

半导体环形激光器中基于多模时序编码的无反馈光子储备池计算*

李晨 穆鹏华[†] 贺鹏飞 孙朋翔

(烟台大学物理与电子信息学院, 烟台 264005)

半导体环形激光器 (SRL) 天然支持顺时针与逆时针两个反向传播模式, 是构建光子神经形态计算的重要器件。然而, 基于 SRL 的光子储备池计算大多依赖物理反馈环来提供衰落记忆, 存在参数整定困难、稳定区间有限等问题。本文将单个 SRL 与受生物启发的准卷积 (QC) 编码相结合, 提出一种无反馈光子储备池计算方案, 依据 QC 编码施加位置的不同, 构建了输入编码型 (IC-RC)、输出编码型 (OC-RC) 与混合编码型 (HC-RC) 三种互补储备池变体, 三者分别通过在输入端、输出端或两端同时施加编码来提供差异化的算法记忆。通过建立速率方程模型, 在混沌时间序列预测、非线性信道均衡与线性记忆容量三项基准任务上, 分析了注入强度、频率失谐以及 QC 核关键参数对三种方案性能的影响。结果表明, 三种方案均明显优于传统时延储备池计算。本文还发现不同的编码方案具有不同的优势, 其中 IC-RC 预测性能最优, HC-RC 记忆保持能力最强, 输出层激活函数可进一步改善预测与信道均衡性能, 而对记忆容量影响甚微。本文结果不仅验证了所提方案的有效性, 也为构建高度可集成的光子神经形态计算系统提供了新的思路。

关键词: 半导体环形激光器, 无反馈架构, 算法时序记忆, 储备池计算

PACS: 42.55.Px, 42.65.Sf, 42.79.Ta, 07.05.Mh

1 引言

随着大数据与人工智能技术的快速发展, 神经形态计算作为突破传统冯·诺依曼架构瓶颈的前沿计算范式日益受到关注^[1]。在众多神经形态计算方案中, 储备池计算 (RC) 因仅需训练输出层、网络内部权

[†] 通信作者. E-mail: mcgram007@126.com

* 山东省自然科学基金(批准号: ZR2020QF090)资助的课题。

重保持随机不变,大幅降低了训练复杂度与硬件开销,成为一种颇具吸引力的实现方式。基于半导体激光器构建的光子RC系统进一步借助激光器的固有非线性动力学特性与超快响应能力,为高速时序信息处理提供了一条颇具前景的实现路径^[2-4]。自2011年Appeltant等^[5]开创性地提出“单个非线性节点+延迟反馈环+时分复用虚拟节点”的方案以来,时延储备池计算(TDRC)逐渐成为光子RC的主流实现策略,并在混沌时间序列预测^[6]、非线性信道均衡^[7]、语音识别^[8]等任务上展现出优异性能。延迟反馈所提供的衰减记忆被广泛认为是其处理时序任务的关键资源^[9]。然而,物理反馈环的引入也带来了不可忽视的局限,高性能参数窗口狭窄、反馈环路尺寸大不利片上集成,且系统性能对反馈强度与延迟时间高度敏感^[10,11],这激发了对拓宽鲁棒工作区间和发展替代记忆机制的持续探索。

围绕上述局限,国内外学者在两条路线上展开了大量研究。一条路线是在保留物理反馈框架下增强结构的深度与连接复杂度。Shen等人^[12]提出了时分复用多层光子循环RC系统,在Mackey-Glass混沌序列预测与MNIST手写数字识别上取得了优异表现。Lupo等人^[13]进一步将多层思路推广至频率复用维度,通过层间全模拟连接实现了深度RC计算,有效提升了系统对复杂时序任务的处理能力。面向片上集成,Huang等人^[14]构建硅基光电混合神经网络,成功补偿了长距离光纤传输中的非线性失真。Zhang等人^[15]则在单一微环谐振腔内利用波分复用与微环辅助竞争同时实现了全光数字逻辑与神经形态计算。然而,上述方案的硬件复杂度随层数增加而显著提升,系统集成难度依然较大。与之并行的另一条路线则尝试彻底去除物理反馈,以算法形式提供时序记忆,从根本上降低硬件复杂度。在理论框架方面,Köster等人^[16]建立了单变量延迟动力学系统的主记忆函数理论,从理论上证明输入编码即可赋予无反馈系统可控的记忆能力。沿此思路,Gauthier等人^[17]提出新一代RC框架,通过当前与历史输入的非线性组合实现高效时序处理,在多项基准任务上展现出接近或超越TDRC的性能。Rodan与Tino^[18]亦证明经过系统化简化的储备池连接已足以在时序基准任务上取得有竞争力的性能。在实验实现方面,Nie等人^[19]以电注入量子点激光器实验实现了10 GBaud速率的无反馈储备池计算分级神经元,验证了无反馈方案在高速应用中的可行性。在编码方案设计方面,Zhou等人^[20]提出将受卷积运算与人脑短时记忆机制启发的准卷积(QC)编码引入垂直腔面发射激光器(VCSEL)储备池系统,通过特定的卷积核系数与滑动步长对输入数据进行编码,彻底省去了物理反馈环,为光子神经形态计算的硬件实现提供了新的设计思路。然而,该方案中VCSEL两个正交偏振模式之间存在固有的物理串扰,这种串扰在提供额外记忆补偿的同时,也使算法编码的记忆贡献难以与物理记忆独立解耦,限制了编码自由度的精确调控。

在此背景下,半导体环形激光器(SRL)因其独特的双向模式结构而具有特殊的吸引力。SRL的闭合

环形谐振腔天然支持顺时针（CW）与逆时针（CCW）两个反向传播模式，两模式通过自饱和与交叉饱和效应在腔内发生竞争与耦合，在合适的偏置电流下可进入双向发射区并同时输出两路相干光，从而构成天然的双通道并行处理基础^[21,22]。Nguimdo等^[23]已证明，SRL的双向模式结构结合光反馈可同时求解两项独立任务，充分展示了其模式并行性的潜力。与VCSEL相比，SRL的CW与CCW模式之间的耦合机制更为确定且可通过器件参数精确描述，能够为QC编码提供更纯粹、更可控的算法记忆环境。然而，如何在完全去除物理反馈的前提下，将SRL固有的模式并行性与算法记忆机制有机结合，目前仍是一个有意义的研究方向。

