研究论文

基于手性突触晶体管物理储池的手写数字识别

林昶安，陈惠鹏*

（福州大学 物理与信息工程学院，福州 350116）

摘要：储池计算作为一种快速、低功耗的神经形态计算技术，在处理时序信号方面备受青睐，因其仅需训练简单的读出层，训练成本较低。传统储池计算在时空信号提取方面存在维度受限的问题，其输出特性通常局限于电压或光强等单一物理量。圆偏振光作为一种具有手性选择特性的光学激励，通过引入左旋（left-handed circularly polarized light, L-CPL）和右旋（right-handed circularly polarized light, R-CPL）可实现多维信息处理，为储池计算引入新的物理维度。目前，面向时序信号处理的储池计算系统通常依赖分立的感知、存储与计算单元，导致系统效率低、能耗高且结构笨重。为应对上述问题，本文开发了一种基于手性有机半导体的圆偏振光突触晶体管及其储池计算系统。该系统所采用的手性有机半导体 (S,S,R,R)-DPP6T 对不同偏振态的光表现出显著差异的电响应，为储池计算系统的光调控提供了新机制，填补了光输入–电响应型储池计算在偏振维度调控方面的空白。该系统在左旋与右旋圆偏振光下分别实现了手写数字识别，识别准确率分别达到 95.52% 和 96.06%，使同一数据集在不同偏振态下获得差异化解读成为可能，为构建高效、低功耗、多维度的储池计算系统提供了新方案。

关键词：储池计算；圆偏振光；突触晶体管；手写数字识别；感存算一体化

中图分类号：TN29　　**文献标志码：**A

DOI: 10.3724/jfmd.2602025　　CSTR: 32180.14.jfmd.2602025

Handwritten digit recognition based on chiral synaptic transistor physical reservoir

LIN Chang'an, CHEN Huipeng*

(College of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China)

Abstract: Reservoir computing, as a rapid and low-power neuromorphic computing technology, has garnered significant attention for processing temporal signals due to its low training cost, which stems from the need to train only a simple readout layer. However, traditional reservoir computing is limited in feature dimensionality for spatiotemporal signal extraction, and its output characteristics are restricted to parameters such as voltage or light intensity. Circularly polarized light (CPL), an optical excitation with

收稿日期：2026−02−01；　**修订日期：**2026−03−09

基金项目：国家自然科学基金面上项目（No. 62374033）；国家青年科学基金项目（A 类）

作者简介：林昶安（1999—），男，硕士研究生，研究方向为基于手性材料的圆偏振光突触晶体管及其储池计算应用（E-mail: 1579431812@qq.com）

通信作者：陈惠鹏（1981—），男，博士，研究员，研究方向为半导体材料器件及应用、神经形态显示（E-mail: hpchen@fzu.edu.cn）

chiral selectivity, enables multidimensional information processing through left-handed circularly polarized light (L-CPL) and right-handed circularly polarized light (R-CPL), thereby introducing a new physical dimension into reservoir computing. Current reservoir computing systems for temporal signal processing typically rely on separate sensing, memory, and computing units, resulting in inefficiency, high energy consumption, and bulky architectures. To address these challenges, we developed a CPL-based synaptic transistor using a chiral organic semiconductor and its corresponding reservoir computing system. The device employs the chiral organic semiconductor (S,S,R,R)-DPP6T, which exhibits strongly differentiated electrical responses to different polarization states of light, providing a novel mechanism for optical regulation in reservoir computing systems and filling the gap in polarization-dimension control for light-input electrical-response reservoir computing. This system achieved handwritten digit recognition under both L-CPL and R-CPL illumination, with high accuracies of 95.52% and 96.06%, respectively. This capability enables the interpretation of the same dataset under different polarization states, offering a new solution for efficient, low-power, and multidimensional reservoir computing.

Key words: reservoir computing; circularly polarized light; synaptic transistor; handwritten digit recognition; sensing-memory-computing integration.

0 引言

随着人工智能时代的到来，海量信息亟需高效处理，尤其在边缘计算与物联网等领域，传统计算硬件在能耗、速度及信息处理能力方面已难以满足需求。例如，传统的冯·诺依曼计算架构因存算分离，导致显著的能量损耗与时间延迟[1]。在此背景下，神经形态计算，特别是储池计算（reservoir computing），展现出独特优势。该方法通过固定一个复杂的动态储池系统，将输入信号非线性映射至高维空间以提取数据特征，从而将复杂的神经网络训练简化为对简单读出层的训练，大幅降低计算功耗[1]。与训练成本高、易受梯度消失或爆炸问题影响的递归神经网络（RNN）和卷积神经网络（CNN）相比，储池计算更适用于小样本与边缘计算场景[2]。

尽管储池计算在理论上适用于边缘设备上的时间序列预测、实时信号处理等任务，但传统的基于电学或光学的储池系统在信息处理能力与特征维度数量上难以应对日益复杂的数据处理需求[3]。光的圆偏振性，即圆偏振光（circularly polarized light, CPL），其光电场矢量随时间呈螺旋状旋转；在传播过程中，由于手性结构对左旋（L-CPL）与右旋（R-CPL）圆偏振光的差异性吸收，偏振态可作为除波长与强度外的新物理维度[4]。这使神经形态器件能够对 L-CPL 与 R-CPL 产生差异化响应，显著拓展储池的状态空间，从而增强系统的特征解析能力。然而，目前基于圆偏振光差异化响应的储池计算仍面临诸多挑战：在材料方面，兼具宽谱带、高响应与高稳定性的 CPL 敏感有机半导体材料仍较为稀缺[5]；在器件方面，现有圆偏振光探测仍依赖分立系统，存在集成度低、功耗高及响应速度慢等问题。

