

基于电场-温度双场协同调控的 有机小分子仿生忆阻器*

李雯^{1) #} 孔令杰^{1) #} 陈叶^{1) †} 周嘉¹⁾ 石伟²⁾ 仪明东^{1) ‡}

1) (南京邮电大学信息材料与纳米技术研究院, 柔性电子全国重点实验室, 南京 210023)

2) (南京工业大学柔性电子(未来技术)学院, 先进材料研究院, 南京 211816)

(2025 年 5 月 14 日收到; 2025 年 7 月 2 日收到修改稿)

忆阻器驱动的神形态计算芯片通过在硬件层面模拟生物突触的多维可塑性, 实现了高效并行计算架构, 为类脑智能系统提供了新型硬件范式. 然而, 现有的大部分有机忆阻器在动态突触可塑性调控方面仍面临环境适应性不足的挑战. 本文提出了一种基于酞菁钴 (CoPc) 的双场调控忆阻器, 利用外加电场和温度协同耦合调控机制, 在 293—473 K 的宽温域内展现出温度弹性特性, 临界电压随温度变化而自适应漂移 (3—9 V), 实现了跨尺度动态突触可塑性的高效调控. 在此基础上, 构建了由 CoPc 忆阻器阵列与深度学习模型集成的智能火灾预警系统, 有效保障了家用电热器的安全监测需求. 该研究不仅提出了环境自适应的忆阻器动态调控策略, 也为发展下一代鲁棒、高效的类脑神形态计算平台奠定了物理与工程基础.

关键词: 忆阻器, 双场调控, 临界电压, 动态突触可塑性

PACS: 73.40.Sx, 81.07.-b, 85.35.-p, 07.05.Mh

DOI: 10.7498/aps.74.20250626

CSTR: 32037.14.aps.74.20250626

1 引言

人工智能领域的突破性进展与神形态计算技术的迭代创新, 共同推动了类脑计算硬件的快速发展. 生物神经系统展现出的鲁棒性和自适应学习能力, 源于其突触连接强度可动态调节的独特机制, 这种生物信息处理范式为突破冯·诺依曼架构瓶颈提供了革命性思路^[1-3]. 具有仿生突触特性的神形态器件, 在硬件层面成功实现了基于赫布规则和超越赫布规则等多种生物学习规则的模拟^[4-6], 为构建具备时空信息整合能力的神经形态系统奠定了物理基础.

随着神形态计算从电信号处理向多模态感知融合演进, 开发具有生物突触闭环调控特性的仿生硬件成为构建自适应脑机接口的核心挑战^[7-10]. 高等生物神经系统通过突触前/后脉冲的时空耦合与局部微环境 (如温度、化学浓度) 的动态反馈^[11-13], 实现突触权重多维度自适应更新, 这种多物理场协同的可塑性机制为人工神经网络硬件设计提供了全新的仿生范式. 两端结构的忆阻器因其与生物突触“前膜-间隙-后膜”的构效相似性, 活性层材料的刺激响应可设计性, 被视为实现动态突触可塑性的理想载体. 尽管已经报道了基于电场、光场、化学浓度等多维度调控的忆阻器^[14-16], 但多数器件通常聚焦于单一刺激实现被动环境响应, 或仅考虑环

* 国家自然科学基金 (批准号: 62174089, 62275130, 62375125)、江苏省自然科学基金 (批准号: BK20240138) 和江苏省研究生科研与实践创新计划 (批准号: KYCX21_0774) 资助的课题.

同等贡献作者.

† 通信作者. E-mail: ichenye@outlook.com

‡ 通信作者. E-mail: iammdyi@njupt.edu.cn

境因素对器件鲁棒性的影响^[11–13,17–21], 缺乏能在复杂、多变环境中实现阈值自适应调控的多场耦合机制, 约束了其在动态环境中的类脑计算效能。

本研究基于酞菁钴 (CoPc) 分子平面 π 共轭体系与 CoPc/ AlO_x 界面氧空位协同作用, 提出并系统表征了一种具有跨物理场 (电场-温度) 调控能力的酞菁钴 (CoPc) 仿生忆阻器。在电场调控下, 实现了包括短时程增强/抑制 (short-term potentiation/depression, STP/STD)、配对脉冲易化/抑制 (paired-pulse facilitation/depression, PPF/PPD)、脉冲幅值依赖可塑性 (spike-amplitude-dependent plasticity, SADP)、脉冲时序依赖可塑性 (spike-timing-dependent plasticity, STDP) 和学习遗忘等多种突触可塑性的模拟。在 293—473 K 宽温域内, 其临界电压可在 3—9 V 间自适应漂移, 实现环境温度与工作电压的协同调节。基于此物理特性, 构建了具备环境自适应能力的智能火灾预警系统, 将忆阻器的电压-温度响应与深度学习算法深度融合, 实现高效的温度异常识别。该研究不仅深化了多场耦合下载流子输运与阈值自适应的物理机制, 也为设计具有环境适应性的神经形态计算器件与系统提供了新范式。

2 实 验

实验中的忆阻器均采用氧化铟锡 (ITO)/酞菁钴 (CoPc)/铝 (Al) 结构。首先, 用丙酮、乙醇和去离子水清洗带有 ITO 条电极的玻璃基板 10 min, 经 120 °C 的烤箱中烘烤 30 min 后进行 UV 臭氧处理 10 min。随后在真空室 (压强 $\approx 10^4$ Pa) 中通过热蒸发将 36 nm 厚的 CoPc (购自 Sigma Aldrich, 无需进一步纯化即可使用) 薄膜沉积在具有 ITO 的玻璃基片上, 最后将 70 nm 厚的顶部电极 Al 通过定制图案化的阴影掩膜 (条状宽度: 50, 100, 200, 400 μm) 热蒸发到 CoPc 层上, 使用石英晶体振动计在真空室中监测每个蒸发层的厚度。

实验中电学性能表征均通过配有 Cascade Summit 11000 M 探针台的 Keithley 4200-SCS 半导体参数分析仪系统完成。测试过程中采用阳极探针接触 ITO 电极施加电压刺激信号, 同时保持 Al 电极接地。实验在相对湿度约为 $45\% \pm 5\%$ 的环境中进行, 所有器件均以裸片状态进行测试。薄膜表面形貌通过 Bruker Dimension Icon 原子力显微镜 (AFM)

进行表征, 器件层状结构分析采用 JEOL JSM-6701 F 场发射扫描电子显微镜 (SEM) 完成横截面观测。活性层加电压前后的结合能通过 KRATOS Axis Supra X 射线光电子能谱 (XPS) 进行表征。原位拉曼光谱分析通过激光共焦拉曼光谱仪 (Renishaw inVia) 和波长为 532 nm 的激光电路测试系统进行表征。高温电学测试是在开放空气环境中通过配备热板的 Keithley 4200-SCS 平台实施。

3 实验结果与讨论

3.1 忆阻性能测试

本研究采用 ITO/CoPc/Al 的三明治结构构建有机忆阻器 (图 1(a)), 形成可拓展的神经形态交叉阵列。如图 1(b) 所示, CoPc 的大平面共轭 π 体系赋予其稳定的分子结构, 为宽温域的载流子动态传输奠定基础。图 1(c) 所示为 CoPc 忆阻器的扫描电子显微镜 (SEM) 截面, 功能层厚度约为 36 nm。原子力显微镜 (AFM) 分析表明 (图 1(d)), CoPc 薄膜具有较低的表面粗糙度 ($R_a \approx 2.41$ nm) 和较高的均一性, 归因于刚性分子平面结构诱导的致密堆叠特性。器件的伏安 (I - V) 特性通过双极型电压扫描 ($0 \rightarrow \pm 9.5$ V $\rightarrow 0$) 进行表征, 如图 1(e) 所示, 与具有明显开关行为的传统阻变存储器不同, CoPc 器件在连续扫描中表现出平滑、单调的渐变电导特性。图 1(f) 所示, 正向扫描时电导从初始态 0.15 mS 非线性增至 0.37 mS, 反向扫描时则递减至 0.12 mS, 呈现典型的模拟型忆阻行为, 使其有望成为理想的突触可塑性模拟单元。

