

# 人工智能使用对员工双元创新的影响研究

## THE IMPACT OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE ON DUAL INNOVATION AMONG EMPLOYEES

刘莉<sup>1\*</sup>, 裴希<sup>2</sup>

Li Liu<sup>1\*</sup>, Xi Xi<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>泰国博仁大学

<sup>1,2</sup>Dhurakij Pundit University, Thailand

Received: March 3, 2025 / Revised: May 13, 2025 / Accepted: May 27, 2025

### 摘要

本研究旨在探讨人工智能（AI）的使用如何影响员工的开发式创新和探索式创新，并进一步分析愉悦情绪在其中的中介作用。基于认知评价理论和情感信息理论，本研究提出人工智能的使用能够提高员工的工作效率从而引起员工的积极评价，促进愉悦情绪，但是这种情绪可能会使员工对人工智能产生依赖，不利于双元创新的发展。通过对企业员工的问卷调查与实证分析，结果表明 AI 技术的使用对开发式创新和探索式创新均具有显著正向影响。然而，通过愉悦情绪对开发式创新的负向影响不显著，但对探索式创新的负向影响显著。研究表明，AI 技术有助于提升员工双元创新能力，但其带来的愉悦情绪可能降低员工的探索意愿。因此，企业应优化 AI 赋能机制，增强员工的探索式创新动机，以充分发挥 AI 的双元创新促进作用。本研究不仅拓展了认知评价理论在创新领域的适用范围，也为情感信息理论关于情绪对信息加工风格的情境依赖性与适应性功能提供了实证支持，挑战了积极情绪必然带来正向作用的传统认知，为后续探讨情绪的多样性功能提供了理论基础。

**关键词：**人工智能使用 愉悦 开发式创新 探索式创新

\*Corresponding Author: Li Liu  
E-mail: joyly0807@163.com

## Abstract

This study aims to explore how the usage of Artificial Intelligence (AI) affects employees' exploitative and exploratory innovations, and further analyze the mediating role of positive emotions in this process. Based on the cognitive appraisal theory and the feelings-as-information theory, the study proposes that AI usage can enhance employees' work efficiency, leading to positive evaluations and promoting positive emotions. However, these emotions may result in employees' dependency on AI, which could hinder the development of dual innovation. Through a questionnaire survey and empirical analysis of employees in enterprises, the results indicate that the use of AI technology has a significant positive impact on both exploitative and exploratory innovations. However, while the negative impact of positive emotions on exploitative innovation is not significant, it has a significant negative impact on exploratory innovation. The study suggests that AI technology contributes to the enhancement of employees' dual innovation capabilities, but the positive emotions it induces may reduce employees' willingness to explore. Therefore, enterprises should optimize AI empowerment mechanisms and strengthen employees' motivation for exploratory innovation to fully leverage AI's potential in promoting dual innovation. This study extends the application of the cognitive appraisal theory to the domain of innovation and provides empirical evidence for the context-dependent and adaptive functions of emotions within the framework of the feelings-as-information theory. It challenges the conventional view that positive emotions always produce favorable outcomes and lays a theoretical foundation for future exploration of the multifaceted roles of emotions.

**Keywords:** AI Usage, Joy, Exploitative Innovation, Exploratory Innovation

## 引言

### 研究背景

创新是企业打造核心竞争力的关键决定因素，然而，传统的创新研究未对创新的程度进行明确要求，改进现有流程与产生全新技术都被视为创新的实现形式，无法解释小适应和重大突破的差异 (Halinski et al., 2025)。鉴于此，学者们在组织环境中提出了双元创新的概念，将创新分为开发式创新和探索式创新两个维度。其中，开发式创新是指利用已有的知识、技术等资源对业务流程和产品质量进行升级和改进，探索式创新是指对新知识、新技术的探索，实现原创技术和关键核心技术的突破 (Koryak et al., 2018)。企业开展双元创新活动既可以实现短期收益又可以保证企业的可持续发展，保持双元性是新时代下的企业创新战略的选择。员工作为企业发展的基石，对个体层面探索和开发的追求被认为是实现组织层面双元性的关键微观基础 (Mom et al., 2019)，能够自下而上地实现组织的双元创新 (Boemelburg et al., 2023)。

与此同时，人工智能通过机器学习和数据分析等先进技术，推动了技术的变革、产业的升级和市场需求的变动，导致了产品市场生命周期的不断缩短，加速了创新的周期，使得全球竞争格局更为激烈、商业环境更加不确定性 (Borges et al., 2021)。在此背景下，如何充分利用人工智能推动企业的双元创新成为企业取得关键核心技术突破、实现有效实现企业转型升级以及适应不断变化的战略要求。

然而，随着人工智能技术在企业各个领域的不断渗透，人机协作成为新的组织模式，员工对人工智能的态度也从初期的怀疑、抗拒向积极乐观转变，逐渐将其视为增强自身工作能力和扩展身份的工具 (Eshraghian et al., 2025)。值得注意的是，虽然人工智能能够通过利用个性化数据、深度学习、自然语言处理和机器学习等技术，提高员工的工作效率，使其能够释放出更多的时间和精力用于创新和核心业务，为员工的双元创新提供了必要的认知和资源支持。但是，这种技术赋能的同时，也带来了新的挑战，研究发现员工越来越依赖于人工智能进行日常工作 (Tang et al., 2023; Kanbach et al., 2024)，过度依赖可能限制员工的独立性和创造性 (Fügener et al., 2021)，从而抑制双元创新的实现。研究表明，对大规模语言模型获取信息的过度依赖可能减少员工对开放知识共享平台的参与，从而降低新知识和创意的产生 (Burton et al., 2024)。这表明，人工智能在工作场所的使用既可能成为员工创新的驱动力，也可能因其强大的辅助能力导致创新惰性，对双元创新产生负向影响。

