



# 智能系统学报

CAAI TRANSACTIONS ON INTELLIGENT SYSTEMS

## 当前人工智能技术创新特征和演进趋势

李修全

引用本文:

李修全. 当前人工智能技术创新特征和演进趋势[J]. 智能系统学报, 2020, 15(2): 409–412.

LI Xiuquan. Main features and development trend in current artificial intelligence technology innovation[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2020, 15(2): 409–412.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202001030>

## 您可能感兴趣的其他文章

### 人工智能中的封闭性和强封闭性——现有成果的能力边界、应用条件和伦理风险

Criteria of closeness and strong closeness in artificial intelligence——limits, application conditions and ethical risks of existing technologies

智能系统学报. 2020, 15(1): 114–120 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202001001>

### 人工智能伦理体系:基础架构与关键问题

Ethical system of artificial intelligence: infrastructure and key issues

智能系统学报. 2019, 14(4): 605–610 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201906037>

### 机制主义人工智能理论——一种通用的人工智能理论

Mechanism-based artificial intelligence theory: a universal theory of artificial intelligence

智能系统学报. 2018, 13(1): 2–18 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201711032>

### AI——人类社会发展的加速器

Artificial intelligence: an accelerator for the development of human society

智能系统学报. 2017, 12(5): 583–589 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201710016>

### 从人类智能到机器实现模型——粒计算理论与方法

From human intelligence to machine implementation model: theories and applications based on granular computing

智能系统学报. 2016, 11(6): 743–757 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201612014>

### A3I:21世纪科技之光

A3I: the star of science and technology for the 21st century

智能系统学报. 2016, 11(6): 835–848 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201605022>

微信公众平台



关注微信公众号, 获取更多资讯信息

DOI: 10.11992/tis.202001030

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20200327.1336.002.html>

# 当前人工智能技术创新特征和演进趋势

李修全

(中国科学技术发展战略研究院, 北京 100038)

**摘 要:** 近年来, 全球人工智能发展进入新一轮技术创新活跃期, 新的理论、模型、算法快速迭代。本文从模型算法、软硬件实现以及技术形态等角度分析了当前全球人工智能技术的主要特征, 总结了国内外人工智能前沿研究的一些创新热点和新动向, 并从基础理论突破、底层计算模式创新、模型算法演进等方面, 展望和探讨了未来人工智能技术进一步突破的几个可能趋势。

**关键词:** 人工智能; 技术形态; 创新特征; 发展趋势; 软硬件协同; 技术融合; 模型轻量化

**中图分类号:** TP18    **文献标志码:** A    **文章编号:** 1673-4785(2020)02-0409-04

中文引用格式: 李修全. 当前人工智能技术创新特征和演进趋势[J]. 智能系统学报, 2020, 15(2): 409-412.

英文引用格式: LI Xiuquan. Main features and development trend in current artificial intelligence technology innovation[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2020, 15(2): 409-412.

## Main features and development trend in current artificial intelligence technology innovation

LI Xiuquan

(Chinese Academy of Science and Technology for Development, Beijing 100038, China)

**Abstract:** In recent years, the development of global artificial intelligence (AI) has entered a new round of active period, with the rapid iteration of new theories, models, and algorithms. This study analyzes the main features of the current AI technology innovation from the perspective of model algorithms, software and hardware implementations, and intelligent system forms. It summarizes some of the innovation hotspots in the domestic as well as international frontier research of AI. Furthermore, in terms of the breakthroughs in basic theory, innovation of underlying computing models, and evolution of model algorithms, several possible trends in the future development of AI technology are discussed.

**Keywords:** Artificial intelligence; technical form; innovation feature; development trend; software-hardware collaboration; technology fusion; lightweight model

近年来人工智能在全球蓬勃发展, 很大程度上得益于信息技术群进入一个密集成熟期, 人工智能算法得以向并行化、规模化、复杂化发展。基于大数据和深度学习的人工智能技术路线引发了这一轮的发展高潮, 并使感知智能率先达到商用化门槛, 成为人工智能产业化的突破口。同时, 全球人工智能技术创新活跃, 正在体现出一些新特点, 孕育着一些新趋势。

### 1 当前人工智能技术创新的几点特征

大数据+深度学习正在成为当前人工智能各领域研究的最重要范式, 也是当前人工智能产业化的主要驱动力量。在这一主流技术路线引领下, 全球人工智能技术创新正在表现出以下特点。

1) 深度学习模型和方法持续创新。现在深度学习仍有很多问题没有解决, 包括模型知识表示能力、可解释性、网络结构设计、训练优化方法问题等, 还在困扰着深度学习性能和在一些领域的产业化应用。近年来, 学术界产业界在深度学习

