

专题: 二维材料与未来信息器件

基于二维材料光电器件的传感器内计算与应用进展*

石旗^{1)2)#} 田茂鑫^{2)#} 杨权^{2)†} 张晓伟^{1)‡} 赵昱达^{2)††}

1) (宁波大学信息科学与工程学院, 宁波 315000)

2) (浙江大学集成电路学院, 杭州 310027)

(2025年8月14日收到; 2025年9月15日收到修改稿)

随着大数据和人工智能技术的飞速发展, 图像传感器向着多光学维度高质量成像和智能化信息处理方向发展. 传统的图像传感器架构由于感存算分离在处理指数级增长的视觉信息时面临存储墙和功耗墙瓶颈. 近年来, 基于二维材料的光电探测器在性能提升方面取得了显著的进展, 并与传感器内计算技术相结合, 为图像在传感器内智能处理开辟了新路径. 本文系统地综述了高性能二维材料光电探测器及图像智能处理技术的最新进展. 首先, 介绍了二维材料光电探测器的感知特性及其关键性能指标; 随后, 探讨了探测器内图像预处理方法; 接着, 总结了基于二维材料器件的传感器内计算技术及其在各类神经网络中的创新应用; 最后, 分析了利用二维材料开发新一代图像处理器件所面临的挑战与机遇.

关键词: 二维材料, 光电探测器, 传感器内计算, 人工神经网络**PACS:** 85.35.-p, 85.60.-q, 42.79.Pw, 07.05.Mh**DOI:** 10.7498/aps.74.20251093**CSTR:** 32037.14.aps.74.20251093

1 引言

图像传感器在捕捉视觉信息并将其转化为电信号方面发挥着重要作用, 这使得我们能够解读、分析和理解周围环境^[1,2]. 传统视觉芯片由于功能需求和制造工艺的限制, 其感知与计算单元在物理结构上是分离的^[3-5]. 传感过程主要在嘈杂的模拟域中完成, 而计算则依赖于冯·诺依曼架构^[6]. 传感器端需要采集大量原始数据, 并将其传输至本地计算单元或云端系统处理, 导致能耗高、响应延迟大、数据存储和通信带宽压力显著, 同时也带来了安全隐患^[7].

为了提升图像处理效率, 计算架构需要从传统的以计算为中心转向以数据为中心^[8]. 基础的图像

增强、噪声抑制和边缘提取等操作可在传感器内部完成, 从而减轻后端处理单元的负担, 减少数据传输量^[9]. 在传感器内计算架构中, 传感器不仅采集图像数据, 还能在内部直接执行计算任务, 实现感知与计算的深度融合. 这种方式减少了传感器与处理单元之间冗余数据的传输, 从而显著地提升了整体系统的能效和响应速度^[10].

二维 (two-dimensional, 2D) 材料在视觉传感领域展现出独特潜力. 2D 材料凭借原子级厚度^[11]、弱短沟道效应^[12]、高载流子迁移率^[13-15]及可调谐光电特性^[16-20], 成为实现“感知-计算共位”的理想载体. 材料单层大面积合成技术的进步, 为大规模器件集成提供了坚实基础^[21-23]. 本综述聚焦基于 2D 材料的图像传感器研究进展, 围绕其核心即“光

* 国家自然科学基金 (批准号: 62090034, 62261160574, 62090030) 和国家科技重大专项 (批准号: 2022YFA1204303) 资助的课题.

同等贡献作者.

† 通信作者. E-mail: yangquan@zju.edu.cn

‡ 通信作者. E-mail: zhangxiaowei@nbu.edu.cn

†† 通信作者. E-mail: yudazhao@zju.edu.cn

信号感知+图像预处理+高级图像处理”三者的协同演化展开 (图 1), 从材料物理、器件结构、功能实现及系统集成等多角度出发, 深入探讨当前技术的发展现状与核心挑战, 并为后续研究提供统一的分析框架与发展思路.

2 光信号感知

光场的固有特性, 如强度、波长和偏振, 为众多应用提供了多维的光学信息. 光信号感知作为智

能图像处理的基础, 决定了后续图像信息的丰富性和处理精度. 光强作为最直观的光学信号, 其高灵敏度检测对于复杂光环境下的图像质量提升至关重要. 二维材料凭借其优异的光电响应能力, 在实现高效光强感知方面展现出巨大潜力. 光谱感知则依赖于材料带隙的调控及异质结构的集成, 通过计算光谱学实现了波长检测, 丰富了光学信息的维度. 偏振感知方面, 部分二维材料具有结构各向异性特征, 使其能够对光的偏振状态产生敏感响应, 进而实现对偏振信息的高精度捕获.

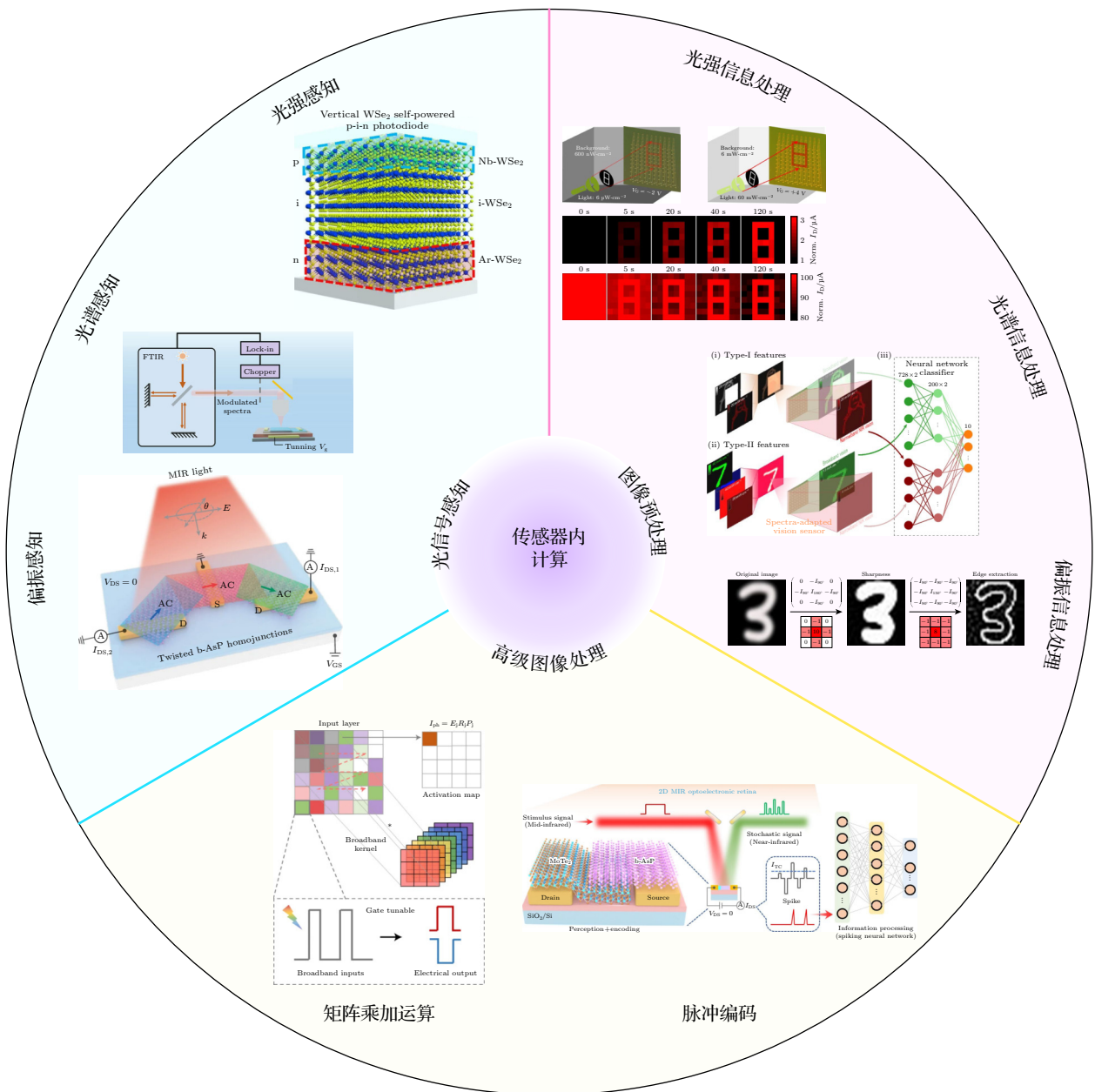


图 1 传感器内计算概述图

Fig. 1. Schematic to overview in-sensor computing.

2.1 光强感知

先进的图像传感器具有超高的光响应度和更宽的光谱范围, 显著地拓展了其应用的多功能性. 增强光响应度对于实现高对比度、低噪声的成像效果至关重要. 目前, 商业化光电探测器多基于晶体 GaN, Si 和 InGaAs, 分别用于紫外至近红外波段的探测 [24]. 此外, 长波长红外探测器主要采用窄带隙半导体材料 (如 HgCdTe 和 InSb) 及量子阱结构 [25]. 然而, 受材料毒性、制造工艺复杂、需在低温条件下工作以及成本高昂等因素的制约, 基于上述材料实现高性能宽带探测器仍面临巨大挑战. 二维材料凭借其独特的物理和光电特性, 在宽光谱范围内为高性能光强响应提供了全新的解决方案. 典型二维材料, 如石墨烯 (graphene)、过渡金属二硫化合物 (transition metal dichalcogenides, TMDs) 以及黑磷 (black phosphorus, BP) 等, 由于具有原子级的厚度与较大的比表面积, 使其能够与入射光产生充分且高效的相互作用, 显著地提高了光的吸收率 [26–30].

虽然二维材料自身有着良好的光电特性, 但是单个材料光吸收能力有限, 通过构建垂直或侧向结构是提升光强感知的主要方法 [31,32]. 二维材料异质结光电探测器相较于单一材料的光电探测器, 具有如下 3 个显著优势. 首先, 异质结所产生的强内建电场通过促进光生载流子有效分离显著提升光电转换效率: Jang 等 [33] 利用嵌入金纳米簇的导电桥氧化物中间层接触 (conductive-bridge interlayer contact, CBIC) 构建 $WS_2/Cl-SnSe_2$ 肖特基异质结, 通过抑制费米能级钉扎与降低接触电阻, 使金属功函数与半导体能带合理匹配, 形成强内建电场, 推动光生电子与空穴快速沿相反方向迁移至电极, 减少界面复合并提升载流子收集效率. 其次, 在异质结光电探测器中, 结界面质量及半导体-电极界面的优化可显著地改善光生载流子的分离与迁移路径, 从而提高响应速度: Tian 等 [34] 通过构建垂直结构的 WSe_2 p-i-n 光二极管, 并在 p 型层采用高浓度 Nb 掺杂及在 n 型层引入 Ar 等离子体诱导缺陷, 实现低接触电阻与高内建电场, 使光生载流子在高质量界面中得以快速漂移至电极, 获得亚 10 ps 的本征响应时间和 23 ns 的开关响应时间, 同时保持高达 90.5% 的外量子效率与自供电工作能力, 从根本上解决了二维器件中高响应度与

高速响应的权衡问题. 相比之下, 硅在 532 nm 波长下的光吸收系数仅约 $8 \times 10^3 \text{ cm}^{-1}$, 需要数微米至数百微米的本征层厚度才能实现有效的吸收, 导致内建电场减弱、载流子迁移路径延长, 从而严重限制了其响应速度. 最后, 异质结设计能够实现更宽的光谱响应 [35]: Wu 等 [31] 通过选用窄带隙黑磷 (0.3 eV) 与宽带隙 MoS_2 (1.2 eV) 构建 BP/ MoS_2 异质结, 并利用能带 II 型对齐实现高效载流子分离, 使器件在紫外至中红外 (325–3800 nm) 范围内均具备显著的响应, 显著地提升了光谱响应范围和灵敏度; 同时, 垂直传输通道将载流子迁移距离缩短至纳米量级, 进一步提高了外量子效率与响应速度. 该器件在室温下实现了高达 $2.38 \times 10^{11} \text{ cm} \cdot \text{Hz}^{1/2} \cdot \text{W}^{-1}$ 的比探测率 (接近理论极限) 和约 10.4 ns 的响应时间, 其表现已接近甚至超越了需要低温冷却的商用 HgCdTe 光探测器. 这表明二维异质结器件在满足宽光谱、高灵敏与高速响应的同时, 还兼具室温工作与低功耗等优势, 为下一代红外光电探测提供了新的途径.

总体而言, 二维材料异质结光电探测器主要优势源自异质结在能带调控、载流子分离和迁移、光吸收和光谱范围等方面的优化. 随着材料选择和界面设计的不断创新, 异质结光电探测器的性能有望在未来的光电应用中发挥重要作用. 图 2 总结了不同异质结光电探测器的性能表现, 数据来源于文献 [31, 36–43].

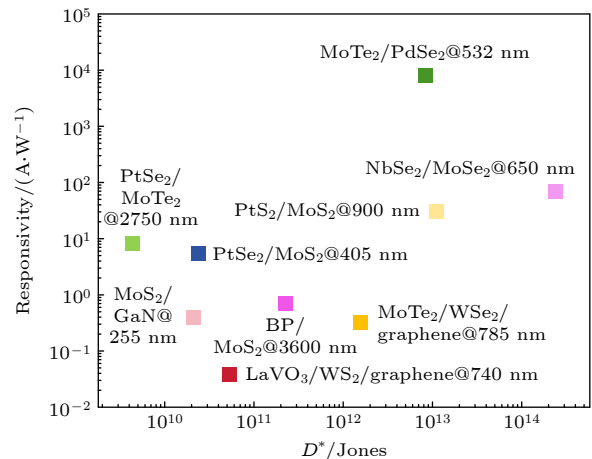


图 2 不同光电探测器的响应度、比探测率以及对应的响应波长, 其中 D^* 代表比探测率. 数据来源于文献 [31, 36–43]
Fig. 2. Responsivity, specific detectivity (where D^* stands for specific detectivity), and corresponding response wavelengths of different photodetectors. The data are taken from Ref. [31, 36–43].

2.2 光谱感知

光谱信息在材料识别、环境监测以及光通信等领域中具有关键作用,可用于对目标进行高精度分析.然而,传统台式光谱仪依赖色散元件、长光路和复杂的机械移动结构,虽然在宽光谱范围内可提供高分辨率,但体积庞大、成本高昂,难以满足便携式或可穿戴设备集成的需求(见表1)^[44].为满足对紧凑、低成本便携式光谱仪以及高光谱成像系统的需求,近年来研究人员不断探索光谱仪小型化的技术路径.小型化策略主要分为两类:一类延续传统光谱仪的工作原理,通过色散元件将单色光导入光电探测器阵列、窄带滤波器阵列^[45]或傅里叶变换系统^[46].这类方法性能稳定、精度高,但受限于光路长度,难以将系统尺寸缩小至亚毫米级.另一类则基于计算光谱学原理,计算光谱学是一种结合物理测量与计算算法的光谱分析方法,通过对光谱数据的采集、建模和数学反演,重建出光的波长成分或材料的光学特性.它通常依赖于已知系统响应(如响应矩阵)与测量信号之间的关系,利用正则化、机器学习或优化算法解决反问题,从而实现无需传统分光元件(如光栅或干涉仪)的高效、紧凑光谱测量,是实现小型化、低成本光谱仪的关键技术路径.研究人员通过采用具有不同光谱响应的宽带探测器阵列,结合计算重建算法实现光谱获取^[47-50].该策略无需窄带通滤光器,具有更高的小型化潜力,可实现亚毫米级封装,但其性能仍受限于光束均匀性、对精密化学合成与纳米制造的高要求,以及分辨率与探测面积之间的权衡.

二维材料的发展突破了上述限制.其独特的电可调带隙结构和光谱响应能力,使得利用单个光电探测器即可完成光谱表征成为可能.调谐二维材料光谱响应的一种有效方法是带隙调制,可通过斯塔克效应机制实现.斯塔克效应在外部电场下移动和分裂电子态,能够动态、精确地控制光学响应.Yuan等^[51]提出了一种基于黑磷材料的中红外单

探测器光谱仪,核心在于利用斯塔克效应调控带隙,从而实现光电响应的可调性.如图3所示,该光谱仪的工作流程分为五个部分:图3(a)在学习阶段,调节外加电场使BP的光谱响应发生变化,分别在多个电场下照射已知光谱,建立波长与电场相关的二维响应矩阵 $R_{D,\lambda}$;图3(b)将所有偏置下得到的响应汇总成完整的响应矩阵,作为系统的“记忆”;图3(c)当有未知光谱照射时,系统在相同的多个电场下记录响应,进行采样;图3(d)得到采样响应向量 I_D ,用于后续反演计算;图3(e)通过正则化算法将 I_D 和已知的 $R_{D,\lambda}$ 结合,重构出原始的入射光谱.整个过程无需光栅或干涉仪,器件尺寸仅为 $9 \times 16 \mu\text{m}^2$,工作波段覆盖 $2-9 \mu\text{m}$,展示了高集成、小尺寸、低成本的中红外光谱测量潜力.在性能上,光谱分辨率在全波段($1-9.5 \mu\text{m}$)测量时约为 500 nm (理论极限 420 nm),通过缩小扫描范围至 $4-7 \mu\text{m}$ 并提高采样点至81个时可提升至约 90 nm (约 4 meV),对应的最小可分辨间隔达到 $0.1 \mu\text{m}$ 量级,能够清晰分辨如 CO_2 在 $4.3 \mu\text{m}$ 的吸收峰.同时,系统在重建过程中采用Tikhonov与Lasso正则化方法并引入截止波长约束,有效抑制噪声影响,使其在实验条件下仍能稳定重构黑体辐射及气体吸收谱,展现出对噪声的良好鲁棒性.

