

## 基于激光谐振腔的智能光子计算研究进展与挑战

吴佳蔚<sup>1,2</sup>, 王豪<sup>1,2</sup>, 付星<sup>1,2</sup>, 柳强<sup>1,2\*</sup><sup>1</sup>清华大学精密仪器系, 北京 100084;<sup>2</sup>光子测控技术教育部重点实验室, 北京 100084

**摘要** 随着人工智能技术的飞速发展与广泛应用,人们对计算资源的需求日益增长,面对电子摩尔定律所遇到的原理性瓶颈,光子以高传输速度、高并行度等优势成为研究人员心目中的下一代计算机载体之一。近年来的研究工作显示,激光谐振腔内许多有趣的物理现象和复杂的动态演化过程能够被用于各种各样的数据处理与计算任务,极大地拓展了激光器的应用范围。在这篇综述中,笔者对基于激光谐振腔的智能光子计算的研究进展进行了集中的介绍与梳理,主要内容涵盖利用激光腔内的混沌过程辅助光电强化学习、利用光反馈激光器的非线性信号变换构建光电储备池网络,以及利用激光网络向稳定振荡状态的自发演化求解组合优化问题。在介绍相关最新进展之余,笔者分析讨论了智能激光计算系统面临的挑战,并对其未来的发展趋势进行了展望。

**关键词** 光计算; 激光器; 人工智能; 光电强化学习; 光电储备池计算; 光学伊辛机

中图分类号 TN29 文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL230475

## 1 引言

随着信息时代的到来,人工智能技术得到了前所未有的变革性发展,人们对计算资源、计算效率的需求不断攀升,而受限于冯·诺伊曼体系结构,深度神经网络、大规模组合优化等复杂计算任务在基于电子晶体的传统计算机中遇到了发展瓶颈,难以高效实施<sup>[1]</sup>。针对传统计算机硬件体系面临的问题,研究人员另辟蹊径,将视线转向利用物理系统的固有属性进行运算,如量子计算<sup>[2]</sup>、DNA 计算<sup>[3-4]</sup>、神经形态计算<sup>[5-7]</sup>、光计算<sup>[1,8]</sup>等,进而实现对特定问题的求解或加速求解。

光计算旨在利用光的振幅、相位、偏振、频率等物理属性,以及光与物质相互作用的复杂过程,构建光学或光电混合系统,实现信息处理功能。光计算以其高速度、高并行性、低能耗等优势在某些复杂计算任务中展现出了传统电子计算机所不能达到的性能。自 20 世纪五六十年代(光学相关器提出<sup>[9-10]</sup>)至今,光计算始终为研究人员所关注。随着片上光神经网络<sup>[11-13]</sup>、衍射神经网络<sup>[14-16]</sup>、光电储备池计算<sup>[17-19]</sup>以及光子伊辛机<sup>[20-22]</sup>等概念的提出与实施,光子在各类新型复杂计算任务中的应用潜力日益凸显,成为研究人员心目中的下一代计算机载体之一。

作为一种高性能光源,激光器在工业生产、科学研究中占据着重要地位,其所产生的激光已经被广泛应用于加工、测量、通信、医疗等领域。近年来,人们注意

到激光器本身也可作为一个有力的计算工具,这是因为:一方面,激光器在混沌振荡、弛豫振荡等非稳态过程中的随机性和非线性可用于完成复杂计算任务;另一方面,在没有外界干扰的情况下,激光腔内的光场经过模式竞争等物理过程能够自发演化至一个损耗最低的稳定振荡状态,该振荡状态也可映射至一个复杂计算问题的解。随着光计算领域的蓬勃发展,结合日趋成熟的各类激光产生、控制、探测技术,越来越多的研究工作围绕着激光器的计算功能开展。本文聚焦于激光腔内光计算,着重介绍以激光谐振腔为载体的强化学习、储备池计算、组合优化问题求解三个方向,其中涵盖对模型或问题背景的介绍、对近年来代表性工作的梳理,以及对相关领域的总结与展望。

## 2 基于激光混沌的光电强化学习

强化学习(RL)<sup>[23]</sup>是人工智能领域的重要研究方向,是监督学习和无监督学习之外的又一类机器学习分支,主要用于在不确定环境中实现最优决策选择,在无线通信<sup>[24]</sup>、机器人学<sup>[25]</sup>等领域有广泛应用。图 1 为强化学习原理图。智能体(agent)产生一定的动作(action)作用到环境(environment)中,环境相应地改变自身状态并产生奖励(reward),奖励被反馈给智能体,智能体根据奖励值以及观察到的环境状态(observation)调整动作。以上过程循环进行,智能体通过与环境的不断交互学习到最优策略,使累计奖励

收稿日期: 2023-02-01; 修回日期: 2023-03-12; 录用日期: 2023-03-24; 网络首发日期: 2023-04-07

基金项目: 国家自然科学基金(62275137)

通信作者: \*qiangliu@tsinghua.edu.cn

最大化。

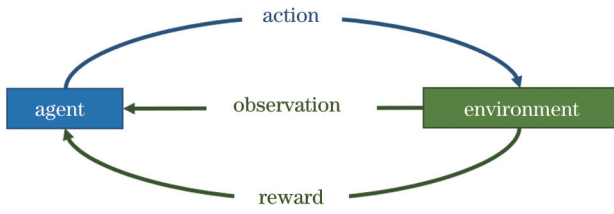


图 1 强化学习原理图

Fig. 1 Schematic of reinforcement learning

多臂老虎机 (MAB) 问题是强化学习领域中的经典问题。假设环境中有多多个中奖概率未知的老虎机 (SM), MAB 问题的目标是找到一个最优的老虎机选择策略, 使累计收入达到最大。为了解决 MAB 问题, 需要在强化学习过程中不断尝试选择新的老虎机, 这个过程被称为探索, 不充分的探索会导致具有更大奖励的选项被错过, 而过度探索又会引入更多的损失, 由此引发探索-利用困境。也就是说, 在强化学习每轮迭代的决策选择中需要权衡如下问题: 是探索新的选项以寻找更大的奖励, 还是利用已知的具有最大奖励的选项以避免引入损失。因此, 强化学习训练过程中的决策选择既需要逐步趋向于最优选项, 同时又要保持一定的随机性, 以平衡探索和利用这两个过程。目前解决 MAB 问题的软件算法主要包括  $\epsilon$ -贪心 ( $\epsilon$ -greedy) 算法<sup>[26]</sup>、上置信界 (UCB) 算法<sup>[27]</sup>。

在受到光反馈、光注入、光电反馈等外界扰动的情况下, 半导体激光器输出信号会产生不稳定的无序波动, 即激光混沌<sup>[28]</sup>。激光混沌在时域上具有良好的统计属性, 其性能优于传统电子方法产生的伪随机数<sup>[29]</sup>, 适用于需要一定随机输入的计算任务, 例如随机数高

速生成<sup>[30]</sup>、生成对抗网络<sup>[31]</sup>随机噪声输入的形成<sup>[32]</sup>、强化学习<sup>[29, 33-41]</sup>等。本章接下来将对激光混沌在光电强化学习领域的应用进展进行梳理。

2017 年, Naruse 等<sup>[29]</sup>利用半导体激光器的混沌振荡动力学成功实现了超快的强化学习, 获得了 GHz 量级的决策速率。图 2(a) 为利用该方法解决 MAB 问题的示意图。半导体激光器输出的一部分激光经反射耦合回激光器产生激光混沌, 另一部分激光输入至阈值调节程序 (TA), 后续电学模块将激光混沌信号与决策阈值进行比较, 选择出对应的 SM, 所选结果产生的奖励反馈至 TA 以更新决策阈值, 由此实现强化学习的循环过程。该工作利用上述方案解决了具有两个选项的 MAB 问题, 实验结果表明, 相较于传统电子方法生成的伪随机数, 半导体激光器产生的混沌信号为寻找最优决策提供了有效搜索, 有助于实现速度更快、正确率更高的强化学习。为了提升方法的可扩展性, 实现更大规模的决策, 2018 年, Naruse 等<sup>[33]</sup>在前述工作的基础上, 通过对激光混沌信号进行时分复用实现了更大规模的决策选择, 如图 2(b) 所示。具体而言, 其对激光器输出的混沌信号在时域上进行多点采样, 并将采样结果与多个可调阈值进行比较, 以二进制数形式选择对应的 SM, 完成了选项数目可达 64 的 MAB 决策任务, 实现了一个量级的提升。除了在原理层面实现强化学习, 研究人员也将其应用到实际场景中, 如: 2020 年, Takeuchi 等<sup>[35]</sup>基于文献<sup>[33]</sup>提出的方法, 将基于激光混沌时间序列的强化学习应用于四通道无线局域网系统, 实现了自适应的通信信道动态选择; 2022 年, Duan 等<sup>[39]</sup>将文献<sup>[29, 33]</sup>提出的方法成功应用于非正交多址接入系统 (NOMA) 的用户配对问题。这

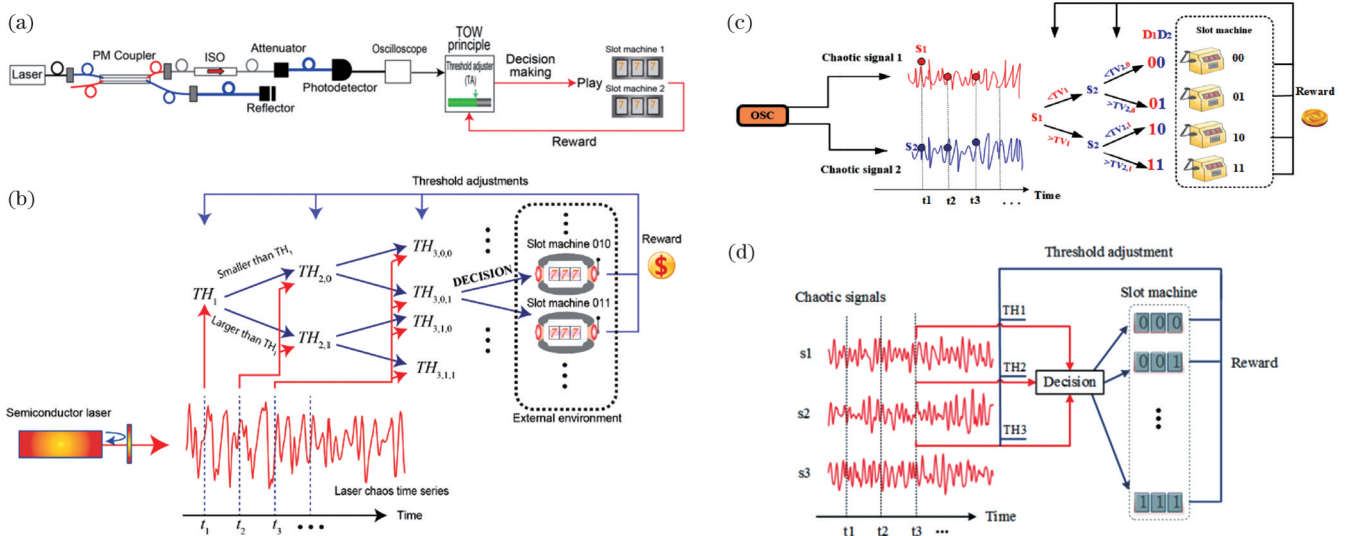


图 2 利用半导体激光器产生的随机数实现光电强化学习。(a) 基于激光混沌的超快强化学习<sup>[29]</sup>; (b) 通过对激光混沌信号进行时分复用实现更大规模的强化学习<sup>[33]</sup>; (c) 基于双通道激光混沌的强化学习<sup>[36]</sup>; (d) 基于三通道激光混沌的强化学习<sup>[37]</sup>

Fig. 2 Optoelectronic RL using semiconductor lasers to generate random numbers. (a) Ultrafast RL based on laser chaos<sup>[29]</sup>; (b) scalable RL by time-division multiplexing of laser chaos<sup>[33]</sup>; (c) RL based on dual-channel laser chaos<sup>[36]</sup>; (d) RL based on triple-channel laser chaos<sup>[37]</sup>



些工作体现了光电强化学习在网络通信领域的实际应用价值。在模型提升层面,2020年, Ma等<sup>[36]</sup>、Han等<sup>[37]</sup>先后利用耦合半导体激光器产生了双通道、三通道的激光混沌[如图 2(c)、(d)所示],并将其应用于 MAB 问题的解决,通过对所产生的多通道混沌信号时间序列进行并行采样,进一步提升了强化学习的决策规模和收敛速度。

