



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108599765 A

(43)申请公布日 2018.09.28

(21)申请号 201810334063.9

(22)申请日 2018.04.14

(71)申请人 上海交通大学

地址 200240 上海市闵行区东川路800号

(72)发明人 邹卫文 徐绍夫 陈建平

(74)专利代理机构 上海恒慧知识产权代理事务所(特殊普通合伙) 31317

代理人 张宁展

(51)Int.Cl.

H03M 1/08(2006.01)

H03M 1/10(2006.01)

H03M 1/12(2006.01)

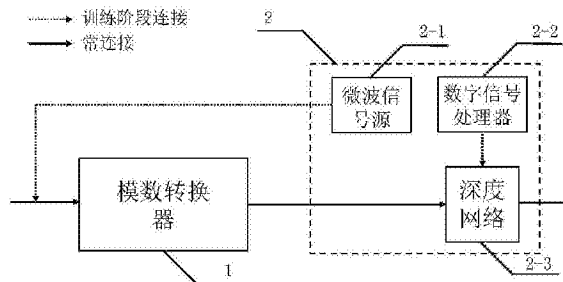
权利要求书1页 说明书4页 附图2页

(54)发明名称

基于深度学习的模数转换器的噪声抑制失真校正的装置和方法

(57)摘要

一种基于深度学习的模数转换器中的噪声抑制和失真校正方法,可以实现对模数转换器中的噪声和失真进行校正的效果。该方法可应用于电子模数转换器或者光子模数转换器中,利用深度学习的学习能力,对需要进行噪声抑制和失真校正的模数转换器进行系统响应学习,在深度网络中建立起一个可抑制噪声和可失真信号重构的计算模型,从而将模数转换器得到的信号进行噪声抑制和失真校正,从而提升被学习模数转换器的性能。这对于提升微波光子雷达和光通信系统等需要高采样精度的微波光子系统的性能,具有十分关键的作用。



1. 一种基于深度学习的模数转换器的噪声抑制和失真校正装置,其特征在于包括模数转换器(1)和深度学习信息处理模块(2),所述的深度学习信息处理模块(2)包括微波信号源(2-1)、数字信号处理器(2-2)和深度网络(2-3),所述的微波信号源(2-1)的第一输出端与所述的模数转换器(1)的输入端相连;所述的微波信号源(2-1)的第二输出端与所述的数字信号处理器(2-2)的输入端相连,所述的模数转换器(1)的输出端与所述的深度网络(2-3)的第一输入端相连;所述的数字信号处理器(2-2)的第一输出端与所述的深度网络(2-3)的第二输入端相连。

2. 根据权利要求1所述的基于深度学习的模数转换器中的噪声抑制和失真校正装置,其特征在于,所述的模数转换器(1)为电子模数转换器或光子模数转换器,所述的电子模数转换器为数据采集板卡或示波器。

3. 根据权利要求1所述的基于深度学习的模数转换器中的噪声抑制和失真校正装置,其特征在于,所述的微波信号源(2-1)为锁相倍频源或电光振荡源。

4. 根据权利要求1所述的基于深度学习的模数转换器中的噪声抑制和失真校正装置,其特征在于,所述的数字信号处理器为FPGA或DSP。

5. 根据权利要求1所述的基于深度学习的模数转换器中的噪声抑制和失真校正装置,其特征在于,所述的深度网络为卷积神经网络、循环神经网络、CPU、GPU、TPU或者光子神经网络。

6. 利用权利要求1所述的基于深度学习的模数转换器中的噪声抑制和失真校正装置对模数转换器的噪声抑制和失真校正方法,其特征在于,该方法包括如下步骤:

1) 训练阶段:

所述的微波信号源(2-1)提供一系列已知频率和幅度的标准正弦信号分别输入所述的模数转换器(1)和所述的数字信号处理器(2-2);所述的模数转换器(1)将此标准正弦信号转化为带有噪声和失真的数字信号输入所述的深度网络(2-3);所述的数字信号处理器(2-2)根据所述的标准正弦信号的频率和幅度信息产生没有噪声和失真的标准数字信号输入所述的深度网络(2-3);所述的深度网络(2-3)将带有噪声和失真的数字信号和标准数字信号,对深度网络的参数进行训练,此训练过程使用最优化算法,经过数以万计的迭代计算训练,在所述的深度网络(2-3)中形成噪声抑制和失真校正参数,最小化带有噪声和失真的数字信号和标准数字信号之间的差值,使经所述的深度网络(2-3)的参数处理后,能输出无噪声和失真的数字信号;