3.2 工作机理分析

本文进行了一系列实验来阐明 CoPc 忆阻器在高阻态 (high resistance state, HRS) 和低阻态 (low resistance state, LRS) 之间的切换机制。首先探讨了 CoPc 忆阻器导电性与器件面积的依赖性, 如图 2(a) 所示, 不同器件面积的 CoPc 忆阻器都表现出响应于所施加的电压而连续增大的电流水平的忆阻效应, 并且导电性随着器件面积的增大 (从 $5 \times 10^3 \mu\text{m}^2$ 增至 $4 \times 10^4 \mu\text{m}^2$) 而增大 (从 0.9 mA 增至 3.7 mA), 表明 CoPc 忆阻器是均匀的离子扩散机制而非导电丝迁移机制^[22]。此外, 作为刺激历史主导的离子迁移的证据^[29], 当电压扫描速率从 0.01 V/s 增至 0.1 V/s 时, 如图 2(b)

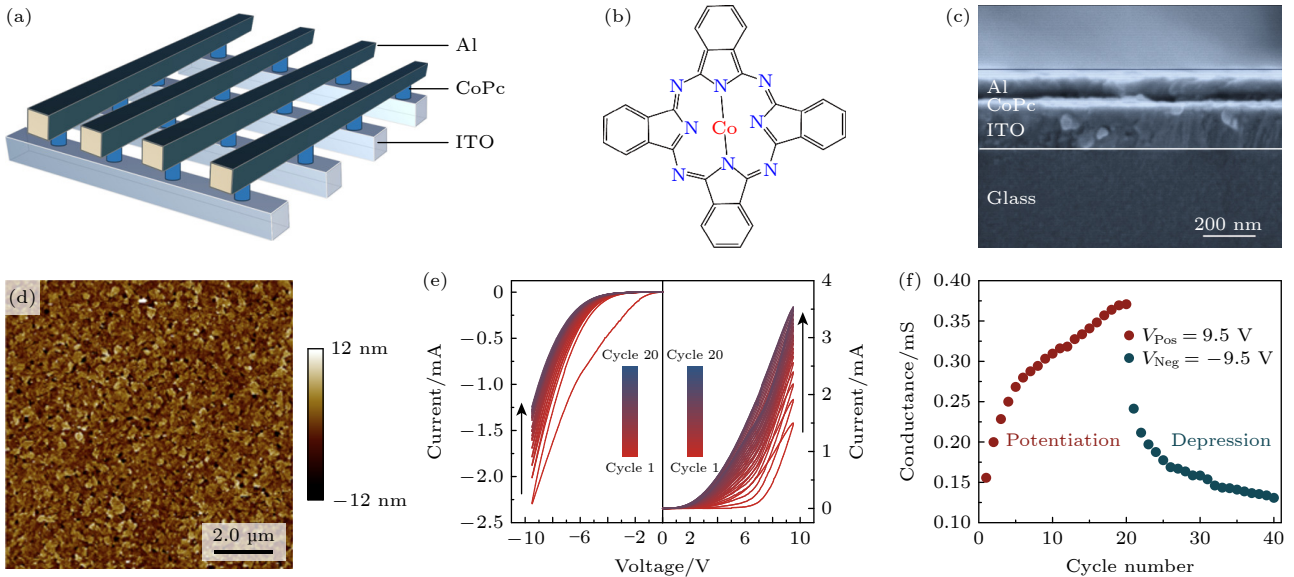


图1 CoPc忆阻器性能 (a) 器件结构示意图; (b) 酞菁钴 (CoPc) 的分子结构; (c) 器件横截面 SEM 图像; (d) CoPc 薄膜 AFM 图像; (e) ITO/CoPc/Al 忆阻器在 $0 \rightarrow 9.5 \rightarrow 0$ V (左) 和 $0 \rightarrow 9.5 \rightarrow 0$ V (右) 的 20 个电压扫描周期的 I - V 曲线; (f) 从 (e) 中提取的增强 (9.5 V) 和抑制 (-9.5 V) 特性的电导

Fig. 1. Performance of CoPc memristor: (a) Schematic diagram of the device structure; (b) molecular structure of cobalt phthalocyanine (CoPc); (c) cross-sectional SEM image of the device; (d) AFM image of the CoPc film; (e) I - V curves of the CoPc memristor during 20 voltage-sweep cycles of $0 \rightarrow 9.5 \rightarrow 0$ V (left) and $0 \rightarrow 9.5 \rightarrow 0$ V (right), respectively; (f) conductance of the potentiation (9.5 V) and depression (-9.5 V) characteristics extracted from (e).

所示, 器件的电导性和回滞面积逐渐降低, 这是由于越大的电压扫描速率可以激发越小的离子总量。

为了进一步探究 CoPc 忆阻器中的载流子传输机制, 基于经典传输模型对 I - V 特性曲线进行系统拟合分析, 如图 2(b)–(f) 所示. 通过对比直接隧穿 (direct tunneling, DT)、福勒-诺德海姆隧穿 (Fowler-Nordheim tunneling, FNT) 和空间电荷限制电流 (space charge limited current, SCLC) 模型^[23–27] 的拟合结果发现, 高阻态下载流子输运呈现明显的电压依赖性: 在初始低偏压区间 (< 0.5 V), I - V 曲线呈现近似线性关系, 拟合得到指数因子 $n = 1.3$, 符合欧姆传导特性; 随着电压的提升 (0.5–1.5 V), 指数因子增长至 2.2, 表明载流子传输机制转变为浅陷阱辅助的 SCLC 过程. 载流子通过逐步占据活性层中的浅陷阱能级实现电荷输运, 被捕获电荷难以通过热激发脱陷, 从而形成稳定的空间电荷积累区, 导致了 CoPc 忆阻器 I - V 曲线回滞特性的形成; 当偏压超过 1.5 V 后, 拟合指数上升至 2.8, 表明载流子传输开始由陷阱限制机制向场致发射主导的 FNT 机制过渡, 该转变可能与高场强下载流子传输机制的转变规律, 基于隧穿理论对 I - V 特性进行拟合分析 (图 2(d)), 直接隧穿机制遵循 $\ln I \propto V^{1/2}$, 而 FNT 过程则满

足 $\ln(I/V^2) \propto 1/V$. I - V 曲线经双对数坐标变换后呈现明显的双区特征, 以转变电压 $V_{\text{trans}} = 1.8$ V 为分界点, 低压区与直接隧穿模型的线性特征相符, 高压区则严格遵循 FNT 的指数衰减规律. 当偏压超过 V_{trans} 后, 载流子从 DT 过渡至 FNT 主导的传输机制. 同样, 图 2(e), (f) 拟合了低阻态下的 SCLC 和隧穿机制模型, 低阻态 CoPc 忆阻器在 SCLC 模型中显示出了更高指数的斜率变化, 阻态转变过程中形成的亚稳态深陷阱能级显著降低了载流子的热激活脱陷势垒, 导致载流子传输速率的进一步提升。

为深入研究电刺激对 CoPc 忆阻器化学状态的影响, 我们进行 X 射线光电子能谱 (XPS) 测试, 并结合原位拉曼光谱来分析电刺激前后 CoPc 薄膜化学状态的变化. 所有 XPS 测试结果以 284.6 eV 的 C 1s 峰进行电荷补偿校准. 如图 2(g), (h) 所示, 在电刺激前后样品都出现了明显的 O 1s 特征峰, 可拟合出两个位于 530.98 和 532.78 eV 的峰^[28,29], 分别对应于 Co—O 晶格氧 (530.7—531.6 eV) 和 Al—O 缺陷氧. 在施加电压刺激后 Co—O 晶格氧浓度从初始态的 82.51% 降至 61.98%, 而 Al—O 缺陷氧浓度从 17.49% 升至 38.02%. 这一变化直接反映了载流子传输机制的演变, 提示氧空位迁移在忆阻器开关行为中起关键作用. 在气相沉积过程

