

用户潜在创造力对数字产品创新的影响 ——基于动机—机会—能力理论视角

谢 康， 李晓东， 夏正豪， 邹 波

[摘要] 大模型本质是一种数字产品创新,突破大模型等人工智能通用性、可靠性和泛化性瓶颈,需要用户广泛参与。用户的潜在创造力能否提升数字产品创新绩效,以及新兴数字技术对用户潜在创造力与数字产品创新的关系具有哪些影响,探讨并应对以上问题对于充分发挥中国海量数据和丰富应用场景优势具有重要的理论与实践意义。本文以全球最大的3D打印平台Thingverse的数字产品为研究对象,基于动机—机会—能力(MOA)理论视角展开研究,发现:**①**用户潜在创造力构成数字产品创新绩效的重要影响因素,尤其是内在动机领先用户的潜在创造力具有更显著的影响;**②**数字技术使用方式在其中发挥调节效应,探索式使用会增强用户内在动机对数字产品创新绩效的促进作用。本文区别于既有问卷方法测量用户创造力的研究,通过平台客观数据测量用户内在动机和领先性来构造用户潜在创造力这一潜变量,从创新机会视角区分数字技术利用式与探索式使用的调节效应,刻画用户动机、机会和能力在数字产品创新中的关系及其对创新绩效的影响规律而形成理论创新。本文结论为中国开展“人工智能+”等数字产品创新行动提供了用户行为管理视角的理论依据,对数字产品创新实践具有启示意义。

[关键词] 用户参与； 潜在创造力； 数字产品创新； MOA理论； 数字技术使用

[中图分类号] F273 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1006-480X(2024)06-0136-19

一、引言

大模型等人工智能(AI)已成为推动各领域创新的重要手段,但其技术实现与商业场景脱节的问题依然存在,全球实现盈利的大模型产品寥寥无几(Chang et al., 2024)。现有AI研究多关注数字技术能力,隐含通用性、可靠性和泛化性假设(杨祎等,2021),对于多场景应用中“人”的参与行为及其创新潜力探讨不足。大模型作为一款数字产品,突破其通用性、可靠性和泛化性瓶颈,需要“人”

[收稿日期] 2024-03-17

[基金项目] 国家自然科学基金重点项目“制造企业数字化转型与管理适应性变革研究”(批准号72032009);国家自然科学基金重点项目“互联网环境下大数据驱动的企业与用户互动创新理论、方法和应用研究”(批准号71832014);国家自然科学基金面上项目“企业与用户数字化交互的场景化产品创新机制研究”(批准号72272160)。

[作者简介] 谢康,中山大学管理学院教授,博士生导师,管理学博士;李晓东,中山大学管理学院博士研究生;夏正豪,中山大学管理学院博士后,管理学博士;邹波,中山大学管理学院教授,博士生导师,管理学博士。通讯作者:夏正豪,电子邮箱:xiazhh7@mail.sysu.edu.cn。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,文责自负。

的参与和协同,尤其在有监督微调和基于人类反馈的强化学习中,用户帮助AI学习数据特征,提升其泛化和适应能力(Dong et al.,2023)。用户具有未被识别与激活的创造潜力,其被定义为潜在创造力(Tierney and Farmer,2002)。因此,本文针对AI研究中隐含的通用性、可靠性和泛化性假设,以及大模型等AI在样本少、缺乏先验知识、环境动态变化等条件下商业应用成效低的实践难题,探究用户作为与AI互补的等价主体,其潜在创造力能否提升诸如大模型或更广泛数字产品的创新绩效以缓解上述难题,同时研究企业如何通过数字技术高效管理用户参与以挖掘其潜在创造力的价值,避免低估用户在数字时代的创新贡献。本文对于中国充分发挥海量数据和丰富应用场景优势,深化AI多场景应用向垂直化、产业化方向发展具有重要的理论价值和现实意义。

数字产品创新的可编辑性、可重组性和开放性(Nambisan et al.,2017),使得用户在数字技术赋能下广泛参与创新变得可能。然而,研究多集中于企业、团队和员工层面的创造力(Aggarwal and Woolley,2019;Jia et al.,2024),对用户创造力的探讨较少。用户创造力的作用在不同情境下差异显著(Burroughs and Mick,2004),且在虚拟空间中难以被识别(Kristensson et al.,2004),导致在AI等数字技术情境下对其研究不足。本文从用户潜在创造力的两个维度,即意愿资源(创新动机)和认知资源(创新能力)出发(DiLiello and Houghton,2008),探讨其对数字产品创新的影响,以提供新的见解。AI等数字技术的使用为用户提供了创新机会,但其对用户参与数字产品创新的影响研究结论不一致。部分研究认为数字技术使用助力创新绩效的提升(Nambisan et al.,2017),另一些则认为其可能抑制用户的创新贡献(Blichfeldt and Faullant,2021)。本文将数字技术使用视为用户创造力释放和约束的机会空间,探讨不同使用方式如何影响用户潜在创造力对数字产品创新绩效的作用。

综合上述研究缺口,本文基于动机—机会—能力(Motivation—Opportunity—Ability,MOA)理论,将从动机(Acar,2019)、能力(Globočnik and Faullant,2021)及机会(Nambisan et al.,2017)三个维度独立发展的现有研究整合到统一框架中,构建用户潜在创造力影响数字产品创新的模型,系统剖析三者间的相互作用如何影响用户参与数字产品创新绩效。本文以全球最大的3D打印平台Thingiverse的数字产品为研究对象,采集2537位用户创建的3370个3D模型样本构成数字产品创新数据开展实证研究。研究发现:①通过动机和能力刻画的用户潜在创造力是数字产品创新绩效的重要影响因素,尤其是具有内在动机的领先用户更能提升数字产品创新绩效;②作为捕捉和利用创新机会的数字技术使用方式在其中发挥重要的调节效应,尤其是探索式使用增强了用户内在动机对数字产品创新绩效的促进作用。

本文研究形成了三方面理论创新:①区别于现有相关研究分别从动机、能力和机会维度探讨用户创造力对数字产品创新或数字创新的影响,本文通过MOA理论视角,系统刻画了动机、能力和机会间的相互作用,辨明了用户个体特征、外部环境特征与数字产品创新绩效之间的内在关系,揭示出用户潜在创造力影响数字产品创新绩效的规律。本文通过MOA理论桥接了用户参与创新的创造力研究与数字产品创新管理研究,形成交叉理论创新,为数字产品多场景创新中用户参与行为及其创造力管理提供了理论依据,同时推进了MOA理论在数字产品创新领域的应用。②本文探讨了数字技术使用在增强或削弱用户潜在创造力对数字产品创新绩效影响中的作用。之前的研究对数字技术使用在用户参与数字创新中的作用存在分歧,本文通过双元性分类(利用式和探索式使用)探讨其调节效应,揭示了探索式使用在增强用户识别和捕捉创新机会方面的独特作用,深化了对用户使用数字技术识别和追求创新机会的理解。③本文创新性地构造了用户潜在创造力这一潜变量,并利用平台数据通过机器学习(ML)算法测量其两个组成维度,即表征意愿资源的内在动机与表征认知资源的用户领先性。区别于既有问卷方法测量用户创造力的研究,本文利用平台中用户

行为的客观数据评估和测量用户潜在创造力,避免单一来源中存在的自我汇报偏差,不仅使结论更具可靠性和有效性,而且为更广泛的数字情境下测量用户潜在创造力提供了一种新的大数据测量与分析方法。这些创新为开展“人工智能+”等数字产品创新行动提供了用户行为管理视角的理论依据,对数字产品创新实践具有启示意义。

二、理论分析

1. MOA 理论与用户参与创新

MOA 理论由 Blumberg and Pringle(1982)提出,揭示动机、能力和机会如何共同影响绩效。动机是驱动个体行为的内在和外在力量,能力是完成任务所需的知识和技能,机会是获取资源和实现目标的条件(Dean et al., 2022)。MOA 理论广泛应用于组织行为(李树文等,2022)、知识和人力资源管理等领域(郝瑾等,2017),但较少应用在研究创新管理上,因而其在数字产品创新领域的应用潜力有待进一步探索。

数字产品创新被定义为依托数字技术对物理和数字资源进行重新组合的产品或服务,既包括纯数字产品(如音乐 APP、电子游戏等),也包括智能家居等数字技术与物理部件相结合的产品(Lyytinen et al., 2016),两者均依赖数字基础设施开展创新。前者开发与分发成本低,用户参与创新的门槛较低(von Hippel, 2005);而后者则需要结合硬件设备,物理部件的固有特征导致产品开发和制造成本较高,使用户参与创新的成本与门槛较高。不过,随着物联网(IoT)、智能设备和 AI 等数字技术的普及,数字技术与物理部件相结合的产品通过平台化的方式降低了用户参与创新的门槛。因此,数字产品创新的可编辑性、可重组性和开放性(Nambisan et al., 2017)促使用户参与数字产品创新成为普遍现象。