近期，优化用于储池计算的神经形态器件及拓展储池计算维度的研究取得一定进展。例如，有研究利用柔性忆阻器构建的脉冲神经网络在 MNIST 手写数字识别任务中达到 92.4% 的识别率[6]，但该方案无法处理圆偏振光这一物理输入维度。另有研究开发了基于手性钙钛矿纳米线的光电突触，可感知光信号并作为物理储池用于混沌时间序列预测等任务[7]，但其功能主要局限于抽象时序预测，在经典且直观的图像识别任务中缺乏验证。

本研究基于电流不对称系数高达 0.03 的手性有机半导体材料 (S,S,R,R)-DPP6T，开发了一款三端结构的突触晶体管器件。在完成一系列突触及圆偏振响应性能测试后，使用相同波长与光强的左旋与右旋圆偏振光分别进行手写数字识别，二者在电响应存在显著差异的同时，分别实现了 96.06% 与 95.52% 的高识别准确率。结果表明，该器件具备对偏振态的区分能力，并能对手性数字数据集实现高效预测识别，验证了偏振态可作为储池计算的新信息维度。

1 实验

1.1 材料制备

p 型有机半导体 (S,S,R,R)-DPP6T 的制备方法已在文献 [8] 中报道。用作浮栅层的 PVP 与 CdSe@ZnS 量子点分别购自不同公司, 用作下栅极与介质层的硅片(表面热生长 100 nm SiO_2 层)由苏州晶矽电子科技有限公司提供。

溶液配制过程如下: 首先配制浮栅层溶液。第 1 步, 将 PVP 与 HDA 按 10∶1 的质量比分别称取 150 mg 与 15 mg, 混合后加入 1 ml PGMEA 溶液, 所得溶液在常温下磁力搅拌过夜至完全溶解; 使用时, 按需取用浓溶液并加入 9 倍体积的 PGMEA 稀释。第 2 步, 配制 CdSe@ZnS 溶液: 取 3 mg CdSe@ZnS, 加入 1 ml 氯苯溶液, 在 70 ℃ 下加热搅拌 0.5 h 至均匀。随后, 将稀释后的 PVP 溶液与 CdSe@ZnS 溶液按 5∶1 体积比混合, 制得 PVP 与 CdSe@ZnS 混合溶液。

随后配制光吸收层溶液: 称取 10 mg (S,S,R,R)-DPP6T, 溶于 1 ml 氯仿中并充分混合均匀。

1.2 器件制作

采用表面热生长 100 nm SiO_2 层的硅片作为器件基底, 其中重掺杂 n 型硅面作为下栅极, 背面 100 nm SiO_2 层作为介质层。基底依次使用丙酮、异丙醇及去离子水清洗, 以去除表面杂质。

初步清洗后, 使用等离子体表面处理仪对基底进行最终清洗。浮栅层与光吸收层均在充满氮气的手套箱中通过旋涂法制备。首先, 将 PVP 与 CdSe@ZnS 混合溶液经 0.22 μm 绿色滤头过滤后, 旋涂至硅片上。旋涂参数为: 第 1 步, 600 rpm, 5 s, 加速度 100 $m\cdot s^{-2}$; 第 2 步, 2000 rpm, 30 s, 加速度 500 $m\cdot s^{-2}$。旋涂完成后, 置于 120 ℃ 加热台上退火 2 h, 形成稳定浮栅层。随后, 在浮栅层上旋涂光吸收层, 参数为 1 000 rpm、60 s, 并在 100 ℃ 加热台上退火 10 min, 完成光吸收层制备。

最后, 采用热蒸发法在光吸收层上蒸镀金电极作为源极与漏极。电极图案由掩模版定义, 厚度为 50 nm, 沟道长度与宽度分别为 30 μm 与 1 000 μm。

1.3 器件测试

本文采用半导体参数分析仪(Keysight B2912A)[9] 在室温洁净环境中对器件的转移特性、输出特性、动态响应特性及性能指标进行测试。

1.4 网络训练

首先, 将 MNIST 数据集中 28×28 的手写数字图像预处理为 30×30 的二值化矩阵; 随后, 将每行像素划分为 6 个 5 位二进制序列, 并通过光源将每个序列转换为时序光脉冲信号, 照射至对应的突触器件, 采集其稳态电流响应值, 最终形成 180 个稳态电流值构成的空间图像信息-映射集合。该集合输入至读出层进行训练, 并采用 Batch Normalization 操作以增强稳定性; 为防止过拟合, 引入 Dropout 操作; 为保障梯度存在, 采用 LeakyReLU 激活函数; 最终通过 Softmax 激活函数输出 0~9 各数字图像的预测概率。

2 实验结果

2.1 基于手性材料的圆偏振光电突触晶体管及其薄膜特征

本研究的核心器件为基于手性材料 (S,S,R,R)-DPP6T 的圆偏振光突触晶体管, 其结构为下栅极/上接触型, 如图 1(a)所示。器件由源极、漏极、栅极及光吸收层、浮栅层、介质层构成。光吸收层由 (S,S,R,R)-DPP6T 组成, 在不同圆偏振光照射下可产生空穴载流子, 这些载流子被注入浮栅层并被捕获, 从而不同程度地调制器件电导。基于此电导变化特性, 可将该器件类比为生物突触: 栅压与入射光信号作为突触前信号, 源漏极电流作为突触后响应, 通道中各层流动的载流子类比为神经递质, 器件电导的变化则对应突触权重的调节。

