

文章编号:1003-2053(2026)08-1710-11

人工智能技术嵌入对可持续产品创新影响研究

吴霞¹, 杨建君¹, 张玲¹, 邓程²

(1. 西安交通大学管理学院, 陕西西安 710049; 2. 西安电子科技大学经济与管理学院, 陕西西安 710126)

摘要:基于资源编排理论,通过298家企业样本数据检验了人工智能技术嵌入对不同类型可持续产品创新的作用机制及数字平台能力的中介作用。研究发现:(1)人工智能技术嵌入对功能型和系统型可持续产品创新均具有正向影响,且对系统型可持续产品创新的影响更强;(2)人工智能技术嵌入能够提升消费者数字平台能力和客户数字平台能力;(3)两类数字平台能力均正向影响功能型和系统型可持续产品创新,其中消费者平台能力对功能型创新作用更强,客户平台能力对系统型创新作用更强;(4)消费者数字平台能力在人工智能技术嵌入与功能型可持续产品创新之间起中介作用,客户数字平台能力在人工智能技术嵌入与系统型可持续产品创新之间起中介作用。

关键词:人工智能技术嵌入;功能型可持续产品创新;系统型可持续产品创新;消费者数字平台能力;客户数字平台能力

中图分类号:F273.1

文献标识码:A

2024年8月,中央网信办印发《数字化绿色化协同转型发展实施指南》,明确提出“双化协同”发展目标,为企业数字技术赋能绿色转型提供了战略指引。在此政策背景下,人工智能技术嵌入(以下简称AI技术嵌入)对企业可持续产品创新(以下简称SPI)的赋能机制成为亟需研究的现实课题。AI技术嵌入是指企业将具备类似人类感知、推理和行动能力的AI技术(如机器学习算法、自然语言处理工具等)融入现有技术体系和组织结构的过程^[1,2]。实践中,AI的预测性、自适应学习以及持续优化等特性在SPI中发挥了关键作用。例如,海尔集团将AI环境识别算法嵌入空调设计流程,通过智能调节运行模式和故障预测提高了新产品可持续性能。随着AI快速迭代并在企业持续渗透,其在SPI中的作用也将日益凸显。因此,本文将深入探讨AI技术嵌入对SPI的影响及作用机制。

针对AI技术嵌入与SPI间关系的研究存在以下不足。其一,现有文献主要从宏观和产业层面考察AI技术嵌入对可持续发展的影响^[1,3,4],忽视了微观层面AI对企业SPI的作用。特别是,SPI相关

实证研究缺乏对其类型的精细化分类,这也限制了对AI技术嵌入在不同SPI情境下差异化影响的深入理解。理论上,Maxwell等将企业开发或改进可持续产品区分为功能型和系统型^[5]。两者在创新目标、实现路径和资源需求等方面存在差异^[5],因此AI技术嵌入在其中的适配逻辑和作用强度也可能不同。其二,AI技术嵌入影响SPI的中间机制尚不清晰。根据资源编排理论,AI可通过推动资源结构化、捆绑和利用等编排活动驱动创新^[8,9]。数字经济时代,企业资源编排愈发依托数字平台能力体现^[10]。AI技术嵌入在优化数字平台架构、提升平台运营效率等方面的优势使其成为数字平台能力的关键驱动力。进言之,数字平台有助于平衡经济效益与环境目标,促进企业可持续运营^[11]。基于此,数字平台能力可能是AI技术嵌入影响SPI的传导路径。此外,数字平台能力可分为面向消费者和面向企业客户两类^[12]。鉴于服务对象与运营逻辑不同,两者的介导作用是否存在差异有待进一步探究。

综上,本文基于资源编排理论,构建了“AI技术嵌入—数字平台能力(面向客户/消费者)—SPI(功

收稿日期:2024-12-29;修回日期:2026-05-05

基金项目:教育部人文社会科学青年基金项目(23XJC630001);国家自然科学基金资助项目(72362032);国家社会科学基金重大项目(22&ZD146)

作者简介:吴霞(1995-),女,博士研究生,E-mail: wuxia94y@126.com。杨建君(1963-),男,教授、博士生导师。张玲(1996-),女,博士研究生。邓程(1996-),男,讲师。

能型/系统型)”理论框架。研究贡献在于:首先,将广义 SPI 解构为功能型和系统型,细化了 AI 技术嵌入在可持续创新领域的研究。其次,揭示不同数字平台能力在 AI 技术嵌入与 SPI 间的中介作用,为理解其内在路径提供新颖视角。最后,指导企业针对不同导向的 SPI,发展适配的数字平台能力以转化 AI 潜力,以实现可持续创新目标。

1 理论背景与研究假设

1.1 资源编排理论

资源编排理论强调对资源的有效管理和协调,包括资源构建(获取、积累资源并剥离冗余)、捆绑(整合资源形成能力)与利用(部署能力以创造价值)^[8-10]。基于该理论,AI 技术嵌入为企业在各资源编排环节赋能以驱动创新^[8,9]。因此,数字平台能力作为企业资源编排能力在数字经济时代的核心体现,构成了 AI 技术嵌入影响 SPI 的关键传导路径。具体而言:在资源构建方面,AI 技术嵌入促使企业通过数字平台获取和积累消费者行为数据与客户需求信息,为 SPI 提供精准的市场洞察并识别可持续创新机会^[13,14];在能力捆绑方面,AI 推动面向消费者和客户的平台架构、数据资源及业务流程的整合^[9],促使企业重构价值创造活动以落实可持续解决方案^[13];在能力利用方面,AI 通过智能调度和实时优化增强企业将平台能力部署到不同业务场景的灵活性^[15],这有利于资源效率提升和成本降低^[11],从而促使 SPI 有效实现。综上,资源编排理论为揭示数字平台能力在 AI 技术嵌入与 SPI 间的中间机制提供了契合的理论基础。

