

基于异步延迟采样的光通信性能监测方法

赖俊森 杨爱英* 孙雨南

(北京理工大学光电学院, 北京 100081)

摘要 基于异步延迟采样和人工神经网络统计学习提出了一种光通信性能监测方法。通过对高速光信号进行异步延迟采样,获得信号二维幅度直方图,然后提取其中特征参数并对人工神经网络进行训练,最后以人工神经网络的预测输出实现对光信号损伤的监测。构建 10 Gb/s 非归零码开关键控,40 Gb/s 光学双二进制码和归零码差分移相键控光通信仿真系统,并对光信噪比、色散和偏振模色散损伤进行监测。仿真结果表明,所提方法对被监测光信号的速率、码型调制格式透明,可同时准确监测多种并存的传输损伤,损伤参数监测误差小于 5%。该方法具有电域处理带宽要求低、采样机制简单的特点,适用于分布式在线光性能监测。

关键词 光通信;光性能监测;异步延迟采样;人工神经网络

中图分类号 TN929.11 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201232.1106004

Optical Fiber Communication Performance Monitoring Based on Asynchronous Delay Tap Sampling

Lai Junsen Yang Aiyong Sun Yu'nan

(School of Optoelectronic, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract Based on asynchronous delay tap sampling and artificial neural network statistical machine learning, a novel optical performance monitoring (OPM) technique is proposed. The signal is delay tap sampled to obtain two-dimensional histogram. Then the features of histograms are extracted to train the artificial neural networks. The outputs of trained neural network are used to monitor optical signal impairments. Simulations of optical signal-to-noise ratio, chromatic dispersion and polarization mode dispersion monitoring in 10 Gb/s nonreturn to zero code-on-off keying, 40 Gb/s optical doubinary code and return to zero-differential phase shift keying systems are presented. The simulation results show that the proposed scheme can monitor multiple simultaneous impairments on optical signals of diverse bit rates and formats with high accuracy, from which the monitoring error is less than 5%. The proposed technique is simple, cost-effective and suitable for in-service distributed OPM.

Key words optical communications; optical performance monitoring; asynchronous delay tap sampling; artificial neural networks

OCIS codes 060.2300; 060.2330; 060.4256

1 引 言

随着分布式存储、云计算和高清视频等新型互联网业务的发展,对光通信网络传输带宽的需求呈现爆炸式增长。单信道信号速率由 10 Gb/s 向 40 Gb/s 和 100 Gb/s 演进,信号调制格式的多样化,波分复用(WDM)信道数的增加以及动态可重构光网络的出现

对保证光网络的信号传输和服务质量提出新的挑战^[1]。光性能监测(OPM)技术通过直接在光域测量信道的损伤参数,如光信噪比(OSNR)、色度色散(CD)和偏振模色散(PMD)等,监测光网络物理层传输状态,确保网络的可靠运行,并为网络故障诊断和修复及动态路由提供依据^[2]。OPM 技术需要对

收稿日期: 2011-09-20; 收到修改稿日期: 2012-05-28

基金项目: 国家自然科学基金(60978007,61177067)资助课题。

作者简介: 赖俊森(1983—),男,博士研究生,主要从事光通信性能监测方面的研究。E-mail: ljs10904025@bit.edu.cn

导师简介: 孙雨南(1946—),男,教授,博士生导师,主要从事集成光学和光通信信息处理等方面的研究。

E-mail: syn@bit.edu.cn

* 通信联系人。E-mail: yangaiying@bit.edu.cn

于信号速率、码型和调制格式透明,并能同时监测多种并存的光损伤。

频域分析 OPM 技术通过测量信号频谱^[3]或加入射频频率^[4]监测信道损伤,但频域测量对信号调制格式不透明,可监测损伤参数少。时域采样 OPM 技术通过对高速光信号进行异步采样,降低了对电信号处理的带宽要求,可进行多种信道损伤参数的测量^[5~10]。其中异步幅度直方图法^[5]可测量多种损伤参数,但在多损伤并存时难以区分;非线性光采样^[6]和线性相干光采样^[7]能够获取被测信号的幅度和相位信息,重构被测信号眼图或星座图,但采样机制复杂,无法用于分布式在线监测。基于异步延迟采样的 OPM 技术采样机制简单^[8],能够监测多个损伤参数^[9],通过结合人工神经网络的统计学习算法可以区分多种并存的损伤^[10,11]。但是,现有文献报道集中于单一速率码型或者传输损伤的监测分析,对于多种信号速率、码型格式和传输损伤的集总监测以及对 OPM 技术的透明性和适用性进行分析的文章报道很少。

采用异步延迟采样技术结合人工神经网络统计学习算法,提出了一种对多种光信号速率、码型调制格式透明,并能够进行多损伤参数集总监测的 OPM 方法。构建了 10 Gb/s 非归零码开关键控(NRZ-OOK),40 Gb/s 光学双二进制码(ODB)和归零码差分移相键控(RZ-DPSK)光通信仿真系统,进行 OSNR、CD 和差分群时延(DGD,即一阶 PMD)损伤的集总监测。仿真结果表明,该方法能够以相同的 OPM 设备配置,实现对不同速率、码型调制格式光信号的多损伤参数集总监测,损伤参数监测误差小于 5%。相较于本组之前提出的非线性光采样信号眼图重构 OPM 方法^[12,13],该方法采样机制简单,无需信号解调,成本低,适用于分布式在线监测。

