

从基础研究浅析人工智能技术发展趋势*

李美桃

(国家工业信息安全发展研究中心人工智能所,北京 100040)

摘要:近六十多年来,人工智能在算法、算力和数据的共同驱动下,获得了飞速发展,但仍处于弱人工智能阶段。重点分析了人工智能算法和算力方面的基础研究现状和发展趋势,弱人工智能迈向强人工智能亟待基础研究上的革命性突破。算法层面,深度学习算法模型缺乏可解释性和可泛化性,在基础理论上遇到瓶颈,亟待基础理论上的突破;算力层面,因集成电路工艺制程逼近微观物理极限导致摩尔定律失效和电子芯片算力增长趋缓,通用计算芯片架构受制于冯诺依曼瓶颈,以神经形态芯片为代表的人工智能芯片方兴未艾;数据层面,细分领域的高质量数据集匮乏制约人工智能技术应用发展,未来高质量数据集将不断构建。总之,人工智能底层技术将在未来相当长时间内缓慢前进,但产业化应用正在蓬勃发展。

关键词:人工智能;基础研究;发展趋势;算法;算力;深度学习

中图分类号: TP301

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.200346

中文引用格式: 李美桃. 从基础研究浅析人工智能技术发展趋势[J]. 电子技术应用, 2020, 46(10): 29-33, 38.

英文引用格式: Li Meitao. Analysis of the trend of artificial intelligence technology on basic research[J]. Application of Electronic Technique, 2020, 46(10): 29-33, 38.

Analysis of the trend of artificial intelligence technology on basic research

Li Meitao

(National Industrial Information Security Development Research Center, Beijing 100040, China)

Abstract: During the past sixty years, artificial intelligence(AI) has achieved rapid development jointly promoted by algorithms, computing power, and big data, but it is still in the stage of artificial narrow intelligence. The status and trends of basic research in AI algorithms and computing power are analyzed. The evolution of artificial narrow intelligence to artificial general intelligence will depend on breakthrough in AI basic theory research. On the aspect of AI algorithms, the deep learning algorithm model lacks interpretive reasoning and generalizability. AI encounters bottlenecks in basic theory and urgently needs a breakthrough. On the aspect of computing power, due to the CMOS physical limits the Moore's law is approaching failure and the growth of computing power is slowing down, the general computing chip architecture is limited by Feng Neumann's bottleneck and AI chips represented by neuromorphic chips are in the ascendant. On the aspect of data, the lack of high-quality data sets in specific area restricts AI technology application and more high-quality data sets will be continuously constructed in the short future. In short, the basic AI technology will slowly advance for a long time in the future, but the AI applications are booming from right now.

Key words: artificial intelligence; basic research; development trend; algorithm; computing power; deep learning

0 引言

人工智能(Artificial Intelligence, AI)是计算机技术发展的高级阶段的复杂技术体系,综合了计算机、数学、逻辑、信息论、控制论、认知科学和伦理学等多种学科。人工智能于1956年在达特茅斯学院的一次学术会议上被提出,可分为三个发展阶段:弱人工智能(Artificial Narrow Intelligence, ANI)、强人工智能(Artificial General Intelligence, AGI)和超人工智能(Artificial Super Intelligence, ASI)。ANI是在限定条件下的人工智能,目前掌握的人工智能技术

处于该阶段,是没有理解和推理的感知智能;AGI是能理解、推理和解决问题的机器智能,有知觉和自我意识,属于认知智能;ASI是在几乎所有领域都比最聪明的人类大脑都聪明的机器智能,是人工智能技术发展的终极目标。

过去六十多年来,三大基石即算法、算力和数据,共同驱动着人工智能技术快速发展。本文概述了弱人工智能的发展历程,即初始时期、知识驱动时期和数据驱动时期,重点梳理了算法和算力的前沿基础研究进展和面临的挑战,阐明了大数据在数据驱动时期对人工智能发展的巨大推动作用,最后从算法、算力、数据集和产业化应用四个方面浅析了人工智能技术的发展趋势。