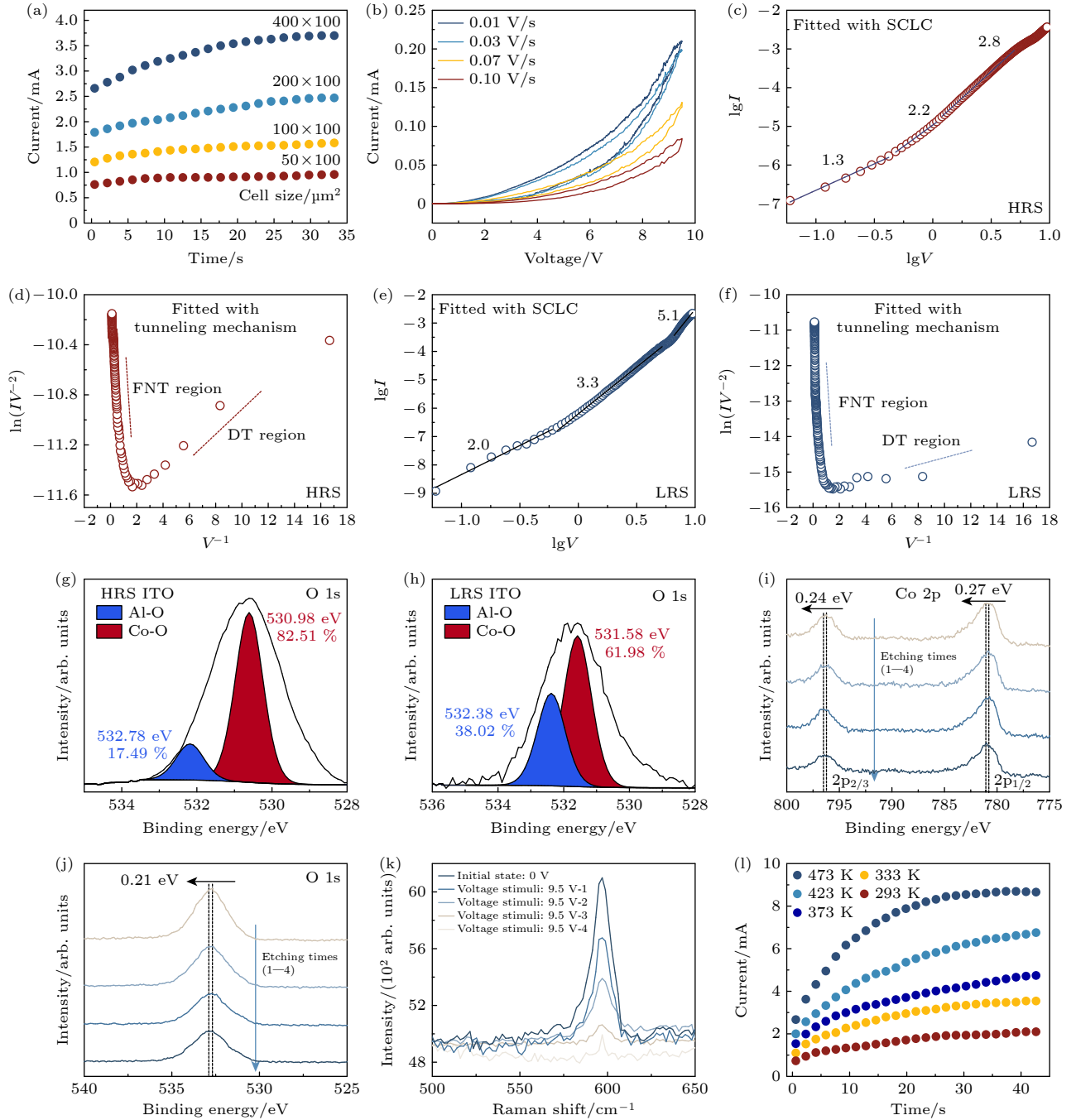


图2 CoPc 忆阻器机理分析 (a) 器件面积-电流依赖特性; (b) 扫描速率-回滞面积依赖特性; 忆阻器高阻态的 I - V 曲线进行 SCLC (c) 和 FNT (d) 拟合; 忆阻器低阻态的 I - V 曲线进行 SCLC (e) 和 FNT (f) 拟合; 在 HRS (g) 和 LRS (h) 时从 ITO 电极收集的 O 1s XPS 能谱; 在不同深度采集的 Co 2p (i) 和 O 1s (j) 的 XPS 能谱; (k) *in situ* Raman 光谱下 9.5 V 电压刺激下的原位拉曼光谱; (l) 在不同温度 (293—473 K) 下连续施加 9.5 V 尖峰电压获得的电流曲线

Fig. 2. Mechanism analysis of CoPc memristor: (a) Cell size-current dependent characteristics; (b) scan speed-hysteresis area dependent characteristics; I - V curves of the HRS of the memristor fitted by SCLC (c) and FNT (d); I - V curves of the LRS of the memristor fitted by SCLC (e) and FNT (f); O 1s XPS spectra collected from the ITO electrode at HRS (g) and LRS (h); XPS energy spectra of Co 2p (i) and O 1s (j) collected at different depths; (k) *in situ* Raman spectra under 9.5 V voltage stimuli; (l) current obtained by continuously applying spike voltages of 9.5 V at different temperatures (293–473 K).

中, CoPc 层和 Al 电极之间形成的氧化铝 (AlO_x) 层对忆阻器的开关行为至关重要^[29,30]. 在高偏压下, AlO_x 中的氧空位迁移至 CoPc/ AlO_x 界面, 与 Co^{2+} 发生配位重组, 导致了部分晶格氧脱离, 形成间隙

氧和 Co—O 空位复合体, 从而使 Co—O 晶格氧的浓度下降. 同时, 部分迁移至界面的氧空位被 AlO_x 捕获, 形成稳定的 Al—O 缺陷配位, 进而提升 Al—O 缺陷氧浓度. 这一过程不仅揭示了氧空

位迁移的动态机制, 还为忆阻器开关行为的微观电化学基础提供了证据.

进一步地, 通过原位 XPS 技术, 观察到 LRS 状态下 Co $2p_{1/2}$ 和 Co $2p_{3/2}$ 的结合能分别降低 0.27 eV 和 0.24 eV(图 2(i)), 同时 O 1s 晶格结合能降低 0.21 eV(图 2(j)). 结合能的降低表明 Co 离子周围电子密度增大, 反映了 Co 价态的部分还原. 这一现象可归因于氧空位迁移至 Co 位点, 导致 Co—O 键断裂并释放氧原子, 带正电氧的空位消失向 Co^{2+} 反馈电子, 引发 Co 局部还原. 这一发现进一步验证了电刺激下化学状态的动态变化. 与此同时, 原位拉曼光谱 (图 2(k)) 实时监测了位于 597 cm^{-1} 处 Co—O 配位键^[31] 的特征振动峰的程度变化. 在对器件原位连续施加 4 次 9.5 V 电压的过程中, 该峰强度显著且持续下降, 证实了电场作用下 Co—O 键发生实时弱化或断裂. 这一结果与 XPS 分析相吻合, 共同揭示了电刺激诱导的结构演变. 此外, 温度依赖性电导测试结果 (图 2(l)) 显示, 器件的电导水平与温度呈现正相关性. 该特性一方面再次排除了金属导电丝的可能性, 进一步证实了 CoPc 忆阻器中的热激活传输. 表明温度越高, 电导的可协调范围越大, 为突触可塑性的多维度动态调控提供了坚实的基础.

3.3 突触可塑性模拟

受生物突触“突触前神经元-突触间隙-突触后神经元”结构启发, 两端结构的 CoPc 忆阻器可实现仿生功能映射, CoPc 功能层中的载流子的传输类似于突触间隙神经递质的传递, 为模拟大脑的学习和记忆行为提供了硬件基础. STP 和 STD 是突触可塑性的短时程表现形式, 通过调节突触传递效率的瞬时变化, 支持神经系统对复杂外界信号的快速适应与高效处理^[32-39]. 如图 3(a), (b) 所示, 在 50 次连续脉冲刺激下 ($V_{\text{Pos}} = 9.5\text{ V}$, $V_{\text{Neg}} = -9.5\text{ V}$, 脉冲间隔 $\Delta t = 0.43\text{ s}$), 器件响应电流呈现暂时性的增强/抑制的现象. 通过双脉冲时序调控 ($\Delta\text{weight} = A_2/A_1 \times 100\%$), A_1 和 A_2 分别为第 1 个和第 2 个脉冲的突触后电流峰值, CoPc 忆阻器成功模拟生物突触的 PPF 与 PPD 特性 (图 3(c), (d)), $\Delta t = 0.2\text{ s}$ 时 PPF 指数达 151%, PPD 指数为 32%, 并且与 Δt 负相关, 精准复现短时程可塑性的时间依赖特征^[40-42]. SADP 描述了输入脉冲幅值与突触权重变化的依赖关系. 图 3(e) 所示为 CoPc 忆阻器

在不同直流偏压下的电流特性曲线. 随着施加偏压的增高, CoPc/Al 界面氧空位富集形成导电路径, 氧空位持续注入使突触权重增幅达 45%. 进一步研究表明, 脉冲频率与间隔对突触权重具有显著调控作用. 如图 3(f) 所示, 较高频刺激 (2.3 Hz) 引发突触权重增幅是较低频刺激 (0.462 Hz) 的 1.6 倍, 符合赫布学习规则的频率编码机制^[43-47].