然而,由于波段结构调制不足,使用单一二维材料实现高分辨率宽带光谱传感具有挑战性.基于二维材料的范德瓦耳斯异质结提供了超越组成材料的高度可调功能,并且可以克服这些限制.基于此,Yoon等^[52]制备了尺寸仅为 $22 \mu\text{m} \times 8 \mu\text{m}$ 的微型计算光谱仪,该结构包含用于绝缘和钝化的顶部和底部h-BN层、用于局部栅极的单层石墨层和 $\text{MoS}_2/\text{WSe}_2$ 异质结(图3(f)).图3(g)展示了在栅极电压 $V_{\text{GS}} = 3 \text{ V}$ 时, $\text{MoS}_2/\text{WSe}_2$ 异质结在光波长 $405-845 \text{ nm}$ 下的光电流响应.每条曲线对应不同的入射光波长,表明该器件能够在宽光谱范围内响应光信号,且通过电场调节,可以精准控

表1 二维材料光谱仪和商用光谱仪对比

Table 1. Comparison between two-dimensional material spectrometers and commercial spectrometers.

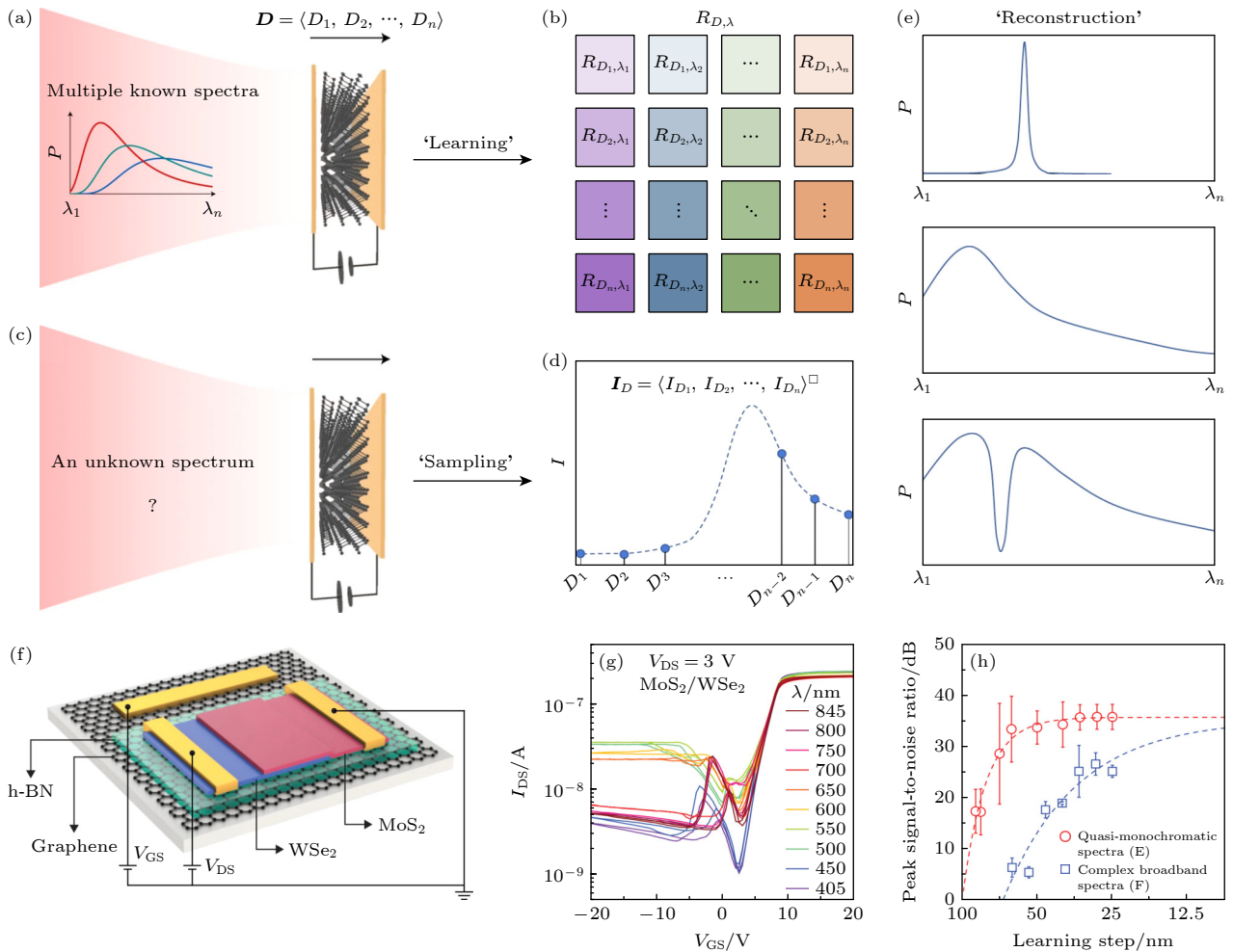
类别	器件	波长范围/nm	分辨率	占用面积/ mm^2	参考
二维光谱仪	$\text{MoS}_2/\text{WSe}_2$	405—845	分辨率 $\approx 3 \text{ nm}$; 峰值波长精度 $\approx 0.36 \text{ nm}$	0.000176	[52]
	MoS_2/BP	500—1600	峰值波长精度 $\approx 2 \text{ nm}$; 在1550—1560 nm演示可分辨1 nm间隔	0.0006	[53]
商用	Hamamatsu C12880 MA	340—850	$\leq 15 \text{ nm}$ (半高宽, 典型12—15 nm)	251.25	[54]
	Ocean Insight HR4	190—1100 (不同配置)	0.26—0.9 nm	15853.6	[55]

制不同波长的光电响应. 图 3(h) 展示了峰信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR) 随学习步长的变化数据. 具体来看, 拟单色光谱的 PSNR 达到最高 35.7 dB, 而复杂宽带光谱的 PSNR 达到 33.6 dB. 这些数据表明, 随着学习步长的增大, 光谱重建的质量得到了明显提升. PSNR 值逐步上升, 表明重建的光谱与真实光谱之间的误差逐渐减少, 从而提高了重建精度. 图 3(i) 展示了通过扫描样本并收集光电流数据, 结合计算重建算法, 光谱仪能够在不同波长下获得详细的光谱信息. 扫描过程中, 光电流数据形成一个三维数据立方体, 其中包含空间坐标和栅极电压的数据. 通过计算重建, 光谱仪将这些数据转化为光谱数据立方体, 展示样本在不同位置和波长下的光谱特性. 该光谱仪通过单个探测器实现高精度和高分辨率的光谱重建, 能够在约 0.36 nm 的峰值波长精度下, 达到约 3 nm 的光谱分辨率, 并且具备 405—845 nm 的宽工作带宽. 表 1 详细对比了二维材料光谱仪和商用光谱仪在波长范围、分辨率和占用面积这三个指标上的优劣 [52–55].

2.3 偏振感知

偏振信息通常由斯托克斯参数 (S_0, S_1, S_2, S_3) 完整描述, 并可通过庞加莱球进行可视化, 其中 S_1 — S_3 表示庞加莱球的笛卡尔坐标. 传统的偏振探测技术通常依赖于光学元件如偏振片、波片、光学干涉仪等, 这些技术虽然成熟, 但往往存在体积大、操作复杂、无法实现高精度和高灵活性的局限性 [56]. 与此相比, 二维范德瓦耳斯材料凭借其独特的各向异性光学特性和可调谐的对称性, 在构建紧凑型、高效能、智能化的偏振传感器方面展现出优势. 近年来, 研究者通过引入扭曲二维材料和基于超表面异质结构的设计, 成功地实现了对全偏振态的精确探测, 不仅提高了偏振测量的灵敏度和分辨率, 还能够在更小的尺寸下进行高效集成. 这些二维材料的优异性能使得偏振传感器具备更强的可调性和适应性, 成为突破传统偏振技术瓶颈的潜力所在.

扭曲二维材料通过引入层间扭角, 形成莫尔超晶格并打破原有晶体对称性, 从而改变其电子与光



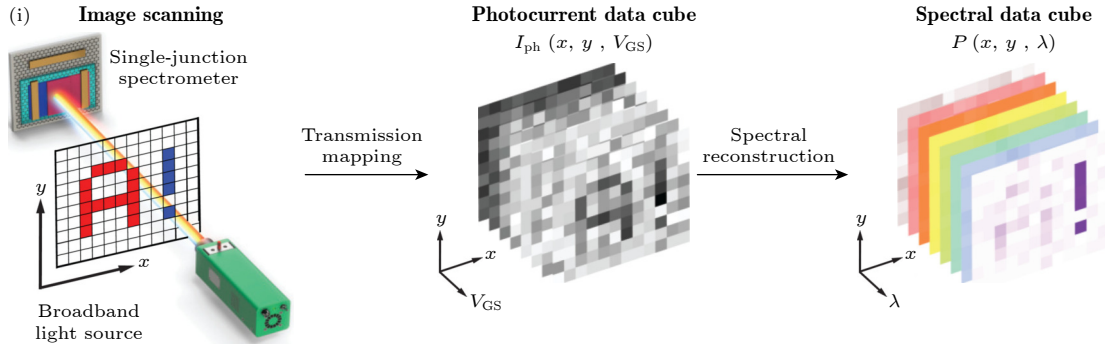


图 3 (a) 学习过程示意图. BP 的光响应可以通过两个平行金属板之间的电位移场 (D) 进行调节^[51]; (b) BP 光谱仪的响应矩阵 $\mathbf{R}_{D,\lambda}$, 它依赖于外加电位移场 (D) 和入射光的波长 (λ), 是通过一组已知光谱 (如图 (a) 中的红色、绿色和蓝色曲线在不同电场下) 所产生的光响应进行“学习”而得出的^[51]; (c) 采样过程示意图. 对于未知光谱的入射光, BP 探测器在不同电位移场下测量光电流, 即进行采样; (d) 采样过程会生成一个光电流向量 I_D ^[51]; (e) 三种重建后的光谱示意图, 从上到下分别表示: 一个窄带发射光谱、一个宽带发射光谱, 以及一种气体分子的吸收特征光谱. 未知光谱的重建依赖于之前步骤中得到的响应矩阵 $\mathbf{R}_{D,\lambda}$ 和电流向量 I_D (出自文献 [51], 已获得授权); (f) 光谱仪示意图^[52]; (g) $\text{MoS}_2/\text{WSe}_2$ 在不同波长的光照射下的转移曲线, 固定功率为 20 mW^[52]; (h) 重建光谱和参考光谱之间的峰值信噪比与学习步骤的函数关系^[52]; (i) 使用空间扫描方法的单结光谱仪配置光谱成像. 用彩色图像过滤的宽带光源入射到光谱仪进行光谱成像 (出自文献 [52], 已获得授权)

Fig. 3. (a) Schematic of the learning process. The photoresponse of BP can be tuned by the electric displacement (D) between two parallel metallic plates^[51]; (b) the responsivity matrix $\mathbf{R}_{D,\lambda}$ of the BP spectrometer, which depends on the biasing displacement field (D) and the incident light wavelength (λ), is ‘learned’ from the photoresponses to a group of known spectra (illustrated by the red, green and blue curves in a under different biasing displacement fields)^[51]; (c) schematic of the sampling process. For the incident light with an unknown spectrum, the photocurrent in the BP detector is sampled as a function of the electric displacement D ^[51]; (d) the sampling process generates the photocurrent vector I_D ^[51]; (e) schematics of three reconstructed spectra. From top to bottom, the spectra represent a narrowband emission, a broadband emission and an absorption feature of certain gas molecules. Reconstruction of the unknown spectra leverages the $\mathbf{R}_{D,\lambda}$ and I_D as discussed in panel (a)–(d). Reproduced with permission from Ref. [51]; (f) schematic diagram of the spectrometer^[52]; (g) transfer curves of $\text{MoS}_2/\text{WSe}_2$ under different wavelengths of light illumination, with a fixed power of 20 mW^[52]; (h) relationship between the peak signal-to-noise ratio of the reconstructed spectrum and the reference spectrum as a function of the learning step^[52]; (i) spectral imaging with a single-junction spectrometer configuration using spatial scanning method. Broadband light filtered through a color image is incident on the spectrometer for spectral imaging. Reproduced with permission from Ref. [52].

学性质, 赋予材料对不同偏振态光的选择性响应. 由于这种结构诱导了光学各向异性和手性效应, 扭曲二维材料能够有效地区分线偏振与圆偏振光, 实现对全偏振态的高灵敏检测, 为新型偏振探测器提供了强大支持. 例如, 通过扭曲的双层石墨烯实现了在两个波长 (5.0 μm 和 7.7 μm) 下对光的偏振态同步检测, 但这一过程需要复杂的卷积神经网络的支持^[57]. 此外, 利用扭曲的黑磷旋光仪, 可以精确地识别各种偏振态. 然而, 从这些器件中提取光强度仍然需要额外的功率校准装置来解耦强度与偏振的关系, 这增加了系统的复杂性并使得器件体积变大^[58]. 偏振感知的发展趋势是尽可能简化器件表面结构并减少外部机械部件的依赖. 将多波段检测和偏振检测集成到单一光电探测器中, 依然是一项极具挑战性的任务. 基于此, Wang 等^[59]提出了一种基于双重扭角黑砷磷 (black arsenic phosphorus, b-AsP) 同质结的中红外光电探测器 (图 4(a)),

创新性地利用二维材料的晶向各向异性 and 人为引入的扭角结构, 实现了无需偏振滤波器即可在零偏置下同时探测光的偏振角、强度和波长信息, 构建了一个紧凑的多维光学信息探测平台. 器件通过两个具有相位差的扭转同质结通道 (45° 和 135°), 产生与偏振角强相关的光热电响应, 能直接反演斯托克斯参数中的全线性偏振态 (S_1 , S_2) 和功率密度 (S_0), 实现对线偏振态的识别. 实验中, 器件展现出优异的性能指标, 包括响应率最高可达 50 mA/W、探测率约 1.2×10^9 Jones, 并具有良好的可调性与重复性. 此外, 该结构还支持 3.7—5.7 μm 波长分辨和偏振-强度图像重建, 为发展低功耗、高精度、全斯托克斯偏振探测器提供了新路径, 适用于红外成像、光通信、偏振编码识别等前沿应用领域.

