

人机联合认知视角下制造企业 如何实现智能决策

许 晖, 龙 杨, 李 阳, 卢会北

[摘要] 人工智能(AI)等数智技术的快速发展与应用对制造企业传统决策范式带来了冲击和挑战,如何运用AI技术实现企业智能决策已成为管理科学领域亟待探究的问题。本文基于人机联合认知视角,以爱玛科技为案例分析对象,深入探究人与AI两类认知系统通过联合协作实现智能决策的动态演化过程。研究发现,人与AI两类决策主体通过认知层和协作层影响人机协同下的智能决策形成,并呈现“预测型—探索型—互动型”从单一人工决策到多方集智决策的演化路径。企业不同智能决策阶段呈现出差异化人机认知和协作机制。其中,认知层面呈现“认知建模—认知优化—认知适配”的人机双主体认知匹配特征,而协作层面呈现“辅助技术代理—增强技术代理—自动技术代理”的低阶向高阶技术代理升级轨迹。本文提炼了新型人机互补智能决策范式,明晰了联合逻辑对决策主体、决策流程和决策特征的具体影响。本文形成的理论框架既是对人机协同决策理论解释边界的新拓展,也为数智经济情境下促进人机决策范式转变和使能提供了有益的政策启示。

[关键词] 智能决策; 人工智能; 人机协同; 人机联合认知

[中图分类号] F272 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1006-480X(2025)04-0174-19

一、引言

目前,推动人工智能(AI)与应用场景深度结合,统筹制造、服务与运营不同环节实现智能决策有着重要意义。《人工智能发展报告(2024年)》指出,AI应用于企业决策场景时,通过综合分析业务与生产环节中的多模态数据,以数据驱动方式优化决策过程。伴随着AI在制造业中的应用走深向实,如何利用AI与制造关键要素深度融合支撑企业实现智能决策,目前是管理科学等领域关注的热点问题(Choudhary et al., 2025)。智能决策是指通过实时有效的大数据感知和解析,对未来场景主动进行态势预测和情境推演,将前瞻性分析运用到决策各环节以达成知情决策(曾大军等,

[收稿日期] 2024-08-21

[基金项目] 国家自然科学基金面上项目“数智驱动下高科技企业场景式解决方案研究:理论模型、构建机制及市场响应性”(批准号72272082);国家自然科学基金面上项目“中国跨国企业复合式营销能力的理论模型与构建机制:基于从资源端到客户端的动态演化逻辑”(批准号71972110)。

[作者简介] 许晖,南开大学商学院教授,博士生导师,管理学博士;龙杨,南开大学商学院博士研究生;李阳,南开大学商学院博士研究生;卢会北,爱玛科技集团股份有限公司。通讯作者:龙杨,电子邮箱:longyang1120@126.com。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,文责自负。

2021a)。然而,在基础研究环节,智能决策涉及多学科理论、多领域情境、多数据模态,使得学术界在决策科学研究的范式拓新、理论洞察和方法突破方面存在困难(陈国青等,2023)。在实际运用环节,智能决策与具体业务场景高度关联,需要考量生产制造、营销服务、运营管理与各类约束条件和优化目标的平衡,广义机器学习路径难以被直接泛化应用到不同场景之中(Balasubramanian et al., 2022)。如何根据需求,针对特定业务场景来改造,发挥AI的功能拓展和场景延伸能力以实现智能决策,是业界面临的挑战(Shrestha et al., 2021)。基于此,AI技术如何与制造企业实际场景结合形成智能决策的路径探讨,是学术界和业界亟待解决的重要议题。

管理决策是管理学研究中的重要领域。目前,学术界对决策原理、决策过程以及决策方法进行广泛的有益探讨,已有研究呈现从“完全理性决策”假设到“有限理性决策”假设(Simon, 1997)、静态决策到动态决策(陈国青等,2020)、单目标到多目标决策的演化过程(Shrestha et al., 2019)。伴随着AI技术快速发展,管理决策理论与实践正发生深刻改变。智能决策正是在这一变迁情境下范式升级转型的新趋势(Ren et al., 2023)。与传统的单一决策主体相比,智能决策强调从人向人与AI并重的决策主体转变(Balasubramanian et al., 2022)。尽管现有研究普遍认为人机协同决策优于单独决策,但是上述决策效果往往受到人机两类决策主体之间行为方式差异以及复杂交互关系的影响,导致人机协同决策效果不尽如人意。上述决策效果悖论原因在于,由于存在有限理性假设,人机协同决策过程中决策者更愿意采用与其判断一致的AI建议,导致AI只能发挥想法验证的作用(张志学等,2024)。另外,由于认知受限,管理者难以验证方案有效性,还可能会采用有偏差的AI决策,影响人机决策准确度(张亚莉等,2024)。目前,对于人与AI协同决策的复杂关系缺乏有效探究,人机协同决策达到快速精准的机理有待进一步揭示。^①

实现人机协同决策效果的关键在于,如何有效整合人与AI在决策方面的差异化优势,以实现精准决策。以人类为例,管理者依靠大量决策经验形成认知,在面对模糊以及不确定性问题方面具有更全面的潜在优势(Choudhary et al., 2025)。而AI通过抽象和非模态符号形成认知模型,基于强大数据处理、逻辑推演、函数逼近以及潜在特征识别,能实现远超人类的信息存储和计算能力(Jarrah, 2018)。因此,当人与AI以不同方式、规模和速度进行认知和信息处理时(Siemens et al., 2022),这两类智能体如何协作并准确、快速地输出决策结果,成为人机协作决策的核心问题。人机联合认知(Human-AI Joint Cognitive)为学术界理解人与AI通过协作实现智能决策目标提供了研究思路。人机联合认知强调人类和机器基于认知一致性组成联合系统,通过协作完成相关任务和决策(Hollnagel and Woods, 2005; Xu and Gao, 2024)。该研究视角更加关注人类和机器的认知对系统整体效率和可靠性产生的影响。与传统人机交互研究相比,人机联合认知视角强化了机器从被动工具到能动实体的考量,有助于探寻两类智能体在认知层和协作层的互动特征,能够进一步拓宽人机交互的研究范围。尽管人机联合认知有助于学术界通过整体性视角揭开企业实现智能决策的“黑箱”(Naikar et al., 2023),但是相关机理仍有待进一步探究。

针对上述理论缺口,本文选取爱玛科技股份有限公司(简称爱玛科技)作为案例分析对象。基于案例企业实践和“情境—过程—结果”的研究框架,本文将研究问题聚焦到“制造企业如何基于人机联合认知系统实现智能决策”,具体回答:①人与AI在不同决策情境下如何通过认知层互动形

① 在本文人机协同决策讨论中,将“人”界定为与组织业务决策相关的人类智能体,涵盖了负责决策制定的管理者及在决策过程中提供输入或执行决策的人员;将“机”界定为以机器学习算法类AI为代表的具备数据存储和运算功能的智能系统。

成协作? ②人与AI不同类型协作方式形成何种智能决策范式? ③不同智能决策范式在此过程中如何动态演化? 通过对爱玛科技的纵向案例分析,本文旨在回应学者们对于深入研究智能决策内部机制的呼吁,探讨了企业构建智能决策的核心要素和过程,以期为数智环境下企业应对复杂动态决策情境提供理论参考(曾大军等,2021b;Ren et al., 2023)。

二、文献综述

1. 人工智能背景下的智能决策研究

当今企业决策的不确定性特征愈加凸显,如何在复杂情境下精准制定涉及个体到群体的多方决策是实务界面临的难题,也是组织理论和微观经济学关注的重点(Shrestha et al., 2019)。过去几十年里,学者们持续致力于探究组织流程、结构和技术对决策过程及其结果的影响。不同理论学派对企业决策行为影响因素的争鸣持续已久。古典经济学派最早基于“管理者完全理性”假设,提出不同分析模型和主观期望效用理论推动管理决策研究的快速发展(陈国青等,2020)。然而,随着大量偏离决策最优行为现象被挖掘,行为决策学派提出了“管理者有限理性”假设,奠定了行为决策领域的发展基础。其中,以Simon为代表的学者认为,组织决策是一个非理性过程,在决策过程中需考量决策个人行为要素对决策结果的影响,并强调通过技术实现信息高效处理从而辅助“非理性人”决策的重要性(Simon,1997)。另外,还有学者基于统计决策函数等决策工具对决策影响进行讨论形成动态决策理论,对静态决策相关研究提出疑问(Trunk et al., 2020)。决策相关技术逐步成为企业应对决策主体有限理性、决策环境动态变化的关键因素。

