

群智协同计算

特邀编辑: 胡 斌¹ 顾 宁² 孙海龙³

¹ 兰州大学

² 复旦大学

³ 北京航空航天大学

关键词: 群智协同计算 群体智能 CSCW 众包

互联网应用及其支撑技术的快速发展推动着计算模式的持续发展和不断演进。中国计算机学会 (CCF) 协同计算专委在《2016—2017 中国计算机科学技术发展报告》上发表了《群智协同计算: 研究进展与发展趋势》一文, 将大量互联网用户、软件系统与其他各类设备等的交互与协同所催生的新型互联网计算模式概括为“群智协同计算”(crowd cooperative computing)。该计算模式旨在通过大规模群智资源的高效协同来汇聚实现群体智能, 从而为问题求解提供有效支持, 是对群体智能、协同计算和社会计算等的融合与发展。进一步地, CCF 协同计算专委于 2018 年 9 月 15~16 日组织并承办了第 94 期 CCF 学科前沿讲习班 (ADL), 主题为“群智协同计算”, 特别从面向新一代人工智能的群体智能、群智系统中的质量保障、多智能体与社会网络群智行为、用户群体协同和推荐系统等方面, 对群智协同计算的相关理论、技术与应用进行介绍, 并探讨未来发展趋势。在以上工作的基础上, 我们组织了本期专题, 特别邀请相关领域的知名学者撰写文章, 结合新一代人工智能、大数据、社会计算和物联网等热点研究, 从群智协同机理、群智质量保障、群智协作模型、影响群智的心理生理因素和群智融合应用等角度, 深入阐释了群智协同计算的相关理论模型、关键技术和典型应用。

群智协同行为分析是揭示群智协同机理和设计高效群智协同机制的重要途径。复旦大学教授顾宁等撰写的《在线开放协作项目中用户群智协同行为的分析与理解》, 从 CSCW¹ 角度讨论了在线开放协作项目中群智协同行为分析的主要研究问题和方法, 以 Stack Overflow 和 GitHub 为例对群智协同行为的影响因素和机理进行了分析, 并给出了在线开放协作项目中群智协同行为研究的发展趋势。

由于群智资源的自主、难控、不确定性以及计算环境的动态和开放, 质量保障成为群智协同计算面临的重要挑战。北京航空航天大学长聘副教授孙海龙撰写的《群智系统的质量保障方法》, 从系统的角度分析了群智协同计算应用中面临的质量问题, 对国内外研究现状进行了综述, 特别介绍了在众包系统的质量保障方面所做的理论和方法研究, 并对未来研究进行了展望。

人与人之间的高效协作对复杂群智任务的处理尤为重要。东南大学教授蒋巍川等撰写的《社会网络中复杂任务的群智协同众包》提出了社会网络中面向复杂任务的群智众包模型, 通过有效利用社会网络中工人之间的协作和群智更好地完成复杂任务, 并进一步探讨了基于 Agent 方法研究复杂任务群智众包的研究方向和关键问题。

作为群智协同计算中的重要参与者, 人们的生

¹ CSCW: Computer Supported Cooperative Work, 计算机支持的协同工作。

理和心理对于任务处理的过程和结果具有重要的影响。心理生理计算是由心理生理学发展而来的一个多学科交叉的全新研究方向。兰州大学教授胡斌等撰写的《心理生理计算的研究进展及趋势》阐述了心理生理计算的内涵、理论体系和应用模式，并总结了未来发展中可能面临的挑战。

北京工业大学陈建辉博士等撰写的《面向群智互助的新型混合智能框架》，提出了一种新型的混合智能框架，通过生理-心理-行为多维采样、面向群智互助的数据脑和基于 WaaS(Wisdom as a Service)的群智互助服务，对情绪、疲劳、注意力和决策等群体互助的基本因素进行测量，并形成不同层次的原子范式表征，应用于群智互助模式的设计、应用与重构，以支持群体互助过程中群体智慧的实现。

群智感知是群智协同计算的一类重要应用。西北工业大学教授郭斌等撰写的《群智融合计算》，介绍了群智感知计算领域一个新的研究方向——群智融合计算，通过挖掘和利用显式/隐式群体智能以实现对低质冗余、内容丰富、多维互补群体贡献数据的高效处理和语义理解。文章结合研究实例阐述了群智融合计算的内涵、挑战，并探索了不同的应用模式。

在人机物融合发展的信息技术领域，如何提高群智协同的效果，更好地汇聚群体智能已成为学术界和工业界关注的重要问题，而群智协同计算正是在此背景下发展出来的新方向。应用与技术在不断地发展和演化，对群智协同计算的内涵与外延还需进行持续的探索和研究。 ■



