

• 科学论坛 •

DOI: 10.3724/BNSFC-2025-0004

人工智能时代劳动力市场理论与结构计量研究*

易君健^{1,2**}林轶凡^{1,2}周子焜^{1,2}洪永森³

1. 北京大学 中国经济研究中心, 北京 100871

2. 北京大学 国家发展研究院, 北京 100871

3. 中国科学院大学 经济与管理学院, 北京 100190

[摘要] 人工智能技术正深刻重塑劳动力市场的运行机制与发展格局, 既有的劳动经济学理论和计量方法已体现出一定的局限性。为构建适应人工智能时代的理论体系和研究方法, 从而为劳动力市场高质量发展提供科学支持, 国家自然科学基金委员会举办了“人工智能时代劳动力市场理论与结构计量研究”双清论坛。该论坛深入探讨了人工智能时代的劳动力技能、微观主体决策、劳动力市场供需动态、相关制度与政策设计, 以及劳动力市场的计量建模和计量方法等关键问题。本文总结了论坛达成的共识, 概述了人工智能时代劳动经济学和计量研究的现状和挑战、面临的重大科学问题以及重要研究方向, 为推动劳动力市场理论和结构计量研究高质量发展以及科学基金前瞻布局提供支持。

[关键词] 人工智能; 劳动力市场; 劳动经济学; 结构计量

人工智能技术的迅速发展正深刻重塑全球经济与劳动力市场格局。作为新一轮科技革命与产业变革的核心驱动力, 人工智能不仅对传统产业结构与就业形态产生深刻影响, 更推动了劳动关系与收入分配机制转变。研究显示, 超过半数职业中50%以上的工作任务可能受到人工智能暴露, 且高收入职业面临更高的暴露度^[1]。这一规模空前、影响深远的劳动力市场变革, 既对经济学理论框架与实证研究方法带来重大挑战, 也凸显了人工智能对国家发展战略的关键意义。

从理论研究视角看, 人工智能的崛起呈现出一系列独特特征, 不仅使传统劳动经济学理论的解释力面临挑战, 也凸显了近年来蓬勃发展的“任务—技能”框架的局限。传统劳动经济学模型难以解释技术进步为何导致部分生产要素绝对需求下降, 在阐释自动化等现代技术的影响机制上存在明显局限^[2]。学术界为此构建的“任务—技能”框架虽能有效分析单个任务内技术对劳动的替代以及多任务间资本与劳动的互补关系, 但人工智能

作为具有广泛渗透性的通用技术, 其影响已呈现出超越该框架的复杂动态特征: 替代与互补效应并存, 任务重组现象普遍, “人机协作”模式兴起。这凸显了拓展与重构现有理论体系的迫切性, 以精准把握人工智能与劳动力市场的互动机制。

从实证研究视角看, 人工智能时代劳动力市场研究面临数据获取、方法应用与指标测度的多重挑战。大数据、物联网与人工智能本身生成的海量非结构化数据已超出传统计量经济学方法的处理能力, 而人工智能对劳动市场的影响又呈现高度动态性与复杂性。更为关键的是, 传统人力资本测度指标已难以准确刻画人工智能时代技能构成的异质性与动态演变特征。构建高维度人力资本测度体系成为当务之急——这不仅需要精确捕捉认知与非认知技能的多元构成, 还需揭示技能组合的互补性、可迁移性与适应性, 进而深入剖析技能溢价变化的内在机制。

从政策视角看, 在人工智能时代平衡技术进步与就

收稿日期: 2025-06-08; 修回日期: 2025-09-12

* 本文根据国家自然科学基金委员会第402期“双清论坛”讨论的内容整理。

** 通信作者, Email: junjian.yi@gmail.com

引用格式: 易君健, 林轶凡, 周子焜, 等. 人工智能时代劳动力市场理论与结构计量研究. 中国科学基金, 2025, 39(5): 807-816.

Yi JJ, Lin YF, Zhou ZK, et al. Economic theory on the labor market and structural econometrics in the era of artificial intelligence. Bulletin of National Natural Science Foundation of China, 2025, 39(5): 807-816. (in Chinese)

业稳定、效率提升与公平维护,构建适应性强的劳动力市场治理体系,设计有效的再分配机制与社会保障制度,已成为各国政府面临的重大挑战。需要强调的是,人工智能技术发展与劳动力市场政策应被视为需统筹协调的战略整体,而非相互割裂的独立领域。一方面,人工智能核心技术的自主创新直接关系到国家竞争力与产业安全,在全球科技博弈日趋激烈的背景下,技术领先是确保经济主导权与价值链高端地位的关键;另一方面,技术变革的速度与方向必须兼顾其就业影响,防止技术红利与社会稳定出现严重失衡。中国作为全球第二大经济体与人工智能发展前沿国家,面临独特的双重挑战,需为人工智能引发的就业结构剧变预设缓冲机制,防范系统性就业风险。在推进产业数字化转型的同时,应高度重视人工智能技术对不同区域、产业与群体的差异化冲击,前瞻性构建技术创新、产业升级与就业安全的协同发展机制,建立灵活高效的技能转换通道与社会保障网络,确保经济高质量发展与社会稳定的协调统一,实现技术领先与包容性增长的战略双赢。

综合以上三个视角的分析,当前研究面临的核心挑战可归纳为:理论层面,传统框架难以解释人工智能带来的复杂动态特征,亟需构建新的理论体系;实证层面,数据获取和方法应用面临瓶颈,传统测度体系失效;政策层面,技术进步与社会稳定的平衡机制尚未建立,治理体系亟待完善。

为了改变理论解释力不足的现状,应对人工智能技术特征亟需新理论解释的挑战,应当从劳动力技能重构、微观主体决策与行为机制、劳动力需求与供给的动态变化等方面加强布局研究,构建能够准确刻画人机协作、任务重组等新现象的理论体系;为了克服实证研究的数据和方法困境,以及优化人工智能时代的政策设计,必须从劳动力市场制度、社会保障政策与教育体系设计,以及人工智能驱动的结构计量建模、求解估计与政策模拟等方面进行前瞻性研究,并且在劳动力市场大数据与计量方法等方面投入资源,发展适应大数据环境的新型计量工具。

