

开放环境下的群智决策：概念、挑战及引领性技术

程学旗^{1,2}, 徐冰冰¹, 曹琦¹, 刘盛华¹, 陈娟², 林磊¹, 沈华伟^{1,2}

(1. 中国科学院计算技术研究所, 北京 100190;

2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 开放环境下的群智决策是一种群体参与、人机交互、大数据驱动的新型决策模式, 致力于借助开放的互联网环境实现复杂问题求解和智能决策。然而, 互联网具有高度开放、复杂交互、行为涌现的特性, 使得基于互联网的群智决策面临激励机制难设计、决策个体不可控、决策环境多样化、决策信息高度纷杂等挑战。着眼于开放环境下的群智决策, 探讨其概念内涵、决策模式及关键挑战, 梳理实施群智决策的引领性技术, 并针对群智决策的成功案例进行分析, 以期支撑新型决策模式在经济、医疗、民生等领域的应用, 推动相应领域的进步和变革。

关键词: 开放环境; 群智决策; 激励; 涌现; 可信度; 复杂性; 不确定性

中图分类号: TP18

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.202219

Collective decision-making in open environment: concepts, challenges, and leading technologies

CHENG Xueqi^{1,2}, XU Bingbing¹, CAO Qi¹, LIU Shenghua¹, CHEN Juan², LIN Lei¹, SHEN Huawei^{1,2}

1. Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract: Research on collective decision-making is based on new decision-making theories and their methods are driven by group participation, human-computer interaction, and big data, to realize complex problem solving and intelligent decision-making in an open environment. However, the open environment is of high openness, complex interaction, and emerging behaviors, making collective decision-making face the challenges of difficult incentive mechanism design, uncontrollable decision-making individuals, diverse decision-making environments, and highly complex decision-making information. Based on the era background of collective decision-making in an open environment, a new decision-making paradigm was proposed, its conceptual connotation, main challenges, and leading technologies for effective implementation of collective decision-making were sorted out. The successful cases of collective decision-making were analyzed, in order to support the application of new decision-making paradigms in the fields of economy, medical care, and people's livelihood, and to promote progress and changes in the corresponding fields.

Key words: open environment, collective decision-making, incentive, emerge, credibility, complexity, uncertainty

0 引言

决策在真实世界中无处不在, 涉及人类生活的方方面面。社会资源分配、公民选举等都属于决策

问题。传统决策通常基于封闭环境下的专家投票, 要求决策环境可控, 且参与决策的个体具有高可信度。这类决策简便易行, 可使参与决策人员发表的意见较快收敛, 具有一定程度的客观性、科学性和

收稿日期: 2021-12-15; 修回日期: 2022-03-08

通信作者: 程学旗, cxq@ict.ac.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.91746301, No.U21B2046, No.62102402)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.91746301, No.U21B2046, No.62102402)

实用性。但传统决策通常只基于部分个体的意见,具有决策结果不全面、难以覆盖绝大多数群体意见的缺点。

历史上曾发生过多次基于传统小领域专家决策而导致决策出错的案例。这是小部分群体(如电视媒体、领域专家)的决策结果不具备全面性和代表性导致的。随着互联网,特别是移动互联网飞速发展,我国网民数量剧增。互联网逐渐成为人们获取信息并辅助决策的主要渠道。据统计,截至2020年年底,中国网民数量已超9.8亿。庞大的网民群体使得海量信息以流的形式在互联网平台累积、传播和扩散,突破了时空限制。此类信息给决策提供了覆盖面更广、多样性更强的信息来源,也为决策模式的根本性变革提供了良好的基础。基于此,近年来,大规模人类群体和机器集群通过网络交互协作、相互赋能并持续学习,逐渐演化成为一种新的基于群体智能的决策模式——群智决策^[1-2]。

群智决策希望基于大规模群体和机器的共同协作涌现出超越人类个体和机器单体的群体智能,进而在经济、社会、生活等领域触发新的决策方式变革,使得决策过程覆盖更广的用户群体,产生更加公平、全面、高质量的决策结果^[3]。这个方向也受到了国家层面的高度重视。2017年国务院发布的《新一代人工智能发展规划》将“群体智能”及“群体智能的协同决策与控制”列为人工智能发展的两个重点方向。2018年科技部启动的“科技创新2030—‘新一代人工智能’重大项目”明确将“群体智能”列为人工智能领域的五大持续攻关方向之一,并希望推动群体智能在创新决策方面的应用。2020年中国科学院发布的《2019年人工智能发展白皮书》将“群体智能技术”定义为集结众人意见,进而转化为决策的过程,并将其列为八大人工智能关键技术之一。

群体智能体现了人工智能的发展趋势,是人工智能从规则驱动的确定性智能、数据驱动的不确定性智能走向交互驱动的涌现智能的必然之路。如今,群体智能已在部分领域发挥它的价值和优势,如众包平台^[2-3]等。以维基百科为例,维基百科是一个多语言、内容自由、任何人都能参与的协作计划,其目标是建立一个完整、准确且中立的百科全书。截至2021年年初,所有语种的维基百科条目数量达5500万^[4],是目前全球网络上非常大且极受大众欢迎的参考工具书。而维基百科如今的成绩也依

赖于群体智能,庞大的用户群体作为参与者在维基百科贡献自己的智慧和知识,使其名列全球二十大受欢迎的网站之一。开源平台GitHub也是群体智能的成功案例,数以百万计的用户在GitHub上共同完成庞大软件的开发和维护,使得软件日趋完善,具有较长的生命力。医疗领域中面对复杂情况时的专家机器协同操作亦是如此。群体智能汇聚了庞大群体和机器的智慧,完成了个体或单独机器无法完成的任务,彰显了群体智能的重要性。

