

储备池计算硬件实现方案研究进展

李磊^{1,2}, 方捻^{1,2}, 王陆唐^{1,2}, 黄肇明^{1,2}

¹上海大学特种光纤与光接入网省部共建重点实验室, 上海 200072;

²上海大学通信与信息工程学院, 上海 200072

摘要 储备池计算是一种适合处理时序信号的简单高效的机器学习算法。相比在传统电子计算机上用软件实现的方式, 储备池计算在光器件上的实现方式将更有利于超高速和超低功耗的信息处理。介绍了储备池计算的基本原理, 从输入层、储备池和输出层三个方面介绍了储备池计算硬件实现方案的研究进展, 指出了储备池计算硬件实现方案发展中存在的问题, 并展望了其未来发展趋势。

关键词 光电子学; 光信息处理; 递归神经网络; 储备池计算; 非线性动力学系统; 掩模

中图分类号 TN29; N93; TP183 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP54.080005

Research Progress in Hardware Implementations of Reservoir Computing

Li Lei^{1,2}, Fang Nian^{1,2}, Wang Lutang^{1,2}, Huang Zhaoming^{1,2}

¹Key Laboratory of Specialty Fiber Optics and Optical Access Networks, Shanghai University, Shanghai 200072, China;

²School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200072, China

Abstract Reservoir computing is a simple and effective machine learning algorithm to process time dependent signals. Compared with the software implementation in traditional electronic computer, reservoir computing implementation with optical components is more beneficial to information processing with ultrafast speed and ultralow power consumption. The basic principles of reservoir computing are presented, and the research progress in hardware implementation of reservoir computers is introduced from three aspects of input layer, reservoir and output layer. The existing problems in the development of the hardware implementation are demonstrated, and their future developing trends are discussed as well.

Key words optoelectronics; photonic information processing; recursive neural network; reservoir computing; nonlinear dynamic system; mask

OCIS codes 250.4390; 200.4740; 200.4260

1 引言

光信息处理始于 20 世纪 70 年代, 一方面受限于当时光器件的体积、功耗和成本等问题, 另一方面受限于模仿电子计算机基于逻辑门光路的发展理念, 因此发展缓慢。近年来, 随着需要处理的信息量爆炸式增长, 人们对更高效更新颖的信息处理技术的需求更加迫切。光子技术和光器件的迅速发展以及机器学习特别是神经网络的深入研究给了光信息处理新的机遇, 利用光进行超高速和超低耗的信息处理又受到了广泛的关注, 并引发了人们巨大的研究热情^[1-3]。

收稿日期: 2017-02-22; 收到修改稿日期: 2017-03-29

基金项目: 国家自然科学基金(61108004)、上海市浦江人才计划(14PJD017)、上海市特种光纤与光接入网重点实验室开放课题(SKLSFO2015-02)

作者简介: 李磊(1989—), 男, 硕士研究生, 主要从事储备池计算软件算法和硬件实现方案方面的研究。

E-mail: 13546720226@163.com

导师简介: 方捻(1972—), 女, 博士, 教授, 主要从事光通信、光传感以及非线性动力学系统及其应用等方面的研究。

E-mail: nfang@shu.edu.cn(通信联系人)

人工神经网络是一种模仿大脑进行信息处理的机器学习模型。前向神经网络适合处理静态模式信息,而递归神经网络更适合处理动态模式信息。利用通过时间的反向传播(BPTT)算法对递归神经网络进行训练计算代价很大,训练过程缓慢。研究发现,在利用 BPTT 算法训练递归神经网络过程中,输入层和中间层的连接权变化缓慢,只有输出连接权变化明显。受到这一发现的启发 Jaeger^[4]于 2001 年提出了回声状态网络, Maass 等^[5]于 2002 年提出了液体状态机, Verstraeten 等^[6]随后证明了回声状态网络和液体状态机本质上一致,并概括为储备池计算。储备池计算的核心思想就是利用一个储备池代替传统神经网络中的中间层,输入层到储备池的输入连接权和储备池的内部连接权均随机生成并保持不变,训练过程中唯一需要确定的就是储备池到输出层的输出连接权^[7]。储备池计算大大简化了递归神经网络的训练过程,并在信道均衡、时间序列预测、非线性系统建模、语音识别和自动控制等领域获得了成功应用^[8-11],而且赢得了一次关于财经数据预测的国际竞赛^[12]。