胡 斌

CCF 杰出会员、理事。国家“千人计划”入选者，国家特聘专家，国务院特殊津贴专家。兰州大学信息科学与工程学院院长，瑞士苏黎世联邦理工学院客座教授。主要研究方向为协同计算和情感计算。
bh@lzu.edu.cn



顾 宁

CCF 杰出会员，CCF 协同计算专业委员会主任。复旦大学计算机科学技术学院教授。主要研究方向为协同计算、计算机支持的协同工作与社会计算、人机交互。
ninggu@fudan.edu.cn



孙海龙

CCF 高级会员、协同计算专委会常务委员。北京航空航天大学长聘副教授。主要研究方向为群体智能、智能化软件方法和分布式系统等。
zsunhl@buaa.edu.cn

张修先生去世

曾获 CCF 中国计算机事业 60 周年杰出贡献特别奖

CCF 中国计算机事业 60 周年杰出贡献特别奖获得者、原 CCF 常务理事、中国科学院计算技术研究所研究员张修先生于 2018 年 11 月 3 日因病在北京去世，享年 81 岁。

1956 年 10 月，张修由国家公派到苏联列宁格勒工学院自动化与计算技术专业学习，是中国计算机事业初创时期较早参与计算技术工作的科学家。回国后，张修一直在中国科学院计算技术研究所从事计算机体系结构的设计和其他技术工作，曾领导大型计算机系统的研制。他是计算机体系结构专家，在计算机辅助设计方面有突出贡献。

他曾任中国计算机学会 (CCF) 第六届理事会常务理事、体系结构专业委员会主任，他是第一个在专业委员会倡导通过单位竞争产生专委会主任和挂靠单位的人。他担任 CCF 计算机名词审定工作委员会主任多年，在计算机术语标准化方面做了许多卓有成效的工作，在任期间，他主编了《英汉计算机辞典》。他还是我国最早的计算机刊物《计算机研究与发展》(CCF 会刊，更名前为《电子计算机动态》) 第二届编委会主任。他为 CCF 的发展作出了重要贡献。

由于他在计算技术方面的造诣和谦和的品格，他在计算机学术界享有崇高威望。

面向群智互助的 新型混合智能框架

陈建辉^{1,2} 钟 宁^{1,2,3} 顾 宁⁴

¹ 北京工业大学

² 脑信息智慧服务北京市国际科技合作基地

³ 日本前桥工业大学

⁴ 复旦大学

关键词：群智互助 混合智能 数据脑 知识图谱

群智互助概述

家庭、群组、团体、组织等群体中，成员是以自组织的方式在相互协作、提供各种类型的帮助。群体互助也是人类社会的普遍现象。依托群体成员之间的社会关系网络以及社区结构，可聚合群体力量与智慧，并通过多角色、多人员、多组织的群体协作完成单靠个人或局部资源难以完成的工作。

群体智慧（collective intelligence，群智）^[1] 涌现是群体互助过程的重要特征。群智是指人类社会通过分化与整合、竞争与协作，朝更高的秩序复杂性以及和谐方向演化的能力。体现群体智慧的群体互助过程，即群智互助，需要参与互助的群体成员有着共同的目标并联系紧密，以自组织、协作的方式完成既定的互助工作。例如，在脑卒中恢复过程中，不仅需要康复医生、社区医生、家属、志愿者等人员的参与和帮助，还需要他们之间的紧密配合与对接，为受助者制定科学的生活规划并辅助实施，促进其康复。众包（crowdsourcing）、众筹（crowdfunding）等，就是群智的一种轻量级形态^[2-4]，但是，参与众包的用户之间又是相互独立的，没有统一的计划与目标，各自完成工作之后利用投票或者概率方法推理选出最佳结果。

人工智能技术的不断发展和日趋成熟，为群体互助尤其是群智互助的实现提供了方法、技术与平台支撑。利用人工智能技术，不仅能够充分感知受助对象的需求与偏好，同时能够对互助的过程进行监督与辅助，促进互助效率，降低互助成本。例如，AlwaysOn 项目^[5]通过智能机器人技术，在与老年人聊天、下棋的过程中感知其需求与偏好，还可感知情感方面的需求，经过一系列数据分析过程后为其提供个性化的帮助。再如，Human Dx 项目^[6]利用神经网络承担辅助决策的功能，从以往受助对象中学习领域知识，在未来的互助过程中提出建议，减少互助参与对象的负担。

尽管人工智能技术在群智形态中可进行任务分配、质量控制、工作流设计等辅助工作，但由于对群体的运动、情感与认知状态的刻画与表达粒度不足，未形成可动态组织和装配的运动、情感与认知互助的原子范式，因此，还不能过度依赖人工模型和算法的智能。

