



基于有机光电突触晶体管的储池计算网络

杜晓松¹, 顾健晖¹, 彭立超¹, 孙金瑞¹, 姜赛^{1,2*}, 李昀^{2*}

1. 常州大学微电子与控制工程学院, 常州 213164;

2. 南京微结构国家实验室, 人工微结构科学与技术协同创新中心, 南京大学电子科学与工程学院, 南京 210093

*通讯作者, E-mail: saijiang@cczu.edu.cn; yli@nju.edu.cn

收稿日期: 2023-12-11; 接受日期: 2024-01-14; 网络版发表日期: 2024-03-27

国家自然科学基金(编号: 62206030, 62374081)、国家重点研发计划(编号: 2022YFA1203802, 2021YFA0715600)、江苏省高层次双创人才计划(编号: JSSCRC2021534)、常州市创新人才引进与培养领军项目(编号: CQ20210116, CQ20210084)和常州市科技计划(编号: CJ20220085)资助项目

摘要 随着人工智能技术的快速发展, 兼具高能效智能感知和计算的光电神经形态受到了广泛的关注. 为了增强神经形态器件对不同应用场景的普适性, 构建突触塑性能够灵活可调制的神形态器件和电路至关重要. 本文设计了一种基于非对称电极结构的有机突触晶体管, 并利用液相制备的大面积有机超薄半导体作为光感知和计算材料. 该光电突触晶体管表现出典型的光刺激后突触电流(excitatory postsynaptic potential, EPSC)、双脉冲易化(paired-pulse facilitation, PPF)和脉冲强度依赖塑性(spike-amplitude-dependent plasticity, SADP), 可以实现高能效的图像降噪预处理. 为了进一步满足储池计算对于突触塑性可调性和网络非线性度的要求, 我们制备有机n型晶体管, 设计了一个基于p型和n型晶体管的突触模拟电路. 该突触电路可实现从短程塑性(short-term synaptic plasticity, STP)到长程塑性(long-term synaptic plasticity, LTP)的高度可调性, 以及可配置的双脉冲易化特性, 显著增强了突触晶体管的电流非线性度. 基于有机突触模拟电路, 我们构建了降噪预处理融合的储池计算系统, 该储池神经网络对于去噪后的MNIST手写数据集表现出85%的识别准确率. 此工作表明, 有机光电突触晶体管有效的降噪功能和突触模拟电路的灵活调制能力对实现多模态、多尺度、高准确率和低功耗神经网络具有重要的意义.

关键词 有机突触晶体管, 突触模拟电路, 高可塑性, PPF, 光电多模态储池计算

1 引言

随着人工智能和集成电路技术的高速发展, 兼具智能感知和计算的神经形态器件和电路成为后摩尔时代高能效人工智能演进的代表性技术之一. 神经形态智能感知和计算系统的灵感来自人脑在认知和决策(如视觉识别和信息处理)方面的高效处理过程. 光电突触作为神经形态视觉传感器的关键器件, 能够模拟

人工视网膜或者构建视觉信息处理系统, 实现高能效的视觉感知和信息处理^[1,2]. 随着神经形态器件的应用场景变得越来越复杂, 光电突触正面临着严重的挑战, 包括环境噪声引起的预测精度降低和较低的突触塑性可调性导致器件应用的局限性^[3].

近年来, 有机半导体材料由于独特的机械柔性、低成本、良好的生物相容性和可调的光电特性而被认为是最有前途的神经突触材料之一^[4-6]. 基于有机半导

引用格式: Du X, Gu J, Peng L, Sun J, Jiang S, Li Y. Reservoir computing networks based on organic photoelectric synaptic transistors. *Sci Sin Chim*, 2024, 54: 645–653, doi: 10.1360/SSC-2023-0239

体的神经形态器件因具备感算融合能力、超高能效特性而备受关注^[7-9]。然而与理想的突触器件不同, 现实的光电突触将受到半导体材料输运模式和器件结构的限制, 其突触塑性难以被灵活有效调控, 从而导致器件的普适性较弱, 不能满足多种应用场景的诉求^[10]。为了弥补器件突触塑性可调性低的缺陷, 通过设计模拟电路实现突触功能, 并对突触塑性进行调控的方法被提出。突触模拟电路可以通过调整输入参数灵活地调制输出结果, 使其表现多模式突触特性^[11,12]。此外, 构建突触电路的有机晶体管的电学转移和亚阈值特性, 能够通过材料选择和器件结构控制对其精细调节, 使得整个电路展现出的突触特性不仅具备高可调性, 还能充分发挥晶体管器件本身具有的电流特性^[13]。突触模拟电路还能够应用在多功能、低功耗的神经网络中。因此, 光电突触器件的优秀图像预处理降噪能力和突触模拟电路的高调制性, 对于构建基于有机突触晶体管的高能效储池计算网络具有重要的推动作用^[14]。

在本项研究中, 我们制备了一种具有多模态、非对称电极的有机p型突触晶体管。该突触晶体管表现出光刺激后突触电流(EPSC)和双脉冲易化(PPF)等突触特性, 基于脉冲强度依赖塑性(SADP)还能实现对图像的有效降噪。我们进一步制备了有机n型晶体管, 用于和p型晶体管共同构建具有灵活可调的突触特性的突触模拟电路。该电路不仅拥有EPSC和PPF突触特性, 在短程塑性和长程塑性之间还具有较大的可调范围, 能够更全面地配置PPF特性。基于突触电路PPF特性还构建了融合图像降噪预处理的储池计算网络, 对含有噪声的MNIST数字集进行有效的去噪预处理之后, 具有85%的识别准确率。

