

人工智能、企业市场势力与劳动收入份额

何小钢 毛莘娅*

内容提要 利用BERT模型构建企业人工智能技术指标,本文系统考察了人工智能技术对劳动收入份额的影响效应及其作用机制。研究发现,人工智能技术通过提升企业市场势力,强化了企业的收入分配主导权,导致劳动收入份额下降。异质性分析表明,人工智能技术对劳动收入份额的负面效应在处于成熟期的企业和高市场集中度企业中更为显著,且在劳动者权益保障水平较低的地区及金融、科学研究和技术服务、教育等行业呈现放大特征。进一步分析发现,提高企业信息披露水平和推进劳动力市场一体化进程,有助于缓解人工智能技术对劳动收入份额的负面效应。本文从企业市场势力这一视角出发,为揭示人工智能技术对劳动要素收入分配的影响机制提供了新证据,并为完善人工智能治理体系、实现共同富裕提供了新思路。

关键词 人工智能 BERT模型 劳动收入份额 企业市场势力

一 引言

党的二十届三中全会指出,提高居民收入在国民收入分配中的比重,提高劳动报酬在初次分配中的比重。这为优化中国收入分配格局指明了方向。与此同时,自2018年以来,以聊天生成预训练转换器(ChatGPT)、天空(Sora)、深度求索(DeepSeek)等为代表的预训练大模型持续取得突破,推动人工智能技术广泛渗透于经济社会各领域(朱嘉蔚、金晓贝,2023)。2018年麦肯锡全球研究院发布的《人工智能前沿:模拟人工智能对世界经济的影响》报告指出,在扣除竞争效应和转型成本后,到2030年,

* 何小钢,江西财经大学数字经济学院,电子邮箱:nchxg@126.com;毛莘娅(通讯作者),江西财经大学数字经济学院,电子邮箱:maoyjob@163.com。作者感谢国家自然科学基金面上项目(批准号:72373057)、国家社会科学基金重大项目(批准号:24&ZD069)、国家社会科学基金重点项目(批准号:23AZD085)的资助。文责自负。

人工智能将为全球经济贡献约13万亿美元产值，成为驱动经济增长的新引擎。然而，人工智能技术浪潮在显著提升企业核心竞争力、重塑要素分配格局的同时，也引发了新的分配挑战。企业在生产经营流程中引入人工智能技术，虽能提高生产效率、降低运营成本，帮助企业在竞争中占据市场支配地位，但同时也可能通过边际成本的压缩与差异化竞争形成超额利润，挤压劳动报酬占比，引发更深层次的要素收入分配失衡问题。基于此，本文尝试从企业市场势力的视角出发，考察人工智能技术对企业劳动收入份额的影响及其内在机制，旨在为完善人工智能治理体系、实现共同富裕提供微观证据和政策参考。

劳动收入份额的下降引起了学者的广泛关注。国际劳工组织（ILO）发布的《世界就业和社会展望：2024年9月更新》报告指出，2019–2022年全球劳动收入份额下降约0.6%。对此，现有文献从有偏技术进步、产品市场变化、全球化趋势等宏观因素解释中国劳动收入份额的下降（盛丹、陆毅，2017；施新政等，2019）。值得注意的是，同期许多经济体也出现了企业成本加成率普遍上升的现象（De Loecker et al., 2020）。作为企业市场势力增强的关键证据，企业成本加成率上升为解释劳动收入份额的演变提供了新的视角。Barkai（2020）指出，劳动收入份额的下降并不总是由资本收入份额的上升所导致，市场竞争下降和企业净利润增加在劳动收入份额的下降中也发挥了重要作用。Kehrig & Vincent（2021）基于企业所占市场份额的视角，提出技术冲击会通过提高企业成本加成率，进而降低劳动收入份额。中国企业也存在市场势力增强导致利润挤占工资的现象，而这进一步降低了企业劳动收入份额（申广军等，2018）。由此可见，企业市场势力成为影响要素分配中不可忽视的关键力量。

此外，全球范围内技术进步与收入分配的增速剪刀差持续扩大（Harrison, 2024），学者们逐渐将研究视角转向技术创新与劳动收入分配的影响机制。在新一代人工智能技术高速发展的背景下，既有文献对人工智能技术引致劳动收入份额变动的解释，主要遵循偏向型技术进步的分析框架，基于企业生产端视角，提出资本深化效应、人力资本结构效应及自动化替代效应是人工智能技术影响劳动收入份额的主要路径（钞小静、周文慧，2021；何小钢等，2023；Acemoglu & Restrepo, 2018）。但企业的劳动收入份额不仅取决于就业总量与工资水平的简单加总，还受到产品市场及要素市场势力等因素的影响（陈东等，2024；朱琪、刘红英，2020）。

随着机器人、人工智能等新技术的加速渗透，企业大幅提高生产效率、降低成本，在市场竞争中逐渐占据优势地位，改变了原有企业的生产模式和市场竞争态势（姚加权等，2024；Autor et al., 2020）。当企业凭借人工智能技术获得市场支配地位时，其

定价策略的调整可能引发更深层次的分配失衡问题 (Aghion et al., 2019)。由此可见, 技术变革与企业市场势力紧密相关, 且二者均会通过影响企业劳动收入份额, 进一步加剧收入分配不均。例如, 陈东等 (2024) 提出, 工业机器人技术带来的超级明星效应会导致企业劳动收入份额持续下降; Autor et al. (2020) 发现, 技术水平越高的行业, 其市场集中度越高, 进而导致劳动要素分配扭曲。现有文献虽从技术进步的视角出发, 揭示了企业市场势力增强引起的劳动收入份额下降, 但尚未聚焦于人工智能这一新兴技术领域。与以往的技术进步不同, 人工智能具有显著特征: 一方面, 其高昂的固定成本和低边际成本导致市场呈现出明显的规模经济和范围经济特性, 促进了企业市场势力水平的提升; 另一方面, 受人工智能技术应用链条长、短期获益难度大等因素影响, 行业龙头企业更易拥有技术优势, 市场集中化趋势愈发明显。因此, 人工智能技术的应用将通过市场结构的演变引起劳动收入份额的复杂变化。

鉴于此, 本文假设产品处于不完全竞争市场, 基于企业市场势力视角, 从影响效果、影响机制和异质性三个维度系统考察人工智能技术对企业层面劳动收入份额的影响, 并探索缓解企业劳动收入份额下降的有效路径。本文可能存在的边际贡献在于以下三方面。第一, 现有研究关注中国劳动收入份额的下降, 大多从宏观角度进行分析, 探讨技术进步、资本深化、全球化等因素对整体劳动报酬比重的影响。针对微观企业层面人工智能技术对劳动要素分配影响的研究, 则多局限于常规路径, 主要基于偏向型技术进步理论框架, 强调技术创新的资本偏向性和技术替代效应, 以解释要素收入分配格局的改变 (何小钢等, 2023; 王林辉等, 2022; 朱琪、刘红英, 2020)。虽然部分研究注意到自动化、机器人等传统数字技术通过强化企业市场势力影响劳动收入份额 (陈东等, 2024; Autor et al., 2020), 但未能深入剖析人工智能这一新兴技术领域所特有的企业市场势力增强效应及其传导机制。本文聚焦微观企业, 系统性地从企业市场势力视角揭示了人工智能技术影响企业收入分配的机制, 丰富了技术变革与市场结构变迁的理论与实证研究。

第二, 本文不仅分析了人工智能技术影响劳动收入份额的总体效应, 还分别从企业内部条件、外部环境及细分行业视角进行了异质性分析。更重要的是, 基于制度环境优化视角, 提出了通过完善企业内部信息披露机制与外部市场一体化建设的双重路径, 缓解人工智能技术可能导致的劳动收入份额下降。这为协调新质生产力发展与降低收入分配不平等、实现共同富裕等重大经济议题提供了具有可操作性的政策建议。

第三, 现有研究主要依赖传统关键词匹配或国际专利分类号 (IPC) 统计人工智能

专利（姚加权等，2024；尹志锋等，2023），或使用工业机器人渗透率作为替代指标（钞小静、周文慧，2021；刘金东等，2024）。这些方法难以适应人工智能技术的快速迭代所导致的技术名词更新以及人工智能的特征复杂性。本文采用自然语言前沿BERT模型结合专利数据库，构建了更合理、精准的企业人工智能技术应用水平测度方式。这不仅有效弥补了现有文献在识别新兴技术上的不足，也为后续深入探究微观层面人工智能技术的经济后果奠定了实证基础。

余文结构安排如下：第二部分为理论模型构建与研究假说；第三部分为研究设计与数据说明；第四部分为实证分析；第五部分进一步讨论人工智能技术对企业劳动收入份额的作用机制，进行异质性分析，并提出缓解劳动收入份额下降的路径；最后一部分为研究结论与政策建议。

二 理论模型与研究假说

基于技能偏向型技术进步（SBTC）理论（Acemoglu & Restrepo, 2020），本文构建了一个包含企业异质性和劳动者技能分层的垄断竞争模型，系统阐释了人工智能技术影响劳动收入份额的理论机制。本部分还将提出研究假说。