储备池计算早期是在电子计算机上利用软件实现,但在对光器件和光系统的深入研究中,研究人员将光信息处理和储备池计算联系起来,用硬件实现了储备池计算。

本文介绍了储备池计算的基本原理和储备池计算硬件实现方案研究进展,并指出了储备池计算硬件发展中存在的问题,同时展望了其未来发展趋势。

2 储备池计算基本原理

传统的储备池计算由输入层、储备池和输出层构成,如图 1 所示^[13]。输入信号通过输入层进入储备池,在储备池中被非线性映射到高维状态空间,输出层根据节点状态和训练过程中确定的输出连接权产生输出信号,然后进行预测任务或者分类任务。训练过程中一般根据一个线性回归算法确定输出连接权。储备池系统的节点状态更新方程和输出方程为

$$x(n+1) = f_{\text{res}}[W_{\text{in}}u(n+1) + W_{\text{res}}x(n) + W_{\text{back}}y(n)], \quad (1)$$

$$y(n+1) = f_{\text{out}}[W_{\text{out}}x(n+1)], \quad (2)$$

式中 $x(n)$ 为节点状态, $u(n)$ 为输入信号, $y(n)$ 为输出信号, n 为时间步数, W_{in} 、 W_{res} 、 W_{out} 和 W_{back} 分别为输入连接权、内部连接权、输出连接权和反馈连接权, f_{res} 和 f_{out} 分别为节点状态激活函数和输出函数, f_{res} 一般为双曲正弦函数, f_{out} 一般为恒等函数。

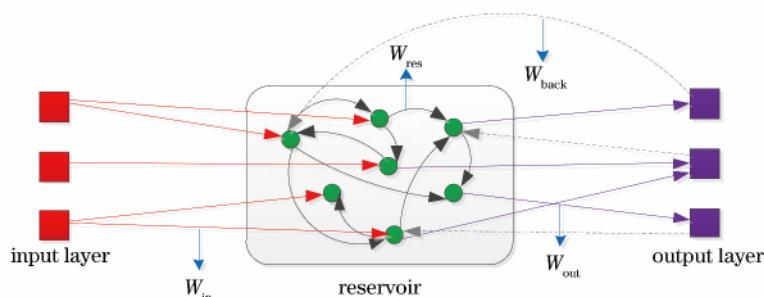


图 1 传统的储备池计算示意图

Fig. 1 Schematic diagram of traditional reservoir computing

3 储备池计算硬件实现方案

到目前为止,储备池计算用硬件实现有两种思路,第一种思路就是仿照储备池计算的软件实现方式,用大量物理节点构成储备池中的节点。文献[14-17]均采用这种思路构成硬件储备池系统,并从仿真和实验上证明了这种思路可以在基准任务中取得和在电子计算机上用软件实现储备池计算相当的结果。其储备池结构如图 2 所示,构成储备池的物理节点为半导体光放大器。这种方式的优势是储备池中的节点连接方式有充分的自由度,从而可以激发储备池非常丰富的内部动态,且可以实现并行输入和并行输出,具有更大的潜力实现更高速的信息处理和进行更复杂的信息处理。但储备池计算要求储备池中包含大量节点,一般需要成百上千个节点。因此,这种硬件实现方式的劣势也很明显,即用大量的物理器件做节点导致其成本高昂且

不宜集成。不过,如果未来半导体光放大器等光器件可以更加小型化且光集成技术取得突破性进展的话,这种方式将具有更大的应用价值。

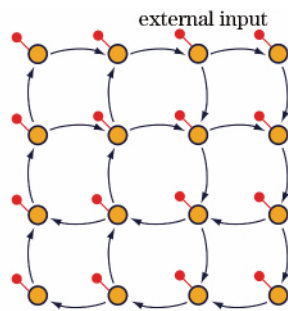


图 2 用大量物理节点实现储备池示意图

Fig. 2 Schematic diagram of reservoir using numerous physical nodes

为了克服第一种思路中使用大量物理节点带来的诸多不便,产生了第二种思路,就是用单个非线性节点加延迟反馈环构成储备池。由于延迟反馈非线性动力学系统具有丰富的非线性状态,在不同的反馈强度下,可以产生诸如单周期振荡^[18-19]、混沌^[20-21]等非线性状态。因此,可以用一个延迟反馈非线性动力学系统取代很多个物理节点,降低储备池计算硬件实现的难度。而且延迟反馈非线性动力学系统具备储备池所要求的特征,如高维状态空间^[13,22-23]和渐衰记忆能力^[13,24-25]。

第二种硬件实现方式一般用一个延迟反馈非线性动力学系统构成储备池,其结构如图 3 所示,图中 NL node 为非线性节点。根据时分复用思想,在延迟反馈环上设置虚节点来代替传统的储备池中的节点,从而大大简化了用硬件实现储备池计算的结构。用这种方案进行信息处理需要经历三个过程:掩模预处理、储备池中收集节点状态和后处理。

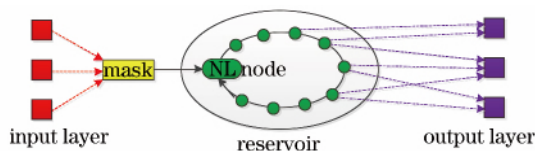


图 3 用单个非线性节点加延迟反馈环构成的储备池示意图

Fig. 3 Schematic diagram of reservoir using a single nonlinear node and a delay feedback loop

针对单个非线性节点加延迟反馈环构成储备池的方式有大量的研究,这些研究从不同方面对其进行改进^[13,26-45]。需要指出的是欧盟第七届科技计划^[46-47]通过大规模并行纳米光信息处理新典范:光储备池计算项目 NARESCO、基于延迟耦合系统的光液体状态机项目 PHOCUS 和光储备池计算项目 PHRESCO 提供了数百万欧元的资金支持用于非线性系统的储备池计算的研究^[48],极大地推动了储备池计算的研究。下面从输入层、储备池和输出层三个方面分别介绍这种硬件实现方式的研究进展。

