
2020年人工智能十大技术进展及 2021年十大技术趋势

目录

序言	01
----	----

■ 2020年人工智能十大技术进展

进展1: OpenAI发布全球规模最大的预训练语言模型GPT-3	02
进展2: DeepMind的AlphaFold2破解蛋白质结构预测难题	03
进展3: 深度势能分子动力学研究获得戈登·贝尔奖	04
进展4: DeepMind等用深度神经网络求解薛定谔方程促进量子化学发展	05
进展5: 美国贝勒医学院通过动态颅内电刺激实现高效“视皮层打印”	06
进展6: 清华大学首次提出类脑计算完备性概念及计算系统层次结构	07
进展7: 北京大学首次实现基于相变存储器的神经网络高速训练系统	08
进展8: MIT仅用19个类脑神经元实现控制自动驾驶汽车	09
进展9: Google与Facebook团队分别提出全新无监督表征学习算法	10
进展10: 康内尔大学提出可缓解检索排序马太效应问题的无偏公平排序模型	11

■ 2021年人工智能十大技术趋势

趋势1: 科学计算中的数据与机理融合建模	12
趋势2: 深度学习理论迎来整合与突破	13
趋势3: 机器学习向分布式隐私保护方向演进	14
趋势4: 大规模自监督预训练方法进一步发展	15

趋势5：基于因果学习的信息检索模型与系统成为重要发展方向	16
趋势6：类脑计算系统从“专用”向“通用”逐步演进	17
趋势7：类脑计算从散点独立研究向多点迭代发展迈进	19
趋势8：神经形态硬件特性得到进一步的发掘并用于实现更为先进的智能系统	20
趋势9：人工智能从脑结构启发走向结构与功能启发并重	21
趋势10：人工智能计算中心成为智能化时代的关键基础设施	22
作者	24

序言

跌宕起伏的 2020 年，似乎如梦如幻。但这一转折之年，对于 AI 领域却无比关键，先后出现了诸多颠覆性的进展。譬如 5 月份诞生的 GPT-3，让人们看到了通用人工智能的希望；再如 11 月底 AlphaFold2 的出现，让人惊叹“它将改变一切”，人们意识到 AI 正在以及将要颠覆传统学科。

岁末年初，AI 热潮仍然汹涌，应用前景依然广阔。在这样一个时间节点，全体智源学者经过商讨复盘，从科学、系统、算法等层面总结出 2020 年 AI 领域的十大进展，并从人工智能的基础理论、算法、类脑计算、算力支撑等方面进行预测，提出 2021 年 AI 领域十大技术趋势，共同展望人工智能未来的发展方向。我们相信，人工智能技术的逐渐成熟将能够更好地帮助人类应对后疫情时代的各种不确定性，助力构建充满希望与变化的世界。

2020 年人工智能十大技术进展

进展 1：OpenAI 发布全球规模最大的预训练语言模型 GPT-3

2020 年 5 月，OpenAI 发布了迄今为止全球规模最大的预训练语言模型 GPT-3。GPT-3 具有 1750 亿参数，训练所用的数据量达到 45TB，训练费用超过 1200 万美元。对于所有任务，应用 GPT-3 无需进行任何梯度更新或微调，仅需要与模型文本交互为其指定任务和展示少量演示，即可使其完成任务。GPT-3 在许多自然语言处理数据集上均具有出色的性能，包括翻译、问答和文本填空任务，还包括一些需要即时推理或领域适应的任务等，已在很多实际任务上大幅接近人类水平。

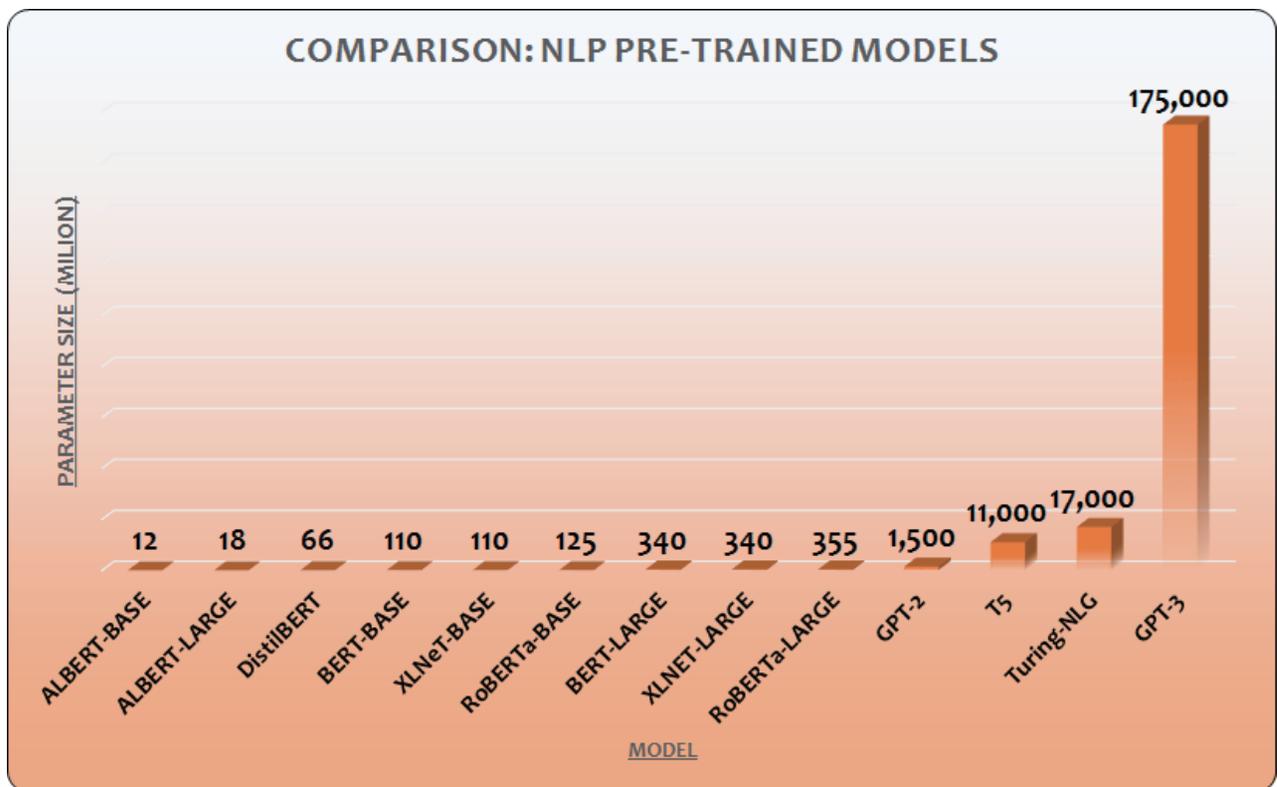


图 1：国际主要预训练模型参数对比

<https://openai.com/blog/openai-api/>

进展 2：DeepMind 的 AlphaFold2 破解蛋白质结构预测难题

2020 年 11 月 30 日，Google 旗下 DeepMind 公司的 AlphaFold2 人工智能系统在第 14 届国际蛋白质结构预测竞赛（CASP）中取得桂冠，在评估中的总体中位数得分达到了 92.4 分，其准确性可以与使用冷冻电子显微镜（CryoEM）、核磁共振或 X 射线晶体学等实验技术解析的蛋白质折叠后的 3D 结构相媲美，有史以来首次把蛋白质结构预测任务做到了基本接近实用的水平。《自然》（*Nature*）杂志评论认为，AlphaFold2 算法解决了困扰生物界“50 年来的大问题”。



图 2：蛋白质折叠

DeepMind 公司官网对 AlphaFold2 的介绍：<https://deepmind.com/blog/article/alphafold-a-solution-to-a-50-year-old-grand-challenge-in-biology>

进展 3：深度势能分子动力学研究获得戈登·贝尔奖

2020 年 11 月 19 日，在美国亚特兰大举行的国际超级计算大会 SC20 上，智源学者、北京应用物理与计算数学研究院王涵所在的“深度势能”团队，获得了国际高性能计算应用领域最高奖项“戈登·贝尔奖”（ACM Gordon Bell Prize）。“戈登·贝尔奖”设立于 1987 年，由美国计算机协会（ACM）颁发，被誉为“计算应用领域的诺贝尔奖”。

该团队研究的“分子动力学”，结合了分子建模、机器学习和高性能计算相关方法，能够将第一性原理精度分子动力学模拟规模扩展到 1 亿原子，同时计算效率相比此前人类最好水平提升 1000 倍以上，极大地提升了人类使用计算机模拟客观物理世界的的能力。美国计算机协会（ACM）评价道，基于深度学习的分子动力学模拟通过机器学习和大规模并行的方法，将精确的物理建模带入了更大尺度的材料模拟中，将来有望为力学、化学、材料、生物乃至工程领域解决实际问题（如大分子药物开发）发挥更大作用。

