



中国计算机学会会刊

ISSN 2097-6461

CN 23-1624/TP

CODEN JISUAZ

计算

Computing
Magazine
of the CCF

2026年 第8期

Vol.2 No.8

- 多样之美 P5
- 通用人工智能是发展AI的主要方向吗? P6
- 数据生智能, 智能赋万物 P13

ISSN 2097-6461



9 772097 646263

08>

主管单位: 工业和信息化部
主办单位: 哈尔滨工程大学
指导单位: 中国计算机学会

计算

CCF

二〇二六年

第二卷

第八期

Vol.2 No.8 2026

邮发代号：14-160

有温度，有深度
服务计算领域专业人士

计算



持续征订中

定价

每期 30 元

全年 360 元

赠送一年CCF数字权益

联络方式

cccf@ccf.org.cn

010-82612092转8003

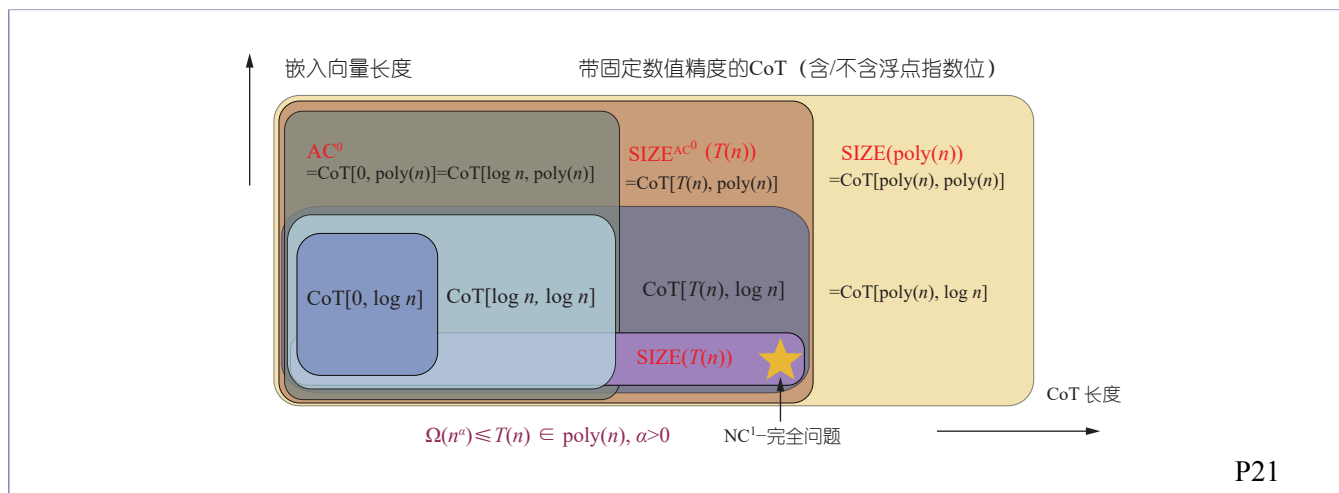


扫码订阅

设有卷首语、专题、专栏、亮点工作、动态、
学会论坛、译文、术语、读编往来等栏目

目次

2026 年 8 月 第 2 卷 第 8 期 总第 16 期



卷首语

- 5 多样之美
梅 宏

特邀专稿

- 6 通用人工智能是发展 AI 的主要方向吗?
李国杰

专 题

- 13 数据生智能，智能赋万物
特邀编辑：张志华
- 15 大模型机理研究的方法论谱系
陆品燕
- 20 大语言模型的信息、计算和统计边界
李 建
- 26 新一代机器学习的数理基础问题
孟德宇 徐宗本

- 32 大模型的系统与统计视角：从函数逼近到人机协同控制
李 赛
- 38 持续学习：从灾难性遗忘到开放环境中的自主演化
周大蔚 叶翰嘉 俞 扬
- 44 大语言模型能力扩展的技术演进
赵 鑫

