

群体智能学习型决策： “大数据 + AI”赋能的决策范式演化研究

王 易¹, 王成良², 邱国栋³

(1. 四川外国语大学国际工商管理学院, 重庆 400031; 2. 重庆大学大数据与软件学院, 重庆 401331;

3. 东北财经大学工商管理学院, 辽宁 大连 116025)

摘要:在大数据和 AI 赋能的情景下, 决策范式正在被重新定义, 经历了从“经验、模型、计算”到“数智决策”的演化过程, 其中“数智化能力、学习能力和对知识整合利用能力”是决策范式演进的重要影响因素。基于系统的观点, 通过对 4 种典型决策范式进行综合集成, 构建基于“组织智能(OI)—人类智能(HI)—人工智能(AI)”三位一体的群体智能学习型决策模型, 阐释新模型给决策范式带来的改变以及在应急管理战略决策和电商平台业务决策中的典型应用。研究结论:(1)提出了数智情境下“学习型决策”理念, 注重群智决策中的学习系统, 通过学习系统克服决策中的不确定性和复杂性;(2)构建了以“数据—学习—智慧”为核心的群体智能学习型决策框架, 给从“数据”中如何获取“智慧”的经典问题提供了研究路径;(3)新范式促进了“决策组织、决策模式、决策流程、决策可解释性”等全方位转变, 为构建群体智能学习型决策理论体系奠定了基础。研究结论在数字经济时代具有重要的理论价值和实践价值。

关键词:数智赋能; 综合集成; 群体智能学习型决策; 决策范式演进

中图分类号:C934

文献标识码:A

文章编号:1005-0566(2024)12-0035-16

Collective intelligence learning decision making: Evolution of decision-making paradigm empowered by “Big Data + AI”

WANG Yi¹, WANG Chengliang², QIU Guodong³

(1. School of International Business and Management, Sichuan International Studies University, Chongqing 400031, China;

2. School of Big Data & Software Engineering, Chongqing University, Chongqing 401331, China;

3. Business School of Dongbei University of Finance and Economics, Dalian 116025, China)

Abstract: Under the scenario empowered by big data and AI, the decision-making paradigm is being redefined, experiencing an evolutionary process from “experience, modeling, and computation” to “numerical decision-making”, in which the “ability to integrate and utilize knowledge” is an important factor influencing the continuous evolution of the decision-making paradigm. The “big data capability, learning capability and knowledge integration and utilization capability” are the important influencing factors for the continuous evolution of the decision-making paradigm. Based on a systemic perspective, this paper integrates four typical decision-making paradigms to construct a collective intelligence

收稿日期:2024-10-21 修回日期:2024-12-18

基金项目:国家社会科学基金重大项目(19ZDA099);重庆市教委科学技术研究重点项目(KJZD-K202200904)。

作者简介:王易(1981—),男,陕西武功人,四川外国语大学国际工商管理学院硕士生导师,博士,研究方向为大数据管理决策、大数据审计、创新管理。

learning-based decision-making model centered on the trinity of Organizational Intelligence (OI), Human Intelligence (HI), and Artificial Intelligence (AI). It elucidates the transformative impact of the new model on decision-making paradigms and its typical applications in strategic decision-making for emergency management and business decision-making for e-commerce platforms. The study concludes that (1) the concept of “learning decision-making” is proposed in the context of digital intelligence, focusing on the learning system in collective intelligence decision-making, and overcoming the uncertainty and complexity of decision-making through the learning system; (2) A collective intelligence learning-based decision-making framework centered on “data-learning-wisdom” has been constructed, providing a research pathway for the classical problem of how to obtain “wisdom” from “data”; (3) The new paradigm will promote all-around transformation of “decision-making organization, decision-making mode, decision-making process, and decision-making interpretability”, laying a foundation for the construction of collective intelligent learning decision-making theory system. This study has important theoretical and practical value in the age of digital intelligence.

Key words: data intelligence empowerment; metasynthetic; collective intelligent learning decision-making; decision-making paradigm evolution

2016 年 1 月,随着人工智能机器 AlphaGo 的崛起,将“数据驱动的智慧决策”推上巅峰。2023 年 1 月,生成式人工智能 ChatGPT 的爆发则引发了新一轮的“科技革命”,但与以往科技革命不同的是,人工智能所提供的是与脑力劳动相关的内容生产与决策判断能力,因此会对以脑力劳动为核心的领域产生颠覆式影响^[1]。从 AlphaGo 到 ChatGPT 预示着人工智能从实验室走向了普通大众,从“小模型”走向“大模型”,这是基于 AI for Science(科学智能)的研究范式的转变^[2-3]。AI for Science 作为一种新的科学研究范式,它是对 Tolle^[4]提出的“经验科学、理论科学、计算科学、数据密集型”四种研究范式的整合和进一步发展,汲取了先前经验和理论各自的特长,把 AI、数据、领域知识融合在一起,其核心是智能交互,在大规模跨领域科研协作中实现“群智涌现”^[5]。基于 AI for Science 网络空间中的人类与机器共同协作的群体智能,有望实现群智决策策略^[6]。

群智决策是一种新型的决策模式,基于群体参与、人机交互和大数据驱动,旨在通过开放的互联网环境解决复杂问题并实现智能决策^[7],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^[8]。在群智决策的研究中,通常关注如何将个体的意见和偏好聚集成集体的选择,这一过程涉及多种方法,如通过知识与数据协同驱动的群体智能决策方法^[9]、基于熵的群体决策方法^[10]以及通过群智认知技术对融

合网络中人—机行为产生的网络大数据进行分析预测等方法^[11]。上述方法在一定程度上提升了群智决策的效果,为群智决策提供了新的解决方案。另外,在 2018 年科技部启动的《科技创新 2030“新一代人工智能”重大项目指南》中,“群体智能”是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,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^[7]。可见,对于“群体智能”以及在此背景下建立的决策范式探究具有重要的现实意义。

现有关于群智决策的研究更多是侧重“技术性”决策,而“群智决策”通常是在一个组织或团体内进行的。基于此,本文试图以 AI for Science 为基础,从“组织+技术”的视角建立“群体智能学习型决策”新范式。本文结构如下:首先,从横向和纵向两个层面系统梳理决策范式演化的脉络,并勾勒出决策范式演化的阶段框架,描绘各阶段的研究主题跃迁、演化特征、学习特征、可解释性、价值关注点等;其次,基于系统的视角,对现有四种典型决策范式进行综合集成,从“组织视角、学习视角、智能视角”3 个维度构建“群体智能学习型”决策范式,进一步探索新范式对管理决策带来的影响和决策机制优化问题;最后,通过两个典型应用来检验“群体智能学习型决策”的有效性和适用性。期待通过对以上问题的探索,为数智时代决

策创新提供有益参考。

一、“大数据 + AI”赋能决策范式的演化

纵观科学研究范式的发展,主要经历了“经验科学、理论科学、计算科学、数据密集型科学”4种典型的范式。基于这4种科研范式,在决策领域按照时间的逻辑在横向层面经历了“经验决

策、模型决策、计算决策、数智决策”演进,在纵向层面又被重新定义,经历了从“人类经验”到“数据经验”、从“小模型”到“大模型”、从“辅助决策”到“自主决策”、从“单体智能”到“群智平台”的演化过程。4种决策范式具体特征对比如表1所示。

表1 数智赋能情景下四种决策范式的演进对比

决策范式	经验决策	模型决策	计算决策	数智决策
演化特征	人类经验 → 数据经验	小模型 → 大模型	辅助决策 → 自主决策	单体智能 → 群智平台
学习特征	经验学习	机器学习	机器学习	机器学习
可解释性	白盒	黑盒	黑盒	黑盒
数据计算能力	数据、计算量小,擅长概念处理	数据、计算量大,擅长模型处理	数据、计算量大,能用算法实现的问题都可计算	“全量”数据,理论上都可计算
关注点	决策的“满意度”	决策的“系统性”	决策的“自动化”	决策的“智慧性”

(一)经验决策:从“人类经验”到“数据经验”

数智时代新技术范式的快速发展使人类的经验知识获得了前所未有的扩展,这些新技术嵌入到人类的认知过程中,成为人类获取认知资源的重要途径,但是大数据所带来的“增量性、多样性、复杂性”给人类千百年来依据经验的决策也带来了巨大挑战。一方面,人类在面对海量的大数据时,对数据的识别、分析、处理能力有限,不能将其即时全面地转化为决策的有效信息;另一方面,经验决策主要依据人类大脑进行类比推理,通过在新、旧信息间寻找相似性或差异性进行判断,这种方法并不一定严谨,尤其是面对数智时代数据的复杂性,准确识别和比较新旧信息的相似性变得更加困难,两个事务之间存在一些属性相同,或者仅仅是具有相同的可能性,在这种情况下采取“机械式”类比推理的决策就可能导致失误。也就是说,面对快速变化的复杂决策场景,经验决策会过时,这就需要从经验中学习,需要从复杂事件中学习^[12],提升和更新经验决策的能力。

