

# 基于广义回归神经网络的 CO-OFDM 系统 非线性均衡

吴金达<sup>1\*\*</sup>, 卢瑾<sup>1</sup>, 任宏亮<sup>1\*</sup>, 覃亚丽<sup>1</sup>, 郭淑琴<sup>1</sup>, 胡卫生<sup>2</sup>

<sup>1</sup>浙江工业大学信息工程学院, 浙江 杭州 310023

<sup>2</sup>上海交通大学区域光纤通信网与新型光通信系统国家重点实验室, 上海 200240

**摘要** 针对高阶正交幅度调制和大线宽相干光正交频分复用(CO-OFDM)系统,提出了一种基于广义回归神经网络(GRNN)的非线性均衡算法。将接收端进行相位噪声恢复之后的批量数据作为训练数据样本,通过训练学习得到 GRNN 的唯一参数平滑因子,然后对测试数据进行非线性均衡。对传输速率为 50 Gb/s,传输距离为 100 km 的 CO-OFDM 系统进行了仿真验证。仿真结果表明,在大线宽和高阶调制下,GRNN 非线性均衡算法对系统非线性损伤的补偿效果优于相应反向传播神经网络(BPNN)非线性均衡算法,且其训练运行时间远小于 BPNN。GRNN 非线性均衡算法能极大促进 CO-OFDM 系统在中长距离光纤传输中的应用。

**关键词** 光通信; 相干光正交频分复用; 大线宽; 高阶正交幅度调制; 广义回归神经网络; 非线性均衡

中图分类号 TN913.7

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0906002

## Nonlinear Equalizer Based on General Regression Neural Network in Coherent Optical OFDM System

Wu Jinda<sup>1\*\*</sup>, Lu Jin<sup>1</sup>, Ren Hongliang<sup>1\*</sup>, Qin Yali<sup>1</sup>, Guo Shuqin<sup>1</sup>, Hu Weisheng<sup>2</sup>

<sup>1</sup>School of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou, Zhejiang 310023, China

<sup>2</sup>State Key Laboratory of Advanced Optical Communication Systems and Networks, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China

**Abstract** A nonlinear equalization algorithm is proposed based on the general regression neural network (GRNN) in the coherent optical orthogonal frequency division multiplexing (CO-OFDM) system with high-order quadrature amplitude modulation and large laser linewidth. After phase recovery at the receiver, the training data is chosen to carry out the training and studying in the GRNN. In the process, the smoothing factor, the only parameter, can be decided in the GRNN. Then, for the detecting data at the receiver, the nonlinear equalization is performed by the GRNN. The numerical simulations have been completed by the proposed GRNN nonlinear equalization algorithm in the CO-OFDM system with a transmission rate of 50 Gb/s and a transmission distance of 100 km. Compared with the back propagation neural network nonlinear equalization (BPNN-NLE) algorithm, under lager laser linewidth and high-order quadrature amplitude modulation (QAM), the proposed method has a better nonlinear equalization performance and a shorter time of training running, which will greatly promote the application of CO-OFDM system in the fiber transmission with long and medium distance.

**Key words** optical communications; coherent optical orthogonal frequency division multiplexing; large laser linewidth; high-order quadrature amplitude modulation; general regression neural network; nonlinear equalization

**OCIS codes** 060.1660; 060.2330; 060.2360; 060.4510

## 1 引言

相干光正交频分复用(CO-OFDM)综合了电

域正交频分复用(OFDM)调制技术和相干光通信的优点,具有传输速率高、抗色散能力强、频谱利用率高等特点,能够灵活、有效地补偿接收端数字信号处

收稿日期: 2017-12-04; 修回日期: 2018-03-21; 录用日期: 2018-04-09

基金项目: 国家自然科学基金(60907032, 61675184, 61675183)、浙江省自然科学基金(LY16F050009)、上海交通大学区域光纤通信网与新型光通信系统国家重点实验室开放基金(2016GZKF0JT004)

\* E-mail: hlren@zjut.edu.cn; \*\* E-mail: silencewjd@163.com

理(DSP)系统的线性和非线性损伤,已成为中长距离高速通信系统和光接入网等领域备受关注的技术之一<sup>[1-10]</sup>。但 CO-OFDM 系统中 OFDM 信号的峰均比(PAPR)较高,在中长距离传输中对光纤非线性效应非常敏感,严重影响了系统的传输性能。高 PAPR 不仅会影响光纤的非线性,还要求部分非线性器件具有较大的线性范围,增加了系统成本和复杂度<sup>[11-16]</sup>。传输信道的非线性损伤主要包括两部分:一部分是由光纤中的克尔非线性效应引起的,表现为自相位调制(SPM)的非线性相位噪声,以及子载波间的非线性串扰效应,如交叉相位调制(XPM)和四波混频(FWM)等;另一部分是偏振模色散和放大器中自发辐射噪声引起的随机非线性损伤。

很多研究者已经提出了 CO-OFDM 系统非线性损伤的补偿方案,例如采用限幅技术<sup>[17]</sup>、预编码<sup>[18]</sup>、星座图扩展算法<sup>[19-20]</sup>等来降低系统的 PAPR。但这些方案在系统性能、计算复杂度和频谱效率方面都存在着不同程度的缺点。接收端数字信号处理算法也被广泛应用于 CO-OFDM 系统的非线性均衡研究,其中包括数字反向传输(DBP)和逆沃尔泰拉级传递函数(IVSTF)两种算法。DBP 算法虽然实现了较好的基于克尔效应的非线性补偿,却需要一定的导频开销,而且涉及大量的快速傅里叶变换运算,计算复杂度较大<sup>[21-23]</sup>;IVSTF 算法需要得到先验光纤信道信息,但该信息的获取十分困难。近年来,基于多层感知器(MLP)的人工神经网络(ANN)等机器学习算法开始应用于 CO-OFDM 系统的非线性均衡。与线性判决边界的均衡器相比,基于 ANN 的均衡器可采用非线性判决边界,因此,它能有效均衡系统的非线性效应<sup>[24-30]</sup>。在对反向传播神经网络(BPNN)进行非线性均衡的基础上,Jarajreh 等<sup>[24-25]</sup>提出了用径向基函数(RBF)神经网络结合 K-means 聚类算法均衡 CO-OFDM 的非线性效应,与一般 BPNN 算法相比,该方法的非线性均衡效果得到一定提高,且训练开销大大降低。与传统的数字信号处理算法相比,ANN 算法不仅能有效补偿光纤中克尔非线性效应引起的确定性非线性损伤,还能部分补偿随机非线性损伤,如偏振模色散和放大器自发辐射噪声引起的非线性效应。