互联网提供了群体协作的环境,为群智决策提供了信息来源。然而,互联网属于开放环境,具有高不确定性和高复杂性,在具体决策过程中存在参与激励机制难设计、决策个体不可控、决策环境多样化、决策信息高度纷杂等挑战。如何在开放环境中实现群智决策是当今亟待解决的问题。鉴于此,本文拟以大数据时代为背景,分析当前开放环境下群智决策面临的机遇与挑战,开展有效实施群智决策的引领性技术调研,并针对群智决策的成功案例进行分析,以期对开放环境下群智决策模式的形成起到重要的概念牵引与技术支持作用,促进决策模式在科学^[5]、经济^[6]、民生、社交^[7]等领域的进步和变革。

1 开放环境下群智决策的模式和挑战

开放环境下群智决策研究致力于通过群体参与、人机交互、大数据驱动的新型决策理论和方法,实现开放环境下的复杂问题求解和智能决策。开放环境下的群智决策模式如图1所示。图1中,激励、收集、分析、评估和涌现是一个完整的群智决策过程的5个必备环节。在待决策问题发布后,激励机制鼓励更多个体参与决策,发布方收集个体决策内容,并分析每个个体的决策意见。考虑到每个个体的可信度不同,发布方需要评估每个个体的可信度,并基于可信度聚合个体的决策意见,进而涌现出群智决策的结果。这种新型决策模式在参与者激励机制、决策参与主体、决策环境、决策信息来源方面有别于传统的封闭环境下的决策模式(如专家系统、综合研讨厅等):①在参与者激励机制方面,传统决策通常依赖于封闭环境下的领域专家,被激励群体数量少且较为单一,激励机制易执行且易制定,但群智决策依赖于互联网群体,激励机制涉及的用户规模庞大且用户类型丰富,真伪难辨;②在决策参与主体方面,传统决策的参与主体

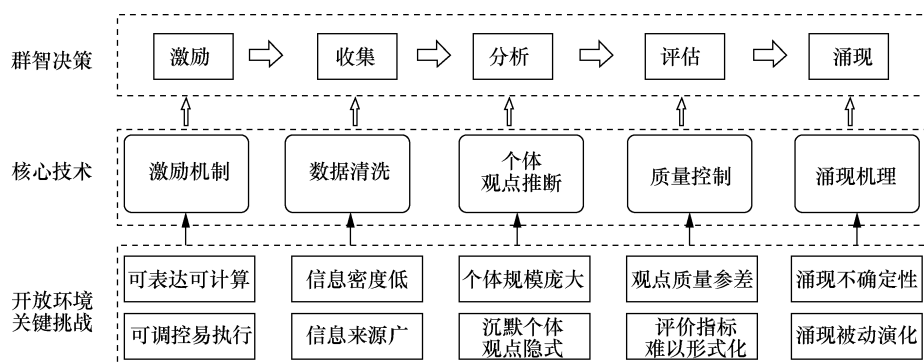


图1 开放环境下的群智决策模式

通常是经过筛选的领域专家，这类主体在决策指导中具备一定的专业知识，可信度较高，但数量较少，而新型决策则依赖于大规模互联网用户群体及机器，这类群体缺乏专业背景，可信度低^[8]且不可控，但是数量庞大；③在决策环境方面，传统决策通常在可控的封闭稳定环境下进行，而新型决策依赖于具有多样性的开放环境，包括部分用户拒绝进行决策的被动环境、决策意见动态变化的实时更新环境等；④在决策信息来源方面，传统决策信息主要来源于封闭环境下的专家知识，而群智决策依赖于信息纷杂海量的互联网大数据，信息来源具有高不确定性和高复杂性。

基于上述区别，实现开放环境下的群智决策存在以下挑战：

① 激励机制难设计，激励机制涉及的参与者规模庞大且类型丰富，激励机制的发布计算和执行都依赖于互联网环境，调控难度高；

② 决策个体不可控，可信度参差不齐且未知，个体决策内容可信度难以评估；

③ 决策环境多样化，难以在多样环境下探索个体贡献汇聚成群体智能的涌现机理和演化规律；

④ 决策信息高度纷杂，具有高不确定性和高复杂性，难以控制基于此环境形成的决策系统的风险。

为了提供应对上述挑战的思路，接下来将分别阐述每一挑战产生的原因，为第2节相关技术的探索提供指导。

1.1 激励机制难设计

开放环境下的群智决策依赖于大规模群体协作，但互联网环境下的用户通常是“沉默的大多数”，即用户倾向于仅在涉及自身利益的场景下发声。为了使群智决策覆盖更多样、更全面的社会群

体，设计合适的激励机制来鼓励更多用户参与到决策中是群智决策不可或缺的一环。

激励机制需满足可表达、可计算、可执行、易调控约束，具体原因如下。①可表达：激励机制需传达给规模庞大的用户群体，并且激发用户参与决策的动机，因此激励机制应是可被直观理解、易于接受和追求的。②可计算：激励机制面向多类型的用户群体，对于不同用户应给予不同的激励强度，同时为了满足各类型群体获得激励的公平性，激励机制应可被清晰计算。③可执行：开放环境下的激励机制通常在线上执行，要求激励机制的执行难度低。④易调控：开放环境具有动态复杂特性，激励机制应根据涌现结果动态调整，进而鼓励更多群体参与到群智决策中。