图 1(b)展示了器件的能级排列: (S,S,R,R)-DPP6T 的最高占据分子轨道(HOMO)能级约为 −5.24 eV, 最低未占据分子轨道(LUMO)能级约为 −3.43 eV; ZnS 的 HOMO 与 LUMO 能级分别约为 −2.4 eV 与−6.1 eV; CdSe 的 HOMO 与 LUMO 能级分别约为−3.8 eV 与−5.5 eV。该能级结构确保空穴载流子可在光信号与栅压调控下被 CdSe 的 LUMO 能级捕获与释放, 从而实现短期与长期突触可塑性[10]。圆二色光谱测试结果(图 1(c))显示, 在 300~750 nm 的 UV-Vis 光谱范围内, (S,S,R,R)-DPP6T 薄

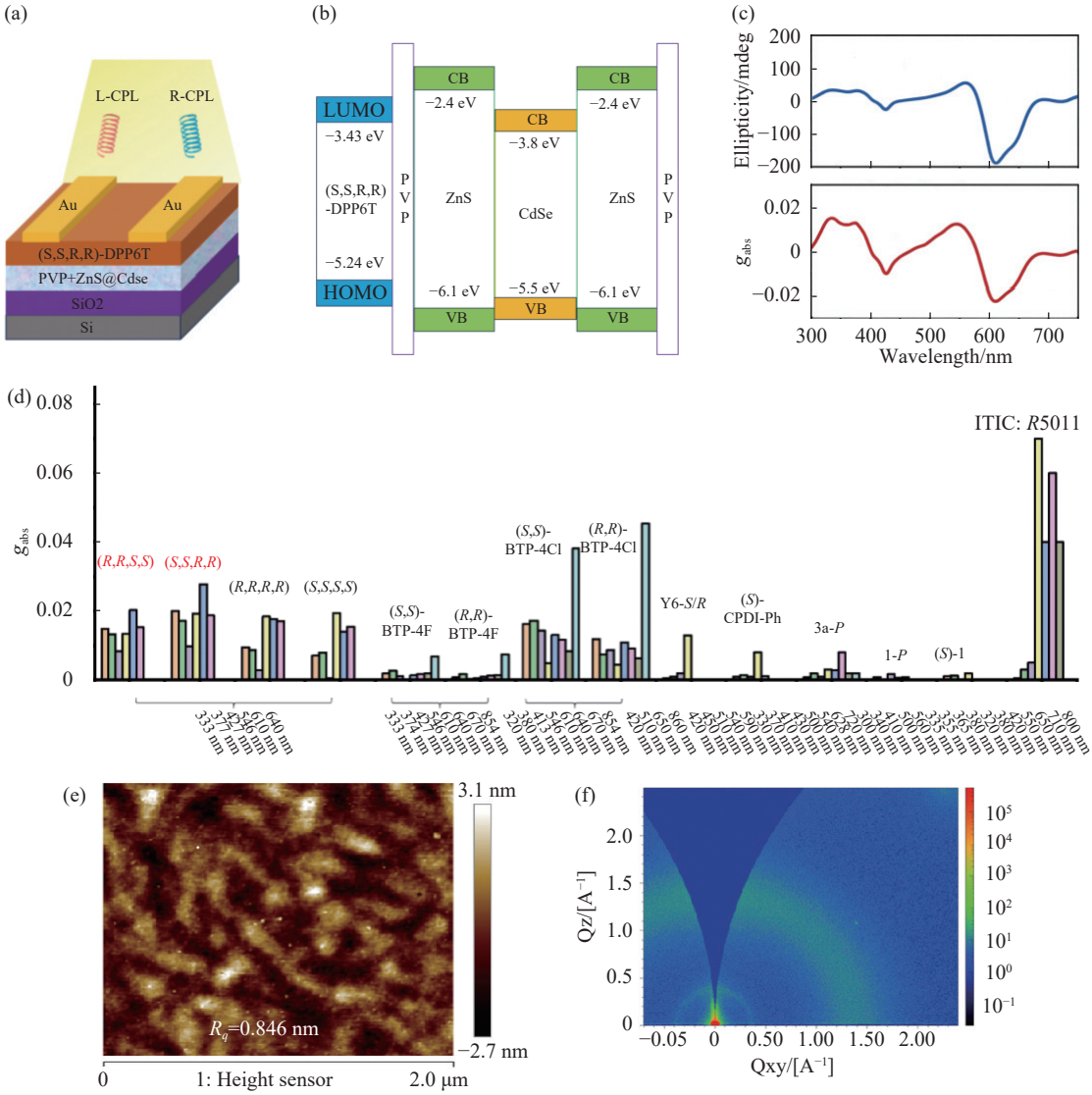


图 1　圆偏振光突触晶体管器件结构及薄膜表征。(a)器件结构示意图;(b)器件能带图;(c)(S,S,R,R)-DPP6T 薄膜在不同波长下的 Cd 和 Gabs;(d)各手性分子间的 Gabs 比较;(e)(S,S,R,R)-DPP6T 薄膜 AFM 高度图像;(f)(S,S,R,R)-DPP6T 薄膜 2D-GIWAXS 图

Fig. 1 Device structure and thin film characterization of circularly polarized light synaptic transistor. (a) Schematic diagram of the device structure; (b) energy band diagram of the device; (c) Cd and GaB of (S,S,R,R)-DPP6T thin films at different wavelengths; (d) comparison of GaB among chiral molecules; (e) AFM height image of (S,S,R,R)-DPP6T thin film; (f) 2D-GIWAXS pattern of (S,S,R,R)-DPP6T thin film

