2026年第2期
No. 2, 2026
doi：10.3724/j.issn.1671-4342.20260015

人机协作环境下“AI 力”如何驱动工作绩效？

赵卫红，李　莉*，杨嘉宁
（河北师范大学商学院，河北石家庄 050000）

摘　要：数字化转型背景下，个体的 AI 力如何转化为组织效能是人机协作领域的核心议题。本研究基于资源保存理论，通过 338 份主管—下属配对的多时点追踪数据发现：第一，AI 力作为一种关键工具性资源，对工作绩效具有显著增益作用；第二，工作重塑是资源向效能转化的关键行为路径，AI 力通过诱发趋近型工作重塑实现绩效增值，并能抑制回避型工作重塑导致的绩效下滑。研究揭示了人机协作从资源存量到行为路径的选择机制，为企业提升数字化人才效能提供了理论支撑与管理启示。

关键词：AI 力；工作重塑；工作绩效；资源保存理论

1　引言

人工智能（AI）技术的迅猛发展正在深刻重塑职场生态。越来越多的企业积极部署 AI 技术，试图借此获得战略优势。在这一进程中，AI 被视为员工的重要赋能工具，旨在帮助其突破传统能力边界，摆脱重复性、低附加值的事务性工作，从而专注于更具创造性和战略价值的任务[1]。然而，AI 系统的引入是否能如预期般显著提升工作绩效，目前仍是一个值得商榷的课题。部分实践观察显示，AI 的引入并未带来预期的绩效红利，反而可能引发资源内耗和组织摩擦，甚至对既有的工作效率产生一定程度的扰动。麦肯锡公司一份关于 2025 年全球 AI 应用现状的调研报告显示，尽管全球企业的 AI 采纳率已攀升至 88%，但仅有 39% 的企业能观察到 AI 对企业利润的实际贡献，且仅有约 6% 的“高绩效”企业真正实现了 AI 驱动的业务转型[2]。这种技术赋能与实际绩效表现之间的落差，反映了企业在引入 AI 技术时，人力资源与技术适配过程的高度复杂性。因此，深入探讨 AI 力影响工作绩效的内在逻辑与边界条件，对于优化人机协作模式具有重要的理论支撑与实践参考价值。

现有研究多聚焦于“算法厌恶”或“技术恐惧”等负面心理对个体行为的影响，虽然为理解技术接受度奠定了基础，但对于员工在 AI 赋能环境下如何通过动态行为决策影响工作绩效，其内在的驱动要素、演化路径及边界条件尚不清晰，亟待更具动态视角的理论建构与实证检验。本研究尝

作者简介：赵卫红，河北师范大学商学院，副教授，研究方向为人力资源管理。
杨嘉宁，河北师范大学商学院，硕士研究生在读，研究方向为工商管理。
*** 通信作者：**李　莉，河北师范大学商学院，硕士研究生在读，研究方向为工商管理。

项目来源：河北省社科基金研究课题“河北省劳动者人工智能素养的形成机理与培育策略”（项目编号：HB24GL028）；河北省社会科学发展研究课题“河北省 AI 力开发与效能提升：技术赋能机制与实现路径探索”（项目编号：HBSKFZ25YB075）。

试基于资源保存理论提出一种系统性的解释框架，AI力作为一种关键的个体资源，其对绩效的最终影响并非表现为简单的线性关系，而是取决于员工在资源管理过程中的策略选择，即通过两条方向截然不同、但逻辑确定的中介路径实现。

具体而言，员工在利用AI资源时存在“趋近”与“回避”两种性质迥异的工作重塑路径。一是资源增益路径。具备高AI力的员工倾向于通过趋近型工作重塑主动优化任务、寻求资源增值，这不仅有助于个体资源的获取与积累，更能正向提升工作绩效。二是资源防御路径。若员工感知到技术对现有资源的威胁，可能采取回避型工作重塑，通过缩减职责或规避易被AI取代的任务来保护现有资源。这种防御性策略虽然短期内缓解了心理压力，但会因抑制了能力的拓展而削弱工作绩效。

基于此，本研究拟借鉴资源保存理论，构建AI力影响工作绩效的理论框架。通过实证分析，旨在揭示趋近型与回避型工作重塑在绩效形成过程中的双重对冲机制。本研究希望通过对这一过程路径的探索，为企业在数字化转型中培养员工AI力、构建和谐的人机协作体系提供明确的理论依据与管理启示。