2 异步延迟采样(ADS)

ADS 通过加入延迟线对光信号在一个比特周期内进行两次采样,获取信号的相图^[10],即二维幅度直方图,并进行传输损伤分析。采用 ADS 技术的 OPM 模块结构如图 1(a)所示,待测的 WDM 光信号以带宽为 1nm 的光带通滤波器(BPF)进行选通,滤除相邻信道光信号功率,但不影响选通信道的被监测光信号的波形状态;光电探测器(PD)输出电信号经带宽为 0.8 倍信号符号率的低通滤波器(LPF)消除带外噪声干扰;再进行 3 dB 分路,一路以可调电延迟线(VDL)引入 Δt 延迟;最后以外部

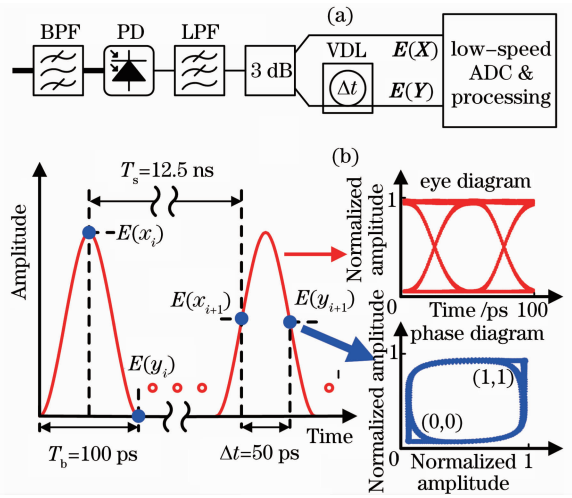


图 1 ADS 原理。(a) ADS 光性能监测器结构图; (b) 10 Gb/s NRZ-OOK 半比特 ADS 示意图

Fig. 1 Principle of ADS. (a) Structure of the delay tap sampling OPM monitor; (b) half bit delay tap sampling of 10 Gb/s NRZ-OOK

时钟驱动的低采样速率的模数转换器(ADC)对两路电信号进行采样并对采样后数据做进一步处理。

以 10 Gb/s NRZ-OOK 信号为例说明半比特 ADS 原理,如图 1(b)所示。其中 $T_b = 100$ ps 为信号比特周期;以可调电延迟线设定 3 dB 分路之后的一路电信号延迟时间为 $\Delta t = 50$ ps,即半比特延迟;如采用 80MSPS 的 14-bit 分辨率双输入 ADC,例如 AD9644,进行异步降频采样,则采样周期 $T_s = 12.5$ ns, T_s 与 T_b 无关,且 $T_s \gg T_b$;双路 ADC 的每次采样包含两个采样点 $E(x_i)$ 和 $E(y_i)$,对应的时间差为 Δt ,将两路采样点进行幅度值的归一化,之后再以 X-Y 模式做二维散点图可得 ADS 相图。在 NRZ-OOK 半比特 ADS 相图中,沿 45° 对角线的两端代表 0、1 电平的不同组合状态(0,0)和(1,1);其间的过渡点对应眼图中波形的上升和下降沿,沿 -45° 对角线的最大宽度反映其斜率。ADS 相图中包含被测信号相同或相邻比特周期期间的过渡态信息,能够反映信号波形受传输损伤影响的状态,可用作 OPM。

3 人工神经网络(ANN)

ANN 是一种模拟生物神经网络行为特征,进行分布式并行信息处理的算法数学模型^[14],在模式识别、图像处理等众多领域获得广泛应用^[15~17]。ANN 通过对输入输出数据的训练学习,获得对期望输出的准确映射关系。采用信息前向传输,误差后向传播的三层预测器(MLP-3)ANN 模型^[18]处

理 ADS 相图传输损伤信息,其结构如图 2 所示。MLP-3 结构分为输入层、隐含层和输出层,各层包含若干信息处理单元,称为神经元,同层神经元互不相连,邻层神经元间单向互连。MLP-3 通过对训练样本的学习来调整网络连接权值,实现对目标的分类或预测。

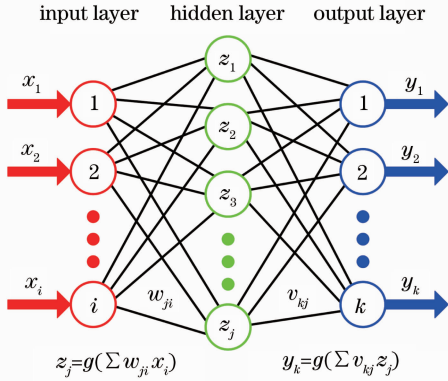


图 2 三层预测器 ANN 结构图

Fig. 2 Structure of the MLP-3 ANN model

MLP-3 的隐含层和输出层传输函数为

$$\begin{cases} \mathbf{Z} = g(\sum \mathbf{W}\mathbf{X}) \\ \mathbf{Y} = g(\sum \mathbf{V}\mathbf{Z}) \end{cases}, \quad (1)$$

