引用格式: GUO Xingxing, XIANG Shuiying, ZHANG Yahui, et al. Experimental Research of the Optical Reservoir Computing Based on the VCSEL (Invited)[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(10):1020002 郭星星,项水英,张雅慧,等,基于VCSEL的光储备池计算实验研究(特激)[J].光子学报,2021,50(10):1020002

# 基于VCSEL的光储备池计算实验研究(特邀)

# 郭星星,项水英,张雅慧,郝跃

(西安电子科技大学综合业务网理论及关键技术国家重点实验室,西安710071)

摘 要:结合时延储备池计算和垂直腔面发射激光器,基于现有的光纤光学平台,对以1550 nm 波段垂 直腔面发射激光器为非线性节点的时延光储备池计算系统进行了实验研究。结果表明,在该实验系统 中可以分别成功地实现单个 Santa-Fe 混沌时间序列预测任务以及单个非线性信道均衡任务。基于垂 直腔面发射激光器在特定参数条件下能实现双模共存,进一步在该系统中垂直腔面发射激光器的两个 偏振模式中同时注入外部信号,成功地完成了 Santa-Fe 混沌时间序列预测和非线性信道均衡任务的并 行处理,但是整体性能要弱于单任务处理性能;除此之外,并行任务的性能随着外光注入强度的增加而 得到改善,其中注入强度比率大的一方性能更好。

关键词:计算光学;非线性光学;储备池计算;垂直腔面发射激光器;神经形态计算;时延系统;信息处理;混沌时间序列预测;非线性信道均衡

**中图分类号**:TN249 **文献标识码**:A

doi:10.3788/gzxb20215010.1020002

# Experimental Research of the Optical Reservoir Computing Based on the VCSEL (Invited)

GUO Xingxing, XIANG Shuiying, ZHANG Yahui, HAO Yue

(The State Key Laboratory of Integrated Service Networks, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: Combined with the time delay reservoir computing and vertical cavity surface emitting laser, based on the existing fiber optic platform, an experimental study on the time delay reservoir computing system with the 1 550 nm waveband vertical cavity surface emitting laser as the nonlinear node is carried out. The results show that a Santa-Fe chaotic time series prediction task and a single nonlinear channel equalization task can be successfully implemented in the experimental system. Based on the vertical cavity surface emitting laser that can achieve two polarization modes coexistence under certain parameter conditions, external signals are further injected into the two polarization modes of vertical cavity surface emitting laser simultaneously, and the parallel processing of Santa Fe chaotic time series prediction and signal nonlinear trace equalization is successfully completed, however, the performance of parallel tasks processing is improved with the increase of the external light injection intensity, and the parallel task processing is better.

**Key words**: Optics in computing; Nonlinear optics; Reservoir computing; Vertical cavity surface emitting laser; Neuromorphic computing; Time delay system; Information processing; Chaotic time series

**收稿日期:**2021-07-13;录用日期:2021-08-17

http://www.photon.ac.cn

基金项目:国家自然科学基金面上项目(No. 61974177, No.61674119),国家优秀青年科学基金(No.62022062),中央高校基本科研业务费 (No. JB210114)

第一作者:郭星星(1993—),女,讲师,博士,主要研究方向为光储备池计算。Email: xidiangxx@126.com

通讯作者:项水英(1986—),女,教授,博士,主要研究方向为光子神经形态计算、光子神经信息处理、光脉冲神经网络,类脑计算、脑科学、机器学习、神经元网络。Email: syxiang@xidian.edu.cn

prediction; Nonlinear channel equalization **OCIS Codes**: 200.4260; 140.7260; 200.4740

## 0 引言

近年来,受大脑中信息处理方法的启发,人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANN)受到了学者的广泛关注<sup>[1-2]</sup>。递归神经网络(Recurrent Neural Networks, RNNs)作为一种重要的ANN,可以将输入的时间依赖性嵌入到其动态行为中,因此适合用于时间数据处理<sup>[3-5]</sup>。然而,训练这样的RNNs是一个高度非线性的问题,需要大量的训练成本<sup>[6]</sup>。为了克服RNN的局限性,储备池计算(Reservoir Computing, RC)的概念应运而生<sup>[7-9]</sup>。对于RC而言,输入权重和储备池内部权重是随机固定的,只需要训练输出权重<sup>[10-12]</sup>。因此, RC的训练成本远低于RNN。

