

人机协作是否必然提升劳动收入： 来自网络招聘数据的证据

喻家驹¹, 周 健¹, 陶长琪^{2,3}

(1. 江西财经大学 统计与数据科学学院, 江西 南昌 330013; 2. 浙江外国语学院 国际关系高等研究院,
浙江 杭州 310023; 3. 浙江外国语学院 国际商学院, 浙江 杭州 310023)

摘 要:近年来,新一代信息技术被广泛用于社会生产各环节,对劳动收入产生了复杂而深远的影响,人机替代和人机协作是其中的两种形式。相比于人机替代,人机协作能够通过劳动工具升级的方式拓展劳动者能力边界,提升任务执行效率,在直观逻辑上更能为劳动收入的增长赋能。然而,从资本深化的角度来看,新一代信息技术的应用也必然弱化劳动者在生产中的角色,并降低劳动收入份额。加上缺少测算指标,目前尚不清楚人机协作是否必然提升劳动收入。文章采用网络招聘数据首次在就业岗位层面测算人机协作水平,并将其分解为教育依赖型协作和非教育依赖型协作,进而考察人机协作对劳动收入的影响。研究发现:人机协作总体上提高了劳动收入;“劳动生产率效应”和“劳动角色弱化效应”是其作用机制;人机协作并不必然提升劳动收入,由于“劳动生产率效应”和“劳动角色弱化效应”的影响程度不同,教育依赖型协作对劳动收入的提高具有促进作用,但非教育依赖型协作则有抑制作用;人机协作对劳动收入的影响存在年份、学历和区域异质性;拓展性分析显示,技能特异性强化人机协作对劳动收入的正向影响,且人机协作能显著提高就业岗位的权益保障水平。文章的研究结论对于优化人机协作方向和提高劳动收入份额提供了参考。

关键词:人机协作;劳动收入;网络招聘数据;“劳动生产率效应”;“劳动角色弱化效应”

中图分类号:F244 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-9952(2026)07-0019-15

DOI: 10.16538/j.cnki.jfe.20260516.301

一、引 言

《2026 年国务院政府工作报告》再次强调要“突出推进全体人民共同富裕”。这意味着提升劳动收入是当前中国社会经济发展的重要目标。同时,随着数字技术快速发展,近年来新一代信息技术被广泛运用于社会生产各环节,对劳动收入产生了复杂而深远的影响(Acemoglu 和 Restrepo, 2020; 王永钦和董雯, 2023)。人机替代和人机协作是新一代信息技术应用于生产过程的两种形式,其中人机替代能推动工作任务自动化,“机”替代劳动者单独执行任务,将传统工作任务转变为自动化任务,无需“人”的参与,不再属于“工作”任务范畴;人机协作则能推动工作任务数

收稿日期:2025-09-17

基金项目:国家自然科学基金(72473058, 72163008, 72563012);浙江省哲学社会科学重大项目(26YJRC015ZD);江西省社会科学基金青年项目(22YJ42);江西省高校人文社会科学重点研究基地项目(JD22031)

作者简介:喻家驹(1990—),男,江西南昌人,江西财经大学统计与数据科学学院讲师,硕士生导师;

周 健(1999—),男,湖北宜昌人,江西财经大学统计与数据科学学院硕士研究生;

陶长琪(1967—)(通讯作者),男,江西临川人,浙江外国语学院国际关系高等研究院教授、国际商学院教授。

字化,“机”作为劳动工具与劳动者共同执行任务,此时传统工作任务转变为数字化工作任务,仍属于“工作”任务范畴。相比于人机替代这一“抢饭碗”现象,人机协作能够通过劳动工具升级的方式拓展劳动者能力边界,提升任务执行效率(胡晟明等,2021),在直观逻辑上其更能为劳动收入的增长赋能。然而直观逻辑上的可能性并不一定能转化为现实中的必然性。从资本深化的角度来看,新一代信息技术的应用也必然会弱化劳动者在生产中的角色,并降低劳动收入份额(何小钢和刘叩明,2023),显然这一点并不会因其应用形式是人机替代还是人机协作而发生改变。因此,人机协作是否必然提升劳动收入尚需要通过经验证据来进行解答。

在进行进一步讨论之前有必要界定清楚人机协作的概念。已有研究大多以机器人代指人机协作中的“机”,人机协作是“人”与“机”为执行“任务”而形成的协同关系。例如,国际标准化组织(ISO)于2011年将人机协作定义为“人与机器人共享一个工作空间并协同完成作业的状态”。在此基础上,Hentout等(2019)认为,人机协作中人与机器人之间的协同方式和目标应更为明确,可理解为“人与机器人通过物理或非物理接触的方式直接交互,以执行某些复杂的任务”。Ajoudani等(2018)则认为,人机协作中,“人”与“机”应当是系统性而非简单的物理接触关系,并由此将人机协作定义为“人、机器人和环境相互接触并形成一个耦合的动态系统以完成一项任务”。上述定义中的机器人多指工业机器人,ISO将其定义为“一种可实现自动控制、可重复编程、多自由度以及多功能的机械设备”,中国国家标准(GB/T39405-2020)则将其定义为“为工业自动化领域应用而设计的、可编程的、多功能的操纵机,具有三个及以上可编程轴”。两种定义均将“机器人”看作是在物理应用层面上实现生产操作的某种设备,且为主流文献广泛采纳(Acemoglu和Restrepo,2020;孙早和陈玉洁,2023)。然而新一代信息技术的应用形式早已不局限于物理应用,还包括信息化、智能化等抽象应用,“机”的核心已转变为抽象层面的编码程序,物理层面的数字化设备仅作为编码程序的载体。在本文的研究情景下,人机协作是新一代信息技术应用下所产生的劳动现象,仅以机器人来限定“机”的内涵并不完全适用。因此,本文延续已有研究的定义框架,对“机”的概念予以拓展,定义人机协作为人工智能、工业机器人等新一代信息技术通过编码程序的形式,以数字化设备为载体参与劳动,并与劳动者共同执行工作任务的现象。值得注意的是,编码程序参与劳动是人机协作的必要条件,但二者并不完全等同。编码程序赋予了数字化设备模仿人类从事体力和脑力活动的的能力,进而替代劳动者完全执行或部分执行工作任务。当工作任务中所有任务环节均由数字化设备执行时,属于完全自动化的人机替代;而当剩余任务环节仍由劳动者补充性地执行时,则为人机协作。

由于缺少人机协作测算指标,几乎没有文献直接探讨人机协作对劳动收入的影响,大多探讨“编码程序参与劳动”现象对劳动收入的影响。影响机理方面,大多文献以工业机器人、人工智能技术为例,从劳动力市场供需变化的角度将其总结为替代效应、生产率效应和就业创造效应:编码程序既会通过替代效应减少市场劳动力需求并降低劳动收入;也会通过生产率效应和就业创造效应提升市场劳动力需求并提高劳动收入(Acemoglu等,2025;魏宏冰等,2025)。影响结果方面,已有文献持技能偏向和任务偏向两类观点。技能偏向观点认为编码程序参与劳动对劳动收入的影响效应与劳动者技能层次有关,替代效应主要存在于中低技能劳动者中,而新型工作任务更青睐高技能劳动者,具有技能偏向特征,这会抑制中低技能劳动者收入提高并促进高技能劳动者劳动收入的提高(Acemoglu和Restrepo,2020;陈东和郭文光,2024;Gao等,2025)。任务偏向观点则认为编码程序对可编码和重复性的常规任务存在替代性,其与高级认知和社会互动的非常规任务具有互补性,这使得编码程序参与劳动会促进非常规工作任务劳动收

