

光学神经拟态计算研究进展

王睿 任全胜 赵建业

北京大学信息科学技术学院, 北京 100871

摘要 光神经拟态系统能以比生物大脑快几百万至十亿倍的运行速度模拟神经拟态算法, 优于电神经拟态硬件系统, 且其可胜任比传统光计算更复杂的计算任务。光神经拟态计算探索超快光脉冲信号的自适应性、稳健性和快速性, 能够避免传统数字光计算的芯片集成及模拟光计算的噪声积累等问题。本文报道了光子神经拟态信息处理的发展历程, 并从光子神经元, 光脉冲学习算法以及可集成光学神经拟态网络框架等方面介绍了光神经拟态计算的关键理论和技术。阐述了光神经拟态计算研究的必要性及存在的问题, 展望了其潜在的应用前景。

关键词 光计算; 光神经系统; 超快信息处理; 非线性光学信号处理; 半导体激光器

中图分类号 TN29 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP53.120004

Research Progress on Photonic Neuromorphic Computing

Wang Rui Ren Quansheng Zhao Jianye

School of Electronics Engineering and Computer Science, Peking University, Beijing 100871, China

Abstract Photonic neuromorphic system can simulate the neuromorphic algorithms with a speed of millions or billions multiples faster than the biological counterpart, which is better than electronics neuromorphic hardware system. It can be also capable of processing computing tasks more sophisticated than traditional optical computations. The photonic neuromorphic computing, exploring the adaptability, robustness and rapidity of ultrafast optical pulses, can overcome the scaling of digital optical computation and the noise accumulation of analog optical computation. The research progress on photonic neuromorphic computing is reported. Some essential theories and technologies, including photonic neuron, learning algorithms based on optical spiking pulses and the integrated photonic neuromorphic network framework, are introduced respectively. The necessity of research on photonic neuromorphic computing and its problems are discussed to present its potential applications in future.

Key words optics in computing; optical neural systems; ultrafast information processing; nonlinear optical signal processing; semiconductor lasers

OCIS codes 200.4700; 320.7085; 070.4340; 250.5960

1 引言

为验证、理解生物神经系统的信息处理机制, 神经拟态计算, 即类脑计算, 凭借其接近生物大脑处理机制的特征受到诸多学者的青睐^[1-2]。神经拟态计算涉及信息脉冲编码、脉冲神经网络结构(SNNs)以及脉冲化信息处理算法设计等方面, 旨在让系统像生物神经网络一样进行信息的计算处理, 并在功耗、速度、智能性和准确率等方面超越基于数据流的人工神经网络的性能。目前, 国际上在神经拟态处理领域颇具影响力的项目组包含 IBM 的 SyNAPSE 项目^[3], 德国海森堡大学的 FACETS/BrainScaleS 项目^[4]以及英国曼切斯特大学的 SpiNNaker 项目^[5], 它们基于 SNNs 的特性各自提出了具备低功耗、低延迟以及高扩展性等特征的电

收稿日期: 2016-08-09; **收到修改稿日期:** 2016-09-05; **网络出版日期:** 2016-11-20

基金项目: 国家自然科学基金(61471010)

作者简介: 王睿(1994—), 男, 硕士研究生, 主要从事神经拟态计算及光电硬件实现方面的研究。

E-mail: goodluck@pku.edu.cn

导师简介: 任全胜(1981—), 男, 博士, 副教授, 主要从事神经拟态计算及光电硬件实现方面的研究。

E-mail: qsren@pku.edu.cn(通信联系人)

子神经拟态系统平台。其时间尺度超越生物神经网络,但是涉及到高频信息处理(例如雷达信号)时,面临严重的带宽-连接密度权衡的问题,即神经网络要实现复杂大规模的性能仿真,必须在结构上满足大扇入扇出连接,而这种连接建立在牺牲工作带宽的基础上,会导致信号处理的低速化。针对该问题,国际上有研究组提出将光学处理机制引入神经拟态计算,开启了光学神经拟态信息处理研究的大门^[6-7]。

光子的高速、高带宽以及低串扰等特性特别适应于连接密集、基于脉冲的超快信息处理网络。此外,光子神经拟态信息处理沿袭了电子神经拟态信息处理的低功耗、低延迟和高扩展性等特征,考虑到光学设备的高插墙效率^[8],其信息处理的功耗可进一步降低。基于以上优势,光学神经拟态信息处理在超快光学计算领域展现出极大的潜能。

光学人工神经网络在 20 世纪 90 年代曾被研究过,但受当时光学技术的不成熟和可集成性的限制,并没有迅速发展起来^[9-10]。随着脉冲学习机制的发现及光子信号产生与处理技术的发展,研发基于超短激光脉冲的光子神经拟态系统已成为可能。该系统能以比生物大脑快几百万至十亿倍的运行速度模拟神经拟态算法,是其他神经拟态硬件系统无法比拟的,并可胜任比传统数字或模拟光计算更复杂的计算任务,如自适应控制、学习与记忆和感觉信息处理等。神经拟态计算所特有的适应性、容错性和脉冲信号机制,能够避免传统数字光计算的芯片集成及模拟光计算的噪声积累等制约光计算发展的瓶颈问题^[11-13]。

目前国际上主要的光神经拟态计算研究团队包括美国普林斯顿大学的 Prucnal 研究组、西班牙巴利阿里群岛大学的 Romeira 研究组、新加坡南洋理工大学的 Gholipour 研究组以及北京大学任全胜研究组。Prucnal 研究组与洛克希德·马丁公司先进技术实验室神经科学家 David 共同领导的光子神经元计划主要致力于基于锁模激光器、半导体光放大器和非线性光纤的光子神经元研究^[14]以及尖峰时序依赖可塑性(STDP)突触实现^[15],并拟用类似的原理实现基于可集成光学器件的光子神经拟态芯片^[16];Romeira 研究组主要从事激光神经元和神经拟态系统组件的研究^[17-18];Gholipour 研究组主要从事光脉冲神经算法的研究^[19];任全胜研究组主要研究可集成光电计算结构^[20]和结合非线性光学设备的独特性质设计脉冲神经网络的神经学习算法^[21]。

光学神经拟态计算的研究方向主要包含三部分:1) 符合神经元生物特性的光子神经元研制;2) 基于光学设备动态物理特性的光脉冲学习算法设计;3) 大规模可集成光学神经拟态网络框架设计。

