

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi. J2210799

无线光相干通信智能信道均衡技术实验研究*

杨尚君¹, 柯熙政^{1,2}, 梁静远¹

(1. 西安理工大学自动化与信息工程学院 西安 710048; 2. 陕西省智能协同网络军民共建重点实验室 西安 710048)

摘要: 宽带无线光相干通信通过信道均衡来抑制大气湍流产生的码间串扰。以湍流环境下的中频信号作为样本, 分别采用反向传播(BP)神经网络和长短期记忆(LSTM)神经网络进行训练, 将训练达到稳定的网络模型作为信道均衡器, 以均衡器输出的中频信号作为系统性能评价指标并与自适应光学波前畸变校正算法进行比较。仿真结果表明, 智能信道均衡算法对于系统误码率的改善优于自适应光学波前畸变校正算法。实验结果表明: 采用BP神经网络信道均衡技术、LSTM神经网络信道均衡技术, 以及波前畸变校正技术后, 中频信号直方图的峰值分别位于0.49、0.38、0.38 V, 相应的系统误码率分别为 3.79×10^{-5} 、 1.64×10^{-4} 和 8.48×10^{-2} 。智能信道均衡技术相比于波前畸变校正技术对于中频信号幅值随机起伏和误码率都有明显改善。

关键词: 无线光相干通信; 信道均衡; 波前畸变校正; 中频信号

中图分类号: TH741 TN929.12 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.99

Experimental research on intelligent channel equalization technology for optical wireless coherent communication

Yang Shangjun¹, Ke Xizheng^{1,2}, Liang Jingyuan¹

(1. School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China;

2. Shaanxi Civil-Military Integration Key Laboratory of Intelligence Collaborative Networks, Xi'an 710048, China)

Abstract: Channel equalization is used to suppress the inter symbol interference caused by atmospheric turbulence in the broadband optical wireless coherent communication system. In this article, intermediate frequency signals in turbulent environment are used as training samples. Back propagation (BP) neural network and long short-term memory (LSTM) neural network are utilized for training. The trained stable network model is used as a channel equalizer, and the output intermediate frequency signal by equalizer is used as the evaluation index of system performance and compared with the adaptive optics wavefront distortion correction algorithm. The simulation results show that by using BP neural network channel equalization technology, LSTM neural network channel equalization technology, and wavefront distortion correction technology, the peak values of intermediate frequency signal histogram are located at 0.49, 0.38, and 0.38 V, and the corresponding system bit error rate is 3.79×10^{-5} , 1.64×10^{-4} and 8.48×10^{-2} , respectively. Compared with wavefront distortion correction technology, intelligent channel equalization technology has significantly improved on the random fluctuation of intermediate frequency signal amplitude and bit error rate.

Keywords: optical wireless coherent communication; channel equalization; wavefront distortion correction; intermediate frequency signal

0 引言

近些年兴起的人工智能、机器学习和深度学习技术已广泛应用于通信领域^[1-2]。人工神经网络对人脑神经网络进行抽象, 由大量节点之间相互联接构成, 通过训练学习可以逼近任意数学或物理上难以表

述的模型^[3]。信道均衡是指为了提高衰落信道中通信系统的传输性能而采取的一种抗衰落措施^[4], 对于均衡技术, 神经网络的输出能够拟合给定的目标函数, 通过选择最理想的神经网络结构, 实现对随机信道的自适应均衡^[5]。同时, 由于神经网络本身的高度级联特性, 使得其处理性能相比于传统的均衡技术更为突出^[6]。

收稿日期: 2022-11-29 Received Date: 2022-11-29

* 基金项目: 陕西省重点产业创新项目(2017ZDCXL-GY-06-01)、西安市科技计划(2020KJRC0083)项目资助

当光信号在大气中传输时,大气湍流会引起光强闪烁、波前畸变等现象,严重降低了接收端耦合光功率的稳定性,使得接收信号产生随机起伏,影响通信质量。Zhang 等^[7]将低密度奇偶校验码用于涡旋光复用传输,结合迫零均衡和最小均方误差均衡实现解码抑制大气湍流所引起的信道衰减。姚海峰等^[8]在 6.2 km 链路传输环境下针对脉冲激光信号采用高斯脉冲模型进行信道均衡补偿,经补偿后脉冲畸变得得到抑制,系统带宽得到展宽。Zhang 等^[9]提出了一种基于集合隶属滤波的二值标准化修正恒模均衡算法,用于补偿湍流环境下的二进制相移键控/相干检测高速率传输无线光通信系统。而近年来基于神经网络信道均衡技术也逐渐应用于无线光通信领域。Esmail 等^[10]通过比较支持向量积和卷积神经网络来预测空间激光通信中的自发辐射噪声、大气湍流以及指向误差等信道参数,Song 等^[11]采用扩展门控递归单元神经网络,通过实测光强值实现自由空间光传输的信道预测。Fang 等^[12]采用前馈神经网络训练大气湍流信道模型,实现自由空间光通信中的极化码译码。

无线光通信中的信道均衡技术由最初的经典均衡技术^[7-9]逐渐发展为智能均衡技术^[10-12],且信道均衡技术多与涡旋光复用^[7]、信道编码技术^[12]等相结合进行系统性能的分析,大多数以强度调制/直接检测作为传输机制。

而为数不多的采用相干检测技术的信道均衡均以纯数值计算为依据。针对相干检测的智能信道均衡技术的实验研究相对较少^[13]。以中频信号作为神经网络模型的训练样本^[14],本文首次将反向传播(back-propagation, BP)神经网络以及长短期记忆(long short-term memory, LSTM)神经网络应用于无线光相干通信的信道均衡技术,并与波前畸变校正技术^[15]对于无线光相干通信系统性能提升进行了对比和分析。