1.2 决策个体不可控

开放环境下的群智决策依赖于庞大的互联网群体，这类群体可信度参差不齐，并且对于决策系统来说，这类群体不可控，可信度未知。因此，此类群体可能存在各持己见甚至观点相互矛盾的特点。建立个体决策内容的可信度评估，是基于个体决策进行群智决策的第一步。

为了阐述可信度评估的必要性，笔者以典型的群智决策平台，如众问众答的知识共享平台——知乎上的常见流程为例，这类平台主要包含3个部分：任务、作品和参与者。当任务发布者发布任务时，海量参与者根据任务完成作品并发布，不同作品的质量参差不齐。作品质量差异主要来源于两部分。①参与者的知识背景差异^[9]，参与者在不同领域的任务上呈现出不同水平的背景。因此，同一参与者在不同领域下具有不同的可信度。②参与者的态度差异，开放环境下的群智决策通常不对参与者施加约束，少量平台以“后奖励”的方式鼓励优质内容。

因此参与者在决策过程中可能存在惰性,导致高水平参与者产出低质量内容的情况。考虑到参与者态度难以形式化定义,而其态度主要反映在作品内容上,因此需要对内容进行质量评估,防止出现“迷信高水平背景”情况等。综合上述两点,在个体决策内容可信度评估方面,需要融合“参与者”和“内容”两个维度进行评估,分别刻画“参与者在对应任务上的知识水平”及“参与者态度”。

1.3 决策环境多样化

基于领域专家的传统决策通常在自组织的封闭环境下进行,而开放环境下的群智决策环境并不由决策发起方组织或控制,决策环境多样,包括被动环境和实时更新环境。

为了更好地理解这两类环境,笔者以群智决策可支撑的重大应用“立法民意调查”来解释说明。一项新法规的颁布通常希望获得更广泛的群众意见和支持,而互联网大规模群体则可以被看作广泛群众的来源。因此,分析互联网海量群体对新法规的意见进而指导法规的修改和颁布已经成为完善法规的重要渠道。而开放环境通常是被动环境和实时更新环境,具体来说:①被动环境指决策发起方无法强迫每个个体发表决策意见,而只进行信息收集,那么针对互联网上的沉默用户(即不进行决策发表的用户),发起方如何获取这部分用户的决策意见是被动环境下的一大难点;②实时更新环境^[10]指决策发起方无法规定每个个体参与决策的时间,同时也无法规定个体的决策意见持续不变,以新法规意见征集为例,参与个体可在任意时间在社交媒体发表意见,且个体的意见也可随时间变化,因此如何获取当前时刻的群智决策意见是实时更新环境下的一大难点。综合上述两点,在多样环境下完成海量个体决策到群智决策是另一大关键挑战。

1.4 决策信息高度纷杂

开放环境下决策信息纷杂,具有高不确定性和高复杂性,因此群智决策虽能在一定程度上避免因少数人的决策偏差导致的巨大决策风险问题,但自身也不可避免地存在风险。通常,群智决策系统不希望“牵一发而动全身”,即单个个体参与者的决策结果不应对整个群体的决策结果产生影响。以前文的新法规颁布为例,稳定的决策系统不应因单个用户的赞成或反对影响全局的决策结果。综上,为了降低群智决策的风险,在系统设计层面,群智决策系统应该是稳定的,服从大规模群体的决策结果,

而不因单一参与者发生改变。因此,设计稳定的群智决策系统,进而进行风险控制是一大关键挑战。

2 开放环境下群智决策的引领性技术

不同于传统决策,开放环境下的群智决策已经迈入了新阶段,从强调专家的个体智能走向群体智能,智能的构造方法从封闭和单调走向开放和涌现,智能计算从“以机器为中心”的模式走向“群体在计算回路”的模式,智能系统开发方法从封闭和计划走向开放和竞争。基于此,开放环境下的群智决策亟须面对新挑战,提出新技术,进而形成新的解决方案。针对第1节的挑战分析,开放环境下的群智决策涉及的主要引领性技术包括:决策参与者激励机制设计、决策参与者可信度评估、决策内容质量评估、被动环境下沉默用户决策内容推断、群智决策内容实时更新推断、风险可控的稳定群智决策等技术,这些技术为实现开放、可控的群智决策奠定了基础,为推进群智决策在开放环境下的广泛应用提供了技术支撑。

2.1 决策参与者激励机制设计技术

决策参与者激励机制旨在鼓励海量的互联网群体参与决策过程,使得群智决策可以覆盖更多样、更广泛的群体。激励机制需满足可表达、可计算、可调控、易执行约束。现在的激励机制主要分为3类:金钱激励、社会认可度激励以及内在激励。

网飞(Netflix)公司曾通过金钱激励方式实现精准推荐。Netflix于2006年宣布名为“电影匹配(Cinematch)”^[11]的推荐算法竞赛,以对外公开发布数据集的形式和开放数据竞赛的方法提升其推荐算法Cinematch的性能。Cinematch采用了阶段性提升激励和最终目标激励结合的方式,每年比赛会评出一个价值5万美元的年度奖(progress prize)以奖励本年度将算法提升最高的人或团队。同时,比赛将额度高达100万美元的最终奖颁发给首个将Cinematch算法2006年基准指标提高10%的团队。这种激励机制简单易执行,并且规则明确,满足公平性,在2009年,Netflix通过这种模式获得性能提升超过10%的新推荐算法。现在被广泛应用的内容共享平台(如知乎、微博等)多基于社会认可度激励,参与者通过获取他人的认可(如点赞、关注等)获取激励。这类激励机制本身也可以被看作基于群体的激励,对于任务发布者来说,成本较小,可持续性较高。内在激励是一种无形的激励,表现

