

反脉冲时间依赖可塑性学习机制的光学实现

李强¹, 王智¹, 崔燊¹, 乐燕思¹, 宋晓佳¹, 孙翀翬¹, 刘彪², 吴重庆¹

¹北京交通大学理学院光信息科学与技术研究所发光与光信息技术教育部重点实验室, 北京 100044;

²北京交通大学电气工程学院, 北京 100044

摘要 突触可塑性为神经网络的学习机制提供了基础。基于单个半导体光放大器(SOA)的非线性偏振旋转(NPR)和交叉增益调制(XGM)效应实现了反脉冲时间依赖可塑性(anti-STDP)学习机制。通过调整 SOA 驱动电流,可以实现长时程增强窗口(LTP)和长时程抑制窗口(LTD)的高度和宽度调整,能更好地模拟神经网络。实验测量得到的 anti-STDP 曲线与生物系统中测量得到的学习曲线相吻合。使用该 anti-STDP 光路得到的学习曲线的时间窗口约为几百皮秒,其速度是人类大脑 STDP 学习机制的 10^8 倍。由于该 anti-STDP 光路系统简单,且 SOA 易于与其他器件集成,该 anti-STDP 光路可以用于实现大规模超快神经拟态计算系统。

关键词 非线性光学; 神经拟态计算; 反脉冲时间依赖可塑性; 半导体光放大器; 光子脉冲神经元

中图分类号 TN29

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201744.0508002

Optical Implementation of Anti-Spike-Timing-Dependent Plasticity Learning Mechanism

Li Qiang¹, Wang Zhi¹, Cui Can¹, Le Yansi¹, Song Xiaojia¹,
Sun Chonghui¹, Liu Biao², Wu Chongqing¹

¹Key Laboratory of Luminescence and Optical Information, Ministry of Education, Institute of Optical Information, School of Science, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;

²School of Electrical Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China

Abstract Synaptic plasticity provides the basis for learning mechanism in neural network. Anti-spike-timing-dependent plasticity (anti-STDP) learning mechanism is implemented by the nonlinear polarization rotation (NPR) and cross-gain modulation (XGM) based on single semiconductor optical amplifier (SOA). By adjusting the drive current of SOA, the weight and height of long-term potentiation (LTP) and long-term depression (LTD) windows can be adjusted to better mimic the neural network. The anti-STDP learning curves measured by the experiment closely resemble the learning curves measured by the biological system. Using the proposed anti-STDP optical circuit, the time window of anti-STDP learning curves is about several hundred picoseconds, which is 10^8 times faster than the speed of STDP learning mechanism in human brain. Since the proposed anti-STDP optical circuit is simple, and SOA can be integrated with some other devices easily, it can be used to realize large-scale and ultrafast neuromorphic computing systems.

Key words nonlinear optics; neuromorphic computing; anti-spike-timing-dependent plasticity; semiconductor optical amplifier; optical spiking neuron

OCIS codes 190.4360; 200.4700; 250.4745

收稿日期: 2016-12-27; 收到修改稿日期: 2017-01-20

基金项目: 国家自然科学基金(61571035, 61401017, 61378061)

作者简介: 李强(1991—), 男, 博士研究生, 主要从事全光信号处理、光学计算等方面的研究。

E-mail: 14118432@bjtu.edu.cn

导师简介: 王智(1971—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事光子集成、光纤通信及全光信号处理等方面的研究。E-

mail: zhiwang@bjtu.edu.cn(通信联系人)

