

人工智能领域研究

上海人大人科技创新服务有限公司 主办

2017 年 2 月 20 日

第 1 期

(总第 1 期)

本期主题

2017 MIT 人工智能 5 大趋势预测 (一)

百家评说

智创未来 未来已来

李德毅 中国工程院院士

后深度学习时代的人工智能

张钹 中国科学院院士

通讯地址：上海市南京东路 800 号
新一百大厦 17 楼

联系人：陈海燕

联系方式：chenhy@chinadr.net



本期主题

2017 MIT 人工智能 5 大趋势预测（一）

技术奇点（technological singularity）是一个根据技术发展史总结出的观点，认为未来将要发生一件不可避免的事件——技术发展将会在很短的时间内发生极大而接近于无限的进步。当此转捩点来临的时候，旧的社会模式将一去不复返，新的规则开始主宰这个世界。

50 多年来，（希望模仿人类大脑的思考操作的）人工智能（Artificial Intelligence）经历了“爆发到寒冬再到野蛮生长”的历程，伴随着人机交互、机器学习、模式识别等人工智能技术的提升，机器人与人工智能成了这一技术时代的新趋势。关于人工智能的各级规划、各种预测，成为一股新的策划趋势。

本期，我们结合 MIT Technology Review 最近发布的 2017 年人工智能的五大趋势预测，探索 2017 年人工智能的发展路径和方向。

1 趋势一：正向强化学习 (Positive reinforcement learning)

强化学习的灵感来自于动物的学习方式：动物能够学会某些特定行为所导致的正面或负面结果(aoutcome)。按照这种方法，计算机无需具体指示或范例(explicit examples)，就可以通过试错法(trial and error)解决迷宫问题，“走出迷宫”。

尽管强化学习理论已经存在了数十年，但直到该理论与大型深度神经网络结合后，我们才真正获得了解决复杂问题（如下围棋）所需的能力。AlphaGo 与李世石的世纪大战，是深度强化学习技术的一个里程碑：通过不懈的训练与测试，以及对以前比赛的分析，AlphaGo 能够为自己找出了如何以职业棋手下棋的道路。

1.1 AlphaGo

AlphaGo 将（以图片形式输入系统中的）当前围棋盘面作为初始值，采用卷积神经网络（该算法同时采用（监督学习/强化学习的）“策略网络”预测下一步落子并缩小搜索范围至最有可能获胜的落子选择、采用“价值网络”减少搜索树的

深度——对每一步棋局模拟预测至结束来判断是否获胜）指导其蒙特卡洛树搜索。在每一次模拟棋局中，策略网络提供落子选择、价值网络则实时判断当前局势，综合后选择最有可能获胜的落子。