* 基金项目: 面向重点行业应用的人工智能数据安全监管与服务平台建设(2019-00893-2-2)

1 发展历程

按照核心驱动技术的特征,目前的弱人工智能发展经历了三个阶段:初始时期、知识驱动时期和数据驱动时期:

(1) 初始时期(1956 至上世纪 70 年代)

人工智能概念提出和相关基础理论开始创新性发展,初步尝试用软件模仿人类智能,如知识表达、文字计算、简单神经元模型、模糊集理论和学习算法等,受限于当时算法、算力和数据缺乏,很多理论未能实现,但为后来人工智能的快速发展奠定了理论基础。

(2) 知识驱动时期(20 世纪 70 年代至 90 年代中期)

采用了基于符号、逻辑和规则的知识驱动方法,开发了综合专业知识库、经验和专家决策的智能专家系统(专家系统是指在狭窄领域具有专家水平的计算机程序),大量专家系统在不同领域得到应用,如化学、电子、工程、医药和过程控制等,典型案例是卡耐基梅隆大学在 1980 开发的 XCON 专家系统等^[1]。

(3) 数据驱动时期(20 世纪 90 年代中期至今)

采用了以“深度学习+大数据”为突出特征的数据驱动方法,取得了颠覆式突破。标志性事件:1997 年深蓝(Deeper Blue)击败国际象棋世界冠军卡斯巴罗夫^[2];数据驱动方法用于语音识别和图像识别后,取得突破性进展:2015 在 ImageNet^[3]图像库评测上,微软图像识别系统的误识率 4.94% 低于人类 5.1%;2016 年 AlphaGo 战胜围棋世界冠军李世石^[4]。

2 算法

在人工智能复杂技术体系中最为核心的是人工智能算法,算法本质上是一套数学理论,比如深度学习、贝叶斯算法等的底层模型均涉及高等数学、统计学和概率论等。

人工智能从知识驱动进入数据驱动,实质上是理论范式从知识编码向机器学习和深度学习的突破性转变,从而引发了近二十多年人工智能技术的蓬勃发展。人工智能机器学习(Machine Learning, ML)实质上是通过数学统计概率来近似描述人类思考的过程,经历了三次突破式发展:20 世纪 50 年代提出神经网络雏形即感知器^[5],20 世纪 80 年代提出浅层感知神经网络算法^[5],再到自 2006 年开始爆发的以深度学习为代表的高复杂度算法^[6]。

深度学习是机器学习中一种基于大规模数据的表征学习算法,能从海量数据中学习高级特征。在指数级增长的算力和伴随互联网爆发的大数据综合支撑下,深层神经网络逐步在多个领域取得突破性进展,奠定了目前深度学习在计算机视觉、语音识别、自然语言处理等人工智能核心领域的统治地位。

同时深度学习技术也遇到很多挑战:标注数据缺乏或标注数据成本过高、过度拟合、对抗攻击、无可解释性、稳定性差、训练时间长、训练的算力需求巨大等。针对这些问题,目前学术界的主要研究方向和进展有:

(1) 强化学习^[7]、对抗学习^[8]、对偶学习^[9]、迁移学习^[10]、分布式学习和元学习^[11];

(2) 深度学习与其他学习方法的组合;

(3) 自动化机器学习(AutoML);

(4) 新的训练方法;

(5) 新的网络结构,如深度森林^[12]。

深度学习在图像和语音领域已经非常成熟,在自然语言处理(Natural Language Processing, NLP)上还面临不少挑战。近年深度学习在 NLP 领域的主要进展是谷歌的基于变换器的双向编码器表征量(Bidirectional Encoder Representations from Transformers, BERT)^[13],先用大量无标注语料进行模型预训练学习,再用少量标注语料进行微调来完成分类、序列标注、句间关系判断和机器阅读理解等任务。BERT 模型在多项自然语言理解任务上性能突出,但由于网络结构层次深和参数量庞大,工程实现上算力消耗巨大。

深度学习与其他学习方法形成组合模型:深度强化学习(Deep Reinforcement Learning, DRL)^[7]、深度迁移学习^[14]、贝叶斯与神经网络的组合^[15]、人工规则与神经网络的组合^[16]、图与卷积神经网络的组合^[17]。

