doi:10. 13756/j. gtxyj. 2026. 250313.
光通信系统与网络技术
张天倩,何擎宇,罗鸣,等. 光通信中非线性均衡方法与泛化性研究进展[J]. 光通信研究, 2026(5):64-74.
Zhang T Q, He Q Y, Luo M, et al. Research Progress on Nonlinear Equalization Methods and Generalization in Optical Communication[J]. Study on Optical Communications, 2026(5):64-74.

光通信中非线性均衡方法与泛化性研究进展

张天倩[1,2],何擎宇[1],罗 鸣[1,3],李重阳[2],刘守印[2]
(1. 中国信息通信科技集团有限公司 光通信技术和网络全国重点实验室,武汉 430074;
2. 华中师范大学 物理科学与技术学院,武汉 4300743; 3. 鹏城实验室,广东 深圳 518055)

摘要:【目的】随着相干光通信系统向更高容量、更长距离和更高阶调制演进,光纤非线性效应已成为制约系统性能的主要瓶颈,非线性均衡(NLE)成为提升系统性能的关键研究方向。近年来,机器学习方法在光通信中的应用不断深化,在复杂非线性建模与补偿方面展现出强大优势,但这些方法在计算复杂度和泛化性方面仍面临挑战。文章旨在系统描述传统非线性补偿方法与基于机器学习的非线性均衡方法,并分析提升泛化性与降低复杂度的策略。【方法】首先介绍传统数字信号处理(DSP)方法,包括数字反向传播(DBP)和基于扰动理论的补偿(PBC)的基本原理与复杂度。接着介绍多层感知器(MLP)、卷积神经网络(CNN)、双向长短期记忆网络(Bi-LSTM)、Transformer、生成对抗网络(GAN)以及端到端深度学习(E2E-DL)等神经网络均衡器的研究进展,并给出复杂度计算公式。最后讨论剪枝/权重聚类/量化和知识蒸馏,迁移学习/元学习以及半监督学习/自监督学习等降低复杂度与提升泛化性的多种技术。【结论】目前基于机器学习的非线性均衡方法在性能上已逐渐超越传统 DSP 方案,但其复杂度与能效问题仍是制约实际部署的关键。未来研究需要在性能、复杂度与泛化性之间寻求平衡,以推动基于机器学习的非线性均衡从实验验证走向实际应用。

关键词:非线性均衡;迁移学习;元学习;泛化性增强;复杂度优化
中图分类号:TN929 **文献标志码:**A

Research Progress on Nonlinear Equalization Methods and Generalization in Optical Communication

ZHANG Tianqian[1,2], HE Qingyu[1], LUO Ming[1,3], LI Chongyang[2], LIU Shouyin[2]
(1. State Key Laboratory of Optical Communication Technologies and Networks, China Information and Communication Technologies Group Corporation, Wuhan 430074, China; 2. College of Physical Science & Technology, Central China Normal University, Wuhan 430074, China; 3. Peng Cheng Laboratory, Shenzhen 518055, China)

Abstract:【Objective】With the continuous evolution of coherent optical communication systems toward higher capacity, longer transmission distances, and higher-order modulation formats, fiber nonlinear effects have become a major bottleneck limiting the system performance. Nonlinear Equalization (NLE) has emerged as a key technique to enhance overall transmission performance. In recent years, machine learning approaches have been increasingly applied to optical fiber communications, demonstrating unique advantages in modeling and compensating complex nonlinearities. However, these methods still face challenges in computational complexity and generalization. This paper aims to provide a systematic review of both traditional nonlinear compensation techniques and machine learning-based NLE methods, with a particular focus on strategies for enhancing generalization and reducing complexity. 【Methods】We first review traditional Digital Signal Processing (DSP) approaches, including the basic principles and computational complexity of Digital Back Proagation (DBP) and Perturbation-Based Compensation (PBC). We then summarize recent advances in neural network-based equalizers, such as Multilayer Perceptrons (MLP), Convolutional Neural Networks (CNN), bidirectional long short-term memory networks (Bi-LSTM), Transformers, Generative Adversarial Networks (GAN), and End-to-end Deep Learning (E2E-DL), along with their corresponding complexity formulations. Finally, we highlight various techniques for complexity reduction and generalization enhancement, including pruning, weight clustering, quantization, knowledge distillation, transfer learning, meta-learning, semi-supervised learning, and self-supervised learning. 【Conclusion】Overall, machine learning based NLE techniques have gradually outperformed traditional DSP solutions in terms of compensation performance. Nevertheless, challenges in computational complexity and energy efficiency remain major obstacles to real-world deployment. Future research should aim to balance performance, complexity, and generalization, thereby facilitating the transition of machine learning-based NLE algorithms from proof-of-concept studies to practical applications.

Key words: NLE; transfer learning; meta-learning; generalization enhancement; complexity optimization

收稿日期:2025-09-06; 修回日期:2025-10-10; 纸质出版日期:2026-10-10
基金项目:湖北省重点研发计划资助项目(2024BAA001);湖北省中央引导地方科技发展专项资助项目(2024CSA077)
作者简介:张天倩(2000-),女,河南南阳人。博士,主要研究方向为光通信传输算法。
通信作者:罗鸣,教授级高级工程师。E-mail:mluo@cict.com
© Editorial Office of *Study on Optical Communications*. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

0 引 言

光通信作为支撑全球互联网和信息基础设施的核心技术，正朝着更高速率、更长距离和更大容量的方向发展。随着传输速率和信道带宽的不断提升，光纤传输中的非线性效应逐渐成为制约系统性能的关键瓶颈之一。相干光传输系统中非线性损伤主要由光纤克尔非线性效应引起，最重要的是自相位调制、交叉相位调制及四波混频效应，信号与自发辐射噪声间的非线性相互作用，以及偏振模色散等统计效应也会带来非线性损伤。非线性损伤极大限制了信道传输容量，也严重影响传输系统性能[1-2]。为抵消非线性效应对系统的影响，研究者提出一系列非线性均衡（Nonlinear equalization，NLE）技术，包括数字反向传播（Digital Backpropagation，DBP）算法、扰动补偿算法（Perturbation-Based Compensation，PBC），以及近年来快速发展的基于机器学习的数据驱动方法。

机器学习模型虽能在一定程度上超越传统数字信号处理（Digital Signal Processing，DSP）算法，但其泛化性较差，遇到新场景便需要重新训练，导致训练开销和数据需求过大，且这类模型结构复杂、计算量偏高，在高速通信系统中的部署受限。基于上述问题，本文进一步探讨迁移学习/元学习、半监督学习/自监督学习等提升神经网络泛化性的方法，以及剪枝/量化、激活函数近似、知识蒸馏等降低模型复杂度的策略，以实现性能与复杂度之间的平衡。

