心理科学进展 2026, Vol. 34, No. 3, 461–486 https://doi.org/10.3724/SP.J.1042.2026.0461
Advances in Psychological Science https://cstr.cn/32111.14.2026.0461

·元分析(Meta-Analysis)·

# 机会抑或威胁? 人与 AI 协作系统对员工工作效能影响的元分析*

宋一晓[1] 曾铭灼[2] 苏 涛[3]

([1]广东财经大学人力资源学院; [2]广东财经大学工商管理学院, 广州 510320)
([3]广东工业大学管理学院, 广州 510520)

**摘 要** 人工智能的快速发展深刻改变了社会结构和生产模式, 其在组织中的应用对员工工作效能的影响获得了学者们的密切关注。为探讨人与 AI 协作系统对员工工作效能的影响及其机制, 本研究对 79 篇国内外文献的 106 个独立样本($n$ = 54726)进行了元分析。研究发现: 人机协作应用、AI 自主性、AI 拟人化及员工 KSAs (知识、技能和能力)对员工工作效能有正向影响, 表现为"机会"; 而人工智能危机意识则产生负向影响, 被视为"威胁"。人工智能信任和工作不安全感在人与 AI 协作系统和员工工作效能的关系中发挥中介作用, 进一步阐释了"机会"与"威胁"双路径。并且, 员工类别、行业属性和文化背景具有一定的调节作用。研究结论表明人与 AI 协作系统具有双刃剑效应, 既可以通过人工智能信任提升员工工作效能, 也能够通过工作不安全感降低员工工作效能, 且积极效应强于消极效应。本研究在资源保存理论的框架下, 明晰了人与 AI 协作系统对员工工作效能的影响机制及其边界条件, 为组织正确看待人与 AI 协作系统带来的影响, 有效发挥 AI 价值提供指导。

**关键词** 人与 AI 协作, 工作不安全感, 人工智能信任, 工作绩效, 员工创新
**分类号** B849: C93

## 1 引言

人工智能(Artificial Intelligence, 简称 AI)作为推动科技进步、产业升级和提升生产力的关键力量, 正日益改变社会结构和生产模式, 被视为社会未来的重要通用技术(Brynjolfsson & Mcafee, 2017)。然而, 技术的迅速发展也带来了深远影响和广泛担忧, 人工智能的引入可能替代传统岗位、改变决策流程, 甚至影响员工工作体验和成果(Felten et al., 2021)。这种影响呈现出显著的双面性, 从积极的角度来看, AI 与人类的协作通过劳动分工实现优势互补, AI 可以将员工从低价值的工作任务中解放出来, 使其能够专注于提升专业技能并从事更具创造性的高价值活动。这种协作模式不仅提高了工作效率, 还为员工提供了更多的发展空间和创新机会(Jia et al., 2024)。然而, 从消极的角度来看, 一旦员工对 AI 产生了负面的看法, 例如, 认为 AI 在工作中的跟踪和监视是对他们隐私的侵犯, AI 破坏了他们在工作中的自主感, 则会对随后的工作表现产生不利影响(Tong et al., 2021; Savela et al., 2021)。在此背景下, 分析人与 AI 协作系统对员工工作效能的影响具有重要意义。工作效能通常被视为衡量员工产出的关键指标, 其中, 工作绩效反映了员工的工作表现和结果是否满足组织的绩效要求(周文斌, 王才, 2021; 吴坤津, 宋一晓, 2023), 而创新则是帮助企业脱颖而出的关键(史青, 周苗苗, 2024)。因此, 本研究核心关注点在于全面评估人与 AI 协作系统对员工工作绩效和创新的双重影响, 以揭示其对员工工作效能的整体作用。

收稿日期: 2025-06-10
* 广东省哲学社会科学规划项目(GD25YSG37); 国家自然科学基金项目(72572036; 72372035); 广东省哲学社会科学规划项目(GD25CSG24); 广东省教育厅科研项目【特色创新项目】(2022WTSCX027)。
通信作者: 苏涛, E-mail: sutao@gdut.edu.cn

尽管学界对人与 AI 协作系统所产生影响的探讨已越来越多, 但目前尚未形成一致共识。一方面, 有研究认为人与 AI 协作系统具有显著的正面效应。例如, AI 承担重复性、高风险或高精度的任务, 使员工能够专注于更复杂的工作, 从而提升整体绩效(Noy & Zhang, 2023)。同时, AI 的应用为员工提供更多自主权, 激发创造力, 促进创新任务的完成(Hauptman et al., 2023)。另一方面, 部分研究则强调了人与 AI 协作系统的负面效应, 指出员工可能难以适应快速变化的技术, 甚至担忧被 AI 取代, 从而导致绩效下降(Li et al., 2019; Yam et al., 2023)。此外, 在依赖数据和算法的情境中, 员工过度依赖 AI 而缺乏自主思考, 可能削弱其自主性与创造力(Verma & Singh, 2022a)。随着研究的深入, 一些学者提出了人与 AI 协作系统将对创新产生双重效应的观点：AI 既可能作为工作要求, 通过增加员工的工作不安全感而负面影响创新行为, 也可能作为工作资源, 通过增强员工的自主性感知而正向激励创新行为(张恒等, 2023)。因此, 从系统化的视角深入分析人与 AI 协作的作用机制, 有助于深化 AI 在组织中的研究, 并为优化人与 AI 协作提供实践指导, 从而提升 AI 在组织中的整体效能。

通过梳理现有文献, 发现人与 AI 协作系统对员工工作效能的作用机理仍存在一些需要完善的地方: (1)人与 AI 协作系统是“机会”还是“威胁”? 如前文所述, 人与 AI 协作可能存在“双刃剑”效应, 但受限于单一实证研究的篇幅和方法, 现有研究通常只能分析有限指标, 且对人与 AI 协作的维度划分较为粗略, 未能全面厘清其多维特征对员工工作效能的“双刃剑”影响及差异化作用强度。(2)人与 AI 协作系统如何成为“机会”或“威胁”? 虽然已有部分研究探讨了人与 AI 协作对员工工作效能的具体影响过程, 但大多仅聚焦于积极或消极效应, 且此类研究样本纳入有限并且零散, 未能清晰比较不同作用之间的大小, 因而人与 AI 协作的“双刃剑”效应的作用机制仍待深入探究。(3)人与 AI 协作系统何时成为“机会”或“威胁”? 人与 AI 协作系统产生影响的边界条件仍需综合探讨。例如, 高新技术行业因其对创新与灵活性的重视, 可能更适应人与 AI 协作系统的发展。此外, 文化差异、员工性别和年龄差异也可能影响人与 AI 协作系统产生的效用。

为弥补现有实证研究的不足, 本研究以资源保存理论(Conservation of Resources Theory, 简称 COR)为基础构建理论模型。COR 理论强调, 个体具有强烈的资源维持、获取和保护倾向, 资源的得失感知会直接影响其态度与行为(Hobfoll, 2011)。在人与 AI 协作的情境中, AI 既可能作为“资源增益工具”, 例如, 通过自动化处理释放员工时间和认知资源; 也可能构成“资源损耗威胁”, 例如, 引发员工对岗位被替代的担忧。基于 COR 理论, 本研究创新性地选取工作不安全感和人工智能信任作为核心中介变量。首先, 从资源获取路径来看, 人工智能信任反映了员工对 AI 技术可靠性和价值的主观评价。具有高人工智能信任的员工更倾向于将 AI 视为拓展能力边界的资源, 主动探索其功能并融入工作流程(Glikson & Woolley, 2020; Hauptman et al., 2023)。其次, 从资源损耗路径出发, 工作不安全感体现了员工对职业存续风险的感知。当员工将 AI 视为岗位替代威胁时, 将会触发心理防御机制, 通过减少创新投入、回避技术学习等应对潜在损失(Yam et al., 2023; Sharif et al., 2025)。此外, 从理论整合价值而言, 这两个中介变量形成了互补关系: 人工智能信任侧重解释人机协作系统的积极效应, 工作不安全感聚焦消极效应, 二者共同构成完整的“双刃剑”作用路径。最后, 在数据充分性方面, 二者在人与 AI 协作研究中的数量较多, 满足全模型的结构方程分析数据要求。因此, 本研究选择工作不安全感和人工智能信任作为人与 AI 协作系统双面效应的中介变量, 从资源增益–损耗双路径深入探讨了人与 AI 协作系统对工作绩效和员工创新的作用机制。具体而言: (1)研究人与 AI 协作系统的主效应。系统分析人与 AI 协作系统的多维特征, 包括人机协作应用、AI 特点及员工特点对工作绩效和员工创新的具体影响; (2)深入理解人与 AI 协作系统的影响机理。采用元分析结构方程模型, 量化工作不安全感和人工智能信任的中介作用及差异, 以深入揭示其中的具体作用机制。(3)明确人与 AI 协作系统对员工产生影响的边界条件。结合微观、中观和宏观层面的因素, 构建“个体–组织–环境”三维调节框架。具体而言, 将员工性别和年龄作为连续变量进行元回归分析, 同时, 将员工类别、行业属性和文化背景作为分类变量进行亚组分析, 以探讨这些因素对人与 AI 协作系统相关变量与

员工工作效能关系的调节作用。

## 2　理论与假设

### 2.1　变量定义

在探讨技术与工作的关系时, 传统视角通常将技术视为工具或媒介。工具视角聚焦于员工如何利用技术工具提升绩效(Nelson & Irwin, 2014), 而媒介视角则关注技术如何促进团队沟通(Bechky, 2003)。然而, 这些视角多局限于对人类个体的研究, 忽视了 AI 的主体性及协作环境的动态特性。为弥补这一不足, Ajoudani 等(2018)提出“人−机器−环境”系统, 将人与机器协作定义为“人、机器和环境相互接触, 形成一个耦合的动态系统以完成特定任务”。王振源和姚明辉(2022)指出, 人机协作的核心要素包括员工特点、机器人特点和环境特点。尹萌和牛雄鹰(2024)则从人工智能技术因素、员工个体因素、组织情境因素和任务构型四方面回顾了 AI 和员工的协作。结合现有研究, 本研究将人与 AI 协作系统定义为由“人−AI−组织”构成的交互系统, 具体指员工在特定组织情境中, 与人工智能工具、算法及相关技术协作完成任务的综合系统(尹萌, 牛雄鹰, 2024)。为探讨其对员工工作效能的影响, 本研究从组织情境(人机协作应用)、AI 特点(AI 自主性与 AI 拟人化)及员工特点(KSAs 与人工智能危机意识)三个维度展开分析(见图 1)。人机协作应用是指员工在组织环境中, 与具备自主学习、推理与决策能力的人工智能系统持续交互, 以协同实现核心任务目标的系统性实践(Man Tang et al., 2022; 石世英 等, 2024)。该概念既涵盖 AI 技术本身的能力水平, 也涉及 AI 在实际工作流程中被调用和融合的广度与深度。在实证研究中, 对该变量的具体操作存在两类常见方式: 一类是通过实验操纵将其作为类别变量处理, 例如, 张恒等(2023)通过 AI 技术应用(高/低)与学习目标导向(高/低)的双因素设计, 探讨其对创新行为的交互效应。Yin 等(2024)采用 AI 助手智能水平(高/低)与组织 AI 准备度(高/低)的正交实验设计, 考察不同情境下的人机协作对任务绩效的影响。另一类研究则采用连续变量对其进行测量, 如 Man Tang 等(2022)通过使用频率与功

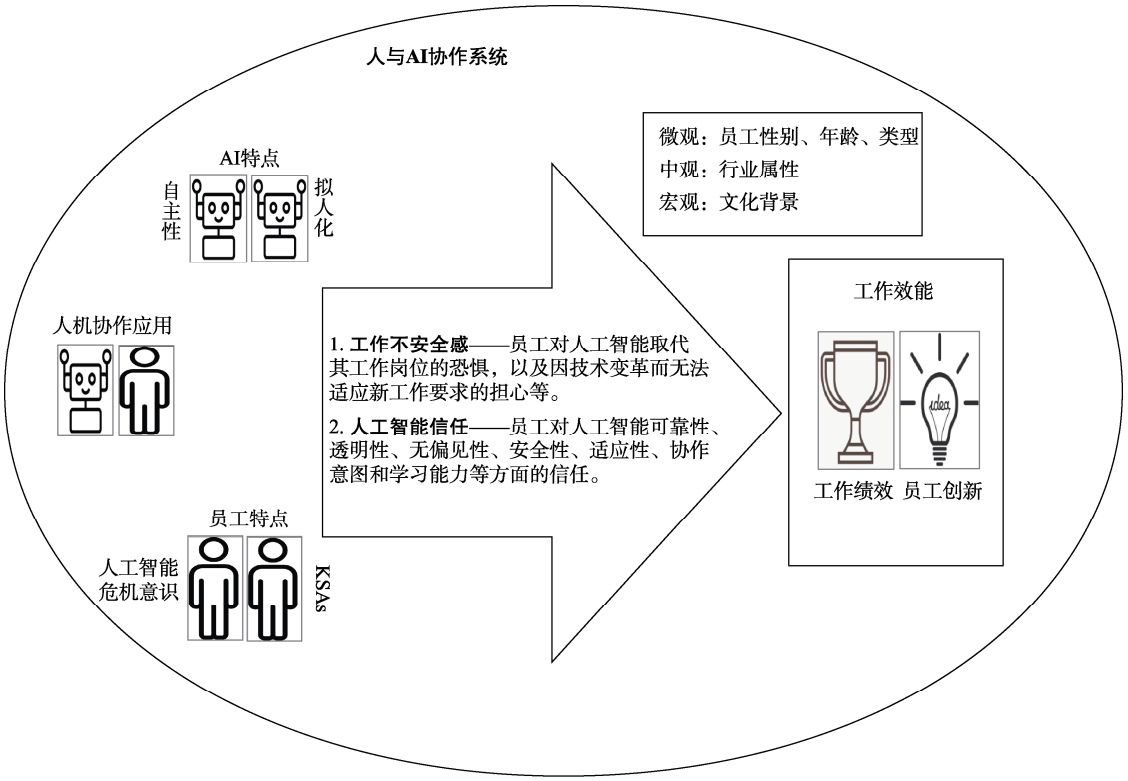



图 1　人与 AI 协作系统对工作效能的影响

能依赖等行为指标加以刻画; Dong 等(2025)进一步整合使用频次、必要性及互动密度等多个题项, 以更全面捕捉人机协同的强度。这种多元化的测量方式为实证研究提供了灵活的操作化基础, 也有助于后续元分析进行变量编码与理论比对。AI 特点主要包括两个关键变量: 一为 AI 自主性, 即 AI 在无明确人类干预下独立执行任务与决策的能力; 二为 AI 拟人化, 指 AI 在外观、声音和交互方式等方面模拟人类特征的程度(Alabed et al., 2022), 这两类特性显著影响人机交互的自然度与协作效率。员工特点同样包含两个关键变量: 一为知识、技能与能力(KSAs: Knowledge, Skill, Ability), 特指员工在使用人工智能方面的经验、熟悉度与敏感度(Kim et al., 2022); 二为人工智能危机意识, 即员工对 AI 技术可能导致岗位替代、技能贬值等职业风险的感知(Brougham & Haar, 2018), 较高水平的危机意识可能对协作态度及工作行为产生消极影响(Yam et al., 2023)。

基于元分析的归纳逻辑, 本研究纳入了工作绩效与员工创新两类备受关注的研究结果, 以评估人与 AI 协作对员工整体工作效能的影响。为提高预测效度, 参考工具书及相关研究, 将意义相近的变量归并为更广泛的变量进行分析(Alabed et al., 2022)。具体地, 采用二维绩效观, 将任务绩效和关系绩效归并为“工作绩效”这一综合变量(苏涛 等, 2017)。此外, 鉴于创造力和创新均能推动组织的创新发展, 本研究在广义上对员工创新进行操作化定义, 将员工创造力、员工创新行为、员工创新结果以及员工创新绩效等相关变量统一为“员工创新”这一总体变量(苏涛 等, 2021), 指员工在组织内部创造具有价值的新产品、观点或流程的能力, 包括从创新想法的产生、过程的实施和最终成果的实现(Oldham & Cummings, 1996)。