2 理论基础与研究假设

2.1 理论基础

2.1.1 资源保存理论

资源保存理论（Conservation of Resources Theory，COR）由Hobfoll[3]首次提出，该理论从资源获取与损耗的动态视角重新诠释了压力的生成与应对机制。区别于传统压力理论对“刺激—反应”模式的关注，COR理论强调，个体具有保护、维持并获取有价值资源的内在动机。当个体面临潜在资源损失威胁、实际资源流失，或在资源投入后未能获得预期回报时，便会产生心理应激与压力感。该理论包含两个核心逻辑：首先是损失劣势，即资源损失的负面影响远大于同等程度资源增益带来的积极影响；其次是增益螺旋，即资源充盈的个体更有能力抵御挑战并获取新资源，而资源匮乏者则易陷入“资源流失—压力激增”的恶性循环。

在数字化转型的职场环境中，AI力可被视为员工个体的关键工具性资源。根据COR理论，资源存量的差异决定了员工对技术变革的适应策略：

一是资源增益路径：具备高AI力的员工拥有更强的技术驾驭能力，能够将AI视为一种资源赋能工具，通过优化工作流程、重构任务边界实现工作重塑。这种主动的行为选择不仅提升了工作效率[4]，更进一步强化了个体的掌控感与成就感，从而开启资源的持续增值螺旋。

二是资源防御路径：相比之下，AI力较低的员工因缺乏应对技术变革的必要资源，易将AI的引入视作对其职业地位或技能价值的资源剥夺威胁[5]。为了防御潜在的资源流失，此类员工往往表现出技术排斥或消极应对倾向，难以通过工作重塑获取新资源，最终在数字化竞争中处于劣势地位。

综上所述，员工AI力的高低不仅决定了其对技术变革的心理认知，更通过调节其资源获取与保护的行为策略，深度影响其工作重塑的意愿及最终的绩效产出。

2.1.2 AI力的概念界定

在管理学语境下，AI力被视为个体在数字化工作环境中，基于核心技能与思维方式形成的综合能力，涵盖从基础操作到高阶创造的多维特质[6]。学术界关于AI力的维度构建主要形成了三种视角：一是要素整合视角。张银荣等将AI力划分为AI知识、AI能力与AI伦理三个相互依存的要素[7]。钟柏昌等从AI力构建的水平、高度与状态出发，将其简化为认知、情感与思维三大维度，适用于教育及社会推广[8]。蔡迎春等采用KSAVE模型，从知识、技能、态度、伦理与价值观五个维度构建AI力，并比较了信息素养、数字素养与AI力的异同，提出了相应的教育实施路径[9]。二是系统发展视角，杨鸿武等面向STEM背景，从核心概念、技术实践、跨学科思维与伦理态度四个维度构建框架，并明确了各维度的核心要素。

在工作场所 AI 力研究中，Van Laar 等[10]提出技术能力、非技术能力、高阶思维能力和持续学习能力四个维度，强调非技术能力与思维能力在广泛工作环境中的重要性[11]。三是职场胜任力视角，Oberländer 等基于胜任素质框架提出 KSAOs 模型，明确员工需具备解决复杂问题的能力、快速调整工作方式的技能，以及积极态度、创新精神和对技术的开放心态[12]。Cetindamar 等关注工作场所中的关键能力，提出技术能力、工作能力、人机交互能力与学习能力四项 AI 力模型[13]。Zirar 等针对 AI 在工作场所的核心应用，将 AI 力划分为技术能力、人际能力和概念能力[14]。在上述研究基础上，本研究整合前人观点，将 AI 力解构为三个逻辑层次：第一，显层技术能力，即个体对 AI 工具的熟练操作、应用与管理水平；第二，潜层协作能力，体现为人机交互及团队协同中表现出的灵活性与适配度；第三，深层认知能力，聚焦于复杂信息环境下的批判性思维、创新加工及持续学习能力[15]。