2) 应用阶段:

被采样的模拟信号经过所述的模数转换器(1)的输入端输入;所述的模数转换器(1)将转换后的带有抑制和失真的数字信号输入所述的深度网络(2-3);在所述的深度网络(2-3)中,该带有抑制和失真的数字信号经噪声抑制和失真校正参数处理后,输出经过噪声抑制和失真校正的数字信号。

基于深度学习的模数转换器的噪声抑制失真校正的装置和方法

技术领域

[0001] 本发明涉及光信息处理技术,特别是一种基于深度学习的模数转换器的噪声抑制失真校正的装置和方法。

背景技术

[0002] 模数转换器(以下简称ADC)是一种将自然界中的连续信号(即模拟信号)转换为便于计算机进行处理、传输、储存的数字信号的工具,是连接模拟世界和数字信号处理的桥梁。在宽带数字雷达以及高速通信领域,对于ADC的要求越来越高。以宽带数字雷达为例,雷达的距离分辨率与发射信号的带宽成反比,为了达到更加精细的距离分辨率,雷达往往采用超大带宽的发射信号,这些信号的接收就需要采样率两倍于其带宽的ADC进行模数转换,也就意味着ADC在宽带数字雷达和高速通信等领域需要很高的采样率,同时需要高精度的量化。多年来国内外都针对提升ADC采样速率的方法进行了广泛的研究。无论是基于电子学的ADC技术,还是利用光子学辅助的ADC技术(GeorgeValley,“Photonic analog-to-digital converter,”*Optics Express*,vol.15,no.5,pp.1955~1982,2007),在提升采样率方面,都是采用了多通道化的架构设计。使用多个相同的通道,成倍地提升ADC的采样速率。但是在多通道的架构中,通道间的幅度、时间上的失配效应将很大程度上的带来采样信号的失真。除此之外,引发失真的因素还包括放大器的非线性、比较器模糊、电光采样门的非线性、时间抖动等。尽管在硬件设计与实现中,研究人员都精心安排和调整了相关参数最小化了ADC转换过程中带来的失真,但是依旧很难达到理想的原信号模数转换。目前国际上商用芯片的最高采样率为30Gs/s、5.5bit左右,相应设备能够处理的模拟带宽可达30GHz;国际上光模数转换器的研究成果最高采样率为40GS/s、~7bit(G.Yang,W.Zou,L.Yu,K.Wu, and J.Chen,“Compensation of multi-channel mismatches in high-speed high-resolution photonic analog-to-digital converter,”*Opt.Express* vol.24, pp.24074)。

[0003] 近几年来,深度学习技术受到科学界的重大关注,这是一种应用类生物神经网络的计算结构的,利用大量的已知信息对该计算网络进行最优化训练的,最终实现对未知输入的正确判决的信号处理技术(YannLeCun,YoshuaBengio,Geoffrey Hinton,“Deep learning,”*Nature*,vol.521,pp.436~444,2015)。目前,深度学习技术在计算机视觉、自然语言处理和人类游戏(如象棋、围棋)等领域实现了接近人类甚至超越人类的能力(David Silver et al,“Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search,”*Nature*,vol.529,pp.484~489,2016)。在信号重构方面,特别是噪声去除方面,深度学习技术以其噪声类型适应性,去噪结果准确性,以及大量样本适用性的优势,被广泛使用在图片去噪、去文字、去马赛克领域(JunyuanXie,LinliXu,Enhong Chen,“Image denoising and inpainting with deep neural network,”*on International Conference on Neural Information Processing Systems*,341~349,2012)。将深度学习

技术应用到模数转换器中不仅可以解决电子ADC中由于时钟抖动、多通道化和非线性放大电路引入的噪声和失真问题,还可以针对PADC系统中的光子采样门的非线性响应进行失真校正。这对于提升模数转换器的性能提升具有重大的意义。