入提高并抑制常规工作任务劳动收入的提高(Autor 等, 2003; Acemoglu 和 Restrepo, 2022; 毛日昇, 2024)。由于常规任务往往由中技能劳动者承担, 而非常规任务通常由低技能或高技能劳动者承担, 因此在技能偏向和任务偏向的共同作用下, 编码程序参与劳动对劳动收入的影响还表现出收入极化特点, 即中技能劳动者劳动收入降低, 同时低技能和高技能劳动者劳动收入增加(何小钢和刘叩明, 2023; Mukoyama 等, 2025)。

上述研究表明, 编码程序参与劳动能通过替代效应、生产率效应和就业创造效应影响劳动收入, 其影响结果表现出技能偏向和任务偏向特征, 并会造成收入极化。然而, 从人机协作的角度来看, 已有文献仍存在以下几点待补充之处: 第一, 缺少人机协作的测算指标。已有文献尚未直接对人机协作水平进行测算, 一是因为观测数据的局限, 在传统测算方法中往往需要通过口径适配的结构化数据来构建测算指标, 但当前公开的结构化数据库往往仅支持直接对“编码程序参与劳动”这一现象进行测算。例如, 王林辉等(2023)以人工智能专利授权量测算“人工智能应用”, Acemoglu 和 Restrepo(2020)以及魏宏冰等(2025)以工业机器人安装量和存量数据测算“机器人应用”等指标, 但这些数据口径均不能直接对“编码程序参与劳动”中的人机协作和人机替代现象进行剥离。二是研究视角尚未渗透, 相比于结构化数据, 文本数据中蕴藏的信息量更为丰富, 理论上能够突破观测数据上的局限并实现对人机协作的测算, 但在相关指标的测算中文本分析法的应用时间还不长, 研究视角仍集中于对“编码程序参与劳动”现象的探讨。例如, 姚加权等(2024)利用上市公司年报和专利文本构建“人工智能应用”指标, Gao 等(2025)基于年报文本内容构建“数字化转型”的测度方法, 余典范等(2025)、张丹丹等(2025)基于招聘文本分别构建了“数字人力投入”和“人工智能技术暴露度”指标, 上述研究均未关注对人机协作指标的测算。第二, 人机协作对劳动收入的影响尚未明确。已有文献探讨了编码程序参与劳动对劳动收入的影响。编码程序参与劳动具体包含人机替代和人机协作两种形式, 二者在技术特征上的差异决定了人机协作与编码程序参与劳动现象高度重合但不完全等同, 以编码程序参与劳动为主题的相关研究结论并不能直接套用于阐释人机协作对劳动收入的影响, 二者间的异同之处仍缺乏经验证据。

鉴于此, 本文以已有文献为基础, 使用“前程无忧”和“智联招聘”网站 2018—2024 年的 1900 余万条招聘数据, 从微观就业岗位层面研究了人机协作对劳动收入的影响, 可能存在以下三个方面的边际贡献: 第一, 首次在就业岗位层面对人机协作进行了测算与类型分解。在就业岗位人机协作的测算方面, 本文利用网络招聘文本从就业岗位层面捕捉人机协作相关的技能信息, 构建了包含 638 个相关词汇的人机协作技能词典, 并对人机协作任务进行识别, 进而测算就业岗位人机协作水平。在人机协作类型分解方面, 本文引入高斯混合聚类方法将人机协作技能聚类为教育依赖型协作技能和非教育依赖型协作技能两类, 进而将人机协作分解为教育依赖型协作和非教育依赖型协作。第二, 厘清了人机协作对劳动收入的影响机理与效应。本文发现人机协作一方面能通过技术互补和技能深化发挥“劳动生产率效应”并提高劳动收入, 另一方面还能通过技术替代产生“劳动角色弱化效应”并降低劳动收入, 其总影响效应为正。由于“劳动生产率效应”和“劳动角色弱化效应”的强弱关系不同, 教育依赖型协作会提高劳动收入, 但非教育依赖型协作会降低劳动收入。由此, 本文将新一代信息技术对就业市场冲击的研究从“编码程序参与劳动”深化至人机协作层面。第三, 拓展了人机协作对劳动收入影响的研究视角。一是结合技能特异性视角检验了人机协作对劳动收入影响的边界条件, 并发现技能特异性水平能够强化人机协作和教育依赖型协作对劳动收入的促进作用, 并弱化非教育依赖型协作对劳动收

入的抑制作用。二是将人机协作经济后果的讨论范围由劳动收入拓展至就业质量层面,发现人机协作总体上显著提高了就业岗位的权益保障水平,且这一作用在教育依赖型协作中相对更大。

二、人机协作对劳动收入影响的理论分析

(一) 人机协作对劳动收入的影响机理

在新一代信息技术赋能下,通过对工作任务的执行逻辑进行程序化编码,数字化设备具备了执行工作任务中可编码环节的能力(王林辉等, 2023)。与劳动者单独执行工作任务的传统模式相比,人机协作能够通过将部分劳动技能代码化,并以数字化设备为载体参与执行工作任务。编码程序参与劳动势必对任务执行方式带来冲击,^①这种冲击在人机协作情景下可以产生两种效应:一是劳动生产率效应,即在工作任务的具体任务环节中,编码程序以“工具机”的形式为劳动者提供技术互补和技能深化,进而促进就业岗位劳动生产率的提升;二是劳动角色弱化效应,编码程序以“发动机”的形式帮助分担工作任务中的部分任务环节,通过技术替代弱化就业岗位中劳动者劳动角色的重要性。可见,人机协作必然对劳动收入产生影响。

一方面,人机协作能通过“劳动生产率效应”提升劳动收入。人机协作通过技术互补和技能深化提升就业岗位的劳动生产率。技术互补的“劳动生产率效应”体现在两个方面:一是编码程序以分工协作的方式与劳动者共同参与劳动,在可执行范围内,编码程序较劳动者具有明显的成本优势(毛海涛等, 2024),能以“降本”的形式提升劳动生产率;二是从“工具机”的角度来看,编码程序作为辅助性技术工具嵌入生产过程,能够提升劳动者的信息获取能力与任务处理效率,可拓展劳动者能力边界(孙早和陈玉洁, 2023),进而以“增效”的形式提升劳动生产率。技能深化的“劳动生产率效应”则体现在三方面:一是人机协作通过自动化手段将工作任务中的简单与重复性环节剥离,将劳动者从程序性任务中解放出来,向非程序性任务迁移(王林辉等, 2023),推动了劳动者技能的深层次积累;二是人机协作通常伴随着精密设备和复杂软件等新技术的应用,要求劳动者掌握更加专业的生产系统运行和维护知识,以形成独特的“操作权力”^②(黄浩权等, 2024),倒逼劳动者不断投入高级技能的学习与积累,进而释放技术势能,实现设备与软件的高效运转;三是人机协作下快速迭代的技术环境要求劳动者不断进行知识更新和技能再投资以适应环境变化(魏宏冰等, 2025),这种动态的学习需求直接推动了劳动技能的持续深化。就业岗位中实际投入的人力资本水平提升将带来更高的劳动生产率(毛日昇, 2024),劳动生产率的提升又必然会为企业带来更高的经营利润,提升劳动者可分享的经济租金水平,并促进劳动收入增长。

