



基于时延光子储备池计算的混沌激光短期预测

刘奇 李璞 开超 胡春强 蔡强 张建国 徐兵杰

Short-time prediction of chaotic laser using time-delayed photonic reservoir computing

Liu Qi Li Pu Kai Chao Hu Chun-Qiang Cai Qiang Zhang Jian-Guo Xu Bing-Jie

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 70, 154209 (2021) DOI: 10.7498/aps.70.20210355

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.70.20210355>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于鲁棒极端学习机的混沌时间序列建模预测

Chaotic time series prediction based on robust extreme learning machine

物理学报. 2018, 67(3): 030501 <https://doi.org/10.7498/aps.67.20171887>

基于大脑情感学习模型和自适应遗传算法的混沌时间序列预测

Chaotic time series prediction based on brain emotional learning model and self-adaptive genetic algorithm

物理学报. 2018, 67(8): 080502 <https://doi.org/10.7498/aps.67.20172104>

半导体激光器储备池计算系统的工作点选取方法

Method of selecting operating point of reservoir computing system based on semiconductor lasers

物理学报. 2019, 68(22): 224205 <https://doi.org/10.7498/aps.68.20191039>

铅基钙钛矿铁电晶体高临界转变温度的机器学习研究

High critical transition temperature of lead-based perovskite ferroelectric crystals: A machine learning study

物理学报. 2019, 68(21): 210502 <https://doi.org/10.7498/aps.68.20190942>

利用混沌激光脉冲在线实时产生7 Gbit/s物理随机数

Online real-time 7 Gbit/s physical random number generation utilizing chaotic laser pulses

物理学报. 2017, 66(5): 050501 <https://doi.org/10.7498/aps.66.050501>

基于混沌激光的无后处理多位物理随机数高速产生技术研究

Chaotic laser-based ultrafast multi-bit physical random number generation without post-process

物理学报. 2017, 66(3): 030503 <https://doi.org/10.7498/aps.66.030503>

基于时延光子储备池计算的混沌激光短期预测*

刘奇¹⁾ 李璞^{1)2)3)†} 开超¹⁾ 胡春强¹⁾ 蔡强¹⁾ 张建国¹⁾ 徐兵杰⁴⁾⁵⁾

1) (太原理工大学, 新型传感器与智能控制教育部重点实验室, 太原 030024)

2) (广东工业大学信息工程学院, 广州 510006)

3) (广东省光子学信息技术重点实验室, 广州 510006)

4) (中国电子科技集团公司第三十研究所, 成都 610041)

5) (西南通信研究所, 保密通信重点实验室, 成都 610041)

(2021年2月23日收到; 2021年3月23日收到修改稿)

提出并证明了一种利用时延光子储备池计算短期预测混沌激光的时间序列. 具体来说, 建立基于光反馈和光注入半导体激光器的储备池结构, 通过选择合适的系统参数, 时延光子储备池计算可以有效地预测混沌激光约 2 ns 的动态轨迹. 此外, 研究了系统参数对预测结果的影响, 包括掩模类型、虚拟节点数、训练数据长度、输入增益、反馈强度、注入强度、岭参数和泄漏率. 作为一种具有全光实现潜力的机器学习方法, 时延光子储备池具有结构简单、训练成本低、易于硬件实现等优点.

关键词: 储备池计算, 预测, 混沌激光, 机器学习**PACS:** 42.79.Ta, 42.65.Sf, 05.45.Gg**DOI:** 10.7498/aps.70.20210355

1 引言

预测混沌激光具有广阔的应用前景, 如丢失数据恢复、数据分析、基于激光混沌同步密码学中数据加密的安全性测试^[1,2].

近期, Amil 等^[1]使用多种机器学习算法预测即将激射的混沌激光脉冲振幅, 所使用的算法包括神经网络、最近邻、支持向量机和储备池计算 (reservoir computing, RC). 文中采用多种预测方法作为目标函数, 输入一定数量的激光峰值振幅, 输出下一个激光峰值振幅, 而不是连续的激光时序. Cunillera 等^[2]通过建立基于 RC 的交叉预测模型, 预测光注入半导体激光器的混沌动力学.

利用交叉预测模型实现状态观测器, 在预测连续激光强度时序时, 需要相应时刻的相位差或载流子密度数据.