发明内容

[0004] 本发明的目的在于针对现有技术的不足,提出一种基于深度学习的模数转换器的噪声抑制失真校正的装置和方法。该方法可应用于电子模数转换器或者光子模数转换器中,利用深度学习的学习能力,对需要进行噪声抑制和失真校正的模数转换器进行系统响应学习,在深度网络中建立一个可抑制噪声和失真信号重构的计算模型,从而将模数转换器得到的信号进行噪声抑制和失真校正,从而提升被学习模数转换器的性能。

[0005] 本发明的技术方案如下:

[0006] 一种基于深度学习的模数转换器的噪声抑制和失真校正装置,其特点在于包括模数转换器和深度学习信息处理模块,所述的深度学习信息处理模块包括微波信号源、数字信号处理器和深度网络,所述的微波信号源的第一输出端与所述的模数转换器的输入端相连;所述的微波信号源的第二输出端与所述的数字信号处理器的输入端相连,所述的模数转换器的输出端与所述的深度网络的第一输入端相连;所述的数字信号处理器的第一输出端与所述的深度网络的第二输入端相连。

[0007] 所述的模数转换器为电子模数转换器或光子模数转换器,所述的电子模数转换器为数据采集板卡或示波器。

[0008] 所述的微波信号源为锁相倍频源或电光振荡源。

[0009] 所述的数字信号处理器为FPGA或DSP。

[0010] 所述的深度网络为卷积神经网络、循环神经网络、CPU、GPU、TPU或者光子神经网络。

[0011] 利用上述基于深度学习的模数转换器中的噪声抑制和失真校正装置对模数转换器的噪声抑制和失真校正方法,该方法包括如下步骤:

[0012] 1) 训练阶段:

[0013] 所述的微波信号源提供一系列已知频率和幅度的标准正弦信号分别输入所述的模数转换器和所述的数字信号处理器;所述的模数转换器将此标准正弦信号转化为带有噪声和失真的数字信号输入所述的深度网络;所述的数字信号处理器根据所述的标准正弦信号的频率和幅度信息产生没有噪声和失真的标准数字信号输入所述的深度网络;所述的深度网络将带有噪声和失真的数字信号和标准数字信号,对深度网络的参数进行训练,此训练过程使用最优化算法,经过数以万计的迭代计算训练,在所述的深度网络中形成噪声抑制和失真校正参数,最小化带有噪声和失真的数字信号和标准数字信号之间的差值,使经所述的深度网络(2-3)的参数处理后,能输出无噪声和失真的数字信号;

[0014] 2、应用阶段:

[0015] 被采样的模拟信号经过所述的模数转换器的输入端输入;所述的模数转换器将转换后的带有抑制和失真的数字信号输入所述的深度网络;在所述的深度网络中,该带有抑制和失真的数字信号经噪声抑制和失真校正参数处理后,输出经过噪声抑制和失真校正的数字信号。

[0016] 基于以上技术特点,本发明具有以下优点:

[0017] 1、采用深度网络对模数转换器的噪声特性和失真响应进行学习,能够恢复经过噪声抑制和失真校正的数字信号,提升了原有的模数转换器的精度。

[0018] 2、深度网络对采样后的数字信号进行实时的处理,在不引入更多的系统复杂度的基础上实现了更高的性能。

[0019] 本发明对于提升微波光子雷达和光通信系统的高采样精度的微波光子系统的性能,具有十分关键的作用。

附图说明

[0020] 图1为本发明基于深度学习的模数转换器中的噪声抑制和失真校正系统实施例结构示意图。

[0021] 图2为典型的电子模数转换器和光子模数转换器的示意图。其中a为多通道电子模数转换器结构示意图;b为多通道光子模数转换器示意图。

[0022] 图3为深度网络的噪声抑制和失真校正能力与训练时间的变化关系图。

[0023] 图4为非线性失真的校正结果图,其中a为经过模数转换器的非线性响应的信号频谱图,b为该非线性响应信号经过深度网络之后的非线性失真校正信号频谱图。

具体实施方式

[0024] 下面结合附图和实施例对本发明的技术方案作详细说明,给出了详细的实施方式和过程,但本发明的保护范围不限于下述的实施例。

[0025] 请参阅图1,图1为本发明基于深度学习的模数转换器中的噪声抑制和失真校正系统实施例结构示意图,由图可见,本发明基于深度学习的模数转换器中的噪声抑制和失真校正装置包括模数转换器1和深度学习信息处理模块2,其构建过程分为训练阶段和应用阶段两个阶段。所述的模数转换器1将输入的被采样模拟信号经过采样、量化转换为数字信号。该数字信号并非完全还原被采样信号,而是带有模数转换器的噪声干扰和信号失真。在实施例中采用了单通道的光子模数转换器装置,该装置使用的光子采样门会带来很大程度的非线性失真;所述的深度学习信息处理模块2具有多个功能部件,其中的微波信号源2-1提供已知其频率和幅度的标准正弦微波信号;其中的数字信号处理器2-2通过已知的标准信号的频率和幅度信息产生一个标准的数字信号并以此给深度网络2-3提供训练的样本。在实施例中数字信号处理器2-2使用个人电脑进行DSP;其中的深度网络2-3将输入的数字信号计算得到对应的数字信号。深度网络2-3具有训练功能,即是通过网络输出结果与训练样本中的标准结果进行比对,按照最优化算法将网络的参数进行重置从而达到最小化其输出信号与标准信号的差值,经此过程在深度网络2-3中建立处一个可抑制噪声和可失真信号重构的计算模型,从而将模数转换器2-1得到的信号进行噪声抑制和失真校正,在实施例中,深度网络2-3使用线性整流函数的四层卷积神经网络,在双GPU计算机中架构实施。

[0026] 所述的构建过程中的两个阶段的模块连接和模块功能描述如下。

[0027] 训练阶段:

[0028] 所述的微波信号源2-1的第一输出端与所述的模数转换器1的第一输入端相连;所述的模数转换器1的第一输出端与所述的深度网络2-3的第一输入端相连;所述的数字信号

处理器2-2的第一输出端与所述的深度网络2-3的第二输入端相连。

[0029] 所述的微波信号源2-1提供一系列已知频率和幅度的标准正弦信号,在本实施例中,采用的信号按频率分为24等分,幅度分为7等分,总共168个标准正弦信号;所述的模数转换器1将此标准正弦信号转化为带有噪声和失真的数字信号;所述的数字信号处理器2-2根据频率和幅度信息产生没有噪声和失真的标准数字信号;所述的深度网络2-3将带有噪声和失真的数字信号和标准数字信号作为输入,采用梯度下降法(最优化算法的一种)对4层卷积层的卷积参数进行训练即重新配置。经过50万的迭代计算,最小化带有噪声和失真的数字信号和标准数字信号之间的差值。上述过程之后,经过训练的深度网络2-3具有了进行噪声抑制和失真校正的计算能力。

[0030] 应用阶段:

[0031] 被采样的模拟信号经过所述的模数转换器1的第一输入端输入;所述的模数转换器1的第一输出端与所述的深度网络2-3的第一输入端相连;在所述的深度网络2-3的第一输出端得到经过噪声抑制和失真校正的数字信号。

[0032] 所述的模数转换器1将被采样的模拟信号转化为带有噪声和失真数字信号;所述的深度网络2-3在上一阶段已经得到训练,在应用阶段将带有噪声和失真的数字信号通过计算恢复出经过噪声抑制和失真校正的数字信号。

[0033] 上述过程中,在训练阶段,利用多个已知信号经过单通道光子模数转换器得到的非线性失真输出,训练深度网络学习了单通道光子模数转换器的非线性失真响应,从而在应用阶段实现了单通道光子模数转换器的非线性校正。其效果参见图3、4,图3为深度网络的噪声抑制和失真校正能力与训练时间的变化关系图,随着训练次数的增加,由深度网络计算得到的信号与标准信号之间的差的绝对值逐渐变小,并且得到的信号的信杂比增加。图4为非线性失真的校正结果图。其中a为经过单通道光子模数转换器的非线性响应的信号,b为该经过非线性响应信号经过深度网络之后的非线性校正信号。可见经过深度网络的校正,非线性响应带来的谐波被大幅度的消除。

