

参赛学生姓名：苏煜程

中学：北京师范大学附属实验中学

省份：北京

国家/地区：中国

指导老师姓名：陈斌、郁露

指导老师单位：北京大学计算机学院、北京师范大学附属实验中学

论文题目：这次不一样？基于规模效应视角的 AI 革命对就业影响的研究

This Time is Different: A Study on the Impact of the AI Revolution on Employment Based on Scale Effects

这次不一样？基于规模效应视角的 AI 革命对就业影响的研究

苏煜程 北京师范大学附属实验中学

摘要

传统观点认为，技术进步对就业总体上有积极影响。本文创新提出 AI 革命主要发生在强规模效应行业的关键特征，这可能造成更大的失业压力。

在理论分析中，我们构建了包含家庭和企业两部门的一般均衡模型，推导出不同规模效应行业的技术进步对均衡就业的影响。通过参数校准和数值模拟进行分析，结果显示技术进步会导致均衡就业下降，且规模效应会放大这一影响。

在实证检验中，我们利用 2006-2024 年 A 股上市公司面板数据，发现控制营业收入后，企业研发强度对雇佣员工数量有显著负向影响，且行业规模效应越强，负面影响越大。美国最新的 BTOS 调查数据显示，高规模效应行业具有更高的 AI 采用率，这意味着随着这些行业研发强度的提升，就业将受到更大的负面影响。

我们的研究初步揭示了人工智能技术革命可能引发大规模失业风险，特别是在高规模效应的非接触性行业，这为更积极的政策应对提供了启示。

关键词：人工智能；技术进步；规模效应；就业

This Time is Different: A Study on the Impact of the AI Revolution on Employment Based on Scale Effects

Yucheng Su

The Experimental High School Attached To Beijing Normal University

Abstract

Traditional views hold that technological progress generally has a positive impact on employment. This paper innovatively proposes that the AI revolution mainly occurs in industries with strong scale effects, which may lead to greater unemployment pressure.

In our theoretical analysis, we built a general equilibrium model with two sectors: households and firms. We examined how technological progress in industries with different scale effects affects equilibrium employment. Through parameter calibration and numerical simulation, our results indicate that technological progress can reduce equilibrium employment, with scale effects amplifying this reduction.

In our empirical study, using panel data of A-share listed companies from 2006 to 2024, we found that after controlling for operating revenue, higher research and development (R&D) intensity significantly reduces the number of employees. Moreover, the stronger the industry's scale effect, the greater the negative impact. Recent U.S. BTOS survey data shows that industries with higher scale effects have higher AI adoption rates, suggesting that as R&D intensity increases in these industries, employment will be more negatively affected.

Our research suggests that the AI revolution could lead to large-scale unemployment, particularly in high-scale effect, non-contact industries. This highlights the need for more proactive policy responses.

Keywords: Artificial Intelligence; Technological Progress; Scale Effect; Employment

目录

一、引言.....	5
二、文献综述.....	6
2.1. 两次工业革命对就业的影响	6
2.2. 信息技术革命对就业的影响	7
2.3. AI 革命的前沿研究	8
三、理论分析.....	8
3.1. 讨论.....	8
3.2. 模型.....	9
3.3. 参数校准和模拟.....	12
四、实证分析.....	15
4.1. 数据和指标	15
4.2. 估计模型.....	17
4.3. 估计结果.....	19
五、AI 革命的行业趋势及影响启示.....	20
5.1. AI 革命的行业趋势	20
5.2. AI 革命对就业的影响启示	23
六、结论及建议.....	24
七、研究反思.....	26
References:.....	27
致谢页	29

一、引言

近年来，人工智能技术迎来重大突破，特别是以深度学习、大模型为代表的技术飞跃，推动人工智能从“感知智能”迈向“认知智能”。ChatGPT 等生成式 AI 的横空出世，彰显了 AI 在自然语言处理、逻辑推理和内容生成方面的卓越能力。其应用场景也呈现“百花齐放”之势：从智能制造、优化供应链，到驱动自动驾驶、创新医疗诊断，再到个性化推荐、智能客服，AI 技术正以前所未有的广度和深度渗透至各行各业。种种迹象表明，人工智能可能是继蒸汽机、电力和信息技术后的第四次通用技术革命，正在重塑人类社会的生产、生活与交往方式，影响范围与复杂性也远超以往。

然而，在 AI 带来巨大效率提升的同时，对失业的担忧情绪也开始在社会中蔓延。历史仿佛正在回响，每次技术革命都曾引发对产业工人失业的忧虑，而人工智能进一步将冲击推向了各行各业。人们担心不仅是重复性的体力劳动，就连许多偏脑力劳动的知识型岗位也面临被替代风险。那么，人工智能是否会导致大规模失业？哪些行业会从中受损，哪些行业又会从中受益？第四次技术革命对就业的影响正在成为经济学研究的前沿课题。

自 18 世纪以来，人类社会已先后经历了以机械化、电气化与信息化为核心的三次技术革命。这些技术革命不仅大幅提高了生产力，也深刻重塑了劳动形态和结构（Allen, 2009）。第一次工业革命以机械化促使手工业者转为工厂雇佣（Stearns, 2020）；第二次工业革命在流水线与规模化背景下加速社会分工（Landes, 2003）；信息技术革命改变了就业结构，带来跨行业再分配与技能两极化（Brynjolfsson 和 McAfee, 2014）。

历史表明，技术进步与就业之间存在着“替代—重构—适应”的普遍性规律，这为理解当前的社会转型提供了重要视角（Freeman 和 Louça, 2001）。第一次工业革命导致纺织和农业工种消失，但推动了上下游行业、殖民地原料供应和运输业就业。第二次工业革命压缩了中等技能工人岗位，但增加了对半熟练工人和工程技术人员的需求，且电气化同样扩展了上下游产业就业。第三次技术革命替代了常规性岗位，但催生了新型高技能职业，并通过全球价值链和总需求的提升创

造了就业。

尽管历史教育我们不应对技术革命过于悲观，但我们仍需要警惕人工智能和传统技术革命存在的核心差异。首先，人工智能技术对就业存在更强的替代属性。其次，人工智能偏向生产效率的提升而非新需求的创造。第三，人工智能技术应用主要发生在强规模效应的非接触性服务业领域，这些领域需求上升对就业岗位的反哺较为有限。

本文的创新主要体现在两方面，一是提出了人工智能技术进步主要发生在强规模效应行业的关键特征，可能造成更大的失业压力，并对此做了理论推导和实证检验。据我们所知，现有研究主要聚焦人工智能革命对特定职业的影响，对其规模效应属性关注较少。二是本文利用了中国上市公司数据和美国近两年的企业调查数据，而过往研究主要基于发达国家的长期统计数据。

本文结构如下：第二部分总结了前三次技术革命对就业的影响规律以及人工智能革命影响的前沿研究；第三部分是理论分析，我们通过两部门一般均衡模型推导出技术进步对就业需求的影响，并进一步讨论不同规模效应下的影响差异；第四部分是实证分析，我们通过中国上市公司数据检验了技术进步和规模效应对于就业的负面影响。第五部分我们结合美国最新的数据来分析 AI 对就业的可能冲击。第六部分总结了研究结论，并提出了相应的政策启示。最后，第七部分是本篇论文的研究反思。

二、文献综述

2.1. 两次工业革命对就业的影响

两次工业革命时期尚未建立完善的统计制度，研究以案例分析和特定行业为主。主流观点认为技术进步推动了就业的增长，尽管部分行业受到显著冲击。

第一次工业革命时期，纺纱技术的进步直接导致了纺纱工人的大规模失业（Schneider, 2025）以及实际工资的断崖下滑。但上下游行业因此受益，并通过海外市场扩张生产，如英国细布部门在 1780 年代初由于细纱价格下降和印度