### 2.2 理论框架

COR 理论为解析人与 AI 协作的复杂效应提供了系统性视角。该理论的核心在于个体对资源的获取、保护和维持, 其中“资源”被定义为个体视为有价值的客观事物(如工具)、条件(如工作自主性)、心理特质(如信任感)及能量(如技能) (Hobfoll, 1989)。COR 理论强调资源匮乏的个体更易陷入“损失螺旋” (即已有资源持续流失且难以补充), 而资源充裕的个体则倾向于形成“增益螺旋” (即通过资源积累获取更多资源)。在人与 AI 协作系统中, AI 的引入会通过两条并行路径影响员工的资源状态。在资源增益路径上, 当 AI 被感知为资源补充工具时, 会通过直接提供资源或提升资源利用效率形成正向循环。例如, AI 作为协作伙伴, 其高效的信息处理能力和预测能力能够为员工提供有效支持, 增强员工的信心和技能。此时, 员工相信 AI 能够增强其工作能力和自主性, 这种正向感知将会保护其资源, 提升其内在动机, 进一步强化员工的协作效能与创新动力(Huang & Gursoy, 2024)。而在资源损耗路径上, 当 AI 被视为资源威胁时, 会引发资源流失与防御性反应。员工可能因担忧 AI 取代其岗位而感到职业安全受到威胁, 这种工作不安全感可能进一步导致资源损失。当个体面临资源威胁时, 往往采取保守和防御的策略, 这可能抑制员工的工作表现和创新意愿(Huang & Gursoy, 2024)。因此, 本研究基于 COR 理论的双路径逻辑, 聚焦人与 AI 协作系统(包括人机协作应用、AI 特点及员工特点)对资源增益与损耗的触发机制, 探讨其如何通过资源动态变化影响员工的工作绩效与创新行为。

### 2.3 人与 AI 协作系统与员工工作效能

基于 COR 理论, 人与 AI 协作系统作为一个多层次的动态交互体系, 其要素包括人机协作应用、AI 特点以及员工特点, 这些要素共同通过资源增益与损耗的双重作用影响员工的工作绩效与创新行为。当组织系统性地部署和应用 AI 进行协作之后, 员工可将常规性、高重复度的任务交由 AI 处理, 从而节省时间与认知资源, 并将这些资源重新配置到更需要人工判断、复杂推理和人际互动的任务中(何江 等, 2024)。这种资源的有效释放和再分配减轻了员工工作负担, 有助于提升任务完成的效率与质量, 从而提高工作绩效。此外, 当员工主动适应人工智能技术变革, 并将其视作个人成长与创新的契机时, 其创新探索动机将被有效激发, 员工将更积极地尝试新方法、构思新方案(Yin et al., 2024)。因此, 提出以下假设:

**H1a:** 人机协作应用对工作绩效存在积极影响。

**H1b:** 人机协作应用对员工创新存在积极影响。

AI 自身具有的特点可以通过影响员工的资源积累, 进而影响员工的工作效能。首先, AI 自主性使其能够独立完成复杂任务与实时决策, 一方面通过增强系统易用性与适应性, 显著降低员工的认知负荷, 帮助其维护有限的心理资源(Glikson

& Woolley, 2020; 何江 等, 2024); 另一方面, 通过替代常规操作释放员工的时间与精力等资源, 为提升工作绩效与员工创新提供了必要的基础条件(Dell'Acqua et al., 2023)。其次, AI 拟人化通过类人化的交互界面(如微笑、注视和语音交互等)提供社会情感支持, 进而改善 AI 与员工之间的情感连接, 增强员工对技术的信任和协作意愿。这种积极的情感资源有助于缓解人机协作中的心理隔阂, 促进工作绩效(Papadopoulos et al., 2016); 同时, AI 拟人化设计也能够借助情感化交互提升员工对技术的满意度, 激励其更主动地探索新工具与应对创新挑战, 从而推动创新行为的产生(Alabed et al., 2022)。因此, 提出以下假设:

**H2a:** AI 自主性对工作绩效存在积极影响。

**H2b:** AI 自主性对员工创新存在积极影响。

**H2c:** AI 拟人化对工作绩效存在积极影响。

**H2d:** AI 拟人化对员工创新存在积极影响。

员工的个体技能与认知等特点能够通过资源增益与资源损耗两条路径影响工作效能。在资源增益路径上, 员工 KSAs 作为核心人力资本资源, 使其能够更加高效地利用 AI 技术, 在提升工作效率的同时, 也促进了人与 AI 协作中资源的良性循环(Kim et al., 2022)。与此同时, 具有较高人工智能技能的员工, 也能够更好地整合专业知识和 AI 技术, 形成"技能−资源"协同效应, 进而在资源充裕的情况下积极开展创新行为, 产生独特的成果(Yin et al., 2024)。在资源损耗路径中, 员工对 AI 替代性的担忧易引发工作不安全感和心理资源消耗, 为避免资源进一步流失, 个体可能采取保守策略, 降低工作投入甚至表现出消极行为, 从而对工作绩效产生负面影响(Brougham & Haar, 2018)。同时, 这种危机意识也会消耗员工创新所需的心理资源, 使其减少对 AI 技术的使用, 尤其是在高风险和高挑战的创新活动中(Ding, 2021; Verma & Singh, 2022b)。这种资源威胁不仅抑制了员工的创新意愿, 还可能降低其探索新想法的积极性。基于此, 提出以下假设:

**H3a:** 员工 KSAs 对工作绩效存在积极影响。

**H3b:** 员工 KSAs 对员工创新存在积极影响。

**H3c:** 员工人工智能危机意识对工作绩效存在消极影响。

**H3d:** 员工人工智能危机意识对员工创新存在消极影响。

### 2.4　人与 AI 协作系统双面效应的过程机理——工作不安全感和人工智能信任的中介

首先, 从现实背景来看, AI 技术的快速迭代与组织变革加剧了员工的工作不安全感(Wu et al., 2024), 而人与 AI 协作的发展又高度依赖于员工对 AI 的信任程度(McGrath et al., 2025), 这两个变量分别从消极和积极两个方向为解释人与 AI 协作系统对工作绩效和员工创新的双面效应提供了重要实证基础。其次, 从理论视角来看, 工作不安全感和人工智能信任均与个体资源状态密切相关。具体而言, 工作不安全感反映了员工感知到的资源流失威胁, 这种威胁可能源于 AI 技术带来的技能贬值、岗位替代等风险(Gull et al., 2023); 而人工智能信任则体现了员工通过技术采纳获得的资源增益, 这种增益有助于提升人与 AI 协作的效能(Glikson & Woolley, 2020)。最后, 从机制解释力来看, 工作不安全感和人工智能信任分别从资源损耗与资源增益的角度, 揭示了人与 AI 协作系统对工作绩效和员工创新的双重影响。工作不安全感通过引发焦虑、降低工作投入等路径抑制员工绩效和创新(Frey & Osboren, 2017); 而人工智能信任则通过增强技术接受度、促进知识共享等途径提升协作效能(Glikson & Woolley, 2020), 二者共同构成了人与 AI 协作系统中的关键心理中介机制。因此, 从人机协作应用、AI 特点及员工特点三个维度, 依次阐述其如何通过工作不安全感和人工智能信任产生影响的具体路径具有重要意义。

#### 2.4.1　工作不安全感的中介作用

工作不安全感指的是员工因 AI 技术的应用, 而对自身岗位存续和技能价值所产生的威胁感知(Shoss, 2017)。根据 COR 理论, 当个体感知到资源可能流失时, 会触发其防御机制, 采取保守策略以避免进一步损失, 从而对工作行为与结果产生广泛影响。研究表明, AI 的引入以及系统性的人机协作在提升效率的同时, 也重新定义了传统岗位的职责边界, 加剧了员工对自身被替代的担忧(Wu et al., 2024)。具体而言, 工作不安全感会使员工产生焦虑、注意力分散和心理压力, 降低其工作投入度和任务专注力, 进而对工作绩效产生负面影响(Sverke et al., 2002)。同时, 它也会抑制员工的冒险精神和创造性思维, 使其倾向于采取保守的工作策略, 避免尝试新颖的方法或想法,

从而阻碍创新行为(Jiang & Lavaysse, 2018)。这种由人机协作应用所引发的不安全感，会导致员工减少工作投入和创新尝试，从而降低工作绩效和创新能力。因此，提出以下假设：

**H4a:** 工作不安全感中介人机协作应用与工作绩效之间的关系。

**H4b:** 工作不安全感中介人机协作应用与员工创新之间的关系。

随着 AI 自主性的不断提高，其执行常规任务的能力日益增强，员工越来越倾向于将自身能力与 AI 进行比较，进而评估自身被替代的可能性及其后果。若员工认为 AI 对其就业构成威胁，其负面情绪将显著增加，进而加重工作不安全感(Shoss, 2017)。在资源受到威胁的情况下，员工倾向于采取保守策略，减少对高风险任务(如创新活动)的资源投入。这种保护性行为导致工作积极性下降，并可能抑制员工的创新能力和绩效表现(Hobfoll, 1989)。AI 拟人化可能通过其逼真的外观和情感表达能力，加剧员工对人工智能的威胁感知。当 AI 表现得过于接近人类，员工可能会将其视为直接的竞争对手，而非单纯的支持工具。这可能引发员工对自身岗位替代性的担忧，进一步加剧工作不安全感，从而对员工的心理状态和工作行为产生消极影响(Papadopoulos et al., 2016)。因此，提出以下假设：

**H5a:** 工作不安全感中介 AI 自主性与工作绩效之间的关系。

**H5b:** 工作不安全感中介 AI 自主性与员工创新之间的关系。

**H5c:** 工作不安全感中介 AI 拟人化与工作绩效之间的关系。

**H5d:** 工作不安全感中介 AI 拟人化与员工创新之间的关系。

一方面，员工的 KSAs 可以通过增强其技术适应与转换能力，有效缓解不安全感。精通人工智能的员工通常对职业发展更具信心，更倾向于将 AI 视为赋能工具而非替代性威胁。其丰富的技能储备既有助于维持现有岗位的稳定性，也为探索新职业机会提供了基础，从而显著降低工作不安全感(Huang & Yu, 2023)。但另一方面，员工的人工智能危机意识将直接强化其不安全感。对 AI 替代高度敏感的员工更容易陷入资源损失预期，从而触发保守行为和防御行为(Brougham & Haar, 2018)。这些员工因持续感知到职业威胁，往往主动避免参与具有风险的创新活动，最终抑制其工作绩效与创新表现(Shoss, 2017)。因此，提出如下假设:

**H6a:** 工作不安全感中介员工 KSAs 与工作绩效之间的关系。

**H6b:** 工作不安全感中介员工 KSAs 与员工创新之间的关系。

**H6c:** 工作不安全感中介员工人工智能危机意识与工作绩效之间的关系。

**H6d:** 工作不安全感中介员工人工智能危机意识与员工创新之间的关系。

#### 2.4.2 人工智能信任的中介作用

人工智能信任是员工对 AI 技术能力、诚信及善意的积极信念，作为资源增益的关键心理路径，它能够显著促进技术接受和协作行为(Glikson & Woolley, 2020)。在人与 AI 协作系统中，人工智能信任通过增强员工的心理安全感和控制感，促使其更积极地将认知与情感资源投入工作任务，从而提升工作绩效(Diab & Demiris, 2025)。同时，人工智能信任也为员工提供了尝试新方法和创新思维的心理安全保障，有效降低创新失败的风险感知，从而促进创新行为的产生(Hengstler et al., 2016)。人机协作应用通过提供持续且可靠的技术支持，有助于积累积极的人机互动经验，使员工更加认可 AI 的合作价值(McGrath et al., 2025)。这种信任感不仅增强了员工执行任务的信心，也激励其更加积极地开展创新探索，从而对工作绩效与创新表现产生积极影响。因此，提出以下假设：

**H7a:** 人工智能信任中介人机协作应用与工作绩效之间的关系。

**H7b:** 人工智能信任中介人机协作应用与员工创新之间的关系。

AI 自主性通过增强任务执行的准确性与独立性，强化了员工与 AI 之间的共享意识与协作意图，使员工更加信赖 AI 的能力与作用(Bhaskara et al., 2020)。这种基于能力的信任不仅为员工提供关键心理资源，助其应对技术变革中的挑战，也能够通过减轻工作负担和提升支持感，进一步增强其工作动机与效能。AI 拟人化通过高度仿真的外观、情感表达与自然交互，促进员工与 AI 之间的情感联结，显著减轻与 AI 协作过程中不确定性(Munnukka et al., 2022)。这类情感信任有助于员

工更快适应协作环境, 降低不确定性的认知压力, 从而增强协作默契、促进创新探索, 并最终提升工作绩效与创新成果。因此, 提出以下假设:

**H8a:** 人工智能信任中介 AI 自主性与工作绩效之间的关系。

**H8b:** 人工智能信任中介 AI 自主性与员工创新之间的关系。

**H8c:** 人工智能信任中介 AI 拟人化与工作绩效之间的关系。

**H8d:** 人工智能信任中介 AI 拟人化与员工创新之间的关系。

员工 KSAs 通过增强其对技术的理解与控制感, 进而强化对人工智能的信任。高 KSAs 的员工更能理解 AI 的运行逻辑与局限, 从而建立起基于认知的理性信任(Huang & Yu, 2023)。这种信任增强了他们运用 AI 处理复杂任务和开展创新工作的信心, 进而有助于工作绩效与创新水平的提升。相比之下, 员工的人工智能危机意识将会使其产生恐惧和焦虑等负面情绪(Yu et al., 2018; 谢小云 等, 2021)。当员工感受到资源威胁且缺乏能力来应对新技术时, 往往会表现出较低的人工智能信任水平。作为关键心理资源, 人工智能信任不仅能够提升员工的自主感和控制感, 促进人机协作并改善工作绩效, 还有助于员工在组织环境中更好地理解与适应人机协作, 减少不确定性认知, 从而激励创新行为(Tams et al., 2018)。因此, 提出以下假设:

**H9a:** 人工智能信任中介员工 KSAs 与工作绩效之间的关系。

**H9b:** 人工智能信任中介员工 KSAs 与员工创新之间的关系。

**H9c:** 人工智能信任中介员工人工智能危机意识与工作绩效之间的关系。

**H9d:** 人工智能信任中介员工人工智能危机意识与员工创新之间的关系。

#### 2.4.3 人工智能信任与工作不安全感的中介作用比较

根据 COR 理论, 个体对资源增益与资源损失的感知存在不对称性(Hobfoll, 1989)。在人与 AI 协作系统中, 人工智能信任不仅代表一种积极的能力与善意信念, 更意味着对持续资源扩展与技术赋能的根本预期, 其影响可能超越短期波动, 表现出更深远和稳定的作用。实证研究表明, 员工对 AI 的信任能够显著促进技术接纳、协作满意度和创新意愿(Tams et al., 2018)。这些效应源于信任所带来的心理安全感和认知开放性, 有助于构建长期、积极的人机协作关系。相比之下, 工作不安全感虽可能触发即时的防御行为与资源保护反应, 但其效应往往随个体适应、组织支持或情境变化而有所减弱, 表现出较强的情境依赖性与短期性(Shoss, 2017)。也就是说, 在人与 AI 协作系统影响工作效能的过程中, 人工智能信任作为一种增益导向的心理资源, 可能比以损耗为导向的工作不安全感具有更强且更稳定的中介作用。因此, 提出以下假设:

**H10a:** 在人与 AI 协作系统对工作绩效的影响中, 人工智能信任的中介效应强度大于工作不安全感的中介效应。

**H10b:** 在人与 AI 协作系统对员工创新的影响中, 人工智能信任的中介效应强度大于工作不安全感的中介效应。

### 2.5 潜在因素的调节作用

在考察员工性别、年龄、类型、行业属性与文化背景的调节作用时, 由于数据所限, 无法对部分调节变量在各维度上的差异化效应进行分析, 本研究借鉴段成龙等(2025)、苏涛等(2024)的做法, 将“人与 AI 协作系统”视为一个整合性构念, 该构念涵盖人机协作应用、AI 特点与员工特点三个核心维度, 以便在理论层面更系统地把握人机协作的整体性及其作用机制。

#### 2.5.1 性别的调节效应

从 COR 理论视角看, 性别对资源感知与转化的影响更多与社会文化塑造的情境因素相关。研究表明, 在技术协作中, 传统性别分工观念可能导致组织在资源分配中形成隐性的性别倾向, 使部分群体获得更多与 AI 深度互动的机会(Venkatesh & Morris, 2000; Good et al., 2022)。这类群体在现实场景中常以男性员工为主, 他们往往因社会对技术工作者的性别化认知, 获得更多 AI 技术培训资源与高自主性任务参与机会(Russo et al., 2025)。持续的技术实践使其积累了丰富的适应经验, 进而更容易形成人工智能信任。这种信任促使他们将 AI 技术深度融入工作流程, 通过优化任务执行方式, 将技术资源高效转化为心理效能。随着自身 KSAs 的不断增强, 最终实现工作绩效的提升与创新能力的突破。在与 AI 的协作场景中, 该群

体能够迅速适应技术变化，将 AI 视为获取资源优势的重要工具，通过资源积累有效缓解工作中的不安全感，进一步巩固工作效能。此外，研究指出，在机械研发的人机协作岗位中，男性员工的比例明显高于女性，其对技术的接受度也较高，更倾向于参与挑战性的工作，更能激发他们的工作动力和创造力(何江 等, 2024)。相较之下，由于技术领域长期存在的性别刻板印象，女性员工在资源获取上时常面临诸多限制。她们在工作中往往需要付出额外努力，不仅要完成本职工作，还要应对社会对其技术能力的隐性质疑(Ahn et al., 2022)。这种双重压力导致其在 AI 协作过程中，需要消耗更多心理资源来应对外部评价与自我认同的挑战。特别是在人工智能引发职业危机意识情境下，对技术替代的担忧和社会认同的缺失，极易引发其心理资源的耗散，进而削弱其工作效能。因此，提出以下假设：

**H11a:** 性别能够调节人与 AI 协作系统与工作绩效之间的关系。男性员工比例越高，人与 AI 协作系统对工作绩效影响更强。

**H11b:** 性别能够调节人与 AI 协作系统与员工创新之间的关系。男性员工比例越高，人与 AI 协作系统对员工创新影响更强。

#### 2.5.2 年龄的调节效应

从 COR 理论视角出发，年龄对资源感知与转化的影响本质上是个体生命周期特征与组织情境交互作用带来的结果。个体在面对 AI 技术带来的资源威胁或增益时，将会基于自身年龄阶段的资源储备特点，采取差异化的资源获取与配置策略，进而影响人机协作系统的效能产出(Hobfoll, 2011)。在人与 AI 协作系统中，不同年龄群体呈现出显著的资源转化路径差异。年长员工凭借长期积累的领域知识与实践经验，倾向于将 AI 技术视为弥补体力与反应速度劣势的互补工具。其在职业发展中形成的规则遵循意识与稳健工作风格，使其更易将 AI 纳入现有工作流程，作为辅助决策的确定性技术支撑。这种认知模式可能强化其心理资源储备，例如，通过 AI 协作验证专业判断，进而增强人工智能信任感与职业胜任感(何江 等, 2024)。研究表明，年长员工对 AI 技术的稳定信任能够显著降低工作不安全感，进而提升任务执行的持续性与精准度(Huang & Yu, 2023)。基于 COR 理论的资源保存逻辑，年长员工对 AI 的信任可能通过减少资源损耗风险，持续提升工作绩效的稳健性。与之对比，年轻员工群体依托数字原生代的技术敏感性与开放包容的认知特质，将 AI 技术视为激发创新潜能的突破工具(Dutta et al., 2023)。在 AI 自主性与拟人化特征的驱动下，年轻员工更易突破传统工作范式的束缚，通过快速吸收新技术知识，将 AI 资源转化为创造性思维与自我效能感等心理资源。并且，年轻员工对新兴技术工具的使用意愿较强，他们更愿意探索新技术并接受新的工作方式，更可能通过主动拓展资源边界以显著提升创新产出。因此，提出如下假设：

**H12a:** 年龄能够调节人与 AI 协作系统与工作绩效之间的关系。年龄越大，人与 AI 协作系统对工作绩效影响更强。

**H12b:** 年龄能够调节人与 AI 协作系统与员工创新之间的关系。年龄越小，人与 AI 协作系统对员工创新影响更强。

#### 2.5.3 员工类别的调节效应

本研究依据员工的知识类别，将样本中的组织员工分为非知识型员工和知识型员工。非知识型员工主要包括受教育水平较低的员工，如酒店、零售等服务行业的一线职员，以及从事重复性、体力劳动的员工。知识型员工则指从事知识处理和信息管理工作的员工，如高新技术、医疗制药、互联网以及政府和事业单位的职员。两类员工因工作性质和资源储备的差异，其在人与 AI 协作系统中的表现和收益也存在显著不同。知识型员工凭借较高的教育水平与深厚的知识储备，将 AI 视为知识深化与创新突破的赋能工具。AI 的数据分析、复杂任务管理等功能嵌入其工作流程后，员工通过整合技术资源优化知识配置，激发创造性思维(Wang & Xie, 2023; Dong et al., 2025)。这种协作模式强化了员工对 AI 的信任，相信 AI 能够延伸专业能力，进而更主动地探索新技术在创新场景中的应用。基于 COR 理论的资源增益逻辑，知识型员工通过与 AI 协作持续积累知识资本，深化人工智能信任感，形成创新能力提升的正向循环。相较而言，非知识型员受限于知识资源与体力精力约束，更倾向于将 AI 技术视为重复性任务替代与效率提升的保障工具(Chowdhury et al., 2022)。AI 自动化流程、智能辅助工具能够有效弥补其在标准化作业中的资源短板，通过降低工作强度、减少操作失误，显著提升任务执行效率。

这种协作模式直接减轻了员工的工作负担, 使其得以将释放的心理与体力资源重新投入到工作中, 以提升工作绩效(Ma et al., 2024)。基于 COR 理论的资源保存逻辑, 非知识型员工能够通过人与 AI 协作有效规避资源损耗风险, 实现工作绩效的稳步提升。因此, 提出以下假设:

**H13a:** 员工类别能够调节人与 AI 协作系统与工作绩效之间的关系。相比于知识型员工, 人与 AI 协作系统对工作绩效的影响在非知识型员工中更强。

**H13b:** 员工类别能够调节人与 AI 协作系统与员工创新之间的关系。相比于非知识型员工, 人与 AI 协作系统对员工创新的影响在知识型员工中更强。

#### 2.5.4　行业属性的调节效应

在 COR 理论视角下, 行业属性对人与 AI 协作系统中资源的获取、分配和利用产生显著影响。本研究根据行业属性将样本企业划分为高新技术业、制造业和服务业三类, 强调不同行业在生产、服务和价值创造的差异。高新技术业以知识密集型活动为核心, 其生产过程高度依赖复杂知识的创新与迭代(Frey & Osborne, 2017)。员工在该行业中能够利用 AI 处理重复性任务和优化复杂数据管理, 释放心理和时间资源, 使其专注于创造性思维和高价值活动。这种资源的重新配置显著降低了资源耗散率, 通过集中资源提升了员工的创新能力和工作效率。此外, 高新技术业的员工通常具备更高水平的知识储备和技术适应性, 使他们在资源动态转化中表现出更强的人工智能信任感, 从而进一步增强与 AI 协作的效能输出(Frey & Osborne, 2017)。相比之下, 制造业以标准化生产为主, 人力成本与效率是核心关注点。AI 多应用于生产流程自动化, 虽能降低操作失误、提升效率, 但受制于生产流程的固定性, 员工难以通过与 AI 协作实现大规模的知识创新。而服务业的价值创造过程高度依赖员工素质和顾客反馈, 这可能导致他们在面对 AI 技术时更关注其对人际互动的影响, 过度依赖 AI 可能削弱服务的人性化, 导致客户满意度下降。这种行业特性易引发员工对服务质量失控的担忧, 导致其在与 AI 协作过程中感受到更多的压力与不安, 进而降低其工作绩效、抑制其创新动力。由此, 提出以下假设:

**H14a:** 行业属性能够调节人与 AI 协作系统与工作绩效之间的关系。相比于制造业和服务业, 人与 AI 协作系统对工作绩效的影响在高新技术业中更强。

**H14b:** 行业属性能够调节人与 AI 协作系统与员工创新之间的关系。相比于制造业和服务业, 人与 AI 协作系统对员工创新的影响在高新技术业中更强。

#### 2.5.5　文化背景的调节效应

根据 COR 理论, 文化背景作为宏观制度性资源, 深刻影响员工对 AI 协作的资源感知、获取策略及转化效率。不同文化价值体系通过塑造个体认知框架与行为规范, 使员工在人机协作中呈现差异化的资源动态模式。在西方文化中, 个人主义和低权力距离倾向于强调个体价值与自主性, 因此员工更可能将 AI 视为资源增益工具。这种文化环境鼓励员工主动探索 AI 技术的自主性应用, 例如, 利用数据分析工具优化个人工作流程, 从而释放时间与认知资源以投入创新活动(Darwish & Huber, 2013)。同时, 员工会将 AI 视为职业发展机遇, 相信 AI 对其个人能力的赋能作用, 帮助提升个人效率和创新能力。与此相对, 东方文化中的集体主义和高权力距离更注重团队协作与层级关系。在这种文化背景下, 员工通常更依赖管理者或组织对 AI 应用的引导, 倾向于将 AI 视为提升团队效能的工具, 而非单纯的个人资源增益手段。此时, 员工可能会因担心过度依赖 AI 将使自身技能贬值或人际协作关系弱化, 直接增强工作不安全感。由于对资源流失的担忧, 东方文化中的员工往往表现出更加保守的态度, 较少展现自主性和创新动力。因此, 文化背景将通过影响员工对 AI 资源增益或流失的感知, 调节人与 AI 协作系统和工作绩效、员工创新之间的关系。因此, 提出如下假设:

**H15a:** 文化背景能够调节人与 AI 协作系统与工作绩效之间的关系。相比于东方文化, 人与 AI 协作系统对工作绩效的影响在西方文化背景中更强。

**H15b:** 文化背景能够调节人与 AI 协作系统与员工创新之间的关系。相比于东方文化, 人与 AI 协作系统对员工创新的影响在西方文化背景中更强。

## 3　研究方法

本研究遵循 Lipsey 和 Wilson (2001)的元分析

程序, 主要包括以下步骤:

### 3.1 文献检索与筛选

本研究对人与 AI 协作的相关文献进行了系统性检索。基于 Vaccaro 等(2024)、尹萌与牛雄鹰(2024)、蒋建武等(2024)等学者在相关综述研究中的检索策略, 选取了核心关键词和主题语句。在中文数据库(知网、维普、万方等)中, 精确检索“人机协作”、“人机交互”、“人机关系”、“人机协同”等关键词, 并结合“人工智能和员工”的组合检索策略进行主题检索。在英文数据库(Google Scholar、EBSCO、Web of Science 等)中, 则以“human-AI/robot/machine collaboration” “human-AI/robot/machine interaction” “human-AI/robot/machine relationship” “human-AI/robot/machine cooperation”等为关键词, 配合“AI/artificial intelligence 和 employee/worker”的核心组合实施精确匹配检索。为确保研究的广泛性和深度, 本研究还逐一检索了人与 AI 协作领域的代表性学者, 查找其在本研究主题下已发表的相关文献。此外, 参照苏涛等(2024)的做法, 系统检索了国内外组织学和管理学领域中重要学术会议的会议论文、学位论文、工作论文等。本研究选择 2014 年作为检索的起始时间, 此年之后的研究更集中于人与AI协作对员工绩效和创新的影响, 为本研究提供了更贴合主题的文献基础。检索时间范围为 2014 年 1 月至 2024 年 12 月, 共检索得到 4035 篇相关文献, 包括 1365 篇中文文献和 2670 篇英文文献。

完成文献检索后, 按照以下标准对文献进行筛选: (1)研究须同时涉及“人与 AI 协作”和“工作绩效”或“员工创新”主题; (2)文献须为实证研究, 排除综述、案例研究和纯理论分析; (3)文献须提及样本量, 并包含相关系数, 或提供 $t$ 值、$F$ 值、卡方检验统计量等可计算数据; (4)文献必须基于不同样本的独立研究, 避免重复发表。经过筛选和剔除, 本研究一共整理出 79 篇中英文文献(中文文献 21 篇、英文文献 58 篇), 包括 106 个独立实证研究、54726 个样本, 合计 172 个效应值。

在中介效应检验中, 还需获取其他变量间的相关系数。参照李超平等(2023)的做法, 从 Sverke 等(2002)、Lim 等(2024)、Cheng 和 Chan (2008)和 Ng (2017)的研究中分别获取工作不安全感与工作绩效、工作不安全感与员工创新、工作不安全感与信任以及工作绩效与员工创新的相关系数。对于未找到相关系数的变量, 本研究通过补充收集 24 篇文献并进行元分析以获取相关系数, 文献搜索和筛选过程如图 2。

### 3.2 数据编码与处理

本研究制定了编码手册, 并由两位学者独立进行编码。从筛选的 79 篇文献中提取了研究描述项(如作者、题目、刊发期刊等)和效应值统计项(如相关系数、信度系数和样本量等)。尽管大多数实证研究文献仅包含一个独立样本, 但仍有些文献包含了多个独立样本, 因此需要分别进行编码。研究还对员工性别、年龄、员工类别、行业属性和文化背景五个潜在调节变量进行了详细编码。在初次编码复查中, 一致率达到 86.74%, 存在不一致的主要原因是编码失误和对编码内容理解的差异, 经核查讨论后达成一致, 形成完整的编码表。

## 4 研究结果

### 4.1 发表偏倚检验

为确保结果的稳健性, 本研究采用了 Fail-Safe $N$ 检验、Egger’s 回归系数检验、Begg 秩相关检验法进一步评估发表偏倚。如表 1 所示, Fail-Safe $N$ 值均大于 $5K + 10$; Begg 秩相关检验结果的 $p$ 值也均未达到显著水平($p > 0.05$), 说明本研究不存在严重的发表偏倚问题。

Egger’s 检验结果显示人工智能危机意识与员工绩效间($p = 0.044$)可能存在一定的出版偏倚, 进一步采用 p-curve 分析法检验发表偏差对人工智能危机意识与员工创新的元分析结果造成的影响, 检验结果见图 3。数据呈右偏态分布, 10 个显著样本均具有证据价值($p < 0.025$), 支持真实效应存在, 且显著结果多集中于低 $p$ 值区间。因此, 本研究不存在严重的发表偏倚。

### 4.2 同质性检验与主效应分析

同质性检验通常使用 $Q$ 统计量和 $I^2$统计指标来评估样本的同质性水平。当 $Q > k-1$, $I^2 > 0.75$ 且 $p$ 值显著时, 样本具有显著的异质性, 采用随机效应模型(R); 否则采用固定效应模型(F)。结果如表 2 所示, 所有变量的 $Q$ 值均显著($P < 0.05$), 显示各变量之间存在着明显的异质性。另外, 所有变量的 $I^2$ 均高于 75%, 表明各变量间存在显著的异质性, 故采用随机效应模型。同时, 主效应分析显示, 点估计结果均在显著性水平上, 表明人