然而,目前对数字产品创新情境下参与用户管理的理解仍然有限。以往研究主要关注企业、团队和员工的创造力(Aggarwal and Woolley, 2019; Jia et al., 2024),对用户创造力的研究较少。现有研究表明,不同主体在不同情境下的创造力的作用大相径庭(Burroughs and Mick, 2004)。虚拟空间中用户创造力可能更具隐密性而难以被识别(Kristensson et al., 2004),现有文献将用户所具有的未被识别和激活的创造潜力定义为潜在创造力(Tierney and Farmer, 2002),不过,用户潜在创造力与数字产品创新绩效之间的关系尚未厘清。鉴于此,本文从用户潜在创造力的两个组成维度,即意愿资源(创新动机)与认知资源(创新能力)对其评估和衡量(Di Liello and Houghton, 2008),并探讨其对数字产品创新的影响。

利用用户潜在创造力的过程不仅涉及对意愿和认知资源的充分利用(Di Liello and Houghton, 2008),也涉及对与其作用发挥紧密关联的外部环境资源的调配。AI 等数字技术作为用户与数字产品之间的接口,为用户提供创新机会(Nambisan et al., 2017),并重塑了识别和追求创新机会的环境(Kohli and Melville, 2019)。因此,在探讨用户潜在创造力对数字产品创新的影响时,有必要考察数字技术使用是否作为参与用户识别和捕捉创新机会的约束因素,进而对两者间的关系产生助推或阻碍作用。然而,现有研究对数字技术使用在用户参与数字产品创新中的作用存在分歧。部分研究认为其对用户参与数字产品创新绩效的提升具有“催化”作用(Nambisan et al., 2017),另外一些研究则认为其可能具有“抑制”作用,会降低用户的创新贡献(Blichfeldt and Faullant, 2021)。针对矛盾的研究结果,本文通过将数字技术使用视为参与用户的潜在创造力释放和约束的创新机会空间(Nambisan et al., 2017),探讨其在用户潜在创造力与数字产品创新绩效间的调节效应。

综上,MOA 理论提供了分析用户参与数字产品创新的合适视角,本文将现有从动机(Acar, 2019)、能力(Globocnik and Faullant, 2021)、机会(Nambisan et al., 2017)三个维度独立发展的研究整合到统一框架中,构建用户潜在创造力影响数字产品创新的理论模型,系统剖析三者间的相互作用如何影响用户参与数字产品创新绩效,为理解用户潜在创造力对数字产品创新绩效的影响提供新的见解,也为数字产品多场景创新中用户参与行为及其创新潜力管理提供理论依据。

2. 用户潜在创造力对数字产品创新的影响

本文基于现有潜在创造力文献,从意愿与认知资源角度评估和测量用户潜在创造力(Di Liello and Houghton, 2008)。从创新动机的角度看,内在动机是个体学习和创造倾向的原型表现,而外在动机是个体对创新结果具有获得外部奖励或认可的期望(Ryan and Deci, 2000)。相比外在动机,内在动机对创新行为具有更显著的强化作用,并且由于企业无法直接影响而更加难以管理和激励。因此,本文关注于用户的内在动机而不是源自外部环境的外在动机。具有内在动机的用户追求新奇和挑战(Ryan and Deci, 2000),出于好奇心或成就感参与数字产品创新,更有可能提供创造性解决方案(Amabile et al., 1996),提升数字产品创新绩效。另外,具有内在动机的用户具有一种寻求自主性、胜任感以及与同伴间关联性的自然倾向,通过扩大注意力范围吸收更多信息和拓展认知边界,提高认知灵活性(Grant and Berry, 2011),促使用户对创造性任务进行广泛探索,形成对数字产品创新的深入理解、投入和表达,提升数字产品创新的扩展性、可塑性和适应性。因此,本文提出:

H1a:与外在动机相比,具有内在动机的用户更能促进数字产品创新绩效的提升。

从创新能力的角度看,领先用户理论认为创新往往集中于领先用户,强调企业应利用他们的能力获取前沿的市场需求和解决方案(von Hippel, 2005)。用户领先性是衡量用户在某一领域内的知识水平、经验积累和技能掌握相对于其他用户的领先程度,由趋势领先性和高收益期望两个维度组成,反映用户的创新能力,是创新绩效的关键驱动因素。一方面,具有较高用户领先性的个体通常具有领先于市场趋势的需求,这种高于普通用户的趋势判断乃至创新思路,促使他们能在创新过程中更容易提供有效贡献(Füller et al., 2014);另一方面,具有较高用户领先性的个体期望能够创造出满足市场需求的解决方案并从中获取收益(Ye and Kankanhalli, 2018),这种高收益期望可以激励他们有效地利用和整合现有资源,创造出新颖和有价值的产品(von Hippel, 2005)。因此,本文提出:

H1b:具有较高领先性的用户更能促进数字产品创新绩效的提升。

综上,内在动机可以增强用户参与平台产品创新的积极性和价值贡献,具有较高用户领先性的个体在参与平台产品创新过程中能够提供更具前瞻性的洞察与解决方案。根据 MOA 理论,用户潜在创造力的动机和能力之间可能具有互补效应。鉴于此,当参与数字产品创新的用户具有通过自身能力(用户领先性)进行创新的动机(内在动机)时,预期可提升数字产品创新绩效。具有内在动机的领先用户往往根据自己的兴趣等动机参与数字产品创新过程(Grant and Berry, 2011),从中体验自主性、胜任感以及与同伴间的关联性等积极情感,循环激活自身的能力发挥,利用自身的用户领先性生成更具独特性、新颖性和有价值的产品。因此,本文提出:

H1c:具有内在动机以及较高领先性的用户更能促进数字产品创新绩效提升。

3. 数字技术双元性使用的调节效应

根据 MOA 理论,用户参与数字产品创新的动机和能力会与进行创新的环境资源交互,对这些资源的使用决定着将用户潜在创造力转化为数字产品创新绩效过程中的创新机会(Dean et al., 2022),尤其是 AI 等数字技术的使用对于此情境下创新机会的识别、追求和捕捉则显得更为重要。例如,数字技术使用能够为参与数字产品创新过程中的用户提供探索未知问题的解决空间,以及满

足新兴趋势或者利用现有方案高效简化现有任务的创新机会(Ye and Kankanhalli, 2018)。因此,不同的数字技术使用方式可能为用户潜在创造力的作用发挥提供不同的创新机会,从而既可能促进,也可能抑制其对数字产品创新绩效的影响作用。针对AI等数字技术情境,本文将现有概念拓展为数字技术双元性使用(Ambidextrous Use of Digital Technology),包括利用式与探索式使用两种不同方式(Lee et al., 2015; Shao et al., 2022)。前者是指用户为减少完成特定任务所需付出的创新努力而使用数字技术,旨在利用现有解决方案所提供的创新机会;后者是指用户出于兴趣探索或学习新功能或特性而使用数字技术,旨在捕捉未来趋势中潜藏价值的创新机会(Burton-Jones and Straub, 2006; Shao et al., 2022)。数字技术双元性使用代表用户与数字技术的不同接触和互动方式,导致用户触及的创新机会空间不尽相同,对用户潜在创造力影响数字产品创新的效果产生差异性作用。

一方面,从机会与动机交互的角度看,利用式使用将数字技术视为一种实现任务目标而非创新催化剂的机会,用户可能更加关注数字技术本身所具有的功能性,而非其潜在的创新价值。这可能会导致内在动机用户的创新注意力从探索和实验潜在创新机会偏移到完成特定任务上,降低他们对创新任务本身的兴致和乐趣(Ryan and Deci, 2000),减弱内在动机对数字产品创新的积极影响。利用式使用会导致用户过度关注数字技术现有功能和特性的应用,由于应用导向代表需要满足数字产品消费者的需求,因此,源于外部的压力或期望可能会限制内在动机用户对解决问题的深入思考和分析自主性。他们往往依赖现有解决方案,引致认知惯性和思维固化等现象(Lyytinne et al., 2016),抑制他们对新颖和创造性解决方案的探索(Burton-Jones and Straub, 2006),削弱内在动机对数字产品创新绩效的促进作用。据此,本文提出:

H2a:利用式使用数字技术削弱用户内在动机对数字产品创新绩效的促进作用。

相比之下,探索式使用将数字技术视为一种通过实验性、探索性和开放性的方式寻求新功能和体验的机会,给予用户更大自由度搜寻潜在解决方案。这为内在动机用户提供不受外部约束和限制的自主性,促使用户在参与数字产品创新过程中不会止步于完成既定任务,更会主动探索潜在可能性和价值(Shao et al., 2022),从而进一步强化内在动机对数字产品创新的积极作用。另外,探索式使用激励内在动机用户在创新问题解决过程中不断试错学习,从创新成功中获取满足感、成就感和自我效能感(Lee et al., 2015),这种成功体验和胜任感能够有效增强内在动机对数字产品创新绩效的积极影响。因此,探索式使用能够强化内在动机提升数字产品创新绩效的作用。由此,本文提出:

H2b:探索式使用数字技术增强用户内在动机对数字产品创新绩效的促进作用。

另一方面,从机会与能力交互的角度看,利用式使用与用户领先性之间存在着能力与机会错配的可能,导致无法满足领先用户利用数字技术探索想法适应新兴趋势的创新需求。尽管利用式使用能够帮助领先用户基于现有解决方案,对产品的功能、界面、内容等根据自身需求和偏好进行定制化的修改或扩展,但当数字技术的使用被简化为提高工作效率或者完成特定任务的工具时,利用式使用反而成为领先用户思维和能力发挥的桎梏,即利用式使用缺乏对创新探索和实验的鼓励,可能使领先用户的创新空间受限,不利于其提供丰富的信息、洞见乃至解决方案,降低数字产品创新的贡献和价值(Nambisan et al., 2017)。此外,利用式使用可能会分散领先用户参与数字产品创新活动的时间和注意力等资源,如果数字技术被强调用于提高效率和生产力而非探索新的可能性和创新机会(Füller et al., 2014),领先用户就可能丧失创造新颖解决方案的机会,其自身所具备的行业知识无法有效转化为数字产品创新绩效。综上,本文提出:

H2c:利用式使用数字技术削弱用户领先性对数字产品创新绩效的促进作用。

相比而言,探索式使用与用户领先性之间倾向于形成能力与机会的适配态势,在探索式使用数字技术的情境下,领先用户能够充分探索和实验自身想法以适应市场新兴趋势。探索式使用鼓励领先用户不断试错,通过实验发现新的可能性,契合于领先用户对新兴技术和市场趋势具有高度敏感性和敏锐洞察力的特征,因而领先用户能够根据自身兴趣和需求选择基于数字技术的探索性创新行为,在不受限于预设的目标和规则下,通过数字技术探索式使用来发现创新机会(Globocnik and Faullant, 2021; Shao et al., 2022)。此外,探索式使用能帮助领先用户通过尝试新的方法和策略发现机会,打破对现有知识和经验的依赖惯性(Lee et al., 2015; 谢康等, 2020)。在通过探索式使用数字技术参与数字产品创新的过程中,领先用户不断积累和扩展创新知识和技能,进一步增强用户领先性提升数字产品创新绩效的效应。据此,本文提出:

H2d:探索式使用数字技术增强用户领先性对数字产品创新绩效的促进作用。

综合上述理论分析与研究假设,本文基于 MOA 理论提出如图 1 所示的研究模型。

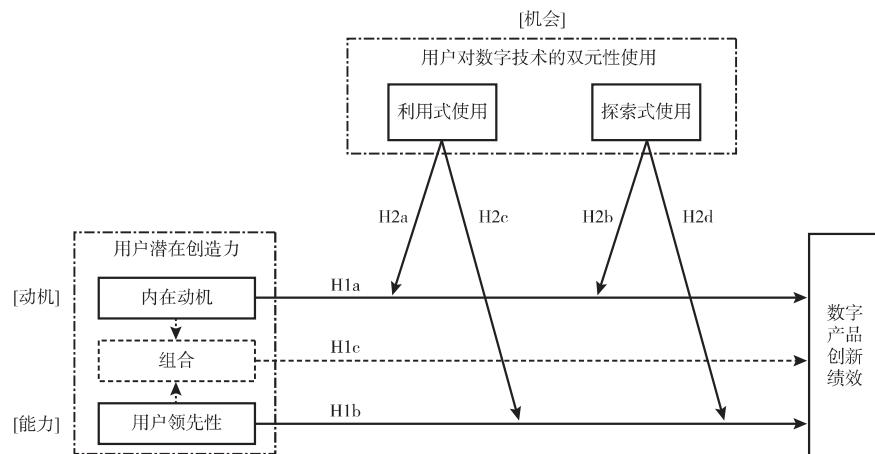


图 1 用户潜在创造力影响数字产品创新的实证模型

三、数据选择与模型设计

1. 样本选择与数据来源

本文选择全球最大的 3D 打印平台 Thingiverse 的数字产品作为研究对象,收集设计和打印 3D 模型的用户数据来验证研究假说。Thingiverse 提供了众多连接内外部开发工具,以支持用户持续实验、试错、探索如何生成 3D 模型,还提供了众多打印设备连接接口,帮助用户便捷地调整、修改和实现生成的 3D 模型,形成一整套从各个方面支持用户进行创新设计和打印实现的创新工具箱,而且也正在将 AI 应用嵌入其中。本质上,以数字化形式呈现出来的设计、打印工具和接口都是数字技术应用的具体体现,旨在帮助平台用户参与创新。因此,Thingiverse 平台的数字产品创新情境与本文研究的科学问题高度契合,且研究数据具有可获得性。

本文团队成员通过注册为 Thingiverse 社区用户,采用 Python 网络爬虫从 Thingiverse 的 APIs 合法合规地随机采集该社区的设计作品及其创建用户的 data,在 2023 年 9 月 1 日至 12 月 31 日期间随机采集社区上的历史数据,数据范围涵盖 2008—2023 年期间注册的用户,主要包含设计作品特征

和用户特征两方面。为缓解异常值的干扰,对所有连续型变量进行1%和99%的缩尾处理,删除极端值。同时,删除重复采集、关键变量维度缺失、数据缺失维度在10%以上及没使用任何数字技术的数据。完成以上数据清理步骤后,匹配出2537位用户创建的3370个3D模型样本构成研究数据。

2. 变量定义与测量

(1) 被解释变量:数字产品创新绩效。参考 Claussen and Halbinger(2021)、Kyriakou et al. (2022),通过综合考虑设计被浏览、被点赞、被评论、包含文件被下载、被重混及被打印制作的次数来构建数字产品创新绩效变量。参考现有研究做法,将其取自然对数后进一步通过主成分分析(PCA),抽出特征值大于1且方差贡献率最大的因子,最终复合成数字产品创新绩效的综合衡量。选择以上指标的原因在于,其涉及数字产品创新的认知和评估,如点赞、评论和下载等行为可以反映用户对数字产品创新的认可度和使用意愿,这在一定程度上体现了产品设计的创新性和实用性(Füller et al., 2014)。再如,Kyriakou et al.(2022)使用数字产品创新的点赞数、被打印的次数、被重混的次数和下载数分别作为流行性、实用性、生成性和质量的衡量标准对产品设计绩效进行综合评估。鉴于此,本文秉承开放式创新和平台研究的一贯做法,以能够体现影响力的可视化定量指标,如浏览、点赞、评论、下载和打印等来衡量数字产品创新的主观质量和市场成功程度,即这些指标在很大程度上能够作为平台产品创新绩效的代理变量。由于选择的指标都是大于等于0且高度分散的计数变量,本文首先将其取自然对数之前加1,然后进行PCA,并复合成因子变量,最后进行规范化,形成数字产品创新绩效的衡量变量^①。

(2) 解释变量:内在动机和用户领先性。参考 Stanko and Allen(2022)、Yang et al.(2022),通过ML算法,构建描述内在动机的虚拟变量,取值为1时,认为用户具有内在动机;取值为0时,则认为用户具有外在动机。具体地,本文采用适合处理分类数据的K-modes聚类算法,将与用户动机相关的衡量指标(是否接受赞赏,是否提供Patron、Shapeways商店、PayPal和比特币等外部网址链接,是否提供Twitter账户,以及参与社区的目的是商业化,或成为创客,还是学习教育)进行聚类,最终区分内在和外在动机。参考 Globoenik and Faullant(2021)、Mulhuijzen and de Jong(2024),通过ML算法构建描述用户领先性的虚拟变量,取值为1时,认为是领先用户;取值为0时,则认为是普通用户。具体地,本文采用适合处理同时包含连续和分类数据的混合数据的K-prototypes聚类算法,将与用户领先性相关的技能水平、设计的总数、设计合集的总数、打印设计的总数、喜欢设计的总数、是否有收藏的设计、收藏设计的总数等指标进行聚类,最终区分领先用户和普通用户^②。

