

光子脉冲神经元权重器件的研制

宋晓佳¹, 王 智¹, 李 强¹, 孙翀翀¹, 乐燕思¹, 崔 燊¹, 吴重庆¹, 刘 彪²

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 互连的光子脉冲神经元通过权重器件联系在一起, 为了实现神经网络的大规模计算, 权重器件的实现至关重要。利用微机电系统可调光衰减器(VOA), 研制了一种可以自动调节光子脉冲神经元的权重器件。该权重器件包括 VOA、光电探测器、单片机、模数转换器、数模转换器和放大器等模块, 可以根据接收的光信号快速计算查表, 可对 VOA 的衰减值进行实时在线调整。该权重器件效率高, 且容易实现。该权重器件配合脉冲时间依赖的可塑性(STDP)光路使用, 可以实现光子脉冲神经元的 STDP 学习机制。当 STDP 曲线窗口高度为 0.2 时, 对权重器件进行了测量, 实现了 4 种 STDP 学习。实验测量结果与理论计算结果一致。

关键词 光学器件; 可调光衰减器; 可塑性学习机制; 光子脉冲神经元; 神经网络

中图分类号 TN29

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201744.0406003

Development of Weighting Device for Photon Spiking Neuron

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

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 Photon spiking neurons are connected by weighting devices, so the implementation of weighting devices is critical for realizing the large-scale computation of neural networks. Based on the variable optical attenuator (VOA), a weighting device for automatically adjusting photon spiking neuron is developed. The weighting device includes VOA, photoelectric detector, single chip, analog to digital converter, digital to analog converter, amplification module, etc. The weighting device can quickly calculate and look up table, and the attenuation values of VOA can be adjusted online based on the received optical signal. The weighting device has the advantages of high efficiency and easy implementation. When we combine the optical spike-timing-dependent plasticity (STDP) circuits and the proposed weighting device, STDP learning mechanisms for photon spiking neural can be achieved. The weighting device is detected when the height of STDP curve window is 0.2, and four STDP learning curves are obtained. The experimental results are consistent with the theoretical computation results.

Key words optical devices; variable optical attenuator; plasticity learning mechanism; photon spiking neuron; neural network

OCIS codes 230.0250; 250.4745; 200.4700; 200.4260

1 引 言

1943 年, McCulloch 等^[1]提出 M-P 神经元模型, 开创了神经网络研究的新时代。由于神经元为神经网络

收稿日期: 2016-11-30; 收到修改稿日期: 2016-12-26

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

作者简介: 宋晓佳(1993—), 女, 硕士研究生, 主要从事光纤通信和光电子器件方面的研究。E-mail: 15126082@bjtu.edu.cn

导师简介: 王 智(1971—), 男, 博士, 教授, 主要从事光纤通信、集成光电子器件和全光信号处理等方面的研究。

E-mail: zhiwang@bjtu.edu.cn(通信联系人)

络的基本信息处理单元, M-P 神经元模型可从生理结构层面模拟人类大脑的运作方式, 因此广泛应用于模式识别、图像处理、信号处理和机器学习等领域。脉冲神经元(SN)是继第一代 M-P 神经元模型和第二代 Hopfield 神经元模型之后的第三代神经元模型^[2]。与基于模拟器实现脉冲神经网络(SNNs)的方法相比, 使用硬件的方式能够实现实时运算, 且运算速度与神经元数目无关^[3]。光学器件具有高速、高带宽、低能耗和高度并行的优点, 是实现 SNNs 的理想方式^[4]。2002 年, 许锐等^[5]提出了洗牌型光学神经网络模型, 并利用此模型搭建了光电混合神经网络实验系统, 进行了数字样本的光学联想识别。在过去的 5 年中, 研究人员基于光学器件的非线性实现了多种光子脉冲神经元模型, 使用的光学器件包括半导体光放大器(SOA)^[6]、电吸收调制器(EAM)^[7]、垂直腔表面发射激光器(VCSELs)^[8]、高 Q 值硅基微环谐振腔^[9]、光注入微环激光器^[10]和非晶金属硫化物光纤^[11]等。

