



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113595626 B

(45) 授权公告日 2022. 09. 20

(21) 申请号 202110684976.5

H04B 10/80 (2013.01)

(22) 申请日 2021.06.21

G06N 3/04 (2006.01)

G06N 3/08 (2006.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 113595626 A

(56) 对比文件

CN 109635677 A, 2019.04.16

CN 110324080 A, 2019.10.11

(43) 申请公布日 2021.11.02

(73) 专利权人 香港理工大学深圳研究院

地址 518057 广东省深圳市南山区粤海街
道高新技术产业园南区粤兴一道18号
香港理工大学产学研大楼205室

审查员 刘兰

(72) 发明人 罗怀健 余长源

(74) 专利代理机构 深圳市君胜知识产权代理事

务所(普通合伙) 44268

专利代理师 朱阳波

(51) Int. Cl.

H04B 10/079 (2013.01)

权利要求书2页 说明书8页 附图3页

(54) 发明名称

一种基于神经网络的光信号参数实时监测
方法、装置

(57) 摘要

本发明公开了一种基于神经网络的光信号参数实时监测方法、装置,所述方法包括:采集耦合器分光后的解耦合信号;对所述解耦合信号进行统计处理,得到所述解耦合信号的统计图;将所述统计图输入至已训练的多任务神经网络模型,得到光信号若干参数的实时监测结果。本发明实施例中对所述解耦合信号进行统计处理时没有带宽限制,可以应用于价格便宜的低带宽光电探测器上,并通过多任务神经网络模型得到光信号若干参数的准确实时监测结果。



1. 一种基于神经网络的光信号参数实时监测方法,其特征在于,所述方法包括:
 - 采集耦合器分光后的解耦合信号;
 - 所述采集耦合器分光后的解耦合信号包括:
 - 获取原始光信号;
 - 按照预设的耦合分光比,对所述原始光信号进行分光,得到两个分光信号;
 - 采集两个分光信号中信号功率较小的分光信号,得到解耦合信号;
 - 对所述解耦合信号进行统计处理,得到所述解耦合信号的统计图;
 - 所述对所述解耦合信号进行统计处理,得到所述解耦合信号的统计图包括:
 - 对所述解耦合信号进行离散处理,得到离散序列;
 - 所述对所述解耦合信号进行离散处理,得到离散序列包括:
 - 对所述解耦合信号进行带通滤波,得到带通解耦合信号;
 - 对所述带通解耦合信号进行光电转换,得到电信号;
 - 对所述电信号进行模数转换,得到离散序列;
 - 对所述离散序列进行统计处理,得到所述离散序列的统计图;
 - 所述统计图包括二维振幅频率图和一维振幅直方图,所述对所述离散序列进行统计处理,得到所述离散序列的统计图包括:
 - 根据所述离散序列,得到二维振幅频率图;
 - 根据所述离散序列,得到一维振幅直方图;
 - 所述根据所述离散序列,得到二维振幅频率图包括:
 - 将预设的二维平面划分为若干方格;
 - 对于所述离散序列中的每个离散序列数,将所述离散序列数和所述离散序列数的后一个离散序列数组成序列坐标对;
 - 统计每个所述方格中包含的所述序列坐标对的个数,得到二维振幅频率图;
 - 所述根据所述离散序列,得到一维振幅直方图包括:
 - 将预设的归一化线段划分为若干分线段;
 - 将所述离散序列进行归一化操作,得到归一化序列振幅;
 - 统计每个所述分线段中包含的所述归一化序列振幅的频次,得到一维振幅直方图;
 - 将所述统计图输入至已训练的多任务神经网络模型,得到光信号若干参数的实时监测结果;
 - 所述多任务神经网络模型包括三部分:卷积神经网络、人工神经网络和深度神经网络,其中,卷积神经网络包含6层卷积层和池化层,用于提取二维振幅频率图特征信息,并传递给深度神经网络,人工神经网络包含一层全连接层,用于提取一维振幅直方图中的统计信息,并传递给深度神经网络,深度神经网络包含4个子神经网络,每个子神经网络又由3层全连接层组成。
2. 一种基于神经网络的光信号参数实时监测装置,其特征在于,所述装置包括:
 - 耦合器,用于将一路光信号按预设的功率比例分成若干路光信号;
 - 解耦合信号获取模块,用于采集耦合器分光后的解耦合信号;所述采集耦合器分光后的解耦合信号包括:
 - 获取原始光信号;

按照预设的耦合分光比,对所述原始光信号进行分光,得到两个分光信号;
采集两个分光信号中信号功率较小的分光信号,得到解耦合信号;
光电探测器,用于将光信号转化为电信号;
模数转换器,用于将模拟信号转换为数字信号;
统计图获取模块,用于对所述解耦合信号进行统计处理,得到所述解耦合信号的统计图;

