



北京大学中国经济研究中心  
China Center for Economic Research

讨论稿系列  
Working Paper Series

C2026005

2026-06-08

## 人工智能时代的中国人力资本研究

易君健 周子焜

**摘要：**本文探讨了人工智能在中国的快速发展对中国人力资本研究带来的深刻挑战。中国在人工智能基础研究、技术转化与产业应用等方面取得显著进展，推动了生产方式和劳动力需求结构的变化，也对传统人力资本理论提出了新的解释要求。本文回顾了经济学研究中用于分析人工智能影响的“任务—技能分析框架”，该框架通过将生产过程分解为不同任务，考察人工智能的自动化效应、任务替代与互补效应、新任务创造效应以及全要素生产率效应。文章进一步指出，现有框架仍难以充分解释人工智能浪潮下就业结构调整、技能需求变化与收入分配差异等复杂经济后果。未来研究有必要将企业、劳动者和家庭等主体的决策行为纳入统一的均衡分析框架，以更全面地理解技术进步与人力资本积累之间的互动机制，并为制定兼顾效率提升与公平保障的公共政策提供理论依据。

**关键词：**人工智能，人力资本，任务—技能框架，劳动力市场，收入分配

# 人工智能时代的中国人力资本研究

易君健 周子焜<sup>1</sup>

## 一、引言

人工智能及其相关技术在中国的大规模应用已成为不可逆转的历史趋势。从基础研究到技术转化，从产业应用到市场普及，中国在人工智能领域的全方位发展呈现出令人瞩目的态势。

在人工智能基础研究方面，中国展现出强劲的发展势头和不断提升的国际影响力。如图 1 所示，从 2010 年到 2020 年，中国在计算机科学领域人工智能论文发表方面实现了量质并举的跨越式发展。从论文发表数量来看，中国人工智能相关论文发表量从 2010 年的相对较少增长到 2020 年的显著规模，增长幅度超过一倍。更为重要的是论文质量和国际影响力的提升：中国人工智能论文的被引量占比从 2010 年的约 12% 稳步上升至 2020 年的 23%，超过同时期的美国和欧洲。这一趋势表明，中国不仅在人工智能研究的数量上实现了快速增长，在研究质量和国际学术影响力方面也获得了显著提升。

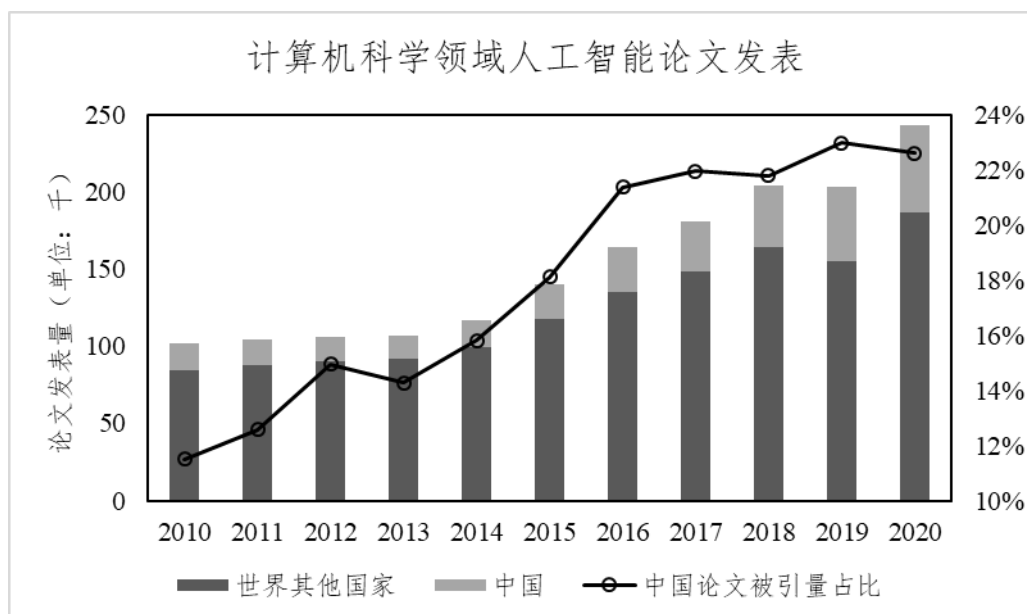


图 1 计算机科学领域人工智能论文发表情况对比：中国与世界其他国家<sup>2</sup>

在技术转化和知识产权方面，中国人工智能领域呈现出更加惊人的发展速度。图 2

<sup>1</sup> 易君健，北京大学中国经济研究中心，北京大学国家发展研究院；周子焜，北京大学中国经济研究中心，北京大学国家发展研究院。易君健感谢国家自然科学基金（项目批准号：72595871，72533001）的资助。

<sup>2</sup> Maslej N, Zhang D, Etchemendy J, et al. 2025 AI index report[R/OL]. Stanford: Stanford Institute for Human-Centered AI, 2025[2025-12-11]. <https://hai.stanford.edu/ai-index/2025-ai-index-report>.

展示了 2010-2023 年人工智能相关专利授权量的国际对比情况。从数据可以清晰看到，中国人工智能专利授权量经历了一个典型的“J 型”增长曲线：2010-2018 年期间保持相对平稳的缓慢增长，但从 2019 年开始出现爆发式增长。特别是在 2020-2023 年期间，中国人工智能专利授权量以几乎垂直的陡峭曲线急剧攀升，到 2023 年达到约 85 万件的历史新高，远超世界其他国家的总和，标志着中国已经成为全球人工智能技术落地的重要策源地。

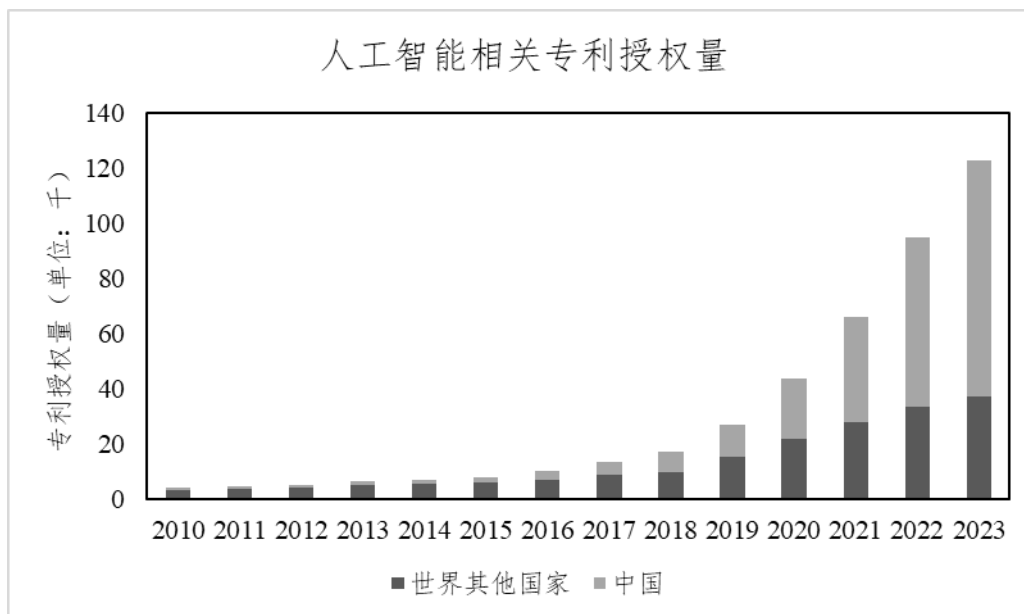


图 2 人工智能相关专利授权量情况对比：中国与世界其他国家<sup>3</sup>

在产业应用和市场普及方面，中国同样表现出色。图 3 基于企业抽样调查数据，对比了欧洲、北美和大中华区企业在人工智能技术应用方面的差异。数据显示，在广义人工智能技术的应用上，大中华区企业的采用率呈现出独特的发展轨迹：2023 年约为 48%，相比欧洲（约 57%）和北美（约 61%）稍显落后，但 2024 年迅速上升至约 75%，基本追平了欧洲和北美的水平。在生成式人工智能这一前沿技术领域，大中华区企业同样有着积极的应用：虽然 2023 年的采用率（约 30%）低于欧洲（约 31%）和北美（约 40%），但 2024 年快速上升至约 73%，完全追平了欧洲（约 73%）和北美（约 74%）。这些结果显示中国企业对人工智能相关的新兴技术具有快速的响应能力和强烈的应用意愿。

在工业自动化这一人工智能技术的重要应用领域，中国已经确立了无可争议的全球领导地位。图 4 展示的工业机器人年装机量数据清晰反映了这一趋势。从 2010 年开始，中国工业机器人装机量就呈现出稳定的增长态势，并在 2013 年前后开始加速。更为关键的是，从 2017 年开始，中国的年装机量开始超过世界其他国家的总和，确立了绝对

<sup>3</sup> Maslej N, Zhang D, Etchemendy J, et al. 2025 AI index report[R/OL]. Stanford: Stanford Institute for Human-Centered AI, 2025[2025-12-11]. <https://hai.stanford.edu/ai-index/2025-ai-index-report>.

的市场主导地位。2021-2023 年期间，中国工业机器人年装机量稳定保持在 27-29 万台的高位水平，占全球装机量的一半以上。这种持续的高位运行体现了中国制造业自动化转型的强烈需求。

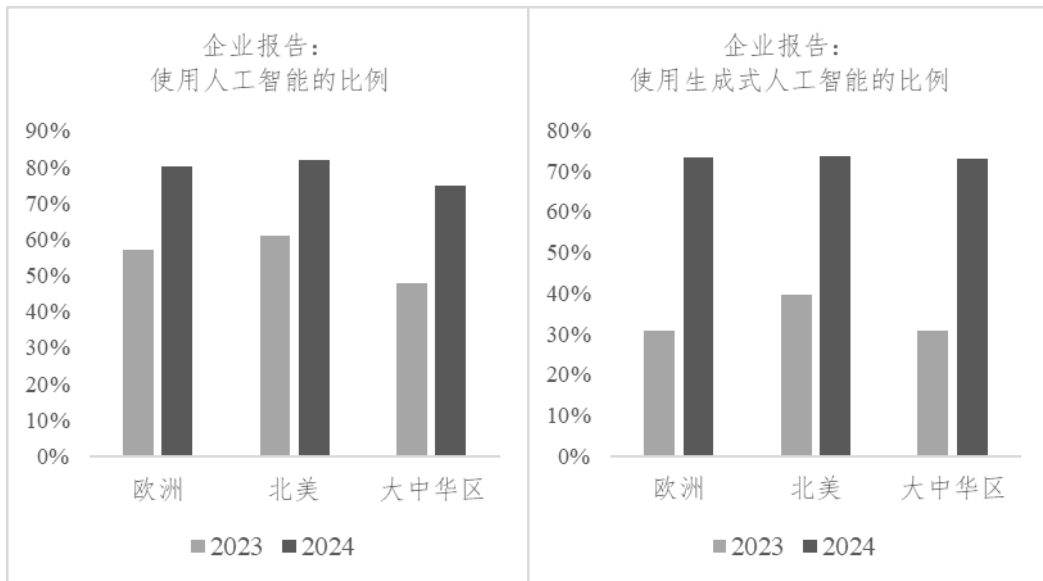


图 3 抽样调查中企业自我报告使用人工智能的比例：欧洲，北美与大中华区<sup>4</sup>

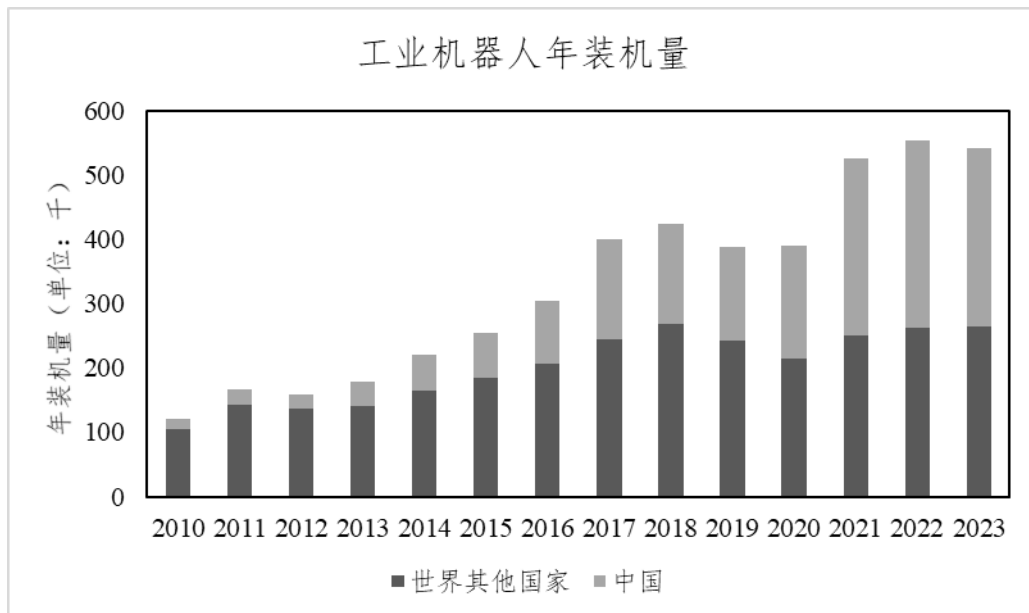


图 4 工业机器人年装机量情况对比：中国与世界其他国家<sup>5</sup>

<sup>4</sup> Maslej N, Zhang D, Etchemendy J, et al. 2025 AI index report[R/OL]. Stanford: Stanford Institute for Human-Centered AI, 2025[2025-12-11]. <https://hai.stanford.edu/ai-index/2025-ai-index-report>.

<sup>5</sup> International Federation of Robotics. World robotics 2023: Industrial robots[R/OL]. Frankfurt: IFR, 2023[2025-12-11]. <https://ifr.org/>.