仅利用一定的测量数据预测复杂系统的连续输出时序是非线性科学中最重要经典问题之一^[3-7]. 因此, 本文的目标是利用过去的观测值来预测混沌激光的连续时序. 首先建立基于光注入和光反馈结构半导体激光器的时延光子 RC 预测系统, 另一光反馈半导体激光器产生混沌激光作为测试信号. 结果表明, 基于半导体激光器的时延 RC 可以预测 2 ns 左右的混沌激光轨迹. 尽管预测长度有限, 但利用时延光子 RC 预测混沌激光为其进一步应用打下基础.

特别指出的是, 本文采用的时延 RC 是一种新

* 国家自然科学基金 (批准号: 61775158, 61805168, 61961136002, 61927811, U19A2076, 11904057)、国家密码局“十三五”国家发展基金 (批准号: MMJJ20170127)、中国博士后科学基金 (批准号: 2018M630283, 2019T120197)、山西省自然科学基金 (批准号: 201901D211116) 和山西省高等学校优秀青年学术带头人计划资助的课题.

† 通信作者. E-mail: lipu8603@126.com

型人工神经网络, 其结构简单、训练成本低^[8,9]. 与传统 RC 相比, 时延 RC 的核心思想是利用一个具有延迟反馈结构的非线性节点作为传统神经网络的中间层. 到目前为止, 已相继提出各种光电和全光结构的时延 RC^[10–24], 并且应用于多项任务, 包括语音识别、信道均衡和圣达菲时序预测等. 外光反馈半导体激光器是实现全光 RC 的理想选择, 利用半导体激光器实现信息处理将引领光子信息处理领域从传统方法向机器学习范式的转变^[9]. 本文首次实现了基于半导体激光器的时延光子 RC 的混沌激光预测.

2 理论模型

基于半导体激光器的时延光子 RC 系统如图 1 所示, 该系统由输入层、储备池层和输出层三部分组成. 输入层主要工作是数据预处理, 混沌激光 (输入信号) 等间隔采样后用 $u(n)$ 表示, 其中 n 是输入数据的索引. 将 $u(n)$ 的每个采样点保持周期时间 τ , 并与随机生成的掩模 $M(t)$ 相乘以获得调制信号 $S(t)$. 掩模 $M(t)$ 的值在每个时间间隔 θ 处随机地取 $[-1, 1]$ 内的值, θ 对应于储备池中的虚拟节点间隔. 具体地, 二值掩模信号由随机调制的序列 $\{-1, 1\}$ 组成; 混沌掩模信号由光反馈半导体激光器产生^[25], 其振幅被重新缩放为均值为 0、方差为 1 的序列. 掩模通过分配相同的输入信息到不同权重的节点上, 丰富了储备池的动态特性.

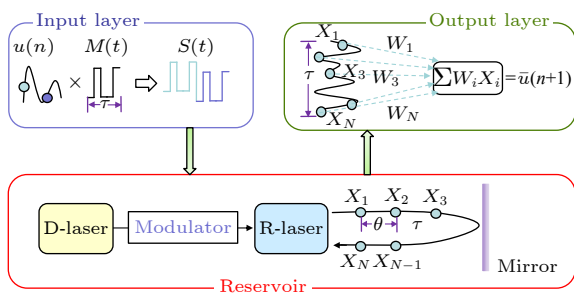


图 1 基于半导体激光器的时延储备池计算系统示意图
Fig. 1. Schematic diagram of reservoir computing system based on semiconductor laser.

储备池层将输入信号映射到高维状态空间. 输入层的调制信号 $S(t)$ 调制驱动半导体激光器 (drive semiconductor laser, D-laser) 的输出光, 注入到具有外部反馈的响应半导体激光器 (response semiconductor laser, R-laser). 在延迟时间 τ 内, N 个

虚拟节点的状态由 R-laser 在每个间隔 θ ($\theta = \tau/N$) 的瞬态响应决定. 由于时延储备池具有短时记忆特性, 其非线性瞬态过程既依赖于当前输入信号, 也依赖于过去的储备池响应. 这一特性以及近似性和差异性对系统性能至关重要. 基于 Lang-Kobayashi 方程^[26–28], 具有光反馈和光注入结构的半导体激光器的动力学可以建模为

$$\begin{aligned} \frac{dE(t)}{dt} = & \frac{1 + i\alpha}{2} \left[\frac{g(N(t) - N_0)}{1 + \varepsilon|E(t)|^2} - \frac{1}{\tau_p} \right] E(t) \\ & + \frac{k_f}{\tau_{in}} E(t - \tau) \exp(-i2\pi\nu\tau) \\ & + \frac{k_{inj}}{\tau_{in}} E_{inj}(t) \exp(i2\pi\Delta\nu t), \end{aligned} \quad (1)$$

$$\frac{dN(t)}{dt} = \frac{I}{q} - \frac{N(t)}{\tau_s} - \frac{g(N(t) - N_0)}{1 + \varepsilon|E(t)|^2} |E(t)|^2, \quad (2)$$