目前,学术界对技术发展如何影响决策的关注度始终居高不下。从20世纪70年代信息技术快速发展到如今AI对企业决策产生潜在影响,学者们已展开广泛讨论(Shrestha et al., 2021)。与之前信息技术影响企业信息获取和转化相比,AI在先进算法和庞大算力的支持下,能够帮助决策者从数据中识别更多隐形规律,做出准确判断和决策(Shrestha et al., 2019)。随着AI技术在企业中广泛应用^①,当前许多管理问题正演变为数据管理问题,传统决策也正在向人与AI互动合作的决策范式转变(陈国青等,2023;张亚莉等,2024)。对于人与AI合作决策模式,决策领域学者存在一定争论。替代决策领域学者关注人与AI之间的差异性,认为决策者本身并非不可替代。随着AI技术进步,其能够独立于人类做出部分决策,代理人无法干涉决策结果(张亚莉等,2024)。合作决策领域学者则探究AI如何增强人类能力而不是取代人类(Raisch and Fomina, 2024)。合作决策领域学者更关注人机合作的重要性,提出对人机协同决策的新思考。与此同时,新兴的研究认为,学术界关注重点应从人机竞争向人机合作转变,对人机合作系统的潜在模式和作用路径展开新探索(Ren et al., 2023)。

当前,学者们已开始对人机协同决策如何提升合作效果展开讨论,也尝试从加强算法优化和制度设计路径提升决策质量方面进行分析(张亚莉等,2024)。然而,人与AI合作决策发展并未如预计般顺利,人机冲突等现象时有发生(许晖等,2024)。现有研究提出从AI思考拟人化研发以及决策结果有效整合来考虑如何提升人机协同效果(张志学等,2024),但忽视了人机协同底层的认知互动过程以及认知一致性的形成机理(Siemens et al., 2022)。首先,人类感知、决策和行动是心理活动与外部环境间错综复杂关系的现实映射,具有不确定、动态性的特点。类人

① 在对AI的讨论中,本文主要探究以机器学习算法(如梯度提升决策树GBDT和逻辑回归LR)为主、深度学习算法(如深度神经网络)为辅的AI集成系统。

脑计算机也难以从自身规则逻辑推断来充分洞察人类决策行为内因以形成协同(Ren et al., 2023)。其次,关注影响协同的基础认知层面而非算法的智能特征,能够更深入观察人机认知互动过程以及实际决策代理分配等具体问题,帮助学者们从有效整合人机决策结果的事后方法讨论转移到人机决策方案互动拟合的事中进行过程解构,洞察人机协同决策的本质和底层逻辑(Siemens et al., 2022)。

综上,数智时代AI的快速发展使得组织决策研究面临新的机遇与挑战。其中,机器学习能够从数据中感知信息并预测,帮助组织实现快速准确的可重复性决策,弥补人类算力不足和认知范围受限劣势(Ren et al., 2023)。但是,由于人与AI在认知运行逻辑上存在差异,两个认知系统间如何互动实现协同已成为探究人机合作决策的重要因素。在当前数智环境下,决策者如何适应AI认知系统的运行逻辑并与之形成互相协作的决策范式,既是管理者面临的新难题,也是学者深入讨论发展理论的新机遇(张志学等, 2024)。

2. 人工智能背景下人机认知相关研究

随着深度学习类算法的迭代优化, AI认知能力提升为人机协同精准决策带来了机遇与挑战, 此类算法一方面能利用计算优势, 帮助决策者拓展认知, 形成协作, 另一方面可能产生解释性不足方案, 挑战人类认知, 造成冲突(张亚莉等, 2024)。深入探讨两个认知系统(人与AI)之间的拟合与优化, 是决策研究领域一个值得关注的课题。在复杂决策过程中, 研究人机交互的认知协作机制具有重要的意义。

认知是与信息交互所涉及的感官过程、一般操作和复杂的综合活动(Siemens et al., 2022)。现有研究围绕人与AI认知的互动关系展开讨论, 主要分为以下几类: ①拓展视角, 关注AI对人类认知拓展作用(Raisch and Krakowski, 2021)。以增强认知为代表的研究讨论AI如何帮助人类提升获取并理解知识的能力(Choudhary et al., 2025)。②情境视角, 强调认知活动与其发生的情境紧密相连, 受外部环境、任务需求和交互情境等因素影响(吴小龙等, 2022)。以情境认知为代表的研究提出了外部环境与人机互动过程中形成认知的理论框架(Roth and Jornet, 2013)。③系统视角, 以一种整体性集成观点关注人机协同对整体决策的影响(Naikar et al., 2023)。以人机联合认知为代表的研究将人机认知系统作为一个集合, 关注其认知一致性并以联合协作达成组织目标的机制(Hollnagel and Woods, 2005; Xu and Gao, 2024)。整体看, 拓展视角局限于讨论从技术层向决策层单向赋能作用, 未能关注决策层向技术层的双向认知互动机制; 情境视角将环境作为影响因素纳入人机认知互动关系的探究之中, 但忽视了综合内外部系统性视角讨论决策情境演化下人机认知整合机制的重要性, 缺乏利用整体决策最优的观点探索人机协作机制的新洞见(Naikar et al., 2023)。

相较于前两类认知研究, 人机联合认知更强调通过整体性视角来探究人机协同中认知互动关系以及协作逻辑。人机联合认知是指人类与机器共同的协作系统, 该类研究强调人与机器的互补性以及交互性, 重点关注两者在认知和协作不同层面联合提高系统整体性能的逻辑机理(Hollnagel and Woods, 2005; Siemens et al., 2022)。早期联合认知系统针对复杂系统设计领域中人与技术互动做了重点讨论, 随着技术的自主性和认知属性的强化, 联合认知系统逐步应用到人与AI行为的讨论之中, 形成了人机联合认知的一系列研究。人机联合认知视角不同于拓展视角和情境视角的认知框架, 其将人机当作集合系统探究两者间的协同原理, 有助于增加学术界对协同决策机制的深入理解。随着人机认知互动程度的增加, 人与AI技术合作能动性以及决策主导权在系统内部的变化方式是影响人机协同效果的重要因素(Murray et al., 2021)。目前

鲜有研究关注人机认知交互到联合协作实现系统目标的潜在机理,相应决策范式演化特征有待深挖。

综上,现有研究开始关注AI对企业智能决策的影响,其强大数据收集、算力以及自主生成能力为企业智能决策发展带来了新机遇,但是目前学术界缺乏从整体性视角对人与AI相关认知与协作机制的讨论(曾大军等,2021a;Raisch and Fomina,2024)。可能存在以下理论缺口:①随着AI出色的信息处理和庞大算力优势逐步在数据处理效率、决策场景预测和决策结果优化方面发挥优势作用,企业决策正从传统经验感知的线性流程范式向以数据为中心的扁平化范式转变(陈国青等,2020)。但目前对企业从传统决策范式向人机合作的智能决策范式转化的内在机理仍缺乏足够探究(曾大军等,2021b)。②当前AI正越来越多地作为决策主体参与决策过程,人与AI作为两类认知系统,具有不同行为规则方式以及自主决策能力(Naikar et al., 2023;Choudhary et al., 2025),增强认知和情境认知等观点未能就人机认知层互动形成系统协同效果提供理论解释,人机联合认知视角下企业智能决策的机制仍有待进一步探索。③随着AI技术自主性不断提升,人机联合协作的决策范式必然产生差异化演变(Shrestha et al., 2021)。目前,人机协作方式的演化路径对智能决策范式产生何种影响仍未得到有效揭示。

为弥补上述研究缺口,本文基于人机联合认知视角,从人机认知层面和协作层面探究企业智能决策实现的过程机制。一方面,人机认知层面的讨论可以更为清晰地理解两类认知智能体互动实现智能决策的具体过程;另一方面,关注人机协作层面能够帮助学术界探究人机协同决策影响智能决策范式以及动态演化路径,从而明晰企业从传统决策到智能决策范式转变的底层逻辑,帮助学术界和业界理解智能决策的形成过程和理论框架。

三、研究方法

1. 方法选择

本文聚焦“制造企业如何基于人机联合认知系统实现智能决策”这一研究问题,采用过程性纵向单案例研究方法展开分析。具体考虑如下:①人与AI认知系统间协作过程经历了决策主体从单一到多元的动态变化过程,相关机制涉及多决策要素与制造企业最优目标的相互作用,属于“How”和“Why”的研究范畴,适用于案例研究方法(Eisenhardt and Graebner,2007)。②本文旨在通过人机联合认知视角对认知层面和协作层面的核心机制进行探讨,从而揭开制造企业智能决策形成过程的机制“黑箱”。此过程涉及内隐层面的复杂概念,依赖研究者基于“局内人”所能体会到的详细的认知潜在改变过程,具有探索性和归纳性的特点。纵向单案例研究能够深描案例企业智能决策相关行为,帮助解构尚未被深入讨论的现象(李亮等,2020)。③过程研究范式能够识别企业关键行为与时间的发生顺序,有助于研究人员全面而连贯地观察案例企业智能决策的实现过程,便于归纳和总结企业实现智能决策的核心机制(王凤彬和张雪,2022)。

2. 案例选择

(1)选择原则。本文以爱玛科技为研究对象,原因如下:①从典型性看,爱玛科技随着电动两轮车行业的诞生而建立,在行业变革的复杂决策情境下多次主动利用数据决策推动企业转型,占据行业龙头位置,具备智能决策研究的典型性。具体而言,爱玛科技搭建了以经销门店和市场数据为前台、各类底层算法模型为中台、人机互动决策场景推演为后台的智能决策模式,实现信息到数据、经验到模型的决策要素跨域转变。通过上述行动,爱玛科技能够实现销量提前预测、精准推广营销、

