激光写光电子学进展

面向等效时间采样的人工智能均衡器

景宁,赵俊鹏,张敏娟*

中北大学信息与通信工程学院山西省光电信息与仪器工程技术研究中心,山西太原 030051

摘要 等效时间采样是高速光波形测试及质量评估领域的重要技术,其利用较低的实际采样率换取较高的带宽与垂直 分辨率,导致测量具有随机、不连续等特征信号时,无法使用滤波、均值等方法进行均衡处理。为此,提出一种基于递归 神经网络的等效时间采样信号均衡方法,通过训练递归网络模型建立等效时间均衡器,通过对光数字通信及激光雷达波 形的等效时间采样信号进行处理验证该方法。结果表明:与输入波形相比,表征光通信质量的眼图相关参数,如眼高、眼 宽、抖动得到明显提升,对于线性调频激光雷达信号改善了其波形幅值频谱响应,解决了等效时间采样信号的均衡处理 难题。

关键词 等效时间采样;均衡器;递归神经网络;眼图 中图分类号 TH73 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP231804

Artificial Intelligence Equalizer for Equivalent Time Sampling

Jing Ning, Zhang Junpeng, Zhang Minjuan^{*}

Shanxi Provincial Research Center for Opto-Electronic Information and Instrument Engineering Technology, School of Information and Communication, North University of China, Taiyuan 030051, Shanxi, China

Abstract Equivalent time sampling is an important technology in the field of high-speed optical waveform testing and quality evaluation. It uses low actual sampling rates for exchanging higher bandwidth and vertical resolution; hence, it is incapable of using filtering, averaging, and other methods for equalization when measuring signals with random and discontinuous characteristics. Therefore, herein, a recursive neural network-based equivalent time sampling signal equalization method is proposed. By training the recursive network model, an equivalent time equalizer is established, and the method is validated by processing equivalent time sampling signals of optical digital communication and light detection and ranging (LiDAR) waveforms. The results show that compared with the input waveform, the eye graph related parameters that characterize the quality of optical communication, i. e., eye height, eye width, and jitter, exhibit considerable improvements. For linear frequency modulation LiDAR signals, enhancing the waveform amplitude spectrum response solves the problem of equalization processing for equivalent time sampling signals.

Key words equivalent time sampling; equalizer; recurrent network; eye diagram

1引言

在高速长距离光传输系统中,受光传输信道损耗、 色散、非线性效应等因素影响,光脉冲波形会产生畸 变,一般表现为高频分量损耗相对较大,信号失真,导 致系统响应失真及错误率增加^[1-2]。通常,对于固定信 道传输,这种失真是已知且稳定的,为了在不显著增加 传输通道设计成本的情况下提高系统准确率,会在发 送端和接收端有选择地使用一些信号调理技术以补偿 高频分量损失对信号形状的影响,如发送端的预加重 或去加重、接收端的均衡^[3-6]等。这些技术的运用,可 以一定程度上消除信道对信号传输的影响。现有均衡 器,一般有连续时间线性均衡器(CTLE)、前向反馈均 衡器(FFE)、判决反馈均衡器(DFE)等^[7-8]。均衡器是 较为高端的光信号测试或分析仪器中的重要器件,这 些基于滤波器原理的数字信号均衡器,均要求所处理 信号为连续时间采样所得。

目前,Keysight、Tek等公司掌握最先进的高速光 波形采集技术,如86100、N1000、TSO820系列等,可 以通过较低采样率对几十GHz信号进行等效时间采

收稿日期: 2023-07-31;修回日期: 2023-09-27;录用日期: 2023-10-17;网络首发日期: 2023-10-23

基金项目:国家自然科学基金(62105305)、山西省基础研究计划资助项目(202203021221114)

通信作者: *zmj7745@163.com

研究论文

样。此类型仪器常用于光传输领域的高速波形测试及 质量评估,也被称为"光取样示波器""数字通信分析 仪"等。本实验组^[9]在等效时间采样技术方面进行了 研究,取得了一定的进展。其中,存在的问题之一是等 效时间采样数据在时间上具有不连续^[10-13]的特点,无 法通过傅里叶分析等传统频谱分析手段得到信号高低 频成分。因此,对于具有随机特性的数字信号,目前国 内外基于等效时间采样的相关仪器均无法直接进行均 衡处理,而缺乏均衡处理波形会导致系统阈值、电平判 断错误,误码率升高。

为解决等效时间采样信号均衡问题,本文利用递 归网络算法建立等效时间均衡器,设计等效时间均衡 器训练及工作流程,最终仅需一维矩阵即可实现信号 均衡处理,并以常用光通信伪随机非归零(PRBS-NRZ)编码与激光雷达线性调频(LFM)波形均衡进行 了测试。结果表明,与连续时间均衡器作用于连续时 间采样信号相比,所提方法具有较好的均衡功能,可应 用于取样示波器等设备的高频波形补偿、波形/眼图质 量改善中。