1 引 言

神经网络在机器学习、模式识别^[1]等领域具有重要应用。基于硬件实现的神经网络是近年来的研究热点,研究人员使用超大规模集成电路(VLSI)实现了多种神经拟态结构,包括 IBM 的 TrueNorth 芯片^[2]、斯坦福大学的 Neurogrid 系统^[3]、海德堡大学的 HICANN 芯片^[4]等。光学具有高速、高带宽、低能耗及高度并行的优点,是实现神经网络的理想方式。脉冲神经元(SN)是第三代神经元模型,使用脉冲来编码信息^[5]。近 5 年来,多种基于光学器件非线性的光子脉冲神经元被提出,包括使用半导体光放大器(SOA)^[6]、电吸收调制器(EAM)^[7]、垂直腔表面发射激光器(VCSEL)^[8-9]、高 Q 值硅基微环谐振腔^[10]、光注入微盘激光器^[11]、硫化物微光纤^[12]、石墨烯耦合激光器^[13]等。

学习与记忆是神经网络的重要功能,主要通过突触的可塑性来实现。脉冲时间依赖可塑性(STDP)是一种单脉冲级别的 Hebb 学习机制,突触权值的改变由突触前脉冲与突触后脉冲的时间相关性来决定。研究人员发现在生物系统中同时存在 STDP 及反脉冲时间依赖可塑性(anti-STDP)学习机制^[14]。不同的 STDP 学习机制同时工作,有助于生物系统中兴奋与抑制的平衡,这对于生物系统来说至关重要^[15]。Anti-STDP 学习机制通过忽略重复的和可预期的突触前脉冲可以降低神经网络的不稳定性^[16]。目前研究人员基于 SOA^[17-20]、硫化物微光纤^[12]提出了一些光学的 STDP 实现方案。

本文基于单个 SOA 中的非线性偏振旋转(NPR)和交叉增益调制(XGM)效应实现了 anti-STDP 学习机制。文中原理与文献^[18]基本一致,不同点在于改变了带通滤波器的位置,从而可以实现一种不同的学习机制。实验测量了该 anti-STDP 光路的输出学习曲线,并研究了不同 SOA 驱动电流情况下输出学习曲线窗口高度与宽度的变化趋势。

2 Anti-STDP 学习机制

神经元是神经网络的基本单元,是一个多输入单输出的系统。不同神经元间通过突触相互连接,突触的权值由两个神经元之间的联系效率 w_{ij} 来定义。图 1 为具有 STDP 学习机制的全互连前馈型神经网络系统图。STDP 学习机制是一种正反馈机制^[21],当突触前脉冲先于突触后脉冲发生时,突触权值增大;当突触后脉冲先于突触前脉冲发生时,突触权值减小,如图 2(a)所示。Anti-STDP 学习机制与 STDP 学习机制相反,是一种负反馈机制^[16],当突触前脉冲先于突触后脉冲发生时,突触权值减小;当突触后脉冲先于突触前脉冲发生时,突触权值增大,如图 2(b)所示。Anti-STDP 的学习机制可以表示为^[22]

$$\Delta w = \begin{cases} -a_- \exp(-\Delta t/\tau_-), & \Delta t > 0 \\ a_+ \exp(\Delta t/\tau_+), & \Delta t < 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中 Δw 为突触联系效率的变化值, a 和 τ 分别为学习曲线幅度与时间常数, t_{pre} 为突触前脉冲发生时间, t_{post} 为突触后脉冲发生时间, $\Delta t = t_{post} - t_{pre}$ 为突触后脉冲与突触前脉冲的相对发生时间,下标“+”与“-”分别代表长时程增强窗口(LTP)和长时程抑制窗口(LTD)。