为价值观趋同等。如“偶像”投票等依赖的是参与者对被选举人的认同感，利用被选举人的价值观、行事方式等激励参与者，从而促使更多参与者参与到群智决策过程中。

2.2 决策参与者可信度评估技术

开放环境下的群智决策参与者来源为庞大的互联网用户群体，这类参与者的知识背景参差不齐，参与者在不同领域的任务上呈现出不同的可信度，在同一领域上，不同参与者的可信度也不同。决策参与者可信度评估旨在区分不同用户在群智决策中产生的影响。现在的可信度评估技术主要分为两类思路：基于真相置入的参与者可信度评估和基于信誉系统的参与者可信度评估。

(1) 基于真相置入的参与者可信度评估

真相置入，顾名思义，是指在任务中置入真相进行参与者质量评估。一种典型的做法是将已知结果的任务和未知结果的任务进行混合，并通过参与者在已知结果任务上的表现来推断参与者可信度。这一思路的案例是著名的“重新验证码(reCAPTCHA)”项目^[12]。reCAPTCHA项目是由美国卡内基梅隆大学的冯安(Von Ahn)教授设计的，旨在完成大规模纸质书籍的电子化。老旧书籍中存在大量计算机难以识别的扫描单词，为了识别这类单词，Von Ahn教授将其与已知正确答案的扫描单词进行拼接，并将其作为网站登录验证码。海量互联网用户在网站登录过程中作为参与者提供了扫描单词识别结果，如果参与者将已知正确答案的扫描单词输入正确，则认为参与者右边的单词输入也是正确的，即该参与者为高可信参与者。目前这种方法在商用众包平台中被广泛应用，如“亚马逊土耳其机器人(Amazon Mechanical Turk)”^[13]和“众花(CrowdFlower)”^[14]。也存在一些方法要求参与者在参与任务前首先进行测试，并仅给予测试通过者参与资格，如完成5道系统自定义题目的回答才能在众问众答网站上解答开放问题。此类方法通过前置测试的方式识别参与者的可信度。但是此类基于真相置入的方法需要决策发起方提供一些已知结果的任务，这增加了决策发起方的工作负担，且存在大量无法定义具有已知结果的任务，如难以为“新法规意见收集”任务定义带正确答案的其他类似任务。

(2) 基于信誉系统的参与者可信度评估

对于难以定义具有已知结果的类似任务场景，信誉系统逐渐成为一种被广泛使用的参与者可信

度评估方式。信誉系统通过对任务参与者建立信誉评分机制来反映参与者的可信度，而信誉评分通常由任务发起者进行众包评分。如今，信用系统在产业界已得到广泛应用，如滴滴平台将司机分为5个等级，乘客作为任务发起者可以对司机进行打分。基于广大的乘客基础，滴滴司机将获得日趋完善的打分。大众点评平台和购物平台亦是如此，平台用户可对任务执行方(如卖家、餐厅等)进行打分。随着用户打分的累积，任务执行方逐渐获得可信的分数。此类场景下，通常将信誉较高的任务执行方看作高可信度参与者。新加坡南洋理工大学的团队通过信誉系统帮助参与者更合理地分配任务^[15]。美国加利福尼亚大学洛杉矶分校的团队通过信誉系统刺激参与者更高效地完成任务^[16]。然而这类方法具有两个缺点：①仅在信誉打分累积到一定程度时，信誉系统才比较可靠；②此类信誉打分是对参与者的综合打分，未考虑基于细粒度类别任务下的参与者可信度差异。

2.3 决策内容质量评估技术

上述可信度评估可以反映基于“参与者自身”的决策内容质量，但这类评估难以考虑参与者态度、任务所属细分领域等的影响。且上述评估难以完成复杂任务的内容评估，如“文案写作”“房屋设计”等。决策内容质量评估旨在从内容维度评价其质量，并最终结合参与者可信度评估共同评价其在群智决策中产生的影响。现在的内容质量评估技术主要分为两类：基于人工的内容质量评估和基于机器的内容质量评估。

(1) 基于人工的内容质量评估

顾名思义，基于人工的内容质量评估即利用人对内容质量进行评估，如日本京都大学的Sunahase T等人^[17]对作品质量进行成对比较，进而完成评估。这类方法将评估流程分为两阶段，第一阶段参与者根据发布任务完成相应作品(决策内容)，第二阶段通过人工评估方式对第一阶段的决策内容进行人工评阅打分，并根据此打分对作品排序，完成作品的内容评估。然而这类方法的时间和金钱代价较高，存在低效率高花费问题。随后，有研究人员考虑对人工评价流程进行简化，通过人工设计与内容质量相关的特征完成特征工程，并基于特征通过模型评价具体内容的质量。Lyu S S等人^[18]考虑从作品、作品和任务的匹配程度两个维度联合构建特征工程，进而对作品的质量进行评估。然而，基于特征的排

序方法需要大量的特征工程, 人工成本依然较高。

(2) 基于机器的内容质量评估

基于机器的内容质量评估则是将智能机器作为完成群智决策的一分子, 如早期的语言模型^[19-23]通过基于 N 元语法 (n -gram) 模型的精确字符串匹配建模任务与作品的关系。Zhao Z 等人^[24]提出了非对称的多方面排序网络结构共同建模参与者和作品的质量, 同时考虑了参与者之间的社交关系对作品质量的影响。Zhang X 等人^[25]利用卷积神经网络学习任务和作品的分布式向量表示, 在任务和作品对的交互张量上应用一个一级注意力机制捕获重要的交互特征。Qiu X 等人^[26]使用卷积神经网络获得文本表达, 然后将张量神经网络作为相似度度量建模任务和作品之间的关系; 作者以基于群智决策的问题回答为例, 提出了如图 2 所示的卷积神经张量模型 (其中 f 为神经张量网络), 以问题和答案文本为输入, 并使用张量神经网络刻画复杂的匹配关系, 如余弦相似度、点积或者双线性相似度。这类方法以原始文本为输入, 由模型完成特征工程部分, 不需要人工参与, 成本低且效率高, 在众问众答知识共享平台等环境中已经获得广泛应用, 但这类方法不具备可解释性, 任务发布者对评估机制不可知。