RC物理实现主要有两种思路。常规思路是仿照RC的软件实现方式,用大量光电子器件构成储备池中的节点<sup>[13-16]</sup>。这种思路由于使用了并行计算,实现了较快的信息处理速度。但是大量光电子器件的使用,对器件的尺寸和成本也带来了更严苛的要求。第二种RC的物理实现方式是由比利时布鲁塞尔自由大学APPELTANTL等<sup>[17]</sup>在2011年首次提出的一种简化新颖的硬件RC实现方式,即将传统RC系统中大规模节点简化为带有延迟反馈信号的单个非线性节点,大大减小了硬件实现难度。

自时延RC系统提出以来,光电、全光和基于半导体激光器(Semiconductor Laser, SL)等的时延RC系统相继被提出,并且得到了学者们的广泛研究<sup>[18-22]</sup>。例如,2013年,西班牙研究团队BRUNNER D等首次提出基于SL的时延光RC系统,用于产生瞬态响应的非线性节点由一个带反馈的SL实现。利用这个RC系统可以对语音数字识别任务并行实现数字类型和数字说话人的识别,信息处理速率可以达到1Gbps<sup>[23]</sup>;2016年,日本琦玉大学研究团队NAKAYAMAJ等提出了在基于SL时延光RC系统输入层中使用混沌掩模信号<sup>[24]</sup>。数值结果表明,当掩模信号的特征频率接近SL的弛豫振荡频率时,通过使用混沌掩模信号可以提高RC系统的预测性能。2018年,他们在实验中进一步比较了二进制、六值、随机、混沌和噪声掩模信号对基于SL的时延光RC系统性能的影响<sup>[25]</sup>。实验结果表明,混沌掩模信号比数字掩模信号具有更好的性能。2018年,西南大学团队提出了一种基于双光反馈和光注入的SL时延光RC系统相比,该系统具有更好的推能。同年,该团队进一步提出了一种基于两个互耦合SLs的时延光RC系统和比,该系统具有更好的预测性能。同年,该团队进一步提出了一种基于两个互耦合SLs的时延光RC系统,将相同任务同时分别注入到两个互耦合SLs中,并提取这两个SLs中的瞬态响应,将其合并进行后处理<sup>[27]</sup>。数值仿真结果表明,与基于双光反馈的SL的时延RC系统相比,所提出的RC系统具有更好的分类和预测性能。

垂直腔面发射激光器(Vertical Cavity Surface Emitting Laser, VCSEL)是一种垂直表面出光的新型 SL,与传统的边发射激光器在研制过程中遇到的制备工艺复杂、波长及输出模式难以控制等问题相比, VCSEL具有易于二维集成、低阈值、低成本、技术成熟等优势<sup>[28-29]</sup>。尤其是VCSEL具有丰富的偏振动力学 特性,在一定的参数条件下,两个偏振模式可以共存。2019年,法国研究团队VATIN J等首次提出基于 VCSEL的时延光RC系统的数值模型。在这个数值模型中把具有丰富且快速的偏振动力学行为的VCSEL 视为储备池中的非线性节点<sup>[30]</sup>。通过数值研究发现,相比于VCSEL中只有一个偏振模式的情况,当 VCSEL中两个偏振模式共存时RC系统具有较高的计算性能、更大的记忆容量,以及更好的分类能力。 2019年,西安电子科技大学提出在基于单偏振反馈VCSEL时延光RC系统中利用VCSEL中的两个偏振模 式实现并行任务处理<sup>[31]</sup>。通过数值仿真,该RC系统在两种不同的反馈结构中成功地并行完成了混沌时间 序列预测和波形识别任务。同年,该研究团队进一步提出了互耦合VCSELs的四通道时延光RC系统,数值 仿真结果表明,四通道时延RC系统能以高出 4 倍的信息处理速度产生与单通道时延RC系统相当的性 能<sup>[32]</sup>。2020年,法国研究团队VATIN J等通过实验证明了在基于VCSEL的时延RC系统中并行处理两个 同一类型任务的可能性<sup>[33]</sup>。然而,基于VCSEL的时延RC系统的实验研究还较少,尤其是基于VCSEL的 时延RC系统并行处理两个不同类型任务的研究还没有涉及。

