

技术变革时代的技能回报与中国劳动力市场的多重分割

社会
2025·6
CJS
第45卷

王 鹏 李桢涛 刘 欣

摘要:近年来,以自动化和生成式人工智能为代表的技术革新正加速重塑劳动力市场,引发了学界对劳动力市场分化的广泛讨论。本文基于中国劳动力市场情境,结合互联网招聘大数据与调查数据,系统考察技术变革背景下技能分层及其与传统市场分割维度之间的关系。研究结果表明:首先,技能差异已成为分析中国劳动力市场分化的重要维度,从事更需要抽象认知性技能职业的劳动者在就业风险、收入水平、工作状况、社会保障等方面显著优于其他技能群体;其次,技能分层与传统制度分割呈现异质性的交互格局,体制内部门以制度庇护的方式弱化了技能回报分化的市场后果,户籍制度则未体现庇护作用,城镇户籍劳动者内部由技能引致的收入差距反而更大。这些结果反映了中国劳动力市场呈现出多重分割的状况,技术驱动的技能分割与原有制度逻辑共同形塑了分层秩序,凸显了中国式现代化进程中“叠加式转型”的复杂性。

关键词:技能回报差异 制度调节 技术变革 劳动力市场分割

DOI:10.15992/j.cnki.31-1123/c.2025.06.007

The Returns on Skills in an Era of Technological Change and Multi-Dimensional Segmentation of Chinese Labor Market

* 作者 1: 王 鹏 复旦大学社会发展与公共政策学院社会学系 (Author 1: WANG Peng, Department of Sociology, School of Social Development and Public Policy, Fudan University) E-mail: rmdxwp@163.com; 作者 2: 李桢涛 复旦大学社会发展与公共政策学院社会学系 (Author 2: LI Antao, Department of Sociology, School of Social Development and Public Policy, Fudan University); 作者 3: 刘 欣 复旦大学社会发展与公共政策学院社会学系 (Author 3: LIU Xin, Department of Sociology, School of Social Development and Public Policy, Fudan University) ** 本文得到上海哲学社会科学规划项目青年课题(项目号:2024ESH006)和上海市白玉兰人才计划浦江项目(项目号:24PJC008)的支持。[This research was supported by Research Projects Funded by Shanghai Municipal Foundation for Philosophy and Social Science (Project No.2024ESH006) and the Pujiang Grant under the Shanghai Baiyulan Talent Program (Project No.24PJC008).]

本研究曾先后在 CASER 博达闻社会学青年学者工作坊、南京大学钟山群学青年学者论坛、国际华人社会学年会等会议上汇报。感谢谢宇、田丰、李雪、张春泥、陈伟、杜世超等师友以及《社会》匿名评审在本文撰写和修改过程中提供的帮助和建议。文责自负。

WANG Peng LI Antao LIU Xin

Abstract : In recent years, technological innovations represented by automation and generative artificial intelligence have accelerated the reshaping of labor markets. Against this backdrop, China's labor market has been simultaneously shaped by both traditional stratification structures and the growing skill premium, resulting in a more complex and dynamic landscape. Drawing on large-scale online recruitment as well as survey data, this study systematically examines the skill-based segmentation of China's labor market and how it interacts with traditional institutional divides. Key findings reveal that skill disparities have emerged as a critical dimension of labor market differentiation in China. Workers engaged in occupations requiring higher levels of abstract cognitive skills enjoy significant advantages over other skill groups in terms of employment risks, income levels, working conditions, and social security benefits. These advantages persist even after accounting for differences in human capital and institutional segmentation. Furthermore, skill stratification interacts heterogeneously with traditional institutional segmentation: institutional protections in the public sector mitigate market consequences of skill disparities—particularly in employment risks and earnings—whereas the hukou system fails to exhibit such buffering effects. Notably, wage gaps driven by skill differences are even more pronounced among urban hukou holders. Overall, the findings support our hypothesis that skills constitute a key dimension of labor market segmentation in contemporary China. The market has become increasingly differentiated along the axis of skill competitiveness, with workers possessing higher-level abstract cognitive skills occupying more advantageous positions in terms of market returns. At the same time, technology-driven skill premiums and pre-existing institutional logics jointly shape hierarchical orders, underscoring the complexity of “layered transitions” within China's modernization process.