本文将单个SRL与受生物启发的准卷积编码相结合，提出输入编码、输出编码与混合编码三种无反馈光子储备池计算方案，三者依据准卷积编码作用位置的不同加以区分，并以算法记忆取代传统TDRC计算所需的物理反馈环。其中，SRL置于双向发射区，其CW与CCW两个反向传播模式构成双通道并行非线性映射接口，准卷积核则作为算法时间滤波器为系统提供可调的短时记忆。本文在Santa Fe混沌时间序列预测、非线性信道均衡与线性记忆容量三项基准任务上，将这三种编码方案与传统TDRC进行系统对比，并分析了注入强度、频率失谐以及准卷积核的核尺寸、步长系数和输出层激活函数(AF)对系统性能的影响。本文余下部分组织如下。第2节介绍系统结构、速率方程模型以及基准任务与性能评价指标，第3节给出仿真结果并分析三种编码方案在各任务下的表现与各关键参数的作用，第4节为全文总结与未来研究方向展望。

2 理论与模型

2.1 系统结构与速率方程模型

本文所研究的基于准卷积编码的储备池计算（QC-RC）系统结构如图1所示，主要由两台驱动激光器（DL1与DL2）、两台马赫-曾德尔调制器（MZM）以及一个工作于双向发射区的SRL构成。SRL的闭合谐振腔天然支持CW与CCW两个反向传播模式，可同时输出两路相干光，从而为系统提供双通道并行处理的物理基础。与依赖外部延迟反馈的TDRC不同，本方案不含任何物理反馈光路，而是借助受人脑短时记忆机制启发的准卷积编码，以算法形式向数据流写入可调的短时记忆。准卷积编码可在输入端与输出端两处插入。依据编码施加位置的不同，可分为三种储备池变体，即仅在输入端编码的IC-RC、仅在输出端编码的OC-RC，以及在两端同时编码的HC-RC。

准卷积编码对数据流中的每个样本，取其若干相邻历史样本按三角权重的加权和作为编码信号，从

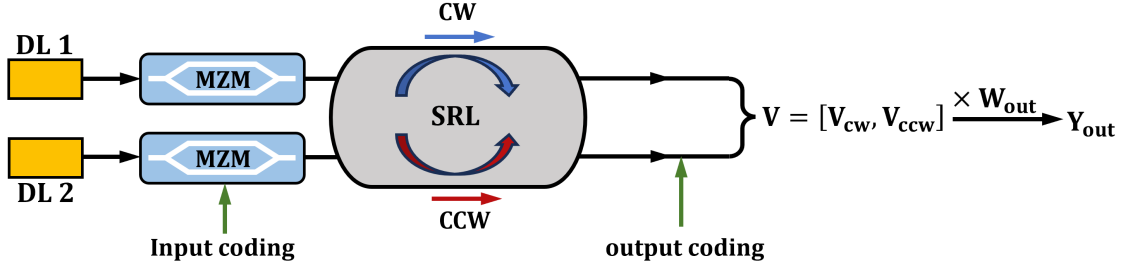


图 1 QC-RC结构示意图

Fig. 1. Structure Diagram of QC-RC.

而在不引入任何物理时延的前提下，为储备池补足时序处理所需的记忆资源。输入数据 $u(n)$ 经一段随机且固定的掩膜调制后得到 $S_0(t)$ ，经过编码后得到输入端编码信号 $S_M(t)$ 由式 (1) 给出。式中 $j = 1, 2, \dots, Q_{in}$ 为滑动序号， Q_{in} 为核尺寸， β_{in} 为步长系数， T 为采样周期，单次滑动步幅为 $\beta_{in}T$ 。权重系数 $(Q_{in} + 1 - j) / \sum_{i=1}^{Q_{in}} i$ 随 j 线性递减，因此越靠近当前时刻的历史样本 (j 越小) 对 $S_M(t)$ 的贡献越大。编码后的 $S_M(t)$ 专门承载历史样本提供的算法记忆。

$$S_M(t) = \sum_{j=1}^{Q_{in}} \frac{Q_{in} + 1 - j}{\sum_{i=1}^{Q_{in}} i} S_0[t - j(\beta_{in}T)]. \quad (1)$$

与之对称，输出端编码以相同的核形式作用于光电探测得到的模式强度。设初始探测强度为 $I_0(t)$ ，其输出端编码 $I_M(t)$ 由式 (2) 给出，式中核尺寸 Q_{out} 与步长系数 β_{out} 与输入端参数相互独立。此处 $j = 1$ 同样对应最近的一个历史响应。输出端编码相当于在光电探测与采样之间引入一级算法时间滤波，使储备池状态从经过时间上下文增强的强度中提取。

$$I_M(t) = \sum_{j=1}^{Q_{out}} \frac{Q_{out} + 1 - j}{\sum_{i=1}^{Q_{out}} i} I_0[t - j(\beta_{out}T)]. \quad (2)$$

依据上述两个插入点，三种QC-RC在两个反向传播模式上的编码分配如下。IC-RC仅在输入端施加编码，此时CW由未编码的 $S_0(t)$ 驱动，CCW由编码后的 $S_M(t)$ 驱动，两个模式因输入信号不同而获得差异化的时间上下文。OC-RC仅在输出端施加编码，此时两路均由相同的未编码信号 $S_0(t)$ 驱动，差异化的时间上下文转由作用于探测强度的输出端核提供。HC-RC在输入端与输出端同时施加编码，其输入分配与输入编码型相同，并在光电探测后以一组独立参数施加式(2)的输出端核，因而能够同时利用经双向光路实现的输入端记忆与经算法核实现的输出端记忆。

