

# 人工智能应用对制造业员工工作效率的影响机制研究<sup>\*</sup>

刘生敏,马曼婷

(上海理工大学 管理学院,上海 200093)

**摘要:**尽管人工智能技术在改善员工绩效方面优势明显,但其工效提升机制却鲜有系统探索。研究旨在探讨人工智能技术对制造业员工工作效率的影响机制。结合技术决定论和工作特征模型,从知识、任务和社会 3 个角度选取知识专业化、工作需求、工作自主性和社会支持等工作特征作为中介变量,内在动机作为调节变量,构建技术影响模型。采用三步混合方法进行路径分析和神经网络模型检验,在控制了替代危机和人口统计变量后,研究发现:人工智能应用分别可通过工作需求、工作自主性或知识专业化提升员工工作效率,且工作需求的影响效应超过其他两个变量;社会支持不能在人工智能应用和员工工作效率的关系之间起中介作用,但内在动机在其间起了负向调节作用。该结论有助于理解人工智能技术在制造业的落地机制,为持续提升人机协同效率提供路径参考。

**关键词:**人工智能;工作特征模型;人工神经网络模型;工作效率;内在动机

**中图分类号:**F237

**文献标志码:**A

**文章编号:**1672-0598(2025)06-0104-14

## 一、引言

“人工智能”源自 1956 年的达特茅斯会议。初期的研究工作主要聚焦于利用机器进行数学定理的证明。随后研究方向逐渐转向智能专家系统的构建,最终演变为以大数据和机器学习为主要的研究方向。伴随大数据的快速发展,全球范围内的人工智能研究迎来了新的发展高峰。尤其是“ChatGPT”的问世,其互动性和娱乐性吸引了公众广泛关注。

如今全球制造业面临日益激烈的市场竞争和快速变化的技术环境,智能化等新质生产力已成为制造企业保持竞争优势的关键路径之一(赵庆,2025)<sup>[1]</sup>。在这一背景下,人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术作为第四次工业革命的重要推动力,逐步被引入制造行业,成为提升工作效率、优化生产流程和

<sup>\*</sup> 收稿日期:2025-06-17

**基金项目:**国家自然科学基金重点项目(72432007)“人工智能时代的商业模式演化理论和实践研究”

**作者简介:**刘生敏(1980—),男,湖北沙市人;管理学博士、工商管理博士后,上海理工大学管理学院副教授,主要从事组织管理研究。

马曼婷(1999—),女,江苏南京人;上海理工大学管理学院硕士研究生,主要从事工效学相关研究。

**本文引用格式:**刘生敏,马曼婷.人工智能应用对制造业员工工作效率的影响机制研究[J].重庆工商大学学报(社会科学版),2025,42(6):104-117.

增强产品质量的重要工具。人工智能技术的应用涵盖了从生产线自动化、智能检测、供应链管理到智能维护等多个方面,不仅显著提高了制造过程的精确度和效率,还促使企业在产品设计、生产调度和资源配置等方面实现了系统优化。然而,尽管人工智能技术在组织绩效提升方面的优势已被广泛认可,现有研究却缺乏其对员工工效层面的影响效应的系统探讨。具体而言,人工智能能够从工作设计上改变员工的工作流程和内容,这些因素可能直接或间接地影响员工的工作效率。

研究旨在探讨人工智能技术在制造业中如何通过工作设计机制影响员工工作效率。研究框架建立在技术决定论(Technology Determinism)和工作特征模型(Job Characteristics Model)的基础之上,前者强调技术发展对社会和组织结构的决定性影响,后者则关注工作特征如何影响员工的心理和工作方式。本文结合这两大理论框架从知识、任务和社会3个层面选取知识专业化、工作需求、工作自主性和社会支持等特征作为中介变量、内在动机作为调节变量,构建人工智能工效影响模型,旨在揭示AI技术应用对员工工作效率的多维影响路径。以制造业一线员工作为样本的收集对象,本文采用三阶段数据路径分析和神经网络模型检验,重在AI应用对制造业员工影响的复杂机制,以明晰AI赋能的工作设计功效。

## 二、理论和研究假设

### (一) 理论基础

当前技术决定论已经形成了相对成熟的理论框架。例如,希拉·贾萨诺夫(2018)<sup>[2]</sup>指出,具有强大推动力的发展技术会在其不断增长的需求下,对社会环境产生形塑作用。芬博格(1991)<sup>[3]</sup>认为,技术决定论可以从两个方面进行理解:一是技术进步的路径相对确定,虽然政治和文化等因素可能影响其进展速度,却不会根本改变其总体方向;二是社会必须遵循技术发展的“规律”,满足潜在的技术需求,以适应技术进步的需求。科恩<sup>[4]</sup>则认为,技术决定论应包含两个层面的含义:一是社会历史并非完全由个体意志所主导,二是技术本身的特性解释了这种历史的决定因素。尽管技术决定论尚无统一定义,但普遍认为技术对社会发展的影响可以纳入这一理论的范畴。

工作特征模型(Job Characteristics Model, JCM)由Hackman和Oldham于1976年创建,用于解释工作设计与工作绩效之间的关系。工作特征模型包括5个核心维度——技能多样性、任务完整性、工作重要性、工作自主性和工作反馈。JCM根植于社会技术系统理论(Sociotechnical Systems Theory, STS),该理论核心观点是组织由人员、产品以及技术系统间的交互作用共同构建而成。STS的主要目标是通过整合优化策略,力求达成团队绩效与个人满意度的双重优化。随着时代的演进,Parker等(2001)<sup>[5]</sup>指出JCM聚焦的工作特性范畴较为局限,遗漏了若干关键要素,所以需纳入更宽泛的工作特性,并强化工作与外部环境的联系。针对上述问题,Morgeson(2002)<sup>[6]</sup>等以及Morgeson和Humphrey(2006)<sup>[7]</sup>研发了综合性的工作设计问卷。该问卷从知识、任务及社会维度映射了工作的多维度特性及其与环境的互动关系。具体而言,任务特征关联于工作任务执行的方式与范畴,知识特征则体现了对个人专业知识、技术能力和素养的需求,而社会特征指员工在职场中的相互交往特点。通过对这些特征的细致划分与综合考量,得以捕捉更为精确的工效提升策略。