2.4 被动环境下沉默用户决策内容推断技术

开放环境下的群智决策通常是被动的, 即决策发起方无法约束每个用户的决策。而互联网群体中大多数用户习惯保持沉默, 导致推断用户真实观点困难。以社交媒体为例, 尽管社交媒体数据都是用户真实想法的自主表达, 但不同用户的表达意愿存在差异, 绝大部分信息来源于小部分用户表达。大部分用户扮演“潜水者”的角色, 但他们选择以转发、点赞、举报等行为来表达自己的立场。

群智决策的高群体覆盖率是很多场景下精确决策的基础, 如民意调查等。因此, 针对大部分沉默用户, 希望能融合用户行为推断用户决策, 如点赞某一内容可以理解为用户倾向于同意该内容观点。根据用户的行为, 构建用户间行为网络, 构建基于行为网络的用户观点推断方法, 结合发声用户的观点以及用户间行为, 对沉默用户的观点进行推断。此外, 也有研究指出, 利用随机游走 (random walk) 方法抓取数据可保持样本数据对特定网络平台全体用户的代表性。Gjoka M 等人^[27]对比了多种随机游走算法对样本数据代表性的影响, 发现使用梅特罗波利斯-黑斯廷斯算法 (Metropolis-Hastings algorithm) 和再加权 (re-weighted) 算法提取的数据样本可以较好地代表脸书 (Facebook) 的全体用户。在既有算法的基础上, Wang T Y 等人^[28]结合有向网络的特征, 提出了有向社交网络的无偏采样算法, 用来解决社交网站中提取数据代表性的问题。同时, Salehi M 等人^[29]利用以应答者为导向的抽样 (respondent-driven sampling) 方法从粉丝网络的结构特征出发 (如社交网络的“入度”“出度”“粉丝与被粉比”等), 以抽样数据实现了对推特 (Twitter) 社交网络结构的代表性的抽样。此类方法面向的是无法观测整个群体的决策内容的场景, 希望利用局部观测的群体推断整体的决策内容。

2.5 群智决策内容涌现实时更新推断技术

在实时更新环境下, 决策发起方无法规定每个个体参与决策的时间, 同时也无法规定个体的决策意保持不变, 因此如何获取当前时刻的群智决策意见是实时更新环境下的一大难点。为了处理任意时刻新到达的决策意见, 进而汇聚涌现得到最新的群智决策结果, 考虑用增量学习范式设计群智决策系统。

增量学习希望能够不断地处理现实世界中连

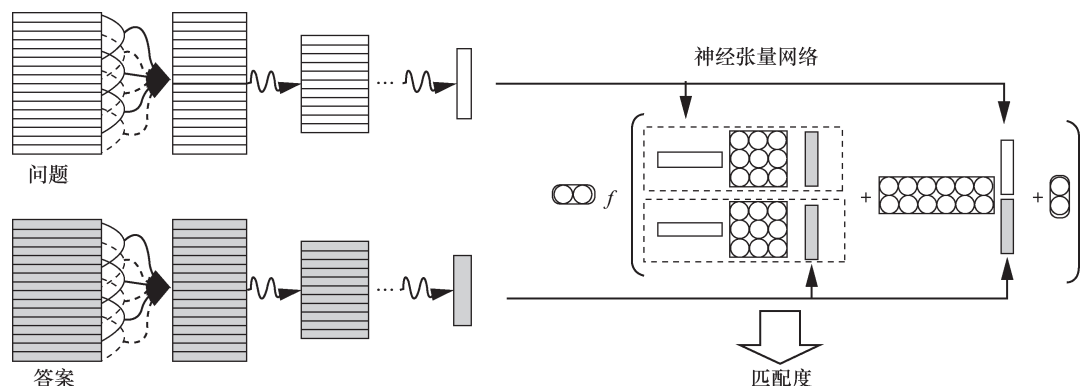


图2 卷积神经张量模型

续的信息流，在吸收新知识的同时保留甚至整合、优化旧知识^[30]。无遗忘学习（learning without forgetting, LwF）算法^[31]是常用的基于正则化的增量学习算法，其思想是通过给新任务的损失函数施加约束来保护旧知识不被新知识覆盖，具体来说，LwF算法借鉴了深度学习中的知识蒸馏思想，希望使用当前时刻的数据训练出来的模型和使用上一时刻的数据训练出来的模型在新加入的数据上得到近似的预测。基于这一思想，LwF算法在原模型上蒸馏出新模型，希望新模型既可以较好地拟合新数据又保留原模型性质，并且新模型在历史数据上仍有比较好的预测效果。但这类方法高度依赖新旧数据之间的相关性。另一类方法是基于经验回放的增量学习（incremental classifier and representation learning, iCaRL）^[32]。这类方法的基本思想是在训练新到达的数据的同时，在一部分具有代表性的旧数据上进行模型训练。这类方法主要关注如何选择具有代表性的旧数据，以及如何联合旧数据与新数据一起训练模型。与LwF算法类似，iCaRL同样利用正则约束更新模型参数，同时，iCaRL基于样本均值选择一批具有代表性的旧数据，这类方法可以通过调整保留的旧数据的比例来调整模型在新旧数据上的平衡度。

