

人工智能使用对工作重塑和工作投入的影响

刘文瑞^{1*}, 李慕轶^{2#}

¹首都经济贸易大学工商管理学院, 北京

²中国劳动关系学院社会工作学院, 北京

收稿日期: 2025年4月18日; 录用日期: 2025年5月27日; 发布日期: 2025年6月10日

摘要

数字化时代, 人工智能正深入员工工作场所, 为传统工作模式带来深刻变革。为进一步明确其影响机制, 本研究基于工作要求-资源模型, 对194份样本作实证分析, 构建有调节的中介效应模型, 探究人工智能使用如何影响员工工作投入。结果表明, 人工智能使用通过工作重塑正向影响工作投入, 组织支持感负向调节该路径; 当员工组织支持感较低, 人工智能使用通过工作重塑影响投入的正向中介效应更强, 而当员工组织支持感较高时, 中介效应较弱。

关键词

日常人工智能使用情况, 工作投入, 工作重塑, 组织支持感, 工作要求-资源模型

The Impact of Daily Artificial Intelligence Usage on Job Crafting and Work Engagement

Wenrui Liu^{1*}, Mushi Li^{2#}

¹School of Business Administration, Capital University of Economics and Business, Beijing

²School of Social Work, China University of Labor Relations, Beijing

Received: Apr. 18th, 2025; accepted: May 27th, 2025; published: Jun. 10th, 2025

Abstract

In the digital age, artificial intelligence (AI) is gradually penetrating the workplace of employees, bringing extensive and profound changes to traditional work models. To further clarify its impact mechanism, based on the Job Demands-Resources Model, this study conducts an empirical analysis of 194 samples, constructs a moderated mediation effect model, and explores how AI usage affects

*第一作者。

#通讯作者。

文章引用: 刘文瑞, 李慕轶(2025). 人工智能使用对工作重塑和工作投入的影响. *心理学进展*, 15(6), 55-66.

DOI: 10.12677/ap.2025.156350

employees' work engagement through job crafting, as well as the moderating role of perceived organizational support. The results show that AI usage has a positive impact on work engagement through job crafting, and perceived organizational support plays a negative moderating role. When employees' perceived organizational support is low, the positive mediating effect of AI usage on work engagement through job crafting is stronger. When employees' perceived organizational support is high, the mediating effect is weaker.

Keywords

Daily Artificial Intelligence Usage, Work Engagement, Job Crafting, Perceived Organizational Support, Job Demands-Resources Model

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

数智化时代下,人工智能(Artificial Intelligence)正重构全球产业生产范式与价值创造逻辑(师博, 2020; 孙早和侯玉琳, 2021)。这种革命也体现在组织管理中:人工智能通过任务替代与能力增强重塑职场生态(Chuang, 2021),引发工作特征重构(Selenko et al., 2022)。而工作投入(Work Engagement)作为员工面对工作产生的持久心理行为状态,是连接个体特质、工作因素和工作绩效的完美纽带,更是组织厚植竞争优势的重要载体(胡少楠和王詠, 2014)。伴随全社会的数字化转型,如何通过技术部署优化员工工作投入,已成为新时代组织管理研究的核心命题。

目前,学界已对日常人工智能使用情况(Daily artificial intelligence usage)与员工行为和心理结果变量间关系进行了研究,呈现出认知张力(蒋建武等, 2024)。研究显示,工作场所中应用人工智能,可使员工更积极地投入工作,提升绩效(Prentice et al., 2023)。然而,也有研究揭示,技术部署中若忽视组织准备度与员工适应性,反而会加剧角色模糊与替代焦虑,造成投入水平下降(Kong et al., 2021; Matsunaga, 2022; Chen et al., 2024)。这种矛盾性结论凸显出现有理论框架的不足:研究者虽已识别人工智能应用的双刃剑效应(Tang et al., 2022; 穆鑫岩等, 2023),但对其作用机制的异质性来源仍缺乏系统解构(张恒等, 2023),尤其缺乏对技术特性与组织情境交互作用的考察(Agrawal, 2023)。鉴于此,基于工作要求-资源模型(Job Demands-Resources Model),本研究将探讨人工智能使用影响员工工作投入具体机制,探讨不同边界条件下人工智能使用对员工工作投入的影响差异。

而工作重塑(Job Crafting)作为员工主动调整工作任务、关系及认知边界的自下而上行为策略(Amillano et al., 2024),为解读人工智能影响工作投入的传导路径提供了切入点。研究表明,人工智能的技术赋能可触发差异化重塑:当员工感知到技术赋能,会倾向于通过任务优化、关系重构及认知调适实现积极的工作重塑(高中华和徐燕, 2024),提升投入(Bakker et al., 2012)。但当技术威胁自身,员工更易触发防御性策略,导致绩效下降(蔡文著和余晓花, 2024)。这种矛盾表明,人工智能的技术赋能可能受技术特性、个体特质、组织情境的交互影响。基于此,本研究选取工作重塑作为中介变量,考察人工智能使用对员工工作重塑的影响,以及重塑行为在何种组织情境下能有效转化为工作投入的提升。

除技术应用本身的影响,人工智能引发的组织环境重构对员工策略选择也有重要影响(张春虎和吴小节, 2023)。过往研究中,组织支持类变量作为社会性资源,可通过缓冲作用减少员工负面心理状态(Bakker & Demerouti, 2007),强化技术资源的应用效能(孟祥婧和徐鹏, 2024)。然而,根据工作要求-资源模型,

