

人工智能、技能剥离与企业收入差距

刘东升¹, 袁媛²

(1. 中国社会科学院大学 国际政治经济学院, 北京 102488; 2. 中国社会科学院大学 经济学院, 北京 102488)

摘要: 人工智能(AI)对收入分配的影响是经济学领域的重要议题。文章整合在线招聘平台数据与中国 A 股上市公司年报文本数据, 从岗位技能需求动态变化视角, 考察企业 AI 应用水平对企业内部收入差距的影响及其微观机制。研究发现, 企业 AI 应用能显著提高普通员工平均工资, 但对管理层平均工资的影响较弱, 从而缩小企业内部收入差距。机制分析表明, AI 通过增加普通员工对复杂问题解决技能、系统技能等高附加值职业技能的需求来推动其工资增长; 同时, AI 降低管理层对部分职业技能的需求来抑制其工资增长; 此外, AI 驱动的生产率提升为企业内部收入差距缩小提供进一步证据支持。异质性分析显示, AI 缩小收入差距的效应在非国有企业、市场集中度较低行业及专业技术与服务类职业中更为突出。文章揭示了 AI 对不同群体技能结构的影响差异, 为优化 AI 时代技能培育政策、完善收入分配制度提供经验参考。

关键词: 人工智能; 技能结构; 工资; 收入分配; 收入差距

中图分类号: F272; F244 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-9952(2026)01-0123-15

DOI: 10.16538/j.cnki.jfe.20251117.401

一、引言

人工智能(AI)技术的突破性发展反映其具有巨大的生产力增长潜能, 但也对劳动力市场的技能要求及收入分配格局产生深刻影响。为应对 AI 发展带来的机遇与挑战, 中国国务院印发的《关于深入实施“人工智能+”行动的意见》指出, 要“加快培育发展新质生产力, 使全体人民共享人工智能发展成果, 更好服务中国式现代化建设”。从产业实践看, 中国 AI 产业已形成规模优势与技术竞争力。根据工信部数据, 截至 2024 年, 中国 AI 专利申请量占全球近 60%, 高性能四足机器人全球销售份额超过 60%, 核心技术与产品竞争力持续提升。但 AI 产业的蓬勃发展也对就业、收入分配的关联问题产生重大影响。在技术变革下, 一部分群体面临收入挤压与就业转型压力; 另一部分群体则借 AI 赋能获得增长红利。若无法平衡这种分化趋势, 则可能背离“共享 AI 发展成果”的政策初衷。因此, 探索 AI 与就业、收入分配的协同发展路径以及化解 AI 驱动的生产率增长与分配失衡之间的结构性矛盾具有重要的理论价值与现实意义。

已有文献关于 AI 对劳动力市场的影响进行了深入探讨, 多数文献认为 AI 对劳动力兼具替代效应和互补效应(Acemoglu 和 Restrepo, 2020), 但关于 AI 对哪类群体影响更大仍存在分歧。部分研究认为, AI 主要赋能低技能的蓝领工人(Noy 和 Zhang, 2023), 能大幅提高其生产效率

收稿日期: 2025-04-23

基金项目: 中国社会科学院大学研究生科研创新支持计划项目资助成果(2025-KYY-137)

作者简介: 刘东升(1996-), 男, 安徽蚌埠人, 中国社会科学院大学国际政治经济学院博士研究生;

袁媛(1998-)(通讯作者), 女, 安徽合肥人, 中国社会科学院大学经济学院博士研究生。

(Brynjolfsson 等, 2025)和就业需求(Autor, 2024); AI对高技能白领工人的影响较弱(Brynjolfsson 等, 2025),甚至呈现显著负面冲击(Webb, 2019)。这主要源于AI在分析、判断和优化等高认知任务领域的优势(Agrawal 等, 2019)弥补了蓝领工人在复杂任务处理中的不足(Giordano 等, 2024),同时对白领工人的高认知任务有替代效应(Felten 等, 2021)。另外,有文献强调AI对白领工人的增强效应(姚加权等, 2024),认为这部分就业群体可以利用AI优化工作流程、提高决策质量,从而获得更高的收入溢价(陈琳等, 2024),而AI对高可编码、标准化且数据密集的任务,具有高效的替代能力,这类任务广泛分布于蓝领岗位中(潘珊等, 2025),因此可能对其产生替代冲击。上述两组对立观点共同体现了AI对劳动力市场的复杂影响。

与此同时,学术界关于收入差距影响因素的研究已经较为丰富。经典收入分配理论认为,知识与技能积累是提升劳动生产率、获得收入溢价的关键途径,并且在技术变革中,知识技能型劳动力具备更强的技术适应性,容易实现收入持续增长(Autor, 2024)。从市场结构视角来看,Bentolila 和 Saint-Paul(2003)提出,完全竞争市场中要素收入分配由生产技术水平决定,而现实市场存在垄断加成、劳资谈判能力差异等不完全竞争因素,这可能导致收入分配扭曲;文雁兵和陆雪琴(2018)实证发现,融资约束、垄断定价显著降低劳动收入份额,而劳动者谈判能力对其收入具有显著积极影响。从政策调节视角来看,所有制结构与税收制度是关键变量。张伯超和姚瑾(2024)的研究表明,生产资料所有制会决定收入分配格局,而国企改革会导致劳动收入份额降低;娄峰等(2025)基于一般均衡税收归宿理论发现,企业所得税使劳动收入份额上升1.07%;彭飞等(2025)则发现,企业间税负平等性能显著缩小企业内收入差距。

与本文研究最相关的文献是关于AI对收入分配的影响,但现有研究存在两点可拓展空间:一是已有研究视角比较局限,其大多关注宏观层面的劳资分配或区域收入差距,对企业内部不同群体的收入分化关注不足;二是已有文献机制分析比较简单,其虽提及人力资本、产业结构等中介变量,却未从微观视角系统分析AI对不同群体收入差异的影响路径。具体来看,在劳资分配层面,多数文献认为AI有助于提高劳动收入份额(黄卓等, 2024),其核心传导机制包括促进人力资本升级(张永坤和张萌, 2025)、增强劳动力议价能力(Fan 等, 2025)、优化产业结构(郑景丽等, 2024; 刘东升和王永中, 2025)等。在劳动力内部分配层面,研究结论则存在分歧。Minniti 等(2025)、Liu 等(2025)分别基于欧洲地区数据与中国企业数据,研究表明AI降低了高技能工人的工资水平,这有助于缩小收入差距;Zhang 等(2025)利用中国县域面板数据得出相反结论;黄浩权等(2024)采用数值模拟指出,收入差距受AI驱动的任务结构变化影响,AI创造的新任务有助于降低收入差距,而AI对旧任务的自动化处理则会扩大收入差距。

