

• 元分析(Meta-Analysis) •

# 工作场所人工智能应用对员工影响的元分析\*

蒋建武<sup>1</sup> 龙晗寰<sup>1</sup> 胡洁宇<sup>2</sup>

(<sup>1</sup>深圳大学管理学院, 深圳 518060) (<sup>2</sup>南京大学商学院, 南京 210093)

**摘要** 随着数字科技的发展, 人工智能为组织带来了新的机会和挑战, 其在工作场所中的应用对员工行为和心理的影响日益得到学术界的密切关注。但相关影响方向、程度和边界等研究结论尚未取得共识。本研究对包含 85 个结果变量, 150 个效应量的 64 篇国内外文献进行了元分析。研究发现: 工作场所 AI 应用有助于触发员工工作投入、组织承诺、工作幸福感等积极心理, 调动其知识共享、数字创新、工作重塑等积极行为, 但同时也会引发员工焦虑、离职倾向、工作不安全感等消极心理, 出现知识隐藏、工作退缩、服务破坏等消极行为, 且 AI 应用类型、行业类型以及 AI 应用测量方式对上述关系有不同程度的调节作用。研究结论表明工作场所 AI 应用是一柄双刃剑, 它既可以作为技术支持丰富员工心理资源, 激发积极行为, 亦会给员工造成威胁从而消耗心理资源, 引发消极行为。本研究在工作要求-资源模型的理论框架下, 明晰了工作场所 AI 应用与员工行为和心理结果变量间的关系效果以及边界条件, 对组织科学地调整 AI 管理方式、引导员工正确认识 AI 以有效发挥其价值具有指导意义。

**关键词** 工作场所, 人工智能应用, 积极行为和心理, 消极行为和心理, 元分析

**分类号** B849: C93

## 1 引言

近年来, 人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术在工作场所得广泛运用, 虚拟助手、智能机器人等 AI 工具开始辅助或替代过去由人类承担的工作。AI 应用以更具协作性的方式将员工从重复、沉闷的工作任务中解放出来, 使员工能更加专注于提高自身专业技能以从事高价值创造性活动(Chuang, 2021)。例如, 通过部署虚拟助理来管理员工的工作量并提高其业务绩效(Brachten et al., 2020); 通过智能机器人实现任务自动化并提高工作效率, 帮助员工进一步了解客户个性化偏好和市场变化, 以提供更优质的客户服务(Wang, Lin, et al., 2022)。AI 赋能下灵活的工作设计和远程工作模式还提高了员工的工作满意度

(Singh & Tarkar, 2022)。

然而, 一些学者也关注到了 AI 应用的“黑暗面”。AI 在工作场所中的合法性应用可能导致大规模失业(Smith & Anderson, 2014), 员工正日益强烈地表达出对 AI 应用可能带来失业等后果的担忧(Rampersad, 2020)。AI 技术赋能传统行业后导致工作内容和业务流程发生变化也给员工提出了更高的岗位能力要求(朱晓妹 等, 2021)。AI 应用所带来的挑战已成为员工不可避免的压力源(Brougham & Haar, 2020), 使员工在工作中感到不安全、个人价值被低估(Li et al., 2019), 工作满意度和组织承诺降低, 离职倾向和抑郁等消极状态更加突出(Raj & Seamans, 2019)。

近 5 年来, 关于 AI 主题的文献数量迅速增加, AI 应用对员工行为和心理影响的相关实证研究也在不断涌现。已有研究结论呈现以下特点:

第一, 不同研究报告的 AI 应用与员工行为和心理变量的关系呈现出较大差异。有研究表明 AI 应用会对工作绩效、工作重塑、工作投入、工作满意度等积极行为或心理产生正向影响(盛晓

收稿日期: 2023-11-01

\* 国家自然科学基金项目(72072119); 广东省哲学社会科学规划 2023 年度人才研究专项项目(GD23RCZ07)。

通信作者: 蒋建武, E-mail: jwjiang@szu.edu.cn

娟等, 2022; Brachten et al., 2020; Prentice et al., 2023; Wang, Lin, et al., 2022; Wijayati et al., 2022), 而另一些研究则发现 AI 应用会降低工作绩效、工作重塑、组织承诺、工作满意度等(Brougham & Haar, 2018; Kong et al., 2021; Matsunaga, 2021; Song et al., 2022)。与此类似, 尽管诸多研究表明 AI 应用会加剧员工的退缩行为、离职倾向、情绪耗竭、焦虑等消极效果(张恒等, 2024; 朱晓妹等, 2020; Man Tang et al., 2022; Xu et al., 2023a), 但另一方面, AI 应用也在一定程度上缓解了员工的工作载荷、角色冲突、身心疲劳等(Man Tang et al., 2022; Qiu et al., 2022; Rožman et al., 2023)。

第二, AI 应用对员工行为和心理的影响结论存在差异的理论机制有待进一步厘清。以往研究大多基于资源、认知和情感等视角挖掘 AI 应用对单一结果变量的影响路径(Brougham & Haar, 2018; Shaikh et al., 2023; Xu et al., 2023a, 2023b), 少数文献对工作场所 AI 应用产生的影响进行了综述(Zirar et al., 2023), 但仍缺乏基于某一理论框架对工作场所 AI 应用与员工的行为和心理结果变量间关系进行系统的定量整合研究。一方面, AI 应用通过提供工作资源、改善工作设计, 解放员工的生产力从而让员工有更多时间从事创造性任务, 另一方面, 人机协作需要员工具有更高的数字化素养和数字化技能(Zirar et al., 2023)。因此, AI 的资源支持属性赋予员工诸多积极体验, 然而它在某些方面也给员工带来消极后果。但这种影响程度究竟如何? 现有研究尚未给出答案。工作要求-资源模型认为, 工作资源和工作要求共同决定了个体资源的盈亏状态, 该盈亏状态决定了员工的工作状态(Hobfoll, 1990, 2011)。因此, 明晰和比较 AI 应用对员工的影响方向和影响效应, 有助于深化对 AI 应用作用效果的整体认识。

第三, 现有研究结论的不一致, 提醒研究者要充分考虑 AI 应用影响员工行为和心理的情境因素, 重视 AI 应用影响结果变量的边界条件。Raisch 和 Krakowski (2021)提出了 AI 与人协作时的角色可分为增强智能和自动化智能, 并在研究中强调了前者的好处, 对后者的影响持消极态度。增强智能意味着员工与 AI 密切协作来完成任务, 而自动化智能则意味着 AI 接管员工的任务。AI 应用类型不同, 其对员工的影响效果及影响机理可能大相径庭。但相关实证研究较为缺乏。另

一方面, AI 应用已悄然覆盖各行各业, 其带来的工作环境变化和工作要求转变对于不同行业员工的影响也存在差异, 特定行业情境下的研究结果难以具有普适性。因此, 有必要深入考察 AI 应用类型以及行业类型的潜在调节作用, 深化对其作用效果在不同情景下的理解。

为探讨上述问题, 本研究发挥元分析能够克服单一实证研究在测量和取样等方面的局限性, 基于工作要求-资源模型运用元分析方法整合众多单个研究结果进行综合再分析(卫旭华, 2021), 期望在三个方面取得进展: 第一, 探究工作场所 AI 应用与员工积极行为、积极心理效应以及消极行为、消极心理效应间的关系强度和方向, 以期澄清过往不一致的结论和填补定量整合的空白。第二, 基于整合理论框架, 梳理 AI 作为一项新技术引入组织后给员工行为和和心理造成影响的理论逻辑, 厘清其作用的具体影响路径。第三, 探明 AI 应用对员工行为和心理的影响是否受到 AI 类型、行业类型以及测量方式的潜在影响, 以期为 AI 与员工结果之间的关系提供一个更清晰全面的整体图景, 为后续实践界因地制宜发挥 AI 优势以及学术界相关实证研究的方法设计提供理论依据。

### 1.1 人工智能的概念界定

早期的研究者们认为 AI 是对人类智能过程的模拟, 它基于计算机技术和计算系统自动从经验中学习并执行人类的任务, 帮助人类提高工作效率(Aghaei et al., 2012)。此后关于 AI 的定义也在研究中不断发展和完善。大部分学者将其定义为“能够正确识别和解释外部数据, 从中学习适应, 并灵活地利用学习成果独立实现特定的组织目标和任务的系统”(Bag et al., 2021; Challen et al., 2019; Haenlein & Kaplan, 2019; Mikalef & Gupta, 2021)。相比于一般性自动化软件或机器人按照事先的指令或流程化的代码运行, AI 则具备了较高的认知能力, 能通过计算机视觉、语音识别、自然语言处理等技术即兴自主创作, 提高信息输出能力。相比于传统算法通过一系列指令组合按精准步骤和规则完成目标任务, AI 则基于编程, 利用数据和网络构建更高逻辑层次的复杂系统, 并随着数据持续输入而不断开发、调整和自我升级(Li & Du, 2017)。借鉴前人研究成果, 本研究将 AI 界定为: (1)具有认知和反馈能力的嵌入式智能

工具,如虚拟助手等;(2)无需遵循固定程序或流程化脚本即可自主工作的智能机器人,如机器人服务员等;(3)基于以大数据驱动的机器学习能力以实现高效管理和决策的 AI 算法。

## 1.2 人工智能在现实中的应用

当前, AI 技术和 AI 工具在各类组织中的应用呈指数级增长(Balakrishnan & Dwivedi, 2024; Dwivedi et al., 2021; Torre et al., 2021)。在酒店行业, 礼宾机器人常被用于接待顾客, 客房里也广泛安装虚拟语音助手(Ivanov et al., 2017); 在咨询服务行业, 则引入基于 AI 的情绪识别软件帮助员工管理客户情绪(Henkel et al., 2020); 在餐饮行业, 使用 AI 智能厨房管理系统实现对餐食的精确和动态管理并使用服务机器人上菜(Ding, 2021)。基于 AI 算法和智能风险管理的 AI 投资决策在金融领域也越来越受欢迎(Guo & Polák, 2021; Ren, 2021), 银行销售代理利用 AI 智能柜台开展业务(高萍, 2021)。基于 AI 技术的医学成像、疾病诊断、药物发现、各种实时跟踪患者健康状况的设备也为医疗从业者了提供巨大支持(Wang et al., 2023)。教育领域也广泛运用 AI 技术智能化批改学生作业(Cao, 2021; Huang et al., 2021)。此外, 前几年新冠疫情客观上也加快了 AI 的应用进程(Gentilini et al., 2020)。疫情期间, 企业利用 AI 远程安排员工办公, 利用聊天机器人满足客户的需求等措施, 进一步掀起了 AI 在工作场景下应用的新热潮(Aylett-Bullock et al., 2020; Howard & Borenstein, 2020)。