式中 $\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{Z}$ 分别为输入、输出和隐元向量, \mathbf{W} 和 \mathbf{V} 分别为输入层到隐层和隐层到输出层权值矩阵, $g(u)$ 为 Sigmoidal 型激活函数:

$$g(u) = \frac{1}{1 + \exp(-u)}, \quad (2)$$

假设训练样本为 $\{(\mathbf{X}_n, \mathbf{D}_n), n \in N_{tr}\}$, 其中的 \mathbf{X} 为 i 维输入向量, \mathbf{D} 为 k 维期望输出向量, N_{tr} 为训练样本总数, 则训练误差为

$$E_{train}(\mathbf{U}) = \frac{1}{2} \sum_{n \in N_{tr}} \sum_k |Y_k(\mathbf{X}_n, \mathbf{U}) - D_{kn}|^2, \quad (3)$$

式中 D_{kn} 对应 \mathbf{D}_n 中的第 k 个元素, $Y_k(\mathbf{X}_n, \mathbf{U})$ 为输入 \mathbf{X}_n 的相应第 k 个网络输出, 其中 $\mathbf{W}, \mathbf{V} \subset \mathbf{U}$ 。通过获取的训练误差信息, 网络对连接权值矩阵 \mathbf{U} 进行修正, 此过程的循环实现误差反向传播的学习过程, 进而使误差函数 $E_{train}(\mathbf{U})$ 达到最小化。根据通用逼近定理^[19], 由有限个神经元构成的 MLP-3, 能够以任意精度逼近任意的多维非线性连续函数。在网络训练完成后, 采用独立于训练样本之外的测试样本对 ANN 进行测试, 其预测输出与测试数据的相关系数为

$$R_c = \frac{E[(\mathbf{Y}_{test}^{(i)} - \mu_Y)(\mathbf{D}_{test}^{(i)} - \mu_D)]}{\sigma_Y \sigma_D}, \quad (4)$$

式中 $E[\cdot]$ 为算式的期望值, \mathbf{Y}_{test} 为 ANN 测试输出向量, \mathbf{D}_{test} 为测试样本期望输出向量, μ_Y, μ_D 为 \mathbf{Y}_{test} 和 \mathbf{D}_{test} 的均值, σ_Y, σ_D 为 \mathbf{Y}_{test} 和 \mathbf{D}_{test} 的方差。相关系数 R_c 反映 ANN 输出与测试样本之间的接近程度, 是评价其预测性能的质量因子。

4 OPM 仿真验证

对光信号速率、码型调制格式透明, 并能同时监测多种传输损伤是 OPM 技术的核心要求。在 10 Gb/s 及更低速率系统中, NRZ-OOK 为代表的强度调制直接检测(IM-DD)系统因调制和接收器件简单、成本低而占据主导地位。但在 40 Gb/s 及更高速率的系统中, 由于 CD 和 PMD 容限的降低和对频谱效率要求的提高, NRZ-OOK 调制不再适用于长距离传输。而以相位辅助强度调制, 如 ODB, 也称相位整形二进制传输(PSBT)和相位调制, 如 RZ-DPSK 等为代表的先进调制格式由于损伤阈值高、频谱效率高而受到重视^[20]。以上述三种码型调制格式为监测对象, 基于 OptiSIM4.0 商业仿真软件平台构建采用 ADS 和 ANN 技术的 OPM 仿真系统, 验证所提出方案的透明性和损伤参数集总监测能力。

4.1 10 Gb/s NRZ-OOK

10 Gb/s NRZ-OOK 光性能监测系统如图 3(a) 所示, 1550 nm 连续光源(CW)经工作于正交传输点的无啁啾马赫-曾德尔调制器(MZM)进行外调制产生 NRZ 信号, 数据源为 10 Gb/s 伪随机二进制序列(PRBS), 其序列长度为 $2^7 - 1$ 。级联的掺铒光纤放大器(EDFA)和可调光衰减器(VOA)用于调整系统的 OSNR 值, 通过设置不同单模光纤(SMF)的传输距离和 CD、PMD 系数来模拟不同程度的 CD 和 DGD 传输损伤, 入纤光功率保持为 0 以消除非线性效应影响。包含损伤的光信号一部分经 PD 光电转换后以示波器(OSC)显示眼图作为参考, 另一部分经 ADS 监测器进行 $\Delta t = 50$ ps, 即半比特延迟采样和数据采集, 最后通过提取相图特征参量对 ANN 模型进行多损伤监测的训练和测试。光通信性能监测系统图中的细实线代表电路连接, 粗实线代表光路, 而虚线代表信号数据, 下同。