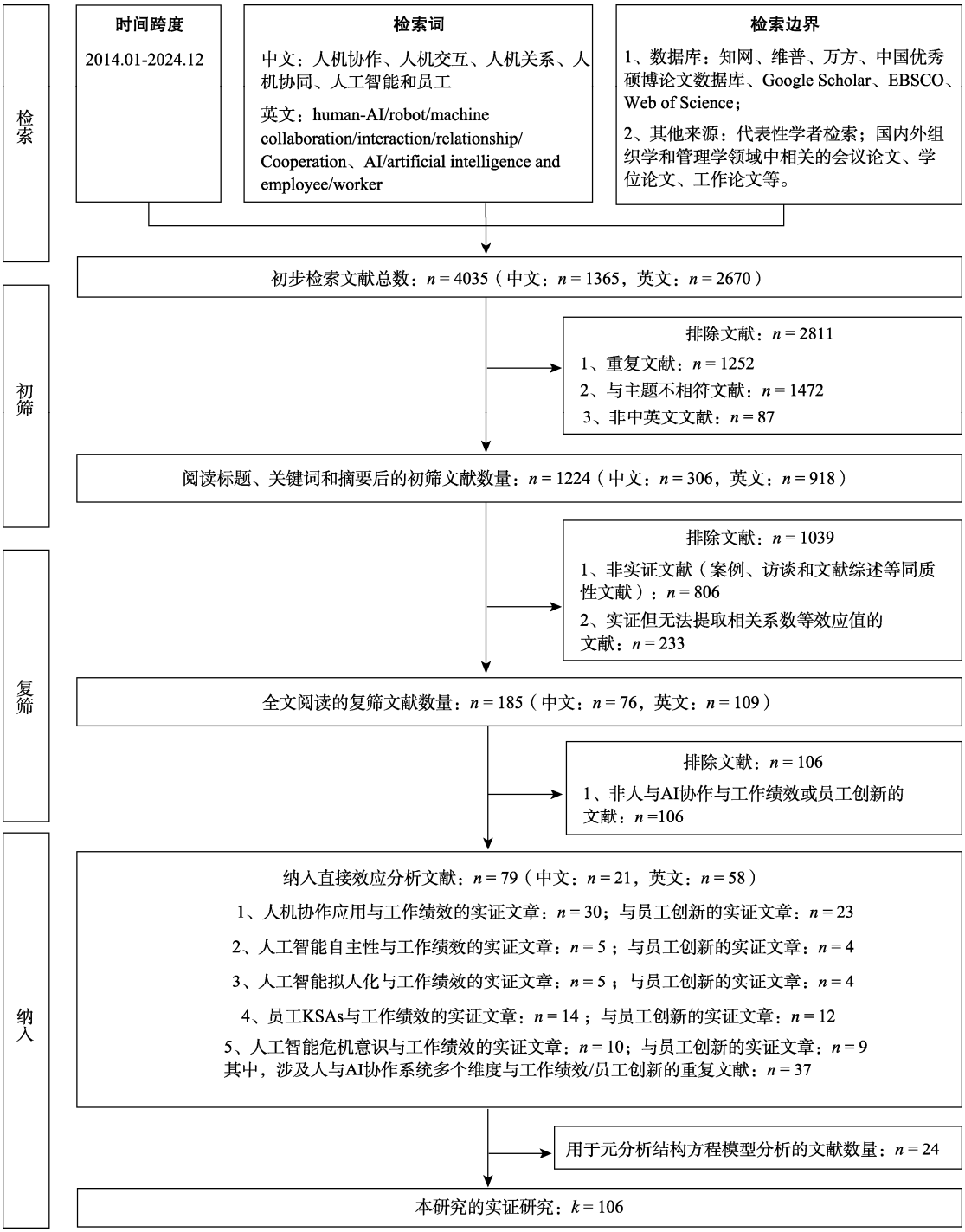



图 2　文献检索与筛选流程图

机协作应用、AI 自主性、AI 拟人化和员工 KSAs 对工作绩效有正面影响, 人工智能危机意识对工作绩效有负面影响。人机协作应用、AI 自主性、AI 拟人化和员工 KSAs 对员工创新有正面影响, 人工智能危机意识对员工创新有负面影响, 故假设 H1a-H3d 成立。

**表 1 发表偏倚检验**

| 自变量 | Fail-safe *N* | 5*K*+10 | 需找到的未出版研究数量 | Egger's 检验 | | Begg's 检验 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | 截距 | *P* | Z | *P* |
| 1 工作绩效 | 16162 | 500 | 165 | 0.11 | 0.956 | 0.32 | 0.750 |
| (1)人机协作应用 | 8715 | 245 | 185 | −0.480 | 0.823 | 0.17 | 0.862 |
| (2)AI 特点 | 5707 | 90 | 357 | 2.40 | 0.322 | 1.62 | 0.105 |
| ①AI 自主性 | 1595 | 45 | 228 | 1.15 | 0.744 | 0.30 | 0.764 |
| ②AI 拟人化 | 1261 | 55 | 140 | 4.01 | 0.089 | 1.67 | 0.095 |
| (3)员工特点 | 4001 | 185 | 114 | −0.70 | 0.897 | 0.50 | 0.619 |
| ①KSAs | 8648 | 110 | 432 | 5.68 | 0.169 | 0.81 | 0.417 |
| ②人工智能危机意识 | 860 | 85 | 57 | 0.86 | 0.803 | 0.35 | 0.729 |
| 2 员工创新 | 10519 | 380 | 142 | −0.85 | 0.762 | 0.29 | 0.772 |
| (1)人机协作应用 | 1004 | 155 | 35 | 1.621 | 0.658 | 0.06 | 0.955 |
| (2)AI 特点 | 3029 | 90 | 189 | 0.30 | 0.948 | 0.05 | 0.964 |
| ①AI 自主性 | 829 | 45 | 118 | 3.51 | 0.764 | 0.75 | 0.453 |
| ②AI 拟人化 | 682 | 55 | 76 | 2.04 | 0.756 | 0.31 | 0.754 |
| (3)员工特点 | 4159 | 155 | 143 | −8.33 | 0.147 | 1.37 | 0.171 |
| ①KSAs | 6281 | 95 | 366 | 1.61 | 0.716 | 0.25 | 0.805 |
| ②人工智能危机意识 | 203 | 70 | 17 | −10.80 | 0.044 | 0.96 | 0.337 |

注：Fail-safe *N* 为失安全系数; *K* 为效应值数量。

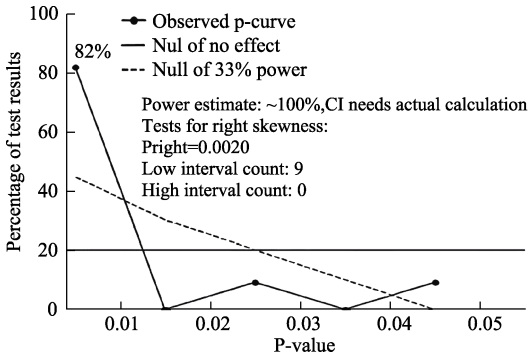



图 3 p-curve 检验

### 4.3 中介效应检验

中介效应检验采用结构方程模型取向的元分析进行分析, 检验员工工作不安全感和人工智能信任在人与 AI 协作系统下各指标变量对工作绩效和员工创新可能存在的中介效应, 主要包括两个阶段。第一阶段, 通过多变量元分析方法获得联合相关矩阵(见表 3)。第二阶段, 使用 Mplus 8.0 将联合相关矩阵输入到结构方程模型来检验中介模型, 同时在中介分析结果的基础上, 使用 R 4.3.2 软件对间接效应进行蒙特卡洛置信区间的检验。

根据图 4 可知, 工作不安全感与工作绩效(β = −0.05, $p < 0.001$)、员工创新(β = −0.23, $p < 0.001$)负相关且关系显著; 人工智能信任与工作绩效(β = 0.44, $p < 0.001$)、员工创新(β = 0.38, $p < 0.001$)正相关且关系显著。人机协作应用(β = 0.18, $p < 0.001$)、AI 自主性(β = 0.29, $p < 0.001$)、AI 拟人化(β = 0.31, $p < 0.001$)、员工人工智能危机意识(β = 0.26, $p < 0.001$)显著正向影响员工工作不安全感, 员工 KSAs 显著负向影响员工工作不安全感(β = −0.31, $p < 0.001$)。人机协作应用(β = 0.38, $p < 0.001$)、AI 自主性(β = 0.56, $p < 0.001$)、AI 拟人化(β = 0.42, $p < 0.001$)、员工 KSAs ($\beta = 0.48$, $p < 0.001$)显著正向影响人工智能信任, 员工人工智能危机意识显著负向影响人工智能信任(β = −0.46, $p < 0.001$)。

根据表 4 所示的结果, 在人与 AI 协作系统对员工工作效能的影响机制研究中, 通过中介效应分析可以观察到, 人机协作应用、AI 自主性、AI 拟人化、员工 KSAs 和人工智能危机意识通过工作不安全感对工作绩效的间接效应分别为−0.01、−0.01、−0.01、0.01、−0.01, 对员工创新的间接效

**表 2　同质性检验和主效应分析结果**

| 变量 | *K* | *n* | 模型 | 同质性检验 | | | | | | | 主效应分析 | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | | | | | | | 点估计及 95%置信区间 | | | 双尾检验 | |
| | | | | *Q* | *df*(*Q*) | *P* | $I^2$ | $\tau^2$ | *SE* | *SD* | *Tau* | *r* | 下限 | 上限 | *Z* | *P* |
| 1 工作绩效 | 98 | 32300 | R | 3702.07 | 97 | 0.000 | 97.38 | 0.11 | 0.021 | 0.000 | 0.34 | 0.32 | 0.25 | 0.38 | 9.40 | 0.000 |
| (1)人机协作应用 | 47 | 14917 | R | 1243.18 | 46 | 0.000 | 96.30 | 0.07 | 0.020 | 0.000 | 0.27 | 0.31 | 0.24 | 0.38 | 7.90 | 0.000 |
| (2)AI 特点 | 16 | 4432 | R | 156.06 | 15 | 0.000 | 90.39 | 0.04 | 0.016 | 0.000 | 0.19 | 0.55 | 0.47 | 0.61 | 12.02 | 0.000 |
| ①AI 自主性 | 7 | 1981 | R | 51.70 | 6 | 0.000 | 88.39 | 0.03 | 0.022 | 0.000 | 0.17 | 0.62 | 0.53 | 0.70 | 10.11 | 0.000 |
| ②AI 拟人化 | 9 | 2451 | R | 44.33 | 8 | 0.000 | 81.96 | 0.02 | 0.012 | 0.000 | 0.13 | 0.48 | 0.40 | 0.55 | 10.21 | 0.000 |
| (3)员工特点 | 35 | 10741 | R | 1887.08 | 34 | 0.000 | 98.20 | 0.18 | 0.049 | 0.002 | 0.42 | 0.21 | 0.07 | 0.34 | 2.86 | 0.004 |
| ①KSAs | 20 | 6532 | R | 369.87 | 19 | 0.000 | 94.82 | 0.06 | 0.021 | 0.000 | 0.24 | 0.49 | 0.41 | 0.57 | 9.78 | 0.000 |
| ②人工智能危机意识 | 15 | 4209 | R | 117.01 | 14 | 0.000 | 88.04 | 0.03 | 0.012 | 0.000 | 0.16 | −0.23 | −0.32 | −0.15 | −5.21 | 0.000 |
| 2 员工创新 | 74 | 22426 | R | 2158.09 | 73 | 0.000 | 96.62 | 0.10 | 0.018 | 0.000 | 0.31 | 0.34 | 0.27 | 0.40 | 9.59 | 0.000 |
| (1)人机协作应用 | 29 | 7717 | R | 664.50 | 28 | 0.000 | 95.79 | 0.09 | 0.026 | 0.001 | 0.30 | 0.43 | 0.34 | 0.52 | 8.16 | 0.000 |
| (2)AI 特点 | 16 | 4937 | R | 127.46 | 15 | 0.000 | 88.23 | 0.03 | 0.011 | 0.000 | 0.16 | 0.37 | 0.30 | 0.44 | 9.32 | 0.000 |
| ①AI 自主性 | 7 | 2534 | R | 27.23 | 6 | 0.000 | 77.96 | 0.01 | 0.007 | 0.000 | 0.10 | 0.41 | 0.33 | 0.47 | 10.06 | 0.000 |
| ②AI 拟人化 | 9 | 2403 | R | 93.71 | 8 | 0.000 | 91.46 | 0.04 | 0.024 | 0.000 | 0.20 | 0.35 | 0.22 | 0.46 | 5.09 | 0.000 |
| (3)员工特点 | 29 | 9772 | R | 1221.08 | 28 | 0.000 | 97.71 | 0.13 | 0.038 | 0.001 | 0.36 | 0.22 | 0.09 | 0.34 | 3.30 | 0.001 |
| ①KSAs | 17 | 6107 | R | 196.20 | 16 | 0.000 | 91.85 | 0.03 | 0.013 | 0.000 | 0.18 | 0.46 | 0.39 | 0.53 | 10.94 | 0.000 |
| ②人工智能危机意识 | 12 | 3665 | R | 209.70 | 11 | 0.000 | 94.75 | 0.06 | 0.030 | 0.001 | 0.25 | −0.17 | −0.30 | −0.02 | −2.28 | 0.022 |

注: *K* 为效应值数量; *n* 为独立样本数量; R 为随机效应模型; *Q* 为同质性检验统计量; *df*(*Q*)为自由度; *P* 为显著性水平; $I^2$ 为效应值的真实差异占据观察变异的比例; $\tau^2$ 为研究间变异可用于权重计算的比例; *SE* 为标准误。

**表 3 变量相关系数矩阵**

| 变量 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1.HAC | 1 | | | | | | | | |
| 2.AUT | 0.67*** (6, 1958) | 1 | | | | | | | |
| 3.ANT | 0.48*** (3, 825) | 0.52*** (9, 2904) | 1 | | | | | | |
| 4.KSA | 0.49*** (10, 2826) | 0.60*** (9, 2863) | 0.56*** (6, 2387) | 1 | | | | | |
| 5.AIA | 0.22*** (9, 2256) | 0.30*** (3, 352) | 0.48*** (4, 1387) | −0.20* (9, 3099) | 1 | | | | |
| 6.INS | 0.18** (20, 12435) | 0.29** (5, 1170) | 0.31*** (6, 1228) | −0.31*** (7, 1864) | 0.26** (17, 5931) | 1 | | | |
| 7.AIT | 0.38*** (6, 1744) | 0.56* (3, 1065) | 0.42*** (16, 4931) | 0.48*** (8, 2888) | −0.46*** (4, 1197) | −0.49[a] (16, 4152) | 1 | | |
| 8.JP | 0.31*** (47, 14917) | 0.62*** (7, 1981) | 0.48*** (9, 2451) | 0.49*** (20, 6532) | −0.23*** (15, 4209) | −0.23[b] (9, 2106) | 0.40*** (8, 2153) | 1 | |
| 9.IP | 0.43*** (29, 7717) | 0.41*** (7, 2534) | 0.35*** (9, 2403) | 0.46*** (17, 6107) | −0.17* (12, 3665) | −0.42[c] (5, 1697) | 0.52*** (8, 2493) | 0.53[d] (30, 6846) | 1 |

注：HAC 为人机协作应用; AUT 为 AI 自主性; ANT 为 AI 拟人化; KSA 为员工人工智能知识、能力和技能; AIA 为人工智能危机意识; INS 为工作不安全感; AIT 为人工智能信任; JP 为工作绩效; IP 为员工创新; 下同; a 来自 Cheng 和 Chan (2008)、b 来自 Sverke、Hellgren 和 Naswall (2002)、c 来自 Lim 和 Lu (2024)、d 来自 Ng (2017); 未标志的相关系数、独立样本数和总样本量由本研究计算。