本文的研究主题是AI应用通过改变员工工作特征而提高其工作效率。技术决定论显示了人工智能技术对工作设计的塑化作用,而工作特征模型反映了知识、任务和社会特征在主体完成技术任务的状态和倾向。因此,本文构建以知识专业化、工作自主性和社会支持为中介变量的基础框架,工作需求成为整合工作设计要素的责任特征,辅以内生动机的边界作用,将工作设计要素和人类动机因素交织,挖掘AI

技术产生细密功效的机理。

## (二) 人工智能应用与制造业员工工作效率

人工智能在工作流程优化方面展现了不可替代的优势,包括快速处理并挖掘海量信息,识别潜在的市场趋势,提高决策准确性。例如,人工智能通过自学习能力和预测推理,可以针对复杂的任务实现流程重塑和决策优化。Wenderott 等(2024)<sup>[8]</sup>证明人工智能提升了临床医生的工作效率,尤其在复杂临床成像诊断中的增益作用显著。Ming 等(2024)<sup>[9]</sup>发现人工智能凭借机器学习与人工神经网络,能够优化废物管理流程,有效降低企业运营成本,并提升资源利用效率。在制造业领域,人工智能通过深度分析历史数据并持续学习,其机器学习算法不仅能增强预测模型的精确度,还能为企业提供更深入的市场动态洞察数据,助力企业把握机遇,增强竞争力。人工智能技术具体通过 3 条路径来提高制造业员工的工作效率。首先,人工智能技术能够帮助员工实现自动化决策,缩短工作流程所需时间。其次,人工智能技术能够借助大数据学习了解员工的工作行为和流程标准,帮助员工进行任务纠错,这减少了相应的效率浪费。最后,人工智能技术能够替代员工完成常规性和重复性任务,让他们能够解放双手去完成更有价值的工作,提升了人类和人工智能的分工效率。Brynjolfsson 等(2019)<sup>[10]</sup>验证了人工智能技术能够有效减轻员工在事务性和常规性任务上的负担,促使其更加专注于高价值的工作。Mitroulis 等(2019)<sup>[11]</sup>也验证了流程自动化对工作效率的提升作用。综上所述,人工智能的融入不仅是制造业转型升级的关键引擎,也是促进员工工作效率提升的重要动力。本文提出如下假设。

H1:人工智能应用可以正向影响制造业员工工作效率。

## (三) 工作自主性的中介作用

工作自主性指员工在工作过程中独立计划需要完成的工作内容和形式(Hackman 等,1975)<sup>[12]</sup>。人工智能技术凭借其卓越的数据处理能力,能在极短时间内对庞大数据集进行解析,并向员工提供科学的决策建议。借助大数据调用和算法技术,员工能轻松获取所需数据信息和趋势预测,为工作增添更多资源与支撑(王玉峰等,2021)<sup>[13]</sup>。这种技术赋能提升了员工对任务的掌控力,进而改善了工业制造情境下自由决定空间。人工智能技术还为员工提供了智能助手与个性化推荐服务。这些服务能根据员工的偏好与工作习惯定制工作流程,满足工业生产过程中个性化需要,帮助员工缩减在常规生产任务上的时间,从而进一步增加了自主决定时长,提升其工作自主性(Wilson 等,2018)<sup>[14]</sup>。

较高的工作自主性允许员工对其工作任务与时间安排做出更优的规划,进而提升员工的责任感,促使他们将更多精力与时间专注于任务,实现工作效率的提升。相比之下,当员工的工作自主性较低时,他们往往难以在复杂任务中理清思路并制定有效的工作计划(Kubicek 等,2017)<sup>[15]</sup>,从而降低其工作效率。Deci 等(1988)<sup>[16]</sup>指出,当员工感受到更高的自主性时,他们更可能在工作中获得满足感和实现自我价值,提升其工作投入。例如,一线工人如果能够自主决定如何调整生产流程以应对生产问题,他们将能够更迅速纠错,减少生产停滞和资源浪费。综上,本文提出如下假设。

H2:工作自主性在人工智能应用对制造业员工工作效率的影响关系中起中介作用。

## (四) 社会支持的中介作用

社会支持指个体在社会生活中所能感受到的被支持与被理解的情绪体验。社会支持成为员工调节情绪、缓解压力的关键资源。通过工作系统智能升级,员工与 AI 沟通变得更迅捷,满足了人类员工的情感和交往需要,为员工获得社会支持提供了交流对象。AI 就像人类的情感和业务伙伴,在其最需要的时候提供情感支持和业务指导。Fitzpatrick 等(2017)<sup>[17]</sup>证明了人工智能驱动的聊天机器人可以在没有人



类治疗师参与的情况下提供情感支持和心理干预。

良好的社会支持体系构建了一个开放的工作氛围,为员工提供必要的情感支撑。当员工感受到来自同事、上级或组织的关怀时,心理安全感会提升,使他们能更专注于工作任务,减少效率损失。因此,社会支持通过优化员工的情绪调节能力,间接地增强了他们的工作专注度,进而在执行任务时展现出更为卓越的工作效率。Rhoades 等(2002)<sup>[18]</sup>证明,当员工感受到组织的支持时,他们表现出更高的工作满意度和绩效水平。Cropanzano 等(2005)<sup>[19]</sup>的研究也表明,当员工在工作中感受到来自他人的社会支持时,他们往往通过提高自身的工作效率来回应这种支持。综上,本文提出如下假设。