这四个维度的数据共同描绘了中国人工智能技术发展的系统性特征：从基础研究的厚积薄发，到技术创新的爆发式增长，再到产业应用的快速普及和工业自动化的领先布局，形成了完整的创新链条和产业生态。然而，如此迅猛的技术发展态势背后，一个根本性问题随之浮现：在科学技术已经在中国蓬勃发展的背景下，人与技术如何实现和谐发展？

从现实层面看，这一问题关乎技术进步能否真正转化为社会福利的普遍提升，直接影响着数以亿计劳动者的就业前景和收入水平。从国际经验来看，技术进步与就业、收入分配之间的关系远非简单的正相关关系。发达国家在经历信息化、自动化浪潮时，都曾面临技术性失业、技能极化、收入不平等加剧等挑战。人工智能作为一种通用目的技术，其影响范围之广、替代能力之强都超越了以往任何技术革命，可能对从体力劳动到认知工作的几乎所有职业类别产生冲击。

对于中国而言，这一挑战具有特殊的复杂性和紧迫性。首先，中国正处于经济转型升级的关键阶段，既要保持合理的增长速度，又要实现发展方式的根本转变。人工智能技术的快速发展为这一转型提供了重要机遇，但同时也可能加剧转型期的结构性矛盾。其次，中国拥有世界上规模最大的劳动力队伍，其中相当比例从事可能被人工智能替代的工作。如何确保技术进步的成果能够惠及广大劳动者，而不是造成大规模的技术性失业，是中国必须面对的重大挑战。

从经济学的角度看，人工智能技术的快速发展对传统的人力资本理论提出了前所未有的挑战。人工智能技术的出现和发展本身对人力资本的方方面面都产生了重大影响，包括其参与生产的方式与过程，其本身的产生与积累，以及人力资本与技术进步的关系。这些深刻变化要求我们重新审视经典理论框架的适用性，并发展适应新技术特征的分析工具。

首先，人工智能技术对人力资本参与生产的方式与过程产生了深刻影响，这种影响难以用传统的要素偏向或要素中性的技术进步模型来概括。在传统的经济学分析框架中，技术进步主要表现为对特定生产要素（如高技能劳动力或资本）的偏向性需求增长，或者表现为对所有要素生产率的比例提升。然而，人工智能技术的特殊性在于它不仅仅是提高某种要素的边际生产率，而是深度参与人力资本参与生产的过程本身。具体而言，人工智能系统能够执行原本需要人类认知能力才能完成的复杂任务，包括模式识别、决策支持、创意生成等。这意味着人工智能不是简单地与人力资本形成互补或替代关系，而是在任务执行层面与人类智能进行更细粒度的交互。在某些任务上，人工智能可能完全替代人类；在另一些任务上，人工智能与人类形成协作关系；还有一些全新的任务可能因人工智能的出现而产生，需要人类掌握与人工智能协作的新技能。这种复杂的交互模式超越了传统生产函数中要素间简单的替代弹性概念，迫使经济学家开发全新的理论工具和分析框架来描述这一过程。

其次，人工智能技术通过影响人力资本参与生产的过程，进一步对人力资本本身的

产生与积累产生了深远影响。这种影响主要通过劳动力市场的价格信号传递机制来实现：当人工智能技术改变了不同技能、不同任务的相对价值时，市场会通过工资差异等价格信号将这种变化传递给劳动力市场的需求侧，从而影响劳动者和家庭的人力资本投资决策，最终影响人口和人力资本积累的长期动态。

最后，人工智能技术还可能从根本上改变人力资本与技术进步、经济增长之间的关系。在传统的内生增长理论中，人力资本是推动经济长期增长最重要的因素之一，是技术进步的重要源泉。然而，人工智能技术本身具有参与甚至主导创新过程的潜力。当前，人工智能系统已经开始在药物发现、材料设计、算法优化等领域展现出强大的创新能力。大型语言模型能够进行文本创作、代码编写、科学推理等原本需要高度创造力的工作。机器学习算法能够从海量数据中发现人类难以察觉的模式和规律。这些变化意味知识生产函数本身可能发生性质上的根本改变，颠覆我们关于人力资本和经济长期增长的关系的认识。

综合来看，人工智能技术的发展从生产过程参与、人力资本形成和技术进步机制三个层面对传统理论构成了系统性挑战。传统的基于固定生产函数、稳定技能分类和线性技术进步的分析框架已经难以充分解释和预测人工智能时代的经济现象。因此，我们有必要在人工智能时代调整经典的人力资本研究框架，以适应时代发展和现实需求。

本文旨在介绍一个适应人工智能时代特点的中国人力资本研究的分析框架，通过系统性的多层次分析来回应当前挑战。鉴于人工智能技术对人力资本的经济作用的直接冲击主要发生在需求侧，本文从近年来逐步成为讨论技术进步与人力资本需求的关系的基准框架——任务-技能框架——切入。传统的基于要素替代弹性的生产函数框架难以解释自动化和人工智能技术产生的诸多特征事实：为什么技术进步会导致就业极化而非简单的技能偏向？为什么技术进步会导致部分劳动力技能的绝对需求下降？任务-技能分析框架通过将生产过程分解为任务层面，并分析技术对不同任务的差异化影响，为理解这些现象提供了更精确的分析工具。随后本文将回顾计算机普及、工业机器人应用等历次技术浪潮的经验，观察任务-技能框架在这些场景中的应用，梳理技术进步影响劳动力市场需求的基本机制。紧接着本文聚焦于人工智能技术——尤其是生成式人工智能技术——作为通用目的技术在任务执行能力、学习进化速度、应用范围等方面展现出的前所未有的特点。本文将概述一系列关于人工智能技术可以完成何种任务的研究，并对人工智能技术对劳动力市场需求的影响展开初步讨论。

然而，技术变革的最终影响不仅取决于技术本身的特征，更取决于企业、劳动者和家庭如何调整自己的决策行为。本文随后将讨论人工智能时代的劳动力市场均衡。通过两个启发性的例子，本文将简略讨论为何以及如何经典任务-技能框架中加入对劳动力市场各主体决策的描述，并对人工智能时代劳动力市场上的四个主要行为主体——生产企业，研发企业，劳动者和家庭——的决策及其互动均衡进行概述。最后，本文进一步讨论这些微观变化的宏观经济后果，即经济增长和收入分配。在增长维度，本文将讨

论人工智能技术可能如何改变经济增长和人力资本之间的关系；在分配维度，本文将分别讨论人工智能技术如何影响资本与劳动的收入分配，以及劳动收入内部的分化格局。

对中国而言，人工智能时代的人力资本研究具有特别的重要地位与广阔的研究前景。中国兼具超大规模劳动力市场、快速技术扩散、显著的区域与城乡差异、独特的所有制结构以及持续推进的产业升级，这些特征使中国既是全球最需要了解人工智能如何重塑人力资本形成、配置与回报机制的经济体，也为相关研究提供了丰富而独特的经验基础。本文在各部分的讨论中也简要回顾了已有的相关中文研究。展望未来，随着人工智能技术加快渗透到教育、生产与就业各环节，中国人力资本研究有望进一步拓展研究边界，在人力资本形成机制、技能需求变化、劳动力市场调整以及收入分配效应等方面形成更系统的认识。与此同时，立足中国超大规模经济体、区域差异显著和制度环境复杂的现实情境，相关研究也有望在经验识别、理论提炼和政策评估等层面作出更具国际意义的贡献。

具体而言，本文的内容安排如下：第二部分回顾和拓展任务-技能分析框架，梳理计算机普及和工业机器人应用相关的实证结果。第三部分专门讨论人工智能时代的人力资本需求特征，重点探讨如何测度和评估不同职业、任务、技能对人工智能技术的暴露度，并结合已有的初步实证证据简略探讨生成式人工智能等前沿技术对劳动力市场的影响。第四部分从劳动力市场均衡的角度展开分析，探讨为何以及如何弥补传统任务-技能框架在行为主体决策分析方面的不足。第五部分综合讨论人工智能与人力资本互动的宏观经济结果，包括对经济增长动力机制的重塑和对收入分配格局的影响。第六部分总结。

## 二、 技术进步与劳动力市场需求：任务-技术框架

自 Autor 等人 2003 年的奠基性工作以来<sup>6</sup>，任务-技术框架已经逐步成为讨论技术进步与人力资本需求的关系的基本模型。在这一章节中，我们首先讨论传统模型的弊端，然后概述任务-技术框架的基本结构，接着以生成式人工智能出现前的两次技术浪潮——计算机和工业机器人的普及——为例，叙述国际上劳动经济学如何在技术进步与人力资本需求有关的实证研究中应用这一框架，最后讨论这一框架在中国劳动力市场相关研究中得到应用的情况。

### （一）传统模型中的技术进步与人力资本需求

在传统模型中，最终品直接由资本和各项劳动力技能产出，技术进步则通常被描述为全要素生产率或特定要素增强型生产率的提升。这种做法造成了一个后果，即在常见的生产函数下，任何技术进步都会对所有要素的绝对需求带来提升。为了考察这一点，

---

<sup>6</sup> 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.

考虑：

$$y = A_y F[(A_K K), (A_1 L_1), \dots, (A_n L_n)],$$

其中 $y$ 表示最终产品， $K$ 表示资本投入， $L_1$ 到 $L_n$ 表示数种不同的人力资本投入（例如低技术劳动和高技术劳动）， $A_y$ 表示全要素生产率， $A_K$ 表示资本增强型技术的生产率， $A_i$ 表示第 $i$ 种人力资本投入增强型技术的生产率。生产函数 $F$ 是一个二阶连续可导的全局凹函数，对任何一种要素投入的一阶偏导数都大于零且成立稻田条件（Inada condition）。此时，给定要素价格，厂商的最优化问题总有唯一内点解。假设整个要素市场是完全竞争的，那么均衡下人力资本的回报即为其边际产出：

$$w_i = A_y A_i F_i[(A_K K), (A_1 L_1), \dots, (A_n L_n)], \quad (1)$$

其中 $F_i$ 表示生产函数 $F$ 对第 $i$ 种人力资本的偏导数。

考虑短期效应，即给定一组外生的要素总供给。公式(1)有三个重要的推论：第一，增强全要素生产率的技术进步总是提高所有种类的人力资本的回报（ $A_y$ 上升， $w_i$ 上升）；第二，如果生产函数 $F$ 对于任意某种特定的人力资本 $i$ 满足 $\partial[(A_i L_i) \cdot F_i] / \partial(A_i L_i) > 0$ ，则增强其自身的技术进步会提高该种人力资本的回报（ $A_i$ 上升， $w_i$ 上升）；第三，如果生产函数 $F$ 的交叉二阶导数大于零<sup>7</sup>，则对于任意某种特定的人力资本 $i$ ，增强资本的技术进步或者增强另一人力资本的技术进步都会提高该种人力资本的回报。

这三条推论清楚展示了传统模型的一个弊端——虽然它可以解释要素间相对需求的任何变化（反应为 $w_i/w_j$ 或 $w_i/r$ ），但却很难解释绝对需求的下降。在对生产函数施加较弱假设的前提下，任何技术进步在短期都会提升对所有类型人力资本的绝对需求——尤其是，增强资本型的技术进步不会降低对劳动力的绝对需求。这一预言不仅不符合日常经验，也与基本的描述性统计不吻合<sup>8</sup>。Autor等（2003）的文章首次重视对某些技能

<sup>7</sup> 所有常替代弹性（CES）生产函数，包括其特例柯布-道格拉斯生产函数，均满足这一假定。

<sup>8</sup> Acemoglu D, Autor D. Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings[M]//Ashenfelter O, Card D, eds. Handbook of Labor Economics. Vol. 4B. Amsterdam: Elsevier, 2011: 1044-1171; 王永钦, 董雯. 中国劳动力市场结构变迁——基于任务偏向型技术进步的视角[J]. 中国社会科学, 2023, (11): 45-64.

的绝对需求会随着技术进步而下降这一事实。为了解释这一情形，他们建立了初步的任务-技能框架。这一框架在接下来的二十年间得到了长足的发展和普遍的应用。我们接下来介绍它的基本架构。

## (二) 任务-技能框架的基本架构

任务-技能框架的基本特征是假定最终品的生产依赖一系列任务作为中间品，而任务可以由不同的技能或者资本高度可替代地生产。具体来说，常常考虑如下常替代弹性的最终品生产<sup>9</sup>：

$$y = A_y \left( \frac{1}{M} \int_{\mathcal{T}} (M \cdot y(x))^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \cdot dx \right)^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}. \quad (2)$$

其中 $y$ 表示最终产品， $A_y$ 表示全要素生产率。 $y(x)$ 表示一系列生产任务的完成情况， $\mathcal{T}$ 表示当下所有生产任务的集合， $x \in \mathcal{T}$ 指示了某一项特定的生产任务。 $\sigma > 0$ 代表不同任务间的替代弹性。 $M$ 测度了集合 $\mathcal{T}$ 的大小，即任务的总数量。 $M$ 被放在函数中以保证最终品的产出对任务的总数量不存在规模效应，从而可以适应对任务的不同定义。

对于任何一项生产任务，它可以由资本或者某种特定的劳动技能完成。具体来说，常常考虑如下线性的中间品生产<sup>10</sup>：

$$y(x) = A_k \cdot \psi_k(x) \cdot k(x) + \sum_{g \in \mathcal{G}} A_g \cdot \psi_g(x) \cdot l_g(x). \quad (3)$$

其中 $A_k$ 表示资本要素在所有任务中的公共生产率， $\psi_k(x)$ 表示资本要素在特定任务 $x$ 中的生产率， $k(x)$ 表示投入在任务 $x$ 中的资本数量。 $\mathcal{G}$ 表示当下所有劳动力技能的集合， $g \in \mathcal{G}$ 指示了某一种特定的劳动力技能， $A_g$ 表示该种技能 $g$ 在所有任务中的公共生产率， $\psi_g(x)$ 表示该种技能 $g$ 在特定任务 $x$ 中的生产率， $l_g(x)$ 表示在任务 $x$ 中投入的施展技能 $g$ 的劳动力数量。

任务-技能框架有如下重要特征。第一，要素之间在单个任务层面具有强替代性。线性的中间品生产函数使得要素之间存在无穷大的替代弹性。一个任务通常只由对这种

<sup>9</sup> Acemoglu D, Restrepo P. Tasks, automation, and the rise in US wage inequality[J].Econometrica,2022,90(5).

<sup>10</sup> 更一般地，任务中间品的生产也可以是由资本和一系列技能按照常替代弹性的方式生产（Autor and Dorn, 2013；Acemoglu 等，2022），线性的中间品生产可以视为替代弹性趋近于正无穷时的特殊情形。

任务效率最高的单个要素完成：若  $A_k \cdot \psi_k(x) > \max_{g \in \mathcal{G}} A_g \cdot \psi_g(x)$ ，则任务  $x$  完全由资本完成；若  $A_k \cdot \psi_k(x) < \max_{g \in \mathcal{G}} A_g \cdot \psi_g(x)$ ，则任务  $x$  完全由效率最高的劳动力技能完成<sup>11</sup>。这解决了传统模型的弊端：考虑一个技术进步提高了某些  $\psi_k$  或者整体提高了  $A_k$ ，由于单个技能层面的各个要素间的强替代性，这会直接导致  $\mathcal{T}$  中更大比例的任务由资本来完成，从而导致对某些劳动力技能的绝对需求下降。

第二，多个任务之间既可能存在替代也可能存在互补。任务之间的互补或替代由替代弹性  $\sigma$  决定。 $\sigma$  越接近于 0，任务之间的互补性就越强，生产函数趋近于里昂提夫式的完全互补性生产函数； $\sigma$  越接近于正无穷，任务之间的替代性就越强，生产函数趋近于线性的完全替代性生产函数。特别地，当  $\sigma = 1$ ，最终品的生产退化为柯布-道格拉斯生产函数。

第三，任务-技术框架可以精细区分不同层面的技术进步。 $\psi_k$  和  $\psi_g$  描述了在特定的任务中增强特定要素的技术进步，它们的变化决定了某个特定任务由何种要素完成； $A_k$  和  $A_g$  描述了在全体任务中增强特定要素的技术进步，它们的变化决定了由不同要素完成的任务在全体任务中的整体分布； $A_y$  描述了全要素的技术进步，其变化整体性地影响对所有要素的总需求。

第四，任务-技术框架可以通过  $\mathcal{T}$  的改变来描述新任务的出现和旧任务的消亡，通过  $\mathcal{G}$  的改变来描述新技能的出现和无用技能的淘汰。

任务-技术框架的上述特征使得其通常将技术进步的效应概括为以下几个方面<sup>12</sup>：效应一，技术进步在单个任务层面增强资本的生产率，从而引发资本对特定劳动技能在

---

<sup>11</sup> 若有多种要素的生产率相同，它们可能共同参与生产（例如 Autor 等，2003），也可能被假定只由单个特定要素完成（例如 Acemoglu 和 Restrepo，2022），这取决于供给侧的情形及模型对均衡的定义。

<sup>12</sup> Acemoglu D, Restrepo P. Artificial intelligence, automation, and work[M]//Agrawal A, Gans J, Goldfarb A, eds. The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda. Chicago: University of Chicago Press, 2019: 197–236.; Autor D, Salomons A. Is automation labor-displacing? Productivity growth, employment, and the labor share[R]. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2018. (NBER Working Paper, No. 24871).; Acemoglu D, Restrepo P. Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor[J]. Journal of Economic Perspectives, 2019, 33(2): 3–30.