膜均呈现较强的 CD 信号与电流不对称系数。与近期报道的其他手性分子相比,尽管部分分子在特定波长下表现出更高的 Gabs 值,但 (S,S,R,R)-DPP6T 在全宽波长 CD 带内均展现出更优的综合性能(图 1(d))。原子力显微镜图像(图 1(e))显示,薄膜均方根粗糙度为 0.846 nm,表面均匀致密,保障了器件测试的一致性。二维掠入射广角 X 射线散射图(图 1(f))显示,面外方向存在多个高阶衍射峰,对应散射矢量分别为 0.038 nm^{-1}、0.125 nm^{-1} 和 0.16 nm^{-1},表明手性分子在薄膜中呈高度有序排列,有利于载流子传输。

2.2　晶体管的基本光电特性

为验证器件作为突触器件的合理性,图 2 展示了其基本光电突触特性。图 2(a)为器件的转移特性曲线,即在固定漏源电压下,源漏极电流随栅极电压变化的曲线。该曲线呈现一个记忆窗口,表明器件能够存储先前电压刺激的信息,从而实现光电

信息存储[11]。从电流-电压变化范围可看出, 器件具备良好的开关能力。在 635 nm、0.596 mW/cm^2 的 LED 光源照射下, 对器件进行了限定条件下的兴奋性突触后电流(EPSC)实验, 结果如图 2(b)~(d)所示。由图 2(b)可见, 施加持续时间为 1 s 的光脉冲后, 漏源电流出现显著的 EPSC 响应, 随后逐渐衰减至高于刺激前的稳定水平。该现象源于 1 s 光脉冲促使载流子被浮栅层捕获, 导致器件电导在一定时间内发生改变, 进而使相同栅压下的源漏电流产生长期性变化。

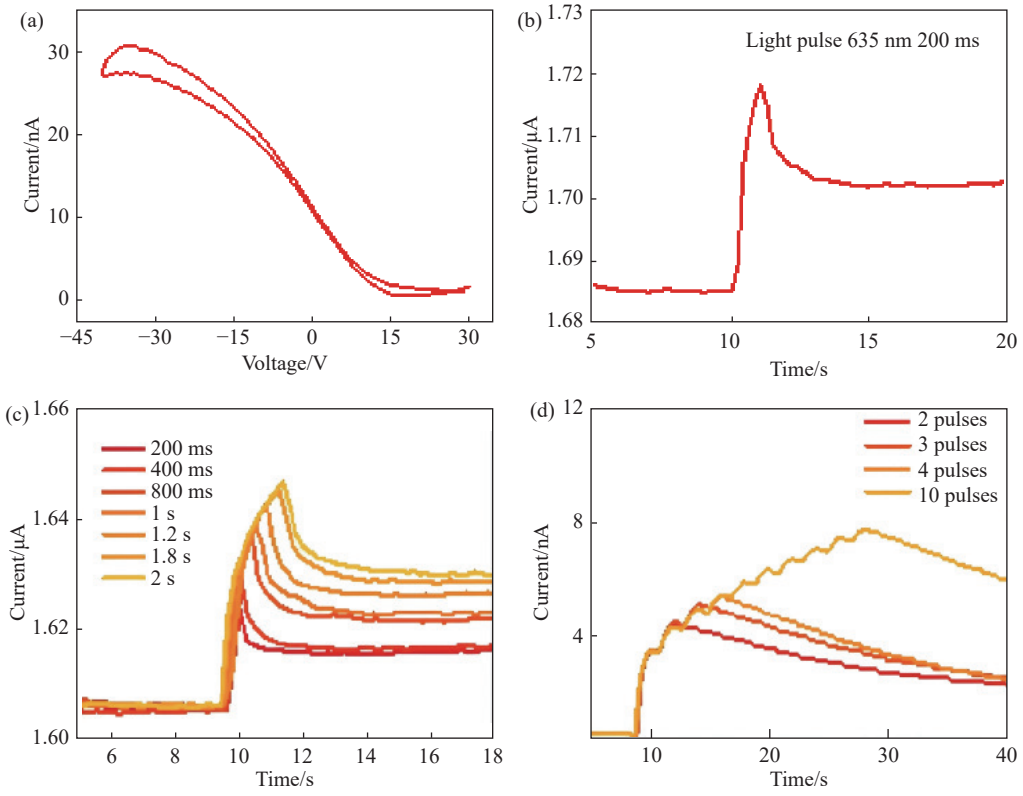


图 2　突触晶体管的基本光电特性。(a)转移特性曲线; (b)单个光脉冲触发的 EPSC 时域响应; (c)不同持续时间光脉冲的 EPSC 响应; (d)不同个数光脉冲的 EPSC 响应

Fig. 2 Plasticity characteristics of synaptic transistor. (a) Transfer characteristic curve; (b) temporal response of EPSC triggered by single optical pulse; (c) EPSC responses to optical pulses with different durations; (d) EPSC responses to different numbers of optical pulses

随后, 通过图 2(c)~(d)展示了器件的短期记忆与长期记忆特性。

图 2(c)显示, 随着光脉冲持续时间从 0.2 s 延长至 2 s, EPSC 峰值增大, 且电流衰减速度减缓。这表明更强或更持久的刺激可引发更持久的效应, 模拟了从短期记忆(快速衰减)向长期记忆(缓慢衰减)的强化过程, 即长期增强(long-term potentiation, LTP)的诱导[12]。