1 融合物理机制的非线性均衡

1.1 光纤非线性效应

光纤中，信号传输由色散、衰减和克尔非线性共同作用；单模光纤双偏振条件下的传输特性可采用非线性薛定谔方程（Nonlinear Schrödinger Equation，NLSE）表示为

$$\frac{\partial u_{x/y}(t,z)}{\partial z}=-\frac{\alpha}{2}u_{x/y}(t,z)-\mathrm{i}\frac{\beta_2}{2}\frac{\partial^2 u_{x/y}(t,z)}{\partial t^2}+\mathrm{i}\frac{8}{9}\gamma\left(|u_{x/y}(t,z)|^2+|u_{y/x}(t,z)|^2\right)u_{x/y}(t,z),\quad(1)$$

式中，$u_{x/y}(t,z)$为x/y偏振场时域包络，α为衰减系数，β_2为群速色散，$\gamma=\frac{2\pi n_2}{\gamma A_{\mathrm{eff}}}$为克尔非线性系数，$n_2$为非线性折射率，$A_{\mathrm{eff}}$为有效模场面积。

光纤中的非线性效应主要源于克尔效应，即折射率随光强变化而引起相位调制，其强度由非线性系数γ决定。在高功率、高速率光传输中，克尔非线性引发的主要效应包括自相位调制（Self-Phase Modulation，SPM）、交叉相位调制（Cross-Phase Modulation，XPM）和四波混频（Four-Wave Mixing，FWM）。SPM由信号自身功率波动引起，会导致频谱展宽和符号间串扰，是单信道系统中的主要非线性因素。XPM效应源于不同波长信号间的功率耦合，在波分复用系统中造成跨信道干扰，显著影响系统整体性能。FWM则通过多信号间相互作用产生新的频率分量，其强度受色散与信道间隔影响，在常规色散光纤中通常被抑制。

在高速长距传输中，SPM主导单信道畸变，XPM与FWM共同导致跨信道串扰。当系统容量提升至400 Gbit/s或800 Gbit/s时，非线性干扰显著增强[3]。传统功率控制与色散补偿方法难以应对信道的动态非线性畸变，因此亟需发展基于DSP与机器学习的高效非线性均衡算法，以突破传输容量限制。

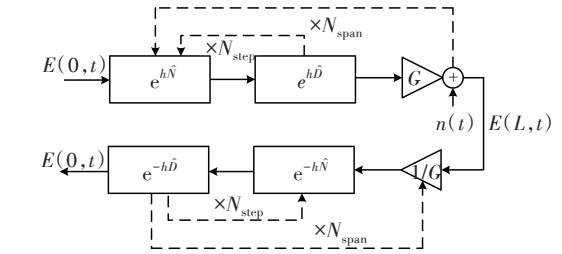
1.2 数字反向传播算法

在分析光纤主要非线性效应及其传输特性后，研究者基于非线性薛定谔方程提出多种非线性补偿算法。其中，DBP算法是目前最具代表性的NLE算法之一，其基本思想来源于NLSE。

实现上，由于式（1）无解析解，通常采用数值算法求解非线性薛定谔方程。常见的数值求解算法之一为分步傅里叶方法（Split-Step Fourier Method，SSFM）：

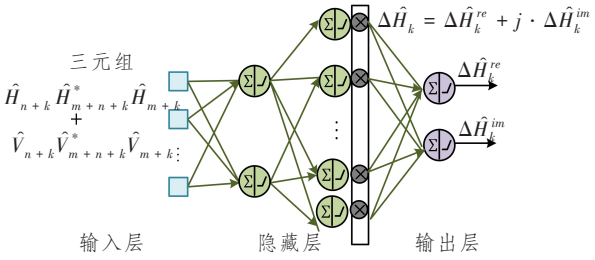
$$E_{\mathrm{BP}}(z,t)=\mathrm{e}^{-h\hat{D}}\mathrm{e}^{-h\hat{N}}E_{\mathrm{BP}}(z+h,t),\quad(2)$$

式中：z为光纤传输距离，t为时间，h为分段步长，$E_{\mathrm{BP}}(z,t)$为传输距离z处的光场时域包络，$\hat{D}=-\frac{\mathrm{j}}{2}\beta_2\frac{\partial^2}{\partial t^2}$为线性算符，$\hat{N}=-\frac{\alpha}{2}+\mathrm{j}\frac{8}{9}\gamma|u|^2$为非线性算符。DBP将光纤链路划分为若干小步长，每一步先在频域进行相位补偿以实现色散补偿，再在时域进行相位旋转以实现非线性补偿。当步长趋近于无穷小时，DBP可在理想条件下逼近香农容量极限。图1所示为完整的基于SSFM算法的前向传输链路和基于DBP算法的后向补偿过程，图中N_{span}为光纤跨段数，N_{step}为每跨段步数，G为光放大器增益。



(a) SSFM 算法的前向传输链路和 DBP 后向补偿算法

(a) Forward transmission link of the SSFM algorithm and DBP backward compensation algorithm



(b)基于一阶微扰理论的非线性均衡结构

(b) Nonlinear equalization structure based on first-order perturbation theory

图 1　DBP 算法和基于 NN 的 PBC 算法的结构图

Figure 1　Structures of the DBP algorithm and the NN-based PBC algorithm

DBP 的复杂度随传输距离及每跨段步数呈线性增长，可采用每秒实数乘法次数(Real Multiplications per Symbol, RMpS)来量化它的计算复杂度[4-5]：

$$C_{\mathrm{DBP}}=4\cdot N_{\mathrm{span}}\cdot N_{\mathrm{step}}\cdot\left(n_{\mathrm{up}}\cdot\frac{N_{\mathrm{FFT}}\cdot(\log_2(N_{\mathrm{FFT}})+1)}{N_{\mathrm{FFT}}-N_{\mathrm{D}}+1}+n_{\mathrm{up}}\right),\tag{3}$$

式中，n_{up}为过采样率，N_{FFT}为快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform，FFT)点数，N_{D}与色散相关。

DBP 因每一步均需执行 FFT 和非线性相位补偿，计算复杂度偏高。为降低复杂度，研究者提出多种改进方法。2011 年，L. Li 等人提出相关 DBP 算法，在补偿过程中引入相邻码元影响，可在保持性能的同时减少所需步数[6]。随后他们结合微扰理论，将 NLSE 的近似解用于 DBP 算法以进一步降低复杂度[7]。可学习的数字反向传播算法(Learned Digital Backpropagation, LDBP)将传统 DBP 中的分步傅里叶方法视为一个深度神经网络，并利用机器学习方法进行优化。实验表明，相同步数下经优化的 LDBP 性能优于传统 DBP[8-9]。2024 年，X. Chi 等人提出改进的多信道 LDBP 方案[10]，将色散与非线性补偿交替嵌入网络层，在减少 FFT 次数与补偿步骤的同时，将双偏振 16 正交幅度调制(Dual-Polarization 16-Quadrature Amplitude Modulation, DP-16QAM)系统的计算复杂度降至传统 DBP(5 步/跨)的约 31.36%。目前，DBP 算法已成为业界公认的经典非线性补偿算法，并常作为评估其他非线性均衡方法的性能基准。

