

DOI: 10.16538/j.cnki.fem.20260204.401

人工智能数字员工如何赋能绿色技术创新?

马丽娜, 周佳男

(吉林大学 商学与管理学院, 吉林 长春 130012)

摘要: 数字化绿色化协同转型时代, 人工智能数字员工作为兼具人工智能技术属性与员工社会属性的新型数字代理, 正逐步融入企业绿色创新实践。然而, 既有研究主要关注人工智能的技术属性, 尚未系统探讨人工智能数字员工对绿色技术创新的赋能机制。本研究以长三角与珠三角地区的智能制造企业为研究样本, 基于刺激—有机体—反应(SOR)理论、双元理论与动态能力理论, 探讨人工智能数字员工如何赋能绿色技术创新。结果表明, 人工智能数字员工对企业绿色技术创新具有促进作用; 人工智能数字员工会通过提升组织双元性与绿色动态能力, 进一步增强企业绿色技术创新水平; 员工AI素养与绿色结构资本越高, 人工智能数字员工对企业绿色技术创新的促进效应越强。研究揭示了人工智能数字员工赋能绿色技术创新的作用机制及边界条件, 也为智能制造企业利用人工智能数字员工实现绿色转型提供了理论依据与实践启示。

关键词: 人工智能数字员工; 组织双元性; 绿色动态能力; 员工AI素养; 绿色结构资本; 绿色技术创新

中图分类号: F270 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4950(2026)05-0075-18

一、引言

2025年9月, 湖北兴发第81号“数字员工”在“2025工业具身智能 TPT+UCS 落地应用成果展示大会”上正式亮相, 标志着人工智能数字员工在中国工业场景中的实质性落地。人工智能数字员工是组织在运营实践中引入的基于人工智能的虚拟代理系统, 能够理解、学习并执行人智能行为, 逐步承担类似员工的工作角色(Singh等, 2024)。人工智能数字员工兼具技术工具属性与类团队成员特质, 重塑了传统以人为中心的工作设计逻辑, 推动组织管理对象由单一人本主体向人机协同的复合主体转变(Huang和Gursoy, 2024; Wang和Zhang, 2025)。当前, 在资源供给日益紧张与环境承载接近极限的双重约束下, 智能制造企业正积极引入人工智能数字

收稿日期: 2025-08-18

基金项目: 国家自然科学基金项目(SKZ2023135); 吉林大学东北振兴发展专项研究课题(25DBZX09); 吉林大学国家发展与安全研究专项课题(GAY2025ZXY10); 中加学者交换项目(202406170210)

作者简介: 马丽娜(1975—), 女, 吉林大学商学与管理学院副教授, 博士生导师;

周佳男(2002—), 女, 吉林大学商学与管理学院博士研究生(通信作者, zhoujn23@mails.jlu.edu.cn)。

员工赋能绿色技术创新,以期实现数智化与绿色化协同发展(Shen和Zhang,2023;毛其淋和石步超,2024;Wang和Zhang,2025)。

然而,关于人工智能数字员工对绿色技术创新的作用机制,学术界尚未形成一致结论(Mancuso等,2025)。一方面,人工智能数字员工作为先进技术资源,有助于提升绿色知识搜索效率、优化绿色研发过程,从而促进企业绿色技术创新;另一方面,其高算力需求与资本密集特征亦可能推高能源消耗、挤占研发资源,从而对绿色创新形成结构性约束(王锋正等,2022;Mancuso等,2025),两种作用机制使人工智能数字员工在绿色技术创新领域呈现出“赋能”与“负能”的内在张力。本研究认为,仅从人工智能数字员工与绿色技术创新的二元关系出发,难以充分揭示其作用机制,作为一种高度情境依赖的数字技术资源,人工智能数字员工能否发挥其对绿色技术创新的赋能效应,关键取决于组织层面的能力重构与转化机制(Aurik等,2002;Clauss等,2021)。基于刺激—有机体—反应(SOR)理论,人工智能数字员工的采用作为外部刺激,打破了组织既有探索能力与利用能力的稳态格局,进而重塑组织二元性(Aurik等,2002);在此基础上,组织二元性所带来的知识积累与资源优势进一步整合、沉淀为面向环境目标的绿色动态能力,成为人工智能数字员工影响绿色技术创新的关键环节(戚聿东和徐凯歌,2024)。基于上述分析,人工智能数字员工通过促进组织二元性与绿色动态能力的形成,赋能企业绿色技术创新。进一步地,人工智能数字员工的有效运行依赖于人—机—组织的协同耦合:员工的AI素养决定了技术可用性与人机协作效率;组织的绿色结构资本影响人工智能能否在制度安排、业务流程与知识体系中被真正实现并持续发挥作用(蔡迎春等,2024)。因此,人工智能数字员工对绿色技术创新的影响受到多方情境因素的制约,亟待深入探讨“赋能”机制。

基于上述分析,本文基于刺激—有机体—反应(SOR)理论、二元理论与动态能力理论,引入组织二元性和绿色动态能力作为有因果的双中介变量,构建“人工智能数字员工—组织二元性—绿色动态能力—绿色技术创新”链式中介模型并进行实证检验,以求更为深刻地揭示人工智能数字员工对绿色技术创新的影响机制。同时,引入员工AI素养与绿色结构资本作为调节变量,以个体与组织双重视角揭示企业实现绿色技术创新的边界条件。本文的主要贡献在于:(1)解释了已有研究中关于人工智能数字员工对企业绿色技术创新影响效应的观点分歧;(2)揭示人工智能数字员工影响绿色技术创新的作用机制,丰富了SOR理论、二元理论与动态能力理论的相关研究;(3)揭示了人工智能数字员工赋能绿色技术创新的边界条件,补充了现有研究中关于员工个体特质和组织制度与结构对技术赋能效应异质性影响的不足。

二、理论基础与研究假设

(一)人工智能数字员工、人工智能技术与人类智能

人工智能数字员工与人工智能技术、人类智能之间有所差异,如表1所示。人工智能技术涵盖机器学习、深度学习与自然语言处理,侧重算法导向性、可扩展性与广适应性,强调技术的客观属性(马鸿佳等,2024);人类智能则指人类大脑所固有的感知、思维、情感、学习与创造能力,强调人类的社会属性(阎孟伟,2024);而人工智能数字员工基于人工智能技术构建的拟人化系统,融合了人工智能的技术属性与人类智能的社会属性,体现岗位替代性、任务协作性、服务持续性等特征(Le等,2025;Wang和Zhang,2025),标志着人工智能从单纯的“技术工具”向“组织成员”跃迁。

智能化与绿色化双重转型背景下,人工智能数字员工引发了学术界的广泛争议。替代视角认为,人工智能数字员工可能弱化甚至取代人类员工的角色(张志学和贺伟,2024),例如,富士康企业出现大规模“机器人替工”,大量岗位被自动化设备接管;互补视角则认为,通过整合人

类员工与数字员工的互补性优势,可实现价值共创与协同增效(李祥文等,2024)。从资源配置视角出发,乐观主义者认为人工智能数字员工可以为绿色技术创新提供技术与资源基础(Mancuso等,2025);相反,悲观主义者则担忧其高能耗、高复杂度与高操作门槛可能加剧绿色技术创新的资源紧张(成琼文和陆思宇,2023;Preist,2024)。综上,人工智能数字员工与绿色技术创新之间呈现出替代与互补、赋能与制约等多重张力,亟须在数智变革与绿色转型交汇的背景下进行探讨。

表1 人工智能数字员工与人工智能技术、人类智能的比较

	人工智能技术	人类智能	人工智能数字员工
内涵	包括机器学习、深度学习、自然语言处理等技术,以数据驱动的方式解决复杂任务	指人类大脑所具备的认知能力总和,包括感知、思维、情感、学习、推理、创造等	基于人工智能技术构建的高度拟人化系统,能够承担特定业务职能
属性	强调技术客观属性	强调社会主观属性	强调人工智能的技术属性和人类智能的社会属性
特征	作为技术赋能工具,其特征是算法导向、可扩展性强、适应范围广	作为人类的认知能力,存在人的主体性:自我意识与自由意识	作为拟人化执行体,其特征是岗位可替代、任务可协作、服务可持续

