

引用本文: 张瑞华, 张鹏飞, 魏淮, 等. 应用于光纤放大器的人工智能算法[J]. 光通信技术, 2025, 49(3): 34-39.

应用于光纤放大器的人工智能算法

张瑞华, 张鹏飞, 魏淮*, 宁提纲

(北京交通大学 电子信息工程学院, 北京 100044)

摘要: 为提高光纤放大器的设计效率与性能, 系统研究了人工智能算法在光纤放大器设计中的应用, 重点分析了元启发式算法与神经网络在解决逆设计、正向求解和动态控制 3 类核心问题中的作用。元启发式算法(如遗传算法、粒子群算法和模拟退火算法)通过模拟自然进化或群体智能行为, 显著优化了光纤长度、泵浦参数等多维目标; 神经网络凭借其非线性建模能力, 实现了增益谱预测、传输质量(QoT)估计及脉冲演化模拟的高效求解, 计算速度较传统数值方法提升显著; 光纤放大器的动态控制通过融合元启发式算法与神经网络技术, 实现了光网络的自适应实时调控, 有效满足了视频流、云计算等新兴业务对动态带宽调整的需求。最后, 对人工智能算法在光纤放大器的应用进行了展望。

关键词: 光纤放大器; 人工智能算法; 元启发式算法; 神经网络; 机器学习; 逆设计

中图分类号: TN929.11 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-5561(2025)03-0034-06

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2025.03.006

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Artificial intelligence algorithms applied to fiber amplifier

ZHANG Ruihua, ZHANG Pengfei, WEI Huai*, NING Tigang

(School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: To improve the design efficiency and performance of fiber amplifiers, this paper systematically investigates the application of artificial intelligence algorithms in fiber amplifier design, focusing on the roles of metaheuristic algorithms and neural networks in addressing three core challenges: inverse design, forward modeling, and dynamic control. The research demonstrates that metaheuristic algorithms (including genetic algorithms, particle swarm optimization, and simulated annealing) effectively optimize multidimensional parameters such as fiber length and pump configurations through natural evolution or swarm intelligence simulations. Neural networks, with their superior nonlinear modeling capabilities, enable efficient solutions for gain spectrum prediction, quality of transmission (QoT) estimation, and pulse evolution simulation, showing significant computational speed advantages over conventional numerical methods. Furthermore, the integration of metaheuristic algorithms with neural network technologies achieves adaptive real-time control in optical networks, successfully addressing the dynamic bandwidth requirements of emerging applications like video streaming and cloud computing. Finally, prospects for the application of artificial intelligence algorithms in fiber amplifiers are discussed.

Key words: fiber amplifiers, artificial intelligence algorithms, metaheuristic algorithms, neural networks, machine learning, inverse design

0 引言

光纤放大器作为光通信系统中补偿光信号损耗

收稿日期: 2024-04-03。

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFB1801003)资助。

作者简介: 张瑞华(2003—), 男, 内蒙古包头人, 本科生, 现就读于北京交通大学电子信息工程学院通信工程专业, 主要研究方向为光纤放大器、光纤激光器。

* 通信作者: 魏淮(1973—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为光纤通信技术, 光纤激光器与放大器。



的关键器件, 其设计目标包括高增益、低噪声系数和模式间增益均衡等性能指标。在设计中需要解决的主要问题包括: 结构优化^[1-7]、增益谱预测^[8-14]、光脉冲演化预测^[15-18]、泵浦优化^[19-31]、传输质量(QoT)估计^[32-34]以及动态控制^[13, 33-37]等。这些问题通常具有非线性和多维度的特征, 具体分为以下 3 类: 第一类是已知目标寻找最优参数的逆设计问题。在逆设计中, 可能需要同时优化增益谱平坦度、模式均衡性等多个目标, 涉及光纤长度、泵浦参数等多维参数搜索。随着目标和参数的增加, 搜索空间呈指数级扩张, 传统穷举法效率低

