

·“双清论坛”专题：人工智能基础理论及应用·

人工智能的回顾与展望

吴飞^{1*} 阳春华² 兰旭光³ 丁进良⁴ 郑南宁³ 桂卫华²
高文⁵ 柴天佑⁴ 钱锋⁶ 李德毅⁷ 潘云鹤¹ 韩军伟⁸
付俊⁴ 刘克⁹ 宋苏⁹ 吴国政⁹

(1. 浙江大学人工智能研究所, 杭州 310027; 2. 中南大学信息科学与工程学院, 长沙 410083; 3. 西安交通大学人工智能与机器人研究所, 西安 710049; 4. 东北大学流程工业综合自动化国家重点实验室, 沈阳 110819; 5. 北京大学数字视频编解码技术国家工程实验室, 北京 100871; 6. 华东理工大学化工过程先进控制和优化技术教育部重点实验室, 上海 200237; 7. 中国人民解放军军事科学院, 北京 100850; 8. 西北工业大学信息融合技术教育部重点实验室, 西安 710072; 9. 国家自然科学基金委员会信息科学部, 北京 10085)

[摘要] 基于第194期“双清论坛”, 本文分析了我国人工智能发展和人工智能助力制造业优化升级面临的挑战问题, 从脑启发计算、人工智能基础前沿和流程制造业智能化三个方面总结了近5年主要研究进展, 探讨了未来5年前沿研究领域和科学基金重点资助方向。

[关键词] 脑认知; 神经记忆; 非完全信息; 流程制造; 智能化

1955年美国McCarthy等人在研究计划中提出了人工智能(Artificial Intelligence, AI)的概念, 随后1956年的达特蒙斯学院(Dartmouth)暑期论坛上首次提出^[1]。经过60多年的发展和积淀, 伴随着互联网、大数据、云计算和新型传感等技术的发展, 人工智能正引发可产生链式反应的科学突破, 催生一批颠覆性技术、培育经济发展新动能、塑造新型产业体系, 加速新一轮科技革命和产业变革。

2017年7月, 党中央、国务院决定实施我国《新一代人工智能发展规划》, 十九大报告中也明确提出推动互联网、大数据、人工智能和实体经济深度融合, 人工智能已上升为国家战略。在此背景下, 国家自然科学基金委员会(以下简称基金委)第194期“双清论坛”于2017年12月2—3日在湖南长沙召开, 以“人工智能基础理论及应用”为主题, 探索人工智能基础前沿及人工智能助力制造业升级。来自北京大学、清华大学、浙江大学、德国汉堡大学、中国科学院和百度公司等34所高校、研究机构和大型企业

的54位专家和20余位青年学者, 以及基金委政策局、信息科学部、数理科学部、工程与材料科学部和管理科学部的相关工作人员参加了此次论坛。与会专家对脑科学和认知科学、人工智能、制造业优化升级等多学科交叉发展现状与趋势、未来主要研究方向和科学问题进行了梳理, 并提出了主题相关领域的国家自然科学基金资助战略。

1 人工智能基础理论与智能制造面临的机遇与挑战

理解人类认知并建立可计算认知模型需要厘清从行为到神经系统和回路再到细胞核分子不同层面的因果关联, 因此理解人类认知的神经基础是促进人工智能取得长足发展一个很有吸引力但遥远的目标^[2]。从对大脑观测理解中, 抽取对人工智能有启发性的内容, 为脑启发计算或生物计算带来启示, 是目前脑科学与人工智能交叉一个活跃方向。除了借鉴脑科学和神经科学所带来的启示, 国内外学者也从统计学习、概率建模和推理优化等角度来推动人

收稿日期: 2018-03-16; 修回日期: 2018-04-12

* 通信作者, Email: wufei@zju.edu.cn

工智能的发展。

流程制造业(主要指钢铁、石化、化工、有色和建材等原材料工业)是我国经济社会发展的支柱产业,作为我国实体经济的基础,流程制造业的智能化是提升我国自主创新能力的关键。因此,推动人工智能基础理论研究成果向制造业转化,提升制造业水平是实现场景人工智能需要发力关键。

1.1 脑科学给人工智能研究带来巨大启示

当前,以深度学习为代表的人工智能在图像分类、语音识别、视觉理解和机器翻译等领域取得惊人的进步^[3,4]。但深度学习依赖于标注数据,缺乏逻辑推理和对因果关系的表达能力,很难处理具有复杂时空关联性的任务,促使我们去寻求新的计算模式。

