

# 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

马鸿佳, 林 越, 苏中锋, 王亚婧

**[摘要]** 基于技术可供性实现理论,本文尝试探索人工智能可供性对制造企业数字化转型绩效的影响,并研究智能制造平台价值共创在其中的重要作用。具体而言,本文在开发智能制造平台价值共创量表的基础上,遵循技术可供性实现理论的“技术可供性—可供性实现—绩效提升”研究逻辑,明确人工智能可供性、智能制造平台价值共创和数字化转型绩效之间的关系,据此提出研究假说,并进行实证检验。研究发现,智能制造平台价值共创包含互补企业价值共创和用户价值共创两个关键维度;人工智能自主可供性和交互可供性对数字化转型绩效具有显著的正向影响,智能制造平台价值共创在其中发挥中介作用。本文研究了人工智能可供性、智能制造平台价值共创和制造企业数字化转型绩效之间的关系,丰富了技术可供性实现理论、价值共创理论和数字化转型理论的相关研究,在实践层面上对中国制造企业如何利用人工智能技术实现数字化转型具有重要启示。

**[关键词]** 制造企业数字化转型; 技术可供性实现理论; 人工智能可供性; 智能制造平台价值共创

**[中图分类号]** F272 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1006-480X(2024)06-0155-19

## 一、引言

2024年《政府工作报告》提出,深化大数据、人工智能等研发应用,开展“人工智能+”行动,打造具有国际竞争力的数字产业集群。在实践中,人工智能对制造企业数字化转型发挥着重要作用。作为传统电池制造企业的宁德时代在数字化转型过程中前瞻性地提出以人工智能为核心的智能化转型战略,利用人工智能技术实现生产制造各个环节的智能化,推动从“制造”向“智造”的转型。理论上,人工智能技术对制造企业数字化转型的驱动作用受到关注(Rana and Daultani, 2023), Zeba et al. (2021)提出人工智能技术引发传统制造企业组织属性的重大变化,其自我学习、自主性、强化性和

**[收稿日期]** 2024-02-16

**[基金项目]** 国家自然科学基金面上项目“新创企业惯例多层级动态模型及演化机理研究”(批准号 71972084); 国家自然科学基金重大项目“创新驱动创业的重大理论与实践问题研究”(批准号 72091310)课题一“数字经济下的创新驱动创业的基础理论”(批准号 72091315)。

**[作者简介]** 马鸿佳,吉林大学商学与管理学院教授,博士生导师,管理学博士;林越,吉林大学商学与管理学院博士研究生;苏中锋,西安交通大学管理学院教授,博士生导师,管理学博士;王亚婧,吉林大学商学与管理学院博士研究生。通讯作者:马鸿佳,电子邮箱:mahongjia@jlu.edu.cn。感谢吉林大学创新团队项目“中国数智企业现代化运营管理与商业模式创新”的资助。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,文责自负。

自适应性等特点在促进生产智能化和实现商业模式创新方面发挥重要作用。然而,现有研究尚未明晰人工智能技术推动数字化转型绩效提升的内在机理(Trocin et al., 2021; Issa et al., 2022),导致在实践层面人工智能技术对企业转型升级的作用难以充分发挥,在理论层面人工智能技术对数字化转型的驱动作用未得到充分解释。

技术可供性实现理论(Technology Affordance Actualization Theory)涉及技术可供性和可供性实现两部分,为理解人工智能可供性如何实现预期目标提供了高度契合的研究思路(Majchrzak et al., 2016; Liu et al., 2020)。人工智能可供性是指人工智能技术能够为技术使用者实现预期目标所提供的潜能(Liu et al., 2020),能够以区别于传统技术的独特性赋能传统制造企业实现数字化和智能化转型升级。例如,通过自主决策、自主学习、自主感知、自主协调等企业完成日常任务的潜能,或基于人一机交互、人—数交互、人—人交互实现更自然、更有效、更可靠的信息共享的潜能(Issa et al., 2022)。根据技术可供性实现理论,人工智能可供性为制造企业数字化转型绩效的提升提供了潜能,而能否产生预期结果还取决于制造企业所采取的目标导向的行为(Du et al., 2019; Liu et al., 2020)。

基于智能制造平台的价值共创是制造企业以数字化转型为目的所采取的人工智能可供性实现的重要行为(裴军等, 2023)。制造企业数字化转型的目标是实现数字化、智能化和网络化,人工智能可供性在实现商业模式数字化和智能化的同时,又能够赋能传统制造产业链协同合作,通过智能制造平台价值共创实现网络化发展(马永开等, 2020; Sjödin et al., 2023)。智能制造平台价值共创具有以平台为场所、以智能制造为目的的特殊性(Nambisan, 2017; 吴小节等, 2023),智能制造平台重塑了传统的价值链模式,通过构建以生态合作伙伴关系为主的复杂价值共创网络优化传统制造的运营模式和产业结构,实现研发、生产、销售和管理的流程智能化和产品智能化,帮助企业形成以智能制造为核心的商业模式(Dong et al., 2021),在人工智能可供性影响数字化转型绩效的路径中发挥着重要作用。智能制造平台价值共创是制造企业在数字经济下价值共创的新模式,现有理论研究仍在探索阶段。正如Zhong et al.(2017)、吴小节等(2023)提出的,价值共创理论需要在数字化和智能化情境下进一步完善和发展,需要运用价值共创理论探究智能制造问题。

在上述研究背景下,现有理论仍存在以下两点需要进一步丰富和发展之处:①尽管Trocin et al.(2021)呼吁关注人工智能可供性在数字化转型方面的重要作用,现有关于人工智能可供性的独特性如何影响制造企业数字化转型绩效的理论“黑箱”仍处于探索阶段。技术可供性实现理论有利于理解新兴技术如何实现目标,利用技术可供性实现理论打开人工智能可供性的作用机理具有重要的研究意义。②在人工智能可供性影响数字化转型绩效的路径中,智能制造平台价值共创在理论研究层面、国家战略层面和企业实践层面都已表现出不容忽视的重要作用。作为制造企业在数字经济下价值共创的新模式,智能制造平台价值共创需要在新技术情境下进一步发展(孙新波和张明超, 2023),制造企业如何利用智能制造平台价值共创的实现行为发挥人工智能可供性驱动作用的最大化需要深入探索。

## 二、文献综述

### 1. 制造企业数字化转型

数字经济背景下,中国传统制造企业重制造而轻研发、服务链条长和机械化程度不高等问题日益显现,制约企业发展。尽管在数字技术迅速发展的环境下,制造企业已意识到数字化转型的必要

性,但目前制造业仍然存在转型技术低级、流程僵化、成果不明显等难点。根据现有文献,制造企业数字化转型的大多障碍都与技术密切相关。例如,Mahmood et al.(2019)提出,缺乏有效的技术颠覆使得制造企业在数字化转型过程中难以实现商业模式的突破性创新;Raj et al.(2020)提出,技术成熟度低等问题阻碍制造企业生产模式的数字化和智能化。因此,制造企业在数字化转型中需要积极采用高端技术和智能设施抓住技术带来的变革性机会(戴翔和杨双至,2022)。人工智能作为引领新一轮科技革命和产业变革的战略性数字技术,对于制造企业数字化转型具有重要的驱动作用,“人工智能+制造业”作为一种全新的行业发展模式,正在对传统制造业模式产生革命性的影响(Rana and Daultani,2023)。

实践中,制造企业数字化转型不仅具有数字化和智能化的特点,还具有网络化的特点。现有研究已经关注到人工智能在驱动数字化转型的过程中,从根本上改变制造企业创造价值的方式,使其由传统的单向价值传递转变为多主体价值共创,提高企业信息获取和资源整合的能力,为价值创造带来新机会,有利于企业顺利实现数字化转型。例如,Sjödín et al.(2021)研究发现,人工智能通过促进用户共创和生态扩展实现商业模式创新;Chandra and Rahman(2024)在文献梳理的基础上提出,人工智能能够以拟人方式增强用户的体验感和积极性、以算法提升用户的归属感和情感联系,从而对价值共创产生积极作用。在数字化转型过程中,利用数字平台向价值共创与价值占有共同主导的生态系统型服务主导逻辑转变,能够帮助制造企业跨越转型升级的数字鸿沟(杜勇等,2022)。由此可见,传统制造企业充分发挥人工智能可供性的驱动作用构建智能制造平台价值共创网络有利于数字化转型绩效的提升。