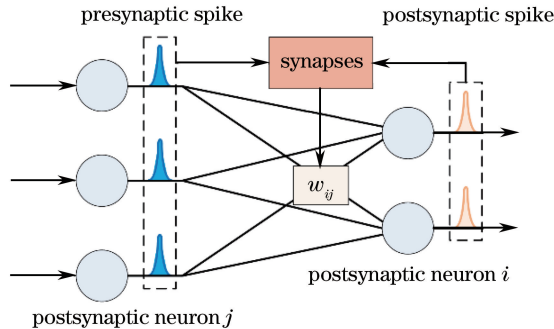


图 1 具有 STDP 学习机制的全互连前馈型神经网络

Fig. 1 All-to-all feedforward neural network with STDP learning mechanism

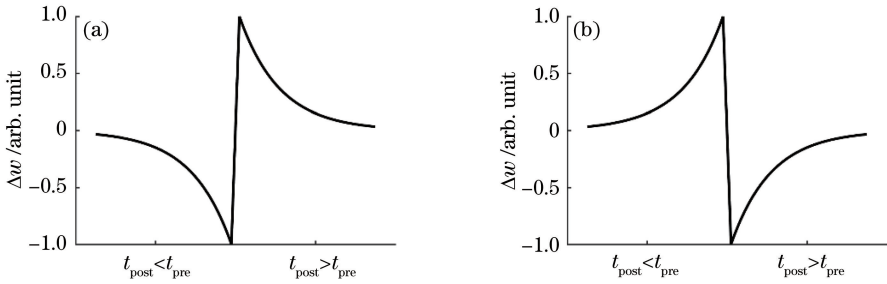


图 2 不同 STDP 学习曲线。(a) STDP 学习曲线;(b) anti-STDP 学习曲线

Fig. 2 Different STDP learning curves. (a) STDP learning curve; (b) anti-STDP learning curve

3 Anti-STDP 光路

所提出的 anti-STDP 光路基于单个 SOA 中的 NPR 和 XGM 效应的共同作用,其实验系统图如图 3 所示。实验系统主要包括两个部分,分别为脉冲序列发生光路和 anti-STDP 光路。为了避免干涉的影响,实验中使用两种不同波长的光来表示突触前脉冲与突触后脉冲,分别为 1551.734 nm(LD2, λ_{pre})和1556.534 nm(LD1, λ_{post})。脉冲序列发生光路包括 2 个激光器(LD1 和 LD2)、1 个 LiNbO₃ 调制器、1 个脉冲码型发生器 (PPG)、1 个掺铒光纤放大器 (EDFA)、2 个波分复用器 (WDM1 和 WDM2, 工作波长均为 1551.7 nm/1556.5 nm)、3 个偏振控制器(PC1, PC2, PC3)和 1 条可调范围为 -360~340 ps 的可调光延迟线 (VODL)。 λ_{post} 和 λ_{pre} 通过 WDM1 复用,再经 LiNbO₃ 调制器调制得到脉冲序列。EDFA 用于放大脉冲序列功率。为了模拟突触前脉冲与突触后脉冲时间上的先后顺序,脉冲序列经 WDM2 分为两路,即突触前脉冲支路和突触后脉冲支路。在突触后脉冲支路插入 VODL,以改变突触前脉冲与突触后脉冲的相对时间。由于 anti-STDP 光路是偏振敏感的,因此在两支路中均放置了偏振控制器(PC2, PC3),用于两支路功率的均衡。

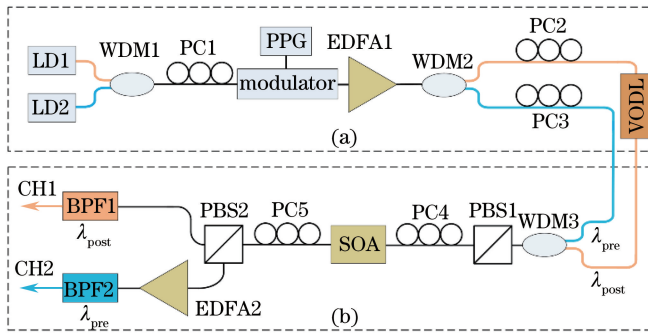


图 3 实验系统图。(a)脉冲序列产生光路;(b) anti-STDP 光路

Fig. 3 Experimental system. (a) Spike trains generation optical circuit; (b) anti-STDP optical circuit

Anti-STDP 光路包含 1 个 SOA(INPHENIX, IPSAD 1501C)、2 个偏振分束器(PBS1 和 PBS2)和 2 个带通滤波器(BPF1 和 BPF2),BPF1 和 BPF2 的中心波长分别为 λ_{post} 和 λ_{pre} 。突触前脉冲和突触后脉冲经 WDM3 复用作为 anti-STDP 光路的输入。PBS1 作为起偏器,使得输入到 SOA 中的两脉冲初始偏振方向一致。调整 PC4,可以使输入到 SOA 中的脉冲得到最大的增益。