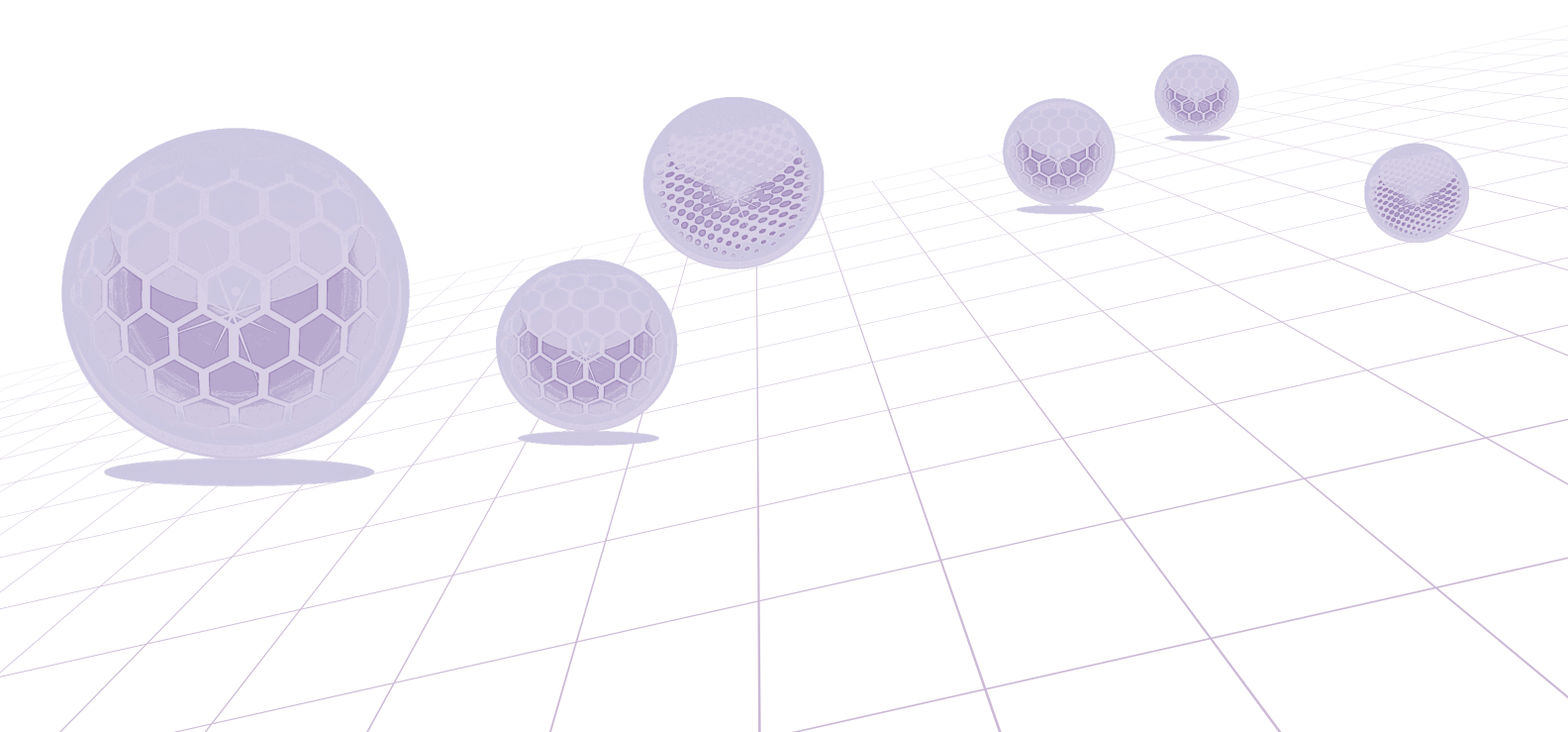
专 栏

• 秀湖集萃

- 49 时空信息智能感知、解译与应用
——第三十三期 CCF 秀湖会议报告
整理：董燕妮 张乐飞 杜 博

• 学术观点

- 55 预算受限的拍卖机制设计综述
韩 恺 陆品燕



63 探索神经启发与计算智能融合的技术路径

张绍群 戴望州

72 面向海陆空全域协同的时空智能技术: 现状、挑战与展望

宫永顺 田 杰

80 端侧大模型: 技术路径、协同范式与生态演进

周武杰 余 宙 胡珂立 况 琨 陈 盈
陈 洋

87 面向海洋大模型的数据底座: 关键挑战与系统化应对

姜桂圆 周小伟 贺佩兰 董军宇 仲国强
于彦伟

信息索引

• 《计算》订阅	封二
• 《计算》广告征订	25
• CCF 分支机构部分活动计划	31
• 2026CCF 计算机展览会招展开启	48
• 曙光 8000 超智融合算力服务	封三
• CNCC2026 特邀报告讲者预告	封底

Preface

5 The Beauty of Diversity

Hong Mei

Invited Contribution

6 Is Artificial General Intelligence the Main Direction for the Development of AI?

Guojie Li

Features

13 Data Generating Intelligence, Intelligence Empowering Everything

Guest Editor: Zhihua Zhang

15 Continuous Methodological Spectrum for Mechanistic Research on Large Models

Pinyan Lu

20 Informational, Computational, and Statistical Limits of Large Language Models

Jian Li

26 Mathematical Foundations of Next-Generation Machine Learning

Deyu Meng and Zongben Xu

32 Large Models from Systems and Statistical Perspectives: From Function Approximation to Human-AI Collaborative Control

Sai Li

38 Continual Learning: From Catastrophic Forgetting to Autonomous Evolution in Open Environments

Dawei Zhou, Hanjia Ye and Yang Yu

44 The Technological Evolution of Scaling Large Language Models

Xin Zhao

Columns

• Essences of the CCF Beautiful Lake Seminars

49 Intelligent Sensing, Interpretation, and Applications of Spatiotemporal Information—Report of the 33rd CCF Beautiful Lake Seminar

Compilation: Yanni Dong, Lefei Zhang and Bo Du

• Academic Viewpoints

55 A Survey on Budget-Feasible Mechanisms

Kai Han and Pinyan Lu

63 Toward the Co-evolution of Artificial Intelligence and Brain Science

Shao-Qun Zhang and Wang-Zhou Dai

72 Spatiotemporal Intelligence Technologies for Land-Sea-Air Collaborative Computing: Current Status, Challenges, and Future Prospects

Yongshun Gong and Jie Tian

80 On-Device Large Models: Technical Pathways, Collaborative Paradigms, and Ecological Evolution

Wujie Zhou, Zhou Yu, Keli Hu, Kun Kuang, Ying Chen and Yang Chen

87 Building Data Foundations for Ocean Foundation Models: Key Challenges and Systematic Strategies

Guiyuan Jiang, Xiaowei Zhou, Peilan He, Junyu Dong, Guoqiang Zhong and Yanwei Yu



探索神经启发与计算智能融合的技术路径

张绍群 戴望州

Toward the Co-evolution of Artificial Intelligence and Brain Science

Zhang Shao-Qun, Dai Wang-Zhou

在线阅读 View online: <http://js.xml-journal.net/article/doi/10.11991/cccc.202608012>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

普适感知调控的脑机智能

Brain-machine intelligence with ubiquitous sensing and regulation

计算. 2025, 1(1): 32–37 <http://js.xml-journal.net/article/doi/10.11991/cccc.202505007>

人工智能模型与开源：几点认识

Some thoughts on artificial intelligence models and open source

计算. 2025, 1(1): 14–19 <http://js.xml-journal.net/article/doi/10.11991/cccc.202505003>

如何为人工智能芯片打造最先进的大脑？

How to Manufacture the Most Advanced “Brain” for Artificial Intelligence Chips?

计算. 2025, 1(6): 28–36 <http://js.xml-journal.net/article/doi/10.11991/cccc.202510005>

基于脑机智能融合的行为增强

Behavior enhancement based on brain-machine intelligent integration

计算. 2025, 1(1): 65–72 <http://js.xml-journal.net/article/doi/10.11991/cccc.202505011>

人工智能学院与计算机学院：学科关系与专业布局的探讨

Disciplinary Connections and Specialty Layout: A Discussion on the Relationship between School of Artificial Intelligence and School of Computer Science

计算. 2026, 2(1): 74–78 <http://js.xml-journal.net/article/doi/10.11991/cccc.202601010>

人工智能大模型驱动的网络安全防护体系智能化演进路径

The evolution of the cybersecurity defense driven by LLMs

计算. 2025, 1(2): 31–39 <http://js.xml-journal.net/article/doi/10.11991/cccc.202506006>



关注微信公众号，获得更多资讯信息

探索神经启发与计算智能融合的技术路径

张绍群 戴望州
南京大学

近年来,以深度学习和大语言模型(large language models, LLMs)为代表的人工智能(AI)技术,依托海量数据、高质量标注的统计关联及高性能算力支撑^[1],在诸多领域取得了里程碑式进展,但其在高效低耗计算、因果推理、跨任务泛化和持续学习等关键能力层面,仍存在较为突出的性能瓶颈^[2-3]。一些 AI 研究者关注更具通用智能的生物大脑,一方面期望通过探究生物大脑的智能机理来启发设计具有更高能效、强泛化性等优势的下一代 AI 系统;另一方面, AI 技术的升级将提供更高效的数据分析工具,有助于推动脑科学及相关研究。在上述背景下,智脑协同的理念应运而生。智脑协同技术也受到国家高度重视:2017年,国务院印发《新一代人工智能发展规划》,将发展类脑智能计算模型与算法明确列为国家科技前沿的重点攻关方向;2025年,在《中共中央关于制定国民经济和社会发展的第十五个五年规划的建议》中,推动脑科学与 AI 深度融合的战略意义被进一步强化,旨在引领下一代科技革命和产业变革,催生脑智驱动的新范式。智脑协同发展的路径逐渐清晰,其核心是融合神经学机制和计算神经学建模方法,探索更高能效、更强适应性以及具备自主目标形成与跨任务泛化能力的新型智能体系,实现 AI 技术与脑科学研究的高效协同。当前的关键挑战在于:脑科学机制理解、智能算法设计与计算系统实现三者间仍存在显著的学科壁垒,导致神经启发机制