单个任务层面的直接替代，即发生了自动化 ( $A_k \cdot \psi_k$  与  $A_g \cdot \psi_g$ )。效应二，技术进步使得各个任务的生产率发生异质性变化——例如，一部分任务被自动化，一部分任务尚未被自动化——因此不同任务之间发生替代或互补 ( $\sigma$ )；进一步地，由于这些任务由不同要素完成，对这些要素的需求也在任务间发生替代和互补。效应三，技术进步使得生产任务的基本组成发生变化，尤其是创造了需求新技能的新任务 ( $\mathcal{T}$  和  $\mathcal{G}$ )，例如计算机在生产中的普及使得使用计算机和编程等任务被  $\mathcal{T}$  中，使用计算机和编程的能力被加入到  $\mathcal{G}$  中。效应四，技术进步使得全要素层面的生产率被改进 ( $A_y$ )，这会增加对所有要素的绝对需求。

### (三) 任务-技能框架的应用：计算机和自动化

受到上世纪七十年代开始的高速技术进步和发达国家中同步出现的工资差距的扩大的影响，不同劳动技能的相对需求会随着增强特定技能生产率的技术进步而发生改变这一现象在上世纪九十年代就已经在劳动经济学中得到了广泛的重视<sup>13</sup>。与之相比，尽管很多描述性统计都揭示一部分劳动人群的绝对收入正在下降——例如，有统计显示美国技能水平最低的白人男性自 1970 年以来的绝对收入水平持续下降<sup>14</sup>——这一现象和传统模型间的矛盾却并未得到广泛考虑。

Autor 等人 2003 年的研究重点关注了对一部分劳动力的绝对需求随着计算机的普及而下降这一现象，并提出了一个“任务模型”来对此加以解释，这成为了任务-技术框架的雏形<sup>15</sup>。具体来说，Autor 等人假设最终品的生产需要两种任务的配合：常规性任务 (routine task) 和非常规任务 (nonroutine task)，双方以柯布-道格拉斯的方式共同完成最终品的生产。其中常规性任务可以由常规性技能和计算机 (即资本) 完成，非常规性任务则只能由非常规技能完成。该模型对应着：方程(2)中  $\mathcal{T} = \{\text{常规性}, \text{非常规}\}$ ,

$\sigma = 1$ ,  $A_y = 1$ ; 方程(3)中  $\mathcal{G} = \{L_R, L_N\}$ ,  $\psi_k(\text{常规性}) = 1/p_c$ ,

$\psi_{L_R}(\text{常规性}) = \psi_{L_N}(\text{非常规}) = 1$ ,  $\psi_k(\text{非常规}) = \psi_{L_R}(\text{非常规}) = \psi_{L_N}(\text{常规性}) = 0$ 。其

中  $L_R$  和  $L_N$  分别代表常规性和非常规技能， $p_c$  代表计算机的价格，随着时间单调减小。

<sup>13</sup> Krueger A B. How computers have changed the wage structure: Evidence from microdata, 1984–1989[J]. The Quarterly Journal of Economics, 1993, 108(1): 33–60.; Caselli F. Technological revolutions[J]. American Economic Review, 1999, 89(1): 78–102

<sup>14</sup> Acemoglu D. Technical change, inequality, and the labor market[J]. Journal of Economic Literature, 2002, 40(1): 7–72.

<sup>15</sup> 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.

根据这一框架，Autor 等人预测随着计算机价格的降低：第一，对常规性技能的需求会下降；第二，对非常规性技能的需求会上升；第三，常规性任务在所有任务中的投入占比会上升，非常规性任务的投入占比则会相应下降。这其中第一个预测体现了我们前述的技术进步的第一种效应，第二和第三个预测都体现了我们前述的技术进步的第二种效应。Autor 等人首先从时间趋势有关的描述性统计中发现了类似的特征事实，随后进行了细致的实证检验。由于计算机价格的下降在全美范围内是一致的，无法将其与其他时间趋势分离，他们分别利用了不同行业需求两种任务的初始状态不同，接受不同教育的劳动者在提供两种技能时的比较优势不同，不同职业提供两种技能的初始状态不同三个方面的变异性来源识别了计算机价格下降造成的影响。其结果显示在行业层面、教育水平层面和职业层面，计算机价格下降都与常规技能需求下降，非常规技能需求上升有关。1970 年至 1998 年间，美国劳动力市场对大学毕业生的相对需求变化中，60% 可以归因于对常规技能需求的下降。除了上述结果外，Autor 等人提出的常规性-非常规分类也对后来的研究产生了重要的影响<sup>16</sup>。

在 Autor 等人 2003 年的研究后，任务-技能框架逐渐得到完善，并渐渐成为分析技术进步与劳动力市场需求间关系的基准模型。这其中具有代表性的一支文献是关于就业极化（job polarization）的研究。Acemoglu 和 Autor 全面梳理了美国有关就业极化的特征事实<sup>17</sup>，主要包括：第一，从上世纪八十年代以来，美国大学毕业生与其他人的工资差距持续扩大，其中高中辍学者和高中毕业生真实收入的绝对水平在此期间有所下降。第二，上世纪七十年代到九十年代，劳动工资的差距在不同人群间单调扩大，即高工资劳动者与中等工资劳动者的工资差距扩大，中等工资劳动者与低工资劳动者的工资差距也扩大；上世纪九十年代后，尽管高工资劳动者与中等工资劳动者的工资差距继续扩大，中等工资与低工资劳动者的工资差距却有所缩小——从绝对水平上看，高工资和低工资劳动者的工资都有所上升，而中等工资劳动者的工资有所下降。第三，上世纪七十年代到九十年代，美国劳动力市场上低技术工作的就业份额下降，中高技术工作的就业份额上升；上世纪九十年代后，低技术和高技术工作的就业份额上升，中等技术水平的工作就业份额下降。

针对这些发现，Acemoglu 和 Autor 首先指出了传统模型与对特定技能的绝对需求下降之间的矛盾，随后使用一个较为完整的任务-技能框架对这些现象进行了解释。他们将生产最终品的一系列任务以定义在闭区间 $[0,1]$ 上的连续统描述，并区分低技能劳

---

<sup>16</sup> Goos M, Manning A. Lousy and lovely jobs: The rising polarization of work in Britain[J]. *Review of Economics and Statistics*, 2007, 89(1): 118–133.; Goos M, Manning A, Salomons A. Explaining job polarization: Routine-biased technological change and offshoring[J]. *American Economic Review*, 2014, 104(8): 2509–2526.; Lehn P F. The great recession and the changing composition of jobs in the United States[J]. *Labour Economics*, 2018, 52: 40–54.

<sup>17</sup> Acemoglu D, Autor D. Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings[M]//Ashenfelter O, Card D, eds. *Handbook of Labor Economics*. Vol. 4B. Amsterdam: Elsevier, 2011: 1044–1171.

动、中技能劳动和高技能劳动。特别地，约定标号越接近 1 的任务越适合由高技能劳动完成。该模型对应着：方程(2)中  $\mathcal{T} = [0,1]$ ， $\sigma = 1$ ， $A_y = 1$ ；方程(3)中  $\mathcal{G} = \{l, m, h\}$ ， $\psi_l(x)/\psi_m(x)$ 和 $\psi_m(x)/\psi_h(x)$ 关于  $x \in [0,1]$  单调递减， $\psi_k(x) > \max_{g \in \mathcal{G}} \psi_g(x)$  当且仅当  $x \in [l', l''] \subseteq [0,1]$  内。其中  $l, m, h$  分别代表低技能劳动，中技能劳动和高技能劳动， $[l', l'']$  是外生给定的技术进步的结果，在这个区间内会发生自动化的现象。假定技术进步带来的自动化区间  $[l', l'']$  落在原本由中技能劳动完成的任务范围内，随着这一区间的扩大，该模型比较静态分析结果可以与九十年代以后的特征事实达成一致。其中，关于中技能劳动的一系列结果反应了技术进步的第一种效应，关于低技能劳动和高技能劳动的结果反应了技术进步的第二种效应。

在此之后，就业极化成为了一个被重点关注的研究问题。Autor 和 Dorn 两人 2013 年的研究在任务-技术的基本框架上加入了需求侧的分析<sup>18</sup>，将产品的生产和服务的生产区分开来，从而将就业极化解释为最终品市场供给侧的自动化和最终品市场需求侧的多样化偏好互动的结果。在进行实证检验时，和 Autor 等人 2003 年的研究考虑的情形类似，自动化和多样化偏好在同一时点上在全美范围内没有变异性。Autor 和 Dorn 因此利用不同地区产业不同，对不同任务的初始需求不同，通过一个空间一般均衡模型解决了识别问题，在实证上检验了他们的模型。除了就业极化，他们还发现自动化和偏好的互动使得中低技能劳动力从制造业流向服务业；高技能的劳动力则流往原本中低技能劳动力密集的地区；这符合宏观描述性统计的结果。Goos 和 Manning 在 2007 年报告了在英国发生的就业极化现象<sup>19</sup>；随后又在 2014 年和 Salomons 一起对 16 个西欧国家进行了分析<sup>20</sup>。这两篇文章都采纳了 Autor 等人 2003 年提出的常规性-非常规分类，Goos 等人 2014 年的文章还格外强调了制造业的离岸外包现象对就业极化的影响。Maloney 和 Molina 分析了发展中国家的情形，发现大多数发展中国家暂时没有观察到就业极化现象，可能与这些国家自动化程度较低且承接了来自发达国家的制造业离岸外包有关<sup>21</sup>。

在考虑技术进步对劳动力市场需求的影响时，还可以考虑将任务-技能框架嵌入更精细的一般均衡模型中。这样的分析可以包含更全面的一般均衡效应，并探讨简约式回归得到的参数的结构含义。Acemoglu 和 Restrepo 在 2022 年的研究是一个典型例子<sup>22</sup>。

<sup>18</sup> Autor D H, Dorn D. The growth of low skill service jobs and the polarization of the US labor market[J]. American Economic Review, 2013, 103(5): 1553–1597.

<sup>19</sup> Goos M, Manning A. Lousy and lovely jobs: The rising polarization of work in Britain[J]. Review of Economics and Statistics, 2007, 89(1): 118–133.

<sup>20</sup> Goos M, Manning A, Salomons A. Explaining job polarization: Routine-biased technological change and offshoring[J]. American Economic Review, 2014, 104(8): 2509–2526

<sup>21</sup> Maloney W F, Molina C A. Are automation and trade polarizing developing country labor markets, too?[R]. Washington, DC: World Bank, 2016.

<sup>22</sup> Acemoglu D, Restrepo P. Tasks, automation, and the rise in US wage inequality[J]. Econometrica, 2022, 90(5): 1973–2016.

他们通过求解一个嵌入了完整的任务-技能框架的一般均衡模型得到了一组将不同人口组别的工资动态与不同产业的任务结构变化联系起来的简约方程,从而可以直接将理论模型和基于线性回归的实证分析一一对应起来,得到具有结构含义的参数估计。他们的作法还可以将多种一般均衡效应估计和分离。根据他们的结果,美国过去四十年间 50% 到 70% 的工资变化可以被自动化引起的任务-技能结构的变化所解释。Acemoglu 和 Restrepo 两人 2022 年的另一篇研究也是一个例子<sup>23</sup>。这篇文章将任务-技能框架嵌入一个空间一般均衡的模型中,该模型的特点是考虑了可以在不同地区间交易的实物商品和不可在不同地区间交易的服务。求解这个模型得到的是一组将不同地区的均衡劳动供给和价格与机器人暴露水平联系起来的简约方程。根据这组方程的回归分析结果,千名工人使用的机器人数量每增加一个,地区劳动参与率就下降 0.2 个百分点,工资下降 0.42%。

上述的所有研究都尤其强调我们此前归纳的技术进步的效应一和效应二,尤其是其造成的资本对劳动技能的替代效应。对于技术进步导致的资本与劳动技能间的互补效应,乃至效应三或效应四,即技术进步对新任务、新技能的创造效应和技术进步全面提升全要素生产率的效应,有关的应用研究相对较少。Autor 和 Salomons 发现虽然在单个任务层面出现了普遍的自动化现象,在加总层面的劳动需求却不必然下降,这与任务间的不完全替代、劳动力在任务间的重新分配以及总收入上升带来的需求侧一般均衡效应有关<sup>24</sup>。Autor, Mindell 和 Reynolds 仔细考察了 1940 年以来新职业的形成,从而详细讨论了我们的效应三<sup>25</sup>。他们将新的职位名称与美国人口普查微观数据以及职业对劳动力增强型和劳动力自动化型专利的暴露指标联系起来,发现前者会促进新工作的出现而后者会减缓新工作的出现。尽管劳动力增强型和自动化型技术创新在各职业中呈正相关,但前者会提升职业劳动力需求,而后者会抑制需求。在上世纪八十年代以后,自动化型创新对需求的侵蚀效应有所加剧,而增强型创新对需求的提升效应并未增强。Graetz 和 Michaels 利用 1993 年到 2007 年十七个国家采用工业机器人的面板数据考察自动化的生产率效应,从而详细讨论了我们的效应四<sup>26</sup>。他们认为工业机器人的采用在替代一部分劳动技能的同时提高了全要素生产率,这导致他们的证据显示总就业并未因为工业机器人的普及而出现显著下降。Acemoglu 和 Restrepo 在 2018 年和 2019 年的研究对这几种效应进行了综合考虑。他们认为虽然效应四即生产率效应可以缓解效应一和效应二抑制劳动技能需求的效应,但解决劳动技能需求问题最根本要依赖效应三<sup>27</sup>。

---

<sup>23</sup> Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188–2244.

<sup>24</sup> Autor D, Salomons A. Is automation labor-displacing? Productivity growth, employment, and the labor share[R]. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2018. (NBER Working Paper, No. 24871).

<sup>25</sup> Autor D, Mindell D, Reynolds E. The work of the future: Shaping technology and institutions[R]. Cambridge, MA: MIT Task Force on the Work of the Future, 2024.

<sup>26</sup> Graetz G, Michaels G. Robots at work[J]. *Review of Economics and Statistics*, 2018, 100(5): 753–768.

<sup>27</sup> Acemoglu D, Restrepo P. The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment[J]. *American Economic Review*, 2018, 108(6): 1488–1542.; Acemoglu D, Restrepo P. Automation and new tasks[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2): 3–30.