式中, $E(t)$ 表示缓慢变化的复电场, $N(t)$ 表示平均载流子密度. 方程 (1) 中的最后两项表示反馈项和注入项. 表 1 总结了数值模拟中参数的含义和参考值. 本文将信号 $S(t)$ 用于调制电场相位, 注入的慢变复电场 $E_{inj}(t)$ 可以表示为

$$E_{inj}(t) = \sqrt{J_d} e^{i\pi s(t)}, \quad (3)$$

表 1 数值模拟中使用的激光器参数值
Table 1. Laser parameter values used in numerical simulations.

| 符号 | 参数 | 参考值 |
|--------------------------------------|------------------|-------------------------|
| q/C | 电子电荷量 | 1.6×10^{-19} |
| α | 线宽增强因子 | 5.0 |
| $g/(\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1})$ | 微分增益 | 1.414×10^{-12} |
| N_0/m^{-3} | 透明载流子密度 | 1.4×10^{24} |
| ε | 增益饱和系数 | 5.0×10^{-23} |
| τ_p/ps | 光子寿命 | 1.92 |
| τ_s/ns | 载流子寿命 | 2.04 |
| τ_{in}/ps | 内腔往返时间 | 7.38 |
| k_f | 反馈强度 | 0.18 |
| k_{inj} | 注入强度 | 0.06 |
| $\Delta\nu/\text{GHz}$ | 频率失谐 | -10 |
| τ/ns | 外腔反馈延时 | $8 (N = 800)$ |
| θ/ns | 节点间隔 | 0.01 |
| I_d/I_{th} | D-laser 的归一化偏置电流 | 1.2 |
| I_r/I_{th} | R-laser 的归一化偏置电流 | 1.25 |
| G_{in} | 输入增益 | 1.5 |
| λ | 岭参数 | 10^{-6} |
| δ | 泄漏率 | 0.25 |

式中, J_d 是 D-laser 的输出光强度. $S(t)$ 表示在输入层产生的调制信号, 可以表示为

$$S(t) = u(n) \times M(t) \times G_{in}, \quad (4)$$

其中 $u(n)$ 是混沌激光等间隔采样后的离散值; $M(t)$ 是周期为 τ 的掩模信号; G_{in} 是输入增益, 实现了信号的线性缩放.

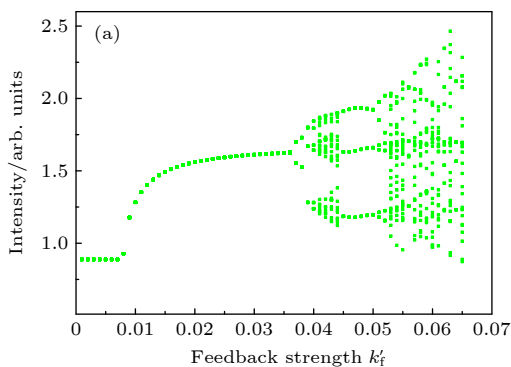
在输出层中, RC 的输出是储备池状态 X_i 和输出权重 W_i ($i = 1, 2, \dots, N$; N 是虚拟节点的数目) 的线性组合:

$$\bar{u}(n+1) = \sum X_i W_i. \quad (5)$$

混沌激光预测过程可分为两个阶段. 一是训练阶段, 通过使用岭回归算法最小化目标值 $u(n)$ 和输出值 $\bar{u}(n)$ 之间的差来优化输出权重^[29]. 训练完成后, 输出权值保持不变. 另一个是预测阶段, 利用剩余的混沌激光时序对预测系统进行测试. 预测任务通过设置 $u(n+1) = \bar{u}(n)$ 来完成, 即将预测值代入系统进行下一步预测. 此外, 在训练阶段之前, 一定的“空转”过程也很有意义. 由于储备池系统在初始化后处于稳态, “空转”通过向系统输入数据, 不断更新储备池状态以消除稳态记忆. “空转”时不存储备池状态数据, “空转”序列的长度通常是储备池节点数的 2—4 倍.