基于上述研究背景,本文试图回答以下核心问题:AI技术如何影响企业内部不同群体的收入差距?其影响机制有哪些?回答这些问题,将有助于理解AI技术对劳动力市场的冲击以及AI背景下收入分配的发展方向。因此,本文整合在线招聘平台数据与上市公司年报数据,通过机器学习算法提取企业层面、岗位层面多维度的核心指标,实证考察企业AI应用对其内部收入差距的影响及微观机制。研究发现,AI显著缩小了企业内部收入差距,并且该效应在非国有企业、市场集中度较低行业以及专业技术与服务类职业中更为突出。机制分析表明,AI通过降低企业对管理层的技能需求、助力普通员工掌握高附加值技能、提升企业全要素生产率等途径显著提高了普通员工工资水平,但对管理层的影响较弱,进而缩小收入差距。

本文的边际贡献主要在以下三个方面:第一,数据和方法论创新。现有文献对AI就业效应及机制的分析,大多采用宏观统计数据或上市公司数据,难以动态反映劳动力市场需求端变化。本文借助在线招聘平台数据,识别劳动力市场需求特征,并运用机器学习算法构建岗位技

能要求、招聘薪资等传统研究难以量化的微观指标,为系统分析 AI 与就业、技能和收入分配的互动关系及作用机制提供了数据支撑。第二,研究视角拓展。现有研究多聚焦 AI 对生产率与就业的影响,少数关注 AI 与收入分配的文献也侧重劳资间分配问题,本文的研究重心为企业内部收入差距,从“技能剥离”这一微观视角分析传导机制,丰富了 AI 技术社会经济后果的研究文献。第三,政策启示价值。本文深入比较了 AI 冲击对不同群组间薪资水平及收入差距的影响差异,为提升重点人群对技术变革的适应性提供了理论依据和政策参考,也为落实“共享 AI 发展成果”的政策目标提供了实证支撑。

二、理论分析与研究假说

随着计算机算力、大数据技术与机器学习算法的突破,以 AI 为重心的新一轮科技革命迅速发展。因此,这引发了学术界对 AI 影响效应的诸多讨论。Agrawal 等(2019)指出, AI 技术以机器学习算法为核心,通过学习海量数据构建数据理解模式与执行程序,形成对新数据集的判断、分析与预测能力。这一特性使 AI 对劳动力市场的影响突破常规任务与非常规任务的传统划分,尤其对企业管理层与普通员工两类群体的冲击呈现显著差异,进而可能重塑企业内部收入分配格局。

对企业管理层来说, AI 技术与其技能结构重叠度较高,可能对管理层的核心任务主导权与收入优势形成冲击。王林辉等(2023)证实, AI 可将复杂任务拆解为多组单一任务并交由机器执行,这削弱了管理层对复杂任务的垄断性,对其就业需求产生负面冲击。而且 AI 集成的海量专业知识与经验判断能力能替代管理层在数据整合、风险评估等环节的工作(Autor, 2024; Choudhary 等, 2025)。这不仅降低企业对管理层员工传统技能的依赖,也使原本需管理层执行的任务可通过 AI 辅助高效处理,从而降低了管理层的技能稀缺性,压缩技能溢价和收入增长空间。但是, AI 对管理层并非完全“替代”。在深度客户沟通、跨部门社交互动等非常规交互任务中,人类的情感共情、情境判断能力仍是当前 AI 难以模仿的(Jia 等, 2024),这类任务场景不仅为管理层保留了核心职责领域,而且使得其能够通过强化交互能力来维持部分收入的增长空间。

对企业普通员工, AI 主要呈现赋能特征,通过“技能互补”与“再技能化”提升其生产力与收入水平。在“技能互补”层面, AI 提高了普通员工的能力。Brynjolfsson 等(2025)的客户服务实验表明, AI 能将新员工与低技能工人的生产率提升 34%,帮助其完成高技能门槛的任务; Noy 和 Zhang(2023)的写作实验也发现, AI 使写作技能较弱的受访者达到接近优秀作家的水平。这种“技能互补”的特点直接提升普通员工的生产率,推动其就业需求和工资增长。在“再技能化”层面, AI 对传统技能的替代促使普通员工掌握新技能。Acemoglu 等(2022)基于美国在线招聘数据的研究发现, AI 显著降低职业对传统技能的要求,但同时提升对 AI 相关新技能的需求;王林辉等(2023)基于中国数据的研究也证实, AI 推动普通员工向“AI 协作型”技能转型,掌握这类新技能可提升市场议价能力,进而带动收入增长。基于此,本文提出以下研究假说:

假说 1: 人工智能技术通过抑制管理层收入增长、提升普通员工收入水平来减小企业内部收入差距。

为进一步揭示 AI 影响企业内部收入差距的作用路径,本部分聚焦微观机制展开分析,重点关注 AI 对两类群体的技能需求产生的差异化影响。

对管理层来说, AI 通过“技能剥离”效应降低企业的技能需要,进而抑制其收入增长。“技能剥离”是指当企业 AI 应用水平提高时,其对传统技能的依赖程度随之降低,这一由 AI 技术应

用引发的技能需求收缩过程被界定为“技能剥离”。在实际场景中,由于 AI 集成了海量知识与辅助判断能力,可承担管理层在知识整合、数据筛选与初步决策等环节的工作,显著降低管理层对专业知识深度、经验积累时长等传统核心技能的依赖度,这是“技能剥离”效应的直接体现。从人力资本理论视角看,专业知识与技能是管理层员工获得高收入的核心依据(Autor, 2024),而“技能剥离”效应通过两重路径对此造成影响:一是 AI 使管理层的传统技能因可替代性增强而贬值,原本因技能稀缺性形成的收入溢价大幅降低;二是 AI 降低管理层岗位的准入门槛,部分管理岗位可由掌握 AI 工具的普通员工胜任,企业对传统管理层的支付意愿下降,最终抑制其收入增长。

对普通员工来说, AI 通过“技能互补”效应与“再技能化”效应改变了企业的技能需求,推动普通员工的收入增长。在“技能互补”方面, AI 作为普通员工的能力延伸工具,能够帮助其突破技能瓶颈。以普通客服人员为例,借助 AI 可快速定位客户问题核心,生成标准化解决方案,显著提升服务质量与效率,这会转化为绩效增长,带动收入提升。在“再技能化”方面, AI 对传统技能的替代会使得劳动力学习新技能,而这类新技能具备“低门槛、高需求”等特征,普通员工通过短期培训即可掌握,且市场对这类技能的需求持续旺盛。Giordano 等(2024)证实, AI 相关新技能可显著提升员工的不可替代性,使其在薪资谈判中更具优势; Autor(2024)进一步指出, AI 通过赋能普通员工执行部分原本由管理层承担的任务,不仅扩大普通员工的需求和职责范围,更拓展其收入来源,进一步缩小与管理层的收入差距。基于此,本文提出以下研究假说:

假说 2: 人工智能可通过降低对企业管理层的技能需求、改变对普通员工的技能需求等微观机制间接缩小企业内部收入差距。

此外, AI 对管理层的“技能剥离”效应有助于提升企业生产率,但可能压缩管理层的收益空间。从理论上来看, AI 能够将传统依赖管理层复杂技能的任务拆解为可编码、可跨场景迁移的标准化模块,使这类任务的执行主体从管理层及相关岗位转向 AI 系统(Agrawal 等, 2018)。这一转变从两方面提升生产率:一是大幅降低依赖管理层技能的任务成本,减少人力投入与时间耗损;二是突破人类能力局限,借助 AI 系统可多线程处理工作任务并识别任务间隐性关联,其效率与精度远超过人工处理水平(Pieper 和 Gleasure, 2025),最终推动企业生产率提高。然而,管理层因任务被 AI 替代,其对生产率增长的边际贡献下降,难以参与新增收益分配。这本质上遵循“机器换人”的替代逻辑,不仅削弱管理层及相关人员在标准化任务中的专属技能价值,也降低对应岗位的市场需求,导致其议价能力下降,在提升生产率的同时抑制管理层的收入增长。

人工智能对普通员工的“技能重构”效应在驱动生产率增长的同时,促使普通员工获得技术红利。这一效应通过“技能互补”与“再技能化”两条路径发挥作用。在“技能互补”层面, AI 在模式识别、知识理解等领域具备比较优势,但在准确性、可靠性与解释性上需依赖人类监督修正(Riemer 和 Peter, 2024)。以 AI 辅助诊断为例, AI 完成基础医学影像筛查后,医生可专注于复杂病例诊断、治疗方案制定及向患者解释诊断逻辑,这种人机协同使生产率快速增长(Choudhary 等, 2025)。普通员工作为人机协同的核心参与者,对生产率增长的边际贡献显著提升,企业为保留此类高适配性劳动力,需将部分生产率收益转化为薪酬,进而推动其收入水平提高。在“再技能化”层面,劳动力为适应 AI 技术需进行技能投资与人力资本积累,这不仅增强普通员工与 AI 技术的适配性,还能提升其市场竞争力与议价能力。可见, AI 驱动的技能重构效应不仅提高普通员工的议价能力,也使其得以共享生产率增长的收益空间,最终推动收入水平提高(黄卓等, 2024; Acemoglu, 2025)。基于此,本文提出第三个研究假说:

假说 3: 人工智能可通过提高企业生产率减小企业内部收入差距。

三、研究设计

(一)模型设定

为了进一步考察企业 AI 应用水平对其内部收入差距的影响效应,本文设计以下基准回归模型:

$$Y_{jt} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_Shock_{jt} + \alpha_2 Control_{jt} + \mu_t + \gamma_j + \varepsilon_{jt} \quad (1)$$

其中,下标 j 、 t 与 i 分别表示企业、年份和行业; Y_{jt} 分别表示管理层平均工资的自然对数 ($\ln Mwage_{jt}$)、普通员工平均工资的自然对数 ($\ln Ewage_{jt}$)、收入差距 (Gap_{jt}); AI_Shock_{jt} 表示企业 AI 应用水平; α_1 是本文关注的核心系数,它反映 AI 冲击对企业中不同类别员工的工资水平及收入差距的影响; $Control_{jt}$ 表示一系列企业层面控制变量; μ_t 与 γ_j 分别表示行业和年份固定效应; ε_{jt} 表示随机扰动项。

本文参考黄卓等(2024)的研究,选取如下控制变量:(1)企业规模($\ln Size$),以企业总资产的自然对数测度;(2)资产负债率(Lev),以企业总负债与总资产的比值测度;(3)资产收益率(Roa),以企业净利润与总资产的比值测度;(4)营业收入增长率($Growth$),以企业当年营业收入的同比增长率测度;(5)资本密集度($Capital$),以企业总资产与营业收入的比值测度;(6)第一大股东持股比例($Top1$),以企业第一大股东持股比例测度;(7)管理层持股比例($Mshare$),以企业董事、监事和高管持股数量与总股数的比值测度;(8)两职合一($Dual$),董事长与总经理为同一人记为 1,否则记为 0;(9)企业性质(Soe),国有企业记为 1,否则记为 0。这些数据均来自 CSMAR 数据库。

考虑到 AI_Shock_{jt} 对企业不同类别员工的平均工资和收入差距的影响可能受到遗漏变量等内生性干扰而产生估计偏差,本文采用两阶段最小二乘法(2SLS)克服内生性问题。2SLS 模型的第一阶段回归方程为:

$$AI_Shock_{jt} = \beta_0 + \beta_1 AI_IV_{jt} + \beta_2 Control_{jt} + \mu_t + \gamma_j + \varepsilon_{jt} \quad (2)$$

其中, AI_IV_{jt} 表示工具变量。第一阶段模型旨在用工具变量预测内生解释变量 AI_Shock_{jt} 从而得到其估计值 ($Pre_AI_Shock_{jt}$),再以估计值替换内生解释变量做 OLS 估计。2SLS 模型的第二阶段回归方程为:

$$Y_{jt} = \varphi_0 + \varphi_1 Pre_AI_Shock_{jt} + \varphi_2 Control_{jt} + \mu_t + \gamma_j + \varepsilon_{jt} \quad (3)$$

(二)变量构建与数据说明

1. 被解释变量

本文的被解释变量包括:收入差距 (Gap_{jt})、管理层平均工资的自然对数 ($\ln Mwage_{jt}$)、普通员工平均工资的自然对数 ($\ln Ewage_{jt}$)。借鉴张克中等(2021)的做法,以企业管理层平均工资的数值除以普通员工平均工资的数值测量收入差距。而管理层平均工资由企业管理层年薪总额除以管理层人数测度。其中,管理层人数是指董事、监事和高管人数(简称“董监高”人数)减去未领取薪酬的董监高人数和独立董事人数。普通员工平均工资由企业普通员工年薪总额除以普通员工总人数测度。其中,普通员工年薪总额是指支付给职工以及为职工支付的现金减去董监高年薪总额,普通员工总人数指企业员工总人数减去管理层人数和未领取薪酬的董监高人数。上述数据均来自 CSMAR 数据库。

图 1 展示了 2017—2023 年间样本企业的管理层平均工资和普通员工平均工资的核密度曲线。从取值分布来看,管理层平均工资和普通员工平均工资从 2017 年到 2023 年均呈现出增长态势, $Mwage$ 和 $Ewage$ 的核密度曲线显著右移,且后者的右移幅度更大。其中,管理层平均工资

从 2017 年的 57.38 万元/年增长至 2023 年的 66.55 万元/年, 年均增长率为 2.50%; 普通员工平均工资从 2017 年的 12.45 万元/年增长至 2023 年的 15.35 万元/年, 年均增长率为 3.54%。