NRZ 信号在不同损伤条件下的眼图与相图如图 3(b)所示, OSNR 导致信号 1 电平和过渡点幅度分布展宽; CD 和 DGD 均导致信号时域展宽, 但 CD 导致信号消光比降低, 相图点沿 45° 对角线外扩, 而 DGD 导致信号波形三角化, 相图出现非对称性。根据不同损伤参数特点, 提取相图特征参数, 其中 \bar{m}

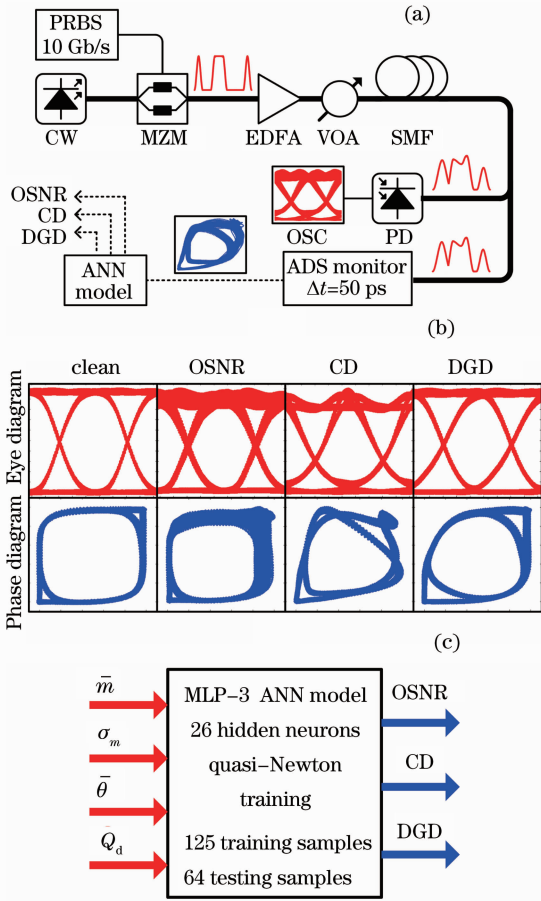


图 3 10 Gb/s NRZ-OOK 光性能监测。(a) 监测系统；(b) 不同损伤条件下的眼图与相图；(c) ANN 模型

Fig. 3 OPM in 10 Gb/s NRZ-OOK system. (a) OPM system; (b) eye diagrams and phase diagrams under different impairments; (c) ANN model

和 σ_m 分别为相图采样点到原点距离的均值和标准差； $\bar{\theta}$ 为相图采样点角度平均值； $Q_d = (\mu_1 - \mu_0) / (\sigma_1 + \sigma_0)$ 类似眼图中 Q 值的定义，以相图中沿 45° 对角线上采样点区分 0、1 电平，求其均值和标准差得对角线 Q 值。以上述 4 个参数构成如图 3(c) 所示 ANN 模型的输入向量，OSNR, CD, DGD 参数构成输出向量，MLP-3 包含 26 个隐元，采用拟牛顿 (Quasi-Newton) 算法作为训练算法，ANN 的训练使用张齐军教授开发的 NeuroModeler 软件包。

为了验证 ANN 模型监测传输损伤的性能，以 125 组不同损伤条件下相图参数构成训练样本，其中 OSNR 分别为 40, 36, 32, 28, 24 dB；CD 分别为 0, 200, 400, 600, 800 ps/nm；DGD 分别为 0, 12, 24, 36, 48 ps，对 ANN 进行训练。在训练完成后，以另外的 64 组不同损伤参数，其中 OSNR 分别为 38, 34, 30, 26 dB；CD 分别为 100, 300, 500, 700 ps/nm；DGD 分别为 6, 18, 30, 42 ps，构成测试样本对 ANN

的预测输出进行测试。10 Gb/s NRZ-OOK 光性能监测结果如图 4 所示，其中 ANN 模型在 200 次迭代之后的训练误差 $E_{\text{train}} = 0.008$ ，ANN 模型预测输出与测试样本相关系数 $R_c = 99.3\%$ ，损伤参数监测的均方根误差分别为 $E_{\text{OSNR}} = 0.1$ dB, $E_{\text{CD}} = 8.34$ ps/nm 和 $E_{\text{DGD}} = 0.92$ ps，在监测损伤参数的测量范围内，监测误差小于 5%。