人类大脑具有感知、识别、学习、联想、记忆和推理等功能,并非全部用符号计算形式来实现。这些功能与大脑结构存在着对应关系,并且大脑的神经网络系统具有多层反馈机制,如来自于高级“控制”脑区到初级视觉脑区的反馈信号,形成了基于内容和语义的视觉“选择性注意”机制。类脑计算就是受上述脑功能和脑神经网络连接机制启发的一种计算架构,它以神经形态计算的模式来部分模拟大脑功能与其结构的对应关系和反馈连接,增强人工智能及其计算效率,不完全依赖现有冯·诺依曼计算结构,也不是复制人类大脑或简单地建造一种模拟神经元功能的芯片,更不是去完全替代冯·诺依曼计算结构。然而,至今我们对人类认知功能如何从复杂动态(时空演变)的大脑神经结构中产生,依然没有形成较为完整的认识。

类脑计算最根本挑战是人类大脑信息处理和认知功能深刻的复杂性。大脑复杂的网络连接、信息传输和组织方式在实现人类认知的过程中起着关键作用。科学界已对大脑是由多个不同功能区域组织连接而成的网络达成共识,层次化、多尺度、高度连通、多中央枢纽的网络拓扑结构决定着大脑任务相关以及自发的活动。当前,研究者正通过发掘大脑结构连接、功能连接和有效连接的聚合和分离(敛散性)来洞察大脑认知机理。在这其中,大脑结构连接相对静态,而功能连接和有效连接具有时空动态演化特性,如连接强度变化及神经脉冲信号时序关系^[5]。

记忆是生物神经网络一个重要功能。对大脑记忆机制和模型的研究,既可以增进人们理解大脑工作机制,又能推进类脑(受脑启发的)计算发展,具有重要的工程应用价值。神经记忆的特征主要表现在如下四个方面:分布式表达和存储、输入信息与被检

索记忆信息在内容上具有关联性、对记忆信息的存储和检索具有动态性、记忆与信息处理过程紧密结合^[6]。鉴于记忆在生物神经系统具有重要作用,因此大脑记忆机制研究对推动类脑计算具有重要指导意义。

1.2 人工智能正迈向新的发展阶段

当前,人工智能具有如下五个重要特点,推动人工智能迈向新的发展阶段^[7,8]:从人工知识表达技术到大数据驱动知识学习;从处理类型单一的数据到跨媒体认知、学习和推理;从追求“机器智能”到迈向人机混合的增强智能;从聚焦研究“个体智能”到基于互联网的群体智能;从机器人到自主无人系统。

目前,通过深度学习来形成原始数据更好表达这一研究已在自然语言理解、语音识别、图像分类、视频检测和知识图谱构建等方面取得巨大成效。与依赖于人工经验、通过手工构建的特征不同,深度学习一般从标注数据出发,通过误差后向传播进行参数调整以实现端到端的区别性特征学习。深度学习基本动机在于构建多层网络来学习隐含在数据内部的模式,从而从数据中可直接学习更具区别力、更泛化的特征而非手工定义。

但是,这一犹如“黑盒子”式的学习模型存在过度依赖于标注数据,难以有效利用逻辑、先验和知识等信息,适应环境变化能力不足、在对抗环境下易于被攻击、结果可解释差等不足。为了弥补上述不足,一些研究开始重视在深度学习过程中引入先验知识或更加重视中间特征层,以建立更具解释性的深度学习模型。

与AlphaGo在“集合封闭、规则完备、约束有限”场景下完成博弈这一情况不同,现实社会中诸多行为决策(如新经济运行、产业布局、网络空间安全等)往往是非完全信息条件下博弈,即在未能全面掌握所有条件下进行的推理和决策。

非完全信息条件下人工智能在德州扑克和星际争霸等方面取得了较好进展,如卡耐基梅隆大学研制的无限注德州扑克人工智能程序Libratus利用纳什均衡、残局终结和能力自我提升等方法与人类玩家博弈^[9],体现了“从经验中进行策略学习的人工智能能力”。

从完全信息条件下博弈到非完全信息条件下博弈需对知识引导、数据驱动和策略搜索等不同人工智能方法进行有机整合,既要有多源头、多领域、多类型数据自底向上进行多层次的深度抽象和归纳,也要有效管控不确定性的自顶向下演绎和推理^[10],

以建立逻辑推理、归纳推理和直觉顿悟相互协调补充的新模型和方法。对传统人工智能推理进行适度松绑和合理假设是当前人工智能所面临挑战。

1.3 智能制造机遇与挑战

流程制造业是我国实体经济的基石,也是我国结构性改革和绿色发展的主战场。近年来流程工业的工艺、装备和自动化水平都得到大幅提升,自主创新能力持续增强,产业结构调整取得重要进展。