## 2 文献回顾与研究假设

### 2.1 工作场所人工智能应用与员工的行为和心理

本研究将以往研究中关于 AI 应用对员工行为和心理产生影响的效应分成 4 种类型: 积极行为、积极心理、消极行为以及消极心理, 具体概念界定见表 1, 并基于该分类进行工作场所 AI 应用与 4 类效应之间整体相关关系的元分析探索。

本研究以工作要求-资源模型为基础, 探究和解释了工作场所 AI 应用与员工行为和心理的关系。工作要求-资源模型指出, 工作资源和工作要求共同决定了个体资源的盈亏状态, 继而影响员工的工作状态(Hobfoll, 1990, 2011)。工作资源指的是工作中物质、心理、组织等方面提供的支持和帮助, 工作要求则指的是完成任务所需持续

付出的物质和心理成本。具体而言, 工作资源是可以减少员工由工作引起的物质和心理消耗的“增益因素”(Bakker et al., 2003), 它能激发员工的积极工作态度, 进而促进其产生积极工作行为(Bakker et al., 2014)。工作资源不仅可以缓冲工作要求的负面影响, 还能直接给员工带来积极效应(Walsh et al., 2015)。一般而言, 工作要求是消耗员工资源的“损耗因素”, 给员工带来负面认知, 进而对员工的行为和心理造成消极影响(Huang et al., 2016)。只有当工作要求被认为具有挑战性时, 它才可能会促进员工的工作表现(Lesener et al., 2019; Zhang et al., 2020)。

表 1 AI 应用对员工行为和心理的影响效应概念化分类

员工行为和心理	概念界定
积极行为效应	员工采取的能为自我职业生涯带来积极改变的行为。
积极心理效应	员工感知的持久及稳定的积极情感体验和主观倾向。
消极行为效应	员工采取的妨碍个人发展的负面工作或非工作行为。
消极心理效应	员工经历的不利于个人健康及发展的负面情绪状态。

本研究认为, AI 应用为员工完成任务提供了所需要的工作资源, 促进其工作目标实现的同时也能促进个人成长、学习和发展, 实现资源增益。首先, AI 技术赋能员工整合内外部资源, 有助于提高员工的工作绩效(盛晓娟 等, 2022)。如 AI 虚拟助理可以为员工提供即时和个性化的建议和指导, 提高员工工作满意度(Dutta & Mishra, 2021)。与虚拟助理、拟人化 AI 的沟通还可以在工作场所中创造良好的人机合作氛围, 满足员工的工具需求和关系需求, 提升员工积极情绪(Qiu et al., 2022), 有利于让员工更多更好地投入到工作中(Dutta & Mishra, 2021)。其次, AI 技术的发展和普及在提高了工作效率的同时也催生了新的工作机会, 员工能充分利用 AI 工具积极共享知识(Shaikh et al., 2023), 促进非正式学习(Xu et al., 2023b), 提高个人生产力和创新水平(Ding, 2021, 2022), 使自己在工作中更具竞争力。

然而, 工作场所 AI 应用带来的资源通常也伴随着高工作要求, 可能会给员工带来工作压力。首先, 员工必须专注于学习新的技能和专业知识

(Dunlap & Lacity, 2017), 这给他们提出了更高的工作负荷、工作强度和工作技能要求(朱晓妹 等, 2021; Zhu & Kanjanamekanant, 2022), 员工需消耗额外的心理资源来获得平衡。有研究发现, 与服务机器人共事的员工经常感觉到来自机器人的竞争压力, 导致他们无法提供高质量的服务(Hobfoll et al., 2018), 并且更容易出现服务破坏等消极行为(Ma & Ye, 2022)。此外, 在工作中频繁地与缺乏情境化和个性化体验的智能机器互动, 员工孤独感和疏离感更强, 不断的损耗不仅导致员工失去工作动力产生退缩行为, 还会产生溢出效应加剧家庭退缩行为, 给生活带来困扰(Tang et al., 2022)。其次, 工作场所 AI 的快速扩张威胁到员工的职业发展, 员工会认为自己被低估和不受重视, 工作价值观和获得感低下(Brougham & Haar, 2018), 通常会因此产生工作不安全感(Bhargava et al., 2020; Brougham & Haar, 2020; Presbitero & Teng-Calleja, 2023), 感受到身份威胁(Mirbabaie, Brünker, et al., 2021), 对未来产生担忧和焦虑(Cudré-Mauroux, 2011)。这些负面状态降低了员工保存或获取资源来应对这种情况的能力, 导致情绪耗竭(Nauman et al., 2020; Xu et al., 2023a)。如果个体无法获取关键资源缓解, 心理状态将进一步恶化, 导致抑郁(Xu et al., 2023a; Zhang et al., 2021)。当个体采取逃避等消极应对方式时, 将导致更高的离职倾向(高萍, 2021; Brougham & Haar, 2018; Li et al., 2019)。基于上述分析, 本研究提出如下假设:

**H1:** 工作场所 AI 应用与员工积极行为间存在正向关系。

**H2:** 工作场所 AI 应用与员工积极心理间存在正向关系。

**H3:** 工作场所 AI 应用与员工消极行为间存在正向关系。

**H4:** 工作场所 AI 应用与员工消极心理间存在正向关系。

## 2.2 员工行为和心理的调节变量

### 2.2.1 工作场所 AI 应用类型的调节作用

AI 作为一项新兴技术, 已被广泛引入并应用于各类工作场所, 改变了传统的工作特征。鉴于工作场所中 AI 形式的多样性, 本研究结合文献梳理以及现实应用, 依据 AI 工具在工作场所中展现出的功能(Corea, 2019; Oosthuizen, 2019; Raisch & Krakowski, 2021), 将 AI 在工作场所的应用划分为 4 种类型, 如表 2 所示。

本研究认为, 不同类型 AI 所提供的功能与员工的行为和心理的关系存在不同程度的差别。辅助智能和增强智能旨在帮助员工完成其原本能够完成的简单任务或原本无法独立完成的复杂任务, 给予员工更多自主权和工作资源。这些充裕的工作资源在减少工作要求和与之相关的物质、心理成本的同时, 也为员工提高效率促进工作目标实现(Brachten et al., 2020), 提升工作准确性(Grønsund & Aanestad, 2020), 进而提高和改善他们的主动学习、工作投入等积极行为表现和心理状态(Dutta et al., 2022; Wang, Zhang, et al., 2022)。进一步地, 辅助智能和增强智能将员工从低效劳动中释放出来, 员工可以通过学习新的技能和知识来从事其他创造性任务。循此逻辑, 作为支持工具提供工作资源的 AI 应用类型, 对员工的行为和心理表现出更强的积极效应(Hakanen et al., 2008; Lewig et al., 2007)。

管理智能和自主智能主要表现为智能监管员工任务以及利用自动化智能设备取代员工完成工作, 一定程度上而言能够增强管理, 改进工作流程提高任务匹配效率(Kellogg et al., 2020)和准确性(Bai et al., 2022), 完善并优化员工决策(Langer & Landers, 2021)。但与此同时, 员工也会因感知

表 2 工作场所 AI 应用类型、实际应用及功能特征

工作场所 AI 应用类型	实际应用	功能特征
辅助智能	虚拟助理、服务机器人等	辅助员工完成其原本能够完成的, 但需花费大量时间处理的日常性、基本性事宜。
增强智能	数据分析程序、情绪增强识别等	通过拓展人类思维能力和生理边界, 帮助员工完成其原本难以独自完成的任务, 发挥人脑与 AI 的互补优势。
管理智能	智能设备监控、AI 决策等	通过 AI 算法智能管理员工任务, 并执行监管职能, 改进传统的工作流程。
自主智能	自动分拣机器人、无人驾驶快递车等	通过智能自动化技术取代员工完成低效能的重复程序化工作。

到工作被监管、工作被取代而产生压力和紧张感。根据工作要求-资源模型,这种持续的挑战性环境不仅给员工提出了更高的要求,他们还需要不断消耗自身资源来应对其中的压力和威胁。在此种 AI 应用类型下,员工无法及时弥补工作资源,进而更容易对自身的工作行为和心理产生消极影响。

因此,本研究将工作场所 AI 应用类型作为调节变量纳入元分析,直接比较员工行为和心理效应在各类型 AI 应用下是否存在差异。综上所述,本研究提出如下假设:

**H5:** 工作场所 AI 应用类型对 AI 应用与员工积极行为和心理间关系存在调节作用。相较于管理智能和自主智能,辅助智能和增强智能对员工积极行为(a)和积极心理(b)表现出更强的正向关系。

**H6:** 工作场所 AI 应用类型对 AI 应用与员工消极行为和心理间关系存在调节作用。相较于辅助智能和增强智能,管理智能和自主智能对员工消极行为(a)和消极心理(b)表现出更强的正向关系。

### 2.2.2 行业类型的调节作用

不同于劳动力密集型行业,知识密集型行业的员工通常学历更高,专业技能更强、自主性和创新性更突出。金融、科技、IT 等服务领域是典型的知识密集型行业。这些行业往往需要快速适应时代的变迁,通常能够以更加包容开放的方式推广并应用先进的 AI 工具,而在劳动力密集型行业,低职业技能员工比例更高,且 AI 领域的相关专业知识和技能培训有限,对于他们来说难以发挥 AI 的优势实现价值创造和资源补充。进一步地,AI 能够取代人类完成低效劳动,协助改变工作设计,这使得高素质员工在面对挑战性任务时更能以节约资源的方式积极发展更多的工作技能,同时高素质员工学习新信息和适应新技术的能力更强,往往难以被机器替代,因此在 AI 应用环境中受益良多(Fossen & Sorgner, 2022)。而低职业技能员工则要经历“双重损失”——缺乏使用 AI 的工作技能和可能面临的失业,这给员工的行为和心理带来负面影响(Jia et al., 2024)。因此本研究将知识密集型和劳动力密集型两类行业类型作为调节因素,检验员工行为和心理效应在不同行业类型的 AI 应用下是否存在差异。

综上所述,本研究提出如下假设:

**H7:** 行业类型对 AI 应用与员工积极行为和

心理间关系存在调节作用。相较于劳动力密集型行业,在知识密集型行业的 AI 应用对员工积极行为(a)和积极心理(b)表现出更强的正向关系。

**H8:** 行业类型对 AI 应用与员工消极行为和心理间关系存在调节作用。相较于知识密集型行业,在劳动力密集型行业的 AI 应用对员工消极行为(a)和消极心理(b)表现出更强的正向关系。

### 2.2.3 AI 应用测量方式的调节作用

现有关于 AI 应用的测量,主要包含客观测量法与主观评价法两类。客观测量法一定程度上能够避免评分者主观偏倚(DeChurch & Mesmer-Magnus, 2010)和共同方法偏差(O'Neill et al., 2013)等问题,而主观评价法允许学者利用相关但不可忽略的信息来更准确地评估 AI 应用(Dai et al., 2018)。文献回顾发现,基于客观测量和主观评价得出的研究结论存在不一致。例如,有学者通过情境实验的方法模拟并探究了虚拟助手给员工带来的一系列积极影响(Brachten et al., 2020; Dutta & Mishra, 2021),而另一部份学者则通过问卷调查评价员工感知到的 AI 应用,并发现 AI 技术带来的冲击会降低员工的工作满意度(徐广路,王皓天, 2023; Brougham & Haar, 2018),增加工作不安全感(Bhargava et al., 2020; Brougham & Haar, 2020; Presbitero & Teng-Calleja, 2023),产生离职倾向(高萍, 2021; Brougham & Haar, 2018; Li et al., 2019)等负面效应。因此,不同的测量方式是否影响了 AI 应用与员工行为和心理状态的关系值得关注。本研究将以往研究中“AI 应用”的测量分成“工作场所是否采用 AI”和“对于 AI 应用的感受”两种类型,前者从客观事实角度测量组织是否使用 AI,后者基于员工主观感受评价体验到的 AI 应用。至于哪种测量方式更会暴露出 AI 应用对员工影响的积极/消极作用,以往研究中尚不存在强有力的事实依据。因此我们提出如下研究问题:

AI 应用的测量方式是否调节了 AI 应用与员工行为和心理的关系?