3.1 输入层

输入层中进行的是预处理过程,在预处理中,输入信号需要经过一个采样保持过程,然后和一个掩模相乘,再注入到储备池中。掩模的作用就相当于传统的储备池计算中的输入连接权,掩模打破了系统的对称性,使储备池中呈现更丰富的内部动态。输入信号的掩模过程如图 4 所示,连续输入信号 $u(t)$ 或离散输入信号 $u(k)$ 经过采样后保持 τ 时间后变为 $I(t)$, τ 就是掩模的周期, $I(t)$ 和掩模相乘后变为最终注入到储备池的信号 $J(t)$ 。将 τ 均分为 N 等份,每份持续时间为 θ , N 即为虚节点个数, θ 为虚节点间隔。

设光在延迟反馈环中环行一次需要的时间为 τ' , 根据 τ 和 τ' 是否相等有两种输入方案,即对称方案 and 不对称方案。当 $\tau = \tau'$ 时,为对称方案,文献[13]和[27]均采用对称方案。对称方案要求储备池系统中存在一个时间常数,且为了使储备池中虚节点间能够相互耦合,这个时间常数需要大于虚节点间隔,一般为虚节点间隔的整数倍。当 $\tau \neq \tau'$ 时,为不对称方案,文献[26]和[28]均采用不对称方案。如果储备池系统中不存在时间常数,也就是说非线性响应是即时的,那么就需要采用不对称方案。在不对称方案中, $\tau' = (N + k)\theta$, $k = 1, 2, \dots, N - 1$, 这就使第 i 个虚节点和第 $i - k$ 个虚节点耦合起来,丰富了储备池的内部动态。这里需要

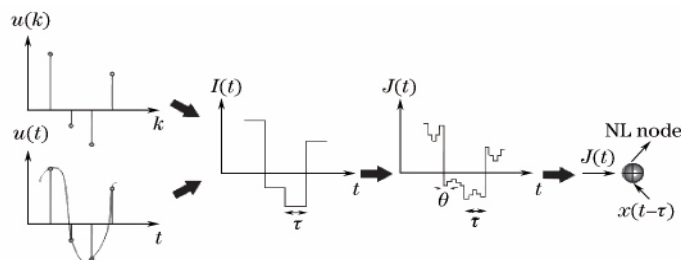


图 4 输入信号的掩模过程示意图

Fig. 4 Schematic diagram of mask process of input signals

指出的是,一方面,不对称方案比对称方案速度更快;另一方面,在存在时间常数的储备池系统中,也可以采用不对称方案,不对称方案使储备池内部动态更丰富,有利于提高储备池系统性能。

不同的掩模产生方案将对储备池系统的性能产生不同的影响,关于掩模产生方案的研究已经有多篇文献报道。文献[13]中采用随机二值掩模信号,即随机取 -0.1 和 0.1 作为掩模值,这是最基本的掩模产生方案,是为了和储备池计算中输入连接权随机产生这一做法对应。文献[29]中采用六值掩模来丰富储备池内部动态,从而在一定程度上抑制了噪声带来的不良影响。文献[30]指出,随机产生掩模在硬件中难以实现且不利于对储备池全局参数的寻优,并从最大长度序列的启发中提出了一种优化二值掩模产生方案。这种方案可以利用最短的掩模信号长度激发丰富的储备池动态,最短的掩模信号长度意味着利用最少的虚节点个数,从而在一定程度上提高了信息处理速度。相比于产生数字掩模,文献[31]中采用正弦模拟掩模实现了模拟输入,更有利于制造全自治模拟储备池计算机。为了产生更复杂的掩模,从而激发更丰富的储备池内部动态,文献[32]中采用一个混沌时间序列产生掩模,一定程度上提高了储备池系统的性能。总之,已有的掩模产生方案都是从更高速输入、激发更丰富储备池内部动态和全模拟等方面进行研究的,而掩模产生方案的好坏是否和具体任务相关,以及如何根据具体任务设计掩模还是一个挑战。

3.2 储备池

储备池是整个储备池系统的关键部分,储备池计算要求储备池具备一些基本属性才能具有信息处理能力。首先,储备池需要具有将输入信号非线性转换到高维状态空间的能力,这种非线性转换能力一般通过一个与储备池系统对应的非线性方程来描述。其次,构成储备池的延迟反馈动态系统可以被外部输入激励并影响其内部动态。最后,储备池需要有少量几个可调整的全局参数(一般为反馈增益、输入增益和偏置),以便使储备池工作在最佳工作点上。基于上述要求,多篇文献报道了不同的储备池计算硬件实现方案,这些方案的主要区别就是系统结构不同、所用非线性器件不同,并在速度、功耗和是否利于集成等方面具有不同的表现。