***表示 $p < 0.001$, **表示 $p < 0.01$, *表示 $p < 0.05$, 下同。

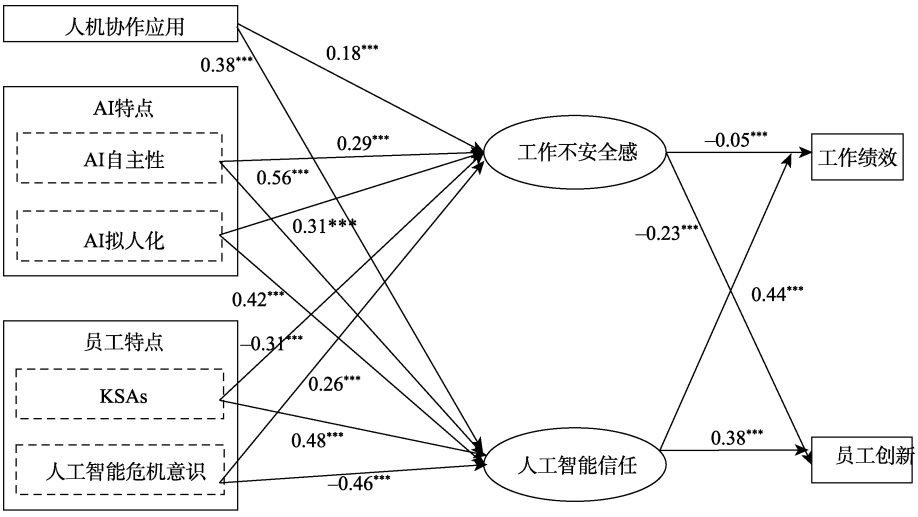



图 4 模型路径分析

应为−0.04、−0.07、−0.07、0.07、−0.06, 工作不安全感起到了部分中介作用, 因此 H4a-H6d 成立。人机协作应用、AI 自主性、AI 拟人化、员工 KSAs 和人工智能危机意识通过人工智能信任对工作绩效的间接效应分别为 0.15、0.21、0.16、0.18、−0.18, 对员工创新的间接效应为 0.17、0.25、0.18、0.21、−0.20, 人工智能信任起到了部分中介作用, 因此 H7a-H9d 成立。这表明人与 AI 协作系统各指标变量可以通过影响员工工作不安全感和人工智能信任两种不同的作用路径, 分别产生负面和正面的双面效应。

最后, 参照温忠麟等(2022)的方法进行中介效应比较检验, 当两条中介路径效应值相反时, 应使用中介效应绝对值的差值进行比较。结果显

**表 4　间接效应估计**

| 路径 | $\beta$ | $SE$ | $Z$ | $P$ | Bootstrap95% CI |
|---|---|---|---|---|---|
| Indirect Effect | | | | | |
| IND1:HAC-INS-JP | −0.01 | 0.001 | −5.76 | 0.000 | [−0.01, −0.01] |
| IND2:HAC-AIT-JP | 0.15 | 0.004 | 37.07 | 0.000 | [0.14, 0.15] |
| IND3:HAC-INS-IP | −0.04 | 0.002 | −18.34 | 0.000 | [−0.05, −0.04] |
| IND4:HAC-AIT-IP | 0.17 | 0.004 | 40.29 | 0.000 | [0.16, 0.17] |
| IND5:AUT-INS-JP | −0.01 | 0.002 | −5.31 | 0.000 | [−0.02, −0.01] |
| IND6:AUT-AIT-JP | 0.21 | 0.005 | 41.30 | 0.000 | [0.21, 0.22] |
| IND7:AUT-INS-IP | −0.07 | 0.003 | −22.00 | 0.000 | [−0.07, −0.06] |
| IND8:AUT-AIT-IP | 0.25 | 0.005 | 47.26 | 0.000 | [0.24, 0.26] |
| IND9:ANT-INS-JP | −0.01 | 0.003 | −5.34 | 0.000 | [−0.02, −0.01] |
| IND10:ANT-AIT-JP | 0.16 | 0.004 | 34.79 | 0.000 | [0.15, 0.17] |
| IND11:ANT-INS-IP | −0.07 | 0.003 | −22.78 | 0.000 | [−0.08, −0.07] |
| IND12:ANT-AIT-IP | 0.18 | 0.005 | 39.32 | 0.000 | [0.18, 0.19] |
| IND13:KSA-INS-JP | 0.01 | 0.030 | 5.33 | 0.000 | [0.01, 0.02] |
| IND14:KSA-AIT-JP | 0.18 | 0.005 | 38.51 | 0.000 | [0.18, 0.19] |
| IND15:KSA-INS-IP | 0.07 | 0.003 | 22.98 | 0.000 | [0.07, 0.08] |
| IND16:KSA-AIT-IP | 0.21 | 0.005 | 43.50 | 0.000 | [0.20, 0.21] |
| IND17:AIA-INS-JP | −0.01 | 0.002 | −5.32 | 0.000 | [−0.02, −0.01] |
| IND18:AIA-AIT-JP | −0.18 | 0.005 | −37.76 | 0.000 | [−0.18, −0.17] |
| IND19:AIA-INS-IP | −0.06 | 0.003 | −21.16 | 0.000 | [−0.06, −0.05] |
| IND20:AIA-AIT-IP | −0.20 | 0.005 | −42.37 | 0.000 | [−0.21, −0.19] |
| Total Indirect Effect | | | | | |
| TOTALIND1:HAC-JP | 0.14 | 0.004 | 33.31 | 0.000 | [0.13, 0.14] |
| TOTALIND2:HAC-IP | 0.12 | 0.005 | 26.54 | 0.000 | [0.12, 0.13] |
| TOTALIND3:AUT-JP | 0.19 | 0.013 | 14.04 | 0.000 | [0.19, 0.21] |
| TOTALIND4:AUT-IP | 0.16 | 0.014 | 11.20 | 0.000 | [0.17, 0.19] |
| TOTALIND5:ANT-JP | 0.15 | 0.005 | 29.34 | 0.000 | [0.14, 0.16] |
| TOTALIND6:ANT-IP | 0.11 | 0.006 | 20.28 | 0.000 | [0.10, 0.12] |
| TOTALIND7:KSA-JP | 0.20 | 0.005 | 36.57 | 0.000 | [0.19, 0.21] |
| TOTALIND8:KSA-IP | 0.27 | 0.005 | 53.29 | 0.000 | [0.27.0.28] |
| TOTALIND9:AIA-JP | −0.19 | 0.005 | −38.08 | 0.000 | [−0.20, −0.18] |
| TOTALIND10:AIA-IP | −0.26 | 0.005 | −50.34 | 0.000 | [−0.26, −0.25] |

示, 相较于工作不安全感, 人机协作应用、AI 自主性、AI 拟人化、员工 KSAs 更多通过人工智能信任对工作绩效起正向作用, 人工智能信任和工作不安全感中介效应差值分别为 0.14 ($p$ < 0.001, 95% CI 为[0.13, 0.15])、0.20 ($p$ < 0.001, 95% CI 为[0.19, 0.21])、0.15 ($p$ < 0.001, 95% CI 为[0.14, 0.16])、0.17 ($p$ < 0.001, 95% CI 为[0.16, 0.18]); 同时, 也更多通过人工智能信任对员工创新起正向作用, 人工智能信任和工作不安全感中介效应差值分别为 0.13 ($p$ < 0.001, 95% CI 为[0.12, 0.13])、0.18 ($p$ < 0.001, 95% CI 为[0.17, 0.19])、0.11 ($p$ < 0.001, 95% CI 为[0.10, 0.12])、0.14 ($p$ < 0.001, 95% CI 为[0.13, 0.14])。此外, 相较于工作不安全感, 人工智能危机意识更多通过人工智能信任对工作

绩效和员工创新起负向作用，差值分别为−0.16 ($p$ < 0.001, 95% CI 为[−0.15, −0.17])、−0.14 ($p$ < 0.001, 95% CI 为[−0.13, −0.15]), 综上, H10a 和 H10b 假设成立。

### 4.4 调节效应检验

本研究检验了员工的性别和年龄两个统计学特征调节变量对人与 AI 协作系统与员工工作效能之间关系的调节作用。以男性员工占比和平均年龄作为预测变量进行元回归分析。调节效应分析结果如表 5 所示：员工性别对于人与 AI 协作系统下各相关变量与工作绩效和员工创新之间的关系没有显著的调节作用($p$ > 0.05, 95%的置信区间包括 0); 同理, 员工年龄对于人与 AI 协作系统下各相关变量与工作绩效和员工创新之间的关系也没有显著的调节作用($p$ > 0.05, 95%的置信区间包括 0), 表明 H11a、H11b、H12a 和 H12b 没有得到验证。

受数据限制, 部分调节变量无法在人与 AI 协作系统下各维度变量中进行比较分析, 本研究参考段成龙等(2025)、苏涛等(2024)的做法, 对人与 AI 协作系统与工作绩效和员工创新之间关系的调节效应进行检验。如表 6 所示, 本研究从微观、中观和宏观三个角度选择了 3 个情境变量(员工类别、行业属性和文化背景)来检验它们对人与 AI 协作系统与工作绩效和员工创新间关系的调节作用, 得到的结果如下：(1)微观层面的员工类别对人与 AI 协作系统下的工作绩效之间的关系具有显著的调节作用($Q$ = 7.42, $p$ < 0.05), 且$|r_{kw}|$ = |0.21| < $|r_{nkw}|$ = |0.44|, ($r_{kw}$、$r_{nkw}$ 分别指在知识型和非知识型员工中, 人与 AI 协作系统与工作绩效的相关系数), 说明相比于知识型员工, 人与 AI 协作系统对非知识型员工的工作绩效具有更强的正向影响; 员工类别对人与 AI 协作系统下的员工创新之间的关系亦有显著的调节作用($Q$ = 8.746, $p$ < 0.05), 且$|r_{kw}|$ = |0.47| > $|r_{nkw}|$ = |0.24|, ($r_{kw}$、$r_{nkw}$ 分别指在知识型和非知识型员工中, 人与 AI 协作系统与员工创新的相关系数), 说明相比于非知识型员工, 人与 AI 协作系统对知识型员工的创新行为具有更强的正向影响。因此, H13a 和 H13b 得到检验。(2)中观层面的行业属性显著调节人与 AI 协作系统下的工作绩效和员工创新之间的关系, 在工作绩效($Q$ = 9.50, $p$ < 0.05)和员工创新($Q$ = 6.67, $p$ < 0.05)上, $|r_{hw}|$ = |0.57| > $|r_{sw}|$ = |0.38| > $|r_{mw}|$ = |0.27|; 且$|r_{hi}|$ = |0.50| > $|r_{si}|$ = |0.34| > $|r_{mi}|$ = |0.27|($r_{hw}$、$r_{mw}$、$r_{sw}$ 分别指在高新技术业、制造业和服务业中, 人与 AI 协作系统与工作绩效的相关系数; $r_{hi}$、$r_{mi}$、$r_{si}$ 分别指在高新技术业、制造业和服务业中, 人与 AI 协作系统与员工创新的相关系数), 表明相比于制造业和服务业, 在高新技术业中人与 AI 协作系统对工作绩效和员工创新所产生的影响更强, H14a 和 H14b 得到验证。(3)宏观层面的文化背景对人与 AI 协作系统与工作绩效之间有显著作用($Q$ = 7.032, $p$ < 0.05), 且$|r_{ww}|$ = |0.51| > $|r_{ew}|$ = |0.26|($r_{ww}$、$r_{ew}$ 分别指在西方文化和东方文化影响下, 人与 AI 协作系统与工作绩效之间的相关系数), 说明相比于东方文化, 人与 AI 协作系统对工作绩效的影响在西方文化中更强; 然而, 文化背景对人与 AI 协作系统与员工创新之间的关系并没有显著的调节作用($p$ > 0.05)。故而, H15a 得到验证, H15b 假设不成立。

## 5 结论与讨论

本研究通过对 79 篇国内外文献的 106 个独立样本进行元分析检验了人与 AI 协作系统对员工工作效能的影响作用, 研究结果表明, 人与 AI 协作系统具有“双刃剑”效应。具体表现为人机协作应用、AI 自主性、AI 拟人化和员工 KSAs 对员工工作效能具有积极影响, 这可能是由于人与 AI 协作应用能够让员工充分利用人工智能工具发挥潜力, 从而提升工作绩效与创新能力(Khan et al., 2025)。AI 的自主性不仅减少了人为错误, 还提高了工作质量和效率, 同时通过分担重复性任务, 释放员工时间以专注于高价值活动和能力提升(何江 等, 2024); AI 的拟人化则通过自然的交互方式增强员工的工作体验, 促进问题解决能力和创造性思维的发挥(Zhang et al., 2025a)。此外, 具备人工智能 KSAs 的员工凭借其技术技能与对人工智能的理解能力, 能更有效地应用 AI 技术以提升工作绩效和创新能力(Chen et al., 2024a; AL-Khatib, 2024)。然而, 本研究也发现, 人工智能危机意识将对员工工作效能产生显著的消极影响。员工可能因担忧 AI 威胁其职业安全而产生抵触和不信任, 进而降低工作积极性, 抑制工作效率与创新表现(Zang et al., 2024; Dong et al., 2025)。

在具体作用机制方面, 本研究发现, 在人与

**表 5　连续变量对效应量的元回归分析**

| 调节变量 | *K* | *n* | 工作绩效 | | | | | | | *K* | *n* | 创新绩效 | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | *M* | *SD* | *B* | *SE* | 95% CI | *Z* | *P* | | | *M* | *SD* | *B* | *SE* | 95% CI | *Z* | *P* |
| 性别 | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 人机协作应用 | 44 | 16635 | 0.64 | 0.09 | −0.14 | 0.342 | [−0.81, 0.53] | −0.40 | 0.687 | 29 | 7717 | 0.46 | 0.12 | 0.34 | 0.527 | [−0.70, 1.37] | 0.64 | 0.524 |
| AI 自主性 | 5 | 1556 | 0.32 | 0.12 | −0.22 | 0.804 | [−1.80, 1.35] | −0.28 | 0.781 | 7 | 2534 | 0.48 | 0.14 | −0.16 | 0.435 | [−1.01, 0.70] | −0.36 | 0.718 |
| AI 拟人化 | 5 | 1342 | 0.55 | 0.12 | −0.99 | 0.791 | [−2.54, 0.56] | −1.25 | 0.210 | 9 | 2403 | 0.46 | 0.11 | 0.02 | 0.789 | [−1.52, 1.57] | 0.03 | 0.977 |
| KSAs | 13 | 5206 | 0.51 | 0.11 | 0.56 | 0.571 | [−0.56, 1.67] | 0.97 | 0.331 | 16 | 5947 | 0.53 | 0.16 | −0.36 | 0.332 | [−1.01, 0.29] | −1.08 | 0.282 |
| 人工智能危机意识 | 9 | 3274 | 0.52 | 0.14 | −0.73 | 0.453 | [−1.61, 0.16] | −1.60 | 0.109 | 10 | 3345 | 0.45 | 0.15 | −0.68 | 0.584 | [−1.83, 0.46] | −1.17 | 0.242 |
| 年龄 | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 人机协作应用 | 37 | 10994 | 31.7 | 4.52 | −0.01 | 0.011 | [−0.03, 0.02] | −0.61 | 0.545 | 25 | 7014 | 31.24 | 5.49 | 0.00 | 0.011 | [−0.02, 0.02] | 0.28 | 0.779 |
| AI 自主性 | 4 | 656 | 26.68 | 2.32 | 0.03 | 0.019 | [−0.00, 0.07] | 1.82 | 0.069 | 7 | 2534 | 29.89 | 4.80 | −0.00 | 0.011 | [−0.02, 0.02] | −0.34 | 0.737 |
| AI 拟人化 | 9 | 2451 | 24.52 | 2.57 | −0.02 | 0.022 | [−0.06, 0.02] | −0.92 | 0.356 | 9 | 2403 | 34.98 | 6.06 | −0.02 | 0.010 | [−0.03, 0.01] | −1.48 | 0.140 |
| KSAs | 13 | 5206 | 30.32 | 4.52 | 0.02 | 0.015 | [−0.01, 0.05] | 1.35 | 0.177 | 13 | 5206 | 33.92 | 5.14 | −0.01 | 0.011 | [−0.03, 0.02] | −0.42 | 0.671 |
| 人工智能危机意识 | 10 | 3258 | 30.06 | 4.56 | 0.01 | 0.012 | [−0.02, 0.03] | 0.43 | 0.671 | 8 | 2921 | 30.51 | 4.45 | −0.02 | 0.025 | [−0.06, 0.03] | −0.63 | 0.526 |