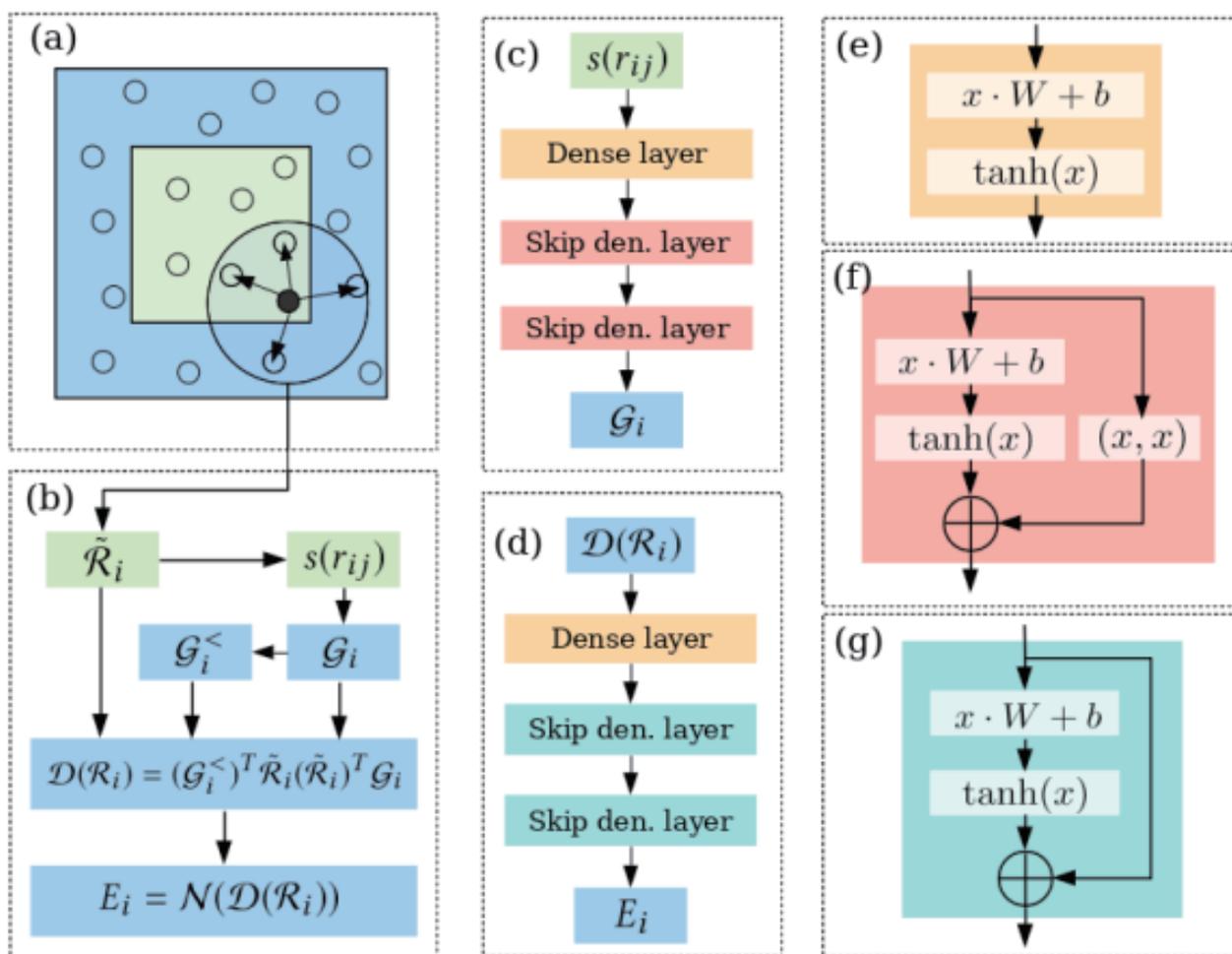


图 3：深度势能分子动力学模型

论文地址：<https://arxiv.org/abs/2005.00223>

进展 4：DeepMind 等用深度神经网络求解薛定谔方程促进量子化学发展

作为量子力学的基本方程之一，薛定谔方程提出已经有 90 多年的时间，但如何精确求解薛定谔方程，却一直困扰着许多科学家。2019 年，DeepMind 开发出一种费米神经网络（Fermionic neural networks，简称 FermiNet）来近似计算薛定谔方程，在精度和准确性上都满足科研标准，为深度学习在量子化学领域的发展奠定了基础，2020 年 10 月，DeepMind 开源了 FermiNet，相关论文发表在物理学期刊 *Physical Review Research* 上。

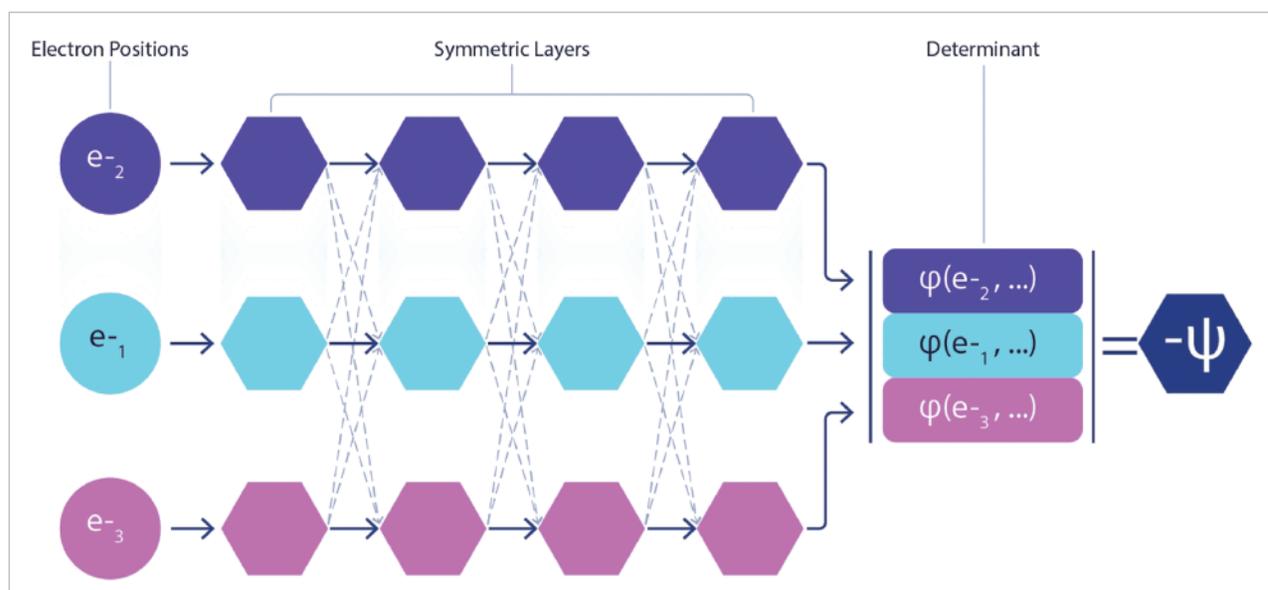


图 4：FermiNet 体系结构示意图

论文地址：<https://deepmind.com/blog/article/FermiNet>

另外，2020 年 9 月，德国柏林自由大学的几位科学家也提出了一种新的深度学习波函数拟设方法，它可以获得电子薛定谔方程的近乎精确解，相关研究发表在《自然·化学》（*Nature Chemistry*）期刊上。

该类研究所展现的，不仅是深度学习在解决某一特定科学问题过程中的应用，也是深度学习能在生物、化学、材料以及医药等各领域科研中被广泛应用的一个远大前景。

进展 5：美国贝勒医学院通过动态颅内电刺激实现高效“视皮层打印”

对于全球 4000 多万盲人来说，重见光明是一个遥不可及的梦想。2020 年 5 月，美国贝勒医学院的研究者利用动态颅内电刺激新技术，用植入的微电极阵列构成视觉假体，在人类初级视皮层绘制 W、S 和 Z 等字母的形状，成功地让盲人“看见”了这些字母。结合马斯克创办的脑机接口公司 Neuralink 发布的高带宽、全植入式脑机接口系统，下一代视觉假体有可能精准刺激大脑初级视觉皮层的每一个神经元，帮助盲人“看见”更复杂的信息，实现他们看清世界的梦想。