Keywords : differences in skill returns, institutional moderation, technological changes, labor market segmentation

一、问题的提出

近年来,以工业机器人、自动化技术与生成式人工智能为代表的技术革新正以前所未有的速度影响着各行各业,它们对劳动力市场的冲击也引起了社会各界的广泛讨论。国务院2017年印发的《新一代人工智能发展规划》明确指出:要“加强对人工智能技术发展的预测、研判和

跟踪研究……重点关注对就业的影响”。就业是民生之本,因此,把握技术变革时代劳动力市场的转变并分析其对劳动者就业的影响,具有重要的现实意义。

自动化、人工智能等技术革新正在深度冲击传统的产业与职业结构,对劳动力市场产生了深刻影响,甚至进一步引发了关于人工智能是否会带来大规模“技术性失业”的担忧(Keynes, 1930; Frey and Osborne, 2017)。从更具体的层面看,技术变革对就业的影响主要通过技能需求的变化来实现。技能作为一种劳动能力,常被认为是人力资本的重要组成部分,是区分职业的基础和连接劳动者与劳动力市场需求的关键要素(王星, 2022; 刘思达, 2023)。自20世纪中后期以来,以技能差异为基础的劳动力市场分层逐渐被西方学界关注,并被视为社会不平等的重要来源(Autor, *et al.*, 1998; Acemoglu, 2002, 2003; Acemoglu and Autor, 2011; Liu and Grusky, 2013; Mouw, *et al.*, 2024)。随着新技术变革的推进,技能在市场资源分配中的地位愈加凸显:一方面,技术发展催生了新的技能需求,在新兴的行业和职业中,新的知识技能成为就业必需,某些技能的竞争力得到强化;另一方面,在传统行业和职业中,大量旧技能的重要性显著下降甚至消失,逐渐失去竞争力。技能差异带来的劳动力市场分化与原有的分层体系相互影响,已经成为形塑市场分层格局的重要力量。

国内学术界早已关注到技能的重要地位,并围绕这一主题进行了很多研究,包括技术变迁的技能偏向性,产业、职业结构变化与技能回报,技术变革对于不同技能劳动力的影响等方面。然而,这些研究或局限于单一维度、定义模糊的技能测量,或只观察某一侧面的劳动力市场后果,没有技能差异导致劳动力市场分化的系统性结论,或缺乏与中国劳动力市场原有分层体系之间关系的探讨,因而仍有一些关键问题并未得到充分解答。本文借助互联网招聘大数据,并与微观调查数据相结合,从劳动力市场分割的经典命题出发,探究了中国的劳动力市场分层格局在技术变革时代呈现的新特征。具体而言,本研究试图回答以下问题:首先,技能是否构成当前中国劳动力市场重要的分割维度,换言之,技能差异是否带来了多方面劳动力市场后果的差异?其次,如果这种新的分割形式已然存在,那么它与中国劳动力市场中长期存在的其他分割维度(尤其是制度分割)是什么关系?

二、文献综述与研究假设

(一) 技术变革与技能需求

技能是研究技术变革对劳动力市场影响的关键要素。技术变革引起的产业结构和职业结构的变化会导致不同的技能需求。一般认为,19世纪至20世纪初的工业化具有典型的“去技能化”特征(Braverman, 1974; Goldin and Katz, 1998)。随着手工作坊被工厂体系取代,生产方式也逐渐实现机械化,过去由手工艺人完成的任務被不断简化,并被分割为更小、更专门化、对技能要求更低的片段。19世纪后期,连续性的流水线生产被大规模采用。在同一位置,工人只需从事单一任务并配合多个工序即可完成复杂产品的生产组装,福特式汽车生产车间就是其中一个典型代表。因此,工业化时期的技术变革是一种技能替代(skill-replacing)或技能中立(unskill-biased)的变迁过程(Acemoglu, 2002; Frey and Osborne, 2017)。

然而,科技的发展也导致对技能需求的增加。从20世纪中期开始,新的技术革命大大加速了技能需求提升的进程。科技发展与技能需求的关系由替代转为互补,科技发展的方向也不再是中立的,而是偏向技能化的,从而进一步增加了对高技能劳动力的需求。这一过程被称为“技能偏向型技术变迁”(Skill biased technological change, SBTC)。经济学的研究表明,在先进的工业化国家,受过良好教育劳动者的供应大量增加,最近几十年来技能的回报率也一直在上升,技能劳动者与非技能劳动者之间的回报差异也在不断拉大,由此出现了明显的技能溢价趋势(Autor, *et al.*, 1998; Acemoglu, 2002, 2003; Acemoglu and Autor, 2011)。