1 系统组成及算法原理

1.1 理论分析

无线光相干通信系统如图 1 所示。发射端采用外调制将信源加载至光信号,相位调制器调制后的输出信号采用掺铒光纤放大器进行功率放大。光信号经大气湍流信道传输后,接收端接收天线对光束进行汇聚和准直。接收天线输出的光信号经过变形镜进行全反射,一路光束经分光棱镜透射后,波前传感器实时采集畸变波前信息,变形镜施加相对应的补偿面型;另一路光束经分光棱镜反射后,经混频器与本振光信号进行混频处理,平衡探测器输出电信号经均衡器处理后再进行解调处理,示波器用于监视输出波形。

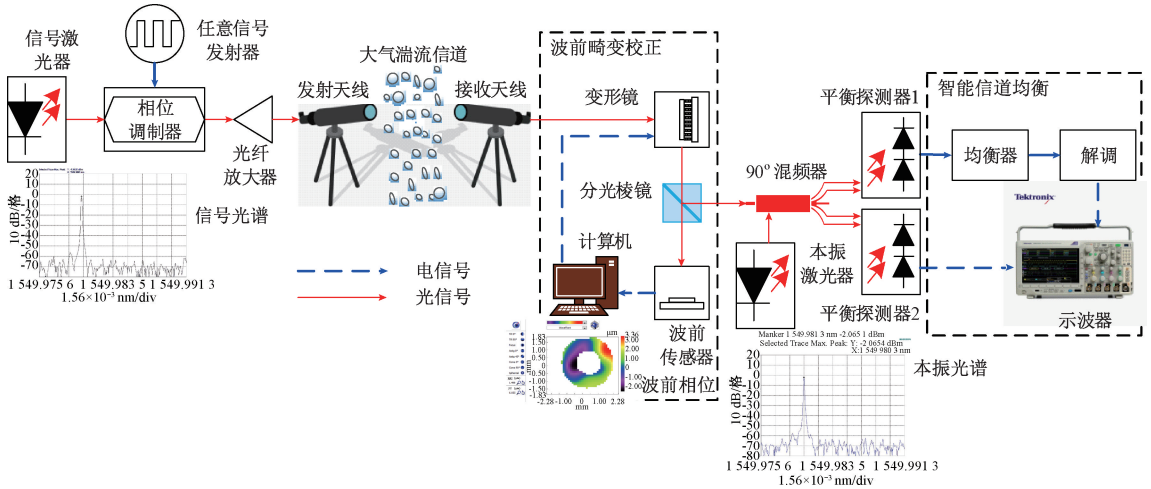


图 1 无线光相干通信系统

Fig. 1 Optical wireless coherent communication system

图 1 中平衡探测器 1 和平衡探测器 2 输出的相位相差 90° 的两路中频电信号 $I_i(t)$ 和 $I_q(t)$ 可表示为^[14]:

$$I_i(t) = \gamma \cdot G(t) \cdot \eta(t) \cdot A_s \cdot A_{lo} \cdot$$

$$\cos\left((\omega_s - \omega_{lo})t + \frac{\pi \cdot x(t)}{V_\pi} + \varphi_0 + \varphi_{lo} + \varphi\right) + n(t) \quad (1)$$

$$I_q(t) = \gamma \cdot G(t) \cdot \eta(t) \cdot A_s \cdot A_{lo} \cdot$$

$$\sin\left((\omega_s - \omega_{lo})t + \frac{\pi \cdot x(t)}{V_\pi} + \varphi_0 + \varphi_{lo} + \varphi\right) + n(t) \quad (2)$$

式中: γ 表示平衡探测器的光电转化系数; G 为大气信道衰减系数,服从 Gamma-Gamma 分布^[16]; η 为混频效率^[17]; A_s 、 ω_s 、 φ_0 分别为信号光光场的振幅、角频率、初相位; V_π 为调制器半波电压; $x(t)$ 为非归零二进制序列; A_{lo} 、 ω_{lo} 、 φ_{lo} 分别为本振光的振幅、角频率、初相位; $n(t)$ 为光电探测器本体噪声; φ 为大气湍流所引起的畸变相位,可采用 Zernike 多项式法进行计算^[18]。

1.2 智能信道均衡算法

式(1)、(2)表示了信号经大气信道传输后的特性且包含了相同的信息,式(1)可简化为:

$$I_i(t) = h(t) \cdot \gamma \cdot A_s \cdot A_{lo} \cdot \cos(\omega t + \phi) + n(t) \quad (3)$$

式中: $h(t)$ 为大气信道传输模型; ω 为中频信号角频率; ϕ 为中频信号实际相位。大气湍流的时变特性使得 $h(t)$ 产生随机变化,从而导致中频信号的幅值产生随机波动。信道均衡的目的即通过估计出 $h^{-1}(t)$,对接收到的信号进行相乘补偿。

经大气湍流信道传输后,平衡探测器输出的中频信号 $I_{in}(t)$ 作为神经网络训练模型的训练输入样本。无湍流环境下,平衡探测器输出的中频信号 $I_{out}(t)$ 作为神经网络训练模型的训练输出样本。BP神经网络的信道均衡模型训练如图2所示^[19],隐藏层的神经元个数为^[6]:

$$L_{hi} = \sqrt{L_{in} + L_{out}} + \varepsilon \quad (4)$$

式中: L_{in} 、 L_{hi} 和 L_{out} 分别为输入层、隐藏层以及输出层的神经元个数; ε 为1~10的常数。设 $\sigma_1(t)$ 为隐藏层神经元激活函数, $\sigma_2(t)$ 为输出层神经元激活函数,隐藏层到输出层的链接权分别为 W_{ih} 和 W_{hj} ,隐藏层到输出层的阈值分别为 b_h 和 b_j ,因此隐藏层第 h 个神经元的输出可以表示为^[6]:

$$\alpha_h = \sigma_1 \left(\sum_{i=1}^{L_{in}} W_{ih} \cdot I_{in}(t)_i + b_h \right) \quad (5)$$

输出层中第 j 个神经元的输出可以表示为^[6]:

$$\beta_j = \sigma_2 \left(\sum_{h=1}^{L_{hi}} W_{hj} \cdot \alpha_h + b_j \right) \quad (6)$$