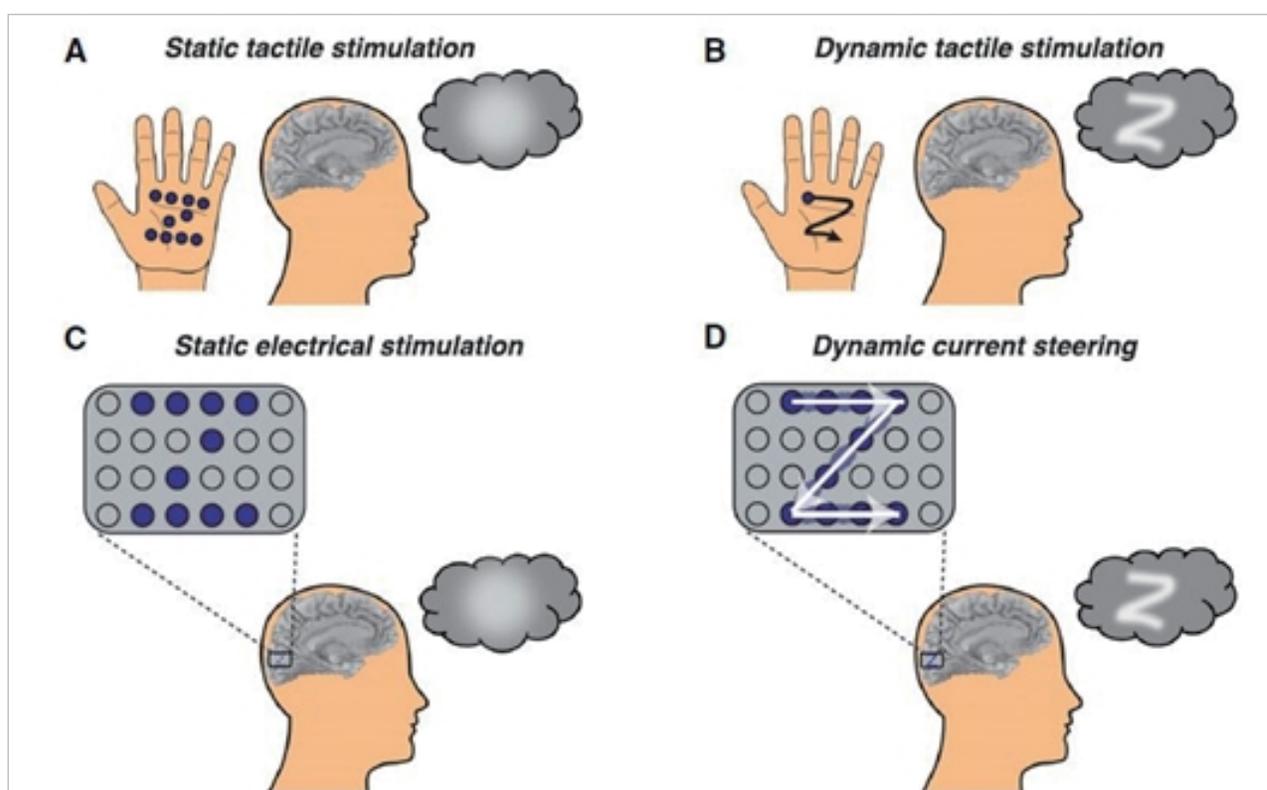


图 5：美国贝勒医学院研究示意图

论文链接：<https://doi.org/10.1016/j.cell.2020.04.033>

进展 6：清华大学首次提出类脑计算完备性概念及计算系统层次结构

2020年10月，智源学者，清华大学张悠慧、李国齐、宋森团队首次提出“类脑计算完备性”概念以及软硬件去耦合的类脑计算系统层次结构，通过理论论证与原型实验证明该类系统的硬件完备性与编译可行性，扩展了类脑计算系统应用范围使之能支持通用计算。该研究成果发表在2020年10月14日的《自然》(Nature)期刊。《自然》周刊评论认为，“‘完备性’新概念推动了类脑计算”，对于类脑系统存在的软硬件紧耦合问题而言这是“一个突破性方案”。

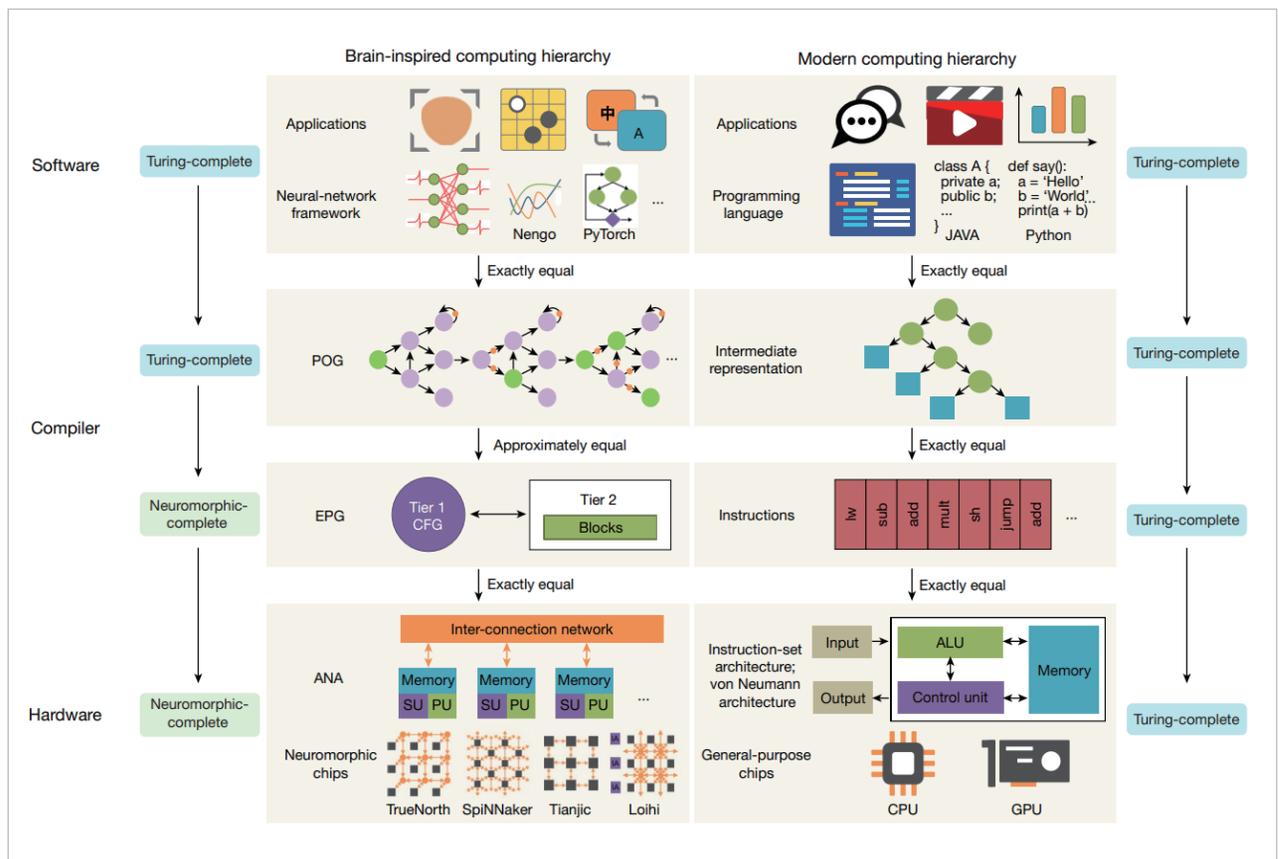


图 6：清华大学类脑计算完备性示意图

论文地址：<https://www.nature.com/articles/s41586-020-2782-y>

进展 7： 北京大学首次实现基于相变存储器的神经网络高速训练系统

2020 年 12 月， 智源学者、 北京大学杨玉超所在团队提出并实现了一种基于相变存储器（PCM） 电导随机性的神经网络高速训练系统， 有效地缓解了人工神经网络训练过程中时间、 能量开销巨大并难以在片上实现的问题。该系统在误差直接回传算法（DFA）的基础上进行改进，利用 PCM 电导的随机性自然地产生传播误差的随机权重，有效降低了系统的硬件开销以及训练过程中的时间、 能量消耗。该系统在大型卷积神经网络的训练过程中表现优异， 为人工神经网络在终端平台上的应用以及片上训练的实现提供了新的方向。论文被国际微电子领域的顶级会议 IEDM（国际电子器件会议）2020 收录。

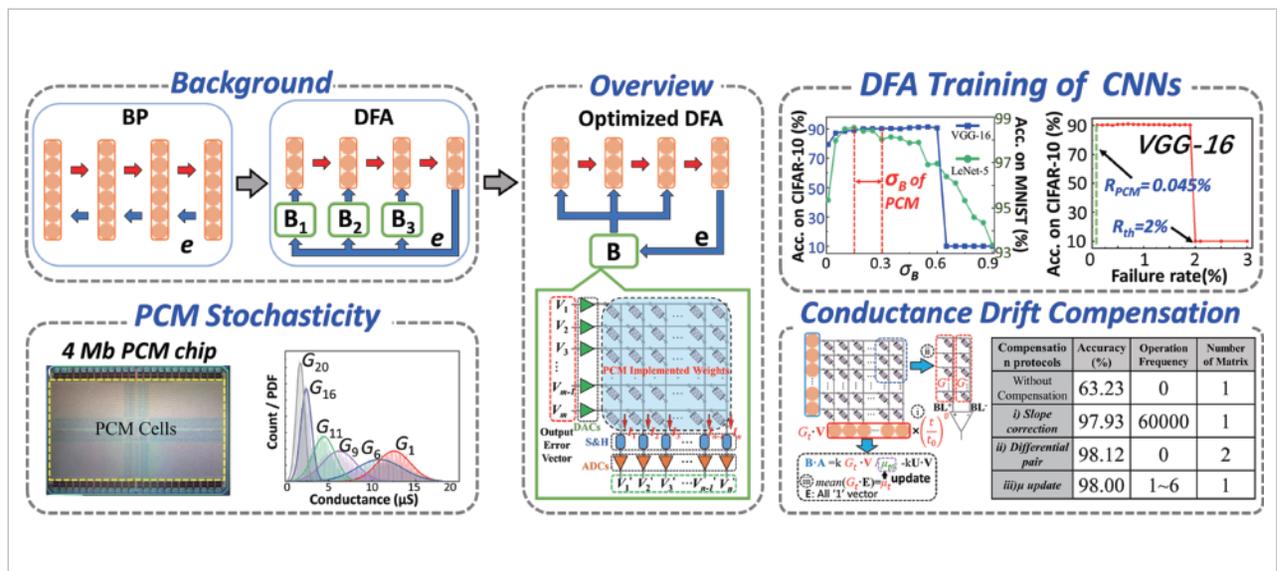


图 7： 北京大学神经网络高速训练系统示意图

Yingming Lu, Xi Li, Longhao Yan, Teng Zhang, Yuchao Yang*, Zhitang Song*, and Ru Huang*, Accelerated Local Training of CNNs by Optimized Direct Feedback Alignment Based on Stochasticity of 4 Mb C-doped Ge₂Sb₂Te₅ PCM Chip in 40 nm Node. IEDM Tech. Dig. 36.3, 2020.