此外，一部分应用研究尽管或多或少与任务-技能框架有关，但不以技能为核心分析技术进步与劳动力需求的关联，而是以个体劳动者或个体企业为主体进行讨论。在个人层面，Kogan 等人使用文本分析的技术区分了劳动替代和劳动增强型的专利发表，并通过工作任务匹配了专利发表数据和工人个体数据<sup>28</sup>。他们发现劳动替代型的技术进步抑制直接暴露的劳动技能的需求，而劳动增强型的技术进步则会增加相关技能的需求。Braxton 和 Taska 研究了个体工人在因为技术进步而失业或经历了工作转换后发生了什么<sup>29</sup>——他们发现，一旦劳动者因为技术进步离开其原本的岗位，其长期收入会下降 45%，而且很难习得其原岗位在技术进步发生后所需求的新技能，因而被迫寻求雇佣其已习得的技能但收入更低的工作。

在企业层面，Aghion 等人利用 1994 年到 2015 年法国制造业的微观数据，通过事件研究法和巴特克工具变量法（Bartik IV）识别了自动化技术对制造业就业、工资、价格和企业利润的影响<sup>30</sup>。他们的结果显示，在各个层面上——工厂、企业和行业——自动化技术的采用对劳动力需求总是带来了积极的影响，即使是对最低技能的劳动力需求也是如此。Acemoglu 等人 2023 年的一篇研究利用荷兰的数据也在企业层面发现自动化技术的采用会使得企业雇佣的劳动总时长上升<sup>31</sup>；几人 2020 年的另一篇研究则考察 2010 年到 2015 年间法国的情形同样发现机器人的采用使得企业的总雇佣规模上升，但它们的劳动收入份额和制造工人占总雇佣的比例都会下降<sup>32</sup>。

总的来看，这些研究的结果差异性较大，和任务-技能框架的理论预期也不完全相同。这种差异揭示了任务-技能框架的不足——对劳动力市场参与者的决策行为的描述不足，因而在均衡分析上存在缺陷——我们将在第四部分详细讨论它们。

#### （四）任务-技能框架与中国的劳动力市场研究

我们首先回顾近年来中国技术进步与劳动力需求的一些重要特征事实。从技术进步的角度看，一系列研究证实改革开放至 2010 年的技术进步明显呈现高技能增强的特征<sup>33</sup>。2010 年以后，制造业自动化——尤其是工业机器人的引入和普及——成为了中国劳动力市场上影响最大的技术潮流，同时逐步也吸引了国内劳动经济学研究者的注意力

---

<sup>28</sup> Kogan L, Papanikolaou D, Schmidt L D W, et al. Technological innovation, resource allocation, and growth[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2023, 138(2): 747–806.

<sup>29</sup> Braxton J C, Taska B. Displacement and reemployment in the age of automation[R]. 2023. Unpublished manuscript.

<sup>30</sup> Aghion P, Antonin C, Bunel S. Artificial intelligence, growth, and employment: The role of policy[J]. *Economie et Statistique / Economics and Statistics*, 2020, 517–518: 109–129.

<sup>31</sup> Acemoglu D, Lelarge C, Restrepo P. Competing with robots: Firm-level evidence from France and the Netherlands[R]. 2023. Working paper.

<sup>32</sup> Acemoglu D, Lelarge C, Restrepo P. Competing with robots: Firm-level evidence from France[R]. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2020. (NBER Working Paper, No. 26738).

<sup>33</sup> 宋冬林, 王林辉, 董直庆. 技能偏向型技术进步存在吗? ——来自中国的经验证据[J]. *经济研究*, 2010, (5): 68-81.; 徐舒. 技术进步、教育收益与收入不平等[J]. *经济研究*, 2010, (9): 15-27.; 董直庆, 蔡啸, 王林辉. 技能溢价: 基于技术进步方向的解释[J]. *中国社会科学*, 2014, (10): 19-39.

<sup>34</sup>。从劳动力市场的角度看,根据王永钦和董雯的统计,以2005年各细分行业的职工工资在全行业中的分位数为指标,2005年收入较低的职业在随后的十五年间就业占比出现了明显的下降,而2005年收入较高的职业则在随后的十五年间就业占比不断增加<sup>35</sup>。也就是说,在全劳动力市场上看,就业极化的现象在中国并不显著。中国就业市场在此前十五年间整体转向了高技能就业。然而,在制造业部门内部,以2005年各制造业细分行业的职工工资在制造业业中的分位数为指标,2005年收入较低的制造业职业和收入较高的制造业职业在随后的十五年间就业占比都有明显的上升,而收入中档的制造业职业的就业占比则有所下降——这意味着,中国的制造业就业出现了明显的就业极化现象。

基于此,一系列的文章将制造业劳动力市场上的就业极化现象与自动化技术的普及联系起来。王永钦和董雯的研究具有一定的代表性<sup>36</sup>。他们匹配了中国行业层面机器人的应用数据和企业层面制造业上市公司的微观数据,使用巴特克工具变量法(Bartik IV)识别了企业层面工业机器人应用对劳动力需求的影响。实证结果表明工业机器人的普及抑制了企业对劳动力的需求——具体来说,工业机器人渗透度每增加1%,企业的劳动力需求下降0.18%。特别地,工业机器人的应用对不同技能劳动力需求的影响具有显著差异,异质性分析显示这些效应符合就业极化的特征。王林辉等人的研究进一步聚焦在技能层面<sup>37</sup>。他们采用了类似Autor等人2003年提出的常规-非常规分类,强调工业机器人的应用会使劳动者从事的任务去常规化。他们还特别强调此类冲击会增加对职业可迁移技能的需求,从而使得职业-技能的匹配合意性降低,使得劳动力市场上的技能错配加剧。采用类似任务-技能框架,强调技术进步导致的资本对劳动需求在任务层面的替代及其对不同技能的异质性效应的研究还包括余玲铮等人2021年的研究<sup>38</sup>,王林辉等人2023年的研究<sup>39</sup>和姚加权等人2024年的研究<sup>40</sup>。有趣的是,张军等人从劳动关系的角度入手,分析了工业机器人的应用和劳动关系相关的司法诉讼的关系。他们的研究证实了对特定技能的需求下降不仅反应为失业、工作转换和工资下调,还包括一系列隐

---

<sup>34</sup> 王永钦,董雯.机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据[J].经济研究,2020,(10):160-174.;杨飞,范从来.产业智能化是否有利于中国益贫式发展?[J].经济研究,2020,55(5):16-32.;陈媛媛,张竞,周亚虹.工业机器人与劳动力的空间配置[J].经济研究,2022,(1):88-99.

<sup>35</sup> 王永钦,董雯.中国劳动力市场结构变迁——基于任务偏向型技术进步的视角[J].中国社会科学,2023,(11):45-64.

<sup>36</sup> 王永钦,董雯.机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据[J].经济研究,2020,(10):160-174.

<sup>37</sup> 王林辉,周慧琳,钱圆圆,董直庆.机器人应用冲击、职业可迁移技能和职业—技能合意性[J].管理世界,2024,40(11):85-104.

<sup>38</sup> 余玲铮,魏下海,孙中伟,吴春秀.工业机器人,工作任务与非常规能力溢价——来自制造业“企业—工人”匹配调查的证据[J].管理世界,2021,37(1):15-29.

<sup>39</sup> 王林辉,钱圆圆,周慧琳,董直庆.人工智能技术冲击和中国职业变迁方向[J].管理世界,2023,39(11):74-95.

<sup>40</sup> 姚加权,张锬澎,郭李鹏,冯绪.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,2024,40(2):101-116.

性福利的减扣<sup>41</sup>。

然而，还有一系列的研究强调了与之相反的效应。一部分研究认为自动化等技术的普及没有抑制对劳动力的总体需求，或者其促进效果更为显著。李磊等人匹配了工业机器人的进口信息和企业的微观数据，使用倾向得分匹配下的双重差分法（PSM-DID）和工具变量法（IV）发现工业机器人的使用在整体上促进了其对劳动力的需求，这种效应主要是由企业产出规模的扩张引致的<sup>42</sup>。当然，他们的研究也强调了对不同技能的需求会受到异质性影响。陈东和秦子洋使用跨国数据进行的实证研究显示，智能化技术的发展总体上促进了产业内的包容性增长，即缩小了不同阶层劳动者的劳动收入差距，但其在产业间的负面溢出效应，加剧了其他产业的收入差距<sup>43</sup>。杨飞和范从来使用中国数据进行的实证研究也得到了相似的结果<sup>44</sup>。

最后，城乡二元和较大的地区差异是中国经济的典型特征，因此劳动力在空间上的流动和配置依然是中国劳动力市场上最重要的问题之一。一部分研究细致地从这个角度讨论了自动化等技术进步带来的影响，陈媛媛等人和汪前元等人的研究具有一定的代表性<sup>45</sup>。尽管使用的数据和识别方法存在细微的差异，这两份研究的结论是近似的：工业机器人的应用显著减少了外来劳动力的迁入，这一影响主要来自低技能劳动者。根据汪前元等人的估计，来自工业机器人配置的影响使2005-2015年间移民占当地人口比例下降4.5个百分点。特别地，两篇文章都指出，在户籍制度改革的背景下，工业机器人的普及和户籍制度的改革有共同促进高技能劳动力流入的效应。

总体来看，近些年关注中国劳动力市场上技术进步和劳动力技能需求相关问题的研究都或多或少和任务-技能框架存在关联，但整体上以简约式分析和事件评估分析为主，对均衡效应和相关估计量的结构含义的讨论仍有较大空间。在具体的实证结果上，不同的研究呈现的结论存在一定的差异——这同样可能与任务-技术框架对劳动力市场参与者的决策行为及相关的均衡结果刻画不足的特点有关，我们会在第四部分详细讨论这一问题。

### 三、 人工智能时代的人力资本需求

在这个部分中，我们讨论在任务-技术的框架内如何理解和研究当下的生成式人工

---

<sup>41</sup> 张军，闫雪凌，余沐乐，张雪原. 工业机器人应用与劳动关系：基于司法诉讼的实证研究[J]. 管理世界, 2023, 39(12): 90-112.

<sup>42</sup> 李磊，王小霞，包群. 机器人的就业效应：机制与中国经验[J]. 管理世界, 2021, 37(9): 104-119.

<sup>43</sup> 陈东，秦子洋. 人工智能与包容性增长——来自全球工业机器人使用的证据[J]. 经济研究, 2022, 57(4): 85-102.

<sup>44</sup> 杨飞，范从来. 产业智能化是否有利于中国益贫式发展？[J]. 经济研究, 2020, 55(5): 16-32.

<sup>45</sup> 陈媛媛，张竞，周亚虹. 工业机器人与劳动力的空间配置[J]. 经济研究, 2022, (1): 88-99.; 汪前元，魏守道，金山，陈辉. 工业智能化的就业效应研究——基于劳动者技能和性别空间计量分析[J]. 管理世界, 2022, 38(10): 110-126.

智能乃至更长远的技术进步。在此前的讨论中，绝大多数研究都建立在对任务或技能的特定分划上——例如广为接受的 Autor 等人提出的常规-非常规分类或更为传统的高技能-低技能（高教育-低教育）分类——这些分划通常具有清晰的直觉含义，并且易于理解。这些分类被用于分析的根本原因是，过去的技术进步——例如计算机的普及和自动化的普及——常常有清晰可辨别的生产特征，从而可以快速总结出何种任务可以由承载这些新技术的资本所完成，何种技能可能被替代——即，可以较容易和清晰地总结出集合  $\{x \in \mathcal{T}: \psi_k(x) > \max_{g \in \mathcal{G}} \psi_g(x)\}$ 。

然而，与过去的技术进步相比，生成式人工智能在所能完成的任务的广度和深度上都有显著的进步，什么样的任务可以由人工智能完成，什么样的技能可能被人工智能直接替代，这些问题本身就成为了重要的研究问题<sup>46</sup>。在这种情况下，继续依赖常见的对任务或技能的简单分划便显得不足以令人信服，许多新近的研究开始使用真实世界的职业分类、对应职业的任务需求和完成任务的技能需求，考察具体各个任务多大程度上可以由人工智能完成，各个技能多大程度上可以由人工智能替代——这常常被称为职业/任务/技能对人工智能的暴露度。在这一部分中，我们首先回顾文献中计算暴露度的代表性，然后探讨依据这些计算当下的人工智能浪潮，尤其是生成式人工智能，对劳动力市场上的人力资本的需求产生的影响。

### （一）职业、任务和技能的技术暴露度

在评估现实职业、任务和技能的技术暴露度上，Brynjolfsson 和 Mitchell 在 2017 年的研究做出了早期的探索，探讨了机器学习（ML）技术对不同任务的替代性<sup>47</sup>。具体来说，作者依靠自己对技术的理解构造了一个包含 21 个项目的定性评判标准，它们可以被归纳为如下八类：任务的结构化程度；数据的可用性；任务目标的清晰性或易评价性；任务对长链条因果关系推理的依赖性；是否需求对完成任务过程的解释/对黑箱的容忍程度；对误差的容忍程度；任务环境的稳定性；任务是否需求灵活的物理层面的操作。Brynjolfsson 和 Mitchell 依据这些指标的评估认为尽管机器学习将带来深刻的变革，但人类在劳动力市场中的角色仍然不可或缺。Brynjolfsson 和 Mitchell 的作法代表了暴露程度计算的一类办法：依据作者的主观判断构造具体的评判指标。

Frey 和 Osborne 的研究更进一步实现了对暴露度的定量计算<sup>48</sup>。他们对 O\*NET（Occupational Information Network，由美国劳工部开发，提供了美国近千个详细的职业信息和职业特征的描述，评估每个职业所需的各种技能、知识和能力并使用重要性和水

---

<sup>46</sup> Brynjolfsson E, Mitchell T. What can machine learning do? Workforce implications[J]. Science, 2017, 358(6370): 1530-1534.; 王林辉, 钱圆圆, 周慧琳. 人工智能技术冲击和中国职业变迁方向[J]. 管理世界, 2023, 39(11): 74-95.; Eloundou T, Manning S, Mishkin P, et al. GPTs are GPTs: An early look at the labor market impact potential of large language models[R]. OpenAI, 2024.

<sup>47</sup> Brynjolfsson E, Mitchell T. What can machine learning do? Workforce implications[J]. Science, 2017, 358(6370): 1530-1534.

<sup>48</sup> Frey C B, Osborne M A. The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2017, 114: 254-280.

平两个维度进行评分。同时提供任务频率等工作活动数据)数据库提供的职业信息进行评价,使用专家评分作为原始训练集再使用机器学习的方法计算全体职业对自动化技术的暴露情况。具体来说,他们首先请机器学习的有关技术专家主观将70个职业(约占总数的10%)标记为“可自动化”(1)或“不可自动化”(0),这些判断基于O\*NET对每个职业任务和工作的描述,并考虑其在大数据可用的条件下,该工作的任务是否能被最先进的计算机控制设备充分执行。作者随后从O\*NET库中遴选了9个变量用以预测被自动化的概率,这些指标主要考察职业要求的感知和操作能力、创造性智能和社交智能。作者随后使用机器学习算法,以专家评分为原始训练集计算全样本中所有职业被自动化的概率。和Brynjolfsson和Mitchell的作法相比,Frey和Osborne不再关注于给出一个显性的判断标准,而是直接对现实职业进行“黑箱式”定量评分。值得强调的是,他们所有评分的根本依据是技术专家的主观评判。

Felten等人2018年提供了另一种职业暴露度的定量算法<sup>49</sup>。他们从电子前沿基金会(EFF)的人工智能(AI)进展测量数据集中获取了16个AI类别的技术进步的数据,然后依赖多位计算机科学博士生提供的输入建立AI类别与职业能力的映射矩阵,再将这些进步与O\*NET数据库的能力指标联系起来,计算职业层面的影响分数。和Brynjolfsson和Mitchell及Frey和Osborne的作法不同,Felten等人的办法不直接依赖任何人对职业的暴露度或可自动化性的主观评分,但他们仍旧依赖于人类的主观评分——将AI进步的情况与职业能力对应起来的过程是由人类进行判断。另外,Felten等人的作法非常有利于对职业暴露度进行动态的考察——只要更新AI进展的数据,并以同样的AI-职业能力映射矩阵和算法计算,就能根据最新的AI进展持续更新各职业的暴露度。

近年来兴起的生成式人工智能——尤其是大语言模型模型(LLM)——本身也为职业暴露度的计算提供了有趣的测度。Eloundou等人2024年对大语言模型的研究在这方面具有代表性<sup>50</sup>。他们使用人工评价的方式对O\*NET的详细工作活动(DWA)和部分任务进行评分,同时使用GPT-4对所有任务/职业对进行标注,最后再将任务级别的标注聚合到职业级别。这种使用大语言模型来实现评分的方式在便捷性上有着极大的优势,且Eloundou等人的结果还显示其与人工评分的结果异常接近。

针对中国情形的研究也得到了重视。王林辉等人在2022年就使用中山大学社会科学调查中心的中国劳动力动态调查(CLDS)数据,效仿Frey和Osborne的方法使用机器学习评估了中国劳动力市场上各职业被替代的概率<sup>51</sup>。和Frey和Osborne的作法略有差异的是,王林辉等人的原始训练集来自于基于专利检索、实际自动化案例、机器人存量数据等多方面证据,且在任务层面而非职业层面进行了评估。

---

<sup>49</sup> Felten E W, Raj M, Seamans R. The impact of artificial intelligence on innovation[R]. NBER Working Paper, No. 24262, 2018.