另一方面,人机协作也会通过“劳动角色弱化效应”而降低劳动收入。人机协作在本质上包含技术替代成分。尽管编码程序与劳动者共同执行工作任务,但在可自动化范围内,编码程序能够独立完成部分任务环节,并在执行速度、稳定性和成本控制方面相较于劳动者具有比较优势。由于机器在效率与成本方面的先天优势,企业在生产过程中往往倾向于扩大其应用范围,并逐步嵌入流程控制与任务分配等关键环节(Parker 和 Grote, 2022),进而导致人机协作中的劳动主导权由劳动者向编码程序让渡(李凯和胡方舟, 2025)。当企业逐步扩大编码程序在生产过程中的参与比重时,原本由劳动者承担的部分任务环节被技术所接管,劳动者在整体任务结构

^① 孙早和陈玉洁(2023)基于马克思提出的“发动机”与“工具机”概念,以工业机器人为例解释了编码程序参与劳动对生产方式带来的冲击:编码程序一方面以发动机的角色按照原有的生产方式提供新的生产动力,承担完成可自动化范围内的任务环节;另一方面以工具机的角色帮助劳动者摆脱“器官的限制”,拓展能力边界。

^② “操作权力”指的是劳动者因掌握新技术所需的专业知识和技能而获得的对生产系统运行与维护的控制能力和主导地位。

中的参与度相应下降,形成就业岗位中的技术替代,带来“劳动角色弱化效应”。“劳动角色弱化效应”必然使劳动者在生产过程中的不可替代性下降,削弱其在工资谈判中的议价能力,导致劳动者在经济租金中的分享比例下降,进而降低劳动收入(王永钦和董雯, 2023)。

结合上述分析可知,人机协作对劳动收入的影响既存在促进作用,也存在抑制作用,但当前并无证据表明哪种作用的影响相对更大。据此,本文提出如下假说:

假说 1: 人机协作并不必然提升劳动收入。一方面,人机协作能通过技术互补和技能深化发挥“劳动生产率效应”而提高劳动收入;另一方面,其能通过技术替代产生“劳动角色弱化效应”而降低劳动收入。

(二)异质型人机协作对劳动收入的影响

王林辉等(2023)认为,在新一代信息技术的冲击下,工作任务对劳动技能的要求出现了分化:信息技术一方面能通过拓展劳动者能力边界形成“再技能”效应,另一方面也能通过执行替代简化劳动技能要求形成“去技能”效应。高学历劳动者通常具备更高的学习能力,在人机协作中能够快速适应“再技能”变革;低学历劳动者受限于数字素养,在人机协作中不得不面临“去技能”效应(毛宇飞等, 2025)。两种情形下的人机协作模式存在本质差异(Autor 等, 2024)。本文根据对劳动者学历要求的不同,将人机协作分为教育依赖型协作与非教育依赖型协作两类,区别在于教育依赖型协作中存在明显的学历门槛。^①教育依赖型协作和非教育依赖型协作对劳动收入的影响存在差异,具体体现在以下两方面:

第一,教育依赖型协作的“劳动生产率效应”更强。首先,在技术互补层面,教育依赖型协作岗位通常涉及更高复杂度与认知含量的任务结构,劳动者承担的任务具有更强的知识密集特征(王永钦和董雯, 2023)。在这种情境下,编码程序通过分工协作承担规则性与标准化环节后,劳动者能够将时间与精力集中于高附加值任务(皮淑雯等, 2026),“降本”带来的效率将得以释放。同时,高学历劳动者具备更强的信息处理能力与技术吸收能力,能够充分利用数字系统,使得“增效”作用更加明显。因此,在教育依赖型协作中,技术互补对劳动生产率的提升幅度更大。其次,在技能深化层面,教育依赖型协作岗位本身对非程序性技能要求更高,人机协作所引致的任务重构更容易推动劳动者向高认知活动转移(胡乐明和杨虎涛, 2022),技能结构升级幅度更为显著(陈东和郭文光, 2024)。再次,此类岗位通常伴随更先进、更复杂的技术设备与软件系统,技术势能更高,对劳动者专业知识与能力的要求更为严苛,技能深化强度更高。最后,教育依赖型协作所处的技术环境迭代更快、复杂性更强,劳动者为维持岗位竞争力必须持续进行高强度技能再投资,“终身学习”的刚性更强(陈东和郭文光, 2024)。

第二,教育依赖型协作的“劳动角色弱化效应”更弱。首先,教育依赖型协作岗位通常涉及高认知复杂性与专业知识密集型任务,劳动者在人机协作中的核心职责并非简单的执行环节,而是承担判断、整合与系统控制等关键功能(王林辉等, 2022)。在此类岗位中,即便编码程序承担部分规则性任务,生产体系对高技能劳动者的依赖程度仍然较高,其在任务组织与技术运作中的主导地位不易被完全替代。其次,人机协作下的专业化分工带来了就业岗位中工作任务的重塑,并衍生出了新工作环境(王林辉等, 2023)。在教育依赖型协作中,由于对应的人机协作技能具有一定的学习难度,劳动者需要经过充分的学习与经验积累来完成“再技能”转型(姚加权等, 2024)。教育依赖型协作的学习门槛构成岗位竞争壁垒,使其不可替代性保持在较高水平(Jedwab 等, 2023)。相比之下,非教育依赖型协作岗位的技能门槛较低,技术介入更容易削弱劳

^① 这一特征将在对人机协作的类型分解中得到验证。

动者在生产流程中的核心地位(林晨和廖逸涵, 2025)。因此,在教育依赖型协作中,劳动者的角色重要性下降程度相对有限,从而表现出更弱的“劳动角色弱化效应”。

综合上述分析,本文提出如下假说:

假说 2:教育依赖型协作对劳动收入的正向影响高于非教育依赖型协作,其原因在于教育依赖型协作的“劳动生产率效应”强于非教育依赖型协作,但“劳动角色弱化效应”弱于非教育依赖型协作。