分布式深度学习方面的最新进展是由美国莱斯大学的研究人员与亚马逊合作提出的 MACH 算法,发布在 2019 年 12 月的 NeurIPS 大会上,该算法将模型中 10 亿个参数分成若干层次并进行重新分类,使得单次搜索所用次数大幅减少,从而使训练时间和内存占用大幅度减少,将使得大型数据库中的检索更为高效。

DRL 是 AlphaGo 的核心算法,近三年发展迅猛,它综合了蒙特卡洛树搜索与机器学习两大技术^[18],它在视频、游戏、围棋、机器人等领域也已经取得良好效果。

迁移学习把源任务训练好的模型迁移到目标任务中,帮助目标任务解决训练样本不足的问题。深度迁移学习兼有深度学习和迁移学习的优点,主要有四类:基于实例、映射、网络、对抗的深度迁移学习^[19]。

AutoML 是机器学习界的梦想,实现机器学习的部分或全部流程的自动化,输入数据集后,模型能自动决定所有参数,从层数、模块、结构到超参数等。AutoML 不依赖经验,采用数学推理的方式,缩短了训练时间,提升了模型训练效率,典型成果是 2018 年谷歌的开源集成学习工具 AdaNet^[20]。

数据标注非常耗时费力,如标注语义分割图等。文献[21]提出了一种自动标注图像的方法,自动生成一个多边形,标注出图像中的对象。它用卷积神经网络提取图像特征,再用循环神经网络解码多边形的顶点,最后通过评估网络从候选中选出最优的模型。

深度森林算法模型打破了深度神经网络模型在深度学习技术中的垄断地位,也具有逐层加工处理、内置特征变化和模型复杂度高特征,已在非法套现检测的应用中取得良好效果^[12]。

此外,人工智能基础研究热点还有用合成数据训练深度神经网络^[22]、探索快速低成本的训练方案^[23]、利用对抗网络合成图片^[24]、视频合成^[25]等。

综合分析人工智能当前基础研究现状,算法模型的未来发展趋势是自动化、组合化、轻量化、通用化和新深度模型探索。目前,学术界和工业界正将绝大部分资源投入到现有深度学习算法的完善改进和应用拓展中,在底层基础理论研究方面重视不够。尽管多种深度学习算法还在不断研究和改善中,但已经在基础理论上面临瓶颈^[26],特别是深度学习的黑盒问题、泛化性差和稳定性不足。迈向强人工智能的路途还很遥远,未来基础算法模型突破的技术路线目前有两种^[27]:第一是脑神经科学的重大发现;第二是知识驱动与数据驱动方法的结合^[16,28]。第一种技术路线的难度更大,但前景更广阔,因此,各国纷纷将脑研究计划列为国家战略,将大脑的基础研究视为争夺全球人工智能科技和产业发展制高点的关键^[29]。

3 算力

本节先分析了算力发展对人工智能算法发展的既制约又推动的关系。随着互补金属氧化物半导体电路(Complementary Metal Oxide Semiconductor, CMOS)工艺中晶体管尺寸逼近物理极限,通用电子芯片为代表的算力增长趋缓,本节概述了通用芯片发展的主要技术路线。受限于冯诺依曼瓶颈,深度学习技术推动了采用非冯诺依曼架构人工智能芯片的快速发展,本节最后分析了人工智能芯片的发展现状和趋势。

3.1 算力与算法之间的辩证关系

在过去七十多年里摩尔定律推动了硬件算力呈指数级飞速发展,下面从人工神经网络历史上三次引爆点,即感知器、霍普菲尔德网络、深度学习,分析算力与算法之间的关系。

1958年康奈尔大学教授弗兰克·罗森布拉特在IBM704上实现感知器^[1],本质上是两层神经网络模型,能将图像进行简易分类,IBM704的算力水平是0.01 MIPS。

