

引文格式:

李国杰. 智能计算技术的历史性突破与巨大挑战 [J]. 集成技术, 2025, 14(1): 1-8.

Li GJ. Historic breakthroughs and great challenges in intelligent computing technology [J]. Journal of Integration Technology, 2025, 14(1): 1-8.

智能计算技术的历史性突破与巨大挑战

李国杰

(中国科学院计算技术研究所 北京 100190)

摘要 主流的人工智能技术从一个侧面可以看成是“智能计算技术”。该文针对智能计算技术取得的历史性突破、发展趋势和面临的挑战发表一些看法；对规模定律 (scaling law) 是否遇到天花板、解决算力短缺问题的出路在哪里、大模型的本质是什么等普遍关心的问题作简要的综述。

关键词 智能计算；人工智能；大模型；规模定律；算力；好数据；可解释性

中图分类号 TP183 **文献标志码** A **doi**: 10.12146/j.issn.2095-3135.20241215001

Historic Breakthroughs and Great Challenges in Intelligent Computing Technology

LI Guojie

(Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract Mainstream artificial intelligence technology can be viewed as “intelligent computing technology” from one perspective. This article presents some views on the historic breakthroughs, development trends, and challenges faced by intelligent computing technology. It also provides a brief overview of commonly concerned issues such as whether the scaling law has reached its ceiling, where the solution to the shortage of computing power lies, and what the essence of large models is.

Keywords intelligent computing; artificial intelligence; large model; scaling law; computing power; good data; interpretability

收稿日期: 2024-12-15 修回日期: 2024-12-16

作者简介: 李国杰, 中国工程院院士, 第三世界科学院院士, 中国科学院计算技术研究所首席科学家, 中国计算机学会名誉理事长。主要从事计算机体系结构、并行算法、人工智能、大数据、计算机网络、信息技术发展战略等方面的研究。

1 引 言

近 10 年掀起的人工智能(AI)浪潮离不开 3 个要素: 算法(模型)、算料(数据)和算力, 这 3 个要素都与计算有关, 迄今出现的机器智能基本上都是“算”出来的。因此, 目前主流的人工智能技术从一个侧面可以看成是“智能计算技术”。

媒体上关于人工智能的综述已经很多, 斯坦福大学每年发布的《人工智能指数报告》^[1]给出了较全面的评述。人工智能涉及科学技术、经济发展、社会变迁、公共安全、哲学伦理等许多方面。本文只对与智能计算联系较密切的技术作简要的回顾和展望, 针对智能计算取得的历史性突破、发展趋势和面临的挑战发表一些个人的看法, 供读者参考。

对人工智能的技术前景有乐观派和悲观派之分, 这不是在线性坐标轴上简单地左移或右移, 而是对技术进步的整体性判断, 涉及各人的哲学思维与人本主义信仰。本文对学术界和媒体中流行的各种观点不做简单的“乐观”和“悲观”的挑选, 试图表达的主要观点是: 人工智能技术是迎接新时代的颠覆性技术, 我们一定要高度重视, 不能因为担心失控而错过发展机遇。另一方面, 我们也要认识到人工智能还处在初级阶段, 要下深功夫解决基础的理论问题, 才能真正进入智能时代。我们要做理智的人工智能促进派, 不要做观潮派, 更不要做促退派。

人工智能经过近 70 年的发展, 在符号主义、连接主义和行为主义等研究路线上都取得了重大进展。传统的人工智能技术(国际上称作 GOF AI, “好的老式人工智能”)尽管也曾有过令人惊奇的表现, 但总的来说, 还做不到大规模的推广应用, 普遍认为是“弱人工智能”或特定领域的人工智能。在这一波人工智能的高潮中, 连接主义一马当先, 基于神经网络的机器学习取得重大突破, 使人们看到实现人工智能普及应用

的希望。目前人工智能大模型还是一个难以解释的“黑盒子”, 人们不知道这个“黑盒子”为什么有这么大的威力, 但这个“黑盒子”确实是人工智能历史上前所未有的重大突破。20 世纪初, 物理学上空有两朵乌云, 导致相对论和量子力学的诞生, 帮助人类进入了工业时代。大模型的不可解释可以看成信息科学上空的一朵乌云, 可能引导出划时代的新科学理论, 推动人类进入智能时代。