然而,流程制造业面临资源、能源、环境日益严重的制约。新一轮科技革命和产业变革与我国加快转变经济发展方式形成历史性交汇,为我们实施创新驱动发展战略提供了难得的重大机遇。新一代人工智能、大数据、物联网等现代信息技术和制造流程的紧密结合,为我国流程制造业的优化升级指明了发展方向^[11, 12]。

智能制造已成为提升制造业整体竞争力的核心高技术,新一代人工智能技术与先进制造技术深度融合,将重构制造流程的各环节,形成从技术模式到价值链的新一代智能制造体系。

流程制造过程包含复杂的物理化学反应,难以进行数字化描述,多生产工序间关联耦合,许多控制、调度、决策行为仍依赖知识型工作者完成,严重阻碍了流程工业向高效化、绿色化方向发展。首先,制造过程信息呈现出多维性与多层次性,面对严苛指标和复杂要求,操作人员难以敏锐感知、深刻认知制造全局动态变化。其次,随着数据种类和规模迅速增加,无法使用手工方法从大数据中自动高效获取知识和有价值规律。第三,生产系统单元间关联耦合复杂,人工操作不能实现全局动态优化。最后,决策系统严重依赖具有局限性的管理层经验,经常出现决策失误。正如 *Science* 杂志论文指出的^[13]:人类行为已经成为制造流程发展的瓶颈。加快新一代人工智能技术与先进流程制造技术深度融合,实现流程制造智能化已经成为当务之急和行业共识。

应用人工智能技术来实现流程制造智能化存在的主要挑战:(1)如何在开放、受扰、不确定性动态生产环境中来感知和认知全局工况态势;(2)如何学习处理不完备小样本数据中所包含碎片化隐性知识,以解决难以表征生产情境、难以计算生产、控制和决策中复杂信息的关键技术问题;(3)如何通过智能方法来精确控制存在关联耦合的多工序以及多冲突目标协同优化;(4)如何清晰给出多尺度决策空间的各种要素表征。

因此,流程制造智能化必须融合人工智能方法、

流程制造工艺机理和控制理论方法与技术,从流程制造环境的智能感知、流程制造大数据智能计算和知识自动化、人机物系统协同的自主控制以及流程制造动态智能优化决策等方面迎接上述挑战。需要进一步强调的是,流程制造智能化不是简单的机器替代人,而是感知、认知、决策、执行能力的全面提升这也会推动人工智能面向重大工程问题的基础研究。

2 人工智能基础理论与智能制造近年主要进展

2.1 脑启发计算/生物计算进展

近20年来,由于脑科学、神经科学、信息科学等学科的进步,科学家们已能在微观尺度上观测基因和蛋白质结构、在介观尺度上研究细胞、神经环路和网络结构、在宏观尺度上研究脑区结构以及认知行为。在这样的背景下,欧盟、美国和日本等科技大国先后发起各类“大脑研究计划”^[2, 3],引起学术界和产业界的广泛关注和研究的热情。

(1) 理论研究。研究者发现在复杂网络的动态演化和调控过程中,描述大尺度时空结构的因果关系的曲线图,是一个具有显著聚类特征的幂函数曲线,与许多复杂网络(如互联网、社交网、脑神经网络等)有高度相似性^[14]。该研究对于构建人工神经网络来模拟大脑的设想提供了理论支持。

(2) 观测手段。新的测序、成像技术和显微技术已经彻底改变了我们观察大脑的能力(采用不同的观测技术可以在不同的空间和时间尺度记录大脑活动信号)。随着脑科学与认知科学的研究发展,人们已经可以在微观水平观测到脑神经元的结构、不同脑区的形态,以及神经元放电、不同神经元如何构成神经网络等信息处理过程。结合这些实验观察,可以在计算机上部分模拟脑信息处理过程^[15]。

(3) 神经元精确调控。在神经元精确调控与观测方面代表性的技术有光基因技术(Optogenetics)^[16],其基本原理是用光选择神经元的开或断两种状态之一。通过把能够感受光刺激的离子通道蛋白的基因转入神经细胞,使神经细胞在它的细胞膜上表达这种蛋白,然后用光来控制这种蛋白的开放或关闭,从而控制神经细胞的兴奋或者抑制。通过该方法来操作神经回路,探查或顺序激活位于大脑不同区域的神经元的活动,观察对大脑的意识、感觉和行为的影响。另一项代表性技术是可植入的导电聚合物网(软性的大脑电子探针),如哈佛大学科学

