

# 机器学习在光纤激光阵列相位调控中的研究进展与发展趋势

高志强<sup>1</sup>, 常琦<sup>1</sup>, 刘昊宇<sup>1</sup>, 李俊<sup>1,2,3</sup>, 马鹏飞<sup>1,2,3\*</sup>, 周朴<sup>1</sup>

<sup>1</sup>国防科技大学前沿交叉学科学院, 湖南 长沙 410073;

<sup>2</sup>国防科技大学南湖之光实验室, 湖南 长沙 410073;

<sup>3</sup>高能激光技术湖南省重点实验室, 湖南 长沙 410073

**摘要** 光纤激光阵列相位调控技术既可以突破单路光纤激光功率提升瓶颈,也是高功率特殊光场生成的有效途径之一。随着人工智能技术的迅速发展,将先进的智能算法引入激光阵列系统的控制模块中有望实现闭环相位控制能力的提升。综述了近年来基于机器学习的光纤激光阵列相位控制技术的最新研究进展,并对机器学习赋能光纤激光阵列相位调控的发展趋势和挑战进行了展望。

**关键词** 激光光学; 光纤激光; 阵列激光; 机器学习; 相位控制

中图分类号 O436 文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL230656

## 1 引言

在未来粒子加速器和新型高能激光系统构建及量子前沿探索等国际前沿科学领域重大应用需求的牵引下<sup>[1-3]</sup>,更高能量、更高亮度的高性能光源作为激光技术的重要分支,已成为研究热点和难点。目前,国际上各个国家正在大力发展基于光纤激光相干合成技术的大型光束集成计划,具有代表性的有:美国航天局与欧洲空间局面向下一代粒子加速器相继推出 ICAN、XCAN 计划<sup>[1,4-5]</sup>;欧洲研究委员会支持的先进光子光源(ACOPS)研究计划<sup>[6]</sup>;美国国防先期研究计划局(DAPRA)面向高能激光系统构建相继推出的 APPLE 计划、亚瑟神剑(Excalibur)计划、Flash 计划等<sup>[7-9]</sup>。

由于热效应、外界环境扰动等因素,光纤放大器中存在相位噪声。相位控制是实现相干合成的关键因素之一。根据相位控制的物理机制,相位控制主要分为被动相位控制和主动相位控制。被动相位控制通过一定的能量耦合机制<sup>[10-15]</sup>或者非线性效应<sup>[16-17]</sup>实现各路激光相位起伏的自动补偿,达到相位控制的目的。但是,随着合成路数的增加和噪声的增强,被动相位控制的性能会出现饱和<sup>[18]</sup>。主动相位控制利用相位检测和控制系统对各路激光的相位起伏进行补偿,从而实现各路激光的相干控制。目前,主动相位控制包含直接探测和间接探测两大类。直接探测通过一定的手段获

得单元激光之间的相位误差并进行校正,其中应用到相干合成中的相位控制方法主要有外差法<sup>[19-20]</sup>、Hänsch-Couillaud 探测法<sup>[21]</sup>、干涉条纹法<sup>[22-23]</sup>等。间接探测不对相位误差进行直接测量,而是利用一定的算法不断更新控制信号,使合成效果趋于最优,常用的优化算法主要有随机并行梯度下降(SPGD)算法<sup>[24-27]</sup>、多频抖动算法<sup>[28]</sup>、单频抖动算法等<sup>[29]</sup>。间接探测法一般只需要一个光电探测器就可以获得远场光斑中心处的能量,具有控制系统结构简单的优点,但是系统控制带宽将随着激光路数的增加而减小<sup>[30]</sup>。与间接探测法相比,向大阵元拓展时直接探测法在控制速度和控制带宽方面具有一定优势,但是一般需要借助复杂的光电系统进行相位解算。就目前发展现状而言,当单路合成光源功率较低时,现有控制系统的控制残差可达 $\lambda/100$ <sup>[31]</sup>( $\lambda$ 为波长)。此外,目前基于 SPGD 算法,研究人员已经实现了百路以上的相位控制验证,锁相残差为 $\lambda/22$ <sup>[32]</sup>;近期,基于二维干涉条纹提取方法,强噪声模拟下的相位控制路数已达千路规模<sup>[33]</sup>。

然而,当单路合成光源功率达千瓦以上甚至数千瓦时,随着应用环境的复杂化,锁相控制系统的残差将会显著增大,利用传统的相位控制方法进行锁相所得到的实验结果并不理想<sup>[34]</sup>。随着人工智能技术的快速发展,基于机器学习的新型相位控制方法已成为研究热点。本文主要从机器学习在能量型光纤激光相干合成系统中的应用和深度学习算法在光纤激光阵列光场

收稿日期: 2023-03-28; 修回日期: 2023-05-09; 录用日期: 2023-05-16; 网络首发日期: 2023-05-26

基金项目: 国家自然科学基金(62075242)

通信作者: \*shandapengfei@126.com

调控中的应用两个方面介绍了目前的研究进展,并对机器学习助力光纤激光阵列相位控制技术进行了展望。

## 2 机器学习在能量型光纤激光相干合成系统中的应用

机器学习基于设计的算法使得计算机具备自主决策功能<sup>[35]</sup>。机器学习的历史最早可追溯到 1943 年, McCulloch 和 Pitts<sup>[36]</sup>提出的神经网络计算模型理论奠定了机器学习的基础。1986 年, Rumelhart 等<sup>[37]</sup>提出了神经网络的基本算法——反向传播(BP)算法。2006 年,随着计算机硬件技术的发展, Hinton 等<sup>[38]</sup>提出了深度学习,极大促进了人工智能技术的发展与进步。强化学习和深度学习都属于机器学习的范畴,强化学习是一种通过环境给予的反馈来优化输入与输出之间对应关系的学习机制,深度学习是利用神经网络

优化输入和输出之间对应关系的学习机制。强化学习与深度学习的方法被逐步用于能量型相干合成系统中的活塞相位控制。

### 2.1 强化学习在能量型光纤激光相干合成系统中的研究现状

2019 年, Tünnermann 等<sup>[39]</sup>将强化学习引入相干合成系统,结构图如图 1(a)所示。种子激光经过耦合器被分为两束,经保偏光纤放大器放大后发生相干合成。控制模块分别测试了经深度确定性策略梯度(DDPG)算法训练过的神经网络和比例-积分-导数(PID)控制器在 kHz 相位噪声下的校正能力。合成激光输出功率随时间的变化如图 1(b)所示,相位噪声的频谱分布如图 1(c)所示。图 1(b)和图 1(c)所示结果表明,神经网络能够预测 kHz 以内的相位噪声并进行补偿,而 PID 控制器的相位预测误差大,性能劣于 DDPG 算法。

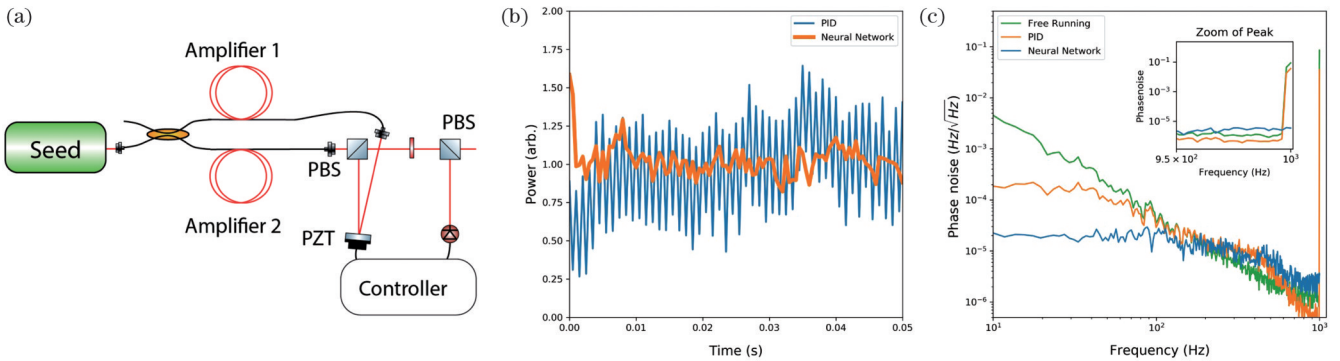


图 1 相干合成系统的装置及结果图<sup>[39]</sup>。(a)两路合成系统的装置图;(b)合成激光输出功率随时间的变化;(c)相位噪声的功率谱密度  
Fig. 1 Device and result diagrams of coherent combining system<sup>[39]</sup>. (a) Device diagram of two-channel combining system; (b) change of combined output power in time domain; (c) power spectral density of phase noise

2021 年, Tünnermann 等<sup>[40]</sup>将深度强化学习引入分孔径相干合成系统中,对其在分孔径相干合成系统中的锁相能力进行了模拟分析。如图 2(a)所示,系统利用一个光纤束和一个具有高填充因子的透镜阵列来构建光路。图 2(b)为不同神经网络下的相位误差。从图 2(b)可以看出,在前 200 个时间步长内,当没有使

用神经网络算法时,相位误差没有得到补偿;在 200~400 个时间步长内,选择经左手相位训练过的神经网络,相位误差得到高效补偿;在 400~600 个时间步长内,使用经右手相位训练过的神经网络,相位误差也可以得到高效补偿,两种训练方式下神经网络均可以实现接近 0 的相位校正误差。

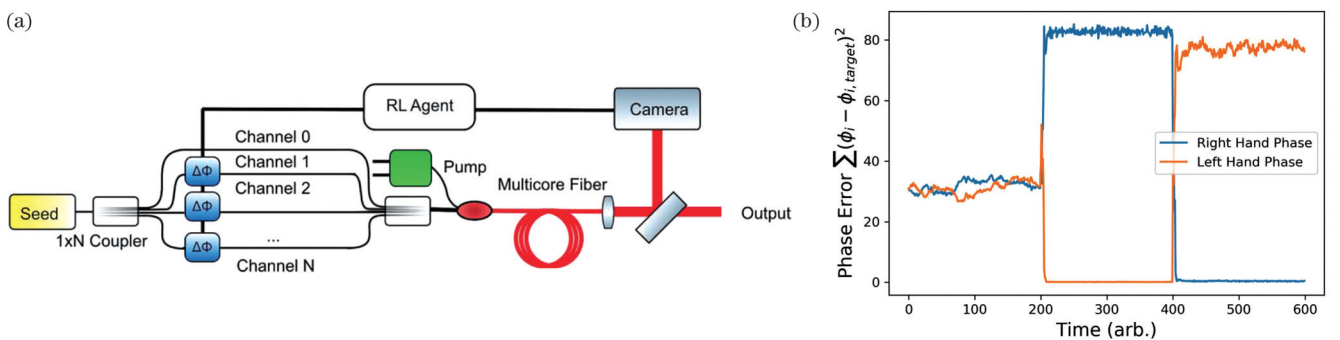


图 2 分孔径相干合成系统模型及结果<sup>[40]</sup>。(a)利用深度强化学习实现多芯光纤激光的分孔径相干合成的示意图;(b)不同神经网络下的相位误差

