

人智协同对创意产业工作者的极化影响

黄炎一, 刘智强, 杨静

[摘要] 人工智能(AI)作为新一轮科技革命的核心驱动力,正在深刻重塑各个产业的面貌。特别是生成式AI的迅猛发展,为创意产业工作者带来了前所未有的变革。基于任务技术匹配理论和AI二重性,本文探究了人智协同对不同层次创作者的差异化作用及其内在机制,旨在从微观视角剖析贯穿历次科技革命的工作极化现象是否以及如何在本轮技术革命的创意产业中重演。通过混合方法质化研究、网络数据研究和情景实验研究,本文发现,人智协同可以通过创意新颖性和创作生产率提升创作绩效;高层次创作者在创意新颖性上提升更大,低层次创作者则在创作生产率上受益更多;相较于中层创作者,人智协同对高、低层次创作者的绩效提升更为显著,即个体层存在极化现象。本文不仅揭示了AI对创意产业工作者的极化影响,丰富了工作极化现象的微观过程研究,拓展了任务技术匹配理论在AI技术场景中的适用性,还为创意产业工作者如何适应新质生产力的发展提供了理论指导,为开发更符合不同层次创作者需求的AI应用提供了思路。

[关键词] 人工智能; 创造性工作; 工作极化; 任务技术匹配; 路径依赖效应
[中图分类号] F272 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1006-480X(2025)01-0156-18

一、引言

人工智能(AI)是新一轮科技革命和产业变革的重要驱动力。随着生成式AI的迅猛发展,机器不再仅限于分析已有事物,而是可以创造未曾存在的事物,这使得创意产业迎来了前所未有的变革(Anantrasirichai and Bull, 2022; Huang and Grady, 2022)。创意产业是为人们提供有文化、艺术或娱乐价值的创造性产品的产业,已成为推动经济增长、提升文化软实力的重要力量(Anantrasirichai and Bull, 2022)。然而,创意产业的生产单元通常是团队或个人而非组织(Berg, 2022),因此,关注本轮技术革命对创意产业工作者的影响具有重要现实意义。以史为鉴,历次技术革命都对各行业的劳动者产生了深远影响,其中,工作极化(Job Polarization)现象尤为值得关注。该现象是指技术进步等因素导致的高、低层次劳动力需求增加和中层次劳动力需求减少(Heyman, 2016;

[收稿日期] 2024-07-07

[基金项目] 国家自然科学基金重点项目“基于AI的信任机制设计与复杂产品系统创新研究”(批准号72432003);教育部哲学社会科学研究重大课题攻关项目“我国高校0到1基础研究和基础创新战略研究”(批准号21JZD056);国家自然科学基金青年项目“不同类型社会网络关系对员工工作意义感和创造力的影响研究”(批准号72302112)。

[作者简介] 黄炎一,武汉理工大学管理学院讲师,管理学博士;刘智强,华中科技大学管理学院教授,博士生导师,管理学博士;杨静,华中科技大学管理学院博士研究生。通讯作者:杨静,电子邮箱:jingyang@hust.edu.cn。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,文责自负。

Harrigan et al., 2021)。例如,机械化生产的出现让工匠转变为工程师和普通工人,信息化推动了扁平化管理从而缩减了中间层管理者的规模。那么,这种现象是否会在本轮技术革命的创意产业中重演,而AI又是否会对不同层次的创意工作者产生极化作用?

传统技术背景下的工作极化研究认为,中层次劳动者通常从事程序化的常规性工作,更容易受到技术进步的替代效应的冲击;而从事复杂的非常规性工作的高层次劳动者或从事低端服务性工作的低层次劳动者,则更受益于技术进步的互补效应和就业创造效应(王永钦和董雯, 2020; Harrigan et al., 2021)。虽然有研究认为上述两极化的解释同样适用于AI(孙早和侯玉琳, 2019),但也存在很多不同的声音。一些关注制造业的研究认为,AI日益扩张的能力边界压缩了低端劳动力的工作范围,使其丧失了与技术溢价抗衡的核心价值(Agrawal et al., 2019; Acemoglu and Restrepo, 2020);而关注服务性工作的研究认为,AI可以辅助完成基础的重复性工作,使得高层次员工能将更多精力投入到创新任务上,但低层次员工从中获益较少(Jia et al., 2024);还有研究关注自动化技术,认为高层次工作者也不能幸免,因为AI在判断决策方面越来越接近人类,也可能使从事高技能复杂任务的工作者被替代(Acemoglu and Restrepo, 2018)。上述争议可能源于两个方面:一是受限于AI的发展阶段,现有研究大多聚焦于分析式AI,难以将AI与自动化、信息化和机器人等技术进行准确剥离,难以对其独特作用进行验证;二是现有研究大多关注宏观现象,对微观过程的解释仅停留在逻辑分析层面,难以对其具体机制进行深入检验。因此,聚焦创意工作这一生成式AI的典型情境,探索AI对不同层次工作者的独特的、微观的作用机制显得尤为必要。

在创意工作中,人智协同(Human-AI Collaboration)是生成式AI赋能创作的具体模式(Hitsuwari et al., 2023)。2022年,中国计算机学会认定了人智协同术语,并将其描述为人与AI通过交互融合各自优势来共同管理和执行任务的过程,且人智协同创作是其主要运用形式之一(龚江涛等, 2022)。而在管理学者看来,人智协同则是人类通过与AI的互动合作来释放组织和个体生产力的过程(Bankins et al., 2024)。可见,人智协同是决定创作者任务绩效或者说生产力的关键模式。因此,本文以人智协同创作为切入点,深入剖析AI技术对不同层次创作者绩效的影响。

虽然技术的使用可以带来诸多优势,但是,正如信息悖论(Aljukhadar et al., 2014)所揭示的,技术并非总能推动绩效改善。对此,Goodhue and Thompson(1995)的任务技术匹配理论(Task-technology Fit Theory)提供了一种个体层解释,即技术能否推动绩效取决于技术功能是否满足使用者的任务需求,换言之,技术特征、任务特征和使用者特征是决定技术使用效果的关键。因此,探讨AI对不同层次创作者绩效的影响需要厘清AI技术的功能特征如何匹配创作任务的需求特征,以及不同层次创作者如何影响上述匹配过程。关于AI的功能特征,Raisch and Krakowski(2021)提出了AI的二重性观点,即AI的功能包括自动化(Automation)和增强化(Augmentation)。关于创作任务的需求特征,现有研究普遍将新颖性(Novelty)和生产率(Productivity)作为创造性生产任务的两种关键需求(Chandy and Tellis, 1998; Soda et al., 2021),两者共同决定了创意工作的最终表现。综上,本文基于任务技术匹配理论框架构建如图1所示的理论模型。

为深入探索现象并检验理论模型,本文开展了基于多创作类型的混合方法质化研究、基于图像类创作的网络数据研究和基于文案类创作的情景实验研究。潜在的理论贡献包括:①从个体层剖析AI对创意工作者的极化作用,弥补了现有研究对工作极化现象涌现过程关注的不足;②聚焦人智协同创作这一生成式AI场景而非混合技术场景,为辨析AI对不同层次劳动者的独特作用机制提供了新的可能;③将AI二重性引入任务技术匹配理论框架,并探索了使用者的认知和能力在匹配过程中的作用,拓展和完善了该理论在AI场景下的适用性和实用性。

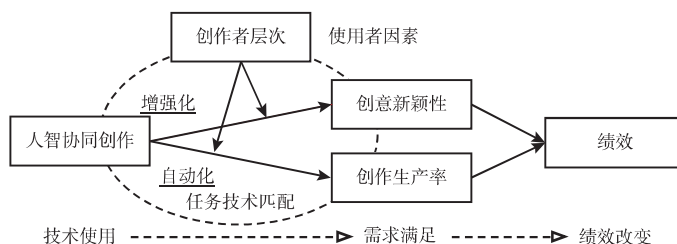


图1 理论模型

二、理论与假说

1. 人智协同创作对创作者绩效的影响

人智协同创作是人智协同的一种具体实践,目前已广泛应用于艺术创作、文案写作、产品设计等领域(Hitsuwari et al., 2023)。在此过程中,人类可以提供意图、情感、审美等独特的价值,而AI可以负责数据处理、模式识别、内容生成等擅长的任务。人智协同创作的绩效本质上是一种特定任务场景下的技术使用绩效。根据任务技术匹配理论,只有当技术功能与任务需求相适配时,技术使用绩效才会得到有效提升(Goodhue and Thompson, 1995)。因此,只有明确创意工作的任务需求、AI技术的功能特征以及它们之间的适配关系,才能深入诠释人智协同对创作绩效的影响。