本文实验研究了以1550 nm 波段 VCSEL 为非线性节点的时延光 RC 系统的性能。基于光纤光学实验 平台,首先搭建了基于 VCSEL 的时延光 RC 单任务处理系统的实验平台。实验验证了该系统分别实现单个 Santa-fe 混沌时间序列预测任务,单个非线性信道均衡任务的可能。基于 VCSEL 在特定参数条件下能实现 双模共存,搭建了基于单个 VCSEL 的时延光 RC 并行任务处理系统的实验平台。通过对外光注入强度及其 他可控参数的调控,在该系统中同时实现了混沌时间序列预测和非线性信道均衡任务。

# 1 基于 VCSEL 的时延光 RC 的单任务处理实验方案

#### 1.1 实验方案

首先考虑了基于VCSEL的时延光RC单任务处理系统,其实验装置如图1所示。实验中使用了单个带 反馈的VCSEL(SEOUL VIOSYS)为储备池。VCSEL由高稳定性和低噪声激光二极管控制器(Laser Diode Controller, LDC, ILX-Lightwave LDC-3724C)驱动,提供注入电流并且让其工作在恒温状态。光环 形器(Optical Circulator, CIR)实现了反馈环路,通过光纤耦合器(Optical Coupler, OC)最终控制VCSEL的 实际反馈比例为10%(在该反馈比例且无外部注入情况下,VCSEL输出为混沌态且带有易提取的时延特 征)。光纤延迟线(Fiber Delay Line, DL)和每个光学组件的包装所带来的固定光纤长度一起用于调控反馈 时延。反馈时延可以通过计算VCSEL输出的自相关函数得到,这里控制总的反馈时延τ为100 ns。



图 1 基于 VCSEL 的时延光 RC 单任务处理系统实验方案 Fig. 1 The experimental scheme of the VCSEL-based time-delayed optical RC single-task processing system

任务信号与掩模进行处理后,编码到任意波形发生器(Arbitrary Wave Generator, AWG, Tektronix AWG7082C)中,并以1GSa/s的速度生成。生成的输入信号经过电放大器(Electric Amplifier, Ampl)放大后,发送到马赫-曾德尔调制器(Mach-Zehnder Modulator, MZM)的射频端口。实验中使用MZM调制与VCSEL 波长匹配的分布式反馈激光器(Distributed Feedback Laser, DFB)的输出。偏振控制器(Polarization Controller, PC3)用于调节DFB的输出与MZM的调制轴对准。注入强度由可调光衰减器(Variable Optical Attenuator, VOA)和掺饵光纤放大器(Erbium Doped Fiber Application Amplifier, EDFA1)调控。注入光功率由光功率计(Power Meter, PM2)进行测量,注入的偏振模式由PC2控制。

VCSEL输出光的80%经掺饵光纤放大器(EDFA2)放大后,再通过光电转换器(Photodetector, PD, Agilent/HP 11982A)转换成电信号后,可以由示波器(Oscilloscope, OSC, Agilent DSOV334A)观测其时域特性,并且记录输出。最后使用计算机对记录的输出信号进行后处理。

考虑到现有任意波形发生器 AWG 带宽限制,结合示波器和调制器的频率,单个数据注入时间 T 被设置为与反馈时延 $\tau$ 一样的 100 ns,虚拟节点间隔  $\theta$  被设置为 1 000 ps,因此虚拟节点个数为  $N=T/\theta=100$ 。 VCSEL 的阈值电流为 2.69 mA。实验中,VCSEL 的偏置电流设为 2.66 mA,略低于阈值电流<sup>[34]</sup>。

#### 1.2 实验结果

实验中使用的VCSEL在自由运行时的光谱如图 2(a)所示,偏置电流设为 2.66 mA,温度设为 25.85°C。 很明显,光谱图上有两个显著峰值,左边的峰定义为 XP模式(波长为 1552.7 nm),右边的定义为 YP模式 (波长为 1553.01 nm)。可见, XP模式为主导模式, YP模式为抑制模式。DFB自由运行时的光谱如图 2(b) 所示,工作电流设为 27 mA,温度设为 22.6°C。可以观察到 DFB 中只有一个模式,波长为 1552.7 nm。在该 方案中,外部输入信号经 MZM 调制到 DFB 的输出中,然后注入到 VCSEL 中的 XP 模式上,实现了无频率失 谐注入。当外部输入信号注入 XP 模式的强度为 100 μW, VCSEL 的光谱如图 2(c)所示, YP 模式明显被 抑制。