基于以上分析,以下将从五个相互关联又各有侧重的方面,全面论述人工智能时代劳动力市场研究的现状、挑战与未来方向。

1 人工智能技术冲击下的劳动力技能重构

人工智能技术的快速发展正深刻影响劳动力市场的技能需求结构与人力资本积累模式,劳动力技能的理论内涵呈现转变。在既有理论中,劳动力和资本一起进入最终品或任务生产函数,劳动力技能由劳动力对产出

的贡献刻画^[2],这一框架较好地解释了以往的计算机、工业机器人等自动化技术和各种技能劳动力之间的关系。然而在这一理论框架中,劳动者自身的选择被极大简化,这使得智能时代尤为重要的“人机互动”能力难以被模型捕捉。因此在理论层面,需要超越传统“任务—技能”分析框架,有效融入认知自动化与人机协同的新特征,在理论框架内重新认识人类在智能生产过程中的比较优势。

与此同时,现有的人力资本测度框架已经无法满足新时代的需求,亟待拓展。人工智能已实现体力自动化向脑力自动化的突破性发展,其处理认知任务的能力在多维度上显著提高。在这一技术进步特征下,传统人力资本测度指标(如学历、工作年限等)已无法充分反映当代技能的多维特性及其动态演变过程。研究表明,传统的常规性/非常规性、认知/手工、低技能/高技能等二元分类框架在刻画人工智能时代技术与劳动力技能之间的复杂关联时存在明显局限性^[3]。一系列创新性研究将“任务—技能”分析框架与自然语言处理等计算技术相结合,通过对大规模数据的挖掘与分析,参考以往技术革命中对任务与技能的测度方法,衡量人工智能对职业任务内容变迁和技能需求演化的影响。研究方法包括基于职业的任务内容或技能要求度量人工智能暴露度^[1,4-6]、结合专家评估和机器学习方法预测职业是否会被自动化技术替代^[7],以及直接利用招聘数据估计职业需求结构变化等^[8-10]。然而当前的大多数研究仍然依靠以美国职业信息网络(O*NET)为代表的传统任务和技能测量方式,缺乏适应人工智能时代特征的多维度技能测度体系,以及动态追踪劳动者技能需求结构变化的系统性方法。因此在实证层面,亟需开发更为精细的微观数据采集方法,构建具有多维度、高频率特征的劳动力市场监测体系,以实现对技能需求变化的实时追踪与科学预测。

2 人工智能时代微观主体决策与行为机制

人工智能技术的快速发展正在深刻改变微观主体的决策行为和互动方式,理解这些变化对于把握劳动力市场的动态演变至关重要。一方面,人工智能可能帮助决策者减少认知偏误,提高决策效率;另一方面,人工智能也可能加剧信息茧房效应,强化既有偏好,影响个体的福利水平。此外,人机互动还可能带来效用函数变化,使得传统的劳动与闲暇的二元框架不再适用。当前人工智能时代微观主体决策与行为机制的新变化主要集中在三个方面:一是人工智能技术进步重塑家庭决策,二是人工智能影响行为偏好与微观市场主体决策,三是人工智能时代劳动力市场搜寻匹配的新特征。

2.1 人工智能技术进步重塑家庭决策

人工智能技术正在深刻重构家庭内部的资源配置与决策机制。一方面,大量家庭经济学实证研究表明,婚姻匹配、家庭分工、生育决策、人力资本投资、迁移行为及退休规划等家庭核心决策与劳动力市场结构及收入分配格局存在密切关联^[11],而人工智能技术的快速发展正显著重塑这一结构与格局。另一方面,人工智能技术对家庭内部决策产生直接影响。在人工智能的直接影响中,尤其值得注意的是人工智能如何影响家庭内部分工、子代人力资本投资和养老模式等关键领域决策。依据以往技术进步提供的启示,人工智能在家庭内的应用可能在传统家庭电器的基础上,进一步提高家务劳动效率,从而改变家庭劳动配置、婚姻内的议价行为以至婚姻市场的匹配模式^[12]。人工智能对家庭人力资本投资的影响则存在两种路径:一是人工智能作为一种技术手段,直接影响父母对子女人力资本投资的效率以及父母和子女之间的互动方式;二是人工智能时代对劳动力技能的新要求,促使父母转变家庭教育方式^[13]。而智能技术为养老模式创新也提供了潜在可能性。

需要进一步关注的问题是,中国当前的极低生育率问题与人工智能技术进步呈现复杂交织态势。鉴于现有研究对前者的理解尚存在理论争议与实证不足,有必要在进一步厘清低生育率形成机制的基础上,系统考察人工智能技术对家庭决策的全方位影响,进而确定其对生育决策的影响路径与作用机制。

2.2 人工智能影响行为偏好与微观市场主体决策

技术变革不仅改变经济主体的客观约束条件,也可能影响其偏好结构、决策机制及主体间互动模式。首先,作为一种生产力工具,人工智能的“行为特征”对人类的决策和表现产生重要影响。研究表明,生成式人工智能呈现出一系列独特的行为特征,包括等同或超越人类水平的理性程度^[14]、显著高于人类的利他主义倾向,以及在风险偏好与时间偏好上与人类决策存在的可能差异^[15,16]。基于这些特征,人工智能对劳动者的任务完成质量存在复杂影响,其影响方式取决于任务特征与劳动者的技能水平^[17]。且初步研究成果表明,人类对算法的信任度与依赖性对人机协作的表现产生显著影响^[18],这一现象及其内在机理仍需系统性考察。与人工智能的长期互动还有可能改变人类主体的偏好与个性,但相关证据仍较缺乏。未来研究需深入探究人机互动环境中,人类决策主体与人工智能系统的行为特征如何相互影响,以及人类决策模式是否及如何在此过程中发生演化。

此外,人工智能技术正在根本性重塑市场主体的互

动方式,尤其是人与算法的策略性互动。当人类用户与算法设计者存在目标冲突时,特别是当用户能够通过调整自身行为来影响算法输出时,人机互动将呈现复杂的博弈特征。例如,算法推荐定价和人类决策者定价之间的冲突导致次优定价,而内容创作者了解到其成果将用于人工智能训练后,会降低创作产出和质量^[19,20]。传统博弈论分析框架需要进行理论拓展,以有效刻画人机交互环境下的策略选择过程与均衡特征,为理解人工智能时代微观市场运行机制提供更坚实的理论基础。

