



南开管理评论
Nankai Business Review
ISSN 1008-3448, CN 12-1288/F

《南开管理评论》网络首发论文

题目：生成式人工智能的使用如何影响员工创新绩效？基于启发式—捷径式取向的视角
作者：李育辉，薛嘉欣
网络首发日期：2026-01-19
引用格式：李育辉，薛嘉欣. 生成式人工智能的使用如何影响员工创新绩效？基于启发式—捷径式取向的视角[J/OL]. 南开管理评论.
<https://link.cnki.net/urlid/12.1288.f.20260116.1724.002>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

生成式人工智能的使用如何影响员工创新绩效？基于启发式—捷径式取向的视角¹

摘要 基于技术建构主义和人机交互理论，文章探讨了员工使用生成式人工智能的两种取向，分析了不同取向下生成式人工智能使用如何对创新产生影响。通过三个子研究、七个独立样本进行检验：研究 1 开发并验证了启发式—捷径式使用取向的测量量表；研究 2 基于一般组织情境，采用多来源、多时点的问卷调查，结合企业后台客观人工智能使用数据检验理论模型与假设关系；研究 3 实施了基于特定任务情境的实验研究，在创意任务中操控人工智能使用和被试使用取向，以此来检验因果关系，并比较两类取向下员工的主观过程感知和客观行为特征差异。结果表明：使用取向显著调节了人工智能使用通过想法生成影响创新绩效的间接效应——启发式取向越高，该间接效应越强；捷径式取向抑制了这一效应。实验结果进一步表明，相对于捷径式取向，启发式取向引发更高的认知投入和更深的交互深度。研究揭示了人机协同创新的作用机制和边界条件，为人工智能时代的员工创新管理提供了理论启示与实践指导。

关键词 生成式人工智能，启发式取向，捷径式取向，想法生成，创新绩效

分类号 B849: C939

一、引言

近年来，ChatGPT、DeepSeek 等生成式人工智能(Generative Artificial Intelligence, 下文简称人工智能)凭借强大的生成与推理能力，迅速嵌入从文本、图像到音视频的内容生产，并进一步扩展制图绘画、诗歌谱曲、建筑设计、企划方案与战略决策等更具创造性的工作流程^[1-3]。与早期主要关注效率与成本的数字化技术不同，生成式人工智能正在直接进入创意生成这一创新最前端的环节，改变知识工作者获取信息、产生想法与验证概念的方式。围绕“人工智能与人类如何协作”的研究因此兴起，核心问题旨在探究人工智能如何重塑人类创新过程^[3-6]。现有研究多以“增强化(Augmentation)—自动化(Automation)”框架刻画人机关系：一部分研究强调人工智能带来的创造性增益，认为人类的专业能力与人工智能的信息优势可以互补，从而显著带来创新表现^[7, 8]，但另一部分则指出人工智能可能替代员工、抑制其主动探索与创新行为^[9, 10]。这种理论分歧凸显了现有研究存在的共同前提和关键局限，即强调人机的技术角色分工，将人工智能视为具有固定效应的技术客体，却忽略了人类在相同工具之下如何使用的底层逻辑。

技术建构主义认为，使用者对技术具有建构和主导的能动性^[11, 12]。不同使用者对技术的理解、定义与操作会改变技术在工作中的实际功能与意义。这种能动性意味着，技术的效应并非由其属性单向决定，而是在使用过程中被不断重塑。因此，个体的使用逻辑可能是解释人工智能对创新产生不同影响的重要来源。就生成式人工智能而言，这种能动性不仅体现在能否使用(如技能、素养、经验)^[4, 5, 13-15]，更体现在为何如此使用：用户如何设定提示、如何迭代反馈、如何筛选与评估模型输出^[16-18]。前者反映的是能力层面的准备，往往决定了个体在使用人工智能时所具备的基础条件。而后

¹ 感谢明略科技集团在本研究中提供的支持。

者揭示的是个体的意图和动机,往往决定了能否充分发挥人工智能的优势和潜力。这种使用取向的差异,决定了人机交互的深度与认知投入的程度,进而塑造人工智能在员工创新想法生成中的真实作用。然而,现有研究大多关注个体能力层面的差异,对于员工在使用人工智能时所表现出的不同取向,以及这些取向如何影响人工智能的创新效应,仍缺乏系统探讨。

为了解决上述问题,本研究基于技术建构主义^[11, 12]和人机交互理论^[3, 5],构建并区分了员工在使用人工智能时的不同取向,进一步检验这些取向差异如何影响其创新过程。技术建构主义认为,人工智能作为一种技术工具,其实际效用往往取决于人类对其的定义和使用方式^[12, 20]。在人机交互场景中,人工智能技术本身既体现出探索与启发的逻辑,也内嵌利用与效率的逻辑^[9]。前者使用户能够接触多样而新颖的信息,激发灵感与思维扩展;后者则通过提供通用、成熟的内容,帮助用户快速生成可用成果、节省时间与认知投入。正因为人工智能同时承载着这两种相互张力的技术逻辑,使用者在使用逻辑的能动选择显得尤为关键——他们如何在不同逻辑之间定位人工智能,将直接决定人机交互的深度与方向,也构成本研究关注的核心。

我们据此提出两种具有代表性的人工智能使用取向,反映了员工在工作任务中使用人工智能的不同意图,即他们希望人工智能在任务中扮演何种角色^[18, 21, 22]。其一是启发灵感式取向²。在这一取向中,员工将人工智能视为认知的互补者。他们会利用个人的专业性知识和经验,通过与其互动、提问、再生成等方式拓展思维边界,激发新的联想与重组,从而实现灵感触发与创造性延展^[2, 3, 13]。其二是寻求捷径式取向。在这一取向中,员工更多以判断者的身份出现,把人工智能视为可替代的执行者,主要利用其生成或优化结果以快速完成任务,而较少进行深层的知识整合或反思性加工^[18]。基于这两种差异化技术角色模式,我们在既有“增强—自动化”框架的基础上进一步凸显人类主体的能动性,认为员工不仅被动接受技术赋予的角色,而是能够基于个人目的,自主选择并灵活嵌入人工智能于自身工作中,决定其在具体任务中的角色定位与协作方式。

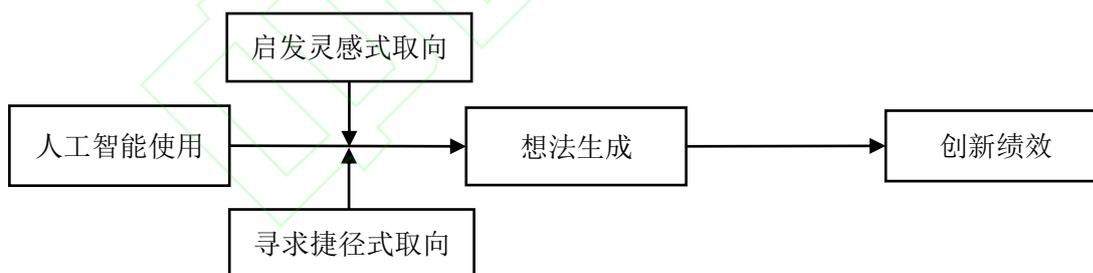


图 1 研究理论模型图

为了验证本研究的理论模型,我们开展了三项研究来探索两种取向对个体创新过程的影响。研究 1 旨在开发并验证启发式取向与捷径式取向的测量工具。我们定义和辨析了使用取向的概念,依据构念定义和测量开发流程,经过一系列子研究,建立了具有良好信度与效度的量表。研究 2 在一家高科技企业中开展多时点、多来源的实地调查,结合企业后台人工智能使用数据,检验在真实工作情境中,启发式取向与捷径式取向如何调节人工智能使用通过想法生成影响创新绩效的作用路径。研究 3 进一步采用实验方法,操控人工智能使用水平与使用取向,通过任务创意实验验证前述关系的因

² 为了简洁清晰,后文简称为“启发式取向”和“捷径式取向”。

果性,并分析不同取向在任务投入与创意产出质量方面的差异。总之,本研究将人机交互的理论框架延伸到员工的意图和动机层面,提出两种使用取向作为人机协作方式的微观表现,并据此假设这两种取向将调节人工智能使用对员工想法生成过程的影响,从而影响员工的创新绩效(如图 1)。

本研究的理论贡献主要体现在以下三个方面。首先,以往研究多聚焦于人工智能的技术特征与功能逻辑,往往假设在人机交互中,技术条件相同即意味着结果一致。本研究指出技术的效应并非由其属性单向决定,而取决于使用者如何理解并加以运用。通过聚焦于使用取向,我们指出了人机交互中的使用逻辑,即员工可以主动定义人工智能在任务中的角色,从而在同一技术工具之上带来不同的创新产出。这一视角强调了人机交互的可塑性,强调了人类在充分利用人工智能进行创意生成过程中的核心作用,并具体化了技术建构主义关于使用者能动性的核心命题。其次,以往研究主要关注员工的人工智能技能、知识或经验等能力差异,而较少探讨其在使用过程中的深层意图与动机。本研究通过区分启发灵感式取向与寻求捷径式取向,揭示了员工在与人工智能互动时的使用逻辑,并开发了相应的测量工具。这一动机层面的视角将人工智能使用差异的研究从能否使用扩展到为何如此使用,为后续探讨人机协作行为差异及其影响机制提供了新的理论与方法基础。最后,我们丰富了人工智能与创新研究的核心议题。通过检验两种使用取向对人工智能使用与创新绩效关系的调节效应,本研究揭示了人工智能作用的条件性机制:启发取向强化了人工智能对创新的促进效应,而捷径取向则削弱甚至逆转这一关系。该发现有助于整合以往研究中对于人工智能对员工创新是增强还是替代的讨论,也丰富了对人工智能使用情境和边界条件的理解。

二、理论基础与假设提出

1. 人工智能使用的双重取向及其调节作用

生成式人工智能是一类基于大规模数据集训练机器学习模型,从而生成新内容的计算机技术^[1, 21]。它能够系统地解析外部数据,从中提取知识,并将其应用于解决特定的目标和任务^[13]。相对于其他技术,人工智能的显著特征是能够与外部环境发生学习和交互,具有像人类认知功能的推理分析、解决问题、决策和创造力等高阶思维能力^[23-25]。尽管人工智能和人类都能从过往的环境、事件和反馈中学习和产出成果,但二者在能力结构上存在不对称性^[26]。相对于人工智能,人类往往缺乏完整的信息,并且在处理这些信息方面的能力也存在局限^[3]。因此,人类对问题的理解往往存在偏差,形成的想法也可能会有所片面^[13]。相比之下,人工智能具有更强的信息搜集能力,具备更广泛的搜集范围,进而可以提供更多维、更全面的知识和想法^[5]。同时,人工智能在处理信息的能力上也更具优势。人类可能需要数年时间积累的知识,人工智能可以在数小时内迅速从大数据中提取,从而帮助人类节省许多精力和时间^[15]。因此,员工在想法生成时,既可以享受到人工智能在信息搜寻和加工方面带来的显著优势,获得更丰富、更广泛创意来源,也可以找到降低成本进行创新的快速途径。

技术建构主义认为技术的使用和影响往往由使用者所决定^[12]。使用人工智能时这一点尤为明显。首先,人工智能的运作依赖于明确指令,它只能在给定的数据集中进行信息检索^[5, 12]。若缺乏准确的指令或足够的数据库支持,人工智能便难以从现有信息中提取并生成精确的想法^[15]。其次,尽管人工智能能够生成看似符合要求的内容,但这些内容可能忽略了现实世界中的某些关键条件,因而不

一定适用于特定情境^[15, 27]。因此, 使用者必须发挥其判断力和辨识能力, 以选择最合适的方案。最后, 尽管人工智能可能具备一些高阶认知功能, 但它缺乏人类直觉和顿悟的能力^[5]。人类的这些能力是创造性思维和新奇想法的源泉, 能够推动组织创新^[24, 28]。因此, 人类不仅根据自己的判断和偏好来训练人工智能, 还决定如何接纳和利用人工智能生成的新内容^[11, 20]。通过自身的创造力与情境理解, 赋予人工智能生成的内容以更高的价值, 从而在人工智能的使用过程中扮演着核心和主导的角色。

由于人工智能带来的不同好处以及人类在使用人工智能时的能动性, 员工在使用人工智能生成想法中可能会展现出不同的使用取向^[18, 21]。现有文献将人工智能与人类之间的关系归纳为增强或替代两种类型^[3, 5]。前者强调人工智能作为互补者, 通过提供信息、建议或创意来拓展人类的认知边界; 后者强调人工智能作为替代者, 能够独立完成任务以提升效率并降低成本。这一分类反映了人工智能在组织与工作实践中的客观技术角色, 但并不意味着使用者只能被动接受这些角色。借助技术建构主义的视角^[11, 12], 我们认为员工在选择并安排人工智能在工作中技术角色时具有主观能动性。当员工想要充分利用和发挥人类与人工智能各自独特的优势时(对应于增强化逻辑), 他们会与人工智能进行深度交互, 将其作为灵感来源以扩展思维过程; 而当他们聚焦于人工智能存在的显著优势时(对应于自动化逻辑), 则会倾向于采取捷径式取向, 将人工智能作为快速生成想法的工具, 直接采纳其结果而较少进行知识整合(两种取向的比较参见表 1)。

表 1 启发式取向和捷径式取向的对比

	启发式取向	捷径式取向
理论基础	增强化	自动化
人智关系	互补关系	替代关系
使用目的	启发思考、激发灵感和催化创新	简化工作、节省精力和提高效率
人工智能优势	更丰富、更广泛的创意来源	更快速、更便捷的想法生成
人类参与	参与度高	参与度低
具体功能	识别新的问题、提供新的视角、探索新	快速解决问题、整合已有视角、给出解决方案
潜在收益	学习和技能发展、增强工作乐趣	提高工作效率、增强绩效追求
潜在成本	造成过度依赖、信息加工成本	造成过度依赖、降低工作乐趣、形成思维惰性

启发式取向指的是员工在使用人工智能时, 是为了实现启发思考、激发灵感和催化创新的目的^[29-31]。在这种取向下, 人工智能不仅仅是一个执行命令的系统, 而是一个能够拓展员工思维边界的合作伙伴。员工借助人工智能来获取更丰富、更广泛的创意, 并且以此扩展自己的知识、技能和认知优势^[5, 13]。在这一过程中, 人工智能深度嵌入到员工提出新想法的工作中, 人类与人工智能之间的互动促进了新创意的共同开发^[3]。具体而言, 人工智能的输出挑战了员工既有的思考, 员工的输入则挑战了机器既有的观点^[5]。员工会对人工智能产生的视角、见解和想法进行批判性吸收, 而人工智能则根据员工提供的反馈进行更深入聚焦的搜索^[26, 32, 33]。人类和人工智能的互相学习促进了新知识和现有知识的融合, 员工通过不断整合这些知识, 提升了自己的认知加工水平, 也更会深度参与到提出想法的过程之中^[18, 34]。因此, 在高水平的启发式取向下, 员工越是频繁地使用人工智能, 他们在想

法生成过程中的参与度也就越高。基于此,我们提出如下假设:

假设 1: 启发式取向正向调节了人工智能使用和想法生成之间的关系。即当员工使用人工智能的启发式取向较高时,人工智能使用和想法生成之间的正向关系更强。

捷径式取向体现了员工利用人工智能来简化工作、节省精力并提升工作效率的目的^[35, 36]。在这种取向下,员工倾向于通过人工智能进行更快速、更便捷的想法生成,以此降低成本、减少认知负荷、并节省精力和时间^[15]。人工智能展现出了在几乎没有人类干预的情况下独立执行认知任务的能力,有时甚至能够以低于人类成本、更快的速度产生想法和创意^[23, 34, 37]。在这一过程中,随着人工智能越来越直接地参与到想法提出中,员工则越来越充当一个评估和筛选人的角色^[2]。人工智能相对独立地提出想法和创意,而员工则根据自己偏好去调整和选择人工智能所输出的想法,并非深度参与创意的产生过程^[1, 5, 7]。由于员工并没有将人工智能的想法和自己的见解充分整合,导致认知参与程度较低,缺乏深入的知识加工和整合过程^[18]。这种状况可能导致员工过分依赖人工智能来解决工作中的问题、不加选择地接受人工智能的结果,而不是积极地参与和贡献自己的想法。因此,在高水平的捷径式取向下,员工越是频繁地使用人工智能,他们在想法生成过程中的参与度也就越低。基于此,我们提出如下假设:

假设 2: 捷径式取向负向调节了人工智能使用和想法生成之间的关系。即当员工使用人工智能的捷径式取向较高时,人工智能使用和想法生成之间的正向关系更弱。

2. 想法生成的中介作用

想法生成是员工进行创新的重要认知活动,反映了员工在构思新颖想法及其多种潜在替代方案方面的投入和努力^[38]。员工越是致力于提出和孵化多样化的新想法,他们实现创新的可能性就越大^[39-41]。想法的产生通常被认为是创造力的基本方面,它包括产生新颖和有利的想法,这对创新性产出至关重要^[42, 43]。当员工积极参与想法创造时,他们为解决问题提供了更丰富的潜在解决方案和概念^[38]。同时,员工想法的产生往往反映了他们对某一问题的反复推敲。最初的创意可能并不成熟,但通过持续的反馈和进一步的想法生成,这些想法可以发展成为更具创新性和实用性的解决方案^[44, 45]。如果员工未能投入到想法生成的过程中,他们在解决问题时可能无法获取或运用关键信息,从而会降低创新表现^[46]。我们提出如下假设:

假设 3: 想法生成和创新绩效正相关。

结合假设 1-3,本研究构建了一个有中介的调节模型,用来描绘人工智能使用影响创新绩效的作用条件和影响过程。具体来说,我们认为员工使用取向是人工智能影响员工心理和行为的基础。在此情况下,当员工采用启发式取向来使用人工智能时,人工智能的使用会刺激他们更大程度投入到想法生成中,从而提高员工的创新表现。而当员工采用捷径式取向来使用人工智能时,越是使用人工智能,员工则会降低在想法生成中的投入,从而会降低员工的创新表现。基于此,我们提出如下假设:

假设 4: 启发式取向正向调节了人工智能使用通过想法生成作用于创新绩效之间的间接效应。即当员工使用人工智能的启发式取向较高时,间接效应更强。

假设 5: 捷径式取向负向调节了人工智能使用通过想法生成作用于创新绩效之间的间接效应。

即当员工使用人工智能的捷径式取向较低时,间接效应更强。

三、研究方法与研究结果

为了验证所提出的理论模型,本研究采用了多阶段、多方法、多来源的研究设计。首先,本研究通过一系列的研究来开发并验证人工智能使用取向的测量工具。其次,为了进一步验证模型并探索人工智能使用取向对员工创新行为的影响,我们在一家高科技企业中进行了一项多时点、多来源的实地调研。该企业开发了辅助员工工作的人工智能工具,能够捕捉员工使用人工智能工具的客观情况,这为本研究提供了一个理想的研究场景。最后,我们通过一个实验研究来验证在特定任务情境中的假设关系,并且在其中进一步探索使用取向在个体主观过程感知和客观行为特征差异,以及对于想法评价的多方面影响。表 2 概述了本研究使用的所有研究样本。

表 2 研究样本概述

	样本	研究目的	样本量	男性占比	平均年龄	平均工龄/司龄
研究 1	样本I	条目生成	$N = 12$	-	-	-
	样本II	探索性因子分析	$N = 300$	33.7%	28.33($SD = 7.44$)	6.64($SD = 6.33$)
	样本III	验证性因子分析	$N = 300$	29.3%	29.69($SD = 7.34$)	7.18($SD = 5.99$)
	样本IV	区分效度	$N = 407$	36.6%	31.06($SD = 8.77$)	7.76($SD = 7.30$)
	样本V	效标效度	$N = 342$	34.2%	30.89($SD = 6.42$)	7.54($SD = 5.88$)
研究 2	样本VI	实地调查	$N = 452$	37.4%	30.75($SD = 4.82$)	3.71($SD = 2.65$)
研究 3	样本VII	实验研究	$N = 214$	26.2%	23.57($SD = 1.98$)	-

(一) 研究 1: 量表开发

1. 条目生成

在研究 1 中我们开展了一系列研究,目的是建立启发式取向和捷径式取向的法理学网络,并且评估这两个量表的信度和效度。首先,按照 Hinkin 等(1995)的建议采用演绎法生成了一个条目池^[47]。研究团队和其他 3 位管理学研究人员参考了以往文献中对于启发状态^[29, 30]和捷径行为^[25, 36]的条目,一起编制了符合使用生成式人工智能的启发式取向和捷径式取向定义的条目清单。按照 Lambert & Newman (2023)的建议,在条目设计中尽可能紧扣构念定义,确保措辞清晰、避免歧义,使其简洁明了^[48]。我们尽可能避免多余或者不准确的条目,同时尽可能生成足够多的条目来证明内容效度^[49]。当不产生独特项目时,我们结束了条目生成的程序。最终,启发式取向和捷径式取向各自形成了 6 个条目组成的条目池。我们进一步将启发式取向和捷径式取向各自的 6 个条目和定义呈现给了 12 名管理学研究人员^[49, 50]。要求他们分别对启发式取向和捷径式取向的所有条目进行判别,确定每个条目是否符合相应的构念(0 = 否, 1 = 是, 2 = 不确定)。一致性比例 P_{sa} (proportion of substantive agreement)由 N_c/N 计算得出, N_c 反映了将条目归入预期构念的被试人数,而 N 代表了被试总数^[51],它反映了同意某个项目和特定构念之间一致的被试比例。以 0.80 为临界值^[52],我们对启发式取向和捷径式取向各保留了 3 个条目(见表 3)。

表 3 量表条目筛选

条目	不确定	否	是(N_c)	P_{sa}
启发式取向				

1. 我使用人工智能是为了给我带来灵感。*	0	0	12	1.00
2. 我使用人工智能, 是为了获得一些能够启发我的东西(材料、信息或观点等)。*	1	0	11	0.92
3. 在工作中, 我使用人工智能去获得启发。*	0	0	12	1.00
4. 在使用人工智能时, 我很受启发。	1	6	5	0.42
5. 人工智能是启发人的。	1	5	6	0.50
6. 在使用人工智能时, 我的灵感会受到激发。	3	3	6	0.50
捷径式取向				
1. 我使用人工智能是为了走捷径完成工作。*	0	0	12	1.00
2. 我使用人工智能, 是为了帮助我在处理工作任务上走一些捷径。*	1	0	11	0.92
3. 在工作中, 我使用人工智能去走捷径。*	2	0	10	0.83
4. 我使用人工智能是为了减少精力消耗。	2	1	9	0.72
5. 我使用人工智能以便于我在工作中偷工减料。	3	6	3	0.25
6. 我会使用人工智能走捷径, 因为这有利于保持我的工作节奏。	6	5	1	0.08

注: 样本I(N = 12), *保留的条目。

2. 探索性因子分析

为了验证因子结构, 本研究在见数平台(<https://www.credamo.com>)上招募了 300 位全职工作者。样本的平均年龄是 28.33 岁($SD = 7.44$), 平均工龄为 6.64 年($SD = 6.33$); 男性占比为 33.7%。要求被试评价了人工智能启发式取向和捷径式取向两个量表(1 = 非常不同意, 7 = 非常同意)。我们进行了不带旋转的主成分探索性因子分析, 来检验这两个量表的基本因子结构。将每个取向共计 6 个条目放入因子分析中, 分析结果证实, 启发式取向和捷径式取向各自的 3 个条目能够载荷到各自的因子。如表 4 所示, 每个条目在各自因子上的载荷都很高, 均达到了 0.80 以上, 两个因子共同解释了 78.89% 的变异。启发式取向(Cronbach's $\alpha = 0.82$)和捷径式取向(Cronbach's $\alpha = 0.91$)都呈现出了较好的信度, 删除某个条目后的信度均不如总量表。因此, 启发式取向和捷径式取向量表得到了初步验证。

表 4 因子分析结果

条目	EFA 载荷 ^a	删除后的 α^a	CFA 载荷 ^b
启发式取向			
1. 我使用人工智能是为了给我带来灵感。	0.86	0.20	0.79
2. 我使用人工智能, 是为了获得一些能够启发我的东西(材料、信息或观点等)。	0.82	0.24	0.70
3. 在工作中, 我使用人工智能去获得启发。	0.81	0.17	0.75
捷径式取向			
1. 我使用人工智能是为了走捷径完成工作。	-0.15	0.91	0.86
2. 我使用人工智能, 是为了帮助我在处理工作任务上走一些捷径。	-0.18	0.89	0.86
3. 在工作中, 我使用人工智能去走捷径。	-0.23	0.89	0.87
特征值(未旋转)	2.55	2.18	
方差解释率%(总 78.79%)	36.34	42.44	

注: ^a样本II(N = 300), 主成分分析法; ^b样本III(N = 300), 二因子模型(启发式取向, 捷径式取向), 标准化后的 CFA 因子载荷, 所有载荷的显著性为 $p < 0.001$ 。

3. 验证性因子分析

接下来进一步进行验证性因子分析。同样地,从见数平台招募了 300 位全职工作者。样本的平均年龄是 29.69 岁($SD = 7.34$),平均工龄为 7.18 年($SD = 5.99$);男性占比为 29.3%。要求被试评价了人工智能启发式取向和捷径式取向两个量表(1 = 非常不同意,7 = 非常同意)。验证性因子分析的结果表明,双因子模型和数据的拟合优度($\chi^2(8) = 12.74$, $CFI = 1.00$, $TLI = 0.99$, $RMSEA = 0.04$, $SRMR = 0.03$)要显著高于合并成单因子的模型。如表 4 所示,每个条目在各自因子上的载荷均大于 0.70($p < 0.001$)。说明本研究开发的启发式取向和捷径式取向量表之间有较好的区分效度和聚合效度。

4. 概念辨析和区分效度

为了更好地增强使用取向的理论独特性,我们将使用取向与技术/人工智能使用的现有构念进行区分。在对现有文献进行梳理后,我们主要从人工智能感知质量、学习性、有用性和易用性、实用性和享乐性、人工智能使用、素养、归因和动机来对使用取向进行概念区分和辨析。

(1) 样本和程序

我们招募了 420 位全职工作者(样本IV)。剔除了没有通过注意力检测题的 13 位被试,有效样本为 407 个。样本的平均年龄是 31.06 岁($SD = 8.77$),平均工龄为 7.76 年($SD = 7.30$);男性占比为 36.6%。

(2) 相关构念

本研究的部分测量工具原版为英文,为保障测量等值性,研究团队按照标准流程对英文量表进行了“翻译与回译”工作^[53]。除了特殊说明,所有量表均采用李克特 7 点计分,量表尺度由 1(非常不同意)到 7(非常同意)。

启发式取向与捷径式取向。采用本研究开发和验证的量表,样本 IV 中启发式取向的 Cronbach's α 为 0.72、捷径式取向的 Cronbach's α 为 0.93。

人工智能感知质量。人工智能质量强调的是人工智能系统的功能性特征,例如信息的准确性、格式规范性和可靠性,体现的是对人工智能客观属性的主观评估^[54]。相比之下,使用取向则是更具“主观目的性”的变量。启发式取向体现的是个体主动希望通过人工智能激发灵感、拓展思维;捷径式取向则体现其希望节省精力、简化任务。两者的差别在于,感知质量偏向技术本身“好不好用”,而使用取向强调用户“想怎么用”。即使员工认为人工智能质量高,也可能因为不具备启发式使用意图,而仅用于快捷完成任务。本研究采用 Park 等(2024)的量表来衡量人工智能感知质量,例题是:“人工智能提供的信息总是最新的”^[54]。Cronbach's α 为 0.84。

人工智能感知学习性。感知学习性关注人工智能能否适应不确定性、具备自主学习的能力^[54]。这反映用户对人工智能区别于其他技术的智能特性的主观判断,强调人工智能是否能向用户和外部环境学习、持续进步和优化。启发式使用取向虽然有时会与学习性关联,即用户期待人工智能能提供新颖想法,但该取向更强调的是员工在使用人工智能时的目标,而非人工智能的内在属性。因此,用户可能认为人工智能不会自我学习,但仍可能出于获取灵感的目的使用它。因此,感知学习性是员工对于人工智能的评价,使用取向是动机的体现。本研究采用 Park 等(2024)的量表来衡量人工智能感知学习性^[54],例题是:“人工智能能够在工作中进行学习”。Cronbach's α 为 0.87。

人工智能感知易用性和有用性。感知易用性强调使用过程的便利性,而感知有用性强调使用后带来的结果价值,如提升工作绩效等。这两者都来源于经典的技术采纳模型^[55],关注用户是否愿意采纳某项技术。捷径式取向与易用性和有用性概念较为相近,但其核心区别在于:捷径式取向并不是简单评估人工智能是否易用或有用,而是强调使用者主动选择人工智能来减轻负担、寻求便捷的心理动机。即使人工智能工具被感知为易用或有用,若员工不追求节省认知资源,也未必会采取捷径式使用的方式。启发式取向则与这两个感知变量差异更大,它不一定追求节省精力,而是可能愿意花更多精力去使用人工智能,只为激发新的想法。感知有用性和易用性更多解释员工是否采纳和使用,使用取向解释使用人工智能的方式和目的。本研究采用 Chattaraman 等(2019)的量表来衡量人工智能感知易用性和有用性^[56],例题分别是:“学习如何使用人工智能很容易”和“使用人工智能可以让我更快地完成任务”。Cronbach's α 分别为 0.77 和 0.73。

人工智能感知实用性和享乐性。感知实用性关注工具是否能提升绩效,感知享乐性关注使用过程是否带来乐趣^[57]。这两个感知属于员工对于人工智能的功能价值评估和情感价值评估。捷径式取向和实用性之间存在部分重合,即两者都强调提升效率。但捷径式取向不仅是感知人工智能能提升效率,更强调使用者主观目的在于简化流程和寻求快捷。而启发式取向虽然有可能带来愉悦体验,但它的动机基础并不是为了寻求愉悦体验,而是认知拓展。换言之,用户即使觉得使用过程并不愉悦,也可能出于启发目的坚持使用。因此,感知实用性、享乐性是对人工智能的感受评估,而使用取向是意图定位,后者更具个体行为的主观驱动性。本研究采用 Gu 等(2010)的量表来衡量人工智能感知实用性和享乐性^[57],例题分别是:“使用人工智能能让我更快地实现实用性目标”和“使用人工智能能让我更快地实现享乐性目标”。Cronbach's α 分别为 0.70 和 0.93。

人工智能素养。人工智能素养是个体所拥有的一组关于人工智能的知识、技能或态度的综合能力结构,涉及能否理解、评估和与人工智能进行合作等方面^[58]。它是员工在使用人工智能时的人力资本,决定个体是否具备胜任使用人工智能的基础。相比之下,使用取向反应了员工使用人工智能中的意图或动机,是当个体已经有机会使用人工智能时,他们更倾向于如何使用。员工可能人工智能素养高,但其使用取向仍可能呈现差异,偏向捷径式或倾向启发式使用。所以,素养是员工使用人工智能的前置基础,而取向是行为动机变量。本研究采用 Pan 等(2024)的量表来衡量人工智能素养^[58],例题是:“我能熟练地使用人工智能应用或产品来协助日常工作”。Cronbach's α 为 0.77。

人工智能使用和整体技术使用。人工智能使用是指员工使用人工智能指引或者协助完成任务的倾向^[59];整体技术使用是一种广义行为倾向,描述个体是否愿意普遍性地在工作中接纳、融合多种人工智能技术^[60]。两者都反应了个体在使用人工智能时的行为特点,而使用取向表征的是用人工智能时的意图和动机结构。使用取向理论上可以和员工的人工智能使用情况发生交互,提供更多微观层面的行为解释。本研究采用 Chen 等(2025)和 Hunter(2019)的量表来分别测量人工智能使用和整体技术使用^[59, 60],例题分别是:“我利用人工智能在工作中完成多种任务”和“我努力将不同的人工智能技术整合起来使它们协同运作”。Cronbach's α 分别为 0.78 和 0.70。

同事人工智能使用懈怠归因。同事人工智能使用懈怠归因是一种观察者视角,反应地是员工如

何解释他人使用人工智能的行为动机,即认为他们是为了偷懒、不努力^[61]。这个构念和使用取向在理论层面结构相似,但是也存在一定差异。首先一个来自第三方观察、一个来自第一人称意图。两者的互动可能会产生重要的发现,如员工启发式或捷径式使用人工智能,却被同事误解为懈怠和偷懒,从而影响人际评价。因此,可从自我与他人知觉偏差的角度揭示不同视角的差异与之间的互动关系。其次,懈怠归因是一种消极归因,意味着同事认为员工使用人工智能不是为了提高效率,而是为了减少工作量或逃避工作^[61]。这和我们提出的捷径式取向存在相关性,但在理论内涵上有所区别。捷径式取向是中性的取向,我们将之定义为员工使用人工智能是为了简化工作、节省精力并提升工作效率。本研究采用 Zhou 等(2025)的量表来衡量同事人工智能使用懈怠归因^[61],例题是:“同事使用人工智能的原因是为了偷工减料、只完成最低要求的工作”。Cronbach's α 为 0.87。

人工智能趋近动机和回避动机。人工智能趋近动机和回避动机强调个体在使用人工智能时对其潜在后果的评价。前者聚焦于人工智能带来的积极前景,如潜能发挥、抱负实现与经验积累,体现个体主动趋近成功的心理取向;后者则体现对人工智能风险的不安与防御,如担忧履职失败、思考负面后果与焦虑感受,反映个体对潜在损失的回避倾向^[62]。人工智能趋近动机和回避动机体现的是个体对于使用人工智能后果的价值判断,而使用取向反应的是个体在实际使用人工智能过程中的动机意图和策略偏好。本研究采用 Ding 等(2025)的量表来衡量人工智能趋近动机和回避动机^[62],例题分别是:“我会思考将人工智能融入工作后可能带来的积极成果”和“我会思考使用人工智能可能带来的负面结果”。Cronbach's α 分别为 0.78 和 0.88。

