



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

类脑心智计算的科学技术和工程应用的研究与思考

刘扬, 刘睿佳, 周黎鸣, 左宪禹, 杨伟, 周毅

引用本文

刘扬, 刘睿佳, 周黎鸣, 左宪禹, 杨伟, 周毅. 类脑心智计算的科学技术和工程应用的研究与思考[J]. 计算机科学, 2023, 50(2): 364-373.

LIU Yang, LIU Ruijia, ZHOU Liming, ZUO Xianyu, YANG Wei, ZHOU Yi. [Thoughts on Development and Research of Science, Technology and Engineering Application of Brain & Mind-inspired Computing](#) [J]. Computer Science, 2023, 50(2): 364-373.

相似文献推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[一种基于局部随机游走的标签传播算法](#)

Local Random Walk Based Label Propagation Algorithm

计算机科学, 2022, 49(10): 103-110. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220400145>

[基于深度学习的特种车辆跨模态检索方法](#)

Cross-modal Retrieval Method for Special Vehicles Based on Deep Learning

计算机科学, 2020, 47(12): 205-209. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.191000132>

[基于循环移位和多混沌映射的图像加密算法](#)

Image Encryption Algorithm Based on Cyclic Shift and Multiple Chaotic Maps

计算机科学, 2020, 47(10): 327-331. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.190800003>

[基于GPU多流并发并行模型的NDVI提取算法](#)

Extraction Algorithm of NDVI Based on GPU Multi-stream Parallel Model

计算机科学, 2020, 47(4): 25-29. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.190500029>

[物联网通信协议的安全研究综述](#)

Security for Communication Protocols in Internet of Things:A Survey

计算机科学, 2018, 45(12): 32-41. <https://doi.org/10.11896/j.j.issn.1002-137X.2018.12.005>

类脑心智计算的科学技术和工程应用的研究与思考

刘扬, 刘睿佳, 周黎鸣, 左宪禹, 杨伟, 周毅

引用本文

刘扬, 刘睿佳, 周黎鸣, 左宪禹, 杨伟, 周毅. 类脑心智计算的科学技术和工程应用的研究与思考[J]. 计算机科学, 2023, 50(2): 364-373.

LIU Yang, LIU Ruijia, ZHOU Liming, ZUO Xianyu, YANG Wei, ZHOU Yi. [Thoughts on Development and Research of Science, Technology and Engineering Application of Brain & Mind-inspired Computing](#) [J]. Computer Science, 2023, 50(2): 364-373.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[一种基于局部随机游走的标签传播算法](#)

Local Random Walk Based Label Propagation Algorithm

计算机科学, 2022, 49(10): 103-110. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220400145>

[基于深度学习的特种车辆跨模态检索方法](#)

Cross-modal Retrieval Method for Special Vehicles Based on Deep Learning

计算机科学, 2020, 47(12): 205-209. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.191000132>

[基于循环移位和多混沌映射的图像加密算法](#)

Image Encryption Algorithm Based on Cyclic Shift and Multiple Chaotic Maps

计算机科学, 2020, 47(10): 327-331. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.190800003>

[基于GPU多流并发并行模型的NDVI提取算法](#)

Extraction Algorithm of NDVI Based on GPU Multi-stream Parallel Model

计算机科学, 2020, 47(4): 25-29. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.190500029>

[物联网通信协议的安全研究综述](#)

Security for Communication Protocols in Internet of Things:A Survey

计算机科学, 2018, 45(12): 32-41. <https://doi.org/10.11896/j.j.issn.1002-137X.2018.12.005>

类脑心智计算的科学技术和工程应用的研究与思考

刘扬^{1,4,7} 刘睿佳^{4,5} 周黎明^{1,4} 左宪禹^{2,4} 杨伟^{2,4} 周毅^{3,6,7}

1 河南大学河南省空间信息处理工程研究中心 河南 开封 475004

2 河南大学河南省大数据分析与管理重点实验室 河南 开封 475004

3 河南大学河南省车联网协同技术国际联合实验室 郑州 450046

4 河南大学计算机与信息工程学院 河南 开封 475004

5 河南大学软件学院 河南 开封 475004

6 河南大学人工智能学院 郑州 450046

7 河南大学深圳研究院 广东 深圳 518000

(ly. sci. art@gmail.com)

摘要 发展新一代的类脑智能,需要综合考虑形成自然智能的结构、功能和行为等研究,偏颇任一方向都是不全面的,难以完全触及智能的本质。文中基于神经系统的结构仿真、认知系统的功能模仿和自然智能的行为模拟,定义了类脑心智计算(BMC)的基本概念,提出了BMC的假设、模型和框架,研究了BMC的前沿理论。在大脑机制、心智模式和行为控制上,分析了当前BMC研究的技术路线、核心算法和关键技术,综述了BMC的复杂系统和工程应用现状。结合智能科学、神经科学、认知科学、信息科学和计算数学等多学科的交叉融合特征,进一步讨论了BMC的科研范式和跨学科建设问题。BMC研究将有望在新一代类脑智能的科学理论、技术创新和工程系统上取得重大突破。

关键词:类脑心智计算;类脑智能;跨媒体认知神经计算;跨模态神经认知计算;跨学科研究

中图法分类号 TP183

Thoughts on Development and Research of Science, Technology and Engineering Application of Brain & Mind-inspired Computing

LIU Yang^{1,4,7}, LIU Ruijia^{4,5}, ZHOU Liming^{1,4}, ZUO Xianyu^{2,4}, YANG Wei^{2,4} and ZHOU Yi^{3,6,7}

1 Henan Province Engineering Research Center of Spatial Information Processing, Henan University, Kaifeng, Henan 475004, China

2 Henan Key Laboratory of Big Data Analysis and Processing, Henan University, Kaifeng, Henan 475004, China

3 International Joint Research Laboratory for Cooperative Vehicular Networks of Henan, Henan University, Zhengzhou 450046, China

4 School of Computer and Information Engineering, Henan University, Kaifeng, Henan 475004, China

5 School of Software, Henan University, Kaifeng, Henan 475004, China

6 School of Artificial Intelligence, Henan University, Zhengzhou 450046, China

7 Shenzhen Research Institute, Henan University, Shenzhen, Guangdong 518000, China

Abstract To develop a new generation of brain-inspired intelligence, we need to comprehensively consider the structure, function and behavior of natural intelligence. Bias in any direction is not comprehensive, and it is difficult to fully touch the essence of intelligence. Based on the structure simulation of nervous system, the function emulation of cognitive system and the behavior imitation of natural intelligence, this paper defines the basic concept of brain & mind-inspired computing(BMC), puts forward the hypothesis, model and framework of BMC, and studies the frontier theory of BMC. Then it explores and analyzes the technical route, core algorithms and key technologies of BMC research, and summarizes the current situation of complex system and engineering application of BMC in the aspects of brain mechanism, mental model and behavior control. Combined with the multidisciplinary

到稿日期:2022-05-05 返修日期:2022-08-26

基金项目:国家自然科学基金(62176087,62176088,61806074);深圳市中央引导地方科技发展专项(2021Szvup032,2021Szvup029);河南省研究生教育改革与质量提升工程项目(YJS2022JC33);河南大学教学改革研究与实践项目(HDXJJG2020-109, HDXJJG2019-81, HDXJJG2020-74)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(62176087,62176088,61806074), Shenzhen Special Foundation of Central Government to Guide Local Science & Technology Development(2021Szvup032,2021Szvup029), Postgraduate Education Reform and Quality Improvement Project of Henan Province(YJS2022JC33) and Education Reform Research and Practice Project of Henan University(HDXJJG2020-109, HDXJJG2019-81, HDXJJG2020-74).