推广到群智决策场景下，希望基于增量学习得到的群智决策系统可以在原模型的基础上快速融合最新信息蒸馏出新模型，进而得到最新的群智决策结果，并且在基于经验回放的方式下，可以通过调整旧数据比例来平衡决策对历史的依赖和对新到达的数据的依赖，如当旧数据比例较大时，模型倾向于与历史的决策结果保持一致；当旧数据比例较小时，模型倾向于关注新到达的数据。

2.6 风险可控的稳定群智决策技术

决策信息纷杂，具有高不确定性和高复杂性。为了降低群智决策的风险，在系统设计层面，群智决策系统应该是稳定的，服从大规模群体的决策结果，而不因单一参与者发生结果改变。鲁棒性在深度学习中被广泛推广，旨在降低模型风险，提高模型稳定性。现有提升模型鲁棒性的方法主要分为两类：对抗训练技术和数据随机化技术。

（1）对抗训练技术

对抗训练技术是现在增强模型鲁棒性的重要方式^[33]。在对抗训练过程中，样本会被加入一些不可感知的扰动（如改变图片上少数像素点的取值），

同时约束模型适应这种改变，要求扰动后的样本输出与原样本输出相近，从而获得对对抗样本的鲁棒性。这种训练技术使得模型在微小改变上依然保持稳定。对抗训练技术的关键在于定义高质量的对抗样本。快速梯度下降法^[34]是基于真实样本修改的代表原真实性对抗样本产生方法。FGSM（fast gradient sign method）以最大化损失函数为目的，沿着梯度上升方向修改真实样本，得到对抗样本。

（2）数据随机化技术

数据随机化技术通过对训练数据做一些随机变换以减轻数据/特征域中对抗样本的影响。Xie C H等人^[35]利用随机调整大小和随机填充两种方式完成数据随机化，例如，图片如果是训练数据，随机调整大小是指在将数据输入模型处理前，对数据进行随机裁剪。随机填充则表示将图片的边缘像素点随机填充为零。也有模型^[36]在训练过程中加入噪声，如降噪自编码器^[37]等。直观理解，这类数据随机化方法在训练数据中加入噪声，使得经训练得到的模型能够抵御噪声，鲁棒性更高。

推广到群智决策场景下，希望基于鲁棒训练的技术能够使在大规模群体上拟合出的模型不依赖于单个个体的决策意见。

3 开放环境下群智决策的应用实践

开放环境下的群智决策受到了学术界和产业界的广泛关注，在多个应用领域发挥着重要作用。目前广泛应用群智决策的代表性场景主要有：①众问众答的知识共享场景，如兰亭、知乎等；②众包服务提供场景，如猪八戒网、滴滴打车等；③基于社交媒体平台海量用户的群体观点挖掘场景，如知微传播分析平台等。

3.1 兰亭群智开放创新生态平台

兰亭是一个垂直领域的群智平台，希望聚集科技领域的群体智慧解决科学问题，最终愿景是“群贤毕至、群智决策，让人才、技术、方案不再难寻”。兰亭围绕科技创新过程中存在的创新模式单一、创意来源匮乏和专家群体局限等问题，突破科技创新的组织模式，融合自底向上的群智创新和自顶向下的开放创新，打通企业、科研机构和创新个体，形成开放创新生态，具备跨领域、跨区域的协同研究与开发能力，从而可以广泛吸收社会资源，实现良性循环，可持续运行。

兰亭平台自2020年9月试运行以来，先后与

其他单位联合发布了“四季青论坛科学问题揭榜”“血管瘤超声图像分割”“柔性外肢体技术挑战赛”等开放创新项目。兰亭平台打破了原先线下“小圈子”科技项目资助限制,实现了政府科技资源和大规模数据资源赋能科技创新,验证了群智开放创新模式的可行性和有效性。

3.2 基于社交民调的选情预测

社交媒体数据具有以下4个优势。

- ① 样本数据量大: 每个用户都可能成为民调样本。
- ② 数据可靠性高: 每条消息由用户自愿发布。
- ③ 数据实时性强: 每天都有用户发布选情消息。
- ④ 数据获取简便: 不同于传统的线下走访观点采集方式等, 基于开放社交媒体的数据获取方式需要依赖稳定的信息爬取系统, 前期投入较高, 但该方式可扩展性强, 具备持续收集社交媒体群体对待新决策事项观点的能力, 相比传统线下信息收集方式更简便。

因此社交数据可以被作为大规模群体来源, 通过群智决策模式进行选情预测。为了实现基于社交民意调查的选情预测, 一种可行的做法是首先基于多个社交媒体通道(如 Twitter、微博等)进行数据收集, 并将多通道数据进行用户关联, 基于可信度评估技术和沉默用户决策内容推断技术进行个体立场推断, 最终结合真实人口分布汇聚个体立场, 完成群体选情涌现。

因此社交数据可以被作为大规模群体来源, 通过群智决策模式进行选情预测。为了实现基于社交民意调查的选情预测, 一种可行的做法是首先基于多个社交媒体通道(如 Twitter、微博等)进行数据收集, 并将多通道数据进行用户关联, 基于可信度评估技术和沉默用户决策内容推断技术进行个体立场推断, 最终结合真实人口分布汇聚个体立场, 完成群体选情涌现。

3.3 众包服务平台猪八戒网

众包计算为生产生活提供服务, 以有效、高效和新颖的方式解决计算机难以解决的各种问题。猪八戒网就是此类平台, 任务发起者在网站发布任务需求, 参与者提交任务解决方案。