作为系统的非线性节点，双向发射的SRL可由CW和CCW两个模式的慢变复振幅 E_{cw} 、 E_{ccw} 以及载流

子密度 N 的速率方程描述 [21,22]。

$$\frac{dE_{cw}}{dt} = \kappa(1 + i\alpha)(g_{cw}N - 1)E_{cw} - (k + ik_c)E_{ccw} + k_{inj1}\varepsilon_{cw}(t) + F_{cw} \quad (3)$$

$$\frac{dE_{ccw}}{dt} = \kappa(1 + i\alpha)(g_{ccw}N - 1)E_{ccw} - (k + ik_c)E_{cw} + k_{inj2}\varepsilon_{ccw}(t) + F_{ccw} \quad (4)$$

$$\frac{dN}{dt} = \gamma[\mu - N - g_{cw}N|E_{cw}|^2 - g_{ccw}N|E_{ccw}|^2] \quad (5)$$

$$g_{cw,ccw} = 1 - s|E_{cw,ccw}|^2 - c|E_{ccw,cw}|^2 \quad (6)$$

式中 κ 为场衰减率， α 为线宽增强因子， γ 为载流子衰减率， μ 为归一化偏置电流。 k 与 k_c 分别为两个反向传播模式之间的耗散耦合系数与保守耦合系数，共同描述模式间的线性相互作用。 $g_{cw,ccw}$ 为由式(6)给出的饱和增益，其中 s 与 c 分别为自饱和系数与交叉饱和系数。 $k_{inj1,2}$ 分别为注入CW与CCW的注入强度， $k_{inj1} = k_{inj2} = k_{inj}$ 。 F_{cw} 与 F_{ccw} 为耦合到CW/CCW模态的自发发射噪声 [24]。

$$F_{cw} = \sqrt{D_m(N_l + \frac{G_0 N_0}{\kappa})}\xi_{cw}(t) \quad (7)$$

$$F_{ccw} = \sqrt{D_m(N_l + \frac{G_0 N_0}{\kappa})}\xi_{ccw}(t) \quad (8)$$

其中， D_m 为噪声强度， G_0 为增益参数， N_0 为透明载流子浓度， ξ_{cw} 和 ξ_{ccw} 为均值为0且独立的两个高斯白噪声。 $\varepsilon_{cw,ccw}(t)$ 为相应MZM的输出 [23]，由式(9)、式(10)给出。式中驱动信号以IC-RC为例，CW由 $S_0(t)$ 驱动、CCW由 $S_M(t)$ 驱动， $|\varepsilon_0|$ 为注入场幅值， ϕ_0 为调制器的偏置电压， $\Delta\omega_{cw,ccw} = 2\pi\Delta f_{cw,ccw}$ 为驱动激光器与SRL之间的角频率失谐。若无特别说明，本文取 $\Delta f_{cw} = \Delta f_{ccw} = 0$ 。

$$\varepsilon_{cw}(t) = \frac{|\varepsilon_0|}{2}\{1 + e^{i[S_0(t) + \phi_0]}\}e^{i\Delta\omega_{cw}t} \quad (9)$$

$$\varepsilon_{ccw}(t) = \frac{|\varepsilon_0|}{2}\{1 + e^{i[S_M(t) + \phi_0]}\}e^{i\Delta\omega_{ccw}t} \quad (10)$$

在上述耗散耦合、保守耦合以及自饱和与交叉饱和效应的共同作用下，CW与CCW两个模式即使在相同注入下也呈现彼此相异的强度响应，构成两路并行的非线性映射通道。当系统进入受驱工作状态后，两个模式的输出光强 $|E_{cw}|^2$ 与 $|E_{ccw}|^2$ 以虚拟节点间隔 $\theta = 20$ ps被光电探测并在单个采样周期 T 内以虚拟节点间隔 θ 等间隔采样，得到CW与CCW两路状态向量 V_{cw} 与 V_{ccw} ，虚拟节点数 m 、虚拟节点间隔 θ 与单个采样周期 T 三者满足 $m = T/\theta$ 。作为对照的TDRC采用相同的 θ 与 m ，其反馈延迟时间取 $\tau = T$ 。将

二者拼接为读出矩阵 $V = [V_{cw}, V_{ccw}]$ ，使虚拟节点数由SRL的双模并行翻倍。系统输出由读出矩阵与输出权重相乘得到，即 $Y_{out} = VW_{out}$ ，其中输出权重 W_{out} 在训练阶段由岭回归确定^[25]，正则化系数取 $\lambda = 0.8 \times 10^{-8}$ 。为进一步丰富读出端的特征表示，本文在输出层引入AF，对光电探测采样得到的瞬态响应矩阵 $V = [V_{cw}, V_{ccw}]$ 施加 sigmoid 非线性变换，得到扩展矩阵 $V_f = [V_{f,cw}, V_{f,ccw}]$ ，再将原矩阵与扩展矩阵沿列方向拼接为 $V' = [V, V_f]$ ，并以 V' 替代 V 进入式 $Y_{out} = V'W_{out}$ 的岭回归训练。其中 sigmoid 函数定义为：

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}. \quad (11)$$

上述速率方程(3)-(6)采用四阶龙格-库塔法以2 ps的固定步长进行数值积分，仿真中所用SRL的主要参数及其取值列于表1。

表 1 所用半导体环形激光器的部分关键参数^[23]

Table 1. Some key parameters of the SRL used.^[23]

参数	符号	参考值
场衰减率/ns ⁻¹	κ	100
线宽增强因子	α	3.5
耗散耦合系数/ns ⁻¹	k	0.033
保守耦合系数/ns ⁻¹	k_c	0.44
载流子衰减率/ns ⁻¹	γ	0.2
归一化偏置电流	μ	1.1
自饱和系数	s	0.005
交叉饱和系数	c	0.01
注入场幅值	$ \varepsilon_0 $	2
调制器偏置电压/V	ϕ_0	0
虚拟节点间隔/ps	θ	20
每模式虚拟节点数	m	100
单个采样周期/ns	T	2

2.2 基准任务与性能评价指标

为全面评估所提出的RC系统性能，本文选取三项被广泛采用的基准任务，分别考察混沌时间序列预测、经非线性信道传输后的符号恢复以及记忆容量。第一项是Santa Fe时间序列预测任务。采用Santa

Fe远红外激光数据集 [26]，取其前4000个数据点，其中3000个用于训练、1000个用于测试，要求储备池根据若干历史样本预测下一时刻的取值。预测性能以式(12)定义的归一化均方误差衡量，式中 $L = 1000$ ， $y(i)$ 与 $Y(i)$ 分别为目标值与预测值， σ 为 y 的标准差。归一化均方误差越小，表明预测越准确。

$$\text{NMSE} = \frac{1}{L} \frac{\sum_i^L (y(i) - Y(i))^2}{\sigma^2} \quad (12)$$