1.2 AI 技术嵌入与 SPI

SPI 是指开发或显著改进产品,从而在环境、社会和经济方面产生积极效益^[16]。功能型 SPI 是从满足用户的功能需求出发开发或改进产品以实现可持续性^[5],包括提高产品耐用性、可升级性、人体工程学和可维护性^[6]。例如,特斯拉采用锂离子电池技术对汽车产品进行创新,提升了新产品的耐用性;系统型 SPI 则主张从产品的整个生命周期(从原材料、生产、消费到报废)出发提高新产品的可持续性效益^[5,17]。以沃尔沃电动汽车 Polestar 2 为例,其原材料选用可再生和回收材料,生产过程使用碳中和工艺,使用阶段实现远程软件升级以延长车辆寿命,到报废阶段采用高度可拆解结构便于材料回收再利用,

形成了完整的可持续创新闭环。

本文认为 AI 技术嵌入对功能型 SPI 和系统型 SPI 均具有积极影响,且对系统型 SPI 的影响更强。一方面,AI 技术嵌入能够实现企业对海量数据的深度挖掘和预测分析,从而为评估材料寿命、产品耐用性等功能性指标提供科学依据^[18,19]。例如,Weng 等通过仿真实验表明,机器学习准确预测了产品电池组的最佳配置和使用方式,这有助于企业延长新产品的使用寿命^[20];另一方面,AI 技术在模拟产品从原材料采购到回收再利用的整个生命周期过程中具有关键优势^[19]。基于此,企业能从系统层面审视产品创新,在整个生命周期优化资源利用率,减少废弃物排放,并充分考虑产品回收和再利用潜力^[4]。鉴于系统型 SPI 涉及整个产品生命周期和复杂的供应链网络^[5],而 AI 技术嵌入可以通过实时监控和动态调整持续优化供应链的各个环节^[15],因此对系统型 SPI 的技术赋能可能更突出。综上,本文提出假设:

H1a:AI 技术嵌入正向影响功能型 SPI。

H1b:AI 技术嵌入正向影响系统型 SPI,且相比功能型 SPI 更强。

1.3 AI 技术嵌入与数字平台能力

数字平台是数字经济时代基于多主体参与和跨界交互的主要载体^[21]。这种组织形态不仅为利益相关者联合创造价值提供了途径,还促使企业获取外部资源以推动持续创新^[13]。数字平台能力指企业构建数字平台与利益相关者信息交换、电子互联互通以及在线协作的能力^[12]。本文参考 Wang 等的研究将其划分为两类^[12]:消费者数字平台能力和客户数字平台能力。消费者数字平台能力指企业数字平台支持消费者学习和分享信息、经验、知识等的的能力,如虚拟产品/服务设计中心、在线用户社区等;客户数字平台能力指企业数字平台与客户开展业务活动并支持其接触消费者的能力,例如电子商务平台、ERP 系统平台。

AI 技术嵌入对消费者数字平台能力和客户数字平台能力均具有积极影响。一方面,AI 技术嵌入有助于企业将消费者数据资源集成到基于架构的应用程序和系统中,深度挖掘消费者的潜在需求^[9,14]。这一过程是对资源的有序构建,提高了企业利用平台为消费者提供特定需求服务的能力。例如,Guo 等的研究表明,基于机器学习的 AI 通过获取和分析消费者的历史行为,自动筛选甚至完成符

合其期望的产品购买^[22]。进一步地,智能搜索和推荐等 AI 技术的嵌入通过推动平台架构、数据资源与业务流程的捆绑,简化平台操作流程^[15],提高企业为消费者提供信息服务的便捷性。另一方面,相较于消费者数字平台能力,客户数字平台能力强调提供复杂长期业务的能力,如针对不同受众的互联网业务解决方案、数字营销策略及相关服务支持^[12]。从资源利用角度,AI 技术嵌入能快速对销售和储存等资源进行重组,短时间根据客户需求调整生产要素分配和产品销售^[14],增强客户平台的灵活性。此外,AI 技术嵌入通过捆绑多主体资源,提供接口处理客户数字平台的复杂网络关系^[23],实现任务的智能分解与资源分配,进一步促进企业与客户间的协同操作和运行效率。综上,本文提出假设:

H2a: AI 技术嵌入正向影响消费者数字平台能力。

H2b: AI 技术嵌入正向影响客户数字平台能力。

1.4 数字平台能力与 SPI

本文认为消费者数字平台能力对功能型 SPI 和系统型 SPI 均具有积极影响。一方面,消费者数字平台能力便于形成广泛的网络效应^[24],从而为功能型 SPI 提供丰富的创意来源。具体地,网络效应吸引大量消费者加入平台,随着其数量的增加和异质化,企业更易捕捉消费者对产品功能效用的期望^[25]。由于消费者是推动 SPI 的关键参与者^[26],故整合其价值主张有助于企业在创新过程中更好地满足消费者对可持续产品的功能需求^[27]。另一方面,消费者数字平台能力意味着企业可借助数字平台向消费者展示产品全生命周期信息,包括原材料选取、包装设计、物流以及废弃物回收等。以海尔卡奥斯平台 COSMOPlat 为例,企业在平台实现了产品研发、制造、营运等全生命周期的可视化。随着大量消费者需求和反馈信息在平台得到整合与表达,消费者自愿参与到产品全生命周期中^[28],从而为在创新中更系统地提高产品的可持续性提供支持。进一步地,考虑到消费者数字平台披露最多的是与产品功能相关的可持续信息^[29,30]。因此,本文认为,相较于系统型 SPI,企业在功能型 SPI 中更容易从消费者数字平台能力获益。综上,本文提出假设:

H3a: 消费者数字平台能力正向影响系统型 SPI。

H3b: 消费者数字平台能力正向影响功能型 SPI,且相比系统型 SPI 更强。

本文认为客户数字平台能力对功能型 SPI 和系统型 SPI 均具有积极影响。一方面,客户数字平台能力实现了企业与客户直接、实时的互动^[12],从而增强客户参与 SPI 的积极性。功能型 SPI 要求企业在功能设计中融入可持续特性。研究表明,客户参与有助于企业明确可持续产品的设计参数,如材料选择、能效优化及废弃物减少等方面^[31],从而提高产品创新满足客户可持续功能需求的精确性。另一方面,系统型 SPI 涉及对产品整体系统的设计和优化^[5]。客户数字化平台的可编程性、易访问性和连通性等固有特性,为企业将智能化和绿色化的管理理念和技术融合到创新各环节提供了便利^[12],这一融合有助于企业在产品创新中系统性地提升资源利用率并减少污染物排放。此外,系统型 SPI 需要更全面的解决方案,而客户数字平台的模块化架构能迅速整合和重构组织内外的资源^[13],这更有利于提高多方参与者联合规划和解决问题的效率^[21],推动产品全生命周期的系统优化。综上,本文提出假设:

H4a: 客户数字平台能力正向影响功能型 SPI。

H4b: 客户数字平台能力正向影响系统型 SPI,且相比功能型 SPI 更强。

1.5 数字平台能力的中介作用

本文认为数字平台能力在 AI 技术嵌入和 SPI 间起中介作用。一方面,通过大数据分析和智能推荐等 AI 技术与消费者资源深度捆绑,企业能够精准理解和分类消费者在平台生成的内容,从而更好地提供个性化产品或服务推荐^[14]。进一步地,消费者数字平台能力的提升便于企业从消费市场获得大量原始或非结构化数据^[12],能源消耗、产品耐用性等功能信息的采集有利于实现“信息收集—需求定位—研发生产”的匹配和高效运转^[22],需求端反向助推功能型 SPI。另一方面,AI 技术嵌入利用数据分析和模式识别等功能提高了数字平台对客户需求的预测的精确度^[32]。这一过程体现了资源编排中的捆绑,通过整合大量的历史销售数据,企业能够预测客户需求、优化库存水平并做出数据驱动的决策^[15]。进一步地,客户数字平台的模块化架构能迅速整合和重构组织内外的资源以响应市场机会^[33]。平台的前端界面可以根据具体的用户需求进行个性化定制,后端界面可协调和管理各种服务,这种双重架构提升了资源配置的灵活性和效率^[34],为推动系统型 SPI 提供支撑。综上,本文提出假设:

H5a: 消费者数字平台能力中介 AI 技术嵌入和

功能型 SPI 间关系。

H5b:客户数字平台能力中介 AI 技术嵌入和系

统型 SPI 间关系。

本文的研究模型图如图 1 所示:

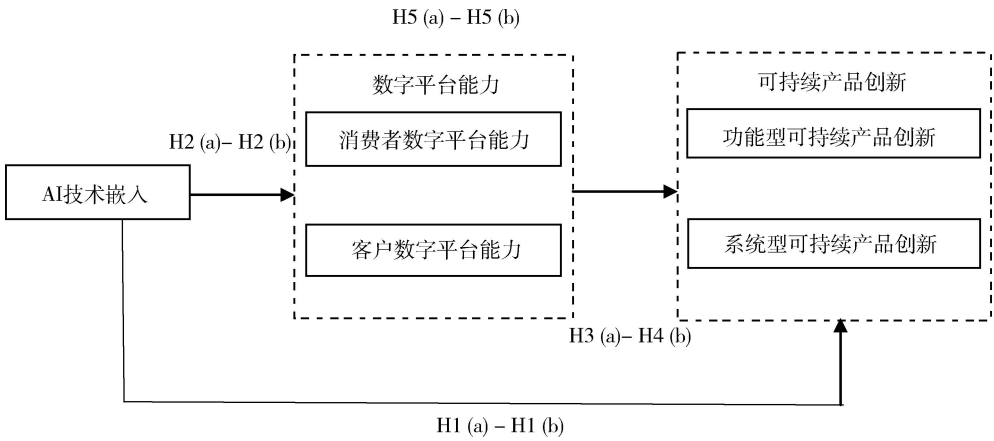


图 1 理论模型

Figure 1 Theoretical model

2 研究设计

2.1 样本选取和数据来源

本研究通过问卷调查收集数据。根据工业和信息化部《中国数字经济发展指数报告(2023 年)》对各地区数字经济发展的梯队划分,从第一梯队选取广东、山东、江苏,从第二梯队选取湖南、陕西。这些省份分属中国东部、西部以及中部等区域,且具备更高的数字经济发展水平,契合本文研究背景。最终,上述数字经济发展领先地区的样本占总样本量的 85% 以上,确保了研究的现实针对性和代表性。同时,为保证覆盖范围,研究还从第三梯队(如甘肃省)收集了部分样本,避免了单一发展水平可能产生的选择偏差。

问卷设计均参考国内外已公开发表的成熟量表,并采用“翻译—回译”方法和本土化修正。正式发放前,本文选取 50 家企业进行预调研,根据参与者反馈意见适当调整问卷的文字表述,使之更准确地描述企业 AI 技术嵌入与 SPI 的发展情况。为了降低潜在共同方法偏差,量表设计采用 A/B 卷配对调研法,分别由两名中高层经理人填写。A 卷包含企业规模、企业年龄等基础信息以及 SPI 的题项,B 卷包含 AI 技术嵌入及数字平台能力的题项。问卷设置问题询问企业是否正在使用或在过去三年内使用过数字化平台,以确保样本符合基础研究要求。最终,研究团队历时半年,共发放问卷 478 份,筛选

并剔除无效问卷后共 298 份有效问卷,有效回收率为 62.34%。样本涵盖制造业、信息技术服务业等多个行业,包括国有企业、私营企业等不同所有制类型,企业年龄分布均衡。