2 实验部分

2.1 薄膜和器件制备

将2,7-二辛基[1]苯并噻吩并[3,2-b]苯并噻(dioctyl-benzothienobenzothiophene, C₈-BTBT) (0.5 wt%)和聚甲基丙烯酸甲酯(poly(methyl methacrylate), PMMA) (0.1 wt%)混合溶解在苯甲醚溶剂中, 取2 mL的混合溶液加入到5 mL 试剂瓶中, 再取1 mL的 *N,N*-二甲基甲酰胺(*N,N*-dimethylformamide, DMF)加入到试剂瓶。使用薄膜提拉方法进行薄膜制备, 首先将衬底浸入溶液1 min, 然后通过提拉设备以3 mm/min的速率将衬底从溶液

拉出, 得到C₈-BTBT薄膜。为制备有机光电突触, 采用电极转移方法将金电极(厚度为100 nm、面积为50 μm × 100 μm)和银电极(厚度为15 nm Ag / 85 nm Au、面积为50 μm × 100 μm)转移到C₈-BTBT薄膜上作为源漏电极^[15]。PDIF-CN₂的制备流程与C₈-BTBT类似, 首先将PDIF-CN₂以0.1 wt%的浓度溶解在苯甲醚溶剂中, 再将2 mL溶液和1 mL的DMF先后加入试剂瓶中, 将浸入混合溶液的衬底通过提拉设备以1 mm/min的速度进行提拉生长, 得到PDIF-CN₂薄膜。

2.2 薄膜表征和器件测试

有机半导体薄膜制备完成之后, 使用光学显微镜(CK-500 GT, 中国)观测C₈-BTBT和PDIF-CN₂薄膜的图像。在常温常压环境下在原子力显微镜(AFM, Veeco Multimode 8, 美国)上对薄膜进行AFM表征。将电极转移到薄膜上后, 先使用高精度源表(Keithley Instruments Series 2612 B, 美国)测量有机p型和n型晶体管的传输特性。然后使用由信号发生器驱动的365 nm UV发光二极管(LED)刺激由C₈-BTBT作为半导体层的有机光电突触, 使用半导体参数分析仪(Agilent B1500, 美国)和LCR计(Agilent E 4980 A, 美国)在10⁻⁴ Torr的真空条件下在封闭循环低温探针台中测量突触晶体管的电学性质。使用UV-A计(LS 125, UVALED-X3探针, 中国)校准365 nm UV LED光。

2.3 器件建模及电路和神经网络仿真

使用SPICE语言建立直流模型对有机晶体管进行建模, 模型中加入了两个肖特基二极管模拟电极处的肖特基接触。将建立好的晶体管模型加入到Cadence virtuoso中进行电路设计, 设定所有的晶体管模型工作在亚阈值区域获得较低的电流, 通过调整作为电路参数的晶体管栅压以获得突触电路的EPSC和PPF特性。最后采用由突触器件组成的降噪输入层、基于突触电路突触特性设计的储池层和一个全连接读出层组成的储池计算网络, 在Pytorch上训练模型并测试对含噪声和去噪后的MNIST数据集的识别准确性。

3 结果与讨论

3.1 有机光电突触器件

在人类视网膜-大脑系统中, 对视觉信息的处理首

先是视杆细胞和视锥细胞等光感受器将入射光转化为电信号, 然后电信号传输到大脑进行进一步的信息处理(图1a). 其中, 视锥细胞和双极细胞之间的突触对具有原始光信息特征的光信号进行预处理, 能够实现有效的噪声抑制和特征增强(图1b)^[16,17]. 正是这种对光信号进行去噪增强的预处理, 使大脑系统能够实现更有效的视觉信息处理和推测.

受视网膜系统中突触对光信号接收和预处理的启发, 我们制备了具有不对称电极结构的有机光电突触器件^[18]. 通过提拉法制备大面积有机半导体薄膜(图1c), 光学显微镜图像显示C₈-BTBT和PDIF-CN₂薄膜能够在较大的区域上保持形貌均一性和连续性(图1d, e). 通过AFM进一步表征C₈-BTBT薄膜的形貌性质, 结果显示, C₈-BTBT和PDIF-CN₂薄膜厚度分别为8.2和1.4 nm, 并具有原子级表面粗糙度(C₈-BTBT为1.8 Å, PDIF-CN₂为1.3 Å), 表明薄膜具有优异的表面平整度

(图1f, g). 在薄膜提拉制备过程中, 由于垂直相分离, 有机半导体薄膜下面会形成超薄的PMMA薄膜. 并且由于有机C₈-BTBT半导体具有较强的光电特性, C₈-BTBT/PMMA结构有助于形成光刺激突触行为. 我们在C₈-BTBT/PMMA薄膜上构建了不同肖特基接触的Au源电极和Ag漏电极, 制备出平面型突触晶体管器件(图1h). 我们还通过COMSOL仿真来对非对称的电极结构进行了更深层次的研究(补充材料Note 1). 前期的工作证明, 非对称的电极结构能够促使器件形成更加显著的自供电光电突触特性(图1i). 而突触器件本身作为有机晶体管, 具有电学开关特性, 为构建具有高调节性的突触模拟电路奠定了基础(图1j).