综上，人工智能在工作场所的使用对员工双元创新的影响既存在积极的作用也存在消极的作用。然而，当前的研究并未对此进行系统的阐述，特别是当员工逐步适应并积极适应接受该技术后，其对人工智能的使用究竟是强化了创新能力，还是加深了对技术的依赖，并未得到充分探讨。因此，本研究整合了认知评价理论和情感信息理论，以愉悦 (JOY) 情绪为中介变量进行分析。认知评价理论 (Lazarus, 1991) 认为，员工对人工智能的积极认知评价会使员工产生愉悦情绪，从而进一步影响个体的行为倾向。情感信息理论 (Frijda, 1993) 进一步指出，愉悦不仅是员工对人工智能认知评价的结果，也是作为信息来源影响个体的创新决策，其中，积极情绪通常与“自上而下”处理方式相关，这种方式依赖于已有的知识结构和经验，唤起一种轻松、有趣的任务方式，往往暗示不需要付出更多的努力，从而对开放式创新产生积极影响，但是抑制探索式创新的发展。

## 研究目的

本研究中人工智能在工作场所的广泛使用改变了员工的工作模式和工作内容，因此，人工智能使用作为情境事件与员工的目标息息相关。当员工将人工智能使用视为有助于自身实现目标时，会使员工产生积极的情绪，但是当员工认为人工智能使用影响自身岗位安全问题时，消极情绪会产生。不同情绪的产生会对员工产生不同的创新倾向，从而影响员工的双元创新。

因此,本文基于认知——情绪路径模型,探讨人工智能技术如何通过愉悦情绪影响员工的开发式创新和探索式创新。通过这一研究框架,旨在厘清人工智能技术使用在员工双元创新中的作用机制,并提供更系统的理论支持,以帮助企业更有效地利用人工智能技术促进员工的双元创新能力。

## 文献综述

### 认知评价理论

根据 Lazarus (1991) 的认知评价理论,情绪的生成包括两类关键评价:初级评价和次级评价。在初级评价阶段,个体首先判断情境与自身目标的关联性及重要性,如果情境有利于目标实现,则引发积极情绪,若与目标冲突,则引发消极情绪。在次级评估阶段,个体针对情境对自我身份、道德价值或其他个人目标的影响,引发不同类型的特定情绪,从而影响情绪的强度和持续性,由责任归因、应对潜力和未来期望三部分组成。其中责任归因是评估事件的责任或功劳归属于谁,应对潜力是评估个体是否有能力改变情境,未来期望是评估情境是否会改善或恶化,影响情绪的持续性和强度,对未来持乐观预期可缓解消极情绪,对未来发展感到不确定或悲观可能加剧情绪负面效应 (Smith & Lazarus, 1993)。人工智能的使用改变了员工的工作方式、职业路径和技能要求。人工智能既能提高工作效率 (Jia et al., 2024),也可能带来身份威胁、信息过载、隐私安全等问题 (Luo et al., 2021),这些情境与员工的目标密切相关,因此员工情绪的产生受到其对技术引入的不同评价影响。愉悦情绪来源于员工对人工智能与自我目标一致的积极评估,并且,当员工认为人工智能是推动成就的重要工具,并相信自己能通过学习新技术应对挑战时,这种愉悦情绪会持续和加强。认知评价理论还指出,情绪的多维度评估机制(如愉悦性、控制感)解释了不同情绪在决策情境中所产生的差异化的思维方式和行为倾向 (So et al., 2015)。

### 情感信息理论

情感信息理论主张情绪不仅仅是主观体验,更是判断和决策中的重要信息来源 (Schwarz, 2012)。该理论认为积极情绪传达出当前情境“良好”的信号,通常与“自上而下”处理方式相关,依赖已有的知识结构和经验,更加宽松、不拘小节,因此有助于创造性思维和创新。然而,这种方式可能导致忽略细节和过度依赖既有的知识。相比之下,消极情绪则传递出“潜在威胁”的信号,促使个体采取“自下而上”的处理方式,更关注当前信息的细节与精确性。这种处理方式有助于系统化的思维和审慎的决策,以应对潜在的风险。Isbell et al. (2013) 进一步指出情绪对信息加工风格的影响并非固定,而是取决于当前的认知倾向和情绪线索所传递的信息,即同一种情绪(如愉悦)在不同情境中发挥不同的作用。

## 研究假设

现有研究从多种视角分析了人工智能对创新的影响,但大多集中于单一维度变量的创新研究,缺乏对探索式与开发式创新的综合分析。例如,人工智能能够提高员工的工作效率,使其专注于更高层次问题的解决,且人工智能支持的工作自主性和复杂性的特征也能提升员工的创新能力(Jia et al., 2024)。但是,人工智能日益复杂化可能导致员工难以解释其决策结果,高工作技能要求与复杂问题可能引发员工(尤其是低技能的员工)的挫败感,从而抑制其创新能力(Verma & Singh, 2022)。可见,人工智能在促进员工创新方面既具有潜力,也存在局限性。然而,不同程度的创新所需的认知和资源是不同的,且单一维度的创新不能解释小适应和重大突破之间的差异。因此,区分人工智能在不同维度的创新路径及影响机制是必要的。尽管少数学者从技术角度出发,探讨了人工智能整合能力优化现有知识组合以促进开发式创新,但在全新创新生成方面表现有限(Lee & Chung, 2024)。因此,本研究基于认知评价理论和情感信息理论探讨愉悦在人工智能使用对员工开发式创新和探索式创新的中介作用。