2 光子神经元简介

脉冲神经元是神经拟态计算中信息处理的基础元件,比较简单的神经元是整合发放(LIF)神经元,其运算原理为:对输入的脉冲事件信号进行积分,当细胞膜电位的等效参数达到一定阈值后,神经元即通过脉冲生成器输出一个脉冲事件^[22]。神经元具有 4 大基本特性,如表 1 所示。

表 1 脉冲神经元特性

Table 1 Spiking neuron properties

Property	Definition
Integration	Temporally sum weighted inputs
Thresholding	Firing one spike when integrator state exceeds some level
Reset	Return integrator state to rest immediately following a spike
Adaptability	Modify behavioral parameters based on input statistics

光子神经元和生物神经元具有类似的动态物理特征,区别在于生物神经元信息的变化受到生物内化学物质影响,而光子神经元主要由光学设备自身半导体特性决定,例如载流子密度等因素。目前,主流的光子神经元包括基于非线性分立器件的光子神经元和基于可集成激光器件的激光神经元^[23-24]。

2.1 基于非线性分立器件的光子神经元

如图 1 所示,基于非线性分立器件的光子神经元的核心部件为半导体光放大器(SOA),描述其载流子密度的方程可直接对应于标准 LIF 神经元模型的脉冲时间积分方程。其他组成部分还包括:输入光脉冲的增益与延时模块、输入整合模块、阈值模块和反相器及阈值(整形)模块等,分别用非线性光纤等光学器件实现^[23,25-26]。输入脉冲信号由锁模激光器产生^[27];输入整合模块主要利用了 SOA 的交叉增益调制特性^[28];阈值模块使用非线性光学环境(NOLM),其利用非线性克尔效应实现功率传输的 Sigmoid 函数^[29];反向器采

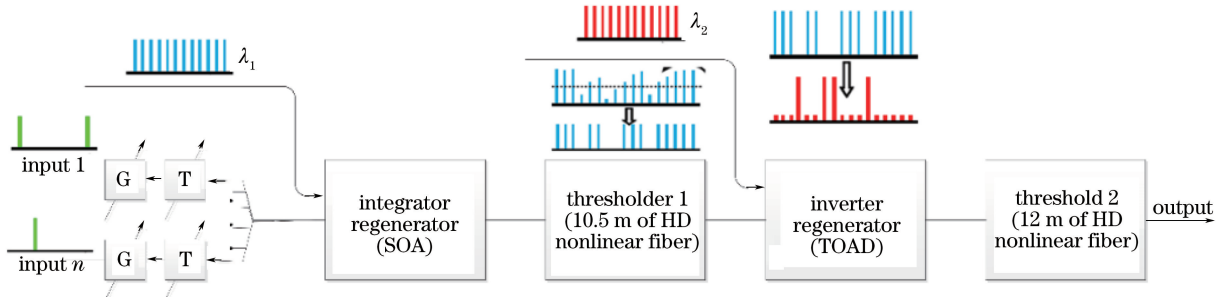


图 1 基于台式光纤的光子神经元框图

Fig. 1 Block diagram of photonic neuron based on bench-top fiber

用太赫兹光非对称解复用器(TOAD)^[30];器件之间由非线性光纤连接。

该光子神经元采用全光连接结构,已验证神经元激发脉冲脉宽为皮秒量级,积分时间常数为 180 ps,可以在 100~300 ps 范围内调节^[23]。可以实现混合脉冲处理功能,包括信号积分和阈值激发,但是无法实现电位重置功能,而且该神经元体积大、功耗大(约 2 W)、效率低(约 1%),不适合集成。此外,与上述神经元结构类似的还有基于电吸收调制器(EAM)的光子神经元^[14]。

2.2 基于可集成激光器的光子神经元

基于非线性分立器件的光子神经元不适用于集成,迅速被后来发展的激光神经元所替代。典型激光神经元由双区域飞秒激光器和饱和吸收石墨烯组成,其功能特性已经被仿真和实验证实^[24,31-32]。Yamada 模型准确描述了基于增益/饱和吸收器区域的激光动态特征^[33]。适用于激光神经元的激光器种类繁多。两区域分布式反馈混合瞬逝激光器由于其可集成性成为激光神经元研究的主要目标,其结构如图 2(a)所示。激光神经元包含增益区和饱和吸收区。其中,增益区受输入电流和偏置抽运电流联合调制、饱和吸收区激发光脉冲信号。

激光神经元的工作特性如图 2(b)所示,仿真参数来自 Shastri 等^[31]的研究。工作形式可描述为:输入电流扰动调制激光器增益区的增益值,足够的兴奋性刺激会导致饱和区透明(载流子密度上升),造成光脉冲的释放并伴随着短暂的不应期直到抽运电流使载流子浓度逐渐恢复至平衡状态^[34]。其数学模型上等同于 LIF 神经元,激光器产生的脉冲宽度为皮秒量级,积分时间常数由区域载流子恢复时间常数决定,一般是几百皮秒量级,对输入响应的不应期约为 200 ps^[35]。

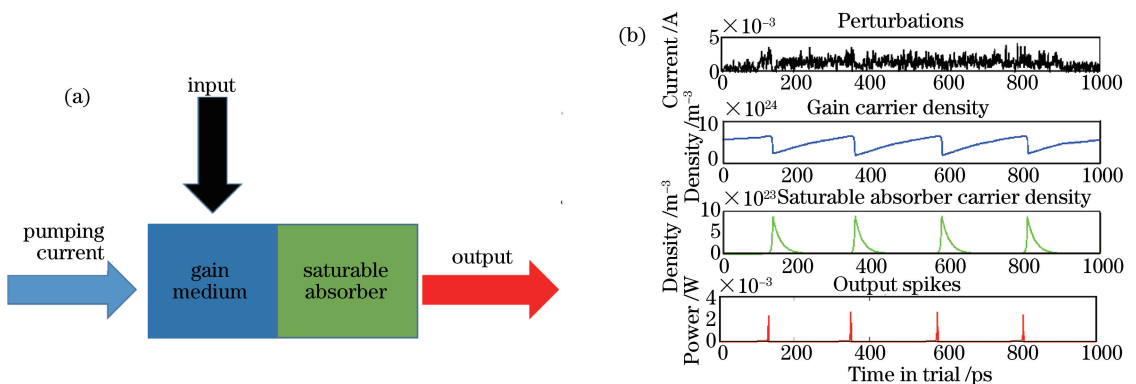


图 2 激光神经元结构和工作特性。(a)结构简图;(b)动态特性

Fig. 2 Schematic diagram and work characteristics of laser neuron. (a) Simple schematic; (b) dynamic characteristics