2 人工智能已取得重大突破

2.1 机器学习大模型的成功是人工智能发展史上历史性的突破

神经网络模型与图灵机模型几乎同时提出, 已经竞争了几十年。长期以来, 基于图灵机模型的符号主义在人工智能领域一直占上风, 但坚持神经网络模型的 Hinton 等学者从未放弃。直到 2012 年在 ImageNet 图像识别竞赛中一鸣惊人, 基于神经网络的深度学习才红火起来。真正让人类感到震惊的是 OpenAI 团队于 2020 年 6 月推出的 GPT-3, 这个具有 1 750 亿参数的大模型可以流畅地与人聊天、写文章、做各种语言翻译, OpenAI 后续的升级产品和其他公司的类似大模型, 可以自动生成图片、动画、进行逻辑推理甚至科学研究。机器学习大模型在图像分类、视觉推理及英语理解等方面的表现已超过人类^[1]。成功通过图灵测试是人工智能界努力追求了几十年的目标, 在一些领域终于实现了, 这无疑是人工智能发展史上历史性的突破。

“强化学习教父” Richard Sutton 在评价这一成就时指出: “人工智能研究人员一直试图将人类已知的知识构建到他们的智能体中, 长远来看, 这种方法停滞不前, 唯一重要的是利用计算。突破性进展最终是通过相反方法, 基于搜索和学习实现的。这种成功带有苦涩, 因为不是以

人为中心的方法，而是依靠机器学习。”^[2]机器学习已经历了几十年的探索，但过去的模型参数太少，结果不令人满意。只有当模型的参数扩大到上千亿甚至几万亿时，才会出现奇迹。一旦选择了良好且通用的算法和数据表示，就能找到一套通用规律，数据越多，模型越大，效果就越好，这一规律被称为“规模定律”（scaling law）^[3]。有不少学者和企业家笃信：强大的算力加持的通用 AI 算法是 AI 技术真正进步的方向，他们认为今后若干年内“scaling law”仍然有效，因此仍在不断的追加投入，扩大模型的规模。

“scaling law”现象的背后可能是 Hinton 等学者一直坚持的猜想：“人工神经网络与人类大脑有某种相似性。”也就是说，机器学习大模型已经不是一个只会鹦鹉学舌的知识存储器，而是形成了有一定预测能力的世界模型。OpenAI 创始人之一 Ilya Sutskever 曾对麻省理工学院(MIT)某团队发表的论文“柏拉图表征假说”给予高度评价，该论文指出：“神经网络在不同数据和模态上以不同目标进行训练，正趋向于在其表示空间中形成一个现实世界的共享统计模型。”^[4] MIT 另一团队的最新研究成果进一步显示，大模型中已形成一种类似人类大脑的“脑叶”结构和“语义晶体”^[5]。这一发现为机器学习大模型提供了新的视角。

2.2 人工智能已真正从实验室走向市场

以 GPT 为代表的生成式人工智能迅速普及千家万户。GPT-3 问世不到两年，用户就增加到两亿，打破了所有互联网产品的记录。根据前瞻产业研究院统计，2024 年全球人工智能行业市场规规模达 6 382 亿美元。截至 2024 年第一季度，全球人工智能企业数量接近 3 万家。截至 2024 年 8 月，我国完成备案并上线，能为公众提供服务的生成式人工智能服务大模型已达 190 多个，注册用户超过 6 亿。我国人工智能相关企业超过 4 500 家，核心产业规模已接近 6 000 亿元人民

币。到 2024 年第一季度，全球 AI 独角兽已有 234 家，其中美国 AI 独角兽 120 家，中国 AI 独角兽 71 家。长期以来，人工智能应用停留在大学和科研单位，只有一些小范围的应用案例，如今人工智能已经真正进入了可以普及应用的大市场。