(3) 调节变量:数字技术利用式和探索式使用。借鉴信息系统领域文献对技术使用、IT使用或者IS使用的定义与分类(Burton-Jones and Straub, 2006; Lee et al., 2015),本文从数字技术双元性使用,即利用式和探索式使用分别考察和衡量。借鉴 Lee et al.(2015)、Shao et al.(2022),以用户能够掌握和使用与3D模型打印、微调和实现等相关的硬件设备的数量来衡量数字技术利用式使用程度,因为这种使用方式注重个体以重复、完善和扩展的方式使用数字技术,从而实现数字产品创新获得学习体验;以用户能够掌握和使用与3D模型设计、更改、定制和修复等相关的应用程序的数量来衡量数字技术探索式使用程度,因为这种使用方式强调个体以实验和创新的方式使用数字技术从而获得新颖的想法。由于两者均是大于等于0的计数变量,对其做规范化处理。

(4) 控制变量。除以上主要研究变量外,Thingiverse平台还提供了关于3D模型和用户层面的

① 具体PCA执行步骤和过程内容参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

② 具体算法执行步骤和过程内容参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

较多特征维度,可以用于控制平台中的时间累积效应,以及个体异质性差异对研究结果产生的可能影响。参考 Kyriakou et al.(2017, 2022),采集数据:3D模型在社区中存留的时间即设计可获得性,详细描述的总字数即长度,隶属的具体细分类别,所需要付出的努力程度以及新颖度和复杂度,用户加入平台至数据采集的时长即任期,个人简介的长度,以往进行设计和创新的经验,以及所处的行业类型(如教育领域、非教育通用领域和专业领域,分别取值为0、1、2),等等。

为避免由于难以穷尽所有可能影响数字产品创新绩效的控制变量,以及回归模型中过多控制变量引发多重共线性问题而对参数估计效果产生影响,参考蒋为等(2021)、Tibshirani(1996),采用ML的Lasso算法,科学地选择恰当的控制变量^①。最终筛选出如下控制变量:数字产品层面包括可获得性、描述长度、付出努力程度和所隶属的类别。各变量的具体定义见表1。

表1 变量定义与衡量

变量类型	变量名称	变量符号	变量定义	来源
被解释变量	数字产品创新绩效	<i>InnovPerf</i>	由设计被浏览、被点赞、被评论、包含文件被下载、被重混以及被打印制作的次数取自然对数后复合成因子变量,表征设计取得的创新绩效水平	Füller et al.(2014), Claussen and Halbinger (2021), Kyriakou et al. (2022)
解释变量	内在动机	<i>IntrMot</i>	采用ML的K-modes算法对与用户动机相关的衡量指标进行聚类而构建的虚拟变量,用户参与平台进行创新是否是基于内在动机,如果是,取值为1,反之则取值为0	Ye and Kankanhalli (2018), Stanko and Allen (2022), Yang et al.(2022)
	用户领先性	<i>LUserness</i>	采用ML的K-prototypes算法对与用户领先性相关的衡量指标进行聚类而构建的虚拟变量,用户是否是领先用户,如果是,取值为1,反之则取值为0	Ye and Kankanhalli (2018), Globoenik and Faullant(2021), Mulhuijzen and de Jong (2024)
调节变量	利用式使用	<i>EiUse</i>	用户所使用过的与3D模型打印、微调和实现等相关的硬件设备的数量	Burton-Jones and Straub (2006), Lee et al.(2015), Shao et al.(2022)
	探索式使用	<i>ErUse</i>	用户所使用过的与3D模型设计、重混、定制、更改和修复等相关的应用程序的数量	
控制变量	可获得性	<i>Avail</i>	设计发布或者更新至数据采集时的月数取自然对数	
	描述长度	<i>DesLen</i>	设计的详细描述所包含的总数取自然对数	
	付出努力程度	<i>Effort</i>	设计所提供的标签和图片总和取自然对数	
	设计类别	<i>Categ</i>	设计所属的具体分类,如“Household”“Tools”等	Kyriakou et al.(2017, 2022), Claussen and Halbinger(2021)
	任期	<i>Tenure</i>	用户自注册至数据采集时的月数取自然对数	
	简介长度	<i>BioLen</i>	用户个人简介所包含的总字数取自然对数	
	行业	<i>Industry</i>	用户所处的行业类型,教育领域、非教育通用领域和专业领域分别取值为0、1和2	

注:变量符号的英文全称分别是 Innovation Performance、Intrinsic Motivation、Lead Userness、Exploitative Use、Explorative Use、Availability、Description Length、Effort、Category、Tenure、Biograph Length、Industry。

^① 具体算法执行步骤和过程内容参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajeass.com)附件。

3. 模型设计

本文基于从 Thingiverse 获取的 2537 位用户创建的 3370 个 3D 模型构成的客观数据, 使用基于最小二乘法(OLS)的分层回归来探究用户潜在创造力对数字产品创新绩效的影响。首先, 本文通过考察潜在创造力不同维度, 即内在动机和用户领先性, 以及两者交互作用对数字产品创新绩效的影响。其次, 本文分别构造利用式使用、探索式使用与两者的交互项, 检验数字技术的不同使用方式, 即利用式和探索式使用的调节效应。

4. 描述性统计分析

本文展示了各变量的描述性统计和相关性分析结果^①, 所有连续型变量经过对数平滑化和规范化处理。描述性统计显示, 数字产品创新绩效均值为 0.39, 表明大部分 3D 模型在社区中的创新绩效表现平平; 内在动机和用户领先性均值分别为 0.41 和 0.47, 表明大部分的用户参与平台期望能够获得经济收益, 而且技能水平居于中、高级的领先用户群体在整个平台中占比较低; 数字技术的利用式使用、探索式使用均值分别为 0.22 和 0.21, 表明大部分用户较少使用或者使用较少的数字技术, 均值大致相等说明使用数字技术的用户总体上对这两种方式的使用可能相对均衡。综上, 根据 Kokkodis et al.(2020)、Kyriakou et al.(2022), 本文的分析数据较为符合大多数在线社区或平台用户构成的一般规律。

主要变量的相关性系数显示, 内在动机和用户领先性与数字产品创新绩效分别呈现负、正相关关系, 后续将利用回归分析深入探讨。其余所有变量之间的相关系数绝对值多数均小于 0.5, 初步表明不存在严重的多重共线性问题, Lasso 算法筛选的控制变量合理。为进一步诊断多重共线性问题, 采用方差膨胀因子(VIF), 结果表明, 各变量的 VIF 值最大为 2.63, 最小为 1.05, 平均为 1.44, 远低于经验法则所建议的严格阈值 5, 表明多重共线性问题不会对本文的研究结果产生实质性影响。

四、基准回归与稳健性检验

1. 用户潜在创造力对数字产品创新绩效的回归分析

在检验内在动机和用户领先性对数字产品创新绩效的影响的回归分析中, 本文分别将数字产品创新绩效作为被解释变量, 内在动机和用户领先性作为解释变量, 逐次加入控制变量、解释变量以及交互项进行层次回归分析。针对数字产品创新绩效的回归结果如表 2 所示, 为避免异方差所带来的潜在问题, 所有的回归模型均采用稳健标准误。

表 2 列示了有关数字产品创新绩效的检验结果。结果显示, 第(2)列中内在动机的系数在 5% 的水平上显著为正, 表明内在动机与数字产品创新绩效之间均具有正相关关系, 因此, 实证结果支持 H1a。第(3)列中用户领先性的系数在 10% 的水平上显著为正, 表明用户领先性与数字产品创新绩效之间均具有正相关关系, 因此, 实证结果整体上支持 H1b。第(4)列中同时考虑内在动机和用户领先性的作用, 结果与上述基本一致, 进一步说明了结论的稳健性, H1a 和 H1b 得到支持。第(5)列中考虑内在动机与用户领先性的交互项的系数在 5% 的水平上显著为正, 表明相比其他用户而言, 具有内在动机的领先用户更能促进数字产品创新绩效的提升, H1c 得到支持。