通信作者:周黎明(lmzhou@henu.edu.cn)

iplinary and interdisciplinary characteristics of intelligence science, neuroscience, cognitive science, information science and computational mathematics, it further discusses the research paradigm and transdisciplinary construction of BMC, brain-inspired computing and brain-like computing. Research of BMC is expected to make a major breakthrough in the scientific theory, technological innovation and engineering system of the new generation of brain-inspired intelligence.

Keywords Brain and mind inspired computing, Brain-inspired intelligence, Cross-media cognitive neural computing, Cross-modal neural cognitive computing, Interdisciplinary research

1 引言

随着新一代信息技术的迅猛发展,各种智能应用系统的研发给现代社会带来了巨大变化。在全球,我国第一个面向2030年提出“发展新一代人工智能”的国家重大发展战略^[1],一批与人工智能相关的国家级战略先后密集出台。2015年我国发布了以发展新一代信息技术产业为代表的“中国制造2025”计划;2017年国务院印发了面向2030年的“新一代人工智能发展规划”,明确了我国新一代人工智能发展的战略目标和重点任务;2018年教育部出台了“高等学校人工智能创新行动计划”,从优化高校人工智能科技创新体系、完善人工智能领域人才培养体系、推动高校人工智能领域科技成果转化与示范应用3个方面提出18项重点任务,进一步加强了智能科技的人才培养和创新体系建设。人工智能的科研战略升级,给如何解决智能基础理论的前沿科学问题、如何攻关智能核心算法的共性关键技术,以及如何克服智能复杂系统的工程应用瓶颈等带来了巨大的挑战。

传统“存算分离”的计算系统架构目前面临着计算能耗高、算法设计复杂等技术瓶颈,而人脑却能以极低的能耗高性能地处理复杂的智能任务。类脑智能希望通过研究人类大脑的工作机理,构建和人类一样具有思考、学习能力的智能系统。然而类脑智能在机器感知、沟通交流、思维控制等方面面临着很多难题。现有研究对大脑的认识与心智的理解非常有限,在大脑结构原理和心智运行机制上知之甚少,在如何建立可计算的类脑数学模型上也面临着巨大困难,亟待新思想、新方法和新手段的引入。

当前,新一代人工智能尤其是类脑智能的研究已形成“先结构后功能”和“先功能后结构”两条思路。然而,由于缺乏数学基础,常规的智能仿生方法有时难以保证理论完备性和算法收敛性。对于智能复杂系统而言,基于还原论的结构研究反映了系统的内在构成,而基于整体论的功能研究反映了系统的外在行为,偏颇任一方向的科学方法都无助于复杂智能系统的研究,难以完全触及智能计算的本质。我们认为,智能系统需要在特征感知上注重结构仿真,在语义认知上注重功能模仿,同时在时空层次上注重行为模拟,以提升复杂系统的智能特性。

本文的主要动机是受“道法自然”的信息与控制仿生(Bionics)思想启发,研究大脑(Brain)神经系统的处理架构、结构机制和组成原理,探索心智(Mind)认知系统的认知过程、功能机制和行为机理。本文将结合类脑心智计算(Brain & Mind-inspired Computing, BMC)相关的科学技术问题和工程应用瓶颈进行深入探讨,创新地基于神经系统的大脑结构仿真、认知系统的心智功能模仿,以及自然智能的系统行为

模拟,通过人工智能与神经科学、认知科学等多学科的交叉融合,研究BMC的科学理论、关键技术和工程应用。具体工作主要包括:1)定义了BMC相关概念,提出了BMC相关假设和科学理论体系的构建方案,给出了BMC相关模型和框架设计的基本思路;2)分析了类脑智能研究的关键技术和现存的共性问题,给出了BMC研究的核心技术方案;3)综述了BMC复杂系统的设计和工程应用的行业现状,进一步探讨了BMC的科研范式和跨学科的建设问题。研究BMC将有望在新一代智能的基础理论、技术创新和系统研发上取得重大突破。

2 类脑心智计算的基本概念

类脑心智计算(BMC)属于多学科融合的跨学科研究,它与脑科学研究和人类脑计划密切相关。本节重点介绍类脑心智计算的基本概念、研究内容和研究层次。

2.1 脑科学与人类脑计划

人工智能和神经科学、认知科学、信息科学、计算数学等学科深度交叉融合。作为高度复合型的新兴学科,人工智能一直是计算机科学的发展前沿。自1956年达特茅斯会议提出人工智能的概念以来,各国学者一直都在尝试发现自然智能的基本规律,探索自然智能的功能和本质,基于脑科学设计类脑架构的机器,研究类人思考行为的算法,将实现接近或超过人类智能的系统作为终极目标。尽管不少政府、企业和科研机构早在人工智能上做了重大投入,但人工智能的发展却在成功与失败中跌宕起伏。虽然1992年日本“第五代计算机”计划以失败告终,但是后续以DeepBlue, Watson^[2], AlphaGo^[3-5]等为代表的智能系统取得的成功,又激发了大量学者对新一代类脑智能的研究兴趣。

长期以来,脑科学在微观尺度(如神经元、突触、神经递质和神经调质等)、介观尺度(如神经元集群和皮层柱等),以及宏观尺度(如脑区、长距离连接、功能网络、结构网络和效用网络等)分别对神经系统的结构、认知系统的功能和复杂网络系统的智能行为进行了坚持不懈的探索^[6]。为深入开展人工智能研究,学术界先后开展了“大脑的十年”(1990—2010)、“行为的十年”(2000—2010)和“心智的十年”(2012—2022)等一系列科研活动,分别从不同的侧面探索智能的本质。世界各国先后启动了一系列的脑科学研究计划,如欧盟脑计划(如BBP和HBP^[7])、美国脑计划(如HCP, BAM和BRAIN^[8])、日本脑计划(Brain/MIND^[9]),以及加拿大、澳大利亚、韩国和以色列等国家的大脑研究计划。

2016年,我国将脑科学与类脑研究(中国脑计划)确定为“十三五规划”的重大科技创新项目和工程^[6]。中国脑计划(China Brain Project, CBP)重点围绕脑认知、脑医学和类脑智能开展“一体两翼”的研究,搭建关键技术平台,抢占脑科学

前沿研究制高点^[10]。作为“科技创新 2030 重大项目”，中国脑计划已启动 4 个试点，并进入项目编制和方案实施阶段。自北京和上海建立脑科学与类脑研究中心以来，以北大、清华、中科院等为代表的科研院所先后建立起相关科研实验室、研究院、研究所和研究中心。目前，我国脑科学研究机构基本上覆盖了华北、华东、华中、华南、西南及东北等地区。相关科研机构主要沿着“胡焕庸线”（瑗瑛一腾冲）的东南分布，依托我国的中心城市建设，呈现百花齐放的时空布局。在科研体系和平台建设上呈现出幂律时空分布的无标度网络布局，具有较高的聚集性。综上，从全局着眼进行长远规划和调整，建立正态时空分布的小世界网络合理布局，以有效地适应基础研究和应用研究非常必要。

2.2 类脑智能与类脑心智计算

类脑智能、脑启发计算、类脑计算目前尚无确切定义，在不区分研究方法和研究理论的情况下，相关术语往往相互混用。为有效区分这些概念，下面就相关术语进行规范，对类脑心智计算的概念进行严格定义。

定义 1 (BII 理论) 类脑智能 (Brain-Inspired Intelligence, BII) 是一种模拟人类智能或自然智能，实现类似大脑信息处理的智能模型、方法和系统。