激活函数 $\sigma_1(t)$ 和 $\sigma_2(t)$ 均采用 Sigmoid 函数^[6]:

$$\sigma(t) = \frac{1}{1 + e^{-t}} \quad (7)$$

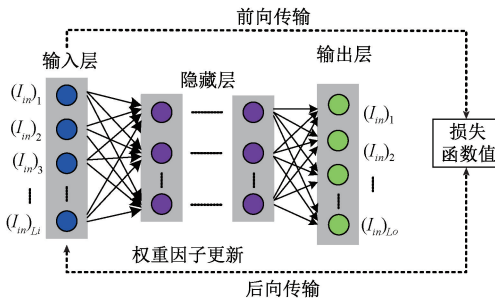


图2 BP神经网络信道均衡训练模型

Fig.2 BP neural network channel equalization training model

LSTM 通常适合于处理和预测间隔和延迟长的时间序列。LSTM 由多个时序排列的记忆单元构成,而一个单独的记忆单元由遗忘门、记忆门和输出门构成实现信息的计算和传递,LSTM 结构如图3所示^[20]。

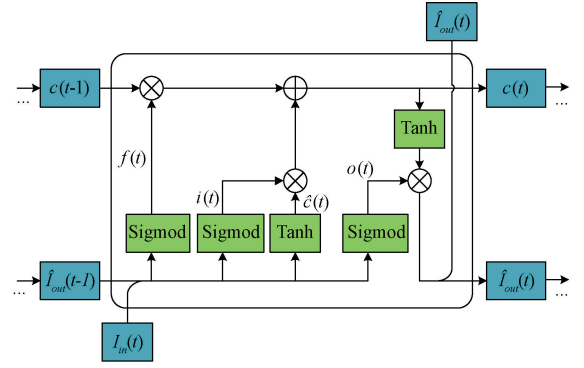


图3 LSTM记忆模型^[20]

Fig.3 LSTM memory model^[20]

遗忘门的输出为上一状态的输出 $\hat{f}_{out}(t-1)$ 和当前状态的输入 $I_{in}(t)$ 经 Sigmoid 神经网络层计算^[21]:

$$f(t) = \sigma[W_f \cdot I_{in}(t) + U_f \cdot \hat{f}_{out}(t-1) + b_f] \quad (8)$$

式中: W_f 和 U_f 分别为隐藏层和输出层的链接权; b_f 为与之对应的偏置。

记忆门由 Sigmoid 神经网络层和 Tanh 神经网络层两部分组成,输出表达式分别为^[21]:

$$i(t) = \sigma[W_i \cdot I_{in}(t) + U_i \cdot \hat{f}_{out}(t-1) + b_i] \quad (9)$$

$$\hat{c}(t) = \text{Tanh}[W_c \cdot I_{in}(t) + U_c \cdot \hat{f}_{out}(t-1) + b_c] \quad (10)$$

式中: W_i 和 W_c 分别为对应的链接权; b_i 和 b_c 为对应的偏置。Tanh 函数的表达式为^[21]:

$$\text{Tanh}(t) = \frac{e^t - x^{-t}}{e^t + x^{-t}} \quad (11)$$

这两个神经网络层的输出相乘^[21]:

$$c(t) = f(t) \times c(t-1) + i(t) \times \hat{c}(t) \quad (12)$$

式中: $c(t)$ 包含了需要舍弃的信息和将要存储的新信息。在 $t+1$ 时刻, $c(t)$ 将作为新的单元状态被传送到 LSTM 网络中。

输出门合并过程如下: $I_{in}(t)$ 和 $\hat{f}_{out}(t-1)$ 是 Sigmoid 神经网络层参数为 W_o 、 b_o 的输入、输出一个0~1的数值 $o(t)$,其与 $c(t)$ 通过 Tanh 函数得到的输出相乘得到输出信号 $\hat{f}_{out}(t)$ 。在 $t+1$ 时刻, $\hat{f}_{out}(t)$ 将被作为输入继续传递^[21]:

$$o(t) = \sigma[W_o \cdot I_{in}(t) + U_o \cdot \hat{f}_{out}(t-1) + b_o] \quad (13)$$

$$\hat{f}_{out}(t) = o(t) \times \text{Tanh}[c(t)] \quad (14)$$

式中: W_o 为对应的链接权; b_o 为对应的偏置。

采用梯度下降法计算出当前网络中所有路径所对应的损失函数的梯度,并将这个梯度采用后向传输的方式,更新网络的权值。整个神经网络训练模型可表

示为:

$$h_{NET}^{-1} \begin{bmatrix} \begin{pmatrix} I_{out}(1) \\ I_{out}(2) \\ \vdots \\ I_{out}(k) \end{pmatrix}_1 & \begin{pmatrix} I_{out}(k+1) \\ I_{out}(k+2) \\ \vdots \\ I_{out}(2k) \end{pmatrix}_2 & \cdots & \begin{pmatrix} \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ I_{out}(nk) \end{pmatrix}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \begin{pmatrix} I_{in}(1) \\ I_{in}(2) \\ \vdots \\ I_{in}(k) \end{pmatrix}_1 & \begin{pmatrix} I_{in}(k+1) \\ I_{in}(k+2) \\ \vdots \\ I_{in}(2k) \end{pmatrix}_2 & \cdots & \begin{pmatrix} \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ I_{in}(nk) \end{pmatrix}_n \end{bmatrix} \quad (15)$$

输出信号直接采用已达到训练稳定状态的 BP 神经网络 h_{NET}^{-1} 进行处理,得到均衡后中频信号 $\hat{I}_{out}(t)$ 为:

$$\hat{I}_{out}(t) = h(t) \cdot h_{NET}^{-1}(t) \cdot \gamma \cdot A_s \cdot A_{lo} \cdot \cos(\omega t + \phi) + n(t) \cdot h_{NET}^{-1}(t) \quad (16)$$