(1)创意工作的任务需求特征。新颖性和生产率已经被普遍视为决定创造性工作绩效的关键因素,甚至有些研究还直接将其视作创新绩效的构成型指标(Lukas and Ferrell, 2000; Nieto and Santamaría, 2007)。例如,对组织的技术创新工作而言,生产率体现为申请专利的数量,新颖性体现为专利被引量或者分类号组合(Nagaoka et al., 2010);在常规创造性工作中,个体提出方案的数量和新颖性也是衡量其创新任务表现的依据(Shalley et al., 2000)。具体到创意工作中,作品的数量反映了生产率,而其内容元素的构成则反映了新颖性,它们都是决定销量或评价等创作绩效的关键因素(Berg, 2022)。因此,创意新颖性和创作生产率构成了创作任务中的关键需求。

(2)AI技术的功能特征。根据Raisch and Krakowski (2021)的AI二重性观点,AI的功能性特征是自动化和增强化。自动化是指由AI替代人类自行完成工作任务,而增强化则是指由AI赋能人类并共同合作完成工作任务。传统观点认为,自动化和增强化难以兼顾,增强化更有利于组织发展,而自动化则潜藏着风险和问题(Davenport and Kirby, 2016)。然而,AI的二重性观点认为,应打破二者之间互斥的观念,自动化和增强化相互依存,不能完全分离。例如, Midjourney、Stable Diffusion等应用不仅提供自动化的图像生成功能,还会提供画面的补充与拓展、多元化的参数选择等增强化功能。因此,人智协同创作中AI技术同时发挥着自动化和增强化的作用。

(3)技术功能与任务需求的适配。一方面,增强化功能与新颖性需求存在匹配关系。AI的关键技术包括大数据和机器学习(Stoykova and Shakev, 2023)。大数据技术使得AI能够快速检索和处理大量信息,发现人力难以察觉的模式、趋势以及潜在关联,有助于拓宽思考维度,激发新的创意和洞见;而深度学习技术则赋予AI强大的学习和模拟能力,使其能够掌握复杂的知识结构,挖掘各领域之间的内在联系和交叉点,为新知识和信息的产生提供了可能。这意味着创作者可以借助AI突破信息搜寻与处理的极限,拓宽视野和灵感的来源,进而打破固有的思维定式与认知局限,发现一些新奇甚至离奇的设计或方案。可见,AI的增强化功能可以满足创作任务的新颖性需求,从而有利于绩效提升。因此,本文提出:

H1:人智协同创作有利于提高创意新颖性。

H2:人智协同创作可以通过提高创意新颖性而提升创作绩效。

另一方面,自动化功能与生产率需求存在匹配关系。AI凭借强大的算力可以迅速、准确地处理庞杂的事务,提高了生产效率和响应速度;并且,AI不受时间和精力限制,可以实时处理任务,随时基于新的信息和指令做出快速且精确的决策。引入AI还可以重新设计生产和工作流程,使得人类劳动力得以从重复性、低技能工作中解放出来,有助于个体资源的合理分配和高效利用(Jia et al., 2024)。这意味着创作者可以将大量的流程化工作交由AI处理,并将时间和精力投入更重要的环节,从而实现全流程效率提升。可见,AI的自动化功能可以满足创作任务的生产率需求,从而有利于绩效提升。因此,本文提出:

H3:人智协同创作有利于提高创作生产率。

H4:人智协同创作可以通过提高创作生产率而提升创作绩效。

2.创作者层次对人智协同创作与创意新颖性之间关系的调节作用

现有研究对劳动力层次的区分具有显著的情境依赖性和问题导向性,这体现在不同场景中劳动力层次界定标准的差异上。宏观研究倾向于借助学历层次、技能水平或收入状况等客观指标将劳动力分为高、中、低三个层次(Goos et al., 2009; Heyman, 2016);而微观研究则会通过从业年限、职务职称和成果等因素判定专业发展梯度,并将高、中、低层次劳动者称为专家、熟手和新手(连榕, 2004; Wolff et al., 2015)。为了贴合微观情境的表达习惯,本文也采用专家、熟手和新手来称呼高、中、低层次创作者。

从内在特征看,不同层次的劳动者存在经验、资历和知识结构等方面的差异(Falchetti et al., 2022),并且经验和资历的积累、知识深度的加深可能影响创作者的创作路径或风格。而路径依赖理论可以为路径变化与新颖性的关系提供有力的解释(Thrane et al., 2010)。路径依赖是指过往事件通过正反馈等自我强化机制影响后续的行为和决策,从而使组织或个人被锁定在特定的发展路径之上(Arthur et al., 1987)。路径依赖产生时,会形成一种惯性模式,限制对新思路、新方法的探索与接纳,从而不利于创新的涌现和持续发展;相反,路径依赖被打破时,既有的思维定式和行动框架也会被打破,有利于激发新的思想和创意、推动创新的产生(Garud et al., 2010)。因此,不同层次创作者的创意新颖性取决于AI如何构建或打破他们的路径依赖。

高层次创作者往往积累了丰富的成功经验,满足了形成路径依赖的正向激励条件,因此,他们会具有相对稳定的创作路径,例如,作曲家风格鲜明的曲风、画家独树一帜的画风。既有的路径可能会使他们难以突破固有的思维框架和方法论,难以轻易尝试新的风格和元素。然而,作为一种外源刺激,AI的增强化功能提供了打破路径依赖的契机,可以助力他们摆脱创作惯性,探索未曾涉足的领域,从而更好地满足创意新颖性的任务需求。也就是说,对专家而言,增强化路径上的任务技术匹配程度较高,因此,人智协同能够有效提升其绩效。

相反,中低层次创作者,尤其是新手,尚未积累足够的成功经验,还未形成成熟的创作路径。如果采用人智协同创作,AI增强化功能能够极大地助力他们在短时间内取得显著进步。这种正向的刺激正是触发路径依赖的条件。一旦形成对于AI的路径依赖,就可能导致这些创作者在初期成功之后迅速固化创作模式,不利于满足长期的创意新颖性需求。例如,一些自媒体新手依靠AI生成内容,短期内获取了大量流量,但时间一长其内容就呈现单一化趋势。可见,对新手而言,增强化路径上的任务技术匹配程度较低,因此,人智协同难以有效提升其绩效。综上,本文提出:

H5:创作者层次正向调节人智协同创作通过创意新颖性对创作绩效的积极作用,即人智协同

更有利于专家通过创意新颖性提升绩效。

3. 创作者层次对人智协同创作与创作生产率之间关系的调节作用

自动化虽是AI的功能性特征,但并非独属于AI。历次科技革命中出现的众多技术均助推了自动化的发展(Heyman, 2016; Acemoglu and Restrepo, 2018)。而在传统的自动化与不同层次劳动者关系的研究中,替代与互补效应提供了强有力的解释(王永钦和董雯, 2020; Harrigan et al., 2021)。因此,本文沿用替代与互补效应来解释AI技术与创作者在自动化路径上的关系。技术进步的替代效应是指新技术的出现使得相关从业者或其他生产要素被取代,互补效应则是指新技术与相关从业者或其他要素相互依赖并共同创造新的价值(孙早和侯玉琳, 2019; Harrigan et al., 2021)。因此,人智协同能否更好地提升创作生产率,很大程度上取决于AI与创作者之间是互补还是替代关系。

对于低层次创作者,AI通过提供实时指导、智能化建议以及自动化的内容生成等功能,弥补新手在技能与经验上的不足,并加速他们的学习过程与产出速度。因此,AI自动化对新手的作用更多体现为互补效应,可以帮助他们满足创作生产率的任务需求,从而提升绩效。相反,对于中高层创作者,尤其是专家,其自身就具有更丰富的经验和更娴熟的技能,不依赖AI也能保证创作的质量和效率,已经能较好满足创作生产率的任务需求。AI提供的自动化功能本身就来源于机器学习对创作者作品的模仿,这些功能与被模仿者的能力具有很强的重复性。因此,AI的自动化对专家的作用更多体现了替代效应,对他们进一步满足创作生产率的任务需求帮助有限。综上,本文提出:

H6:创作者层次负向调节人智协同创作通过创作生产率对创作绩效的积极作用,即人智协同更有利于新手通过创作生产率提升绩效。

4. 创作者层次对人智协同创作与创作绩效之间关系的调节作用

由上文可知,采用人智协同的高层次创作者的创意新颖性得到了更大提升,低层次创作者的创作生产率得到了更大提升,而中层次创作者在两条路径的提升中都相对有限。由于创意新颖性和创作生产率共同决定了最终的创作绩效,因此,人智协同更可能有利于低、高层次创作者的绩效。

结合创意产业的实际情形进一步分析。创意产品市场具有典型的分层结构(Baliatti and Riedl, 2021),即高端需求更注重质量,低端需求更关注数量。并且,在创意工作中存在显著的头部效应,高层次创作者的作品会因其良好的声誉而受到更多人的了解和推荐,由此形成的社交网络会进一步扩大其影响力并使其获得更多收益(Peltier and Moreau, 2012; Coelho, 2013),如闻名遐迩的艺术作品与火爆全网的自媒体内容等。此时,如果高层次创作者凭借人智协同提升了创意新颖性,更好地满足了注重品质的高端需求,会进一步强化其头部效应,从而获取更高绩效。然而,中低层次创作者更加难以跻身高层次创作者占据的高端市场,只能在低端市场进行竞争。在此情形下,产品数量是决定绩效的关键(Ishibashi and Matsushima, 2009; Amaldoss and Shin, 2011),如工艺品摆件、电商的广告设计等。由于人智协同大幅提升新手的生产率,使其具备了一定的与熟手相竞争的能力,这将导致原本属于熟手的市场份额受到新手挤占,进而使熟手的绩效相对下降,新手的绩效相对上升。综上,本文提出:

H7:随着创作者层次的提高,人智协同创作对创作绩效的提升程度先降后升,即人智协同对专家和新手绩效提升作用更强,对熟手更弱。

三、预研究:基于多创作类型的质化研究

为了细致刻画、深入理解人智协同创作过程,并通过质化研究方法进一步确定理论模型的合理

性和假说检验的可行性,本文按照局部探索性研究的思路开展了探索与验证相结合的预研究^①。

1. 样本与数据

预研究通过对线上自媒体创作者的非干扰测量和对线下招募创作者的半结构化访谈获取数据。线上样本来自国内头部的用户生成内容长视频平台B,26人(编号W01—W26)。素材通过转录样本的所有涉及AI议题的视频获得。样本选择的关键操作包括:①检索关键词(AI创作、AI绘画等6个),并锁定所有排序(综合排序、最多播放等5种)的前三页作品(每页30个);②剔除与主题不符、播放量不足1万、发布时间超过1年(2022年10月前)的视频;③根据视频确定作者账号,并剔除机构号。线下样本通过滚雪球抽样法招募,18人(编号F01—F18)。访谈包括3个主要议题:AI的行业使用现状、AI在创作过程中的作用、不同创作者使用AI的情况。

2. 文本挖掘分析

(1)创作者层次判定。线下受访者的层次通过半结构化访谈双方共同商定,其过程包括定义描述、标准探讨、受访者自评、探讨修正等部分。对于线上样本,根据现有研究的思路(连榕,2004;Wolff et al.,2015),本文通过外部评定信息和个人从业信息判定,具体标准参考了线下受访者意见。专家的标准是获得平台“知名”认证标签,或在知名企业有资深工作经验,或作品获知名奖项,或参与知名项目。知名企业、项目、奖项的判定标准是被百度指数收录。熟手的标准是具有一定经验的从业者,或相关专业的研究生,或资深爱好者。新手的标准是初入行业者,或相关专业本科及以下的学生,或普通爱好者。判定结果见表1。

(2)创作者情感倾向分析。为防止无关话题的干扰,本文对被分析文本进行了清理,仅保留了与核心议题相关的材料。研究使用百度智能云的API和Python语言实现情感倾向分析,并通过各样本概率值最高的情感倾向类别(含积极、中立、消极)判定其情感倾向。分析结果见表1。

表1 预研究:样本的创作者层次与对人工智能的情感倾向

编号	层次	倾向/概率	编号	层次	倾向/概率	编号	层次	倾向/概率	编号	层次	倾向/概率
W01	专家	中立/0.93	W12	熟手	中立/0.99	W23	熟手	积极/0.79	F08	专家	积极/0.89
W02	新手	积极/0.90	W13	专家	积极/0.80	W24	专家	积极/0.79	F09	熟手	中立/0.97
W03	专家	积极/0.63	W14	专家	消极/0.81	W25	新手	积极/0.98	F10	熟手	消极/0.87
W04	熟手	消极/0.79	W15	专家	中立/0.67	W26	新手	积极/0.73	F11	新手	积极/0.84
W05	新手	积极/0.79	W16	专家	中立/0.85	F01	专家	中立/0.98	F12	熟手	消极/0.93
W06	熟手	消极/0.97	W17	新手	消极/0.84	F02	专家	积极/0.73	F13	专家	消极/0.68
W07	专家	消极/0.72	W18	熟手	消极/0.88	F03	新手	消极/0.79	F14	熟手	中立/0.99
W08	熟手	消极/0.96	W19	熟手	中立/0.79	F04	熟手	中立/0.96	F15	专家	中立/0.89
W09	新手	中立/0.94	W20	新手	积极/0.98	F05	新手	积极/0.91	F16	熟手	积极/0.99
W10	专家	积极/0.73	W21	专家	积极/0.89	F06	专家	中立/0.88	F17	熟手	消极/0.67
W11	熟手	消极/0.82	W22	新手	中立/0.86	F07	熟手	积极/0.83	F18	新手	积极/0.93

(3)创作者层次与情感倾向的关联。由图2所示创作者情感倾向可知,熟手、专家、新手的积极倾向依次升高(3人、7人、8人),新手、专家、熟手的消极倾向依次升高(2人、3人、8人)。进一步,将积极、中立、消极倾向分别赋值为1、0、-1,再将各层创作者分组做方差分析,结果显示:新手、熟手、专家的倾向差异显著($F[2, 41]=4.02, p=0.02<0.05, \eta^2=0.16$);熟手、专家的倾向差异边缘显著

① 预研究的详尽设计、访谈提纲、样本信息、文本挖掘详细过程及代码、扎根分析详细过程及完整结果等材料参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

($F[1, 30]=4.12, p=0.05<0.1, \eta^2=0.12$);新手、熟手的倾向差异显著($F[1, 26]=7.16, p=0.01<0.05, \eta^2=0.22$);但新手、专家的倾向差异不显著($F[1, 26]=0.70, p=0.41, \eta^2=0.03$)。这说明, AI对不同层次创作者的确存在不同影响, AI对熟手的消极影响在统计上显著有别于对新手和专家的积极影响。该结果符合本文关于 AI对创作者的极化作用的基本预测, 对应 H7。

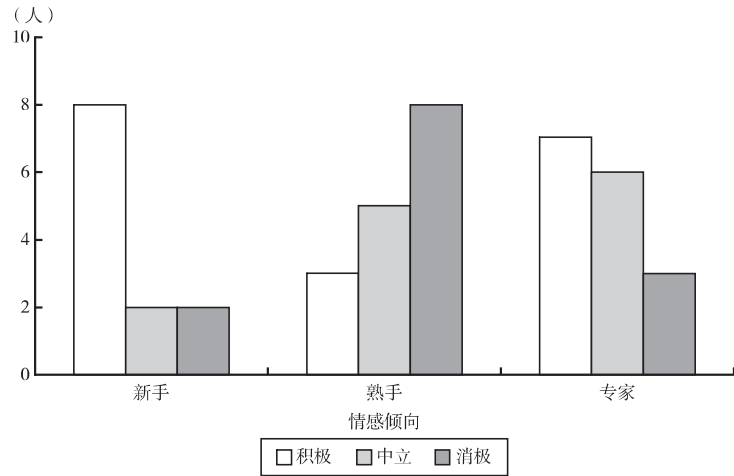


图2 预研究:各层次创作者的情感倾向

3. 扎根理论分析

(1) 数据编码与处理。关

于分析范式, 本文参考基于条件的分析思路, 选取了影响后果、个体层边界条件两个分析维度。关于编码方式, 采用两阶段编码过程, 即开放式编码与聚焦编码。关于编码成员和信度检验, 本研究邀请了一名不了解研究目的的研究助理与一名作者共同编码, 两者的归类一致性指数为 0.537, 编码信度系数为 0.699。关于范畴收录的阈值和数量, 本研究仅保留至少 3 人提及的副范畴, 最终得到 14 个主范畴和 37 个副范畴。关于理论饱和度的检验, 在线上样本 W21 之后未提取出新的范畴, 后续样本 W22—26、F1—18 检验了分析结果。