神经网络有学习和记忆的功能, 而突触的可塑性为神经网络的学习和记忆提供了基础。1949 年, Hebb^[12]提出了 Hebb 学习规则, 为神经网络学习方法提供了基础。神经元模型的突触权值由两个神经元之间的联系效率 ω_{ij} 定义。20 世纪 90 年代末, 研究人员在生物系统中发现突触权值的改变强烈依赖于突触前、后脉冲的相对时间^[13]。脉冲时间依赖的可塑性(STDP)是一种单脉冲级别的 Hebb 学习规则, 突触前脉冲与突触后脉冲的时间相关性决定突触权值的改变, 研究人员在生物系统中已发现多种 STDP 机制^[14]。目前, 研究人员提出了在光域中利用 SOA 的非线性效应实现 STDP 学习曲线^[15-18]。

可调光衰减器(VOA)是光纤通信系统中一种重要的光无源器件, 可以在一定动态范围内自动调节光功率^[19]。微机电系统(MEMS) VOA 具有低插入损耗、大衰减范围和快响应速度等特点。本文将 MEMS VOA 作为光子脉冲神经元权重器件, 通过检测 STDP 光路输出功率, 配合单片机等器件实现权重的自动调节, 从而实现光子脉冲神经网络的 STDP 学习。

2 神经元及 STDP 学习机制

生物神经元是一个多输入、单输出的系统, 包括树突、细胞体和轴突, 如图 1 所示。其他神经元的输出信号通过树突进行时空整合, 并输入到细胞体; 细胞体对输入信号进行时间积分及阈值激发; 当输入信号超过阈值时, 细胞体激发一个脉冲输出, 通过轴突传递给其他神经元^[20]。神经元之间通过突触连接, 突触权值随着时间变化, 突触可塑性为神经网络的学习提供了基础。

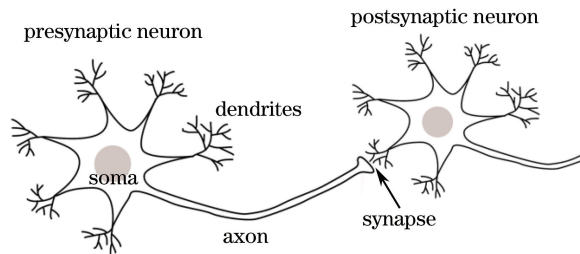


图 1 生物神经元模型

Fig. 1 Model of biological neurons

图 2(a)为神经网络 STDP 学习机制的基本框图, 图中 ω_{12} 为神经元 1 与神经元 2 之间的联系效率, 即权重。图 2(b)~(e)为 4 种 STDP 学习机制, 分别为反对称 STDP 机制、反对称 anti-STDP 机制、对称 STDP 机制和对称 anti-STDP 机制。反对称 STDP 机制和反对称 anti-STDP 机制的权值可表示为

$$\Delta\omega = \begin{cases} a_1 \exp(-\Delta t/\tau_1), & \text{if } \Delta t > 0 \\ a_2 \exp(-\Delta t/\tau_2), & \text{if } \Delta t < 0 \end{cases}, \quad (1)$$

对称 STDP 机制和对称 anti-STDP 机制的权值可表示为

$$\Delta\omega = a_3 \exp(-\Delta t^2/\tau_3^2) + \omega_0, \quad (2)$$

式中 $\Delta\omega$ 为突触联系效率的变化值; a_1 、 a_2 、 a_3 为学习曲线幅度; τ_1 、 τ_2 、 τ_3 为时间常数; $\Delta t = t_{\text{post}} - t_{\text{pre}}$, t_{pre} 为突触前脉冲发生时间, t_{post} 为突触后脉冲发生时间。