对制备完成的器件进行电学特性测试, 结果表明突触器件在紫外光脉冲(波长: 365 nm, 强度: 14 mW/cm², 脉冲宽度: 0.2 s)刺激下, 表现出EPSC, 并且EPSC的特征与高效生物突触的短程可塑性相似(图

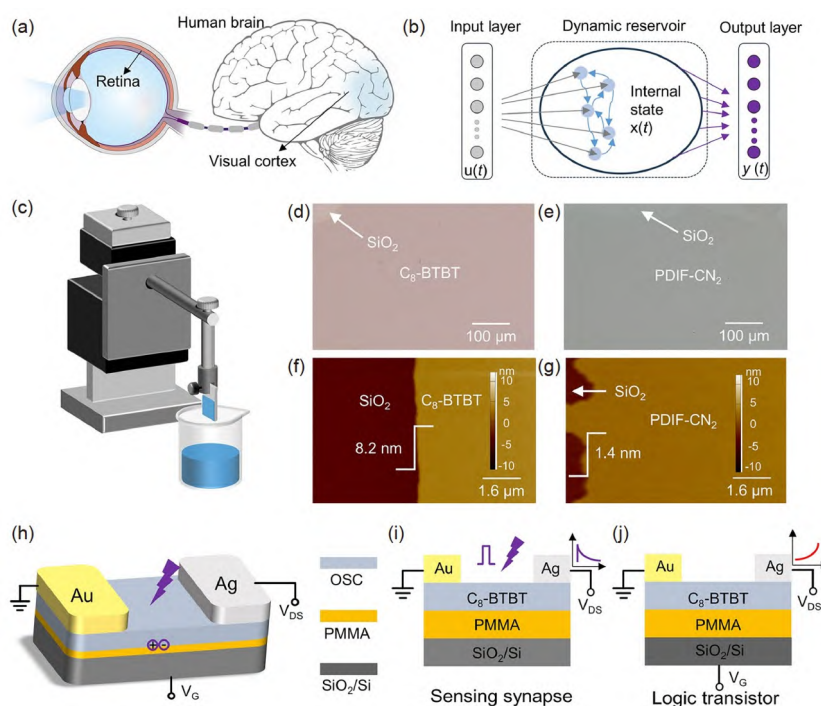


图 1 有机光电突触器件. (a) 人类视网膜和大脑系统示意图; (b) 储池计算结构; (c) 提拉法制备有机薄膜示意图; (d) C₈-BTBT薄膜的光学显微镜图像(标尺: 100 μm); (e) PDIF-CN₂薄膜的光学显微镜图像(标尺: 100 μm); (f) C₈-BTBT薄膜的AFM图像(标尺: 1.6 μm); (g) PDIF-CN₂薄膜的AFM图像(标尺: 1.6 μm); (h) 具有非对称金属电极的有机光电突触晶体管器件结构; (i) 器件配置为光感知型突触; (j) 器件配置为计算型晶体管(网络版彩图)

Figure 1 Organic optoelectronic synaptic devices. (a) The schematic diagram of human retina and brain system. (b) The architecture of a reservoir computing. (c) The preparation of organic thin films by dip coating method. (d) The optical microscope image of C₈-BTBT film. Scale bar: 100 μm. (e) The optical microscope image of PDIF-CN₂ film. Scale bar: 100 μm. (f) The AFM image of C₈-BTBT film. Scale bar: 1.6 μm. (g) The AFM image of PDIF-CN₂ film. Scale bar: 1.6 μm. (h) The schematic diagram of organic optoelectronic synaptic transistor with asymmetric metal electrodes. (i) The device is configured as a light-aware synapse. (j) The device is configured as a computational transistor (color online).

2a). 已有的研究表明, EPSC源自C₈-BTBT/PMMA界面的捕获光诱导电子, 在紫外光和漏极电压的协同作用下产生记忆^[19-21]. 在生物学中, PPF性质代表器件对时间序列信息非常敏感, 可用于识别和解码时序信息. 以脉冲宽度为0.2 s, 时间间隔 Δt 为0.5 s的双脉冲作为输入时, 结果显示突触的第二个EPSC振幅(A_2)比第一个EPSC振幅(A_1)大, 展现了典型的PPF行为(图2b). 并随着 Δt 的增加, 第一个EPSC对第二个EPSC的增强作用呈现减小的趋势. PPF值(A_2/A_1)与 Δt 的拟合曲线遵循双指数函数^[21]:

$$\text{PPF ratio} = 1 + C_1 \exp\left(\frac{-\Delta t}{\tau_1}\right) + C_2 \exp\left(\frac{-\Delta t}{\tau_2}\right) \quad (1)$$

式中, Δt 为脉冲对之间的时间间隔, $\tau_1 = 25 \text{ ms}$ 和 $\tau_2 = 122 \text{ ms}$ 分别为长短程的特征弛豫时间, $C_1 = 2.03$ 和 $C_2 = 0.3$ 分别为长短程的初始归一化值. 对EPSC和PPF的研究进一步验证了有机突触晶体管具有随时间变化的光突触塑性^[22].

视觉感知中的噪声, 诸如由图像传感器产生的图

像噪声和源自环境的背景噪声, 对图像识别的准确性具有很大的影响, 噪声抑制是提高神经形态视觉传感器精度的重要途径^[23]. 因此, 我们使用具有光突触塑性的有机突触器件, 模仿视网膜功能对含噪声的图像进行预处理. 在人类视网膜中, 通过调节视网膜视杆/视锥神经网络中信号通路的耦合强度, 基于AII无长突细胞之间突触的非单调电导, 可以实现背景光从弱光到亮光的适应, 这种SADP特性展现出抑制噪声的潜力^[23,24]. 在我们的光电突触中, 也能观察到模仿视网膜光适应的SADP特性. 当脉冲的持续时间固定为0.2 s, 当脉冲的幅度从 6 mW/cm^2 变化到 18 mW/cm^2 时, 短程塑性下的EPSC逐渐增加(图2c). 当紫外光关闭0.5 s时, 我们发现SADP的EPSC随光强的增加而增加(图2d). 由于PMMA层的电子俘获效应较弱, 载流子寿命在弱紫外光刺激下降低, 导致电流的保留时间较短. 因此, 图像中的低亮度噪声像素将被显著抑制, 而高亮度像素的主要特征将被保留和突出. 在进行图像预处理的过程中, 将具有 28×28 灰度像素的MNIST数字设置为输入数据. 高斯分布的噪声信号被随机地添加到