张瑞华,张鹏飞,魏淮,等;应用于光纤放大器的人工智能算法

下,亟需采用智能算法降低计算复杂度。第二类是已知输入变量求解输出变量的正向问题。传统方法需利用 Runge-Kutta 法结合打靶法或松弛法求解功率传播方程^[38-39],虽然精确但耗时严重。由于逆设计中每个候选解都需求解正向问题,提升正向问题计算速度对提高逆设计效率至关重要。第三类是光网络中放大器的自适应控制问题。由于网络流量变化导致输入条件动态变化,需采用智能算法实现自动增益控制。

与传统方法相比,人工智能算法具有计算速度快、学习能力强和适应性好等优势^[40-48],在光纤放大器设计中得到广泛应用。本文介绍人工智能算法在光纤放大器设计中的应用。

1 人工智能算法赋能光纤放大器设计

人工智能算法主要包括随机搜索算法和神经网络两大类。元启发式算法作为随机搜索算法的代表,具有结构简单、灵活性高、无需梯度计算且全局搜索能力强的特点,常用于解决放大器的逆设计问题。神经网络凭借其优异的非线性建模能力、学习能力和适应性,在放大器建模分析方面表现突出,可显著提升正向问题的求解效率。基于这些技术特性和光纤放大器的设计需求,元启发式算法与神经网络已成为该领域的 2 类核心人工智能算法,在解决逆设计、正向求解和动态控制等关键问题上发挥着重要作用。

1.1 元启发式算法

放大器的优化设计需解决参数寻优问题,即通过算法确定光纤长度、泵浦功率、器件位置等参数的最优值或组合。在光纤放大器设计中,遗传算法、群集智能算法和模拟退火算法是应用最广泛的元启发式算法。

遗传算法主要用于寻优,需要对放大器系统的待优化参数进行编码,多个编码构成的个体集合为初始种群,之后利用适应度函数评估筛选个体,再通过交叉、变异等遗传操作产生子代种群,以此迭代搜索最优个体,即放大器最优参数组合。其中,采用精英保留策略的非支配排序遗传算法 II(NSGA-II 算法)在多目标优化方面表现优异,其计算复杂度从传统方法的 $O(mN^3)$ 降至 $O(mN^2)$ (m 为目标函数数量, N 为种群规模),在保证种群多样性的同时显著提升收敛效率,因而获得广泛应用。

群集智能算法主要包括粒子群优化 (PSO) 算法、人工蜂群算法等。在放大器优化设计中,这些算法通过模拟生物群体的协作与信息交流机制实现优化,从而找到待优化参数的最优值。其中,PSO 算法的灵感

来源于鸟群觅食行为,其独特之处在于既能寻找全局最优解,又能保留每个粒子的个体(一组放大器待优化参数的选值),从而同时获得多个次优解。人工蜂群算法由 KARABOGA D 等人^[49-50]提出,该算法模拟蜜蜂采蜜行为,特别适用于解决多变量高维度的喇曼放大器(RA)优化问题^[20]。

模拟退火算法则通过引入随机扰动来改变当前放大器待优化参数的选值,从而生成新解(新的参数选值),并依据 Metropolis 准则进行取舍,这种机制使其比其它优化算法更易跳出局部最优解^[7]。同时,相较于在放大器优化中应用较多的遗传算法,模拟退火算法无需对放大器待优化参数进行编解码,更利于算法实现^[7]。

1.2 神经网络

神经网络作为机器学习的重要分支,有强大的建模与优化能力。该算法通过模拟生物神经元结构构建数学模型,既能处理正向问题,又能实现逆设计,已成为该领域的主流人工智能技术。

神经网络由输入层、隐藏层和输出层构成。在光纤放大器应用中,通常采用数值模拟或实验测量数据监督其学习过程。输入数据经各层神经元加权求和与非线性激活后,最终在输出层得到预测结果。通过迭代调整网络参数直至误差收敛,神经网络能够从海量数据中学习复杂的非线性效应,并挖掘潜在的物理规律,特别适用于解决光纤放大器中多维非线性问题。根据拓扑结构差异,神经网络主要分为以下 3 类网络架构:

全连接神经网络(FCNN):相邻层神经元全互联,结构简单且训练便捷,其优势^[18]包括强大的映射能力(可精确建模复杂光传输场景)、轻量化设计(兼顾精度与效率)以及端到端仿真系统构建能力(降低复杂度)。

卷积神经网络(CNN):通过卷积层提取特征图,经池化操作降维。该结构擅长处理二维时空特征,可将光信号功率谱作为输入解决逆设计问题。

循环神经网络(RNN):采用具有记忆功能的隐藏层(如长短期记忆网络、门控循环单元),其当前状态同时依赖当前输入与前一时刻输出。这种时序处理能力使其能有效预测脉冲在光纤放大器中的动态演化过程^[15]。

2 算法选择与设计

2.1 逆设计

逆设计的核心挑战在于如何有效地搜索大量潜

张瑞华, 张鹏飞, 魏淮, 等: 应用于光纤放大器的人工智能算法

在解。元启发式算法通过迭代优化过程避免了盲目搜索, 显著降低了搜索复杂度并提升了全局搜索性能, 非常适合解决光纤放大器的逆设计问题。使用元启发式算法进行逆设计时, 应首先明确优化目标, 并针对此目标设计适应度函数, 接着确定需要优化的参数并初始化这些参数, 最后调用相应的算法进行优化。下面列举了一些不同元启发式算法的应用实例。

2004 年, WEI H 等人^[1]利用遗传算法研究了多级掺铒光纤放大器(EDFA)的泵浦方案、泵浦功率分布以及组件位置等多个因素与放大器性能的关系, 实现了 C 波段及 L 波段复杂结构 EDFA 的自动化优化。随着互联网流量的增长, 单模光纤传输系统接近香农极限^[5]。为提升传输容量, 模分复用(MDM)技术得到发展。在 MDM 系统中, 设计具有模式增益均衡的少模 EDFA 至关重要。例如, 赵清华等人^[6]设计了一种双层铈离子分开掺杂的 EDFA, 使用第二代非支配排序遗传算法(NSGA-II 算法)优化铈离子掺杂半径和浓度, 同时改善了模间增益差异和增益平坦度。在放大器热效应管理方面, 张轲等人^[52]采用遗传算法优化分段掺铒光纤放大器(TDFA)的各段光纤长度与泵浦功率配置, 有效改善了温度分布的均匀性, 并降低了系统的最高工作温度。2021 年, 王文笙等人^[6]采用遗传算法优化四模式和五模式群组 EDFA 的泵浦方案和铈离子掺杂结构, 提高了 C 波段的增益性能。虽然遗传算法在放大器优化方面表现出色, 但算法的初始种群对结果的影响较大, 可能导致陷入局部最优解的问题, 且收敛速度较慢。

群集智能算法和模拟退火算法也被广泛应用。例如, 2017 年, FALCONI M C 等人^[2]采用 PSO 算法优化了中红外激光器主振荡功率放大器的 4 个参数, 使激光效率提升了超过 21%。同年, LADACI A 等人^[3]同样使用 PSO 算法优化应用于太空任务的 EDFA 的光纤长度和泵浦配置等参数, 增强了其抗辐射性能。2018 年, JIANG H M 等人^[4]提出了一种结合人工蜂群算法与平均功率法的多抽运 RA 优化设计方法。2023 年, WU T 等人^[4]用分区 PSO 算法优化超宽带波分复用系统中的 RA 泵浦方案, 有效减少了功率谱倾斜和光信噪比(OSNR)的波长依赖性。同年, 王宝源等人^[7]利用模拟退火算法优化四模 EDFA 的铈离子掺杂浓度分布, 达到了良好的增益均衡效果和结构稳定性。2024 年, YOLCU V 等人^[9]针对 RA 开发了基于二元搜索方程的自适应人工蜂群算法, 获得了 SMF-28 型光纤中 100 个信号的最佳泵浦波长和泵浦功率, 实现了增益