激光神经元的研究主要集中在激光器选材以及性能方面,相关内容可以参考 Prucnal 等^[7,17,36-37]的工作。基于神经元的小型网络系统性能研究可以参考 Shastri 等^[31]的工作。

3 光脉冲学习算法

发生在生物神经网络中的学习机制主要包含突触可塑性和内在可塑性(IP)^[38-39]。前者控制神经元之间

突触的动态特性;而 IP 控制神经元自身的非线性转换功能,描绘神经元内部动态特性的自适应调节机制。在光子神经元中,光学设备本身的很多调节因素都为 IP 的实现提供了实验依据,例如,基于 SOA 的光子神经元可以通过调节注入神经元的电流调整其载流子恢复速度,进而影响神经元的积分时间常数。

作为一种突触可塑性学习机制,尖峰时序依赖可塑性(STDP)^[40]在脉冲化机器学习和自适应控制领域有广泛的应用。STDP 是自适应学习的一种形式,基于突触前后神经元脉冲的时间相关性修正突触权重值,其在大脑学习和记忆方面起到重要作用,并促进神经网络的发育和完善^[41-42]。STDP 依据突触前后脉冲的先后时序来决定权重的改变量,其光学实现主要依赖于光学设备的非线性特征。

3.1 基于 SOA 和 EAM 的光学 STDP 实现

光学 STDP 首先由 Fok 等^[15]实现,实验结构如图 3 所示。

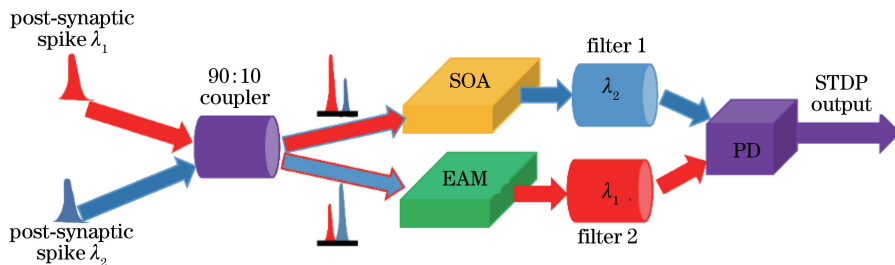


图 3 基于 SOA 和 EAM 的 STDP 光学实现

Fig. 3 Optical implementation of STDP based on SOA and EAM

由图 3 可知,光学 STDP 突触通过 SOA 和 EAM 实现。突触后脉冲(中心波长为 λ_1)和突触前脉冲(中心波长为 λ_2)分别由锁模激光器产生,一前一后分别注入到耦合器中,并被不均平衡分配。更多的突触后脉冲能量进入 SOA;而更多的突触前脉冲能量进入 EAM。较强的突触后光脉冲在 SOA 中引起增益损耗效应,影响一定时间间隔内进入的较弱的突触前光脉冲,使其获得的增益随间隔时间增大而增大,突触前光脉冲被中心波长为 λ_2 的光滤波器提取,然后,通过光探测器观测其光强并用来调节突触的权重,由此实现 STDP 机制中的突触权重抑制效应;类似地,较强的突触前光脉冲在 EAM 中引起饱和吸收效应,影响突触后光脉冲,使其获得的增益随间隔时间增大而较小,被中心波长为 λ_1 的光滤波器提取,同样通过光探测器观测光强并调节权重,由此实现 STDP 机制中的突触权重增强效应。

在该结构中,STDP 的参数(学习窗宽度和高度)可以通过 SOA/EAM 的输入电流大小和突触前后信号光强比调节;STDP 抑制和兴奋模块参数由 SOA 和 EAM 独立控制,由于缺乏反馈调节机制限制权重软边界,无法实现高级脉冲学习算法。

3.2 基于单 SOA 的光学 STDP 实现

在单 SOA 的 STDP 光学实验中,STDP 抑制和兴奋模块分别利用 SOA 的交叉增益调制(XGM)特性以及非线性偏振旋转(NPR)特性实现^[43]。两束脉冲分别通过偏振控制器后作为突触前后脉冲进入 SOA 中。若突触前脉冲滞后于突触后脉冲,由于 SOA 的 XGM 特性,在短脉冲间隔时间内,平行于输入偏振方向的输出突触前脉冲光增益较小,随时间间隔增大而增大;若突触后脉冲滞后于突触前脉冲,由于 SOA 双折射变化引起的偏振旋转,在短脉冲间隔时间内,垂直于输入偏振方向的输出突触后脉冲光增益较大,随时间间隔增大而减小。SOA 的输出光谱通过偏振分束器(PBS)分别进入偏振平行通道 CH1 和偏振垂直通道 CH2,STDP 抑制部分特性可以通过 CH1 将突触前光脉冲滤出并测量比较得到;增强部分特性可以通过 CH2 将突触后光脉冲滤出并测量比较得到。

相比基于 SOA 和 EAM 的结构,该结构影响 STDP 工作窗的因素只有 SOA 的输入电流,因此,STDP 抑制和兴奋窗参数具有相关性,不能独立调节。而且 XGM 和 NPR 是完全不对等的非线性效应,利用 NPR 效应的兴奋模块输出光功率远小于利用 XGM 效应的抑制模块输出光功率,所以后期还需要对信号进行光放大处理。再者,由于引入了光偏振的概念,实验的复杂度相应增加,条件变得更为苛刻。

3.3 基于 SOA 的光学乘性 STDP 及奖励学习实现

在生物神经系统中,STDP 突触通常通过边界调节机制以防止权重变得太小或太大,可以通过外界因素

调节实现基于奖励的增强学习^[44-45]。乘性 STDP 是一种依赖当前权重值大小给权重调制设置软边界的机制^[46]。在上述研究基础上,本课题组在双 SOA 建立的加性 STDP 机制下,引入 SOA 电流的局部反馈和全局反馈分别实现了乘性 STDP 以及基于奖励的增强学习^[21]。与基于 SOA 和 EAM 的 STDP 不同点在于:在光电探测器信号处理上,采取线性相减而不是线性相加,STDP 参数的控制因素主要限制在 SOA 的调制电流上。SOA 饱和后动态增益恢复高度依赖于注入电流,电流增加时,STDP 窗口高度和宽度都相应减小。如果将抑制模块和兴奋模块 SOA 的电流分别正相关和反向关于突触权重,这种局部反馈会使得单个突触满足乘性 STDP 的特性。