H3:社会支持在人工智能应用对制造业员工工作效率的影响关系中起中介作用。

### (五) 知识专业化的中介作用

知识专业化指员工在特定领域的专门知识和实践能力水平。人工智能在多个维度上推动了员工的知识专业化进程。具体而言,人工智能能够存储并分析员工在工业生产中的任务数据,从而归类并整理。这种归类分析有助于员工规划出有效的专业方向,使他们在所专注的领域内钻研,进而提升其知识专业化的程度。Brynjolfsson 等(2017)<sup>[20]</sup>指出,人工智能能够有效处理大量重复性和基础性任务,使员工有机会参与更复杂和专业化的任务,从而深化其专业知识来适应新的工作需求。Wilson 等(2018)<sup>[14]</sup>指出,人工智能催生更专业化的岗位,员工必须增强自身的专业能力,以免被 AI 替代。

知识专业化会影响制造业员工的工作效率。高水平的知识专业化意味着员工在特定领域内掌握了深厚的专业知识和技能,从而能够快速、准确地完成任务。这不仅减少了探索和判断所需的时间与精力,还有效提升了整体工作效率。此外,高知识专业化水平表明员工具备更强的知识整合能力,能够更灵活地应对工作中的变化与技术革新。当遇到工作问题时,具有高知识专业化水平的员工能够迅速调用其相关领域的知识和技能,精准判断问题原因,并提出有效解决方案。这种能力显著降低了工作中的错误概率。Ericsson 等(1993)<sup>[21]</sup>证明员工能够通过整合专业知识与资源增强自身操作能力,从而适应任务变化。综上,本文提出如下假设。

H4:知识专业化在人工智能应用对员工工作效率的影响关系中起中介作用。

### (六) 工作需求的中介作用

工作需求是指工作任务的性质、复杂性,以及员工在工作中需要承担的责任和压力。随着智能机器人、自动化系统和机器学习等智能技术在制造业中的广泛应用,传统的工作流程被优化,工作任务的分布和复杂程度也随之改变。员工必须掌握丰富的知识与问题解决技巧,方能胜任由人工智能重构的工作流程及系统操作。人工智能推进了工作岗位在储备知识和成型生产流程的暴露度,让任务岗位的需要更趋于创造性和不可替代性。员工需不断更新知识结构,以达到新的岗位标准。随着数字化工具和自动化水平的提升,制造业岗位正向更具创意、需要决策能力和人机交互技能的工作转变(Bessen, 2018)<sup>[22]</sup>。

工作需求通常包括对技能水平、知识储备、心理承受能力以及时间管理的要求。更高的工作需求意味着员工将面临更具挑战性的任务。挑战性压力与工作绩效之间正相关(Lepine 等, 2005)<sup>[23]</sup>。当员工具备充分的能力应对这些挑战时,他们的工作效率会得到提升,在相同的时间内创造更高的价值。Podsakoff 等(2007)<sup>[24]</sup>证实了员工倾向于将挑战性压力源视为成长动力,从而更加投入。综上,本文提出如下假设。

H5:工作需求在人工智能应用对制造业员工工作效率的影响关系中起中介作用。

### (七) 内在动机的调节作用

内在动机为个体因有趣或享受而愿意做事的倾向。根据 Deci 和 Ryan(1988)<sup>[16]</sup>的自我决定理论,内

在动机能够有效激发员工的工作动力。在面对技术环境变化时,具有高内在动机的员工展现出了非凡的适应能力和创新潜力。他们乐于主动学习新技术,善于利用技术工具优化工作流程。这种积极适应的行为模式不仅加速了技术的有效应用,他们主动学习并善于利用新工具,这种行为模式也促进了工作绩效的提高(Kuvaas 等, 2009)<sup>[25]</sup>。然而,高内在动机个体蕴含着更多的主动性变革愿望,会根据人工智能的应用状态进行调整,不符合流程的改变会干扰人机协作的工作节奏。在制造业中,AI 应用主要体现在生产和加工环节的自动化与迭代更新等方面,缺乏主动动机发挥的创新空间。内在动机提升员工的主动性变革意愿,他们会根据个性化需要和任务困难程度调整人机互动生产流程和节奏,但制造业面临 AI 以自动化程序和算法来纠错的标准化趋势。主动性人为更改会偏离原来的标准状态,继而干扰工业制造工效。因此,本文提出如下假设。

H6: 内在动机在人工智能应用与制造业员工工作效率之间起到负向调节作用,即相对于低内在动机,高内在动机的员工在使用 AI 技术时表现出更低的工作效率。

综上,本研究的理论模型如图 1 所示,人工智能应用通过工作自主性、社会支持、知识专业性和工作支持 4 个平行中介变量影响制造业员工工作效率,内在动机在人工智能技术应用和员工工作效率的关系之间起调节作用。

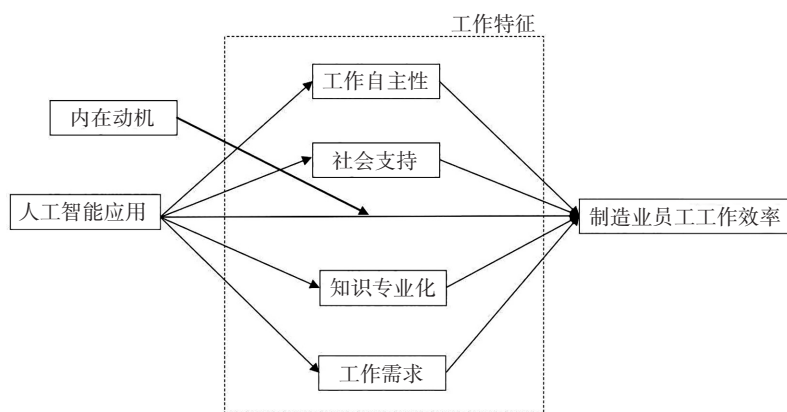


图 1 理论模型

### 三、研究设计

#### (一) 样本收集和变量描述性统计

本文聚焦于探讨人工智能对制造业员工工作效率的影响机制,通过随机问卷形式收集数据,以接触过拟人化智能机器人的制造业员工作为研究对象。将问卷结构划分为 3 个部分。第一部分:本部分旨在向被试阐明本次问卷的目的和隐私保护条例,以消除其信息安全的顾虑。第二部分:问卷主体,采用 5 级 Likert 量表对各题项进行答项标准化。工作效率题项参考 Mathew 等(2012)<sup>[26]</sup>及 Selmer 和 Lauring(2013)<sup>[27]</sup>的研究。人工智能应用由 Lanaj 等(2014)<sup>[28]</sup>的量表改编得到,社会支持量表由姜乾金(2001)<sup>[29]</sup>编制的多维领悟社会支持量表(MSPSS)改编。替代危机采用 Verma 和 Singh(2022)<sup>[30]</sup>的替代危机感知量表。第三部分:人口统计学变量,即性别、年龄、学历以及收入等 4 项基本信息。控制变量选用人口统计变量和替代危机,因为 Verma 和 Singh 证实了其对人工智能创新工效的影响效应。

