



人—AI 协作对员工创造力的影响

——基于双元学习的视角

薛宪方^a, 姚应佳^a, 郭 晗^b, ALI Ahsan^a

(浙江理工大学, a. 经济管理学院; b. 科技与艺术学院, 杭州 310018)

摘要: 基于个人—工作匹配理论, 探讨组织内部人—AI 协作对员工创造力的影响, 并分析员工个人层面的双元学习行为(探索式学习和利用式学习)在人—AI 协作与员工创造力关系的中介作用。通过对 197 名员工样本的两时点匹配的问卷调查发现: 人—AI 协作对员工创造力存在显著的正向影响; 探索式学习和利用式学习均在人—AI 协作与员工创造力之间起部分中介作用。该研究揭示了智能时代背景下人—AI 协作对员工创造力产生影响的具体机制, 为人工智能应用场景下的新型组织管理中员工创造力的发展提供了有益借鉴。

关键词: 人—AI 协作; 个人—工作匹配; 探索式学习; 利用式学习; 员工创造力

中图分类号: F272.92

文献标志码: A

文章编号: 1673-3851(2025)10-0554-09

The impact of human-AI collaboration on employees' creativity:

From the perspective of ambidextrous learning

XUE Xianfang^a, YAO Yingjia^a, GUO Han^b, ALI Ahsan^a

(a. School of Economics and Management; b. Keyi College,

Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Based on the person-job fit theory, this paper explores the impact of human-AI collaboration within the organization on employee creativity, and analyzes the mediating role of ambidextrous learning (exploratory learning and exploitative learning) at the individual level of employees in the relationship between human-AI collaboration and employee creativity. The results of a two-time point matching questionnaire with a sample of 197 employees show that: human-AI collaboration has a significant positive impact on employee creativity. Exploratory learning and exploitative learning both play partial mediating roles in the relationship between human-AI collaboration and employee creativity. This study reveals the specific impact mechanism of human-AI collaboration on employee creativity in the intelligent era, and provides useful reference for the development of employee creativity in new organizational management scenarios of artificial intelligence applications.

Key words: human-AI collaboration; person-job fit; exploratory learning; exploitative learning; employee creativity

人工智能(AI)等数智技术在组织中的广泛应用催生了新型工作系统, 从而推动技术从传统工具属性向“合作伙伴”属性演变^[1]。在新系统中, 员工

与各类自动化设备、智能系统的互动更加频繁深入^[2]。例如, 基于多模态深度学习模型的制造信息推荐系统, 可通过分析制造数据、工人的情境信息和

意图,帮助工人适应不断变化的工作环境,提高整体生产力^[3]。然而,AI在改变员工工作内容和任务执行方式、提高效率的同时,也可能带来工作量增加、工作要求提高、工作节奏加快等压力^[4]。因此,探讨如何引导员工正视AI带来的机遇与挑战,激发其创造力,以更好地适应组织的数智化转型,具有重要实践意义。

员工创造力作为个体职业发展以及组织获取竞争优势和可持续发展的关键^[5],其影响因素一直是组织行为学领域的研究焦点。伴随着AI的快速发展与广泛应用,人与AI交互作为新型组织管理场景已引发大量学者的关注^[1,6]。工作场所中采纳和融入AI技术会产生“自动化”与“增强”效应,对员工心理状态和工作行为具有复杂的双刃剑作用^[7-8]。关于人—AI协作能否提高员工创造力,现有研究主要从角色分工^[9]、工作资源与要求^[8]、压力认知评估^[6]、内在动机^[10]等视角出发,认为组织内部应用AI会对员工创造力产生正向或负向的影响。然而,以往研究多聚焦于员工被动接受和适应技术变革的路径,忽视了员工在与AI协作过程中发挥主观能动性、激发自身主动性行为的可能。主动学习行为作为一种积极行为策略,有助于员工通过获取和掌握知识以应对AI带来的压力与挑战,推动其适应新型岗位的工作要求,从而顺应人与AI共生的发展趋势。

少数研究探讨了在AI应用场景下工作要求的变化^[11]、AI与机器人意识^[7]以及AI压力^[4]等因素,发现这些因素均会激发员工的主动学习行为,进而提高创造力。但现有研究尚未关注人—AI协作对员工不同学习目标与方式的影响。个人—工作匹配是指工作需求与个体技能、知识和能力的匹配程度,可以用来预测员工的工作熟练度、技术理解程度和工作创新等^[12]。随着AI赋能传统产业,员工逐步面临岗位技术整合度高、新型协作模式难以适应等新挑战,亟须实现从单一操作向兼顾“技术迭代”与“知识深化”的双重能力转型^[13],否则难以实现岗位适配。因此,员工需要深入思考,如何在新型工作需求下调整学习方式和策略,既掌握新技术,又优化工作惯例,重新实现个人与工作的匹配,进一步激发自身的创新能力。

考虑到双元学习作为主动性行为可帮助个体平衡一致性与适应性、增强竞争力^[14],本研究基于个人—工作匹配理论,将双元学习(探索式学习和利用式学习)作为中介变量,以揭示数智时代下