2.3 人工智能时代劳动力市场搜寻匹配的新特征

数字平台、算法匹配与生成式人工智能正在重构劳动力市场的搜寻与匹配机制。传统劳动力市场搜寻匹配理论建立在信息不对称和搜寻成本假设基础上,但人工智能技术的引入使得这些前提条件发生了重要变化。首先,人工智能系统能够同时处理海量求职者 and 岗位信息,显著降低了信息搜寻成本。其次,通过深度学习和自然语言处理技术,人工智能可以从非结构化数据中提取细致的技能特征和工作要求,实现更加精准的能力评估。更为重要的是,不同于传统的静态匹配模式,人工智能系统能够基于实时数据持续优化匹配算法,适应劳动力市场的动态变化,形成全新的动态匹配机制。

实证研究表明,平台与匹配技术的演进呈现双重效应:一方面可能提升匹配效率和质量^[21];另一方面亦可能固化既有偏见,导致市场分割加剧,例如已有研究表明部分算法在医疗领域存在歧视问题^[22]。在匹配效率和质量方面,有证据表明算法能够在短时间内完成大量的初步筛选工作,大幅降低搜寻成本;突破内部人才渠道的限制,使求职者和雇主能够接触到更广泛的匹配对象;识别传统方式难以挖掘的求职者个人特征,提高匹配精度^[23]。市场分割机制一方面来源于训练数据的历史偏见,另一方面则是由于技术素养较低的求职者可能被排除在高效匹配机制之外,受制于数字鸿沟。

基于此,传统劳动力市场搜寻匹配理论亟需在充分考量人工智能特性的基础上进行理论拓展与模型重构。实证证据表明,近期的人工智能技术发展更趋向于自动化劳动力承担的任务而非创造新任务,使匹配过程面临更复杂的动态调整挑战^[24]。当前研究需深入探究人工智能技术对不同类型工作搜寻匹配过程的差异化影响机制,尤其需关注技能互补型工作与技能替代型工作在匹配动态特征上的系统性差异,以构建更为精确的劳动力市场均衡理论框架。

3 人工智能时代劳动力需求与供给的动态变化

人工智能技术的广泛应用正在多维度重构劳动力

市场的需求与供给关系,呈现出前所未有的复杂动态特征。这种变革同时涉及短期市场调整机制与长期结构演化路径,展现出与历次技术革命存在显著差异的特征。尤其值得注意的是,人工智能时代劳动力市场对技术冲击的调整时间窗口大幅缩短。这些现象要求构建从微观机制、中观市场到宏观格局的多层次系统性分析框架,以全面把握人工智能驱动下劳动力市场的动态演化规律与均衡特性。人工智能时代劳动力需求与供给的动态变化主要体现在两大方面:一是人工智能技术进一步重塑企业劳动力需求结构与组织架构;二是人工智能时代劳动力供给的时空动态与人口结构变迁。

3.1 人工智能技术进步重塑企业劳动力需求结构与组织架构

当前理论研究主要基于“任务—技能”分析框架考察人工智能对企业劳动力需求的影响机制,这些影响通常可归纳为四个维度:(1)单一任务内部技术进步导致的劳动力替代效应;(2)多任务间的互补与替代关系重构;(3)任务集合或技能集合本身的结构性变迁;(4)全要素生产率提升带来的整体要素需求扩张效应^[25]。实证研究呈现出明显的差异性特征:任务或职业层面的研究结果通常与“任务—技能”框架的理论预期高度一致^[26],而企业或区域层面的实证发现则往往与理论预期存在显著偏离^[27]。初步分析表明,这种差异可能源于企业在产品市场竞争结构的异质性,进而导致其采用差异化的人工智能技术应用策略^[28]。此外,人工智能在高效完成部分任务的同时产生“去技能化”效应,导致企业同时调整对劳动者的技能深度和技能广度需求^[29]。这种需求结构的变化也较难被“任务—技能”框架所捕捉,因为在这一框架的通常假设下,劳动者会在任务层面实现完全分工。这些研究进展凸显了现有“任务—技能”分析框架的理论局限性。

人工智能技术不仅深刻影响企业的招聘战略与内部劳动力配置机制,甚至可能推动企业组织架构与决策流程改革。人工智能有望直接融入企业的组织管理流程,因为人工智能技术不仅能够替代常规性认知任务,还能够辅助管理者进行决策,并实现算法监督和算法反馈,从而对企业的管理实践产生重要影响^[30]。同时参考以往的技术进步,人工智能可能通过改变企业内部的知识结构和信息结构,间接地影响组织层级、决策权配置和管理层的控制幅度^[31]。已有证据表明人工智能的应用有助于企业打破传统组织惯例,重塑组织架构^[32]。

3.2 人工智能时代劳动力供给的时空动态与人口结构变迁

在劳动市场的供给端,人工智能技术对劳动力供给

的时空动态与人口结构都将产生深远影响。这些影响体现在三个方面:一是人工智能技术冲击导致劳动力供给的短期变化;二是新技术冲击下劳动力流动与空间分布呈现新特征;三是技术进步影响长期人口结构变迁。

短期内,人工智能技术冲击导致劳动力供给的数量和质量发生显著变化。研究显示,技术冲击的分布效应高度不均,不同技能水平、年龄组和地区的劳动者面临不同程度的冲击和调整成本^[5,33-36]。技能错配和摩擦性失业成为短期适应过程中的关键问题,需要有针对性的政策干预。此外,人工智能技术还改变了劳动参与的边际决策,可能导致某些群体暂时退出劳动力市场进行再培训,或者通过远程工作、兼职等形式重新进入劳动力市场,从而改变总体劳动参与率和工作时间。

从空间的角度看,人工智能技术的广泛应用正在改变经济活动的空间分布格局与区域发展轨迹。研究表明,人工智能技术的采用导致地区劳动力迁入率整体下降,且这一效应主要源于低技能劳动者迁移意愿的减弱;与此形成鲜明对比的是,高技能劳动者的区域迁入率呈现上升趋势^[37]。这一现象表明,技术进步正重新定义区域比较优势与集聚外部性,进而深刻影响劳动力跨区域流动决策,由此可能强化区域间的经济不平等与发展分化。然而,人工智能技术同时显著降低了远程协作成本,使特定工作类型得以摆脱传统地理约束,促进了劳动力市场的空间整合。当前研究亟需构建精确的空间一般均衡模型以捕捉上述双重动态调整过程,并系统分析其对区域产业结构演化、城乡二元结构转型等方面的差异化影响机制。