家使用该技术,在老鼠的颅骨部钻孔,用针头将该网注射进老鼠大脑,这个网格很快展开并填充到大脑组织缝隙部分且与大脑组织交融。此时与外部电脑连接的纳米导线可用来记录或者刺激单个神经元活动。该研究小组计划将该技术使用到新生小鼠上,长时间观察和记录大脑生长发育过程及与环境之间交互,从而探析动物大脑奥秘^[17]。

(4) 神经形态计算。2014年8月IBM在*Science*杂志上发表了神经形态计算研究成果—TrueNorth芯片^[18]。该芯片集成了54亿个晶体管,模拟了1百万个神经元和2.56亿个神经突触,功耗却只有65毫瓦。IBM还展示了基于TrueNorth架构的视觉分类、运动识别等简单应用。该研究工作令人印象深刻,但其技术路线过分强调对生物学模拟,如使用“spiking-integrate-and-fire”神经元模型。从计算的复杂性和实现更大规模的网络计算架构角度来看,这一技术路线无法实现更有价值应用和构建实际计算设备。

欧盟脑计划(HBP)着眼于设计一种模拟神经元功能芯片,然后用其搭建超级计算机,进而实现类似人脑的智能。2015年10月,HBP项目在*Cell*杂志发表了关于重构幼鼠躯体感觉皮质微型数字化电路的研究结果,成功模拟了3万个神经元和3700万个神经突触,再现了脑科学研究中已观测的一些生理实验结果^[19]。一些学者认为该成果是集20年神经生物学实验和10年神经计算科学大成之作,是迄今在“模拟脑”领域最全面一项工作。但生物学上可识别的大脑状态并不等同于功能上可识别的大脑状态。因此,通过有限的神经生物学实验,无法完整的描述大脑认知过程的功能性概括。

2.2 人工智能进展

现有人工智能中知识引导方法长于推理(但是其难以拓展)、数据驱动模型擅于预测识别(但是其过程难以理解)、策略学习手段能对未知空间进行探索(但其依赖于搜索策略)。因此,需要有机协调知识指导下演绎、数据驱动中归纳、行为强化内规划等不同人工智能方法和手段,建立知识、数据和反馈于一体的人工智能理论和模型。当前,人工智能在大数据驱动学习(如深度学习等)、知识引导推理(如知识图谱生成)和从经验中学习(如强化学习等)以及自然语言、视觉理解和语音识别等方面取得了可喜进展。

(1) 深度学习中记忆机制引入。在深度学习方面,由于“端到端”深度学习在识别分类等任务中表

现了优异性能,因此如何在深度学习模型中引入注意力机制和外在记忆体结构,从而更高效挖掘数据中感兴趣信息和利用外来信息,是当前人工智能研究的热点。

这一方面代表性工作是在针对序列数据学习的循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)中引入“短时记忆”,如LSTM和GRU等模型。其思路在于当前时刻状态的输出会受到过往若干时刻状态的影响,这样学习模型具备了“注意力”机制。注意力模型在机器翻译、语音识别和图文生成等领域取得了成功,这一学习输入序列数据和输出序列数据之中若干单元之间相互影响的注意力机制也被称为“内在记忆”。但是,人脑在理解当前场景和环境时,有效利用了与当前输入数据相关的信息,这些信息存储在外部记忆体中。神经图灵机(Neural Turing Machine, NTM)^[20]就是通过一个控制器来对外部记忆中存储的知识进行读/写操作,以有效利用已有知识和先验信息,其被称深度神经推理。在端到端深度学习中引入注意力机制和外在记忆体结构,可有效利用当前输入数据数据之外的数据和知识,克服了仅依赖于输入数据进行驱动学习的不足,在零样本学习等方面表现出一定的优势。

(2) 深度强化学习。强化学习具有探索式(直觉牵引)、自主学习特点。深度强化学习是将深度学习的感知能力和强化学习的决策能力相结合的方法,以Deepmind研制的AlphaGo为代表,目前在对弈游戏、对话生成和机器人控制等方面取得了较好效果。强化学习的思想形成于21世纪初,其核心概念由阿尔伯塔大学的Richard S. Sutton整理完善,其思想假设来自于心理学中的行为主义,即通过试错(trial and error)来进行学习^[21]。强化学习强调如何基于环境而行动,以取得最大化的预期利益。这种思想具有普适性,因此在博弈论、控制论、运筹学、信息论、模拟优化方法、多Agent系统学习、群体智能、统计学以及遗传算法等其他许多领域的理论研究中都有应用。2013年12月,在DeepMind发表深度强化学习文章(Deep Q-Network, DQN)^[22]之前,强化学习研究已经进入了瓶颈,主要原因是高维状态带来了维度灾难。DQN基本思想是用深度神经网络来计算Q函数,采用了基于价值(value-based)方法。在DQN之前所有尝试用深度神经网络进行Q函数学习方法都失败了,主要原因是此类结构不稳定,DQN采用了奖励截断、经验重放、固定目标Q网络等技术手段实现了稳定的深度增强学习。