以上工作仅将半导体激光器产生的激光混沌用作随机数,而强化学习的决策选择与优化过程都是通过软件实现的,即激光器腔内运算仅体现为生成随机数,显然激光器固有的物理动力系统尚未得到充分控制和利用<sup>[42]</sup>。针对此问题,利用激光腔内光计算实现强化学习的一个重要方向是寻找对激光器运行状态进行控制的有效方法,进而实现通过改变腔内光场振荡状态来调整决策选择,以更大程度地利用光计算的优势。

2019年, Homma等<sup>[42]</sup>基于环形激光器提出了一种结构紧凑的片上光子决策器,该方案利用了环形激光器顺时针(CW)和逆时针(CCW)振荡模式之间的自发转换。如图 3(a)所示,两个光电探测器 PD<sub>1</sub>和 PD<sub>2</sub>分别对环形激光器中 CW 和 CCW 两种模式的激光进行探测,后续电学模块选择强度更大的模式所对应的 SM 并生成奖励信号,奖励信号又通过调整注入电流对 CW 和 CCW 模式进行反馈控制,使决策系统逐步学习到最优的决策选择。该方案首次实现了直接通过对腔内振荡状态的控制进行决策调整,而不再需要引入额外的阈值调节环节。但是受限于可利用的模式数量(仅 CW 和 CCW 两种),该方案只能解决具有两个选项的决策问题,不满足大规模决策任务的

需求。同年, Mihana等<sup>[34]</sup>将两个半导体激光器相互耦合[如图 3(b)所示],使混沌激光之间产生滞后同步,同时使强化学习每轮迭代中处于超前状态的激光器对应的 SM 被选中。两激光器的超前-滞后关系的自发转换为强化学习过程提供搜索,对超前-滞后关系的反馈控制通过调节激光器之间的耦合强度实现,该方法同样只适用于具有两个选项的 MAB 问题。在此基础上,2020年, Mihana等<sup>[38]</sup>进一步提出将多个半导体激光器进行单向耦合,构成一个环形激光网络[如图 3(c)所示],以利用多个混沌激光之间的滞后同步,实现更大规模的决策优化;他们通过数值仿真实验解决了选项数目为 3~7 的 MAB 问题,但实际的实验验证仍然处于空白。2022年,该团队<sup>[40]</sup>基于环形激光网络,在数值仿真实验中通过引入一个排他选择机制,实现了对竞争性多臂老虎机(CMAB)问题的解决。

当对多模半导体激光器引入光反馈时,激光腔内会发生混沌模式竞争,即具有最大振幅的纵模会随动态变化,这种现象被称为激光纵模间的混沌巡游。激光器中的混沌巡游可由光学注入进行控制,这为实现大规模强化学习提供了新思路。2022年, Iwami等<sup>[41]</sup>通过控制多模半导体激光器中的混沌巡游实现了光学决策,其利用多个中心频率不同的单模半导体激光器作为光学注入,并利用反射耦合提供光学反馈,综合控制多模半导体激光器中的混沌模式竞争。该方法可用于 MAB 问题的解决,如图 3(d)所示,其将  $M$  个激光纵模分配给  $M$  个 SM,在每轮决策中选择强度最大的纵模所对应的 SM,纵模间的混沌巡游能够为强化学习过程提供充分的搜索。根据奖励值调节光学注入

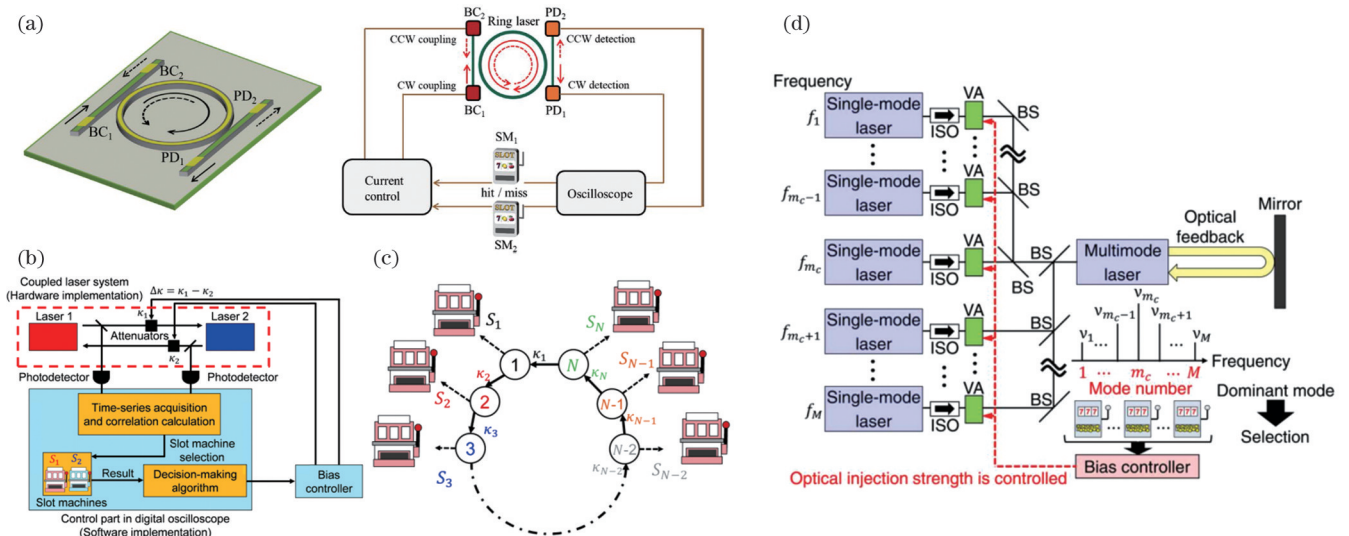


图 3 通过控制腔内物理动力状态实现光电强化学习。(a)基于环形激光器腔内模式转换的强化学习<sup>[42]</sup>; (b)基于激光混沌信号滞后同步的强化学习<sup>[34]</sup>; (c)基于环形激光网络的强化学习<sup>[38]</sup>; (d)基于多模半导体激光器中混沌巡游的强化学习<sup>[41]</sup>  
 Fig. 3 Optoelectronic RL by controlling the physical dynamics in the laser cavity. (a) RL based on mode switching in a ring laser<sup>[42]</sup>; (b) RL based on lag synchronization of laser chaos<sup>[34]</sup>; (c) RL based on a laser network in a ring configuration<sup>[38]</sup>; (d) RL based on chaotic itinerancy in a multimode semiconductor laser<sup>[41]</sup>

在各个纵模频率上的强度分布,可对混沌巡游进行反馈控制,实现强化学习的迭代过程。数值仿真结果显示:该方案在理论上较文献[33]提出的时分复用方法、文献[38]提出的激光网络以及经典的UCB1算法具有更高的可拓展性,适用于大型决策任务(当SM数目为5000时,其决策速度为UCB1算法的6.3倍)。他们在实际实验中演示了SM数目为4的决策选择,方法的有效性得到了初步验证,但由于MAB问题中SM数目的增加伴随着单模半导体激光器数目的增加,故实际实验的可拓展性存在一定的技术难度。

迄今为止,在研究人员提出的基于激光混沌的光电强化学习系统中,奖励信号以电学形式存在,决策选择、反馈控制环节中仍存在光电、电光转换,决策调整过程需要有软件算法的参与,光子的高速度与并行性尚未得到充分利用,而且目前实际实验中所能达到的决策规模仍十分有限。未来,强化学习系统的全光化与规模化发展需要对现有方案进行较大程度的创新突破。

### 3 基于光反馈激光器的光电储备池计算

储备池计算(RC)<sup>[43-44]</sup>是一种基于递归神经网络(RNN)的新型计算框架,被广泛应用于分类和时序预测等任务中。图4(a)所示为经典的储备池计算模型结构,该结构由输入层、储备池、输出层三部分组成,其中:储备池是一个具有大量节点的递归神经网络;输入层到储备池的连接权重矩阵 $W_{in}$ 、储备池内部节点的

连接权重矩阵 $W$ 都是固定且随机的,不需要被迭代优化,只有储备池到输出层的连接权重矩阵 $W_{out}$ 能够被训练。因此,相较于传统的RNN,储备池计算的训练难度大幅降低,网络架构的简洁性很高。具体而言,对于以 $n$ 为离散时间变量的输入信号 $u(n)$ ,储备池内节点状态 $x(n)$ 为

$$x(n) = f_{NL}[W_{in}u(n) + Wx(n-1)], \quad (1)$$

式中: $f_{NL}$ 为储备池产生的非线性函数。对应时刻的输出 $y(n)$ 为

$$y(n) = W_{out}x(n). \quad (2)$$

储备池计算的核心思想是利用储备池中的非线性过程,将低维输入信号映射到高维特征空间。大规模的储备池结构难以在传统计算机中构造,而某些光学材料、元件内部所具有的非线性物理特性使其适合于模拟储备池中固定且随机的连接网络,并且光子具有并行性、高速度、低功耗等优势,因此光子储备池计算成为光计算领域重要的研究方向。目前已发展了多种基于光学手段实现传统储备池计算<sup>[18-19, 45-46]</sup>的方法,其中包含对激光腔内光计算的利用,如Porte等<sup>[45-46]</sup>实现了基于大面积垂直腔面发射激光器(LA-VCSEL)的储备池计算,并对其物理参数设置进行了分析。如图4(b)所示,该工作通过对LA-VCSEL发射光场进行空间采样来获得储备池节点,同时利用LA-VCSEL内部的光场衍射及载流子扩散实现节点间的互连,输入连接权重和输出连接权重分别由多模光纤和数字微镜阵列(DMD)实现。

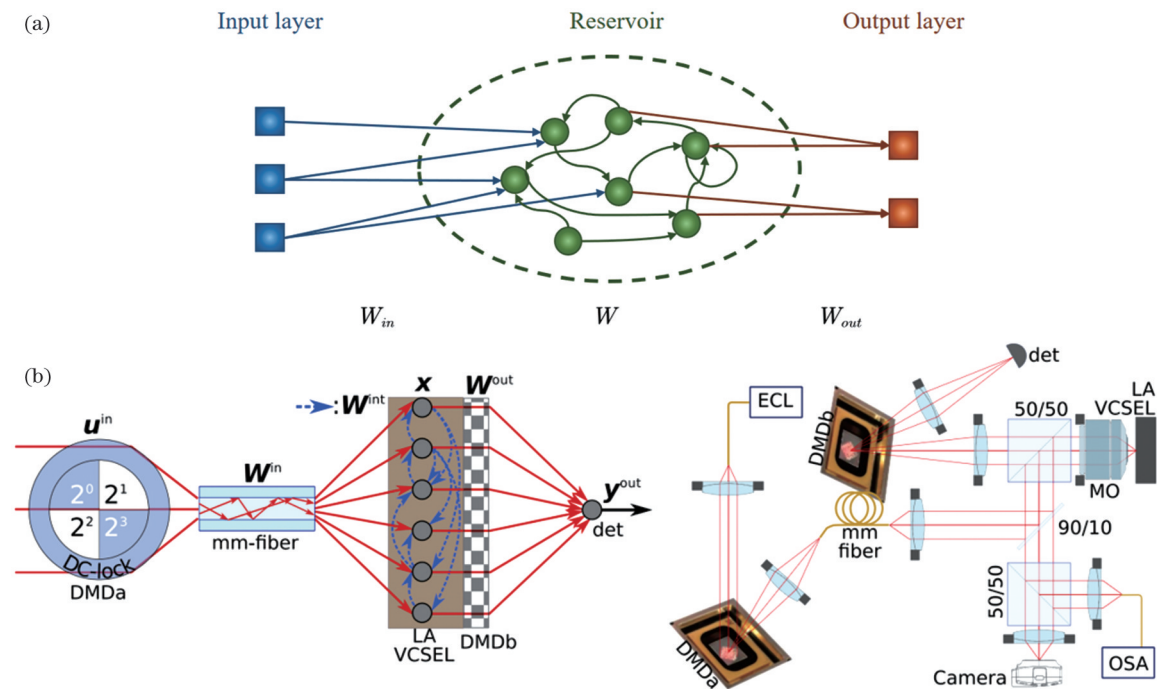
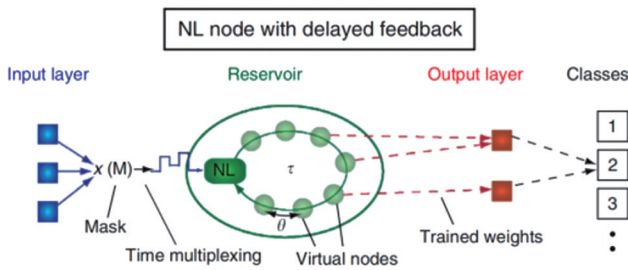