无论要求和资源水平如何,关键在于二者的平衡(张兴贵等, 2012)。因此,当人工智能打破原有平衡,组织支持感(Perceived Organizational Support)对员工心理行为的调节机制可能出现功能反转(Fletcher et al., 2018)。具体而言,虽然高组织支持感可通过“缓冲效应”减少压力(Li et al., 2022),但当企业赋予员工超出要求过多的资源,反而会使员工对角色和目标感到模糊(Nahum-Shani & Bamberger, 2011; Johlke & Iyer, 2013);而在低组织支持感下,资源的不足使员工危机意识不断强化(徐智华等, 2017),反而促使其通过重塑适应变革(Niessen et al., 2016)。为验证这一悖论,本研究将组织支持感作为调节变量,探讨其在人工智能使用、工作重塑与工作投入间的调节效应,揭示技术变革下资源感知与行为策略的复杂互动。

综上所述,本研究将基于工作要求-资源模型的理论框架,探索日常人工智能使用情况对员工工作投入的影响机制,重点考察工作重塑的中介路径及组织支持感的调节边界条件。

2. 理论基础与研究假设

2.1. 日常人工智能使用情况与员工工作投入

数智化转型加速推进下,人工智能已成为重构职场生态的关键驱动力量。一方面,它能高效处理程式化事务,使员工从繁琐事务中解脱(Chuang, 2021);另一方面,它能凭借数据分析与预测,赋能员工复杂问题求解(Dutta & Mishra, 2021)。这种变革本质是对工作特征的系统性重构(蒋建武等, 2024)。根据工作要求-资源模型,所有工作特征均可归类为两个核心维度:其一为“工作要求”,即需身心持续投入的任务属性;其二为“工作资源”,即促进目标达成的支持性要素(Demerouti et al., 2001)。而人工智能可视作为一种结构性资源(Structural Job Resources),可通过提供工具性支持和消减阻碍性工作要求(Hindrance Job Demands)优化资源结构(高中华和徐燕, 2024),使员工能将有限资源配置于战略规划等高价值活动(Chuang, 2021),进而通过资源增益螺旋(Resource Gain Spiral)提升投入与绩效(Hobfoll, 2001; Tims et al., 2012)。

技术赋能也意味着新的工作要求。人工智能不仅要求员工掌握人机协作技能,更需要其构建动态学习机制以应对加速迭代的知识体系(Dunlap & Lacity, 2017; 朱晓妹等, 2021)。这种适应性压力可激发员工进取精神,成为其能力突破的催化剂(Van Den Broeck et al., 2010)。研究显示,当员工获得足够资源支持与心理赋能,人工智能的挑战性压力将转变为员工提升投入与人岗匹配的“开关”(Dang & Liu, 2022; Tang et al., 2022)。

基于上述分析,本研究提出以下假设:

H1: 日常人工智能使用情况正向影响员工工作投入。

2.2. 工作重塑的中介作用

工作重塑作为员工重构工作特征的行为策略(张春虎和吴小节, 2023),为理解主效应的作用机制提供了重要视角。经典定义认为,工作重塑是员工在工作的任务或关系边界上做出的物理上或认知上的改变(Wrzesniewski & Dutton, 2001)。而工作要求-资源模型进一步揭示了工作重塑的资源再配置功能:员工通过增加结构性/社会性资源、应对挑战性/阻碍性要求,实现要求与资源的动态平衡(Tims & Bakker, 2010)。而当人工智能引发环境剧变,既有“要求-资源”稳态的打破势必迫使员工对工作重新设计,以建立新的平衡模式(Tims et al., 2012; 高中华和徐燕, 2024)。具体而言,人工智能可通过三重路径触发重塑(林俐和朱晶晶, 2025):第一,任务冗余取代引发任务重塑(如聚焦创造性任务)(Kellogg et al., 2020);第二,协作网络重构驱动关系重塑(如优化跨职能协作)(李文龙和张凡, 2024);第三,能力贬值风险倒逼认知重塑(如重构比较优势认知)(张进澳等, 2024)。

基于上述分析,本研究提出以下假设:

H2: 日常人工智能使用情况正向影响工作重塑。

而工作重塑能够通过资源增益和意义重构两条路径, 优化人-岗匹配, 提升员工工作投入(闫培林, 2016)。第一, 资源增益路径下员工通过主动的任务重塑与关系重塑, 储备资源, 提升技术适应性(钟竞等, 2025)。而资源扩张又推动员工承担挑战性任务, 通过持续的成就反馈强化工作投入(朱晓妹等, 2021), 形成资源增益螺旋(Hobfoll, 2001)。第二, 意义重构路径下员工通过重新定位自身优势, 重构身份认知, 从“任务执行者”转变为“人机系统督导者”(Song et al., 2022; Wang et al., 2022)。这种意义重构会激发员工内在动机, 促使员工将工作视为自我实现的过程, 产生持续心理投入(高婧和陈傲, 2023)。

基于上述分析, 本研究提出以下假设:

H3: 工作重塑正向影响工作投入。

结合假设 2 和假设 3 的理论逻辑, 人工智能使用对工作投入的影响并非直接的线性传导, 而是通过工作重塑的转化实现非线性增效: 当人工智能打破“要求-资源”稳态, 深度使用人工智能的员工, 更可能通过重塑将技术赋能转化为驱动力, 实现工作投入持续增长。

基于上述分析, 本研究提出以下假设:

H4: 工作重塑在日常人工智能使用情况与工作投入间发挥中介作用。

2.3. 组织支持感的调节作用

人工智能的最终应用效果还受组织情境的影响(Sun et al., 2024)。组织支持感作为员工对组织价值认可与福祉关怀的总体感知(Eisenberger et al., 1986), 与情感承诺、工作投入等变量息息相关(宗文等, 2010)。研究显示, 组织支持感作为社会性资源, 能通过缓冲效应减轻员工负面状态, 调节技术变革对员工行为的传导路径(Ramaci et al., 2024)。