STDP 是一种描述神经元之间突触强度变化的生物学机制^[48-50]. 在大脑中, 当两个神经元通过它们之间的突触相互作用时, 如果一个神经元 (突触前神经元) 在其后另一个神经元 (突触后神经元) 发放动作电位之前的一小段时间内发放动作电位, 那么这个突触连接可能会被加强; 相反地, 如果突触后神经元先于突触前神经元发放动作电位, 则该突触连接可能被削弱. 通过突触前/后脉冲时序调控, CoPc 忆阻器成功模拟 STDP, 如图 3(g) 所示, 当突触前刺激先于突触后刺激 ($\Delta t = +0.5\text{ s}$) 时突触权重增强 $\Delta W = +90\%$, 时序反转 ($\Delta t = -0.5\text{ s}$) 则削弱 $\Delta W = -90\%$, 为时空信息处理提供了硬件基础.

归一化的增强/抑制曲线是类脑计算中实现突触可塑性动态平衡的关键方法, 其通过数学约束 (如权重缩放或正则化项) 调控神经网络的记忆更新梯度, 来平衡长时程记忆稳定性和新信息整合效率^[51-53]. 如图 3(h) 所示, 在学习-遗忘动态模拟中, CoPc 忆阻器在高幅值 (9.5 V) 刺激下电导持续上升, 低幅值 (5.5 V) 刺激下使其指数衰减. 在三次学习-遗忘循环中 (图 3(i)), 第 2 次学习达峰值时间缩短 58%, 第 3 次再缩短 32%, 证实氧空位传输的累积记忆效应, 与海马体突触记忆巩固过程高度吻合. 上述结果展示了由电压驱动的氧空位迁移与金属配位重构协同驱动的多尺度调控机制, 不仅实现了 STP/STD, PPF/PPD, SADP, STDP 等突触功能的模拟, 更通过学习-遗忘-再学习动力学为神经形态芯片的类脑计算提供了关键技术路径.

3.4 温度梯度调控

基于 CoPc 忆阻器的电压驱动载流子动力学和温度依赖的突触可塑性特征, 通过梯度化刺激条件 (图 4(a)—(e)) (刺激电压/在线测试温度: 9 V/293 K, 8 V/333 K, 7 V/373 K, 6 V/423 K, 5 V/473 K) 的设计, 系统揭示了 CoPc 忆阻器的电场-温度双场协同调控效应. 在连续 50 次循环测试中,

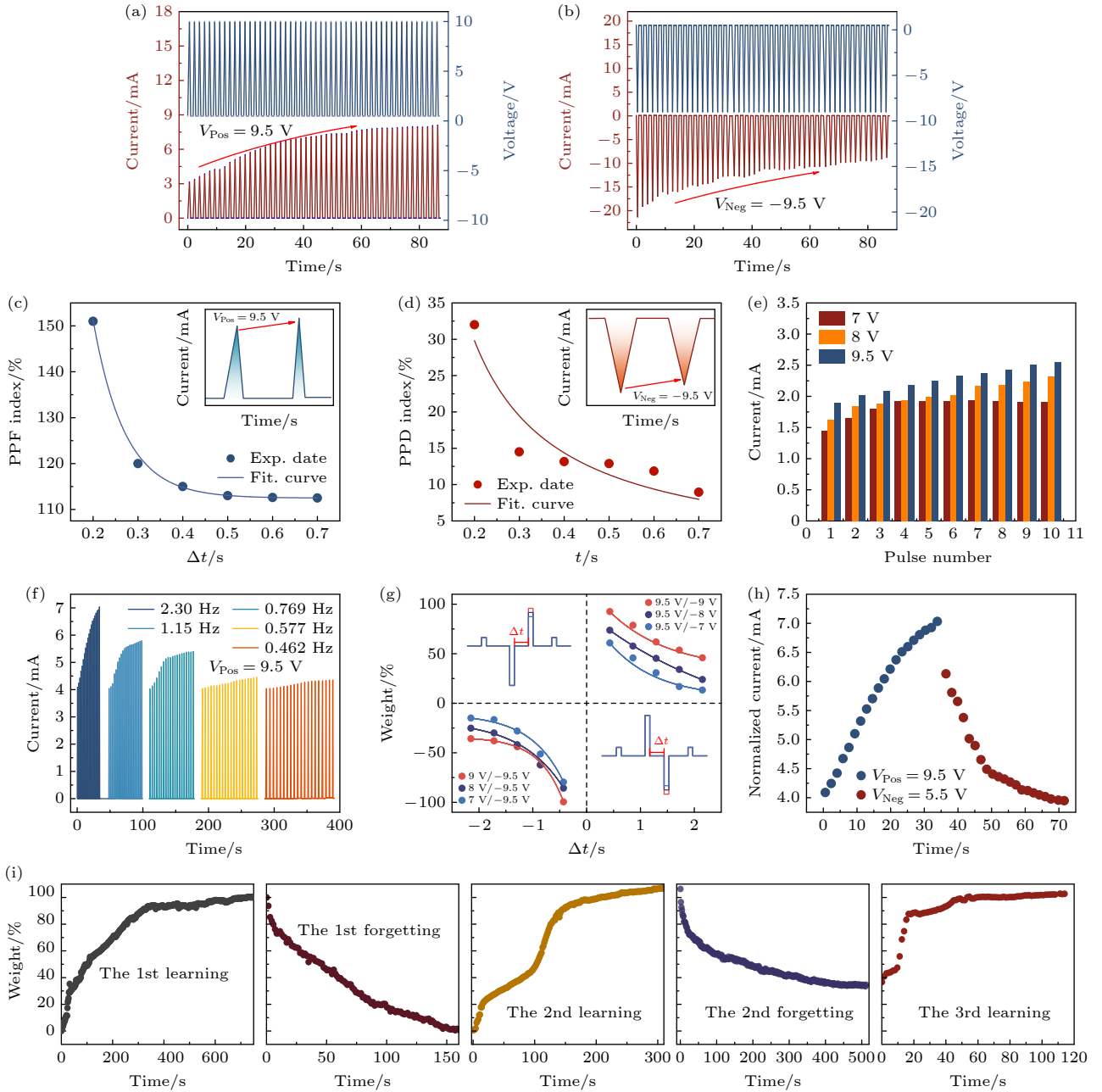


图3 CoPc 忆阻器的突触可塑性 (a) 短程增强和 (b) 短程抑制曲线 (50 个电压脉冲刺激, $V_{\text{Pos}} = 9.5 \text{ V}$, $V_{\text{Neg}} = -9.5 \text{ V}$, $V_{\text{Read}} = 1 \text{ V}$, $\Delta t = 430 \text{ ms}$); (c) 配对脉冲异化 PPF 和 (d) 配对脉冲抑制 PPD 指数曲线, 插图为对应的电流曲线; (e) 脉冲幅值 (7, 8, 9.5 V) 依赖可塑性曲线; (f) 脉冲频率 (2.30, 1.15, 0.769, 0.577, 0.462 Hz) 依赖可塑性曲线; (g) 尖峰时序依赖可塑性曲线; (h) 归一化的增强 ($V_{\text{Pos}} = 9.5 \text{ V}$) 和抑制 ($V_{\text{Neg}} = 5.5 \text{ V}$) 曲线; (i) 学习-遗忘-再学习曲线

Fig. 3. Synaptic plasticity of CoPc memristor. STP (a) and STD (b) curves under 50 voltage pulses ($V_{\text{Pos}} = 9.5 \text{ V}$, $V_{\text{Neg}} = -9.5 \text{ V}$, $V_{\text{Read}} = 1 \text{ V}$, $\Delta t = 430 \text{ ms}$); PPF (c) and PPD (d) index curves, with insets showing the corresponding current curves; (e) spike amplitude (7, 8, and 9.5 V) dependent plasticity curves; (f) spike frequency (2.30, 1.15, 0.769, 0.577, 0.462 Hz) dependent plasticity curves; (g) STDP curves; (h) normalized potentiation ($V_{\text{Pos}} = 9.5 \text{ V}$) and depression ($V_{\text{Neg}} = 5.5 \text{ V}$) curves; (i) learning-forgetting-relearning curves.