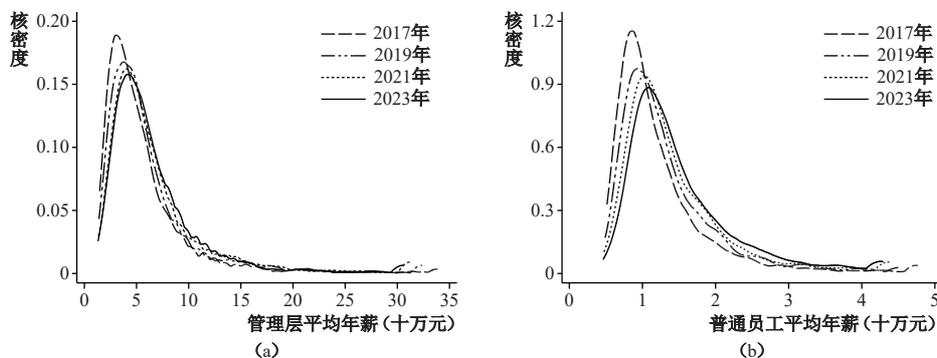


图 1 企业管理层和普通员工平均年薪的核密度分布状况

2. 核心解释变量

本文的核心解释变量是企业 AI 应用水平 (AI_Shock)。借鉴姚加权等(2024)的做法, 以企业年报中 AI 关键词的提及次数作为企业 AI 应用水平的代理变量, 从而量化 AI 对企业生产的影响程度。具体而言, 姚加权等(2024)从行业报告、国际组织和前沿文献提供的 AI 词表中, 人工选取 52 个词语作为 AI 种子词, 采用语料训练模型筛选出与每个种子词最相似的 10 个词语, 剔除重复和不相关词语后, 最终获得 73 个词语作为 AI 关键词。本文借助姚加权等(2024)提供的 AI 关键词, 先从新浪财经网站获取上市公司的年报文本, 然后从年报文本中提取出 AI 关键词的词频数量, 将其作为企业 AI 应用水平的代理变量。

3. 工具变量

本文构造两个工具变量从而克服内生性问题, 包括企业 AI 暴露度 (AI_IV1) 和行业 AI 暴露度 (AI_IV2)。在构造思路, 本文采用前瞻性方法, 将 Felten 等(2021)测度的职业 AI 暴露度转化为企业和行业 AI 暴露度。具体测度公式如下:

$$AI_IV1_{j,t=2017} = \sum_k \frac{num_{jk,t=2017}}{\sum_k num_{jk,t=2017}} \times AIoccupation_k \quad (4)$$

其中, $AI_IV1_{j,t=2017}$ 表示基期企业 AI 暴露度; $num_{jk,t=2017}$ 表示 j 企业中 k 职业的员工数量; $num_{jk,t=2017} / \sum_k num_{jk,t=2017}$ 表示 j 企业中 k 职业的比例; $AIoccupation_k$ 表示 k 职业的 AI 暴露度。企业中各职业的员工人数及占比数据来自 Wind 数据库, 各职业的 AI 暴露度由 Felten 等(2021)提供。^① Wind 数据库将所有职业划分为生产人员、销售人员、行政人员等 11 种职业类别, 而 Felten 等(2021)是基于美国标准职业分类体系(SOC)计算得到, 提供了 774 种职业细类的 AI 暴露度。本文基于语义将 Wind 职业与 SOC 职业进行相似度匹配, 当 Wind 职业匹配到多个 SOC 职业时, 用这些职业细类的 AI 暴露度均值作为 Wind 职业面临的 AI 暴露度。^②

从理论上来看, 当职业 AI 暴露度与企业职业结构都是外生变量时, 构造的企业 AI 暴露度是理想的工具变量。但实际上, 尽管职业 AI 暴露度不依赖于任何企业维度变量, 其只能通过企业 AI 应用水平影响被解释变量, 因此满足相关性和外生性要求。然而, 由于企业的职业结构存在惯性, 这使得构造出的企业 AI 暴露度仍有一定的内生性风险。因此, 本文构造行业 AI 暴露

① 数据库网址: <https://github.com/AIOE-Data/AIOE>。

② Wind 划分的职业包括: 生产人员、销售人员、行政人员、综合管理人员、客服人员、技术人员、财务人员等。本文根据语义将 Wind 职业匹配 SOC 职业。

度作为第二个工具变量。一方面，行业层面的职业结构的内生性较弱；另一方面，行业层面的职业类别较多，借助更精准的职业匹配能够获得更多的 AI 暴露度信息。行业 AI 暴露度的测度公式如下：

$$AI_IV2_{i,t=2016} = \sum_k \frac{num_{ik,t=2016}}{\sum_k num_{ik,t=2016}} \times AIOccupation_k \quad (5)$$

其中， $AI_IV2_{i,t=2016}$ 表示基期行业 AI 暴露度； $num_{ik,t=2016} / \sum_k num_{ik,t=2016}$ 表示 i 行业中 k 职业的比例，该数据来自中国家庭追踪调查 (CFPS) 数据库，以 2016 年采集的 i 行业中 k 职业的就业人数除以 i 行业总就业人数测度。在 2016 年调查中，CFPS 数据库采集到 344 种职业类别，这些职业类别的名称与 SOC 职业名称并不完全相同。本文采用自然语言处理技术中的词频-逆文档频率 (TF-IDF) 向量表示法，获取 CFPS 职业名称和 SOC 职业名称对应的 TF-IDF 向量矩阵，通过循环计算 CFPS 职业名称与 SOC 职业名称的余弦相似度，从而得到每一种 CFPS 职业名称对应的 SOC 职业及其 AI 暴露度。

表 1 展示了 2017—2023 年样本期间企业 AI 应用水平及其工具变量的描述性统计结果。从变化趋势来看，企业 AI 应用水平的增幅明显。

表 1 企业 AI 应用水平的变化趋势

年份	变量	样本企业数量	企业 AI 应用水平的均值	标准差	最小值	最大值
2017年	AI_Shock	3006	5.4654	14.1060	0	90
2018年	AI_Shock	3006	6.9541	17.9282	0	120
2019年	AI_Shock	3006	7.6058	18.1495	0	115
2020年	AI_Shock	3006	7.7395	18.0494	0	113
2021年	AI_Shock	3006	8.0077	18.1747	0	115
2022年	AI_Shock	3006	8.2774	18.4076	0	115
2023年	AI_Shock	3006	8.6118	18.4495	0	108
2017年	AI_IV1	3006	-0.1513	0.3358	-0.8032	0.8961
2016年	AI_IV2	3006	-0.2364	0.3372	-0.8741	0.8992

(三) 机制变量

1. 企业全要素生产率

企业全要素生产率 (TFP) 是本文关注的机制变量。现有研究多以柯布—道格拉斯生产函数为基础，通过计算该函数的拟合值或残差值，测度企业全要素生产率，具体采用的测算方法主要包括最小二乘法及其衍生形式 (OLS 法)、Levinsohn-Petrin 法 (LP 法) 与 Olley-Pakes 法 (OP 法)。OLS 法在实际应用中难以规避内生性问题，因此本文参考姚加权等 (2024) 的做法，采用 OP 法测度企业全要素生产率。在指标选取层面，本文以企业营业总收入的自然对数、固定资产净额的自然对数以及员工人数的自然对数作为企业总产出、资本投入和劳动投入的代理变量；本文以企业购建固定资产、无形资产和其他长期资产支付现金的自然对数作为企业投资指标的代理变量。