自 2024 年 7 月 1 日开始第一阶段调查,搜集被试的人工智能应用和人口统计变量;一个月后统计员工的工作特征变量、内部动机和替代危机;8 月 31 日收集员工的工作效率数据。本次调研共回收了 375

份问卷,剔除填写时长不足 30 秒及重复提交的问卷,最终确定有效问卷为 360 份,有效回收率高达 96%。如表 1 所示,男性占比 45.6%,女性占比 54.4%;年龄最多集中在 26~35 岁区间;学历更多集中在本科阶段;收入大多集中在 5 801~7 800 元区间。

表 1 描述性统计分析

变量	类别	频数/人	百分比/%
性别	男	164	45.6
	女	196	54.4
年龄	18~25 岁	101	28.1
	26~35 岁	112	31.1
	36~50 岁	77	21.4
	51 岁及以上	70	19.4
	高中及以下	50	13.9
学历	大专	107	29.7
	本科	127	35.3
	硕士及以上	76	21.1
收入	1 800 元及以下	34	9.4
	1 801~3 800 元	72	20
	3 801~5 800 元	96	26.7
	5 801~7 800 元	112	31.1
	7 801 元及以上	46	12.8

(二) 分析策略

本文采用三步混合研究方法来进行数据分析。首先,使用回归分析初步探索各个因素之间的关系和量表信效度。其次,本文采用偏态结构方程模型验证模型中的因果关系。然而,该模型在检测非线性关系方面存在局限。因此,最后本文引入人工神经网络方法,以探索模型中潜在的非线性效应。通过神经网络与结构方程结果的对比,验证模型的信度和外部效度。

四、实证分析

(一) 信度分析

表 2 中各变量的 Cronbach's  $\alpha$  系数值介于 0.735 至 0.810 区间,均超过了 0.7 的阈值,展现出良好的内部一致性;各变量的均值接近 4,表明员工在关键变量表现较为突出。

表 2 信度分析、均值、标准差 ( $n=360$ )

变量	Cronbach's $\alpha$	均值	标准差
人工智能应用	0.802	3.92	0.93
工作自主性	0.770	3.91	0.91
社会支持	0.810	3.80	1.02
知识专业化	0.755	3.97	0.87
工作需求	0.735	3.97	0.84
内在动机	0.758	3.96	0.87
工作效率	0.755	3.92	0.89
替代危机	0.741	4.13	1.02

## (二) 相关分析和区分效度

如表 3 所示,人工智能应用与工作自主性( $r=0.686, p<0.01$ ),与社会支持度( $r=0.628, p<0.01$ ),与知识专业化( $r=0.645, p<0.01$ ),与工作需求( $r=0.656, p<0.01$ ),与工作效率( $r=0.638, p<0.01$ ),均显著相关;工作效率与工作自主性( $r=0.702, p<0.01$ ),与社会支持度( $r=0.600, p<0.01$ ),与知识专业化( $r=0.695, p<0.01$ ),均显著相关,初步证明 7 个主要变量之间的相关关系。对角线上各核心变量 AVE 的平方根均大于相邻的相关系数,表示研究模型变量之间具备良好的区分效应。

表 3 相关系数和区分效度( $n=360$ )

变量	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
性别												
年龄	-0.13											
学历	0.065	-0.047										
收入	-0.056	0.056	0.522**									
人工智能应用	0.017	0.077	-0.087	0.033								
工作自主性	-0.065	0.057	-0.125	0.037	0.686**							
社会支持度	-0.086	0.191*	-0.216*	0.056	0.628**	0.617**						
知识专业化	-0.048	0.041	-0.051	0.092	0.645**	0.689**	0.605**					
工作需求	-0.086	-0.012	-0.007	0.09	0.656**	0.664**	0.548**	0.687**				
工作效率	-0.039	0.065	-0.084	0.043	0.638**	0.702**	0.600**	0.689**	0.695**			
内在动机	-0.013	0.084	-0.077	0.062	0.688**	0.747**	0.623**	0.733**	0.686**	0.729**		
替代危机	0.012	0.036	0.019	0.091	0.264*	0.158	0.126	0.095	0.308**	-0.295*	-0.198*	

注: \*表示  $p<0.05$ ; \*\*表示  $p<0.01$ ; 对角线上为 AVE 的平方根。

## (三) 中介效应分析

如表 4 所示,Bootstrap 重抽样 3 000 次后显示,人工智能应用对工作效率的总效应系数为 0.245,效应系数置信区间[0.082,0.498],不包括 0,假设 H1 得到验证;人工智能应用通过工作自主性对员工工作效率的间接效应为 0.074,效应系数置信区间[0.023,0.13],不包含 0,假设 H2 得到验证;人工智能应用通过社会支持对制造业员工工作效率的中介效应为 0.013,置信区间[-0.029,0.039],包含 0 值,证明 H3 不成立;人工智能应用通过知识专业化对制造业员工工作效率的中介效应为 0.054,置信区间[0.011,0.114],不包含 0 值,假设 H4 得到验证;人工智能应用通过工作需求对制造业员工工作效率的中介效应为 0.074,置信区间[0.031,0.12],不包含 0 值,假设 H5 得到验证。