1982年约翰·霍普菲尔德设计了霍普菲尔德神经网络^[5],产生了开创性影响,重启了当时处于低谷的神经网络研究,当时Intel80286的算力水平是2.66 MIPS,相比IBM704提高了两百多倍,即提高了2个数量级。20世纪八九十年代的整体算力水平能支撑的算法复杂度仅限于浅层神经网络模型。

2012年,杰弗里·辛顿的学生Alex Krizhevsky提出AlexNet^[30],一举摘下ILSVRC 2012的桂冠,引发了深度学习研究和应用发展的高潮,此时Intel i7 3960X的算力水平是177 730 MIPS,相比IBM704提高了百万数量级,算力性能发生了质的飞跃,为深度神经网络模型这种高复杂度算法的实现奠定了算力基础。

早期尽管人工智能基础理论蓬勃发展,但芯片算力不足制约人工神经网络的发展。20世纪80年代,与早期相比算力提升了约两个数量级,仅可支撑实现浅层神

经网络模型。21世纪后,相比早期算力有了百万数量级的质变,深层神经网络等高复杂度算法才得以实现。因此,在算力和人工智能算法的不断发展过程中,算力与算法相辅相成,算力对算法既推动又制约。

3.2 通用电子芯片的技术发展路线

目前通用电子芯片采用CMOS工艺生产,商业上5 nm制程已经实现量产,随着晶体管尺寸逼近物理极限,电子芯片技术进入后摩尔时代。通过缩小晶体管尺寸而提高集成密度的方法已经难以为继,通用电子芯片发展的主要技术路线有:新工艺、新材料、新物理原理等。

新工艺的突出代表是不断创新发展的先进封装技术。随着摩尔定律趋缓,先进封装技术成为电子产品小型化、多功能化、低功耗、高带宽的核心手段,它正朝着集成、高速、高频、三维方向发展。三维封装技术的实质是将多个高带宽存储器芯片与CPU、GPU、FPGA等处理器在三维空间上垂直堆叠,减少彼此的传输路径,加快运算速度,提升整体计算效率^[31]。

基于硅材料的CMOS快走到头了,替代硅的新材料主要有石墨烯晶体管、隧穿晶体管、负电容效应晶体管、碳纳米管、二维原子晶体材料等。这些新材料的应用尽管可以提高芯片的性能,降低功耗和面积等,但尺寸上依然面临逼近物理极限的问题,实质上只是延缓摩尔定律的寿命。

新物理原理比如自旋电子学,英特尔和加州大学伯克利分校的联合团队利用自旋电子学领域取得的突破正研发超级芯片^[32],将现在常见芯片元件尺寸缩小到五分之一,能耗降低超过90%。

3.3 人工智能芯片快速发展

人工智能芯片是针对人工智能算法做了特殊加速设计的芯片,算法目前主要以深度学习算法为主。人工智能芯片按技术架构分为四种:冯诺依曼架构的GPU、半定制化的FPGA、全定制化的ASIC、神经形态芯片。

GPU(Graphics Processing Unit)采用并行架构,运算单元多,逻辑单元少,运算单元超过80%,而CPU的运算单元仅为20%,逻辑单元更多,因此CPU擅长逻辑控制与串行运算,而GPU擅长大规模并行运算,GPU因优良的矩阵计算和并行计算优势,最先受益于人工智能爆发,目前是人工智能计算领域最成熟的生态系统。英伟达的大规模并行GPU和专用GPU在当前深度学习神经网络学习市场占据主导地位。

FPGA(Field-Programmable Gate Array,现场可编程门阵列)比GPU更灵活、可扩展、效能功耗比更高,被称为万能芯片。在芯片需求还未成规模、深度学习算法需要不断迭代改进的情况下,具备可重构特性的FPGA芯片适应性更强。目前国际FPGA市场被Xilinx和英特尔两强瓜分。

ASIC(Application Specific Integrated Circuits,专用集成电路)是面向特定用户需求的定制芯片,具有性能强、体积小、功耗低等优点。近年来越来越多的公司开始采