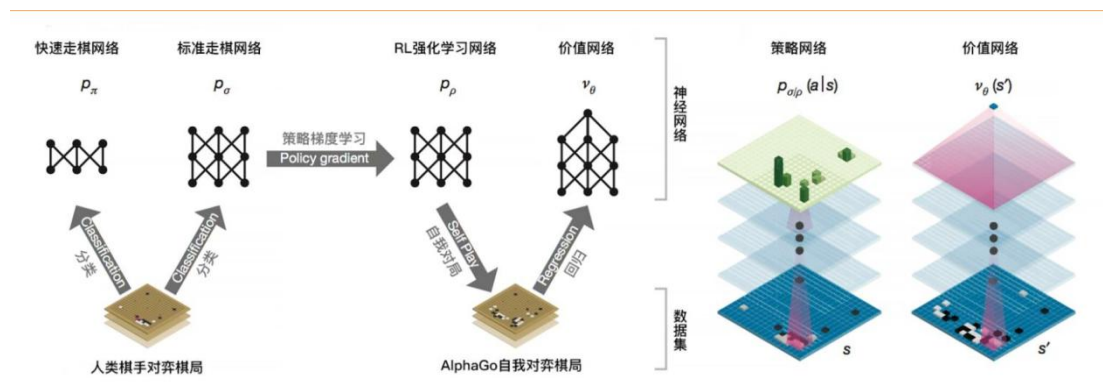


图1 AlphaGo 的神经网络（资料来源：Nature）

根据 DeepMind 团队发表在《自然》上的论文，AlphaGo 系统原理可归结为如下图。

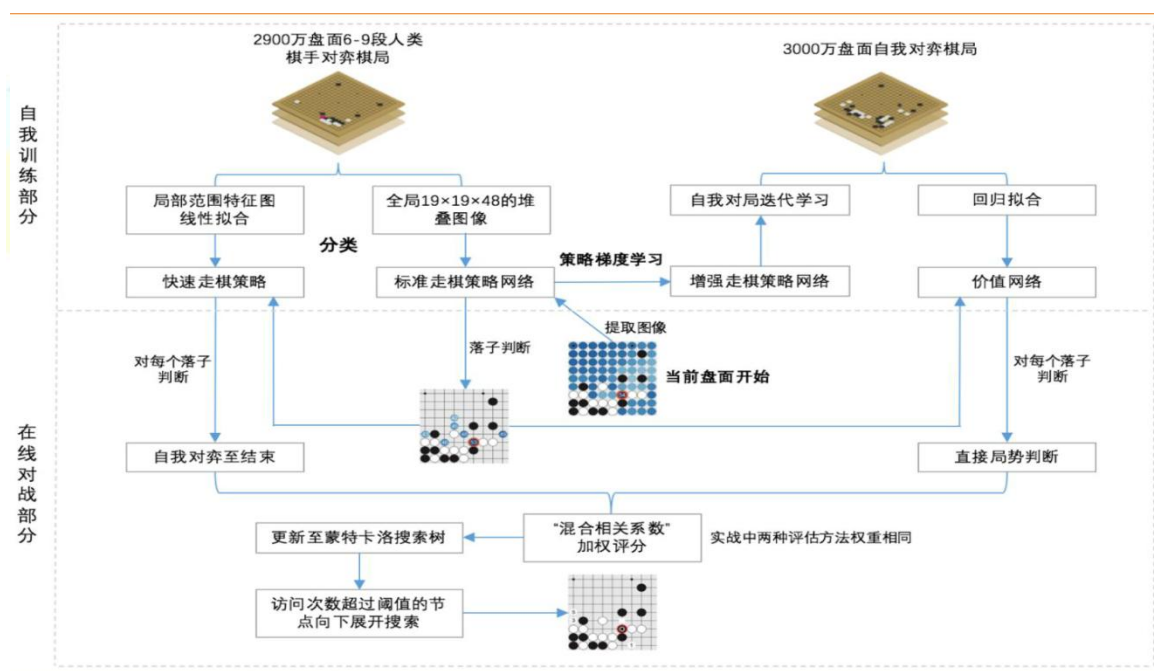


图2 AlphaGo 系统原理图解（资料来源：参考 ACM 数据挖掘中国分会研究资料）

1.2 游戏中的人机互动

过去一年中，DQN、Universe、Minecraft 等模拟环境(simulated environments)的推出，预示强化学习将在现实世界情景中得到更多应用。

1、DeepMind 的 Deep Q-Network (DQN)

DeepMind（2015.02，人类控制水平的深度强化学习，Nature）开发的 Deep Q-Network (DQN)是将深度神经网络(Deep Neural Networks) 与（脱离模型(model free)的）强化学习(Reinforcement Learning)方法 Q-Network（该方法常被用来对有限马尔科夫决策过程(Markov decision process)进行最优动作选择决策）相结合的深度强化学习系统(Deep Reinforcement Learning System)。

谷歌设计的这个可有效运用到谷歌产品服务中的 DQN，是第一个板块和领域中性（即，DeepMind 不局限于在特定的板块和领域里学习）深度学习系统，通过进行端到端训练完成一系列有难度的任务。