人工智能使用自我决定动机。基于自我决定理论, Mitchell 等(2012)提出了技术使用的内在动机、外在调节动机、认同调节动机^[63]。内在动机指个体因为兴趣或愉悦本身而主动使用人工智能,个体可能因为觉得与人工智能互动新颖有趣,而出于好奇心或探索欲持续使用它。与此相对的是外部调节动机,它是一种受控的外在动机形式。员工使用人工智能是为了避免惩罚或获取奖励,例如上级要求、制度约束或绩效压力。认同调节动机则是一种自主的外部动机形式,个体虽然并非出于乐趣而使用人工智能,但他们已内化人工智能的工具价值,比如将其视为提升工作效率的关键手段,因此认同并自愿使用。三者调节水平上的区别揭示了个体在使用人工智能行为中自主性程度的不同。虽然使用动机与使用取向密切相关,但两者在概念上具有明确区分。相比于人工智能使用自我决定动机解释的是个体为何决定使用人工智能,使用取向则强调的是个体决定如何使用人工智能的动机意图,也即在面对任务时选择何种认知策略来与人工智能协同工作。本研究改编 Mitchell 等(2012)的量表来衡量人工智能使用自我决定动机,例题分别是:“我使用人工智能是因为这个技术很有趣”、“我使用人工智能是因为我被要求使用它”和“我使用人工智能是因为我相信这个技术对完成我的工作很重要”。Cronbach's α 分别为 0.77、0.77 和 0.62。

(3) 结果与讨论

为了验证使用取向的独特性,我们采取一系列验证性因子分析来检验启发式取向和捷径式取向和其他相关构念之间的区分效度。具体而言,我们首先验证了全因子模型(基准模型)。其次,合并启发式和捷径式取向来验证两者之间的独特性。然后,将两个取向分别和所有的相关构念进行合并,来

构建对应的因子模型。最后,我们对不同模型相对基准模型进行统计检验。

表 5 验证性因子分析结果

模型	χ^2	df	$\Delta\chi^2(df)$	CFI	TLI	RMSEA	SRMR
模型 0: 全因子模型(基准模型)	3366.51	1879	—	0.89	0.88	0.04	0.05
模型 1: 启发式取向+捷径式取向	4441.37	1895	1074.86(16)***	0.81	0.79	0.06	0.07
模型 2a: 启发式取向+人工智能感知质量	3633.72	1895	267.21(16)***	0.87	0.86	0.05	0.06
模型 2b: 捷径式取向+人工智能感知质量	4453.01	1895	1086.50(16)***	0.81	0.79	0.06	0.11
模型 3a: 启发式取向+人工智能感知学习性	3469.06	1895	102.55(16)***	0.88	0.87	0.05	0.05
模型 3b: 捷径式取向+人工智能感知学习性	4339.9	1895	973.39(16)***	0.82	0.8	0.06	0.10
模型 4a: 启发式取向+人工智能感知易用性	3553.49	1895	186.98(16)***	0.88	0.87	0.05	0.05
模型 4b: 捷径式取向+人工智能感知易用性	3999.81	1895	633.30(16)***	0.84	0.83	0.05	0.10
模型 5a: 启发式取向+人工智能感知有用性	3500.64	1895	134.13(16)***	0.88	0.87	0.05	0.05
模型 5b: 捷径式取向+人工智能感知有用性	3961.88	1895	595.37(16)***	0.85	0.83	0.05	0.10
模型 6a: 启发式取向+人工智能感知实用性	3485.08	1895	118.57(16)***	0.88	0.87	0.05	0.05
模型 6b: 捷径式取向+人工智能感知实用性	3990.86	1895	624.35(16)***	0.85	0.83	0.05	0.10
模型 7a: 启发式取向+人工智能感知享乐性	3741.15	1895	374.64(16)***	0.86	0.85	0.05	0.08
模型 7b: 捷径式取向+人工智能感知享乐性	4422.41	1895	1055.90(16)***	0.81	0.79	0.06	0.08
模型 8a: 启发式取向+人工智能素养	3474.63	1895	108.12(16)***	0.88	0.87	0.05	0.05
模型 8b: 捷径式取向+人工智能素养	4255.75	1895	889.24(16)***	0.83	0.81	0.06	0.12
模型 9a: 启发式取向+人工智能使用	3548.98	1895	182.47(16)***	0.88	0.87	0.05	0.05
模型 9b: 捷径式取向+人工智能使用	4074.22	1895	707.71(16)***	0.84	0.82	0.05	0.10
模型 10a: 启发式取向+整体技术使用	3494.32	1895	127.81(16)***	0.88	0.87	0.05	0.05
模型 10b: 捷径式取向+整体技术使用	3940.95	1895	574.44(16)***	0.85	0.83	0.05	0.10
模型 11a: 启发式取向+同事人工智能使用倦怠归因	3697.47	1895	330.96(16)***	0.87	0.85	0.05	0.07
模型 11b: 捷径式取向+同事人工智能使用倦怠归因	4009.51	1895	642.99(16)***	0.84	0.83	0.05	0.08
模型 12a: 启发式取向+人工智能趋近动机	3469.06	1895	102.55(16)***	0.88	0.87	0.05	0.05
模型 12b: 捷径式取向+人工智能趋近动机	4378.25	1895	1011.74(16)***	0.82	0.80	0.06	0.13
模型 13a: 启发式取向+人工智能回避动机	3797.48	1895	430.97(16)***	0.86	0.85	0.05	0.08
模型 13b: 捷径式取向+人工智能回避动机	4373.46	1895	1006.95(16)***	0.82	0.80	0.06	0.06
模型 14a: 启发式取向+人工智能使用内在动机	3472.47	1895	105.96(16)***	0.88	0.87	0.05	0.05
模型 14b: 捷径式取向+人工智能使用内在动机	3959.39	1895	592.88(16)***	0.85	0.83	0.05	0.10
模型 15a: 启发式取向+人工智能使用外在调节动机	3737.26	1895	370.75(16)***	0.86	0.85	0.05	0.06
模型 15b: 捷径式取向+人工智能使用外在调节动机	3706.36	1895	339.85(16)***	0.87	0.85	0.05	0.06
模型 16a: 启发式取向+人工智能使用认同调节动机	3456.95	1895	90.44(16)***	0.88	0.87	0.05	0.05
模型 16b: 捷径式取向+人工智能使用认同调节动机	3862.91	1895	496.40(16)***	0.85	0.84	0.05	0.10

注: $N=407$; “+”表示合并两个变量的测量条目为一个因子; *** $p < 0.001$ 。

表 5 的结果表明,当所有条目被载荷到相应变量上时,模型和数据间的拟合度最好($\chi^2(1879) = 3366.51$, $CFI = 0.89$, $TLI = 0.88$, $RMSEA = 0.04$, $SRMR = 0.05$)。当将启发式取向和其他变量合并到一起($\Delta\chi^2 = 90.44 \sim 430.97$, $\Delta df = 16$, $p < 0.001$)、捷径式取向和其他变量合并到一起后($\Delta\chi^2 = 339.85 \sim$

1086.50, $\Delta df = 16$, $p < 0.001$), 模型的拟合效果显著降低。因此, 我们可以推断使用取向相对于既有构念具有独特性, 测量量表具有较好的区分效度。表 6 提供了均值、标准差以及相关系数。

5. 法理学网络与效标效度

为了验证使用取向的效标效度, 我们将启发式取向和捷径式取向置于已有组织行为学中成熟的构念网络之中。具体而言, 我们旨在检验不同使用取向和内外在动机、长短期导向、学习与绩效导向、探索性与开发性活动、突破式与渐进式创新、启发状态、捷径行为、工作效率之间的关系。

(1) 样本和程序

我们招募了 350 位全职工作者(样本V)。剔除了没有通过注意力检测题的 8 位被试, 有效样本为 342 个。样本的平均年龄是 30.89 岁($SD = 6.42$), 平均工龄为 7.54 年($SD = 5.88$); 男性占比为 34.2%。

(2) 相关构念

量表的翻译程序和样本IV保持一致。

启发式取向与捷径式取向。采用本研究开发和验证的量表, 样本V中启发式取向的 Cronbach's α 为 0.77、捷径式取向的 Cronbach's α 为 0.91。

内在动机与外在动机。当个体在工作中寻求乐趣、兴趣、好奇心满足、自我表达或个人挑战时, 就会产生内在动机; 当个体出于工作之外的一些目的而投入工作, 如奖金、监管、反馈等, 则受到外在动机的驱动作用^[64]。启发式取向代表着员工使用人工智能是为了获得灵感和启发, 与内在动机中寻求乐趣和好奇心满足的特点相关; 捷径式取向则是为了降低时间和精力投入, 快速达到工作要求或提高产出, 这种外在动机驱动的行为更加关注结果而非工作本身。因此, 我们认为启发式取向与内在动机正相关, 捷径式取向与外在动机正相关。本研究采用 Guay 等(2000)的量表来衡量内外在动机^[65], 例题是: “我工作是因为我认为我的工作有趣”和“我工作是因为我认为这是我必须做的事”。Cronbach's α 分别为 0.90 和 0.95。

长期导向与短期导向。长期导向的个体会更加关注长期成就, 积极为未来做准备; 而短期取向的人更加关注即时结果和短期收益^[66]。我们认为长期导向员工会注重长期目标、看到人工智能更为长远的好处, 如提供更多的想法和洞见, 从而更倾向于利用人工智能来进行自我启发; 而短期导向员工关注瞬时、效率优先, 因而更会使用人工智能来快速完成工作、取得即时奖励。因此, 我们认为启发式取向与长期导向正相关, 捷径式取向与短期导向正相关。本研究采用 Bearden 等(2006)、Yu 和 Zhang(2023)的长短期导向量表^[67, 68], 例题是: “为了长期的成功, 我不介意放弃当下的乐趣”和“当我需要制定计划时, 我通常会关注短期的未来, 而不是长期的未来”。Cronbach's α 分别为 0.74 和 0.91。

学习导向与绩效导向。学习导向的个体重视任务技能和知识的提高, 而绩效导向的个体更加重视实现结果、获得评价^[69, 70]。在使用人工智能时, 学习导向的个体更想要获得新知识与技能、持续改进自己的工作方式, 因此更加倾向于采用启发式取向; 相反地, 绩效导向的个体更关注绩效结果、希望高效完成任务, 更倾向于采用捷径式取向。因此, 我们认为启发式取向与学习导向正相关, 捷径式取向与绩效导向正相关。本研究采用 VandeWalle 等(2001)的目标导向量表^[70], 分别测量学习导向、绩效趋近导向和绩效回避导向。例题为: “我认为学习和发展技能非常重要”、“对我来说, 展示自己

能比其他人表现得更好很重要”和“我宁愿放弃难度大的任务,也不愿意拿差绩效”。Cronbach's α 分别为 0.86、0.88 和 0.91。

探索性活动与开发性活动。探索性活动指的是员工参与发现新知识、开发新产品或提出新想法的过程;而开发性活动是指员工使用和完善现有知识,应用和改进现有的能力、技术、流程与产品的活动^[71, 72]。启发式取向下,人工智能被用来助力产生新的想法和灵感,帮助员工发现未曾涉足的领域或提出新的解决方案,这和探索性活动紧密相关;捷径式取向下,人工智能被用来解决当下任务、减少重复性工作、提高资源使用效率,也是利用和重构现有知识和技术的一种表现。因此,我们认为启发式取向和探索性活动正相关、捷径式取向和开发性活动正相关。本研究采用 Mom 等(2007)的量表来测量探索性活动和开发性活动^[71]。例题为:“寻找产品/服务、流程或市场的新可能性”和“可以利用现有知识适当开展的活动”。Cronbach's α 分别为 0.89 和 0.90。

突破式创新与渐进式创新。突破式创新指的是更颠覆性、打破常规的创新性框架或流程;而渐进式创新指的是对现有的做法稍作修改和完善的创新活动^[73]。我们认为启发式取向能够激发个体的创造性思维,帮助员工产生和发展出更加创新的想法,从而实现突破式创新;而捷径式取向则很难如此,更多地是帮助员工提高现有流程的运作效率,不太会激发突破式创新。相反地,捷径式取向通过提高现有效率来推动小规模的创新成果,这种小幅改进的特点比较符合渐进式创新的特征。因此,我们认为启发式取向与突破式创新正相关,捷径式取向与渐进式创新正相关。本研究采用 Madjar 等(2011)的量表来测量突破式创新和渐进式创新^[73]。例题为:“我提出全新的工作方法”和“可以利用现有知识适当开展的活动”。Cronbach's α 分别为 0.81 和 0.65。

启发状态。启发是指个体被某种实体所激发的一种动机状态,其目的是将某种超然、受启示的知识转化为作品、文本或者其他成果形式。体验启发状态的个体会感受到被增强和被激活的感觉^[29]。当个体被某种善良、美好或超越自我的事物打动时,外部因素(例如,他人和自然)会激发个体进入启发状态^[29]。我们认为如果员工经常使用人工智能来启发自己,人工智能带来的创意、想法会让员工捕捉到这种超越自我的感觉,进而进入启发状态。因此,启发式取向与启发状态正相关。本研究采用 Thrash 和 Elliot (2004)的量表来测量启发状态^[30]。例题为:“我遇到或经历的某些事情给了我灵感”。Cronbach's α 为 0.75。

捷径行为。捷径行为是个体在完成工作时尽可能节省时间和精力去更快捷地完成的行为^[35, 36]。我们认为使用人工智能走捷径的员工也会倾向于在完成工作任务时做出捷径行为。因此,捷径式取向与捷径行为正相关。本研究采用 Jonason 和 O'Connor (2017)的量表来测量捷径行为^[35]。例题为:“我在工作时尽量减少精力消耗”。Cronbach's α 为 0.86。

工作效率。启发式取向有助于员工收集和整合更广泛的信息资源,从而拓宽思路、增强创新能力。而捷径式取向则侧重于员工利用人工智能来处理那些简单、重复性高的任务,以期简化工作流程、减少时间和精力消耗,从而快速达成工作目标。我们认为使用人工智能的两种取向都可以提升员工的工作效率,与工作效率正相关。本研究采用 Li 等 (2018)的量表来测量工作效率^[37]。例题为:“我工作非常有效率”。Cronbach's α 为 0.79。

(3) 结果与讨论

首先,我们进行了验证性因子分析来确认测量有效性。结果表明,当所有条目被载荷到相应变量上时,模型和数据间的拟合度最好($\chi^2(2157) = 3767.66$, $CFI = 0.90$, $TLI = 0.89$, $RMSEA = 0.05$, $SRMR = 0.06$)。更重要的,全因子模型的拟合优度要显著高于其他替代性模型。因此,本研究所使用的测量能够较为有效地反映各个构念。

正如预期一样,相关分析的结果表明(见表 7),启发式取向与内在动机($r = 0.34, p < 0.001$)、长期导向($r = 0.36, p < 0.001$)、学习导向($r = 0.48, p < 0.001$)、探索性活动($r = 0.42, p < 0.001$)、突破式创新($r = 0.40, p < 0.001$)、启发状态($r = 0.61, p < 0.001$)、工作效率($r = 0.41, p < 0.001$)均为正相关;捷径式取向与外在动机($r = 0.36, p < 0.001$)、短期导向($r = 0.39, p < 0.001$)、绩效趋近导向($r = 0.35, p < 0.001$)、绩效回避导向($r = 0.52, p < 0.001$)、捷径行为($r = 0.50, p < 0.001$)均为正相关。

相反地,我们发现启发式取向和外在动机没有显著的相关关系($r = 0.06, p = 0.29$),和短期导向($r = -0.30, p < 0.001$)、绩效回避导向($r = -0.26, p < 0.001$)、捷径行为($r = -0.34, p < 0.001$)显著负相关。同时,启发式取向作为和激发人类灵感和深度加工的过程,和绩效趋近导向($r = 0.13, p < 0.05$)、开发性活动($r = 0.31, p < 0.001$)和渐进式创新($r = 0.31, p < 0.001$)也正相关。而捷径式取向和内在动机($r = -0.26, p < 0.001$)、长期导向($r = -0.18, p < 0.001$)、学习导向($r = -0.25, p < 0.001$)、探索性活动($r = -0.28, p < 0.001$)、突破式创新($r = -0.26, p < 0.001$)、启发状态($r = -0.18, p < 0.01$)显著负相关。然而,我们也发现了捷径式取向和开发性活动($r = -0.01, p = 0.89$)、渐进式创新($r = 0.08, p = 0.17$)以及工作效率($r = -0.07, p = 0.21$)没有显著的相关关系。

综上所述,启发式取向和捷径式取向在和相关构念的相关系数上存在差异,能够很好地被置于相关构念所组成的法理学网络之中。

在研究 1,我们通过 5 个不同的样本来确定了启发式取向和捷径式取向量表的信度、内容效度、区分效度和效标效度。量表项目始终表现出较强的因子负荷和可靠性,拟合情况较好。最后,启发式取向和捷径式取向与相关构念之间既具有适度的相关性,但又存在一定的区别。