(二)人工智能数字员工与绿色技术创新

面对学术界关于人工智能数字员工与绿色技术创新关系的悖论,从“资源净效益”视角出发,人工智能数字员工不是对绿色技术创新的资源挤占,而是构建了一种资源再分配与再创造的动态机制。具体来讲,人工智能数字员工有望通过“技术促成效应”(Yang等,2022)和“人机协同机制”(李晓曼和陈丽,2024)实现资源增效,进而对绿色技术效率与绿色技术进步产生正向的净影响(Mancuso等,2025)。

首先,人工智能数字员工为智能制造企业的绿色技术创新提供了坚实的技术支撑。一方面,具备先进数据分析能力的人工智能数字员工能够高效采集与处理技术数据,优化既有绿色创新流程(Wan等,2021)。同时,基于实时监控的反馈机制、持续学习与知识更新机制,数字员工能够整合实时反馈与最佳实践,识别并纠正绿色技术创新过程中的资源配置低效问题(Mao等,2022),实现对既有绿色技术路径的迭代优化,进而显著提升绿色技术效率(Ardito,2023);另一方面,人工智能数字员工凭借其高阶识别与认知能力,能够精准监测工艺水平并优化工艺质量,同时识别绿色技术的新兴领域与潜在发展方向(Gao等,2022),从而强化绿色技术进步的内生动力(Tian等,2023)。此外,基于样本积累与模式学习,其算法模型可支持快速原型设计与技术仿真,从而降低试错成本,助力企业开展更具探索性的绿色技术创新实践(Ardito,2023)。

其次,人工智能数字员工为智能制造企业的绿色技术创新构建了高效的人机协同机制。一方面,凭借智能自动化能力,人工智能数字员工能够高效完成传统人力难以完成的筛选类与重复性任务,促使人类员工由执行者转向监督者,构建“AI执行—人类监督”的高效协作范式,从而显著提升绿色技术效率。同时,数字员工的介入释放了人类员工的时间与认知资源,使人力资本得以向绿色技术研发、低碳工艺创新等高附加值领域集聚(Wang和Zhang,2025),进一步推动绿色技术进步。另一方面,人工智能数字员工强化了组织内部的人机协同,数字员工能够提供高精度的数据支持,辅助人类员工识别潜在的绿色技术创新机会(Chowdhury等,2022);而人类员工则凭借其行业经验、技术洞察与绿色创造力,识别潜在技术突破,明确绿色创新方向(Luu,2022)。此外,数字员工所具备的信息整合与流程协调能力,有助于促进企业内部跨部门协作以及与供应链伙伴之间的知识共享,进而构建跨技术领域的协作机制(Al Halbusi等,

2025),有效突破绿色技术创新中的组织边界壁垒。据此,本文提出如下假设:

H1:人工智能数字员工对绿色技术创新具有正向影响。

(三)人工智能数字员工、组织二元性与绿色技术创新

组织二元性强调探索能力与利用能力的平衡与互补(曹勇等,2025)。探索能力指企业发现新市场机会、新技术趋势和潜在客户需求的能力,利用能力则指企业将现有资源、技术和知识转化为实际产品或服务的能力(刘景东等,2023)。二元理论指出,二者在资源配置与战略导向上相互制约(Cao等,2009),容易使组织陷入探索与利用的失衡状态(奉小斌和陈丽琼,2010)。过度重视探索能力或利用能力都可能带来负面影响:前者将导致资源配置效率低下与短期绩效损失,后者则加剧路径依赖与创新滞后(O'Reilly和Tushman,2013;曹勇等,2025)。基于二元理论,构建组织二元性不仅能缓解探索能力与利用能力之间的矛盾,还能避免组织因过度重视单一能力而产生的不良后果(O'Reilly和Tushman,2013)。

具体来讲,绿色技术创新本质上依赖探索能力与利用能力的协同推进:探索能力支撑企业对绿色技术前沿领域的突破,而利用能力确保绿色技术在既有实践中得以深化与扩展(Rothaermel和Deeds,2004)。基于刺激—有机体—反应(SOR)理论(Mehrabian和Russell,1974;梁卓等,2017),人工智能数字员工作为一种外部刺激,激活了组织内部“探索—利用”相互促进的杠杆效应,有望通过协调探索与利用之间的平衡与互补(奉小斌和陈丽琼,2010;曹勇等,2025),重塑组织二元能力结构,为企业绿色技术创新提供持续动能。

在探索维度上,人工智能数字员工具备模式识别、智能感知与复杂信息处理方面的优势(Gao等,2022),能够使企业更准确地识别可持续发展趋势与绿色技术演进,并通过辅助战略判断强化组织的探索导向。其自学习与情境适应能力亦使组织得以突破既有认知与流程惯性,在技术与认知层面实现对传统操作边界的延展,从而系统性提升企业在不确定领域的探索能力(Ardito,2023);在利用维度上,人工智能数字员工在数据分析、流程优化和业务自动化方面的能力(Wan等,2021),有助于持续优化既有绿色技术路径,通过减少流程冗余、提升绿色创新效率,加强企业对既有绿色技术能力的深化与利用。同时,其强大的趋势识别与信息整合能力进一步提升企业精准配置资源、深化技术应用与强化路径依赖优势的能力,从而增强组织的利用能力(Yang等,2021)。

更为重要的是,人工智能数字员工的引入,使组织的探索能力与利用能力突破传统的零和博弈假设与静态假设(王侃,2019),呈现出相互依赖、动态平衡的演化逻辑。探索能力通过知识积累与技术原型为利用能力提供基础输入,而利用能力在实践反馈中不断验证探索成果,使二者在组织学习过程中实现结构性“基因重组”(Aurik等,2002;肖丁丁和朱桂龙,2016)。基于二元理论,人工智能数字员工促成“以探索激活利用、以利用支撑探索”的双向杠杆效应(曹勇等,2025),强化组织二元性的形成与演进。进一步,组织二元性的增强不仅促进绿色技术探索,更通过提高技术吸收与迭代能力提升绿色技术创新的实现效率。基于SOR理论,人工智能数字员工驱动着组织二元能力的结构性调整,进而为绿色技术创新提供关键的能力基础(Mehrabian和Russell,1974)。基于上述分析,提出以下假设:

H2a:组织二元性在人工智能数字员工与企业绿色技术创新关系中发挥中介作用。

(四)人工智能数字员工、绿色动态能力与绿色技术创新

绿色动态能力被定义为企业在动态环境中持续感知和捕获绿色机会,并不断强化和拓展绿色能力以实现主动绿色转型(Zhang等,2020;Yi和Demirel,2023)。基于动态能力理论,现有研究普遍从“感知—整合—重构”三阶段出发,将绿色动态能力划分为环境感知能力、资源获取能力与资源重组能力三类(Chu等,2025)。尽管相关研究不断丰富,但整体仍呈现明显的“单视

角”特征:一方面,大多数研究聚焦于绿色动态能力的前置驱动,从机会警觉和资产编排视角探讨企业识别和捕获绿色机会的行动过程(许晖等,2024);另一方面,部分研究强调其后置效应,关注绿色动态能力对绿色创新、绿色绩效或可持续竞争优势的促进作用(邢丽云和俞会新,2020)。然而,鲜有研究将绿色动态能力置于链式中介框架中,以系统揭示其“前因—机理—后果”的完整逻辑链条。因此,本研究的关注在于:通过构建绿色动态能力,企业能否成功将新兴数字资源——人工智能数字员工,转化为绿色技术创新。

基于动态能力理论,企业仅具备新兴数字资源并不足以形成可持续绩效优势,其核心在于能否通过有效的能力配置机制将资源转化为价值(Teece,2007)。因此,绿色动态能力成为人工智能数字员工赋能企业绿色技术创新的关键枢纽。从动态能力的形成逻辑来看,人工智能数字员工的采用不仅意味着数字资源的引入,更代表着组织内部绿色动态能力构建基础的重塑,其对环境感知、资源整合与资产重组等能力维度具有重要影响。

首先,人工智能数字员工能够为企业提供高效、广泛且实时的信息输入渠道,促使企业与上下游伙伴开展绿色议题协作,快速获取环境问题、法规变动与绿色技术趋势等关键线索(Farzaneh等,2022)。这一过程提升了企业对外部环境变化的敏锐度,强化了环境感知能力(Ben Arfi等,2018)。其次,人工智能数字员工采用促进了组织内部跨部门流程的协同优化,使资源获取与整合更为高效,从而增强企业获取与调动绿色资源的能力。最后,具备绿色知识与技术理解能力的数字员工能更有效地支持资源重组、能力再配置与绿色资产的动态优化(Chu等,2025),进一步巩固绿色动态能力。随后,绿色动态能力的提升确保企业能够在绿色技术创新中及时捕捉机遇、快速重组资源并有效推进绿色技术的设计与迭代,提高绿色技术创新活动的成功率与可持续性(Chu等,2025)。综上,人工智能数字员工的采用不仅是数字化投入,更能持续推动企业绿色动态能力,进而成为企业实现绿色技术创新的重要机制。基于此,本文提出以下假设:

H2b:绿色动态能力在人工智能数字员工影响绿色技术创新的过程中发挥中介作用。

(五)组织二元性和绿色动态能力的链式中介作用

组织的探索能力与利用能力本质上均属于动态能力(曹勇等,2025),而绿色动态能力的构建依赖于二者的高水平二元化。首先,探索能力推动企业拓展跨界联结(如科研机构、供应链主体、监管部门与用户群体等),强化其对绿色技术变迁、政策导向与市场偏好的敏锐识别(Gao等,2022);利用能力则通过内部吸收、筛选与解释机制,将外部噪声提炼为可执行的信息,实现对绿色信号的精准捕捉。组织二元性使探索与利用协同运行,从而提升企业的环境感知能力(Gao等,2022)。其次,探索能力为企业多元绿色解决方案与潜在路径,而利用能力确保这些潜力得以转化为可实施的组织方案(刘景东等,2023)。二者的动态平衡强化了企业的资源获取能力,使组织更具备动员外部绿色资源与推进内部整合的条件。最后,在探索与利用活动的并行推进中,企业持续积累多源知识并发展跨边界整合能力,从而更有效地完成资源重组、流程再造与治理结构优化,促使绿色实践从暂时性动作转化为稳定性能力,实现绿色动态能力的内生累积(刘景东等,2023)。综上,组织二元性通过增强环境感知、资源获取与资源重组三类关键能力,形成推动绿色动态能力构建的关键机制。基于SOR理论,人工智能数字员工的引入成为这一机制的触发机制与动力源泉,即人工智能数字员工旨在通过塑造组织二元性并强化绿色动态能力,进一步促进企业绿色技术创新。由此,提出如下假设:

H2c:组织二元性与绿色动态能力在人工智能数字员工影响绿色技术创新的过程中发挥链式中介作用。

(六) 员工AI素养的调节作用

AI素养源自数字素养,指个体或群体在与AI技术互动中所需的知识、技能和能力(Polat等,2025)。现有文献对AI素养的研究总体遵循一个基本框架,核心内容涵盖对AI技术的认识、使用、评估以及伦理考量等维度(Polat等,2025):(1)认识AI:衡量员工对AI技术的识别和理解的能力;(2)使用AI:指有效使用AI并将AI工具成功融入工作生活的能力;(3)评估AI:指员工选择正确的AI应用、批判性地评价结果的能力;(4)对AI的伦理考量:指员工认识到与使用人工智能技术相关的责任并准确理解伦理问题的能力(Polat等,2025)。随着AI技术的不断发展,部分研究指出,人工智能数字员工的采用可能引发人类员工的心理不安与职业焦虑(Li和Huang,2020;张志学和贺伟,2024)。进一步来看,当人类员工缺乏必要的AI素养时,上述风险更易被放大,进而诱发“数字鸿沟”与“数字排斥”等问题(蔡迎春等,2024)。因此,员工AI素养,作为个体在认知、使用、评估与伦理维度的关键动态能力,显著影响人工智能数字员工在绿色技术创新中的应用效能(蔡迎春等,2024)。

首先,具备较高AI素养的人类员工对人工智能数字员工的接受度与理解力更强,能够有效缓解技术采纳过程中可能出现的焦虑与抵触情绪,从而为绿色技术创新中的人机协作奠定积极的心理基础(Rampersad,2020)。其次,高AI素养使人类员工能够在绿色创新场景中高效应用AI工具,通过问题识别、数据解读与方案生成等过程,促进人机协作的认知深化与创新能力跃升(蔡迎春等,2024)。同时,具备较高AI素养的员工还能够批判性地审视AI技术,展现出较强的高阶思维与反思能力(Polat等,2025),在绿色技术创新过程中实现更加深层次的反馈与优化。最后,高水平的AI素养还体现在人类员工对数字员工的批判性理解与伦理判断上,能够有效弥补人工智能数字员工在价值判断与社会责任方面的局限性(Lindebaum和Ashraf,2024),保障绿色技术创新在追求经济效益的同时兼顾社会伦理与环境可持续性。综上,员工AI素养作为一项关键因素,显著影响人工智能数字员工的采用对企业绿色技术创新的促进作用。因此,提出以下假设:

H3:员工AI素养正向调节人工智能数字员工与企业绿色技术创新的关系。

(七) 绿色结构资本的调节作用

绿色结构资本是绿色智力资本的关键维度,体现组织在环保文化、运营流程与环境管理体系中的制度化投入(Wang和Juo,2021)。从本质上看,绿色结构资本是一套具备明确职责分配、资源支持与政策引导特征的绿色制度与管理基础设施,为绿色技术创新的实施、扩散与持续改进提供深层结构支撑。此外,作为具备规范化与程序化属性的组织制度,绿色结构资本在企业引入新技术时发挥关键的“制度协调”与“流程适配”作用,是确保技术有效吸纳、顺利应用与深度融合的基础性条件(Xi等,2023)。基于此,绿色结构资本不仅为人工智能数字员工的采用提供制度保障与流程支撑,同时通过强化绿色导向的知识流程与决策机制,塑造企业内部对绿色技术创新的响应能力与行动倾向。因此,本研究将绿色结构资本视为“人工智能数字员工采用—绿色技术创新”链条中的关键情境变量。

首先,高水平绿色结构资本意味着组织具备规范化的绿色流程、明确的责任体系与清晰的合规路径(Chu等,2025),为人工智能数字员工在绿色场景中的部署提供制度保障,显著降低试点、集成与扩散阶段的协调成本与制度摩擦,从而强化其对绿色技术创新的正向影响。其次,绿色结构资本通过嵌入绿色KPI、审批流程与执行机制(Chu等,2025),使人工智能技术的输出具备可操作性,提高其向绿色技术创新成果转化的概率与效率。最后,完善的绿色知识库、最佳实践体系与培训机制有助于将人工智能数字员工带来的局部改进固化为组织性知识(Huang等,2025),形成可复制、可扩展的绿色创新能力,使其作用由一次性优化演变为持续创

新动能。综上,高水平绿色结构资本可放大人工智能数字员工采用对绿色技术创新的正向效应;反之,若绿色结构资本薄弱,组织难以吸收和转化人工智能技术的潜在绿色价值,其边际创新贡献将受到削弱。因此提出以下假设:

H4:绿色结构资本正向调节人工智能数字员工与企业绿色技术创新的关系。

综合以上假设,构建本文理论模型,如图1所示:

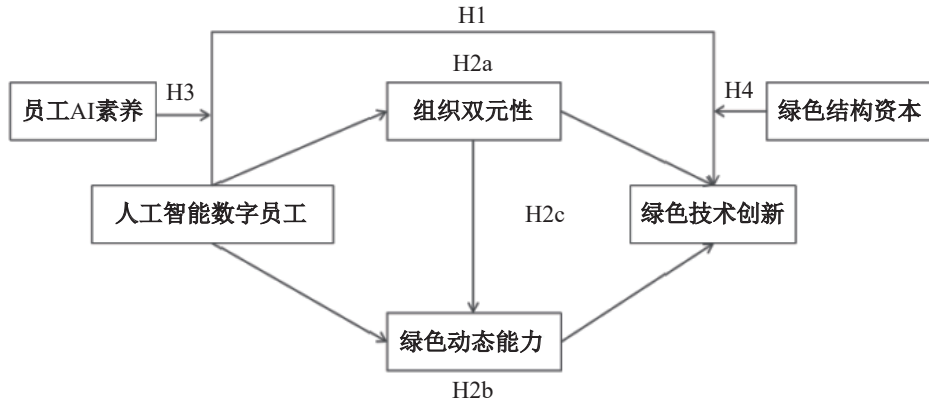


图1 理论模型

三、研究设计

(一)样本选择和数据收集

本研究通过问卷调查收集数据,样本聚焦于长三角与珠三角地区的三类智能制造企业:高端装备制造、电子与信息技术制造、生物医药与环保技术制造,充分考虑了长三角和珠三角地区智能制造企业在数字基础设施、平台渗透率、智能制造装备投入和AI场景落地方面的优势,而且资源环境约束与绿色转型压力特征突出,因此具备开展数字化与绿色化协同转型研究的典型性与代表性。此外,这三类智能制造企业存在技术密度较高、组织结构复杂以及绿色创新需求较强的共性,能够支撑理论模型的适用性。