1.3 自适应光学波前畸变校正算法

自适应光学波前畸变校正算法闭环控制框图如图 4 所示,第 k 次闭环迭代可表示为:

$$v(k+1) = v(k) + k_i \cdot [\varphi_{tar} - \varphi_{mea}(k)] \cdot CM_{phase2cmd} \quad (17)$$

式中: φ_{tar} 为控制目标波前相位; φ_{mea} 为波前传感器采集的相位; $CM_{phase2cmd}$ 为由波前相位到变形镜电压转化的命令矩阵; k_i 表示积分增益^[22]。

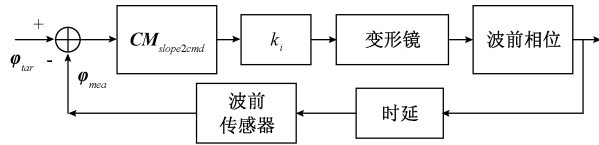


图4 波前畸变校正闭环控制框图

Fig. 4 Block diagram of wavefront distortion correction closed loop control

2 数值仿真

采用 Monte Carlo 方法仿真,取传输 bit 点数 10^7 ,神经网络输入矩阵大小为 $20 \times 5\,000$,即湍流环境下的中频信号每组样本点数为 20,共 5 000 组样本;神经网络输出为理想环境下相对应的中频信号样本。其中 BP 神经网络隐含层节点数量 60,训练次数 2 000,学习速率 0.01,最小误差 10^{-9} ;LSTM 神经网络批次大小 50,最大迭代次数 100,初始学习速率 0.01,学习率下降因子 0.5。

图 5 所示为 BP 神经网络和 LSTM 神经网络训练过程中,训练集、测试集以及验证集的预测值与样本真实值之间均方误差变化曲线。经过 6 轮的训练,BP 神经网络训练集输出均方误差值为 5.11×10^{-4} ,验证集上均方误差值为 5.15×10^{-4} ;经过 5 000 轮的训练,LSTM 神经网络训

练集输出均方误差值为 0.011 9,验证集上均方误差值为 0.011 7。两者模型在训练集和验证集上的误差稳定且均保持在较低水平,说明所训练的神经网络对训练集能做到较好的收敛。

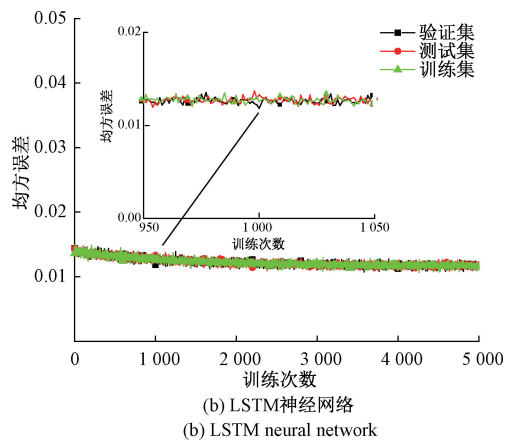
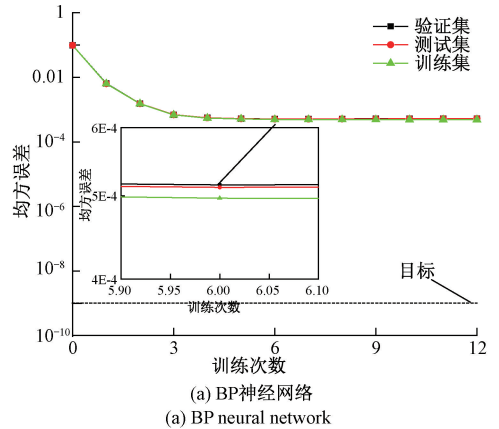


图5 LSTM 神经网络训练过程均方误差仿真曲线
Fig. 5 Mean square error simulation curve of LSTM neural network training process

图 6 所示为采用 BP 神经网络算法、LSTM 神经网络算法、以及自适应光学波前畸变校正算法后,系统误码率随信噪比的变化曲线。当信噪比为 10 dB 时,误码率分别为 1.3×10^{-5} 、 1×10^{-7} 、 1.4×10^{-1} 。采用信道均衡算法对于系统整体性能提升要均优于自适应光学波前畸变校正算法。由于中频信号样本具有较强的时间关联性,在信噪比 > 5 dB 时 LSTM 神经网络算法的均衡效果要优于 BP 神经网络算法。

3 实验研究

3.1 系统组成

无线光相干通信系统实验链路如图 7 所示,由西安理工大学教六楼至白鹿原肖寨村,传输距离为 10.2 km。实验时间 2021 年 11 月 6 日,天气雾转阴伴有小雨。

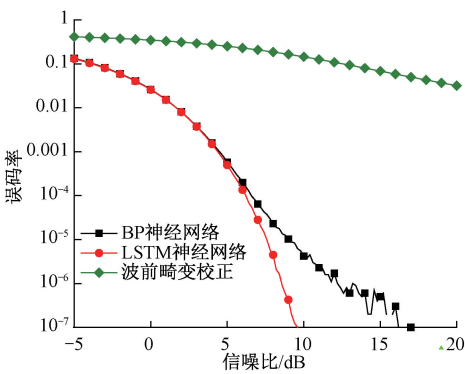


图 6 算法性能对比误码率随信噪比变化曲线

Fig. 6 Comparison of algorithm performance on bit error rate on signal to noise ratio



图 7 无线光相干通信 10.2 km 实验链路

Fig. 7 Optical wireless coherent communication experimental link at 10.2 km

发射端将伪随机序列加载至相位调制器,调制速率为 2 Mbps。经过掺铒光纤放大器放大后进行准直传输,掺铒光纤放大器的输出功率为 200 mW。发射天线采用开普勒透射结构,经 10.2 km 传输后光斑直径约 700 mm 确保能量集中。其中激光器型号为 NKT Potonics 窄线宽激光器,调制器为 Thorlab 10 G LiNbO₃ 相位调制器,掺铒光纤放大器为 Amonics AEDFA-30-B。