专利数量是一项技术能否产业化的标志。近几年人工智能专利出现爆发式增长，说明这个行业已经有钱可赚。2010—2022 年，全球授权的 AI 专利总数增加超过 31 倍。2022 年，中国大陆获得的 AI 专利以 61.1% 的比例领先全球，显著超过美国的 20.9%。但中国的高引用 AI 核心专利明显低于美国，只占全球的 9%。近几年开源的人工智能技术也蓬勃发展。在各项专利技术和开源技术的支持下，人工智能已开始应用于金融、交通、医疗、安防、政务等众多领域，应用场景不断拓展。麦肯锡的一项最新调查显示，通过实施 AI 技术，42% 的企业减少了成本，59% 的企业实现了收入增长。

2.3 智能计算在科研领域显示出巨大的潜力

与在经济领域的应用相比，智能计算在基础科学研究方面的靓丽表现更加引人注目。AI for Research (AI4R) 正在成为与传统科研不同的科研第五范式。DeepMind 公司推出的 AlphaFold 3 能够准确预测蛋白质、DNA、RNA 以及配体等所有生命分子的三维结构及其相互作用方式，目前已经准确预测了地球上已知的超两亿种蛋白质的三维结构，有望颠覆当前的药物研发模式^[6]。此项成果的发明者获得了 2024 年诺贝尔化学奖。AI 天气预报的精度和预报速度已超过传统的数字预报水平。椭圆曲线的统计特性是数学界最难攻克的“千禧年问题”之一，在人工智能的协助下今年取得重大进展。这一进展似乎验证了著名数学家陶哲轩的预言：“AI 将在十年内赶上甚至超过最优秀的人类数学家！”美国政府准备启动 AI 领域的“登月计划”，目标是构建模拟人类细胞复杂性的基础模型，详细描述并实时更

新地球模型，用 AI 辅助分析来发现实用的室温超导体等。这些任务都是人类还没有攻克的重大科学难题，智能计算有可能帮助人类解决这些难题。人工智能有望开创基础科学研究的新纪元。

3 智能计算技术的发展趋势

3.1 规模定律可能已遇到天花板

2010 年代被称为 AI “规模化”的时代，扩大模型规模是共同努力的方向。然而，随着预训练大模型性能增长放缓，机器学习正进入一个“发现和探索”的新阶段。曾经把“scaling law”总结为公理的 Richard Sutton 最近指出，通过语言大模型来实现通用人工智能 (artificial general intelligence, AGI) 没有前途，他更赞同图灵奖得主 Yann LeCun 关于世界模型的构想。最早发现预训练大模型具有“scaling law”特征的 Ilya Sutskever 最近指出：“这个行业里称得上可用的新数据已经接近枯竭，这一趋势最终将迫使行业改变当前的模型训练方式。”如今，训练模型不再是单纯地追求“越大越好”，而是要找出 scaling 的对象究竟应该是什么。他新创办的 Safe Superintelligence (SSI) 实验室采用全新方法扩展预训练。训练时间和测试时间也是 scaling 的对象之一，增加推理计算资源可以提升模型表现。这一转变标志着人工智能行业从追求规模扩张向更加精细化和推理优化的方向发展，单纯依赖扩大规模来提升性能的时代可能逐渐接近尾声。

大模型虽然被诟病为“暴力美学”，但在一定时期内有其合理之处。摩尔定律追求的就是不断地提高芯片的集成度，增加单位面积上的晶体管数目。人们说“摩尔定律遇到天花板”已经很多年了，但总有公司能找到办法尽量延续摩尔定律。机器学习大模型的规模扩大可能还会延续若干年，但任何技术沿单一方向发展，总是有尽头的。人工智能还处在初级阶段，登上高峰的道路

肯定不止一条，何况发展人工智能需要攀登的不止一座高山。实现通用人工智能需要采取更加开放的技术原则，寻求更有效、更可信、更节能的新途径。

3.2 解决算力短缺问题是发展智能计算的前提

大模型取得历史性突破付出了沉重的代价，这个代价是耗费了巨大的算力和电力。构建机器学习大模型的成本大幅增加。OpenAI 的 GPT-4 的训练成本估计为 7 800 万美元，Google 的 Gemini Ultra 的计算成本高达 1.91 亿美元，这些成本主要花费在计算需要的电力费用上。算力规模决定胜负仍是美国 AI 企业的主流理念，微软、谷歌、Meta、亚马逊等巨头公司都计划投入数百亿美元，准备配备数百万个 GPU 卡，建设新的数据中心，为训练模型提供更大的算力。