表 6 研究 1 使用取向与相近构念相关系数

变量	<i>M</i>	<i>SD</i>	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1. 启发式取向	5.93	0.74																
2. 捷径式取向	4.21	1.65	-0.04															
3. 人工智能感知质量	5.19	0.98	0.35***	-0.13*														
4. 人工智能感知学习性	5.59	1.02	0.36***	-0.06	0.50***													
5. 人工智能感知易用性	5.97	0.73	0.40***	0.03	0.43***	0.34***												
6. 人工智能感知有用性	6.10	0.66	0.47***	0.09	0.38***	0.29***	0.46***											
7. 人工智能感知实用性	5.91	0.71	0.49***	0.02	0.42***	0.36***	0.45***	0.69***										
8. 人工智能感知享乐性	4.99	1.37	0.27***	0.15**	0.28***	0.28***	0.20***	0.33***	0.33***									
9. 人工智能素养	5.86	0.62	0.47***	-0.14**	0.45***	0.37***	0.56***	0.53***	0.63***	0.24***								
10. 人工智能使用	5.57	0.90	0.41***	0.02	0.59***	0.38***	0.33***	0.43***	0.50***	0.26***	0.45***							
11. 整体技术使用	5.38	0.95	0.45***	-0.04	0.60***	0.44***	0.38***	0.46***	0.54***	0.33***	0.54***	0.60***						
12. 同事人工智能使用懈怠归因	2.61	1.21	-0.33***	0.41***	-0.36***	-0.24***	-0.24***	-0.19***	-0.30***	-0.08	-0.42***	-0.26***	-0.29***					
13. 人工智能趋近动机	5.82	0.68	0.53***	-0.08	0.62***	0.48***	0.48***	0.58***	0.63***	0.32***	0.62***	0.64***	0.65***	-0.43***				
14. 人工智能回避动机	3.42	1.27	-0.14**	0.23***	-0.40***	-0.15***	-0.18***	-0.09	-0.13*	0.00	-0.24***	-0.18***	-0.23***	0.32***	-0.21***			
15. 人工智能使用内在动机	5.62	0.90	0.50***	-0.04	0.47***	0.41***	0.48***	0.46***	0.45***	0.36***	0.53***	0.42***	0.53***	-0.31***	0.57***	-0.12*		
16. 人工智能使用外在调节动机	2.70	1.15	-0.07	0.20***	0.00	-0.06	-0.11*	-0.05	-0.02	0.08	-0.16**	0.05	0.01	0.26***	-0.06	0.24***	-0.09	
17. 人工智能使用认同调节动机	6.04	0.68	0.47***	0.00	0.46***	0.39***	0.43***	0.63***	0.65***	0.33***	0.55***	0.52***	0.58***	-0.27***	0.64***	-0.11*	0.54***	-0.01

注：样本IV(N=407); *** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$ 。

表 7 研究 1 法理学网络变量相关系数

变量	<i>M</i>	<i>SD</i>	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1. 启发式取向	5.10	0.65															
2. 捷径式取向	4.55	1.59	-0.09														
3. 内在动机	4.87	1.30	0.34***	-0.26***													
4. 外在动机	4.89	1.47	0.06	0.36***	-0.23***												
5. 长期导向	5.93	0.70	0.36***	-0.18***	0.49***	-0.07											
6. 短期导向	3.29	1.36	-0.30***	0.39***	-0.36***	0.17***	-0.42***										
7. 学习导向	5.50	0.87	0.48***	-0.25***	0.65***	-0.10	0.58***	-0.37***									
8. 绩效趋近导向	5.21	1.23	0.13*	0.35***	-0.04	0.31***	0.10	0.08	0.13*								
9. 绩效回避导向	3.75	1.40	-0.26***	0.52***	-0.57***	0.31***	-0.37***	0.61***	-0.51***	0.29***							
10. 探索性活动	5.11	1.09	0.42***	-0.28***	0.63***	-0.09	0.44***	-0.38***	0.60***	-0.01	-0.50***						
11. 开发性活动	5.31	0.95	0.31***	-0.01	0.38***	0.17**	0.33***	-0.23***	0.42***	0.17**	-0.23***	0.58***					
12. 突破式创新	5.30	1.00	0.40***	-0.26***	0.65***	-0.11*	0.47***	-0.35***	0.65***	0.04	-0.50***	0.67***	0.37***				
13. 渐进式创新	5.53	0.82	0.31***	0.08	0.32***	0.20***	0.26***	-0.09	0.32***	0.11*	-0.17**	0.32***	0.40***	0.29***			
14. 启发状态	5.80	0.68	0.61***	-0.18**	0.49***	-0.04	0.50***	-0.30***	0.59***	0.11*	-0.34***	0.60***	0.45***	0.52***	0.37***		
15. 捷径行为	2.65	0.98	-0.34***	0.50***	-0.43***	0.13*	-0.44***	0.55***	-0.49***	0.12*	0.58***	-0.39***	-0.29***	-0.43***	-0.12*	-0.43***	
16. 工作效率	5.62	0.72	0.41***	-0.07	0.41***	0.11*	0.47***	-0.23***	0.52***	0.10	-0.28***	0.42***	0.46***	0.45***	0.43***	0.42***	-0.35***

注：样本 $V(N=342)$ ；*** $p < 0.001$ ，** $p < 0.01$ ，* $p < 0.05$ 。

(二) 研究 2: 实地调查

1. 样本与程序

本研究采用多来源、多时点的研究设计,在 2024 年 3 月对北京一家高科技企业的员工进行调查(样本 VI)。该企业正在进行生成式人工智能的技术开发和市场推广,并积极鼓励内部员工将该技术应用到日常工作中。通过企业的数据库系统,研究者能够准确追踪员工使用人工智能的情况。在正式的问卷调查之前,我们与企业的人力资源管理部门沟通,向参与者详细介绍了研究的目标、流程,并确保研究过程的匿名和自愿参与原则。作为回报,研究团队向该企业提供了管理咨询、领导力和员工培训。

调查研究共分为三个时间点,每次间隔两周。在时间点 1,从企业后台调取员工的人工智能使用记录,同时让员工对开放性、知识复杂性、启发式取向和捷径式取向进行评价,本轮共发放 651 份问卷,实际回收 540 份;在时间点 2,员工评估想法生成,本轮共发放 540 份问卷,实际回收 454 份;在时间点 3,从人力资源管理部门调取员工的创新绩效评分。有 2 位员工的创新绩效评分缺失,最终有效匹配数据为 452 份,总的有效回收率为 69.43%。其中,员工的平均年龄为 30.75 岁($SD = 4.82$),平均司龄为 3.71 年($SD = 2.65$);男性占比为 37.4%。大多数(93.4%)都获得了本科及其以上学历。

2. 测量

量表的翻译程序和研究 1 保持一致。

生成式人工智能使用。本研究采用该企业后台存储的人工智能使用客观数据。员工可以通过人工智能实现想法对话和任务执行,企业记录了员工每天使用人工智能的次数。统计口径涵盖员工在工作终端上进行的使用人工智能辅助业务工作的各类操作,如辅助文本写作、代码编辑、数据分析及制图绘画等内容。我们选用过去一个月员工平均每天使用人工智能的次数作为人工智能使用的指标。

启发式取向和捷径式取向。采用研究 1 中所开发的启发式取向和捷径式取向量表。在本研究中,两个量表的 Cronbach's α 分别为 0.72 和 0.88。

想法生成。本研究采用 Zhang 和 Bartol(2010)的想法生成量表^[38],共 5 个测量条目。例题为:“在选择最终解决方案之前,我会对同一问题提出大量的备选想法”。员工从“从不(1)”到“非常频繁(7)”对自己的想法生成情况进行评价。该测量的 Cronbach's α 为 0.81。

创新绩效。为了准确地反映员工的创新表现,本研究采用该企业人力资源管理系统中所使用的百分制创新绩效评价数据。该绩效数据来源于 360°评价,主要由利益相关方(包括领导、同事和客户)对员工的持续创新情况进行打分,综合考量了员工的创新水平及创新对业务的实际贡献,力求全面、准确地反映员工的创新绩效。该绩效数据反应了员工在调查周期内这一个月的创新表现。

控制变量。为了确保研究结果的准确性,并排除其他潜在因素的影响,本研究在分析人工智能使用效果时,对可能影响中介变量和结果变量的员工个人特质、工作特征以及人口统计学因素进行了控制。首先,考虑到开放性是大五人格中和发散思维与创新创造最为相关的人格特质^[75, 76],本研究对员工的开放性人格进行了控制。采用 Gosling 等(2003)的简版开放性量表来测量^[77],例题为:“乐于接

受新的体验”,该量表的 Cronbach's α 为 0.66。其次,鉴于知识复杂性对员工创新过程投入和创新绩效均有显著影响^[40, 78],本研究同样对这一工作特征进行了控制。采用 Morgeson 和 Humphrey(2006)开发的工作特征量表中关于知识特征的 4 个测量条目^[79],例题为:“这份工作需要我处理分析大量的信息”,该量表的 Cronbach's α 为 0.81。此外,和以往文献保持一致^[38, 75],本研究还控制了性别(0 = 女, 1 = 男)、年龄、司龄和学历(1 = 专科及其以下, 2 = 本科, 3 = 硕士及其以上)。无论是否包含这些控制变量,主要假设的显著性均未受到影响。为了完整性,本研究在分析中报告了包含这些控制变量的结果。

3. 描述性分析

表 8 展示了本研究变量的均值、标准差以及相关系数。

4. 验证性因子分析

为了检验量表测量变量之间的区分性,本研究首先进行了验证性因子分析。表 9 中的结果表明,对于全因子模型和数据间的拟合度最好($\chi^2(109) = 278.81$, CFI = 0.94, TLI = 0.92, RMSEA = 0.06, SRMR = 0.05),显著优于其他的替代模型。因此,研究 2 的测量具有较好的区分效度。

5. 假设检验

本研究的假设检验在 Mplus8.3 中进行路径分析,以同时检验所有假设关系^[80]。在检验假设之前,我们对所有预测变量进行总均值中心化的处理,并在此基础之上构建了交互项^[81]。为了阐明调节效应,我们按照 Aiken 等(1991)的建议,进行了简单斜率分析并且绘制了在不同水平(± 1 SD)下的效应图^[82]。为了检验间接效应,我们使用 Bootstrap 法通过 5,000 次重复抽样来估计出间接效应在 95%置信区间上的显著性^[83, 84],并在此基础上比较了不同调节变量水平下间接效应的差异。表 10 展示了路径分析结果。

假设 1、2 分别提出了启发式取向和捷径式取向的调节作用。如表 10 所示,在控制了开放性、知识复杂性和人口统计学变量后,人工智能使用和启发式取向的交互项与想法生成之间呈正相关关系($b = 0.13$, $SE = 0.03$, $p < 0.001$),因此调节效应存在。简单斜率分析的结果表明(图 2),相比于启发式取向较低时($b = 0.08$, $SE = 0.04$, $p = 0.03$),在员工启发式取向较高的情况下,人工智能使用和想法生成之间呈现更强的正相关关系($b = 0.30$, $SE = 0.04$, $p < 0.001$)。因此,假设 1 得到支持。

而人工智能使用和捷径式取向的交互项与想法生成之间呈负相关关系($b = -0.06$, $SE = 0.02$, $p = 0.004$),因此调节效应存在。简单斜率分析的结果表明(图 3),相比于捷径式取向较高时($b = 0.10$, $SE = 0.04$, $p = 0.02$),在员工捷径式取向较低的情况下,人工智能使用和想法生成之间呈现更强的正相关关系($b = 0.28$, $SE = 0.04$, $p < 0.001$)。因此,假设 2 得到支持。

与假设 3 的预测一致,想法生成和创新绩效($b = 3.27$, $SE = 0.83$, $p < 0.001$)之间正相关。接着,我们检验了假设 4 和假设 5。在启发式取向的调节作用上,受调节的间接效应表明:相比于启发式取向较低时(间接效应 = 0.272, $SE = 0.141$, 95% CI [0.004, 0.808]),在启发式取向较高的情况下,想法生成在人工智能使用和创新绩效之间的间接效应为更强(间接效应 = 0.965, $SE = 0.281$, 95% CI [0.615, 1.491]);且不同水平启发式取向下的间接效应存在显著差异(差异 = 0.693, $SE = 0.254$, 95% CI [0.178,

1.314]), 假设 4 得到支持。

在捷径式取向的调节作用上, 相比于捷径式取向较高时(间接效应 = 0.329, $SE = 0.163$, 95% CI [0.070, 0.694]), 在捷径式取向较低的情况下, 想法生成在人工智能使用和创新绩效之间的间接效应为更强(间接效应 = 0.907, $SE = 0.268$, 95% CI [0.499, 1.403]); 且不同水平捷径式取向下的间接效应存在显著差异(差异 = -0.578, $SE = 0.250$, 95% CI [-1.111, -0.191]), 假设 5 得到支持。

6. 补充分析

假设检验之外, 我们还对人工智能使用和使用取向对创新绩效的交互作用进行检验。表 10 的结果表明, 人工智能使用和启发式取向的交互项与创新绩效之间的正向关系边缘显著($b = 1.10$, $SE = 0.59$, $p = 0.06$)。在员工启发式取向较高的情况下, 人工智能和创新绩效之间的关系为显著正向关系($b = 1.79$, $SE = 0.76$, $p = 0.02$)。而在启发式取向较低时, 两者之间没有显著关系($b = -0.07$, $SE = 0.68$, $p = 0.92$); 两者差异边缘显著(差异 = 1.86, $SE = 1.00$, $p = 0.06$)。而人工智能使用和捷径式取向的交互项与创新绩效之间没有显著关系($b = -0.60$, $SE = 0.40$, $p = 0.13$)。

7. 讨论

研究 2 通过实地调研基本验证了本研究的理论模型, 为理论假设提供了一定的外部效度。结果表明, 当员工采用启发式取向时, 人工智能能够促进员工想法生成, 进而提高创新绩效; 而捷径式取向对这一过程有抑制作用。尽管如此, 研究 2 仍存在若干局限性。首先, 本研究所采用的人工智能使用指标虽然来自企业后台对员工使用人工智能辅助工作的客观记录, 但对于员工具体如何利用人工智能辅助工作的内容和方式尚不清楚。我们无法确认这些记录是否都能反映员工真正利用人工智能进行想法生成和创造性活动的情况。这种模糊性可能导致数据在解释人工智能使用与想法生成之间关系时存在偏差。其次, 员工所使用的人工智能工具是由该公司自主开发的。这意味着人工智能的质量和特性可能会对员工在创新过程中的心理和行为产生影响^[85]。然后, 员工的工作情境是复杂多样的。研究 2 主要关注的是一般人工智能使用对其整体工作的影响, 人工智能使用带来的效应可能是模糊、混杂的。这对于理解员工在特定创新任务中使用人工智能的效果有所限制。接着, 本研究采用的创新绩效为综合评分, 未区分突破性创新与渐进性创新, 这可能掩盖了人工智能使用及其使用取向在不同创新类型中的差异性影响, 从而导致二者交互作用在回归分析中未呈显著结果。此外, 除了创新之外, 研究 1 也没有捕捉到对关于特定想法的其他评价(如吸引力、有用性、独特性等)。最后, 尽管研究 2 具有多时点、多来源的数据优势, 但其本质上是相关性数据, 无法验证因果关系。综上, 研究 2 提供了现实组织情境下的初步支持, 但在数据精度、情境适用性以及因果关系推断方面仍有不足。因此, 我们在研究 3 中采用实验方法, 更精确地操纵人工智能使用情境与员工使用取向, 从而进一步验证和拓展研究 2 的结论。

表 8 研究 2 描述性统计结果

变量	<i>M</i>	<i>SD</i>	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1. 年龄	30.74	4.82										
2. 性别	0.37	0.48	0.18***									
3. 司龄	3.71	2.65	0.52***	0.09								
4. 学历	2.19	0.53	-0.03	-0.09	-0.14**							
5. 经验开放性	5.29	0.88	-0.01	0.02	0.00	0.05						
6. 知识复杂性	4.57	1.12	-0.04	-0.06	0.07	0.01	-0.04					
7. 人工智能使用	1.50	1.18	0.01	0.05	0.08	0.05	-0.06	0.16**				
8. 启发式取向	4.93	0.85	-0.01	0.04	-0.01	0.05	0.13**	0.06	-0.03			
9. 捷径式取向	5.06	1.39	-0.06	-0.03	0.01	0.00	0.10*	0.28***	0.51***	0.20***		
10. 想法生成	5.02	0.83	-0.05	0.05	-0.01	0.05	0.21***	0.31***	0.47***	0.21***	0.60***	
11. 创新绩效	72.01	11.19	-0.02	-0.03	-0.13**	0.15**	0.06	0.10*	0.11*	0.14**	0.12**	0.27***