用 ASIC 芯片进行深度学习算法加速,其中表现最为突出的是谷歌公司的 TPU(Tensor Processor Unit)^[33]。TPU 是为机器学习量身定制的专用 ASIC,内部采用了成千上万的低精度的 ALU 阵列来优化矩阵运算和卷积乘法,减少 I/O 操作,一定程度上缓解冯诺依曼瓶颈。TPU2.0 算力约 180 TFlops,而 TPU3.0 算力高达 100 PetaFLOPs,比英伟达 GPU V100 的 125 TFLOPs 快三个数量级。

神经形态芯片,也称为类脑芯片,它仿照人脑结构中神经元和突触的工作方式,通过纵横交叉矩阵、片上网络、芯片外部互联链路的多层级方式实现神经元之间的复杂互联,从根本上避免了冯诺依曼瓶颈。2019 年英特尔公司推出了类脑芯片系统 Pohoiki Beach^[34],14 nm 制程,可模拟 800 万人工神经元,与部分小型啮齿动物的大脑容量相当,比传统 CPU 快 1 000 倍,能耗低 10 000 倍。

基于 CMOS 工艺的电子芯片随着晶体管尺寸缩小到物理极限而遇到瓶颈,通过新工艺、新材料和新基础物理原理等创新技术还在延缓摩尔定律。由于 AI 计算的存算一体化特点,传统计算架构遇到冯诺依曼瓶颈,短期内 GPU、FPGA、ASIC 三种技术路线仍将主导人工智能芯片领域。长期看,随着 5G、物联网、云边端人工智能计算的快速发展,在云和边缘侧的深度学习底层模型趋同而形成通用计算架构,因此,专用开发的 GPU、FPGA、ASIC 将被通用人工智能芯片所替代是必然发展趋势,神经形态芯片未来将走向通用化。

4 数据

随着互联网、移动互联网、计算机技术、传感器和通信技术等的不断发展,全球数据量呈指数级飞速增长,世界进入了大数据时代。

自 20 世纪 80 年代以来,全球数据量每三年翻一番。根据国际数据公司 IDC 于 2018 年底发布的报告《数字化世界——从边缘到核心》,全球数据总量在 2010 年约 1.8 ZB,2015 年约 16 ZB,2018 年约 33 ZB,预测 2025 年将达到 175 ZB,年平均增速约 27%。随着网信技术不断发展,各行各业不断数字化,数据量井喷增长,全球进入大数据时代。同时,大数据引爆了这一轮深度学习技术引领的人工智能技术发展浪潮。

ImageNet^[3]是为计算机视觉领域做出开创性贡献的基础数据集,2009 年由李飞飞发布,包括约 1 300 万图片,约 22 000 类,其中 320 万张经过标注。ImageNet 比赛,即 ILSVRC(ImageNet Large-Scale Visual Recognition Challenge),从 2011 至 2017 共举办七届,将图像识别率从 71.8%提升到 97.3%,超越了人类,开启了深度学习技术井喷发展。ImageNet 改变了人工智能领域人们对数据集重要性的认知,从此,仅重视算法模型而轻视数据的时代宣告终结。2019 年 6 月 ImageNet 获得了国际计算机视觉和模式识别领域顶级学术会议 CVPR 的“计算机视觉基础贡献奖”。

数据集对提升机器学习模型的准确率至关重要,目前细分关键领域的高质量数据集匮乏,制约全球人工智能技术的发展。已有的规模化数据集质量良莠不齐,缺乏开放性而无法被大范围使用。人工智能强国如美、英、德等均从战略高度推动建设人工智能行业数据集,我国亦提出建设人工智能基础行业数据平台,包括公共数据资源库、标准测试数据集、云服务平台等。

5 发展趋势

人工智能技术的主要发展趋势包括以下几个方面:

(1)算法模型短期和长期的发展趋势

从短期看,算法模型的发展趋势是自动化、组合化、轻量化、通用化和新深度模型,如深度增强模型在 AlphaGo 上的成功,在训练数据增强上的引用;深度迁移学习在一定程度上缓解了训练数据不足的困境;自动机器学习试图逐步将机器学习中部分或全部流程实现自动化。深度森林是一种新型深度网络模型,打破了深度神经网络在深度学习技术中的垄断地位。