人—AI协作对员工创造力的影响机制,希望从学习视角为人—AI协作激发员工学习行为提供新的解释机制。

一、文献回顾与假设推导

(一)文献回顾

1. 人—AI协作

AI是指能够协助或与人类合作执行任务的智能体以及嵌入型AI驱动软件系统的统称^[15]。随着智能技术展现出自主学习、情感反馈及伦理判断等自主化新特征,工作场所中的AI角色逐渐从辅助工具发展为与人类合作的“团队队友”^[1]。人—AI协作是指人工智能与人类智能共享工作空间,在同一动态系统中迭代交互,共同完成复杂任务^[16]。数智时代,人机协同式混合劳动力模式已成为企业组织生产的主流形态。一方面,人类通过输入知识经验、监管和维护机器以及积累人工活动产生的大数据,支持和推动AI智能化运作;另一方面,AI能够替代简单、重复的劳动,使员工专注于更具创造性、高价值的工作,解放个体劳动力,释放个人创造力^[17]。因此,本研究基于AI技术的自主化特征以及新型人机组队协作关系,主要探讨人机互利共生情景下,人—AI协作对员工创造力的影响及其复杂作用机理。

2. 双元学习

March^[18]首次将“双元性”引入组织学习领域,提出了双元学习理论,并构建了探索式学习与利用式学习的二元分析框架。该理论在组织层面已得到广泛研究,随着研究的深入,学者发现其同样适用于个体、团队等层面^[19-20]。在个人层面,探索式学习是指员工为解决工作新难题,挖掘问题本质并最终提出科学、完整的解决方案的过程;利用式学习则强调基于现有组织规程与知识体系,通过新的整合资源方式来提升工作效率^[21]。目前相关研究不仅关注双元学习与创造力^[21]等结果变量的关系,而且探讨了影响双元学习的前因:个人特质方面涉及决策权力^[19]、工作动机^[22],情境因素方面涵盖企业人力资源管理系统^[23]、领导者行为^[24]等。

随着AI技术与员工工作深度融合,其通过多样化各种学习渠道和资源,有效激发员工主动学习行为。例如,有学者从变革学习理论视角,验证了服务机器人的兼容性对员工双元学习的正向作用,认为当机器人技术适配员工需求和风格时,能够创造有利的工作环境,促进员工参与变革性学习^[25]。

3. 个人—工作匹配理论

个人—工作匹配理论最早由 Edwards^[12] 于 1991 年提出,该理论认为个体知识、技能和能力与所在岗位的要求相匹配。该理论从需求—供给匹配、需求—能力匹配两个角度进行分析:前者指工作特征可满足员工内心期望与个人倾向,后者指员工知识、技能和能力能够与工作要求相适配^[26]。个体因素与环境因素作用于个体对个人—工作匹配的主观感知,进而影响个体的行为结果;创造力等积极行为通常是个人—工作匹配的直接结果^[27]。

当 AI 等智能技术嵌入组织社会系统,传统工作特征已悄然转变。AI 承担基础性工作使员工聚焦专业能力提升,但也让员工意识到自身知识、技能与岗位需求间的适配缺口^[28]。为了适应动态任务环境,实现人机协作活动模式的一致性,与 AI 共同努力实现组织目标,员工既需要通过探索式学习掌握新知识、尝试新方法、发展新能力以提高胜任力,又需要通过利用式学习增强和扩展现有知识与能力、强化工作技能的熟练度以提高工作效率^[29],最终实现与工作场景的动态匹配,推动个人创造力的提升。

(二) 研究假设

1. 人—AI 协作与员工创造力

员工的创造力体现在他们为组织的产品、操作、服务和流程等方面提出创新且有价值的想法或方案,包括问题解决、产品开发、流程优化等^[30]。人—AI 协作对创造力的促进作用体现在两方面:一方面,人—AI 协作能够有效重构任务分工,AI 技术通过承担基础性工作(如智能助手执行政程式化任务、工业机器人替代重复性劳动等),释放员工的认知、心理和情感资源,使其专注于需要创造性思维的复杂任务^[9]。另一方面,AI 系统凭借实时数据处理与智能分析功能,能够助力员工提升资源配置效率。基于机器学习算法的决策支持系统,能够快速解析海量结构化与非结构化数据,为员工提供精准的决策建议与创新路径指引,有效降低创新试错成本。此外,员工借助数智信息系统构建的动态知识共享网络,可打破信息壁垒,促进组织内知识共享与交流^[1],激发创新灵感,进一步提升创造力。据此,本研究提出如下假设:

H1:人—AI 协作对员工创造力具有正向影响。

2. 探索式学习的中介作用

虽然组织内部由 AI 驱动的工作特征变化导致员工与自身岗位的不适配,但是人与 AI 协作的良

好交互状态为员工开展探索式学习提供了有利条件。员工可以以开放包容的心态和积极进取的行动适应工作环境的变化,持续胜任工作岗位。为实现个人—工作匹配,从需求—供给匹配的角度看,当工作的特性能够契合员工的心理需求和个人偏好时,员工感知的工作匹配度越高^[26]。一方面,AI、大数据、算法等技术构成的社会化智能信息系统,帮助员工获得更多工作闲置资源,提高自主学习和灵活应用的能力^[28],增强探索式学习;另一方面,AI 可以承担部分风险,比如数据分析中的错误,可以让员工更放心地进行实验和决策,有效降低失误和控制风险,缓解员工创新焦虑,为其开展探索式学习提供有力保障。