目前,CO-OFDM 传输系统采用昂贵的外腔激光器,其线宽约为 100 kHz,这极大地提高了 CO-OFDM 系统的造价,限制了其在长距离传输和光接入网中的应用。同时,高阶正交幅度调制(QAM)极

大地提高了符号速率,节省了系统带宽,提高了系统传输的频谱效率<sup>[31]</sup>,但是高阶 QAM 是以牺牲其抗干扰性来获取其高频谱利用率,且调制阶数越高,其抗非线性失真的能力就越差。因此,适用于大线宽和高阶 QAM 的 CO-OFDM 系统的非线性均衡算法不仅可以有效提升系统性能,节省宝贵的带宽资源,而且可以极大降低相干系统对激光器线宽的容忍度,从而极大降低系统的造价。

广义回归神经网络(GRNN)<sup>[32-37]</sup>是 RBF 神经网络的一个重要分支,它基于非线性回归理论,通过激活神经元来逼近目标函数。与 BPNN 相比,GRNN 在逼近能力和收敛速度上具有较大的优势,并收敛于样本积聚较多的优化回归面。当样本数据较少以及存在不稳定数据时,GRNN 的逼近效果也较好。本文提出了应用于大线宽和高阶 QAM 的 CO-OFDM 系统的基于 GRNN 的非线性均衡(GRNN-NLE)算法。在个人计算机上对传输速率为 50 Gb/s 且 16QAM 和 32QAM 的 CO-OFDM 系统进行仿真验证。在系统进行相位噪声恢复的基础上,应用 GRNN-NLE 算法进行非线性均衡。仿真结果表明,在大线宽条件下,GRNN-NLE 算法的非线性均衡效果优于反向传播非线性均衡(BPNN-NLE)算法,且在 16QAM 和 32QAM 系统中 GRNN-NLE 训练运行时间稳定在 7 s 左右,而 32QAM 时 BPNN-NLE 的训练运行时间最高长达 210 s 左右。这表明 GRNN-NLE 算法能较好地抑制 CO-OFDM 系统的非线性损伤,且收敛速度快,对 CO-OFDM 系统在中长距离光纤传输中的应用具有重要意义。

## 2 GRNN-NLE 算法

### 2.1 GRNN 神经网络结构

GRNN 的第一层为输入层,直接将输入向量传送到隐含层,即径向基层。本文中输入向量是指对 CO-OFDM 系统接收端进行相位噪声恢复后的数据  $\mathbf{X}_{m,1}, \dots, \mathbf{X}_{m,k}, \dots, \mathbf{X}_{m,n}$ , 其中  $\mathbf{X}_{m,k}$  为第  $m$  个 OFDM 符号中第  $k$  个子载波上的频域数据,每个 OFDM 符号包含  $n$  个子载波。该数据是由随机二进制数经 QAM 映射获得,可分为实部和虚部进行处理。如图 1 所示,用于 CO-OFDM 系统非线性均衡的 GRNN 结构包含两个子网络,分别为 CO-OFDM 接收端每个 OFDM 符号频域数据的虚部和实部,每个子网络都由输入层、径向基层和输出层构成<sup>[32-37]</sup>。由于实部和虚部两个子网络原理相同,下

文仅介绍虚部子网络原理。训练样本的输入向量是接收端进行相位噪声恢复后的数据,目标向量是这些数据在发射端编码后映射到星座图上的数据。假设训练样本集有  $l$  个 OFDM 符号,则训练样本元素的总数  $N$  为  $nl$ ,则径向基层的神经元数目等于训

练样本数  $N$ ,并使用欧氏距离函数  $\|d\|$  来表示网络输入向量  $\mathbf{X}_{m,k}$  与输入层权值矩阵  $\mathbf{W}$  之间的距离,欧氏距离函数元可表示为

$$\|d\|_i = \|\mathbf{W} - \mathbf{X}^T\| = \sqrt{(\mathbf{W}_{i1} - \mathbf{X}_{m,k})^2}, \quad i = 1, 2, \dots, N. \quad (1)$$