以第 50 次循环与第 1 次循环的峰值电流比值 (I_{50}/I_1) 作为动态范围 (dynamic range, DR) 量化指标, 发现所有电压/温度组合下的 DR 均稳定在 6—8 范围内, 证实了 CoPc 忆阻器在极端工况下的优异抗疲劳特性, 这一稳定性源于氧空位迁移路径

的可逆重构与深陷阱能级的亚稳态特性. 在此基础上, 为进一步解析温度对电导增益的调控规律, 系统表征了 CoPc 忆阻器在 293—473 K 温度范围内的临界电压分布特性. 如图 4(g)—(k) 所示, 所有温度下的临界电压均呈高斯分布特征, 其分布

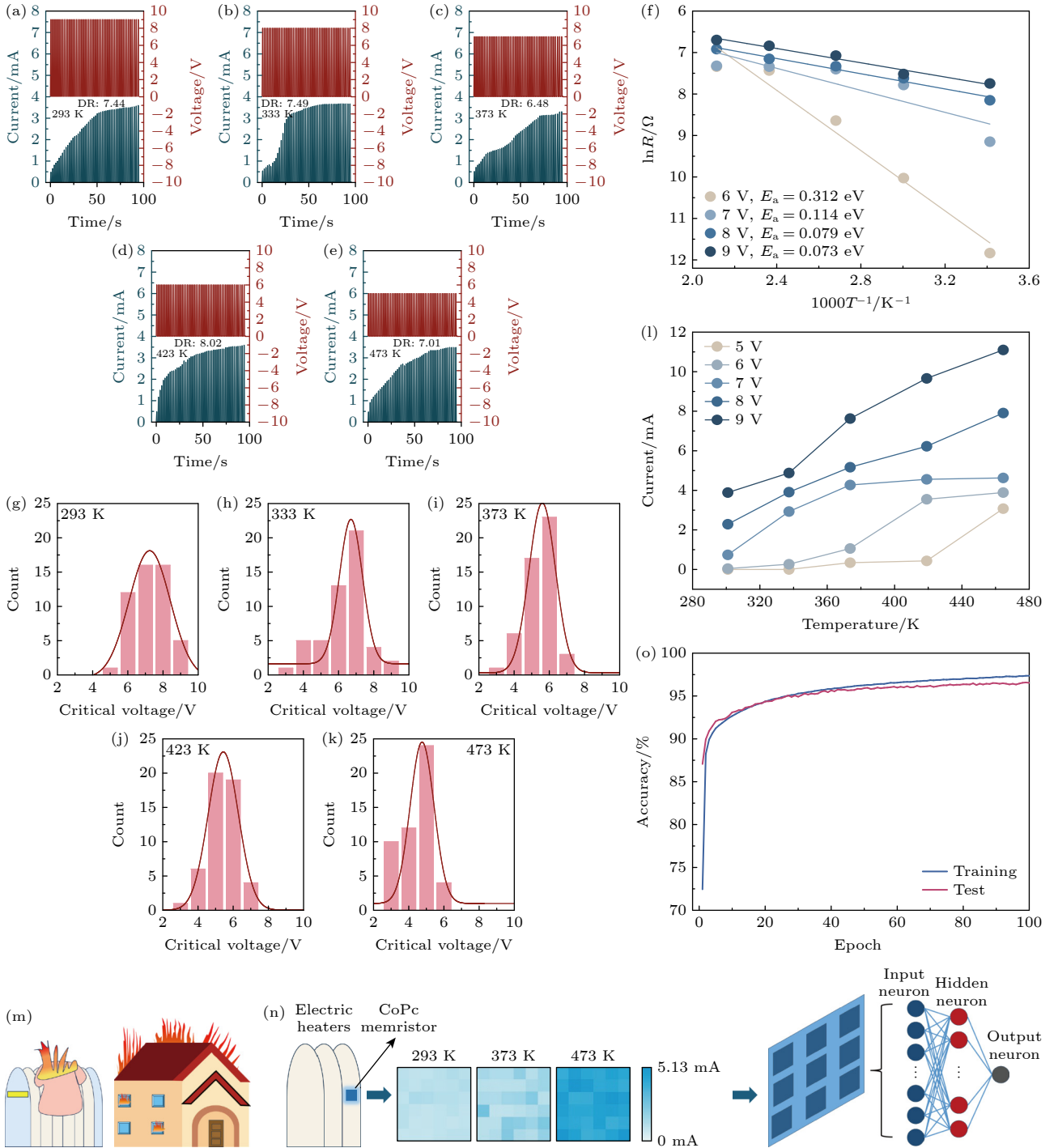


图4 CoPc 忆阻器的温度梯度调控特性 CoPc 忆阻器依次在 (a) 温度为 293 K、刺激电压为 9 V; (b) 333 K, 8 V; (c) 373 K, 7 V; (d) 423 K, 6 V; (e) 473 K, 5 V 下的短时程可塑性; (f) 不同电压 (6, 7, 8 和 9 V) 下的 LRS 电阻随 $1000/T$ 变化的 Arrhenius 模型; 在不同温度 (g) 293 K, (h) 333 K, (i) 373 K, (j) 423 K, (k) 473 K 的测试环境下器件 50 个临界电压的概率分布; (l) 在 5 个温度 (293, 333, 373, 423 和 473 K) 与 5 个电压 (5, 6, 7, 8 和 9 V) 下, 总计 25 种工作状态下的 100 s 刺激后的稳态电流; (m) 家用电热器存在的火灾隐患示意图; (n) 基于 CoPc 忆阻器的智能预警装置示意图; (o) 在 100 次训练后对异常状态识别正确率

Fig. 4. Temperature gradient control characteristics of CoPc memristor: STP of the CoPc memristor at (a) a temperature of 293 K and an amplitude of 9 V; (b) 333 K and 8 V; (c) 373 K and 7 V; (d) 423 K and 6 V; (e) 473 K and 5 V in sequence; (f) Arrhenius model of LRS resistance varying with $1000/T$ at different voltages (6, 7, 8, and 9 V); the probability distribution of 50 critical voltages of the device under the different temperatures of (g) 293 K, (h) 333 K, (i) 373 K, (j) 423 K and (k) 473 K; (l) steady-state currents after 100 s of stimulation at five temperatures (293, 333, 373, 423, and 473 K) with five voltages (5, 6, 7, 8, 9 V) for a total of 25 operating states; (m) schematic diagram of fire hazards existing in household electric heaters; (n) schematic diagram of the intelligent early warning device based on CoPc memristor; (o) the accuracy rate in identifying abnormal states after 100 training epoch.

中心的均值会随着温度的升高而降低, 从 293 K 时的 8.7 V 线性降低至 473 K 时的 4.5 V (斜率 $dV_{\text{Critical}}/dT = -0.023 \text{ V/K}$), 模拟了真实场景中温度升高时工作电压 (运行功率) 的自适应需求.

如图 4(f) 所示, 通过 Arrhenius 模型对 CoPc 忆阻器在不同电压 (6, 7, 8, 9 V) 下的低阻态电阻随温度的变化进行拟合, 根据 $\ln R(T) = \ln R_0 + E_a/kT$, R 是 LRS 电阻, R_0 是前指数因子, k 是玻尔兹曼常数, E_a 为热活化能, T 是绝对温度 [54]. 拟合结果表明, E_a 在 0.073—0.312 eV 之间, 排除了典型热扰动能级 ($\approx 0.026 \text{ eV}$) 的影响, 明确证实载流子迁移需通过陷阱的热激发来克服势垒, 且外加电压提供的能量可显著降低有效活化能, 增强迁移效率. 进一步地, 图 4(l) 为在 5 种温度 (293, 333, 373, 423, 473 K) 与 5 种电压 (5, 6, 7, 8, 9 V) 下, 总计 25 种工作状态下的 100 s 刺激后的稳态电流变化趋势. 在低温区 ($< 373 \text{ K}$), 由于热激发不足, 载流子主要依赖电场驱动. 随着电压从 5 V 增至 9 V, 293 K 时电流提升约 10 倍, 表明电场通过 Poole-Frenkel 效应 [55] 增强陷阱电离效率、降低有效势垒, 从而补偿热激发的不足. 在高温区 ($> 423 \text{ K}$), 热激发占据主导地位, 例如在 473 K 时, 即使在较低电压 (5 V) 下, 电流也比 293 K 时提升约 9 倍, 说明热能已足以跨越迁移势垒. 此时, 电场与热激活存在竞争: 在 5 V/473 K 条件下, 载流子迁移主要由热激发驱动; 而当温度降至 423 K 以下时, 若电场不够强, 迁移效率将受到抑制. 综上所述, CoPc 忆阻器在电压-温度双场调控下展现出自适应载流

子输运特性, 高温环境通过热激发补偿低电压下的迁移效率损失和陷阱脱陷势垒 [56,57], 使得载流子能在较低电场下即可通过 FN 隧穿实现高效传输; 低温环境下则需要更高电场强度增强陷阱电离效率 [58], 降低势垒以维持迁移. 这种跨物理场的协同效应应为开发耐环境干扰的神经形态器件奠定了坚实基础.

