

人工智能赋能激光:现状、机遇与挑战

吴函烁^{1,2,3}, 蒋敏^{1,4}, 周朴^{1*}¹国防科技大学前沿交叉学科学院, 湖南长沙 410073;²国防科技大学南湖之光实验室, 湖南长沙 410073;³脉冲功率技术国家重点实验室, 湖南长沙 410073;⁴国防科技大学试验训练基地, 陕西西安 710106

摘要 近年来,人工智能科技的普及为激光领域的科技教育注入了新动力,进一步推动了激光行业的快速发展并拓宽了应用范围。从激光器件优化设计、激光器系统结构优化设计、光束智能控制及优化、激光特性的精确表征与预测、激光器应用效能优化等5个方面介绍了人工智能对激光领域的赋能效果,并对未来两个学科的双向赋能进行了初步分析和展望。

关键词 激光技术; 人工智能; 机器学习; 智能控制; 优化设计

中图分类号 TN248 **文献标志码** A

DOI: 10.3788/CJL230692

1 引言

激光具有亮度高、单色性好、方向性好等优点,自第一台激光器问世以来,激光技术获得了迅速的发展。六十多年来,激光器的种类从最初的固体激光器拓展到气体激光器、半导体激光器以及染料激光器等^[1-2],辐射波段涵盖了极紫外^[3]到中远红外^[4-5],激光系统的峰值功率也已增长至拍瓦量级^[6]。同时,以激光技术为基础的光电子产业也获得了迅猛发展,被广泛应用于科学研究、医疗、先进制造、国防等诸多领域^[7-9]。

近年来,由于物理、材料、器件、工艺等因素的限制,激光器(系统)性能提升面临的挑战越来越大;与此同时,科学研究、先进制造、国防等应用场景对激光器的性能提出了越来越高的要求,如更高的输出功率、更精确的输出谱线调控等。

得益于人工智能(AI)及相关技术的快速发展,AI技术在激光系统优化设计、光束控制以及特性表征等方面取得了良好的应用效果,作为一项赋能技术,有望全面系统带动激光技术快速发展。目前,已有AI赋能光纤激光^[10]和超快激光^[11-12]以及AI赋能光功能器件设计^[13-14]方面的研究进展总结,但针对激光的全面综述较少。为了从更全面的视角厘清AI赋能激光相关工作的发展脉络,本文从激光器件优化设计、激光器系统结构优化设计、光束智能控制及优化、激光特性的精确表征与预测、激光器应用效能优化等5个方面梳理AI赋能激光领域的研究进展,并对未来AI技术与激光技术这两个学科的双向赋能进行了展望。

2 文献计量角度的简要分析

我们在 Web of Science 上分别对题目和主题(包括题目、摘要和关键词)同时包含关键词“laser”和 AI 算法相关词汇(包括“machine learning”“artificial intelligence”“neural network”“deep learning”“reinforcement learning”等)的论文进行了检索和分析,检索的起止时间为 2013 年 1 月 1 日至 2022 年 12 月 31 日,分析结果如图 1 所示。题目包含上述关键词的论文(in-title paper)和主题包含上述关键词的论文(in-topic paper)的数量呈现了同步的变化趋势。在 2016 年之前,发文量保持在较低的水平;在 2016 年之后,发文量呈现快速上升的趋势。其中,in-title paper

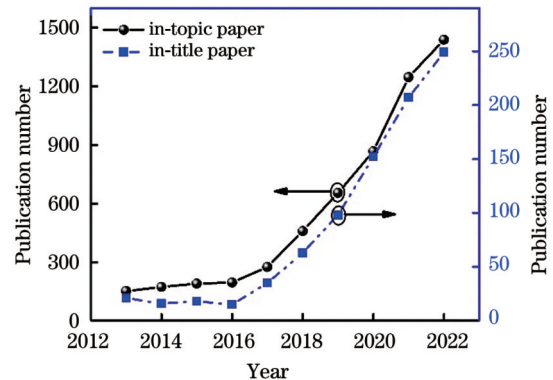


图 1 Web of Science 中题目和主题涉及 AI 赋能激光技术的论文数量

Fig. 1 Publication numbers of in-title papers and in-topic papers related to AI-assisted laser technology in Web of Science

收稿日期: 2023-04-07; 修回日期: 2023-05-09; 录用日期: 2023-05-10; 网络首发日期: 2023-05-20

通信作者: *zhoupu203@163.com

数量在 2022 年达到 249 篇,该类论文数量反映了 AI 赋能激光研究进展的概况,在标题中加入相应关键词可以强化该论文工作对该领域的贡献/影响; in-topic paper 数量在 2022 年达到 1438 篇,该类论文在一定程度上体现了 in-title paper 对其他研究领域的影响。两类论文的发文量快速增长,并呈现出稳定的增长趋势,表明 AI 对激光技术的发展起到了重要的推动作用。2016 年是发文量增长的分界线,而当年 AI 领域标志性事件之一就是 AlphaGo 人工智能机器人在围棋对弈中以 4:1 大比分战胜韩国围棋名宿,该事件在一定程度上推动了 AI 技术在各领域中的应用^[15]。

进一步,通过知识图谱法对检索到的 in-topic paper 进行分析,除去算法相关的关键词,主要关键词如图 2 所示。根据关键词以及 AI 应用场景的类型,可知该类论文的主题为预测、识别、优化和设计等类型,其研究目的/对象多与性能以及动力学特性等相关。此外,以选择性激光融化/激光粉末床熔融等增材制造技术、激光焊接技术为代表的激光应用也是该类论文的重要主题。上述关键词揭示了 AI 赋能激光的主要方式及研究范畴。

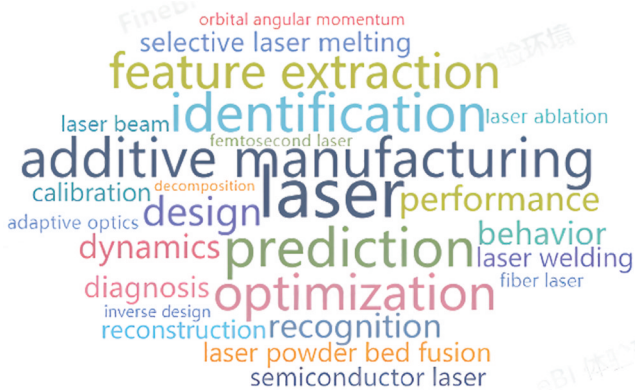


图 2 关键词云图

Fig. 2 Word cloud of keywords

3 研究现状

以上述预测、识别、优化、设计和应用类的论文为基础进行进一步分析,可以将 AI 赋能激光概括为 5 个主要方面,分别为激光器件优化设计、激光器系统结构优化设计、光束智能控制及优化、激光特性的精确表征与预测、激光器应用效能优化。本节从上述 5 个方面对 AI 赋能激光的现状进行分析。

3.1 激光器件优化设计

激光器件是构成激光器的基本单元,它的特性直接决定了激光器的性能表现。以往的器件设计通常需要进行大量耗时的仿真运算以寻找优化设计参数,特别是对于多参数优化的情况,仿真设计周期较长,并可能陷入局部最优解,难以实现最优的器件设计。研究表明,采用 AI 算法进行器件设计可以极大地缩短仿真

时间,提高设计效率及器件性能。

3.1.1 光纤(辅助)设计

光子晶体光纤(PCF)是一种重要的功能器件,但结构复杂,设计自由度高,且其光学性能表征过程较为繁琐。目前仿真设计 PCF 多采用全矢量有限元分析法^[16]、平面波展开法^[17]、有限差分法^[18]等数值方法,在处理复杂 PCF 结构时,须多次迭代优化,消耗大量的计算资源和计算时间。为了简化 PCF 设计及表征流程,研究人员通过引入人工神经网络(ANN)对该类光纤进行设计及表征。2008 年, Hameed 等^[19]采用 ANN 进行 PCF 性能预测,并引入径向基函数以实现训练过程的快速收敛。该方案使用全矢量有限元分析的结果作为训练数据,利用训练后的网络对 PCF 中基模及基空间填充模的有效折射率进行预测,结果与全矢量有限元分析的结果高度一致。此外,研究者还验证了该方法设计高双折射、低损耗 PCF 的可行性。2013 年, Rodriguez-Esquerre 等^[20]使用 ANN 对 PCF 的色散实现了高效、精准的预测,测算结果与已报道的光纤色散的差别不超过 $0.2 \text{ ps} \cdot \text{nm}^{-1} \cdot \text{km}^{-1}$ 。2014 年, El-Mosalmly 等^[21]采用基于径向基函数的 ANN 实现了近零超平坦色散 PCF 的设计。2019 年, Chugh 等^[22]采用监督学习的 ANN 进行了 PCF 的性能预测。该方案的拓扑结构如图 3 所示,将 PCF 的几何参数作为 ANN 的输入,将有效折射率、有效模场面积、色散、损耗等光学特性作为其标签,实现了 PCF 光学特性的准确预测,计算时间仅为几毫秒。该方案有望用于 PCF 的逆向设计。2022 年, Jabin 等^[23]采用基于深度学习的 ANN 网络对 PCF 的光学特性进行了预测,通过使用 6 个输入参数可在几毫秒内准确预测 PCF 的双折射、色散、有效模场面积、有效折射率、非线性系数等 12 个光学参数。2023 年, Li 等^[24]采用基于径向基函数的支持向量机,对 PCF 的有效折射率、色散以及限制损耗等参数进行了精准快速预测。上述工作通过引入 AI 技术实现了 PCF 特性的精确表征,省去了实验表征过程,极大地加速了 PCF 的迭代优化设计。