### 人工智能使用对员工双元创新的影响

员工双元创新是指员工在其工作角色中将利用既有能力资源与探索新能力领域相结合的行为表现,包括开发式创新和探索式创新两个维度(Mom et al., 2019)。开发式创新聚焦于现有资源的开发和现有程序的优化和改进,致力于现有工作任务效率的提升,实现的难度和风险相对较小,对知识结构的要求相对较低(Boemelburg et al., 2023)。人工智能技术的使用能够帮助员工有效地塑造流程,并提高个人绩效(Tang et al., 2023),为员工的开发式创新提供了时间、知识、技术等资源支持。

探索式创新代表着一种对资源要求很高的努力,与开发式创新不同,需要员工在创新过程的每个阶段投入大量资源,但能够收获更大的收益,有利于长期目标的实现(Boemelburg et al., 2023)。人工智能技术依托其庞大的数据池和跨领域知识储备、先进的算法以及强大的技术能力,成为辅助人类完成重要复杂工作任务的“身份拓展工具”(Eshraghian et al., 2025),形成一种新的人类与机器互惠的人机协作模式(Te’eni et al., 2023),使得员工可以在这种互惠关系中,提升工作效率,并且能为员工提供新的分析洞察力,扩展员工的专业专长,释放出员工的创造力和决策能力(Kanbach et al., 2024)。基于以上分析,本文提出如下假设:

H1a: 人工智能使用正向影响员工开发式创新

H1b: 人工智能使用正向影响员工探索式创新

### 人工智能使用对愉悦的影响

愉悦是一种复杂的积极情绪状态,涉及安全感、自由感和轻松感,是个体对情境事件的初级评估,通过个体对当前经历与自身身份、价值观之间的“恰到好处的契合”的感知而产生的,源于目标的一致性的评价,常激励个体进一步追求与目标一致的情境或体验(Tan & Titova, 2024)。

根据认知评价理论,初评阶段,人工智能在员工工作任务中的高效性增强了员工对工作的掌控感和成就感,被认为是推动目标达成的重要工具,从而使员工产生愉悦情绪(Lazarus, 1991)。次评阶段,员工的愉悦情绪源于个体在使用人工智能时感到目标达成或成就感,员工会将成功的结果归于自己对人工智能的使用,愉悦的强度会增加。并且,频繁使用增强型人工智能能够促进员工的知识获取和任务表现(Shao et al., 2024),让员工在挑战的工作中体验到掌握新技术带来的成就感和兴奋感,带来更强的愉悦感(Verma & Singh, 2022)。基于上述分析,本文提出如下假设:

H2: 人工智能使用正向影响员工愉悦情绪

### 愉悦对双元创新的影响

员工的双元创新可以分为开发式创新和探索式创新,二者在需求和动机上存在着显著的差异。开发式创新侧重于对现有资源的深化利用和对现有程序的优化和改进,旨在提升现有的工作效率(Mom et al., 2019)。这类创新通常伴随着较低的实施难度和风险,对员工的知识结构要求相对较低,主要受到外部动机的驱动(Boemelburg et al., 2023)。

基于认知评价理论和情感信息理论,员工的愉悦感知来自于人工智能的使用使其预期的任务结果得以实现或正朝着目标顺利推进。这种愉悦的体验唤起了员工轻松、有趣的工作态度,暗示当前情境可以依赖直觉和经验进行分析处理(Tan & Titova, 2024)。这种分析方式依赖于已有的知识和经验,使员工倾向于通过类比和联想整合跨领域信息,识别更多解决问题的潜在方案,从而优化现有的工作流程(Forgas & George, 2001)。然而,愉悦对信息加工的处理方式不是固定的,还取决于该情绪线索所传递的信息(Isbell et al., 2013)。人工智能能够通过庞大的知识库,对特定领域的深层次理解和知识整合,对现有的资源进行优化,并且能够通过数据分析、模式识别和自动化,执行复杂任务(Davenport et al., 2020),不仅自动执行了优化工作流程的开发式创新任务,甚至在增量创意生成方面也展现出巨大的潜力(Lee & Chung, 2024)。在人工智能使用情境下,愉悦唤起了员工更为轻松的任务目标感知以及算法欣赏,暗示不需要付出过多的努力且只要使用人工智能就能提高效率。然而,研究表明,对人工智能的过度依赖会限制员工的独立性和创造性(Lebovitz et al., 2021),从而抑制员工的开发式创新。

另一方面,探索式创新则关注新想法、新产品和新服务的产生,强调对现有管理和知识边界的突破,其实现过程通常面临着更高的难度和风险,需要员工投入更多的认知和资源(Mom et al., 2019)。然而,愉悦向员工传递了当前任务情境是安全且轻松的信号,暗示不需要通过付出过多的努力就能达成目标,从而降低了员工对现有路径的质疑与突破,使员工过度依赖既有资源和知识框架,进而抑制其对新想法和未知领域的探索(Schwarz, 2012)。尽管部分学者提出愉悦能够通过拓展思维和行为模式,促进其对新知识的获取(Johnson, 2020),但是这种积极的作用大多发生在个体面临目标实现变得困难的情境中。在此背景下,愉悦能够通过增强员工面对未来障碍时的心理韧性,激励个体坚持长期目标的动力(King, 2020)。然而,人工智能不仅能够自

动执行标准化任务, 还能够通过模拟人类的认知功能, 执行需要人类判断的复杂任务 (Davenport et al., 2020), 往往进一步加深了体验愉悦的员工对目标任务轻松性的认知, 从而降低其对探索新方法与主动学习新知识的需求, 抑制探索式创新的产生。基于上述分析, 本文提出如下假设:

H3a: 愉悦负向影响员工开发式创新

H3b: 愉悦负向影响员工探索式创新

### 愉悦的中介作用

根据认知评价理论, 愉悦产生于员工对人工智能使用的目的一致性的认知评价。由于人工智能的使用能够有效地提高员工的工作效率并辅助员工完成复杂性任务, 使员工产生“恰到好处的契合感”。体验愉悦情绪的员工进一步激励其追求与目标一致的情境或情感体验 (Tan & Titova, 2024)。当人工智能优化了员工的工作流程并降低工作复杂度时, 有效减轻了员工的认知负担 (Jia et al., 2024), 进一步唤起其轻松、有趣、安全、自由的任务感知 (Tan & Titova, 2024), 使员工认为不需要付出过多的努力就能达到优化流程、提高工作绩效的目标。根据情感信息理论, 愉悦的情绪通常会促进员工“自上而下”的信息处理方式, 这种加工依赖于个体已有的知识结构和先前经验, 从而抑制员工的创新意愿和创新思维。人工智能的功能性特征能够自动完成深度优化的工作, 逐渐成为员工的身份拓展的工具, 使其越来越依赖于使用人工智能快速完成工作任务 (Eshraghian et al., 2025) 从而抑制了员工的创新意愿, 不利于开发式创新。

另一方面, 相比于开发式创新, 探索式创新关注的是新知识和技术的开发, 具有高风险和收益高不确定的特点, 需要员工投入更多的认知和资源 (Mom et al., 2019)。在人工智能技术的使用情境下, 员工因人工智能带来的便利性和高效性体验到较高的愉悦感, 这种愉悦的情绪可能削弱员工对新知识和技能的吸收意愿, 抑制在探索式创新中对不确定性的尝试和突破。基于上述分析, 本文提出如下假设:

H4a: 人工智能使用通过愉悦负向影响员工开发式创新

H4b: 人工智能使用通过愉悦负向影响员工探索式创新

综合上述研究假设, 得出本研究的理论模型, 见图 1。

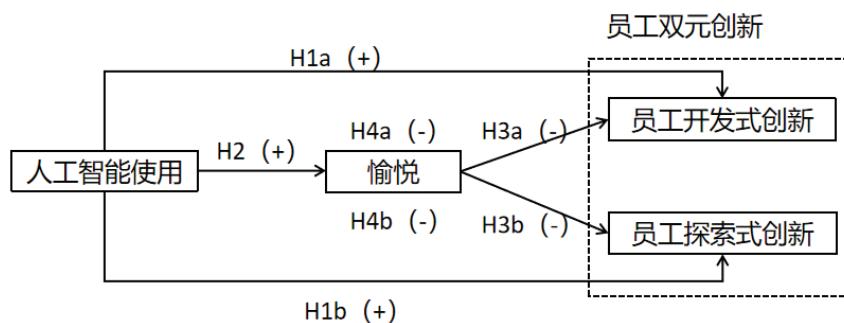


图 1 研究框架图

## 研究方法

### 样本选取及数据

本研究采用的是便利抽样的方法，通过问卷调查收集数据，以中国使用人工智能技术辅助工作的企业员工，尤其是从事广告创意、设计、动画制作等需要高水平创意和创新的职业作为的群体作为研究对象，通过问卷星平台的大样本池进行问卷发布和数据收集。问卷星作为中国领先的在线问卷调查平台，具备丰富的样本资源与强大的数据收集能力，其样本池覆盖多个行业与岗位，尤其是创新型和技术密集型工作领域。问卷均以匿名的形式填写，数据收集从 2024 年 6 月 18 日至 2024 年 11 月 8 日，共回收 560 份问卷，剔除了不符合研究条件的问卷（如时间短于 3 分钟或长于 25 分钟），最终保留了 467 份有效问卷，有效率为 83.39%，为后续的分析提供可靠的数据基础。

有效样本中，男女比例较为均衡（男性 48.2%，女性 51.8%）；90 后和 80 后占 76.6%，说明被试者主要是企业的中坚力量；大专及以上学历占 95.5%，整体受教育水平较高；工作经验普遍在 2 年以上，具备对自身能力的清晰认知。行业分布广泛，基层员工占 61.5%，高层管理者仅 2.6%，符合人工智能技术在基层及中层岗位的渗透趋势。AI 技术使用频率较高，每日使用时长少于 1 小时者仅 9.2%，增强了研究的相关性。

### 测量工具

本研究根据反向翻译原则对参考的英文量表进行翻译，再根据本研究的应用情境和研究目的进行修改后，形成本问卷的量表题项。具体而言，作者邀请了两名有欧美留学经历的管理学博士将英文题项翻译成中文，再邀请另两名中国管理学博士把之前翻译好的中文再译回英文，然后将两个翻译版本进行对比，对差异内容进行讨论和修改。通过多次重复的“翻译——回译”，使中英文版本的内容表述一致，从而获得本研究变量的初始中文题项，过程中邀请专家学者进行指导。相关变量的题项共计 24 题，题项总量适中。各量表均采用 Likert 五点积分。

人工智能使用参考 Tang et al. (2022) 的量表内容，包括“我使用人工智能技术来完成大部分的工作任务”等 3 个题项。愉悦参考 Sun et al. (2022) 借鉴的 Watson 和 Clark (1994) 开发的量表，包括“人工智能的使用让我感到高兴”，“当人工智能能够有效辅助我完成工作任务时，我感到欣喜”等 7 个题项。双元创新包括开发式创新和探索式创新两个维度，本文借鉴 Mom et al. (2009) 开发的量表，其中，开发式创新包括“我参与自己积累了丰富经验的工作”等 7 个题项，探索式创新包括“我在寻找新的服务、产品、流程或市场的可能性”等 7 个题项。