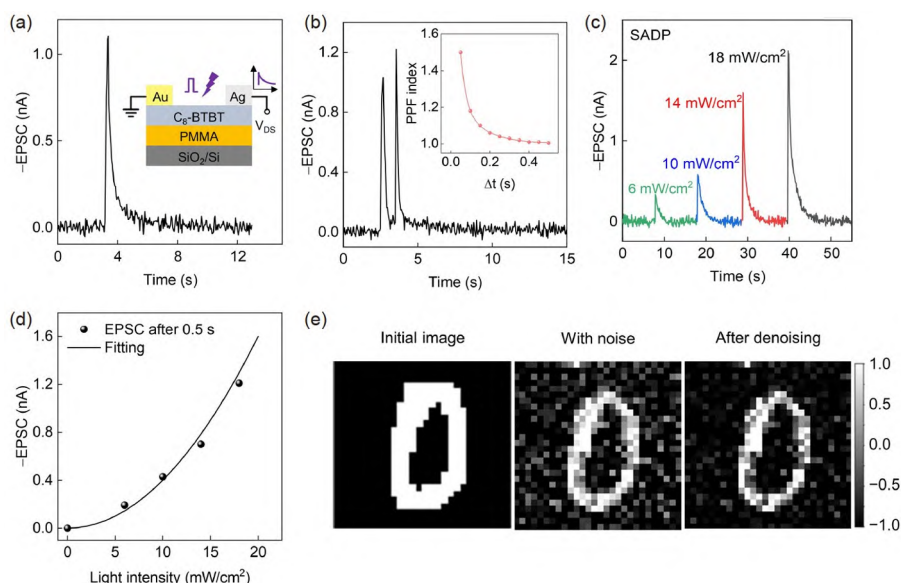


图 2 有机光电突触模拟抑制噪声. (a) 光脉冲刺激产生的EPSC (脉冲宽度为0.2 s). (b) 光脉冲触发的PPF (脉冲宽度为0.2 s、 Δt 为0.5 s). PPF指数定义为 $(A_2/A_1) \times 100\%$, 在插图中绘制并拟合为关于 Δt 的函数. (c) 不同光强刺激的EPSC, 也称为脉冲振幅依赖可塑性(SADP). (d) 当紫外光关闭0.5 s时, SADP的EPSC随光强的增加而增加. (e) 手写数字加噪和抑噪的处理图像. 在原始数字图像中引入标准为0.15的高斯噪声(网络版彩图)

Figure 2 Simulation of noise suppression by organic optoelectronic synapses. (a) The EPSC stimulated by light pulses (the pulse width is 0.2 s). (b) The EPSC simulated by one pair of light pulses (the pulse width is 0.2 s and the Δt is 0.5 s). The PPF index, defined as $(A_2/A_1) \times 100\%$, is plotted and fitted as a function of Δt in the inset. (c) The EPSC stimulated by various optical powers, which is also regarded as spike-amplitude-dependent plasticity (SADP). (d) The extracted EPSC of SADP increased with increasing light intensity when the UV light was shut off for 0.5 s. (e) The images of adding noise and suppressing noise. Gaussian noise with the standard deviation of 0.15 are introduced in the original digital images (color online).

原始数字, 标准差为0.15. 使用SADP产生的EPSC的拟合方程作为噪声处理函数, 我们发现处理后噪声像素减少(图2e). 我们制作了含有噪声的MNIST数据集和经过突触处理的去噪数据集, 用于后续的神经网络的训练和测试, 从而验证基于突触器件对图像进行预处理对神经网络识别准确率提高的促进作用.

3.2 有机突触模拟电路

为了弥补有机突触器件突触塑性可调性低带来应用范围的局限性, 我们设计了一个具有高度可调性的突触模拟电路. 该电路的长短程塑性和PPF等突触特性都有很大的调节范围. 我们首先使用PDIF-CN₂作为半导体层通过液相提拉法制备了n型有机晶体管以满足构建突触模拟电路的需要^[25]. 为了能够对突触模拟电路进行仿真验证, 我们采用了一种紧凑的直流模型来对晶体管模型进行建模^[26], 该模型对晶体管器件具有较高的拟合度(图3a, b). 晶体管模型考虑了非欧姆接触效应、沟道长度调制以及漏极电流在器件沟道长度上的可扩展性(补充材料Note 2) (图3c). 该模型仿真的晶体管转移特性数据可以很好地拟合p型和n型晶体管的实验数据, 表明该模型具有极佳的拟合准确性和通用性. 基于建立的p型和n型晶体管模型我们构建了一个反相器, 表现出较快的电压转移特性和较大的输出增益(Gain值达到40) (图3d). 上述提出的有机晶体管模型和反相器为构建突触模拟电路奠定基础.

得益于生物突触将动作电位转换到EPSC的过程, 我们设计了一个基于有机晶体管的突触模拟电路(图4a). 整个突触模拟电路总共使用到了四个n型晶体管、两个p型晶体管以及一个电容, 并且电路有四个可调参数: V_w (M_w 的栅极电压)、 V_{thr} (M_{thr} 的栅极电压)、 V_t (M_t 的栅极电压)和电容 C_{syn} (图4b)^[27]. 突触模拟电路的兴奋突触后电流遵循以下规律:

$$\tau \frac{d}{dt} I_{syn} + I_{syn} = \frac{I_w}{I_t} \frac{I_{syn}}{I_g} \quad (2)$$

式中, τ 是突触模拟电路的充电时间常数, I_{syn} 、 I_g 、 I_t 和 I_w 是流经 M_{syn} 、 M_{thr} 、 M_t 和 M_w 的恒定电流(补充材料Note 3).