进展 8：MIT 仅用 19 个类脑神经元实现控制自动驾驶汽车

受秀丽隐杆线虫等小型动物脑的启发，来自 MIT 计算机科学与人工智能实验室（CSAIL）、维也纳工业大学、奥地利科技学院的团队仅用 19 个类脑神经元就实现了控制自动驾驶汽车，而常规的神经网络则需要数百万神经元。此外，这一神经网络能够模仿学习，具有扩展到仓库的自动化机器人等应用场景的潜力。这一研究成果已发表在 2020 年 10 月 13 日的《自然》杂志子刊《自然·机器智能》（*Nature Machine Intelligence*）上。

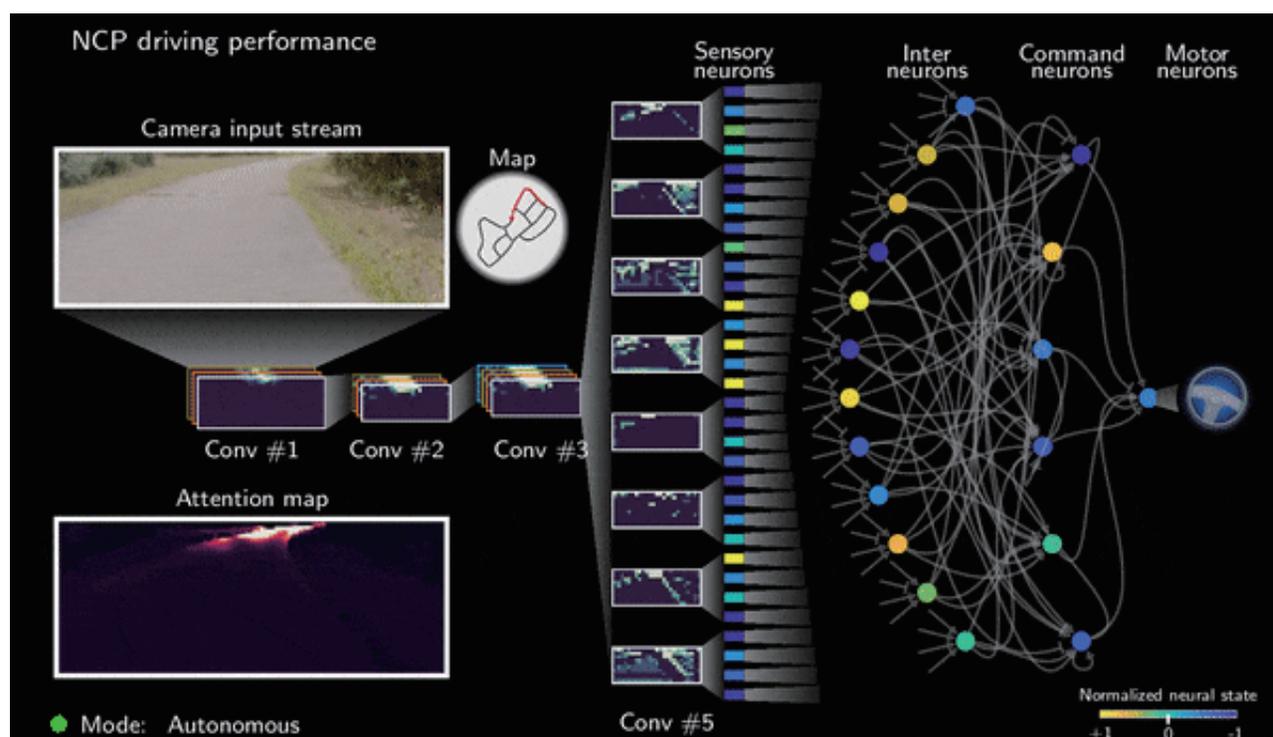


图 8：MIT 类脑神经元控制汽车行驶可视化

论文地址：<https://www.nature.com/articles/s42256-020-00237-3>

进展 9：Google 与 Facebook 团队分别提出全新无监督表征学习算法

2020 年初，Google 与 Facebook 分别提出 SimCLR 与 MoCo 两个算法，均能够在无标注数据上学习图像数据表征。两个算法背后的框架都是对比学习（contrastive learning）。

对比学习的核心训练信号是图片的“可区分性”。模型需要区分两个输入是来自于同一图片的不同视角，还是来自完全不同的两张图片。这个任务不需要人类标注，因此可以使用大量无标签数据进行训练。尽管 Google 和 Facebook 的两个工作对很多训练的细节问题进行了不同的处理，但它们都表明，无监督学习模型可以接近甚至达到有监督模型的效果。

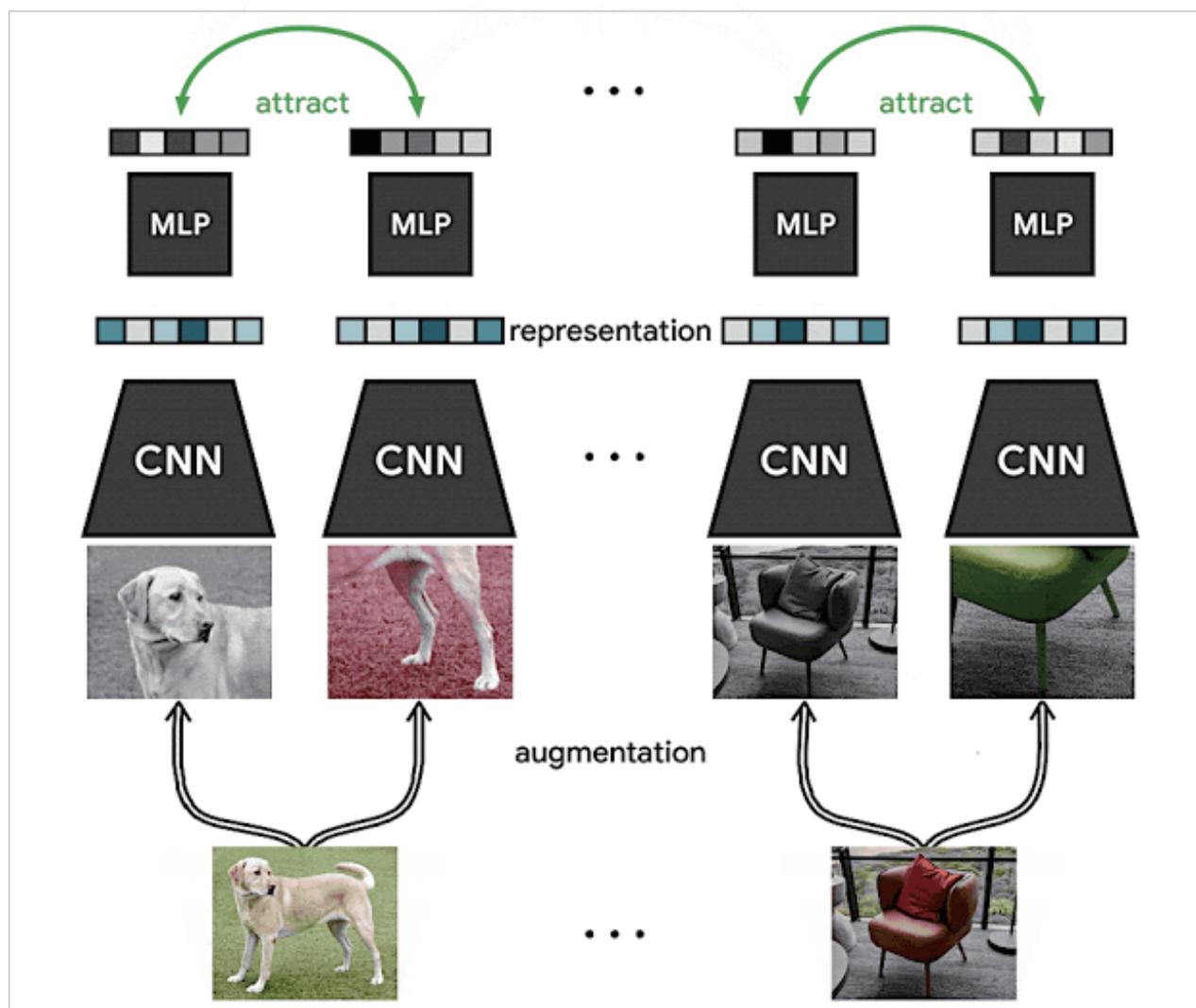


图 9：SimCLR 框架示意图

论文地址：<https://ai.googleblog.com/2020/04/advancing-self-supervised-and-semi.html>

进展 10：康奈尔大学提出可缓解检索排序马太效应问题的无偏公平排序模型

近年来，检索的公平性和基于反事实学习的检索和推荐模型已经成为信息检索领域重要的研究方向，相关的研究成果已经被广泛应用于点击数据纠偏、模型离线评价等，部分技术已经落地于阿里巴巴和华为等公司的推荐及搜索产品中。

2020 年 7 月，康奈尔大学 Thorsten Joachims 教授团队发表了公平无偏的排序学习模型 FairCo，一举夺得了国际信息检索领域顶会 SIGIR 2020 最佳论文奖。该研究分析了当前排序模型普遍存在的位置偏差、排序公平性以及物品曝光的马太效应问题等，基于反事实学习技术提出了具有公平性约束的相关度无偏估计方法，并实现了排序性能的提升，受到了业界的广泛关注和好评。