Fig. 2 Model and results of tiled aperture coherent combining system<sup>[40]</sup>. (a) Schematic of tiled aperture coherent combination of multi-core fiber laser by deep reinforcement learning; (b) phase errors under different neural networks

为了避免强化学习对相干合成单元数目拓展性的限制,2021年 Shpakovych 等<sup>[41]</sup>提出了一种基于神经网络的二维相位动态控制的方案。该方案使用了基于神经网络的准强化学习方法,在多达 100 个激光阵列的情况下锁相残差可达 $\sim\lambda/30$ ,验证实验装置如图 3(a)所示。扩束光束(ECB)经过多圆孔金属掩模(M)后形成激光阵列,阵列尺寸可以从 $4\times 4$ 变化到 $10\times 10$ ;激光阵列经透镜组(L1,L2)后在第一空间光调制器(SLM1)上成像,SLM1用于单

独控制阵列中的每一光束相位;再经透镜组(L3、L4)在第二空间光调制器(SLM2)上进一步成像,SLM2用于整体相位控制;测量得到的光场信息经数字化处理后传输到计算机,神经网络对其进行处理后将相位校正量传输到SLM2,实现阵列相位校正。图 3(b)展示了 100 种情况下 100 个激光阵列的合成效率随校正步数的变化曲线,结果表明,系统可在校正步数为 6 时收敛到最优值,锁相校正残差可达 $\sim\lambda/30$ 。

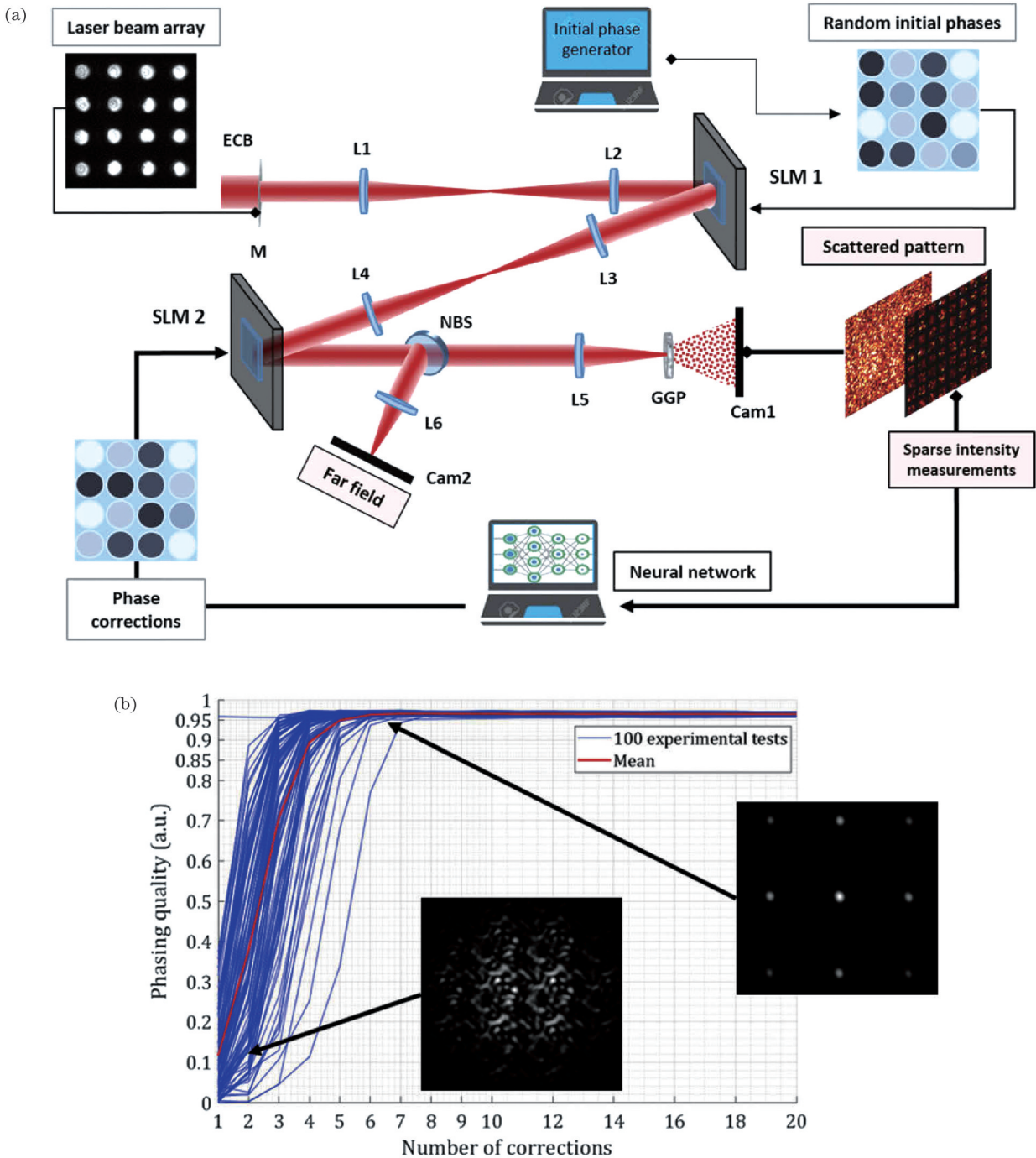


图 3 阵列锁相系统的实验验证及结果<sup>[41]</sup>。(a)阵列锁相系统的流程示意图;(b)100束共相位实验中相位质量随校正步数的变化曲线  
Fig. 3 Experimental verification and results of array phase-locked system<sup>[41]</sup>. (a) Flow diagram of array phase-locked system; (b) phase quality versus correction step in 100-beam co-phase experiment



在概念验证实验的基础上,为了探索上述锁相控制方法在实际系统中的应用效果,2022年,Shpakovych等<sup>[42]</sup>利用准强化学习算法实现了7路光纤放大器阵列的相位控制,所采用的实验结构如图4(a)所示。实验采用的种子源为单频半导体激光器,种子激光经过分束器、电光相位调制器(EOM)、掺镱光纤放大器后被微透镜阵列准直,形成一个紧凑的一维激光束阵列;分束器(BS)将激光阵列分成高功率的主激光和用于控制的探测光两部分。开闭环前后

的归一化光强时域响应、归一化光电探测器响应值的概率分布和开闭环前后对应的功率谱密度如图4(b)~(d)所示。当反馈回路打开时,归一化的光电探测器响应值分布在 $[0, 0.75]$ 的范围内;当系统处于闭环时,归一化的光电探测器响应值稳定在最大值。开闭环情况下相位噪声的功率谱密度的对比结果表明,基于神经网络的相位控制系统校正了组合波束阵列1 kHz以内的相位噪声,实现了光纤激光阵列的稳定锁相。

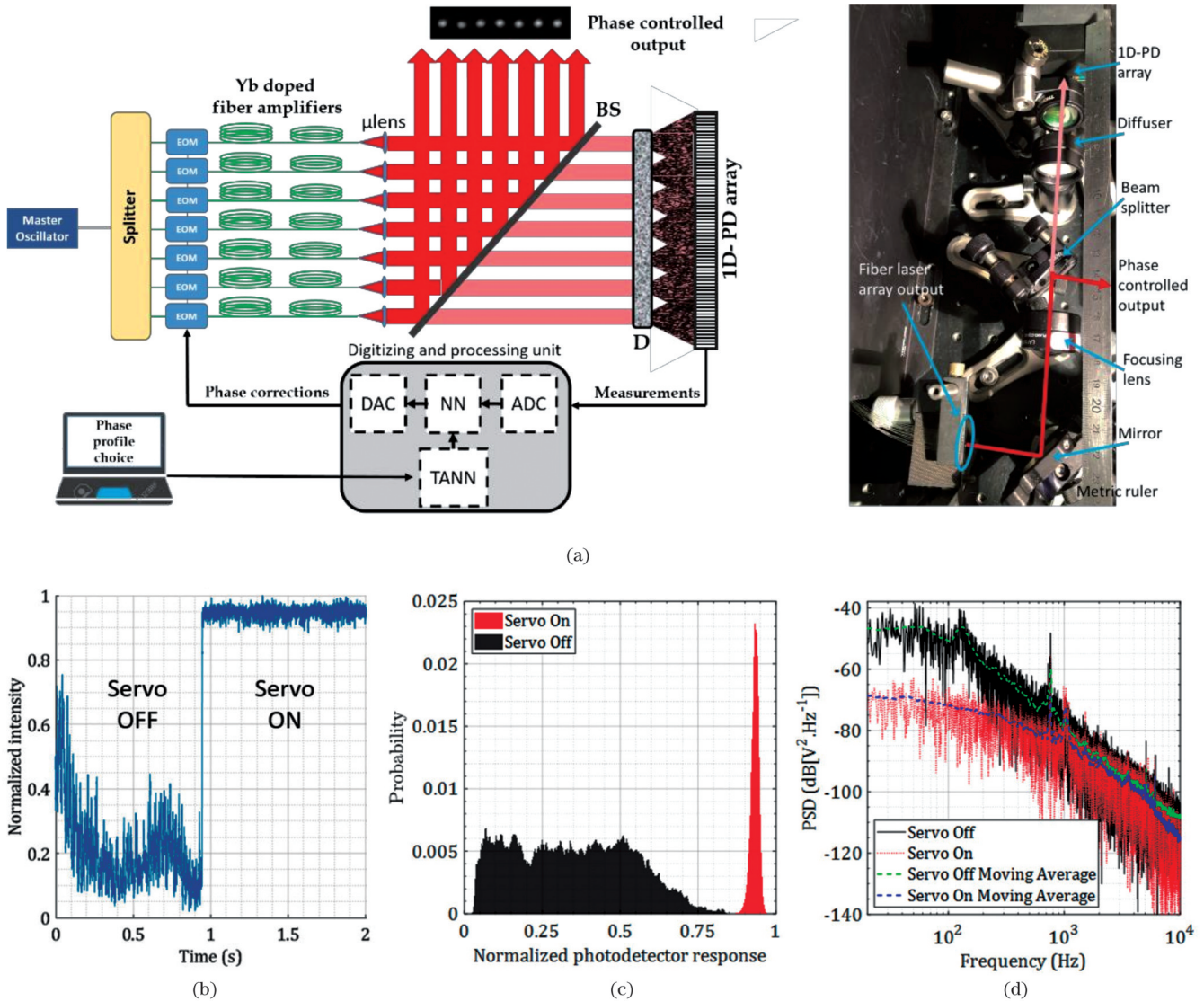


图4 相干光束阵列锁相实验及结果<sup>[42]</sup>。(a)用神经网络对相干光束阵列进行锁相的系统原理图;(b)开闭环前后归一化光强的时域响应;(c)开闭环前后归一化光电探测器响应值的概率分布;(d)开闭环前后对应的功率谱密度