难以转化为可执行的智能算法和系统。未来亟须建立跨领域的协同研究机制,推动认知建模、算法优化与系统架构等研究体系的深度融合与创新。

由中国计算机学会(CCF)主办,青年计算机科技论坛(YOCSEF)苏州学术委员会承办,南京大学智能科学与技术学院协办的“智脑同行:探索神经启发与智能融合的技术路径”深度技术论坛于2025年11月8日在苏州 CCF 业务总部&学术交流中心举办。本次论坛旨在对标国家战略需求,聚焦基础理论与实践路径间的鸿沟,汇聚 AI、神经科学、计算神经学、脑机接口、神经医学等研究领域的20位一线专家学者开展思辨与交流,推动认知建模、算法优化与系统架构等研究体系的深度融合,凝练形成多项具备共识性的前瞻观点,为实现 AI 技术与脑科学研究的协同发展提供启示与引导。

思辨与探索

本次论坛为闭门深度技术论坛,组织形式参照达堡研讨会(Dagstuhl Seminar)模式,全体参会者本着平等、理性、思辨的原则,鼓励多学科视角的交叉碰撞。本次论坛围绕如下4个问题展开讨论:1)与生物智能相比,当前 AI 有哪些根本的局限性,如何突破?2)实现从生物神经机制到智脑计算的技术路径和关键瓶颈是什么?3)如何通过与脑机接口、神经医学的融合,催生新的 AI 研究和应用范式?4)如何打破学科壁垒,建立支持智脑协同持续发展的合作、人才培养、科学评价机制?本章梳理了问题背景及专家交流产生的观点,着重呈现与会专家对智脑同行技术实现和发展应用的

DOI: [10.11991/cccf.202608012](https://doi.org/10.11991/cccf.202608012)

基金项目:教育部基础学科和交叉学科突破计划项目(JYB2025XDXM118)

通信作者:张绍群, E-mail: zhangsq@nju.edu.cn

共识和建议。

与生物智能相比，当前 AI 有哪些根本局限性，如何突破？

本节旨在对比生物智能与当前 AI(尤其是 LLMs) 的差异，深入分析当前 AI 在概念形成、结构、学习方式等方面的局限性及其成因，并探讨突破方案，以梳理下一代 AI 理论和方法体系的发展方向。

LLMs 凭借大参数量的 Transformer 架构和上下文学习 (in-context learning), 在处理复杂的自然语言理解、生成、指令遵循以及多步推理任务时, 表现出强大的智能涌现 (emergent intelligence) 能力^[4] 和复杂任务解决潜力, 极大地拓展了 AI 技术的应用边界。然而, 很多学者指出 LLMs 的“智能”能力仍存在很多不足, 最突出的表现是 LLMs 普遍存在幻觉 (hallucination) 问题, 即模型会自信地生成事实错误, 或逻辑不连贯, 甚至纯粹编造信息。这暴露了 LLMs 在事实准确性和语义一致性方面的内在缺陷: 缺乏真正意义上的信念系统和真实性检验^[5]。此外, LLMs 在处理需要物理常识或跨模态推理的任务时, 往往表现出系统性的弱点^[6], 难以实现在连贯任务上的高效迁移和泛化。相对来说, 生物智能通常是高效结构化、目标驱动和演化适应的。生物大脑的神经结构是模块化的, 在处理信息时表现出高效、低耗和鲁棒性^[7] 特点: 可通过与物理世界的持续互动、多感官输入和终身学习等, 高效地构建出因果关系和直觉物理学模型^[8]; 也可通过少量甚至一次性学习 (one-shot learning) 便习得新概念^[9], 并将其应用到全新的情境中。表 1 列举了生物智能 (人类) 和当前 AI 的一些差异。

表1 生物智能 (人类) 与当前 AI 在不同智能维度上的对比

特点	生物智能 (人类)	当前AI
训练样本	很少 (≈1)	很多 (≥10000)
概念数量	很多 (≥10 000)	很少 (≈1)
背景知识	很多	很少
知识结构	模块化、可复用	单一
消耗能量	非常小	非常大

学术界已开始系统性地分析这些差异。部分学者通过分析 LLMs 在认知任务上的理性推理能力, 断言人类与 LLMs 的推理模式存在系统性差异, 并指出这

种差异源于两者学习和演化的架构不同^[10]。LLMs 虽然可以从人类生成的内容中学习, 但缺乏人类通过与环境交互构建认知工具的过程。此外, 研究人员普遍认为, 与生物智能持续、多模态、具身化的终身学习不同, LLMs 本质上依赖对大规模、非结构化数据的统计模式拟合^[3, 11]。上述研究通过认知实验结果的对比表格或图示直观地展示了 AI 与生物智能在概念泛化、因果理解、常识推理等方面表现出的差异, 为本次论坛深入探讨 AI 的局限性提供了学术基础。经过思辨, 与会专家形成如下主要观点。

一是生物大脑与 LLMs 在概念 (concept)^[12] 形成机制方面存在根本差异。LLMs 的“智能”源于对海量文本的统计模式匹配, 其知识通常由高维向量表征, 本质上与视觉模型无异, 且基于表征向量相似度的模式与客观世界的概念并不相同^[12], 缺乏深层的认知功能 (如情感和因果性) 和逻辑推理能力。生物大脑中的概念来源于反复的“感知—行动—结果”闭环, 是一种功用属性 (affordance)^[13], 亦是一种包含物理和因果关系的动态认知结构, 在与真实环境的交互中产生并能随时更新。功用感知 (affordance-aware) 意味着系统或设计能够理解环境中的物体“能用来做什么”, 并根据这种理解来辅助决策或产生交互。例如: 通过“敲声清脆”“色泽翠绿”等浅层物理特征, LLMs 可以有效识别“物体是否为好瓜”; 而功用感知强调对西瓜“可食用性”以及“可食用位置”等功用属性的表征, 并根据交互过程中的反馈演进操作策略。值得注意的是, 同一物体的功用属性会随着环境改变而发生变化。例如, 处于高温红热状态的坯料仅具备“可夹持”功用属性, 而冷却定型后则演变为“可切削”或“可装配”功用属性。并且, 同一物体的功用属性因使用主体不同而有所差异。例如一面高墙对人类来说是“不可通过的”, 但对壁虎来说则是“可翻越的”。另外, 同一物体的功用属性因使用主体的任务 (task) 或者意图 (intent) 不同而发生变化。例如, 一根树枝在防御任务中是“武器”, 而在生火任务中则是“引火物”。概念形成方面的差异进一步凸显了 LLMs 的局限性。1) 反馈与更新困难: LLMs 难以根据与真实世界的交互结果进行实时、有效的参数更新; 2) 缺乏鲁棒性: LLMs 容易受到错误数据的污染, 不够稳健; 3) 难以产生新知识: LLMs 擅长总结现有知识, 其扩展性受限于高质量人类生成数据的有