图 2(d)表明, 随着光脉冲数量从 2 个增至 10 个, EPSC 幅值相应增大, 直接模拟了生物突触的频率依赖可塑性。其机理在于多次光刺激可更显著地调制电导(即突触权重), 并促使器件表现出由短期记忆向长期记忆转变的特性。

2.3　晶体管的 CPL 响应特性

在第二节已验证突触晶体管器件具备突触特性的基础上, 进一步研究其在不同偏振态下的突触特性差异。如图 3(a)所示, 在 635 nm 波长、光强为 0.596 mW/cm^2 的 LED 光源照射下, 分别采用黑暗、左旋圆偏振光(L-CPL)和右旋圆偏振光(R-CPL)条件, 测试器件的转移特性曲线。结果表明, 在相同测试条件下, R-CPL 照射下器件的开启电流显著高于 L-CPL 照射下的电流, 而后者又高于黑暗条件下的开启电流。这种差异化的电学响应直接证明, 器

件的电导状态受到入射光偏振态的调制[13]。该特性源于手性有机半导体活性层((S,S,R,R)-DPP6T)对 L-CPL 与 R-CPL 具有不同的吸收能力，即材料本征的圆二色性。

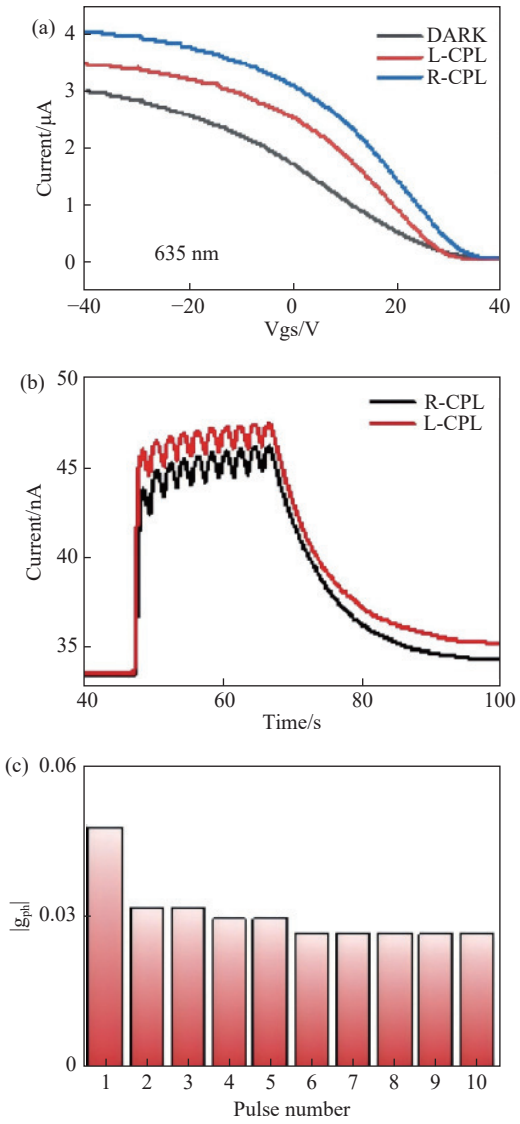


图 3　圆偏振光突触晶体管的光电响应特性。(a)635 nm 波长下不同偏振态的转移特性曲线；(b)10 个光脉冲激发下的 EPSC 响应；(c)光电不对称因子随脉冲序数的变化

Fig. 3 Photoelectric response characteristics of circularly polarized light synaptic transistor. (a) Transfer characteristic curves under different polarization states at 635 nm wavelength; (b) EPSC responses excited by ten optical pulses; (c) variation of photoelectric asymmetry factor with pulse sequence

图 3(b)展示了在 635 nm 波长下，器件对 10 个连续 L-CPL 和 R-CPL 光脉冲(每个脉冲持续 1 秒，间隔 1 秒)的响应差异，表明其偏振选择性在动态脉冲式光刺激下依然存在且十分显著。此外，在光脉冲刺激周期结束后，R-CPL 激发的电流衰减速度明显慢于 L-CPL 激发的电流。

随后，基于图 3(b)的结果，计算并绘制了如图 3(c)所示的 10 个光电不对称因子(G_{ph})的柱状图。可见，随着脉冲次数的增加，G_{ph} 值逐渐稳定在 0.03 左右，该数值与 (S,S,R,R)-DPP6T 材料在 635 nm 波长下的手性不对称因子基本一致[14]，有力地证明了器件在连续工作状态下对 CPL 偏振态的区分能力具有高度的稳定性与可靠性。

2.4　从光学图像到高维特征的空间-偏振-时间编码方案

在前述关于晶体管材料、基本光电特性及圆偏振光(CPL)响应特性的研究中，已成功验证该器件具备稳定的短期与长期突触可塑性，以及显著的圆偏振光区分能力，展现出作为“特征提取器”的潜力，可将输入的时序光脉冲非线性映射至高维状态空间。因此，可基于该器件构建手性圆偏振光突触储池计算系统，用于执行 MNIST 数据集的手写数字识别任务。具体而言，选用经性能验证的手性突触晶体管构建阵列，作为系统的物理储池部分。

以下介绍整个处理流程，如图 4(a)所示。首先进行图像预处理与二进制编码。从 MNIST 数据集中获取的原始灰度图像(以数字 5 为例)被预处理为 30×30 像素的二值化矩阵[15]。随后，将每行 30 个像素划分为 6 组，每组 5 个像素构成 5 位二进制编码(如 00111)。