图4 传统储备池计算。(a)传统储备池计算模型结构示意图;(b)基于大面积垂直腔面发射激光器(LA-VCSEL)的储备池计算<sup>[45]</sup>  
Fig. 4 Classical reservoir computing. (a) Schematic illustration of classical reservoir computing; (b) reservoir computing based on a large-area vertical cavity surface emitting laser (LA-VCSEL)<sup>[45]</sup>



传统储备池计算通常需要在空间维度上模拟储备池中的大量节点,硬件实现的难度和成本较大。2011年,Appeltant等<sup>[47]</sup>提出了一种单节点的储备池计算结构,该结构利用具有延时反馈的单个节点取代传统储备池网络中的大量节点,在实际的物理系统中,该节点可由单个非线性动力学系统实现,大大简化了储备池计算的硬件构成。如图5(a)所示,单节点储备池计算模型仍包括输入层、储备池、输出层三部分。在储备池中,对一个非线性物理节点引入延时反馈,延时反馈时长为 $\tau$ ,通过对储备池输出的时域波形进行 $N$ 次等距离离散采样,得到 $N$ 个虚拟节点,虚拟节点间隔为 $\theta =$

(a)



$\tau/N$ ,每个虚拟节点实际上对应着非线性物理节点在不同时刻的瞬态响应,这 $N$ 个虚拟节点形成了类似于传统储备池中的神经网络。在输入层中,需对输入信号进行如图5(b)所示的预处理操作,即:首先对输入信号的连续信号 $u(t)$ 或离散信号 $u(k)$ 进行采样保持操作,得到一个时间序列信号 $I(t)$ ,每个采样点的保持时间与延时反馈时长 $\tau$ 相等;随后采用一个随机生成的时域掩码信号与 $I(t)$ 进行卷积操作,得到输入储备池的信号 $J(t)$ 。在输出层中,对储备池中的虚拟节点进行加权求和,得到分类或预测结果,输出层中的求和权重能够在模型训练阶段被更新。

(b)

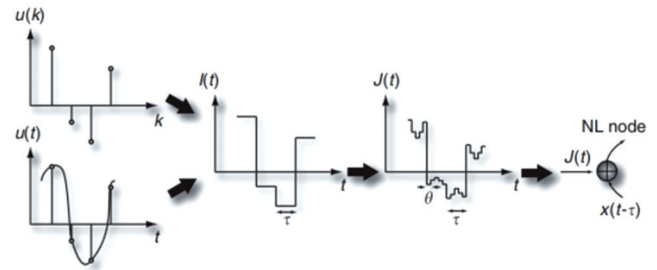


图5 单节点储备池计算原理<sup>[47]</sup>。(a)单节点储备池计算模型结构示意图;(b)输入信号预处理操作流程示意图

Fig. 5 Principle of delay-based reservoir computing<sup>[47]</sup>. (a) Schematic illustration of delay-based reservoir computing; (b) scheme of input data preparation

近年来,单节点储备池已经通过多种光电混合或全光学手段实现<sup>[48-51]</sup>。其中,在引入光反馈或光注入的情况下,半导体激光器能够表现出复杂的非线性动力学特性,适合作为单节点储备池中的物理节点,实现对输入信号的高速高维映射,因此常被用于单节点储备池计算系统中。2013年,Brunner等<sup>[51]</sup>利用半导体激光器的非线性瞬态响应实现了单节点的储备池计算[如图6(a)所示],其中的光学反馈通过一个光纤环路引入,信号输入方式有电注入和光注入两种,电注入通过调制半导体激光器泵浦电流实现,光注入通过调制另一个激光器实现。虚拟节点间隔选为激光器弛豫振荡特征时间尺度的 $1/5$ ,即 $200\text{ ps}$ ,延时反馈时长为 $77.6\text{ ns}$ ,虚拟节点数目为 $388$ 。该工作构建的储备池计算系统在数字语音识别任务中取得了最低 $0.014\%$ 的误差,准确率较此前基于其他光电手段<sup>[48-49]</sup>实现的储备池计算提升了近 $3$ 倍,识别速度提升了近 $260$ 倍;同时,在Santa-Fe混沌时间序列预测任务中取得了 $10.6\%$ 的误差。

上述工作是基于光反馈激光器的储备池计算的首次实现,此后,一系列数值仿真及实际实验工作主要围绕虚拟节点数量增加、处理容量与速度提升、时域掩码优化、系统稳定性提升等方面展开。例如,2015年,Ngumdo等<sup>[52]</sup>提出了基于环形半导体激光器,利用分别沿顺时针和逆时针两个方向传播的激光模式,在一套储备池计算系统中并行处理两个独立任务的方案[如图6(b)所示],并进行了仿真验证。2017年,

Ngumdo等<sup>[53]</sup>通过改变储备池中作为非线性节点的激光器类型,构建了基于二极管泵浦掺铒微片激光器的储备池计算系统[如图6(c)所示],并且将输入数据直接耦合入延时反馈回路,而不再使用额外的激光器作为光注入。实验结果表明,该系统在Santa-Fe混沌时间序列预测任务中能够取得与文献<sup>[51]</sup>相近的预测误差,丰富了基于光反馈激光器的储备池计算系统的构造方案。之后,Vatin等<sup>[54]</sup>提出了基于垂直腔面发射激光器(VCSEL)的偏振动态特性实现单节点储备池计算的方案,并于2019年进行了实验验证<sup>[55]</sup>。如图6(d)所示,信号采用光注入的方式输入到VCSEL中,VCSEL输出的激光在反馈环路上经过偏振控制器件,其偏振方向旋转 $90^\circ$ 后反馈至VCSEL。理论分析和实验结果表明,该方案能够提升储备池的计算能力和记忆容量(MC),在Santa-Fe混沌时间序列预测任务中,其预测误差较文献<sup>[51]</sup>下降了近一个数量级。同样,在2019年,Guo等<sup>[56]</sup>提出了利用两个互相耦合的VCSEL中的两个正交偏振模式,实现四通道储备池计算的方案[如图6(e)所示],以进一步提升信息处理容量与速度。2022年,该课题组<sup>[57]</sup>提出并实现了一种储备池计算的双重训练方法,如图6(f)所示,实验系统由共用一个VCSEL的两个储备池计算系统组成,其中一个储备池计算系统执行传统的训练操作,其输出结果与目标值的偏差作为第二个储备池计算系统的输入并执行第二重训练。此方案对Santa-Fe混沌时间序列的预测误差进一步大幅降低。

单节点储备池计算输入层中的时域掩码信号充当了传统储备池计算中输入层到储备池的连接权重,掩码信号的恰当选择对于储备池计算性能有很大影响,当前已有许多研究工作对掩码信号进行优化设计,提出了二值掩码<sup>[58]</sup>、六值掩码<sup>[59]</sup>、正弦掩码<sup>[60]</sup>、混沌掩

码<sup>[61]</sup>等。2018年, Kuriki 等<sup>[62]</sup>通过实际实验对不同类型的掩码进行了比较,并指出:相较于二值掩码、六值掩码、随机数字掩码,采用由光反馈半导体激光器产生的混沌掩码能够在 Santa-Fe 时间序列预测任务中取得更好的表现。

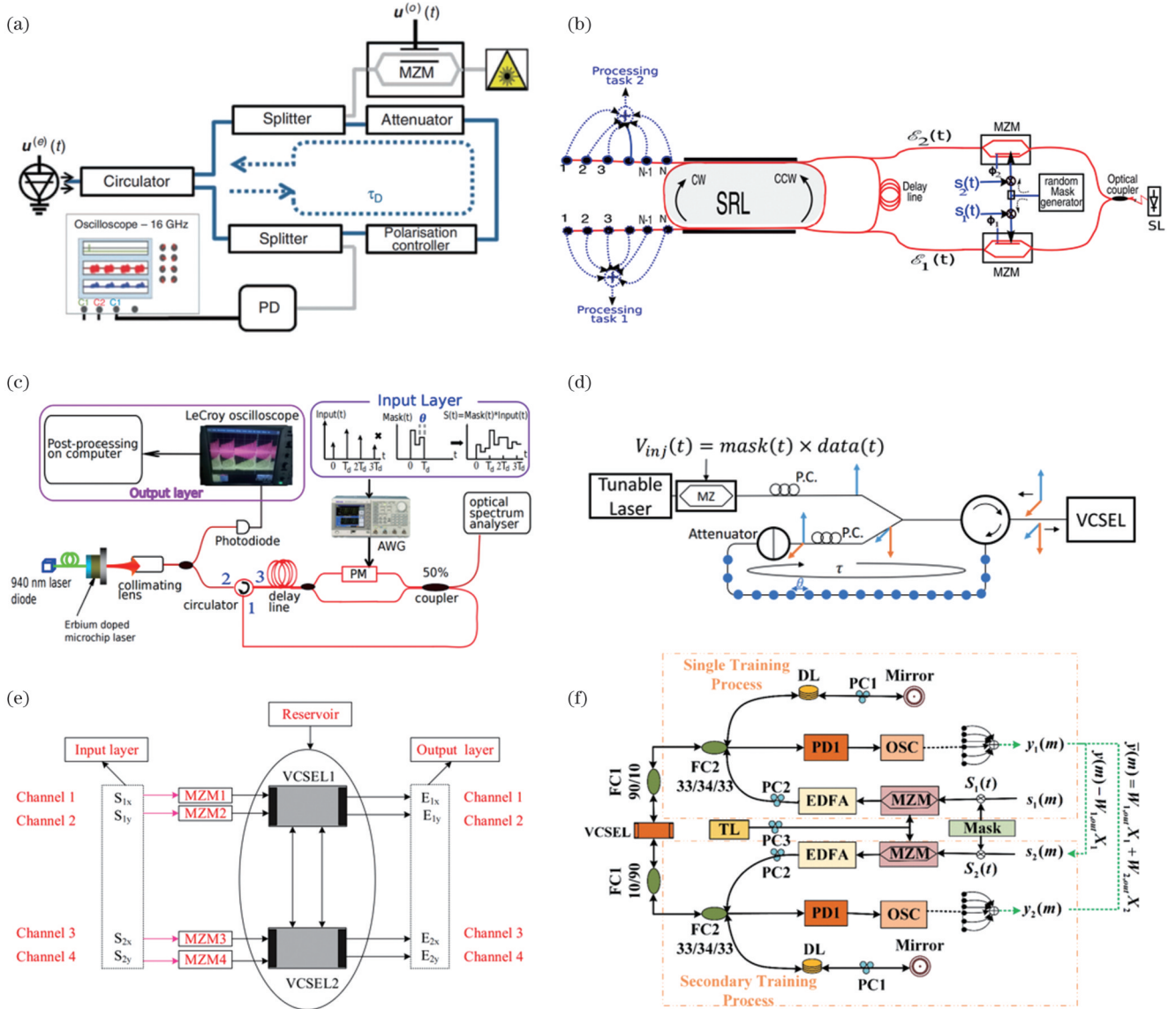


图 6 基于光反馈激光器的光电储备池计算。(a)基于半导体激光器的储备池计算<sup>[51]</sup>; (b)基于环形半导体激光器的储备池计算<sup>[52]</sup>; (c)基于微片激光器的储备池计算<sup>[53]</sup>; (d)基于 VCSEL 的储备池计算<sup>[54]</sup>; (e)基于相互耦合的两个 VCSEL 的四通道储备池计算<sup>[56]</sup>; (f)基于单个 VCSEL 的储备池计算双重训练<sup>[57]</sup>

Fig. 6 Optoelectronic RC using lasers with optical delayed feedback. (a) RC based on a semiconductor laser<sup>[51]</sup>; (b) RC based on a semiconductor ring laser<sup>[52]</sup>; (c) RC based on a microchip laser<sup>[53]</sup>; (d) RC based on a VCSEL<sup>[54]</sup>; (e) four-channel RC based on two mutually coupled VCSELs<sup>[56]</sup>; (f) dual-training scheme of RC based on a single VCSEL<sup>[57]</sup>

在集成化发展方面,2018年, Takano 等<sup>[63]</sup>基于光子集成电路(PIC)实现了单节点储备池计算系统的小型化。如图 7(a)所示,其所采用的 PIC 由分布式半导体激光器(DFB)、半导体光放大器(SOA)、相位调制器(PM)以及一个腔外反射镜组成,实现了长度在毫米量级的储备池。与只在单次延时反馈时长内提取虚拟节点的传统方法不同,该工作针对一个输入数

据,在多次延时反馈时长内提取虚拟节点,以解决集成系统中由延时反馈环路缩短导致的虚拟节点数减少的问题,并在实际实验中实现了具有 124 个虚拟节点的储备池计算。但是,多次延时反馈会导致储备池记忆容量降低,针对此问题, Sugano 等<sup>[64]</sup>于 2020 年提出了在 PIC 上集成多个光反馈半导体激光器并行实现储备池计算的方案,如图 7(b)所示,每个激光器对