而在人工智能渗透职场过程中, 组织支持感的调节作用表现为两种对立机制: 第一, 高组织支持感的“替代效应”: 当员工感知到充分的组织支持却缺乏对应绩效要求, 可能会将技术变革风险归因为可控的外部事件(刘艳莉, 2024), 而非切身的替代威胁(Van Hooff & Van Hooft, 2014; Xu et al., 2023)。此时, 组织提供的保障将不再是“缓冲器”, 而是“安全网”, 直接满足员工面对挑战的资源需求(Tims & Bakker, 2010), 抑制员工主动应变的动机(廖化化等, 2022)。第二, 低组织支持感的“激活效应”: 当组织支持在技术变革中缺位, 员工直接面临资源短缺与外部威胁(马璐和李思柔, 2025)。为应对挑战, 重建平衡, 员工会采用主动性策略(工作重塑)以重建控制感(Niessen et al., 2016)。

上述调节机制本质是组织支持感对技术赋能的情境化重构: 高支持感情境中, 组织资源替代了个体层行为调适; 而在低支持感情境中, 技术引发的资源短缺迫使员工通过重塑行为实现“要求-资源”的再平衡(Irving & Montes, 2009; Tims & Bakker, 2010)。

基于上述分析, 本研究提出如下假设:

H5: 组织支持感在日常人工智能使用情况与工作重塑间发挥调节作用, 即相比高组织支持感的员工, 日常人工智能使用情况对低组织支持感的员工工作重塑的正向影响更显著。

2.4. 有调节的中介效应

综合上述分析, 本研究基于工作要求-资源模型, 认为组织支持感系统性调节人工智能使用影响工作投入的传导路径。高组织支持感情境下, 既有工作要求未能随技术升级同步调整, 导致冗余资源无法有效转化为任务投入, 弱化了员工成就感和意义感(陈晓等, 2023)。此时, 员工会将技术变革视为组织主导的系统性升级, 而非个体驱动适应性挑战(Xu et al., 2023), 导致“人工智能应用→工作重塑→工作投入”的路径被抑制。而低组织支持感情境下, 技术引发的资源缺口释放出强烈的危机信号(Maedche et al., 2019), 员工为抵御外部威胁主动激活重塑行为(Chen et al., 2024)。而这种适应性行为不仅重建了平衡(闫培林, 2016), 更通过成就反馈强化了意义感, 推动工作投入的螺旋式上升(尹奎等, 2019)。

基于上述分析, 本研究提出如下假设。

H6: 组织支持感调节日常人工智能使用情况通过工作重塑影响员工工作投入的中介效应, 即组织支持感越低, 日常人工智能使用情况越能通过工作重塑影响员工工作投入。

综上所述, 本研究构建理论模型如图 1 所示:

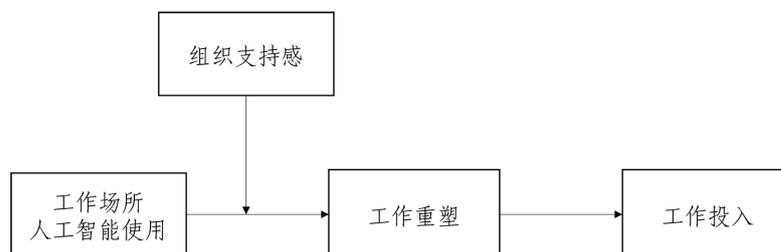


Figure 1. Theoretical model
图 1. 理论模型

3. 研究设计

3.1. 研究对象与数据收集

本研究采用问卷调查的方法, 通过 Credamo 检索平台招募被试。样本由 194 名被试组成。在性别方面, 男性 64 名, 占 33.0%, 女性 130 名, 占 67.0%。在学历方面, 专科 11 名, 占 5.7%, 本科 126 名, 占 64.9%, 硕士 55 名, 占 28.4%, 博士 2 名, 占 1.0%。在职业类型方面, 公务员 5 名, 占 2.6%, 国有企业员工 56 名, 占 28.9%, 民营企业员工 116 名, 占 59.8%, 事业单位员工 7 名, 占 3.6%, 外资企业员工 7 名, 占 3.6%, 其他 3 名, 占 1.5%。在年龄方面, 平均年龄为 31.309 岁, 标准差为 5.347。

3.2. 变量测量

除个人基本信息外, 日常人工智能使用情况、组织支持感、工作重塑、工作投入 4 个变量的测量均选取国际权威期刊上公开发表的成熟量表, 采用 Likert7 点计分法, 其中, 1 表示“非常不同意”, 7 表示“非常同意”

1) 日常人工智能使用情况: 采用 Tang 等人(2022)编制的日常人工智能使用情况量表, 共 3 个题项, 如“我工作场所的 AI 技术支持有效决策过程”。本研究中, 该量表的 Cronbach's α 系数为 0.606。

2) 组织支持感: 采用 Eisenberger 等人(1986)编制的组织支持感量表, 共 9 个题项, 如“我的组织重视我对它福祉的贡献”。本研究中, 该量表的 Cronbach's α 系数为 0.889。

3) 工作重塑: 采用工作重塑量表(Tims et al., 2012), 从任务重塑、关系重塑、认知重塑三个维度对工作重塑进行测量, 本研究从中筛选 14 个题项, 如“我以一种使工作对我来说更有意义的方式看待我的工作”。本研究中, 该量表的 Cronbach's α 系数为 0.864。

4) 工作投入: 采用工作投入量表(Schaufeli et al., 2006), 从活力、奉献、专注三个维度对工作投入进行测量, 本研究从中筛选 9 个题项, 如“我为我所从事的工作感到骄傲”。本研究中, 该量表的 Cronbach's α 系数为 0.651。