随后进行光电转换与特征提取。编码后的 CPL 脉冲序列依次在漏源电压为−40 V、栅极电压为−20 V 的条件下驱动光源，产生相应的光脉冲，并经由线偏振片与四分之一波片输入至由圆偏振突触晶体管组成的 30×30 阵列，每个二进制序列对应驱动光源产生特定 CPL 脉冲。在 Keysight B2912A 上测试并记录器件对每种特定 CPL 脉冲的稳态电流值。该稳态电流值由光脉冲序列及其圆偏振态共同决定，构成不同偏振光脉冲序列的“特征”。最终，如图 4(b)所示，通过标记 00000~11111 对应的电流特征值，可有效表征手写数字图像信息。图 4(a)中的手写数字图像由此转化为一系列特征向量，并输入至简单读出层分类器进行训练，从而完成整个识别任务[16]，如图 4(c)所示。系统仅训练读出层的连接权重，而作为物理储池的突触晶体管阵列保持

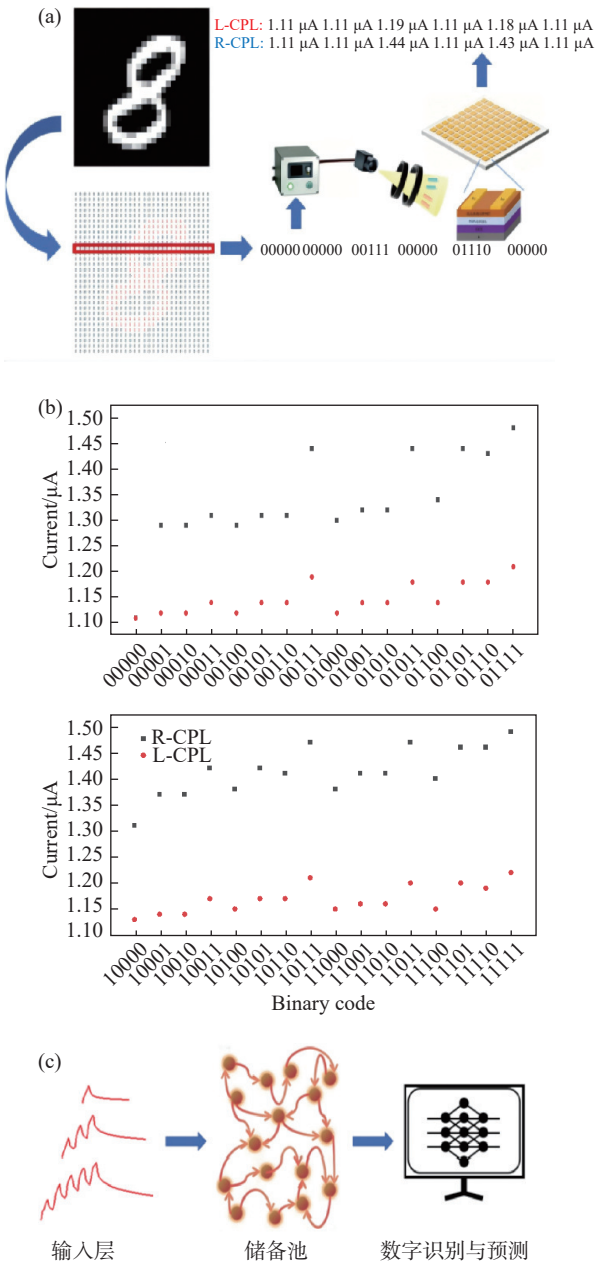


图 4　手写数字识别系统的工作流程。(a)MNIST 图像到光脉冲的编码转换; (b)二进制编码与电流响应的映射关系; (c)特征向量的分类识别过程

Fig. 4 Workflow of handwritten digit recognition system. (a) Encoding conversion from MNIST image to optical pulses; (b) mapping relationship between binary code and current response; (c) feature vector classification and recognition process

固定。训练完成后, 对新图像重复上述编码与映射过程, 由训练好的读出层输出最终预测结果。

2.5　基于 L-CPL 与 R-CPL 的手写数字识别性能分析

为验证第四部分构建的手性圆偏振光突触储池计算系统的有效性, 分别开展了基于左旋圆偏振光(L-CPL)与右旋圆偏振光(R-CPL)输入的手写数字识别与预测任务。图 5 展示了两种偏振态光输入下系统的完整性能评估结果, 包括 R-CPL 和 L-CPL 下 0~9 数字图像识别的准确率混淆矩阵, 以及训练与测试准确率曲线图。

图 5(a)、(b)分别为 R-CPL 与 L-CPL 输入下的混淆矩阵, 直观反映了模型对 MNIST 数据集中 0~9 这 10 个数字的分类情况。对角线上的高亮度值表明模型能够准确识别大部分样本[17]。与此同时, 模型在手写数字识别中存在一定程度的误识别, 且在两种偏振态下均集中于视觉形貌相似的若干数字对。具体而言, 在 R-CPL 下, 数字 9 与 4 之间存在 4.8% 的误识别, 其中 1.5% 的 4 被误识别为 9, 3.3% 的 9 被误识别为 4; 在 L-CPL 下, 相应误识别率分别为 5%、2.3% 和 2.7%。