(2) 人智协同创作的影响与后效分析。由表 2 可见, 创作者更关注 AI 对创作和创作者本身两方面的影响, 其中, 对创作的影响包括创意新颖性、创作生产率、创作的质量水平和质量稳定性, 对创作者的影响包括个体资源、职业危机、工作转型和权益保护。对创作的影响中, 提及创作生产率的人数最多(28 人), 其次是创意新颖性(23 人), 均过半数, 而且这些范畴下的观点以积极为主, 说明本文选择的中介机制深受一线从业人员重视, 具有较好的解释力和有效性, 对应 H1—4。

表 2 预研究:人智协同创作的影响与后效的编码

维度	主范畴(人数)	副范畴
1 对创作的影响	1.1 创意新颖性(23)	1.1.1 启发创作灵感;1.1.2 生成参考素材;1.1.3 创造特有风格;1.1.4 突破人力制约;1.1.5 降低试错成本;1.1.6 优化资源配置;1.1.7 形成路径依赖
	1.2 创作生产率(28)	1.2.1 提升操作效率;1.2.2 提供可复制性;1.2.3 降低学习成本
	1.3 质量水平(19)	1.3.1 丰富技术细节;1.3.2 缺乏深层逻辑
	1.4 质量稳定性(9)	1.4.1 训练内容有局限;1.4.2 内容细节难控制
2 对创作者的影响	2.1 个体资源(13)	2.1.1 节省时间资源;2.1.2 节省认知资源;2.1.3 提供情绪资源;2.1.4 消耗情绪资源
	2.2 职业危机(22)	2.2.1 AI 替代威胁;2.2.2 AI 使用者替代威胁
	2.3 工作转型(11)	2.3.1 发展新的风格类型;2.3.2 以风格作为产品;2.3.3 挖掘传统方式的稀缺价值;2.3.4 发掘创作过程的精神价值
	2.4 权益保护(18)	2.4.1 侵犯知识产权;2.4.2 完善保护机制

创意新颖性的副范畴 1.1.1—6 均为积极作用, 但副范畴 1.1.7 形成路径依赖则是消极的方面, 例如, “完全依赖 AI 最大的问题是大家做的都一样, 如果你要用 AI 辅助的话, 肯定还是需要加一点自

己的东西(W02)。”进一步分析,人智协同对创意新颖性的影响似乎对专家和新手存在不同。例如,对专家而言,“AI绘画可以为人类艺术家(专家)带来巨大的启发和帮助,它可以通过分析人类艺术家的风格和技巧,帮助人们获得灵感(W05)。”对新手而言,“……但是如果说你(新手)想要提升艺术造诣的话,我建议还是不要依赖AI(W15)。”这符合本文对新手在创意新颖性上受益更少,在增强化路径上存在AI路径依赖的分析,为H5提供了佐证。

创作生产率的副范畴1.2.1—3均为积极作用,但是,提升操作效率范畴下,很多受访者提到类似“AI的出现无疑重创了中下层从业者,毕竟你干了几十年,可能都没有一个啥都没学过的(新手),几分钟就能导出一稿的完成度高(F10)”的观点,说明AI的生产率提升作用对不同创作者存在差异,新手明显受益更多,为H6提供了佐证。

此外,对创作者的影响中,提及职业危机和权益保护的人数最多(22人和18人);并且,关注职业危机和权益保护的人中,45.0%和55.5%都是熟手。结合文本挖掘分析可知,中层创作者之所以会对AI的负面情绪更为严重,主要是因为AI及AI使用者对他们造成了更严重的替代危机以及权益损害,佐证了人智协同创作更不利于中层创作者的观点,对应H7。

(3)影响人智协同的创作者因素分析。由表3可见,提及创作者层次的人数多达22人,占50%,说明本文选择的调节因素广受一线从业人员关注。该范畴下,关于新手的描述通常偏向积极,例如,“自从AI绘画大爆炸以来,绘画的门槛断崖式降低,简单到我18岁的弟弟都知道用AI去画一些东西(W02)。”反之,关于熟手的描述一般偏向消极,例如,“AI对画师就是降维打击,轻松达到你几年苦练才能达到的境界(F10)。”而关于专家的描述往往积极偏中性,例如,“新技术的使用者里用得比较优秀的,往往也仍然是上一个时代同类技术的优秀使用者(W03)。”进一步佐证了人智协同创作具有极化效应的观点,对应H7。

表3 预研究:影响人智协同的创作者因素的编码

维度	主范畴(人)	副范畴
3 整体因素	3.1 创作者层次(22)	3.1.1 新手;3.1.2 熟手;3.1.3 专家
4 认知因素	4.1 技术接受意愿(6)	4.1.1 对AI持开放态度;4.1.2 对AI持封闭态度
	4.2 技术了解程度(3)	4.2.1 对AI的技术认知
5 能力因素	5.1 技术能力(8)	5.1.1 AI使用技术;5.1.2 计算机技术
	5.2 学习能力(10)	5.2.1 AI使用技术的学习;5.2.2 计算机技术的学习
	5.3 鉴赏能力(14)	5.3.1 审美

此外,影响人智协同的认知因素主要包括技术接受意愿和技术了解程度,例如,“率先接受AI的设计师才是这场技术革命的最大受益者,他们对设计具备更好的理解,又能利用AI工具提升工作效率(F02)。”而在能力因素中,技术能力、学习能力和鉴赏能力是创作者反映的重点,例如,“很多画师不是不想用AI,而是玩不转,或是只能用些‘小白’应用……(F13)”可见,接受、了解、学习和掌握AI技术及应用是创作者适应未来趋势的必然选择。

四、研究一：基于图像类创作的网络数据研究

研究一旨在通过多种图像类创作者的数据提高模型的外部效度,通过面板数据及含时序特征的变量构造提高检验的因果效力,并通过网络公开数据以提升模型检验的可靠性和可复现性。

1. 样本与数据

研究一的研究对象是国内头部短视频平台T的205名图像类自媒体创作者,观测期为2023年1—6月,样本量为904(人×月),涉及作品11436件。选择图像类创作者可以控制数据的模态差异带来的内生性问题和测量问题,且该类创作者基数更大。选择2023年1—6月是因为当时正是生成式人工智能应用的爆发期,存在大量由传统创作转向人智协同创作的创作者。关键操作过程如下:①在平台通过话题(AI创作、AI绘画、AI摄影、AI设计)检索作品,并采用综合、最新、最热3种排序方式排序。②各话题的各排序下依次浏览作品,剔除内容与主题不符的作品,并关注符合要求的作品的作者。③在某一排序中,若连续10个作品的作者已被关注或内容不符合要求,则认为该排序下已经清理完毕。④剔除观测期内未持续稳定发布作品或并非以图像类作品为主要内容的作者。205名创作者中,男性73人,女性70人,未披露性别62人;年龄19—38岁,平均26.75岁,未披露年龄129人;粉丝量62—369.4万,平均17.2万;关注数0—2981,平均239.8;总获赞量887—3502.7万,平均252.3万;18人注明了机构背景,79人注明了专业背景,12人具有平台认证;绘画类107人,摄影类61人,平面设计类37人。

2. 变量测量

(1)人智协同。参照Bankins et al.(2024)的研究,采用使用AI的客观情况来判定人智协同,具体包括,平台方标注的AI作品提示、作者标注的AI声明和AI话题标签等。研究采用代表作(每月点赞量前三的作品)制对作者月度人智协同创作情况进行测量。如果作者当月代表作中出现了人智协同创作的作品,那么则判定该作者当月采用过人智协同创作,变量编码为1,否则为0。