其中,所述对所述解耦合信号进行统计处理,得到所述解耦合信号的统计图包括:
对所述解耦合信号进行离散处理,得到离散序列;
所述对所述解耦合信号进行离散处理,得到离散序列包括:
对所述解耦合信号进行带通滤波,得到带通解耦合信号;
对所述带通解耦合信号进行光电转换,得到电信号;
对所述电信号进行模数转换,得到离散序列;
对所述离散序列进行统计处理,得到所述离散序列的统计图;
所述统计图包括二维振幅频率图和一维振幅直方图,所述对所述离散序列进行统计处理,得到所述离散序列的统计图包括:

根据所述离散序列,得到二维振幅频率图;
根据所述离散序列,得到一维振幅直方图;
所述根据所述离散序列,得到二维振幅频率图包括:
将预设的二维平面划分为若干方格;
对于所述离散序列中的每个离散序列数,将所述离散序列数和所述离散序列数的后一个离散序列数组成序列坐标对;
统计每个所述方格中包含的所述序列坐标对的个数,得到二维振幅频率图;
所述根据所述离散序列,得到一维振幅直方图包括:
将预设的归一化线段划分为若干分线段;
将所述离散序列进行归一化操作,得到归一化序列振幅;
统计每个所述分线段中包含的所述归一化序列振幅的频次,得到一维振幅直方图;
光信号若干参数的实时监测结果获取模块,用于将所述统计图输入至已训练的多任务神经网络模型,得到光信号若干参数的实时监测结果;

所述多任务神经网络模型包括三部分:卷积神经网络、人工神经网络和深度神经网络,其中,卷积神经网络包含6层卷积层和池化层,用于提取二维振幅频率图特征信息,并传递给深度神经网络,人工神经网络包含一层全连接层,用于提取一维振幅直方图中的统计信息,并传递给深度神经网络,深度神经网络包含4个子神经网络,每个子神经网络又由3层全连接层组成。

3.一种智能终端,其特征在于,包括有存储器,以及一个或者一个以上的程序,其中一个或者一个以上程序存储于存储器中,且经配置以由一个或者一个以上处理器执行所述一个或者一个以上程序包含用于执行如权利要求1所述的方法。

4.一种非临时性计算机可读存储介质,其特征在于,当所述存储介质中的指令由电子设备的处理器执行时,使得电子设备能够执行如权利要求1所述的方法。

一种基于神经网络的光信号参数实时监测方法、装置

技术领域

[0001] 本发明涉及光通信系统技术领域,尤其涉及的是一种基于神经网络的光信号参数实时监测方法、装置。

背景技术

[0002] 随着移动互联网的高速发展,各种移动应用飞速发展。例如云技术,5G,超高清视频流,超低延迟游戏等等。为了满足现代互联网对超高通信数据量的要求,超高速相干光通信网络技术受到广泛关注与研究。其中,光性能监测,作为一种维持光通信网络正常运行和信息透明的技术手段也一直是研究和应用的热点。光性能检测技术所需监测的光信号参数包括但不限于:光信噪比(Optical Signal-to-Noise-Ratio,OSNR),色散(Chromatic dispersion),符号速率(Symbol rate),调制格式(Modulation format)等参数。这些参数的实时监测和获取对于光网络的管理和维护至关重要。但是现有技术的光信号参数监测方法要么存在估计不准,要么存在成本高的问题。

[0003] 因此,现有技术还有待改进和发展。

发明内容

[0004] 本发明要解决的技术问题在于,针对现有技术的上述缺陷,提供一种基于神经网络的光信号参数实时监测方法,旨在解决现有技术中光信号参数监测方法要么存在估计不准,要么存在成本高的问题。

[0005] 本发明解决问题所采用的技术方案如下:

[0006] 第一方面,本发明实施例提供一种基于神经网络的光信号参数实时监测方法,其中,所述方法包括:

[0007] 采集耦合器分光后的解耦合信号;

[0008] 对所述解耦合信号进行统计处理,得到所述解耦合信号的统计图;

[0009] 将所述统计图输入至已训练的多任务神经网络模型,得到光信号若干参数的实时监测结果。

[0010] 在一种实现方式中,其中,所述采集耦合器分光后的解耦合信号包括:

[0011] 获取所述原始光信号;

[0012] 按照预设的耦合分光比,对所述原始光信号进行分光,得到两个分光信号;

[0013] 采集两个分光信号中信号功率较小的分光信号,得到解耦合信号。

[0014] 在一种实现方式中,其中,所述对所述解耦合信号进行统计处理,得到所述解耦合信号的统计图包括:

[0015] 对所述解耦合信号进行离散处理,得到离散序列;

[0016] 对所述离散序列进行统计处理,得到所述离散序列的统计图。

[0017] 在一种实现方式中,其中,所述对所述解耦合信号进行离散处理,得到离散序列包括:

- [0018] 对所述解耦合信号进行带通滤波,得到带通解耦合信号;
- [0019] 对所述带通解耦合信号进行光电转换,得到电信号;
- [0020] 对所述电信号进行模数转换,得到离散序列。
- [0021] 在一种实现方式中,其中,所述统计图包括二维振幅频率图和一维振幅直方图,所述对所述离散序列进行统计处理,得到所述离散序列的统计图包括:
- [0022] 根据所述离散序列,得到二维振幅频率图;
- [0023] 根据所述离散序列,得到一维振幅直方图。
- [0024] 在一种实现方式中,其中,所述根据所述离散序列,得到二维振幅频率图包括:
- [0025] 将预设的二维平面划分为若干方格;
- [0026] 对于所述离散序列中的每个离散序列数,将所述离散序列数和所述离散序列数的后一个离散序列数组成序列坐标对;
- [0027] 统计每个所述方格中包含的所述序列坐标对的个数,得到二维振幅频率图。
- [0028] 在一种实现方式中,其中,所述根据所述离散序列,得到一维振幅直方图包括:
- [0029] 将预设的归一化线段划分为若干分线段;
- [0030] 将所述离散序列进行归一化操作,得到归一化序列振幅;
- [0031] 统计每个所述分线段中包含的所述归一化序列振幅的频次,得到一维振幅直方图。
- [0032] 第二方面,本发明实施例还提供一种基于神经网络的光信号参数实时监测装置,其中,所述装置包括:
- [0033] 耦合器,用于将一路光信号按预设的功率比例分成若干路光信号解耦合信号获取模块,用于采集耦合器分光后的解耦合信号;
- [0034] 光电探测器,用于将光信号转化为电信号;
- [0035] 模数转换器,用于将模拟信号转换为数字信号;
- [0036] 统计图获取模块,用于对所述解耦合信号进行统计处理,得到所述解耦合信号的统计图;
- [0037] 光信号若干参数的实时监测结果获取模块,用于将所述统计图输入至已训练的多任务神经网络模型,得到光信号若干参数的实时监测结果。
- [0038] 第三方面,本发明实施例还提供一种智能终端,包括有存储器,以及一个或者一个以上的程序,其中一个或者一个以上程序存储于存储器中,且经配置以由一个或者一个以上处理器执行所述一个或者一个以上程序包含用于执行如上述任意一项所述的基于神经网络的光信号参数实时监测方法。
- [0039] 第四方面,本发明实施例还提供一种非临时性计算机可读存储介质,当所述存储介质中的指令由电子设备的处理器执行时,使得电子设备能够执行如上述中任意一项所述的基于神经网络的光信号参数实时监测方法。
- [0040] 本发明的有益效果:本发明实施例首先采集耦合器分光后的解耦合信号;由于对所述解耦合信号进行统计处理时没有带宽限制,可以在低带宽的光电探测器上应用,可以节约成本,然后对所述解耦合信号进行统计处理,得到所述解耦合信号的统计图;统计图是作为多任务神经网络模型的输入,最后将所述统计图输入至已训练的多任务神经网络模型,得到光信号若干参数的实时监测结果,这样得到准确的光信号若干参数的实时监测结

果。

附图说明

[0041] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明中记载的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0042] 图1为本发明实施例提供的基于神经网络的光信号参数实时监测方法流程图。

[0043] 图2为本发明实施例提供的直接探测原理框架图。

[0044] 图3为本发明实施例提供的两种统计图样生成原理图。

[0045] 图4为本发明实施例提供的多任务神经网络示意图。

[0046] 图5为本发明实施例提供的一种实现方式中的多参数监测方法流程框图。

[0047] 图6为本发明实施例提供的基于神经网络的光信号参数实时监测装置的原理框图。

[0048] 图7为本发明实施例提供的智能终端的内部结构原理框图。

具体实施方式

[0049] 本发明公开了基于神经网络的光信号参数实时监测方法,为使本发明的目的、技术方案及效果更加清楚、明确,以下参照附图并举实施例对本发明进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0050] 本技术领域技术人员可以理解,除非特意声明,这里使用的单数形式“一”、“一个”、“所述”和“该”也可包括复数形式。应该进一步理解的是,本发明的说明书中使用的措辞“包括”是指存在所述特征、整数、步骤、操作、元件和/或组件,但是并不排除存在或添加一个或多个其他特征、整数、步骤、操作、元件、组件和/或它们的组。应该理解,当我们称元件被“连接”或“耦接”到另一元件时,它可以直接连接或耦接到其他元件,或者也可以存在中间元件。此外,这里使用的“连接”或“耦接”可以包括无线连接或无线耦接。这里使用的措辞“和/或”包括一个或多个相关联的列出项的全部或任一单元和全部组合。

[0051] 本技术领域技术人员可以理解,除非另外定义,这里使用的所有术语(包括技术术语和科学术语),具有与本发明所属领域中的普通技术人员的一般理解相同的意义。还应该理解的是,诸如通用字典中定义的那些术语,应该被理解为具有与现有技术的上下文中的意义一致的意义,并且除非像这里一样被特定定义,否则不会用理想化或过于正式的含义来解释。