首先从速度这个角度来阐述储备池计算硬件实现方案的研究进展。2011年,文献[13]采用麦克-格拉斯混沌电路构成储备池,首次利用单个非线性节点加延迟反馈环的结构将储备池计算硬件实现,如图5所示,图中ADC表示模数转换器,DAC表示数模转换器。但由于信息处理均在电域中进行,导致其在速度上存在限制。2012年,文献[26]利用光器件和电器件结合实现了光电储备池,其非线性由马赫-曾德尔(M-Z)强度调制器提供,如图6所示,图中AWG表示任意波形发生器。相比麦克-格拉斯混沌电路储备池,光电储备池信息处理速度大大提高。文献[27]报道了另一种结构的光电储备池,与文献[26]所提光电储备池最大

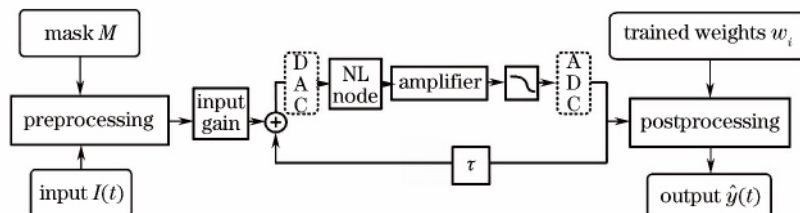


图 5 麦克-格拉斯混沌电路储备池结构图

Fig. 5 Structure of reservoir based on Mackey-Glass chaotic circuits

的不同就是增加了一个低通滤波器,这是为了引入一个时间常数,从而采用对称方案输入。光电储备池需要一个任意波形发生器产生原始输入信号和掩模相乘后的最终输入信号。当掩模周期很短且虚节点个数很多时,就要求任意波形发生器的采样频率非常高,这样的任意波形发生器价格昂贵。文献[33]采用了慢变掩模信号来降低储备池系统对任意波形发生器采样频率的要求,这样做在一定程度上降低了储备池系统的性能。为了弥补这一损失,作者采用互耦合光电系统丰富了储备池内部动态,从而使储备池系统性能可以和采用快变掩模的储备池系统性能相当。但互耦合光电系统增加了一倍的物理器件数量,必然在储备池中引入更多噪声,同时增加物理器件数量将不利于未来储备池系统向集成化方向发展。

为了充分利用光的超快速度,2012年,文献[28]采用了全光器件构成储备池,非线性由半导体光放大器提供,如图7所示,图中SLED表示超辐射发光二极管,SOA表示半导体光放大器。这种方案的优点是信息处理全部在光域中进行,速度将进一步提高,不足是输入端仍然需要用任意波形发生器,输出端需要用数字示波器,这两个电器件要和光信息处理的速度匹配必然价格昂贵,否则将成为进一步提高信息处理速度的瓶颈。2013年,文献[34]和[35]采用半导体激光器作为非线性器件构成全光储备池,如图8所示,图中PD表示光电探测器,MZM表示马赫-曾德尔强度调制器。这种方案利用半导体激光器的瞬态响应进行储备池计算,同时支持信息的光输入和电输入,可实现超快的光信息处理,处理数据速度可达1 Gb/s。需要指出的是,由于可以实现非常短的反馈时间和非常小的虚节点间隔,半导体激光器是目前实现超高速信息处理的最佳光器件^[34-36]。与利用半导体激光器的强度响应不同,文献[36]利用更快的半导体激光器的相位响应进行更高速的信息处理,每秒可处理0.25 G个样本,同时,这种方案将导致更短的外腔长度,从而更有利于未来的芯片集成。为了在提高信息处理速度的同时使储备池可以获得更好的信息处理结果,文献[37]采用微型环阵列、多模干涉分离器阵列和延迟线阵列构成了多级时分复用结构的全光储备池,如图9所示,图中MMI表示多模干涉仪,MR表示微型环。这种方案可以支持储备池拥有更多的节点个数,从而获得更好的信息处理能力,同时信息处理速度可以达到1.3 Gb/s。为了探究光的复用能力,文献[38]验证了在同一个储备池中可以利用两种光模式同时进行两个独立信息处理任务。