## 研究结果

### 信效度分析

本研究对量表的信度  $\alpha$  值进行检验, 结果显示, 人工智能使用的 Cronbach's  $\alpha$  系数为 0.688, 接近于 0.7, 由于题项较少, 是可以接受的 (Tavakol & Dennick, 2011)。愉悦、开发式创新和探索式创新的 Cronbach's  $\alpha$  分别为 0.917、0.907、0.836, 均大于 0.7, 具有良好的测量信度。

本研究的所有题项在其测量构念上的标准化因子载荷都在 0.01 水平上显著, 且大部分的值均大于 0.4, 说明具有良好的聚合效度。同时, 本研究利用 MPLUS 8.0 采用逐步合并潜变量的方式, 通过比较不同因子模型的拟合指标来检验潜变量间的区分效度。检验结果如表 1 所示, 四因子的拟合指标表现最佳, 说明潜变量之间具有显著的区分效度。

表 1 模型比较汇总表

模型	$\chi^2$	DF	$\chi^2/DF$	RMSEA	CFI	TLI	SRMR
四因子	381.730	246	1.551	0.034	0.965	0.961	0.043
三因子	388.515	249	1.560	0.035	0.964	0.960	0.043
二因子	1649.895	251	6.573	0.109	0.638	0.602	0.150
一因子	1933.505	252	7.672	0.120	0.564	0.523	0.154

### 相关性分析

本研究采用 MPLUS 8.0 对问卷收集的数据进行分析, 变量之间的相关性检验结果如表 2 所示, 人工智能技术使用 (AIA) 与愉悦 (JOY)、员工开发式创新 (EEI)、员工探索式创新 (EXI) 均显著相关, 且相关系数均小于 0.6, 可忽略共线性问题。

表 2 相关性分析

变量	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
AIA	1										
JOY	0.442**	1									
EEI	0.309**	0.086	1								
EXI	0.278**	0.035	0.758**	1							
GENDER	0.038	0.082	0.08	0.007	1						
AGE	0.011	-0.039	0.042	0.032	0.061	1					
EL	0.066	0.071	0.016	-0.077	0.026	0.044	1				
WE	0.018	-0.024	0.104*	0.042	0.064	0.834**	0.097*	1			

表 2 相关性分析 (续表)

变量	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
INDUSTRY	0.088	0.119*	0.024	-0.082	-0.003	-0.072	0.116*	0.006	1		
POSITION	0.029	0.084	0.051	0.015	0.075	0.247**	0.124**	0.254**	0.035	1	
DAIT	0.042	-0.063	.098*	0.108*	0.103*	-0.020	0.031	-0.024	0.047	-0.046	1

注: \* $p < 0.05$ , \*\* $p < 0.01$ , \*\*\* $p < 0.001$ , N = 467

AIA = Application of Artificial Intelligence 人工智能使用, JOY 愉悦

EEI = Employees' Exploitative Innovation 员工开发式创新

EXI = Employees' Exploratory Innovation 员工探索式创新

GENDER 性别。AGE 年龄。EL = Education Level 最高学历。WE = Work Experience 工作年限。

INDUSTRY 行业性质。POSITION 职位。

DAIT = Daily AI Usage Time 每日使用人工智能技术的时间。

### 假设检验

#### 主效应检验

本文采用了 Bootstrap 方法进行参数标准误的估计及偏差矫正置信区间的计算。本研究执行了 1000 次 Bootstrap 抽样, 以应对可能存在的样本分布偏差和模型复杂性。检验结果如表 3 所示, 表明人工智能技术使用对员工的开发式创新 ( $\beta = 0.368, p < 0.01$ ) 和探索式创新 ( $\beta = 0.371, p < 0.01$ ) 的路径系数在多次抽样中均保持显著, 且偏差校正后的置信区间未跨过零。因此, 假设 1a 和假设 1b 均得到支持。

表 3 主效应检验结果

路径	标准化系数 ( $\beta$ )	标准误 (S.E.)	t 值	置信区间 (2.5%-97.5%)
AIA → EEI	0.368***	0.068	5.391	[0.237, 0.497]
AIA → EXI	0.371***	0.067	5.559	[0.243, 0.497]

注: \* $p < 0.05$ , \*\* $p < 0.01$ , \*\*\* $p < 0.001$ , N = 467

AIA = Application of Artificial Intelligence 人工智能使用。

EEI = Employees' Exploitative Innovation 员工开发式创新。

EXI = Employees' Exploratory Innovation 员工探索式创新。

#### 中介效应检验

本研究利用 MPLUS 8.0 软件通过 Bootstrap 方法, 通过 2000 次可重复随机抽样估计出间接效应的无偏置信区间。检验结果如表 5 所示。人工智能技术使用对愉悦情绪的正向作用非常显著 ( $\beta = 0.525, p < 0.001$ ), 假设 2 得到支持。愉悦对员工开发式创新的负向影响显著 ( $\beta = -0.139$ ,

$p < 0.05$ ), 假设 3a 得到支持。愉悦对员工探索式创新的负向影响显著 ( $\beta = -0.155, p < 0.05$ ), 假设 3b 得到支持。人工智能技术使用通过愉悦对员工开发式创新的负向影响不显著 ( $\beta = -0.073, p = 0.054$ , 置信区间经过零), 假设 4a 未得到支持。但是, 人工智能技术使用通过愉悦对员工探索式创新的负向影响显著 ( $\beta = -0.082, p = 0.041$ , 置信区间未经过零), 假设 4b 得到支持。

表 5 中介效应检验结果

路径	标准化系数 ( $\beta$ )	标准误 (S.E.)	P 值	置信区间 (2.5%-97.5%)
AIA → JOY	0.525***	0.056	0.000	[0.416, 0.635]
JOY → EEI	-0.139*	0.064	0.031	[-0.265, -0.013]
JOY → EXI	-0.155*	0.069	0.024	[-0.290, -0.020]
AIA → EEI	0.450***	0.092	0.000	[0.271, 0.630]
AIA → EXI	0.455***	0.093	0.000	[0.274, 0.637]
AIA → JOY → EEI	-0.073	0.038	0.054	[-0.147, 0.001]
AIA → JOY → EXI	-0.082*	0.041	0.045	[-0.161, -0.002]

注: \* $p < 0.05$ , \*\* $p < 0.01$ , \*\*\* $p < 0.001$ , N = 467.