机会卖点识别、智能门店选址等经营管控和机会洞察的智能决策^①,与本文所讨论的制造企业利用AI达成人机协同智能决策具有契合特征。目前,爱玛科技产量突破1000万辆,终端门店数量突破3万家,并连续13年荣获中国品牌力指数(C-BPI)电动自行车品牌第一名。^②从启发性看,本文关注人机联合认知下的智能决策实现机制,强调人机之间从认知到协作再到决策范式的革新。爱玛科技是从传统人为决策、数据支持决策到人机智能决策转型的先行者,具备启发性特征。与传统企业决策不同,爱玛科技通过提取决策知识构建多因子科学模型,并综合统筹数据、算法、业务多层级映射关系,利用机器学习优化模型输出决策方案。在此过程中,爱玛科技通过将业务部门的决策经验与AI模型在认知层进行互动,以月度销售为单位拆解销售目标,将企业集团层面决策细分到各地区的门店。通过企业端、销售端和AI端实时互动,爱玛科技达成了人与AI就每月决策场景内容进行推演,实现人机联合下对生产制造、产品结构和销售政策等场景的智能决策。当前,爱玛科技相关数智化转型成果得到广泛认可,已获得中国轻工业数字化转型创新成果一等奖、2023年度消费品行业数字化转型先进示范案例等数智化相关奖项。

(2)阶段划分。基于现有研究文献和案例企业访谈内容和资料^③,本文将2019年至今企业通过AI实现智能决策分为三个阶段。^④第一阶段为功能支持决策阶段(2019年5月至2021年12月):在企业信息化建设和机械智能发展的基础上,企业通过APS、MES、QMS三类系统整合实现生产流程的透明可视,达成生产设备运行数据采集和订单追溯过程实时化。基于大量有效数据以及销量影响因子整合,企业通过运营数据构建需求预测AI模型拟合结果,支持管理者制定每月生产计划决策。第二阶段为功能协助决策阶段(2022年1月至2023年7月):在现有数据和模型基础上,企业实现机器学习/深度学习等数据科学与制造经营环节有效融合。爱玛科技基于现存门店的经营现状、产品结构、友商门店以及优质商圈的数据,利用AI进行位置评估和数据勘查,协助决策者形成新颖扩店决策以及产品分类组合方案。第三阶段为功能互补阶段(2023年8月至今):在此阶段企业进一步细分每月生产销售的决策场景,将经营预演和决策优化通过实时结合进行智能决策。企业基于月度目标构建供应链成员、企业管理者与AI的订货互动场景,通过经营目标预演、销售政策拆解下发、经营过程管控和复盘优化等多环节发挥人与AI在经营决策中各自优势,最终实现优势互补的智能决策。

3. 数据收集与整理

本文的数据收集时间为2023年3月至2025年1月,其中,部分研究成员于2024年2月至4月在爱玛科技信息部门进行为期2个月的全天候嵌入式观察。收集的数据来源为半结构化访谈、深度参与式观察、非正式访谈、企业内部档案资料、二手资料。^④

(1)半结构化访谈。研究团队于2023—2025年期间对爱玛科技总部的正式调研访谈10次。在此期间,研究团队对爱玛科技集团总部、信息部门、制造部门等单位14位人员以及系统开发合作企业、经销商等12位人员进行了半结构化访谈,平均每次访谈时间约为120分钟。在访谈前,研究团

① 企业智能决策的具体应用框架参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

② 本文参考李树文等(2023)有关AI发展阶段的论述,将企业实践过程中AI发展阶段划分为机械智能和思考智能阶段。其中,前历史阶段对应机械智能阶段,强调相关AI技术用于常规化、机械化的重复任务。因本文着重讨论人机协同下的智能决策,涉及人与AI两类智能体的思维和认知互动,因此,在思考智能这一阶段下,基于人机协同实现智能决策功能差异细分为三个不同子阶段展开讨论。

③ 爱玛科技发展历程及智能决策实现事件参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

④ 相关资料来源及编码参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

队制定相应访谈提纲并提前由受访对象确认。针对集团总部的中高层领导,访谈主题更多聚焦数智化转型以及智能决策系统搭建等战略层面。针对特定部门人员,则更多从系统开发和运用等层面拟定相关问题。此外,访谈结束后研究成员整理相关内容,并就疑问或逻辑上的不一致之处与受访人员进行沟通确认。

(2)深度参与式观察和非正式访谈。参与式观察和非正式访谈能够帮助研究团队完成“局外人”向“局内人”的转变,以深入研究现象之中,进一步获取数据。具体做法如下:①研究团队基于企业数智营销决策进行教学案例开发与课程设计。通过与企业高管就案例开发、课堂授课实践以及参加案例开发大赛等方式形成紧密合作关系。②研究团队核心成员在2个月全天候观察期间,与企业总部信息部门的大数据工作组、技术交付部、数智营销部等成员进行大量非正式访谈,获取有关AI和算法优化的实时性数据以及回溯性数据。此外,研究团队还参与企业内部数字系统、数据仓建设、模型开发与优化等会议活动,并参观新品展馆、生产车间、喷漆车间、仓储车间、经营门店等场所,对理解企业智能决策提供有效经验支持。③研究团队还通过微信和邮件等方式与企业保持沟通联系,并多次与企业中高层进行交流与讨论。

(3)企业内部档案资料与二手资料。在企业内部档案资料方面,研究团队系统整理了企业内部数智系统开发记录、相关数智技术会议记录、历史档案、企业年度总结、信息部门内部软件开发文档以及工艺改良文件等。在二手资料方面,研究团队搜集了企业招股说明书、年度报告、ESG报告、行业分析报告、行业国标文件、新闻媒体报道以及新监管文件征询通知等文档,为分析企业智能决策实现过程提供了充足支撑。

4. 数据编码与分析

为满足编码信度和效度的要求,本文采用一阶/二阶的结构化数据分析方法深入讨论智能决策实现及演化(Gioia et al., 2013;许晖等,2024)。一阶分析(First-Order Analysis)更多关注受访者的原始语言,强调对现象本质的概念和主题提炼并总结概括,形成不同标签的“数据块”,通过“选择—聚焦—筛选”等简化步骤形成一阶构念(Saldana, 2013)。二阶分析(Second-Order Analysis)通过对一阶分析中的概念范畴整合和抽象提炼,找寻各数据块间的特定联系,并基于特定逻辑将各“数据块”连接起来(Miles and Huberman, 1994),从而进一步缩减一阶构念以形成二阶构念。此阶段更突出对各构念间因果关系以及机制性的讨论,帮助理解研究问题中核心机制的动态演化过程。最后,编码人员对该二阶构念进行迭代式的反复推理,基于(If-Then)的逻辑假设推敲实现更加严谨的质性分析结果,洞悉数据与归纳概念间的关联性并形成聚合构念(李亮等,2020)。

本文将编码过程分为三个阶段:①研究人员在4位商学院教授和多位企业高管指导下进行资料收集和讨论,从而优化调研计划并补充资料,以“三角验证”原则不断完善数据和证据链收集整理。同时,研究团队还对已收集的原始数据进行分类并标注来源,如半结构访谈数据标记为AF。②在数据分析上,研究人员通过一阶/二阶的结构化数据分析方法深入讨论企业智能决策实现过程及演化机制。通过分组“背对背”独立分析编码,对相应编码结果进行验证。编码难以达成一致的情况下,在企业高管人士和教授团队主持下对争议编码条目以辩论的形式进行研判(李亮等,2020),从而形成编码结果。③对原始数据、各阶段构念、参照理论和目标理论之间不断迭代直至达到理论饱和状态,以此构建严谨、稳健的理论分析框架(见图1)。



图1 研究编码结构

四、案例分析与发现

本文遵循“情境—过程—结果”的研究框架(王凤彬和张雪,2022),梳理归纳企业智能决策实现过程行为。借鉴人机协同决策的相关研究(张亚莉等,2024),本文从人机信任和人机分工两个维度划分智能决策实现情境,梳理企业“AI算法信任度”和“人机决策互补性”动态演化过程。其中,AI算法信任度表现为使用者是否对AI相关统计模型结果产生信任,从而影响人与AI认知互动主动性(宋华等,2024;许晖等,2024)。人机决策互补性强调,人与AI在决策过程中的功能分工合理性,合理的决策分工能够发挥人机各自优势,提升人机协作智能决策的速度和准度(Siemens et al., 2022)。具体考虑如下:①通过识别不同程度的人机信任和人机分工,能够对案例企业从“功能支持决策阶段”“功能协作决策阶段”“功能互补决策阶段”三个阶段解析智能决策实现及演化过程^①;②深度解析案例企业每阶段人机认知和协作的行为,持续对照现有理论和案例企业数据进行迭代分析,解构企业智能决策实现机制,并分析不同阶段企业智能决策范式特征;③决策情境的动态分析能帮助本文构建人与AI之间认知层和协作层互动形成智能决策的过程模型,并探究不同阶段人机联合认知对企业智能决策形成的主导逻辑和内在机制。^②