综上所述,本研究的研究模型如图 1 所示。

## 3 研究方法

### 3.1 文献收集

自 Aleksander 在 2017 年探讨了技术进步对人类工作可能造成的后果以来(Aleksander, 2017),学术界对于 AI 技术如何影响员工行为或心理的

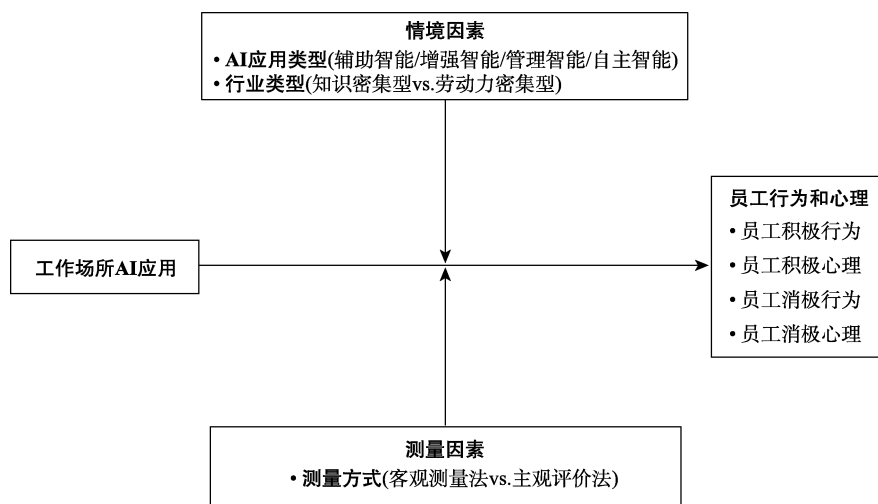


图 1 研究模型图

学术兴趣逐年增加。本研究将文献的发表时间限定在 2017 年 1 月至 2023 年 7 月,通过三种方式对目标主题文献进行了检索:(1)英文文献主要在 Web of Science、Google Scholar、Emerald、Taylor & Francis 和 Springer 数据库中进行查找,以“AI”“Artificial Intelligence”“AI robot / bot”“AI algorithm”“Chat-bot”“Virtual assistant”和“Adoption / Application”“Employee / Worker”“Workplace”为关键字进行组合检索;中文文献通过知网、万方和维普数据库进行查找,以“人工智能”“人工智能机器人”“人工智能算法”“聊天机器人”“虚拟助手”和“采用/应用”“员工”“工作场所”为关键字进行搭配检索。(2)为避免遗漏,本研究还检索了相关主题的综述性论文和元分析论文以及所检索到的相关实证论文的参考文献。(3)最后,在目标领域顶级期刊或具备较大影响力的管理学期刊中进行搜索和梳理,并不定期检索最新发表的相关文章。

### 3.2 文献筛选

本研究按照以下 4 个原则对初步收集到的文献进行筛选:(1)必须是关于 AI 应用与员工行为或心理关系的实证研究,剔除非实证研究文献(如访谈、文献综述等),且实证研究资料数据完整,样本大小明确;(2)剔除未报告 AI 应用与个体层面行为/心理结果变量间相关效应量的文献。非实验类文献中应报告相关系数( $r$ )或可转换的路径系数或回归系数( $\beta$ );实验类文献应报告可转换成相关

系数( $r$ )的统计量(如统计量  $F$ 、 $t$  值等);(3)剔除不符合本研究概念界定的文献,如以不具有明确 AI 定义的机器人、流程化算法为研究对象的文献等;(4)剔除非员工个体层面研究的文献。基于以上原则阅读全文,总计共筛选出有效文献 64 篇,其中英文文献 50 篇,中文文献 14 篇。部分文献包含多个可供分析的效应量,如同个样本不同结果变量、一个结果变量多个样本或基于不同研究方法等情况。根据效应量独立性原则,本研究将这些效应量作为独立样本处理,分开编码。最后共得到 85 个结果变量,150 个效应量。文献检索及筛选流程见图 2。

### 3.3 元分析程序

#### 3.3.1 文献编码

本研究利用 Microsoft Excel 2016 对上述 64 篇文献进行手动编码。文献及变量编码工作由两位研究者独立完成。首先,由两位研究者协商制定变量编码标准,并进行首轮编码;随后,两位研究者就首轮不一致的编码进行核对和重新编码;最后,两位研究者邀请另外一位研究者集体讨论不一致的编码,直到达成一致。

编码信息包括研究特征、影响变量和效应量。研究特征主要包括作者、文献出版年份、样本量、AI 应用类型、样本所在行业、AI 应用测量方式;影响变量指文献中的结果变量,本研究对文献中的结果变量作分类,形成积极行为、积极心理、消极行为和消极心理 4 类,具体分类见表 3;效应量

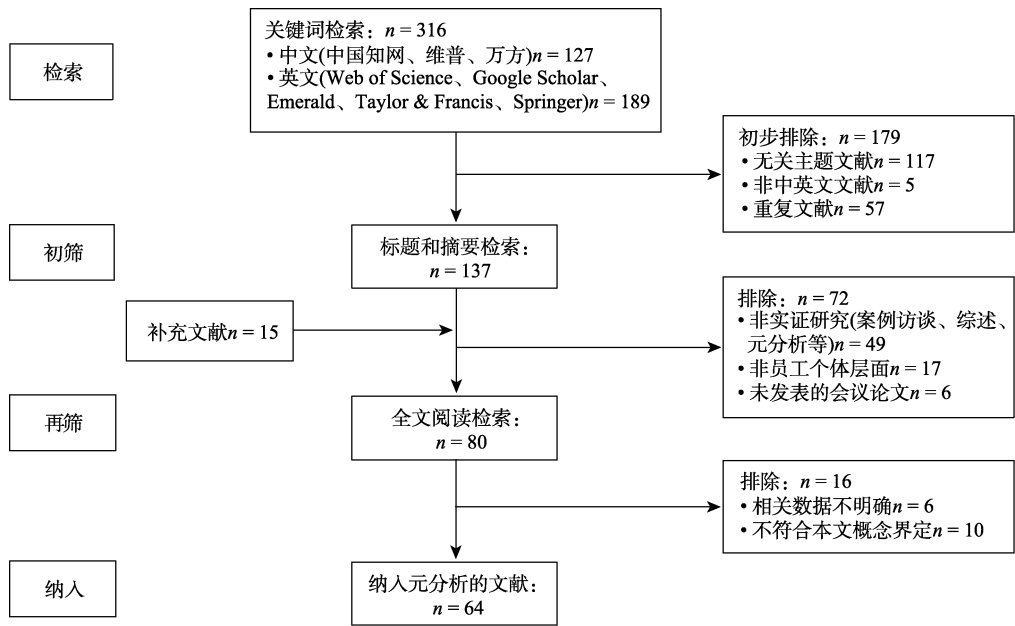


图 2 元分析文献检索和筛选流程图

表 3 纳入元分析的结果变量分类及内容

影响效果及方面		包含结果变量
积极效应	积极行为(26 个)	工作绩效、知识共享、AI 支持行为、数字创新、数字弹性、非正式学习、工作重塑、员工创造力、主动学习、关系重塑、认知重塑、预期绩效、员工生产力、知识共享、职业探索行为、服务质量、创新工作行为、服务革新行为、职业胜任力、工作目标达成、人际情绪调节行为、个人竞争生产力、自我扩展、学习导向行为、建言、突破性创新行为
	积极心理(28 个)	工作信任、工作投入、工作旺盛感、工作胜任感、工作满意度、工作幸福感、工作安全感、工作自主性、突破性创新投入、AI 使用意愿、与服务机器人合作意愿、内在动机、组织承诺、组织自尊、角色宽度自我效能、社会认同感、积极情绪、健康和福祉、继续使用意愿、AI 技术接受意愿、程序公平感知、与 AI 合作意愿、整体幸福感、心理幸福感、生理幸福感、社会幸福感、变革支持意愿、冒险意愿
消极效应	消极行为(5 个)	知识隐藏、家庭退缩行为、工作退缩行为、服务破坏、对机器人主管的报复
	消极心理(26 个)	消极情绪、技能要求、工作要求、知识技能要求、AI 焦虑、AI 身份威胁、服务机器人技术焦虑、离职倾向、工作不安全感、工作强度、预期负荷、感知虐待、失业风险感知、抑郁、情绪耗竭、激情衰退、工作载荷、心理疲劳、身体疲劳、心理困扰、角色模糊、角色冲突、工作倦怠、压力、玩世不恭、威胁感知

包括以双变量相关系数( $r$ )为中心的统计数据。

3.3.2 元分析过程

本研究借助 Comprehensive Meta Analysis (CMA) 3.0 软件对数据进行分析 and 检验。编码数据预处理过程中, 首先, 选择相关系数  $r$  作为原始效应量, 对可转化为相关系数  $r$  的其他效应量进行转换(Peterson & Brown, 2005)。其次, 为了避免因量表信度缺陷而导致相关系数的衰减偏差, 对从每个独立样本中提取出的相关系数进行信度

修正(Hunter et al., 1990); 对于有些研究中个别变量信度缺失的情况, 参考其他学者的做法, 将其他文献信度的均值作为代替(Jiang & Lavaysse, 2018; Li et al., 2021); 对于使用客观实验方法或者单个项目测量的情况, 其测量信度系数用 1 代替。随后将样本数据和修正后的相关系数录入 CMA 3.0 软件中, 并将所有相关系数转为 Fisher's Z 分数(Cooper et al., 2019), 进行异质性检验、发表偏倚检验、主效应检验以及调节效应检验。