一个输入数据进行单次延迟反馈,虚拟节点数量的增加通过激光器数量的增加实现。数值仿真结果显示,相较于以多次延迟反馈来增加虚拟节点数量的方案<sup>[63]</sup>,该方案能够在 Santa-Fe 混沌时间序列预测任务中取得更好的表现,并且具有更大的记忆容量,为基于光反馈半导体激光器的储备池计算的集成化发展开拓了新方向。进一步,Hasegawa 等<sup>[65]</sup>对基于光反馈半导体激光器的并行、深层储备池计算进行了

仿真研究,比较了图 7(c) 所示单储备池、并行储备池、深层储备池以及并行深层混合储备池等 4 种结构的计算性能。结果显示:深层储备池计算更适合混沌时间序列预测任务,并行储备池计算更适合非线性信道均衡任务,而混合储备池计算则综合了以上二者的优点。另外,该工作的仿真结果还说明了采用多储备池结构能够获得较单储备池结构更高的记忆容量。

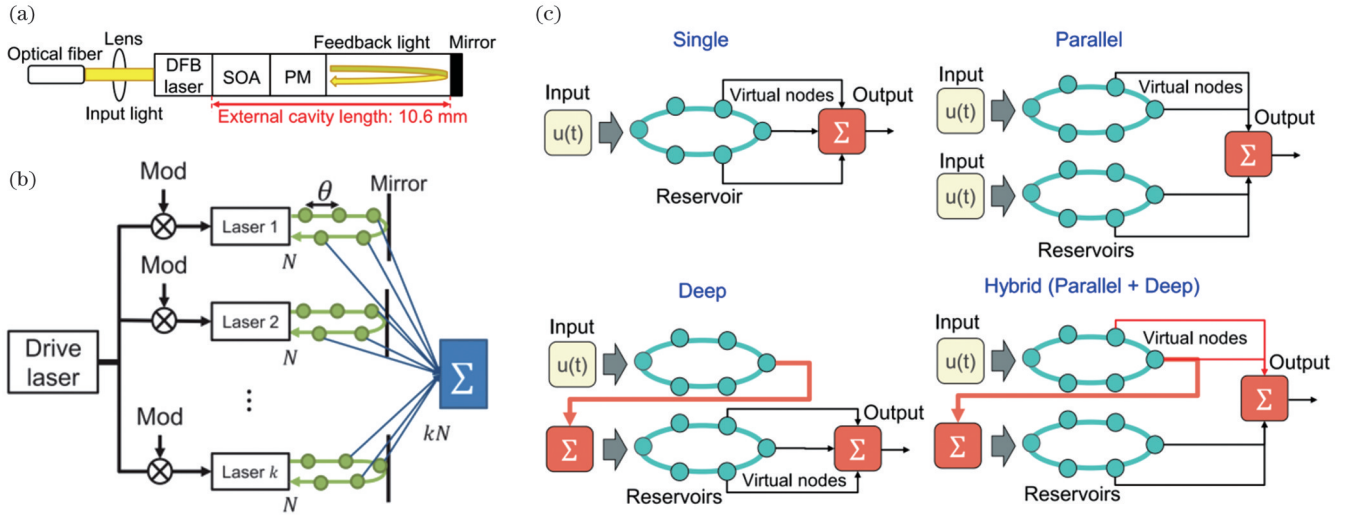


图 7 基于光子集成电路的储备池计算以及并行、深层储备池计算。(a)基于光子集成电路上单个半导体激光器的储备池计算<sup>[63]</sup>; (b)基于光子集成电路上多个半导体激光器的并行储备池计算<sup>[64]</sup>; (c)单储备池、并行储备池、深层储备池、混合储备池结构示意图<sup>[65]</sup>

Fig. 7 RC based on photonic integrated circuits (PIC) and parallel and deep RC. (a) RC using single semiconductor laser on a PIC<sup>[63]</sup>; (b) RC using multiple semiconductor lasers in parallel on a PIC<sup>[64]</sup>; (c) configurations of single reservoir, parallel reservoirs, deep reservoirs, and hybrid reservoirs<sup>[65]</sup>

基于光反馈激光器的单节点储备池计算具有结构简单、非线性程度高等优点,但目前尚存在一些待解决的问题。首先,由于虚拟节点是通过时分复用得到的,单节点储备池中延时线的长短决定了虚拟节点的多少,同时也决定了计算系统对单个信号的响应时间及系统体积,故单节点储备池计算的计算规模与其信息处理速度、系统集成化程度存在一定的制约关系。其次,基于光反馈激光器的单节点储备池计算系统中仍存在电光、光电转换环节,而且对于输出层连接权重的训练仍需在计算机上离线进行,系统的全光实现与在线训练仍需进一步研究。

#### 4 基于激光网络的组合优化问题求解

组合优化问题广泛存在于人工智能、社会网络、计算生物学等领域,许多组合优化问题属于非确定性多项式时间-困难(NP-hard)问题,即其计算时间随问题规模增加呈指数型增长,传统的冯·诺伊曼计算机结构难以在多项式时间范围内找到精确解,利用物理系统构建伊辛模型或 XY 模型为解决上述组合优化问题提供了一种可行方案。

伊辛模型常用于描述具有二体相互作用的多个自

旋所组成的物理体系,该物理体系的能量用伊辛哈密顿量描述为

$$\mathcal{H} = - \sum_{1 \leq i < j \leq N} J_{ij} \sigma_i \sigma_j - \sum_{i=1}^N h_i \sigma_i, \quad (3)$$

式中: $\mathcal{H}$ 为伊辛哈密顿量; $N$ 表示物理体系中的自旋数目; $\sigma_i (i=1, \dots, N)$ 表示体系中的第*i*个自旋,其有+1、-1两种取值,对应着两种相反的自旋取向; $J_{ij}$ 表示自旋 $\sigma_i$ 与 $\sigma_j (j=1, \dots, N)$ 之间的相互作用强度(耦合系数); $h_i (i=1, \dots, N)$ 表示外场强度。当伊辛哈密顿量取到极小值时,伊辛模型达到其能量基态。由于伊辛哈密顿量的极小值点通常对应着组合优化问题的解,因此求解组合优化问题就转化为寻找伊辛模型的能量基态。

当模型中的每个自旋不再只有+1、-1两种取值,而是一个在二维平面内具有任意取向的单位矢量 $\sigma_i = (\cos \theta_i, \sin \theta_i)$ 时,伊辛模型就转化为 XY 模型,在没有外场作用的情况下,XY 哈密顿量的表达式为

$$\mathcal{H}_{XY} = - \sum_{1 \leq i < j \leq N} J_{ij} \cos(\theta_i - \theta_j), \quad (4)$$

式中: $\mathcal{H}_{XY}$ 为 XY 哈密顿量; $\theta_i (i=1, \dots, N)$ 表示体系中第*i*个自旋在二维平面内的取向;其余符号的物理

意义与伊辛哈密顿量表达式中的对应符号相同。XY 模型是伊辛模型的推广,同样可用于组合优化问题的求解,其能量基态对应着问题的解。

#### 4.1 基于注入锁定激光网络的光学伊辛机

伊辛机是指为了模拟伊辛模型中的自旋体系而人工设计的物理系统,利用该类物理系统向能量基态的自发演化可实现组合优化问题的高效求解。目前已有基于超导电路<sup>[66]</sup>、互补金属氧化物半导体(CMOS)电路<sup>[67]</sup>、忆阻器<sup>[68]</sup>以及光学等方式实现的伊辛机,其中光学伊辛机由于具有并行性、低延迟、热噪声及电磁噪声小等优势,被认为是最具发展前景的方案之一<sup>[1]</sup>。该领域的研究工作主要围绕提升自旋数目同时加快求解速度展开,目前已发展出了基于注入锁定激光网络<sup>[20, 69-72]</sup>、简并光参量振荡器网络<sup>[21-22, 73-77]</sup>、空间调制方法<sup>[78-79]</sup>的光学伊辛机。

2011年,Utsunomiya等<sup>[20]</sup>首次提出了基于注入锁定激光网络的光学伊辛机,如图8(a)所示。注入锁定激光网络由一个主动激光器和M个从动激光器组成,主动激光器的输出被分为M路,对M个从动激光器进行注入锁定,将从动激光器中的光子初始化为垂直线偏振状态,而M个从动激光器之间又两两相互注入,使得每个从动激光器中的偏振状态自发向右旋或左旋圆偏振状态演化,并最终收敛至某一特定的激光偏振

组态形成稳定振荡。此稳定振荡状态即为伊辛模型的基态,其中,每个从动激光器对应伊辛模型中的一个自旋,从动激光器中光子的右旋与左旋圆偏振态分别对应自旋+1、-1两种取值,伊辛哈密顿量表达式中的外场强度项由主动激光器对从动激光器的注入提供,自旋之间的相互作用项由从动激光器之间的相互注入提供。2012年,该团队<sup>[69]</sup>进一步通过理论仿真证明了此光学伊辛机的响应时间不随问题规模呈指数型增长,为在多项式时间内求解组合优化问题提供了可能。随后,该团队于2015年<sup>[70]</sup>首次利用注入锁定激光网络实现了具有两个自旋的光学伊辛机。其利用从动激光器的二值相位(+ $\pi/2$ 、- $\pi/2$ )模拟伊辛模型中自旋的+1、-1两种取值,而并未采用原始论文<sup>[20]</sup>中的两种正交圆偏振态。该光学伊辛机结构如图8(b)所示,主动激光器和从动激光器均采用半导体激光器。

在上述由分立激光器组成的激光器网络中,自旋模型中的每个自旋状态由一个激光器模拟,自旋数量的增加会导致系统体积、复杂度大幅增加,而且每个激光器的运行状态、激光器之间的耦合难以精确控制,故上述方法的可拓展性、稳定性、计算精度都存在很大问题。

在此基础上,2016年,Nguyen等<sup>[71]</sup>将注入锁定激光器网络中的从动激光器由分立的半导体激光器更换为多芯光纤激光器,提出了基于多芯光纤激光器的光

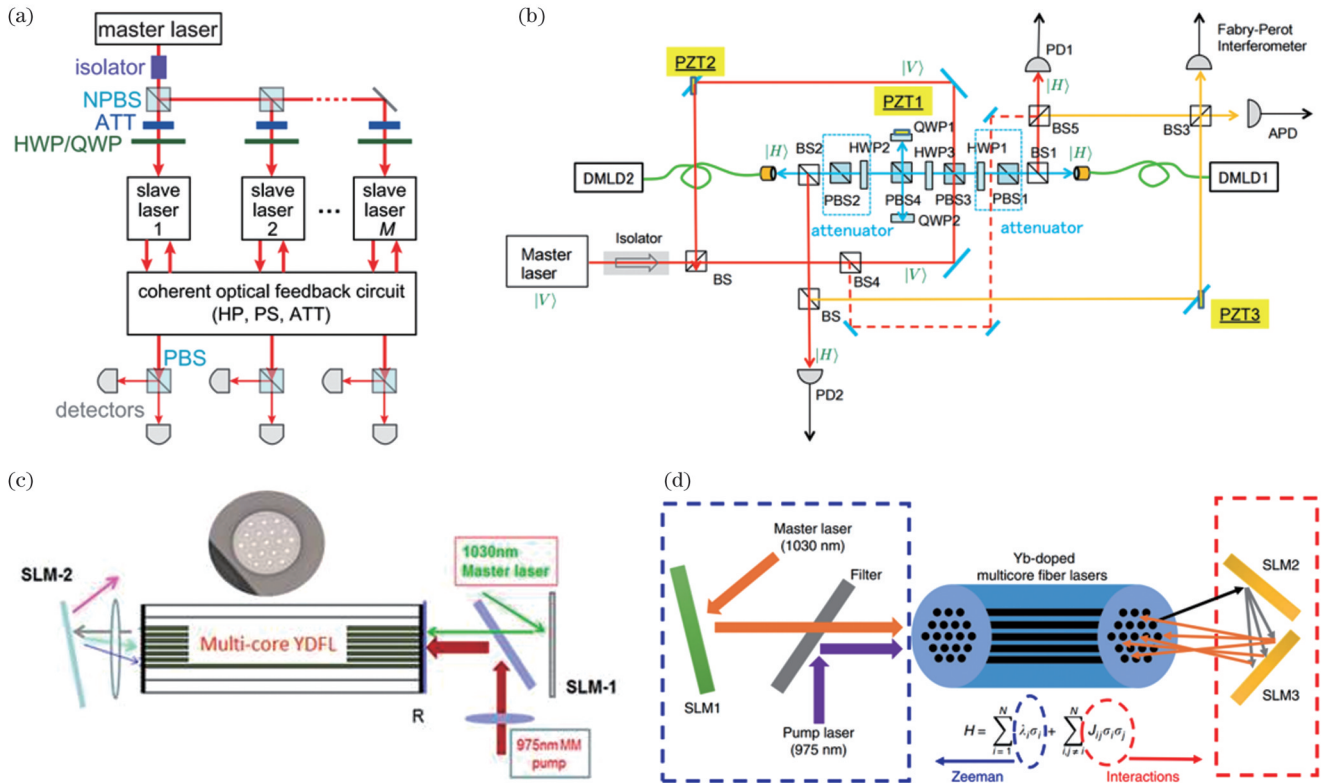


图 8 基于注入锁定激光网络的光学伊辛机。(a)注入锁定激光网络示意图<sup>[20, 69]</sup>; (b)基于半导体激光器的 2 个自旋的伊辛机<sup>[70]</sup>; (c)(d)基于多芯光纤激光器的光学伊辛机<sup>[71-72]</sup>

