

DOI: 10.16538/j.cnki.fem.20260131.301

人—算法适配组态视角下工作投入提升的多元路径研究

井 辉^{1,2}, 魏晓悦¹

(1. 郑州大学 商学院, 河南 郑州 450001; 2. 郑州大学 管理学院, 河南 郑州 450001)

摘 要: 算法管理情境中协调“人本属性”与“技术刚性”已成为提升员工工作投入的关键。已有研究多聚焦零工经济情境下算法管理对员工的影响,且结论存在分歧。本研究基于人—环境匹配理论,分析人—算法适配的潜在逻辑,解释算法管理功能(算法决策、算法监控、算法反馈)与员工参与特征(自我效能、主动性行为、工作自主性)协同对工作投入的影响机制。采用模糊集定性比较分析(fsQCA)方法对349名员工问卷调查数据进行组态分析,结果发现:(1)单一要素不构成高工作投入的必要条件,但工作自主性在促成高工作投入上发挥较普遍的作用;(2)产生高工作投入的人—算法适配组态有四类,即“供给—要求—能力”适配内部动机赋能型、“需求—供给”协同“要求—能力”适配内部动机赋能型、“要求—能力”协同“需求”适配内部动机赋能型和“需求—要求—能力”适配内外部动机驱动型;(3)随机森林重要性排序结果表明,员工内生动机比技术驱动更具解释力。研究验证了传统组织情境下人—算法适配的必要性及对工作投入的复杂影响机制,为组织实施算法管理提供了启示。

关键词: 算法管理;人—算法适配;工作投入;模糊集定性比较分析

中图分类号: F270 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4950(2026)05-0110-19

一、引 言

大数据时代,算法技术正深刻重构组织管理模式,自然语言处理等算法技术迅速发展,使算法管理(algorithmic management, AM)广泛渗透到工作分配、绩效评估、任务协调等诸多管理环节(Duggan等,2020)。例如,智能工厂中,通过传感器和计算机视觉技术对员工操作节拍、流程合规性进行实时监测已成为普遍实践(Keil等,2025)。无缝监控在保障生产质量的同时,也加剧了员工“数字泰勒主义”感知压力。虽然京东基于大数据的自动排班与路径规划系统提升了整体效率,但技术理性可能挤压个体能动性。标准化指令往往忽视员工基于个人经验应对临时状况的能力,自主性丧失将阻断其通过工作重塑优化服务(Liu和Yin,2024)。亚马逊的智

收稿日期:2025-09-16

基金项目:国家社会科学基金项目(25BGL118)

作者简介:井 辉(1975—),男,郑州大学管理学院执行院长,教授;

魏晓悦(2001—),女,郑州大学商学院硕士研究生(通信作者,wxy354559603@163.com)。

能绩效决策系统,通过实时数据分析与动态调整机制,在提升管理效率的同时激发员工自我效能感(Kellogg等,2020)。华为的绩效反馈系统基于量化指标自动生成周期性绩效报告与发展建议,为员工提供清晰的改进方向,但非人化呈现方式容易让员工产生疏离感。随着智能技术对组织有效性与员工行为影响的扩大,管理革新塑造的新型人—算法交互环境,引发了组织行为学领域的深层思考(张志学和贺伟,2024):当算法强控制性与员工人性化需求产生张力时,AM将形成既可能通过灵活的工作设计提升效率,也可能因去人性化设计抑制自主性的双重路径(陈万明等,2024;刘善仕等,2021)。

AM逐渐从零工经济向传统科层组织蔓延(García-Ruiz和Rocchi,2025),工作投入作为衡量员工心理状态的核心指标,不可避免地受算法重塑的工作环境的影响。学界关于AM对工作投入的影响研究主要围绕“控制—压力损耗”与“赋能—资源增益”路径展开(Gong,2025;Kadolkar等,2025)。算法强控制属性构成的阻碍性工作要求消耗员工心理资源,降低投入质量;若设计得当则可作为挑战性资源为员工提供高效的任務支持,通过降低工作摩擦产生赋能与激励效果,支持其生产活动(Kadolkar等,2025)。这种“双刃剑”效应既可能促进员工的积极参与,也可能削弱员工的工作投入(罗瑾琰等,2025;张兰霞等,2024)。AM对员工影响的多面性(裴嘉良等,2024)正是算法与员工共同作用的结果,但因研究视角碎片化,现有研究缺乏人与算法的整体观。事实上AM对工作投入的影响并非线性,可能取决于算法功能及员工心理与行为的差异。一方面,算法决策、算法反馈根据员工个人需求制定发展举措营造的支持性氛围和个性化体验有助于提高参与度与绩效(裴嘉良等,2021b;詹小慧和赵李晶,2024);另一方面,无意识的算法偏见、算法厌恶和全景监狱式监控(赵一骏等,2024;罗映宇等,2023;Bhave等,2020)使员工因不同的心理与行为斗争产生算法反抗或顺从的矛盾选择。总体而言,是促进(陈万明等,2024)还是削弱(张兰霞等,2024)仍需进一步解释。

综合来看,尽管现有研究已取得一定进展,但仍存在三方面不足:第一,多数研究聚焦零工经济情境,相对忽视了对传统组织中员工心理与行为的探讨。事实上,传统组织员工与零工劳动者在雇佣稳定性、职业发展路径及组织认同等方面存在本质区别(Díaz-Avenidaño,2025)。相比之下,组织员工处于结构化的制度环境中,算法在传统组织中并非完全替代人工管理,而是嵌套于现有制度中的“辅助工具”。将基于零工情境的研究结论推及组织员工,其适用性存疑。第二,目前管理学领域关于AM的研究多从算法特征出发,忽略了人与算法的适配,缺乏相关理论研究。组织作为人—算法交互的社会系统,其运行效果不仅取决于算法的先进性,更依赖于算法设计目的与个体匹配性,有必要考虑人与算法的适配关系。第三,AM对员工心理与行为的影响具有多重并发、非线性等特征,传统线性分析方法难以揭示多因素耦合形成的组态效应,也无法回应“为何相似算法功能会导致不同的员工反应”这一问题。

基于上述缺口,本文将研究对象拓展至传统员工,基于人—环境匹配的要求、供给、需要、能力逻辑,从人—算法适配视角构建组态分析框架,考察人—算法适配对工作投入的协同影响。具体而言,第一,系统回顾AM文献,基于理论,结合管理实践和现有研究,借鉴Edwards等(2024)和刘善仕等(2021)的观点,从AM的混合主义出发,以算法监控、算法决策、算法反馈功能表示AM;借鉴Nadeem等(2024)和Gagné等(2022)的研究,用工作自主性、主动性行为和自我效能表示员工参与特征。采用定性比较分析(QCA)方法,系统考察AM的监控、决策、反馈功能与员工自我效能、主动性行为及工作自主性特征适配的组态路径如何塑造工作投入。第二,为验证组态结果的合理性和影响工作投入的各因素的重要性,利用随机森林算法进行因素重要性预测,探究各因素在不同组态中是否存在“补偿”和“替代”作用。试图回答以下问题:单个要素是否以及多大程度构成工作投入的必要条件?什么样的人—算法组合能够产生高工作投

人?不同要素间是否存在“补偿”或“替代”作用?

预期在以下方面作出边际贡献:第一,基于人机交互的底层思想,从本体论、认知观及系统论三个层面分析人—算法适配的必要性,并借鉴人—环境匹配理论分析人—算法适配逻辑,结合管理实践构建影响工作投入的前因组态模型,推动AM研究从“技术决定”或“人类中心”的二元对立,转向人—算法适配的系统视角。第二,拓展AM研究的情境边界,将关注点从零工经济延伸至传统组织,聚焦于具有稳定雇佣关系的员工群体,丰富对组织情境下算法融入方式及其后果的理解。第三,方法上引入定性比较分析与随机森林算法,突破传统线性回归局限,识别AM功能和员工参与特征间多重并发与殊途同归的复杂关系,为理解现有研究中“促进论”与“抑制论”的理论分歧提供组态层面的证据。

二、理论基础与模型构建

(一)人—算法适配必要性的底层逻辑

为探究算法与个体间的复杂关系,近年来研究开始借用并重构经典的人机交互(human-computer interaction, HCI)理论(陈艳虹等,2025)。本文试图将人机交互领域的前沿理论引入管理学视域,从本体论、认知观及系统论层面分析人—算法适配的底层逻辑。

1.本体论视角:计算机即社会行动者范式与算法的社会行动者属性

传统组织行为学往往将技术视为被动的环境背景,计算机即社会行动者范式(computers as social actors, CASA)则指出,个体倾向于将人类社会的互动规则与情感期望无意识地投射到机器对象上(Tang等,2023)。随着算法参与度的提升,这种拟人化倾向愈发显现,当算法具备分配任务、评估绩效乃至实施奖惩的代理性时,员工将不再视其为冰冷的代码。Sherman等(2025)的研究表明,当算法表现出管理特征时,员工倾向于赋予算法人类特质,将其视为具有意图和动机的社会行动者,并与这个非人类管理者建立类似人际关系的心理契约。Keegan和Meijerink(2025)回顾了AM如何通过任务分配、绩效评估和薪酬/奖惩设定行使管理职权,指出这种职能转移使算法在员工眼中不只是辅助工具,更扮演着“算法老板”角色。适配的深层是社会规则的对等,人不再把算法仅仅当成工具,而是当成合作伙伴、导师甚至监督者。这种本体论的重构意味着,工作投入的波动可能源于心理契约的交互层面,应当承认人与算法的社会关系,而非单纯的人机操作关系。