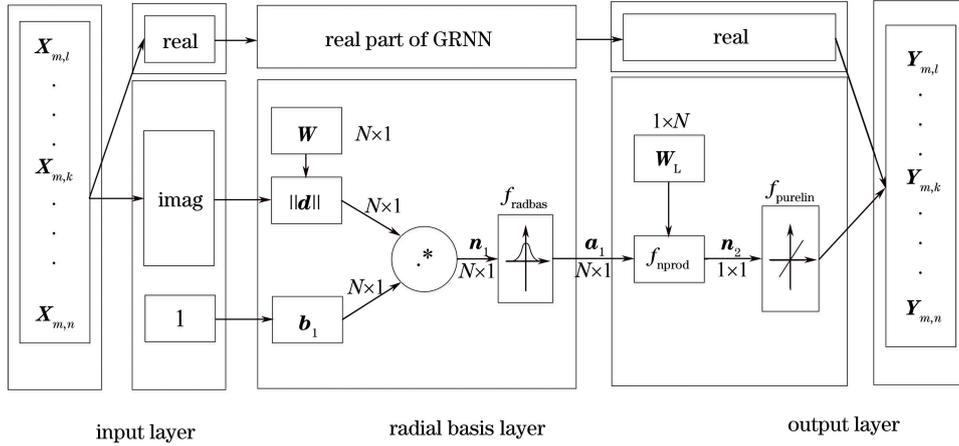


图1 QAM CO-OFDM 系统中 GRNN-NLE 结构图

Fig. 1 Architecture of the proposed GRNN-NLE for QAM CO-OFDM system

所有训练样本组成一个  $1 \times N$  的矩阵,权值矩阵  $\mathbf{W}$  就是输入层神经元与径向基层神经元之间的连接权重所组成的一个  $N \times 1$  矩阵,它为训练样本矩阵的转置矩阵。径向基层的输入向量  $\mathbf{n}_1$  和输出向量  $\mathbf{a}_1$  可表示为

$$\mathbf{n}_1 = \|\mathbf{d}\| \cdot \mathbf{b}_1, \quad (2)$$

$$\mathbf{a}_1 = f_{\text{radbas}}(\mathbf{n}_1), \quad (3)$$

式中:符号“ $\cdot$ ”表示将两个相同维度的矩阵中对应的元素进行相乘操作; $\mathbf{b}_1$  为径向基层阈值组成的  $N \times 1$  矩阵,矩阵元  $b_1$  由平滑因子  $\sigma$  决定; $b_1 = (-\ln 0.5)^{1/2} / \sigma$ ;  $f_{\text{radbas}}$  为传递函数,通常使用高斯函数来表示,即  $f_{\text{radbas}}(\mathbf{n}_1) = \exp(-\mathbf{n}_1^2)$ 。输出层是一个特定的线性层,也含有  $N$  个神经元,权值函数为归一化点积权函数(用  $f_{\text{npord}}$  表示),将前一层的输出向量  $\mathbf{a}_1$  与这一层的权值  $\mathbf{W}_L$  的点积作为权输入,直接传给传递函数  $f_{\text{purelin}}$  ( $f_{\text{purelin}}$  是线性函数  $y=x$ ,  $x$  为输入,  $y$  为输出)。该层的输入  $\mathbf{n}_2$  和输出  $\mathbf{Y}_1$  分别为

$$\mathbf{n}_2 = \mathbf{W}_L \cdot \mathbf{a}_1 / \text{sum}(\mathbf{a}_1), \quad (4)$$

$$\mathbf{Y}_1 = f_{\text{purelin}}(\mathbf{n}_2). \quad (5)$$

最后两个子网络复数输出为  $Y = iY_1 + Y_R$ 。GRNN 的训练属于有监督式训练,共分为 2 步:1)无教师式学习,确定训练输入层与径向基层间的权值  $\mathbf{W}$ ;2)有教师式学习,根据提供的目标向量集来训练生成径向基层与输出层间的权值矩阵  $\mathbf{W}_L$ 。

## 2.2 GRNN 的特点

GRNN 是 RBF 神经网络的一种特殊形式,通

过径向基神经元和线性神经元建立网络,具有很强的非线性映射能力,适用于解决非线性问题。与目前常用的前馈神经网络 BPNN 相比,GRNN 具有以下优点:1)网络结构简单,除了输入和输出层外,只有一个径向基层,而径向基层的神经元个数与训练样本的个数是相同的,一旦训练样本确定,网络结构即可确定;2)网络训练速度快,当训练样本通过径向基层时,只需确定平滑因子单个参数,即可完成训练学习,不需要较长的训练时间;3)网络计算结果的全局收敛性好,而一般前馈神经网络如 BPNN 的计算不能达到全局收敛。因此基于 GRNN 的优点,将其用于 CO-OFDM 系统的非线性均衡。

## 3 仿真结果与性能分析

图 2 所示的 CO-OFDM 仿真实验系统是常用的强度调制相干光 OFDM 系统<sup>[38-40]</sup>,用于仿真验证 GRNN 非线性均衡算法的性能。发射端原始二进制数据经 QAM 映射后进行 OFDM 调制,将信息调制到光载波上,经光纤和放大器组成的传输信道后,到达接收端进行相干解调,解调后的电域数字信号经数字信号处理,OFDM 和 QAM 解调后恢复发射端信号。如图 2 所示,相应的数字信号处理主要包括光纤色散补偿、载频和符号同步、相位噪声恢复等阶段,本文所提出的非线性均衡处理排在相位噪声恢复阶段之后。系统净信号传输速率为 50 Gb/s,OFDM 调制中快速傅里叶逆变换 (IFFT)

的点数为 1024,子载波为 512 个,其余补零,导频间隔为 16,循环前缀长度为 128。本地振荡激光器的发射端和接收端具有相同的波长(1550 nm)和线宽,最优发射功率为 $-2$  dBm。每段传输链路由 50 km 长度的 G652 普通单模光纤和掺铒光纤放大器组成,共 2 段,传输总距离为 100 km。其中单模光纤色散系数为 $16.75$  ps/(nm·km),色散范围为 $0.075$  ps/(nm<sup>2</sup>·km),衰减系数为 $0.2$  dB/km,非线性克尔系数为 $2.6 \times 10^{-20}$  m<sup>2</sup>/W,单模光纤有

效面积为 $80 \mu\text{m}^2$ ;掺铒光纤放大器的增益和噪声系数分别为 $20$  dB和 $6$  dB。采用 Optisystem 软件和 MATLAB 编程相结合搭建仿真系统。其中 OFDM 调制和接收端数字信号处理部分用 MATLAB 编程实现,其余系统部分用 Optisystem 软件搭建。在仿真中,非线性均衡算法以外的色散补偿及符号和载频同步已得到完美解决。此处的相位噪声恢复算法采用无迹卡尔曼滤波算法,详见文献[30]。