5) 控制变量: 根据以往日常人工智能使用情况对员工行为影响的研究, 本研究选取性别、年龄、学历、职业类型作为控制变量。

3.3. 统计分析

本研究先采用 SPSS 23.0 进行共同方法偏差检验, 再采用 Amos 23.0 进行验证性因子分析, 后运用

SPSS 23.0 对变量进行描述性统计分析、相关分析、回归分析, 并利用 Process 中的 Bootstrap 方法估计中介效应的 95%置信区间(Confidence Interval; CI)。

4. 实证分析

4.1. 共同方法偏差检验与验证性因素分析

由于本研究变量均由员工自我报告, 可能存在共同方法偏差问题。因此, 本研究采用 Harman 单因素方法检验所有变量的共同方法偏差程度。结果显示, 未旋转情况下最大一个因子的解释量为 34.994%(小于临界值 40%), 未出现某个因子占绝大多数解释量的情况, 说明数据不存在显著的共同方法偏差。

本研究采用 Amos 23.0 对日常人工智能使用情况、工作投入、工作重塑与组织支持感进行验证性因子分析, 检验变量的测量模型拟合优度与区分效度。结果如表 1 显示, 相对于其它模型, 四因子模型与实际数据拟合结果最为理想($\chi^2 = 1013.110$, $df = 521$, $RMSEA = 0.070$, $SRMR = 0.070$, $CFI = 0.829$, $TLI = 0.815$), 此外, 竞争模型的拟合程度显著差异于四因子模型($\Delta\chi^2 \geq 6.123$, $\Delta df \geq 3$)。据此, 本研究涉及的四个变量具有良好的区分效度, 代表四种不同变量。

Table 1. Confirmatory factor analysis

表 1. 验证性因子分析

模型	因子组合	χ^2	df	$\Delta\chi^2(\Delta df)$	RMSEA	CFI	TLI	SRMR
四因子模型	DAIU, EE, JC, PO	1013.110	521	-	0.070	0.829	0.815	0.070
三因子模型	DAIU + JC, EE, PO	1019.230	524	6.120 (3)***	0.070	0.828	0.815	0.070
三因子模型	DAIU + PO, EE, JC	1058.365	524	45.255 (3)***	0.073	0.814	0.801	0.073
三因子模型	DAIU, JC + PO, EE	1167.875	524	154.765 (3)***	0.080	0.776	0.760	0.074
二因子模型	DAIU + JC + PO, EE	1177.760	526	164.650 (5)***	0.080	0.773	0.758	0.074

注: DAIU 表示日常人工智能使用情况, EE 表示工作投入, JC 表示工作重塑, PO 表示组织支持感。

4.2. 描述性统计与相关分析

Table 2. Results of descriptive statistics and correlation analysis

表 2. 描述性统计与相关分析结果

变量	平均值	标准差	1	2	3	4	5	6	7
1 性别	1.670	0.471	-						
2 学历	4.247	0.567	0.171	-					
3 职业类型	3.103	1.440	-0.110	-0.260***	-				
4 年龄	31.309	5.347	0.088	0.104	-0.077	-			
5 日常人工智能使用情况	5.639	0.736	-0.129	0.136	0.023	-0.023	-		
6 组织支持感	5.572	0.940	-0.088	0.215**	-0.136	-0.033	0.581***	-	
7 工作重塑	5.748	0.605	-0.043	0.223**	-0.058	0.056	0.653***	0.721***	-
8 工作投入	5.451	0.586	-0.022	0.089	-0.079	0.015	0.525***	0.573***	0.745***

注: $N = 194$; **在 0.01 水平(双侧)上显著相关, ***在 0.001 水平(双侧)上显著相关。

各变量均值、标准差和相关系数如表 2 所示。部分变量相关系数大于 0.7, 为避免多重共线性问题, 本研究进行共线性检验, 结果显示所有变量的容忍值 Tolerance 最小值为 0.625, 小于 0.1 的临界值标准, 方差膨胀因数 VIF 值最大为 1.601, 小于 10 的临界值标准, 说明本研究的变量不存在共线性问题。日常人工智能使用情况与工作投入($r = 0.525, p < 0.001$)、工作重塑($r = 0.573, p < 0.001$)显著正相关, 工作重塑与工作投入显著正相关($r = 0.745, p < 0.001$)。变量相关性基本符合预期, 研究假设获得初步支持。

4.3. 假设检验

1) 主效应与中介效应检验。借助 SPSS23.0 软件, 采用多元回归分析对假设进行检验。将性别、学历、职业类型、年龄作为控制变量, 结果如表 3 所示。

Table 3. Results of multiple regression analysis

表 3. 多元回归分析结果

变量	中介变量: 工作重塑				结果变量: 工作投入		
	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5	模型 6	模型 7
控制变量							
性别	-0.112	-0.027	0.044	0.014	-0.053	0.048	0.039
学历	0.248**	0.162	0.062	0.065	0.082	-0.016	-0.105
职业类型	-0.002	0.007	0.012	0.014	-0.026	-0.037	-0.026
年龄	0.004	0.010	0.008	0.007	0.001	0.002	-0.002
自变量							
日常人工智能使用情况		0.864***	0.299***	0.255***		0.438***	0.062
调节变量							
组织支持感			0.330***	0.309***			
交互项							
日常人工智能使用情况* 组织支持感				-0.101**			
中介变量							
工作重塑							0.571***
R^2	0.058	0.479	0.614	0.632	0.013	0.286	0.569
ΔR^2		0.021	0.164	0.018		0.273	0.283
F	2.915*	49.768***	49.583***	45.593***	0.622	15.081***	41.115***