细布价格高企而兴起 (Harley, 1998), 建筑工人工资在投资潮的推动下上涨 (Clark, 2005)。总体看, 就业总量没有净减少, 这就是经典的“卢德谬误” (Autor, 2015)。

第二次工业革命时期的经验类似。如 Fiszbein (2024) 发现电力的应用推动了上游发电设备、电机和铜等材料的需求增长, 同时下游的机床、家电和电气系统建设等岗位也随之增长。Fiszbein (2020) 发现 1890-1940 的美国电气化显著提升劳动生产率并诱发资本深化, 对就业数量的影响取决于市场结构。

2.2. 信息技术革命对就业的影响

这个时期已经建立了完善的统计制度, 研究更加标准化。学者对于技术进步的“替代-创造”效应进行了更加系统的分析, 总量层面观点可分为技术悲观派和技术乐观派, 结构层面发现了就业极化现象。

技术悲观派强调信息技术对可编程的中等技能常规任务的替代, 如制造业自动化。Graetz 等 (2018) 发现工业数字化在提高生产率的同时也压低了就业率并增加工资压力。Acemoglu 等 (2017) 发现美国每千名工人新增一台机器人使该地区相关领域的就业人口比下降 0.34%, 平均工资下降 0.5%。技术乐观派则强调技术替代后的再创造过程, 生产率提升通过新岗位的涌现、需求扩张, 外需增长等途径, 长期内能吸纳更多就业。Blanas 等 (2019) 指出机器人技术消除了部分岗位, 但创造了维护与编程等新职业。Dauth 等 (2017) 对德国的研究表明, 制造业岗位的损失几乎被服务业岗位的增长所抵消, 失业的宏观效应不显著。

就业极化是另一个被广泛讨论的现象。与传统技术替代低技能体力劳动不同, 信息技术替代了中间技能岗位 (Autor & Dorn, 2013)。1980-2005 年, 美国就业和工资出现“两头高、中间低”的极化现象, 低技能服务业和高技能岗位大幅增长, 以常规任务为主的中间职位被挤压。美国及欧洲多国的数据中均表现出显著的“U 型”职业结构变化 (Autor 和 Dorn, 2013; Goos, Manning, 和 Salomons, 2014)。对此学者主要通过任务替代机制进行解释。信息技术能够高效替代常规的中等技能, 但同时强化高技能、非例行认知和交互任务, 从而造成中间岗位收缩与两端岗位扩张 (Acemoglu 和 Autor, 2011)。

此外，信息技术革命的规模报酬效应也开始得到关注，平台强化了网络外部性和规模报酬不减特性，形成赢家通吃格局，从而压低劳动份额并扩大企业间差异（Autor 等, 2020）。但规模报酬特征并非信息技术革命时期研究对就业影响的焦点，我们认为这一特征将在 AI 革命时期对就业产生重要影响。

2.3. AI 革命的前沿研究

现有文献关于 AI 对就业的影响研究主要采用两条路线，一条路线是对比职业所需技能和人工智能的能力，衡量各类职业被替代的风险，进而预测总体就业的变化。Felten 等（2019）研究并构建了人工智能技术暴露指数；Webb（2020）利用 O*NET 数据库评估各职业的 AI 风险暴露程度；张丹丹等（2025）基于 O*NET 数据库和智联招聘数据构建了中国就业岗位对 AI 的风险暴露程度。

另一条路线是直接企业的 AI 采用率分析对就业的实际影响，如 Brynjolfsson 等（2025）利用 ADP 数据发现，在 AI 高暴露岗位中，22–25 岁年轻员工的就业相对下降约 13%，主要通过就业数量而非工资调整体现。Acemoglu 等（2022）发现，企业引入 AI 往往减少非 AI 岗位的招聘需求，导致新进入劳动力市场群体的就业通道收窄。

三、理论分析

3.1. 讨论

现有研究对过往三次技术革命对就业的影响持有谨慎乐观的立场，认为技术替代旧岗位的同时，通过创造和提高需求创造了新的岗位。然而，人工智能革命和前三次技术革命存在的本质差异，使我们不得不正视可能的大规模失业风险。

前三次技术革命有三个主要特征，一是通过人与机器的结合，大幅提高生产效率。二是新技术的应用创造新的需求，如出行方式从马车到汽车再到飞机。三是技术进步主要发生在制造业领域，人均产出的提高存在限度，需求的增长还会

带来大量的就业岗位。这些特征使得就业岗位被机器替代的同时又通过人力和机器的重新结合以及需求的扩张被再次创造。

人工智能革命在这三点上存在着和传统技术革命的核心差异。首先，一些前沿研究认为，AI 技术存在对就业更强的替代效应，在技术应用过程中和人力的关系更偏向替代而非互补，如 AI 医生替代人类医生，AI 歌手替代人类歌手，在这个替代过程中，人力的再次结合远不如前三次技术革命来的清晰。其次，它偏向生产效率的提升而非新需求的创造，现有的人工智能进步集中在生产端而非消费端，如计算机视觉、生成式 AI 等。最后，人工智能技术应用主要发生在高规模效应的非接触性服务业领域，例如教育、金融、信息和医疗等，这些领域的需求上升对就业岗位的反哺较为有限。前两点的发展仍存在较大的不确定性，将来也许会出现人和 AI 技术更好的结合方式，也可能会有现象级的 AI 消费产品的诞生。而第三点相对更具确定性，本文着重讨论 AI 革命普遍发生在高规模效应行业所产生的失业风险。

对于规模效应对技术进步的影响区别，我们以虚构的汽车制造（制造业，技术进步主要发生在第二次电力化和第三次信息化技术革命期间）和影视创作（非接触性服务业，极低成本无限复制）的技术进步差异来说明。假设在汽车业技术进步前，100 个人生产一辆汽车，销售 10 辆，就业 1000 人；技术进步后，10 个人生产一辆汽车，销售 100 辆，就业还是 1000 人，原来 1000 人只有 10 个人买的起汽车，现在变成 100 个人买的起，技术进步即社会福利提高。影视创作技术进步前，100 个人制作一部影视剧，付费观众 10 人，就业 100 人；技术进步后，10 个人制作一部剧，虽然付费观众提升至 100 人，但影视可低成本无限复制特征，该行业最终就业下降至 10 人，这种规模效应接近无穷的技术进步具有很强的失业效应，人工智能应用广泛的行业都具有类似特征。

3.2. 模型

本文构建了家户和企业的两部门一般均衡模型，旨在分析技术进步对于均衡就业的影响，并比较不同规模效应的生产函数的差异。本研究注重就业的比较静态分析，而非其动态调整过程，因此将资本存量视为外生给定，模型为单期。模

型的基本框架包括家户最优化、企业最优化以及市场出清条件，具体如下：

(1) 家户最优化问题

经济体中有 n 个代表性家户，家户拥有资本并提供劳动 L ，在模型中的目标是通过选择消费 C 和劳动供给 L ，以最大化效用函数：

$$\max_{C,L} U(C,L) = \frac{C^{1-\sigma}}{1-\sigma} - \frac{L^{1+\varphi}}{1+\varphi}$$

其中， σ 是消费的风险厌恶系数，衡量了家庭对消费波动的厌恶程度； φ 则是劳动供给的弹性参数。该效用函数体现了家户在决策时对劳动与闲暇的权衡。

家户面临的预算约束由以下方程描述：

$$C = wL + r\bar{K} \quad (1)$$

即家户的消费 C 等于其劳动收入 wL 和资本收入 $r\bar{K}$ 。其中， w 和 r 分别表示劳动和资本的报酬率， $\bar{K}$ 是外生给定的家庭资本存量。