大脑的神经结构是自然智能的物质基础，反映出自然

智能外在的认知功能模式，并决定自然智能的行为特征。类脑智能通过研究大脑的工作机理，模拟神经系统的工作原理，设计具有人类思考、学习能力的机器。类脑智能尝试摆脱传统的冯·诺依曼 (Von Neumann) 计算模式，将有助于研发高效、快速、可靠、低能耗和高性能^[11]的智能计算技术。

类脑智能是人工智能发展的终极目标^[12]。类脑智能研究的目的是通过借鉴大脑的神经结构及信息处理机制，实现机制类脑、行为类人的新一代人工智能系统。类脑智能以计算建模为手段，受大脑神经系统、人类认知行为和机制启发，并通过软硬件协同实现机器智能^[13-15]。目前，类脑智能的研究已从理念转向实践，正逐步探索出一条智能科学研究的新途径。

人工智能 (AI) 是利用数字计算机或者计算机控制的机器来模拟、延伸和扩展自然智能 (NI)，感知环境，获取知识，并使用知识获得最佳结果的理论、方法、技术及应用系统。作为人工智能的一个新兴的研究方向，类脑心智计算 (BMC) 是类脑智能 (BII) 的重要研究热点。如图 1 所示，类脑智能可在结构层次的仿真、功能层次的模仿、智能行为的模拟等多个方向开展研究。实现类脑智能研究目前存在脑启发计算 (Brain-Inspired Computing, BIC) 和类脑计算 (Brain-Like Computing, BLC) 两种主流技术。

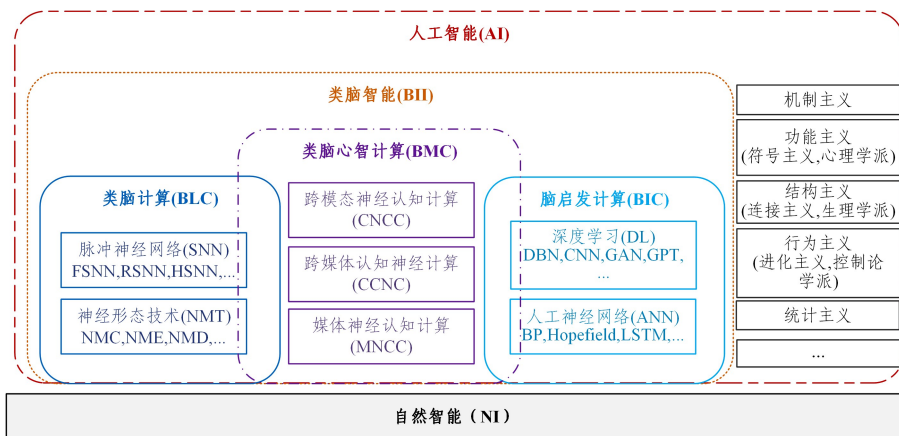


图 1 类脑心智计算与类脑智能

Fig. 1 Brain & mind-inspired computing and brain-inspired intelligence

定义 2 (BIC 技术) 脑启发计算 (或心智启发计算) 是一种受认知机制与心智功能的原理启发，从功能层面模仿心智模式，探索和设计类脑智能的计算方法。

定义 3 (BLC 技术) 类脑计算 (或仿脑计算) 是一种模仿大脑神经系统的网络架构、侧重于在系统结构层次对神经网络进行仿真、探索和设计类脑智能的计算方法。

目前关于 BIC 和 BLC 尚无广为接受的学术定义，若无特殊说明，二者往往被相互混用。但是两种技术路线的发展存在争议，相关内容将在第 4 节进行讨论。针对二者的争议和存在问题，这里提出类脑心智计算 (BMC) 理论。

定义 4 (BMC 理论) 类脑心智计算 (BMC) 是一种同时考虑神经系统的网络结构和大脑信息处理架构，以及认知系统的功能原理和心智信息处理模式，模拟自然智能的复杂系统行为，综合设计类脑感知计算和心智认知计算的理论模型，进而实现新型类脑智能的计算技术、方法和系统。

在“功能-行为-结构” (Function-Behaviour-Structure, FBS) 设计思想的基础上，BMC 理论同时侧重大脑神经系统的结构仿真 (Emulation)、心智认知系统的功能模仿 (Simulation) 和自然智能系统的行为模拟 (Imitation)，以解决智能计算的功能模仿和结构仿真兼容问题。

2.3 类脑心智计算的研究内容和层次

BMC 分别在结构仿真、功能模仿和行为模拟上开展研究。在理论探索上，BMC 研究神经系统机制、认知系统原理和自然智能的行为模型；在方案设计上，BMC 模拟心智功能和模仿大脑架构；在系统组成上，BMC 仿真自然智能的行为。

根据技术理论的完备性、通用性和系统性，以及工程应用的复杂性、可靠性和普适性，BMC 的研究可划分为 3 个层次：类脑心智的科学理论、类脑心智的核心技术和类脑心智的工程应用。如图 2 所示，具体包括 BMC 的理论模型、BMC 的软件和算法，以及 BMC 的系统设计等研究内容。

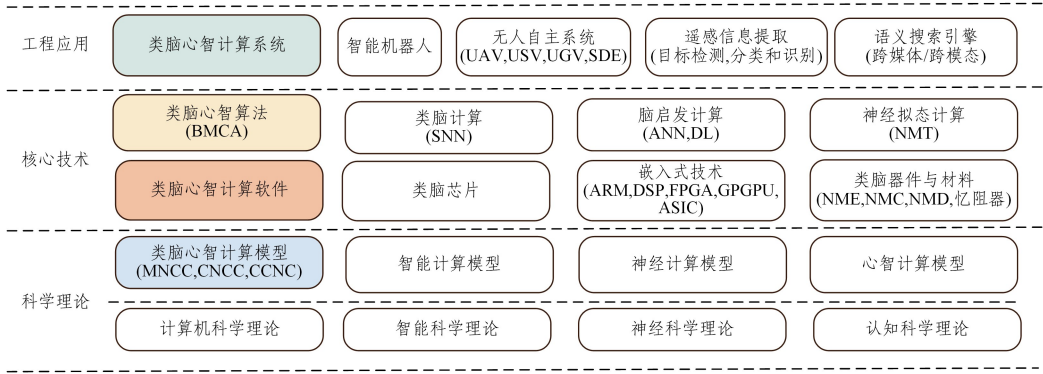


图2 类脑心智计算的研究内容和层次

Fig. 2 Research content and level of brain & mind-inspired computing

3 类脑心智计算的科学理论

在认知系统的功能与信息假设、神经系统的结构与控制假设,以及复杂系统的行为假设的基础之上,进一步提出类脑心智的智能假设,建立类脑心智计算的模型和框架,形成完备的类脑心智计算的科学理论体系。

3.1 类脑心智的智能假设

结合多学科交叉和融合特性,人工智能从不同学科独立发展出结构主义、功能主义和行为主义等主流学派。长期以来,各学派独立研究出深度学习、认知计算、强化学习等不同智能技术,彼此难以统一和相互兼容。文献[16]认为智能生成机制表现为“信息-知识-智能”的层次关系,可建立统一结构主义、功能主义和行为主义的机制主义理论。机制主义在宏观上还是一种行为主义模型,在微观上主要是基于艾略特(Thomas Stearns Eliot)提出金字塔层次结构的“数据-信息-知识-智慧”(Data-to-Information-to-Knowledge-to-Wisdom, DIKW)理论模型。生物系统基于神经系统的结构优化和认知系统的功能组合,通过自然选择的“物竞天择”机制,融合最优能耗利用方案,进化和涌现出复杂的自然智能行为。结合仿生原理和机制主义思路,根据自然智能在结构、功能、行为和环境的相互关系,本文提出以下类脑心智计算(BMC)假设。

