

• 专题:双清论坛“大模型时代数智商务的理论与方法” •

DOI: 10.3724/BNSFC-2025.07.14.0001

大模型协同的数智决策新范式:关键机制与未来展望*

寇纲^{1,2} 唐霞^{3**} 陈星潼³ 王鑫² 常晋源⁴

1. 湘江实验室,长沙 410000

2. 西南财经大学 工商管理学院,成都 611130

3. 西南财经大学 科研处(学术期刊中心),成都 610000

4. 西南财经大学 统计与数据科学学院,成都 610000

[摘要] 大模型的快速发展正推动决策科学从经验驱动迈向人机协同的数智新范式。本文首先回顾了决策体系从经验驱动、数据驱动到人机协同驱动的演进路径,然后围绕决策模型的稳健性与适应性、策略生成的自动化与可控性以及策略输出的可信性三个维度,剖析了大模型协同数智决策的关键机制。结合医疗服务、公共管理等典型应用场景,揭示了该范式在提升决策效能、优化服务体系、推动治理创新等方面的实践价值。同时探讨了该范式在技术实现与应用层面所面临的挑战,并展望其未来发展方向,旨在为中国式数智治理新范式的建设与完善提供研究梳理与实践参考。

[关键词] 数智决策;大模型;人机协同;中国式数智治理新范式

近年来,人工智能大模型技术实现跨越式发展,成为推动智能系统演进的核心动力。从早期的GPT、BERT到如今的DeepSeek、GPT-5,大模型凭借其强大的知识表征能力、泛化能力和任务迁移能力,正逐步从“语言生成器”走向“任务协作者”和“决策伙伴”。例如,在医疗领域,大模型可辅助医生完成病历分析和诊疗方案推荐;政务处理时,可辅助草拟批示意见,实现对复杂任务的智能协作与决策支持。这种转变为决策研究注入新动能,推动决策模式实现从数据驱动向人机协同驱动的跃迁。

作为连接信息感知与行动执行的关键环节,决策在推动科学治理、优化资源配置与提升组织效能等方面发挥着不可替代的作用。小到个人日常选择,大到国家政策制定,决策活动嵌入各层级行为过程,深刻影响行为主体的判断逻辑与行为后果。随着时代演进,决策模式已由传统的经验驱动逐步演化为机器辅助与数据智能融合的复杂体系,呈现出由经验范式向数智范式的跃迁

趋势。在人工智能技术迅猛发展的推动下,决策研究迎来了前所未有的发展机遇和挑战。据Fortune Business Insights报告,全球决策情报市场规模在2024年的价值为167.9亿美元,并预计该市场价值到2032年将增长至577.5亿美元,呈现出广阔的应用前景。因此,系统梳理大模型协同下的数智决策发展脉络,分析其关键机制,对于推动该领域的科学探索与技术进步具有重要意义。本文将围绕大模型协同数智决策的演进脉络、关键机制与应用探索,系统呈现其新范式,为后续研究与实践提供参考。

1 面向协同智能的决策体系演进

伴随新技术的发展,决策过程正由人类主导、机器辅助,逐步迈向人机协同共治的范式转型(图1)。在以人为中心的早期决策阶段,决策过程高度依赖经验性认知与启发式推理,易受认知偏差与有限理性约束。尽管人类具备处理模糊信息与复杂情境的优势,但在一致

收稿日期:2025-07-14; 修回日期:2025-10-25

* 本文根据国家自然科学基金委员会第406期“双清论坛”讨论的内容整理。

** 通信作者,Email: tangxia5983@163.com

本文受到国家自然科学基金项目(W2511077, 72541024, 72495125)的资助。

引用格式: 寇纲,唐霞,陈星潼,等. 大模型协同的数智决策新范式:关键机制与未来展望. 中国科学基金, 2025, 39(5): 728-735.

Kou G, Tang X, Chen XT, et al. A new paradigm of large-model collaborative digital-intelligent decision-making: Key mechanisms and future prospects. Bulletin of National Natural Science Foundation of China, 2025, 39(5): 728-735. (in Chinese)

