

文章编号: 1671-6906(2026)01-0009-17

电子技术推动智能系统发展的贡献与挑战

林漫漫¹, 原志超¹, 王群亮², 杨辉¹, 宋令阳³, 张爱华⁴, 张纪峰¹, 朱永胜¹

(1. 中原工学院 自动化与电气工程学院, 河南 郑州 450007; 2. 中原工学院 集成电路学院, 河南 郑州 450007; 3. 北京大学 电子学院, 北京 100871; 4. 中原工学院 信息与通信工程学院, 河南 郑州 450007)

摘要: 在数字化、信息化与智能化深度融合的当代, 智能系统已成为推动社会进步、产业变革、科技创新的核心驱动力。电子技术作为智能系统发展的物理载体与算力基石, 不仅决定了其性能边界, 更通过硬件-算法协同创新机制, 持续拓展智能系统的技术可能性与应用场景。然而, 电子技术在推动智能系统高速发展的同时, 也始终伴随着算力、能效及物理极限等多种瓶颈的制约。现有研究多聚焦于具体技术突破的成就, 而忽略了其背后潜在的制约机制。本文从“贡献与挑战”的二维视角出发, 系统剖析电子技术在智能系统发展中的推动作用与制约因素, 并在此基础上构建“需求牵引-技术推动-约束反馈”动态循环模型, 揭示二者之间相互促进、相互制约的复杂关系, 为未来电子科技的突破及智能系统的创新发展提供了理论参考。

关键词: 电子技术; 智能系统; 算力; 感知; 互联

中图分类号: TP18 文献标志码: A DOI:10.3969/j.issn.1671-6906.2026.01.002

The contributions and challenges of electronic technology in promoting the development of intelligent systems

LIN Manman¹, YUAN Zhichao¹, WANG Qunliang², YANG Hui¹, SONG Lingyang³,
ZHANG Aihua⁴, ZHANG Jifeng¹, ZHU Yongsheng¹

(1. School of Automation and Electrical Engineering, Zhongyuan University of Technology, Zhengzhou 450007, China; 2. School of Integrated Circuits, Zhongyuan University of Technology, Zhengzhou 450007, China; 3. School of Electronics, Peking University, Beijing 100871, China; 4. School of Information and Communication Engineering, Zhongyuan University of Technology, Zhengzhou 450007, China)

Abstract: In the contemporary era characterized by the deep integration of digitalization, informatization, and intelligentization, intelligent systems have become the core driving force for social progress, industrial transformation, and technological innovation. As the physical carrier and computing power cornerstone for the development of intelligent systems, electronic technology not only determines their performance boundaries but also continuously expands the technical possibilities and application scenarios of intelligent systems through the hardware-algorithm collaborative innovation mechanism. However, this transformative leap has also been accompanied by various bottlenecks such as computing power, energy efficiency, physical limits and so on. Existing research mostly focuses on the achievements of technological

收稿日期: 2025-11-26

基金项目: 国家自然科学基金项目(62433020, T2293770, 62473391); 河南省高等学校重点科研项目(26A470019)

引文格式: 林漫漫, 原志超, 王群亮, 等. 电子技术推动智能系统发展的贡献与挑战[J]. 中原工学院学报, 2026, 37(1): 9-25.

LIN Manman, YUAN Zhichao, WANG Qunliang, et al. The contributions and challenges of electronic technology in promoting the development of intelligent systems[J]. Journal of Zhongyuan University of Technology, 2026, 37(1): 9-25.

breakthroughs, while neglecting the restriction mechanisms between electronic technology and intelligent systems. From the two-dimensional perspective of “contributions and challenges”, this paper systematically analyzes the promoting role and restrictive factors of electronic technology in the development of intelligent systems. On this basis, a dynamic cycle model of “demand traction-technology promotion-constraint feedback” is constructed to reveal the complex relationship between them, providing a theoretical reference for future breakthroughs in electronic technology and the innovative development of intelligent systems.

Key words: electronic technology; intelligent systems; computing power; sensing; interconnection

从自动驾驶穿梭街巷,到精准诊疗穿透细胞,从“城市大脑”高效调配公共资源,到智能算法精准感知并满足个体偏好,智能系统已渗透至社会运行的方方面面,成为推动社会进步与产业升级的核心力量。然而,这些“智能”并非凭空而来,它们的诞生、演进直至今日的效能飞跃,根源在于电子科技持续性的突破(关键进展见表1),这同样是智能系统与电子科技在协同演进中相互驱动、共同发展的必然结果。从芯片算力的大幅跃升,到传感器技术的迭代更新,从5G/6G通信网络构筑信息高速公路,到算法模型持续优化带来的

认知能力提升,电子科技的全方位赋能让智能系统摆脱了传统技术的桎梏,广泛渗透至工业制造、智能家居、医疗健康、智慧城市等诸多领域^[1]。然而,尽管成果显著,电子科技在推动智能系统发展的过程中仍面临严峻挑战,主要表现在智能系统发展对算力的无限需求与芯片性能提升有限之间的矛盾;智能系统移动化、微型化的发展趋势与硬件能效比过低之间的矛盾;智能系统决策对高质量数据的高度依赖与传感器感知精度、可靠性不足之间的矛盾。这些矛盾相互交织,形成了制约下一代智能系统发展的核心瓶颈^[2]。

表1 电子科技与智能系统协同发展进程

Tab. 1 The co-evolution of electronic technology and intelligent systems

时间	电子科技核心特征	智能系统核心特征	典型应用场景
1950—1980年	分立元件→集成电路→微控制器→单点测控	无独立“智能”,逻辑由硬布线或简单程序完成	数控机床、电子计价秤
1990—2005年	8/16/32位微控制器普及,专用集成电路出现	嵌入式操作系统+简单算法,可实现本地闭环控制	变频空调、汽车防抱死制动系统
2006—2015年	高速总线、微机电系统	分布式控制、远程监测、边缘网关	智能电表、电梯群控
2016—2022年	中央处理器算力井喷、5G商用	云端AI、深度学习、数字孪生	自动驾驶试点、智慧高速
2023—2030年	存算一体芯片、微机电惯性+量子导航	智能体/半智能体架构普及	智能物流、智能工厂、智能家居

近年来,随着电子技术与智能系统的深度融合,已有相关综述文献从硬件架构、算法效率及应用场景等不同角度对两者关系进行了梳理^[3-5],然而,这些研究大都侧重于单一的“驱动”维度,或聚焦硬件演进对智能系统的赋能,或侧重算法性能的演进,很少将电子科技与智能系统之间的双向互动关系作为系统的研究对象,系统分析其“推拉互动、约束共生”的复杂动态机制。本文基于现有研究成果,从“贡献与挑战”的二维视角,探讨“电子科技与智能系统”之间的双向互动关系。通过系统梳理电子科技在推动智能系统发展中的核心贡献与其当前阶段面临的关键挑战,构建“需求牵引-技术推动-约束反馈”动态循环模型结构。研究表明,该模型揭示了电子科技的内在机制:其在拓展智能系统能力边界的同时,也为其设定新的

物理极限与系统复杂性困境。本文旨在为相关领域研究者系统梳理当前的学术进展,聚焦亟待突破的核心问题,以期为产业界技术研发与相关政策制定提供有益参考,从而助力智能系统在电子科技的持续驱动下实现更高质量、可持续的发展。

1 电子科技对智能系统发展的核心贡献

电子科技作为智能系统发展的基石性支撑,其核心贡献主要体现在3个方面。首先,以集成电路为代表的硬件突破构建了智能系统的“算力底座”,从而将智能系统算力从传统CPU的十亿次浮点运算每秒,跃升至人工智能(AI)超算的百亿亿次浮点运算每秒,为AI从理论走向实际提供了不可或缺的硬件支撑。其次,多模态传感器技术为AI提供了“环境感知能力”,

将物理世界的各类信号转化为可处理的数据流,这种感知能力的跃升使得自动驾驶车辆能在暴雨中精准识别障碍物,工业机器人可完成微米级装配等智能操作。最后,以射频电路等为硬件基础构筑现代通信技术的物理架构,并由此构建起“系统互联框架”。该框架通过赋能5G、物联网等技术的无线连接,实现了智能系统设备间实时数据交互与协同计算。这3个维度的技术进步共同满足了智能系统中“感知-计算-互联”的基础需求,使得智能系统能够从理论构想走向大规模应用。

1.1 算力基础设施构建

智能系统的核心是数据驱动的决策与学习能力,而算力是支撑其高效运行的基础。近年来,随着深度学习、强化学习等AI技术的突破,智能系统对算力的需求呈指数级增长^[6-12]。电子科技凭借芯片设计、计算架构创新、分布式及边缘计算等关键技术的突破,为智能系统提供了强大的算力支持。图1展示了芯片尺寸由厘米级到纳米级的发展历程,芯片尺寸缩小促使单位面积晶体管数量呈指数级增加,从而使芯片在同等功耗和面积下实现算力跃升^[13]。此外,半导体制造工艺从28 nm到3 nm的演进,不仅带来了晶体管密

度的指数级增长(约50倍),更引发了芯片构造的深刻变革。2011年,Intel率先量产22 nm鳍式场效应晶体管,标志着晶体管架构从平面型向立体结构的革命性跨越,解决了28 nm制程节点面临的短沟效应难题。随后,李越等^[14]从延迟时间、可靠性和功耗3个方面分析了鳍式场效应晶体管器件的优势。2019年,Hill等^[15]利用14 000多个立体碳纳米管制造出16位微处理器RV16X-NANO(见图2),该处理器可完整运行31条标准指令。2024年,Kims等^[16]首次提出了多层芯片堆叠技术。该技术通过无硅基底的交替外延生长,实现了高密度晶体管垂直互联,被喻为“从平房到高楼大厦”的3D集成范式革命。与传统3D封装不同,这种芯片堆叠技术实现了纳米级及单晶硅级别的垂直互联,这意味着上一层晶体管与下一层晶体管之间的物理距离是纳米级,连接密度和效率极高,就像一栋大楼里楼上楼下邻居的沟通,远比隔着一个街区打电话要高效得多。芯片制程工艺的微缩实现了晶体管数量的指数增长,而芯片架构的创新突破了传统单晶片的物理与设计局限。二者通过提升多维集成能力、优化内存带宽及精细化控制功耗,共同构筑了驱动算力实现百倍级跃升的关键路径。