① 在本文的情境讨论中,企业未经历高人机决策互补性与低AI算法信任度的情境。原因在于,案例企业初始阶段对AI在决策领域的优势缺乏认知,未能优先改善人机分工提升智能决策。相反,企业在引入AI时已积累大量人为决策数据,通过训练数据优化AI模型预测精准性,提升AI算法信任度来改善人机协同缺失。在一定程度的人机信任情境下,企业进一步通过人机互动探索决策分工的互补性,从而基于图2中情境I→情境II→情境III路径实现智能决策。

② 功能支持决策、功能协助决策和功能互补决策阶段的编码和典型证据援引参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

1. 功能支持决策阶段:基于认知建模和辅助技术代理的智能决策

(1) 人机互斥决策情境。AI算法信任度和人机分工互补性是衡量人机决策协同的关键因素(Siemens et al., 2022; 张亚莉等, 2024)。尽管爱玛科技通过先发企业优势积累多年生产销售的数据和决策经验,但是由于处于AI引入阶段,认知冲突现象时常发生,企业处于人机互补决策不足和算法厌恶的人机互斥决策情境。爱玛科技尝试提取已有决策经验的函数关系,优化生产预测模型,提升AI对市场端销量预测精准度,以算法可用性感知改善企业对AI模型的信任度。正如副董事长所言:“刚开始大家对AI信任度以及合作决策分工探索都不充足,当务之急是改进AI输出结果提升可用性。”

(2) 认知建模。机器学习算法能从训练数据中迭代学习,基于统计模型和编码数据提取潜在销量影响因素,不断改进,输出更精准解决方案(李树文等, 2023)。换言之,深度学习模型需通过人类所作决策数据进行大量训练调优,以认知建模形式不断完善已有认知(Balasubramanian et al., 2022; 尚路等, 2025)。在管理者端,爱玛科技通过市场销量规律分析和业务经营经验总结进行决策知识挖掘。在市场销量规律分析方面,信息部门调研市场部门和各经销商,通过识别已有经验和分析数据相关性提取不同销量影响因子,并对其因果逻辑进行梳理和补充。在业务经营经验总结方面,信息部门通过对管理层、事业部、营销部等部门访谈调研,从精益生产、销量周期、产品偏好、产品组合以及营销服务中提取业务经营经验知识。通过文本记录、逻辑提取和数据关联等方式将相关内容实体化、可视化和数字化。正如首席信息官所言:“信息部门对市场业务经营经验深挖,提取销量影响因子和业务运行逻辑保证构建模型时有理可依。”

在AI端,爱玛科技通过数据关系洞察来构建销售预测模型,具体包含企业内部数据层链接和影响因素粒计算整合。爱玛科技基于数字化转型战略,将SAP与ERP系统引入打造业务与财务一体化,并通过OA办公自动化推进授权管控,实现仓储、物流、配件等业务在线化和数据化,形成业务与技术在内系统层链接。此外,信息部门结合粒计算思想,将决策情境下相关因子按照近似关系、模糊关系、功能关系和距离关系分为不同数据模块。基于人类端所梳理的经验和知识进行分类压缩和数据表达建模,以实现从数据到场景的有效映射。正如首席信息官所言:“我们根据业务经验,利用算法逻辑将人的认知以模型形式拟合建模。”

(3) 辅助技术代理。认知建模影响人机协同的能动性,并形成不同联合协作模式(Raisch and Fomina, 2024)。在此阶段,AI接受决策需求和既有数据匹配能够帮助决策者提取所需信息,实现顺序式搜索。此时,机器学习模型主要基于管理者需求,对内部数据间映射逻辑进行信息获取并拟合预测。获取不同地区销量预测的结果后,AI模型能够统筹不同区块订货数量以及生产数量趋势,以生产计划方式供决策者参考。正如国内事业部负责人所言:“AI能基于人类指令实现未来一周的销量数据预测,有助于我们对相关方案进行分析判断。”

此阶段决策者能够通过数据计算结果分析和决策经验空间验证进行分析式转化。基于销售预测数据和不同生产方案,管理者以结果可视化进行分析式推理。由于模型构建和优化需要大量时间和数据输入,当预测失准时决策者倾向于自身经验为主的验证式方案判断,并将失准原因深入分析反馈至算法优化之中。在此阶段需求预测结果精准度逐步提高,相关AI输出结果对决策者产生支持作用,有效缓解人机认知冲突的现象。正如大数据部部长所言:“预测和数据可视化能够帮助我们进行决策,但初始阶段仍需要大量的经验论证迭代。”

(4) 预测型智能决策。通过前文所提及人机决策情境及构建行动,企业已开始由传统决策范式向智能决策范式转变。总体看,此阶段主要实现预测信息可视供给和人类经验提前决策,以达到预测型智能决策的结果。在决策特征上,大量数据有效拟合使得企业获得可视化预测数据,帮助管理

者进行推理和判断。通过预测信息的准确度提升,企业能够预先感知市场需求趋势,企业决策主动性和AI算法的信任度得到提升。在决策主体上,人类依旧是决策制定者和责任方,AI基于信息分析和结果可视化呈现未来销量趋势支持人工验证识别。由于预测信息的提前准确获取,企业内部将决策流程时间点前置。通过提前拟定生产计划,优化排产和调度等活动,保证供应链协同管控达到预测型智能决策效果。正如国内事业部负责人所言:“预测模型帮助管理者基于自身经验提前准确决策,有助于保障供应链协同性。”

2. 功能协助决策阶段:基于认知优化和增强技术代理的智能决策

(1) 人机信任强化情境。随着预测型智能决策结果的可用性以及AI与业务结合度提升,企业内部AI算法信任度得到改善,相关情境从人机互斥决策情境向人机信任强化情境转变。在此阶段,基于互联网企业入局以及传统对手转型发展的现实背景,爱玛科技感知到人机协同决策的重要性。因此,在AI算法信任度不断提升的基础之上,如何实现人机合理分工决策提升决策精准度是关键。正如国内事业部负责人所言:“AI预测结果的准确性和有用性能提升算法信任度,但如何完善人机分工提升决策精准度是核心要点。”

(2) 认知优化。随着不断参与模型优化,管理者选择性学习AI所涌现新知识并整合到决策方案中形成认知优化(吴小龙等,2022; Raisch and Fomina, 2024)。在此阶段,企业通过不同经营场景学习和多元算法嵌入融合进行信息跨域识别,实现机器到人的认知优化,减弱人机认知冲突的现象。在不同经营场景学习方面,信息部门基于各层级市场业务特点在差异化销售场景中进行特定模型学习,通过智能预测、配置与监控、分货补货数据帮助AI进一步优化算法逻辑。在多元算法嵌入融合方面,爱玛科技对底层算法进行调整,在监督层面使用线性回归、逻辑回归和决策树等算法学习。在无监督方面引入主成分分析、聚类和潜在语义分析帮助机器自主学习,还通过策略梯度强化学习实现数据挖掘。最终,引入多元算法采取去平均和投票法择优选择方案,以提升并巩固模型计算的精准度^①。正如信息部门大数据部部长所言:“对决策场景分类并增加算法和深度学习模型,从而实现人与AI决策信息跨域优化。”

在此阶段,决策者基于AI模型迭代的知识互动实现决策知识拓展,其中包括新颖市场知识补充和业务决策经验反思。在新颖市场知识补充部分,企业通过模型拟合的最新数据帮助决策者进一步拓展业务影响因子内容和权重分析。此外,深度学习模型的跨域特征也帮助决策者深入了解相关产品市场及销量变化原因,补充各层级内外部市场业务的关联知识。在业务决策经验反思部分,基于算法多元特色以及多模型融合,企业对业务影响因子和竞品对标层级关系产生更深刻理解。通过数据可视化帮助决策者强化各要素间因果逻辑,反思先前的决策经验以实现决策知识的深化和改善。最终,基于AI自主学习优化的结果,决策者能够实现认知优化,将新型决策知识应用到决策活动之中。正如首席信息官所言:“信息部门基于业务和行业特点,从业务、数据、算法等多方面优化模型,帮助管理者以数据可视形式更清晰认知市场和业务。”

(3) 增强技术代理。随着认知优化以及深度学习模型自主生成能力增强,企业决策的方案搜寻和信息加工方式开始产生变化。从人与技术合作视角看,此时的决策主导权仍属于管理者,但算法优化主导权开始从人向AI转移,实现增强技术代理效果(Murray et al., 2021)。在此阶段,AI通过跨域数据深度学习和模型调优能够搜寻更准确的决策潜在空间,协助决策者进行信息加工和决策制定活动(Raisch and Fomina, 2024)。爱玛科技的机器学习模型能够实现内外部市场广泛数据整