从（二维游戏机）Atari 到（3D 迷宫游戏）Labyrinth、从连续控制到移动操作到围棋博弈，DeepMind 的深度强化学习智能系统在许多领域都已经表现出优异的成绩；随着算法的改进，该学习算法或将能够有效帮助不同的研究团队处理大规模的复杂数据，在气候环境、物理、医药和基因学研究领域推动新的发现，甚至能够反过来辅助科学家更好的了解人类大脑的学习机制。

（1）算法在二维动画层面游戏 Atari 中的优异表现

该神经网络能够使用同一套神经网络模型和参数设置（研究人员仅仅向神经网络提供了屏幕像素、具体游戏动作以及游戏分数，不包含任何关于游戏规则的先验知识）完成雅达利(Atari)游戏机 2600 上（从滚屏射击游戏 River Raid、拳击游戏 Boxing 到 3D 赛车游戏 Enduro 等在内的）的 49 个游戏。

游戏结果显示：DQN 在 43 个游戏中战胜了以往任何一个机器学习系统；在超过半数的游戏中，达到了职业玩家水平 75%的分数水平；在个别游戏中，甚至展现了强大的游戏策略并拿到了游戏设定的最高分数。

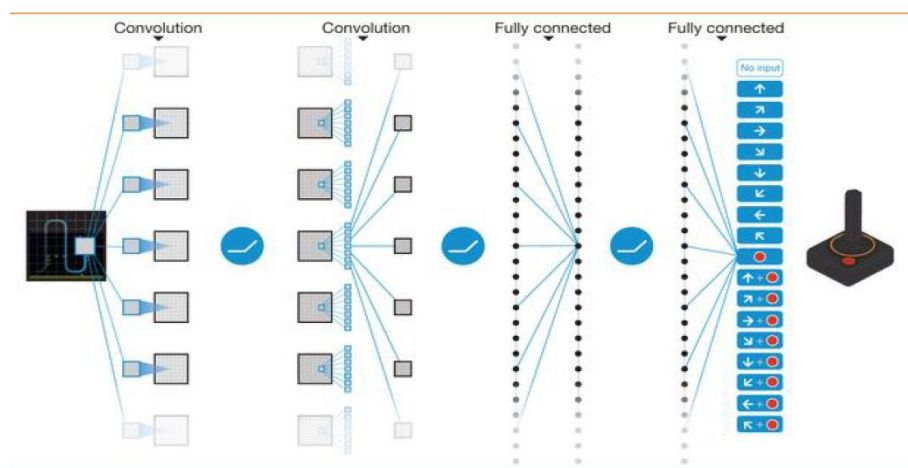


图3 DQN 中卷积神经网络从游戏图形输入到动作控制的示意图（资料来源：Nature）

（2）算法在 3D 游戏 Labyrinth 中的良好表现

DeepMind 把研究重心放到 3D 游戏中后，开发了一套 3D 迷宫游戏 Labyrinth 进行深度学习系统的训练。与之前类似，智能系统只获得了在视场(field-of-view)中观察到的即时像素输入，需要找到迷宫地图的正确宝藏路径。