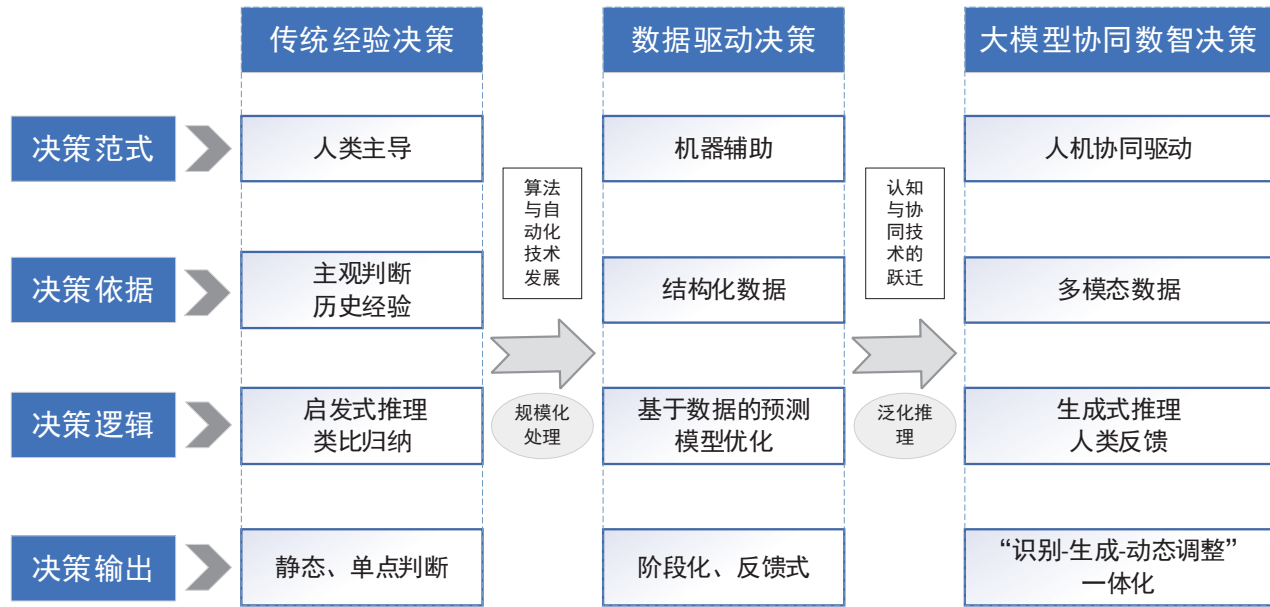


图1 决策体系演进

Fig.1 Evolution of Decision Making System

性控制与大规模数据处理方面存在局限性。随着算法理论与自动化技术的快速发展,基于规则或模型驱动的“机器主导型”决策模式在多个领域获得应用。在特定情境下,算法所做出的判断在预测准确性上已优于部分专业领域的人工专家,推动了“机器优于人”的观点在某些任务中获得支持。这一阶段以结构化信息的高效处理与优化输出为特征,但在道德判断、价值权衡与情境适应性等方面仍存在不足。近年来,决策研究加速迈入“人机协同”新阶段,强调人类与智能系统之间的认知互补与动态分工。在此范式中,人工智能被赋予“认知伙伴”的角色,通过学习退让等机制,在特定场景中主动让渡判断权限,从而构建出更具鲁棒性的决策系统^[1,2]。人机协同决策不仅有助于缓解模型不确定性、提升系统透明性与用户信任,同时也对传统决策结构与组织治理逻辑提出深刻挑战,提供重构契机^[3]。

在决策科学的发展进程中,数据形态及其利用逻辑的迭代演变推动了决策范式的阶段性跃迁:从早期依赖经验判断的经验驱动,到结构化数据支撑的数据驱动,再演进至多模态信息深度融合的新阶段。最初,经验范式主导实践,决策者主要依赖直觉与历史经验进行判断,虽具时效性与灵活性,但易受认知偏差和一致性不足的制约^[4]。随着大数据技术的兴起,结构化数据成为决策的核心资源。诸如统计指标、企业数据库及传感器采集数据等结构化信息,因其易于计算机处理与模型优化,提升了决策的规模化支撑能力^[5]。同时,算法能力

的不断增强促使基于结构化数据的决策模型逐渐嵌入组织运行,从生产调度到金融风控,有效提升了系统响应速度与精细化管理水平。然而,随着非结构化数据(如图像、文本)的广泛应用,传统结构化方法的局限逐渐显现,研究者提出融合非结构化数据的信息处理路径,以实现更全面、精准的决策支持^[6]。随着人工智能技术的发展,多模态数据驱动机制推动了结构化与非结构化信息的深度融合与协同处理。例如,LANISTR框架通过统一掩码机制,融合并处理文本、图像及表格等多种数据类型^①。

与此同时,决策输出由静态判断转向动态生成与策略适应。早期以经验范式为主的决策过程呈现出单点决策输出路径较短、反馈机制薄弱等特征,适用于任务明确且环境相对稳定的情境^[7]。随着数据驱动范式的兴起,决策逐步具备了阶段化与反馈式的策略生成特征。结构化数据的广泛获取与算法模型的嵌入,使得决策过程能够基于实时反馈动态更新,从而实现策略的持续优化。这一机制不仅增强了决策的透明性与可追溯性,也促使组织建立起以数据为基础的学习型系统,通过积累和归纳过往行为结果,不断提高未来策略的合理性与适应性。在数据驱动基础上,人工智能的发展推动决策研究向多轮决策与适应性系统转变^[8]。当前,人机协同成为数智决策的核心特征,强调人在情境理解与目标判断中的优势,以及机器在数据处理与规则执行方面的高效协作能力。基于此协同机制,决策系统逐步具备

① Ebrahimi S, Arik SO, Dong Y, et al. LANISTR: Multimodal learning from structured and unstructured data. arXiv preprint, 2023, arXiv:2305.16556.