奖励学习致力于学习输出脉冲序列时序。实验仿真所用激光神经元为两区域分布式反馈混合瞬逝激光器^[34],网络结构是输入节点个数为 1000,输出节点个数为 1 的小型网络,采用的算法为 Farries & Fairhall 所提出的增强学习算法^[45]。奖励信息是实际和理想网络脉冲序列时序差别,将 SOA 输入电流作为全局反馈信号与奖励建立联系;如果差别为正数,STDP 抑制和兴奋模块电流与奖励正相关;如果为负数,抑制模块电流与奖励负相关,加强抑制模块对突触调节的影响,而与之相反,兴奋模块电流与奖励正相关,可削弱兴奋模块对突触调节的影响。这种突触权重调节受到奖励影响的机制和生物增强学习相似。训练的结果是输出脉冲序列可以学习目标脉冲序列。

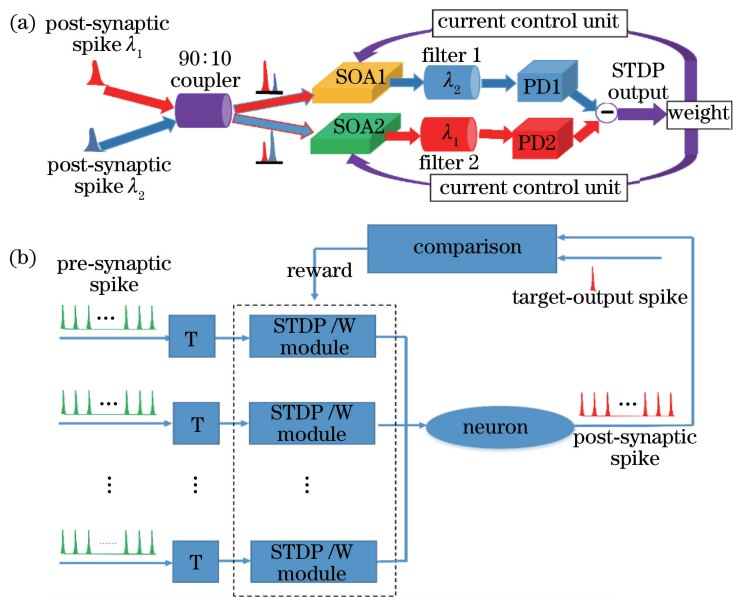


图 4 权重依赖的 STDP 光学实现和基于奖励的增强学习网络结构。(a) 权重依赖 STDP; (b) 增强学习网络
Fig. 4 Optical implementation of weight-dependent STDP and structure of reward-based reinforcement network.

(a) Weight-dependent STDP; (b) reinforcement network

3.4 基于光纤的光学 STDP 实现

基于光纤的 STDP 实现主要利用非线性光纤的光暗化特性^[19],即将亚带隙频率的一束光(调制光)照射在光纤上,导致暂时的或者相对稳定的宽带光纤透射率降低。暂态的变化会随着光照的停止而迅速削弱,而相对稳定的光暗化是永久的,但是可以通过退火还原。

将调制光视为突触前脉冲,探测光视为突触后脉冲。突触前脉冲先于突触后脉冲作用在光纤上时,调制光优先刺激造成探测光透射率降低,停止光刺激,探测光透射率逐渐恢复,符合 STDP 增强特性。

可以通过调整探测光的透射率调制光强,调制光越强,探测光透射率越低。用调制光作用光纤制备静息态,在静息态基础上,降低光强实现兴奋突触后电位;提高光强实现抑制突触后电位。结合以上特性,可以得到受突触前后光强影响的 STDP 曲线。光纤实现的最大缺陷在于其调节时间尺度在毫秒量级,相比电 STDP 实现并无优势。

4 光学神经拟态网络框架

第 2、3 部分主要介绍了光神经拟态计算中分立器件的应用。在使用光学设备模拟得到光子神经元以及

光脉冲学习算法后,需要考虑如何搭建光学神经拟态网络框架,并实现硬件结构的集成化。

4.1 广播环网络结构

广播环(BL)是由普林斯顿大学的 Prucnal 研究组研发的一套可集成的光学神经拟态框架中的基本单元,其利用波分复用技术,以网络处理节点(PNN)为信息处理子节点,可支持高性能脉冲激光神经元的并行通信,为实现复杂光脉冲神经网络提供了理论基础^[47]。更高级的网络结构可以通过广播环之间的相互连接实现。PNN 的结构如图 5(a)所示,其理论仿真结果见参考文献^[48]。

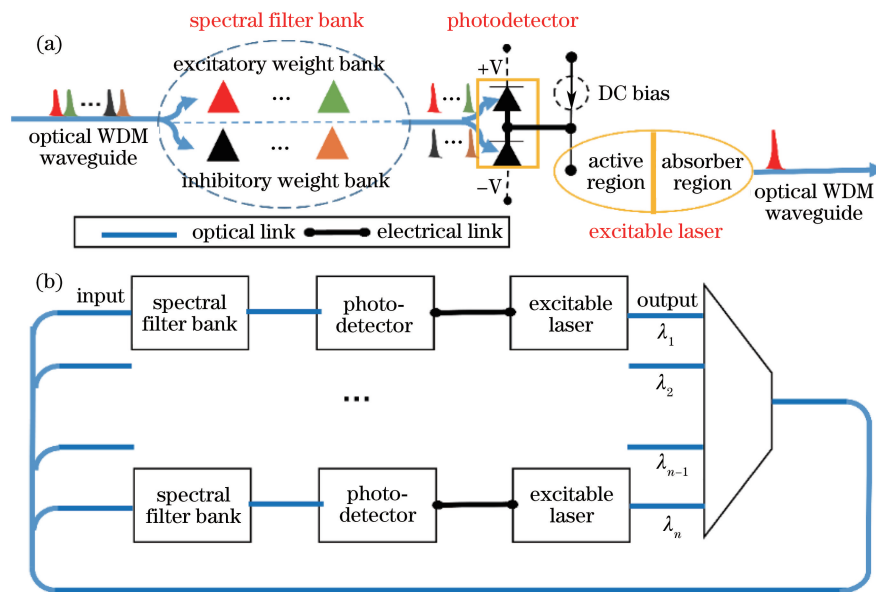


图 5 (a)网络处理节点实验框图;(b)广播环结构简图

Fig. 5 (a) Block diagram of processing network node; (b) simple schematic broadcast loop