超表面是由大量的微观结构单元 (通常是亚波长尺寸的结构) 组成的薄层材料^[60]. 超表面的设计可以让微观单元对入射光的偏振、传播方向和相位

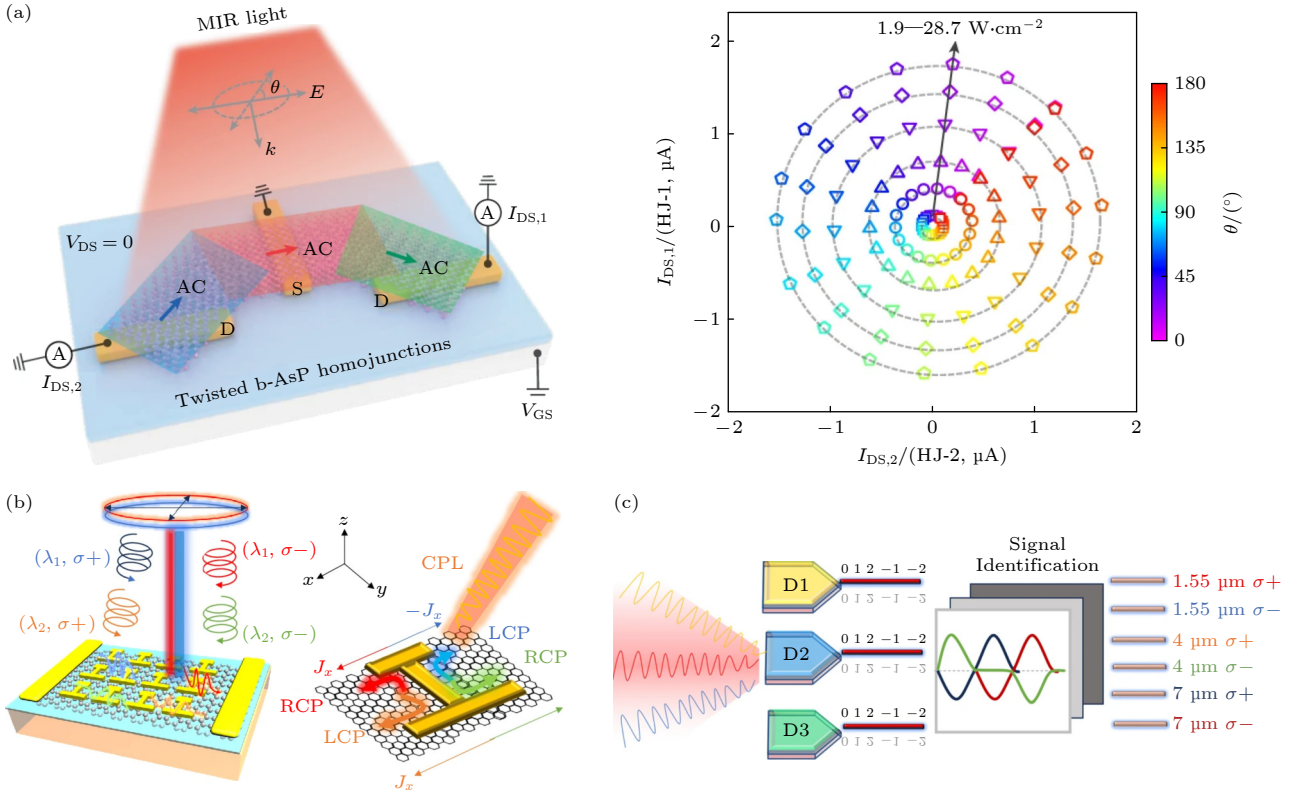


图 4 (a) 双扭曲的黑砷磷 (b-AsP) 同质结证明可以同时检测完整的线性偏振态和强度信息 (出自文献 [59], 已获得授权); (b) 石墨烯上的双臂超表面结构可以将不同波长和旋性的光定位在双臂的两侧, 产生具有不同大小和方向的矢量光电流。CPL, LCP 和 RCP 分别代表圆偏振光、左旋圆偏振光和右旋圆偏振光 [61]; (c) 提取三波长圆偏振信号的示意图。在混合入射光的情况下, 光电压信号编码的处理允许提取入射光的波长和圆偏振信息 (出自文献 [61], 已获得授权)

Fig. 4. (a) Twisted b-AsP homojunctions demonstrated simultaneous detection of full linear polarization states and intensity information. Reproduced with permission from Ref. [59]; (b) the dual-arm metasurface structure on graphene can localize light of different wavelengths and handedness on either side of the dual arms, generating vectorial photocurrents with varying magnitudes and directions. CPL, LCP, and RCP respectively represent circularly polarized light, left-handed circularly polarized light, and right-handed circularly polarized light [61]; (c) schematic representation of the extraction of three-wavelength circularly polarized signals. In the case of mixed light incidence, the processing of photovoltage signal encoding allows for the extraction of the wavelength and circular polarization information of the incident light. Reproduced with permission from Ref. [61].

进行非常精确的控制。超表面的微观结构能够引导光产生局部共振效应, 使得光与超表面的相互作用更加显著, 从而增强光的响应。通过合理设计超表面, 可以使其对特定波长和偏振状态的光产生显著的增强作用, 从而提升探测器对偏振信息的响应度。Jiang 等 [61] 提出了一种基于石墨烯-超表面的新型多维光学信息探测器 (图 4(b)), 能够在 1—8 μm 的超宽波段范围内同时解析光的偏振态与波长信息。通过设计具有双臂等离激元结构的超表面元胞, 器件可在不同波长与偏振状态下生成极性和幅值各异的光生电流, 实现对斯托克斯参数 (S_0 — S_3) 的灵敏响应与矢量编码 (图 4(c))。研究中构建的三端口结构进一步提升了多波段识别能力, 并借助机器学习算法对光信号中的偏振角和波长进行高精度预测, 波长解析度优于 0.5 μm 。相较于传统依赖

多通道与滤光器件的系统, 该器件具有结构紧凑、工作原理直观、无需外加偏置、加工工艺成熟等优势, 在全偏振态解码、信息编码、红外成像与超紧凑光通信等应用场景中展现出广阔前景。

3 多维光信息图像预处理

图像预处理是图像分析中的关键步骤, 通过对原始图像的处理, 能够提高图像质量、去除噪声并增强后续处理的效果。在图像信息预处理中, 传统图像处理方法, 如基于经典算法的滤波、分割和特征提取等, 在低维度或简单场景图像中能够获得较好的效果, 但在处理复杂光学图像和多维信息时, 通常依赖大量计算资源, 计算复杂度较高, 容易导致能耗过大, 处理速度较慢, 往往难以平衡处理效

果与计算效率. 与传统方法相比, 基于二维材料的传感器内计算器件在图像预处理中展现出优势. 感算一体方法模拟生物视觉系统, 能够通过并行计算提供更高的精度、更低的能耗, 并有效地降低计算复杂度, 尤其在处理高分辨率、复杂背景或多维特征的数据时具有独特优势. 基于此, 二维材料传感器内计算器件的引入使得多维光学信息在传感器内预处理成为可能, 能够更加高效地处理光强、光谱和偏振等多维度信息, 从而提升整体图像预处理的效果和性能.

3.1 光强信息处理

光强的空间分布代表了典型的二维视觉信息. 具备线性或非线性响应特性的视觉传感器能够有效地提取图像特征. 视觉传感器若具备线性响应特性, 即可精准再现输入光强的空间分布, 避免重要细节丢失, 这对于图像处理中的高保真还原和特征提取至关重要. 在线性模式下, 常规光电器件 (如具有内建电场的 p-n 结^[34]) 能保持光强与输出光电流的成比例关系, 为后续算法提供稳定、可预测的数据输入. 与制造完成后响应特性固定、不可外部调节的光学元件不同, 光电器件的光响应率可通过外加电场灵活调节, 从而在人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 训练中充当可编程权重. 这种可调的线性响应不仅可在传感端实现卷积中的乘法与累加 (输入光强与输出电流幅度的线性关系对应乘法, 器件串联互联实现累加), 还可将部分图像处理任务直接前移至成像阶段, 减少数据传输和后端计算压力, 实现高效的图像增强与识别^[62,63]. 然而, 随着应用需求的多样化, 超线性和亚线性响应在特定场景下展现了其独特优势, 特别是在动态范围扩展、噪声抑制和细节增强等任务中. 超线性和亚线性响应的结合能够提供更灵活和高效的图像处理能力, 从而适应更为复杂的环境和需求.

对于非线性响应特性, 超线性关系可用于抑制低强度噪声并增强特征: 其对低幅输入的反应度较低, 从而削弱弱噪声的影响; 例如在光电阻变存储器中, 光辅助电化学反应引起价态或晶格重排, 低光照条件下导电通道调制幅度更小、保持时间更短, 因而光电导对弱光输入快速衰减, 实现对低强度信号的有效压制^[9]; 若与具有阈值开关特性的器件级联, 阈值以下的信号还能被进一步截断至接近零^[64]. 与之互补, 亚线性区段则由吸收饱和、激

子-激子湮灭、及光致自热引起的迁移率下降等本征因素主导, 表现为对高强度输入的响应压缩, 从而减少了强光信号的过度响应, 避免了图像中高亮部分的细节丧失. Liao 等^[65] 设计了基于双层 MoS₂ 的光晶体管视觉传感器 (图 5(a)). 该器件通过引入表面缺陷陷阱态, 实现了对光敏度的动态调节, 模仿了视网膜中弱光下杆细胞的高敏感性和强光下锥细胞的低敏感性切换, 极大地扩展了动态范围, 达到 199 dB 以上. 图 5(b) 展示了图案数字“8”在不同时间下的动态变化过程. 器件中的陷阱态在不同栅极电压作用下, 能够捕获或释放电子, 从而调控通道中的载流子浓度和光电流. 负栅压下, 陷阱释放电子使光电流随时间增加, 模拟视杆细胞在弱光环境中增强感光的激发过程; 正栅压下, 陷阱捕获电子导致光电流减弱, 模拟视锥细胞在强光环境中抑制过曝的抑制过程. 通过这种动态调节, 器件实现了类似生物视网膜的暗光和明光视觉适应, 有效扩展了光强动态响应范围.

Zhong 等^[66] 报道了一种基于层状离子材料 CuInP₂S₆ (copper indium phosphorus sulfide, CIPS) 的两端结构光电探测器阵列 (沟道厚度约 40 nm), 利用 Cu⁺离子迁移与电子传导的协同作用, 展现出可调的非线性光强响应——光电流与光强度可呈正相关、负相关、对数型或分段型关系, 弱光下光促进离子跃迁增强电导, 强光下则因光生电子与 Cu⁺离子复合抑制电导. 器件具有超低暗电流 (约 10 fA)、高光暗比 (约 10⁴) 及波长选择性响应 (红光正响应、绿/蓝光负响应), 在 5 pixel × 10 pixel 阵列中表现出高度均匀性. 依托这种非线性特性, CIPS 探测器可在成像同时完成原位图像增强与噪声抑制: 作者以信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR) 仅 0.7 的高噪“CAT”图像为例 (图 5(c)), 对比了传统电荷耦合器件 (charge coupled device, CCD) 相机+存储+软件对数变换处理路线与 CIPS 阵列直接输出的结果, 后者无需外部计算单元即可将 SNR 提升至 820, 实现乃至超越软件处理的效果, 同时还能实现图像反转、背景抑制及红绿色盲辅助等功能, 显著地降低数据处理负担并扩展人眼视觉能力 (图 5(d)).

3.2 光谱信息处理

在多维光信号感知体系中, 光谱图像通过对不同波段光强的响应构建出更加丰富的图像表达, 不

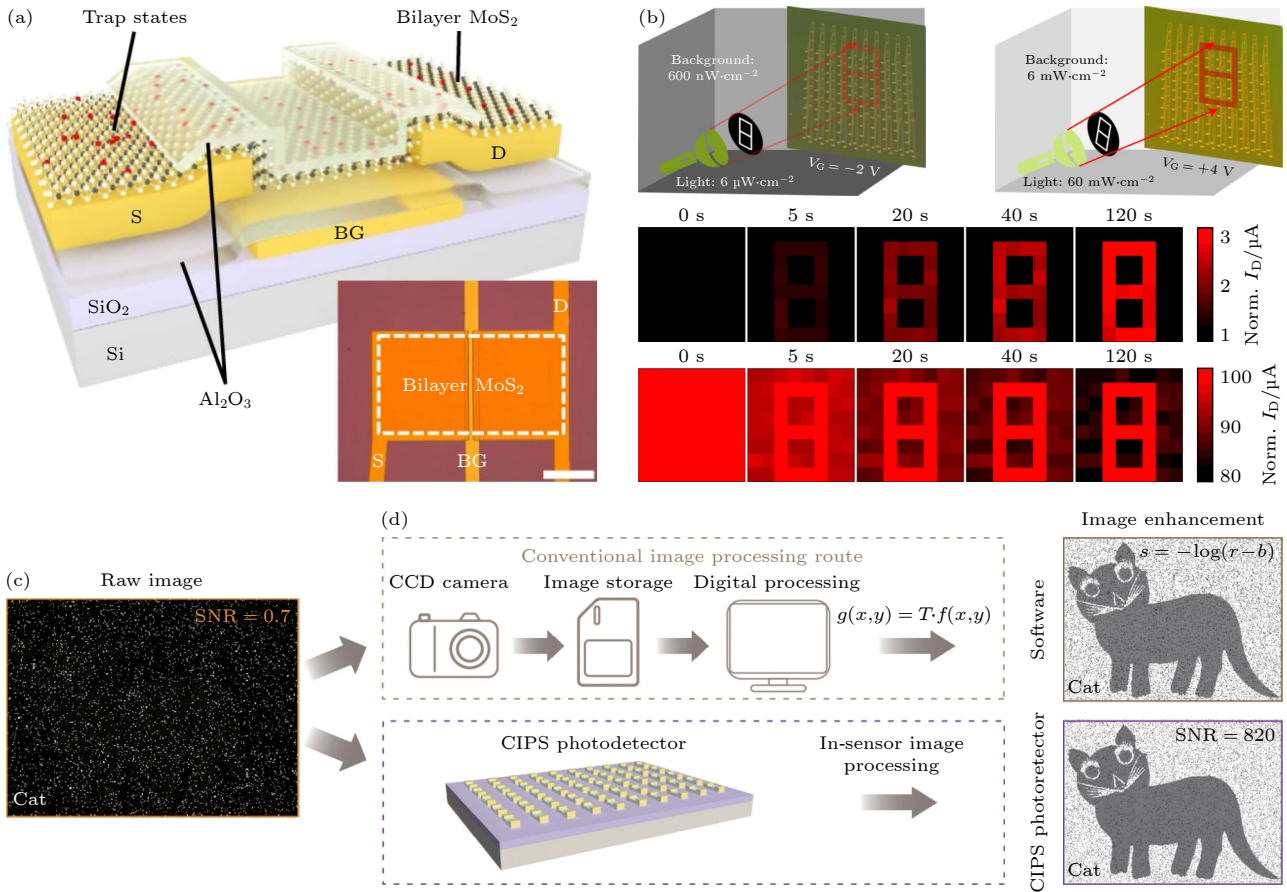


图 5 (a) MoS₂ 光电晶体管原理图. 插图: 单个 MoS₂ 的光学显微镜图像光电晶体管^[65]; (b) 明、暗背景下 8 pixel×8 pixel 阵列的示意图以及“8”随时间变化过程 (出自文献^[65], 已获得授权); (c) 高噪声图像示例, 其中信号目标被噪声完全掩盖, SNR 约为 0.7; (d) 传统 CCD 相机+存储+软件对数变换处理路线与 CIPS 阵列直接输出的结果 (出自文献^[66], 已获得授权)

Fig. 5. (a) Schematic diagram of the MoS₂ phototransistor. Inset: optical microscope image of a single MoS₂ phototransistor^[65]; (b) schematic diagram of an 8×8 pixel array under bright and dark backgrounds, and the temporal variation process of “8”. Reproduced with permission from Ref. [65]; (c) example of a highly noisy image in which the signal target is completely obscured by noise, with a SNR of approximately 0.7; (d) comparison between the traditional CCD camera+storage+software logarithmic transformation processing route and the direct output from the CIPS array. Reproduced with permission from Ref. [66].

仅揭示了目标物体的颜色特征, 还反映其材料组成、结构状态等深层属性. 为了从复杂光谱信息中提取有效视觉线索, 仿生视觉机制中光谱适应能力成为关键要素.

Ouyang 等^[67] 提出一种仿生光谱自适应图像传感器, 该器件基于背靠背光电二极管结构 (图 6(a)), 由 ITO/TiO₂/Sb₂Se₃/Si/Ag 多层堆叠构成, 通过施加不同极性的电压, 在浅层 TiO₂/Sb₂Se₃ 结和深层 Sb₂Se₃/Si 结之间切换光谱响应: 正偏压使其对可见光敏感, 适合颜色信息感知; 负偏压则增强对近红外光的响应, 可抑制强可见光干扰. 这一原理基于不同波长光子在材料中产生电子-空穴对的深度差异, 以及双结电场在不同偏压下对载流子分离效率的控制, 从而实现快速的“传感器内”光谱切换. 图 6(b) 展示了该器件在两类典

型任务中的应用: Type-I 特征 (如背景眩光下的人形) 在近红外通道中显现清晰, Type-II 特征 (如红底白字的交通标志) 则需依赖可见光通道准确还原. 图像数据被同时输入至一个双通道神经网络分类器进行识别, 形成“感知-识别一体化”的高效流程. 该传感器可在百微秒内完成光谱切换, 提升韦伯对比度达 10 倍以上, 使目标识别准确率由传统互补金属氧化物半导体 (complementary metal-oxide-semiconductor, CMOS) 传感器的 33% 跃升至 90%.