Fig. 8 Photonic Ising machine based on injection-locked laser network. (a) Schematic illustration of an injection-locked laser network<sup>[20, 69]</sup>; (b) 2-spin Ising machine based on semiconductor lasers<sup>[70]</sup>; (c)(d) photonic Ising machine based on multi-core fiber lasers<sup>[71-72]</sup>



学伊辛机。如图 8(c) 所示, 该方案采用具有 19 个纤芯的掺镱光纤激光器作为从动激光器, 空间光调制器 SLM1 用于控制主动激光器到多芯光纤激光器的耦合, SLM2 和一个衍射元件 (如透镜) 用于控制各个纤芯之间的相互耦合, 系统中自旋取值由每个纤芯内光场的两种正交圆偏振态模拟。该工作以更为紧凑的结构实现了具有 10 个自旋的光学伊辛机, 系统收敛至基态所需时间约为 1 ms。2019 年, Babaeian 等<sup>[72]</sup> 基于注入锁定的多芯光纤激光网络, 实现了全光模拟相干伊辛机。如图 8(d) 所示, 与文献 [71] 中的方法不同, 该实验装置采用 2 个空间光调制器 (SLM2、SLM3) 对各个纤芯之间的耦合进行控制。此工作通过实际实验构建了具有 3、4、7、13 个自旋的光学伊辛机, 基态求解的平均正确率约为 90%, 求解时间约为 1 ms 且与问题规模无关。增加多芯光纤激光器的纤芯数量为增加伊辛机中的自旋数量提供了一种可行方案, 但需要同时提升泵浦功

率以及实现良好的温度控制。

虽然基于多芯光纤实现的光学伊辛机结构更为紧凑、自旋数量有所提升, 但当前其计算规模仍远远小于实际应用需求。值得一提的是, 继 Utsunomiya 等<sup>[20, 69]</sup> 提出基于注入锁定激光网络的光学伊辛机之后, Wang 等<sup>[21]</sup> 于 2013 年提出了基于简并光参量振荡器 (OPO) 网络的光学伊辛机, 其中简并 OPO 之间通过相干注入产生耦合, 每个简并 OPO 中谐振场的二值相位对应伊辛模型中的一个自旋。相较于基于注入锁定激光网络的光学伊辛机, 基于简并 OPO 网络的光学伊辛机具有更高的可拓展性, 能够模拟具有更多自旋数量的伊辛模型。如图 9(a) 所示, 2014 年, Marandi 等<sup>[22]</sup> 利用时分复用的 OPO 脉冲构建了 OPO 网络, 实现了具有 4 个自旋的伊辛机。此后, 研究人员先后利用 OPO 网络实现了具有 100 个<sup>[73]</sup>、2000 个<sup>[74]</sup> 和 100000 个<sup>[76]</sup> 自旋的全连接光学伊辛机, 如图 9(b)~(d) 所示。

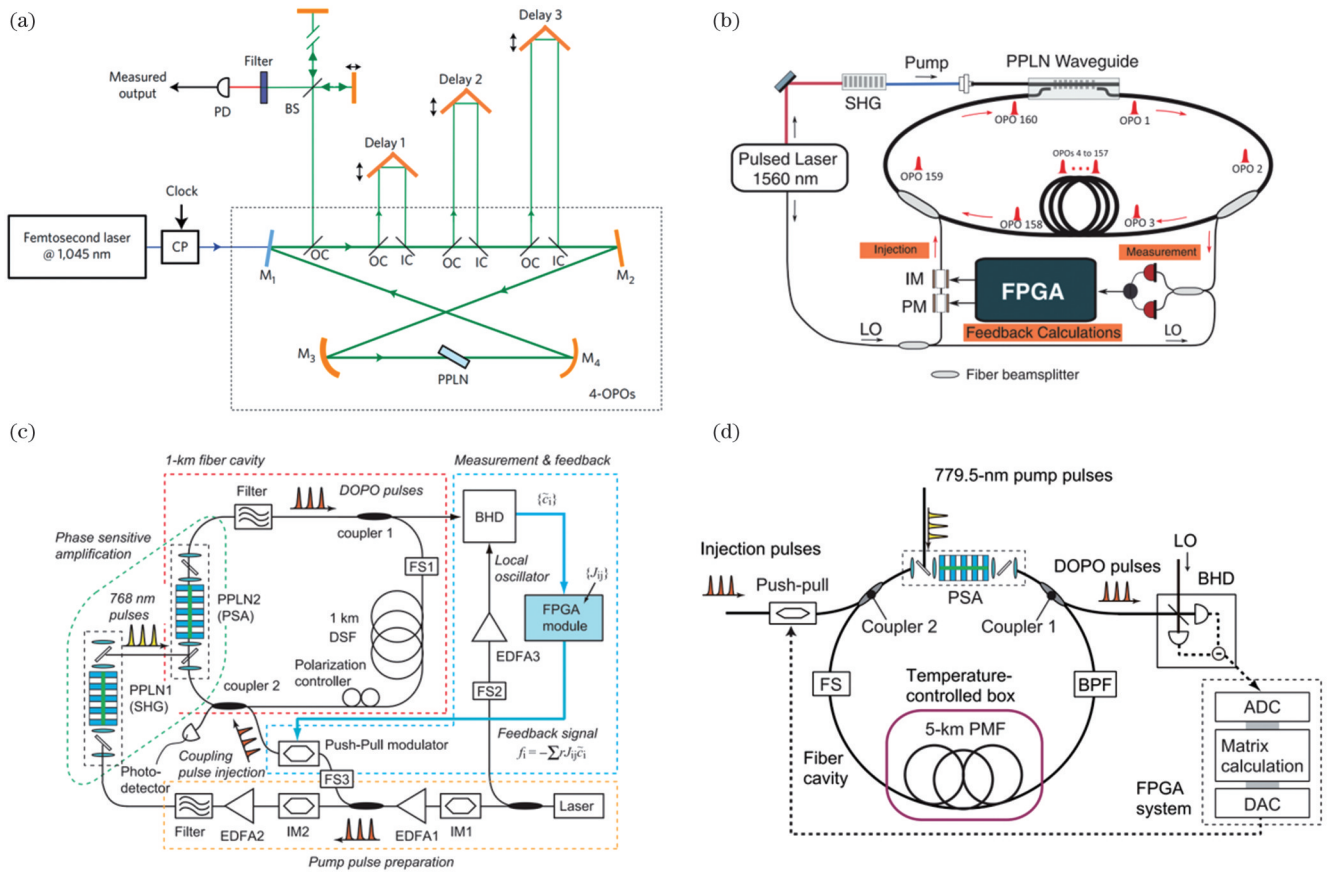


图 9 基于简并光参量振荡器网络的光学伊辛机。(a) 4 个自旋的光学伊辛机<sup>[22]</sup>; (b) 100 个自旋的光学伊辛机<sup>[73]</sup>; (c) 2000 个自旋的光学伊辛机<sup>[74]</sup>; (d) 100000 个自旋的光学伊辛机<sup>[76]</sup>

Fig. 9 Photonic Ising machine based on degenerate optical parametric oscillator network. (a) 4-spin photonic Ising machine<sup>[22]</sup>; (b) 100-spin photonic Ising machine<sup>[73]</sup>; (c) 2000-spin photonic Ising machine<sup>[74]</sup>; (d) 100000-spin photonic Ising machine<sup>[76]</sup>

#### 4.2 基于简并腔激光器的 XY 自旋模型基态求解

除了基于分立激光器之间的注入锁定形成激光网络外, 还有一种特殊的激光腔结构亦可用于激光网络的构建, 即简并腔激光器 (DCL)<sup>[80]</sup>, 利用其可模拟自旋数量达数千量级的 XY 模型。如图 10 所示, 简并腔

激光器由前后两个腔镜、大横截面积的固体增益介质和一个 4F 系统组成<sup>[81]</sup>。4F 系统由 2 个透镜构成, 其可使一个腔镜上的光场分布成像在另一个腔镜上, 从而使大量高阶横模能够在腔内振荡, 即这些横模的腔内损耗是简并的<sup>[82]</sup>。其中, 腔镜所在的平面被称为近场

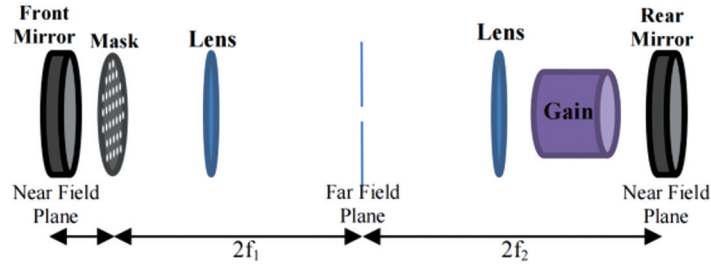


图 10 简并腔激光器的结构图<sup>[81]</sup>

Fig. 10 Configuration of degenerate cavity laser<sup>[81]</sup>

(NF)平面,两个透镜焦点重合处所在平面被称为远场(FF)平面,近场平面与远场平面上的光场分布互为傅里叶变换关系。

基于简并腔激光器,可在单个固体激光器中实现激光网络的构建,并进行XY自旋模型的基态求解。在简并腔激光器中某个腔镜附近放置开有若干小孔的掩模(如图10所示),每个小孔能够在腔内产生一个通道的激光振荡,这些激光通道彼此独立、互不干扰。若通过一定手段在激光通道间引入耦合,则原本独立振荡的激光之间就会产生稳定的相对相位关系,形成一个相位锁定的激光网络。目前已有多种引入激光耦合的手段,比如通过腔外反射镜引入时延耦合<sup>[83-84]</sup>,在远场平面插入空间滤波器或透镜等光学元件<sup>[85-86]</sup>,或者将掩模与相邻腔镜分开一定距离<sup>[85, 87]</sup>。可从理论上证明:在各通道激光的振幅、频率相等,且噪声等扰动忽略不计的情况下,上述激光网络的稳定振荡状态对应着XY哈密顿量的极小值<sup>[87-88]</sup>,即XY自旋模型的基

态,此时激光阵列中第*i*束激光的相位 $\varphi_i$ 对应于XY模型中第*i*个自旋的方向 $\theta_i$ ,激光束之间的相互耦合对应于XY模型中自旋的相互作用 $J_{ij}$ 。

2013年,Nixon等<sup>[87]</sup>利用简并腔激光器形成了具有1500个激光通道的激光网络,实现了对XY模型基态的模拟[如图11(a)所示],其寻找XY模型基态的腔内光计算过程就是激光器通过模式竞争收敛至损耗最小的振荡状态的过程。

在某些情况下,自旋系统存在多个简并或近似简并的基态,即能量最低状态对应着多种自旋取值,单次模拟无法全面得到相互简并的解。针对此问题,2020年,Pal等<sup>[89]</sup>利用简并腔激光器中同时振荡的250个激光纵模,并行实现了250个独立的XY模型模拟器[如图11(b)所示],每个XY模型模拟器中的自旋数量多于300个。该方案能够快速高效地分析XY模型能量基态的简并性。