Fig. 4 Phase locking experiment and results of coherent beam array<sup>[42]</sup>. (a) Schematic of system for phase-locking coherent beam arrays with neural networks; (b) time domain response of normalized light intensity before and after closing loops; (c) probability distribution of normalized photodetector response values before and after closing loops; (d) corresponding power spectral density before and after closing loops

2021年,Zhang等<sup>[43]</sup>基于Q算法实现了相干光束合成,并对Q算法和SPGD算法的锁相精度进行了比较,所用的实验装置图如图5(a)所示。实验中所用器件均为保偏器件,输出的波长为1064 nm的单频激光

首先通过偏振分束器(PBS1)后被分成偏振态不同的两光束,一路光束相继经过光纤延迟线(ODL)和延迟光纤(DF),另一路光束经过相位调制器(PM)后在PBC1处合束。合成后的光束通过掺镱保偏光纤放大



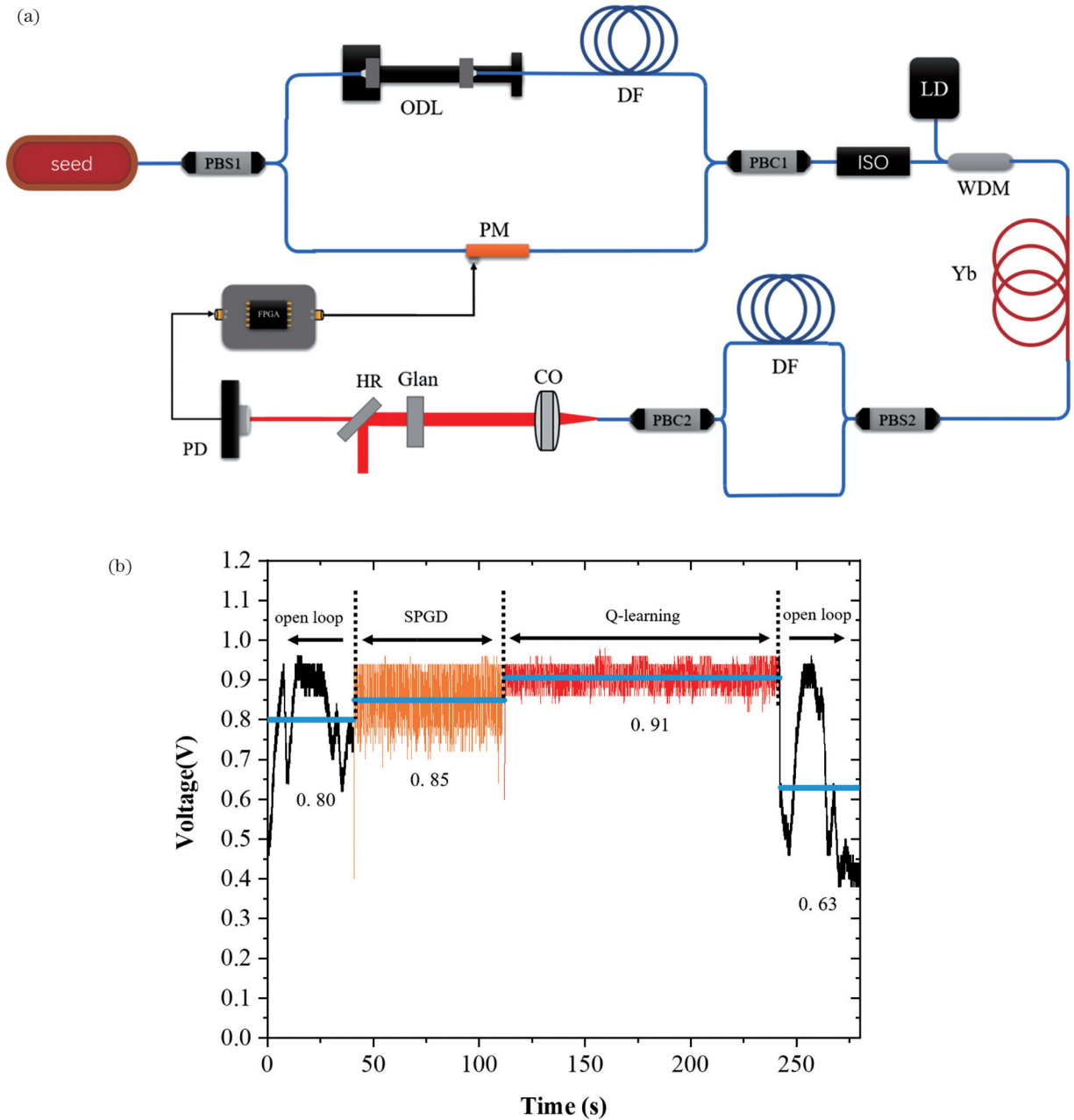


图5 实验结构及结果<sup>[43]</sup>。(a)实验结构图;(b)SPGD算法和Q学习算法的实验比较

Fig. 5 Experimental structure and results<sup>[43]</sup>. (a) Experimental setup; (b) comparison of SPGD algorithm and Q learning algorithm

器进行光放大,放大后的光束被PBC2再次分为两束,通过高精度光程补偿后最终合成输出。合成激光经准直透镜(CO)准直后到达自由空间,经过格兰棱镜(Glan)、高反射透镜(HR)后注入光电探测器(PD)。PD将光信号转换为电信号,可编程逻辑器件(FPGA)利用PD的反馈信号进行锁相控制。SPGD算法和Q算法的锁相精度的对比结果如图5(b)所示,实验结果表明,Q算法的锁相精度为0.91,优于SPGD算法的0.85。

## 2.2 深度学习在能量型光纤激光相干合成系统中的应用

从2006年开始,深度学习作为机器学习发展的

一个新阶段产物使得机器学习越来越接近最初的设计目标——人工智能<sup>[38,44-46]</sup>。为了检验深度学习在能量型光纤激光相干合成系统中锁相的可行性,2019年,Hou等<sup>[47]</sup>首次将深度学习引入相干合成系统中,实现了相位的锁定。通过使用经过训练的卷积神经网络模型可以精确估计每个子波束的相对相位,利用相位控制系统进行直接补偿,具体实现的实验装置如图6(a)所示。保偏种子激光(SL)经预放大器(PA)放大后通过光纤分束器(FS)被分成多束,每个激光束通过光纤相位调制器(FPM)和级联光纤放大器(FA)后被准直阵列准直,传播到自由空间中。准直后的光束阵列被第一个高反镜(HRM)分成两个部

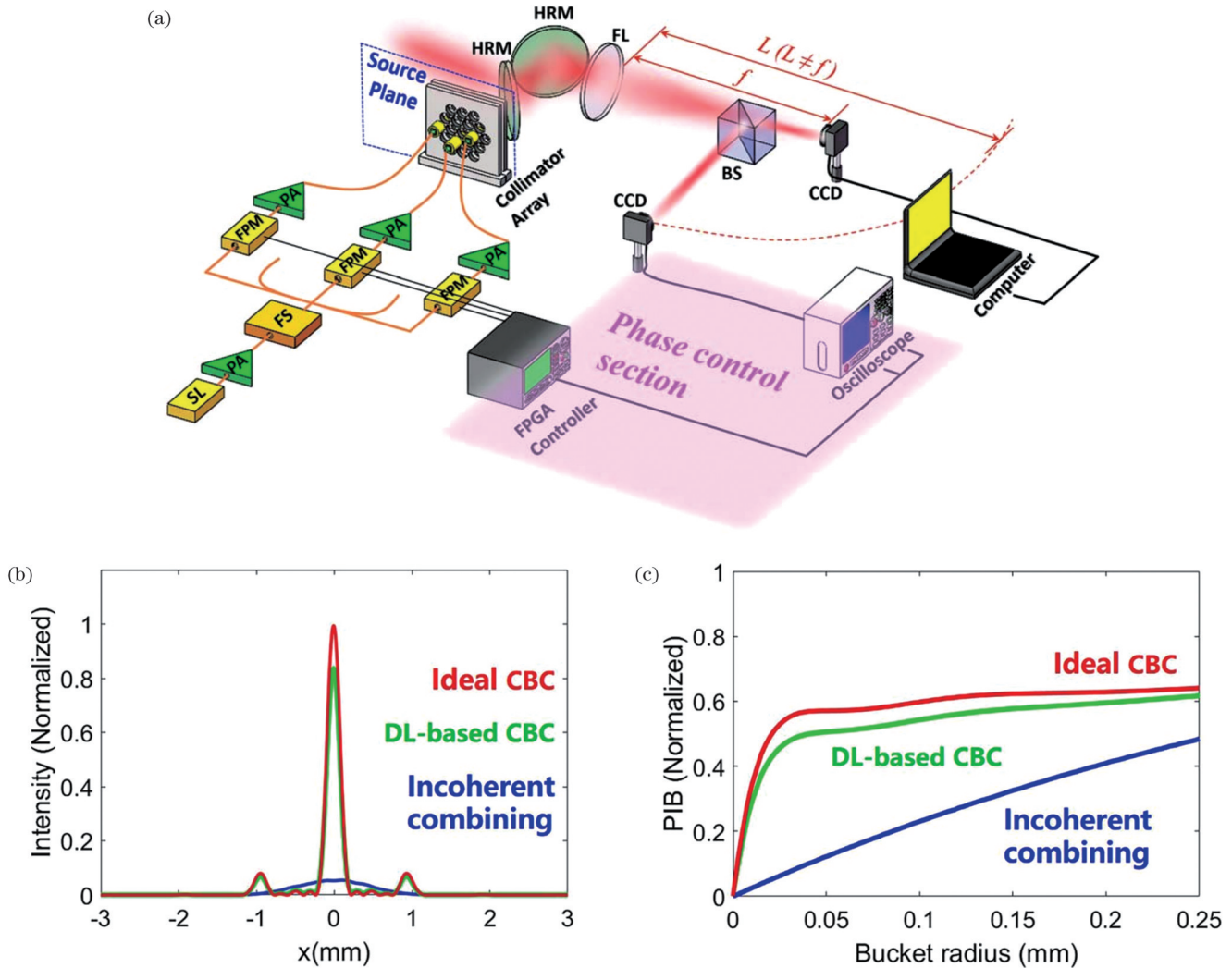


图6 装置示意图及结果<sup>[47]</sup>。(a)装置示意图;不同条件下的(b)一维强度分布图和(c)桶中功率变化趋势图

Fig. 6 Device diagram and results<sup>[47]</sup>. (a) Device diagram; (b) one-dimensional intensity distribution diagram and (c) variation trend diagram of power in bucket under different conditions