在视觉系统中, 视网膜能够在不同的光照条件下自发地调整并适应环境的色彩变化, 这一过程被称为色度适应, Tan 等^[68] 提出了一种基于 PtSe₂ 的生物启发视网膜形态器件, 旨在模拟人类视网膜的自发色度适应过程 (图 6(c)). 该器件通过光诱导

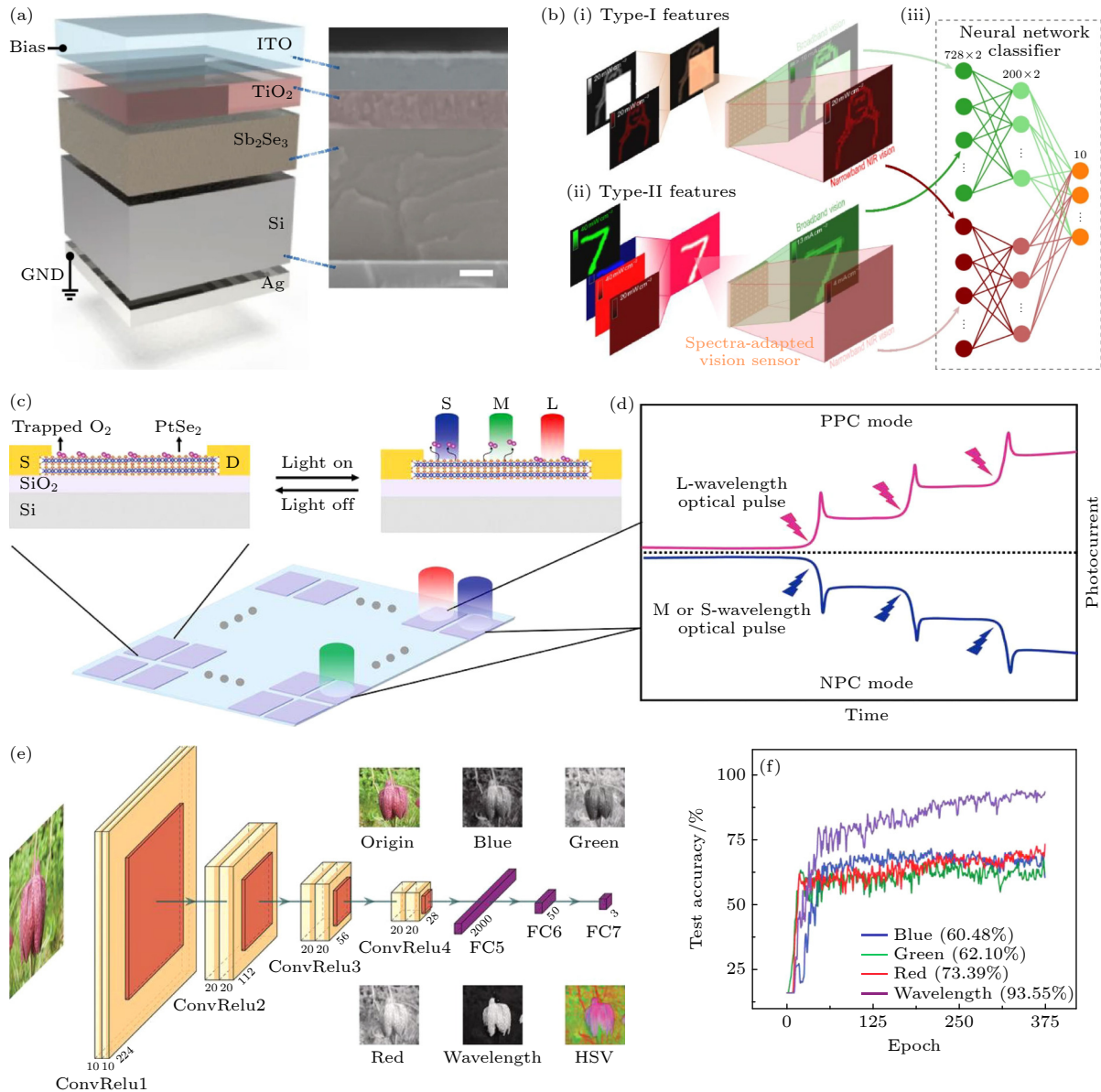


图 6 (a) 器件结构的横截面示意图和扫描电子显微镜 (scanning electron microscope, SEM) 图像。比例尺, 200 nm^[67]; (b) 光谱自适应视觉系统的操作方案。图 (i) 和图 (ii) 显示了光谱自适应视觉传感器对典型 I 型和 II 型特征进行成像的示例, 图 (iii) 勾勒了双通道人工神经网络的架构 (出自文献 [67], 已获得授权); (c) 仿生双层 PtSe₂ 自发性色度适应的装置。O₂-介导的双层 PtSe₂ 器件可以同时应用传感、记忆和处理功能应用于彩色图像^[68]; (d) 波长依赖性正负非易失性光电导示意图, 它模拟了彩色图像的拮抗感受野和突触细胞的记忆^[68]; (e) 卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 结构和不同的数据集。Origin 和 HSV (代表色相 (hue)、饱和度 (saturation) 和明度 (value)) 是多通道合成图像。红色、蓝色和绿色图像是根据其伪彩色图像 (原点) 提取的三个通道。Hue 是 HSV 图像的波长通道^[68]; (f) 同一网络结构下四个数据集的分类结果。波长相关结果显示平均准确率为 93.55%。伪彩色通道的性能为 60.48% (蓝色), 62.10% (绿色) 和 73.39% (红色) (出自文献 [68], 已获得授权)

Fig. 6. (a) Cross-sectional schematic and SEM image of the device structure. Scale bar, 200 nm^[67]; (b) operational scheme of the spectra-adapted vision system. Panels (i) and (ii) show examples of the imaging of typical type-I and type-II features by the spectra-adapted vision sensor, and panel (iii) sketches the architecture of the two-channel artificial neural network. Reproduced with permission from Ref. [67]; (c) bioinspired bilayer PtSe₂ device for spontaneous chromatic adaptation. The O₂-mediated bilayer PtSe₂ device can simultaneously apply sensing, memory, and processing functions to color images^[68]; (d) schematic of wavelength-dependent positive and negative nonvolatile photoconductivity, which mimics the antagonistic receptive field of a colored image and the memory of synaptic cells^[68]; (e) CNN structure and different datasets. Origin and HSV are multichannel composite images. The red, blue, and green images are the three channels extracted on the basis of their pseudocolor image (origin). Hue is the wavelength channel of the HSV image^[68]; (f) classification results of four datasets under the same network structure. The wavelength-dependent results show an average accuracy of 93.55%. The performance of the pseudocolor channels is 60.48% (blue), 62.10% (green), 73.39% (red). Reproduced with permission from Ref. [68].

的氧分子物理吸附与解吸现象, 实现了波长依赖的双极光电导特性. 这一机制与人眼视网膜中锥体细胞的工作原理相似, 能够模拟红-蓝和红-绿的色彩对立感知. 图 6(d) 展示了器件的工作原理基于光引起的氧分子吸附或解吸. 在 L 波长 (红光) 的光照射下, 器件表现出正光电导 (positive photoconductivity, PPC); 而在 M 或 S 波长 (绿光和蓝光) 下, 器件则表现出负光电导 (negative photoconductivity, NPC), 这些变化模拟了视网膜中光感受器的对抗性反应. 该器件无需额外的电路调整, 能够自发地进行色彩适应, 简化了传统图像识别系统中的信号转换与存储处理过程 (图 6(e)). 该器件彩色图像分类任务中具有超过 90% 的精度, 远高于传统独立彩色通道方法的 75% 以下的精度, 如图 6(f) 所示. 不同的波长输入使得该器件在图像分类中表现出较高的准确率, 表明其在简化结构下进行高效人工视觉感知的巨大潜力, 特别适用于图像分类和智能视觉系统的应用.

3.3 偏振信息处理

光电探测器只能将入射光信号转化为电信号, 并且需要额外的存储器和信号处理器来进行图像信息的处理, 这在一定程度上限制了数据处理的速度和质量. 与此不同, 许多生物在自然界中具备偏振视觉, 能够获得生存优势, 这为多维度视觉感知的处理提供了有效的解决方案^[69,70]. 部分二维材料具有固有的各向异性特性, 能够实现对偏振信号的直接响应与调控, 突破了复杂光学元件的局限^[71,72]. 在器件层面, 通过构建异质结结构, 可以有效地增强偏振感知能力, 并实现原位图像增强与特征提取等功能; 在处理策略上, 结合角度归一化与各向异性比等方法, 显著地提升了图像质量和结构还原能力. 通过将器件异质结构设计 with 偏振信息处理相结合, 两者的互补优势使得偏振敏感性在视觉适应感知方面的潜力得到了更好的发挥.

图 7(a) 展示了基于 PdSe₂/WSe₂ 异质结构构建的偏振敏感光突触器件^[73], 结合 PdSe₂ 的强各向异性与 WSe₂ 的高光电增益, 其中 PdSe₂ 的强各向异性使得器件对偏振光的反应具有明显的角度依赖性, 而 WSe₂ 则作为底部材料, 在光电转换过程中提供了高效的载流子分离和增强光电增益. 实现了在 488—1550 nm 波段内对偏振光的高响应 (二向色比达 10.55), 具备低功耗 (0.31 nW) 和低暗电

流 (0.31 nA) 特性. 器件利用不同角度偏振光来调控突触光电流的强度, 使得器件能够模拟多种突触行为. 具体来说, 通过调节偏振角度 (如 0°, 45° 和 90°), 可以实现图像像素的多值编码. 这种多值编码能力使得器件能够进行图像数据的并行处理和更高效的图像前处理. 在图 7(b) 所示的图像增强、边缘提取和噪声抑制等卷积操作过程中, 器件本身就能在硬件层面实现这些功能, 而无需复杂的外部计算. 这种集成感算一体化的特点使得器件能够高效地完成图像处理任务, 特别是在处理具有多维度和高分辨率的数据时, 能够极大地提升处理速度和准确性.

Yang 等^[74] 制备了基于二维层状钙钛矿材料 PEA₂SnI₄ 的微线阵列, 构建了偏振敏感光电子突触器件 (polarization-sensitive optoelectronic synaptic, PSOS), 用于实现复杂光环境下的多维视觉信息处理. 如图 7(c) 所示, 该器件利用高各向异性微线结构, 对偏振光具有感知能力, 最大二向色比达 1.38, 这使得器件在识别不同偏振状态的光信号时具有优势, 能够减少反射光的干扰, 提高成像清晰度, 尤其在强光或复杂光环境下. 通过设计非对称电极形成差异化的金属-半导体接触势垒, 并结合 Sn 空位主导的存储特性模拟了突触的短期和长期可塑性 (short-term plasticity, STP 和 long-term plasticity, LTP). 具体来说, 光刺激模拟兴奋性神经递质, 器件产生兴奋性突触电流 (excitatory postsynaptic current, EPSC), 而电刺激模拟抑制性神经递质, 器件产生抑制性突触电流 (inhibitory postsynaptic current, IPSC), 实现了无需外部存储和处理模块的感知-记忆-处理一体化功能. 图 7(d) 和图 7(e) 展示了该器件基于偏振构建卷积核在图像识别中的应用效果. 器件对 MNIST (modified national institute of standards and technology) 手写数字“6”图像进行了特征提取 (图 7(d)), 并在添加 50% 椒盐噪声后依然保持了清晰的边缘轮廓 (图 7(e)), 显示出该器件出色的噪声鲁棒性和图像处理能力. 这种偏振状态依赖的图像卷积机制, 使得 PSOS 器件能够在复杂光照环境中提取关键视觉特征信息, 提升目标识别精度.

4 高级图像处理

传统图像处理系统通过平面传感器采集并存

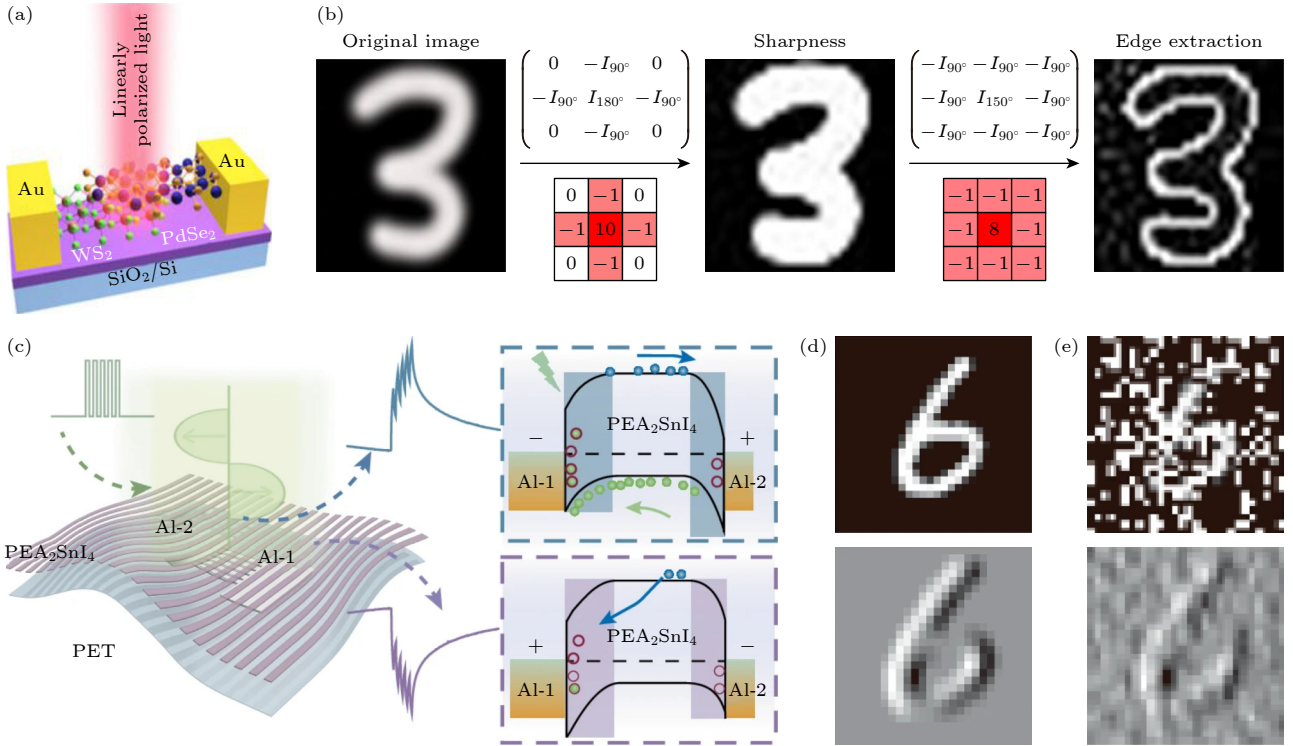


图 7 (a) PdSe₂/WS₂ 异质结器件原理图^[73]; (b) 图像边缘提取卷积过程, 在 980 nm 偏振激光照射下进行 (出自文献^[73], 已获得授权); (c) PSOS 器件的原理图和工作原理; (d) 分别在应用噪声之前和图 (e) 在应用 50% 盐胡椒噪声之前使用 STP 定义的边缘检测 (垂直特征提取) 识别 MNIST 数据集中手写数字“6”的图像 (出自文献^[74], 已获得授权)

Fig. 7. (a) Schematic diagram of the PdSe₂/WS₂ heterojunction device^[73]; (b) convolution process for image edge extraction under 980 nm polarized laser irradiation. Reproduced with permission from Ref. [73]; (c) schematic diagram and working principle of the PSOS device^[74]; (d) recognition images of handwritten digit “6” in the MNIST dataset using the STP-defined edge detection (vertical feature extraction) before applying noise and (e) after applying 50% salt pepper noise, respectively. Reproduced with permission from Ref. [74].

储大量帧数据, CPU 对数据进行预处理后, 将其传输至 GPU 执行基于神经网络的特征提取和编码分类. 多阶段计算流程及复杂光学结构大幅提升了系统复杂性和能耗^[4,75,76]. 受人脑神经网络的启发, 忆阻器交叉开关阵列被提出用于神经形态数据处理, 展示了在硬件层面高效实现神经网络^[77], 特别是向量矩阵乘法运算的潜力, 有望成为 GPU 的替代方案^[78,79]. 然而, 这类电学神经形态器件本身无法直接响应光刺激, 因此仍需配备独立的图像传感器、存储单元和处理器^[9,80-84]. 为了解决此类问题, 研究人员通过视觉传感器内计算架构以极低的延迟大大简化了硬件设计, 可以有效地降低整体系统能耗, 实现高级图像处理的同时兼顾低功耗特性.