平坦化。

逆设计不仅需要寻找最优解, 更关键的是建立目标性能(如增益谱)与物理参数(如泵浦波长)之间的高维非线性映射关系。因此, 可利用神经网络的强大非线性拟合能力, 直接学习这种映射关系以替代传统迭代优化。2019 年, ZIBAR D 等人^[23]首次提出了用神经网络进行 RA 的逆设计。2020 年, 他们训练了一个反向 FCNN 从 RA 增益谱中求解泵浦波长和泵浦功率, 并将结果输入到预测增益的正向 FCNN 中评估设计效果^[24]。为了降低增益谱波动和模式依赖性, CHEN Y F 等人^[27]使用 FCNN 优化了少模 RA 的泵浦波长、功率和模式成分, 为提高两模及四模 RA 的增益平坦度提供了重要参考。在宽带放大自发辐射(ASE)泵浦源情况下, 该团队还利用 FCNN 和波形整形器调整泵浦参数, 实现了平坦或任意增益谱的精确逆设计^[28]。此外, SOLTANI M 等人^[29]提出一种混合网络架构: 首先通过 CNN 从目标信号功率在 RA 中的演化过程中提取特征, 再利用回归网络根据这些特征反演所需的泵浦波长和泵浦功率。

2.2 正向求解

放大器的正向求解主要涉及增益谱预测、传输质量(QoT)估计以及光脉冲演化模拟等问题, 通常需通过数值方法求解相关微分方程实现。例如, 在稀土掺杂光纤放大器中, 往往需要求解速率方程和功率传播方程。尽管传统数值积分方法在某些情况下计算量不大, 但由于其串行特性, 耗时较长^[53]。特别是在反向 ASE 的计算过程中, 还需要额外采用打靶法或迭代法进行反复迭代求解, 进一步增加了计算时间。

与传统的数值方法相比, 经过训练的神经网络无需迭代求解放大器的微分方程, 且可以利用并行计算显著提升效率。当网络层数较少时, 处理速度尤为迅速。例如, 文献[11-18, 32, 33]中用于正向问题的神经网络层数均不超过 10 层, 参数规模较小, 计算效率明显优于常规数值方法。然而, 在实际应用中, 如果神经网络规模过大且未采用并行计算, 则难以体现其优势。此外, 使用神经网络还需考虑网络训练所需的时间成本。

2.2.1 增益谱预测

对于增益谱预测, 常用的模型是 FCNN, 输入变量通常包括放大器的输入功率谱密度、输入功率和输出功率, 而输出变量则为输出功率谱密度、增益和噪声系数等, 用以表征放大器的增益特性。2018 年, ZHU S 等人^[10]为 90 路信道分别建立了预测 EDFA 增益的 FCNN 模型, 但因模型数量众多, 导致训练复杂度较高; 同

年,YOU Y 等人^[11]提出了一种 FCNN 模型,能够同时预测波分复用系统中所有信道的 EDFA 增益,有效解决了由信道增删引起的功率偏移问题。2020 年,DAROS F 等人^[12]提出了基于 FCNN 的 EDFA 增益模型,不仅能准确预测特定物理设备的性能,还能很好地推广到相同构造的其它设备。2021 年,YANKOV M P 等人^[13]使用 FCNN 建立了 EDFA 输入-输出功率谱关系的可微模型,并在此基础上构建级联模型,能够预测和优化多达 3 段具有任意目标功率谱的输出功率特性。2023 年,WANG Z 等人^[14]从不同配置的发送端放大器和前置 EDFA 中收集了一个大型数据集,训练 FCNN 来预测增益,克服了之前研究中的局限性。