2.1.3 工作绩效的概念界定

绩效起源于西方管理学，是一个含义广泛的概念。学界对其界定存在分歧，主要集中在绩效是行为还是结果的争论上。具体而言，Lawler 和 Porter 认为，工作绩效包括工作的数量、质量及努力程度[16]。Campbell 等将绩效定义为达成工作目标或履行职责的行为[17]。Paul 和 McDaniel 则认为绩效涵盖工作中的行为、结果及态度[18]。韩翼在总结相关研究后，提出工作绩效是一种可评估的行为或结果，涉及任务绩效、关系绩效、学习绩效和创新绩效四个维度，对组织目标的实现具有重要作用[19]。工作绩效的测量方式多种多样，其中，任务绩效关注工作成果，而情景绩效侧重于工作中的行为表现。韩翼设计了包括任务绩效与情境绩效的量表，并增加了学习绩效与创新绩效的测量题项，通过员工自填的方式测量，实证研究表明其结构效度良好[19]。本研究主要探讨培训投入通过 AI 力对工作绩效的影响，关注个体对自身绩效变化的感知，而非从组织公平性角度比较员工绩效差异。因此，本研究选择员工自评作为工作绩效的评价方法。此外，研究表明，相较于外部评价，员工更容易接受自评结果，并且基于自评得出的绩效结论所提出的管理改善措施，也更容易被员工采纳[20]。

2.2 AI力与工作绩效的关系分析

根据资源保存理论，AI 力是个体在数字化生存中拥有的关键工具性资源，其对工作绩效的影响贯穿于资源的获取、保护与增值全过程[21]。首先，从技术匹配路径来看，高 AI 力员工展现出更强的资源获取能力。依据技术错配理论，此类员工能迅速弥补技术变革带来的技能鸿沟，将新兴技术转化为实际的生产力与创新决策储备[22]。这种资源充盈状态使其在应对技术冲击时，能够有效规避资源流失带来的心理压力，维持高效的工作产出。其次，从协同增益路径来看，AI 力有助于构建良性的资源增益螺旋。根据“刺激—机体—反应”(SOR)理论，在面对组织变革或协作障碍时，具备高 AI 力的员工能够依托智能平台打破信息孤岛，通过优化协作流程实现资源整合[23]。这种能力不仅增强了个体的掌控感，还通过带动团队协同提升了整体效能，从而在组织层面实现资源的持续积累。

综上所述，AI 力作为一种具有增值潜力的核心资源，不仅能直接驱动个体工作效能与创新能力的提升，还能通过优化人机协作与团队互动，为组织创造更高的价值溢出。具备高水平 AI 力的劳动者，在数字化职场中展现出更强的适应性与产出稳定性。

据此，本研究提出以下假设：

H1：AI 力显著正向促进劳动者的工作绩效。

2.3 工作重塑的中介作用

根据资源保存理论，个体的行为决策深受其现有资源存量的影响。AI 力作为一种关键的个体特征资源，直接决定了其在面对技术变革时的工作重塑策略与最终的工作绩效水平。

具备高 AI 力的员工拥有充盈的技术与认知资

源，倾向于将AI视为资源赋能而非替代威胁。当个体感知到AI能显著提升效能时，会产生强烈的资源增益动机，进而触发趋近型工作重塑[24]。这种积极的工作行为表现为：员工主动将AI工具整合进核心业务、重构人机协同流程并拓展职责边界。通过这种资源的投入与再创造，员工能够突破传统能力瓶颈，进入高产能、高创新的产出状态，实现工作绩效的指数级增长[25]。

相反，AI力匮乏的员工在技术更迭中处于资源劣势，极易产生资源流失恐慌（如技能过时、岗位不稳）。为了防御潜在的职业威胁并减缓心理压力，此类员工往往采取回避型工作重塑策略[26]，通过缩减挑战性任务、隐藏知识或被动协作来实施止损损耗。虽然这种防御性行为短期内保护了残余资源，但阻断了技术对能力的补强，导致个体在数字化环境下的适应性停滞，最终表现为工作绩效的显著下滑[27]。

综上所述，AI力通过塑造员工的资源预期，驱动其选择不同的工作重塑模式，进而对工作绩效产生异质化影响：高AI力通过激发趋近型工作重塑实现绩效的价值溢出；而低AI力则易诱发回避型工作重塑，从而抑制绩效产出（图1）。