（一）基础设定

首先，在不完全竞争市场中，企业面临向下倾斜的需求函数。本文假设生产单一产品的企业面临可变弹性需求 θ ，故需求函数为：

$$Y = \omega P^{-\theta} \quad (1)$$

其中， P 为产品价格， ω 为需求条件的参数，需求弹性为 θ 。其次，在生产要素投入方面，根据SBTC假说，本文简单地将劳动者划分为高技能和低技能两类^①。其中，低技能劳动力主要指从事常规重复型任务的工人，此类劳动者从事的任务遵循特定的工作流程且工作内容可编码，容易被计算机设备替代（陈瑛等，2025）。高技能劳动力则指从事非常规任务的劳动群体，他们往往具备认知能力、分析能力以及人际交互能力等，该类任务难以用编程或代码执行（陈琳等，2024）。企业采用人工智能技术（ AI_k ）、高技能劳动力（ H ）、低技能劳动力（ L ）三种生产要素进行生产。生产函数为规模报酬不变的常替代弹性（CES）形式，并采用双层嵌套常替代弹性函数，具体为：

① 此外，本文根据任务偏向型技术进步（RBTC）假说，将劳动者划分为高技能（ H ）、中等技能（ M ）和低技能劳动力（ L ）三类进行理论推导，理论分析结果与本文的实证结果一致。

$$Y = A \left[\alpha Q^{\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon}} + (1-\alpha) L^{\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon}} \right]^{\frac{\varepsilon}{\varepsilon-1}}, \quad Q = \left(AI_k^{\frac{\rho-1}{\rho}} + H^{\frac{\rho-1}{\rho}} \right)^{\frac{\rho}{\rho-1}} \quad (2)$$

其中, Y 是企业的产出, A 为效率参数, α 是人工智能相关资本与普通劳动力投入的分配参数 ($0 < \alpha < 1$), ε 表示人工智能相关资本-劳动替代弹性, ρ 为人工智能技术与高技能劳动力之间的替代弹性。假设存在 $\partial Y / \partial AI_k > 0$ 、 $\partial Y / \partial H > 0$, 表明人工智能技术和高技能劳动力投入均会使企业产出增加。

本文假定企业只生产一种产品, 且高技能劳动力与低技能劳动力的工资率以及人工智能资本租金率均外生给定, 分别为 ω_h 、 ω_l 和 r 。故企业的生产成本函数为:

$$C = c_Y \frac{Y}{A} = c_Q Q + \omega_l L = (r + \omega_h) Q + \omega_l L \quad (3)$$

其中, c_Y 为总单位成本, c_Q 为 Q 的单位成本。企业的边际成本为 $MC(r, \omega_l, \omega_h, A)$ 。

(二) 企业最优决策

企业根据利润最大化确定各要素投入, 即:

$$\max_{AI_k, H, L} \pi = PY - (rAI_k + \omega_h H + \omega_l L) \quad (4)$$

$$\text{s.t.} \quad Y = A \left[\alpha Q^{\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon}} + (1-\alpha) L^{\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon}} \right]^{\frac{\varepsilon}{\varepsilon-1}} \quad (5)$$

进而得到各要素需求为:

$$A_k = \frac{Y}{A} \cdot \frac{\alpha^\varepsilon c_Y^{\varepsilon-1}}{c_Q^\varepsilon} \cdot \frac{r^{-\rho}}{r^{-\rho} + \omega_h^{-\rho}} \quad (6)$$

$$H = \frac{Y}{A} \cdot \frac{\alpha^\varepsilon c_Y^{\varepsilon-1}}{c_Q^\varepsilon} \cdot \frac{\omega_h^{-\rho}}{r^{-\rho} + \omega_h^{-\rho}} \quad (7)$$

$$L = \frac{Y}{A} \cdot \frac{(1-\alpha)^\varepsilon c_Y^{\varepsilon-1}}{\omega_l^\varepsilon} \quad (8)$$

其中, $c_Q = (r^{1-\rho} + \omega_h^{1-\rho})^{\frac{1}{1-\rho}}$; $c_Y = (\alpha^\varepsilon c_Q^{1-\varepsilon} + (1-\alpha)^\varepsilon \omega_l^{1-\varepsilon})^{\frac{1}{1-\varepsilon}}$ 。此时, 企业边际成本 MC 及劳动收入份额 LS 分别为:

$$MC = \frac{1}{A} \left[\alpha^\varepsilon (r^{1-\rho} + \omega_h^{1-\rho})^{\frac{1-\varepsilon}{1-\rho}} + (1-\alpha)^\varepsilon \omega_l^{1-\varepsilon} \right]^{\frac{1}{1-\varepsilon}} \quad (9)$$

$$LS = \frac{\omega_h H + \omega_l L}{PY} = \frac{\omega_h H + \omega_l L}{(1+\mu) \cdot MC \cdot Y} \quad (10)$$

为了进一步分析影响劳动收入份额的变动因素, 本文将式 (6) 至式 (9) 代入式 (10), 可得:

$$\begin{aligned}
LS &= \frac{1}{1+\mu} \cdot \frac{\alpha^\varepsilon \omega_h^{1-\rho} (r^{1-\rho} + \omega_h^{1-\rho})^{\frac{\varepsilon}{1-\rho}} + (1-\alpha)^\varepsilon \omega_l^{1-\varepsilon}}{[\alpha^\varepsilon (r^{1-\rho} + \omega_h^{1-\rho})^{\frac{1-\varepsilon}{1-\rho}} + (1-\alpha)^\varepsilon \omega_l^{1-\varepsilon}]^{2-\varepsilon}} \\
&= \frac{1}{1+\mu} \cdot \Phi(\alpha, \varepsilon, \rho, r, \omega_h, \omega_l)
\end{aligned} \tag{11}$$

由式(11)可以看到,影响劳动收入份额的因素主要分为两类:一是企业面临的外部市场环境,即产品市场的企业市场势力(成本加成率 μ),其与企业需求相关,故视为需求端影响因素;二是生产函数中的各要素分配参数、要素替代弹性、要素相对价格,这类因素主要取决于企业生产函数的性质和要素相对价格,也即生产端因素。通过梳理已有文献发现,技术进步对劳动收入份额的影响多聚焦于生产端因素,即考虑偏向型技术进步引致的要素替代以及要素相对价格等(何小钢等, 2023; Acemoglu & Restrepo, 2018)。根据技能偏向型技术进步理论可知,技术进步会增加企业对高技能劳动力的相对需求,降低对低技能劳动力的相对需求。高技能劳动者的大部分工作难以直接被人工智能技术替代,且当前企业应用人工智能技术仍集中于流程自动化(陈琳等, 2024)^①。为此,本文假设要素价格外生给定且人工智能技术对低技能劳动者替代弹性 $\varepsilon > 1$,对高技能劳动者替代弹性 $0 < \rho < 1$ 。基于此,本文主要考虑企业市场势力对劳动收入分配的影响并对此进行理论验证。

(三) 人工智能、企业市场势力与劳动收入份额

本部分分析人工智能技术对企业市场势力的可能影响。企业成本加成率是衡量企业市场势力和盈利能力的重要指标,其定义为产品价格超过边际成本的部分(申广军等, 2018)。人工智能技术作为新一轮科技革命和产业变革的核心驱动力,通过降本增效效应和产品创新效应双重机制强化企业市场势力(如图1所示)。首先,从降本增效效应来看,人工智能技术通过替代高成本要素(如劳动力)、优化资源配置与生产流程等,显著降低企业的边际生产成本($MC \downarrow$),从而在价格不变的情况下直接提高企业市场势力($\mu \uparrow = (P - MC \downarrow)/MC \downarrow$)。一方面,人工智能技术既能通过自动化设备如智能机器人、自动化控制系统等,直接替代低技能劳动要素(Acemoglu & Restrepo, 2020),降低边际生产成本,还可以进行精准的数据分析和预测,优化资源配置,降低

① 鉴于本文样本期(2012–2022年)以判别式人工智能为主,其应用场景相较于生成式人工智能更加广泛且多元,且企业应用主要集中于流程自动化(陈琳等, 2024),因此本文的理论模型聚焦于判别式人工智能场景。随着人工智能的快速发展,2023年后生成式人工智能(如DeepSeek)的突破可能重塑高技能劳动力的替代弹性,但这不在本文的讨论范围之内,将作为未来较好的研究方向。

原材料损耗和库存成本，进一步降低边际成本。企业获得价格支配权，有利于其设定更高价格以获得高成本加成率。另一方面，根据人工智能的技术-技能互补性，企业深化生产要素组合效率，提升全要素生产率，进而扩大企业的市场份额（尹志锋等，2023）。例如，人工智能技术已成为中国光伏企业降本增效的核心引擎，重塑了中国光伏产业在全球的竞争格局。