上述近似简并基态的出现是由于除了损耗最低的

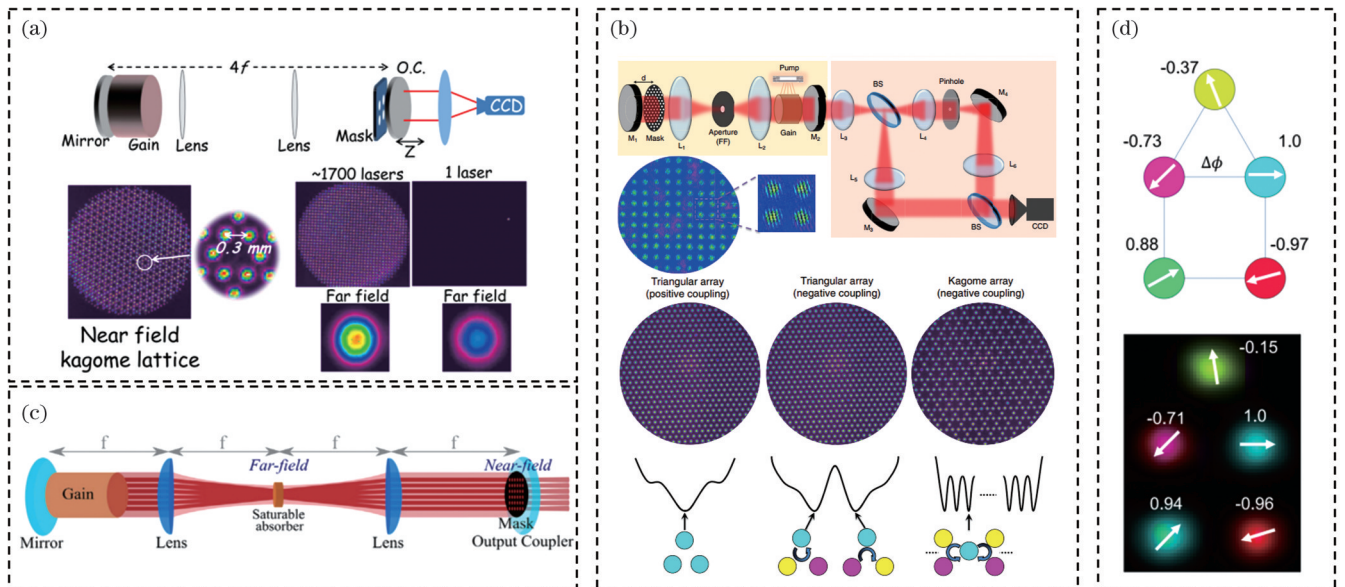


图 11 基于简并腔激光器的XY自旋模型。(a)简并腔激光器中激光网络的稳定振荡状态对应于XY模型基态<sup>[87]</sup>;(b)利用简并腔激光器高速分析XY模型能量基态的简并性<sup>[89]</sup>;(c)通过在远场平面插入可饱和吸收体提升损耗差异敏感性<sup>[90]</sup>;(d)均匀化各通道激光振幅以获得对XY模型的精确映射<sup>[91]</sup>

Fig. 11 XY model simulator based on degenerate cavity laser. (a) Steady state of the laser network in the degenerate cavity laser (DCL) is mapped to the ground state of an XY model<sup>[87]</sup>; (b) rapid analysis of the ground-state degeneracy of an XY model using DCL<sup>[89]</sup>; (c) improving the sensitivity to loss differences by inserting a saturable absorber at the far field (FF) plane<sup>[90]</sup>; (d) obtaining exact mapping to XY model by equalizing the amplitudes of laser channels<sup>[91]</sup>



振荡状态外,激光腔内还存在损耗略高但与最低值极为接近的振荡状态,导致部分激光振荡落在了基态附近。为了将近似简并的基态解区分开来,获得组合优化问题的唯一精确解,2020年,Mahler等<sup>[90]</sup>在简并腔激光器的远场平面上插入一个可饱和吸收体,在各激光通道之间引入非线性耦合,大幅提高了激光网络对损耗差异的敏感性[如图11(c)所示],加速了激光谐振场向模型基态的正确收敛。该方案在一个具有30个激光通道的激光网络中成功实施,与线性耦合的激光网络<sup>[85,87]</sup>相比,其对损耗差异的敏感性提升了25倍,收敛速度提升了5倍。

对于实际的物理系统来说,激光网络中振幅分布的不均一会导致其相位分布不是对XY模型基态的精确映射。为了解决这一问题,2020年,Gershenson等<sup>[91]</sup>通过控制每个激光通道的损耗来获得相同的振幅,使每个激光通道的相位与XY模型基态的自旋方向精确对应,并在仅具有5个自旋的简单结构中初步印证了该方案的有效性[如图11(d)所示]。值得注意的是,该工作将简并腔激光器中的一个腔镜及靠近腔镜放置的掩模替换为一个空间光调制器(SLM),构成了一个数字简并腔激光器(DDCL)。相比于使用开有

小孔的掩模,采用SLM产生的激光网络更具灵活性与可控性。该工作中对每个激光通道的损耗进行独立调控就是通过控制SLM实现的。

在以上工作中,激光器本质上自动求解了一个腔内损耗最小化的问题,只要解存在,并且此时的损耗小于增益,就可以产生激光振荡。除了对XY模型进行基态求解外,近年来也有研究工作利用简并腔激光器完成了其他类型的计算任务,其根本原理都是激光器对损耗最小振荡状态的自动求解。例如:2013年,Nixon等<sup>[92]</sup>利用简并腔激光器实现了高速的波前整形,如图12(a)所示;2019年,Tradonsky等<sup>[93]</sup>利用数字简并腔激光器求解相位恢复问题,由散射光强度分布高速重建出物体的强度分布,如图12(b)所示;2021年,Tradonsky等<sup>[94]</sup>利用数字简并腔激光器实现了高分辨率、任意形状的结构光束产生,如图12(c)所示;2022年,Chriki等<sup>[95]</sup>在简并腔激光器的远场平面插入散射介质,实现了透过散射介质高速成像,如图12(d)所示。

以上方法综合利用简并腔内谐振场的横模与纵模特性、空域与时域特性、激光锁相以及模式竞争,实现

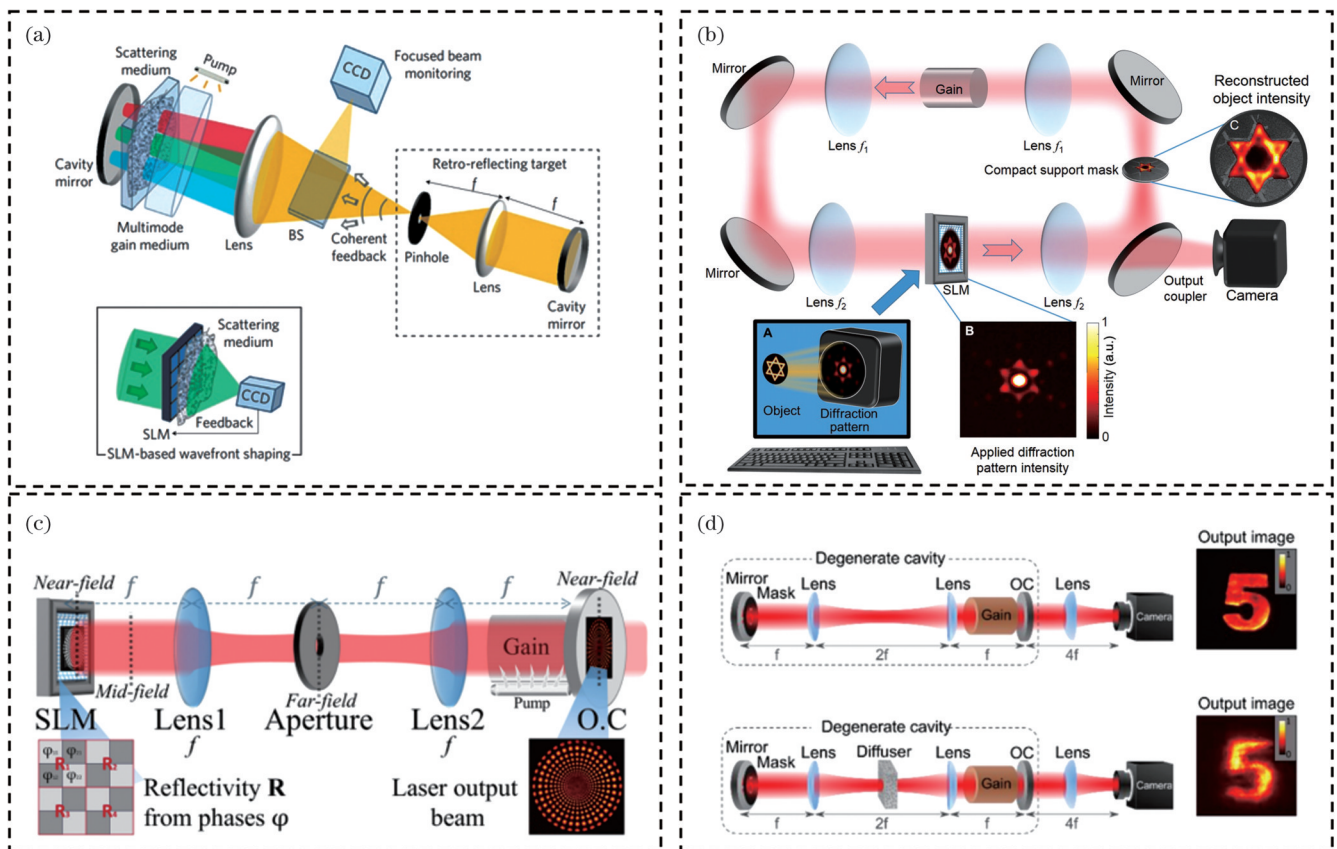


图 12 利用简并腔激光器解决其他类型的计算问题。(a)利用简并腔激光器实现高速波前整形<sup>[92]</sup>; (b)利用数字简并腔激光器高速求解相位恢复问题<sup>[93]</sup>; (c)利用数字简并腔激光器实现高分辨率、任意形状结构光束的产生<sup>[94]</sup>; (d)利用简并腔激光器实现透过散射介质高速成像<sup>[95]</sup>

Fig. 12 Solving other computational problems based on DCL. (a) High-speed wavefront shaping using a DCL<sup>[92]</sup>; (b) rapidly solving the phase retrieval problem using a digital degenerate cavity laser (DDCL)<sup>[93]</sup>; (c) generation of high-resolution arbitrary-shaped laser beams using a DDCL<sup>[94]</sup>; (d) high-speed full-field imaging through scattering media using a DCL<sup>[95]</sup>

了多种复杂计算问题的求解,具有诸多优势,如:仅采用单个固体激光器即可实现计算,不需要搭建复杂的光路系统,易于装调;给定输入条件后,激光腔内的计算过程完全自发进行,不需要额外的电学控制,腔内光子的高速度与并行性得到了充分利用。目前,针对简并腔内光计算的研究尚处于起步阶段,相信结合各类成熟的固体激光技术、腔内控制技术,简并腔激光器在储备池计算等领域同样具有一定的应用潜力。

## 5 总结与展望

本文整理并介绍了以激光谐振腔作为光计算载体,解决人工智能领域复杂计算问题的主要方法及其研究进展,内容包括基于激光混沌的光电强化学习、基于光反馈激光器的光电储备池计算以及基于激光网络的组合优化问题求解。在这三个领域中,激光器分别扮演不同的角色,其所发挥的计算功能也逐步深入:在光电强化学习过程中,现有研究大多利用激光腔内的混沌过程产生随机信号进行决策选择,但激光器本身并不具备决策优化的能力;基于光反馈激光器的储备池计算巧妙利用了激光腔内的复杂信号变换,激光器作为储备池计算模型中的重要环节,能够完成对输入数据的高维映射以及向输出层的高速传输;激光网络系统向稳定振荡状态的自发演化可与自旋系统向能量基态的演化建立映射关系,从而完成对特定计算问题的独立求解。

通过本文的梳理可以看出激光器的应用价值已不仅仅局限于高性能光源,其已在智能光计算领域崭露头角;然而,随着激光腔内光场演化过程被越来越多地应用于复杂计算问题的求解,一些理论上和实际应用中的问题也日益凸显,需要在未来的研究中加以解决。在计算速度与能耗方面,目前大部分工作仍采用光电混合系统实现计算,虽然主体的复杂运算能够在光域进行,但整体计算速度受限于电学模块中的信号处理过程,而且光电、电光转换环节会引入额外的能耗,削弱了光子计算的低能耗优势。在本文所讨论的三个领域中,现有技术方案使得强化学习与储备池计算的系统构建依赖于电学模块的参与,其全光化发展需要原理与硬件层面的大幅创新突破,而基于简并腔激光器的光计算能够减少对电学模块的使用,但引入 SLM 等光电调制器件后仍需考虑其刷新效率对系统整体响应时间的影响;在问题求解过程方面,基于激光混沌的强化学习在现有工作中已经实现了在线决策优化,基于激光网络的人工自旋模型可自主收敛至能量基态,上述二者基本能够在物理系统中直接完成问题的求解,但基于光反馈激光器的储备池计算则需要在计算机中离线实施其参数训练过程,导致模型建立效率降低;在计算规模与系统复杂度方面,当前实际硬件系统所能达到的计算规模仍远低于实际应用需求,而计算规模的提升往往以系统复杂度的提升、系统体积的增加以

