



研究与开发

基于人工智能的光纤非线性均衡算法研究概述

李亚杰, 赵永利, 刘守东, 张杰

(北京邮电大学信息光子学与光通信国家重点实验室, 北京 100876)

摘要: 概述了非线性均衡算法在光传输系统中的必要性与重要性, 阐述了经典的非线性均衡算法原理, 指出了经典算法的缺点与局限性。结合近几年的研究现状, 详细介绍了 4 种基于人工智能的非线性均衡算法, 包括人工神经网络、支持向量机、无监督聚类 and 深度神经网络, 并从性能、复杂度、实时性、应用灵活性等方面进行了对比, 最后展望分析了基于人工智能的非线性均衡未来的发展趋势。

关键词: 非线性均衡; 人工神经网络; 支持向量机; 聚类; 深度神经网络

中图分类号: TN911.22

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2020054

Overview of research on fiber nonlinear equalization algorithm based on artificial intelligence

LI Yajie, ZHAO Yongli, LIU Shoudong, ZHANG Jie

State Key Laboratory of Information Photonics and Optical Communications,
Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

Abstract: The necessity and importance of nonlinear equalization algorithm in optical transmission systems were outlined. The principle of classical nonlinear equalization algorithm was described, and the shortcomings and limitations of classical algorithms were presented. Combined with the status in recent years, four kinds of nonlinear equalization algorithms based on artificial intelligence were introduced in detail. These algorithms include artificial neural networks, support vector machine, unsupervised clustering and deep neural network. All the nonlinear equalization algorithms mentioned were compared in terms of performance, complexity, instantaneity and application flexibility. Finally, the future development trend of nonlinear equalization algorithm based on artificial intelligence was analyzed.

Key words: nonlinear equalization, artificial neural network, support vector machine, clustering, deep neural network

收稿日期: 2019-10-03; 修回日期: 2020-02-25

通信作者: 张杰, jie.zhang@bupt.edu.cn

基金项目: 国家电网有限公司科技项目 (No.5100-201940006A-0-0-00)

Foundation Item: The Technology Project of State Grid Corporation of China (No.5100-201940006A-0-0-00)



1 引言

相干光正交频分复用 (coherent optical orthogonal frequency division multiplexing, CO-OFDM) 具有传输速率高、抗色散能力强、频谱利用率高等特点, 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。但该系统 OFDM 的峰均比 (peak-to-average power ratio, PAPR) 较高, 在中长距离传输中对光纤非线性效应非常敏感, 这严重影响了系统的传输性能。现存光传输网中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, 最重要的是自相位调制 (self-phase modulation, SPM)、交叉相位调制 (cross phase modulation, XPM) 及四波混频 (four-wave mixing, FWM); 另一部分是由偏振模色散和部分光器件中自发辐射噪声引起的随机非线性损伤^[1]。非线性损伤的存在, 极大地限制了信道的传输容量, 同时严重影响了传输系统的传输性能。此外, 云计算、大数据和在线数据存储的普及, 使得现代数据中心对高带宽数据传输的需求急剧增加。因此, 迫切需要更高性能、更低复杂度、更低时延的非线性均衡算法。

2 非线性均衡技术概述

根据均衡原理的不同, 可以将经典的非线性均衡算法分为两大类。在 CO-OFDM 系统中, 高 PAPR 是引起非线性损伤的根本原因, 因此第一类均衡算法就是针对 OFDM 高 PAPR 提出的, 该类算法通过降低 CO-OFDM 系统的高 PAPR 来减小系统的非线性损伤。其中比较成熟的有限幅技术^[2]、预编码^[3]、星座图扩展算法^[4]等。限幅技术通过限制信号幅度减小峰值功率, 而保持平均功率不变来实现降低 PAPR; 预编码主要是采用前向纠错码 (forward error correction, FEC), 通过在发送端应用 FEC 编码器, 实现对高 PAPR 的 OFDM 信号进行剪切

以达到减小非线性失真的目的; 星座图扩展算法是通过保持星座点之间的最小距离, 只允许将星座点扩展到最大似然决策边界之外, 通过提高平均功率来降低系统的 PAPR, 从而达到减小非线性失真的目的。但这些方案在系统性能、计算复杂度和频谱效率等方面都存在着不同程度的缺点。该类算法实现简单, 但是在实际应用中, 非线性补偿效果并不理想。

信号在光纤中的传播可以由非线性薛定谔方程来描述:

$$\frac{\partial E}{\partial z} = \left(i \frac{\beta_2}{2} \frac{\partial^2 E}{\partial t^2} - \frac{\alpha}{2} - i\gamma |E|^2 \right) E \quad (1)$$

其中, $E = E(t, z)$ 是光信号的电场包络, β_2 是二阶色散系数, α 是光纤损耗系数, γ 是光纤非线性系数。

第二类均衡算法主要接收端数字信号处理算法, 该类均衡算法主要基于求解上述非线性薛定谔方程来对光纤传播过程中的非线性损伤进行补偿, 基于损伤的确定性模型来补偿非线性损伤, 涉及大量的傅里叶运算, 计算复杂度非常高, 例如数字反向传输 (digital reverse transmission, DBP)、非线性预补偿后补偿算法、自适应加载算法和基于逆沃尔泰拉级传递函数 (inverse Volterra-series transfer function, IVSTF) 的非线性均衡算法。

