep neural networks[J]. *IEEE Access*, 2020(8): 52588-52608.
- [19] CHUNG J, GULCEHRE C, CHO K, et al. Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling[J]. *arXiv preprint*, 2014, arXiv:1412.3555.
- [20] LIU X Y, WANG Y J, WANG X S, et al. Bi-directional gated recurrent unit neural network based nonlinear equalizer for coherent optical communication system[J]. *Optics Express*, 2021, 29(4): 5923-5933.

[作者简介]



张昊宇 (2000-), 男, 复旦大学博士生, 主要研究方向为人工智能、光通信与光器件。



姚力 (2000-), 男, 复旦大学博士生, 主要研究方向为人工智能、光通信与光器件。



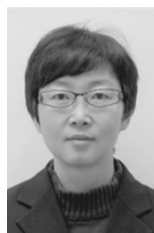
陈超旭 (2000-), 男, 复旦大学博士生, 主要研究方向为光通信与光器件。



施剑阳 (1992-), 男, 复旦大学在站博士后, 主要研究方向为高速光通信系统中的高阶调制解调和均衡技术。入选博士后创新人才支持计划。



沈超 (1989-), 男, 复旦大学青年研究员、博士生导师, *IEEE Photonics Journal* 副主编, *APL Photonics* 期刊 ECEAB 委员, 主要研究方向为宽带半导体器件设计与工艺、光电子器件与光子集成芯片、半导体激光器、高性能超辐射发光芯片与可见光通信技术。



迟楠 (1974-), 女, 复旦大学信息学院院长、教授、博士生导师, 美国光学学会会士 (OSA Fellow), 主要研究方向为高谱效率多维多阶光调制技术和数字信号处理技术。长期从事高速光通信和高速可见光通信方面的研究, 荣获教育部自然科学奖二等奖、中国产学研合作创新成果奖一

等奖、中国国际工业博览会创新奖等, 发表 SCI 检索论文 260 余篇、ESI 高被引论文 4 篇, 出版专著 6 部, 授权发明专利 18 项, 多项技术入选国家标准和 IEEE 标准提案。