从长期看,算法模型在基础理论上的突破很有可能来源于脑神经科学和认知科学等基础研究领域的革命性突破。

(2)人工智能芯片从专用走向通用化

随着 5G、IoT 和云边端计算发展和 CMOS 制程的不断技术创新,GPU 仍然将延续统治人工智能芯片领域,特别是在云端和边缘端具有巨大的市场前景,但随着深度学习等技术在功耗效率和场景应用方面的进一步发展,FPGA 和 ASIC 的市场占有率将逐步上升。长期看,GPU、FPGA、ASIC 和基于非冯诺依曼架构的神经形态芯片等将向通用人工智能计算平台等方向发展。

(3)机器学习训练的小样本化

海量大样本训练时间长、计算成本高、可解释性差、稳定性差。深度学习网络模型利用概率统计方法,通过逐层特征变换,自动学习数据样本特征,但样本的利用率低,现阶段还不能像人一样通过极少样本进行学习。未来深度学习技术将不仅依靠概率统计方法,还将与基于知识规则驱动的方法融合,小数据样本训练是未来重要发展方向。

(4)深度学习技术的广泛产业化应用

随着大数据、5G、物联网、云边端计算的快速发展,基于深度学习网络的人工智能技术应用领域更广泛和更深入,在计算机视觉、语音识别、自然语言处理、机器翻译和路径规划等技术领域将持续深入探索,将在安防、金融、交通、教育、医疗和能源等多个应用领域广泛产业化落地。

6 结论

在算法、算力和数据的共同推动下,人工智能现在进入以深度学习技术引领的发展浪潮,尽管面临算法上底层基础理论上的瓶颈,但人工智能的产业化应用方兴未艾。

《电子技术应用》2020 年第 46 卷 第 10 期

算法模型是人工智能技术的核心,短期看人工智能算法模型的发展趋势是自动化、组合化、轻量化、通用化和新深度模型的探索等。由于深度学习技术在基础理论上面临无因果逻辑解释、泛化性不足和稳定性差等瓶颈,长期看算法模型将缓慢发展,目前技术路线主要有两种:一种是根据人脑神经网络结构和工作原理改进算法模型;另一种是数据驱动方法与知识驱动方相结合,前者依赖在脑神经科学基础研究方面的新重大发现;后者需要机器学习在知识获取和语义理解方面有突破,两种技术路线的挑战均极大。

随着 5G、IoT 和云边端计算的快速发展和集成电路技术的不断创新,在云端和边缘端,GPU 在短期内还将主导市场,同时,FPGA 和 ASIC 的不断发展和提升市场占有率。长期发展看,采用非冯诺依曼架构的人工智能专用芯片将走向通用化。伴随着深度迁移学习和知识及数据双驱动模型的进展,机器学习训练在一定条件下将走向小样本化。深度学习技术正在逐渐渗透到各行各业,推动着人工智能产业化的蓬勃发展。