2. 技能要求

人工智能通过改变职业技能要求进而影响收入差距，这是本文关注的核心机制。但职业技能要求是微观个体维度的变量，难以从现有数据库中直接获取，尽管部分微观调查数据涉及受访者技能的一些信息，但因受访者通常是劳动力市场的参与者而非决策者，且受访者存在主观性的认知偏差或信息延迟，这使调查数据也难以及时反映劳动力市场的需求状况及变化趋势。

鉴于此,本文利用机器学习技术,随机截取 2018 年 7 月和 2024 年 7 月中国 A 股上市公司在智联招聘网站发布的部分招聘信息,共计 13.87 万条。截取的招聘信息模块包括企业名称、企业性质、岗位名称、任务内容、任职要求、学历要求、经验要求、薪资区间等模块。^①职业技能要求相关信息主要分布在任务内容和任职要求模块。本文采用文本分析技术,从招聘信息中提取出职业技能要求指标。

具体而言,在提取职业技能要求信息时,本文参照美国劳工部开发的职业信息网络数据库对职业技能的分类标准,将所有职业技能分为五大类:技术技能、社交技能、复杂问题解决技能、资源管理技能、系统技能。每一大类职业技能又包含若干种职业技能小类,而职业技能小类的名称是高度凝练的词语或词组,可视作职业技能的最小单元,反映了职业所需的核心技能。本文以职业技能小类的名称为关键词,从招聘信息的任务内容和任职要求模块文本中提取这些关键词的词频,作为职业技能要求的代理变量。招聘信息中提及某种技能越多,表明这一岗位对该技能的要求越高;反之则要求越低。此外,本文也汇总了五种职业技能大类的总词频,将其定义为任意技能来反映企业对招聘岗位的整体技能要求。

表 2 展示了企业对管理层和普通员工的技能要求状况。就任意技能而言,82.65% 的管理层招聘岗位提及技能要求,而在普通员工招聘岗位中这一数值仅占 67.99%。就不同技能类别而言,在管理层岗位中,对社交技能的要求较高,77.04% 的管理层岗位对社交技能提出要求;在普通员工岗位中,对社交技能的要求也较高,50.58% 的普通员工岗位对社交技能提出要求。

表 2 不同岗位的技能要求状况(%)

关键词提及次数	管理层		普通员工	
	样本量	≥1次	样本量	≥1次
任意技能	1481	82.65%	137609	67.99%
技术技能	1481	24.17%	137609	32.59%
社交技能	1481	77.04%	137609	50.58%
复杂问题解决技能	1481	3.11%	137609	1.26%
资源管理技能	1481	19.72%	137609	12.68%
系统技能	1481	23.30%	137609	6.45%

四、人工智能对收入差距的影响

本文首先利用从企业年报文本中提取的企业 AI 应用水平,考察 AI 对企业内部收入差距的影响;其次,利用工具变量进行 2SLS 估计,处理内生性问题;最后,通过剔除部分样本、改变企业 AI 应用水平的测度方式等多种方法进行稳健性检验。

(一) 基准回归

表 3 报告了企业 AI 应用水平对收入差距的影响结果。可以发现,在不同模型中, AI 对收入差距均表现出显著的抑制作用。其中,列(1)报告了企业 AI 应用水平对收入差距的影响。结果显示, AI 对收入差距的影响系数为负,且通过 1% 水平检验,表明 AI 显著降低了企业内部收入差距。列(2)、列(3)分别报告了企业 AI 应用水平对管理层与普通员工平均工资的影响。结果显示, AI 分别在 10% 与 1% 水平下显著提升管理层与普通员工的平均工资,且提升幅度差别较

^① 在截取的招聘信息中,经验要求、薪资区间等模块的数值通常以区间形式表述,本文以区间的中位数测度招聘岗位的经验要求和薪资水平。

大。企业年报中 AI 的提及次数每增加 10 次,管理层与普通员工的平均工资分别预期增长 0.004 和 0.016 个百分点,这种差异化影响也支持 AI 应用有助于缓解收入差距的结论。上述分析表明,企业 AI 应用水平有助于缩小管理层与普通员工的收入差距,且 AI 通过赋能普通员工并推动其工资更快增长,是驱动企业内部收入差距缩小的主要动因。该结论验证了研究假说 1。

表 3 人工智能对企业收入差距的影响

	收入差距	管理层平均工资	普通员工平均工资
	(1)	(2)	(3)
<i>AI_Shock</i>	-0.0058*** (0.0016)	0.0004* (0.0002)	0.0016*** (0.0002)
控制变量	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
样本量	21040	21040	21040
调整R ²	0.2582	0.3922	0.4265

注:括号内为稳健标准误; *、**和 *** 分别表示在 10%、5%、1% 统计水平上显著; 下表同。

(二)内生性检验^①

为避免遗漏变量和互为因果等内生性问题导致的估计偏差,本文分别采用企业 AI 暴露度 (*AI_IV1*)、行业 AI 暴露度 (*AI_IV2*) 作为工具变量进行 2SLS 估计,二者结论一致。根据回归结果,在克服内生性问题后,企业 AI 应用水平仍在 1% 水平下显著缩小企业内部收入差距, AI 对管理层与普通员工平均工资的差异性影响也支持这一结论,验证了基准模型结论的稳健性。

(三)稳健性检验^②

1. 剔除部分时期样本

本文剔除 2020—2022 年的研究样本,仅保留 2019 年及之前与 2023 年及之后的观测值重新进行回归。采用此部分年份样本后,结论依然稳健。

2. 剔除政策冲击的行业样本

在样本期间,房地产行业受到“房住不炒”等政策影响,教育行业受到“双减”政策影响,而医药制造行业也受到相关政策的影响。考虑到这些行业受到了较大的政策冲击,本文从总样本中剔除此类行业的企业观测值,对基准回归模型进行重新估计。在剔除这些行业样本后,核心解释变量的回归系数及显著性均未发生本质改变,再次验证结论的稳健性。

3. 剔除 AI 研发企业样本

本文关注 AI 对使用 AI 的企业而非研发 AI 的企业的影响,因此剔除软件和信息技术服务业、商业服务业、专业技术服务业等企业样本,这些企业被认为是 AI 服务的主要供应商 (Acemoglu 等, 2022; 陈琳等, 2024)。回归结果表明,在剔除 AI 研发企业样本后,文章结论依然稳健。

4. 替换固定效应策略

基准回归已控制行业与年份固定效应,可缓解行业差异与跨年度宏观冲击的干扰,但未充分考虑城市层面的固有差异可能对回归结果产生的影响。为进一步剥离城市层面遗漏变量的干扰,本文通过增加城市固定效应对基准模型进行重新估计,形成固定效应组合的补充检验。结果表明,核心解释变量的回归系数未发生本质改变,再次验证结论稳健性。