据此，本研究提出如下假设：

H2a：AI力对趋近型工作重塑具有显著的正向影响；

H2b：趋近型工作重塑对工作绩效具有显著的正向影响；

H2c：趋近型工作重塑在AI力与工作绩效的关系中发挥中介作用。

H3a：AI力对回避型工作重塑具有显著的负向影响；

H3b：回避型工作重塑对工作绩效具有显著的负向影响；

H3c：回避型工作重塑在AI力与工作绩效的关系中发挥中介作用。

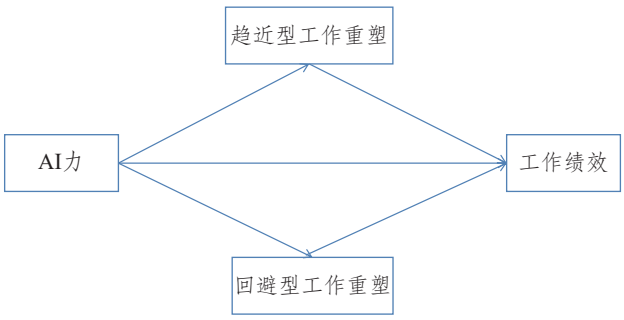


图1　理论模型图

3　研究设计与方法

3.1　变量测度

本研究除收集受访者的个人人口学背景信息外，对AI力、工作绩效、趋近型工作重塑及回避型工作重塑四个核心变量均采用国内外学术界公认的成熟量表进行测量。为确保翻译的准确性，所有国外量表均经过严格的“翻译—回译”程序。量表统一采用Likert 5点计分法，得分越高代表对题项描述的认同程度越高。

AI力：本研究整合了多个权威量表以全面刻画AI力的多维结构，共包含26个题项：学习与思维能力：借鉴Jaiswal等开发的量表，共9个题项，侧重考察员工从复杂数据中获取洞见的能力[28]；人机协作能力：参考Kong等的测量工具，共10个题项，聚焦员工在问题识别与风险管理中与AI的协同水平[29]；技术能力：采用Chowdhury等的研究成果，共7个题项，评估员工对AI系统边界及操作逻辑的理解[30]。

工作绩效（Dependent Variable）：工作绩效由任务绩效与创新绩效两个维度构成，旨在全面评估员工的产出质量与潜力。任务绩效：采用Befort和Hattrup开发的3题项量表，重点考查员工履行岗位职责的基础能力[31]；创新绩效：采用Zhou和Goorge开发的8题项量表，侧重衡量员工在解决问题时采用新思路、新方法的频率[32]。

工作重塑（Mediating Variable）：采用Bruning和Campion开发的成熟量表，共计30个题项，划分为动机导向截然不同的两个子维度[33]。趋近型工作重塑：共23个题项，度量员工主动扩张职责边界、优化资源投入的积极行为；回避型工作重塑：共7个题项，度量员工通过缩减职责、降低负荷

以规避资源损耗的防御性行为。

控制变量（Control Variables）：为排除人口学特征对研究结果的潜在干扰，本研究将性别、年龄、学历、工作年限作为控制变量纳入分析模型。此外，考虑到不同性质的企业在技术应用上的差异，岗位类型也将作为必要的控制因素，以增强研究结论的稳健性与普适性。

3.2 研究样本

本研究于2024年10月至2025年3月期间开展数据采集工作[1]。为有效降低共同方法偏差（Common Method Bias，CMB）并增强因果推论的稳健性，本研究采用了多源与多时点的配对调查法。调研过程严格遵循学术伦理，具体分为两个阶段：第一阶段（T1时点）：邀请员工填写自评问卷，涵盖其个人基本信息、AI力水平、AI信任程度以及工作重塑行为倾向。第二阶段（T2时点）：为确保绩效评价的客观性与独立性，在T1结束后约一个月，邀请上述员工的直接上级对其工作绩效进行匹配评价。

本次调研共计发放配对问卷370份。数据回收后，依据严格的清洗标准对原始数据进行了甄别与筛选。剔除标准包括：作答时间异常：平均每题作答时间少于2秒，判定为随机勾选；反应倾向明显：选项呈现高度重复或规律化分布（如全选同一选项或阶梯式作答）；匹配失效：员工与上级问卷编号无法精准对应或核心变量缺失。经过筛选，共剔除无效问卷32份，最终获得有效配对问卷338份，问卷有效率达91.35%。较高的回收率与配对质量为后续的实证分析提供了坚实的数据支撑。

如表1所示，研究样本展现出良好的代表性与多样性。从人口统计学维度看，受访对象在性别、年龄及学历上分布较为均衡；从组织维度看，样本广泛涵盖技术研发、职能管理、市场营销等多种岗位类型，且职级分布合理。多元化的样本结构有效提升了研究结论的普适性与外推有效性。