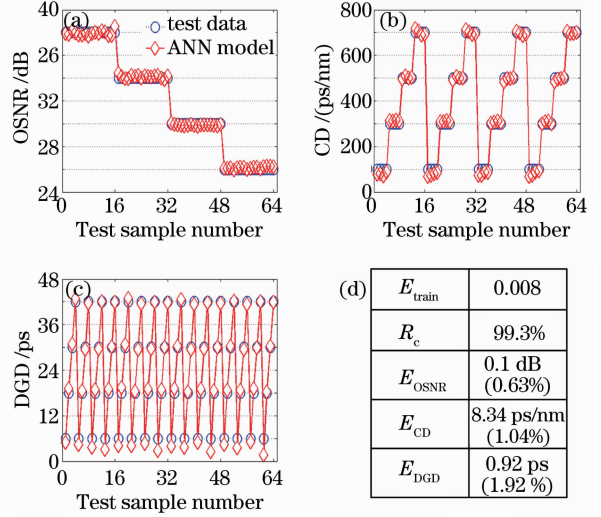


图 4 10 Gb/s NRZ-OOK 监测结果。(a) OSNR；(b) CD；(c) DGD；(d) 监测误差

Fig. 4 OPM results for 10 Gb/s NRZ-OOK. (a) OSNR；(b) CD；(c) DGD；(d) OPM error

4.2 40 Gb/s ODB

40 Gb/s 光通信系统与 10 Gb/s 系统相比，CD 容限减小 16 倍，PMD 容限减小 4 倍，NRZ-OOK 调制的无电中继再生可传输距离大大缩短。ODB 调制格式采用三电平调制，非连续的相邻 1 电平之间相位相差 π ，在 CD、PMD 或滤波器效应引入波形展宽时，产生干涉相消，使 0 电平保持低电位，从而大幅提高其对色散损伤的阈值，而且其频谱较 NRZ-OOK 调制更窄，有利于窄信道间隔的 WDM 传输^[20]。同时，ODB 调制格式只需改动发射机，而接收机不变，在性能和复杂度之间实现折中。40 Gb/s ODB 光性能监测系统如图 5(a) 所示，信号源产生 40 Gb/s PRBS，其序列长度为 $2^7 - 1$ ，首先进行双二进制预编码，之后经带宽为 10 GHz 的低通滤波器产生三电平驱动信号，在工作于传输零点的 MZM 中对 1550 nm 的 CW 光源进行外调制得 ODB 信号，入纤功率保持为 0，消除非线性效应影响。光纤链路中 OSNR、CD 和 PMD 三种传输损伤的模拟与眼图监测部分与 4.1 中相同，ADS 监测器的延迟为半比特，即 $\Delta t = 12.5$ ps。

不同损伤条件下的 ODB 信号眼图与 ADS 相图如图 5(b) 所示, OSNR 降低导致 0、1 电平和过渡点幅度值均匀展宽; CD 导致波形三角化, 相图中第 3 象限采样点外扩; DGD 导致波形斜率降低, 消光比减小, 相图点沿对角线方向闭合。根据相图变化特点提取特征参数, 其中 \bar{m} 、 σ_m 、 $\bar{\theta}$ 和 Q_d 与 4.1 中相同, σ_{m_3} 为相图第 3 象限采样点到原点距离的标准差。以相图特征参数为输入向量, 监测损伤参数为输出向量构造 ANN 模型如图 5(c) 所示, 采用拟牛顿训练算法, 隐元数目为 32 个。

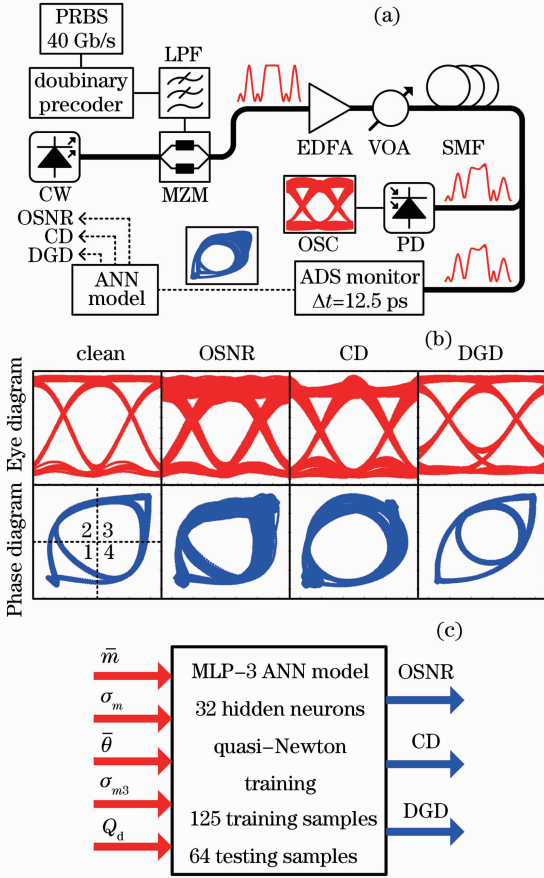


图 5 40 Gb/s ODB 光性能监测。(a) 监测系统;

(b) 不同损伤条件下的眼图与相图; (c) ANN 模型

Fig. 5 OPM in 40 Gb/s ODB system. (a) OPM system;

(b) eye diagrams and phase diagrams under different impairments; (c) ANN model

以 125 组不同的传输损伤组合构成训练样本, 其中有 OSNR 分别为 42, 38, 34, 30, 26 dB; CD 分别为 0, 40, 80, 120, 160 ps/nm; DGD 分别为 0, 4, 8, 12, 16 ps, 对 ANN 进行训练。以 64 组不同的传输损伤组合构成测试样本对训练完成的 ANN 模型进行预测输出的检验, 其中有 OSNR 分别为 40, 36, 32, 28 dB; CD 分别为 20, 60, 100, 140 ps/nm; DGD