## 2. 技术可供性实现理论

“可供性”概念最早由生态心理学家 Gibson 于 1986 年提出,是指行动的可能性,强调使用主体对特定对象功能的感知和如何使用的理解(Gibson,1986)。例如,杯子作为容器可以用来储存水,这取决于使用主体对其可供性的感知。因此,可供性是一个兼具客观性和主观性的概念,既与特定对象本身的属性相关,也与使用主体具备的知识或经验以及所要实现的特定目标密切相关(Liang et al.,2023)。在现有研究中,技术可供性往往是指具有特定目标的个人或组织能够利用数字技术进行何种实现性行为,即数字技术所提供的行动潜能,这种潜能会根据技术的使用主体和目的提供不同的可能性(Liu et al.,2020)。例如,Chatterjee et al.(2021)发现,为了帮助企业与利益相关主体以统一标准沟通从而提高互动效率,数字技术的积累可供性能够实现以二进制数字表征各种数据和信息并进行同质化处理;为了帮助企业进行调整、修改和更新等操作,数字技术的变异可供性能够基于数字技术的可重新编程性实现技术组合。“技术可供性”这一概念的提出有利于理解研究基础薄弱的新兴技术对目标实现的作用(Majchrzak et al.,2016),如信息技术可供性(Xiong et al.,2023)、大数据可供性(Liu et al.,2020)和人工智能可供性(Issa et al.,2022)等对特定目标实现的潜能。

技术可供性在实现目标方面兼具客观性和主观性的特点使得学者们逐渐关注到,技术可供性仅提供行动的潜在可能性,想要产生特定影响和实现特定目标,还取决于可供性的实现过程,这体现了技术可供性实现理论的核心观点。技术可供性实现理论强调主体使用数字技术并采取目标导向的行动以实现预期结果(Du et al.,2019)。技术可供性被视为数字技术对预期目标的潜在驱动力,而可供性实现则是使用主体为了发挥技术可供性的潜能所采取的客观化和具象化的行为(Strong et al.,2014)。例如,Liu et al.(2020)基于技术可供性实现理论视角探讨了大数据可供性对数字化转型的驱动作用,以及稳定、丰富和开拓三种实现行为;Xiong et al.(2023)基于技术可供性实现理论视角探讨信息技术可供性对企业成长的驱动作用,以及增强、构建、协调和整合四种实现行为。

技术可供性实现理论将技术可供性及其实现分开考虑,强调数字技术的潜能和与实现预期目标有关的行动之间的协同匹配,有利于理解数字技术、实现行为和预期目标之间的关系(Li et al., 2023),对于数字情境下传统制造企业如何利用人工智能提升数字化转型绩效的问题具有高度的契合度和解释力。然而,现有关于技术可供性实现理论的应用仍处于探索阶段,该理论对于解决制造企业数字化转型问题的适应性还需进一步验证。

### 3. 人工智能可供性

人工智能可供性来源于技术可供性,是指人工智能技术能够为技术使用者实现预期目标所提供的行动潜能(Liu et al., 2020)。技术可供性往往泛指数字技术在实现目标方面的基础潜能,例如,物理、知觉、认知和功能四种可供性体现数字技术在帮助使用主体感知、认识和完成任务方面的潜能(苏郁锋和周翔, 2023)。相比之下,人工智能可供性作为一种独特的技术可供性,既具有技术可供性的基础潜能,又有自主学习、自主性、强化性和自适应性等独特潜能(Zeba et al., 2021)。例如, Trocin et al.(2021)认为,人工智能可供性的独特性体现在存储、分析和推荐三个方面,其中,存储包括记录和转录访谈、收集在线数据、解析信息等,分析包括模型预测、模式识别、匹配等,推荐包括展示和排序等;Sjödin et al.(2023)认为,人工智能可供性的独特性体现在自主和强化两个方面,前者是指人工智能优化战略决策和生产流程的潜能,后者是指人工智能自主执行日常任务实现降本增效的潜能。在维度划分方面,本文参考 Issa et al.(2022)的研究,基于人工智能技术与使用主体的交互程度将人工智能可供性划分为自主可供性和交互可供性,前者是指人工智能具备在较少人为干预、命令或控制的情况下自主为使用主体完成任务的潜能,体现在自主决策、自主学习、自主感知、自主协调等方面;后者是指人工智能基于人一机交互、人一数交互、人一人交互实现实时有效地收集、识别、评估和传递信息的潜能。

人工智能可供性与人工智能技术、人工智能能力之间有所差异,如表1所示。人工智能可供性与人工智能技术相比,人工智能可供性是指人工智能技术能够为个人或组织实现预期目标所提供的潜在可能性,强调技术客观属性与主体主观能动的交互,具有动态性(Du et al., 2019; Li et al., 2023);而人工智能技术具有感知、理解、学习、决策和交互等功能,强调技术本身的客观属性,具有静态性(Rana and Daultani, 2023)。比较人工智能能力与人工智能可供性,前者是为了支持人工智能技术活动的实现而内生于企业内部成员的知识和技能,具有主观性特点;而后者则强调技术使用主体运用技能与人工智能技术互动以完成特定目标,兼具客观性与主观性,而且具有目标导向(谢卫红等, 2022)。

表1 人工智能可供性与人工智能技术、人工智能能力的比较

	人工智能可供性	人工智能技术	人工智能能力
内涵	人工智能技术能够为个人或组织采取目标导向的行动所提供的潜能	人工智能技术具有的感知、理解、学习、决策和交互等功能	为了支持人工智能技术活动的实现而内生于企业内部成员的知识和技能
属性	强调技术客观属性与主体主观属性的交互	强调技术的客观属性	强调主体的主观属性
目标导向	具有特定的目标导向	不具备特定的目标导向	不具备特定的目标导向
特征	对不同主体、不同行为和不同目标能够发挥不同潜力	具有客观性,在不同条件下的技术特征差异不大	具有主观性,取决于企业自身的知识技能



#### 4. 智能制造平台价值共创

在实践层面,制造企业数字化转型具有数字化、智能化和网络化特征,国家倡导以人工智能促进产业链协同化,赋能传统制造集群数字化转型;而在理论层面,现有研究同样关注到人工智能能够促进价值共创进而有益于数字化转型(Chandra and Rahman, 2024)。因此,在人工智能可供性对制造企业数字化转型绩效的影响路径中,价值共创具有不可忽视的作用,而现有理论研究尚未成熟,对其中的作用机制仍需进一步探索。

智能制造平台价值共创是制造企业在数字经济下价值共创的新模式,是指制造企业与利益相关主体基于智能互联平台进行同步交流、资源共享和实时协作从而提高生产运作效率以及推动产品、服务和商业模式的数字化和智能化(裴军等, 2023)。现有关于智能制造平台价值共创的研究大多以案例分析和理论构建的方式对其过程机理进行剖析。马永开等(2020)研究发现,智能制造平台价值共创的过程往往涉及共同生产和价值实现,前者是指智能制造的参与者需要共同参与生产过程,协同创造产品或服务价值;后者是指用户参与价值实现过程,除功能属性所带来的使用价值之外,还包括体验价值的实现。孙新波和张明超(2023)研究发现,智能制造平台价值共创的过程是通过平台嵌入、平台聚合和平台撬动以协同制造行业价值链上下游共同创造整体性的产品或服务价值。

相比于传统价值共创模式,智能制造平台价值共创的特殊性主要体现在两方面:一方面在于价值共创的场所是平台,数字平台具有共享通用的服务体系结构,包括通信、协作和计算的数字基础设施以及支持资源集聚的数字技术工具和系统,为各利益相关主体之间的价值共创提供重要场所(Nambisan, 2017)。另一方面在于价值共创的目的是实现智能制造,智能制造主要体现在生产制造和商业文明两个方面,前者强调制造的过程和方式,是指利用先进的制造技术和信息技术推动生产制造过程的柔性化、智能化和高度集成化,涉及设计、生产、管理、服务等多个环节;后者强调在数智化时代中传统企业经营逻辑的非线性转变,包括战略导向、运营模式和营销策略等(吴小节等, 2023)。智能制造平台价值共创的独特性使其在制造企业转型升级方面具有不可替代的优势,二者之间的关系需要进一步验证。