注: $N = 452$; *** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$ 。

表 9 研究 2 验证性因子分析结果

模型	χ^2	<i>df</i>	$\Delta\chi^2(df)$	CFI	TLI	RMSEA	SRMR
模型 0: 全因子模型(基准模型)	278.81	109		0.94	0.92	0.06	0.05
模型 1: 四因子模型(启发式取向+捷径式取向)	506.87	113	228.06(3)***	0.86	0.83	0.09	0.07
模型 2: 三因子模型(经验开放性+知识复杂性; 启发式取向+捷径式取向)	658.67	116	379.86(7)***	0.81	0.77	0.10	0.09
模型 3: 二因子模型(经验开放性+知识复杂性+启发式取向+捷径式取向)	1161.90	118	883.09(9)***	0.63	0.57	0.14	0.12
模型 4: 单因子模型(所有测量变量合并为一个因子)	1326.34	119	1047.53(10)***	0.57	0.51	0.15	0.12

注: $N = 452$; “+”表示合并两个变量的测量条目为一个因子; *** $p < 0.001$ 。

表 10 研究 2 路径分析结果

变量	想法生成	创新绩效	创新绩效
截距	5.07(0.03)***	55.96(4.25)**	72.55(0.61)**
年龄	0.00(0.01)	0.19(0.12)	0.19(0.13)
性别	0.11(0.06)	-0.59(1.06)	-0.60(1.07)
司龄	-0.02(0.01)	-0.67(0.22)**	-0.73(0.23)**
学历	0.03(0.05)	2.25(0.95)*	2.35(0.96)*
经验开放性	0.18(0.03)***	0.12(0.60)	0.70(0.59)
知识复杂性	0.12(0.03)***	0.37(0.48)	0.77(0.47)
人工智能使用	0.19(0.03)***	0.24(0.53)	0.86(0.52)
启发式取向	0.08(0.04)*	1.14(0.64)	1.42(0.65)*
捷径式取向	0.18(0.03)***	-0.60(0.53)	0.001(0.52)
人工智能使用×启发式取向	0.13(0.03)***	0.69(0.29)	1.10(0.59)
人工智能使用×捷径式取向	-0.06(0.02)**	-0.40(0.40)	-0.60(0.40)
想法生成		3.27(0.83)***	
R ²	0.48***	0.12***	0.09***

注: $N = 452$; 非标准化系数, 括号中的数值为标准误; *** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$ 。

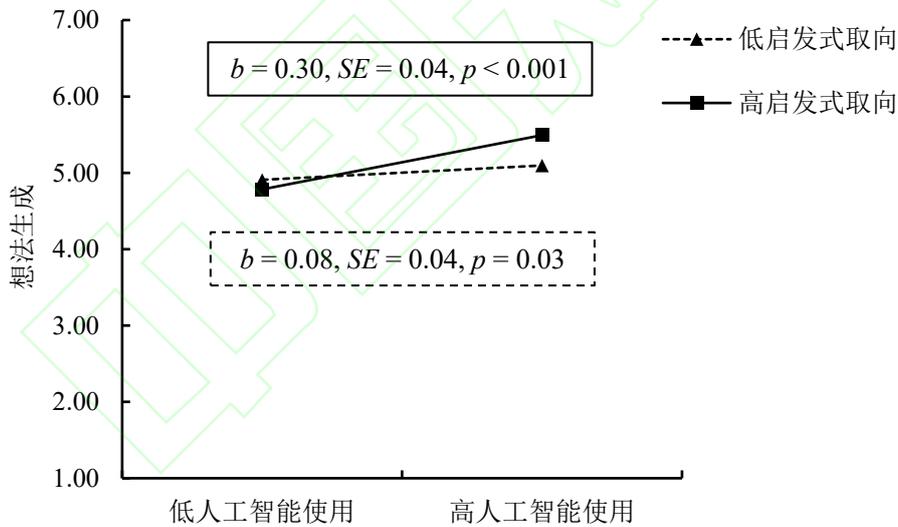


图 2 启发式取向对人工智能使用与想法生成关系的调节效应

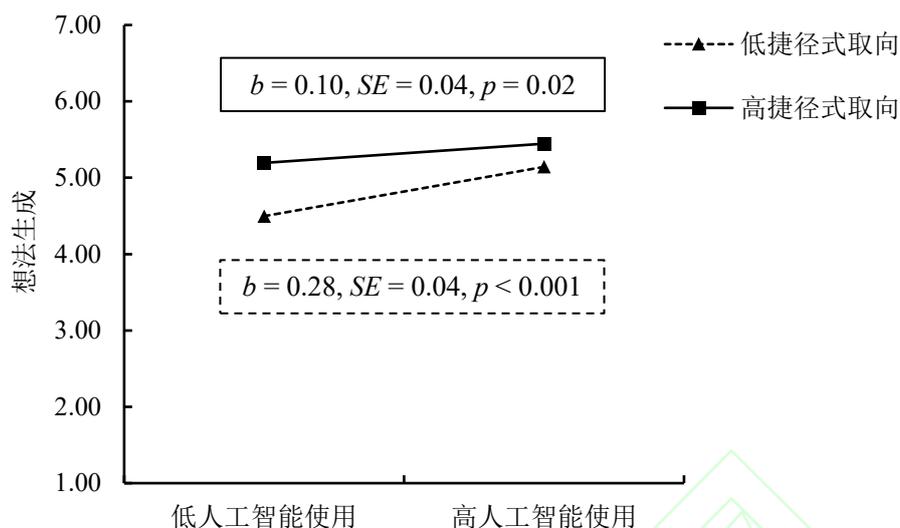


图3 捷径式取向对人工智能使用与想法生成关系的调节效应

(三) 研究 3: 实验研究

1. 样本和程序

我们通过中国南部某高校招募在校学生参与实验。采用 2(人工智能使用: 人类独立完成 vs. 人工智能辅助) × 2(使用取向: 启发式取向 vs. 捷径式取向) 的被试间设计, 计划每组约 50 人。最终共招募 220 人, 剔除未通过注意力检验的 6 人后, 获得有效样本 214 人, 平均年龄 23.57 岁 ($SD = 1.98$), 男性占比 26.2%。实验开始前, 实验人员指导被试阅读知情同意书和隐私保护说明, 并告知其可在任何阶段无条件退出。随后, 被试被随机分配进入四个实验组, 并阅读与其分配条件相对应的使用取向操纵材料。接着, 被试接收统一的任務说明, 即围绕指定产品设计品牌名称, 并撰写一则市场营销推文, 同时说明整体设计理念。人类独立完成组需自行完成全部任务; 而人工智能辅助组则在任务过程中使用人工智能工具完成任务, 并在开始任务前接受与其分配取向一致的情境干预。在任务完成部分, 我们记录了被试产出方案的时间, 同时人工智能辅助组的被试提交与人工智能的交互内容以供后续分析。任务结束后, 被试填写包含注意力检验的问卷。最后, 我们三位市场营销领域的外部专家对所有创意成果进行评分, 以获得创意质量的评价。具体设计方案如下图所示:

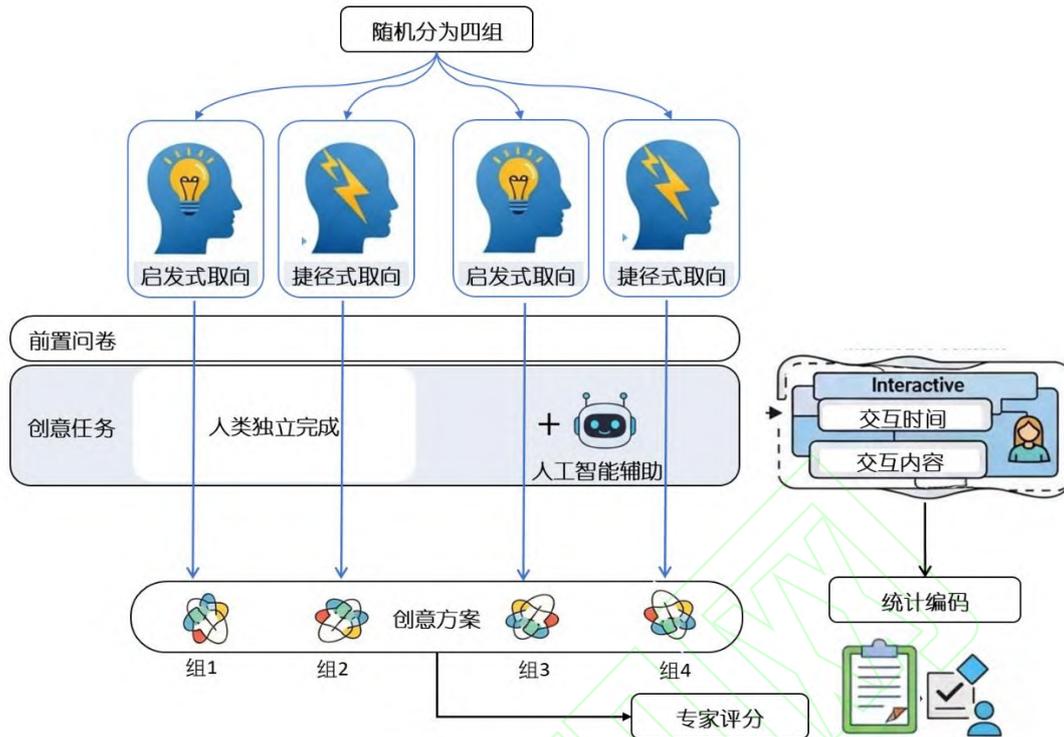


图 4 实验设计示意图

2. 材料和操纵

对于实验操纵,在人工智能使用分组上,人类独立完成条件要求被试在任务过程中不得使用任何人工智能工具;人工智能辅助条件下则统一使用由国内研发的大语言模型 DeepSeek。无论在哪一条条件下,被试均不得使用其他外部资源来辅助任务(书籍、搜索引擎等)。使用取向的操纵基于本研究的构念定义,并参考以往有关员工进行动机与意图判断的操纵方法^[86],通过呈现基于近年跨国调查研究结果的信息材料,引导被试进入不同的人工智能使用动机导向情境。具体如下:

启发式取向:

研究表明,随着人工智能的普及和发展,越来越多的人使用人工智能来辅助他们完成工作。关于员工为何会采取人工智能,一直存在争议。一项在中美两国多个组织中进行的、有数千名参与者参与的新研究发现,许多员工将人工智能视为一种激发灵感的工具,用以拓展思维边界、探索创意方向。他们使用人工智能的主要目的是为了获得新灵感、新素材或新角度的启发。在与人工智能的互动过程中,这些用户通常会输入开放性、具探索性的提示词,以引导人工智能提供多样化的建议或灵感线索。他们并不直接使用人工智能的产出,而是通过进一步思考、加工或融合人工智能的建议,来激发自身的创造性思维。对他们来说,人工智能更像一个能够提供启示的“头脑风暴伙伴”。根据这个研究,如果使用人工智能,那么你应该采取这种启发式的取向来使用人工智能辅助你的工作。

捷径式取向:

研究表明,随着人工智能的普及和发展,越来越多的人使用人工智能来辅助他们完成工作。关于员工为何会采取人工智能,一直存在争议。一项在中美两国多个组织中进行的、有数千名参与者参与的新研究发现,许多员工将人工智能视为一种高效的工作工具,用以节省精力、简化任务并提升完成速度。他们使用人工智能的主要目的是为了快速获得所需

内容并投入使用。在与人工智能的互动过程中,这些用户通常会输入简洁、明确的提示词,以获得直接、实用的产出。他们倾向于直接采用人工智能的输出结果,而不进行多轮修改或深度个性化加工。对于他们来说,人工智能的优势在于其能够以更快的速度、更低的成本完成任务,让他们专注于更快完成更多工作。根据这个研究,如果使用人工智能,那么你应该采取这种捷径式的取向来使用人工智能辅助你的工作。

为增强操纵效力,被试在进入创意任务前再次阅读与其分配条件一致的情境材料(具体参见附录)。所有被试要求完成以下任务:

四川省资阳市特产柠檬,请创作一个新的柠檬品牌名称,需要有五个备选名称,并从中挑选出一个你最满意的名称。基于你最满意的柠檬品牌名称,写一段用于广告推广的文案,面向你的大学校园学生进行推广。

1. 请尽量详细地描述你起品牌名称的构思。
2. 列出五个新的柠檬品牌名称。
3. 选择出一个你最满意的柠檬品牌名称。
4. 基于你最满意的柠檬品牌名称,写一段用于广告推广的文案,面向你的大学校园学生进行推广。

3. 测量

量表的翻译程序和研究 2 保持一致。

想法生成。采用和研究 2 一致的量表,在本研究中该测量的 Cronbach's α 为 0.89。

创新绩效。邀请专家基于 Madjar 等(2011)突破式创新和渐进式创新量表^[73],以及 Chen 等人(2025)^[87]的总体创意评级方式进行打分。突破式创新和渐进式创新量表的 Cronbach's α 为 0.97 和 0.94。专家在这两类创新上也均达到了一致性较好的评价(突破式创新: ICC(1)和 ICC(2)分别为 0.67 和 0.86; 渐进式创新: ICC(1)和 ICC(2)分别为 0.78 和 0.91)。总体创意评级方面,我们要求专家采用 0(最低创意)至 10(最高创意)的标准对每份提案的创意进行评分,要求他们参照所有作品进行相对打分,并尽量维持总体均分为 5 分左右。ICC(1)和 ICC(2)分别为 0.70 和 0.88。

4. 操纵检验

为了验证操纵的有效性,我们对所有被试进行了操纵检验。人工智能使用采用 Chen 等人(2025)年人工智能工具性使用量表^[59],共 4 个测量条目。例题为:“在完成该任务时,我使用人工智能来辅助我做出决策”。该测量的 Cronbach's α 为 0.97。结果表明,人工智能辅助条件的被试在该量表上的得分显著高于人类独立完成任务条件的被试($M = 6.00$ vs. 1.74 , $t(212) = 38.24$, $p < 0.001$)。使用取向采用研究 1 中所开发的启发式取向和捷径式取向量表。在本研究中,两个量表的 Cronbach's α 分别为 0.95 和 0.94。结果表明,启发式取向条件的被试在启发式取向得分要显著高于捷径式取向条件($M = 5.05$ vs. 4.52 , $t(212) = 2.14$, $p = 0.03$),而捷径式取向条件的被试在捷径式取向得分要显著高于启发式取向条件($M = 4.47$ vs. 3.80 , $t(212) = 2.43$, $p = 0.02$)。这说明本研究的操纵具有较高效率。

5. 描述性分析

表 11 展示了本研究变量的均值、标准差以及相关系数。

6. 假设检验

研究3的分析策略和研究2保持一致。表12展示了路径分析结果。

正如表12所示,我们发现人工智能使用和使用取向的交互项和想法生成之间存在显著的正相关关系($b = 1.59, SE = 0.32, p < 0.001$)。图5绘制了具体的调节效应。简单斜率分析的结果表明对于启发式取向组,人工智能使用和想法生成之间呈现显著的正相关关系($b = 0.46, SE = 0.23, p = 0.04$);而对于捷径式取向组,这段关系变为显著负相关($b = -1.13, SE = 0.23, p < 0.001$)。假设1和2得到支持。

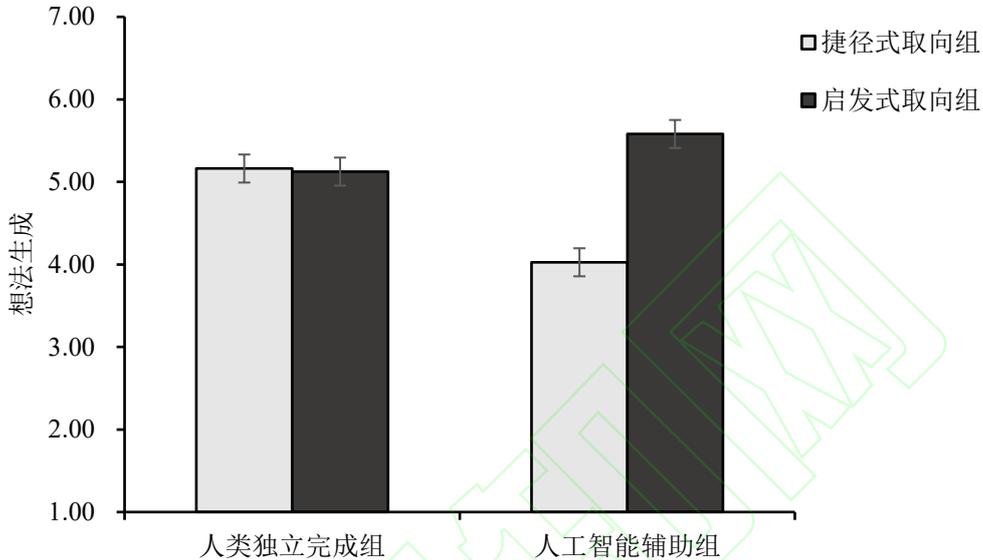


图5 使用取向对人工智能使用与想法生成关系的调节效应

对于结果变量,我们发现想法生成和突破式创新并不相关($b = -0.03, SE = 0.04, p = 0.48$),和渐进式创新($b = 0.18, SE = 0.06, p = 0.003$)、总体创意评级($b = 0.19, SE = 0.07, p = 0.005$)之间存在正相关关系。因此,假设2在渐进式创新和总体创意评级上得到支持。