第二项是非线性信道均衡任务 [27]。发送符号 $d(n) \in \{-3, -1, +1, +3\}$ 首先经一个长度为10的线性滤波器引入码间干扰，产生色散信号 $Q(n)$ ，随后叠加二阶与三阶非线性失真并混入信噪比 $\text{SNR} = 24$ dB的加性高斯白噪声，最终得到接收信号 $S(n)$ ，二者分别由式(13)与式(14)给出。储备池的任务是根据 $S(n)$ 恢复原始发送符号 $d(n-2)$ 。全部4000个符号中3000个用于训练、1000个用于测试，识别性能以式(15)定义的符号错误率衡量，式中分别为错判符号数与测试符号总数。

$$\begin{aligned} Q(n) = & 0.08d(n+2) - 0.12d(n+1) + d(n) + 0.18d(n-1) - 0.1d(n-2) + 0.091d(n-3) \\ & - 0.05d(n-4) + 0.04d(n-5) + 0.03d(n-6) + 0.01d(n-7) \end{aligned} \quad (13)$$

$$S(n) = Q(n) + 0.036Q(n)^2 - 0.011Q(n)^3 + \xi_e(n) \quad (14)$$

$$\text{SER} = \frac{\text{Number of misclassified values}}{\text{Total number of tested values}} \quad (15)$$

第三项是线性记忆容量测试 [28]。储备池由白高斯噪声输入序列 $u(n)$ 驱动，对每个延迟 k 单独训练一个线性读出以重建 $u(n-k)$ ，总记忆容量由式(16)与式(17)给出，定义为各延迟下决定系数之和。式中 $\langle \cdot \rangle$ 表示统计平均， R_k^2 为延迟 k 下重建序列与目标序列之间的决定系数。记忆容量越大，说明储备池能保留越久远的输入历史。

$$\text{MC} = \sum_{k=1}^{\infty} R_k^2 \quad (16)$$

$$R_k^2 = 1 - \frac{\langle (\hat{u}_k(n) - u(n-k))^2 \rangle}{\langle (u(n-k) - \langle u(n-k) \rangle)^2 \rangle} \quad (17)$$

3 数值结果

本节通过数值仿真考察所提方案的性能，先在三项基准任务上将所提出的三种QC-RC与传统的TDRC进行对比，再分析卷积核参数与AF对QC-RC系统性能的影响。图2比较了四种系统在三项基准任务上对工

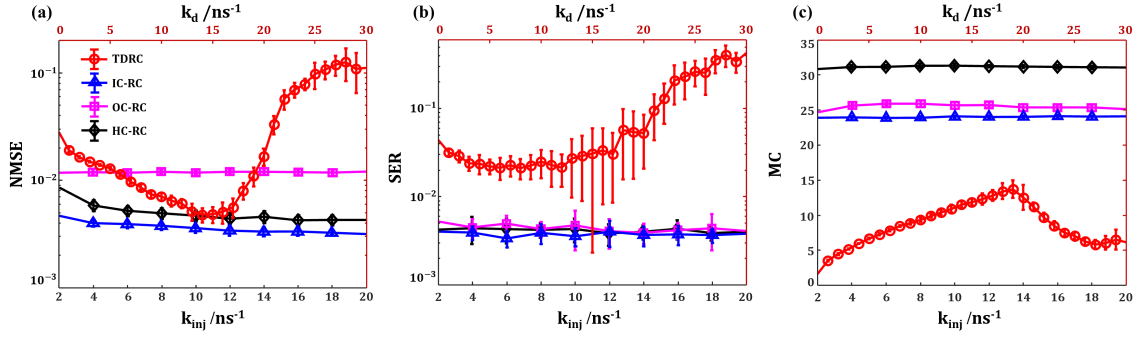


图 2 传统TDRC与三种QC-RC在基准任务上的性能对比.(a)NMSE; (b)SER; (c)MC.

Fig. 2. Performance comparison between the conventional TDRC and the three QC-RC variants on the benchmark tasks: (a) NMSE; (b) SER; (c) MC.

作参数的敏感性。为沿各自的主控自由度扫描，TDRC固定注入强度 $k_{inj} = 20 \text{ ns}^{-1}$ 并扫描反馈强度 k_d （图中上横轴），三种QC-RC则在无任何光反馈的条件下扫描注入强度 k_{inj} （图中下横轴）。两者在性能和鲁棒性上的差异十分显著。在图2(a)中，TDRC的NMSE仅在 $k_d \approx 15 \text{ ns}^{-1}$ 左右出现一个狭窄的极小值，当 k_d 大于 15 ns^{-1} 后急剧上升。这是由于过强的物理光反馈破坏了激光器的稳定响应，诱发了强烈的不稳定动力学状态，进而使储备池的非线性映射能力严重恶化。而三种QC-RC在整个扫描区间内均呈现平台状的低误差曲线。进一步比较三种QC-RC变体可见，IC-RC在扫描范围内NMSE值最低，HC-RC次之，OC-RC略高，说明输入端编码在单步预测任务中优势最大。图2(b)中的非线性信道均衡任务呈现相似规律，TDRC的SER在 $k_d > 15 \text{ ns}^{-1}$ 后急速上升，而三种QC-RC的SER在整个扫描区间内均低于0.01，且误差棒显著小于TDRC。三种编码方式之间的SER相互接近，表明在 $\text{SNR} = 24 \text{ dB}$ 的工作点上，三者均已接近加性高斯白噪声所设定的不可约错误下限，体现了QC-RC架构对编码位置选择的良好鲁棒性。在图2(c)中，传统TDRC的MC在 $k_d \approx 19 \text{ ns}^{-1}$ 附近达到峰值，随后因反馈将系统推出稳定区而急剧下降，而三种QC-RC则在整个区间内维持稳定的高记忆容量。同时可以观察到，就记忆容量任务而言，HC-RC系统性能最强，OC-RC次之，IC-RC略低，反映输入和输出端同时编码在保持长时记忆方面更具优势。这一固有的稳定性优势源于以算法嵌入的时间记忆取代物理反馈延迟，使系统的有效记忆长度与激光器的动力学状态解耦。

为进一步考察系统工作区间的鲁棒性，图3在注入强度 k_{inj} 与频率失谐 Δf 构成的参数平面内联合绘制了四种系统的NMSE、SER与MC，图中白色等值线标出高性能区域，即NMSE小于0.01、SER小于0.01、且MC大于10。根据前面对 k_d 的扫描，下面我们取TDRC的 $k_d = 15 \text{ ns}^{-1}$ 。如图3(a1)-(a3)所示，TDRC系