限库存^[14],难以像人脑一样通过与环境交互产生全新的知识并进行高级的逻辑推理和概念演进。

二是生物大脑的卓越性源于其独特的生理结构和学习范式。生物大脑不仅具备多脑区时空异质性的分工协作架构^[15](不同脑区承载特定的功能模块),而且经历了有限计算资源约束下对高级抽象能力的被迫进化,形成了高效协作的智能系统。然而,当前的 LLMs 结构高度同质化^[16],缺乏空间和功能上的异质性。结构方面的差异直接关联到具身属性的缺失,即缺乏与物理环境的交互闭环。此外,异构建模和面向资源受限条件的学习机制的缺失使 LLMs 的能力局限于对已有知识的总结与关联,难以像人脑一样突破既有数据的边界,亦难以通过具身交互实现实时更新和新知识的生成。因此,发展具有更高能效、强泛化性的下一代 AI 系统需要回归对神经本质的探索。

三是下一代 AI 理论与方法:知识与数据双驱动。与会专家的共识是,LLMs 发展中的关键瓶颈是高度依赖数据驱动的统计关联。LLMs 擅长数据总结和统计关联,但在对客观世界的因果关系、时空规律进行深层理解和推理方面存在根本缺陷,无法生成超越训练数据边界的新知识。因此,下一代 AI 不仅需要能进行数据总结和统计关联的感知计算,还应具备知识层面的逻辑推理和反思能力^[11,17],即智能系统生成的知识可进行逻辑推理,并可根据环境变化演进。面向下一代 AI 的突破,知识与数据融合驱动的机器学习^[18]及基于抽象概念和因果推断的强化学习(reinforcement learning, RL)^[19]等,是值得探索的技术路线。

实现从生物神经机制启发到智脑计算的技术路径和关键瓶颈是什么?

基于上述讨论,要实现下一代智能系统的有效突破,不能仅依赖大参数量和大数据量的堆叠,更要回归对神经机制的本质理解。在此共识的基础上,与会专家进一步讨论智脑计算的技术路径和关键瓶颈。智脑计算的整体路线图如图 1 所示。首先,结合神经科学实验,提取具有特殊智能能力的神经机制。其次,将神经机制建模为计算模型,并训练为可验证模型;同步建立多维度的智能评价基准,实现对模型效能的定量评估。最后,筛选出能够显著优化模型能力或效率的核心机制,并以此为基础驱动工业级模型设计与持续演进。本节内容关注机理溯源、计算表征与验证及智能评价基准,主要问题可概括为“WHICH”和“HOW”两类:“WHICH”指何种神经机制能够体现独特的智能能力;“HOW”指该神经机制如何被建模,如何被当前的计算手段实现,其智能能力如何被评测验证。

本节中讨论的神经机制主要包括类脑结构建模和类脑功能学习 2 个方面。类脑结构建模的目标之一是克服现有 AI 模型在结构上的高度同质性,转而借鉴生物大脑内在的时空异质性和多尺度分工协作架构。当前建模生物大脑的异构性机制通常包含微观、介观和宏观 3 个尺度。1)微观尺度:非线性单元建模与树突计算。传统的人工神经网络(artificial neural network, ANN)采用的计算单元高度简化,仅模拟神经元的胞体(soma)进行简单的加权求和与非线性激活。脉冲神经网络(spiking neural networks, SNNs)引入累计发射机制来建模胞体在微秒/毫秒时间尺度上收发脉冲信号的动态过程,适当的改进使其具备近似动力系统的表示能力^[20]。在亚细胞层面,神经学家发现了树突计算(dendritic computing)机制,即树突不仅被动接收信号,且能产生局部动作电位(local spikes)和执行多重输入整合,从而极大地提高

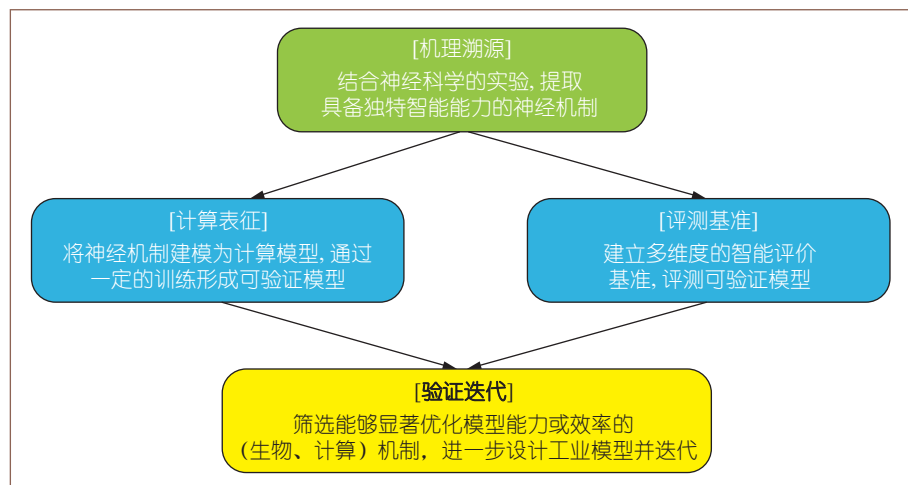


图1 智脑计算的整体路线

神经网络(spiking neural networks, SNNs)引入累计发射机制来建模胞体在微秒/毫秒时间尺度上收发脉冲信号的动态过程,适当的改进使其具备近似动力系统的表示能力^[20]。在亚细胞层面,神经学家发现了树突计算(dendritic computing)机制,即树突不仅被动接收信号,且能产生局部动作电位(local spikes)和执行多重输入整合,从而极大地提高

了模型表示能力和信息处理效率^[21]。将树突的复杂动力学特性引入计算模型^[22],如具有多房室结构的SNN或主动树突计算模型,有望打破现有ANNs的计算瓶颈,为模型带来更高的稀疏性、能效比和时空动态性。这是在最基础的计算单元层面实现空间异质性的关键。2)介观尺度:时序动力学与神经振荡。在局部神经回路层面,信息的处理和储存并非静态的,而是通过动态的神经振荡(neural oscillations)和非线性动力学系统实现的。这种介观尺度的时间异质性是生物大脑工作记忆、注意力分配和信息整合的基础。大量神经科学研究表明,不同频率的神经振荡与特定的认知功能相关联,并作为一种时序框架来组织信息流,例如同步和解同步(synchronization and desynchronization)机制^[23]。建模多尺度动力学系统和神经振荡有助于探索在线适应性^[24]和时序记忆^[25]等功能。3)宏观尺度:功能特化(functional specialization)和异构分工协作架构。生物大脑皮层被划分为不同的功能区域,并通过稀疏而高效的连接形成特定的网络拓扑。脑连接组学(connectomics)揭示了大脑的连接模式并非随机,而是遵循一种小世界网络(small-world network)或无标度网络(scale-free network)的拓扑结构,该结构是亿万年进化形成的高效先验知识,决定了信息流动的效率、鲁棒性和可塑性^[26]。“结构即先验”(structure as prior)主张将这种结构内嵌到计算系统中^[27],以实现知识的高效迁移与泛化,从而避免现有AI从零开始学习全部知识的巨大成本。