实际上,社会的发展出现了社会1.0—狩猎社会、社会2.0—农耕社会、社会3.0—工业社会、社会4.0—资讯社会、社会5.0—超智能社会^[13],社会形态的演变发展,促进人类经验的演化升级,尤其是将现实世界中庞大的资料通过信息技术将其数字化,这些原先只能以身体累计的经验,便可以通过数据方式存储下来,于是出现了一种“数据式

经验”,以及基于此建立起来的“数据—经验”决策模式,就是将数据技术更多地嵌入经验决策过程中,人类经验的来源主体从“人的感性”到“人与机器”再到“感性与理性”的融合,因为对复杂数据的收集、分析以及处理都可依靠机器本身来自动实现,所以就出现了从“数据中学习经验”的范式^[14]。在农耕社会,人们擅长观测天象和周围环境来预测天气的变化,现在通过数字化模型来预测天气状况,这个“数据—经验”是一种理性的经验,是以大数据为基础,通过深度学习获得与数据有关的经验,再通过与人类经验的融合,从而内化为人类的知识、经验,“数据—经验”将会是人类经验的重要构成,这种新形态的“数据—经验”将有助于扩展人类认知边界,扩展传统经验决策的范畴。

(二)模型决策:从“小模型”到“大模型”

相比经验决策,模型决策以科学研究第二范式“理论科学”为基础。如“系统论、控制论、信息论以及运筹学”为代表的理论构建的逻辑理性决策模式就是在这个阶段形成,其核心思想是利用数量来改善或优化现有系统的效率,比较典型的模型系统有:专家系统(ES)、决策支持系统(DSS)、智能决策支持系统(IDSS)、云计算决策支持系统等^[15]。在社会科学领域,以管理学、经济学为例,则出现了基于Simon^[16]提出的有限理性的思想,出现了“超边际分析法^[17],Logit模型^[18]、马

尔科夫链模型^[19]”等构建有限理性分析决策模型。上述基于特定场景构建的“小模型”的局限是“参数变量小,信息摄入不足、缺乏上下文分析,自动生成能力不足,存在知识获取的问题以及多个系统之间的协同问题”。

随着“大模型”的出现在一定程度上克服了“小模型”的局限。大模型是基于 Google 的研究团队发表的 Transformer 模型^[20],具有强大的表示和学习能力,对于决策而言,其主要特征表现在:第一,大模型(LLM)具有“参数量大、训练数据量大、运行计算量大”的特征^[1],同时大模型也是巨大的知识系统,是对复杂性大数据、各种碎片化知识、专家知识的封装与压缩,这将为“小模型”带来海量“原料”,弥补决策知识量不足的局限;第二,大模型突破人类专家的能力上限,用基于情景决策的大模型^[21],结合上下文环境学习,“从自身历史中学习,从专家示范中学习,从多个游戏中学习”,让机器从真实的场景中学习更高层级的目标,通过离线训练与在线微调结合的方式,结合一系列的中间推理,大幅降低试错成本,优化决策策略;第三,大模型通过对海量数据、知识的学习,具备“泛化能力”“自动生成能力”“通用能力”,使“人一机”直接能用自然语言对话,产生群体智慧,这将深刻改变传统人机交互的方式,大模型将嵌入更多的应用场景。如在宏观经济模拟中利用 LLM 的新方法,设计了提示工程驱动的 LLM 代理,使其在经济环境中表现出类似人类的感知、反思和决策能力^[22]。在临床决策支持中,LLM 作为临床代理,不仅能建立语言模型,还能作为智能“代理”与利益相关者进行开放式对话,从而辅助临床决策^[23]。综上所述,模型决策从“基于规则的专家系统”到“基于机器学习与神经网络”再到“基于深度学习的大模型”决策模式,经历从小数据到大数据、小模型到大模型的演化过程,其本质是机器“学习能力”的提升,具备持续学习和适应新环境的能力,从语言数据中学习,从人类专家的经验中学习,让机器学会人类的学习方法论^[24],学会模拟学习方法论(simulate learning methodology, SLM),

通过学习生成决策,驱动决策范式演进。

(三) 计算决策:从“辅助决策”到“自主决策”

计算决策是基于科学研究第三范式的“计算科学、计算机仿真”的驱动,最早起源于 BI(商务智能)^[25],是将计算机技术用于商务运营的辅助决策。在这一阶段,尤其是面对商业场景的业务决策,商务智能与分析(BI&A)技术发挥了重要作用,形成了“BI + AI”的商务智能决策模式,计算机从辅助决策地位逐步走向 AI 为决策主体的地位,这种变化对决策产生了深刻影响^[26]。主要表现在,一是增强分析。随着 AI 融入 BI 运行过程,意味着“更多数据、更强算法、更强算力”的融入,对数据、情景的分析显著增强,解决了在有限时间内“算得快、算的多、算的准”的问题,分析工具也从传统的 OLAP 升级为 Power BI 等,有力地弥补了传统 BI 对非结构化数据处理不足的局限。二是动态感知与实时决策。实时决策很重要,它不仅体现在数据的收集和实时分析中,还体现在决策环境中,“数字孪生^[27]”作为计算机仿真的升级版,为实时决策提供了环境,通过构造出一个能全景化反映物理世界的全生命周期数字化系统,在系统内建立数字孪生体,模拟现实世界中的各种因素和场景,对现实世界的决策过程进行实时反馈和优化。三是自主决策。AI 的进步促进了自主决策的发展,通过对环境的动态感知和实时计算,能够对生成的行动方案快速评估,选择最佳方案,进行自主化处理的行为过程,这背后是高性能算力和决策算法的加持,在确保时效性的同时,精确地完成决策方案的生成和选优^[28]。如通过自主决策在面向商务运营前台时能提供场景定制服务,面向中台提供灵活的运营策略组合和策略编排服务,面向后台提供智能仓储等服务,从而保障企业在“高频、复杂、多变”业务场景下的智能化运行效果,形成了“场景化 + 智能化 + 敏捷化”智能商业生态系统。总体而言,在“一切皆可计算”的范式理念之下,计算决策模式与商务模式的全景化融合,实现了商务智能的分层次、精细化和实时化决策,形成了“数据—计算(仿真)—应用”闭环

模式。

(四)数智决策:从“单体智能”到“群智平台”

基于“数据密集型第四研究范式”,形成了“大数据+AI”驱动の数智决策范式,与数智决策相近的概念是“数据智能^[29]”,数据智能应用场景更广泛,比如“智慧城市、智慧金融、智慧制造、智慧医疗等”等都属于数据智能范畴,上述应用场景形成了一种“智能+”的泛生态体系。本文在“数据智能”研究的基础上,对“数智决策”从3个层面进行阐释:一是在“数”的层面,大数据实现了从“有限感知”到“全面感知”,对分散的数据进行连接,形成全景化的视角,从而实现对事物的全面认识和应对,有效解决了决策信息有限的问题,为决策者提供了完整的数据支持;二是在“智”的层面,通过AI分析和处理数据,将一直以来的困扰人工智能的“智能”难题转化为“数据”问题^[30],也就是说,基于大量经验数据基础上的深度学习、强化学习、迁移学习等,通过这种方式模拟人的自主学习,从数据中获得智能^[1],这一研究模式的转变,将极大地降低了人们对从数据中获取“智能”的难度,从而推动决策从感性认知和理性分析到智能决策的落地;三是“决策”层面,数智决策是“数据、技术、场景、平台”的多元融合,即以大数据为基础、AI技术为手段、应用场景为驱动、大数据平台为支撑的数智化“平台决策”体系,在这个平台上利用数据实现对“全场景”应用的智能决策,整个过程贯穿“业务问题洞察、数据的采集与预处理、数据的挖掘与分析、数据可视化展现与预测”,将帮助企业实现数字化运营的系统性升级,真正释放大数据和人工智能的价值。

数智决策的原则是从基于“有限理性”的“满意度”过渡到基于“极限理性”的“最优决策”,并以更加快速、高效的方式在人与机器之间进行双向传输和理解,机器智能与人类智慧的相互反馈机制得以增强^[31],决策过程和效果呈现出整体的“智慧性”。本文认为,这个“智慧性”是相对“满意度”而言,侧重“数据—智慧”^[32],即利用数据中揭示出的规律(知识)进行决策或直接采取最佳行

动的能力,其实质是决策者人脑与大数据赋能和机器智能之间互动增强的能动性、悟出能力。相比较“满意度”决策的“主观行为”特征和偏差,“智慧性”决策具有更全面、客观、理性和高效的特征。