图1 芯片尺寸的发展历程

Fig. 1 The evolution of chip size

除了芯片架构变革,计算架构的创新也为后摩尔时代提供了新的算力增长引擎。存算一体芯片通过器件-电路-工艺的协同,实现存储与计算的深度融合,从根源上突破了冯·诺依曼架构瓶颈,将AI推理吞吐量提升了5~20倍。2016年加利福尼亚大学发布了国际首个嵌入式内存模拟存算一体芯片,相比于当时的数字处理芯片,该芯片速度可提升1000倍,功耗可降低1000倍^[17]。Yu等^[18]首次成功构建了一种面向高

复杂度排序任务的存算一体化硬件系统,创造性地提出了一个不需要比较器的排序新架构,打破了存算一体难以处理复杂排序的限制。相比主流专用排序芯片,其算力速度提升最高达7.7倍,能效提升160.4倍,芯片面积效率提升32.46倍。更为重要的是,电子科技领域还针对AI计算特点开发了专用架构,如图形处理器、张量处理器和神经网络处理器等,将AI模型的训练和推理效率提升了1~2个数量级^[19-21]。以图像识

别任务为例,2012年训练一个 AlexNet模型需要5~6天时间,而如今,基于最新AI芯片的同等训练仅需3 min。Yao等^[22]报道了基于忆阻器阵列芯片卷积网络的完整硬件实现(见图3)。该研究构建了基于多个忆阻器阵列的存算一体系统,其在处理卷积神经网络

时的能效比图形处理器芯片高2个数量级,显著提升了计算设备的算力,成功实现了以更小的功耗和更低的硬件成本完成复杂的计算。这种算力跃迁使得原本只存在于理论中的复杂算法得以实际应用,直接催生了深度学习革命。

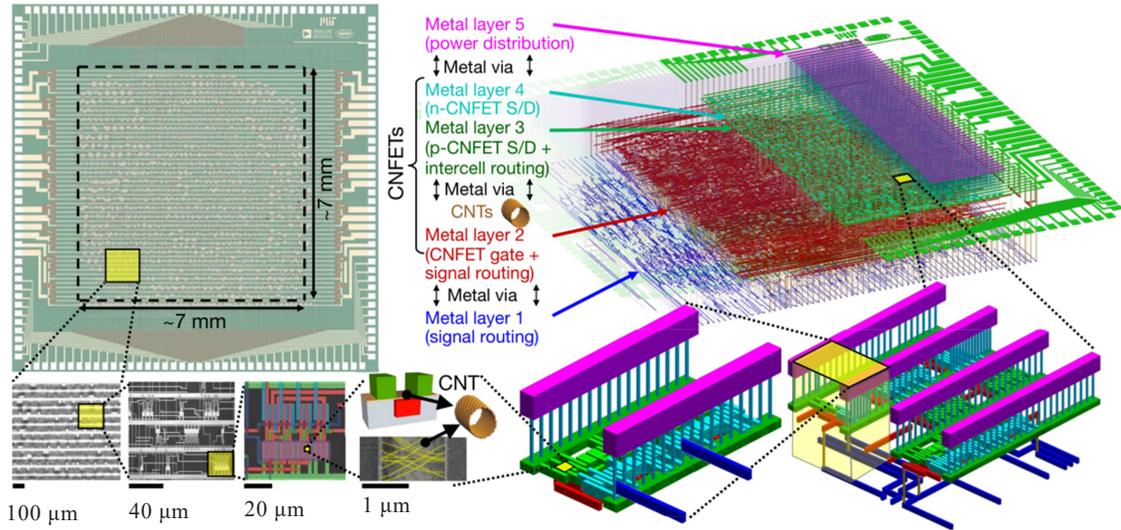


图2 RV16X-NANO芯片图像与物理布局的三维示意图^[15]

Fig. 2 Image and three-dimensional to-scale rendered schematic of the fabricated RV16x-NANO chip^[15]

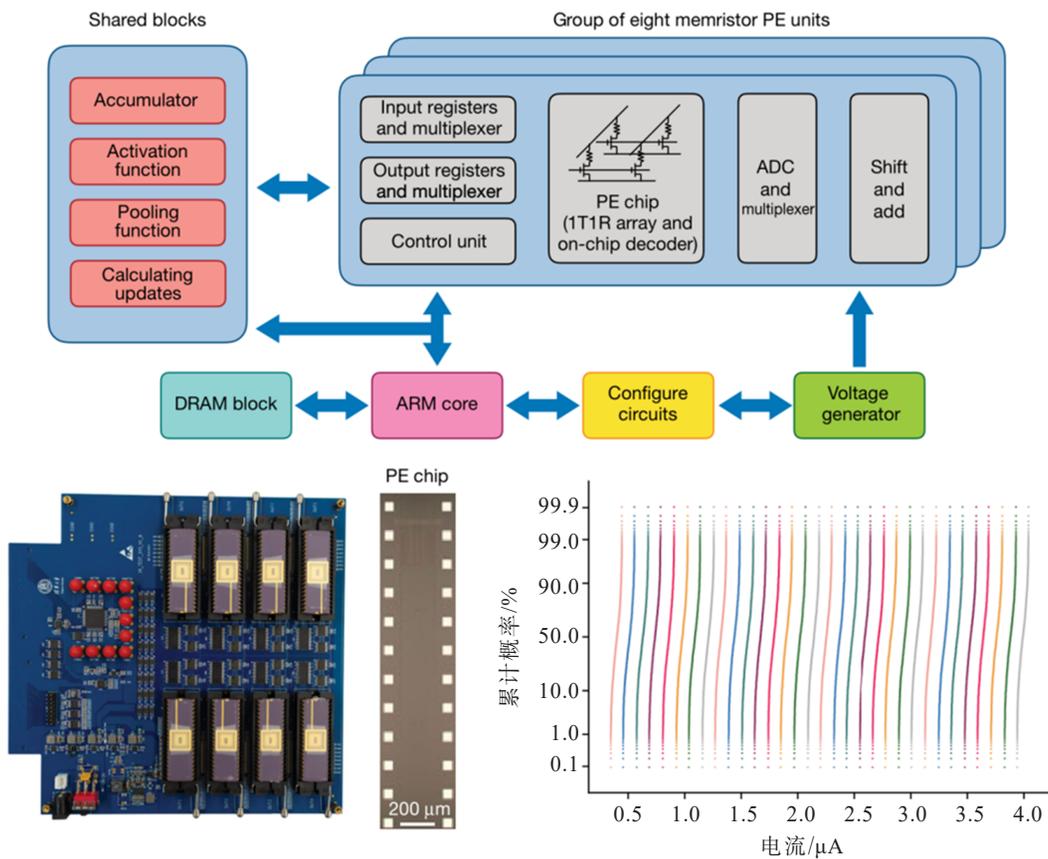


图3 基于忆阻器阵列的芯片系统^[22]

Fig. 3 Memristor-based hardware system with reliable multi-level conductance states^[22]

分布式计算在提升算力方面也展现出强大的潜力。通过将复杂的计算任务分解为多个子任务,并在多个处理单元上同时执行这些子任务,从而大幅缩短总计算时间,显著提高了智能系统的算力。Lin等^[23]研发了高效能分布式训练平台 UniAP,首次实现了层类并行策略和层间并行策略联合优化的工作。在给定模型和硬件平台情况下,UniAP能够通过自动搜索找到最高效能的分布式训练方案,既解决了低效率和高成本问题,也解决了很多人在大模型分布式训练时因为超参数设置不合理而运行不出结果的难题。针对分布式深度学习中的数据并行训练问题,Gu等^[24]提出了二次同步规则的新方法。该方法不仅剖析了通信成本和优化速度之间的权衡机制,而且还考虑了同

步周期对模型泛化能力的影响,在减少通信量和提高测试准确率方面效果显著。Main等^[25]在《Nature》上发表的最新成果中提出了一种新型分布式量子计算(DQC)架构(见图4),并选择了量子搜索算法作为测试案例。在该分布式量子计算平台上,成功地将量子搜索算法分解为多个量子门控操作,并在两个远程离子阱模块上完成协同执行。实验结果显示,对于4个可能的搜索项,该架构能够以71%的平均成功率找到目标项,这一结果远优于经典算法的平均查询次数。上述研究表明,分布式算法能够有效提升算力,且未来将朝着异构计算的深度融合、分布式深度学习的持续创新、分布式量子计算的探索突破,以及边缘计算与云计算的协同优化等方向发展。

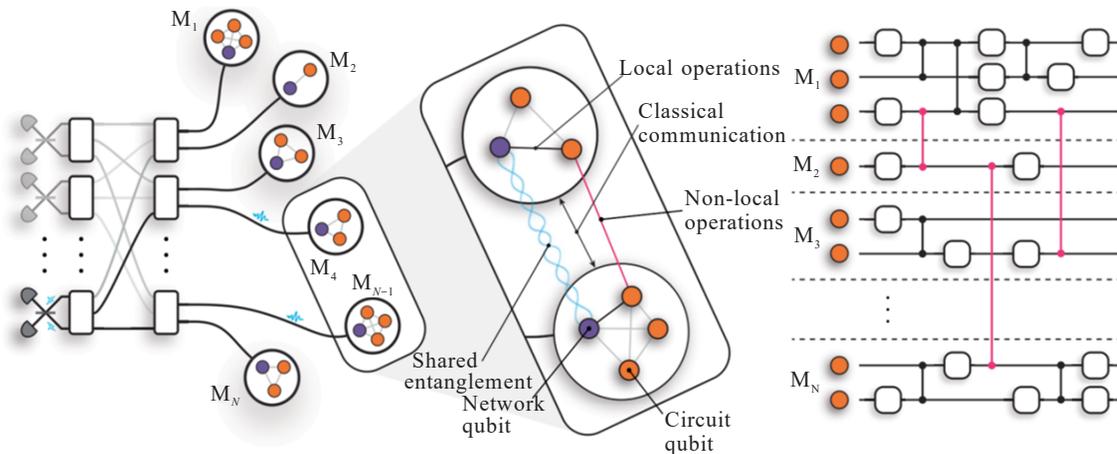


图4 新型分布式量子计算架构^[25]