2 基本原理

2.1 等效时间采样

等效时间采样原理如图1所示,以一定时间周期 为采样间隔,每个周期依次递进增加精细延迟,触发采 样系统采集输入信号,当采样周期与输入信号同步时, 获取被测信号的抽样数据,以达到分析及评估波形的 目的。其特点是可以以较低的实际采样率换取较高的 带宽及垂直分辨率。对于数字通信信号输入,等效时 间采样过程对输入数字信号不同bit周期内分别进行 采样,其采样时间点分别位于不同的bit周期,存在一 定的随机性,采集结果形成的眼图如图2所示,相邻数 据点之间并不连续,即每点左右极限值不相等且不同 时刻眼图之间也不相关,不能通过傅里叶分析其高低 频成分,因此无法进行均值、滤波、均衡等依靠相邻数 据点的处理方法。









图 2 等效时间采样获取波形测试曲线 Fig. 2 Sampling oscilloscope waveform testing curve

2.2 等效时间均衡

近年来,人工智能赋能常被用于光学信号及波形处理^[13],其中,递归神经网络^[14]由于可实现"硬件神经 网络"得到人们的重新关注,且由于运算过程中采用了 前一时间的反馈信息,适用于一维时间信号处理,如时 序信号、波形识别与预测等^[15-18],研究成果频频发表于 《Nature》《Science》等顶级刊物。其基本原理是将低维 空间难以处理的信号映射到高维空间进行识别、提取 和处理。

递归神经网络原理如图 3 所示,设置网络的输入 及目标,如将 PRBS-NRZ、LFM 的原始波形设置为目标,即y(t),经信道影响后的波形进行等效时间采样并 设置为输入,即u(t)。



图 3 递归神经网络结构 Fig. 3 Recurrent neural network structure

这里,**u**(*t*)为一维时域信号,通过输入矩阵将其映射到高维空间递归网络中,其中,n维空间节点值为

$$\boldsymbol{x}_{n}(t) = \boldsymbol{A}^{1 \times n} \boldsymbol{u}(t), \qquad (1)$$

式中: $A^{1\times n}$ 为1行n列矩阵,其作用是将一维信号u(t) 映射到n维空间的递归网络中,并在递归网络中对节 点值进行时间迭代。

$$\boldsymbol{x}_{n}(t+1) = \boldsymbol{A}^{1 \times n} \boldsymbol{u}(t+1) + \alpha \boldsymbol{B}^{n \times n} \boldsymbol{x}_{n}(t), \quad (2)$$

式中:α为反馈比例系数;**B**为n维节点间信息交换矩 阵。网络输出为

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}_{\text{out}} \mathbf{x}_n(t), \qquad (3)$$

式中:Wout为n维节点的输出权重。可见,递归神经网

研究论文

络的输出结果与输入、网络节点交换无关,仅与*t*时刻 节点状态和输出权重矩阵相关,即仅需对输出权重进 行训练。

3 分析与讨论

为验证上述方法,使用PRBS-NRZ、LFM等光通 信、激光雷达中常用的信号形式进行验证,并以 PRBS-NRZ为例进行详细说明。

3.1 PRBS-NRZ编码眼图处理测试

运行流程如图4所示,具体步骤如下:

1)信号产生,设置发射信号为NRZ编码PRBS10 序列、比特数为2¹⁰-1、幅值范围为±0.5,设目标值 为**y**(*t*);

2)设置相关信道参量,建立已知损耗、直流增益、 峰值增益等参数的信道,进行等效时间采样(1 Ga/bit, 递进延迟1/1000 bit);

3)建立网络并训练,建立节点规模为200的递归 网络,求解式(3)中的 W_{out};

4)将 W_{out}作为等效时间采样均衡器系数得到均衡 结果。





根据以上工作流程,对NRZ数据的等效时间采样 结果如图5所示。可以看出,由于信道损耗、响应等因 素影响,输入信号的眼图质量表现很差,表现为"眼睛" 张开度小、眼高/低加宽、相邻数据间交叉点分布较广 等,在通信上则表现为判断阈值难以确定、误码率提 高、通信质量下降。

处理后眼图质量明显改善,如"眼睛"张开度增大、 眼高/低线重叠变细、相邻数据间交叉点分布更加集中 等,在通信上则表现为阈值可以准确判断、误码率降





低、通信质量提升。结果表明,通过递归神经网络可以 对等效时间采样信号进行信号均衡处理,用于标准波 形质量的眼图相关参数得到明显改善,如眼高、眼宽分 别提升约7、1.6。经过均衡器处理后波形质量明显提 升,便于后续系统进行阈值分析、电平判断等操作。

由于 PRBS 序列是随机性周期序列,其周期为 2"-1,其中,n为 PRBS 序列阶数,n值越大,其随机性越 显著,测试 PRBS 阶数对均衡器处理结果的影响,如 图 6 所示,随着 PRBS 阶数提升,等效时间均衡器处理 的准确率随之下降,原因在于用于训练和测试数据量 之间的比例减小。但在 n=17时,仍可以保证 90% 以 上的准确率,此时,数字信号序列长度已超过 131 Mbit,远超一般通信序列 bit 流长度,表明该方法适用 于数字通信序列。