2.2.2 QoT 估计

在 QoT 估计方面,通常也选择 FCNN,并采用广义信噪比(GSNR)作为评估指标,该指标综合考虑了 ASE 噪声和非线性干扰。2020 年,DAMICO A 等人^[31]在包含 EDFA 中继的光线路系统中,使用接收功率和 ASE 噪声功率作为 FCNN 的输入,以 OSNR 作为输出,从而实现了 QoT 的有效估计,并解决了系统裕量的最小化问题。2023 年,MORETTE N 等人^[32]采用数字孪生技术,针对光网络上的 EDFA 提出了一种比例网(RatioNet)架构的 FCNN,它以增益、倾斜和输入功率作为输入,输出功率作为输出,通过取代静态增益谱估算,显著降低了 EDFA 级联对 QoT 估计误差的放大效应。

2.2.3 光脉冲演化预测

对于光脉冲演化的预测,可以选择擅长处理时序数据的 RNN 或适合处理二维功率谱的 CNN。2021 年,SALMELA L 等人^[15]提出了一种仅依赖脉冲强度输入的 RNN 模型,用于模拟和预测光纤中复杂的非线性传播现象。2022 年,张逸文等人^[16]在此基础上提出了一种基于门控循环单元层的 RNN 模型,能够准确预测 TDFA 中的非线性压缩过程,但未考虑相位信息。同年,CHU T 等人^[17]采用长短期记忆网络模型精确模拟了掺铒光纤中脉冲的演化,同时考虑了频谱的实部和虚部,为超快激光器的逆设计提供了基础。2023 年,隋皓等人^[18]将光脉冲复振幅输入 CNN,研究了全光纤超短脉冲啁啾放大过程。该 CNN 由 5 个卷积块(每个块含一组卷积层和池化层)和 3 个全连接层组成,在复杂的初始脉冲条件下(如不同的初始半宽、峰值功率和啁啾参量),能精确预测信号复振幅的变化过程。

2.3 动态控制

随着视频流、云计算和物联网等新兴互联网服务

的兴起,对光网络动态带宽供应的需求日益增长,这要求光网络中的光纤放大器具备高度自主性,以实现“即插即用”及动态调整。2017 年,BARBOZA E A 等人^[35]定义了放大器的工作点自适应控制(ACOP)问题:在面对网络变化时,自动调节每个放大器的增益,确保整体输出功率和 OSNR 性能的稳定性。该研究提出了一种具有后向传播和灵活输出的退火算法,用于解决 ACOP 问题。2019 年,该团队^[36]通过使用可变光衰减器(VOA)来控制放大器的输出功率,并采用遗传算法 NSGA-II 优化放大器增益和 VOA 损耗,从而达到最小化增益纹波并最大化 OSNR 的目标。2021 年,他们^[37]进一步设计了一种预测输出功率的 FCNN 模型,并将其整合进先前使用的元启发式算法中,以加速 ACOP 问题的求解过程。

这些动态控制方法特别适用于软件定义网络(SDN)架构下的光网络^[36]。由于 SDN 控制器能够迅速感知网络状态的变化,并将相关信息传递给元启发式算法,使得根据算法结果快速调整各个放大器的工作点成为可能。然而,元启发式算法需要不断搜索新的解决方案,在某些网络场景下实时性受限。为克服这一挑战,可以考虑使用神经网络作为传统数值计算的替代方案,以减少寻优时间。此外,文献[13, 33-34]提出的 FCNN 已被用于动态预测光网络中级联放大器的 QoT 特性,展示了其实现即时动态控制的能力。

3 结束语

本文系统阐述了人工智能算法在光纤放大器设计中的应用,重点分析了元启发式算法与神经网络在解决逆设计、正向求解和动态控制等关键问题上的作用机理与技术优势。研究进展显示:元启发式算法通过模拟自然进化或群体智能行为,有效解决了光纤放大器多参数、多目标的复杂优化问题,其中遗传算法(如 NSGA-II)、PSO 算法和模拟退火算法在增益均衡、泵浦优化和热管理等方面表现突出;神经网络凭借其强大的非线性建模能力,显著提升了增益谱预测、QoT 估计和脉冲演化模拟等正向问题的计算效率,FCNN、CNN 和 RNN 根据问题特性各具适用场景;动态控制问题中,神经网络与元启发式算法的协同应用为光网络的实时自适应调控提供了新思路。