轨道角动量(OAM)传输光纤是支持 OAM 光束

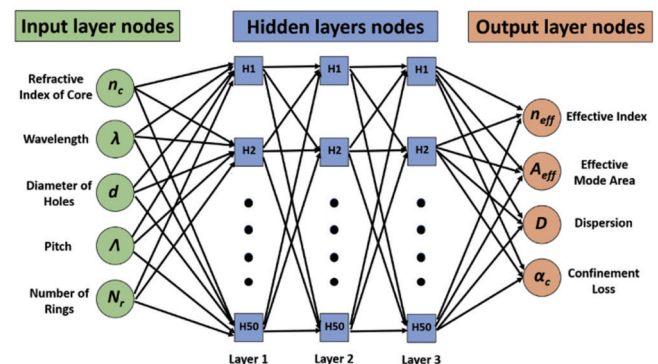


图 3 预测 PCF 特性的神经网络模型拓扑图^[22]

Fig. 3 Topological graph of neural network model for predicting PCF properties^[22]

实现长距离稳定传输的一类少模/多模光纤,在大容量高速光通信中具有广阔的应用前景^[25]。该类光纤的设计需降低矢量本征模简并及模间耦合程度,结构一般较复杂,目前已有的光纤设计包括环形纤芯光纤^[26]、沟壑辅助的环形纤芯光纤^[27]、多芯超模光纤^[28]、光子晶体光纤^[29]等,其优化设计多依赖于数值仿真^[30]。2022年,Qin等^[31]提出了结合神经网络和粒子群优化/多目标粒子群优化算法的混合方法,用于设计OAM传输光纤。该方案首先通过训练神经网络来预测OAM传输光纤的光学特性,然后将训练好的模型与优化算法结合,并基于混合多目标粒子群优化算法-神经网络设计了具有极低色散的渐变折射率OAM传输光纤。

3.1.2 耦合器设计

耦合器是实现全光纤结构激光器、光纤-空间结构光路构建的重要器件。当前耦合器的结构优化大多依赖于数值模拟,为了获取最佳设计参数,需要对相似的结构进行大量的仿真计算,该过程所需计算资源多且耗时较长^[32]。通过引入神经网络算法,创建将几何结构映射到光学响应的非线性函数,实现耦合器的快速设计。2021年,Tu等^[32]使用有限差分求解器构建了深度学习网络,实现了硅基光栅耦合器的正向和反向设计,并证明了基于最优正向建模网络的设计方法可以实现最佳耦合效率,耦合器的最佳耦合效率预测

精度高达91.7%,而基于最优逆向预测网络的逆向设计方法可以获得目标响应光谱,为实现器件的替代设计提供了可能。2022年,Fan等^[33]通过建立前向分类和回归神经网络来高效预测双芯光纤耦合器的谐振特性。在特定条件下,使用双芯光纤进行预训练的前向神经网络可以实现多芯光纤耦合器特性的准确和快速预测。通过级联预先训练的正向神经网络和逆向网络,解决了逆向设计的非唯一性问题,为多芯光纤器件的谐振分析和结构优化提供了有力工具。同年,Zhang等^[34]采用深度神经网络建立了超宽带模式选择耦合器(MSC)中桥接光纤结构参数与短波长+常规波长+长波长(S+C+L)波段 LP_{01} 模有效折射率之间的映射关系,据此反向设计的4模超宽带光纤MSC的平均模式转换效率 $>93\%$,平均模式消光比 >17 dB。该方案的正向和反向设计流程如图4所示。其中,前向设计通过将桥接光纤的结构参数输入仿真软件得出S+C+L波段的有效折射率,并与目标值进行对比,如未满足要求则更改桥接光纤的结构参数并再次输入仿真软件进行计算,重复此过程直至满足要求。而基于深度神经网络的逆向设计则直接输入目标波段的有效折射率,通过深度神经网络映射得到所需的桥接光纤的结构参数。该深度神经网络与遗传算法相比,将优化时间从4 h大幅减少到45 s。

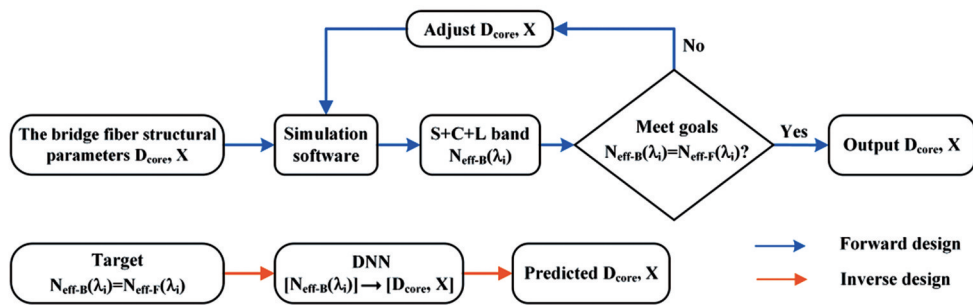


图4 模式选择耦合器的正向设计及反向设计流程图^[34]

Fig. 4 Flow chart of forward design and inverse design of mode selective coupler^[34]

综上所述,AI赋能的器件设计不仅可以实现较高的设计效率,还可以获得较好的参数优化效果,从而助力激光器系统的优化,并在激光产生、传输和应用等方面发挥重要作用。

3.2 激光器系统设计

3.2.1 半导体激光器设计

对于半导体激光器等集成度较高的激光器,可通过设计其结构参数来实现激光器性能的优化。半导体激光器的仿真和设计往往需要考虑多物理场作用,过程较为复杂,通过引入机器学习可以降低仿真及设计难度。2020年,Ma等^[35]提出了深度学习ANN与粒子群优化方法相结合的方案,实现了半导体激光器的逆向设计,方案拓扑图如图5所示。该方法输入7个结构参数,输出80个功率参数和120个小信号响应参数。通过将光电流曲线和小信号响应与行波模型计算的基

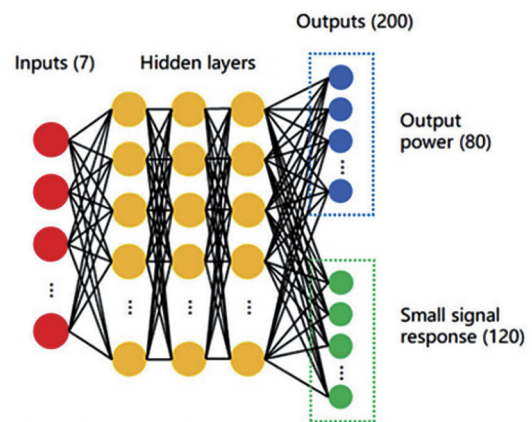


图5 具有7个输入端口和200个输出端口的前向神经网络拓扑结构^[35]

Fig. 5 Topology structure of forward neural network with 7 input ports and 200 output ports^[35]

准进行对比测试,证明了该方法的有效性和鲁棒性。2021年,Tang等^[36]采用由多层感知器和上采样卷积神经网络组成的深度学习模型,利用太赫兹量子级联激光器的输入结构参数,成功预测了一阶、二阶、三阶分布式反馈光栅和天线反馈波导的谐振模式特性,研究结果对于实现特定模式输出的激光器设计具有指导意义。2021年,Limbacher等^[37]使用空间调制的近红外激光器调制随机量子级联激光器的发射光谱,利用随机生成的近红外激光分布和对应的太赫兹光谱训练深度学习模型,实现了所需的太赫兹频谱对应的近红外激光分布的高效预测,预测的光谱和相应的真实光谱之间的相关度超过99%。

3.2.2 光纤激光器设计

光纤激光器由多个组件构成,往往需要对各组件进行优化以实现特定性能输出。对于结构固定的光纤激光设计,典型的例子是实现锁模激光输出。近年来,锁模激光器逐渐从基于遍历算法^[38]和优化算法^[39-41]等算法的自动锁模激光器发展到基于机器学习算法的智能锁模激光器^[42]。2014年,Fu等^[43]在数值模拟中基于机器学习和稀疏表示实现了锁模光纤激光的双折射特性的表征,通过将稀疏搜索算法应用于测试,对光纤激光器的双折射进行了分类并实现了系统调节。进一步,通过结合自适应极值寻求控制器和基于机器学习的双折射分类,研究人员提出了一种基于数值模拟的自调节锁模光纤激光设计方案,并在基于非线性偏振旋转的激光器上进行了测试,通过调节波片和偏振器的角度实现了被动锁模^[44]。2018年,该团队进一步设计了基于深度学习和模型预测控制算法的锁模激光器^[45],系统构成如图6所示。该算法的核心是模型预测模块,通过一个循环神经网络来预测激光状态。当预测的激光状态和真实的激光状态之间的差异超过阈值时,神经网络将推断出系统的双折射并将其映射到控制输入参量(控制偏振器和三个四分之一波片的角度),从而保持模式锁定。