分别为 2, 6, 10, 14 ps。监测结果如图 6 所示, ANN 模型训练误差 $E_{\text{train}} = 0.031$, 预测输出与测试样本相关系数 $R_c = 97.6\%$, 损伤监测均方根误差为 $E_{\text{OSNR}} = 0.72$ dB, $E_{\text{CD}} = 3.24$ ps/nm 和 $E_{\text{DGD}} = 0.49$ ps, 测量范围内的监测误差小于 5%。

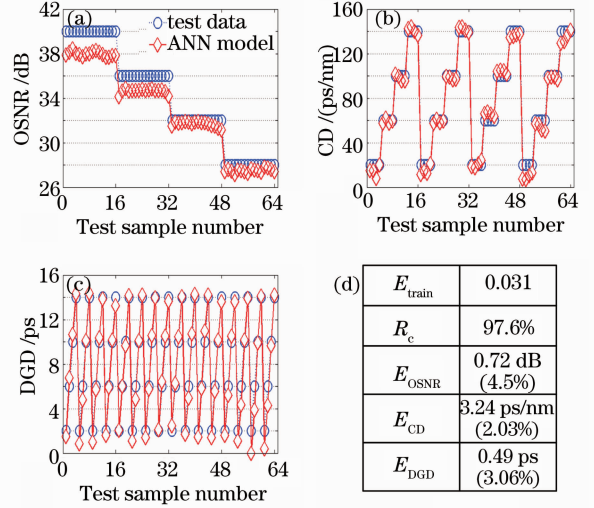


图 6 40 Gb/s ODB 监测结果。(a) OSNR; (b) CD; (c) DGD; (d) 监测误差

Fig. 6 OPM results for 40 Gb/s ODB. (a) OSNR; (b) CD; (c) DGD; (d) OPM error

4.3 40 Gb/s RZ-DPSK

在 RZ-DPSK 调制格式中, 由于采用了平衡光电探测 (BPD), 其达到相同误码率所需的 OSNR 值要求比 OOK 调制格式要低 3 dB, 即接收机灵敏度提高一倍。对于受到光放大器自发辐射噪声限制的长距传输系统而言, 使用 RZ-DPSK 调制可使无电再生中继可传输距离增加一倍, 2003 年以后的陆基和海缆长距大容量光通信系统中, DPSK 和差分四相移键控 (DQPSK) 调制逐渐取代 OOK 而成为主流^[21]。40 Gb/s RZ-DPSK 光性能监测系统如图 7(a) 所示, 序列长度为 $2^7 - 1$ 的 40 Gb/s PRBS 经差分预编码后在工作于传输零点的 MZM₁ 中对 CW 光源进行相位信息加载, 再采用 40 GHz 正弦时钟信号在工作于正交传输点的 MZM₂ 中进行 RZ 码型调制, 最终获得 50% 占空比的 RZ-DPSK 信号。光纤链路中 OSNR、CD 和 PMD 三种传输损伤的模拟与 4.1 中相同, 在加入传输损伤之后, 部分光信号经过延迟干涉仪 (DLI) 解调和 BPD 平衡探测后, 在 OSC₁ 中显示解调信号眼图; 部分光信号直接 PD 检测, 在 OSC₂ 中显示线路传输眼图; 部分光信号进入 ADS 监测器, 其延迟量设置为 1 bit, 即 $\Delta t = 25$ ps。

不同损伤条件下的 RZ-DPSK 信号的解调后眼

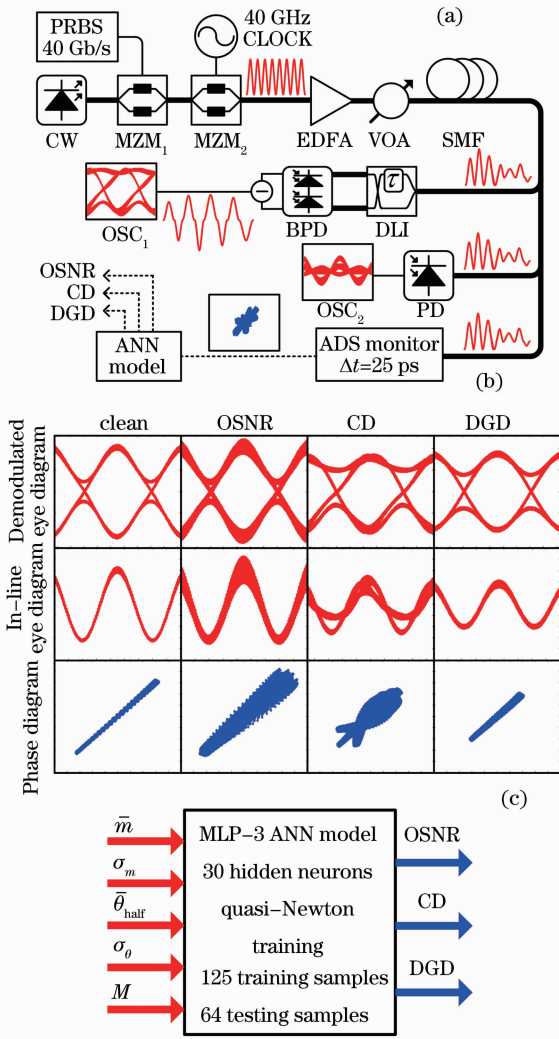


图 7 40 Gb/s RZ-DPSK 光性能监测。(a)监测系统;(b)不同损伤条件下的解调后眼图、线路传输眼图与相图;(c) ANN 模型

Fig. 7 OPM in 40 Gb/s RZ-DPSK system. (a) OPM system; (b) demodulated eye diagrams, in-line eye diagrams and phase diagrams under different impairments; (c) ANN model