表 4 Bootstrap 检验结果

影响路径	效应值	Bias-Corrected 95%CI	
		LOWER	UPPER
总效应			
人工智能应用→工作效率	0.245	0.082	0.498
间接效应			
人工智能应用→工作自主性→工作效率	0.074	0.023	0.13
人工智能应用→社会支持→工作效率	0.013	-0.029	0.039

续表4

影响路径	效应值	Bias-Corrected 95% CI	
		LOWER	UPPER
人工智能应用→知识专业化→工作效率	0.054	0.011	0.114
人工智能应用→工作需求→工作效率	0.074	0.031	0.232
人工智能应用→替代危机→工作效率	-0.039	-0.060	-0.027

#### (四) 调节作用分析

表5表明员工内在动机的程度减弱了人工智能应用与工作效率之间的关系( $\beta = -0.090$ ,  $t = -2.330$ ,  $p < 0.05$ )。

表5 调节效应分析

变量	工作效率		
	$\beta$	se	t
常数	4.120	0.162	25.429
收入	0.007	0.031	0.213
性别	-0.064	0.063	-1.010
年龄	0.003	0.029	0.093
学历	-0.030	0.038	-0.790
替代危机	-0.217**	0.052	3.221
人工智能应用	0.203**	0.050	3.082
内在动机	0.500***	0.055	9.036
人工智能应用×内在动机	-0.090*	0.039	-2.330
$R^2$		0.007	

注:  $N=360$ ; \*表示  $p < 0.05$ 、\*\*表示  $p < 0.01$ 、\*\*\*表示  $p < 0.001$ 。

为了进一步体现调节效应的具体效果,进行简单斜率分析,如图2所示,低内在动机的情况下,人工智能应用对工作效率的影响曲线更为陡峭;在内在动机高的情况下,人工智能应用对工作效率的影响曲线更为平坦,所以假设H6得到验证。

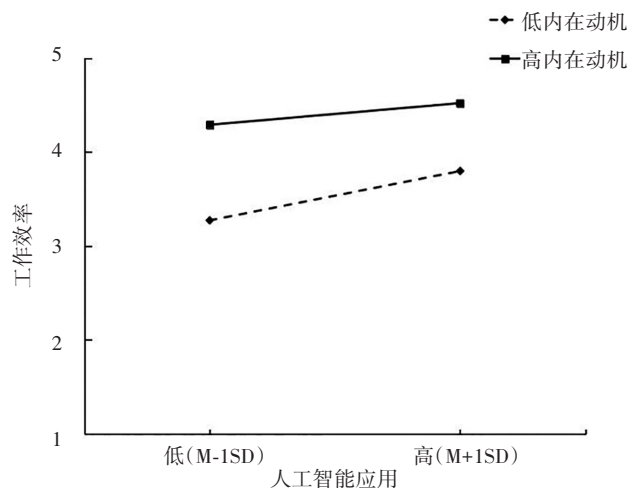


图2 内在动机的调节效应



### (五) 人工神经网络分析

前馈神经网络是最常用的一种神经网络类型,包括一个输入层,一个输出层和若干个隐含层,具有该种拓扑结构的神经网络又称为多层感知器,使用误差反向传播的机器学习算法对数据进行训练和测试。不同于回归分析技术,人工神经网络可以检验非补偿性决策过程且不需要数据的正态性分布。

如图 3 所示,基于 BP 算法的多层感知器生成 ANN 模型。激活函数设定为 Sigmoid。将 SEM 中显著影响工作效率的变量(人工智能应用、工作自主性、社会支持、知识专业化、工作需求)作为 ANN 的输入值,工作效率属于输出端。

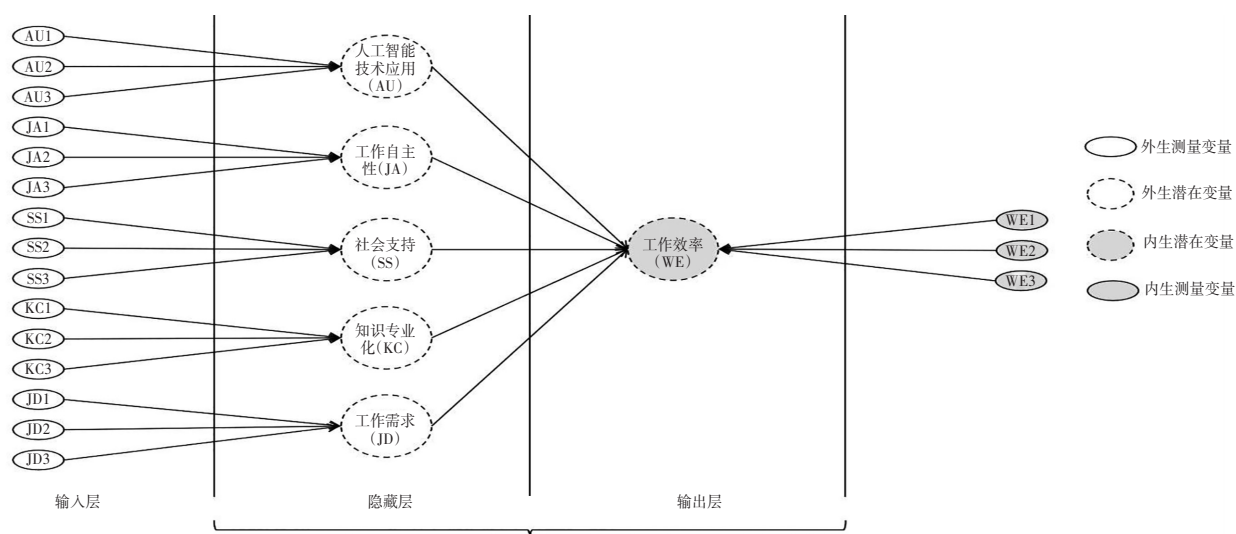


图 3 神经网络模型

如表 6 所示,为了评估人工神经网络 (ANN) 模型的预测性能,本文使用了 10 倍交叉验证法进行验证。在此过程中,我们将数据集分成 10 个相等的部分,每次随机使用其 90% 的数据进行训练,剩余的 10% 进行测试。该过程重复 10 次,每个部分都作为一次测试集来评估模型的表现。针对制造业员工工作效率的影响因素,采用的人工智能应用 SEM-ANN 模型中,所有内生测量变量的均方根误差 (RMSE) 均低于 0.5。此外,训练和测试阶段的均方根误差 (RMSE) 分别为 0.169 和 0.137,意味着该模型具有较高的预测准确性和稳定性,能够有效捕捉数据的内在规律和趋势。