从需求—能力匹配的角度来看,当员工掌握的知识、技能和能力与工作要求相契合时,其感知到的工作匹配度越高^[26]。有效的人机协作要求劳动者淘汰部分陈旧技能,掌握与 AI 等智能技术适配的高阶工作技能^[13]。这一转变主要体现在提升员工与 AI 协作以及创新能力上,让员工感知到工作蕴含的发展潜力,激发他们探索新工作领域的热情和动力,持续拓展技能边界^[28],促进探索式学习行为。

从知识与创造力的内在关系来看,创造力的核心在于对知识要素的创新性应用^[5]。当员工因重视知识快速更新的价值,将工作精力聚焦于探索式学习时,不仅能持续获取工作领域外的异质信息,拓宽知识储备,为提升创造力筑牢根基^[31-32];进一步地,探索式学习行为还能通过整合新旧知识,强化跨界知识融合能力,在新旧知识范畴间建立有效关联^[14],碰撞出创新思维火花,培育创造力。此外,探索式学习常与开放宽松的组织氛围相伴,这有助于塑造员工的发散思维,培育开放灵活的心智模式,推动组织内部知识共享与交流,进一步激发创新潜能^[21]。据此,本研究提出如下假设:

H2:探索式学习在人—AI 协作与员工创造力之间具有中介作用。

3. 利用式学习的中介作用

在人—AI 协作过程中,为了适应岗位技能要求变化,员工通过获取学习资源、有效反馈以及组织培训等方面的支持,增加自身的工作资源存量,进而形成对利用式学习的感知,提高个人与岗位的适配性。为实现个人—工作匹配,从需求—供给匹配的角度看,AI 通过提供丰富多彩的学习资源、开放共享的学习环境等赋能员工深度学习^[33],推动员工现有知识的完善和改进,有效提升学习深度。同时,相比于

人类而言,人—AI协作能快速、全面且客观地分析和评估员工任务表现,通过提供精准的个性化改进建议,帮助员工促进知识内化与应用,提高学习效率。已有研究发现,相较于单一的AI反馈机制,人机协同反馈模式整合AI的客观分析能力与人类的经验判断优势,在医疗诊断和人才招聘等决策领域展现了显著的成效^[34-35],这种混合决策机制能提升AI使用者的决策质量和工作效率,进而促进利用式学习。

从需求—能力匹配的角度来看,AI的规模化应用使得企业正遭遇技能需求层级跃升的压力,工作岗位呈现出技能高阶化、人机与人际协作技能复杂化等特征^[13]。这要求员工借助智能知识图谱、自适应学习系统等数字化工具,实现知识结构的系统性重构与认知深度的进阶式发展,进而推动利用式学习。此外,AI与传统产业的深度融合使得中高端技能的重要性日益凸显,促使企业广泛开展技能培训,帮助员工更好地适应岗位技能的动态变化需求。在此过程中,员工将置身于有利于深度学习的组织环境,进而强化利用式学习^[36]。

学习是个人获取特定专业知识并加以吸收、整合,从而转化为个体创造力的重要手段^[37]。而利用式学习作为一种高效的学习策略,能够帮助员工聚焦于对既有知识的系统性融合与运用,从而有效提高自身的思考与分析能力,增强创造力。其一,员工通过利用式学习深化对现有岗位专业知识的开发,拓展知识储备,为形成创造性想法打下知识基础。其二,员工可以将现有专业知识与外部市场信息结合,强化对当前工作领域内知识的解构与整合能力,培育创新思维^[21]。其三,利用式学习能够引入多元系统知识,帮助员工识别现有工作领域的潜在问题,把握未来创新方向,提升市场洞察力^[31],有益于提高创造力水平。据此,本研究提出如下假设:

H3:利用式学习在人—AI协作与员工创造力之间具有中介作用。

综上所述,本研究的理论模型如图1所示。

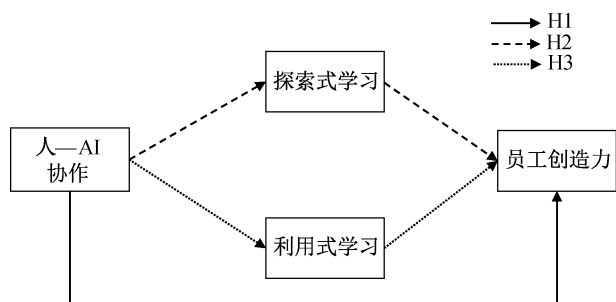


图1 研究框架

二、研究设计

(一)数据收集

本研究选取浙江杭州、湖州、宁波三地3家应用AI技术的企业员工为调研对象,发放纸质问卷开展调查。其中2家企业属于制造行业,1家属于酒店行业,受访员工主要集中在行政、技术、服务和生产等岗位。在问卷收集过程中,首先通过提问以筛选受访者是否为与AI进行交互的员工,如:您的工作要求使用AI设备/技术吗?您在工作中使用哪些AI设备/技术?确认资格后,由受访者独立填写问卷。为便于后续进行间隔1个月的两轮问卷调研数据匹配,要求受访者填写个人手机号码后4位,并明确告知两轮问卷填写的基本信息需保持一致,否则视为无效问卷。