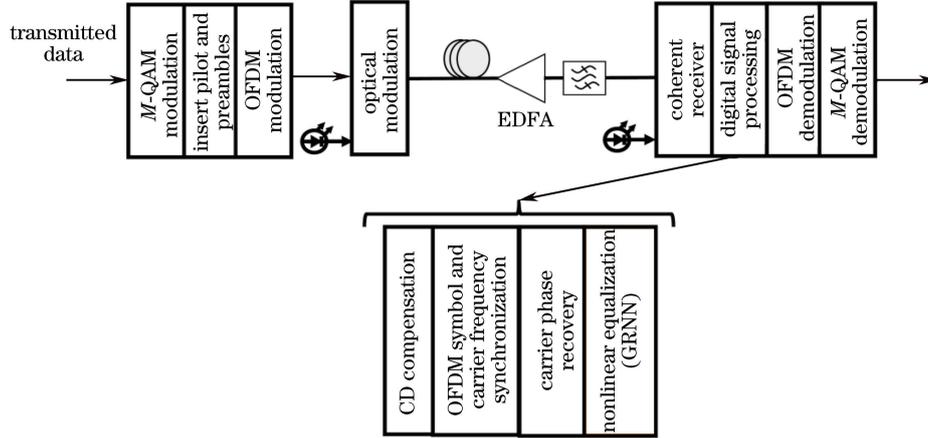


图 2 CO-OFDM 实验仿真系统

Fig. 2 Simulation setup of CO-OFDM system

GRNN 的训练样本集为接收端的 8 个 OFDM 符号,目标向量是这些数据在发射端编码后映射到 QAM 星座图上的数据。训练样本集确定之后,相应的网络结构和各层神经元之间的连接权值矩阵也随之确定。GRNN 训练的目的仅为确定最优的平滑因子  $\sigma$ 。当激光器线宽变化时,使用 GRNN-NLE 算法仿真计算了系统 Q 因子随平滑因子变化的关系曲线,结果如图 3(a)、(b)所示,其中  $\sigma$  的取值范围为 $0.1 \sim 1$ ,间隔为 $0.1$ 。从图 3(a)、(b)可以看出,在不同线宽下,16QAM 和 32QAM 系统 Q 因子的大小与平滑因子的取值有关。无论 16QAM 还是 32QAM,当  $\sigma$  从 $0.1$ 变化到 $0.6$ 时,不同线宽下的系统 Q 因子变化不大或者略有增大。当  $\sigma$  从 $0.6$ 变化到 $1$ 时,两个系统的 Q 因子在不同线宽时都有明显下降。从本质上讲,平滑因子越小,网络对样本的逼近越精确,但逼近的过程越不平滑;平滑因子越大,逼近过程就越平滑,但是逼近误差就会越大。因此,在兼顾逼近过程和逼近误差后,针对所研究的 CO-OFDM 系统,GRNN-NLE 的平滑因子取 $0.6$ 。

为了评估 GRNN-NLE 算法的性能,采用文献[23]提出的 BPNN-NLE 算法作为对比算法对本文的 CO-OFDM 系统进行仿真。BPNN-NLE 的训

练样本集与 GRNN-NLE 一致,该神经网络的相关参数来自文献[24],径向基层神经元个数等于 QAM 星座点的个数,径向基层的激活函数为  $f_{\text{tansig}}$ ,输出层的激活函数为  $f_{\text{purelin}}$ ,训练函数为  $f_{\text{trainrp}}$ 。最大迭代次数设置为 50000,学习速率为 $0.01$ 。为了方便比较 BPNN-NLE 和 GRNN-NLE 算法,在本文的 CO-OFDM 系统中,对 BPNN-NLE 算法进行目标误差参数优化。图 3(c)所示为目标误差为 $0.01$ 、 $0.001$ 和 $0.0001$ 时,使用 BPNN-NLE 算法得到的 16QAM 和 32QAM 系统的 Q 因子随激光器线宽变化的关系曲线。可以看出,无论是 16QAM 还是 32QAM 系统,当目标误差为 $0.01$ 时,系统 Q 因子最差。在 16QAM 和 32QAM 系统中,目标误差为 $0.0001$ 时的 Q 因子总比目标误差为 $0.001$ 时的大。且在 32QAM 系统中,当激光器线宽大于 $0.4$  MHz 时,目标误差为 $0.0001$ 时的 Q 因子优于目标误差为 $0.001$ 时的 Q 因子的趋势迅速减弱,当激光器线宽大于 $0.5$  MHz 时,BPNN-NLE 都是由于达到初始设置的迭代次数而收敛,而不是因误差小于预置误差而收敛。因此,目标误差为 $0.0001$ 更适合该神经网络,本文的对比算法 BPNN-NLE 的目标误差取 $0.0001$ 。