接收端采用卡塞格林天线进行光束接收。光束经接收并准直输出后,采用变形镜直接反射,反射的光束经分光棱镜,透射的一路光束经 4f 系统进行缩束准直通过波前传感器实时采集波前信息,与计算机相连接完成实时的波前畸变校正;反射的一路光信号经耦合进入混频器与本振光进行混频处理,平衡探测器检测到中频电流采用示波器进行数据采集并完成智能信道均衡的离线处理。其中变形镜选用型号为 Alpao DM69,波前传感器选用型号为 Imagine Optics Haso4 NIR,混频器选用型号为 Kyla COH24,平衡探测器型号为 General Photonics BPD-002,示波器型号为 Tektronix DPO 5204B。

3.2 数据采集及分析

图 8(a) 和(b)所示为示波器横向扫描速度分别为 1.0 s/div 和 500 ns/div 情形下平衡探测器输出并采集的中频信号,以及相对应的功率谱图。图 8(a)中,频信号的包络呈现出规则起伏,其因是大气湍流所引起的接收端功率起伏以及收发端光学平台所引入的机械振动,此时由于采样频率过低无法体现出中频信号的细节信息,对应的功率谱并未呈现明显的谱峰和谱谷,功率谱无法体现出中频信号的实际频率信息。图 8(b)中,频信号的包络较为规整,这表明大气湍流在 5 μs 内并不会引起中频信号包络产生突变,中频信号的频率稳定在 120 MHz,对应于功率谱谱峰位置。因此为了使得中频信号能够体现出大气湍流所引入的波动特性,同时满足后续的解调需求,将样本时长设置为 10 min,采样频率为 250 MHz,作为神经网络的训练序列;同时以相同的参数对室内环境下的中频信号进行采样,作为神经网络的输出序列。

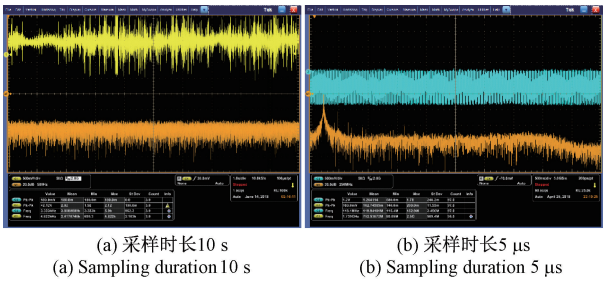
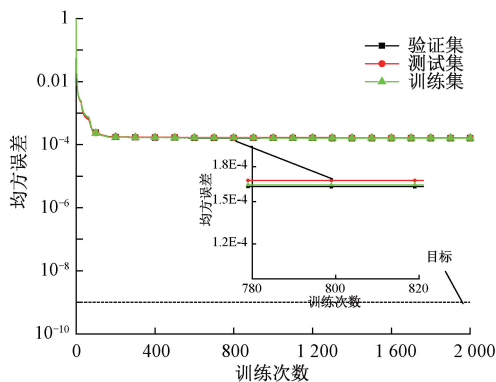


图 8 示波器采集中间频信号
Fig. 8 Oscilloscope acquisition intermediate frequency signal

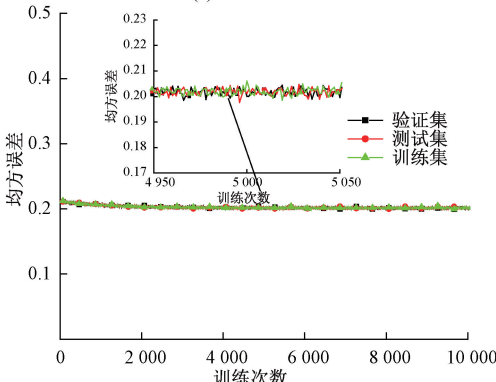
对实际测量数据进行训练,得到训练集、测试集以及验证集的预测值与样本真实值之间均方误差变化曲线如图 9 所示。经过 2 000 轮训练,BP 神经网络训练集均方误差值为 1.62×10^{-4} ,验证集均方误差值为 1.66×10^{-4} ;经过 5 000 轮训练,LSTM 神经网络训练集均方误差值为 0.203,验证集均方误差值为 0.207,两者均差别甚微,所训练的 BP 神经网络和 LSTM 神经网络均具有较好的收敛性,利用该网络对实际中频信号进行均衡处理,从而得到后续相应实验结果。

由式(17)可知,采用波前畸变校正技术分别对波前进行开环控制和闭环控制,图 10 所示为开环和闭环状态下横向扫描速度为 1 s/div 时中频信号波形以及对应的波前相位。开环状态中频信号幅值均值为 0.47 V,闭环状态下中频信号幅值均值为 0.54 V。中频信号的整体幅值在校正后得到了一定的提升,但同时包络仍存在较多的起伏。这是因为波前畸变仅仅是影响信号光功率起伏的其中一个因素。强湍流下光强闪烁导致的波前信息采集不完整使得闭环带宽降低,以及平衡探测器内部自