其次，从产品创新效应来看，人工智能技术能够推动产品创新和升级，通过需求弹性的降低与价格溢价，重构市场需求曲线，提高成本加成率。一方面，人工智能技术通过升级产品功能、个性化定制和构建平台生态，增强产品的差异化和不可替代性，弱化需求价格弹性（ $| \theta | \downarrow$ ），进一步提高成本加成率（ $\mu \uparrow = | \theta | \downarrow / (| \theta | \downarrow - 1)$ ）。另一方面，人工智能技术在产品设计和开发中可以帮助企业更精准地把握市场趋势和客户需求，例如利用机器学习算法进行市场需求分析、产品性能优化等，从而制定更有效的市场营销策略，精准把握产品定位，获得更高的市场价格。例如亚马逊、谷歌等科技巨头利用人工智能技术优化推荐系统，提高了销售转化率；特斯拉等公司则通过人工智能技术实现了智能制造和自动驾驶技术，提高了产品竞争力。人工智能通过产品创新扩大了产品价格与边际成本之间的差额，企业市场势力得以提高（ $\mu \uparrow = (P \uparrow - MC) / MC$ ）。

那么，企业人工智能应用的劳动收入份额影响效应如何？为了更好分析，本文对企业市场势力（ μ ）求偏导，其中， Φ 是与 μ 无关的复合项，可得：

$$\frac{\partial LS}{\partial \mu} = -\frac{1}{(1 + \mu)^2} \cdot \Phi < 0 \tag{12}$$

由此可知，当企业市场势力增强时，劳动收入份额会下降（见图1）。即随着成本加成率的提高，企业利润相对于劳动成本上升得更快，导致劳动收入在总产出中的份额减少。

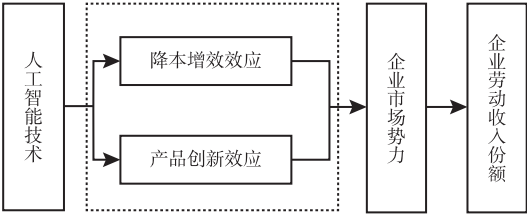


图1 影响机制图

基于此，本文提出研究假设：在其他条件不变的情况下，人工智能技术应用能够提高企业市场势力，进而降低企业劳动收入份额。

三 研究设计与数据说明

（一）模型设定

本文采用面板固定效应模型检验人工智能技术对企业劳动收入份额的影响：

$$LS_{it} = \alpha + \beta_1 AI_{it} + \beta_2 Controls_{it} + \mu_i + \delta_{kt} + \varepsilon_{it} \quad (13)$$

其中，下标 i 和 t 分别表示企业和年份。被解释变量 LS_{it} 为企业 i 在 t 年的劳动收入份额；核心解释变量 AI_{it} 则为企业 i 在 t 年的人工智能技术应用水平； $Controls$ 为一系列控制变量，包括企业规模、企业年龄、公司前十位大股东持股比例之和、资产负债率、总资产净利润率、固定资产比率、企业价值、研发投入占比、产权性质及地区层面的经济发展水平和产业结构。此外，模型还控制了企业固定效应（ μ_i ）和行业-年份交互固定效应（ δ_{kt} ）， ε_{it} 表示随机误差项。标准误差聚类到企业层面。若 β_1 的估计值显著为负，则表明人工智能技术将降低企业劳动收入份额。

（二）样本选择与数据来源

本文使用的数据主要包括2012–2022年中国A股上市公司数据及专利数据，其中上市公司数据来自国泰安（CSMAR）数据库和万得（WIND）数据库，专利数据来自国家知识产权局。本文选取上市公司作为初始研究样本，主要原因在于上市公司数据具有较高的更新频率，能够追踪到最新年份的企业数据。虽然工业企业数据库在研究中国企业行为方面具有优势，但考虑到中国在2010年后才加速应用人工智能技术，而工业企业数据库在2007年之后的数据存在明显缺失，因此上市公司数据与本研究主题的适配度更高。本文将上市公司财务数据与清洗后的人工智能专利数据进行匹配，并在此基础上对研究样本做如下进一步处理：剔除ST、*ST、PT企业；剔除资产负债率大于100%的企业；删除主要变量缺失的样本。此外，为了剔除极端样本的影响，本文对所有连续型变量进行上下1%的缩尾处理。最终，本文获得企业-年份维度共29467个观测样本。

（三）变量定义

1. 被解释变量：劳动收入份额（ LS ）

本文参考施新政等（2019）、肖土盛等（2022）的研究，采用企业支付给职工以及为职工支付的现金总额除以营业总收入，以衡量企业劳动收入份额。

2. 解释变量：人工智能技术应用水平 (AI)

人工智能技术正处于不断更新和变革的过程中，如何准确衡量微观企业层面的人工智能技术应用具有较大挑战。已有研究多从宏观层面展开，通常采用地区层面的工业机器人应用水平作为人工智能技术的代理变量（钞小静、周文慧，2021）。少数微观层面的实证研究则通过专利摘要信息和《国际专利分类表》的专利分类号来识别人工智能专利（姚加权等，2024；尹志锋等，2023）。这两种方法虽能在一定程度上识别人工智能技术的应用，但工业机器人难以代表人工智能的全局性影响，且随着人工智能的不断迭代更新，原有的IPC分类或词典构建难以有效识别新的人工智能技术名词，以致人工智能技术特征与IPC分类号的契合程度略有不足。因此，以上两种方法均可能导致估计结果的偏误。为此，本文尝试利用前沿的BERT大语言模型，并结合GPT-4和人工判别结果，对人工智能专利进行细致识别。

首先，本文通过国家知识产权局获取了中国上市公司专利的标题、摘要、IPC分类号、申请日期、申请人等信息，并从专利样本中随机抽取一定数量的专利，通过人工识别的方式对这些专利的摘要文本进行分类；其次，利用BERT大语言模型对人工标注的专利进行学习；最后，使用训练好的BERT大语言模型对所有专利进行分类。由于人工智能涵盖范围较广，单从定义难以清晰分辨人工智能专利，本文从人工智能的相关领域出发对专利进行划分。本文将人工智能的核心问题归结为发展一种智能体，其在推理、知识、规划、学习、交流、感知与行动等关键能力上可比拟或超越人类。根据工业和信息化部等四部门2024年发布的《国家人工智能产业综合标准化体系建设指南》，本文将人工智能关键技术分类为机器学习、知识图谱、大模型、自然语言处理、智能语音、计算机视觉、生物特征识别、人机混合增强智能、智能体、群体智能、跨媒体智能、具身智能等核心领域。本文最终形成2012–2022年中国A股上市公司的人工智能专利数据库。本文采用上市公司当年申请的人工智能专利总数加1后取对数来测度企业的人工智能技术应用水平 (AI)。

3. 机制变量：企业市场势力 ($Mkup$)

本文借鉴申广军等（2018）的做法，使用企业成本加成率 ($Mkup$) 来衡量企业市场势力。成本加成率反映了企业定价与边际成本的偏离程度，该指标既通过边际成本反映生产率水平，也通过价格反映定价势力。成本加成提升是企业市场势力、盈利能力和竞争能力增强的集中体现（De Loecker & Warzynski, 2012），该值更直接反映企业本身具有的市场垄断力量。为此，本文采用De Loecker & Warzynski（2012）的方法对

企业市场势力进行测度。具体来看，本文假定生产函数为包含劳动 l 、资本 k 、中间投入 m 的超越对数生产函数，并借鉴Akerberg et al.（2015）的做法估计生产函数参数。其中，参考唐浩丹等（2022）的研究，采用营业收入的对数表示企业产出，资本投入以固定资产净额的对数衡量，劳动投入以员工数量的对数衡量，中间投入合计采用恒等式来测度：中间投入合计=营业成本+销售费用+管理费用+财务费用-折旧摊销-支付给职工以及为职工支付的现金。最终，计算出企业加成率即企业市场势力。

（四）描述性统计

表1为本文主要变量的描述性统计结果，各变量观测值一致。结果显示，企业劳动收入份额（ LS ）的均值为0.1464，表明中国上市公司营业收入中近15%用于支付职工薪酬。人工智能技术应用水平（ AI ）的均值为0.3262，最小值为0，最大值为7.4541，标准差为0.8192，表明不同企业应用人工智能技术的水平差异较大。企业市场势力（ $Mkup$ ）的均值为1.1723，标准差为1.3394，表明中国上市公司的市场势力差异显著。可以观察到，2012-2022年企业申请人工智能相关专利的数量总体上呈上升趋势。宏观层面，据国家知识产权局数据显示，自2012年开始，中国人工智能领域的专利申请总量占比逐年提高，专利许可转让数量呈上升趋势。其外，大部分控制变量在不同企业间存在明显差异。为此，本文将对人工智能技术与企业劳动收入分配的关系进行实证检验。

表1 变量描述性统计

变量	变量描述	均值	标准差	最小值	最大值
LS	企业支付给职工以及为职工支付的现金占营业总收入的比值	0.1464	0.0986	0.0128	0.6140
AI	企业人工智能技术专利数量加1（件），取对数	0.3262	0.8192	0.0000	7.4541
$Mkup$	采用De Loecker & Warzynski（2012）的方法计算企业定价与边际成本的偏离程度	1.1723	1.3394	0.1617	10.5033
$Lnsiz$	企业员工数量（人），取对数	7.6608	1.2104	4.5747	11.2921
$Lnage$	当年年份与企业成立年份之差加1（年），取对数	2.9308	0.3236	1.3863	4.2905
$Top10$	公司前十位大股东持股比例之和（%）	33.8708	14.3952	8.3300	74.3000
Lev	总负债与资产总额的比值	0.4005	0.2003	0.0502	0.9330
Roa	净利润与总资产余额的比值	0.0374	0.0660	-0.2621	0.1927
PPE	固定资产与资产总额的比值	0.1987	0.1416	0.0016	0.6855
$TobinQ$	企业市场价值与资产重置成本的比值	2.0405	1.2599	0.8402	8.4065