“任务识别—策略生成—动态调整”三位一体的关键能力,并能依据环境变化不断修正目标函数,从而实现更具鲁棒性和灵活性的响应机制^[9]。

由这一系列转变可知,大模型协同的数智决策是指以大模型为核心智能载体,在人机协同交互框架下,融合多模态数据感知、语义理解、知识推理与生成等能力,通过微调、持续学习与对齐等机制实现对特定场景的动态适配与能力扩展,具备跨领域迁移与知识泛化能力,并能够整合结构化与非结构化数据资源,支撑决策任务从数据感知、推理生成到动态优化的全流程智能化运行的新型决策范式。

2 大模型协同的数智决策关键机制

大模型强大的语义理解、生成与泛化能力为决策系统的智能化转型带来全新动力,改变了决策流程中的信息感知、策略生成与反馈控制逻辑^[10]。本章将围绕决策模型的稳健性与适应性、策略生成的自动化与可控性、策略输出的可信度三个维度,系统梳理大模型协同数智决策范式的关键机制(图2)。

2.1 决策模型的稳健性与适应性

模型的稳健性与适应性是构成决策系统可信响应能力的核心。传统决策范式主要依赖结构化输入与静态规则推理,难以应对非结构化信息、异构模态数据和动态环境变化,导致策略输出不稳定、响应机制滞后^[11]。针对上述问题,大模型通过多模态数据感知与语义对

齐、动态语境建模与结构化知识融合等机制,逐步构建出统一表达框架与动态响应路径,为复杂环境下的决策提供了坚实支撑。

首先,确保决策模型稳健性的首要前提是实现输入信息在语义空间内的对齐与归一。大模型通过构建统一语义空间实现不同模态数据的跨域对齐,使得图像、表格、文本等输入能够在同一表征域内进行融合与比较。这一过程通常依托对比学习、注意力加权 and 结构约束等方法,使不同模态的输入在表征域中保持语义一致性,从而降低信息冲突和噪声敏感性,增强模型对复杂输入的结构感知与稳定理解能力。例如,对比语言—图像预训练模型利用对比学习策略,在大规模图文配对数据上联合训练图像与文本编码器,以实现跨模态的语义对齐^[12];结构感知表格对齐预训练框架通过引入结构感知预训练任务,实现表格与层次型数据的对齐,从而在下游任务中增强模型对结构性规则的稳健建模能力^①。

其次,决策模型的稳健性与适应性依赖于对动态语境的持续建模能力。传统决策系统多采用静态上下文窗口,其固定的信息范围与时效边界难以持续追踪任务状态演变和外部环境动态变化,导致模型在实时场景中适应性不足。相比之下,大模型通过注意力机制、记忆增强模块与链式推理能力的协同作用,构建出可动态扩展的语境建模路径,使系统能同步人类观察与反馈,进而根据任务演化动态更新推理过程。例如,SenseRAG

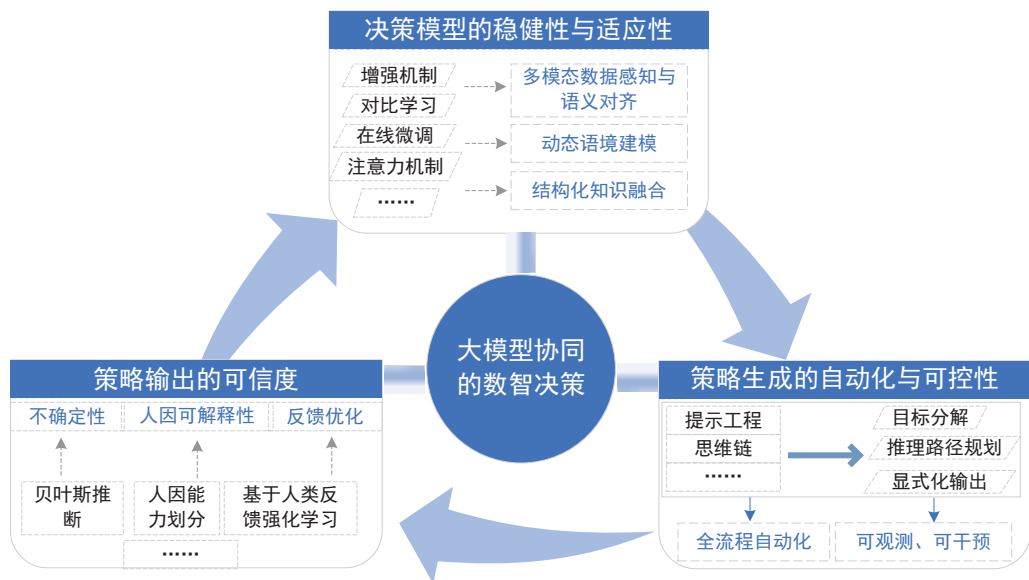


图2 大模型协同数智决策范式的关键机制

Fig.2 Key Mechanisms of the Large-model Collaborative Digital-intelligent Decision-making

① Li X, Liu Z, Xiong C, et al. Structure-aware language model pretraining improves dense retrieval on structured data. arXiv preprint, 2023, arXiv: 2305.19912.