根据家户的最大化效用函数和面临的预算约束条件，可以推导出家户的最优决策条件方程：

$$C^\sigma L^\varphi = w \quad (2)$$

即家庭在提供劳动的过程中，会平衡消费的边际效用与劳动的边际效用。即家庭会根据当前的消费水平和劳动市场的工资率 w 决定其劳动供给 L 。

(2) 企业最优化问题

经济体存在制造业企业和服务业企业，两类企业的生产过程采用经典的Cobb-Douglas生产函数形式，但在规模效应上存在差别。制造业企业1和服务业企业2的生产函数分别为：

$$Y_1 = A_1 K_1^\alpha L_1^{x_1-\alpha} \quad (3)$$

$$Y_2 = A_2 K_2^\alpha L_2^{x_2-\alpha} \quad (4)$$

其中, Y_1 和 Y_2 分别表示制造业和服务业的产出, A_1 和 A_2 分别为制造业和服务业的技术水平, K_1 和 K_2 分别为制造业和服务业使用的资本量, 其和 $\bar{K}$ 为外生给定的资本存量, L_1 和 L_2 分别为制造业和服务业的劳动投入, α 为资本收入份额, 反映资本密集度, x_1 和 x_2 分别衡量制造业和服务业的规模效应, 若大于 1 为规模报酬递增。最终产品由制造业和服务业产品的 CES(Constant Elasticity of Substitution) 加总得到:

$$Y = [\rho Y_1^{\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon}} + (1-\rho)Y_2^{\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon}}]^{\frac{\varepsilon}{\varepsilon-1}} \quad (5)$$

其中, ρ 为份额参数, 表示两种产品在总产出的占比, ε 为替代弹性, 表示两种产品之间的替代难易程度。

最终品价格单位化为 1, 制造业产品和服务业产品的价格由其对最终产品的边际产出决定:

$$p_1 = \frac{\partial Y}{\partial Y_1} = \rho[\rho + (1-\rho)(\frac{Y_2}{Y_1})^{\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon}}]^{\frac{1}{\varepsilon-1}} \quad (6)$$

$$p_2 = \frac{\partial Y}{\partial Y_2} = (1-\rho)[1-\rho + \rho(\frac{Y_1}{Y_2})^{\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon}}]^{\frac{1}{\varepsilon-1}} \quad (7)$$

企业 $i \in \{\text{制造业}, \text{服务业}\}$ 通过选择资本和劳动来最大化利润

$$\max_{K_i, L_i} \pi(K_i, L_i) = p_i Y_i - r K_i - w L_i$$

劳动边际生产率决定了劳动报酬, 资本边际回报率决定了企业租金, 得到企业的最优决策条件方程:

$$w = p_1(x_1 - \alpha)AK_1^\alpha L_1^{x_1-\alpha-1} \quad (8)$$

$$w = p_2(x_2 - \alpha)AK_2^\alpha L_2^{x_2-\alpha-1} \quad (9)$$

$$r = p_1\alpha AK_1^{\alpha-1} L_1^{x_1-\alpha} \quad (10)$$

$$r = p_2\alpha AK_2^{\alpha-1} L_2^{x_2-\alpha} \quad (11)$$

(3) 市场出清

劳动力市场出清条件：

$$L_1 + L_2 = L \quad (12)$$

资本市场出清条件：

$$K_1 + K_2 = \bar{K} \quad (13)$$

产品市场出清条件：

$$C = Y$$

3.3. 参数校准和模拟

由(1)–(13)式，我们可以解出 13 个内生变量： C 、 L 、 w 、 r 、 Y 、 Y_1 、 Y_2 、 K_1 、 K_2 、 L_1 、 L_2 、 p_1 、 p_2 。由于均衡没有解析解，我们采用数值模拟的方法进行分析。外生参数 σ 、 φ 、 ε 、 α 、 ρ 、 x_1 、 x_2 由文献估计和中国现实经济数据进行校准，具体如下：消费的风险厌恶系数 σ 校准为 2，对应跨期替代弹性为 0.5 (Erceg and Levin, 2006)。 $\frac{1}{\varphi}$ 为劳动工资弹性，考虑到中国的劳动工资弹性相对较低，设 φ 为 2.5，这与文献估计一致(张世伟和周闯, 2010; Olivero et al., 2011)。制造业产品和服务业产品之间的替代弹性 ε 设为 0.05，表示制造业产品与服务产品之间是互补关系，与 Chen et al. (2023)的估计相符。资本产出份额 α 设为 0.5 与中国实际数据对应，规模效应 x_1 和 x_2 分别取 1 和 1.5，对应理论分析部分的发现：服务业相较于制造业有更大的规模效应。 ρ 设为 0.1，对应第二产业劳动力占比约为 30%。本文使用文献中的估计对参数做校准后，考虑过去传统技术进步和 AI 技术进步对于就业的影响。

表 1：模拟参数设置

参数	描述	取值	校准依据
σ	风险厌恶系数	2	Erceg and Levin (2006)
φ	劳动工资弹性	2.5	张世伟和周闯(2010), Olivero et al., (2011)

ε	替代弹性	0.05	Chen et al. (2023)
α	资本产出份额	0.5	中国投入产出表
ρ	制造业份额	0.1	中国第二产业劳动力份额
x_1	制造业规模效应	1	本文假设
x_2	服务业规模效应	1.5	本文假设
$\bar{K}$	存量资本	1	本文假设
A_1	制造业技术水平 初值	1	本文假设
A_2	服务业技术水平 初值	1	本文假设

图 1 展示了不同行业技术进步下的均衡劳动力变化情况。实线代表 AI 革命下服务业技术进步快于制造业，这里假设服务业技术水平每年提高 3%，而制造业每年提高 1%。虚线代表传统技术革命对于制造业生产率的提升快于服务业，这里假设服务业技术水平每年提高 1%，制造业每年提高 3%。横轴表示技术进步的时间，纵轴表示均衡劳动力。

模拟结果显示，技术进步会降低均衡劳动力，这和我们观察到的长周期工人工时下降的现象一致，如图 2 所示。因为技术进步的收入效应通常大于替代效应，工人在工资提高、基本需求得到保障后也愿意减少劳动力供给以享受闲暇。

同时，AI 革命会比传统技术进步带来更显著的就业下降。这是因为在规模效应较大的行业中，产出的扩张对劳动力需求的增长较低，从而放大了技术进步的收入效应，导致更大的就业下降。因此，鉴于人工智能技术革命主要发生在高规模效应的行业，我们更加关注规模效应对就业的负面影响。