Fig. 4 Distributed quantum computing architecture^[25]

芯片创新、架构变革与分布式计算的协同发展,正在推动智能系统发生本质变化——从功能单一的“器官”,逐步进化为具有完整生命特征的“有机体”。在这一过程中,芯片如同“细胞单元”,其工艺突破持续带来算力的提升;架构变革则扮演“神经重构”的角色,通过优化数据流路径,突破传统“内存墙”的束缚,实现算力与能效的指数级跃升。然而,真正赋予系统以“生命感”的是分布式计算所构建的“协作网络”,它将海量异构的计算节点连接成有机整体,推动智能形态从集中式的“大脑主导”转向分布式的“群体协同”。这一进化路径表明:未来智能算力突破的关键,不在于单一技术指标的极致优化,而在于能否构建一个弹性、异构且高效协同的“计算生命系统”。

1.2 环境感知体系革新

感知能力的质变是电子科技对智能系统的第二大贡献。智能系统的“智能”体现在对环境的感知和理解能力,这依赖于各类传感器技术的发展^[26-33],而传

感器技术的发展则依赖于电子科技的进步。

首先,电子科技的发展大幅提升了传感器性能。例如,高分辨率摄像头、高量子效率光电二极管、毫米波雷达、微波传感器等技术的出现,使智能系统能够以更高精度和更丰富维度获取环境信息。在车载摄像头领域,分辨率正从早期的120万像素逐步升级到800万像素,甚至更高。比亚迪最新发布的“天神之眼C”前视三目方案装配了3颗800万像素摄像头,为智驾系统提供了强大的感知能力。Geum等^[34]成功开发了一种超薄但具有高量子效率的铟镓砷光电二极管。这种光电二极管通过采用导模共振结构,在短波红外区域实现了超过70%的高量子效率,并且具有超宽的光谱响应范围(从可见光波长范围到1700 nm),有望在生物医学成像、工业检测、安全监控以及自动驾驶汽车的多光谱成像等领域得到广泛应用。Oripov等^[35]构建了一款包含40万像素的超导相机,其阵列覆盖了4 mm×2.5 mm的面积,分辨率为5 μm×5 μm,在370 nm和635 nm波长下达到了单位量子效率,计数

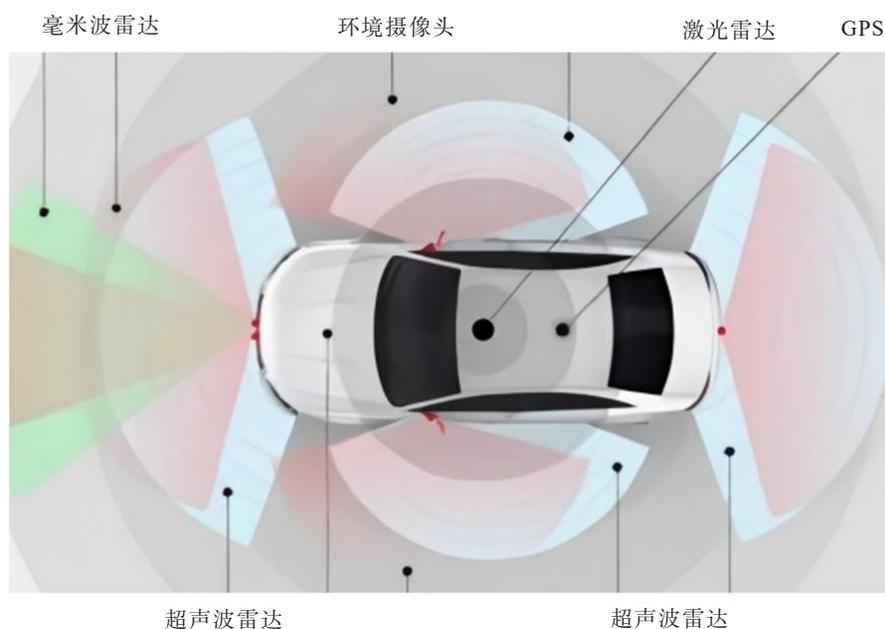


图 6 自动驾驶汽车传感器装置
Fig. 6 Sensors of autonomous car

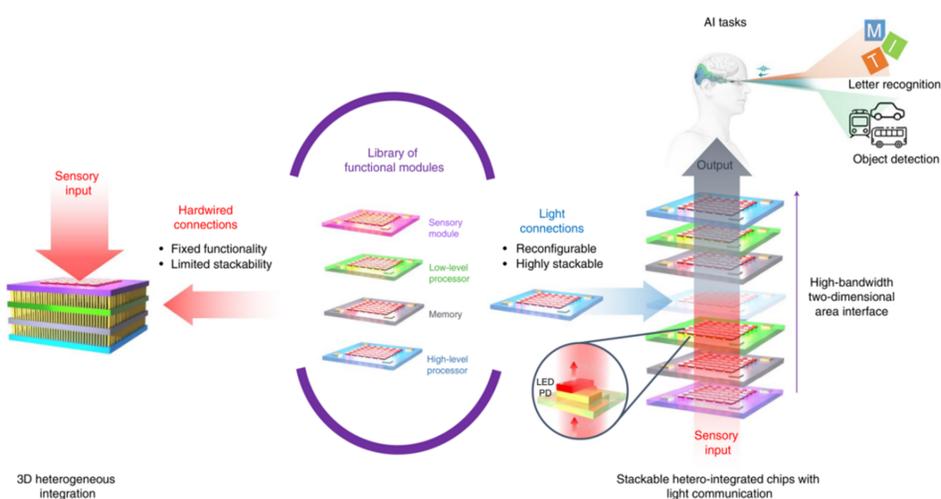


图 7 面向边缘计算的传感器计算系统集成技术^[40]

Fig. 7 Integration technologies of sensor computing systems for edge computing^[40]

传感器精度的提升赋予机器“超感官知觉”；多模态融合赋予机器“通感联觉”，将视觉、声音、触觉等离散信号编织成连续统一的场景认知；底层数据处理能力的跨越，相当于为系统装上了能实时理解的认知引擎。这三者的协同，使智能系统不再仅看见像素或听见声波，而能直接理解场景的物理逻辑与语义意图。在工业质检领域，智能系统化身为永不疲倦的“超级技师”；在自动驾驶场景中，智能系统化身为全时全域的风险先知“驾驶员”；在医疗领域中，智能系统化身为能看透生物组织的“诊断专家”。这场环境感知体系的革新，扩展了人类感知与理解的边界，进而将人类从重复、枯燥的劳动中解放出来。

1.3 互联互通架构升级

智能系统往往不是孤立存在的，而是通过物联网、云计算等架构形成分布式智能网络。射频电路和电子元器件构成通信技术的底层硬件基础，其发展推动了微波、太赫兹及光波通信技术的突破，尤其是滤波器、功率放大器等关键元器件的快速进步，促进了5G/6G移动通信技术的商业化应用，从而为智能系统提供了高带宽、低延迟的数据传输能力^[40-46]。作为5G/6G的关键使能技术，可重构智能表面通过对无线传播环境的主动调控，进一步突破了传统通信的性能瓶颈，成为了分布式智能网络的重要支撑。Wang等^[47]研制出了一种低损耗空气介质功率分配器。该

分配器通过大幅降低合成和分配网络的插损,显著提升了大功率无线传输系统的能量效率。Liu等^[48]研制出一种自主可控的太赫兹高速实时通信系统,其传输速率在1.26 km距离上达到84 Gbps。该系统于2023年成功应用于成都第31届世界大学生夏季运动会田径赛场(见图8),首次实现了体育赛事无压缩8K超高清视频的实时无线传输,这标志着太赫兹通信技术迈出了从实验室走向实际应用场景的重要一步。针对电子传输在带宽与能耗方面的物理限制,Sun等^[49]将多维复用技术引入片上光互连架构(见图9),不仅显著提升了数据传输吞吐量,而且在功耗和延迟方面表现出卓越性能。在此基础上,该团队设计并研制出一款硅光集成高阶模式复用器芯片。该芯片可支持每秒38 Tb的数据传输速度,显著提升了大模型训练与计

算集群间的通信性能及可靠性,为人工智能、大模型训练及中央处理器加速计算等应用提供了强有力的支持。Su等^[50]提出了一种多锚点移动卫星网络架构SkyOctopus。该架构通过在卫星上部署流量分类器,为每个用户选择最佳锚点,显著降低了端到端延迟和会话建立时间。实验结果表明, SkyOctopus方案相较于标准5G非地面网络和其他现有方案,端到端延迟平均减少了53%,会话建立时间减少了86%。Hu和Liu等^[51-52]通过融合物理超材料技术与传统无源传感器件设计,构建了超材料无源物联网络。该网络实现了信息有效传输距离从厘米级到米级的跃迁,不仅为构建大规模、易部署的无源感知网络奠定了基础;与此同时,近场通信、低功耗蓝牙等短距离无线技术的日趋成熟,也让各种智能设备得以无缝连接与协作。

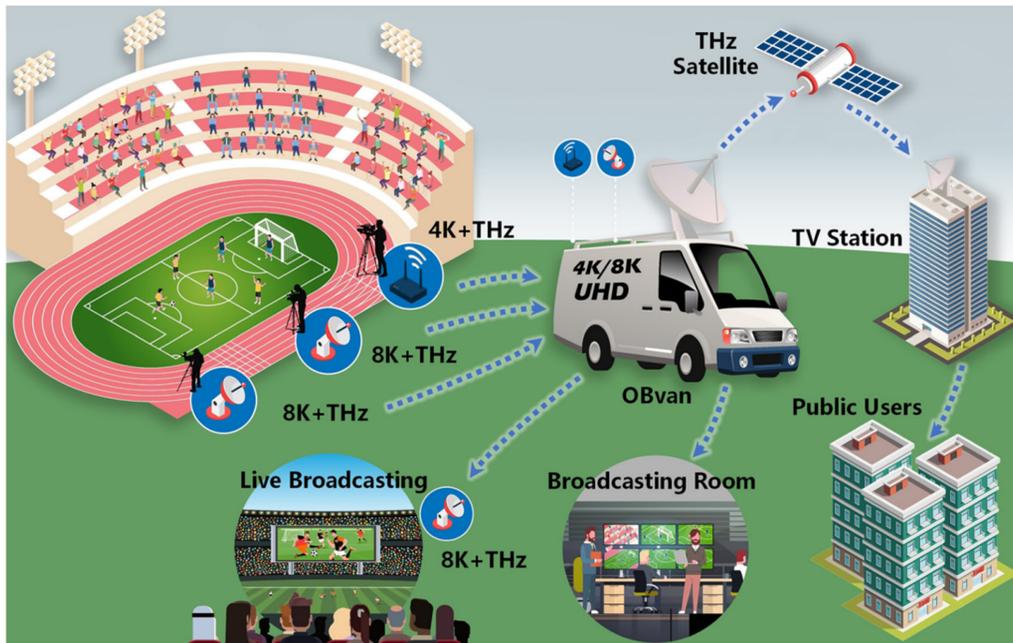


图8 基于太赫兹无线通信系统的体育赛事转播中超高清视频传输概念图^[48]