表1 研究样本统计情况

变量	选项	频率	百分比（%）
年龄	18~25岁	81	24.0
	26~35岁	179	53.0
	36~45岁	62	18.3
	46岁以上	16	4.7
性别	男	158	46.7
	女	180	53.3
学历	专科及以下	45	13.3
	本科	252	74.6
	硕士研究生及以上	41	12.1
工作年限	5年以下	115	34.0
	5~10年	144	42.6
	10年以上	79	23.4
行业类别	制造业	69	20.4
	金融业	27	8.0
	互联网与计算机软件行业	90	26.6
	医疗卫生行业	19	5.6
	文化娱乐业	20	5.9
	教育与培训行业	50	14.8
	物流与交通运输业	15	4.4
	政府或其他事业单位	24	7.1
	其他	24	7.1
岗位类型	技术研发类	81	24.0
	数据处理类	41	12.1
	财务管理类	26	7.7
	市场营销类	34	10.1
	客户服务类	40	11.8
	行政管理类	59	17.5
	生产制造类	30	8.9
	其他	27	8.0

[1] 注：第一轮数据采集后，根据数据质量进行补充采集。

3.3 量表信效度检验

本研究采用 Cronbach's 系数与组合信度（CR）双重指标评估量表的内部一致性。分析结果显示：AI 力（0.942）、趋近型工作重塑（0.923）、回避型工作重塑（0.821）及工作绩效（0.832）四个核心变量的 Cronbach'α 系数均显著高于 0.70 的建议阈值，且总量表的 Cronbach'α 系数达到 0.913。此外，各维度的组合信度（CR）均大于 0.80，表明测量工具具有高稳定性与可靠性。

选取 KMO 检验与 Bartlett 球形检验对数据进行探索性因子分析（EFA）前提测试。结果显示，KMO 值为 0.927，远高于 0.60 的标准，且 Bartlett 球形检验结果显著（p<0.001），拒绝了变量间独立的零假设，表明数据具有良好的结构性，适合进行因子分析。

为进一步验证量表的区分效度，运用 AMOS 软件进行了验证性因子分析（CFA）。分析结果表明，四因子模型（AI 力、趋近型工作重塑、回避型重塑、工作绩效）的拟合指标（χ^2/df=1.092，CFI=0.974，TLI=0.973，RMSEA=0.017）均达到理想范围，且显著优于其他竞争模型。各题项在所属因子上的标准载荷均在 0.60 以上，且平均萃取方差（AVE）均大于 0.50，证明量表具有良好的收敛效度与区分效度（表 2）。

运用 SPSS 26.0 软件对 338 份有效样本进行了描述性统计及相关性分析。各变量间的相关关系方向与研究假设初步吻合，且相关系数均小于 0.70，表明不存在严重多重共线性问题，为后续构建结构方程模型及开展回归分析奠定了必要前提（表 3）。

4 实证分析结果

4.1 假设检验

4.1.1 主效应检验

为检验 AI 力对工作绩效的正向影响，研究采用 SPSS 26.0 进行多元线性回归分析，构建以工作绩效为因变量的模型 1 和模型 2。根据表 4 所示的回归分析结果，模型 1 中除工作年限之外的其他控制变量对工作绩效的影响不显著，控制变量对工作绩效的解释力仅为 1.0%（R^2_{Adj} 值为 0.010）。

表2 验证性因子分析

编号	模型	χ^2	df	χ^2/df	CFI	TLI	RMSEA
1	四因子模型	2335.180	2138	1.092***	0.974	0.973	0.017
2	三因子模型	2766.525	2141	1.292***	0.918	0.915	0.029
3	二因子模型	3351.469	2143	1.564***	0.841	0.836	0.041
4	单因子模型	5439.468	2144	2.537***	0.566	0.553	0.068

表3 描述性统计和相关性分析

变量	M	SD	1	2	3	4
1. AI 力	3.919	0.457	1			
2. 趋近型工作重塑	3.841	0.447	0.291**	1		
3. 回避型工作重塑	2.496	0.630	−0.358**	−0.229**	1	
4. 工作绩效	3.927	0.450	0.324**	0.455**	−0.346**	1