分,一部分反射,另一部分进行传输。传输的部分通过一个HRM和聚焦透镜(FL)后被分束器分束;位于非焦平面的光斑分析仪(CCD)收集合成光束的强度信息并发送到FPGA控制器,该控制器向FPM施加控制电压,补偿估计的相位误差,实现相位锁定。图6(b)、(c)展示了仿真的19路光纤激光阵列的合成结果。图6(b)显示了探测焦平面处沿 $x$ 轴的平均强度分布。基于DL的相干合成光束的Strehl比约为理想相干合成光束的98%,是非相干合成光束Strehl比的~6.99倍。焦平面处合成光束的归一化桶中功率(PIB)随探测小孔半径的变化曲线如图6(c)所示,理想相干合成光束(Ideal CBC)、基于DL的相干合成光束(DL-based CBC)和非相干合成光束(Incoherent combining)的归一化PIB分别为0.61、0.61和0.49。

2020年,Liu等<sup>[48]</sup>采用深度卷积神经网络同时预测了波束的倾斜和相位,在两路相干合成系统中,倾斜被控制在 $0.2 \mu\text{rad}$ 以内、实现了 $\lambda/250$ 的相位残差。

2021年,Wang等<sup>[49]</sup>提出了一种基于机器学习的迭代方法,基于神经网络的迭代相位检测方法经过训练后可以实现比常规随机并行梯度下降算法快数十倍的收敛速度,神经网络的结构如图7(a)所示。选择的神经网络结构有一个包含285个神经元的输入层(Input layer),两个分别包含400和200个神经元的内部隐藏层(Hidden layer),输出层(Output layer)为预测的81个波束相位。最终实现的结果如图7(b)所示,50000个随机测试样本中99.5%样本的归一化合成效率能够在100步(校正步数)以内收敛到理论值的99%。

2022年12月,Wang等<sup>[50]</sup>提出了一种通过反馈实现稳定相干合成的确定性差分重映射方法(DDRM)。该方法可用于连续激光和脉冲激光的相干合成,并且可以在操作期间支持增量学习,其实现方法如图8(a)所示。将实时干扰模式与目标模式(理想模式)一起作为训练神经网络的输入。神经网络(NN)识别模式之间的相位误差,并向比例-积分-导数控制器发送误差



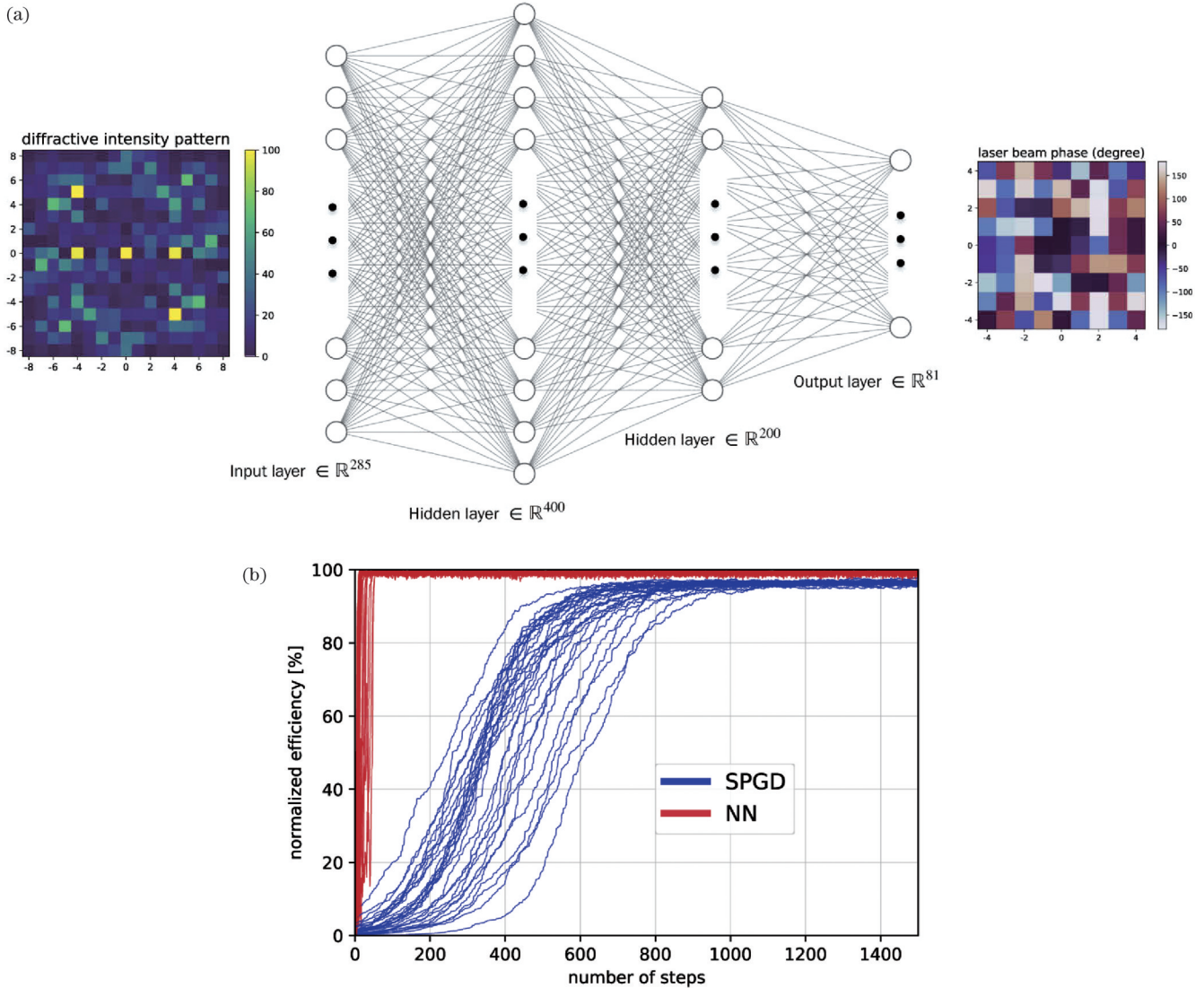


图7 神经网络的结构图及结果<sup>[49]</sup>。(a)神经网络的结构图;(b)SPGD和神经网络的归一化合成效率随步数的变化曲线

Fig. 7 Structural diagram and results of neural networks<sup>[49]</sup>. (a) Structural diagram of neural network; (b) normalized combining efficiencies of SPGD and neural network versus number of steps

信号, PID 控制器开展相位校正, 使当前模式接近目标模式, 进而更新激光束的相位, 并生成新的干涉图案, 依此类推, 实现多路相位的高效锁定。此外, 文献[50]在分析上述算法的基础上, 将该算法应用于模拟的  $9 \times 9$  二维共孔径相干合束示例中, 合成效率随运行步数的变化曲线如图 8(b)、(c) 所示。在均方根 (RMS) 漂移率为  $5^\circ$  的情况下, 平均合成效率为 99.7%, RMS 稳定性为 0.08%; 在 RMS 漂移速率为  $10^\circ$  的情况下, 平均合成效率为 99.4%, RMS 稳定性为 1.4%; 即使在  $10^\circ$  的漂移率下, 训练后的 NN 仍能工作, 且合成效率在 200 步 (校正步数) 以内时收敛到最大值。

2021 年, Jia 等<sup>[51]</sup>介绍了一种基于卷积神经网络 (CNN) 的相干合成相位误差预测方法。该方法可以利用一对远场图像实现对相位误差的预测, 所构建的分孔径相干合成系统如图 9(a) 所示。使用均方误差 (MSE) 作为损失函数来训练 CNN 无法更准确地预测

相位误差。文献[51]提出了一种含有归一化相位余弦距离 (MSE-NPCD) 损失函数的 CNN 结构, 能在不同阵列的相干合成系统中实现更高精度的相位误差预测。图 9(b)~(g) 分别展示了开环状态下的 PIB 散点图及利用 MSE、MSE-NPCD 训练的神经网络获得的 PIB 散点图。开环状态下的平均 PIB 分别为 0.4638 (7 路) 和 0.2173 (19 路); MSE-NPCD 模型补偿子波束相位噪声后的平均 PIB 分别为 0.9954 (7 路) 和 0.9848 (19 路), 分别高于 MSE 的 0.9933 (7 路) 和 0.9667 (19 路)。对比结果表明: 利用 MSE 和 MSE-NPCD 训练的 CNN 都能够实现高效锁相, 且 MSE-NPCD 预测相位噪声的精度优于 MSE。

2021 年, Wang 等<sup>[52]</sup>在探测器上同时测量多个波束, 并将得到的信息反馈到预训练的神经网络中以预测波束波形, 利用神经网络实现了多波束波前的同时检测。2022 年, Mills 等<sup>[53]</sup>在文献[47]工作基础上使用