注: $N = 194$; **在 0.01 水平(双侧)上显著相关, ***在 0.001 水平(双侧)上显著相关; 表中报告的结果均为非标准化的系数。

由表 3 中模型 6 结果可知, 日常人工智能使用情况显著正向影响工作投入($B = 0.438, p < 0.001$), 假设 H_1 得到支持; 由模型 2 可知, 日常人工智能使用情况显著正向影响工作重塑($B = 0.542, p < 0.001$), 同时由模型 7 可知, 当自变量受到控制, 工作重塑显著正向影响工作投入($B = 0.571, p < 0.001$), 假设 H_2 、 H_3 得到支持。并且, 此时日常人工智能使用情况对工作投入的影响不再显著, 说明工作重塑在日常人工智能使用情况与工作投入间具有中介作用。使用 SPSS 的 Process 插件对中介变量进行 Bootstrap 检验, 采用 95%置信区间进行 5000 次自抽样计算, 结果如表 4 所示。日常人工智能使用情况通过工作重塑影响

工作投入的总效应值为 0.430, 95%CI 为[0.331, 0.530]; 直接效应值为 0.055, 95%CI 为[-0.048, 0.158]; 间接效应值为 0.3751, 95%CI 为[0.247, 0.500]。间接效应的置信区间不包含 0, 间接效应显著, 工作重塑在日常人工智能使用情况与工作投入间发挥中介作用, 假设 H₄ 得到支持。

2) 调节效应检验。由表 3 中模型 4 可知, 日常人工智能使用情况与组织支持感的交互项显著负向影响工作重塑($B = -0.101, p < 0.01$), 说明组织支持感负向调节日常人工智能使用情况与工作重塑间的关系, 假设 H₅ 初步得到支持。

为对组织支持感的调节效应进行更直观的观测, 采用简单斜率分析方法, 在组织支持感的均值加减一个标准差进行分组的基础上, 绘制调节效应图。如图 2 所示, 对于低组织支持感的员工, 日常人工智能使用情况对工作重塑的正向影响显著($B = 0.356, t = 7.189, p < 0.001$); 而对于高组织支持感的员工, 日常人工智能使用情况对工作重塑的正向影响削弱($B = 0.157, t = 2.455, p < 0.05$), 假设 H₅ 得到进一步支持。

3) 有调节的中介效应检验。为进一步探究组织支持感在日常人工智能使用情况通过工作重塑影响工作投入关系中发挥的调节效应, 研究采用 Process 插件分析, 结果如表 5 所示。当组织支持感处于高位(+1SD), 日常人工智能使用情况通过工作重塑影响工作投入的中介效应估计值为 0.107, 95%CI 为[0.030, 0.179], 在高组织支持感下工作重塑的中介效应显著; 当组织支持感处于低位(-1SD), 日常人工智能使用情况通过工作重塑影响工作投入的中介效应估计值为 0.242, 95%CI 为[0.142, 0.371]。这表明在高/低组织支持感情境下, 工作重塑的中介效应均显著, 且不同组织支持感水平下中介效应存在一定差异。而在有调节的中介效应模型下, 中介效应估计值为-0.072, 95%CI 为[-0.149, -0.030], 不包括 0, 说明调节中介效应显著。假设 H₆ 得到支持。

Table 4. Results of the mediation effect test

表 4. 中介效应检验结果

路径: 日常人工智能使用情况 → 工作重塑 → 工作投入			
效应类型	效应值	标准误	95%置信区间
总效应	0.430	0.050	[0.331, 0.530]
直接效应	0.055	0.052	[-0.048, 0.158]
间接效应	0.375	0.065	[0.247, 0.500]

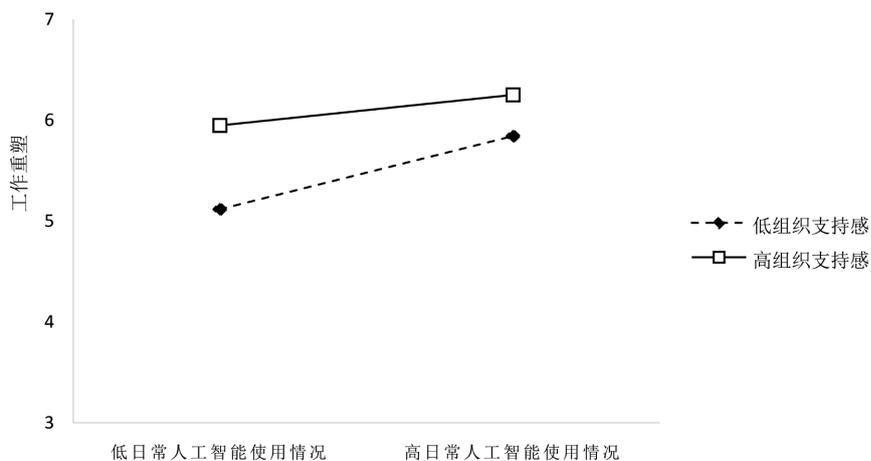


Figure 2. The moderating role of perceived organizational support on the relationship between daily artificial intelligence usage and job redesign

图 2. 组织支持感对日常人工智能使用情况与工作重塑关系的调节作用

Table 5. Results of the moderated mediation effect test
表 5. 有调节的中介效应检验结果

	中介效应估计值	标准误	95%置信区间
高组织支持感(+1SD)	0.107	0.038	[0.030, 0.179]
低组织支持感(-1SD)	0.242	0.058	[0.142, 0.371]
有调节的中介效应	-0.072	0.030	[-0.149, -0.030]