#### 5. 文献述评

通过梳理,现有相关文献尚存以下拓展空间:①技术可供性实现理论为理解新兴技术对于目标实现的作用提供了高度契合的研究思路。一方面,人工智能可供性以区别于传统技术的自主可供性和交互可供性有利于赋能传统制造企业实现数字化和智能化转型升级。另一方面,数字化转型绩效的提升不仅取决于人工智能技术提供的潜能,还取决于制造企业所采取的目标导向的行为。现有关于技术可供性实现理论的应用研究尚未成熟,人工智能可供性如何影响制造企业数字化转型绩效的理论“黑箱”尚未打开。②在企业实践、国家战略和理论研究三个层面,价值共创在人工智能可供性影响数字化转型绩效的过程中都展现出不容忽视的作用。智能制造平台价值共创作为制造企业在数字经济下价值共创的新模式,在理论层面仍需要深入研究。智能制造平台价值共创以平台为场所、以智能制造为目的的特殊性在制造企业数字化转型过程中发挥的作用需要进一步探索和验证。

### 三、智能制造平台价值共创量表开发

通过文献梳理,现有研究还未形成智能制造平台价值共创这一关键变量的测量量表,对于其维

度划分和测量题项尚不清晰。因此,本文运用访谈法和问卷法进行数据收集和分析,提炼智能制造平台价值共创的关键维度和测量题项并进行验证,从而为后续的实证研究提供测量工具。

### 1. 理论抽样

本部分目的是开发数字化转型背景下智能制造平台价值共创的测量量表。研究对象为具备智能制造平台的制造企业,访谈对象为企业中了解战略决策、商业模式和发展历程的中高层管理者。基于典型性、可借鉴性和数据可得性等原则,分别选取如下访谈对象:海尔智家股份有限公司(简称海尔智家)包括副总裁、研发经理、用户体验官在内的6名中高层管理人员,山东海思堡服装服饰集团股份有限公司(简称海思堡)包括总经理、副总经理在内的5名中高层管理人员,三一重工股份有限公司(简称三一重工)包括副总裁、产业发展事业部经理在内的5名中高层管理人员,一汽一大众汽车有限公司(简称一汽大众)包含分公司总经理、党委副书记、战略管理及商业规划部总经理在内的6名中高层管理人员。

### 2. 数据收集

在访谈前,本文基于对现有理论的梳理和与领域内学者的讨论确定访谈提纲,提纲共设置包含“贵公司的智能制造平台如何创造经济收益”在内的6个问题。访谈对象包括上述来自4家企业共22名中高层管理者,保证单名访谈对象的访谈时长超过45分钟,且每次访谈至少有3名研究人员在场。访谈基于提纲进行,并针对现场所述内容进行灵活调整和补充。访谈结束后,对访谈录音进行整理,剔除重复和低相关性的内容,共获得访谈报告9.16万字。

### 3. 数据编码

数据编码的过程按照开放性编码、选择性编码和理论编码的顺序进行。开放性编码的目的在于获取初始概念。在这一过程,本文通过逐句编码提取初始概念,根据访谈数据中的原始语句进行编码来保证真实性和降低编码人员的主观性。通过开放性编码,本文共获取373个初始概念。<sup>①</sup>

选择性编码的目的在于对开放性编码所得的初始概念进行选择、整合和分类,从而提取子范畴和核心范畴。本文通过选择性编码形成与智能制造平台价值共创相关性最高的13个子范畴,进一步归纳为包含“互补企业价值共创”和“用户价值共创”的2个核心范畴。<sup>②</sup>

理论编码主要对选择性编码所得范畴之间的关系进行比较,以及将所得范畴与原始数据进行比较、与现有理论研究进行比较。通过理论编码,本文形成以互补企业价值共创和用户价值共创为核心范畴的智能制造平台价值共创结构。其中,智能制造平台互补企业价值共创是指制造企业基于智能制造平台与供应链上具有互补资源、能力和业务的合作企业进行信息、知识等资源的流动、共享和整合,协同实现研发、生产、销售和管理等各环节的智能化;智能制造平台用户价值共创是指制造企业利用智能制造平台改变用户在传统意义上的价值使用角色,使其共同参与产品或服务的智能化和个性化升级过程,从而实现产品或服务的功能属性价值和用户体验价值的最大化。

### 4. 量表开发

基于数据编码过程,本文对13个子范畴各设置2个表意清晰明确的题项,初步形成26个题项,并在此基础上进行两轮题项修正。第一轮题项修正的参与人员由本研究领域内的2名专家和2名博士研究生组成,旨在从理论层面对题项内容和顺序的科学性和合理性进行探讨。对原始题项进

① 开放性编码示例参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

② 选择性编码结果参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

行修正、合并和删减后剩余 15 个题项。第二轮题项修正的参与人员由来自海尔智家、海思堡、三一重工和一汽大众各 2 名被访谈人员组成,旨在从实践层面对题项内容的可读性和理解性进行修正。对第一轮所得题项进行修正和删减后剩余 13 个题项。初始量表包含 13 个题项,分别对应 13 个子范畴。

### 5. 探索性因子分析

本文采用问卷法进行数据收集。调研针对利用智能制造平台开展相关业务的制造企业,限定对象为制造企业中高层管理人员。每家企业至少由 2 人共同填写,且要求填写人皆在该企业任职超过 3 年,了解企业智能制造平台相关业务。调研以企业记名、填答人不记名的方式进行。用于探索性因子分析的样本量至少需要达到问卷题项数量的 5—7 倍。本文依托问卷星平台共发放问卷 150 份,回收有效问卷 126 份,在此基础上进行探索性因子分析。首先,本文利用 SPSS 软件进行 KMO 和 Bartlett 球形检验。KMO 值大于 0.70, Bartlett 球形检验显著,表明适合进行探索性因子分析。根据特征值大于 1 来抽取因子,其中,“合作企业能够为我们提供市场信息”“我们能够利用平台第一时间掌握用户需求”这 2 项不具备良好的鉴别度,“合作企业帮助我们进行数字化和多元化营销”“我们能够利用平台向用户精准推送产品信息”“我们能够利用平台与用户进行实时互动”这 3 项因子载荷小于 0.5,都被剔除。最大正交旋转后,获得由 2 个维度共 8 个题项构成的智能制造平台价值共创量表。由表 2 可知,探索性因子分析结果初步验证了编码结果,结果产生 2 个因子,共解释了总方差的 75.82%。

表 2 探索性因子分析结果(N=126)

题项	互补企业价值共创	用户价值共创
EVCC1 我们能够利用智能制造平台与合作企业实现信息互通	0.8000	
EVCC2 合作企业能够帮助我们构建智能化生产体系	0.7721	
EVCC3 我们能够利用平台与合作企业共同开发智能化产品	0.8298	
EVCC4 我们提供的智能化服务需要合作企业共同参与	0.8348	
EVCC5 合作企业能够为我们实现智能制造提供技术支持	0.8458	
UVCC1 用户能够帮助我们实现定制化的柔性生产		0.8537
UVCC2 用户可以通过用户社区等渠道向我们提出创意想法		0.7562
UVCC3 我们能够利用平台提供智能化服务来提升用户体验感		0.7930

本文利用 SPSS 软件进行信度分析。结果显示,智能制造平台价值共创的 Cronbach’s  $\alpha$  值为 0.91;互补企业价值共创、用户价值共创两个维度的 Cronbach’s  $\alpha$  值分别为 0.92、0.82,均大于 0.7;删除任意一个题项后的 Cronbach’s  $\alpha$  值均会降低。由此可见,无需删除题项且该量表具备较高的信度。

### 6. 验证性因子分析

验证性因子分析要求的样本数量更大,本文依托问卷星平台共发放 300 份问卷,回收有效问卷 252 份,在此基础上进行验证性因子分析。本文建立单因子和双因子两个模型,检验结果如表 3 所示,结果显示双因子模型拟合的各个指标优于单因子模型。其中, $\chi^2/df$  值约为 2.54,小于 5;RMSEA 值约为 0.06,小于 0.08;CFI 值、TLI 值和 IFI 值均大于 0.90,SRMR 值小于 0.08,都在可接受范围之内。因此,拟合效果良好,模型结构具有合理性。

**表 3** 验证性因子分析结果(N=252)

模型	$\chi^2$	df	$\chi^2/df$	RMSEA	CFI	TLI	IFI	SRMR
双因子模型	45.6377	18	2.5354	0.0617	0.9811	0.9731	0.9811	0.0269
单因子模型	193.3235	19	10.1749	0.1512	0.9045	0.8617	0.9055	0.0667

进一步分析因子载荷以检验效度,如表 4 所示。各题项的因子载荷介于 0.72 与 0.91 之间,均大于 0.5,且全部通过 t 检验。由此可以判断量表具有良好的收敛效度。