正式数据通过三种渠道收集:首先,利用互联网周刊、德本咨询等机构联合发布的“2024年度智能制造100强企业榜单”,通过电子邮件定向投送问卷;其次,与智能制造供应商及技术咨询公司合作,通过其客户和合作伙伴网络分发问卷;最后,借助吉林大学校友资源向长三角和珠三角地区智能制造公司的相关企业技术负责人或高层管理者发放问卷。调研时间为2024年10月—2025年12月,为增强数据的纵向时间序列特征,本文采用分阶段问卷设计,以控制共同方法偏差并提升测量效度。2024年10月—2025年1月,在第一阶段调查中,我们重点考察了自变量“人工智能数字员工采用”和中介变量“组织双元性”。此次调查共发放问卷400份,依据企业所属区域筛选后获得有效样本378份,有效回收率为94.50%。2025年5—8月,第二阶段调查则聚焦于调节变量“员工AI素养”和因变量“绿色技术创新”,向前述样本发放378份问卷,回收有效问卷355份,有效回收率为93.92%。2025年11—12月,第三阶段调查则聚焦于中介变量“绿色动态能力”和调节变量“绿色结构资本”,向前述样本发放355份问卷,回收有效问卷323份,有效回收率为90.99%,由熟悉企业绿色生产、资源配置与环境管理实践的关键知情人进行评价。此外,针对各阶段完成回访与未完成回访的企业,在关键控制变量与核心变量上进行了系统性差异检验,结果均未发现统计显著差异,表明样本流失未引入显著的系统性偏差。所有样本经唯一编码匹配并录入数据库,用于后续实证分析,样本特征详见表2。

表2 样本特征描述

名称	选项	频数	百分比(%)	名称	选项	频数	百分比(%)
企业年龄 (年)	<3	15	4.64	企业性质	事业单位和政府机关	7	2.17
	3—10	74	22.91		国有企业	92	28.48
	11—20	74	22.91		民营企业	69	21.36
	21—30	100	30.96		外资与合资企业	100	30.96
	>30	60	18.58		其他企业	55	17.03
受访者 职位	技术研发	11	3.41	工作经验	<3	10	3.10
	产品研发	79	24.46		3—10	74	22.91
	生产与制造	75	23.22		11—20	80	24.77
	信息技术管理	92	28.48		21—30	108	33.44
	其他岗位	66	20.43		>30	51	15.78
企业规模 (人)	1—100	8	2.48	企业类型	高端装备制造企业	60	18.58
	101—200	86	26.63		电子与信息技术制造企业	108	33.44
	201—500	69	21.36		生物医药与环保技术制造企业	143	44.27
	501—1 000	79	24.46		其他企业	12	3.71
	1 001—3 000	54	16.72				
	>3 000	27	8.35				

(二)变量测量

本研究所涉变量均借鉴国内外信效度较高的成熟量表,并采用双向翻译法对英文量表进行本地化处理。在此基础上,邀请学术界与企业界专家对题项进行评审,结合反馈意见进行调整与优化。经21位企业代表预调研,最终形成基于李克特七点量表的正式问卷。

人工智能数字员工(AI-DE):借鉴Wang等学者的量表(Wang和Zhang, 2025),围绕数字员工在企业运营、效率提升、能力更新、员工协作与战略转型中的应用情况设置5个题项。组织二元性(OA):采用Cao等(2009)开发的探索能力(ERC)与利用能力(EIC)双维度测量框架,分别通过4个题项进行评估。在此基础上,通过Zang和Li(2017)提出的交互公式计算组织二元性(OA),具体见公式(1)。绿色动态能力(GDC):参考Zhang等(2020a)及Zhang等(2020b)的研究,将其界定为包含资源重构能力(RRC)、资源获取能力(RAC)与环境感知能力(EPC)三个相互关联的核心维度。员工AI素养(EAL):基于Polat等(2025)的量表体系,综合认知(Cognition)、使用(Use)、评估(Evaluation)与伦理(Ethics)四个维度进行测量,每个维度包含3个题项;绿色结构资本(GSC)参考Wang和Juo(2021)的量表设计,采用五个题项加以衡量,主要反映企业在环保文化塑造、绿色运营流程构建以及环境管理体系完善等方面的制度化与体系化水平。绿色技术创新(GTI):借鉴Hameed等(2023)的测量框架,涵盖企业在绿色生产流程优化、产品环保改进、资源回收再利用与可持续品牌建设等5个方面。

$$OA = [(7 - |ERC - EIC|) \times \sqrt{ERC \times EIC}] / 7 \quad (1)$$

其中,OA为组织二元性;ERC为探索能力;EIC为利用能力。

为减少企业特征与员工特质对模型估计的干扰,本研究将企业规模、企业年龄与员工工作经验纳入控制变量,主要基于它们对创新行为与技术采纳可能产生的系统性影响。(1)企业规模(Size):以企业雇员总数衡量。规模越大,资源冗余度、数字化投入能力与绿色创新能力往往更强,也更可能具备部署AI数字员工的组织基础。控制规模可避免资源禀赋差异干扰人工智能数字员工采用效应。(2)企业年龄(Age):以企业成立至2025年的存续年数测量。企业年龄反

映组织惯性、管理成熟度与制度稳定性,进而影响组织双元性与绿色创新投入。控制企业年限有助于剥离成熟程度差异对结果的影响。(3)员工工作经验(*Experience*):以员工入职至2025年的年限衡量。经验越丰富,其任务熟练度、对人工智能数字员工的接受度与协作方式可能不同,从而影响人工智能数字员工采用对工作行为和创新产出的实际作用效果,因此需要加以控制。通过纳入上述变量,可以有效减少企业资源禀赋、组织成熟度以及员工能力差异造成的偏误。

(三)信效度检验

表3列出了人工智能数字员工、组织双元性、绿色动态能力、员工AI素养、绿色结构资本和绿色技术创新等变量维度的测量题项、因子载荷、CR值、Cronbach's α 系数值及AVE值,结果显示上述指标均在合格范围内,表明变量量表的信度与收敛效度符合要求。此外,模型的整体拟合指标均达到推荐标准: $\chi^2/df=1.136$,GFI=0.918,CFI=0.989,NNFI=0.988,RMSEA=0.02。综上,本研究的问卷设计和结构模型达到良好水平。

本研究通过KMO和Bartlett检验对问卷效度进行了系统评估。表4结果显示,KMO值为0.946,远高于0.8,表明数据具有良好的适用性,适合进行因子分析。同时,Bartlett球形度检验的显著性水平小于0.001,进一步验证了因子分析的合理性。

表3 量表测量题项与检验结果

变量名称	测量题项	效度		信度	
		因子载荷	AVE	α 系数	CR
AI-DE	我们的公司积极将数字员工融入我们的业务运营中	0.806			
	数字员工在提升我们组织效率方面发挥着重要作用	0.782			
	我们定期更新和改善我们的数字员工能力	0.798	0.635	0.897	0.897
	我们的员工被鼓励在日常工作中与数字员工合作	0.788			
	数字员工的采用是我们公司数字化转型战略的关键部分	0.809			
ERC	我们经常选择引入新一代产品	0.757			
	我们不断扩大产品范围	0.723	0.6	0.856	0.857
	我们倾向于开拓新市场	0.808			
	我们愿意进入新技术领域	0.802			
EIC	我们经常选择改进现有产品	0.790			
	我们不断提高产品灵活性	0.807	0.63	0.871	0.872
	我们尝试降低产品生产成本	0.763			
	我们倾向于增强现有市场	0.810			
RRC	企业能够将具有绿色生产知识的员工安排到正确的位置,使员工的专业技能得到进一步的发展	0.824			
	企业在进行绿色生产时,确保员工能充分发挥其专长	0.828	0.68	0.864	0.864
	企业能够成功地分配资源并开展绿色技术创新活动	0.822			
RAC	企业有制定新绿色知识的程序	0.804			
	企业能够消化吸收所发现的绿色知识	0.823	0.664	0.855	0.855
	企业能够将所学的绿色知识应用到实际施工过程中	0.816			
	企业经常观察市场对绿色技术的需求,以确定新的绿色开发机会	0.858			
EPC	企业经常观察市场,并分析绿色技术的发展对客户的影响	0.863	0.742	0.896	0.896
	企业定期审查其绿色生产活动,以确保满足客户需求	0.863			