基于 DBP 的非线性均衡算法试图通过式 (2) 所示的逆非线性薛定谔方程重新建模光纤非线性信道。

$$\frac{\partial E}{\partial z} = \left(\left(i \frac{\beta_2}{2} \frac{\partial^2}{\partial t^2} - \frac{\alpha}{2} \right)^{-1} - (i\gamma |E|^2)^{-1} \right) E \quad (2)$$

在 DBP 算法中, 需要对光信道进行严格的数值建模, 并借助分步傅里叶方法对接收到的光信号在得到的虚拟信道中进行反向传播。然而由于传输过程中的随机参数 (如随机偏振模色散、光放大器中的放大自发辐射噪声和光纤中的非线性噪声) 之

间的相互作用, 光纤信道无法进行精确建模^[5]。而且 DBP 算法需要导频开销, 并且涉及大量的快速傅里叶变换, 计算复杂度较大^[6-8]; 非线性预补偿后补偿算法需要结合预补偿和后补偿, 大大增加了系统成本; 自适应加载算法需要发射机和接收机之间进行额外的协商, 增加了系统复杂度; 基于 Volterra 级数的非线性补偿器是基于 Volterra 级数对光纤输入信号与输出信号之间的关系进行建模的。Volterra 级数如式 (3) 所示:

$$y(n) = \sum_{l_1=-N}^N w_{l_1}^{(1)} x(n-l_1) + \sum_{l_1, l_2=-N}^N w_{l_1, l_2}^{(2)} x(n-l_1)x(n-l_2) + \sum_{l_1, l_2, l_3=-N}^N w_{l_1, l_2, l_3}^{(3)} x(n-l_1)x(n-l_2)x(n-l_3) + O(x^4) \quad (3)$$

其中, $x(n)$ 是输入符号, $y(n)$ 是输出符号, $w^{(i)}$ 是第 i 阶的权值, 记忆长度是 $2N+1$ 。Volterra 级数引入了高阶形式来描述记忆长度内的符号与符号之间、符号与信道之间的非线性效应。然而, 随着记忆长度的增大, 引入了大量的高阶交叉项, 计算复杂度呈指数级增大^[9]。

基于数字信号处理的非线性均衡算法基于非线性损伤的确定性模型进行补偿, 这类算法需要传输链路确定参数信息, 计算复杂度高, 无法适用于动态光网络和可重构光网络。为了改善这些不足, 不少研究人员开始转向研究基于人工智能的非线性均衡算法, 并取得了丰硕的研究成果。

3 基于人工智能的非线性均衡算法

机器学习算法在光纤信道建模和预测、均衡调制格式识别等方面都有广泛的应用。与传统的非线性均衡算法相比, 基于人工智能的非线性均衡算法在较低复杂度下提供几乎相同甚至更好的性能, 并且可以提供不依赖链路和系统参数的非线性均衡模型。基于有监督机器学习算法的非线性均衡器, 使用训练过程替代基于数字信号处理的非线性均衡算法中大量的 FFT 运算, 大大减小了计算复杂度, 并且训练过程只需要系统的输入

信号与输出信号, 不需要其他的先验链路信息。而基于无监督机器学习算法的非线性均衡算法既不需要 FFT 运算, 也不需要训练过程, 计算复杂度进一步降低, 在实际应用中只需要系统的输出信号, 不需任何先验链路信息。目前的非线性均衡算法大致可以分为 4 类: 基于人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 的非线性均衡算法、基于支持向量机 (support vector machine, SVM) 的非线性均衡算法、基于无监督聚类的非线性均衡算法、基于深度神经网络 (deep neural network, DNN) 的端到端的非线性均衡算法。

3.1 基于人工神经网络的非线性均衡算法

人工神经网络又称神经网络 (neural network, NN), 它是由多个非常简单的处理单元彼此按某种方式连接而形成的计算机系统, 该系统是依靠其状态对外部输入信息的动态响应来处理信息的。非线性均衡系统由于其输入与输出之间存在着复杂的非线性关系, 很难用传统的数理方法建立其数学模型。设计合理的神经网络通过对输入输出样本对进行自动学习, 能够以任意精度逼近任意复杂的非线性映射。神经网络可以作为多维非线性函数的通用数学模型, 该模型的表达是非解析的, 输入输出数据之间的映射规则由神经网络在学习阶段自动抽取并分布式存储在网络的所有连接中。通过神经网络的这种非线性映射能力, 可以很容易地对各种传输系统进行非线性补偿。