2021年,Yan等^[46]提出了一种低延迟的深度强化

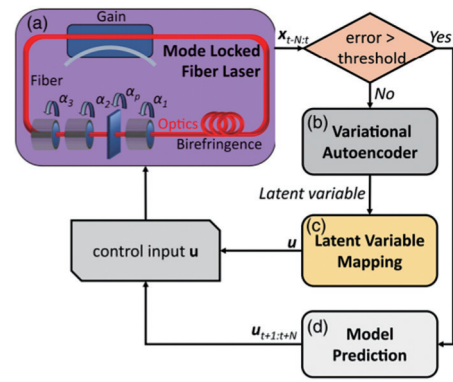


图6 自调节锁模光纤激光器的示意图^[45]。(a)激光器腔体、光学元件以及激光器的目标函数;(b)变量自动编码器;(c)潜在变量映射;(d)模型预测模块

Fig. 6 Schematic of self-tuning mode-locked fiber laser^[45]. (a) Objective function of laser cavity, optic components, and laser; (b) variational autoencoder; (c) latent variable mapping; (d) model prediction module

学习算法,用于基于可饱和吸收体的超快光纤激光器的自动锁模。该算法包含四个神经网络,其中两个可根据激光状态调整电偏振控制器,另外两个用于评估调整的效果。实验结果表明,该算法的最快锁模恢复时间为0.472 s,平均恢复时间为1.948 s。2023年,Pu等^[47]提出了采用递归神经网络实现飞秒锁模光纤激光器建模的方案,该模型及建模流程如图7所示。其中,长短期记忆循环神经网络(LSTM)使用分布傅里叶方法计算得到的数据集进行训练。为了使LSTM在相同的初始波形下预测不同的动力学过程,该研究提出了先验信息导入方法,将腔长与小信号增益这两个激光器特性参数进行升维,再与波形数据相加,作为后续LSTM的输入,实现了激光器谐振腔腔长和小信号增益的泛化,并在此基础上实现了不同状态(孤子、束缚态等)演变过程的建模。运行在图形处理器(GPU)上的该模型推断500次往返波形的平均时间小于0.1 s,比运行在CPU上的分步傅里叶法快~146倍。

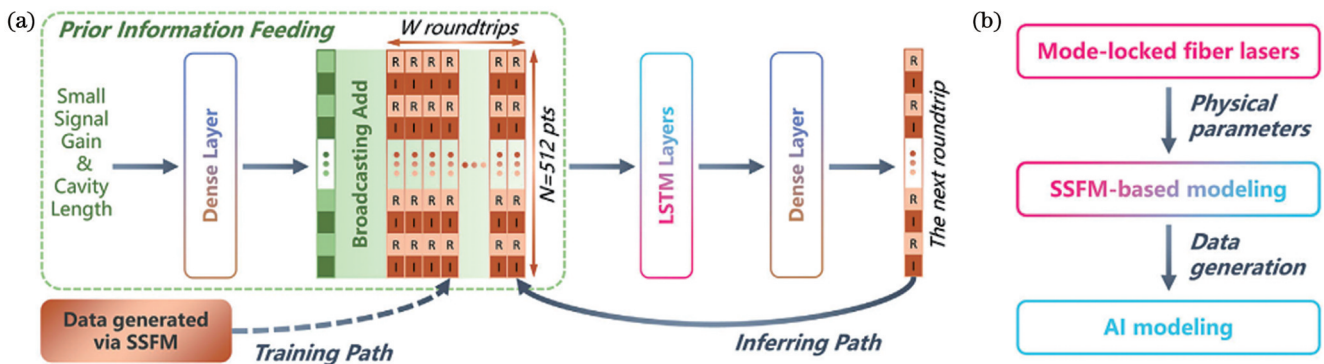


图7 模型示意图及建模流程^[47]。(a)带先验信息的模型示意图;(b)基于AI的锁模激光器的建模流程

Fig. 7 Model diagram and modeling process^[47]. (a) Model diagram with prior information; (b) modeling process of mode-locked laser based on AI

3.2.3 拉曼增益谱设计

拉曼放大方案可在较宽的波长范围内提供增益,同时保持低噪声。拉曼放大器的设计主要是通过选择合适的泵浦功率和波长来获得目标增益,其难度在于调控泵浦和拉曼增益之间高度复杂的相互作用。2020年,Zibar等^[48]采用ANN实现了拉曼放大器的逆向设计,可针对C和C+L波段的任意拉曼增益谱给出所需的泵浦波长及泵浦功率,并对C波段拉曼放大器设计进行了实验验证。2021年,该团队对上述算法进行了升级,可以同时实现任意拉曼增益谱的设计和噪声特性预测^[49],进一步基于C波段分布式拉曼放大器(含有4个泵浦源和100 km长的标准单模光纤)进行了实验验证,结果表明该算法能够实现高度精确的3500个任意增益曲线的设计,并预测相应的噪声系数,平均最大误差为~0.3 dB。2023年,该团队进一步利用不同光纤的实验数据建立了光纤无关的神经网络模型,可以预测未知光纤的拉曼增益谱,其网络结构如图8(a)所示,但是该模型仅适用于与训练光纤类型相似的光纤。因此,研究人员进一步使用数值生成数据集来扩展和改进模型,并使用迁移学习重新训练基于数值生成数据训练的模型,其网络结构如图8(b)所示,结果表明,该方案仅需少量实验测量数据便可实现高精度预测^[50]。

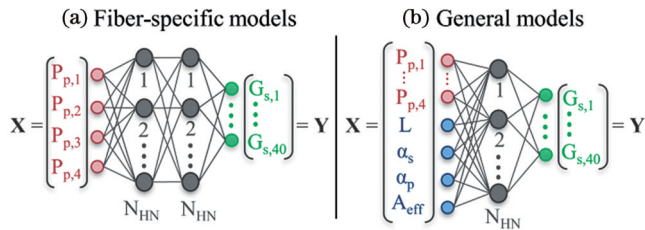


图8 模型网络结构示意图^[50]。(a)特定类型光纤模型;(b)通用光纤模型

Fig. 8 Schematics of model network structure^[50]. (a) Specific type of optical fiber model; (b) general optical fiber model

此外,2020年,Chen等^[51]通过使用多层神经网络优化泵浦波长、功率和模式成分,设计了少模分布式拉曼放大器,从而获得了平坦的增益谱和低模式依赖增益,将该方法用于逆向设计,可实现高增益平坦度两模及四模拉曼放大器。2021年,该团队采用宽带放大自发辐射源作为泵浦源,针对所需的拉曼增益谱,利用机器

学习对宽带泵浦进行逆向设计,并利用可编程波形整形器进行整形,从而实现了精细的拉曼增益谱设计^[52]。

3.3 光束智能控制及优化

光束智能控制是指采用先进的光学元件、传感器、控制电路,并结合智能算法等技术手段,对光束的强度、相位、偏振和波前等特性进行控制和调节,从而实现光束的高精度、高效率的操纵和应用。其中典型的案例为光纤激光相干合成(CBC)。CBC是突破单纤功率提升瓶颈、实现超高功率近衍射极限激光输出的有效途径^[53-55]。然而,经典的主动相位方法(例如随机并行梯度下降算法)的控制带宽随着合束数量的增加而减小^[56]。因此,控制带宽是实现大规模CBC系统的瓶颈因素。近年来,研究人员通过引入强化学习和监督学习等机器学习算法来解决上述问题。

强化学习通过定义一组奖励函数来指导优化过程。2019年,Tünnermann等^[57]利用深度强化学习实现了基于马赫-曾德尔干涉仪结构的CBC系统。2021年,Shpakovych等^[58]提出了用于多达100个激光束阵列的准强化学习算法。该系统中的活塞像差是空间光调制器产生的,未考虑真实系统中动态随机噪声的影响。同年,Zhang等^[59]将迭代强化学习方法应用到由两路光束合成的CBC系统,当通道较少时,迭代强化学习法的性能与随机并行梯度下降算法相当,但参数调试更简单。

基于监督深度学习的CBC系统依赖于预先训练的神经网络。在相位控制过程中,相位误差由神经网络的预测相位进行补偿。该方法的前提是确保输入和输出之间的对应关系。2019年,Hou等^[60]将基于监督学习的卷积神经网络(CNN)应用于CBC系统以学习组合光束的强度图像与阵列光束的相对相位之间的关系,从而直接获得所需的补偿相位。随后,该方法被用于从CBC系统中生成具有不同拓扑荷的轨道角动量光束^[61]。2020年,Liu等^[62]通过调制CBC系统子光束的振幅,防止光束指向的对称性导致的测量误差,并利用深度CNN实现了系统中远场干扰条纹的波束指向和子波束相位差的精确测量。2020年,Chang等^[63]将合成的光束输入散射器,散射后的图样与子光束相位一一对应,可通过深度CNN训练,获得从散射图像到子光束相位的映射关系。基于该方案的相干合成系统原理图及神经网络工作流程示意如图9所示。