突触电路的模拟参数如下: $V_{DD} = 16$ V, $V_{thr} = 1$ V, $V_w = 8$ V, $V_t = 5$ V, $C_{syn} = 10$ pF, V_{in} 为范围0~10 V、周期为2 s的脉冲方波. 结果显示, 当输入电压脉冲从低

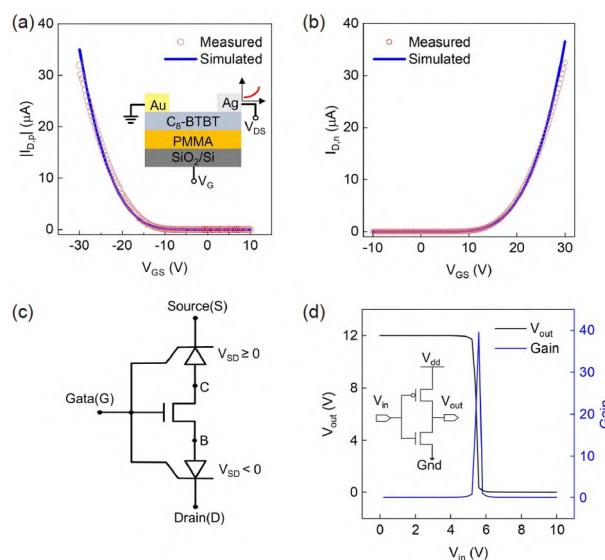


图3 有机突触晶体管建模. (a) p型有机晶体管转移曲线(插图晶体管结构, 红色圆点为实验数据, 蓝色曲线为拟合数据); (b) n型有机晶体管转移曲线(红色圆点为实验数据, 蓝色曲线为拟合数据); (c) 晶体管模型的等效电路; (d) 反相器的电压输出和增益曲线(插图反相器电路图)(网络版彩图)

Figure 3 Organic synaptic transistor modeling. The inset is the transistor structure. The red circle is experimental data and the blue curve is fitted data. (b) The transfer curve of n-type organic transistor. The red circles represent experimental data and the blue curves represent fitted data. (c) The equivalent circuit of transistor model. (d) The voltage output and gain curve of the inverter. The inset shows the inverter circuit (color online).

电平变为高电平时, 输出电流会在一段时间内迅速地从4 nA增加到220 nA左右, 而当输入电压脉冲从高电平变为低电平时, 输出电流会从220 nA在一段时间后降到4 nA (图4c). 我们还进一步研究了各项参数(包括 V_t 、 V_{thr} 、 V_w 和 C_{syn})对输出电流幅值、输出电流上升和下降弛豫时间的影响. 数据显示, 在突触电路中, V_w 越大, 输出电流幅度越大, 而 V_{thr} 的作用与 V_w 相反. C_{syn} 较小的电路充电速率较快(上升时间和下降时间较小). 当 V_t 发生变化时, 电流幅度、上升时间和下降时间也会发生变化(补充材料Note 4). 除此之外, 我们还额外设计了用于模拟神经元和抑制型突触的基本电路以完善模拟电路对整个生物神经元-突触传输系统的模拟(补充材料Note 5和Note 6).

测试完电路输出的基本情况之后, 我们便进一步验证电路的突触特性. 将电路参数设置为: $V_{DD} = 10$ V, $V_{thr} = 1$ V, $V_w = 8$ V, $V_t = 5$ V, $C_{syn} = 10$ pF, 此时输入一个宽度为0.1 s, 幅值为10 V的电压脉冲, 并将

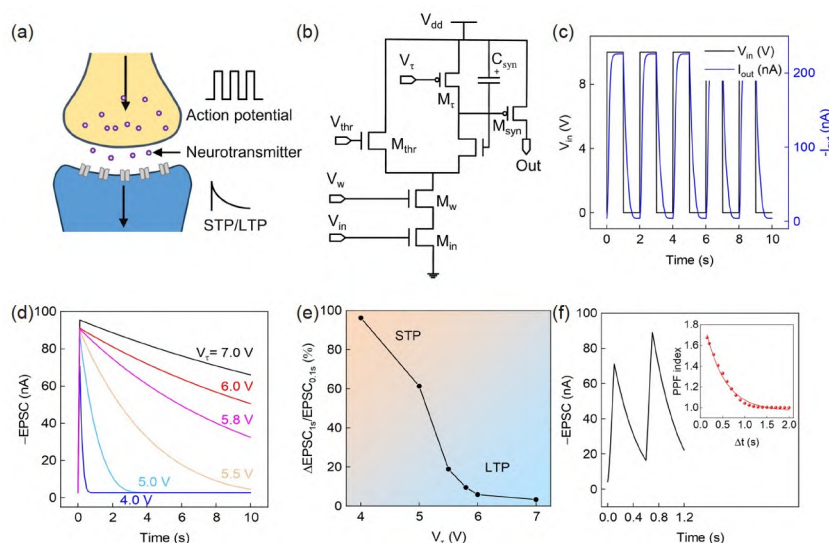


图 4 有机突触模拟电路仿真。(a) 生物突触示意图; (b) 突触模拟电路设计图; (c) 突触模拟电路突触电流随着输入电压脉冲的变化曲线; (d) 在 V_t 的不同取值下, 电压脉冲刺激产生的EPSC曲线(脉冲宽度为0.1 s); (e) 在 $t=1$ s时, EPSC下降的幅度与 V_t 的关系, 表现出长程塑性到短程塑性的灵活可调性; (f) 由一对电压脉冲触发的EPSC曲线(脉冲宽度为0.1 s、 Δt 为0.5 s)(插图所示为绘制并拟合PPF比值关于 Δt 的函数)(网络版彩图)

Figure 4 Simulation of organic synaptic analog circuit. (a) The schematic diagram of biological synaptic. (b) The analog circuit of synaptic. (c) The curve of synaptic currents with input voltage pulses for synaptic analogue circuits. (d) The EPSC simulated by a voltage pulse (the pulse width is 0.1 s) under different values of V_t . (e) When $t=1$ s, the relationship between the decrease of EPSC and V_t shows flexible tunability from long-time plasticity to short-time plasticity. (f) The EPSC simulated by one pair of light pulses (the pulse width is 0.2 s and the Δt is 0.5 s). The PPF index is plotted and fitted as a function of Δt in the inset (color online).