① 限于篇幅,省略内生性检验结果,留存备索。

② 限于篇幅,省略稳健性检验结果,留存备索。

5. 改变核心解释变量测度方式

本文采用两种方式重新测度企业 AI 应用水平：一是以上市公司年报中管理层讨论与分析 (MD&A) 模块的 AI 关键词词频，作为企业 AI 应用水平的代理变量 (*MD&A_AI*)。二是从中国国家知识产权局数据库中提取样本企业申请 AI 相关专利数量，作为企业 AI 应用水平的代理变量 (*Patent_AI*)。其中，本文对 AI 相关专利的测量依据为：如果专利名称或摘要文本中涉及 AI 关键词，则认定为 AI 相关专利。在改变核心解释变量测度方式后，研究结论依然稳健。

五、AI 影响收入差距的微观机制与异质性

企业层面的数据能够衡量 AI 影响下收入差距的表现，但是难以识别 AI 在生产过程中对劳动者技能的“剥离”作用，本部分借助在线招聘平台数据，进一步探究 AI 影响收入差距的微观传导机制。

(一) 人工智能对招聘薪资的影响

尽管前文在企业层面验证了 AI 对收入差距的缩小效应，并以多种方式验证稳健性，但在微观招聘层面检验 AI 对不同岗位招聘薪资的结构性作用能否与企业层面的观测结果一致仍非常重要。本部分将招聘岗位按职业类别划分为管理层和普通员工两大类。管理层包括董事、监事和高级管理人员。^①本文分组检验企业 AI 应用水平对不同岗位招聘薪资的差异化影响。为控制职业以及招聘目标群体差异对招聘薪资的影响，模型中加入职业固定效应、招聘岗位的学历要求、经验要求等控制变量。^②

表 4 报告了分组回归结果。结果显示，AI 显著提高了普通员工的招聘薪资，但对管理层的影响不显著。具体来看，列(1)、列(2)报告了基准模型估计结果，列(3)、列(4)报告了基于 *AI_IV1* 的 2SLS 估计结果，列(5)、列(6)报告了基于 *AI_IV2* 的 2SLS 估计结果，三者结论一致。总体而言，无论是基准模型还是 2SLS 模型，AI 对普通员工招聘薪资的估计系数均在 1% 水平下显著为正，但对管理层的影响不显著。这表明企业 AI 应用水平对缓解收入差距具有稳健的积极影响。因此，微观招聘层面数据能够有效拟合企业层面数据，表明本文可以从微观招聘数据层面探讨“技能剥离”机制。

表 4 人工智能对不同岗位招聘薪资的影响

	OLS		2SLS: 工具变量为 <i>AI_IV1</i>		2SLS: 工具变量为 <i>AI_IV2</i>	
	管理层	普通员工	管理层	普通员工	管理层	普通员工
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>AI_Shock</i>	-0.0009 (0.0006)	0.0003*** (0.0001)	0.0007 (0.0114)	0.0125*** (0.0012)	-0.0685 (0.0839)	0.0685*** (0.0086)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
职业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
一阶段 F 值			272.4180	272.4180	444.4800	444.4800
样本量	1362	129312	1362	129312	1362	129312
调整 R ²	0.3558	0.4184	0.3545	0.4188	0.3548	0.4187

注：在 AI 影响岗位招聘薪资的回归模型中，管理层与普通员工的样本量均低于表 2 描述性统计中对应样本量，这是因为部分招聘信息中招聘薪资模块为空值或者为“面议”，导致这部分样本未纳入回归模型。

① 高级管理人员包括总经理、副总经理、总裁、副总裁、CEO、董秘等。此外，在本文截取的招聘信息中，管理层占有所有招聘岗位的 1.36%，而上市公司样本中管理层占员工总数的 1.45%，二者较为接近。

② 本文截取的招聘信息涉及 7 万多种岗位，很多岗位虽名称不同，但实质指向同一职业。因此，本文采用机器学习算法处理以上数据。

(二)人工智能的技能剥离效应

表 5 报告了 AI 影响企业管理层与普通员工技能要求的分组回归结果。结果表明, AI 对管理层产生更强的“技能剥离”效应,且该效应集中体现为对管理层技术技能、资源管理技能需求的降低;对普通员工则以“技能重构”效应为主,即 AI 虽然降低对资源管理技能的需求,却显著提升对复杂问题解决技能、系统技能的需求。从分样本结果来看, Panel A 的结果显示, AI 对管理层任意技能、技术技能、资源管理技能的估计系数均显著为负。这表明,在自动化生产、资源调配等实际场景中, AI 对管理层的传统技术性技能与管理性技能形成替代作用,推动此类技能从人类管理者向 AI 系统转移,“技能剥离”特征尤为突出。Panel B 的结果则呈现出“技能重构”特征,这种特征体现为:一方面, AI 对普通员工任意技能、资源管理技能的估计系数显著为负,表明普通员工群体同样存在“技能剥离”,但相较管理层,该效应的影响程度明显更弱;另一方面, AI 对普通员工复杂问题解决技能、系统技能的估计系数均显著为正。这意味着,随着企业 AI 应用水平提高,传统上由管理层负责的复杂任务、系统判断与决策任务,有部分开始向普通员工转移,表明 AI 与人类技能并非单纯的替代关系,更存在协同互补的重要关联。

表 5 人工智能对不同岗位技能要求的影响

	任意技能	技术技能	社交技能	复杂问题解决技能	资源管理技能	系统技能
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Panel A: 管理层						
<i>AI_Shock</i>	-0.0051 [*] (0.0028)	-0.0020 ^{**} (0.0009)	0.0010 (0.0013)	-0.0003 (0.0002)	-0.0023 ^{***} (0.0006)	-0.0009 (0.0006)
样本量	1477	1477	1477	1477	1477	1477
调整R ²	0.0475	0.0649	0.0519	0.0091	0.0712	0.0751
Panel B: 普通员工						
<i>AI_Shock</i>	-0.0007 ^{**} (0.0003)	0.0001 (0.0001)	4.72×10 ⁻⁵ (0.0001)	0.0001 ^{***} (2.08×10 ⁻⁵)	-0.0002 ^{***} (4.35×10 ⁻⁵)	0.0003 ^{***} (0.0001)
样本量	137405	137405	137405	137405	137405	137405
调整R ²	0.0526	0.0389	0.0523	0.0099	0.0156	0.0192

注:各列均加入控制变量、行业和年份固定效应。

上述分析可结合人力资本理论进一步分析。对管理层而言,知识与技能的积累是其获得高收入的核心基础,而 AI 的应用提升了管理层传统技能的可替代性,导致这类技能贬值,技能溢价被大幅压缩;对普通员工而言, AI 虽降低其部分技能需求,但同时推动其掌握传统上属于管理层且附加值更高的复杂问题解决技能与系统技能。这种技能结构的转变不仅扩大普通员工的岗位需求与职责范围,更拓展了其收入增长空间,最终缩小其与管理层的收入差距。该结论验证了研究假说 2。

(三)人工智能的生产率效应

人工智能对管理层的技能剥离,本质是将传统上依赖管理层执行的复杂任务向 AI 系统转移(Agrawal 等, 2018)。这一过程遵循“机器换人”的替代逻辑,在提高生产率的同时,也使管理层面临工资贬值风险。然而, AI 对普通员工的技能重构,能够赋能普通员工完成复杂任务、系统判断及辅助决策类高附加值任务,这不仅有助于生产率增长(Choudhary 等, 2025),更让普通员工能够共享企业收益增长红利。综上所述, AI 对管理层与普通员工的差异化影响会转化为企业内部两类群体的生产率与收入增长差异,最终缩小了企业内部收入差距。