图 2 单任务处理时, VCSEL和DFB的光谱图 Fig. 2 Optical spectra of the VCSEL and DFB during single-task processing

当注入强度为210 μW时,分析了基于VCSEL时延光RC系统处理单个混沌时间序列预测任务的性能。 在该任务中采用了Santa-Fe数据集中的前3000个点进行训练,随后的1000个点进行测试<sup>[31]</sup>。如图3(a)所 示,虚线序列代表经过RC系统处理之后得到的预测值,实线序列代表了任务目标值。明显可以观察到预测 值与目标值基本重合,并且此时得出的归一化均方误差(Normalized Mean Square Error, NMSE)为0.0084<sup>[32]</sup>。



图 3 混沌时间序列预测任务的性能 Fig. 3 The performance of the chaotic time series prediction task

结果说明,基于 VCSEL 的时延光 RC 单任务处理的实验系统具有良好的预测性能。

外部输入信号的注入强度是影响 RC 性能的关键性因素之一。图 3(b)进一步给出了注入强度对混沌时间序列预测任务的影响。从图中可以看出,在考虑的注入强度范围内,混沌时间序列预测的 NMSE 值大体上随着注入强度的增大而减小,与文献[32]的仿真结果一致。这是因为大的注入强度能实现注入锁定,使得在有外部注入但是无输入信号注入时,RC系统能系统保持稳态。此外,在考虑的注入强度范围内,NMSE 都保持在较低值的范围内,即 NMSE 冬 0.04。表示搭建的基于 VCSEL 的时延光 RC 单任务处理的实验系统能在很宽的注入强度范围内对混沌时间序列任务实现高质量的预测。

此外,也考虑了基于VCSEL的时延光RC单任务实验系统处理非线性信道均衡任务的能力。在该任务中,同样采用了3000个数据点用于训练,1000个数据点用于测试<sup>[33]</sup>。当注入强度为205μW时,分析了信 道均衡任务的性能。如图4(a)所示,虚线序列代表经过RC处理之后得到的重构信号,实线序列代表输入的 原始信号。显然,重构信号与原始信号基本一致,并且符号错误率(Symbol Error Rate, SER)为0.03<sup>[34]</sup>。结 果显然也证明基于VCSEL的时延光RC单任务的实验系统能成功完成非线性信道均衡任务。







图 4(b)同样给出了信道均衡任务的 SER 值随着注入强度的变化规律。从图中可以看出,当信噪比 (Signal to Noise Ratio, SNR)为 32 dB时,总体上来说,信道均衡任务的 SER 在考虑的注入强度范围内随着 注入强度的增大呈现出下降的趋势。即信道均衡任务的性能随着注入强度的增大而得到改善,也与混沌时 间序列预测任务一致。

图 5进一步给出了信噪比 SNR 对信道均衡任务的 SER 的影响。这里,注入强度设为180 μW。如图所示,SER 的值随着 SNR 的增加而减小,与文献[30]中的结论一致,再次证明了基于 VCSEL 的时延光 RC 单任务实验系统的可靠性。



图 5 信道均衡任务的 SER 值随着 SNR 的变化规律 Fig. 5 The SER values as a function of SNR for the nonlinear channel equalization task

## 2 基于 VCSEL 的时延光储备池计算的并行任务处理实验方案

通过对基于 VCSEL 的时延光 RC 单任务处理系统进行改进,简单地增加一条外部注入路径和额外分出 一条输出路径搭建基于 VCSEL 的时延光 RC 并行任务处理系统,实现了基于单个 VCSEL 的时延光 RC 系 统并行任务的处理。

实验研究基于VCSEL的时延光RC系统并行任务处理性能,并与单并行任务处理性能进行对比。以混 沌时间序列预测和信道均衡任务为例,主要讨论注入强度对并行任务处理性能的影响。