[0052] 由于现有技术中,光信噪比直接体现了信号中噪声的程度,是实现动态编码以及软解码的关键参数。在信道估计过程中,准确的信噪比检测也是实施优化估计算法的前提条件。在传统的现有技术中,光信噪比可以通过光谱仪测量带外噪声功率的方式计算得到。但是随着光通信中波分复用技术的应用以及频谱利用效率的提高,非信号带外采集噪声的难度越来越大,光信噪比的估计误差也相应增大。

[0053] 高级调制格式能够提高频谱效率,但同时也增大了数字信号处理的补偿难度和判

决难度。准确识别调制格式有助于选择对应的数字信号处理算法,进一步降低误码率。符号速率和色散值的获取也有助于后续数字信号处理时参数的调整。

[0054] 在当前的主流光性能监测方案中,大多基于光接收机端的信号处理技术。但是这类方案必须要依赖于价格高昂的相干接收机,在相干接收机没有被应用的中继放大节点想要获取信道的信息其实是十分困难的。

[0055] 为了解决现有技术的问题,本实施例提供了一种基于神经网络的光信号参数实时监测方法,由于上述方法中对所述解耦合信号进行统计处理时没有带宽限制,可以应用于价格便宜的低带宽光电探测器上,并通过多任务神经网络模型得到光信号若干参数的准确实时监测结果。具体实施时,先采集耦合器分光后的解耦合信号;然后对所述解耦合信号进行统计处理,得到所述解耦合信号的统计图;最后将所述统计图输入至已训练的多任务神经网络模型,得到光信号若干参数的实时监测结果。

[0056] 示例性方法

[0057] 本实施例提供一种基于神经网络的光信号参数实时监测方法,该方法可以应用于数字信号处理的智能终端。具体如图1所示,所述方法包括:

[0058] 步骤S100、采集耦合器分光后的解耦合信号;

[0059] 具体地,如图2所示,解耦合信号可以将一路光信号按功率比例分成若干路光信号,也就是说解耦合信号是经过分光后得到的输出,其输出的光信号可以是均匀大小的若干路光信号,也可以是光信号功率大小不等的若干路光信号。

[0060] 为了得到解耦合信号,所述采集耦合器分光后的解耦合信号包括如下步骤:

[0061] S101、获取所述原始光信号;

[0062] S102、按照预设的耦合分光比,对所述原始光信号进行分光,得到两个分光信号;

[0063] S103、采集两个分光信号中信号功率较小的分光信号,得到解耦合信号。

[0064] 具体地,先获取原始光信号,然后按照预设的耦合分光比,如(1:99),对原始光信号进行分光,得到功率大小为原始光信号功率大小99%的分光信号和功率大小为原始光信号功率大小1%的分光信号,由于在本实施例中,不需要对光信号进行传输和信号处理,只需检测光信号的参数,故只需要采集功率大小为原始光信号功率大小1%的分光信号,并将该分光信号作为解耦合信号。

[0065] 得到解耦合信号后,就可以执行如图1所示的如下步骤:S200、对所述解耦合信号进行统计处理,得到所述解耦合信号的统计图;

[0066] 由于在本实施例中,已训练的多任务神经网络模型可以根据统计图得到光信号若干参数的实时监测结果。故需要根据所述解耦合信号得到所述解耦合信号的统计图,具有可以对解耦合信号进行时域的统计处理,也可以对解耦合信号进行频域的统计处理,得到所述解耦合信号的统计图。相应的,所述对所述解耦合信号进行统计处理,得到所述解耦合信号的统计图包括如下步骤:

[0067] S201、对所述解耦合信号进行离散处理,得到离散序列;

[0068] S202、对所述离散序列进行统计处理,得到所述离散序列的统计图。

[0069] 具体地,离散处理是为了得到离散的数字信号,得到离散序列,是为后续信号处理做准备的;然后可以对所述离散序列进行时域统计处理,也可以对所述离散序列进行频域统计处理,得到所述离散序列的统计图。

[0070] 步骤S201包括如下步骤:

[0071] S2011、对所述解耦合信号进行带通滤波,得到带通解耦合信号;

[0072] S2012、对所述带通解耦合信号进行光电转换,得到电信号;

[0073] S2013、对所述电信号进行模数转换,得到离散序列。

[0074] 在本实施例中,将所述解耦合信号输入带通滤波器,通过带通滤波器滤除带外信号,得到带通解耦合信号,将带通解耦合信号输入到光电探测器,通过光电探测器将光信号转换为电信号,此时得到的电信号是连续的信号,如果直接对该连续的电信号进行处理,势必会造成很大的数据处理量,故将所述电信号输入至模数转换器进行模数转换,得到离散的序列。光电探测器能把光信号转换为电信号,根据器件对辐射响应的方式不同或者器件工作的机理不同,光电探测器可分为两大类:一类是光子探测器;另一类是热探测器。模数转换器即A/D转换器,或简称ADC,通常是指一个将模拟信号转变为数字信号的电子元件。通常的模数转换器是将一个输入电压信号转换为一个输出的数字信号。由于数字信号本身不具有实际意义,仅仅表示一个相对大小。故任何一个模数转换器都需要一个参考模拟量作为转换的标准,比较常见的参考标准为最大的可转换信号大小。而输出的数字量则表示输入信号相对于参考信号的大小。