Fig. 8 A conceptual diagram of UHD video transmission in sports event broadcasting based on THz wireless communication system in the future^[48]

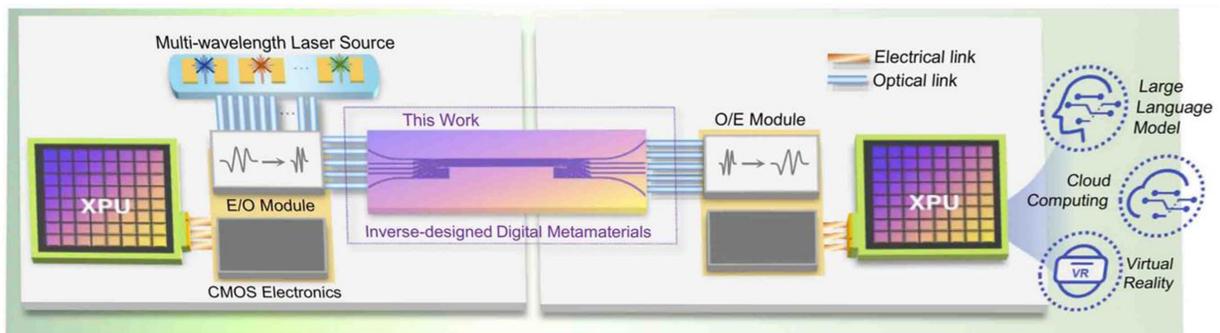


图9 片上多维互连架构^[49]

Fig. 9 On-chip multi-dimensional interconnect architecture^[49]

互联互通架构的升级使得智能系统从“单体智能”向“群体智能”迈进,使其超越了传统的总线与协议范畴,成为调度分布式算力、整合异构数据、实现动态资源编排的核心使能层。随着 5G/6G、硅光互联及时间敏感网络等技术的演进,系统内外的计算单元、存储节点与传感器实现了低延迟、高带宽的“无损对话”。这从根本上打破了“数据孤岛”与“内存墙”的双重束缚,催生出“存算一体”“异构集成”等新范式,进而将超大规模模型训练、实时边缘协同、跨域机器人集群等复杂场景,从理论构想转化为工程现实。

电子科技对智能系统发展的核心贡献,在于为其铸就了“大脑”、赋予了“感官”、连接了“神经”。算力架构是智能系统的性能基石,其贡献在于能够提供持续增长的底层计算能力,但单独依赖硬件提升易受限于算法效率与能耗瓶颈;分布式计算拓展了系统的规模边界,提升了可靠性,通过资源协同实现负载优化与弹性扩展,但其效能高度受网络通信与协调机制的制约;多模态感知赋予系统理解复杂现实世界的的能力,是智能落地的前提,但其效果依赖于高质量数据

与高效融合算法;通过引入 5G/6G、量子通信等新技术升级通信互联架构,打通了分布式智能体的协同通道,使其实现了从“单体智能”到“群体智能”的跃迁。它们之间相互赋能——算力支撑感知与通信的实时性,感知数据反哺算力优化,通信网络扩展算力与感知的覆盖边界。因此,正是这些已取得的成果,将电子科技推向了能力的边界,同时也清晰地界定了下一阶段须攻克的技术前沿。

2 电子科技面临的关键挑战

电子科技作为智能系统发展的核心驱动力,在实现技术不断突破的同时,亦面临“算力-能效-感知”等多维挑战:随着制造工艺逼近量子极限,算力增长速度趋于放缓;功耗密度持续攀升,对能源效率提出了更高要求;多源异构传感数据洪流对实时融合与处理精度构成压力等。本文拟聚焦于计算能力、能源效率及互联感知三大核心挑战(见图 10),系统梳理电子科技在支持智能系统发展中所面临的关键瓶颈,并探讨其潜在的技术路径与发展方向。

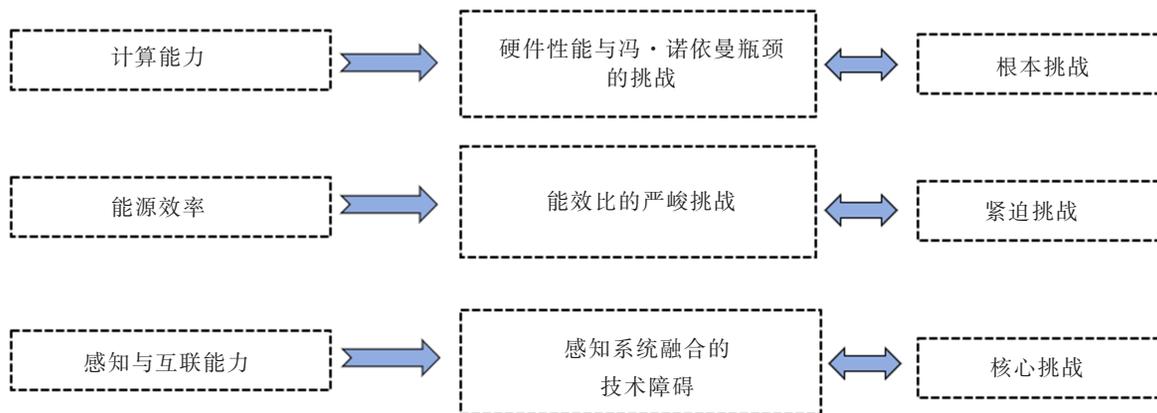


图 10 电子科技发展的核心挑战

Fig. 10 The key challenges in the development of electronic technology

2.1 硬件性能与冯·诺依曼瓶颈的挑战

“后摩尔时代”的到来,使得硬件性能提升与冯·诺依曼架构的固有缺陷成为制约智能系统性能突破与应用拓展的根本性挑战。一方面,芯片制程工艺持续逼近物理极限,使集成度的进一步提升面临技术挑战^[53]。以台积电 3 nm 工艺为例,芯片的静态功耗占比加大,不仅大幅增加了芯片的能耗,更严重影响了芯片运行的稳定性与可靠性^[54],且当制程向 3 nm 及更小节点推进时,量子隧穿效应愈发明显。与此同时,器件尺寸的微缩加剧了制造工艺偏差对芯片性能的影响,这直接导致了芯片良率的下降与生产成本的上

升。上述因素导致单纯依靠工艺进步实现算力提升的路径日益收窄,已难以满足智能系统对高性能计算的持续需求。这使得系统在处理海量数据、执行复杂算法时频繁遭遇响应延迟与能效瓶颈,进而限制了其在自动驾驶、智能医疗等高可靠实时场景中的应用。另一方面,传统冯·诺依曼架构中存储与处理分离的设计,产生了尤为突出的“内存墙”问题^[55]。数据在处理器与内存间的频繁迁移导致访问延迟高、能耗大。在智能系统所需的高并发、高吞吐计算场景中,这一问题尤为突出,使得数据传输成为制约整体性能与能效的关键瓶颈。

针对硬件性能提升及冯·诺依曼瓶颈的挑战,已有研究提出的通过在垂直方向增加芯片层数、在有限空间内提升集成度的3D芯片堆叠技术方案,有效提升了芯片的功能密度与互联带宽。在材料领域,对石墨烯、碳纳米管等新型半导体材料的深入探究,为超越硅基极限的器件性能突破提供了可能路径。在架构层面,存算一体、神经形态计算等非冯·诺依曼架构(见图11)通过重构存储与计算的关系,有效打破了“内存墙”的限制,成为高性能

低功耗智能计算的研究热点^[56-57]。此外,异构计算的协同优化与统一编程模型的构建,充分发挥了不同计算单元的优势,进而实现了系统整体性能的提升。在工艺微缩、红利减弱的后摩尔时代,上述技术通过多维度协同创新,有效满足了人工智能、边缘计算等场景对高效算力的迫切需求。值得注意的是,冯·诺依曼架构的局限与工艺物理极限的叠加效应,使智能系统在规模扩展时面临速度、能效与成本难以兼顾的系统性挑战^[58-59]。

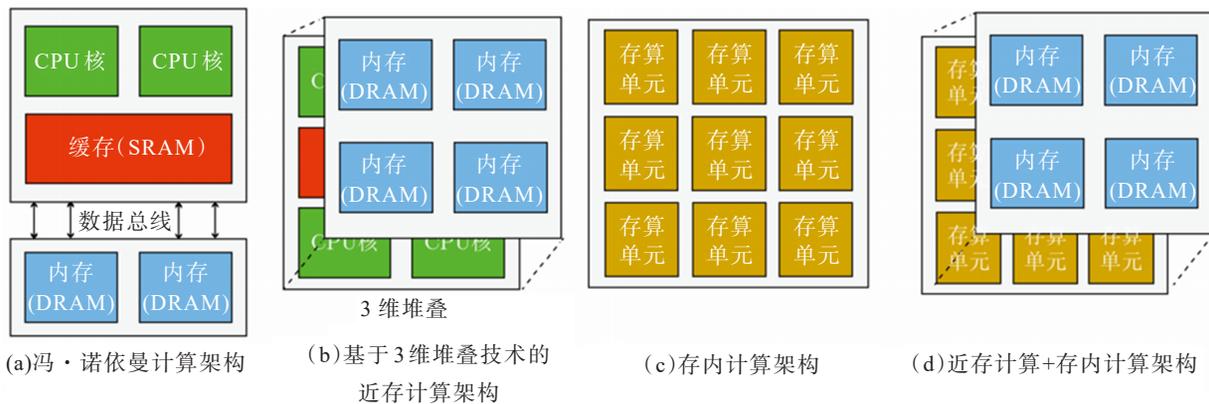


图11 计算机架构的演变示意图^[56]