未来,人工智能算法将进一步提升光纤放大器的设计效率和动态控制能力,推动光通信系统向更高性能和智能化发展。深度学习与元启发式算法的结合有望解决复杂非线性问题,为光纤放大器优化开辟新路径。

张瑞华, 张鹏飞, 魏淮, 等: 应用于光纤放大器的人工智能算法

参考文献:

- [1] WEI H, TONG Z, JIAN S. Use of a genetic algorithm to optimize multi-stage erbium-doped fiber-amplifier systems with complex structures[J]. *Optics Express*, 2004, 12(4): 531–544.
- [2] FALCONI M C, PALMA G, STARECKI F, et al. Dysprosium-doped chalcogenide master oscillator power amplifier (MOPA) for mid-IR emission[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2017, 35(2): 265–273.
- [3] LADACI A, GIRARD S, MESCIA L, et al. Optimized radiation-hardened erbium doped fiber amplifiers for long space missions[J]. *Journal of Applied Physics*, 2017, 121(16): 163104-1–163104-10.
- [4] WU T, TIAN F, WU Y, et al. Performance analysis and power tilt mitigation of ultra-wideband WDM transmission systems[J]. *Photonics*, 2023, 10(5): 530-1–530-19.
- [5] 赵清华, 张振振, 赵宁波, 等. 优化光纤铒离子分布实现少模掺铒光纤放大器模式增益均衡[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(3): 030602-1–030602-7.
- [6] 王文笙, 宁提纲, 裴丽, 等. 基于遗传算法的少模光纤放大器增益均衡[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(9): 0906001-1–0906001-8.
- [7] 王宝源, 延凤平, 任国斌, 等. 基于退火算法的四模掺铒光纤放大器设计[J]. *光学学报*, 2023, 43(22): 2206007-1–2206007-8.
- [8] HUANG Y, SAMOUD W, GUTTERMAN C L, et al. A machine learning approach for dynamic optical channel add/drop strategies that minimize EDFA power excursions[C]//42nd European Conference on Optical Communication, December 5, 2016, Dusseldorf, Germany. Berlin: VDE, 2016: 1–3.
- [9] HUANG Y, GUTTERMAN C L, SAMADI P, et al. Dynamic mitigation of EDFA power excursions with machine learning[J]. *Optics Express*, 2017, 25(3): 2245–2258.
- [10] ZHU S, GUTTERMAN C L, MO W, et al. Machine learning based prediction of erbium-doped fiber WDM line amplifier gain spectra [C]//2018 European Conference on Optical Communication (ECOC), September 23–27, 2018, Rome, Italy. New York: IEEE, 2018: 1–3.
- [11] YOU Y, JIANG Z, JANZ C. Machine learning-based EDFA gain model[C]//2018 European Conference on Optical Communication (ECOC), September 23–27, 2018, Rome, Italy. New York: IEEE, 2018: 1–3.
- [12] DAROS F, DEMOURA U C, YANKOV M P. Machine learning-based EDFA gain model generalizable to multiple physical devices[C]//2020 European Conference on Optical Communications (ECOC), December 6–10, 2020, Brussels, Belgium. New York: IEEE, 2020: 1-4.
- [13] YANKOV M P, DEMOURA U C, DAROS F. Power evolution modeling and optimization of fiber optic communication systems with EDFA repeaters[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2021, 39(10): 3154–3161.
- [14] WANG Z, KILPER D, CHEN T. Open EDFA gain spectrum dataset and its applications in data-driven EDFA gain modeling[J]. *Journal of Optical Communications and Networking*, 2023, 15(9): 588–599.
- [15] SALMELA L, TSIPINAKIS N, FOI A, et al. Predicting ultrafast nonlinear dynamics in fibre optics with a recurrent neural network[J]. *Nature Machine Intelligence*, 2021, 3(4): 344–354.
- [16] 张逸文, 蔡宇, 苑莉薪, 等. 基于循环神经网络的超短脉冲光纤放大器模型(特邀)[J]. *红外与激光工程*, 2022, 51(1): 203–209.