(2)创作绩效。参照现有研究,采用市场化指标对创作绩效进行测量(Lingo and Tepper, 2013; Berg, 2022)。点赞量可以反映作品的市场认可程度,是体现创作绩效的客观指标。为减少极端值和异方差的干扰,本文将作者每月作品的总点赞量的自然对数作为当月创作绩效的指标。

(3)创意新颖性^①。参照现有研究,采用元素分解法来识别作者每月的代表作中是否存在新的内容元素组合来衡量其创意新颖性(Nieto and Santamaría, 2007; Soda et al., 2021)。核心过程如下:①提取作品关键帧。对图片数为N的多图作品,提取第1、N/2或(N+1)/2、N张。N小于3时,全部提取。对于视频作品,需要截取其中创作成稿完整、稳定呈现的不重复的画面,然后按照多图作品的规则提取。②识别内容元素。本文采用百度智能云(cloud.baidu.com)提供的API和Python实现初步内容分析,并进行人工复检,每张图保留权重最高的至多5个元素。③创意新颖性判定。当作者某月代表作中出现了以往作品中未曾出现的新元素组合,编码为1,否则为0。以往作品从观测期前2个月算起,若某作者以往作品不足2个月,则延后其首次被测量的月份。

(4)创作生产率。参照现有研究,使用单位时间内作者创作的作品数量衡量创作生产率(Chandy and Tellis, 1998),即通过作者月度作品总数测量其月度创作生产率。

(5)创作者层次。参考现有研究,使用外部评定信息和个人从业信息综合判定创作者层次(连榕, 2004; Goos et al., 2009)。具体标准参考了预研究。专家标准如下:在平台具有对应领域认证标签,或在知名头部企业有资深工作经验,或作品获得知名奖项,或参与知名项目。熟手标准如下:不满足专家条件但是具有一定经验的从业者、相关专业的研究生、连续创作2年以上的资深爱好者。新手标准如下:初入行业者、相关专业本科及以下的学生、创作生涯短或创作不持续的普通爱好者。对于账号及作品中缺失上述信息的43名创作者,通过粉丝量构造间接判定标准:若粉丝量

^① 测量创意新颖性的详细操作及代码参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

高于25%的专家则判定为专家;若粉丝量低于25%的新手则判定为新手;剩下为熟手。本文采用类别变量和连续变量两种形式来描述创作者层次。类别变量包含新手、熟手、专家三类,用0和1表示从属关系。连续变量包含低、中、高三个层次,赋值分别为0、1、2。

(6)控制变量。参考Mao et al.(2021),在创作者特征上,对年龄和性别进行控制;在账号特征上,对粉丝数、关注数、是否从属于机构进行控制;在作品特征上,对作品形式(多图或视频)、是否涉及热点话题(播放量过亿)进行控制。

3. 研究结果

经描述性统计分析发现^①,变量之间不存在异常的相关关系。本文对月份和细分类型(绘画、摄影、设计)的固定效应进行了控制,并采用分层回归法和拔靴法进行模型检验。

(1)人智协同创作的主效应。表4模型(1)显示,人智协同对创意新颖性的积极作用显著,H1得到支持。表5模型(6)显示,人智协同对创作生产率的积极作用显著,H3得到支持。表6模型(11)显示,人智协同对绩效的积极作用显著。模型(12)显示,引入对绩效的积极作用显著的新颖性和生产率后,人智协同对绩效的积极作用下降。综上可知,人智协同通过提高新颖性、生产率进而提高绩效,H2和H4得到支持。此外,表7显示,在全体样本中,人智协同通过新颖性、生产率对绩效的间接影响显著为正,进一步支持了H2和H4。

表4 研究一:创意新颖性的固定效应模型检验结果

变量	创意新颖性									
	模型(1)		模型(2)		模型(3)		模型(4)		模型(5)	
	估计值	标准误	估计值	标准误	估计值	标准误	估计值	标准误	估计值	标准误
人智协同(HA)	0.296***	0.032	0.308***	0.032	0.290***	0.032	0.289***	0.032	0.312***	0.033
创作者层次(CL)			0.169***	0.027						
CL×HA			0.104***	0.039						
新手(N)					-0.165***	0.037				
N×HA					-0.100	0.067				
熟手(P)							0.038	0.030		
P×HA							-0.009	0.066		
专家(E)									0.210***	0.047
E×HA									0.197***	0.069
控制变量	是		是		是		是		是	
类型&时间	是		是		是		是		是	
R ²	0.143		0.185		0.167		0.145		0.167	

注:N = 904;***、**、*分别表示在1%、5%、10%的水平上显著。表5、表6同。

(2)创作者层次的调节效应。表4模型(2)显示,创作者层次正向调节人智协同对新颖性的积极影响。结合新颖性的中介效应可知,创作者层次越高人智协同通过新颖性对绩效的积极作用越强,H5得到支持。模型(3)—(5)进一步显示,仅有专家与人智协同对新颖性的交互作用正向显著,H5再次得到支持。并且表7显示,新手、熟手和专家的“人智协同—创意新颖性—绩效”路径中,专家的正向效应值最高。表5模型(7)显示,创作者层次负向调节人智协同对生产率的积极影响。结合生产率中介效应可知,创作者层次越低人智协同通过生产率对绩效的积极作用越强,H6得到

① 研究一的描述性统计分析参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

支持。模型(8)一(10)利用类别变量对上述结果进行了检验,发现新手、熟手、专家与人智协同对生产率的交互作用分别为正向显著、不显著、负向显著,H6得到进一步支持。并且表7显示,新手、熟手和专家的“人智协同—创作生产率—创作绩效”路径均为正向,其中新手和熟手的效应值更高。表6模型(13)一(15)显示,新手、熟手、专家与人智协同对绩效的交互作用分别为正向显著、负向显著和不显著,支持了H7,即随着层次的提高,人智协同对绩效的提升程度先降后升。

表 5 研究一:创作生产率的固定效应模型检验结果

变量	创作生产率									
	模型(6)		模型(7)		模型(8)		模型(9)		模型(10)	
	估计值	标准误	估计值	标准误	估计值	标准误	估计值	标准误	估计值	标准误
人智协同(HA)	11.088***	0.959	11.734***	0.973	11.338***	0.958	10.804***	0.972	11.374***	0.987
创作者层次(CL)			0.699	0.835						
CL×HA			-4.154***	1.180						
新手(N)					-2.691**	1.107				
N×HA					5.748***	2.021				
熟手(P)							2.052**	0.901		
P×HA							1.427	1.983		
专家(E)									-2.314	1.414
E×HA									-7.757***	2.067
控制变量	是		是		是		是		是	
类型&时间	是		是		是		是		是	
R ²	0.208		0.219		0.218		0.213		0.221	

表 6 研究一:创作绩效的固定效应模型检验结果

变量	创作绩效									
	模型(11)		模型(12)		模型(13)		模型(14)		模型(15)	
	估计值	标准误	估计值	标准误	估计值	标准误	估计值	标准误	估计值	标准误
人智协同(HA)	1.138***	0.111	0.679***	0.118	0.622***	0.115	0.495***	0.116	0.621***	0.120
创意新颖性			0.686***	0.110	0.721***	0.108	0.744***	0.108	0.707***	0.110
创作生产率			0.032***	0.004	0.032***	0.004	0.034***	0.004	0.034***	0.004
创作者层次(CL)			0.359***	0.092						
CL×HA			-0.367***	0.128						
新手(N)					-0.438***	0.120				
N×HA					1.065***	0.217				
熟手(P)							0.086	0.097		
P×HA							-0.807***	0.213		
专家(E)									0.437***	0.155
E×HA									-0.034	0.227
常数	4.175***	0.559	4.504***	0.534	4.876***	0.574	3.663***	0.525	4.432***	0.557
控制变量	是		是		是		是		是	
类型&时间	是		是		是		是		是	
R ²	0.508		0.582		0.586		0.578		0.575	