从长期视角看,技术进步与人口结构变迁呈现复杂的互动关系,共同塑造劳动力市场的长期均衡状态。实证与理论研究均表明,人口老龄化背景下的技术变革路径呈现独特特征,可能加速工业自动化与智能化进程^[38]。与此同时,理论研究指出,技术变革通过影响劳动力市场中各类技能的相对价格,进而影响家庭生育决策、教育投资、健康投资与退休选择,反向作用于人口结构,形成复杂的动态反馈机制^[11]。基于此,当前研究亟需构建整合技术进步动态、人口结构变迁与劳动力市场调整的一般均衡模型,以系统分析这种双向互动关系的长期均衡特征及其演化路径,为应对人口老龄化与技术变革双重挑战的政策设计提供坚实的理论基础。

4 人工智能时代的劳动力市场制度、社会保障政策与教育体系设计

人工智能技术的快速发展正在重塑经济社会结构,对就业结构、收入分配格局、人力资本需求产生深远影

响。这些影响不仅体现在技术对劳动力市场直接冲击的微观层面,更延伸至劳动力市场制度调整、社会保障政策适应性以及教育体系变革等制度层面。如何在享受人工智能技术红利的同时,有效应对其可能带来的就业结构调整和收入格局变化等挑战,成为当前学术研究和政策设计的焦点议题。

4.1 人工智能冲击下的就业结构调整与劳动力市场制度改革

人工智能作为具有通用性特征的技术,在任务层面引发广泛而异质的冲击,进而重塑岗位结构、技能需求与匹配方式,这一过程对工资分布、就业稳定性与社会流动产生重要影响,相应的劳动力制度设计需在效率与公平之间建立新的平衡,并与教育与再培训体系协同推进。

人工智能广泛渗透劳动力市场,推动就业结构发生转变。美国约有47%的岗位处于被自动化技术替代的高风险区间^[7],中国约有19.05%的就业人口属于高替代风险群体^[36]。从技能需求角度,人工智能对需要高认知技能的职业影响更为突出^[39];从社会经济特征角度,收入和教育程度较高的岗位往往暴露度更高,且发达经济体整体暴露水平普遍高于新兴经济体^[1,35]。

尽管关于技术冲击的经验证据日益丰富,针对人工智能时代劳动力市场制度的系统性研究仍相对不足。以往关于劳动力市场制度的研究为新技术背景下的探索方向和制度改革提供了重要启示。研究显示,最低工资有助于降低工资收入的不平等,但其就业影响较为模糊;更慷慨的失业保险可能会增加失业时长,且对工作匹配质量的影响不确定;就业保护立法会降低岗位流动率,提高就业稳定性,但对总体就业水平的稳态影响并不稳健^[40]。面向人工智能时代的研究,可基于该技术的通用性、迭代快与“任务级”渗透特征,建立以“任务—技能—岗位”为核心的政策评估框架,将职业内任务暴露、技能可迁移度、人机协作强度等指标纳入替代风险识别与分层治理标准;并强化反事实评估,在一般均衡或搜索匹配模型中进行政策效果模拟,以比较不同制度组合对岗位创造、工资分布与财政可持续性的影响。

4.2 人工智能时代的收入分配和社会保障政策设计

人工智能技术对收入分配与社会保障体系带来的挑战既是理论前沿问题,也是现实紧迫关切的问题。技术进步影响收入差距演进的机制、社会保障体系的适应性调整路径以及兼顾效率与公平的政策设计框架,长期以来构成学术界与政策界的共同焦点。

人工智能对收入分配的影响机制呈现多元复杂特征,整体可归纳为四个核心维度:劳动收入在国民收入

中的份额变化、劳动收入内部的不平等程度、社会流动性演化趋势以及相应的政策应对框架。近年来,国际实证研究发现劳动收入份额呈现持续下降趋势^[41,42],而中国统计数据则显示2008年后劳动收入份额出现明显回升^[43,44],这一差异性现象的解释机制尚待深入探究。此外,理论与实证研究均表明技术进步可能加剧不平等,尤其是扩大最高收入群体与其他群体间的差距^[45],这一结论需在人工智能时代接受系统性检验。关于劳动收入内部差异,人工智能对不同技能劳动力的异质性影响可能加剧收入分化,但技术扩散也可能创造包容性增长机会。在社会流动性方面,理论研究指出在技术快速进步时期,家庭背景的相对重要性下降引起社会流动性上升^[46,47],亦有证据表明新兴技术相关职业的从业者更容易获得向上社会流动的机会^[48]。将来这一方面的研究既需关注个体在不同收入阶层间的纵向流动性,也需考察代际流动与资源传递机制的变化趋势。

政策维度上,传统以雇佣关系为基础的社会保障制度难以有效覆盖新兴灵活就业与零工经济形态,亟需探索更具普惠性与可携带性的社会保障机制。同时,人工智能时代的税收政策设计面临多重挑战,包括如何对算法决策与数据价值进行合理征税,以及如何防止数字经济环境下的税基侵蚀与利润转移。

4.3 人工智能时代的教育体系变革

教育系统构成人力资本形成的主要渠道,随着人工智能时代人力资本需求结构的调整,教育体系亦面临深刻变革。构建适应人工智能时代的教育体系,是应对人工智能引起的劳动力市场变迁的长远之计。

学校教育需要重视培养人工智能时代所需的关键能力。现行教育体系过度侧重于知识积累与标准化技能培养,而在人工智能时代,创造力、批判性思维、跨学科能力和软技能的培养尤为关键^[49,50]。同时,人工智能时代亟需关注高校专业设置和课程设置如何主动适应新技术环境下的劳动技能需求,以及如何在支持发展人工智能相关新兴专业的同时,提升传统专业的数智素养和人机协作能力^[29]。

职业教育乃至全生命周期教育需要得到更多重视。针对失业工人的研究显示,劳动者如果不能满足新技术提出的技能要求,即使实现再就业,也会面临严重的收入下降^[51],这显示教育结构亟需从传统职前教育模式向全生命周期学习体系转型,构建更具弹性的教育机制,突破学校教育 with 职业培训之间的固有界限。大量实证分析证实人工智能对不同群体的冲击呈现高度异质性^[33-36],因此,针对不同年龄层次、不同职业背景的人群,必须设计差异化的教育方案,以有效应对技术变革