PNN 核心部分包括光谱滤波组件、光电探测器和激光神经元等 3 部分,输入为广播环内所有频段信息的叠加信号,输出为单一波长信号。其中,单 PNN 中的光谱滤波组件包含 N (波导中容纳光谱频段的个数) 个具有不同频率滤波特性的微环谐振腔^[49-50],每个谐振腔的滤波频谱覆盖所有输入信号波段,只有特定波长的脉冲信号可以通过,而其他波长的脉冲信号全部衰减殆尽。光谱滤波组件由代表正输入连接权重的兴奋权重组件和负输入连接权重的抑制权重组件组成;光电探测器将滤波器组输出光谱整合转换为电信号;激光神经元中的双区域激光器受直流偏置以及输入电信号共同调制,其输出脉冲被注入光波导中。

PNN 的结构利用了光神经拟态系统中可集成激光神经元的机制以及波分复用结构和光电光转换的优势:1) 脉冲神经元是基于两区域分布式反馈混合瞬逝激光器的动态特性,其动态处理时间在皮秒量级,超快光脉冲还具备稳健性和快速性;由于神经元具有独立性,在系统工作时,如果某个激光器发生故障,可以直接将激光器前的滤波器关闭,并及时用其他激光节点替代,确保系统的稳定性;2) 波分复用网络允许大量不同频段的信息共存于单个波导中,而且不同神经元群之间的连接权重可以通过可调制微型环形振荡腔实现;3) 作为光电计算核心的基本元件,网络处理节点 PNN 将光电信号来回转换,消除了相位以及波长噪声的传播,光电光转换同样是解决带宽连接密度权衡的重要方法。

但是该网络结构依旧存在不足。虽然单个 BL 具备 Hopfield 全连接网络特性^[51],结构如图 5(b)所示,但是 BL 之间也通过 PNN 连接,转换过程中,波长信息被抹去,导致同一波长的不同信号不能同时注入到同一个 BL 中,因此,该系统框架不能实现多层神经元的全连接,在宏观上表现出树状结构,这对构造复杂网络是非常不利的。可见,其自身结构缺陷导致该结构在光计算上不能发挥重要作用。

4.2 与神经工程框架(NEF)相匹配的可集成光电计算结构

为了弥补广播与权重网络的缺陷,作者研究组基于广播与权重网络的基本通信技术,对其元件单元进行了拆分和改进,并赋予了新的功能定义,采用不同的网络结构设计了一套新的光电计算框架,成功将 NEF 引入到光学神经拟态系统中,实现了基于光电的纳秒尺度的神经拟态计算功能^[20]。网络基本结构如图 6(a)所

示,输入电流信号 $I_{\text{input}}(t)$ 通过由 M 个编码网络节点(ENN)组成的神经元群 A 编码成一系列光脉冲信号。由 N 组配对的 ENN 和解码网络节点(DNN)组成的神经元群 B 通过动态神经活动处理脉冲信号。最终单个 DNN 将光脉冲信号解码还原成电信号 $I_{\text{output}}(t)$ 。神经元群之间的连接是光波分复用波导。该结构可以实现输入信号的线性或非线性转换,基本单元 ENN 主要由增益放大器和由增益放大电流和偏置电流共同调制的激光神经元组成,实现光电转换功能,如图 6(b)所示;DNN 由光谱滤波组件、光电探测器以及时间常数为 τ_{psc} 的低通滤波器组成,实现光电转换功能,如图 6(c)所示。

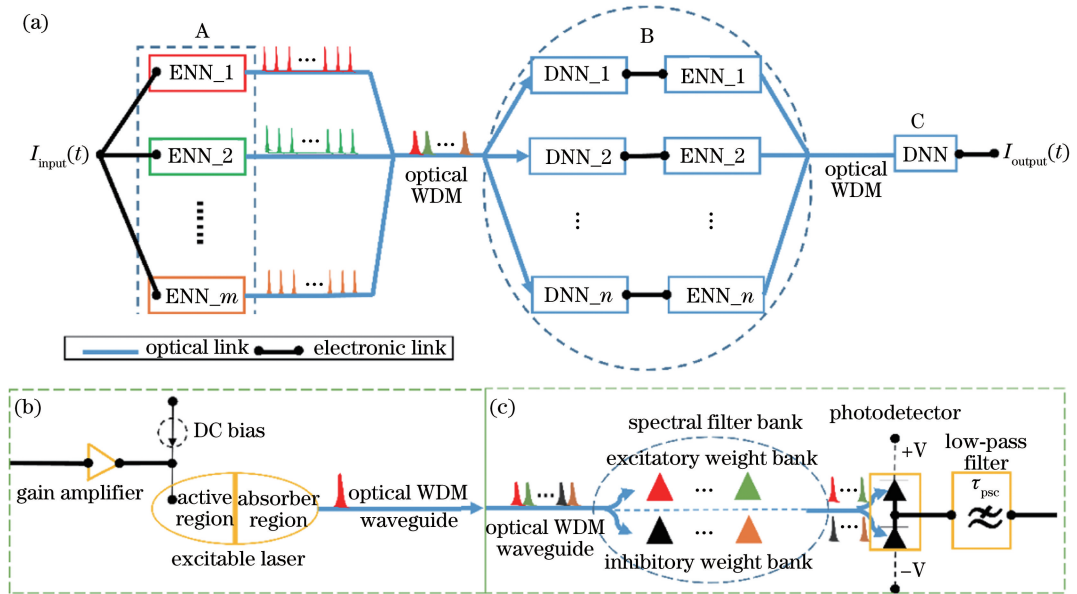


图 6 基于神经工程框架的光电计算结构。(a)基本结构;(b)编码网络节点;(c)解码网络节点

Fig. 6 Optoelectronic computing architecture based on the NEF. (a) Whole architecture; (b) encoding network node; (c) decoding network node