第一轮调查启动于2024年4月,受访者主要填写人—AI协作、探索式学习、利用式学习的相关问题;第二轮调查启动于2024年5月,受访者主要填写员工创造力和人口统计学变量的相关问题。两轮调查总共分别发放问卷250份,第一轮收回问卷234份,第二轮收回问卷220份。删除两期信息填写不完整且匹配失败的问卷,最终获得有效问卷197份,有效回收率为78.8%。对问卷进行人口统计分析,结果显示:在性别方面,女性参与者人数占比42.64%,男性参与者人数占57.36%;在受教育程度方面,本科和研究生样本量占比分别为57.36%、27.42%;在工作经验方面,工作年限在工作10年以上的参与者人数占比31.47%,5至10年的参与者人数占比28.93%。

(二)变量测量

本研究运用SPSS26.0软件对问卷量表进行数据分析。所采用的量表在参考国内外成熟量表的基础上,根据研究内容进行了相应调整。所有量表均采用Likert7分量表计分,测量方式为让受访者“自我打分”。调查问卷内容主要包括以下几部分:

a)人—AI协作(HAC)。本研究采用Kong等^[29]编制的相关量表,包括“AI参与我的决策过程”等5个题项(Cronbach's $\alpha = 0.958$)来衡量人与AI的协作程度。

b)探索式学习(ERL)。本研究采用朱朝晖等^[38]编制的相关量表,包括“我能够高效地搜寻、辨识并追踪新科技领域的信息”等4个题项(Cronbach's $\alpha = 0.928$)来衡量探索式学习。

c)利用式学习(EIL)。本研究采用李支东等^[39]

编制的相关量表,包括“我拓展或利用原有的技术”等5个题项(Cronbach's $\alpha=0.913$)来衡量利用式学习。

d)员工创造力(EC)。本研究采用 Zhou 等^[30]编制的相关量表,包括“为达成组织/部门目标,我提出新方法或策略”等13个题项(Cronbach's $\alpha=0.957$)来衡量员工的创造力水平。

e)控制变量。由于性别、年龄、学历等基本人口统计特征可能会对员工创造力产生影响^[5],本研究选取基本人口统计特征作为控制变量,包含员工性别(男性=0,女性=1)、年龄(单位为年)、工作年限(单位为年)及教育程度(大专及以下=1,本科=2,硕士=3,博士=4),以尽可能排除这些因素对人—AI协作和员工创造力之间关系的干扰。

三、实证结果分析

(一)偏差检验

由于本研究所有变量均使用同一问卷调研,由相同对象填写,因此可能存在共同方法偏差问题。参考谢宝国等^[40]提出的控制不可测量的潜在因子法,在假设的四因子模型基础上,加入共同方法潜在因子(CMV),分析结果如表1所示。比较加入共同方法潜在因子前后模型的主要拟合指数,得: $\Delta\chi^2/df=0.393$, $\Delta RMSEA=0.012$, $\Delta CFI=0.030$, $\Delta TLI=0.026$ 。 $RMSEA$ 的变化小于0.05, CFI 和 TLI 的变化未超过0.1,表明加入共同方法潜在因子后,模型并未得到明显改善,测量中不存在严重的共同方法偏差。

表1 验证性因子分析

模型	χ^2/df	RMSEA	CFI	TLI
四因子模型+CMV (HAC, ERL, EIL, EC, CMV)	2.169	0.077	0.936	0.923
四因子模型 (HAC, ERL, EIL, EC)	2.562	0.089	0.906	0.897
三因子模型 (HAC, ERL+ EIL, EC)	2.944	0.100	0.882	0.871
二因子模型 (HAC+EC, ERL+ EIL)	6.040	0.160	0.693	0.667
单因子模型 (HAC+ ERL+ EIL+ EC)	7.525	0.182	0.602	0.568

(二)信效度检验

本研究运用软件 SPSS26.0 进行探索性因子分析,采用 Cronbach's α 系数检验变量题项一致性,各测量变量 Cronbach's α 值介于 0.913~0.958,均高于 0.7,说明量表具有较好的内部一致性,信度较高。量表 KMO 值为 0.945, Bartlett's 检验 Sig. 为 0.000,说明样本数据适合进行因子分析。本研究运用软件 AMOS26.0 进行验证性因子分析,结果见表 1。由表 1 可知,四因子模型拟合指标($\chi^2/df=2.562$, $RMSEA=0.089$, $CFI=0.906$, $TLI=0.897$)显著优于单因子模型,说明数据对四因子模型的拟合良

好。同时,假设的四因子模型各拟合指标均符合标准,优于其他竞争模型,说明变量之间具有较好的区分效度。此外,各题项标准化因子载荷值在 0.648~0.943,且平均方差萃取量 AVE 均大于 0.5,表明本量表聚合效度良好。

(三)描述统计与相关性分析

本研究采用软件 SPSS26.0 对各变量均值、标准差及相关系数进行分析,结果如表 2 所示。由表 2 可知,人—AI协作与探索式学习($r=0.400$, $P<0.001$)、利用式学习($r=0.390$, $P<0.001$)、员工创造力($r=0.486$, $P<0.001$)显著正相关。