统在NMSE和MC中的高性能区仅出现在较大的注入强度处，而SER几乎不存在高性能区。相比之下，三种QC-RC（图3(b1)-(d3)）在参数平面的大部分区域都呈现连续而宽广的高性能区域。进一步印证了三种QC-RC相较于TDRC的性能提升。这些区域的非对称边界进一步表明，只要注入强度足以将SRL推入注入锁定的非线性区，QC-RC即可容忍 $|\Delta f|$ 大于10GHz的频率失谐。总体而言，QC-RC使系统的鲁棒工作区间在所考察的参数平面内拓宽了一个数量级以上。

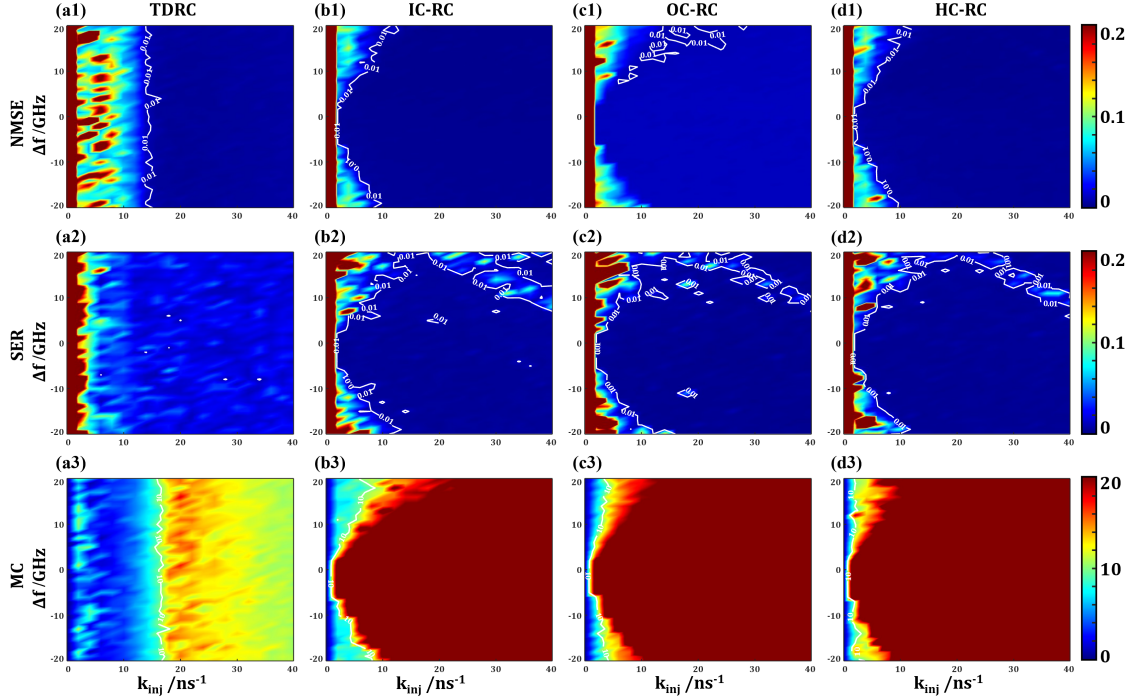


图 3 注入强度与频率失谐平面内四种储备池的二维性能图.(a1)(b1)(c1)(d1) NMSE; (a2)(b2)(c2)(d2) SER; (a3)(b3)(c3)(d3) MC.

Fig. 3. Two-dimensional performance maps of the four reservoirs in the injection-strength and frequency-detuning plane. (a1)(b1)(c1)(d1) NMSE; (a2)(b2)(c2)(d2) SER; (a3)(b3)(c3)(d3) MC.

在确认QC-RC整体性能优势的基础上，下面进一步考察三种不同编码方式的内部自由度。首先将核尺寸 Q 与步长系数 β 作为独立控制变量分别进行分析（图4），再绘制二者在有无AF下的联合二维依赖关系。图4(a1)-(c1)给出固定 $\beta = 0.8$ 时核尺寸 Q 对系统性能的影响。当 Q 从1增大到40时，四条曲线的NMSE先急剧下降后缓慢上升，极小值位于 $Q \approx 10$ 附近。初始的下降反映出更多历史样本进入准卷积核后时间上下文得到丰富，随后的上升则说明对单步预测任务而言过大的 Q 会损害预测性能。这是因为准卷积核本质上是一个滞后的加权滑动平均， Q 过大时其权重重心向更久远的历史外移，编码支路所提供的近期时间上下文随之减弱。图4(b1)中的SER曲线呈现相似的U形，四种配置在 $Q = 5 - 10$ 区域内下降到极小值，而

后逐渐上升。图4(c1)中的MC随 Q 呈现阶梯状增长结构。在 β 固定为0.8时，每当 Q 增大一步，准卷积核便新增第 $j = Q$ 项，引入历史延迟 $Q\beta T$ 。只有当 $Q\beta \in \mathbb{Z}$ 时，该项才能精确对准整数倍采样周期处的历史样本，与MC重建目标 $u(n - k)$ 严格匹配，使 R_k^2 出现跃升，MC随之台阶式增加。由于 $\beta = 0.8 = 4/5$ ，满足 $Q\beta \in \mathbb{Z}$ 的临界值为5的整数倍，即 $Q = 5, 10, 15, 20, \dots$ ，故MC曲线在这些临界 Q 值处出现规则台阶。NMSE与SER的性能取决于历史上下文的整体丰富程度而非延迟的精确对齐，故随 Q 平滑变化，不出现台阶。与此同时，在三项指标上，带AF的IC-RC与OC-RC在NMSE与SER上均低于不带AF的对应曲线，表明AF引入的可训练非线性变换能从SRL的瞬态响应中进一步提取与任务相关的特征。但AF对MC的影响很小，因为线性记忆容量主要由输入编码而非读出端的非线性决定。