4. 结论与讨论

本研究基于工作要求-资源模型,对194份样本进行实证分析,探讨人工智能使用对员工工作投入的影响机制,并验证工作重塑的中介作用、组织支持感的调节作用。

研究发现,人工智能使用促进员工工作投入。工作场所中,人工智能通过自动化与实时数据分析,增强员工应对复杂问题的工具性资源(Chuang, 2021),进而触发资源增益螺旋(Hobfoll, 2001),形成工作投入的自我强化机制(闫培林, 2016)。

而工作重塑在人工智能使用与员工工作投入间发挥中介作用。研究验证了经典研究的理论框架(Tims et al., 2012; Tims & Bakker, 2010),人工智能引发的资源变革与要求升级,驱动员工通过重塑行为实现适应性调整。这一中介路径也表明,技术赋能需通过员工主动性行为转化为心理投入(高婧和陈傲, 2023)。

本研究中,组织支持感对中介路径呈现负向调节。当员工感知到组织重视,这种支持感本应强化其目标承诺(徐智华等, 2017)。但在高组织支持感下,制度化支持加强了员工规定性角色认同,使其倾向于角色内行为,遵循既定流程(杨芳等, 2021),抑制了员工通过重塑行为主动求变的动机(Haldorai et al., 2022; LePine, 2022),因此产生了外部资源充足,“人工智能使用→工作重塑→工作投入”路径反而被抑制(陈晓等, 2023)。

因此,实际工作中,组织管理者应积极引入人工智能:一方面,管理者应构建人机协作效能评估体系,将人机协作效率纳入员工动态激励机制,通过“技术增效→绩效反馈”鼓励员工由“替代思维”转向“赋能设计”,引导员工主动进行工作重塑。另一方面,管理者应逐步建立组织支持的梯度调节机制,向低适应性群体提供结构化指导(如设立AI技术导师),向高适应性群体开放更多工作自主权(如更多技术资源使用权、自主设计权),从而平衡组织支持与员工自主性,避免过度干预对员工内在动机的挤出效应。

本研究仍存在许多不足和需要改进的地方:第一,本研究对人工智能使用与工作重塑的具体维度未展开细致剖析,这使得其存在的差异化影响机制未能被充分揭示。第二,尽管组织支持感被假设为负向调节变量,但部分研究显示,组织支持类变量也可能对员工资源获取路径起正向强化作用(Ramaci et al., 2024)。这种矛盾现象说明,组织支持感的调节机制或存在特定边界条件,需进一步探究。

基金项目

国家自然科学基金(编号:72002139)。

参考文献

- 蔡文著,余晓花(2024).主动求变还是被动反应?——AI助手智能化对员工工作重塑的影响研究. *软科学*, 38(12), 1-6, 25.
- 陈晓,张兴贵,张志杰(2023).挑战性工作要求何时提升人岗匹配?基于工作要求-资源匹配的视角. *中国人力资源开发*, 40(5), 37-50.
- 高婧,陈傲(2023).数智时代工作重塑对新生代员工工作意义感的影响研究. *理论探讨*, (6), 140-148.

- 高中华, 徐燕(2024). 大语言模型驱动下的员工工作重塑机制. *北京邮电大学学报(社会科学版)*, 26(2), 1-11.
- 胡少楠, 王詠(2014). 工作投入的概念、测量、前因与后效. *心理科学进展*, 22(12), 1975-1984.
- 蒋建武, 龙晗寰, 胡洁宇(2024). 工作场所人工智能应用对员工影响的元分析. *心理科学进展*, 32(10), 1621-1639.
- 李文龙, 张凡(2024). 设计中的人工智能——设计师视角下人机协作关系研究. *美术研究*, (4), 99-103.
- 廖化化, 黄蕾, 胡斌(2022). 资源保存理论在组织行为学中的应用: 演变与挑战. *心理科学进展*, 30(2), 449-463.
- 林俐, 朱晶晶(2025). 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. *中国人力资源开发*, 42(2), 57-78.
- 刘艳莉(2024). 高新技术企业人才流失问题研究. *经济研究导刊*, (17), 137-140.
- 马璐, 李思柔(2025). 人工智能焦虑与新生代员工创新行为: 组织依恋及工作重塑的作用. *科技进步与对策*, 42(1), 132-140.
- 孟祥婧, 徐鹏(2024). 人工智能警觉对员工工作倦怠的影响研究——基于科技公司的调查数据. *经济与管理研究*, 45(10), 99-110.
- 穆鑫岩, 毛日佑, 王婕(2023). “温度”或“效率”? 人工智能使用对员工工作行为的双刃剑效应研究. *中国人力资源开发*, 40(9), 6-21.
- 师博(2020). 人工智能助推经济高质量发展的机理诠释. *改革*, (1), 30-38.
- 孙早, 侯玉琳(2021). 人工智能发展对产业全要素生产率的影响——一个基于中国制造业的经验研究. *经济学家*, (1), 32-42.
- 徐智华, 刘军, 朱彩弟(2017). 组织支持感对职业倦怠的影响: 心理资本的中介作用. *现代管理科学*, (7), 9-11.
- 闫培林(2016). 工作重塑对工作投入的影响: 人-工作匹配与工作意义的作用. *中国人力资源开发*, (19), 6-13.
- 杨芳, 刘平青, 何小海, 许爽(2021). 企业师徒关系对徒弟角色内行为的影响研究——基于组织支持感和徒弟知识共享的链式中介模型. *软科学*, 35(9), 100-105.
- 尹奎, 张凯丽, 李秀凤(2019). 工作重塑对工作意义的影响: 团队任务绩效、领导-成员交换关系差异化的作用. *管理评论*, 31(3), 143-153.
- 张春虎, 吴小节(2023). 工作重塑理论述评与融合发展. *管理学报*, 20(12), 1878-1889.
- 张恒, 高中华, 李慧玲(2023). 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. *科技进步与对策*, 40(18), 1-11.
- 张进澳, 卢新元, 刘亚丽, 薛晓斐(2024). AIGC 如何“唤起”创作者(GCer)工作重塑: 基于内容与技术的双重特征分析. *现代情报*, 45(4), 87-97.
- 张兴贵, 罗中正, 严标宾(2012). 个人-环境(组织)匹配视角的员工幸福感. *心理科学进展*, 20(6), 935-943.
- 钟竞, 于子淇, 罗瑾璘(2025). 数字化变革下团队工作重塑对员工工作绩效的影响研究. *科学学与科学技术管理*, 1-21.
- 朱晓妹, 王森, 何勤(2021). 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. *外国经济与管理*, 43(11), 15-25.
- 宗文, 李晏墅, 陈涛(2010). 组织支持与组织公民行为的机理研究. *中国工业经济*, (7), 104-114.
- Agrawal, K. P. (2023). Towards Adoption of Generative AI in Organizational Settings. *Journal of Computer Information Systems*, 64, 636-651. <https://doi.org/10.1080/08874417.2023.2240744>
- Amillano, A., de Letona Ibañez, O. L., Martínez-Rodríguez, S., & Carrasco, M. (2024). Job Crafting and Satisfaction with Life: A Mediation Model through the Meaning of Work. *Current Psychology*, 44, 837-846. <https://doi.org/10.1007/s12144-024-07198-5>
- Bakker, A. B., & Demerouti, E. (2007). The Job Demands-Resources Model: State of the Art. *Journal of Managerial Psychology*, 22, 309-328. <https://doi.org/10.1108/02683940710733115>
- Bakker, A. B., Tims, M., & Derks, D. (2012). Proactive Personality and Job Performance: The Role of Job Crafting and Work Engagement. *Human Relations*, 65, 1359-1378. <https://doi.org/10.1177/0018726712453471>
- Chen, N., Zhao, X., & Wang, L. (2024). The Effect of Job Skill Demands under Artificial Intelligence Embeddedness on Employees' Job Performance: A Moderated Double-Edged Sword Model. *Behavioral Sciences*, 14, Article 974. <https://doi.org/10.3390/bs14100974>
- Chuang, S. (2021). An Empirical Study of Displaceable Job Skills in the Age of Robots. *European Journal of Training and Development*, 45, 617-632. <https://doi.org/10.1108/ejtd-10-2019-0183>
- Dang, J., & Liu, L. (2022). A Growth Mindset about Human Minds Promotes Positive Responses to Intelligent Technology. *Cognition*, 220, Article ID: 104985. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2021.104985>