那么,在技术变革时代,哪些类型的技能需求越来越高?又有哪些技能不再重要?对这些问题,不同研究有不同的观点。20世纪90年代,克鲁格(Krueger, 1993)指出,技术变革是以计算机为核心的革命,因此计算机使用和计算机相关知识的回报正在迅速上升并导致不平等程度的增大。另一些研究认为,我们正处于一个更广泛的技术官僚革命过程,科学和其他形式的技术知识的回报正在增加(Bell, 1973; Esping-Andersen, 1993)。也有研究指出,我们正在目睹一场管理革命:全球市场的全球化、现代企业的复杂性、强化监督的“低成本”策略使得对管理技能的需求正快速增加(Gordon, 1996; Liu and Grusky, 2013)。

在近期的研究中,研究者根据技术变革过程中工作任务的转变,提出了技术变革时代的“常规化假设”(Acemoglu and Autor,2011;Autor,2019)。这一假设认为,技术进步能带来高技能非常规工作岗位(专业技术性、管理性岗位)和低技能非常规服务性岗位的增加(Autor,2019),常规性的任务则面临被挤压和收入下降的状况。其中,非常规的认知性任务在自动化时代有更高的需求,尤其是分析性的认知能力会有更高的回报。社会学的相关研究也发现,从市场回报看,分析性技能的需求正不断提升(Liu and Grusky,2013)。

综合以上观点可以看出,尽管名称和定义可能不同,但研究者大多认为,具有抽象认知性的分析性技能和管理性技能更难被机器取代。与其他劳动者相比,掌握这些技能的劳动者在劳动力市场竞争中更具优势,这也使得技术变革时代技能差异在劳动力市场分层中的地位更加突出。

(二)作为劳动力市场分割维度的技能

“劳动力市场分割”是解释劳动力市场结构性差异的经典理论模型,核心概念是由多林格和皮奥罗(Doeringer and Piore,1971)提出的“二元劳动力市场”(Dual labor market)。二元劳动力市场理论强调劳动力市场的结构并非均质,而是可以划分为首要劳动力市场和次要劳动力市场,二者之间存在结构性壁垒,并在劳动力市场后果方面有显著差异。与首要劳动力市场相比,次要劳动力市场往往面临诸多劣势。例如,更少的就业机会,更低的就业稳定性;更低的收入水平,更差的社会福利和工作环境;更少的在职培训、技能发展和职业晋升机会,等等。构成劳动力市场分割的维度也可以是多来源的:社会性因素、制度性因素、市场性因素等(李路路等,2016;张海东、袁博,2024)。随着技术进步逐渐朝着强调技能的方向发展,职业技能越来越深刻地影响劳动力市场分配的格局,并开始成为劳动力市场分割的重要维度。

技能分割的基础在于技能壁垒,而这一壁垒的建立需要两方面的条件。

一是技能溢价的扩大。技术变革背景下的技能偏向型技术变迁使得市场对技能的回报率不断上升,高技能与低技能的劳动者收入差距也在逐渐拉大。随着现代化的技术变迁和新的组织模式的发展,一方面,企业所有权和管理权的分离产生了新的行使管理职能的职业群体;

另一方面,知识社会的兴起使得科学与技术的联系发生改变,创新和研发的重要性催生了专业技术人才需求的提升。正如丹尼尔·贝尔(Bell, 1973: 14、18-26)所说,现代社会技术和组织的高速变革意味着对更多高水平 and 训练有素人才的需求不断增长,这些人拥有“理论”知识而非简单的“经验”知识。这与经济学家所说的“抽象”任务——那些需要解决问题、洞察力、说服力和创造力的活动——紧密相关,而这些活动往往出现在需要专业知识、管理技能和技术创造力的职业中(Acemoglu and Autor, 2011)。因此,具有抽象认知性技能水平的专业人员和管理人员在劳动分工中开始占据越来越重要的位置,与掌握其他技能的劳动者之间产生了技能回报上的显著差异,从而推动了技能溢价的扩大。