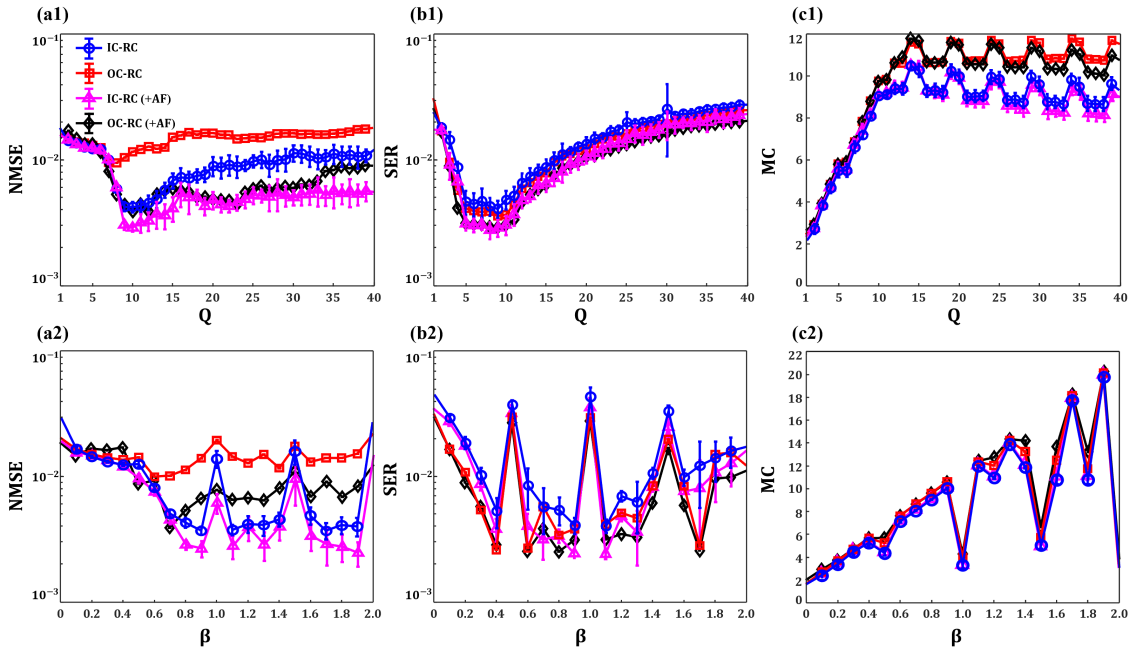


图 4 性能随准卷积参数的变化. (a1)-(c1) 核尺寸 Q 扫描下的 NMSE、SER、MC; (a2)-(c2) 步长系数 β 扫描下的 NMSE、SER、MC.

Fig. 4. Performance versus the QC parameters. (a1)-(c1) NMSE, SER and MC under the kernel-size Q scan; (a2)-(c2) NMSE, SER and MC under the step-coefficient β scan.

图4(a2)-(c2) 在固定 $Q = 10$ 时考察步长系数 β 对系统性能的影响。当 $\beta = 0$ 时，准卷积核退化为对当前样本的常数缩放，系统实际上成为不含嵌入记忆的无反馈储备池，因而NMSE与SER均处于较高处，MC降至2左右。随着 β 增大，编码信号各样本在时间上的区分度提高，性能稳步改善。然而每当 β 接近整数或半整数时，核步幅 $j\beta T$ 使各滑动样本与采样周期 T 的整数倍重合，相邻核项采到几乎相同的样本，样本相关性被稀释，编码信号退化为多个独立周期样本的线性叠加，即被严重扭曲的原始数据，因此性能

出现明显凹陷。在这些谐振点之外，带AF的两种变体在NMSE与SER上再次优于不带AF的版本，而四种配置的记容量曲线几乎重合，再次验证了AF对MC的影响很小的结论。

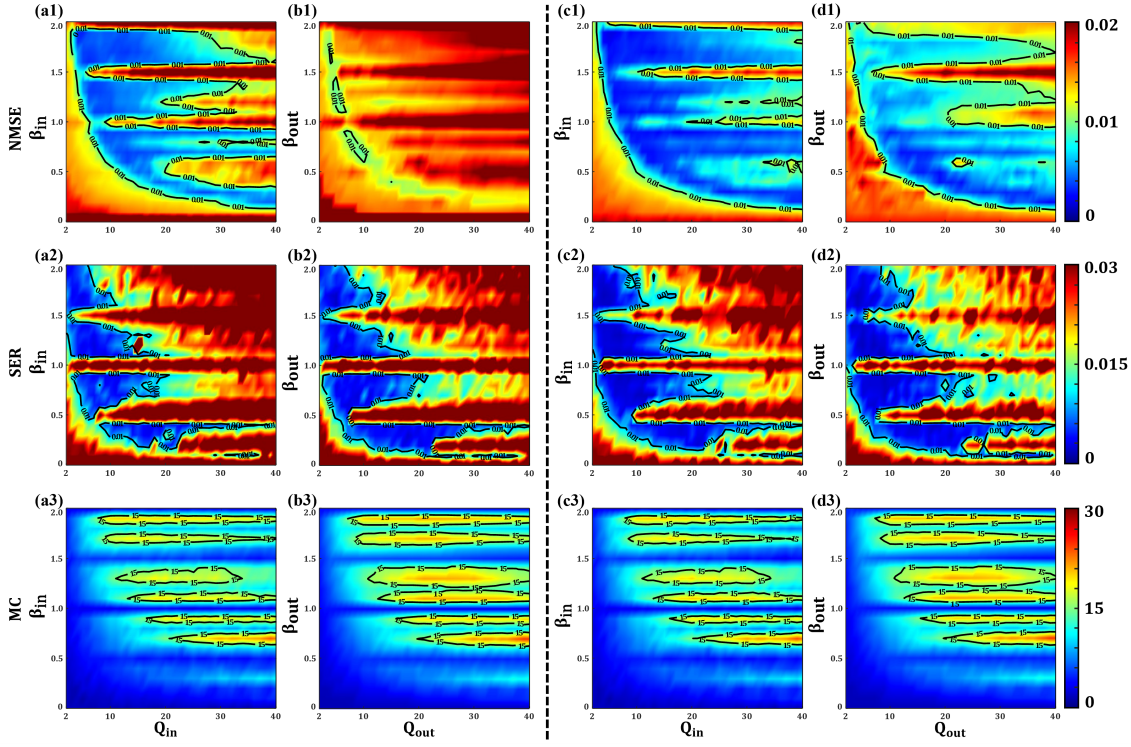


图 5 输入编码型与输出编码型在 (Q, β) 平面内的二维性能图 (a1)-(b3) 不加激活函数; (c1)-(d3) 加激活函数

Fig. 5. Two-dimensional performance maps of IC-RC and OC-RC in the (Q, β) plane: (a1)-(b3) without AF; (c1)-(d3) with AF.