NEF 理论作为一种将吸引子网络和控制理论算法引入脉冲神经网络的方法,为实现感知或数值计算提供了新思路^[52]。如果需要研究大脑某区域的高级功能,在收集到该区域每个个体神经元的数据信息后,需要解决的问题是如何将该神经元集群通过合理的连接以及信息处理机制,还原出相应的高级功能。大脑内的信息处理均通过脉冲实现,而 NEF 正是为了处理上述问题而提出,可将其视为连接低级神经功能和高级系统功能的桥梁。滑铁卢大学的研究组基于 NEF 构建了目前世界上最大、最逼真的人类大脑模拟系统——语义指针架构统一网络(SPAUN)^[53]。电 NEF 在 SpiNNaker 系统上的实现已经由 SpiNNaker 研发团队实现^[54-55],但是其神经计算尺度均是毫秒量级,信息处理尺度在秒量级,一旦涉及到高频信息处理,电神经拟态系统将面临带宽—连接密度权衡的问题,而光信号处理不存在这个问题。

NEF 核心原则由三部分组成:神经表征(神经编码和权重线性解码组合)、表征转换(微观上,将变量函数由神经集群编码信号表示)以及神经动态(宏观上,将神经表征视为系统状态,系统动态特性可以由控制理论决定),其单元元素为一组神经元,非单个神经元^[52]。在所提出的光电结构中,依次验证了以上三部分,讨论高频电流信号如何通过编码转换为光脉冲(神经表征),光脉冲信号如何通过循环神经网络的动态神经活动进行时序处理(神经动态),最终转换为电信号(表征转换)。仿真工作进一步验证了系统对纳秒量级信号的计算处理能力,比基于 NEF 的电处理速度快 6 个量级。该结构还能用于依赖超快感知计算的诸多领域。

5 结束语

总结了光学神经拟态信息处理在光子神经元、光脉冲学习算法以及可集成光神经拟态网络结构框架等三大部分的重要发展,并讨论了每部分设计的优势及其存在的缺陷。作为光神经拟态网络必备的三大因素,任一部分的发展都为可集成光脉冲处理器甚至基于光子神经元的类脑网络实现提供重要的理论和实践积累。

光子神经拟态信息处理作为一种传统神经拟态计算和光信息处理的交叉研究,为高频信号处理提供了

可行方案。电神经网络处理信号尺度一般在微秒量级,大规模神经网络需要满足高扇入的特性,为满足该需求,电信号处理大多采用地址-事件表征(AER)机制来处理网络神经元之间的连接关系,AER利用时分复用的形式将脉冲时刻以地址编码形式展现,虽然克服了传统多对一网络连接的一些问题,但是,本质上还是用牺牲带宽为代价换取高连接密度^[56]。基于AER的神经拟态系统无法逃脱扇入-带宽权衡限制,其处理的信号属于低频信号(毫秒量级)^[57]。而现实中,很多需要利用认知算法处理的信号都是在吉赫兹领域,如超快雷达信号。电处理的神经拟态计算已经无法满足要求,而光处理凭借其高带宽特性提出了解决方案,光神经网络处理信息的尺度在皮秒量级,意味着在采用相同网络结构,使用相同认知算法的前提下,光的处理速度一般比电快6个量级^[7]。目前,电信息处理尺度可以达到纳秒量级,而光处理信息尺度更可以达到皮秒,甚至飞秒量级。国内外学者在超快激光领域都具有重大研究进展^[57-59]。基于飞秒激光技术的NEF光神经拟态系统光信号处理尺度同样可以达到皮秒尺度。

光神经拟态系统同样存在一些问题,例如光集成、算法设计以及网络连接。在光集成方面,大部分非线性光学器件属于分立器件,集成难度较大。目前能用于认知计算的光神经拟态芯片还没有面世。但是全光芯片的研究却获得了重要突破^[60]。由UC Berkeley, MIT和CU-Boulder的跨校研究人员开发出一种高度整合的光子系统,该芯片在 $3\text{ mm} \times 6\text{ mm}$ 的面积上集成了7000多万个晶体管和850个光学器件,通过这些芯片上的光学器件,处理器可以直接用光与其他芯片(例如存储芯片)进行通信。有别于开发专用制造工艺来制造这些光学器件,他们采用了零改动(兼容现有的CMOS工艺)的方式,使用当今生产处理器采用的标准的微电子制造工艺。它采用当今主流的CMOS硅工艺替代了传统的光机加工方式,来实现光通信中相关的光路元件。这种集成思路可以为光神经拟态系统集成提供借鉴。在算法设计方面,光神经拟态计算虽然在基于脉冲的感知计算上具有优势,但其数值计算能力相比电实现还有一定差距。原因可能在于并没有找到合理的机制构建脉冲和数值计算的桥梁。作为计算单元的激光神经元的积分时间大致在纳秒量级,如果采用传统频率神经元的特性去设计系统(例如NEF原则),考虑到其采用平均激发特性,最终的信息处理尺度可能就在兆赫兹尺度,而传统的现场可编程门阵列(FPGA)等电器件完全可以胜任这个工作。如果未来光计算机基于飞秒激光^[61],那么该问题的研究价值很大;在结构连接方面,目前提出的光神经拟态框架无法实现真正意义的全连接,这一点在广播环中提及,一种可能的解决方案是采用类似AER的形式,但是不可避免地需要引入全光转换技术,光带宽在这种情况下会面临较大的耗损,处理速度会有所下降。

光神经拟态计算在超快感知领域具备独特的优势,例如雷达信号处理方面。一个简单的例子是天线波束生成^[62],光相位调制的目的是让天线阵列选择适合的波束模型,并对特定方向和特定频率的信息敏感。如果采用神经网络结构,每个天线采用多种不同频率的激光器作为信号源模拟,每个节点的信号输出受权重和时延影响。加载在激光器上的载波信号(多种不同频率以及不同方位的信号)视为输入信号,那么该神经网络的目的就变成了系统调节权重和时延因素确保输出为单一频率、单一方位传来的信号,其他信号均被抑制,这实质上就是监督学习的样例。类似的雷达应用还包括将深度学习算法加载光信号处理上,实现高速物体运动的识别^[63-64]。目前,光神经拟态计算只应用到脉冲光的频率时间信息,其相位信息可能存在潜在价值。光梳^[65]频谱分布在很大的范围内,梳齿密集,相邻梳齿之间存在相位相关性,而对这种相关性的电调制,可能用来构建大规模全连接光网络。

综上所述,光神经拟态系统具备电神经拟态系统所缺少的诸多优势,虽然仍存在一些亟待解决的问题,但必须肯定其在高速信息处理上的应用前景。随着技术发展,光神经拟态计算芯片的开发可能给神经拟态领域带来重大的突破。