混合智能

尽管机器在搜索、计算、存储、优化等方面具

有优势,然而,在感知、推理、归纳、学习、情感与情绪表达等方面,目前尚无法与人类智能相较。鉴于机器智能与人类智能各具优势又有互补性,于是,人们提出混合智能 (Cyborg Intelligence, CI)^[7,8]。国内外对混合智能的研究分为类脑计算、人机接口和人机协同智能三个方面。

类脑计算

类脑计算^[9]强调以人脑工作原理为参照,从某一个或几个人脑信息处理的侧面获得启发,通过新的模型和算法来对人脑进行模仿。相关的研究已分别在人脑处理语音、图像等多媒体信息^[10],信息的记忆^[11],复杂的游戏^[12]过程等方面进行了建模研究。例如文献 [11, 13] 的研究借鉴了大脑皮层的组织结构,建立了一种适合处理时序特征信息的信息处理模型,提高了包含时序信息的处理效率。这些研究大都针对特定的问题,采用神经网络或自行设计的信息处理模型来表示人脑的思维模型,这些模型在一定程度上对某个特定问题的解决方案接近了人类智能水平。但是,它们本质上并没有揭示人脑信息处理的机制,而是一种通过人工智能的方法针对特定目标的最优化手段。为了实现对特定功能的模拟,这些模型的训练都需要大量的标注训练样本。当要解决问题为多目标时,类脑计算则需要数量更庞大的标注样本,同时还需要对模型进行针对性的调整,表现出一定程度的限制。

人机接口

人机接口,尤其是脑机接口 (Brain-Machine Interfaces, BMI), 关注于连接生物智能和机器智能,将生物的感知、认知能力与机器的计算能力进行深度融合,以达到各自增强优势和弥补弱点的目的。脑机接口的核心技术是脑神经信号及生理信号的分析处理。信号分析处理需要综合运用各类与脑相关的信号处理方法与机器学习算法,从神经信号或生理信号中提取特定思维活动的关键特征,并将人的不同思维活动状态实时识别出来。

脑机接口的主要技术问题是面向特定思维活动

的信号特征提取和分类问题。想象运动 (motor imagery) 脑机接口^[14] 是其中的典型代表。通过想象运动脑机接口,人可以通过想象来控制一些用品,如电视机、轮椅、汽车^[15,16]等,甚至控制其他的生物。该类型的混合智能主要用于肢体障碍或失能人士的辅助和康复训练^[17],以及以动物为载体的感知干预和行为控制^[18]。尽管脑机接口相关研究大都强调采集和分析大脑相关的信号,例如功能磁共振 (fMRI)、脑电图 (EEG)、肌电图 (EMG) 等,以实现大脑的意图、情境化翻译和情感状态^[19]等大脑状态的检测 and 解释。但其工作的重点仍然是基于应用场景的信号分类,主要采用神经网络^[20]等分类算法。其结果往往不能作为大脑状态的机理解读,因此难以在不同应用场景下广泛推广。

人机协同智能

人机协同智能关注于通过人机交互实现人类智慧 (human intelligence) 与人工智能 (artificial intelligence, AI) 的结合。人机协同智能是混合智能以及人脑机理揭示相关研究的高级应用,也是混合智能研究发展的必然趋势。人机协同智能意味着人脑和机器完全融为一体,解决了底层的信号采集、信号解析、信息互通、信息融合以及智能决策等关键技术问题,使人脑和机器真正地成为一个完整的系统。在人机协同智能的研究方法中,人类智慧的表现方式有所不同。有的研究以数据形式来表达,通过使用人类智慧形成的数据训练机器智能模型来达到人机协同的目标。这种协同方式通常采用离线融合的方式,即人类智慧不能实时地对机器智能进行指导和监督。例如,利用众包收集数据,用于训练机器人完成在迷宫中移动等复杂任务^[21]。还有的研究是希望人脑和机器组成一个协作的系统来处理具体的问题。DiGiovanna 等^[22]设计的基于互适应脑机接口系统,利用大脑给出奖惩机制进行调节,机器通过强化学习算法自适应调整机械臂控制参数,实现人机协同的机械臂运动控制。这种类型的混合智能将人类智慧集成到人工智能中,弥补现有人工智能技术的缺陷,并可收集人类的反馈实现系统不断学

习的良性改善循环。但这种混合智能模式，在交互过程中大都只采集参与者的行为数据和自发的生理数据作为反馈信息，难以准确辨识参与者的情感、认知等内在状态，因而无法提供精准的个性化服务。