假设1(认知功能与信息假设) 心智 M 的功能源于认知系统 Ψ 的模式有机组合,认知功能 F 产生于对信息的有序加工和处理,实现熵减过程(信息熵的极小化)。认知系统可基于信息论在宏观上探索智能的功能和处理机制。即:

$$M_i = \cup(\Psi_i | \sum F_k) \quad (1)$$

s. t. $\arg \min_F (-\sum p(f_k) \log p(f_k))$

假设2(神经结构与控制假设) 大脑 B 的架构取决于神经系统 N 的结构联系,神经系统的结构 S 动态优化和控制策略是由目标期望 Target、反馈信息 Feedback 和环境交互 Envi 的多次迭代、共同作用的结果。神经系统可基于控制论在微观上认识智能的结构和控制原理。即:

$$B_i = \cap(N_i | \amalg S_k) \quad (2)$$

s. t. $S_k \leftarrow \text{Policy}(S_{k-1}, \text{Envi}, \text{Feedback}, \text{Target})$

假设3(复杂系统与智能行为假设) 智能系统是具有层次性的复杂非线性系统。智能行为 A 由模块 T 逐层加工

感知信息,进而实现凸优化计算 C 过程。智能系统可基于系统论在介观上研究智能的行为和计算过程。即:

$$A_i = C_i(C_{i-1}(\dots C_1(T_1))) \quad (3)$$

s. t. $C_i \in \text{Convex function}$

假设4(类脑心智的智能假设) 假设在大脑 B 的神经系统 N 中存在架构 S ,在心智 M 的认知系统 Ψ 中拥有功能 F ,在自然系统 I 表现出的复杂行为 A ,以及在计算模型 C 实现的信息处理过程 P 中,存在着同态映射关系 Γ ,则可利用映射 Γ 实现类脑心智的智能。即:

$$\Gamma: \langle M(\Psi|F), B(N|S) \rangle \xrightarrow{I(A)} C(P) \quad (4)$$

s. t. $N \cong \Psi, C \cong I, N \subset B, \Psi \subset M, I \sim \langle B, M \rangle$

也就是说,基于大脑 B 的神经系统 N 的架构启发,研究计算系统的结构 S ;基于心智 M 的认知系统 Ψ 的模式启发,研究计算系统的功能 F ;以及基于复杂系统 I 的智能行为 A 的启发,有效地设计信息处理过程 P 。三者协同可实现智能计算 C 。

3.2 类脑心智计算的模型和框架

根据应用需求的不同,在类脑心智计算(BMC)假设的基础上可进一步设计 BMC 的理论模型和框架。针对多媒体计算的非结构化复杂语义处理问题,文献[17-18]提出了媒体神经认知计算(Multimedia Neural Cognitive Computing, MNCC)框架。

定义5(MNCC框架) 媒体神经认知计算(MNCC)框架旨在面向非结构化的、海量多模态的、复杂时空分布的多媒体信息处理的智能语义处理问题,结合宏观的系统行为层面的认知计算思想和微观的自然机理层面的神经计算思想,建立多媒体数据处理理论及框架。

MNCC 侧重于研究多媒体交互信息的感知计算和语义认知处理,尤其是针对视觉媒体^[19]、听觉媒体^[20]、语言文字等媒体信息的特征提取、内容分析和语义计算等问题。为解决视听跨媒体的内容处理,面向视听跨媒体检索问题,文献[21-22]进一步提出了跨媒体认知神经计算(Cross-media Cognitive Neural Computing, CCNC)模型。

定义6(CCNC模型) 跨媒体认知神经计算(CCNC)模型是在 MNCC 框架的基础上,探索多感知神经系统集成和多模态协同认知机制,结合显著性计算、深度学习、强化学习、认知计算、集成学习和增量学习等智能理论,设计新型类脑心智

计算的跨媒体信息处理模型与算法,进一步解决复杂的跨媒体语义计算问题。

CCNC 侧重于研究不同感知媒体的信息交叉融合以及媒体语义相关性,一般基于时空相关性探索跨媒体计算方法。CCNC 可应用于视频、音频、文本等媒体信息的跨媒体检索。针对遥感图像的跨模态目标识别、智能机器人的人机交互中的跨媒体目标识别等问题,文献[23-24]进一步提出了跨模态神经认知计算(Cross-modal Neural Cognitive Computing, CNCC)模型。

定义 7(CNCC 模型) 跨模态神经认知计算(CNCC)是一种类脑的跨模态智能模型。在 MNCC 框架的基础上, CNCC 结合迁移学习、神经信息多模态协同认知机制和模态互信息,在认知计算层面,进一步设计跨模态类脑智能的信息处理模型,以解决复杂的跨模态语义计算和迁移学习问题。

CNCC 侧重于媒体语义的认知,重点研究不同模态认知语义的跨模态相关性。对象模态的时空相关性也是探索跨模态计算的重要内容。CNCC 可应用于可见光、红外、雷达、声呐等不同模态感知信息的跨模态的目标识别^[23,25]。

需要特别指出的是,媒体(Media)和模态(Modal)分别从不同角度描述对象。一般而言,媒体是从感知角度粗粒度地描述信息对象。多媒体涉及视觉、听觉、触觉、味觉、嗅觉等各类感觉媒体的信息采集、表示和展示的前沿理论和关键技术,以及文本、图形、图像、音频、MIDI、视频、动画等各种表示媒体的传输、处理、内容分析与识别等共性技术和工程应用^[26-27]。

而模态则从认知角度细粒度地描述对象属性。模型表示事物的特定抽象模式。模态表示某种特定的模式状态,是模式与状态的结合。状态是事物在某种情形下的外在表现,也就是语义的状态。一种媒体可划分为多种具有时空相关性的单一模态。如视频可进一步划分为动态图像、静态文本、语音等模态。多模态信息之间具有时空相关的共现和共生现象。多模态信息处理融合了多种单模态信息的获取、组织、分析、检索、理解和创建等过程^[28-29]。

由于不同类型的媒体数据存在模态的不均衡性,如能完善相应理论,在多媒体中合理利用不同模态语义的迁移和相互补充,实现跨媒体的感知计算或跨模态的认知计算,将大幅提升环境理解和语义识别能力。

4 类脑心智计算的关键技术

在技术方案上,正如 2.2 节所述,类脑智能当前存在类脑计算(BLC)和脑启发计算(BIC)两条发展路线之争,二者分别从功能和结构上探索类脑智能的实现。类脑心智计算(BMC)是一种新型的类脑智能技术,它将兼顾 BLC 和 BIC 的研究路线,同时侧重神经系统的大脑结构仿真、认知系统的心智功能模仿,以及自然智能的系统行为模拟,可有效地整合功能主义、结构主义和行为主义的技术优势。

4.1 脑启发计算技术

脑启发计算(BIC)的原理类似于功能主义理论和高准确性的黑盒模型。BIC 是一种“先功能后结构”技术路线,旨在使用现代信息技术模仿心智的认知系统功能,在模仿过程中

逐步探索大脑的结构和机制,然后再调整反馈和改进智能系统的性能。

McCulloch 等最早基于大脑和心智的计算理论(Computational Theory of Mind and Brain, CTMB)^[30]提出的 M-P 模型、Rosenblatt 提出的感知机(Perceptron)模型、基于多层感知机(Multi-Layer Perceptron, MLP)和后向传播算法(Back Propagation, BP)设计的人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)^[31]等模型,以及以深度学习(Deep Learning)^[32]和相关架构为代表的软件算法和硬件技术。脑启发算法和新一代人工神经网络的设计一般基于类脑的功能模型开展研究。目前,先进的功能模型主要包括:基于记忆机制的推理模型、基于注意机制的认知功能模型,以及基于多脑区协同的认知计算模型等。