表3 (续)

变量名称	测量题项	效度		信度	
		因子载荷	AVE	α 系数	CR
Cognition	我能区分智能设备和非智能设备	0.74	0.569	0.796	0.798
	我不清楚人工智能技术对我有什么帮助(反向)	0.732			
	我能够识别我所使用的应用程序和产品中涉及的人工智能技术	0.787			
Use	在日常工作中,我能够熟练使用人工智能应用程序或产品	0.809	0.595	0.811	0.814
	学习如何使用新的人工智能应用程序或产品对我来说往往很困难(反向)	0.716			
	我能够通过使用人工智能应用程序或产品提高工作效率	0.784			
EAL	我可以在长时间使用人工智能应用程序或产品后评估其效能和局限性	0.774	0.548	0.784	0.784
Evaluation	我可以从各种人工智能应用程序或产品中选择最合适的一个来完成特定任务	0.73			
	我可以从人工智能提供的各种解决方案中选择合适的方案	0.715			
Ethics	我在使用人工智能应用程序或产品时始终遵循伦理原则	0.797	0.651	0.847	0.848
	在使用人工智能应用程序或产品时,我从不关注隐私和信息安全问题(反向)	0.838			
	我始终注意避免人工智能技术被用于不当目的	0.785			
GSC	环保管理体系在行业领先水平	0.897	0.786	0.948	0.948
	环保设施投资规模远超主要竞争对手	0.882			
	绿色产品研发能力显著优于行业标杆	0.900			
	环保运营流程运转高效顺畅	0.882			
	环境管理知识体系为环保知识积累提供了良好平台	0.872			
GTI	我们公司通过使用更清洁的方法或绿色技术,不断优化生产和运营流程,以节约成本	0.750	0.585	0.876	0.876
	我们公司积极参与产品或服务的重新设计和改进,以符合现有的环境或法规要求	0.781			
	我们公司专门从事回收实践,以确保报废产品回收后可重新用于新产品的生产	0.747			
	我们公司积极参与“生态标签”活动,让客户了解我们的可持续管理实践	0.769			
	我们公司的研发团队确保在开发新的环保产品时采用当前最先进的技术	0.777			

表4 KMO 和 Bartlett 检验

KMO 取样适切性量数		0.946
巴特利特球形度检验	近似卡方	11 084.261
	自由度	946
	显著性	0.000***

注:***表示 $p < 0.01$; **表示 $p < 0.05$; *表示 $p < 0.1$ 。下表同此。

(四)共同方法偏差的控制和检验

为减少一致性偏差、提高受访者对题意的理解程度,本研究设置反向题项(见表3)并采用两阶段收集法进行问卷调查。此外,利用SPSS 29.0对样本数据进行统计检验,具体做法如下:

首先,为检验自变量和调节变量之间是否存在多重共线性问题,采用方差膨胀因子(VIF)进行测试。结果显示,人工智能数字员工、组织双元性、绿色动态能力、员工AI素养、绿色结构资本的VIF值分别为3.100、1.959、2.938、1.951、2.639,均小于5,表明不存在严重的多重共线性问题。其次,采用Harman单因子检验对6个变量的44个题项进行因子分析,在未旋转的情况下,第一主成分的方差解释率为32.675%,低于50%,总累计方差解释率为70.386%,表明因子解释能力较好。以上检验结果表明,样本的同源性误差在可接受范围内。

四、实证结果和分析

(一)描述性统计和相关性分析

各变量的Pearson相关系数、均值和标准差如表5所示,人工智能数字员工、探索能力与利用能力、员工AI素养的各维度、绿色动态能力以及绿色结构资本的相应维度均与绿色技术创新呈现中等强度的正相关,符合理论预期,为本文的研究假设提供了初步支持。

表5 描述性统计和相关性分析

	<i>AI-DE</i>	<i>ERC</i>	<i>EIC</i>	<i>Cognition</i>	<i>Use</i>	<i>Evaluation</i>	<i>Ethics</i>	<i>RRC</i>	<i>RAC</i>	<i>EPC</i>	<i>GSC</i>	<i>GTI</i>
1	1 ^{***}											
2	0.388 ^{***}	1 ^{***}										
3	0.383 ^{***}	0.401 ^{***}	1 ^{***}									
4	0.435 ^{***}	0.347 ^{***}	0.346 ^{***}	1 ^{***}								
5	0.385 ^{***}	0.326 ^{***}	0.396 ^{***}	0.396 ^{***}	1 ^{***}							
6	0.378 ^{***}	0.431 ^{***}	0.390 ^{***}	0.415 ^{***}	0.432 ^{***}	1 ^{***}						
7	0.444 ^{***}	0.422 ^{***}	0.425 ^{***}	0.42 ^{***}	0.42 ^{***}	0.486 ^{***}	1 ^{***}					
8	0.368 ^{***}	0.403 ^{***}	0.435 ^{***}	0.406 ^{***}	0.313 ^{***}	0.413 ^{***}	0.393 ^{***}	1 ^{***}				
9	0.377 ^{***}	0.355 ^{***}	0.459 ^{***}	0.431 ^{***}	0.305 ^{***}	0.411 ^{***}	0.398 ^{***}	0.861 ^{***}	1 ^{***}			
10	0.425 ^{***}	0.389 ^{***}	0.444 ^{***}	0.444 ^{***}	0.33 ^{***}	0.402 ^{***}	0.433 ^{***}	0.777 ^{***}	0.792 ^{***}	1 ^{***}		
11	-0.522 ^{***}	-0.079	-0.104 [*]	-0.012	-0.03	0.005	-0.105 ^{**}	0.296 ^{***}	0.29 ^{***}	0.261 ^{***}	1 ^{***}	
12	0.484 ^{***}	0.341 ^{***}	0.339 ^{***}	0.465 ^{***}	0.37 ^{***}	0.418 ^{***}	0.431 ^{***}	0.758 ^{***}	0.756 ^{***}	0.786 ^{***}	0.398 ^{***}	1 ^{***}
均值	3.336	3.459	3.389	3.555	3.463	3.438	3.473	3.325	3.392	3.429	3.375	3.42
标准差	1.108	1.148	0.996	1.127	1.137	1.148	1.245	1.133	1.138	1.246	1.167	1.084

(二)假设检验

1. 主效应及中介效应检验

鉴于本文研究涉及多个变量(人工智能数字员工、组织双元性、绿色动态能力、员工AI素养和绿色结构资本)与因变量(绿色技术创新)之间的复杂关系,且需要考察各变量之间的交互作用及调节效应,传统的单一回归方法可能无法有效捕捉这些复杂关系。因此,采用层次回归分析作为核心实证方法。

基于公式(1)计算组织双元性后,采用层次回归方法进行假设检验,结果见表6:(1)模型1以绿色技术创新为因变量、以人工智能数字员工为自变量。回归结果显示,人工智能数字员工对绿色技术创新具有显著的正向影响($\beta=0.415, p < 0.001$),研究假设H1获得支持。(2)模型2将组织双元性作为自变量,结果表明组织双元性显著促进绿色技术创新($\beta=0.451, p < 0.001$)。在模型3中同时纳入人工智能数字员工与组织双元性,两者均对绿色技术创新产生显著影响,且人工智能数字员工的系数由0.415降至0.329,说明组织双元性在两者关系中发挥部分中介作用,研究假设H2a得到验证。(3)模型4将绿色动态能力作为自变量,结果显示其对绿色技术创新具有显著的正向影响($\beta=0.792, p < 0.001$)。在模型5中同时引入人工智能数字员工与绿色动态能力后,人工智能数字员工的系数由模型1的0.415降至模型5的0.156,表明绿