AIA = Application of Artificial Intelligence 人工智能使用。 JOY 愉悦。

EEI = Employees' Exploitative Innovation 员工开发式创新。

EXI = Employees' Exploratory Innovation 员工探索式创新。

本研究中总共提出 7 个假设, 经过实证检验, 绝大部分假设得到支持, 假设 4a 人工智能通过愉悦对员工开发式创新的负向影响不显著。具体研究假设结论如图 2 所示。

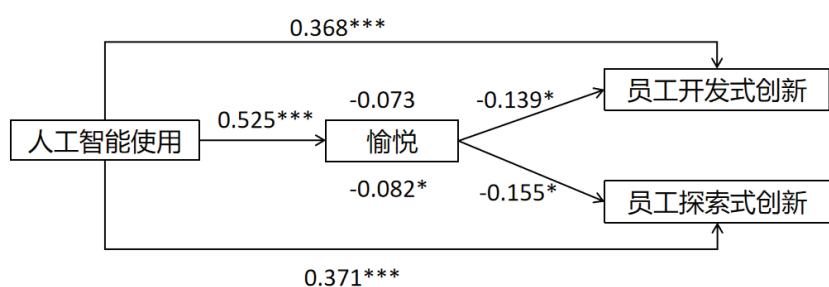


图 2 研究结果图

注: \* $p < 0.05$ , \*\* $p < 0.01$ , \*\*\* $p < 0.001$

## 讨论

员工的双元创新是自下而上实现企业创元创新的最佳路径，尤其是对于资源有限的中小企业，能够帮助企业适应不断变化的市场需求 (Mom et al., 2019)。人工智能在组织中的广泛应用改变了员工的工作模式和职业路径 (Ocal & Crowston, 2024)，从不程度上影响着员工的创新水平。因此，本研究首先探讨了人工智能使用对员工开发式创新与探索式创新的影响，检验结果表明，人工智能的使用对员工的开发式创新和探索式创新均产生了正向影响。这说明人工智能的辅助不仅提升了员工在现有知识和技能基础上的创新能力，还促进了他们对新方法、新技术的探索和突破，从而促进双元创新的实现，进一步验证了 Einola 和 Khoreva (2023) 提出的人工智能与人类协作能够弥补双方短板，优化决策和执行能力，为企业业提供更高效的创新解决方案的研究。

认知评价理论认为，情绪不仅是员工评价人工智能是否与自身目标相符的结果，还影响着员工后期的思维模式与行为倾向，但是无法完全解释对创新的影响。情感信息理论正好弥补了这一不足，提出情绪既是认知的信息源也是认知评价的结果，并且影响着员工的信息处理风格，帮助解释不同水平的创新。虽然人工智能的技术局限性会引发隐私安全、不公平等消极影响，但是人工智能的功能性特征使得员工对人工智能的态度由消极转向乐观 (Noy & Zhang, 2023)，更多地是将人工智能作为身份拓展的工具。因此本研究结合认知评价理论与情感信息理论，将愉悦作为中介变量解释人工智能使用对员工开发式创新与探索式创新的影响机制。检验结果表明，人工智能使用通过愉悦对员工开发式创新的负向影响不显著，但对员工探索式创新的影响显著。这一结论表明，尽管人工智能的使用虽然增强了员工的愉悦体验，但这种轻松的、自由的情绪状态降低了员工对新知识的探索意愿，以及对不确定性和风险的容忍度，不利于探索式创新，但对既有知识框架下的开发式创新不影响。一方面，人工智能使用通过愉悦对员工开发式创新影响不显著，虽然愉悦对开发式创新的直接负向影响显著，但其在人工智能使用与开发式创新之间的间接效应不显著，表明直接效应起主导作用，产生这一现象的原因可能是因为开发式创新侧重于对现有知识、技术和资源的优化和改进，其创新过程通常具有较高的结构性和确定性，这种相对明确的任务目标和路径使得开发式创新对情绪的依赖较低，因此愉悦在这个过程的中介作用不显著。这个结果也验证了人工智能本身就能促进开发式创新的结论 (Lee & Chung, 2024)。另一方面，人工智能使用通过愉悦对员工探索式创新的负向影响显著，这表明，人工智能使用带来的愉悦感可能让员工过于满足当前的创新成果或过于依赖人工智能技术带来的便利性，从而减少了对颠覆性创新即探索式创新的追求，该结论也与 Fügener et al. (2021) 提出的对人工智能的过度依赖容易抑制创新思维一致。

理论上，本文的研究结果不仅拓展了员工双元创新在数字资源背景下的理论，也为机人协作理论注入了新的内容。此外，本研究将认知评价理论和情感信息理论放到同一个框架下进

行讨论,不仅深化了认知评价理论对情绪反馈机制的解释力,还拓展了认知评价理论在创新领域的应用。与此同时,也为情感信息理论在双元创新领域的适用性提供新的理论视角,重新审视了积极情绪(如愉悦)在受到特定情境特征影响下的不同信息处理风格,不仅进一步验证了情绪对信息加工风格的影响的灵活性(情绪的影响并非固定,而是高度依赖于情境的特定需求)和适应性(情绪的存在是为了传递有关环境状态的信号,指导信息加工风格)(Isbell et al., 2013),还打破了传统理论中将积极情绪局限于正向作用的认知框架,为未来研究探索情绪的多样化功能提供了新方向。