- Demerouti, E., Bakker, A. B., Nachreiner, F., & Schaufeli, W. B. (2001). The Job Demands-Resources Model of Burnout. *Journal of Applied Psychology, 86*, 499-512. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.86.3.499>
- Dunlap, R., & Lacity, M. (2017). Resolving Tussles in Service Automation Deployments: Service Automation at Blue Cross Blue Shield North Carolina (BCBSNC). *Journal of Information Technology Teaching Cases, 7*, 29-34. <https://doi.org/10.1057/s41266-016-0008-9>
- Dutta, D., & Mishra, S. K. (2021). Chatting with the CEO's Virtual Assistant: Impact on Climate for Trust, Fairness, Employee Satisfaction, and Engagement. *AIS Transactions on Human-Computer Interaction, 13*, 431-452. <https://doi.org/10.17705/1thci.00156>
- Eisenberger, R., Huntington, R., Hutchison, S., & Sowa, D. (1986). Perceived Organizational Support. *Journal of Applied Psychology, 71*, 500-507. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.71.3.500>
- Fletcher, L., Carter, M., & Lyubovnikova, J. (2018). Congruency of Resources and Demands and Their Effects on Staff Turnover within the English Health Care Sector. *Journal of Occupational and Organizational Psychology, 91*, 688-696. <https://doi.org/10.1111/joop.12214>
- Haldorai, K., Kim, W. G., & Phetvaroon, K. (2022). Beyond the Bend: The Curvilinear Effect of Challenge Stressors on Work Attitudes and Behaviors. *Tourism Management, 90*, Article ID: 104482. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2021.104482>
- Hobfoll, S. E. (2001). The Influence of Culture, Community, and the Nested-Self in the Stress Process: Advancing Conservation of Resources Theory. *Applied Psychology, 50*, 337-421. <https://doi.org/10.1111/1464-0597.00062>
- Irving, P. G., & Montes, S. D. (2009). Met Expectations: The Effects of Expected and Delivered Inducements on Employee Satisfaction. *Journal of Occupational and Organizational Psychology, 82*, 431-451. <https://doi.org/10.1348/096317908x312650>
- Johlke, M. C., & Iyer, R. (2013). A Model of Retail Job Characteristics, Employee Role Ambiguity, External Customer Mind-Set, and Sales Performance. *Journal of Retailing and Consumer Services, 20*, 58-67. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2012.10.006>
- Kellogg, K. C., Valentine, M. A., & Christin, A. (2020). Algorithms at Work: The New Contested Terrain of Control. *Academy of Management Annals, 14*, 366-410. <https://doi.org/10.5465/annals.2018.0174>
- Kong, H., Yuan, Y., Baruch, Y., Bu, N., Jiang, X., & Wang, K. (2021). Influences of Artificial Intelligence (AI) Awareness on Career Competency and Job Burnout. *International Journal of Contemporary Hospitality Management, 33*, 717-734. <https://doi.org/10.1108/ijchm-07-2020-0789>
- LePine, M. A. (2022). The Challenge-Hindrance Stressor Framework: An Integrative Conceptual Review and Path Forward. *Group & Organization Management, 47*, 223-254. <https://doi.org/10.1177/10596011221079970>
- Li, Q., Mohamed, R., Mahomed, A., & Khan, H. (2022). The Effect of Perceived Organizational Support and Employee Care on Turnover Intention and Work Engagement: A Mediated Moderation Model Using Age in the Post Pandemic Period. *Sustainability, 14*, Article 9125. <https://doi.org/10.3390/su14159125>
- Maedche, A., Legner, C., Benlian, A., Berger, B., Gimpel, H., Hess, T. et al. (2019). AI-Based Digital Assistants: Opportunities, Threats, and Research Perspectives. *Business & Information Systems Engineering, 61*, 535-544. <https://doi.org/10.1007/s12599-019-00600-8>
- Matsunaga, M. (2022). Uncertainty Management, Transformational Leadership, and Job Performance in an AI-Powered Organizational Context. *Communication Monographs, 89*, 118-139. <https://doi.org/10.1080/03637751.2021.1952633>
- Nahum-Shani, I., & Bamberger, P. A. (2011). Explaining the Variable Effects of Social Support on Work-Based Stressor-Strain Relations: The Role of Perceived Pattern of Support Exchange. *Organizational Behavior and Human Decision Processes, 114*, 49-63. <https://doi.org/10.1016/j.obhdp.2010.09.002>
- Niessen, C., Weseler, D., & Kostova, P. (2016). When and Why Do Individuals Craft Their Jobs? The Role of Individual Motivation and Work Characteristics for Job Crafting. *Human Relations, 69*, 1287-1313. <https://doi.org/10.1177/0018726715610642>
- Prentice, C., Wong, I. A., & Lin, Z. (. (2023). Artificial Intelligence as a Boundary-Crossing Object for Employee Engagement and Performance. *Journal of Retailing and Consumer Services, 73*, Article ID: 103376. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103376>
- Ramaci, T., Santisi, G., Curatolo, K., & Barattucci, M. (2024). Perceived Organizational Support Moderates the Effect of Job Demands on Outcomes: Testing the JD-R Model in Italian Oncology Nurses. *Palliative and Supportive Care, 22*, 1338-1346. <https://doi.org/10.1017/s1478951524000890>
- Schaufeli, W. B., Bakker, A. B., & Salanova, M. (2006). The Measurement of Work Engagement with a Short Questionnaire: A Cross-National Study. *Educational and Psychological Measurement, 66*, 701-716. <https://doi.org/10.1177/0013164405282471>