参 考 文 献

- 1 Monroe D. Neuromorphic computing gets ready for the (really) big time[J]. Communications of the ACM, 2014, 57(6): 13-15.
- 2 Mandal S, El-Amin A, Alexander K, *et al.* Novel synaptic memory device for neuromorphic computing[J]. Scientific Reports, 2014, 4(24): 5333.
- 3 Merolla P A, Arthur J V, Alvarezicaza R, *et al.* A million spiking-neuron integrated circuit with a scalable

- communication network and interface[J]. *Science*, 2014, 345(6197): 668-673.
- 4 Schemmel J, Bru Derle D, Gru Bl A, *et al.* A wafer-scale neuromorphic hardware system for large-scale neural modeling [C]. *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, 2010: 1947-1950.
- 5 Furber S B, Galluppi F, Temple S, *et al.* The SpiNNaker project[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2014, 102(5): 652-665.
- 6 Tait A N, Nahmias M A, Tian Y, *et al.* Photonic neuromorphic signal processing and computing [M]. Heidelberg: Springer, 2014: 183-222.
- 7 Prucnal P R, Shastri B J, Lima T F D, *et al.* Recent progress in semiconductor excitable lasers for photonic spike processing[J]. *Advances in Optics & Photonics*, 2016, 8(2): 228-299.
- 8 Vitiello M S, Scamarcio G, Spagnolo V, *et al.* Terahertz quantum cascade lasers with large wall-plug efficiency[J]. *Applied Physics Letters*, 2007, 90(19): 191115.
- 9 Jenkins B K, Tanguay A R. Photonic implementations of neural networks[C]. *Neural Networks for Signal Processing*, 1992: 287-372.
- 10 Wang Yongjing, Zhang Yanxin, Guo Zhuanyun. Optical implementations of neural networks: A review [J]. *Acta Photonica Sinica*, 1997, 26(4): 289-297.
王勇竞, 张延焯, 郭转运. 人工神经网络的光学实现[J]. *光子学报*, 1997, 26(4): 289-297.
- 11 Li Y, Eichmann G, Dorsinville R, *et al.* Parallel digital optical computation based on optical phase conjugation (OPC) [C]. *SPIE*, 1988: 216-222.
- 12 Keyes R W. Optical logic-in the light of computer technology[J]. *Journal of Modern Optics*, 1985, 32(5): 525-535.
- 13 Psaltis D, Athale R A. High accuracy computation with linear analog optical systems: A critical study[J]. *Applied Optics*, 1986, 25(18): 3071-3077.
- 14 Tian Y, Fok M P, Rosenbluth D, *et al.* Asynchronous spiking neuron based on four-wave mixing and cross absorption modulation[C]. *Optical Fiber Communication Conference and Exposition*, 2012: OTh3H.
- 15 Fok M P, Tian Y, Rosenbluth D, *et al.* Pulse lead/lag timing detection for adaptive feedback and control based on optical spike-timing-dependent plasticity[J]. *Optics Letters*, 2013, 38(4): 419-21.
- 16 Nahmias M A, Shastri B J, Tait A N, *et al.* A leaky integrate-and-fire laser neuron for ultrafast cognitive computing[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, 2013, 19(5): 1-12.
- 17 Romeira B, Javaloyes J, Ironside C N, *et al.* Excitability and optical pulse generation in semiconductor lasers driven by resonant tunneling diode photo-detectors[J]. *Optics Express*, 2013, 21(18): 20931-20940.
- 18 Romeira B, Avó R, Figueiredo J M L, *et al.* Regenerative memory in time-delayed neuromorphic photonic resonators[J]. *Scientific Reports*, 2015, 6: 19510.
- 19 Behrad G, Paul B, Chris C, *et al.* Microfibers: Amorphous metal-sulphide microfibers enable photonic synapses for brain-like computing[J]. *Advanced Optical Materials*, 2015, 3(5): 635-641.
- 20 Wang R, Ren Q S, Zhao J Y. General optoelectronic computing based on scalable photonic neuromorphic system [C]. *CLEO: Applications and Technology*, 2016: JTu5A.
- 21 Ren Q S, Zhang Y L, Wang R, *et al.* Optical spike-timing-dependent plasticity with weight-dependent learning window and reward modulation[J]. *Optics Express*, 2015, 23(19): 25247-25258.
- 22 Rabinovich M I, Varona P, Selverston A I, *et al.* Dynamical principles in neuroscience[J]. *Reviews of Modern Physics*, 2006, 78(4): 1213-1265.
- 23 Rosenbluth D, Kravtsov K, Fok M P, *et al.* A high performance photonic pulse processing device[J]. *Optics Express*, 2009, 17(25): 22767-22772.
- 24 Shastri B J, Nahmias M A, Tait A N, *et al.* NUSOD 2013 exploring excitability in graphene for spike processing networks[C]. *IEEE International Conference on Numerical Simulation of Optoelectronic Devices (NUSOD)*, 2013: 83-84.
- 25 Kravtsov K S, Fok M P, Prucnal P R, *et al.* Ultrafast all-optical implementation of a leaky integrate-and-fire neuron[J]. *Optics Express*, 2011, 19(3): 2133-2147.
- 26 Fok M P, Deming H, Nahmias M, *et al.* Signal feature recognition based on lightwave neuromorphic signal processing [J]. *Optics Letters*, 2011, 36(1): 19-21.
- 27 Kobtsev S, Kukarin S, Fedotov Y. Ultra-low repetition rate mode-locked fiber laser with high-energy pulses[J]. *Optics*