图5给出IC-RC与OC-RC在核尺寸与步长系数 (Q, β) 平面内的二维彩图，证实并拓展了上述观察，高性能区域以NMSE小于0.01、SER小于0.01 且MC大于15为界，由黑色等值线标出。在不使用AF时，IC-RC（图5(a1)-(a3)）与OC-RC（图5(b1)-(b3)）的最优区呈现出被整数或半整数 β 谐振所打断的水平条带结构。引入AF后（图5(c1)-(d3)），NMSE与SER彩图中的高性能面积明显扩大，MC彩图则基本不变，再次说明AF作用于非线性特征提取而非记忆本身。

图6给出HC-RC的二维彩图，该变体在输入与输出两条支路上同时施加相互独立的编码。彩图分别绘制在固定 $\beta_{in} = \beta_{out} = 0.8$ 的核尺寸 (Q_{in}, Q_{out}) 平面（图6(a1)-(a3)与(c1)-(c3)）以及固定 $Q_{in} = Q_{out} = 10$ 的步长系数 $(\beta_{in}, \beta_{out})$ 平面（图6(b1)-(b3)与(d1)-(d3)）。值得强调的是，在 $(\beta_{in}, \beta_{out})$ 平面内，NMSE与MC的最优区主要排列为水平条带，当 β_{out} 为整数或半整数时，MC急剧下降，说明当两端编码同时启用时，对Santa

Fe预测任务与记忆容量测试起主导作用的是输出端编码参数。而图6(b2) 与(d2)的SER彩图则呈现出明显的棋盘式分块结构，只要 β_{in} 或 β_{out} 之一接近整数或半整数，符号错误率便会恶化，这两组正交谐振的交点构成一格格的低性能区域。这表明输入端与输出端编码对非线性信道均衡任务性能的影响几乎相当。与IC-RC和OC-RC一样，引入激活函数（图6(c1)-(d3)）会大幅扩展NMSE与SER的高性能区，而对记忆容量等值线的影响可以忽略。

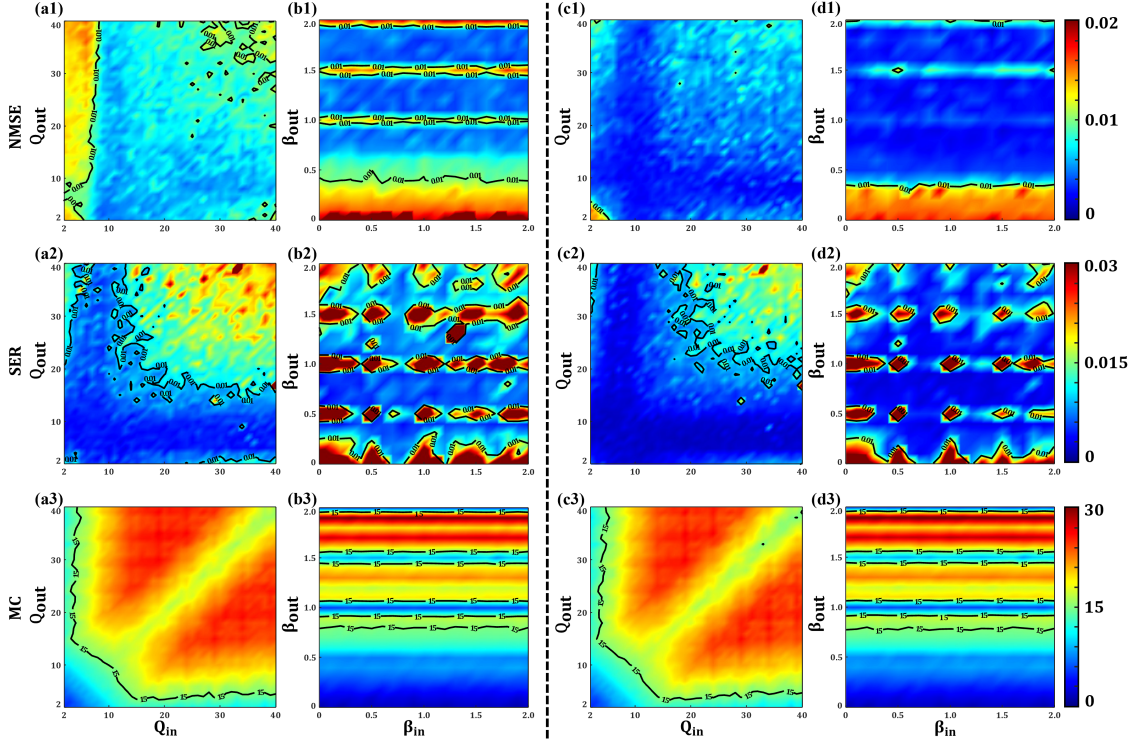


图 6 混合编码型的二维性能图 (a1)-(b3) 不加激活函数; (c1)-(d3) 加激活函数

Fig. 6. Two-dimensional maps of the HC-RC: (a1)-(b3) without AF; (c1)-(d3) with AF.

4 结论

本文将单个SRL与准卷积编码相结合，依据编码施加位置的不同提出了IC-RC、OC-RC与HC-RC三种无反馈光子RC方案，以算法记忆取代物理反馈环，并对三种方案的性能进行了系统研究。在建立SRL速率方程模型的基础上，讨论了注入强度、频率失谐以及QC核的核尺寸、步长系数和输出层AF对其性能的影响。研究表明，三种编码方案在混沌时间序列预测、非线性信道均衡与线性记忆容量三项基准任务上均优于传统TDRC，且在注入强度与频率失谐张成的参数平面内，稳定高性能区间相较TDRC大幅拓宽。同时IC-RC在Santa Fe时序预测任务上具有优势，而HC-RC在记忆容量任务上性能更优，在实际应用

中可以根据不同的任务类型采用不同的编码方式。而输出层AF可进一步改善预测与信道均衡性能，对记忆容量的影响较小。因此，这项研究为无反馈光子RC提供了理论支持，也为构建高度可集成的光子神经形态计算系统提供了新的思路。未来工作将进一步将其推广至激光器阵列与深度储备池架构，并结合硅基光子平台推进片上单片集成的实现。