面向群智互助的混合智能

类脑计算、人机接口、人机协同智能等人工智能研究为群智互助的实现提供了技术、方法和平台，但仍难以完全满足需求。

- 人机交互、脑机交互等人工智能技术，侧重于特定应用场景下对研究对象的生理、心理与行为状态的采集和分类。对于群体互助过程中受助对象与互助参与群体在运动、情感与认知状态方面的刻画与表达粒度不足，无法为群智互助过程提供精准的数据支撑，因此难以发挥人工智能技术的计算优势，无法有效感知受助对象的心理与情绪状态，以致无法提供个性化服务。

- 尽管脑机接口相关研究强调通过对大脑相关信号的采集和分析，来实现对大脑状态的检测 and 解释，但大都缺乏系统化的、精心设计的实验范式，而且主要采用主成分分析、深度神经网络等数据驱动的特征选择策略，因此工作的重点仍然是基于应用场景的信号分类，数据及特征应用特定化。运动、情感与认知的数据采集和分析策略未形成可动态组织和装配的原子范式。

- 类脑计算等智能实现方法在计算、分析、精确推导等方面具有人类无法比拟的优势，但在感知、情感与情绪表达、协同工作等方面与人类智能相差甚远。智能水平的提升完全依赖人工模型和算法的突破，存在显著瓶颈。

基于数据脑的新型混合智能框架

针对上述实现群智互助的混合智能新需求，整合脑科学关于人类心理、情感机理的研究成果^[23~26]，以及人工智能关于生理、心理、行为数据采集及分析相关理论技术和方法，基于智慧物联网架构^[27]，我们提出了一种面向群智互助的新型混合智能框

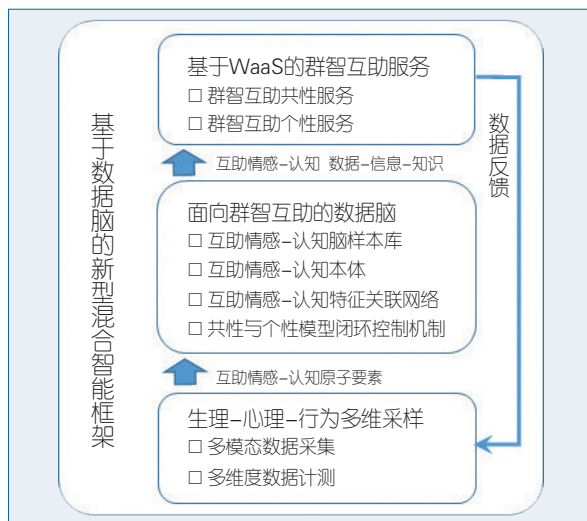


图1 总体框架

架，如图1所示。

生理-心理-行为多维采样

实现群智互助需要对人类的心理和行为进行解读，从而更好地促进人机合作和人人合作。为此，针对群智互助过程中参与者的生理、心理、行为进行多维采样，系统化地采集客观量化数据，提取和筛选情绪与认知的基本要素及其显著相关的数据特征，从最小粒度刻画参与者的运动、情感与认知状态，为混合智能支持的群体互助过程提供精准的数据支撑，则成为了实现群智互助的首要条件。

个体在智能网络环境下与群体互助有关的情绪与认知的基本状态主要有四个方面：情绪、疲劳、注意、决策。

- **情绪**是多种感觉、思想和行为综合产生的心理和生理状态，是支撑个体正常社交的基本心理要素。

- **疲劳**是个体对自身机能、效能等综合能力下降的一种主观不适感。心理学认为，疲劳与压力存在较强的相关性，疲劳的产生对个体的情绪体验以及认知表现都存在负性影响。