V_t 设定为4 V, 突触电路展现出典型的短程塑性下的EPSC。当 V_t 的值开始增加, 晶体管 M_t 逐渐被关闭, 而随着 I_t 减小能从突触电容汲取了更多电流, EPSC随之开始增加。 I_t 的减小也导致了输入电压脉冲结束之后, 需要更多的时间来对电容器充电, 使得输出电流降低得更缓慢。当 V_t 的值增加到7 V时, 电路结果已经更趋向于长程塑性下所具备的EPSC(图4d)。我们进一步研究了在不同 V_t 下, 下降时间为1 s时, EPSC下降幅度的变化情况。结果显示, 在1 s处, V_t 为4 V时, 下降的幅度达到了95%, V_t 增加到7 V时, 下降的幅度仅有5%左右。仿真结果充分显示了基于有机晶体管的突触电路长短期塑性之间具有很宽的调节范围(图4e)。

在参数设置为 $V_{DD}=10$ V, $V_{thr}=5$ V, $V_w=8$ V, $V_t=8$ V, $C_{syn}=10$ pF时, 输入间隔时间 Δt 为0.5 s, 脉冲宽度为0.1 s的两个连续脉冲后, 突触电路输出两个连续的EPSC, 并且第二个脉冲触发的EPSC振幅大于第一个脉冲触发的振幅, 呈现出PPF特性。为了进一步研究PPF比值与 Δt 的函数关系, 设置脉冲间间隔(Δt)从150 ms增加到2000 ms。拟合结果证实突触模拟电路的

PPF值关于 Δt 的函数关系符合双指数衰减, 并在 $\Delta t=150$ ms处获得最大PPF值为1.67。随着 Δt 增加, PPF值逐渐降低直至趋近于1(图4f)。

3.3 基于有机突触晶体管的光电储池计算

为了充分发挥模拟电路突触塑性灵活可调的优点, 我们设计了一个基于突触模拟电路PPF特性的储池计算网络^[28]。整个计算网络分为三部分, 分别是基于突触器件SADP特性对含噪声图像进行降噪的输入层, 基于突触电路PPF特性对降噪后的图像进行采样输出特征值的储池层, 还有最后基于储池层的特征值进行训练的读出层(图5a)。在前期对突触器件的研究中, 我们已经将原始图片加入标准差为0.15的高斯噪声作为未去噪的数据, 未去噪的数据经过基于器件SADP产生的EPSC拟合的方程作为噪声处理函数滤波后形成已去噪的数据。将两个数据集再采用二值化的方法处理, 二值化方法就是将图片中每个像素的值基于亮度值来重新幅值, 亮度值大于0.3的该像素置为1, 其余的置为0。二值化能够最大程度地降低模型的存

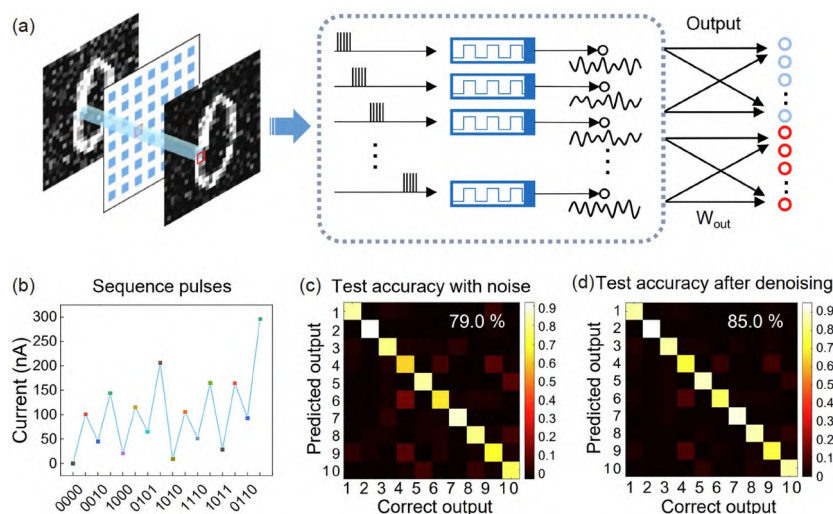


图 5 基于有机突触晶体管的光电储池计算。(a) 对应于视网膜和大脑系统的去噪预处理和储池计算原理图, 用于对包含噪声的MNIST手写数字进行分类; (b) 输入的脉冲序列对应的特征输出; (c) 储池计算网络对未去噪的MNIST数据集的识别准确率; (d) 储池计算网络对已去噪的MNIST数据集的识别准确率 (网络版彩图)

Figure 5 Reservoir calculation based on organic synaptic transistors. (a) The denoising preprocessing and reservoir computing schematics corresponding to the retina and brain system for the classification of MNIST handwritten digits containing noise. (b) The characteristic output corresponding to the input pulse sequence. (c) The test accuracy of the reservoir computing network for the noise-containing MNIST data set. (d) The test accuracy of the reservoir computing network for the denoising MNIST data set (color online).