三、就业岗位人机协作的测算与类型分解

(一)就业岗位人机协作水平的测算^①

从行为主体来看,就业岗位中人机协作的充分必要条件是劳动者与数字化设备协作并共同执行工作任务,其核心在于劳动者掌握数字化设备使用的能力,即人机协作技能。本文在获取网络招聘数据之后,构建人机协作技能词典,并测算就业岗位人机协作水平。首先,构建人机协作技能词典:(1)采用 Jieba 分词对招聘数据中“职位信息”一栏的文本信息进行分词、去除虚词等基本处理,提取出能够表征劳动技能的词;(2)在分词获得的劳动技能中,提取出符合“人机协作”特征的劳动技能关键词。人机协作要求劳动者与数字化设备协同劳动,因此判断的基本标准是:劳动技能所描述的劳动环节若脱离数字化设备就无法完成,则该词为人机协作技能。本文最终获得包含 638 个具体关键词的人机协作技能词典。其次,对就业岗位人机协作水平进行测算:(1)借助招聘文本中的数字序号(如无数字序号则借助分号或句号)识别就业岗位的工作任务数量;(2)按照是否包含人机协作技能词典中的关键词,将每个工作任务判定为人机协作任务或非人机协作任务,并识别就业岗位中人机协作任务数量;(3)以就业岗位中人机协作任务数量除以工作任务总数量得到该岗位的人机协作水平,具体如式(1)所示。

$$\text{人机协作水平} = \frac{\text{人机协作任务数量}}{\text{工作任务总数量}} \quad (1)$$

(二)就业岗位人机协作类型的分解

1. 人机协作技能类型识别。本文采用机器学习中的聚类分析方法,利用“学历”维度的信息对人机协作技能的类型进行识别,具体包括如下两步:

(1)采用贝叶斯法则统计每个人机协作技能在学历维度上的概率分布。令 $P(\cdots)$ 表示概率, E 表示学历,那么人机协作技能 a 属于学历 E 的概率 $P(E|a)$ 可以表示为:

$$P(E|a) = \frac{P(a|E) \times P(E)}{P(a)} \quad (2)$$

(2)采用聚类分析方法识别人机协作技能类型。采用高斯混合聚类方法,利用学历分布特征能够对人机协作技能的类型进行识别。^②聚类结果展示于表 1。不难看出,在高斯混合聚类下,人机协作技能可分为类型 1 和类型 2 两类,二者主要区别在于学习门槛不同:类型 1 不存在学习门槛,所有学历的劳动者均能够掌握这类技能;类型 2 至少需要高中学历才能勉强掌握(掌握该类型技能的劳动者仅有 0.46% 为初中学历, 2.89% 为高中学历),大专学历劳动者掌握该技能的可能性较高中学历更高,但仍有一定难度,而本科和研究生学历的劳动者掌握该类型技能的难度相对不大,可见,该类型技能的学习门槛较为明显。因此,将类型 1 指派为非教育依赖型协作技能,类型 2 指派为教育依赖型协作技能。

① 限于篇幅,具体细节未在正文中完整报告,内容留存备案。

② 限于篇幅,本文采用高斯混合聚类的完整细节介绍未报告于正文,内容留存备案。

表 1 人机协作的类型识别与学历分布特征

人机协作 技能类型	技能个数	频数(万)	学历分布(%)				
			初中及以下	高中	大专	本科	研究生
类别1	262	5577.60	11.64	19.92	24.68	23.51	20.25
类别2	376	2234.68	0.46	2.89	13.18	36.42	47.05

2. 就业岗位人机协作水平的分解。在本文招聘数据的“职位信息”一栏中,人机协作任务中存在较多同时涉及教育依赖型与非教育依赖型协作技能的情形,为了在实证环节中区分教育依赖型与非教育依赖型协作技能在人机协作对劳动收入影响中的异质性贡献,将就业岗位的人机协作水平分解为教育依赖型协作水平和非教育依赖型协作水平两部分。计算方法如式(3)所示:

$$(\text{非})\text{教育依赖型协作水平} = \text{人机协作水平} \times \frac{(\text{非})\text{教育依赖型协作技能个数}}{\text{人机协作技能总数}} \quad (3)$$

四、研究设计

(一)变量定义

1. 被解释变量。本文的被解释变量为劳动收入(Ln Wage)。招聘数据对劳动收入的描述是一个包含最低收入和最高收入的区间范围。用人单位为吸引更多的劳动者应聘,可能会虚报收入上限,因此本文以就业岗位最低月收入(元)的对数衡量劳动收入。同时,本文还以就业岗位最高月收入(元)的对数构建指标“劳动收入上限”,以就业岗位最低月收入(元)和就业岗位最高月收入(元)的均值取对数构建指标“劳动收入预期”,并用这些指标进行稳健性检验。

2. 解释变量。本文的解释变量为就业岗位的人机协作水平(Col)、非教育依赖型协作水平(Col_L)和教育依赖型协作水平(Col_H)。就业岗位人机协作水平的计算方式见式(1),非教育依赖型协作水平和教育依赖型协作水平的计算方式见式(3)。

3. 控制变量。本文选取了一系列微观和城市层面的控制变量。微观层面控制变量包括教育年限(Edu)、^①工作经验(Wy)、工作经验的平方($Wy2$)和职位信息文本总字数的对数($Sent$)。城市层面控制变量包括地区人口规模($Size$)、人均地区生产总值取对数($Agdp$)、第二产业增加值占地区生产总值的比重($Pind2$)、第三产业增加值占地区生产总值的比重($Pind3$)、人口流入水平(Pop_flow)和城乡收入差距($Income_gap$)。其中,地区人口规模($Size$)以城市常住人口数(万人)取对数衡量;人口流入水平(Pop_flow)以常住人口(万人)除以户籍人口(万人)后减1衡量;城乡收入差距以城镇居民人均可支配收入除以农村居民人均可支配收入衡量。

(二)实证模型

本文首先构建线性模型检验人机协作对劳动收入的影响效应,如式(4)和式(5)所示:

$$\text{LnWage}_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 Col_{it} + \alpha_2 Coni_{it} + \alpha_3 Conp_{it} + \theta_i + \lambda_c + \delta_j + \chi_o + \mu_{it} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \text{LnWage}_{it} = & \beta_0 + \beta_1 Col_H_{it} + \beta_2 Col_L_{it} + \beta_3 Coni_{it} + \beta_4 Conp_{it} \\ & + \theta_i + \lambda_c + \delta_j + \chi_o + \mu_{it} \end{aligned} \quad (5)$$

其中, i 、 j 、 c 、 t 、 o 分别表示岗位、行业、城市、年份和职业; Ln Wage_{it} 为被解释变量,表示劳动收入; Col_{it} 、 Col_H_{it} 和 Col_L_{it} 为解释变量,分别表示就业岗位人机协作水平、教育依赖型协作水平

^① 教育年限按工作岗位对学历的最低要求进行设定:若学历要求为初中及以下则取值 9;高中、中专或同等学力则取值 12;大专则取值 15;本科则取值 16;研究生(包括硕士和博士)则取值 19。

和非教育依赖型协作水平; $Coni_{it}$ 和 $Comp_{ct}$ 分别为微观层面和城市层面的控制变量; 此外, 本文还控制了年份固定效应 θ_t 、行业固定效应 δ_j 、城市固定效应 λ_c 和职业固定效应 χ_o , μ_u 为随机干扰项。

(三)数据来源与处理^①

2018—2024 年的网络招聘数据来源于两方面: 一是使用 Python 软件, 通过爬虫技术自主采集智联招聘和前程无忧网站的网络招聘数据; 二是从锐思(RESSET)数据库获取相关招聘数据。本文对初始获取的样本进行如下处理: (1)剔除职位名称、职位信息、薪资、工作地点、学历等关键变量缺失的样本; (2)剔除重复发布的招聘数据样本; (3)剔除薪资为面议或无薪资数据的样本。经过上述处理, 最终得到 1900 余万(19621342 个)岗位招聘数据样本。此外, 城市层面的宏观变量来自国泰安数据库(CSMAR)和国家统计局等网站。