最后, 本文使用预测长度 (P_L) 来评估不同工作点的预测水平, 预测长度 P_L 定义为归一化均方误差 (normalized mean squared error, NMSE)^[10] 首次超过一定值 ζ 之前的准确预测持续时间, 即 $NMSE(P_L) = \zeta$. NMSE 定义为

$$NMSE = \frac{1}{L} \frac{\sum_{i=1}^L (\bar{u}(n) - u(n))^2}{\text{var}(\bar{u})}, \quad (6)$$



式中 $\bar{u}(n)$ 表示预测值, $u(n)$ 表示真实值, L 是测试数据的总数, var 表示方差. 以下章节中选取 ζ 为 0.1.

3 仿真结果与分析

为测试时延光子 RC 预测系统性能, 本文仿真了外部光反馈半导体激光器的动力学:

$$\begin{aligned} \frac{dE(t)}{dt} = & \frac{1 + i\alpha}{2} \left[\frac{g(N(t) - N_0)}{1 + \varepsilon|E(t)|^2} - \frac{1}{\tau_p} \right] E(t) \\ & + \frac{k_f'}{\tau_{in}} E(t - \tau') \exp(-i2\pi\nu\tau') \\ & + \sqrt{2\beta N(t)} \chi(t), \end{aligned} \quad (7)$$

$$\frac{dN(t)}{dt} = \frac{I_{bias}}{q} - \frac{N(t)}{\tau_s} - \frac{g(N(t) - N_0)}{1 + \varepsilon|E(t)|^2} |E(t)|^2, \quad (8)$$

其中的符号含义与 (1) 式和 (2) 式相同. 此外, $\chi(t)$ 表示均值为 0、方差为 1 的高斯白噪声, 用于模拟自发辐射噪声. β 是自发辐射噪声的强度, 仿真中取 $\beta = 10^{-6}$.

通过调节反馈强度 k_f' 、反馈延迟 τ' 和偏置电流 I_{bias} 三个参数变量, 可以获得丰富的动态特性. 图 2(a) 给出了当 $I_{bias} = 1.2I_{th}$ 和 $\tau' = 1 \mu\text{s}$ 时, 通过扫描反馈强度 k_f' 得到的半导体激光器输出的分岔图. 图中, 对于较小的 k_f' , 激光器稳定激射; 随着 k_f' 的增加, 出现了一系列的倍周期分岔和混沌效应. 本文选取 $k_f' = 0.054$ 时的混沌激光, 减去其均值后作为预测任务的输入信号, 采样频率为 100 GHz. 图 2(b) 给出了一段混沌激光时序及其预测值. 当 $P_L < 2 \text{ ns}$ (黑色虚线左侧) 时, 目标信号和预测值是重叠的, 且 $NMSE(P_L) < 0.1$, 表明实现了良好的预测效果.

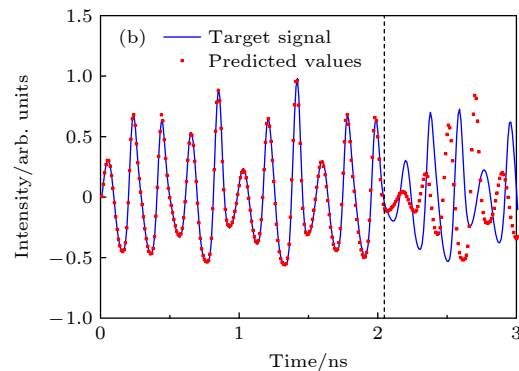


图 2 (a) 激光器输出强度的分岔图; (b) 混沌激光目标信号及其预测值

Fig. 2. (a) Bifurcation diagram of the output intensity of the laser; (b) chaotic laser target signal together with the predicted values.

图 3 给出了系统参数与平均预测长度 (P_L) 的关系曲线. 在每个参数值可调范围内, 计算 10 次实现的平均值, 其他参数保持表 1 中的参考值不变. 平均值的标准偏差在趋势图中用竖线表示.