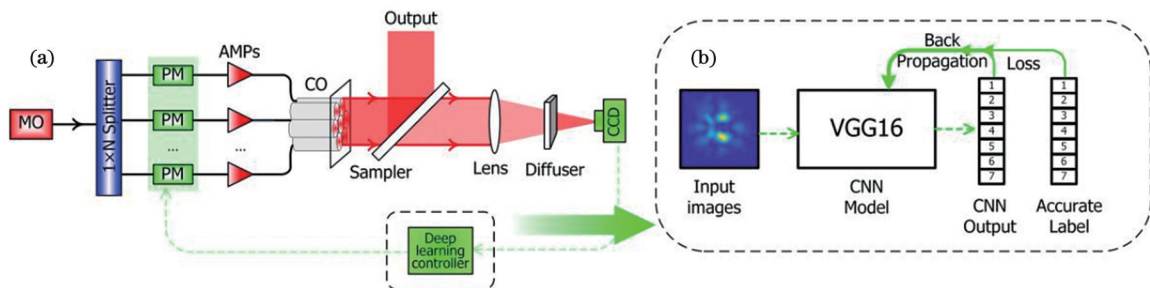


图9 基于深度学习的相干合成系统^[63]。(a)系统原理图;(b)神经网络工作流程示意图

Fig. 9 CBC system based on deep learning technique^[63]. (a) Principle of system; (b) schematic of neural network workflow

3.4 激光特性的精确表征与预测

3.4.1 模式分解

激光模式和光束质量是激光重要的空域特性参量,可以分别描述光束横向能量分布以及纵向传输特性。在高功率激光中,模式成分和光束质量的精确、快速表征十分重要^[64]。模式分解是重要的光束分析手段,旨在获取激光包含的模式成分、各模式权重及相位关系,可实现模式测量、波前重建,并可对光束质量等多种空域特性参量进行计算。针对模式分解,目前已有的方案可以分为相干测量法以及以光场强度分布为约束求解模式系数的数值分析法和机器学习法^[65]。其中,相干测量法存在测量光路复杂、测量时间长等不足,而数值分析法和机器学习法凭借测量光路简单、模式分解精度高、速度快等优势,近年来愈发受到重视。

2019年,An等^[66]首次报道了基于监督学习的模式权重和相位分解方案,训练后的CNN使用单张近场光斑即可实现模式分解,其模式分解网络如图10所示。在对光纤激光器输出激光进行模式分解的实验中,对于仅需确定模式权重的情形,3个模式和6个模式情况下的实时分解频率均为29.9 Hz(受限于探测器帧率);对于需要同时预测模式权重和模式相位的情形,3个模式的实时分解频率为29.9 Hz,6个模式的实时分解频率为24 Hz^[67]。

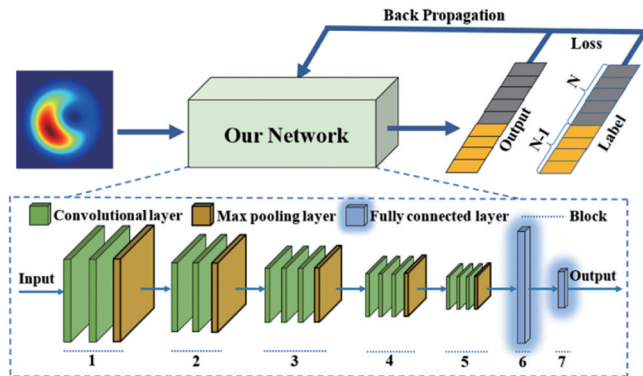


图10 模式分解网络示意图^[66]

Fig. 10 Schematic of mode decomposition network^[66]

2020年,Fan等^[68]同样使用CNN进行模式分解,对于近场光斑图像输入,网络训练时使用近场光斑图像、远场光斑图像以及模式系数3个标签。训练CNN的损失函数为3个标签与其预测值损失函数的组合。仿真结果表明,额外增加标签可以提高模式分解精度。

2020年,Rothe等^[69]使用DenseNet在实验中实现了10个模式的分解。2021年,Gao等^[70]使用降维算法优化数据集,降低了网络训练的复杂度。训练中使用3层全连接网络将近场光斑图像降维后的数据映射到由模式相位余弦值和模式权重组成的模式系数标签。在3个模式的分解中,数据集优化将模式分解的时间

从40 ms减少到5 ms。

2022年,Jiang等^[71]提出了基于无监督学习的模式分解方案,该方案可以在少模光纤中实现模式权重和相位的高精度分解,数值仿真中的模式分解频率可达571 Hz,在实验中受限于相机帧率,实际频率为29.8 Hz。

2023年,Tian等^[72]提出了一种基于免训练浅层神经网络的模式分解方法。该方法利用特征模式叠加法,避免了使用光束模式数据集和训练过程。在3个模式的分解中,使用包含两个卷积层的浅层神经网络,理论上模式权重和模式相对相位的误差分别低于0.50%和0.60%,实验中实际模式和重建模式之间的相关系数高于95%。

通过优化模式分解网络以及对应的训练用数据集,模式分解的预测精度有望得到改善。此外,考虑到实际激光系统的运行环境,可以适当引入光斑自适应测量等技术,在实验中实现模式高精度分解。

3.4.2 光束质量表征

光束质量(M^2)因子是较为通用的光束质量衡量标准,其定义为在相同波长下实际光束的束腰宽度和远场发散角的乘积与理想光束的比值^[73]。 M^2 因子的实验测量方法如下:利用移动的相机测量传播方向上多个平面中的光斑,分别提取光束束宽,通过数据拟合得到 M^2 因子。该方法测量时间长、对光路调整精度要求高。近年来,研究人员基于深度学习建立了近场光斑与 M^2 因子之间的映射关系,实现了 M^2 因子的精确快速测量。

2019年,An等^[74]利用CNN实现了光纤光束的 M^2 因子测量,该方案仅需近场光斑作为输入,单次测量用时大约为5 ms,对含有噪声或垂直光晕的不完美光斑输入具有出色的鲁棒性。2022年,Jiang等^[75]开展了基于空间降维和浅层网络的光束质量测量工作,该方案基于主成分分析实现了近场光斑特征提取,并在此基础上使用包含两层隐藏层的多层感知器实现了 M^2 因子测量。实验中,3个模式的单次测量耗时3 ms,测量平均误差为0.95%。

3.4.3 脉冲特性预测与测量

脉冲形态、脉冲宽度等参数是脉冲激光器的重要特征参数。脉冲精确测量对探测器的带宽有较高的要求。同时,由于激光传播及增益过程复杂,精确预测脉冲特性也十分困难。2019年,Kokhanovskiy等^[76]通过ANN建立了色散傅里叶变换技术提取的脉冲激光多维信息与实际脉冲宽度的映射关系,进一步在实验中利用纳秒级响应时间的光电探测器提取了“8”字形锁模激光的色散傅里叶变换信息,并利用ANN对脉冲宽度进行了预测,成功实现了皮秒级激光脉冲的测量,经过训练的ANN预测的脉宽平均吻合度达到95%。2020年,Chen等^[77]提出了基于神经网络和双光子吸收的1550 nm掺铒光纤激光脉宽预测方法,可准确地获

取强度自相关函数,简化了基于双光子吸收光电二极管的自相关器的信号处理过程,测量精度与商用自相关仪相当。2022年,Geffert等^[78]构建了基于第一原理计算的自相关模式数据库,并采用矢量空间牛顿插值机器学习算法,在基于强场电离的自相关模式中高

精度表征了数飞秒级的近红外脉冲。同年,Zou等^[79]提出了基于CNN的数据驱动模型,用于精确预测脉冲形态。该模型引入了16个参数以全面表征系统状态,其模型架构如图11所示,脉冲预测精度的均方根误差为7.93%。