带来的就业结构性调整。此外,教育体系变革须充分考量中国特色的二元劳动力市场结构,促进城乡教育资源均衡配置,防止技术变革进一步加剧社会分化现象。

5 人工智能时代劳动力市场研究的计量方法创新

人工智能时代的劳动力市场研究正经历着深刻的方法论变革。人工智能技术作为研究工具,推动结构计量和大数据分析的创新,为劳动力市场分析提供了强大的方法论支撑。传统的结构计量经济学在低维变量和静态决策(以及复杂性较低的动态决策)环境下的参数估计上取得了重要成就,但人工智能时代劳动力市场的高维异质性以及动态复杂性特征,对结构计量造成了严重挑战。与此同时,数字化转型带来的海量非结构化数据、高频实时信息以及多维度关联数据,为劳动力市场研究提供了前所未有的数据基础,但也对数据处理、模型构建和统计推断提出了新的技术要求。

5.1 人工智能驱动的劳动力市场结构计量建模、求解估计与政策模拟

人工智能技术为劳动力市场的结构计量研究提供了新的方法和工具。随着计算能力提升与算法进步,人工智能沿着“建模—求解—估计—模拟”的全链条推动结构计量经济学实现重大创新,进一步促进劳动力市场理论与数据的有机统一。如何将人工智能技术应用于劳动力市场结构计量分析,提升政策设计的科学性和有效性,是当前研究的前沿领域。

在建模方面,结构方程模型能否在人工智能时代继续适用,取决于其隐含的经济主体决策逻辑与均衡形成机制是否仍然成立。结构方程以经济学理论为基础对数据建模,而在人工智能改变信息获取成本、预测与学习方式以及任务分解与人机协作边界的背景下,建模必须进一步明确人工智能如何进入效用、利润、技术约束与信息结构等环节。例如,在劳动供给侧,引入人工智能环境下个体技能学习、预期形成、偏好结构的新特征;在劳动需求侧,引入任务自动化、人机协作生产函数对企业技术约束的影响;在匹配环节,用搜索匹配或网络博弈结构表征平台规则与外部性。

在模型求解方面,人工智能方法为高维动态结构模型的求解提供了高效的函数逼近工具。动态优化问题传统上采用值函数迭代法求解,该算法将值函数的定义域离散化,通过格点搜索更新值函数和政策函数,在状态空间维度上呈指数复杂度。而深度神经网络具备强大的函数逼近能力,可将Bellman方程或Euler方程左右两端的误差作为损失函数,用随机梯度下降方法逼近值

函数或政策函数,将计算复杂度降至近线性^[52-54]。因此,借助于人工智能方法,研究者有望克服高维状态空间的“维数诅咒”问题,探索更加丰富的劳动者全生命周期行为。

在估计层面,人工智能方法可以降低结构估计的计算负担。例如,将动态离散选择的估计视作逆强化学习,通过状态加总等手段降低迭代成本^[55];采用生成对抗网络的“判别—生成”范式,最小化模型生成分布与真实数据分布的差异^[56];用神经网络逼近半参数、非参数设定下的分布或函数^[57,58]。

估计完成的结构模型可以帮助我们开展反事实政策模拟。在人工智能情境下,研究者可以通过智能体模拟异质性主体在不确定环境中的学习与决策过程,从而更好地理解劳动力市场调整的微观机制。此外,人工智能方法还能够帮助构建复杂的时空网络模型,刻画劳动力市场中的溢出效应和网络外部性,为区域劳动力政策的设计提供更准确的模拟和预测结果。

5.2 劳动力市场大数据分析的计量方法创新

劳动力市场特有的大数据环境为经验研究提供了前所未有的数据基础和方法创新空间。随着数字化转型的深入推进,劳动力市场研究的数据来源已从传统调查数据扩展到多种非结构化数据。这些大规模、高频率、多维度的数据资源为观察劳动力市场的微观行为和宏观趋势提供了独特视角,但也带来了方法论上的重大挑战。

传统计量方法在面对劳动力市场大数据环境时存在三方面局限。首先,劳动力市场大数据通常是非随机抽样的,非随机样本选择广泛地存在于研究教育回报率、评估职业培训和最低工资政策效果等劳动经济学的应用场景中,这导致传统的计量建模和估计方法面临着严重的选择性偏误。其次,在人工智能和大数据时代,经验研究需要处理的劳动力市场中的数据类型越来越丰富,需要考虑的影响微观个体劳动决策的协变量维度也越来越高,劳动大数据的异质性特征和高维特性使得传统的参数估计和统计推断方法不再适用。最后,劳动力市场中的微观个体间可能同时存在着不同类型的相依关系,包括时间空间上的相互依赖,以及职业行业类型的相互关联,这种相依性会让传统的基于独立同分布抽样的渐近理论失效,从而给劳动力市场中的政策评估带来极大的挑战。

针对这些挑战,人工智能方法显示出明显的优势。例如,机器学习方法能够从海量非结构化数据中提取劳动力市场的动态信息,包括从招聘信息、社交媒体和数字足迹中识别技能需求变化、职业流动和工资分布等关

键信息^[59];深度学习技术能够处理传统计量经济学难以应对的高维异质性问题,为劳动力市场个体行为的建模提供了更精细的工具^[56,60,61];此外,人工智能方法还有助于挖掘时空网络相关数据中的复杂相关关系,捕捉劳动力市场中的相依性。

未来的研究可以基于人工智能技术推进大数据分析方法的创新,推出适用于劳动力市场复杂数据的新的参数估计方法和统计推断方法,开发适用于多维度劳动力市场数据非随机样本的计量建模方法,以及适用于高维环境下异质性处理效应的估计方法,构建处理时空网络数据和多重聚类数据的新型统计推断框架等。

6 人工智能时代劳动力市场的重大科学问题和研究方向

综合前述五个方面的深入分析,人工智能时代劳动力市场研究呈现出对理论框架重构、实证方法创新与政策设计优化的迫切需求。从劳动力技能转变的视角看,既有劳动技能理论在刻画人工智能时代的劳动者行为上存在局限,传统人力资本测度体系已难以适应新技术要求。从微观主体决策与行为机制的角度看,人机交互重塑了家庭决策、个体偏好和市场搜寻匹配的基本规律。从劳动力需求与供给动态变化的层面看,企业组织架构、劳动力流动模式和人口结构演化都面临技术冲击的深刻影响。从劳动力市场制度、社会保障政策与政策体系设计的维度看,传统劳动力市场政策、再分配机制和社会保障体系亟待适应新就业形态,教育模式亟需从知识传授向创造力培养转型。从人工智能驱动的结构计量方法论创新以及劳动力市场大数据分析计量方法创新的角度看,传统研究工具需要与新理论和前沿技术深度融合。