二、群体智能学习型决策:四种典型决策范式的综合集成

上述从横向和纵向两个维度对4种典型决策范式的演化进行了梳理。其中,“数智能力、学习能力以及对知识的整合利用能力”是决策范式演化的重要因素。这4种决策范式演化体现的是从“经验范式”到“数智范式”、从“单体智能”到“群体智能”演进过程,其核心是人类智能(HI)与人工智能(AI)的交互协同决策,并且随着大数据和人工智能的进一步繁荣,人工智能在决策中的作用更加凸显,应用场景更广泛。综上所述,基于“从定性到定量的综合集成研讨厅”的方法论^[33],对这4种决策范式进行综合集成,初步构建了群体智能学习型决策模型,群体智能学习型决策注重在一个适配的组织或团体内人类的经验、知识、学习能力与机器对数据的计算、分析能力交叉融合所涌现出的“群体智慧”,这种综合集成体现在信息的集成、知识的集成、智慧的集成和涌现^[34]。这也与经典的蚁群算法^[35]、人工蜂群算法^[36]所蕴含的“组织效用、学习效用、群体智能效用”相契合。以下将从“组织视角、学习视角、智能视角”详细阐释和构建群体智能学习型决策模型。

(一)组织视角:适配耦合

从组织视角看,要把人和机器打造成统一的团队或组织,需要人类智能与机器智能的协同互补,最终实现组织智能^[37]。组织智能是人类智能与人工智能交互协同的共同体,是将新一代人工智能技术应用于组织管理决策过程中,是一个系统或组织在解决复杂问题和不断变化的环境中快速适应能力、学习能力和创新能力。在组织智能范围内,人类智能与人工智能的适配与耦合是决策智慧最大化溢出的关键。具体而言,在数智时代,数据和智能技术的广泛嵌入,使得决策的技术

层面与管理层面的重要性齐头并举,难分伯仲,两者的关系也更为复杂化,决策“智慧性”的溢出既无法依靠大数据与智能技术的升级产生(仅能实现更高的智能性),也无法单独依靠人的管理能力和人脑智慧来实现(信息、算力与认知有限),也并非人机“ $1+1=2$ ”的结果,需要管理层面与技术层面的适配与耦合。这种适配耦合性主要表现在如下方面:一是决策文化的适配,随着大数据和 AI 思维在各行业广泛应用,逐步形成了被企业和组织广泛认同的数据文化,数据赋能的量化决策思想融入生态系统的各个维度,依据数据赋能做产品创新、精准营销、管理决策、战略决策等应用;二是决策情景适配,在数智赋能的情景下实现决策的自动化和智能化,企业通过建立数智平台的方式赋能给组织各业务单元,在赋能的过程中,新生成的数据和反馈数据又从业务前台回流到数据中台,以此形成闭环,进而形成大数据赋能决策的基础平台,从而适配各种复杂决策场景,如通过相似模型功能的移植实现从“千人一面”到“千人千面”的个性化决策应用;三是决策方式的适配,由于人工“集中式”决策很难满足需要大量计算的复杂化、多样化的业务需求,那么必须借助工具的力量,利用机器智能进行决策。机器智能决策的步骤是“物理世界数字化→核心流程软件化和在线化→数据在机器间自动交互优化→通过机器学习完成决策的自动化”。通过以上过程,充分发挥机器智能决策的优势,解决复杂的计算和多元业务场景的应用问题^[30]。综上所述,只有“人、机器、组织”在一个适配的环境里,数据技术能力和人类管理能力才会在动态发展中相互促进,表现为技术能力对管理能力的拉动作用和管理能力对技术能力的推动作用,两者交互耦合,使决策智慧性最大化溢出。

(二) 学习视角:知识融合

基于学习型组织理论^[38],本文扩展了学习型组织中“团体学习”的范围,将 AI 作为关键的智能体融入到团体学习和决策的过程中,构成了群体智能学习型决策系统。其中,“组织智能(OI)、人

类智能(HI)、人工智能(AI)”是核心的智能体,各智能体通过相互学习进行知识融合,从而做出更有效决策。在这个系统中,人类的优势在于能快速“跨模态”学习,基于“大范围首先”拓扑知觉理论^[39],从战略层面整合信息,决策者可以通过整体性分析来识别关键变量和主要趋势,然后通过删繁就简的决策策略方法^[40],将注意力集中在最重要的因素上,从而提高决策效率。机器的优势在于能够快速地进行“深度”学习,在业务层面挖掘分析信息,利用机器学习算法来识别数据中的模式和关联,从而在复杂的数据集中识别出关键因素,缩小决策范围,辅助人类快速删繁就简决策。上述两种“学习模式”的交互融合,将提高人类的认知能力和范围,有助于双方“智能”增强。其背后的机理分为以下三类。一是人类学习机器的“经验”。人类作为一种多模态的综合体,具有在不同情境中进行跨界学习的能力。比如人类向“动物”学习,进行了一系列的发明创造。人类学习机器的“经验”,即向机器产生的图像、视频、音频、语义等“经验”数据学习,这些数据能为人类所用,辅助人类进行创新发现、知识积累、精准计算、结果验证等,扩展人类的认知范围,辅助人类作出更好的决策。二是机器学习人类的“经验”。机器如何像人类和动物一样高效学习是一个重要的研究问题,现有研究中人类的经验数据可以为机器所用,机器模拟人类的“学习”行为和“思维”方式,通过自身的学习系统进行分析、计算,并从中归纳出一般知识,从而让机器学习相关知识,使其具有识别、判断的能力,从数据中发现隐藏的“智慧”,直接作出决策。AlphaGo 就是这类利用机器学习进行决策的典范。目前生成式 AI 大模型是将专家系统中的专家意识和知识,以及机器学习中的监督学习、无监督学习和强化学习合并叠加后形成的一种创新机器学习模式,这种新的学习模式具有创造并生产有效答案的能力^[41]。三是基于人机交互学习的知识融合。人机知识融合是将人类长期以来积累、发现、创造的经验知识,通过机器学习的方式内化为机器知识,以基于知识的强化学

习方法为支撑,在机器知识中不断融入人类知识,并通过机器产生的案例对人类知识产生启发,逐步形成人机混合的知识体系^[42],但是由于人类学习和机器学习属于不同的模态,人机交互学习就是实现跨模态学习,知识图谱为这种跨模态的学习提供了共享机制,知识图谱能够有效融合专家知识与机器数据,是实现数据与知识深入融合,人与机器互为增益的有力技术手段^[43]。具体而言,一方面,知识图谱为机器提供知识的表示形式,用于链接开放式知识网络和封闭式知识系统,为机器学习提供丰富的数据和模型训练资源,有助于提高机器学习算法的泛化能力和适应性;另一方面,知识图谱有利于人理解的特性,基于知识图谱的可解释性预测将帮助管理者、工程师以及消费者理解决策过程,参与评估决策过程的合理性^[43]。也就是说,知识图谱作为一种人机知识交互的体系,它能够将不同场景下数据、信息、知识进行融合,为搜索、推荐、决策的可解释性等应用提供基础支撑。

(三)智能视角:混合增强

人类智能具有在复杂多变的环境中学习、推理、发现信息并快速作出决策的能力,对外界环境具有很强的适应性,而人工智能在数据智能搜索、快速计算、数据挖掘方面具有明显优势。现有研究表明,通过人类智能和人工智能的耦合、协同与共生,形成比两者更强的增强智能系统,体现为组织智能中人类智能和人工智能叠加的综合智能^[44]。表现在以下3个层面。一是人类群体智能。人类群体智能是人们在一起工作时的集体智慧和解决问题的能力,超越了个体智能的能力。如经典的“德尔菲法(Delphi),就是专家匿名背靠背讨论,信息不断的汇集反馈、修正,最终使每个专家都了解其他专家的意见,直至得到一致的意见,这种决策方法被广泛应用并且非常有效,是群体专家相互学习、反馈,群体智慧涌现的过程。在当今数字虚拟空间中,人们不受时空的限制,更大规模的人类群体可以在数字空间中进行更加方便灵活的显式或隐式交互,这些现象表明了面向人