图 1 给出了使用基于人工神经网络的非线性均衡算法的 CO-OFDM 接收机的框架, 其中接收到的光信号通过基于 90° 光混频器的零差相干检测转换为电信号。然后是 OFDM 解调过程, 主要包括串并变换、去除循环前缀和快速傅里叶变换 (fast Fourier transform, FFT) 处理。在经过 FFT 之后, 在解码之前对所有子载波同时进行 ANN-NLE。在图 1 下半部分的 ANN 结构中, $S(k)$ 为训练向量, 即在训练阶段传输的已知子载波集。因为 OFDM 由 k 个子载波组成, 所以 ANN-NLE

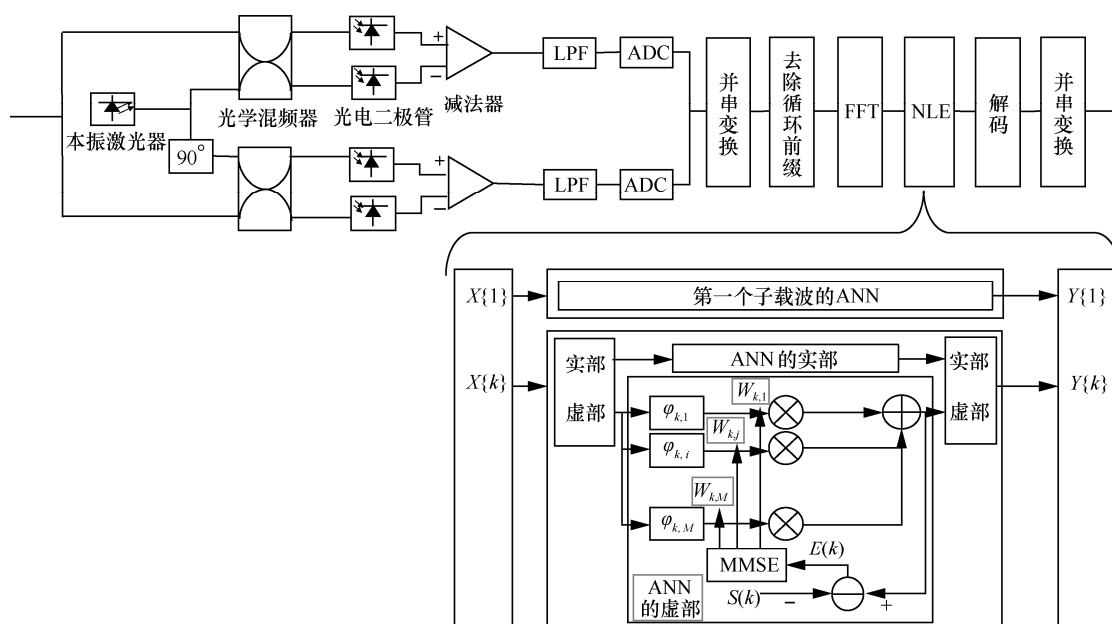


图1 基于人工神经网络的非线性均衡算法的 CO-OFDM 接收机的框架

由 k 个子神经网络组成, 每个子神经网络与每个子载波对应。将每个子载波 $x(k)$ 接收到的符号输入 NLE 神经元, 它们与给定 OFDM 子载波和神经元的权值 $w(k, i)$ 相乘。然后, 将不同神经元的输出相加得到未失真信号的估计值 $\hat{s}(k)$ 。在训练阶段, 采用前馈网络标准的最小均方误差 (minimum mean-square error, MMSE) 算法确定误差信号并更新权值。迭代更新权值, 直到达到期望的误差值, 从而表明子网络输出与传输 OFDM 子载波符号之间的最佳匹配关系。每个子神经网络中的神经元数目等于信号调制格式级别的数目, 如在 16QAM 的情况下为 16。

2015 年, Jarajreh 等^[10]提出了一种用于 CO-OFDM 的 ANN-NLE, 在基于 16QAM 的传输距离为 1 000 km、传输速率为 80 Gbit/s 的 CO-OFDM 系统中验证了该 ANN-NLE 的性能, 与 IVSTF-NLE 相比, Q 因子得到了 1~3 dB 的提升。2017 年, 该团队又将 ANN-NLE 用于 WDM 系统中 CO-OFDM 信道内、信道间的非线性补偿。在使用 4QAM、CO-OFDM 的 WDM 系统中验证了该 ANN-NLE 的性能。在经过 3 200 km 单模光纤

传输后, 与 IVSTF-NLE 相比, ANN-NLE 使 Q 因子提升了 2 dB^[11]。2018 年, Ahmed 等^[12]提出了一种适用于 PAM4 信号传输系统的基于神经网络的非线性均衡器, 在基于直接调制激光器的 20 Gbit/s 传输速率、采用 PAM4 调制格式的 18 km 的 SMF-28e 光纤传输系统中, 证明了该算法可以增加信道容量, 并显著减小非线性效应的影响。2019 年, Vaquero 等^[13]提出了一种基于神经网络的线性和非线性信噪比估计算法, 并实验证明了该算法可以获得小于 0.23 dB 误差的线性和非线性信噪比估计结果。