续表

变量	变量描述	均值	标准差	最小值	最大值
<i>RD</i>	研发投入与营业收入的比值 (%)	5.0063	5.0582	0.0300	32.8500
<i>SOE</i>	公司实际控制人是否为国有 (是=1)	0.2855	0.4516	0.0000	1.0000
<i>Lngdp</i>	省份人均地区生产总值 (元), 取对数	11.3027	0.4396	9.9006	12.1564
<i>Indstr</i>	企业注册地所在省份的第二产业增加值占地区生产总值的比重 (%)	40.0659	8.9389	15.9000	55.8000

资料来源：根据国泰安数据库、万得数据库、各省统计年鉴及国家知识产权局数据计算得到。

四 实证结果

(一) 基准回归

表2为本文的基准回归结果。其中，表2第(1)列为仅加入了控制变量的结果，*AI*系数在1%水平下显著为负。为了控制年份层面、个体层面和行业年份层面的不可观测因素，本文在表2第(2)列至第(4)列依次加入了企业、年份及行业-年份交互固定效应，人工智能技术应用水平对劳动收入份额的影响系数仍在1%水平下为负，说明人工智能技术应用会显著降低企业的劳动收入份额。其中，表2第(4)列的结果表明，当人工智能技术应用水平提升一个百分点，企业劳动收入份额平均降低0.0024个百分点，估计结果具有较强显著性。通过描述性统计可知，*AI*指标的标准差为0.8192，企业劳动收入份额的均值为0.1464，表明人工智能技术应用水平每提高一个单位标准差，企业劳动收入份额平均下降0.1966个百分点(=0.8192×0.0024)，相当于其均值1.34%(=0.1966%/14.64%)的损失，对劳动者边际福利的侵蚀较大，需要引起学者和政策部门的重视。且由于人工智能技术的迭代性和持续渗透性特征，企业专利数量将随着技术升级持续累积，其对劳动收入份额的长期影响不可忽视。

人工智能技术应用降低企业劳动收入份额的可能原因在于两方面。第一，劳动生产率提升与工资增长不同步。人工智能技术的应用能够显著提高企业的劳动生产率(姚加权等，2024)。然而，企业的利润增长并不一定会完全转化为员工工资的增长。企业可能会将部分利润用于扩大生产规模、增加研发投入或股东分红等，而非同步提高员工的工资水平，导致劳动收入份额相对下降。例如，一些制造业企业引入智能系统优化生产流程，产量大幅提高，但工人工资的增长幅度却远低于生产率的提升幅度。第二，企业利润分配格局变化。人工智能的研发和应用需要大量资金投入，资本在企

业生产中的重要性因此提升。企业为了获取和应用人工智能技术，会增加对设备、软件、数据等资本要素的投入，资本要素所有者在企业利润分配中的话语权相应增强。相比之下，劳动力要素在企业生产中的相对重要性可能有所下降，劳动收入份额降低。例如，企业可能会将更多利润用于偿还研发人工智能设备的贷款，留给员工的利润份额则相对减少。

表2 基准回归结果

	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>AI</i>	-0.0023*** (0.0006)	-0.0021*** (0.0007)	-0.0020*** (0.0007)	-0.0024*** (0.0007)
控制变量	是	是	是	是
年份固定效应	否	否	是	否
企业固定效应	否	是	是	是
行业年份交互固定效应	否	否	否	是
R^2	0.3836	0.8850	0.8857	0.8898
观测值	29467	28993	28993	28983

注：括号内为企业层面聚类的稳健标准误；*、**、***分别表示在10%、5%、1%的显著性水平下显著。

资料来源：根据国泰安数据库、万得数据库、各省统计年鉴及国家知识产权局数据计算得到。

（二）稳健性检验

1. 内生性检验

一方面，基准回归的设定可能存在遗漏变量和双向因果关系导致的内生性问题。为此，本文参考陈楠和蔡跃洲（2022）的内生性处理方法，基于移动份额法构造巴蒂克（Bartik）工具变量，使用变量单元的初始份额与总体增长率的乘积预测变量当年的估计值，并采用两阶段最小二乘法进行回归。Bartik 工具变量的构建公式如下：

$$IV_{it} = AI_{it-1}(1 + AIGrowth_t) \quad (14)$$

其中， IV_{it} 为 Bartik 工具变量即 t 年企业 i 的人工智能技术应用水平预测值， AI_{it-1} 为企业 i 在 t 年期初的人工智能技术应用水平， $AIGrowth_t$ 为 t 年所有企业的人工智能技术应用水平的年增长率。基于初始变量的预测值与实际值强相关，但与残差项不相关，此工具变量满足相关性与排他性。

具体来看，表3第（1）列报告了工具变量第一阶段的回归结果。工具变量（ IV ）的系数在1%的水平上显著，且第一阶段的F统计量为236.1638，远大于经验法则建议的10，因此本文内生变量与工具变量具有强相关性，不存在弱工具变量问题。拉格朗

日乘数 (LM) 统计量在 1% 的水平上显著, 拒绝工具变量识别不足的原假设, 表明本文选取的工具变量具有一定的合理性和可靠性。第 (2) 列为工具变量第二阶段的回归结果, 为人工智能技术应用水平 (AI) 对企业劳动收入份额的影响效应, 结果表明 AI 系数仍显著为负, 说明在考虑内生性问题后, 人工智能技术应用依然降低企业劳动收入份额, 本文基准回归结果具有可靠性。

另一方面, 上市公司本身代表着行业中市场势力最强的企业, 且上市公司往往更容易具备研发和应用人工智能技术的能力, 因此可能存在选择性偏差的问题。第一, 上市公司本身占有较高的市场份额, 议价能力强, 即便不引入人工智能因素, 也可能因其垄断势力压制工资。第二, 上市公司拥有更强的技术创新能力和资本投入能力, 往往更倾向于采用人工智能技术。为此, 本文采用 Heckman 检验和倾向得分匹配法 (PSM) 重新估计, 以缓解选择性偏差问题。

首先, 进行 Heckman 两阶段检验。在第一阶段, 设置人工智能技术应用水平的虚拟变量 (*AI_Dum*), 若企业申请的人工智能专利数量大于 0 则赋值为 1, 反之为 0。然后将 *AI_Dum* 作为被解释变量进行回归, 得到的逆米尔斯比例 (*IMR*) 作为控制变量纳入主回归模型。表 3 第 (3) 列即为 Heckman 检验的第二阶段回归结果, 人工智能技术应用水平系数值在 1% 水平上显著为负。

其次, 采用 PSM 方法重新进行评估。本文选择企业规模、企业年龄、公司前十位大股东持股比例之和、资产负债率、总资产净利润率、固定资产比率、企业价值、研发投入占比、产权性质、地区经济发展水平和产业结构等变量作为匹配变量, 并使用 1: 3 最近邻匹配法进行匹配, 然后利用匹配后的样本重新估计基准回归模型。表 3 第 (4) 列报告了匹配后样本的回归结果, 表明 AI 系数仍在 1% 水平下显著为负。以上结果说明, 在缓解选择性偏差问题后, 人工智能技术应用会降低企业劳动收入份额的结论依然成立。

表 3 内生性问题处理

	工具变量法第一阶段	工具变量法第二阶段	Heckman 检验	倾向得分匹配法
	<i>AI</i>	<i>LS</i>	<i>LS</i>	<i>LS</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>IV</i>	0.2663*** (0.0173)			
<i>AI</i>		-0.0048** (0.0024)	-0.0022*** (0.0007)	-0.0023*** (0.0008)

续表

	工具变量法第一阶段	工具变量法第二阶段	Heckman 检验	倾向得分匹配法
	<i>AI</i>	<i>LS</i>	<i>LS</i>	<i>LS</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>IMR</i>			-0.0363* (0.0208)	
Wald F 统计量	236.1638			
LM 统计量	110.6180			
控制变量	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是
行业年份交互固定效应	是	是	是	是
观测值	24503	24503	28983	13442