2.2 变量测量

本文使用已公开发表的量表对研究变量进行测量,所有变量均采用 Likert 7 点计分,1 表示完全不同意,7 表示完全同意。AI 技术嵌入的测量采用 Khan 等的量表^[35],包含运营各层面融入、基础设施与人才支持、市场预测与决策应用四个题项,举例条目为“我们在运营的各个层面均融入了 AI 技术”;数字平台能力的测量使用 Wang 等的量表^[12],其中消费者数字平台能力共 3 个题项,举例条目为“我们开发了供消费者分享新闻信息、参与和交流的数字平台”。客户数字平台能力共 3 个题项,举例条目为“我们开发了供客户开展营销活动的数字平台”;借鉴 Li 等的研究^[6],功能型 SPI 共 4 个题项。举例条目为“我们在创新过程中提升了产品的耐用性”。参考 Calik^[16]和 Spreafico 等^[7]的量表,系统型 SPI 共四个题项,举例条目为“我们的新产品在整个生命周期内选择污染最小的原材料(例如回收材料、可生物降解材料等)”。

为降低企业基本特征对被解释变量的影响,参考於军与隋良^[11]控制了企业规模、企业年龄、所有制和行业。此外,考虑到数字化因素的潜在影响,参考 El Jaouhari 与 Hamidi^[36]控制了企业 AI 使用年份(按生产经营中应用 AI 相关技术的年份分类并依

次赋值);参考 Lin 等^[32] 在人工智能对环境绩效的影响研究,控制了数字化转型阶段(按转型实施年份分类并依次赋值)。

2.3 信效度检验

表 1 是数据的信效度分析结果。结果显示,各变量的 Cronbach’ α 系数及组合信度值(CR)均大于

0.7,表明问卷信度良好;标准化因子载荷量均在 0.6 – 0.9 之间,且平均萃取方差值(AVE)均超过 0.5,故问卷具有较好的聚合效度和结构效度;AVE 的算术平方根(对角线加粗的数字)均大于此变量与其他变量间的相关系数,即变量之间具有良好的区分效度。

表 1 测量题项、信度与效度
Table 1 Measurement items, reliability, and validity

变量	测量题项	因子载荷	Cronbach’ s α	CR	AVE
AI 技术嵌入	Q1	0.801	0.895	0.894	0.680
	Q2	0.800			
	Q3	0.838			
	Q4	0.857			
消费者数字平台能力	Q1	0.893	0.916	0.930	0.815
	Q2	0.895			
	Q3	0.921			
客户数字平台能力	Q1	0.810	0.882	0.883	0.715
	Q2	0.870			
	Q3	0.856			
功能型 SPI	Q1	0.825	0.869	0.871	0.629
	Q2	0.745			
	Q3	0.821			
	Q4	0.777			
系统型 SPI	Q1	0.926	0.940	0.940	0.798
	Q2	0.900			
	Q3	0.831			
	Q4	0.912			

注: N = 298。

2.4 共同方法偏差

首先,采用 Harman 单因子法检验共同方法偏差。将所有题项做探索性因子分析,未旋转情况下第一个因子的方差贡献率为 38.668%,小于阈值 40%,证明共同方法偏差在可接受范围内;其次,通过验证性因子分析对比单因子模型与全变量五因子模型的拟合度。结果显示,单因子模型的拟合值为: $\chi^2/df = 17.229$, $p < 0.001$, CFI = 0.429, TLI = 0.353, NFI = 0.417, RMSEA = 0.234, PGFI = 0.356。五因子模型的拟合度为: $\chi^2/df = 1.396$, $p < 0.01$, CFI = 0.987, TLI = 0.984, NFI = 0.956, RMSEA = 0.037, PGFI = 0.687。显然,相较于全变量五因子模型,单因子模型缺乏足够的拟

合度,故在后续研究中可忽略共同方法偏差产生的影响。

3 数据分析与结果

3.1 描述性统计分析

本文所涉及变量的均值、标准差以及变量间相关系数结果如表 2 所示。变量间关系与理论预期相符,为后续验证模型提供了初步支持。

3.2 假设检验

本文采用层级回归分析方法、Z 检验和 Bootstrapping 多重中介检验方法验证假设。多层回归结果如表 3 所示。模型 1 和模型 4 分别是控制变量对

功能型 SPI、系统型 SPI 的回归结果。模型 2 和模型 5 在此基础上分别加入自变量 AI 技术嵌入。结果显示, AI 技术嵌入对功能型 SPI ($\beta = 0.222, p < 0.001$)、系统型 SPI ($\beta = 0.451, p < 0.001$) 均有显著

正向影响。进一步地, Z 检验结果 ($z = 2.659$, 大于临界值 1.96) 表明 AI 技术嵌入对功能型 SPI 与系统型 SPI 的影响在 $p < 0.05$ 水平上存在显著差异。因此, 假设 1a 和 1b 得到验证。

表 2 均值、标准差与相关系数
Table 2 Mean, standard deviation, and correlation coefficient

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1. 企业规模	—										
2. 企业年龄	0.266 **	—									
3. 企业所有制	0.028	0.123 *	—								
4. 行业	0.075	0.050	0.035	—							
5. 数字化转型阶段	0.255 **	0.110	0.021	-0.020	—						
6. AI 使用年份	0.160 **	0.165 **	0.023	0.107	0.343 **	—					
7. AI 技术嵌入	0.170 **	0.182 **	-0.040	0.126 *	0.389 **	0.364 **	0.825				
8. 消费者数字平台能力	0.116 *	0.093	-0.060	0.083	0.265 **	0.248 **	0.399 **	0.903			
9. 客户数字平台能力	0.053	0.015	0.012	-0.043	0.301 **	0.251 **	0.325 **	0.201 **	0.846		
10. FSPI	0.214 **	0.165 **	-0.119 *	0.151 *	0.223 **	0.234 **	0.367 **	0.479 **	0.254 **	0.793	
11. SSPI	0.178 **	0.170 **	-0.020	-0.055	0.304 **	0.155 **	0.423 **	0.287 **	0.364 **	0.332 **	0.893
均值	3.174	4.805	0.144	0.265	2.822	3.064	5.151	4.832	5.107	5.390	5.102
标准差	0.839	1.434	0.352	0.442	0.760	0.921	1.246	1.553	1.378	1.046	1.531