2022 年全球智能算力规模增长至 451 EFlops (每秒百亿亿次浮点运算)，在总计算能力中的占比提升至 49.8%，已超过基础算力。截至 2024 年 6 月底，中国算力总规模达到 246 EFlops，其中智能算力规模超过 76 EFlops。由于算力短缺是近期内发展人工智能的瓶颈，未来几年智能算力仍然会高速增长。一方面算力短缺，另一方面算力的利用率很低，目前以企业为主要用户的算力中心的算力利用率普遍只有 10%~15%，如何提高算力的利用率是智算中心要解决的重要问题。

解决算力短缺问题，不仅要在芯片和计算机系统结构上做颠覆性创新，研制出性能更高、能效更高的计算机，将计算机的性能再提高 1 000 倍，能效提高 1 000 倍以上，实现 ZFlops 计算 (每秒 10^{21} 浮点计算)，还要在计算模型、智能算法、量子计算、光子计算等多种途径上下功夫。寻找高能效的人工智能发展道路是绿色发展的必然选择，模拟计算、类脑计算、碳基计算等非传统计算一定会成为重要的研究方向。

目前的大模型预训练主要采用英伟达的 GPU

芯片，形成英伟达公司一家独大的局面，其公司市值已超过 3 万亿美元。但是今年 GPU 芯片一卡难求的局面已经开始改变，英伟达的 H100 八卡整机价格，已经从去年的 360 万元人民币最高价下降到 230 万元人民币左右。GPU 不一定是人工智能的最优算力芯片，越来越多的专用芯片正在不断涌现。例如，谷歌 TPU (张量处理单元) 发明者之一 Jonathan Ross 创立的 Groq 公司，推出了 ASIC 芯片 LPU (语言处理器)，其推理性能是英伟达 GPU 的 10 倍，成本仅为其十分之一。华为昇腾 920 芯片也引发了业内对国产 AI 加速芯片的期待。英伟达的 GPGPU 芯片通用性较强，CUDA 生态对用户有一定的吸引力，可能会在市场上延续相当长的时间。从长远来看，针对一类 AI 应用的专用芯片也可能成为主流，AI 加速芯片将来可能进入多芯片竞争的“XPU”时代。

3.3 超算和智算正在相互融合

智能计算的一个重要特点是大量采用半精度 (16 位浮点) 甚至 8 位、4 位整数运算。智能计算可以采用低精度，是因为神经网络对噪声具有较好的容错能力，比如对于图像分类任务，在输入图像叠加少量白噪声，一般并不会影响分类结果。低精度引入的误差可以看作是一种噪声，在一定幅度下不会影响结果的准确性。最近的实验发现，模型训练和推理时使用的精度，是影响成本和性能的重要因素。训练所需的 token 越多，所需的精度就越高。这一发现提醒我们，低精度计算可能不是 AI 计算的必然需求，在选择计算精度时，需要综合考虑成本和性能的平衡，以实现最优的计算效果。

超级计算和以深度学习为代表的智能计算正在走向融合，CPU 在智算中将发挥越来越大的作用。一个案例是中国科学院大学等单位的研究人员联合开发的 T-MAC 算法，实现了矩阵乘不要做乘法，只需查表，CPU 推理速度超过 AI 专

用加速器。中科曙光公司牵头的超算互联网自今年 4 月上线以来，已链接 280 家服务商，为上百个行业 1 000 多个应用场景提供包括智算在内的算力服务。超算互联网实际上已经将超算和智算融为一体。利用高性能计算进行仿真，会产生大量高精度、高质量的数据，这些数据都会成为训练大模型的“养料”。超智融合的进程将会沿着“超算支撑 AI 应用”“用 AI 技术改进超算”“超智实现内生融合”的发展方向演进。

目前，大模型训练通常采用相对集中的集群系统 (一两千米的园区以内)，而非异地分布式计算。这是因为训练过程中需要频繁地交换模型参数和梯度信息，实现反向传播的延迟通常需要控制在毫秒级别甚至更低。我国在西部建设的智算中心，如果要训练超大规模的模型，单个集群的计算能力要足够强。如果仍采用反向传播算法，靠距离遥远的多个小智算中心分布式计算来训练大模型，未必是可行的出路。实现广域分布式的智能计算必须在智能算法上做原理性的改进。