表 6 报告了生产率机制的实证结果。其中,列(1)报告了 AI 对企业生产率的影响,结果显示 AI 能显著提高企业全要素生产率。为验证生产率的传导作用,本文以企业全要素生产率的中

位数为界，将样本划分为高生产率组与低生产率组，并在列(2)至列(5)中对比 AI 对不同分组岗位招聘薪资的影响差异。结果表明，对管理层，无论在高生产率组还是低生产率组，AI 对其招聘薪资的影响均不显著；对普通员工，AI 对低生产率组普通员工招聘薪资的负向影响较弱，对高生产率组则有显著正向影响且系数更大。这揭示了全要素生产率的传导作用，即 AI 通过提升企业生产率积累收益增长空间，并转化为普通员工的薪资增长；管理层因“技能剥离”难以共享生产率增长红利，最终推动企业内部收入差距缩小。这与研究假说 3 的预期一致。

表 6 生产率机制

	TFP	TFP<中位数		TFP≥中位数	
		管理层岗位招聘薪资	普通员工岗位招聘薪资	管理层岗位招聘薪资	普通员工岗位招聘薪资
		(1)	(2)	(3)	(4)
<i>AI_Shock</i>	0.0008** (0.0003)	0.0001 (0.0008)	-0.0001* (6.04×10 ⁻⁵)	-0.0010 (0.0009)	0.0007*** (0.0001)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
职业固定效应		控制	控制	控制	控制
样本量	21040	616	64574	731	64547
调整R ²	0.4760	0.4210	0.4239	0.3392	0.4375

(四)异质性分析^①

1. 企业产权性质异质性

本文依据企业产权性质，把样本企业划分为国有企业与非国有企业，开展分组回归。结果显示，AI 在更大程度上缓解了非国有企业内部的收入差距，但对国有企业的影响不显著。这表明，相比国有企业，AI 技术在更大程度上抑制了非国有企业管理层的工资增长，从而缩小了收入差距。

2. 行业市场集中度异质性

本文用样本企业的主营业务收入除以其所属行业的主营业务收入，再对其所得结果的平方项累计求和，以此测度行业赫芬达尔指数，用于量化行业市场集中度，具体公式为 $HHI_{i,t=2017} = \sum_j (Size_{ij,t=2017} / \sum_j Size_{ij,t=2017})^2$ 。其中， $Size_{ij,t=2017}$ 表示 j 企业基期的主营业务收入； $HHI_{i,t=2017}$ 表示 i 行业的赫芬达尔指数，该指数越大，说明行业的市场集中度越高。本文以赫芬达尔指数的中位数为界，将全样本分成两组进行分组回归。结果显示，AI 对市场集中度较低行业的收入差距的估计系数显著为负，而对市场集中度较高行业的收入差距的估计系数显著为正。这表明 AI 对收入差距的缓解作用主要集中在市场集中度较低行业的企业。这可能是因为较低的市场集中度通常有较高的市场竞争(文雁兵和陆雪琴, 2018)，在市场力量驱动下，较低市场集中度的企业会对 AI 冲击做出更快的反应，进而使得 AI 对这些企业收入差距的影响更加明显。

3. 职业类别异质性

本文依据《职业大典》，把招聘岗位划分为专业技术人员、行政办事人员、生产服务和生活服务人员、农林牧渔业人员、生产制造人员五类职业，检验 AI 对其招聘薪酬的影响差异。结果显示，AI 对专业技术人员以及生产服务和生活服务人员招聘薪资的估计系数显著为正。这表明 AI 通过提升这两类职业群体的招聘薪资，在管理层薪资未同步增长的前提下，有效缓解了其与

^① 限于篇幅，省略异质性分析结果，留存备案。

管理层的收入差距。AI 对行政办事人员招聘薪资的影响显著为负。该结论与 Noy 和 Zhang(2023) 的发现一致,表明 AI 不仅替代常规任务,还通过人机协同模式对行政、文书类工作形成大幅替代,进而导致此类岗位的就业需求减少、议价能力下降,因此难以缩小其与管理层的收入差距。而 AI 对农林牧渔业人员、生产制造人员的招聘薪资未产生统计显著性影响。

六、结论与建议

本文将在线招聘平台数据与中国 A 股上市公司数据结合,探讨 AI 对企业内部收入差距的影响机制。研究发现:AI 能显著提升企业普通员工的工资水平,但对管理层的影响较弱,这种差异化的薪资提升效应缩小了企业内部的收入差距。机制分析显示,AI 对企业管理层有“技能剥离”效应,抑制其技能溢价与工资增长;AI 对普通员工则表现出“技能重构”特征,通过助力普通员工掌握复杂问题解决技能、系统技能等高附加值技能,推动其工资增长。此外,基于生产效率效应的机制检验进一步证明了文章的核心结论。异质性分析表明,AI 能够缩小收入差距,在非国有企业、市场集中度较低行业以及专业技术与服务类职业中更加明显。

基于上述研究结论,本文提出以下政策建议:

第一,强化 AI 技术发展的制度引导机制。在研发方面,应进一步补充人类技能缺口,提升群体协同效率,并将其纳入 AI 研发项目评估指标体系,通过财政补贴、税收优惠等政策,重点扶持赋能普通员工的技术研发方向。在应用共享方面,搭建行业 AI 应用经验与培训资源共享平台,引导龙头企业开放非涉密 AI 应用案例、通用操作培训课程等资源,对积极参与的企业给予专项政策奖励,降低中小企业 AI 应用门槛,扩大普通员工技术赋能与薪资增长空间,进而扩大 AI 技术对收入差距的影响。

第二,完善技能需求动态预警与培训机制。针对 AI 技术迭代引发的劳动力市场技能需求变动,政府应牵头构建常态化、多维度预警体系,整合在线招聘平台、行业发展预测等数据,建立技能需求监测指标库,实时追踪高需求技能类型与缺口规模,定期发布预警报告。同时,以预警信息为导向,推动高校设置灵活课程模块,针对激增的技能需求,快速增设专项培训模块,动态调整课程内容与形式,实现劳动力技能供给与市场需求精准适配,化解技能培养滞后于技术发展的结构性矛盾。

第三,实施差异化群体的精准保障政策。对普通员工,将 AI 技能培训纳入企业晋升考核,鼓励企业按比例提取数字技术培训经费,助其掌握 AI 工具使用、人机协作等技能。对管理层来说,引导企业开设 AI 辅助决策、数字化团队管理等专项课程,推动其向 AI 协同型管理转型。对行政办事类等受替代冲击较大的群体,设立专项社保补贴、实施临时税收减免,以缓解其短期压力。应联合龙头企业建立定向再就业平台,向普通员工推荐 AI 辅助岗位并提供培训。

主要参考文献:

- [1]陈琳,高悦蓬,余林徽. 人工智能如何改变企业对劳动力的需求?——来自招聘平台大数据的分析[J]. *管理世界*, 2024, (6): 74-93.
- [2]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.
- [3]黄卓,陶云清,刘兆达,等. 智能制造、人力资本升级与企业劳动收入份额[J]. *经济学(季刊)*, 2024, (5): 1412-1427.
- [4]刘东升,王永中. 机器人应用对就业转移的影响[J]. *财经研究*, 2025, (2): 79-93.