注: * $p < 0.05$; ** $p < 0.01$; FSPI = 功能型 SPI; SSPI = 系统型 SPI。

模型 8 和模型 10 分别检验了 AI 技术嵌入对消费者数字平台能力、客户数字平台能力的影响。结果显示, AI 技术嵌入对消费者数字平台能力 ($\beta = 0.390, p < 0.001$)、客户数字平台能力 ($\beta = 0.262, p < 0.001$) 均有显著的正向影响。因此, 假设 2a 和 2b 得到验证。在 M2 和 M5 基础上分别同时加入消费者数字平台能力和客户数字平台能力得到模型 3 和模型 6。结果显示, 消费者数字平台能力对功能型 SPI ($\beta = 0.244, p < 0.001$) 与系统型 SPI ($\beta = 0.113, p < 0.05$) 均存在显著的正相关关系。进一步地, Z 检验结果 ($z = 2.000$, 大于临界值 1.96) 表明消费者数字平台能力对功能型 SPI 与系统型 SPI 的影响在 $p < 0.05$ 水平上存在显著差异。因此, 假设 3a 和 3b 得到验证。客户数字平台能力对功能型 SPI ($\beta = 0.102, p < 0.05$) 与系统型 SPI ($\beta = 0.261, p < 0.001$) 均存在显著的正相关关系, 且 Z 检验结果表明两系数在 $p < 0.05$ 水平上存在显著差异 ($z = 2.181$), 假设 4a 和 4b 得到支持。

本文使用 Bootstrapping 方法检验数字平台能力的中介效应。如表 4 所示, 消费者数字平台能力在

AI 技术嵌入与功能型 SPI 间的中介作用显著, 中介效应值为 0.095, 置信区间为 $[0.047 - 0.161]$, 假设 5a 得到支持。同样地, 客户数字平台能力在 AI 技术嵌入与系统型 SPI 间的中介效应显著, 中介效应值为 0.069, 置信区间为 $[0.022 - 0.132]$, 假设 5b 得到支持。

3.3 内生性检验

本文采用倾向得分匹配 (PSM) 检验潜在的内生性。以 AI 技术嵌入的中位数为基准构建处理组和控制组, 并基于控制变量计算倾向得分, 采用 1:1 最近邻匹配方法进行样本配对。匹配后两组样本在控制变量上的差异显著缩小, 表明匹配效果良好。基于匹配样本的回归分析结果如表 5 所示。AI 技术嵌入对消费者数字平台能力 ($\beta = 0.834, p < 0.001$) 和客户数字平台能力 ($\beta = 0.566, p < 0.001$) 的影响依然显著。同样地, AI 技术嵌入对功能型 SPI ($\beta = 0.333, p < 0.01$) 与系统型 SPI ($\beta = 0.719, p < 0.001$) 的影响依然显著。因此, PSM 检验结果证实了基准回归的稳健性, 验证了 AI 技术嵌入对数字平台能力及 SPI 的积极影响。

表 3 多重回归分析
Table 3 Multiple regression analysis

	功能型 SPI			系统型 SPI			消费者数字平台能力		客户数字平台能力	
	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10
控制变量										
企业规模	0.153 *	0.146 *	0.144 *	0.146	0.131	0.141	0.044	0.031	-0.044	-0.053
企业年龄	0.077 [†]	0.056	0.059	0.131 *	0.088	0.102 [†]	0.048	0.011	-0.032	-0.057
企业所有制	-0.434 ***	-0.380 *	-0.331 *	-0.178	-0.068	-0.066	-0.338	-0.243	0.036	0.101
行业	0.305 *	0.242 [†]	0.235 *	-0.226	-0.356 [†]	-0.306 [†]	0.240	0.128	-0.170	-0.245
数字化转型阶段	0.190 *	0.083	-0.005	0.513 ***	0.295 *	0.185 [†]	0.411 **	0.222 [†]	0.450 ***	0.323 **
AI 使用年份	0.158 *	0.088	0.032	0.070	-0.071	-0.137	0.273 **	0.152	0.271 **	0.189 *
自变量										
AI 技术嵌入		0.222 ***	0.100 *		0.451 ***	0.338 ***		0.390 ***		0.262 ***
中介变量										
消费者数字平台能力			0.244 ***			0.113 *				
客户数字平台能力			0.102 *			0.261 ***				
R ²	0.144	0.197	0.324	0.123	0.226	0.285	0.110	0.185	0.121	0.164
Adjusted R ²	0.126	0.178	0.303	0.105	0.207	0.263	0.092	0.165	0.103	0.144
F 值	8.146 ***	10.156 ***	15.321 ***	6.825 ***	12.085 ***	12.765 ***	6.019 ***	9.392 ***	6.669 ***	8.114 ***

注: [†]、*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1%、0.1% 的水平上显著, N = 298。

表 4 多重中介效应检验
Table 4 Multiple mediation effects test

自变量	中介变量	因变量	中介效应	标准误	Bootstrap 样本 95% 置信区间	
					下限	上限
AI 技术嵌入	消费者数字平台能力	功能型 SPI	0.095	0.030	0.047	0.161
	客户数字平台能力	系统型 SPI	0.069	0.028	0.022	0.132

注:重复采样次数为 5000 次。

表 5 匹配样本下回归结果
Table 5 Regression results for the matched sample

变量	回归系数 (B)	标准误 (SE)	t 值	p 值
AI 技术嵌入→消费者平台能力	0.834	0.171	4.869	0.000
AI 技术嵌入→客户平台能力	0.566	0.150	3.759	0.000
AI 技术嵌入→功能型 SPI	0.333	0.122	2.720	0.007
AI 技术嵌入→系统型 SPI	0.719	0.189	3.810	0.000