2.认知与行动视角:技术可供性的关系属性与能动性实现

在认知与行为层面,技术可供性理论(technology affordance theory, TAT)为人—技术关系的差异性后果提供了关键解释(Duan等,2024)。Leonardi(2023)指出技术可供性存在于人与技术的关系中,技术提供的潜在行为可能性必须经过行动者的激活,才能转化为实际后果。基于TAT,人—算法适配应从简单的工具匹配层面转向更深层次的关系重构视角。算法提供的待被感知的行动效果取决于个体如何做出反应,同一AM系统对不同员工可能呈现不同可供性解释:对于缺乏素养的员工,可能呈现为限制自主性的“约束性”给供性,导致防御性行为与低投入(Gong等,2025);对于具备高学习能力的员工,则可能被感知为拓展认知边界的“辅助性”给供性,激发员工主动利用规则获利的高投入行为(Bellesia等,2023;Duan等,2024)。这种适配并非单向控制,而是双向博弈,本质上是可供性的“感知—实现”循环过程,员工可以发挥能动性,通过工作重塑或玩转算法等策略调整与系统的适配关系,在顺从规则与规避控制的博弈中寻求平衡(Bellesia等,2023)。这意味着,对于AM,适配不仅是静态的匹配,更重要的是人如何感知并应对,揭示了殊途同归的潜在逻辑。

3.系统视角:社会—技术系统的整体性与协同优化

社会技术系统(sociotechnical systems, STS)理论进一步强调了“社会子系统”与“技术子系统”的联合优化(Cooper和Foster, 1971),突显技术有效落地和以人为本的目标(Xu和Gao, 2025)。Burton等(2020)关于算法信任的综述揭示,当前人机适配的主要矛盾在于系统间的去耦合,即员工虽然在认知层面信任算法的数据处理能力(技术子系统),但在情感层面却普遍缺乏对其的信任(社会子系统),容易产生情感回避。因此,理想的适配模式应当是社会要素与技术要素的结构化耦合(Benbya等, 2024)。Kim(2025)论证了人与智能技术间如何通过反馈循环建立有效联系,即当人能通过提示调整自我策略以适应人工智能(AI),同时AI也能根据人的反馈调整输出时,二者将达到一种高效且有意义的结构化耦合状态。这意味着,探究工作投入的提高路径,不能割裂地考察算法或人,适配的目标不是技术效率最大化,而是两个子系统的优化,需将人的心理、行为等特征与算法功能视为整体构型。

这些理论视角共同指出,最优的适配并非单向规训,而是一种“共生型适配”,即在保留人类认知权限的基础上,使算法从单纯的控制者转变为支持职业发展的合作伙伴,在技术逻辑的约束与人能动性的释放间实现契合(Ali等, 2025)。基于此,对本文人—算法适配的内涵进行界定:数字化劳动过程中,在社会技术系统的整体架构下,人类主体基于计算机即社会行动者的心理认同将算法客体化为具有社会属性的主体,通过对算法技术可供性的感知与行为激活,以及两者间的适应性重构,兼顾系统效能最大化与个体可持续发展,实现社会子系统和技术子系统的功能互补、心理契合与结构化耦合状态。

(二)基于人—环境匹配理论的人—算法适配分析

传统的人—环境匹配(person-environment fit, P-E fit)理论认为,当个体特征与环境特征兼容时,个体将产生积极的态度与行为(Keane等, 2024)。根据Edwards(1996)的经典论述及近年来的理论演进,这种匹配主要包含一致性匹配与互补性匹配,后者进一步细分为“需求—供给匹配”(N-S fit)与“要求—能力匹配”(D-A fit)。大数据背景下,工作环境的内涵已从传统的物理和社会环境延伸至算法环境。当个体感到算法环境提供的资源能够满足其胜任感并支持其工作(Li等, 2025),或者自身能力可以有效应对算法提出的高强度要求时,这种适配状态可能激发积极的心理资源(Zhou等, 2025b),从而驱动工作投入;若环境供给与个体需求发生错位,则会导致失配带来的心理压力与退缩行为(Felix等, 2023; Schlund等, 2024)。

随着算法成为工作环境的重要要素,人与算法共同作用形成的人机双向适配系统对于增强型人机共生(Bieńkowska等, 2025)影响工作投入具有重要作用。基于上述理论,分析AM环境下的人—算法适配,关键在于解构“算法环境要素”与“个体参与要素”的适配逻辑。具体而言,算法环境侧(Duggan等, 2020; Parent-Rocheleau和Parker, 2022; Edwards等, 2024)主要体现为算法监控(全景式数据追踪)、算法决策(自动化任务分配)与算法反馈(量化绩效评估等);个体侧(Li等, 2025; Liu和Yin, 2024; Schlund和Zitek, 2024)则侧重于工作自主性需求、自我效能感及主动性行为倾向。在P-E fit框架下,人—算法适配被视为一种多维构念:其一,需求—供给层面,探讨算法决策、算法反馈与自主性需求间的张力。对于高自主性需求员工,算法强制决策将被视为强硬的指令控制,可能构成自控权供给匮乏,导致适配度降低,削弱工作投入(Felix等, 2023);对于自主性需求低的员工或新员工,算法的结构化指引则可能被视为支持性资源,形成正向适配(Gong等, 2025)。其二,要求—能力层面,分析算法监控压力与员工自我效能、主动性行为能力的匹配。算法高标准与员工高自我效能匹配,将激发员工的挑战性压力评估,促进其专注与奉献(Shi等, 2025);反之,则引发威胁性评估,导致焦虑与倦怠(Lang等, 2023)。整合这些要素,有望揭示不同人—算法组合如何差异化影响工作投入(Parent-Rocheleau和Parker, 2022)。

人—环境匹配理论为引入组态视角探究哪些组合可以构成人—算法高契合状态提供了理论基础。不同于相对静态的人—环境匹配,在AM环境下,传统的“N-S fit”和“D-A fit”可能发生交叉耦合,呈现“跨维耦合”特征(Wang等,2020;Deng等,2024),出现“供给—能力”“要求—供给—能力”“需求—供给—要求—能力”等非对称适配。正如Zayid等(2024)所发现的,AM通过剥夺自主权(供给不足)增加职业倦怠,但高水平的人—环境匹配可以缓解这一结果,这从侧面支撑了“非对称”观点。此外,同一算法功能既可以被视为资源(供给),也可能被视为监控(要求),这种双重性意味着“供给”和“要求”在算法环境下发生的概念耦合,如实时导航既是供给(提供便利)也是要求(限定路线),正是“跨维耦合”特征(Zhou等,2025a)。揭示人—算法适配内涵已超越单一的N-S或D-A范式,向着多维契合演进。

(三)人—算法适配对工作投入的影响机制研究

多数研究认为工作投入驱动因素源于内在动机和外在动机对员工需求的满足,且越来越多的研究认为个体会同时受到内在动机和外在动机的双重影响(刘惟伊和罗帆,2025)。根据自我决定理论(self-determination theory,SDT),本文从动机视角(Gagné和Deci,2005)分析影响工作投入的两个主要机制:内部动机赋能机制与外部动机驱动机制。

1.“人—算法”要素与工作投入

对于员工而言,工作投入程度可能受胜任、自主、归属等动机驱动,它们通过影响员工主动性,提升其在工作中的情感、认知、行为多维度投入水平(宋萌等,2023)。自我效能作为个体对自身能力达到特定目标的信心,可以增强员工的技术适应能力,影响其行为选择和努力程度。因而,自我效能高的员工更容易满足能力需要,对应对算法环境带来的挑战充满信心,在心理授权的作用下维持胜任动机(Gagné等,2022;张伟齐等,2025)。主动性行为突破技术约束,形成“自下而上”的行为驱动(Grant和Ashford,2008),作为自发的、前瞻性的、以改变环境或自身为目的的行为,正是内在动机的外化表达,也是从“心理感知”到“行为输出”的闭环,成为衡量人的因素是否被充分激活的关键行为指标(Almustafa等,2025)。主动性高的员工,在高压环境下能够主动承担并完成工作任务,展现良好的工作素养,获得组织认可与团队合作意愿(李玲玲和黄桂,2021),更容易产生组织归属感。一个感到自主(有选择权)且高效能(有能力)的员工,更可能从被动的“工具性使用”转变为主动的探索性使用。AM情境下易形成“自主—控制”悖论,工作自主性作为员工主观能动性的外化,可以满足其拥有选择权的自主需求,通过提升控制感来缓冲AM的负面影响,从而直接促成员工参与(Parker和Grote,2022)。

个体在面对特定事件时,倾向于推测事件背后的动机,解释其如何看待并对此做出反应(赵修文等,2023)。AM涉及以员工为中心试图提高员工绩效、考虑员工福祉的“承诺型”解释,以及以组织为中心试图压榨员工、寻求收入增长或成本降低的“控制型”解释(张文勤等,2020)。AM通过“奴役控制”和“赋能激励”双路径影响员工心理授权和工作投入(马君和赵爽,2022;陈嘉茜等,2022)。利用算法监控、算法决策、算法反馈功能实施的行为监视、工作分配、绩效评估等自动化管理,既包含控制元素,也蕴含激励潜力(罗文豪等,2022)。当员工认为组织以控制为目的时,AM会触发其外部动机;若员工认为AM旨在提供支持其发展的决策或反馈,则产生内在赋能效应。由此可见,算法监控、决策、反馈以及员工自我效能、主动性行为、工作自主性可以作为工作中的要求、供给、能力、需求资源或工具,在内外部动机的作用下影响工作投入。考虑到这些因素对工作投入的影响并非相互独立,本文将基于组态视角,分析人—算法适配路径驱动工作投入的机制。