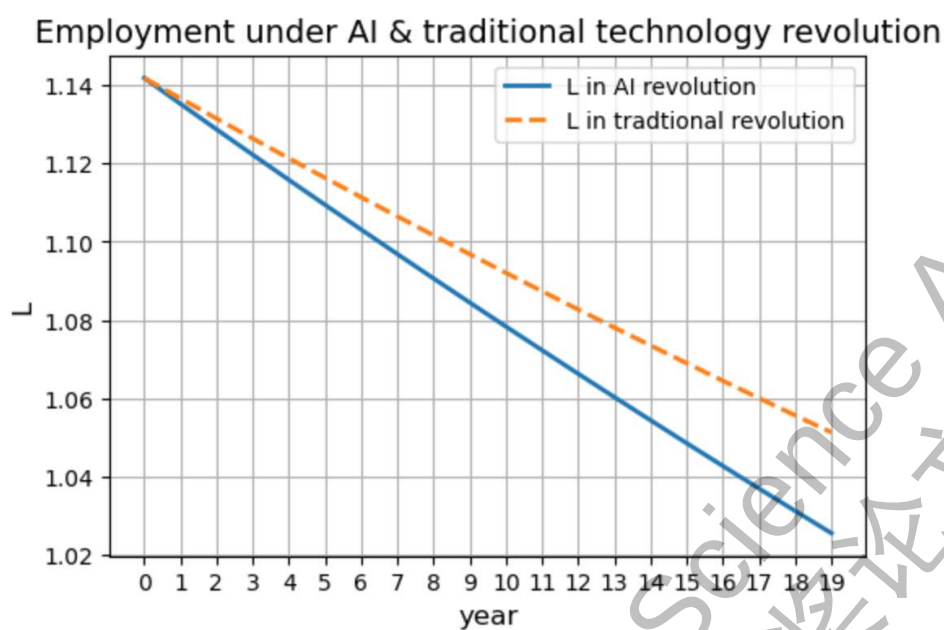


图 1: 模拟结果

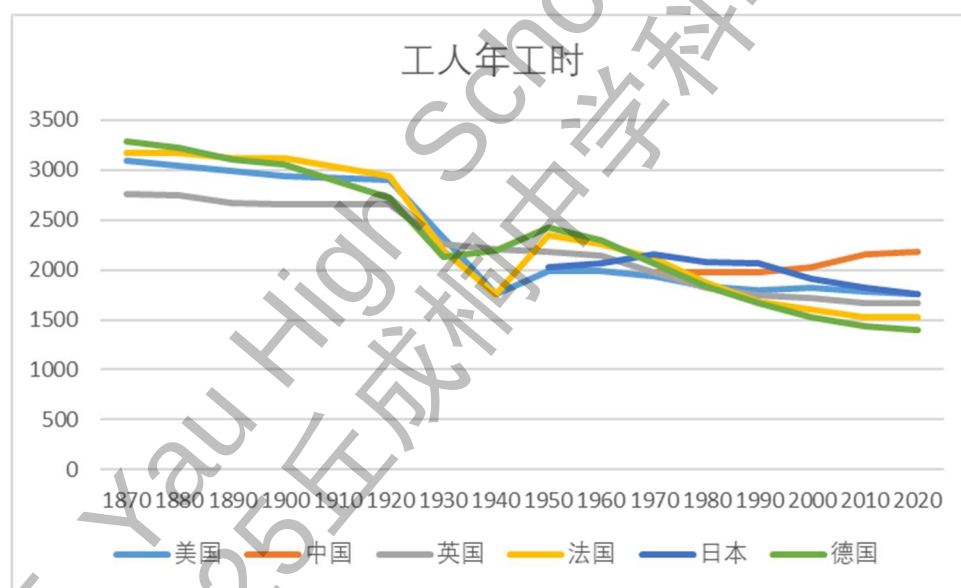


图 2: 工人年工时的长期趋势

四、实证分析

第三章我们从理论角度讨论了 AI 革命可能造成相较传统技术革命更高的失业风险，本章我们将利用中国上市公司数据对此做实证检验。我们首先构建了不同行业的就业、技术进步和规模效应的代理指标，再对技术进步以及规模效应的影响进行估计。我们发现控制营收后，技术进步对就业岗位存在显著的负向关系，并且更高规模效应行业的技术进步对于就业具有更大的负向影响。

4.1. 数据和指标

我们的分析基于 2006-2024 的 A 股上市公司财报数据，涵盖 46 个行业，包括 18 个一级行业和 28 个制造业二级行业，剔除了公共管理和社会组织、烟草制造业两个非市场化行业。我们没有采用一般的行业面板数据，主要是考虑到中国行业层面就业统计的数据可得性问题。我们对样本进行了质量控制，排除了员工和营收增速高于 100%和低于-50%的样本，这些样本更可能受报表口径而非实际经营结果的影响。

我们使用上市公司年报披露的员工总数作为就业代理指标，表 2 总结了各行业 2011-2024 的员工增速。数据显示，近几年制造业就业维持高增长，而教育、房地产业等行业的就业下降。

表 2：上市公司分行业员工增速

	2011-2015	2016-2020	2021-2024
农、林、牧、渔业	3.9	9.3	-2.2
采矿业	-0.4	-2.0	-1.1
制造业	4.3	3.6	4.3
建筑业	11.3	3.3	0.9
电力、热力、燃气及水生产和供应业	2.0	1.4	1.4
交通运输、仓储和邮政业	2.0	1.2	0.8
信息传输、软件和信息技术服务业	6.6	4.9	1.5
批发和零售业	3.8	3.7	-0.6
住宿和餐饮业	-0.6	-8.9	-2.9
金融业	2.7	0.8	0.8
房地产业	11.4	13.8	-3.6
租赁和商务服务业	11.0	-0.8	-0.8

科学研究和技术服务业	8.1	13.7	6.0
水利、环境和公共设施管理业	6.0	17.8	2.5
教育	6.9	1.5	-21.5
卫生和社会工作	10.9	8.1	6.4
文化、体育和娱乐业	6.5	-1.4	-2.6

文献中通常采用全要素生产率增速作为技术进步的刻画指标，但全要素生产率在统计上和就业存在机械关联，降低了估计的准确性。另一种做法是用和技术进步相关性较高的代理指标，如专利数量或研发支出。本文采用研发强度作为技术进步的代理指标，研发强度定义为研发投入与营业收入之比，反映企业在技术创新和研发方面的投入程度。

规模效应反映产出水平和要素投入的关系，本文借鉴申广军和陈斌开(2024)的方法，假设生产函数为 Cobb-Douglas 形式，对 18 个行业门类及 26 个制造业行业大类计算行业的规模效应。估计方程如下：

$$\ln Y_{i,t} = \alpha_i + \beta_{i,K} \ln K_{i,t} + \beta_{i,L} \ln L_{i,t} + \epsilon_{i,t}$$

其中 $\beta_{i,K} + \beta_{i,L}$ 即为行业 i 的规模效应。各行业的产出数据来自 CEIC，资本存量采用杨波（2020）的估计值，劳动力采用王亚菲等（2021）的核算。估计结果如下图所示，结果显示服务业规模效应总体大于制造业，包括的行业主要是教育、信息传播、软件和信息技术服务业、科学研究和技术服务业等，这和我们的直觉相符。

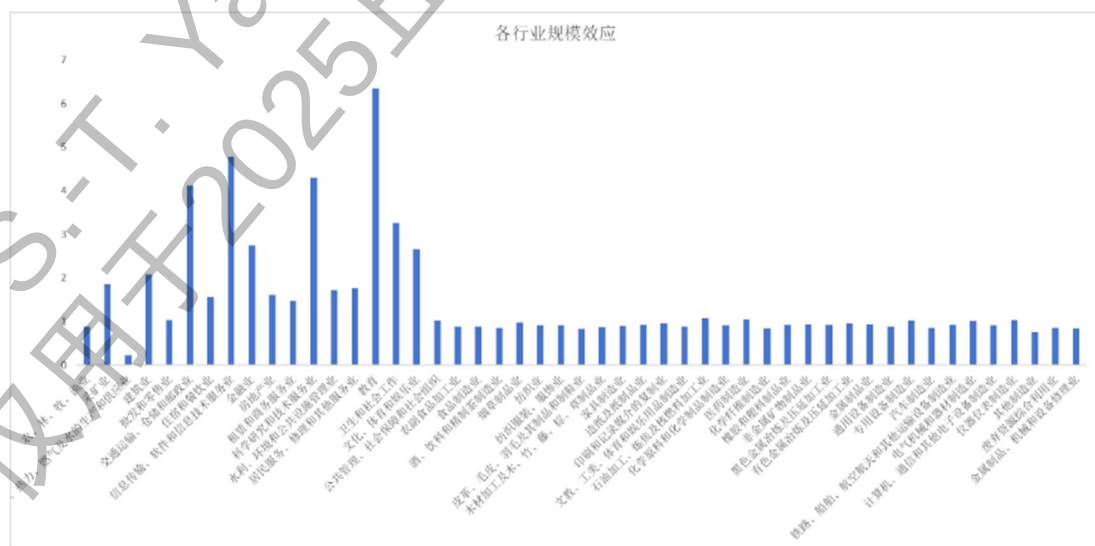


图 3：各行业规模效应

表 3 展示了 4.2 节，估计模型所用到的变量的统计特征。

表 3：描述性统计

Variable	定义	Mean	Median	SD
Employment	员工增速	8.6	3.6	23.8
R&D	研发投入/营业收入	5.5	3.9	6.6
Scale	企业所处行业的规模效应	1.53	0.95	1.25
Revenue	营业收入	16.3	11.7	30.5
UpstreamR&D	上游行业的研发强度	3	2.9	1.1
DownstreamR&D	下游行业的研发强度	2.9	2.8	1.1
Fixasset	固定资产增速	15.3	4.1	34.5
ROIC	投入资本回报率	9.7	8.0	12.6