反向传播(back propagation, BP)算法是当前深度学习和LLMs的主流学习算法^[28]。BP算法需要全局同步的梯度回传,这在生物学上缺乏直接的生理对应,且在硬件实现和能耗方面与生物大脑相去甚远。一些学者关注具有生物合理性(biological plausibility)的学习规则,并将其转化为具有在线适应性和高能效的计算算法。主要包括如下三方面:1)局部突触可塑性与赫布学习(Hebbian learning)。生物学习的核心在于突触连接强度的局部变化,这主要由赫布学习及其变体所驱动。赫布学习的经典观点是“一起兴奋的神经元,连接在一起”(neurons that fire together, wire together),即突触效能的变化依赖于前后神经元的局部活动相关性^[29]。更精细的机制如长时程增强(long-term potentiation)和长时程抑制(long-term depression),以及更精确的脉冲时序

依赖可塑性(spike-timing-dependent plasticity, STDP),揭示了突触变化不仅是局部性的,而且是时序敏感的^[30]。一些学者认为将STDP等规则应用于SNNs,可以直接实现低能耗、事件驱动的局部学习^[31]。2)误差预测与奖惩闭环。尽管学习发生在局部突触,但大脑显然存在某种机制来指导和调节这些局部变化,以实现系统级的目标。一些学者认为生物学习可能采用一种基于误差预测和奖惩信号的机制,这与RL框架具有高度的相似性。例如,中脑多巴胺神经元通过生物信号编码奖励预测误差,以调节局部突触可塑性,进而在系统层面塑造决策与行为更新过程^[32]。探索基于RL框架的学习机制或有助于解决现有AI模型难以根据真实世界交互结果进行有效参数更新的致命限制。3)异构学习规则融合与系统级协同。生物大脑并非只依赖单一的学习规则,例如:海马体可能更侧重于快速联想学习(如一次性学习),而皮层则负责长期、渐进的知识整合。这表明大脑的各个功能模块可能内嵌了不同的学习规则和可塑性(plasticity)程度^[33]。根据任务需求采用异构协同的学习机制,允许不同计算模块(如感知模块、规划模块)采用最合适的学习算法,是值得探索的技术路线。经过思辨,与会专家形成如下主要观点:

一是权衡建模尺度与功能,探索多尺度协作。1)重视精细神经元建模。其一,精细神经元是生物大脑的基本计算单元,但是单神经元信息处理机制在神经科学中尚未完全阐明;其二,精细建模有助于探索生物大脑底层计算的共性机制,比如锥体细胞中普遍存在的非线性计算(如树突计算);其三,这种方式在理论上具有时空表达、低能耗的优点。2)对类脑结构建模尺度的选择本质是在权衡研究目的和计算效率。如果目的是用于科学研究,可以追求更细致的建模;如果目的是用于构建AI系统(通常需要高效编译到现有硬件),则需要选择更高效、可实现的建模尺度。单纯追求精细的生物保真度,如细胞级或亚细胞级建模,往往导致巨大的算力消耗,并可能偏离构建AI系统的初衷。3)采用功能驱动、多尺度协作的架构或有助于构建具备更强泛化能力的AI系统。这种架构主张在底层采用神经网络等,实现基础的多模态感知和高效计算;在中层,模拟局部神经元和神经回路的非线性动力学、神经振荡、工作记忆和情感调节等,实现具身控制和动力学演化;在高层,利用符号或概率模型进行抽象的概念推

理和任务规划。整合不同尺度的计算机制有助于系统性地脑的多尺度和时空异质结构转化为高效的计算范式。4)跨层表征中动力学系统对于实现快速反应以及不同信息在时间上的融合至关重要,其作用取决于任务的尺度和层次,但是在较长时间尺度下,基于结构的方法可能比动力学更重要。

二是超越反向传播,探索模型局部更新机制。该思辨点直接挑战了当前深度学习的主流范式,本次论坛就如下观点达成共识:1)生物大脑需要采用动力系统来实现不精确情况下的概念学习,这意味着生物大脑的学习不是像深度学习那样通过静态的误差最小化来实现,而是通过一个随时间连续演化的、具有内在稳定性的系统来实现概念的习得。2)BP算法需要全局同步、依赖梯度回传,在物理实现和能效方面与生物大脑相去甚远。下一代脑启发的学习机制须超越BP,探索局部化、基于动力学且具备生理基础的新范式,包括但不限于多尺度动力学系统驱动的学习、基于局部突触可塑性的赫布学习,以及利用RL框架模拟大脑在“预测—奖惩”闭环中的决策与更新。

三是当前的AI智能评估标准过于单一,亟须建立多维度的评价体系。除了准确率,智能评价必须增加认知能力、鲁棒性、可解释性和能耗效率等维度,并推动神经科学领域建立类似机器学习的基准测试集和任务态数据库,从而规范智能系统的评价体系。

如何通过脑机接口、神经医学的融合,催生新的研究和应用范式?

本节围绕脑机接口(brain-computer interface, BCI)和神经医学的应用展开,探讨其在智脑协同框架中的应用和发展。思辨焦点包括:1)BCI本质与功能的权衡与协同,即BCI研究应更关注神经机制的“本质”探索(如树突计算、概念形成)还是“功能”实用主义实现(如运动控制、信号调控),以及如何实现两者之间的双向协同;2)AI技术在神经医学中的应用,尤其是如何将其转化为认知障碍的诊断、评估和干预工具。

当前的BCI研究正从单一的神经信号解码向闭环调控与认知增强的高级目标迈进。在实用主义层面,研究人员已能通过侵入或半侵入式电极阵列“读取”运动皮层的电生理信号,如皮层脑电图或微电极阵列信号等^[34],然后利用机器学习方法将神经信号实时解码为高精度的肢体控制指令,实现神经康复和大脑训练^[35-36]。

BCI在解码方面的突破正越来越多地依赖对神经机制“本质”的理解。例如:将具备生物合理性的SNNs作为解码模型,可以有效利用神经信号的时空稀疏性,提升系统的能效比和动态适应性。另一方面,当前主流的BCI技术多通过侵入或半侵入式电极阵列来读取大脑神经信号,实现对外部设备的控制,或写入信息以进行感官修复。但无论是钻孔植入的侵入式,还是较浅的半侵入式,核心局限都在于依赖物理电极,且功能多为单向。BCI的真正突破在于实现双向的“解码—编码”机制,既能精准“解码”大脑意图,又能通过微电刺激等方式将外部信息或反馈“编码”回大脑。该机制为检验类脑计算模型的因果性假设提供了独特的实验平台。例如:通过设计计算模型来预测认知状态,并使用BCI实时刺激特定脑区来增强记忆或决策过程,直接验证了模型中编码的因果关系,将BCI从简单的功能性工具推向了神经机制的验证器。基于双向的“解码—编码”机制,BCI的终极形态应是实现脑际通信^[37],即通过物理媒介读写大脑信息,实现大脑间、脑机间直接高效的信息与智能交换。