Fig. 11 The evolution diagram of computer architecture^[56]

决定未来智能系统的关键,并非单纯的硬件峰值算力提升,而是这些硬件资源在执行具体算法时的有效利用率。首先,算法的计算复杂度决定了其所需的基础操作总量,低效算法会直接湮没硬件优势。其次,并行效率受到阿姆达尔定律的制约,任务并行粒度、负载均衡与同步开销决定了多核与分布式硬件的性能扩展上限。最后,系统瓶颈往往并不是来自计算单元本身,而是源于数据在存储层次间的搬运延迟以及分布式节点间的通信开销。因此,未来的算力进化路径已从单纯依靠工艺进步的“纵向缩放”阶段,进入到依赖集成、材料、架构与系统协同的“多维重构”阶段。

2.2 能效比的严峻挑战

随着人工智能、大数据分析等技术的大规模应用,算力需求呈现出爆发式增长,与之相伴的能源消耗问题日益严峻,两者之间已形成显著的非线性增长关系。不同算力规模对应的电力与功耗数据清晰地揭示了这一趋势(见表2)。从能耗结构看,AI计算正在成为数据中心能耗增长的绝对主导。以大型语言模型为例,GPT-3 单次训练的耗电量高达1287 MWh,相当于支持3000辆电动汽车绕赤道行驶8圈^[60]。硬件层面,摩尔定律正逐渐逼近物理极限^[61-62],芯片制程工艺的每一次进步,都伴随着更

为棘手的散热与功耗控制难题。历经数十年发展,传统集成电路的能效提升空间已显著收窄,单位面积内晶体管数量的增加,已无法再同步带来能效比的优化^[63-65],这一转变在高性能中央处理器等计算单元方面尤为突出。从系统层面看,数据中心的冷却能耗占比持续上升,形成了“为降温而耗能”的恶性循环。这一困境与Koomey定律所揭示的趋势相印证:计算能效翻倍所需的时间已从约1.5年显著延长至接近3年,这标志着能效提升的整体速度正在放缓。与此同时,边缘计算与终端设备的能耗问题同样凸显,这些设备受限于物理尺寸与续航要求,对能效极为敏感,其规模化部署带来的总能耗已构成不可忽视的负担。这种“技术能效瓶颈+冷却能耗高企”的双重挑战,既与全球低碳发展的大趋势相悖,也给科技企业控制运营成本带来了巨大压力。

为应对能效比的根本性挑战,可逆计算、神经形态计算(见图12)等已逐步成为提升能效的可行方法^[70-71],而超导计算利用其零电阻特性突破了传统功耗限制^[72-73]。可逆计算从热力学原理出发,通过最小化计算过程中的信息擦除来逼近理论能效极限;神经形态计算则借鉴生物大脑的稀疏性与事件驱动特性,实现高能效的异步信息处理;而超导计算利用其在低温下的零电阻特性,有望从根本上突破传统电路的功

耗限制。尽管这些技术目前大都处于实验室探索或早期应用阶段, 但为能效瓶颈的突破提供了潜在方向。智能系统的能效危机本质上是物理规律、技术路径与系统复杂度三者交织的系统性挑战。单一技术路径难以解决该问题, 真正的突破需要建立一个深度融合物理器件、计算架构、算法模型及系统软件的多

学科研究框架: 在底层探索新器件与新原理; 在架构层发展仿生与低熵计算范式(如神经形态、可逆计算); 在系统层实现软硬件与算法的协同设计。唯有实现这种跨学科深度融合, 并将理论突破高效转化为工程实践, 才能真正推动智能计算走向可持续的高效发展。

表 2 不同算力规模代表的电力/功耗数据

Tab. 2 Power and energy consumption data representing different computing scales

算力规模代表	对应电力及功耗数据	量化关系及说明
数据中心	功率需求: 2024年数据中心用电约 415 TWh, 预测 2030年用电约 945 TWh ^[66]	用电约 2.28 倍增长, 算力扩张背景下能耗快速上扬
加速服务器	加速服务器用电增速约 30%/年, 常规服务器用电增速约 9%/年 ^[66]	是常规服务器用电增长量的 3.3 倍, 算力向加速器迁移, 能耗增长率显著抬升
传统机架	功率密度: 平均约 7.1 kW/机架 ^[67]	传统机架多处于 7~8 kW/机架量级
AI 训练机架	功率密度: 可达 30~100 kW/机架 ^[68]	算力密度提升致使功耗密度跃迁, 约为传统机架功率的 4.2~14.1 倍
工程化机架	机架级系统 GB200 NVL72 的功耗约 132 kW/机架 ^[69]	机架功率密度已进入百千瓦级, 约为传统机架功率的 18.6 倍

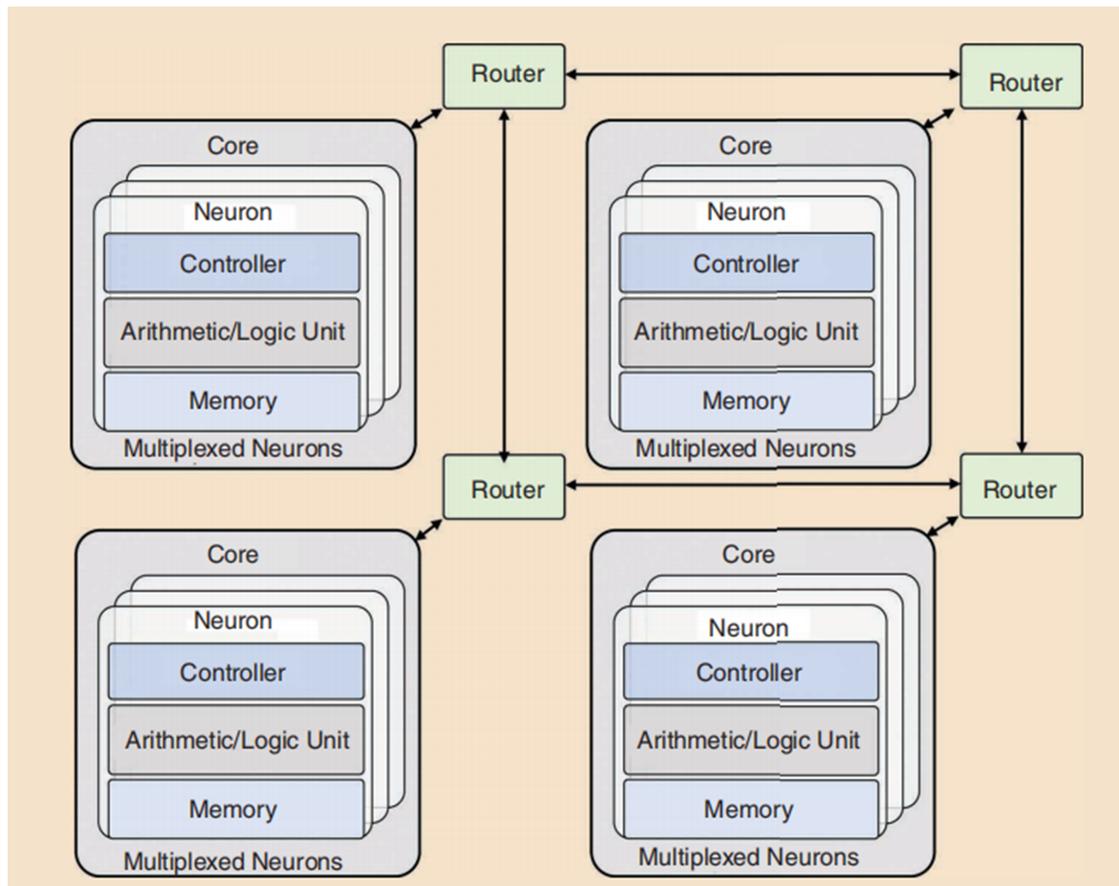


图 12 实用型神经形态核心架构^[70]

Fig. 12 Practical neuromorphic core architecture^[70]

2.3 感知系统融合的技术障碍

智能系统在向深度感知与自主决策演进的过程中,传感器融合技术作为环境感知的核心支撑,其重要性不言而喻。智能系统通常需要整合摄像头、激光雷达、毫米波雷达等多种传感器数据,以实现全面的环境感知^[74-77]。无线网络通过多模态感知采集环境数

据,并与数字孪生技术结合,将构建全新的融合感知服务能力。表3展示了汽车智能系统中使用的传感器类型、功能及应用效果,然而这种多传感器融合在理论架构、技术实现及工程应用中面临着多重技术挑战,这些挑战不仅制约着智能系统的性能提升,更成为其向复杂场景渗透的核心障碍^[74,76]。

表3 汽车智能系统中的多传感器应用^[74]

Tab. 3 Multi-sensor applications in intelligent automotive systems^[74]

安全系统	传感器类型	功能描述	应用效果
防碰撞系统	雷达 + 摄像头	检测前方障碍物并进行预警	碰撞预警准确率提升了85%
盲点监测系统	雷达 + 超声波 + 摄像头	监测车辆盲区,识别盲区内的物体	盲区事故发生率下降了30%
车道偏离预警系统	摄像头 + GPS	检测车道偏离并进行预警	提高驾驶员注意力,减少车道偏移事故