图 5(c)、(d)分别展示了 R-CPL 与 L-CPL 条件下模型训练过程中训练集与测试集准确率随训练轮数(Epoch)的变化曲线。训练初期, 准确率快速上升, 随后逐渐趋于稳定。两种偏振光输入均实现了优异的手写数字识别性能, 准确率分别达到 96.06% 和 95.52%。这表明圆偏振光的偏振态本身可作为稳定且有效的信息编码与处理维度。然而, 通过图 5(c)、(d)的对比可见, R-CPL 的最终测试集准确率略高于 L-CPL, 且 L-CPL 的测试集准确率曲线波动幅度较大。其原因在于 R-CPL 与 L-CPL 条件下器件的电学响应存在差异: 根据图 4(b)可知, 在相同光脉冲信号下, R-CPL 状态所激发的输出电流更大, 特征区分更明显; 而 L-CPL 下不同光脉冲对应的输出电流区分度较低, 导致验证集准确率曲线出现较大波动, 识别效果亦弱于 R-CPL 状态。本工作成功将手性材料对 CPL 的差异化光电响应与储池计算框架相结合, 为边缘计算和动态视觉识别等场景提供了一种高效率、低能耗、多维度的解决方案[18]。

3　系统功耗评估与系统应用前景分析

在识别分类任务中, 系统的功耗主要来源于突触晶体管的工作电流。在图 2(b)所示的单个光脉冲引起的 EPSC 响应中, 若采用动态功耗公式进行计算:

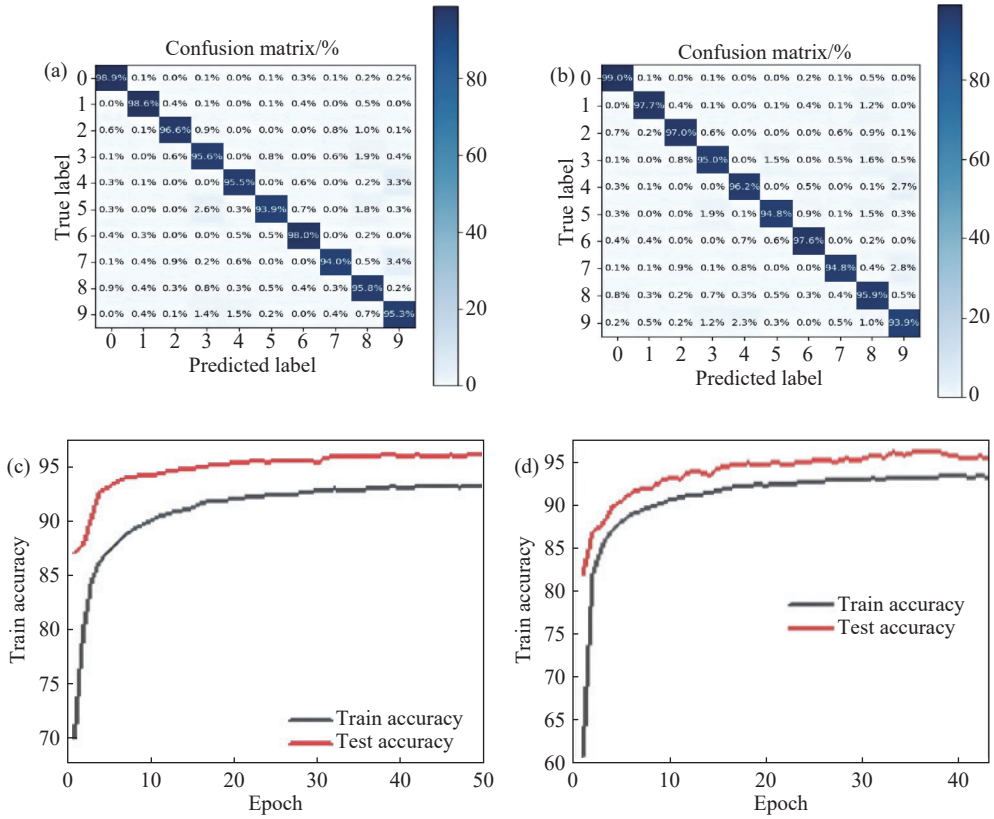


图 5　基于圆偏振光的手写数字识别性能分析。(a)R-CPL 输入下的混淆矩阵;(b)R-CPL 识别准确率随训练轮次的变化曲线;(c)L-CPL 输入下的混淆矩阵;(d)L-CPL 识别准确率随训练轮次的变化曲线

Fig. 5 Performance analysis of handwritten digit recognition based on circularly polarized light. (a) Confusion matrix under R-CPL input; (b) variation curve of recognition accuracy with training epochs under R-CPL; (c) confusion matrix under L-CPL input; (d) variation curve of recognition accuracy with training epochs under L-CPL

$$P_{\text{device}} \approx |V_{\text{ds}}|\Delta I \tag{1}$$

式中,P_{device} 为功耗,V_{ds} 为固定偏压,ΔI 为输出电流变化量。

器件在固定偏压(V_{ds} = −40 V)、单个脉冲(强度 0.596 mW/cm^2,持续时间 200 ms)刺激下,EPSC 输出电流变化量 ΔI 约为 10 nA,代入后 P_{device} 约为 0.4 μW。单次识别一张 30×30 像素的 MNIST 图像需 180 个时序光脉冲序列,对应能量消耗约为 72 μJ。

本系统所展现的圆偏振态下感存算一体策略,在多个领域具有应用潜力。在边缘计算设备(如车载边缘设备)中,该系统可直接将声音、振动等原始时序传感信号编码为时序光脉冲序列并完成识别预测;同样适用于生物医学边缘计算设备。在物联网领域,传统感知、处理与通信模块相互分立且能耗较高,而本系统无需依赖复杂的数字算法与软件循环,可在硬件层面直接实现信号的输入、处理与输出,显著降低处理延迟,满足物联网设备对实时响应的需求。