2.内部动机赋能机制:成长型适配

基于SDT的内部动机视角,高水平工作投入源于个体对工作本身的兴趣、享受以及对实现自我的追求。在这一机制下,人—算法适配主要体现为“需求—供给适配”“要求—能力适配”等

组合,形成促进心理资源增加的成长型适配路径。具体而言,当算法提供的资源(供给)能满足员工心理需求时,内部动机可能被激活。例如,对于具有高工作自主性和主动性行为倾向的员工,若算法决策系统被设计为辅助型而非强制型,即提供智能化信息支持(供给)但保留最终决策权,这种“高自主性—高算法赋能”的需求—供给适配状态,将促使员工把算法视为扩展能力的工具而非监控牢笼,从而激发活力与专注(Felix等,2023;Gong等,2025)。当算法反馈设定的高标准绩效目标(要求)与员工自我效能(能力)匹配时,个体倾向于将高频监控与实时反馈视为挑战性而非威胁性压力(Zhang等,2023)。这种要求—能力适配状态可能使员工在应对算法挑战的过程中体验到胜任感与成就感,进而通过“趋近式工作重塑”主动调整工作方式以维持与系统的平衡(Liu和Yin,2024)。因此,内部动机赋能路径本质上是算法的工具性供给对员工自主需求的满足,及员工高自我效能对高算法要求的有效应对,从而促进工作投入。

3.外部动机驱动机制:交易型适配

外部动机驱动机制侧重于工具理性,即员工为获取报酬、避免惩罚或维持绩效排名而投入工作(Justin和Joy,2024)。在外部动机作用下,人—算法适配更多表现为功利层面“不得不做”的结果,形成维持生存与效率的交易型适配路径。在“要求—能力”适配层面,面对严苛的算法监控和标准化算法决策(高要求),具备高自我效能(能力)的员工虽然可能缺乏内在兴趣,但凭借其抗压力与适应力,能够有效规避算法惩罚并最大化算法奖励(Zhou等,2025b)。在“供给—需求”适配层面,对于以经济收益为导向的员工,算法通过任务分配和量化反馈提供的确定性与效率最大化路径,与其快速获利的需求匹配(Zayid等,2024)。此时,即便被剥夺了部分自主性,只要带来的经济回报足够高,员工仍会通过认知重构接受这种“低自主—高收益”的适配状态(Zhang等,2025),或为了避免降薪、辞退等后果,不得不增加工作时长和强度,不自觉地提高投入(刘善仕等,2021)。这种适配并非基于热爱,而是基于对规则的掌控与对利益的追求。

因此,当员工感知到算法提供资源支持时,他们将在自我效能、主动性、自主性等心理与行动资源的积累中产生内在动机,提高工作投入;当其视AM为组织控制时,则可能产生反抗或适应性行为(席猛等,2025)。上述两种机制为分析需求、供给、要求、能力适配逻辑如何影响工作投入提供了解释机制。但如前所述,传统的人—环境匹配逻辑在AM下可能呈现“跨维耦合”特征,并通过内部动机、外部动机及其组合机制促进工作投入。

(四)理论模型:人—算法适配组态视角下工作投入的提升路径

人—算法组态视角下提升工作投入依赖于人与算法间要求、供给、需求、能力逻辑的多元适配。一方面,算法监控、算法决策、算法反馈多功能共存,产生AM复杂性问题,在相互作用中形成时而冲突、时而激励的行为指导,塑造了人—算法适配多元效果;另一方面,算法不仅对员工心理和行为有“赋能”或“奴役”作用,而且影响着员工参与特征和工作投入的关系。研究发现,人与算法要素中的多个要素均可在内部或外部动机作用下对员工工作投入产生影响,但鲜有研究探讨多要素协同如何对工作投入产生作用(Ong和Johnson,2023)。人—算法适配视角为理解这种复杂关系提供了更细致的框架,认为工作投入由人与算法共同产生,且存在多种等效路径,有必要从单一因素分析转向多要素组合分析。本文从人—环境匹配理论的需求、供给、要求、能力适配逻辑出发,归纳出促进工作投入的可能路径(表1),包括单向主导赋能/驱动路径、双向适配赋能/驱动路径和多元适配赋能/驱动路径。

综上,基于人—环境匹配理论,结合人—算法适配组态视角,本文主要考虑人的参与特征与算法管理功能在需求、供给、要求、能力逻辑中的适配关系。依据组态理论化过程(卢启程等,2025),采取文献归纳法及理论视角法,以研究问题为导向,确定所聚焦的人—算法要素(张明和杜运周,2019)。根据对现有影响工作投入的人、算法前因文献的梳理,算法侧选取关注度较

表 1 提升工作投入的可能路径和模式

适配路径—赋能/驱动机制	内部动机赋能、外部动机驱动				理论逻辑
	需求	供给	要求	能力	
单向主导赋能/驱动路径	单一动机逻辑				算法管理功能与员工参与特征在需求、供给、要求、能力适配逻辑中存在博弈与主导关系
需求	1	0	0	0	存在单一需求、供给、要求或能力逻辑通过内外部动机产生高工作投入的最佳路径
供给	0	1	0	0	
要求	0	0	1	0	
能力	0	0	0	1	
双向适配赋能/驱动路径	二元适配—动机逻辑				算法管理功能与员工参与特征在需求、供给、要求、能力逻辑中存在替代或互补关系
需求—供给	1	1	0	0	存在需求与供给、要求与能力、供给与要求等不同适配逻辑间的多种促进工作投入的有效组合
需求—要求	1	0	1	0	
需求—能力	1	0	0	1	
供给—要求	0	1	1	0	
供给—能力	0	1	0	1	
要求—能力	0	0	1	1	
多元适配赋能/驱动路径	多元适配—动机组态视角				算法管理功能与员工参与特征在需求、供给、要求、能力逻辑中协同影响的复杂路径
需求—供给—要求	1	1	1	0	存在需求、供给、要求和能力逻辑间的适配作用,以发挥组织环境下人—算法适配的整体效能促进工作投入
需求—供给—能力	1	1	0	1	
需求—要求—能力	1	0	1	1	
供给—要求—能力	0	1	1	1	
需求—供给—要求—能力	1	1	1	1	

注：“1”表示该逻辑条件产生影响，“0”表示该逻辑条件未产生影响。

高的算法监控、算法决策、算法反馈功能(Edwards等, 2024; Duggan等, 2020), 个体侧聚焦自我效能、主动性行为(Liu和Yin, 2024)、工作自主性(Schlund和Zitek, 2024)作为前因条件, 探究人—算法适配影响工作投入的复杂机制。理论模型如图1所示。

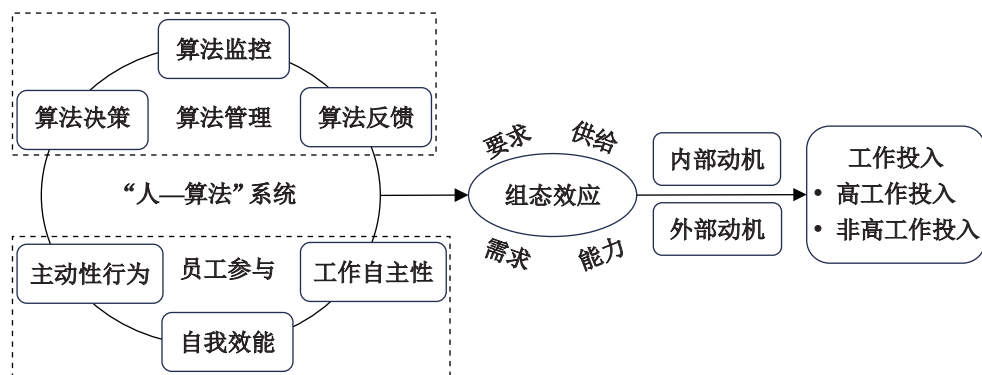


图 1 理论模型

三、研究设计

(一)研究方法

定性比较分析(QCA)采用整体和系统分析思路,解释多因素构成的组态对结果的影响(杜运周和贾良定, 2017)。相较于回归分析对中介或调节效应的关注,fsQCA使用的是布尔代数,不易导致遗漏变量造成的偏差。该方法特点:第一,可以探究哪些要素对于结果而言是重要

的,哪些是不重要的,无需考虑预想水平高低;第二,并不是所有因素都被保留在导致高结果或非高结果的组态中;第三,可以处理等效性和因果不对称性问题;第四,能够区分核心条件和边缘条件,评估不同因素在组态中的相对重要性。采用fsQCA方法可以更好地识别导致高工作投入的要素组合。

(二)样本收集

选取深圳市、浙江省和山东省已经运用AM系统的四家传统企业作为样本来源,利用线下渠道进行问卷调研,这些企业都面临着数字化转型压力,并覆盖了信息技术、专业技术服务与制造业等领域。由于研究数据均通过员工的自我感知与评价获取,为最大限度降低共同方法偏差影响,本研究采取三阶段调查法,每阶段间隔两周收集数据。收集过程严格遵循伦理规范,每份问卷均附有卷首语和知情同意说明。同时,要求被试者填写手机号后4位,以保证问卷收集的纵向追踪。第一阶段收集算法监控、算法决策、算法反馈和人口统计学变量数据;第二阶段针对已回收问卷人群收集主动性行为、工作自主性数据;第三阶段对有效追踪人群再次发放自我效能、工作投入问卷。在问卷收集过程中,通过人力资源部门尽可能地跟进未响应样本。最后将回收的纸质问卷经核对录入Excel,剔除无效或逻辑冲突条目形成完整的数据集。初始阶段共发放442份问卷,最终回收有效问卷349份,有效回收率79.1%。其中,男性员工占比49.9%,女性占50.1%;年龄在35岁及以下占比45.6%,36~45岁占30.7%,45岁以上占23.7%;专科及以下学历占比23.8%,本科学历占64.5%,硕士研究生及以上学历占11.7%。