在硬件层面,不同类型传感器的工作机理存在本质差异,其数据格式、特征维度和物理意义大相径庭^[78-79],因此,多模态传感器不同信号之间的融合需要解耦。不同类型传感器在延迟、带宽与能耗上存在显著差异,如:摄像头延迟约为33 ms,带宽需求大于1 Gbit/s且功耗约为3~5 W;激光雷达精度高,但生成点云的延迟约为100 ms,带宽与功耗约为12~15 W;毫米波雷达延迟小于10 ms,带宽需求为kbit/s级,且功耗小于3 W,但感知信息维度单一。因此,传感器融合需在信息丰富度与系统效率间取得平衡。时空同步问题是制约传感器融合的另一关键障碍,如在自动驾驶场景中,摄像头与毫米波雷达存在33帧(约1.32 s)的时间偏差,导致道路纵向空间偏差达2.47 m,横向偏差高达64.06 m^[80-81]。即使在同一时刻,若传感器间空间标定不精,其数据也难以有效对齐。例如,对于侧面10 m处的行人,粗标定下激光雷达点云投影至图像的成功率可降至0^[82]。再者,传感器的感知特性差异进一步增加了融合难度。不同场景中,环境干扰对传感器性能的影响不一,在能见度50 m的重雾中,激光雷达在40~50 m距离的点云数量可减少约67%,而在降雨条件下,20~40 m范围内的点云数量平均衰减更可高达91.49%^[83]。工程实践中,传感器融合还面临着计算复杂度与系统可靠性的双重挑战。尽管基于Transformer的注意力机制等主流方法能够在一定程度上建立跨模态关联,但此类方法通常伴随着参数量激增与计算复杂度大幅上升的问题,且在未知场景中泛化能力受限。多模态融合算法设计中另一个关键挑战在于融合系统的可解释性与可信赖性瓶颈。当前,端到端的“黑箱”模型在输出矛盾感知结果时,往往难以追溯决策依据,无法满足功能安全标准对可靠性的要求^[84-87]。

针对传感器融合的技术挑战,需在算法、硬件及系统三个核心层面协同推进。在算法层面,应发展基于深度学习的自适应融合框架,利用神经网络的特征学习能力自动处理数据异构性,并通过注意力机制动态调整各传感器权重,实现鲁棒性更强的融合决策^[88-90]。图13所示模型以双支路PP-LCNet特征提取结构与YOLOV4多尺度检测头为基础骨干结构,并融入特征交互、分组、融合等策略,实现了多模态目标检测。在硬件层面,主要发展路径包括:推动传感器芯片的异构集成(见图14);开发兼具高分辨率与低功耗的新型感知器件;借助晶圆级封装技术减小体积、抑制信号干扰^[91-92]。在系统层面,需建立端云协同的计算架构,以平衡实时处理与全局优化需求^[93-94]。边缘计算节点可负责实时数据解析与毫秒级响应,如在自动驾驶中快速完成路况感知与决策。云端则依托多场景汇聚的海量数据,持续训练和更新模型,提升系统在动态环境中的泛化能力与整体稳定性。

3 电子科技与智能系统的协同演进

纵观全文,电子科技在推动智能系统发展中所面临的种种挑战,根源在于电子科技与智能系统需求之间日益深刻的断裂。这种断裂首先表现为“工艺驱动”与“能力定义”的背离。过去半个世纪中,电子科技遵循摩尔定律,以工艺微缩为主导方式,追求通用计算单元的绝对性能提升。然而,当智能系统提出明确的“感知、决策、能效”综合能力需求时,以通用性为目标的传统架构设计,在面对此类具有强领域特异性、高数据通量需求的智能任务时,逐渐显现出基础原理层面的适配局限性。此外,断裂还在于“确定性与可编程性”的预设与“不确定性与自主性”的现实之

间的矛盾。冯·诺依曼架构与当前传感系统均建立在确定性、可精确编程的底层硬件之上,然而,智能系统所需处理的环境是连续、动态且充满不确定性的。因

此,功耗的飙升也非单纯散热难题,而是系统为弥合这一鸿沟,被迫以巨量确定性计算来模拟和补偿不确定性所产生的必然能耗。

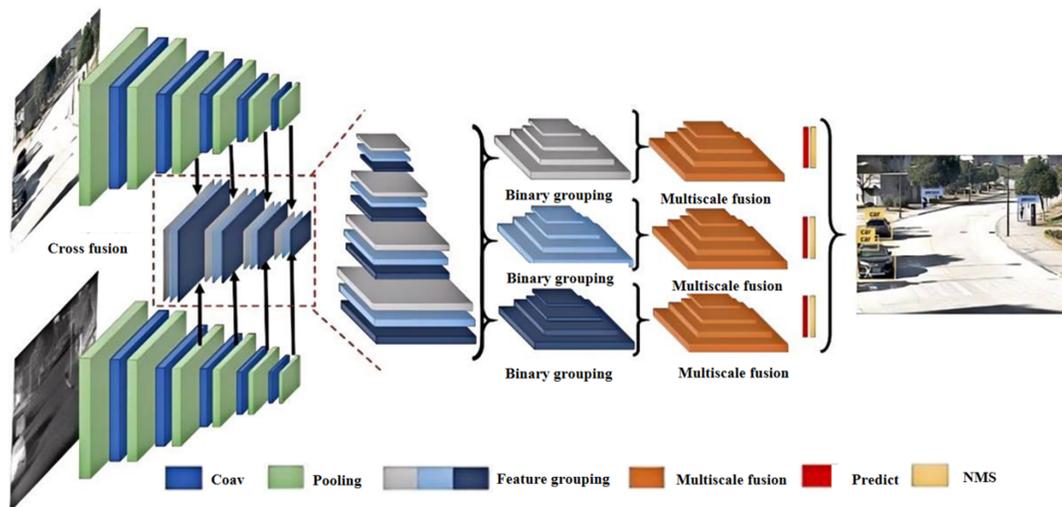


图 13 多模态目标检测整体结构^[89]

Fig. 13 The overall structure of multi-modal object detection^[89]

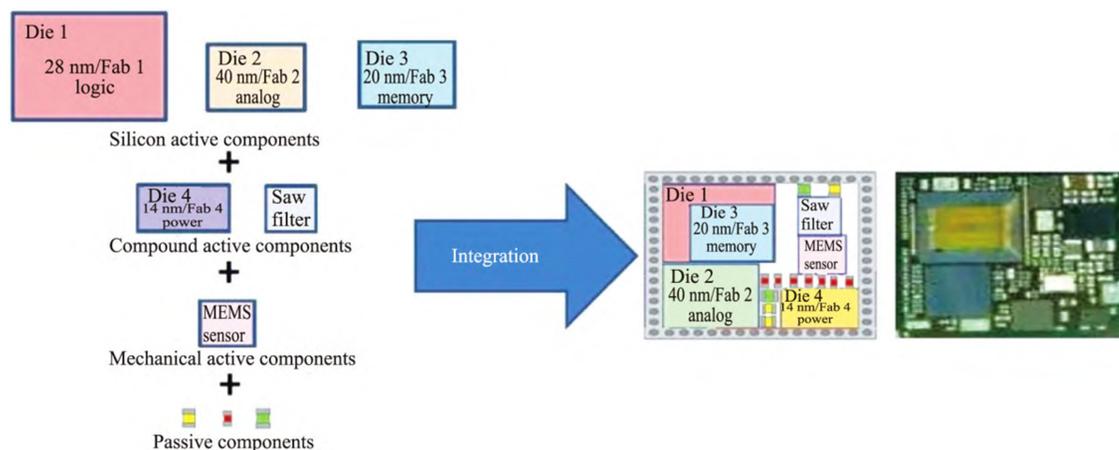


图 14 多芯片异构集成结构示意图^[90]

Fig. 14 Schematic diagram of multi-chip heterogeneous integration structure^[90]

本文从“贡献与挑战”二维辩证视角出发,揭示了电子科技在智能系统演进中同时扮演着赋能引擎与关键制约的双重角色:一方面,电子科技在工艺制程、芯片架构、传感技术等领域的持续突破,为智能系统提供了指数级增长的算力基础、多维感知能力及能效优化空间,直接推动了其从感知智能到认知智能的跃迁。另一方面,物理规律带来的算力瓶颈、功耗墙与存储墙等根本性约束,以及多模态数据融合的架构性难题,也制约着智能系统向更高复杂度、更强自主性方向演进。基于此矛盾统一体,本文构建了“需求牵引-技术推动-约束反馈”动态循环模型(见图 15):智能系统不断演进的应用场

景与性能需求持续牵引电子科技的创新方向;电子科技通过阶段性技术突破满足部分需求并释放新的智能可能性;物理规律、工程现实与成本约束构成反馈调节机制,迫使系统在技术路线、架构设计与应用场景之间寻找新的平衡点。唯有正视这种辩证关系,才能推动电子科技与智能系统在相互塑造中实现可持续的共同进化。

4 结论与展望

综上所述,电子科技与智能系统之间,已非简单的硬件与软件、载体与功能的线性叠加,而是构成了一个深度交融、动态循环的有机共同体。电子科技对

智能系统的贡献本质上是“技术推动”循环的核心体现,然而,这一循环中的真正张力,始终蕴含在“约束反馈”环节中。当前所面临的工艺物理极限、能耗边界与系统复杂性等核心挑战,并非发展路径的终点,

而恰恰是驱动循环转向的关键节点。二者在“需求牵引-技术推动-约束反馈”的动态循环中相互塑造,共同推进,既受物理规律与工艺极限的约束,又在约束中孕育着下一代颠覆性创新的种子。

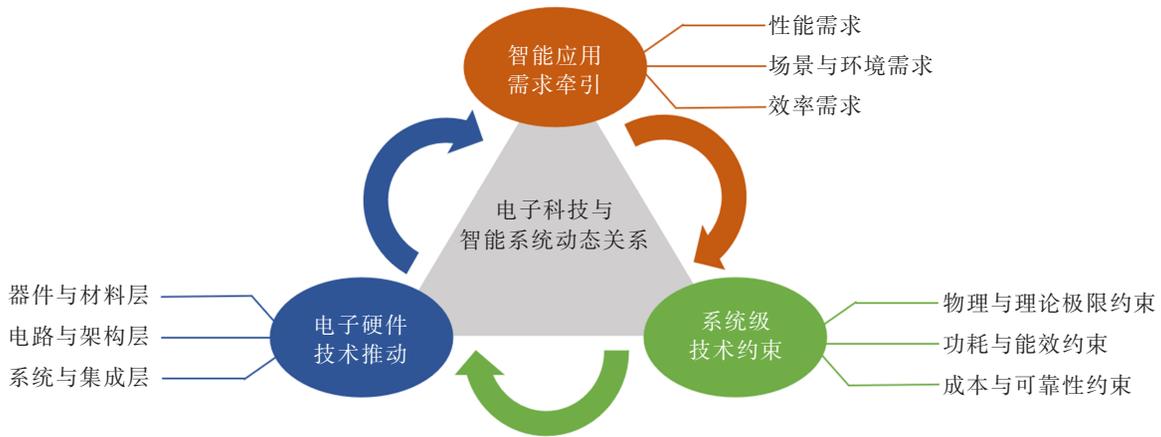


图 15 电子科技与智能系统的动态循环模型图

Fig.15 Dynamic cycle model diagram between electronic technology and intelligent systems