[0075] 如图3所示,所述统计图包括二维振幅频率图和一维振幅直方图,步骤S202包括如下步骤:

[0076] S2021、根据所述离散序列,得到二维振幅频率图;

[0077] S2022、根据所述离散序列,得到一维振幅直方图。

[0078] 在本实施例中,根据不同维度的离散序列的分布情况可以用来获取更准确的光信号参数。因此,可以对所述离散序列按照不同的方式进行数据处理,得到二维振幅频率图和一维振幅直方图。二维振幅频率图用于反映离散序列在二维坐标平面的分布情况,一维振幅直方图用于反映离散序列在一维线段中的分布情况。

[0079] 具体地,步骤S2021包括如下步骤:

[0080] S20211、将预设的二维平面划分为若干方格;

[0081] S20212、对于所述离散序列中的每个离散序列数,将所述离散序列数和所述离散序列数的后一个离散序列数组成序列坐标对;

[0082] S20213、统计每个所述方格中包含的所述序列坐标对的个数,得到二维振幅频率图。

[0083] 在本实施例中,先将预设的二维平面划分为若干方格;例如,在二维平面上选取一定范围(如x、y坐标轴均设置从0到64),将 64×64 的坐标轴范围以1为间隔划分为4096个二维小坐标方格。对于所述离散序列中的每个离散序列数,将所述离散序列数和所述离散序列数的后一个离散序列数组成序列坐标对;例如,将模数转换器转换后得到的电信号标记为一个序列X,对于该序列中的每一个离散序列数 x_i ,并将该离散序列数 x_i 与该序列相邻且位于该离散序列数后的离散序列数 x_{i+1} 组成序列坐标对,例如,组成序列坐标对 (x_i, x_{i+1}) 。再统计每个所述方格中包含的所述序列坐标对的个数,得到二维振幅频率图。例如,根据落入二维小坐标方格的坐标对的点个数,统计生成二维振幅频率图。此时该二维振幅频率图可以用一个二维矩阵 P_{ij} 表示,例如 P_{11} 可表示为第一行第一列的二维坐标方格内的坐标对的个数。

[0084] 具体地,步骤S2022包括如下步骤:

[0085] S20221、将预设的归一化线段划分为若干分线段;

[0086] S20222、将所述离散序列进行归一化操作,得到归一化序列振幅;

[0087] S20223、统计每个所述分线段中包含的所述归一化序列振幅的频次,得到一维振幅直方图。

[0088] 在本实施例中,先将预设的归一化线段划分为若干分线段;例如:在0-1之间划分16段。然后将所述离散序列进行归一化操作,得到归一化序列振幅;例如,将模数转换器转换后得到的电信号离散序列数 x_i 后,对其进行归一化操作: $x_{\text{nor}i} = x_i / (\max(x_i) - \min(x_i))$,得到归一化序列 $x_{\text{nor}i}$,求解归一化序列 $x_{\text{nor}i}$ 的模值,得到归一化序列振幅。最后统计每个所述分线段中包含的所述归一化序列振幅的频次,得到一维振幅直方图;例如,对归一化序列的振幅频次进行统计,若归一化序列振幅的值落入分线段中则该段的频次加1,统计所有的 $x_{\text{nor}i}$ 值则可以得到一个一维振幅直方图。该一维振幅直方图为一个1*16的向量,每一个值代表该分线段内归一化振幅出现频次。

[0089] 得到二维振幅频率图和一维振幅直方图后,就可以执行如图1所示的如下步骤:S300、将所述统计图输入至已训练的多任务神经网络模型,得到光信号若干参数的实时监测结果。

[0090] 具体地,将二维振幅频率图和一维振幅直方图输入至已训练的多任务神经网络模型,通过该多任务神经网络模型直接输出光信号若干参数的实时监测结果,参数包括:光信噪比、调制格式、符号速率以及色散。如图4所示,多任务神经网络模型包括三部分:卷积神经网络、人工神经网络和深度神经网络,其中,卷积神经网络包含6层卷积层和池化层,用于提取前述二维振幅频率图特征信息,并传递给深度神经网络,人工神经网络包含一层全连接层,用于提取一维振幅直方图中的统计信息,并传递给深度神经网络,深度神经网络,包含4个子神经网络,每个子神经网络又由3层全连接层组成并独立预测输出光信号参数。

[0091] 在本实施例中,多任务神经网络模型的训练过程为,将训练数据集中的训练数据输入第一网络模型,通过第一网络模型输出预测参数,根据训练数据集中的样本标签和预测参数,得到损失函数,基于损失函数,训练第一网络模型,生成多任务神经网络模型。针对不同的信号(拥有不同调制格式,信噪比),可以接收并生成不同的两类统计图,所有的两类统计图将组成数据集会作为神经网络的两个输入对神经网络进行训练。数据集由三类子数据集组成,它们分别为训练集,验证集和测试集,比例分别为70%,15%,15%。训练集为神经网络的训练提供数据,验证集为训练过程中神经网络是否过拟合提供验证标准,测试集则在神经网络模型训练完成后用来测试模型的总体性能。神经网络在达到最佳预测性能后被移植于独立芯片上,可以实时同步输出多参数的预测结果。