(三)变量测量与共同方法偏差检验

1.变量测量

结合研究情境,借鉴国内外成熟量表,并严格按照“翻译—回译”程序设计。所有量表均采用Likert 5点法,从1(完全不同意)到5(完全同意)进行打分。

算法监控。借鉴Parent-Rochelleau等(2024)开发的量表,采用时间安排、监督和目标设定维度中共13个题项进行测量。代表性题项如“我的工作时间表是由自动化系统制定的”(Cronbach's $\alpha=0.968$)。

算法决策。借鉴Parent-Rochelleau等(2024)开发的量表,采用绩效评估和薪酬收入维度中共7个题项进行测量。代表性题项如“我的薪酬很大一部分是由自动化系统决定的”(Cronbach's $\alpha=0.877$)。

算法反馈。借鉴裴嘉良等(2021a)开发的量表,结合实际情况,采用算法规范指导维度中的4个题项进行测量。根据研究需要对表述做调整,代表性题项如“我的组织利用自动化系统向我提供大量与完成工作任务相关的信息支持”(Cronbach's $\alpha=0.872$)。

自我效能。借鉴Schwarzer等(1997)开发的10题项量表进行测量。代表性题项如“如果我尽力去做的话,我总是能够解决难题的”(Cronbach's $\alpha=0.915$)。

主动性行为。借鉴Frese等(1997)开发的量表,采用7个题项进行测量。代表性题项如“我积极主动地解决问题”(Cronbach's $\alpha=0.903$)。

工作自主性。借鉴Morgeson和Humphrey(2006)开发的9题项量表进行测量。代表性题项如“我能自己决定如何安排我的工作”(Cronbach's $\alpha=0.887$)。

工作投入。借鉴Schaufeli等(2006)开发的9题项量表进行测量。代表性题项如“在工作中,我感到自己迸发出能量”(Cronbach's $\alpha=0.9$)。

2.共同方法偏差检验

采用Harman单因子检验法(陈颖媛等,2017)和潜在误差变量控制法(周浩和龙立荣,2004)

检验共同方法偏差。首先,将所有测量题目放在一个公因子上,模型拟合未达标($\chi^2=6\ 680.025$, $df=1\ 652$, $CFI=0.678$, $TLI=0.667$, $RMSEA=0.093$, $SRMR=0.126$)。其次,构建双因子模型,将单一方法作为与其他因子不相关的潜变量纳入七因子模型,主要拟合指标($\chi^2=2\ 438.05$, $df=1\ 572$, $SRMR=0.034$, $RMSEA=0.04$, $TLI=0.94$, $CFI=0.945$)与原模型相比, $RMSEA$ 和 $SRMR$ 变化均小于0.05, CFI 和 TLI 变化小于0.1,表明包含共同方法偏差潜变量的模型主要拟合指标未显著改善,符合共同方法偏差控制标准(卢亮等,2024)。因此,本研究不存在严重的共同方法偏差问题。

(四)验证性因子分析与变量校准

1.验证性因子分析

使用Mplus 8.3进行验证性因子分析(表2),与其他模型相比,七因子模型拟合效果最佳($\chi^2/df=1.619$, $CFI=0.935$, $TLI=0.932$, $RMSEA=0.042$, $SRMR=0.035$),且拟合度显著异于其他模型($\Delta\chi^2\geq 1\ 477.522$, $\Delta df\geq 6$),各变量间具有较高的区分效度。

表2 验证性因子分析

模型	χ^2	df	$\Delta\chi^2(\Delta df)$	CFI	TLI	RMSEA	SRMR
七因子模型 ^a	2 640.794	1 631	—	0.935	0.932	0.042	0.035
六因子模型 ^b	4 118.316	1 637	1 477.522(6) ^{***}	0.841	0.834	0.066	0.17
五因子模型 ^c	4 732.878	1 642	2 092.084(11) ^{***}	0.802	0.794	0.073	0.182
四因子模型 ^d	4 740.356	1 646	2 099.562(15) ^{***}	0.802	0.794	0.073	0.182
三因子模型 ^e	4 746.041	1 649	2 105.247(18) ^{***}	0.802	0.794	0.073	0.182
二因子模型 ^f	4 746.876	1 651	2 106.082(20) ^{***}	0.802	0.795	0.073	0.182
单因子模型 ^g	6 680.025	1 652	4 039.231(21) ^{***}	0.678	0.667	0.093	0.126

$N=349$; * $p < 0.05$; ** $p < 0.01$; *** $p < 0.001$

注: a.算法监控、算法决策、算法反馈、自我效能、主动性行为、工作自主性、工作投入; b.算法监控+算法决策、算法反馈、自我效能、主动性行为、工作自主性、工作投入; c.算法监控+算法决策+算法反馈、自我效能、主动性行为、工作自主性、工作投入; d.算法监控+算法决策+算法反馈、自我效能+主动性行为、工作自主性、工作投入; e.算法监控+算法决策+算法反馈、自我效能+主动性行为+工作自主性、工作投入; f.算法监控+算法决策+算法反馈、自我效能+主动性行为+工作自主性+工作投入; g.算法监控+算法决策+算法反馈+自我效能+主动性行为+工作自主性+工作投入。

2.变量校准

在进行必要性和充分性分析前,对变量进行校准,使集合隶属度介于0~1(杜运周和贾良定,2017)。使用fsQCA 4.0进行直接校准,将各变量的95%、50%、5%分位数分别设定为完全隶属、交叉、完全不隶属的锚点,校准后变量取值均转化为[0-1]范围的数值(苏晓艳和胡屹,2024)。为避免一些样本在分析过程中被剔除,将校准后为0.5的变量值加0.001(李丽源等,2023)。各变量的校准锚点如表3所示。

表3 变量校准锚点

集合	校准锚点		
	完全隶属点	交叉点	完全不隶属
工作投入	4.22	3.67	1.78
算法监控	4.51	2.62	1.03
算法决策	4.29	3.58	1.86
算法反馈	4.5	3	1.25
自我效能	4.3	3.7	1.8
主动性行为	4.29	3.57	1.71
工作自主性	4.22	3.67	1.78

四、数据分析

(一)单个条件的必要性分析

必要条件分析是进行模糊集真值表分析的基础,通过必要性检验可识别单一变量是否为结果的必要前因。各前因条件对高/非高工作投入的一致性均低于0.9,说明不存在产生高/非高

工作投入的必要条件(如表4所示)。

表4 fsQCA对单个条件的必要性分析

前因条件	高工作投入		非高工作投入	
	一致性	覆盖率	一致性	覆盖率
算法监控	0.494	0.493	0.670	0.717
~算法监控	0.717	0.669	0.527	0.528
算法决策	0.881	0.855	0.350	0.365
~算法决策	0.346	0.331	0.861	0.886
算法反馈	0.825	0.814	0.385	0.409
~算法反馈	0.401	0.3777	0.825	0.835
自我效能	0.866	0.874	0.338	0.367
~自我效能	0.373	0.344	0.884	0.876
主动性行为	0.892	0.852	0.359	0.369
~主动性行为	0.339	0.330	0.856	0.895
工作自主性	0.888	0.850	0.364	0.374
~工作自主性	0.346	0.336	0.854	0.891

(二)条件组态的充分性分析

参考杜运周等(2022)的研究,将一致性阈值设为0.8, PRI水平设为0.7,最小案例频数设为1,保留80%以上的样本。鉴于缺乏人—算法适配条件影响结果方向的定论,在进行反事实分析时采取谨慎选择,假设单个条件出现与否均可能贡献高工作投入。通过对比中间解和简单解,区分每个解的核心条件和边缘条件,结果如表5所示。

表5 实现高/非高工作投入的组态

前因条件	高工作投入							非高工作投入			
	S1a	S2a	S1b	S2b	S1c	S2c	Sd	NS1	NS2	NS3	NS4
算法监控	⊗		⊗	⊗	●	●		●			
算法决策	●	●		●		●	●		⊗	⊗	⊗
算法反馈	●	●	●	●		⊗		⊗	⊗	⊗	
自我效能			●		●	●	●	⊗	⊗	⊗	⊗
主动性行为	●	●			●		●	⊗		⊗	⊗
工作自主性		●	●	●	●	●	●	⊗	⊗		⊗
原始覆盖度	0.573	0.672	0.564	0.561	0.407	0.291	0.743	0.559	0.706	0.712	0.750
唯一覆盖度	0.031	0.009	0.022	0.004	0.011	0.007	0.011	0.011	0.016	0.022	0.060
一致性	0.924	0.946	0.936	0.924	0.935	0.957	0.940	0.988	0.980	0.981	0.976
解的一致性								0.898			
解的覆盖度								0.866			
								0.967			
								0.798			

注:(1)对实现高工作投入的真值表进行分析时,选择质蕴涵项:“算法监控*自我效能*主动性行为”“算法监控*自我效能*工作自主性”“算法监控*主动性行为*工作自主性”。其中,“*”表示“且”。(2)●和●指条件存在(高水平);⊗和⊗指条件缺失(低水平)。其中,●=核心条件存在;⊗=核心条件缺失;●=边缘条件存在;⊗=边缘条件缺失;“空白”即该条件可存在也可不存在。