1.3　基于神经网络的一阶扰动补偿算法

基于 NLSE 一阶线性扰动的预失真/后失真(Pre/Post-Distortion, PPD)算法已被提出，在色散累积远大于符号周期的常规长距条件下，符号在采样时刻 $t=0$ 处的非线性扰动项可近似表示为[11]：

$$\Delta H_0=P_0^{3/2}\sum_{m,\,n}C_{m,\,n}T_{m,\,n},\tag{4}$$

式中，$T_{m,n}=H_nH_{m+n}^{*}H_m+V_nV_{m+n}^{*}H_m$ 为以符号为单位构造的三元组，H_k，V_k 分别为两偏振符号序列，P_0 为参考发射功率，$C_{m,n}$ 为由色散、放大器以及带宽等链路参数决定的一阶扰动系数。因此，依赖一阶微扰补偿的在 $t=0$ 时刻接收得到的符号可表示为

$$\hat{H}_0=H_0+\Delta H_0+n_0,\tag{5}$$

式中，H_0 为 $t=0$ 时刻的发送符号，$\hat{H}_0$ 为 $t=0$ 时刻的接收符号，n_0 为噪声项。

PBC 的核心思想是在接收端估计 $t=k$ 刻扰动项 $\Delta\widehat{H_k}$ 并将其抵消，得到

$$\hat{H}_k^{\mathrm{PBC}}=\hat{H}_k-\Delta\widehat{H_k}=\hat{H}_0-P_0^{3/2}\sum_{m,\,n}\hat{C}_{m,\,n}\hat{T}_{m,\,n},\tag{6}$$

式中，$\hat{T}_{m,n}=\hat{H}_{n+k}\hat{H}_{m+n+k}^{*}\hat{H}_{m+k}+\hat{V}_{n+k}\hat{V}_{m+n+k}^{*}\hat{H}_{m+k}$ 用接收符号构造，$\hat{C}_{m,\,n}$ 可以用解析计算或神经网络估计。

对于扰动系数 $\hat{C}_{m,n}$，可在已知链路参数和信号脉冲持续时间/成形因子的条件下解析计算[12]。当链路参数未知或动态变化时，可将 $\hat{C}_{m,n}$ 或等效权重 $\omega_{m,n}$ 视作需要学习的参数，利用神经网络进行拟合

$$\Delta\hat{H}_k=P_k^{3/2}\sum_{m,\,n}\omega_{m,\,n}\hat{T}_{m,\,n,\,k}。\tag{7}$$

图 1(b)为通过神经网络去拟合 $\Delta\hat{H}_k$ 的过程，该网络的输入为三元组 $\hat{T}_{m,n}$，经过两层全连接网络，输出分别为 $\Delta\hat{H}_k$ 的实部 $\Delta\hat{H}_k^{\mathrm{re}}$ 和虚部 $\Delta\hat{H}_k^{\mathrm{im}}$。训练目标通常是最小化均方误差(Mean Square Error, MSE)：

$$MSE=\frac{1}{B}\sum_{k=1}^{B}\left\|H_k-(\hat{H}_k-\Delta\hat{H}_k)\right\|^2,\tag{8}$$

式中，B 为批量大小(Batch size)，包含一次迭代中的所有样本数。

该数据驱动方法可容忍链路参数未知，适用于通用光纤通信链路，并通过非线性激活函数捕获高

阶交互项近似，取得良好的非线性均衡效果[13]，但其构建三元组需要大量乘法运算，一定程度上增加了计算复杂度。2019 年，S. Zhang 等人首次提出用神经网络拟合微扰系数[14]。实验结果表明，基于微扰理论的神经网络方法在 2 800 km 标准单模光纤（Standard Single Mode Fiber，SSMF）传输实验中带来约 0.6 dB 的 Q 因子提升。此外，Li 等人在 120 Gbit/s DP-64QAM 相干系统中的实验中验证了基于一阶扰动重构复数符号并输入至卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）的均衡器能在入纤光功率范围−3～3 dBm 内可实现误码率（Bit Error Ratio，BER）低于 7% 硬判决前向纠错阈值[15]。

2 基于数据驱动的神经网络非线性均衡方法

与传统依赖链路参数的 DSP 方法不同，神经网络（Neural Network，NN）均衡器具备强大的非线性函数逼近能力，可通过数据驱动方式直接从数据中学习发射信号与接收受损信号间的复杂映射关系，从而有效补偿色散、克尔非线性、相位噪声等多种传输损伤。除 NN 均衡器如多层感知机（Multilayer Perceptron，MLP）、CNN、双向长短期记忆网络（Bi-directional Long Short-Term，Bi-LSTM）和 Transformer 等常用 NN 均衡器外，本节还介绍生成对抗网络（Generative Adversarial Network，GAN）均衡器及基于端到端的全局优化方案。

2.1 多层感知器与卷积神经网络

MLP 是经典的前馈神经网络架构，由输入层、隐藏层和输出层构成。每层神经元与前一层全连接，并采用非线性激活函数增强网络非线性拟合能力。MLP 可联合处理各偏振的同相/正交分量（In-phase/Quadrature components，I/Q），输出均衡后符号的实部与虚部。在当前相干光通信系统非线性均衡任务中，MLP 因结构简单、训练便捷，常被用作轻量化实用基线方法。

除 MLP 外，CNN 同样是简单轻量化的网络结构。CNN 可利用局部感受野与权值共享提取符号间局部特征，并采用卷积核同时处理 I/Q 两路信号，获取其耦合关系。2024 年，R. Fan 等人在 30 Tbit/s（60×500 Gbit/s）奈奎斯特 DP-16QAM、6 300 km 传输系统中采用 CNN 进行非线性均衡[16]，结果表明 BER 平均降低 41%。在文献[17-18]的更复杂模型中，通常采用 CNN 层进行特征预处理，辅助后续时序建模网络（如 Bi-LSTM 或 Transformer），进而提升整体均衡效果