参考文献

- [1] Shastri B J, Tait A N, de Lima T F, Pernice W H P, Bhaskaran H, Wright C D, Prucnal P R 2021 *Nat. Photon.* **15** 102
- [2] Brunner D, Soriano M C, Mirasso C R, Fischer I 2013 *Nat. Commun.* **4** 1364
- [3] Larger L, Soriano M C, Brunner D, Appeltant L, Gutierrez J M, Pesquera L, Mirasso C R, Fischer I 2012 *Opt. Express* **20** 3241
- [4] Van der Sande G, Brunner D, Soriano M C 2017 *Nanophotonics* **6** 561
- [5] Appeltant L, Soriano M C, Van der Sande G, Danckaert J, Massar S, Dambre J, Schrauwen B, Mirasso C R, Fischer I 2011 *Nat. Commun.* **2** 468
- [6] Larger L, Baylón-Fuentes A, Martinenghi R, Udaltsov V S, Chembo Y K, Jacquot M 2017 *Phys. Rev. X* **7** 011015
- [7] Paquot Y, Duport F, Smerieri A, Dambre J, Schrauwen B, Haelterman M, Massar S 2012 *Sci. Rep.* **2** 287
- [8] Vinckier Q, Duport F, Smerieri A, Vandoorne K, Bienstman P, Haelterman M, Massar S 2015 *Optica* **2** 438
- [9] Cai D Y, Huang Y, Yang Y G, Zhou P, Li N Q 2023 *Opt. Lett.* **48** 6392
- [10] Nguimdo R M, Verschaffelt G, Danckaert J, Van der Sande G 2014 *Opt. Express* **22** 8672
- [11] Bueno J, Brunner D, Soriano M C, Fischer I 2017 *Opt. Express* **25** 2401
- [12] Shen Y W, Li R Q, Liu G T, Yu J, He X, Yi L, Wang C 2023 *Optica* **10** 1745
- [13] Lupo A, Picco E, Zajnulina M, Massar S 2023 *Optica* **10** 1478

- [14] Huang C, Fujisawa S, de Lima T F, Tait A N, Blow E C, Tian Y, Bilodeau S, Jha A, Yaman F, Peng H T, Batshon H G, Shastri B J, Inada Y, Wang T, Prucnal P R 2021 *Nat. Electron.* **4** 837
- [15] Zhang Q, Fang Y J, Jiang N, Li A R, Qian J H, Hu Z G, Qiu K 2025 *Opto-Electron. Sci.* **4** 250003
- [16] Köster F, Yanchuk S, Lüdge K 2024 *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.* **35** 7712
- [17] Gauthier D J, Boltt E, Griffith A, Barbosa W A S 2021 *Nat. Commun.* **12** 5564
- [18] Rodan A, Tino P 2011 *IEEE Trans. Neural Netw.* **22** 131
- [19] Nie Y, Yang B, Wang D, Wang T, Wang J, Wang Z, Huang C 2024 *Optica* **11** 1690
- [20] Zhou C D, Huang Y, Yang Y G, Cai D Y, Zhou P, Lau K Y, Li N Q, Li X F 2025 *Opto-Electron. Adv.* **8** 240135
- [21] Sorel M, Giuliani G, Scire A, Miglierina R, Donati S, Laybourn P J R 2003 *IEEE J. Quantum Electron.* **39** 1187
- [22] Nguimdo R M, Verschaffelt G, Danckaert J, Van der Sande G 2014 *Semiconductor Lasers and Applications V* Beijing, China, October 9-11, 2014 p474
- [23] Nguimdo R M, Verschaffelt G, Danckaert J, Van der Sande G 2015 *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.* **26** 3301
- [24] Wang L, Wu Z M, Wu J G, Xia J Q 2015 *Opt. Commun.* **334** 214
- [25] Tanaka G, Yamane T, Héroux J B, Nakane R, Kanazawa N, Takeda S, Numata H, Nakano D, Hirose A 2019 *Neural Netw.* **115** 100
- [26] Weigend A S, Gershenfeld N A 1993 IEEE International Conference on Neural Networks San Francisco, CA, USA, March 28 - April 1, 1993 p1786
- [27] Jaeger H, Haas H 2004 *Science* **304** 78
- [28] Dambre J, Verstraeten D, Schrauwen B, Massar S 2012 *Sci. Rep.* **2** 514

Feedback-free photonic reservoir computing based on multimode temporal coding in semiconductor ring lasers*

LI Chen MU Penghua[†] HE Pengfei SUN Pengxiang

(*School of Physics and Electronic Information, Yantai University, Yantai 264005, China*)

Abstract

Semiconductor ring lasers (SRLs) naturally support clockwise (CW) and counterclockwise (CCW) counter-propagating modes, and thus offer intrinsic dual-channel parallelism in a compact cavity well suited to photonic integration. However, photonic reservoir computing (RC) built on such lasers usually relies on an external optical feedback loop to provide fading memory, which makes the operating parameters difficult to calibrate and confines the system to a narrow stable operating range. In this work, a feedback-free photonic RC scheme is proposed by combining a single SRL biased in its bidirectional emission regime with bio-inspired quasi-convolution (QC) coding, in which a triangular kernel with linearly decreasing weights algorithmically embeds tunable short-term memory into the data stream. The kernel size Q and the step coefficient β independently control the depth and the temporal granularity of this memory. According to where the kernel is inserted, three complementary variants are constructed, an input-coding variant (IC-RC), in which the CW mode is driven by the uncoded masked signal and the CCW mode by the coded signal, so that the two modes acquire differentiated temporal contexts, an output-coding variant (OC-RC), in which the kernel instead acts on the detected mode intensities, and a hybrid-coding variant (HC-RC), in which independent kernels are applied at both the input and the output. The two mode intensities

* Project supported by the Natural Science Foundation of Shandong Province, China (Grant No. ZR2020QF090)

[†] Corresponding author. E-mail: mcgram007@126.com

are sampled and concatenated into a single readout matrix, which doubles the number of virtual nodes without additional hardware. Based on a rate-equation model, the three schemes are benchmarked against a conventional time-delay reservoir computer (TDRC) on Santa Fe chaotic time-series prediction, nonlinear channel equalization, and linear memory capacity (MC). All three variants outperform the TDRC and maintain low, plateau-like errors over the entire injection-strength scan, broadening the high-performance region in the plane of injection strength and frequency detuning by more than an order of magnitude. The two families of tasks are found to be governed by different kernel properties, prediction and equalization depend on the overall richness of the temporal context and therefore vary smoothly with the kernel parameters, whereas the memory capacity depends on the precise alignment between the kernel delay and the sampling grid and thus rises in discrete steps. IC-RC achieves the highest prediction accuracy and HC-RC the largest memory capacity, while the output-layer activation function further improves prediction and equalization but has little effect on the MC. These results provide a theoretical basis for feedback-free photonic RC and offer new insight into the development of highly integrable photonic neuromorphic computing systems.

Keywords: semiconductor ring laser, feedback-free architecture, algorithmic temporal memory, reservoir computing