注：** 在 0.01 水平（双尾），相关性显著；* 在 0.05 水平（双尾），相关性显著。

表4　层次回归分析结果

变量	工作绩效			
	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4
年龄	−0.117	−0.078	−0.027	−0.050
性别	0.072	0.082	0.053	0.067
学历	0.050	0.045	0.043	0.026
工作年限	0.191*	0.170*	0.099	0.147
行业类别	−0.052	−0.067	−0.052	−0.051
岗位类型	0.013	0.047	0.066	0.044
AI 力		0.331**	0.223**	0.242**
趋近型工作重塑			0.381**	
回避型工作重塑				−0.250**
R^2	0.028	0.135	0.264	0.188
R^2_{Adj}	0.010	0.116	0.246	0.168
F	1.562	7.337	14.727	9.512

注：** 代表 p<0.01，* 代表 p<0.05，表 5 同。

表5　多元回归分析结果

变量	趋近型工作重塑		回避型工作重塑	
	模型 1	模型 2	模型 5	模型 6
年龄	−0.167*	−0.133	0.154	0.113
性别	0.067	0.075	−0.049	−0.059
学历	0.009	0.005	−0.082	−0.077
工作年限	0.205**	0.188*	−0.116	−0.094
行业类别	−0.026	−0.039	0.050	0.066
岗位类型	−0.081	−0.052	0.024	−0.012
AI 力		0.284**		−0.355**
R^2	0.033	0.111	0.023	0.146
R^2_{Adj}	0.015	0.092	0.005	0.128
F	1.857	5.906	1.306	8.077

增加 AI 力这一自变量后，模型 2 的解释力提高至 11.6%。此外，回归分析结果表明，AI 力与工作绩效之间具有正相关关系（β=0.331，p<0.01），假设 H1 成立。

4.1.2　双重中介效应检验

如表 5 中模型 2 所示，AI 力显著正向预测趋近型工作重塑（β=0.284，p<0.01），且根据表 4，趋近型工作重塑对工作绩效具有显著正向影响（β=0.381，p<0.01）。表 6 的 Bootstrap 检验显示，总效应、直接效应、间接效应的 95% 置信区间均不包含 0，说明三条路径均统计显著。AI 力对工作绩效的直接效应显著、间接效应也显著，因此趋近型工作重塑在 AI 力与工作绩效之间发挥部分中介作用。假设 H2a、H2b、H2c 得到验证。

如表 5 中模型 6 所示，AI 力对回避型工作重塑具有显著的抑制作用（β=−0.355，p<0.01），且根据表 4，回避型工作重塑对工作绩效表现为显著的负向影响（β=−0.250，p<0.01）。这一“双重负向”路径揭示了 AI 力的资源防御机制。AI 力作为一种个体资源，有效缓解了技术带来的资源威胁感，从而显著降低了员工通过缩减职责或回避任务来保护现有资源的防御性动机。由于回避行为会抑制能力拓展并损害产出，AI 力通过抑制这种负向行为，间接保障了工作绩效。表 7 显示总效应值为 0.3262，置信区间不包含 0，假设 H3a、H3b、H3c 得到验证。

在 AI 赋能环境下，趋近型与回避型工作重塑呈现出并行且竞争的关系。两种重塑行为并非非此即彼的替代关系，而是员工在应对 AI 资源冲击时，基于不同动机（增益动机 vs. 防御动机）同时产生的动态行为决策。资源保存理论指出，个体的心理资源总量是有限的，趋近型工作重塑侧重于资源投入以换取远期增益，而回避型重塑侧重于减少损耗以维持现状。

5　结论与讨论

5.1　研究结果

一是 AI 力对工作绩效的直接赋能效应。研究证实，AI 力作为员工在数字化生境中的核心个体

表6　趋近型工作重塑的中介效应检验结果

路径：AI 力→趋近型工作重塑→工作绩效				
效应类型	效应值	标准误	95% 置信区间	显著性判断
总效应	0.3262	0.0510	［0.2258，0.4266］	显著
直接效应	0.2196	0.0492	［0.1229，0.3164］	显著
间接效应	0.1066	0.0255	［0.0606，0.1595］	显著

表7　回避型工作重塑的中介效应检验结果

路径：AI 力→回避型工作重塑→工作绩效				
效应类型	效应值	标准误	95% 置信区间	显著性判断
总效应	0.3262	0.0510	［0.2258，0.4266］	显著
直接效应	0.2389	0.0530	［0.1347，0.3431］	显著
间接效应	0.0873	0.0217	［0.0481，0.1310］	显著

资源，对工作绩效具有显著的正向预测作用。具备高 AI 力的员工能够高效处理程序性任务，实现劳动力的解放与增强，从而将认知资源投入到高阶创新与复杂决策领域，形成产出质量的增益螺旋[34]。