图 3(a) 为在不同类型掩模和不同节点数的情况下, 预测长度 (P_L) 随训练长度 (T_s) 变化的趋势图, 包括三种情况: 混沌掩模信号且节点数为 800 (黑色正方形)、二值掩模信号且节点数为 800 (红色圆圈)、混沌掩模信号且节点数为 400 (蓝色三角形). 总的来看, 随着训练长度的增加, 预测能力逐渐增强然后趋于稳定, 这表明实现良好的预测性能需要充分的训练数据. 在这三种方案中, P_L 值分别达到 1.0, 1.5 和 2.0 ns. 通过对比红色圆圈和黑色正方形的曲线, 由于使用混沌掩模信号, 储备池

产生更复杂的动态响应来更好地执行预测任务^[26]. 比较黑色正方形和蓝色三角形的曲线可以看出, 虚拟节点的增加同样可以优化系统预测性能. 考虑到系统运行时间与虚拟节点的数目成正比, 并且在节点数为 800 的基础上增加虚拟节点数目不能进一步增加预测长度 (未示出). 所以本文选择了节点数为 800 的混沌掩模信号. 图 3(b) 给出了预测长度 (P_L) 随输入增益 (G_{in}) 变化的趋势图. 随着输入增益的变化, 预测长度先增加后降低, 在 $G_{in} = 1.5$ 时达到最大. 输入增益的作用是对输入信号进行缩放, 以适应储备池非线性的输入范围.

图 4(a) 给出了反馈强度 (k_f) 和注入强度 (k_{inj}) 对预测长度 (P_L) 影响的二维图. 不同的颜色对应不同的 P_L 值, 红色区域的预测长度达到 2 ns.

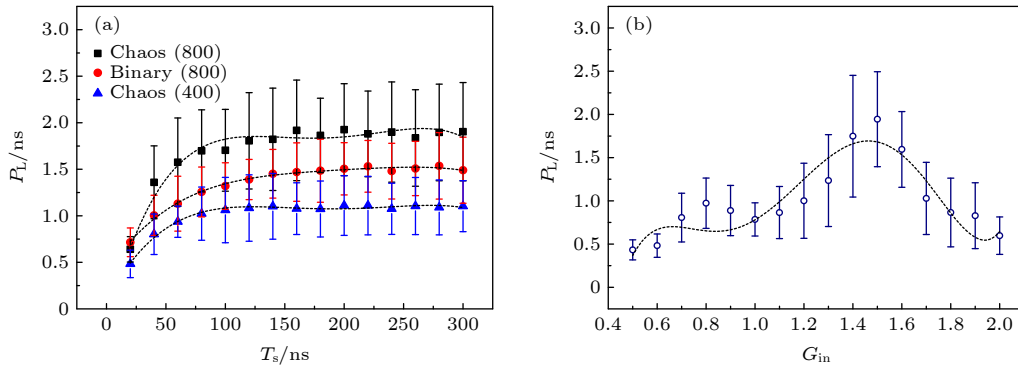


图 3 (a) 在不同掩模类型和不同节点数的情况下, 预测长度 (P_L) 随训练长度 (T_s) 变化的趋势图; (b) 在使用混沌掩模信号且节点数为 800 的情况下, 预测长度 (P_L) 随输入增益 (G_{in}) 变化的趋势图; 虚线为拟合曲线

Fig. 3. (a) P_L as a function of the length of the training data (T_s) under different type of masks and the number of nodes; (b) P_L as a function of the input gain (G_{in}) under $N = 800$ with the chaos mask signal. The dotted lines represent the associated fitting curves.