储占用和模型的计算量, 降低了模型部署的存储资源消耗, 同时极大加速了神经网络的推断过程^[29]。

而我们设计储池计算网络的关键就在于使用突触电路PPF特性来模拟储池层部分的节点^[30]。基于式(1)所表示的拟合双指数方程, 提取了突触电路PPF值和 Δt 函数关系的参数 $C_1 = 1$, $C_2 = 0.1$, $\tau_1 = 350$ ms, $\tau_2 = 2000$ ms。由于突触电路的非线性PPF特性, 能够将输入的脉冲序列映射为特征输出。图像每个像素二值化后的1和0对应一个电压脉冲的高电平和低电平, 储池层的节点输入将代表四个像素的四个电压脉冲设置为一个周期, 脉冲宽度为0.1 s, 所以每个周期为0.4 s。根据每个像素具有的0和1不同, 一个周期的输入的范围能够从0000到1111, 我们依此模拟出所有4位输入对应的电流特征输出(图5b), 并且通过单采样的方法, 采集储池层节点第350 ms的电流值作为储备池的输出。

基于建立的储池层, 我们建立了一个196-60-10的小规模全连接神经网络来作为储池计算最后的读出网络。加噪和去噪后的图片(28 × 28像素)经过二值化之后, 重新拼接为196 × 4像素, 以适应4位电压脉冲。并且经过单采样点产生196个特征输出应用读出网络的训练, 读出网络的规格设置为196-60-10。经过读出网络

的训练, 储池计算网络对未去噪的MNIST数字集拥有79%的识别准确率, 而对去噪后的MNIST数字集的识别率达到85% (图5c, d), 我们还提供了对原始MNIST数据集训练测试的结果以及不同隐藏层节点数量下的识别准确率, 以达到训练成本和准确率之间的平衡(补充材料Note 7)。储池计算中的储池层本身是由数百或者数千个内部节点通过复杂随机的互联组成, 其中每一个节点都是可以由突触的PPF特性模拟。储池层中的节点因高度可调的PPF数据而更加多样性, 突触模拟电路长短期塑性之间的高可调性也因此对储池计算具有重要意义。

4 结论

本项目制备了一个结构简单, 具有光电响应的有机突触晶体管, 该突触器件具有典型的EPSC、PPF和SADP特性, 能够有效实现对图像的降噪预处理。为了弥补突触晶体管突触特性不易调节而带来的应用局限性, 还设计了一个基于有机p型和n型晶体管且具有突触特性灵活可调的突触模拟电路。该突触电路不仅在长短期塑性之间具有较大的调节范围, 还能够灵活配

置PPF特性作为储池计算网络中储池层节点的数据支持。基于突触模拟电路PPF特性构建的储池神经网络,在对经过突触器件去噪预处理后的MNIST手写数据集表现出85%的识别准确率。光突触器件有效的图像

降噪预处理能力和突触模拟电路的高调制性,对发展有机突触器件的应用领域和普适性具有重要意义,大大促进实现多模态、高效率的储池计算,能够有效地推动神经形态智能感知和计算系统的发展。