领域的方法创新都非常活跃,谷歌大脑团队提出的概念激活向量方法,尝试度量模型输出结果对概念的相关性,在模型可解释性方面进行了有意义的探索<sup>[1]</sup>。在近年来大热的自动机器学习方面,2018年谷歌推出了 AutoML Natural Language 和 AutoML Translation 等产品,试图使深度学习的模型设计能够自动化进行,减少对专业知识的依赖,把深度学习工具向非人工智能领域的专家和工程师推广。关于图网络的研究正在将深度学习能够处理的数据结构类型从像素类数据、时间序列数据向图数据结构进一步拓展,把端到端学习与归纳推理相结合,尝试改进深度学习无法进行关系推理的问题<sup>[2]</sup>。

深度学习方法也在不同领域结合其特点向前演化发展。比如在自然语言处理领域,原来 TextCNN 对文本浅层特征的抽取能力很强,但在长距离建模方面能力受限<sup>[3]</sup>。2018年以来,以 ELMo 模型<sup>[4]</sup>、BERT 模型<sup>[5]</sup> 为代表预训练模型快速兴起,通过融入上下文信息实现了对多义词、句法结构、语义角色等更高层文本概念的建模,推动自然语言处理领域实现了长足进步。

2) 模型复杂度和算力需求门槛越来越高。2012年, Hinton 团队在 ImageNet 比赛中首次使用深度学习用于图像分类任务,当时的神经网络层数还只有个位数<sup>[6]</sup>; 2015年来自微软的 ResNet 做到 152 层<sup>[7]</sup>; 现在很多团队都在做上万层的深度学习模型。模型深度的增加有可能带来表达能力的进一步拓展和突破,但同时也带来了模型复杂度的飞升。BERT 模型的标准版本有 1 亿的数量,数亿参数的模型已经很常见。根据马萨诸塞大学 Strubell 等<sup>[8]</sup> 近期对不同模型算力需求的评估研究, Transformer、GPT-2 等流行的深度神经网络模型的性能提升带来了不成比例的计算量和碳排放增加。

2019年国外多个人工智能研究团队通过德州扑克、星际争霸等不同的游戏场景,展示了人工智能在开放信息博弈等复杂任务下的巨大潜力,同时这些系统大部分都是由大模型、大计算支撑的。据估算 DeepMind 为星际争霸做的 AlphaStar 使用了 1 万多块 TPU, 价值数亿元,这就带来了算力门槛的提高,对于很多大学、研究机构的中小团队很难获得这种算力科研条件。模型性能提升如何摆脱对模型复杂度和算力依赖也越来越成为人工智能模型和算法研究中值得关注的问题。

3) “平台+场景应用”成为主流产品形态。现

在深度学习大算力需求的特征也使得智能系统严重依赖云平台的支撑,人工智能发展与云计算发展正在实现交汇融通, AI 云化和云平台 AI 化成为趋势。平台化发展的人工智能系统成为末端深入物理世界,云端集超级算力和海量数据的超级大脑。平台化是 AI 企业人工智能能力输出的主要方式,通过平台开放接口的方式输出算法能力和算力资源。平台化也是加速数据资源汇集加速技术迭代的重要推动要素,在产业化应用方面体现出“平台+场景应用”的产品形态。

4) 开源化成为 AI 技术迭代的重要模式。大模型的特征也使开源文化在人工智能领域更加繁荣兴盛。随着模型越来越复杂,从头开发一个模型的难度和出错的可能性越来越大,也很难做到与底层硬件的最优化设计。通过开源框架和开源算法复用可大大提升研发人员开发效率,活跃的使用者贡献者又进一步促进了开源框架开源算法的快速更新和完善。Tensorflow 成为近年来深度学习开源框架的引领者<sup>[9]</sup>, 脸书发布的 PyTorch 近年来快速崛起<sup>[10]</sup>。PyTorch 更有利于研究人员对小规模项目快速做出原型,而 TensorFlow 更适合大规模部署,特别是需要跨平台和嵌入式工业化部署,所以目前也出现学术界和工业界一定程度上的选择性分化。在深度学习方法创新方面的演化和进步,包括解释性、知识建模、机器学习自动化等突破,也孕育着深度学习框架的革新和全球开源框架格局的新变化。

5) 软硬协同优化驱动智能计算效率提升。深度学习带来的计算负荷增长需求已经远超摩尔定律。各类云端、设备端智能加速芯片适应深度学习的算法特征,进行矩阵元操作的并行化加速,或进行针对特定智能计算任务的精简优化,都是当前智能计算得以不断提升效率的重要驱动力量。谷歌把 Tensorflow 与 TPU 绑定式设计协同优化<sup>[11]</sup>; 英伟达的 CUDA 将 GPU 与上层软件优化衔接,充分挖掘和发挥 GPU 的硬件潜力<sup>[12]</sup>。软硬件协同正成为当前人工智能发展的新特征,初步显现接棒智能时代的“新摩尔定律”的重要潜能。