图、线路传输眼图和 ADS 相图如图 7(b)所示, OSNR 降低导致信号波形和相图点幅度值的展宽; CD 导致波形幅度值和消光比降低,相图点局部外扩;DGD 导致两偏振态的信号产生相位差,在 PD 检测中干涉相消,使信号波形幅度值降低,相图点沿对角线方向缩短。根据相图变化的特点,提取与传输损伤变化有关的特征参量,其中 \bar{m} 和 σ_m 与 4.1 中相同, $\bar{\theta}_{\text{half}}$ 为相图 45° 对角线以上采样点到原点的角度平均值, σ_θ 为全部采样点到原点角度值的标准差, M 为采样点到原点幅度最大值与最小值之差。以上述特征参数为输入向量,损伤参数为输出向量构造 ANN 模型如图 7(c)所示,隐元数目为 30,采用

拟牛顿训练算法。

以 125 组传输损伤组合构成训练样本,包括 OSNR 分别为 36, 32, 28, 24, 20 dB; CD 分别为 0, 12, 24, 36, 48 ps/nm; DGD 分别为 0, 3, 6, 9, 12 ps, 对 ANN 进行训练。以 64 组不同的传输损伤组合构成测试样本对训练完成的 ANN 模型进行预测输出的检验,包括 OSNR 分别为 34, 30, 26, 22 dB; CD 分别为 6, 18, 30, 42 ps/nm; DGD 分别为 1.5, 4.5, 7.5, 10.5 ps。监测结果如图 8 所示,ANN 模型训练误差 $E_{\text{train}}=0.06$, 预测输出与测试样本相关系数 $R_c=95.8\%$, 监测均方根误差为 $E_{\text{OSNR}}=0.15$ dB、 $E_{\text{CD}}=1.74$ ps/nm 和 $E_{\text{DGD}}=0.61$ ps, 测量范围内的监测误差小于 5%。

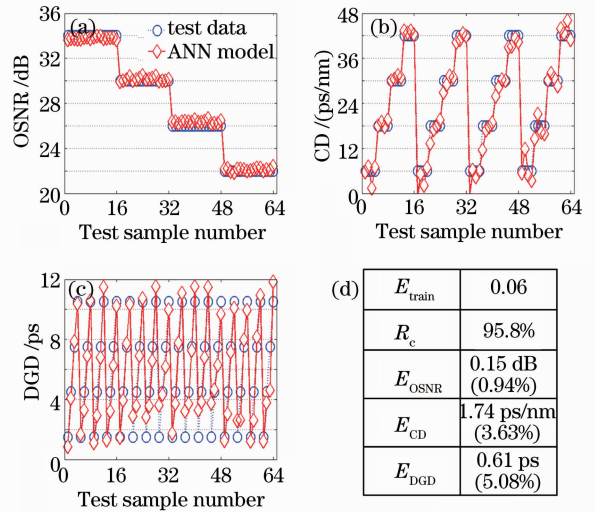


图 8 40 Gb/s ODB 监测结果。(a) OSNR;(b) CD;(c) DGD;(d)监测误差

Fig. 8 OPM results for 40 Gb/s ODB. (a) OSNR; (b) CD; (c) DGD; (d) OPM error

5 结 论

通过将异步延迟采样相图分析和神经网络训练相结合,提出了一种能够对多种传输损伤参数进行集总监测的光性能监测方法。该方法通过对高速光信号进行异步延迟采样,并构造相图来反映多种信道传输损伤,再结合神经网络统计学习算法对不同损伤的特征进行提取和训练,从而实现多损伤参数的集总监测。构建了 10 Gb/s NRZ-OOK (IM-DD), 40 Gb/s ODB(多电平调制)和 RZ-DPSK (相位调制)三种光通信性能监测仿真系统,仿真结果表明该方法对于多种信号速率和多种码型调制格式的监测具有透明性,并具有对以及多种传输损伤的集总监测能力;同时具有电信号处理带宽要求低,