为了使得高质量的解决方案脱颖而出, 很重要的一点是实现前文提到的个体决策内容可信度评估。一种可行方式是结合参与者和作品完成可信度评估。具体来说, 从参与者和作品两个方面出发, 利用任务发布者对作品的历史反馈直接对作品质量进行建模, 针对参与者和作品的特征, 如提交时间、提交内容等学习向量表示, 对作品的质量进行自动评估, 从而提高了评估效率, 为任务发布者带来了便利。

3.4 实践现状及展望

上述3个案例来源于群智决策使用比较广泛的场景。在上述场景中, 群智决策平台作为第三方平台, 汇聚大量单体的智慧, 进而涌现群体智慧。目前这类场景关注单体智慧评估和由单体智慧汇聚得到群体

智慧, 但缺乏新智慧的产生和机器智慧的融入。

近年来, 基于强化学习的人工智能技术迅速发展, 并在围棋、自动驾驶等领域取得了与人相仿甚至优于人的成果, 上述技术训练多个智能体进行决策, 这表明了基于人工智能的多个智能体大规模协作成为可能。多智能体系统目标是让若干个具备简单智能且便于管理控制的系统通过相互协作进行推理、规划和决策, 进而解决大型、复杂的现实问题。未来希望在更广阔的领域(如医疗领域等)引入机器智慧, 联合多智能体和大量个体的智能, 进而涌现出大幅超越单体的智能, 支撑决策模式在经济、医疗、民生等领域的应用。

4 结束语

群智决策研究基于群体参与、人机交互、大数据驱动的新型决策理论和方法, 实现开放环境下的复杂问题求解和智能决策。群智决策立足于新型计算范式^[38]的基础, 是大数据时代^[39]的产物, 使得基于大规模群体的决策变得高效成为可能。最近, 群智决策已经在基于社交媒体的民意调查、众问众答知识共享平台、众包服务中得到广泛应用。未来, 以期解决开放环境带来的高不确定性复杂性问题, 融入机器智慧, 联合机器智能和个体智能, 为群智决策模式的形成发挥重要的概念牵引与核心作用, 支撑决策模式在经济、医疗、民生等领域的应用, 推动相应领域进步和变革。

参考文献:

- [1] HOWE J. The rise of crowdsourcing[J]. Wired, 2006, 14(6): 176-183.
- [2] MALONE T, BERNSTEIN M S. Handbook of collective intelligence[M]. Cambridge: MIT Press, 2015.
- [3] LI W, WU W J, WANG H M, et al. Crowd intelligence in AI 2.0 era[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2017, 18(1): 15-43.
- [4] SHEN H W, BARABÁSI A L. Collective credit allocation in science[J]. PNAS, 2014, 111(34): 12325-12330.
- [5] Wikipedia Contributors. Wikipedia[Z]. 2022.
- [6] SUN X Q, SHEN H W, CHENG X Q. Trading network predicts stock price [J]. Scientific Reports, 2014, 4: 3711.
- [7] LYU S S, OUYANG W T, WANG Y Q, et al. What we vote for? Answer selection from user expertise view in community question answering[C]//Proceedings of World Wide Web Conference. New York: ACM Press, 2019: 1198-1209.
- [8] KITTUR A, CHI E H, SUH B. Crowdsourcing user studies with Mechanical Turk[C]//Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. [S.l.:s.n.], 2008: 453-456.
- [9] QUINN A J, BEDERSON B B. Human computation: a survey and tax-