4 结论与讨论

4.1 主要结论

本文基于资源编排理论探究 AI 技术嵌入对功能型和系统型 SPI 的作用机制,并考察了消费者数字平台能力和客户数字平台能力的中介作用。研究

结果显示:第一, AI 技术嵌入对两类 SPI 均有显著正向影响,且对系统型 SPI 影响更强;第二, AI 技术嵌入显著提升了消费者数字平台能力与客户数字平台能力;第三,两类数字平台能力对功能型 SPI 及系统型 SPI 均有显著正向影响,其中消费者数字平台能力对功能型 SPI 影响更强,而客户数字平台能力对系统型 SPI 影响更强;第四,消费者数字平台能力

中介了 AI 技术嵌入和功能型 SPI 间关系,客户数字平台能力中介了 AI 技术嵌入和系统型 SPI 间关系。

4.2 理论贡献

第一,本文揭示了 AI 技术嵌入对 SPI 的影响机制,深化了 AI 技术嵌入与企业可持续发展领域的交叉研究。一方面,尽管 Kulkov^[4]、Song^[3]等学者论述了 AI 技术嵌入在企业实现可持续发展目标的作用,但相应的实证研究仍处于起步阶段。因此,本文响应了 Mariani^[1]、Bahoo^[37]等学者号召,为 AI 技术嵌入对 SPI 的影响研究提供了经验证据;另一方面,现有研究通常将 SPI 作为一个整体,缺乏对其精细化的探索。本文将其解构为功能型和系统型,不仅为 AI 技术嵌入在不同 SPI 创新情境下的差异化影响提供了经验证据,也为后续 SPI 的分类研究提供了参考。

第二,本文将数字平台能力创新性地引入 AI 技术嵌入与 SPI 间关系的理论框架,弥补了 AI 技术嵌入影响 SPI 中间路径的研究不足。Cenamor^[33]、Oduro^[38]等认为,数字技术本身不能直接产生效益,而是通过增强组织能力、优化管理协调等为企业创造价值。因此,本文深入探讨了 AI 技术嵌入在 SPI 中的价值创造过程,基于资源编排理论揭示了消费者数字平台能力和客户数字平台能力在 AI 技术嵌入与 SPI 间关系的内在路径。这不仅为理解两者间关系提供了更全面的逻辑框架,同时也拓宽了资源编排理论在 AI 与可持续创新研究背景下的应用范畴。

第三,本文明晰了数字平台能力在推动 SPI 中的作用,丰富了 SPI 前因变量的研究。现有研究表明,数字平台能力在促进可持续创新或可持续绩效等方面具有重要作用^[11, 13],但其在企业实现 SPI 目标的实证研究仍较为匮乏。特别是,不同类型的数字平台能力在不同 SPI 情境下的影响差异尚未得到深入探讨。本文验证了消费者数字平台能力和客户数字平台能力对不同类型 SPI 的差异化影响,更细致地论证了数字平台能力与 SPI 成果间的匹配关系,也为 SPI 前因变量的研究提供了有益补充。

4.3 现实意义

第一,本文为企业利用 AI 技术嵌入推动 SPI 提供了实用指导。管理者可将 AI 技术嵌入纳入战略规划,开发机器学习和预测模型等工具评估产品的使用寿命、耐用性等关键功能指标,优化创新方案以提升产品的功能属性。此外,企业应开发智能算法、

模拟工具等技术从系统角度审视产品创新,从产品全生命周期挖掘可持续创新潜力。相较于功能型 SPI,系统型 SPI 涉及更复杂的流程,更需充分利用 AI 技术嵌入确保产品在设计、生产和使用阶段均能达到最优的环境、经济和社会效益。

第二,管理者可将 AI 技术嵌入作为培育和提升数字平台能力的关键部署。一方面,提升消费者数字平台能力的关键在于为消费者提供便捷且个性化的服务。管理者可投资于 AI 驱动的个性化推荐系统以及智能服务系统,简化平台操作流程,降低消费者使用门槛。另一方面,提升客户数字平台能力可利用机器学习算法分析历史数据和市场趋势,实现对客户需求的精准预测,以灵活调整产品或服务供给。

第三,面对不同 SPI 需求,管理者有针对性地投资特定类型的数字平台能力。当企业更注重从功能层面对产品进行可持续性改进或开发时,管理者应将更多资源投入消费者平台的开发和维护,从平台消费者的使用体验、偏好等数据中挖掘可持续性特征的功能需求。当企业更注重系统层面的 SPI 时,应重视客户数字平台能力的培育和发展,为客户平台建立灵活的资源整合机制和安全的数据共享体系,实现产品全生命周期各个环节的协同创新。

4.4 研究局限与展望

本文存在一些研究限制,需要在未来研究中进一步探讨和完善。第一,本文使用的横截面数据可能无法全面捕捉动态因果关系。未来研究可以通过纵向数据分析,跟踪多个时间点的数据,以更深入地揭示 AI 技术嵌入对可持续创新的长期影响和机制。第二,未来可将可持续流程创新纳入研究模型,探究 AI 技术嵌入对 SPI 与可持续流程创新的影响差异,从而更深入地分析 AI 技术嵌入在企业可持续性发展中的作用;第三,可基于其他理论视角(例如知识管理理论)探究 AI 技术嵌入影响 SPI 的作用机制,以深化对 AI 技术嵌入在企业可持续发展中的潜在路径的理解。

参考文献:

- [1] Mariani M M, Machado I, Magrelli V, et al. Artificial intelligence in innovation research: A systematic review, conceptual framework, and future research directions [J]. *Technovation*, 2023, 122: 102623.
- [2] 苏敬勤,张帅,马欢欢,等. 技术嵌入与数字化商业模