2.2 双向长短期记忆网络与 Transformer 模型

Bi-LSTM 是 LSTM 网络的扩展形式，融合前向与反向序列信息，可同时利用过去和未来的上下文完成序列建模。在光信道均衡中，Bi-LSTM 凭借双向结构实现更全面的时序依赖建模[19]，可有效缓解符号间干扰（Inter-symbol Interference，ISI）。文献[20-21]采用 LSTM 来减轻脉冲幅度调制的直调直检（Intensity Modulation/Direct Detection，IM/DD）系统中的传输损伤。文献[22]首次将 Bi-LSTM 用于相干光系统光纤非线性补偿，仿真结果表明，Bi-LSTM 性能优于低复杂度 DBP。文献[17]在仿真与 34.4 Gbaud DP-16QAM、450 km 传输实验系统中对比了多种网络性能，结果表明 CNN+Bi-LSTM 架构表现最优，与常规 DSP 基准相比 Q 因子提升 2.91 dB。2024 年，X. Hu 等人提出重叠密集长短期记忆网络[23]，通过动态分配隐藏单元追踪并补偿长距 XPM 相关损伤，在 9 通道 DP-16QAM、40 Gbaud、1 600 km 传输实验中实现 0.52 dB 的 Q 因子增益。

但 Bi-LSTM 依赖逐步递归，训练与推理效率较低。而 Transformer 模型可通过自注意力机制在全输入序列范围内同步捕获符号间相关性，显著提升并行计算能力。2024 年，N. Gautam 等人在 VPItransmissionMaker ™ 平台上对 10 GBaud DP-16QAM、900～1 250 km 传输系统进行验证，结果表明，发射光功率 3 dBm 时，Transformer 模型相比线性均衡、DBP 和 Bi-LSTM 分别获得 1.96 dB、1.67 dB 和 1.03 dB 的 Q 因子增益[18]。

2.3 生成对抗网络

除上述常用 NN 均衡器外，GAN 也被引入光纤通信非线性均衡领域。GAN 具备生成式建模优势，条件生成对抗网络（Conditional-GAN，c-GAN）在保留 GAN 的优势的同时引入额外条件 y（如接收符号或信道先验），可在复杂信道下实现更有针对性的非线性补偿。在训练过程中，c-GAN 的优化目标函数改写为

$$\min_G \max_D E_{x\sim p_{\text{data}}(x)}[\log D(x|\boldsymbol{y})]+E_{z\sim p_z(z)}[\log(1-D(G(\boldsymbol{z}|\boldsymbol{y})|\boldsymbol{y}))], \tag{9}$$

式中，x 为真实发送数据，z 为噪声向量。

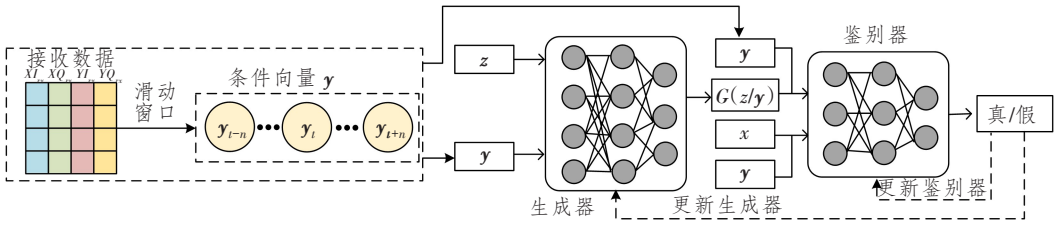


图 2　c-GAN 均衡器的结构图

Figure 2　The structure of c-GAN equalizer

图 2 所示为 c-GAN 均衡器的结构图，条件向量 $\boldsymbol{y}$ 由滑动窗口方式提取接收端的双偏振信号，形成时序输入特征，生成器 $G(\boldsymbol{z}|\boldsymbol{y})$ 利用条件向量 $\boldsymbol{y}$ 和噪声向量 $\boldsymbol{z}$ 生成均衡后的符号；判别器 $D(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{y})$ 负责判断输入是否来自真实符号分布，帮助生成器逐步学习到更符合条件约束的均衡结果。在训练阶段，生成器和判别器交替更新，通过对抗博弈不断提升生成质量；而在推理阶段，仅保留生成器即可实现低复杂度的均衡。2023 年，J. Xiang 等人在 40 通道的 60-GBaudDP-16QAM 的密集波分复用（Dense Wavelength Division Multiplexing，DWDM）信号、20 km SSMF 数据中心互联链路的场景下[24]开展实验，结果表明，c-GAN 均衡器可将 40 个信道的 BER 均压制在 20% 软判决前向纠错门限以下，实现净传输容量 16 Tbit/s。

综上所述，不同 NN 架构在非线性均衡任务中展现出不同的侧重点与优势，表 1 对比了不同 NN 均衡器算法的复杂度。MLP 模型通过全连接层直接学习输入与输出间的非线性映射，具有参数少、收敛快的特点。然而它难以捕捉符号间的全局相关性，主要适用于短距离或低功耗传输场景。CNN 网络则利用卷积核从局部感受野提取特征，能有效捕捉一维信号建模中相邻符号间的依赖关系，特别适用于均衡色散主导信道。BiLSTM 网络具备强大的时序建模能力，通过正向与反向记忆单元同时建模过去和未来的符号，可以有效缓解符号间干扰与非线性累积效应，在长距离传输场景中表现优越，但其计算复杂度高。Transformer 架构通过自注意力机制实现符号间依赖的全局建模，突破了递归结构的并行计算限制，在高阶调制与复杂信道条件下展现出一定的稳定性。c-GAN 引入生成对抗过程改进训练机制，使生成器能在鉴别器约束下学习信号分布特征，从而实现在真实信道模型未知的情况下实现自适应非线性补偿。但是其训练过程通常需要大量训练样本与较长收敛时间。

表 1　NN 均衡算法复杂度与特点对比

Table 1　Comparison of computational complexity and characteristics of NN equalization algorithms

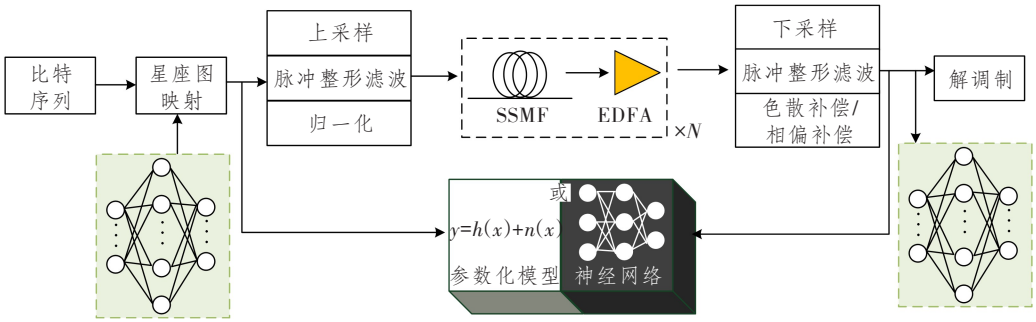
算法	RMpS 计算公式	复杂度	说明
MLP	$C_{\mathrm{MLP}}=n_s\cdot n_i\cdot n_1+n_1\cdot n_2+\cdots+n_{\mathrm{L}}\cdot n_o$	低	结构简单，适合轻量化均衡
CNN	$C_{\mathrm{total}}=\sum_{l=1}^{L} n_{\mathrm{in}}^{(l)}\cdot n_{\mathrm{out}}^{(l)}\cdot k_l\cdot(n_s^{(l)}-k_l+1)+((n_s^{(L)}-k_l+1)\cdot n_{\mathrm{out}}^{(L)})\cdot n_{\mathrm{FC}}$	低	参数高效，擅长提取局部特征
BiLSTM	$C_{\mathrm{BiLSTM}}=2\cdot n_s\cdot n_h\cdot(4n_i+4n_h+3+n_{\mathrm{o}})$	高	能捕获长时依赖，补偿 ISI 效果突出
Transformer	$C_{\mathrm{Trans}}\approx L\cdot(4\cdot n_s\cdot d_{\mathrm{model}}^2+2\cdot n_s^2\cdot d_{\mathrm{model}}+2\cdot n_s\cdot d_{\mathrm{model}}\cdot d_{\mathrm{ff}})$	中等	擅长全局建模，适合高阶调制场景
cGAN	复杂度取决于生成器网络的选择，训练阶段复杂度较高。	中等/高	能学习数据分布，适合链路未知场景