4.2. 估计模型

我们关注的是技术进步对企业就业的影响，以及不同规模效应行业的影响差异。技术进步对就业的影响主要通过三种渠道：（1）直接替代效应，技术替代劳动力作为要素投入。（2）需求扩张效应，技术进步压低产品价格，提高了总需求，进而提高就业。（3）上下游拉动效应，上下游企业的技术进步降低了企业的成本、提高了企业需求，间接拉动企业就业。

我们通过四组方程估计技术进步对就业的影响。首先是基准模型，我们在模型中加入企业研发强度以及研发强度和规模效应的交互项作为核心解释变量，交互项可以帮助我们捕捉规模效应的影响。我们还要解决滞后性的问题，同期的技术进步不太可能立即产生稳态效应，因此我们需要在模型中加入一个滞后结构来进行估计。我们借鉴 Autor (2018) 的方法，让就业对技术进步的一系列滞后项和控制变量进行回归：

$$\begin{aligned}
 Employment_{i,t} = & \beta_0 + \sum_{k=1}^K \beta_1^{t-k} R\&D_{i,t-k} \\
 & + \sum_{k=1}^K \beta_2^{t-k} R\&D_{i,t-k} * scale_i + \beta_3 control_{i,t} + \mu_i + v_t + \varepsilon_{i,t}
 \end{aligned}$$

其中 $Employment_{i,t}$ 表示企业 i 在年份 t 的就业增速, K 表示技术进步的滞后时间范围, $R\&D_{i,t-k}$ 表示企业 i 在年份 t 前 k 年的研发强度, 我们取 $k = 1$, $scale_i$ 表示企业 i 所处行业的规模效应, 估计方法见上节, $control_{i,t}$ 为一系列控制变量, 包括固定资产增速和 ROIC 等企业经营指标。 μ_i 为个体固定效应, v_t 为时间固定效应。

在第二个方程中, 我们加入企业营收作为控制变量, 以反映控制需求变化后, 企业研发强度对于就业的影响。

$$\begin{aligned} Employment_{i,t} = & \beta_0 + \sum_{k=1}^K \beta_1^{t-k} R\&D_{i,t-k} \\ & + \sum_{k=1}^K \beta_2^{t-k} R\&D_{i,t-k} * scale_i + \beta_3 control_{i,t} + \beta_4 revenue_{i,t} + \mu_i \\ & + v_t + \varepsilon_{i,t} \end{aligned}$$

其中 $revenue_{i,t}$ 为企业 i 在年份 t 的营收增速。

在第三个方程中, 我们加入上下游行业的研发强度, 以反映技术创新的溢出效应。我们将上市公司研发强度按行业加权汇总, 并根据 2007-2020 的投入产出表系数计算企业 i 所处行业的上下游研发强度, 为平滑数据, 我们取过去三年的均值。

$$\begin{aligned} Employment_{i,t} = & \beta_0 + \sum_{k=1}^K \beta_1^{t-k} R\&D_{i,t-k} \\ & + \sum_{k=1}^K \beta_2^{t-k} R\&D_{i,t-k} * scale_i + \beta_3 control_{i,t} + \beta_4 revenue_{i,t} \\ & + \beta_5 upstreamR\&D_{i,t} + \beta_6 downstreamR\&D_{i,t} + \mu_i + v_t + \varepsilon_{i,t} \end{aligned}$$

其中 $upstreamR\&D_{i,t}$ 和 $downstreamR\&D_{i,t}$ 为企业 i 在年份 t 的所处行业的上下游行业按投入产出表系数加权的研发强度。

在第四个方程中, 我们将第三个方程控制变量中的营收剔除。

4.3. 估计结果

表 4 报告了模型的估计结果。我们有以下几点发现：

- 不控制营收时，研发强度对就业的影响不显著，但研发强度和规模效应的交互项显著为负，系数为-0.1。这可能是因为技术进步对就业岗位的替代被营收增长对就业岗位的拉动所抵消，导致影响不明显。而加入规模效应的交互后，规模效应越大的行业的营收增长对就业拉动有限，因此技术进步对就业的负面替代影响能被识别。
- 控制营收后，营收对就业岗位的影响显著为正，研发强度以及和规模效应的交互项对就业的影响显著为负。每 1 个点研发强度的提高将减少第二年就业岗位 0.35 个点，而规模效应对第二年就业岗位的额外影响弹性系数是 0.05 个点。控制营收后，研发对就业的影响主要是纯替代效应。
- 不控制营收时，上游行业的研发强度对就业岗位没有显著影响，下游行业的研发强度显著为正，其研发强度每提高 1 个点，将增加第二年就业岗位 0.94 个点。这可能说明下游行业技术进步导致的需求增长要比上游行业技术进步导致的成本下降对就业的拉动更加显著。控制营收后，上下游行业的研发强度对就业岗位没有显著影响。

表 4 :主要估计结果

	(1)	(2)	(3)	(4)
dependent variable	employment	employment	employment	employment
L1. R&D	0.076	-0.350***	-0.351***	0.074
	(0.05)	(0.05)	(0.05)	(0.05)
L1.R&D*scale	-0.095***	-0.053**	-0.052**	-0.093***
	(0.02)	(0.02)	(0.02)	(0.02)
L1.upstreamR&D			-0.237	-0.277
			(0.29)	(0.31)
L1.downstreamR&D			0.258	0.938***
			(0.29)	(0.31)

revenue		0.233*** (0.00)	0.233*** (0.00)	
fixaseet	0.143*** (0.00)	0.116*** (0.00)	0.116*** (0.00)	0.143*** (0.00)
roic	0.347*** (0.01)	0.112*** (0.01)	0.111*** (0.01)	0.345*** (0.01)
Observations	53533	52882	52882	53533
R-squared	0.14	0.20	0.20	0.13

Notes: The standard errors are in parentheses. ***, **, and * stand for the significance level of 1%, 5% and 10%, respectively.

五、AI 革命的行业趋势及影响启示

我们从实证角度研究了不同规模效应行业的研发强度对就业的异质性影响，本章我们将结合 AI 革命的最新行业趋势，探讨 AI 时代的就业影响。

5.1. AI 革命的行业趋势

美国是本轮 AI 技术革命的中心，拥有最前沿的数据，对于未来趋势有较强的指示意义。2022 年 7 月，美国人口普查局开展了商业趋势与展望调查(BTOS)，旨在为政策和商业分析提供实时数据。BTOS 样本调查对象为全美年收入 1000 万美元以上的企业，覆盖约 120 万家企业，数据收集每两周进行一次。2023 年 12 月，BTOS 新增了两道 AI 相关问题，为分析 AI 发展和影响提供了兼具时效性和代表性的珍贵数据。表 5 列出了 BTOS 问卷中的一些核心问题。

表 5: BTOS 核心问题

在过去两周，这家企业的营业收入/销售额/收入发生了怎样的变化？
在过去两周，这家企业的带薪员工人数发生了怎样的变化？
在过去两周，这家企业带薪员工的总工作小时数发生了怎样的变化？
在过去两周，这家企业是否在生产商品或服务中使用了人工智能 (AI)? (人工智能示例：机器学习、自然语言处理、虚拟代理、语音识别等)

在过去两周，这家企业自有商品或服务的定价发生了怎样的变化？
六个月后，您认为这家企业的带薪员工数量将如何变化？
六个月后，您认为这家企业带薪员工的总工作时长将如何变化？
六个月后，您认为这家企业商品或服务的需求将如何变化？
六个月后，您认为这家企业自有商品或服务的定价将如何变化？
在接下来的六个月里，您认为这家企业会在生产商品或服务中使用人工智能 (AI) 吗？