二是工作重塑的双路径中介效应。工作重塑是连接 AI 力与绩效的桥梁，且呈现出截然不同的两条路径。其一趋近型路径（增益导向）：高 AI 力能激发员工的资源获取动机，通过主动重构任务边界、优化协作流程，实现技能与工具的深度耦合，驱动绩效攀升。其二回避型路径（防御导向）：低 AI 力或感知到技术威胁的员工易诱发防御性的回避型工作重塑，通过缩减职责来规避资源损耗，但这本质上限制了对新技术的整合利用，导致绩效水平结构性下滑[35]。

5.2　管理启示

研究结果为民营企业在数智化转型浪潮中优化人机协作模式、驱动工作绩效增长提供了具有实践指导意义的管理路径。

5.2.1　构建全生命周期的AI力培育体系

企业应将 AI 力提升至战略资源高度，打破单一的技术培训模式。第一，多维能力解构：培训应涵盖“工具操作—思维重塑—人机协同”三个层次，培养员工在复杂决策中指挥与纠偏 AI 的主脑意识。第二，阶梯式赋能：构建分职能、分职级的 AI 能力地图，针对研发、管理及业务人员设计差异化课程，促使员工从技术适应者转变为技术驾驭者。

5.2.2　营造容错与自主的趋近型工作重塑氛围

鉴于趋近型工作重塑的关键中介作用，组织应从顶层设计上松绑。赋予重塑自主权：适度打破僵化的岗位描述，允许员工根据 AI 工具特性自主优化任务流与时间分配。建立容错机制：鼓励 AI 协作的创新尝试，在考核中包容技术探索导致的短期波动，激发全员拥抱变革的内生动力。

责任编辑：李　琦　校对：李　琦　刘晓莉

参考文献

［1］何江，闫淑敏. 人机劳动分工：生成逻辑、模式类型与作用机制［J］. 南开管理评论，2024，27(6)：88-99.

［2］Singla A，Sukharevsky A，Hall B，et al.

The state of AI in 2025: Agents, innovation, and transformation[R/OL]. (2025-11-05). https://www.mckinsey.com/our-insights/the-state-of-ai.

[3]Hobfoll S E. Conservation of resources: A new attempt at conceptualizing stress[J]. *American Psychologist*, 1989, 44(3): 513-524.

[4]范丽繁, 马倩, 彭坚, 等. 晋升还是离职? 可雇佣性理论视角下AI素养的双刃剑效应研究[J]. 应用心理学, 1-13.

[5]王婉, 刘康旭. 认知评价视角下人工智能(AI)技术应用对员工知识行为的双重效应研究[J]. 科技管理研究, 2025, 45(16): 111-120.

[6]李宁. 解锁AI力: 开启一场人机双向奔赴的生产力革命[J]. 清华管理评论, 2024(6): 62-69.

[7]张银荣, 杨刚, 徐佳艳, 等. 人工智能素养模型构建及其实施路径[J]. 现代教育技术, 2022, 32(3): 42-50.

[8]钟柏昌, 刘晓凡, 杨明欢. 何谓人工智能素养: 本质、构成与评价体系[J]. 华东师范大学学报(教育科学版), 2024, 42(1): 71-84.

[9]蔡迎春, 张静蓓, 虞晨琳, 等. 数智时代的人工智能素养: 内涵、框架与实施路径[J]. 中国图书馆学报, 2024, 50(4): 1-17.

[10]杨鸿武, 张笛, 郭威彤. STEM背景下人工智能素养框架的研究[J]. 电化教育研究, 2022, 43(4): 26-32.

[11]Van Laar E, Van Deursen A J A M, Van Dijk J A G M, et al. The relation between 21st-century skills and digital skills: A systematic literature review[J]. *Computers in Human Behavior*, 2017, 72: 577-588.

[12]Oberländer M, Beinicke A, Bipp T. Digital competencies: A review of the literature and applications in the workplace[J]. *Computers & Education*, 2020, 146: 103752.

[13]Cetindamar D, Kitto K, Wu M, et al. Explicating AI literacy of employees at digital workplaces[J]. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 2022, 71: 810-823.

[14]Zirar A, Ali S I, Islam N. Worker and workplace Artificial Intelligence (AI) coexistence: Emerging themes and research agenda[J]. *Technovation*, 2023, 124: 102747.