(a) BP神经网络

(a) BP neural network

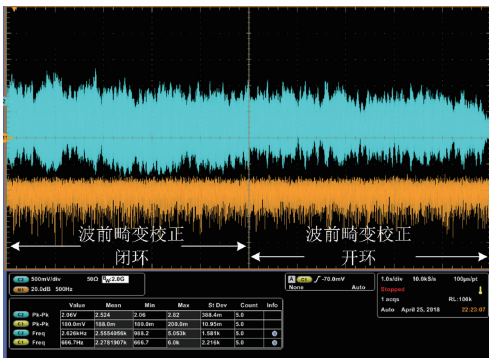


(b) LSTM神经网络

(b) LSTM neural network

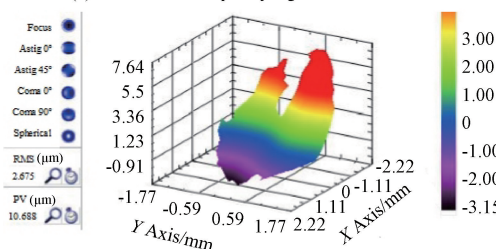
图9 神经网络训练过程均方误差实测曲线

Fig. 9 Mean square error measured curve of BP neural network training process



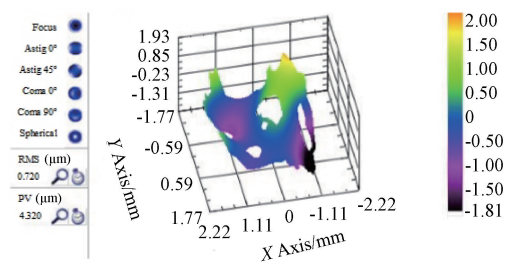
(a) 中频信号波形

(a) Intermediate frequency signal waveform



(b) 开环波前相位

(b) Open loop wavefront phase



(c) 闭环波前相位

(c) Closed loop wavefront phase

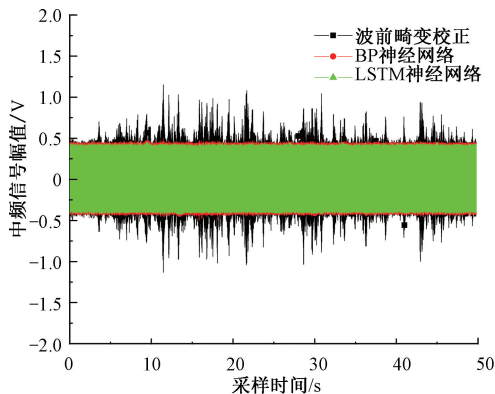
图10 波前畸变校正

Fig. 10 Wavefront distortion correction

身存在的本体噪声,均会影响中频信号的质量。将该闭环状态下的中频信号用于后续的结果对比。

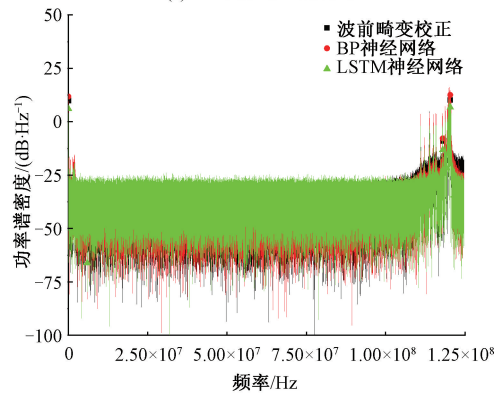
3.3 结果对比

图11所示为采用BP神经网络信道均衡技术、LSTM神经网络信道均衡技术,以及波前畸变校正技术后,采样时长50 s得到的中频信号波形。



(a) 时域波形

(a) Time domain wave form



(b) 功率谱密度

(b) Power spectral density

图11 采样时长为50 s时,中频信号对比

Fig. 11 Comparison of intermediate frequency signal when the sampling duration 50 s

由图 11(a)可以看出,采用智能信道均衡技术幅值所呈现的稳定性均要优于采用自适应光学波前畸变校正技术,而采用 LSTM 神经网络信道均衡技术后的中频信号整体幅值要略小于采用 BP 神经网络信道均衡技术。图 11(b)中相应的功率谱密度谱峰均位于 120 MHz(中频信号实际频率)处。BP 神经网络信道均衡技术对应的功率谱密度在谱峰附近具有更多成分。

图 12 所示为采样时长为 5×10^{-7} s 时的中频信号波形。采用智能信道均衡技术后中频信号的整体幅值要大于自适应光学波前畸变校正技术,从图 12(b)中可看出,采用 BP 神经网络信道均衡技术下中频信号各次谐波更为明显,这是因为平衡探测器在输出中频信号幅值较大时会产生谐波的固有特性。

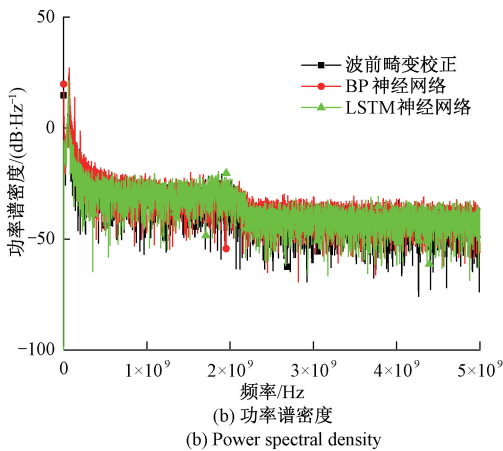
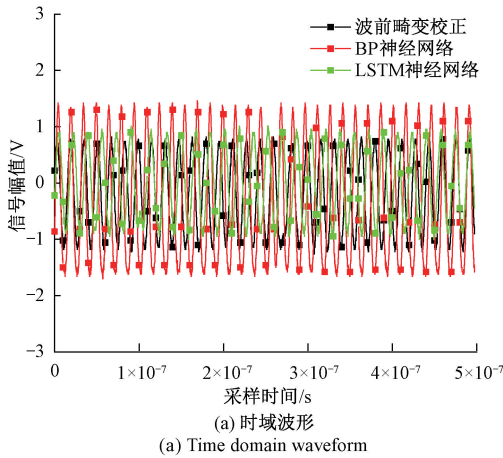


图 12 采样时长为 5×10^{-7} s 时,中频信号对比
Fig. 12 Comparison of intermediate frequency signal when the sampling duration 5×10^{-7} s

中频信号对于系统性能的影响主要体现在整体的包络起伏程度以及最小幅值是否满足后续解调处理需求。由采用 LSTM 神经网络信道均衡技术后的中频信号结果可知,在幅值大于 200 mV 时,即满足后续解调需求(解调系统主控芯片采用 Altera Stratix IV 系列

EP4SGX70HFC3; A/D 采样芯片采用 TI 公司的 ADS54RF63,时钟芯片采用 LMK04806^[23]),那么采用 BP 神经网络信道均衡技术以及 LSTM 神经网络信道均衡技术处理后对于系统性能的提升并无明显差别。