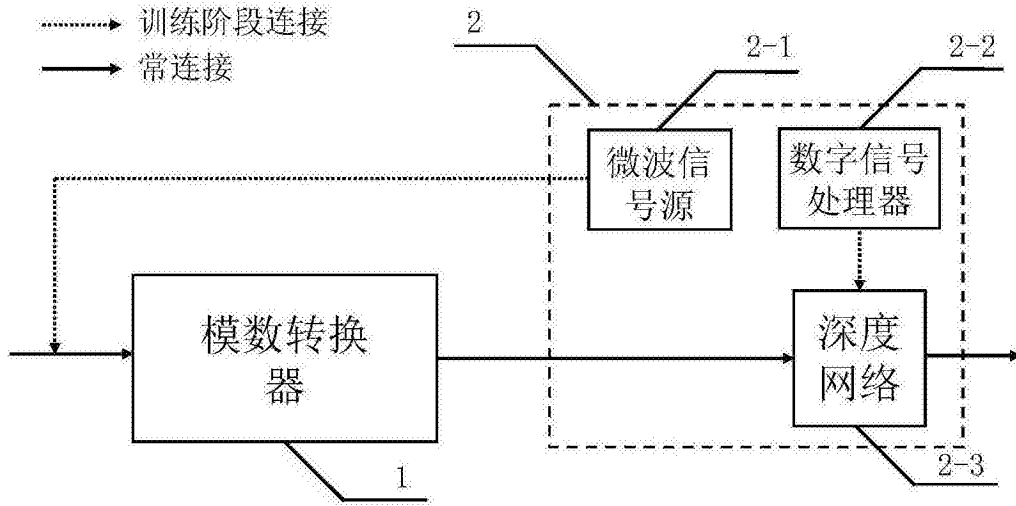


图1

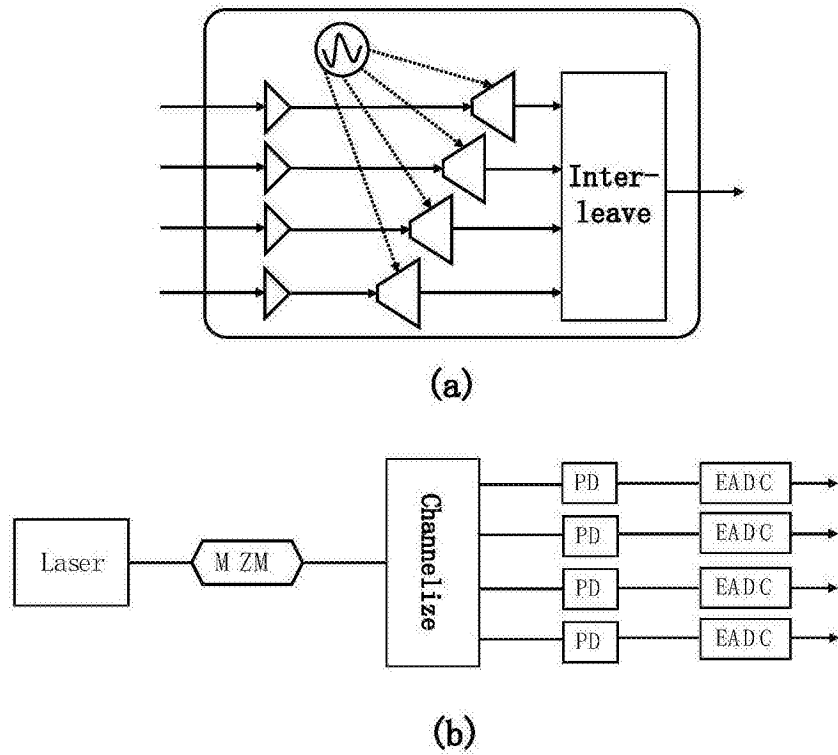


图2

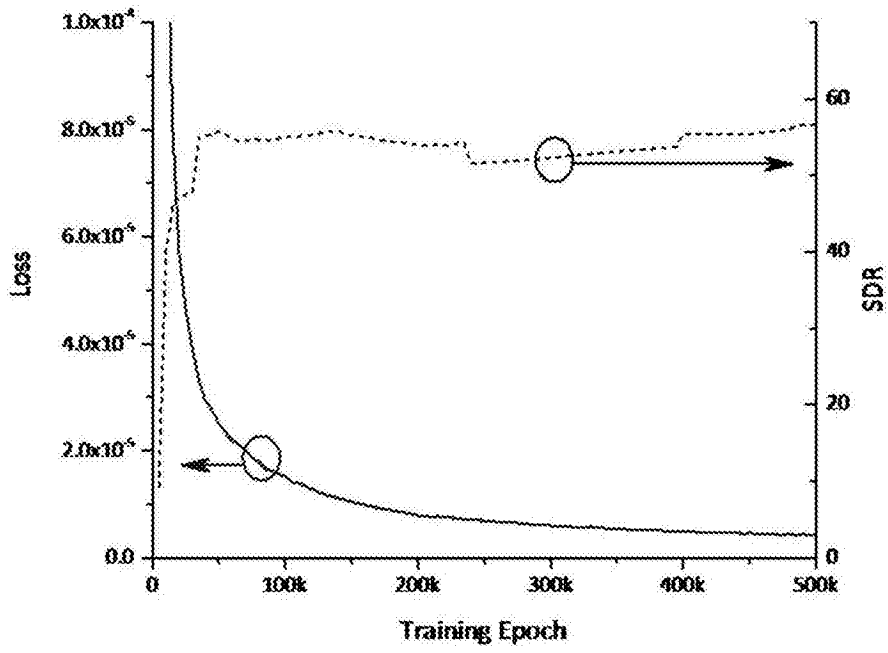