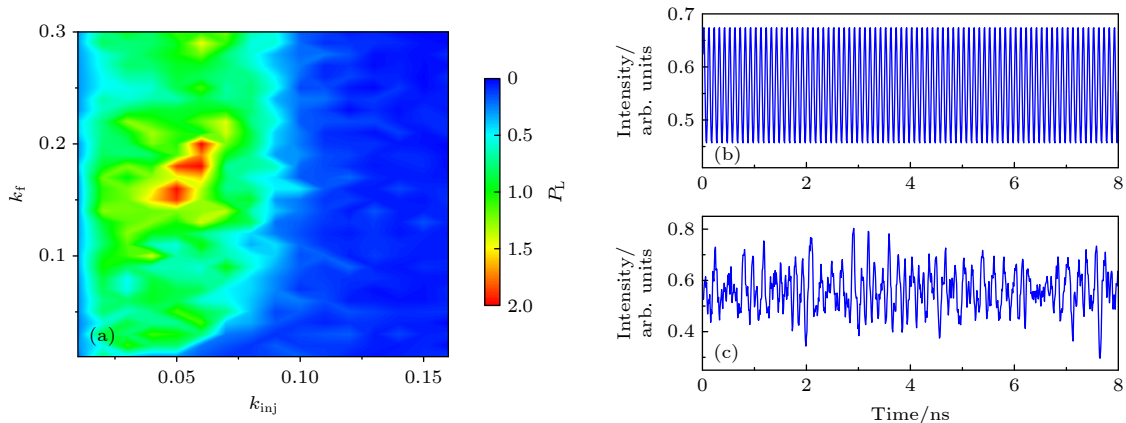


图 4 (a) 预测系统在不同反馈强度 (k_f) 和注入强度 (k_{inj}) 的参数空间中 P_L 值的二维图; (b), (c) 在 $(k_{inj}, k_f) = (0.06, 0.18)$ 的条件下, 无调制信号和有调制信号时 R-laser 的输出强度时序

Fig. 4. (a) Two-dimensional map of the P_L values of prediction system in the parameter space of the different feedback strength (k_f) and the injection strength (k_{inj}); (b), (c) temporal traces of the R-laser under $(k_{inj}, k_f) = (0.06, 0.18)$ without and with modulated input data.

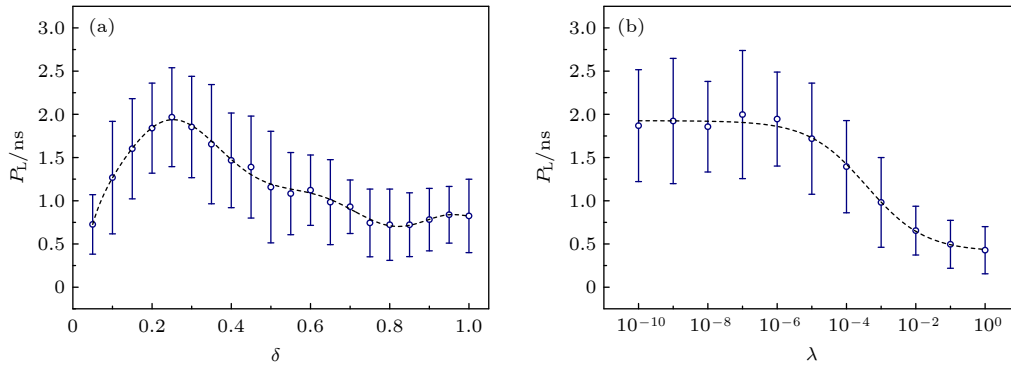


图 5 (a) 预测长度 (P_L) 随泄漏率 (δ) 变化的趋势图; (b) 预测长度 (P_L) 随岭参数 (λ) 变化的趋势图; 虚线为拟合曲线

Fig. 5. (a) P_L as a function of the leakage rate (δ); (b) P_L as a function of the Ridge parameter (λ). The dotted lines represent the associated fitting curves.

图 4(b) 和图 4(c) 为在 $(k_{inj}, k_f) = (0.06, 0.18)$ 的情况下, 无调制信号和加载调制信号时 R-laser 的时序. 在没有调制信号的情况下, 储备池是以单周期状态运行; 当载入调制数据, 储备池表现为复杂的瞬态动力学. 如文献 [8] 所述, RC 需要满足两个基本属性: 不同的输入映射到足够不同的储备池状态 (差异性), 而相似的输入映射到足够相似的储备池状态 (近似性). 储备池应在适当的动态范围内运行, 以满足差异和近似特性. 这种动态范围可以被描述为一个单一的周期状态, 接近激光动力学系统的中性稳定性 (也称为边缘混沌)^[26].

图 5(a) 为预测长度 (P_L) 随泄漏率 (δ) 变化的趋势图. 在输出层, 每个记录的储备池状态 X_t ($t = 1, 2, 3, \dots, T$; T 代表输入数据量) 都包含上一时刻的储备池状态 X_{t-1} ^[30], 计算公式为 $X_t = \delta X_{t-1} + (1 - \delta)f(G_{in} W_{in} u(n))$. 其中 $f(\cdot)$ 表示储备池的非线性映射, 泄漏率 δ 表示上一时刻的储备池状态与当前储备池状态的比值. 从图 5(a) 可以看出, P_L 的最高值在 $\delta = 0.25$ 时获取. 泄漏率越小, 储备池更新速度越快. 图 5(b) 为预测长度 (P_L) 随岭参数 (λ) 变化的趋势图. 岭参数影响输出权值的训练结果, $\lambda \leq 10^{-6}$ 时系统性能稳定; 当 $\lambda > 10^{-6}$ 时, 系统性能逐渐变差. 岭回归算法通过放弃系统的无偏性来增大其数值稳定性, 提高了数据处理的精度和效率^[29].