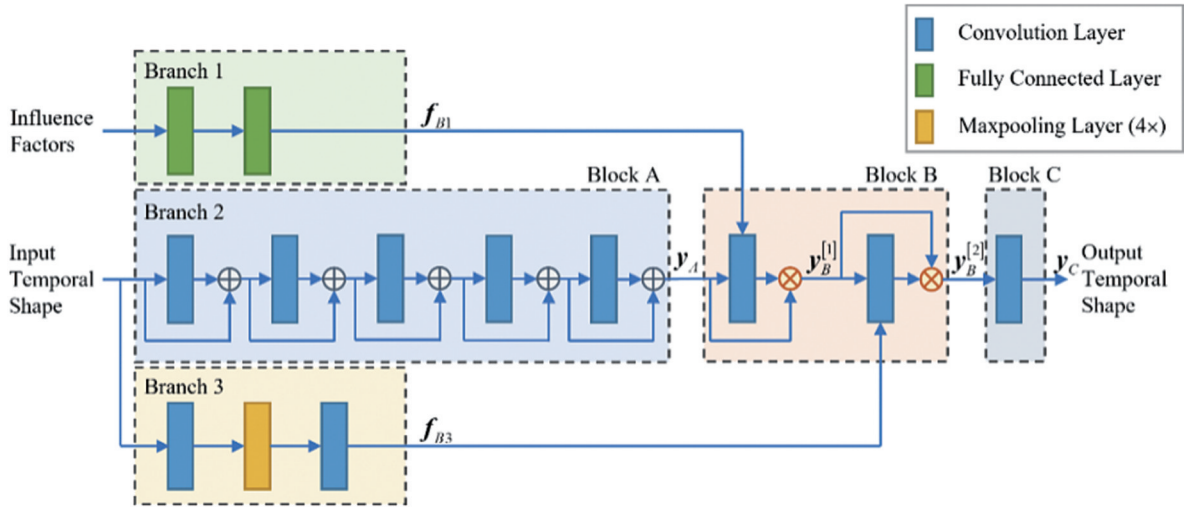


图 11 基于卷积神经网络的脉冲形态预测模型的架构示意图^[79]

Fig. 11 Architecture diagram of pulse shape prediction model based on convolutional neural network^[79]

3.5 激光器应用效能优化

激光具有高效节能、调控灵活等优点,在切割、焊接、钻孔、打标、清洁、增材制造等方面具有非常广泛的应用^[80]。但其调控灵活的特性也意味着针对不同的应用场景需要精确设计激光参数以达到最佳的应用效能。在激光加工中,光与物质间的相互作用是高度非线性的,难以在数学上建模,且材料类型、材料的均匀性/一致性等都会对加工质量产生较大影响,因此实现高质量加工工艺的控制十分困难。为此,研究人员引入了AI技术以解决上述问题^[81]。

3.5.1 激光切割

在激光切割中,切割质量主要关注切割面的粗糙度、切口宽度、热影响区大小以及可能产生的条纹等缺陷,而影响切割质量的因素包括激光器功率、切割速度及辅助气体压力等。目前已有较多基于机器学习的高质量激光切割工艺参数优化的研究。Rajaram等^[82]采用回归网络研究了二氧化碳激光系统切割4130钢样品时激光功率和进给速率对切口宽度、表面粗糙度、条纹缺陷频率和热影响区大小的综合影响。Zhang等^[83]使用ANN分析预测了3 kW二氧化碳激光系统的输出功率及进给速度对钢板切割面粗糙度、切口宽度以及渣滓产生方面的影响。Klancnik等^[84]通过建立反向传播ANN模型,分析和预测了二氧化碳激光切割钨合金过程中的切割质量。该模型结构如图12所示,其有三个输入工艺参数(激光功率、切割速度和辅助气体类型)以及两个输出参数(切口宽度和平均表面粗糙度),切口宽度的平均预测误差为5.5%,表面粗糙

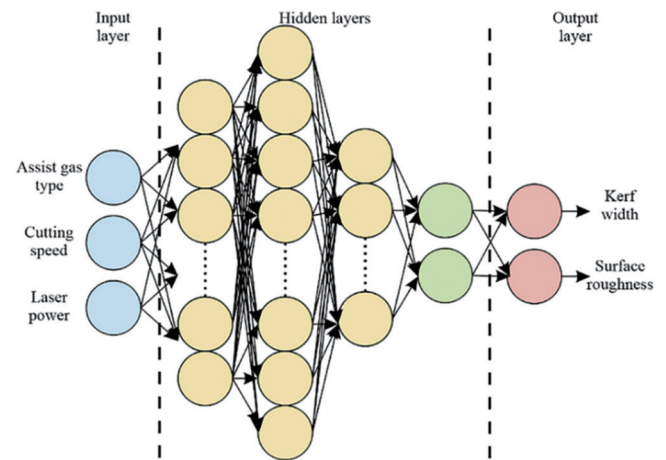


图 12 用于优化二氧化碳激光切割钨合金工艺参数的网络结构^[84]

Fig. 12 Network architecture used for optimization of carbon dioxide laser cutting tungsten alloy process parameters^[84]

度预测误差为9.5%。Courtier等^[85]通过引入深度学习对6 kW光纤激光切割不锈钢时条纹缺陷的产生情况进行建模,利用建立的模型可以直接从切割表面的图像中确定激光切割时的进给速率,并且经过训练的神经网络可以实现激光切割表面视觉外观的真实预测,为优化工艺参数、实现高质量切割提供了重要支撑。

3.5.2 激光焊接

激光焊接属于匙孔焊接,即对材料进行局部加热,材料熔化后形成匙孔焊池,从而达到材料连接的

目的。影响焊接质量的激光工艺参数包括激光功率、光斑直径、脉冲能量和频率、脉冲波形、激光波长等。为实现高焊接质量,研究人员通过引入 AI 技术来监测焊接熔池匙孔的形成过程并进行优化。Liu 等^[86]针对薄板铝合金的脉冲激光焊接,建立了多角度视觉监测系统以观测匙孔焊池的动态特性,并提取匙孔焊池的面积和深度信息,进一步构建深度学习模型以识别不同的匙孔焊池状态,最后通过实验验证了该模型实时控制脉冲激光焊接过程的可行性。此外,也可以使用声光信号作为输入,基于 AI 技术实现焊接过程的优化。Masinelli 等^[87]将强化学习应用于焊接过程的闭环自适应控制,使用多波段的光学信号和声信号作为输入进行实时反馈,并通过调节激光功率来控制焊接过程。该系统能够自主学习控制定律,无须事先了解焊接中的动力学过程即可实现高质量焊接。

3.5.3 增材制造

增材制造技术为复杂结构的构建提供了有力工具,但由于增材制造过程涉及多尺度和多物理场的综合作用,过程十分复杂。目前,研究人员基于机器学习方法对不同材料高质量增材制造所需的激光工艺参数开展了大量研究^[88-89]。Caiazza 等^[90]利用 ANN 寻找激光工艺参数与铝合金板上激光直接金属沉积熔池几何参数之间的相关性,并基于该网络准确地获得了实现特定熔池所需的激光功率、扫描速度以及送粉率。Tapia 等^[91]通过建立高斯过程代理模型研究了激光粉末熔融增材制造过程,该模型能够对给定激光功率、扫描速度以及光斑尺寸等激光工艺参数下的熔池深度进行精准预测,并进一步印证了该模型准确预测和规划增材制造工艺窗口的有效性。Zhang 等^[92]使用基于神经模糊的机器学习算法来预测激光粉末床熔化不锈钢 316L 的高循环疲劳寿命,综合考虑加工条件(激光功率、扫描速度和层厚)、后加工处理过程和循环应力等因素,构建了样品的疲劳寿命数据集,该模型对疲劳寿命的预测结果与实验数据吻合度较高。

此外,研究者还利用 AI 技术研究了激光工艺参数对增材制造合金孔隙率^[93-94]、熔池温度分布^[95]等的影响,推动了高质量增材制造的发展。

4 发展趋势预测:AI 与激光的双向赋能

AI 技术已经渗透至激光系统的设计-研制-应用全链条,并不断向基础前端和应用终端延伸。此外,激光技术的快速发展也可能推动 AI 领域的发展,最终形成“双向赋能”的正向激励局面。

在 AI 赋能方面,未来有望在材料、器件、系统三个层级促进激光技术的创新与发展。在材料层面,AI 可以助力激光材料的分析与筛选^[96-97]。一方面,可以助

力传统光纤、半导体等材料的深入探索,通过微观模拟分析提升材料性能,扩展现有材料的使用边界;另一方面,可以加速相关新材料的选择和应用,如硫化物、聚合物、氟化物等在长波段、高强度光传输方面有较好的表现,AI 可以从多尺度对其进行建模分析,从微观角度研究其构效关系,并以此为基础通过高通量筛选找到其他潜在的新型激光材料^[97]。在实际生产过程中,可以充分利用已有物质,优化光纤制造流程,协调用料,降低成本^[97]。在器件层面,AI 赋能可以对激光相关器件的设计和研发带来革命性改变。基于数据驱动的建模可以为复杂的激光现象提供理论分析工具,揭示更深层次的物理机理。高精度的器件模型可以服务于特定器件特性的逆向设计,实现多维度全方位的器件功能定制。在系统层面,AI 为激光系统的集成提供了高效工具,可以在系统研发阶段模拟运行情况,及时发现潜在问题,实现大型复杂激光系统的高效率开发与落地。

AI 赋能激光不仅意味着激光性能指标的突破,例如更高的输出功率、更高的精度和稳定性、更智能的控制系统、更环保的设计,还意味着激光系统设计-研制-应用链路的创新。例如,用户可以根据应用场景提出激光性能需求,AI 系统根据需求自动设计系统结构并提出器件方案,甚至可以细化到材料筛选环节。