然而,系统仍存在改进空间。例如,可进一步提升集成度:未来可将 LED、VCSEL 等光源与突触晶体管阵列集成于同一芯片,以整合分立光源;亦可集成纳米光栅等片上偏振器件,实现偏振态的片上生成与调控。在降低系统能耗方面,一方面可开发具有更低工作电压、更高光电响应及更大不对称因子的手性材料;另一方面可通过集成光源与偏振器件,进一步降低传感层面的能耗。

4　结论

本研究成功开发了一种基于手性有机半导体(S,S,R,R)-DPP6T 的圆偏振光突触晶体管及其物理储池计算系统。实验结果表明,该器件在 635 nm 波长下对左旋与右旋圆偏振光(L-CPL 与 R-CPL)表现出显著的差异化电学响应,光电不对称因子稳

定在 0.03 左右, 与材料本征的手性不对称因子高度一致。器件同时展现出良好的突触可塑性, 包括短期记忆与长期增强等关键特性。

基于该器件构建的物理储池计算系统, 通过将 MNIST 手写数字图像编码为时空光脉冲序列, 成功实现了感存算一体的信息处理模式。系统在 L-CPL 与 R-CPL 输入条件下分别达到 95.52% 与 96.06% 的识别准确率, 不仅验证了偏振态作为独立信息维度的可行性, 更凸显了多维度光信息处理的巨大潜力[19]。该储池计算系统所具备的偏振态区分能力与时序信号处理能力, 为未来实现动态视觉识别等复杂实时信息处理任务奠定了基础。

参考文献:

[1] Tanaka G, Yamane T, Héroux J B, et al. Recent advances in physical reservoir computing: a review[J]. Neural Networks, 2019, 115: 100-123.

[2] Jere S, Zheng L, Said K, et al. Universal approximation of linear time-invariant (LTI) systems through RNNs: power of randomness in reservoir computing[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2024, 18(2): 184-198.

[3] Köster F, Ehlert D, Lüdge K. Limitations of the recall capabilities in delay-based reservoir computing systems[J]. Cognitive Computation, 2023, 15(5): 1419-1426.

[4] Qu D, Zheng H, Jiang H, et al. Chiral photonic cellulose films enabling mechano/chemo responsive selective reflection of circularly polarized light[J]. Advanced Optical Materials, 2019, 7(7): 1801395.

[5] Liu L, Yang Y, Wang Y, et al. Building supramolecular chirality in bulk heterojunctions enables amplified dissymmetry current for high-performing circularly polarized light detection[J]. ACS Materials Letters, 2022, 4(2): 401-409.

[6] Ji X, Lai C S, Zhou G, et al. A flexible memristor model with electronic resistive switching memory behavior and its application in spiking neural network[J]. IEEE Transactions on NanoBioscience, 2023, 22(1): 52-62.

[7] Liu Q, Wang P, Wei Q, et al. Chiral perovskite nanowire optoelectronic synapse for full-stokes polarization-resolved perception and reservoir computing[J]. Advanced Functional Materials, 2025, 35(8): 2415551.

[8] Cairns B R. Infrared spectroscopic studies of solid oxygen[D]. Berkeley: University of California, Berkeley, 1965: 15.

[9] Akkaya A, Ayyıldız E. Automation software for semiconductor research laboratories: measurement system and instrument control program (SeCLaS-IC)[J]. Mapan, 2020, 35(3): 343-350.

[10] Martínez J I, Flores F, Ortega J, et al. Unveiling universal trends for the energy level alignment in organic/oxide interfaces[J]. Physical Chemistry Chemical Physics, 2017, 19(36): 24412-24420.

[11] Yin L, Huang W, Xiao R, et al. Optically stimulated synaptic devices based on the hybrid structure of silicon nanomembrane and perovskite[J]. Nano Letters, 2020, 20(5): 3378-3387.

[12] Xu F, Zhang C, Zhao X, et al. Intrinsically stretchable photonic synaptic transistors for retina-like visual image systems[J]. Journal of Materials Chemistry C, 2022, 10(29): 10586-10594.

[13] Du M, Liu X, Xie S. Spin–orbit coupling and the fine optical structure of chiral helical polymers[J]. Physical Chemistry Chemical Physics, 2022, 24(16): 9557-9563.

[14] Wang Q, Bao J, Zhang Y, et al. High-performance organic narrow dual-band circular polarized light detection for encrypted communications and color imaging[J]. Advanced Materials, 2024, 36(16): 2312396.

[15] Lejeune E. Mechanical MNIST: a benchmark dataset for mechanical metamodels[J]. Extreme Mechanics Letters, 2020, 36: 100659.

[16] Patra J C, van den Bos A. Auto-calibration and-compensation of a capacitive pressure sensor using multilayer perceptrons[J]. ISA Transactions, 2000, 39(2): 175-190.

[17] Lee S, An G, Kim D, et al. Energy efficient hybrid reservoir computing using Hf0.5Zr0.5O2Ferroelectric thin-film transistors with an integrated optically and electrically synaptic functions[J]. Small, 2025, 21(32): 2501276.

[18] Tuli S, Mirhakimi F, Pallewatta S, et al. AI augmented Edge and Fog computing: trends and challenges[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2023, 216: 103648.

[19] Ji Y, Zhang J, Zhao Y, et al. Prospects and research issues in multi-dimensional all optical networks[J]. Science China Information Sciences, 2016, 59(10): 101301.