通过统一表征来自多传感器的实时多模态数据,结合链式推理提示策略与主动检索增强生成技术,实现对交通场景的持续感知与动态决策适配^[13];MemPrompt引入记忆增强模块,通过对多轮交互状态的持久化建模,保障长时序任务中语义理解的延续性^①。同时,大模型通过引入在线微调与增量学习机制,一方面利用新任务或新环境中的少量数据对模型参数进行针对性调整,实现对新任务与新环境的快速适应;另一方面通过保持对历史知识的记忆与整合,确保策略演化过程中的知识连续性与行为一致性,从而构建具备长期学习能力的决策系统^[14,15]。

最后,结构化知识融合是保障决策模型稳健性的重要环节。大模型通过将结构建模与语言生成结合实现对结构化信息的调用与逻辑验证。模型接收任务描述后,先通过结构检索获取相关表格、数据库或知识图谱信息,再在语言生成模块中对信息进行逻辑对齐与策略融合,然后通过闭环反馈机制调整输出,确保策略既符合结构化知识约束,又保持语义一致性。例如,StructGPT设计“读—推理”接口,在策略生成过程中调用结构化数据用于信息支撑与逻辑验证^②;RB-SQL结合结构检索与神经生成模块,实现自然语言到SQL查询的高效映射,提升了结构输出的一致性^③;ReAct框架通过交替执行“思考”与“行动”,将语言模型与外部结构化知识源进行耦合,最终实现策略生成与结构化知识利用的联动闭环^[16]。

2.2 策略生成的自动化与可控性

策略生成作为决策的中枢环节,其目标是基于环境状态、目标约束与已有知识,生成具备执行性、可优化性与可解释性的策略序列。在传统决策范式中,策略生成依赖静态规则、人工预设模型与阶段式干预,不仅自动化程度受限,且推理过程呈“黑箱”特性。随着大模型的发展,策略生成逐步迈向自动化与结构可控的新阶段。这一转变主要体现在两个维度:全流程自动化能力增强,以及模型内部推理过程的可观测性与可干预性提升。

首先,模型依托已有的语义表征,将感知到的环境状态与目标约束作为推理输入,并通过提示工程设计与多轮思维链驱动推理过程,使其在单次推理轨迹中联合完成目标分解、推理路径规划与策略生成等子任务。具体而言,提示工程通过在输入中显式注入任务结构与约束条件,使模型在生成过程中具备任务规划的“先验框

架”;思维链推理则通过引导模型生成逻辑清晰的中间推理步骤,分解并呈现策略构建过程^[17];思维树方法引入并行分支探索机制,使模型能够同时生成多条推理路径,模拟人类在复杂决策中的多方案评估与择优逻辑^[18]。这类推理范式为提升决策质量提供了结构性保障。值得注意的是,以DeepSeek等为代表的新一代大模型已开始支持推理路径的显式输出,使用户能够全程追踪模型的中间判断依据与推理分支。这种推理过程的显式化,一方面增强了大模型的自解释能力,另一方面也为人类用户提供了观察、干预和引导策略生成的交互入口。通过这一机制,人类可以在推理进行中动态调整约束条件或引导分支选择,从而实现人机协同的可控决策。这种从结果导向到过程可见的转变,为构建可信、可控的智能决策体系奠定了重要基础。

2.3 策略输出的可信度

策略输出的可信度不仅关乎执行效果的稳定性与合理性,更直接影响系统在实际场景中的可采纳性与用户信任。随着人机协同系统的深入发展,提升策略可信性的研究主要围绕不确定性感知、人因可解释性建模、协同控制与反馈优化机制展开,三者共同构建以“人机协同”为核心的可信策略生成框架。

在高风险、开放性任务环境中,决策系统面临的不确定性呈现多源异质性扩张态势。这种不确定性源于数据的不完整性、环境的动态变化以及模型自身的局限性等多个方面。为应对这种复杂性,研究逐渐聚焦于策略生成过程中的不确定性建模与输出一致性验证机制。例如,通过在模型推理过程中引入贝叶斯推断或集成学习框架,显式估计预测分布的方差以刻画输出置信区间^[19];采用对比生成与一致性判别等方法,对多次推理结果进行交叉验证,降低策略输出因分布漂移或感知误差导致的波动性^④。另一方面,可信决策的实现还依赖于增强人类对模型策略输出的理解与信任,进而实现人机间的有效协作与互补。近年来,研究关注从认知行为视角构建人因能力模型,通过能力刻画与差异识别,实现对人机职责的合理划分^[20]。Ardent算法通过交互式学习优化模型解释能力,辅助人类完成任务并确保决策的准确性,从而提升人机协同效率与输出可信度^⑤。

此外,可信策略的关键还在于决策模型能否通过反馈实现自我修正与优化,构建出闭环式人机协同系统。

① Madaan A, Tandon N, Clark P, et al. Memory-assisted prompt editing to improve GPT-3 after deployment. arXiv preprint, 2022, arXiv:2201.06009.

② Jiang J, Zhou K, Dong Z, et al. StructGPT: A general framework for large language model to reason over structured data. arXiv preprint, 2023, arXiv:2305.09645.

③ Wu Z, Li Z, Zhang J, et al. RB-SQL: A retrieval-based LLM framework for text-to-SQL. arXiv preprint, 2024, arXiv:2407.08273.