**表 6 分类变量对效应量的元回归分析**

| 指标 | 调节变量 | 类别 | 异质性分析 | | | 点估计和 95% CI | | | | | 双尾检验 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | *QB* | *df* | *P* | *K* | *n* | *r* | 下限 | 上限 | *Z* | *P* |
| 工作绩效 | 员工类型 | 知识型 | 7.42 | 1 | 0.006 | 22 | 5807 | 0.21 | 0.08 | 0.33 | 3.18 | 0.001 |
| | | 非知识型 | | | | 33 | 10611 | 0.44 | 0.32 | 0.54 | 7.00 | 0.000 |
| | 行业属性 | 服务业 | 9.50 | 2 | 0.009 | 36 | 13029 | 0.27 | 0.17 | 0.36 | 5.00 | 0.000 |
| | | 制造业 | | | | 14 | 4632 | 0.38 | 0.19 | 0.55 | 3.70 | 0.000 |
| | | 高新技术业 | | | | 18 | 6018 | 0.52 | 0.39 | 0.62 | 7.10 | 0.000 |
| | 文化背景 | 东方 | 7.03 | 1 | 0.008 | 62 | 23227 | 0.26 | 0.19 | 0.33 | 7.16 | 0.000 |
| | | 西方 | | | | 18 | 4192 | 0.51 | 0.34 | 0.65 | 5.33 | 0.000 |
| 员工创新 | 员工类型 | 知识型 | 8.75 | 1 | 0.003 | 23 | 8372 | 0.47 | 0.39 | 0.55 | 9.64 | 0.000 |
| | | 非知识型 | | | | 26 | 8003 | 0.24 | 0.10 | 0.37 | 3.24 | 0.001 |
| | 行业属性 | 服务业 | 6.67 | 2 | 0.036 | 23 | 7228 | 0.27 | 0.12 | 0.41 | 3.49 | 0.000 |
| | | 制造业 | | | | 9 | 3897 | 0.34 | 0.17 | 0.49 | 3.84 | 0.000 |
| | | 高新技术业 | | | | 12 | 4171 | 0.50 | 0.38 | 0.61 | 7.11 | 0.000 |
| | 文化背景 | 东方 | 0.10 | 1 | 0.752 | 47 | 16192 | 0.37 | 0.30 | 0.44 | 9.25 | 0.000 |
| | | 西方 | | | | 8 | 2230 | 0.34 | 0.15 | 0.51 | 3.36 | 0.001 |

AI 协作系统中, 员工的工作效能受到工作不安全感和人工智能信任的双路径中介作用的显著影响。在人机协作的复杂生态中, 工作不安全感多源于技术引入初期, 员工因职业边界重塑的未知而产生应激性反应, 短期冲击工作效能(Wu et al., 2024; Zang et al., 2024)。但随着员工逐步适应技术发展并认识到 AI 的潜在价值, 其对 AI 的信任逐渐增强, 从而弥补并超越不安全感的负面影响。人工智能信任不仅能够帮助员工更加主动地使用 AI 工具, 还能增强他们对工作任务的掌控感和对组织的信任感, 从而促进工作效能的提升(Zhou et al., 2024; Shahzad et al., 2025)。对比发现, 人工智能信任的中介效应强于工作不安全感的中介效应。相关研究指出, 员工经历的工作不安全感会降低其绩效, 但这种负向效应往往具有阶段性, 是员工面对新技术冲击的初期反应。随着时间推移与对 AI 认知加深, 若能建立信任, 正向效应便会逐渐凸显并占据主导(Khan et al., 2025), 这也就解释了为何信任的中介效应会显著强于工作不安全感的中介效应。

此外, 研究还发现, 员工性别和年龄对人与 AI 协作系统下的工作效能没有显著调节作用, 这一结果反映了性别平等和技术普及的共同作用。近年来, 随着性别平等的不断推进, 当代女性在技术应用和适应能力方面逐渐与男性相当, 传统的性别刻板印象被弱化。女性在职场中对于新技术的接纳度和学习能力已接近或达到男性水平(Huyer & Nuñez, 2022)。此外, 人与 AI 协作系统提供了更多标准化和结构化的工作流程, 这可能进一步降低了性别差异在技术适应过程中的影响。年龄对工作效能的调节作用不显著可能与代际差异逐渐缩小有关。随着信息技术教育的普及以及老龄化社会中终身学习理念的推广, 不同年龄段的员工在技术适应性上的差距已显著减小(Ranta & Ylinen, 2023)。此外, 相比于知识型员工, 人与 AI 协作系统对非知识型员工的工作绩效提升效果更为显著。这一结果可能是因为非知识型员工的工作内容通常以重复性、标准化任务为主, AI 技术的引入能够显著减少其工作负担, 提升效率。同时, AI 的技术支持作为一种外部资源, 能够提供实时反馈和支持, 帮助非知识型员工更快适应工作要求, 弥补其在技能和经验上的不足, 使其更能从 AI 系统的支持中获益(Kim et al., 2022)。相较于非知识型员工, 人与 AI 协作系统对知识型员工的创新能力提升效果更为显著。这可能是因为知识型员工的工作通常具有较高的复杂性和创造性, AI 能够提供数据分析、模式识别和预测支持, 激发其创造力(Dong et al., 2025)。并且, 知识

型员工具备较高的技能水平和技术接受度, 使他们能够更好地将 AI 技术转化为创新成果。

在行业和文化等宏观因素方面, 相比于制造业和服务业, 高新技术业对人与 AI 协作系统与员工工作效能之间关系的调节作用更显著。这可能是因为高新技术企业往往具备先进的技术基础设施、较高的研发投入以及灵活的组织结构, 有效支持了员工的创新需求和挑战。高新技术行业的工作环境通常充满不确定性和复杂性, 有助于激发员工的创造力和主动性。同时, 这些行业的企业在组织文化和结构上普遍鼓励创新, 使员工能够充分利用人机协作技术来提升工作效能(Wan et al., 2023)。文化背景仅调节了人与 AI 协作系统与工作绩效之间的关系, 未能调节人与 AI 协作系统与员工创新之间的关系。原因可能在于不论是东方文化还是西方文化, 组织对人机协作的应用和资源配置通常是标准化的, 这减少了文化背景对创新的调节作用(Tenakwah et al., 2022)。此外, 工作绩效的评估通常较为客观和量化, 文化背景的影响更容易通过这些标准显现, 而创新的评估则涉及更为主观和复杂的因素, 使得文化背景的影响较为间接。最后, 全球化和东西方文化的交流使得东方文化对技术的接受度显著提高, 文化差异对人机协作与员工创新关系的影响逐渐减弱。

### 5.1　理论贡献

本研究的理论贡献包括: (1)系统性地探讨了人与 AI 协作系统对员工工作效能的影响及差异。现有研究多聚焦人机协作的积极影响, 强调 AI 工具对绩效的提升作用(史青, 周苗苗, 2024; Vaccaro et al., 2024), 但较少关注人与 AI 协作系统可能带来的双刃剑效应。本研究明确指出了人机协作应用、AI 自主性、AI 拟人化以及员工 KSAs 对工作绩效和创新的积极作用, 这与何江等(2024)的技术赋能到能力释放的模型形成理论呼应。同时, 本研究还揭示了人工智能危机意识对这些结果的负面影响, 这一发现补充了人机协作情景下员工心理层面的相关研究。(2)基于 COR 理论, 揭示了双路径中介的动态平衡。本研究发现, 人与 AI 协作系统不仅能够增强员工对人工智能的信任, 从而提高工作绩效并激发创新, 也可能导致工作不安全感的增加, 进而降低工作绩效和创新, 但总体上人与 AI 协作通过人工智能信任对工作绩效和创新产生的积极影响更大。尽管 AI 使用短期内可能会引发不安全感(Wu et al., 2024), 但长期信任的建立能显著抵消负向影响(Zhou et al., 2024)。这一结果拓展了 COR 理论在人机协作场景中的应用, 揭示了“资源获取” (信任增强)对“资源损失” (安全感下降)的补偿机制, 为解释技术接受的动态过程提供了新视角。(3)从微观、中观和宏观层面, 明确了个体−组织−环境三维角度的调节作用。在微观的个体层面, 打破了性别与年龄决定技术适应的传统假设, 发现性别平等推进(Huyer & Nuñez, 2022)和终身学习普及(Poquet & De Laat, 2021)弱化了代际差异, 缩小了不同性别与年龄群体在技术适应上的差距。同时, 研究发现知识型与非知识型员工在人机协作中的工作效能提升路径存在差异。非知识型员工凭借 AI 对标准化任务的替代, 能够大幅提升工作效率(Kim et al., 2022); 知识型员工则借助 AI 对创造性任务的辅助, 激发创新思维(Dong et al., 2025)。在中观的组织层面上, 证实高新技术行业因技术基础设施完善、创新文化活跃(Wan et al., 2023), 更能释放人机协作效能, 补充了行业特性对技术应用的调节机制。在宏观层面的环境背景下, 文化背景仅调节绩效而非创新, 即文化背景对绩效的调节是外显的、场景依赖的, 而对创新的影响则是内隐的、价值导向的, 这为理解人机协作的跨文化适配提供了关键分析维度。

### 5.2　实践启示

本研究的实践启示包括: (1)管理者需正视人与 AI 协作系统带来的“双刃剑”效应。一方面, 推广协作型 AI 文化, 秉持“AI 赋能”理念, 通过培训(如建立实时反馈机制、分享成功案例)强化员工对 AI 的信任, 提升员工在使用人工智能时的掌控能力; 另一方面, 建立心理安全缓冲机制, 通过职业发展规划、技能重塑计划等干预策略缓解员工的危机意识, 将 AI 定位为能力拓展伙伴而非替代者, 确保员工在工作主导权和决策权上的主导地位, 减少负面情绪的产生。(2)差异化设计 AI 支持方案。管理者不能将所有员工视为同一类别, 而应根据员工的类别差异, 设计不同的 AI 系统应用方案。例如, 针对非知识型员工, 聚焦重复性任务自动化, 提供标准化 AI 工具以提升效率, 同时通过实时技术支持弥补技能差距; 针对知识型员工, 侧重 AI 的创新辅助功能, 结合其高技术接受度, 设计开放式协作界面, 促进人机共创。通过合理

调配员工资源, 形成互补性强的团队, 促进知识的流动和共享, 从而实现工作绩效和创新能力的双重提升。(3)根据行业特点和文化背景, 因地制宜地发挥人机协作的优势。政府应出台支持人工智能技术在各行业应用的政策, 如税收优惠、技术补贴等。企业则加大 AI 研发投入, 以快速响应技术迭代, 依托完善的技术基础设施与活跃的创新文化推动前沿技术的研究与应用, 以释放人机协作效能。

### 5.3 研究不足与展望

本研究存在一些不可避免的局限性, 需要在未来的研究中加以改进: (1)本研究的文献收集仅限于中英文文献, 未涵盖其他语言的研究, 这可能导致文献选择上的偏差。本研究虽然纳入了公开预印本的相关成果, 并对其执行与已发表文献一致的质量筛选流程, 但对于非预印本的未发表文献, 受限于跨库检索技术壁垒、权限限制及发表偏倚风险, 暂未纳入分析。未来研究可探索与学术机构合作获取内部报告, 或借助 AI 翻译工具拓展多语言文献分析, 但需注意非公开文献的质量验证与样本代表性问题。(2)本研究从系统化视角, 将“人−AI−组织”交互系统划分为人机协作应用、AI 特点(自主化和拟人性)以及员工特点(KSAs 和人工智能危机意识), 但未能全面涵盖所有可能产生影响的变量, 例如, 技术接受模型中的感知有用性和感知易用性等, 这些变量可能会显著影响 AI 协作系统的效果。未来的研究可以进一步探索其他机器和员工特征(如人工智能透明度、员工性格等)、组织情境因素(如组织人工智能准备度等)以及任务类型(如交互方式和任务目标)等的影响。(3)虽然元分析能够综合多个研究结果, 但难以全面揭示变量之间的复杂关系。为更好地理解这些效应及其相互作用, 未来研究应考虑将元分析与其他统计方法结合使用。此外, 本研究主要聚焦于人与 AI 协作系统对工作绩效和员工创新的影响, 而未考虑其他结果变量, 例如, 人与 AI 协作如何影响组织内的人际协作和互动(陈鸿志, 吕健权, 2019)。鉴于技术进步通常是组织人际关系演进的重要驱动力(Chen et al., 2022), 而产生绩效和创新的人力资本资源的聚合涌现又极大地依赖于成员之间基于人际关系网络的有效协作和技能互补(Huang et al., 2025), 未来研究可以更多关注人与 AI 协作系统带来的“人智关系”与“人际关系”之间的替代与竞争, 以及它们如何影响组织的绩效与创新, 这将是一个十分重要而有趣的话题。(4)本研究基于横截面数据探讨变量间关系, 未充分考虑 AI 技术快速迭代背景下的动态变化。随着员工 AI 使用经验的积累和组织透明机制的完善, 工作不安全感与人工智能信任的中介路径可能呈现动态演变特征。未来研究可采用纵向追踪或多时点研究设计, 构建动态模型揭示不同阶段人机协作机制的变化规律。(5)本研究仅考虑了员工性别、年龄、员工类型、行业属性和文化背景的调节作用, 而未涉及 AI 类型、人岗匹配度和任务工作量等因素。例如, AI 系统的类型(聊天机器人、大语言模型等)可能会使人−AI 协作系统对工作绩效和员工创新的产生差异化影响。未来的研究应通过元分析进一步检验这些潜在调节变量的影响, 以提供更全面的理解。此外, 在纳入元分析的研究中, 被调查者的性别和年龄等往往是非随机选择的, 这将影响调节效应的严谨性, 因此, 需要谨慎解读本研究中调节变量的调节效应。(6)本研究聚焦主效应中的调节作用, 未深入探讨其对中介效应的调节影响。主要原因在于：一是现有文献中关于人与 AI 协作系统的有调节的中介机制的研究相对匮乏, 缺乏成熟的理论框架作为分析依据; 二是受限于元分析的数据结构和统计方法, 难以直接对有调节的中介模型进行有效检验。未来研究可结合实证研究, 采用结构方程模型等方法, 深入剖析各变量间复杂的交互作用机制。

**致谢：**感谢两位审稿专家、编辑为本研究的持续完善提供的诸多宝贵建议, 感谢复旦大学管理学院陈鸿志副教授对本研究提供的建议和支持。

## 参考文献

(*标识纳入元分析的文献)

陈鸿志, 吕健权. (2019). 从拿来主义到协同共生:人力资源管理与社会网络研究的结合. *人力资源管理评论*, (1), 60−75.

*程延园, 程雅馨, 何勤. (2022). 智能化工作场域中人机关系对任务绩效的影响——基于自我概念的解释. *科技管理研究*, *42*(19), 207−216.

段成龙, 张亚军, 张军伟. (2025). 领导风格与员工越轨创新的关系: 一项元分析. *科技进步与对策*, *42*(6), 141−150.