1.高工作投入的充分性分析

表4呈现了七个高工作投入组态。其中,解的一致性为0.898,即在所有满足这七个组态的样本中,89.8%的样本呈现较高的工作投入,且各组态的一致性均高于0.8标准。解的覆盖度为0.866,意味着这七个组态可以解释86.6%的样本,很好地覆盖了整体情况。高工作投入七个路径的原始覆盖度均超过了唯一覆盖度,说明存在多条复合因果路径。按照关键条件将这七个组态归为四类,对每一类组态进行命名并进行具体分析。

第一,“供给(算法反馈)—要求(算法决策)—能力(主动性行为)”适配内部动机赋能型。组态S1a、S2a分别以非高算法监控和高工作自主性为边缘条件,以高算法决策、高算法反馈、高主动性行为为核心条件的人—算法适配系统可以产生高工作投入。该组态路径表明,算法决策与算法反馈通过“要求—供给”适配路径能有效提升工作投入。当组织建立“承诺型”激励机制时,主动性强的员工通过以下路径实现高工作投入:首先,算法决策系统基于数据分析,为员工提供精准的工作评估与任务优先级要求(周恋等,2022);其次,实时算法反馈系统输出客观绩效数据,帮助员工及时识别工作进展与目标差距(Zhu等,2024)。两者协同作用下,高主动性员工能快速调整工作策略,充分整合组织资源。适配员工“能力”的算法“要求—供给”路径,形成AM与员工参与的良性匹配。当员工同时拥有算法决策、实时反馈支持和主动性时,即便算法监控或自主性存在差异,其仍可灵活运用时空资源优化工作。这种主动参与度不仅能提升工作效率,更能持续激发内在动机,维持高工作投入。

第二,“需求(工作自主性)—供给(算法反馈)”协同“要求(算法决策)—能力(自我效能)”适配内部动机赋能型。根据SDT(Ryan和Deci,2000),实现高工作投入需满足自主性和能力感协同的“需求—能力”条件。结果显示,以非高算法监控、高算法反馈、高工作自主性为核心条件,高自我效能为边缘条件的S1b,以及核心条件与S1b相同,高算法决策为边缘条件的S2b,均可产生高工作投入。低算法监控通过减少外部监督降低心理压力,释放内在动机;高算法反馈为员工提供明确的行为校准方向,增强能力感知(Schlund和Zitek,2024);高工作自主性则直接满足自我决定需求,提高成就体验。S1b组态通过“压力释放—明确方向—资源增益”的互补机制,辅以高自我效能带来的抗压能力和信心,形成“低监控要求—高资源供给—高需求满足”的良性循环。S2b组态则通过算法决策的边缘性工具支持,以人—算法协同决策模式强化核心“需求(工作自主性)—供给(算法反馈)”条件。在此情况下,算法提供目标框架和决策依据,员工保留自主选择权,由此产生的自主权感知将决策要求转化为工作动力,内部动机促使员工提高工作投入(Gagné等,2022)。该模式印证了资源保存理论的平衡原则,技术系统在降低监控(资源损耗)的同时增强反馈(资源增益),并辅以个性化要素支持,可以创造最佳投入状态。

第三,“需求(工作自主性)—要求(算法监控/决策)—能力(自我效能/主动性行为)”适配内外部动机驱动型。以算法监控、自我效能、主动性行为及工作自主性为核心存在条件的S1c和以高算法监控、高算法决策、高自我效能、高工作自主性为核心条件,以非高算法反馈为边缘条件的S2c组态可以产生高工作投入。在S1c中,算法监控的实时数据明确工作进度,帮助员工聚焦核心任务。高自我效能者视此类要求为改进工具而非监控威胁,并将自我效能转化为解决问题的行为,通过主动学习算法逻辑实现技术适配(Wang等,2025),形成“要求—能力”路径下的“监控—改进”循环。此时利用监控数据进行自我管理而非被动服从的主动性行为可能触发资源支持,建立“行为—算法”正反馈。工作自主性则促进外部规范与内在动机融合,最终形成“需求—要求—能力”路径下的“监控驱动—自主修正—效能强化”内外部动机增强回路。组态S2c则表明,组织管理中发挥以增强员工福祉为目的的算法监控与算法决策可以通过三重协同机制实现高工作投入:首先,算法监控与算法决策系统在保障工作自主性的前提下优化任务资源配置,与高自我效能个体的技术适应能力结合(Huang和Zhao,2025),在“要求—需求—能力”适配中员工将技术工具转化为自我增强的赋能杠杆;其次,低算法反馈减少信息冗余,使高自主性员工能够自主调节工作节奏,契合维持专注的心流状态(Silic等,2020);最后,高监控与高自主性共存时,自我效能不仅可以补偿低反馈的信息缺口,更通过心理调节将外部监控转化为自我追踪工具(Li等,2025),实现从被监控感向自主调节的认知重构。在这一环境中,工作自主性与自我效能耦合促进主体性在技术系统中的保留,最终通过技术赋能、注意力优化及外部控制

内化路径,在内外部动机协同作用下驱动工作投入。

第四,“要求(算法决策)—能力(自我效能)”协同“工作自主性需求”适配的内部动机赋能型。组态Sd指出以高算法决策与自我效能为核心,辅以主动性行为和工作自主性为边缘存在条件的组态可产生高工作投入。人—环境匹配理论表明,环境对个体的要求与个体拥有的能力匹配,会对工作态度与行为产生积极影响;反之,将导致压力、倦怠或无聊(Kristof-Brown等,2005)。该结论证实了这一观点,即当算法决策提出的任务要求与高自我效能形成互补时,决策效率优势将优化工作流程,后者则增强员工对目标的信心,积极的内部动机促使其主动参与工作(Han等,2025)。核心条件与辅助条件达到平衡时,员工既能保持对工作节奏的掌控,又能主动承担责任,在主观能动性得以充分释放下实现高工作投入。

2.非高工作投入的充分性分析

基于组态分析的因果非对称性特点,分析产生非高工作投入的人—算法适配路径,识别出四个组态。比较四个组态:(1)四个组态共同缺乏自我效能,说明这是导致非高工作投入的重要原因;(2)在高算法监控环境下(NS1),若员工缺乏自我效能与工作主动性,仍难以激发工作投入。这表明单纯依靠技术手段施加要求,忽视员工能力的管理策略,可能无法有效实现技术驱动的激励效果。

(三)稳健性检验

为验证组态分析结果的准确性,参照张明和杜运周(2019)提出的fsQCA稳健性检验方法,采用调整案例频数、一致性水平与PRI水平三种方法对产生高工作投入的人—算法适配组态进行稳健性检验。结果显示:(1)提高案例频数由1至2,产生四个组态,与原组态中的四个解完全一致。(2)将原始一致性阈值从0.8调整到0.85,产生七个组态,与原组态完全一致。(3)将PRI一致性由0.7降低至0.65,产生的四个组态与原组态一致,一个组态为原组态中一个解的真子集。调整某个参数后的组态结果基本包括了现有组态的核心解集,研究结论比较稳健。

(四)基于机器学习的因素重要性分析

在fsQCA分析基础上,基于Random Forest和XGBoost模型,进一步对影响工作投入的因素进行特征重要性预测。在最佳参数情况下,对比模型(表6),Random Forest测试集的R²、RMSE和MAE指标均优于XGBoost,且其训练集与测试集的性能差异小于XGBoost。综合模型复杂度和可解释性,选择泛化性更强的Random Forest作为特征重要性分析模型。

表6 Random Forest与XGBoost模型关键评估指标对比

模型	RMSE (测试集)	R ² (测试集)	MAE (测试集)	RMSE (训练集)	R ² (训练集)	MAE (训练集)
Random Forest	0.129	0.874	0.092	0.103	0.914	0.072
XGBoost	0.171	0.76	0.122	0.1	0.92	0.072

人—算法适配对工作投入的影响因素重要性(表7)从大到小排序为:自我效能、工作自主性、算法反馈、主动性行为、算法决策、算法监控。该结论进一步印证了促成高工作投入组态分析结果的合理性。观察产生高工作投入的七个组态,在高算法监控作为核心存在条件的组态S1c和S2c中,

表7 员工工作投入影响因素的重要性值

变量名称	重要性评分
算法监控	0.401
算法决策	0.796
算法反馈	0.893
自我效能	1.015
主动性行为	0.836
工作自主性	0.915

均存在高自我效能和高工作自主性;组态S1a、S1b、S2b中,高算法反馈弥补了算法监控的缺

失。这说明自我效能、工作自主性与算法反馈在特定条件下,可以“补偿”算法监控存在与否对高工作投入的影响,即“供给”与“能力”要素对算法“要求”具有互补或替代作用。组态S1c中主动性行为增强工作投入,组态S2c中算法决策弥补算法反馈缺失。组态S2a和Sd反映了算法反馈(供给)、自我效能与主动性行为(能力),作为核心存在或边缘存在条件时的替代效用。这一研究结果从“技术增强型”的人—算法适配角度揭示了AM的“人本化”设计路径,为组织实践提供兼具技术赋能与人文关怀的解决方案。

五、研究结论与展望

(一)研究结论

本研究基于人—环境匹配理论,创新性地从人—算法适配视角出发,采用fsQCA方法,分析了多元需求、供给、要求、能力适配逻辑促进工作投入提升的组态路径,得到以下结论:

第一,AM维度和员工参与维度的单个要素不构成高工作投入的必要条件。工作投入受算法监控、算法决策、算法反馈、自我效能、工作自主性、主动性行为的共同影响。其中,工作自主性在产生高工作投入方面发挥较普遍的作用。