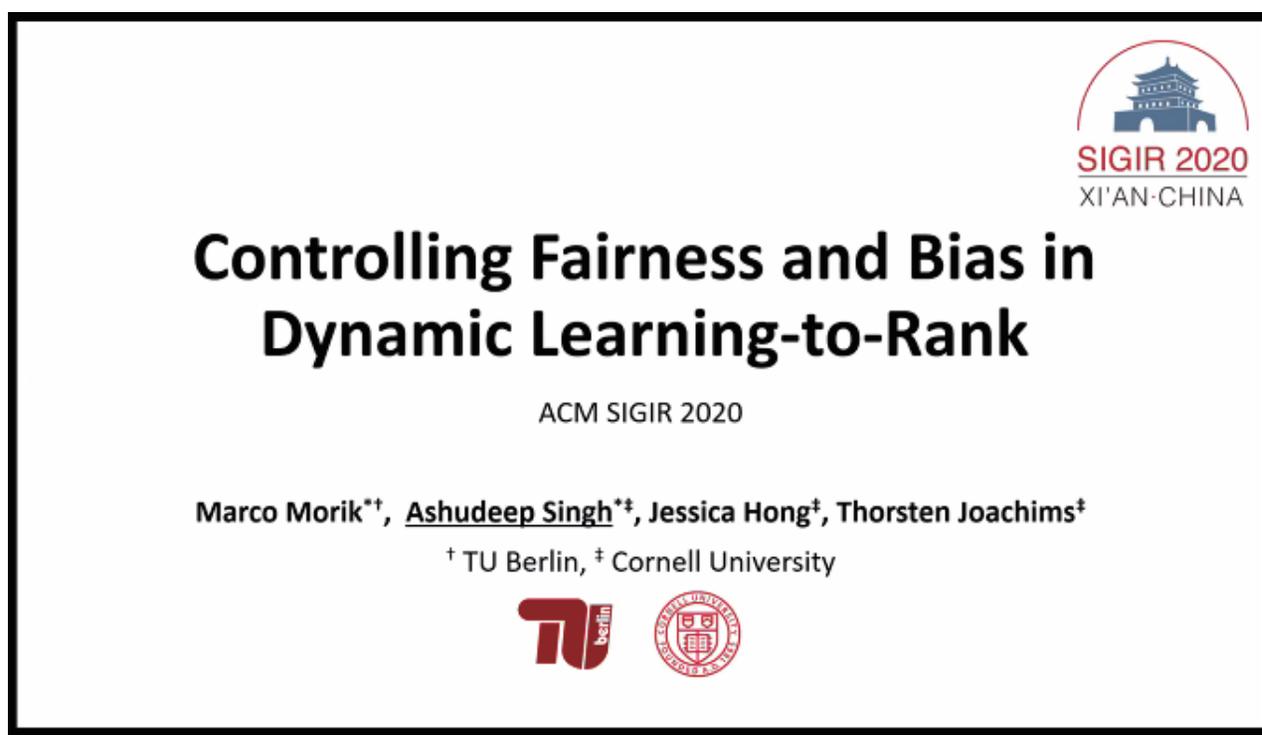


图 10：康奈尔大学研究者在 SIGIR 2020 中做报告

论文地址：<https://arxiv.org/abs/2005.14713>

2021 年人工智能十大技术趋势

趋势 1：科学计算中的数据与机理融合建模

【趋势概要】机器学习与科学计算的结合，即数据和机理的融合计算，为科学研究提供了新的手段和范式，成为了前沿计算的典型代表。从机理出发的建模以基本物理规律为出发点进行演绎，追求简洁与美的表达；从数据出发的建模从数据中总结规律，追求在实践中的应用效果。这两方面的建模方法都在科学史中发挥了重要作用。近年来，科学计算发展的一个重要趋势是由单纯基于机理或数据的范式向数据与机理的融合建模与计算发展。众多前沿科学领域中的许多重要问题常常涉及多个发生在不同时空尺度上相互耦合的物理过程，具有高度的各向异性、奇异性、非均匀性以及不确定性等特征。人类只能知道部分原理和数据，此时机理与数据结合的方式将成为研究这些问题的有力手段。

【趋势解读】随着大数据、人工智能、量子计算等新技术的快速发展，人类社会已经步入了第四次工业革命时代。计算作为第四次工业革命的核心，其前沿算法和基础理论正在发生巨大变化，呈现出基于数据的机器学习与基于机理的科学计算两大领域接近与融合、算力突破性发展由量变引发质变、计算在社会生活中无处不在引发深刻社会影响等趋势。

传统科学计算中的建模方法可分为从机理出发的建模和从数据出发的建模两类。从机理出发的建模以基本物理规律为出发点进行演绎，追求简洁与美的表达；从数据出发的建模从数据中总结规律，追求在实践中的应用效果。两方面建模方法都在科学史中发挥了重要作用，前者如相对论、标准粒子模型等；后者如开普勒定律等。随着机器学习方法和技术的飞速发展，以 GPU 为代表的硬件技术提供算力支持，以深度学习为代表的基于数据的建模方法在计算机视觉、自然语言处理等领域获得了前所未有的成功。近年来，科学计算发展的一个重要趋势是由基于单纯机理建模或单纯数据建模，向数据机理结合建模发展。材料科学、计算化学、高能量密度物理等众多前沿科学领域中的许多重要问题，常常涉及多个发生在不同时空尺度上相互耦合的物理过程，具有高度的各向异性、奇异性、非均匀性以及不确定性等特征。人类只能知道部分原理和数据，这时机理与数据结合的建模方式成为研究这些问题的有力手段。例如，在稀疏雷达成像方面，雷达成像依赖于物理原理，而稀疏场景依赖于观测数据，对二者的融合是构成稀疏雷达成像的基础。数据机理混合建模的核心问题是基于机理的模型和数据典型特征的匹配，时空尺度与粒度的匹配，以及与之相关的样本数量需求分析。

机器学习与科学计算的结合为科学研究提供了新的手段和范式。这一范式的理论基础是多尺度建模与机器学习的有效结合。一直以来，阻碍一些多尺度建模方法在实际应用的难题在于精度与效率不可兼得，即粗尺度模型快而不准，细尺度模型准而不快。这背后的数学问题很大程度上是粗尺度模型中高维函数的表示和优化问题。机器学习为高维函数的表示和优化提供了真正有效的工具，从而有望在本质上解决大量多尺度建模和可计算建模中的瓶颈问题。最近，鄂维南院士团队结合机器学习和原子建模，在超级计算机上将第一性原理精度的分子动力学模拟效率相比世界记录提升了一千亿倍。在可以预见的将来，机器学习将在更多的科学计算领域与传统的科学计算深度融合，这种研究范式的变革将为科学研究和技术创新带来深远的影响。

趋势 2：深度学习理论迎来整合与突破

【趋势概要】深度学习在应用领域取得了令人瞩目的成功，但其理论基础仍十分薄弱，研究者对深度学习为何表现出比传统机器学习方法更优越的性能背后存在的机理尚不清楚。深度学习的理论分析需要从数学、统计和计算的不同角度，以及表示能力、泛化能力、算法收敛性和稳定性等多个方面进行探索和创新。当前对深度学习理论碎片式的理解，将进一步迎来整合与突破，从对浅层网络和局部性质的理解向深度网络和全局性质不断深化，最终能够完整解答关于深度学习能力与极限的重大理论问题。

【趋势解读】深度学习是当前人工智能领域最受关注的方法，在各类监督和非监督学习任务上获得了巨大成功，不仅大幅超越了传统机器学习算法，而且在某些特定的应用场景中，已经接近甚至达到了人类的水平。然而，研究者迄今对深度学习成功背后的根本原因仍然知之甚少，对其为何表现出比传统机器学习方法更优越的性能尚未建立完整的理论解释。这一重大理论缺陷背后蕴藏着深度学习研究科学性与可重复性的危机，制约着以深度学习为代表的主流人工智能技术的发展。

回顾人工智能的发展历史，统计学习理论的建立和完善不仅为支持向量机（SVM）、核方法（Kernel Methods）等机器学习算法奠定了理论基础，而且直接启发了一大批高效的实用算法。与传统统计模型和机器学习算法相比，深度神经网络具有多个显著特点，如具有多层复合结构、过参数化导致的不可识别性、优化问题高维非凸等。此外，深度神经网络的训练通常采用随机梯度下降、随机失活、批标准化等具有隐式正则化效果的策略。这些与传统模型

和算法截然不同的特点，使得对深度神经网络进行严格的理论分析异常困难，需要从数学、统计和计算的不同角度，以及表示能力、泛化能力、算法收敛性和稳定性等多个侧面，对现有的统计学习理论进行再思考、整合与重构。

近几年，深度学习理论研究的主要进展集中在浅层无穷宽网络的理论分析以及对“双下降”现象的理论解释两方面。对于两层无穷宽网络，可以用近似网络参数分布的平均场理论和刻画参数演化动力学的神经正切核理论进行分析。这些理论较好地描述了浅层网络的性质，但对理解宽度受限的深度网络帮助不大，无法说明深度网络相对传统核方法的优越性。另一研究热点“双下降”现象则表明，深度网络等过参数化模型或许并不完全遵循经典的“偏差—方差权衡”，为理解正则化在深度学习泛化理论中扮演的关键角色提供了新的视角。