色动态能力在二者之间同样发挥部分中介效应,研究假设H2b获得支持。

表 6 主效应、中介效应的层级回归结果

	GTI					
	控制层	模型1	模型2	模型3	模型4	模型5
Constant	2.215*** (0.198)	1.447*** (0.202)	1.531*** (0.208)	1.146*** (0.206)	0.455*** (0.138)	0.283** (0.139)
Size	0.067 (0.052)	0.007 (0.048)	0.048 (0.049)	0.007 (0.047)	0.034 (0.031)	0.014 (0.031)
Age	0.158*** (0.060)	0.101* (0.056)	0.051 (0.058)	0.041 (0.055)	0.002 (0.037)	-0.009 (0.036)
Experience	0.129** (0.063)	0.065 (0.058)	0.066 (0.060)	0.036 (0.057)	0.047 (0.038)	0.029 (0.037)
AI-DE		0.415*** (0.049)		0.329*** (0.051)		0.156*** (0.033)
OA			0.451*** (0.063)	0.304*** (0.064)		
GDC					0.792*** (0.032)	0.739*** (0.033)
F	F(3 355) =13.589 P=0.000***	F(4 354) =30.23 P=0.000***	F(4 354) =24.572 P=0.000***	F(5 354) =30.287 P=0.000***	F(4 354) =186.252 P=0.000***	F(5 354) =162.38 P=0.000***
R ²	0.104	0.257	0.219	0.303	0.68	0.699
Adj-R2	0.096	0.248	0.21	0.293	0.677	0.695

注:***表示 $p < 0.01$; **表示 $p < 0.05$; *表示 $p < 0.1$ 。括号中的数据为标准误,下表同此。

为检验组织双元性和绿色动态能力的链式中介效应,本文采用 Bootstrap方法(选取 process程序中的Model6),检验结果如表7所示。路径“AI-DE \geq OA \geq GDC \geq GTI”的效应值为0.137,置信区间不包括0,表明组织双元性和绿色动态能力在人工智能数字员工影响绿色技术创新过程中起到链式中介作用,H2c成立。

表 7 Bootstrap链式中介效应检验结果

效应	项	效应值	标准误	P	95%置信区间下限	95%置信区间上限
总效应	AI-DE \geq GTI	0.415	0.049	0.000***	0.319	0.512
直接效应	AI-DE \geq GTI	0.184	0.033	0.000***	0.118	0.249
间接效应	AI-DE \geq OA \geq GDC \geq GTI	0.137	0.026	0.000***	0.086	0.187

2. 调节效应检验

为降低潜在的多重共线性影响,本研究对自变量、调节变量及其交互项均进行了中心化处理,并采用层次回归进行检验。表8结果显示:在模型1、模型2与模型3中,人工智能数字员工与员工AI素养的交互项对绿色技术创新产生显著正向影响($\beta = 0.172, p < 0.001$),表明员工AI素养能够正向调节人工智能数字员工对绿色技术创新的促进作用,假设H3得到充分支持。进一步构建模型4与模型5以检验绿色结构资本的调节效应,回归结果显示(表8模型5),人工智能数字员工与绿色结构资本的交互项显著影响绿色技术创新($\beta = 0.151, p < 0.001$),说明绿色结构资本同样能够正向调节人工智能数字员工对绿色技术创新的影响,研究假设H4获得充分验证。

(三)稳健性检验

依据 Hayes(2017)建议,采用 SPSS 24.0 中的 Process 插件(Bootstrap = 5 000,置信区间设为95%)对各路径效应进行再检验,进一步验证模型的稳健性。在控制层级变量后,重新检验主

效应与中介效应,结果如表9所示。

表 8 调节效应的层级回归结果

	GTI					
	控制层	模型1	模型2	模型3	模型4	模型5
<i>Constant</i>	2.215*** (0.198)	2.833*** (0.195)	3.245*** (0.19)	3.234*** (0.187)	3.166*** (0.096)	3.307*** (0.091)
<i>Size</i>	0.067 (0.052)	0.007 (0.048)	-0.009 (0.045)	0.006 (0.044)	0.004 (0.024)	0.009 (0.022)
<i>Age</i>	0.158*** (0.060)	0.101* (0.056)	0.056 (0.052)	0.034 (0.052)	0.068** (0.027)	0.045* (0.025)
<i>Experience</i>	0.129** (0.063)	0.065 (0.058)	0.005 (0.055)	-0.012 (0.054)	0.004 (0.029)	0.009 (0.027)
<i>Centralized AI-DE</i>		0.415*** (0.049)	0.243*** (0.051)	0.233*** (0.05)	0.901*** (0.028)	0.917*** (0.026)
<i>Centralized EAL</i>			0.493*** (0.066)	0.437*** (0.067)		
<i>Centralized AI-DE*EAL</i>				0.172*** (0.053)		
<i>Centralized GSC</i>					0.824*** (0.025)	0.914*** (0.026)
<i>Centralized AI-DE*GSC</i>						0.151*** (0.02)
<i>F</i>	<i>F</i> (3 355) =13.589 <i>P</i> =0.000***	<i>F</i> (4 354) =30.23 <i>P</i> =0.000***	<i>F</i> (5 349) =39.166 <i>P</i> =0.000***	<i>F</i> (6 348) =35.321 <i>P</i> =0.000***	<i>F</i> (5 349) =322.373 <i>P</i> =0.000***	<i>F</i> (6 348) =321.228 <i>P</i> =0.000***
<i>R2</i>	0.104	0.257	0.359	0.378	0.822	0.847
<i>Adj-R2</i>	0.096	0.248	0.35	0.368	0.819	0.844

表 9 Bootstrap检验结果

路径	项	c 总效应	a	b	a×b 中介效应值	a×b (95%BootCI)	C' /直接效应	检验结论	
1	<i>AI-DE</i> ≥ <i>OA</i> ≥ <i>GTI</i>	0.415	0.285***	0.304***	0.087***	(0.022)	0.05—0.135	0.329***	部分中介
2	<i>AI-DE</i> ≥ <i>GDC</i> ≥ <i>GTI</i>	0.415	0.351***	0.739***	0.259***	(0.045)	0.168—0.343	0.156***	部分中介

路径1:*AI-DE*≥*OA*≥*GTI*中,总效应c(人工智能数字员工对绿色技术创新的直接影响)对应表6模型1,回归系数为 $\beta = 0.415$ ($p < 0.001$),再次验证假设H1。中介效应a×b值为0.087,95%置信区间为[0.052, 0.137],不含0,表明组织二元性在人工智能数字员工与企业绿色技术创新关系中发挥中介作用,进一步验证假设H2a的稳健性。

路径2:*AI-DE*≥*GDC*≥*GTI*中,中介效应a×b值为0.739,95%置信区间为[0.168, 0.343],不含0,表明绿色动态能力在人工智能数字员工与企业绿色技术创新关系中发挥中介作用,进一步验证假设H2b的稳健性。综上,Bootstrap稳健性检验的主效应与中介效应结果与前述层次回归分析一致,表明研究模型具有较强的稳健性和解释力。

采用简单斜率分析法进一步检验调节效应的稳健性,通过origin2024绘制斜率图,直观展示调节变量 Z_1 (员工AI素养)与 Z_2 (绿色结构资本)在不同水平(低、中、高)下, X (人工智能数字员工)对 Y (绿色技术创新)的影响差异。由图2可知,随着员工AI素养由高到低,人工智能数字员工对绿色技术创新的正向影响逐渐减弱,显著性也随之降低。当员工AI素养处于高水平时,人工智能数字员工对绿色技术创新具有显著正向影响,而当员工AI素养处于低水平时,这一

影响减弱,进一步证实了假设H3的稳健性。

同理,图3显示,随着绿色结构资本由高到低,人工智能数字员工采用对绿色技术创新的正向影响逐渐减弱,显著性也随之降低。当绿色结构资本处于高水平时,人工智能数字员工采用对绿色技术创新具有显著正向影响,而当绿色结构资本处于低水平时,这一影响减弱,再次验证了假设H4。