另一方面,激光技术的发展可以通过提高算力等方式促进 AI 领域的进一步发展。以 ChatGPT 为代表的大模型的成功应用需要海量的数据和强大的算法,更离不开高算力支持^[98]。当前电子计算机的运算性能依赖于半导体光刻工艺水平,而激光光源则是支持光刻工艺发展的重要因素之一。此外,光子具有光速传播、抗电磁干扰及可任意叠加等特性,且天然适用于并行运算,以光子为基础的光计算具有超大算力、极低功耗、极低延时等突出优势。2022 年,研究人员证明利用激光脉冲可将计算速度提高一百万倍^[99]。激光赋能的超强算力光子计算机将有望推动 AI 技术进一步发展。

5 总结与展望

目前,科学研究主要有两种基本范式,即数据驱动的“开普勒范式”和第一性原理驱动的“牛顿范式”^[100]。将数据驱动的 AI 技术和科学研究中的第一性原理结合在一起,则可能形成新的科研范式,有望推动新一轮科学革命。数据、模型、算法、算力以及人才是人工智能驱动的科学研究的 5 个核心要素^[101],也是人工智能与激光科学研究深度融合时需要重点分析的因素。近期,科技部和国家自然科学基金委员会联合启动了 AI for Science 专项部署工作,旨在“充分发挥人工智能渗透性、扩散性和颠覆性强的特性,逐步构建以人工智能支撑基础和前沿科学研究的

新模式,加速我国科学研究范式变革和能力提升”^[102]。当前, AI for Science 已经成为全球人工智能新前沿,并已在多个学科领域中取得实效,未来 5 年或是其突破性发展的关键窗口期^[102]。

除了科学研究过程中不同学科内容的相互启发借鉴外,在科学研究和教育教学等过程中,高度重视跨学科高素质人才的培养是面向未来的长远之策。近年来,教育部、国家发展和改革委员会、财政部出台了《关于“双一流”建设高校促进学科融合加快人工智能领域研究生培养的若干意见》,教育部出台了《人工智能领域研究生指导性培养方案(试行)》等文件。在光学工程、电子科学与技术等相关学科的建设过程中,可以围绕数理模型(模型的物理原理及分析这些模型的数学工具)、学习(机器学习、数据分析和统计)和算法(连续对象的算法和离散对象的算法)等展开交叉学科课程体系的构建^[100],使得未来的激光研发队伍里有大量具备智能科学与技术及光学工程通识技能的高素质人群。

展望未来,机遇与挑战并存,但是可以相信的是,不断发展的人工智能技术必将继续促进激光等学科的发展,逐步构建起以人工智能支撑基础和前沿研究的新模式。

参 考 文 献

- [1] Hecht J. A short history of laser development[J]. *Applied Optics*, 2010, 49(25): F99-F122.
- [2] Bertolotti M. The history of the laser[M]. Boston: CRC Press, 2004.
- [3] Hollenstein U, Palm H, Merkt F. A broadly tunable extreme ultraviolet laser source with a 0.008 cm^{-1} bandwidth[J]. *Review of Scientific Instruments*, 2000, 71(11): 4023-4028.
- [4] Köhler R, Tredicucci A, Beltram F, et al. Terahertz semiconductor-heterostructure laser[J]. *Nature*, 2002, 417(6885): 156-159.
- [5] Faist J, Capasso F, Sivco D L, et al. Quantum cascade laser[J]. *Science*, 1994, 264(5158): 553-556.
- [6] Gales S, Tanaka K A, Balabanski D L, et al. The extreme light infrastructure: nuclear physics (ELI-NP) facility: new horizons in physics with 10 PW ultra-intense lasers and 20 MeV brilliant gamma beams[J]. *Reports on Progress in Physics*, 2018, 81(9): 094301.
- [7] Azadgoli B, Baker R Y. Laser applications in surgery[J]. *Annals of Translational Medicine*, 2016, 4(23): 452.
- [8] Slusher R E. Laser technology[J]. *Reviews of Modern Physics*, 1999, 71(2): S471-S479.
- [9] Shi W, Fang Q, Zhu X S, et al. Fiber lasers and their applications [J]. *Applied Optics*, 2014, 53(28): 6554-6568.
- [10] Jiang M, Wu H S, An Y, et al. Fiber laser development enabled by machine learning: review and prospect[J]. *Photonix*, 2022, 3(1): 1-27.
- [11] Genty G, Salmela L, Dudley J M, et al. Machine learning and applications in ultrafast photonics[J]. *Nature Photonics*, 2021, 15(2): 91-101.
- [12] 周朴, 粟荣涛, 黄良金, 等. 基于计算技术的超快光纤激光研究进展与展望(特邀)[J]. *红外与激光工程*, 2018, 47(8): 0803001. Zhou P, Su R T, Huang L J, et al. Research progress and future perspective on ultrafast fiber laser enabled by computing technique (invited)[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018, 47(8): 0803001.
- [13] Ma W, Liu Z C, Kudyshev Z A, et al. Deep learning for the design of photonic structures[J]. *Nature Photonics*, 2021, 15(2): 77-90.
- [14] Jiang J Q, Chen M K, Fan J A. Deep neural networks for the evaluation and design of photonic devices[J]. *Nature Reviews Materials*, 2020, 6(8): 679-700.
- [15] Wang F Y, Zhang J J, Zheng X H, et al. Where does AlphaGo go: from church-turing thesis to AlphaGo thesis and beyond[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2016, 3(2): 113-120.
- [16] Koshiba M. Full-vector analysis of photonic crystal fibers using the finite element method[J]. *IEICE Transactions on Electronics*, 2002, 85: 881-888.
- [17] Shi S Y, Chen C H, Prather D W. Plane-wave expansion method for calculating band structure of photonic crystal slabs with perfectly matched layers[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2004, 21(9): 1769-1775.
- [18] Yu C P, Chang H C. Applications of the finite difference mode solution method to photonic crystal structures[J]. *Optical and Quantum Electronics*, 2004, 36(1/2/3): 145-163.
- [19] Hameed M F O, Obayya S S A, Al-Begain K, et al. Accurate radial basis function based neural network approach for analysis of photonic crystal fibers[J]. *Optical and Quantum Electronics*, 2008, 40(11): 891-905.
- [20] Rodríguez-Esquerre V F, Isidoro-Lima J J, Dourado-Sisnando A, et al. Artificial neural networks for the chromatic dispersion prediction of photonic crystal fibers[J]. *Microwave and Optical Technology Letters*, 2013, 55(9): 2179-2181.
- [21] El-Mosalmy D D, Hameed M F O, Areeed N F F, et al. Novel neural network based optimization approach for photonic devices [J]. *Optical and Quantum Electronics*, 2014, 46(3): 439-453.
- [22] Chugh S, Gulistan A, Ghosh S, et al. Machine learning approach for computing optical properties of a photonic crystal fiber[J]. *Optics Express*, 2019, 27(25): 36414-36425.
- [23] Jabin M A, Fok M P. Prediction of 12 photonic crystal fiber optical properties using MLP in deep learning[J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2022, 34(7): 391-394.
- [24] Li H W, Chen H L, Li Y X, et al. Prediction of the optical properties in photonic crystal fiber using support vector machine based on radial basis functions[J]. *Optik*, 2023, 275: 170603.
- [25] Bozinovic N, Yue Y, Ren Y X, et al. Terabit-scale orbital angular momentum mode division multiplexing in fibers[J]. *Science*, 2013, 340(6140): 1545-1548.
- [26] Ramachandran S, Kristensen P, Yan M F. Generation and propagation of radially polarized beams in optical fibers[J]. *Optics Letters*, 2009, 34(16): 2525-2527.
- [27] Li S H, Wang J. A compact trench-assisted multi-orbital-angular-momentum multi-ring fiber for ultrahigh-density space-division multiplexing (19 rings \times 22 modes)[J]. *Scientific Reports*, 2014, 4: 3853.
- [28] Li S H, Wang J. Supermode fiber for orbital angular momentum (OAM) transmission[J]. *Optics Express*, 2015, 23(14): 18736-18745.
- [29] Tian W, Zhang H, Zhang X G, et al. A circular photonic crystal fiber supporting 26 OAM modes[J]. *Optical Fiber Technology*, 2016, 30: 184-189.
- [30] Rjeb A, Seleem H, Fathallah H, et al. Design of 12 OAM-Graded index few mode fibers for next generation short haul interconnect transmission[J]. *Optical Fiber Technology*, 2020, 55: 102148.
- [31] Qin H B, Huang W, Song B B, et al. Hybrid method for inverse design of orbital angular momentum transmission fiber based on neural network and optimization algorithms[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2022, 40(17): 5974-5985.
- [32] Tu X, Xie W S, Chen Z M, et al. Analysis of deep neural network models for inverse design of silicon photonic grating coupler[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2021, 39(9): 2790-2799.