表7 研究一：中介效应拔靴法分组检验结果

创作者层次	样本量	中介路径	效应值	95%置信区间
全体	904	人智协同—创意新颖性—绩效	0.219*	[0.141,0.297]
		人智协同—创作生产率—绩效	0.416*	[0.320,0.512]
新手	327	人智协同—创意新颖性—绩效	0.132	[0.013,0.251]
		人智协同—创作生产率—绩效	0.654*	[0.427,0.881]
熟手	358	人智协同—创意新颖性—绩效	0.108	[0.009,0.206]
		人智协同—创作生产率—绩效	0.433*	[0.308,0.557]
专家	219	人智协同—创意新颖性—绩效	0.477*	[0.261,0.694]
		人智协同—创作生产率—绩效	0.207	[0.040,0.373]

注：*表示在1%的水平上显著；各组均采用拔靴法2000次抽样。

五、研究二：基于文案类创作的情景实验研究

研究二旨在通过基于文案创作的情境实验严格控制外生变量,强化模型的内部效度和因果效力,以及对不同创作类型的外部效度,从而验证理论模型和假说的稳健性。

1. 实验设计与操作

实验以校园创意活动策划为情境,以300名高校学生为样本,采用3(新手—熟手—专家)×2(人智协同—非人智协同)被试间设计。前期流程如下:①本研究先招募了具有资深活动策划经验的研究助理构成执行团队以共同设计和执行实验,包括2名高校辅导员、2名管理学博士研究生。②经团队会议,高、中、低层次创作者的判定标准依次如下:具有院/校级学生组织主要干部经历且具备3次及以上院/校级活动策划经验;具有学生工作经历且具备班/院/校级活动策划经验;无学生工作经历或无活动策划经验。创作者层次的变量赋值同研究一。③在高校招募三种被试各100人。被试中,男性128人,女性172人;年龄17—28岁,平均21.51岁;本科生及以下219人,硕士研究生64人,博士研究生17人;具有学生工作经历223人,其中,学生组织干部147人。

实验过程如下:①将3种层次的被试随机分入人智协同或非人智协同组,6组各50人。②引导被试进入情境,开展班级联谊活动创意策划,并提供所需的相关信息。③对于人智协同组,要求被试必须使用大语言模型协助完成策划;对于非人智协同组,要求被试只能使用搜索引擎协助完成策划。④实验提供2份策划小样供被试参考,并且给出策划方案的统一结构,包括基本信息、分组方式、活动项目(不超过5个)以及注意事项。被试有30分钟来完成本次创作。

2. 变量测量

(1)创意新颖性。参考现有的专家评分法(Zhou et al., 2017),本文采用主题聚类辅助专家评估。首先将被试策划的活动项目(分组方式视为一个项目)进行二级主题聚类,例如,一级主题体育类中有跑步类、投掷类等。然后,执行团队在二级主题下对比分析规则和玩法在所有方案中都不常见的新颖项目。最后,将新颖性项目的数量作为创意新颖性的分值。

(2)创作生产率。本研究使用规定时间(30分钟)内被试进行文案创作的核心字数衡量创作生产率。核心字数是指不含给定框架和重复实验材料内容的自主创作的字数,单位为百字。

(3)创作绩效。参考Pearsall et al.(2008),本研究使用同感评估技术对创作绩效进行评估。首先,执行团队对本次创意活动方案的评价标准进行讨论,得出评价原则和评分点。然后,每份策划

将由2名随机的研究助理进行百分制打分,并以均值作为最终绩效。

(4)控制变量。参考Mao et al.(2021),由于个体的性别、年龄和教育程度等因素均可能会对个体的创新过程和创造力造成影响,因此对这些因素进行了控制。

3. 实验结果

经描述性统计分析发现^①,变量之间不存在异常的相关关系。与研究一相同,本文采用分层回归和拔靴法进行假说检验,并采用类别变量和连续变量两种形式来反映创作者层次。

(1)人智协同创作的主效应。表8模型(1)显示,人智协同对新颖性的积极作用显著,H1得到支持。模型(5)显示,人智协同对生产率的积极作用显著,H3得到支持。模型(9)显示,人智协同对绩效的直接作用不显著,但是新颖性和生产率对绩效的积极作用显著,说明新颖性、生产率在人智协同和绩效之间起到了中介作用,H2和H4得到支持。并且,表9显示,在全体样本中,人智协同通过新颖性、生产率对绩效的间接影响显著为正,进一步支持了H2和H4。

表8 研究二:回归检验结果

变量	创意新颖性				创作生产率				创作绩效			
	模型(1)	模型(2)	模型(3)	模型(4)	模型(5)	模型(6)	模型(7)	模型(8)	模型(9)	模型(10)	模型(11)	模型(12)
人智协同(HA)	0.622*** (0.151)	0.623*** (0.153)	0.622*** (0.154)	0.621*** (0.151)	1.463*** (0.186)	1.465*** (0.187)	1.461*** (0.190)	1.461*** (0.187)	1.006 (1.082)	1.005 (1.075)	0.687 (1.094)	0.845 (1.094)
创意新颖性									2.377*** (0.387)	2.417*** (0.381)	2.443*** (0.385)	2.373*** (0.392)
创作生产率									2.526*** (0.314)	2.519*** (0.312)	2.718*** (0.313)	2.630*** (0.317)
创作者层次(CL)	0.277*** (0.094)				0.331*** (0.115)				2.102*** (0.620)			
CL×HA	0.368** (0.185)				-0.446* (0.227)				-1.695 (1.211)			
新手(N)		-0.389** (0.164)				-0.476** (0.201)				-3.666*** (1.060)		
N×HA		-0.386 (0.325)				0.800** (0.398)				4.747** (2.090)		
熟手(P)			-0.043 (0.164)				-0.052 (0.201)				0.966 (1.050)	
P×HA			-0.327 (0.331)				-0.217 (0.408)				-4.078* (2.131)	
专家(E)				0.436*** (0.162)				0.513** (0.200)				2.577** (1.075)
E×HA				0.724** (0.320)				-0.550 (0.396)				-0.411 (2.122)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
R ²	0.123	0.100	0.071	0.119	0.248	0.238	0.215	0.241	0.450	0.457	0.424	0.430

注:N = 300;***、**、*分别表示在1%、5%、10%的水平上显著。

① 研究二的描述性统计分析参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

(2)创作者层次的调节效应。表8模型(1)显示,创作者层次正向调节人智协同对新颖性的积极影响。结合新颖性的中介效应可知,创作者层次越高人智协同通过新颖性对绩效的积极作用越强,H5得到支持。模型(2)一(4)进一步显示,仅专家与人智协同对新颖性的交互作用正向显著,符合H5的预期。并且表9显示,新手、熟手和专家的“人智协同—创意新颖性—绩效”路径中仅专家的效应值正向显著,进一步巩固了上述结论,支持了H5。表8模型(5)显示,创作者层次对人智协同和生产率的关系的负向调节效应边际显著。模型(6)一(8)显示,仅新手与人智协同对生产率的交互作用正向显著,而熟手和专家的相关系数依次递减,说明人智协同对新手的生产率提升作用最高,H6得到支持。并且,表9显示,新手、熟手和专家的“人智协同—创作生产率—绩效”路径的效应值依次下降,且仅新手、熟手正向显著,进一步佐证了H6。表8模型(10)一(12)的细分情况显示,新手、熟手、专家与人智协同对绩效的交互作用分别正向显著、负向边缘显著、不显著,H7得到支持。

表9 研究二 中介效应拔靴法分组检验结果

目标设定	样本量	中介路径	效应值	95% 置信区间
全体	300	人智协同—创意新颖性—绩效	0.856	[0.078, 1.634]
		人智协同—创作生产率—绩效	3.369*	[2.242, 4.497]
新手	100	人智协同—创意新颖性—绩效	-0.038	[-1.022, 0.944]
		人智协同—创作生产率—绩效	5.502*	[3.056, 7.948]
熟手	100	人智协同—创意新颖性—绩效	0.222	[-0.799, 1.244]
		人智协同—创作生产率—绩效	2.608*	[0.776, 4.440]
专家	100	人智协同—创意新颖性—绩效	2.952*	[0.864, 5.040]
		人智协同—创作生产率—绩效	1.869	[-0.191, 3.930]