3.4 从“大数据”转向“好数据”

曾经担任过百度公司首席科学家的吴恩达认为，在过去 10 年中，人工智能最大的转变是向深度学习转变。而在未来 10 年，人工智能将转向以数据为中心。他指出，现在更有效的方法是固定神经网络架构，寻找改善数据的方法，从“大数据”转向“好数据”。对于许多实际应用来说，拥有 50 个精心设计的样本就足以向神经网络解释你想让它学习什么，比如缺陷检查系统。

数据已成为 AI 技术进步的关键。未来的 AI 应用需要大量稀缺且难以获取的长尾数据，如自动驾驶中的极端天气与极端路况数据、具身智能训练所需要的复杂场景数据等。有些专家预计，到 2026 年，现存的用于 AI 模型训练的高质量语言数据将耗尽。利用 AI 创造更多的合成数据有可能为未来算法的改进铺平道路。Gartner 曾预计，2024 年 60% 的 AI 数据是合成数据。合成数

据不是完全随机产生的，不可避免地依赖一部分真实数据用于自身的创建。使用合成数据会不会引起类似吃牛骨粉造成“疯牛病”一样的灾难，值得我们警惕。

数据标注等服务是人工智能产业链中不可或缺的环节，为人工智能的发展提供了高质量的数据支持，大有可为。Scale AI 是一家由 95 后华裔 Alexander Wang 2016 年创办的人工智能数据标注企业，已实现近 10 亿美元的年度收入。Scale AI 完成了新一轮近 10 亿美元融资，估值升至 138 亿美元。Scale AI 公司雇佣了数十万个小时工来进行数据微调，貌似劳动力密集的低端产业，但实际上对医疗、制造等专业数据的标注，仍需要高水平的技术人员。这一类数据工厂可扩大就业，适合在我国大力发展。

4 发展智能计算技术的困惑与挑战

4.1 人工智能基础设施的投入和实际收入之间存在巨大差距

近几年对人工智能的投资显著增加，根据国际数据公司 (IDC) 的报告，2022 年全球 AI 产业总投资规模为 1 324.9 亿美元，预计到 2027 年将增至 5 124.2 亿美元，年复合增长率为 31.1%。投资界普遍认为，AI 的预期收入和基建投入之间，存在 6 000 亿美元的巨额差距。巨大的投入是否能带来与之匹配的回报，仍是一个未知数。要把投入变成实实在在的收入，必须为终端用户提供真正的价值。人工智能是惠及各行各业的智能技术，长期而言，智能技术带来的收入增长肯定会远远超过 6 000 亿美元。目前人工智能处在技术成熟度曲线的期望膨胀期，我们面对的问题是，如何度过未来的泡沫破裂低谷期，尽快走向稳定增长期。

4.2 机器学习大模型的本质有待揭示

机器学习大模型的本质究竟是什么？至今没

有答案。数学家将大模型看成是高维函数的拟合器；物理学家将人工神经网络看成是寻找系统最低能量的生成模型，早期的神经网络模型被称为“玻尔兹曼机”。非人类中心主义的学者认为大模型可能是一个硅基新物种，用生物演进的观点来看待技术的进步，这种观点目前还只是一种猜测或信仰，还没有可信的科学依据。

目前的大模型采用类似心理学的描述性推理，不是根据抽象的理性原则，而是根据人们的推理实践来确定模型的行为。类似其他经验科学，这种描述性推理的“正确性”是指“理论预测符合实际观察”。机器的“理解”可能不同于人类的理解，要明白机器的“理解”，人类首先要真正理解大模型。为了增强大模型的可信度、可控制性和可解释性，需要更深入地揭示机器学习大模型的本质，尤其是涌现行为的本质。

人类大脑在感知视觉、听觉等信息时，只有少量神经元被激活，生物神经系统中的信息处理普遍被认为是稀疏的，稀疏性有助于降低能量消耗。受到生物神经科学的启发，香港大学马毅教授将神经网络的信息稀疏率的降低作为优化目标，通过优化稀疏率实现信息的高效表征、增强了模型的泛化能力和可解释性，被认为是创建神经网络“白盒”模型的尝试^[7]，这是一个值得探索的科研方向。