基于 CoPc 忆阻器的电场-温度协同调控特性 (图 4(a)—(f)), 本研究开发了面向家用电热器的智能火灾预警系统 (图 4(m)), 临界电压的分布中心值随温度升高线性漂移的特性被转化为高灵敏度的温度传感信号, 为实时检测热异常奠定了基础. 系统采用 6×6 的 CoPc 忆阻器阵列, 嵌入电热器表面 (图 4(n)), 通过采集不同温度场景下的临界电压电学响应, 生成深度学习模型的输入特征. 通过构建包含 1000 个增强样本的训练集覆盖 293—473 K 宽温域, 利用忆阻器的电压-温度耦合响应特性 ($dV_{\text{Critical}}/dT = 0.023 \text{ V/K}$) 定义温度异常标准, 在温度超过正常范围时触发预警. 硬件设计充分利用了 CoPc 忆阻器的稳定电导增益和微秒级突触可塑性, 确保系统在不同环境下可靠运行并实现实时监测. 通过 train_test_split 实现 8:2 的训练集和测试集分割, 确保模型泛化能力, 使用 Adam 优化器进行模型训练, 包含 $20 \times 16 + 16 \times 8 + 8 \times 1$ 个神经元的全连接网络结构, 激活函数分别为 ReLU 和 Sigmoid. 如图 4(o) 所示, 模型在 100 个训练周期后迅速收敛, 该系统在模拟电热器过载场景中的检测准确率可高达 96.54%, 验证了系统在实时监测场景中的高效性. 表 1 总结了近年

表 1 文献中报告的温度弹性忆阻器工作温度范围、动态可调性、功耗、识别准确率总结

Table 1. Summary of the operating temperature range, dynamic adjustability, power consumption and recognition accuracy of temperature-elastic memristors reported in the literature.

Active layer	Working temperature/K	Material	Dynamic modulation	Recognition accuracy rate/%	Power consumption	Ref.
CoPc	293–473	Organic	Yes	96.54	1.95 nJ	This work
SF:Ca ²⁺	300	Organic	No	—	2.25 μ J	[59]
TaO _x	298–418	Inorganic	No	100	—	[60]
CIGSe	623	Inorganic	No	90	—	[61]
TaO _{1.8} /TaO _{2.7} /TaO _{1.8}	300–343	Inorganic	No	—	—	[62]
AlFeO ₃	298–413	Inorganic	No	—	—	[63]
Chitosan/PNIPAM	290–410	Organic	Yes	—	0.23 mJ	[64]
Co-TCPP	288–313	Organic	No	93.95	—	[65]
CsPbBr ₂ I	300–513	Inorganic	No	—	—	[66]
VO ₂	294–315	Inorganic	No	98.1	3.9 nJ	[8]
VOPc	303–373	Organic	Yes	—	—	[67]

来报道的具备温度弹性特性的忆阻器, 相比之下, CoPc 忆阻器展现出宽温域兼容性、动态可调性、高识别率等多重优势.

4 结 论

本文通过分子/界面协同作用与多尺度电场-温度耦合表征, 成功制备了一种具有跨物理场 (电场-温度) 调控能力的 CoPc 忆阻器, 为环境自适应型神经形态计算提供了新范式. 在电场调控下, 成功模拟了包括 STP/STD, PPF/PPD, SADP, STDP, 学习遗忘等多维度突触可塑性. 通过界面氧空位的动态重构与隧穿-陷阱竞争模型, 揭示了外加电压和温度双场协同降低陷阱势垒、调节有效活化能的物理本质. 在 293—473 K 宽温域内, 临界电压随温度线性自适应漂移, 实现了温度感知与临界电压自调节. 在此基础上, 成功构建了深度学习赋能的火灾预警系统, 实现了 96.54% 的高效异常识别率. 研究结果为环境自适应的忆阻器设计提供了理论框架, 为发展下一代类脑神经形态系统奠定了物理基础.

参考文献

- [1] Carlos E, Branquinho R, Martins R, Kiazadeh A, Fortunato E 2020 *Adv. Mater.* **33** 2004328
- [2] Hong X, Loy D J, Dananjaya P A, Tan F, Ng C, Lew W 2018 *J. Mater. Sci.* **53** 8720
- [3] Liao K H, Lei P X, Tu M L, Luo S W, Jiang T, Jie W J, Hao J H 2021 *ACS Appl. Mater. Interfaces* **13** 32606
- [4] Babacan Y, Kaçar F 2017 *AEU-Int. J. Electron. Commun.* **73** 16
- [5] Campbell K A, Drake K T, Barney Smith E H 2016 *Front. Bioeng. Biotechnol.* **4** 97
- [6] Daddinounou S, Vatajelu E I 2024 *Front. Neurosci.* **18** 1387339
- [7] Go S X, Lim K G, Lee T H, Loke D K 2024 *Small Sci.* **4** 2300139
- [8] Li Z Y, Li Z S, Tang W, Yao J P, Dou Z P, Gong J J, Li Y F, Zhang B N, Dong Y X, Xia J, Sun L, Jiang P, Cao X, Yang R, Miao X S, Yang R G 2024 *Nat. Commun.* **15** 7275
- [9] Lu J L, Sun F, Zhou G D, Duan S K, Hu X F 2024 *IEEE Sens. J.* **24** 2967
- [10] Zhang J L, Li X J, Xiao P D, Wei Z M, Hong Q H 2024 *IEEE Trans. Circuits Syst. I Regular Papers* **71** 3228
- [11] Huang Y F, Hopkins R, Janosky D, Chen Y C, Chang Y F, Lee J C 2022 *IEEE Trans. Electron Devices* **69** 6102
- [12] Li J Y, Qian Y Z, Li W, Yu S C, Ke Y X, Qian H W, Lin Y H, Hou C H, Shyue J J, Zhou J, Chen Y, Xu J P, Zhu J T, Yi M D, Huang W 2023 *Adv. Mater.* **35** 2209728
- [13] Naqi M, Yu Y, Cho Y, Kang S, Khine M T, Lee M, Kim S 2024 *Mater. Today Nano* **27** 100491
- [14] Fan Z Y, Tang Z H, Fang J L, Jiang Y P, Liu Q X, Tang X G, Zhou Y C, Gao J 2024 *Nanomaterials* **14** 583
- [15] He Y, Farmakidis N, Aggarwal S, Dong B, Lee J S, Wang M, Zhang Y, Parmigiani F, Bhaskaran H 2024 *Nano Lett.* **24** 16325
- [16] Zhu Y B, Wu C X, Xu Z W, Liu Y, Hu H L, Guo T L, Kim T W, Chai Y, Li F S 2021 *Nano Lett.* **21** 6087
- [17] Haghshenas Gorgabi F, Morant-Miñana M C, Zafarkish H, Abbaszadeh D, Asadi K 2023 *J. Mater. Chem. C* **11** 1690
- [18] Hajtő D, Rák Á, Cserey G 2019 *Materials* **12** 3573
- [19] Li H Z, Gao Q, Gao J, Huang J S, Geng X L, Wang G X, Liang B, Li X H, Wang M, Xiao Z S, Chu P K, Huang A P 2023 *ACS Appl. Mater. Interfaces* **15** 46449
- [20] Sun Y M, Li B X, Liu M, Zhang Z K 2024 *Mater. Today Adv.* **23** 100515
- [21] Tian L, Wang Y Y, Shi L P, Zhao R 2020 *ACS Appl. Electron. Mater.* **2** 3633
- [22] Liu D Q, Cheng H F, Zhu X, Wang N N, Zhang C Y 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 187301 (in Chinese) [刘东青, 程海峰, 朱玄, 王楠楠, 张朝阳 2014 物理学报 **63** 187301]
- [23] Baranowski M, Sachser R, Marinković B P, Ivanović S D, Huth M 2022 *Nanomaterials* **12** 4145
- [24] Mayer S F, Mitsioni M, van den Heuvel L, Robin P, Ronceray N, Marcaida M J, Abriata L A, Krapp L F, Anton J S, Soussou S, Jeanneret-Grosjean J, Fulciniti A, Moller A, Vacle S, Feletti L, Brinkerhoff H, Laszlo A H, Gundlach J H, Emmerich T, Dal Peraro M, Radenovic A 2025 *BioRxiv* **26** 615172
- [25] Rodriguez N, Maldonado D, Romero F J, Alonso F J, Aguilera A M, Godoy A, Jimenez-Molinos F, Ruiz F G, Roldan J B 2019 *Materials* **12** 3734
- [26] Wang S X, Dong X Q, Xiong Y X, Sha J, Cao Y G, Wu Y P, Li W, Yin Y, Wang Y C 2021 *Adv. Electron. Mater.* **7** 2100014
- [27] Xu G H, Zhang M L, Mei T T, Liu W C, Wang L, Xiao K 2024 *ACS Nano* **18** 19423
- [28] Li J Y, Qian Y Z, Ke Y X, Li W, Huang W, Yi M D 2023 *ACS Appl. Electron. Mater.* **5** 6813
- [29] Zhou J, Li W, Chen Y, Lin Y H, Yi M D, Li J Y, Qian Y Z, Guo Y, Cao K Y, Xie L H, Ling H F, Ren Z J, Xu J P, Zhu J T, Yan S K, Huang W 2020 *Adv. Mater.* **33** 2006201
- [30] Wang Z Y, Wang L Y, Wu Y M, Bian L Y, Nagai M, Jv R, Xie L H, Ling H F, Li Q, Bian H Y, Yi M D, Shi N E, Liu X G, Huang W 2021 *Adv. Mater.* **33** 2104370
- [31] Pasquini C, D'Amario L, Zaharieva I, Dau H 2020 *J. Chem. Phys.* **152** 19
- [32] Bian L Y, Xie M, Chong H, Zhang Z W, Liu G Y, Han Q S, Ge J Y, Liu Z, Lei Y, Zhang G W, Xie L H 2022 *Chin. J. Chem.* **40** 2451
- [33] Chen J B, Jia S J, Gao L Y, Xu J W, Yang C Y, Guo T T, Zhang P, Chen J T, Wang J, Zhao Y, Zhang X Q, Li Y 2024 *Colloids Surf. A* **689** 133673
- [34] Kim H, Kim M, Lee A, Park H L, Jang J, Bae J H, Kang I M, Kim E S, Lee S H 2023 *Adv. Sci.* **10** 2300659
- [35] Qian Y Z, Li J Y, Li W, Hou C H, Feng Z Y, Shi W, Yi M 2024 *J. Mater. Chem. C* **12** 9669
- [36] Shakib M A, Gao Z, Lamuta C 2023 *ACS Appl. Electron. Mater.* **5** 4875
- [37] Zeng J M, Chen X H, Liu S Z, Chen Q L, Liu G 2023 *Nanomaterials* **13** 803
- [38] Shao N, Zhang S B, Shao S Y 2019 *Acta Phys. Sin.* **68** 214202 (in Chinese) [邵楠, 张盛兵, 邵舒渊 2019 物理学报 **68** 214202]
- [39] Gong Y C, Ming J Y, Wu S Q, Yi M D, Xie L H, Huang W,