注:*表示在1%的水平上显著;各组均采用拔靴法2000次抽样。

六、结论和启示

本文通过多类型创作者的质化研究、图像类自媒体创作者的网络数据研究以及文案创作者的情景实验研究探索人智协同对创意产业工作者的极化影响,所有研究假说均得到支持。研究发现:①人智协同有利于提升创意新颖性和创作生产率,进而提高创作绩效。②人智协同创作会引发创作者在绩效上的极化效应,即更有利于低、高层次创作者。③人智协同更有利于高层次创作者打破路径依赖,提升创意新颖性;人智协同更有助于低层次创作者利用互补效应,提升创作生产率。本文理论贡献、实践启示以及研究不足与展望如下:

1. 理论贡献

(1)从个体层探索了AI对创造性工作的极化作用,弥补了现有研究对工作极化的微观涌现机制关注的不足。现有的工作极化研究更关注宏观视角下技术进步对不同层次劳动者的岗位数量和薪酬待遇的影响,解释了技术与劳动力市场需求之间的关系。然而,劳动力的市场需求很大程度上取决于他们的市场价值,如生产力和创造力。对于技术如何改变劳动者的市场价值这一微观过程,现有工作极化研究并未进行深入探索和检验。本文解释并验证了创意产业中AI

对不同层次劳动者绩效的极化作用,为未来的工作极化研究打开了关注现象涌现过程的新的视角。

(2)立足人智协同创作这一代表性场景充分挖掘AI的特征,为解决AI对不同层次劳动者作用的争议、辨析AI区别于其他技术的独特机制做出了贡献。受限于AI的发展阶段,现有的AI与不同层次劳动者的研究主要立足于制造业或服务业场景,其结果莫衷一是,例如,在两极化观点之外还存在单极化等观点。本文选择生成式AI蓬勃发展的创意产业情境,有利于剖析AI增强化与自动化的具体机制,能有效解决以往研究中混合技术场景或弱人工智能场景伴随的技术主体模糊等问题,从而为解释AI与不同层次劳动者的关系提供了一种聚焦情境的研究思路。

(3)将任务技术匹配理论与AI的二重性结合,构建了适用于生成式AI技术场景的分析框架,并在该框架下发掘了使用者因素决定任务技术匹配的两种机制。现有的任务技术匹配理论与AI的研究主要针对的是分析式AI场景,并且对技术功能采取了“就事论事”的具象分析,而未结合AI的普适的、抽象的特征。本文将AI的增强化和自动化功能与创作任务的新颖性和生产率需求相匹配,从创作者的认知和能力维度发掘了决定任务技术匹配程度的路径依赖和替代互补机制。这不仅拓展了新技术背景下的任务技术匹配理论的适用性和实用性,也为探索AI在特定任务中的作用机制提供了一个更具针对性的分析框架。

2. 实践启示

一方面,为正在面临AI冲击的创意产业工作者提供了如何适应新技术环境、进行职业生涯管理的分析思路。创作者应充分接受和利用AI技术提升创意新颖性和创作生产率,从而适应新的竞争环境。专家应充分发挥AI增强化来提升创意新颖性;新手不仅要利用AI自动化来弥补自身经验和技能上的不足,还要防止对AI过度依赖而导致的创意新颖性受限;熟手需要意识到AI带来的危机和挑战,并结合自身条件慎重选择跻身高端、接受低端或更换赛道等策略。另一方面,为人智协同创作模式的应用与推广以及人智协同创作应用的开发与设计提供了理论依据。设计者需要完善和平衡AI应用的增强化和自动化功能以更好地发挥人智协同的作用。不同层次的创作者在人智协同中的受益程度和受益路径不同,应该因人而异地提供个性化设计。例如,对于新手,既需要更好地突出自动化功能,也需要提供防止过度依赖的保护措施。

3. 研究不足与展望

一方面,不论是在预研究还是任务技术匹配理论中,技术接受意愿等使用者认知因素都体现了重要的作用。为了防止这些因素的干扰,研究一以已接受并使用AI的创作者为样本,通过面板数据对比了这些创作者在人智协同前、后的差异;研究二采用随机分组和实验操纵,同样可以有效排除被试者不愿接受和使用AI等外生因素的干扰。未来的研究可以从任务技术匹配理论中的技术接受与使用视角入手,进一步深挖该理论在AI背景下的价值。另一方面,创意产业是以创造性工作为主要内容的产业,理论上本文的结论对其他产业的创造性工作也具有参考价值。但受限于研究侧重和样本选择,本文并未对结论在其他创造性工作中的外部效度进行探讨。此外,虽然本文兼顾了绘画、音乐、文案等不同类型创作者,保证了创作类型上的外部效度,但是基于现实情景的两个研究的样本以线上自媒体创作者为主,对线下工作者的外部效度值得进一步探索。未来的研究可以关注不同产业以及线上和线下的创造性工作,以更全面地解析AI对不同群体的作用。

〔参考文献〕

- [1] 龚江涛, 王大阔, 孙婧婧, 兴军亮, 易鑫. “人智协同”术语发布: 中国计算机学会计算机术语审定委员会[EB/OL]. https://www.ccf.org.cn/Media_list/gzwyh/jsjsysd-dwyh/2022-07-01/789818.shtml, 2022.
- [2] 连榕. 新手—熟手—专家型教师心理特征的比较[J]. 心理学报, 2004, (1): 44-52.
- [3] 孙早, 侯玉琳. 工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J]. 中国工业经济, 2019, (5): 61-79.
- [4] 王永钦, 董雯. 机器人的兴起如何影响中国劳动力市场? ——来自制造业上市公司的证据[J]. 经济研究, 2020, (10): 159-175.
- [5] Acemoglu, D., and P. Restrepo. Low-skill and High-skill Automation[J]. *Journal of Human Capital*, 2018, 12(2): 204-232.
- [6] Acemoglu, D., and P. Restrepo. Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [7] Agrawal, A., J. S. Gans, and A. Goldfarb. Artificial Intelligence: The Ambiguous Labor Market Impact of Automating Prediction[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2): 31-49.
- [8] Aljukhadar, M., S. Senecal, and J. Nantel. Is More Always Better? Investigating the Task-technology Fit Theory in an Online User Context[J]. *Information & Management*, 2014, 51(4): 391-397.
- [9] Amaldoss, W., and W. Shin. Competing for Low-end Markets[J]. *Marketing Science*, 2011, 30(5): 776-788.
- [10] Anantrasirichai, N., and D. Bull. Artificial Intelligence in the Creative Industries: A Review[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2022, 55(1): 589-656.
- [11] Arthur, W. B., Y. M. Ermoliev, and Y. M. Kaniovski. Path-dependent Processes and the Emergence of Macro-structure[J]. *European Journal of Operational Research*, 1987, 30(3): 294-303.
- [12] Baliotti, S., and C. Riedl. Incentives, Competition, and Inequality in Markets for Creative Production[J]. *Research Policy*, <https://doi.org/10.1016/j.respol.2021.104212>, 2021.
- [13] Bankins, S., A. C. Ocampo, M. Marrone, S. L. D. Restubog, and S. E. Woo. A Multilevel Review of Artificial Intelligence in Organizations: Implications for Organizational Behavior Research and Practice [J]. *Journal of Organizational Behavior*, 2024, 45(2): 159-182.
- [14] Berg, J. M. One-hit Wonders versus Hit Makers: Sustaining Success in Creative Industries [J]. *Administrative Science Quarterly*, 2022, 67(3): 630-673.
- [15] Chandy, R. K., and G. J. Tellis. Organizing for Radical Product Innovation: The Overlooked Role of Willingness to Cannibalize[J]. *Journal of Marketing Research*, 1998, 35(4): 474-487.
- [16] Coelho, M. On the Long Tail and the Superstar Effect in the POP Music Market[J]. *International Journal of Academic Research*. 2013, 5(6): 253-257.
- [17] Davenport, T. H., and J. Kirby. *Only Humans Need Apply: Winners and Losers in the Age of Smart Machines*[M]. New York: Harper Business, 2016.
- [18] Falchetti, D., G. Cattani, and S. Ferriani. Start with “Why,” But Only If You Have to: The Strategic Framing of Novel Ideas across Different Audiences[J]. *Strategic Management Journal*, 2022, 43(1): 130-159.
- [19] Garud, R., A. Kumaraswamy, and P. Karnøe. Path Dependence or Path Creation[J]. *Journal of Management Studies*, 2010, 47(4): 760-774.
- [20] Goodhue, D. L., and R. L. Thompson. Task-technology Fit and Individual Performance[J]. *MIS Quarterly*, 1995, 19(2): 213-236.
- [21] Goos, M., A. Manning, and A. Salomons. Job Polarization in Europe[J]. *American Economic Review*, 2009, 99(2): 58-63.
- [22] Harrigan, J., A. Reshef, and F. Toubal. The March of the Techies: Job Polarization within and between Firms[J]. *Research Policy*, <https://doi.org/10.1016/j.respol.2020.104008>, 2021.