## 2 未来人工智能技术创新的几点新趋势

人工智能具有多层次的技术体系,从当前全球人工智能创新趋势来看,不论底层计算、认知模型到智能算法,目前在各个层面上的理论和技术都充满创新机遇,这些方向上的同步推进和渐



次突破,将为人工智能未来发展不断注入新的活力。

1) 智能计算前移与云边端混合架构。现在各类深度学习计算主要依赖后端算力,也就不可避免地需要承担通信时延导致的系统整体性能损失。在人工智能平台化发展的基础上,智能计算前移也正在成为当前人工智能发展的新趋势。在智能手机、安防监控、可穿戴设备以及智能驾驶等各领域,定制化、低功耗、低成本的嵌入式产品,正在将很多智能处理迁移到前端。业界已经研发了多种类型的前端AI处理器,不仅可以直接运行像贝叶斯、决策树等一些轻量级机器学习算法,而且辅以轻量级推理引擎,能够使训练好的深度学习模型很方便地在前端进行推理运算。将视觉智能芯片嵌入摄像头,可把很多针对图像的智能处理迁移到前端,直接在前端进行过滤降噪,或是对视频、图像进行针对特定任务的信息处理,只需将结果信息上传云端。同时,在前端还可以通过智能算法进行注意力选择操作,把摄像头资源更多聚集到视觉目标上,并能把一些涉及隐私的细节信息屏蔽掉,适度采集适度上传,更好地保护公众隐私。针对不同应用场景,未来智能计算任务将在设备端、边缘端、云端进行更加优化和协同配置。

2) 技术融合驱动智能算法创新。人工智能经历数十年发展在不同技术路线下已经形成很多优秀方法。AlphaGo创新性地融合了深度学习、增强学习和启发式搜索等不同技术的优势,解决了围棋这一难点问题<sup>[13]</sup>。不同方法各有所长,对于解决认知和推理类任务,符号主义学派的很多方法可能更为有成效,旧的算法也可能在新的信息技术环境下重焕光辉。未来加强数据驱动和知识驱动融合,将为智能算法创新开辟广阔空间。比如目前深度学习存在缺乏知识和理解的局限,融入经验表示、知识处理方法,不仅能够简化模型,降低计算量,也能形成知识建模推理能力,拓展深度学习的适用范围。在自然语言理解领域也是如此,也需要将基于语料的知识抽取、谓词逻辑表达和推理等知识库方法与深度学习方法相融合。

3) 新兴信息技术群持续赋能产品创新。智能化不只是人工智能,在大数据、互联网、云计算等技术群的共同支撑下,人工智能技术才开始走向产业化落地。未来,工业物联网、5G高速移动通信、VR、区块链等新兴信息技术与人工智能将相互促进、相互成就,通过技术融合突破现有智能

技术的能力瓶颈,助力人工智能产业化落地向工业制造、L4级以上的自动驾驶等要求更高的领域推进。多技术综合应用、结合场景的产品技术创新,将为经济社会智能化变革持续赋能。

4) 多学科交叉驱动理论突破。人工智能具有多学科综合的天然属性,学科交叉将是下一步理论创新的重要驱动力。数学、物理学、逻辑学、神经科学、社会科学等都是人工智能学术研究的紧密联动学科,将为人工智能未来发展提供不可缺少的理论来源。尤其是当前支撑深度学习模型发展的数学基础还比较薄弱,网络规模和结构设计、训练优化等方面还需要形成有理论支撑的普适性方法,新的数学理论和方法将进一步加速深度学习能力突破。

神经科学领域也是未来人工智能学科交叉的另一高地。人工智能发展历程中大量里程碑式成就都得益于神经科学、认知科学的理论支撑和原理启发。在下一步突破认知智能过程中,更加需要借助神经科学和认知科学的启发,创造一大批新的方法,建立认知智能的方法体系。

5) 底层计算模式创新孕育体系性换代机遇。硬件层面类脑计算的基本理念是通过模拟人脑神经元行为方式,设计类似人脑神经处理机理的存算一体新型计算模式,构造更接近人脑物理结构和工作模式的高效能智能计算系统。IBM、英特尔等公司在这方面都在快速探索,已经形成TrueNorth和Pohoiki Beach等初期产品,在稀疏编码、图搜索等方面表现出一定潜力<sup>[14-15]</sup>。清华大学近期研发出一款基于忆阻器阵列的“天机”芯片,不仅能够支持传统架构机器学习算法和神经形态计算模型的独立部署,还能够支持两者的异构建模<sup>[16]</sup>。