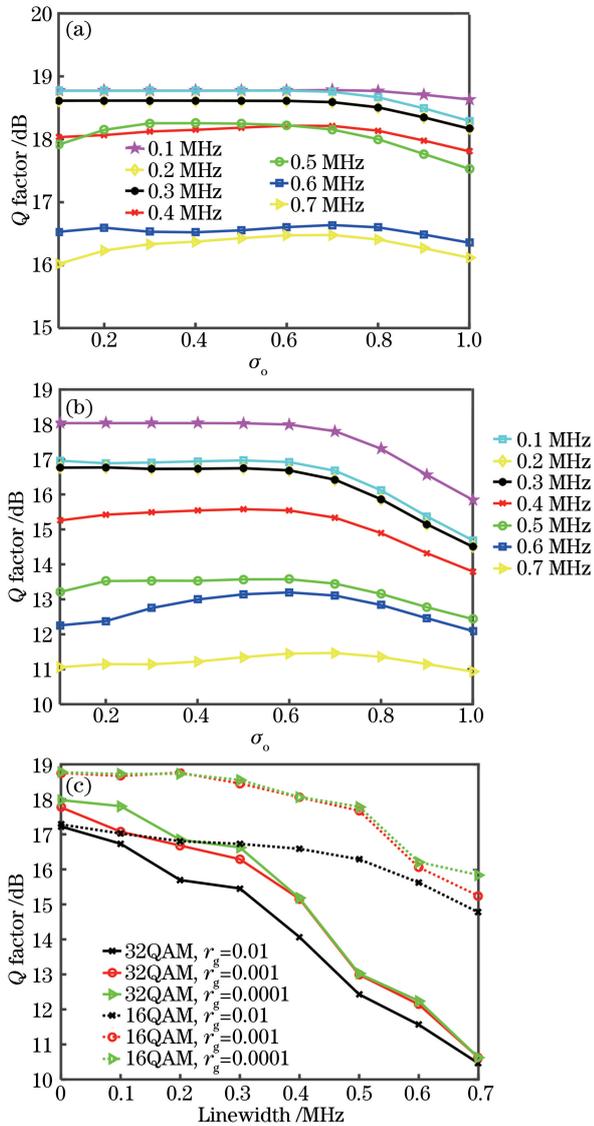


图 3 (a) 16QAM 和 (b) 32QAM CO-OFDM 系统在不同线宽下, GRNN-NLE 的 Q 因子随平滑因子  $\sigma_0$  变化的关系曲线; (c) 不同目标误差  $r_g$  下, BPNN-NLE 的 Q 因子随激光器线宽的变化时的关系曲线

Fig. 3 Q factor versus  $\sigma_0$  in CO-OFDM system with (a) 16QAM and (b) 32QAM at different laser linewidths; (c) Q factor versus laser linewidth in the CO-OFDM system with different errors  $r_g$  of objective function

图 4(a)所示为没有非线性均衡以及用 BPNN-NLE 和 GRNN-NLE 得到的系统 Q 因子随激光器线宽的变化曲线。可以看出, 无论 16QAM 还是 32QAM, 线宽为 0.1~0.7 MHz 时, 使用 BPNN-NLE 和 GRNN-NLE 算法后 Q 因子都比没有进行非线性均衡的 Q 因子大。在 32QAM 系统中, 随着激光器线宽的逐渐增加, 经非线性均衡之后 Q 因子的提升趋势都逐渐变小。这说明激光器的线宽越大, 系统经相位噪声恢复后的残余非线性相位噪声

和非线性损伤越大, 其非线性均衡效果越差。当激光器线宽小于 0.3 MHz 时, 使用 BPNN-NLE 和 GRNN-NLE 非线性均衡效果相差不大, 且 16QAM 系统 Q 因子比没有非线性均衡时至少提高了 4 dB, 而 32QAM 系统 Q 因子比没有非线性均衡时至少提高了 5.6 dB。当激光器线宽大于 0.4 MHz 时, 在 CO-OFDM 系统中进行非线性均衡, 16QAM 和 32QAM 系统中, GRNN-NLE 算法的效果均优于 BPNN-NLE 算法。在激光器线宽为 0.6 MHz 时, 16QAM 系统中 GRNN-NLE 算法的 Q 因子比 BPNN-NLE 提高 0.6 dB 以上, 而 32QAM 系统中 GRNN-NLE 算法的 Q 因子比 BPNN-NLE 提高 1 dB 以上。这表明高阶 QAM 和大线宽 CO-OFDM 系统中 GRNN-NLE 算法的非线性均衡效果优于 BPNN-NLE 算法。这是由于 GRNN 具有很强的非线性映射能力, 能够自动调整网络结构, 设计起来非常方便, 而且最大限度地降低了主观因素对逼近结果的影响, 比 BPNN-NLE 算法更适用于解决非线性问题<sup>[33]</sup>。

图 4(b)所示为当 CO-OFDM 系统激光器线宽变化时, BPNN-NLE 和 GRNN-NLE 在 MATLAB 中的训练运行时间随激光器线宽的变化曲线。BPNN-NLE 和 GRNN-NLE 两种算法都运行在同一台 CPU 主频为 2.8 GHz (Intel 酷睿 i7 7700HQ) 和内存为 8 G 的微型计算机上, 两种算法的训练运行时间取 50 次运行结果的均值。可以看出, GRNN-NLE 算法在 16QAM 和 32QAM 的运行时间都一直稳定在 7 s 左右, 而 BPNN-NLE 的训练运行时间变化较大。在 16QAM 系统中, 当激光器线宽小于 0.6 MHz 时, BPNN-NLE 的训练运行时间约为 2.5 s; 而当激光器线宽为 0.7 MHz 时, 训练运行时间增加到 75 s。在 32QAM 系统中, 当激光器线宽从 0.3 MHz 增加到 0.5 MHz 时, BPNN-NLE 的训练运行时间逐渐增加, 而在激光器线宽大于 0.5 MHz 时, BPNN-NLE 训练运行时间约为 210 s。在 16QAM 系统中激光器线宽为 0.7 MHz 和 32QAM 系统中激光器线宽为 0.3~0.5 MHz 时, BPNN-NLE 算法的训练运行时间增加, 其原因是随着激光器线宽的增加, CO-OFDM 系统的残余非线性相位噪声和其他非线性损伤增强, 导致 BPNN-NLE 神经网络训练时间加长。而 32QAM 系统中激光器线宽大于 0.5 MHz 时, BPNN-NLE 的训练运行时间约为 210 s, 这是由于 BPNN-NLE 算法涉及目标误差与迭代次数两个参数, 当网络误差小于目