基于前文对智能系统发展中核心矛盾的剖析,为弥合经典电子技术与当下智能系统需求之间的断裂,破解当前技术体系面临的根本性瓶颈,未来研究亟需聚焦以下潜在方向:探索以物理原理重构计算架构的“存算一体”技术,旨在打破“内存墙”与“功耗墙”的束缚,实现算力与能效的协同跃升;集成嵌入式轻量AI算法的“感算一体”单元,结合多模态融合等新型传感器,不仅推动数据获取从“信息收集”向“语义理解”演进,更显著提升了系统对动态环境的实时、精准响应能力;6G网络提供的太赫兹通信、智能超表面、天地一体化覆盖及内生AI能力,将为海量分布式智能体提供近乎全局同步的高带宽、低时延、高可靠连接,真正实现“万物智联”与“网络即智能”;构建智能系统的内生安全架构,通过将物理不可克隆函数、轻量级加密加速等安全原语深度集成于硬件,实现内生而非附加的安全信任。

未来电子科技推动智能系统发展的研究将呈现垂直深入、横向融合的双重特征。唯有通过系统性的创新,才能突破当前面临的能效瓶颈、安全挑战和复杂性约束,最终实现智能技术从可用到可信、可靠、可持续的全面跃升。这不仅是技术发展的必然路径,更是智能时代赋予电子科技的历史使命。

参考文献

[1] SZE V, CHEN Y H, YANG T J, et al. Efficient processing of deep neural networks: A tutorial and survey [J]. Proceedings of the IEEE, 2017, 105(12): 2295-2329.

[2] SHASTRI B J, TAIT A N, FERREIRA DE LIMA T, et al. Photonics for artificial intelligence and neuromorphic computing [J]. Nature Photonics, 2021, 15(2): 102-114.

[3] 徐明.“5G+工业互联网”的数字孪生钢管生产集成技术研究 [J]. 信息通信技术与政策, 2023, 49(11): 33-40.

[4] SHARMA M, TOMAR A, HAZRA A. Edge computing for industry 5.0: Fundamental, applications, and research challenges [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(11): 19070-19093.

[5] 王克文, 张维庭, 孙童. 空天地一体化算力网络资源调度机制 [J]. 计算机工程, 2025, 51(5): 52-61.

[6] 朱茂盛, 王宝哈, 康曼聪, 等. 智能物联网技术赋能算网一体数据库的效能优化 [J]. 计算机研究与发展, 2024, 61(11): 2835-2845.

[7] 祝淑琼, 徐青青, 李小涛, 等. 算力度量与任务调度: 物联网端侧设备策略研究 [J]. 电信科学, 2024, 40(4): 122-138.

[8] 张甜, 高建伟, 刘浩宇, 等. 算力综合能源系统中信息与能源技术的融合应用 [J]. 电力建设, 2025, 46(2): 26-34.

[9] 崔铁军, 李莎莎. 人工系统中数据-因素-算力-算法作用及相互关系研究 [J]. 智能系统学报, 2022, 17(4): 772-779.

[10] OYSAL Y. A comparative study of adaptive load frequency controller designs in a power system with dynamic neural network models [J]. Energy Conversion and Management, 2005, 46(15/16): 2656-2668.

[11] LIU W, ZENG Q T, LU L K, et al. Intelligent semantic communication system based on Kolmogorov-Arnold networks driven by dynamic terminal-side computing

- power network[J]. *Electronics*, 2024, 13(20): 4076.
- [12] WANG D W, LI X R, WU M H, et al. Secure intelligent reflecting surface assisted mobile edge computing system with wireless power transfer[J]. *Digital Communications and Networks*, 2024, 10(6): 1874–1880.
- [13] WU F, TIAN H, SHEN Y, et al. Vertical MoS₂ transistors with sub-1-nm gate lengths[J]. *Nature*, 2022, 603(7900): 259–264.
- [14] 李越, 黄安平, 郑晓虎, 等. 金属栅/高k基 FinFET 研究进展[J]. *微纳电子技术*, 2012, 49(12): 775–780.
- [15] HILLS G, LAU C, WRIGHT A, et al. Modern microprocessor built from complementary carbon nanotube transistors[J]. *Nature*, 2019, 572(7771): 595–602.
- [16] KIM K S, SEO S, KWON J, et al. Growth-based monolithic 3D integration of single-crystal 2D semiconductors[J]. *Nature*, 2024, 636(8043): 615–621.
- [17] BAYAT F M, GUO X, KLACHKO M, et al. Model-based high-precision tuning of NOR flash memory cells for analog computing applications [C]//*Proceedings of the 74th Annual Device Research Conference*. Newark, DE, USA: IEEE, 2016: 1–2.
- [18] YU L F, ZHANG T, WANG Z Y, et al. A fast and reconfigurable sort-in-memory system based on memristors [J]. *Nature Electronics*, 2025, 8(7): 597–609.
- [19] CHOI W, JEONG J, JANG H, et al. GPU-centric memory tiering for LLM serving with NVIDIA grace hopper superchip [J]. *IEEE Computer Architecture Letters*, 2025, 24(1): 33–36.
- [20] JOUPPI N P, YOUNG C, PATIL N, et al. In-datacenter performance analysis of a tensor processing unit [C]//*2017 ACM/IEEE 44th Annual International Symposium on Computer Architecture (ISCA)*, Toronto, ON, Canada: IEEE, 2017: 1–12.
- [21] LIU S L, DU Z D, TAO J H, et al. Cambricon: An instruction set architecture for neural networks [C]//*2016 ACM/IEEE 43rd Annual International Symposium on Computer Architecture (ISCA)*, Seoul, Republic of Korea: IEEE, 2016: 393–405.
- [22] YAO P, WU H Q, GAO B, et al. Fully hardware-implemented memristor convolutional neural network [J]. *Nature*, 2020, 577(7792): 641–646.
- [23] LIN H, WU K, LI J, et al. UniAP: Unifying inter- and intra-layer automatic parallelism by mixed integer quadratic programming [C]//*Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Nashville, TN, USA: IEEE, 2025: 20947–20957.
- [24] GU X R, LYU K F, ARORA S, et al. A quadratic synchronization rule for distributed deep learning [Z/OL]. *arXiv*, (2023–10–22) [2025–11–01]. <https://arxiv.org/abs/2310.14423>.
- [25] MAIN D, DRMOTA P, NADLINGER D P, et al. Distributed quantum computing across an optical network link [J]. *Nature*, 2025, 638(8050): 383–388.
- [26] 罗元, 谢或, 张毅. 基于 Kinect 传感器的智能轮椅手势控制系统的设计与实现 [J]. *机器人*, 2012, 34(1): 110–113, 119.
- [27] 田仲富, 王述洋, 黄英来. 基于无线传感器的嵌入式森林防火智能监测系统 [J]. *智能系统学报*, 2014, 9(6): 763–768.
- [28] 王世丹, 许红, 付红波, 等. 柔性传感器智能脉诊系统信号采集处理技术 [J]. *数据采集与处理*, 2024, 39(1): 236–246.
- [29] 朱鹏浩, 张世义, 李军. 基于多传感器融合的隧道智能巡检系统 [J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(2): 648–655.
- [30] 李焕贞, 皮珣珣. 基于多智能体的光传感器故障诊断系统 [J]. *激光杂志*, 2023, 44(12): 240–245.
- [31] KEUM K, KWAK J Y, RIM J, et al. Dual-stream deep learning integrated multimodal sensors for complex stimulus detection in intelligent sensory systems [J]. *Nano Energy*, 2024, 122: 109342.
- [32] ZHU Y T, HE Z C, ZHANG X S. Optimal number and locations of automatic vehicle identification sensors considering link travel time estimation [J]. *IET Intelligent Transport Systems*, 2023, 17(9): 1846–1859.
- [33] MA T C, ZHANG M. Data-driven contact-based thermosensation for enhanced tactile recognition [J]. *Sensors*, 2024, 24(2): 369.
- [34] GEUM D M, LIM J, JANG J, et al. Highly-efficient (> 70%) and Wide-spectral (400–1700 nm) sub-micron-thick InGaAs photodiodes for future high-resolution image sensors [J]. *Light: Science & Applications*, 2024, 13: 311.
- [35] ORIPOV B G, RAMPINI D S, ALLMARAS J, et al. A superconducting nanowire single-photon camera with 400, 000 pixels [J]. *Nature*, 2023, 622(7984): 730–734.
- [36] ZHU S, ZHANG Y W, FENG J X, et al. Integrated lithium niobate photonic millimetre-wave radar [J]. *Nature Photonics*, 2025, 19(2): 204–211.
- [37] WANG J C, CHEN R, JI D S, et al. Integrating in-plane thermoelectricity and out-plane piezoresistivity for fully decoupled temperature-pressure sensing [J]. *Small*, 2024, 20(12): e2307800.
- [38] NIE K M, SHI X P, CHENG S L, et al. High frame rate video reconstruction and deblurring based on dynamic and active pixel vision image sensor [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2021, 31(8): 2938–2952.