五、实证结果分析

(一)基准回归结果

人机协作对劳动收入影响的实证结果报告于表 2, 其中标准误聚类至城市层面。列(1)表明, 人机协作(Col)总体上对劳动收入存在显著促进作用, 人机协作带来的“劳动生产率效应”较“劳动角色弱化效应”更大。分类型来看, 列(2)中教育依赖型协作(Col_H)的系数显著为正, 非教育依赖型协作(Col_L)的系数则显著为负, 这表明人机协作对劳动收入的影响存在类型分化特征, 人机协作并不必然提升劳动收入。

表 2 基准回归结果

变量	(1)	(2)
	Ln Wage	Ln Wage
Col	0.1719*** (0.0153)	
Col_H		0.2469*** (0.0169)
Col_L		-0.0424*** (0.0079)
控制变量	控制	控制
职业/行业/城市/年份固定效应	控制	控制
样本量	19621082	19620837
R^2	0.3118	0.3147

注: 括号内数值为稳健标准误; *, **和***分别表示在10%、5%和1%水平上显著。下表统同。

(二)传导机制检验

1. “劳动生产率效应”和“劳动角色弱化效应”检验。

(1)“劳动生产率效应”检验。由于难以直接从就业岗位层面观测人机协作的生产效率, 因此通过相对间接的方式检验“劳动生产率效应”。核心思路为: 如果“劳动生产率效应”普遍存在, 人机协作必然使企业直接从劳动生产率的提升中获益, 可供劳动者分配的利润租金也会更高。因此, 若在企业层面观察到人机协作与劳动生产率相关指标之间的因果关系, 则可以作为“劳动生产率效应”存在的间接证据。

由于大部分企业并不披露经营数据, 本文利用工商企业数据库中企业存续状态信息间接观测劳动生产率。构建虚拟变量生存风险($Surv_risk$)作为企业劳动生产率的反向代理指标,^②若截

① 限于篇幅, 变量描述性统计的详细结果未在正文中汇报, 留存备索。

② 企业生存风险的本质来源于企业的持续亏损或资不抵债, 这种情形通常是企业劳动生产率低下的直接信号。

至 2025 年底该企业已注销则取值为 1，否则取值为 0。此外，计算“企业—年份”层面人机协作、教育依赖型协作和非教育依赖型协作的均值(Col_firm 、 Col_H_firm 和 Col_L_firm)，并利用“企业—年份”层面数据检验 Col_firm 、 Col_H_firm 和 Col_L_firm 对企业生存风险($Surv_risk$)的影响，控制变量则选择式(4)和式(5)中城市层面的控制变量。^①之后，将 $Surv_risk$ 作为解释变量对式(4)进行回归。上述结果报告于表 3。

从表 3 列(1)和列(2)的结果可以看出， Col_firm 的系数在 1% 水平上显著为负，说明在“企业—年份”层面，人机协作强度越高，企业生存风险($Surv_risk$)越小，即劳动生产率越高。此外，无论是教育依赖型协作(Col_H_firm)还是非教育依赖型协作(Col_L_firm)，其系数均在 1% 水平上显著为负，表明不同类型的人机协作均有助于提升企业劳动生产率。列(3)中 $Surv_risk$ 的系数在 1% 水平上显著为负，说明企业劳动生产率能显著提高劳动收入。换言之，人机协作能够通过降低企业生存风险而促进劳动收入水平的提升，“劳动生产率效应”得到验证。

(2)“劳动角色弱化效应”检验。受限于观测数据，无法直接衡量劳动者在就业岗位中的角色地位，因此本文同样通过相对间接的方式检验“劳动角色弱化效应”。

表 3 机制检验——劳动生产率效应的实证结果

变量	(1)	(2)	(3)
	$Surv_risk$	$Surv_risk$	$\ln Wage$
Col_firm	-0.0461*** (0.0028)		
Col_H_firm		-0.0577*** (0.0043)	
Col_L_firm		-0.0156*** (0.0037)	
$Surv_risk$			-0.0233*** (0.0065)
控制变量	控制	控制	控制
职业固定效应	未控制	未控制	控制
行业/城市/年份固定效应	控制	控制	控制
样本量	2304973	2304968	19621082
R^2	0.0114	0.0117	0.3071

注：列(1)和列(2)中的控制变量仅包含城市层面控制变量；列(2)中 Col_H_firm 系数估计值 95% 的置信区间为 $[-0.0661, -0.0493]$ ， Col_L_firm 系数估计值 95% 的置信区间为 $[-0.0229, -0.0084]$ 。

“劳动角色弱化效应”存在的前提条件是人机协作中编码程序对劳动者存在技术替代。这意味着调节技术替代作用的大小，必然伴随着“劳动角色弱化效应”的放大或缩小。因此，对“劳动角色弱化效应”的识别策略为：引入调节变量数字替代风险(Sub)衡量人机协作过程中的技术替代程度，数字替代风险越小，人机协作过程中劳动者受到的技术替代作用越小，甚至在极端情形下(完全不存在数字替代风险的情形)不存在技术替代作用，那么“劳动角色弱化效应”完全关闭。^②

本文分别在式(4)和式(5)中引入数字替代风险(Sub)、交互项“ $Col \times Sub$ ”“ $Col_H \times Sub$ ”和“ $Col_L \times Sub$ ”进行回归，结果报告于表 4。列(1)中交互项“ $Col \times Sub$ ”以及列(2)中交互项“ $Col_H \times Sub$ ”和“ $Col_L \times Sub$ ”的系数均在 1% 水平上显著为负，表明随着数字替代风险的上升，不论何种类型的人机协作对劳动收入的正向影响均显著减弱。即在数字替代风险较低的职业

① 考虑到工商企业数据库中企业存续状态只记录到 2025 年，对于不同年份的样本而言，由于时间上的基准不一样，其观测到的企业生存风险存在偏误。为控制这一偏误，本文还分年度进行了检验，其结果与表 3 列(1)—列(3)基本一致。限于篇幅，未在正文中汇报，留存备案。

② 限于篇幅，数字替代风险的测算过程未在正文报告，内容留存备案。

中, 编码程序对劳动者的技术替代作用有限, 劳动者在生产过程中的主导地位并未被明显削弱, 这一结果间接支持了“劳动角色弱化效应”。

2. 异质型人机协作的传导机制对比。在“劳动生产率效应”方面, 表 3 列(2)显示, 无论是教育依赖型协作还是非教育依赖型协作, 其在“企业—年份”层面对企业生存风险(*Surv_risk*)的影响均显著为负, 表明两类协作均有助于改善企业生存风险。其中, 教育依赖型协作(*Col_H_firm*)的估计系数绝对值高于非教育依赖型协作(*Col_L_firm*), 且二者 95% 置信区间不重合, 说明教育依赖型协作对企业劳动生产率的促进作用较非教育依赖型协作更大。在“劳动角色弱化效应”方面, 表 4 列(2)显示, “*Col_H×Sub*”和“*Col_L×Sub*”的系数均显著为负, 说明在数字替代风险上升时, 两类协作均存在“劳动角色弱化效应”。但从系数绝对值比较来看, “*Col_L×Sub*”的系数绝对值相对更大, 且二者 95% 置信区间不重合, 表明非教育依赖型协作的“劳动角色弱化效应”相对更大。因此, 本文研究假说 2 得到验证。