损伤监测准确度高的优点。该方法的硬件结构简单,适应性强,可在光传输网络中的关键节点进行分布式和非侵入式的光纤通信性能的在线监测。

参 考 文 献

- 1 C. C. K. Chan. Optical Performance Monitoring: Advanced Techniques for Next Generation Photonic Networks [M]. Burlington: Elsevier, 2010
- 2 D. C. Kilper, R. Bach, A. E. Willner *et al.*. Optical performance monitoring [J]. *J. Lightwave Technol.*, 2004, **22**(1): 294~304
- 3 J. H. Lee, H. Y. Choi, S. K. Shin *et al.*. A review of the polarization-nulling technique for monitoring optical signal to noise ratio in dynamic WDM networks [J]. *J. Lightwave Technol.*, 2006, **24**(11): 4162~4171
- 4 H. C. Ji, K. J. Park, J. H. Lee *et al.*. Optical performance monitoring techniques based on pilot tones for WDM network applications [J]. *J. Opt. Netw.*, 2004, **3**(7): 510~533
- 5 P. André, A. Teixeira, M. Lima *et al.*. Asynchronous sampled amplitude histogram models for optical performance monitoring in high-speed networks [J]. *J. Opt. Netw.*, 2004, **3**(8): 636~642
- 6 M. Sköld, M. Westlund, H. Sunnerud *et al.*. All-optical waveform sampling in high-speed optical communication systems using advanced modulation formats [J]. *J. Lightwave Technol.*, 2009, **27**(16): 3662~3671
- 7 C. Dorrer. Monitoring of optical signals from constellation diagrams measured with linear optical sampling [J]. *J. Lightwave Technol.*, 2006, **24**(1): 313~321
- 8 S. D. Dods, T. B. Anderson. Optical performance monitoring technique using delay tap asynchronous waveform sampling [C]. Optical Fiber Communication Conference, March 5, 2006, Anaheim, California: OThH5
- 9 B. Kozicki, A. Maruta, K. Kitayama. Experimental demonstration of optical performance monitoring for RZ-DPSK signals using delay-tap sampling method [J]. *Opt. Express*, 2008, **16**(6): 3566~3576
- 10 T. B. Anderson, A. Kowalczyk, K. Clarke *et al.*. Multi impairment monitoring for optical networks [J]. *J. Lightwave Technol.*, 2009, **27**(16): 3729~3736
- 11 J. A. Jargon, X. X. Wu, A. E. Willner. Optical performance monitoring by use of artificial neural networks trained with parameters derived from delay-tap asynchronous sampling [C]. Optical Fiber Communication Conference, March 5, 2006, Anaheim, California: OThH1
- 12 J. S. Lai, A. Y. Yang, Y. N. Sun. Multiple-impairment monitoring for 40-Gb/s RZ-OOK using artificial neural networks trained with reconstructed eye diagram parameters [C]. Conference on Lasers and Electro-Optics/Pacific Rim, August 28, 2011, Sydney, Australia: C216
- 13 Lai Junsen, Yang Aiyin, Sun Yu'nan. Optical performance monitoring based on reconstructed eye diagrams and artificial neural networks[J]. *J. Optoelectronics • Laser*, 2011, **22**(9): 1342~1347
- 赖俊森, 杨爱英, 孙雨南. 基于眼图重构和神经网络的光性能监测[J]. *光电子·激光*, 2011, **22**(9): 1342~1347
- 14 M. H. Hassoun. Fundamentals of Artificial Neural Networks [M]. Boston: The MIT Press, 1995
- 15 Tian Zhen, Zhang Qi, Xiong Jiulong *et al.*. Lagre-scale camera calibration with neural network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, **31**(4): 0415001
- 田震, 张玘, 熊九龙等. 基于神经网络的大范围空间标定技术 [J]. *光学学报*, 2011, **31**(4): 0415001
- 16 Xiao Guangzong, Long Xingwu, Zhang Bin *et al.*. A novel global optimization method to design laser parameters with artificial neural network and genetic algorithm[J]. *Chinese J. Lasers*, 2010, **37**(5): 1203~1208
- 肖光宗, 龙兴武, 张斌等. 基于神经网络和遗传算法的激光器参数全局优化方法 [J]. *中国激光*, 2010, **37**(5): 1203~1208
- 17 Yan Zhaojun, Li Xinyang. Neural network prediction algorithm for control voltage of deformable mirror in adaptive optical system [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(4): 911~916
- 颜召军, 李新阳. 基于神经网络的自适应光学系统变形镜控制电压预测方法[J]. *光学学报*, 2010, **30**(4): 911~916
- 18 X. X. Wu, J. A. Jargon, R. A. Skoog *et al.*. Applications of artificial neural networks in optical performance monitoring [J]. *J. Lightwave Technol.*, 2009, **27**(16): 3580~3589
- 19 G. Cybenko. Approximation by superpositions of a sigmoidal function [J]. *Mathematics of Control, Signals, and Systems*, 1989, **2**(4): 303~314
- 20 P. J. Winzer, R. J. Essiambre. Advanced modulation formats for high-capacity optical transport networks [J]. *J. Lightwave Technol.*, 2006, **24**(12): 4711~4728
- 21 A. H. Gnauck, R. W. Tkach, A. R. Chraplyvy *et al.*. High-capacity optical transmission systems [J]. *J. Lightwave Technol.*, 2008, **26**(9): 1032~1045

栏目编辑: 王晓琰