第二,实现高工作投入的人—算法适配组态有七个。归类为“供给—要求—能力”适配内部动机赋能型(S1a和S2a)、“需求—供给”协同“要求—能力”适配内部动机赋能型(S1b和S2b)、“需求—要求—能力”适配内外部动机驱动型(S1c和S2c)、“要求—能力”协同“需求”适配内部动机赋能型(Sd)。这四类组态各不相同,但殊途同归,都可以实现提高工作投入这一目标。

第三,导致非高工作投入的组态有四个(NS1、NS2、NS3、NS4),且与产生高工作投入的组态存在非对称性。组织在实际管理活动中应规避这四种组态,重点在于培育员工自我效能、优化算法反馈,通过改善AM与员工参与适配度来提升管理效能。

第四,工作投入影响因素的重要性排序(自我效能>工作自主性>算法反馈>主动性行为>算法决策>算法监控)显示,自我效能(能力)、工作自主性(需求)与算法反馈(供给)可以“补偿”算法监控(要求)存在与否对高工作投入的作用效果;算法决策可以弥补算法反馈(供给)缺失;算法反馈(供给)、自我效能与主动性行为(能力)作为核心或边缘存在条件具有“替代”效用。

(二)理论意义

第一,构建了具有系统论深度的人—算法适配框架,为理解AM下工作投入提升路径提供了理论逻辑。本文从本体论、认知观及系统论三个层面探究了人—算法适配的底层逻辑支撑,并基于人—环境匹配理论分析人—算法适配,提出人与算法适配提高工作投入的可能路径。首先,突破既往研究中普遍存在的技术决定论倾向,本研究基于CASA范式,界定了人—算法关系的本体论属性。通过TAT与认知评价视角,揭示AM有效性受个体参与特征(自我效能、主动性、自主性)和算法功能(监控、决策、反馈)适配的影响。阐述了员工可以通过认知重构和行为博弈实现与算法的适配,构建了一个基于人—算法适配预测工作行为的分析框架(Felix等, 2023; Li等, 2025)。这一视角将AM的讨论从“控制论”转向更为辩证的“适配论”,调和了学界关于AM“增益效应”与“阴暗面”的理论争议,指出二者实际是“适配”与“失配”不同状态的差异结果(Gong等, 2025; Li等, 2025)。此外,将人—环境匹配理论延伸至算法环境,拓展了其适用边界。通过细化“需求—供给”与“要求—能力”匹配逻辑,从单一动机逻辑、二元适配—动机逻辑和多元适配—动机组态视角提出工作投入提升的可能路径,回应了Nojonen等人(2024)提出的“算法是泰勒主义还是赋能工具”的疑问。不同于以往研究关注算法对人的单向影响,本研究基于系统整合视角(Kadolkar等, 2025),证明了在人—算法系统环境中,人可以通过更具策略的方式发挥主动性与能动性,实现从“被动受控”到“主动协同”的适配(Gagné等, 2022)。这种从

人一算法适配视角丰富工作投入前因的研究,为未来探索人机混合智能系统提供了理论视角。

第二,跳出“技术决定”与“人类中心”的二元对立思维,从整体观视角分析AM影响工作投入的差异性结论,揭示了产生高工作投入的多重等效路径,深化了对AM赋能或驱动工作投入复杂机制的理解。基于净效应思维的研究(Gagné和Deci,2005)虽能识别单一因素对工作投入的影响,但难以解释多因素并发的复杂现实,在分析AM的影响时常陷入非正即负的“技术赋能”或“技术控制”结果(Lee等,2015;Gagné等,2022)。本研究构建人一算法二元系统模型,将“人”作为核心要素融入人与算法适配研究,通过fsQCA发现,AM对工作投入的影响不存在普适的最佳算法功能与参与特征,而是多条殊途同归的组态。回应了同一算法系统引发“促进”与“抑制”两种不同效应(Kellogg等,2020)的根源在于人一算法组合的“赋能型”或“抑制型”模式。解析算法效能产生于人与技术的协调及“算法刚性”与“人本属性”的适配,弥补了现有研究忽视人与算法适配的缺陷(Ali等,2025)。该发现挑战了寻求最优解的线性思维,将动机研究从“哪些因素有影响”推向“因素间如何组合起作用”,为理解算法环境下为何激励策略需“因人而异”提供了依据。

第三,拓展了AM研究的情境边界,通过聚焦传统组织深化理论解释范围,指导组织实践。现有AM研究多聚焦零工经济群体(Duggan等,2020),其结论建立在临时性、去制度化的雇佣关系上,本研究突破零工经济研究局限,将视角转向传统组织。研究发现,组织中员工与算法的关系并非零工经济中常见的极端控制与抵抗,而是深度嵌入既有组织的支持系统和职业发展(Keegan和Meijerink,2025)。因此,本研究认为高工作投入路径往往体现为算法系统与组织既有管理逻辑(如授权、赋能)的融合。这一情境聚焦不仅检验了零工经济中得出的结论在另一重要情境下的特殊性,更回应了传统组织在数字化转型中实现“技术增效”与“组织育人”协同的管理挑战(谢小云等,2021),为AM效能提供了组织情境的理论指引。

(三)管理启示

第一,构建多元人一算法适配管理路径,避免“一刀切”模式。实现高工作投入的七个组态表明,员工在AM环境中的适应性存在差异。企业需结合员工特质等选择差异化管理策略。一方面,赋能内部动机,针对高主动性员工(组态S1a/S2a),通过算法决策透明化与即时反馈激励,强化员工自我驱动,减少外部监控对主动性的侵蚀;另一方面,协同人与算法的优势,在低算法监控场景(组态S1b/S2b),强化算法反馈的精准性和员工自主决策权,从而减小监控弱化带来的失控风险。此外,激发员工主观能动性,对高自我效能员工,设计算法与员工双向赋权机制,通过技术赋能提升员工对工作的自控感与责任感(组态S1c/S2c)。

第二,警惕算法夺权的“自主性悖论”效应,实施动态调节。基于组态Sd揭示的技术赋能与心理资本共生逻辑(要求—能力适配),虽然算法决策属于核心条件,但过度强化可能抑制自主性与创造力,管理者应致力于构建一种算法辅助下的高能动性工作模式。具体而言,组织应强化算法决策支持功能,使其成为员工的外脑辅助工具,并通过技能培训与心理建设提高员工适应算法的信心与能力。在此基础上,辅以柔性化制度设计,给予员工适度的工作自主权并建立激励机制以激发其主动性行为,实现人一算法协同环境中技术理性与个体能动性的良性耦合。建议企业一方面培育员工自我效能,并采取差异化决策策略,对标准化流程实施强算法决策,对创新性任务采用结果导向而非过程追踪的轻量化决策;另一方面,允许员工参与决策规则制定,通过共治机制赋予其对决策规则的协商权,提升程序公平感。

第三,优先提升员工自我效能与工作自主性,落实“技术—人本”二元驱动的管理体系。随机森林分析表明,自我效能与工作自主性是驱动工作投入的关键条件,其重要性超过算法监控等外部手段。提升自我效能,需要企业提供技术适应性培训,减少员工因技术变革产生的焦虑。

同时,关注过度依赖算法可能削弱员工自主性这一问题,重视算法功能的刚性规则与员工自主权的动态平衡,在人控与技控间保留工作设计的弹性空间。人—算法适配中互补、替代逻辑的有效性启示企业摒弃“技术替代人力”或“人力对抗技术”的固有思维,构建人—算法协同环境。将算法定位为员工能力增强工具,为员工提供个性化资源支持。依据个体差异与技术成熟度,设计差异化管理方案:对高自我效能(能力)群体赋予算法决策优化权,对低自主性群体强化实时反馈与资源支持(供给)。通过动态调节算法控制强度(要求)与自主权分配(需求),实现效率与弹性的最优平衡。

(四)局限与展望

其一,从人—算法适配视角构建的双维模型虽涵盖六个变量,但由于影响工作投入的因素较多,未来可纳入更多因素进行探究。其二,目前对于人—算法适配的研究仍处于理论探索阶段,未来可进一步探究个体、团队、算法等不同维度因素间的组合效用,完善组织情境下的AM理论。其三,采用三阶段问卷调查获得的有效问卷量有限,未来需扩展样本,并实施情境实验,进行从动态交互到静态适配状态的验证。其四,当前结论在跨文化、跨产业中的普适性有待验证,未来可考虑不同行业、不同职位等的异质性,探究研究结论在不同群体中的普适性与特殊性。