4 研究结果

4.1 异质性检验

异质性检验用于分析效应量异质性的  
大小,为后续选择固定效应模型还是随机效应模型进行元分析提供依据。如表 4 所示, $Q$  检验中积极行为、积极心理、消极行为和消极心理效应在统计学上均具有显著性( $p < 0.001$ ),表明效应量之间存在异质性;4 种影响效应均高于 75%,说明其中各效应量异质性程度高。因此,本研究选择随机效应模型进行分析。

4.2 发表偏倚检验

发表偏倚是指在统计上显著的研究结果更容易发表,而造成的效应量出现偏差的现象(Rothstein et al., 2005)。本研究通过 *Begg* 秩相关检验(Begg & Mazumdar, 1994)、*Egger's* 回归系数检验(Egger & Smith, 1997)以及失安全系数(Rosenthal, 1979)方法检验了发表偏倚问题。

由表 5 可知,各结果变量组的 *Egger's* 回归系数的  $p$  值都不显著( $p > 0.05$ ),*Begg* 秩相关检验的  $p$  值都不显著( $p > 0.05$ )。进一步采用失安全系数法检验,失安全系数越大说明发表偏倚越小,元分析结果越稳定(麦劲壮 等, 2006; Rosenthal, 1979)。结果显示各类研究的失安全系数均远远超过其临界值,说明各类研究均不存在发表偏倚,

本研究整体结论具有较好的稳定性和可靠性。

4.3 主效应检验

本研究采用测量误差修正后的样本加权平均效应量的大小  $\bar{\rho}$  来解释变量间关系强度。根据 Lipsey 和 Wilson 的研究(Lipsey & Wilson, 2001),变量间相关系数  $r \leq 0.1$  时相关关系为弱正相关, $0.1 < r < 0.4$  时为中等强度正相关, $r \geq 0.4$  时为高度正相关。

如表 6 所示,工作场所 AI 应用与员工积极行为呈中等强度正相关关系, $\bar{\rho}$  为 0.32 ( $p < 0.001$ ),95% CI 为[0.24, 0.39];与员工积极心理呈中等强度正相关关系, $\bar{\rho}$  为 0.22 ( $p < 0.01$ ),95% CI 为[0.09, 0.34],H1、H2 得到支持。工作场所 AI 应用与员工消极行为呈中等强度正相关关系, $\bar{\rho}$  为 0.27 ( $p < 0.01$ ),95% CI 为[0.09, 0.43];与员工消极心理呈中等强度正相关关系, $\bar{\rho}$  为 0.27 ( $p < 0.001$ ),95% CI 为[0.14, 0.39],H3、H4 得到支持。

4.4 调节效应分析

前述异质性检验结果表明研究存在高异质性,故可能存在潜在的调节变量。本研究在对调节效应的检验中同样选择随机效应模型。为确保亚组分析结果的代表性,在对变量关系进行调节效应分组后,如果出现任意一组效应量数  $K < 2$ ,将不再对该变量关系进行调节效应分析(苗蕊 等, 2024)。

表 4 效应量异质性检验结果

员工行为和和心理	$n$	$K$	$Q$	$df(Q)$	$I^2$	$Tau$	$Tau^2$
积极行为效应	29	43	1610.86***	42	97.39%	0.29	0.08
积极心理效应	35	52	4169.46***	51	98.78%	0.47	0.22
消极行为效应	4	8	100.71***	7	93.05%	0.26	0.07
消极心理效应	29	47	4046.56***	46	98.86%	0.46	0.21

注:  $n$  = 纳入文献数;  $K$  = 效应量的独立样本数; \*\*\* $p < 0.001$ 。

表 5 员工行为和和心理效应的发表偏倚检验结果

员工行为和和心理	$K$	Egger's 回归系数检验		Begg 秩相关检验		失安全系数	
		Intercept	$p$	$z$	$p$	$Nf_{s-0.05}$	$5K+10$
积极行为效应	43	-0.01	0.996	0.29	0.770	9998	225
积极心理效应	52	3.48	0.303	0.48	0.630	9762	270
消极行为效应	8	-14.43	0.248	0.62	0.536	272	50
消极心理效应	47	-4.77	0.180	1.71	0.088	20906	245

注:  $K$  = 效应量的独立样本数;  $Nf_{s-0.05}$  表示  $p = 0.05$  水平时的失安全系数值。



表 6 工作场所 AI 应用的主效应分析

员工行为和心理学	模型	K	N	$\bar{r}$	$\bar{\rho}$	95% CI	双尾检验	
							Z	P
积极行为效应	随机效应	43	20338	0.27	0.32	[0.24, 0.39]	7.34	0.000
积极心理效应	随机效应	52	19277	0.18	0.22	[0.09, 0.34]	3.36	0.001
消极行为效应	随机效应	8	1681	0.24	0.27	[0.09, 0.43]	2.95	0.003
消极心理效应	随机效应	47	19902	0.23	0.27	[0.14, 0.39]	4.09	0.000

注: K = 效应量的独立样本数; N = 总样本量;  $\bar{r}$  = 样本加权平均效应量;  $\bar{\rho}$  = 经过信度修正的样本加权平均效应量; 95% CI 表示  $\bar{\rho}$  的 95% 的置信区间。

4.4.1 工作场所人工智能应用类型的调节效应

在剔除了未明确说明工作场所中所应用的 AI 类型的样本后, AI 应用类型的调节效应检验结果如表 7 所示: (1) AI 应用类型显著调节了工作场所 AI 应用与员工积极行为间的关系( $Q_b = 64.75, p = 0.000$ ), 其中工作场所辅助智能( $\bar{\rho} = 0.31$ )和增强智能应用的效应量( $\bar{\rho} = 0.44$ )大于管理智能应用的效应量( $\bar{\rho} = -0.22$ ), H5a 得到支持。(2) AI 应用类型显著调节了工作场所 AI 应用与员工积极心理效应间的关系( $Q_b = 77.55, p = 0.000$ ), 其中工作场所增强智能应用的效应量( $\bar{\rho} = 0.37$ )大于管理智能应用的效应量( $\bar{\rho} = -0.48$ ), H5b 得到支持。(3) AI 应用类型显著调节了工作场所 AI 应用与员工消极心理效应间的关系( $Q_b = 10.50, p = 0.015$ ), 其中只有工作场所自主智能应用的效应

量显著( $\bar{\rho} = 0.38$ ), H6 得到部分支持。具体而言, 应用辅助智能和增强智能类型的 AI 更有助于触发员工的积极行为, 而应用管理智能会对员工的积极行为产生阻抑倾向, 自主智能的应用则没有表现出明显的影响。应用增强智能类型的 AI 也有助于更好的激发员工的积极心理, 而应用管理智能会对员工的积极心理出现抑制倾向。辅助智能和自主智能的应用虽未能体现出积极心理效应的显著差异但辅助智能的应用仍表现出正向趋势, 而自主智能表现出负向趋势。同时自主智能的应用与员工消极心理呈现出明显的正向联系且效应量大于另外三类。

4.4.2 行业类型的调节效应

在剔除了未明确报告研究对象从事何种行业或行业分布情况模糊的样本后, 行业类型的调节

表 7 工作场所 AI 应用类型的调节效应分析

员工行为和心理学	模型	AI 应用类型	K	N	$\bar{\rho}$	95% CI		$Q_b$	p
						95%LL	95%UL		
积极行为效应	随机效应	辅助智能	15	17594	0.31***	0.18	0.44	64.75	0.000
		增强智能	19		0.44***	0.36	0.51		
		管理智能	2		-0.22**	-0.34	-0.08		
		自主智能	3		0.09	-0.47	0.60		
积极心理效应	随机效应	辅助智能	18	16759	0.21	-0.02	0.41	77.55	0.000
		增强智能	11		0.37**	0.15	0.55		
		管理智能	2		-0.48***	-0.54	-0.40		
		自主智能	11		-0.02	-0.32	0.29		
消极心理效应	随机效应	辅助智能	16	18444	0.21	-0.03	0.43	10.50	0.015
		增强智能	8		0.20	-0.11	0.47		
		管理智能	2		0.02	-0.09	0.12		
		自主智能	17		0.38**	0.17	0.55		

注: K = 效应量的独立样本数; N = 总样本量;  $\bar{\rho}$  = 经过信度修正的样本加权平均效应量;  $Q_b$  = 组间异质性检验统计量; 95% CI 表示  $\bar{\rho}$  的 95% 的置信区间; \* $p < 0.05$ , \*\* $p < 0.01$ , \*\*\* $p < 0.001$ 。下同。

效应检验结果如表 8 所示：(1)行业类型显著调节了工作场所 AI 应用与员工积极行为效应的关系( $Q_b = 6.50, p = 0.011$ ), 其中知识密集型行业的员工积极行为效应量( $\bar{\rho} = 0.42$ )显著大于劳动力密集型的效应量( $\bar{\rho} = 0.21$ ), H7a 得到支持。(2)行业类型显著调节了工作场所 AI 应用与员工积极心理效应的关系( $Q_b = 4.68, p = 0.030$ ), 其中知识密集型行业的员工积极心理效应量( $\bar{\rho} = 0.36$ )大于劳动力密集型的效应量( $\bar{\rho} = -0.02$ ), H7b 得到支持。(3)对于消极心理效应, 行业类型的调节效应不显著( $Q_b = 0.59, p = 0.441$ ), H8b 未得到支持。具体而言, 相比于劳动力密集型行业, 在知识密集型行业中应用 AI 与员工积极行为效应的关系更为紧密, 并且在员工积极心理上有更为明显的表现。行业类型在消极心理效应方面没有出现显著差异, 这也说明 AI 应用与员工消极心理效应的关系稳定, 不受行业类型的影响, 但劳动力密集型行业的消极心理效应量表现出比知识密集型行业更大的趋势。

4.4.3 AI 应用测量方式的调节效应

AI 应用测量方式的调节效应检验结果如表 9 所示：(1) AI 应用测量方式未能调节工作场所 AI 应用与员工积极行为( $Q_b = 1.00, p = 0.318$ )和积极心理效应的关系( $Q_b = 1.27, p = 0.259$ )。(2) AI 应用测量方式显著调节了工作场所 AI 应用与员工消极行为效应的关系( $Q_b = 4.50, p = 0.034$ ), 其中采用主观评价法测量的 AI 应用与员工消极行为关系的效应量( $\bar{\rho} = 0.48$ )显著大于采用客观测量法的效应量( $\bar{\rho} = 0.19$ )。(3) AI 应用测量方式显著调节了工作场所 AI 应用与员工消极心理效应的关系( $Q_b = 8.96, p = 0.003$ ), 其中采用主观评价法的 AI 应用与员工消极心理关系的效应量( $\bar{\rho} = 0.35$ )显著大于采用客观测量法的效应量( $\bar{\rho} = 0.08$ )。换言之, AI 应用与员工积极行为和心理效应的关系不受 AI 应用测量方式的显著影响。而在员工消极行为和心理效应方面, 相比于客观测量法, 主观评价法下的 AI 应用对员工影响的研究更倾向于暴露出 AI 带来的消极面。