近期全球量子计算领域发展也非常快,未来量子计算机有可能对智能计算的能力和速度带来指数级提升,特定功能的量子芯片和量子人工智能处理器也有望融合传统架构,推动混合计算架构的演进发展。这些方向上的底层创新难度都很大,需要更长的时间,但都在人工智能底层计算架构甚至整体计算范式方面孕育着新的机遇<sup>[17]</sup>。

### 3 思考与启示

近年来,全球人工智能技术创新发展迅猛,未来将深刻影响经济形态,造福人们生活。总体上看,人工智能的发展还处于早期阶段,面临大量理论和技术难题需要攻克。人工智能未来的持续发展还需要各国的通力合作,协同攻克智能科学

领域的诸多难题。

同时,当前人工智能理论到技术转换快、创新周期短的特征越来越明显,产学研协同创新尤为重要。当前出现的像算力门槛、数据共享等问题可能对人工智能协同创新带来不利影响。加强学术界和产业界的合作,强化研发链的衔接,促进开源开放,必将有助于进一步加速学术创新和技术成果产业化落地。

## 参考文献:

- [1] KIM B, WATTENBERG M, GILMER J, et al. Interpretability beyond feature attribution: quantitative Testing with Concept Activation Vectors (TCAV)[C]//Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning 2018. Stockholm, Sweden, 2018: 2673–2682.
- [2] BATTAGLIA P W, HAMRICK J B, BAPST V, et al. Relational inductive biases, deep learning, and graph networks[EB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1806.0126>.
- [3] KIM Y. Convolutional neural networks for sentence classification[C]//Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP). Doha, Qatar, 2014: 1746–1751.
- [4] PETERS M E, NEUMANN M, IYYER M, et al. Deep contextualized word representations[C]//Proceedings of the 2018 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics (NAACL). Louisiana, USA, 2018.
- [5] DEVLIN J, CHANG Mingwei, LEE K, et al. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[C]//Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics (NAACL). Minneapolis, MN, USA, 2019.
- [6] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[C]//Proceedings of the 26th Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS). Lake Tahoe, USA, 2012: 1097–1105.
- [7] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition[EB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1512.03385>.
- [8] STRUBELL E, GANESH A, MCCALLUM A. Energy and policy considerations for deep learning in NLP[C]//Proceedings of the 57th Conference of the Association for Computational Linguistics. Florence, Italy, 2019.
- [9] ABADI M, AGARWAL A, BARHAM P, et al. Tensorflow: Large-scale machine learning on heterogeneous distributed systems[EB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1603.04467v1>.
- [10] PASZKE A, GROSS S, MASSA F, et al. PyTorch: An imperative style, high-performance deep learning library[EB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1912.01703?context=cs.LG>.
- [11] JOUPPI N P, YOUNG C, PATIL N, et al. In-datacenter performance analysis of a tensor processing unit[C]//Proceedings of the 44th Annual International Symposium on Computer Architecture (ISCA). Toronto, Canada, 2017: 1–12.
- [12] NVIDIA. GPU-based deep learning inference: a performance and power analysis[EB/OL]. California: NVIDIA, 2015. (2015-11)[2020-03-25]. [https://www.nvidia.com/content/tegra/embedded-systems/pdf/jetson\\_tx1\\_whitepaper.pdf](https://www.nvidia.com/content/tegra/embedded-systems/pdf/jetson_tx1_whitepaper.pdf).
- [13] SILVER D, HUANG A, MADDISON C J, et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search[J]. *Nature*, 2016, 529(7587): 484–489.
- [14] ULLMAN S. Using neuroscience to develop artificial intelligence[J]. *Science*, 2019, 363(6428): 692–693.
- [15] ROY K, JAISWAL A, PANDA P. Towards spike-based machine intelligence with neuromorphic computing[J]. *Nature*, 2019, 575(7784): 607–617.
- [16] PEI Jing, DENG Lei, SONG Sen, et al. Towards artificial general intelligence with hybrid Tianjic chip architecture[J]. *Nature*, 2019, 572(7767): 106–111.
- [17] YING Mingsheng. Quantum computation, quantum theory and AI[J]. *Artificial intelligence*, 2010, 174(2): 162–176.

## 作者简介:



李修全,研究员,工学博士,硕士生导师,兼任科技部新一代人工智能发展研究中心副主任,主要研究方向为大数据与人工智能技术预测、产业技术路线图、人工智能创新政策研究。主持课题10余项,发表学术论文40余篇。