该技术可有效运用到谷歌产品服务中。以后，用户或许可以直接发出指令要求谷歌为他制定一个欧洲背包旅行计划。

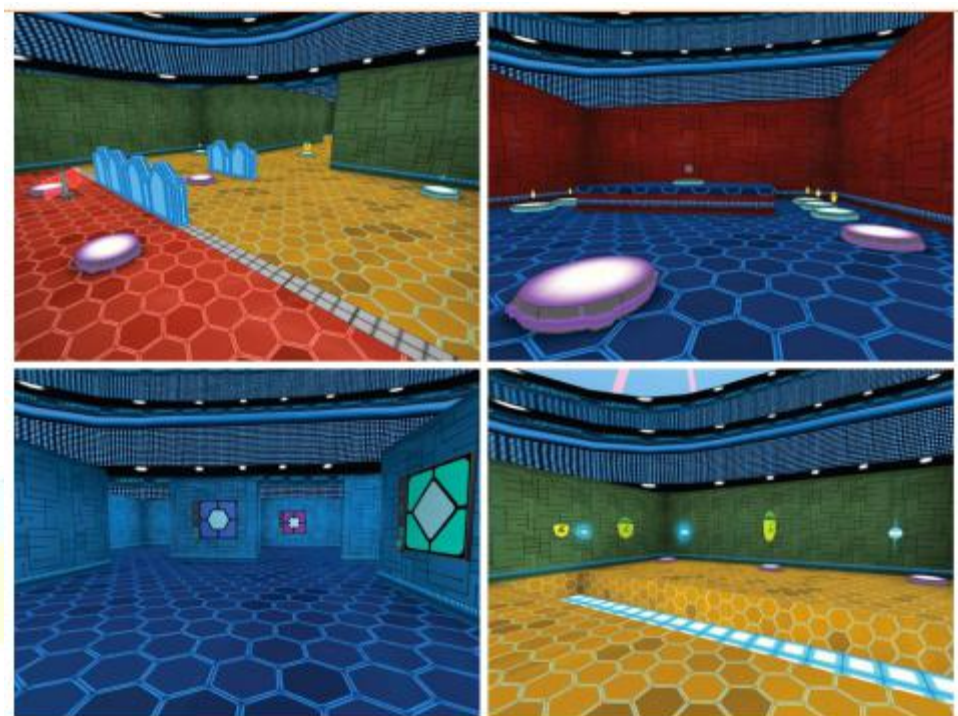


图4 DeepMind 开发的 3D 迷宫游戏 Labyrinth 界面（资料来源：DeepMind 官网）

2、OpenAI 的 Universe：通用 vs 具体

OpenAI 去年推出的 Universe 是用于训练解决通用问题的 AI 基础架构，能在几乎所有的游戏、网站和其他应用中衡量和训练 AI 通用智能水平的开源平台。包括了大约 2600 种 Atari 游戏、1000 种 flash 游戏、80 种浏览器环境，可供所有人用于训练人工智能系统。

OpenAI Universe 一直希望开发一个单一的 AI 智能体，使其能够灵活运用过去在 Universe 中的经验，快速在陌生和困难的环境中学习并获得技能。于近期加入了游戏大作《GTA 5》，购买正版游戏的用户可使用 Universe 中的人工智能在游戏中的 3D 环境（目前，人工智能获取视频信息的帧数被限制为 8fps，环境信息和视角管理齐备）中纵横驰骋，很大程度上方便了自动驾驶模拟测试平台（如，

普林斯顿大学开发的 DeepDrive) 在 GTA 世界中的测试。



图 5: Universe 游戏环境范例(左图)Universe 环境下的 GTA5 自动驾驶测试界面(右图)(资料来源: OpenAI、GitHub)

3、Minecraft

《Minecraft》是由 Mojang AB 和 4J Studios 开发的高自由度沙盒游戏（2009 年 5 月 13 日上线首个版本），2014 年 11 月 6 日全部资产被微软收购，2016 年网易游戏取得了中国代理权。

目前，微软剑桥研究院的研究人员开发了一个 **Malmo** 项目，通过这个平台使用人工智能控制 **Minecraft** 游戏里面的角色完成任务，研究游戏内人与 AI 的互动协作。该项目被视为有效的强化学习训练平台：通过特定的任务奖励，人工智能能够完成研究人员布置的游戏任务（如，控制角色从一个布满障碍物的房间的一头走到另一头）；同时，人工控制的角色还会在旁边提供建议，进行人与 AI 协作的测试。

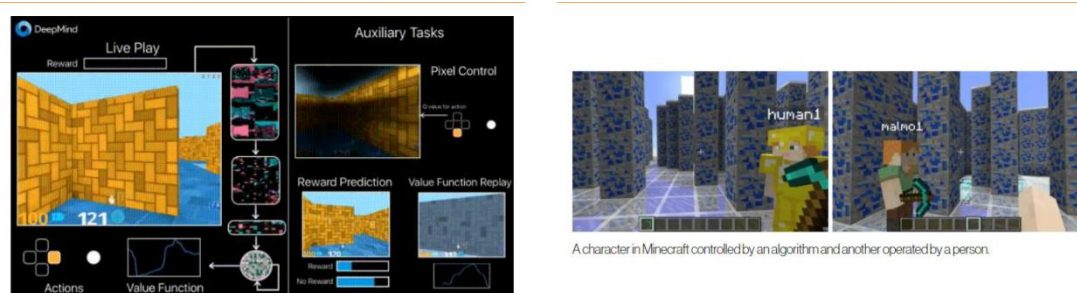


图 6 DeepMind 打造的 3D 训练虚拟世界(左图)、Minecraft 训练界面 (右图) (资料来源: DeepMind、微软)