- Ling H F 2024 *Acta Phys. Sin.* **73** 207302 (in Chinese) [贡以纯, 明建宇, 吴思齐, 仪明东, 解令海, 黄维, 凌海峰 2024 *物理学报* **73** 207302]
- [40] Hu W J, Fan Z, Mo L Y, Lin H P, Li M X, Li W J, Ou J, Tao R Q, Tian G, Qin M H, Zeng M, Lu X B, Zhou G F, Gao X S, Liu J-M 2025 *ACS Appl. Mater. Interfaces* **17** 9595
- [41] Ki S, Chen M Z, Liang X G 2023 *IEEE Nanotechnol. Mag.* **17** 24
- [42] Yun S, Mahata C, Kim M H, Kim S 2022 *Appl. Surf. Sci.* **579** 152164
- [43] Cantley K D, Subramaniam A, Stiegler H J, Chapman R A, Vogel E M 2012 *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.* **23** 565
- [44] Chen Z J, Zhang J D, Wen S C, Li Y, Hong Q H 2021 *IEEE Trans. Very Large Scale Integr. Syst.* **29** 1095
- [45] Lee Y P 2017 *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Syst.* **47** 3386
- [46] Li M, Hong Q H, Wang X P 2021 *Neural Comput. Appl.* **34** 319
- [47] Patel M, Gosai J, Patel P, Roy M, Solanki A 2024 *ACS Omega* **9** 46841
- [48] Bing Z S, Baumann I, Jiang Z Y, Huang K, Cai C X, Knoll A 2019 *Front. Neurobot.* **13** 18
- [49] Pedroni B U, Joshi S, Deiss S R, Sheik S, Detorakis G, Paul S, Augustine C, Neftci E O, Cauwenberghs G 2019 *Front. Neurosci.* **13** 357
- [50] Quintana F M, Perez-Peña F, Galindo P L 2022 *Neural Comput. Appl.* **34** 15649
- [51] Mikaitis M, Pineda García G, Knight J C, Furber S B 2018 *Front. Neurosci.* **12** 105
- [52] Wang M L, Wang J S 2015 *Acta Phys. Sin.* **64** 108701 (in Chinese) [王美丽, 王俊松 2015 *物理学报* **64** 108701]
- [53] Wang Z X, Yu N G, Liao Y S 2023 *Electronics* **12** 3992
- [54] Kim S I, Lee Y, Park M H, Go G T, Kim Y H, XU W T, Lee H D, Kim H, Seo D G, Lee W, Lee T W 2019 *Adv. Electron. Mater.* **5** 1900008
- [55] Frenkel J 1938 *Phys. Rev.* **54** 647
- [56] He D W, Qiao J S, Zhang L L, Wang J Y, Lan T, Qian J, Li Y, Shi Y, Chai Y, Lan W, Ono L K, Qi Y B, Xu J B, Ji W, Wang X R 2017 *Sci. Adv.* **3** e1701186
- [57] Takagi K, Nagase T, Kobayashi T, Naito H 2016 *Org. Electron.* **32** 65
- [58] Sturman B, Podivilov E, Gorkunov M 2003 *Phys. Rev. Lett.* **91** 176602
- [59] Xie Y L, Kundu S C, Fan S, Zhang Y P 2024 *Sci. China Mater.* **67** 3675
- [60] Cao L J, Luo Y H, Yao J P, Ge X, Luo M Y, Li J Q, Cheng X M, Yang R, Miao X S 2024 *J. Mater. Chem. C* **12** 19555
- [61] Guo T, Ge J W, Jiao Y X, Teng Y C, Sun B, Huang W, Asgarimoghaddam H, Musselman K P, Fang Y, Zhou Y N, Wu Y A 2023 *Mater. Horiz.* **10** 1030
- [62] Li J C, Liu Z C, Xia Y H, Liu X, Yang H X, Ma Y X, Wang Y L 2025 *Adv. Funct. Mater.* **35** 2416635
- [63] Ganaie M M, Kumar A, Shringi A K, Sahu S, Saliba M, Kumar M 2024 *Adv. Funct. Mater.* **34** 2405080
- [64] Sun Y M, Liu M, Li B X 2024 *Small* **20** 2404177
- [65] Ouyang G, Wang Y L, Su J, Ren M C, Zhang M H, Cao M H 2025 *Nano Energy* **137** 110778
- [66] Liu Z H, Cheng P P, Li Y F, Kang R Y, Zhang Z Q, Zuo Z Y, Zhao J 2021 *ACS Appl. Mater. Interfaces* **13** 58885
- [67] Shen D H, Zhou J, Chen Y, Kong L J, Li W, Shi W, Yi M D 2025 *J. Phys. D: Appl. Phys.* **58** 245107

Bio-inspired organic small-molecule memristor synergistically modulated by electric-thermal field^{*}

LI Wen^{1) #} KONG Lingjie^{1) #} CHEN Ye^{1) †} ZHOU Jia¹⁾
SHI Wei²⁾ YI Mingdong^{1) ‡}

1) (*State Key Laboratory of Flexible Electronics, Institute of Advanced Materials, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China*)

2) (*School of Flexible Electronics (Future Technologies), Institute of Advanced Materials, Nanjing Tech University, Nanjing 211816, China*)

(Received 14 May 2025; revised manuscript received 2 July 2025)