AlphaGo 等深度强化学习算法的成功,证明了其对复杂交互环境中时序学习问题建模具有强大能力^[13]。

(3) **开放动态环境中智能学习。**人工智能在处理开放动态环境所显现鲁棒性不足之一问题受到了国际同行重视。国际机器学习学会创始主席 T. Dietterich 在 AAAI 2016 主席报告中对鲁棒人工智能研究进行了总结和展望。针对开放动态环境的不同特点,近年已提出了一些应对方法,例如通过“查询扩展”等方式获取先验偏移趋势、增广类别学习方法来刻画已知类别边界以识别未见类别、通过共享属性/共享子空间等方式进行属性迁移、通过多目标优化来同时考虑不同目标的需求以快速适配到指定需求上。

另外一个方面,图灵奖获得者 Judea Pearl 提出的贝叶斯人工智能通过采用严谨概率统计理论刻画环境或模型的不确定性,能对不完全信息、开放性环境进行建模,从而动态推理,甚至在对抗环境下可做出最优贝叶斯决策。近年来,国内外在贝叶斯人工智能以及贝叶斯与深度学习的融合方面进行了大量的工作。清华大学课题组提出正则化贝叶斯理论,为经典贝叶斯推理提供了一个额外维度,并且研发了珠算概率编程库^[23]。国际上的典型进展包括深度生成模型(如对抗生成网络等)及高效算法^[24]。

(4) **自然语言理解进展。**在自然语言处理方面,机器学习(特别是深度学习)技术促进了自然语言处理的研究,深度学习使得自然语言研究从离散表示发展到连续表示,提高了一系列自然语言处理任务的准确率。计算语言学基础理论在词法、句法、语义、篇章等层面取得了较大进展,构建了相应的语言资源和知识库。这些均为自然语言处理研究奠定了坚实的理论基础,凝练、定义了自然语言处理研究的科学问题,构建了自然语言处理建模基础。

自然语言处理模型和算法也取得很大进展,特别是深度学习模型和自然语言任务结合产生的编码、解码模型和算法,大数据(特别是来自产业的真实自然语言大数据)成为模型训练和解码的知识源。产业需求和落地使自然语言处理处于历史上最好的发展时期,极大促进了自然语言处理的研究。

2.3 流程制造智能化进展

智能感知、自主控制和优化决策是流程制造智能化的核心内容。

(1) **环境智能感知。***Science* 杂志指出亟需提高测量系统的性能和全生命周期数据的获取能力。

在美国提出的“智能过程制造”技术框架中主动感知是重要研究目标之一,可见智能感知是流程智能制造的重要前提。流程制造过程中环境恶劣,包含复杂的物理化学变化,其生产工况、工艺参数的原位检测和在线感知比较困难,光学检测新方法、新型传感器、机器视觉、分布式传感技术等成为流程制造关键参数检测的研究热点。在流程制造过程中,检测信号、监测图像、指令文本等数据具有多源异构、多时空尺度、数据缺失和不完整性等特征,对多源异构数据运行工况动态感知正成为制造环境智能感知的研究热点。

(2) **智能自主控制。**流程制造智能自主控制是在流程制造系统中引入人工智能学习与智能控制技术,使过程生产不依靠人的干预来实现制造生产的自主运行。目前,我国流程制造正朝着智能自主控制发展。基于人工智能方法的专家控制、学习控制、模糊控制、神经网络控制、进化控制、主动视觉控制、仿人行为的智能控制和基于多模型切换的智能解耦控制等已取得了一定的理论成果。随着大数据、工业互联网、云计算等新的信息技术的工业应用,提出了基于工业互联网和工业云的云网工业控制系统。在云网智能控制技术中,控制器可以分散在网络中的不同地点,过程控制不限网络有无和不限地域,任何地点和条件都可以实现数据的传输、远程故障预警、故障诊断及自主自愈智能控制。

(3) **智能决策。**流程制造智能决策是在外部市场动态需求、内部企业生产动态状况(设备能力、资源消耗、环保)等约束条件下,以质量、效率、成本、消耗、安环等为目标,采用虚拟仿真前馈、工业大数据反馈、人机交互动态智能决策实现企业全局指标、生产流程指标和工艺过程指标的优化,为流程制造自主协同控制提供优化方向。随着决策环境日趋复杂,决策问题由结构化向半结构化和非结构化问题领域拓展,决策方式从最开始的单人决策逐步过渡到群体决策,决策目标从单目标决策转向多目标决策,决策过程从静态决策发展到动态决策,决策环境由确定型向不确定型转变,使得决策系统呈现出多元化结构发展态势。基于数据仓库、辅助决策数据分析、数据挖掘和知识库系统的智能决策支持系统已发展成为目前主流的决策系统。