表 8 行业类型的调节效应分析

员工行为和心理	模型	行业类型	K	N	$\bar{\rho}$	95% CI		$Q_b$	p
						95%LL	95%UL		
积极行为效应	随机效应	知识密集型	13	13537	0.42***	0.32	0.51	6.50	0.011
		劳动力密集型	18		0.21**	0.07	0.33		
积极心理效应	随机效应	知识密集型	17	12753	0.36***	0.21	0.50	4.68	0.030
		劳动力密集型	17		-0.02	-0.33	0.29		
消极心理效应	随机效应	知识密集型	11	9146	0.07	-0.21	0.35	0.59	0.441
		劳动力密集型	15		0.22	-0.03	0.44		

表 9 AI 应用测量方式的调节效应分析

员工行为和心理	模型	测量方式	K	N	$\bar{\rho}$	95% CI		$Q_b$	p
						95%LL	95%UL		
积极行为效应	随机效应	主观评价法	28	20338	0.29***	0.17	0.41	1.00	0.318
		客观测量法	15		0.36***	0.29	0.44		
积极心理效应	随机效应	主观评价法	33	19277	0.17	-0.03	0.35	1.27	0.259
		客观测量法	19		0.31***	0.16	0.44		
消极行为效应	随机效应	主观评价法	2	1681	0.48***	0.27	0.65	4.50	0.034
		客观测量法	6		0.19*	0.01	0.36		
消极心理效应	随机效应	主观评价法	33	19902	0.35***	0.19	0.49	8.96	0.003
		客观测量法	14		0.08*	0.01	0.15		

## 5 结论与讨论

本研究采用元分析方法, 基于来自 64 篇国内外文献的 85 个结果变量和 150 个效应量检验了工作场所 AI 应用与员工积极行为、积极心理、消极行为以及消极心理的结果变量集之间的相关性。研究发现, 工作场所 AI 应用存在“双刃剑”效应, 它既可以作为技术支持丰富员工的心理资源, 激发员工积极行为, 亦可能给员工造成威胁消耗其心理资源, 引发消极行为。产生积极效应的可能原因是, AI 应用将员工从重复、乏味的低效劳动中解放, 员工能专注于提高自身的能力和技能以实现高效的价值创造; 同时, AI 应用能够提供新的工作机会、为员工提供即时和个性化的反馈, 给予员工完成工作所需的积极心理资源。产生消极效应的可能原因则在于, AI 应用给员工提出了更高的工作负荷、工作强度和工作技能要求, 甚至威胁到员工的职业发展, 员工需消耗额外的心理资源来获得平衡。加之员工在工作中频繁地与缺乏情境化和个性化体验的智能机器互动, 员工孤独感和疏离感更强, 不断的损耗不仅导致员工失去工作动力产生退缩行为, 还会产生溢出效应加剧家庭退缩行为。

研究也发现, 上述关系在不同的 AI 类型应用下存在差异: 一方面, 辅助类型和增强类型 AI 在促进员工工作目标实现的同时减少了员工完成任务所需要的成本, 这种充裕的工作资源有助于提高员工工作幸福感和满意度, 此时, 员工在工作中投入更多, 创造力和生产力也更高。另一方面, 管理类型和自主类型的 AI 虽然在一定程度上提高员工的工作效率, 释放其双手给予员工更多自主权, 但 AI 的监管、控制属性给员工带来压力, 员工产生被威胁感和不安全感, 导致员工在工作中的积极体验被抑制, 出现消极的心理状态。

此外, AI 应用与员工行为和心理效应间的关系在不同行业类型下存在差异。劳动力密集型行业员工所处的结构化工作环境和所拥有的低职业技能, 使他们更强烈地感受到 AI 所带来的消极效应, 如“被 AI 取代”带来的恐惧以及无法在短时间内找到新的或更好的工作(Jia et al., 2024)。知识密集型行业员工则在 AI 应用加持下获得了更加灵活自主的工作环境, 他们接收、学习新信息和适应新技术的能力更强, 并且能够通过节约资源和

主动应对挑战性任务展现出更多积极的状态。拥有不易被自动化替代的高职业技能员工在 AI 应用下受益良多, 这一结果与前人研究结论相一致(Fossen & Sorgner, 2022; Jia et al., 2024)。另外, 行业类型对消极心理效应的调节假设未被支持, 可能原因是行业类型的作用还受到其他因素的影响, 如行业发展程度等。这也提示未来研究可以探索在同一行业不同发展程度或同一发展程度不同行业下 AI 应用对员工可能造成的影响。

最后, AI 应用与员工行为和心理效应间的关系在不同的 AI 应用测量方式下存在差异。具体而言, AI 应用与员工积极行为和积极心理效应的关系不受 AI 应用测量方式的显著影响。而在员工消极行为和消极心理效应方面, 相比于客观测量法, 主观评价法下的 AI 应用对员工影响的研究更倾向于暴露出 AI 带来的消极面。可能的原因是, 从员工主观评价的角度测量 AI 给自身带来的影响, 容易产生负面偏差, 突出员工消极评价 AI 的可能性, 造成不准确的研究结果, 即放大 AI 应用与员工消极行为和消极心理间的变量关系。究其原因, 人们往往对新事物表现出消极偏差, 其对于负面信息的关注远远超过对于正面信息的关注(Vaish et al., 2008), 对损失的感受也往往要强于对收益的感受(Tversky & Kahneman, 1996)。尤其近几年, 互联网所披露的 AI 相关信息层出不穷, 琳琅满目。在颇受热议的话题中, 人们倾向于关注 AI 所带来的负面信息, 如人工智能的技术冲击(徐广路, 王皓天, 2023; Brougham & Haar, 2020)、工作岗位替代风险(Li et al., 2019; Mirbabaie, Brünker, et al., 2021)等, 并对其带来的危机表示担忧。因此, 当处于人-AI 交互环境中, 员工也可能更容易感受到 AI 所带来的消耗和损失, 而淡化它所带来的优势和好处。在未来研究中, 建议研究者尽量采取客观测量和主观评价相结合的方式或运用实验、计量等科学方法开展 AI 应用下有关员工结果的深入研究, 以保证结果的客观性和准确性。

### 5.1 理论贡献

第一, 本研究将近年来 AI 应用对员工影响的文献进行了梳理和整合, 通过元分析方法揭示了 AI 应用与员工的不同行为和积极心理效应间均呈中等程度的显著正相关。这一结论回应了学者们关于自动化技术对员工个人影响的研究呼吁(Bock et al., 2020; Brougham & Haar, 2018; Ma & Ye, 2022;

Terminio & Rimbau Gilabert, 2018), 是对现有研究的重要扩展。在过往研究中, 工作场所中 AI 应用对员工影响效果的研究结论不一致, 致使 AI 应用与员工行为和心理的关系一直朦胧不清。本研究将这些具有启发意义但呈现碎片化的研究结论进行了系统整合与检验, 归纳出这些实证研究结果所反映的综合效应, 探索了变量之间的相关关系(Prasad Agrawal, 2023), 运用工作要求-资源模型框架发现了工作场所应用 AI 对员工影响同时存在增益和损耗两种作用机制。

第二, 本研究在工作要求-资源模型的框架下, 解释了不同类型的 AI 应用对员工行为和心理的差异化影响, 扩展了可能加强 AI 应用有利结果的影响因素(Budhwar et al., 2022), 同时也回应了 Lesener 等人(2019)对于探究工作要求可能产生积极影响的呼吁。与过去观点一致的是, 辅助类型和增强类型的 AI 在提供充裕的工作资源时, 有利于给员工在工作中带来好的结果(Budhwar et al., 2022; Raisch & Krakowski, 2021), 而当工作要求被认为具有挑战性时, 它也可能会促进员工的工作表现(Cheng et al., 2023; Ding, 2021)。管理类型和自主类型的 AI 虽然在一定程度上优化了员工效率, 释放其双手给予员工更多自由, 但其随之而来的监管、控制以及被取代的挑战却倾向于抑制员工的积极效应, 甚至给员工带来了一系列的消极结果。该结论进一步验证了学者们对于 AI 可能给员工带来不良后果的观点(Malik et al., 2021; Zel & Kongar, 2020)。未来研究可以对目标 AI 做出更明确的界定, 进一步明晰并围绕特定类型 AI 展开研究。另外, 未来可以继续关注辅助智能和增强智能这类以增益功能为主的 AI 对员工有何负面影响, 挖掘管理智能和自主智能这类 AI 存在的积极面。

第三, 本研究丰富了工作场所 AI 应用与员工行为和心理关系的边界条件, 响应了学者对于未来进一步探讨 AI 应用影响员工体验的调节变量的呼吁(Cheng et al., 2023; Liang et al., 2022; Lingmont & Alexiou, 2020; Ma & Ye, 2022; Malik et al., 2023)。以往研究从员工个体层面如责任心特质(Tang et al., 2022)、未来导向(Liang et al., 2022)、目标导向(徐广路, 王皓天, 2023)、组织支持感知(Li et al., 2019; Ma & Ye, 2022; Xu et al., 2023a)、竞争性心理氛围(Li et al., 2019; Khaliq

et al., 2022)、组织包容性氛围感知(裴嘉良 等, 2021)、工作安全感(Prentice et al., 2023)等探讨了 AI 应用的调节机制, 也有学者关注组织情境如人机共生关系(朱晓妹 等, 2021)以及领导力的影响(Matsunaga, 2021; Wijayati et al., 2022)。本研究探明了 AI 类型、行业类型以及测量方式的调节作用, 进一步探索了独立研究间的异质性来源, 为以往学术界对于工作场所 AI 应用对于员工影响不一致的研究结论提供新的解释。研究发现辅助类型和增强类型的 AI 应用更有助于调动员工的积极行为, 在知识密集型行业中 AI 应用与员工积极行为的关系更为紧密; 增强类型的 AI 应用以及在知识密集型行业的 AI 应用更有助于触发员工的积极心理, 而管理类型的 AI 应用以及在劳动力密集型行业的 AI 应用却倾向于抑制员工积极心理; 自主类型的 AI 应用更容易引起员工的消极心理。上述发现也回应了学者们关于在研究 AI 应用效果时应关注组织内外部情境因素影响的呼吁(Prasad Agrawal, 2023; Lane & Williams, 2023), 为后续开展相关研究提供借鉴。最后, 本研究还发现主观评价法测量 AI 应用会倾向于放大 AI 应用与员工消极行为和心理变量间的效应关系, 这表明测量方式的差异会产生一定程度上的数据偏差, 启示未来研究者需要采取科学客观的测量方式以保证研究结果的准确性。