BIC 的关键技术是人工神经网络,包括从仿生的神经元模型^[30]到结合突触构造的多层感知器(MLP),以及进一步综合考虑网络结构、网络行为和网络功能等特征的各种并行分布式处理(Parallel and Distributed Processing, PDP)框架和基于图理论构造的各种复杂的图神经网络模型。神经网络依靠系统的复杂性,通过调整神经元之间大量突触的连接权重,实现多元信息的非线性拟合^[12]。源于人工神经网络研究的深度学习通过提取低层特征形成更加抽象的高层表示(属性类别或特征),可发现数据的分布式特征表示。在本质上,经典 MLP 就是一种深度学习架构。当前最流行的深度学习技术也是一种对数据进行表征学习的机器学习方法,其动机在于通过模仿人脑的机制来解释数据,从而模拟人脑建立分析学习的神经网络模型。

深度学习的最初原型是基于 Neocognitron^[33]设计的 LeNet5。一方面,8 层的 AlexNet^[34]、16 层的 VGGNet(OxfordNet)^[35]、22 层的 GoogLeNet^[36]、152 层甚至 1 001 层的 ResNet^[37]等多层次的前向网络被成功设计;另一方面,循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)和长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)等模型被用于时间序列数据处理。此外,一些新型架构如胶囊网络(Capsule Network)^[38]、生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)^[39]等各种网络架构如雨后春笋般被设计出来。得益于大数据和高性能计算的发展,深度学习在图像、声音和文本等多媒体数据处理上卓有成效、成绩斐然。

4.2 类脑计算技术

类脑计算(BLC)的原理类似于结构主义理论和可解释性的白盒模型。BLC 是一种“先结构后功能”技术路线,旨在先研究清楚大脑生理结构,然后根据神经系统的运行机制研究如何实现智能系统的功能。

一般来说,BLC 模仿神经系统结构,探索大脑信息处理的基本规律,在算法设计与软硬件实现等多个层面,对于现有的计算体系与系统架构做出本质的变革,试图在计算能力、计算效率与计算能耗等诸多方面进行大幅改进^[40]。类脑计算研究具体大致可分为:神经科学的研究(特别是大脑信息处理基本原理的研究)、类脑计算芯片或器件等硬件的研究^[41],以及类脑学习算法与软件处理系统的研究等内容。

BLC 的关键技术包括脉冲神经网络(Spiking Neural

Network, SNN)和神经拟态技术(NeuroMorphic Technology, NMT)等内容。早在20世纪80年代末,卡弗·米德(Carver Mead)就采用大规模集成电路系统对大脑认知实现逆向工程,提出神经拟态(或形态)工程概念^[42]。神经拟态技术包含基于模拟微电路的神经拟态工程(NeuroMorphic Engineering, NME)、基于数字集成电路的神经拟态计算(NeuroMorphic Computing, NMC)^[43]和基于忆阻器(Memristor)的神经拟态设备(NeuroMorphic Device, NMD)^[44]等研究方向。

值得一提的是,在NMC技术中,脉冲神经网络(SNN)^[45]被称为第三代神经网络。SNN的模型计算能力具有生物可解释性和高精度时空特性,且其基于脉冲序列的信息传递具有快速高效、稳定可靠,能耗极低等特性^[46-48]。主流的脉冲神经元模型主要包括HH(Hodgkin-Huxley)模型、LIF(Leaky Integrate and Fire)模型、SRM(Spike Response Model)模型和Izhikevich模型^[49]等。

SNN的模型训练主要有监督学习、无监督学习和强化学习等方式。SNN的监督学习方法包括基于脉冲时间依赖可塑性的(Spike Timing Dependent Plasticity, STDP)的ReSuMe^[50]和Tempotron^[51]等算法。SNN的无监督学习方法有SpikePro^[52]、基于STDP和WTA(Winner Take All)等脑启发规则方法^[53]。由于脉冲神经元激活函数的不连续性,BP算法无法直接应用于SNN的模型训练,一些近似求导方法先后被提出^[54-56]。考虑到SNN训练算法的不成熟性,一些研究者提出将ANN转化为SNN的折中方案,尽管模型精度会有损失,但避免了SNN直接训练的困难。

BLC是生命科学,特别是脑科学与信息技术的高度交叉和融合,其技术内涵包括对脑信息处理原理的深入理解。在此基础上开发新型的处理单元、算法和系统集成架构,将可应用于大数据处理和人机交互等广泛的新兴智能技术领域。

4.3 类脑心智计算技术

人工智能的诞生决定了其模拟、延伸和扩展人类智能的宏伟目标。近年来,人工智能研究的许多重要进展反映了其基于认知科学和神经科学的启发开展智能研究的初衷。然而,大部分现实应用场景往往只能提供小样本数据,要实现、逼近乃至超越人类水平的智能,还需要对大脑和心智的信息处理机制有更深入的研究。

类脑计算(BLC)和脑启发计算(BIC)两条路线各有千秋,理应相互补充并行发展。类脑心智计算(BMC)通过智能系统的行为模拟,同时兼容神经系统的结构仿真和认知系统的功能模仿,探索大脑和心智的智能机制,可解决智能计算的核心问题。

类脑心智计算(BMC)与信息处理的关键是研究和模仿大脑结构及机制,构建和仿真心智功能及模式,探索 and 模拟具有多模态认知的高度协同的智能行为。BMC的核心研究内容包括类脑心智的特征表达、类脑心智的语义计算、多媒体联想记忆机制与算法、多模态协同自主学习理论与方法、类脑心智语言处理模型与算法、跨模态大数据感知处理与跨媒体语义理解的高效计算方法等内容。

在类脑计算(BLC)和脑启发计算(BIC)的技术路线基础上,类脑心智计算(BMC)的研究涉及大量的研究热点和关键

技术。当前,BMC的核心技术包括:如何采用深度学习实现高效的类脑心智特征感知,如何采用认知计算实现复杂的类脑心智语义认知,以及如何采用并行计算实现高性能的类脑心智系统架构设计等。

5 类脑心智计算的工程应用

基于类脑心智计算(BMC)的科学理论和关键技术,实现BMC的工程系统和行业应用是开展和推动新一代智能创新研究的驱动力。下面就当前主流的BMC工程系统和典型的应用案例进行分析和综述。

5.1 类脑心智计算的工程系统

类脑心智计算(BMC)的工程系统包括类脑芯片和类脑软件系统。企业在硬件产业化布局的类脑芯片有IBM的TrueNorth^[57]、惠普的Memristor^[44]、英特尔的神经拟态芯片Loihi^[58]和Pohiki Springs,以及谷歌的张量处理器^[59]等。开展类脑芯片研究的国外科研机构有美国斯坦福大学的NeuroGrid^[60]、德国海德堡大学的BrainScaleS^[61]、英国曼彻斯特大学的SpiNNaker^[62]等。国内科研机构有浙大潘纲团队的达尔文(Darwin)芯片和类脑计算机(Darwin Mouse)^[63]、清华施路平团队的天机(Tianji)芯片和异构融合类脑计算系统^[64],以及北大黄铁军团队的仿视网膜超速全时芯片(SpikeOne),此外还有清华吴华强团队基于忆阻器(Memristor)的神经形态芯片^[65],以及中科院陈天石团队的寒武纪(DianNao)系列芯片^[66]等。