从流程制造智能化的发展阶段来看,初级智能系统主要依靠状态反馈实现自动决策,主要解决参数闭环反馈控制;中级智能系统主要依靠状态反馈结合程序预设实现自主决策,主要解决恒定时不变

系统的精准控制;高级智能系统应当是依靠认知学习实现复杂分析、精确判断和创新决策,具有不断自我改善、学习提升的能力,主要解决时变—开放的复杂动态决策问题。新一代智能制造主要特点在于其学习能力,使知识的产生、获取、应用和传承效率发生革命性变化,显著提高感知认知、自主控制和创新决策能力。

3 未来5年拟重点资助方向的建议

(1) 大脑有效连接的动态因果机制与信息机理。认知功能与大脑网络中不同分布区域的动态交互机理;大脑功能网络的形成和解散与大脑结构网络的衔接和分离的内在机制;在复杂的认知行为中,大脑功能网络有效合作、竞争以及协调工作模式;不同脑组织的功能角色以及角色间的基本数学原理,包括知识的获取、表示和存储;大脑记忆强化内在机理;大脑用来处理外界激励的能量消耗模式。

(2) 大脑通讯编码形式。生物神经网络是一种脉冲神经网络,神经元接收到的输入脉冲引起细胞体膜电位的升高,当其超过一定阈值时,将会发出一个神经脉冲到轴突,并通过突触与后续的神经元树突进行神经递质的传输,影响其膜电位。锋电位作为神经元之间的传输信号,研究和理解其信息编码的方式(Spike signal coding)将有助于我们更好的理解大脑的工作方式以及发展人机交互技术。

(3) 构建大尺度的神经形态计算系统。神经形态工程学的关键问题是理解单个神经元的形态、神经元环路以及整体架构,创建和获得满足不同任务需求所要的计算能力,完成信息的表达形式、学习以及发展适应性的塑性变化及有利于进化的改变。

(4) 高性能\低功耗的类脑计算芯片与平台。类脑计算需要完成高性能计算到高智能计算进阶及高功耗到低功耗进阶。计算能力的度量由每秒完成的浮点数操作(FLOPS)变化为每秒完成的突触操作(synaptic operations per second, SOPS)。人类大脑约有 10^{11} 的神经元,其中每个神经元有约 10^4 的突触连接,如果以10Hz的速度释放神经脉冲,其计算量约为 10^{16} 次SOPS。假设每次神经脉冲操作需要 10^2 次数值计算,则共需要具有 10^{18} 次运算能力的高性能计算系统才能模拟整个大脑的计算能力。目前最快的高性能计算机天河—2的计算能力为33.86~54.90PFLOPS。

(5) 脑启发的视觉处理计算架构。借鉴视觉通道特别是视网膜的信息处理能力,以及大脑神经连

接的网络化结构,设计和研究新型的视觉计算模型和处理架构。这种架构的组成单元包括从帧驱动到事件驱动的信息获取单元(智能计算前移)、注意力选择/事件驱动的信息获取方式、时空动态的信息编码、网络化分布式的动态信息处理、结合长时和短时记忆功能的网络结构,以及条件要素的约束和引导的有效控制。实现大脑结构网络、功能网络和有效网络在视觉处理架构不同层次的映射。

(6) 自然语言理解。研究人类理解、表示和认知自然语言的机制;研究服务于自然语言处理的知识获取手段,以获取世界知识、领域知识和语言学知识;研究自然语言处理的计算机数学建模方法,如建模词法、句法、语义、篇章等;研究基于知识的自然语言处理方法,如篇章级自然语言深度理解、问答和对话。

(7) 神经网络的记忆可计算模型。研究网络记忆的可计算模型,发展网络记忆的吸引子理论,构建新型网络模型;研究记忆学习与记忆提取的可计算模型,发展网络学习算法;研究记忆对网络输出稳定性的作用机理,发展基于记忆的网络输出稳定性方法。

(8) 复杂场景自动理解。

研究从属性、物体到场景的跨层次关系发现与相应视觉知识的表示和推理方法;研究对场景的层次化识别及与之相关的类别与属性自动发现方法;研究具有触类旁通能力的识别与学习方法;建立视觉对象的时空特征与语言表达之间的对齐,进而和计算语言学相结合,实现从感知到认知的无缝转换。