主要参考文献

- [1]陈嘉茜,赵曙明,丁晨,等.零工工作者体面劳动感知对其工作投入的影响——一个被调节的中介效应模型[J].*经济与管理研究*,2022,43(10):81-95.
- [2]陈万明,徐国长,马欢欢.感知算法控制对零工工作者离职倾向的“双刃剑”影响——基于资源保存理论视角[J].*商业经济与管理*,2024,(9):49-61.
- [3]陈艳虹,瞿皎皎,金美芬,等.人力资源管理中的人机交互:员工对算法评估的感知负担及其缓解路径[J].*管理现代化*,2025,45(2):113-120.
- [4]陈颖媛,邹智敏,潘俊豪.资质过剩感影响组织公民行为的情绪路径[J].*心理学报*,2017,49(1):72-82.
- [5]杜运周,贾良定.组态视角与定性比较分析(QCA):管理学研究的一条新道路[J].*管理世界*,2017,(6):155-167.
- [6]杜运周,刘秋辰,陈凯薇,等.营商环境生态、全要素生产率与城市高质量发展的多元模式——基于复杂系统观的组态分析[J].*管理世界*,2022,38(9):127-144,10.
- [7]李丽源,高祥宇,郑晓明.员工积极主动行为的组态效应:基于过程的视角[J].*心理学报*,2023,55(5):792-811.
- [8]李玲玲,黄桂.组织中个体主动性行为“利与弊”[J].*心理科学进展*,2021,29(8):1484-1496.
- [9]刘善仕,裴嘉良,钟楚燕.平台工作自主吗?在线劳动平台算法管理对工作自主性的影响[J].*外国经济与管理*,2021,43(2):51-67.
- [10]刘惟伊,罗帆.算法管理对零工工作者不安全行为的影响研究:基于工作不安全感视角的理论框架[J].*中国人力资源开发*,2025,42(2):111-124.
- [11]卢亮,赵琛徽,瞿玉杰,等.如何激发员工的工匠精神:基于SEM和fsQCA的分析[J].*中国人力资源开发*,2024,41(4):76-96.
- [12]卢启程,荣斌,陈琪,等.制度组态视角下创业非正式投资提升的多元路径研究[J].*外国经济与管理*,2025,47(11):64-81.
- [13]罗瑾琰,张超,赵陈芳,等.感知算法控制对零工工作者工作投入的“双刃剑”效应研究[J].*管理评论*,2025,37(2):175-186.
- [14]罗文豪,霍伟伟,赵宜萱,等.人工智能驱动的组织与人力资源管理变革:实践洞察与研究方向[J].*中国人力资源开发*,2022,39(1):4-16.
- [15]罗映宇,朱国玮,钱无忌,等.人工智能时代的算法厌恶:研究框架与未来展望[J].*管理世界*,2023,39(10):205-227.
- [16]马君,赵爽.算法管理与员工创造力的整合分析框架[J].*科学学研究*,2022,40(10):1811-1820.
- [17]裴嘉良,刘善仕,崔勋,等.零工工作者感知算法控制:概念化、测量与服务绩效影响验证[J].*南开管理评论*,2021a,24(6):14-25.

- [18]裴嘉良, 刘善仕, 张志朋, 等. 好算法, 坏算法? 算法逻辑下零工工作者的过度劳动研究[J]. *管理工程学报*, 2024, 38(1): 101-115.
- [19]裴嘉良, 刘善仕, 钟楚燕, 等. AI算法决策能提高员工的程序公平感知吗?[J]. *外国经济与管理*, 2021b, 43(11): 41-55.
- [20]宋萌, 朱琪, 宋瑶. 责任导向会促进年长员工知识分享吗?——基于主动动机模型[J]. *技术经济*, 2023, 42(12): 162-172.
- [21]苏晓艳, 胡屹. 平台零工劳动者就业质量的前因组态研究: 基于模糊集定性比较分析方法(fsQCA)[J]. *中国人力资源开发*, 2024, 41(9): 6-23.
- [22]席猛, 刘玥玥, 李鑫, 等. 算法人力资源管理下的员工算法应对行为与工作绩效[J]. *心理科学进展*, 2025, 33(6): 948-964.
- [23]谢小云, 左玉涵, 胡琼晶. 数字化时代的人力资源管理: 基于人与技术交互的视角[J]. *管理世界*, 2021, 37(1): 200-216.
- [24]詹小慧, 赵李晶. “赋能”抑或“负担”? 数字劳动平台算法管理对劳动者工作绩效的双刃剑效应[J]. *软科学*, 2024, 38(7): 101-106.
- [25]张兰霞, 李佳敏, 毛孟雨. 零工工作者感知算法控制对工作投入的影响机制研究——基于认知和情感的双路径模型[J]. *商业经济与管理*, 2024, (3): 47-58.
- [26]张明, 杜运周. 组织与管理研究中QCA方法的应用: 定位、策略和方向[J]. *管理学报*, 2019, 16(9): 1312-1323.
- [27]张伟齐, 吴晓波, 李思涵, 等. 人工智能技术对员工越轨创新行为的影响: 基于心理授权理论视角[J]. *浙江大学学报(人文社会科学版)*, 2025, 55(4): 110-131.
- [28]张文勤, 孙坤康, 杨茂沁, 等. 高绩效人力资源管理对员工体验的双刃剑效应: 基于人力资源管理归因的过程模型[J]. *中国人力资源开发*, 2020, 37(9): 115-129.
- [29]张志学, 贺伟. 人与人工智能的研究及其对组织管理的意义[J]. *外国经济与管理*, 2024, 46(10): 3-17.
- [30]赵修文, 杨天然, 肖金岑, 等. 领导负面反馈何以促进员工主动行为: 领导-成员二元互动关系的作用[J]. *中国人力资源开发*, 2023, 40(4): 94-106.
- [31]赵一骏, 许丽颖, 喻丰, 等. 感知不透明性增加职场中的算法厌恶[J]. *心理学报*, 2024, 56(4): 497-514.
- [32]周浩, 龙立荣. 共同方法偏差的统计检验与控制方法[J]. *心理科学进展*, 2004, 12(6): 942-950.
- [33]周恋, 雷雪, 后锐, 等. 在线用工平台算法管理的消极影响和控制策略研究: 算法技术属性视角[J]. *中国人力资源开发*, 2022, 39(6): 8-22.
- [34]Ali I, Nguyen K, Ali A M, et al. Human-AI collaboration in knowledge ecosystems: A multidisciplinary review, integrative framework and future directions[J]. *Journal of Knowledge Management*, 2025, DOI: 10.1108/JKM-03-2025-0431.
- [35]Almustafa A, Mustafa M J, Butt M M. Does investment in employee development encourage proactive behaviors among hospitality staff? A self-determination theory perspective[J]. *Journal of Human Resources in Hospitality & Tourism*, 2025, 24(1): 57-84.
- [36]Bellesia F, Mattarelli E, Bertolotti F. Algorithms and their affordances: How crowdworkers manage algorithmic scores in online labour markets[J]. *Journal of Management Studies*, 2023, 60(1): 1-37.
- [37]Benbya H, Strich F, Tamm T. Navigating generative artificial intelligence promises and perils for knowledge and creative work[J]. *Journal of the Association for Information Systems*, 2024, 25(1): 23-36.
- [38]Bhave D P, Teo L H, Dalal R S. Privacy at work: A review and a research agenda for a contested terrain[J]. *Journal of Management*, 2020, 46(1): 127-164.
- [39]Bieńkowska A, Małeckı J, Mathiesen-Ohman A, et al. Person-AI bidirectional fit—a proof-of-concept case study of augmented human-AI symbiosis in management decision-making process[EB/OL]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2511.13670>, 2025-11-17.
- [40]Burton J W, Stein M K, Jensen T B. A systematic review of algorithm aversion in augmented decision making[J]. *Journal of Behavioral Decision Making*, 2020, 33(2): 220-239.
- [41]Cooper R, Foster M. Sociotechnical systems[J]. *American Psychologist*, 1971, 26(5): 467-474.
- [42]Deng C P, Li H M, Wang Y Y, et al. The double-edged sword in the digitalization of human resource management: Person-environment fit perspective[J]. *Journal of Business Research*, 2024, 180: 114738.
- [43]Diaz-Avenidaño J. Shifting organizational identification in the gig economy: A phenomenological study of delivery workers[J]. *Asia-Pacific Journal of Business Administration*, 2025, DOI:10.1108/APJBA-10-2024-0564.
- [44]Duan S X, Deng H P, Wibowo S. Technology affordances for enhancing job performance in digital work[J]. *Journal of Computer Information Systems*, 2024, 64(2): 232-244.

- [45]Duggan J, Sherman U, Carbery R, et al. Algorithmic management and app-work in the gig economy: A research agenda for employment relations and HRM[J]. *Human Resource Management Journal*, 2020, 30(1): 114-132.
- [46]Edwards J R. An examination of competing versions of the person-environment fit approach to stress[J]. *Academy of Management Journal*, 1996, 39(2): 292-339.
- [47]Edwards M R, Zubielevitch E, Okimoto T, et al. Managerial control or feedback provision: How perceptions of algorithmic HR systems shape employee motivation, behavior, and well-being[J]. *Human Resource Management*, 2024, 63(4): 691-710.
- [48]Felix B, Dourado D, Nossa V. Algorithmic management, preferences for autonomy/security and gig-workers' wellbeing: A matter of fit?[J]. *Frontiers in Psychology*, 2023, 14: 1088183.
- [49]Frese M, Fay D, Hilburger T, et al. The concept of personal initiative: Operationalization, reliability and validity in two German samples[J]. *Journal of Occupational and Organizational Psychology*, 1997, 70(2): 139-161.
- [50]Gagné M, Deci E L. Self-determination theory and work motivation[J]. *Journal of Organizational Behavior*, 2005, 26(4): 331-362.
- [51]Gagné M, Parent-Rochelleau X, Bujold A, et al. How algorithmic management influences worker motivation: A self-determination theory perspective[J]. *Canadian Psychology/Psychologie Canadienne*, 2022, 63(2): 247.
- [52]García-Ruiz P, Rocchi M. Can work be meaningful under algorithmic management? A MacIntyrean perspective[J]. *Business Ethics Quarterly*, 2025, DOI:10.1017/beq.2025.5.
- [53]Gong Q Y, Fan D, Bartram T. Algorithmic human resource management: Toward a functional affordance perspective[J]. *Personnel Review*, 2025, 54(5): 1150-1177.
- [54]Gong T. Algorithmic management and gig workers: Engagement, exhaustion and citizenship behavior[J]. *Management Decision*, 2025: 1-22.
- [55]Grant A M, Ashford S J. The dynamics of proactivity at work[J]. *Research in Organizational Behavior*, 2008, 28: 3-34.
- [56]Han Z Y, Song G Q, Zhang Y L, et al. Trust the machine or trust yourself: How AI usage reshapes employee self-efficacy and willingness to take risks[J]. *Behavioral Sciences*, 2025, 15(8): 1046.
- [57]Huang L, Zhao Y P. The impact of AI literacy on work-life balance and job satisfaction among university faculty: A self-determination theory perspective[J]. *Frontiers in Psychology*, 2025, 16: 1669247.
- [58]Justin M A E, Joy M M. Gamification, intrinsic motivation, and task performance of employees: The moderating role of goal difficulty[J]. *Behaviour & Information Technology*, 2024, 43(16): 3993-4015.
- [59]Kadolkar I, Kepes S, Subramony M. Algorithmic management in the gig economy: A systematic review and research integration[J]. *Journal of Organizational Behavior*, 2025, 46(7): 1057-1080.
- [60]Keane A, Kwon K, Kim J. An integrative literature review of person-environment fit and employee engagement[J]. *Journal of Management & Organization*, 2024, 30(6): 2149-2178.
- [61]Keegan A, Meijerink J. Algorithmic management in organizations? From edge case to center stage[J]. *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior*, 2025, 12(1): 395-422.
- [62]Keil M, Vervier L, Brauner P, et al. Will you be watching me? A conjoint-based study on employee attitudes toward personal data usage in smart factories[J]. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 2025, 41(16): 10024-10044.
- [63]Kellogg K C, Valentine M A, Christin A. Algorithms at work: The new contested terrain of control[J]. *Academy of Management Annals*, 2020, 14(1): 366-410.
- [64]Kim D H. Exploring generative AI-user interactions through self-programming and structural coupling in Luhmann's systems theory[J]. *Management Revue*, 2025, 36(1): 39414.
- [65]Kristof-Brown A L, Zimmerman R D, Johnson E C. Consequences of individuals' fit at work: A meta-analysis of person-job, person-organization, person-group, and person-supervisor fit[J]. *Personnel Psychology*, 2005, 58(2): 281-342.
- [66]Lang J J, Yang L F, Cheng C, et al. Are algorithmically controlled gig workers deeply burned out? An empirical study on employee work engagement[J]. *BMC Psychology*, 2023, 11(1): 354.
- [67]Lee M K, Kusbit D, Metsky E, et al. Working with machines: The impact of algorithmic and data-driven management on human workers[A]. *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems[C]*. Seoul, Republic of Korea: Association for Computing Machinery, 2015: 1603-1612.