图 13 所示为分别采用 BP 神经网络信道均衡技术、LSTM 神经网络信道均衡技术,以及自适应光学波前畸变校正技术后中频信号幅值直方图分布。上述 3 种算法处理后直方图的峰值分别位于 0.49、0.38、0.38 V。且 LSTM 神经网络信道均衡技术相比于波前畸变校正技术在峰值处数据集中更为明显,这表明智能信道均衡技术对于中频信号幅值的整体提升更为明显。

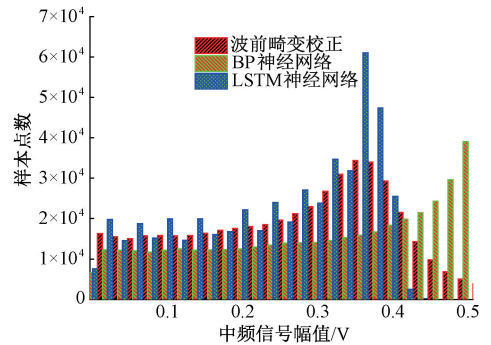


图 13 中频信号幅值直方图分布对比
Fig. 13 Comparison of intermediate frequency signal amplitude histogram distribution

图 14 所示为采用 BP 神经网络信道均衡技术、LSTM 神经网络信道均衡技术,以及波前畸变校正技术后,中频信号经解调处理得到的基带信号眼图。采用 BP 神经网络信道均衡技术时,幅值相对稳定的中频信号在与本地载波进行相干解调后,判决输出的基带信号幅度相对平稳,眼图噪声容限为 0.52 V,依据眼图数据所计算的最高误码率为 3.79×10^{-5} ,此时基带信号眼图清晰,张开明显,

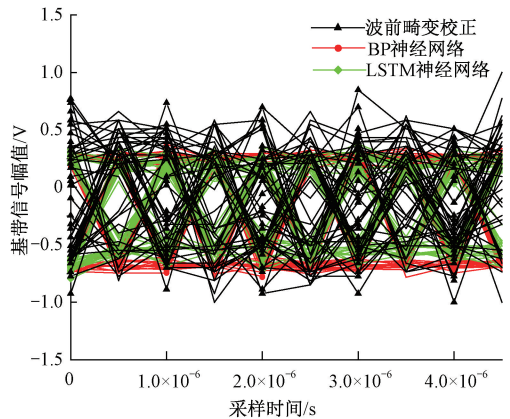


图 14 基带信号眼图对比
Fig. 14 Comparison of baseband signal eye diagram

存在较少的码间串扰。而采用 LSTM 神经网络信道均衡技术后,眼图噪声容限为 0.47 V,依据眼图数据所计算的最高误码率为 1.64×10^{-4} ,在中频信号噪声功率一定的前提下使得性能略逊于 BP 神经网络信道均衡技术。采用自适应光学波前畸变校正后眼图噪声容限仅为 0.17 V,依据眼图数据所计算的最高误码率为 8.48×10^{-2} ,眼图轮廓较为模糊,包络不规则的中频信号与本地载波相乘后所得到的基带信号产生相应包络起伏,码间串扰现象相比于信道均衡技术更为严重。

综上对 BP 神经网络和 LSTM 神经网络均衡技术进行对比,在系统性能提升并无显著差别的前提下,BP 神经网络信道均衡技术在技术成熟度方面更具有优势。将智能信道均衡技术应用于无线光相干通信,可采用模数转换和数字信号处理电路进行处理。将波前畸变校正技术应用于无线光相干通信,需要变形镜、波前传感器、分光棱镜等设备。通信系统所引入的光学器件安装误差以及分光棱镜的分光处理必然会导致光能利用率下降。而无线相干光通信通常采用的近红外波段波前畸变校正系统器件价格过于昂贵,硬件系统搭建成本过高。智能信道均衡处理设备成本要低于波前畸变校正设备,具有方案简便且切实可行的实际优势。

4 结 论

针对本文所提出的无线光相干通信智能信道均衡算法进行了相应的理论分析和实验研究,并与波前畸变校正算法进行了相应的对比,可得如下结论:

1) 智能信道均衡对于中频信号幅值稳定性所带来的增益要大于自适应光学波前畸变校正。在满足解调处理需求的前提下,BP 神经网络和 LSTM 神经网络信道均衡技术对于系统性能提升并无显著差异。BP 神经网络信道均衡技术简便且切实可行,对于无线光相干通信系统更具有一般的普遍适用性。

2) 采用 BP 神经网络信道均衡技术、LSTM 神经网络信道均衡技术,以及波前畸变校正技术后,中频信号直方图的峰值分别位于 0.49、0.38、0.38 V,相应的系统误码率分别为 3.79×10^{-5} 、 1.64×10^{-4} 和 8.48×10^{-2} 。智能信道均衡技术相比于波前畸变校正技术对于中频信号幅值随机起伏和误码率都有明显改善。

参考文献

[1] KARANOV B, LAVERY D, BAYVEL P, et al. End-to-end optimized transmission over dispersive intensity-modulated channels using bidirectional recurrent neural networks [J]. Optics Express, 2019, 27(14): 19650-19663.

[2] HE H, LI G, JUANG B. Power of deep learning for

channel estimation and signal detection in OFDM systems [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(1): 114-117.