^① 具体描述性统计和相关性分析结果参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

表2 数字产品创新绩效的层次回归结果

变量	<i>InnovPerf</i>				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>IntrMot</i>		0.0201** (0.0081)		0.0195** (0.0081)	0.0065 (0.0099)
<i>LUserness</i>			0.0134* (0.0070)	0.0127* (0.0070)	0.0016 (0.0087)
<i>IntrMot</i> × <i>LUserness</i>					0.0275** (0.0126)
<i>Avail</i>	0.2791*** (0.0192)	0.2891*** (0.0196)	0.2796** (0.0192)	0.2893*** (0.0196)	0.2879*** (0.0196)
<i>DesLen</i>	0.2225*** (0.0169)	0.2209*** (0.0169)	0.2221*** (0.0169)	0.2206*** (0.0169)	0.2221*** (0.0169)
<i>Effort</i>	0.1057*** (0.0208)	0.1071*** (0.0207)	0.0982*** (0.0214)	0.0999*** (0.0213)	0.1006*** (0.0213)
<i>Tenure</i>	-0.0157 (0.0292)	-0.0027 (0.0298)	-0.0200 (0.0292)	-0.0072 (0.0299)	-0.0093 (0.0299)
<i>BioLen</i>	0.0022 (0.0100)	0.0005 (0.0100)	-0.0048 (0.0108)	-0.0061 (0.0108)	-0.0064 (0.0108)
<i>Constant</i>	0.0116 (0.0266)	-0.0034 (0.0272)	0.0157 (0.0266)	0.0009 (0.0273)	0.0068 (0.0274)
<i>Categ</i>	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Industry</i>	控制	控制	控制	控制	控制
Observations	3370	3370	3370	3370	3370
R ²	0.1683	0.1699	0.1692	0.1707	0.1719
调整的 R ²	0.1641	0.1654	0.1648	0.1660	0.1670
F 检验	41.4101***	39.3258***	39.3235***	37.4726***	36.0692***

注:***、**、*分别表示在1%、5%、10%的水平上显著;括号内为稳健标准误,除特殊说明之外,以下各表同。

2. 数字技术双元性使用调节作用的回归分析

本文通过检验数字技术使用方式的调节效应,进一步考察用户潜在创造力对数字产品创新绩效影响的条件。在构造双因素交互效应之后,逐次加入控制变量、解释变量、调节变量、交互项进行层次回归分析。针对数字技术利用式、探索式使用调节效应的回归结果如表3所示,为避免异方差带来的潜在问题,所有回归模型均采用稳健标准误。

表3列示数字技术双元性使用调节效应的检验结果。结果显示:第(1)列中内在动机与利用式使用交互项的系数为正,但不显著,表明利用式使用对内在动机与数字产品创新绩效之间的正相关关系不具有显著的调节效应,H2a未得到验证。第(2)列中用户领先性与利用式使用交互项的系数在1%水平上显著为负,表明利用式使用对用户领先性与数字产品创新绩效之间的正相关关系具有显著的负向调节效应,利用式使用会减弱用户领先性对数字产品创新绩效的促进作用,实证结果支持H2c。第(3)列中内在动机与探索式使用交互项系数在1%水平上显著为正,表明探索式使用对内在动机与数字产品创新绩效之间的正相关关系具有显著的正向调节效应,探索式使用会加强内

在动机对数字产品创新绩效的促进作用,H2b得到验证。第(4)列中用户领先性与探索式使用交互项的系数为负,但不显著,表明探索式使用对用户领先性与数字产品创新绩效之间的正相关关系不具有显著的调节效应,H2d未得到验证。

表3 数字技术双元性使用调节效应的层次回归结果

变量	<i>InnovPerf</i>			
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>IntrMot</i>	0.0218*** (0.0082)		0.0207** (0.0083)	
<i>LUserness</i>		0.0142** (0.0071)		0.0133* (0.0071)
<i>EiUse</i>	-0.0327* (0.0197)	0.0382 (0.0233)		
<i>ErUse</i>			-0.0407** (0.0169)	0.0135 (0.0210)
<i>IntrMot</i> × <i>EiUse</i>	0.0329 (0.0314)			
<i>IntrMot</i> × <i>ErUse</i>			0.1128*** (0.0309)	
<i>LUserness</i> × <i>EiUse</i>		-0.0949*** (0.0312)		
<i>LUserness</i> × <i>ErUse</i>				-0.0247 (0.0283)
<i>Avail</i>	0.2875*** (0.0197)	0.2808** (0.0193)	0.2864*** (0.0195)	0.2802*** (0.0192)
<i>DesLen</i>	0.2210*** (0.0169)	0.2219*** (0.0168)	0.2221*** (0.0168)	0.2223*** (0.0168)
<i>Effort</i>	0.1068*** (0.0207)	0.0959*** (0.0215)	0.1054*** (0.0207)	0.0982*** (0.0214)
<i>Tenure</i>	-0.0009 (0.0299)	-0.0227 (0.0294)	-0.0057 (0.0296)	-0.0203 (0.0293)
<i>BioLen</i>	0.0027 (0.0103)	-0.0029 (0.0110)	-0.0002 (0.0102)	-0.0048 (0.0109)
<i>Constant</i>	-0.0046 (0.0274)	0.0183 (0.0266)	0.0037 (0.0272)	0.0169 (0.0266)
<i>Categ</i>	控制	控制	控制	控制
<i>Industry</i>	控制	控制	控制	控制
Observations	3370	3370	3370	3370
R ²	0.1704	0.1716	0.1731	0.1694
调整的 R ²	0.1655	0.1667	0.1681	0.1645
F 检验	35.6841***	35.6074***	36.7578***	35.4709***

3. 稳健性检验

为进一步验证上述回归结果有效性与可靠性,采用如下方式做稳健性检验:

(1)替换解释和调节变量的测量指标。针对解释变量,综合考虑与用户内在动机或领先性相关的衡量指标,通过ML算法中的聚类算法,构建衡量内在动机或用户领先性的虚拟变量,将K-modes聚类算法中使用的Hamann距离替换成Yule或Kulczynski相似性系数度量方法,进而构建内在动机的替代测量变量;针对调节变量,以用户掌握和使用与3D模型打印、微调和实现等相关的硬件设备,以及与3D模型设计、更改、定制和修复等相关的应用程序的数量分别衡量数字技术利用式、探索式使用程度,以均值为标准构建数字技术利用式、探索式使用的虚拟变量作为替代测量变量,对拟定模型重新回归进行稳健性检验。按照以上方法替换解释变量和调节变量的测量方式后,所有的检验结果与上述实证分析结果基本一致。^①

(2)内生性问题检验。具有较高领先性的用户可能会提升数字产品创新绩效,但由于“干中学”效应的影响,产生较高数字产品创新绩效的用户往往可能倾向于具有较高领先性,这种潜在的双向因果关系可能会造成内生性问题。为缓解可能存在的内生性问题,本文以用户网络中心性为用户领先性变量的工具变量,使用两阶段最小二乘法检验模型,结果与上述实证结果基本一致。^②

研究结果归纳为表4,除H2a和H2d没有得到验证,其他研究假说均得到验证。

表4 研究结果总结

研究假说	研究结果
H1a:与外在动机相比,具有内在动机的用户更能促进数字产品创新绩效的提升	√
H1b:具有较高领先性的用户更能促进数字产品创新绩效的提升	√
H1c:具有内在动机以及较高领先性的用户更能促进数字产品创新绩效提升	√
H2a:利用式使用数字技术削弱用户内在动机对数字产品创新绩效的促进作用	×
H2b:探索式使用数字技术增强用户内在动机对数字产品创新绩效的促进作用	√
H2c:利用式使用数字技术削弱用户领先性对数字产品创新绩效的促进作用	√
H2d:探索式使用数字技术增强用户领先性对数字产品创新绩效的促进作用	×

注:“√”代表假说得到支持;“×”代表假说未得到支持。

五、用户潜在创造力影响数字产品创新作用的讨论

阐述用户潜在创造力对数字产品创新的影响机制和条件,需要剖析用户类型、数字技术双元性使用以及激励机制三方面,揭示数字技术使用能够作为用户参与数字产品创新的重要激励方式而发挥作用的原因。接下来,本文基于用户潜在创造力对用户进行分类,并在此基础上,从创新机会与数字技术使用之间的匹配角度,考察不同数字技术使用方式能够帮助不同类型用户识别和捕捉不同创新机会的缘由,以指导用户与数字技术使用适配的激励机制设计,进而形成参与对象、参与工具和参与激励构成的三位一体管理体系。

^① 具体回归分析过程和结果内容参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

^② 具体回归分析过程和结果内容参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajeass.com)附件。