- [23] Heyman, F. Job Polarization, Job Tasks and the Role of Firms[J]. *Economics Letters*, 2016, 145: 246–251.
- [24] Hitsuwari, J., Y. Ueda, W. Yun, and M. Nomura. Does Human–AI Collaboration Lead to More Creative Art? Aesthetic Evaluation of Human–made and AI–generated Haiku Poetry[J]. *Computers in Human Behavior*, <https://doi.org/10.1016/j.chb.2022.107502>, 2023.
- [25] Huang, S., and P. Grady. Generative AI: A Creative New World; Sequoia Capital [EB/OL]. <https://www.sequoiacap.com/article/generative-ai-a-creative-new-world/>, 2022.
- [26] Ishibashi, I., and N. Matsushima. The Existence of Low-end Firms May Help High-end Firms [J]. *Marketing Science*, 2009, 28(1): 136–147.
- [27] 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.
- [28] Lingo, E. L., and S. J. Tepper. Looking Back, Looking Forward: Arts–based Careers and Creative Work [J]. *Work and Occupations*, 2013, 40(4): 337–363.
- [29] Lukas, B. A., and O. C. Ferrell. The Effect of Market Orientation on Product Innovation [J]. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 2000, 28(2): 239–247.
- [30] Mao, J. Y., J. Quan, Y. Li, and J. Xiao. The Differential Implications of Employee Narcissism for Radical versus Incremental Creativity: A Self-affirmation Perspective [J]. *Journal of Organizational Behavior*, 2021, 42(7): 933–949.
- [31] Nagaoka, S., K. Motohashi, and A. Goto. Patent Statistics as an Innovation Indicator [A]. Hall, B. H., N. Rosenberg. *Handbook of the Economics of Innovation* [C]. North–Holland: Elsevier, 2010.
- [32] Nieto, M. J., and L. Santamaría. The Importance of Diverse Collaborative Networks for the Novelty of Product Innovation [J]. *Technovation*, 2007, 27(6–7): 367–377.
- [33] Pearsall, M. J., A. P. Ellis, and J. M. Evans. Unlocking the Effects of Gender Faultlines on Team Creativity: Is Activation the Key [J]. *Journal of Applied Psychology*, 2008, 93(1): 225–234.
- [34] Peltier, S., and F. Moreau. Internet and the ‘Long Tail versus Superstar Effect’ Debate: Evidence from the French Book Market [J]. *Applied Economics Letters*, 2012, 19(8): 711–715.
- [35] Raisch, S., and S. Krakowski. Artificial Intelligence and Management: The Automation–augmentation Paradox [J]. *Academy of Management Review*, 2021, 46(1): 192–210.
- [36] Shalley, C. E., L. L. Gilson, and T. C. Blum. Matching Creativity Requirements and the Work Environment: Effects on Satisfaction and Intentions to Leave [J]. *Academy of Management Journal*, 2000, 43(2): 215–223.
- [37] Soda, G., P. V. Mannucci, and R. S. Burt. Networks, Creativity, and Time: Staying Creative Through Brokerage and Network Rejuvenation [J]. *Academy of Management Journal*, 2021, 64(4): 1164–1190.
- [38] Stoykova, S., and N. Shakev. Artificial Intelligence for Management Information Systems: Opportunities, Challenges, and Future Directions [J]. *Algorithms*, 2023, 16(8): 357.
- [39] Thrane, S., S. Blaabjerg, and R. H. Møller. Innovative Path Dependence: Making Sense of Product and Service Innovation in Path Dependent Innovation Processes [J]. *Research Policy*, 2010, 39(7): 932–944.
- [40] Wolff, C. E., N. van den Bogert, H. Jarodzka, and H. P. Boshuizen. Keeping an Eye on Learning: Differences between Expert and Novice Teachers’ Representations of Classroom Management Events [J]. *Journal of Teacher Education*, 2015, 66(1): 68–85.
- [41] Zhou, J., X. M. Wang, L. J. Song, and J. Wu. Is It New? Personal and Contextual Influences on Perceptions of Novelty and Creativity [J]. *Journal of Applied Psychology*, 2017, 102(2): 180–202.

The Polarizing Effect of Human-AI Collaboration on Creative Industry Workers

HUANG Yan-yi¹, LIU Zhi-qiang², YANG Jing²

(1. School of Management, Wuhan University of Technology;

2. School of Management, Huazhong University of Science and Technology)

Abstract: Artificial intelligence (AI), a cornerstone of the ongoing technological revolution, acts as a primary driver for new forms of productivity, significantly transforming diverse industries, particularly the creative sector, due to rapid advances in generative AI. The creative industry, composed of teams or individuals as production units, is crucial for economic growth and cultural soft power. Therefore, examining AI's impact on creative industry workers is practically significant. Historical technological progress often led to job polarization, benefiting high- and low-level workers while posing relative disadvantages to middle-level ones. However, the current technological revolution has sparked debate about AI's effects across worker levels. To contribute to resolving this debate, this study focuses on the human-AI collaborative creation, a typical application scenario of generative AI, to explore the unique and microscopic mechanisms by which AI affects workers at different skill levels. From the perspective of task-technology fit theory, AI's impact on creators' performance depends on aligning task requirements with technological capabilities, specifically whether AI's augmentation and automation features meet the novelty and productivity needs of different creators. This study employs the path dependence effect to clarify how creator levels influence the path of augmentation and novelty fit and uses substitution and complementarity effects to explain how creator levels affect the path of augmentation and novelty fit, ultimately integrating both paths to analyze the overall outcome.

To validate the proposed model and hypotheses, this study conducts three multi-source, multi-method studies. The pre-study uses a mixed-method qualitative approach with 44 online and offline creators across multiple creative types, employing unobtrusive measurement and semi-structured interviews. Text mining and grounded theory analyses provide in-depth insights into the human-AI collaborative creation process, supporting the model's rationality and hypothesis testing feasibility. Study 1 is a network data study based on image-based creations. This study analyzes 11436 works and relevant data from 205 self-media creators from January to June 2023, using fixed-effects model hierarchical regression and bootstrapping methods to test the overall theoretical model. Study 2 is a scenario-based experiment on copywriting creation. Based on the scenario of campus creative event planning, this study involves 300 college students, adopting a 3 (novice, proficient, expert) × 2 (human-AI collaboration, non-human-AI collaboration) between-subjects design, and using hierarchical regression and bootstrapping methods to test the overall theoretical model. Findings reveal that human-AI collaboration enhances creative novelty and productivity, boosting overall creative performance; human-AI collaborative creation triggers a polarizing effect on creators' performance, favoring low- and high-level creators more; high-level creators particularly benefit by breaking path dependence and augmenting creative novelty, while low-level creators leverage complementarity effects to improve productivity.

The contributions and innovations of this study are as follows. It analyzes AI's polarizing effects on the creative industry at the individual level, filling the gap in existing research on the emergence process of job polarization phenomena. By focusing on human-AI collaborative creation, a representative scenario of generative AI, it avoids the complexities of mixed technological scenarios and weak AI applications, offering a fresh perspective on AI's differential impact on workers. Furthermore, it integrates AI's duality into the task-technology fit framework and explores the role of users' cognition and abilities in the matching process, enhancing the theory's applicability and practicality in AI scenarios. Lastly, it provides insights for creative industry workers to adapt to new productivity forms and manage their careers, opening avenues for AI's creative application development and design.

Keywords: artificial intelligence; creative work; job polarization; task-technology fit; path dependence effect

JEL Classification: O31 M12 J21

[责任编辑:王燕梅]