及计算准确度与速度的下降为代价。简并腔激光器内部可形成大量独立并行的激光通道,有望被应用于组合优化以外的光计算领域,代替激光器系统中的多个分立激光器(以减小系统体积),但其自身的小型化与集成化又是另一个技术难题。

除了速度快、并行度高、能耗低等光计算的固有优势外,基于激光器的光计算能够充分利用现有的各类成熟激光技术,以及激光腔内部或多激光器系统中所蕴含的独特物理过程,为复杂计算任务提供更为丰富的解决方案。未来,基于激光谐振腔的光计算还需要研究人员对理论模型进行进一步完善优化,不断拓展其在不同智能计算领域的应用潜能,提升计算精度、规模与维度。随着研究人员对更适合于光计算的智能算法和光电器件的探索和开发,同时通过与不断涌现并持续发展的各类在线训练、原位训练方案结合,激光器智能计算将逐步走向全光化、高效率与实时性。此外,利用各类新型激光腔结构、先进激光技术、光子集成技术,结合超材料、超表面技术,有望实现结构更为紧凑的片上智能激光计算系统。总体而言,激光谐振腔与光计算有机结合所带动的新兴领域展现出了较大的研究活力,建立高速、高效的智能激光系统并将其应用于信息处理和计算是未来重要的发展方向。

## 参 考 文 献

- [1] Li C, Zhang X, Li J W, et al. The challenges of modern computing and new opportunities for optics[J]. *Photonix*, 2021, 2: 1-31.
- [2] Gyongyosi L, Imre S. A survey on quantum computing technology [J]. *Computer Science Review*, 2019, 31(C): 51-71.
- [3] Adleman L M. Molecular computation of solutions to combinatorial problems[J]. *Science*, 1994, 266(5187): 1021-1024.
- [4] Okamoto A, Tanaka K, Saito I. DNA logic gates[J]. *Journal of the American Chemical Society*, 2004, 126(30): 9458-9463.
- [5] Ivanov D, Chezhegov A, Kiselev M, et al. Neuromorphic artificial intelligence systems[J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2022, 16: 959626.
- [6] Zhang W Q, Gao B, Tang J S, et al. Neuro-inspired computing chips[J]. *Nature Electronics*, 2020, 3(7): 371-382.
- [7] Marković D, Mizrahi A, Querlioz D, et al. Physics for neuromorphic computing[J]. *Nature Reviews Physics*, 2020, 2(9): 499-510.
- [8] Shastri B J, Tait A N, de Lima T F, et al. Photonics for artificial intelligence and neuromorphic computing[J]. *Nature Photonics*, 2021, 15(2): 102-114.
- [9] Lugt A V. Signal detection by complex spatial filtering[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1964, 10(2): 139-145.
- [10] Weaver C S, Goodman J W. A technique for optically convolving two functions[J]. *Applied Optics*, 1966, 5(7): 1248-1249.
- [11] Shen Y C, Harris N C, Skirlo S, et al. Deep learning with coherent nanophotonic circuits[J]. *Nature Photonics*, 2017, 11(7): 441-446.
- [12] Tait A N, de Lima T F, Zhou E, et al. Neuromorphic photonic networks using silicon photonic weight banks[J]. *Scientific Reports*, 2017, 7(1): 1-10.
- [13] Feldmann J, Youngblood N, Wright C D, et al. All-optical spiking neurosynaptic networks with self-learning capabilities[J]. *Nature*, 2019, 569(7755): 208-214.
- [14] Lin X, Rivenson Y, Yardimci N T, et al. All-optical machine



- learning using diffractive deep neural networks[J]. *Science*, 2018, 361(6406): 1004-1008.
- [15] Li J X, Mengu D, Luo Y, et al. Class-specific differential detection in diffractive optical neural networks improves inference accuracy[J]. *Advanced Photonics*, 2019, 1(4): 046001.
- [16] Yan T, Wu J M, Zhou T K, et al. Fourier-space diffractive deep neural network[J]. *Physical Review Letters*, 2019, 123(2): 023901.
- [17] Vandoorne K, Dierckx W, Schrauwen B, et al. Toward optical signal processing using photonic reservoir computing[J]. *Optics Express*, 2008, 16(15): 11182-11192.
- [18] Vandoorne K, Mechet P, Van Vaerenbergh T, et al. Experimental demonstration of reservoir computing on a silicon photonics chip[J]. *Nature Communications*, 2014, 5(1): 1-6.
- [19] Brunner D, Fischer I. Reconfigurable semiconductor laser networks based on diffractive coupling[J]. *Optics Letters*, 2015, 40(16): 3854-3857.
- [20] Utsunomiya S, Takata K, Yamamoto Y. Mapping of Ising models onto injection-locked laser systems[J]. *Optics Express*, 2011, 19(19): 18091-18108.
- [21] Wang Z, Marandi A, Wen K, et al. A coherent Ising machine based on degenerate optical parametric oscillators[J]. *Physical Review A*, 2013, 88(6): 063853.
- [22] Marandi A, Wang Z, Takata K, et al. Network of time-multiplexed optical parametric oscillators as a coherent Ising machine[J]. *Nature Photonics*, 2014, 8(12): 937-942.
- [23] Kaelbling L P, Littman M L, Moore A W. Reinforcement learning: a survey[J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 1996, 4: 237-285.
- [24] Kuroda K, Kato H, Kim S J, et al. Improving throughput using multi-armed bandit algorithm for wireless LANs[J]. *Nonlinear Theory and Its Applications, IEICE*, 2018, 9(1): 74-81.
- [25] Kroemer O B, Detry R, Piater J, et al. Combining active learning and reactive control for robot grasping[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2010, 58(9): 1105-1116.
- [26] Herbert R. Some aspects of the sequential design of experiments [J]. *Bulletin of the American Mathematical Society*, 1952, 58(5): 527-536.
- [27] Auer P, Cesa-Bianchi N, Fischer P. Finite-time analysis of the multiarmed bandit problem[J]. *Machine Learning*, 2002, 47(2): 235-256.
- [28] Sciamanna M, Shore K A. Physics and applications of laser diode chaos[J]. *Nature Photonics*, 2015, 9(3): 151-162.
- [29] Naruse M, Terashima Y, Uchida A, et al. Ultrafast photonic reinforcement learning based on laser chaos[J]. *Scientific Reports*, 2017, 7(1): 1-10.
- [30] Uchida A, Amano K, Inoue M, et al. Fast physical random bit generation with chaotic semiconductor lasers[J]. *Nature Photonics*, 2008, 2(12): 728-732.
- [31] Goodfellow I J, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial nets[C]//*Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems*, December 8-13, 2014, Montreal, Canada. New York: ACM Press, 2014: 2672-2680.
- [32] Naruse M, Matsubara T, Chauvet N, et al. Generative adversarial network based on chaotic time series[J]. *Scientific Reports*, 2019, 9(1): 1-9.
- [33] Naruse M, Mihana T, Hori H, et al. Scalable photonic reinforcement learning by time-division multiplexing of laser chaos [J]. *Scientific Reports*, 2018, 8(1): 1-16.
- [34] Mihana T, Mitsui Y, Takabayashi M, et al. Decision making for the multi-armed bandit problem using lag synchronization of chaos in mutually coupled semiconductor lasers[J]. *Optics Express*, 2019, 27(19): 26989-27008.
- [35] Takeuchi S, Hasegawa M, Kanno K, et al. Dynamic channel selection in wireless communications via a multi-armed bandit algorithm using laser chaos time series[J]. *Scientific Reports*, 2020, 10(1): 1574.
- [36] Ma Y T, Xiang S Y, Guo X X, et al. Time-delay signature concealment of chaos and ultrafast decision making in mutually coupled semiconductor lasers with a phase-modulated Sagnac loop [J]. *Optics Express*, 2020, 28(2): 1665-1678.
- [37] Han Y N, Xiang S Y, Wang Y, et al. Generation of multi-channel chaotic signals with time delay signature concealment and ultrafast photonic decision making based on a globally-coupled semiconductor laser network[J]. *Photonics Research*, 2020, 8(11): 1792-1799.
- [38] Mihana T, Fujii K, Kanno K, et al. Laser network decision making by lag synchronization of chaos in a ring configuration[J]. *Optics Express*, 2020, 28(26): 40112-40130.
- [39] Duan Z C, Li A H, Okada N, et al. User pairing using laser chaos decision maker for NOMA systems[J]. *Nonlinear Theory and Its Applications IEICE*, 2022, 13(1): 72-83.
- [40] Takatomo M, Kazutaka K, Makoto N, et al. Photonic decision making for solving competitive multi-armed bandit problem using semiconductor laser networks[J]. *Nonlinear Theory and Its Applications, IEICE*, 2022, 13(3): 582-597.
- [41] Iwami R, Mihana T, Kanno K, et al. Controlling chaotic itinerancy in laser dynamics for reinforcement learning[J]. *Science Advances*, 2022, 8(49): eabn8325.
- [42] Homma R, Kochi S, Niiyama T, et al. On-chip photonic decision maker using spontaneous mode switching in a ring laser[J]. *Scientific Reports*, 2019, 9(1): 1-9.
- [43] Maass W, Natschläger T, Markram H. Real-time computing without stable states: a new framework for neural computation based on perturbations[J]. *Neural Computation*, 2002, 14(11): 2531-2560.
- [44] Jaeger H, Haas H. Harnessing nonlinearity: predicting chaotic systems and saving energy in wireless communication[J]. *Science*, 2004, 304(5667): 78-80.
- [45] Porte X, Skalli A, Nasibeh H, et al. A complete, parallel and autonomous photonic neural network in a semiconductor multimode laser[J]. *Journal of Physics: Photonics*, 2021, 3(2): 024017.
- [46] Skalli A, Porte X, Haghghi N, et al. Computational metrics and parameters of an injection-locked large area semiconductor laser for neural network computing[J]. *Optical Materials Express*, 2022, 12(7): 2793-2804.
- [47] Appeltant L, Soriano M C, van der Sande G, et al. Information processing using a single dynamical node as complex system[J]. *Nature Communications*, 2011, 2(1): 1-6.
- [48] Larger L, Soriano M C, Brunner D, et al. Photonic information processing beyond Turing: an optoelectronic implementation of reservoir computing[J]. *Optics Express*, 2012, 20(3): 3241-3249.
- [49] Paquot Y, Dupont F, Smerieri A, et al. Optoelectronic reservoir computing[J]. *Scientific Reports*, 2012, 2(1): 1-6.
- [50] Dupont F, Schneider B, Smerieri A, et al. All-optical reservoir computing[J]. *Optics Express*, 2012, 20(20): 22783-22795.
- [51] Brunner D, Soriano M C, Mirasso C R, et al. Parallel photonic information processing at gigabyte per second data rates using transient states[J]. *Nature Communications*, 2013, 4(1): 1-7.
- [52] Nguimdo R M, Verschaffelt G, Danckaert J, et al. Simultaneous computation of two independent tasks using reservoir computing based on a single photonic nonlinear node with optical feedback[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2015, 26(12): 3301-3307.
- [53] Nguimdo R M, Lacot E, Jacquin O, et al. Prediction performance of reservoir computing systems based on a diode-pumped erbium-doped microchip laser subject to optical feedback[J]. *Optics Letters*, 2017, 42(3): 375-378.
- [54] Vatin J, Rontani D, Sciamanna M. Enhanced performance of a reservoir computer using polarization dynamics in VCSELs[J]. *Optics Letters*, 2018, 43(18): 4497-4500.
- [55] Vatin J, Rontani D, Sciamanna M. Experimental reservoir computing using VCSEL polarization dynamics[J]. *Optics*