4.1 基于 CNN 的高级图像处理

在 CNN 中, 卷积运算通常在功耗与计算时间中占据主导地位. 为克服“感知-存储-计算”分离所带来的能效瓶颈, 近年来, 传感器内计算架构受到广泛

关注, 其目标是在图像采集过程中直接执行神经网络核心操作, 即矩阵-向量乘法 (matrix-vector multiplication, MVM) 与乘加 (multiply-accumulate, MAC) 运算, 避免冗余的数据搬运与模数转换 (analog-to-digital conversion, ADC) 步骤, 从而显著地降低功耗并提升计算效率. 在传统 CMOS 架构中, 即便经过优化, 单次 MAC 运算的能耗仍普遍在 0.2—5 pJ/MAC 量级, 例如基于 28 nm CMOS 工艺的混合信号能耗为每 26 输入 MAC 5.03 pJ (MAC 单次完成运算时, 所处理的“输入数据对”的数量为 26 组)^[85]. 相比之下, 二维材料传感器内计算器件为该架构提供了理想平台. 例如, Wu 等^[86]报道了一种基于二维材料 MoTe₂ 的铁电可重构同质结阵列, 通过在器件中同时集成高性能光探测、权重存储和矩阵-向量乘法计算, 实现了传感-存储-计算三位一体架构. 器件利用铁电极化实现权重的非易失性存储与线性可调的光响应, 可在推理阶段几乎不消耗额外电能, 仅在权重写入或训练过程中

需要 0.1 pJ 能量. 这些器件能够以连续模拟信号替代传统的数字信号流, 依赖材料本身的电学或光学响应特性, 自然完成乘加运算而无需额外的数字逻辑. 二维异质结或调控型光电探测器阵列, 可将输入刺激 (如光强分布) 转化为电流响应, 并通过集成权重调控, 实现对应的乘加过程. 典型地, 输出向量 \mathbf{I} 可表示为

$$\mathbf{I} = \mathbf{R} \times \mathbf{S} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_1 \\ \mathbf{I}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{I}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & \cdots & R_{1n} \\ R_{21} & R_{22} & \cdots & R_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ R_{m1} & R_{m2} & \cdots & R_{mn} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \mathbf{S}_1 \\ \mathbf{S}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{S}_n \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中 $\mathbf{S} = (S_1, S_2, \dots, S_m)^T$ 表示传感器阵列接收的光学刺激; \mathbf{R} 为响应矩阵, 编码了二维材料在不同像素位置的“权重”. 每个单元对输入刺激的响应电流叠加过程可进一步表示为

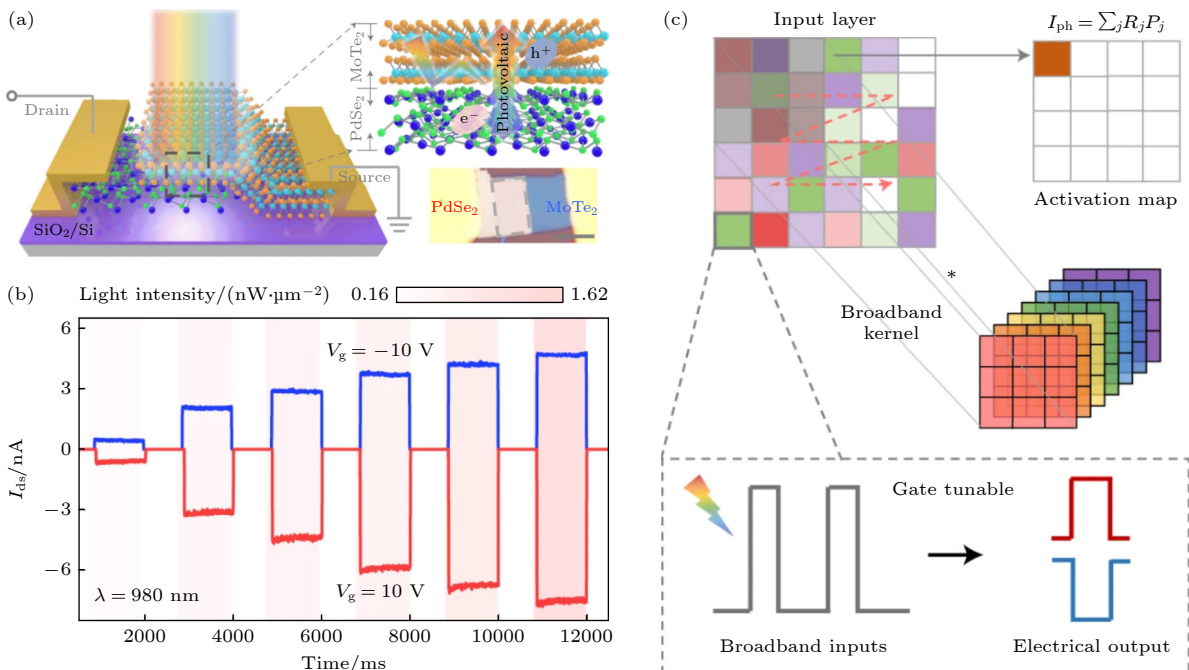
$$I_n = \sum_{m=1}^m I_{mn} = \sum_{m=1}^m R_{mn} S_m. \quad (2)$$

该表达式等价于模拟神经网络中的突触权重乘以输入信号并在神经元处累加的计算过程. 不同于传统数字硬件架构, 二维材料的物理属性 (如光吸收、电导率) 可通过外部调控 (如光强空间分布、电压偏置等) 直接赋值或更新, 精确实现卷积核权重的映射与重构 [87,88].

Pi 等 [89] 介绍了一种基于 PdSe₂/MoTe₂ 异质结器件 (图 8(a)), 其原理基于器件在宽波段 (紫外

到近红外) 内的栅控可调光电响应. 通过调节栅压, 可以灵活控制光电响应的正负极性及其幅度, 实现卷积核权重的动态调节 (图 8(b)). 随后, 该器件对输入光信号进行加权叠加, 输出光电流即为输入光强与可调卷积核权重的乘积和, 从而在传感器内部高效完成宽波段图像的卷积计算 (图 8(c)). 基于此, 研究进一步构建了宽带卷积神经网络, 实现了多光谱图像的智能识别和分类, 显著提升了识别准确率和训练效率, 开创了将传感与深度学习卷积融合于一体的先进硬件平台.

Mennel 等 [79] 制备了 WSe₂ 分栅晶体管阵列, 通过调节分栅电压构筑了一个可调光电响应矩阵的 WSe₂ 光电二极管阵列, 在传感器硬件中实现了 ANN. 如图 8(d) 所示, 单个光电二极管通过两个对称门电极调节光响应强度, 动态设置权重. 图 8(e) 展示了 3×3 光电二极管阵列及其微观结构. 该传感器能够同时完成图像的光学采集与神经网络的前向计算, 输入的光信号经过光电响应权重矩阵 (图 8(f)), 通过乘法运算直接实现单层感知器功能, 实现图像的分类和识别. 图 8(g) 进一步展示了基于该阵列实现的自动编码器, 用于图像的压缩和重构. 传感器内计算架构极大简化了硬件设计, 显著降低了数据传输延迟和能耗, 实验中, 器件可在约 50 ns 内完成图像识别, 处理速率达 2000 万帧/秒, 显示其在实时、高速、低功耗图像处理领域具有巨大潜力, 特别适用于自动驾驶、机器人等对响应速度要求极高的场景.



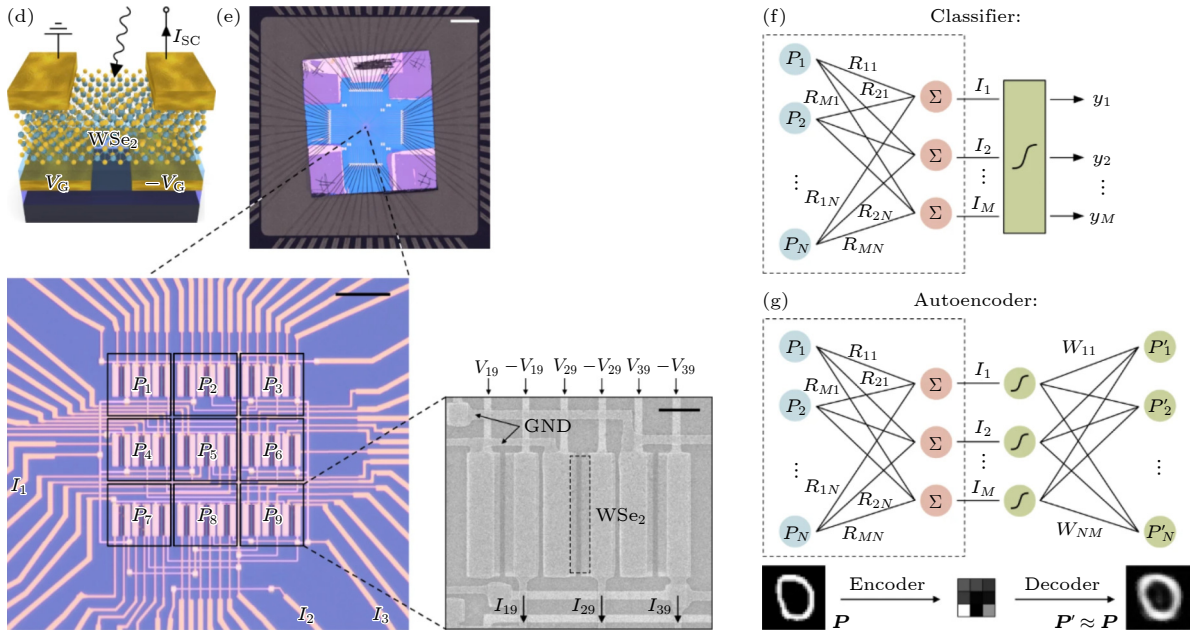


图 8 (a) PdSe₂/MoTe₂ 异质结构装置原理图. 插图显示了 PdSe₂/MoTe₂ 异质结构的光学图像^[89]. (b) 在波长为 980 nm (由阴影区域表示) 下不同光强度下 $V_g = -10$ V 和 10 V 的正负光响应^[89]. (c) 宽带卷积计算机制的示意图, 该机制从宽带光学输入中得出加权电输出. 宽带核值可以用光响应度 (R_j) 表示, 可通过 V_g 进行调节. 像素值相当于光功率 (P_j), 输出光电流可以用卷积运算 (P_j, V_g). 插图显示了每个像素的门控可调权重的概念, 该权重得出加权的正和负光响应度 (出自文献^[89], 已获得授权). (d) 单个 WSe₂ 光电二极管的示意图. 该器件在短路条件下工作, 其光响应度通过向底部栅极电极施加一对电压 $V_G/-V_G$ 来设置^[79]. (e) 安装在芯片载体上的整体芯片的宏观图像. 第一层放大图: 包含 3 pixel×3 pixel 的光电二极管阵列的显微镜图像. 第二层放大图: 某个像素的扫描电子显微镜图像. 每个像素由三个 WSe₂ 光电二极管 (子像素) 组成, 其光响应度通过栅压设置^[79]. 分类器 (f) 和自动编码器 (g) 的原理图 (出自文献^[79], 已获得授权)

Fig. 8. (a) Schematic of the PdSe₂/MoTe₂ heterostructure device. The inset shows an optical image of the PdSe₂/MoTe₂ heterostructure^[89]. (b) Positive and negative photoresponses under different light intensities at a wavelength of 980 nm (indicated by shadow areas) at $V_g = -10$ V and 10 V, respectively^[89]. (c) Schematic of the mechanism for the broadband convolution calculation that derives a weighted electrical output from broadband optical inputs. The broadband kernel values can be represented by photoresponsivity (R_j), which can be tunable by V_g . The input layer is represented by the incident light. The pixel values are equivalent to optical power (P_j), and the output photocurrent can be represented with convolution operation $\text{conv}(P_j, V_g)$. The inset shows the concept of gate-tunable weights for each pixel that derives the weighted positive and negative photoresponsivity. Reproduced with permission from Ref. [89]. (d) Schematic of a single WSe₂ photodiode. The device is operated under short-circuit conditions and the photoresponsivity is set by supplying a voltage pair $V_G/-V_G$ to the bottom-gate electrodes^[79]. (e) Macroscopic image of the bonded chip on the chip carrier. First magnification: microscope image of the photodiode array, which consists of 3 pixel×3 pixel. Second magnification: scanning electron microscopy image of one of the pixels. Each pixel consists of three WSe₂ photodiodes/subpixels with responsivities set by the gate voltages. Schematics of the classifier (f) and the autoencoder (g). Reproduced with permission from Ref. [79].

4.2 基于 SNN 的高级图像处理

在图像处理需求日益增长的背景下, 快速高效的计算框架的开发变得尤为重要^[90,91]. 脉冲神经网络 (spiking neural network, SNN) 作为一种前景广阔的解决方案, 凭借其在模拟人脑事件驱动处理方面的天然优势, 已成功实现了节能和高效图像处理^[92,93]. 然而, SNN 的独特性质要求原始图像必须通过尖峰编码进行处理, 而编码过程的质量和方式对网络的整体性能有着重要影响^[94,95]. 基于 SNN 的图像处理系统往往将感知和编码功能分离开来^[96], 这限制了整体效率的提升^[97]. 因此, 在 SNN 硬件

设备中集成图像感知与编码功能显得尤为重要, 在 28 nm CMOS 神经形态芯片中, 单次突触操作的能耗约 12.7 pJ^[98], 而基于二维材料的人工突触器件已经能把能耗降低到 fJ 级^[99].

SNN 主要通过两种方法编码信息: 速率编码和时间编码. 速率编码将信息嵌入单个或一组神经元的瞬时或平均尖峰生成速率中. 这产生了一个描述神经元活动的值, 该值与普通非尖峰人工神经元的激活值相当. 对于时间编码技术, 尖峰和尖峰之间的精确时间用于编码信息. 这包括与全局参考相关的绝对时间、不同神经元发出尖峰信号的相对时

间, 或者仅仅是神经元群产生特定尖峰信号的顺序. 基于二维材料的光电探测器利用器件的光电特性集成脉冲编码功能, 将光信息转化为脉冲序列.

速率编码是一种基本的神经编码机制, 其中视网膜刺激是根据特定编码窗口内发生的尖峰数量进行编码的, 更强的光刺激会导致更高的放电频率. 一种基于二维 b-AsP/MoTe₂ 异质结的中红外 (mid-infrared, MIR) 神经形态视网膜器件^[100], 能够在无电偏置条件下同时实现对 MIR 光信号的感知与脉冲速率编码 (图 9(a)). b-AsP 层作为主要的感光材料, 负责高灵敏度地捕获 MIR 光照强度并转化为光电流响应; MoTe₂ 层则响应随机变化的近红外 (near-infrared, NIR) 采样光, 作为调制信号引入到系统中. 在 MIR 激光照射下, 异质结的

不平衡晶格温度分布形成正光电流. 在近红外激光下, b-AsP 和 MoTe₂ 层产生电子-空穴对, 然后被结处的内建电场分离. 该电场的方向从 b-AsP 侧指向 MoTe₂ 侧, 产生负光伏光电流. 两束光同步作用时, 器件输出呈现稳定可复现的电流波动; 当电流超过预设阈值即触发类神经元脉冲, 将连续的模拟光强映射为离散的尖峰序列, 从而实现速率编码. 进一步地, 编码性能可通过“采样-判别”两级参数协同调控: 调节 NIR 采样光高斯分布的均值 μ 与标准差 σ 可分别平移与拉伸有效工作区 (μ 决定范围位置、 σ 决定范围宽度/分辨率权衡); 设置阈值电流 I_{TC} 以折中抗噪与灵敏度 (I_{TC} 越高越抑噪但低强信号更难触发); 选择采样周期 TS 与步数 N 来控制编码时窗与统计稳定度 (N 越大速率, 估