注：括号内为企业层面聚类的稳健标准误；*、**、***分别表示在10%、5%、1%的显著性水平下显著。

资料来源：根据国泰安数据库、万得数据库、《中国统计年鉴》及国家知识产权局数据计算得到。

2. 其他稳健性检验

(1) 更换变量测度方式。首先，更换被解释变量测度方式。由于企业以权责发生制为基础进行会计核算，可能对职工薪酬产生影响，为此本文借鉴肖土盛等（2022）的研究，计算 $LS1 = (\text{当期支付给职工以及为职工支付的现金} + \text{企业期末应付职工薪酬} - \text{企业期初应付职工薪酬}) / \text{营业总收入}$ ，重新衡量劳动收入份额并进行检验。同时考虑到劳动收入份额 LS 的取值范围为 $[0, 1]$ ，可能会对本文实证结果产生偏误，故对劳动收入份额 (LS) 采用逻辑斯谛 (logistic) 转换，转换后的劳动收入份额记为 $LS2$ 。稳健性检验结果分别见表4第(1)列、第(2)列，结果仍显著为负。其次，更换解释变量测度方式。不同于上文从通用型角度测算人工智能技术应用水平，本文接下来从行业角度对人工智能技术指标进行重新测算。具体而言，本文参考姚加权等（2024）的做法，根据不同行业特征构建了人工智能词典，例如，在金融行业，本文选取了“智慧银行”“智能保险”“智能投顾”“智慧金融”“智能搜索”等关键词作为金融企业的人工智能技术应用水平测度依据。本文对上市企业年报中出现的人工智能技术关键词数量加1取对数，以此来表示企业应用的人工智能技术应用水平。表4第(3)列、第(4)列结果分别展示了精确词汇 (*ai_utilize1*)、扩展词汇 (*ai_utilize2*) 两种测度方式，可以发现核心解释变量的系数均显著为负，表明在从行业角度对企业人工智能技术指标重新测算后，结果保持稳健。

(2) 控制多维固定效应。为了控制每个省份在不同年份可能存在的特殊宏观

经济条件、政策变化、地区发展水平等因素，本文在基准回归的基础上进一步加入省份-年份固定效应，以便更准确地识别人工智能技术对劳动收入份额的影响。结果如表4第（5）列所示，结果仍在1%水平上显著为负，支持了本文的基准结论。

（3）排除其他政策冲击。考虑到企业技术创新期间还存在相关政策改革，可能对人工智能技术与企业劳动收入份额之间产生一定的叠加影响效应，导致本文估计结果出现偏误。首先，高铁网络建设显著提升劳动力跨区域配置效率，通过劳动要素流动效应和市场边界拓展效应干扰人工智能技术对劳动收入份额的影响；其次，作为人工智能技术扩散的基础设施支撑，宽带网络普及直接提升企业数据存储与处理能力，并通过技术互补性和要素替代弹性放大人工智能技术红利；最后，自贸区通过降低贸易壁垒重构企业市场势力，其进口竞争效应和技术扩散效应与人工智能技术存在交互作用。为此，本文在样本期内排除“高铁开通”“宽带中国”及“自由贸易试验区”等政策的外生冲击。实证结果见表4第（6）列至第（8）列，在排除其他政策冲击后，本文结果仍在1%水平上显著为负相关，再次说明本文的结论是可靠的。

表4 稳健性检验

	更换被解释变量		更换解释变量		控制高维 固定效应	排除宽带 中国	排除高铁 开通	排除自 贸区
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
AI	-0.0026*** (0.0007)	-0.0119** (0.0055)	-0.0018*** (0.0007)	-0.0017*** (0.0006)	-0.0025*** (0.0007)	-0.0025*** (0.0007)	-0.0027*** (0.0007)	-0.0024*** (0.0007)
宽带中国						0.0020 (0.0016)		
高铁开通							-0.0014 (0.0021)	
自贸区								0.0011 (0.0015)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
行业年份交互 固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
省份年份交互 固定效应	否	否	否	否	是	否	否	否

续表

	更换被解释变量		更换解释变量		控制高维 固定效应	排除宽带 中国	排除高铁 开通	排除自 贸区
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
R ²	0.8900	0.8950	0.9018	0.9018	0.8914	0.8901	0.8907	0.8898
观测值	25972	28965	25582	25582	28983	27117	25958	28983

注：括号内为企业层面聚类的稳健标准误；*、**、***分别表示在10%、5%、1%的显著性水平下显著。

资料来源：根据国泰安数据库、万得数据库、各省统计年鉴及国家知识产权局数据计算得到。

五 进一步讨论

（一）机制检验

在上一部分，本文证明了人工智能技术应用会显著降低企业劳动收入份额。为了进一步识别和验证人工智能技术应用降低企业劳动收入份额的完整逻辑链条，本文基于企业市场势力的视角进行分析和检验。那么，企业市场势力的强化效应具体是通过何种途径实现的？根据前文的理论分析，本文强调人工智能技术应用通过降本增效效应及产品创新效应提升企业的市场势力，进而降低劳动收入份额。为此，本文后续以人工智能技术应用强化企业市场势力的作用渠道为机制检验的起点，并围绕以下逻辑展开验证：一是人工智能技术应用通过降本增效效应提高企业市场势力；二是人工智能技术应用通过产品创新效应提升企业市场势力。本文基于企业市场势力的提升，验证人工智能技术应用通过提高企业市场势力而降低企业劳动收入份额的这一核心作用渠道。

本文从人工智能技术应用降低运营成本、提升全要素生产率及提高产品创新水平使得企业成本加成率提高的路径进行实证检验。其中，成本节约效应分别采用管理费用率、销售费用率来衡量^①；全要素生产率采用LP方法计算得出；产品创新是指创造某种新产品或对某一新或老产品的功能进行创新。外观设计专利与实用新型专利聚焦于产品本身，而发明专利侧重生产流程优化。为此，本文以企业的外观设计及实用新型专利总数剔除相应类别的人工智能专利数量衡量企业产品创新水平^②。回归结果如表

① 管理费用率指企业管理费用占营业收入的比重；销售费用率指企业销售费用与营业收入的比值。

② 产品创新水平定义为 $\ln[(\text{外观设计专利总数} + \text{实用新型专利总数}) - (\text{AI相关的外观设计专利总数} + \text{AI相关的实用新型专利总数}) + 1]$ 。

5所示。第(1)列表明人工智能技术应用对全要素生产率的提升效应在5%的水平上显著。可能的原因在于:第一,机器学习和自动化技术可以实现生产流程智能化,在较短时间内协助工人执行任务,形成人智协同效应,显著降低人工成本与操作失误率,实现效率的提高;第二,依托大数据分析优化资源配置,精准匹配生产要素投入,提升资本与技术的使用效率;第三,通过智能算法加速知识沉淀与创新迭代,突破传统管理边界,催生新型商业模式与组织形态,形成可持续的效能增益循环。第(2)列、第(3)列分别为人工智能技术应用对企业管理费用率及销售费用率的影响结果,表明人工智能技术应用能够节约企业的运营成本。根据成本加成率的计算公式和含义,成本的降低会提升企业成本加成率。由第(4)列可知,人工智能技术应用会提升企业产品创新水平。企业产品创新水平的提升因差异化竞争与需求弹性弱化使企业在市场竞争中占据优势地位,企业在保持利润的同时提高成本加成率。

表5 人工智能技术应用强化企业市场势力的机制检验

	全要素生产率	管理费用率	销售费用率	产品创新水平
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>AI</i>	0.0055** (0.0022)	-0.0045*** (0.0008)	-0.0020*** (0.0007)	0.3322*** (0.0268)
控制变量	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是
行业年份交互固定效应	是	是	是	是
<i>R</i> ²	0.8662	0.8090	0.8982	0.7658
观测值	28983	28983	28983	19312

注:括号内为企业层面聚类的稳健标准误;*、**、***分别表示在10%、5%、1%的显著性水平下显著。

资料来源:根据国泰安数据库、万得数据库、各省统计年鉴及国家知识产权局数据计算得到。

进一步,本文考察了人工智能技术应用强化企业市场势力从而降低劳动收入份额的作用机制。本文采用中介效应模型的逐步回归法,基于企业市场势力强化的作用渠道进行实证检验。具体模型如下:

$$LS_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 AI_{it} + \gamma_i Controls_{it} + \mu_i + \theta_t + \delta_{kt} + \varepsilon_{it} \tag{15}$$

$$Mkup_{it} = \delta_0 + \delta_1 AI_{it} + \delta_i Controls_{it} + \mu_i + \theta_t + \delta_{kt} + \varepsilon_{it} \tag{16}$$

$$LS_{it} = \tau_0 + \tau_1 AI_{it} + \tau_2 Mkup_{it} + \tau_i Controls_{it} + \mu_i + \theta_t + \delta_{kt} + \varepsilon_{it} \tag{17}$$

其中,*Mkup*为企业市场势力指标。其余指标含义与基准模型一致。模型(15)中*AI*的系数 γ_1 为人工智能技术应用对企业劳动收入份额的总效应,模型(16)中*AI*的系数 δ_1 为人工智能技术应用对企业市场势力的影响。基于上文的理论分析,当 δ_1 系数显

著为正时，说明人工智能技术应用会提高企业的市场势力。模型（17）在模型（15）的基础上增加了 $Mkup$ 指标， AI 系数 τ_1 则为人工智能技术应用对企业劳动收入份额的直接效应， $Mkup$ 的系数 τ_2 表示在控制人工智能技术应用水平后，企业市场势力对劳动收入份额的影响^①。

回归结果如表6所示。表6第（1）列与基准回归模型结果一致。表6第（2）列表明在其他变量不变的情况下，人工智能技术应用会使企业市场势力显著增加。表6第（3）列结果显示，在控制企业市场势力后， AI 系数由-0.0024变为-0.0020，即人工智能技术应用降低企业劳动收入份额的总体效应中有部分是通过企业市场势力强化效应发挥作用的。人工智能技术应用通过边际成本压缩与差异化竞争形成的企业市场势力挤压劳动报酬占比（Autor et al., 2020）。