- [17] CHU T, PU G, YANG H, et al. AI-enabled fast and accurate modeling for femtosecond chirped-pulse amplification[C]//2022 Asia Communications and Photonics Conference (ACP), November 5–8, 2022, Shenzhen, China. New York: IEEE, 2022: 1899–1902.
- [18] 隋皓, 朱宏娜, 张妍, 等. 基于深度学习的光纤超短脉冲啁啾放大研究[J]. *光学学报*, 2023, 43(3): 185–192.
- [19] YOLCU V, YUCELM, AYDIN D. Optimization of gain flattened fiber Raman amplifier model with binary search equation based adaptive artificial bee colony (BSEAABC) algorithm[J]. *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 2024, 39(1): 29–38.
- [20] 陈静, 周清旭, 林雅婷, 等. 基于人工蜂群算法的多抽运拉曼光纤放大器优化设计[J]. *光学学报*, 2018, 38(6): 59–64.
- [21] JIANG H M, XIE K, WANG Y F. Novel design of flat gain spectrum Raman fiber amplifiers based on ant colony optimization[J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2011, 23(23): 1823–1825.
- [22] JIANG H M, XIE K, WANG Y F. Optimization of pump parameters for gain flattened Raman fiber amplifiers based on artificial fish school algorithm[J]. *Optics Communications*, 2011, 284: 5480–5483.
- [23] ZIBAR D, FERRARI A, CURRI V, et al. Machine learning-based Raman amplifier design[C]//Optical Fiber Communication Conference, March 3–7, 2019, San Diego, USA. New York: IEEE, 2019: 1–3.
- [24] ZIBAR D, BRUSIN A M R, DEMOURA U C, et al. Inverse system design using machine learning: the Raman amplifier case[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2020, 38(4): 736–753.
- [25] DEMOURA U C, ROSA BRUSIN A M, CARENA A, et al. Simultaneous gain profile design and noise figure prediction for Raman amplifiers using machine learning[J]. *Optics Letters*, 2021, 46(5): 1157–1160.
- [26] DEMOURA U C, ZIBAR D, BRUSIN A M R, et al. Fiber agnostic machine learning based Raman amplifier models[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2023, 41(1): 83–95.
- [27] CHEN Y F, DU J B, HUANG Y T, et al. Intelligent gain flattening in wavelength and space domain for FMF Raman amplification by machine learning based inverse design[J]. *Optics Express*, 2020, 28(8): 11911–11920.
- [28] HUANG Y T, DU J B, CHEN Y F, et al. Machine learning assisted inverse design for ultrafine, dynamic and arbitrary gain spectrum shaping of Raman amplification[J]. *Photonics*, 2021, 8(7): 260-1–260-10.
- [29] SOLTANI M, DAROS F, CARENA A, et al. Inverse design of a Raman amplifier in frequency and distance domains using convolutional neural networks[J]. *Optics Letters*, 2021, 46(11): 2650–2653.
- [30] 巩稼民, 刘芳, 吴艺杰, 等. 基于神经网络和人工蜂群算法的拉曼光纤放大器设计方案[J]. *光学学报*, 2021, 41(20): 24–32.
- [31] TAY K G, PAKARZADEH H, HUONG A, et al. Gain prediction of dual-pump fiber optic parametric amplifier based on artificial neural network[J]. *Optik*, 2022, 253: 168579-1–168579-15.
- [32] MORETTE N, HAUFERMANN H, FRIGNAC Y, et al. Machine learning enhancement of a digital twin for wavelength division multiplexing network performance prediction leveraging quality of transmission parameter refinement[J]. *Journal of Optical Communications and Networking*, 2023, 15(6): 333–343.
- [33] DAMICO A, STRAULLU S, NESPOLA A, et al. Using machine learning in an open optical line system controller[J]. *Journal of Optical Communications and Networking*, 2020, 12(6): C1–C11.