## 5.2 实践启示

在外部技术进步与企业内部管理需求的驱动下, 工作场所引入 AI 技术是必然趋势。尽管现在还处于弱 AI 时代, 但是 AI 技术对组织和员工的影响并非短暂、局部的, 而是长远、全面的渗透性影响。本研究的实践启示在于: 第一, 对组织而言, 应充分认识到 AI 应用对员工影响的双面性。组织有必要在应用 AI 时降低员工对其的负面感知。可以通过提供培训、职业咨询和技术指导等措施, 减轻因 AI 应用导致员工工作机会减少的冲击。可建立紧密的人-AI 协作机制, 邀请员工参与 AI 的相关决策, 提高员工对技术实施的接受度, 使其感到自己被重视。同时调整工作设计, 评估哪些工作可以交给 AI, 并将员工转移从事一些短期内不易被 AI 取代的非重复性工作, 最大程度地发挥员工的能力和 AI 的优势。另外, 还需要在 AI 转型过程中认可员工所付出的努力, 并给予积极反馈, 使他们在工作困境中保持充裕的

心理资源。

第二, 对员工而言, AI 应用下消极行为和心理主要来自于自身对新技术压力的一种应激反应。因此, 员工应该认识到技术进步和工作变革是时代潮流, 要以积极乐观的态度应对新技术的渗透。员工要有自我提升的意识, 主动更新自身知识结构, 更好地适应 AI 时代。既要调动一切可以利用的资源, 提升自身使用 AI 技术的硬能力, 还要加强培养包括创新能力、时间管理等软技能, 将其融入日常生活工作中, 让危机转变成新的发展机遇, 提升与 AI“并肩作战”的能力。

第三, 辅助和增强类型智能能够给员工带来充裕的工作资源进而触发员工的积极反馈, 而管理和自主类型智能给员工带来的监管、控制感以及工作被替代的威胁感, 使员工产生消极的行为和心理。因此组织在工作场所引入 AI 时, 需有意识地根据组织架构和业务进行选择(Zel & Kongar, 2020), 在不冲突的情况下尽量应用辅助和增强智能这类带有强协助性的 AI, 发挥其先进的技术优势。而在应用管理和自主智能这类带有一定程度监控、挑战属性的 AI 时, 组织应及时调节员工与 AI 的关系, 最大程度地降低智能机器带来的负面效应。此外, 无论处于哪种类型的行业, AI 应用或多或少都会给员工带来一定的负面影响, 但相比于劳动力密集型行业, 在工作环境更为自主、工作技能水平更高的知识密集型行业应用 AI 更能发挥其积极效果。知识密集型行业的组织可以有意识地逐步引入 AI 工具, 推进 AI 数字化转型。而在劳动力密集型行业应用 AI 时, 组织需因地制宜, 考量所处工作环境是否适宜以及员工技能水平是否满足应用 AI 的条件, 确认应用后还需保持关注员工的工作行为和身心健康。

### 5.3 局限与展望

第一, 本研究筛选纳入的国内外文献仅限于中英文, 未涉及其他语言, 这可能会遗漏部分有用效应量, 导致一定程度的可获得性偏差。因此, 未来研究可以考虑纳入不同语言的研究以丰富样本量。

第二, 本研究虽然通过整合大样本数据揭示了工作场所 AI 应用对员工影响的“阳光面”和“黑暗面”, 但目前有关员工结果的实证研究主要聚焦在其与积极行为、积极心理和消极心理效应的关系上, 而消极行为效应还未得到充分的研究。

在纳入元分析的 64 篇文献中, 只有小部分关注了工作场所 AI 应用与员工消极行为效应变量间的关系, 这可能会在一定程度上影响这类结果的代表性。在调节效应检验中, 由于现存的有限样本中所需信息多数未被报告, 导致研究变量缺失。这种研究数量的不充分状态尚未能支持深入探索员工消极行为的调节因素以及验证员工心理效应潜在的中介机制。因此这方面的探讨有待学者未来进一步扩展。

第三, 现有文献中大多未提供如员工特质以及组织特征等有用信息, 这导致本研究关注的调节因素有限。未来研究者可在更为充足的实证研究基础上, 进一步讨论和补充工作场所 AI 应用与员工行为和心理之间是否存在其它未被挖掘的调节变量。另外, 未来研究需充分重视并规范报告调查样本的描述性统计结果, 从而为相关领域的元分析提供稳固的数据支撑。

### 参考文献

- (\*标识纳入元分析的文献)
- \*陈晨. (2021). 人工智能技术强度感知对员工离职意向的影响: 一个有调节的中介模型. *巢湖学院学报*, 23(6), 31-41.
- \*高萍. (2021). 人工智能对金融业员工离职意愿的影响研究——基于感知组织支持和竞争心理氛围的调节作用. *企业改革与管理*, (12), 81-83.
- \*韩明燕, 张毛龙, 胡恩华, 单红梅. (2023). 因参与而支持: 员工参与 AI 实施过程对其 AI 支持行为的影响. *经济管理*, 45(5), 151-169.
- \*黄丽满, 宋晨鹏, 李军. (2020). 旅游企业员工人工智能焦虑对知识共享的作用机制——基于技术接受模型. *资源开发与市场*, 36(11), 1192-1196+1258.
- \*刘智强, 王子婧, 程欢, 许玉平, 倪佳豪. (2024). 迎难而上: 知觉资源稀缺对员工突破性创造力的影响机制研究. *管理工程学报*, 38(1), 88-100.
- 麦劲壮, 李河, 方积乾, 刘小清, 饶栩栩. (2006). Meta 分析中失安全系数的估计. *循证医学*, (5), 297-300+303.
- 苗蕊, 吕成成, 鲁颜. (2024). 企业社交媒体使用与员工行为及心理结果间关系的元分析. *南开管理评论*, 27(1), 200-212.
- \*裴嘉良, 刘善仕, 钟楚燕, 湛一璠. (2021). AI 算法决策能提高员工的程序公平感知吗? *外国经济与管理*, 43(11), 41-55.
- \*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.
- 卫旭华. (主编). (2021). *组织与管理研究中的元分析方法*. 北京: 科学出版社.
- \*吴慈恩, 皮平凡, 关新华. (2023). 机器人性能特征如何

- 影响员工工作幸福感——基于创新抵制理论与资源保存理论的双重视角. *旅游导刊*, 7(2), 55–78.
- \*徐广路, 王皓天. (2022). 技术冲击意识对员工变革支持意愿的影响研究——以人工智能发展为背景. *华东经济管理*, 36(6), 119–128.
- \*徐广路, 王皓天. (2023). 人工智能冲击意识对员工职业满意度的影响: 工作压力和目标导向的作用. *中国人力资源开发*, 40(7), 15–33.
- \*张恒, 高中华, 徐燕. (2024). AI 技术替代感对工作场所人与 AI 合作意愿的影响机制. *软科学*, 38(3), 107–114.
- \*祝楚琳, 王亚男, 何伶俐. (2022). 人工智能发展对员工工作幸福感的影响研究. *经营与管理*, <https://doi.org/10.16517/j.cnki.cn12-1034/f.20221227.004>
- \*朱晓妹, 任晶晶, 何勤. (2020). 人工智能技术应用会引发员工的消极情绪吗? ——基于资源保存理论的视角. *中国临床心理学杂志*, 28(6), 1285–1288.
- \*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.
- \*Abbas, S. M., Liu, Z., & Khushnood, M. (2023). When human meets technology: Unlocking hybrid intelligence role in breakthrough innovation engagement via self-extension and social intelligence. *Journal of Computer Information Systems*, 63(5), 1183–1200.
- Aghaei, S., Nematbakhsh, M. A., & Farsani, H. K. (2012). Evolution of the world wide web: From web 1.0 to web 4.0. *International Journal of Web & Semantic Technology*, 3(1), 1–10.
- Aleksander, I. (2017). Partners of humans: A realistic assessment of the role of robots in the foreseeable future. *Journal of Information Technology*, 32, 1–9.
- \*Arias-Pérez, J., & Vélez-Jaramillo, J. (2022). Understanding knowledge hiding under technological turbulence caused by artificial intelligence and robotics. *Journal of Knowledge Management*, 26(6), 1476–1491.
- Aylett-Bullock, J., Luccioni, A. S., Pham, K. H., Lam, C. S. N., & Luengo-Oroz, M. A. (2020). Mapping the landscape of artificial intelligence applications against COVID-19. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 69, 807–845.
- Bag, S., Pretorius, J. H. C., Gupta, S., & Dwivedi, Y. K. (2021). Role of institutional pressures and resources in the adoption of big data analytics powered artificial intelligence, sustainable manufacturing practices and circular economy capabilities. *Technological Forecasting and Social Change*, 163, 120420.
- Bai, B., Dai, H., Zhang, D. J., Zhang, F., & Hu, H. (2022). The impacts of algorithmic work assignment on fairness perceptions and productivity: Evidence from field experiments. *Manufacturing & Service Operations Management*, 24(6), 3060–3078.
- Bakker, A. B., Demerouti, E., & Sanz-Vergel, A. I. (2014). Burnout and work engagement: The JD-R approach. *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior*, 1(1), 389–411.
- Bakker, A. B., Demerouti, E., Taris, T. W., Schaufeli, W. B., & Schreurs, P. J. (2003). A multigroup analysis of the job demands-resources model in four home care organizations. *International Journal of stress management*, 10(1), 16–38.
- Balakrishnan, J., & Dwivedi, Y. K. (2024). Conversational commerce: Entering the next stage of AI-powered digital assistants. *Annals of Operations Research*, 333(2), 653–687.
- Begg, C. B., & Mazumdar, M. (1994). Operating characteristics of a rank correlation test for publication bias. *Biometrics*, 50(4), 1088–1101.
- Bhargava, A., Bester, M. S., & Bolton, L. E. (2020). Employees' perceptions of the implementation of robotics, artificial intelligence, and automation (RAIA) on job satisfaction, job security, and employability. *Journal of Technology in Behavioral Science*, 6(1), 106–113.
- Bock, D. E., Wolter, J. S., & Ferrell, O. C. (2020). Artificial intelligence: Disrupting what we know about services. *Journal of Services Marketing*, 34(3), 317–334.
- \*Brachten, F., Brünker, F., Frick, N. R. J., Ross, B., & Stieglitz, S. (2020). On the ability of virtual agents to decrease cognitive load: An experimental study. *Information Systems and e-Business Management*, 18(2), 187–207.
- \*Braganza, A., Chen, W., Canhoto, A., & Sap, S. (2021). Productive employment and decent work: The impact of AI adoption on psychological contracts, job engagement and employee trust. *Journal of business research*, 131, 485–494.
- \*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.
- \*Brougham, D., & Haar, J. (2020). Technological disruption and employment: The influence on job insecurity and turnover intentions: A multi-country study. *Technological Forecasting and Social Change*, 161, 120276.
- Budhwar, P., Malik, A., De Silva, M. T., & Thevisuthan, P. (2022). Artificial intelligence-challenges and opportunities for international HRM: A review and research agenda. *The International Journal of Human Resource Management*, 33(6), 1065–1097.
- Cao, Y. (2021). Portrait-based academic performance evaluation of college students from the perspective of big data. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 16(4), 95–106.
- Challen, R., Denny, J. C., Pitt, M. A., Gompels, L., Edwards, T., & Tsaneva-Atanasova, K. (2019). Artificial intelligence, bias and clinical safety. *BMJ Quality & Safety*, 28(3), 231–237.
- \*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.
- Chuang, S. (2021). An empirical study of displaceable job