*范静, 陈锋. (2025). 人工智能营销技术使用何以影响销售员工数字化创造力? *财经论丛(浙江财经大学学报)*,

(7), 101−112.
*方颖. (2021). *数字化人机交互知识技能对作业绩效的影响研究* [硕士学位论文]. 西安科技大学, 西安.
*何江, 闫淑敏, 谭智丹, 夏青, 郭子颖, 马钰洁, 毕文琳, 谢显美. (2024). 员工与机器关系: 基于制造企业“机器换人”实践的调研证据. *科研管理, 45*(1), 64−73.
*纪秀超. (2022). *人机协作认同对员工工作绩效影响研究* [硕士学位论文]. 山东大学, 济南.
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.
*雷鑫. (2022). *人工智能效应对制造业企业员工工作绩效的非线性影响研究* [硕士学位论文]. 西安理工大学, 西安.
李超平, 孟雪, 胥彦, 蓝媛美. (2023). 家庭支持型主管行为对员工的影响与作用机制: 基于元分析的证据. *心理学报, 55*(2), 257−271.
*李晓曼, 陈丽. (2024). 人机交互对工作创新行为的影响机制研究——来自智慧电厂的证据. *外国经济与管理*, *46*(10), 105−120.
*李子浩, 施锦诚, 王迎春. (2025). AI 技术采用对科研人员创新绩效的影响研究. *科学学研究, 43*(10), 2056−2065. https://doi.org/10.16192/j.cnki.1003-2053.20241024.004
*李姿颖, 朱晓妹, 郭娟. (2023). AI 应用场景下人机协同程度对员工工作重塑的影响: 心理赋能的中介作用. *中国人事科学*, (9), 35−45.
*刘一鸣, 贾依然, 马惠敏, 王浩燃. (2024). 人工智能技术应用对员工创新行为的影响机制研究. *现代商业*, (17), 71−75.
*刘云硕, 刘园园, 张帆, 褚福磊. (2024). 威胁还是挑战: 人工智能使用对员工创新绩效的双刃剑效应. *财经论丛(浙江财经大学学报)*, (9), 91−102.
*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.
*邱铄涵. (2022). *人机关系认知对工作重塑的影响研究——工作意义的视角*[硕士学位论文]. 电子科技大学, 成都.
*盛晓娟, 郭辉, 何勤. (2022). 人工智能技术运用何以提高员工任务绩效? *北京联合大学学报(人文社会科学版)*, *20*(4), 85−94.
*史青, 周苗苗. (2024). 创新的新动力: 智能时代人机关系驱动员工创新行为的影响研究. *西部经济管理论坛, 35*(2), 43−53+63.
石世英, 赵方方, 彭新新, 张净净, 叶晓甦. (2024). 人机协作对项目团队绩效的影响研究: 有调节的中介效应模型. *土木工程与管理学报, 41*(3), 80−86+94.
苏涛, 陈春花, 陈冰玲, 刘军, 马文聪. (2021). 职场排斥的“四宗罪”：中国情境下的一项元分析. *南开管理评论, 24*(6), 106−118.
苏涛, 陈春花, 崔小雨, 陈鸿志. (2017). 信任之下, 其效何如——来自 Meta 分析的证据. *南开管理评论*, *20*(4), 179−192.
苏涛, 曾浩文, 钟晓琳, 马文聪, 陈修德. (2024). 祸福相依: 自恋型领导对下属效能双面效应的元分析. *心理科学进展*, *32*(9), 1463−1487.
*王天歌. (2023). *人工智能引入对员工工作行为的影响研究——基于身份认同的理论视角* [硕士学位论文]. 北京外国语大学, 北京.
王振源, 姚明辉. (2022). 工作场所人机协作对员工影响的研究述评. *外国经济与管理, 44*(9), 86−102.
温忠麟, 方杰, 谢晋艳, 欧阳劲樱. (2022). 国内中介效应的方法学研究. *心理科学进展*, *30*(8), 1692−1702.
吴坤津, 宋一晓. (2023). 服从会带来好绩效吗? 心理权利感的中介作用及沟通开放性的调节作用. *商业经济与管理*, (1), 15−25.
谢小云, 左玉涵, 胡琼晶. (2021). 数字化时代的人力资源管理: 基于人与技术交互的视角. *管理世界, 37*(1), 200−216+13.
*许玺悦. (2022). *人机团队绩效影响因素及作用机制研究——基于任务技术匹配视角* [硕士学位论文]. 暨南大学, 广州.
*寻迅. (2024). 人工智能设备使用对员工创新行为影响的双路径研究. *当代经理人*, (4), 16−30.
*姚德明, 高秀秀. (2024). 数智背景下人机关系对员工服务创新行为的影响——基于社会认知理论. *湖北工业大学学报*, *39*(6), 24−28.
尹萌, 牛雄鹰. (2024). 与 AI“共舞”: 系统化视角下的 AI-员工协作. *心理科学进展, 32*(1), 162−176.
*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.
*周文斌, 王才. (2021). 机器人使用对工作绩效的影响及其作用机制——以中低端技能岗位员工为例的研究. *中国软科学*, (4), 106−119.
*Ahn, H. Y. (2024). AI-Powered E-Learning for Lifelong Learners: Impact on Performance and Knowledge Application. *Sustainability*, *16*(20), 9066.
Ahn, J., Kim, J., & Sung, Y. (2022). The effect of gender stereotypes on artificial intelligence recommendations. *Journal of Business Research*, *141*, 50−59.
Ajoudani, A., Zanchettin, A. M., Ivaldi, S., Albu-Schäffer, A., Kosuge, K., & Khatib, O. (2018). Progress and prospects of the human−robot collaboration. *Autonomous Robots*, *42*, 957−975.
Alabed, A., Javornik, A., & Gregory-Smith, D. (2022). AI anthropomorphism and its effect on users' self-congruence and self-ai integration: A theoretical framework and research agenda. *Technological Forecasting and Social Change*, *182,* 121786.
*AL-Khatib, A. (2024). Prioritizing factors for generative artificial intelligence-based innovation adoption in hospitality industry. *Management Decision*. https://doi.org/10.1108/MD-09-2023-1525
*Atalla, A. D. G., El-Ashry, A. M., & Mohamed Sobhi Mohamed, S. (2024). The moderating role of ethical awareness in the relationship between nurses' artificial intelligence perceptions, attitudes, and innovative work behavior: A cross-sectional study. *BMC Nursing*, *23*(1),

488.

Bechky, B. A. (2003). Sharing meaning across occupational communities: The transformation of understanding on a production floor. *Organization Science*, *14*(3), 312−330.

Bhaskara, A., Skinner, M., & Loft, S. (2020). Agent transparency: A review of current theory and evidence. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, *50*(3), 215−224.

Brougham, D., & Haar, J. (2018). Smart technology, artificial intelligence, robotics, and algorithms (STARA): Employees' perceptions of our future workplace. *Journal of Management & Organization*, *24*(2), 239−257.

Brynjolfsson, E., & Mcafee, A. (2017). Artificial intelligence, for real. *Harvard Business Review*, *1*(1), 1−31.

*Chen, A., Lyu, A., & Lu, Y. (2024). Member's performance in human−AI hybrid teams: A perspective of adaptability theory. *Information Technology & People*. https://doi.org/10.1108/ITP-05-2023-0513

Chen, H., Mehra, A., Tasselli, S., & Borgatti, S. P. (2022). Network dynamics and organizations: A review and research agenda. *Journal of Management*, *48*(6): 1602−1660.

Chen, N., Zhao, X., & Wang, L. (2024a). The effect of job skill demands under artificial intelligence embeddedness on employees' job performance: A moderated double-edged sword model. *Behavioral Sciences*, *14*(10), 974.

*Cheng, B., Lin, H., & Kong, Y. (2023). Challenge or hindrance? How and when organizational artificial intelligence adoption influences employee job crafting. *Journal of Business Research*, *164*, 113987.

Cheng, G. H. L., & Chan, D. K. S. (2008). Who suffers more from job insecurity? A meta‐analytic review. *Applied Psychology*, *57*(2), 272−303.

*Chowdhury, S., Budhwar, P., Dey, P. K., Joel-Edgar, S., & Abadie, A. (2022). AI-employee collaboration and business performance: Integrating knowledge-based view, socio-technical systems and organisational socialisation framework. *Journal of Business Research*, *144*, 31−49.

Darwish, A. F. E., & Huber, G. L. (2013). Individualism vs collectivism in different cultures: A cross-cultural study. *Intercultural Education*, *14*(1), 47−56.

Dell'Acqua, F., McFowland III, E., Mollick, E. R., Lifshitz-Assaf, H., Kellogg, K., Rajendran, S., ... Lakhani, K. R. (2023). *Navigating the jagged technological frontier: Field experimental evidence of the effects of AI on knowledge worker productivity and quality*. Harvard Business School Technology & Operations Mgt. Unit Working Paper (24-013).

*De Visser, E. J., Monfort, S. S., Goodyear, K., Lu, L., O'Hara, M., Lee, M. R., ... Krueger, F. (2017). A little anthropomorphism goes a long way: Effects of oxytocin on trust, compliance, and team performance with automated agents. *Human Factors*, *59*(1), 116−133.

Diab, M., & Demiris, Y. (2025). TICK: A Knowledge processing infrastructure for cognitive trust in human−robot interaction. *International Journal of Social Robotics*. https://doi.org/10.1007/s12369-024-01206-1

Ding, L. (2021). Employees' challenge-hindrance appraisals toward stara awareness and competitive productivity: A micro-level Case. *International Journal of Contemporary Hospitality Management, 33*(9), 2950−2969.

*Dong, X., Tian, Y., He, M., & Wang, T. (2025). When knowledge workers meet AI? The double-edged sword effects of AI adoption on innovative work behavior. *Journal of Knowledge Management*, *29*(1), 113−147.

Dutta, D., Mishra, S. K., & Tyagi, D. (2023). Augmented employee voice and employee engagement using artificial intelligence-enabled chatbots: A field study. *The International Journal of Human Resource Management*, *34*(12), 2451−2480.

Felten, E., Raj, M., & Seamans, R. (2021). Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses. *Strategic Management Journal*, *42*(12), 2195−2217.

Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation. *Technological Forecasting and Social Change*, *114,* 254−280.

Glikson, E., & Woolley, A. W. (2020). Human trust in artificial intelligence: Review of empirical research. *Academy of Management Annals*, *14*(2), 627−660.

Good, V., Hughes, D. E., Kirca, A. H., & McGrath, S. (2022). A self-determination theory-based meta-analysis on the differential effects of intrinsic and extrinsic motivation on salesperson performance. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *50*(3), 586−614.

Gull, A., Ashfaq, J., & Aslam, M. (2023). AI in the Workplace: Uncovering Its Impact on Employee Well-being and the Role of Cognitive Job Insecurity. *International Journal of Business & Economic Affairs*, *8*(4), 79−91.

Hauptman, A. I., Schelble, B. G., McNeese, N. J., & Madathil, K. C. (2023). Adapt and overcome: Perceptions of adaptive autonomous agents for human-AI teaming. *Computers in Human Behavior*, *138*, 107451.

*He, C., Teng, R., & Song, J. (2023). Linking employees' challenge-hindrance appraisals toward AI to service performance: The influences of job crafting, job insecurity and AI knowledge. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, *36*(3), 975−994.

*He, G., Zheng, X., Li, W., Tan, L., Chen, S., & He, Y. (2024). The mixed blessing of leaders' artificial intelligence (AI)-oriented change behavior: Implications for employee job performance and unethical behavior. *Applied Research in Quality of Life*, *19*, 469−497.

Hengstler, M., Enkel, E., & Duelli, S. (2016). Applied artificial intelligence and trust—The case of autonomous vehicles and medical assistance devices. *Technological Forecasting and Social Change*, *105*, 105−120.

Hobfoll, S. E. (1989). Conservation of resources: A new

attempt at conceptualizing stress. *American Psychologist*, *44*(3), 513−524.

Hobfoll, S. E. (2011). Conservation of resources theory: Its implication for stress, health, and resilience. In S. Folkman (Ed.), *The Oxford handbook of stress, health, and coping* (pp. 127−147). Oxford University Press.

Huang, J., Lyu, J., Chen, H., & Cheng, D. (2025). Human capital resource emergence in multiple project participation settings. *Academy of Management Proceedings,* (1), 16734.

*Huang, L. L., Chen, R. P., & Chan, K. W. (2024). Pairing up with anthropomorphized artificial agents: Leveraging employee creativity in service encounters. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *52*(4), 955−975.

*Huang, Y., & Gursoy, D. (2024). How does AI technology integration affect employees' proactive service behaviors? A transactional theory of stress perspective. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *77,* 103700.

Huang, Y., & Yu, Z. (2023). Understanding the continuance intention for artificial intelligence news anchor: Based on the expectation confirmation theory. *Systems*, *11*(9), 438−464.

Huyer, S., & Nuñez, E. (2022). Breaking through the silicon wall: Gendered opportunities and risks of new technologies. *Gender, Technology and Development*, *26*(3), 306−324.

*Hwang, A. H. C., & Won, A. S. (2021, May). IdeaBot: Investigating social facilitation in human-machine team creativity. In *Proceedings of the 2021 CHI conference on human factors in computing systems* (pp. 1−16). New York, NY: Association for Computing Machinery.

*Jeong, J., & Jeong, I. (2025). Driving creativity in the AI-enhanced workplace: Roles of self-efficacy and transformational leadership. *Current Psychology*, *44* (9), 8001−8014.

Jia, N., Luo, X., Fang, Z., & Liao, C. (2024). When and how artificial intelligence augments employee creativity. *Academy of Management Journal*, *67*(1), 5−32.

*Jia, X., & Hou, Y. (2024). Architecting the future: Exploring the synergy of AI-driven sustainable HRM, conscientiousness, and employee engagement. *Discover Sustainability*, *5*(1), 30.

Jiang, L., & Lavaysse, L. M. (2018). Cognitive and affective job insecurity: A meta-analysis and a primary study. *Journal of Management*, *44*(6), 2307−2342.

*Jo, D., Lee, J. G., & Lee, K. C. (2014). Empirical analysis of changes in human creativity in people who work with humanoid robots and their avatars. In Zaphiris, P., Ioannou, A. (Eds.), *Learning and Collaboration Technologies. Designing and Developing Novel Learning Experiences: First International Conference, LCT 2014, Held as Part of HCI International 2014, Heraklion, Crete, Greece, June 22-27, 2014, Proceedings, Part I 1* (pp. 273−281). Springer International Publishing.

*Kahn, P. H., Kanda, T., Ishiguro, H., Gill, B. T., Shen, S., Ruckert, J. H., & Gary, H. E. (2016, March). Human creativity can be facilitated through interacting with a social robot. In *2016 11th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)* (pp. 173−180). IEEE.

*Kang, D. Y., Hur, W. M., & Shin, Y. (2023). Smart technology and service employees' job crafting: Relationship between STARA awareness, performance pressure, receiving and giving help, and job crafting. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *73*, 103282.

*Khan, A. N., Soomro, M. A., & Pitafi, A. H. (2025). AI in the workplace: Driving employee performance through enhanced knowledge sharing and work engagement. *International Journal of Human-Computer Interaction*, *41*(17), 10699−10712.

Kim, H., So, K. K. F., & Wirtz, J. (2022). Service robots: Applying social exchange theory to better understand human-robot interactions. *Tourism Management*, *92,* 104537.

*Kim, J., & Lee, S. S. (2023). Are two heads better than one?: The effect of student-AI collaboration on students' learning task performance. *TechTrends*, *67*(2), 365−375.

*Kong, H., Yin, Z., Chon, K., Yuan, Y., & Yu, J. (2024). How does artificial intelligence (AI) enhance hospitality employee innovation? The roles of exploration, AI trust, and proactive personality. *Journal of Hospitality Marketing & Management*, *33*(3), 261−287.