<sup>50</sup> Eloundou T, Manning S, Mishkin P, et al. GPTs are GPTs: An early look at the labor market impact potential of large language models[R]. OpenAI, 2024.

<sup>51</sup> 王林辉, 钱圆圆, 周慧琳. 人工智能技术冲击和中国职业变迁方向[J]. 管理世界, 2023, 39(11): 74-95.

总的来看，职业/任务/技能对技术进步的暴露度的测算为一系列深入讨论人工智能的普及对劳动力市场产生影响的研究提供了基础。机器学习和大语言模型等人工智能技术的进步本身也在逐渐成为此类研究的工具。

## （二）生成式人工智能与劳动力市场需求

由于出现的时间尚短，目前关于生成式人工智能的实证研究依旧处于初步阶段。在这一小节中，我们将详细讨论如下三个方面：第一，使用前述的暴露度算法直接估计，生成式人工智能对劳动力需求的影响如何；第二，基于田野实验或真实数据进行的实证分析显示的生成式人工智能在生产过程中展现的能力如何；第三，基于小范围特定场景的分析，生成式人工智能的引入引发了哪些初步的劳动力市场结果。在这其中，第一和第二两类研究都关注了生成式人工智能对 $\psi_k(x)$ （或也包括 $\psi_g(x)$ ）的影响，第三类研究则开始讨论到这种技术影响下的市场均衡结果。

在关于人工智能暴露度的研究中，人工智能技术的影响广度得到了重点关注。具体来说，Brynjolfsson 和 Mitchell 在 2017 年的研究以及 Brynjolfsson, Rock 和 Syverson 在 2018 年的研究以机器学习为目标都取得了相对积极的结果<sup>52</sup>。他们认为机器学习对特定劳动技能需求的影响与此前的技术浪潮有显著区别，尤其体现在其影响的广度上。绝大多数职业都包含一部分会被机器学习替代的任务需求，但这些研究也认为只有小部分职业会被机器学习彻底自动化。Frey 和 Osborne 则估计约 47% 的美国就业岗位面临高风险被计算机化（模型被自动化的概率超过 70%），主要影响运输和物流、办公和行政支持、生产制造以及部分服务、销售和建筑职业<sup>53</sup>。王林辉等人在中国的研究则认为中国约 19.05% 的劳动就业面临高替代风险<sup>54</sup>。人工智能技术的职业可替代风险存在组群性特征，程式化非认知交互型职业组群可替代风险最高，超过 50%。

这种特定技术对极大范围内的任务/技能都存在影响的情形常常被认为是通用目的技术（GPT, General Purpose Technologies）的特征。作为此类技术的代表，生成式人工智能，尤其是大语言模型在这方面的特点尤其显著。Eloundou 等人的研究显示，在允许同时使用大语言模型和其他辅助工具的情况下，有 80% 的职业超过 20% 的任务暴露在大语言模型的技术下，有超过 50% 的职业有超过 50% 的任务遭到暴露，有接近 20% 的职业超过 90% 的任务遭到暴露<sup>55</sup>。特别地，原本的高技能职业（年收入在八万美金以上）的暴露程度显著更高。

---

<sup>52</sup> Brynjolfsson E, Mitchell T. What can machine learning do? Workforce implications[J]. Science, 2017, 358(6370): 1530-1534.; Brynjolfsson E, Rock D, Syverson C. Artificial intelligence and the modern productivity paradox: A clash of expectations and statistics[R]. NBER Working Paper, No. 24001, 2018.

<sup>53</sup> Frey C B, Osborne M A. The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2017, 114: 254-280.

<sup>54</sup> 王林辉, 钱圆圆, 周慧琳. 人工智能技术冲击和中国职业变迁方向[J]. 管理世界, 2023, 39(11): 74-95.

<sup>55</sup> Eloundou T, Manning S, Mishkin P, et al. GPTs are GPTs: An early look at the labor market impact potential of large language models[R]. OpenAI, 2024.

和 Eloundou 等人的分析类似，还有一些研究着重报告了不同职业/任务/技能在暴露度上的异质性。Felten 等人着重讨论了生成式人工智能暴露度在职业层面上的异质性，强调高教育、高收入和白领工作对生成式人工智能的暴露度更高<sup>56</sup>。另外，女性就业比例较高的职业与生成式 AI 暴露度呈正相关，男性就业比例较高的职业与生成式 AI 暴露度呈负相关；白人和亚裔就业比例较高的职业与生成式 AI 暴露度呈正相关；黑人和西班牙裔就业比例较高的职业与生成式 AI 暴露度呈负相关。Pizzinelli 等人则使用跨国比较的数据对比了发达国家的情形和发展中国家的情形<sup>57</sup>。他们分析了来自 2 个发达经济体（美国和英国）和 4 个新兴市场（巴西、哥伦比亚、印度和南非）的工人层面微观数据，发现发达经济体面临着比新兴市场更高的暴露度，这是由于专业和管理类职业的就业比例更高。在各国内部，发达经济体和新兴市场呈现出共同的模式——女性和高学历工人在职业上面临更大的 AI 暴露度——这和其他研究的结果高度类似。

这些基于暴露度的估算能够得到基于现实数据的实证分析的支持吗？目前大多数研究给予了肯定的回答：人工智能的生产效率提升非常显著。Noy 和 Zhang 使用田野实验的方式研究了生成式人工智能的引入对工作效率的影响，证实了 ChatGPT 确实可以极大提高生产率<sup>58</sup>。该研究选择了不同类型的职业和任务进行测试，涵盖了多个领域的工作情境，发现使用 ChatGPT 辅助完成任务时，平均完成时间减少了 40%（约 0.8 个标准差），输出质量提高了 18%（约 0.4 个标准差）。另外，工人效率上的差异性也因为 ChatGPT 的使用而缩小。Brynjolfsson 等人则使用事件评估的方法研究了客服工作的场景下生成式人工智能工具引入造成的影响<sup>59</sup>。他们的结果现实，获得 AI 辅助可以提高工作者的生产力：以每小时解决的问题数量来衡量，平均提高 15%。这种效果在不同的客服代理之间有明显不同——经验较少和技能较低的工作者在输出速度和质量方面都有所提高，而最有经验和技能最高的工作者在速度方面获得小幅提升，但质量方面略有下降。Brynjolfsson 等人还格外关注 AI 辅助工具引入后对客服人员技能形成的影响，他们的结论显示 AI 辅助促进了工作者的学习过程并提升了英语流利度。

这些对于技术冲击对实际的劳动力市场需求产生了何种影响，相关的研究尚还比较初步，通常集中在特定的情境下。一部分研究着重强调了其对特定技能的直接替代及相应的对需求的抑制。例如，Hui 等人研究了进行内容创作的自由从业者受到生成式人工智能引入的影响，发现其受雇情况和劳动报酬都出现了显著下降<sup>60</sup>。在探究自由职业者就业历史的异质性时，该研究不仅没有发现证据表明高质量服务（通过其过去的表现和就业情况衡量）能够缓解对就业的不利影响，反而发现了顶尖自由职业者可能受到 AI

---

<sup>56</sup> Felten E, Raj M, Seamans R. How will language modelers like ChatGPT affect occupations and industries?[R]. 2023. Working paper.

<sup>57</sup> Pizzinelli C, Solomou A, Xu Y. Generative AI and jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality[R]. IMF Working Paper, WP/23/190, 2023.

<sup>58</sup> Noy S, Zhang W. Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence[J]. Science, 2023, 381(6654): 187-192.

<sup>59</sup> Brynjolfsson E, Li D, Raymond L. Generative AI at work[R]. NBER Working Paper, No. 31848, 2025.

<sup>60</sup> Hui X, Hu Y, Lu Y, et al. The labor market impacts of generative AI: Evidence from online freelancing[R]. 2024. Working paper.

不成比例影响的迹象性证据。

另一部分研究则同时强调人工智能对直接受影响的特定任务有关技能的替代和透过任务间互动发生的对部分技能的互补（2.2 中我们讨论的效应一和效应二）。Mäkelä 和 Stephany 分析了 2018 年到 2023 年美国超过一千二百万线上招聘的数据发现，对 AI 互补性技能（如数字素养、团队合作和适应力）的需求显著增加，替代性技能（包括客户服务和文本审核）在的需求则有所下降<sup>61</sup>。总体而言，他们认为 AI 的互补效应比其替代效应大 50%，导致其对劳动技能需求的净影响为正。Acemoglu 等人同样使用线上招聘的数据，发现了非常相近的结果<sup>62</sup>：随着 AI 暴露度高的企业逐步采用 AI 技术，他们同时减少了非 AI 职位的招聘并改变了剩余职位发布的技能要求。陈琳等人在中国线上招聘平台上进行了类似的研究，发现尽管人工智能降低了企业对常规职业劳动力的需求，却增加了企业对非常规职业劳动力的需求，该效应主要来自于非常规认知型职业，如管理类和技术类职业<sup>63</sup>。人工智能还拓展了非常规职业的工作岗位数和岗位类别，还催生了对新兴职业和新兴岗位的需求。

最后，还有一些研究关注了人工智能对任务集和技能集产生的影响（效应三）。王林辉等人在分析中国职业变迁典型化事实的基础上，采用微观调查数据检验人工智能技术在职业变迁过程中的作用<sup>64</sup>。其结果显示，人工智能的普及会诱导职业变迁的方向，引致劳动者从传统职业转向新职业和数字职业。人工智能技术显现出两种重要的效应：“再技能化”效应，即拓展职业技能宽度；“去技能化”效应，即降低技能深度。

总的来说，从任务-技能框架的角度看，相当一大批研究都认为目前人工智能技术的进步方向强烈偏向于自动化，即对特定劳动技能的直接替代，而非创造需求新技能的新任务<sup>65</sup>。从下面一个部分开始，我们将跳出任务-技能框架，从劳动力市场参与者的决策入手，进一步讨论人工智能时代的人力资本相关问题。

## 四、 从需求分析到均衡分析：企业决策，家庭决策与人力资本形成

尽管任务-技能框架已经成为技术进步与劳动力市场相关研究的基准模型，但越来越多研究正在指出其潜在的缺陷<sup>66</sup>。在这一部分，我们将指出任务-技能框架的一个重要遗漏，即它对劳动力市场上各行为主体——技术研发型企业，技术采用型企业，劳动

---

<sup>61</sup> Mäkelä E, Stephany F. AI exposure and skills demand in online job postings[R]. 2024. Working paper.

<sup>62</sup> Acemoglu D, Autor D, Hazell J, Restrepo P. Artificial intelligence and jobs: Evidence from online vacancies[R]. NBER Working Paper, No. 30260, 2022.

<sup>63</sup> 陈琳, 何建敏, 李柯. 人工智能技术、职业结构与就业质量[J]. 经济研究, 2024, 59(6): 120-138.

<sup>64</sup> 王林辉, 钱圆圆, 周慧琳. 人工智能技术冲击和中国职业变迁方向[J]. 管理世界, 2023, 39(11): 74-95.

<sup>65</sup> Acemoglu D, Restrepo P. Tasks, automation, and the future of work: Racing with the machine[R]. 2020. Unpublished manuscript.; Beraja M, Zorzi A. AI-tomation: The labor market impact of artificial intelligence[R]. 2025. Working paper.

<sup>66</sup> Raj M, Seamans R. AI, labor, productivity and the need for firm-level data[J]. AEA Papers and Proceedings, 2018, 108: 398-403.

者及其家庭——的决策行为描述不足，从而对相关的均衡效应缺乏分析。以直接参与劳动力市场的两个经济主体——技术采用型企业 and 劳动者——为例，在该框架下他们的决策行为均被高度简化。在经典框架下，企业总是无条件无成本采用所有技术进步，并作为劳动力市场上的价格接受者接受对应技能的边际产出定价；同理，劳动者总是无弹性地供给自己拥有的劳动技能，并通常不考虑其在行业、地区间转移，甚至劳动力市场进出之间的主动决策。

该缺陷在实证研究上的一大体现是宏观层面和微观层面的实证证据在验证任务-技能框架的结论时常常出现矛盾，例如行业层面和地区层面的宏观研究往往发现被技术在特定任务层面直接替代的劳动力技能随新技术的采纳其需求将会萎缩<sup>67</sup>；而企业层面的微观研究常常看到相反的情况，即发生了技术采纳的企业反而常常出现雇佣劳动力的扩张<sup>68</sup>。另一大体现在现行框架中加入相关经济主体的主动决策的必要性<sup>69</sup>的实证证据是我国二元经济背景下自动化技术采纳对城乡移民的影响，即工业机器人的应用显著减少了低技能劳动力的迁入，但促进高技能劳动力的流入<sup>69</sup>。在这一部分，我们首先以这两组实证结果为例，启发性地讨论为何需要以及如何经典任务-技能框架中加入对经济主体的主动决策的分析，然后概括性地陈述劳动力市场上的各主要经济主体在人工智能时代的经济决策及其市场均衡。

### （一）任务-技能框架与企业的决策

为了理解基于企业层面的微观研究与经典任务-技能框架的预测不符，考虑以下简单案例。某个行业内存在两家生产同种产品的企业，企业 1 和企业 2，其产量分别为  $y^1$  和  $y^2$ 。任何一家企业的生产函数均为：

$$y^i = \min\{y_1^i, y_2^i\},$$

其中  $y_1^i$  和  $y_2^i$  分别表示企业  $i$  完成两种生产任务的情况。生产任务 1 只能由劳动力技能 1 完成（例如项目管理），生产任务 2 在技术革新前只能由劳动力技能 2 完成，但在技术革新后可以由资本品如人工智能完成（例如报告撰写），即：

---

<sup>67</sup> Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188–2244.; Acemoglu D, Restrepo P. Tasks, automation, and the rise in US wage inequality[J]. *Econometrica*, 2022, 90(5): 1973–2016.

<sup>68</sup> Aghion P, Antonin C, Bunel S. Artificial intelligence, growth, and employment: The role of policy[J]. *Economie et Statistique / Economics and Statistics*, 2020, 517–518: 109–129.; Acemoglu D, Lelarge C, Restrepo P. Competing with robots: Firm-level evidence from France[R]. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2020. (NBER Working Paper, No. 26738).