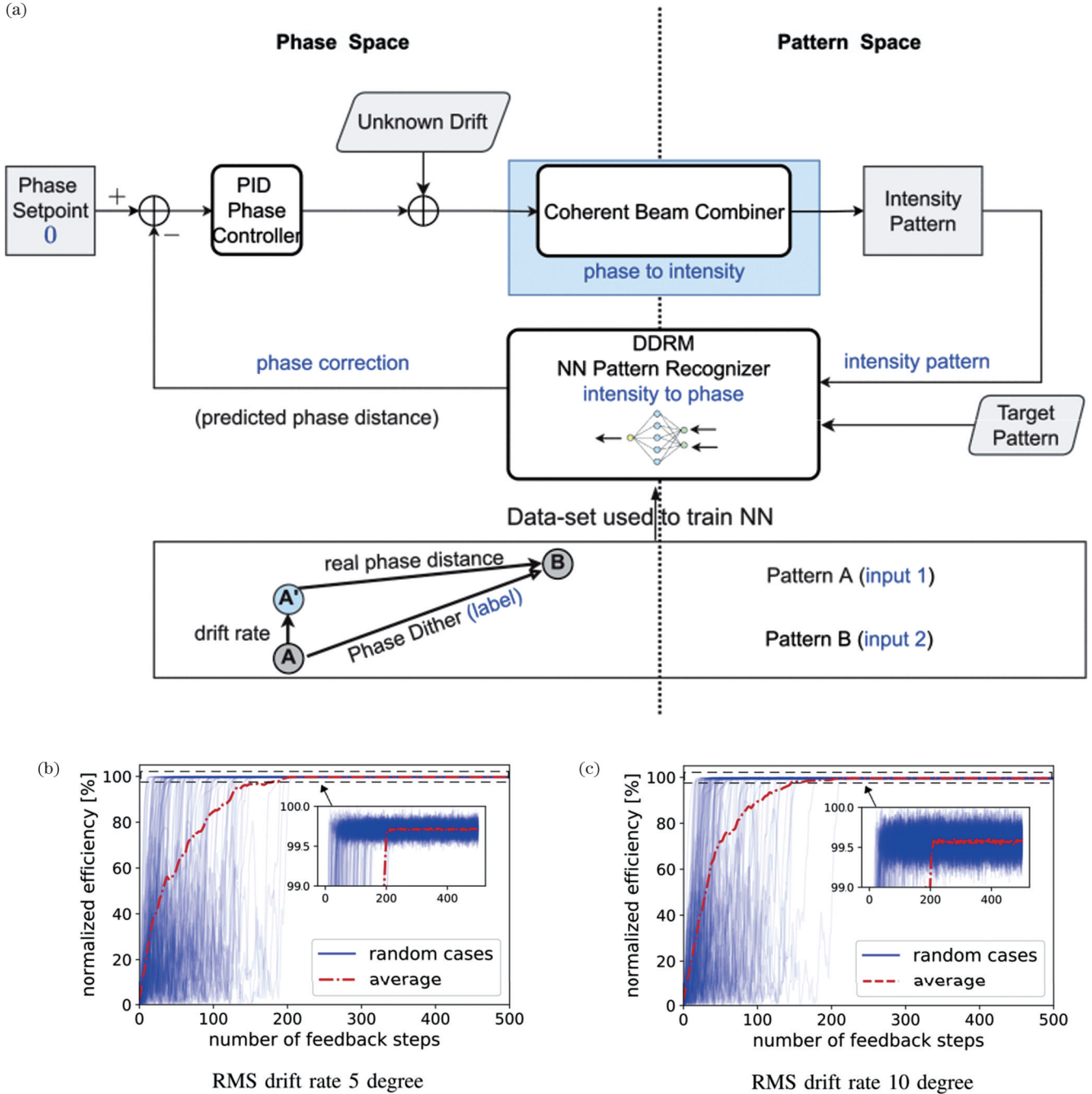


图 8 神经网络的实现图及结果图<sup>[50]</sup>。(a)基于 DDRM 的相干组合稳定器的广义框图；(b)在漂移速率为 5° 时合成效率随算法步数的变化曲线；(c)在漂移速率为 10° 时合成效率随算法步数的变化曲线

Fig. 8 Implementation and result diagrams of neural network<sup>[50]</sup>. (a) General block diagram of DDRM-based coherent composite stabilizer; (b) combining efficiency versus number of algorithm steps at drift rate of 5°; (c) combining efficiency versus number of algorithm steps at drift rate of 10°

深度学习进行单步相位优化,实现了相干光束合成。同年, Du 等<sup>[54]</sup>在存在相位漂移的情况下训练机器学习算法,实现了 8 路激光的相干合成,实验装置如图 10(a) 所示。实验中使用半透半反镜和衍射光学元件(DOE)将入射光分成 8 束, 8 路光束经过反射镜阵列后形成一个 3×3 阵列(无中心光束), 并入射到角色散补偿衍射光学器件上。激光阵列通过衍射组合光学器件后,一部分光入射到相机上,光场信息经神经网络

处理后被施加到压电镜上以补偿相位噪声,另一部分高功率的光入射到功率计上。图 10(b)~(e)对比了神经网络和 SPGD 算法的合成效果,其中图 10(b)、(d)分别表示利用 SPGD 算法锁相后探测光和主激光能量随时间的变化曲线,图 10(c)、(e)分别表示利用 NN 实现相位补偿后探测光和主激光能量的变化情况。通过对比发现, NN 的合成效果优于 SPGD 算法,且稳定性更高。



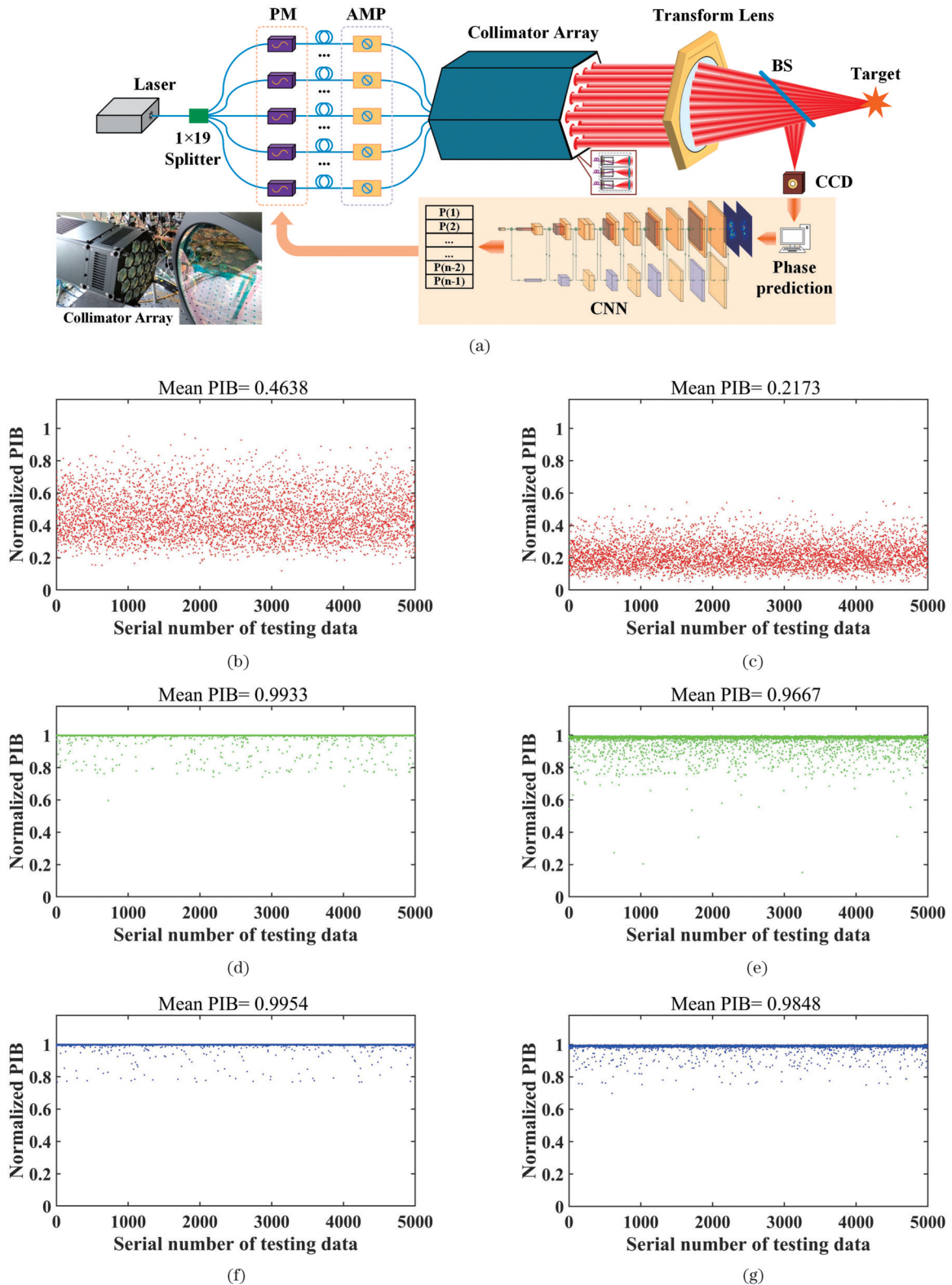


图9 分孔径相干合成的实验及结果<sup>[51]</sup>。(a)分孔径相干合成系统的示意图;(b)开环下获得的7路PIB散点图;(c)开环下获得的19路PIB散点图;(d)利用MSE训练的神经网络获得的7路PIB散点图;(e)利用MSE训练的神经网络获得的19路PIB散点图;(f)利用MSE-NPCD训练的神经网络获得的7路PIB散点图;(g)利用MSE-NPCD训练的神经网络获得的19路PIB散点图

Fig. 9 Experiment and results of tiled aperture coherent combining<sup>[51]</sup>. (a) Diagram of tiled aperture coherent combining system; (b) 7-channel PIB scatter graph obtained under open loop; (c) 19-channel PIB scatter graph obtained under open loop; (d) 7-channel PIB scatter graph obtained by using neural network trained with MSE; (e) 19-channel PIB scatter graph obtained by using neural network trained with MSE; (f) 7-channel PIB scatter graph obtained by using neural network trained with MSE-NPCD; (g) 19-channel PIB scatter graph obtained by using neural network trained with MSE-NPCD