*Kumar, P. (2025). Artificial intelligence (AI)-augmented knowledge management capability and clinical performance: Implications for marketing strategies in health-care sector. *Journal of Knowledge Management*, *29*(2), 415−441.

*Li, D., Liu, M., Zhao, Y., Li, Y., Zhang, T., Zhang, W., ... Lv, B. (2024). Why does algorithmic management undermine employee creativity?: A perspective focused on AMO theory. *Journal of Organizational and End User Computing*, *36*(1), 1−16.

Li, J. J., Bonn, M. A., & Ye, B. H. (2019). Hotel employee's artificial intelligence and robotics awareness and its impact on turnover intention: The moderating roles of perceived organizational support and competitive psychological climate. *Tourism Management*, *73,* 172−181.

*Li, J. M., Zhang, R. X., Wu, T. J., & Mao, M. (2024). How does work autonomy in human-robot collaboration affect hotel employees' work and health outcomes? Role of job insecurity and person-job fit. *International Journal of Hospitality Management*, *117*, 103654.

*Li, X., Zong, Q., & Cheng, M. (2024). The impact of medical explainable artificial intelligence on nurses' innovation behaviour: A structural equation modelling approach. *Journal of Nursing Management*, *2024*(1), 8885760.

*Liang, X., Guo, G., Shu, L., Gong, Q., & Luo, P. (2022). Investigating the double-edged sword effect of AI awareness on employee's service innovative behavior. *Tourism Management*, *92*, 104564.

Lim, S. G. E., Ok, C. M., & Lu, L. A. (2024). A meta-analytic review of hospitality and tourism employees' creativity and innovative behavior. *Tourism Management*, *105,* 104977.

Lipsey, M. W., & Wilson, D. B. (2001). *Practical meta-analysis*. Sage Publications.

*Liu, Y., Akbar, Z., & Chen, N. (2022, June). The effect of human-robot extroversion matching on individual work performance. *International Conference on Human-Computer Interaction* (pp. 555−570). Springer International Publishing.

Ma, L., Yu, P., Zhang, X., Wang, G., & Hao, F. (2024). How AI use in organizations contributes to employee competitive advantage: The moderating role of perceived organization support. *Technological Forecasting and Social Change*, *209*, 123801.

*Man Tang, P., Koopman, J., McClean, S. T., Zhang, J. H., Li, C. H., De Cremer, D., Lu Y Z., & Ng, C. T. S. (2022). When conscientious employees meet intelligent machines: An integrative approach inspired by complementarity theory and role theory. *Academy of Management Journal*, *65*(3), 1019−1054.

*Marikyan, D., Papagiannidis, S., Rana, O. F., Ranjan, R., & Morgan, G. (2022). "Alexa, let's talk about my productivity": The impact of digital assistants on work productivity. *Journal of Business Research*, *142*, 572−584.

*Marimon, F., Mas-Machuca, M., & Akhmedova, A. (2025). Trusting in generative AI: Catalyst for employee performance and engagement in the workplace. *International Journal of Human-Computer Interaction*, *41* (11), 7076−7091.

McGrath, M. J., Duenser, A., Lacey, J., & Paris, C. (2025). Collaborative human-AI trust (CHAI-T): A process framework for active management of trust in human-AI collaboration. *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, *6*, https://doi.org/10.1016/j.chbah.2025.100200

*Mulcahy, R. F., Riedel, A., Keating, B., Beatson, A., & Letheren, K. (2024). Avoiding excessive AI service agent anthropomorphism: Examining its role in delivering bad news. *Journal of Service Theory and Practice*, *34*(1), 98−126.

Munnukka. J., Talvitie-Lamberg, K., & Maity. D. (2022). Anthropomorphism and social presence in human-virtual service assistant interactions: The role of dialog length and attitudes. *Computers in Human Behavior*, *135,* 107343.

Nelson, A. J., & Irwin, J. (2014). "Defining what we do-all over again": Occupational identity, technological change, and the librarian/Internet-search relationship. *Academy of Management Journal*, *57*(3), 892−928.

Ng, T. W. H. (2017). Transformational leadership and performance outcomes: Analyses of multiple mediation pathways. *The Leadership Quarterly*, *28*(3), 385−417.

Noy, S., & Zhang, W. (2023). Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. *Science*, *381*(6654), 187−192.

Oldham, G. R., & Cummings, A. (1996). Employee creativity: Personal and contextual factors at work. *Academy of Management Journal*, *39*(3), 607−634.

*Paliga, M. (2022). Human−cobot interaction fluency and cobot operators' job performance. The mediating role of work engagement: A survey. *Robotics and Autonomous Systems*, *155*, 104191.

*Paliga, M. (2023). The relationships of human-cobot interaction fluency with job performance and job satisfaction among Cobot operators—the moderating role of workload. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *20*(6), 5111.

Papadopoulos, F., Küster, D., Corrigan, L. J., Kappas, A., & Castellano, G. (2016). Do relative positions and proxemics affect the engagement in a human-robot collaborative scenario? *Interaction Studies*, *17*(3), 321−347.

*Pei, J., Wang, H., Peng, Q., & Liu, S. (2024). Saving face: Leveraging artificial intelligence‐based negative feedback to enhance employee job performance. *Human Resource Management*, *63*(5), 775−790.

Poquet, O., & De Laat, M. (2021). Developing capabilities: Lifelong learning in the age of AI. *British Journal of Educational Technology*, *52*(4), 1695−1708.

*Presbitero, A., & Teng-Calleja, M. (2022). Job attitudes and career behaviors relating to employees' perceived incorporation of artificial intelligence in the workplace: A career self-management perspective. *Personnel Review, 52*(4), 1169−1187.

*Qiu, H., Li, M., Bai, B., Wang, N., & Li, Y. (2022). The impact of AI-enabled service attributes on service hospitableness: The role of employee physical and psychological workload. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, *34*(4), 1374−1398.

Ranta, M., & Ylinen, M. (2023). Board gender diversity and workplace diversity: A machine learning approach. *Corporate Governance: The International Journal of Business in Society*, *23*(5), 995−1018.

*Rebensky, S., Carmody, K., Ficke, C., Carroll, M., & Bennett, W. (2022). Teammates instead of tools: The impacts of level of autonomy on mission performance and human−agent teaming dynamics in multi-agent distributed teams. *Frontiers in Robotics and AI*, *9*, 782134.

Russo, C., Romano, L., Clemente, D., Iacovone, L., Gladwin, T. E., & Panno, A. (2025). Gender differences in artificial intelligence: The role of artificial intelligence anxiety. *Frontiers in Psychology*, *16*, 1559457.

Savela, N., Kaakinen, M., Ellonen, N., & Oksanen, A. (2021). Sharing a work team with robots: The negative effect of robot co-workers on in-group identification with the work team. *Computers In Human Behavior*, *115*, 106585.

*Shahzad, M. F., Xu, S., & Zahid, H. (2025). Exploring the impact of generative AI-based technologies on learning performance through self-efficacy, fairness & ethics,

creativity, and trust in higher education. *Education and Information Technologies*, *30*(3), 3691−3716.

Sharif, M. N., Zhang, L., Asif, M., Alshdaifat, S. M., & Hanaysha, J. R. (2025). Artificial intelligence and employee outcomes: Investigating the role of job insecurity and technostress in the hospitality industry. *Acta Psychologica*, *253*, 104733.

Shoss, M. K. (2017). Job insecurity: An integrative review and agenda for future research. *Journal of Management, 43*(6), 1911−1939.

*Sowa, K., & Przegalinska, A. (2019, October). Digital coworker: Human-AI collaboration in work environment, on the example of virtual assistants for management professions. In *Collaborative innovation networks conference of Digital Transformation of Collaboration* (pp.179−201). Springer International Publishing.

*Su, F., Liu, W., Xiong, K., & Zeng, Q. (2024). How and when artificial intelligence usage facilitates task performance. *Social Behavior and Personality: An International Journal*, *52*(10), 1−11.

Sverke, M., Hellgren, J., & Näswall, K. (2002). No security: A meta-analysis and review of job insecurity and its consequences. *Journal of Occupational Health Psychology*, *7*(3), 242−264.

*Tahir, M. A., Da, G., Javed, M., Akhtar, M. W., & Wang, X. (2024). Employees' foe or friend: Artificial intelligence and employee outcomes. *The Service Industries Journal*, *45*(11-12), 1100−1131.

Tams, S., Thatcher, J. B., & Craig, K. (2018). How and why trust matters in post-adoptive usage: The mediating roles of internal and external self-efficacy. *The Journal of Strategic Information Systems*, *27*(2), 170−190.

*Tang, P. M., Koopman, J., Mai, K. M., De Cremer, D., Zhang, J. H., Reynders, P., ... Chen, I. (2023). No person is an island: Unpacking the work and after-work consequences of interacting with artificial intelligence. *Journal of Applied Psychology*, *108*(11), 1766.

*Tang, P. M., Koopman, J., Yam, K. C., De Cremer, D., Zhang, J. H., & Reynders, P. (2023). The self‐regulatory consequences of dependence on intelligent machines at work: Evidence from field and experimental studies. *Human Resource Management*, *62*(5), 721−744.

*Taşgİt, Y. E., Baykal, Y., Aydin, U. C., Yakupoğlu, A., & Coşkuner, M. (2023). Do employees' Artificial Intelligence attitudes affect individual business performance? *Journal of Organisational Studies & Innovation*, *10*(2), 19−37.

Tenakwah, E. S., Tenakwah, E. J., Amponsah, M., Eyaa, S., Boateng, E., & Okhawere, N. (2022). Adoption of sustainable technologies during crisis: Examining employees' perception and readiness across cultures. *Sustainability*, *14*(8), 4605.

*Teng, R., Zhou, S., Zheng, W., & Ma, C. (2024). Artificial intelligence (AI) awareness and work withdrawal: Evaluating chained mediation through negative work-related rumination and emotional exhaustion. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, *36*(7), 2311−2326.

*Tong, S., Jia, N., Luo, X., & Fang, Z. (2021). The Janus face of artificial intelligence feedback: Deployment versus disclosure effects on employee performance. *Strategic Management Journal*, *42*(9), 1600−1631.

Vaccaro, M., & Almaatouq, A., & Malone, T. (2024). When combinations of humans and AI are useful: A systematic review and meta-analysis. *Nature Human Behaviour*, *8*(12), 2293−2303.

Venkatesh, V., & Morris, M. G. (2000). Why don't men ever stop to ask for directions? Gender, social influence, and their role in technology acceptance and usage behavior. *MIS Quarterly*, *24*(1), 115−139.

*Verma, S., & Singh, V. (2022a). The employees intention to work in artificial intelligence-based hybrid environments. *IEEE Transactions on Engineering Management*, *71,* 3266−3277.

*Verma, S., & Singh, V. (2022b). Impact of artificial intelligence-enabled job characteristics and perceived substitution crisis on innovative work behavior of employees from high-tech firms. *Computers in Human Behavior*, *131,* 107215.

*Verma, S., Singh, V., Tudoran, A. A., & Bhattacharyya, S. S. (2024). Elevating employees' psychological responses and task performance through responsible artificial intelligence. *Information Technology & People*, *37*(7), 2551−2567.

Wan, Q., Tang, S., & Jiang, Z. (2023). Does the development of digital technology contribute to the innovation performance of China's high-tech industry. *Technovation*, *124*, 102738.

*Wang, H., Zhang, H., Chen, Z., Zhu, J., & Zhang, Y. (2022). Influence of artificial intelligence and robotics awareness on employee creativity in the hotel industry. *Frontiers in Psychology*, *13*, 834160.

Wang, L., & Xie, T. (2023). Double-edged sword effect of flexible work arrangements on employee innovation performance: From the demands−resources−individual effects perspective. *Sustainability*, *15*(13), 10159.

*Weng, C., Yuan, R., Ye, D., Huang, B., & Xun, J. (2024). Leveraging responsible artificial intelligence to enhance salespeople well-being and performance. *The Service Industries Journal, 44*(9-10), 735−765.

*Wu, T. J., Liang, Y., & Wang, Y. (2024). The buffering role of workplace mindfulness: How job insecurity of human-artificial intelligence collaboration impacts employees' work−life-related outcomes. *Journal of Business and Psychology*, *39*(6), 1395−1411.

*Yam, K. C., Tang, P. M., Jackson, J. C., Su, R., & Gray, K. (2023). The rise of robots increases job insecurity and maladaptive workplace behaviors: Multimethod evidence. *Journal of Applied Psychology*, *108*(5), 850−870.

*Yang, D., & He, X. (2022). The Transition of Robot Identity from Partner to Competitor and Its Implications for

Human−Robot Interaction. *International Journal of Social Robotics*, *14*(9), 2029−2044.

*Yin, M., Jiang, S., & Niu, X. (2024). Can AI really help? The double-edged sword effect of AI assistant on employees' innovation behavior. *Computers in Human Behavior*, *150,* 107987.

Yu, L., Duffy, M. K., & Tepper, B. J. (2018). Consequences of downward envy: A model of self-esteem threat, abusive supervision, and supervisory leader self-improvement. *Academy of Management Journal*, *61*(6), 2296−2318.

*Zang, J., Shao, Q., & Li, H. (2024). Challenge and hindrance: Yin and Yang paths of AI usage's effects on Chinese employee innovative behaviour. *Asia Pacific Business Review*. https://doi.org/10.1080/13602381.2024.2367526

*Zhang, X., Yu, P., & Ma, L. (2025). How and when generative AI use affects employee incremental and radical creativity: An empirical study in China. *European Journal of Innovation Management*. https://doi.org/10.1108/EJIM-04-2024-0466

*Zhang, X., Yu, P., Ma, L., & Liang, Y. (2025a). How the human-like characteristics of AI assistants affect employee creativity: A social network ties perspective. *International Journal of Human-Computer Interaction*, *41*(10), 6431−6449.

Zhou, Q., Chen, K., & Cheng, S. (2024). Bringing employee learning to AI stress research: A moderated mediation model. *Technological Forecasting and Social Change*, *209,* 123773.

# Opportunity or threat? A meta-analysis of the impact of human-AI collaboration systems on employee work effectiveness

SONG Yixiao[1], ZENG Mingzhuo[2], SU Tao[3]

([1] *School of Human Resources, Guangdong University of Finance & Technology, Guangzhou* 510320, *China*)

([2] *School of Business Administration, Guangdong University of Finance & Technology, Guangzhou* 510320, *China*)

([3] *School of Management, Guangdong University of Technology, Guangzhou* 510520, *China*)

**Abstract:** The rapid development of Artificial Intelligence (AI) has profoundly changed social structures and production models, and its application in organizations has attracted significant attention from scholars regarding its impact on employee work efficiency. To investigate the impact and underlying mechanisms of human-AI collaboration systems on employee work effectiveness, this study conducted a meta-analysis of 106 independent samples ($n$ = 54, 726) derived from 75 studies. The findings reveal the following: human-AI collaboration applications, AI autonomy, AI anthropomorphism, and employee KSAs positively influence employee work efficiency, representing "opportunities." Conversely, AI awareness exerts a negative effect, perceived as a "threat". AI trust and job insecurity play mediating roles in the relationship between human-AI collaboration systems and employee work efficiency, further elucidating the dual pathways of "opportunity" and "threat". Additionally, employee categories, industry characteristics, and cultural contexts moderate these effects. The research concludes that human-AI collaboration systems have a double-edged sword effect. They can not only enhance employee work efficiency through AI trust but also reduce it due to job insecurity, with the positive effects outweighing the negative. This study, within the framework of Conservation of Resources Theory, clarifies the mechanisms and boundary conditions of the impact of human-AI collaboration systems on employee work efficiency, providing guidance for organizations to effectively leverage the value of AI while correctly understanding its impact.

**Keywords:** human-AI collaboration, job insecurity, AI trust, job performance, employee innovation