表2 均值、标准差和相关性分析结果

变量	性别	年龄	工作年限	教育程度	人—AI协作	探索式学习	利用式学习	员工创造力
性别								
年龄	-0.225							
工作年限	-0.178	0.917**						
教育程度	0.027	-0.033	-0.182*					
人—AI协作	-0.097	-0.068	-0.043	-0.108				
探索式学习	-0.203	0.074	0.042	0.091	0.400***			
利用式学习	-0.234	0.041	0.021	0.038	0.390***	0.543***		
员工创造力	-0.236	0.134	0.136	-0.078	0.486***	0.527***	0.463***	
均值	1.430	32.210	8.401	2.170	5.551	4.581	5.559	5.822
标准差	0.496	7.557	7.512	0.734	0.948	1.478	0.906	0.804

注: $N=197$, *表示 $P<0.05$, **表示 $P<0.01$, ***表示 $P<0.001$ 。下同。

(四)假设检验

本研究运用层级回归分析法来验证假设,共构建了 10 个不同的回归方程模型,将性别、年龄、工作年限等人口统计学变量设置为控制变

量。模型 1 和模型 2 中,因变量为探索式学习;模型 3 和模型 4 中,因变量为利用式学习,模型 5—模型 10 的因变量为员工创造力,回归结果见表 3、表 4。

表 3 回归分析结果(探索式学习、利用式学习)

变量	探索式学习				利用式学习			
	模型 1		模型 2		模型 3		模型 4	
	β	t	β	t	β	t	β	t
性别	-0.197	-2.718	-0.160	-2.311	-0.238	-3.297	-0.202	-2.909
年龄	0.065	0.341	0.111	0.591	0.007	0.034	0.050	0.272
工作年限	-0.035	-0.185	-0.049	-0.267	-0.025	-0.129	-0.038	-0.204
教育程度	0.092	1.213	0.123	1.698	0.041	0.541	0.072	0.989
人—AI 协作			0.310***	4.544			0.305***	4.501
R^2	0.052		0.144		0.057		0.148	
ΔR^2	0.052		0.093		0.057		0.091	
F	2.614*		6.435***		2.909*		6.617***	

表 4 回归分析结果(员工创造力)

变量	员工创造力											
	模型 5		模型 6		模型 7		模型 8		模型 9		模型 10	
	β	t	β	t	β	t	β	t	β	t	β	t
性别	-0.219	-3.041	-0.175	-2.600	-0.084	-1.564	-0.056	-1.036	-0.075	-1.439	-0.049	-0.923
年龄	0.025	0.131	0.077	0.428	-0.017	-0.120	0.022	0.157	0.007	0.054	0.045	0.330
工作年限	0.056	0.292	0.041	0.229	0.085	0.612	0.076	0.546	0.072	0.520	0.065	0.471
教育程度	-0.062	-0.820	-0.025	-0.359	-0.123	-2.213	-0.088	-1.593	-0.103	-1.880	-0.070	-1.299
人—AI 协作			0.362**	5.486					0.168**	3.161	0.170**	3.205
探索式学习					0.679***	12.991			0.626**	11.628		
利用式学习							0.681***	12.985			0.628**	11.650
R^2	0.068		0.195		0.504		0.505		0.514		0.515	
ΔR^2	0.068		0.127		0.437		0.438		0.335		0.336	
F	3.498**		9.244***		38.435***		38.485***		35.569***		35.676***	

1. 人—AI 协作与员工创造力之间的关系检验

检验人—AI 协作与创造力之间的关系时,在模型中加入控制变量构成模型 5,随后加入人—AI 协作构成模型 6。由表 4 可知,在控制了性别、年龄、工作年限、教育程度等因素后,发现人—AI 协作对员工创造力的系数显著为正($\beta=0.362, P<0.01$), ΔR^2 为 0.127 且显著,说明人—AI 协作对员工创造力产生正向影响, H1 得到支持。

2. 探索式学习和利用式学习的中介效应检验

参照温忠麟等^[41]的中介效应检验方法进行检验。关于探索式学习,首先,在控制变量的基础上,发现人—AI 协作对员工创造力有显著正向影响($\beta=0.362, P<0.01$);其次,在模型 2 中,人—AI 协作对探索式学习呈正相关($\beta=0.310, P<0.001$);再次,在模型 7 中,探索式学习对员工创造力的影响正向显著($\beta=0.679, P<0.001$);最后,在

模型 9 中,将自变量和中介变量同时放入回归方程后发现,探索式学习正向影响员工创造力($\beta=0.626, P<0.01$),而人—AI 协作对员工创造力的回归系数由 0.362($P<0.01$)下降为 0.168($P<0.01$),仍然显著,说明探索式学习具有部分中介作用, H2 得到支持。

关于利用式学习,首先,在控制变量的基础上,发现人—AI 协作对员工创造力有显著正向影响($\beta=0.362, P<0.01$);其次,在模型 4 中,人—AI 协作对利用式学习呈正相关($\beta=0.305, P<0.001$);再次,在模型 8 中,利用式学习对员工创造力的影响正向显著($\beta=0.681, P<0.001$);最后,在模型 10 中,将自变量和中介变量同时放入回归方程后发现,利用式学习正向影响员工创造力($\beta=0.628, P<0.01$),而人—AI 协作对员工创造力的回归系数由 0.362($P<0.01$)下降为 0.170($P<$