表 6 ANN 模型的预测精度

神经网络	训练		测试	
	N	RMSE	N	RMSE
ANN1	320	0.177	40	0.114
ANN2	325	0.177	35	0.115
ANN3	324	0.172	36	0.172
ANN4	321	0.166	39	0.185
ANN5	315	0.164	45	0.126
ANN6	326	0.164	34	0.108
ANN7	320	0.167	40	0.112
ANN8	324	0.159	36	0.167
ANN9	316	0.166	44	0.175

续表6

神经网络	训练		测试	
	<i>N</i>	RMSE	<i>N</i>	RMSE
ANN10	323	0.177	37	0.099
均值		0.169		0.137
标准差		0.081		0.182

表7显示了各ANN模型中协变量对因变量的归一化重要性排序。模型A中预测变量重要性排序依次为工作需求(100%)、知识专业化(67.76%)、工作自主性(32.96%)、人工智能技术的应用(23.63%)、社会支持(8.84%)。这种差异有助于区分预测变量在不同模型中对因变量的影响的重要程度。

表7 敏感性分析

神经网络	人工智能应用	工作自主性	社会支持	知识专业化	工作需求
ANN1	0.053	0.190	0.053	0.333	0.371
ANN2	0.073	0.077	0.067	0.261	0.523
ANN3	0.213	0.135	0.034	0.148	0.469
ANN4	0.124	0.038	0.003	0.391	0.444
ANN5	0.145	0.135	0.007	0.369	0.344
ANN6	0.052	0.119	0.014	0.302	0.513
ANN7	0.077	0.196	0.038	0.253	0.435
ANN8	0.053	0.081	0.087	0.320	0.458
ANN9	0.091	0.211	0.031	0.184	0.482
ANN10	0.132	0.231	0.045	0.344	0.248
相对重要性均值	0.101	0.141	0.038	0.291	0.429
归一化相对重要性	23.63%	32.96%	8.84%	67.76%	100%

如表8所示,SEM模型和SEM-ANN模型中各因素的效应值排序存在细微差异,但总体呈现的趋势一致。首先,在SEM与SEM-ANN模型中,工作需求的影响效应均为最高。其次,工作自主性和知识专业化的排序都比较靠前,但位次则在SEM与SEM-ANN模型中出现了反转。这说明在线性关系上知识专业化的中介效应更强,而在非线性关系上工作自主性更高。最后,人工智能应用和社会支持对提升工效的作用效应都靠后,但位次则在SEM与SEM-ANN模型中出现了反转。这体现了社会支持在线性关系上强于其在非线性关系上的表现,而人工智能应用的直接效应则正好相反。

表8 SEM与ANN的结果比较

影响路径	SEM 路径系数	ANN 重要性	路径系数排序	重要性排序
制造业员工工作效率←人工智能应用	0.109	0.101	5	4
制造业员工工作效率←工作自主性	0.297	0.141	3	2
制造业员工工作效率←社会支持	0.137	0.038	4	5
制造业员工工作效率←知识专业化	0.310	0.291	2	3
制造业员工工作效率←工作需求	0.417	0.429	1	1

## 五、结论与启示

### (一) 研究结论

结构方程模型(Structural Equation Model, SEM)作为当前科研实践中广泛采纳的一种分析手段,它凭借将测量模型与结构模型相结合的能力,可以有效地并行分析多个变量间的因果关系,并且对自变量及因变量中所涉及的测量误差展现出良好的容纳特性。然而,SEM 在应对非线性关系及参数估计难题时仍面临挑战。因此,本文将人工神经网络(ANN)融入 SEM 框架,构建了 AI 对员工工效影响的 SEM-ANN 模型,并识别其关键因素,为制造业在现有工作设计中添加人工智能技术提供细密诊断。

首先,基于技术决定理论挖掘了人工智能应用对制造业员工工作效率的影响因子。其次,运用 SEM 方法检验了各影响因子在人工智能应用与制造业员工工作效率之间的作用关系。随后,基于 SEM 的分析结果,进一步转换得到了人工神经网络(ANN)的网络架构,进而构建了旨在探讨人工智能应用与制造业员工工作效率的 SEM-ANN 模型。最后,运用 ANN 方法对 SEM-ANN 模型的有效性进行了验证,具体结论如下:

第一,人工智能技术应用能够提高制造业员工的工作效率。该结论证明了在技术乐观主义和悲观主义的对抗下人工智能在制造业应用场景中积极效应占优的局面。

第二,人工智能技术应用通过促进工作自主性、知识专业化和工作需求提升了制造业员工的工作效率。这个结论显示了人工智能应用作为影响工作特征的综合技术场景,从工作特征的任务特征、知识特征等多个方面交互综合地影响了工作效率的输出结果。因此,企业应从综合考虑任务特征和知识特征的角度来推广人工智能技术以实现技术效益的最大化。

第三,在影响制造业员工工效的因素中,工作需求的影响大于工作自主性,工作自主性的影响又大于知识专业化。

### (二) 研究启示

#### 1. 理论贡献

本研究为人工智能技术应用对制造业员工工作效率的影响提供了理论上的多项贡献,主要体现在:

第一,本文整合了技术决定论和自我决定论的应用边界,证实了人工智能技术和人类内部动机对其工作效率的交互影响。雷鑫(2022)<sup>[31]</sup>发现人工智能效应对员工工作绩效具有倒 U 型的非线性影响。其潜在机理源自员工的智能吸收能力和 AI 替代效应的博弈关系。然而,这种博弈关系并非固定。从技术决定和自我决定的交互作用看,人工智能技术与人类动机的替代作用超过其协同效力。因此,人工智能对员工工作效率的积极影响受到人类内部动机的排斥。具体而言,人工智能技术应用通过工作自主性、知识专业化和工作需求等因素的改善提升员工工效,而内部动机干扰这一过程的实现。这一细化展现了人工智能技术与员工工效间的复杂关系。这种研究突破了技术决定论在社会层面的惯用视角,将其向下延伸至个体工效层面,尤其聚焦于制造业这种高度依赖技术标准化的行业。与以往主要关注技术标准不同,本研究结合技术决定论与自我决定论,引入了员工内在动机进行技术工效的边界探索。这种交互分析揭示了技术与人员的交互机制,为全面理解人工智能技术与人类动机在制造环境中的交互效应提供了参考。

第二,本文通过结合 SEM-ANN 模型与传统结构方程模型(SEM)的比较分析,整合了不同工作特征

在人工智能应用与制造业员工工作效率中的线性和非线性差异作用。SEM 在处理高度复杂及非线性影响机制时存在局限。为克服这一弊端,本文引入了人工神经网络(ANN),剖析了 SEM-ANN 模型相较于传统结构方程模型(SEM)在拟合优度及预测效能上的优越性。该策略既保留了 SEM 在阐释结构关联上的长处,又凭借 ANN 强化了模型应对复杂非线性关联的处理能力。SEM-ANN 模型的应用,使本文能够更为精确地量化不同工作特性在人工智能提升工效上的线性和非线性差异作用,为未来探究复杂系统中人工智能技术与工效关系指明了设计方向。这侧面呼应了 Verma 和 Singh (2022)<sup>[30]</sup>在 AI 赋能创新工作中工作自主性和专业性的积极作用,并补充了工作需求是比前两个特征因素更重要的中介因素。它能释放 AI 技术在人类工作需要范围内的潜能,为未来开发人智互动工作模式提供了实证证据。

## 2. 实践启示

员工工作效率源自人工智能技术与工作设计模式的匹配。在此过程中,工作自主性作为核心要素发挥着关键作用。研究揭示,员工在工作中若拥有更高的自主权,其对工作流程的控制感会提升,进而激发出更强的责任感与能动性,最终促进工作效率的提高。因此,企业在部署人工智能技术时,需确保员工的职能特性与人工智能技术实现精准对接,使人工智能技术成为员工的得力助手,而非替代。同时,企业还需依据员工的工作偏好与习惯,对工作流程进行相应调整,以便员工在保持工作自主性的基础上与人工智能协同合作。企业在进行工作设计和安排时,应充分认识到工作需求作为最重要的影响因素,需在工作设计过程中优先考虑,而工作自主性和知识专业化则可作为次要考虑。这样,企业可以充分挖掘人工智能应用的价值,增强工作效率,进一步发挥人工智能技术的提升作用。

随着人工智能技术的升级,制造业员工需掌握更多的与科技相匹配的技能。因此,企业必须为员工提供充分的培训资源,以增强他们的知识底蕴与专业化水平。借助阶段性的培训项目与课程体系,帮助员工理解人工智能技术的核心理念与操作方法,进而保证他们能够吸纳人工智能的技术优势。

此外,在制造业中,人工智能的生产技术相对稳定,员工根据标准应用能够保证工效。然而,内部动机对人类主体的主动性调试反而干扰人工智能技术的运用效率。因此,在应用人工技术时,制造业管理者应提倡规范使用 AI 方法,防止主观自由开发,干扰技术工效。

## (三) 研究局限与展望

本文的主要局限在于:

第一,研究的数据均为同源数据,这意味着研究无法捕捉人工智能应用对员工工作效率的独立性影响。因此,后续研究可以采用多源头纵向设计或跟踪研究的方法从而更全面地揭示人工智能技术的独立影响和动态变化轨迹。

第二,未全面把握工作情境中的因素效应。员工工作状态和技术应用之间可能受到其他变量的影响,如员工合作水平、组织文化、技术支持质量等。因此,未来研究可以系统纳入工作情境多维因素,挖掘其对智能技术的综合影响路径。

第三,研究未能探明社会支持的具体作用。研究采用均值抽样法来分析社会支持的中介效应,但发现数据波动性过高,导致无法证明其作用。因此,未来应尝试使用曲线分析方法,以更准确地探讨社会支持的细密效应。

第四,在探讨人工智能应用时,研究未对其进行详尽的分类。制造业中的人工智能应用广泛,涵盖了自动化、智能制造系统、数据分析算法等多个方面,这些不同的智能技术对员工工效的影响可能存在差异。因此,未来应细分人工智能技术,探讨其独特的应用特点及对工作效率的差异化影响。这将有助于员工更精确地选择适合自己的人工智能技术,进而更有效地提升工作效率。