- 式创新——基于飞贷金融科技的案例研究[J]. 管理评论, 2021, 33(11): 121 – 134. Su J Q, Zhang S, Ma H H, et al. Technology embeddedness and digital business model innovation: A case study of Credex Fintech [J]. Management Review, 2021, 33(11): 121 – 134.
- [3] Song M, Pan H, Shen Z, et al. Assessing the influence of artificial intelligence on the energy efficiency for sustainable ecological products value [J]. Energy Economics, 2024, 131: 107392.
- [4] Kulkov I, Kulkova J, Rohrbeck R, et al. Artificial intelligence – driven sustainable development: Examining organizational, technical, and processing approaches to achieving global goals [J]. Sustainable Development, 2024, 32(3): 2253 – 2267.
- [5] Maxwell D, Sheate W, Van der Vorst R. Functional and systems aspects of the sustainable product and service development approach for industry [J]. Journal of Cleaner Production, 2006, 14(17): 1466 – 1479.
- [6] Li J, Li Y, Song H, et al. Sustainable value creation from a capability perspective: How to achieve sustainable product design [J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 312: 127552.
- [7] Spreafico C, Landi D. Investigating students' eco – misperceptions in applying eco – design methods [J]. Journal of Cleaner Production, 2022, 342: 130866.
- [8] 赵瑞彤, 胡海晨. 人工智能的双重角色与企业突破式创新——基于资源编排理论的实证研究[J]. 科技进步与对策, 2025, 42(23): 12 – 22. Zhao R T, Hu H C. The dual roles of artificial intelligence and firms' radical innovation: An empirical study from the resource – orchestration perspective [J]. Science & Technology Progress and Policy, 2025, 42(23): 12 – 22.
- [9] Hou Y, Yang S, Li L, et al. Unlocking environmental sustainability with generative artificial intelligence: Insights from resource orchestration theory [J]. IEEE Transactions on Engineering Management, 2025, 72: 3080 – 3093.
- [10] 柳学信, 程园, 孙忠娟. 服务业平台企业的网络能力、数字平台能力如何促进数字化创新? ——资源编排视角[J/OL]. 经济管理, 1 – 23 [2024 – 12 – 22]. Liu X X, Cheng Y, Sun Z J. How do service platform enterprises' network capability and digital platform capability promote digital innovation? Resource orchestration perspective [J/OL]. Business Management Journal, 1 – 23 [2024 – 12 – 22].
- [11] 於军, 隋艮. 数字化转型如何影响企业可持续绩效——来自 fsQCA 的发现? [J]. 软科学, 2024, 38(5): 13 – 21. Yu J, Sui G. How digital transformation affects corporate sustainable performance? Findings from fsQCA [J]. Soft Science, 2024, 38(5): 13 – 21.
- [12] Wang Y, Tian Q, Li X, et al. Different roles, different strokes: How to leverage two types of digital platform capabilities to fuel service innovation [J]. Journal of Business Research, 2022, 144: 1121 – 1128.
- [13] Wang N, Wan J, Ma Z, et al. How digital platform capabilities improve sustainable innovation performance of firms: The mediating role of open innovation [J]. Journal of Business Research, 2023, 167: 114080.
- [14] 钟娟, 丁怡帆, 林子昂, 等. 人工智能应用与企业客户配置多元化: 基于人工智能创新应用先导区的准自然实验[J]. 外国经济与管理, 2025, 47(6): 18 – 35. Zhong J, Ding Y F, Lin Z A, et al. Artificial intelligence applications and diversification of enterprise customer configuration: A quasi – natural experiment based on artificial intelligence innovation application pilot zone [J]. Foreign Economics & Management, 2025, 47(6): 18 – 35.
- [15] 李玉花, 林雨昕, 李丹丹. 人工智能技术应用如何影响企业创新[J]. 中国工业经济, 2024(10): 155 – 173. Li Y H, Lin Y X, Li D D. How does the application of AI technologies affect firm innovation [J]. China Industrial Economics, 2024(10): 155 – 173.
- [16] Calik E. A validated measurement scale for sustainable product innovation performance [J]. Technovation, 2024, 129: 102882.
- [17] Buhl A, Schmidt – Keilich M, Muster V, et al. Design thinking for sustainability: Why and how design thinking can foster sustainability – oriented innovation development [J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 231: 1248 – 1257.
- [18] Sullivan Y, Wamba S F. Artificial intelligence and adaptive response to market changes: A strategy to enhance firm performance and innovation [J]. Journal of Business Research, 2024, 174: 114500.
- [19] Ghoreishi M, Happonen A. New promises AI Brings Into Circular Economy Accelerated Product Design: A Review on Supporting Literature [C]. E3S web of conferences. EDP Sciences, 2020, 158: 06002.
- [20] Weng Y, Ababei C. AI – assisted reconfiguration of battery packs for cell balancing to extend driving runtime [J]. Journal of Energy Storage, 2024, 84: 110853.
- [21] 周惠平, 姚艳虹. 数字平台内价值共创影响组织韧性的作用机理研究——数字化战略更新的中介作用和数字氛围的调节作用[J]. 软科学, 2024, 38(11): 41