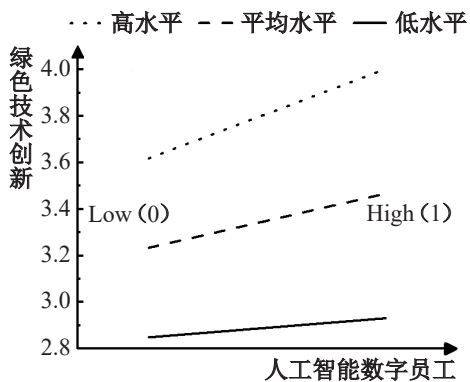


图2 员工AI素养的调节效应

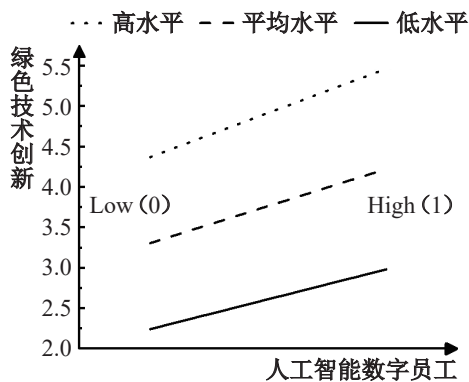


图3 绿色结构资本的调节效应

五、结论与启示

(一)研究结论

本研究基于刺激—有机体—反应(SOR)理论、双元理论与动态能力理论,以长三角与珠三角地区的智能制造企业为研究样本,实证检验了人工智能数字员工对企业绿色技术创新的作用机制,重点揭示组织双元性与绿色动态能力的链式中介路径以及员工AI素养和绿色结构资本的调节作用。研究表明:(1)人工智能数字员工显著促进企业绿色技术创新;(2)组织双元性和绿色动态能力在人工智能数字员工影响企业绿色技术创新过程中存在链式中介效应;(3)员工AI素养和绿色结构资本均增强了人工智能数字员工对企业绿色技术创新的正向影响,表明个体与组织层面的边界条件对上述赋能机制具有重要放大作用。

(二)理论贡献

本研究的理论贡献主要体现在:第一,首次将人工智能数字员工纳入SOR理论分析框架,验证了人工智能数字员工对绿色技术创新的“赋能”效应(王锋正等,2022; Mancuso等,2025)。第二,揭示了人工智能数字员工影响绿色技术创新的作用机制,通过构建“人工智能数字员工—组织双元性—绿色动态能力—企业绿色技术创新”的链式中介机制(王锋正等,2022; Mancuso等,2025),丰富了SOR理论、双元理论与动态能力理论的相关研究。研究发现,人工智能数字员工通过激发组织探索与利用能力的动态耦合,促进双元性生成,进而提升绿色动态能力,最终赋能绿色技术创新。该结论回应了现有研究中关于人工智能数字员工是否引发探索能力与利用能力失衡或破坏绿色动态能力的理论争议(Clauss等,2021),深化了双元理论和动态能力理论在绿色技术创新领域的理论外延。第三,引入个体层面的员工AI素养和组织层面的绿色结构资本作为调节变量,揭示了人工智能数字员工采用赋能绿色技术创新的边界条件。本研究识别并验证了员工AI素养与绿色结构资本在人工智能数字员工应用与绿色技术创新关系中的正向调节作用,补充了现有研究中关于员工个体特质和组织制度与结构对技术赋能效应异质性影响的不足,深化了数字转型与绿色转型交汇背景下,人—机—组织三元互动机制的理论理

解(蔡迎春等,2024)。

(三)管理启示

根据上述研究结论,提出如下管理启示:第一,企业应科学部署人工智能数字员工,激活绿色技术创新的内生动能。人工智能数字员工能够通过优化资源配置与提升认知处理能力,为企业绿色技术创新提供坚实支撑。智能制造企业应将数字员工深度嵌入绿色研发、生产优化与资源管理等关键流程,并结合企业绿色转型阶段差异,动态调整其功能定位,确保技术赋能路径与绿色创新目标协同匹配。第二,企业应聚焦组织双元性和绿色动态能力建设,提升绿色创新的韧性与灵活性。研究验证了组织双元性和绿色动态能力在人工智能数字员工采用与绿色技术创新之间的重要中介作用,提示企业在技术引入过程中,必须同步推进探索能力与利用能力的协同发展,通过组织架构灵活化、知识共享机制构建及动态资源配置,打通绿色动态能力要素间壁垒,形成应对绿色变革的动态能力基础。第三,企业应注重个体层面员工AI素养和组织层面绿色结构资本的培育,构建人机协同驱动的绿色创新生态。本研究验证了员工AI素养和绿色结构资本的显著调节作用,一方面,智能制造企业应将AI素养纳入人才发展战略,系统开展培训与岗位实践,提升员工对AI的理解力、应用力与批判思维力,推动人机协作从技术融合走向认知共创;另一方面,企业可以通过引入绿色绩效考核、推进节能减排的数字化流程,再配套系统性的环保培训与绿色供应链标准,把生产、管理与激励机制一起拉向绿色目标,从而形成稳定运行的绿色组织生态。

(四)研究不足与未来展望

本研究仍存在一定局限,需要未来深入拓展。首先,虽然本研究采用了多阶段调查设计,但数据仍存在时间跨度有限的局限,难以揭示人工智能数字员工采用过程中,组织双元性与绿色动态能力演化以及绿色技术创新演变的动态机制。未来研究可采用追踪法或结合情境实验法,捕捉组织适应与创新行为的微观演进过程。其次,尽管长三角和珠三角地区的智能制造企业在绿色技术创新与人工智能应用方面具有代表性,但仍存在区域经济结构与技术基础限制。未来研究可拓展至中西部地区制造业、传统工业领域乃至国际样本,比较不同区域、行业背景下人工智能数字员工对绿色技术创新的影响异同,增强研究的普适性。

主要参考文献

- [1]蔡迎春,张静蓓,虞晨琳,等. 数智时代的人工智能素养:内涵、框架与实施路径[J]. 中国图书馆学报, 2024, 50(4): 71-84.
- [2]曹勇,东志纯,王子欣,等. 双元跨界搜索与新产品开发绩效:平衡与互补视角的实证[J]. 南开管理评论, 2025, 28(2): 30-41.
- [3]成琼文,陆思宇. 数字技术应用、经济不确定性与绿色创新[J]. 软科学, 2023, 37(5): 1-7,30.
- [4]奉小斌,陈丽琼. 探索与开发之间的张力及其解决机制探析[J]. 外国经济与管理, 2010, 32(12): 19-26
- [5]李祥文,宋程,丁帅. 人机协同决策中的人因能力评估研究[J]. 中国管理科学, 2024, 32(3): 145-155.
- [6]李晓曼,陈丽. 人机交互对工作创新行为的影响机制研究——来自智慧电厂的证据[J]. 外国经济与管理, 2024, 46(10): 105-120.
- [7]梁阜,李树文,孙锐. SOR视角下组织学习对组织创新绩效的影响[J]. 管理科学, 2017, 30(3): 63-74.
- [8]刘景东,许琦,伍慧敏. 网络情境下企业双元能力的动态适应与创新绩效[J]. 管理工程学报, 2023, 37(3): 16-25.
- [9]马鸿佳,林隼,苏中锋,等. 人工智能可供性、智能制造平台价值共创与制造企业数字化转型绩效[J]. 中国工业经济, 2024, (6): 155-173.
- [10]毛其淋,石步超. 通向绿色发展之路:智能制造与企业绿色转型[J]. 世界经济, 2024, 47(9): 152-182.
- [11]戚聿东,徐凯歌. 技术革命、生产方式变革与企业组织结构调整[J]. 管理世界, 2024, 40(10): 1-15,35.