表6 人工智能技术应用的市场势力强化效应的内在机制检验

	LS	$Mkup$	LS
	(1)	(2)	(3)
AI	-0.0024*** (0.0007)	0.0236* (0.0130)	-0.0020*** (0.0007)
$Mkup$			-0.0171*** (0.0011)
控制变量	是	是	是
企业固定效应	是	是	是
行业年份交互固定效应	是	是	是
R^2	0.8898	0.8399	0.8985
观测值	28983	28983	28983

注：括号内为企业层面聚类的稳健标准误；*、**、***分别表示在10%、5%、1%的显著性水平下显著。

资料来源：根据国泰安数据库、万得数据库、各省统计年鉴及国家知识产权局数据计算得到。

综上，机制检验结果表明，人工智能技术应用能够提高企业全要素生产率，降低企业生产运营成本，并促进产品创新以增强企业市场势力，最终导致企业劳动收入份额降低。该结论验证了本文理论部分提出的研究假设。

（二）对其他作用机制的检验

本文研究结果表明，人工智能技术应用通过降低生产成本、提高生产效率和增强

① 本文同时计算市场集中度指数（ HHI ）以衡量企业市场势力，得到的结果相同。其中 HHI 为上市公司各企业营业收入占行业总营业收入比重的平方和。具体公式为： $HHI = \sum_{i=1}^n (X_i/X)^2$ ， $X = \sum_{i=1}^n X_i$ 。

产品创新能力，提升了企业市场势力，进而降低了企业劳动收入份额。为了确定企业市场势力作为人工智能技术应用影响企业劳动收入份额的核心机制，本文还分析了其他可能导致劳动收入份额下降的替代解释。

现有文献普遍认为，技术进步具有技能偏向特征，能够通过自动化替代、提高人均资本存量、优化人力资本结构等渠道影响劳动收入份额（何小钢等，2023；Autor et al.，2020）。根据劳动收入份额的定义可知，企业劳动收入份额与劳动者的工资总额直接相关。当人工智能技术应用的替代效应高于生产率效应时，企业可能通过增加相应的资本投入并降低对低技能劳动力的需求，资本对劳动呈现替代效应，企业就业总量与工资总量随之降低，从而可能导致企业劳动收入份额减小。

接下来，本文从资本-劳动替代和资本深化两个方面进行实证检验。资本-劳动替代效应表现为技术进步对劳动力就业的挤出作用，尤其是对于低技能劳动力就业（何小钢等，2023）。本文将初中及以下学历就业人数占比作为低技能劳动力就业份额的代理变量，并将其作为被解释变量，表7第（1）列展示了人工智能技术应用对企业低技能劳动力就业份额（*Low_edu*）的影响结果。结果发现AI的系数不显著，表明资本-劳动替代效应不成立。表7第（2）列展示了人工智能技术应用对人均资本存量（*Capital_per*）的影响结果。其中，人均资本存量采用企业固定资产投资与企业就业总人数的比值取对数衡量。结果发现，企业人工智能技术应用显著提升了人均资本。将劳动收入份额作为被解释变量，进一步检验人工智能技术应用是否会通过资本深化影响劳动收入份额。表7第（3）列结果发现核心解释变量系数很小，且统计上不显著，说明资本深化机制不成立。

表7 对其他竞争机制的检验

	<i>Low_edu</i>	<i>Capital_per</i>	<i>LS</i>
	(1)	(2)	(3)
<i>AI</i>	0.0089 (0.0058)	0.0245** (0.0118)	-0.0009 (0.0008)
<i>Capital_per</i>			-0.0130*** (0.0019)
控制变量	是	是	是
企业固定效应	是	是	是
行业年份交互固定效应	是	是	是
R ²	0.8599	0.9322	0.9151
观测值	3802	14447	14447

注：括号内为企业层面聚类的稳健标准误；*、**、***分别表示在10%、5%、1%的显著性水平下显著。

资料来源：根据国泰安数据库、万得数据库、各省统计年鉴及国家知识产权局数据计算得到。

（三）异质性分析

那么，人工智能技术在内部条件和外部环境不同的企业，以及不同行业之间是否存在异质性影响？为此，本文进行了异质性检验。

1. 内部条件视角

（1）企业所处生命周期。本文主要将股利支付率、主营业务收入增长率、资本支出率、企业成立时间作为企业生命周期的测量指标，并将企业所处生命周期分为成长期、成熟期和衰退期三个阶段。每个阶段均反映了企业在经营风险、盈利能力和增长速度等方面的不同特征。异质性分析结果见表8的第（1）列和第（3）列。结果表明，企业在成熟期时，人工智能技术应用会显著降低企业劳动收入份额。这可能是因为在企业该阶段具备成熟的运营模式，更加注重成本控制和利润最大化。人工智能技术应用可以帮助企业优化生产流程、提高效率并降低成本。企业有更强的动力采用人工智能技术替代部分劳动力，且会加大利润侵蚀工资的现象，增强企业市场势力，将营业收入更多分配给资本而非劳动者，使劳动收入份额下降幅度更大。处于成长期的企业更注重开拓市场、扩大生产规模，企业将更多利润用于再投资（如研发、设备升级），而非提高员工工资，导致劳动收入份额下降。而在衰退期的企业，由于财务压力和市场不确定性，可能更倾向于维持现状或进行小规模调整，对劳动收入份额的影响不显著。

（2）是否为高市场集中度企业。上文证明了人工智能技术应用会通过提高企业的市场势力进而降低企业劳动收入份额，那么企业市场势力的强弱对劳动收入份额会造成异质性影响。为此，本文根据计算得到的企业所在行业市场集中度指标（*HHI*）^①，考察企业的市场势力相对强弱，并根据每一年的*HHI*值，将高于当年中位数的行业内企业视为高市场集中度企业，反之则为低市场集中度企业。分组回归结果见表8第（4）列和第（5）列，在高市场集中度企业中，*AI*系数显著为负，而低市场集中度企业的*AI*系数不显著。高市场集中度企业具有较强的市场势力和定价能力，能够在很大程度上控制产品或服务的价格和产量。当高集中度企业采用人工智能技术后，可以利用人工智能技术进一步优化生产流程、降低成本。同时，由于其市场垄断地位，能够保持或提高产品价格，企业的成本加成率提高，劳动收入份额显著下降。而低市场集中度企业面临激烈的市场竞争，其定价受到市场供需关系和竞争

① *HHI* 越小，说明行业内企业营业收入差异越小，企业市场竞争程度越高，市场集中度越低。

对手价格策略的严格约束，很难像高集中度企业那样将成本加成完全转化为价格上涨，因此对劳动收入份额的影响也不显著。该结论也侧面印证了市场势力强化效应的作用渠道。

表 8 异质性分析：内部条件视角

	成长期	成熟期	衰退期	高市场集中度企业	低市场集中度企业
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>AI</i>	-0.0021* (0.0011)	-0.0038*** (0.0009)	-0.0031 (0.0029)	-0.0021*** (0.0007)	-0.0015 (0.0011)
控制变量	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是
行业年份交互固定效应	是	是	是	是	是
<i>R</i> ²	0.9128	0.8965	0.9489	0.9334	0.9109
观测值	10610	13087	974	16923	11523

注：括号内为企业层面聚类的稳健标准误；*、**、***分别表示在10%、5%、1%的显著性水平下显著。

资料来源：根据国泰安数据库、万得数据库、各省统计年鉴及国家知识产权局数据计算得到。

2. 外部环境视角

劳动者权益保障水平将影响企业提高市场势力的难度，并且企业的利润将更多分配给劳动者而非资本，从而影响了人工智能技术应用对劳动收入份额的降低效果。为此，本文参照戚聿东等（2020），分别采用企业所处地区的工会人数占比、基本养老保险参保人数占比以及劳工争议严重程度作为地区劳动者权益保障水平的代理变量，并按照中位数进行分组^①。所处地区工会参与率、基本养老保险参保率越低，以及劳工争议程度越高，表明该地区劳动者权益保障水平越低。结果如表9所示。第（1）列、第（3）列、第（5）列的*AI*系数均小于第（2）列、第（4）列、第（6）列，且显著为负，说明在劳动者权益保障水平较低的地区，人工智能技术应用对劳动收入份额的负向作用更为突出。这可能是因为劳动者权益保障水平较低的地区，工人难以与企业讨价还价，企业市场势力增强，进一步降低了劳动收入份额。该结果与申广军等（2018）的结论类似。

① 劳动争议严重程度定义为本年度劳动争议调解委员会未调解成功劳动争议件数（件）/本年度劳动争议调解委员会受理劳动争议件数（件）。

表9 异质性分析：所处地区劳动者权益保障水平

	工会参与 率低	工会参与 率高	养老保险 参保率低	养老保险 参保率高	劳工争议 程度高	劳工争议 程度低
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>AI</i>	-0.0021*** (0.0008)	-0.0013 (0.0012)	-0.0031*** (0.0010)	-0.0014 (0.0009)	-0.0030*** (0.0009)	-0.0013 (0.0010)
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是
行业年份交互固定效应	是	是	是	是	是	是
R ²	0.8982	0.9080	0.9081	0.8999	0.8993	0.9180
观测值	15750	12506	15510	13305	15469	12735