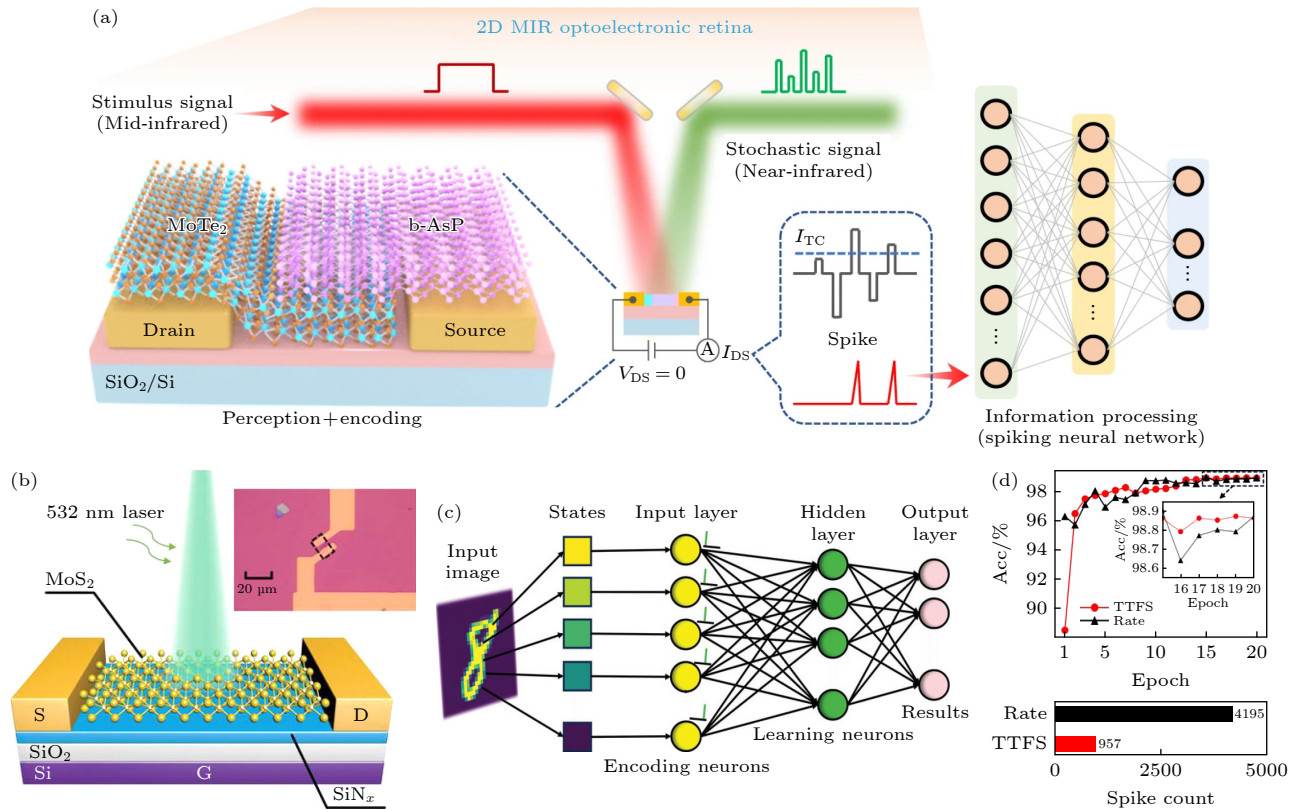


图 9 (a) 2D b-AsP/MoTe₂ vdWs 异质结构模拟视网膜, 在随机 NIR 光终端的帮助下实现 MIR 对象的集成感知和编码功能. 编码的尖峰信号可以从源极-漏极电流 (I_{DS}) 低于阈值电流 (I_{TC}) 用于脉冲神经网络的输入以进行信息处理 (出自文献^[100], 已获得授权); (b) 器件结构示意图, 从下到上依次为 p⁺-Si, SiO₂, SiN_x, MoS₂; (c) 用于编码和训练的 SNN 基本结构; (d) 基于 TTFS 编码规则与速率编码规则, 对同一图像进行推理时, 识别准确率随训练轮次变化的比较, 以及总脉冲数的对比 (出自文献^[101], 已获得授权)

Fig. 9. (a) The 2D b-AsP/MoTe₂ vdWs heterostructure simulates the retina, enabling integrated perception and encoding of MIR objects with the help of random NIR light terminals. The encoded spike signals can be used as inputs for the spiking neural network by passing through the source-drain current (I_{DS}) below the threshold current (I_{TC}) for information processing. Reproduced with permission from Ref. ^[100]; (b) schematic diagram of the device structure, from bottom to top is: p⁺-Si, SiO₂, SiN_x and MoS₂^[100]; (c) basic structure of the SNN used for encoding and training^[101]; (d) comparison of recognition accuracy evolution with training epochs and total spike counts for the inference of the same image based on the TTFS coding rule and rate coding rule. Reproduced with permission from Ref. ^[101].

计方差越小). 借助上述可调参数, 器件实现了在宽动态范围内对不同强度 MIR 场景的自适应速率编码与准确表征, 适配中红外图像感知与 SNN 识别任务.

此外, 首个脉冲时间编码 (time-to-first-spike, TTFS, 延迟编码) 是一种快速的时间编码方法, 具有对噪声的鲁棒性, 并且在尖峰计数方面效率最高, 其中刺激开始被精确地“锁定”到第一个尖峰时间. TTFS 编码在时间和功耗方面优于速率编码, 并且在紧急情况下更可靠, 例如避障和危险识别. Su 等^[101]受人眼“强刺激→更快响应”的机制启发, 在 SiN_x 基底上构建含陷阱态的 MoS_2 光电晶体管, 实现“图像感知+TTFS 编码”的一体化: 通过 PECVD 生长 Si 富集 SiN_x , 形成浅能级陷阱, 减慢光生载流子复合过程, 使沟道电导在光照射期随时间逐步上升; 将特定光电流值设置为脉冲发放阈值, 即当光电流逐步上升超过阈值时触发脉冲发放, 这样就建立了光强与脉冲发放时间的对应关系, 在 SNN 网络中器件实现了将光强映射为首个脉冲发放时间 (TTFS). 在应用层面, 输入图像先由编码单元依 TTFS 规则转化为脉冲序列, 再经隐藏层与输出层的 IF 神经元完成分类 (图 9(c)); 在 MNIST 数据集测试中, TTFS 与速率编码的最高准确率分别约为 98.86% 与 98.90%, 但前者单幅图仅需 957 个脉冲, 相比速率编码的 >4000 个脉冲, TTFS 减少约 75%, 显著提升能效与推理速度. 此外, 5×5 阵列还可通过像素触发先后及其时间间隔变化, 感知运动方向与速度状态, 为静/动态场景的风险预警提供硬件基础.

总的来说, CNN 和 SNN 各有优势. CNN 适合高精度、大数据量的应用, 如图像处理, 但其计算复杂度和功耗限制了实时性, 尤其在边缘计算中. 而通过传感器内计算架构, CNN 的计算可以在传感器内完成, 从而减少数据传输, 提高实时性和能效. SNN 则在低功耗、低延迟的实时应用中具有显著优势, 适合边缘计算和事件驱动任务, 如自动驾驶和智能医疗, 但其精度不及 CNN, 尤其在处理复杂任务时. 选择两者的关键在于任务需求, 若强调实时性和低功耗, SNN 更为合适; 若要求高精度和处理能力, 则 CNN 更具优势.

5 应用、挑战与未来展望

本文重点介绍了二维材料器件在图像处理中

的应用. 二维材料具有卓越的光电性能, 能够实现光强、光谱、偏振信息的高效感知, 这为图像处理提供了更丰富的多维度数据支持. 通过对感知的光信号进行预处理, 图像质量得到了显著的改善, 为后续更高层次的图像分析提供了坚实的基础. 此外, 智能图像传感器与 CNN 或 SNN 的耦合, 使得图像编码、识别和分类等任务的效率得到了极大的提升, 特别是在处理复杂图像场景时表现出了强大的潜力. 传感器内计算作为一种新兴的计算模式, 极大地提高了感知与处理的协同效率, 推动了图像处理技术的发展. 接下来将总结基于二维材料的光电探测器在图像处理中的应用、挑战和未来愿景.

5.1 应用

近年来, 基于二维材料的光电器件在传感器内计算技术领域取得了显著的进展. 这些传感器不仅具备高效的数据采集能力, 还能实现本地实时的数据处理与智能分析, 从而显著地提升系统的响应速度和自主决策能力. 此外, 二维材料的柔韧性和可调性使其非常适合用于紧凑、低功耗的器件, 如可穿戴传感器和智能相机等. 随着二维材料在光电特性和计算能力上的持续优化, 传感器内计算技术为未来智能系统的应用带来了广阔前景, 特别是在实时监测、智能反馈和自适应调整等领域, 展现出巨大的潜力.

5.2 挑战

近些年, 基于二维材料的先进图像传感器在阵列制造方面取得了突出进展, 但在实际应用中仍然面临材料、器件和集成方面的挑战 (图 10). 这些挑战包括以下几点:

5.2.1 规模化制造

二维材料在晶圆级的合成和转移过程中容易出现质量不均匀、缺陷等问题, 这对光电探测器的性能造成了直接影响^[104,110,111]. 二维材料的高质量和均匀性是确保探测器在图像处理中的准确性和稳定性的关键, 近年来, 晶圆级 TMD 和异质结构的制备技术和增长策略不断取得突破. Liu 等^[112]开发了三方堆叠 (3R) MoS_2 薄膜的大面积外延生长技术, 采用化学气相沉积 (CVD) 方法, 并探讨了其在功能性器件中的应用. 研究的重点是克服二维材料堆叠顺序控制的挑战, 这对设计多功能器件

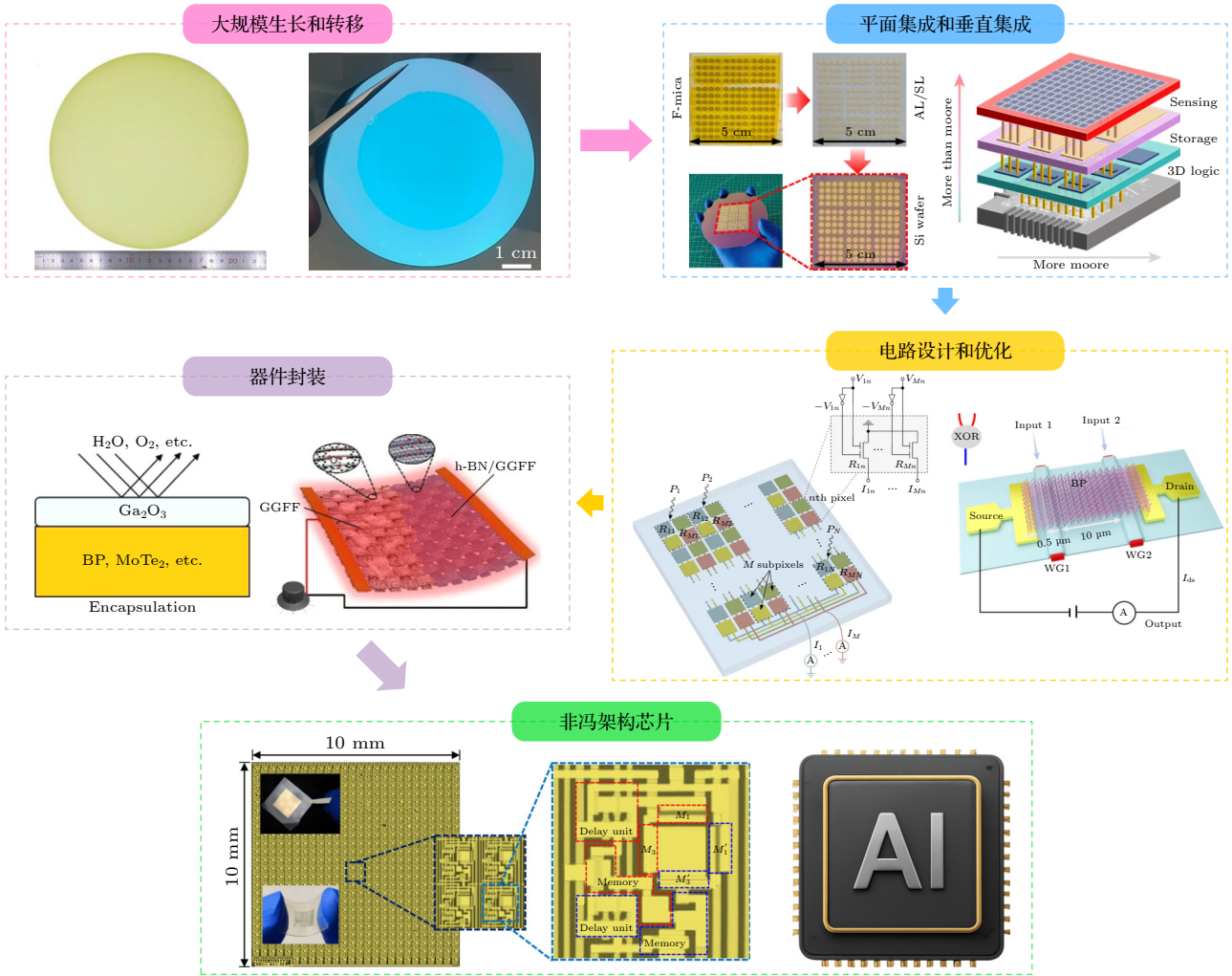


图 10 传感器中应用的挑战 (出自文献 [79,102–109], 已获得授权)

Fig. 10. Challenges in sensor applications. Reproduced with permission from Ref. [79,102–109].

至关重要. 作者提出的生长技术, 可以合成高相纯度的 3R-MoS₂. 除了合成, 在器件兼容的衬底上实现干净且完整的 2D 薄膜转移仍然是一个关键的挑战. Zhang 等^[103] 提出了一种基于硒的干转移方法, 用于大面积单层 MoS₂ 的转移. 与传统方法相比, 硒介导的转移能更好地保持薄膜的质量和完整性, 避免污染和损伤, 且与现有半导体制造工艺兼容, 为二维材料在电子器件中的应用提供了可靠的解决方案. 表 2 总结了近年来二维材料阵列可扩展

性与均匀性现状. 这些初步成果证明了二维材料光电探测器规模化集成的可能性, 为进一步制造高密度像素单元提供思路.

5.2.2 异质集成

考虑到 2D 材料的性能和制造能力尚不足以完全替代硅, 它们更可能通过与硅材料的异质集成来共同发挥作用^[115]. 这就要求 2D 材料及其加工方法与现有制造工艺的兼容性显得尤为重要. 随着新

表 2 二维材料阵列可扩展性与均匀性 (其中 σ/μ 表示标准差和均差的比值, 用于比较响应度是否均匀)

Table 2. Scalability and uniformity of 2D material arrays (where σ/μ represents the ratio of the standard deviation to the mean, and is used to compare whether the responsivity is uniform).

材料	阵列规模	制备规模	σ/μ	参考
PEA ₂ SnI ₄	10×10	模板辅助压印	~0.1	[74]
WSe ₂	3×3(共27子像素)	机械剥离WSe ₂ , (~70 μm×120 μm)	$\sigma \approx 0.205 \text{ mA/W}\cdot\text{V}$	[79]
MoS ₂	30×30(统计 $n = 720$)	MOCVD单层MoS ₂ , 2-inch衬底	~1.09	[113]
SnSe	5×5	6-inch	~0.05	[114]

型结构设计和加工技术的不断发展, 基于 2D 材料的光电探测器有望在与传统硅工艺的兼容性方面取得更大突破. 尤其是在图像处理和传感器应用中, 2D 材料能够提供更高效、更低功耗的解决方案.

基于此, Jayachandran 等^[105]实现了两层和三层 MoS₂ 和 WSe₂ 场效应晶体管的 3D 集成, 并展示了它们在存储和传感等多功能应用中的潜力. 该研究指出, 通过优化接触电阻、材料生长和互连等方面, 2D 材料可以与现有的集成电路和芯片技术兼容, 这将为 2D 材料在集成电路、芯片以及图像处理领域的广泛应用奠定基础. 此后, Huang 等^[116]介绍了一种完全集成的多模式光电忆阻器阵列, 用于多样化的传感器计算. 该系统将光电忆阻器与 CMOS 电路相结合, 实现了高效、低能耗的多功能处理, 适用于视觉任务, 包括图像预处理、目标追踪和人体运动识别. 与 Jayachandran 等^[105]的研究相似, 这项技术也展现了 2D 材料在视觉系统中的巨大潜力, 尤其是通过优化材料的集成与兼容, 推动了下一代人工视觉和传感器系统的发展.

5.2.3 阵列与电路级优化

在阵列级应用中, 未来可能通过优化设计和电路结构, 实现更高效的图像处理和功率管理. 一方面, 应将单个器件中的原型演示扩展到阵列级和电路级. 另一方面, 需要提出解决方案来抑制阵列中的泄漏和潜行路径电流. 对于传感器内计算阵列, 还需要精心设计外围电路, 以有效控制阵列中的权重. Mennel 等^[79]介绍了一种基于 WSe₂ 构建的神经网络图像传感器, 能够在低延迟的情况下同时进行图像感知和处理. 该传感器利用二维光电二极管阵列, 通过设计外部电路调整光电响应度矩阵, 实现了高效的图像处理和神经网络训练.

5.2.4 器件封装

二维材料由于其原子级薄的结构, 若未进行封装, 极易受到外界环境的影响. 在化学方面, 暴露于空气和水汽中容易导致氧化、腐蚀或吸附杂质. 在机械方面, 二维材料容易受到摩擦、振动等物理作用的损伤, 出现褶皱或撕裂. 电学和光学性能也会因界面电荷积累及非辐射复合中心的引入而显著退化, 难以满足实际应用对长时间稳定性的要求. 封装这些二维材料最广泛且有效的方法包括氧化物的沉积 (如原子层沉积) 以及使用惰性二维晶体 (如 h-BN) 进行封装. Yi 等^[108]提出了一种新型

封装方法, 采用超薄 Ga₂O₃ (由液态镓氧化形成) 进行范德瓦耳斯封装. 这种方法能有效保护空气敏感材料 (如黑磷和 MoTe₂), 将其与氧气和水隔离, 显著提高材料的稳定性. 与传统封装方法相比, Ga₂O₃ 封装具有独特优势, 无需在器件制造后去除封装层, 从而避免了传统封装过程中可能导致的损伤和污染. 此外, Ga₂O₃ 还可作为介电层, 直接在封装材料上制造器件, 简化了工艺并提升了器件性能的稳定性的.