使用图 3(a)所示脉冲序列发生光路得到重复频率为 622 MHz,脉宽为 80 ps 的脉冲序列。首先,调整 VODL 使得 $\Delta t = -360$ ps,则两支路脉冲在 SOA 中均受到相同程度的 NPR 效应影响;其次,调整 PC5,使得 SOA 的输出在 CH1 达到最大,在 CH2 达到最小,即此时 SOA 输出光偏振方向主要与 CH1 一致;最后,在 -360~340 ps 范围内调整 VODL,通过功率计测量 CH1 和 CH2 的输出平均功率,则可以得到不同 Δt 情况下的输出。

当 $\Delta t < 0$ 时,在此范围内,领先的突触后脉冲在 SOA 中获得的增益保持不变,因此 CH1 的输出可视为一个常数,如图 4(a)左侧所示;由于领先通过的突触后脉冲引起 SOA 中双折射变化,落后的突触前脉冲受到 NPR 效应影响,使得其偏振方向发生改变,一部分光通过 CH2,且 NPR 效应随着 $|\Delta t|$ 的减小而增强,

CH2 输出也随之增大,如图 4(b)左侧所示。当 $\Delta t > 0$ 时,领先的突触前脉冲在 SOA 中获得的增益保持不变,且不受 NPR 效应的影响,因此 CH2 的输出始终为最小值,如图 4(b)右侧所示;由于领先的突触前脉冲引起的 SOA 增益退化导致 CH1 输出减小,且 XGM 效应随着 $|\Delta t|$ 的减小而增强,CH1 输出也随之减小,如图 4(a)右侧所示。因为 CH2 的输出远小于 CH1 的输出,实验中使用 EDFA 将 CH2 的输出放大 6 dB,使得 LTP 和 LTD 窗口高度处在同一个数量级。将 CH1 和 CH2 的输出相加,即可得到 anti-STDP 学习曲线,如图 4(c)所示。

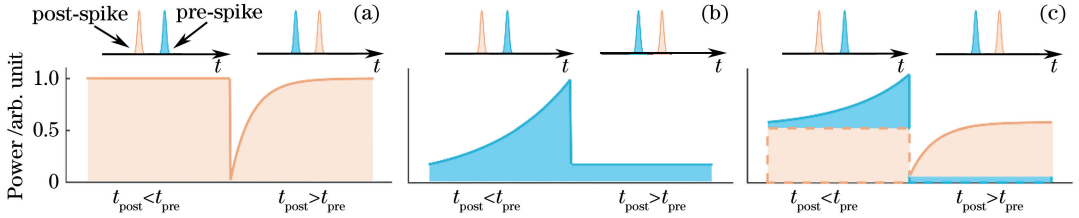


图 4 Anti-STDP 光路不同端口输出。(a) CH1; (b) CH2; (c) CH1 与 CH2 输出相叠加

Fig. 4 Anti-STDP optical circuit outputs of different channels. (a) CH1; (b) CH2; (c) combination of CH1 and CH2

4 实验测试

实验中,输入到 SOA 中的突触前脉冲和突触后脉冲的重复频率均为 622 MHz,脉宽均为 80 ps,平均功率均为 -3.08 dBm。在不同 SOA 驱动电流下实验测量得到的归一化的 anti-STDP 曲线如图 5(a)所示。通过调整 SOA 驱动电流 I_{SOA} ,可以调整 LTP 窗口和 LTD 窗口的高度和宽度,这丰富了神经网络的特性。当 I_{SOA} 从 260 mA 调整到 340 mA 时,LTD 的高度从 0.38 增大为 1.00,LTP 的窗口高度从 0.40 增大为 0.64,如图 5(b)所示;LTD 的时间窗口从 134.9 ps 减小为 64.6 ps,LTP 的时间窗口从 171.4 ps 减小为 110.3 ps,如图 5(c)所示。随着 I_{SOA} 的增大,LTD 的高度由于 SOA 增益的增加而增大,LTP 的高度由于 NPR 效应的增强而增大;LTD 及 LTP 时间窗口均由于 SOA 中载流子恢复时间的缩短而减小。实验测得的 anti-STDP 曲线与生物实验中测得的曲线高度吻合。