展望未来，深度学习理论能否取得根本性突破，关键在于发现和建立联系各个理论的桥梁，融合与发展来自基础数学、概率统计、数值计算等各个数学分支的理论工具。这些理论创新将有望提升对深度学习的理解，从浅层网络和局部性质向深度网络和全局性质不断深化和拓展，并整合与完善统计学、机器学习和数据科学的理论框架，为下一代人工智能提供强大的理论指引和方法学驱动。

趋势 3：机器学习向分布式隐私保护方向演进

【趋势概要】当前，全球多个国家和地区已出台数据监管法规，如 HIPAA（美国健康保险便利和责任法案）、GDPR（欧盟通用数据保护条例）等，通过严格的法规限制多机构间隐私数据的交互。分布式隐私保护机器学习通过加密、分布式存储等方式保护机器学习模型训练的输入数据，是打破数据孤岛、完成多机构联合训练建模的可行方案。

【趋势解读】近年来，数据隐私保护逐渐成为各界关注的热点问题。在保护数据隐私的限制下，多机构联合进行机器学习模型训练需要密码学、分布式系统以及人工智能等多学科交叉的指导。当前热门的联邦学习能够解决一部分隐私保护的问题，但在计算性能、高可用性、可编程性、可证明安全性等领域，目前仍然存在诸多技术及工程难题，需要研究人员去攻破。

分布式隐私保护机器学习系统的计算性能非常重要，而常见系统的计算性能主要受限于（同态）密码学计算，包括加密、解密、密文加 / 乘等。而机器学习算法的特点是在张量

(tensor) 上操作， 批次加密、 并行加密会带来较大的性能提升； 同时新硬件（FPGA、 GPU）， 新（同态）加密算法的引入， 也会带来极大的性能提升。

分布式隐私保护机器学习主要面向地理分布式场景， 在公网不稳定连接环境下如何进行高可用的机器学习模型训练， 需要算法设计和系统设计两方面努力。在算法设计中， 需要引入异步 / 半异步更新机制； 在系统设计中需要探索更新备份与重发机制， 保证高可用模型训练与预测。

分布式隐私保护机器学习， 在按特征切分场景的情况下需要对机器学习算法进行较大的改动， 需要将模型的不同模块“切分”到各参与方执行， 这为系统的可编程性带来很大挑战。目前， 深度学习算法框架 TensorFlow 通过名为“device_placement”的编程接口， 使得串行机器学习程序能够平滑过渡到分布式机器学习。但分布式隐私保护机器学习的编程接口设计仍然需要探索。

可证明安全是分布式隐私保护机器学习的重中之重， 可证明安全需要考虑底层的密码学协议（例如同态加密、 秘密共享等）， 也需要考虑上层计算语义（例如卷积， 向量求和等）， 需要基于密码安全性证明框架进行自动的安全性证明。作为可证明安全的第一步， 分布式隐私保护机器学习系统需要对外提供操作符级中间层表示（IR）， 作为自动化安全性证明的输入， 并作为流程可视化展示的重要内容。

未来机器学习能否串联更多的数据， 形成更大的产业规模， 隐私保护是关键。分布式隐私保护机器学习， 可以在保护数据隐私的前提下挖掘数据的价值， 真正将数据的所有和使用分离， 有望诞生规模性数据交易。分布式隐私保护机器学习如果辅以数据确权、 行为审计、 结算等， 有望打破数据孤岛， 赋能智慧城市、 智能决策等场景。

趋势 4： 大规模自监督预训练方法进一步发展

【趋势概要】 GPT-3 的出现激发了研究人员在视觉等更广泛的范围内， 对大规模自监督预训练方法继续开展探索和研究， 未来， 基于大规模图像、 语音、 视频等多模态数据， 以及跨语言的自监督预训练模型将进一步发展， 研究人员也将持续探索解决当前大规模自监督预训练模型不具有认知能力等方法。

【趋势解读】 GPT-3 的发布让研究人员看到了大规模自监督预训练方法的发展潜力和可能，

未来将在视觉等更广泛的范围内引发了人们对大规模自监督预训练的探索和研究。

2020年，在基于图像、语音、视频等多模态数据，以及跨语言的大型预训练模型研发上，已取得一定进展。在多模态大规模预训练模型方面，OpenAI 研发 MuseNet、ImageGPT 等模型。其中，MuseNet 采用多种乐器的音频数据，可融合多种国家、乐曲风格和乐器音色的特征，创作音乐作品。ImageGPT 采用 GPT 系列的模型架构，在图像生成、图像修复等任务上取得优秀表现。在跨语言模型方面，2020年10月，Facebook 和 Google 相继推出多语言大规模预训练模型。Facebook 发布了一个百种语言互译的模型 M2M-100，谷歌开源了基于 101 种语言进行训练的多语言模型 MT5。

但大规模自监督预训练方法目前仍存在一定的局限性。一是大规模自监督预训练需要大规模算力和海量数据资源支持，相关研究只能在具备一定条件的科研机构进行；二是大规模自监督预训练还需要研究人员对相关研究领域的数据有深刻理解，才能设计更适合相应领域的预训练模型，如计算机视觉领域的问题、声音信号的处理等；三是大规模预训练语言模型在深层次的言语理解方面仍存在差距，即使是 GPT-3 规模的预训练语言模型，仍不具有人类常识，无法理解语言中的高级概念。例如，GPT-3 生成的语言会出现常识错误和逻辑错误；另外，大规模预训练模型也存在隐私数据的提取问题。

未来，随着预训练模型研究的不断深入，研究人员将持续探索寻找解决目前这些问题的方法。另外，随着算力资源的增长，预训练模型的参数规模将更加庞大，模型可能具有更强的理解能力，完成更具有逻辑性的任务。

趋势 5：基于因果学习的信息检索模型与系统成为重要发展方向

【趋势概要】人工智能算法是推荐系统、搜索引擎等智能信息检索系统的核心技术，深刻地影响着亿万互联网产品用户的工作和生活。当前基于人工智能算法的信息检索模型大多关注给定数据中变量间相关性的建立，而相关性与更为本源的因果关系并不等价，导致当前信息检索的结果存在较为严重的偏差，对抗攻击的能力不佳，且模型往往缺乏可解释性。为了实现真正智能化的信息检索系统，基于因果学习的检索模型是必然要迈过的一道坎。因果学习能够识别信息检索中变量间的因果关系，厘清事物发展变化的前因后果，全面认识用户需求和检索方法的本质，修正检索模型中的偏差，提升检索系统的可解释性、可操作性和可溯源性。

【趋势解读】依托海量的互联网数据，机器学习技术在信息检索领域取得了巨大成功。但当前的信息检索模型主要基于统计学习或深度学习模型构造，正如图灵奖获得者、贝叶斯网络之父 Judea Pearl 所言，当前机器学习研究的核心是拟合数据的概率分布曲线。这使得人工智能的发展陷入了概率关联的困境，而变量间的因果关系不仅没被重视，反而被简化或省略。信息检索领域目前亟待解决从海量检索数据中有效挖掘变量间因果关系的问题。探索兼具数据关联分析及因果推断能力的智能信息检索模型，实现可推理、可迁移、可解释的智能信息检索系统，已成为当前智能信息检索领域的重要发展方向。

因果学习通过对反事实世界的模拟，推断变量间的因果关系，解决样本的有偏问题及结果的可解释性问题。一方面，可通过在抽象层面上对世界进行模拟来想象潜在行为会导致的结果；另一方面，可通过模拟当前世界存在的事件来推断出原因。同时，它也需要解决面向信息检索的预训练问题，帮助信息检索系统获得不同信息检索领域间的高效迁移能力。

对于用户数据纠偏、排序公平性、离线模型评价等信息检索中的挑战性问题，反事实框架下的因果学习将提供可靠的解决方案。这需要从因果关系的定义与表达、处理变量的设置与选择、反事实方法的建模与求解等方面深入探究。同时，需要汲取经济学、统计学、公共管理等众多领域对因果推断的研究成果，并结合强化学习、无偏学习、持续学习等机器学习前沿研究的最新进展进行突破。

此外，在实验验证方面，信息检索领域可以方便地与用户进行交互，并进行测试，从而深入分析和挖掘人类思维及行为中的因果关系，可为因果学习及相关人工智能技术在各领域的成功应用提供可靠的方案指导和验证支持。

因果关系能够全面、本质地认识事物的核心，是建立完备信息检索机理的关键要素。突破具有因果推断能力的信息检索技术，是新一代智能信息检索技术能否实现从“观察”到“行动”甚至到“想象”突破的关键要素。

趋势 6：类脑计算系统从“专用”向“通用”逐步演进

【趋势概要】以类脑计算芯片为核心的各种类脑计算系统，在处理某些智能问题以及低功耗智能计算方面正逐步展露出优势。但从设计方法角度看，类脑芯片往往根据目标应用要求通过归纳法来确定其硬件功能与接口，并定制化工具链软件，导致软硬件紧耦合、目标应用范

围受限等问题。

类脑计算芯片设计将从现有处理器的设计方法论及其发展历史中汲取灵感，在计算完备性理论基础上结合应用需求实现完备的硬件功能。同时类脑计算基础软件将整合已有类脑计算编程语言与框架，提出与具体芯片无关的高层次编程抽象与统一开发框架，针对目标芯片研发类脑计算编译优化与映射优化技术，实现类脑计算系统从“专用”向“通用”的逐步演进。