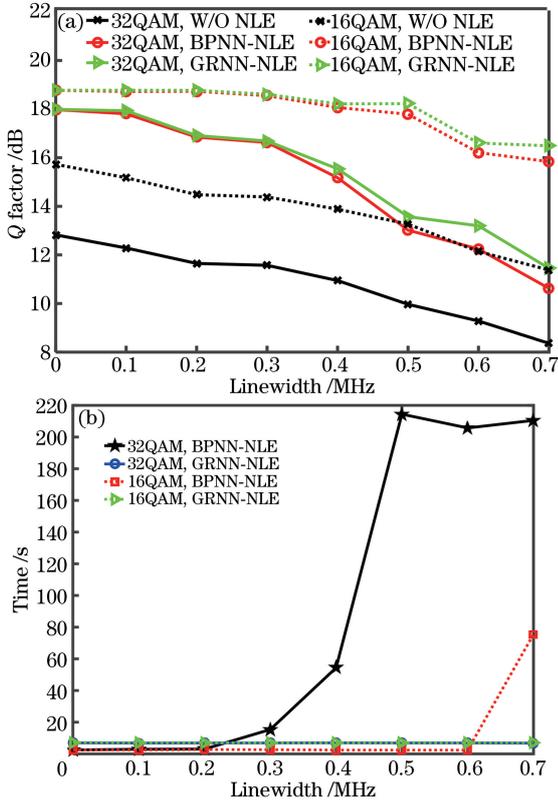


图 4 (a)没有非线性均衡(W/O NLE)以及用 BPNN-NLE 和 GRNN-NLE 得到的系统 Q 因子随激光器线宽的变化曲线; (b)用 BPNN-NLE 和 GRNN-NLE 在 MATLAB 中训练运行时间随激光器线宽变化的关系曲线

Fig. 4 (a) Q factor versus laser linewidth using W/O-NLE, BPNN-NLE and GRNN-NLE; (b) training running time of BPNN-NLE and GRNN-NLE versus laser linewidth

标误差或者达到初始设定的迭代次数时, BPNN-NLE 神经网络都会终止训练。在 32QAM 系统中激光器线宽大于 0.5 MHz 时, BPNN-NLE 训练均为达到初始设置迭代次数而终止, 而非网络误差小于目标误差而终止。由于每步迭代耗费时间固定, 所以不同线宽下 BPNN-NLE 训练运行时间均约为 210 s。这也从侧面反映了在对大线宽 CO-OFDM 系统进行非线性损伤均衡时, BPNN-NLE 算法的局部逼近能力较差, 因此需要更长的训练时间。而当训练样本通过径向基层时, GRNN-NLE 算法已完成训练, 训练速度远远快于 BPNN-NLE 算法, 且耗时十分稳定。图 5 所示为对本文仿真的 CO-OFDM 系统, 在激光器线宽  $\nu$  分别为 0.3 MHz 和 0.7 MHz 时, 没有非线性均衡和用 GRNN-NLE 进行非线性均衡后分别得到的接收端 32QAM 星座图。与没有非线性均衡的星座图相比, 使用 GRNN-NLE 进行非线性均衡后, 其星座图的发散得到较好的抑制, Q 因子有较大提高。在 0.7 MHz 线宽时,

使用 GRNN-NLE 算法均衡后的 Q 因子较没有非线性均衡提高了 3.08 dB, 与使用 BPNN-NLE 算法进行非线性均衡得到的星座图相似<sup>[23]</sup>, 较好地抑制了 CO-OFDM 系统的非线性效应。

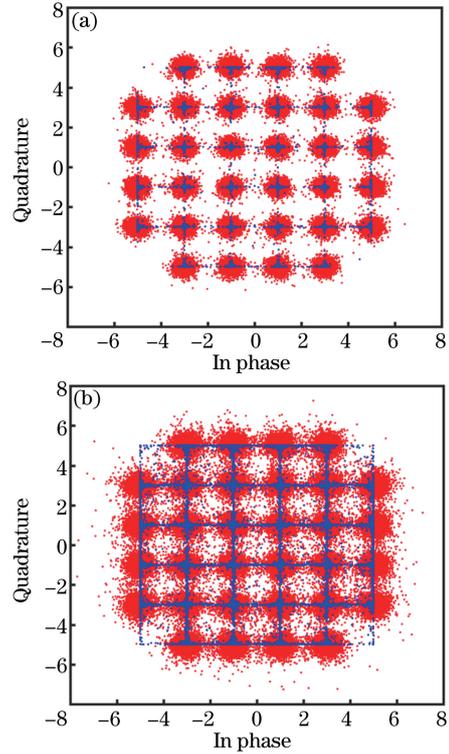


图 5 对本文仿真的 CO-OFDM 系统, 使用 GRNN-NLE(蓝色)与没有非线性均衡(红色)时接收端接收到的 32QAM 信号星座图。(a)激光器线宽为 0.3 MHz; (b)激光器线宽为 0.7 MHz

Fig. 5 For the proposed CO-OFDM system, 32QAM constellation diagrams at the receiver after using GRNN-NLE (blue) and without nonlinear equalizer (red). (a) Laser linewidth  $\nu = 0.3$  MHz; (b)  $\nu = 0.7$  MHz

## 4 结 论

提出了一种适用于大线宽和高阶 QAM 的 CO-OFDM 系统接收端进行非线性均衡的 GRNN-NLE 算法。对接收端经相位恢复后的一定样本训练数据经 GRNN 进行训练学习, 确定 GRNN 唯一需确定的平滑因子, 然后对测试数据进行非线性均衡。通过传输速率为 50 Gb/s, 传输距离为 100 km, 对 16QAM 和 32QAM 的 CO-OFDM 系统进行非线性均衡效果仿真验证。结果表明, 在大线宽 CO-OFDM 系统中, GRNN-NLE 算法较 BPNN-NLE 算法具有更好的非线性映射能力, 比 BPNN-NLE 算法更适用于解决非线性问题, 非线性均衡效果好, 且 GRNN-NLE 算法仅需调整一个参数, 训练样本