诊断、评估和干预是神经医学领域,尤其是与认知障碍相关研究中的重要问题。认知障碍的诊断和评估依赖基于相对主观的先验学说或临床经验构建的量表,但这往往缺乏对患者语言和认知功能细微变化的敏感性和客观性评估。部分研究人员正探索利用AI技术深度解析患者的自然语言样本(如自由对话、叙事文本),构建比传统量表更精细、客观且具备预测力的多维评估体系,以期对阿尔茨海默病等神经认知障碍的早期诊断、病情监测和预后预测发挥重要作用^[38]。在干预方面,以深度脑刺激(deep brain stimulation)为代表的神经调控技术正在向自适应深度脑刺激(adaptive deep brain stimulation, aDBS)演进。aDBS系统使用内置的AI算法实时监测病理性的神经振荡,并仅在需要时进行刺激。该方式不仅提升了干预的精准性,还提供了一种在临床环境中操纵和验证神经机制的手段,是检验计算神经学模型中病理状态和干预效果之间因果关系的有效平台^[39]。经过思辨,与会专家形成如下主要观点。

一是脑机接口研究中实用主义与本质探索的二元协同。在BCI工程应用领域,部分研究人员的观点体现出一种功能驱动的实用主义倾向,即更关注如何利用脑信号实现功能调控,暂时将复杂的神经机理探索

与工程实现适当分离。例如:与神经本质探索相比,更关注脑信号能发挥什么样的作用以及机器学习能否模拟这种作用。这种倾向的成因在于:1)当前的观测技术和类脑建模尚无法完全捕获或高效编译生物大脑的全部微观计算本质,对关键的功能进行建模和仿真在当前更具可行性;2)应用(如肢体控制)对即时效果和鲁棒性要求极高,驱动研究者选择更可控、可建模的局部功能实现。尽管实用主义盛行,但与会专家的整体共识仍强调,最终实现闭环 BCI 仍须回归到对神经机制本质(如概念形成、逻辑推理)的理解。因此,完全放弃本质探索是不可取的,BCI 研究应是双向协同的:功能实现可以提供短期成果和实时反馈,而对本质的深入理解(如树突计算等神经机制)才能为下一代更高效、更具鲁棒性的 BCI 技术提供根本性的理论支撑。

二是 AI 在神经医学中的应用 (AI for neuromedicine)。专家们探讨了将当前 AI 技术应用于认知障碍(如阿尔茨海默病的辅助诊断或治疗)的巨大潜力。LLMs 在知识总结和文本生成方面具有优势,可以模拟对话或对语言信号进行分析,这使其有望作为一种客观评估和干预认知障碍的工具。与会专家认为,要实现这一应用,关键在于设计出有效的多维测评 (assessment) 体系,而非简单的测试 (test)。该体系须将 AI 系统在评估语言连贯性、逻辑结构、认知偏差等方面的分析能力,与神经认知疾病的复杂特征进行精准关联。通过利用 AI 的分析优势,而非简单的测试,智能系统有望在神经医学应用中成为辅助诊断、疾病预测和个性化治疗方案设计等的重要辅助手段。

三是 BCI 和神经医学的反馈闭环对 AI 模型验证具有因果性价值。在传统的“AI—神经科学”协同框架中,神经科学主要为 AI 提供机制启发,AI 则为神经科学提供计算工具。然而,BCI 和神经医学的应用具有直接的物理干预和反馈能力,可以为 AI 模型提供真实世界的操纵和验证,这是其作为模型验证平台的独特价值。例如:通过 BCI 对神经环路进行干预,观察其在行为或功能上的变化,可以作为检验类脑模型因果关系和鲁棒性的独有测试平台。因此,BCI 和神经医学是智脑协同框架中实现“验证”环节的高级形式,能够将理论模型从相关性验证推向因果性验证,从而推动神经启发机制的实质性转化。

如何打破学科壁垒,建立支持智脑协同持续发展的合作、人才培养和科研评价机制?

本节聚焦智脑同行的长远发展,探讨如何建立更有效的智脑协同持续发展合作、人才培养、科研评价机制,以鼓励跨学科、长期性的研究探索。经过思辨,与会专家形成如下主要观点。一是建立问题导向的跨学科合作机制。智脑研究具有极端复杂的跨学科性质,其合作机制应超越简单的项目协作、打破学科壁垒,坚持问题导向并与场景融合,以实现认知科学、复杂的分析建模和工程实现的系统性深度融合。二是构建面向长期价值的人才培养体系。鉴于智脑研究的交叉性,研究者往往需要了解神经科学、AI、工程实现等多学科基础,具备跨多学科的交叉能力。人才培养客观上需要较长的周期。与会专家建议应以好奇心驱动去探索未知,强化批判性思维,鼓励研究人员坚持有意义、有价值的长期探索。三是认可并激励差异化贡献。科研评价体系中过度强调论文数量和速度等方面的标准,对于交叉学科研究(如涉及神经学和生物学实验验证的长期研究)存在显著的不合理性,应将价值判断的核心转移到高质量成果和系统性贡献上。因此,亟须建立一套更合理、鼓励长期价值和差异化贡献的评价体系,鼓励研究人员进行长期的基础探索,并认可其在不同领域、不同阶段的创新价值。

结束语

本次“智脑同行”深度技术论坛深入对比当前 AI 技术与生物智能的差别,分析关键成因,并探讨下一代 AI 理论和方法体系以及 AI 和神经科学协同促进的发展路径。与会专家达成会议共识:对神经机制的本质理解有助于突破现有 AI 系统的性能和能效瓶颈;智脑交叉领域的协同发展需要构建更为科学、完善的“合作—培养—评价”机制,并坚持长期价值。■

附:与会专家名单

特邀专家(按姓名拼音排序):

蔡炎松 邓岳 姜升殿 兰丹梅 李秀星 吕宝粮
宋宇航 陶乐天 吴郁杰 肖晓琳 肖卓成 徐宁龙

徐 鹏 杨千里 杨天明 余肇飞 张道强 郑伟龙
周鹏程 左年明

YOCSEF AC 委员(按姓名拼音排序):

晁平复 陈思源 戴望州 范明凯 李华康 陆恒杨
孙高飞 孙 倩 王陆平 夏 欣 鄢兴雨 张 力
张绍群

论坛组织者: 张绍群 戴望州 李华康

论坛执行主席: 张绍群 戴望州

论坛记录人: 梁 爽 孙 茜 田永铭



张绍群

CCF 专业会员、YOCSEF 苏州 AC 副主席(2024—2025 年)。南京大学助理教授。主要研究方向为机器学习、脑启发的计算理论与方法。
zhangsq@nju.edu.cn



戴望州

CCF 专业会员、YOCSEF 苏州 AC 委员(2024—2025 年)。国家级领军人才。南京大学至诚特聘教授。主要研究方向为人工智能、知识与数据双驱动的机器学习。
daiwz@nju.edu.cn