0.01),仍然显著,说明利用式学习具有部分中介作用,H3得到支持。

为了提高中介效应的统计功效,采用百分位Bootstrap法检验中介效应的显著性,结果见表5。在由人—AI协作到探索式学习再到员工创造力的路径中,Bootstrap 95%置信区间的上下限均不包含

0,因此探索式学习在人—AI协作和员工创造力之间的中介效应显著,进一步支持了H2;在由人—AI协作到利用式学习再到员工创造力的路径中,Bootstrap 95%置信区间的上下限均不包含0,因此利用式学习在人—AI协作和员工创造力之间的中介效应显著,进一步支持了H3。

表5 总效应、直接效应及中介效应分解表

路径	效应类别	非标准化 效应估计	Boot 标准误	95%置信区间	
				下限	上限
人—AI协作→探索式学习→员工创造力	总效应	0.222	0.044	0.134	0.306
	直接效应	0.103	0.033	0.037	0.167
	间接效应	0.119	0.032	0.059	0.185
人—AI协作→利用式学习→员工创造力	总效应	0.222	0.044	0.134	0.306
	直接效应	0.104	0.033	0.038	0.170
	间接效应	0.118	0.033	0.057	0.186

本研究根据模型9和模型10,发现探索式学习和利用式学习在人—AI协作与员工创造力之间的中介效应值较为相近,分别为0.626和0.628;而且在Bootstrap法检验中,这两种学习方法的间接效应估计分别为0.119和0.118。这可能是因为这两种学习方式都是员工为适应工作环境变化、提升自身能力而采取的学习策略,共同的驱动因素和学习目标导致两者在中介效应值上表现出相似的趋势。然而,探索式学习侧重于开拓新领域,可能需要更长的时间,而利用式学习则侧重于对已有知识和技能的优化、整合,可能在较短的时间内取得明显效果。此外,不同的员工在学习风格、能力倾向和工作经历等方面存在差异。这些都可能导致员工在探索式学习和利用式学习的表现不同,从而使两种学习方式在中介效应值产生差异。

四、结 语

(一)研究结论

本研究基于个人—工作匹配理论,构建了人—AI协作对员工创造力的影响模型,探讨了探索式学习和利用式学习在人—AI协作与员工创造力关系的中介作用。通过两时点匹配问卷调查进行实证检验,得到如下结论:人—AI协作对员工创造力具有正向影响;探索式学习和利用式学习均在人—AI协作与员工创造力之间起中介作用。

(二)理论贡献

本研究的理论贡献是:

a)本研究揭示了双元学习在人—AI协作与员工创造力之间的中介作用,为新型人机交互场景下

员工创造力研究提供了新视角。以往的研究已经探索了人—AI协作如何通过角色分工^[9]、压力评估^[6]、内在动机^[10]等路径对员工创造力的促进或抑制作用,但多聚焦于员工被动接受技术融入组织内部的过程,尚未充分关注到学习这一主动性行为。考虑到员工的主观能动性及学习是提升创造力的关键^[37],本研究通过构建人—AI协作激发员工双元学习行为来提高创造力的路径,证实了人与AI协作的良性状态可成为员工创造力的新来源,有助于深入理解AI应用场景下员工知识更新、技能提升与创造力的内在关联。

b)本研究从学习视角进一步深化了人—AI协作的作用机制的研究。尽管已有研究关注到AI等智能技术带来的替代威胁与工作压力^[4,7],并指出其可能刺激员工主动学习行为以提高创新能力,但大多将员工学习视为单维概念,忽略了具体的学习方式与策略在平衡不同工作需求中的重要性。本研究发现,当AI成为工作伙伴时,员工面临低技能替代压力下的适应性学习需求,以及知识能力深化的发展性学习目标。两类学习获取的知识类型与技能维度差异,可能引发不同层次的创造性想法。因此,本研究通过细分探索式学习与利用式学习类型,揭示人—AI协作分别通过两种学习影响员工创造力的作用机制,丰富了人机交互领域的研究。

c)本研究从个人—工作匹配理论视角分析人—AI协作引发员工双元学习行为的机制,扩展了该理论的应用范畴。以往研究主要从资源保存理论^[11]和自我决定理论^[33]等视角,聚焦员工静态的资源获取与内在需求满足,而忽略了其对动态环境的适应

性。AI技术的引入重塑了工作环境和任务要求,员工需持续调整自己的知识和技能以适应新的工作要求。本研究从个人—工作匹配视角切入,分别从需求—供给匹配与需求—能力匹配两个维度揭示员工如何通过双元学习来重新实现与工作的匹配,更全面地阐释了人与AI协作过程中员工的学习动机和目标。