3.2 基于支持向量机的非线性均衡算法

基于 SVM 的非线性均衡算法主要可以分为基于支持向量分类的非线性均衡算法和基于支持向量回归 (support vector regression, SVR) 的非线性均衡算法两种, 基于支持向量分类的非线性均衡算法主要利用非线性判决进行非线性补偿; 基于支持向量回归的非线性均衡算法原理上与 ANN-NLE 基本一致, 但相对于 ANN, SVR 具有严密的理论解释, 可以通过对小数据集的凸优化得到全局最优解, 并且具有良好的泛化能力。

基于 SVM-NLE 的 OFDM 接收机框架如图 2

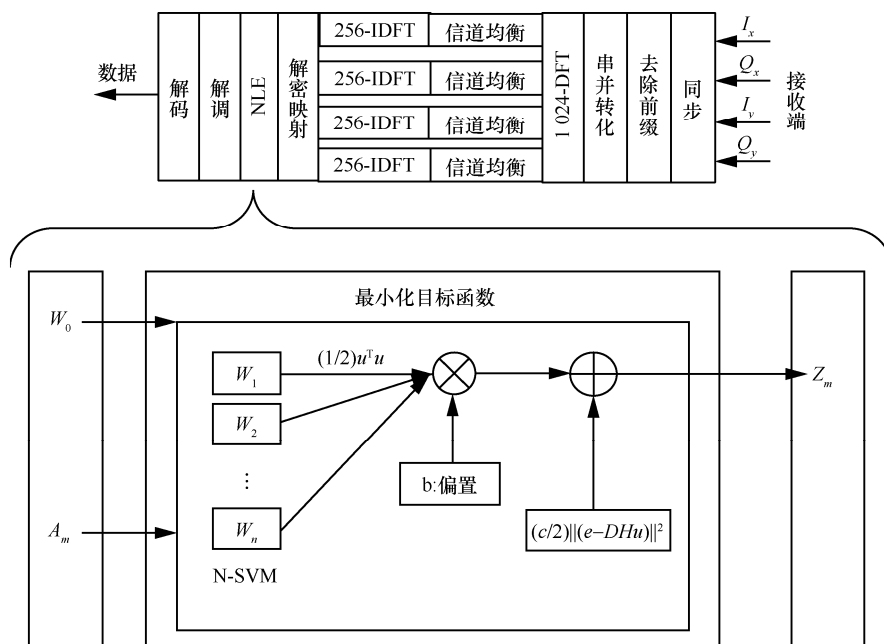


图2 基于 SVM-NLE 的 OFDM 接收机框架

所示,调制格式采用双极化 QAM。然后是 OFDM 解调,主要包括同步、去除前缀、串并变换、1 024-DFT (discrete Fourier transform, 离散傅里叶变换)、信道均衡、解密映射等。在解密映射之后,解码之前对所有子载波进行 SVM-NLE。其中, e 为值为 1 的列向量, w 、 b 分别为法向量(初始权值为 w_0)和超平面标量(偏置)。为了控制训练误差和模型复杂度之间的平衡,为每个训练符号引入了一个松弛变量 z 和一个惩罚参数 C (控制松弛变量惩罚和边缘之间的平衡)。使用最小二乘范数误差替换 SVM 的边缘最大化公式,可以得到一种无约束优化算法,然后采用牛顿法求解。为了实现非线性的 N-SVM,可以采用 sigmoid 分类函数。通过将边缘极大值化为 $\frac{1}{2}w$ 的极小值, b^2 和最小二乘误差相加,得到非线性核函数的 SVM 重构公式。

2015 年, Wang 等^[14]提出了一种基于支持向量机的非线性相位噪声补偿算法,实验证明了在 8PSK 传输系统中,最大传输距离可增加约 480 km。2016 年, Nguyen 等^[15]提出了一种基于支持向量

机的分类非线性均衡器。该算法主要是将 SVM 作为两类分类器,通过组合多个两类支持向量机建立一个多类分类器模型。在 400 km、16QAM 的 CO-OFDM 系统中,与 ANN-NLE 和 IVSTF-NLE 相比,该算法减少了约 1 dB 的非线性损伤。2017 年, Giacomidis 等^[16]提出了一种基于快速牛顿算法的支持向量机用于非线性均衡,并且在传输距离为 2 000 km、传输速率为 40 Gbit/s 的 16QAM、CO-OFDM 系统中验证了该快速非线性均衡算法的可行性。实验证明,该算法与 IVSTF-NLE 相比,最优发射功率提高了 2 dB,并且对子载波间非线性串扰效应的容忍度更高。2018 年, Giacomidis 等^[17]提出了一种适用于 CO-OFDM 系统的基于支持向量机的非线性盲补偿器,并实验证明了在 2 000 km、16QAM 单信道传输系统中,该算法与 IVSTF-NLE 相比, Q 因子提升约 1 dB; 在 3 200 km、QPSK 多信道传输系统中,该算法与 IVSTF-NLE 相比, Q 因子提升约 1.7 dB。2019 年, Zhang 等^[18]提出了一种基于支持向量回归的非线性信噪比估计方法。该算法通过将归一化后的振幅噪声协方