- [3] SCHAEDELER M, BACHERER G, PACHNICKE S. Soft-demapping for short reach optical communication: A comparison of deep neural networks and Volterra series [J]. Journal of Lightwave Technology, 2021, 39(10): 3095-3105.
- [4] PATRA J C, MEHER P K, CHAKRABORTY G. Nonlinear channel equalization for wireless communication systems using Legendre neural networks [J]. Signal Processing, 2009, 89: 2251-2262.
- [5] LALLA S, GAGNE C, ZENG M, et al. Recurrent neural networks achieving MLSE performance for optical channel equalization [J]. Optics Express, 2021, 29(9): 13033-13047.
- [6] RAJBHANDARI S, GHASSEMLOOY Z, ANGELOVA M. Effective denoising and adaptive equalization of indoor optical wireless channel with artificial light using the discrete wavelet transform and artificial neural network [J]. Journal of Lightwave Technology, 2009, 27(20): 4493-4500.
- [7] ZHANG Y, WANG P, LIU T, et al. Performance analysis of a LDPC coded OAM based UCA FSO system exploring linear equalization with channel estimation over atmospheric turbulence [J]. Optics Express, 2018, 26(17): 22182-22196.
- [8] 姚海峰,倪小龙,陈纯毅,等. 基于脉冲激光在大气中传输的信道补偿[J]. 光学学报, 2018, 38(1): 0101003.
- YAO H F, NI X L, CHEN CH Y, et al. Channel compensation based on pulse laser propagating in atmosphere [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(1): 0101003.
- [9] ZHANG D, HAO S Q, ZHAO Q S, et al. Differential phase-shift keying and channel equalization in free space optical communication system [J]. Optical Engineering, 2018, 57(1): 015107.
- [10] ESMAIL M A, SAIF W S, RAGHEB A M, et al. Free space optic channel monitoring using machine learning [J]. Optics Express, 2021, 29(7): 10967-10981.
- [11] SONG S, LIU Y, XU T, et al. Channel prediction for intelligent FSO transmission system [J]. Optics Express, 2021, 29(17): 27882-27899.
- [12] FANG F, BI M, XIAO S, et al. Neural network decoder of polar codes with tanh-based modified LLR over FSO turbulence channel [J]. Optics Express, 2020, 28(2): 1679-1689.

- [13] LIAO T, XUE L, HU W, et al. Unsupervised Learning for Neural Network-Based Blind Equalization [J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2020, 32(10): 569-572.
- [14] 孔英秀,柯熙政,杨媛. 激光器线宽对空间相干光通信系统性能的影响[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(7): 1668-1674.
- KONG Y X, KE X ZH, YANG Y. Influence of laser linewidth on the performance of space coherent optical communication system [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(7): 1668-1674.
- [15] 谭振坤,柯熙政,王姣. 外差探测系统波前校正实验研究[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(12): 121-127.
- TAN Z K, KE X ZH, WANG J. Experimental study on the wavefront correction of heterodyne detection system [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(12): 121-127.
- [16] ANDREWS L C, PHILLIPS R L. Laser Beam Propagation through Random Media [M]. 2nd Ed. Bellingham:SPIE Press, 2005.
- [17] KE X Z, TAN Z K. Effect of angle-of-arrival fluctuation on heterodyne detection in slant atmospheric turbulence [J]. Applied Optics, 2018, 57(5): 1083-1090.
- [18] NOLL R J. Zernike polynomials and atmospheric turbulence [J]. Journal of the Optical Society of America A, 1976, 66(3): 207-211.
- [19] 司垒,王忠宾,王浩,等. 基于惯性传感组件和BP神经网络的防冲钻孔机器人钻具姿态解算[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(4): 213-223.
- SI L, WANG ZH B, WANG H, et al. Drilling tool attitude calculation of drilling robot for rockburst prevention based on inertial sensing assembly and BP neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 43(4): 213-223.
- [20] 王江,史元浩,郭正玉,等. 融合小波分解和LSTM的目标轨迹预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(1): 204-211.
- WANG J, SHI Y H, GUO ZH Y, et al. Target trajectory prediction by fusing wavelet decomposition and LSTM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2023, 37(1): 204-211.
- [21] 张松,李江涛,别东洋,等. 一种基于单通道sEMG分解与LSTM神经网络相结合的手势识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(4): 228-235.
- ZHANG S, LI J T, BIE D Y, et al. Gesture recognition by single-channel sEMG decomposition and LSTM network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(4): 228-235.
- [22] KE X Z, ZHANG D Y. Fuzzy control algorithm for adaptive optical systems [J]. Applied Optics, 2019, 58(36): 9967-9975.
- [23] 吴加丽,杨雅淇,王义. 相干光通信中全数字DPSK解调技术的研究[J]. 湖南科技学院学报, 2019, 40(10): 12-17.
- WU J L, YANG Y Q, WANG Y. Research on all digital DPSK demodulation technology in coherent optical communication [J]. Journal of Hunan University of Science and Engineering, 2019, 40(10): 12-17.

作者简介



杨尚君, 2014年于西安工业大学北方信息工程学院获得学士学位, 2017年于西安工业大学获得硕士学位, 现为西安理工大学博士研究生, 主要研究方向为无线光相干通信。

E-mail: 383965834@qq.com

Yang Shangjun received his B.Sc. degree from Xi'an University of Technological Information in 2014, and M.Sc. degree from Xi'an Technological University in 2017. He is currently a Ph.D. candidate at Xi'an University of Technology. His main research interests include optical wireless coherent communication.



柯熙政 (通信作者), 1983年于陕西理工大学获得学士学位, 1992年于中国科学院大学获得硕士学位, 1996年于中国科学院大学获得博士学位, 现为西安理工大学二级教授, 俄罗斯自然科学院外籍院士, 主要研究方向为无线光通信。

E-mail: xzke@263.net

Ke Xizheng (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Shaanxi University of Technology in 1983, M.Sc. degree from University of Chinese Academy of Sciences in 1992, and Ph.D. degree from University of Chinese Academy of Sciences in 1996. He is currently the second level professor at Xi'an University of Technology, foreign academician of Russian Academy of Natural Sciences. His main research interests include optical wireless communication.



梁静远, 2012年于陕西理工大学获得学士学位, 2015年于西安理工大学获得硕士学位, 现为西安理工大学助理工程师, 主要研究方向为无线光通信。

E-mail: ljj@xaut.edu.cn

Liang Jingyuan received her B.Sc. degree from Shaanxi University of Technology in 2012, and M.Sc. degree from Xi'an University of Technology in 2015. She is currently an assistant engineer at Xi'an University of Technology. Her main research interests include optical wireless communication.