我们进一步对渐进式创新和总体创意评级作为结果变量的间接效应进行检验。受调节的间接效应表明:对于渐进式创新,相比于启发式取向组(间接效应 = 0.082, $SE = 0.042, 95\% CI [0.029, 0.171]$),捷径式取向组想法生成在人工智能使用和渐进式创新之间的间接效应为负(间接效应 = -0.201, $SE = 0.086, 95\% CI [-0.371, -0.085]$);且两组之间存在显著差异(差异 = 0.283, $SE = 0.113, 95\% CI [0.123, 0.504]$)。对于总体创意评价,相比于启发式取向组(间接效应 = 0.086, $SE = 0.045, 95\% CI [0.030, 0.186]$),捷径式取向组想法生成在人工智能使用和渐进式创新之间的间接效应为负(间接效应 = -0.210, $SE = 0.092, 95\% CI [-0.405, -0.089]$);且两组之间存在显著差异(差异 = 0.297, $SE = 0.121, 95\% CI [0.130, 0.536]$)。因此,假设4、5在渐进式创新和总体创意评级上得到支持。

7. 补充分析

(1) 启发式取向和捷径式取向差异

为进一步揭示启发式取向与捷径式取向在人工智能使用方式上的差异,本研究对人工智能辅助组开展了额外调查和补充分析。分析目的在于从主观过程感知和客观行为特征两个维度比较两类取向的差异,以为理解其在创意任务中的作用机制提供补充证据。

在主观过程感知方面,我们要求两个人工智能辅助组的被试(启发式取向组与捷径式取向组)分

别对以下两个方面进行评价: (1)感知人类努力与感知人工智能努力, 反应了个体对于自己和人工智能在任务完成中所付出的努力和投入的感知。采用 Magni 等人(2024)的量表, 共 6 个测量条目^[2]。两个例题为:“我/人工智能在想出这些点子上投入了很多努力”。Cronbach's α 分别为 0.95 和 0.88; (2)感知人类贡献与感知人工智能贡献, 采用百分比形式报告, 两者加总为 100%。该测量旨在检验两种使用取向下被试在任务完成过程中对自身与人工智能投入和贡献的不同认知。

在客观行为特征方面, 我们基于人工智能交互记录分析: (1)任务完成时间(分钟); (2)交互次数, 被试和人工智能一问一答的轮次数; (3)交互特征。交互特征是基于被试自愿提供的完整交互记录, 对以下四类特征进行编码: a. 指令型: 强调生成或产出的指令性表述(如“请/生成/列出/写/优化/基于/按照/面向/风格/名称/文案/学生/校园/资阳/四川”等); b. 约束型: 涉及对生成结果的限定与规范(如“不超过/至少/必须/不要/避免/中文/英文/字/词/句”等); c. 批判型: 对人工智能输出进行否定或提出问题(如“太.../不够/不合适/错误/重复/俗套/不满意/不清晰/跑题”等); d. 迭代型: 基于已有结果进行改进、调整或延伸(如“再/重写/改写/优化/调整/继续/追加/换/改成/缩短/更简洁/基于上面/在此基础上”等)。我们统计了每条交互记录中这些词汇出现的总字数, 用以结构化定量分析。

表 13 独立样本 t 检验的结果表明, 在主观过程感知方面, 启发式取向组显著高于捷径式取向组在感知人类努力上的评分($M = 4.72$ vs. 3.41 , $t(103) = 4.44$, $p < 0.001$)。这表明启发式取向的被试更倾向于认为自己在任务中投入了更多个人努力, 这与他们强调自主加工与创意探索的动机特征相一致。有意思的是, 感知人工智能努力在启发式取向组也略高于捷径式取向组($M = 5.24$ vs. 4.81 , $t(103) = 1.75$, $p = 0.08$)。这可以反映出采取启发式取向的被试和人工智能的交互更具深度与多样性, 从而感知人工智能也“更努力”。在人类贡献与人工智能贡献的百分比分配上, 差异也均接近显著水平($p = .07$), 趋势为启发式组认为人类贡献比例更高(28.00), 而捷径式组更倾向于赋予人工智能更大的贡献份额(20.94), 这与两类取向的核心动机相吻合。但在人工智能辅助完成创意产出时, 被试普遍认为人工智能的贡献(72.00 和 79.06)要超出人类的贡献(28.00 和 20.94)。

在客观行为特征方面, 启发式取向组的任务完成时间呈现更长趋势($M = 16.60$ vs. 11.02 , $t(103) = 1.83$, $p = .06$), 暗示他们在任务中可能花费更多时间进行信息整合与创意加工, 从而延长了整体任务完成的时间; 交互次数则显著更多 ($M = 3.62$ vs. 1.85 , $t(103) = 3.59$, $p = .001$), 说明相比于捷径式取向组, 启发式取向组在与人工智能互动的次数要更多。在交互特征方面, 启发式取向组在约束型指令 ($M = 15.29$ vs. 9.32 , $t(103) = 1.75$, $p = .08$)、批判型指令 ($M = 1.54$ vs. 0.38 , $t(103) = 2.00$, $p = .048$) 以及迭代型指令 ($M = 4.23$ vs. 1.38 , $t(103) = 2.33$, $p = .02$) 上均要高于捷径式取向组(显著或边缘显著)。这说明他们不仅在产出内容时提供更多限定条件, 还会更频繁地对人工智能输出进行批判性反馈与多轮修改, 从而体现出更高水平的交互深度与创意加工意图。相对而言, 指令型交互虽在均值上高于捷径式取向组, 但差异不显著 ($M = 126.88$ vs. 106.74 , $t(103) = 1.13$, $p = .26$), 可能是因为指令类表述是完成任务的基础, 两组都需要在初始阶段提供明确的任务输入。

表 11 研究 3 描述性统计结果

变量	<i>M</i>	<i>SD</i>	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1. 人工智能使用(0=人类独立完成, 1=人工智能辅助)	0.49	0.50										
2. 使用取向(0=捷径式取向, 1=启发式取向)	0.50	0.50	-0.02									
3. 想法生成	4.97	1.31	-0.13	0.29***								
4. 适用性	4.67	0.96	0.31***	0.11	0.21**							
5. 独特性	3.41	0.75	0.35***	0.00	0.01	0.63***						
6. 有用性	4.72	1.15	0.30***	0.10	0.21**	0.93***	0.61***					
7. 成熟度	3.28	1.22	0.43***	0.01	0.01	0.70***	0.75***	0.68***				
8. 吸引力	4.35	1.03	0.38***	0.11	0.19**	0.92***	0.76***	0.93***	0.76***			
9. 突破式创新	2.66	0.81	0.34***	-0.09	-0.16*	0.21**	0.82***	0.21**	0.60***	0.41***		
10. 渐进式创新	4.08	1.15	0.38***	0.07	0.14*	0.85***	0.83***	0.88***	0.77***	0.93***	0.52***	
11. 总体创意评级	5.07	1.29	0.42***	0.05	0.11	0.78***	0.89***	0.78***	0.84***	0.88***	0.65***	0.93***

注: $N = 214$; *** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$ 。

表 12 研究 2 路径分析结果

变量	想法生成	突破式创新	渐进式创新	总体创意评级	适用性	独特性	有用性	成熟度	吸引力
截距	4.98(0.08)***	2.81(0.22)***	3.19(0.31)***	4.14(0.34)***	3.74(0.26)***	3.13(0.21)***	3.65(0.31)***	3.76(0.32)***	3.40(0.27)***
人工智能使用	-0.33(0.16)*	0.53(0.10)***	0.94(0.14)***	1.16(0.16)***	0.66(0.12)***	0.54(0.10)***	0.77(0.15)***	1.08(0.15)***	0.85(0.13)***
使用取向	0.74(0.16)***	-0.11(0.11)	0.05(0.15)	0.01(0.16)	0.08(0.13)	-0.03(0.10)	0.09(0.15)	-0.05(0.16)	0.09(0.13)
人工智能使用×捷径式取向	1.59(0.32)***	-0.54(0.21)***	-0.22(0.30)	-0.43(0.33)	-0.15(0.25)	-0.27(0.20)	-0.02(0.30)	-0.64(0.31)	-0.16(0.26)
想法生成		-0.03(0.04)	0.18(0.06)**	0.19(0.07)**	0.19(0.05)***	0.06(0.04)	0.22(0.06)***	0.11(0.06)	0.19(0.05)***
R^2	0.19***	0.16**	0.19***	0.21***	0.16***	0.13**	0.16**	0.20***	0.21***

注: $N = 214$; 非标准化系数, 括号中的数值为标准误; *** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$ 。

表 13 启发式取向和捷径式取向差异

	启发式取向组		捷径式取向组		<i>t(df)</i>	<i>p</i> 值
	<i>Mean</i>	<i>SD</i>	<i>Mean</i>	<i>SD</i>		
主观过程感知						
感知人类努力	4.72	1.37	3.41	1.65	4.44(103)	0.00
感知人工智能努力	5.24	1.17	4.81	1.34	1.75(103)	0.08
感知人类贡献	28.00	18.43	20.94	20.94	1.83(103)	0.07
感知人工智能贡献(%)	72.00	18.43	79.06	20.94	1.83(103)	0.07
客观行为特征						
任务完成时间	16.60	20.01	11.02	8.27	1.87(103)	0.06
交互次数	3.62	3.44	1.85	0.99	3.59(103)	0.001
交互特征						
指令型	126.88	99.94	106.74	81.26	1.13(103)	0.26
约束型	15.29	19.99	9.32	14.56	1.75(103)	0.08
批判型	1.54	2.62	0.38	1.04	2.00(103)	0.048
迭代型	4.23	8.52	1.38	2.56	2.33(103)	0.02

注: $N = 105$ 。

(2)想法评价作为结果

为了更全面地评价被试生成的想法,我们改编了 Hong 等人(2025)的量表,并邀请外部专家从创意适用性、独特性、有用性、成熟度和吸引力五个方面进行评分^[88]。适用性指的是方案与产品及其市场目标、特征和定位的契合程度。例题为:“这个方案与该产品的特色相符合”,该测量的 Cronbach's α 为 0.94。组内相关系数 ICC(1)和 ICC(2)分别为 0.83 和 0.93,表明专家之间评分的一致性较高。独特性指的是方案在原创性及与其他方案区别度方面的表现。例题为:“这个方案是独特的”,该测量的 Cronbach's α 为 0.92。ICC(1)和 ICC(2)分别为 0.68 和 0.86。有用性指方案在实际推广中的可行性、实用性及目标达成的助益程度。例题为:“这个方案是可行的”,该测量的 Cronbach's α 为 0.97。ICC(1)和 ICC(2)分别为 0.80 和 0.92。成熟度指的是方案的开发完善程度及实施准备度。例题为:“这个方案已经准备好可以实施”,该测量的 Cronbach's α 为 0.97。ICC(1)和 ICC(2)分别为 0.78 和 0.92。吸引力指的是方案对受众的喜好度与兴趣激发程度,例题为:“这个方案激发了你的兴趣”,该测量的 Cronbach's α 为 0.96。ICC(1)和 ICC(2)分别为 0.79 和 0.92。

结果表明,想法生成和创意适用性($b = 0.19, SE = 0.05, p < 0.001$)、有用性($b = 0.22, SE = 0.06, p < 0.001$)和吸引力正相关($b = 0.19, SE = 0.05, p < 0.001$);但和独特性($b = 0.06, SE = 0.04, p = 0.18$)、成熟度并不显著相关($b = 0.11, SE = 0.16, p = 0.10$)。受调节的间接效应上也存在一致的发现,即启发式取向组下,人工智能使用通过想法生成能够提升创意适用性(间接效应 = 0.087, $SE = 0.044, 95\% CI [0.032, 0.185]$)、有用性(间接效应 = 0.100, $SE = 0.051, 95\% CI [0.036, 0.213]$)和吸引力(间接效应 = 0.089, $SE = 0.043, 95\% CI [0.034, 0.184]$);捷径式取向组中这些间接效应是负值(适用性:间接效应 = -0.212, $SE = 0.090, 95\% CI [-0.398, -0.088]$);有用性:间接效应 = -0.243, $SE = 0.103, 95\% CI [-0.458, -0.101]$);吸

引力: 间接效应 = -0.216 , $SE = 0.085$, 95% CI $[-0.388, -0.100]$), 且两组之间差异显著(适用性: 差异 = 0.298 , $SE = 0.119$, 95% CI $[0.131, 0.530]$; 有用性: 差异 = 0.343 , $SE = 0.136$, 95% CI $[0.150, 0.605]$; 吸引力: 差异 = 0.305 , $SE = 0.111$, 95% CI $[0.149, 0.527]$)。在创意独特性和成熟度方面并不显著。

(3)对创新绩效的交互作用

我们也检验了人工智能使用和使用取向对创新绩效的交互作用。表 12 的结果表明, 和研究 2 一致, 我们发现人工智能使用和使用取向的交互项在渐进式创新($b = -0.22$, $SE = 0.30$, $p = 0.47$)、总体创意评级($b = -0.44$, $SE = 0.33$, $p = 0.19$)上均不显著。然而, 突破式创新上呈现了意外的结果, 即交互项和突破式创新存在显著的负相关关系($b = -0.54$, $SE = 0.21$, $p = 0.01$)。简单斜率分析的结果表明, 对于启发式取向组, 人工智能使用和突破式创新之间的关系边缘显著($b = 0.26$, $SE = 0.14$, $p = 0.07$); 而对于捷径式取向组, 这段关系变为显著正相关($b = 0.80$, $SE = 0.15$, $p < 0.001$)。

8. 讨论

研究 3 基于特定的任务情境, 进一步验证了人工智能使用与使用取向在员工想法生成和创新绩效之间的交互作用。相比于研究 2 的实地调查, 实验设计允许我们同时操控人工智能使用水平和被试的使用取向, 从而有效降低了外部环境和个体差异的干扰, 更直接地推断因果关系。补充分析进一步揭示了两类取向在主观过程感知和客观行为特征方面的差异。启发式取向的被试在任务中展现出更高的时间投入和深度参与, 其产出的指令更具约束性、批判性与迭代性, 反映出他们倾向于与人工智能进行持续的、精细化的交互。而捷径式取向的被试更倾向于直接利用人工智能的便捷输出, 减少过程性探索。此外, 我们还发现员工在想法生成过程中的投入程度显著影响了创意评价。具体来说, 人类在想法生成中的深度投入, 更容易转化为对创意适用性、有用性和吸引力的提升, 因为人类可能更擅长结合情境目标、现实可行性和受众需求进行判断, 从而强化创意与任务目标之间的契合度。然而, 这种投入对独特性和成熟度的贡献并不显著, 说明突破性和开发程度可能更多依赖于人工智能在大规模知识检索、跨领域信息整合上的优势, 以及后续系统化打磨的过程。综上, 研究 3 不仅在方法上为前期发现提供了更有力的因果验证, 还揭示了不同使用取向下的交互深度与行为特征差异。同时, 更加全面地评估了人类想法生成投入在人机协作产出创意过程之中的作用。

四、总体讨论

以往的研究往往将人工智能和人类视作完成任务中互相独立的两个单元, 主要聚焦技术功能优化或协作角色安排, 但忽略了人类在使用人工智能过程中的主体能动性。本研究以技术建构主义和人机交互理论为基础, 系统探讨了员工在使用生成式人工智能时所具备的不同使用取向, 即启发灵感式取向与寻求捷径式取向, 并解析这些取向如何塑造人工智能使用与员工创新绩效之间的关系。通过量表开发研究, 本文构建并验证了这一概念及其测量工具, 完成了与现有相关概念的区分效度分析, 并将该概念置于更广泛的理论网络中。随后, 采用多时点、多来源的实地调查和基于特定任务的实验研究, 总体上我们发现: 在启发式取向较高时, 人工智能使用能够显著提升员工在想法生成过程中的投入, 从而有效提升创新绩效; 而在捷径式取向较高时, 这一正向路径被削弱。此外, 研究还揭示了两类取向用户在主观感知与行为表现上的显著差异, 如交互深度、时间投入和提示策略等。

更进一步地, 我们对比分析了研究 2(基于一般的组织情境)和研究 3(基于特定的任务情境)的结果, 发现了一些微妙的差异。在研究 2 中, 即使员工偏向捷径式取向, 人工智能使用与想法生成之间仍然保持正向关系。这可能是因为广义组织情境中, 员工在面对多种任务时可能采用混合的使用策略。尽管捷径式取向看似追求效率, 但员工可能早已掌握高效使用人工智能提升绩效的方法, 从而在例行或重复任务中释放时间与精力投入更复杂或创新性任务^[3, 5, 89]。在研究 3 的特定任务情境下, 我们验证了假设: 捷径式取向组实际上将人工智能使用与想法生成之间的正向关系反转为负向关系。这一效应之所以更强是因为在可控的实验研究条件下, 任务目标更加单一和明确^[90, 91]。使用者的策略空间受到限制, 捷径式取向直接选择人工智能产出、减少自身加工的核心特征会更集中、更一致地体现出来。在这种情况下, 员工在单一任务上会更少地对人工智能的产出进行补充、筛选或改进, 从而削弱了他们在想法生成过程中的深度参与。