- **注意**是复杂认知信息加工的基本成分，也是促成社交行为的基础要素。

- **决策**是问题解决过程中的重要环节，决策策略的使用方式也能从侧面反映个体的个性与认知模式。

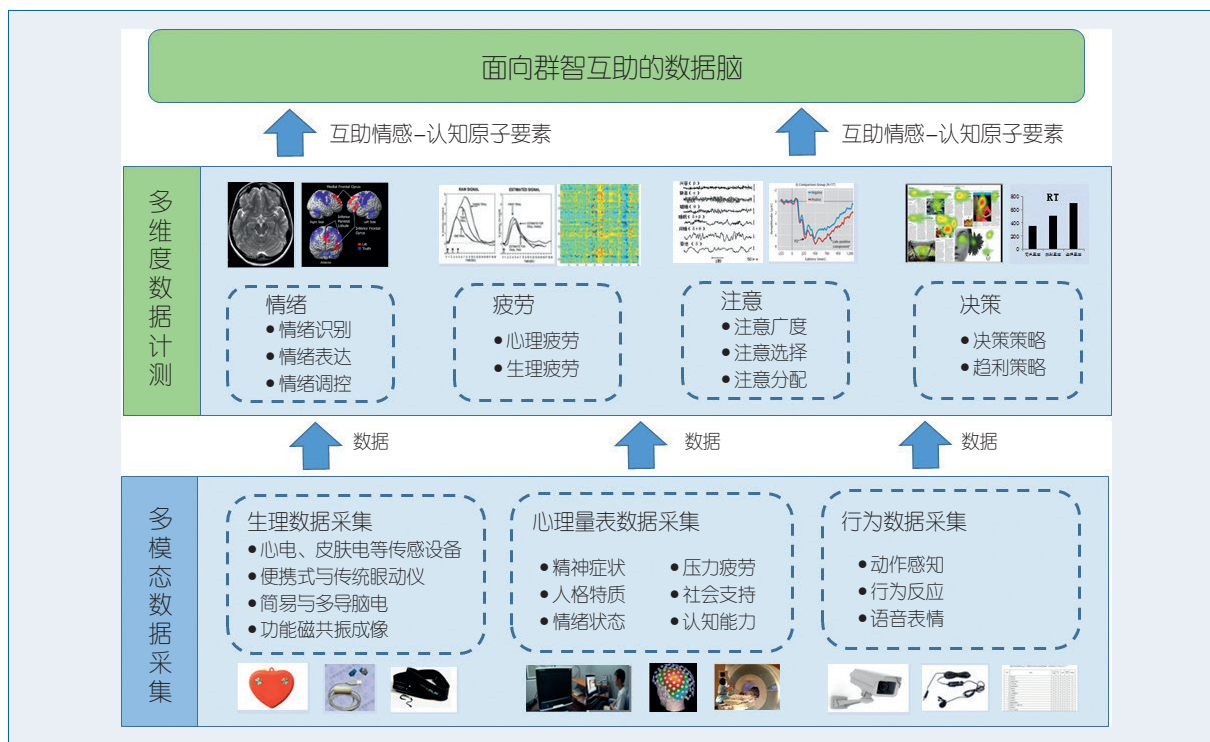


图2 生理-心理-行为多维采样

多维采样过程分为两个阶段。首先是数据采集，利用多种人格和心理状态评估量表、脑电、功能磁共振等认知神经科学计量手段，以及普适化的生理、行为传感器，结合认知科学实验范式对参与群体互助者的生理-心理-行为多模态数据进行采集；其次是数据计测，在数据采集的基础上，根据特定的实验范式和每种类型的数据特点，筛选相关数据并作特定处理，再综合多种类型的数据生成对应的认知功能和心理状态的基本元素，达到对目标特质（隐性的心理与行为变量）实现最优量化的效果。如图2所示。

面向群智互助的数据脑

生理-心理-行为多维采样提供了用于刻画群智互助情绪与认知原子要素的数据及数据特征，但需要将这些数据和特征有效整合，构建面向群智互助的情绪与认知知识库——数据脑^[28]，才可以提供可动态组织和装配的情绪与认知原子范式，支持群智互助模式的设计与重构。区别于传统的基于数学与逻辑的脑智能建模方法，数据脑采用了一种基于

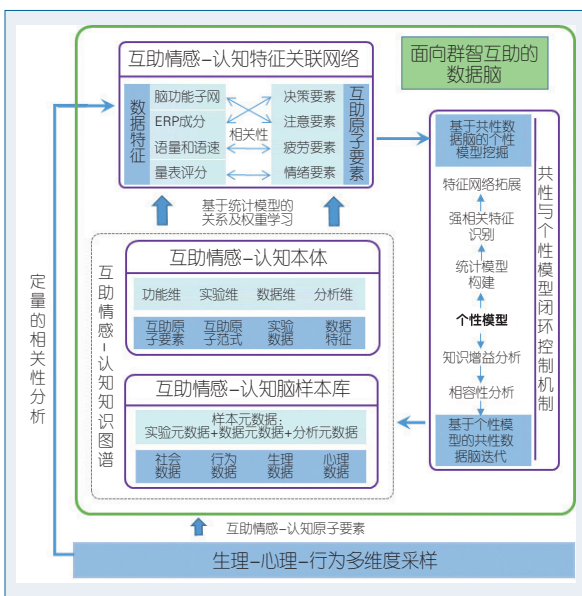


图3 面向群智互助的数据脑

脑大数据的智能表达与实现策略^[29]，利用数据采样构造人类各种情绪与认知能力的外延表达，进而通过数据采样和特征网络的拓展，实现智能能力的提

升,以便在一定程度上降低对人工算法的依赖。

图3显示了数据脑的构成。面向群智互助的数据脑主要包括互助情感-认知脑样本库、互助情感-认知知识图谱、互助情感-认知特征关联网络、共性与个性模型闭环控制机制四个部分。