④ Yue Z, Zeng H, Shang L, et al. Retrieval augmented fact verification by synthesizing contrastive arguments. arXiv preprint, 2024, arXiv:2406.09815.

⑤ Chan AJ, Huyuk A, van der Schaar M. Optimising human-AI collaboration by learning convincing explanations. arXiv preprint, 2023, arXiv:2311.07426.

为强化协同效应,大模型引入反馈机制构建闭环优化路径。一方面,基于人类反馈强化学习方法使模型能够持续对齐用户偏好与决策目标^[21];另一方面,环境反馈机制促使模型能够在决策过程中实时感知任务效果并更新策略,例如WebGPT在策略生成中通过实时访问网络信息来提升模型的回答质量^①,Reflexion框架通过对多轮任务执行结果的分析推动模型自我修正^[22]。

3 大模型协同数智决策的应用探索

随着中国式现代化战略与数智化转型进程的推进,大模型协同的数智决策正逐步成为构建新型治理能力范式的重要支撑。在政策引导与市场驱动的双轮作用下,以大模型为核心的智能技术正加速融入医疗、公共管理等关键领域,形成数据驱动、模型支持、人机协同的决策机制,推动构建中国式数智治理新范式。相较于传统以经验与规则为导向的治理模式,新范式更加强调“以数促策、以智赋能”,展现技术逻辑、制度体系与治理理念交互融合的创新趋势。

3.1 医疗领域的应用探索

大模型正积极与医疗领域融合,为医疗系统的智能化升级提供强大动力^[23]。《关于促进和规范“人工智能+医疗卫生”应用发展的实施意见》和《“十四五”全民健康信息化规划》等文件为大模型技术嵌入临床决策提供了明确方向,推动其在病史采集、主诉整理、辅助诊断与结构化输出等环节实现流程重构。庄严等^[24]提出的集成化模型系统结合虚拟医生交互、三维可视化界面和医生反馈机制,在提升诊疗效率的同时,有效解决传统“多节点、线性流程”带来的信息割裂与资源浪费问题。同时,在分级诊疗体系建设中,多个省市已启动基于大模型的基层智能问诊系统试点。系统通过与电子病历互联实现风险分层与路径推荐,增强基层首诊能力,助力实现“强基层、促转诊、优分流”的目标。此外,医疗科研系统也在加速与大模型融合,例如郑州大学第一附属医院建设面向影像识别与诊疗支持的一体化平台,提升科研成果的临床转化效率。

在传统医学领域,大模型同样助力中医药实现智能化升级,体现出中国特色医药文化与数智技术融合发展的独特路径。以《中医药发展战略规划纲要(2016—2030年)》为政策依据,深圳市中医院等机构推进“AI+四诊”工程,构建结构化中医诊疗平台,覆盖诊前导航、问诊、病历质控与报告生成等关键环节,有效缓解中医诊断中的模糊表达与主观判断难题。通过数据标准化

与智能分析技术的引入,传统中医在“难量化、难标准”问题上有望取得突破,为中医深度嵌入现代医学体系提供了可推广的实践路径^[25]。

3.2 公共管理领域的应用探索

随着数字中国建设深入推进,以“数字政府”为代表的治理体系智能化建设正有序展开。当前正依托以大模型为核心的智能技术,构建能够胜任科学研判、综合分析 with 方案优化的辅助决策支持系统。该系统可应用于政务处理、监督管理和社会服务等场景,推动治理模式向数据驱动、智能协同和科学决策转型。

政务处理方面,地方政府已开始部署大模型辅助决策。例如,华为盘古政务大模型在政务办公中可辅助草拟批示意见,为决策提供参考;北京经开区政务大模型通过整合多源数据提供方案参考及历史案例支撑,为决策者的方案选择与优化提供量化依据;中科闻歌“关芯”系列政务智能客服平台在政务人员处理居民诉求时,可快速分析诉求类型与优先级,提供处理建议与相关政策依据。监督管理方面,纪检系统将大模型嵌入审批与比对流程,通过历史行为模式分析和规则校验,为决策者提供科学依据,实现监督决策的智能化。社会服务方面,北京海淀区文旅局的“如如”文旅大模型通过整合天气、游客、文物、交通、住宿等数据,成为行程规划师、文旅万事通,为游客提供权威、实时、全面的服务;在宁波公共交通三网融合项目中应用的DeepUrban模型,能够精准识别老年人公交站点距离远、青年通勤时间长等问题,辅助规划新增微循环线路及多项改善策略。

3.3 其他领域的应用探索

在金融、能源及指挥控制等领域,大模型数智决策显示出广阔的应用前景。在金融风控场景中,大模型能够拓宽用户画像维度,提升对分散客群的违约风险预测能力,并据此生成个性化的风险管理策略,从而实现更精准的信用控制与风险防护^[26]。在指挥与控制领域,大模型可支撑智能辅助决策系统,提高指挥效率及作战体系的信息化和智能化水平。该类系统能够融合多源数据,根据任务特性设计模型与提示机制,并进行性能验证,为复杂动态环境下的任务执行与战略决策提供支持^[27]。在能源领域,L4级能源AI智能体LEMMA可实现全天候自主监测与决策,能够实时分析电力市场价格、供需动态及政策变化,自动生成并执行优化策略;在虚拟电厂调度中,系统通过智能分配分布式能源资源,实现发电、储能和负荷的协调管理,提高整体运营效率。这些领域的应用虽场景各异,但均依托大模型的多源数

① Nakano R, Hilton J, Balaji S, et al. WebGPT: Browser-assisted question-answering with human feedback. arXiv preprint, 2021, arXiv:2112.09332.