- 48. Zhou H P, Yao Y H. The mechanism of value co-creation within digital platform affecting organizational resilience: The mediating role of digital strategy renewal and the moderating role of digital atmosphere [J]. *Soft Science*, 2024, 38(11): 41-48.
- [22] Guo Y, Tang Q, Wang H, et al. Artificial intelligent housekeeper based on consumer purchase decision: A case study of online E-commerce [J]. *Industrial Management & Data Systems*, 2024, 124(8): 2588-2612.
- [23] Wei R, Pardo C. Looking for resource density in the platform supply network [J]. *Journal of Purchasing and Supply Management*, 2024: 100938.
- [24] 李建奇,黄维晨.“数实融合”下的平台经济与包容性就业——基于网络招聘大数据的经验研究[J]. *财经研究*, 2024, 50(10): 34-48. Li J Q, Huang W C. The platform economy and inclusive employment under “digital-real economy integration”: Evidence from online job postings [J]. *Journal of Finance and Economics*, 2024, 50(10): 34-48.
- [25] 张玉利,吕元昊,宋正刚. 场景化创新、品牌延伸与公司关联的创业[J]. *科技进步与对策*, 2025, 42(15): 35-42. Zhang Y L, Lü Y H, Song Z G. Scenario-based innovation, brand extension and the company-related entrepreneurship [J]. *Science & Technology Progress and Policy*, 2025, 42(15): 35-42.
- [26] Nielsen K R. Policymakers' views on sustainable end-user innovation: Implications for sustainable innovation [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 254: 120030.
- [27] Zimmerling E, Purтик H, Welpel I M. End-users as co-developers for novel green products and services - an exploratory case study analysis of the innovation process in incumbent firms [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2017, 162: S51-S58.
- [28] 李凌霄,李海舰. 企业经济理论创新——从工业经济时代到数智经济时代[J]. *经济与管理研究*, 2024, 45(4): 112-127. Li L X, Li H J. Innovation in corporate economic theory—From industrial economy era to digital intelligence economy era [J]. *Research on Economics and Management*, 2024, 45(4): 112-127.
- [29] Nasiri M S, Shokouhyar S. Actual consumers' response to purchase refurbished smartphones: Exploring perceived value from product reviews in online retailing [J]. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 2021, 62: 102652.
- [30] Rausch T M, Baier D, Wening S. Does sustainability really matter to consumers? Assessing the importance of online shop and apparel product attributes [J]. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 2021, 63: 102681.
- [31] Chen J, Liu L. Customer participation, and green product innovation in SMEs: The mediating role of opportunity recognition and exploitation [J]. *Journal of Business Research*, 2020, 119: 151-162.
- [32] Lin J, Zeng Y, Wu S, et al. How does artificial intelligence affect the environmental performance of organizations? The role of green innovation and green culture [J]. *Information & Management*, 2024, 61(2): 103924.
- [33] Cenamor J, Parida V, Wincent J. How entrepreneurial SMEs compete through digital platforms: The roles of digital platform capability, network capability and ambidexterity [J]. *Journal of Business Research*, 2019, 100: 196-206.
- [34] Konietzko J, Bocken N, Hultink E J. Online platforms and the circular economy [A]. *Innovation for Sustainability: Business Transformations Towards a Better World* [C]. Cham: Springer International Publishing, 2019: 435-450.
- [35] Khan A N, Mehmood K, Kwan H K. Green knowledge management: A key driver of green technology innovation and sustainable performance in the construction organizations [J]. *Journal of Innovation & Knowledge*, 2024, 9(1): 100455.
- [36] El Jaouhari A, Hamidi L S. Assessing the influence of artificial intelligence on agri-food supply chain performance: The mediating effect of distribution network efficiency [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2024, 200: 123149.
- [37] Bahoo S, Cucculelli M, Qamar D. Artificial intelligence and corporate innovation: A review and research agenda [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2023, 188: 122264.
- [38] Oduro S, De Nisco A, Mainolfi G. Do digital technologies pay off? A meta-analytic review of the digital technologies/firm performance nexus [J]. *Technovation*, 2023, 128: 102836.

Research on the influence of AI technology integration on sustainable product innovation

WU Xia¹, YANG Jian – jun¹, ZHANG Ling¹, DENG Cheng²

(1. School of Management, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. School of Economics and Management, Xidian University, Xi'an 710126, China)

Abstract: Against the backdrop of China's "twin transition" strategy integrating digitalization and green development, the mechanisms through which AI technology integration influences sustainable product innovation (SPI) have become a prominent research topic. However, existing studies predominantly examine this relationship at the macro or industry level, overlooking firm – level mechanisms. Furthermore, the intermediate pathways through which AI technology integration influences SPI remain underexplored. Based on resource orchestration theory, this study examines how AI technology integration influences different types of SPI using a sample of 298 firms. The findings reveal that AI technology integration positively affects both functional and systemic SPI, with a stronger impact on systemic SPI. AI technology integration also positively influences both consumer and business digital platform capabilities. Consumer digital platform capability positively affects both functional and systemic SPI, with a stronger impact on functional SPI. Business digital platform capability positively affects both functional and systemic SPI, with a stronger impact on systemic SPI. Furthermore, consumer digital platform capability mediates the relationship between AI technology integration and functional SPI, while business digital platform capability mediates the relationship between AI technology integration and systemic SPI.

This study makes several theoretical contributions. First, it reveals the mechanism through which AI technology integration affects SPI and advances research at the nexus of AI and corporate sustainability. Notably, existing studies often treat SPI as a whole and lack refined exploration of its types. This study deconstructs SPI into functional and systemic types, reveals how AI technology integration affects distinct innovation scenarios, and also provides theoretical insights for subsequent classification research on SPI.

Second, the study deeply explores the value creation process of AI technology integration in SPI and clarifies the internal link between digital platform capabilities in AI technology integration and SPI based on resource orchestration theory. This offers a more integrative framework for examining the connection between AI technology integration and SPI. It also extends resource orchestration theory to the emerging field of AI and sustainable innovation research.

Third, this paper clarifies how digital platform capabilities foster SPI and enriches the research on SPI antecedent variables. Prior empirical research on the role of digital platform capabilities in helping firms achieve SPI goals remains scarce. In particular, the distinct effects of consumer and business capabilities across SPI contexts have not been fully examined. This paper reveals their differentiated impacts on functional and systemic SPI. It specifies how digital platform capabilities align with SPI outcomes and also supplements existing research on SPI antecedent variables.

Practically, the study provides actionable guidance for firms to leverage AI technologies to promote SPI. Specifically, when focusing on functional SPI, firms should prioritize investment in AI – driven personalized recommendation and intelligent service systems to enhance consumer digital platform capability and identify functional requirements from user experience and preference data. When focusing on systemic SPI, firms should emphasize the development of business digital platform capability, applying machine learning algorithms to accurately predict customer needs and establishing flexible resource integration mechanisms and data – sharing systems to achieve collaborative innovation across the entire product lifecycle.

Key words: AI technology integration; functional sustainable product innovation; systemic sustainable product innovation; consumer digital platform capability; business digital platform capability