最后, 本文还意外发现, 那些在任务中更多依赖人工智能直接输出的捷径式取向被试, 他们所提出方案往往获得更高的突破性创新评分。这一结果启示我们重新审视人机协同在创意生成过程中的角色定位。人工智能具备高速检索并生成大量、多样且富有想象力创意的能力, 这些想法中往往包含较多非传统、甚至颠覆性的元素。相较之下, 在人类深度参与和干预的过程中(启发式取向), 虽然增强了创意的实用性和契合度, 却也可能在无形中保守化过于前卫的想法。从而, 使其更贴近既有经验和常规边界, 让这些想法变得更加现实和可行, 进而抑制了人工智能使用和突破式创新之间的关系。这一现象与已有研究所指出的人类在创意评价中倾向回避过于标新立异想法的心理机制相一致^[92]。适度创新更容易获得外部评价者的认可与资源支持, 因为它既不偏离现实, 又能保有新意, 从而更容易被视为可行的突破。

1. 理论贡献

本研究主要有以下三点理论贡献。首先, 我们对人工智能与人类如何实现最优交互的讨论做出贡献。以往研究多基于劳动分工与专业化逻辑, 探讨人工智能与人类如何分担任务、共同完成工作, 并逐渐发展出增强化与自动化两大技术角色框架^[3, 5, 93]。最近的研究从技术属性出发, 聚焦算法逻辑与系统设计, 探讨如何通过优化人工智能功能来促进创造性想法的生成^[19]。这些研究为理解人机协作奠定了基础, 但普遍存在一个隐含假设——将人工智能视为独立于人类的技术实体, 其效用由固有功能所决定, 因而忽视了人类在其中的主动选择与角色配置行为。事实上, 人类想要更好地从人工智能中获益固然需要能够更先进、更多样化的技术工具, 但即便是同样的工具, 不同人使用也会拥有不同的效果。本研究基于技术建构主义^[12], 提出人工智能的效应并非由技术属性单向决定, 而是在使用者的能动建构中不断被重塑。我们将客观的技术角色与主观的使用能动性相结合, 提出员工并非被动接受人工智能, 而是能够基于自身的使用动机与意图主动界定人工智能在任务中的功能定位, 从而在相同技术条件下实现差异化的创新产出。这一视角将“增强化—自动化”框架从技术属性层延伸至使用逻辑层面, 揭示了人机交互的可塑性是人类在创造性过程中的核心作用, 具体化了技术建构主义关于技术效用由使用者建构的核心命题。由此, 本研究把人工智能研究的分析单元从技术扩展到用户取向, 不仅重新定义了人工智能与人类角色分工的理论边界, 也为理解人机协作中如何实现最优

交互提供了新的解释逻辑与分析维度。

其次,我们拓展了人工智能情境下的个体差异研究,揭示了员工在使用人工智能过程中的深层动机差异。现有人机交互的文献一直关注一个核心问题,探究什么样的人能够更好地适应日益精进的人工智能技术。大量文献聚焦于员工在知识、技能与经验等能力层面的差异,强调高人工智能素养的员工能够更有效地运用技术、提升工作表现^[4, 13-15, 94]。这一视角虽揭示了能力差异的重要性,却也暗含一种技术决定论假设:即只有掌握更多人工智能知识与技能的人,才能从技术中获益,而那些缺乏技术优势的员工将被进一步边缘化,甚至被替代。然而,相较于提升能力,改变使用者的取向、意图与动机是一种更直接且低成本的方式,却在现有研究中被明显忽视。尽管有部分研究开始尝试聚焦这些浅层差异之后的动机问题,如区分内在与外在^[63]、趋近与回避^[62]等动机类型,但这些工作更多是在考虑为什么员工会使用人工智能,而非解释为什么员工会以不同的方式使用人工智能。因此,我们对于人工智能差异化使用背后的动机及其后果仍缺乏理解。为弥补这一缺口,本研究提出了使用取向这一新构念,以刻画员工在与人工智能协作时的使用逻辑。与传统的能力差异不同,使用取向反映了员工如何与人工智能展开交互,从而影响其能否充分挖掘技术的潜力与价值。

通过引入启发式取向和捷径式取向,我们揭示了两类典型的使用取向。在启发式取向下,员工倾向于将人工智能作为扩展认知和生成新思路的伙伴,追求更丰富、更广阔的视角与信息,并积极参与深度协作;在捷径式取向下,员工更多依赖人工智能提供的便捷输出,更浅层参与到解决问题中。进一步分析显示,两种取向在主观过程感知和客观行为特征存在显著差异:启发式取向不仅更倾向于认为人类和人工智能在任务中都投入了更多努力,而且更认可人类自身的贡献比例;与人工智能的互动更频繁、耗时更长,在交互中更常体现出约束性、批判性和迭代性,展现出更高的交互深度与创意加工意图。相比之下,捷径式取向的员工更依赖人工智能的直接输出,赋予其更高的贡献份额,交互深度较低。这意味着,即使员工具备相似的知识与经验,不同的使用取向也会引导他们采取迥异的协作策略,从而导致技术应用成效的显著差异。通过构建并验证这一概念,本研究不仅补充了个体差异研究的深层维度,也为理解和预测人工智能应用效果提供了新的理论视角与可操作的测量工具。

最后,人工智能对创新的影响一直是学者关注的核心议题,但现有研究在结论上存在明显分歧。一方面,人工智能被认为能扩展人类的思维能力、激发创造性灵感;另一方面,也有研究指出它可能使员工过度依赖算法输出,产生算法确认偏差,从而削弱主动性与独立创新能力^[7-10]。这一组矛盾实际上反映了人工智能对人类创新过程的增强效应和取代效应之间的长期张力^[5],而我们认为这种张力在很大程度上取决于员工如何使用人工智能。基于此,我们提出员工使用取向这一概念,揭示了人工智能使用的动机差异如何导致创造性结果的分化。总体来讲,持有启发式取向的员工越是使用人工智能,其人类专业性发挥的作用更大,越有可能投入到想法生成的过程中。相反,捷径式取向下削弱甚至是逆向了人工智能使用与想法生成之间的正向关系,进而影响创新绩效。我们还发现在突破性创新方面,深度人类介入(如启发式取向)则可能在无意中保守化这些创意,使其更贴近既有的想法框架、降低颠覆性。通过区分启发式取向与捷径式取向,我们不仅揭示了人工智能在不同情境下为何会呈现出差异化的创新效应,也进一步解释了其在渐进式创新与突破式创新中的作用差别。这一

发现为理解人工智能对人类创新的双重作用提供了新的整合机制,表明技术对创新的真正贡献不仅是来源算法的复杂程度,更在于人类如何使用并引导它。

2. 实践启示

本研究的发现对于管理实践的启示主要有以下三点。第一,组织应重构人工智能嵌入组织的管理逻辑,在技术采纳的同时更要强调使用取向的引导。以往企业在推动人工智能落地时,往往侧重于系统部署、算法优化和员工采纳率等技术层面的指标,却忽视了员工如何使用的意图和动机。本研究揭示,人工智能的效用并非由算法性能单一决定,更取决于员工的使用取向,即他们如何理解、定位并与人工智能协作。管理者应在技术推广之初即介入对员工人工智能使用逻辑的塑造,通过清晰的愿景宣导与文化引导,将人工智能定位为认知启发与思维拓展的伙伴,而非单纯的任务替代性工具。可以通过制度设计,将启发性探索、批判性提问、多轮反馈等使用行为纳入组织人工智能使用规范,帮助员工形成深度交互的习惯,促使员工在与人工智能的交互中保持主动思考与探索意识。

第二,组织的人才发展体系应系统纳入人工智能使用取向的培训与管理。管理者应通过示范、引导和培训,协助员工深入人工智能的潜能与局限,并掌握不同使用取向的行为模式与后果。在培训设计上,应将“如何用”置于“会不会用”之前,通过情境化教学、案例复盘、工作坊演练等方式,培养员工在与人工智能交互中的反思性加工、灵感捕捉与多轮共创能力。组织还应建立反馈与知识分享机制,定期收集员工在使用人工智能过程中的体验、困惑与优秀实践,形成学习型循环。基于这些经验,管理者可以编制人工智能共创手册,明确启发式与捷径式使用的适用场景、操作要点与风险提示,指导员工在不同任务类型中灵活调整取向。例如,在创新研发任务中强调启发式使用,在高频重复任务中鼓励适度捷径式使用,从而兼顾效率与创造力。通过制度化的培训与反馈体系,组织能够持续优化人机协作质量,实现从技术采纳向认知共创的管理跃迁。

第三,启发式与捷径式取向的平衡是组织实现人智协同创新的关键。强调启发式取向并不意味着要否定捷径式取向。不同员工在人工智能使用取向上的异质性并非风险,而是创新潜能的重要来源。启发式取向的员工能够激发创意的多样性与新颖性,捷径式取向的员工则可能有利于推动创意落地的效率。管理者可以通过跨取向团队组建、任务阶段分工或角色匹配策略,促进不同取向员工在创意生成、筛选、实现的链条中互补合作。例如,在早期探索阶段由启发式取向员工主导头脑风暴,在后期优化阶段由捷径式取向员工主导执行与整合,从而构建动态平衡的人机共创体系。最核心的是,组织要在人工智能时代继续坚持以人为本。技术的价值不在于替代,而在于激发;不在于简化思维,而在于拓宽认知。只有当组织真正实现人机优势的互补与融合,让技术赋能人的创造而非削弱人的思考时,人工智能才能成为推动组织持续创新与智慧进化的核心力量。

3. 不足与展望

首先,本研究构建和区分了不同人工智能使用取向的法理学网络,发现不同的员工在人工智能的使用取向上存在差异,这些不同取向也会带来差异化的影响。进而,后续研究可以进一步考虑什么样的员工在什么样的情境下会更加倾向于采取启发式取向或捷径式取向,以及不同取向在创新及其之外的结果上会有什么样的差异(例如,技能增进和退化)。例如,员工自身的专业知识^[14]、对人工

智能的信任^[25, 26]都有可能影响到员工对人工智能的态度和看法,进而影响到他们的使用取向。结合本研究的意外发现,未来研究还可以更细致地分析不同创新类型(如渐进式与突破式创新)在不同取向下的“人机协同模式、形成机制(例如创意筛选策略、对非传统创意的接受程度)及其边界条件。了解导致员工采取不同人工智能使用取向的原因和结果,可以丰富现有文献对“人机交互”的理解。

其次,由于本研究的中介机制主要是从员工角度关注了人工智能如何影响员工自身在想法生成中的投入。这种以员工为核心的视角,可能忽略了人工智能作为生成创意的主体在创新中的作用。在“人机交互”中,人工智能不仅协助员工生成想法,还可以主动产生具有独创性和实用性的创意输出^[3, 5]。因此,专注于员工的主观投入可能低估了人工智能本身对创新创造的直接贡献。正如研究3补充分析所示,当员工采取直接选择(“捷径式取向”)的时候,“人机协作”可能会产生更突破性创意。而在人类深度参与的情境下,生成的创意反而更趋保守。未来的研究也可以从人工智能的角度进一步探究不同使用取向下的,人工智能在想法生成的产出上是否存在差异(例如,数量、独特性、有用性等)。研究可以考察使用者如何评估人工智能做出的独特贡献,以及这些评估如何反过来影响员工的创新表现。

再者,尽管本研究分别在一般组织情境与特定任务情境下验证了使用取向对人工智能使用效果的调节作用,但未来研究仍可进一步拓展到更加复杂的情境中。例如在“多任务处理环境”中^[95],个体可能在不同任务之间采取不同的使用取向,甚至在同一任务的不同阶段或环节采取不同的取向组合(如在创意生成阶段倾向“启发式”,在执行阶段偏向“捷径式”)。这种情境下,使用取向可能呈现出“情境依赖性”与“阶段性切换”的特征,从而对人工智能的效用产生更加复杂的影响。此外,未来研究还可以考虑团队层面的“多样化取向组合”^[96],即团队成员之间在同一任务中存在不同取向,这种“取向异质性”可能通过信息整合或冲突管理等机制,影响“人机协作”的整体效果。

最后,尽管本研究在实验中尽可能地收集了个体与人工智能的交互记录,并初步对其进行了结构化编码分析,但这些结果仍不足以完全反映出“启发式取向”与“捷径式取向”在实际工作情境中的真实差异。我们所捕捉的具体行为模式本质上是使用取向在特定任务情境中外显化的结果,而这些行为在不同个体、任务类型、组织情境下的表现可能存在较大差异。未来研究可在严格遵守“隐私”与“合规”要求的前提下,结合自然语言处理、日志分析等技术手段,对生成式人工智能使用的内容与结构进行更大规模、长期、生态化的数据采集与分析。这不仅有助于建立更精确、可普适的“启发式”与“捷径式”取向的客观化判定方法,也能够丰富我们对使用取向如何在不同任务与组织情境下转化为具体使用策略的理解。此外,还可进一步比较不同取向在四类交互特征上的差异,并探讨同一类型在不同取向下的表现模式。例如,在“指令型交互”中,“启发式取向”可能更注重风格化与灵感激发相关的表达,而“捷径式取向”则更强调结构化与直接产出;在“批判型交互”中,“启发式取向”更常出现对输出的主观评判与引导修正,而“捷径式取向”则偏向效率与格式导向的“纠偏”等。

参考文献

1. Budhwar, P., Chowdhury, S., Wood, G., Aguinis, H., Varma, A.. Human resource management in the age of generative artificial intelligence: Perspectives and research directions on ChatGPT. *Human Resource Management Journal*, 2023, 33(3): 606-659.
2. Magni, F., Park, J., Chao, M. M.. Humans as creativity gatekeepers: Are we biased against AI creativity? *Journal of Business and Psychology*, 2024, 39: 643-656.
3. Raisch, S., Fomina, K.. Combining human and artificial intelligence: Hybrid problem-solving in organizations. *Academy of Management Review*, 2024, 50(2): 441-464.
4. Jia, N., Luo, X., Fang, Z., Liao, C.. When and how artificial intelligence augments employee creativity. *Academy of Management Journal*, 2024, 67(1): 5-32.
5. Raisch, S., Krakowski, S.. Artificial intelligence and management: The automation–augmentation paradox. *Academy of Management Review*, 2021, 46(1): 192-210.
6. Tang, P. M., Koopman, J., McClean, S. T., Zhang, J. H., Li, C. H., De Cremer, D., Lu, Y., Ng, C. T. S.. When conscientious employees meet intelligent machines. *Academy of Management Journal*, 2022, 65(3): 1019-1054.
7. Hitsuwari, J., Ueda, Y., Yun, W., Nomura, M.. Does human–AI collaboration lead to more creative art? *Computers in Human Behavior*, 2023, 139: 107502.
8. Yin, M., Jiang, S., Niu, X.. Can AI really help? The double-edged sword effect of AI assistant on employees' innovation behavior. *Computers in Human Behavior*, 2024, 150: 107987.
9. 王红丽, 李振, 周梦楠, 陈政任. 赋能或去能: 人工智能对创造性人格的影响. *心理科学进展*, 2024, 32(12): 1990-2004.
10. 王永跃, 黄飘飘, 金杨华, 白新文, 岳峰凯, 张范颖, 郭子浩. 人工智能背景下制造业知识型员工技术空心化: 内涵、生成及影响机制. *心理科学进展*, 2024, 32(12): 2005-2017.
11. Anthony, C., Bechky, B. A., Fayard, A.-L.. “Collaborating” with AI: Taking a system view to explore the future of work. *Organization Science*, 2023, 34(5): 1672-1694.
12. Leonardi, P. M., Barley, S. R.. What’s under construction here? *Academy of Management Annals*, 2010, 4(1): 1-51.
13. Makarius, E. E., Mukherjee, D., Fox, J. D., Fox, A. K.. Rising with the machines. *Journal of Business Research*, 2020, 120: 262-273.
14. Charlwood, A., Guenole, N.. Can HR adapt to the paradoxes of AI? *Human Resource Management Journal*, 2022, 32(4): 729-742.
15. Wang, W., Gao, G. (Gordon), Agarwal, R.. Teaming between AI and workers with variation in experience. *Management Science*, 2023, 70(9): 5627-6482.
16. Banks, S., Ocampo, A. C., Marrone, M., Restubog, S. L. D., Woo, S. E.. A multilevel review of AI in organizations. *Journal of Organizational Behavior*, 2024, 45(2): 159-182.
17. Del Giudice, M., Scuotto, V., Orlando, B., Mustilli, M.. A revised model of individual acceptance of AI. *Human Resource Management Review*, 2023, 33(1): 100856.
18. Lebovitz, S., Lifshitz-Assaf, H., Levina, N.. To engage or not to engage with AI for critical judgments. *Organization Science*, 2022, 33(1): 126-148.
19. Lazar, M., Lifshitz, H., Ayoubi, C., & Emuna, H. (2025). Would Archimedes Shout “Eureka” with Algorithms? The Hidden Hand of Algorithmic Design in Idea Generation, the Creation of Ideation Bubbles, and How Experts Can Burst Them. *Academy of Management Journal*.
20. Einola, K., Khoreva, V.. Best friend or broken tool? *Human Resource Management*, 2023, 62(1): 117-135.