据整合与动态决策能力,解决了传统决策模式中效率低、精准度不足的问题。

综合医疗、公共管理及金融、能源等领域的实践可见,大模型协同数智决策已展现出在信息整合、智能辅助与策略优化方面的潜力。这些应用虽处于初步探索阶段,但揭示了技术与治理的深度结合路径,为推动系统化、科学化和可持续的决策机制提供了有益经验。未来,随着跨领域知识整合能力的提升、人机协同机制的成熟及伦理治理体系的完善,大模型协同数智决策将逐步从“单点场景应用”迈向“系统范式落地”,推动技术创新与制度优势深度融合,最终构建起更具韧性、包容性与中国特色的数智治理新范式,为中国式现代化提供更坚实的决策支撑。

4 大模型协同数智决策新范式的挑战与未来展望

4.1 数智决策新范式面临的核心挑战

大模型协同的数智决策范式在感知表征、信息整合与复杂推理等方面展现出显著优势,使决策过程呈现出更高的灵活性、自主性与智能化水平。然而,随着其在关键领域的深入应用,也暴露出一系列挑战:模型输出的可信性有待增强,策略生成的可控性与安全性尚未完善,模型在动态环境中的适应性存在不确定性。这些问题不仅制约了模型在高风险场景下的稳健运行,也影响了决策者对系统的信任与采纳。

首先,AI幻觉问题。尽管决策模型在训练和微调过程中已经积累了大量知识,在策略生成过程中仍可能出现“幻觉”现象,即生成内容与事实或约束不一致。这类现象直接削弱了策略在复杂环境中的稳健性,并可能误导决策者对模型输出形成错误信任,从而增加协同决策的潜在风险。

其次,策略生成的可解释性挑战。现有大模型通过思维链等方法提升了推理过程的可观测性,使策略生成路径对人类更为可读,但这种可读性主要是语言化的后验解释,并不等同于对模型内部因果机制或隐含表征的真实揭示。由于推理链可能存在不稳定、可操纵或局部不一致的现象,模型输出的可解释性仍有限。该局限性制约了高风险任务中策略的可控性,并制约人类决策者对模型策略的合理理解与采纳。

第三,跨场景迁移能力不足。大模型在单一任务或数据分布上的表现往往优异,但应用于跨部门、跨领域或跨层级的综合治理任务时,模型的迁移性能受到知识表示差异、任务定义偏移和数据可得性限制的制约。迁移性不足不仅降低了协同决策的效率,也制约了模型在

多场景部署下的适应性和泛化能力。

最后,人机协同下的伦理治理问题凸显。在大模型协同的决策模型中,决策过程已不再是封闭的技术推理过程,而是人类输入、偏好表达与目标函数设定的协同结果。大模型的生成性、上下文敏感性与不可完全预测性使其行为难以通过传统的静态规则解释与结果归因进行治理。当决策结果源自模型建议与人类判断的共同作用时,责任归属变得日益模糊,尤其在出现失误或负面后果时,如何划分模型开发者、使用者与人类决策者的责任尚缺乏清晰机制。

4.2 数智决策新范式的未来展望

大模型协同数智决策的未来发展,核心是从“技术能力优化”转向“技术—人—社会”的协同演进,通过构建更具韧性、可信性与包容性的决策体系,回应可信性保障、动态环境适应、伦理治理等核心挑战,最终服务于治理现代化与社会价值提升的宏观目标。

首先,推进可信性导向的决策范式。未来数智决策应超越单纯追求性能指标,强调以可信性为核心的综合价值导向。在模型设计中引入领域知识逻辑和人类认知规律,使策略生成更符合人类逻辑,减少幻觉与局部不一致现象。同时,应建立跨学科、多层次的可信性评估体系,兼顾技术、领域与社会层面的评估,实现策略生成透明、可解释、可追溯,从而增强人机协同信任,提高策略在高风险任务中的可信性和可靠性。

其次,提升决策模型的跨场景适应能力。面对跨部门、跨领域和跨层级的复杂决策任务,未来应加强模型的泛化能力和动态适应性研究。这包括构建跨域知识整合机制、优化任务迁移策略、引入动态反馈调节与高效分层适配方法,使数智决策系统能够在不同数据分布、任务定义及环境条件下保持稳健性能,从而提升多场景部署下的协同效率与策略可靠性。

最后,完善伦理治理与价值驱动的决策边界。随着大模型在决策链条中的作用增强,未来应建立动态、可参与的伦理治理机制,明确模型开发者、使用者与决策者的责任边界,并通过法律、技术、管理及公众参与手段实现公平、透明、可追溯的决策流程。在此基础上,将决策目标拓展至社会价值维度,将公平、可持续发展及民生需求纳入策略权重,使数智决策在提升效率的同时兼顾社会公平与治理现代化,推动决策体系向更高层次的包容性和责任化演进。