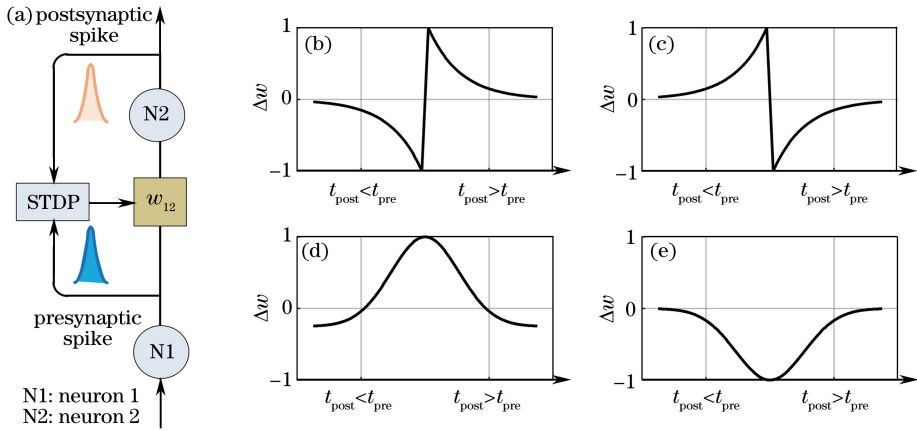


图 2 (a) STDP 学习机制基本框图;(b)反对称 STDP 机制;(c)反对称 anti-STDP 机制;
(d)对称 STDP 机制和(e)对称 anti-STDP 机制的学习曲线

Fig. 2 (a) Basic schematic of STDP learning mechanism; learning curves of (b) anti-symmetric STDP mechanism; (c) anti-symmetric anti-STDP mechanism; (d) symmetric STDP mechanism and (e) symmetric anti-STDP mechanism

3 光子脉冲神经元权重

3.1 MEMS VOA 的原理及其性能

MEMS VOA 可分为反射镜旋转型和位移遮挡型等。MEMS VOA 由电压驱动,其电压与光衰减量呈非线性关系,通过查找驱动电压与光衰减量表可对 VOA 的光衰减量进行精确控制,驱动电压与光衰减量的关系如图 3(a)所示,转化后得到的驱动电压与权值曲线如图 3(b)所示。

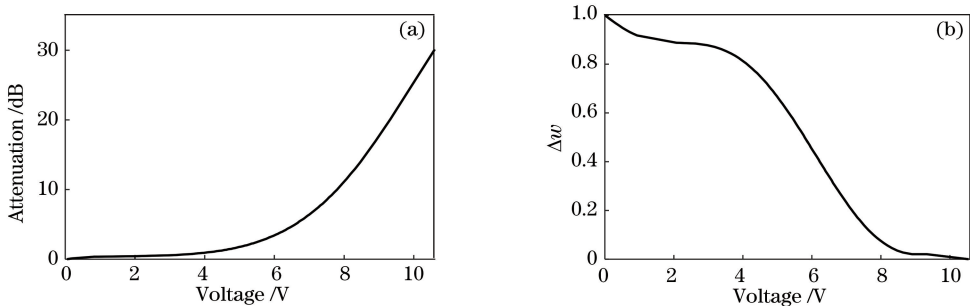


图 3 (a)驱动电压与光衰减量的关系;(b)驱动电压与权值的关系

Fig. 3 (a) Relationship between driving voltage and light attenuation; (b) relationship between driving voltage and weight value

3.2 权重的硬件实现

光子脉冲神经元权重器件的功能框图如图 4 所示,该权重器件主要由探测(PD)模块、模数转换(AD)模块、单片机(MCU)、数模转换(DA)模块、放大(Amp)模块、显示(LCD)模块和 VOA 组成。

STDP 光路输出的光信号经 PD 模块转换为电压信号,电压信号经放大和 AD 转换后发送给单片机;利用单片机查询存储在其中的电压衰减表[图 3(b)上曲线对应的数据],得到 VOA 的驱动电压和衰减值;驱动电压经 DA 和放大电路后用于驱动 VOA,实现相应的衰减控制。

单片机中处理信号的程序流程图如图 5 所示。设置权值的初始值 $w_0 = 0.65$,对应 VOA 初始电压 $U_0 = 5.1$ V。输入光经光电探测器后的电压 U 的范围为 $2.5 \sim 3.5$ V,通过公式 $\Delta w = 0.4(U - 3)$ 将电压的变化范围转化为权值的变化范围($-0.2 \sim 0.2$)。根据 $w = w_0 + \Delta w$,查表可得 VOA 对应的驱动电压值。 w 的范围为 $0 \sim 1$,若 $w > 1$,则令 VOA 的驱动电压 $U = 0$ V, $w = 1$;若 $w < 0$,则令驱动电压 $U = 10.6$ V, $w = 0$ 。