类群体基于群体智能解决问题的可能性^[45]。如维基百科、开源软件开发(GitHub等)、共享经济等都是面向互联网人类群体智能的典型应用。二是机器群体智能。机器群体智能通过模拟人类群体智能行为,是指由多个智能体(包括但不限于机器人、软件代理、决策算法等)组成的系统所表现出的集体智能增强,这些系统通常采用分布式计算的方式,使得智能体可以共享信息、协同工作,并利用集体智慧来解决问题,目前在自动驾驶、物流配送、智能制造等多领域被广泛应用。三是人机群体智能。人机群体智能是人类群体智能与机器群体智能的融合,实现更加智能化系统。社会物理信息系统(CPSS)为人机群体智能提供了一种技术平台和智能空间^[46],在这个空间内“人智、辅智、混智、机智”的综合集成,形成混合增强智能^[47]。在目前研究中,混合增强智能分两种状态^[48]:一是人在回路的混合增强智能,即人类始终参与到系统的运行和决策过程,形成双向的信息交流与控制,使人的感知、认知能力和计算机强大的运算和存储能力相结合,构成智能增强形态;二是基于认知计算的混合增强智能,在人工智能系统中引入受脑认知和神经科学启发的智能计算模型,形成认知计算的混合增强智能。上述两种混合增强模式的核心思想是通过建立一个持续双向的反馈循环,实现人一机之间高效协作和互补,将机器智能与人类的专业知识、直觉和创造力相结合,实现更高水平的智能决策和问题解决能力^[49]。总而言之,社会物理信息系统(CPSS)为多智能体之间的协作和智能决策提供了一个宏观的、强大的技术平台,为实现复杂系统的智能化提供了新的可能性。

综上所述,从不同维度的系统分析,基于社会物理信息系统(CPSS)智能空间,人机环境系统智能模式^[50]、人工智能的预测与优化理论方法“数据—预测—决策”模式^[51],本文提出基于“组织智能(OI)—人类智能(HI)—人工智能(AI)”的群体智能学习型决策模型(见图1),并认为这个模型的核心是一种智能化学习型决策体系,各“智能体”

通过学习来提升自身的能力和性能,同时也从其他智能体的学习中受益,达到一种共益的“学习效应”,其外在形态表现为“人—机—数据—网络”的深度联结,内部机理是以适配的组织为载体,以密集型数据为分析对象、以人机结合的群体智能为

决策主体,整个决策流程是“人脑”“机器脑”“人机脑”相互协同、适应、学习、反馈的决策过程,最终实现群智涌现的决策效果。群体智能学习型决策也为解决如何从“数据”到“智慧”的经典问题提供了研究路径和方法论。

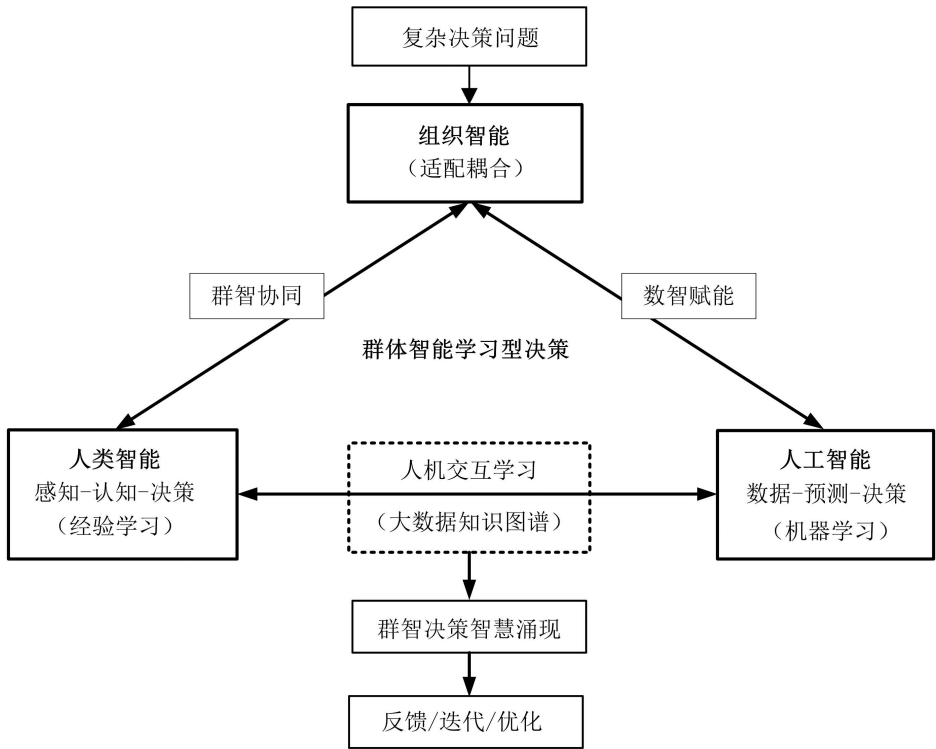


图1 群体智能学习型决策模型

三、新范式给组织决策带来的改变

群体智能学习型决策通过“组织智能、人类智能、人工智能”群体参与、相互协同共同解决复杂性决策问题,是针对不同情境下进行决策的有效工具和规范,为决策研究提供了更为丰富和广阔的认识论和方法论,促进决策研究领域方法和应用情境发生根本性转变。

(一)决策组织向“数字孪生组织”转变

对于决策而言,群体智能学习型决策效用想要最大化发挥,首先需要一个适配的组织,因为群体智能的决策主体是人类专家、AI 以及人机混合体,这些异质多智能体只有在一个适配的组织里相互协同才能发挥重要作用。那么,建立一种多边参与的智能组织则势在必行,将这种组织模式定义为基于多元智能的“数字孪生组织”,其主要

特征有两个。一是“数字孪生性”。数字孪生组织是基于“数字孪生”^[27]的思想,让线下的“实体组织”和线上的“虚拟组织”通过互联网交互融合、相互映射,在信息世界创造完全一样的实体组织,从而构建数字孪生组织。对于决策而言,数字孪生组织在孪生模拟场景实验中,将结合决策场景多维度、多类型的复杂性特征,运用实体模型、知识数据,进行模拟决策,对决策结果、风险进行评估,由于数字孪生技术能够克服人类在生理、地理上的局限,实现匿名机制,对与调查问卷、投票、统计等意见汇总都能快速完成,能持续连贯地进行数字化、智能化活动,这将使基于场景应用的决策效率大大提升。二是大模型赋能数字孪生组织决策。一方面,语言大模型(LLM)能够依据用户的问题,智能搜索相关信息,通过与用户的多轮对

话,使决策群体产生创新思维,提供精准感知和决策能力;另一方面,视频大模型 Sora^[52]赋能决策组织构建“世界模拟”体系,不仅能够复现现实世界的物理规律与空间布局,还能够模拟出社会结构、经济趋势、自然科学研究以及行为决策等多维度的互动与演化,可以对社会变化做出更为准确的分析和预测,从而为政府、企业和民生提供可靠的决策支持。综上所述,“数字孪生组织”是通过“数据驱动、网络平台、AI 模拟”等要素构建的敏捷决策组织空间,方便“线下组织和线上组织”“前台组织和后台组织”的融合,加快决策群体之间交互,提高决策效率。

(二)决策模式是“人—AI—团体—组织”的深度融合

群体智能学习型决策的力量来源于协同合作。数字孪生组织给群体决策中“人、AI、团体”的交互协同提供了基础,那么人、AI、团体在数字孪生组织中是如何进行交互的呢?主要分为以下几种情况。第一,“人与 AI”的交互协同。随着机器学习行为学^[53]以及人机协同理论与应用的进一步发展,新型管理决策范式以人和机器作为共同决策主体,将机器的分析结果与人类洞察认知相结合,通过大数据技术专家对机器分析结果进行解读,从而获取更有价值的决策。这种人机协同的决策模式,其背后的原理是“分工—协作”的决策模式,人负责处理由大数据系统发现的“异常”数据,机器负责处理常规的“正常”数据^[54],人机通过不断地处理和学习新知识和数据,最后两者之间通过信息共享和知识传递完成人机交互。第二,“AI 与 AI”的交互协同。AI 与 AI 的交互协同要求整个决策环境已经完全数据化,由机器智能将尽可能多地实现决策的自动化和智能化,即让数据在机器间交互,而不通过人工干预,通过机器应用程序的接口进行相互协同^[30],目前电商平台就是在数据完全化的情境下,线上线下海量商家通过数据平台自主协同、匹配,物流信息的流转都是通过算法调用应用程序接口实现,完全由数据驱动,寻找最佳的送货路径。第三,“AI 与团体”的

交互协同。在群体决策的多元化团队成员中,由于决策成员的背景、经验、偏好等不同,容易形成信息传递的不一致,在生成式 AI 引入之后,持续地学习和互动会逐渐塑造出一个统一的合作模式。如在汽车制造过程中,设计师、工程师、市场专家各自工作,在许多关键决策点上存在沟通障碍,生成式 AI 可以在每个阶段提供数据支持和可行性分析,如同一个“意识链接”,帮助团队中的每位成员理解他人,通过学习和分析团队成员的反馈,AI 能够将不同的观点整合成一个共同的框架,降低了信息偏差,使团队更加协调一致,从而取得更好的业务成果^[55]。综上所述,上述“人、AI、团体”在一个数字孪生组织内,基于生成式 AI 生成的统一合作模式,以“松散耦合、交互学习”的方式,形成统一的决策体系,在这个体系中各智能体之间相互协作,发挥各自优势,高效地解决复杂决策问题。