二是技能的任务专用性(task-specific)和不可转移性(non-transferability)。技能具有附着于某项工作任务上的特点,其技能培养和经验积累大多是在特定工作岗位上完成,因而只能在同一职业内部或具有技能相似性的职业之间流动,否则就需要经历“再技能化”的过程,从而面临就业困难或收入惩罚(Gathmann and Schönberg, 2010; Kambourov and Manovskii, 2009; Sullivan 2010; Mouw, *et al.*, 2024),由此形成了以技能为基础的职业内部劳动力市场(Occupational Internal Labor Markets, OILM)。更进一步说,不同职业之间的技能发展、职业阶梯和封闭机制形成了将多个职业联系在一起的流动集群(Althausser and Kalleberg, 1981; Smith, 1983),技能相似性则在很大程度上影响了内部劳动力市场的流动路径(Mouw, *et al.*, 2024)。在此背景下,具有更高学历、分析能力和更多经验要求的抽象认知性技能与其他技能之间就出现了工作转换的壁垒,阻碍了劳动者在不同技能要求职业之间的流动。这种技能壁垒使得以技能为基础的劳动力市场分割得以形成,并可能带来一系列劳动力市场后果的差异。

(三)中国劳动力市场的技能分割

进入 21 世纪后,尤其是最近 10 年,互联网、人工智能和自动化技术的迅速发展极大地改变了中国的经济形态,信息化、智能化成为产业转型的主要特征和发展方向,并为中国经济的高质量增长提供有力支撑(贾根良, 2016; 蔡跃洲、陈楠, 2019)。在此背景下,自动化、人工智能等相关技术对中国劳动力市场的影响也越来越受到国内学者的关注。

国内研究很早就开始讨论技术进步、技能需求与劳动就业的关系

问题(姚先国等,2005)。除了在宏观层面上探究技术变革对于劳动力就业结构和分配结构的冲击(郭凯明等,2020;王永钦、董雯,2020,2023;刘甲楠、邢春冰,2024;张顺、吕风光,2024)之外,研究者也逐渐将视线转到微观领域,探讨技术变革如何改变了不同职业的任务属性和技能要求,进而影响不同技能劳动者的劳动力市场后果,如工资收入(余玲铮等,2021;王永钦、董雯,2023)、工作机会(王林辉、钱圆圆、宋冬林等,2023;郭娟娟、张顺,2024)、职业可替代风险(周广肃等,2021;王林辉等,2022)、工作状况(张咏雪,2024)等。

总的来说,在技术变革时代,技能已逐渐成为中国劳动力市场分层的重要维度。正如前文所言,更加适应技术变革时期的需求,在劳动力市场中更具竞争优势的“抽象认知性技能”可能会比“非抽象认知性技能”(简称“其他技能”)获得更高的市场回报,由此形成了技能的市场回报分化。结合已有研究,本文将从就业风险、工作收入、工作状况和社会福利四个方面分析技能¹基础上的市场分割如何导致一系列劳动力市场后果的差异。这四个方面的涵盖了工作的稳定性、收入回报、福利保障等维度,较为全面地反映了劳动者所面临的市场状况。

首先是就业风险方面。随着技术发展与技能需求的转变,不同职业的就业风险出现分化,主要有三个方面的原因。一是“机器换人”带来的失业人数的增加。尽管技术变革对就业总量的影响可能是中性的,但结构性的冲击不可避免。在技能升级的背景下,一些行业开始增加不容易被机器替代的抽象认知性技能人才的雇佣,而将可替代的工作交由自动化技术处理(Caroli and Van Reenen,2001;Fernandez,2001),由此引发了中低技能劳动者的失业问题(Acemoglu and Restrepo,2022)。二是企业经营策略和雇佣关系发生了变化。在人工智能替代人力劳动的情况下,企业会采取灵活和具有弹性的雇佣策略,减少对中低技能劳动力的依赖,以应对外部环境的迅速变化(Goldschmidt and Schmieder,2017)。同时,由于缺乏“再技能化”的机会,或者说因为学习新技能的成本过高,这些劳动者不得不寻求短期或兼职的工作机会,导致就业风险进一步增加(Kalleberg and Vallas,2017;Acemoglu and Restrepo,2018;王林辉、钱

1. 本研究关注的技能是职业技能,即不同职业由于工作任务的不同而导致的技能需求的差异,因此,本文的技能也以职业为单位进行测量和分析。具体参见本文的“分析策略”部分。

月圆、宋冬林等,2023)。三是新增岗位的就业风险增大。基于发达国家的研究大多认为,自动化等新技术的应用推广推动了私人服务型低技能工作的增加(Acemoglu and Restrepo, 2020)。然而,与传统岗位相比,这些新增岗位具有更大的不稳定性。由此,我们提出就业风险方面的劳动力市场技能分割假设。