面对人工智能技术带来的深刻变革,劳动力市场研究需要在理论创新、方法革新和政策设计等方面取得突破,为经济高质量发展和社会稳定提供科学支撑。未来的研究应聚焦构建符合中国国情的人工智能时代劳动力市场理论体系,发展理论导向、政策驱动的新型研究方法,探索技术进步与就业稳定相协调的制度创新路径,形成具有国际影响力的中国特色劳动经济学研究范式。具体而言,人工智能时代劳动力市场理论与结构计量研究领域亟需关注以下重大关键科学问题,每一问题各有需要重点关注的研究方向:

(1)人工智能时代劳动力技能的理论内涵与测度体系构建;纳入劳动者选择以及人机互动行为和能力的劳动技能理论;新技术下技能结构的科学测度体系构建;关于多维度技能结构在职业和行业中的分布及演变的

理论与实证;多维度技能结构与技术进步的替代与互补关系研究;人工智能时代人力资本生产函数研究。

(2)人工智能技术进步与家庭决策:新技术冲击下家庭资源配置、婚姻匹配模式、婚姻稳定性与家庭结构的变化研究;人工智能时代的家庭生育决策、人力资本投资及其演变趋势研究;新技术冲击下的养老与家庭内代际资源转移模式研究。

(3)人工智能对劳动力市场搜寻匹配均衡的动态影响机制;人工智能时代劳动力市场信息摩擦的测度、变化趋势与影响因素研究;人工智能辅助劳动力市场搜寻和筛选过程的微观机理与市场运行效率研究;人工智能下新的技能范畴与搜寻匹配机理研究。

(4)人工智能技术进步对企业劳动力需求结构的影响机制;企业异质性与人工智能技术采用策略的关系;技术升级对不同工作岗位需求的差异化影响;组织结构与技术采用的协同演化机制;人机协作模式对劳动需求结构的重塑效应;企业数字化转型的劳动力需求变化路径与模式。

(5)技术进步与人口结构变迁的长期均衡:技术进步在长期影响人口结构的理论机制与均衡模拟;人口结构变化对内生技术创新长期影响的内在机理与渠道分解。

(6)人工智能时代劳动力市场相关的政策设计:人工智能时代劳动力市场制度的前瞻评估与优化设计;新技术变革下收入分配与代际流动性的测度与最新趋势;基于异质主体一般均衡模型的关于技术进步与收入分配关系的理论建模、结构估计与政策模拟;人工智能技术进步下的税收与再分配机制设计;老龄化与智能化的叠加影响下社会保障制度设计;围绕平台经济与零工经济下新就业形态的社会保障制度设计;人工智能时代教育体系变革的理论与实证分析。

(7)结构计量模型中人工智能驱动的求解与政策模拟:人工智能在劳动力市场结构计量模型求解与政策模拟中的应用;基于深度学习的高维结构模型估计,异质性处理效应预测与最优政策设计;使用机器学习方法优化全生命周期离散选择模型的估计;时空网络中劳动力市场均衡的计量建模,包括非线性网络互动效应的识别与估计;基于智能体模拟市场主体互动的劳动力市场预测研究。

(8)劳动力市场大数据环境下基于非随机抽样的计量建模:基于非随机抽样的劳动力市场计量建模方法,如样本选择模型的分位数回归方法和分布回归方法,分位数回归框架下的排他性约束检验方法等;劳动力市场复杂数据环境下的政策处理效应的识别、估计与推断方

法,包括高维数据下异质性政策效应的估计与统计推断,以及多维聚类数据的因果推断等。

7 结 语

人工智能技术正以前所未有的深度与广度重构劳动力市场的基本运行机制,这一技术革命深刻改变了传统技能价值评估体系与工作任务组织形态,成为当代劳动经济学研究的核心科学问题。相关理论研究应以均衡分析范式为核心,以人工智能环境下经济主体决策行为为微观基础,通过劳动力市场出清机制刻画技术进步、人口结构变迁与劳动市场动态调整的内生互动关系。实证研究需在三种研究方法间寻求合理平衡:描述性研究捕捉基本事实规律,简约式研究识别关键因果机制,结构化研究量化参数并支持反事实分析。政策研究应强化事前评估框架,提供技术治理前瞻性指导。计量方法层面,人工智能与大数据分析工具为劳动经济学开辟新范式,理论研究应积极借鉴这些方法论创新,应用研究则需紧跟前沿技术发展。

我国处于经济转型与数字化变革的关键时期,应加强人工智能与劳动力市场互动关系的前瞻性研究,统筹发展与安全的关系,优化教育培训体系,完善社会保障制度,健全新就业形态权益保障,构建适应数字经济的分配调节机制,为中国式现代化提供坚实的人力资源支撑。