5.2.5 系统实现

芯片制备是将理论设计转化为实际应用的关键步骤, 尤其在图像传感器领域中, 硬件的有效实现面临着复杂的挑战. 首先, 随着集成度的提高, 如何平衡计算效率、功耗和系统复杂性成为了主要难题. 特别是在先进的图像传感器架构中, 芯片设计不仅要保证传感器的基本功能, 还要考虑到数据传输、处理速度和精度等因素. 例如, Wu 等^[86]介绍了一种基于铁电材料定义的可重构二维同质结架构, 用于实现内存感知与计算系统, 展现了神经形态计算能力, 但这也意味着设计者需要在硬件架构中解决如何高效地集成这些功能的问题. 人工智能的引入为硬件实现带来了更多可能性, 但同样带来了新的挑战. 人工智能算法的有效嵌入不仅要求硬件设计具有足够的计算能力, 还必须优化功耗并确保硬件与软件之间的协同工作. 以石墨烯光电探测器为例, 通过集成人工智能算法, 直接在传感器级别处理信息, 从而减少数据传输延迟和功耗^[117]. 因此, 深度融合人工智能技术与图像传感器硬件, 不仅可以提升芯片的运算性能和功耗效率, 还能推动硬件架构的创新, 优化数据处理流程, 从而为智能成像系统在各个应用领域, 如自动驾驶和生物医学诊断等, 提供更高效、低功耗的硬件解决方案.

5.3 未来展望

展望未来, 传感器内计算具有巨大的发展潜力. 随着材料学、光电子学和人工智能等领域的协同进步, 二维材料智能图像传感器有望在稳定性、环境适应性和制造工艺方面得到进一步优化, 为基于二维材料器件的广泛应用奠定更加坚实的基础. 与此同时, 随着深度学习和人工智能技术的不断发展, 可能会出现更多结合二维材料光电探测器的图像处理算法, 进一步提升图像处理的精度、效率和

多样性. 从通用芯片向专用芯片的过渡过程中, 二维材料等新兴半导体技术将提供更多特色功能, 并通过异质集成方式, 为系统优化提供新的路径.

参考文献

- [1] Tran T M, Bui D C, Nguyen T V, Nguyen K 2024 *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.* **34** 8292
- [2] Yang Z Y, Wang T Y, Lin Y H, Chen Y G, Zeng H, Pei J, Wang J Z, Liu X, Zhou Y C, Zhang J Q, Wang X, Lü X H, Zhao R, Shi L P 2024 *Nature* **629** 1027
- [3] Zhou F, Chai Y 2020 *Nat. Electron.* **3** 664
- [4] Yang Y 2019 *Nat. Electron.* **2** 4
- [5] Dudek P, Richardson T, Bose L, Carey S, Chen J, Greatwood C, Liu Y, Mayol Cuevas W 2022 *Sci. Rob.* **7** eabl7755
- [6] He Y Z, Deng B Y, Wang H J, Cheng L, Zhou K, Cai S Y, Ciampa F 2021 *Infrared Phys. Technol.* **116** 103754
- [7] Yang Q, Kang Y, Zhang C, Chen H H, Zhang T J, Bian Z, Su X W, Xu W, Sun J B, Wang P, Xu Y, Yu B, Zhao Y D 2024 *Adv. Sci.* **11** 2403043
- [8] Kyuma K, Lange E, Ohta J, Hermanns A, Banish B, Oita M 1994 *nature* **372** 197
- [9] Zhou F C, Zhou Z, Chen J W, Choy T H, Wang J L, Zhang N, Lin Z Y, Yu S, Kang J F, Wong H. S. P, Chai Y 2019 *Nat. Nanotechnol.* **14** 776
- [10] Zhu C G, Liu H W, Wang W Q, Xiang L, Jiang J, Shuai Q, Yang X, Zhang T, Zheng B Y, Wang H, Li D, Pan A L 2022 *Light Sci. Appl.* **11** 337
- [11] Novoselov K S, Geim A K, Morozov S V, Jiang D, Zhang Y, Dubonos S V, Grigorieva I V, Firsov A A 2004 *Science* **306** 666
- [12] Miao J L, Tian L, Zhang H, et al. 2025 *ACS Nano* **19** 18292
- [13] Zhang H, Miao J L, Zhang C, Zeng X L, Zhang T J, Chen T T, Wu J J, Gao K G, Xu W, Zhang X W, Zhao Y D 2025 *Nano Lett.* **25** 2803
- [14] Zhang T J, Miao J L, Huang C, Bian Z, Tian M X, Chen H H, Duan R H, Wang L, Liu Z, Qiao J S, Xu Y, Yu B, Zhao Y D 2023 *Mater. Des.* **231** 112035
- [15] Miao J L, Wu L L, Bian Z, Zhu Q H, Zhang T J, Pan X, Hu J Y, Xu W, Wang Y L, Xu Y, Yu B, Ji W, Zhang X W, Qiao J S, Samori P, Zhao Y D 2022 *ACS Nano* **16** 20647
- [16] Koppens F, Mueller T, Avouris P, Ferrari A, Vitiello M S, Polini M 2014 *Nat. Nanotechnol.* **9** 780
- [17] Long M, Wang P, Fang H, Hu W 2019 *Adv. Funct. Mater.* **29** 1803807
- [18] Chen X Q, Shehzad K, Gao L, Long M S, Guo H, Qin S C, Wang X M, Wang F Q, Shi Y, Hu W D, Xu Y, Wang X R 2020 *Adv. Mater.* **32** 1902039
- [19] Liu H Y, Fu D Y, Li X, Han J B, Chen X D, Wu X F, Sun B F, Tang W Q, Ke C M, Wu Y P, Wu Z M, Kang J Y 2021 *ACS Nano* **15** 8244
- [20] Lu D, Hao X, Luo G L, Yao M Q, Xie X M, Chen Q M, Tan C, Wang Z G 2024 *J. Sichuan Univ. (Nat. Sci. Ed.)* **61** 060002 (in Chinese) [陆鼎, 郝昕, 罗国凌, 姚梦麒, 谢修敏, 陈庆敏, 谭超, 王泽高 2024 *四川大学学报(自然科学版)* **61** 060002]
- [21] Li T T, Guo W, Ma L, et al. 2021 *Nat. Nanotechnol.* **16** 1201
- [22] Zai H C, Yang P F, Su J, et al. 2025 *Science* **387** 186
- [23] Xu X M, Guo T C, Kim H, Hota M K, Alsaadi R S, Lanza M, Zhang X X, Alshareef H N 2022 *Adv. Mater.* **34** 2108258
- [24] Dubey A, Mishra R, Hsieh Y H, Cheng C W, Wu B H, Chen L J, Gwo S, Yen T J 2020 *Adv. Sci.* **7** 2002274
- [25] Hu W D, Li Q, Chen X S, Lu W 2019 *Acta Phys. Sin.* **68** 120701 (in Chinese) [胡伟达, 李庆, 陈效双, 陆卫 2019 *物理学报* **68** 120701]
- [26] Qiu Q X, Huang Z M 2021 *Adv. Mater.* **33** 2008126
- [27] Gupta S, Shirodkar S N, Kutana A, Yakobson B I 2018 *ACS Nano* **12** 10880
- [28] Nair R R, Blake P, Grigorenko A N, Novoselov K S, Booth T J, Stauber T, Peres N M, Geim A K 2008 *Science* **320** 1308
- [29] Liu X, Galfsky T, Sun Z, Xia F, Lin E C, Lee Y H, Kéna Cohen S, Menon V M 2015 *Nat. Photonics* **9** 30
- [30] Yao W Q, Sun J Z, Chen J Y, Guo Y L, Wu B, Liu Y Q 2021 *Acta Phys. Sin.* **70** 027901 (in Chinese) [姚文乾, 孙健哲, 陈建毅, 郭云龙, 武斌, 刘云圻 2021 *物理学报* **70** 027901]
- [31] Wu J F, Zhang J L, Jiang R Q, et al. 2025 *Nat. Commun.* **16** 564
- [32] Wang C, Hao X, Yao M Q, Wang J, Liu Y, Lu Y L, Tan C, Wang Z G 2024 *J. Sichuan Univ. (Nat. Sci. Ed.)* **61** 060001 [王超, 郝昕, 姚梦麒, 王江, 刘源, 卢彦岭, 谭超, 王泽高 2024 *四川大学学报(自然科学版)* **61** 060001]
- [33] Jang J S, Hong J P, Kim S J, et al. 2025 *Nat. Electron.* **8** 298
- [34] Tian M X, Wang Y F, Zhang T J, et al. 2025 *Nat. Commun.* **16** 5824
- [35] Tian Y, Liu H, Li J, Liu B D, Liu F 2025 *Nanomaterials* **15** 431
- [36] Liu X, Deng C Y, Wei H, Fang M K, Yan B, Zhu T, Luo S F, Peng G, Cai W W, Long M S, Zhang X A 2025 *Adv. Funct. Mater.* **35** 2423102
- [37] Wang S L, Wu Z T, Ruan H Z, Zheng L, Zhang Y 2024 *J. Alloys Compd.* **1006** 176379
- [38] Li C Y, Wu Z M, Zhang C Y, Peng S L, Han J Y, He M Y, Dong X, Gou J, Wang J, Jiang Y D 2023 *Adv. Opt. Mater.* **11** 2300905
- [39] Gui T H, Xia X, Wei B H, Zhang J N, Zhang K, Li Y, Chen W Q, Yu W Z, Cui N, Mu H R, Li Y, Pan S S, Lin S H 2024 *Mater. Des.* **238** 112722
- [40] Kumar R, Singh B, Aggarwal V, Yadav A, Gautam S, Nallabala N K R, Ganesan R, Gupta G, Kushvala S S 2025 *J. Alloys Compd.* **1014** 178813
- [41] Shin D H, Lee H 2025 *Curr. Appl Phys.* **70** 69
- [42] Bassi G, Wadhwa R, Kumar M 2024 *Adv. Opt. Mater.* **12** 2301899
- [43] Che M Q, Wang B, Zhao X Y, Li Y H, Chang C L, Liu M X, Du Y, Qi L J, Zhang N, Zou Y T, Li S J 2024 *ACS Nano* **18** 30884
- [44] Griffiths P R 1983 *Science* **222** 297
- [45] Kong S H, Correia J H, de Graaf G, Bartek M, Wolfenbittel R F 2001 *IEEE Instrum. Meas. Mag.* **4** 34
- [46] Kita D M, Miranda B, Favela D, Bono D, Michon J, Lin H T, Gu T, Hu J J 2018 *Nat. Commun.* **9** 4405
- [47] Yang Z Y, Albrow Owen T, Cui H X, et al. 2019 *Science* **365** 1017
- [48] Meng J J, Cadusch J J, Crozier K B 2019 *Nano Lett.* **20** 320
- [49] Bao J, Bawendi M G 2015 *Nature* **523** 67
- [50] Zhu X X, Bian L H, Fu H, Wang L X, Zou B S, Dai Q H, Zhang J, Zhong H Z 2020 *Light Sci. Appl.* **9** 73
- [51] Yuan S F, Naveh D, Watanabe K, Taniguchi T, Xia F N 2021 *Nat. Photonics* **15** 601
- [52] Yoon H H, Fernandez H A, Nigmatulin F, Cai W W, Yang Z Y, Cui H X, Ahmed F, Cui X Q, Uddin M G, Minot E D,