- skills in the age of robots. *European Journal of Training and Development*, 45(6/7), 617–632.
- Cooper, H., Hedges, L. V., & Valentine, J. C. (Eds.). (2009). *The handbook of research synthesis and meta-analysis*. Russell Sage Foundation.
- Corea, F. (2019). AI knowledge map: How to classify AI technologies. In F. Corea (Ed.), *An introduction to data* (Vol. 50, pp. 25–29). Springer.
- Cudré-Mauroux, A. (2011). Staff and challenging behaviours of people with developmental disabilities: Influence of individual and contextual factors on the transactional stress process. *The British Journal of Development Disabilities*, 57(112), 21–40.
- \*Dabbous, A., Aoun Barakat, K., & Merhej Sayegh, M. (2022). Enabling organizational use of artificial intelligence: An employee perspective. *Journal of Asia Business Studies*, 16(2), 245–266.
- Dai, N. T., Kuang, X., & Tang, G. (2018). Differential weighting of objective versus subjective measures in performance evaluation: Experimental evidence. *European Accounting Review*, 27(1), 129–148.
- DeChurch, L. A., & Mesmer-Magnus, J. R. (2010). The cognitive underpinnings of effective teamwork: A meta-analysis. *Journal of Applied Psychology*, 95(1), 32–53.
- \*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.
- \*Ding, L. (2022). Employees' STARA awareness and innovative work behavioural intentions: Evidence from US casual dining restaurants. In S. Tabari & W. Chen (Eds.), *Global strategic management in the service industry: A perspective of the new era* (pp. 17–56). Emerald Publishing Limited.
- Dunlap, R. D., & Lacity, M. C. (2017). Resolving tussles in service automation deployments: Service automation at Blue Cross Blue Shield North Carolina (BCBSNC). *Journal of Information Technology Teaching Cases*, 7(1), 29–34.
- \*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(4), 431–452.
- \*Dutta, D., Mishra, S. K., & Tyagi, D. (2022). 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.
- Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C. R., Crick, T., ... Williams, M. D. (2021). Artificial intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57, 101994.
- Egger, M., & Smith, G. D. (1997). Meta-analysis: Potentials and promise. *BMJ*, 315(7119), 1371–1374.
- Fossen, F. M., & Sorgner, A. (2022). New digital technologies and heterogeneous wage and employment dynamics in the United States: Evidence from individual-level data. *Technological Forecasting and Social Change*, 175, 121381.
- Gentilini, U., Almenfi, M. B. A., Orton, I., & Dale, P. (2020). *Social protection and jobs responses to COVID-19: A real-time review of country measures*. Retrieved July 10, 2020, from <https://hdl.handle.net/10986/33635>
- Grønsund, T., & Aanestad, M. (2020). Augmenting the algorithm: Emerging human-in-the-loop work configurations. *The Journal of Strategic Information Systems*, 29(2), 101614.
- Guo, H., & Polák, P. (2021). Artificial intelligence and financial technology FinTech: How AI is being used under the pandemic in 2020. In A. Hamdan, A. Ella Hassanien, A. Razzaque, & B. Alareeni (Eds.), *The fourth industrial revolution: Implementation of artificial intelligence for growing business success* (Vol. 935, pp. 169–186). Springer Cham.
- Haenlein, M., & Kaplan, A. M. (2019). A brief history of artificial intelligence: On the past, present, and future of artificial intelligence. *California Management Review*, 61(4), 14–15.
- Hakanen, J. J., Schaufeli, W. B., & Ahola, K. (2008). The job demands-resources model: A three-year cross-lagged study of burnout, depression, commitment, and work engagement. *Work & stress*, 22(3), 224–241.
- \*Henkel, A. P., Bromuri, S., Iren, D., & Urovi, V. (2020). Half human, half machine-augmenting service employees with AI for interpersonal emotion regulation. *Journal of Service Management*, 31(2), 247–265.
- Hobfoll, S. E. (1990). Loss as the active ingredient in stress: Response to Arnold Lazarus. *American Psychologist*, 45(11), 1275–1276.
- 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.
- Hobfoll, S. E., Halbesleben, J. R. B., Neveu, J. P., & Westman, M. (2018). Conservation of resources in the organizational context: The reality of resources and their consequences. *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior*, 5(1), 103–128.
- Howard, A., & Borenstein, J. (2020). *AI, robots, and ethics in the age of COVID-19*. Retrieved May 18, 2020, from <https://sloanreview.mit.edu/article/ai-robots-and-ethics-in-the-age-of-covid-19/>
- Huang, J., Saleh, S., & Liu, Y. (2021). A review on artificial intelligence in education. *Academic Journal of Interdisciplinary Studies*, 10(3), 206–206.
- Huang, J., Wang, Y., & You, X. (2016). The job demands-

- resources model and job burnout: The mediating role of personal resources. *Current Psychology*, 35(4), 562–569.
- Hunter, J. E., Schmidt, F. L., & Judiesch, M. K. (1990). Individual differences in output variability as a function of job complexity. *Journal of Applied Psychology*, 75(1), 28–42.
- Ivanov, S., Webster, C., & Berezina, K. (2017). Adoption of robots and service automation by tourism and hospitality companies. *Revista Turismo & Desenvolvimento*, 27(28), 1501–1517.
- 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.
- 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.
- Kellogg, K. C., Valentine, M. A., & Christin, A. (2020). Algorithms at work: The new contested terrain of control. *Academy of Management Annals*, 14(1), 366–410.
- \*Kensbock, J. M., & Stöckmann, C. (2021). “Big brother is watching you”: Surveillance via technology undermines employees’ learning and voice behavior during digital transformation. *Journal of Business Economics*, 91(4), 565–594.
- \*Khaliq, A., Waqas, A., Nisar, Q. A., Haider, S., & Asghar, Z. (2022). Application of AI and robotics in hospitality sector: A resource gain and resource loss perspective. *Technology in Society*, 68, 101807.
- \*Kim, Y. (2023). Examining the impact of frontline service robots service competence on hotel frontline employees from a collaboration perspective. *Sustainability*, 15(9), 7563.
- \*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(2), 717–734.
- Lane, M., & Williams, M. (2023). “Defining and classifying AI in the workplace”. *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*. OECD Publishing, Paris. <https://doi.org/10.1787/59e89d7f-en>
- Langer, M., & Landers, R. N. (2021). The future of artificial intelligence at work: A review on effects of decision automation and augmentation on workers targeted by algorithms and third-party observers. *Computers in Human Behavior*, 123, 106878.
- Lesener, T., Gussy, B., & Wolter, C. (2019). The job demands-resources model: A meta-analytic review of longitudinal studies. *Work & stress*, 33(1), 76–103.
- Lewin, K. A., Xanthopoulou, D., Bakker, A. B., Dollard, M. F., & Metzger, J. C. (2007). Burnout and connectedness among Australian volunteers: A test of the job demands-resources model. *Journal of vocational behavior*, 71(3), 429–445.
- Li, D., & Du, Y. (Eds). (2017). *Artificial intelligence with uncertainty*. CRC press.
- \*Li, 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, P., Sun, J.-M., Taris, T. W., Xing, L., & Peeters, M. C. W. (2021). Country differences in the relationship between leadership and employee engagement: A meta-analysis. *Leadership Quarterly*, 32(1), 101458.
- \*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.
- \*Lingmont, D. N., & Alexiou, A. (2020). The contingent effect of job automating technology awareness on perceived job insecurity: Exploring the moderating role of organizational culture. *Technological Forecasting and Social Change*, 161, 120302.
- Lipsey, M. W., & Wilson, D. B. (Eds). (2001). *Practical meta-analysis*. SAGE publications, Inc.
- \*Loureiro, S. M. C., Bilro, R. G., & Neto, D. (2022). Working with AI: Can stress bring happiness? *Service Business*, 17(1), 233–255.
- \*Ma, C., & Ye, J. (2022). Linking artificial intelligence to service sabotage. *The Service Industries Journal*, 42(13–14), 1054–1074.
- Malik, A., Budhwar, P., & Kazmi, B. A. (2023). Artificial intelligence (AI)-assisted HRM: Towards an extended strategic framework. *Human Resource Management Review*, 33(1), 100940.
- Malik, A., Thevisuthan, P., & De Sliva, T. (2022). Artificial intelligence, employee engagement, experience, and HRM. In A. Malik (Ed.), *Strategic human resource management and employment relations: An international perspective* (pp. 171–184). Springer International Publishing.
- Malik, N., Tripathi, S. N., Kar, A. K., & Gupta, S. (2021). Impact of artificial intelligence on employees working in industry 4.0 led organizations. *International Journal of Manpower*, 43(2), 334–354.
- \*Man Tang, P., Koopman, J., McClean, S. T., Zhang, J. H., Li, C. H., De Cremer, D., ... 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.
- \*Matsunaga, M. (2021). Uncertainty management, transformational leadership, and job performance in an