截至 2025 年 7 月，约 10%的企业在生产过程中使用了人工智能(AI)，信息、专业和科学技术服务、公司和企业管理、金融保险和教育五个行业采用率超过了 15%，这些行业都是典型的非接触性服务业，具有较高的规模效应。制造业、建筑业、采矿业、住宿餐饮业和运输仓储业五个行业的 AI 采用率低于 5%，这些行业属于商品生产或接触性服务业。图 4 描绘了各行业 AI 采用率和规模效应的散点关系，其中 AI 采用率根据中国行业做了重新匹配。

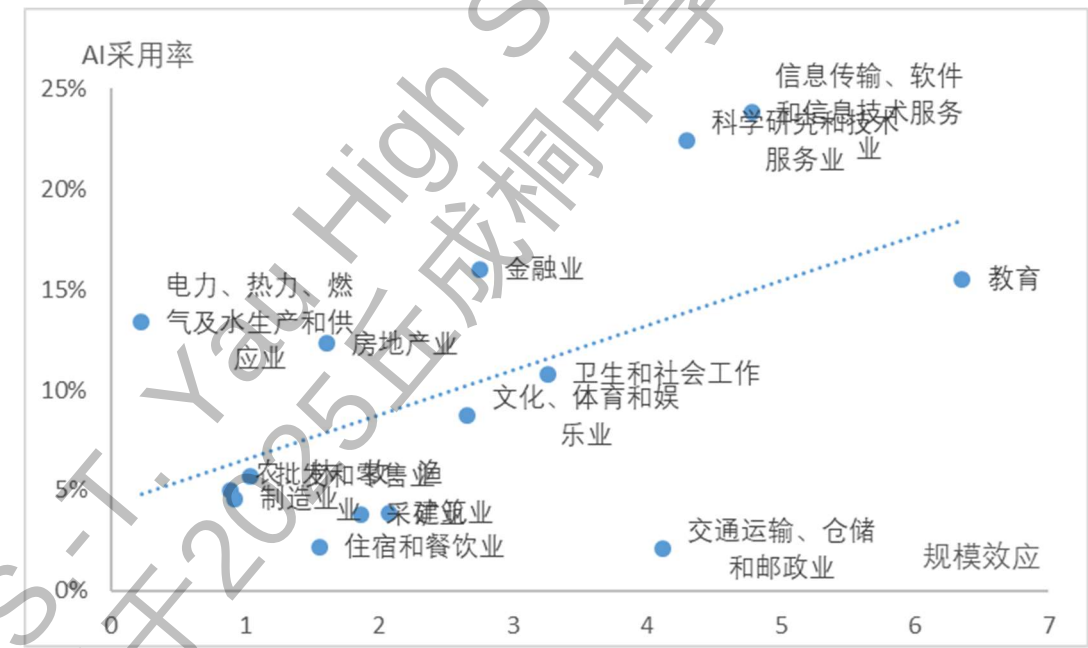


图 4: 美国各行业最新 AI 采用率和行业规模效应

图 5 对比了行业的 AI 采用率和回答员工增长的企业净比例（即该行业回答员工增长的企业比例减去回答下降的比例），我们观察到二者存在简单的负向关系。AI 采用率最高的几个行业，如信息、公司和企业管理、专业科学和技术服务中的多数企业报告了员工数下滑，而 AI 采用率最低的几个行业，如农林牧渔、

采矿业、制造业中的多数企业报告了员工数增长。

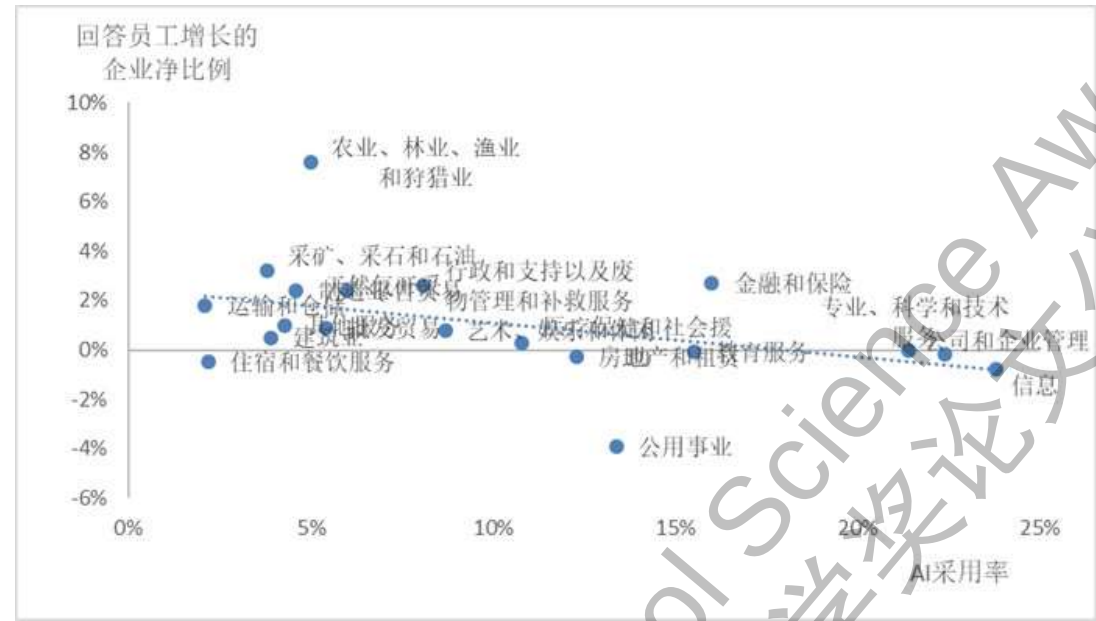


图 5: 美国各行业最新 AI 采用率和回答员工增长的企业净比例

为检验 AI 采用对企业招聘和定价的初步影响，我们进行了如下回归：

$$\Delta \ln Y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 demand_{i,t} + \beta_2 AI_{i,t} + \mu_i + v_t + \varepsilon_{i,t}$$

其中 $Y_{i,t}$ 为行业 i 在时间 t 回答员工增加/价格上涨的企业净比例， $demand$ 为行业 i 在时间 t 回答需求上升的企业净比例， $AI_{i,t}$ 为行业 i 在时间 t 的 AI 采用率。 μ_i 为行业固定效应， v_t 为时间固定效应。表 6 列出了回归结果，在控制企业对需求的回答后，企业员工和 AI 采用率存在显著的负向关系，行业 AI 采用率每上升 1 个点，该行业回答员工增长的企业净比例下降 0.07 个点。AI 采用对行业价格业存在显著的负向关系，行业 AI 采用率每上升 1 个点，该行业回答价格上涨的企业净比例下降 0.17 个点。

表 6: 回归结果

	(1)	(2)
dependent variable	employment	price
Demand	0.229*** (0.01)	0.049** (0.02)
AI	-0.071**	-0.174***

	(0.03)	(0.07)
Observations	1695	1502
R-squared	0.41	0.13

美国最新的企业数据揭示了 AI 采用对于就业和物价的初期负面影响，但程度并不剧烈，1%的行业 AI 采用率仅对应回答员工增长企业比例下降 0.07 个点，这可能和当前处于 AI 应用的初期，尚未实现对人力的大规模替代有关。

5.2. AI 革命对就业的影响启示

我们在第四章的实证部分将研发强度作为技术进步的代理指标，同时估算了不同行业的规模效应。图 6 描绘了 A 股上市公司所处行业规模效应和研发强度的散点关系，可以发现研发强度和规模效应的正相关性随着时间推移逐渐强化，这一定程度上也和近十年广义的 AI 技术进步相关。美国最新数据表明高规模效应的非接触性服务业拥有最高的 AI 采用率（参见图 4），因此这些行业很有可能在 AI 革命时期有更高的研发强度。