- [68]Leonardi P. Guest editorial: Affordances and agency: A clarification and integration of fractured concepts[J]. *MIS Quarterly*, 2023, 47(4): ix-xx.
- [69]Li F F, Zhan X H, Liu Y. The double-edged sword effect of algorithmic management on work engagement of platform workers: The roles of appraisals and resources[J]. *Frontiers in Psychology*, 2025, 16: 1522088.
- [70]Liu R, Yin H R. How algorithmic management influences gig workers' job crafting[J]. *Behavioral Sciences*, 2024, 14(10): 952.
- [71]Morgeson F P, Humphrey S E. The work design questionnaire (WDQ): Developing and validating a comprehensive measure for assessing job design and the nature of work[J]. *Journal of Applied Psychology*, 2006, 91(6): 1321-1339.
- [72]Nadeem K, Wong S I, Za S, et al. Digital transformation and industry 4.0 employees: Empirical evidence from top digital nations[J]. *Technology in Society*, 2024, 76: 102434.
- [73]Noponen N, Feshchenko P, Auvinen T, et al. Taylorism on steroids or enabling autonomy? A systematic review of algorithmic management[J]. *Management Review Quarterly*, 2024, 74(3): 1695-1721.
- [74]Ong W J, Johnson M D. Toward a configural theory of job demands and resources[J]. *Academy of Management Journal*, 2023, 66(1): 195-221.
- [75]Parent-Rocheleau X, Parker S K. Algorithms as work designers: How algorithmic management influences the design of jobs[J]. *Human Resource Management Review*, 2022, 32(3): 100838.
- [76]Parent-Rocheleau X, Parker S K, Bujold A, et al. Creation of the algorithmic management questionnaire: A six-phase scale development process[J]. *Human Resource Management*, 2024, 63(1): 25-44.
- [77]Parker S K, Grote G. Automation, algorithms, and beyond: Why work design matters more than ever in a digital world[J]. *Applied Psychology*, 2022, 71(4): 1171-1204.
- [78]Ryan R M, Deci E L. Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being[J]. *American Psychologist*, 2000, 55(1): 68-78.
- [79]Schaufeli W B, Bakker A B, Salanova M. The measurement of work engagement with a short questionnaire[J]. *Educational and Psychological Measurement*, 2006, 66(4): 701-716.
- [80]Schlund R, Zitek E M. Algorithmic versus human surveillance leads to lower perceptions of autonomy and increased resistance[J]. *Communications Psychology*, 2024, 2(1): 53.
- [81]Schwarzer R, Bäßler J, Kwiatek P, et al. The assessment of optimistic self-beliefs: Comparison of the German, Spanish, and Chinese versions of the general self-efficacy scale[J]. *Applied Psychology*, 1997, 46(1): 69-88.
- [82]Sherman U, Rousseau D M, Carbery R, et al. Anthropomorphising the algorithm: A 'Theory of Mind' perspective on psychological contract creation in gig work arrangements[J]. *Human Resource Management Journal*, 2025, 35(4): 817-832.
- [83]Shi Y S, Yu H B, Gao L, et al. Can algorithms ignite the flame of thriving? Exploring how and when gig workers' perceived algorithmic control leads to thriving at work[J]. *Journal of Service Theory and Practice*, 2025, 35(1): 89-113.
- [84]Silic M, Marzi G, Caputo A, et al. The effects of a gamified human resource management system on job satisfaction and engagement[J]. *Human Resource Management Journal*, 2020, 30(2): 260-277.
- [85]Tang P M, Koopman J, Mai K M, et al. No person is an island: Unpacking the work and after-work consequences of interacting with artificial intelligence[J]. *Journal of Applied Psychology*, 2023, 108(11): 1766-1789.
- [86]Wang B, Liu Y K, Parker S K. How does the use of information communication technology affect individuals? A work design perspective[J]. *Academy of Management Annals*, 2020, 14(2): 695-725.
- [87]Wang C Y, Cong T H, Chen J Y. How the interplay between algorithmic HRM systems promotes gig workers' self-efficacy: The role of technostressors[J]. *Human Resource Management*, 2025, 64(4): 943-963.
- [88]Xu W, Gao Z F. An intelligent sociotechnical systems (iSTS) framework: Enabling a hierarchical human-centered AI (hHCAI) approach[J]. *IEEE Transactions on Technology and Society*, 2025, 6(1): 31-46.
- [89]Zayid H, Alzubi A, Berberoğlu A, et al. How do algorithmic management practices affect workforce well-being? A parallel moderated mediation model[J]. *Behavioral Sciences*, 2024, 14(12): 1123.
- [90]Zhang L Z, Yang J, Zhang Y M, et al. Gig worker's perceived algorithmic management, stress appraisal, and destructive

- deviant behavior[J]. *PLoS One*, 2023, 18(11): e0294074.
- [91]Zhang Z P, Yin K, Cai Z J, et al. Navigating algorithmic paradox management: The role of workplace game engagement and regulatory focus[J]. *The International Journal of Human Resource Management*, 2025, 36(2): 351-383.
- [92]Zhou L, Lei X, Cooke F L, et al. The dual effects of algorithmic management on platform workers: An attribution perspective[J]. *Human Resource Management*, 2025a, 64(6): 1687-1707.
- [93]Zhou L, Lei X, Liu M W, et al. Algorithmic competency of on-demand labor platform workers: Scale development, antecedents, and consequences[J]. *Asia Pacific Journal of Human Resources*, 2025b, 63(2): e70004.
- [94]Zhu J, Zhang B, Wang H. The double-edged sword effects of perceived algorithmic control on platform workers' service performance[J]. *Humanities and Social Sciences Communications*, 2024, 11(1): 316.

A Research on Multiple Paths for Enhancing Work Engagement from the Perspective of Human-Algorithm Fit Configuration

Jing Hui^{1,2}, Wei Xiaoyue¹

(1. *School of Business, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China;*
2. *School of Management, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China*)

Abstract: In the context of algorithm management driven by large language models, reconciling “humanistic attribute” with “technological rigidity” is pivotal for enhancing employee work engagement. Existing studies predominantly focus on the impact of algorithm management on gig workers, yielding inconsistent conclusions. Drawing on the person-environment fit theory, this paper analyzes the potential logic of human-algorithm fit. It explains how algorithm management functionalities (algorithmic decision-making, monitoring, and feedback) and employee participation characteristics (self-efficacy, proactive behavior, and job autonomy) jointly affect work engagement. Using the fuzzy-set Qualitative Comparative Analysis (fsQCA) method, it conducts a configurational analysis of questionnaire survey data from 349 employees. The results show that: (1) No single element is a necessary condition for high work engagement, but job autonomy plays a relatively common role in facilitating such outcomes. (2) Four types of human-algorithm fit configuration generate high work engagement, namely “Supplies-Demands-Abilities” fit, “Needs-Supplies” collaborating with “Demands-Abilities” fit, “Demands-Abilities” collaborating with “Needs” fit, and the “Needs-Demands-Abilities” fit. (3) The Random Forest importance ranking indicates that employees' intrinsic motivation is more explanatory than technology-driven motivation. This paper confirms the necessity of human-algorithm fit in the organizational context and the complex mechanisms on work engagement, providing insights for organizations to implement algorithm management.

Key words: algorithmic management; human-algorithm fit; work engagement; fsQCA

(责任编辑:王舒宁)