通过径向基层即可完成网络训练,训练运行时间远小于 BPNN-NLE 算法。以上优点使得 GRNN-NLE 算法能够较好地抑制大线宽 CO-OFDM 系统的非线性,对促进大线宽 CO-OFDM 系统在中长距离光纤传输中的应用具有重要意义。

## 参 考 文 献

- [1] Shieh W, Yi X W, Ma Y R, *et al.* Coherent optical OFDM: has its time come? [J]. *Journal of Optical Networking*, 2008, 7(3): 234-255.
- [2] Armstrong J. OFDM for optical communications[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2009, 27(3): 189-204.
- [3] Shieh W, Athaudage C. Coherent optical orthogonal frequency division multiplexing[J]. *Electronics Letters*, 2006, 42(10): 587-589.
- [4] Yang Q, Yu S H. Tb/s ultra long haul transmission of coherent optical OFDM[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2014, 59(16): 1497-1507.  
杨奇, 余少华. 兆兆比特每秒 (Tb/s) 级相干光 OFDM 超长距离传输 [J]. *科学通报*, 2014, 59(16): 1497-1507.
- [5] Chen J N, Ke X Z. Biterror rate investigation on subcarrier modulation-orthogonal frequency division multiplexing system based on subcarrier heterodyne detection [J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(2): 0206001.  
陈锦妮, 柯熙政. 基于副载波外差检测的副载波-正交频分复用系统误码性能研究 [J]. *光学学报*, 2016, 36(2): 0206001.
- [6] Liu J F, Wang S Y, Zeng X Y, *et al.* PAPR reduction in optical OFDM systems based on swarm intelligence algorithms[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(1): 0106006.  
刘剑飞, 王少影, 曾祥辉, 等. 基于群智能算法的光 OFDM 系统 PAPR 抑制 [J]. *光学学报*, 2017, 37(1): 0106006.
- [7] Zhang S, Bai C L, Luo Q L, *et al.* Optimization of channel estimation for coherent optical OFDM systems with MMSE method[J]. *Journal of Optoelectronics·Laser*, 2013, 24(3): 508-513.  
张帅, 白成林, 罗清龙, 等. 相干光 OFDM 系统中 MMSE 信道估计研究 [J]. *光电子·激光*, 2013, 24(3): 508-513.
- [8] Tong Z R, Guo Z L, Cao Y, *et al.* Wavelet packet transform for PAPR reduction performance in CO-OFDM system[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2015, 44(12): 1206001.  
童峥嵘, 郭尊礼, 曹晔, 等. 小波包变换对 CO-OFDM 系统高峰均比的抑制性能研究 [J]. *光子学报*, 2015, 44(12): 1206001.
- [9] Li B, Yu J J, He J, *et al.* Estimation and compensation of sampling clock frequency offset in coherent optical OFDM systems with a pilot-aided method[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2015, 44(1): 0106003.  
李宝, 余建军, 何晶, 等. 相干光 OFDM 系统中基于导频辅助的采样时钟频率偏差估计和补偿算法 [J]. *光子学报*, 2015, 44(1): 0106003.
- [10] Deng M L, Yi X W, Yu Z M, *et al.* Improving the fiber nonlinear tolerance based on constant envelope modulation for CO-OFDM systems [J]. *Journal of Optoelectronics·Laser*, 2013, 24(10): 1922-1929.  
邓明亮, 易兴文, 于振明, 等. 通过恒包络调制提高相干光 OFDM 系统的光纤非线性容限 [J]. *光电子·激光*, 2013, 24(10): 1922-1929.
- [11] Zhang J, Qiu K, Li Y G, *et al.* Channel estimation based on linear interpolation algorithm in DDO-OFDM system[J]. *Proceedings of SPIE*, 2010, 7988(9): 605-606.
- [12] Forozesh K, Jansen S L, Randel S, *et al.* The influence of the dispersion map in coherent optical OFDM transmission systems[C]//2008 IEEE/LEOS Summer Topical Meetings, July 21-23, 2008, Acapulco, Mexico. New York: IEEE, 135-136.
- [13] Barbieri A, Colavolpe G, Foggi T, *et al.* OFDM versus single-carrier transmission for 100 Gbps optical communication[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2010, 28(17): 2537-2551.
- [14] Ahmad S T, Kumar K P. Radialbasis function neural network nonlinear equalizer for 16-QAM coherent optical OFDM[J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2016, 28(22): 2507-2510.
- [15] Hao Y H, Li Y Q, Wang R, *et al.* A method for fiber nonlinearity mitigation by signal clipping in coherent optical OFDM system[J]. *Journal of Circuits and Systems*, 2012, 17(5): 115-119.  
郝耀鸿, 李玉权, 王荣, 等. 一种基于限幅的降低相干光 OFDM 系统非线性效应的方法 [J]. *电路与系统学报*, 2012, 17(5): 115-119.
- [16] Hao Y H, Li Y Q, Wang R. A method for fiber nonlinearity mitigation for coherent optical OFDM system[J]. *Optoelectronic Technology*, 2011, 31(1): 46-49.  
郝耀鸿, 李玉权, 王荣. 一种降低相干光 OFDM 系统非线性效应的方法 [J]. *光电子技术*, 2011, 31(1): 46-49.
- [17] Lu C H, Feng K M. Reduction of high PAPR effect with FEC enhanced deep data clipping ratio in an optical OFDM system[C]//2007 Conference on Lasers and Electro-Optics Society, October 21-25,