互助情感-认知脑样本库是数据脑的基础,用以对生理-心理-行为多维采样所获得的多模态数据及衍生数据进行有效的分类、存储、管理和查询,包括重要的中间过程数据、数据特征等。由于互助情感-认知脑样本不仅涉及结构化或可结构化的社交网络、评估量表等数据,也涉及脑电、fMRI等非结构化数据,因此,实现样本元数据的构建,是其有效管理和查询的核心。为充分发挥其各种特征、知识的信任“源点”、关联“源点”的重要作用,样本元数据不仅要描述数据的物理属性和内容,还要记录数据全生命周期的演化变迁,这一点可通过拓展 PROV-O^[30]等数据起源本体的方式加以表达。

互助情感-认知本体是数据脑的主体,用以显性地表达群体互助过程中生理、心理、行为多模态特征之间以及特征与用户状态指标间的定性关联。其顶层概念模型是一个多维结构,从功能、实验、分析、数据四个维度,描述生理-心理-行为数据采集和计测过程。在此概念模型之下,认知功能、实验任务、分析方法、数据类型、脑区等领域本体,被合并或链接形成一个群体互助生理、心理、行为多模态数据及特征的知识库。进而这些概念和关联被标注到样本元数据上,共同形成一个互助情感-认知知识图谱。

互助情感-认知特征关联网络是数据脑的核心,用以显性、量化地表征群体互助过程中,生理、心理、行为多模态特征与用户状态指标间的关联,实现“人-机”信息的有效融合。这些关联不仅来自于生理-心理-行为多模态数据计测过程中基于单一模态数据集的特征与用户状态指标间定量的相关性分析,也来自于采用逻辑回归等统计模型,从互助情感-认知知识图谱中学习的特征与用户状态指标间关系及其权重^[31]。

共性与个性模型闭环控制机制是数据脑的自

学习机制,用以实现提出假设、获取数据、分析数据和验证循环的生理-心理-行为多维采样迭代循环过程,实现基于共性数据脑的个性模型挖掘和基于个性模型的共性数据脑迭代提升,构造共性与个性模型交互促进的闭环控制模式。基于共性数据脑的个性模型挖掘可通过基于互助情感-认知知识图谱的特征网络拓展、基于互助情感-认知特征拓展关联网络的强相关特征识别、基于强相关特征的统计模型构建来实现;基于个性模型的共性数据脑迭代提升则主要采用基于知识融合的共性与数据脑拓展技术,实现个性模型的特征关联网络与共性数据脑的特征关联网络之间的知识增益,计算新增知识的相容性权重,将相容性高于阈值的新增知识链接整合形成共性数据脑,实现共性数据脑的迭代提升。

基于WaaS的群智互助服务

群智互助的实现是一个互助模式设计、应用、重构的迭代提升过程,需要在细粒度及精准辨识受助对象运动、情感、认知状态的基础上,结合受助对象的人口统计学特征、外部上下文等信息,设计个性化的群体互助模式,对群体互助参与角色、参与人员、互助异常行为发现模式等进行动态设定,

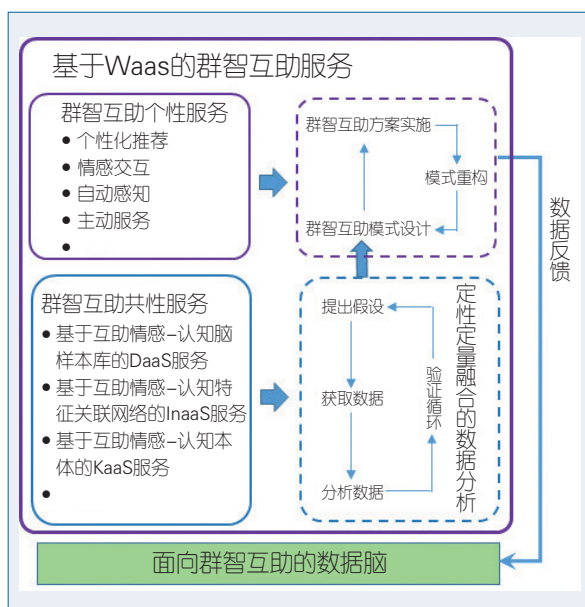


图4 基于WaaS的群智互助服务

并在群体互助实施过程中持续采集受助对象与参与对象的生理、心理与行为数据和互助质量评估,实现互助参与角色、参与人员、异常行为发现模式等互助模式关键模块的调整与重构,迭代提升群体互助服务质量。

面向群智互助的数据脑包含了群智互助模式设计、应用、重构的迭代提升过程所需的多层次生理-心理-行为大数据,可采用基于 WaaS(Wisdom as a Service)的大数据内容服务架构^[32],面向不同的群体互助应用场景,提供多种形式的群智互助服务。如图4所示,这些服务可以分为群智互助共性服务和群智互助个性服务两种类型。