参 考 文 献

- [1] Eloundou T, Manning S, Mishkin P, et al. GPTs are GPTs: Labor market impact potential of LLMs. *Science*, 2024, 384(6702): 1306—1308.
- [2] Acemoglu D, Autor D. Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. *Handbook of Labor Economics*. Amsterdam: Elsevier, 2011: 1043—1171.
- [3] Autor DH, Katz LF, Kearney MS. Trends in U.S. wage inequality: Revising the revisionists. *Review of Economics and Statistics*, 2008, 90(2): 300—323.
- [4] Brynjolfsson E, Mitchell T. What can machine learning do? Workforce implications. *Science*, 2017, 358(6370): 1530—1534.
- [5] Felten EW, Raj M, Seamans R. A method to link advances in artificial intelligence to occupational abilities. *AEA Papers and Proceedings*, 2018, 108: 54—57.
- [6] 张丹丹, 于航, 李力行, 等. 中国人工智能技术暴露度的测算及其对劳动需求的影响——基于大语言模型的新证据. *管理世界*, 2025, 41(7): 59—75.
Zhang DD, Yu H, Li LX, et al. The measurement of AI exposure and its impact on labor demand in China: Evidence from large language models. *Journal of Management World*, 2025, 41(7): 59—75. (in Chinese)
- [7] Frey CB, Osborne MA. The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 2017, 114: 254—280.
- [8] Acemoglu D, Autor D, Hazell J, et al. Artificial intelligence and jobs: Evidence from online vacancies. *Journal of Labor Economics*, 2022, 40(S1): S293—S340.
- [9] Mäkelä E, Stephany F. Complement or substitute? How AI increases the demand for human skills. (2025-02-01)/[2025-06-08]. <https://arxiv.org/pdf/2412.19754>.
- [10] 陈琳, 高悦蓬, 余林徽. 人工智能如何改变企业对劳动力的需求?——来自招聘平台大数据的分析. *管理世界*, 2024, 40(6): 74—93.
Chen L, Gao YP, Yu LH. How is AI shaping the labor demands of enterprises? Evidence from big data analysis of recruitment platforms. *Journal of Management World*, 2024, 40(6): 74—93. (in Chinese)
- [11] Lundberg S, Voena A. Culture and the family. *Handbook of the Economics of the Family*, Volume 1. Amsterdam: Elsevier, 2023: 1—48.
- [12] Greenwood J, Guner N, Kocharkov G, et al. Technology and the changing family: A unified model of marriage, divorce, educational attainment, and married female labor-force participation. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 2016, 8(1): 1—41.
- [13] Doepke M, Zilibotti F. Parenting with style: Altruism and paternalism in intergenerational preference transmission. *Econometrica*, 2017, 85(5): 1331—1371.
- [14] Chen YT, Liu TX, Shan Y, et al. The emergence of economic rationality of GPT. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2023, 120(51): e2316205120.
- [15] Goli A, Singh A. Frontiers: Can large language models capture human preferences? *Marketing Science*, 2024, 43(4): 709—722.
- [16] Mei QZ, Xie YT, Yuan W, et al. A Turing test of whether AI chatbots are behaviorally similar to humans. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2024, 121(9): e2313925121.
- [17] Boyacı T, Canyakmaz C, de Véricourt F. Human and machine: The impact of machine input on decision making under cognitive limitations. *Management Science*, 2023, 70(2): 1258—1275.
- [18] Wang WG, Gao GD, Agarwal R. Friend or foe? Teaming between artificial intelligence and workers with variation in experience. *Management Science*, 2023, 70(9): 5753—5775.
- [19] Garcia D, Tolvanen J, Wagner AK. Strategic responses to algorithmic recommendations: Evidence from hotel pricing. *Management Science*, 2024. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2022.03740>.
- [20] Peukert C, Abeillon F, Haese J, et al. Strategic behavior and AI training data. (2025-05-27)/[2025-06-08]. <https://arxiv.org/pdf/2404.18445>.
- [21] Wiles E, Munyikwa Z, Horton J. Algorithmic writing assistance on jobseekers' resumes increases hires. *Management Science*, 2025. <https://pubsonline.informs.org/doi/10.1287/mnsc.2024.04528>.
- [22] Obermeyer Z, Powers B, Vogeli C, et al. Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations. *Science*, 2019, 366(6464): 447—453.
- [23] Broecke S. Artificial Intelligence and labour market matching. *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, 2023: 283.
- [24] Acemoglu D, Restrepo P. The wrong kind of AI? Artificial intelligence and the future of labour demand. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 2020, 13(1): 25—35.
- [25] Acemoglu D, Restrepo P. Artificial intelligence, automation, and work//