4 结 论

本文建立了基于光注入和光反馈半导体激光器的时延光子 RC 预测系统, 利用时延光子 RC 预测混沌激光的连续时序演化. 通过对比不同掩模

类型, 验证混沌掩模的优势. 通过改变节点数和训练数据大小选择合适的数据量. 通过调节几个关键参数来说明其对 RC 系统的影响, 具体包括输入增益对输入信号进行缩放, 以适应储备池非线性的输入范围; 反馈和注入强度影响储备池的非线性状态, 选取合理的值以满足系统的近似性和差异性; 泄漏率和岭参数分别影响储备池的更新速度和输出权重的训练结果, 在合理范围内进行调整以适应不同任务. 数值模拟结果表明, 混沌激光轨迹的预测长度达到 2 ns, 为混沌激光预测技术的发展提供了新的契机, 同时也为混沌激光的应用提供了新的参考.

参考文献

- [1] Amil P, Soriano M C, Masoller C 2019 *Chaos* **29** 113111
- [2] Cunillera A, Soriano M C, Fischer I 2019 *Chaos* **29** 113113
- [3] Meng Q F, Peng Y H 2007 *Phys. Lett. A* **370** 465
- [4] Lin X W, Yang Z H, Song Y X 2009 *Expert Syst. Appl.* **36** 7313
- [5] Pathak J, Wikner A, Fussell R, Chandra S, Hunt B R, Girvan M, Ott E 2018 *Chaos* **28** 041101
- [6] Pathak J, Hunt B, Girvan M, Lu Z X, Ott E 2018 *Phys. Rev. Lett.* **120** 024102
- [7] Covas E, Benetos E 2019 *Chaos* **29** 063111
- [8] Appeltant L, Soriano M C, Van d S G, Danckaert J, Massar S, Dambre J, Schrauwen B, Mirasso C R, Fischer I 2011 *Nat. Commun.* **2** 468
- [9] Hicke K, Escalona-Moran M A, Brunner D, Soriano M C, Fischer I, Mirasso C R 2013 *IEEE J. Sel. Top. Quantum Electron.* **19** 4
- [10] Paquot Y, Duport F, Smerieri A, Dambre J, Schrauwen B, Haelterman M, Massar S 2012 *Sci. Rep.* **2** 287
- [11] Duport F, Schneider B, Smerieri A, Haelterman M, Massar S 2012 *Opt. Express* **20** A20
- [12] Martinenghi R, Rybalko S, Jacquot M, Chembo Y K, Larger L 2012 *Phys. Rev. Lett.* **108** 244101
- [13] Larger L, Soriano M C, Brunner D, Appeltant L, Gutierrez J

- M, Pesquera L, Mirasso C R, Fischer I 2012 *Opt. Express* **20** 3241
- [14] Dejonckheere A, Duport F, Smerieri A, Fang L, Oudar J L, Haelterman M, Massar S 2014 *Opt. Express* **22** 9
- [15] Appeltant L, Sande G V D, Danckaert J, Fischer I 2014 *Sci. Rep.* **4** 3629
- [16] Nguimdo R M, Verschaffelt G, Danckaert J, Van der Sande G 2014 *Opt. Express* **22** 8672
- [17] Nguimdo R M, Verschaffelt G, Danckaert J, Van der Sande G 2015 *IEEE Trans. Neural Networks Learn. Syst.* **26** 3301
- [18] Vinckier Q, Duport F, Smerieri A, Vandoorne K, Bienstman P, Haelterman M, Massar S 2015 *Optica* **2** 438
- [19] Larger L, Baylón-Fuentes A, Martinenghi R, Udaltsov V S, Chembo Y K, Jacquot M 2017 *Phys. Rev. X* **7** 011015
- [20] Takano K, Sugano C, Inubushi M, Yoshimura K, Sunada S, Kanno K, Uchida A 2018 *Opt. Express* **26** 29424
- [21] Vatin J, Rontani D, M Sciamanna 2018 *Opt. Lett.* **43** 4497
- [22] Vatin J, Rontani D, M Sciamanna 2019 *Opt. Express* **27** 018579
- [23] Tan X S, Hou Y S, Wu Z M, Xia G Q 2019 *Opt. Express* **27** 026082
- [24] Guo X X, Xiang S Y, Zhang Y H, Lin L, Wen A J, Hao Y 2019 *IEEE J. Sel. Top. Quantum Electron.* **26** 1700109
- [25] Li P, Cai Q, Zhang J, Xu B, Wang Y 2019 *Opt. Express* **27** 017859
- [26] Nakayama J, Kanno K, Uchida A 2016 *Opt. Express* **24** 8679
- [27] Lang R, Kobayashi K 1980 *IEEE J. Quantum Electron.* **16** 3
- [28] Wieczorek S, Krauskopf B, Simpson T B, Lenstra D 2005 *Phys. Rep.* **416** 1
- [29] Hoerl A E, Kennard R W 1970 *Technometrics* **12** 1
- [30] Lukosevicius M, Jaeger H 2009 *Comput. Sci. Rev.* **3** 127