(三) 实践启示

对于员工而言,首先需要积极拥抱AI技术变革,视AI为新的工作伙伴,尤其在AI参与工作决策或预测时保持开放接纳的态度;同时注重提升与AI协作的相关技能,利用AI提供的信息资源来提高问题分析和方案决策能力。其次,应主动探索新知识和新领域,密切关注外部的行业动态和技术发展,洞悉AI在本行业的最新应用,探索未来创新方向;将自身专业知识与AI提供的数据支持深度融合,优化工作流程。最后,保持开放心态,勇于尝试新的方法和思路,培养创新意识,在问题解决中突破传统视角,利用AI技术挖掘潜在市场需求,提出新的产品概念或服务方案。

对于企业而言,首先需营造积极的人机协同工作氛围,通过展现AI的便利性和优势,提升员工对AI的接受度和信任感。为避免员工与AI协作中产生的身份威胁感和工作不安全感,企业应及时开展团队建设活动、一对一辅导等进行心理疏导,鼓励员工主动适应工作环境变化,促进人机高效合作。其次,需结合AI技术应用重新评估岗位需求,合理配置人力资源、优化任务分配,让员工在人机协作中充分发挥自身优势,激发创造积极性。最后,应构建创新激励机制,鼓励员工合理运用AI工具提高绩效,并定期组织AI主题创新研讨会,激发员工与AI共创的内生动力,打造智慧协同的创新生态。

(四) 研究局限

a) 本研究采用自我报告问卷采集数据,可能存在同源偏差问题。后续研究可采用多元数据收集方法,如由管理者评价员工创造力水平,员工自评与AI的协作状态和双元学习过程。此外,人—AI协作变量的测量维度有待完善,未来可借鉴AI在不同领域的应用特点,从技术交互、任务协作、知识共享等维度拆解该变量,系统探究其对员工创造力的影响机制。

b) 边界条件探究不足:本研究聚焦人—AI协作通过双元学习影响员工创造力的核心路径,未深入考察环境与个体层面的调节因素。组织AI准备

度、技术自我效能感、个人学习能力等变量,均可能显著影响人机协作效率及员工后续行为。未来研究可将此类因素纳入模型,检验其在员工认知与行为过程中的交互调节作用。

c) 研究视角与场景的局限性:本研究主要关注人—AI协作场景下,探索式与利用式学习对员工创造力的积极影响路径。但已有研究表明,AI应用可能引发工作倦怠、离职意向等负面效应。未来研究可结合AI技术前沿趋势,从多行业背景与理论视角出发,全面剖析人—AI协作对员工学习与创造力的不同影响路径。

参考文献:

- [1] 谢小云, 左玉涵, 胡琼晶. 数字化时代的人力资源管理: 基于人与技术交互的视角[J]. 管理世界, 2021, 37(1): 200-216.
- [2] Wilson H J, Daugherty P R. Collaborative intelligence: Humans and AI are joining forces [J]. Harvard Business Review, 2018, 96(4): 114-123.
- [3] Choi S H, Kim M, Lee J Y. Smart and user-centric manufacturing information recommendation using multimodal learning to support human-robot collaboration in mixed reality environments [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2025, 91: 102836.
- [4] Zhou Q, Chen K, Cheng S. Bringing employee learning to AI stress research: A moderated mediation model [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2024, 209: 123773.
- [5] Zhou J, Hoever I J. Research on workplace creativity: A review and redirection [J]. Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior, 2014, 1: 333-359.
- [6] Dong X, Tian Y, He M, et al. When knowledge workers meet AI? The double-edged sword effects of AI adoption on innovative work behavior [J]. Journal of Knowledge Management, 2025, 29(1): 113-147.
- [7] Wang H, Zhang H, Chen Z, et al. Influence of artificial intelligence and robotics awareness on employee creativity in the hotel industry [J]. Frontiers in Psychology, 2022, 13: 834160.
- [8] 张恒, 高中华, 李慧玲. 增益还是损耗: 人工智能技术应用对员工创新行为的“双刃剑”效应 [J]. 科技进步与对策, 2023, 40(18): 1-11.
- [9] Jia N, Luo X, Fang Z, et al. When and how artificial intelligence augments employee creativity [J]. Academy of Management Journal, 2024, 67(1): 5-32.
- [10] 赵爽, 马君. 算法管理与员工创造力: 借算法之势而创还是困数字牢笼而息 [J]. 系统管理学报, 2024, 33(3): 782-800.
- [11] Wang S, Zhu X M, Deng L. Impact of job demands on employee learning: The moderating role of human-machine cooperation relationship [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2022(1): 7406716.
- [12] Edwards J R. Person-Job Fit: A Conceptual Integration, Literature Review and Methodological Critique [M]. London: International