<sup>69</sup> 陈媛媛, 张竞, 周亚虹. 工业机器人与劳动力的空间配置[J]. *经济研究*, 2022, (1): 88–99.; 汪前元, 魏守道, 金山, 陈辉. 工业智能化的就业效应研究——基于劳动者技能和性别空间计量分析[J]. *管理世界*, 2022, 38(10): 110–126.

$$y_1^i = l_1^i, y_2^i = l_2^i + \psi k^i,$$

其中  $l_g^i$  表示企业  $i$  雇佣的劳动力技能  $g$  的数量,  $\psi > 0$  是资本品的生产率。注意, 该生产技术是前述任务-技能框架在方程(2)中取  $\sigma = 0$ , 在方程(3)中取  $\psi_g(x)$  为特定值后的特例情形。在经典的任务-技能框架下, 根据  $\psi$  的取值和要素市场的价格, 两家完全相同的企业总是采取同样的技术采纳和雇佣决策。如果  $\psi$  相对大, 两家企业总是同时将生产任务 2 交由资本品而非劳动力技能 2 生产。作为结果, 在微观层面上, 技术革新总是导致两家企业同时减少对技能 2 的雇佣, 增加对技能 1 的雇佣; 在宏观层面上, 对劳动技能 2 的需求及其工资相应降低, 而对劳动技能 1 的需求及其工资相应提升。

现在我们考虑在经典任务-技能框架下进一步描述企业面临的具体市场环境和企业的自主决策。作为简易案例, 考虑两家企业同时在劳动力市场上和产品市场上展开古诺 (Cournot) 竞争。在产品市场上, 两家企业生产的最终品面临同样的逆需求函数:

$$p = p_0 - (y^1 + y^2),$$

其中  $p$  是最终品价格,  $p_0 > 0$  为足够大的常数。在劳动力市场上, 两家企业雇佣的劳动力技能  $g$  面临同样的逆供给函数:

$$w_g = \omega_g + \beta_g(l_g^1 + l_g^2),$$

其中  $w_g$  是劳动力技能  $g$  的均衡工资,  $\omega_g > 0$  为足够小的常数,  $\beta_g \geq 0$  为劳动力供给曲线的斜率。考虑整个博弈包含两个阶段。在第一个阶段中, 两家企业同时选择自己是否接受新兴技术, 即是否用人工智能替代劳动力技能 2。在第二个阶段中, 两家企业给定该选择进行古诺博弈。根据逆向求解的法则, 有以下结果:

- ✓ 给定第一阶段的选择为  $(O, O)$ , 即都不接受新技术 ( $O$  代表 old) 时, 双方的总利润均为  $\pi^{OO} = (D_1)^2/9B$ , 其中  $D_1 = p_0 - \omega_1 - \omega_2 > 0$ ,  $B = 1 + \beta_1 + \beta_2$ ;
- ✓ 给定第一阶段的选择为  $(N, N)$ , 即都接受新技术 ( $N$  代表 new) 时, 双方的总利润均为  $\pi^{NN} = (D_2)^2/9A$ , 其中  $D_2 = p_0 - \omega_1 - 1/\psi > 0$ ,  $A = 1 + \beta_1$ ;

✓ 给定第一阶段的选择为 $(O, N)$ 或 $(N, O)$ , 即一方接受新技术, 另一方不接受新技术时,

接受方的利润为 $\pi_N^{ON} = A \cdot [2(B/A)D_2 - D_1]^2/S^2$ , 拒绝方的利润为

$\pi_O^{ON} = B \cdot [2D_1 - D_2]^2/S^2$ , 其中 $S = 3B + \beta_2$ 。

据此有以下结论:

✓ 若有 $2(D_2/D_1) \cdot (B/A) > S/3\sqrt{AB} + 1$ , 且 $2(D_1/D_2) > S/3\sqrt{AB} + 1$ , 则有且仅有

$(O, N)$ 和 $(N, O)$ 两个纳什均衡;

✓ 若有 $2(D_2/D_1) \cdot (B/A) \leq S/3\sqrt{AB} + 1$ , 则 $(O, O)$ 是一个纳什均衡;

✓ 若有 $2(D_1/D_2) \leq S/3\sqrt{AB} + 1$ , 则 $(N, N)$ 是一个纳什均衡。

注意到, 进一步描述企业面临的具体市场环境和企业的自主决策后, 得到的结论和经典任务-技能框架的结论有明显区别。首先, 企业的技术采纳和雇佣决策不再必然是统一的, 当参数处在合适范围内时, 即使是技术革新前完全对称的企业, 在技术革新发生后也可能出现异质性的技术采纳和劳动力雇佣决策——这符合当前的客观事实: 在大多数行业中, 自动化技术和人工智能技术的采纳决策与相应的雇佣决策的变化并不是同步在所有企业中发生的。

其次, 当非对称 (即 $(O, N)$ 和 $(N, O)$ ) 结果成为均衡时, 微观上各企业对劳动力技能 2 的雇佣决策变化和宏观上加总的需求变化不再一致——在微观层面, 和技术革新发生前相比, 接受了新技术的企业对劳动力技能 2 的需求下降, 但未接受新技术的企业对劳动力技能 2 的需求反而在上升; 在宏观层面, 和经典任务-技能框架的结果一致, 对劳动力技能 2 的总需求及劳动力技能 2 的均衡工资都在下降。

这些结论突显出将对企业决策的具体描述与分析纳入经典任务-技能框架在经济分析上的重要性。经典框架通常假设面临技术进步时, 所有企业会做出相同的技术采纳与雇佣决策, 但现实情境中企业的战略选择存在显著分化——如上述例子所示, 在相同 AI 技术条件下, 竞争性市场可能同时存在技术革新企业与技术保守企业, 这种决策异质性对分析劳动力市场需求具有双重理论意义: 一方面揭示了企业的微观行为在技术传导过程中扮演重要的缓冲器作用, 延缓了技术进步对宏观劳动力市场的冲击速度; 另一方面解释了经验研究中反复出现的悖论——即企业层数据常呈现技能需求的非单调变化, 而宏观层面仍维持经典框架预测的替代趋势。

在上述案例中, 我们考虑了将企业的技术采纳路径选择和企业间竞争简单整合进任务-技能框架中。在未来关于人工智能与人力资本的研究中, 研究者可能还需要重点考

考虑以下企业的决策行为。其一是企业的行业选择与进入退出决策。人工智能技术正在重塑行业竞争格局（如自动驾驶冲击运输业、智能客服改变金融业），企业基于技术比较优势进行的行业转移（如传统制造商转型人工智能解决方案商）或区域性产能调整，将深度改变劳动力需求的区域分布与技能结构。其二是企业的市场定位重构决策。当人工智能显著改变成本函数时，企业通过差异化战略（如高端定制服务保留人工环节）或规模化降价策略，引发行业洗牌并波及就业稳定性。其三是企业的技能培训决策。人工智能的渗透带动了生产组织方式的深度变革，对员工技能结构和岗位能力提出了全新要求，企业由此在外部招聘高技能人才和内部对现有员工开展在职培训之间作出战略决策，内部培训成为维护企业核心竞争力与可持续发展的重要手段。与此同时，企业的在职培训决策还密切影响劳动者对技术浪潮的适应能力，从而对中国劳动力技能的整体变革产生显著影响。

此外，我国经济所有制上存在鲜明的二元结构，即公有制企业与私有制企业。对这一特殊市场环境的考虑也应当成为人工智能时代企业决策与人力资本需求的有关研究的重要内容。公有制企业作为政策执行载体，其技术采纳决策受非市场目标（如就业稳定、风险控制）的强约束——即使在人工智能技术的资本生产率 $\psi$ 显著占优时，仍倾向采用渐进式技术替代路径。私有制企业则对市场信号高度敏感，在充分竞争领域表现出去劳动力化的激进倾向。这种分化可能形成独特的劳动力需求调节机制：当某行业同时存在公有制与私有制企业时，公有制企业实质上扮演了传统技能的“蓄水池”，而私有制企业则成为新技能的“孵化器”。区分公有制企业与私有制企业在人工智能时代的不同决策机制对未来技术浪潮下的劳动力市场及人力资本相关研究可能具有重大意义。

## （二）任务-技能框架与劳动者的决策

为了理解在任务-技能框架中加入劳动者的主动决策如何解释已有的关于自动化技术对城乡移民的影响的实证结果，考虑以下简易案例。考虑经济体存在两个地区，地区 1（城市）和地区 2（乡村），其最终品产量分别为 $y^1$ 和 $y^2$ 。任何一个地区的总和和生产函数均为：

$$y^i = A^i (y_1^i)^\alpha (y_2^i)^{1-\alpha},$$

其中 $y_1^i$ 和 $y_2^i$ 分别表示企业 $i$ 完成两种生产任务的情况， $A^i$ 是地区 $i$ 的总和生产率， $\alpha \in (0,1)$ 是一个常数。生产任务 1 只能由劳动力技能 1 完成（例如项目管理），生产任务 2 在技术革新前只能由劳动力技能 2 完成，但在技术革新后可以由资本品如人工智能完成（例如报告撰写），即：

$$y_1^i = l_1^i, y_2^i = l_2^i + \psi k^i,$$

其中 $L_g^i$ 表示地区 $i$ 雇佣的劳动力技能 $g$ 的数量， $\psi > 0$ 是资本品的生产率。注意，该生产技术是前述任务-技能框架在方程(2)中取 $\sigma = 1$ ，在方程(3)中取 $\psi_g(x)$ 为特定值后的特例情形。

现在我们考虑在经典任务-技能框架下进一步描述劳动者面临的具体环境和劳动者的自主决策。作为简易案例，考虑地区 1 具有且只具有拥有技能 1 的劳动者（高技能劳动者）禀赋 $L_1^1 > 0$ ，地区 2 具有且只具有拥有技能 2 的劳动者（低技能劳动者）禀赋 $L_2^2 > 0$ 。劳动者要进行移民决策，即决定自己的居住工作地的决策。从地区 1 移民至地区 2 总要面临大小为 $a > 0$ 的总和成本；从地区 2 移民至地区 1 总要面临大小为 $b > 0$ 的总和成本。取 $\Delta_1 \geq 0$ 表示均衡中从地区 1 净流出到地区 2 的高技术人口， $\Delta_2 \geq 0$ 表示均衡中从地区 2 净流出到地区 1 的低技术人口。随着技术的发展（ $\psi$ 从 0 增长至无穷大），经济体的均衡将依次经历以下数个阶段。

首先，当 $\psi$ 非常小时，高技术人口从地区 1 净流出到地区 2（ $\Delta_1 > 0$ ），低技术人口从地区 2 净流出到地区 1（ $\Delta_2 > 0$ ），经济体中不存在人工智能替代劳动力的情形。地区 1（2）支付给高（低）技术人口更高的工资以补偿其移民成本。均衡的决定方程为：

$$\alpha A^2 \Delta_1^{\alpha-1} (L_2^2 - \Delta_2)^{1-\alpha} = \alpha A^1 (L_1^1 - \Delta_1)^{\alpha-1} \Delta_2^{1-\alpha} + a;$$

$$(1 - \alpha) A^1 (L_1^1 - \Delta_1)^\alpha \Delta_2^{-\alpha} = (1 - \alpha) A^2 \Delta_1^\alpha (L_2^2 - \Delta_2)^{-\alpha} + b。$$

随着 $\psi$ 的增大，当 $1/\psi$ 低于上述第二个方程的左右手两侧，情况发生了变化。地区 1 部分发生了人工智能替代劳动力的情形，即其生产任务 2 同时由人工智能技术和劳动力技能 2 完成。地区 1 的低技能工资被锁定在 $1/\psi$ （完全由技术参数决定，与人口数量无关），高技能工资被锁定在 $\alpha(1 - \alpha)^{(1-\alpha)/\alpha} (A^i)^{1/\alpha} \psi^{(1-\alpha)/\alpha}$ ，前者随 $\psi$ 的升高而降低，后者随 $\psi$ 的升高而升高。地区 2 的低技能工资被锁定在 $1/\psi - b$ ，高技能工资被锁定在 $\alpha(1 - \alpha)^{(1-\alpha)/\alpha} (A^i)^{1/\alpha} \psi^{(1-\alpha)/\alpha} + a$ ，同样前者随 $\psi$ 的升高而降低，后者随 $\psi$ 的升高而升高。高技术人口依然从地区 1 净流出到地区 2（ $\Delta_1 > 0$ ），低技术人口依然从地区 2 净流

出到地区 1 ( $\Delta_2 > 0$ ), 然而随着 $\psi$ 的增大, 两个流动量都都有所缩减。

随着 $\psi$ 的进一步增大, 低技术人口从地区 2 净流出到地区 1 的过程会停止( $\Delta_2 = 0$ ), 此时进入最终的阶段。地区 1 完全完成了人工智能替代劳动力的过程, 即其生产任务 2 完全由人工智能技术完成。地区 1 的高技能工资继续被锁定在

$\alpha(1 - \alpha)^{(1-\alpha)/\alpha}(A^i)^{1/\alpha}\psi^{(1-\alpha)/\alpha}$ 。高技术人口依然少量地从地区 1 净流出到地区 2

( $\Delta_1 > 0$ ), 地区 2 依然不会发生任何人工智能替代劳动力的情形, 地区 2 的高技能工资继续被锁定在 $\alpha(1 - \alpha)^{(1-\alpha)/\alpha}(A^i)^{1/\alpha}\psi^{(1-\alpha)/\alpha} + a$ , 低技能工资则由人口比例决定, 随高技术人口净流入 $\Delta_1$ 的缩小而继续降低。

这些结论突显出将对劳动者决策的具体描述与分析纳入经典任务-技能框架在经济分析上的重要性。经典框架通常假设技术进步会机械地引发劳动力被动调整, 但现实情境中劳动者会基于预期收益主动重构决策——如案例所示, 面对相同的技术进步 ( $\psi$ ), 不同技能类型、区域属性的个体会差异化调整迁移路径与市场参与度。这种决策异质性对人工智能时代的人力资本研究具有根本性意义, 劳动者的主动适应行为本质上构成了技术变革过程中的内生调节机制。这意味着人工智能技术对劳动力市场的最终影响并非技术参数的机械映射, 而是技术可能性边界与劳动者理性决策动态调适的复杂均衡过程。由此, 该框架为经济研究者提供了超越单纯技术决定论的分析工具, 使其能够在承认技术变革客观约束的同时, 充分考量人类能动性在塑造未来劳动力市场格局中的关键作用。

在上述案例中, 我们考虑了将劳动者的移民选择整合进任务-技能框架中。在未来关于人工智能与人力资本的研究中, 研究者可能还需要重点考虑以下劳动者的决策行为。其一是劳动者在职业和行业间的移动。当人工智能技术对特定技能产生替代效应时, 原从事相关工作的劳动者被迫依托其拥有的其他技能转移至新的职位或行业, 这种被动性跨行业流动成为技术冲击下劳动力市场自我调节的重要机制。其二是劳动力参与率调整, 面对技术淘汰压力, 部分劳动者选择延迟进入或提前退出市场, 这既可能构成劳动力市场的自适应缓冲机制, 也可能对劳动者的普遍福利构成威胁。其三是技能投资转向, 劳动者依据技术替代风险调整人力资本投入, 形成技能供给与人工智能需求的动态匹配。