群智互助共性服务主要针对互助模式设计与重构。其过程需要依靠定性定量融合的数据分析。基于观察和归纳的定性研究方法和基于统计分析与机器学习的定量研究方法是用户行为分析与理解的两大研究方法。定性研究方法,基于解释和理论构建,从微观层面深入、细粒度地发现变量之间的关系,理解复杂的行为过程和影响因素。定量研究方法基于实证调查,从宏观层面分析变量之间的关联关系、找出行为特征的影响因素等,从而达到理解用户行为模式与动机的目的。通过有效融合定性和定量研究方法,可以全面且深入地理解群体互助协作的机制原理、行为模式和影响因素,设计体现群体智慧的互助模式。针对互助群体的情绪、疲劳、注意力和决策等方面的关键因素及其关联的分析需求,基于 WaaS 架构,面向群智互助的数据脑可以提供多层次的生理-心理-行为大数据内容服务。此过程是一个从提出假设、获取数据,到分析数据、验证循环,全面支撑定性定量融合的数据分析过程。

- 在提出假设阶段,互助情感-认知本体可以被封装成知识服务(Knowledge as a Service, KaaS),以提供假设生成所需的领域知识。

- 在获取数据阶段,互助情感-认知脑样本库可以被封装成多种形式的信息服务(Data as a Service, DaaS),以提供分析所需的多模态数据。

- 在分析数据阶段,互助情感-认知特征关联网络可以通过信息服务(Information as a Service,

InaaS),提供个性化的特征选择案例(信息)。

- 在验证循环阶段,互助情感-认知本体可以通过知识服务提供结果校验和领域知识解释。

基于多层次的群智互助共性服务,可以在充分考虑群体对自我提升、社群互动和情感支持等的特殊需求的前提下,结合群体参与互助的情绪、疲劳、注意力和决策等的动态变化特征,设计出体现群体智慧的互助模式。

群智互助个性服务主要针对互助模式的应用,在设定的互助模式下,采用个性化推荐、上下文感知、情感交互、自动感知、主动服务等智能技术,通过群智互助共性服务调用数据脑中用数据、特征和知识表征的,关于互助群体的情绪、疲劳、注意力和决策等方面的原子范式,以实现在正确的时间和情景下将正确的服务提供给正确的对象。 ■



陈建辉

CCF 专业会员, CCF 协同计算专委会委员。北京工业大学信息学部讲师。主要研究方向为脑信息学、网络智能、知识发现与数据挖掘等。
chenjianhui@bjut.edu.cn



钟 宁

CCF 专业会员, CCF 协同计算专委会委员。日本前桥工业大学教授,北京市特聘专家,北京工业大学国际 WIC 研究院院长等。主要研究方向为人工智能、网络智能、脑信息学等。zhong@maebashi-it.ac.jp



顾 宁

CCF 杰出会员, CCF 协同计算专业委员会主任。复旦大学计算机科学技术学院教授。主要研究方向为协同计算、计算机支持的协同工作与社会计算、人机交互。
ninggu@fudan.edu.cn

参考文献

- [1] Pór G. Blog of Collective Intelligence. 2004.
- [2] Haythornthwaite C. Crowds and Communities: Light and Heavyweight Models of Peer Production[C]// Proceedings of the 42nd Hawaii International Conference on System Sciences. 2009: 1-10.