(三)决策过程基于“数据—学习—智慧”的流程

群体智能如何利用大数据产生集体智慧呢?这个问题的本质是“数据”如何转化为“智慧”的问题?也就是说,数据是起点,智慧才是终点,数据是“量变”,智慧是“质变”,从数据到智慧是数据从“量变”到“质变”转换实现过程,这个过程的核心是通过“人机交互学习”来实现,即形成“数据—学习—智慧”的路径贯通,上述逻辑链路体现在 3 个阶段。第一,在群智大数据层。各智能体通过不同模式获得多模态大规模数据,这些数据集合包含了足够的信息,通过机器学习,数据产生“量变—质变”效应。第二,在学习层。机器学习赋能人类学习,提升人类学习效率,从而强化感知知识、推理知识、记忆知识、学习知识等。人类学习又反馈强化机器学习,使机器学习的搜索、计算、优化、存储能力进一步加强,从而形成人类学习和机器学习的良性互动,通过人机交互学习模型,从数据集中学习有用的信息,并能够预测未来的结果。更深层次的学习在于人工智能需要学会如何学习,才能实现进一步的突破,元学习 (meta learning) 基于此背景应运而生,元学习可以协助人工智能实现自主学习、快速适应上手各项新的复杂任务^[56],

通过元学习实现元决策(即对决策本身进行的决策)^[57],从而使人工智能能实现基于上下文环境的智能决策,实现真正意义上的与人类价值观“对齐”的人工智能,为决策智慧涌现提供资源。第三,决策智慧涌现。在人机交互学习的基础上,基于“量变式学习和质变式学习模型^[58]”,人类经验学习和机器学习反复交互迭代,学习投入的经验数量接近学习临界经验值,学习模式会从线性的“量变式学习”转化为非线性的“质变式学习”,这是一种基于预测、洞见和判断的“智慧生成涌现行为”,这种智慧行为包含了机器学习的技术能力和人类经验的智慧能力。综上所述,在“数据—学习—智慧”的决策过程中,融合了“人类学习与机器学习的交互协同、多模态感知、元学习、多任务协同学习”等,让人工智能更理解和适应复杂环境,以更人性化的方式协助人类决策。

(四)决策结果向“可解释性”转变

群体智能学习型决策是各智能体在每个阶段反复迭代、相互确认的过程,所以决策结果具有一定的透明性和可解释性,具体表现在以下 3 个方面。①决策前“数据的可解释性”。决策前数据的可解释性表现在各决策主体对数据的感知和认知过程,对数据的感知,即要对数据进行溯源,感知到数据的多少;对“数据的认知”,即要在数据感知的基础上,提取数据的关键特征,理解数据产生的原因,从而实现对数据从感知到认知的全面理解,而这背后的过程是提升数据质量,即通过剔除错误数据、冗余数据、缺失数据、稀疏数据等,从而达到对数据的全面认知,数据的质量决定了人工智能决策的质量,保证了决策结果的透明性和可解释性^[59]。②决策中“模型的可解释性”。模型的可解释性表现在两个方面。一是“模型对模型”的解释。通过决策树(白盒)对神经网络(黑盒)的解释,通过线性模型对深度学习(黑盒)的解释等,也就是说,通过迁移学习将可解释模型(白盒)迁移到不可解释性模型(黑盒)上,对不可解释性模型进行解析^[60],从而达到实现决策过程的可解释性目标。二是“模型的自解释”。通过在决策模型

中引用“元学习”机制,元学习的推动机制是从“因”到“果”,回溯机制是从“果”到“因”^[61],基于元学习追溯决策的因果,实现“学习型决策”的可解释性。另外,元学习利用先验信息可以把部分不可解释的问题转化为可解释问题^[57],是研究深度学习可解释性自然的方法,通过元学习实现元决策,让人工智能学会如何学习、如何决策,从而做出可解释性决策。③决策后的“反馈可解释性”。反馈可解释性是将决策结果反馈给每一个决策主体,当群体协同的决策结果出现时,需要人类的高级语义对决策结果进行解读,使决策后的结果具有可解释性,“啤酒+尿布”的案例就是通过大数据智能挖掘出啤酒和尿布高度相关的模式,但是大数据智能同样挖掘出“啤酒+教堂”具有强相关的模式^[62],此时需要人类智慧的参与,作出最终决策,判断哪个决策是有效的。综上所述,从“决策前、决策中、决策后”全流程阐述了决策的可解释性,为“AI 的可解释性决策相关研究”提供参考。需要注意的是,当大数据智能积累到一定程度时,机器学习会沉淀出越来越多的“冗余、垃圾”数据,此时需要将机器学习和决策分开部署、及时修正,群体协同的补充机制将发挥重要作用,能矫正作出合理、透明、符合伦理的可解释性决策。

三、群体智能学习型决策的应用

在大数据和 AI 赋能的情景下,群体智能学习型决策在众多领域发挥着重要作用,本文选取两个典型应用场景进行举例:一是应急管理战略决策问题,需要各领域专家、行政官员等多人参与决策,属于典型的群体战略决策范畴,其核心是以 AI 预测为基础,以专家群体决策为主体;二是电商平台的智能决策问题,属于业务决策的范畴,其核心是以专家规则模型为基础,以 AI 智能决策为主体。通过这两个典型应用场景证明群体智能学习型决策模型的适用性和有效性。

(一)应急管理战略决策问题

应急管理属于国家战略和顶层设计,是国家安全重要核心组成部分,随着大数据和 AI 的快速发展,新技术在应急管理决策中发挥着越来越重

要的作用,形成了“数字应急”体系。基于此,本文试图将群体智能学习型决策模型用于应急管理战略决策问题(见图2)。

第一,“数字孪生应急组织战略决策团队”。因为应急事件的“突发性、不确定性”,当事件发生时首先组建基于数字孪生的应急组织战略决策团队,对应急事件快速响应。包含两个层面:一是在组织层面“孪生性”,基于互联网“自上而下”建立

一体化的协同治理决策体系,建立“线上线下一体化”的“数字孪生组织”,通过数字孪生组织牵引应急管理过程整合,做到对应急事件的快速响应;二是在技术层面“孪生性”,利用数字孪生技术协同 5G、物联网、区块链等多元技术,有机融合各系统成体系架构,促成应急管理过程的一体化技术整合^[63],提高执行层面应急响应速度、优化资源配置、提升决策科学性并促进了应急治理现代化。