在类脑软件系统研究上,目前有加拿大滑铁卢大学的Spaun^[67]、浙大的类脑操作系统(DarwinOS),以及清华张悠慧团队的类脑计算系统层次结构设计^[68]等。此外,SpikeNET^[69], NEURON^[70-71], GENESIS^[72], BRAIN^[73-74]和NEST模拟器^[75]等工具的研发在BMC领域的研究中发挥着重要作用。

无论是类脑芯片还是类脑软件系统,目前类脑心智计算的工程系统主要处于原型系统研发和概念开发阶段。基于类脑心智计算的工程系统实现大规模行业应用还需要关键技术的积累和前沿理论的突破。

5.2 类脑心智计算的系统应用

在软件系统方面,基于类脑心智计算(BMC)可实现态势感知、人机交互、多模态身份识别等系统级的功能应用。BMC在交通、医疗、教育、养老、助残等需人性化关怀的环境下具有广泛的应用。此外,BMC也可用于基于大数据的跨媒体信息检索和情报分析、基于跨模态身份识别的安全监控与预警以及基于知识图谱的搜索与问答系统提供广泛的技术支撑。在场景分类^[18]、目标检测^[76-77]、目标分类和识别^[17,23,25]等遥感智能信息提取^[78]上,BMC也具有广泛的应用前景。在硬件设备上,BMC可广泛应用于无人车(UGV)、无人机(UAV)、无人船(USV)、无人潜航器(UUV)、智能机器人以及软件定义卫星(SDS)等无人自主系统中。此外,在可穿戴便携设备中也急需BMC的承载和融合。

从科研情况来看,国外的HRL实验室、麻省理工学院、斯坦福大学、波士顿大学、曼彻斯特大学、海德堡大学、比利时微电子研究中心,以及国内的清华、中科院、浙大、复旦等机构

和平台已在 BMC 上开展基础研究和成果推广。在产业化布局上,英特尔、IBM、高通、三星、惠普等企业科技巨头,以及西井、灵汐、Numenta、BrainChip、Applied Brain Research、Brain Corporation、aiCTX、General Vision 等初创公司也分别进行了 BMC 开发和应用。

从系统架构和原理上来看,BMC 系统具有高精度、低能耗的特点,且在并行处理上具有高性能计算特征。利用 BMC 有望实现类人的通用人工智能,在环境感知、人机交互、语义认知、自主决策、主动控制等方面,BMC 对实现类人机器具有天然的优势。在多媒体感知和数据处理、多模态语义推理和认知、自然语言生成和理解、人机交互和协同等应用领域,BMC 将比传统人工智能具有更广泛的行业应用前景,产生更深远的影响。

6 关于类脑心智计算研究的思考

不同于传统科学研究的方法论,类脑心智计算的研究需要创新地解决跨学科和多学科融合问题。下面重点讨论类脑心智计算的科研范式和跨学科研究问题。

6.1 类脑心智计算研究的科研范式

类脑心智计算(BMC)的研究需要转变由“基础科学研究”到“核心技术攻关”,再由“共性技术研发”到“工程系统应用”的常规线性科研范式(Paradigm)。BMC 的科研需要多学科融合和交叉,在科学、技术、工程和数学(Science, Technology, Engineering and Mathematics, STEM)上并行地开展 BMC 探索^[79]。作为新一代人工智能的重要研究方向,BMC 的科研范式是智能科学研究内容和方法的统一,必须与科技创新的内在规律和发展需求相适应。

从科技发展史的角度看,科学发现、技术发明和工程创造往往是一个有机整体。智能科学理论的新发现将助力智能技术的新发明,技术发明也将进一步促进智能系统的设计和复杂系统的工程实现。在本质上,BMC 的科学问题试图研究和发现智能的基本原理,智能基础理论的探索必将是一个艰苦卓绝的试错过程。BMC 的技术问题重点是研究智能的共性技术和核心算法,BMC 核心技术发展同样也需要科学地试错,研究和发明有效方法。BMC 的工程问题是一个精益求精的研发控制过程。针对复杂智能系统的设计实现和管理维护,BMC 的工程系统需要考虑行业应用的高效性、稳定性和安全性,此外,经济性和实用性等众多非技术因素也是必须考虑的。

6.2 类脑心智计算跨学科研究的问题

类脑心智计算(BMC)的科研需要多学科(Multidisciplinary)融合,通过交叉学科(Interdisciplinary)开展跨学科(Transdisciplinary)探索。交叉学科研究是发展新一代人工智能的重要手段^[80],也是实现 BMC 科研创新的重要途径。现代科学既高度分化又高度综合,其发展一般要经历综合、分化、再综合的过程。智能科学集分化与综合于一体,实现了理论研究和应用研究的整体化。学科交叉是智能科学取得重大成就的源泉,也是 BMC 取得重大发现和重大突破、产生引领性原创成果的主要途径。

事实上,在近百年的 300 多项诺贝尔自然科学奖中,有

41.02%的获奖成果属于跨学科交叉研究,尤其在 20 世纪最后 25 年的 95 项自然科学奖中,交叉学科领域有 45 项,占获奖总数的 47.4%。如果认为“李约瑟之问”是对中国科学和技术发展的思考,那么“钱学森之问”则是对我国科技创新和人才培养的反思。针对我国人工智能基础理论和工程应用的发展,徐匡迪院士曾质问我国究竟有多少数学家投入到人工智能的基础算法研究中。若要在新一代人工智能领域做出开创性成果,必须打破学科壁垒,结合基础理论研究和工程应用研究的特点,在科学理论、关键技术和工程系统上深入开展学科交叉和融合创新。

类脑心智计算(BMC)的研究涉及计算机科学、神经科学、认知科学、信息科学和计算数学的等多个学科,涉及学科交叉创新和多学科融合,属于典型的跨学科研究问题。对于 BMC 这一新兴交叉学科研究,任何单一学科都是无法独自胜任的。但是,由于研究方法的不同,评价标准各异,过于细分形成学科壁垒也不利于工程应用和科研创新,不同学科往往难以实质地合作开展研究。开展多学科交叉的 BMC 跨学科研究有利于科学前沿的发现,多学科融合可促进先进技术的创新,尤其是基于 BMC 的复杂系统研发和重大工程应用。

开展 BMC 的交叉学科研究既需要多学科的科研机构 and 平台支撑,在管理上也需要有跨学科科研环境的改善和制度保障。为促进 BMC 的科研创新,科研平台和行业应用需在顶层战略设计、学科体系建设以及科研资源分配上深入推进相关学科的交叉融合,以应对 BMC 的科研创新和挑战。鉴于学科交叉融合是当前科学技术发展的重大特征,是培养创新型人才的有效路径,也是现代社会经济发展的内在需求,2021 年 1 月交叉学科被教育部设置为一级学科,成为我国第 14 个学科门类。高等院校和科研院所需要发挥自身学科的综合优势,为解决智能科学的基础前沿问题,攻克智能技术的关键共性问题,探索智能应用的复杂系统工程问题,设计灵活的保障机制,培养复合型人才,积极推进 BMC 的学科交叉与融合。

此外,BMC 的研究集成了基础理论探索、核心算法设计和复杂系统应用。在学术评价体制上,也需要综合考虑科学技术和工程应用的目的不同和创新差异性,全方位地开展系统性的合理评价。

类脑心智计算(BMC)的研究融合了多个学科知识体系,构成了一种交叉科学的研究范式。BMC 的多学科交叉也将促进智能科学的基础前沿创新。自然智能的结构、功能和行为之间原本是一个相互联系的有机整体,人类智能也是自然智能的一部分,融合计算机科学、认知科学和神经科学的智能知识体系必然具有整体化的特征。BMC 的研究正好切合了科学发现、技术发明和工程创造一体化的科研本质。合理地开展 BMC 研究有望产生重大的科学突破,并取得智能科学的革命性进展。

参考文献

- [1] LI D Y. Ten questions and answers for the new generation of artificial intelligences[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2021, 16(5): 828-833.