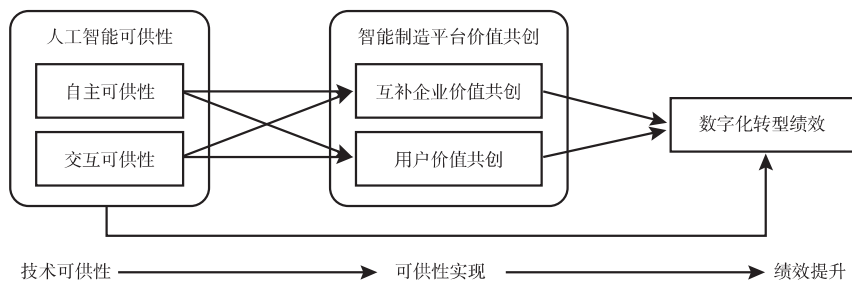
**表 4** 因子载荷与误差(N=252)

维度	题项	因子载荷	误差
互补企业价值共创	EVCC1	0.7652	0.4070
	EVCC2	0.7383	0.4468
	EVCC3	0.9025	0.1751
	EVCC4	0.8259	0.3094
	EVCC5	0.8686	0.2368
用户价值共创	UVCC1	0.7482	0.4318
	UVCC2	0.7254	0.4667
	UVCC3	0.8358	0.2925

#### 四、实证研究

##### 1. 研究模型与研究假说

技术可供性实现理论为解决制造企业如何利用人工智能可供性提升数字化转型绩效这一问题提供了高度契合的理论框架,如图 1 所示。人工智能可供性为制造企业实现目标提供潜能,这种潜能取决于人工智能技术本身的客观属性,对于绩效的提升具有直接作用。同时,能否最大程度发挥人工智能可供性的作用还取决于制造企业的主观属性,即采取目标导向的实现性行为。人工智能可供性有利于制造企业通过智能制造平台价值共创提升数字化转型绩效,体现其间接作用。因此,本文遵循技术可供性实现理论所提供的“技术可供性—可供性实现—绩效提升”逻辑关系提出研究假说。技术可供性特指人工智能可供性,可供性实现特指企业所采取的智能制造平台价值共创行为,绩效特指数字化转型绩效,兼顾了技术的客观性和使用主体的主观性。



**图 1** 研究模型



制造企业的数字化转型需要形成数字化和创新性的解决方案以提高生产经营的质量和可持续性。在此背景下,人工智能作为新一轮产业革命的核心技术,以其深度学习、人机协同、群智开放、自主操控等特征对于新工业范式的产生具有不可忽视的潜能,人工智能可供性对于企业顺利实现数字化转型发挥着重要的驱动作用(Zeba et al., 2021),具体体现在其自主可供性和交互可供性对于数字化转型绩效的提升。

自主可供性强调人工智能技术能够在较少人为干预的情况下自主完成任务,帮助企业提升数字化转型绩效的潜能。在自主协调资源方面,企业在数字化转型过程中往往需要借助外部资源的支持,人工智能可供性能够通过自主决策优化资源的吸收、整合和重新配置,激活陈旧资源和提高资源利用效率,实现降本增效(Issa et al., 2022)。在自主强化学习方面,人工智能可供性能够基于现有知识整合和新知识创造实现自主学习和自主更新,对于知识共创的潜能体现在通过人一AI交互将认知经验转化为人工智能自学习模型,对复杂数据实时解析和迭代进行策略模拟和预测,从而反馈修正人的认知偏差,帮助企业在数字化转型过程中科学决策(吴小龙等, 2022)。在自主操纵方面,人工智能可供性驱动的制造生产设备相比于传统机器设备而言具有根本的不同,传统机器设备往往遵循一组特定的无法实时更新的算法指令,而人工智能可供性驱动的设备依赖于高级算法,能够从输入数据中识别问题、自主预测未来结果并做出合理调整,在与外部情境互动中实现自我优化和自我改进,提高运作效率,有利于制造企业生产流程的数字化(Goel and Gupta, 2020)。

对于制造企业而言,交互可供性体现在人工智能技术具有基于工业大数据高效收集、识别和传递信息的潜能(Issa et al., 2022)。在数字经济背景下,数据和信息资源对于制造企业提升数字化转型绩效而言至关重要,人工智能可供性能够通过机器学习算法实现数据的自动化收集和迭代式分析(李树文等, 2023),一方面有助于提高企业决策者的分析能力和员工的业务能力,改善企业的内部运作流程,提高经济活动效率;另一方面能够通过对市场需求和用户信息的实时分析进行精准营销,有利于企业深入了解产品和市场信息,及时对市场动态做出反应,确保在转型过程中保持竞争活力。基于以上分析,本文提出:

H1a: 人工智能自主可供性与数字化转型绩效之间存在正相关关系。

H1b: 人工智能交互可供性与数字化转型绩效之间存在正相关关系。

人工智能可供性能够帮助企业从单向提供价值转变为基于智能制造平台与利益相关主体进行价值共创(Li et al., 2021)。在智能制造平台互补企业价值共创方面,人工智能自主可供性的作用主要体现在自主协调和自主决策方面。人工智能自主可供性有利于企业利用智能制造平台对供应链各环节的互补企业进行专精化分工,形成研发、生产、物流和管理等全流程的智能化解决方案,实现资源的优化配置(Leone et al., 2021)。人工智能自主可供性还体现在帮助企业通过机器学习和深度学习算法形成人工智能自主决策系统,在有效识别市场动态的基础上利用智能制造平台协同产业链上下游在市场需求导向下实现开放创新,通过以算法决策为核心的自主决策系统提高企业间合作效率(Chandra and Rahman, 2024)。

在智能制造平台用户价值共创方面,人工智能自主可供性的作用主要体现在强化用户认知和提高共创效率方面。用户使用技术参与企业价值共创的积极性往往取决于感知易用性和感知有用性的认知评估,而人工智能自主可供性在强化用户认知方面具有独特的优势,能够通过用户模式识别和预测以自动执行复杂的认知任务,提高用户接受度(宋华等, 2024)。另外,人工智能自主可供性能够有效释放时间、人力等资源,简化和优化与用户交互的流程以提高效率,使企业能够专注于创造更高价值的活动(Huang and Rust, 2022)。基于以上分析,本文提出:

H2a:人工智能自主可供性与智能制造平台互补企业价值共创之间存在正相关关系。

H3a:人工智能自主可供性与智能制造平台用户价值共创之间存在正相关关系。

智能制造平台价值共创的过程离不开通信和交流,人工智能交互可供性与信息收集和处理能力密切相关(Issa et al., 2022)。在智能制造平台互补企业价值共创方面,人工智能交互可供性的作用主要体现在基于数据信息强化价值链间的合作关系。人工智能交互可供性能够以输入和输出的形式编纂、整合、存储和评估数据信息,基于信息、计算、通信和连接功能消除沟通障碍,有利于促进关键信息的获取和传递,打破信息不对称和数据孤岛困境,降低沟通时间和成本,基于智能制造平台实现供应链各环节的透明化协作(Turner et al., 2019)。

在促进企业与智能制造平台用户价值共创方面,人工智能交互可供性的作用主要体现在提高用户积极性、分析用户需求和预测市场动态方面。人工智能交互可供性有利于加深企业与用户交互的程度,因为人工智能具备模拟人类语言、行为和情感的功能,能够基于智能制造平台拓宽与用户沟通的渠道,使交流方式更具智能化和体验感,提高用户参与共创的积极性,通过感知个性化促进价值共创(Jiang et al., 2023)。人工智能交互可供性能够帮助企业基于智能制造平台从原有和新增的交互中收集信息,在无需用户反馈的情况下,主动为其提供更优质和更具体验感的服务,自发且持续地进行分析、调整、反馈和优化,不断进行适应性学习,帮助企业进行产品或服务的智能化升级(Wen et al., 2022)。人工智能交互可供性能够利用语言模型、图像模型和深度学习等方式生成高质量信息,通过及时反馈用户信息以实现精准分析用户需求和预测市场动态,引导生产和研发(Khalil et al., 2021)。基于以上分析,本文提出:

H2b:人工智能交互可供性与智能制造平台互补企业价值共创之间存在正相关关系。

H3b:人工智能交互可供性与智能制造平台用户价值共创之间存在正相关关系。

动态复杂的环境增加了制造企业数字化转型的难度,管理者越来越意识到单靠企业自身的力量无法应对,需要与利益相关者合作来共同创造价值。价值共创打破了传统的单向价值链,通过价值网络进行资源共享、整合和配置,有利于企业形成动态能力和提升环境适应性,顺利实现数字化转型(Shen et al., 2020; Zhang et al., 2022)。智能制造平台互补企业价值共创对数字化转型绩效的影响主要体现在资源互补和协同创新两方面。在资源互补方面,由于企业的市场竞争力取决于所拥有资源的数量和价值,而智能制造平台上的互补企业能够提供丰富的异质性资源,包括智能制造技术和知识、智能制造配件和设备等,帮助企业实现从研发生产到营销后的全流程智能化,颠覆传统的商业模式并开发智能化和差异化的产品或服务,从而创造竞争优势以顺利实现数字化转型(孙新波和张明超, 2023)。在协同创新方面,智能制造平台为资源互补和业务互补的企业提供协同创造新价值的场所,能够通过构建价值模块推动开放式研发网络、生产网络和运维网络创新,并随着平台规模效益的增加、网络增值效应的扩大以及节点交互信任机制的增强,价值网络的共创效率也会逐渐提升,推动制造企业转型升级(裴军等, 2023)。

智能制造平台用户价值共创对数字化转型绩效的影响主要体现在引导企业产品或服务创新。一方面,智能制造平台用户价值共创有利于企业在实时分析用户数据的基础上及时捕捉市场需求的变化,帮助企业明确产品未来的智能化创新方向,使得企业基于市场导向进行数字化转型(Chandra and Rahman, 2024)。另一方面,智能制造平台用户价值共创有利于帮助制造企业从传统的“供—需”生产思维向“需—供”的个性化生产思维转变,在提高用户参与感和体验感的同时,帮助企业由大批量制造转变为大规模定制,减少资源浪费和降低成本,形成供给端和需求端的“双赢”局面,有利于数字化转型绩效的提升(Zaborek and Mazur, 2019)。基于以上分析,本文提出:

H4a: 智能制造平台互补企业价值共创与数字化转型绩效之间存在正相关关系。

H4b: 智能制造平台用户价值共创与数字化转型绩效之间存在正相关关系。

人工智能可供性能够拓宽传统制造企业的价值创造边界,使得企业基于智能制造平台与合作企业和用户之间的关系呈现定位模糊化、合作智能化、交流实时化和需求个性化等特征,以协同智造、产业互联、用户共创的商业模式创新实现从“制造”向“智造”转型(Sjödín et al., 2023)。与传统价值网络相比,人工智能可供性驱动的智能制造平台价值共创网络具有机器学习能力更强化、智能制造资源共享更便捷、智能制造知识和信息传递更高效等优势,能够帮助制造企业由传统的产品主导逻辑向具有更高价值创造潜力的数字化服务主导逻辑转变,有利于数字化转型绩效的提升(Sjödín et al., 2020)。人工智能自主可供性的自主学习、自主决策和自主协调等潜能有利于帮助企业基于智能制造平台与利益相关主体构建智能供应链,持续自发地完善和优化生产制造、仓储物流和管理控制等流程,实现降本增效(Ghahramani et al., 2020)。人工智能交互可供性的实时收集、分析和传递信息的潜能有利于强化企业与智能制造平台互补企业和用户的价值共创,帮助企业敏捷地捕捉市场信息和用户需求的变化,协同产业链上下游形成大规模定制、个性化服务等智能化解决方案以创造产品或服务的差异性,在数字化转型的过程中创造竞争优势(马永开等, 2020)。由此可见,人工智能可供性能够驱动智能制造平台价值共创进而提升数字化转型绩效。因此,本文提出:

H5a: 智能制造平台互补企业价值共创在人工智能自主可供性影响数字化转型绩效的机制中起中介作用。

H5b: 智能制造平台互补企业价值共创在人工智能交互可供性影响数字化转型绩效的机制中起中介作用。

H5c: 智能制造平台用户价值共创在人工智能自主可供性影响数字化转型绩效的机制中起中介作用。

H5d: 智能制造平台用户价值共创在人工智能交互可供性影响数字化转型绩效的机制中起中介作用。

## 2. 数据收集

本文采用问卷法进行数据收集,调研针对实施数字化转型的制造企业。为了降低应答者偏差,调研过程要求每家企业至少由2人共同填写问卷,填写人皆为企业IT部门或数字化部门的中高层管理人员,并在该企业任职超过3年,了解企业数字化转型、人工智能技术和智能制造平台相关业务。调研过程以企业记名、填写人不记名的方式进行。为了避免出现对题项表述难以理解或题项与实际情境不符等问题,在正式调研之前,本文利用校友资源选取位于长春、北京、广州、上海、青岛等13个城市的20家符合条件的制造企业进行预调研。问卷全部收回,根据填写人反馈对题项表述进行完善。正式调研总计回收问卷327份,在剔除填写存在明显错误、答案呈现明显规律性和内容填写不全的问卷后,剩余有效问卷291份,有效率为88.99%。

另外,智能制造平台价值共创变量涉及制造企业的互补企业和用户。为保证严谨性和有效性,本文选取30家被调研企业,要求每家企业提供核心互补企业和核心用户各2家,共获得60家核心互补企业和60家核心用户。互补企业价值共创共5个题项,由60家核心互补企业填写;用户价值共创共3个题项,由60家核心用户填写。120份问卷全部收回,有效率为100%。将选取的30家被调研企业反馈的问卷数据分别与60家核心互补企业反馈的问卷数据和60家核心用户反馈的问卷数据进行交叉检验,检验结果表明没有显著差异,呈现出高相关性(相关系数分别为0.83和0.79),证明被调研的制造企业自身填写的数据能够有效反映互补企业价值共创和用户价值共创变量。因

此,本文以下实证部分以制造企业反馈的291份问卷数据为样本,分析人工智能可供性、智能制造平台价值共创和数字化转型绩效之间的关系,样本的特征描述如表5所示。

表5 样本特征一览(N=291)

样本特征	样本量	占比(%)	样本特征	样本量	占比(%)
企业年龄			企业规模		
3年以下	3	1.0309	20人以下	2	0.6873
3—5年	19	6.5292	20—300人	121	41.5808
5—8年	46	15.8076	301—1000人	142	48.7973
8—15年	94	32.3024	1001—2000人	18	6.1856
15年以上	129	44.3299	2000人以上	8	2.7490
企业所在地			细分行业		
东部地区	220	75.6014	轻纺工业	120	41.2371
中部地区	37	12.7148	资源加工业	96	32.9897
西部地区	34	11.6838	机械、电子制造业	75	25.7732
所有权性质			年度营业收入		
国有企业(含国有控股)	37	12.7148	100万元以下	6	2.0619
民营企业	225	77.3196	100万—300万元	21	7.2165
中外合资	25	8.5911	301万—2000万元	108	37.1134
外商独资	4	1.3745	2001万—4亿元	136	46.7354
			4亿元以上	20	6.8728

### 3. 变量测量

除智能制造平台价值共创这一变量外,其他变量均采用国外权威文献的成熟量表进行测量,利用翻译和回译的方式形成准确的中文表述,并结合中国情境及研究目的和对象对题项进行适当修正形成初始问卷。进一步,根据预调研结果和反馈意见对初始问卷进行修改和完善,形成最终问卷。<sup>①</sup>题项采用李克特(Likert)七点法进行测量,1表示“非常不符合”,7表示“非常符合”。另外,根据以往研究,企业的年龄、规模、地区以及所有权性质能够影响制造企业数字化转型的难易程度,对数字化转型绩效产生影响。因此,本文将企业年龄、企业规模、企业地区和所有权性质作为控制变量来处理,以减少外生变量的影响。

### 4. 信效度检验

各变量Cronbach's  $\alpha$ 值介于0.79至0.96之间,说明采用的量表具有较好的信度。通过验证性因子分析进行效度检验,结果显示五因子模型的各个指标优于其他备选模型, $\chi^2/df$ 值约为2.44,小于5;RMSEA值约为0.07,小于0.08;TLI值约为0.92,大于0.90;CFI值约为0.93,大于0.90;IFI值约为0.93,大于0.90;SRMR值约为0.06,小于0.08,表明变量之间具有良好的区分效度。

为进一步检验共同方法偏差存在的可能性,本文采用“单一方法潜因子法”在模型中加入共同方法因子。该模型与五因子模型的各拟合指标变化均小于0.05,表明加入共同方法因子后,模型并未得到明显改善。因此,不存在明显的共同方法偏差。

### 5. 相关性分析

本文使用SPSS软件进行描述性统计和相关性分析,具体结果如表6所示。在控制企业年龄、企业规模、企业地区和所有权性质后,人工智能自主可供性( $\gamma=0.57$ ,P值<0.05)和人工智能交互