1.3 更瘦、更绿的云计算数据中心

数据中心是能耗大户，多年来，谷歌一直致力于降低其云计算数据中心的能耗水平。2014 年，通过安装智能温度和照明控制、采用先进的冷却技术（而非机械冷却器），最小化能量损失，将其数据中心的耗电量降到全球平均水平的 50%；

随后，在此能耗水平下，将现在的数据处理性能提高到 5 年前的 3.5 倍。

如今，坐拥 DeepMind 的谷歌将强化学习神经网络技术应用到云计算数据中心的能源控制方面：通过获取数据中心内的传感器收集的大量历史数据（如温度、功率、泵速、设定点等），首先在未来平均 PUE（Power Usage Effectiveness，电力使用效率）值上训练神经网络系统（PUE 是总建筑能源使用量与 IT 能源使用量的比率，是衡量数据中心能源效率的标准指标，而每一部仪器可以受到几十个变量的影响），而后通过不断的模拟调整模型与参数，使其接近最准确预测的配置，提高设施的实际性能；同时，团队训练两个额外的深层神经网络集合，以预测未来一小时内数据中心的温度和压力，模拟来自 PUE 模型的推荐行为。

18 个月的模型研发与测试显示：DeepMind 联合谷歌云的研发团队成功为数据中心节省了 40% 的冷却能耗、15% 的总能耗（其中一个试点已经达到了 PUE 的最低点）。

未来，该技术或将用于提高发电转换效率、减少半导体生产的能量和用水量、帮助提高生产设施的产量。DeepMind 和谷歌云计算团队计划将这项成果开源出来，造福全世界的数据中心、工厂和大型建筑等。预计 2017 年，强化学习将更多的出现在自动驾驶系统、工业机器人控制等方面。

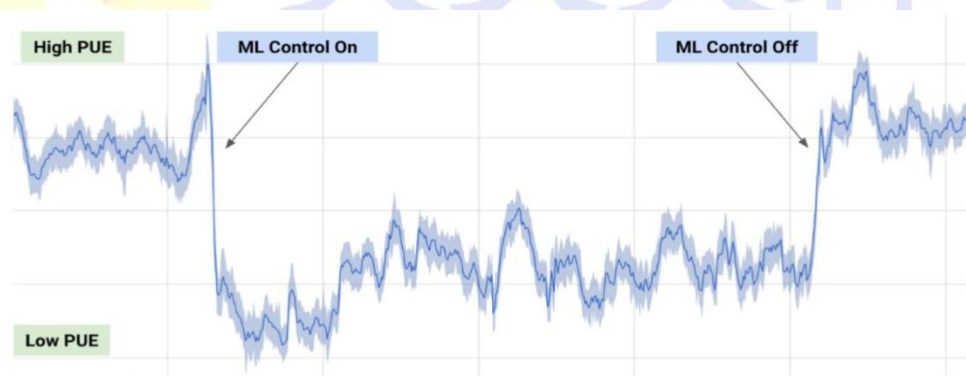


图 7 数据中心 PUE 的机器学习测试结果（资料来源：DeepMind）

百家评说

1 智创未来 未来已来

李德毅 中国工程院院士、欧亚科学院院士

2016 年带着我们难忘的记忆，在我们身边发生的种种无人驾驶的比赛和试验活动还在让我们激动不已，AlphaGo 战胜人类围棋冠军李世石的震荡被 Master 的新战绩推向又一个新高潮，对 2017 年的人工智能，我们会有什么期待呢？