补充材料

本文的补充材料见网络版chemcn.scichina.com。补充材料为作者提供的原始数据,作者对其学术质量和内容负责。

参考文献

- 1 Cho SW, Kwon SM, Kim YH, Park SK. *Adv Intelligent Syst*, 2021, 3: 2000162
- 2 Qian C, Oh S, Choi Y, Kim JH, Sun J, Huang H, Yang J, Gao Y, Park JH, Cho JH. *Nano Energy*, 2019, 66: 104095
- 3 Zhang W, Pan L, Yan X, Zhao G, Chen H, Wang X, Tay BK, Zhong G, Li J, Huang M. *Adv Intelligent Syst*, 2021, 3: 2100041
- 4 Davies DW, Park SK, Kafle P, Chung H, Yuan D, Strzalka JW, Mannsfeld SCB, Wang SYG, Chen YS, Gray DL, Zhu X, Diao Y. *Chem Mater*, 2021, 33: 2466–2477
- 5 Bai L, Wang N, Li Y. *Adv Mater*, 2022, 34: 2102811
- 6 Chen Z, Duan S, Zhang X, Geng B, Xiao Y, Jie J, Dong H, Li L, Hu W. *Adv Mater*, 2022, 34: 2270167
- 7 Mirshojaeian Hosseini MJ, Yang Y, Prendergast AJ, Donati E, Faezipour M, Indiveri G, Nawrocki RA. *Neuromorph Comput Eng*, 2022, 2: 034009
- 8 He Y, Zhu L, Zhu Y, Chen C, Jiang S, Liu R, Shi Y, Wan Q. *Adv Intelligent Syst*, 2021, 3: 2000210
- 9 Yu Z, Abdulghani AM, Zahid A, Heidari H, Imran MA, Abbasi QH. *IEEE Access*, 2020, 8: 67085–67099
- 10 Zhang C, Zhou H, Chen S, Zhang G, Yu ZG, Chi D, Zhang YW, Ang KW. *Crit Rev Solid State Mater Sci*, 2022, 47: 665–690
- 11 Byun K, Choi I, Kwon S, Kim Y, Kang D, Cho YW, Yoon SK, Kim S. *Adv Mater Technologies*, 2023, 8: 2200884
- 12 Basu A, Deng L, Frenkel C, Zhang X. Spiking neural network integrated circuits: A review of trends and future directions. In: *2022 IEEE Custom Integrated Circuits Conference (CICC)*. Newport Beach, 2022. 1–8
- 13 Chen H, Zhang W, Li M, He G, Guo X. *Chem Rev*, 2020, 120: 2879–2949
- 14 Liu J, Wu Q, Sui X, Chen Q, Gu G, Wang L, Li S. *Photonix*, 2021, 2: 5
- 15 Jiang S, Qian J, Duan Y, Wang H, Guo J, Guo Y, Liu X, Wang Q, Shi Y, Li Y. *J Phys Chem Lett*, 2018, 9: 6755–6760
- 16 Wang CY, Liang SJ, Wang S, Wang P, Li Z, Wang Z, Gao A, Pan C, Liu C, Liu J, Yang H, Liu X, Song W, Wang C, Cheng B, Wang X, Chen K, Wang Z, Watanabe K, Taniguchi T, Yang JJ, Miao F. *Sci Adv*, 2020, 6: eaba6173
- 17 Masland RH. *Nat Neurosci*, 2001, 4: 877–886
- 18 Jiang S, Peng L, Hao Z, Du X, Gu J, Su J, Guo H, Gu D, Zhang H, Wang Q, Qiu J, Li Y. *ACS Appl Electron Mater*, 2023, 5: 4915–4924
- 19 Wang H, Jiang S, Hao Z, Xu X, Pei M, Guo J, Wang Q, Li Y, Chen J, Xu J, Wang X, Wang J, Shi Y, Li Y. *J Phys Chem Lett*, 2022, 13: 2338–2347
- 20 Hao Z, Wang H, Jiang S, Qian J, Xu X, Li Y, Pei M, Zhang B, Guo J, Zhao H, Chen J, Tong Y, Wang J, Wang X, Shi Y, Li Y. *Adv Sci*, 2022, 9: 2103494
- 21 Yang C, Qian J, Jiang S, Wang H, Wang Q, Wan Q, Chan PKL, Shi Y, Li Y. *Adv Opt Mater*, 2020, 8: 2000153
- 22 Wang S, Chen C, Yu Z, He Y, Chen X, Wan Q, Shi Y, Zhang DW, Zhou H, Wang X, Zhou P. *Adv Mater*, 2019, 31: 1806227
- 23 Wu L, Wang Z, Wang B, Chen Q, Bao L, Yu Z, Yang Y, Ling Y, Qin Y, Tang K, Cai Y, Huang R. *Nanoscale*, 2021, 13: 3483–3492
- 24 Bloomfield SA, Völgyi B. *Nat Rev Neurosci*, 2009, 10: 495–506
- 25 Jiang S, Peng L, Du X, Dai Q, Guo J, Gu J, Su J, Gu D, Wang Q, Guo H, Qiu J, Li Y. *Chin Phys Lett*, 2023, 40: 038101
- 26 Valletta A, Demirkol A, Maira G, Frasca M, Vinciguerra V, Occhipinti L, Fortuna L, Mariucci L, Fortunato G. A compact SPICE model for organic TFTs and applications to logic circuit design. In: *IEEE 15th International Conference on Nanotechnology (IEEE-NANO)*. Rome, 2016
- 27 Yang Y, Hosseini MJM, Kruger W, Nawrocki RA. *IEEE Trans Circuits Syst I*, 2023, 70: 1161–1174
- 28 Rashid RB, Ji X, Rivnay J. *Biosens Bioelectron*, 2021, 190: 113461

29 Qin H, Gong R, Liu X, Bai X, Song J, Sebe N. *Pattern Recognition*, 2020, 105: 107281

30 Seo DG, Go GT, Park HL, Lee TW. *MRS Bull*, 2021, 46: 321–329

Reservoir computing networks based on organic photoelectric synaptic transistors

Xiaosong Du¹, Jianhui Gu¹, Lichao Peng¹, Jinrui Sun¹, Sai Jiang^{1,2*}, Yun Li^{2*}

¹ School of Microelectronics and Control Engineering, Changzhou University, Changzhou 213164, China;

² National Laboratory of Solid-State Microstructures, Collaborative Innovation Center of Advanced Microstructures, School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210093, China

*Corresponding authors (email: saijiang@cczu.edu.cn; yli@nju.edu.cn)

Abstract: With the rapid development of artificial intelligence technology, optoelectronic neuromorphic devices with energy-efficient intelligent sensing and computation have received widespread attention. In order to enhance the universality of neuromorphic devices for different application scenarios, it is crucial to construct neuromorphic devices and circuits whose synaptic plasticity can be flexibly modulated. In this paper, we design an organic synaptic transistor based on an asymmetric electrode structure and utilize a large-area organic ultrathin semiconductor prepared in the liquid phase as a material for photoreception and computation. The photoelectric synaptic transistor exhibits typical excitatory postsynaptic potential (EPSC), paired-pulse facilitation (PPF), and spike-amplitude-dependent plasticity (SADP), which can achieve energy-efficient image noise reduction. To further satisfy the requirements of reservoir computing for synaptic plasticity tunability and network nonlinearity, we prepare organic n-type transistors and design a synaptic analogue circuit based on p-type and n-type transistors. The synaptic circuit achieves a high degree of tunability from short-time plasticity to long-time plasticity, as well as a configurable PPF that significantly enhances the current nonlinearity of the synaptic transistor. Based on the organic synaptic analogue circuits, we further construct a noise-reducing preprocessing fusion reservoir computing system, which is a reservoir neural network that exhibits 85% recognition accuracy for denoised MNIST handwritten datasets. This work demonstrates that the effective noise reduction function of organic photoelectric synaptic transistors and the flexible modulation capability of synaptic analogue circuits are important for realizing multimodal, multiscale, high-accuracy and low-power reservoir computing.

Keywords: organic synaptic transistors, synaptic analog circuits, tunable synaptic plasticity, PPF, reservoir computing

doi: [10.1360/SSC-2023-0239](https://doi.org/10.1360/SSC-2023-0239)