21. Selenko, E., Bankins, S., Shoss, M., Warburton, J., Restubog, S. L. D.. AI and the future of work: A functional-identity perspective. *Current Directions in Psychological Science*, 2022, 31(3): 272-279.
22. Hillebrand, L., Raisch, S., Schad, J.. Managing with Artificial Intelligence: An Integrative Framework. *Academy of Management Annals*, 2025, 19(1): 343-375.
23. Broekhuizen, T., Dekker, H., De Faria, P., Firk, S., Nguyen, D. K., Sofka, W.. AI for managing open innovation. *Journal of Business Research*, 2023, 167: 114196.
24. Olan, F., Ogiemwonyi Arakpogun, E., Suklan, J., Nakpodia, F., Damij, N., Jayawickrama, U.. AI and knowledge sharing. *Journal of Business Research*, 2022, 145: 605-615.
25. Vanneste, B. S., Puranam, P.. Artificial intelligence, trust, and perceptions of agency. *Academy of Management Review*, 2024, Advance online.
26. Glikson, E., Woolley, A. W.. Human trust in AI. *Academy of Management Annals*, 2020, 14(2): 627-660.
27. Fortnow, L.. *The golden ticket: P, NP, and the search for the impossible*. Princeton University Press, 2013.
28. Gignac, G. E., Szodorai, E. T.. Defining intelligence. *Intelligence*, 2024, 104: 101832.
29. Thrash, T. M., Elliot, A. J.. Inspiration as a psychological construct. *Journal of Personality and Social Psychology*, 2003, 84(4): 871-889.
30. Thrash, T. M., Elliot, A. J.. Inspiration: Core characteristics, component processes, antecedents, and function. *Journal of Personality and Social Psychology*, 2004, 87(6): 957-973.
31. Thrash, T. M., Maruskin, L. A., Cassidy, S. E., Fryer, J. W., Ryan, R. M.. Mediating between the muse and the masses. *Journal of Personality and Social Psychology*, 2010, 98(3): 469-487.
32. Eicke, A.-K., Foege, J. N., Nüesch, S.. Iterative alternative evaluation within H-AI problem-solving. *Academy of Management Review*, 2024, 1-2.
33. Shamim, S., Yang, Y., Ul Zia, N., Khan, Z., Shariq, S. M.. Mechanisms of cognitive trust development in artificial intelligence among front line employees: An empirical examination from a developing economy. *Journal of Business Research*, 2023, 167: 114168.
34. Mariani, M., Dwivedi, Y. K.. Generative AI in innovation management. *Journal of Business Research*, 2024, 175: 114542.
35. Jonason, P. K., O'Connor, P. J.. Cutting corners at work. *Personality and Individual Differences*, 2017, 107: 146-153.
36. Phan, V., Nishioka, M., Beck, J. W., Scholer, A. A.. Goal progress velocity and shortcut behaviors. *Journal of Applied Psychology*, 2023, 108(4): 553-570.
37. Hermann, E., Puntoni, S.. Artificial intelligence and consumer behavior: From predictive to generative AI. *Journal of Business Research*, 2024, 180: 114720.
38. Zhang, X., Bartol, K. M.. Linking empowering leadership and employee creativity. *Academy of Management Journal*, 2010, 53(1): 107-128.
39. 王雅婷, 陈志俊, 李锐, 周明建. 掌舵者力有余, 撑船者齐创新? 领导资质过剩感对团队创造力的促进机制. *心理学报*, 2024, 56(3): 326-338.
40. Duan, C., Zhang, M. J., Liu, X., Ling, C., Xie, X.. Temporal leadership and team creativity. *Journal of Organizational Behavior*, 2023, 44: 717-738.
41. Richard, O. C., Avery, D. R., Luksyte, A., Boncoeur, O. D., Spitzmueller, C.. Creative process engagement & diversity climate. *Personnel Psychology*, 2019, 72(3): 421-444.
42. Amabile, T. M.. The social psychology of creativity: A componential conceptualization. *Journal of*

- Personality and Social Psychology, 1983, 45(2): 357-376.
43. Amabile, T. M.. Motivating creativity in organizations: On doing what you love and loving what you do. *California Management Review*, 1997, 40(1): 39-58.
 44. Mascareño, J., Rietzschel, E. F., Wisse, B.. Ambidextrous leadership. *European Journal of Work and Organizational Psychology*, 2021, 30(4): 530-540.
 45. Škerlavaj, M., Černe, M., Dysvik, A.. I get by with a little help from my supervisor: Creative-idea generation, idea implementation, and perceived supervisor support. *The Leadership Quarterly*, 2014, 25(5): 987-1000.
 46. Shalley, C. E.. Effects of coercion, expected evaluation, and goal setting on creativity and productivity. *Academy of Management Journal*, 1995, 38(2): 483-503.
 47. Hinkin, T. R.. A review of scale development practices in the study of organizations. *Journal of Management*, 1995, 21(5): 967-988.
 48. Lambert, B. L., Newman, D. A.. On bandwidth–fidelity & domain sampling. *Organizational Research Methods*, 2023, 26(4): 566-595.
 49. Worthington, R. L., Whittaker, T. A.. Scale development research: A content analysis and recommendations for best practices. *The Counseling Psychologist*, 2006, 34(6): 806-838.
 50. Hinkin, T. R.. A brief tutorial on the development of measures for use in survey questionnaires. *Organizational Research Methods*, 1998, 1(1): 104-121.
 51. Anderson, J. C., Gerbing, D. W.. Predicting the performance of measures in a confirmatory factor analysis with a pretest assessment of their substantive validities. *Journal of Applied Psychology*, 1991, 76(5): 732-740.
 52. Colquitt, J. A., Sabey, T. B., Rodell, J. B., Hill, E. T.. Content validation guidelines: Evaluation criteria for definitional correspondence and definitional distinctiveness. *Journal of Applied Psychology*, 2019, 104(10): 1243-1265.
 53. Brislin, R. W.. The wording and translation of research instruments. *Field methods in cross-cultural research*, 1986: 137-164.
 54. Park, J., Woo, S. E., Kim, J.. Attitudes towards artificial intelligence at work: Scale development and validation. *Journal of Occupational and Organizational Psychology*, 2024, joop.12502.
 55. Davis, F. D.. Perceived usefulness, perceived ease of use (TAM). *MIS Quarterly*, 1989, 13(3): 319-340.
 56. Chattaraman, V., Kwon, W.-S., Gilbert, J. E., Ross, K.. Should AI-based, conversational digital assistants employ social- or task-oriented interaction style? A task-competency and reciprocity perspective for older adults. *Computers in Human Behavior*, 2019, 90: 315-330.
 57. Gu, J.-C., Fan, L., Suh, Y. H., Lee, S.-C.. Comparing utilitarian and hedonic usefulness to user intention in multipurpose information systems. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, 2010, 13(3): 287-297.
 58. Pan, W., Liu, D., Meng, J., Liu, H.. Human–AI communication in initial encounters: How AI agency affects trust, liking, and chat quality evaluation. *New Media & Society*, 2024, 14614448241259149.
 59. Chen, J., Xue, J., Li, Y., Luo, W.. Impact of different employee–AI interaction: Instrumental vs. emotional support and gender differences. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 2025, Advance online.
 60. Hunter, G. K.. On conceptualizing, measuring, and managing augmented technology use in business-to-business sales contexts. *Journal of Business Research*, 2019, 105: 201-213.

61. Zhou, X., Chen, C., Li, W., Yao, Y., Cai, F., Xu, J., Qin, X.. How do coworkers interpret employee AI usage: Coworkers' perceived morality and helping as responses to employee AI usage. *Human Resource Management*, 2025, hrm.22299.
62. Ding, X.-Q., Chen, H., Liu, J., Liu, Y.-Z., Wang, X.-H. (Frank).. AI-induced behaviors: Bridging proactivity and deviance through motivational insights. *Journal of Managerial Psychology*, 2025, Advance online.
63. Mitchell, J. I., Gagné, M., Beaudry, A., Dyer, L.. The role of perceived organizational support, distributive justice and motivation in reactions to new information technology. *Computers in Human Behavior*, 2012, 28(2): 729-738.
64. Amabile, T. M.. Motivational synergy: Toward new conceptualizations of intrinsic and extrinsic motivation in the workplace. *Human Resource Management Review*, 1993, 3(3): 185-201.
65. Guay, F., Vallerand, R. J., Blanchard, C.. On the assessment of situational intrinsic and extrinsic motivation: The situational motivation scale (SIMS). *Motivation and Emotion*, 2000, 24(3): 175-213.
66. Wong, V. C., Wyer, R. S.. Mental traveling along psychological distances: The effects of cultural syndromes, perspective flexibility, and construal level. *Journal of Personality and Social Psychology*, 2016, 111(1): 17-33.
67. Bearden, W. O., Money, R. B., Nevins, J. L.. A measure of long-term orientation: Development and validation. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 2006, 34: 456-467.
68. Yu, Y., Zhang, Y.. The impact of social identity conflict on planning horizons. *Journal of Personality and Social Psychology*, 2023, 124(5): 917-934.
69. Bunderson, J. S., Sutcliffe, K. M.. Management team learning orientation and business unit performance. *Journal of Applied Psychology*, 2003, 88(3): 552-560.
70. VandeWalle, D., Cron, W. L., Slocum, J. W.. The role of goal orientation following performance feedback. *Journal of Applied Psychology*, 2001, 86(4): 629-640.
71. Mom, T. J. M., Bosch, F. A. J. V. D., Volberda, H. W.. Managers' exploration and exploitation activities: The influence of top-down, bottom-up, and horizontal knowledge inflows. *Journal of Management Studies*, 2007, 44(6): 910-931.
72. Mom, T. J. M., Van Den Bosch, F. A. J., Volberda, H. W.. Understanding variation in managers' ambidexterity: Investigating direct and interaction effects of formal structural and personal coordination mechanisms. *Organization Science*, 2009, 20(4): 812-828.
73. Madjar, N., Greenberg, E., Chen, Z.. Factors for radical creativity, incremental creativity, and routine, noncreative performance. *Journal of Applied Psychology*, 2011, 96(4): 730-743.
74. Li, G., Liu, H., Luo, Y.. Directive versus participative leadership: Dispositional antecedents and team consequences. *Journal of Occupational and Organizational Psychology*, 2018, 91(3): 645-664.
75. George, J. M., Zhou, J.. When openness to experience and conscientiousness are related to creative behavior: An interactional approach. *Journal of Applied Psychology*, 2001, 86(3): 513-524.
76. Thrash, T. M., Elliot, A. J., Maruskin, L. A., Cassidy, S. E.. Inspiration and the promotion of well-being: Tests of causality and mediation. *Journal of Personality and Social Psychology*, 2010, 98(3): 488-506.
77. Gosling, S. D., Rentfrow, P. J., Swann, W. B.. A very brief measure of the Big-Five personality domains. *Journal of Research in Personality*, 2003, 37(6): 504-528.
78. Pérez-Luño, A., Cabello Medina, C., Carmona Lavado, A., Cuevas Rodríguez, G.. How social

- capital and knowledge affect innovation. *Journal of Business Research*, 2011, 64(12): 1369-1376.
79. Morgeson, F. P., Humphrey, S. E.. The work design questionnaire (WDQ): Developing and validating a comprehensive measure for assessing job design and the nature of work. *Journal of Applied Psychology*, 2006, 91(6): 1321-1339.
 80. Muthén, L. K., Muthén, B. O.. *Mplus user's guide* (8th ed.). Muthén & Muthén, 1998-2017.
 81. Hofmann, D. A., Gavin, M. B.. Centering decisions in hierarchical linear models: Implications for research in organizations. *Journal of Management*, 1998, 24(5): 623-641.
 82. Aiken, L. S., West, S. G.. *Multiple regression: Testing and interpreting interactions*. Sage, 1991.
 83. Edwards, J. R., Lambert, L. S.. Methods for integrating moderation and mediation: A general analytical framework using moderated path analysis. *Psychological Methods*, 2007, 12(1): 1-22.
 84. Preacher, K. J., Hayes, A. F.. Asymptotic and resampling strategies for assessing and comparing indirect effects in multiple mediator models. *Behavior Research Methods*, 2008, 40(3): 879-891.
 85. Nguyen, T., Malik, A.. A two-wave cross-lagged study on AI service quality: The moderating effects of the job level and job role. *British Journal of Management*, 2022, 33(3): 1221-1237.
 86. Qin, X., Chen, C., Yam, K. C., Huang, M., Ju, D.. The double-edged sword of leader humility: Investigating when and why leader humility promotes versus inhibits subordinate deviance. *Journal of Applied Psychology*, 2020, 105(7): 693-712.
 87. Chen, Y., Presslee, A., Yang, S.. The effect of functional diversity on team creativity: Behavioral and fNIRS evidence. *Management Science*, 2025, Advance online.
 88. Hong, R. S., Venkataramani, V., Yang, M.. The double-edged sword of endorsing external ideas: Juggling competitive advantage and organizational compatibility concerns. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 2025, 189: 104417.
 89. Chowdhury, S., Dey, P., Joel-Edgar, S., Bhattacharya, S., Rodriguez-Espindola, O., Abadie, A., Truong, L.. Unlocking the value of artificial intelligence in human resource management through AI capability framework. *Human Resource Management Review*, 2023, 33(1): 100899.
 90. Gibson, C. B.. Elaboration, generalization, triangulation, and interpretation: On enhancing the value of mixed method research. *Organizational Research Methods*, 2017, 20(2): 193-223.
 91. Turner, S. F., Cardinal, L. B., Burton, R. M.. Research design for mixed methods: A triangulation-based framework and roadmap. *Organizational Research Methods*, 2017, 20(2): 243-267.
 92. Criscuolo, P., Dahlander, L., Grohsjean, T., Salter, A.. Evaluating novelty: The role of panels in the selection of R&D projects. *Academy of Management Journal*, 2016, 60(2): 433-460.
 93. Choudhary, V., Marchetti, A., Shrestha, Y. R., Puranam, P.. Human-AI ensembles: When can they work? *Journal of Management*, 2023, Advance online: 01492063231194968.
 94. Sun, S., Li, Z. A., Foo, M.-D., Zhou, J., Lu, J. G.. How and for whom using generative AI affects creativity: A field experiment. *Journal of Applied Psychology*, 2025, 106(4): 542-559.
 95. Kapadia, C., Melwani, S.. More tasks, more ideas: The positive spillover effects of multitasking on subsequent creativity. *Journal of Applied Psychology*, 2021, 106(4): 542-559.
 96. Van Knippenberg, D., De Dreu, C. K. W., Homan, A. C.. Work group diversity and performance. *Annual Review of Psychology*, 2004, 55: 515-541.

Inspiration or Shortcut? The Effect of Generative Artificial Intelligence Usage on Employee Creative Performance in Human-AI Interaction

Abstract: Drawing on the perspectives of technological constructivism and human–AI interaction theory, this research examines two distinct approaches in the use of generative artificial intelligence (GAI) and analyzes how these approaches shape the impact of GAI use on creative performance. We conducted three studies across seven independent samples. Study 1 developed and validated a measurement scale for the inspiration–shortcut usage approach. Study 2, situated in a general organizational context, employed a multi-source, multi-wave survey design and incorporated objective backend data on AI usage from firms to test the theoretical model and hypotheses. Study 3 implemented an experimental design in a specific task context, manipulating AI usage and participants’ usage approach during a real-world creative task to establish causal relationships and compare differences in subjective process perceptions and objective behavioral characteristics across the two approaches. Overall results showed that usage approach significantly moderated the indirect effect of AI use on creative performance via idea generation—this indirect effect was stronger when the inspiration approach was higher, whereas the shortcut approach attenuated the effect. Experimental findings further revealed that, compared with the shortcut approach, the inspiration approach induced greater cognitive engagement and deeper interaction. This research uncovers the mechanisms and boundary conditions of human–AI collaborative creativity, offering theoretical insights and practical guidance for managing employee innovation in the era of AI.

Keywords: generative artificial intelligence, inspiration approach, shortcut approach, idea generation, creative performance

作者：李育辉，薛嘉欣

作者简介：李育辉，中国人民大学劳动人事学院教授、人工智能治理研究院研究员，博士，研究方向为数智化管理、组织行为与人才创新；薛嘉欣，中国人民大学劳动人事学院博士研究生，研究方向为组织行为与人力资源管理。

基金资助：国家自然科学基金项目（72371242，72471233）资助。