【趋势解读】近年来，以类脑计算芯片为核心的各种类脑计算系统迅速发展，在处理某些智能问题以及低功耗智能计算方面正逐步展露出优势。但从设计方法角度看，类脑芯片往往根据目标应用要求通过归纳法来确定其硬件功能与接口，并定制化工具链软件，从而引起软硬件紧耦合、目标应用范围受限等问题。比如，2019年由斯坦福大学、耶鲁大学、滑铁卢大学合作研制的 Braindrop 类脑计算芯片就需要协同设计软件 - 硬件栈的所有层，即使在硬件设计的最低层也要记住理论框架，这给系统软硬件开发以及不同系统间的应用移植、性能比较带来了障碍。探索在保持类脑智能计算高效能的同时，提升类脑计算应用开发与移植效率、确保系统功能的完备性，已经成为类脑计算系统研究的一个关键问题。

类脑计算应用的开发效率非常重要，尤其是对于一个跨学科领域而言。目前紧耦合的类脑计算系统软硬件通常会将底层芯片的某些约束暴露给来自不同学科的开发人员，这极大地增加了类脑计算应用的开发难度，而且不同系统的应用难以移植。同时，类脑计算应用领域发展很快，针对已有应用归纳得到的硬件功能与接口难以确定是否能够支持层出不穷的新尝试，也难以进行不同系统之间的比较与评测。

这一问题目前已经得到了学界的关注。一方面，已经有一些开发框架方面的研究来试图提供一种高层次编程抽象，实现与具体芯片无关的统一开发框架，使硬件规格、约束对应用开发“透明”；另一方面，依托最近提出的类脑计算完备性理论，研究人员能够设计可扩展的“类脑计算完备”硬件原语及相应芯片，在确保完备性基础上针对重点应用特征进行定制化设计，兼顾功能完备性与应用高效性。在此基础上扩展与完善类脑计算开发框架，有望逐步实现类脑计算系统从“专用”向“通用”的转变。

从通用计算机的发展历史来看，相应的计算完备性理论与软硬件去耦合层次结构奠定了其蓬勃发展的理论与体系结构基础。如何从这一历史进程中受到启发，结合类脑计算特点，使得参与这一跨学科研究的各类人员能够专注于其专业领域，提升研发效率是至关重要的，也是类脑计算系统能否快速的跨学科发展，形成未来规模产业的关键。

趋势 7：类脑计算从散点独立研究向多点迭代发展迈进

【趋势概要】类脑计算在诸多方面已经取得了大量基础性研究成果，但目前的研究仍呈现相对独立狭窄的纵向分布特点，尚未形成相互促进的横向贯通局面。未来的类脑计算将更加注重在单点独立研究的同时与其他层面研究的结合，推动类脑计算的基础理论算法、芯片硬件平台、评估测试基准、编程编译工具以及系统应用的相互协同和促进，构建更具全栈性的类脑计算迭代发展生态，进入良性前进的轨道。

【趋势解读】近年来，类脑计算已经在诸多方面取得了大量基础性研究成果。在算法研究方面，通过融合神经网络训练方法和仿生学习规则，大规模脉冲神经网络的学习问题取得了巨大进步，已经可以处理 ImageNet 数据集规模的问题；通过融合神经网络和脉冲神经网络进行建模，可以在一些特殊的场景实现二者的优势互补。在硬件研究方面，基于仿视网膜的传感系统在高速运动场景中展现出明显优势，通过与类脑计算芯片进一步结合，可提供高速低功耗的边缘端视觉解决方案；基于脉冲神经网络（包括与神经网络相融合）的神经形态芯片已经可以搭建较大规模的类脑计算系统，为类脑计算模型提供快速运行平台。在基准研究方面，通过将一些传统机器学习数据集转换为事件流数据集，为模型构建提供了测试基准；除功能性评估标准外，存储和计算开销、模型鲁棒性等表现也开始被纳入评估体系。在工具研究方面，适合于脉冲神经网络建模和运行的软件框架也涌现出诸多研究，逐渐提升了类脑计算模型的编程和运行效率。

然而，上述这些研究内容还呈现出相对独立狭窄的纵向分布特点，不同学科的人员从自身角度进行研究，尚未形成相互促进的横向贯通局面，导致难以推动类脑计算领域的长足良性发展。最近几年，类脑计算领域的影响力得到明显提高，使得不同领域的研究者开始理解不同学科的研究侧重点并展开深入沟通和合作。接下来，类脑计算将不再局限于分散的独立研究，而会更加关注不同层面研究的相互借鉴与融合。通过探索跨细胞模型、连接图谱、网络动力学和学习规则等多个层面的类脑计算理论，挖掘类脑计算模型的优势并寻找适合的应用场景，研制高能力高效率的类脑计算传感器与计算芯片，搭建类脑计算平台与系统，设计适合类脑计算的评估体系与基准测试任务，开发易用高效的类脑计算编程和编译工具链，相互协同、相互促进，构建更具全栈性的类脑计算迭代发展生态，推动类脑计算的良性发展。

趋势 8：神经形态硬件特性得到进一步的发掘并用于实现更为先进的智能系统

【趋势概要】新型神经形态器件，如 RRAM（可变电阻式存储器）、PCM（相变存储器）等，目前已经在人工智能领域发挥了重大作用，基于这些器件构建的智能硬件系统已经能够有效地提升智能算法执行的速度和能效，并保持算法的性能。然而当前大部分硬件智能系统仅仅利用了神经形态器件的部分特性，如非易失性、线性等，缺乏对器件更丰富特性，如易失性、非线性、随机性等特性的应用。通过对器件的全面探究，下一代智能系统将会把算法的各种需求同器件的丰富特性紧密结合起来，从而进一步拓展智能系统的功能和应用范围，提升系统的性能和效率。

【趋势解读】近年来，RRAM（可变电阻式存储器）、PCM（相变存储器）等神经形态器件已经被广泛应用在人工智能系统中。这些器件可以高效地实现基于器件的线性阻变特性、阈值特性以及非易失性等性质，树突、突触以及神经元等人工神经网络组成部分的功能，进而达到对人工智能系统加速的效果，但是这些性质已经无法有效地满足更先进的人工智能算法模型。另一方面，器件更丰富的动力学特性如非线性、易失性以及随机性等并没有被当前的智能系统有效地利用。将器件丰富的特性与更先进的算法模型有效结合起来，将会进一步推动人工智能系统的发展和进步。

神经形态器件的非线性、易失性、随机性等动力学特性在过去通常被认为对人工智能系统性能具有负面影响。以突触器件为例，在基于硬件的人工神经网络中，电导状态非线性变化、读写随机性以及易失性都会降低权重精确度，进而影响系统的性能。

而在更先进的智能算法模型中，充分利用器件的特性则能够有效简化计算过程，提升系统的效率和性能。例如，基于忆阻器对编程脉冲固有的非线性效应，可以在忆阻器交叉阵列对角线位置器件引入暂态混沌，控制网络从混沌到收敛的动力学状态改变，从而达到对退火过程混沌模拟的效果，实现对组合优化等复杂问题的高效快速求解。又如，基于相变存储器的电导状态的随机性，可以利用 PCM 交叉阵列自然地产生 DFA 训练算法需要的随机权重矩阵，并且以存内计算的方式实现对人工神经网络的加速训练，这种 PCM-DFA 训练方案能够达到和传统 BP（反向传播）算法几乎相同的训练效果，同时还能大幅降低系统的时间、能量开销。此外，生物神经网络的某些行为也与神经形态器件的一些特征十分吻合，仿生计算、类

脑计算等更前沿计算方式的发展离不开此类器件的支持。

综上所述，下一代人工智能系统将会以神经形态器件丰富的动力学特性为基础，以更先进高效的算法为框架，二者的紧密结合，将会推动人工智能系统进一步向高效和先进的方向发展。

趋势 9：人工智能从脑结构启发走向结构与功能启发并重

【趋势概要】脑启发的人工智能在强调对脑结构和神经形态模仿的同时，还需要了解人类神经元和神经回路的功能与机制。这是因为脑结构与脑功能并不存在简单的一一对应的关系，即类似的结构可能有着不同的功能。例如，作为古老结构的海马体在人和动物的大脑上有着类似的结构，但是它们采用了不同的记忆编码方式。动物的海马体在编码记忆时，采用的是“模式分离”的方式，即神经元形成不同的神经元群组来存储记忆，以避免记忆的混淆。但是，人类的海马体则采用了“概念和联想”的编码方式，即同样的一组神经元可以储存多个不同的记忆。人类这种独特的记忆编码方式可能是人类智能脱颖而出的一个关键因素，有助于解释人类相比于其它物种所具备的独特的认知能力，如人类的抽象思维能力和创造性思维能力。

【趋势解读】受视觉腹侧通路结构启发的深度神经网络不仅能达到甚至超越人类的客体识别能力，而且其内部的表征也与生物大脑的表征相似。例如，深度神经网络的早期、中期和晚期层能成功地预测恒河猴腹侧视觉通路的早期、中间和高级大脑功能区的神经活动。这一研究似乎说明，结构决定了功能。