4 实验测试

在 STDP 曲线窗口高度为 0.2 的情况下,测量了权重器件。对于对称 anti-STDP 曲线, Δw 范围为

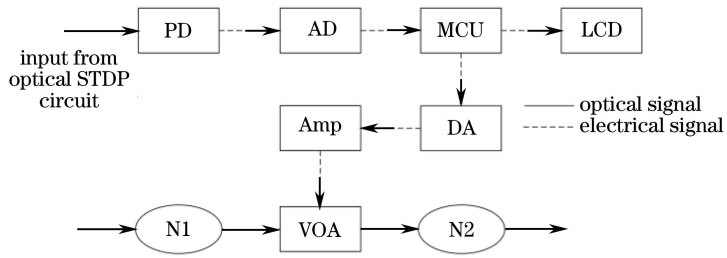


图 4 光子脉冲神经元权重器件功能框图

Fig. 4 Functional block diagram of photon spiking neuron weighting device

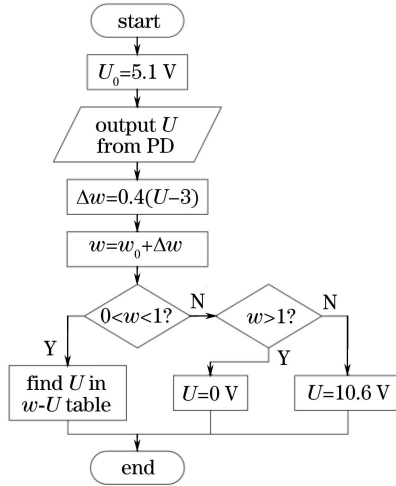


图 5 MCU 处理信号的程序流程图

Fig. 5 Program flow chart of MCU processing signal

-0.2~0, 即 PD 探测到的电压范围为 2.5 ~ 3.0 V; 对于其他 3 种 STDP 曲线, Δw 范围为 -0.2~0.2, PD 探测到的电压范围为 2.5~3.5 V。理想情况下的 4 种 STDP 曲线是根据(1)、(2)式得到的, 如图 6 中红色曲线

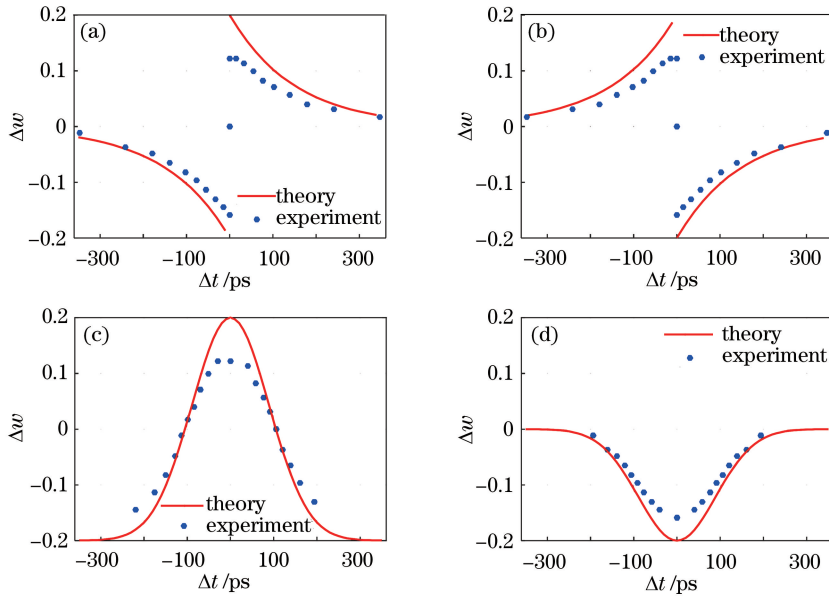


图 6 理论计算与实验测量得到的 4 种 STDP 学习曲线。(a)反对称 STDP;(b)反对称 anti-STDP;
(c)对称 STDP;(d)对称 anti-STDP

Fig. 6 Theoretical and experimental results of four STDP learning curves. (a) anti-symmetric STDP;
(b) anti-symmetric anti-STDP; (c) symmetric STDP; (d) symmetric anti-STDP

所示。实验测量得到的4种STDP曲线如图6中蓝色圆点所示。实验中,实际权值由 $\omega = P_{\text{out}}/P_{\text{in}}$ 计算得到, P_{out} 和 P_{in} 分别为VOA的输出功率与输入功率。 $\Delta\omega$ 是在PD探测电压为某一确定值时,实际测得的相邻两个驱动电压所对应的权值 ω 的差值。由图6可以看出,实验测得结果与理论计算结果较为一致。