[15]赵卫红, 杨嘉宁, 李莉, 等. 劳动者人工智能素养培育机制与群体差异的聚类分析[J]. 今日科苑, 2025(5): 7-19.

[16]Lawler E E, Porter L W. The effect of performance on job satisfaction[J]. *Industrial Relations*, 1967, 7(1): 20-28.

[17]Campbell J P, McHenry J J, Wise L L. Modeling job performance in a population of jobs[J]. *Personnel Psychology*, 1990, 43(2): 313-575.

[18]Paul D L, McDaniel R R. A field study of the effect of interpersonal trust on virtual collaborative relationship performance[J]. *MIS Quarterly*, 2004, 28(2): 183-227.

[19]韩翼. 雇员工作绩效结构模型构建与实证研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2006.

[20]DeNisi A S, Murphy K R. Performance appraisal and performance management: 100 years of progress ?[J]. *Journal of Applied Psychology*, 2017, 102(3): 421-433.

[21]王宁, 张新一, 吴书慧, 等. 向人还是向人工智能寻求反馈更有效? 工作重塑视角下寻求反馈对创造力的影响研究[J]. 中国人力资源开发, 2024, 41(11): 58-81.

[22]张敏. 技术错配视角下AI技术陷阱及其治理机制研究[J]. 科研管理, 2025, 46(1): 106-113.

[23]李子浩, 施锦诚, 王迎春. AI技术采用对科研人员创新绩效的影响研究[J]. 科学学研究, 2025, 43(10): 2056-2065.

[24]Bindl U K, Unsworth K L, Gibson C B, et al. Job crafting revisited: Implications of an extended framework for active changes at work[J]. *Journal of Applied Psychology*, 2019, 104(5): 605.

[25]陈志俊, 纪顺洪, 张辉华. 自下而上提升

组织绩效的主动尝试：基于动态过程视角的工作重塑[J]. 心理科学进展，2023，31(10)：1814–1827.

[26]Yam K C，Goh E Y，Fehr R，et al. When your boss is a robot：Workers are more spiteful to robot supervisors that seem more human[J]. *Journal of Experimental Social Psychology*，2022，102：104360.

[27]桂橙林，赵旭宏，张鹏程，等. 数智化背景下员工AI意识对其创新绩效的影响机制[J]. 中国人力资源开发，2024，41(8)：6–22.

[28]Jaiswal A，Arun C J，Varma A. Rebooting employees：Upskilling for artificial intelligence in multinational corporations[M]//Artificial intelligence and international HRM. Routledge，2023：114–143.

[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]Chowdhury S，Budhwar P，Dey P K，et al. AI–employee collaboration and business performance：Integrating knowledge–based view，socio–technical systems and organisational socialisation framework[J]. *Journal of Business Research*，2022，144：31–49.

[31]Befort N，Hattrup K. Valuing task and contextual performance：Experience，job roles，and ratings of the importance of job behaviors[J]. *Applied HRM Research*，2003：17–32.

[32]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.

[33]Bruning P F，Campion M A. A role–resource approach–avoidance model of job crafting：A multimethod integration and extension of job crafting theory[J]. *Academy of Management Journal*，2018，61(2)：499–522.

[34]林俐，朱晶晶. 生成式人工智能使用的前因及其对工作绩效的影响：数字化工作重塑视角[J]. 中国人力资源开发，2025，42(2)：57–78.

[35]魏昕，董韫韬，曹甜，等. 员工反抗算法的结果及影响机制：资源保存的视角[J]. 管理工程学报，2024，38(1)：31–45.

How does AI power drive job performance in a human–AI collaboration environment?

Zhao Weihong, Li Li*, Yang Jianing

(Business School, Hebei Normal University, Shijiazhuang 050000, China)

Abstract: In the context of digital transformation, how individual AI capability translates into organizational effectiveness is a core issue in the field of human–AI collaboration. Based on Conservation of Resources (COR) theory, this study utilizes multi–time–point tracking data from 338 supervisor–subordinate dyads. The results show that: First, capability, as a key instrumental resource, has a significant positive effect on job performance; Second, job crafting is the critical behavioral path for converting resources into effectiveness. AI capability enhances performance inducing approach–type job crafting and can inhibit the performance decline caused by avoidance–type job crafting. The study reveals the selection mechanism of human–AI collaboration from resource stock to behavioral, providing theoretical support and managerial implications for enterprises to enhance the effectiveness of digital talent.

Keywords: AI capability; job crafting; job performance; Conservation of Resources Theory