- Lipsanen H, Kim K, Hakonen P, Hasan T, Sun Z P 2022 *Science* **378** 296
- [53] Uddin M G, Das S, Shafi A M, Wang L, Cui X Q, Nigmatulin F, Ahmed F, Liapis A C, Cai W W, Yang Z Y, Lipsanen H, Hasan T, Yoon H H, Sun Z P 2024 *Nat. Commun.* **15** 571
- [54] Mini spectrometers C12880MA Hamamatsu Photonics K. K. https://www.hamamatsu.com/sp/ssd/doc_en.html [2025-3]
- [55] HR4 Spectrometer, Ocean Optics <https://www.oceanoptics.com/spectrometer/hr4/> [2025-9-4]
- [56] Liu J, Jin W Q, Wang X, Lu X T, Wen R J 2016 *Acta Phys. Sin.* **65** 094201 (in Chinese) [刘敬, 金伟其, 王霞, 鲁啸天, 温仁杰 2016 物理学报 **65** 094201]
- [57] Ma C, Yuan S F, Cheung P, Watanabe K, Taniguchi T, Zhang F, Xia F N 2022 *Nature* **604** 266
- [58] Xiong Y F, Wang Y S, Zhu R Z, Xu H T, Wu C H, Chen J H, Ma Y, Liu Y, Chen Y, Watanabe K, Taniguchi T, Shi M Z, Chen X H, Lu Y Q, Zhan P, Hao Y F, Xu F 2022 *Sci. Adv.* **8** eabo0375
- [59] Wang F K, Zhu S, Chen W D, Han J Y, Duan R H, Wang C W, Dai M J, Sun F Y, Jin Y H, Wang Q J 2024 *Nat. Nanotechnol.* **19** 455
- [60] Lyu Q J, Li R F, Hu T X, Wu Y, Liu J L 2025 *Acta Phys. Sin.* **74** 106101 (in Chinese) [吕全江, 李容凡, 胡天喜, 吴勇, 刘军林 2025 物理学报 **74** 106101]
- [61] Jiang H, Chen Y Z, Guo W Y, Zhang Y, Zhou R G, Gu M L, Zhong F, Ni Z H, Lu J P, Qiu C W, Gao W B 2024 *Nat. Commun.* **15** 8347
- [62] Wang Z Q, Wan T Q, Ma S J, Chai Y 2024 *Nat. Nanotechnol.* **19** 919
- [63] Lee J J, Han S J, Choi C, et al. 2025 *Nat. Commun.* **16** 4624
- [64] Seung H, Choi C, Kim D C, Kim J S, Kim J H, Kim J, Park S I, Lim J A, Yang J, Choi M K 2022 *Sci. Adv.* **8** eabq3101
- [65] Liao F Y, Zhou Z, Kim B J, Chen J W, Wang J L, Wan T Q, Zhou Y, Hoang A T, Wang C, Kang J F, Ahn J H, Chai Y 2022 *Nat. Electron.* **5** 84
- [66] Zhong Z P, Zhuang Y Z, Cheng X, Zheng J T, Yang Q Y, Li X, Chen Y, Shen H, Lin T, Shi W, Meng X J, Chu J H, Huang H, Wang J L 2025 *Nat. Commun.* **16** 7096
- [67] Ouyang B, Wang J L, Zeng G, Yan J M, Zhou Y, Jiang X X, Shao B J, Chai Y 2024 *Nat. Electron.* **7** 705
- [68] Tan Y L, Hao H, Chen Y B, Kang Y, Xu T, Li C, Xie X N, Jiang T 2022 *Adv. Mater.* **34** 2206816
- [69] Hu Z Y, Zhang Y L, Pan C, Dou J Y, Li Z Z, Tian Z N, Mao J W, Chen Q D, Sun H B 2022 *Nat. Commun.* **13** 5634
- [70] Zhang L, Zhan H Y, Liu X Y, Cao H J, Xing F, You Z 2024 *Photonix* **5** 21
- [71] Xin W, Fu Y N, Dai F X, et al. 2025 *Adv. Funct. Mater.* **35** e08546
- [72] Zhang Y N, Li L, Lin Y N, Miao X C, Lei H, Pan Y 2025 *Nano Energy* **133** 110511
- [73] Fan W H, Yan H, Wang X Y, Tong L, Yan W, Su C, Wang Q G, Yin S G 2025 *Adv. Funct. Mater.* **35** 2416703
- [74] Yang Y Q, Ran W H, Li Y, Chen Y C, Chen D, Shen G Z 2025 *Nat. Commun.* **16** 5665
- [75] Ko H C, Stoykovich M P, Song J, Malyarchuk V, Choi W M, Yu C J, Geddes Iii J B, Xiao J L, Wang S D, Huang Y G, Rogers J A 2008 *Nature* **454** 748
- [76] Ou Q F, Xiong B S, Yu L, Wen J, Wang L, Tong Y 2020 *Materials* **13** 3532
- [77] Prezioso M, Merrikkh Bayat F, Hoskins B D, Adam G C, Likharev K K, Strukov D B 2015 *Nature* **521** 61
- [78] Xia Q F, Yang J J 2019 *Nat. Mater.* **18** 309
- [79] Mennel L, Symonowicz J, Wachter S, Polyushkin D K, Molina Mendoza A J, Mueller T 2020 *Nature* **579** 62
- [80] Choi C, Kim H, Kang J H, Song M K, Yeon H, Chang C S, Suh J M, Shin J, Lu K, Park B I 2022 *Nat. Electron.* **5** 386
- [81] Lee S, Peng R M, Wu C M, Li M 2022 *Nat. Commun.* **13** 1485
- [82] Zhang Z H, Wang S Y, Liu C S, Xie R Z, Hu W D, Zhou P 2022 *Nat. Nanotechnol.* **17** 27
- [83] Zhu Q B, Li B, Yang D D, Liu C, Feng S, Chen M L, Sun Y, Tian Y N, Su X, Wang X M, Qiu S, Li Q W, Li X M, Zeng H B, Cheng H M, Sun D M 2021 *Nat. Commun.* **12** 1798
- [84] Moin A, Zhou A, Rahimi A, Menon A, Benatti S, Alexandrov G, Tamakloe S, Ting J, Yamamoto N, Khan Y 2021 *Nat. Electron.* **4** 54
- [85] Zhang X Y, Song J H, Wang Y, Zhang Y W, Zhang Z D, Wang R S, Huang R 2019 *IEEE 13th International Conference on ASIC (ASICON)* 2019 p14
- [86] Wu G J, Zhang X M, Feng G D, et al. 2023 *Nat. Mater.* **22** 1499
- [87] Zhu Y Y, Wang Y, Pang X C, Jiang Y B, Liu X X, Li Q, Wang Z, Liu C S, Hu W D, Zhou P 2024 *Nat. Commun.* **15** 6015
- [88] Huang H X, Shi S H, Zha J J, Xia Y P, Wang H D, Yang P, Zheng L, Xu S C, Wang W, Ren Y, Wang Y J, Chan H P, Ho J C, Chai Y, Wang Z R, Tan C L 2025 *Nat. Commun.* **16** 3836
- [89] Pi L, Wang P F, Liang S J, Luo P, Wang H Y, Li D Y, Li Z X, Chen P, Zhou X, Miao F, Zhai T Y 2022 *Nat. Electron.* **5** 248
- [90] Liao F Y, Zhou F C, Chai Y 2021 *J. Semicond.* **42** 013105
- [91] Shen J B, Cheng Z G, Zhou P 2022 *Nanotechnology* **33** 372001
- [92] Davidson S, Furber S B 2021 *Front. Neurosci.* **15** 651141
- [93] Deng L, Wu Y J, Hu X, Liang L, Ding Y F, Li G Q, Zhao G S, Li P, Xie Y 2020 *Neural Networks* **121** 294
- [94] Auge D, Hille J, Mueller E, Knoll A 2021 *Neural Process. Lett.* **53** 4693
- [95] Taherkhani A, Belatreche A, Li Y, Cosma G, Maguire L P, McGinnity T M 2020 *Neural Networks* **122** 253
- [96] Subbulakshmi Radhakrishnan S, Sebastian A, Oberoi A, Das S, Das S 2021 *Nat. Commun.* **12** 2143
- [97] Xie Y W, Ke X Y, Hong S H, Sun Y X, Song L J, Li H, Wang P, Dai D X 2025 *Sci. Adv.* **11** eads7475
- [98] Frenkel C, Lefebvre M, Legat J D, Bol D 2018 *IEEE Trans. Biomed. Circuits Syst.* **13** 145
- [99] Xu N Y, Duan M Y, Zhang K, Zhang W F, Jia C H 2025 *ACS Appl. Energy Mater.* **8** 6300
- [100] Wang F K, Hu F C, Dai M J, et al. 2023 *Nat. Commun.* **14** 1938
- [101] Su X W, Zhang B H, Liang C J, Tian M X, Zhang T J, Bian Z, Miao J L, Yang Q, Xu Y, Yu B, Chai Y, Lin P, Zhao Y D 2024 *Adv. Funct. Mater.* **34** 2315323
- [102] Yu H, Huang L F, Zhou L Y, Peng Y L, Li X Z, Yin P, Zhao J J, Zhu M T, Wang S P, Liu J Y, Du H Y, Tang J, Zhang S G, Zhou Y C, Lu N P, Liu K H, Li Na, Zhang G Y 2024 *Adv. Mater.* **36** 2402855
- [103] Zhang X C, Zhou L Y, Wang S P, Li T, Du H Y, Zhou Y C, Liu J Y, Zhao J J, Huang L F, Yu H, Chen P, Li N, Zhang G Y 2025 *Nat. Commun.* **16** 4468
- [104] Zhang X D, Huang C X, Li Z Y, Fu J, Tian J R, Ouyang Z P, Yang Y L, Shao X, Han Y L, Qiao Z H, Zeng H L 2024 *Nat. Commun.* **15** 4619
- [105] Jayachandran D, Pendurthi R, Sadaf M U K, Sakib N U,

- Pannone A, Chen C, Han Y, Trainor N, Kumari S, Mc Knight T V, Redwing J M, Yang Y, Das S 2024 *Nature* **625** 276
- [106] He T, Ma H, Wang Z, Li Q, Liu S N, Duan S K, Xu T F, Wang J C, Wu H T, Zhong F, Ye Y T, Wu J H, Lin S, Zhang K, Martyniuk P, Rogalski A, Wang P, Li L, Lin H T, Hu W D 2024 *Nat. Photonics* **18** 60
- [107] Ma S L, Wu T X, Chen X Y, Wang Y, Ma J Y, Chen H L, Riaud A, Wan J, Xu Z H, Chen L, Ren J Y, Zhang D W, Zhou P, Chai Y, Bao W Z 2022 *Sci. Adv.* **8** eabn9328
- [108] Yi K Y, Wu Y, An L H, Deng Y, Duan R H, Yang J F, Zhu C, Gao W B, Liu Z 2024 *Adv. Mater.* **36** 2403494
- [109] Jiang J, Cheng Y, Sun X C, Huang K W, Wang K, Cheng S T, Yuan H, Liu R J, Li W J, Zhang H, Li J L, Tu C, Yue Q 2022 *ACS Appl. Mater. Interfaces* **14** 19889
- [110] Zhu J D, Park J H, Vitale S A, et al. 2023 *Nat. Nanotechnol.* **18** 456
- [111] Hoang A T, Hu L, Kim B J, Van T T N, Park K D, Jeong Y, Lee K, Ji S, Hong J, Katiyar A K, Shong B, Kim K, Im S, Chung W J, Ahn J H 2023 *Nat. Nanotechnol.* **18** 1439
- [112] Liu L, Li T T, Gong X S, et al. 2025 *Nat. Mater.* **24** 1195
- [113] Dodda A, Jayachandran D, Pannone A, et al. 2022 *Nat. Mater.* **21** 1379
- [114] Jo H K, Kim J, Lim Y R, Shin S, Song D S, Bae G, Kwon Y M, Jang M, Yim S, Myung S, Lee S S, Kim C G, Kim K K, Lim J, Song W 2023 *ACS Nano* **17** 1372
- [115] Zhao Y D, Gobbi M, Hueso L E, Samori P 2021 *Chem. Rev.* **122** 50
- [116] Huang H Y, Liang X P, Wang Y Y, et al. 2025 *Nat. Nanotechnol.* **20** 93
- [117] Goossens S, Navickaite G, Monasterio C, Gupta S, Piqueras J J, Pérez R, Burwell G, Nikitskiy I, Lasanta T, Galán T, Puma E, Centeno A, Pesquera A, Zurutuza A, Konstantatos G, Koppens F 2017 *Nat. Photonics* **11** 366

SPECIAL TOPIC—2D materials and future information devices

Progress in in-sensor computing and applications based on photodetectors of two-dimensional materials*SHI Qi^{1)2)#} TIAN Maoxin^{2)#} YANG Quan^{2)†}
ZHANG Xiaowei^{1)‡} ZHAO Yuda^{2)††}1) (*College of Information Science and Engineering, Ningbo University, Ningbo 315000, China*)2) (*School of Integrated Circuit, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China*)

(Received 14 August 2025; revised manuscript received 15 September 2025)

Abstract

This paper provides a comprehensive review of recent advances in high-performance photodetectors based on two-dimensional materials and in-sensor computing for intelligent image processing, aiming to address the challenges of the “memory wall” and “power wall” caused by the separation of sensing, storage, and computing in traditional image sensors. Traditional image processing relies on the von Neumann architecture, where a large volume of raw data generated at the sensing end must be transmitted to independent computing units or cloud platforms for processing, leading to high energy consumption, significant latency, bandwidth burden, and security risks. Owing to their atomic thickness, high carrier mobility, weak short-channel effects, and tunable optoelectronic properties, two-dimensional (2D) materials provide an ideal physical foundation for achieving function integration of perception and computation. This paper discusses the topic from three perspectives: optical signal perception, image preprocessing, and advanced image processing. In terms of optical signal perception, 2D materials and their heterostructures exhibit ultrahigh responsivity, broadband operation, and fast response in light-intensity detection, enable miniaturized spectrometers through bandgap modulation and computational spectroscopy, and achieve compact, full-polarization analysis via twisted layers and metasurface structures. In image preprocessing, 2D material devices can perform convolution and feature extraction at the sensing end through linear photoresponse, suppress noise and extend dynamic range via superlinear and sublinear responses, and mimic biological visual adaptation in spectral and polarization domains to enhance image quality and robustness. In advanced image processing, the tunable photoresponse and memristive characteristics of 2D materials enable sensor-level integration of sensing, storage, and computation, This allows for the realization of matrix-vector multiplication and convolution operations within convolutional neural networks, significantly reducing power consumption and improving efficiency. Meanwhile, by implementing spike-rate and temporal encoding of optical signals in spiking neural networks, 2D material devices can achieve event-driven image recognition and classification under low-power and low-latency conditions. Furthermore, this paper highlights the challenges faced by 2D material image sensors, including scalable fabrication, heterogeneous integration with silicon technology, array- and circuit-level optimization, environmental stability and encapsulation, and system-level implementation, while envisioning their broad application prospects in

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 62090034, 62261160574, 62090030) and the National Science and Technology Major Project of the Ministry of Science and Technology of China (Grant No. 2022YFA1204303).

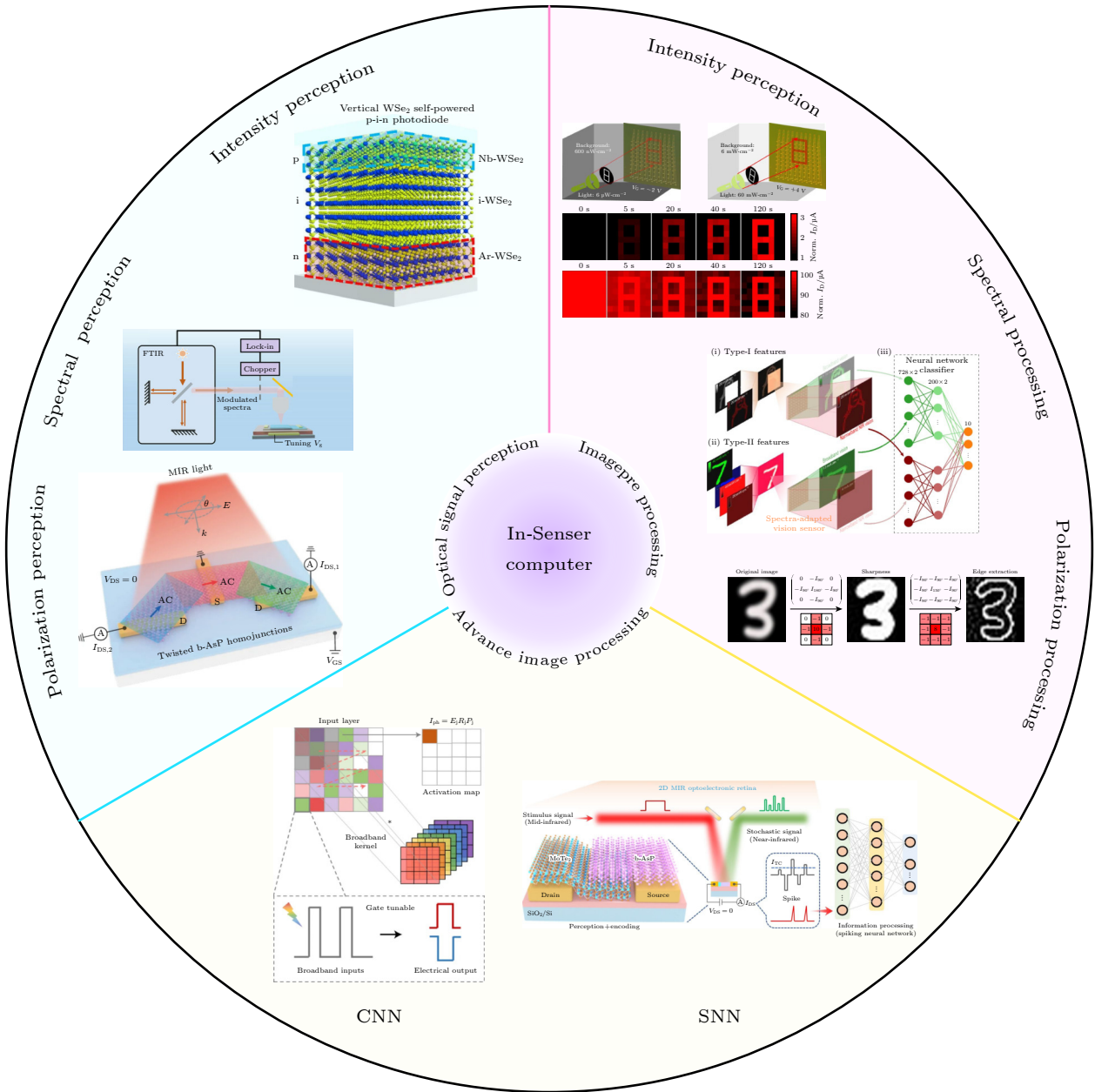
These authors contributed equally.

† Corresponding author. E-mail: yangquan@zju.edu.cn

‡ Corresponding author. E-mail: zhangxiaowei@nbu.edu.cn

†† Corresponding author. E-mail: yudazhao@zju.edu.cn

intelligent imaging, wearable electronics, autonomous driving, and biomedical diagnostics. It is concluded that with the joint progress in materials science, device engineering, and artificial intelligence, 2D materials are expected to drive the development of next-generation low-power, high-performance, intelligent image processing platforms, and to become an essential foundation for future information perception and processing technologies.



Keywords: two-dimensional materials, photodetectors, in-sensor computing, artificial neural networks

PACS: 85.35.-p, 85.60.-q, 42.79.Pw, 07.05.Mh

DOI: 10.7498/aps.74.20251093

CSTR: 32037.14.aps.74.20251093

基于二维材料光电器件的传感器内计算与应用进展

石旗 田茂鑫 杨权 张晓伟 赵昱达

Progress in in-sensor computing and applications based on photodetectors of two-dimensional materials

SHI Qi TIAN Maoxin YANG Quan ZHANG Xiaowei ZHAO Yuda

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 74, 228501 (2025) DOI: 10.7498/aps.74.20251093

CSTR: 32037.14.aps.74.20251093

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.74.20251093>

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

基于二维层状材料的神经形态器件研究进展

Research progress of neuromorphic devices based on two-dimensional layered materials

物理学报. 2022, 71(21): 218504 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20221424>

二维材料在生物传感器中的应用

Applications of two-dimensional materials in bio-sensors

物理学报. 2021, 70(6): 064701 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20201613>

硅基底上二维硒氧化铋的化学气相沉积法合成及其光电探测应用

Synthesis of two-dimensional Bi₂O₂Se on silicon substrate by chemical vapor deposition and its photoelectric detection application

物理学报. 2022, 71(16): 166101 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20220388>

光栅局域调控二维光电探测器

Photogating effect in two-dimensional photodetectors

物理学报. 2021, 70(2): 027801 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20201325>

二维材料与人工视觉系统的多维融合: 前沿突破与范式革新

Multidimensional heterogeneous integration of two-dimensional materials and artificial visual systems: Frontier innovations and paradigm-shifting advancements

物理学报. 2025, 74(17): 178502 <https://doi.org/10.7498/aps.74.20250703>

基于扫描热探针技术的二维材料物性调控研究进展

Research progress of regulation of physical properties of two-dimensional materials based on thermal scanning probe lithography

物理学报. 2025, 74(3): 038101 <https://doi.org/10.7498/aps.74.20241590>