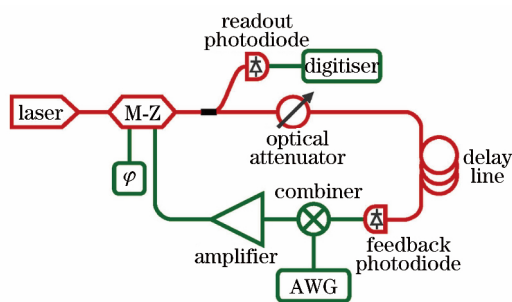


图6 光电储备池结构图

Fig. 6 Structure of optoelectronic reservoir

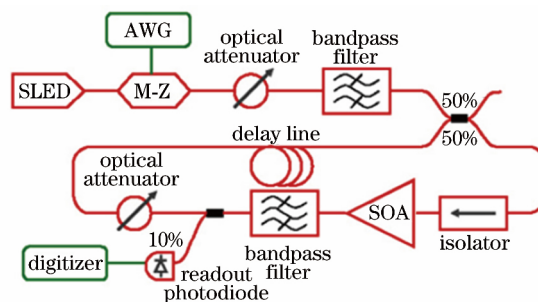


图7 全光储备池结构图

Fig. 7 Structure of all-optical reservoir

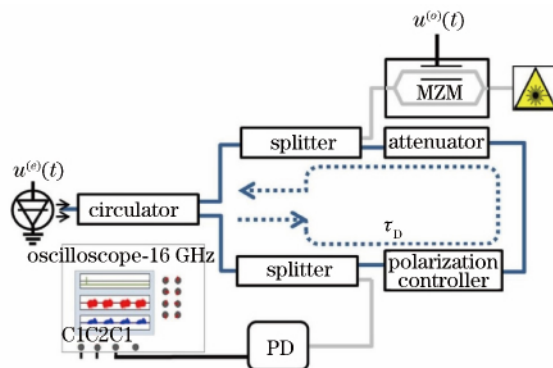


图8 用半导体激光器作为非线性器件的全光储备池结构图

Fig. 8 Structure of all-optical reservoir using a semiconductor laser as nonlinear element

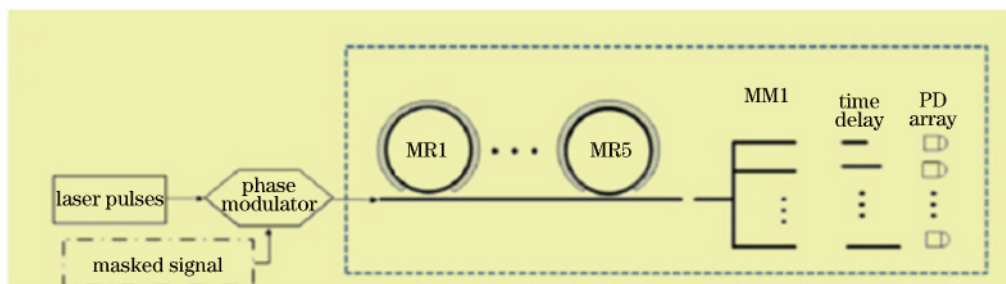


图9 用多级时分复用结构的全光储备池

Fig. 9 All-optical reservoir with a hierarchical time-multiplexing structure

其次从功耗这个角度来阐述储备池计算硬件实现方案的研究进展。为了使储备池系统功耗更低,采取的主要方式就是采用无源器件作为非线性器件来构成储备池。2014年,文献[39]采用半导体饱和吸收镜(SESAM)作为非线性器件实现了全光储备池,如图10所示,图中EDFA表示掺铒光纤放大器。这种方案的最大优点就是SESAM是一个无源器件,这将有利于实现超低功耗的储备池计算机,而采用马赫-曾德尔强度调制器或半导体光放大器等有源器件作为非线性器件的储备池系统必然要比采用无源器件作为非线性器件的储备池系统功耗要大。2015年,文献[40]采用一个相干驱动无源腔作为无源非线性器件构成了全光储备池,如图11所示,图中HV表示高压,PFS表示压电光纤拉伸器,PC表示偏振控制器,OA表示光衰减器,DL表示延迟线,该储备池同样在功耗方面具备优势。文献[39]和[40]表明应用合适的无源器件作为储备池系统的非线性器件是储备池计算硬件实现方案朝更低功耗发展的一个研究方向。

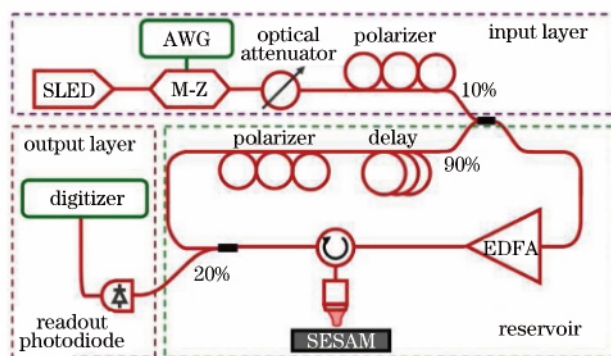


图10 用SESAM作为非线性器件的全光储备池结构图

Fig. 10 Structure of all-optical reservoir using a SESAM as nonlinear element

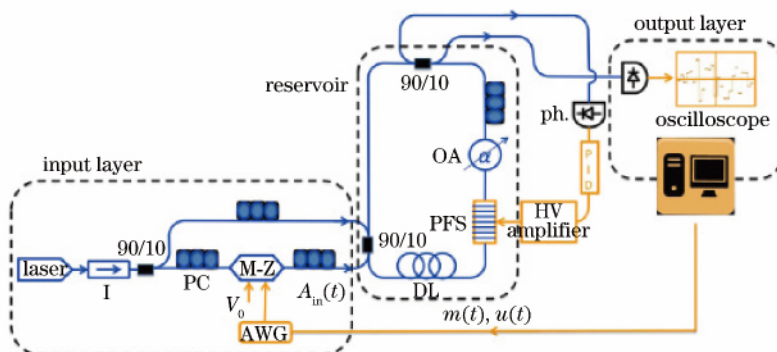


图11 用相干驱动无源腔作为非线性器件的全光储备池结构图

Fig. 11 Structure of all-optical reservoir using a coherently driven passive cavity as the nonlinear element