假设 1.1:与抽象认知性技能要求的职业相比,其他技能要求的职业面临更大的就业风险。

其次是工作收入方面。对中国数据的实证分析表明,技能偏向型的技术变迁已经在中国有所体现,并通过技能溢价对收入分配产生了重要影响(徐舒,2010;董直庆等,2014;王林辉、袁礼,2018;郭凯明等,2020)。信息技术和人工智能的发展则会进一步扩大高、低技术部门的劳动收入差距(杨蕙馨、李春梅,2013;王林辉等,2020)。在此背景下,技能工资差距已成为中国收入不平等的重要影响因素(卢晶亮,2018)。由此,我们提出工作收入方面的劳动力市场技能分割假设。

假设 1.2:与抽象认知性技能要求的职业相比,其他技能要求的职业工作收入更低。

再次,在工作状况方面,一个重要的指标是劳动者的工作时间。现有研究在技术发展对劳动者工作时间的的影响方面存在不同看法(Graetz and Michaels, 2018;张桂金、张东,2019)。最近的研究表明,这种影响可能存在技能异质性,即技能较低者更易出现劳动时间增加的情况(张咏雪,2024)。这是由于技术的发展强化了管理者的“直接控制”,而常规工作岗位的“去技能化”也使得低竞争力技能的劳动者的工作自主性下降,劳动时间变相延长(蔡禾、史宇婷,2016;许怡、叶欣,2020)。同时,时薪的降低也使得低技能劳动者被迫增加劳动时间,以满足工作总收入的相对稳定。因此,我们针对劳动者工作状况提出技能分割假设。

假设 1.3:与抽象认知性技能要求的职业相比,其他技能要求的职业出现超时工作的可能性更高。

最后是劳动者社会福利方面的差异。上文提到,由于技术替代和企业雇佣策略的变化,旧有的低竞争力技能的职业福利待遇降低且缺乏相应的社会保障,而新增的低竞争力技能岗位也缺乏福利保障。例如,新兴劳动服务行业工作依托于平台经济,劳动者受到严格的数字技术控制,在雇佣关系、社会福利等方面却无法得到保障(Schor, *et al.*,

2020)。抽象认知性技能的岗位则更少受到影响。因此,我们提出社会福利方面的技能分割假设。

假设 1.4:与抽象认知性技能要求的职业相比,其他技能要求的职业的社会保障水平更低。

(四) 制度调节与中国劳动力市场的多重分割

如果仅关注技能本身带来的劳动力市场分割,我们就很难对中国劳动力市场的分层秩序进行更全面的分析。事实上,改革开放以来的中国经历了由计划体制向市场体制的转变,劳动力市场的分层秩序也在不断演化,并引发了关于中国劳动力市场多重分割格局的讨论(张海东、袁博,2024)。尽管市场化转型使得基于市场的分配机制逐渐兴起并成为主要的资源配置方式,但基于再分配权力的制度分割并未消失,依然深刻影响着工作机会的获得和市场资源的分配(李路路等,2016;周扬、谢宇,2019;张海东、袁博,2024)。其中最为重要的两类制度分割形式就是由单位制度带来的体制内外的所有制分割和由户籍制度带来的城乡之间的户籍分割。

以所有制为边界的制度分割是改革前单位体制的延续和变化。在计划经济时期,单位作为连接个体与国家的基本单元,在很大程度上决定了个体社会资源的占有与生活机遇的获得(李汉林、李路路,1999;边燕杰等,2006)。伴随着市场化改革的不断深入,私营部门逐渐壮大,并以市场竞争的逻辑代替了单位内部“平均主义”的分配传统。然而,公有部门仍然保留了相当程度的独特地位,在国家政策的倾斜和社会主义分配逻辑的影响下,形成了边界较为清晰的内部劳动力市场(周扬、谢宇,2019)。因此,公有部门的劳动者得到工作单位的庇护,工作稳定性较强,社会福利保障水平较高,且单位内部因个人特征造成的经济后果差异更小(亓寿伟、刘智强,2009;王天夫、崔晓雄,2010;贺光烨、吴晓刚,2015)。虽然技术变革时代技能对劳动者的市场回报有愈发重要的作用,但可以预计,在所有制分割带来的制度庇护下,公有部门的劳动者受到技能分割的冲击会更小,因而也在劳动力市场后果上呈现出更小的差异。由此,我们提出技能分割的单位庇护假设:

假设 2.1:在体制内部门中,抽象认知性技能与其他技能的职业在劳动力市场后果方面的差异比体制外部门更小。

户籍是研究中国劳动力市场分层的重要维度。大量研究表明,户籍

制度及其衍生的就业壁垒阻碍了统一的劳动力市场的形成，并使得具有农村户籍的劳动者在城市劳动力市场中长期处于相对劣势地位（谢嗣胜、姚先国，2006；谢桂华，2007；李培林、李炜，2010）。近年来，随着户籍制度的改革和农业转移人口市民化进程的推进，城市劳动力市场中的户籍分割呈现弱化趋势（张海鹏，2019），然而，作为一项影响深远的制度安排，户籍仍在劳动者的就业机会和社会福利获取方面发挥着重要作用（吴彬彬等，2020；蔡禾，2021）。鉴于此，我们认为，与所有制分割相似，城市户籍的劳动者受到技能分割的影响会更小。由此提出技能分割的户籍调节假设：

假设 2.2：对城市户籍的劳动者而言，抽象认知性技能与其他技能的职业之间在劳动力市场后果方面的差异比农村户籍的劳动者更小。

不过，由于农村户籍群体受限于户籍和人力资本劣势，其就业更多集中在竞争力较低的职业，技能差异对其市场回报的影响因此可能也较小。

三、分析策略

（一）数据来源

为了探究技能分割的劳动力市场后果及其与制度分割的关系，我们需要对职业技能进行指标建构和精确测量，为此，本文将宏观互联网招聘大数据与微观调查数据结合起来进行分析。

1. 大数据分析

由于国内目前还缺乏有关职业技能的数据测量，过往研究大多采取三种方式解决这一问题：一是采用泛化或单一化的技能指标（教育程度或收入）来衡量劳动者的技能水平（陈媛媛等，2022；陈贵富等，2022）；二是从理论出发，借鉴国外的研究成果，或直接将美国职业信息网络（O*NET）数据应用于中国，或将技能先验性地分为几种不同类型，再对这些技能的劳动力市场后果进行分析（张咏雪，2024）；三是利用微观调查数据中关于工作任务的内容测量职业技能属性（王林辉等，2022）。前两种做法难免会有衡量标准单一化或与中国劳动力市场状况不甚匹配的问题，第三种做法则会受限于调查数据本身的规模和问卷内容。最近的研究则是利用中国职业大典的数据构建职业的任务和技能结构（王永钦、董雯，2023；王林辉、钱圆圆、周慧琳等，2023；胡涟漪等，2024），但这些仍然是基于二手数据，而不是劳动力市场即时性的动态信息。

为了解决这些问题,本研究用互联网招聘广告数据对职业技能进行综合测量。与一般数据相比,招聘广告数据有以下优点。一是信息的即时性和动态性:与调查数据或职业大典不同,线上招聘数据更能反映当下劳动力市场需求端的状况,体现了不同岗位即时性的技能需求;二是数据量大、覆盖面广:线上招聘数据的规模以千万计,涵盖了几乎所有行业和职业门类,为职业技能的测量提供了海量的数据资源;三是招聘内容结构化程度高、技能需求全面详细:招聘广告具有较为一致的文本结构,包含招聘岗位的工作内容、任职资格、能力要求等方面,能够较为全面地反映不同职业的技能要求。

本研究从中国三个具有代表性的互联网招聘平台(前程无忧、智联招聘、BOSS直聘)筛选职业技能数据。2024年,这三个招聘平台累计月活跃用户数量超过9 000万,为1 000种以上的岗位类别提供招聘服务。我们爬取了2024年5—6月超过200万条的招聘数据,并以此为基础通过文本分析对职业技能进行测量。

2. 调查数据分析

互联网大数据虽然能反映劳动力市场技能需求的状况,但无法从微观层面对劳动力市场的后果进行分析,因此,我们使用了中国综合社会调查(CGSS)2017年、2018年、2021年、2023年的数据作为微观分析的主要数据。之所以选择这几年的数据,是因为2015年5月国务院公布了《中国制造2025》计划,之后,中国制造业开始向高技术、高附加值的方向发展,产业升级的步伐加快,技术变革的影响也不断深入,这四期数据更能反映技术变革时代中国劳动力市场的分层状况。本文的研究对象为城市劳动力市场,因此我们将样本限制为18—59岁有非农工作经历且当前正从事非农工作的受访者。在剔除不符合要求和包含缺失值的样本之后,最终纳入分析的样本为12 819个。²