^① 企业机器学习模型以及算法实例参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

合,优化映射逻辑以提升预测精准度。此外,基于企业年销量和净利润的目标拆解,AI模型开始主动寻求门店智能选择、产品组合销售等新颖决策方案。此时,AI能就现存门店的经营现状、产品结构、友商门店以及优质商圈数据进行评估和勘查,从而形成新颖扩店决策以及产品分类组合方案,帮助企业达成相关销售目标。正如首席信息官所言:“通过数据算法进行模型优化,提升精度并拓展方案广度,智能选址就是代表之一。”

对于决策者而言,此时主要基于启发式思考进行决策信息加工,其中,包括决策隐性知识耦合和运营灵感有效启迪。认知优化能够加强决策者的经验推演判断,从而强化以隐性知识和直觉判断为主的启发式信息加工。随着AI自主学习不断加强,各类新颖决策方案能够供决策者进行更多启发式思考,通过决策隐性知识耦合从而形成决策方案。另外,AI提供的数据、方案、决策,能够有效启迪管理者运营灵感,增强技术代理方式实现智能决策。正如副董事长强调:“AI精准度提升和市场机会搜寻对决策有启发,有助于产生新颖想法以及决策方案。”

(4)探索型智能决策。通过前文所提及的情境变化以及智能决策行动,企业已由预测型智能决策转变为探索型智能决策,包含决策方案自主探索和“人主机辅”验证决策两方面特点。在决策特征上,现有决策要素被进一步优化,AI能够启发性形成人类难以察觉的新颖决策方案,通过市场机会洞察优化决策范式,从而达到精准快速的决策效果。在决策主体上,决策者由人为主体演变为“人主机辅”。通过决策主导权转移,企业可通过人机联合验证决策方案可行性,有效制定决策方案。正如首席信息官所言:“随着模型的发展,企业能够利用AI生成的方案,帮助决策者推理并完善方案的制定。”

3. 功能互补决策阶段:基于认知适配和自动技术代理的智能决策

(1)人机合作深化情境。在人机信任度较高时,人机互动频率提升明显,但如何分辨人机各自决策优势,实现同一问题下人机优势互补效果是企业达成智能决策的突破方向。在人机充分信任的基础上,爱玛科技开始推动企业深度挖掘数据关联感知市场,强化企业、AI和供应链互补协作实现智能决策,相关情境从人机信任强化向人机合作深化演变。正如副董事长所言:“随着人机互动增加,如何实现人机实时互动优势互补是我们瞄准的方向。”

(2)认知适配。随着人对AI信任度增加以及开始人机分工探索,两者能动性和互动频率的提升有助于形成认知适配效果(Raisch and Krakowski, 2021; 吴小龙等, 2022)。换言之,人类智能体和AI在此阶段基于较高信任度开始通过跨场景互动,探索如何发挥各自在决策领域的优势。在决策者端,爱玛科技通过模糊决策经验累积和新颖方案分析转化从而迭代决策知识。在模糊决策经验累积方面,管理者基于自身运营经验识别决策问题特征,对模糊性、难以数据量化的问题进行介入处理并积累经验,从而保证决策准确性。同时,针对AI提出的新颖决策方案,管理者基于各层级市场业务特点,对方案进行分析解构并转化吸收形成自身知识,从而提升决策能力。正如首席信息官所言:“管理者具备的优势包括了模糊问题处理以及新知识吸收,AI难以做到但能帮助人类更好总结相关经验和知识。”

在AI端,爱玛科技通过多级经销环节链接和销售预演模式沉淀实现流程嵌入推演。基于信息部门对集团、经销商和门店各层级的运营模块拆解,技术人员将业务经营流程要素嵌入决策系统。此外,系统还纵向将集团到门店的多级角色纳入决策场景,形成多层经销环节的有效链接。在销售预演模式沉淀部分,AI基于集团经营指标拆解计算各门店订货数量和产品组合并配套销售政策,而经销商和门店根据自身情况决策并向上提报,在此互动过程中实现车型数量、营销政策、门店激励等多要素的推演和决策。从本质看,上述行动帮助决策者、决策接受者、AI三方不断互动,以此

达成认知适配。正如首席信息官所言:“我们将经营模式在纵向上拆解,将经营角色纳入决策系统之中进行互动推演,便于形成趋近最优的决策。”

(3)自动技术代理。随着AI技术在决策场景中的嵌入程度深化,AI正逐步取代部分人类任务形成自动化决策(Choudhary et al., 2025)。在人与机器认知的互动过程中,深度学习模型算法更新以及决策权限增加,导致决策主导权从人类向AI完成部分转移,能够帮助企业进行决策方案的交互式搜寻和信息处理的双过程强化,最终达成自动技术代理(Murray et al., 2021)。在此阶段,决策者与AI的专业化分工更加明确,两大智能体开始执行不同的、不重叠子任务,以实时动态互动形式打破路径依赖实现决策创新(张亚莉等,2024;Raisch and Fomina,2024)。此时,AI通过业务数据全域联动以及跨层需求感知匹配实现交互式搜索。基于此前预演场景打造,AI在与经销商和门店的互动中整合全域数据形成决策方案。其中,AI根据互动过程中订货数据提报和分解,对市场产品数据进行互动搜索,优化工厂生产计划,就提货、分销、零售和库存补贴等方面给出营销决策建议,帮助经销商实现资源有效配置和动态开展促销活动。正如经销商所言:“我们订车和促销都有系统建议,还有门店免费升级和展品销售指导服务,能省不少心。”

此阶段决策者倾向于双过程强化进行决策信息加工分析,包括启发信息快速提取和分析信息准确推理。随着决策者将部分决策权转移至AI端,决策者更加注重自身在模糊以及不确定性信息的分析和加工方面的优势,识别与AI互动过程中模糊信息进行快速处理。在此过程中,决策者能够利用在预演场景互动中所获得的信息进行分析式推理,快速提取启发信息发挥人类决策优势,基于决策信息推理实现精准决策的效果。正如业务系统总监所言:“AI能很好决策常态化问题,但人类可以对模糊信息和难以表达的问题发挥自身优势。”

(4)互动型智能决策。随着人机间信任度提升以及分工互补性的探索,企业能有效提升人机互动的频率和效率,实现探索型智能决策向互动型决策转变。基于决策主体和决策特征形成决策流程持续调优和多方集智互动决策。在决策特征上,企业从以人为主AI辅助线性决策范式演变为多方互动耦合的非线性决策流程。通过集合多方智慧,企业还可在决策过后评估相关的实际效果,针对性优化决策流程和范式实现良性决策优化循环达到智能决策。在决策主体上,管理者、AI和决策接受者形成互动优化方案的模式,从而以主体多元化实现供应链协同决策。通过AI构建决策预演场景,各方决策者能够根据自身的优势决策并互动匹配,发挥不同个体优势从而形成智能决策。正如首席信息官所言:“我们通过场景推演,将各方纳入决策流程能够利用各自的优势来保证决策的精准、高效。”

五、结论与讨论

本文围绕着“制造企业如何基于人机联合认知系统实现智能决策”这一研究问题,针对爱玛科技智能决策管理实践,系统讨论了企业智能决策的形成以及演化过程,提炼出了不同情境下人与AI认知和协作的动态互动机制以构建企业智能决策的理论框架,并明晰了差异化智能决策范式核心逻辑。如图2所示,本文提出了企业智能决策形成的内在机制理论模型。^①

① 基于人机联合认知视角,本文将人与AI作为联合系统进行讨论,在“情境”部分提取了算法信任和功能分工特征的相对变化,强调情境动态演化过程,并非表达在某个情境中两者已达到极高\极低状态;在“过程”部分,本文拆分为人机认知和协作两部分,探究人与AI认知层到协作层的内部逻辑机理。