其中，n_s 为输入序列长度，n_i 为输入特征数，n_o 为输出特征数，$n_1,n_2,\cdots,n_L$ 为各隐藏层神经元数；$n_{\mathrm{in}}^{(l)},n_{\mathrm{out}}^{(l)}$ 为第 l 层卷积的输入/输出通道数，k_l 为第 l 层卷积核的大小，n_{FC} 为全连接层神经元数；n_h 为 LSTM 的隐藏单元数，d_{model} 为 Transformer 的隐藏层维度，d_{ff} 为 Transformer 前馈网络维度，L 为神经网络层数或 Transformer 编码器层数。

2.4　端到端深度学习优化

传统光纤通信系统多采用分模块设计，在发射端、信道和接收端分别执行调制、传输、均衡与检测，各模块独立优化。但这种分布式优化难以保证系统全局最优。端到端深度学习（End-to-end Deep Learning，E2E-DL）优化将整个光纤通信链路视作一个“自动编码器”，发射端与接收端均由深度神经网络实现，信道作为中间传输层。但在端到端训练中，真实光纤信道传输过程不可微，无法通过反向传播直接更新发射端参数。研究者提出可微替代信道方案，即采用 NN（黑盒模型）或参数化模型（白盒模型）对真实信道进行可微近似建模。图 3 所示为我们对端到端深度学习的优化流程，在发射端、信道与

接收端间建立完整的信号传输路径，链路中的真实信道一般由多跨 SSFM，以及多个掺铒光纤放大器（erbium-doped fiber amplifier，EDFA）组成。在训练中使用可微信道替代真实信道，使得系统能够获取近似的梯度信息，进而更新发射端参数，实现端到端联合优化。



注：SSMF 为单模光纤，EDFA 为掺铒光纤放大器。

图 3 端到端深度学习优化流程

Figure 3 End-to-end deep learning optimization workflow

已有研究表明基于可微信道的 E2E-DL 能够学习接近最优的调制与均衡策略。2018 年，Karanov 等人首次将 E2E 学习引入光纤通信收发器设计，并在 IM/DD 系统中验证了其优于传统方案的性能[25]。2020 年，Karanov 等人利用 GAN 近似信道实现了基于实测数据的收发器端到端优化[26]。近期，Minelli 等在 IM/DD 系统中提出端到端优化的数字预失真（Digital Pre-Distortion，DPD），传输速率提升约 6 Gbit/s[27]；Y. Xu 等通过前馈多尺度深度神经网络提高了 100 Gbit/s 无源光网络（Passive Optical Network，PON）的接收灵敏度[28]；2025 年，Q. Xiao 等提出物理引导的 E2E 学习框架，将训练迭代减少 80% 以上[29]。总体来看，E2E-DL 正逐步走向实用化，但现有研究仍主要集中在 IM/DD 系统中，相干传输由于其信道过于复杂，导致端到端方法在建模和训练上的难度显著增加。

3 模型压缩与泛化能力提升方法

泛化性是指训练完成的模型在未见过的新场景中保持良好性能的能力，是衡量模型稳健性的核心指标。泛化能力较强的模型可快速适配新任务，降低再训练所需的计算开销与数据需求，从而减少训练阶段复杂度。同时，模型推理阶段复杂度决定其实际部署可行性。本章从训练与推理两个层面介绍模型复杂度降低方法：一方面采用迁移学习/元学习、半监督学习/自监督学习等方法增强模型跨场景泛化能力；另一方面采用剪枝/参数量化/权重聚类、知识蒸馏等模型压缩技术，在几乎不损失性能的前提下显著降低计算与存储需求。

3.1 迁移学习与元学习

NN 均衡器在非线性均衡任务中展现出巨大潜力，但其泛化性能往往受训练数据分布限制。当实际链路发生变化时，模型性能可能下降。为提升 NN 均衡器的泛化性，研究者引入迁移学习（Transfer Learning，TL）方法，使模型能够快速适应新信道条件，降低重新训练的开销[30-31]。TL 是将从一个或多个源域任务中学习到的知识迁移至相关但不同的目标域任务上，通过冻结部分 NN 层并微调后端层参数完成迁移。除 TL 之外，元学习（Meta-Learning）同样可提升模型泛化性。Meta-Learning 不同于传统机器学习对大量数据的依赖，其在多任务训练中提取跨任务的知识，使均衡器在面对新信道环境时能够以极少的样本和迭代快速适应。常见方法有基于优化的模型无关的元学习、基于度量的原型网络以及基于模型的记忆增强网络等，这些方法能够支持 NN 均衡器在不同传输距离、调制格式和信噪比条件下实现快速适应。我们在表 2 中总结了 TL 和 Meta-Learning 的异同。

2021 年，Pedro J 等人系统对 TL 在相干光传输系统中的有效性进行研究[31]。结果表明，无论是将模型迁移至不同的发射功率或不同的波特率，模型训练周期和训练数据量均能降低 80% 以上。即使在两种光纤的色散和非线性系数完全不同的情况下，TL 仍然能够将重新训练所需的数据集减少 50%。文献[32]提出基于 TL 的零样本学习方法在不同光纤、波长和激光器特性情况下，仍能获得与传统线性 DSP 相当或更高的性能。文献[33]在 S+C+L 波段概率星座整形（Probabilistic Constellation Shaping，PCS）128QAM 相干传输实验（150 km

G.654.E光纤链路)验证了基于元学习的非线性均衡架构比传统线性均衡器提升约20.92 Tbit/s的速率,且额外训练成本仅为随机过采样方法的19.8%。文献[34]提出的Meta-DSP模型只需要在低速率、40 GBaud的单信道数据上训练一次,就可以在不需要重新训练的情况下泛化到更高速率、更多信道的复杂场景中。