实践上,本研究为企业在智能化转型中如何更有效平衡技术与激发员工创新潜力提供了重要的理论支持与实践参考。研究表明成功实施人工智能并有效促进员工双元创新的关键在于企业对员工的技术认知及情绪反应的充分理解,并辅以针对性的职业发展和培训策略,以避免员工对人工智能的过度算法欣赏而导致的过度依赖,从而抑制员工的创新思维,确保人工智能与员工角色在组织生态系统的协调发展。

## 总结

本文的研究结果揭示了人工智能使用对员工双元创新的不同影响。一方面,人工智能的使用能够促进员工的开发式创新和探索式创新。但另一方面,员工通过对人工智能技术使用的积极评估引发的愉悦情绪在一定程度上抑制了员工的探索式创新。因此,企业在推进人工智能赋能时,需要平衡人工智能带来的情绪体验,避免员工因满足感而过度依赖人工智能,从而减少探索式创新的驱动力。具体而言,企业可以通过培训和文化塑造,鼓励员工在使用人工智能辅助的同时,通过设定挑战性目标、鼓励风险试错以及强化反馈机制等方式,让员工保持创新的紧迫感和探索动力,增强他们对探索式创新的认知价值,以确保人工智能的使用能够成为员工促进双元创新的增强工具,从而自下而上地实现企业的双元创新,提高企业的竞争优势。

## 建议

今后的研究除了探讨员工的愉悦情绪外,还应分析员工在使用人工智能时的其他情绪以及边界条件,这样才能让企业更加立体、全面的了解员工对新技术使用的认知以及产生的特定情绪,以预测其创新倾向,从而采取针对性的培训或职业规划,促进组织的长远发展。

## References

Boemelburg, R., Berger, S., Jansen, J. J. P., & Bruch, H. (2023). Regulatory focus climate, organizational structure, and employee ambidexterity: An interactive multilevel model. *Human Resource Management*, 62(5), 701-719. <https://doi.org/10.1002/hrm.22155>

Borges, A. F. S., Laurindo, F. J. B., Spínola, M. M., Gonçalves, R. F., & Mattos, C. A. (2021). The strategic use of Artificial Intelligence in the digital era: Systematic literature review and future research directions. *International Journal of Information Management*, 57, 102225. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102225>

Burton, J. W., Lopez-Lopez, E., Hechtlinger, S., Rahwan, Z., Aeschbach, S., Bakker, M. A., Becker, J. A., Berditchevskaia, A., Berger, J., Brinkmann, L., Flek, L., Herzog, S. M., Huang, S., Kapoor, S., Narayanan, A., Nussberger, A. -M., Yasseri, T., Nickl, P., Almaatouq, A., . . . Hertwig, R. (2024). How large language models can reshape collective intelligence. *Nature Human Behaviour*, 8(9), 1643-1655. <https://doi.org/10.1038/s41562-024-01959-9>

Davenport, T., Guha, A., Grewal, D., & Bressgott, T. (2020). How Artificial Intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), 24-42. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00696-0>

Einola, K., & Khoreva, V. (2023). Best friend or broken tool? Exploring the co-existence of humans and Artificial Intelligence in the workplace ecosystem. *Human Resource Management*, 62(1), 117-135. <https://doi.org/10.1002/hrm.22147>

Eshraghian, F., Hafezieh, N., Farivar, F., & De Cesare, S. (2025). AI in software programming: Understanding emotional responses to GitHub Copilot. *Information Technology & People*, 38(4), 1659-1685. <https://doi.org/10.1108/ITP-01-2023-0084>

Forgas, J. P., & George, J. M. (2001). Affective influences on judgments and behavior in organizations: An information processing perspective. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 86(1), 3-34. <https://doi.org/10.1006/obhd.2001.2971>

Fügner, A., Grahl, J., Gupta, A., & Ketter, W. (2021). Will humans-in-the-loop become borgs? Merits and pitfalls of working with AI. *MIS Quarterly*, 45(3), 1527-1556. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2021/16553>

Frijda, N. H. (1993). The place of appraisal in emotion. *Cognition and Emotion*, 7(3-4), 357-387. <https://doi.org/10.1080/02699939308409193>

Halinski, M., Boekhorst, J. A., Allen, D., & Good, J. R. L. (2025). Creativity during threat to organizational survival: The influence of employee creativity on downsizing survival selection. *Journal of Management*, 51(3), 1033-1065. <https://doi.org/10.1177/01492063231216691>

Isbell, L. M., Lair, E. C., & Rovenpor, D. R. (2013). Affect-as-information about processing styles: A cognitive malleability approach. *Social and Personality Psychology Compass*, 7(2), 93-114. <https://doi.org/10.1111/spc3.12010>

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. <https://doi.org/10.5465/amj.2022.0426>

Johnson, M. K. (2020). Joy: A review of the literature and suggestions for future directions. *The Journal of Positive Psychology*, 15(1), 5-24. <https://doi.org/10.1080/17439760.2019.1685581>

Kanbach, D. K., Heiduk, L., Blueher, G., Schreiter, M., & Lahmann, A. (2024). The GenAI is out of the bottle: Generative Artificial Intelligence from a business model innovation perspective. *Review of Managerial Science*, 18(4), 1189-1220. <https://doi.org/10.1007/s11846-023-00696-z>

King, P. E. (2020). Joy distinguished: Teleological perspectives on joy as a virtue. *The Journal of Positive Psychology*, 15(1), 33-39. <https://doi.org/10.1080/17439760.2019.1685578>

Koryak, O., Lockett, A., Hayton, J., Nicolaou, N., & Mole, K. (2018). Disentangling the antecedents of ambidexterity: Exploration and exploitation. *Research Policy*, 47(2), 413-427. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2017.12.003>

Lazarus, R. S. (1991). Progress on a cognitive-motivational-relational theory of emotion. *American Psychologist*, 46(8), 819-834.