(三) 稳健性检验^①

本文采用多种方法进行稳健性分析, 总体而言, 稳健性分析结果仍然支持本文研究结论。

1. 调整实证方案。一是更换被解释变量的测算方式, 分别以指标“劳动收入上限”和“劳动收入预期”作为被解释变量。二是在基准回归基础上进一步控制月份固定效应。

2. 半参数方法再检验。采用 Cleveland 和 Devlin (1988) 提出的基于局部加权回归的非参数模型, 引入固定效应与控制变量来拟合人机协作与劳动收入之间的半参数回归曲线, 并观测人机协作、教育依赖型协作和非教育依赖型协作与劳动收入的趋势关系。

3. 重构人机协作词典。一是为防止部分出现频率过高(过低)的词汇对实证结果造成干扰, 本文在人机协作技能词典中按照词频数分别在 1%、5% 和 10% 水平上进行双向截尾, 并重构人机协作词典; 二是为防止部分现代职场通用技能对实证结果造成干扰, 本文首先测算人机协作词典中各词汇在各行业中的分布比例, 并按其分布标准差从小到大排序,^②进而分别在标准差最小的 1%、5% 和 10% 水平上进行单向截尾后重构人机协作词典。

4. 人机协作类型再分解。本文利用就业岗位的“学历要求”进行聚类分析, 识别人机协作技能的类型。考虑到就业岗位的“学历要求”可能受劳动力市场供需结构的冲击, 导致在衡量“掌握技能的教育成本”时存在偏误, 本文利用 O*NET 数据库对这一潜在偏误进行修正。O*NET 数据库披露了各职业学历要求的权重分布。本文基于该权重, 计算出该职业的平均教育年限要求, 以之替代招聘数据库中就业岗位对教育年限的要求, 再代入式(2)和式(3)进行聚类分析。

表 4 机制检验——劳动角色弱化效应的实证结果

变量	(1)	(2)
	Ln Wage	Ln Wage
<i>Col×Sub</i>	-0.0696*** (0.0077)	
<i>Col_H×Sub</i>		-0.0396*** (0.0090)
<i>Col_L×Sub</i>		-0.0808*** (0.0119)
<i>Col</i>	0.2068*** (0.0141)	
<i>Col_H</i>		0.2657*** (0.0151)
<i>Col_L</i>		-0.0007 (0.0134)
<i>Sub</i>	0.0470*** (0.0051)	0.0464*** (0.0047)
控制变量	控制	控制
职业/行业/城市/ 年份固定效应	控制	控制
样本量	19620863	19620618
<i>R</i> ²	0.3121	0.3150

注: 在本表列(2)中 *Col_H×Sub* 系数估计值的 95% 置信区间为 [-0.0574, -0.0219], *Col_L×Sub* 系数估计值 95% 的置信区间为 [-0.1042, -0.0575]。

① 限于篇幅, 稳健性分析和内生性分析的结果未在正文中汇报, 留存备索。

② 标准差越小, 意味着该技能在各行业的使用频率越接近, 越可能属于“现代职场通用技能”。

(四)内生性分析^①

采用工具变量法控制内生性问题,包括两种工具变量选取方案。方案1:人机协作往往是行业性行为,因此以“外地同行”的人机协作水平作为工具变量,即选取同行业、其他所有城市 Col 的均值作为 Col 的工具变量,并分别以同行业、其他所有城市 Col_H 和 Col_L 的均值作为 Col_H 和 Col_L 的工具变量。方案2:人机协作通常也具有地域性特征,因此以“本地外行”的人机协作水平作为工具变量,即选取同城市、其他职业中类的 Col 均值作为 Col 的工具变量,并分别以同城市、其他职业中类 Col_H 和 Col_L 的均值作为 Col_H 和 Col_L 的工具变量。^②采用2SLS方法,对式(4)和式(5)进行回归,结果显示各方案一阶段回归中工具变量系数估计值均在1%水平上显著,且 *Kleibergen-Paap rk Wald F* 统计量均显著大于常用的弱工具变量判别临界值,据此可排除弱工具变量问题。第二阶段的回归显示, Col 、 Col_H 的系数均在1%水平上显著为正, Col_L 的系数均在1%水平上显著为负,说明在控制内生性问题后,本文研究结论依然成立。

(五)异质性分析^③

1. 年份异质性。在样本期间,劳动力市场经历了两次系统性冲击。一是2020—2022年的突发公共卫生事件,期间线下经济活动受限,加速了远程办公、线上协作与数字化流程改造的普及。二是2022年末生成式人工智能 ChatGPT 模型的问世,标志着通用型大模型进入实际应用阶段,改变了人机协作的技术边界与任务结构。基于此,本文将进一步探讨人机协作对劳动收入影响的年份异质性特征。结果表明,在突发公共卫生事件期间及大模型问世后,人机协作对劳动收入的提升作用均有所增强。这说明外部冲击并未削弱人机协作的收入效应,反而在数字化办公需求上升、组织流程加速重构和技术应用场景扩展的背景下,人机协作对劳动收入的提升作用得到了强化。

2. 学历异质性。不同学历劳动者在人机协作中的技能适应能力、技术掌控能力以及面临的数字替代风险存在差异,因此有必要从学历维度开展异质性分析。结果显示,人机协作对劳动收入的促进作用在高学历岗位中更大。分类型来看,在非高学历岗位中,教育依赖型协作显著降低劳动收入,非教育依赖型协作显著促进了劳动收入的提高;在高学历岗位中则相反。这表明岗位学历要求与人机协作类型存在典型的适配性特征:当人机协作的技能层次与岗位学历要求相匹配时,其收入促进效应显著增强;而当协作类型与学历层次不匹配时,其对劳动收入的促进作用将减弱。

3. 区域异质性。进一步检验东部地区和中西部地区人机协作对劳动收入影响的异质性特征。结果显示,东部地区人机协作对劳动收入的促进作用显著强于中西部地区。出现这一结果的原因在于,东部地区数字基础设施更加完善、产业结构更加高端(何小钢和刘叩明, 2023),人机协作更容易与高技能岗位形成深度协同,从而放大“劳动生产率效应”(胡晟明等, 2021)。分类型来看,这一差异主要体现在教育依赖型协作中,但在非教育依赖型协作中并不显著。

六、拓展性分析

(一)人机协作技能特异性的调节效应

前文研究表明,教育依赖型协作与非教育依赖型协作中劳动者技能出现了分化,使二者对劳动收入的影响存在差异。由于对劳动者学历存在要求,学习教育依赖型协作技能对部分劳动

① 限于篇幅,内生性分析结果未在正文中汇报,留存备索。

② 此处职业中类参考《中华人民共和国职业分类大典》中的职业中类(2级代码)。

③ 限于篇幅,异质性分析的实证结果未在正文报告,留存备索。

者而言并非易事。而受制于义务教育之后教育资源的相对有限性,短期内通过提升学历来达到教育依赖型协作技能的学习门槛也较高。因此,横向优化技能结构更具有现实意义。鉴于此,本文从行业属性出发,测算人机协作技能特异性,并检验其在人机协作对劳动收入影响中的调节效应。