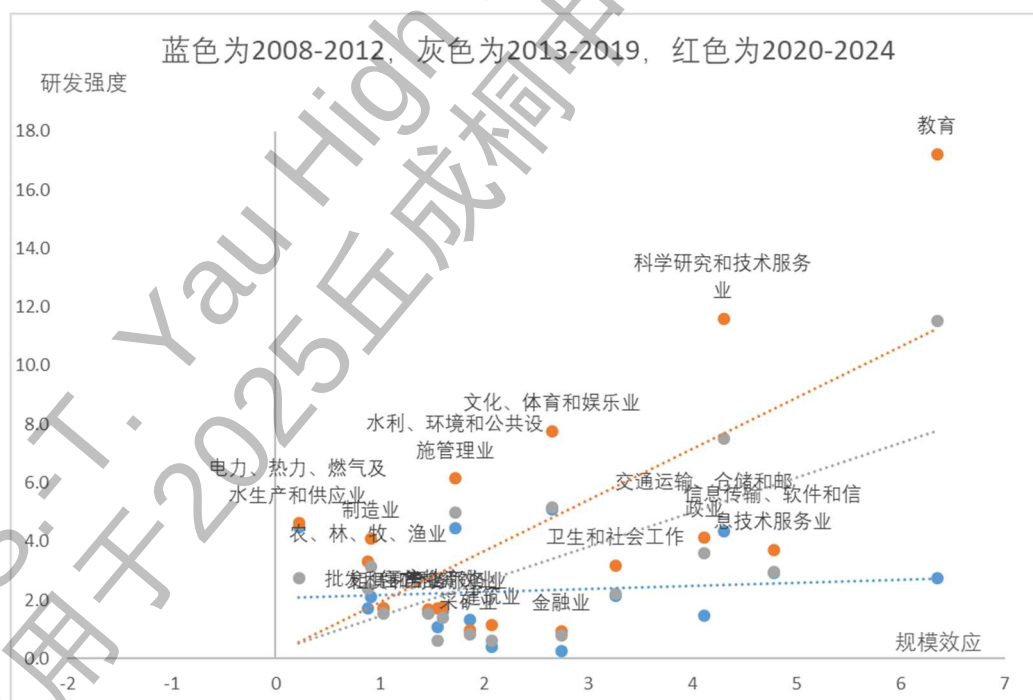


图 6:A 股上市公司研发强度和所处行业规模效应

为了模拟 AI 革命对就业的可能影响，我们假设三种情景：情景一，类似 2008-2012 年，各行业的研发强度接近，总研发强度和 24 年持平为 3.5%，以此表征传

统的技术进步。情景二，各行业的研发强度和 AI 采用率成比例关系，总研发强度仍为 3.5%，以此表征 AI 革命下的行业技术进步差异。情景三和情景二一致，但总的研发强度提高至 5%，以此表征 AI 革命推动的总技术水平提升。我们结合第四章的回归系数计算不同情景下研发强度对就业的影响，如图 7 所示，情景一的研发强度会使就业增速下降 1.5 个点，情景二下降 1.8 个点，情景三下降 2.4 个点。可以发现，即使总研发强度不提高，AI 革命导致的行业结构性差异也会造成就业的下降，如果 AI 革命提高了总研发强度，就业降幅将进一步扩大。

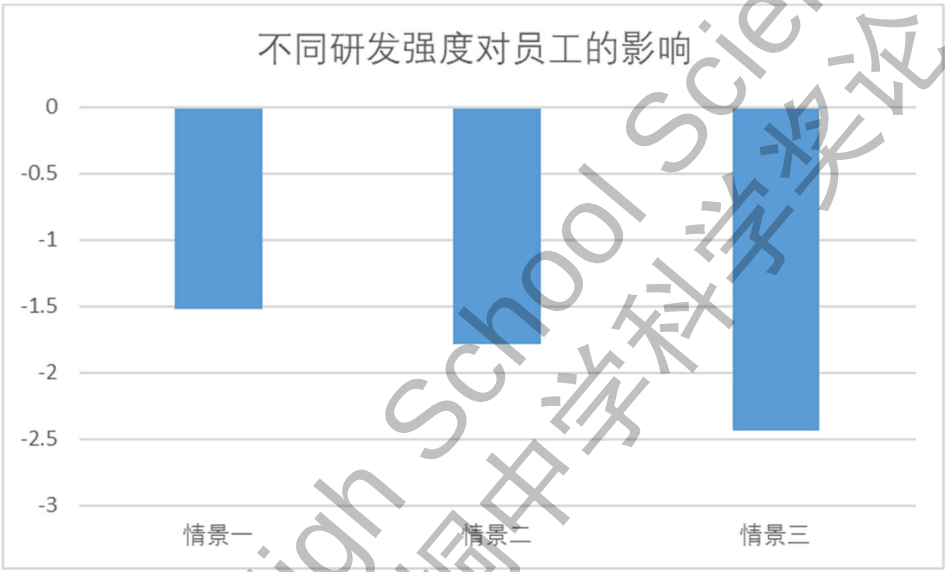


图 7:不同情景下的就业影响

六、结论及建议

主流观点认为传统技术进步对就业总量影响偏积极，就业岗位被机器替代的同时又通过人力的重新结合以及需求的扩张被再次创造。但该结论是否适用于 AI 技术革命存有疑问。一些前沿研究认为 AI 技术存在对就业较强的替代效应，其立场更加谨慎。我们指出规模效应是 AI 技术革命区别于传统技术革命的关键差异，大规模应用 AI 的行业往往是具有高规模效应的非接触性服务业，如信息、金融、教育和医疗等。这些行业的技术进步较难通过需求扩张反哺就业增长，造成了更高的失业风险。

我们首先在理论层面讨论了研发强度和规模效应的影响，在对参数进行校准后，数值模拟显示技术进步会造成均衡劳动力下降，如果技术进步发生在规模效

应更高的行业，劳动力降幅会进一步扩大。其次，我们利用中国 2006-2024 的上市公司数据做实证检验，结果表明企业的研发强度对第二年的就业岗位增长存在显著的负面影响，并且被企业所处行业的规模效应放大，即规模效应越大的行业研发强度提高对就业岗位的负面影响越大。最后，我们结合美国最新的企业调查数据显示的行业趋势，发现 AI 采用率最低的行业通常具有较低的规模效应，如采矿、运输和制造业；而 AI 采用率最高的行业都具有较高的规模效应，如信息、科技服务和金融等行业，这意味着在 AI 革命下，这些高规模效应行业的研发强度提升，很可能导致更大的失业压力。

过往研究文献认为，技术进步会造成以常规任务、中等技术要求为主的中间岗位减少，而低技能服务业和高技能岗位增长的“U”型就业结构的极化现象。本文研究发现 AI 技术革命很可能造成类似影响，尤其是较高规模效应的非接触性服务业就业负面冲击效应更大，劳动力可能流向更偏低端的接触性服务业和更偏高端的创新、开发和应用 AI 等技术岗位，这很可能导致“U”型的就业结构极化现象更加极端。

本文的研究结论为应对 AI 革命带来的失业问题提供了重要的政策启示。人工智能具有强大的替代人力的属性，并且主要应用于具有高规模效应的非接触性服务业，如教育、金融、医疗、信息技术和法律等行业。这些行业在提高生产率的同时，也面临着比传统技术革命更高的大规模失业风险。在这种背景下，政策不仅需要调动投资的积极性，鼓励资源流向高生产率的部门，还要避免技术进步的成果过于集中流向资本，损害劳动者利益，加剧贫富差距。潜在的政策选择包括征收机器人税、提供劳动力培训和改革教育制度等。合理的分配政策将是维持 AI 时代社会稳定和推动社会发展的关键。