1. 提升数字产品创新绩效的用户类型管理

用户潜在创造力是影响数字产品创新绩效的关键因素,因此,在考虑用户参与平台创新的方式和策略时,需要根据用户潜在创造力进行用户类型管理。创新能力和创新意愿是潜在创造力的核心要素,本文以此构建 2×2 分析框架,将用户划分为四种类型,见图2。

图2中包括:具有外在动机的领先用户(类型1),具有外在动机的普通用户(类型2),具有内在动机的普通用户(类型3),具有内在动机的领先用户(类型4)。根据表2,具有内在动机的领先用户(类型4)最能提升数字产品创新绩效。通过单因素方差分析,四组用户的样本量分别为963、1036、759和612,数字产品创新绩效分别为 0.41 ± 0.19 、 0.39 ± 0.18 、 0.35 ± 0.21 和 0.41 ± 0.20 (平均值±标准误差)。校正的单因素方差分析(Welch检验)的稳健结果显示,各类型间的数字产品创新绩效均值不全相等($W=11.70, P<0.01$)。进一步两两比较事后检验结果表明^①,类型4用户的创新绩效显著高于类型1、2、3用户($P<0.01$),验证了H1c。

图2表明,用户内在动机和领先性在促进用户参与数字产品创新中具有互补效应。因此,提升数字产品创新绩效的关键在于激励具有内在动机的领先用户,识别这类用户成为关键。该结论强化了现有研究观点:一是相比外在动机(如金钱、声誉),内在动机(如兴趣、好奇心)更能促进创新绩效(von Hippel, 2005);二是领先用户在市场和技术趋势上的敏锐洞察力有助于提升平台的创新绩效(Schweisfurth, 2017)。

与刘征驰等(2022)从能力与需求维度构建的用户类型框架不同,本文提出的图2框架从用户行为对创新绩效的影响角度探讨用户分类管理机制。本文创新性地构造了潜在创造力这一潜变量,将内在动机和用户领先性作为其代理变量,并揭示了两者之间的交互作用,丰富了潜在创造力的理论内涵和应用外延。这不仅为未来研究提供了新的测量方法(Di Liello and Houghton, 2008),还推进了潜在创造力与数字创新绩效关系的研究发展。

2. 数字技术双元性使用与创新机会类型的适配

根据表4实证结果,利用式使用数字技术削弱了用户领先性对数字产品创新绩效的促进作用,而探索式使用增强了内在动机用户对数字产品创新绩效的促进作用。现有研究对数字技术使用影响用户参与创新的作用结论不一,部分认为数字技术使用提升创新绩效(Nambisan et al., 2017),部分则认为其可能抑制创新贡献(Blichfeldt and Faullant, 2021)。本文通过将数字技术使用视为用户潜在创造力的释放和约束的机会空间(Nambisan et al., 2017),揭示产生分歧的原因。根据MOA理论,数字技术双元性使用代表用户与技术的不同互动方式,不同使用方式为潜在创造力提供不同的创新机会,进而影响创新绩效。

技术创新管理研究强调,数字技术双元性使用,即利用式和探索式使用(Burton-Jones and Straub, 2006; Lee et al., 2015),在不同情境下产生不同类型的创新结果。利用式使用注重高效利用现有资源解决当前问题(Shao et al., 2022),在稳定环境中提高资源利用率和创新效率,实现短期绩

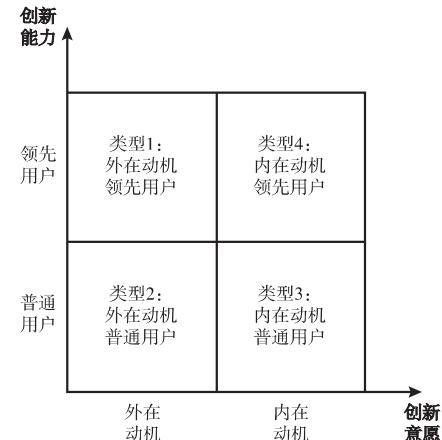


图2 参与数字产品创新的用户分类管理框架

^① 具体回归分析结果内容参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

效提升(Lee et al., 2015)。但是在快速变化的环境中,其可能导致用户陷入思维和行为惯性,忽视潜在创新,更适合识别和实现市场驱动型、渐进式和编码型创新机会(Shepherd et al., 2017)。相应地,探索式使用强调创新、实验和风险承担,通过尝试新方法和技术发现新知识(Shao et al., 2022),在动态环境中更适应技术变革,发现前所未有的创新机会(Santos and Eisenhardt, 2009)。探索式使用激发创造力和主动性,帮助用户识别和开发技术驱动型、突破性和隐含型创新机会(Shepherd et al., 2017;陈超等,2017)。

综上所述,利用式和探索式使用在捕捉不同类型创新机会方面各有优势。数字技术双元性使用在不同创新机会识别和实现中具有不同适配性。本文通过桥接数字技术双元性使用和创新机会类别,构建如表5所示的适配性机制,深化用户使用数字技术识别和追求创新机会的研究,并为用户在不同支持性情境下选择适合的技术使用方式提供新视角和理论支持。

表5 数字技术双元性使用与创新机会类型的适配

		数字技术双元性使用	
		利用式使用	探索式使用
创新机会类型	市场驱动型机会	技术驱动型机会	突破性创新机会
	渐进性创新机会	突破性创新机会	隐含型机会
	编码型机会		

3. 促进用户与数字技术使用适配的激励机制

下面,进一步考察促进用户与数字技术使用适配的激励机制。本文检验了数字技术利用式使用和探索式使用对具有内在动机的领先用户的激励作用,结果表明^①,与其他用户相比,利用式使用对具有内在动机的领先用户不具有显著的创新激励作用,而探索式使用对具有内在动机的领先用户则具有显著的创新激励作用。这表明,企业要高度关注和利用内在动机领先用户的潜在创造力,通过管理参与创新用户对数字技术的双元性使用,促进两者间适配性,从而更有效地提升数字产品创新绩效。

基于校正的单因素方差分析结果,进行两两比较的事后检验,分别以类型1、2、3作为参照组,检验数字技术的不同使用方式对不同类型用户影响数字产品创新绩效的激励差异。^②针对数字技术利用式使用的结果显示:与类型1相比,利用式使用对类型2和3具有显著更强的激励作用;与类型2相比,利用式使用对类型4具有显著更弱的激励作用;与类型3相比,利用式使用对类型4具有显著更弱的激励作用。针对数字技术探索式使用的结果显示:与类型1相比,利用式使用对类型2、3和4均具有显著更强的激励作用;与类型2相比,探索式使用对类型4具有显著更强的激励作用。

现有文献强调,对于所有类型的用户,认同创新贡献、提供更先进的数字技术使用工具均属于有效激励用户参与创新的措施(Claussen and Halbinger, 2021; 谢康等, 2024)。然而,既有研究缺乏针对不同类型用户与数字技术使用方式适配的激励机制探讨。本文表明,数字技术使用方式也是激励用户参与创新的重要手段,企业需要针对不同类型的用户采取不同的激励机制。具体地,利用

^① 具体回归分析结果内容参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

^② 具体回归分析结果内容参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajeass.com)附件。

式使用对外在动机用户具有较强的激励作用,探索式使用则对内在动机用户更有效,具有内在动机的领先用户可能不太受利用式使用的激励,但探索式使用可以显著提高数字产品创新绩效。据此,在激励用户参与数字产品创新的行为管理中,针对类型1的用户,企业应激励其采用利用式为主、探索式为辅的数字技术使用方式;针对类型2的用户,企业应激励其采用利用式方式来使用数字技术;针对类型3的用户,应激励其采用探索式为主、利用式为辅的数字技术使用方式;针对类型4的用户,应激励其采用探索式数字技术使用方式。由此,根据图2,形成促进用户与数字技术使用适配的激励机制,这也是利用用户潜在创造力参与数字产品创新的激励管理框架,见图3。

综上,本文基于MOA理论,系统揭示了用户参与数字产品创新过程中动机、能力和机会三者之间的相互作用。尽管MOA理论已经成熟并得到组织行为领域研究的广泛应用(李树文等,2022),但其在数字创新领域的应用潜力尚未得到充分挖掘,尤其忽视将动机、能力和机会整合到反映三元交互作用的统一框架中以深入考察用户参与数字产品创新影响因素的重要性(Jiang et al., 2012; Dean et al., 2022)。因此,不同于以往分别从动机(Acar, 2019)、能力(Globočnik and Faullant, 2021)以及机会(Nambisan et al., 2017)三个独立维度探讨的研究,本文基于MOA理论视角将三者整合到统一分析框架中,构建出用户潜在创造力影响数字产品创新的模型,进而对三者间相互作用如何影响用户参与数字产品创新绩效进行更为系统性的剖析。本文从MOA理论视角辨明了两个内在动力因素(内在动机和用户领先性)以及外部激励因素(数字技术使用)与数字产品创新绩效之间复杂的内在关系,刻画了用户潜在创造力影响数字产品创新绩效的规律,从而为理解用户潜在创造力对数字产品创新绩效的影响提供了新的理论基础和实证支持。