3. 主要变量

(1) 因变量

本文的因变量是劳动者多方面的劳动力市场后果,包含就业风险、工作收入、工作状况、社会保障等四个方面。除就业风险外,其他三个变量的样本范围仅限于当前在职的受访者。

2. 本文的实证分析包含劳动力市场后果的不同方面,由于不同因变量的缺失情况存在差异,因此在具体分析时样本量略有不同。

就业风险主要是指劳动者在工作获得和工作过程中所面临的不确定性和不连续的状况。结合已有研究,我们将“就业风险”操作化为三类风险:失业风险、兼职风险和契约风险(朱斌,2022;张顺、吕风光,2024)。其中,失业风险是指劳动者当前是否处于失业状态,因此,我们将受访者因个人或单位原因失业的状况视为面临失业风险。兼职风险即劳动者当前工作并非全职,包括无固定雇主劳动者和临时工。契约风险是指劳动者与雇主并未签订劳动合同。劳动者如果面临以上任一风险,就被认为面临就业风险,编码为1,无任何风险则编码为0。

工作收入是劳动者工作回报的直接体现。为避免工作时长对收入的影响,我们把时薪作为衡量收入的因变量。时薪为单位时间的工资收入,我们对其进行了对数化处理。

工作状况是用劳动者超时工作的情况进行测量。《中华人民共和国劳动法》规定,“国家实行劳动者每日工作时间不超过八小时、平均每周工作时间不超过四十四小时的工时制度”。因此,我们将周工作时长44小时作为标准,超过44小时则被视为存在超时工作,编码为1,工作时长少于或等于44小时则编码为0。

社会保障反映了劳动者得到的社会保障的状况。由于数据限制,我们选择劳动者是否参加城乡基本养老保险、医疗保险作为社会福利的测量指标。同时参加了养老保险和医疗保险的编码为1,其他情况编码为0。

(2) 自变量

本文的关键自变量为职业技能,这一变量主要通过大数据分析获得。技能类别的建构过程主要分为三步:

首先是从招聘广告的文本数据中提取技能词。为了从近230万条招聘文本中高效、准确地提取出技能信息,本文引入预训练大语言模型³完成技能关键词的自动抽取任务。具体来说,研究者通过设计提示词(见图1)引导模型从非结构化的招聘文本中识别结构化的岗位信息,然后将模型提取的专业知识、专业技能、操作工具、职业能力和非认知能力要求作为这条招聘文本的核心技能词。

第二步是对所有提取的技能词进行主题建模分析。本文采用隐含狄利克雷分布(Latent Dirichlet Allocation, LDA)模型对技能词进行无监

3. 本研究使用的大语言模型为 DeepSeek V3。模型详细介绍见 DeepSeek 官方 API 文档: <https://api-docs.deepseek.com/zh-cn/>。

用户将提供一段岗位描述。请从中解析出下列信息。每个短语的长度应控制在 10 个字以内,要求尽可能使用文本中已有的词汇,避免出现文本中没有出现的新词:

1. 岗位任务与职责
2. 相关工作经验
3. 所需专业知识(如:计算机科学、市场营销、美术设计等)
4. 所需专业技术(如:编程语言、数据分析工具、文档管理软件等)
5. 所需操作的工具(如:电脑、卡尺等)
6. 所需职业能力(如:驾驶、维修、系统分析、书面理解、团队管理等)
7. 所需非认知能力(如:沟通能力、团队合作等)

示范输入:

招聘软件工程师,负责数据库的开发和运营。要求具备计算机科学相关专业知识,熟练掌握 Python、Java 等编程语言,具备良好的问题解决能力和团队合作精神,有 3 年以上数据库工作经验,本科及以上学历。

示范输出:

```
{  
  "岗位任务与职责": ["数据库开发", "数据库运营"]  
  "相关工作经验": ["数据库工作经验"]  
  "专业知识": ["计算机科学"],  
  "专业技术": ["Python", "Java"],  
  "操作工具": ["个人电脑"]  
  "职业能力": ["数据库开发"]  
  "非认知能力": ["问题解决能力", "团队合作精神"]  
}
```