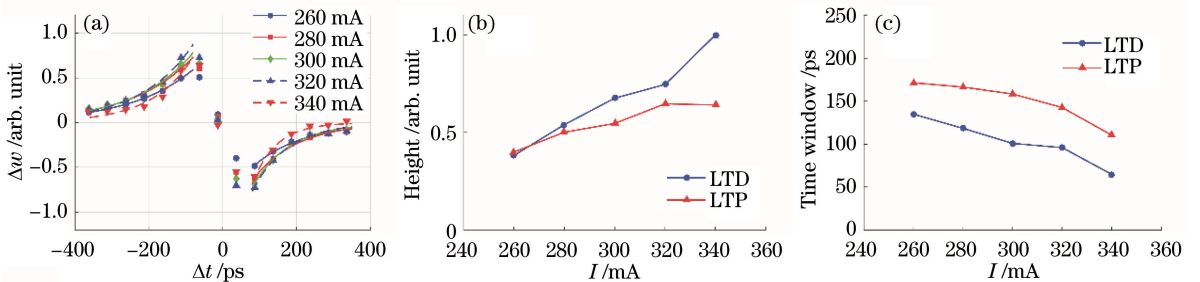


图 5 不同 SOA 驱动电流下实验测得的 anti-STDP 曲线及其对窗口高度和时间窗口的影响。(a) Anti-STDP 曲线; (b) LTP 和 LTD 窗口高度随 I_{SOA} 变化; (c) LTP 和 LTD 时间窗口随 I_{SOA} 变化

Fig. 5 Experimentally measured anti-STDP curves with different SOA driven currents, and its influence on the window height and time window. (a) Anti-STDP curves; (b) dependence of the LTP and LTD's height on I_{SOA} ; (c) dependence of the LTP and LTD's time window on I_{SOA}

5 结 论

本文基于单个 SOA 中的 NPR 及 XGM 效应实现了 anti-STDP 学习机制。实验研究了在不同 SOA 驱动电流情况下,anti-STDP 学习曲线窗口高度和宽度的变化。LTP 及 LTD 的窗口高度均随着 SOA 驱动电流的增加而增加,时间窗口则随着 SOA 驱动电流的增加而减小。使用该 anti-STDP 光路得到的学习曲线,其时间窗口约为几百皮秒,是人类大脑 STDP 学习机制的 10^8 倍。采用更窄脉冲、更短载流子寿命的 SOA,可以实现更加快速的 anti-STDP 学习机制。该 anti-STDP 光路结构简单,可以很好地模拟生物 STDP 曲线,