Lebovitz, S., Levina, N., & Lifshitz-Assaf, H. (2021). Is AI ground truth really true? The dangers of training and evaluating AI tools based on experts' know-what. *MIS Quarterly*, 45(3b), 1501-1526. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2021/16564>

Lee, B. C., & Chung, J. (2024). An empirical investigation of the impact of ChatGPT on creativity. *Nature Human Behaviour*, 8, 1906-1914. <https://doi.org/10.1038/s41562-024-01953-1>

Luo, X., Qin, M. S., Fang, Z., & Qu, Z. (2021). Artificial Intelligence coaches for sales agents: Caveats and solutions. *Journal of Marketing*, 85(2), 14-32. <https://doi.org/10.1177/0022242920956676>

Mom, T. J. M., Chang, Y. -Y., Cholakova, M., & Jansen, J. J. P. (2019). A multilevel integrated framework of firm HR practices, individual ambidexterity, and organizational ambidexterity. *Journal of Management*, 45(7), 3009-3034. <https://doi.org/10.1177/0149206318776775>

Mom, T. J. M., Van Den Bosch, F. A. J., & Volberda, H. W. (2009). Understanding variation in managers' ambidexterity: Investigating direct and interaction effects of formal structural and personal coordination mechanisms. *Organization Science*, 20(4), 812-828. <https://doi.org/10.1287/orsc.1090.0427>

Noy, S., & Zhang, W. (2023). Experimental evidence on the productivity effects of generative Artificial Intelligence. *Science*, 381(6654), 187-192. <https://doi.org/10.1126/science.adh2586>

Ocal, A., & Crowston, K. (2024). Framing and feelings on social media: The futures of work and intelligent machines. *Information Technology & People*, 37(7), 2462-2488. <https://doi.org/10.1108/ITP-01-2023-0049>

Schwarz, N. (2012). Feelings-as-information theory. In P. A. Van Lange, A. W. Kruglanski, & E. T. Higgins (Eds.), *Handbook of theories of social psychology: Volume 1* (pp. 289-308). SAGE Publications Ltd. <https://doi.org/10.4135/9781446249215.n15>

Shao, Y., Huang, C., Song, Y., Wang, M., Song, Y. H., & Shao, R. (2024). Using augmentation-based AI tool at work: A daily investigation of learning-based benefit and challenge. *Journal of Management*, 51(8), 3352-3390. <https://doi.org/10.1177/01492063241266503>

Smith, C. A., & Lazarus, R. S. (1993). Appraisal components, core relational themes, and the emotions. *Cognition and Emotion*, 7(3-4), 233-269. <https://doi.org/10.1080/02699939308409189>

So, J., Achar, C., Han, D., Agrawal, N., Duhachek, A., & Maheswaran, D. (2015). The psychology of appraisal: Specific emotions and decision-making. *Journal of Consumer Psychology*, 25(3), 359-371. <https://doi.org/10.1016/j.jcps.2015.04.003>

Sun, J., Wayne, S. J., & Liu, Y. (2022). The roller coaster of leader affect: An investigation of observed leader affect variability and engagement. *Journal of Management*, 48(5), 1188-1213. <https://doi.org/10.1177/01492063211008974>

Tan, C. S., & Titova, L. (2024). Enjoying the moment of joy: Culture and self during emotional experience. *The Journal of Positive Psychology*, 20(3), 1-12. <https://doi.org/10.1080/17439760.2024.2387338>

Tang, P. M., Koopman, J., Mai, K. M., De Cremer, D., Zhang, J. H., Reynders, P., Ng, C. T. S., & Chen, I. -H. (2023). No person is an island: Unpacking the work and after-work consequences of interacting with Artificial Intelligence. *Journal of Applied Psychology*, 108(11), 1766-1789. <https://doi.org/10.1037/apl0001103>

Tang, P. M., Koopman, J., McClean, S. T., Zhang, J. H., Li, C. H., De Cremer, D., Lu, Y., & 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. <https://doi.org/10.5465/amj.2020.1516>

Tavakol, M., & Dennick, R. (2011). Making sense of Cronbach's alpha. *International Journal of Medical Education*, 2, 53-55. <https://doi.org/10.5116/ijme.4dfb.8dfd>

Te'eni, D., Yahav, I., Zagalsky, A., Schwartz, D., Silverman, G., Cohen, D., Mann, Y., & Lewinsky, D. (2023). Reciprocal human-machine learning: A theory and an instantiation for the case of message classification. *Management Science*, 2023, 1-26. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2022.03518>

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. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2022.107215>

Watson, D., & Clark, L. A. (1994). Construction of the joviality, self-assurance, attentiveness, and serenity scales. In D. Watson & L. A. Clark (Eds.), *The PANAS-X: Manual for the positive and negative affect schedule-expanded form* (pp. 11-12). The University of Iowa.



**Name and Surname:** Li Liu

**Highest Education:** Doctoral Degree

**Affiliation:** Dhurakij Pundit University, Thailand

**Field of Expertise:** Innovation Management



**Name and Surname:** Xi Xi

**Highest Education:** Doctoral Degree

**Affiliation:** Dhurakij Pundit University, Thailand

**Field of Expertise:** Innovation Management