表2　TL和Meta-Learning的异同点总结

Table 2　Summary of similarities and differences between TL and Meta-Learning

特征	TL	Meta-Learning
初始训练数据集	通常需要一个大型、数据丰富的源任务数据集进行预训练	需要多个相关任务的数据集,每个任务的数据量通常较小
任务类型	从一个特定源任务学习知识,应用于一个特定目标任务	从多个任务的分布中学习"学习策略"
适应新任务数据	针对新任务使用少量到中等量的数据,冻结部分层,迁移参数进行微调	针对新任务,使用少样本数据通过少量梯度更新进行快速适应
学习目标	重用已学到的模型参数或特征来加速新任务的学习	学习"如何学习",即学习一种快速适应新任务的通用机制或最优初始化策略
共同点	两者都旨在提高机器学习模型在面对新任务或新数据时的效率和性能,能显著减少在新任务上所需的训练数据量或训练时间;在光纤通信实际应用中,信道条件可能频繁变化,TL和Meta Learning都能提供应对这些变化的自适应能力。	

3.2　半监督与自监督学习

除迁移学习和元学习之外,半监督学习(Semi-Supervised Learning, Semi-SL)和自监督学习(Self-Supervised Learning, SSL)也是提升NN泛化性的重要方向。Semi-SL通过结合少量标注数据与大量无标注数据进行训练,在离线训练阶段需要利用有限的标注数据建立初始模型,而在线阶段则仅利用无标注数据可完成快速适应,从而在标签缺失的新场景下依然保持良好性能。而SSL无需人工标注标签,仅通过数据本身构造代理任务便可以完成NN的训练。研究[35]提出的基于Semi-SL自适应神经网络均衡器在56 Gbit/s四电平脉冲幅度调制(Pulse Amplitude Modulation with 4 levels, PAM4)多模光纤链路和32 GBaud 16QAM调制波分复用系统两种场景下均能将BER快速稳定1e-3以下,且相比非自适应神经网络和传统最大似然序列估计具有更好的性能,收敛速度较基线自训练方法快4.5倍。同时,文献[36]提出了基于SSL的神经网络扰动光纤非线性补偿方案,该算法利用相位共轭序列自动提取目标微扰项,在32GBaud DP-16QAM调制、传输距离为2 800 km相干传输系统中进行了数值验证,结果显示,与监督学习方案相比,SSL模型无明显的性能损失,且Q因子提升了约1 dB,并改善了最佳发射功率。

3.3　剪枝/权重聚类/量化

除训练阶段优化之外,推理阶段的复杂度同样关键。NN的推理效率直接决定了NN模型能否在高速实时相干光通信系统中运行。研究者提出多种模型压缩与加速方法如剪枝、权重聚类和量化技术[37]。剪枝通过识别并移除不重要或冗余的参数、神经元甚至网络层,实现模型精简,并通常结合再训练以恢复性能,常用的方法有微调、权重重卷、学习率重卷和贝叶斯优化辅助等。权重聚类将相似的权重值分组来减少唯一权重数量,降低存储需求,更利于在DSP或现场可编程门阵列(Field-Programmable Gate Array, FPGA)上集成。量化则是通过将权重和激活值从高精度浮点映射为低位宽整数,可显著压缩存储并利用定点运算加速推理。上述方法均能在不同层面实现复杂度的降低与性能保持的平衡,为NN在实际的部署中提供了重要支撑。2023年,W. J等人首次在IM/DD PON系统中实现了基于实时FPGA接收机的简化沃尔泰拉非线性均衡器[38],并结合剪枝与聚类优化,使系统总功耗降低71.6%,同时功率预算仅劣化0.2 dB。

3.4　高效激活函数的近似策略

神经网络模型通常通过激活函数来学习光纤信道中的非线性并进行补偿。但tanh和sigmoid函数包含大量指数运算,计算成本较高,难以直接部署于FPGA或专用集成电路上。相比之下,ReLU激活函数数学形式简单,计算复杂度几乎可忽略。在某些复杂的递归网络(如LSTM)中仍需使用tanh和sigmoid等函数来维持门控机制,因此需要采用近似技术来降低复杂度[39],使用较多的有三种近似方法:

泰勒级数近似(Taylor Series Approximation):通过泰勒展开多项式来近似激活函数,tanh函数和sigmoid函数$\sigma(x)$可以被近似为式(10)和(11)。泰勒展开的高阶多项式将指数运算转换为乘法与加法

运算，但可能会增加触发器（Flip-Flop，FF）、查找表（Look-Up Table，LUT）以及 DSP Slice 的使用量，

$$\tanh x=\frac{e^{x}-e^{-x}}{e^{x}+e^{-x}}\approx\begin{cases}1, & if\ x>a_t\\ x-\dfrac{x^3}{3}+\dfrac{2x^5}{15}-\dfrac{17x^7}{315}+\dfrac{62x^9}{2835}, & if-a_t<x<a_t,\\ -1, & if\ x<-a_t.\end{cases}\tag{10}$$

$$\sigma(x)=\frac{1}{1+e^{-x}}\approx\begin{cases}1, & if\ x>a_\sigma\\ \dfrac{1}{2}+\dfrac{x}{4}-\dfrac{x^3}{48}+\dfrac{x^5}{480}-\dfrac{17x^7}{80640}+\dfrac{31x^9}{1451520}, & if-a_\sigma<x<a_\sigma。\\ 0, & if\ x<-a_\sigma.\end{cases}\tag{11}$$

分段线性近似（Piecewise Linear，PWL Approximation）通过一系列线性分段近似函数来拟合激活函数，其优点是能避免使用 DSP Slice，并能减少 LUT 和 FF 的使用。查找表近似（Look-Up Table，LUT Approximation）是速度最快的近似方法之一，其通过预先计算并存储有限数量的函数取值来实现快速计算，但需要占用较大的存储空间以保存查找表，并且存储开销会随着精度要求提升呈指数级增长。

2023 年，Pedro J. 等人成功将 Bi-LSTM 均衡器由 Python 库部署到 FPGA 上，并通过激活函数近似策略来降低模型复杂度[40]。实验结果表明，Bi-LSTM 在噪声主导区域的性能优于每跨一步的 DBP，在仿真和实验中分别实现 1.3 dB 和 1.7 dB 的 Q 因子增益。

3.5 推理阶段简化——知识蒸馏

知识蒸馏（Knowledge Distillation，KD）也是一种模型用压缩技术，其主要思想是将一个复杂、性能强大的“教师”模型学习到的非线性均衡知识转移到一个更小、更高效的“学生”模型中。具体步骤是利用教师模型在训练集上的输出的软标签（如概率分布或特征表示）来引导学生模型学习，从而弥补小模型学习能力的不足。如图 4 所示，复杂的神经网络模型通常结构复杂，需要大量的计算和内存资源，而 KD 技术将这些复杂模型的知识转移到结构更简单、资源需求更少的学生模型上，从而以便于实现边缘部署。