5 结语

可以确信,大模型协同的数智决策将成为推动国家治理体系和治理能力现代化的重要引擎。在多个关键

领域的实践表明,其在复杂环境理解、多源信息整合与动态策略生成方面展现出强大潜力,正加速重塑医疗服务与公共管理等治理流程。目前,这一新范式的构建仍处于持续演进之中,如何进一步提升模型的事实验证能力、增强协同决策的伦理适应性,并实现智能系统与制度规则的深度融合,仍是未来亟待深化的关键方向。中国式数智治理新范式不仅是技术变革的结果,更是治理理念、组织机制与价值导向协同演化的系统工程。展望未来,我们应以更具系统性和前瞻性的视角,推动理论创新、机制设计与场景拓展协同发力,持续完善大模型协同的人机协同治理体系,为全球数智决策的发展贡献中国智慧。

参 考 文 献

- [1] 陈国青,曾大军,卫强,等. 大数据环境下的决策范式转变与赋能创新. 管理世界,2020,36(2):95—105,220.
Chen GQ,Zeng DJ,Wei Q,et al. Transitions of decision-making paradigms and enabled innovations in the context of big data. Journal of Management World,2020,36(02):95—105,220. (in Chinese)
- [2] 米加宁,李天宇,董昌其. 大语言模型引致知识生产方式变革与决策范式的重构. 管理世界,2025,41(7):40—58,72,59.
Mi JN,Li DY,Dong CQ. Large language models driving the transformation of knowledge production and the reconstruction of decision-making paradigms. Journal of Management World,2025,41(07):40—58,72,59. (in Chinese)
- [3] Geng BC,Varshney PK. Human-machine collaboration for smart decision making:Current trends and future opportunities// 2022 IEEE 8th International Conference on Collaboration and Internet Computing (CIC). Atlanta,GA,USA. IEEE,2022:61—67.
- [4] Dane E,Pratt MG. Exploring intuition and its role in managerial decision making. Academy of Management Review,2007,32(1):33—54.
- [5] Mishra S,Misra A. Structured and unstructured big data analytics// 2017 International Conference on Current Trends in Computer, Electrical,Electronics and Communication (CTCEEC). Mysore,India. IEEE,2017:740—746.
- [6] Zhang DD,Yin CC,Zeng JC,et al. Combining structured and unstructured data for predictive models:A deep learning approach. BMC Medical Informatics and Decision Making,2020,20(1):280.
- [7] Gigerenzer G,Todd P M,ABC Research Group T. Simple heuristics that make us smart. Oxford:Oxford University Press,2000.
- [8] Shrestha YR,Ben-Menahem SM,von Krogh G. Organizational decision-making structures in the age of artificial intelligence. California Management Review,2019,61(4):66—83.
- [9] Amershi S,Weld D,Vorvoreanu M,et al. Guidelines for human-AI interaction// Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. Glasgow Scotland Uk. ACM,2019:1—13.
- [10] 黄金才,刘忠,黄宏斌,等. 大模型与决策智能技术. 指挥与控制学报,2025,11(2):125—127.
Huang JC,Liu Z,Huang HB,et al. Large models and decision intelligence technologies. Journal of Command and Control,2025,11(2):125—127. (in Chinese)
- [11] 何赛克,张培杰,张玮光,等. 大模型时代下的决策范式转变. 中国地质大学学报(社会科学版),2023,23(4):82—91.
He SK,Zhang PJ,Zhang WG,et al. Paradigm shift in decision-making in the era of large language models. Journal of China University of Geosciences(Social Sciences Edition),2023,23(4):82—91. (in Chinese)
- [12] Radford A,Kim JW,Hallacy C,et al. Learning transferable visual models from natural language supervision// Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning (ICML). PMLR,2021:8748—8763.
- [13] Luo XW,Ding F,Yang FZ,et al. SenseRAG:Constructing environmental knowledge bases with proactive querying for LLM-based autonomous driving// 2025 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision Workshops (WACVW). Tucson,AZ,USA. IEEE,2025:899—906.
- [14] Nakamoto M,Zhai S,Singh A,et al. Cal-QL:Calibrated offline RL pre-training for efficient online fine-tuning. Advances in Neural Information Processing Systems,2023,36:62244—62269.
- [15] Van de Ven GM,Tuytelaars T,Tolias AS. Three types of incremental learning. Nature Machine Intelligence,2022,4(12):1185—1197.
- [16] Yao S,Zhao J,Yu D,et al. React:Synergizing reasoning and acting in language models//The eleventh international conference on learning representations. 2022.
- [17] Wei J,Wang X,Schuermans D,et al. Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models. Advances in Neural Information Processing Systems,2022,35:24824—24837.
- [18] Yao S,Yu D,Zhao J,et al. Tree of thoughts:Deliberate problem solving with large language models. Advances in Neural Information Processing Systems,2023,36:11809—11822.
- [19] Kumar A V A,Rana S,Shilton A,et al. Human-AI collaborative Bayesian optimisation. Advances in neural information processing systems,2022,35:16233—16245.
- [20] 李祥文,宋程,丁帅. 人机协同决策中的人因能力评估研究. 中国管理科学,2024,32(3):145—155.
Li XW,Song C,Ding S. Human factors capability assessment in human-machine collaborative decision-making. Chinese Journal of Management Science,2024,32(3):145—155. (in Chinese)
- [21] Ouyang L,Wu J,Jiang X,et al. Training language models to follow instructions with human feedback. Advances in Neural Information Processing Systems,2022,35:27730—27744.
- [22] Shinn N,Cassano F,Gopinath A,et al. Reflexion:Language agents with verbal reinforcement learning. Advances in Neural Information Processing Systems,2023,36:8634—8652.
- [23] 孙磊,汪安安,宋一敏,等. 大语言模型在临床医学领域的应用、挑战和展望. 解放军医学院学报,2025,46(1):50—60.
Sun L,Wang AA,Song YM,et al. Applications,challenges,and prospects of large language models in clinical medicine. Academic Journal of Chinese PLA Medical School,2025,46(1):50—60. (in Chinese)
- [24] 庄严,张军雁,卢若谷,等. 基于医学大模型的智能问诊助手构建研究. 解放军医学院学报,2025,46(2):126—133.
Zhuang Y,Zhang JY,Lu RG,et al. Constructing an intelligent consultation assistant system based on medical large language models. Academic Journal of Chinese PLA Medical School,2025,46(2):126—133. (in Chinese)