(9) 自然场景理解中的脑功能网络及其启发的深度神经网络。多模态脑功能成像(如功能磁共振成像fMRI、脑电图EEG)融合方法与技术,实现脑功能活动的高时空分辨观测;自然场景理解过程中脑功能网络的识别;各子网络之间的增强与抑制、因果与调制关系;以此为启发信息的大规模神经网络的结构设计、高效训练方法与实验验证。

(10) 智能测试机制。建立人机对话新计算理论框架,为计算机通过图灵测试提供理论依据。开发符合人类对话原则(如合作原则、礼貌原则等)的对话系统,借助于理论而非工程测试得到人机对话的成功几率。

(11) 量子机器学习。发展机器学习、包括深度学习、对抗学习、在线学习与增强学习的量子算法,给出实质加速或指数加速,给出概率意义下的收敛性^[25]。发展基于量子模型、针对量子数据的量子机器学习方法。针对机器学习需求,发展高效量子算

法,包括量子线性代数算法、量子优化算法、NPC问题的量子算法等。

(12) 统计机器学习的新理论及方法。贝叶斯学习与贝叶斯决策的基础理论、基于变分和蒙特卡洛的高效贝叶斯推理算法、贝叶斯与深度学习的有机融合理论与算法、面向大数据和贝叶斯深度学习的概率编程库、支持高效学习与决策的软硬件平台。

(13) 开放动态环境下的人工智能理论。对感知与表示进行研究,弥补感知渠道独立、缺乏渠道协作、数据源孤立、模型可理解性差、语义层次低等缺陷。对学习及推理进行研究,有效处理环境开放动态、样本数量巨大、标记稀缺低质等普遍特性,增强可理解性,整合知识获取与知识推理能力。对决策与控制技术进行研究,克服专家知识依赖严重、环境适应能力差、样本利用率低等不足。

(14) 跨媒体推理与知识获取。研究多源头、跨媒体、双向交互的综合推理机制,打通逻辑、语言、听觉和视觉等之间的鸿沟,拓展人工智能系统因果推断能力,建立逻辑推理、归纳推理和直觉顿悟相互协调补充的新模型和方法,进而使得人工智能具备创意创造思维的能力。

(15) 在线智慧教育平台。构建情境感知的泛在网络学习环境,克服情境多变难感知与用户体验难适配问题;知识图谱与知识发现,解决碎片化知识的融合与组织问题;研究智能导师手段,改善认知过载迷航、师生时空分隔辅助难;研究多维指标评教与管理决策,克服在线教学质量监督难不足,丰富监督与管理方法,最终构建“沉浸式情景化学习环境—碎片化知识融合—个性化导学与问答—科学评教与决策”的一体化运作机制,为促进在线教育产业发展和构建终身学习社会提供技术支撑。

(16) 不确定制造环境下的智能感知与动态认知。复杂流程制造环境下物料成分、特殊生产参数快速原位检测;机理与装置运行信息融合的工业过程多尺度、多维度智能建模;基于泛在感知与物联网的质能转化智能感知;全生命周期安全环境足迹监控与风险溯源分析;大数据与机理分析相结合的制造流程运行态势认知。

(17) 流程制造大数据智能计算与知识自动化。制造过程海量、高维、异构、跨域信息的知识获取与表示;支持在线迭代学习和智能共享的边缘计算;基于大数据智能和跨媒体智能的认知、学习与关联;面向制造CPS的知识发现、知识处理与知识推理;面向智能制造的知识自动化方法与系统。

(18) 制造过程的自主协同控制。集监控、诊断、优化、自愈于一体的制造过程智能自主控制;流程制造多智能体系统分析与协同控制;制造过程自适应与工况迁移智能控制;精细化智能控制与网络化协同控制;异常工况智能预测与过程自愈控制。

(19) 流程制造动态智能优化决策。不确定、开放环境下的人机合作决策与互学习;多尺度、多冲突目标、多/变约束等的智能优化决策与控制一体化;不确定小样本条件下的优化决策;工业生产过程风险预警与异常溯源分析与决策。

致谢 感谢薛建儒、杜文莉、陈晓方、谢永芳、邓方、赵春晖、钟伟民、袁小锋、黄科科、王海峰、陈熙霖、吴枫、黄铁军、郑庆华、邹北骥、高小山、李肯立、俞杨、章毅、于剑、张民、朱军、黄凯奇、赵珺、刘青山等专家学者对本文的贡献。