- Express, 2019, 27(13): 18579-18584.
- [56] Guo X X, Xiang S Y, Zhang Y H, et al. Four-channels reservoir computing based on polarization dynamics in mutually coupled VCSELs system[J]. Optics Express, 2019, 27(16): 23293-23306.
- [57] Gu B L, Xiang S Y, Guo X X, et al. Enhanced prediction performance of a time-delay reservoir computing system based on a VCSEL by dual-training method[J]. Optics Express, 2022, 30(17): 30779-30790.
- [58] Appeltant L, van der Sande G, Danckaert J, et al. Constructing optimized binary masks for reservoir computing with delay systems [J]. Scientific Reports, 2014, 4(1): 1-5.
- [59] Soriano M C, Ortín S, Brunner D, et al. Optoelectronic reservoir computing: tackling noise-induced performance degradation[J]. Optics Express, 2013, 21(1): 12-20.
- [60] Dupont F, Akrouf A, Smerieri A, et al. Analog input layer for optical reservoir computers[EB/OL]. (2014-06-12)[2022-11-09]. <https://arxiv.org/abs/1406.3238>.
- [61] Nakayama J, Kanno K, Uchida A. Laser dynamical reservoir computing with consistency: an approach of a chaos mask signal[J]. Optics Express, 2016, 24(8): 8679-8692.
- [62] Kuriki Y, Nakayama J, Takano K, et al. Impact of input mask signals on delay-based photonic reservoir computing with semiconductor lasers[J]. Optics Express, 2018, 26(5): 5777-5788.
- [63] Takano K, Sugano C, Inubushi M, et al. Compact reservoir computing with a photonic integrated circuit[J]. Optics Express, 2018, 26(22): 29424-29439.
- [64] Sugano C, Kanno K, Uchida A. Reservoir computing using multiple lasers with feedback on a photonic integrated circuit[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics, 2020, 26(1): 1500409.
- [65] Hasegawa H, Kanno K, Uchida A. Parallel and deep reservoir computing using semiconductor lasers with optical feedback[J]. Nanophotonics, 2023, 12(5): 869-881.
- [66] Johnson M W, Amin M H S, Gildert S, et al. Quantum annealing with manufactured spins[J]. Nature, 2011, 473(7346): 194-198.
- [67] Yamaoka M, Yoshimura C, Hayashi M, et al. A 20k-spin Ising chip to solve combinatorial optimization problems with CMOS annealing[J]. IEEE Journal of Solid-State Circuits, 2016, 51(1): 303-309.
- [68] Cai F X, Kumar S, van Vaerenbergh T, et al. Harnessing intrinsic noise in memristor hopfield neural networks for combinatorial optimization[EB/OL]. (2019-03-26)[2022-11-09]. <https://arxiv.org/abs/1903.11194>.
- [69] Takata K, Utsunomiya S, Yamamoto Y. Transient time of an Ising machine based on injection-locked laser network[J]. New Journal of Physics, 2012, 14(1): 013052.
- [70] Utsunomiya S, Namekata N, Takata K, et al. Binary phase oscillation of two mutually coupled semiconductor lasers[J]. Optics Express, 2015, 23(5): 6029-6040.
- [71] Nguyen D, Demir V, Akbulut M, et al. An optical Ising machine based on multi-core fiber lasers[C]//2016 IEEE Photonics Society Summer Topical Meeting Series (SUM), July 11-13, 2016, Newport Beach, CA, USA. New York: IEEE Press, 2016: 201-202.
- [72] Babaieian M, Nguyen D T, Demir V, et al. A single shot coherent Ising machine based on a network of injection-locked multicore fiber lasers[J]. Nature Communications, 2019, 10(1): 1-11.
- [73] McMahon P L, Marandi A, Haribara Y, et al. A fully programmable 100-spin coherent Ising machine with all-to-all connections[J]. Science, 2016, 354(6312): 614-617.
- [74] Inagaki T, Haribara Y, Igarashi K, et al. A coherent Ising machine for 2000-node optimization problems[J]. Science, 2016, 354(6312): 603-606.
- [75] Okawachi Y, Yu M J, Jang J K, et al. Demonstration of chip-based coupled degenerate optical parametric oscillators for realizing a nanophotonic spin-glass[J]. Nature Communications, 2020, 11(1): 4119.
- [76] Honjo T, Sonobe T, Inaba K, et al. 100,000-spin coherent Ising machine[J]. Science Advances, 2021, 7(40): eabh0952.
- [77] Honjo T, Inaba K, Inagaki T, et al. A coherent Ising machine based on a network of 100,000 degenerate optical parametric oscillator pulses[C]//2022 IEEE 22nd International Conference on Nanotechnology (NANO), July 4-8, 2022, Palma de Mallorca, Spain. New York: IEEE Press, 2022: 405-408.
- [78] Pierangeli D, Marcucci G, Conti C. Large-scale photonic Ising machine by spatial light modulation[J]. Physical Review Letters, 2019, 122(21): 213902.
- [79] Pierangeli D, Rafayelyan M, Conti C, et al. Scalable spin-glass optical simulator[J]. Physical Review Applied, 2021, 15(3): 034087.
- [80] Arnaud J A. Degenerate optical cavities[J]. Applied Optics, 1969, 8(1): 189-196.
- [81] Pal V, Tradonsky C, Chriki R, et al. Talbot coupling of laser arrays in a degenerate cavity[C]//Frontiers in Optics 2015, October 18-22, San Jose, California. Washington, D.C.: Optica Publishing Group, 2015: LTh1H.4.
- [82] Chriki R, Barach G, Tradonsky C, et al. Rapid and efficient formation of propagation invariant shaped laser beams[J]. Optics Express, 2018, 26(4): 4431-4439.
- [83] Nixon M, Fridman M, Ronen E, et al. Synchronized cluster formation in coupled laser networks[J]. Physical Review Letters, 2011, 106(22): 223901.
- [84] Nixon M, Fridman M, Ronen E, et al. Controlling synchronization in large laser networks[J]. Physical Review Letters, 2012, 108(21): 214101.
- [85] Tradonsky C, Pal V, Chriki R, et al. Talbot diffraction and Fourier filtering for phase locking an array of lasers[J]. Applied Optics, 2017, 56(1): A126-A132.
- [86] Mahler S, Tradonsky C, Chriki R, et al. Coupling of laser arrays with intracavity elements in the far-field[J]. OSA Continuum, 2019, 2(6): 2077-2084.
- [87] Nixon M, Ronen E, Friesem A A, et al. Observing geometric frustration with thousands of coupled lasers[J]. Physical Review Letters, 2013, 110(18): 184102.
- [88] Pal V, Tradonsky C, Chriki R, et al. Observing dissipative topological defects with coupled lasers[J]. Physical Review Letters, 2017, 119(1): 013902.
- [89] Pal V, Mahler S, Tradonsky C, et al. Rapid fair sampling of the XY spin Hamiltonian with a laser simulator[J]. Physical Review Research, 2020, 2(3): 033008.
- [90] Mahler S, Goh M L, Tradonsky C, et al. Improved phase locking of laser arrays with nonlinear coupling[J]. Physical Review Letters, 2020, 124(13): 133901.
- [91] Gershenzon I, Arwas G, Gadasi S, et al. Exact mapping between a laser network loss rate and the classical XY Hamiltonian by laser loss control[J]. Nanophotonics, 2020, 9(13): 4117-4126.
- [92] Nixon M, Katz O, Small E, et al. Real-time wavefront shaping through scattering media by all-optical feedback[J]. Nature Photonics, 2013, 7(11): 919-924.
- [93] Tradonsky C, Gershenzon I, Pal V, et al. Rapid laser solver for the phase retrieval problem[J]. Science Advances, 2019, 5(10): eaax4530.
- [94] Tradonsky C, Mahler S, Cai G D, et al. High-resolution digital spatial control of a highly multimode laser[J]. Optica, 2021, 8(6): 880-884.
- [95] Chriki R, Mahler S, Tradonsky C, et al. Real-time full-field imaging through scattering media by all-optical feedback[J]. Physical Review A, 2022, 105(3): 033527.



# Advances and Challenges in Intelligent Optical Computing Based on Laser Cavities

Wu Jiawei<sup>1,2</sup>, Wang Hao<sup>1,2</sup>, Fu Xing<sup>1,2</sup>, Liu Qiang<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Precision Instrument, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

<sup>2</sup>Key Laboratory Photonic Control Technology, Ministry of Education, Tsinghua University, Beijing 100084, China

## Abstract

**Significance** With the advent of the information era, the development of artificial intelligence technology has undergone an unprecedented transformation, leading to a growing demand for computing resources and efficiency. However, conventional computers based on electronic transistors, constrained by von Neumann architectures, encounter performance bottlenecks in complex computing tasks such as deep neural networks and large-scale combinatorial optimizations. To circumvent the limitations of traditional computing hardware systems, researchers have begun exploiting the inherent properties of different physical systems for computation or computing acceleration, including quantum computing, DNA computing, neuromorphic computing, and optical computing.

Among the innovative computing approaches mentioned above, optical computing aims to construct all-optical or optoelectronic systems for information processing by leveraging the physical properties of light and the intricate interactions between light and matter. Optical computing excels in many complex computing tasks due to ultra-fast transmission speeds, high parallelism, and minimal energy consumption. Since the proposal of the optical correlator in the 1950s and 1960s, optical computing has consistently drawn the attention of researchers across various fields. With emerging concepts, such as on-chip optical neural networks, diffractive deep neural networks, optoelectronic reservoir computing, and photonic Ising machines, the application potential of photons in diverse complex computing tasks is becoming increasingly evident. It is not an exaggeration to state that photons are evolving into one of the foundations of next-generation computing.

Lasers, as high-performance light sources, play a crucial role in industrial manufacturing and scientific research. Generated by laser cavities, laser has been widely employed in fabrication, measurement, communication, medicine, and other fields. In recent years, researchers have discovered that lasers can also serve as powerful computational tools. Specifically, the randomness and nonlinearity of lasers in chaotic oscillations, relaxation oscillations, and other unsteady states can be harnessed to address complex calculation problems. Additionally, in the absence of external disturbances, physical processes, such as mode competition, can cause the light field in laser cavities to spontaneously evolve into a stable oscillation state with the lowest loss, which can be mapped to the solution of a complex computation problem. As optical computing continues to advance, and laser generation, control, and detection technologies mature, there is a growing interest in the computational capabilities of lasers. Therefore, it is essential to summarize the progress of optical computing based on laser cavities to guide the further integration of lasers and artificial intelligence technology, ultimately promoting the development of intelligent laser computing systems.

**Progress** In this review, we comprehensively summarize the recent progress in optical computing based on laser cavities, primarily focusing on reinforcement learning using laser chaos, reservoir computing by lasers with optical delayed feedback, and spin models for solving combinatorial optimization problems simulated by laser networks.

Firstly, we introduce methods that utilize laser chaos signals generated by semiconductor lasers to perform reinforcement learning (RL). Naruse *et al.* initially demonstrated RL assisted by laser chaos, which served as random numbers, and proved that laser chaos signals outperform pseudorandom numbers generated by conventional electronic circuitry in this calculation task. Subsequent research aiming at scalability and parallelism improvement is also discussed (Fig. 2). To further exploit the properties of oscillations within laser cavities, RL based on mode switching in a ring laser, lag synchronization of coupled lasers and laser networks, and chaotic itinerancy in a multimode semiconductor laser have been proposed and demonstrated as well (Fig. 3).

Subsequently, we discuss optoelectronic reservoir computing (RC) based on lasers, mainly focusing on delay-based RC using lasers with optical delayed feedback. Since 2013, when Brunner *et al.* experimentally implemented reservoir computing using a semiconductor laser as the nonlinear node, numerous studies have been conducted to enhance performance. These include RC based on semiconductor ring lasers, microchip lasers, vertical cavity surface-emitting lasers, and photonic integrated circuits (Fig. 6, Fig. 7).

Finally, we review recent advances in simulating spin models using laser networks. Artificial spin models can be employed to solve NP-hard combinatorial optimization problems, as their ground states are associated with the solutions. Under certain circumstances, the steady oscillation state of a laser network system can be mapped to the ground state of the spin Hamiltonian, and thus, to the solution of the combinatorial optimization problem. Photonic Ising machines based on injection-locked laser networks (Fig. 8) and XY model simulators based on degenerate cavity lasers (Fig. 11) are outlined, respectively. Additionally, other types of challenging computational problems solved by degenerate cavity lasers are presented, including real-time wavefront shaping, phase retrieval, generation of arbitrary-shaped laser beams, and real-time full-field imaging through scattering media (Fig. 12).

**Conclusions and Prospects** In addition to the inherent advantages of optical computing, such as ultra-fast transmission speed,

high parallelism, and negligible energy consumption, laser-based optical computing fully utilizes the unique physical processes occurring in laser cavities, as well as various mature laser technologies, to provide a wealth of solutions for complex computing tasks. In the future, the theoretical model of optical computing based on laser cavities needs further optimization to continuously expand its application in various intelligent computing fields and to improve calculation accuracy, scale, and dimension. Additionally, with the exploration and development of intelligent algorithms and optoelectronic devices that are better suited for optical computing, combined with rapidly advancing online training and *in situ* training schemes, intelligent laser computing is expected to gradually achieve all-optical, high-efficiency, and real-time performance. Furthermore, by utilizing novel laser cavity structures, advanced laser technologies, and photon integration technologies, along with metamaterial and metasurface technologies, it is anticipated that more compact on-chip intelligent laser computing systems will be developed. In summary, the establishment of high-speed and high-efficiency intelligent laser systems for information processing and computation is a significant and promising research direction that encompasses the simultaneous development of hardware, software, and algorithms.

**Key words** optics in computing; lasers; artificial intelligence; optoelectronic reinforcement learning; optoelectronic reservoir computing; photonic Ising machine