#### 2.1 实验方案

基于 VCSEL 的时延光 RC 系统并行任务处理实验装置如图 6 所示,其中单个 VCSEL 作为储备池中非 线性节点。两个注入路径分别由一个 DFB、一个 MZM、一个 VOA、两个 PC 组成。两个不同的任务信号经 过与掩模进行预处理后,同时加载到任意波形发生器 AWG 中的两个通道中,并以1 GSa/s的速度生成,接 着分别调制到两个 MZM 上,经过 PC 对其注入偏振进行调控后,由 50:50 的耦合器把两路信号耦合,经过 EDFA 放大后,注入到 VCSEL 的反馈回路中。80% 的输出经过 EDFA 放大后,经过 PC 和偏振光分束器 (Polarized Beam Splitter, PBS)分出 XP 和 YP 模式对应的两路输出,然后分别由两个 PD 转换为电信号后由 OSC 采样并且记录分析。



图 6 基于 VCSEL 的时延光 RC 系统并行任务处理实验方案 Fig. 6 The experimental scheme of the VCSEL-based time-delayed optical RC dual -task processing system

考虑到现有任意波形发生器的带宽限制,结合示波器和调制器的频率,反馈时延*τ*通过调控光纤延长线(DL)设置为100 ns。对于两个路径,θ都被设置为1000 ps,因此N为100。VCSEL的工作电流设为 2.65 mA,温度为25.85°C。

#### 2.2 实验结果

在基于VCSEL的时延光RC并行任务处理实验系统中,使用两个波长与VCSEL中XP和YP模式波长相符的DFB,把两个不同的外部输入信号分别经由两个MZM调制到对应的DFB输出中,从而实现无频率失谐注入。其中一个DFB的温度设为22.6°C,电流设为27mA;另一个DFB的温度设为23.3°C,电流设为25mA。当两路不同的外部输入信号注入VCSEL后,PBS之前VCSEL的光谱如图7(a)所示,两路的注入强度都设为100 μW,很明显地观察到VCSEL中实现了双模共存,XP模式的波长为1552.7 nm,YP模式的波长为1553.01 nm。经过PBS之后XP模式独立分开的光谱如图7(b)所示,XP模式的波长为1552.7 nm,YP模式不明显,但是还能看到识别出YP模式的波长为1553.01 nm。同样地,经过PBS之后YP模式独立分开的光谱如图7(c)所示,XP模式基本消失,YP模式的波长为1553.01 nm。

以混沌时间序列预测任务(注入到 XP模式中)和信道均衡任务(注入到 YP模式中)为例,实验研究了基于 VCSEL的时延光 RC系统并行任务处理性能。以总注入强度为161 μW 为例,如图 8 所示,分析了基于 VCSEL的时延光 RC系统并行处理信道均衡任务和混沌时间序列预测任务的性能。显然,对于两个任务而 言,预测值与目标值基本重合。其中对于信道均衡任务来说SER的值为0.044,对于混沌时间序列预测任务来说 NMSE的值为0.0184。结果证明,基于VCSEL的时延光RC并行任务实验系统能成功地实现并行任务处理。



图8 基于VCSEL的光时延RC并行任务处理系统目标值与预测值对比

Fig. 8 Comparison between the target values and predicted values in the VCSEL time-delayed optical RC dual-task processing system

图 9给出了注入比率对两个处理任务性能的影响。这里,混沌时间序列预测任务的注入强度为53.18 μW, 并且保持不变。信道均衡任务的注入强度初始值设置为118 μW,这意味着信道均衡任务与混沌时间序列 预测任务的注入比率约为1:2。其后按照0.5 dB的比例减小信道均衡任务的注入强度,借此观察两个处理 任务之间注入强度比率的影响。如9(a)所示,随着信道均衡任务注入比率减小,混沌时间序列预测任务的 注入比率增加,其NMSE值随之减小,性能得到改善。与此同时,如图9(b)所示,对于信道均衡任务来说,随 着其注入强度减少(注入比率减小),信道均衡任务的SER值逐渐增大,也意味着信道均衡任务的性能弱化。 这说明两个任务注入比率是影响任务性能的关键性因素,选择合适的注入比率可以选择性调控两个任务的 性能。此外,还考虑了在当前情况下处理混沌时间序列预测任务的 XP模式与处理信道均衡任务的 YP模式 上的输出随着 YP模式上注入强度衰减的变化,如图 9(c)所示,可以观察到 YP模式的输出随着 YP模式上 注入强度的减小而减小;而 XP模式上的输出随着注入比率的增加而增加,但是增量不如 YP模式上的减小 量,因此总的输出强度是减小的。