参考文献

- [1] Nikhil Sardana, Sasha Doubov, Jonathan Frankle. Beyond Chinchilla-Optimal: Accounting for Inference in Language Model Scaling Laws[C]//ICML'24: *Proceedings of the 41st International Conference on Machine Learning*. [S. l.]: JMLR. org, 2024: 43445–43460.
- [2] Swagata Ashwani, Kshiteesh Hegde, Nishith Reddy Mannuru, et al. Cause and Effect: Can Large Language Models Truly Understand Causality?[C]//*Proceedings of the AAAI Symposium Series*. Washington, D. C.: AAAI Press, 2024: 2–9.
- [3] Michaela Benk, Léane Wettstein, Nadine Schlicker, et al. Bridging the Knowledge Gap: Understanding User Expectations for Trustworthy LLM Standards[C]//AAAI'25: *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Washington, D. C.: AAAI Press, 2025: 27197–27205.
- [4] Rylan Schaeffer, Brando Miranda, Sanmi Koyejo. Are Emergent Abilities of Large Language Models a Mirage?[C]//NeurIPS'23: *Proceedings of the 37th*

- International Conference on Neural Information Processing Systems*. Red Hook: Curran Associates Inc, 2023: 55565–55581.
- [5] The Association for the Advancement of Artificial Intelligence. AAAI 2025 Presidential Panel on the Future of AI Research[EB/OL]. [2025–12–15](2025–12–25). <https://aaai.org/about-aaai/presidential-panel-on-the-future-of-ai-research/>.
- [6] Emily M. Bender, Timnit Gebru, Angelina McMillan-Major, et al. On the Dangers of Stochastic Parrots: Can Language Models Be too Big?[C]//FAccT'21: *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*. New York: ACM, 2021: 610–623.
- [7] Demis Hassabis, Dhharshan Kumaran, Christopher Summerfield, et al. Neuroscience-Inspired Artificial Intelligence[J]. *Neuron*, 2017, 95(2): 245–258.
- [8] Katherine M. Collins, Ilia Sucholutsky, Umang Bhatt, et al. Building Machines that Learn and Think with People[J]. *Nature Human Behaviour*, 2024, 8(10): 1851–1863.
- [9] Michael Tomasello. How to Make Artificial Agents More Like Natural Agents[J]. *Trends in Cognitive Sciences*, 2025, 29(9): 783–786.
- [10] Olivia Macmillan-Scott, Mirco Musolesi. Rationality and Cognitive Biases in Large Language Models[J]. *Royal Society Open Science*, 2024, 11(6): 240255.
- [11] Emily M. Bender, Alexander Koller. Climbing towards NLU: On Meaning, Form, and Understanding in the Age of Data[C]//ACL'20: *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2020: 5185–5198.
- [12] Ray Jackendoff. *Frames, Fields, and Contrasts: New Essays in Semantic and Lexical Organization*[M]. New York: Routledge, 2012: 191–208.
- [13] J. J. Gibson. The Theory of Affordances[M]//Robert Shaw, John Bransford. *Perceiving, Acting, and Knowing: Toward an Ecological Psychology*. London: Routledge, 1977: 67–82.
- [14] Pablo Villalobos, Anson Ho, Jaime Sevilla, et al. Position: Will we run out of data Limits of LLMS scaling based on human-generated data[C]//ICML'24: *Proceedings of the 41st International Conference on Machine Learning*. [S. l.]: JMLR. org, 2024: 49523–49544.
- [15] Nicolas Perez-Nieves, Vincent C. H. Leung, Pier Luigi Dragotti, et al. Neural Heterogeneity Promotes Robust Learning[J]. *Nature Communications*, 2021, 12: 5791.

- [16] Shikhar Tuli, Bhishma Dedhia, Shreshth Tuli, et al. FlexiBERT: Are Current Transformer Architectures too Homogeneous and Rigid?[J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2023, 77: 39–70.
- [17] Wenchao Hu, Wangzhou Dai, Yuan Jiang, et al. Efficient Rectification of Neuro-Symbolic Reasoning Inconsistencies by Abductive Reflection[C]//*AAAI'25: Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Washington, DC: AAAI Press, 2025: 17333–17341.
- [18] Zilong Wang, Jiongda Wang, Xiaoyong Chen, et al. From End-to-End to Step-by-Step: Learning to Abstract via Abductive Reinforcement Learning[C/OL]//*IJCAI'25: Proceedings of the Thirty-Fourth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2025: 6515–6523. <https://doi.org/10.24963/ijcai.2025/725>.
- [19] Zhengmao Zhu, Honglong Tian, Xionghui Chen, et al. Offline Model-Based Reinforcement Learning with Causal Structured World Models[J]. *Frontiers of Computer Science*, 2024, 19(4): 194347.
- [20] Shaoqun Zhang, Jiayi Chen, Jinhui Wu, et al. On the Intrinsic Structures of Spiking Neural Networks[PP/OL]. (2022–06–21)[2025–12–15]. <https://arxiv.org/abs/2207.04876>
- [21] George Kastellakis, Denise J. Cai, Sara C. Mednick, et al. Synaptic Clustering within Dendrites: An Emerging Theory of Memory Formation[J]. *Progress in Neurobiology*, 2015, 126: 19–35.
- [22] Yuan Zhang, Yanhe Liu, Yachuang Hu, et al. Dendritic computation for rule-based flexible categorization[PP/OL]. (2025–06–04)[2025–12–14]. <https://doi.org/10.1101/2025.06.03.657766>.
- [23] Wolf Singer. Cortical Dynamics Revisited[J]. *Trends in Cognitive Sciences*, 2013, 17(12): 616–626.
- [24] Kenji Doya, Shuji Yoshizawa. Adaptive Neural Oscillator Using Continuous-Time Back-Propagation Learning[J]. *Neural Networks*, 1989, 2(5): 375–385.
- [25] Shao-Qun Zhang, Zhi-Hua Zhou. Flexible Transmitter Network[J]. *Neural Computation*, 2021, 33(11): 1–20.
- [26] Alex Fornito, Andrew Zalesky, Michael Breakspear. The Connectomics of Brain Disorders[J]. *Nature Reviews Neuroscience*, 2015, 16(3): 159–172.
- [27] Nikolaus Kriegeskorte. Deep Neural Networks: a New Framework for Modeling Biological Vision and Brain Information Processing[J]. *Annual Review of Vision Science*, 2015, 1: 417–446.
- [28] 周志华. 机器学习 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- [29] D. O. Hebb. *The Organization of Behavior*[M]. New York: John Wiley & Sons, 1949.
- [30] L. F. Abbott, Sacha B. Nelson. Synaptic Plasticity: Taming the Beast[J]. *Nature Neuroscience*, 2000, 3(11): 1178–1183.
- [31] Gaspard Goupy, Pierre Tirilly, Ioan Marius Bilasco. Paired Competing Neurons Improving STDP Supervised Local Learning in Spiking Neural Networks[PP/OL]. (2023–08–04)[2025–12–15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.02194>.
- [32] P. Read Montague, Steven E. Hyman, Jonathan D. Cohen. Computational Roles for Dopamine in Behavioural Control[J]. *Nature*, 2004, 431(7010): 760–767.
- [33] James L. McClelland, Bruce L. McNaughton, Randall C. O'Reilly. Why there Are Complementary Learning Systems in the Hippocampus and Neocortex: Insights from the Successes and Failures of Connectionist Models of Learning and Memory[J]. *Psychological Review*, 1995, 102(3): 419–457.
- [34] Wei Liu, Jielin Qiu, Weilong Zheng, et al. Comparing Recognition Performance and Robustness of Multimodal Deep Learning Models for Multimodal Emotion Recognition[J]. *IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems*, 2022, 14(2): 715–729.
- [35] Neuralink. A Year of Telepathy. [EB/OL]. (2025–02–05)[2025–12–15]. <https://neuralink.com/updates/a-year-of-telepathy/>.
- [36] Floriana Pichiorri, Donatella Mattia. Brain-computer interfaces in neurologic rehabilitation practice[M]//Nick F. Ramsey, José del R. Millán. *Handbook of Clinical Neurology*. 2020, 168: 101–116.
- [37] 郑海荣. 医学影像与生物智能深度融合正推动医疗范式发生根本性变革 [EB/OL]. (2025–12–10)[2025–12–15]. <http://finance.people.com.cn/n1/2025/1209/c1004-40620581.html>.
- [38] Helia Hashemi, Jason Eisner, Corby Rosset, et al. LLM-Rubric: A Multidimensional, Calibrated Approach to Automated Evaluation of Natural Language Texts[C]//*ACL'24: Proceedings of the 62nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2024: 13806–13834.
- [39] Andreia M. Oliveira, Luis Coelho, Eduardo Carvalho, et al. Machine Learning for Adaptive Deep Brain Stimulation in Parkinson's Disease: Closing the Loop[J]. *Journal of Neurology*, 2023, 270(11): 5313–5326.