但是，智力相当的人的大脑的大小差异可以超过 50%。一个经典的例子是英国诗人拜伦的大脑重量高达 2.2 公斤，而 1921 年获得诺贝尔文学奖的法国作家弗朗斯的大脑重量只有 1.1 公斤。在另外一方面，与其他灵长类动物相比，黑猩猩和人脑中的神经元数量接近、神经元类型基本相同，大脑的解剖结构更是高度相似。例如，在灵长类中，von Economo 神经元仅仅在人类和黑猩猩等类人猿中发现，而且黑猩猩的 von Economo 神经元的数量接近或达到人类 von Economo 神经元数量的下限。但是，黑猩猩与人类在智能上毫无疑问存在巨大的差异。因此，与神经元的数量、特定区域的神经元类型或特定的解剖差异相比，人类和其他物种在智能上的差异，还需要考虑神经元和神经环路在功能上的差异。

功能上的差异，不仅仅是来源于结构上的差异，还会受环境的变化、任务的需求等多种动态的因素所影响。从进化的观点来看，生物体的智能更多的是其在自然环境中的主动感知和行动所塑造，而结构只是功能的沉淀，而非原因。

在过去的十年里，特别是基于静态图像的识别和分类，推动了以深度学习为核心的人工智能发展；在未来的十年里，也许应当加入时间维度，将感知与行动联系起来，让人工智能在真实环境中在感知与行动之间不断循环互动而进化，也许理解、推理等智能会由此在人工智能中产生。

趋势 10：人工智能计算中心成为智能化时代的关键基础设施

【趋势概要】近年来，人工智能对算力的需求迅猛增长，并成为最重要的计算算力资源需求之一。AI 计算是智能时代发展的核心动力，以人工智能算力为主的人工智能计算中心应运而生。人工智能计算中心基于最新人工智能理论，采用领先的人工智能计算架构，是融合公共算力服务、数据开放共享、智能生态建设、产业创新聚集的“四位一体”综合平台，可提供算力、数据和算法等人工智能全栈能力，是人工智能快速发展和应用所依托的新型算力基础设施。未来，随着智能化社会的不断发展，人工智能计算中心将成为关键的信息基础设施，推动数字经济与传统产业深度融合，加速产业转型升级，促进经济高质量发展。

【趋势解读】近年来，随着人工智能技术及应用的快速发展，人工智能对算力的需求迅猛增长，并成为最重要的计算算力资源需求之一。OpenAI 在 2018 年发布的《AI 与计算》报告提出，人工智能对算力的需求自 2012 年起每 3.5 个月增长一倍，从 2012 年到 2018 年人工智能的算力需求已增长了 30 万倍。根据华为公司的测算，到 2025 年，人工智能所消耗的算力将占到全球算力消耗总量的 80% 以上。

中国科学技术信息研究所 2020 年 10 月发布的《人工智能计算中心发展白皮书》指出，为满足人工智能日益增长的算力需求，一方面，传统的云计算数据中心（IDC）及超算中心，呈现出智能化服务或智能化算力的建设趋势，一定程度上提供了人工智能发展所需的算力。另一方面，以人工智能算力为主的人工智能计算中心应运而生，能够提供人工智能计算范式所需的专用算力，配合少量的通用算力以进行数据预处理和其他任务，从而能够以较低的成本提供高效的人工智能专用算力，为计算基础设施带来了新的建设方式。

人工智能计算中心借鉴了超算中心和云计算数据中心大规模并行计算和数据处理的技术架构，但以人工智能专用芯片为计算算力底座，同时软件架构和业务架构也与前两者完全不同，是融合公共算力服务、数据开放共享、智能生态建设、产业创新聚集的“四位一体”综合平台，可提供算力、数据和算法等人工智能全栈能力，是当前人工智能快速发展和应用所依托的新型算力基础设施。2020年4月20日，国家发展改革委首次明确新型基础设施范围，将人工智能计算中心作为算力基础设施的重要代表纳入信息基础设施范畴。

人工智能计算中心涵盖了基建基础设施、硬件基础设施和软件基础设施。其中，基建基础设施主要包括土建、电气和风水火电建设等底层设施，硬件基础设施主要包括人工智能芯片、服务器、存储设备、高速互联网络等，软件基础设施主要包括深度学习框架、算力调度及管理平台、AI工具等。人工智能算力中心的建设，将促进人工智能硬件、软件和智能云服务的协同生态发展。

未来，随着智能化社会的不断发展，人工智能计算中心将成为关键的信息基础设施，其广泛应用将加速推动产业AI化和AI产业化，以智能算力生态聚合带动形成多层级产业生态体系，推动数字经济与传统产业深度融合，加速产业转型升级，促进经济高质量发展。

作者 / 智源学者

人工智能的数理基础

围绕当前人工智能面临的可计算性、可解释性、泛化性、稳定性的重大理论挑战，以期打破基于计算机实验和神经科学的人工智能惯用建模范式，建立以数学与统计理论为第一原理的新一代人工智能方法论。



张平文 院士、教授
北京大学



夏璧灿 教授
北京大学



戴彧虹 研究员
中国科学院数学
与系统科学研究院



邓柯 副教授
清华大学



董彬 副教授
北京大学



李铁军 教授
北京大学



林伟 研究员
北京大学



明平兵 研究员
中国科学院数学
与系统科学研究院



史作强 副教授
清华大学



文再文 副教授
北京大学



杨超 教授
北京大学



张志华 教授
北京大学



王涵 副研究员
北京应用物理与
计算数学研究所



邵嗣洪 副教授
北京大学



林乾 助理教授
清华大学

机器学习

解决以深度学习、强化学习为代表的机器学习算法问题：可解释性缺失、大数据依赖、模型场景化，聚焦“User-friendly AI”，推动AI走向4U（AI4U = Understandable, Usable, Universal, Ubiquitous）。



颜水成 教授



程斌



林宙辰 教授
北京大学



王立威 教授
北京大学



张长水 教授
清华大学



朱军 教授
清华大学



叶杰平 副教授
贝壳找房



孙剑 教授
旷视科技



黄高 助理教授
清华大学



张祥雨
旷视科技



崔鹏 长聘副教授
清华大学

智能信息检索与挖掘

围绕构建“个人智能信息助手”的关键科学和技术问题，联合北京地区高校和科研机构的优秀学者联合攻关，显著推进智能信息检索与挖掘的研究，逐渐形成该领域的北京学派。



文继荣 教授
中国人民大学



秦志成 教授
中国人民大学



王建勇 教授
清华大学



崔斌 教授
北京大学



唐杰 教授
清华大学



徐君 教授
中国人民大学



郭嘉丰 研究员
中科院计算所



刘奕群 教授
清华大学



贾珈 长聘副教授
清华大学



邹磊 教授
北京大学



沈华伟 研究员
中科院计算所



刘康 研究员
中科院自动化所

智能体系架构与芯片

从整机、编程、芯片、方法四个方面探索智能计算系统的发展，研究开源智能芯片设计方法、多类型智能芯片设计、智能计算编程编译方法、智能控制系统设计以及智能超算系统构建等，同时还将探索极具挑战性的非经典冯·诺依曼的智能计算系统架构研究。



陈云霁 研究员
中科院计算所



郭崎 副研究员
中科院计算所



陈文光 教授
清华大学



张悠慧 研究员
清华大学



蔡一茂 教授
北京大学



尹首一 教授
清华大学



罗国杰 长聘副教授
北京大学



包云岗 研究员
中科院计算所



韩银和 研究员
中科院计算所



鲁华祥 研究员
中科院半导体所



杜子东 副研究员
中科院计算所



陈晓明 副研究员
中科院计算所



孙广宇 长聘副教授
北京大学



翟季冬 长聘副教授
清华大学



杨玉超 研究员
北京大学



李国齐 副教授
清华大学

自然语言处理

针对开放条件下基于深度学习的自然语言处理健壮性不高、推理能力弱以及可解释性差等核心挑战，探索从数据驱动到知识驱动的范式跃迁，“双轮驱动”突破瓶颈。



孙茂松 教授
清华大学



杨尔弘 教授
北京语言大学



李涓子 教授
清华大学



刘洋 长聘教授
清华大学



穗志方 教授
北京大学



万小军 研究员
北京大学



何晓冬
京东



韩先培 研究员
中科院软件所



刘知远 副教授
清华大学



孙棚 长聘副教授
北京大学



严睿 长聘副教授
中国人民大学



张家俊 研究员
中科院自动化所

人工智能的认知神经基础

将认知科学、神经科学和计算科学进行交叉融合，以揭示生物视觉系统的精细结构，解析计算机视觉的类脑工作原理，发展类脑的视觉认知模型及算法，为人工智能的架构和功能提供新的模型和发展思路。



刘嘉 教授
清华大学



吴思 长聘教授
北京大学



陈良怡 长聘教授
北京大学



方方 教授
北京大学



宋森 研究员
清华大学



余山 研究员
中科院自动化所

自由探索



袁洋 助理教授
清华大学



蔡少伟 研究员
中科院软件所



张新雨 副研究员
中科院数学与系统科学研究院



赵鑫 副教授
中国人民大学



杨植麟
北京睿科伦智能科技有限公司



兰艳艳 研究员
中科院计算所



李纪为
香依科技



梁云 研究员
北京大学



陈恺 研究员
中科院信工所



边凯归 副教授
北京大学



喻纯 副研究员
清华大学



王瑞平 研究员
中科院计算所



鲁继文 副教授
清华大学



施柏鑫 研究员
北京大学



代季峰
商汤科技



马占宇 教授
北京邮电大学

智源新星



张林峰 研究员
北京大数据研究院



刘利斌 助理教授
北京大学

■ 联系我们

电话：010-68933383

邮箱：press@baai.ac.cn

官网：www.baai.ac.cn



关注智源公众号