- [3] Silberman M S, Ross J, Irani L, et al. Sellers' Problems in Human Computation Markets[C]//Proceedings of ACM SIGKDD Workshop on Human Computation. 2010:18-21.
- [4] Silberman M S, Silberman M S. Turkopticon: Interrupting Worker Invisibility in Amazon Mechanical Turk[C]// Proceedings of SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. 2013:611-620.
- [5] Sidner C L, Rich C, Shayganfar M, et al. A Robotic Companion for Social Support of Isolated Older Adults[C]//Proceedings of the Tenth Annual ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction Extended Abstracts(Extended Abstracts). 2015: 289.
- [6] Human Dx Project, <https://healthitanalytics.com/news/machine-learning-to-fuel-collective-intelligence-of-human-dx-project>.
- [7] dos Santos M M T, Antonelli H L, Rodrigues S S, et al. Personalizing Health-related ICT Interface and Application: Older Adults and Elderly Caregivers Preferences[C]//Proceedings of the 7th International Conference on Software Development and Technologies for Enhancing Accessibility and Fighting Info-exclusion. 2016: 331-338.
- [8] Heart T, Kalderon E. Older Adults: Are They Ready to Adopt Health-related ICT?[J]. International Journal of Medical Informatics. 2013, 82(11): e209-e231.
- [9] Mead C A. Analog VLSI and Neural Systems[M]. Reading, MA: Addison-Wesley, 1989.
- [10] LeQ V, Ranzato M, Monga R, et al. Building High-level Features Using Large Scale Unsupervised Learning[C]// Proceedings of the 29th International Conference on Machine Learning(ICML2012). 2012: 1-11.
- [11] Hawkins J. On Intelligence. New York, USA: Times Books, 2004.
- [12] Mnih V, Kavukcuoglu K, Silver D, et al. Human-level Control through Deep Reinforcement Learning[J]. Nature. 2015, 518:529-533.
- [13] George D, Hawkins J. Toward a Mathematical Theory of Cortical Micro Circuits[J]. PLoS Computational Biology. 2009, 5(10): e1000532.
- [14] Kanthack T F D, Guillot A, Papaxanthis C, et al. Neurophysiological Insights on Flexibility Improvements through Motor Imagery[J]. Behavioural Brain Research. 331, 2017: 159-168.
- [15] Pfurtscheller G, Neuper C. Motor Imagery and Direct Brain-computer Communication[J]. Proceedings of the IEEE. 2001, 89(7): 1123-1134.
- [16] Meng J, Zhang S, Bekyo A, et al. Noninvasive Electroencephalogram Based Control of a Robotic Arm for Reach and Grasp Tasks[J]. Scientific Reports. 2016 (6): 38565.
- [17] Eduardo L L, Fernando T A, Vijaykumar R, et al. Control of an Ambulatory Exoskeleton with a Brain-Machine Interface for Spinal Cord Injury Gait Rehabilitation[J]. Frontiers in Neuroscience. 2016, 10(359).
- [18] Wang Y, Lu M, Pan G, et al. A Visual Cue-guided Rat Cyborg for Automatic Navigation[J]. IEEE Computational Intelligence. 2014, 10(2):42-52.
- [19] Zander T O, Kothe C. Towards Passive Brain-computer Interfaces: Applying Brain-computer Interface Technology to Human-machine Systems in General[J]. Journal of Neural Engineering. 2016: 8(1).
- [20] Cecotti H, Graser A. Convolutional Neural Networks for P300 Detection with Application to Brain-Computer Interfaces[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2010, 3(33): 433-445.
- [21] Lasecki W S, White S C, Murray K I, et al. Crowd Memory: Learning in the Collective[OL]. arXiv preprint arXiv:1204.3678, 2012.
- [22] DiGiovanna J, Mahmoudi B, Fortes J, et al. Coadaptive Brain-machine Interface via Reinforcement Learning[J]. IEEE Trans Biomed Eng. 2009, 56(1): 54-64.
- [23] Yang Y, Zhong N, Friston K, et al. The Functional Architectures of Addition and Subtraction: Network Discovery Using fMRI and DCM[J]. Human Brain Mapping. 2017. 38. DOI: 10.1002/hbm.23585.
- [24] Wang Z, Liu J, Zhong N, et al. Changes in the Brain Intrinsic Organization in Both On-Task State and Post-Task Resting State[J]. NeuroImage. 2012, 62: 394-407.
- [25] Jia X, Liang P, Lu J, Yang Y, Zhong N, et al. Common and Dissociable Neural Correlates Associated with Component Processes of Inductive Reasoning[J]. NeuroImage. 2011, 56:2292-2299.
- [26] Zhong N, Yang Y, Imamura K, Lu S F, Li M, Zhou H Y, Wang Gang, Li K C. Self-regulation of Aversive Emotion: A Dynamic Causal Model[J]. Advances in Computational Psychophysiology, Science Supplement. 2 October 2015, 25-27.
- [27] Zhong N, Ma J H, Liu J M, et al. Wisdom Web of Things (Chapter 1 "Research Challenges and Perspectives on Wisdom Web of Things (W2T)" , Springer, 2016.
- [28] Zhong N, Chen J H, Constructing a New-style

Conceptual Model of Brain Data for Systematic Brain Informatics[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. 2012, 24(12):2127-2142.

[29]Zhong N, Yau S.S., Ma J, et al. Brain Informatics-Based Big Data and the Wisdom Web of Things[J]. IEEE Intelligent Systems. 2015, 30(5): 2-7.

[30]<https://www.w3.org/TR/prov-o/>

[31]Rotmensch M, Halpern Y, Tlimat A, et al. Learning a Health Knowledge Graph from Electronic Medical Records[J]. Scientific Reports. 2017, 7 (1).

[32]Chen J H, Ma J H, Zhong N, et al. WaaS: Wisdom as a Service[J]. IEEE Intelligent Systems. 2014, 29(6): 40-47.