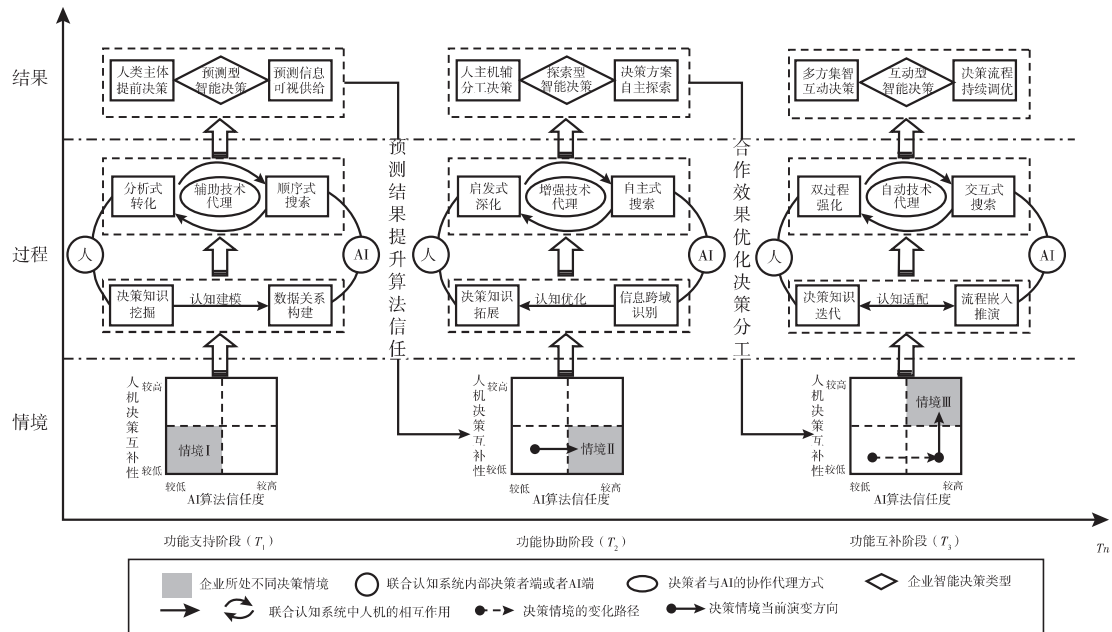


图2 企业智能决策形成的内在机制理论模型

1. 人机联合认知视角下制造企业智能决策形成过程

基于人机联合认知视角,本文发现,智能决策形成经历了功能支持决策到功能协助决策再到功能互补决策的三阶段动态演进。在此过程中,人机关系通过提升算法信任和改善决策分工,两者在认知互动和协作代理方面呈现不同特征,企业实现从“预测型智能决策—探索型智能决策—互动型智能决策”的单一人工决策向多方集智决策范式升级。上述智能决策形成和演进是管理者推动人机认知层和协作层互动升级以适应动态决策环境的过程。

在功能支持决策阶段,分析型AI技术刚引入企业,算法信任度和决策功能互补性均呈现较弱情境。基于管理者具备充足决策经验优势,企业优先将经验知识转化到决策系统的知识框架,以认知建模方式将认知迁移到相应计算设备支持决策活动(Ren et al., 2023)。在人机联合协作方面,基于认知层人到AI的单向作用,AI接收决策需求顺序式搜寻内部已有数据,帮助管理者进行分析式加工,支持其决策结果形成,呈现辅助技术代理特征。此阶段决策范式表现为以人为决策主体、利用AI预测数据支持决策的预测型智能决策。在功能协助决策阶段,随着AI预测准确性提升,人对AI算法的信任度开始改善,从人机互斥决策情境演变为人机信任强化情境。随着深度学习训练和情境适应性的优化,AI能够实现跨域数据识别,帮助决策者强化决策因果逻辑并补充缺失知识(Shrestha et al., 2019;曾大军等,2021a),此阶段人机认知呈现AI向决策者输出的认知优化特征。AI可通过数据要素进行市场机会主动搜寻,为决策者提供多元信息,帮助其利用启发式深化信息加工,具有增强技术代理的特点。此阶段决策范式呈现人为决策主体,AI生成新颖方案协助搜寻市场机会的探索型智能决策。在功能互补决策阶段,随着AI在市场机会洞察决策中表现出色,企业开始探究如何优化AI在决策场景下的功能分工,人机合作不断深化。企业将管理者、AI、决策接受者嵌入决策场景,帮助企业从流程上拆解决策过程,实现人与AI双向互动的认知适配。在此阶段,随着人与AI的交互式搜索获取决策信息,管理者可以利用双过程强化进行方案分析、启发与推

演论证,以自动技术代理实现决策场景推演。随着决策者和AI就生产计划、营销活动内容互动耦合形成决策方案,决策范式上呈现人与AI为决策主体,并基于决策场景进行实时互动、事后复盘优化的互动型智能决策范式。

2. 智能决策形成过程中人机认知与协作的演化特征

(1)智能决策不同阶段的人机双主体认知匹配特征。在智能决策形成过程中,通过将人类认知嵌入智能系统实现机器认知智能的升级,能改善人机认知互动(Ren et al., 2023)。人与AI作为联合认知系统存在人机认知交互方式的演变过程,呈现“认知建模—认知优化—认知适配”的人机双主体认知匹配特征。在认知建模部分,管理者将决策过程中处理、传输和转化的领域知识和决策经验以结构化形式进行拆解(Raisch and Fomina, 2024),通过编码形式转移到AI之中,实现人向机器发起的认知建模。在认知优化部分,深度学习算法能基于训练数据持续改进模型参数,涌现出更加精准的决策内容(Duan et al., 2019)。基于人机信任度和决策可解释性的改善,AI产出的推理结果和方案能够帮助管理者突破相关认知局限进行学习和迭代吸收(吴小龙等,2022),此时呈现以AI向人发起的认知优化。在认知适配部分,企业将经营流程和决策接受者纳入决策系统,推动人和AI在决策流程上实现人机认知层面一致的混合智能(Siemens et al., 2022)。在此阶段,不同于传统线性决策流程,人机在决策过程中能够实现双向的认知适配,呈现出人和AI并重的人机双主体认知匹配特征。

(2)智能决策不同阶段的人机协作演化路径。现有研究对人与AI合作解决组织问题方式展开广泛讨论,其中,协作代理是人类与非人类间协同实现系统目标的重要途径(Choudhary et al., 2025)。本文基于人与AI在决策活动中决策主导权(做什么)和算法优化权(如何做)的变化过程,进一步讨论人机联合认知视角下人机对组织决策达成的支持、补充和替代功能变化,明晰人机决策过程中“辅助技术代理—增强技术代理—自动技术代理”低阶到高阶的人机代理演化路径。在辅助技术代理形成过程中,AI以提升管理决策需要被引入组织之中,并通过认知建模构建人机协作关系。此时,管理者(人)在人机决策活动中拥有绝对决策主导权和算法优化权,而AI基于辅助技术代理提供人类难以量化的信息,在组织决策活动表现出支持功能。在增强技术代理形成过程中,随着AI通过深度学习进行自主算法优化迭代,人机决策中的算法优化权逐步从人向机器进行转移。当前AI基于信息自主式搜索实现更为准确决策情境推演和态势预测(Balasubramanian et al., 2022),在“如何做”方面给予管理者更多建议性决策,AI技术在组织决策活动表现出补充功能。在自动技术代理形成过程中,随着人机分工的深入探索,决策主导权从人向机器转移。此时,常规性决策任务已通过决策接受者和AI进行自主决策,而非常规性决策则利用管理者、AI和决策接受者交互进行场景推演以优化决策结果。最终,AI在组织决策过程中表现出部分替代功能,以人机优势互补形式推动企业智能决策能力升级。

3. 智能经济时代人机协同决策范式对比分析

随着深度学习等决策算法的发展,现有研究呈现出从传统决策向AI参与决策转移的讨论趋势。学者们基于增强逻辑和自动化逻辑对人机智能决策范式展开讨论,形成了AI辅助决策、人机独立决策两类研究方向。不同于上述研究,本文通过分析人机联合认知视角下制造企业智能决策的形成机制,以联合逻辑并提炼人机互补决策范式,其在核心逻辑、决策主体、决策流程和决策特征与现有研究呈现出差异性特点,能够有效丰富智能决策范式的理论研究,具体如表1所示。

表 1 智能经济时代人机协同决策范式比较

决策范式	现有研究中的决策范式		本文探讨的决策范式
	AI辅助决策	人机独立决策	人机互补决策
核心逻辑	增强逻辑	自动化逻辑	联合逻辑
决策主体	人为主, AI提供支持	人和 AI 独立决策	人与 AI 互动决策
决策流程	AI 提供信息→决策者分析决策 单线性流程	AI 自动决策\决策者分析决策 平行多线性流程	决策者↔AI 认知层互动和协作层配合 动态交互非线性流程
决策特征	数据驱动+决策经验	各自决策+择优选择	认知共享+优势互补

(1)不同决策范式下的核心逻辑。AI辅助决策基于增强逻辑探索 AI 技术帮助企业有效提升信息处理和分析处理能力,从而增强决策能力的相关路径(Choudhary et al., 2025)。人机独立决策范式基于自动化逻辑关注 AI 利用决策算法进行自主决策行为(Raisch and Krakowski, 2021),讨论多个决策主体独立参与决策并科学整合的过程。联合逻辑则是指人类与机器共同构成联合系统,强调利用分工协作行动实现系统整体最优(Hollnagel and Woods, 2005;Siemens et al., 2022)。此类人机互补决策不再关注 AI 对人的提升(增强逻辑)和替代(自动化逻辑),而是从整体最优思想分析人与 AI 在动态决策过程中优势互补过程。相较于现有研究范式,本文利用联合逻辑为 AI 促进企业智能决策的使能机制提供新的见解。

(2)决策主体、流程与特征。AI辅助决策强调人的决策主导权,其中, AI 更多是基于“工具”属性提供信息和知识,帮助管理者进行分析决策(Raisch and Krakowski, 2021)。此类范式呈现由 AI 提供决策信息到人推理决策的单线性化流程,在决策特征上表现“数据驱动+决策经验”的特点。人机独立决策强调人与 AI 各自具有决策主导权,探究两者分别对同一问题进行独立决策后整合得到最终方案,呈现人与 AI 在平行多线性流程下“独立决策+择优选择”进行决策活动(Choudhary et al., 2025)。而人机互补决策将人与 AI 视作联合系统进行决策的推演和分析(Naikar et al., 2023),此时决策流程为人机之间动态交互非线性流程,呈现“认知共享+优势互补”的特征。上述研究发现为智能决策范式研究从传统“线性流程”讨论向“动态交互非线性流程”方向进行探索提供参考。