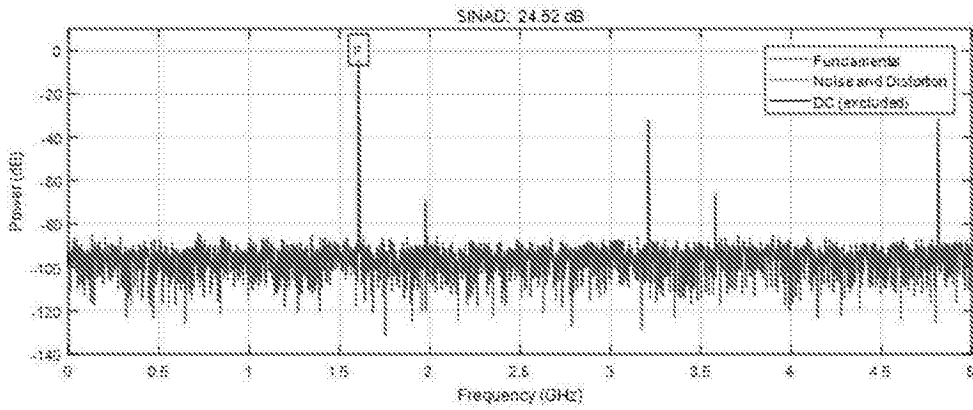
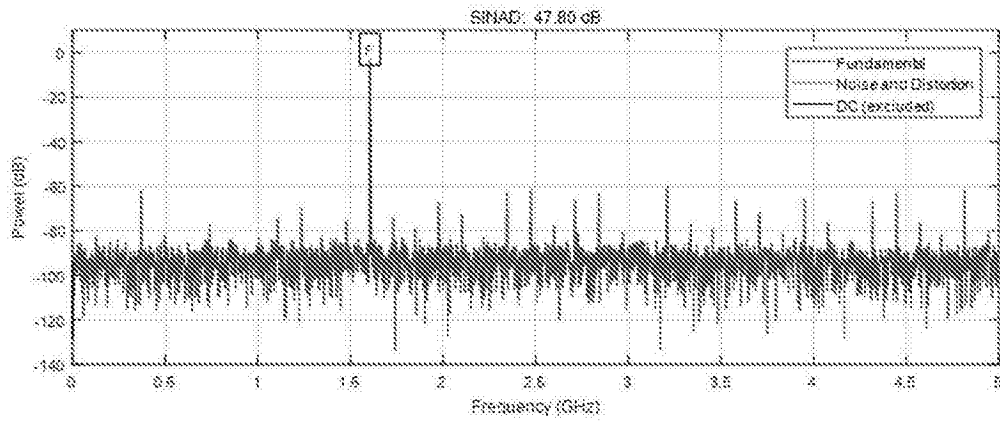


图3



(a)



(a)

图4