最后从是否有利于集成这个角度来阐述储备池计算硬件实现方案的研究进展。目前为止,半导体激光器是实现光集成储备池计算中最具潜力的器件,文献[34-36]均采用了半导体激光器构成储备池。文献[43]

则研究掩模周期和延迟时间的关系使储备池计算机更易集成,其核心思想是让延迟时间比掩模周期短,而过去的储备池计算硬件实现方案中延迟时间都远大于掩模周期,延迟时间变短意味着延迟反馈环长度变短,必然会节省更多的芯片空间,而同时储备池计算机的性能并未变差。当然,要最终实现光集成储备池计算机,还有赖于光集成技术和光器件技术的进一步发展。

综上所述,就目前典型的储备池计算硬件系统在速度、功耗和是否利于集成三个方面的性能进行了比较,结果如表 1 所示。

表 1 典型的储备池硬件系统的性能比较
Table 1 Performance comparison of typical reservoir hardware systems

System	Speed	Power	Integrated
Chaotic circuits reservoir computing	Low	High	No
Optoelectronic reservoir computing	Medium	Medium	No
All-optical reservoir computing	High	Low	Yes

3.3 输出层

输出层中进行的是后处理过程。目前的储备池计算硬件实现方案中,输出层一般需要光电探测器将储备池中虚节点状态从光域变换到电域,然后用数字示波器将虚节点状态收集起来,最终以离线方式在计算机上根据一个线性回归算法确定输出连接权以完成训练过程。测试过程中,根据数字示波器中收集到的虚节点状态和训练过程中确定的输出连接权计算出预测输出。这里存在两个问题,一个问题是要使数字示波器的数据采样率匹配光信息处理速度必然导致对数字示波器的数据采样率要求很高,从而导致数字示波器价格昂贵;另一个问题是离线的后处理过程导致信息不能得到实时处理,且这种方式构成的储备池计算机不能作为一个独立的计算机在恶劣环境中工作。为了使储备池计算机有能力进行实时信息处理,文献[41]设计出了模拟输出端,如图 12 所示,图中 FPD 表示反馈光电探测器,AMP 表示放大器,在输出层增加一个任意波形发生器,用以产生与事先训练得到的输出连接权对应的信号波形,来驱动马赫-曾德尔强度调制器,并结合后面的平衡光电探测器和相移电路实现了(2)式中输出连接权和虚节点状态的相乘累加,从而实现了模拟输出。2016 年,文献[42]综合了文献[31]和[41]的成果实现了具有模拟输入端和模拟输出端的全模拟光储备池计算机,使其可以作为一个独立的计算机进行工作。不过文献[42]和[41]的训练过程仍然需要在计算机上离线地进行,这导致了储备池计算机难以完成一些需要实时处理的任务,一定程度上限制了储备池计算机的应用范围。

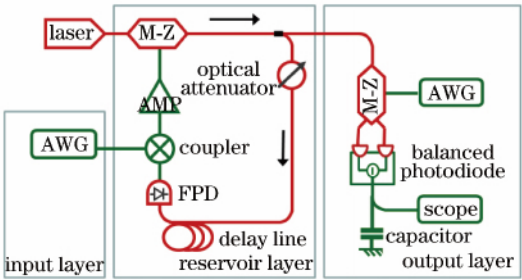


图 12 具有模拟输出层的光电储备池结构图

Fig. 12 Structure of optoelectronic reservoir with analog output layer

为了使储备池计算具备实时信息处理能力,文献[44]将光电储备池计算和现场可编程门阵列(FPGA)[45]结合起来构成了可在线训练的光电储备池计算,如图 13 所示,图中 SER 表示误符号率,利用 FPGA 产生输入序列和收集虚节点状态,并根据简单的梯度下降算法确定输出连接权。但利用 FPGA 进行在线训练必须要进行数模和模数转换,这将在一定程度上限制信息处理速度,因此,如何在光域中进行在线训练是未来研究的一大课题,其实现有赖于利用光器件进行矩阵运算的研究。