## 参考文献:

- [1] 赵庆. 培育发展新质生产力赋能现代化产业体系建设的时空效应检验[J]. 重庆工商大学学报(社会科学版), 2025(2): 29-42.
- [2] 希拉·贾萨诺夫. 发明的伦理[M]. 智从, 田喜腾, 田甲乐, 译. 北京: 中国人民大学出版社, 2018: 11.
- [3] 安德鲁·芬博格. 技术批判理论[M]. 韩连庆, 曹观法, 译. 北京: 北京大学出版社, 1991: 79.
- [4] 科恩·卡尔. 马克思的历史理论——一种辩护[M]. 段忠桥, 译. 北京: 高等教育出版社, 2008: 6.
- [5] PARKER S K, WALL T D, CORDERY J L. Future work design research and practice: Towards an elaborated model of work design[J]. *Journal of Occupational and Organizational Psychology*, 2001(4): 413-440.
- [6] MORGESON F P, CAMPION M A. Minimizing trade offs when redesigning work: Evidence from a longitudinal quasi-experiment[J]. *Personnel Psychology*, 2002(55): 589-612.
- [7] 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(6): 1321-1339.
- [8] WENDEROTT K, KRUPS J, ZARUCHAS F, et al. Effects of artificial intelligence implementation on efficiency in medical imaging: a systematic literature review and meta-analysis[J]. *NPJ Digital Medicine*, 2024(1): 265.
- [9] MING L W, ANDERSON J, HIDAYAT F, et al. AI as a driver of efficiency in waste management and resource recovery[J]. *International Transactions on Artificial Intelligence*, 2024(2): 128-134.
- [10] BRYNJOLFSSON E, ROCK D, SYVERSON C. Artificial intelligence and the modern productivity paradox[J]. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, 2019(23): 23-57.
- [11] MITROULIS D, KITSIOS F. Digital transformation strategy: A literature review[C]//*Proceedings of the 6th National Student Conference of HELORS, Xanthi, Greece*, 2019: 59-61.
- [12] HACKMAN J R, OLDHAM G R. Development of the job diagnostic survey[J]. *Journal of Applied Psychology*, 1975(2): 159-170.
- [13] 王玉峰, 郑海燕, 王树进. 大数据能力对员工创新绩效的影响——知识转移与工作自主性的作用[J]. *科技管理研究*, 2021(9): 122-130.
- [14] WILSON H J, DAUGHERTY P R, MORINI-BIANZINO N. The jobs that artificial intelligence will create[J]. *Mitsolam Management Review*, 2017(4): 14-17.
- [15] KUBICEK B, PAŠKVAN M, BUNNER J. The bright and dark sides of job autonomy[J]. *Job demands in a changing world of work: Impact on workers' health and performance and implications for research and practice*, 2017(10): 45-63.
- [16] DECI E L, RYAN R M. Intrinsic motivation and self-determination in human behavior[J]. *Contemporary Sociology*, 1988(2): 253-260.
- [17] FITZPATRICK K K, DARCY A, VIERHILE M. Delivering cognitive behavior therapy to young adults with symptoms of depression and anxiety using a fully automated conversational agent (Woebot): A randomized controlled trial[J]. *JMIR Mental Health*, 2017(2): e7785.
- [18] RHOADES L, EISENBERGER R. Perceived organizational support: A review of the literature[J]. *Journal of Applied Psychology*, 2002(4): 698-714.
- [19] CROPANZANO R, MITCHELL M S. Social exchange theory: An interdisciplinary review[J]. *Journal of management*, 2005(6): 874-900.
- [20] BRYNJOLFSSON E, MITCHELL T. What can machine learning do? Workforce implications[J]. *Science*, 2017(6370): 1530-1534.
- [21] ERICSSON K A, KRAMPE R T, TESCH-RÖMER C. The role of deliberate practice in the acquisition of expert performance[J]. *Psychological Review*, 1993(3): 363-406.
- [22] BESSEN J. AI and jobs: The role of demand[R]. *National Bureau of Economic Research*, 2018.
- [23] LEPINE J A, PODSAKOFF N P, LEPINE M A. A meta-analytic test of the challenge stressor-hindrance stressor frame-



- work: An explanation for inconsistent relationships among stressors and performance[J]. *Academy of Management Journal*, 2005(5): 764-775.
- [24] PODSAKOFF N P, LEPINE J A, LEPINE M A. Differential challenge stressor-hindrance stressor relationships with job attitudes, turnover intentions, turnover, and withdrawal behavior: A meta-analysis[J]. *Journal of Applied Psychology*, 2007(2): 438-454.
- [25] KUVAS B, DYSLVIK A. Perceived investment in employee development, intrinsic motivation and work performance[J]. *Human Resource Management Journal*, 2009(3): 217-236.
- [26] MATHEW J, OGBONNA E, HARRIS L C. Culture, employee work outcomes and performance: An empirical analysis of Indian software firms[J]. *Journal of World Business*, 2012(2): 194-203.
- [27] SELMER J, LAURING J. Dispositional affectivity and work outcomes of expatriates[J]. *International Business Review*, 2013(3): 568-577.
- [28] LANAJ K, JOHNSON R E, BARNES C M. Beginning the workday yet already depleted? Consequences of late-night smartphone use and sleep[J]. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 2014(1): 11-23.
- [29] 姜乾金. 领悟社会支持量表[J]. *中国行为医学科学*, 2001(10): 41-43.
- [30] VERMA S, SINGH V. Impact of artificial intelligence-enabled job characteristics and perceived substitution crisis on innovative work behavior of employees from high-tech firms[J]. *Computers in Human Behavior*, 2022(131): 107215.
- [31] 雷鑫. 人工智能效应对制造业企业员工工作绩效的非线性影响研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2022.

## The Influence Mechanism of Artificial Intelligence Application on the Work Efficiency of Manufacturing Employees

LIU Shengmin, MA Manting

(Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**Abstract:** Although artificial intelligence (AI) technology has obvious advantages in improving employee performance, the mechanism of its efficiency improvement has rarely been systematically explored. This study aims to investigate the mechanism by which AI technology affects the work efficiency of manufacturing employees. Combining technological determinism and the job characteristics model, it selects job characteristics such as knowledge specialization, job demands, job autonomy, and social support from the perspectives of knowledge, tasks, and society as mediating variables, and intrinsic motivation as a moderating variable, to construct a technology impact model. A three-step mixed method is used for path analysis and neural network model verification. After controlling for substitution crisis and demographic variables, the study finds that the application of AI can enhance employee work efficiency through job demands, job autonomy, or knowledge specialization respectively; the influence effect of job demands exceeds that of the other two variables; social support cannot play a mediating role in the relationship between AI application and employee work efficiency, but intrinsic motivation has a negative moderating effect on such relationship. This conclusion helps to understand the implementation mechanism of AI technology in the manufacturing industry and provides a path reference for continuously improving the efficiency of human-machine collaboration.

**Keywords:** artificial intelligence; job characteristics model; artificial neural network model; work efficiency; intrinsic motivation

(责任编辑:李栋桦)