- Review of Industrial and Organizational Psychology, 1991; 283-357.
- [13] 邱子童, 吴清军, 杨伟国. 人工智能背景下劳动者技能需求的转型:从去技能化到再技能化[J]. 电子政务, 2019 (6): 23-30.
- [14] Gibson C B, Birkinshaw J. The antecedents, consequences, and mediating role of organizational ambidexterity [J]. *Academy of Management Journal*, 2004, 47(2): 209-226.
- [15] Moussawi S, Koufaris M, Benbunan-Fich R. How perceptions of intelligence and anthropomorphism affect adoption of personal intelligent agents[J]. *Electronic Markets*, 2021, 31 (2): 343-364.
- [16] 尹萌, 牛雄鹰. 与 AI“共舞”:系统化视角下的 AI-员工协作 [J]. *心理科学进展*, 2024, 32(1): 162-176.
- [17] 何江, 朱黎黎. “人一机—组织”共生系统:一个智能化组织理论框架[J]. *当代经济管理*, 2023, 45(6): 9-19.
- [18] March J G. Exploration and exploitation in organizational learning[J]. *Organization Science*, 1991, 2(1): 71-87.
- [19] Mom T J M, van den Bosch F A J, Volberda H W. Understanding variation in managers' ambidexterity: Investigating direct and interaction effects of formal structural and personal coordination mechanisms[J]. *Organization Science*, 2009, 20(4): 812-828.
- [20] 赵红丹, 刘微微. 教练型领导、二元学习与团队创造力:团队学习目标导向的调节作用[J]. *外国经济与管理*, 2018, 40(10): 66-80.
- [21] 胡文安, 罗瑾璋, 钟竞, 等. 二元型人力资源系统如何激发员工创造力?:一项基于高新技术企业的纵向动态追踪研究[J]. *研究与发展管理*, 2017, 29(5): 1-12.
- [22] Kaupila O P. How does it feel and how does it look? The role of employee motivation in organizational learning type [J]. *Journal of Organizational Behavior*, 2018, 39(8): 941-955.
- [23] Prieto-Pastor I, Martin-Perez V. Does HRM generate ambidextrous employees for ambidextrous learning? The moderating role of management support [J]. *The International Journal of Human Resource Management*, 2015, 26(5): 589-615.
- [24] Sun P Y, Anderson M H. The combined influence of top and middle management leadership styles on absorptive capacity [J]. *Management Learning*, 2012, 43(1): 25-51.
- [25] Guan X, Zheng Y, Zhang L, et al. The impact of service robot compatibility on hospitality employee learning behaviors: A transformative learning perspective[J]. *Journal of Hospitality Marketing & Management*, 2025, 34(2): 257-280.
- [26] Resick C J, Baltes B B, Shantz C W. Person-organization fit and work-related attitudes and decisions: Examining interactive effects with job fit and conscientiousness [J]. *Journal of Applied Psychology*, 2007, 92(5): 1446-1455.
- [27] Yu B, Trevor K Y. Affective influences in person-environment fit theory: Exploring the role of affect as both cause and outcome of P-E fit[J]. *Journal of Applied Psychology*, 2009, 94(5): 1210-1226.
- [28] 朱晓妹, 王森, 何勤. 人工智能嵌入视域下岗位技能要求对员工工作旺盛感的影响研究[J]. *外国经济与管理*, 2021, 43 (11): 15-25.
- [29] Kong H, Yin Z, Baruch Y, et al. The impact of trust in AI on career sustainability: The role of employee-AI collaboration and protean career orientation [J]. *Journal of Vocational Behavior*, 2023, 146: 103928.
- [30] Zhou J, George J M. When job dissatisfaction leads to creativity: Encouraging the expression of voice[J]. *Academy of Management Journal*, 2001, 44(4): 682-696.
- [31] Amabile T M, Conti R, Coon H, et al. Assessing the work environment for creativity [J]. *Academy of Management Journal*, 1996, 39(5): 1154-1184.
- [32] 王娟茹, 刘洁怡. 跨界搜索、组织韧性对企业绿色技术创新的影响研究[J]. *科研管理*, 2024, 45(5): 125-133.
- [33] Zhang X, Yu P, Ma L. How and when generative AI use affects employee incremental and radical creativity: An empirical study in China[J/OL]. *European Journal of Innovation Management*, 2025 [2025-06-01]. <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/ejim-04-2024-0466/full/html>.
- [34] Bulten W, Balkenhol M, Belinga J A, et al. Artificial intelligence assistance significantly improves Gleason grading of prostate biopsies by pathologists [J]. *Modern Pathology*, 2021, 34(3): 660-671.
- [35] 蒋路远, 曹李梅, 秦昕, 等. 人工智能决策的公平感知[J]. *心理科学进展*, 2022, 30(5): 1078-1092.
- [36] 张双志. 技术与技能:产业智能化对员工技能培训的提升效应 [J]. *企业经济*, 2022, 41(6): 133-142.
- [37] Simsek Z, Heavey C, Veiga J F, et al. A typology for aligning organizational ambidexterity's conceptualizations, antecedents, and outcomes[J]. *Journal of Management Studies*, 2009, 46 (5): 864-894.
- [38] 朱朝晖, 陈劲. 探索性学习和挖掘性学习的协同与动态:实证研究[J]. *科研管理*, 2008, 29(6): 1-9.
- [39] 李支东, 金辉. 企业产品创新与网络嵌入:组织学习的中介作用[J]. *管理评论*, 2016, 28(1): 62-72.
- [40] 谢宝国, 龙立荣. 职业生涯高原对员工工作满意度、组织承诺、离职意愿的影响[J]. *心理学报*, 2008, 40 (8): 927-938.
- [41] 温忠麟, 张雷, 侯杰泰, 等. 中介效应检验程序及其应用[J]. *心理学报*, 2004, 36 (5): 614-620.

(责任编辑:陈丽琼)