- Agrawal A, Gans J, Goldfarb A, eds. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. Chicago: University of Chicago Press, 2019: 197—236.
- [26] Vom Lehn C. Understanding the decline in the U.S. labor share: Evidence from occupational tasks. *European Economic Review*, 2018, 108: 191—220.
- [27] Autor D, Salomons AF. Is automation labor-displacing? Productivity growth, employment, and the labor share. Nber Working Paper Series, 2018. https://www.nber.org/system/files/working_papers/w24871/w24871.pdf.
- [28] Acemoglu D, Lelarge C, Restrepo P. Competing with robots: Firm-level evidence from France. *AEA Papers and Proceedings*, 2020, 110: 383—388.
- [29] 王林辉, 钱圆圆, 周慧琳, 等. 人工智能技术冲击和中国职业变迁方向. *管理世界*, 2023(11): 74—93.
Wang LH, Qian YY, Zhou HL, et al. Artificial Intelligence shocks and the direction of occupational change in China. *Journal of Management World*, 2023(11): 74—93. (in Chinese)
- [30] Hillebrand L, Raisch S, Schad J. Managing with artificial intelligence: An integrative framework. *Academy of Management Annals*, 2025, 19(1): 343—375.
- [31] Bloom N, Garicano L, Sadun R, et al. The distinct effects of information technology and communication technology on firm organization. *Management Science*, 2014, 60(12): 2859—2885.
- [32] 李玉花, 林雨昕, 李丹丹. 人工智能技术应用如何影响企业创新. *中国工业经济*, 2024(10): 155—173.
Li YH, Lin YX, Li DD. How does the application of AI technologies affect firm innovation. *China Industrial Economics*, 2024(10): 155—173. (in Chinese)
- [33] Brynjolfsson E, Li D, Raymond L. Generative AI at work. *The Quarterly Journal of Economics*, 2025, 140(2): 889—942.
- [34] Hui X, Reshef O, Zhou LF. The short-term effects of generative artificial intelligence on employment: Evidence from an online labor market. *Organization Science*, 2024, 35(6): 1977—1989.
- [35] Pizzinelli C. Labor market exposure to AI: Cross-country differences and distributional implications. *IMF Working Papers*, 2023(216): 1.
- [36] 王林辉, 胡晟明, 董直庆. 人工智能技术、任务属性与职业可替代风险: 来自微观层面的经验证据. *管理世界*, 2022, 38(7): 60—79.
Wang LH, Hu SM, Dong ZQ. Artificial Intelligence technology, task attribute and occupational substitutable risk: Empirical evidence from the micro-level. *Journal of Management World*, 2022, 38(7): 60—79. (in Chinese)
- [37] 陈媛媛, 张竞, 周亚虹. 工业机器人与劳动力的空间配置. *经济研究*, 2022, 57(1): 172—188.
Chen YY, Zhang J, Zhou YH. Industrial robots and spatial allocation of labor. *Economic Research Journal*, 2022, 57(1): 172—188. (in Chinese)
- [38] Acemoglu D, Restrepo P. Demographics and automation. *The Review of Economic Studies*, 2022, 89(1): 1—44.
- [39] Felten E, Raj M, Seamans R. Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses. *Strategic Management Journal*, 2021, 42(12): 2195—2217.
- [40] Holmlund B. What do labor market institutions do? *Labour Economics*, 2014, 30: 62—69.
- [41] Karabarbounis L, Neiman B. The global decline of the labor share. *The Quarterly Journal of Economics*, 2014, 129(1): 61—103.
- [42] Autor D, Dorn D, Katz LF, et al. Concentrating on the fall of the labor share. *American Economic Review*, 2017, 107(5): 180—185.
- [43] 刘亚琳, 申广军, 姚洋. 我国劳动收入份额: 新变化与再考察. *经济学(季刊)*, 2022, 21(5): 1467—1488.
Liu YL, Shen GJ, Yao Y. Revisiting the causes of changes in China's labor share based on new stylized facts. *China Economic Quarterly*, 2022, 21(5): 1467—1488. (in Chinese)
- [44] 田野, 倪红福, 夏杰长. 国内国际经济循环、产业结构与劳动收入份额变动. *世界经济*, 2024, 47(2): 3—31.
Tian Y, Ni HF, Xia JC. Domestic and international economic cycles, industrial structure and changes in the aggregate share of labour income. *The Journal of World Economy*, 2024, 47(2): 3—31. (in Chinese)
- [45] Autor DH, Dorn D. The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market. *American Economic Review*, 2013, 103(5): 1553—1597.
- [46] Galor O, Tsiddon D. Technological progress, mobility, and economic growth. *American Economic Review*, 1997, 87(3): 363—382.
- [47] Hassler J, Mora JVR. Intelligence, social mobility, and growth. *American Economic Review*, 2000, 90(4): 888—908.
- [48] Arntz M, Lipowski C, Neidhöfer G, et al. Computers as stepping stones? Technological change and equality of labor market opportunities. *Journal of Labor Economics*, 2025, 43(2): 503—543.
- [49] Deming DJ. Four facts about human capital. *Journal of Economic Perspectives*, 2022, 36(3): 75—102.
- [50] 谢宇, 索菲娅·阿维拉. 基于大语言模型的生成式人工智能的社会影响. *经济学(季刊)*, 2025, 25(2): 273—292.
Xie Y, Sofia A. The social impact of generative LLM-based AI. *China Economic Quarterly*, 2025, 25(2): 273—292. (in Chinese)
- [51] Braxton JC, Taska B. Technological change and the consequences of job loss. *American Economic Review*, 2023, 113(2): 279—316.
- [52] Fernández-Villaverde J, Nuno G, Sorg-Langhans G, et al. Solving high-dimensional dynamic programming problems using deep learning. *Computer Science, Mathematics*, 2020. <https://www.semanticscholar.org/paper/Solving-High-Dimensional-Dynamic-Programming-using-Fern%C2%B4andez-Villaverde-Vogler/f060821e066d8dd229601-c09e6f7abc1c24d72ad>.
- [53] Maliar L, Maliar S, Winant P. Deep learning for solving dynamic economic models. *Journal of Monetary Economics*, 2021, 122: 76—101.
- [54] Azinovic M, Gaegauf L, Scheidegger S. Deep equilibrium nets. *International Economic Review*, 2022, 63(4): 1471—1525.
- [55] Geng S, Nassif H, Manzanares CA. A data-driven state aggregation approach for dynamic discrete choice models// Evans RJ, Shpitser I, eds. *Uncertainty in Artificial Intelligence*. Pittsburgh: PMLR, 2023: 647—657.
- [56] Kaji T, Manresa E, Pouliot G. An adversarial approach to structural estimation. *Econometrica*, 2023, 91(6): 2041—2063.
- [57] Chen H, Didisheim A, Scheidegger S. Deep structural estimation: With an application to option pricing. (2021-02-09)/[2025-06-08]. <https://arxiv.org/pdf/2102.09209>.
- [58] Farrell MH, Liang TY, Misra S. Deep neural networks for estimation

- and inference. *Econometrica*, 2021, 89(1):181—213.
- [59] Chen Y, Fang HM, Zhao Y, et al. Recovering overlooked information in categorical variables with LLMs: An application to labor market mismatch. (2024-06-23)/[2025-06-08]. <https://economics.sas.upenn.edu/system/files/working-papers/24-017%20PIER%20Paper%20Submission.pdf>.
- [60] Belloni A, Chernozhukov V, Hansen C. Inference on treatment effects after selection among high-dimensional controls. *The Review of Economic Studies*, 2014, 81(2):608—650.
- [61] Belloni A, Chernozhukov V, Fernández-Val I, et al. Program evaluation and causal inference with high-dimensional data. *Econometrica*, 2017, 85(1):233—298.

Economic Theory on the Labor Market and Structural Econometrics in the Era of Artificial Intelligence

Junjian Yi^{1, 2*} Yifan Lin^{1, 2} Zikun Zhou^{1, 2} Yongmiao Hong³

1. *China Center of Economic Research, Peking University, Beijing 100871, China*

2. *National School of Development, Peking University, Beijing 100871, China*

3. *School of Economics and Management, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China*

Abstract Artificial intelligence (AI) is profoundly reshaping the operating mechanisms and development patterns of the labor market, revealing certain limitations in existing labor economics theories and econometric methods. To build theoretical systems and research methodologies adapted to the AI era and provide scientific support for high-quality development of the labor market, the National Natural Science Foundation of China organized the “Research on Labor Market Theory and Structural Econometrics in the Era of Artificial Intelligence” Shuang-Qing Forum. This forum explored key issues in the AI era, including labor skills, micro-subject decision-making, labor market supply and demand dynamics, related institutional and policy design, as well as econometric modeling and econometric methods for labor market research. This article summarizes the consensus reached at the forum, outlining the current status and challenges of labor economics and econometric research in the AI era, the major scientific questions, and important research directions. The article seeks to provide support for high-quality development of labor market theory and structural econometrics and for the forward-looking allocation of scientific funding.

Keywords artificial intelligence; labor market; labor economics; structural econometrics

易君健 教育部长江学者讲席教授, 北京大学博雅特聘教授, 北京大学国家发展研究院经济学教授、学术委员会主席。《经济学》(季刊)执行主编, *Journal of Comparative Economics* 副主编。研究领域为人工智能经济学、医疗健康经济学、劳动经济学、发展经济学、计量经济学和行为经济学。

(责任编辑 贾祖冰 张强)

* Corresponding Author, Email: junjian.yi@gmail.com