- onomy of a growing field[C]//Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. [S.l.:s.n.], 2011: 1403-1412.
- [10] LASECKI W S, SONG Y C, KAUTZ H, et al. Real-time crowd labeling for deployable activity recognition[C]//Proceedings of the 2013 Conference on Computer Supported Cooperative Work. [S.l.:s.n.], 2013: 1203-1212.
- [11] Wikipedia Contributors. Wikipedia: Netflix prize[Z]. 2022.
- [12] VON AHN L, MAURER B, MCMILLEN C, et al. reCAPTCHA: human-based character recognition via web security measures[J]. Science, 2008, 321(5895): 1465-1468.
- [13] Wikipedia Contributors. Wikipedia: Amazon Mechanical Turk[Z]. 2022.
- [14] Wikipedia Contributors. Wikipedia: figure eight inc[Z]. 2022.
- [15] YU H, SHEN Z Q, MIAO C Y, et al. A reputation-aware decision-making approach for improving the efficiency of crowdsourcing systems[C]//Proceedings of 2013 International Conference on Autonomous Agents and Multi-agent Systems. [S.l.:s.n.], 2013: 1315-1316.
- [16] ZHANG Y, VAN DER SCHAAAR M. Reputation-based incentive protocols in crowdsourcing applications[C]//Proceedings of the IEEE INFOCOM. Piscataway: IEEE Press, 2012: 2140-2148.
- [17] SUNAHASE T, BABA Y, KASHIMA H. Pairwise HITS: quality estimation from pairwise comparisons in creator-evaluator crowdsourcing process[C]//Proceedings of the 31st AAAI Conference on Artificial Intelligence. [S.l.:s.n.], 2017: 977-983.
- [18] LYU S S, OUYANG W T, SHEN H W, et al. Finding high-quality unstructured submissions in general crowdsourcing tasks[C]//Proceedings of the Information Retrieval. [S.l.:s.n.], 2018: 198-210.
- [19] JEON J, CROFT W B, LEE J H. Finding semantically similar questions based on their answers[C]//Proceedings of the 28th Annual international ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York: ACM Press, 2005: 617-618.
- [20] DUAN H, CAO Y, LIN C Y, et al. Searching questions by identifying question topic and question focus[C]//Proceedings of the 46th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. [S.l.:s.n.], 2008: 156-164.
- [21] CAO X, CONG G, CUI B, et al. The use of categorization information in language models for question retrieval[C]//Proceedings of the 18th ACM Conference on Information and Knowledge Management. New York: ACM Press, 2009: 265-274.
- [22] CAO X, CONG G, CUI B, et al. A generalized framework of exploring category information for question retrieval in community question answer archives[C]//Proceedings of the 19th International Conference on World Wide Web. New York: ACM Press, 2010: 201-210.
- [23] JEON J, CROFT W B, LEE J H. Finding similar questions in large question and answer archives[C]//Proceedings of the 14th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. New York: ACM Press, 2005: 84-90.
- [24] ZHAO Z, LU H Q, ZHENG V W, et al. Community-based question answering via asymmetric multi-faceted ranking network learning[C]//Proceedings of the 31st AAAI Conference on Artificial Intelligence. [S.l.:s.n.], 2017: 3532-3538.
- [25] ZHANG X, LI S, SHA L, et al. Attentive interactive neural networks for answer selection in community question answering[C]//Proceedings of the 31st AAAI Conference on Artificial Intelligence. [S.l.:s.n.], 2017: 3525-3531.
- [26] QIU X, HUANG X. Convolutional neural tensor network architecture for community-based question answering[C]//Proceedings of the 24th International Joint Conference on Artificial Intelligence. [S.l.:s.n.], 2015: 1305-1311.
- [27] GJOKA M, KURANT M, BUTTS C T, et al. Walking in Facebook: a case study of unbiased sampling of OSNs[C]//Proceedings of the IEEE INFOCOM. Piscataway: IEEE Press, 2010: 1-9.
- [28] WANG T Y, CHEN Y, ZHANG Z B, et al. Unbiased sampling in directed social graph[C]//Proceedings of the ACM SIGCOMM 2010 Conference on SIGCOMM. New York: ACM Press, 2010: 401-402.
- [29] SALEHI M, RABIEE H R, NABAVI N, et al. Characterizing twitter with respondent-driven sampling[C]//Proceedings of 2011 IEEE 9th International Conference on Dependable, Autonomic and Secure Computing. Piscataway: IEEE Press, 2011: 1211-1217.
- [30] PARISI G I, KEMKER R, PART J L, et al. Continual lifelong learning with neural networks: a review[J]. Neural Networks, 2019, 113: 54-71.
- [31] LI Z Z, HOIEM D. Learning without forgetting[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(12): 2935-2947.
- [32] REBUFFI S A, KOLESNIKOV A, SPERL G, et al. iCaRL: incremental classifier and representation learning[C]//Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2017: 5533-5542.
- [33] MIYATO T, DAI A M, GOODFELLOW I. Adversarial training methods for semi-supervised text classification[J]. arXiv preprint, 2016, arXiv:1605.07725.
- [34] GOODFELLOW I J, SHLENS J, SZEGEDY C. Explaining and harnessing adversarial examples[J]. arXiv preprint, 2015, arXiv:1412.6572.
- [35] XIE C H, WANG J Y, ZHANG Z S, et al. Mitigating adversarial effects through randomization[J]. arXiv preprint, 2018, arXiv:1711.01991.
- [36] LIU X Q, CHENG M H, ZHANG H, et al. Towards robust neural networks via random self-ensemble[C]//Proceedings of 2018 European Conference on Computer Vision. [S.l.:s.n.], 2018: 369-385.
- [37] VINCENT P, LAROCHELLE H, BENGIO Y, et al. Extracting and composing robust features with denoising autoencoders[C]//Proceedings of the 25th International Conference on Machine Learning. [S.l.:s.n.], 2008: 1096-1103.
- [38] 程学旗, 梅宏, 赵伟, 等. 数据科学与计算智能: 内涵、范式与机遇[J]. 中国科学院院刊, 2020, 35(12): 1470-1481.
- CHENG X Q, MEI H, ZHAO W, et al. Data science and computing intelligence: concept, paradigm, and opportunities[J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2020, 35(12): 1470-1481.
- [39] 李国杰, 程学旗. 大数据研究: 未来科技及经济社会发展的重大战略领域: 大数据的研究现状与科学思考[J]. 中国科学院院刊, 2012, 27(6): 647-657.
- LI G J, CHENG X Q. Research status and scientific thinking of big data[J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2012, 27(6): 647-657.

[作者简介]



程学旗(1971—),男,中国科学院计算技术研究所副所长,主要研究方向为大数据分析、网络科学与社会计算、信息检索、网络信息安全。



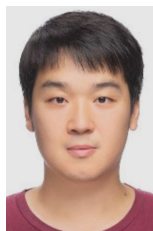
徐冰冰（1995- ），女，中国科学院计算技术研究所助理研究员，主要研究方向为网络表示学习、图神经网络等。



陈娟（1991- ），女，中国科学院大学博士生，主要研究方向为知识图谱、图神经网络、开放群智创新等。



曹琦（1992- ），女，中国科学院计算技术研究所助理研究员，主要研究方向为可信图数据挖掘、信息传播建模与预测、模型对抗攻击与防御等。



林磊（1986- ），男，中国科学院计算技术研究所博士后，主要研究方向为创新管理与科技情报、计算机辅助创新等。



刘盛华（1982- ），男，中国科学院计算技术研究所副研究员，主要研究方向为数据科学、人工智能、异常检测、大图挖掘及系统等。



沈华伟（1982- ），男，中国科学院计算技术研究所研究员，主要研究方向为网络数据挖掘、社交网络分析、图神经网络等。