差作为输入特征向量来进行非线性信噪比估计,与其他非线性信噪比估计方法相比,该算法消除了对链路信息的依赖,从而可以应用于异构链路,同时取得了更加准确的非线性信噪比估计结果。

3.3 基于无监督聚类的非线性均衡算法

无论是 ANN-NLE 还是 SVM-NLE,都是基于有监督的机器学习算法的非线性均衡,均通过多个收敛步骤进行优化,并且需要大量的训练数据,这分别增加了复杂度和限制了信号容量。而无监督聚类是全盲的,不需要训练数据,减小了对信号容量的限制,因此具有很好的吸引力。聚类算法是一种基于最大似然的判决方法,其中模糊逻辑 C 均值聚类 (fuzzy-logic C -means, FLC) 更是可以提供非线性的判决边界,因此可以直接用于非线性补偿。而最常见的 K 均值聚类由于其判决边界为线性的,当直接用于非线性均衡时效果较差。但由于 K 均值聚类的复杂度较低,并且可以

为某些算法提供输入信息,因而可以与很多算法融合使用,从而取得较好的非线性均衡效果。

一个使用基于 FLC 的非线性均衡 (nonlinear equalization based on FLC, FLC-NLE) 算法的传输系统结构如图 3 所示。信号经过长跨距光纤传输,在接收端经过掺铒光纤放大器放大之后,送入 OFDM 接收机。在接收机对接收信号进行处理之后,解码之前应用 FLC-NLE。当 OFDM 符号被分配到多个集群中时,FLC 允许其成员度 (membership degree, MD) 发生变化。该算法的最终目标是最小化目标函数:

$$F_m = \sum_{i,j} \sum_{i=1}^R \sum_{j=1}^L \mu_{ij}^m \|t_i - c_j\|^2 \quad (4)$$

其中, N 、 R 、 L 分别代表子载波总数、符号数、集群数。 m 代表模糊划分矩阵 (fuzzy partition matrix, FPM) 指数。FPM 调节集群重叠的“程度”,以使 $m > 1$,这种重叠与模糊相关,表示集群

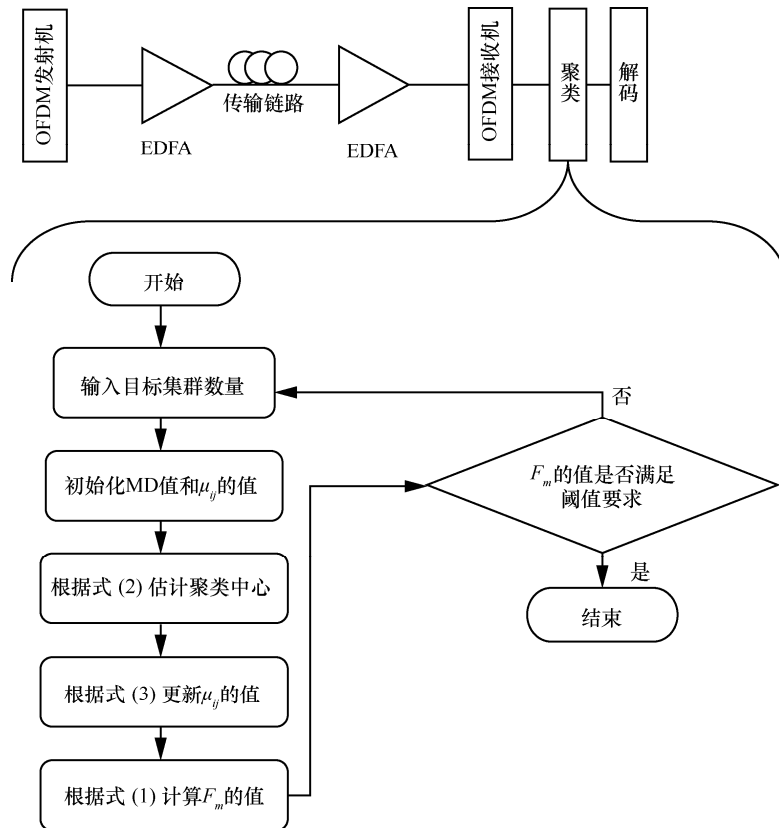


图3 基于 FLC-NLE 的传输系统结构

之间边界的模糊程度。 t_i 代表第 i 个符号, c_j 代表第 j 个集群的中心, μ_{ij} 代表第 i 个符号对第 j 个集群的成员度(MD)。对于任意一个符号 t_i , 其对所有集群的 MD 值的和为 1。估计聚类中心使用式(5):

$$C_j = \sum_{i,j}^N \left(\frac{\sum_{i=1}^R \mu_{ij}^m}{\sum_{i=1}^R \mu_{ij}^m} \right) \quad (5)$$

更新 μ_{ij} 的值使用式(6):