- Selenko, E., Banks, S., Shoss, M., Warburton, J., & Restubog, S. L. D. (2022). Artificial Intelligence and the Future of Work: A Functional-Identity Perspective. *Current Directions in Psychological Science, 31*, 272-279. <https://doi.org/10.1177/09637214221091823>
- Song, B., Soria Zurita, N. F., Nolte, H., Singh, H., Cagan, J., & McComb, C. (2022). When Faced with Increasing Complexity: The Effectiveness of Artificial Intelligence Assistance for Drone Design. *Journal of Mechanical Design, 144*, Article ID: 021701. <https://doi.org/10.1115/1.4051871>
- Sun, H., Wang, S., Zhang, W., & Sun, L. (2024). Do Conscientious Employees Have a High Level of Work Engagement? The Roles of Presenteeism and Perceived Organizational Support. *Frontiers in Psychology, 15*, Article 1485025. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1485025>
- Tang, P. M., Koopman, J., McClean, S. T., Zhang, J. H., Li, C. H., De Cremer, D. et al. (2022). When Conscientious Employees Meet Intelligent Machines: An Integrative Approach Inspired by Complementarity Theory and Role Theory. *Academy of Management Journal, 65*, 1019-1054. <https://doi.org/10.5465/amj.2020.1516>
- Tims, M., & Bakker, A. B. (2010). Job Crafting: Towards a New Model of Individual Job Redesign. *SA Journal of Industrial Psychology, 36*, 1-9. <https://doi.org/10.4102/sajip.v36i2.841>
- Tims, M., Bakker, A. B., & Derks, D. (2012). Development and Validation of the Job Crafting Scale. *Journal of Vocational Behavior, 80*, 173-186. <https://doi.org/10.1016/j.jvb.2011.05.009>
- Van den Broeck, A., De Cuyper, N., De Witte, H., & Vansteenkiste, M. (2010). Not All Job Demands Are Equal: Differentiating Job Hindrances and Job Challenges in the Job Demands-Resources Model. *European Journal of Work and Organizational Psychology, 19*, 735-759. <https://doi.org/10.1080/13594320903223839>
- van Hooff, M. L. M., & van Hooft, E. A. J. (2014). Boredom at Work: Proximal and Distal Consequences of Affective Work-Related Boredom. *Journal of Occupational Health Psychology, 19*, 348-359. <https://doi.org/10.1037/a0036821>
- Wang, X., Lin, X., & Shao, B. (2022). How Does Artificial Intelligence Create Business Agility? Evidence from Chatbots. *International Journal of Information Management, 66*, Article ID: 102535. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2022.102535>
- Wrzesniewski, A., & Dutton, J. E. (2001). Crafting a Job: Revisioning Employees as Active Crafters of Their Work. *The Academy of Management Review, 26*, 179-201. <https://doi.org/10.2307/259118>
- Xu, G., Xue, M., & Zhao, J. (2023). The Association between Artificial Intelligence Awareness and Employee Depression: The Mediating Role of Emotional Exhaustion and the Moderating Role of Perceived Organizational Support. *International Journal of Environmental Research and Public Health, 20*, Article 5147. <https://doi.org/10.3390/ijerph20065147>