- [2] ASAKIEWICZ C, STOHR E A, MAHAJAN S, et al. Building a Cognitive Application Using Watson DeepQA [J]. *IT Professional*, 2017, 19(4): 36-44.
- [3] 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.
- [4] SILVER D, SCHRITTWIESER J, SIMONYAN K, et al. Mastering the game of Go without human knowledge [J]. *Nature*, 2017, 550(7676): 354-359.
- [5] SILVER D, HUBERT T, SCHRITTWIESER J, et al. A general reinforcement learning algorithm that masters chess, shogi, and Go through self-play [J]. *Science*, 2018, 362(6419): 1140-1144.
- [6] POO M M, XU B, TAN T N. Brain science and brain-inspired intelligence technology-an overview [J]. *Bulletin of the Chinese Academy of Sciences*, 2016, 31(7): 725-736, 714.
- [7] AMUNTS K, EBELL C, MULLER J, et al. The Human Brain Project: Creating a European Research Infrastructure to Decode the Human Brain [J]. *Neuron*, 2016, 92(3): 574-581.
- [8] BARGMANN C I, NEWSOME W T. The Brain Research Through Advancing Innovative Neurotechnologies (BRAIN) Initiative and Neurology [J]. *JAMA Neurology*, 2014, 71(6): 675-676.
- [9] OKANO H, SASAKI E, YAMAMORI T, et al. Brain/MINDS: A Japanese National Brain Project for Marmoset Neuroscience [J]. *Neuron*, 2016, 92(3): 582-590.
- [10] POO M M, DU J L, IP N Y, et al. China Brain Project: Basic neuroscience, brain diseases, and brain-inspired computing [J]. *Neuron*, 2016, 92(3): 591-596.
- [11] LIU Y, HU D. High performance computing in the viewpoint of brain research [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2017, 40(9): 2148-2166.
- [12] XU B, LIU C L, ZENG Y. Research status and developments of brain-inspired intelligence [J]. *Bulletin of the Chinese Academy of Sciences*, 2016, 31(7): 793-802.
- [13] DENG L. Towards the computational model and key technologies on heterogeneous brain-inspired computing platform [D]. Beijing: Tsinghua University, 2017.
- [14] SHI L P, PEI J, ZHAO R. Brain-inspired computing for artificial general intelligence [J]. *Artificial Intelligence*, 2020, 1: 6-15.
- [15] YANG S M, HAO X Y, WANG J, et al. Large-scale brain-inspired computing system BiCoSS: Its architecture, implementation and application [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(9): 2154-2169.
- [16] ZHONG Y X. Mechanism: a unified theory of AI [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, 34(2): 317-321.
- [17] LIU Y. Target recognition of high resolution remote sensing image based on multi-media neural cognitive computing model [D]. Kaifeng: Henan University, 2016.
- [18] LIU Y, FU Z Y, ZHENG F B. Scene classification of high-resolution remote sensing image based on multimedia neural cognitive computing [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2015, 37(11): 2623-2633.
- [19] LIU Y, YANG W, ZHENG F B. Cognitive neural mechanisms and saliency computational model of visual selective attention [J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2014, 35(3): 584-589.
- [20] LIU Y, ZHANG M H, ZHENG F B. Cognitive neural mechanisms and saliency computational model of auditory selective attention [J]. *Computer Science*, 2013, 40(6): 283-287.
- [21] LIU Y, CAI K, LIU C, et al. CSRNCVA: A model of cross-media semantic retrieval based on neural computing of visual and auditory sensations [J]. *Neural Network World*, 2018, 28(4): 305-323.
- [22] LIU Y, TU C L, ZHENG F B. Research of neural cognitive computing model for visual and auditory cross-media retrieval [J]. *Computer Science*, 2015, 42(3): 19-25, 30.
- [23] LIU Y, XIE Y, YANG W, et al. Target Classification and Recognition for High-Resolution Remote Sensing Images: Using the Parallel Cross-Modal Neural Cognitive Computing Algorithm [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2020, 8(3): 50-62.
- [24] LIU Y, ZHENG F B, ZUO X. CSMCCVA: Framework of cross-modal semantic mapping based on cognitive computing of visual and auditory sensations [J]. *High Technology Letters*, 2016, 22(1): 90-98.
- [25] LIU Y, ZHENG F B. Object-oriented and Multi-scale Target Classification and Recognition Based on Hierarchical Ensemble Learning [J]. *Computers and Electrical Engineering*, 2017, 62(2017): 538-554.
- [26] LIU Y, ZHENG F B, JIANG B Q, et al. Research of cross-media information retrieval model based on multimodal fusion and temporal-spatial context semantic [J]. *Journal of Computer Applications*, 2009, 29(4): 1182-1187.
- [27] LIU Y. Research and application of cross-media retrieval model based on temporal-spatial correlation [D]. Kaifeng: Henan University, 2009.
- [28] SHAO Y X, MENG W, KONG D Z, et al. Cross-modal retrieval method for special vehicles based on deep learning [J]. *Computer Science*, 2020, 47(12): 205-209.
- [29] LIU Y, ZHENG F B, FAN B L. TV news automatic segmentation base on text and audio-visual multimodal features information [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2007, 43(35): 190-194.
- [30] PICCININI G. The First Computational Theory of Mind and Brain: A Close Look at Mcculloch and Pitts's "Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity" [J]. *Synthese*, 2004, 141(2): 175-215.
- [31] JIAO L C, YANG S Y, LIU F. Seventy years beyond neural networks: retrospect and prospect [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2016, 39(8): 1697-1716.
- [32] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning [J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436-444.
- [33] FUKUSHIMA K, SHOUNO H. Deep Convolutional Network Neocognitron: Improved Interpolating-Vector [C] // 2015 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Killarney: IEEE, 2015: 1-8.
- [34] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. Imagenet classification with deep convolutional neural networks [C] //