<sup>①</sup> 测量题项参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。



可供性( $\gamma=0.58, P$ 值 $<0.05$ )对数字化转型绩效均具有正向影响。人工智能自主可供性对智能制造平台互补企业价值共创( $\gamma=0.56, P$ 值 $<0.05$ )和智能制造平台用户价值共创( $\gamma=0.34, P$ 值 $<0.05$ )均具有正向影响。人工智能交互可供性对智能制造平台互补企业价值共创( $\gamma=0.61, P$ 值 $<0.05$ )和智能制造平台用户价值共创( $\gamma=0.37, P$ 值 $<0.05$ )均具有正向影响。智能制造平台互补企业价值共创( $\gamma=0.61, P$ 值 $<0.05$ )和智能制造平台用户价值共创( $\gamma=0.50, P$ 值 $<0.05$ )对数字化转型绩效均具有正向影响。根据数据分析结果,预期假说得到初步验证,为后续假说检验奠定基础。

表 6 变量描述性统计和相关系数(N=291)

变量	均值	标准差	1	2	3	4	5
AA	5.7359	0.4697	1.0000				
IA	5.6700	0.4683	0.5960**	1.0000			
EVCC	5.6563	0.4915	0.5625**	0.6100**	1.0000		
UVCC	5.5064	0.6885	0.3396**	0.3656**	0.4816**	1.0000	
DTP	5.6002	0.4430	0.5671**	0.5823**	0.6147**	0.4950**	1.0000

注: \*、\*\*和\*\*\*分别表示 10%、5% 和 1% 的显著性水平。以下各表同。

### 6. 假说检验

本文采用逐步回归分析法进行假说检验,将基准模型设置为仅含有控制变量,然后分别引入人工智能自主可供性和人工智能交互可供性、智能制造平台互补企业价值共创和智能制造平台用户价值共创以及 4 个变量全部引入得到多个回归模型,假说检验结果如表 7 所示。

表 7 回归分析结果(N=291)

	DTP			EVCC	UVCC
	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5
企业年龄	-0.1325	-0.1394	-0.1058	0.0087	-0.1653
企业规模	0.1673	0.2291*	0.1899*	-0.0643	-0.0294
企业地区	-0.0436	-0.0459	-0.0348	0.0029	-0.0544
所有权性质	0.0160	-0.0666	-0.0489	0.1159	0.1831
AA	0.4003***		0.2638***	0.3772***	0.1885**
IA	0.4480***		0.2693***	0.4927***	0.2503*
EVCC		0.6194***	0.3283***		
UVCC		0.2482***	0.2068***		
调整后 R <sup>2</sup>	0.4808	0.4780	0.5816	0.4973	0.5380
$\Delta R^2$	0.4937	0.4885	0.5968	0.5080	0.5558
F	51.1540***	50.4679***	51.4565***	53.9298***	64.1226***

中介效应的 Bootstrap 检验

作用路径	间接效应估计值	标准误差	95% 的置信区间	
			下限	上限
AA-EVCC-DTP	0.2520	0.0481	0.1689	0.3765
IA-EVCC-DTP	0.2784	0.0464	0.1931	0.3589
AA-UVCC-DTP	0.0770	0.0280	0.0280	0.1583
IA-UVCC-DTP	0.1004	0.0257	0.0525	0.1326

模型1是人工智能自主可供性和交互可供性对数字化转型绩效的回归结果,调整后 $R^2$ 约为0.48;模型2是智能制造平台互补企业价值共创和用户价值共创对数字化转型绩效的回归结果,调整后 $R^2$ 约为0.48;模型4是人工智能自主可供性和交互可供性对智能制造平台互补企业价值共创的回归结果,调整后 $R^2$ 约为0.50;模型5是人工智能自主可供性和交互可供性对智能制造平台用户价值共创的回归结果,调整后 $R^2$ 约为0.54,均大于0.4,可以认为模型具备可接受的拟合优度(Cohen, 1988)。

根据主效应检验结果,人工智能自主可供性和交互可供性能够显著提升制造企业数字化转型绩效,H1a和H1b通过验证(模型1)。这是由于人工智能可供性具备发挥潜能的固有和客观属性。人工智能可供性拥有一系列独特的技术潜能,包括自我学习、自动化、自主性、强化性和可预测性等,对于制造企业数字化转型具有驱动作用。在实践中,制造企业利用人工智能可供性实现各环节的降本增效。例如,在设计端,仿真系统具有提升研发效率的潜能;在生产端,智能机器人具有高效生产的潜能;在营销端,人工智能算法具有智能预测市场的潜能;在物流端,智慧物流具有提升物流仓储质量的潜能。人工智能自主可供性能够显著正向影响智能制造平台互补企业价值共创和用户价值共创,H2a和H3a通过验证;人工智能交互可供性能够显著正向影响智能制造平台互补企业价值共创和用户价值共创,H2b和H3b通过验证(模型4和模型5)。智能制造平台价值共创模式的关键在于各个利益相关主体之间的互动,人工智能交互可供性能够帮助企业基于人一机交互、人—数交互、人—人交互实现信息实时高效地收集、分析和传递。另外,智能制造平台价值共创区别于传统价值共创,其强调智能化,而人工智能自主可供性具备自主决策、自主学习、自主感知和自主协调等潜能,对于制造企业与用户和互补企业协同实现商业模式创新、产品服务智能化以及产业链数字化具有不可替代的赋能作用。智能制造平台互补企业价值共创和用户价值共创能够显著提升制造企业数字化转型绩效,H4a和H4b通过验证(模型2)。这体现了制造企业基于智能制造平台与利益相关主体的价值共创有利于弥补个体资源和能力的不足,构建智能研发、智能生产、智能物流和智能管理等全流程全方位的智能制造体系从而顺利实现转型。

Bootstrapping再抽样次数设置为5000次。根据中介效应检验结果,在人工智能自主可供性和交互可供性影响数字化转型绩效的作用路径中,智能制造平台互补企业价值共创的中介效应分别为0.25和0.28,95%的置信区间分别为[0.17,0.38]和[0.19,0.36],均不包含0;智能制造平台用户价值共创的中介效应分别为0.08和0.10,95%的置信区间分别为[0.03,0.16]和[0.05,0.13],均不包含0,说明假说H5a、H5b、H5c和H5d通过验证。智能制造平台价值共创中介作用假说的通过验证了技术可供性实现理论,人工智能可供性除了具备发挥潜能的客观属性外,还具备基于主体不同行为和不同目标创造不同结果的主观属性,即人工智能技术提供了潜在可能性,达成最终目的还需要技术可供性的实现。另外,由检验结果可知,智能制造平台互补企业价值共创相比于用户价值共创而言,更有利于发挥人工智能可供性对数字化转型绩效的提升作用。

## 五、结论与启示

### 1. 研究结论

本文依据技术可供性实现理论引入人工智能可供性作为前因变量和智能制造平台价值共创作为中介变量,对制造企业数字化转型绩效提升的内在机制进行探索。在运用访谈法和问卷法开发智能制造平台价值共创量表的基础上,运用实证分析展开研究,得出如下结论。

人工智能自主可供性和交互可供性对制造企业数字化转型绩效具有正向影响。人工智能自主可供性的自主决策、自主学习、自主感知、自主协调等潜能有利于企业实现降本增效和迭代创新,人工智能交互可供性能够通过人一机交互、人一数交互、人一人交互帮助企业实时高效地收集、识别、评估和传递信息,提高数字化转型绩效。这一结果印证了人工智能可供性具备的目标导向,即在不同目标下展现出不同属性。为实现降本增效,人工智能可供性的自主性能够在较少人为干预、命令或控制的情况下自主为使用主体完成任务,降低人力、资金等资源的消耗并提高运作效率;为实现信息获取,人工智能可供性的交互性能够高效进行人一机交互、人一数交互、人一人交互,通过多模态和大模型收集和處理数据信息,为科学决策提供支持。

智能制造平台价值共创包含互补企业价值共创和用户价值共创两个关键维度,前者侧重于制造企业基于智能制造平台与供应链上具有互补资源、互补能力和互补业务的合作企业协同实现研发、生产、销售和管理的智能化;后者侧重于用户参与到制造企业产品或服务的数字化和智能化过程,实现使用价值和体验价值的优化升级。智能制造平台互补企业价值共创和用户价值共创均对制造企业数字化转型绩效具有正向影响。智能制造平台的互补企业和用户能够以不同角色帮助制造企业构建智能制造体系、打造智慧供应链和布局个性化定制,实现智能化改造、网络化协同和数字化转型。