- [39] CUI B Y, FAN Z, LI W J, et al. Ferroelectric photo-sensor network: An advanced hardware solution to real-time machine vision[J]. *Nature Communications*, 2022, 13: 1707.
- [40] CHOI C, KIM H, KANG J H, et al. Reconfigurable heterogeneous integration using stackable chips with embedded artificial intelligence[J]. *Nature Electronics*, 2022, 5(6): 386–393.
- [41] 吴亚奎, 祁力钧, 张豪, 等. 基于嵌入式互联网的远程智能喷雾控制系统设计[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(20): 28–35.
- [42] 黄开艺, 艾芊, 张宇帆, 等. 基于多智能体系统的多区域互联分布式潮流算法[J]. *电力自动化设备*, 2020, 40(7): 174–180, 217.
- [43] 谭莹莹, 徐全友, 寇菲丹, 等. 基于图运算的多智能体系统通信拓扑优化[J]. *系统科学与数学*, 2025, 45(5): 1361–1371.
- [44] ZHANG H, LU X X. Vehicle communication network in intelligent transportation system based on Internet of Things[J]. *Computer Communications*, 2020, 160: 799–806.
- [45] BENSIRADJ T. Efficient strategy to exchange road messages between smart vehicles and wireless sensor networks in hybrid sensor and vehicular networks[J]. *Journal of Interconnection Networks*, 2024, 24(3): 2350023.
- [46] SHENG X Z, ZHOU Y, CUI X L. Graph neural network based asynchronous federated learning for digital twin-driven distributed multi-agent dynamical systems[J]. *Mathematics*, 2024, 12(16): 2469.
- [47] WANG Q L, JIANG Y F, LI S M. Novel 6-GHz/80.8% fractional bandwidth filtering power divider with ultra-large coupling coefficient using air-dielectric broadside-coupled lines[J]. *Microwave and Optical Technology Letters*, 2024, 66(4): e34137.
- [48] LIU K, FENG Y N, HAN C, et al. High-speed 0.22 THz communication system with 84 Gbps for real-time uncompressed 8K video transmission of live events[J]. *Nature Communications*, 2024, 15: 8037.
- [49] SUN A L, XING S Z, DENG X Y, et al. Edge-guided inverse design of digital metamaterial-based mode multiplexers for high-capacity multi-dimensional optical interconnect[J]. *Nature Communications*, 2025, 16: 2372.
- [50] SU S J, WU J S, YING Z J, et al. SkyOctopus: Enabling low-latency mobile satellite network through multiple anchors[C]//*Proceedings of the IEEE INFOCOM 2025 - IEEE Conference on Computer Communications*. London, United Kingdom: IEEE, 2025: 1–10.
- [51] HU J Z, ZHANG H L, DI B Y, et al. Meta-IoT: Simultaneous sensing and transmission by meta-material sensor-based Internet of Things[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(8): 6048–6063.
- [52] LIU X, ZHANG H L, BIAN K G, et al. Meta-backscatter: A new ISAC paradigm for battery-free internet of things[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2024, 62(9): 106–112.
- [53] 孟柳. 高性能存储芯片产业发展研究[J]. *中国工程科学*, 2025, 27(1): 142–149.
- [54] WU S Y, CHANG C H, CHIANG M C, et al. A 3 nm CMOS FinFlex™ platform technology with enhanced power efficiency and performance for mobile SoC and high performance computing applications[C]//*Proceedings of the International Electron Devices Meeting*. San Francisco, CA, USA: IEEE, 2023: 27.5.1–27.5.4.
- [55] JIANG W W, XIE B K, LIU C C, et al. Integrating memristors and CMOS for better AI[J]. *Nature Electronics*, 2019, 2(9): 376–377.
- [56] 郭昕婕, 王光耀, 王绍迪. 存内计算芯片研究进展及应用[J]. *电子与信息学报*, 2023, 45(5): 1888–1898.
- [57] 王宇宸. 异构神经形态计算架构中数据调度方法与技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2024.
- [58] LU F S, SONG J Q, YIN F K, et al. Performance evaluation of hybrid programming patterns for large CPU/GPU heterogeneous clusters[J]. *Computer Physics Communications*, 2012, 183(6): 1172–1181.
- [59] 余辉, 张宇, 李鑫滔, 等. 面向CPU-GPU异构环境下的高性能超图神经网络加速系统[J]. *中国科学: 信息科学*, 2025, 55(4): 841–859.
- [60] DING Z H, WANG J X, SONG Y Y, et al. Tracking the carbon footprint of global generative artificial intelligence[J]. *The Innovation*, 2025, 6(5): 100866.
- [61] MEINDL J D. Beyond Moore's law: The interconnect era[J]. *Computing in Science & Engineering*, 2003, 5(1): 20–24.
- [62] SHALF J M, LELAND R. Computing beyond Moore's law[J]. *Computer*, 2015, 48(12): 14–23.
- [63] 徐志航, 徐永焯, 马同川, 等. 面向CMOS图像传感器芯片的3D芯粒(Chiplet)非接触互联技术[J]. *电子与信息学报*, 2023, 45(9): 3150–3156.
- [64] 曹茹月, 骆军委. 突破半导体器件功耗瓶颈的光学声子软化理论[J]. *物理*, 2025, 54(2): 116–118.
- [65] LIU T K, KUHN K. CMOS及其他先导技术: 特大规模集成电路设计[M]. 北京: 电子工业出版社, 2018: 123–125.
- [66] INTERNATIONAL ENERGY AGENCY. Energy and AI[R]. Paris: International Energy Agency, 2025.
- [67] DONNELLAN D, LAWRENCE A, BIZO D, et al. Uptime institute global data center survey 2024[R]. New York, NY: Uptime Institute Intelligence, 2024.

- [68] AVELAR V. The AI disruption: Challenges and guidance for data center design (white Paper 110, version 1.1)[R]. Rueil-Malmaison: Schneider Electric, 2023.
- [69] HEWLETT PACKARD ENTERPRISE. NVIDIA GB200 NVL72 by HPE[R]. Spring, TX:Hewlett Packard Enterprise,2026.
- [70] SHRESTHA A, FANG H W, MEI Z D, et al. A survey on neuromorphic computing: Models and hardware[J]. IEEE Circuits and Systems Magazine, 2022, 22(2): 6–35.
- [71] LIU Z S, CHEN S, QU P Y, et al. SUSHI: Ultra-high-speed and ultra-low-power neuromorphic chip using superconducting single-flux-quantum circuits[C]//Proceedings of the 56th Annual IEEE/ACM International Symposium on Microarchitecture. Toronto, ON, Canada: ACM, 2023: 614–627.
- [72] XIONG J L, XIE J, CHENG B, et al. Electrical switching of Ising-superconducting nonreciprocity for quantum neuronal transistor[J]. Nature Communications, 2024, 15: 4953.
- [73] KHAN S, PRIMAVERA B A, CHILES J, et al. Superconducting optoelectronic single-photon synapses[J]. Nature Electronics, 2022, 5(10): 650–659.
- [74] 徐志斌. 汽车智能检测中的多传感器融合技术演进与趋势分析[J]. 时代汽车, 2025(7): 154–156.
- [75] 刘中生. 多传感器融合技术在智能交通系统中的应用[J]. 集成电路应用, 2024, 41(2): 282–283.
- [76] SUBRAMANIAN S, LOKESHWARIG, JAGADEESAN S, et al. Robust sensor fusion algorithms for IoT[C]// Proceedings of the International Conference on Innovative Computing, Intelligent Communication and Smart Electrical Systems. Chennai, India: IEEE, 2025: 1–5.
- [77] TU C, WANG L, LIM J, et al. Advancements and prospects in multisensor fusion for autonomous driving[J]. Journal of Intelligent and Connected Vehicles, 2024, 7(4): 245–247.
- [78] ANAGNOSTOPOULOS C, GKILLAS A, MAVROKEFALIDIS C, et al. Multimodal federated learning in AIoT systems: Existing solutions, applications, and challenges[J]. IEEE Access, 2024, 12: 180864–180902.
- [79] JIAO T Z, GUO C P, FENG X Y, et al. A comprehensive survey on deep learning multi-modal fusion: Methods, technologies and applications[J]. Computers, Materials & Continua, 2024, 80(1): 1–35.
- [80] DU Y C, QIN B H, ZHAO C, et al. A novel spatio-temporal synchronization method of roadside asynchronous MMW radar-camera for sensor fusion[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(11): 22278–22289.
- [81] LI J Z, HU M J, LIU S, et al. Improved LiDAR-camera calibration based on hand-eye model under motion limitation[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(16): 18634–18643.
- [82] 邢星宇, 黄安, 姜为, 等. 降雨条件下车载激光雷达感知局限性[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2023, 51(5): 785–793.
- [83] 于惠春, 张蕊, 夏鹏, 等. 基于光学模型的雾天点云渲染方法[J]. 激光与光电子学进展, 2025, 62(2): 0237014.
- [84] 井骁. 智能驾驶汽车技术演进路径与应用挑战分析[J]. 上海汽车, 2025(7): 8–13.
- [85] 蒋丽荣. 数智技术在自动驾驶汽车中的应用[J]. 汽车测试报告, 2025(7): 28–30.
- [86] 王聪, 马兴宇, 李旭, 等. 边缘计算在智慧交通系统中的应用研究[J]. 交通科技与管理, 2025, 6(6): 22–24.
- [87] KIM J N, KWON S K, PARK B C, et al. A low-power portable gas sensor system with adaptive ROIC and Wi-Fi communication for biomedical applications[J]. Chemosensors, 2025, 13(8): 303.
- [88] 李沈崇, 曾新华, 林传渠. 基于轴向注意力的多任务自动驾驶环境感知算法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2025, 59(4): 769–777, 803.
- [89] 叶志晖, 武健, 赵晓忠, 等. 基于特征交互与自适应分组融合的多模态目标检测[J]. 红外技术, 2025, 47(4): 468–474.
- [90] TANG Q, LIANG J, ZHU F Q. A comparative review on multi-modal sensors fusion based on deep learning[J]. Signal Processing, 2023, 213: 109165.
- [91] 陈祎, 岳琨, 吕复强, 等. 集成电路异构集成封装技术进展[J]. 电子与封装, 2024, 24(9): 47–58.
- [92] 贝成昊, 喻甜, 梁峻阁. 基于晶圆键合技术的传感器封装研究进展[J]. 电子与封装, 2025, 25(8): 36–46.
- [93] 王建民. 工业互联网端边云协同数据处理难题[C]// 2022—2023工业互联网学术大会论文集. 北京:, 2023: 15–18.
- [94] 杨超, 杜雪龙, 王伟达, 等. 基于端云协同优化的混合动力车辆实时能量管理策略研究[J]. 机械工程学报, 2025, 61(16): 227–238.

作者简介:林漫漫,女,讲师,博士,主要研究方向为隐私保护下的智能电网感知。E-mail:linmanman66@163.com
通信作者:朱永胜,男,教授,博士,主要研究方向为智能电网与能源互联网。E-mail:zhuysdy@163.com

(编辑 JJJ, 校对 ZDC)