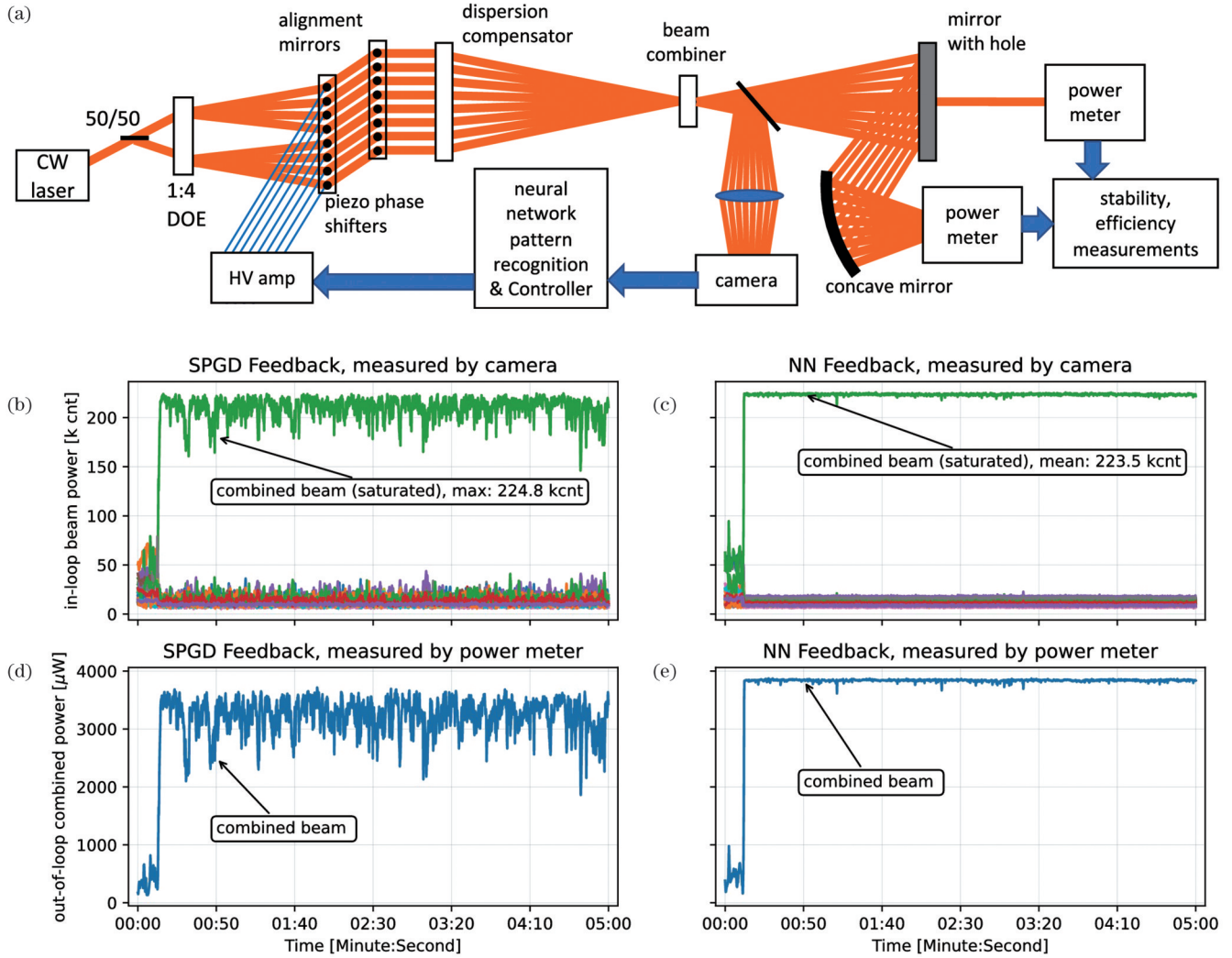


图 10 实验结构图及结果<sup>[54]</sup>。(a)稳定激光光束合成实验示意图;(b)~(e)NN和SPGD算法的合成效果对比图  
 Fig. 10 Experimental structure diagram and results<sup>[54]</sup>. (a) Diagram of experiment for stabilizing laser beam combination;  
 (b)~(e) comparison of combining effect between NN and SPGD

### 3 深度学习在光纤激光阵列光场调控中的应用

除了能量型应用外,阵列相干合成本身的大阵元特性和子束相位可高速调控的能力为高功率、高模式切换速度的特殊光场产生和定制提供了新的技术途径<sup>[55]</sup>。通过对阵列光场的振幅或相位空间分布进行调控,可以得到高阶艾里斑<sup>[56]</sup>、轨道角动量光束<sup>[57-59]</sup>、光学涡旋晶格<sup>[60]</sup>等。与传统的能量型相干合成相比,特殊光束的阵列光场调控对消共轭特性和复杂相位控制能力提出了新的要求。为了解决相位共轭导致的光场调控失效问题,Hou等<sup>[61]</sup>提出了基于非焦平面提取锁相控制评价函数的概念,并将基于传统相干合成产生能量集中光斑研究中广泛使用的评价函数桶中功率进一步推广为适用于复杂光场定制的评价函数广义桶中功率,实现了激光阵列共轭相位的解耦控制,论证了产生轨道角动量光束等复杂光场的可行性。2020年,Chang等<sup>[62]</sup>利用散射体解决了相干阵列特殊光场产生

中的相位共轭解耦难题。随着人工智能算法在能量型相干合成系统中的应用,将其引入特殊光束的阵列光场调控中以应对复杂相位控制难题成为新的研究思路。

2020年,Hou等<sup>[63]</sup>将深度学习算法引入光纤激光阵列中进行相位控制,实现了光场调控,实验示意图如图11(a)所示。在实现系统中,线偏振种子激光器输出的激光由预放大器放大后通过分束器被分为多束,每一束激光经过相位调制器、级联光纤放大器(CFAs)后被准直器阵列发射到自由空间。准直激光被高反镜分成两部分,透射部分通过聚焦透镜后被分束器分成两束激光,分别在非焦平面和焦平面处采集两束激光的信息并联合送至相位控制系统。在相位控制过程中,通过深度学习对相位误差进行初步补偿,进而通过优化算法进一步消除残余误差,二步式控制策略可确保高纯度轨道角动量(OAM)光束的生成。FPGA控制器含有经过训练的CNN和优化算法,连续执行两步式控制,向PM施加控制电压以实



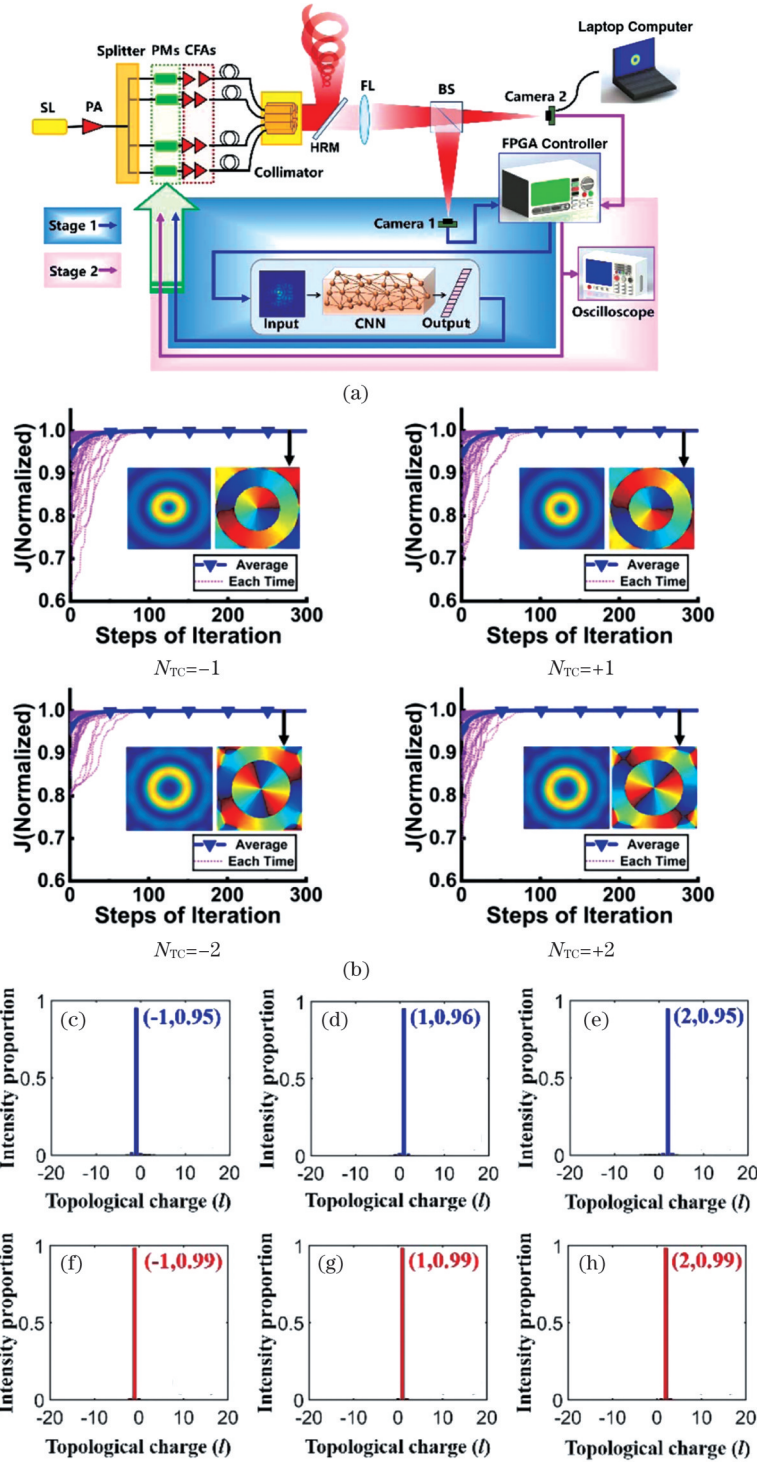


图 11 实验示意图及结果<sup>[63]</sup>。(a)深度学习辅助两步式相位控制方法生成 OAM 光束的示意图；(b)生成的具有不同拓扑荷数的 OAM 光束的评价函数收敛曲线；经过一步控制后得到的拓扑荷数为(c)−1、(d)1、(e)2的 OAM 纯度；经过两步控制后得到的拓扑荷数为(f)−1、(g)1、(h)2的 OAM 纯度

Fig. 11 Experimental diagram and results<sup>[63]</sup>. (a) Schematic of generating OAM beam with deep learning-assisted two-step phase control method; (b) convergence curves of evaluation functions for generated OAM beams with different topological charges; OAM purity obtained after one step control when  $N_{TC}$  is (c) −1, (d) 1, (e) 2 ;OAM purity obtained after two step control when  $N_{TC}$  is (f) −1, (g) 1, (h) 2

现锁相。图 11(b)显示了基于所提出的相位控制方法生成的具有不同拓扑荷数( $N_{TC}$ )的 OAM 光束。对于每个  $N_{TC}$ , 进行了 100 次模拟, 算法在 100 步(校正步数)以内可实现高效收敛, 没有出现陷入局部最优

的情况。图 11(c)~(h)显示了在二次相位控制前后的平均 OAM 谱, 拓扑荷数为  $N_{TC} + 1$ 、 $N_{TC} - 1$  和  $N_{TC} + 2$  的 OAM 模式的纯度分别从控制前的 0.95、0.96、0.95 增加到控制后的  $\sim 0.99$ 。

为了进一步挖掘光场信息,2022年Hou等<sup>[64]</sup>从角域视角定制了OAM光束,并且通过引入深度学习算法学习从强度信息到阵列单元光束的相对相位的映射。该方案可以用来定制来自激光阵列系统的具有期望拓扑电荷数的OAM光束,提出的通过深度学习来调控OAM光束的系统示意图如图12(a)所示。种子激光在预放大器中进行功率增强后被光纤分束器分成多路。每路的激光依次通过相位调制器、级联光纤放大器后准直输出。输出的激光阵列被第一高反镜(HRM1)分成两部分:一部分为高功率反射部分,在远场中形成所

需结构光束,一部分为应用于相位控制系统的低功率透射部分。系统闭环状态下基于角域信息和空域信息的控制效果对比如图12(b)~(e)所示。其中,图12(b)、(d)分别描绘了基于空域信息进行相位控制时的OAM拓扑荷数(模拟100次)和OAM的平均拓扑荷数( $N_{TC}=+3$ ),图12(c)、(e)分别描绘了基于角域信息进行相位控制时的OAM拓扑荷数(模拟100次)和平均OAM拓扑荷数。相比之下,利用角域信息进行相位控制后期望OAM模式的纯度从98.4%提高到了99.7%,验证了角域光场信息有助于精确地控制相位。