[0092] 本发明提供一种光通信系统中实时监测光信号信息的方法,由于本发明只利用了耦合器的一小部分分光信号进行探测和处理,因此能够在实现准确的多参数监测的同时不影响光纤通信系统正常的运行,也不影响端到端收发机的性能。本发明利用低带宽的光电探测器和低速采样率的模数转换器对耦合器分路后的光信号进行探测和采样。带宽和采样速率不受光信号的带宽限制,可极大地降低硬件成本和集成难度。如图5所示,待测光信号从耦合器输出的光功率较小的一路光端信号输入基于神经网络的光信号参数实时监测装置,由光电探测器将光信号转换成电信号,再由模数转换器进行量化采样成离散电信号序

列。基于前述的统计图生成方法,两类统计图可以由电信号序列生成并输入多任务神经网络,得到预测的光信噪比、调制格式、符号速率以及色散的同步实时输出。

[0093] 示例性设备

[0094] 如图6中所示,本发明实施例提供一种基于神经网络的光信号参数实时监测装置,该装置包括:

[0095] 耦合器401,用于将一路光信号按预设的功率比例分成若干路光信号解耦合信号获取模块402,用于采集耦合器分光后的解耦合信号;

[0096] 光电探测器403,用于将光信号转化为电信号;

[0097] 模数转换器404,用于将模拟信号转换为数字信号;

[0098] 统计图获取模块405,用于对所述解耦合信号进行统计处理,得到所述解耦合信号的统计图;

[0099] 光信号若干参数的实时监测结果获取模块406,用于将所述统计图输入至已训练的多任务神经网络模型,得到光信号若干参数的实时监测结果。

[0100] 在本实施例中,基于神经网络的光信号参数实时监测装置包括耦合器401,解耦合信号获取模块402,光电探测器403、模数转换器404、统计图获取模块405、光信号若干参数的实时监测结果获取模块406以及处理芯片组成,光电探测器403和模数转换器404的带宽和采样速率不受光信号的带宽限制,因而带宽和速率可以相对原始光信号的带宽低很多。因此,该模块在探测部分的成本可以很低。另外,搭载数字信号处理算法和神经网络软件的芯片价格也较为低廉。

[0101] 本发明的基于神经网络的光信号参数实时监测装置中的神经网络模型是多任务架构,总体上可以分为两类:回归任务和分类任务。回归任务是指输出的是具体值的任务,而分类任务则会输出几种固定向量中的一种来代表其类别。在该模块中,光信噪比预测和色散估计属于回归任务,调制格式识别与符号速率识别属于分类任务。

[0102] 基于上述实施例,本发明还提供了一种智能终端,其原理框图可以如图7所示。该智能终端包括通过系统总线连接的处理器、存储器、网络接口、显示屏、温度传感器。其中,该智能终端的处理器用于提供计算和控制能力。该智能终端的存储器包括非易失性存储介质、内存储器。该非易失性存储介质存储有操作系统和计算机程序。该内存储器为非易失性存储介质中的操作系统和计算机程序的运行提供环境。该智能终端的网络接口用于与外部的终端通过网络连接通信。该计算机程序被处理器执行时以实现一种基于神经网络的光信号参数实时监测方法。该智能终端的显示屏可以是液晶显示屏或者电子墨水显示屏,该智能终端的温度传感器是预先在智能终端内部设置,用于检测内部设备的运行温度。

[0103] 本领域技术人员可以理解,图7中的原理图,仅仅是与本发明方案相关的部分结构的框图,并不构成对本发明方案所应用于其上的智能终端的限定,具体的智能终端可以包括比图中所示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者具有不同的部件布置。

[0104] 在一个实施例中,提供了一种智能终端,包括有存储器,以及一个或者一个以上的程序,其中一个或者一个以上程序存储于存储器中,且经配置以由一个或者一个以上处理器执行所述一个或者一个以上程序包含用于进行以下操作的指令:采集耦合器分光后的解耦合信号;

[0105] 对所述解耦合信号进行统计处理,得到所述解耦合信号的统计图;

[0106] 将所述统计图输入至已训练的多任务神经网络模型,得到光信号若干参数的实时监测结果。

[0107] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程,是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的计算机程序可存储于一非易失性计算机可读取存储介质中,该计算机程序在执行时,可包括如上述各方法的实施例的流程。其中,本发明所提供的各实施例中所使用的对存储器、存储、数据库或其它介质的任何引用,均可包括非易失性和/或易失性存储器。非易失性存储器可包括只读存储器(ROM)、可编程ROM(PROM)、电可编程ROM(EPROM)、电可擦除可编程ROM(EEPROM)或闪存。易失性存储器可包括随机存取存储器(RAM)或者外部高速缓冲存储器。作为说明而非局限,RAM以多种形式可得,诸如静态RAM(SRAM)、动态RAM(DRAM)、同步DRAM(SDRAM)、双数据率SDRAM(DDRSDRAM)、增强型SDRAM(ESDRAM)、同步链路(Synchlink) DRAM(SLDRAM)、存储器总线(Rambus)直接RAM(RDRAM)、直接存储器总线动态RAM(DRDRAM)、以及存储器总线动态RAM(RDRAM)等。