### (三) 人工智能时代的劳动力市场均衡

前两小节的启发性案例为在任务-技能框架中描述和分析经济主体的决策提供了简约的示例。本小节旨在概括性地陈述劳动力市场上的各主要经济主体在人工智能时代的

经济决策及其市场均衡。

在人工智能时代的劳动力市场中，多个相互关联的决策主体通过复杂的互动过程最终达成市场均衡，而价格机制在这一过程中发挥着至关重要的协调作用。这一均衡形成过程涉及创新者、企业、家庭和劳动者四个主要参与者：创新者通过技术进步决策供给新的人工智能技术，并通过技术变现获取利润；企业基于成本效益考虑做出技术采纳、劳动力雇佣和在职培训决策；家庭作为长期人力资本投资的决策单位，在教育投资、婚姻生育以及退休养老等方面做出长期规划；劳动者则根据技术变革带来的职业风险和机遇，在技能投资、劳动供给和地理迁移等维度进行战略性选择。这些分散的个体决策通过市场的价格信号相互影响和调节——要素市场的价格决定了创新者的成本收益和企业的成本；各人力资本的当前价格及其未来变动决定了家庭生产活动和劳动者决策的机会成本和未来收益——最终形成新的市场均衡。人工智能技术的出现则通过——正如我们在第二部分讨论的，在单个任务层面增强资本的生产率，从而引发资本对特定劳动技能在单个任务层面的直接替代；异质性地改变各个任务的生产率，促进不同任务之间发生替代或互补；改变生产任务的基本组成发生变化，尤其是创造了需求新技能的新任务；以及改进全要素层面的生产率——对所有经济主体的决策问题产生影响。

创新者作为技术进步的源头，通过研发活动不断推出新的人工智能技术和应用。这些技术创新改变了生产可能性边界，为企业提供了新的生产方式选择。创新者的核心决策包括技术研发方向选择、研发投入规模确定以及技术商业化策略制定，所有这些决策都受到市场价格的调控，也反过来影响市场价格的形成。

人工智能时代，劳动力市场的价格信号对创新者的技术研发决策有决定性的影响。当劳动力市场上某类技能的工资水平持续上升时，这一价格信号向创新者传递了明确的市场信息：能够替代该技能的人工智能技术具有巨大的商业价值。创新者因此有强烈的激励将研发资源配置到相关技术领域，加速开发能够执行高工资技能所对应任务的人工智能系统。例如，当数据分析师、财务分析师等岗位的薪酬水平较高时，创新者会优先开发智能分析软件和算法交易系统。这种价格引导机制使得技术进步的方向与劳动力市场的需求结构保持动态匹配。

同时，创新者的决策还受到研发要素价格的约束。高水平研发人员的薪酬、先进设备的采购成本、数据获取的费用等都直接影响创新者的技术供给能力。当这些研发投入的价格发生变化时，创新者可能调整技术开发的复杂程度和投资规模。此外，研发工作本身需求的任务和技能是否可以被自动化或人工智能替代，即知识生产函数本身在人工智能时代是否可能发生根本性改变，也是未来值得探讨的问题<sup>70</sup>。

最后，创新者的技术供给决策通过多重渠道对劳动力市场价格产生影响，即在可能性层面增强资本在单个任务上的生产率，异质性地改变各个任务的生产率，创造需求新

---

<sup>70</sup> Aghion P, Jones B F, Jones C I. Artificial intelligence and economic growth[R]. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2017. (NBER Working Paper, No. 23928).

技能的新任务，以及改进全要素层面的生产率。这些生产可能性层面的变化最终通过生产企业的技术采纳和要素雇佣决策，其影响被劳动力市场的价格信号反映出来。

生产企业作为技术采纳的直接主体和劳动力需求的决定者，在人工智能时代劳动力市场的需求侧发挥决定性作用。企业将创新者提供的技术可能性转化为实际的生产力，同时作为劳动力的直接雇主决定着各类技能的市场需求。企业的核心决策包括技术采纳选择、劳动力雇佣配置以及在职培训投资，所有这些决策都受到要素价格和产品价格的双重调控，也反过来通过供需关系影响劳动力市场价格的形成。

人工智能在单个任务层面对资本生产率的增强，为企业提供了精细化的技术替代选择空间，而劳动力市场的工资结构正是引导这种选择的核心价格信号。当某项任务对应技能的工资水平较高时，企业有强烈的激励采用能够在该任务上替代人力的人工智能技术。但这种行为并不是绝对的——正如我们在 4.1 节中的示例所展示的，企业的最终技术采纳和要素雇佣决策还受到企业间竞争的影响。但这种任务层面的替代决策一旦发生便直接减少了企业对特定技能的劳动力需求，推动相关工资水平下行。

人工智能对不同任务生产率的异质性影响，使得企业需要在任务组合层面重新优化资源配置，而完成各类任务的对应技能的相对工资水平为这种优化提供了重要的决策依据。当人工智能技术显著提高了某项任务的生产效率时，该任务在整个生产流程中的相对重要性发生变化，企业需要相应调整与之互补或替代的其他任务的资源投入。企业通过这种任务间的重新配置，不仅改变了内部的技能需求结构，也通过集体行为重塑了整个劳动力市场的技能价格体系。

人工智能创造新任务和新技能需求的过程，为企业带来了全新的人力资源挑战和机遇，而新技能的稀缺性往往意味着其能够获得显著的工资溢价。企业面临的关键决策是如何获得这些新技能：是通过外部招聘支付高工资获得稀缺人才，还是通过内部培训将现有员工转换为具备新技能的劳动力。人工智能相关新技能属于通用性人力资本还是专有性人力资本是影响企业策略和工资水平的关键因素。从原理上说，当人工智能技能具有高度通用性时，企业倾向于通过外部招聘获得相关人才；当人工智能技能具有高度专用性时，企业倾向于通过内部培训获得相关人才。然而，许多企业正在尝试通过构建专有化的人工智能生态系统，将原本通用的人工智能技能转化为企业专有的人力资本。企业通过开发独特的算法框架、建立专有的数据架构、设计特定的工作流程和工具链，使得员工需要掌握企业特定的技能组合才能充分发挥作用。这种通用性与专有性的动态转化过程，深刻影响着劳动力市场的价格形成机制。

最后，人工智能对全要素生产率的改进增强企业对所有要素的需求，推动劳动力市场价格的普遍上涨。

在劳动力供给侧，家庭和劳动者扮演着不同而又相互关联的角色。家庭作为人力资本投资的决策单位，主要负责长期的人力资本形成决策。家庭作为人力资本的最终供给者和劳动服务的提供者，在人工智能时代劳动力市场均衡中承担着供给侧调节的核心功

能。家庭将个体的天赋禀赋通过教育投资转化为市场所需的人力资本，通过婚姻生育决策影响劳动力的数量和结构，通过退休养老规划决定劳动供给的时长和质量。所有这些决策都受到劳动力市场价格和其他相关价格的调控，也反过来通过供给人力资本的数量和质量的变化影响劳动力市场价格的形成。

劳动力市场的价格信号直接影响家庭各项决策的成本收益结构，成为引导家庭资源配置的核心机制。在教育投资决策中，不同技能的工资水平差异直接决定了教育投资的预期回报率：高工资技能的教育投资具有更高的净现值，吸引家庭增加相关支出；而面临工资下降风险的技能教育投资回报率下降，促使家庭减少此类投资。在婚姻生育决策中，男女双方的收入水平和增长前景影响着家庭的生育时机和子女数量选择：当女性在劳动市场的收入机会增加时，生育的机会成本上升，家庭可能推迟生育或减少生育；当技能溢价扩大时，抚养和教育子女的成本上升，进一步抑制生育意愿。在退休决策中，持续工作的收入与退休后的保障水平比较直接影响退休时机：当某项技能的工资水平保持稳定或上升时，劳动者倾向于延长职业生涯；当工资水平下降或就业风险增加时，提前退休的吸引力增强。

除价格信号外，人工智能技术进步本身也通过改变家庭生产的技术条件来影响家庭决策的成本收益结构。智能家电、在线教育平台、远程医疗等技术的普及显著降低了家务劳动、子女教育、老人照护等家庭生产活动的时间成本和精力投入，减少了家庭成员参与市场劳动的机会成本，可能增加整体劳动供给。同时，远程办公、在线兼职、数字平台经济等新的工作模式为家庭提供了更灵活的收入来源，使得家庭成员能够在承担家庭责任的同时参与市场活动，改变了传统的工作与家庭平衡模式。此外，人工智能在教育领域的应用可能降低某些类型教育服务的成本，但也可能推高个性化、高端教育服务的价格，这种教育成本结构的分化进一步影响着家庭的教育投资策略和生育决策。

家庭的教育、生育、退休等决策通过影响人力资本供给的数量对劳动力市场价格产生重要影响。生育决策直接决定未来劳动力供给的总体规模：当家庭普遍选择减少生育时，长期劳动力供给下降；人口下降和老龄化也将影响经济体整体的市场规模和总需求，进而影响产品市场和研发部门，从而产生复杂的一般均衡效应。退休决策影响当期劳动力的有效供给量：大量技能受替代的劳动者提前退体会减少对应人力资本的当期劳动供给，延缓工资波动。劳动参与决策同样影响供给总量：当家庭成员因技术进步降低家庭生产成本而增加市场劳动参与时，劳动供给增加；当家庭选择更多时间投入家庭生产或人力资本积累时，当期劳动供给减少。这些数量层面的供给变化通过供求关系的调整，直接传导至劳动力市场的价格水平。

家庭决策还通过影响人力资本供给的质量结构对劳动力市场的相对价格产生深刻影响。教育投资决策直接塑造未来劳动力的技能结构：当家庭集中投资于某些高收益技能时，这些技能的未来供给增加，其工资溢价可能逐步收窄。生育决策中的“量与数量权衡”进一步在长期影响人力资本质量：家庭通过选择生育较少但教育投资特定的劳动

技能以回应劳动力市场上特定技能溢价的变化，最终反过来推动技能溢价在长期得到平抑。技能更新和转换决策影响现有劳动力的质量分布：面对技术冲击，家庭引导劳动力进行转移、再培训和技能升级的决策，改变了各技能类别的相对供给，进而影响相对工资水平。最终，家庭通过这些质量维度的供给调整，不仅影响整体的技能溢价水平，更重要的是重塑了不同技能之间的相对价格关系，推动劳动力市场向与技术进步相适应的新均衡状态演进。

劳动者作为人力资本的直接提供者，在面对人工智能技术冲击时需要做出一系列即期的适应性决策，主要包括地理迁移、职业与行业的选择与转换以及技能学习与更新。与家庭的长期战略性决策不同，劳动者更多面临的是基于当前市场条件的短期优化选择，这些决策直接影响劳动服务在不同地区、不同职业和不同技能层次上的即期供给分布，进而对劳动力市场价格产生即时反馈。

劳动力市场的价格信号为劳动者的地理迁移、职业转换和技能更新决策提供了直接的激励机制。在地理维度上，不同地区因人工智能技术应用程度和产业结构差异而呈现分化的工资水平，促使劳动者从技术冲击严重、工资下降的地区向技术应用带来新机遇、工资上升的地区流动。在职业和行业维度上，人工智能对不同任务替代程度的差异使得各职业面临分化的收入前景：从事易被替代任务的劳动者面临工资下降压力，激励其转向与人工智能互补或难以替代的职业；新技术创造的新职业通常伴随工资溢价，吸引劳动者进行职业转换。在技能维度上，技能过时风险和新技能溢价的对比为劳动者的学习投资提供明确指引：当现有技能面临替代威胁时，劳动者有强烈激励进行技能更新；当新兴技能展现高收益前景时，劳动者倾向于投资相关学习。相关的转移成本、学习壁垒与最终的均衡技能溢价共同决定了这些尝试是否是经济的，从而决定了已经进入劳动力市场的劳动者面对技术浪潮的最终决策：保留其原岗位，学习并转移至其他岗位、行业或地区，或退出劳动力市场。

劳动者的地理迁移、职业转换和技能更新决策通过改变劳动供给的空间分布、结构组成和质量水平对劳动力市场价格产生反向影响。地理迁移决策影响不同地区的劳动供求平衡：拥有不同技能的劳动者在不同程度接受新兴技术的地区间流动，为不同地区的技能溢价结构带来差异化的影响。职业和行业转换决策直接重塑各职业的供给结构：当劳动者集中涌入新兴职业时，初期的工资溢价可能逐步收窄。技能学习和更新决策影响各技能类别的相对供给：劳动者对新技能的集体投资增加相关技能供给，可能降低其稀缺性溢价，平抑短期技能溢价。这些微观决策的集合效应通过供求关系的调整传导至整体价格水平，劳动者的适应性行为既是价格信号的响应结果，也是推动市场向新均衡收敛的重要力量。

基于劳动市场各参与主体的决策及其互动进行均衡分析，一直是劳动经济学的基本研究范式。通过考察企业的劳动需求决策、家庭的人力资本供给决策以及劳动者的适应性决策，我们能够理解价格信号如何协调不同主体的行为，推动劳动力市场向均衡状态

收敛。人工智能时代的人力资本理论框架同样应当遵循这一分析范式，将技术进步对各主体决策成本收益结构的影响纳入统一的均衡分析体系中。当前学术界虽然发展了任务-技能框架等针对新兴技术冲击的分析工具，但这些工具与传统的劳动力市场均衡研究方法尚未得到充分整合。如何将人工智能的技术特征、任务替代模式与经典的均衡分析有机结合，构建既能捕捉技术细节又能保持分析一般性的理论框架，将是人工智能时代中国人力资本研究的重要方向。

## 五、人工智能与人力资本的互动结果：经济增长、收入分配和政策

前述第四部分基于劳动市场各参与主体的决策分析了人工智能时代劳动力市场均衡的形成机制。在此基础上，本部分将重点关注这种新型劳动力市场均衡所产生的宏观经济结果，这些结果可以概括为经济增长和收入分配两个核心维度。经济增长层面我们将概述人工智能与人力资本的互动如何重塑增长的动力机制，尤其是人工智能技术对劳动力技能的替代以及其对知识生产函数本身可能产生的影响，收入分配层面我们则关注技术进步对劳动收入份额和劳动收入内部结构两方面的影响。

### （一）经济增长：技术进步与人力资本的协同，技术-劳动替代与知识生产函数

人力资本与技术进步长期以来都是经济增长理论的核心问题之一<sup>71</sup>。人工智能时代，技术进步依然是经济增长的根本源泉，但其作用机制呈现出前所未有的复杂性。与传统的机械化和信息化技术不同，人工智能作为一种通用目的技术，其发展和应用需要大量高质量的人力资本投入。从算法设计、数据标注到系统集成和应用开发，人工智能技术链条的每个环节都需要具备特定知识和技能的专业人才。更重要的是，人工智能技术的有效应用不仅需要技术开发人员，还需要能够与智能系统协作、具备创造性思维和复杂判断能力的各类专业人才。这种技术特征使得人工智能的发展高度依赖于人力资本的数量和质量。

基于前述第四部分关于家庭决策的分析，技术的研发和进步在长期受到家庭各项决策所产生的人力资本数量和质量的影响。家庭的生育决策决定未来人力资本的总量规模；教育投资决策影响人力资本的质量结构；婚姻匹配决策通过基因遗传和家庭教育影响人力资本的代际传承。当家庭预期相关技能具有较高回报时，会增加对相关教育的投资。这种市场导向的人力资本形成过程，确保了人力资本供给与技术发展需求的长期匹配。同时，技术研发和进步的结果又通过影响劳动力市场的价格结构反过来影响家庭的各项决策。技术的发展重塑了不同技能的相对价值：与之互补的技能享受工资溢价，而容易被替代的技能面临收益下降。这些价格信号直接传导至家庭决策过程，引导人力资本

---

<sup>71</sup> Lucas R E. On the mechanics of economic development[J]. *Journal of Monetary Economics*, 1988, 22(1): 3-42.; Becker G S, Murphy K M, Tamura R. Human capital, fertility, and economic growth[J]. *Journal of Political Economy*, 1990, 98(5): S12-S37.; Romer P M. Endogenous technological change[J]. *Journal of Political Economy*, 1990, 98(5): S71-S102.; Galor O, Weil D N. Population, technology, and growth: From Malthusian stagnation to the demographic transition and beyond[J]. *American Economic Review*, 2000, 90(4): 806-828.