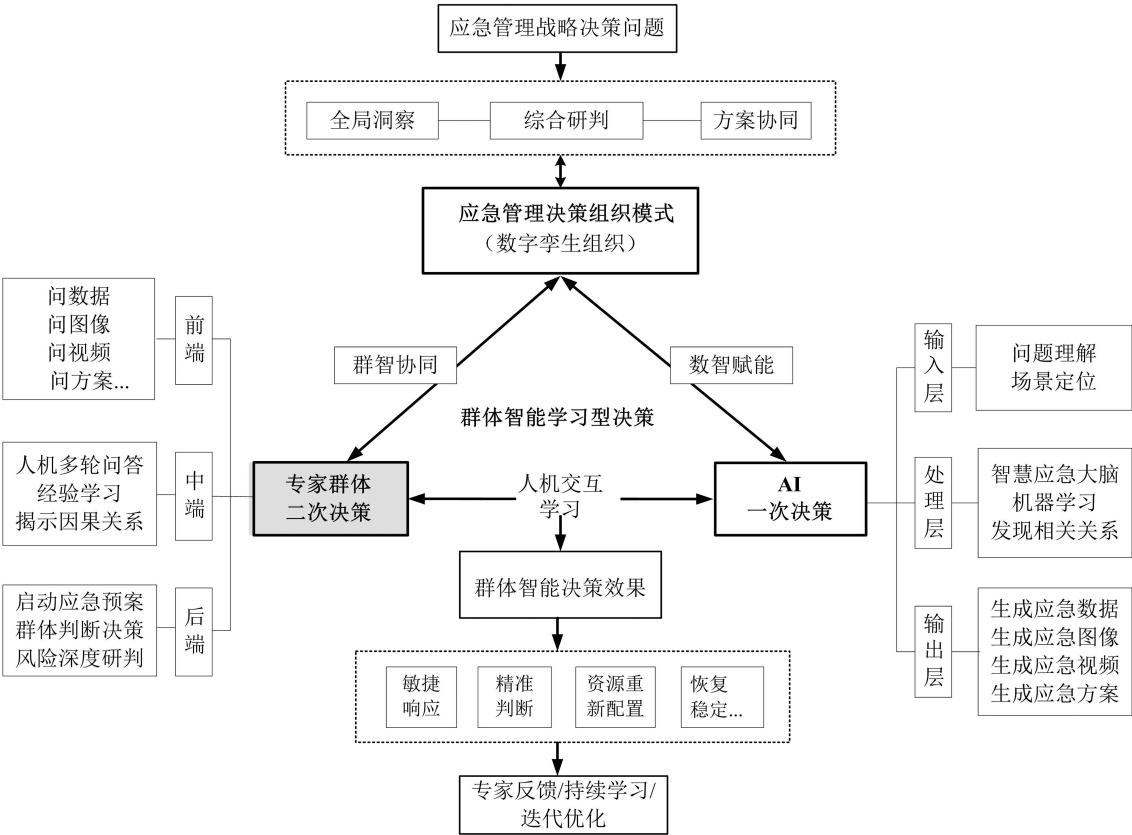


图2 基于群体智能学习型决策在应急管理中的应用

第二, AI 的第一次决策。当灾害发生时, 决策组织团队向 AI 系统“问数据、问知识、问图像、问视频、问方案”^[64], AI 系统作为“智慧应急大脑”通过“问题理解—场景定位—机器学习—决策响应”的过程, 完成了 AI 的第一次决策。首先, AI 系统需要通过各种传感器、监控摄像头等设备, 实时采集灾害相关的数据, 如地震波、气象数据、地质灾害数据等, 对灾害场景进行定位; 其次, 通过机器学习对内部数据进行深度分析, AI 系统能够在几秒内迅速遍历所有潜在的标准操作程序, 并精准

判定出最优实施方案, 显著缩短了决策时间, 提升了响应效率; 最后, 基于机器学习的分析结果, AI 系统能快速生成应急数据、应急知识、应急图像、应急视频和应急决策方案。

第三, 专家群体的第二次决策。在二次人机融合决策过程中, 从专家群体的角度出发, 基于人类的专业知识和实践经验, 深入理解 AI 第一次决策结果, 分析其中的因果性、可解释性、数据支撑以及可能存在的局限性。在这个过程中, 人机经过多轮互动, 产生群体创新思维, 这是人与机深度

学习的过程,通过此过程去解决高度复杂性、灵活性和创造性的应急决策问题,力求在保持决策效率的同时,显著提升决策的质量和适应性,确保最终决策的精准性和科学性。

综上所述,应急管理战略决策是基于“大数据 AI 启发 + 群体专家综合研判”的群智学习型决策模式,结合了 AI 技术和人类专家群体智能的优势,通过数字孪生技术的多主体仿真、情景概率估计等方法,实现了对灾害应急工作的全面感知、智能研判、提前预警和快速响应。

(二) 电商平台的业务决策问题

阿里巴巴作为过去 20 年服务全球电子商务平台的典型代表,每天在进行高效实时的商务决策与管理的同时,实现了决策智能化、敏捷化。阿里巴巴面对的复杂决策问题是“千人千面”复杂性决策场景以及大规模非结构化数据处理问题,也就是如何在有限时间内解决“算的多”和“算的快”的问题,为每个应用场景如何制定不同的解决方案。本文将群体智能学习型决策模型用于电商平台的智能决策问题。具体如图 3 所示。

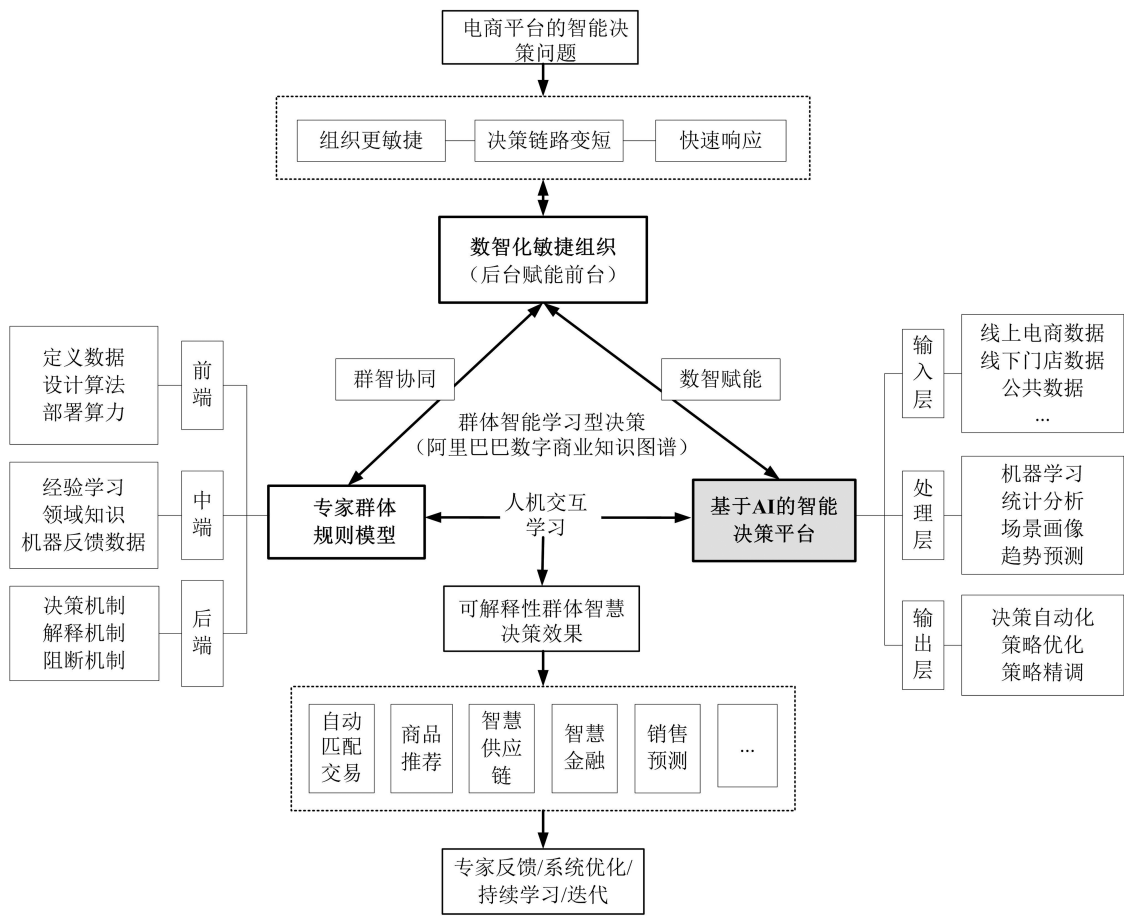


图 3 基于群体智能学习型决策的电商平台运营管理机制

第一,在组织层面。2015 年,阿里巴巴基于数据智能构建的“大中台,小前台”组织机制和业务模式,发布“中台战略”,以改变相对僵化和缓慢的管理决策机制^[65],这种新型的赋能型组织更强调组织结构的无边界、扁平化和“去中心”化,数据信息在整个企业平台内自由流动,组织的整体重心前移,注重后台对前台的“赋能能力”。2023 年,阿

里巴巴进行了“1 + 6 + N”的组织变革^[66],着力打造基于数智化的敏捷性组织,主要包括决策机制、业务模式的敏捷性等,其本质是决策链路变短,快速响应客户需求,实现组织模式与外部大数据和 AI 环境的适配性,提升决策的效率和质量。

第二,专家群体的规则模型。在 AI 进行智能决策之前,专家群体在前端定义数据、设计算法、

部署算力,利用专家制定的各种规则模型(资金需求模型、预期风险模型等),挖掘用户需求,控制决策风险。在中端,专家依据经验知识,AI反馈的数据,动态调整相关规则模型,进一步将专家规则模型和AI预测系统进行融合交叉验证,优化系统。在后端,通过人类专家群体对AI决策结果的透明性、可解释性进行解析,当面对在某些复杂、超出AI计算边界的情景时,为避免“AI幻觉”,通过设置阻断机制确保AI决策符合道德和法律规范,避免出现违背人类价值观的情况。

第三,基于AI学习的智能决策。阿里巴巴经过20多年的沉淀拥有广泛的多维数据来源,对这些数据进行挖掘分析、交叉验证,从而保证在输入端数据的可用性和丰富性,并且基于这些数据构建了千亿级数字商业知识图谱^[43]。在处理层,以机器学习为核心,进行统计分析、场景画像和趋势预测,以数字商业知识图谱为载体进行交互、迭代、学习。一方面,阿里电商平台的运营专家将运营经验沉淀为行业规则,优化算法;另一方面,将黑盒化的深度学习白盒化,翻译成规则,让运营专家参与到算法的建设中^[43]。机器学习作为决策系统的核心,从实时数据中“学习”,通过线上学习、线下学习,以及与组织学习的互动,提升自己的智能水平,这个过程是7×24小时永不停歇地自我运转,这种学习效应是乘法叠加的一种“学习涌现”^[65]。在输出层,实现了个性化、精准化、自动化和智能化的业务决策输出,有效提高了企业的运营效率。