★ 深度学习会火 ★ 无人驾驶会火 ★ 机器人产业会火 ★ 机器同传会火
★ 人机博弈会火 ★ 交互认知会火 ★ 不确定性人工智能会火
★ 智能交通和智慧城市会火

然而，对人工智能工作者而言，我们要能够在社会上人工智能很火的时候有一点冷思考。在泡沫的下面，有什么是我们要花大力气去创新、去攻克的呢？中国的优势在哪里？我们要不忘“用人工的方法和技术，模仿、延伸和拓展人的智能”的初心，继续前进！

在新的一年里，越来越多的人意识到，科技强则国强，人智能则国智，“智能”逐渐成为当今社会时代印记。智能可提升创新驱动发展源头的供给能力，我们曾经依靠资源、资本、劳动力等要素投入，支撑中国经济的快速增长和规模扩展，但这已经成为历史，加快从要素驱动发展向创新驱动发展的转变，人工智能是一种解决方案。在农耕社会和工业社会，人类的生产工具主要是基于物质和能量的动力工具，得到了极大的发展；现代劳动工具转向了基于数据、信息、知识、价值的智力工具，使得人口红利、劳动力红利的作用效果不再明显，创新驱动发展成为时代的最强音，智能的红利已经到来！当今，不仅是材料、能源、传统制造和动力工具，更重要的是基于数据、信息、知识、价值和智能的智力和智力工具，成为人类拓展认识世界、改造世界能力的新的切入点。中国是世界第一人口大国，智力资源丰富，中国人的智能和智力的培养和提升，成为智能强国的基础，智能产业成为先进社会最重要的经济来源，所以智能已经提升到国家战略的高度，智能科学技术对经济繁荣，国家安全，人口健康，生态环境和生活质量，

比以往任何时候都重要。

在全社会热烈关注智能的同时，我们同样也要有点冷思考。2016 年获得李克强总理授予“中国政府友谊奖”的美国科学院院士、美国工程院院士约翰·霍普克罗夫特认为：中国拥有全球 1/6 的人口，却没有能拥有全球 1/6 的智力资源。他的观点值得我们自我追问，我们还能智能再多做一点什么？例如说，在推动“智能科学与技术”作为一级学科的论证和普及中，我们能再多做一点什么？

我们已经告别了人工智能收获满满的 2016 年，迎接人工智能充满希望的 2017 年智创未来，未来已来，让我们张开双臂，热烈拥抱智创时代的到来！

2 后深度学习时代的人工智能

张钹 中国科学院院士

1956 年，在美国达特茅斯学院举行的一次会议上，“人工智能”的研究领域正式确立。60 年后的今天，人工智能的发展正进入前所未有的大好时期。我今天作的报告，将通过分析时代的特点、这个时代下人工智能与计算机的可能命运，来重新认识人工智能、认识我们赖以生存的计算机，还有我们自己。

1 后深度学习时代的前提

我们看到如今人工智能的春天又来了，不过和 30 年前日本兴起的人工智能热潮相比，发生了如下变化：时间不同、地点不同、主题也不同。这次人工智能的大发展与深度学习紧密相关，体现在：① 从知识情报处理到深度学习；② 从第五代计算机（日本提出的概念）到类脑计算机；③ 从大容量知识库到大数据；④ 从高速符号推理机到类脑芯片；⑤ 从自然语言理解到感知（机器人）。

与 30 年前的人工智能热潮相比，此次大发展的不同点还在于：一是大数据；二是概率统计方法（及其理论）。正是因为这两个因素催生了当前的深度学习大潮。可以说，大数据与概率统计方法共同推动了神经网络模型的创建和发展。特

别是概率统计方法中的贝叶斯统计学，将它“引进”人工智能领域，促使人工智能发生了革命性的变化。

我们现在能够做深度学习，能够在几百万、几千万的参数下做优化，很多人都以为是计算机变快，其实不完全是，还要归功于概率统计方法的变化。这个变化使得我们现在能把深度学习做好。所谓深度，就是网络层数比较多。由于使用深度学习方法，把语音识别、图像识别等的识别准确度提高了 10% 左右，引起了深度学习的进一步发展热潮。