本向高价值技能领域集中。

这种双向互动机制最终在均衡中实现人力资本、技术进步和经济增长的动态变化。一方面，人力资本的数量和质量提升为技术进步提供了必要的智力支撑，推动创新活动的深化和技术应用的扩散；另一方面，技术进步创造的新机遇和新挑战调整了人力资本的相对价值，引导人力资本投资的重新配置。最终，技术进步和人力资本的持续积累推动经济的长期增长和收入的持续提升。

在人工智能时代，还有以下两个现象与这一过程密切相关，值得关注。其一是人工智能时代技术对劳动的替代呈现出前所未有的广泛性和深刻性。传统的技术进步主要集中在体力劳动和简单认知任务的替代上，而人工智能技术的替代能力已经延伸到复杂的认知任务、创造性工作甚至部分情感劳动领域。基于前述任务-技能框架的分析，这种广泛的技术对劳动替代将极大改变家庭面对的人力资本回报结构，间接作用于家庭的婚姻、生育和教育决策。这些微观层面的决策调整将对人口的长期动态和人均人力资本的长期动态产生未知且复杂的影响，而后者将通过影响要素供给，市场规模和总需求以及人力资本水平的溢出效应等途径最终影响到经济增长的长期轨迹。鉴于当前的研究对人工智能技术如何影响人力资本回报结构的认识尚有欠缺，特别是对不同技能类型的长期替代性和互补性缺乏准确预测，这种广泛技术替代对家庭决策、人口动态和经济增长的长期影响仍存在很大的不确定性。现有的理论框架和实证证据还不足以准确刻画这一复杂的动态调整过程，其最终如何影响经济增长将是未来重要的研究方向。

其二是人工智能技术可能开始直接参与到创新过程本身，即更为根本的变化可能发生在知识生产函数层面。一部分增长核算的文献在前人工智能时代的经济增长研究中发现了潜在的创新耗竭现象，即创新的难度随着当前技术水平的不断提高而提高<sup>72</sup>。这些研究的核心证据来自一个观察：尽管过去半个世纪全球先发国家的经济增速趋于稳定甚至逐步下降，这些国家投入在研发上的人力资本数量和比例却在不断提高。具体而言，美国、日本、德国等发达经济体的研发人员数量增长了数倍，研发支出占GDP的比重也显著上升，但全要素生产率增长率和经济增长率并未出现相应的提升，甚至在某些时期出现下降趋势。这一现象表明，人类社会投入了越来越多的资源以推动技术进步，但却没有取得相应更高的经济增速，暗示着创新活动面临着递减回报。Bloom等人的研究进一步量化了这种创新耗竭现象，他们发现研究生产力——即单位研发投入产生的创新数量或质量——在多个行业和技术领域都呈现出显著的下降趋势<sup>73</sup>。各领域都需要投入指数级增长的研发资源才能维持线性的技术进步速度。这种现象的理论解释是，随着技

---

<sup>72</sup> Kortum S. Research, patenting, and technological change[J]. *Econometrica*, 1997, 65(6): 1389–1419.; Jones C I. Sources of U.S. economic growth in a world of ideas[J]. *American Economic Review*, 2002, 92(1): 220–239.; Fernald J G, Jones C I. The future of U.S. economic growth[J]. *American Economic Review*, 2014, 104(5): 44–49.; Bloom N, Jones C I, Van Reenen J, Webb M. Are ideas getting harder to find?[J]. *American Economic Review*, 2020, 110(4): 1104–1144.

<sup>73</sup> Bloom N, Jones C I, Van Reenen J, Webb M. Are ideas getting harder to find?[J]. *American Economic Review*, 2020, 110(4): 1104–1144.

术前沿的不断推进，剩余的创新机会变得越来越稀缺和困难，需要更大规模的人力资本投入才能实现突破。

人工智能技术的出现直接改变了对这一问题的讨论框架。与传统的研发模式不同，人工智能技术可能直接参与到创新过程本身，从根本上改变知识生产函数的性质。这种变化可能导致两种截然不同的发展路径。一方面，如果人工智能主要是作为研发工具来提高现有研发活动的效率，那么它可能有助于缓解创新耗竭问题。人工智能系统能够处理海量数据、识别复杂模式、进行高速计算和模拟，这些能力可以显著提高研发人员的工作效率，降低创新的边际成本。在这种情况下，虽然创新的绝对难度仍在增加，但人工智能工具的使用可能使得单位研发投入的产出保持稳定或略有提升，从而维持经济增长的可持续性。另一方面，更为激进的可能性是人工智能系统本身成为创新的主体，导致技术奇点的出现。在这种情境下，人工智能系统不仅能够执行现有的研发任务，还可能发现人类无法察觉的知识模式和创新路径。更重要的是，人工智能系统具备自我改进的潜力，能够设计和优化下一代更先进的人工智能系统，形成递归的智能爆炸过程。从增长理论的角度看，技术奇点将使得知识生产函数发生彻底的性质改变，这可能导致经济增长进入一个全新的范式<sup>74</sup>。如果创新主要由人工智能系统驱动，那么传统的人力资本在增长过程中的作用将发生根本性变化，这对前述的家庭决策、企业决策和整体经济均衡都将产生深远影响。

## （二）收入分配：劳动收入份额的变化与劳动收入内部的分化

在人工智能技术深刻变革劳动力市场和经济结构的背景下，收入分配问题呈现出新的复杂性和挑战。从理论和现实的视角出发，人工智能时代的收入分配可分为两个层面：一是劳动收入份额的变化，二是劳动收入内部的差异。

劳动收入份额是衡量收入分配格局的核心指标之一，指的是国民收入中由劳动这一生产要素所获得的部分占总收入的比例。在全球范围内，劳动收入份额自 20 世纪 80 年代以来呈现出显著的下降趋势<sup>75</sup>。在我国，劳动收入份额呈现出 U 形的变化趋势<sup>76</sup>。根据《中国统计年鉴》的数据，我国劳动收入份额从 1992 年约 54% 的水平持续下降，在 2006 年至 2011 年间触底，维持在 48%-49% 左右，此后开始持续回升，在 2023 年回到 53% 的水平。考虑到我国劳动收入份额此前长期低于发达国家水平<sup>77</sup>，且我国居民财产

---

<sup>74</sup> Aghion P, Jones B F, Jones C I. Artificial intelligence and economic growth[R]. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2017. (NBER Working Paper, No. 23928).

<sup>75</sup> Karabarbounis L, Neiman B. The global decline of the labor share[J]. Quarterly Journal of Economics, 2014, 129(1): 61-103.; Autor D, Dorn D, Katz L F, Patterson C, Van Reenen J. The fall of the labor share and the rise of superstar firms[J]. Quarterly Journal of Economics, 2020, 135(2): 645-709.

<sup>76</sup> 蓝嘉俊, 杜巨澜, 王建康. 中国要素收入分配格局的变化——基于宏观和微观数据的分析[J]. 经济研究, 2019, 54(3): 98-113.; 刘亚琳, 茅锐, 姚洋. 结构转型与劳动收入份额变化[J]. 经济研究, 2022, 57(8): 154-171.

<sup>77</sup> 李稻葵, 刘霖林, 王红领. GDP 中劳动份额演变的 U 型规律[J]. 经济研究, 2009, 44(1): 70-82.; 罗长远, 张军. 劳动收入占比下降的经济学解释——基于中国省级面板数据的分析[J]. 管理世界, 2009, (5): 25-35.

性收入占比很低，大量居民高度依赖劳动收入<sup>78</sup>，劳动收入份额的变化对我国的收入分配有重要现实意义。

人工智能技术对劳动收入份额的影响存在数个方面的影响，基于第二部分的讨论，我们可以从四个核心效应来系统分析这一复杂过程：在单个任务层面增强资本的生产率，从而引发资本对特定劳动技能在单个任务层面的直接替代；异质性地改变各个任务的生产率，促进不同任务之间发生替代或互补；改变生产任务的基本组成发生变化，尤其是创造了需求新技能的新任务；以及改进全要素层面的生产率。

在单个任务层面增强资本的生产率的自动化效应会直接冲击劳动收入份额，这是人工智能技术对劳动收入份额最直接和显著的负向影响。从劳动收入份额的角度看，这种替代过程具有双重效应。首先是直接的数量效应：被替代的劳动者失去工资收入，直接减少了总劳动收入。其次是间接的价格效应：即使未被直接替代的劳动者，其议价能力也会因为潜在的替代威胁而削弱，导致工资增长放缓。当人工智能技术能够替代的任务范围不断扩大时，这种替代威胁会扩散到更广泛的劳动力群体中，从而对整体劳动收入份额产生持续的下行压力。

对不同任务的生产率产生异质性影响并使得不同任务之间发生替代或互补的效应对劳动收入份额的影响具有高度的复杂性和异质性。当人工智能技术导致使用资本完成的任务生产率上升，且不同任务之间存在替代关系时，企业对使用劳动技能完成的任务需求将会下降，从而推动劳动收入份额下行；反之若不同任务之间存在互补关系，劳动收入份额将会上行。当人工智能技术导致使用劳动力技能完成的任务生产率上升，结果则会相反。总体来看，这一效应的净影响取决于任务间替代弹性的分布和劳动要素在不同任务中的比重。类似的分析同样可以在产品层面或行业层面进行。

生产任务的基本组成发生变化，尤其是创造了需求新技能的新任务的效应为人工智能时代维持劳动收入份额提供了重要的补偿机制。人工智能技术的发展不仅替代了现有任务，同时也创造了全新的任务类别。例如，大语言模型的普及催生了提示工程、训练数据标注、算法审计等新职业；自动驾驶技术的发展创造了远程监控操作员、自动驾驶系统维护等新岗位。这些新任务通常需要与人工智能系统协作的新技能，因此为人类劳动开辟了新的价值创造领域。从劳动收入份额的角度看，新任务的创造具有两方面的积极作用。首先，新任务为被替代的劳动者提供了重新就业的机会，有助于维持整体就业水平和劳动收入总量。其次，由于新任务通常需要特殊技能且初期供给相对稀缺，执行这些任务的劳动者往往能够获得较高的工资溢价，从而有助于提升劳动收入份额。

增强全要素生产率的效应则对所有要素产生同步影响，从而对劳动收入份额不会产生直接影响。

---

<sup>78</sup> 宁光杰，姜蕾．中国居民财产性收入不平等研究[J]．经济研究，2016，51(4)：116-130.；刘亚琳，茅锐，姚洋．结构转型与劳动收入份额变化[J]．经济研究，2022，57(8)：154-171.

人工智能技术对劳动收入份额的最终影响取决于上述四个效应的综合作用。且从动态角度看，这四个效应在时间维度上可能表现出不同的强度变化。这一分析框架表明，人工智能时代劳动收入份额的变化并非单向度的，而是多个相互作用力量的综合结果。目前有一些研究为这一问题从上述讨论的一个或数个角度提供了初步的结果<sup>79</sup>。理解这些效应的作用机制和相互关系，对于准确预测人工智能技术的分配影响、制定相应的政策干预措施具有重要意义。

在劳动收入内部，人工智能技术的普及也会使收入分配出现较大的分化。基于前述的任务-技能分析框架，人工智能技术对劳动收入内部分化的影响主要源于其对不同劳动技能的异质性冲击。在自动化效应下，人工智能技术对不同技能产生不同程度的直接冲击。同时，新任务创造效应主要惠及那些能够与人工智能协作、具备相关技术素养的劳动者。任务间替代互补效应进一步放大了这种分化——当某些任务被自动化后，与之互补的任务价值相对提升，从事这些互补性任务的劳动者能够获得显著的工资溢价。全要素生产率效应虽然总体上有利于所有劳动者，但其收益分配仍然取决于不同劳动者在生产过程中的相对重要性。

这种技能层面的异质性冲击在现实中转化为多维度的收入分化。从代际角度看，年轻劳动者通常具有更强的技术适应能力和学习能力，更容易掌握与人工智能协作的新技能，而中老年劳动者面临技能更新困难。从地区分布看，发达地区凭借更好的技术基础设施和创新生态，更容易创造人工智能相关的高收入就业机会，而欠发达地区主要承受替代效应的冲击。从教育水平看，不同教育程度的劳动者群聚在不同类型的技能上，从而人工智能技术对技能的异质性冲击传导到教育层面。从性别角度看，由于男女在教育背景、职业选择等方面的差异，人工智能技术的冲击在性别间呈现不均匀分布。

更为关键的是，上述各种分化因素往往相互强化，形成累积效应。拥有高技能、高教育水平、身处发达地区、年龄较轻的劳动者往往能够同时受益于人工智能技术的多重积极效应，而那些技能相对较低、教育程度不高、身处欠发达地区、年龄较大的劳动者则可能同时承受技术冲击的多重负面影响。这种累积效应意味着人工智能时代的劳动收入分化可能呈现加速扩大的趋势，初期的技能差异通过技术变革的放大作用演变为显著的收入鸿沟，从而对社会公平和经济稳定产生重要影响。

## 六、 总结

本文介绍了一个适应人工智能时代特点的中国人力资本研究的理论分析框架。从对人力资本的需求侧入手，本位介绍了任务-技能框架及其应用。与传统的基于要素替代弹性的生产函数框架相比，任务-技能框架通过将生产过程分解为任务层面，更精确地

---

<sup>79</sup> Aghion P, Jones B F, Jones C I. Artificial intelligence and economic growth[R]. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2017. (NBER Working Paper, No. 23928).; 郭凯明. 人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动[J]. 经济研究, 2019, 54(7): 118-133.

描述了人工智能时代技术进步的四个核心效应，即自动化效应、任务间替代互补效应、新任务创造效应和全要素生产率效应。本文随后分析了人工智能时代人力资本需求的新特征。通过回顾职业暴露度的测算方法和生成式人工智能的实证研究，本文展示了人工智能作为通用目的技术具有影响广泛性和替代深刻性的特点。

本文指出了现有任务-技能框架的关键不足并提出了改进方向。传统框架对劳动力市场各参与主体的决策行为描述不足，导致难以解释结果发生分歧的不同实证证据。通过两个启发性案例，本文展示了如何将企业的技术采纳决策和劳动者的迁移选择整合到分析框架中，进而构建了包含创新者、企业、家庭和劳动者四类主体的劳动力市场均衡分析体系。本文最后探讨了人工智能与人力资本互动对经济增长和收入分配的双重影响：一方面，技术进步可能通过改变知识生产函数本身来重塑经济增长的动力机制；另一方面，技术进步通过四个核心效应对劳动收入份额和劳动收入内部分配产生复杂而深刻的影响。

基于人工智能技术对经济增长和收入分配双重影响的分析，人工智能时代的人力资本政策面临着前所未有的复杂性，必须在促进效率与维护公平、推动创新与保障稳定之间寻求动态平衡。这要求政策框架具备充分的灵活性和适应性，能够针对不同的技术发展路径和社会影响情景进行动态调整，通过构建多层次的政策工具组合和多阶段的实施机制，既要防止技术变革冲击下的市场失灵和社会失序，又要避免过度干预对技术创新和经济效率的负面影响。只有建立起这样兼顾效率与公平、统筹当前与长远、平衡确定性与灵活性的政策设计理念，才能在人工智能技术快速发展的过程中实现技术进步与社会发展的协调统一。