参考文献

- [1] ROSENBLATT F.The perceptron:a probabilistic model for information storage and organization in the brain[J].Psychological Review, 1958, 65(6): 386.
- [2] King Daniel.Kasparov versus deeper blue:the ultimate man versus machine challenge[J].ICGA Journal, 1997, 20(3): 187-187.
- [3] Deng Jia, Dong Wei, SOCHER R, et al.Imagenet: a large-scale hierarchical image database[C].Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Piscataway, NJ, USA, 2009: 248-255.
- [4] Wang Feiyue, ZHANG J J, Zheng Xinhua, et al.Where does AlphaGo go: from church-turing thesis to AlphaGo thesis and beyond[J].IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2016, 3(2): 113-120.
- [5] HOPFIELD J J.Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities[J].Proceedings of the National Academy of Sciences, 1982, 79(8): 2554-2558.
- [6] HINTON G E, OSINDERO S, THE Y W.A fast learning algorithm for deep belief nets[J].Neural Computation, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [7] MNH V, KAVUKCUOGLU K, SILVER D, et al.Human-level control through deep reinforcement learning[J].Nature, 2015, 518(7540): 529.
- [8] Li Jiwei, MONROE W, Shi Tianlin, et al.Adversarial learning for neural dialogue generation[C].Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, Copenhagen, Denmark, 2017: 2157-2169.
- [9] Yi Zili, Zhang Hao, Tan Ping, et al.Dualgan: unsupervised dual learning for image-to-image translation[C].ICCV 2017, Venice, Italy, 2017: 2849-2857.
- [10] PAN S J, Yang Qiang.A survey on transfer learning[J].IEEE Transactions on knowledge and Data Engineering, 2009, 22(10): 1345-1359.
- [11] SANTORO A, BARTUNOV S, BOTVINICK M, et al.Meta-learning with memory-augmented neural networks[C].Proceedings of The 33rd International Conference on Machine Learning, New York, NY, USA, 2016: 1842-1850.
- [12] Zhou Zhihua, Feng Ji.Deep forest[C].Proceedings of the 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence, Melbourne, Australia, 2017: 3553-3559.
- [13] Devlin Jacob, Chang Mingwei, Lee Kenton, 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: Human Language Technologies, Minneapolis, Minnesota, 2019: 4171-4186.
- [14] Long Mingsheng, Zhu Han, Wang Jianmin, et al.Deep transfer learning with joint adaptation networks[C].Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning, Sydney, NSW, Australia, 2017: 2208-2217.
- [15] LAKE B M, Salakhutdinov Ruslan, Tenenbaum Joshua B. Human-level concept learning through probabilistic program induction[J].Science, 2015, 350(6266): 1332-1338.
- [16] Hu Zhiting, Ma Xuezhe, Liu Zhengzhong, et al.Harnessing deep neural networks with logic rules[C].Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, Berlin, Germany, 2016: 2410-2420.
- [17] COATES M, PAL S, Zhang Yingxue, et al.Bayesian graph convolutional neural networks for semi-supervised classification[C].National Conference on Artificial Intelligence, Honolulu, Hawaii, USA, 2019: 5829-5836.
- [18] MOUSAVI S S, SCHUKAT M, HOWLEY E.Deep reinforcement learning: an overview[C].Proceedings of SAI Intelligent Systems Conference(IntelliSys) Cham, Yaxin Bi, Supriya Kapoor and Rahul Bhatia, 2018: 426-440.
- [19] Tan Chuanqi, Sun Fuchun, Kong Tao, et al.A survey on deep transfer learning[C].Artificial Neural Networks and Machine Learning-ICANN 2018, Cham, Věra Kůrková, Yannis Manolopoulos, Barbara Hammer, Lazaros Iliadis and Ilias Maglogiannis, 2018: 270-279.
- [20] CORTES C, GONZALVO X, KUZNETSOV V, et al.Adanet: adaptive structural learning of artificial neural networks[C].Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning(ICML 2017), Sydney, Australia, 2017: 874-883.
- [21] ACUNA D, LING H, KAR A, et al.Efficient interactive annotation of segmentation datasets with polygon-RNN++[C].

(下转第 38 页)

半导体产业人才培养和引进政策,实现我国半导体产业在薄弱领域的国产替代化。

参考文献

- [1] 诸玲珍.以产品为中心重塑中国集成电路产业[N].中国电子报,2019(9).
- [2] 王丽丽.“对华禁令”下的创新方向[J].装备制造,2009(7):87-89.
- [3] 杨川.2020 我国以科技进步驱动经济转型的关键之年[J].军民两用技术与产品,2020(4):8-15.
- [4] 许晔,孟弘.《瓦森纳协议》对我国高技术的出口限制[J].科技管理研究,2012(24):25-28.