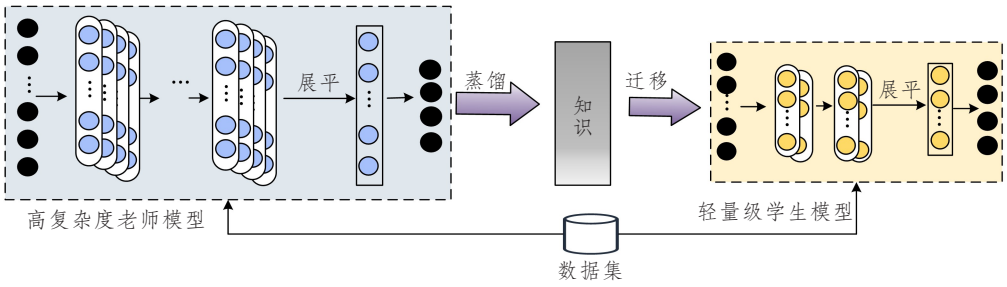


图 4 知识蒸馏技术结构图

Figure 4 The structure of knowledge distillation technology

2023 年，S. Srivallapanondh 等人利用 KD 技术将循环神经网络均衡器的知识迁移到可并行化的 1D-CNN 学生模型中[41]，解决了循环神经网络的难以并行化问题。结果表明，学生模型能在保持老师模型高性能的同时降低推理复杂度，在中央处理器（Central Processing Unit，CPU）上减少 17% 的推理时间，在图形处理器（Graphics Processing Unit，GPU）上减少 38% 的推理时间。2025 年，T. Zhang 等人提出将在线知识蒸馏技术应用于 S+C+L 波段 DWDM 系统的大容量相干光传输的非线性均衡任务中[42]，在提升系统传输容量的同时显著降低模型复杂度。

4 结束语

随着高速光通信系统持续向更高容量、更长传输距离、更复杂调制格式发展，非线性均衡技术已成为提升系统性能的关键手段。近年来，神经网络均衡器凭借在非线性建模与补偿方面的优异性能受到广泛关注。但过高的计算复杂度、较大功耗与有限的泛化能力，仍严重制约 NN 在实际场景中的部署与应用。本文系统梳理了神经网络均衡器的最新研究进展，重点从提升泛化能力、降低计算复杂度以及在 FPGA 和边缘硬件平台上的实现等方面进行了总结与分析。展望未来，该领域仍有多个值得深入

探索的方向：一是构建更紧凑、高效的网络架构，在维持高性能的同时显著降低计算复杂度与功耗，并进一步发展能够自适应不同信道条件、系统配置与调制格式的智能均衡算法；另一种策略是将神经网络均衡与光域非线性补偿技术相结合，构建光电混合均衡方案。除此之外，将神经网络均衡拓展至空分复用、太赫兹通信、水下光通信等新兴高速传输场景，并推动其与量子机器学习等前沿技术的融合，也将成为未来的重要研究方向。

参考文献：

[1] Mitra P P, Stark J B. Nonlinear Limits to the Information Capacity of Optical Fiber Communications[J]. Nature, 2001, 411(6841): 1027–1030.

[2] Ip E. Nonlinear Compensation Using Backpropagation for Polarization-Multiplexed Transmission[J]. Journal of Lightwave Technology, 2010, 28(6): 939–951.

[3] Li C, Zhang F, Zhu Y, et al. Fiber Nonlinearity Mitigation in Single Carrier 400 G and 800 G Nyquist-WDM Systems[J]. Journal of Lightwave Technology, 2018, 36(17): 3707–3715.

[4] Spinnler B. Equalizer Design and Complexity for Digital Coherent Receivers[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics, 2010, 16(5): 1180–1192.

[5] Sidelnikov O, Redyuk A, Sygletos S. Equalization Performance and Complexity Analysis of Dynamic Deep Neural Networks in Long Haul Transmission Systems[J]. Optics Express, 2018, 26(25): 32765.

[6] Li L, Tao Z, Dou L, et al. Implementation Efficient Nonlinear Equalizer based on Correlated Digital Backpropagation[C]//Optical Fiber Communication Conference/National Fiber Optic Engineers Conference 2011. Los Angeles, California:OSA, 2011: OWW3.

[7] Yan W, Tao Z, Dou L, et al. Low Complexity Digital Perturbation Back-Propagation [C]//37th European Conference and Expositionon Optical Communications. Geneva:OSA, 2011: Tu. 3. A. 2.

[8] Bütler R M, Häger C, Pfister H D, et al. Model-based Machine Learning for Joint Digital Backpropagation and PMD Compensation[J]. Journal of Lightwave Technology, 2021, 39(4): 949–959.

[9] 陈志轩，蔡炬，张洪波，等. 基于LDBP的色散和光纤非线性损伤补偿[J]. 光通信研究，2024(4)：230047.
Chen Z X, Cai J, Zhang H B, et al. Chromatic Dispersion and Fiber Nonlinear Impairment Compensation based on LDBP [J]. Study on Optical Communications, 2024(4):230047.

[10] Chi X, Bai C, Yang F, et al. Joint Intra and Inter-Channel Nonlinear Compensation Scheme based on Improved Learned Digital back Propagation for WDM Systems[J]. Optics Express, 2024, 32(4): 5095.

[11] Mecozzi A, Clausen C B, Shtaif M. Analysis of Intrachannel Nonlinear Effects in Highly Dispersed Optical Pulse Transmission[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2000, 12(4): 392–394.

[12] Tao Z, Dou L, Yan W, et al. Multiplier-Free Intrachannel Nonlinearity Compensating Algorithm Operating at Symbol Rate[J]. Journal of Lightwave Technology, 2011, 29(17): 2570–2576.

[13] 潘雨彤，张天泓，舒画，等. 高速光通信系统光纤非线性均衡技术进展[J]. 光学学报，2025，45(13)：1306015.
Pan Y T, Zhang T H, Shu H, et al. Advancesin Fiber Nonlinear Compensation Technology for High-Speed Optical Communication Systems (Invited) [J]. Acta Optica Sinica, 2025, 45(13): 1306015.

[14] Zhang S, Yaman F, Nakamura K, et al. Field and Lab Experimental Demonstration of Nonlinear Impairment Compensation Using Neural Networks [J]. Nature Communications, 2019, 10: 3033.

[15] Li C, Wang Y, Wang J, et al. Convolutional Neural Network-Aided DP-64 QAM Coherent Optical Communication Systems[J]. Journal of Lightwave Technology, 2022, 40(9): 2880–2889.