5 结 论

互连的光子脉冲神经元是通过权重器件联系在一起的,为了实现神经网络的大规模计算,权重器件的实现至关重要。利用MEMS VOA配合光电探测器和单片机等,实现了光子脉冲神经元权重的自动调节。测量了研制的权重器件,得到了4种STDP学习曲线,并且理论计算结果与实验测量结果一致。权重可调器件结合当前的光子集成技术,特别是与互补金属氧化物半导体工艺兼容的硅基集成技术相结合,有望实现单片混合电路的大规模集成,并在光子神经元互联、光子神经网络和光子神经计算等领域具有重要的应用价值。

参 考 文 献

- [1] McCulloch W S, Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity[J]. Bulletin of Mathematical Biophysics, 1943, 5(4): 115-133.
- [2] Maass W. Networks of spiking neurons: The third generation of neural network models[J]. Neural Networks, 1997, 10(9): 1659-1671.
- [3] Indiveri G, Linares-Barranco Bernabé, Hamilton T J, *et al.* Neuromorphic silicon neuron circuits[J]. Frontiers in Neuroscience, 2011, 5: 1-23.
- [4] Li Qiang, Wang Zhi, Wu Chongqing, *et al.* All-optical threshold based on nonlinear optical loop mirror[J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(7): 0705001.
李 强, 王 智, 吴重庆, 等. 基于非线性光纤环形腔镜的全光阈值器[J]. 中国激光, 2015, 42(7): 0705001.
- [5] Xu Rui, Huang Daquan, Li Zhineng. The implementation of a perfect shuffle type of optoelectronic neural network system[J]. Acta Optica Sinica, 2002, 22(1): 62-66.
许 锐, 黄达诠, 李志能. 洗牌型光电混合神经网络实验系统[J]. 光学学报, 2002, 22(1): 62-66.
- [6] Kravtsov K, Fok M P, Rosenbluth D, *et al.* Ultrafast all-optical implementation of a leaky integrate-and-fire neuron [J]. Optics 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]. Optics Letters, 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]. Applied Physics Letters, 2012, 100(10): 103703.
- [9] van Vaerenbergh T, Fiers M, Mechet P, *et al.* Cascadable excitability in microrings[J]. Optics Express, 2012, 20(18): 20292-20308.
- [10] Alexander K, van Vaerenbergh T, Fiers M, *et al.* Excitability in optically injected microdisk lasers with phase controlled excitatory and inhibitory response[J]. Optics Express, 2013, 21(22): 26182-26191.
- [11] Gholipour B, Bastock P, Craig C, *et al.* Amorphous metal-sulphide microfibers enable photonic synapses for brain-like computing[J]. Advanced Optical Materials, 2015, 3(5): 635-641.
- [12] Hebb D O. The organization of behavior: A neuropsychological theory[M]. New York: Psychology Press, 2002: 1-376.
- [13] Markram H, Lübke J, Frotscher M, *et al.* Regulation of synaptic efficacy by coincidence of postsynaptic APs and EPSPs[J]. Science, 1997, 275(5297): 213-215.
- [14] Abbott L F, Nelson S B. Synaptic plasticity: Taming the beast[J]. Nature Neuroscience, 2000, 3(11s): 1178-1183.
- [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): 419-421.
- [16] Toole R, Fok M P. Photonic implementation of a neuronal algorithm applicable towards angle of arrival detection and localization[J]. Optics Express, 2015, 23(12): 16133-16141.
- [17] 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.
- [18] Li Q, Wang Z, LeY S, *et al.* Optical implementation of neural learning algorithms based on cross-gain modulation in a semiconductor optical amplifier[C]. SPIE, 2016, 10019: 100190E.
- [19] Yuan Ye, Zou Yongzhuo, Bao Junfeng, *et al.* A novel variable optical attenuator based on micro-electromechanical systems(MEMS) [J]. Acta Optica Sinica, 2004, 24(3): 364-368.
袁 野, 邹勇卓, 鲍俊峰, 等. 一种新型微机电系统可调光衰减器[J]. 光学学报, 2004, 24(3): 364-368.
- [20] Gerstner W, Kistler W M. Spiking neuron models. Single neurons, populations, plasticity[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2002: 1-496.