- [12]王锋正, 刘向龙, 张蕾, 等. 数字化促进了资源型企业绿色技术创新吗?[J]. *科学学研究*, 2022, 40(2): 332-344.
- [13]王侃. 突破假设: 走出探索与利用的管理困境[J]. *中国软科学*, 2019, (S1): 100-106.
- [14]肖丁丁, 朱桂龙. 跨界搜寻对组织二元能力影响的实证研究——基于创新能力结构视角[J]. *科学学研究*, 2016, 34(7): 1076-1085.
- [15]邢丽云, 俞会新. 绿色动态能力对企业环境创新的影响研究——环境规制和高管环保认知的调节作用[J]. *软科学*, 2020, 34(6): 26-32.
- [16]许晖, 杨金东, 王泽鹏. 逐绿前行, 绿浪迭起: 制造业企业绿色动态能力的构建机制研究——基于德龙钢铁的纵向单案例研究[J]. *南开管理评论*, 2024, 27(2): 60-72.
- [17]阎孟伟. 人工智能能否最终超越人类智能[J]. *社会科学战线*, 2024, (11): 44-56.
- [18]张志学, 贺伟. 人与人工智能的研究及其对组织管理的意义[J]. *外国经济与管理*, 2024, 46(10): 3-17.
- [19]Al Halbusi H, Popa S, Alshibani S M, et al. Greening the future: Analyzing green entrepreneurial orientation, green knowledge management and digital transformation for sustainable innovation and circular economy[J]. *European Journal of Innovation Management*, 2025, 28(5): 1916-1942.
- [20]Ardito L. The influence of firm digitalization on sustainable innovation performance and the moderating role of corporate sustainability practices: An empirical investigation[J]. *Business Strategy and the Environment*, 2023, 32(8): 5252-5272.
- [21]Aurik J C, Jonk G J, Willen R E. Rebuilding the corporate genome: Unlocking the real value of your business[M]. New York: John Wiley & Sons, 2002.
- [22]Ben Arfi W, Hikkerova L, Sahut J M. External knowledge sources, green innovation and performance[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2018, 129: 210-220.
- [23]Cao Q, Gedajlovic E, Zhang H P. Unpacking organizational ambidexterity: Dimensions, contingencies, and synergistic effects[J]. *Organization Science*, 2009, 20(4): 781-796.
- [24]Chowdhury S, Budhwar P, Dey P K, et al. AI-employee collaboration and business performance: Integrating knowledge-based view, socio-technical systems and organisational socialisation framework[J]. *Journal of Business Research*, 2022, 144: 31-49.
- [25]Chu Y L, Wu J L, Gu J B. How does green intellectual capital promote green innovation? The mediating role of green dynamic capability and the moderating role of organisational slack[J]. *Business Strategy and the Environment*, 2025, 34(6): 7469-7487.
- [26]Clauss T, Kraus S, Kallinger F L, et al. Organizational ambidexterity and competitive advantage: The role of strategic agility in the exploration-exploitation paradox[J]. *Journal of Innovation & Knowledge*, 2021, 6(4): 203-213.
- [27]Farzaneh M, Wilden R, Afshari L, et al. Dynamic capabilities and innovation ambidexterity: The roles of intellectual capital and innovation orientation[J]. *Journal of Business Research*, 2022, 148: 47-59.
- [28]Gao Y P, Li X Y, Wang X V, et al. A review on recent advances in vision-based defect recognition towards industrial intelligence[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2022, 62: 753-766.
- [29]Hameed Z, Naeem R M, Misra P, et al. Ethical leadership and environmental performance: The role of green IT capital, green technology innovation, and technological orientation[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2023, 194: 122739.
- [30]Huang L, Chin T, Papa A, et al. Artificial intelligence augmenting human intelligence for manufacturing firms to create green value: Towards a technology adoption perspective[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2025, 213: 124013.
- [31]Huang Y Y, Gursoy D. How does AI technology integration affect employees' proactive service behaviors? A transactional theory of stress perspective[J]. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 2024, 77: 103700.
- [32]Luu T T. Fostering green service innovation perceptions through green entrepreneurial orientation: The roles of employee green creativity and customer involvement[J]. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 2022, 34(7): 2640-2663.
- [33]Mancuso I, Petruzzelli A M, Panniello U, et al. The bright and dark sides of AI innovation for sustainable development: Understanding the paradoxical tension between value creation and value destruction[J]. *Technovation*, 2025, 143: 103232.
- [34]Mao B M, Tang F X, Kawamoto Y, et al. AI models for green communications towards 6G[J]. *IEEE Communications Surveys*

- & Tutorials, 2022, 24(1): 210-247.
- [35]Mehrabian A, Russell J A. An approach to environmental psychology[M]. Cambridge: MIT Press, 1974.
- [36]O'Reilly C A, Tushman M L. Organizational ambidexterity: Past, present, and future[J]. *Academy of Management Perspectives*, 2013, 27(4): 324-338.
- [37]Polat E, Zincirli M, Zengin E. Examining the interaction between artificial intelligence literacy and individual entrepreneurial orientation in teacher candidates: The mediating role of sustainable development[J]. *The International Journal of Management Education*, 2025, 23(2): 101156.
- [38]Preist C. Artificial intelligence aids innovators not incumbents[N]. *Financial Times*, 2024-06-21.
- [39]Rampersad G. Robot will take your job: Innovation for an era of artificial intelligence[J]. *Journal of Business Research*, 2020, 116: 68-74.
- [40]Rothaermel F T, Deeds D L. Exploration and exploitation alliances in biotechnology: A system of new product development[J]. *Strategic Management Journal*, 2004, 25(3): 201-221.
- [41]Shen Y, Zhang X W. Intelligent manufacturing, green technological innovation and environmental pollution[J]. *Journal of Innovation & Knowledge*, 2023, 8(3): 100384.
- [42]Singh K, Chatterjee S, Mariani M. Applications of generative AI and future organizational performance: The mediating role of explorative and exploitative innovation and the moderating role of ethical dilemmas and environmental dynamism[J]. *Technovation*, 2024, 133: 103021.
- [43]Teece D J. Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance[J]. *Strategic Management Journal*, 2007, 28(13): 1319-1350.
- [44]Tian H N, Zhao L Y, Li Y F, et al. Can enterprise green technology innovation performance achieve “corner overtaking” by using artificial intelligence?—Evidence from Chinese manufacturing enterprises[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2023, 194: 122732.
- [45]Wan J F, Li X M, Dai H N, et al. Artificial-intelligence-driven customized manufacturing factory: Key technologies, applications, and challenges[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2021, 109(4): 377-398.
- [46]Wang C H, Juo W J. An environmental policy of green intellectual capital: Green innovation strategy for performance sustainability[J]. *Business Strategy and the Environment*, 2021, 30(7): 3241-3254.
- [47]Wang S F, Zhang H. Artificial intelligence digital employees and sustainable innovation in online retail: The mediating role of ambidextrous green innovation and the moderating role of ethical anxiety[J]. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 2025, 84: 104235.
- [48]Xi M J, Fang W, Feng T W, et al. Configuring green intellectual capital to achieve ambidextrous environmental strategy: Based on resource orchestration theory[J]. *Journal of Intellectual Capital*, 2023, 24(5): 1184-1205.
- [49]Yang H C, Li L S, Liu Y B. The effect of manufacturing intelligence on green innovation performance in China[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2022, 178: 121569.
- [50]Yang M M, Wang J R, Zhang X D. Boundary-spanning search and sustainable competitive advantage: The mediating roles of exploratory and exploitative innovations[J]. *Journal of Business Research*, 2021, 127: 290-299.
- [51]Yi Y L, Demirel P. The impact of sustainability-oriented dynamic capabilities on firm growth: Investigating the green supply chain management and green political capabilities[J]. *Business Strategy and the Environment*, 2023, 32(8): 5873-5888.
- [52]Zang J J, Li Y. Technology capabilities, marketing capabilities and innovation ambidexterity[J]. *Technology Analysis & Strategic Management*, 2017, 29(1): 23-37.
- [53]Zhang J M, Liang G Q, Feng T W, et al. Green innovation to respond to environmental regulation: How external knowledge adoption and green absorptive capacity matter?[J]. *Business Strategy and the Environment*, 2020a, 29(1): 39-53.
- [54]Zhang J X, Ouyang Y, Philbin S P, et al. Green dynamic capability of construction enterprises: Role of the Business model and green production[J]. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management*, 2020b, 27(6): 2920-2940.

How do AI Digital Employees “Empower” Green Technology Innovation?

Ma Lina, Zhou Jianan

(School of Business and Management, Jilin University, Changchun 130012, China)

Abstract: Amid the concurrent advancement of green transformation and intelligent upgrading, AI digital employees—virtual agents combining technological tool attributes with quasi-social employee characteristics—are increasingly embedded in corporate green technology innovation activities. However, prior research has largely examined the innovation effect of AI from a macro-level digitalization or technology adoption perspective, leaving the underlying mechanisms through which AI digital employees, as a micro-level organizational element, affect corporate green technology innovation insufficiently understood. Drawing on the stimulus–organism–response (SOR) framework, the organizational ambidexterity theory, and the dynamic capability theory, this paper develops a theoretical model explaining how AI digital employees affect corporate green technology innovation. The results show that AI digital employees significantly promote corporate green technology innovation. Organizational ambidexterity and green dynamic capability jointly exert a chain mediating effect in this relationship. Moreover, employee AI literacy and green structured capital positively moderate the proposed mechanisms. This paper reveals the mechanism of AI digital employees on corporate green technology innovation, and provides a reference for intelligent manufacturing firms to realize green transformation by using AI digital employees.

Key words: AI digital employees; organizational ambidexterity; green dynamic capability; employee AI literacy; green structured capital; green technology innovation

(责任编辑:王雅丽)