[16] 范润哲，杨超，罗鸣. 30 Tbit/s DP-16QAM传输系统中基于机器学习的非线性均衡方法[J]. 光通信研究，2024(4)：230043.
Fan R Z, Yang C, Luo M. Nonlinear Equalization Method based on Machine Learning in 30 Tbit/s DP-16QAM Transmission System [J]. Study on Optical Communications, 2024(4):230043.

[17] Freire P J, Osadchuk Y, Spinnler B, et al. Performance versus Complexity Study of Neural Network Equalizers in Coherent Optical Systems[J]. Journal of Lightwave Technology, 2021, 39(19): 6085–6096.

[18] Gautam N, Pendem S V, Lall B, et al. Transformer-Based Nonlinear Equalization for DP-16QAM Coherent Optical Communication Systems [J]. IEEE Communications Letters, 2024, 28(3): 577–581.

[19] Osogami T, Kajino H, Sekiyama T. Bidirectional Learning for Time-Series Models with Hidden Units[C]//Proceedings of the International Conference on Machine Learning (ICML), Sydney, Australia: PMLR, 2017: 2711–2720.

[20] Dai X X, Li X, Luo M, et al. LSTM Networks Enabled Nonlinear Equalization in 50-Gb/s PAM-4 Transmission Links [J]. Applied Optics, 2019, 58(22): 6079–6084.

[21] Lu X, Lu C, Yu W, et al. Memory-Controlled Deep LSTM Neural Network Post-Equalizer Used in High-Speed PAM VLC System [J]. Optics Express, 2019, 27(5): 7822.

[22] Deligiannidis S, Bogris A, Mesaritakis C, et al. Compensation of Fiber Nonlinearities in Digital Coherent Systems Leveraging Long Short-Term Memory Neural Networks [J]. Journal of Lightwave Technology, 2020, 38(21): 5991–5999.

[23] Hu X, Yi X, Chen Y, et al. Inter-Channel Nonlinearity Compensation in Long-Haul Optical Fiber Communication Using Overlapped-Dense LSTM Network: Complexity Reduction and Visual Understanding [J]. Optics Communications, 2024, 556: 130274.

[24] Xiang J, Xiang M, Lv H, et al. Low-Complexity Conditional Generative Adversarial Network (c-GAN) Based Nonlinear Equalizer for Coherent Data-Center Interconnections [J]. Journal of Lightwave Technology, 2023, 41(18): 5966–5972.

[25] Karanov B, Chagnon M, Thouin F, et al. End-to-End Deep Learning of Optical Fiber Communications [J]. Journal of Lightwave Technology, 2018, 36(20): 4843–4855.

[26] Karanov B, Chagnon M, Aref V, et al. Concept and Experimental Demonstration of Optical IM/DD End-to-End System Optimization Using a Generative Model [C]//Optical Fiber Communication Conference (OFC) 2020. San Diego, California, USA: Optica Publishing Group, 2020: Th2A.48.

[27] Minelli L, Forghieri F, Nespola A, et al. A Multi-Rate Approach for Nonlinear Pre-Distortion Using End-to-End Deep Learning in IM-DD Systems [J]. Journal of Lightwave Technology, 2023, 41(2): 420–431.

[28] Xu Y, Huang L, Jiang W, et al. End-to-End Learning for 100G-PON based on Noise Adaptation Network [J]. Journal of Lightwave Technology, 2024, 42(7): 2328–2337.

[29] Xiao Q, Ding C, Xu T, et al. Concept and Experimental Demonstration of Physics-Guided End-to-End Learning for Optical Communication Systems [J]. Photonics Research, 2025, 13(6): 1469.

[30] Xu Z, Sun C, Ji T, et al. Feedforward and Recurrent Neural Network-Based Transfer Learning for Nonlinear Equalization in Short-Reach Optical Links [J]. Journal of Lightwave Technology, 2021, 39(2): 475–480.

[31] Freire P J, Abode D, Prilepsky J E, et al. Transfer Learning for Neural Networks-Based Equalizers in Coherent Optical Systems [J]. Journal of Lightwave Technology, 2021, 39(21): 6733–6745.

[32] Lennard S, Barbosa F A, Ferreira F M. Zero-Shot ML Equalization in Coherent Optical Transmission: a First Experimental Demonstration [J]. Journal of Lightwave Technology, 2025, 43(13): 6194–6202.

[33] Cao Z, Wang Y, Zhang Z, et al. Meta-Learning Nonlinear Equalizer for Hyperparameters Tuning for 206.9Tbps PCS-WDM Optical Transmission [C]// Optical Fiber Communication Conference (OFC) 2025. San Francisco, California, USA: OpticaPublishing Group, 2025: Th2A.19.

[34] Xiao X, Zhou Z, Dong B, et al. Meta-DSP: A Meta-Learning Approach for Data-Driven Nonlinear Compensation in High-Speed Optical Fiber Systems [J]. Journal of Lightwave Technology, 2025, 43(16): 7516–7529.

[35] Zhou Q, Zhang F, Yang C. AdaNN: Adaptive Neural Network-Based Equalizer *via* Online Semi-Supervised Learning [J]. Journal of Lightwave Technology, 2020, 38(16): 4315–4324.

[36] Tang D, Jiang Y, Wu Z, et al. Self-Supervised Learning for Neural-Network-based Perturbative Fiber Nonlinearity Compensation [J]. IET Conference Proceedings, 2023, 2023(34): 218–221.

[37] Freire P J, Napoli A, Spinnler B, et al. Reducing Computational Complexity of Neural Networks in Optical Channel Equalization: From Concepts to Implementation [J]. Journal of Lightwave Technology, 2023, 41(14): 4557–4581.

[38] Jiang W, Huang L, Xu Y, et al. Real-Time Deployment of Simplified Volterra Nonlinear Equalizer in High-Speed PON [J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2023, 35(19): 1067–1070.

[39] Freire P, Srivallapanondh S, Spinnler B, et al. Computational Complexity Optimization of Neural Network-Based Equalizers in Digital Signal Processing: A Comprehensive Approach [J]. Journal of Lightwave Technology, 2024, 42(12): 4177–4201.

[40] Freire P J, Srivallapanondh S, Anderson M, et al. Implementing Neural Network-Based Equalizers in a Coherent Optical Transmission System Using Field-Programmable Gate Arrays [J]. Journal of Lightwave Technology, 2023, 41(12): 3797–3815.

[41] Srivallapanondh S, Freire P J, Spinnler B, et al. Knowledge Distillation Applied to Optical Channel Equalization: Solving the Parallelization Problem of Recurrent Connection[C]//Optical Fiber Communication Conference (OFC) 2023. San Diego California, USA: Optica Publishing Group, 2023: Th1F.7.

[42] Zhang T Q, He Q Y, Luo M, et al. Efficient Nonlinear Equalization across S+C+L Bands Using Online Knowledge Distillation in High-Capacity DWDM Systems[J]. Optics Express, 2025, 33(10): 20433-20448.