- Express, 2008, 16(26): 21936-21941.
- 28 Inohara R, Nishimura K, Tsurusawa M, *et al.* Experimental analysis of cross-phase modulation and cross-gain modulation in SOA-injecting CW assist light[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2003, 15(9): 1192-1194.
- 29 Kravtsov K, Prucnal P R, Bubnov M M. Simple nonlinear interferometer-based all-optical threshold and its applications for optical CDMA[J]. Optics Express, 2007, 15(20): 13114-13122.
- 30 Sokoloff J P, Prucnal P R, Glesk I, *et al.* A terahertz optical asymmetric demultiplexer (TOAD)[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 1993, 5(7): 787-790.
- 31 Shastri B J, Nahmias M A, Tait A N, *et al.* Simulations of a graphene excitable laser for spike processing[J]. Optical & Quantum Electronics, 2014, 46(10): 1353-1358.
- 32 Shastri B J, Nahmias M A, Tait A N, *et al.* Spike processing with a graphene excitable laser[J]. Scientific Reports, 2016, 6: 19126.
- 33 Dubbeldam J L A, Krauskopf B. Self-pulsations of lasers with saturable absorber: Dynamics and bifurcations[J]. Optics Communications, 1999, 159(4): 325-338.
- 34 Nahmias M A, Tait A N, Shastri B J, *et al.* An evanescent hybrid silicon laser neuron[C]. Photonics Conference, 2013: 93-94.
- 35 Selmi F, Braive R, Beaudoin G, *et al.* Relative refractory period in an excitable semiconductor laser[J]. Physical Review Letters, 2014, 112(18): 183902.
- 36 Barbay S, Kuszelewicz R, Yacomotti A M. Excitability in a semiconductor laser with saturable absorber[J]. Optics Letters, 2011, 36(23): 4476-4478.
- 37 Nahmias M A, Tait A N, Tolia L, *et al.* An integrated analog O/E/O link for multi-channel laser neurons[J]. Applied Physics Letters, 2016, 108(15): 151106.
- 38 Cotman C W, Nietosampedro M. Cell biology of synaptic plasticity[J]. Science, 1984, 225(4668): 1287-94.
- 39 Abbott L F, Nelson S B. Synaptic plasticity: Taming the beast[J]. Nature Neuroscience, 2000, 3(11s): 1178-1183.
- 40 Song S, Miller K D, Abbott L F. Competitive Hebbian learning through spike-timing-dependent synaptic plasticity[J]. Nature Neuroscience, 2000, 3(9): 919-926.
- 41 Sjöström P J, Rancz E A, Roth A, *et al.* Dendritic excitability and synaptic plasticity[J]. Physiological Reviews, 2008, 88(2): 769-840.
- 42 Ren Q, Kolwankar K M, Samal A, *et al.* STDP-driven networks and the C. elegans neuronal network[J]. Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications, 2010, 389(18): 3900-3914.
- 43 Toole R, Fok M P. Photonic implementation of a neuronal learning algorithm based on spike timing dependent plasticity [C]. IEEE Optical Fiber Communications Conference and Exhibition, 2015: W1K-6.
- 44 Izhikevich E M. Solving the distal reward problem through linkage of STDP and dopamine signaling[J]. Cerebral Cortex, 2007, 17(10): 2443-2452.
- 45 Farries M A, Fairhall A L. Reinforcement learning with modulated spike timing dependent synaptic plasticity[J]. Journal of Neurophysiology, 2008, 98(6): 3648-3665.
- 46 Rubin J, Lee D D, Sompolinsky H. Equilibrium properties of temporally asymmetric Hebbian plasticity[J]. Physical Review Letters, 2001, 86(2): 364-367.
- 47 Tait A N, Nahmias M A, Shastri B J, *et al.* Broadcast and weight: An integrated network for scalable photonic spike processing[J]. Journal of Lightwave Technology, 2014, 32(21): 4029-4041.
- 48 Nahmias M A, Tait A N, Shastri B J, *et al.* Excitable laser processing network node in hybrid silicon: Analysis and simulation[J]. Optics Express, 2015, 23(20): 26800-26813.
- 49 Tait A N, Lima T F D, Nahmias M A, *et al.* Continuous calibration of microring weights for analog optical networks[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2016, 28(8): 887-890.
- 50 Tait A N, de Lima T F, Nahmias M A, *et al.* Multi-channel control for microring weight banks[J]. Optics Express, 2016, 24(8): 8895-8906.
- 51 Massini G. Hopfield Neural Network[J]. Substance Use & Misuse, 1998, 33(33): 481-488.
- 52 Foss J. Neuralengineering: Computation, representation, and dynamics in neurobiological systems[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2004, 15(2): 528-529.

- 53 Eliasmith C, Stewart T C, Choo X, *et al.* A large-scale model of the functioning brain[J]. *Science*, 2012, 338(6111): 1202-1205.
- 54 Galluppi F, Davies S, Furber S, *et al.* Real time on-chip implementation of dynamical systems with spiking neurons[C]. *IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 2012: 1-8.
- 55 Mundy A, Knight J, Stewart T C, *et al.* An efficient SpiNNaker implementation of the neural engineering framework [C]. *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, 2015: 1-8.
- 56 Boahen K A. Point-to-point connectivity between neuromorphic chips using address events[J]. *IEEE Transactions on Circuits & Systems II Analog & Digital Signal Processing*, 2000, 47(5): 416-434.
- 57 Tian Yunyun, Zhou Guiyao, Zhang Wei, *et al.* Preparation of Yb doped microstructure fiber and amplification experiment of femtosecond laser[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(s1): s106010.
田云云, 周桂耀, 张 卫, 等. Yb³⁺ 掺杂微结构光纤研制及对飞秒激光的放大实验[J]. *光学学报*, 2014, 34(s1): s106010.
- 58 Zhao Xiaowei, Chai Lu, Shi Junkai, *et al.* Investigation of the pump schemes in photonics crystal fiber femtosecond laser amplifier[J]. *Chinese J Lasers*, 2015, 42(5): 0505005.
赵晓薇, 柴 路, 石俊凯, 等. 光子晶体光纤飞秒激光放大器抽运方式的研究[J]. *中国激光*, 2015, 42(5): 0505005.
- 59 Yu Hailong, Wang Xiaolin, Su Rongtao, *et al.* Advances in high power femtosecond fiber laser systems[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(5): 050007.
于海龙, 王小林, 粟荣涛, 等. 高功率飞秒光纤激光系统的研究进展[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(5): 050007.
- 60 Sun C, Wade M T, Lee Y, *et al.* Single-chip microprocessor that communicates directly using light[J]. *Nature*, 2015, 528(7583): 534-538.
- 61 Caulfield H J. Perspectives in optical computing[J]. *Computer*, 1998, 31(2): 22-25.
- 62 Shastri B J, Chang J, Tait A N, *et al.* Ultrafast optical techniques for communication networks and signal processing [M]. Berlin: Springer, 2015: 469-503.
- 63 Zhou S H, Wang H X, Hu L B, *et al.* Signal fusion network for spatial diversity MIMO radar[C]. *International Radar Conference, IET*, 2009: 1-4.
- 64 Ma J, Li G Y, Juang B H. Signal processing in cognitive radio[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2009, 97(5): 805-823.
- 65 Artels A, Heinecke D, Diddams S A. 10 GHz self-referenced optical frequency comb[J]. *Science*, 2009, 326(5953): 681-681.