第四,在群体智能决策的应用阶段,充分发挥了AI平台海量数据和专家知识的协同价值,彰显了AI群体智能的能力。如完全基于AI驱动阿里巴巴“双11”购物节,开启了“零售平台与产品在有限时间内,进行数万亿次智能匹配”的先河,提升了产品转化率,在阿里巴巴整个生态系统内,基于数智化决策的场景及效果主要表现在商品自动推荐、商品分类、同款商品识别、商品属性预测、物流调度、供应链管理、金融风控、销售预测、效率提升、产品创新等。

五、结论

(一)研究结论

第一,提出了数智时代“学习型决策”理念。本文提出“学习型决策”理念,这种学习性(指学习方式、学习效应及效应机理)与以往决策过程有本质区别,表现在两个方面:一是传统决策理论与决策模型,缺乏以学习性为决策的核心过程;二是这种学习性是在数智赋能和管理赋能的情景下,人类学习与机器学习的互动,即“人教机器、机器教人、人机互动”的学习过程,在这个过程中,机器学习是产生智能的基础,“人机—学习”是从智能到智慧的升华过程,因此认为“学习性”是从数据到智慧的核心路径,即形成“数据—学习—智慧”的决策过程,这也在一定程度上打开了从数据到智慧这一过程的“黑箱”。

第二,构建了群体智能学习型决策模型。“组织智能、人类智能、人工智能”构成了群体智能学习型决策模型的框架体系,在组织层面,数据赋能与决策组织从最初的适配到最终的耦合,有助于实现决策效用的最大化,阐释了异质多智能体之间的协同机制;在学习层面,通过大数据知识图谱、群智知识融合实现了人机共同的认知和理解,阐释了人机交互的学习效应;在智能层面,通过人类群体智能、机器群体智能、人机混合群体智能的交叉与融合,阐释了群智决策智慧涌现的内在机理。群体智能学习型决策模型以“数据、算法、算力、知识”为决策要素,包括海量信息的实时计算、多模态决策情景的精准感知、群体信息交互共享,不断优化决策目标,是一个在理论上既能蕴含专家群体智慧,在技术上,又能彰显AI多智能体技术理性的决策模型。

第三,新范式将促进组织决策机制优化。群体智能学习型决策是针对不同情境下进行决策的有效工具和规范,与现有决策组织、决策模式、决策流程、决策可解释性相比,为决策研究提供了新路径和方法论,表现在以下4个方面:一是构建“数字孪生组织”,打破物理组织和数字组织的界限,实现信息同步、快速反馈和智能决策;二是构

建“人—AI—团体—组织”融合的决策模式,通过生成式 AI 与多智能体之间频繁互动协作会逐渐塑造出统一的合作模式,充分发挥群体智能的力量;三是基于数智赋能的“数据—学习—智慧”的决策流程,强调了以“学习性”为决策中心的重要性,给从“数据”中如何获取“智慧”提供了全新的解决思路;四是群体智能学习性决策体现了“决策前—决策中—决策后”各阶段的可解释性和可信性。

(二)管理启示

第一,在国家战略层面,构建群体智能学习型决策理论体系。群体智能是国家《新一代人工智能》在 2030 年以前发展规划中的重点领域,其方法和理论体系将成为学术界和产业界研究的重点问题。本文主要在传统决策范式演化的基础上,构建了群体智能学习型决策模型,该模型是基于“数智赋能、人机学习、群体智慧”的新型决策理论与方法,基于数智平台的计算范式,研究的理论体系包含“如何激发各智能体产生群体智慧、人机如何跨模态交互学习协同决策、“数据驱动+人机知识增强”的智能化管理决策逻辑框架等。在未来“人类—机器—物理—信息”的四维空间中,群体智能将发挥重大作用,将推动数据科学、管理科学等多元学科的交叉融合,为科学管理赋能,为新一代人工智能的理论构建和深度应用提供支持,这对构筑数智时代的人工智能国家战略具有重要的现实意义。

第二,在企业组织层面,技术改变管理的效应日益凸显。基于群体智能学习型决策的方法以“人类智能、人工智能、组织智能”为研究对象,注重系统思考,整体认知,在多智能体协作框架内通过“个体学习、机器学习、群体学习”的交互与反馈,在“决策中学习,在学习中决策”的模式,去克服不确定性的复杂决策问题。首先,在企业运营管理中,通过技术驱动构建“数字孪生组织”为多智能体的交互提供虚拟和真实的学习空间。其次,在业务层面,倡导围绕“大数据+AI”构建新的运营模式,形成“大数据+AI”驱动的“企业决策大

脑”,助力企业数字化转型和数字经济发展,给企业提供真正解决问题的数字化方案。最后,构建“数智驱动的学习型文化”,这种文化以技术为基础,从数智应用中学习新的见解和经验,将重塑公司的面貌,使其更具创新性和适应性,以应对不断变化的市场环境。

第三,在应用层面, AI 作为群体智能成员,通过 AI 算法让大数据嵌入在各类实际场景应用中创造价值,通过机器学习从数据中学习并适应不同的情境和任务,将应用于某领域的模型迁移到新领域,使管理决策更精准、敏捷、智能。目前在公共医疗预测、电商平台、金融服务、社会网络信息挖掘、群智众包等行业领域的群体智能学习型决策模式被广泛应用。在面对更复杂多变的场景,群体智能的学习型决策模式将推动全新的智能产业,形成群智创新的应用生态系统,特别是在未来的“大模型+”或“+大模型”时代,大模型将嵌入各个应用领域,形成各领域的分布式垂直大模型,这些垂直大模型通过“万物智联、数字孪生、知识图谱”等形成基于大模型的群体智能,协同决策,这将极大地扩展决策的应用场景,推动群体智能相关技术的跃迁和理论的形成。

参考文献:

- [1] 杨善林,李霄剑,张强,等. 人工智能与管理变革[J]. 中国管理科学, 2023, 31(6): 1-11.
- [2] WANG F Y, MIAO Q, LI X, et al. What does ChatGPT Say: the DAO from algorithmic intelligence to linguistic intelligence[J]. IEEE/CAA journal of automatica sinica, 2023, 10(3): 575-579.
- [3] WANG H, FU T, DU Y, et al. Scientific discovery in the age of artificial intelligence[J]. Nature, 2023, 621(7978): E33.
- [4] TOLLE K M, TANSLEY D S W, HEY A J G. The fourth paradigm: data-intensive scientific discovery[J]. Proceedings of the IEEE, 2011, 99(8): 1334-1337.
- [5] 杨小康,许岩岩,陈露,等. AI for Science:智能化科学设施变革基础研究[J]. 中国科学院院刊, 2024, 39(1): 59-69.
- [6] ZHANG W, MEI H. A constructive model for collective intelligence[J]. National science review, 2020, 7(8): 1273-1277.