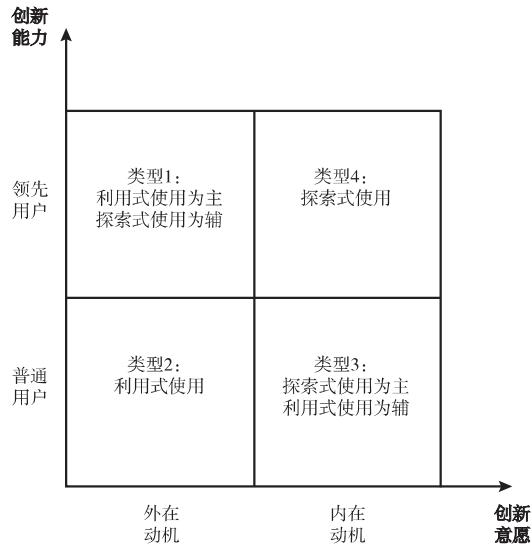


图3 利用用户潜在创造力参与数字产品创新的激励管理框架

六、结论与启示

1. 研究结论

本文基于Thingiverse数字产品实证研究,从MOA理论视角剖析如何利用用户潜在创造力提升数字产品创新绩效这一新兴的组织管理问题,构建了用户潜在创造力提升数字产品创新绩效的管理机制,主要研究结论包括:①内在动机和用户领先性可以较好地刻画用户潜在创造力这一潜变量,该变量构成影响数字产品创新绩效的重要前因变量。与具有外在动机的领先用户相比,具有内在动机领先用户的潜在创造力更能促进数字产品创新绩效的提升。因此,数字产品创新企业或平台需要根据参与用户潜在创造力的不同进行用户类型管理。②用户使用数字技术的方式构成潜在创造力影响数字产品创新绩效的重要调节因素,利用式使用削弱用户领先性对数字产品创新绩效的促进作用,探索式使用则增强内在动机对数字产品创新绩效的促进作用。因此,数字产品创新企业或平台需要考虑数字技术双元性使用与创新机会类型的适配,建立促进用户与数字技术使用适

配的激励机制。

2. 管理与政策启示

在管理层面,对数字产品创新具有以下启示:①企业应识别具有内在动机的领先用户并最大限度地利用其潜在创造力,在参与数字产品创新过程中给予更多的支持和激励,如创建开放式创新竞赛或者设立专门的荣耀社区;②企业在为用户参与数字产品创新提供技术支持并引导用户使用数字技术时,应区分利用式和探索式使用对于异质化用户参与创新产生的不同效果,并根据不同用户的需求和特性制定相应的策略,如开放 API、技术培训、提供创新工具箱或者沙盒环境;③企业应针对不同类型的用户制定不同的激励机制,建立利用用户潜在创造力参与数字产品创新的分类管理激励框架,形成个性化的激励组合管理。

进一步地,本文的研究结论可以为 AI 企业激励用户参与,尤其是激励高价值的活跃用户参与训练提供实践指导,对于 AI 企业构建良性的用户创新生态促进模型训练、应对高运营成本和低盈利能力的双重挑战提供启示:①将用户参与训练的数字技术使用方式视为人与 AI 协同的新型方式,强化探索式使用数字技术增强内在动机用户对参与训练的促进作用,这是平台提高 AI 通用性、可靠性和泛化性的激励战略;②针对不同类型的用户采取不同的激励机制,建立利用用户潜在创造力参与 AI 训练的分类管理激励框架,形成个性化的激励组合管理,构成平台提高 AI 通用性、可靠性和泛化性的用户激励机制。

在政策层面,由于 AI 环境下数字技术的双元性使用方面本质上还是人与 AI 协同,考虑到 AI 训练和应用对用户潜在创造力的发挥具有促进作用,而往往 AI 相关的基础设施建设需要政策推动和支持,本文的研究结论对于中国各级政府研究和制定与 AI“数据底座”相关的政策具有启示价值。本文对利用用户潜在创造力提升数字产品创新绩效这一新兴的组织管理问题的研究结论,对中国各级政府开展“人工智能+”行动,通过政策引导和支持鼓励企业和平台在 AI 模型训练中重视用户潜在创造力的开发,深化 AI 多场景应用支持 AI 向垂直化、产业化方向发展,提升 AI 产业的整体创新能力和竞争力,提供了用户行为管理视角的理论依据。同时,本文的结论为相关政策提升数据供给水平,支持开放数据和开放技术标准,推动 AI 产业生态的建设,鼓励企业构建共享 AI 基础设施和数据资源用户创新生态,增强 AI 训练数据的真实性、准确性、客观性和多样性,制定规范 AI 训练、推理和部署等相关政策和管理措施,提供了充分发挥中国海量数据和丰富应用场景优势的思路和实现方式,具有促进“人工智能+”行动的政策启示意义。

[参考文献]

- [1]陈超,陈拥军,钱晶晶.创业机会识别的“Dubin模型”构建研究[J].科技进步与对策,2017,(3):20-25.
- [2]郝瑾,王凤彬,王璁.海外子公司角色分类及其与管控方式的匹配效应——一项双层多案例定性比较分析[J].管理世界,2017,(10):150-171.
- [3]蒋为,张明月,陈星达.银行国际化、海外监管套利与风险资产持有[J].中国工业经济,2021,(5):76-94.
- [4]李树文,罗瑾琏,郭利敏,王靖宇.科创企业能力型、动机型与机会型战略人力资源管理对产品创新影响的周期演进[J].南开管理评论,2022,(2):90-102.
- [5]刘征驰,周莎,李三希.流量分发视阈下的社交媒体平台竞争——从“去中心化社交”到“中心化媒体”[J].中国工业经济,2022,(10):99-117.
- [6]谢康,卢鹏,夏正豪.大数据驱动的产品创新商务智能——基于 SSP 框架的分析[J].财经问题研究,2024,(4):33-44.
- [7]谢康,夏正豪,肖静华.大数据成为现实生产要素的企业实现机制:产品创新视角[J].中国工业经济,2020,(5):

42–60.

- [8]杨祎,刘嫣然,李垣.替代或互补:人工智能应用管理对创新的影响[J].科研管理,2021,(4):46–54.
- [9]Acar, O. A. Motivations and Solution Appropriateness in Crowdsourcing Challenges for Innovation[J]. Research Policy, <https://doi.org/10.1016/j.respol.2018.11.010>, 2019.
- [10]Aggarwal, I., and A. W. Woolley. Team Creativity, Cognition, and Cognitive Style Diversity[J]. Management Science, 2019, 65(4):1586–1599.
- [11]Amabile, T. M., R. Conti, H. Coon, J. Lazenby, and M. Herron. Assessing the Work Environment for Creativity[J]. Academy of Management Journal, 1996, 39(5):1154–1184.
- [12]Blichfeldt, H., and R. Faullant. Performance Effects of Digital Technology Adoption and Product & Service Innovation——A Process–Industry Perspective[J]. Technovation, <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2021.102275>, 2021.
- [13]Blumberg, M., and C. D. Pringle. The Missing Opportunity in Organizational Research: Some Implications for a Theory of Work Performance[J]. Academy of Management Review, 1982, 7(4):560–569.
- [14]Burroughs, J. E., and G. D. Mick. Exploring Antecedents and Consequences of Consumer Creativity in a Problem-Solving Context[J]. Journal of Consumer Research, 2004, 31(2):402–411.
- [15]Burton-Jones, A., and D. W. Straub. Reconceptualizing System Usage: An Approach and Empirical Test[J]. Information Systems Research, 2006, 17(3):228–246.
- [16]Chang, Y. P., X. Wang, J. D. Wang, Y. Wu, L. Y. Yang, K. J. Zhu, H. Chen, X. Y. Yi, C. X. Wang, Y. D. Wang, W. Ye, Y. Zhang, Y. Chang, P. S. Yu, Q. Yang, X. Xie. A Survey on Evaluation of Large Language Models[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2024, 15(3):1–45.
- [17]Claussen, J., and M. A. Halbinger. The Role of Pre-Innovation Platform Activity for Diffusion Success: Evidence from Consumer Innovations on a 3D Printing Platform[J]. Research Policy, <https://doi.org/10.1016/j.respol.2020.103943>, 2021.
- [18]Dean, T., H. Zhang, and Y. Xiao. The Role of Complexity in the Valley of Death and Radical Innovation Performance[J]. Technovation, <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2020.102160>, 2022.
- [19]Di Liello, T. C., and J. D. Houghton. Creative Potential and Practiced Creativity: Identifying Untapped Creativity in Organizations[J]. Creativity and Innovation Management, 2008, 17(1):37–46.
- [20]Dong, Y., Z. Wang, M. N. Sreedhar, X. Wu, and O. Kuchaiev. SteerLM: Attribute Conditioned SFT as an (User-Steerable) Alternative to RLHF[R]. Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), 2023.
- [21]Füller, J., K. Hutter, J. Hautz, and K. Matzler. User Roles and Contributions in Innovation–Contest Communities[J]. Journal of Management Information Systems, 2014, 31(1):273–308.
- [22]Globocnik, D., and R. Faullant. Do Lead Users Cooperate with Manufacturers in Innovation? Investigating the Missing Link Between Lead Userness and Cooperation Initiation with Manufacturers[J]. Technovation, <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2020.102187>, 2021.
- [23]Grant, A. M., and J. W. Berry. The Necessity of Others Is the Mother of Invention: Intrinsic and Prosocial Motivations, Perspective Taking, and Creativity[J]. Academy of Management Journal, 2011, 54(1):73–96.
- [24]Jia, N., X. Luo, Z. Fang, and C. Liao. When and How Artificial Intelligence Augments Employee Creativity[J]. Academy of Management Journal, 2024, 67(1):5–32.
- [25]Jiang, K., D. P. Lepak, J. Hu, and J. C. Baer. How Does Human Resource Management Influence Organizational Outcomes? A Meta-Analytic Investigation of Mediating Mechanisms[J]. Academy of Management Journal, 2012, 55(6):1264–1294.