3.2 线性调频信号处理

LFM信号频率线性变化,受信道带宽限制,接收端呈现幅值随瞬态频率逐步降低特性,如图7蓝色虚线所示,每脉冲周期内幅值下降约50%,经均衡处理后不同瞬态频率成分幅值较为接近,如图7红色虚线所示,几乎为水平直线,其均衡处理流程与参数设置与





第3.1节一致,这里不再赘述。但在相邻脉冲连接处 信号会产生一定的抖动和突变,这是每个LFM脉冲开 始段不可避免地引入上一脉冲结束段相关信息导致的 运算误差。

4 结 论

对于等效时间采样信号,现有均衡方法无法适用 的问题,提出一种基于递归神经网络的等效时间均衡 器,并使用光通信、激光雷达中常用的 PRBS-NRZ、 LFM 信号测试其均衡效果。结果表明,该均衡器可实 现通信眼图质量改善、通信质量提高、眼图表征参数 (眼高、眼宽、抖动)提升。

参考文献

- Sueyoshi A, Mishina K, Hisano D, et al. Multi-stage adaptive equalization for all-optical-aggregated 16QAM signal[J]. IEICE Communications Express, 2022, 11(5): 183-188.
- [2] Howard S, Esslinger J, Wang R H W, et al. Hyperspectral compressive wavefront sensing[J]. High Power Laser Science and Engineering, 2023, 11: e32.
- [3] Zhang J F, Chen W, Gao M Y, et al. K-meansclustering-based fiber nonlinearity equalization techniques for 64-QAM coherent optical communication system[J]. Optics Express, 2017, 25(22): 27570-27580.
- [4] Hassan S, Tariq N, Naqvi R A, et al. Performance evaluation of machine learning-based channel equalization techniques: new trends and challenges[J]. Journal of Sensors, 2022, 2022: 1-14.
- [5] Staffoli E, Mancinelli M, Bettotti P, et al. Equalization of a 10 Gbps IMDD signal by a small silicon photonics time delayed neural network[J]. Photonics Research, 2023, 11(5): 878-886.
- [6] Wang F, Wang Y Y, Li W P, et al. Echo state network based nonlinear equalization for 4.6 km 135 GHz D-band

第 61 卷第 5 期/2024 年 3 月/激光与光电子学进展

wireless transmission[J]. Journal of Lightwave Technology, 2023, 41(5): 1278-1285.

[7] 王和明,王正,吕方旭,等.基于DB-PAM4的高速 SerDes 自适应均衡器设计[J].电子元件与材料,2022, 41(8):871-879.
Wang H M, Wang Z, Lü F X, et al. Design of high-

speed SerDes adaptive equalizer based on DB-PAM4[J]. Electronic Components and Materials, 2022, 41(8): 871-879.

[8] 景宁,姚鼎一,王志斌,等.等效时间采样压缩感知高频信号重建[J].光学精密工程,2022,30(10):1240-1245.

Jing N, Yao D Y, Wang Z B, et al. High frequency signal reconstruction based on compressive sensing and equivalent-time sampling[J]. Optics and Precision Engineering, 2022, 30(10): 1240-1245.

- [9] Zang X X, Zhao J T, Lu Y F, et al. Precision measurement system of high-frequency signal based on equivalent-time sampling[J]. Electronics, 2022, 11(13): 2098.
- [10] Balestrieri E, De Vito L, Lamonaca F, et al. The jitter measurement ways: the instrumentation[J]. IEEE Instrumentation & Measurement Magazine, 2022, 25(1): 76-82.
- [11] Yamamoto S, Sasaki Y, Zhao Y J, et al. Metallic ratio equivalent-time sampling and application to TDC linearity calibration[J]. IEEE Transactions on Device and Materials Reliability, 2022, 22(2): 142-153.
- Li H T, Li B K, Lü Z J, et al. Research on a step delay method in sequential equivalent time sampling (ETS)[J]. Review of Scientific Instruments, 2022, 93(11): 114708.
- [13] Wu F Y, Yang X H, Ma Y Y, et al. Machine-learning guided optimization of laser pulses for direct-drive implosions[J]. High Power Laser Science and Engineering, 2022, 10: e12.
- [14] Jaeger H, Haas H. Harnessing nonlinearity: predicting chaotic systems and saving energy in wireless communication[J]. Science, 2004, 304(5667): 78-80.
- [15] Tanaka G, Yamane T, Héroux J B, et al. Recent advances in physical reservoir computing: a review[J]. Neural Networks, 2019, 115: 100-123.
- [16] Larger L, Soriano M C, Brunner D, et al. Photonic information processing beyond Turing: an optoelectronic implementation of reservoir computing[J]. Optics Express, 2012, 20(3): 3241-3249.
- [17] Budhiraja R, Kumar M, Das M K, et al. A reservoir computing approach for forecasting and regenerating both dynamical and time-delay controlled financial system behavior[J]. PLoS One, 2021, 16(2): e0246737.
- [18] Büsing L, Schrauwen B, Legenstein R. Connectivity, dynamics, and memory in reservoir computing with binary and analog neurons[J]. Neural Computation, 2010, 22(5): 1272-1311.