- 2007, Lake Buena Vista, FL, USA. New York: IEEE, 941-942.
- [18] Bulakci Ö, Schuster M, Bunge C A, *et al.* Precoding based peak-to-average power ratio reduction for optical OFDM demonstrated on compatible single-sideband modulation with direct detection[C]//2008 National Fiber Optic Engineers Conference, February 24-28, 2008, San Diego, CA, USA. New York: IEEE, 1-3.
- [19] Krongold B S, Tang Y, Shieh W. Fiber nonlinearity mitigation by PAPR reduction in coherent optical OFDM systems via active constellation extension[C]//2008 34th European Conference on Optical Communication, September 21-25, 2008, Brussels, Belgium. New York: IEEE, 1-2.
- [20] Liu J F, Yu M L, Zeng X Y, *et al.* Improved active constellation extension algorithm for PAPR reduction of CO-OFDM system[J]. Opto-Electronic Engineering, 2014, 41(10): 63-67.  
刘剑飞, 余美龙, 曾祥焯, 等. 一种降低 CO-OFDM 系统 PAPR 改进的星座图扩展算法[J]. 光电工程, 2014, 41(10): 63-67.
- [21] Ip E M, Kahn J M. Fiber impairment compensation using coherent detection and digital signal processing [J]. Journal of Lightwave Technology, 2010, 28(4): 502-519.
- [22] Gao G J, Zhang J, Gu W Y. Analytical evaluation of practical DBP-based intra-channel nonlinearity compensators[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2013, 25(8): 717-720.
- [23] Rafique D, Zhao J, Ellis A D. Digital back-propagation for spectrally efficient WDM 112 Gbit/s PM  $m$ -ary QAM transmission[J]. Optics Express, 2011, 19(6): 5219.
- [24] Jarajreh M A, Giacoumidis E, Aldaya I, *et al.* Artificial neural network nonlinear equalizer for coherent optical OFDM[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2015, 27(4): 387-390.
- [25] Jarajreh M A, Rajbhandari S, Giacoumidis E, *et al.* Fibre impairment compensation using artificial neural network equalizer for high-capacity coherent optical OFDM signals[C]//2014 9th International Symposium on Communication Systems, Networks & Digital Signal Processing, July 23-25, 2014, Manchester, UK. New York: IEEE, 1112-1117.
- [26] Eriksson T A, Bulow H, Leven A. Applying neural networks in optical communication systems: possible pitfalls[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2017, 29(23): 2091-2094.
- [27] Cartledge J C, Guiomar F P, Kschischang F R, *et al.* Digital signal processing for fiber nonlinearities [J]. Optics Express, 2017, 25(3): 1916-1936.
- [28] Nguyen T, Mhatli S, Giacoumidis E, *et al.* Fiber nonlinearity equalizer based on support vector classification for coherent optical OFDM [J]. IEEE Photonics Journal, 2016, 8(2): 7802009.
- [29] Zibar D, Piels M, Jones R, *et al.* Machine learning techniques in optical communication [J]. Journal of Lightwave Technology, 2016, 34(6): 1442-1452.
- [30] Giacoumidis E, Mhatli S, Stephens M F C, *et al.* Reduction of nonlinear intersubcarrier intermixing in coherent optical OFDM by a fast newton-based support vector machine nonlinear equalizer[J]. Journal of Lightwave Technology, 2017, 35(12): 2391-2397.
- [31] Specht D F. A general regression neural network[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1991, 2(6): 568-576.
- [32] Wang P, Chen J, You X D, *et al.* Flexible decision-aided maximum likelihood phase estimation for optical coherent QAM signals[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(8): 0806007.  
王萍, 陈健, 由骁迪, 等. 光相干 QAM 信号的弹性 DAML 相位估计 [J]. 光学学报, 2016, 36(8): 0806007.
- [33] Su I J, Tsai C C, Sung W T. Comparison of BP and GRNN algorithm for factory monitoring[J]. Applied Mechanics and Materials, 2011, 52/53/54: 2105-2110.
- [34] Ding S, Chang X H, Wu Q H. Comparative study on function approximation performances of GRNN and BPNN[J]. Modern Electronics Technique, 2014, 37(7): 114-117.  
丁硕, 常晓恒, 巫庆辉. GRNN 与 BPNN 的函数逼近性能对比研究 [J]. 现代电子技术, 2014, 37(7): 114-117.
- [35] Zhang X F, Lan S. A method to identify excitation inrush current of transformer based on GRNN neural network[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2016, 53(23): 84-89.  
张小钊, 兰生. 基于 GRNN 神经网络的变压器励磁涌流识别方法 [J]. 电测与仪表, 2016, 53(23): 84-89.
- [36] Yu R, Ke Z W, Li X L, *et al.* PNN and GRNN approach for fault diagnosis of steam turbine [J]. Applied Mechanics and Materials, 2012, 271/272: 1592-1596.
- [37] Rooki R. Application of general regression neural network (GRNN) for indirect measuring pressure loss of Herschel-Bulkley drilling fluids in oil drilling [J]. Measurement, 2016, 85: 184-191.
- [38] Dong Y J, Tang Y J, Ren H L, *et al.* Phase noise compensation algorithm of CO-OFDM system based on unscented Kalman filter [J]. Chinese Journal of



- Lasers, 2017, 44(11): 1106010.
- 董月军, 唐英杰, 任宏亮, 等. 基于无迹卡尔曼滤波的 CO-OFDM 系统相位噪声补偿算法[J]. 中国激光, 2017, 44(11): 1106010.
- [39] Ren H L, Kang S Y, Lu J, *et al.* Blind phase noise compensation in large linewidth coherent optical orthogonal frequency division multiplexing systems [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(1): 0106005.
- 任宏亮, 康少源, 卢瑾, 等. 大线宽相干光正交频分复用系统中盲相位噪声补偿[J]. 光学学报, 2017, 37(1): 0106005.
- [40] Tang Y J, Dong Y J, Ren H L, *et al.* Phase noise compensation algorithm based on Kalman filtering in time and frequency domains for CO-OFDM system [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(9): 0906002.
- 唐英杰, 董月军, 任宏亮, 等. 基于时频域卡尔曼滤波的 CO-OFDM 系统相位噪声补偿算法[J]. 光学学报, 2017, 37(9): 0906002.