- [7]程学旗,徐冰冰,曹琦,等. 开放环境下的群智决策: 概念、挑战及引领性技术[J]. 智能科学与技术学报, 2022, 4(1): 45-54.
- [8]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.
- [9]蒲志强,易建强,刘振,等. 知识和数据协同驱动的群体智能决策方法研究综述[J]. 自动化学报, 2022, 48(3): 627-643.
- [10]YUE C, HUANG R, TOWEY D, et al. An entropy-based group decision-making approach for software quality evaluation [J]. Expert systems with applications, 2024, 238: 121979.
- [11]WANG G Y, CHENG D D, XIA D Y, et al. Swarm intelligence research: from bio-inspired single-population swarm intelligence to human-machine hybrid swarm intelligence[J]. Machine intelligence research, 2023, 20(1): 121-144.
- [12]陈国权,王婧懿,林燕玲,等. 多人从经验中学习模型研究: 基于信息和分析方法之间的匹配性视角[J]. 中国管理科学, 2023, 31(3): 259-267.
- [13]YOSHIHIRO S, KUNIO U, NORIHIRO S. Society 5.0: for human security and well-being[J]. Computer, 2018, 51(7): 91-95.
- [14]杨庆峰. 论作为人类经验新形式的“数据-经验”[J]. 南京大学学报(哲学·人文科学·社会科学), 2020, 57(1): 78-87.
- [15]罗贺,杨善林,丁帅. 云计算环境下的智能决策研究综述[J]. 系统工程学报, 2013, 28(1): 134-142.
- [16]SIMON H A. A study of decision-making processes in administrative organizations [J]. Administrative science quarterly, 1947, 2(2): 244.
- [17]YANG X, YAO S. Walrasian sequential equilibrium, bounded rationality, and social experiments[J]. Division of labour & transaction costs, 2005(1): 73-98.
- [18]LUCE D R. Individual choice behavior: a theoretical analysis[J]. Journal of the American statistical association, 2005, 67(293): 1-15.
- [19]BASOV S. Bounded rationality: static versus dynamic approaches[J]. Economic theory, 2005, 25(4): 871-885.
- [20]VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[EB/OL]. (2017-06-12) [2024-12-18]. <https://arxiv.org/abs/1706.03762>.
- [21]CHEN L, WANG L, DONG H, et al. Introspective tips: large language model for in-context decision making[EB/OL]. (2023-05-19) [2024-12-18]. <https://arxiv.org/abs/2305.11598>.
- [22]LI N, GAO C, LI M Y, et al. Large language model-empowered agents for simulating macroeconomic activities[EB/OL]. (2023-05-24) [2024-12-18]. <https://arxiv.org/abs/2310.10436>.
- [23]MEHANDRU N, MIAO B Y, ALMARAZ E R, et al. Evaluating large language models as agents in the clinic[J]. NPJ digital medicine, 2024, 7(1): 84.
- [24]SHU J, MENG D, XU Z. Learning an explicit hyperparameter prediction function conditioned on tasks[J]. The journal of machine learning research, 2023, 24(1): 8818-8891.
- [25]AUFAURE M A, CHIKY R, CURE O, et al. From business intelligence to semantic data stream management[J]. Future generation computer systems-the international journal of eScience, 2016, 63: 100-107.
- [26]MIKALEF P, PAPPAS I O, KROGSTIE J, et al. Big data and business analytics: a research agenda for realizing business value [J]. Information & management, 2020, 57(1): 103237.
- [27]RATHORE M M, SHAH S A, SHUKLA D, et al. The role of AI, machine learning, and big data in digital twinning: a systematic literature review, challenges, and opportunities [J]. IEEE access, 2021, 9: 32030-32052.
- [28]SHARMA S, ISLAM N, SINGH G, et al. Why do retail customers adopt Artificial Intelligence (AI) based autonomous decision-making systems? [J]. IEEE transactions on engineering management, 2024, 71: 1846-1861.
- [29]吴俊杰,刘冠男,王静远,等. 数据智能: 趋势与挑战[J]. 系统工程理论与实践, 2020, 40(8): 2116-2149.
- [30]曾鸣. 智能战略[M]. 北京: 中信出版社, 2019: 64-76.
- [31]徐鹏,徐向艺. 人工智能时代企业管理变革的逻辑与分析框架[J]. 管理世界, 2020, 36(1): 122-129, 238.
- [32]邱国栋,王易. “数据—智慧”决策模型: 基于大数据的理论构建研究[J]. 中国软科学, 2018(12): 17-30.
- [33]钱学森. 一个科学新领域—开放的复杂巨系统及其方法论[J]. 城市发展研究, 2005(5): 1-8.
- [34]薛昱,雷家骕,曲麒麟,等. 管理方法的革命: 以钱学森总体设计部助推国家治理体系与治理能力现代化[J]. 中国软科学, 2020(12): 145-152.

- [35] DORIGO M, STÜTZLE T. Ant colony optimization: Overview and recent advances[M]. Handbook of Metaheuristics, Cham: Springer International Publishing, 2019: 311-351.
- [36] KARABOGA D, BASTURK B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. Journal of global optimization, 2007, 39(3): 459-471.
- [37] WU M, WU X. On big wisdom[J]. Knowledge and information systems, 2019, 58(1): 1-8.
- [38] SENGE P M. The fifth discipline: the art and science of the learning organization[M]. New York: Currency Doubleday, 1990: 233-273.
- [39] CHEN L. Topological structure in visual perception[J]. Science, 1982, 218(4573): 699-700.
- [40] 武夷山. 一个情报学者的前瞻眼光[M]. 湖北科学技术出版社, 2014: 45-47.
- [41] 王皓, 潘昱杉, 潘毅. 生成式人工智能大模型赋能的元宇宙生命体: 前瞻和挑战[J]. 大数据, 2023, 9(3): 85-96.
- [42] 陈涛, 刘炜, 单蓉蓉, 等. 知识图谱在数字人文中的应用研究[J]. 中国图书馆学报, 2019, 45(6): 34-49.
- [43] 余艳, 张文, 熊飞宇, 等. 融合知识图谱与神经网络赋能数智化管理决策[J]. 管理科学学报, 2023, 26(5): 231-247.
- [44] 张维等. 混合智能管理系统理论与方法研究[J]. 管理科学学报, 2021, 24(8): 10-17.
- [45] 蒋逸, 张伟, 王佩, 等. 基于互联网群体智能的知识图谱构造方法[J]. 软件学报, 2022, 33(7): 2646-2666.
- [46] WANG F Y. The emergence of intelligent enterprises: from CPS to CPSS[J]. IEEE intelligent systems, 2010, 25(4): 85-88.
- [47] 中国电子技术标准化研究院, 中国信息物理系统发展论坛. 信息物理系统建设指南(2020)[EB/OL]. (2020-08-28) [2024-12-18]. <https://www.cesi.cn/202008/6748.html>.
- [48] 郑南宁. 人工智能新时代[J]. 智能科学与技术学报, 2019(1): 1-3.
- [49] 刘伟. 人机融合: 超越人工智能[M]. 北京: 清华大学出版社, 2021: 34-37.
- [50] 刘伟, 谭文辉, 刘欣. 人机环境系统智能: 超越人机融合[M]. 北京: 科学出版社, 2024: 227-261.
- [51] 余乐安. 基于人工智能的预测与决策优化理论和方法研究[J]. 管理科学, 2022, 35(1): 60-66.
- [52] LIU Y, ZHANG K, LI Y, et al. Sora: a review on background, technology, limitations, and opportunities of large vision models[EB/OL]. (2020-04-17) [2024-12-18]. <https://arxiv.org/abs/2402.17177>.
- [53] RAHWAN I, CEBRIAN M, OBRADOVICH N, et al. Machine behaviour[J]. Nature, 2019, 568(7753): 477-486.
- [54] 阮闯. 企业大脑: 人工智能时代的全数字化转型[M]. 经济管理出版社, 2017: 31-32.
- [55] 李宁, 邓文明. 团队的未来: 领导者如何与 AI 携手前行[J]. 清华管理评论, 2023(9): 94-99.
- [56] 王众托. 元决策: 支持决策科学化与民主化的手段[J]. 管理学报, 2007(2): 127-134.
- [57] 李凡长, 刘洋, 吴鹏翔, 等. 元学习研究综述[J]. 计算机学报, 2021, 44(2): 422-446.
- [58] 陈国权, 周琦玮. 量变式学习和质变式学习模型的研究[J]. 管理科学学报, 2018, 21(10): 32-46.
- [59] BOLANDER T. Correction to: what do we lose when machines take the decisions? [J]. Journal of management and governance, 2020, 24(2): 557-557.
- [60] UENO T, ZHAO Q. Interpretation of deep neural networks based on decision trees[C]//2018 IEEE 16th Intl Conf on Dependable, Autonomic and Secure Computing, 16th Intl Conf on Pervasive Intelligence and Computing, 4th Intl Conf on Big Data Intelligence and Computing and Cyber Science and Technology Congress (DASC/PiCom/DataCom/CyberSciTech). Athens, Greece: IEEE, 2018: 256-261.
- [61] 陈国权, 王婧懿, 刘薇, 等. 元学习的概念、模型和实践启发: 基于时空理论的研究[J]. 中国管理科学, 2024(2): 1-17.
- [62] 刘业政, 孙见山, 姜元春, 等. 大数据的价值发现: 4C 模型[J]. 管理世界, 2020, 36(2): 129-138.
- [63] 李瑞昌, 唐云. 数字孪生体牵引应急管理过程整合: 行进中的探索[J]. 中国行政管理, 2022(10): 30-38.
- [64] 中华人民共和国应急管理部. 应急管理“久安”大模型正式发布[EB/OL]. (2024-08-07) [2024-12-18]. http://www.mem.gov.cn/xw/yjglbgzdt/202408/t20240807_497095.shtm.
- [65] 曾鸣. 智能商业[M]. 北京: 中信出版社, 2018: 100-220.
- [66] 刘焯. 构筑全新商业生态: 阿里巴巴“1+6+N”组织变革战略分析[J]. 中阿科技论坛(中英文), 2024(6): 49-55.

(本文责编: 润泽)