六、贡献、启示与展望

1.理论贡献

本文洞察了 AI 在制造企业智能决策形成和演化过程中的重要作用,明晰了人机认知和协作推动智能决策形成和阶段演进的过程机制,识别了人与 AI 在认知和协作层面的差异特征,提炼了人与 AI 不同技术代理方式促进智能决策以及演化的理论框架,理论贡献主要包括以下几点。

(1)本文构建制造企业智能决策形成的过程模型,揭示了制造企业智能决策形成的核心路径和“预测型—探索型—互动型”的决策范式升级过程,有效拓展人工智能背景下人机协同决策的理论研究解释边界(曾大军等, 2021a),也是对智能决策机制的构建路径以及理论规律的新探索(Balasubramanian et al., 2022;Siemens et al., 2022)。尽管 AI 技术对企业实现智能决策的重要性已成为学术界和业界的共识,现有文献对 AI 技术促进人类决策过程中的人机决策主体间合作路径以及范式转变的可能性影响议题展开讨论(陈国青等, 2023),但当前整体研究仍停留在理论层面讨论潜在研究框架和研究议题,缺乏对 人机协同形成智能决策过程中核心机制以及复杂关系的关注。通过案例分析,本文更加具体地解释了企业内部决策主体认知层和协作层的核心机制、复杂关系以及演化机理,挖掘了人机在决策主体

和流程上不同智能决策范式的表现形式,进一步拓展了人机研究中智能决策主体建模和互动的研究边界(Jarrahi, 2018; Duan et al., 2019),为数智环境下企业智能决策的实现提供理论补充和借鉴。

(2)本文基于人机联合认知视角,从认知和协作两个层面系统探究了人机协同决策的动态更迭关系,响应Ren et al.(2023)、张志学等(2024)关于人与AI间关系进一步讨论的呼吁,对现有人机认知理论进行有效补充。现有研究基于拓展视角和情境视角对人与AI认知关系进行讨论,但都未从综合内外部系统性视角讨论人机认知整合机制的形成路径,缺乏利用整体决策最优的思想进一步探索人机协作机制(Naikar et al., 2023)。本文基于人机联合认知视角,揭示了认知层的“认知建模—认知优化—认知适配”动态过程,识别了人与AI的人机双主体认知匹配特征。此外,本文还解构人与AI联合协作升级方式,基于人和AI在决策主导权以及算法优化权的动态演化对人机合作方式进行区分。该结论一方面将Murray et al.(2021)联合代理研究在管理决策层面进行有效拓展,另一方面为人和AI就信息和任务间的相互作用增加新见解。

(3)本文基于人机联合认知视角提炼出人机互补决策范式,识别了其核心逻辑、决策主体、决策流程、决策特征与现有研究的差异,既是对现有人机协同决策研究中不同构建逻辑的有效补充,也对AI在决策领域使能机制提供了新的解释(Shrestha et al., 2021)。当前,学者们就人机协同决策范式进行了讨论,推动管理决策研究从计算决策向智能决策转变(Jarrahi, 2018)。然而,现有研究基于增强逻辑和自动化逻辑,关注不同决策范式对组织智能决策效果的影响。相关研究将AI作为决策辅助者分析其增强效果,抑或将人和AI作为不同决策体讨论其独立运行并整合决策的特征,未能有效挖掘发挥人机决策优势的关键机制。本文基于联合逻辑识别人机互补决策范式,并对核心逻辑、决策主体、决策流程和决策特征与上述研究进行对比,洞悉AI技术对管理者从增强、自动化再到两者互补的不同使能机制,为现有管理决策范式中协同方式提供新思路。

2. 政策启示

(1)政府应充分发挥政策引导作用,围绕AI的通用性和创新性特征,加强场景创新要素供给,为企业智能决策能力形成与演化夯实基础。本文研究发现,AI在制造企业的智能决策中具备较强的通用性和创新性,但其落地应用依赖于数据资源训练、模型适配调优和应用场景革新。政策可围绕制造企业模型训练的核心痛点,推动数据和模型等要素的供给与共享。在数据方面,建议通过专项补贴、税收减免等政策,支持制造企业加快生产流程、设备监测、市场反馈等多源数据的积累与治理,提升数据可用性。针对数据积累薄弱的中小企业,政府可推动建立区域级、行业级数据共享平台,推动供应链上下游企业实现非敏感数据的联通,支撑AI模型训练和优化。在模型创新方面,政府可推动设立人机联合认知实验平台和AI算法创新专项,支持企业、科研院所联合开发复杂场景下的AI模型,引导企业在生产调度、质量控制、设备维护等场景中进行AI模型的训练与验证,推动“AI推演—人类修正—人机联合”的多轮交互机制,提升AI模型与管理者互补的决策效果。

(2)行业应以打造智能决策创新生态为核心,推动制造企业与数字企业在数据、模型、场景等方面的深度合作,强化企业间的知识共享与资源整合,推动供应链智能化升级。本文研究发现,人机联合认知系统的落地需要充分发挥传统制造企业的行业经验与AI技术公司的算法优势,推动两者在数据、模型、场景等方面形成有效合作。行业监管部门应通过政策引导,推动上下游企业间数字资源共建共享,构建智能决策创新生态。一方面,鼓励建立供应链数据共享平台,推动生产、库存、物流、销售等数据在供应链企业间实现互联互通,提升供应链整体决策的智能水平;另一方面,支持制造企业与数字企业共建智能决策联合实验室,推动AI模型训练、数据反馈、人机交互等方面的合作攻关,提升AI模型对制造业务的适配性。行业监管部门可在重点制造业集群设立智能决策创新示范区,推动制

造企业、数字企业、科研机构共同参与,探索人机协同决策机制在不同行业和场景的最佳实践。

(3)企业应积极构建以人机联合认知为核心的智能决策体系,加快推动企业内部管理机制、数据治理体系和组织模式的升级。本文研究发现,通过有效提取企业内部决策经验构建人机联合认知系统,能够推动企业决策模式从“经验驱动”向“认知共享+优势互补”转变。制造企业作为智能决策的实施主体,应积极推动企业内部决策经验总结、数据治理以及模型优化。通过提炼各部门的决策认知经验,完善数据治理体系,有效推动AI与企业专家在多层交互中实现认知匹配,提升数据资源在智能决策中的应用价值。针对生产调度、质量检测、设备监测等场景,企业应积极部署人机联合认知系统,推动企业专家的直觉、经验等隐性知识数字转化,融入AI模型中实现人机协同决策能力持续优化。此外,企业还需创新组织模式,设立人机协同创新团队,推动数据分析人员、算法工程师、业务专家等多方主体协同,形成“数据分析—模型训练—业务落地”一体化流程,促进人机智能决策流程全面落地。

3. 研究局限与展望

尽管本文对智能决策实现过程进行了有益探讨,但仍存在以下研究局限供未来研究进一步完善:①认知层互动是实现人与AI两类认知系统协同的关键因素,但为了保证智能决策实现过程的主线聚焦性,本文并未对人在决策领域外的作用关系展开讨论,未来研究可根据人机认知层互动的微观机制做进一步研究;②仅识别了企业决策信息搜寻加工协作下人与AI联合代理形式类型,未来研究可从其他视角和领域进一步分析人与AI新的协作形式以及特征。

〔参考文献〕

- 〔1〕陈国青,曾大军,卫强,张明月,郭迅华.大数据环境下的决策范式转变与使能创新[J].管理世界,2020,(2): 95-105.
- 〔2〕陈国青,张维,任之光,管悦,卫强.面向大数据管理决策研究的全景式PAGE框架[J].管理科学学报,2023,(5): 4-22.
- 〔3〕李亮,刘洋,冯永春.管理案例研究:方法与应用[M].北京:北京大学出版社,2020.
- 〔4〕李树文,罗瑾琰,张志菲.AI能力如何助推企业实现价值共创——基于企业与客户间互动的探索性案例研究[J].中国工业经济,2023,(5): 174-192.
- 〔5〕宋华,韩梦玮,沈凌云.人工智能在供应链韧性塑造中的作用——基于迈创全球售后供应链管理实践的案例研究[J].中国工业经济,2024,(5): 174-192.
- 〔6〕尚路,李东红,韩思齐,贾宁.产学研合作如何激发数字原生企业发展新质生产力——知识编排视角下的探索性单案例研究[J].中国工业经济,2025,(1): 174-192.
- 〔7〕王凤彬,张雪.用纵向案例研究讲好中国故事:过程研究范式、过程理论化与中西对话前景[J].管理世界,2022,(6): 191-213.
- 〔8〕吴小龙,肖静华,吴记.人与AI协同的新型组织学习:基于场景视角的多案例研究[J].中国工业经济,2022,(2): 175-192.
- 〔9〕许晖,王泽鹏,杨金东.从人机冲突走向人机融合:知识编排视角下制造型企业的人机关系重塑[J].中国工业经济,2024,(4): 170-188.
- 〔10〕曾大军,李一军,唐立新,陈剑,刘忠,寇纲,李建平,田怀玉,邓天虎,熊熊,张维,梁嘉琦,徐楠.决策智能理论与方法研究[J].管理科学学报,2021a,(8): 18-25.
- 〔11〕曾大军,张柱,梁嘉琦,徐楠,王刊良,杨彦武,陈伟运,徐杨,刘鹏飞,谢佳亨.机器行为与人机协同决策理论和方法[J].管理科学,2021b,(6): 55-59.
- 〔12〕张亚莉,李辽辽,丁振斌.组织管理中的人工智能决策:述评与展望[J].外国经济与管理,2024,(10): 18-38.
- 〔13〕张志学,华中生,谢小云.数智时代人机协同的研究现状与未来方向[J].管理工程学报,2024,(1): 1-13.