七、研究反思

本文的创新主要体现在两方面，一是提出了人工智能技术进步主要发生在大规模效应行业的关键特征，这可能造成更大的失业压力，并构建理论模型进行推导、通过参数校正和数值模拟进行分析，最后运用中国 A 股和美国企业调查数据进行实证检验。据我们所知，现有研究主要聚焦人工智能革命对特定职业的影响，对其规模效应属性关注较少。二是本文利用了 2006-2024 年中国上市 A 股公司数据和美国最近两年的 BTOS 企业调查数据，而过往研究主要基于发达国家的长期历史统计数据。

同时，由于研究能力和可获得数据的限制，本篇论文研究仍存在较多的局限性：首先，技术进步与就业的关系是一个宏观问题，但由于中国缺乏宏观层面的就业数据，我们采用了上市公司数据进行实证分析。这使得我们的实证结论更偏向个体和行业层面，而非总量层面，即研发强度的提高会导致大规模效应行业的就业下降更多。其次，我们将研发强度作为技术进步的代理指标，估计了研发强度、规模效应与就业的关系。研究中发现 AI 采用率与规模效应和研发强度有较好的正相关性，但由于数据限制，未能就该关系进行更深入论证。最后，我们没有全面分析 AI 革命对整体就业结构的影响，只是论证了大规模效应的非接触性服务业受到的就业负面冲击更大，这会导致当下的“U”型就业结构极化现象更加严重。以上这些局限性将是我们未来就该主题研究进一步深入探索的重点。

References:

Allen, R. C. (2009). Engels' pause: Technical change, capital accumulation, and inequality in the British Industrial Revolution. *Explorations in Economic History*, 46(4), 418–435.

Stearns, P. N. (2020). *The industrial revolution in world history*. Routledge.

Landes, D. S. (2003). *The unbound Prometheus: Technological change and industrial development in Western Europe from 1750 to the present*. Cambridge University Press.

Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W. W. Norton & Company.

Freeman, C., & Louça, F. (2001). *As time goes by: From the industrial revolutions to the information revolution*. Oxford University Press.

Schneider, B. (2025). Technological Unemployment in the British Industrial Revolution: The Destruction of Hand-Spinning. *Past & Present*, gtae049.

Harley, C. K. (1998). Cotton textile prices and the industrial revolution. *Economic History Review*, 49-83.

Clark, G. (2005). The condition of the working class in England, 1209–2004. *Journal of Political Economy*, 113(6), 1307-1340.

Autor, D. H. (2015). Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3–30.

Fiszbein, M., Lafortune, J., Lewis, J., & Tessada, J. (2024). The effects of electrification on U.S. manufacturing (NBER Working Paper No. 28076). National Bureau of Economic Research.

Fiszbein, 2020

Graetz, G., & Michaels, G. (2018). Robots at work. *Review of Economics and Statistics*, 100(5), 753–768.

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2020). Robots and jobs: Evidence from US labor markets. *Journal of political economy*, 128(6), 2188-2244.

Blanas, S., Gancia, G., & Lee, S. Y. (2019). Who is afraid of machines? *Economic Policy*, 34(100), 627–690.

Dauth, W., Findeisen, S., Südekum, J., & Woessner, N. (2017). German robots: The impact of industrial robots on workers (No. 30/2017). IAB-discussion paper.

Autor, D. H., Dorn, D. (2013). The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market. *American Economic Review*, 103(5), 1553–1597.

Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2014). Explaining job polarization: Routine-biased technological change and offshoring. *American Economic Review*, 104(8), 2509–2526.

Acemoglu, D., & Autor, D. (2011). Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. *Handbook of Labor Economics*, 4B, 1043–1171.

Autor, D., Dorn, D., Katz, L. F., Patterson, C., & Van Reenen, J. (2020). The fall of the labor share and the rise of superstar firms. *Quarterly Journal of Economics*, 135(2), 645–709.

Felten, E., Raj, M., & Seamans, R. (2019). The Case for AI: An Empirical Study of AI and Economic Growth. Working Paper.

Webb, M. (2020). The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market. Working Paper, Stanford University.

Zhang, D., Yu, H., Li, L., Hu, J., Mo, Y., Li, H. (2025). The Measurement of AI Exposure and Its Impact on Labor Demand in China: Evidence from Large Language Models. *Management World* (No. 7): 59–70.

Brynjolfsson, E., Chandar, B., & Chen, R. (2025). Canaries in the Coal Mine? Six Facts about the Recent Employment Effects of Artificial Intelligence.

Acemoglu, D., Autor, D., Hazell, J., & Restrepo, P. (2022). Artificial intelligence and jobs: Evidence from online vacancies. *Journal of Labor Economics*, 40(S1), S293-S340.

Erceg, C. and Levin, A. (2006). Optimal monetary policy with durable consumption goods. *Journal of Monetary Economics*, 53(7):1341–1359.

Olivero, M. P., Li, Y., and Jeon, B. N. (2011). Consolidation in banking and the lending channel of monetary transmission: Evidence from asia and latin america. *Journal of International Money and Finance*, 30(6):1034–1054.

张世伟, 周闯. (2010). 中国城镇居民不同收入群体的劳动参与行为——基于参数模型和半参数模型的经验分析. *管理世界*, 5, 56 – 64.

Chen, X., Pei, G., Song, Z., & Zilibotti, F. (2023). Tertiarization Like China. *Annual Review of Economics*, 15 (15):485–512.

Autor, David, and Anna Salomons. Is Automation Labor Share-Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share." *Brookings Papers on Economic Activity*, Spring 2018, p. 1-87.

致谢页

选择这个研究主题源于我对科技的长期兴趣。2024 年 11 月，在 HIMCM 数学建模竞赛中，我们团队选择了 Problem B 问题，作为团队建模队员，我对 AI 的核心关键——高性能计算(HPC)的快速发展及其对环境的影响进行了定量研究，并初步意识到 AI 革命可能对全球经济社会产生重大影响。在高一下学期的生涯课程中，“AI Era，哪些行业会受损，哪些行业会受益？”这一问题是大家热烈讨论的议题。在与郁露老师的多次讨论后，加上我对历史和经济的浓厚兴趣，我决定借鉴过去三次技术革命对就业影响的过往研究经验，进一步探究“人工智能革命对就业的影响”这一主题。

在课题研究过程中，我遇到了以下主要难点：首先是理论建模。起初，为了得到均衡就业的解析解，我采用了单个行业企业部门的设定，但这种方法难以刻画不同规模效应行业的影响差异。经过与陈斌教授和郁露老师多次讨论后，我决定采用两个企业部门（具有不同规模效应的制造业和服务业）的模型设定，并用数值模拟代替理论公式求解进行分析。其次是数据问题。最初我选择使用中国的行业数据进行实证分析，但发现数据存在口径不一致、时间不连续、关键指标缺失等问题。最终，我决定采用中国上市公司数据，因为其数据质量高，并包含了员工数量、营业收入和所处行业等关键指标。最后是技术进步的刻画问题。常用的全要素生产率（TEP）指标在中国缺乏权威核算。经过文献阅读后，我采用研发强度作为代理指标，并结合美国最新的行业 AI 采用率，判断哪些行业未来会有更高的研发强度。

衷心感谢我的两位指导老师：陈斌教授和郁露老师。作为中国青少年科技教育工作者协会人工智能普及专委会委员，陈斌教授帮助我深入了解人工智能领域，并找到了本篇论文的关键切入点——AI 革命主要发生在具有强规模效应的行业关键特征。郁露老师建议我多阅读有关技术革命对就业影响的中外文献，从中借鉴研究思路。两位指导老师在论文的整体框架搭建、理论建模、数据选取和指标刻画等方面给予了我直接而有力的指导，并和我多次讨论和完善论文写作。

再次感谢两位指导老师，同时非常感谢评委老师的耐心审阅！

附件：

- (1) 理论证明的 python 代码：AI_twosectors.ipynb
- (2) 实证检验的 stata 代码：AI_code.do
- (3) 论文使用的数据

以上 3 个文件在“上传其它相关文件”栏目提交。