智能制造平台价值共创在人工智能可供性和数字化转型绩效的关系中发挥中介作用。人工智能自主可供性和交互可供性有助于制造企业基于智能制造平台与互补企业和用户构建信息共享、资源共益和产品共创的价值网络进而提升数字化转型绩效。智能制造平台价值共创的中介作用印证了技术可供性实现理论的可行性,即人工智能可供性需要智能制造平台价值共创行为才能更有效地发挥作用。由检验结果可知,智能制造平台互补企业价值共创相比于用户价值共创而言,更有利于发挥人工智能可供性对数字化转型绩效的提升作用。这将启示制造企业在数字化转型过程中更好地利用智能制造平台构建互补关系网络,整合和利用互补资源从而实现协同效应。

## 2. 理论贡献

(1)本文打开了人工智能可供性对数字化转型绩效影响路径的理论“黑箱”,丰富了数字化转型背景下人工智能可供性的理论研究。一方面,本文揭示了人工智能可供性如何以其独特性提升数字化转型绩效,明晰了人工智能可供性区别于传统技术的两个关键维度,支撑了Trocin et al.(2021)关于人工智能可供性驱动数字化转型的案例研究;另一方面,本文拓展了技术可供性实现理论的应用领域,为如何利用该理论解决企业管理问题提供研究思路,对后续运用该理论解决人工智能等新兴技术如何驱动数字化转型的问题具有一定的启示作用。

(2)本文以智能制造平台价值共创的中介效应打开了人工智能可供性的实现机制,丰富了价值共创的理论研究。一方面,本文回应了Du et al.(2019)、Liu et al.(2020)提出的“技术可供性仅仅提供行动潜能,能否产生预期结果还取决于实现行为”这一观点,利用智能制造平台价值共创建立了人工智能可供性和数字化转型之间的联系,为两个领域的融合研究搭建了桥梁。本文对智能制造平台价值共创的维度构建和量表开发为后续相关研究中实证方法的展开提供了测量工具。另一方面,本文拓展了价值共创理论的研究领域,完善了基于智能制造平台的价值共创研究。

## 3. 实践启示

(1)人工智能作为新一轮产业变革的核心驱动力,催生了新技术、新产品、新业态和新模式,能

能够为传统制造企业数字化转型注入新动能。本文关于人工智能可供性对制造企业数字化转型绩效影响的研究,能够启示企业在实践中积极主动地运用人工智能技术加快智能升级,助力“制造”走向“智造”。一方面,企业需要充分发挥人工智能技术的自主决策、自主学习、自主感知、自主协调等潜能帮助企业提升效率,通过智能机器人、智能控制系统等赋能工业制造体系,实现制造生产的数字化和智能化。另一方面,企业还需要充分利用人工智能技术实时高效地收集、识别、评估和传递信息,在内打破“数据孤岛效应”提升企业部门间的沟通效率,在外及时掌握市场需求变化并基于有效信息做出科学决策。

(2)智能制造已成为传统制造企业转型的重要手段。本文关于智能制造平台价值共创的研究有利于启示企业基于智能制造平台协同拥有异质性资源的互补企业和用户实现从传统经营模式向智能制造、柔性制造和协同制造转型。传统意义上的用户是价值消耗端,但在智能制造平台中,企业通过用户价值共创掌握用户需求和创意,以市场为导向由传统大规模制造模式向个性化定制生产模式转变,实现柔性化。另外,企业需要加强与互补企业之间的合作,利用异质性资源打造智慧供应链,发挥各环节优势作用,建设智能场景、智能车间和智能工厂,加快实现智能化改造、网络化协同和数字化转型。

本文仍存在改进空间。在智能制造平台价值共创的维度构建方面,本文根据编码结果中利益相关主体的出现频次和现有理论研究,将其划分为互补企业价值共创和用户价值共创两个核心维度。然而,政府、科研院所等主体在实践中参与企业的价值共创。因此,后续研究会进一步探索企业与其他非核心利益相关主体的价值共创问题,运用fsQCA研究方法探索不同利益相关主体组态的价值共创所产生的影响。

#### 〔参考文献〕

- [1]戴翔,杨双至.数字赋能、数字投入来源与制造业绿色化转型[J].中国工业经济,2022,(9):83-101.
- [2]杜勇,曹磊,谭畅.平台化如何助力制造业企业跨越转型升级的数字鸿沟?——基于宗申集团的探索性案例研究[J].管理世界,2022,(6):117-139.
- [3]李树文,罗瑾琦,张志菲.AI能力如何助推企业实现价值共创——基于企业与客户间互动的探索性案例研究[J].中国工业经济,2023,(5):174-192.
- [4]马永开,李仕明,潘景铭.工业互联网之价值共创模式[J].管理世界,2020,(8):211-222.
- [5]裴军,周娅,彭张林,杨善林.高端装备智能制造创新运作:从平台型企业到平台型供应链[J].管理世界,2023,(1):226-240.
- [6]宋华,韩梦玮,沈凌云.人工智能在供应链韧性塑造中的作用——基于迈创全球售后供应链管理实践的案例研究[J].中国工业经济,2024,(5):174-192.
- [7]苏郁锋,周翔.“直播电商”情境下数字机会共创机制研究:基于数字可供性视角的质性研究[J].南开管理评论,2023,(1):106-119.
- [8]孙新波,张明超.工业互联网平台赋能智能制造生态系统构建——基于海尔卡奥斯的案例研究[J].经济管理,2023,(11):5-26.
- [9]吴小节,马美婷,汪秀琼.智能制造研究述评[J].研究与发展管理,2023,(6):32-45.
- [10]吴小龙,肖静华,吴记.人与AI协同的新型组织学习:基于场景视角的多案例研究[J].中国工业经济,2022,(2):175-192.
- [11]谢卫红,曾思敏,彭铁鹏,王忠.技术可供性:概念内涵,理论框架及展望[J].科技管理研究,2022,(5):210-218.



- [12] Chandra, B., and Z. Rahman. Artificial Intelligence and Value Co-Creation: A Review, Conceptual Framework and Directions for Future Research[J]. *Journal of Service Theory and Practice*, 2024, 34(1):7-32.
- [13] Chatterjee, S., G. D. Moody, P. B. Lowry, S. Chakraborty, and A. Hardin. The Nonlinear Influence of Harmonious Information Technology Affordance on Organisational Innovation[J]. *Information Systems Journal*, 2021, 31(2):294-322.
- [14] Cohen, J. *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*[M]. New York: Routledge, 1988.
- [15] Dong, X., W. Cao, and Y. Bao. Product Intellectualization Ecosystem: A Framework through Grounded Theory and Case Analysis[J]. *International Journal of Emerging Markets*, 2021, 17(4):1030-1048.
- [16] Du, W., L. S. Pan, E. D. Leidner, and W. C. Ying. Affordances, Experimentation and Actualization of Fintech: A Blockchain Implementation Study[J]. *Journal of Strategic Information Systems*, 2019, 28(1):50-65.
- [17] Ghahramani, M., Y. Qiao, M. C. Zhou, A. O'Hagan, and J. Sweeney. AI-Based Modeling and Data-Driven Evaluation for Smart Manufacturing Processes[J]. *IEEE-CAA Journal of Automatica Sinica*, 2020, 7(4):1026-1037.
- [18] Gibson, J. J. *The Ecological Approach to Visual Perception*[M]. New York: Psychology Press, 1986.
- [19] Goel, R., and P. Gupta. *A Roadmap to Industry 4.0: Smart Production, Sharp Business and Sustainable Development*[M]. Switzerland: Cham, 2020.
- [20] Huang, M. H., and R. T. Rust. A Framework for Collaborative Artificial Intelligence in Marketing[J]. *Journal of Retailing*, 2022, 98(2):209-223.
- [21] Issa, H., R. Jabbouri, and M. Palmer. An Artificial Intelligence (AI)-Readiness and Adoption Framework for Agritech Firms[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121874>, 2022.
- [22] Jiang, X., X. X. Jiang, W. Sun, and W. G. Fan. How do Manufacturing Firms Manage Artificial Intelligence to Drive Iterative Product Innovation [J]. *IEEE Transactions on Engineering Management*, <https://doi.org/10.1109/tem.2023.3259396>, 2023.
- [23] Khalil, R. A., N. Saeed, M. Masood, Y. M. Fard, M. S. Alouini, and T. Y. Al-Naffouri. Deep Learning in the Industrial Internet of Things: Potentials, Challenges, and Emerging Applications[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(14):11016-11040.
- [24] Leone, D., F. Schiavone, F. P. Appio, and B. Chiao. How does Artificial Intelligence Enable and Enhance Value Co-Creation in Industrial Markets? An Exploratory Case Study in the Healthcare Ecosystem[J]. *Journal of Business Research*, 2021, 129:849-859.
- [25] Li, L. X., H. D. Zhou, S. L. Yang, and T. S. H. Teo. Leveraging Digitalization for Sustainability: An Affordance Perspective[J]. *Sustainable Production and Consumption*, 2023, 35(2):624-632.
- [26] Li, S., G. Peng, F. Xing, J. Zhang, and B. Q. Zhang. Value Co-Creation in Industrial AI: The Interactive Role of B2B Supplier, Customer and Technology Provider[J]. *Industrial Marketing Management*, 2021, 98(3):105-114.
- [27] Liang, S. Z., M. H. Hsu, and W. H. Chen. Psychological Factors Behind Innovation Adoption: Affordance Actualisation Model[J]. *Journal of Computer Information Systems*, 2023, 63(5):1228-1242.
- [28] Liu, Y., W. Wang, and Z. P. Zhang. The Dual Drivetrain Model of Digital Transformation: Role of Industrial Big-Data-Based Affordance[J]. *Management Decision*, 2020, 60(2):344-367.
- [29] Mahmood, F., A. Z. Khan, and M. B. Khan. Digital Organizational Transformation Issues, Challenges and Impact: A Systematic Literature Review of a Decade[J]. *Abasyn University Journal of Social Sciences*, <https://doi.org/10.34091/ajss.12.2.03>, 2019.
- [30] Majchrzak, A., M. L. Markus, and J. Wareham. Designing for Digital Transformation: Lessons for Information Systems Research for the Study of ICT and Societal Challenges[J]. *Mis Quarterly*, 2016, 40(2):267-277.
- [31] Nambisan, S. Digital Entrepreneurship: Toward a Digital Technology Perspective of Entrepreneurship[J]. *Entrepreneurship*