Abstract

Memristor-driven neuromorphic computing offers a promising path for brain-inspired intelligence by emulating the multidimensional plasticity of biological synapses, thereby achieving energy-efficient parallel computation. However, in the context of dynamically modulating synaptic plasticity, achieving strong environmental adaptability, especially in response to temperature fluctuation, remains a major challenge for organic memristors. In order to solve this problem, a bio-inspired cobalt phthalocyanine (CoPc)-based memristor is developed specifically for synergistic electric-thermal field modulation. The device utilizes the stable planar π -conjugated system of CoPc molecules and leverages dynamic oxygen vacancy (O_V) migration at the CoPc/ AlO_x interface. A comprehensive electrical characterisation is conducted, incorporating X-ray photoelectron spectroscopy (XPS), in-situ Raman spectroscopy, and temperature-dependent electrical measurements across a wide range (293–473 K). This is supported by physical modelling (SCLC, FNT, Arrhenius) to elucidate the underlying mechanisms. Evidence indicates that the device can effectively replicate key aspects of synaptic plasticity, including short-term potentiation/depression (STP/STD), and paired-pulse facilitation/depression (PPF/PPD), through the regulation of an electric field. The index increases to 151%, indicating a significant increase. Spike-amplitude-dependent plasticity (SADP, 45% weight increase), spike-timing-dependent plasticity (STDP, $\Delta W = \pm 90\%$), and learning-forgetting-relearning dynamics are revealed, unveiling cumulative memory effects linked to O_V transport. The device exhibits excellent temperature resilience over the range of 293–473 K, characterised by a linear adaptive shift in its critical voltage (V_{Critical}) from 8.7 V at 293 K to 4.5 V, with $dV_{\text{Critical}}/dT = 0.023$ V/K. Physical analysis attributes this adaptive threshold and stable operation to a dual-field synergistic mechanism based on trap-assisted carrier transport. Elevated temperature thermally activates carriers, reducing the effective barrier for trap escape and O_V migration activation energy ($E_a = 0.073$ – 0.312 eV), which facilitates conduction through Fowler-Nordheim tunneling (FNT) at lower electric fields. Conversely, lower temperatures require higher electric fields to enhance trap ionization efficiency through the Poole-Frenkel effect, compensating for reduced thermal energy. The validation of the linear $V_{\text{Critical}}-T$ relationship as a sensitive temperature transduction mechanism is achieved by developing

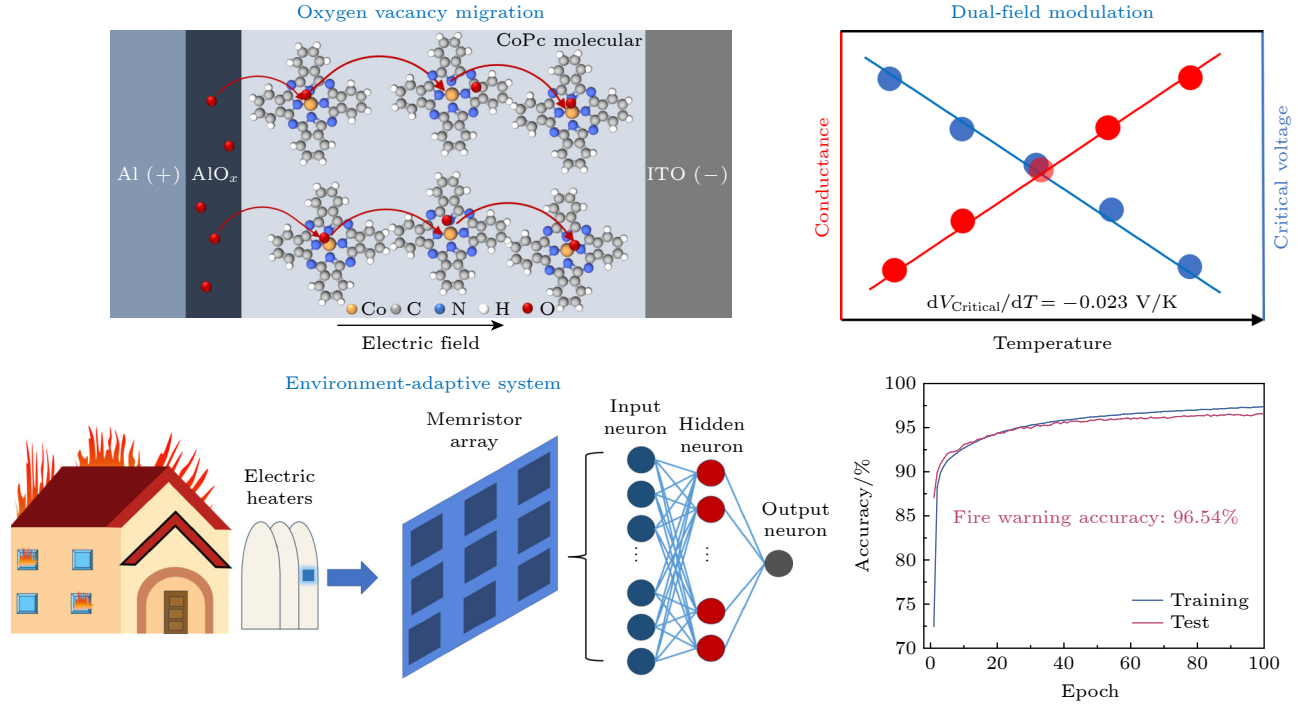
* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 62174089, 62275130, 62375125), the Natural Science Foundation of Jiangsu Province, China (Grant No. BK20240138), and the Postgraduate Research&Practice Innovation Program of Jiangsu Province, China (Grant No. KYCX21_0774).

These authors contributed equally.

† Corresponding author. E-mail: ichenye@outlook.com

‡ Corresponding author. E-mail: iammdyi@njupt.edu.cn

an intelligent fire warning system. This study involves a 6×6 CoPc memristor array integrated into household heaters, combined with a deep learning model consisting of a fully connected network with $20 \times 16 + 16 \times 8 + 8 \times 1$ neurons. The resulting model achieves an accuracy of 96.54% in identifying high abnormal temperature. This work establishes a novel paradigm for environmentally adaptive neuromorphic devices through molecular/interface design and synergistic multi-field modulation, providing a physical realization of temperature-elastic synaptic operation and demonstrating its practical feasibility for powerful next-generation brain-inspired computing platforms.



Keywords: memristor, dual-field modulation, critical voltage, dynamic synaptic plasticity

PACS: 73.40.Sx, 81.07.-b, 85.35.-p, 07.05.Mh

DOI: [10.7498/aps.74.20250626](https://doi.org/10.7498/aps.74.20250626)

CSTR: [32037.14.aps.74.20250626](https://cstr.cn/32037.14.aps.74.20250626)

基于电场-温度双场协同调控的有机小分子仿生忆阻器

李雯 孔令杰 陈叶 周嘉 石伟 仪明东

Bio-inspired organic small-molecule memristor synergistically modulated by electric-thermal field

LI Wen KONG Lingjie CHEN Ye ZHOU Jia SHI Wei YI Mingdong

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 74, 177301 (2025) DOI: 10.7498/aps.74.20250626

CSTR: 32037.14.aps.74.20250626

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.74.20250626>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

面向类脑计算的低电压忆阻器研究进展

Recent progress of low-voltage memristor for neuromorphic computing

物理学报. 2024, 73(20): 207302 <https://doi.org/10.7498/aps.73.20241022>

含有偏置电压源的非齐次分数阶忆阻混沌电路动力学分析与实验研究

Dynamic analysis and experiment of chaotic circuit of non-homogeneous fractional memristor with bias voltage source

物理学报. 2024, 73(1): 010501 <https://doi.org/10.7498/aps.73.20231211>

一种适用于大规模忆阻网络的忆阻器单元解析建模策略

An analytic modeling strategy for memristor cell applicable to large-scale memristive networks

物理学报. 2021, 70(17): 178505 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20210116>

基于忆阻器阵列的下一代储池计算

Next-generation reservoir computing based on memristor array

物理学报. 2022, 71(14): 140701 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20220082>

蔡氏结型忆阻器的简化及其神经元电路的硬件实现

Simplification of Chua corsage memristor and hardware implementation of its neuron circuit

物理学报. 2023, 72(7): 070501 <https://doi.org/10.7498/aps.72.20222013>

串扰忆阻突触异质离散神经网络的共存放电与同步行为

Coexisting discharge and synchronization of heterogeneous discrete neural network with crosstalk memristor synapses

物理学报. 2024, 73(11): 110503 <https://doi.org/10.7498/aps.73.20231972>