Short-time prediction of chaotic laser using time-delayed photonic reservoir computing*

Liu Qi¹⁾ Li Pu^{1)2)3)†} Kai Chao¹⁾ Hu Chun-Qiang¹⁾ Cai Qiang¹⁾
Zhang Jian-Guo¹⁾ Xu Bing-Jie⁴⁾⁵⁾

1) (Key Laboratory of Advanced Transducers and Intelligent Control System, Ministry of Education, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

2) (School of Information Engineering, Guangdong University of Technology, Guangdong 510006, China)

3) (Guangdong Key Laboratory of Photonics Information Technology, Guangdong 510006, China)

4) (No.30 Institute of China Electronic Technology Corporation, Chengdu 610041, China)

5) (Science and Technology on Communication Laboratory, Institute of Southwestern Communication, Chengdu 610041, China)

(Received 23 February 2021; revised manuscript received 23 March 2021)

Abstract

Prediction of chaotic laser has a wide prospect of applications, such as retrieving lost data, providing assists for data analysis, testing data encryption security in cryptography based on chaotic synchronization of lasers. We propose and demonstrate a new method of using time delayed photonic reservoir computing (RC) to forecast the continuous dynamical evolution of chaotic laser from previous measurements. Specifically, the time delayed photonic RC based on semiconductor laser with optical injection and feedback structure is established as a prediction system. Chaotic laser, as input signal, is generated by semiconductor laser with external disturbance.

The time delayed photonic RC used in this stage is a novel implementation, which consists of three parts: the input layer, the reservoir and the output layer. In the input layer, the chaos laser from the semiconductor with an optical feedback needs to preprocess and multiply by a mask signal. The reservoir is the master-slave configuration consisting of a response laser with the optical feedback and light injection. In the feedback loop,

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 61775158, 61805168, 61961136002, 61927811, U19A2076, 11904057), the National Cryptography Development Fund, China (Grant No. MMJJ20170127), the China Postdoctoral Science Foundation (Grant Nos. 2018M630283, 2019T120197), the Natural Science Foundation of Shanxi Province, China (Grant No. 201901D211116), and the Program for the Top Young Academic Leaders of High Learning Institutions of Shanxi Province, China.

† Corresponding author. E-mail: lipu8603@126.com

there are N virtual nodes at each interval θ with a delay time of τ ($N = \tau/\theta$). The reservoir performs the mapping of the input signal onto a high-dimensional state space. In the output layer, the output of the reservoir is a linear combination of the reservoir state and the output weight. The output weight is optimized by minimizing the mean-square error between target value and output value through using the ridge regression algorithm.

The results demonstrate that time delayed photonic RC based on semiconductor laser can forecast the trajectory of chaotic laser in about 2 ns. Moreover, we also investigate the influence of critical parameters on prediction result, including the type of the mask, the quantity of the virtual nodes, the length of the training data, the input gain, the feedback strength, the injection strength, the ridge parameter and the leakage rate.

The method used here in this work has many attractive advantages, such as simple configuration, low training cost and eminently suitable for hardware implementation. Although the prediction length is limited, the significant innovation using time delayed photonic RC based on semiconductor lasers as the prediction system of chaotic laser presents a new opportunity for further developing a technique for predicting chaotic laser.

Keywords: reservoir computing, prediction, chaotic laser, machine learning

PACS: 42.79.Ta, 42.65.Sf, 05.45.Gg

DOI: [10.7498/aps.70.20210355](https://doi.org/10.7498/aps.70.20210355)