- [33] Fan J J, Huang W, Zhang R, et al. Resonance prediction and inverse design of multi-core selective couplers based on neural networks[J]. *Applied Optics*, 2022, 61(32): 9350-9359.
- [34] Zhang S Y, Zhang C, Zeng Y, et al. Machine learning assisted ultra-wideband fiber-optics mode selective coupler design[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, 2022, 28(4): 4500110.
- [35] Ma Z H, Li Y. Parameter extraction and inverse design of semiconductor lasers based on the deep learning and particle swarm optimization method[J]. *Optics Express*, 2020, 28(15): 21971-21981.
- [36] Tang P, Chi X M, Chen B, et al. Predictions of resonant mode characteristics for terahertz quantum cascade lasers with distributed feedback utilizing machine learning[J]. *Optics Express*, 2021, 29(10): 15309-15326.
- [37] Limbacher B, Schoenhuber S, Kainz M A, et al. Deep learning control of THz QCLs[J]. *Optics Express*, 2021, 29(15): 23611-23621.
- [38] Olivier M, Gagnon M D, Piché M. Automated mode locking in nonlinear polarization rotation fiber lasers by detection of a discontinuous jump in the polarization state[J]. *Optics Express*, 2015, 23(5): 6738-6746.
- [39] Woodward R I, Kelleher E J R. Towards 'smart lasers': self-optimisation of an ultrafast pulse source using a genetic algorithm [J]. *Scientific Reports*, 2016, 6: 37616.
- [40] Fu X, Kutz J N. High-energy mode-locked fiber lasers using multiple transmission filters and a genetic algorithm[J]. *Optics Express*, 2013, 21(5): 6526-6537.
- [41] Pu G Q, Yi L L, Zhang L, et al. Intelligent programmable mode-locked fiber laser with a human-like algorithm[J]. *Optica*, 2019, 6(3): 362-369.
- [42] Pu G Q, Zhang L, Hu W S, et al. Automatic mode-locking fiber lasers: progress and perspectives[J]. *Science China Information Sciences*, 2020, 63(6): 160404.
- [43] Fu X, Brunton S L, Kutz J N. Classification of birefringence in mode-locked fiber lasers using machine learning and sparse representation[J]. *Optics Express*, 2014, 22(7): 8585-8597.
- [44] Brunton S L, Fu X, Kutz J N. Self-tuning fiber lasers[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, 2014, 20(5): 464-471.
- [45] Baumeister T, Brunton S L, Nathan Kutz J. Deep learning and model predictive control for self-tuning mode-locked lasers[J]. *Journal of the Optical Society of America B*, 2018, 35(3): 617-626.
- [46] Yan Q Q, Deng Q H, Zhang J, et al. Low-latency deep-reinforcement learning algorithm for ultrafast fiber lasers[J]. *Photonics Research*, 2021, 9(8): 1493-1501.
- [47] Pu G Q, Liu R M, Yang H, et al. Fast predicting the complex nonlinear dynamics of mode-locked fiber laser by a recurrent neural network with prior information feeding[J]. *Laser & Photonics Reviews*, 2023: 2200363.
- [48] Zibar D, Brusin A M R, de Moura U C, et al. Inverse system design using machine learning: the Raman amplifier case[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2020, 38(4): 736-753.
- [49] de Moura 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.
- [50] de Moura 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.
- [51] 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.
- [52] 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.
- [53] Fan T Y. Laser beam combining for high-power, high-radiance sources[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, 2005, 11(3): 567-577.
- [54] Liu Z J, Jin X X, Su R T, et al. Development status of high power fiber lasers and their coherent beam combination[J]. *Science China Information Sciences*, 2019, 62(4): 1-32.
- [55] Chang H X, Chang Q, Xi J C, et al. First experimental demonstration of coherent beam combining of more than 100 beams [J]. *Photonics Research*, 2020, 8(12): 1943-1948.
- [56] Ahn H K, Kong H J. Cascaded multi-dithering theory for coherent beam combining of multiplexed beam elements[J]. *Optics Express*, 2015, 23(9): 12407-12413.
- [57] Tünnermann H, Shirakawa A. Deep reinforcement learning for coherent beam combining applications[J]. *Optics Express*, 2019, 27(17): 24223-24230.
- [58] Shpakovych M, Maulion G, Kermene V, et al. Experimental phase control of a 100 laser beam array with quasi-reinforcement learning of a neural network in an error reduction loop[J]. *Optics Express*, 2021, 29(8): 12307-12318.
- [59] Zhang X, Li P X, Zhu Y C, et al. Coherent beam combination based on Q-learning algorithm[J]. *Optics Communications*, 2021, 490: 126930.
- [60] Hou T Y, An Y, Chang Q, et al. Deep-learning-based phase control method for tiled aperture coherent beam combining systems[J]. *High Power Laser Science and Engineering*, 2019, 7(4): e59.
- [61] Hou T Y, An Y, Chang Q, et al. Deep-learning-assisted, two-stage phase control method for high-power mode-programmable orbital angular momentum beam generation[J]. *Photonics Research*, 2020, 8(5): 715-722.
- [62] Liu R Q, Peng C, Liang X Y, et al. Coherent beam combination far-field measuring method based on amplitude modulation and deep learning[J]. *Chinese Optics Letters*, 2020, 18(4): 041402.
- [63] Chang Q, An Y, Hou T Y, et al. Phase-locking system in fiber laser array through deep learning with diffusers[C] // *Asia Communications and Photonics Conference/International Conference on Information Photonics and Optical Communications 2020 (ACP/IPOC)*, October 24-27, 2020, Beijing, China. Washington, D.C.: Optica Publishing Group, 2020: M4A.96.
- [64] 冯国英, 周涛桓, 高春清. 激光模场及光束质量表征[M]. 北京: 国防工业出版社, 2016.
- Feng G Y, Zhou T H, Gao C Q. Laser mode field and beam quality characterization[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2016.
- [65] 安毅. 基于深度学习的少模光纤输出光束特性表征研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2019.
- An Y. Beam characterization for few-mode fibers based on deep learning[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2019.
- [66] An Y, Huang L J, Li J, et al. Learning to decompose the modes in few-mode fibers with deep convolutional neural network[J]. *Optics Express*, 2019, 27(7): 10127-10137.
- [67] An Y, Huang L, Li J, et al. Deep learning-based real-time mode decomposition for multimode fibers[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, 2020, 26(4): 4400806.
- [68] Fan X J, Ren F, Xie Y L, et al. Mitigating ambiguity by deep-learning-based modal decomposition method[J]. *Optics Communications*, 2020, 471: 125845.
- [69] Rothe S, Zhang Q, Koukourakis N, et al. Intensity-only mode decomposition on multimode fibers using a densely connected convolutional network[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2020, 39(6): 1672-1679.
- [70] Gao H, Chen Z, Zhang Y X, et al. Rapid mode decomposition of few-mode fiber by artificial neural network[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2021, 39(19): 6294-6300.
- [71] Jiang M, An Y, Su R T, et al. Deep mode decomposition: real-