参 考 文 献

- [1] McCarthy J, Minsky ML, Shannon C, et al, Research Project on Artificial Intelligence, Dartmouth, August 31, 1955.
- [2] BRAIN 2025 A Scientific Vision, 2014.
- [3] Silver D, Huang A, Maddison CJ, et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search, Nature, 2016, 529(7587): 484—489.
- [4] 郑南宁,任鹏举,陈霸东,等. 类脑计算的问题与视觉认知. 中国自动化学会通讯, 2016, 37(2).
- [5] Braun U, Schäfer A, Walter H, et al. Dynamic reconfiguration of frontal brain networks during executive cognition in humans. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2015, 112(37): 11678—11683.
- [6] 李耀勇,联想记忆模型: Hopfield神经网络与动态神经网络[D]. 西安交通大学, 1998.
- [7] Pan Y. Heading toward artificial intelligence 2.0. Engineering, 2016, 2(4): 409—413.
- [8] Pan YH. 2018 special issue on artificial intelligence 2.0: theories and applications. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering 2018, 19(1): 1—2.
- [9] Brown N, Sandholm T. Superhuman AI for heads-up no-limit poker: Libratus beats top professionals. Science, 2017; eaa01733.
- [10] 潘云鹤,综合推理的研究. 模式识别与人工智能, 1996, 9(3): 201—208
- [11] 周济,智能制造—“中国制造2025”的主攻方向. 中国机械工程, 2015, 26(17): 2273—2284.
- [12] 习近平总书记系列重要讲话读本(2016年版),北京:学习出版社、人民出版社出版,2016
- [13] Gil Y, Greaves M, Hendler J, et al. Amplify scientific discovery with artificial intelligence. Science, 2014, 346(6206): 171—172.

- [14] Krioukov D, Kitsak M, Sinkovits RS, et al. Network cosmology. *Scientific Reports*, 2012, 2(20):10272—10284.
- [15] The Human Brain Project: A Report to the European Commission, 2013.
- [16] Liu X, Ramirez S, Pang PT, et al. Optogenetic stimulation of a hippocampal engram activates fear memory recall. *Nature*, 2012, 484(7394):381—385
- [17] <http://www.scientificamerican.com/report/world-changing-ideas-20151>.
- [18] Merolla PA, Arthur JV, Alvarez-Icaza R, et al. A million spiking-neuron integrated circuit with a scalable communication network and interface. *Science*, 2014, 345 (6197): 668—673.
- [19] Markram H, Muller E, Ramaswamy S, et al. Reconstruction and Simulation of Neocortical Microcircuitry. *Cell*, 2015, 163(2): 456—492.
- [20] Graves A, Wayne G, Danihelka I. Neural Turing machines. arXiv preprint arXiv:1410.5401, 2014.
- [21] Sutton RS, Barto AG. Reinforcement learning: An introduction, The MIT Press.
- [22] Mnih V, Kavukcuoglu K, Silver D, et al. Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature*, 2015, 518 (7540): 529—533
- [23] Zhu J, Chen N, Xing E. Bayesian Inference with Posterior Regularization and applications to Infinite Latent SVMs. *Journal of Machine Learning Research*, 2014, 15: 1799—1847.
- [24] Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial networks. NIPS, 2014.
- [25] Biamonte J, Wittek P, Pancotti N, et al. Quantum machine learning. *Nature*, 2017, 549(7671): 195.

Artificial intelligence: review and future opportunities

Wu Fei¹ Yang Chunhua² Lan Xuguang³ Ding Jinliang⁴ Zheng Nanning³
 Gui WeiHua² Gao Wen⁵ Chai Tianyou⁴ Qian Feng⁶ Li Deyi⁷
 Pan Yunhe¹ Han Junwei⁸ Fu Jun⁴ Liu Ke⁹ Song Su⁹
 Wu GuoZheng⁹

(1. Institute of Artificial Intelligence, Zhejiang University, Hangzhou 310027; 2. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083; 3. Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049; 4. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110819; 5. National Engineering Laboratory for Video Technology, Peking University, Beijing 100871; 6. Key Laboratory of Advanced Control and Optimization for Chemical Processes, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237; 7. PLA Academy of Military Science, Beijing 100850; 8. Key Laboratory of Information Fusion Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072; 9. Department of Information Sciences, National Natural Science Foundation of China, Beijing 10085)

Abstract Focusing on the outputs of the 194th Shuangqing Forum of National Natural Science Foundation of China, this paper analyses the recent advances and main scientific challenge in terms of brain-inspired computing, theoretical AI and Process manufacture via AI. At the same time, this paper gives out the key research directions funded in the coming 3—5 years.

Key words brain recognition, neural memory, imperfect-information, process manufacture, intelligence