注：括号内为企业层面聚类的稳健标准误；*、**、***分别表示在10%、5%、1%的显著性水平下显著。
资料来源：根据国泰安数据库、万得数据库、《中国统计年鉴》、各省统计年鉴及国家知识产权局数据计算得到。

3. 细分行业层面

由于不同行业人工智能技术的渗透水平存在差异，其对企业市场势力和劳动收入分配的影响也各不相同。为更细致地剖析人工智能技术对劳动收入份额的影响，本文依据《上市公司行业分类指引（2021年修订）》按二位码行业代码对样本进行了分组。从表10可以看出，人工智能技术应用对金融业的影响显著为负，这与Eisfeldt & Schubert（2024）提出的人工智能技术应用会显著影响美国金融行业的结论类似。在教育业、文化、体育和娱乐业等高度依赖用户数据的现代服务业中，人工智能技术能够通过数据壁垒构建排他性优势，且教育、文体娱乐业可利用在线平台扩张，加速垄断进程，因此企业劳动收入份额下降更为显著。此外，在科学研究和技术服务业以及信息传输、软件和信息技术服务业等人工智能渗透度较高的行业，人工智能技术更为成熟，能够显著提升企业的生产效率和降低成本，企业的市场势力更强，进而对劳动收入份额产生更大的负向影响。然而，在农、林、牧、渔业、建筑业以及批发和零售业等行业中，企业的人工智能渗透程度较低，因此对劳动收入份额的影响并不显著。

表10 按具体行业分组

行业名称	<i>LS</i>
农、林、牧、渔业	0.0031
采矿业	-0.0075*
制造业	-0.0012*
电力、热力、燃气及水生产和供应业	0.0021
建筑业	-0.0050

续表

行业名称	LS
批发和零售业	-0.0014
交通运输、仓储和邮政业	-0.0012
住宿和餐饮业	-
信息传输、软件和信息技术服务业	-0.0053**
金融业	-0.0736***
房地产业	-0.0127
租赁和商务服务业	-0.0019
科学研究和技术服务业	-0.0109**
水利、环境和公共设施管理业	0.0004
居民服务、修理和其他服务业	-
教育	-0.3009***
卫生和社会工作	-0.0132
文化、体育和娱乐业	-0.0181**
公共管理、社会保障和社会组织	-0.0740**

注：*、**、***分别表示在 10%、5%、1% 的显著性水平下显著；其中，居民服务、修理和其他服务业关键指标缺失，住宿和餐饮业样本量较小，因此未汇报回归结果。

资料来源：根据国泰安数据库、万得数据库、各省统计年鉴及国家知识产权局数据计算得到。

（四）提升劳动收入报酬的可行路径

前文已证实，人工智能技术应用会降低企业劳动收入份额。在人工智能技术加速迭代的背景下，为提高劳动收入初次分配的公平性，实现共同富裕，本文提出两条提升劳动收入份额的可行路径，并对其进行检验。

1. 企业内部创新信息披露程度

本文的理论与实证分析表明，人工智能技术应用通过增强企业市场势力，从而压低劳动收入份额。为此，本文从源头上削弱企业市场势力的形成基础，提出提升劳动收入份额的可行路径。创新水平是提升企业竞争优势的关键因素，但根据信息不对称理论，企业的信息披露程度会影响企业市场势力（Stiglitz，2002）。若企业披露创新相关信息，竞争企业能够利用这些信息进行创新模仿与改进，从而削弱企业的市场势力。因此，企业创新信息披露制度将调节人工智能技术对劳动收入份额的影响效应。

鉴于此，本文验证企业提高创新信息披露程度是否有利于缓解企业劳动收入份额的降低。本文参考周泽将等（2022）的做法，采用其构建的 401 个与创新信息相关的关键词集，将上市公司年报中披露的创新文本信息关键词集的词频数之和与全文总词频数的占比作为企业创新信息披露指标（*inno_index*），该指标数值越大，说明企业的创

新信息披露程度越高。进一步，本文在基准模型中加入人工智能技术应用水平与创新信息披露指数的交互项考察改善企业内部条件以提升劳动收入份额的可行路径。实证结果如表 11 第（1）列所示，人工智能技术应用水平（*AI*）和企业创新信息披露指标（*inno_index*）交互项系数显著为正，即企业创新信息披露有利于提高企业劳动收入份额。也印证了 Kankanhalli et al.（2024）提出的创新非披露悖论，企业过多的创新信息披露有利于市场竞争，企业市场势力被削弱，进而减缓企业劳动收入份额的下降。

2. 外部劳动力市场分割程度

理论部分表明，人工智能技术应用通过提升成本加成率，加剧了利润对劳动报酬的挤占，且垄断企业会削弱劳动者的工资议价能力，导致企业劳动收入份额降低。这一过程的关键传导机制会受到企业在劳动力市场上买方垄断势力的影响。根据买方垄断理论，劳动力市场的流动性壁垒是影响买方垄断势力的关键因素。因此，劳动力市场分割将放大人工智能技术应用背景下企业市场势力对劳动者的不利影响。首先，劳动力市场分割增加了劳动者之间的流动壁垒，增强了垄断企业对劳动者的垄断定价能力，利润对工资的侵蚀程度加剧，劳动者工资下降。其次，企业能够利用压缩的人力成本和超额利润，投资于人工智能技术研发，进一步加速企业技术壁垒的形成，强化企业市场势力，劳动收入份额进一步下降。因此，本文考虑劳动力流动性因素，利用劳动力市场分割制度来调节人工智能技术应用对劳动收入份额的负面影响。

为了检验提高劳动力流动程度是否会在人工智能技术应用背景下增加企业劳动收入份额，本文参考何小钢等（2023）的做法，首先，计算各省份的工资基尼系数，并将“1-省份工资基尼系数”作为地区劳动市场分割（*meg*）的衡量指标，该值越大，说明地区劳动力市场分割程度越小，劳动力更易在地区间流动。其次，将劳动市场分割指数（*meg*）与人工智能技术（*AI*）的交互项加入基准回归模型，验证劳动力流动程度更高是否有利于企业提高劳动收入份额。结果如表 11 第（2）列所示，交互项系数在 10% 水平下显著为正，说明企业在应用人工智能技术时，由于劳动力的自由流动，企业市场势力降低，为了吸引和留住掌握人工智能相关技能的高素质人才，企业提高工资水平，有利于提升劳动收入份额。

表 11 提升劳动收入报酬的可行路径

	内部企业	外部市场
	(1)	(2)
<i>AI</i>	-0.0058*** (0.0016)	-0.0109** (0.0050)

续表

	内部企业	外部市场
	(1)	(2)
<i>inno_index</i>	-0.5001** (0.2113)	
<i>AI × inno_index</i>	0.2908** (0.1303)	
<i>meg</i>		0.0042 (0.0048)
<i>AI × meg</i>		0.0084* (0.0050)
控制变量	是	是
企业固定效应	是	是
行业年份交互固定效应	是	是
R ²	0.8907	0.8907
观测值	23958	25593

注：括号内为企业层面聚类的稳健标准误；*、**、***分别表示在10%、5%、1%的显著性水平下显著。
资料来源：根据国泰安数据库、万得数据库、《中国统计年鉴》、各省统计年鉴及国家知识产权局数据计算得到。

六 结论与政策启示

随着新一轮科技革命和产业变革的加速推进，人工智能正不断加深对劳动力市场的颠覆性影响。如何在人工智能创新浪潮下实现经济的包容性增长，已成为各国亟待解决的关键问题。本文采用2012–2022年中国A股上市公司数据，利用BERT大语言模型识别企业的人工智能技术应用水平，基于企业市场势力视角考察在新一代人工智能发展浪潮下企业劳动收入份额的变动，并进一步探究其背后的影响效应及作用机制。

研究结果表明，企业应用人工智能技术会显著降低企业劳动收入份额。这一结论在考虑内生性问题后仍然稳健，在更换变量测度方式、控制高维固定效应、排除一系列其他政策干扰等稳健性检验后，结论依然成立。作用机制分析表明，人工智能技术应用主要通过降本增效效应及产品创新效应提升企业市场势力，导致企业劳动收入份额下降。异质性分析发现，人工智能技术应用引发劳动收入份额下降的效应在处于成熟期、高市场集中度的企业以及处于劳动者权益保障水平较低的地区更为显著；在不同行业中，金融业、信息技术行业、现代服务业等行业的劳动收入份额下降幅度更大。从长期来看，制度环境优化（如企业内部信息披露强化、外部劳动力市场一体化）能够对冲技术冲击