加拿大皇家科学院院士、现任中原人工智能产业技术研究院院长的李明教授是现代信息论奠基者之一，也是柯尔莫哥洛夫复杂性研究领域的世界权威专家。他认为，大模型就是信息压缩，语言建模和压缩可能是等价的，如果一个压缩机可以完美地达到柯尔莫哥洛夫复杂度的极限，那么它很可能就是通用人工智能。OpenAI 前首席科学家 Ilya Sutskever 和不少知名学者也认为 AI 大模型的本质是压缩。输入到大模型进行训练的数据量是 PB 级，而得出的大模型的参数是 TB 级甚至 GB 级，压缩了上千倍。压缩可视为人

性的一种本质特征，进化过程也可视为压缩，适者生存也可解读为“最压者生存”。信息压缩为理解大模型的本质打开了新的视角，柯尔莫哥洛夫复杂性有望为机器学习提供新的理论基础。

4.3 可解释性和自主性的困惑

人们希望人工智能系统是可解释的，因为只有可解释的系统才能做到安全可控，令人放心。人们又希望人工智能系统具有自主性，因为只有自主才有自适应性，能应付复杂的应用环境。但是，“自主”和“失控”几乎是同义词，如果希望一个系统真正“自主”，那么就不得不放弃“完全可控”的目标。

人类完全理解和可解释的系统难以体现出智能，真正的智能系统可能复杂到难以解释。我们本质上是希望一个智能系统能取得人类的信任。人们通过解释机器的输出，为其行为寻找恰当的理由，就能预知在什么情况下其行为是不可信的。要解决“自主”和“可控”的矛盾，必须对自主和可控设立一定的界限，不能要求绝对的自主和绝对的可控。有些事情即使不能完全解释，只要没有大的危害，可以边做边看。中医的解释性较差，但是已经在中国流行了几千年。对智能体自主的约束是涉及人类安危的大事，必须要重视。像控制核武器和基因编辑技术一样，对什么样的自主人工智能技术不可以做，一定要有明确的规定和强有力的监督。

4.4 不必追求绝对的无条件的通用人工智能

OpenAI 一直在追求实现 AGI，但 AGI 并没有严格的定义。我们不要纠结什么是 AGI，也不要太在乎什么时候可能实现 AGI。因为实现通用人工智能一定是一个渐进的过程，不会因为某一项技术出现，突然一下就实现了通用人工智能。所谓垂直领域的人工智能也不一定是专用人工智能，在一个领域内能广泛应用就已经有一定的通用性。所谓常识也是和应用有关的，一个具体应用并不需要人类所有的常识。如何将 GPT 这一

类通用的大模型，通过取其精华的蒸馏，生成适合某个行业的模型是当务之急。

人工智能是对人类智能某一个方面的再现和超越。在科学技术领域，所谓“通用”一定是相对的，有一定的条件或范围。所谓通用人工智能的含义有很多种，例如：(1)能解决所有人能解决的问题；(2)能解决所有能被某个模型(例如图灵机)所描述的问题；(3)能接受所有系统感知范围内的问题并尝试解决它们。大模型追求的 AGI 只是若干种“通用”目标的一种。我们要认识人工智能的局限性，不能盲目追求天下通吃的人工智能，重点还是要根据实际需求，将相对通用的人工智能技术落地到各个行业，让一定范围内的人工智能技术见到实效。

4.5 类脑计算的发展方向

有些学者常以飞机的发明不需要学习鸟类的飞行为理由，来说明发展机器智能不必要模仿人脑。但人脑是地球几十亿年进化出来的唯一具有高级智能的器官，以人脑作参照物发展人工智能，可能还是一条捷径。由于人脑过于复杂，近几年国际上类脑研究的进展并不明显。2023 年 10 月，中科南京智能技术研究院研发的“问天 I”类脑计算机，实现了超过 5 亿神经元和 2 500 亿突触的智能规模。2014 年 5 月清华大学施路平教授团队研制出世界首款类脑互补视觉芯片“天眸芯”，提出一种基于视觉原语的互补双通路类脑视觉感知新范式。这些都是类脑计算具有国际影响的重大成果。对于急于实现 AGI 的人工智能学者，类脑计算研究似乎远水不解近渴。