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\left(\sum_{i,j}^N \sum_{k=1}^L \frac{\|t_i - c_j\|}{\|t_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (6)$$

2017年, Zhang等^[19]提出了适用于64-QAM光纤传输系统的基于K-means聚类的非线性补偿算法, 通过使用训练序列辅助K-means算法进行判决解决了一般聚类算法无法适用于高阶调制格式的问题。2018年, Giacomidis等^[6]提出了一种基于模糊逻辑C均值聚类的单通道和多通道CO-OFDM盲非线性均衡算法。在该算法与K均值聚类算法、K近邻算法、N-SVM-NLE、ANN-NLE、IVSTF-NLE等算法的对比中, FLC-NLE无论是在单通道还是WDM系统中, 都表现出了最好的性能。在使用QPSK调制格式的WDM系统中, 当传输速率为20 Gbit/s、传输距离为3 200 km、发射功率为-5 dBm时, 最差情况下, 使用FLC的Q因子比IVSTF提升了2.5 dB。2018年, Lu等^[20]提出了一种基于聚类的非线性预补偿算法, 并实验证明了在5信道16QAM可见光传输系统中误码率可以降低至少50%。2019年, Chuang等^[21]提出了一种K均值辅助PAM4软决策的算法来进行非线性均衡, 该软判决方法对于非线性和相关噪声有较好的抑制作用。其基本原理是通过K均值对眼图信息的自学习过程, 实现了对数似然比估计对非线性和噪声方差的自适应。2019年, Giacomidis等^[22]提出了一种结合了K-means聚类

的改进的基于密度聚类的算法, 在24.72 Gbit/s、500 km的DQPSK、CO-OFDM传输系统中, 与线性均衡器相比, 该算法可以提高Q因子2.158 dB。2019年, Giacomidis等^[23]提出了一种基于剪枝K-means++的非线性均衡算法, 在40 Gbit/s、16QAM、50 km传输系统中, 与线性均衡器相比, 该算法可以提高Q因子3 dB。2019年, Giacomidis等^[24]提出了一种基于DBSCAN聚类的非线性均衡算法, 在40 Gbit/s、16QAM、50 km光纤传输系统中, 与K-means算法相比, 该算法可以提高Q因子0.83 dB。

3.4 基于深度神经网络的端到端非线性均衡算法

深度神经网络是拥有多个隐藏层神经元和多个输入层神经元、多个输出层神经元的线性或非线性方程。所谓“深度”就是指神经网络的层数较深, DNN通过更为复杂的网络结构可以实现更好的非线性逼近效果。由于DNN固有的非线性, 基于DNN的各种均衡器在缓解光纤非线性问题上已展示出巨大的潜力。相对于ANN, DNN最大的优势是不需要反馈, 并且端到端的DNN能够实现全局最优, 避免了ANN因训练样本或算法本身不足导致训练结果陷入局部最优的情况。

一个典型的DNN-NLE结构如图4所示。该DNN为一个简单的4层结构, 由一个输入层、分别有2个神经元和10个神经元的双隐层以及一个输出层构成。DNN的输入为模拟IFWM和IXPM的三元组, 取M个信道内三元组和M个信道间三元组, 共2M个三元组作为输入数据。通过具有相同下标的信道内三元组和信道间三元组相加与PCA(principal component analysis, 主成分分析)减少输入特征向量的个数, 最终得到N个输入向量。隐藏层与输出层的神经元对输入向量做如下处理:

$$\alpha^l = f_{NL}^l(H^l \alpha^{l-1} + b^l) \quad (7)$$

其中, l 为层序号数(1~3), H^l 是第 l 层的权值

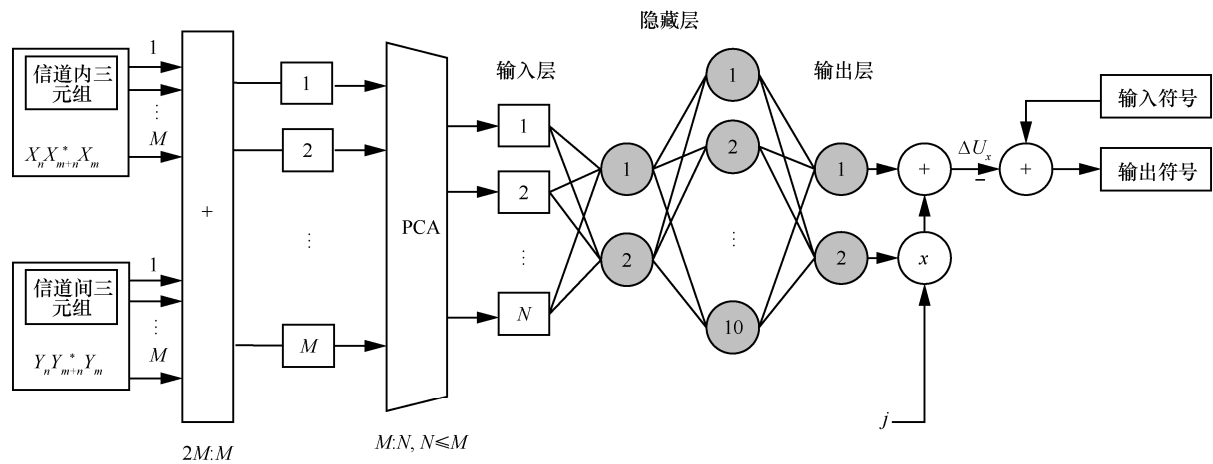


图4 典型的DNN-NLE结构

矩阵, b^l 是第 l 层的偏置矩阵, f_{NL}^l 是第 l 层的非线性激活函数, α^l 是第 l 层的输出向量。

输出为预测得到的非线性损失值, 根据该值即可进行非线性补偿。该算法已经在 13 000 km、21 Gbaud、DP-8QAM 的传输系统中得到验证, 在复杂度降低 90% 的情况下实现了 0.46 dB 的 Q 因子增益^[25]。2018 年, Chuang^[26]提出了一种基于卷积神经网络的非线性均衡算法, 在 112 Gbit/s PAM4 40 km 的传输系统中得到了 3.50×10^{-6} 的误码率。2018 年, Li^[27]提出了一种基于卷积神经网络的非线性均衡算法, 在 56 Gbit/s PAM4 25 km 传输系统中得到了 29 dB 的损失预算。2018 年, Schaedler^[28]提出了一种基于 OFDM 副载波功率加载的非线性均衡算法。该算法利用 DNN 估计功率分配对 OFDM 子载波间相互作用的影响, 并利用神经网络对 OFDM 子载波进行优化功率分配, 最

终得到了 0.5 dB 的 OSNR 增益。2019 年, Zhang^[29]证明了 DNN 在 32 Gbaud、2 800 km 的标准单模光纤传输系统中可以得到约 0.6 dB 的 Q 增益, 并在 11 017 km 的海底光缆传输系统中证明了该 DNN 算法的有效性。2019 年, Koike-Akino 等^[30]提出了一种基于 DNN 的 Turbo 均衡器处理非线性损伤, 以实现未来的相干光通信。

不同非线性均衡算法的对比见表 1。由表 1 的对比结果可知, 人工智能的应用使得非线性均衡算法在系统性能、复杂度、实时性、灵活性等方面取得了较大的突破。

4 结束语

本文从实现原理、系统结构、算法性能、算法复杂度等方面对几种常见的非线性均衡算法进行了研究对比与分析。基于以上研究内容, 未来

表1 非线性均衡算法对比

算法	原理	性能	复杂度	实时性	应用灵活性
简单 DSP 算法	降低 OFDM 峰均比	一般	低	差	一般
常用 DSP 算法 (如 DBP)	非线性薛定谔方程建模	较好	高	差	一般
基于 ANN 的非线性均衡算法	非线性判决或非线性映射	较好	较高	较好	较好
基于 SVM 的非线性均衡算法	非线性判决或非线性映射	较好	较高	较好	较好
基于聚类的非线性均衡算法	非线性判决	较好	低	好	好
基于 DNN 的非线性均衡算法	非线性判决或非线性映射	较好	较高	较好	较好

的工作将从以下 3 个方面展开：数据中心对短距传输速率的要求越来越高，将关注短距高速传输场景下的非线性均衡方案；无监督聚类算法实现简单、无需训练、开销较小，但其随机性较大，将重点关注其随机性问题，并提出相应解决方案；星座图提供信息有限，将尝试利用眼图来获取更多信息，从而提升非线性均衡效果。