带来的分配失衡，有效缓解人工智能技术应用对企业劳动收入份额的负向影响。

基于本文的研究结论，提出以下政策建议，旨在帮助企业充分释放人工智能技术红利，同时推动企业实现高质量增长与高质量就业的双重目标。第一，优化企业人工智能技术创新策略与员工激励机制。企业应充分认识人工智能技术应用对劳动收入份额的复杂影响机制。在战略规划层面，将技术创新与人力资源管理深度融合，强化劳动生产率与工资率的协同增长，制定针对性的员工激励政策。首先，企业应注重提升员工技能与人工智能技术的匹配度，鼓励企业与教育机构开展产学研合作，建立实习基地、联合培养项目等，通过培训与教育提高劳动力素质，促进企业在人工智能技术应用过程中更好地实现劳动生产率与平均工资率的协同提升，稳定劳动收入份额。其次，企业应制定合理的工资调整机制，确保人工智能技术应用在提升劳动生产率的同时，员工能够共享技术进步带来的红利。例如，依据员工对新技术的适应能力和贡献程度，制定个性化的薪酬激励方案。

第二，针对人工智能技术应用在企业内部实施差异化制度与政策引导。首先，企业应依据自身发展阶段，制定完善的人力资源转型计划，尤其是对于处于成熟期且大力投资人工智能技术的企业。应充分发挥人工智能的降本增效作用，避免因大规模裁员导致劳动收入份额急剧下降，实现技术创新与员工价值创造的有机结合。例如，通过建立内部培训部门或与专业培训机构合作，为员工提供人工智能相关技能培训，使员工能够从传统工作岗位向与人工智能协同的岗位转变。其次，政府应加强反垄断监管力度，防止企业利用市场势力过度挤压劳动收入份额，保障劳动者在技术创新驱动的经济变革中的合法权益。最后，鉴于提高企业内部创新信息披露水平可以缓解人工智能技术应用对劳动收入份额的负向影响，政府应鼓励企业建立健全创新信息披露制度，主动且合理地披露相关信息，构建健康、有效的市场环境。企业应积极采取策略性信息披露，减少信息不对称，同时定期向员工通报人工智能技术的进展、预期效果以及对员工岗位和收入的潜在影响，增强员工对企业技术创新战略的理解与信任。

第三，健全劳动力市场建设与人才培育体系。首先，通过制定最低工资标准调整机制、加强工会组织建设与集体谈判能力等措施，提升劳动力的议价能力，平衡企业在人工智能技术应用过程中的利润分配倾向，避免劳动收入份额的过度下降。其次，制定政策措施，降低劳动力市场分割程度，打破地域、行业、所有制等因素对劳动力流动的限制。建立全国统一的劳动力市场信息平台，提供及时、准确的就业岗位信息、技能培训信息以及人工智能技术发展趋势信息，促进劳动力在不同地区、行业和企业之间的自由流动与合理配置。

参考文献:

- 钞小静、周文慧 (2021),《人工智能对劳动收入份额的影响研究——基于技能偏向性视角的理论阐释与实证检验》,《经济与管理研究》第2期,第82-94页。
- 陈东、姚笛、郑玉璐 (2024),《工业机器人应用、超级明星企业与劳动收入份额变动:“利好”与“隐忧”并存》,《中国工业经济》第5期,第97-115页。
- 陈琳、高悦蓬、余林徽 (2024),《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》,《管理世界》第6期,第74-93页。
- 陈楠、蔡跃洲 (2022),《人工智能、承接能力与中国经济增长——新“索洛悖论”和基于AI专利的实证分析》,《经济学动态》第11期,第39-57页。
- 陈瑛、陈子琦、恭希言 (2025),《人工智能如何驱动劳动力再配置?——基于技能需求重构视角》,《劳动经济研究》第4期,第3-32页。
- 何小钢、朱国悦、冯大威 (2023),《工业机器人应用与劳动收入份额——来自中国工业企业的证据》,《中国工业经济》第4期,第98-116页。
- 刘金东、徐文君、王佳慧 (2024),《人工智能对青年就业的影响研究——来自OECD国家工业机器人使用的证据》,《中国人口科学》第3期,第3-17页。
- 咸聿东、刘翠花、丁述磊 (2020),《数字经济发展、就业结构优化与就业质量提升》,《经济学动态》第11期,第17-35页。
- 申广军、周广肃、贾坤 (2018),《市场力量与劳动收入份额:理论和来自中国工业部门的证据》,《南开经济研究》第4期,第120-136页。
- 盛丹、陆毅 (2017),《国有企业改制降低了劳动者的工资议价能力吗?》,《金融研究》第1期,第69-82页。
- 施新政、高文静、陆瑶、李蒙蒙 (2019),《资本市场配置效率与劳动收入份额——来自股权分置改革的证据》,《经济研究》第12期,第21-37页。
- 唐浩丹、方森辉、蒋殿春 (2022),《数字化转型的市场绩效:数字并购能提升制造业企业市场势力吗?》,《数量经济技术经济研究》第12期,第90-110页。
- 王林辉、钱圆圆、董直庆 (2022),《人工智能应用对劳动工资的影响及偏向性研究》,《中国人口科学》第4期,第17-29页。

- 肖土盛、孙瑞琦、袁淳、孙健（2022），《企业数字化转型、人力资本结构调整与劳动收入份额》，《管理世界》第12期，第220-237页。
- 姚加权、张鲲鹏、郭李鹏、冯绪（2024），《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》，《管理世界》第2期，第101-116页。
- 尹志锋、曹爱家、郭家宝、郭冬梅（2023），《基于专利数据的人工智能就业效应研究——来自中关村企业的微观证据》，《中国工业经济》第5期，第137-154页。
- 周泽将、汪顺、张悦（2022），《知识产权保护与企业创新信息困境》，《中国工业经济》第6期，第136-154页。
- 朱嘉蔚、金晓贝（2023），《人工智能发展对中国制造业就业的影响》，《劳动经济研究》第5期，第121-143页。
- 朱琪、刘红英（2020），《人工智能技术变革的收入分配效应研究：前沿进展与综述》，《中国人口科学》第2期，第111-125页。
- Acemoglu, Daron & Pascual Restrepo (2018). Artificial Intelligence, Automation, and Work. In Ajay Agrawal, Joshua Gans & Avi Goldfarb (eds.), *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. Chicago: University of Chicago Press, pp. 197-236.
- Acemoglu, Daron & Pascual Restrepo (2020). Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*, 128 (6), 2188-2244.
- Akerberg, Daniel, Kevin Caves & Garth Frazer (2015). Identification Properties of Recent Production Function Estimators. *Econometrica*, 83 (6), 2411-2451.
- Aghion, Philippe, Ufuk Akcigit, Antonin Bergeaud, Richard Blundell & David Hemous (2019). Innovation and Top Income Inequality. *Review of Economic Studies*, 86 (1), 1-45.
- Autor, David, David Dorn, Lawrence Katz, Christina Patterson & John Van Reenen (2020). The Fall of the Labor Share and the Rise of Superstar Firms. *The Quarterly Journal of Economics*, 135 (2), 645-709.
- Barkai, Simcha (2020). Declining Labor and Capital Shares. *Journal of Finance*, 75 (5), 2421-2463.
- Eisfeldt, Andrea & Gregor Schubert (2024). AI and Finance. *NBER Working Paper*, No. 33076.
- Harrison, Ann (2024). Disentangling Various Explanations for the Declining Labor Share: Evidence from Millions of Firm Records. *NBER Working Paper*, No. 32015.
- Kankanhalli, Gaurav, Alan Kwan & Kenneth Merkley (2024). The Paradox of Innovation Nondisclosure: Evidence from Licensing Contracts. *American Economic Journal: Applied*

Economics, 16 (4), 220–256.

Kehrig, Matthias & Nicolas Vincent (2021). The Micro-Level Anatomy of the Labor Share Decline. *The Quarterly Journal of Economics*, 136 (2), 1031–1087.

De Loecker, Jan, Jan Eeckhout & Gabriel Unger (2020). The Rise of Market Power and the Macroeconomic Implications. *The Quarterly Journal of Economics*, 135 (2), 561–644.

De Loecker, Jan & Frederic Warzynski (2012). Markups and Firm-Level Export Status. *American Economic Review*, 102 (6), 2437–2471.

Stiglitz, Joseph (2002). Information and the Change in the Paradigm in Economics. *American Economic Review*, 92 (3), 460–501.

Artificial Intelligence, Firm Market Power, and the Labor Income Share

He Xiaogang & Mao Shenyua

(School of Digital Economics, Jiangxi University of Finance and Economics)

Abstract: This paper constructs a firm-level artificial intelligence (AI) index using the BERT model to systematically investigate the impact of AI technology on the labor income share and its underlying mechanisms. We find that AI technology reduces the labor income share by enhancing firm market power, thereby strengthening firms' dominance over income distribution. A heterogeneity analysis reveals that this negative impact is more pronounced in mature firms and those operating in highly concentrated markets. The effect is further magnified in regions with low levels of labor protection and in sectors such as finance, scientific research and technical services, and education. Further analysis suggests that improving firm-level information disclosure and advancing labor market integration can mitigate the adverse effects of AI on the labor income share. By focusing on the channel of firm market power, this study provides new evidence on how AI technology affects labor factor income distribution and offers novel insights for improving AI governance and achieving common prosperity.

Keywords: artificial intelligence, BERT model, labor income share, firm market power

JEL Classification: J24, J62, O33

(责任编辑: 崔慧敏)