- [25] 王海菱,李峰.人工智能赋能中医科研,未来中医人工智能应用将更加广泛.大数据时代,2024(5):9—16.
Wang HL, Li Feng. Artificial intelligence enables Chinese Medicine research, and the application of Chinese Medicine artificial intelligence will be more extensive in the future. Big Data Time, 2024(5):9—16. (in Chinese)
- [26] 欧阳日辉.积极稳妥推进金融大模型发展与应用.国家治理,2024(13):42—48.
- Ouyang RH. Actively and steadily promote the development and application of financial large models. Governance, 2024(13):42—48. (in Chinese)
- [27] 赵亮,鞠鸿彬,张鹏翼,等.大模型的能力边界与指挥控制应用.指挥与控制学报,2024,10(6):653—660.
Zhao L, Ju HB, Zhang PY, et al. Capability boundaries of foundation models and their applications in command and control. Journal of Command and Control, 2024, 10(6):653—660. (in Chinese)

A New Paradigm of Large-model Collaborative Digital-intelligent Decision-making: Key Mechanisms and Future Prospects

Gang Kou^{1, 2} Xia Tang^{3*} Xingtong Chen³ Xin Wang² Jinyuan Chang⁴

1. Xiangjiang Laboratory, Changsha 410000, China

2. School of Business Administration, Southwestern University of Finance and Economics, Chengdu 611130, China

3. Research Office (Academic Journal Center), Southwestern University of Finance and Economics, Chengdu 610000, China

4. School of Statistics and Data Science, Southwestern University of Finance and Economics, Chengdu 610000, China

Abstract The rapid development of large models is driving decision science from experience-driven approaches toward a new intelligent decision-making paradigm based on human-machine collaboration. This paper first reviews the evolutionary path of decision-making systems, which has progressed from experience-driven and data-driven models to human-machine collaborative models. Then, focusing on the three dimensions of robustness and adaptability of decision-making models, automation and controllability of strategy generation, and credibility of strategy output, it analyzes the key mechanisms of large-model collaborative digital-intelligent decision-making paradigm. By integrating typical application scenarios such as medical services and public governance, the paper reveals the practical value of this paradigm in improving decision-making efficiency, optimizing service systems, and promoting governance innovation. In addition, this study discusses the technical and application challenges faced by this paradigm and outlines its future development directions, aiming to provide research insights and practical references for the construction and improvement of Chinese-style intelligent governance paradigms.

Keywords intelligent decision-making; large model; human-machine collaboration; the emerging paradigm of Chinese-style intelligent governance

寇 纲 湘江实验室副主任,西南财经大学大数据研究院院长,教育部长江学者特聘教授,享受国务院政府特殊津贴专家。主持国家自然科学基金青年科学基金项目(A类)、国家社会科学基金重大项目等研究课题。在*Science*、*Nature*子刊、*Information Systems Research*、*INFORMS Journal on Computing*等期刊以及International Conference on Machine Learning(ICML)、Association for the Advancement of Artificial Intelligence(AAAI)等顶级会议发表学术论文200余篇,H指数76,总被引2万余次。入选ESI全球高被引科学家、斯坦福全球前2%顶尖科学家。以第一完成人获教育部高等学校科学研究优秀成果奖自然科学一等奖、人文社会科学一等奖等奖励,所撰写的10余份政策建议曾获得党和国家领导人批示。

唐 霞 西南财经大学科研处(学术期刊中心)编辑。研究方向包括智能决策,可靠性维护管理。

(责任编辑 王磊 张强)

* Corresponding Author, Email: tangxia5983@163.com