参考文献：

- [1] 吴金达, 卢瑾. 基于广义回归神经网络的 CO-OFDM 系统非线性均衡[J]. 光学学报, 2018, 38(9): 78-86.
WU J D, LU J. Nonlinear equalizer based on general regression neural network in coherent optical OFDM system[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(9): 78-86.
- [2] LU C H, FENG K M. Reduction of high PAPR effect with FEC enhanced deep data clipping ratio in an optical OFDM system[C]//Proceedings of Conference on Lasers and Electro-Opticals Society. Piscataway: IEEE Press, 2007: 941-942.
- [3] BULAKCI O, 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]//Proceedings of 2008 National Fiber Optic Engineers Conference. Piscataway: IEEE Press, 2008: 1-3.
- [4] KRONGOLD B S, TANG Y, SHIEH W. Fiber non-linearity mitigation by PAPR reduction in coherent optical OFDM systems via active constellation extension[C]//Proceedings of 2008 34th European Conference on Optical Communication. Piscataway: IEEE Press, 2008: 1-2.
- [5] GIACOMIDIS E. Harnessing machine learning for fiber-induced nonlinearity mitigation in long-haul coherent optical OFDM[J]. Future Internet, 2019, 11(1): 1-20.
- [6] GIACOMIDIS E. Blind non-linearity equalization by machine-learning-based clustering for single-and multichannel coherent optical OFDM[J]. Journal of Lightwave Technology, 2018, 36(6): 721-727.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] CHUN-YEN C. Sparse volterra nonlinear equalizer by employing pruning algorithm for high-speed PAM-4 850-nm VCSEL optical interconnect[C]//Proceedings of Optical Fiber Communication Conference. Piscataway: IEEE Press, 2019.
- [10] JARAJREH M A. Artificial neural network nonlinear equalizer for coherent optical OFDM[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2015, 27(4): 387-390.
- [11] GIACOMIDIS E. Intra and inter-channel nonlinearity compensation in WDM coherent optical OFDM using artificial neural network based nonlinear equalization[C]//Proceedings of Process Optical Fiber Communication Conference. Piscataway: IEEE Press, 2019.
- [12] AHMED G R. Nonlinear equalizer based on neural networks for PAM-4 signal transmission using DML[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2018, 30(15): 1416-1419.
- [13] VAQUERO F J. Joint estimation of linear and non-linear signal-to-noise ratio based on neural networks[C]//Proceedings of Optical Fiber Communication Conference. Piscataway: IEEE Press, 2019.
- [14] WANG D S. Nonlinear decision boundary created by a machine learning-based classifier to mitigate nonlinear phase noise[C]//Proceedings of European Conference on Optical Communications. [S.l.:s.n.], 2015.
- [15] NGUYEN T, MHATLI S, GIACOMIDIS E, et al. Fiber non-linearity equalizer based on support vector classification for coherent optical OFDM[J]. IEEE Photonics Journal, 2016, 8(2): 711-721.
- [16] GIACOMIDIS E. Reduction of nonlinear inter-subcarrier 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.
- [17] GIACOMIDIS E. Unsupervised support vector machines for nonlinear blind equalization in CO-OFDM[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2018, 30(12): 1091-1094.
- [18] ZHANG K, FAN Y Y, et al. Fiber nonlinear noise-to-signal ratio estimation by machine learning[C]//Proceedings of Optical Fiber Communication Conference. [S.l.:s.n.], 2019.
- [19] ZHANG J F. K-means-clustering-based fiber nonlinearity equalization techniques for 64-QAM coherent optical communication system[J]. Optics Express, 2017, 25(22): 27570-27580.
- [20] LU X Y. Non-linear compensation of multi-CAP VLC system employing pre-distortion base on clustering of machine learning[C]//Proceedings of Optical Fiber Communication Conference. [S.l.:s.n.], 2018.
- [21] CHUANG C Y. Sparse volterra nonlinear equalizer by employing pruning algorithm for high-speed PAM-4 850-nm VCSEL optical interconnect[C]//Proceedings of Optical Fiber Communication Conference. [S.l.:s.n.], 2019.
- [22] GIACOMIDIS E. Fiber nonlinear compensation using machine learning clustering[C]//Proceedings of International Conference on Recent Innovations in Engineering and Technology. [S.l.:s.n.], 2019.
- [23] GIACOMIDIS E. Real-time machine learning based fiber-induced nonlinearity compensation in energy-efficient coherent optical networks[C]//Proceedings of European Conference on Optical Communications. [S.l.:s.n.], 2019.
- [24] GIACOMIDIS E. A blind nonlinearity compensator using DBSCAN clustering for coherent optical transmission systems[J]. Applied Sciences, 2019, 9(20): 4398-4406.
- [25] GAO Y L, ZIAD A. Reduced complexity nonlinearity compensation via principal component analysis and deep neural networks[C]//Proceedings of Optical Fiber Communication Conference. [S.l.:s.n.], 2019.



- [26] CHUANG C Y. Convolutional neural network based nonlinear classifier for 112-Gbps high speed optical link[C]//Proceedings of Optical Fiber Communication Conference. [S.l.:s.n.], 2018.
- [27] LI P X. 56 Gbit/s IM/DD PON based on 10G-class optical devices with 29 dB loss budget enabled by machine learning[C]//Proceedings of Optical Fiber Communication Conference. [S.l.:s.n.], 2018.
- [28] SCHAEGLER M. Subcarrier power loading for coherent optical OFDM optimized by machine learning[C]//Proceedings of Optical Fiber Communication Conference. [S.l.:s.n.], 2018.
- [29] ZHANG S L. Field and lab experimental demonstration of nonlinear impairment compensation using neural networks[J]. Nature Communications, 2019(10): 3033.
- [30] KOIKE-AKINO T. Neural turbo equalization to mitigate fiber nonlinearity[C]//Proceedings of European Conference on Optical Communications. [S.l.:s.n.], 2019.



赵永利 (1981-), 男, 北京邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为人工智能光网络和安全光通信。



刘守东 (1995-), 男, 北京邮电大学硕士生, 主要研究方向为人工智能与安全光传输。

[作者简介]



李亚杰 (1990-), 男, 博士, 北京邮电大学师资博士后, 主要研究方向为光网络智能控制和安全光通信。



张杰 (1972-), 男, 博士, 北京邮电大学教授、博士生导师, 光电信息学院院长, 信息光子学与光通信国家重点实验室副主任, 主要研究方向为安全光通信等。