- 图9 并行任务处理性能以及 VCSEL 输出随着信道均衡任务注入强度衰减的变化规律,其中混沌时间序列预测任务注入强 度保持不变
- Fig. 9 Parallel task processing performance and output power of VCSEL as a function of the injection intensity of channel equalization task, where the injection intensity of the chaotic time series prediction task remains unchanged

图 10进一步给出了注入强度对两个并行处理任务性能的影响。信道均衡任务的初始注入强度为 13 μW,混沌时间序列预测任务的初始注入强度为11.8 μW,两个处理任务注入比率始终控制在约1:1。图



图 10 并行任务处理性能随着注入强度的变化规律,其中混沌时间序列预测任务与信道均衡任务的注入强度的比率约为1:1 Fig. 10 Parallel task processing performance as a function of the injection intensity, and the ratio of injection intensity between chaotic time series prediction task and channel equalization task is about 1:1

10(a)所示,对于混沌时间序列预测任务来说,NMSE的值随着注入强度的增大而减小,即预测性能随着注入强度的增大而得到改善。同样,对于信道均衡任务,在图 10(b)也可以观察到相似的趋势。随着注入强度的增加,SER 随之减小,意味着信道均衡任务性能变好。实验结果说明,注入强度的同步增大同时改善了系统处理并行任务的性能。然而,与系统处理单任务相比(结合图 3(b)和4(b)),由于 VCSEL 两个偏振模式之间必不可少的耦合效应,并行处理任务的性能整体上要弱于单独处理两个任务的性能。

# 3 结论

本文首先搭建了基于VCSEL的时延光RC单任务处理系统的实验平台,并且实验研究了基于VCSEL的光时延RC系统单任务处理性能,分别实现了单个混沌时间序列预测任务、单个信道均衡任务,结果表明,系统处理单任务的性能随着注入强度的增加而得到改善。基于VCSEL在特定参数条件下能实现双模共存,搭建了基于单个VCSEL的时延光RC系统并行任务处理的实验平台,在该系统中同时实现了混沌时间序列预测和信道均衡任务处理。研究了总注入强度与两个任务注入强度比率对RC性能的影响,发现两个任务注入比率是影响任务性能的关键性因素,选择合适的注入比率可以选择性调控两个任务的性能。

#### 参考文献

- [1] HINTON G, DENG L, YU D, et al. Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: the shared views of four research groups[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2012, 6: 82-97.
- [2] SILVER D, HUANG A, MADDISON CJ, et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search[J]. Nature, 2016, 529(7587): 484-489.
- [3] MANDIC D P, CHAMBERS J. Recurrent neural networks for prediction: learning algorithms, architectures and stability [M]. Wiley, 2001.
- [4] CHE Z P, PURUSHOTHAM S, CHO K, et al. Recurrent neural networks for multivariate time series with missing values
  [J]. Scientific Reports, 2018, 8(1): 6085.
- [5] LI W, LIAO B, XIAO L, et al. A recurrent neural network with predefined-time convergence and improved noise tolerance for dynamic matrix square root finding[J]. Neurocomputing, 2019, 337: 262-273.
- [6] STEIL J. Backpropagation-decorrelation: Online recurrent learning with O(N) complexity[C]. IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2004: 843-848.
- [7] JAEGER H. The 'echo state' approach to analysing and training recurrent neural networks—with an erratum note[R]. German National Research Center for Information Technology, GMD Report. 2001, 148:34.
- [8] MAASS W, NATSCHLAGER 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.
- [9] VERSTRAETEN D, SCHRAUWEN B, D'HAENE M, et al. An experimental unification of reservoir computing methods[J]. Neural Networks, 2007, 20(3): 391-403.
- [10] ZHANG H, FENG X, LI B, et al. Integrated photonic reservoir computing based on hierarchical time-multiplexing structure [J]. Optics Express, 2014, 22(25): 225067.
- [11] ZHONG Y, TANG J, LI X, et al. Dynamic memristor-based reservoir computing for high-efficiency temporal signal processing [J]. Nature Communication, 2021, 12(1): 408.
- [12] ARGYRIS A, SCHWIND J, FISCHER I. Fast physical repetitive patterns generation for masking in time-delay reservoir computing[J]. Scientific Reports, 2021, 11(1): 1-12.
- [13] VANDOORNE K, DIERCKX W, SCHRAUWEN B, et al. Toward optical signal processing using Photonic Reservoir Computing[J]. Optics Express, 2008, 16(15): 11182-11192.
- [14] VANDOORNE K, MECHET P, VAERENBERGH T V, et al. Experimental demonstration of reservoir computing on a silicon photonics chip[J]. Nature Communications, 2014, 5: 4541.
- [15] KATUMBA A, FREIBERGER M, BIENSTMAN P, et al. A multiple-input strategy to efficient integrated photonic reservoir computing[J]. Cognitive Computation, 2017, 9(3): 1–8.
- [16] KATUMBA A, HEYVAERT J, SCHNEIDER B, et al. Low-loss photonic reservoir computing with multimode photonic integrated circuits[J]. Scientific Reports, 2018, 8(1): 2653.
- [17] APPELTANT L, SORIANO M C, VAN D, et al. Information processing using a single dynamical node as complex system[J]. Nature Communications, 2011, 2:468-473.
- [18] VINCKIER Q, DUPORT F, SMERIERI A, et al. High-performance photonic reservoir computer based on a coherently driven passive cavity[J]. Optica, 2015, 2(5): 438-446.
- [19] LARGER L, BAYLON-FUENTES A, MARTINENGHI R, et al. High-speed photonic reservoir computing using a time-delay-based architecture: million words per second classification[J]. Physical Review X, 2017, 7:011015.