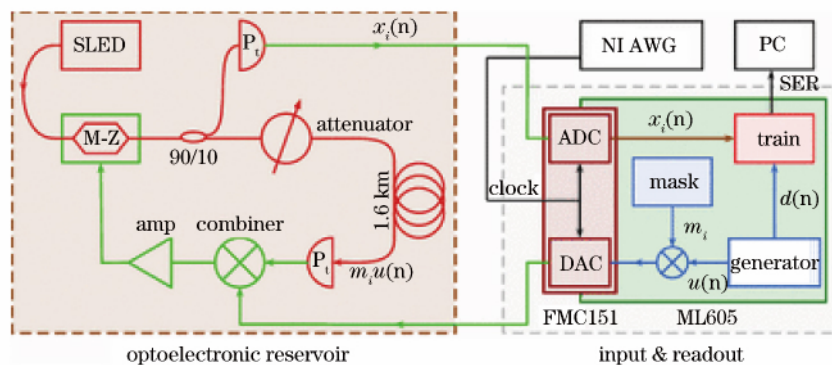


图 13 可在线训练的光电储备池结构图

Fig. 13 Structure of optoelectronic reservoir of online training

4 结束语

储备池计算硬件实现方案的研究尚处于起步阶段,还面临一些亟待解决的问题。1) 硬件中存在着不可避免的噪声,如何克服噪声对储备池计算机性能的不利影响需要解决。2) 储备池计算中存在适应性问题,如何根据具体任务设计储备池是一大挑战。储备池硬件实现方案中可用的非线性很多,什么样的非线性适合处理什么样的任务仍需要深入研究。3) 目前的储备池计算硬件实现方案中一般需要预处理和后处理,如何设计更好的模拟输入端和模拟输出端以及如何实现可在线训练的光储备池计算是未来的研究方向。4) 目前的储备池计算硬件实现方案的信息处理过程本质上是串行的,并未真正用到更具潜力的光的并行机制,如何利用光的并行机制设计储备池计算是将信息处理速度进一步提高的关键问题。

储备池计算硬件实现方案的研究方向主要朝着更高速、更低功耗和更易于未来集成的方向发展。从更高速的角度来看,研究主要集中在如何将整个信息处理过程全部在光域中进行,特别是如何进行更好的光输入和光输出,更前沿的研究是如何在光域中进行在线训练和在线测试;从更低功耗的角度来看,研究主要集中在如何找到更适合作为储备池计算非线性节点的无源器件;从更易于集成的角度来看,研究主要集中在如何找到更适合集成的光器件,半导体激光器是最有潜力的选项之一,当然要完成光储备池计算的集成更要依赖于光集成技术和光器件小型化技术的发展。

作为一种不同于传统电子计算机的硬件计算方案,光储备池计算将在未来的光信息处理和人工智能等领域具有重要的应用意义。同时,储备池计算硬件实现方案的研究或许可以帮助人们更深入地理解大脑的工作机理。

参 考 文 献

- [1] Caulfield H J, Dolev S. Why future supercomputing requires optics[J]. Nature Photonics, 2010, 4(5): 261-263.
- [2] Tucker R S. The role of optics in computing[J]. Nature Photonics, 2010, 4(7): 405.
- [3] Woods D, Naughton T J. Optical computing: photonic neural networks[J]. Nature Physics, 2012, 8(4): 257-259.
- [4] Jaeger H. The "Echo State" approach to analyzing and training recurrent neural network[R]. Bremen: GMD Report 148, GMD-German National Research Institute for Computer Science, 2001.
- [5] Maass W, Natschlager T. Real-time computing without stable states: a new framework for neural computation based on perturbations[J]. Neural Computation, 2002, 14(11): 2531-2560.
- [6] Verstraeten D, Schrauwen B, Stroobandt D. An experimental unification of reservoir computing methods[J]. Neural Networks, 2007, 20(3): 391-403.
- [7] Lukosevicius M, Jaeger H. Reservoir computing approaches to recurrent neural network training[J]. Computer Science Review, 2009, 3(3): 127-149.
- [8] Jaeger H, Haas H. Harnessing nonlinearity: predicting chaotic systems and saving energy in wireless communication [J]. Science, 2004, 304(5667): 78-80.