- [5] 娄峰, 汪昊, 徐静. 中国企业所得税的收入分配效应——基于一般均衡理论和模型[J]. 数量经济技术经济研究, 2025, (8): 174–198.
- [6] 潘珊, 李剑培, 顾乃华. 人工智能、产业融合与产业结构转型升级[J]. 中国工业经济, 2025, (2): 23–41.
- [7] 彭飞, 蔡靖, 吴华清, 等. 企业间税负不平等与企业内收入分配: 基于要素配置视角[J]. 世界经济, 2025, (8): 123–153.
- [8] 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.
- [9] 文雁兵, 陆雪琴. 中国劳动收入份额变动的决定机制分析——市场竞争和制度质量的双重视角[J]. 经济研究, 2018, (9): 83–98.
- [10] 姚加权, 张锬澎, 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.
- [11] 张伯超, 姚瑾. 中国不同所有制部门间要素配置效率变动与收入分配格局[J]. 上海经济研究, 2024, (10): 28–39.
- [12] 张克中, 何凡, 黄永颖, 等. 税收优惠、租金分享与公司内部收入不平等[J]. 经济研究, 2021, (6): 110–126.
- [13] 张永坤, 张萌. 人工智能如何影响企业劳动收入份额?——基于人力资本结构调整和资源配置效率视角[J]. 经济经纬, 2025, (3): 106–119.
- [14] 郑景丽, 王喜虹, 张雪梅. 人工智能如何影响劳动收入份额——基于产业结构与企业升级的机制探讨[J]. 南开经济研究, 2024, (4): 3–22.
- [15] Acemoglu D. The simple macroeconomics of AI[J]. *Economic Policy*, 2025, 40(121): 13–58.
- [16] Acemoglu D, Autor D, Hazell J, et al. Artificial intelligence and jobs: Evidence from online vacancies[J]. *Journal of Labor Economics*, 2022, 40(S1): S293–S340.
- [17] Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188–2244.
- [18] Agrawal A, Gans J S, Goldfarb A. Artificial intelligence: The ambiguous labor market impact of automating prediction[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2): 31–50.
- [19] Bentolila S, Saint-Paul G. Explaining movements in the labor share[J]. *Journal of Macroeconomics*, 2003, 1: 9.
- [20] Brynjolfsson E, Li D, Raymond L. Generative AI at work[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2025, 140(2): 889–942.
- [21] Choudhary V, Marchetti A, Shrestha Y R, et al. Human-AI ensembles: When can they work?[J]. *Journal of Management*, 2025, 51(2): 536–569.
- [22] Fan X M, Wu Y H, Zhou Y C, et al. How does artificial intelligence shock affect labor income distribution? Evidence from China[J]. *Pacific-Basin Finance Journal*, 2025, 90: 102691.
- [23] Felten E, Raj M, Seamans R. Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses[J]. *Strategic Management Journal*, 2021, 42(12): 2195–2217.
- [24] Giordano V, Spada I, Chiarello F, et al. The impact of ChatGPT on human skills: A quantitative study on twitter data[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2024, 203: 123389.
- [25] Jia N, Luo X M, Fang Z, et al. When and how artificial intelligence augments employee creativity[J]. *Academy of Management Journal*, 2024, 67(1): 5–32.
- [26] Liu T Y, Huang P, Wang Q R. Artificial intelligence and intra-firm pay dispersion: Evidence from China[J]. *China Economic Review*, 2025, 93: 102501.
- [27] Minniti A, Prettnner K, Venturini F. AI innovation and the labor share in European regions[J]. *European Economic Review*, 2025, 177: 105043.

- [28]Noy S, Zhang W. Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence[J]. *Science*, 2023, 381(6654): 187–192.
- [29]Pieper M, Gleasure R. How AI helps to compile human intelligence: An empirical study of emerging augmented intelligence for medical image scanning[J]. *Information Systems Journal*, 2025, 35(5): 1399–1421.
- [30]Riemer K, Peter S. Conceptualizing generative AI as style engines: Application archetypes and implications[J]. *International Journal of Information Management*, 2024, 79: 102824.
- [31]Zhang W, Han J, Işık C, et al. Inequality in the digital economy: The impact of artificial intelligence on income gap—an empirical analysis based on county-level data from China[J]. *Cities*, 2025, 166: 106280.

Artificial Intelligence, Skill Stripping, and Firm Income Gap

Liu Dongsheng¹, Yuan Yuan²

(1. *School of International Politics and Economics, University of Chinese Academy of Social Sciences, Beijing 102488, China*; 2. *School of Economics, University of Chinese Academy of Social Sciences, Beijing 102488, China*)

Summary: The breakthrough of artificial intelligence (AI) has unleashed enormous productivity growth potential while reshaping the labor market’s skill demand structure and income distribution pattern. Amid such technological transformation, the labor market has shown distinct polarization, which will constrain the sustainability of technological progress and social equity. Thus, exploring the coordinated development path of AI, employment, and income distribution, and resolving the structural contradiction between AI-driven productivity improvement and distributional imbalance, holds significant theoretical and practical value.

This paper uses data from online recruitment platforms and textual data from annual reports of China’s A-share listed companies. From the perspective of dynamic changes in job skill demands, it examines the impact of AI on the intra-firm income gap. The results show that AI significantly raises employees’ average wage but weakly affects the management’s, thereby narrowing the intra-firm income gap. Mechanism testing reveals that AI boosts employees’ wages by increasing the demand for high-value-added skills. Meanwhile, it reduces the management’s demand for certain professional skills, curbing their wage growth. Additionally, AI-driven productivity improvement further supports this intra-firm gap-narrowing effect. Heterogeneity analysis indicates that this effect is more pronounced in non-state-owned enterprises, low-market-concentration industries, and professional technical and service occupations.

This paper makes three marginal contributions: First, it uses online recruitment data to identify the demand-side characteristics of the labor market, providing empirical support for analyzing the relationship between AI and the intra-firm income gap. Second, it innovatively explores the mechanisms through which AI affects the income gap from the micro-perspective of “skill displacement”. Third, it offers theoretical and policy references for enhancing the technological adaptability of different employment groups. Based on the research findings, this paper suggests that governments strengthen institutional guidance for AI development to amplify its effect in narrowing the income gap, improve the dynamic early-warning mechanism for skill demands and the adaptive training mechanism, and supplement targeted employment support policies to achieve precise matching between labor skill supply and market demand.

Key words: AI; skill structure; wage; income distribution; income gap

(责任编辑 顾 坚)