- [20] NGUIMDO R M, ERNEUX T. Enhanced performances of a photonic reservoir computer based on a single delayed quantum cascade laser[J]. Optics Letters, 2019, 44(1): 49-52.
- [21] ORTIN S, PESQUERA L. Delay-based reservoir computing: tackling performance degradation due to system response time[J]. Optics Letters, 2020, 45(4): 905-908.
- [22] GUO X X, XIANG S, QU Y, et al. Enhanced prediction performance of a neuromorphic reservoir computing system using a semiconductor nanolaser with double phase conjugate feedbacks[J]. Journal of Lightwave Technology, 2021, 39 (1): 129-135.
- [23] 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): 1364.
- [24] 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.
- [25] 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.
- [26] HOU Y S, XIA G Q, YANG W Y, et al. Prediction performance of reservoir computing system based on a semiconductor laser subject to double optical feedback and optical injection [J]. Optics Express, 2018, 26(8): 10211-10219.
- [27] HOU Y S, XIA G Q, JAYAPRASATH E, et al. Prediction and classification performance of reservoir computing system using mutually delay-coupled semiconductor lasers[J]. Optics Communications, 2019, 433: 215–220.
- [28] 伊贺健一,小山二三夫. 面发射激光器基础与应用[M]. 北京:科学出版社, 2002.
- [29] OKUR S. High-power VCSEL arrays with customized beam divergence for 3D-sensing applications[C]. SPIE, 2019, 10938:109380F.
- [30] VATIN J, RONTANI D, SCIAMANNA M, et al. Enhanced performance of a reservoir computer using polarization dynamics in VCSELs[J]. Optics Letters, 2018, 43(18):4497-4500.
- [31] GUO X, XIANG S, ZHANG Y, et al. Polarization multiplexing reservoir computing based on a VCSEL with polarized optical feedback[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics, 2019, 26(1): 1–9.
- [32] GUO X, XIANG S, ZHANG Y, et al. Four-channels reservoir computing based on polarization dynamics in mutually coupled VCSELs system[J]. Optics Express, 2019, 27(16): 23293-23306.
- [33] VATIN J, RONTANI D, SCIAMANNA M. Experimental realization of dual task processing with a photonic reservoir computer[J]. APL Photonics 2020, 5 (8):086105.
- [34] BUENO J, BRUNNER D, SORIANO M C, et al. Conditions for reservoir computing performance using semiconductor lasers with delayed optical feedback[J]. Optics Express, 2017, 25(3): 2401–2412.

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (Nos. 61974177, 61674119), National Outstanding Youth Science Fund Project of National Natural Science Foundation of China (No. 62022062), Fundamental Research Funds for the Central Universities (No. JB210114)