AI 目前的闪光点体现在特定任务的效率优势，而非认知本质上的突破。大模型基于概率分布进行预测，是对已有知识的模仿，而非对新知识的原创性探索。人类大脑中存在强大的假设生成机制。人类能够在数据缺乏甚至矛盾的情况下，基于理论、假设和想象力形成前瞻性的理念，并通过实验加以验证。如何实现 AI 的统计

优势与人类的理论能力的结合，是下一阶段类脑计算研究的重要方向。

对于极其复杂的大脑，极端精细的模拟现在做不到，可能也没有必要。在模仿脑的结构构建智能系统时，我们不得不对神经元进行抽象建模，要选择性地保留和丢弃一些细节。过于看重对生物细节的模拟，可能会偏离人工智能的研究目标。机器学习成效显著，但功耗高是一个拦路虎。人脑只有 20 W 功耗，从人脑的超低功耗中获得启发，应该是类脑计算的重要目标。通过学习人脑的机理，研制出基于模拟电路的智能体是值得重视的研究方向。

4.6 发展人工智能需要突破图灵计算的局限

长期以来人工智能属于计算机科学的一个分支，这是基于图灵暗示的“计算等价于智能”的假说。实际上智能可能大于计算，或者说传统的计算模型，需要做根本性的扩展，才能解释人工智能。

所谓“图灵机”不是指一台机器，而是指一个“过程”。图灵模型定义了什么过程是计算。严格的图灵计算解决问题的能力是恒定的，而机器学习的能力是不断提升的。对于图灵机，计算之前必须告诉它要输入什么，所有输入信息必须是现成的，计算过程中不能改变。而机器学习过程中，输入是不断改变的，递归函数也在改变。目前数字计算机的每一步具体操作是按照图灵计算做的，但机器学习整个过程合起来已经不是图灵计算。有学者认为，机器学习的计算模型已经不是经典的图灵机模型，而是数据驱动的图灵计算模型，这里可能隐含许多深层次的奥妙。发展人工智能需要突破图灵计算的局限，揭示大模型黑盒子的奥秘需要在计算模型上打开缺口^[8]。

几千年来，人类探索的基本科学问题包括“天问”“物问”“命问”和“脑问”。其中，关于人的智慧从何而来的“脑问”是最难攻克的科学问题。目前，基于数据统计的机器学习只是工程上取得巨大成功，人工智能的基础理论并没有取得根本性的突破，仍处在伽利略时代。要真正进入智能时代，人工智能还要走很长的路。

参 考 文 献

- [1] Intelligence H C A. Artificial Intelligence Index Report 2024: Public Data [EB/OL]. (2024-04-09) [2024-12-16]. <https://aiindex.stanford.edu/report/>.
- [2] Sutton R. The Bitter Lesson [EB/OL]. (2019-03-13)[2024-12-16]. <http://www.incompleteideas.net/IncIdeas/BitterLesson.html>.
- [3] Kaplan J, McCandlish S, Henighan T, et al. Scaling laws for neural language models [J]. arXiv Preprint arXiv: 2001.08361, 2020.
- [4] Huh M, Cheung B, Wang T, et al. The platonic representation hypothesis [J]. arXiv Preprint arXiv: 2405.07987, 2024.
- [5] Li YX, Michaud EJ, Baek DD, et al. The geometry of concepts: sparse autoencoder feature structure [J]. arXiv Preprint arXiv: 2410.19750, 2024.
- [6] Abramson J, Adler J, Dunger J, et al. Accurate structure prediction of biomolecular interactions with AlphaFold 3 [J]. Nature, 2024, 630: 493-500.
- [7] Yu Y, Buchanan S, Pai D, et al. White-box transformers via sparse rate reduction: compression is all there is? [J]. arXiv Preprint arXiv: 2311.13110, 2023.
- [8] 李国杰. 大数据与计算模型 [J]. 大数据, 2024, 10(1): 9-16.
LI GJ. Big data and computation models [J]. Big Data, 2024, 10(1): 9-16.