- [14] Balasubramanian, N., Y. Ye, and M. Xu. Substituting Human Decision-Making with Machine Learning: Implications for Organizational Learning[J]. *Academy of Management Review*, 2022, 47(3):448-465.
- [15] Choudhary, V., A. Marchetti, Y. R. Shrestha, and P. Puranam. Human-AI Ensembles: When Can They Work[J]. *Journal of Management*, 2025, 51(2): 536-569.
- [16] Duan, Y., J. S. Edwards, and Y. K. Dwivedi. Artificial Intelligence for Decision Making in the Era of Big Data-Evolution, Challenges and Research Agenda[J]. *International Journal of Information Management*, 2019, 48: 63-71.
- [17] Eisenhardt, K. M., and M. E. Graebner. Theory Building From Cases: Opportunities and Challenges[J]. *Academy of Management Journal*, 2007, 50(1):25-32.
- [18] Gioia, D. A., K. G. Corley, and A. L. Hamilton. Seeking Qualitative Rigor in Inductive Research: Notes on the Gioia Methodology[J]. *Organizational Research Methods*, 2013, 16(1):15-31.
- [19] Hollnagel, E., and D. D. Woods. Joint Cognitive Systems: Foundations of Cognitive Systems Engineering[M]. Boca Raton, Florida : CRC Press, 2005.
- [20] Jarrahi, M. H. Artificial Intelligence and the Future of Work: Human-AI Symbiosis in Organizational Decision Making[J]. *Business Horizons*, 2018, 61(4):577-586.
- [21] Miles, M. B., and A. M. Huberman. Qualitative Data Analysis: An Expanded Sourcebook[M]. Thousand Oaks, CA: Sage, 1994.
- [22] Murray, A., J. Rhymer, and D. G. Sirmon. Humans and Technology: Forms of Conjoined Agency in Organizations[J]. *Academy of Management Review*, 2021, 46(3):552-571.
- [23] Naikar, N., A. Brady, G. Moy, and H. W. Kwok. Designing Human-AI Systems for Complex Settings: Ideas from Distributed, Joint, and Self-Organising Perspectives of Sociotechnical Systems and Cognitive Work Analysis [J]. *Ergonomics*, 2023, 66(11):1669-1694.
- [24] Raisch, S., and K. Fomina. Combining Human and Artificial Intelligence: Hybrid Problem-Solving in Organizations[J]. *Academy of Management Review*, <https://doi.org/10.5465/amr.2021.0421>, 2024.
- [25] Raisch, S., and S. Krakowski. Artificial Intelligence and Management: The Automation-Augmentation Paradox[J]. *Academy of Management Review*, 2021, 46(1):192-210.
- [26] Ren, M., N. Chen, and H. Qiu. Human-Machine Collaborative Decision-Making: An Evolutionary Roadmap Based on Cognitive Intelligence[J]. *International Journal of Social Robotics*, 2023, 15(7):1101-1114.
- [27] Roth, W. M., and A. Jornet. Situated Cognition[J]. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Cognitive Science*, 2013, 4(5): 463-478.
- [28] Saldana, J. The Coding Manual for Qualitative Researchers(2nd ed.) [M]. London: Sage, 2013.
- [29] Shrestha, Y. R., S. M. Ben-Menahem, and G. Von Krogh. Organizational Decision-Making Structures in the Age of Artificial Intelligence[J]. *California Management Review*, 2019, 61(4):66-83.
- [30] Shrestha, Y. R., V. Krishna, and G. von Krogh. Augmenting Organizational Decision-making with Deep Learning Algorithms: Principles, Promises, and Challenges[J]. *Journal of Business Research*, 2021, 123:588-603.
- [31] Siemens, G., F. Marmolejo-Ramos, F. Gabriel, K. Medeiros, R. Marrone, S. Joksimovic, and M. de Laat. Human and Artificial Cognition[J]. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100107>, 2022.
- [32] Simon, H. A. Models of Bounded Rationality: Empirically Grounded Economic Reason [M]. Cambridge, Massachusetts: MIT Press, 1997.
- [33] Trunk, A., H. Birkel, and E. Hartmann. On the Current State of Combining Human and Artificial Intelligence for Strategic Organizational Decision Making[J]. *Business Research*, 2020, 13(3):875-919.
- [34] Xu, W., and Z. Gao. Applying HCAI in Developing Effective Human-AI Teaming: A Perspective from Human-AI Joint Cognitive Systems[J]. *Interactions*, 2024, 31(1):32-37.

How Can Manufacturing Companies Achieve Intelligent Decision-making from the Perspective of Human-AI Joint Cognition

XU Hui¹, LONG Yang¹, LI Yang¹, LU Hui-bei²

(1. Business School, Nankai University;

2. Aima Technology Group Co., Ltd.)

Abstract: Artificial intelligence (AI) technologies, represented by large models, are rapidly evolving and iterating, emerging as a crucial driver of high-quality economic growth. The scenario-based application of AI technologies has increasingly become a focal point of interest in both academic and policy discussions. Against the backdrop of deep integration between AI and the manufacturing sector, conventional decision-making paradigms are facing profound disruptions and challenges. How to effectively leverage AI technologies to achieve intelligent decision-making has become a crucial research topic in the field of management science. Particularly for manufacturing enterprises with complex production processes, vast data volumes, and dynamic decision environments, the introduction of AI technologies offers new opportunities to overcome conventional decision-making bottlenecks and enhance intelligent decision-making capabilities.

This study focuses on the research question: How can manufacturing enterprises achieve intelligent decision-making based on human-AI joint cognitive systems? Using AIMA Technology as a case study, this paper employs a process-oriented longitudinal single-case study method from the perspective of human-AI joint cognition. It investigates the dynamic evolution process of intelligent decision-making in manufacturing enterprises and explores how humans and AI collaboratively achieve intelligent decision-making. The study reveals the following findings: First, human and AI decision-makers jointly influence intelligent decision-making through cognitive and collaboration layers, presenting an evolutionary path from “predictive-exploratory-interactive” models, transitioning from single-agent human decision-making to collective intelligence decision-making. Second, distinct mechanisms of human-AI cognition and collaboration emerge across different stages of intelligent decision-making. At the cognitive level, the evolution follows a path of “cognitive modeling-cognitive optimization-cognitive adaptation”, reflecting the progressive alignment between human and AI cognitive systems. At the collaboration level, the evolution presents a trajectory of “conjoined agency with assisting technologies-conjoined agency with augmenting technologies-conjoined agency with automating technologies”, demonstrating an upgrade from low-level to high-level technological agency. Third, this study distills a novel paradigm of human-AI complementary intelligent decision-making, highlighting the profound impact of joint logic on decision-makers, decision processes, and decision characteristics.

This study contributes to existing literature in several ways. In terms of formation mechanisms, it constructs an evolutionary process model for intelligent decision-making in manufacturing enterprises, revealing the core pathways of intelligent decision-making formation. This extends the explanatory boundaries of human-AI collaborative decision-making theory and provides new insights into the mechanisms and theoretical principles of intelligent decision-making construction. In terms of theoretical discussion, the study introduces the concept of human-AI joint cognition and systematically explores the dynamic evolution of collaborative decision-making across cognitive and collaboration layers, effectively supplementing existing theories on human-AI cognition. In terms of decision-making paradigms, this study extracts the human-AI complementary decision-making paradigm, analyzes its core logic, decision-making agents, processes, and characteristics, and highlights its distinctions from existing research. This provides a meaningful extension of previous research on human-AI collaborative decision-making and offers a novel explanation for AI’s enabling mechanisms in decision-making domains. Furthermore, the findings provide theoretical guidance for manufacturing enterprises to leverage AI technologies to achieve intelligent decision-making. They reveal how human-AI collaboration at cognitive and cooperation layers can enhance the intelligence of operational decision-making.

Keywords: intelligent decision-making; artificial intelligence; human-AI collaboration; human-AI joint cognitive

JEL Classification: M00 M15 M20

〔责任编辑:崔志新〕