- Theory and Practice, 2017, 41(6):1029–1055.
- [32] Raj, A., G. Dwivedi, A. Sharma, A. B. L. D. Jabbour, and S. Rajak. Barriers to the Adoption of Industry 4.0 Technologies in the Manufacturing Sector: An Inter-Country Comparative Perspective [J]. *International Journal of Production Economics*, <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.107546>, 2020.
- [33] Rana, J., and Y. Daultani. Mapping the Role and Impact of Artificial Intelligence and Machine Learning Applications in Supply Chain Digital Transformation: A Bibliometric Analysis [J]. *Operations Management Research*, 2023, 16(4): 1641–1666.
- [34] Shen, B., X. Xu, and Q. Yuan. Selling Secondhand Products through an Online Platform with Blockchain [J]. *Transportation Research Part E Logistics and Transportation Review*, <https://doi.org/10.1016/j.tre.2020.102066>, 2020.
- [35] Sjödin, D., V. Parida, M. Kohtamäki, and J. Wincent. An Agile Co-Creation Process for Digital Servitization: A Micro-Service Innovation Approach [J]. *Journal of Business Research*, 2020, 112(1):478–491.
- [36] Sjödin, D., V. Parida, and M. Kohtamäki. Artificial Intelligence Enabling Circular Business Model Innovation in Digital Servitization: Conceptualizing Dynamic Capabilities, AI Capacities, Business Models and Effects [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122903>, 2023.
- [37] Sjödin, D., V. Parida, M. Palmié, and J. Wincent. How AI Capabilities Enable Business Model Innovation: Scaling AI through Co-Evolutionary Processes and Feedback Loops [J]. *Journal of Business Research*, 2021, 134(1): 574–587.
- [38] Strong, D. M., O. Volkoff, S. A. Johnson, L. R. Pelletier, B. Tulu, I. Bar-On, J. Trudel, and L. Garber. A Theory of Organization-EHR Affordance Actualization [J]. *Journal of the Association for Information Systems*, 2014, 15(2): 53–85.
- [39] Trocin, C., I. V. Hovland, P. Mikalef, and C. Dremel. How Artificial Intelligence Affords Digital Innovation: A Cross-Case Analysis of Scandinavian Companies [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121081>, 2021.
- [40] Turner, C. J., C. Emmanouilidis, T. Tomiyama, A. Tiwari, and R. Roy. Intelligent Decision Support for Maintenance: An Overview and Future Trends [J]. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 2019, 32(10):936–959.
- [41] Wen, H. T., L. L. Zhang, A. Sheng, M. D. Li, and B. F. Guo. From “Human-to-Human” to “Human-to-Non-human” – Influence Factors of Artificial Intelligence-Enabled Consumer Value Co-Creation Behavior [J]. *Frontiers In Psychology*, <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.863313>, 2022.
- [42] Xiong, J., Y. W. Wang, and Z. Li. Understanding the Relationship between IT Affordance and Consumers’ Purchase Intention in E-Commerce Live Streaming: The Moderating Effect of Gender [J]. *International Journal of Human-Computer Interaction*, <https://doi.org/10.1080/10447318.2023.2250607>, 2023.
- [43] Zaborek, P., and J. Mazur. Enabling Value Co-Creation with Consumers as a Driver of Business Performance: A Dual Perspective of Polish Manufacturing and Service SMEs [J]. *Journal of Business Research*, 2019, 104:541–551.
- [44] Zeba, G., M. Dabic, M. Iak, T. Daim, and H. Yalcin. Technology Mining: Artificial Intelligence in Manufacturing [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120971>, 2021.
- [45] Zhang, X., X. Ming, Y. Bao, and X. Q. Liao. Industrial Internet Platform (IIP) Enabled Smart Product Lifecycle-Service System (SPLSS) for Manufacturing Model Transformation: From an Industrial Practice Survey [J]. *Advanced Engineering Informatics*, <https://doi.org/10.1016/j.aei.2022.101633>, 2022.
- [46] Zhong, R. Y., X. Xu, E. Klotz, and S. T. Newman. Intelligent Manufacturing in the Context of Industry 4.0: A Review [J]. *Engineering*, 2017, 3(5):616–630.

**Artificial Intelligence Affordance, Intelligent Manufacturing Platform  
Value Co-Creation and Digital Transformation Performance of  
Manufacturing Enterprises**

MA Hong-jia<sup>1</sup>, LIN Yue<sup>1</sup>, SU Zhong-feng<sup>2</sup>, WANG Ya-jing<sup>1</sup>

(1. School of Business and Management, Jilin University;

2. School of Management, Xi'an Jiaotong University)

**Abstract:** In practice, artificial intelligence (AI) has played an important role in the digital transformation of manufacturing enterprises. The intelligent transformation strategy with AI as the core has promoted the transformation from “manufacturing” to “intelligent manufacturing”. However, existing research has not yet clarified the internal mechanism of how AI technologies improve digital transformation performance. In this context, enterprises find it difficult to give full play to the role of AI technologies in transformation, and the driving role of AI technologies in digital transformation has not been explained in theory.

Based on the technology affordance actualization theory, this paper explores the impact of AI affordance on the digital transformation performance of manufacturing enterprises, and the important role of intelligent manufacturing platform value co-creation. Specifically, this paper develops the scale of intelligent manufacturing platform value co-creation. Following the research logic of “technology affordance-actualization-performance improvement” of the technology affordance actualization theory, this paper clarifies the relationship between AI affordance, intelligent manufacturing platform value co-creation, and digital transformation performance, and puts forward research hypotheses. Then it carries out empirical research to test the hypotheses and draw conclusions. The findings are that intelligent manufacturing platform value co-creation includes complementary enterprise value co-creation and user value co-creation; autonomous affordance and interactive affordance of AI have a significant positive impact on digital transformation performance; and intelligent manufacturing platform value co-creation plays a mediating role.

In terms of theoretical significance, this paper opens the theoretical black box of the influence of AI affordance on digital transformation performance, enriches theoretical research on AI affordance against the background of digital transformation, and reveals the actualization mechanism of AI affordance through the mediating effect of intelligent manufacturing platform value co-creation. In terms of practical significance, this paper reveals that enterprises should use AI technologies to accelerate intelligent upgrading and promote “manufacturing” to “intelligent manufacturing”. At the national level, it needs to promote the implementation of policies of AI empowering the transformation and upgrading of traditional manufacturing, and further implement intelligent manufacturing projects.

**Keywords:** digital transformation of manufacturing enterprises; technology affordance actualization theory; AI affordance; intelligent manufacturing platform value co-creation

**JEL Classification:** M13 M15 M19

[责任编辑:李鹏]