同时由于 SOA 易于与其他器件相集成,可以用于实现大规模超快光学神经网络的学习机制。

参 考 文 献

- [1] Liu Dawei, Han Ling, Han Xiaoyong. High spatial resolution remote sensing image classification based on deep learning[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(4): 0428001.
刘大伟, 韩玲, 韩晓勇. 基于深度学习的高分辨率遥感影像分类研究[J]. *光学学报*, 2016, 36(4): 0428001.
- [2] Merolla P A, Arthur J V, Alvarez-Icaza R, *et al.* A million spiking-neuron integrated circuit with a scalable communication network and interface[J]. *Science*, 2014, 345(6197): 668-673.
- [3] Benjamin B V, Gao P R, McQuinn E, *et al.* Neurogrid: A mixed-analog-digital multichip system for large-scale neural simulations[C]. *Proc IEEE*, 2014, 102(5): 699-716.
- [4] Schemmel J, Brüderle D, Grünbl A, *et al.* A wafer-scale neuromorphic hardware system for large-scale neural modeling [C]. *Proc IEEE Int Symp Circuits Syst*, 2010: 1947-1950.
- [5] Maass W. Networks of spiking neurons: The third generation of neural network models[J]. *Neural Networks*, 1997, 10(9): 1659-1671.
- [6] Kravtsov K S, Fok M P, Prucnal P R, *et al.* Ultrafast all-optical implementation of a leaky integrate-and-fire neuron [J]. *Opt Express*, 2011, 19(3): 2133-2147.
- [7] Fok M P, Deming H, Nahmias M, *et al.* Signal feature recognition based on lightwave neuromorphic signal processing [J]. *Opt Lett*, 2011, 36(1): 19-21.
- [8] Hurtado A, Schires K, Henning I D, *et al.* Investigation of vertical cavity surface emitting laser dynamics for neuromorphic photonic systems[J]. *Appl Phys Lett*, 2012, 100(10): 103703.
- [9] Turconi M, Garbin B, Feyereisen M, *et al.* Control of excitable pulses in an injection-locked semiconductor laser[J]. *Phys Rev E*, 2013, 88(2): 022923.
- [10] Vaerenbergh T V, Fiers M, Mechet P, *et al.* Cascadable excitability in microrings[J]. *Opt Express*, 2012, 20(18): 20292-20308.
- [11] Alexander K, Vaerenbergh T V, Fiers M, *et al.* Excitability in optically injected microdisk lasers with phase controlled excitatory and inhibitory response[J]. *Opt Express*, 2013, 21(22): 26182-26191.
- [12] Gholipour B, Bastock P, Craig C, *et al.* Amorphous metal-sulphide microfibers enable photonic synapses for brain-like computing[J]. *Adv Opt Mater*, 2015, 3(5): 635-641.
- [13] Shastri B J, Nahmias M A, Tait A N, *et al.* Spike processing with a graphene excitable laser[J]. *Sci Rep-UK*, 2016, 6: 19126.
- [14] Tzounopoulos T, Kim Y, Oertel D, *et al.* Cell-specific, spike timing-dependent plasticities in the dorsal cochlear nucleus[J]. *Nat Neurosci*, 2004, 7(7): 719-725.
- [15] Caporale N, Dan Y. Spike timing-dependent plasticity: a Hebbian learning rule[J]. *Annu Rev Neurosci*, 2008, 31: 25-46.
- [16] Xie X H, Seung H S. Spike-based learning rules and stabilization of persistent neural activity[J]. *Adv Neural Inf Process Syst*, 2000, 12: 199-208.
- [17] 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]. *Opt Lett*, 2013, 38(4): 419-421.
- [18] Toole R, Tait A N, Ferreira D L T, *et al.* Photonic implementation of spike timing dependent plasticity and learning algorithms of biological neural systems[J]. *J Lightwave Technol*, 2016, 34(2): 470-476.
- [19] Ren Q S, Zhang Y L, Wang R, *et al.* Optical spike-timing-dependent plasticity with weight-dependent learning window and reward modulation[J]. *Opt Express*, 2015, 23(19): 25247-25258.
- [20] Li Q, Wang Z, Le Y S, *et al.* Optical implementation of neural learning algorithms based on cross-gain modulation in a semiconductor optical amplifier[C]. *SPIE*, 2016, 10019: 100190E.
- [21] Luz Y, Shamir M. Balancing feed-forward excitation and inhibition via Hebbian inhibitory synaptic plasticity[J]. *Plos Comput Biol*. 2012, 8(1): e1002334.
- [22] Zamarreño-Ramos C, Camuñas-Mesa L A, Pérez-Carrasco J A, *et al.* On spike-timing-dependent-plasticity, memristive devices, and building a self-learning visual cortex[J]. *Front Neurosci*, 2011, 5: 1-22.