为什么呢？因为深度学习可以解决一些不能清楚表述的问题，也就是说“知其然，不知其所以然”的问题。第二个，它能针对不确定性的问题，针对不断的变化而不断的再学习。另外，深度学习还有一个完全改变传统神经网络的作用，它不仅仅做函数映射，更重要是能自动提取多层次重复的模式（特征），不依赖于人工设计的特征。使模式识别的能力达到新的高度。

可以这么说，深度学习可以帮助我们解决在给定的大数据情境下，在感知信息处理上，有可能达到人类的水平甚至超过人类。

2 后深度学习时代的人工智能

后深度学习时代的人工智能，就是要把人工智能从狭义的、只能解决一定范围内的问题，推广到更宽广的范围，这就是我们现在所谓的弱人工智能、强人工智能以及通用人工智能。这项工作面临三个主要挑战：

（1）第一个挑战是概率统计方法带来的困难。我们刚刚说过概率统计方法给人工智能带来革命性的变化，但是它也同时给人工智能带来极大的挑战，这也是来自概率统计本身的原因——它通过大量的数据，只能抽取出重复出现的特征，或者是数据中间的统计关联性；找出来的并不是本质上的特征、语义上的特征；找出来的关系，也并不都是因果关系，而是关联关系。也就是说深度学习区分物体的依据是重复的模式，而人类大脑区分物体的依据是语义上的特征，两者有本质的区别，当然存在一定的关联性。

（2）第二个挑战是生数据带来的问题。大数据有很多好处，但是大数据也带来很大困难。我们现在使用的大数据跟以前的海量数据不一样，其中大量的数据是生数据。网络采集的数据都是掺杂了很多噪声、虚假信息、垃圾信息等等，这种数据叫生数据。当前的机器学习方法对于生数据的处理，与经过预加工的数据相

比，鲁棒性表现相对很差。

(3) 第三个挑战是推广能力、领域迁移。当前的深度学习方法都是就事论事，都很难推广到不同领域，这也就是面临的主要挑战。我们要从一个弱的人工智能推广到强人工智能，必须要克服领域迁移的困难。

要解决前述的这些挑战，目前来讲可以考虑两种解决办法：一个办法是把人工智能中“知识驱动”与“数据驱动”这两个方法结合起来，因为这两个方法是互补的。其中，“知识驱动”跟语义挂钩，可理解；“数据驱动”是黑箱的方法，不可理解，但其优点是可以从数据中提取模型。知识驱动方法是用离散的符号表示，而基于数据驱动的深度学习方法是用高维空间向量表示，如果能把两种方法“沟通”起来，有可能极大地推动人工智能技术的发展与应用。另外一个办法是回到神经网络的本源。借助于人脑神经的工作机制研究，进一步推动深度神经网络模型的深入发展。

3 后深度学习时代的计算机

当前，对计算机有这么几个批评，一个是能耗大，一个是基于的串行处理。在这里，我先给大家吃一个定心丸：现代的电子计算机还需要在很长一段时期里依赖冯·诺依曼结构。现在大家讨论最热的话题一个是量子计算、一个是类脑计算。大家不要以为量子计算一出来，现在的计算机就完全不行了。实际上，量子算法目前只有一二种可用的算法，所以它不能完全代替现在的计算机，就像量子通讯不能完全代替现在的通讯一样。我想给大家吃的第二个定心丸：现在讲的类脑计算，正确地讲叫 Brain Inspired Computing，而不是 Brain-like。当前，连大脑的运行机制都没有研究清楚，怎么可能开展完全的类脑计算呢？类脑计算研究的开展，需要学科的交叉，我特别推荐数学、认知科学、心理学、神经科学和语言学等领域的学者积极开展交叉学科研究，从而推动人工智能理论的进一步发展和创新。

（根据张钹院士在 CNCC 2016 大会上所作的特邀报告《人工智能未来展望，后深度学习时代》整理）