[0108] 综上所述,本发明公开了一种基于神经网络的光信号参数实时监测方法,所述方法包括:采集耦合器分光后的解耦合信号;对所述解耦合信号进行统计处理,得到所述解耦合信号的统计图;将所述统计图输入至已训练的多任务神经网络模型,得到光信号若干参数的实时监测结果。本发明实施例中对所述解耦合信号进行统计处理时没有带宽限制,可以应用于价格便宜的低带宽光电探测器上,并通过多任务神经网络模型得到光信号若干参数的准确实时监测结果。

[0109] 基于上述实施例,本发明公开了一种基于神经网络的光信号参数实时监测方法,应当理解的是,本发明的应用不限于上述的举例,对本领域普通技术人员来说,可以根据上述说明加以改进或变换,所有这些改进和变换都应属于本发明所附权利要求的保护范围。

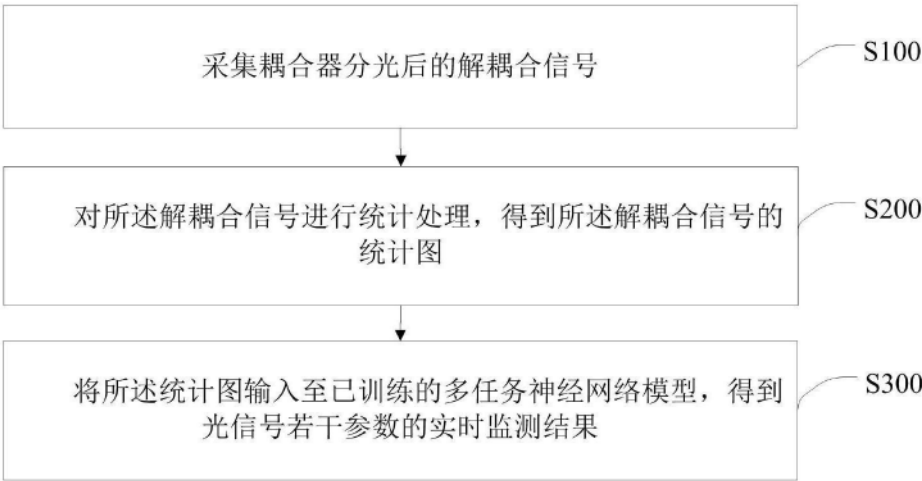


图1

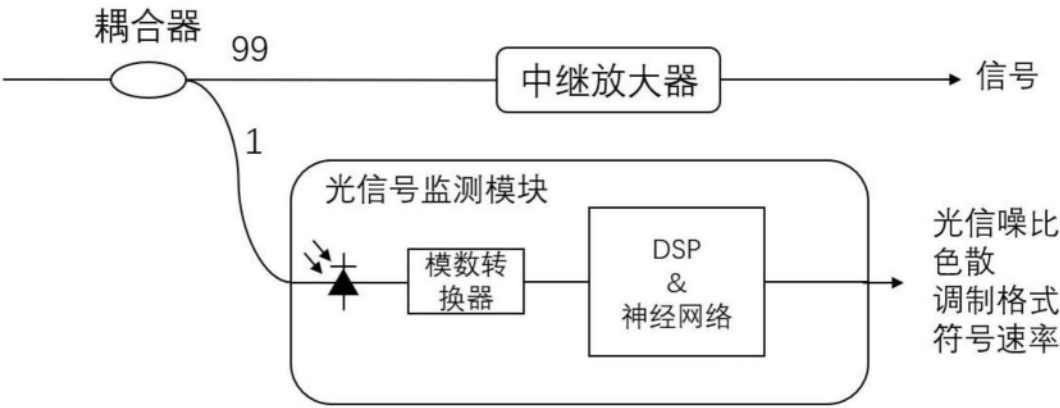


图2

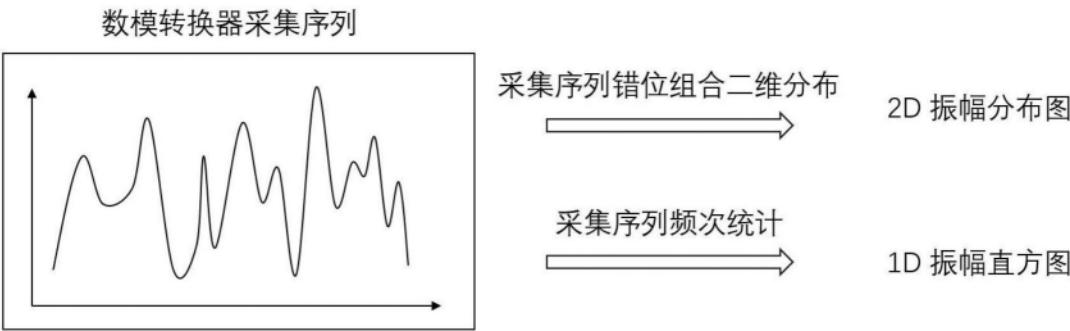


图3

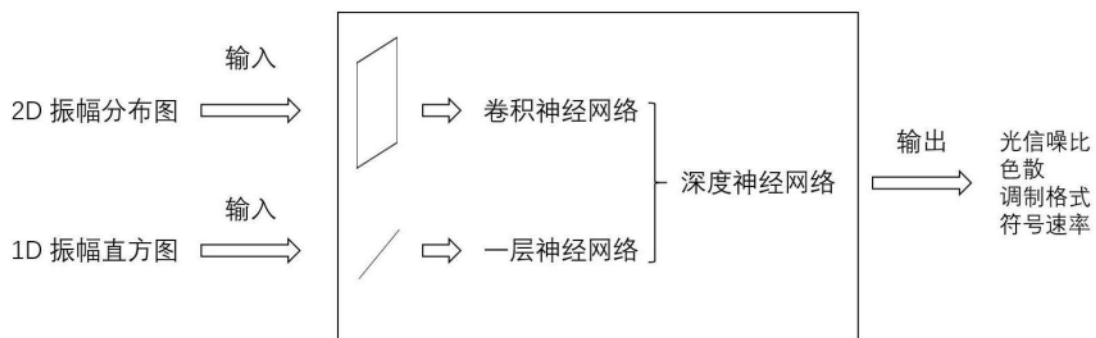


图4

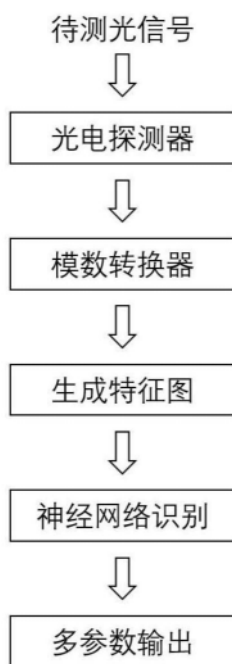


图5

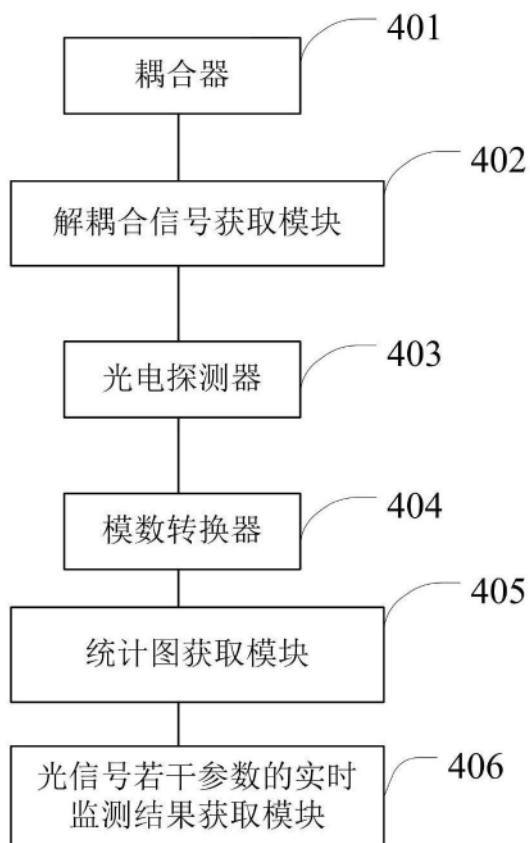


图6

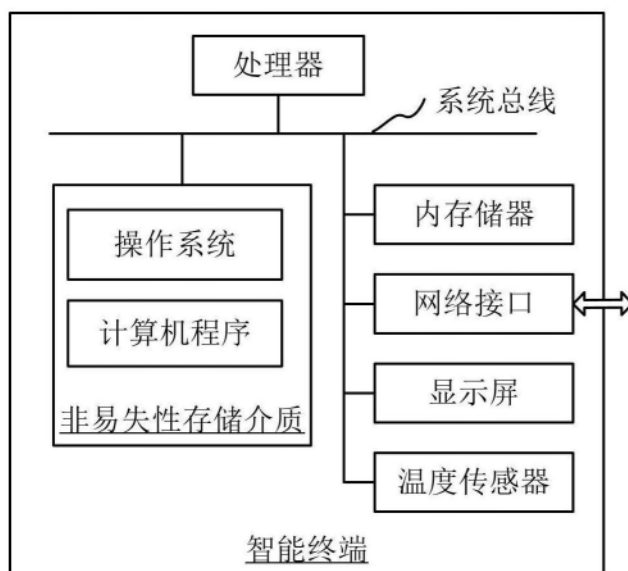


图7