Toward the Co-evolution of Artificial Intelligence and Brain Science

Shao-Qun Zhang, Wang-Zhou Dai

Nanjing University

Abstract: Despite the milestone progress of artificial intelligence (AI) in recent years, significant bottlenecks persist in achieving general intelligence, particularly in energy-efficient computing, causal reasoning, cross-task generalization, and continual learning. These persistent limitations mandate shifting research towards the biological brain, seeking Neuro-Inspiration and Intelligence co-evolution to develop computing systems with superior energy efficiency and generalization. The “AI-Brain Co-evolution” forum established a core consensus: Significant disciplinary barriers persist among the understanding of neuroscientific mechanisms, the design of intelligent algorithms, and the implementation of computing systems. Consequently, neuro-inspired mechanisms have proven difficult to translate into executable intelligent algorithms and practical systems. The forum defined key pathways for synergy. Intention: Research must return to the essential understanding of neural mechanisms, merging neuro-inspiration with system implementation. Pathway: Future AI must overcome structural homogeneity and reliance on global backpropagation by adopting the brain’s spatio-temporal heterogeneous architecture and localized learning mechanisms. Validation: Brain-Computer Interfaces (BCIs) and Neuromedicine provide advanced validation modalities via physical intervention, accelerating the transition from correlation to causality. Assurance: A problem-oriented, interdisciplinary mechanism is required to support long-term exploration and differentiated contributions.

Keywords: artificial intelligence; neuroscience; brain-computer interface; neuromedicine; large language models; concept; affordance-aware

摘要:近年来,人工智能(AI)技术在诸多领域取得了里程碑式进展,但它在高效低耗计算、因果推理、跨任务泛化和持续学习等关键能力提高过程中,仍存在性能瓶颈。这促使研究者将目光投向更具通用智能的生物大脑,通过将神经启发与计算智能融合,以探索具有更高能效、强泛化性等能力的下一代AI系统。本次“智脑同行”深度技术论坛,紧密围绕人工智能(智)与生物大脑(脑)的联系与对比展开,并达成核心共识:脑科学机制理解、智能算法设计与计算系统实现三者之间仍存在显著的学科壁垒,导致神经启发机制难以转化为可执行的智能算法和系统。与会专家进一步探索智脑协同的技术路径,形成了以下共识。突破路径:智脑协同的研究须回归对神经机制的本质理解,推动计算范式转向神经启发与系统实现的融合;结构与学习:下一代AI技术须克服当前AI模型的结构同质性和对全局反向传播的依赖,借鉴生物大脑的时空异质架构和局部化学习机制是可行途径;应用与验证:脑机接口和神经医学具有直接的物理干预和反馈能力,是验证智能模型的高级形式,能够推动从相关性到因果性的验证;系统保障:需要建立以问题为导向的跨学科合作机制,激励长期探索与差异化贡献。

关键词:人工智能;脑科学;脑机接口;神经医学;大语言模型;概念;功用感知

中图分类号:TP181

中文引用格式:张绍群,戴望州.探索神经启发与计算智能融合的技术路径[J].计算,2026,2(8):63-71.

英文引用格式:Shao-Qun Zhang, Wang-Zhou Dai. Toward the Co-evolution of Artificial Intelligence and Brain Science[J]. *Computing Magazine of the CCF*, 2026, 2(8): 63-71.

(本文责任编辑:沈超)

曙光8000

中国首个全国产十万卡AI超集群 正式接入国家超算互联网

超智融合算力服务，为全球AI创新提供更优选

大模型训练 | 高通量推理 | AI for Science | 大规模科学计算 | 高精度工业仿真



扫码立享
十万卡AI超集群算力



数聚驱动 智算未来

CNCC 2026 特邀报告讲者



方滨兴

CCF会士
中国工程院院士



郭雷

中国科学院院士
北京航空航天大学教授



胡德文

中国科学院院士
国防科技大学教授



胡振江

CNCC2024程序委员会
主席
北京大学教授



吴建平

CCF会士
中国工程院院士
清华大学教授



张艳宁

CCF会士、常务理事
中国科学院院士
西北工业大学教授



蒋冠军

阿里巴巴ATH千问
事业群副总裁

主办单位
中国计算机学会 (CCF)

会议时间
2026年10月21—24日

会议地点
四川·成都



扫码报名

CNCC2026 早鸟票优惠

即日起至9月21日(含)可享受早鸟优惠价:

类型	早鸟票	优惠价	正价票
	9.21截止	9.22至10.21	10.22至10.24
CCF专业会员	1980	2560	3200
CCF学生会会员	980	1280	1600
非会员	2680	3560	4200
非会员 (学生)	1340	1780	2100
单日票	1200	1600	2000

团报阶梯(人) (报团享对应时间内 注册费最大优惠)	法人单位 折扣	专题论坛 折扣
10人(含)至19人	9.5折	9折
20人(含)至49人	9折	
50人(含)至99人	8.5折	
100人(含)以上	8折	

报名方式

1、进入大会官网: <https://ccf.org.cn/CNCC2026>, 点击“立即报名”

2、扫描二维码报名

计算

JISUAN

月刊 2025 年创刊

第2卷第8期(总第16期) 2026年8月20日

微信公众号



期刊网址



邮发代号: 14-160

国内定价: 30.00元/册