- time mode decomposition of multimode fibers based on unsupervised learning[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics, 2022, 28(4): 0900207.
- [72] Tian Z C, Pei L, Wang J S, et al. Physics-driven mode decomposition based on a training-free shallow neural network[J]. Optical Fiber Technology, 2023, 76: 103239.
- [73] Siegman A E. How to (maybe) measure laser beam quality[C]// DPSS (Diode Pumped Solid State) Lasers: Applications and Issues, January 1, 1998, Washington, D.C.. Washington, D.C.: Optica Publishing Group, 1998: MQ1.
- [74] An Y, Li J, Huang L J, et al. Deep learning enabled superfast and accurate M^2 evaluation for fiber beams[J]. Optics Express, 2019, 27(13): 18683-18694.
- [75] Jiang M, An Y, Huang L J, et al. M^2 factor estimation in few-mode fibers based on a shallow neural network[J]. Optics Express, 2022, 30(15): 27304-27313.
- [76] Kokhanovskiy A, Bednyakova A, Kuprikov E, et al. Machine learning-based pulse characterization in figure-eight mode-locked lasers[J]. Optics Letters, 2019, 44(13): 3410-3413.
- [77] Chen J B, Wang M, Xia W. Neural-network-assisted femtosecond laser pulse duration measurement using two-photon absorption[J]. Chinese Optics Letters, 2020, 18(12): 121901.
- [78] Geffert O, Kolbasova D, Trabattoni A, et al. *In situ* characterization of few-femtosecond laser pulses by learning from first-principles calculations[J]. Optics Letters, 2022, 47(16): 3992-3995.
- [79] Zou L, Geng Y C, Liu B G, et al. CNN-based neural network model for amplified laser pulse temporal shape prediction with dynamic requirement in high-power laser facility[J]. Optics Express, 2022, 30(17): 29885-29899.
- [80] Chryssolouris G. Laser machining: theory and practice [M]. New York: Springer Science & Business Media, 2013.
- [81] Mills B, Grant-Jacob J A. Lasers that learn: the interface of laser machining and machine learning[J]. IET Optoelectronics, 2021, 15(5): 207-224.
- [82] Rajaram N, Sheikh-Ahmad J, Cheraghi S H. CO₂ laser cut quality of 4130 steel[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2003, 43(4): 351-358.
- [83] Zhang Y Q, Chen W Z, Zhang X D, et al. Synthetic evaluation and neural-network prediction of laser cutting quality[J]. Proceedings of SPIE, 2005, 5629: 237-246.
- [84] Klanecnik S, Begic-Hajdarevic D, Paulic M, et al. Prediction of laser cut quality for tungsten alloy using the neural network method [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 61(12): 714-720.
- [85] Courtier A F, McDonnell M, Praeger M, et al. Modelling of fibre laser cutting via deep learning[J]. Optics Express, 2021, 29(22): 36487-36502.
- [86] Liu S K, Wu D, Luo Z Y, et al. Measurement of pulsed laser welding penetration based on keyhole dynamics and deep learning approach[J]. Measurement, 2022, 199: 111579.
- [87] Masinelli G, Le-Quang T, Zanoli S, et al. Adaptive laser welding control: a reinforcement learning approach[J]. IEEE Access, 2020, 8: 103803-103814.
- [88] Wang C, Tan X P, Tor S B, et al. Machine learning in additive manufacturing: state-of-the-art and perspectives[J]. Additive Manufacturing, 2020, 36: 101538.
- [89] 苏金龙, 陈乐群, 谭超林, 等. 基于机器学习的增材制造过程优化与新材料研发进展[J]. 中国激光, 2022, 49(14): 1402101.
- Su J L, Chen L Q, Tan C L, et al. Progress in machine-learning-assisted process optimization and novel material development in additive manufacturing[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(14): 1402101.
- [90] Caiazza F, Caggiano A. Laser direct metal deposition of 2024 Al alloy: trace geometry prediction via machine learning[J]. Materials, 2018, 11(3): 444.
- [91] Tapia G, Khairallah S, Matthews M, et al. Gaussian process-based surrogate modeling framework for process planning in laser powder-bed fusion additive manufacturing of 316L stainless steel [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 94(9): 3591-3603.
- [92] Zhang M, Sun C N, Zhang X, et al. High cycle fatigue life prediction of laser additive manufactured stainless steel: a machine learning approach[J]. International Journal of Fatigue, 2019, 128: 105194.
- [93] Garg A, Lam J S L. Measurement of environmental aspect of 3-D printing process using soft computing methods[J]. Measurement, 2015, 75: 210-217.
- [94] Garg A, Lam J S L, Savalani M M. A new computational intelligence approach in formulation of functional relationship of open porosity of the additive manufacturing process[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2015, 80(1): 555-565.
- [95] Ren K, Chew Y, Zhang Y F, et al. Thermal field prediction for laser scanning paths in laser aided additive manufacturing by physics-based machine learning[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2020, 362: 112734.
- [96] Xie T A, Grossman J C. Crystal graph convolutional neural networks for an accurate and interpretable prediction of material properties[J]. Physical Review Letters, 2018, 120(14): 145301.
- [97] 科学智能 (AI4S) 全球发展观察与展望 (2022 版) [R]. 北京: 北京科学智能研究院, 2022.
- Observation and outlook on global development of scientific intelligence (AI4S) (2022 Edition) [R]. Beijing: AI for Science Institute. Beijing, 2022.
- [98] Compute power is becoming a bottleneck for developing AI. Here's how you clear it[EB/OL]. [2022-05-06]. <https://techmonitor.ai/technology/ai-and-automation/chatgpt-ai-compute-power>.
- [99] Boolakee T, Heide C, Garzón-Ramírez A, et al. Light-field control of real and virtual charge carriers[J]. Nature, 2022, 605(7909): 251-255.
- [100] E W N. The dawning of a new era in applied mathematics[J]. Notices of the American Mathematical Society, 2021, 68(4): 565-571.
- [101] 关于发布可解释、可通用的下一代人工智能方法重大研究计划 2023 年度项目指南的通告[EB/OL]. [2023-01-02]. <https://www.nsf.gov.cn/publish/portal0/tab434/info89087.htm>.
- Announcement on the release of the 2023 project guidelines for the major research plan on interpretable and universal next generation artificial intelligence methods[EB/OL]. [2023-01-02]. <https://www.nsf.gov.cn/publish/portal0/tab434/info89087.htm>.
- [102] 刘垠. 人工智能驱动的科学专项部署工作启动[N]. 科技日报, 2023-03-28(1).
- Liu Y. Special project of AI for science unveiled [N]. Science and Technology Daily, 2023-03-28(1).

Artificial Intelligence-Assisted Laser Science and Technology: Status, Opportunities, and Challenges

Wu Hanshuo^{1,2,3}, Jiang Min^{1,4}, Zhou Pu^{1*}

¹College of Advanced Interdisciplinary Studies, National University of Defense Technology, Changsha 410073, Hunan, China;

²Nanhu Laser Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073, Hunan, China;

³State Key Laboratory of Pulsed Power Laser Technology, Changsha 410073, Hunan, China;

⁴Test Center, National University of Defense Technology, Xi'an 710106, Shaanxi, China

Abstract

Significance In recent years, the popularity of artificial intelligence (AI) has provided a new incentive for advances in science and technology in the laser industry, further promoting its rapid development and wide application. To present a clear view of the empowering effect of AI on lasers and facilitate further development of this emerging field, it is important to identify the advancements, opportunities, and challenges of AI-enabled lasers. Therefore, this work begins with a review of the progress in this field, from component design to system optimization and from laser property characterization to laser application. Then, we provide a preliminary analysis and outlook on the opportunities, challenges, and two-way empowerment of the laser and AI disciplines.

Progress By analyzing published research articles indexed in the Web of Science, AI-assisted laser development can be divided into five parts: optimal design of laser components, optimal design of laser systems, intelligent control and optimization of laser beams, accurate characterization and prediction of laser properties, and optimization of laser application effectiveness. Regarding the optimal design of laser components, AI-assisted device design not only improves design efficiency but also allows better parameter optimization, which can aid optimization of laser systems and can play an important role in laser generation, transmission, and application. In terms of the optimal design of laser systems, AI can avoid complex physical principles for modeling and establish mapping between the laser performance and structural parameters, which accelerates the optimum design of the laser system for improved performance. Regarding intelligent control and optimization of laser beams, one example is the coherent beam combination (CBC). The control bandwidth is a bottleneck that limits implementation of large-scale CBC systems. An AI-assisted CBC system can overcome this limitation, and methods for coherently combining more than 100 beams are proposed. For the accurate characterization and prediction of laser properties, AI-enabled characterization technology can secure fast, accurate, and robust characterization of the mode content, beam quality, and pulse duration of lasers and shows great potential for the characterization of other properties of laser beams. In terms of the optimization of laser application effectiveness, AI can ignore the complex, highly nonlinear physical problems of light-matter interactions that occur during the laser-machining process and can achieve high-quality laser cutting/welding/additive manufacturing by establishing a mapping between the laser parameters and the processing quality.

Conclusions and Prospects In summary, AI technology is widely applied in laser research and applications. However, the rapid development of laser technology may also have a catalytic effect on the field of AI, ultimately creating a positive incentive for ‘two-way empowerment.’

AI-assisted lasers are expected to promote innovation and development of laser technology at the material, device, and system levels. At the material level, AI can help analyze and select laser materials by facilitating in-depth exploration of traditional optical fibers, semiconductors, and other materials, and expand the boundaries of the use of existing materials by improving their performance. At the device level, AI can revolutionize the design and development of laser-related devices. Data-driven modeling can provide theoretical analysis tools for complex laser phenomena and reveal the deeper physical mechanisms. Highly accurate device models can serve for the reverse design of specific device characteristics and enable multidimensional and comprehensive device function customization. At the system level, AI can provide efficient tools for the integration of laser systems, allowing for the simulation of operations during the system development phase, timely identification of potential problems, and efficient shaping and implementation of large and complex laser systems. AI-driven scientific research is a new frontier of AI, which has already been effective in several disciplines and is expected to inspire further breakthroughs in the future.

AI-assisted lasers not only result in breakthroughs in laser-performance indicators but also lead to breakthroughs in laser concepts, which may gradually become an enabling technology that is “used every day without realizing it” and can make future laser systems more attractive.

Furthermore, the development of laser technology can contribute to further development of AI by advancing arithmetic power. The current electronic computing performance relies on semiconductor lithography processes, and laser light sources are important factors supporting the continuous progress of lithography processes. In the future, laser-enabled ultra-computing photonic computers will hopefully drive AI technology.

AI-driven scientific research is a new frontier in AI worldwide and is effective in several disciplines, and the next five years are a

critical window for its breakthrough development. In addition to the cross-fertilization of different disciplines in the scientific research process, the development of interdisciplinary and highly qualified personnel during the process of scientific research and education is a long-term strategy for the future.

Looking ahead, there are both opportunities and challenges; however, evolving AI technologies will certainly continue to facilitate the development of disciplines, such as lasers, and gradually build a new paradigm of basic and cutting-edge research supported by AI.

Key words laser technique; artificial intelligence; machine learning; intelligent control; optimal design