(上接第 28 页)

- [4] 中国移动携手北京协和医院成功完成全球首例 5G 远程眼底激光手术治疗[EB/OL].(2019-07-07)[2020-05-14].<http://finance.sina.com.cn/stock/relnews/us/2019-07-07/doc-ihytterm1962278.shtml>.
- [5] 方金武,刘硕鹏,王道洋.5G 引领医疗智慧化转型[J].上海信息化,2020(3):26-28.
- [6] 原静民,任徽,孙妍,等.2019 新型冠状病毒传播途径分

(上接第 33 页)

- The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), Salt Lake City, Utah, USA, 2018: 859-868.
- [22] Tremblay Jonathan, Prakash Aayush, Acuna David, et al. Training deep networks with synthetic data: bridging the reality gap by domain randomization[C]. CVPR 2018 Workshop on Autonomous Driving, 2018: 1082-1090.
- [23] Cody Coleman, DANIEL K, DEEPAK N, et al. Analysis of DAWN Bench, a time-to-accuracy machine learning performance benchmark[J]. ACM SIGOPS Operating Systems Review, 2019, 53(1): 14-25.
- [24] BROCK A, DONAHUE J, SIMONYAN K. Large scale gan training for high fidelity natural image synthesis[J]. arXiv preprint arXiv: 1809.11096, 2018.
- [25] Wang Tingchun, Liu Mingyu, Liu Guilin, et al. Few-shot video-to-video synthesis[C]. Neural Information Processing Systems(NeurIPS), 2019.
- [26] YUILLE A L, Liu Chenxi. Deep nets: what have they ever done for vision?[J]. ArXiv preprint arXiv: 1805.04025, 2018.
- [27] 张钊.人工智能进入后深度学习时代[J].智能科学与技术学报, 2019, 1(1): 4-6.
- [28] Ahn Sungjin, Choi Heeyoul, Parnamaa Tanel, et al. A neural knowledge language model[J]. arXiv preprint arXiv: 1608.00318, 2016.

- [5] 李常林,杨国梁,牟云清,等.我国集成电路行业发展以及商业银行策略研究[J].国际金融,2019(6):22-30.
- [6] 石其宝.日本政府对华出口管制政策的历史考察[J].历史教学,2010(595):37-40.
- [7] 康劲,吴汉明,汪涵.后摩尔时代集成电路制造发展趋势以及我国集成电路产业现状[J].微纳电子与智能制造, 2019, 1(1): 57-64.

(收稿日期:2020-06-11)

作者简介:

张倩(1984-),女,硕士,副研究员,主要研究方向:半导体产业发展。

析与思考[J].西安交通大学学报(医学版),2020,41(4): 497-501.

(收稿日期:2020-05-14)

作者简介:

刘金鑫(1972-),女,博士,高级工程师,主要研究方向:智慧医院、远程医疗、区域医卫等医疗信息化。

李娜(1981-),女,博士,主要研究方向:5G 智慧医疗。

孙小康(1991-),男,硕士,主要研究方向:5G 智慧医疗。

- [29] 曾毅,刘成林,谭铁牛.类脑智能研究的回顾与展望[J].计算机学报,2016,39(1):212-222.
- [30] YAN L C, YOSHUA B, GEOFFREY H. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [31] Tummala R R. 3D system package architecture as alternative to 3D stacking of ICs with TSV at system level[C]. 2017 IEEE International Electron Devices Meeting(IEDM), 2017: 341-343.
- [32] MANIPATRUNI S, NIKONOV D E, LIN C C, et al. Scalable energy-efficient magnetoelectric spin-orbit logic[J]. Nature, 2019, 565(7737): 35-42.
- [33] XIONG Y. A unified programming model for heterogeneous computing with CPU and accelerator technologies[C]. 2019 12th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics(CISP-BMEI), 2019: 1-4.
- [34] Intel Corporation, Intel's Pohoiki Beach, a 64-chip neuromorphic system, delivers breakthrough results in research tests [EB/OL]. [2019-07-15]. <https://newsroom.intel.com/news/intels-pohoiki-beach-64-chip-neuromorphic-system-delivers-breakthrough-results-research-tests/?wapkw=%20Pohoiki%20Beach#gs.lceher>.

(收稿日期:2020-04-29)

作者简介:

李美桃(1984-),女,硕士,工程师,主要研究方向:人工智能基础理论、智能语音、计算机视觉、人工智能技术测评等。