- [9] Verstraeten D, Schrauwen B, Stroobandt D, *et al.* Isolated word recognition with the liquid state machine: a case study [J]. *Information Processing Letters*, 2005, 95(6): 521-528.
- [10] Triefenbach F, Jalalvand A, Schrauwen B, *et al.* Phoneme recognition with large hierarchical reservoirs [C]. *Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems*, 2010, 23: 2307-2315.
- [11] Joshi P, Maass W. Movement generation and control with generic neural microcircuits[C]. *1st International Workshop on Biologically Inspired Approaches to Advanced Information Technology*, 2004, 3141: 258-273.
- [12] The 2006/07 forecasting competition for neural networks & computational intelligence (2006)[EB/OL]. <http://www.neural-forecasting-competition.com/NN3/>.
- [13] Appeltant L, Soriano M C, Danckaret J, *et al.* Information processing using a single dynamical node as complex system [J]. *Nature Communications*, 2011, 2(9): 468.
- [14] Vandoorne K, Dierckx W, Schrauwen B, *et al.* Toward optical signal processing using photonic reservoir computing [J]. *Optics Express*, 2008, 16(15): 11182-11192.
- [15] Vandoorne K, Dambre J, Verstraeten D, *et al.* Parallel reservoir computing using optical amplifiers [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, 22(9): 1469-1481.
- [16] Vandoorne K, Mechet P, Vaerenbergh T V, *et al.* Experimental demonstration of reservoir computing on a silicon photonics chip[J]. *Nature Communications*, 2014, 5(5): 3541.
- [17] Schneider B, Dambre J, Bienstman P. Using digital masks to enhance the bandwidth tolerance and improve the performance of on-chip reservoir computing systems[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2016, 27(12): 2748-2753.
- [18] Simpson T B, Liu J M, Almulla M, *et al.* Linewidth sharpening via polarization-rotated feedback in optically injected semiconductor laser oscillators[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, 2013, 19(4): 1500807.
- [19] Wei B, Wu Z M, Deng T, *et al.* Nonlinear dynamics of 1550 nm VCSELs subject to polarization-preserved optical feedback and orthogonal optical injection[J]. *Frontiers of Optoelectronics*, 2013, 6(3): 243-250.
- [20] Jiang X X, Cheng M F, Luo F G, *et al.* Electro-optic chaotic system based on the reverse-time chaos theory and a nonlinear hybrid feedback loop[J]. *Optics Express*, 2016, 24(25): 28804-28814.
- [21] Xiong Xiaozhi, Fang Nian, Wang Lutang, *et al.* Multi-switch states detection system based on semiconductor laser with optical feedbacks[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2017, 46(3): 0314003.
熊小志, 方 捻, 王陆唐, 等. 基于光反馈半导体激光器的多开关状态检测系统[J]. *光子学报*, 2017, 46(3): 0314003.
- [22] Aghababa M P, Sharif J A. Chaos and complexity in mine grade distribution series detected by nonlinear approaches[J]. *Complexity*, 2016, 21(S2): 355-369.
- [23] Fang N, Wang L T, Guo S Q, *et al.* Security of polarization-shift keying chaos optical communication system[J]. *Frontiers of Optoelectronics in China*, 2008, 1(1): 64-69.
- [24] Qin Haijuan, Fang Nian, Wang Lutang, *et al.* Experimental investigation of adjacent-frame similarity of bidirectional optical fiber ring chaotic laser[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2014, 51(8): 081402.
秦海娟, 方 捻, 王陆唐, 等. 双向光纤环形混沌激光器相邻帧相似性的实验研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2014, 51(8): 081402.
- [25] Liu C, Fang N, Wang L T, *et al.* Similarity of adjacent-frame chaos waveforms from semiconductor fiber ring laser in sensing applications[C]. *SPIE*, 2012, 8554: 85540L.
- [26] Paquot Y, Duport F, Smerieri A, *et al.* Optoelectronic reservoir computing[J]. *Scientific Reports*, 2012, 2: 287.
- [27] 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.
- [28] Duport F, Schneider B, Smerieri A, *et al.* All-optical reservoir computing[J]. *Optics Express*, 2012, 20(20): 22783-22795.
- [29] Soriano M C, Ortin S, Brunner D. *et al.* Optoelectronic reservoir computing tackling noise-induced performance degradation[J]. *Optics Express*, 2013, 21(1): 12-20.
- [30] 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: 3629.

- [31] Duport F, Akrouit A, Smerieri A, *et al.* Analog input layer for optical reservoir computers[J]. Eprint Arxiv, 2014, 146: 460-464.
- [32] 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.
- [33] Tezuka M, Kanno K, Bunsen M. Reservoir computing with a slowly modulated mask signal for preprocessing using a mutually coupled optoelectronic system[J]. Japanese Journal of Applied Physics, 2016, 55(8): 08RE06.
- [34] 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: 1364.
- [35] Hicke K, Angel E M, Brunner D, *et al.* Information processing using transient dynamics of semiconductor lasers subject to delayed feedback[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics, 2013, 19(4): 1501610.
- [36] Nguimdo R M, Verschaffelt G, Danckaert J, *et al.* Fast photonic information processing using semiconductor lasers with delayed optical feedback: role of phase dynamics[J]. Optics Express, 2014, 22(7): 8672-8686.
- [37] Zhang H, Feng X, Li B, *et al.* Integrated photonic reservoir computing based on hierarchical time-multiplexing structure[J]. Optics Express, 2014, 22(25): 31356-31370.
- [38] 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.
- [39] Dejonckheere A, Duport F, Smerieri A, *et al.* All-optical reservoir computer based on saturation of absorption[J]. Optics Express, 2014, 22(9): 10868-10881.
- [40] 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.
- [41] Smerieri A, Duport F, Paquot Y, *et al.* Analog readout for optical reservoir computers[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, 25: 953-961.
- [42] Duport F, Smerieri A, Akrouit A, *et al.* Fully analogue photonic reservoir computer[J]. Scientific Reports, 2016, 6: 22381.
- [43] 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.
- [44] Antonik P, Duport F, Smerieri A, *et al.* Online training of an opto-electronic reservoir computer[C]. Proceedings of International Conference on Neural Information Processing, 2015: 233-240.
- [45] Haynes N D, Soriano M C, Rosin D P, *et al.* Reservoir computing with a single time-delay autonomous boolean node [J]. Physical Review E, 2015, 91(2): 020801.
- [46] Zhao Qingchun, Yin Hongxi. Research progress of reservoir computing using chaotic laser[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2013, 50(3): 030003.
赵青春, 殷洪玺. 混沌光子储备池计算研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(3): 030003.
- [47] Bao Xiurong. Research progress in optoelectronic reservoir computing system[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(3): 030005.
包秀荣. 光电储备池计算系统研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(3): 030005.
- [48] Soriano M C. Viewpoint: reservoir computing speeds up[J]. Physics Review X, 2017, 7: 011015.