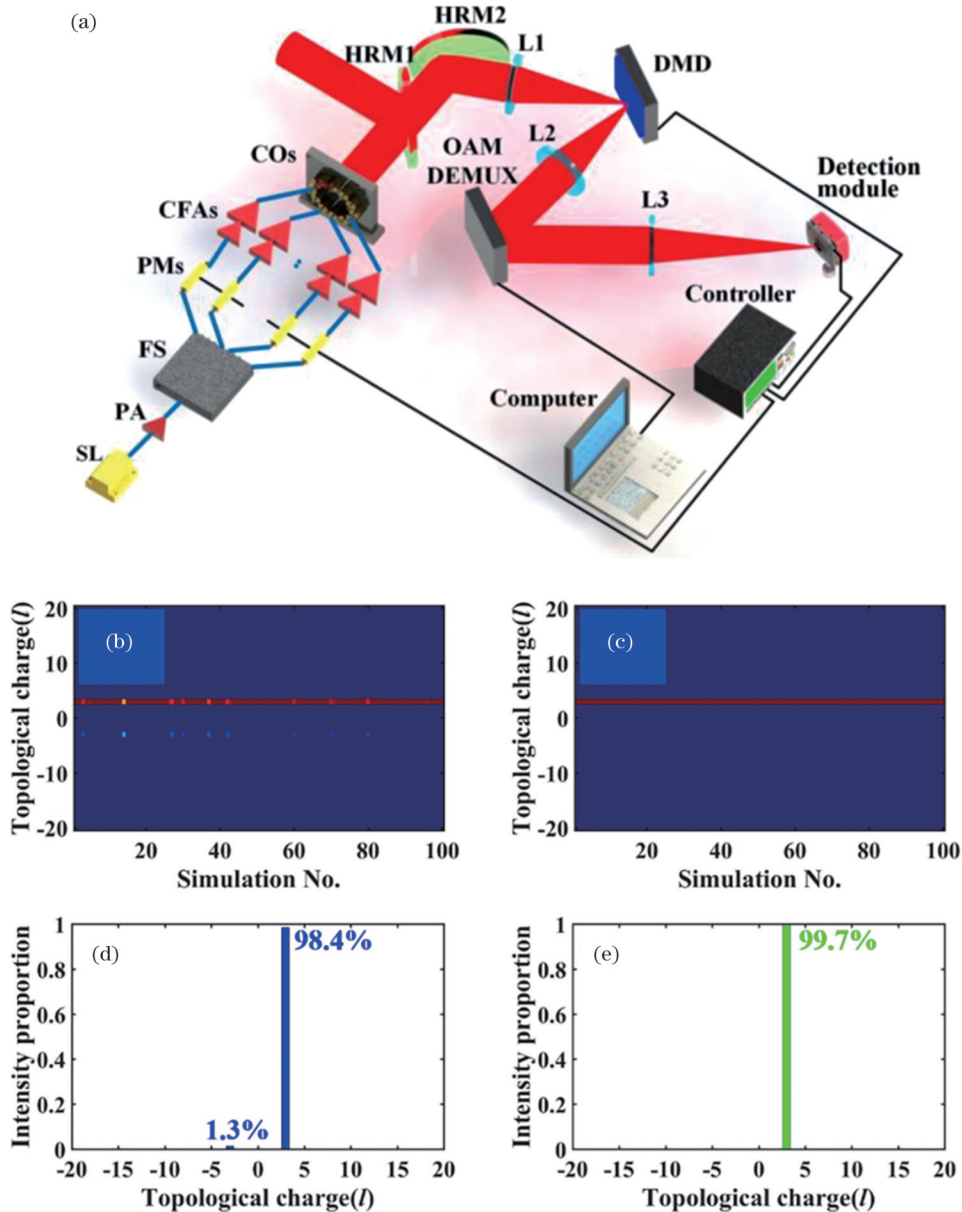


图 12 实验示意图及结果对比图<sup>[64]</sup>。(a)通过基于深度学习的相位控制调整 OAM 光束的激光阵列系统示意图;(b)模拟 100 次情况下一步式控制后的 OAM 拓扑荷数;(c)模拟 100 次情况下两步式控制后的 OAM 拓扑荷数;(d)一步式控制后的平均 OAM 拓扑荷数;(e)两步式控制后的平均 OAM 拓扑荷数

Fig. 12 Experimental diagram and comparison of results<sup>[64]</sup>. (a) Schematic of laser array system that adjusts OAM beams by deep learning-based phase control; (b) OAM topology charge after one-step control in 100 simulated cases; (c) OAM topology charge after two-step control in 100 simulated cases; (d) average OAM topology charge after one-step control; (e) average OAM topology charge after two-step control

## 4 总结与展望

主要回顾了近年来机器学习在光纤激光阵列相位调控中应用时所取得的研究进展,重点介绍了不同机器学习算法在传统能量型相干合成中的应用和深度学习在阵列光场调控中的应用。目前,基于机器学习提升光纤激光阵列相位控制能力的设计已经取得了显著的成果,控制路数已突破百路,在控制速度和控制精度方面也表现出比传统优化算法更优的性能。然而,高功率中等/强噪声下的性能验证还存在不足,更大阵元的系统验证有待开展。随着人工智能技术的发展,样本训练速度、容量、精度和挖掘精度的全面提升有望促使机器学习在阵列激光相位调控中发挥更大的作用。

### 参 考 文 献

- [1] Murnane M M, Ye J. Coherent light brightens the quantum science frontier[J]. *Physics Today*, 2019, 72(2): 48-49.
- [2] Mourou G, Brocklesby B, Tajima T, et al. The future is fibre accelerators[J]. *Nature Photonics*, 2013, 7(4): 258-261.
- [3] Coffey V. High-energy lasers: new advances in defense applications [J]. *Optics and Photonics News*, 2014, 25(10): 28-35.
- [4] Leemans W, Esarey E. Laser-driven plasma-wave electron accelerators[J]. *Physics Today*, 2009, 62(3): 44-49.
- [5] Leemans W P, Duarte R, Esarey E, et al. The Berkeley lab laser accelerator (BELLA): a 10 GeV laser plasma accelerator[C]. *AIP Conference Proceedings*, 2010: 3-11.
- [6] CORDIS. Advanced coherent ultrafast laser pulse stacking[EB/OL]. [2023-02-03]. <https://cordis.europa.eu/project/id/617173>.
- [7] DARPA extends laser weapon range[EB/OL]. [2023-02-03]. <http://optics.org/news/5/3/13>.
- [8] Chronology of MDA's Plans for Laser Boost-Phase Defense (August 26, 2016) [EB/OL]. [2023-02-03]. <https://mostlymissiledefense.com/2016/08/26/chronology-of-mdas-plans-for-laser-boost-phase-defense-august-26-2016>.
- [9] Vorontsov M. Adaptive photonics phase-locked elements (APPLE): system architecture and wavefront control concept[J]. *Proceedings of SPIE*, 2005, 5895: 589501.
- [10] Bochove E J, Shakir S A. Analysis of a spatial-filtering passive fiber laser beam combining system[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, 2009, 15(2): 320-327.
- [11] Yang Y F, Hu M, He B, et al. Passive coherent beam combining of four Yb-doped fiber amplifier chains with injection-locked seed source[J]. *Optics Letters*, 2013, 38(6): 854-856.
- [12] Huo Y M, Cheo P K, King G G. Fundamental mode operation of a 19-core phase-locked Yb-doped fiber amplifier[J]. *Optics Express*, 2004, 12(25): 6230-6239.
- [13] Corcoran C J, Durville F. Experimental demonstration of a phase-locked laser array using a self-Fourier cavity[J]. *Applied Physics Letters*, 2005, 86(20): 201118.
- [14] Wang B S, Mies E, Minden M, et al. All-fiber 50 W coherently combined passive laser array[J]. *Optics Letters*, 2009, 34(7): 863-865.
- [15] Chen Z L, Hou J, Zhou P, et al. Mutual injection-locking and coherent combining of two individual fiber lasers[J]. *IEEE Journal of Quantum Electronics*, 2008, 44(6): 515-519.
- [16] Steinhauser B, Brignon A, Lallier E, et al. High energy, single-mode, narrow-linewidth fiber laser source using stimulated Brillouin scattering beam cleanup[J]. *Optics Express*, 2007, 15(10): 6464-6469.
- [17] Kong H J, Yoon J W, Shin J S, et al. Long-term stabilized two-beam combination laser amplifier with stimulated Brillouin scattering mirrors[J]. *Applied Physics Letters*, 2008, 92(2): 021120.
- [18] Rothenberg J E. Passive coherent phasing of fiber laser arrays[J]. *Proceedings of SPIE*, 2008, 6873: 687315.
- [19] Goodno G D, Asman C P, Anderegg J, et al. Brightness-scaling potential of actively phase-locked solid-state laser arrays[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, 2007, 13(3): 460-472.
- [20] Xiao R, Hou J, Liu M, et al. Coherent combining technology of master oscillator power amplifier fiber arrays[J]. *Optics Express*, 2008, 16(3): 2015-2022.
- [21] Seise E, Klenke A, Limpert J, et al. Coherent addition of fiber-amplified ultrashort laser pulses[J]. *Optics Express*, 2010, 18(26): 27827-27835.
- [22] Fsaifes I, Daniault L, Bellanger S, et al. Coherent beam combining of 61 femtosecond fiber amplifiers[J]. *Optics Express*, 2020, 28(14): 20152-20161.
- [23] Chang Q, Hou T Y, Long J H, et al. Experimental phase stabilization of a 397-channel laser beam array via image processing in dynamic noise environment[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2022, 40(19): 6542-6547.
- [24] Su R T, Zhou P, Wang X L, et al. High power narrow-linewidth nanosecond all-fiber lasers and their actively coherent beam combination[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, 2014, 20(5): 206-218.
- [25] Vorontsov M A, Carhart G W, Ricklin J C. Adaptive phase-distortion correction based on parallel gradient-descent optimization [J]. *Optics Letters*, 1997, 22(12): 907-909.
- [26] Zhou P, Liu Z J, Wang X L, et al. Coherent beam combination of two-dimensional high power fiber amplifier array using stochastic parallel gradient descent algorithm[J]. *Applied Physics Letters*, 2009, 94(23): 231106.
- [27] Zhou P, Liu Z J, Wang X L, et al. Coherent beam combining of fiber amplifiers using stochastic parallel gradient descent algorithm and its application[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, 2009, 15(2): 248-256.
- [28] Shay T M. Theory of electronically phased coherent beam combination without a reference beam[J]. *Optics Express*, 2006, 14(25): 12188-12195.
- [29] Ma Y X, Zhou P, Wang X L, et al. Coherent beam combination with single frequency dithering technique[J]. *Optics Letters*, 2010, 35(9): 1308-1310.
- [30] Su R T, Zhang Z X, Zhou P, et al. Coherent beam combining of a fiber lasers array based on cascaded phase control[J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2016, 28(22): 2585-2588.
- [31] Fsaifes I, Daniault L, Bellanger S, et al. Coherent beam combining of 60 femtosecond fiber amplifiers[J]. *Proceedings of SPIE*, 2020, 11260: 112600L.
- [32] 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.
- [33] 常琦, 高志强, 邓宇, 等. 强噪声下光纤激光相干合成突破千路 [J]. *中国激光*, 2023, 50(6): 0616001.
- [34] Chang Q, Gao Z Q, Deng Y, et al. Fiber laser coherent beam combining of more than 1000 beams under strong noise[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2023, 50(6): 0616001.
- [35] Ma P F, Zhou P, Wang X L, et al. Influence of perturbative phase noise on active coherent polarization beam combining system[J]. *Optics Express*, 2013, 21(24): 29666-29678.
- [36] 张润, 王永滨. 机器学习及其算法和发展研究[J]. *中国传媒大学学报(自然科学版)*, 2016, 23(2): 10-18, 24.
- [37] Zhang R, Wang Y B. Research on machine learning with algorithm and development[J]. *Journal of Communication University of China Science and Technology*, 2016, 23(2): 10-18, 24.
- [38] McCulloch W S, Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity[J]. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 1943, 5(4): 115-133.
- [39] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning



- representations by back-propagating errors[J]. *Nature*, 1986, 323(6088): 533-536.
- [38] Hinton G E, Salakhutdinov R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. *Science*, 2006, 313(5786): 504-507.
- [39] Tünnermann H, Shirakawa A. Deep reinforcement learning for coherent beam combining applications[J]. *Optics Express*, 2019, 27(17): 24223-24230.
- [40] Tünnermann H, Shirakawa A. Deep reinforcement learning for tiled aperture beam combining in a simulated environment[J]. *Journal of Physics: Photonics*, 2021, 3(1): 015004.
- [41] 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.
- [42] Shpakovych M, Maulion G, Boju A, et al. On-demand phase control of a 7-fiber amplifiers array with neural network and quasi-reinforcement learning[J]. *Photonics*, 2022, 9(4): 243.
- [43] Zhang X, Li P X, Zhu Y C, et al. Coherent beam combination based on Q-learning algorithm[J]. *Optics Communications*, 2021, 490: 126930.
- [44] 何清, 李宁, 罗文娟, 等. 大数据下的机器学习算法综述[J]. *模式识别与人工智能*, 2014, 27(4): 327-336.
- He Q, Li N, Luo W J, et al. A survey of machine learning algorithms for big data[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2014, 27(4): 327-336.
- [45] 孙志军, 薛磊, 许阳明, 等. 深度学习研究综述[J]. *计算机应用研究*, 2012, 29(8): 2806-2810.
- Sun Z J, Xue L, Xu Y M, et al. Overview of deep learning[J]. *Application Research of Computers*, 2012, 29(8): 2806-2810.
- [46] 张建明, 詹智财, 成科扬, 等. 深度学习的研究与发展[J]. *江苏大学学报(自然科学版)*, 2015, 36(2): 191-200.
- Zhang J M, Zhan Z C, Cheng K Y, et al. Review on development of deep learning[J]. *Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition)*, 2015, 36(2): 191-200.
- [47] 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.
- [48] 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.
- [49] Wang D, Du Q, Zhou T, et al. Stabilization of the 81-channel coherent beam combination using machine learning[J]. *Optics Express*, 2021, 29(4): 5694-5709.
- [50] Wang D, Du Q, Zhou T, et al. Machine learning pattern recognition algorithm with applications to coherent laser combination[J]. *IEEE Journal of Quantum Electronics*, 2022, 58(6): 6100309.
- [51] Jia H, Zuo J, Bao Q, et al. A phase-error prediction method for coherent beam combining via convolutional neural network[J]. *Optik*, 2021, 246: 167827.
- [52] Wang D, Leng Y X. Simultaneous wavefront sensing of multiple beams using neural networks[J]. *Applied Physics B*, 2021, 128(1): 1-9.
- [53] Mills B, Grant-Jacob J A, Praeger M, et al. Single step phase optimisation for coherent beam combination using deep learning[J]. *Scientific Reports*, 2022, 12: 5188.
- [54] Du Q, Wang D, Zhou T, et al. Experimental beam combining stabilization using machine learning trained while phases drift[J]. *Optics Express*, 2022, 30(8): 12639-12653.
- [55] 周朴, 栗荣涛, 马阎星, 等. 激光相干合成的研究进展: 2011—2020[J]. *中国激光*, 2021, 48(4): 0401003.
- Zhou P, Su R T, Ma Y X, et al. Review of coherent laser beam combining research progress in the past decade[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(4): 0401003.
- [56] Hou T Y, Chang Q, Chang H X, et al. Higher-order airy patterns and their application in tailoring orbital angular momentum beams with fiber laser arrays[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2021, 39(14): 4758-4768.
- [57] Hou T, Chang Q, Chang H X, et al. Structuring orbital angular momentum beams by coherent laser array systems with tip-tilt optimization[J]. *Results in Physics*, 2020, 19: 103602.
- [58] Hou T Y, Chang Q, Yu T, et al. Switching the orbital angular momentum state of light with mode sorting assisted coherent laser array system[J]. *Optics Express*, 2021, 29(9): 13428-13440.
- [59] Hou T Y, Chang Q, Long J H, et al. Design considerations and performance analysis of a fiber laser array system for structuring orbital angular momentum beams: a simulation study[J]. *Optics Express*, 2022, 30(9): 15279-15309.
- [60] Long J H, Hou T Y, Chang Q, et al. Generation of optical vortex lattices by a coherent beam combining system[J]. *Optics Letters*, 2021, 46(15): 3665-3668.
- [61] Hou T Y, Zhang Y Q, Chang Q, et al. High-power vortex beam generation enabled by a phased beam array fed at the nonfocal-plane [J]. *Optics Express*, 2019, 27(4): 4046-4059.
- [62] 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.
- [63] 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.
- [64] Hou T Y, An Y, Chang Q, et al. Deep learning of coherent laser arrays in angular domain for orbital angular momentum beams customization[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, 2022, 28(4): 0900110.

## Research Progress and Development Trend of Machine Learning in Phase Control of Fiber Laser Arrays

Gao Zhiqing<sup>1</sup>, Chang Qi<sup>1</sup>, Liu Haoyu<sup>1</sup>, Li Jun<sup>1,2,3</sup>, Ma Pengfei<sup>1,2,3\*</sup>, Zhou Pu<sup>1</sup>

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

<sup>2</sup>Nanhu Laser Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073, Hunan, China;

<sup>3</sup>Hunan Provincial Key Laboratory of High Energy Laser Technology, Changsha 410073, Hunan, China

### Abstract

**Significance** Phase control is a key factor in achieving coherent beam combining. Recently, the number of coherent combining

paths has been continuously expanding, and the achieved combining power has been continuously increasing. However, when the power of a single combining light source exceeds kilowatts or even several kilowatts, the residual of the phase-locked control system significantly increases with the complexity of the application environment. With the rapid development of artificial intelligence technology, exploring new phase control methods based on machine learning has become a new development trend.

**Progress** In 2019, Tünnermann *et al.* introduced reinforcement learning into coherent combining systems, achieving the prediction and compensation of phase noise below kHz (Fig. 1). In 2021, the team validated the feasibility of applying the reinforcement learning phase-locked control method to tiled-aperture coherent combining systems in a simulation environment and explored the ability of the control method to achieve combining light field shaping (Fig. 2). To overcome the limitations of reinforcement learning in expanding the number of coherent combining units, in 2021, Shpakovych *et al.* proposed a two-dimensional phase dynamic control scheme based on neural networks. This scheme uses a quasi-reinforcement learning method based on neural networks, and the phase-locked residual can reach up to  $\lambda/30$  (Fig. 3). In 2022, Shpakovych *et al.* implemented the phase control of a seven-channel fiber amplifier array using a quasi-reinforcement learning algorithm (Fig. 4).

To test the feasibility of phase locking using deep learning in energy-type fiber laser coherent combining systems, in 2019, Hou *et al.* introduced deep learning into coherent combining systems for the first time and achieved phase locking (Fig. 6). Subsequently, the Chinese Academy of Sciences in China, the Berkeley National Laboratory in the United States, and the University of Southampton in the United Kingdom conducted the concept or experimental verification of phase-locking based on deep learning.

In addition to energy-based applications, the large array element characteristics and ability to quickly adjust the sub-beam phase of coherent combining systems provide a novel technical approach for the generation and customization of special light fields with high power and high mode switching speed. To solve the failure of light field control caused by phase conjugation, Hou *et al.* proposed the concept of phase-locked control evaluation function based on non-focal plane extraction. Further, they extended the evaluation function of power in the bucket widely used in the study of energy concentrated spot generated by conventional coherent combining to a generalized evaluation function suitable for complex light field customization, achieving decoupling control of the laser array conjugation phase. The feasibility of generating complex light fields such as orbital angular momentum beams was demonstrated. In 2020, Chang *et al.* proposed the problem of phase conjugation decoupling in the generation of coherent array special light fields using scatterers. With the application of artificial intelligence algorithms in energy-based coherent combining systems, introducing them into the array light field control of special beams to address complex phase control problems has become a new research approach.

In 2020, Hou *et al.* introduced deep learning algorithms into fiber laser arrays to achieve optical field regulation through a two-step phase control (Fig. 11). To further investigate the optical field information, in 2022, Hou *et al.* customized orbital angular momentum (OAM) beams from an angle domain perspective and introduced deep learning algorithms to learn the mapping of the relative phase from intensity information to array unit beams (Fig. 12). The purity of the OAM mode in the later stages of phase control using angular domain information has been improved, verifying that angular domain light field information is helpful to control the phase accurately.

**Conclusions and prospects** Currently, significant results have been achieved in the design and preliminary verification of improving the phase control capability of fiber laser arrays based on machine learning. The number of control paths has exceeded 100, and it demonstrates better performance than traditional optimization algorithms in terms of control speed and control accuracy. However, issues still exist to be addressed in performance verification under high-power medium/strong noise conditions, and the system verification of larger array elements is urgently required. With the development of artificial intelligence technology, the comprehensive improvement in the sample training speed, capacity, accuracy, and mining accuracy is expected to promote machine learning to play a greater potential role in array laser phase regulation.

**Key words** laser optics; fiber laser; array laser; machine learning; phase control