参考宁光杰等(2023)的定义,本文技能特异性指的是某一技能在特定行业或岗位中具有高度的针对性和不可替代性。从统计分布上来看,特异性较高的技能通常集中分布于特定的某个或某几个行业中。因此,本文以技能在行业维度上概率分布的标准差衡量其特异性水平,进而以就业岗位中所有人机协作的技能特异性水平均值衡量人机协作技能特异性水平。在式(4)和式(5)基础上,将人机协作技能特异性(Spe)作为调节变量进行回归分析,结果呈现于表5。列(1)中交互项($Col \times Spe$)、列(2)中交互项($Col_H \times Spe$ 和 $Col_L \times Spe$)的系数均显著为正,表明不论何种类型人机协作,其技能特异性越高,人机协作对劳动收入的促进作用越强。这一现象可以从以下两个方面来理解:首先,较高的技能特异性意味着劳动者在过往的学习、工作中专注于深化在特定行业和情景下的人力资本积累,使劳动者能够更好地适应工作任务对特定能力的需求,增加人机匹配程度,从而有利于生产效率的提升(宁光杰等, 2023),进而能发挥更大的“劳动生产率效应”。其次,较高的技能特异性意味着该技能在特定行业或岗位中具有较高的不可替代性,因此人机协作技能特异性使劳动者在人机协作中成为专业化、稀缺型人才,提升劳动者议价能力,“劳动角色弱化效应”的影响相对较小。

表 5 拓展性分析的实证结果

变量	技能特异性的调节效应		人机协作对权益保障的影响	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	$\ln Wage$	$\ln Wage$	$Equity$	$Equity$
$Col \times Spe$	11.0143*** (0.2713)			
$Col_H \times Spe$		11.9303*** (0.5498)		
$Col_L \times Spe$		5.6769*** (0.3925)		
Spe	-0.9519*** (0.0796)	-0.6742*** (0.0805)		
Col	-0.2056*** (0.0128)		0.2720*** (0.0220)	
Col_H		-0.2082*** (0.0285)		0.3014*** (0.0217)
Col_L		-0.1699*** (0.0150)		0.1878*** (0.0287)
控制变量	控制	控制	控制	控制
职业/行业/城市/年份固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	19621082	19620837	19621082	19620837
R^2	0.3192	0.3207	0.1581	0.1583

(二)人机协作对权益保障的影响

国际劳工组织在 1999 年提出了“体面劳动”的概念,此后,就业质量成为劳动经济学的重要研究议题,也是实现人民对美好生活需要的重要环节。劳动收入在一定程度上能够体现就业质量但不能概括其全貌。因此,本文以权益保障作为对劳动收入的补充,进一步从就业质量层面探讨人机协作的就业效应。在本文样本中,关于就业质量的信息主要记录在“福利待遇”一栏。因此,本文从“福利待遇”一栏中提取相关文本信息,构建权益保障($Equity$)的测算指标。权益保障包括五险缴纳、公积金缴纳、法定休假、法定补贴四方面,对于任一方面,若福利待遇包含该方面则取值为 1; 否则取值为 0。权益保障($Equity$)由这四方面的取值加总得到。之后以权益保障($Equity$)作为被解释变量对式(4)和式(5)进行回归,结果报告于表 5。不难发现,人机协

作总体上显著提高了就业岗位的权益保障水平,这一促进作用在教育依赖型协作中相对更大。就业质量层面的结果与前文收入机制分析相呼应,即人机协作不仅能提升劳动收入,也能改善权益保障水平,从而在更广义的“体面劳动”框架下表现出正向就业效应。

七、结论与启示

本文以 2018—2024 年 1900 余万份网络招聘数据作为研究样本,首次从就业岗位层面测算了人机协作水平,并通过高斯混合聚类方法将其分解为教育依赖型协作和非教育依赖型协作两类,进而探讨人机协作对劳动收入的影响。研究发现,就业岗位人机协作总体上提高了劳动收入,分类型来看,教育依赖型协作提高劳动收入,但非教育依赖型协作降低劳动收入,表明人机协作并非必然提升劳动收入。传导机制方面,人机协作能通过“劳动生产率效应”提高劳动收入,但也会通过“劳动角色弱化效应”抑制劳动收入的提高。异质性分析表明,人机协作对劳动收入的促进效应在突发公共卫生事件期间和大模型问世后、高学历要求的岗位、东部地区更大。在拓展性分析中,首先从技能特异性视角发现人机协作技能特异性能够强化(弱化)人机协作对劳动收入的正向(负向)影响;之后从就业质量视角发现人机协作总体上显著促进就业岗位的权益保障水平,这一促进作用在教育依赖型协作中相对更大。

基于研究结论,本文就新一代信息技术应用背景下如何推动劳动收入增长提出如下政策建议:第一,差异化推进人机协作发展进程。推动人机协作由低技能替代型应用向高技能互补型应用转变,重点支持高认知领域的人机协同应用;引导企业强化技术对劳动者能力拓展和技能深化的作用,释放人机协作的劳动生产率效应。第二,分类实施就业引导政策。针对特定经济冲击场景,可以通过加快推动“人机协同”的技术应用路径,提升就业市场韧性。强化职业教育、数字技能培训和岗位再适应支持,重点提升中低学历劳动者在智能设备操作、数字工具应用和协同任务处理等方面的技能适配能力,缓解技术进步背景下的“去技能化”风险。东部地区应依托较强的数字经济基础和技术创新能力,加快发展高技能、高附加值的人机协作模式。第三,完善人机协作配套协同政策。加快构建与人机协作相适配的专精技能培育体系,重点强化人工智能应用、智能设备操作、数据分析与复杂任务协同等专业能力培养,增强劳动者在人机协作中的不可替代性与岗位竞争力。进一步落实人机协作的就业质量提升效应,推动企业在人机协作岗位中完善劳动报酬、职业晋升、职业培训与劳动保障等制度安排,并以此促进劳动者就业质量与发展机会的同步改善。

* 感谢浙江外国语学院新型国际关系高等研究院重大项目(2025GYYZD0)的支持,同时也感谢审稿专家和编辑提出的宝贵意见。

参考文献:

- [1]陈东,郭文光.数字化转型如何影响劳动技能溢价——基于 A 股上市公司数据的经验研究[J].数量经济技术经济研究,2024,(3):173-192.
- [2]何小钢,刘叩明.机器人、工作任务与就业极化效应——来自中国工业企业的证据[J].数量经济技术经济研究,2023,(4):52-71.
- [3]胡乐明,杨虎涛.产业发展战略选择的内在逻辑——一个连接演进的解析框架[J].经济研究,2022,(6):45-63.
- [4]胡晟明,王林辉,赵贺.人工智能应用、人机协作与劳动生产率[J].中国人口科学,2021,(5):48-62,127.
- [5]黄浩权,戴天仕,沈军.人工智能发展、干中学效应与技能溢价——基于内生技术进步模型的分析[J].中国工业经济,2024,(2):99-117.
- [6]李凯,胡方舟.从人机协作到人智协作:概念辨析与未来议题[J].南开管理评论,2025,(12):48-60,117.