- Advances in Neural Information Processing Systems. 2012; 1106-1114.
- [35] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition [C]// Computer Vision and Pattern Recognition. 2014.
- [36] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y, et al. Going deeper with convolutions [C]// 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Boston, MA, 2015; 1-9.
- [37] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Identity Mappings in Deep Residual Networks [C]// 2016 European Conference on Computer Vision (ECCV). Springer International Publishing, 2016.
- [38] SABOUR S, FROSST N, HINTON G E. Dynamic Routing Between Capsules [C]// Neural Information Processing Systems. 2017; 3856-3866.
- [39] CRESWELL A, WHITE T, DUMOULIN V, et al. Generative Adversarial Networks: An Overview [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2018, 35(1); 53-65.
- [40] HUANG T J, YU Z F, LIU Y J. Brain-like machine: Thought and architecture [J]. Journal of Computer Research and Development, 2019, 56(6); 1135-1148.
- [41] QU P, CHEN J J, ZHANG Y H. A proposal of software-hardware decoupling hardware design method for brain-inspired computing [J]. Journal of Computer Research and Development, 2021, 58(6); 1146-1154.
- [42] MEAD C. Neuromorphic electronic systems [C]// Proceedings of the IEEE. 1990; 1629-1636.
- [43] CHEN Y, LI H, WU C, et al. Neuromorphic computing's yesterday, today, and tomorrow - an evolutionary view [J]. Integration, 2018, 61(2018); 49-61.
- [44] ZHOU E, FANG L, LIU R, et al. An improved memristor model for brain-inspired computing [J]. Chinese Physics B, 2017, 26(11); 537-543.
- [45] WANG X, LIN X, DANG X. Supervised learning in spiking neural networks: A review of algorithms and evaluations [J]. Neural Networks, 2020, 125(2020); 258-280.
- [46] HU Y F, LI G Q, WU Y J. Spiking neural networks A survey on recent advances and new directions [J]. Control and Decision, 2021, 36(1); 1-26.
- [47] ZHANG H G, XU G Z, GUO J R. A review of brain-like spiking neural network and its neuromorphic chip research [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2021, 38(5); 986-994, 1002.
- [48] ZHANG T L, XU B. Research advances and perspectives on spiking neural networks [J]. Chinese Journal of Computers, 2021, 44(9); 1767-1785.
- [49] OLIVEIRA L D R, GOMES R M, SANTOS B A, et al. Effects of the parameters on the oscillation frequency of Izhikevich spiking neural networks [J]. Neurocomputing, 2019, 337 (APR. 14); 251-261.
- [50] PONULAK F, KASIŃSKI A. Supervised Learning in Spiking Neural Networks with ReSuMe, Sequence Learning, Classification, and Spike Shifting [J]. Neural Computation, 2010, 22(2); 467-510.
- [51] GTIG R, SOMPOLINSKY H. The tempotron: a neuron that learns spike timing-based decisions [J]. Nature Neuroscience, 2006, 9(3); 420-428.
- [52] BOHTE S M, KOK J N, HAN L P. Error-backpropagation in temporally encoded networks of spiking neurons [J]. Neurocomputing, 2002, 48(1/2/3/4); 17-37.
- [53] ZENG Y, ZHANG T, XU B. Improving multi-layer spiking neural networks by incorporating brain-inspired rules [J]. Science China-Information Sciences, 2017, 60(5); 222-232.
- [54] JANG H, SKATCHKOVSKY N, SIMEONE O. Spiking Neural Networks-Part I: Detecting Spatial Patterns [J]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(6); 1736-1740.
- [55] SKATCHKOVSKY N, JANG H, SIMEONE O. Spiking Neural Networks-Part II: Detecting Spatio-Temporal Patterns [J]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(6); 1741-1745.
- [56] SKATCHKOVSKY N, JANG H, SIMEONE O. Spiking Neural Networks-Part III: Neuromorphic Communications [J]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(6); 1746-1750.
- [57] PAUL A M. Artificial brains. A million spiking-neuron integrated circuit with a scalable communication network and interface [J]. Science, 2014, 6197(345); 668-673.
- [58] DAVIES M, SRINIVASA N, LIN T, et al. Loihi: A Neuromorphic Manycore Processor with On-Chip Learning [J]. IEEE Micro, 2018, 38(1); 82-99.
- [59] JOUPPI N P, YOUNG C, PATIL N, et al. Motivation for and Evaluation of the First Tensor Processing Unit [J]. IEEE Micro, 2018, 38(3); 10-19.
- [60] KHODAGHOLY D, GELINAS J N, THESEN T, et al. NeuroGrid: recording action potentials from the surface of the brain [J]. Nature Neuroscience, 2015, 18(2); 310-315.
- [61] GRUBL A, BILLAUDELLE S, CRAMER B, et al. Verification and Design Methods for the BrainScaleS Neuromorphic Hardware System [J]. Journal of Signal Processing Systems for Signal Image and Video Technology, 2020, 92(2020); 1277-1292.
- [62] MIKAITIS M, GARCIA G P, KNIGHT J C, et al. Neuromodulated Synaptic Plasticity on the SpiNNaker Neuromorphic System [J]. Frontiers in Neuroscience, 2018, 12(2018); 1-13.
- [63] SHEN J, MA D, GU Z, et al. Darwin: a Neuromorphic Hardware Co-Processor based on Spiking Neural Networks [J]. Science China-Information Sciences, 2016, 59(2); 43-51.
- [64] PEI J, DENG L, SONG S, et al. Towards artificial general intelligence with hybrid Tianjic chip architecture [J]. Nature, 2019, 572(7767); 106-111.
- [65] YAO P, WU H, GAO B, et al. Fully hardware-implemented memristor convolutional neural network [J]. Nature, 2020, 577(7792); 641-646.
- [66] LUO T, LIU S L, LI L, et al. DaDianNao: A Neural Network Supercomputer [J]. IEEE Transactions on Computers, 2017, 66(1); 73-88.
- [67] ELIASMITH C, STEWART T C, CHOO X, et al. A large-scale model of the functioning brain [J]. Science, 2012, 338(6111); 1202-1205.
- [68] ZHANG Y, QU P, JI Y, et al. A system hierarchy for brain-inspired computing [J]. Nature, 2020, 586(7829); 378-384.
- [69] DELORME A, THORPE S J. SpikeNET: an event-driven simulation package for modelling large networks of spiking neurons

- [J]. *Network-Computation in Neural Systems*, 2003, 14(4): 613-627.
- [70] KUMBHAR P, HINES M, FOURIAUX J, et al. CoreNEURON: An Optimized Compute Engine for the NEURON Simulator [J]. *Frontiers in Neuroinformatics*, 2019, 13(2019): 1-16.
- [71] MIGLIORE M, CANNIA C, LYTTON W W, et al. Parallel network simulations with NEURON [J]. *Journal of Computational Neuroscience*, 2006, 21(2): 119-129.
- [72] CRONE J C, VINDIOLA M M, YU A B, et al. Enabling Large-Scale Simulations With the GENESIS Neuronal Simulator [J]. *Frontiers in Neuroinformatics*, 2019, 13(2019): 1-12.
- [73] GOODMAN D, BRETTE R. Brian: a simulator for spiking neural networks in python [J]. *Frontiers in Neuroinformatics*, 2008, 2(2008): 1-2.
- [74] STIMBERG M, GOODMAN D F M, BENICHOUX V, et al. Brian 2 - the second coming: spiking neural network simulation in Python with code generation [J]. *BMC Neuroscience*, 2013, 14(1): 37-38.
- [75] ZAYTSEV Y V, MORRISON A. CyNEST: a maintainable CPython-based interface for the NEST simulator [J]. *Frontiers in Neuroinformatics*, 2014, 8(2014): 1-10.
- [76] LIU Y, CAI K, ZHANG M, et al. Target Detection in Remote Sensing Image Based on Saliency Computation of Spiking Neural Network [C]// 38th Annual IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2018), Valencia, Spain. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2018: 2865-2868.
- [77] LIU Y, ZHANG M, XU P, et al. SAR Ship Detection Using Sealand Segmentation-based Convolutional Neural Network [C]// 2017 International Workshop on Remote Sensing with Intelligent Processing (RSIP 2017), Shanghai, China. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2017: 1-4.
- [78] LIU Y, FU Z Y, ZHENG F B. Review on high resolution remote sensing image classification and recognition [J]. *Journal of Geoinformation Science*, 2015, 17(9): 1080-1091.
- [79] LIU Y, ZUO X Y. The thoughts on interdisciplinary research of multi-media neural cognitive computing [J]. *Computer Education*, 2014, 23: 48-52.
- [80] JIAO L C. Challenges and thinking of the next generation of artificial intelligence [J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2020, 15(6): 1185-1187.



LIU Yang, born in 1971, Ph.D, professor, Ph.D supervisor, is a member of IEEE, CAAI and China Computer Federation. His main research interests include science theory and technology of brain & mind-inspired computing, and complex system engineering and application of spatiotemporal big data system.



ZHOU Liming, born in 1985, Ph.D, associate professor. His main research interests include artificial intelligence, target detection and information security.

(责任编辑:杨雪敏)