- [26] Kohli, R., and N. P. Melville. Digital Innovation: A Review and Synthesis[J]. *Information Systems Journal*, 2019, 29(1): 200–223.
- [27] Kokkodis, M., T. Lappas, and S. Ransbotham. From Lurkers to Workers: Predicting Voluntary Contribution and Community Welfare[J]. *Information Systems Research*, 2020, 31(2):607–626.
- [28] Kristensson, P., A. Gustafsson, and T. Archer. Harnessing the Creative Potential among Users[J]. *Journal of Product Innovation Management*, 2004, 21(1):4–14.
- [29] Kyriakou, H., J. Nickerson, and A. Majchrzak. Novelty and the Structure of Design Landscapes: A Relational View of Online Innovation Communities[J]. *MIS Quarterly*, 2022, 46(3):1691–1720.
- [30] Kyriakou, H., J. V. Nickerson, and G. Sabnis. Knowledge Reuse for Customization: Metamodels in an Open Design Community for 3D Printing[J]. *MIS Quarterly*, 2017, 41(1):315–332.
- [31] Lee, O. K. D., V. Sambamurthy, K. H. Lim, and K. K. Wei. How Does It Ambidexterity Impact Organizational Agility[J]. *Information Systems Research*, 2015, 26(2):398–417.
- [32] Lyytinen, K., Y. Yoo, and R. J. Boland Jr. Digital Product Innovation within Four Classes of Innovation Networks[J]. *Information Systems Journal*, 2016, 26(1):47–75.
- [33] Mulhuijzen, M., and J. P. J. de Jong. Diffusion to Peers in Firm-Hosted User Innovation Communities: Contributions by Professional Versus Amateur Users[J]. *Research Policy*, <https://doi.org/10.1016/j.respol.2023.104897>, 2024.
- [34] Nambisan, S., K. Lyytinen, A. Majchrzak, and M. Song. Digital Innovation Management: Reinventing Innovation Management Research in a Digital World[J]. *MIS Quarterly*, 2017, 41(1):223–238.
- [35] Ryan, R. M., and E. L. Deci. Self-Determination Theory and the Facilitation of Intrinsic Motivation, Social Development, and Well-Being[J]. *American Psychologist*, 2000, 55(1):68–78.
- [36] Santos, F. M., and K. M. Eisenhardt. Constructing Markets and Shaping Boundaries: Entrepreneurial Power in Nascent Fields[J]. *Academy of Management Journal*, 2009, 52(4):643–671.
- [37] Schweisfurth, T. G. Comparing Internal and External Lead Users as Sources of Innovation[J]. *Research Policy*, 2017, 46(1):238–248.
- [38] Shao, Z., X. Li, and Q. Wang. From Ambidextrous Learning to Digital Creativity: An Integrative Theoretical Framework[J]. *Information Systems Journal*, 2022, 32(3):544–572.
- [39] Shepherd, D. A., J. S. McMullen, and W. Ocasio. Is that an Opportunity? An Attention Model of Top Managers' Opportunity Beliefs for Strategic Action[J]. *Strategic Management Journal*, 2017, 38(3):626–644.
- [40] Stanko, M. A., and B. J. Allen. Disentangling the Collective Motivations for User Innovation in a 3D Printing Community[J]. *Technovation*, <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2021.102387>, 2022.
- [41] Tibshirani, R. Regression Shrinkage and Selection via the Lasso[J]. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological)*, 1996, 58(1):267–288.
- [42] Tierney, P., and S. M. Farmer. Creative Self-Efficacy: Its Potential Antecedents and Relationship to Creative Performance[J]. *Academy of Management Journal*, 2002, 45(6):1137–1148.
- [43] von Hippel, E. Democratizing Innovation[M]. Cambridge: MIT Press, 2005.
- [44] Yang, Z., H. Lu, and J. Bao. Impacts of Economic and Social Motivations on Makers' Exploitation and Exploration Activities in Makerspaces[J]. *European Journal of Innovation Management*, 2022, 26(6):1500–1523.
- [45] Ye, H. J., and A. Kankanhalli. User Service Innovation on Mobile Phone Platforms: Investigating Impacts of Lead Userness, Toolkit Support, and Design Autonomy[J]. *MIS Quarterly*, 2018, 42(1):165–187.

Impact of User Potential Creativity on Digital Product Innovation:

Based on the Motivation-Opportunity-Ability Theory

XIE Kang, LI Xiao-dong, XIA Zheng-hao, ZOU Bo

(School of Business, Sun Yat-sen University)

Abstract: Large models are inherently a form of digital product innovation. Overcoming the bottlenecks of generalizability, reliability, and adaptability in large models and artificial intelligence (AI) necessitates widespread user participation. However, current research about AI lacks exploration of user participation behaviors and their innovative potential across multiple application scenarios. As complementary and counterpart entities to AI, can user potential creativity improve digital product innovation performance? Furthermore, how can enterprises enhance the positive effect of user potential creativity on digital product innovation through digital technologies? This is a cutting-edge theoretical issue that urgently needs in-depth discussion by leveraging China's massive data and rich application scenarios.

This study examines digital products on Thingverse, the world's largest 3D printing platform, to explore the impact of user potential creativity on digital product innovation and the role of digital technology use from the perspective of motivation-opportunity-ability (MOA) theory. The findings are as follows. Firstly, user potential creativity constitutes an important influencing factor of digital product innovation performance, particularly from intrinsically motivated lead users. Secondly, digital technology use ways play a crucial moderating role, with explorative use enhancing the positive impact of intrinsic motivation on digital product innovation performance and exploitative use weakening the positive impact of lead users on digital product innovation performance. Therefore, enterprises or platforms focused on digital product innovation should segment users according to their different levels of potential creativity and consider the alignment between different use ways of digital technology and types of innovation opportunities to incentivize heterogeneous users.

Different from existing research measuring user creativity by questionnaire, this study utilizes machine learning algorithms to construct the latent variable of user potential creativity by measuring intrinsic motivation and lead users through platform objective data. From the perspective of innovation opportunity, this study distinguishes the moderating effects of exploitative use and explorative use of digital technology. Therefore, this study systematically depicts the inherent relationships between user characteristics (motivation and ability), external environmental features (opportunity), and digital product innovation performance from the perspective of the MOA theory. The conclusions provide a theoretical basis from a user behavior management perspective for China's "AI+" initiatives, facilitating the development of AI applications in multiple scenarios towards verticalization and industrialization, and offering valuable insights for digital product innovation.

Keywords: user participation; potential creativity; digital product innovation; MOA theory; digital technology use

JEL Classification: M10 M15 L17

[责任编辑:覃毅]