- [7]林晨, 廖逸涵. 服务业流水线化对收入不平等的影响[J]. 中国工业经济, 2025, (6): 5–23.
- [8]毛海涛, 杨灿宇, 张洁. 工业机器人、投入产出关联与消费者福利——基于开放框架的量化分析[J]. 数量经济技术经济研究, 2024, (6): 46–66.
- [9]毛日昇. 工业机器人应用与就业再配置[J]. 管理世界, 2024, (9): 98–116.
- [10]毛宇飞, 曾湘泉, 胡文馨. 数实融合、职业技能重塑与市场招聘工资变动[J]. 经济学动态, 2025, (7): 154–173.
- [11]宁光杰, 崔慧敏, 付伟豪. 信息技术发展如何影响劳动力跨行业流动?——基于工作任务与技能类型的实证研究[J]. 管理世界, 2023, (8): 1–19.
- [12]皮淑雯, 丁凤塔, 孟佶贤, 等. 员工流失风险感知与企业劳动节约型创新[J]. 南开管理评论, 2026, 29(4): 113–124.
- [13]孙早, 陈玉洁. 机器人角色、生产分割与生产方式转换[J]. 中国工业经济, 2023, (4): 5–23.
- [14]王林辉, 胡晟明, 董直庆. 人工智能技术、任务属性与职业可替代风险: 来自微观层面的经验证据[J]. 管理世界, 2022, (7): 60–78.
- [15]王林辉, 钱圆圆, 周慧琳, 等. 人工智能技术冲击和中国职业变迁方向[J]. 管理世界, 2023, (11): 74–93.
- [16]王永钦, 董雯. 人机之间: 机器人兴起对中国劳动者收入的影响[J]. 世界经济, 2023, (7): 88–115.
- [17]魏宏冰, 李贺, 马弘. 工业机器人与结构性就业变化: 职业和任务的视角[J]. 世界经济, 2025, (4): 144–169.
- [18]姚加权, 张银澎, 郭李鹏, 等. 人工智能如何提升企业生产效率?——基于劳动力技能结构调整的视角[J]. 管理世界, 2024, (2): 101–116.
- [19]余典范, 张宇, 宋晴. 数字人力投入与企业价格加成——来自招聘大数据的证据[J]. 中国工业经济, 2025, (7): 62–80.
- [20]张丹丹, 于航, 李力行, 等. 中国人工智能技术暴露度的测算及其对劳动需求的影响——基于大语言模型的新证据[J]. 管理世界, 2025, (7): 59–72.
- [21]Acemoglu D, Kong F, Restrepo P. Tasks at work: Comparative advantage, technology and labor demand[J]. Handbook of Labor Economics, 2025, 6: 1–114.
- [22]Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(6): 2188–2244.
- [23]Acemoglu D, Restrepo P. Tasks, automation, and the rise in U. S. wage inequality[J]. Econometrica, 2022, 90(5): 1973–2016.
- [24]Ajoudani A, Zanchettin A M, Ivaldi S, et al. Progress and prospects of the human–robot collaboration[J]. Autonomous Robots, 2018, 42(5): 957–975.
- [25]Autor D, Chin C, Salomons A, et al. New frontiers: The origins and content of new work, 1940–2018[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2024, 139(3): 1399–1465.
- [26]Autor D H, Levy F, Murnane R J. The skill content of recent technological change: An empirical exploration[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2003, 118(4): 1279–1333.
- [27]Cleveland W S, Devlin S J. Locally weighted regression: An approach to regression analysis by local fitting[J]. Journal of the American Statistical Association, 1988, 83(403): 596–610.
- [28]Gao J, Li Z Z, Nguyen T, et al. Digital transformation and enterprise employment[J]. International Review of Economics & Finance, 2025, 99: 104036.
- [29]Hentout A, Aouache M, Maoudj A, et al. Human–robot interaction in industrial collaborative robotics: A literature review of the decade 2008–2017[J]. Advanced Robotics, 2019, 33(15-16): 764–799.
- [30]Jedwab R, Romer P, Islam A M, et al. Human capital accumulation at work: Estimates for the world and implications for development[J]. American Economic Journal: Macroeconomics, 2023, 15(3): 191–223.
- [31]Mukoyama T, Takayama N, Tanaka S. Occupational reallocation within and across firms: Implications for labor market polarization[J]. Journal of Monetary Economics, 2025, 150: 103701.

[32]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.

Does Human-Machine Collaboration Necessarily Increase Labor Income? Evidence from Online Recruitment Data

Yu Jiaju¹, Zhou Jian¹, Tao Changqi^{2,3}

(1. *School of Statistics and Data Science, Jiangxi University of Finance and Economics, Nanchang 330013, China;*

2. *Institute for Advanced Studies on New International Relations, Zhejiang International Studies University,*

Hangzhou 310023, China; 3. School of International Business, Zhejiang International Studies University,
Hangzhou 310023, China)

Summary: In recent years, the new generation of information technology has been widely used in all aspects of social production, and has exerted a complex and far-reaching impact on labor income. Human-machine substitution and human-machine collaboration are two forms of this. Compared with human-machine substitution, human-machine collaboration can expand the capability boundary of workers through the upgrading of labor tools, improve the efficiency of task execution, and more intuitively and logically empower the growth of labor income. However, from the perspective of capital deepening, the application of new-generation information technology will inevitably weaken the role of workers in production and reduce the share of labor income. Therefore, it is unclear whether human-machine collaboration will necessarily increase labor income.

This paper uses more than 19 million online recruitment data to measure human-machine collaboration at the job level, and explores its impact on labor income. The results show that human-machine collaboration generally promotes labor income through two mechanisms: One is to promote labor income through the “labor productivity effect”, and the other is to suppress labor income through the “weakening effect of labor role”. Human-machine collaboration does not necessarily increase labor income, while education-dependent collaboration promotes but non-education-dependent collaboration suppresses labor income. The impact of human-machine collaboration on labor income varies by year, education, and region. Skill specificity strengthens the positive impact of human-machine collaboration on labor income. Human-machine collaboration significantly improves the level of protection for the rights and interests of workers.

This paper makes the following marginal contributions: First, human-machine collaboration is measured at the job level for the first time by using online recruitment data, and the Gaussian mixture clustering method is innovatively introduced to decompose the human-machine collaboration into education-dependent collaboration and non-education-dependent collaboration. Second, it confirms the “labor productivity effect” and “weakening effect of labor role” of human-machine collaboration, and puts forward the view that human-machine collaboration does not necessarily increase labor income. Third, it finds the moderating effect of skill specificity in the impact of human-machine collaboration on labor income, and expands the consequences of human-machine collaboration from the perspective of employment quality.

Key words: human-machine collaboration; labor income; online recruitment data; “labor productivity effect”; “weakening effect of labor role”

(责任编辑 石 慧)