- [34] YANKOV M P, KAMINSKI P M, HANSEN H E, et al. SNR optimization of multi-span fiber optic communication systems employing EDFAs with non-flat gain and noise figure[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2021, 39(21): 6824–6832.
- [35] BARBOZA E A, BASTOS-FILHO C J A, FILHO J F M, et al. Local and global approaches for the adaptive control of a cascade of amplifiers[J]. *Photonic Network Communications*, 2017, 33: 194–207.
- [36] BARBOZA E A, BASTOS-FILHO C J A, FILHO J F M. Adaptive control of optical amplifier operating point using VOA and multi-objective optimization[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2019, 37(16): 3994–4000.
- [37] BARBOZA E A, SILVA A A B, PINHEIRO J C, et al. Optical amplifier response estimation considering non-flat input signals characterization based on artificial neural networks[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2021, 39(1): 208–215.
- [38] GILES C R, DESURVIRE E. Modeling erbium-doped fiber amplifiers[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 1991, 9(2): 271–283.
- [39] NAMIKI S, EMORI Y. Ultrabroad-band Raman amplifiers pumped and gain-equalized by wavelength-division-multiplexed high-power laser diodes[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, 2001, 7(1): 3–16.
- [40] BALONIN N A, SERGEEV M B, VOSTRIKOV A A. Modern artificial intelligence network technologies: cloud computing [C]//2018 Wave Electronics and its Application in Information and Telecommunication Systems (WECONF), November 26–30, 2018, St.Petersburg, Russia. New York: IEEE, 2018: 1–5.
- [41] GARG S, AHUJA R, SINGH R, et al. An effective deep learning architecture leveraging BIRCH clustering for resource usage prediction of heterogeneous machines in cloud data center[J]. *Cluster Computing*, 2024, 27(5): 1–21.
- [42] KEDRA J, GOSSEC L. Big data and artificial intelligence: will they change our practice?[J]. *Joint Bone Spine*, 2020, 87(2): 107–109.
- [43] LENCI A, PADO S. Perspectives for natural language processing between AI, linguistics and cognitive science[J]. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 2022, 5: 1059998–1–1059998-3.
- [44] SENG K P, ANG L M, NGHARAMIKE E. Artificial intelligence internet of things: a new paradigm of distributed sensor networks[J]. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2022, 18(3): 1–27.
- [45] MEI G. Research on big data artificial intelligence technology based on deep learning [C]//The World Conference on Intelligent and 3-D Technologies (WCIDT 2022) Methods, Algorithms and Applications, May 24–26, 2022, Online. Singapore: Springer Nature Singapore, 2023: 243–250.
- [46] GENTY G, SALMELA L, DUDLEY J M, et al. Machine learning and applications in ultrafast photonics[J]. *Nature Photonics*, 2021, 15(2): 91–101.
- [47] JIANG M, WU H, AN Y, et al. Fiber laser development enabled by machine learning: review and prospect[J]. *Photonix*, 2022, 3(1): 16-1–16-27.
- [48] ZHONG C, LI G, MENG Z. Beluga whale optimization: a novel nature-inspired metaheuristic algorithm[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2022, 251: 109215-1–109215-23.
- [49] KARABOGA D, BASTURK B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. *Journal of Global Optimization*, 2007, 39(3): 459–471.
- [50] KARABOGA D, GORKEMLI B, OZTURK C, et al. A comprehensive survey: artificial bee colony(ABC) algorithm and applications[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2014, 42(1): 21–57.
- [51] ESSIAMBRE R J, KRAMER G, WINZER P J, et al. Capacity limits of optical fiber networks[J]. *Journal of Lightwave Technol*, 2010, 28(4): 662–701.
- [52] 张轲, 延凤平, 韩文国, 等. 高功率掺 Tm~(3+) 光纤放大器热效应管理的泵浦方式优化理论研究[J]. *发光学报*, 2020, 41(7): 839–848.
- [53] DESURVIRE E. Erbium-doped fiber amplifiers[M]. New York: John Wiley & Sons, 1994.