- AI-powered organizational context. *Communication Monographs*, 89(1), 118–139.
- Mikalef, P., & Gupta, M. (2021). Artificial intelligence capability: Conceptualization, measurement calibration, and empirical study on its impact on organizational creativity and firm performance. *Information & Management*, 58(3), 103434.
- \*Mirbabaie, M., Brünker, F., Möllmann Frick, N. R. J., & Stieglitz, S. (2021). The rise of artificial intelligence—understanding the AI identity threat at the workplace. *Electronic Markets*, 32(1), 73–99.
- \*Mirbabaie, M., Stieglitz, S., Brünker, F., Hofeditz, L., Ross, B., & Frick, N. R. (2021). Understanding collaboration with virtual assistants—the role of social identity and the extended self. *Business & Information Systems Engineering*, 63, 21–37.
- \*Nguyen, T. M., & Malik, A. (2022a). A two-wave cross-lagged study on AI service quality: The moderating effects of the job level and job role. *British Journal of Management*, 33(3), 1221–1237.
- \*Nguyen, T. M., & Malik, A. (2022b). Impact of knowledge sharing on employees' service quality: The moderating role of artificial intelligence. *International Marketing Review*, 39(3), 482–508.
- Nauman, S., Zheng, C., & Naseer, S. (2020). Job insecurity and work-family conflict: A moderated mediation model of perceived organizational justice, emotional exhaustion and work withdrawal. *International Journal of Conflict Management*, 31(5), 729–751.
- \*Odugbesan, J. A., Aghazadeh, S., Al Qaralleh, R. E., & Sogeke, O. S. (2023). Green talent management and employees' innovative work behavior: The roles of artificial intelligence and transformational leadership. *Journal of knowledge management*, 27(3), 696–716.
- O'Neill, T. A., Allen, N. J., & Hastings, S. E. (2013). Examining the "pros" and "cons" of team conflict: A team-level meta-analysis of task, relationship, and process conflict. *Human Performance*, 26(3), 236–260.
- Oosthuizen, R. M. (2019). Smart technology, artificial intelligence, robotics and algorithms (STARA): Employees' perceptions and wellbeing in future workplaces. In Potgieter, I., Ferreira, N., & Coetzee, M. (Eds.), *Theory, research and dynamics of career wellbeing* (pp. 17–40). Springer.
- Peterson, R. A., & Brown, S. P. (2005). On the use of beta coefficients in meta-analysis. *Journal of Applied Psychology*, 90(1), 175–181.
- Prasad Agrawal, K. (2023). Towards adoption of generative AI in organizational settings. *Journal of Computer Information Systems*, <https://doi.org/10.1080/08874417.2023.2240744>
- \*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, 103376.
- \*Presbitero, A., & Teng-Calleja, M. (2023). 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.
- Raisch, S., & Krakowski, S. (2021). Artificial intelligence and management: The automation-augmentation paradox. *Academy of Management Review*, 46(1), 192–210.
- Raj, M., & Seamans, R. (2019). Primer on artificial intelligence and robotics. *Journal of Organization Design*, 8(1), 1–14.
- Rampersad, G. (2020). Robot will take your job: Innovation for an era of artificial intelligence. *Journal of Business Research*, 116, 68–74.
- Ren, J. (2021). Research on financial investment decision based on artificial intelligence algorithm. *IEEE Sensors Journal*, 21(22), 25190–25197.
- Rosenthal, R. (1979). The file drawer problem and tolerance for null results. *Psychological Bulletin*, 86(3), 638–641.
- Rothstein, H. R., Sutton, A. J., & Borenstein, M. (2005). Publication bias in meta-analysis. In Rothstein, H. R., Sutton, A. J., & Borenstein, M. (Eds.), *Publication bias in meta - analysis: Prevention, assessment and adjustments* (pp. 1–7). John Wiley & Sons, Ltd.
- \*Rožman, M., Oreški, D., & Tominc, P. (2023). Artificial-intelligence-supported reduction of employees' workload to increase the company's performance in today's VUCA environment. *Sustainability*, 15(6), 5019.
- \*Shaikh, F., Afshan, G., Anwar, R. S., Abbas, Z., & Chana, K. A. (2023). Analyzing the impact of artificial intelligence on employee productivity: The mediating effect of knowledge sharing and well-being. *Asia Pacific Journal of Human Resources*, 61(4), 794–820.
- \*Singh, R., & Tarkar, P. (2022). Future of work: How artificial intelligence will change the dynamics of work culture and influence employees work satisfaction post-covid-19. In V. Goyal, M. Gupta, S. Mirjalili, & A. Trivedi (Eds.), *Proceedings of International Conference on Communication and Artificial Intelligence: ICCAI 2021* (pp. 239–260). Springer Nature Singapore, Singapore.
- Smith, A., & Anderson, J. (2014). AI, robotics, and the future of jobs. *Pew Research Center*, 6, 51.
- \*Song, Y., Zhang, M., Hu, J., & Cao, X. (2022). Dancing with service robots: The impacts of employee-robot collaboration on hotel employees' job crafting. *International Journal of Hospitality Management*, 103, 103220.
- \*Tahir, K. H. K., Iqbal, A., & Khudai, M. S. (2021).

- Articulating manager's skills and employee performance management through artificial intelligence. *Multicultural Education*, 7(10), Article e5646563. <http://doi.org/10.5281/zenodo.5646563>
- \*Tang, P. M., Koopman, J., Elfenbein, H. A., Zhang, J. H., De Cremer, D., Li, C. H., & Chan, E. T. (2022). Using robots at work during the COVID-19 crisis evokes passion decay: Evidence from field and experimental studies. *Applied Psychology*, 71(3), 881–911.
- Terminio, R., & Rimbau Gilabert, E. (2018). The digitalization of the working environment: The advent of robotics, automation, and artificial intelligence (RAAI) from the employees perspective—a scoping review. In M. Coeckelbergh, J. Loh, M. Funk, J. Seibt, & M. Nørskov (Eds.), *Envisioning robots in society—power, politics and public space* (pp. 166–177). IOS Press, Amsterdam.
- \*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.
- Torre, D. L., Colapinto, C., Durosini, I., & Triberti, S. (2021). Team formation for human-artificial intelligence collaboration in the workplace: A goal programming model to foster organizational change. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 70(5), 1966–1976.
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1996). On the reality of cognitive illusions. *Psychological Review*, 103(3), 582–591.
- Vaish, A., Grossmann, T., & Woodward, A. (2008). Not all emotions are created equal: The negativity bias in social-emotional development. *Psychological Bulletin*, 134(3), 383–403.
- \*Verma, S., & Singh, V. (2022). 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.
- Walsh, G., Yang, Z., Dose, D., & Hille, P. (2015). The effect of job-related demands and resources on service employees' willingness to report complaints: Germany versus China. *Journal of Service Research*, 18(2), 193–209.
- \*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, W., Chen, L., Xiong, M., & Wang, Y. (2023). Accelerating AI adoption with responsible AI signals and employee engagement mechanisms in health care. *Information Systems Frontiers*, 25(6), 2239–2256.
- Wang, X., Lin, X., & Shao, B. (2022). How does artificial intelligence create business agility? Evidence from chatbots. *International Journal of Information Management*, 66, 102535.
- \*Wijayati, D. T., Rahman, Z., Rahman, M. F. W., Arifah, I. D. C., & Kautsar, A. (2022). A study of artificial intelligence on employee performance and work engagement: The moderating role of change leadership. *International Journal of Manpower*, 43(2), 486–512.
- \*Xu, G., Xue, M., & Zhao, J. (2023a). 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(6), 5147.
- \*Xu, G., Xue, M., & Zhao, J. (2023b). The relationship of artificial intelligence opportunity perception and employee workplace well-being: A moderated mediation model. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 20(3), 1974.
- \*Yam, K. C., Goh, E. Y., Fehr, R., Lee, R., Soh, H., & Gray, K. (2022). When your boss is a robot: Workers are more spiteful to robot supervisors that seem more human. *Journal of Experimental Social Psychology*, 102, 104360.
- \*Yu, H., Shum, C., Alcorn, M., Sun, J., & He, Z. (2022). Robots can't take my job: Antecedents and outcomes of Gen Z employees' service robot risk awareness. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 34(8), 2971–2988.
- Zel, S., & Kongar, E. (2020, September). Transforming digital employee experience with artificial intelligence. In *2020 IEEE/ITU International Conference on Artificial Intelligence for Good (AI4G)* (pp. 176–179). IEEE.
- \*Zeng, X., Li, S., & Yousaf, Z. (2022). Artificial intelligence adoption and digital innovation: How does digital resilience act as a mediator and training protocols as a moderator? *Sustainability*, 14(14), 8286.
- Zhang, H., Cui, N., Chen, D., Zou, P., Shao, J., Wang, X., ... Zheng, D. (2021). Social support, anxiety symptoms, and depression symptoms among residents in standardized residency training programs: The mediating effects of emotional exhaustion. *BMC Psychiatry*, 21, 1–8.
- Zhang, M., Geng, R., Hong, Z., Song, W., & Wang, W. (2020). The double-edged sword effect of service recovery awareness of frontline employees: From a job demands-resources perspective. *International Journal of Hospitality Management*, 88, 102536.
- \*Zhu, Y. Q., & Kanjanamekanant, K. (2022). Human-bot co-working: Job outcomes and employee responses. *Industrial Management & Data Systems*, 123(2), 515–533.
- Zirar, A., Ali, S. I., & Islam, N. (2023). Worker and workplace Artificial Intelligence (AI) coexistence: Emerging themes and research agenda. *Technovation*, 124, 102747.

## A meta-analysis of the impact of AI application on employees in the workplace

JIANG Jianwu<sup>1</sup>, LONG Hanhuan<sup>1</sup>, HU Jieyu<sup>2</sup>

(<sup>1</sup>*College of Management, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China*)

(<sup>2</sup>*School of Business, Nanjing University, Nanjing 210093, China*)

**Abstract:** With the development of digital technology, artificial intelligence (AI) presents new opportunities and challenges for organizations. Its impact on employee behavior and psychology in the workplace has attracted increasing academic attention. However, consensus on the direction, extent, and boundary conditions of these effects remains elusive. In this paper, we conduct a meta-analysis based on 64 domestic and international literatures, encompassing 85 outcome variables and 150 effect sizes. The result indicates that: The application of AI in the workplace can facilitate employees' positive psychology such as work engagement, organizational commitment, and work happiness, as well as promote positive behaviors such as knowledge sharing, digital innovation, and job crafting. However, it can also induce negative psychology such as employee anxiety, turnover intention, and job insecurity, leading to negative behaviors such as knowledge hiding, work withdrawal, and service destruction. The study further reveals that the type of AI application, industry context, and measurement methods moderate these relationships to varying degrees. The conclusion shows that the application of AI in the workplace is a double-edged sword, enriching psychological resources and fostering positive behaviors while also posing threats that deplete psychological resources and trigger negative behaviors. Within the theoretical framework of the Job Demands-Resources model, this study clarifies the relationship effects and boundary conditions between the application of AI in the workplace and the employee behavior and psychological outcomes, which provides guidance for organizations to scientifically adjust the management strategies of AI, accurately direct employees perceptions, and effectively maximize its value.

**Keywords:** workplace, AI application, positive behavior and psychology, negative behavior and psychology, meta-analysis