图 1:职业技能词抽取提示词设计

督建模。LDA 是一种生成式概率模型(Blei, *et al.*, 2003; Blei, 2012),常用于从大规模语料库中识别潜在的主题结构。LDA 模型假定语料库中的每篇文档由若干主题构成,每个主题则由一组具有高度共现性的关键词构成。LDA 模型能够基于技能词在不同招聘文本中的共现模式,自动学习若干个技能主题,每个技能主题反映了一种技能类型,主题下的高频关键词即为这种技能类型的代表性技能。通过这一过程,我们可以将招聘文本中出现的所有技能词聚类为若干技能主题。

除了对语料库中出现的所有技能词进行无监督聚类外,LDA 模型还为每条招聘文本输出一个主题概率分布向量:

$$\theta_d = (\theta_{d1}, \theta_{d2}, \dots, \theta_{dk})$$

其中, θ_{dk} 表示文档 d 属于第 k 个技能主题的概率权重,反映了该岗位

对技能主题 k 的需求强度。 θ_{dk} 越大,说明技能 k 在招聘文档 d 的描述中越重要。对于职业类别 j ,本研究首先取该职业下所有招聘文档集合 D_j ,并对每个主题概率取平均值:

$$S_{jk} = \frac{1}{|D_j|} \sum_{d \in D_j} \theta_{dk}$$

得到职业 j 在 k 个技能主题上的平均需求强度向量 $S_j=(S_{j1}, S_{j2}, \dots, S_{jk})$ 。这一职业技能指标直接来自无监督机器学习模型的概率输出,而不是基于人工赋权或词频计算,因而能够避免先入为主的理论预设与研究偏见,较为客观地反映不同职业间技能需求的实际差异。

为确定合适的主题数量,本研究根据模型的困惑度(Perplexity)和主题一致性(Coherence)指标(Griffiths and Steyvers, 2004; Newman, *et al.*, 2010),再结合类别划分的实际意义,最终将职业技能划分为 19 个小类(见表 1)。然而,这 19 个小类并不适合本文对劳动力市场技能分割的分析。因此,根据学界广泛使用的常规—非常规技能框架,我们进一步把技能小类归并为 6 个技能中类(Spitz-Oener, 2006; Acemoglu and Autor, 2011; 杨虎涛、冯鹏程, 2020)。如前文所述,在非常规技能中,以非常规的分析性技能和管理类技能为代表的抽象认知性技能在技术变革时代脱颖而出,具有更强的竞争力,并获得更高的技能溢价(Liu and Grusky, 2013; 杨虎涛、冯鹏程, 2020; Acemoglu and Restrepo, 2022; 王永钦、董雯, 2023)。为便于分析和检验理论,我们借鉴阿西莫格鲁和奥特尔(Acemoglu and Autor, 2011)的技能划分,将非常规的分析性技能和管理性技能合并为抽象认知性技能,其他技能则划为非抽象认知性技能(简称“其他技能”)⁴,由此得到了二分类的职业技能框架。

第三步是将大数据的技能得分与调查数据相匹配。本文将 CGSS 数据中的职业和招聘大数据中的职业统一按照国际标准职业分类代码 ISCO 88 进行编码,再将二者进行匹配,共得到 59 个职业类别的技能需求得分。在此基础上,我们对职业技能需求按两种方式进行处理:一是

4. 阿西莫格鲁和奥特尔(Acemoglu and Autor, 2011: 1078)认为:“广义而言,管理、专业和技术类职业主要承担抽象的、非常规性的认知任务;文职、行政和销售类职业主要承担常规性认知任务;生产及操作类职业主要承担常规性体力任务;而服务类职业则主要承担非常规性体力任务。”本文根据需要对其进行了简化,将技能分为抽象认知性技能和其他技能。之所以未将两类技能称为“高技能”与“低技能”,是因为本文认为技能类别之间难以直接比较高低关系,其主要区别在于技能抽象性。

表 1: 职业技能分类

技能小类	六分类	二分类
机械设计技能 医药化学技能 电子工程技能 软件开发技能	非常规认知:分析性	抽象认知性技能
财务经济技能 金融法务技能 美术设计技能 市场分析技能		
生产管理技能 工程管理技能 行政管理技能	非常规认知:管理性	
市场营销技能 新媒体运营技能 客户维护技能 销售服务技能	常规认知:市场性	非抽象认知性技能 (其他技能)
行政办公技能 客户服务技能	常规认知:行政性	
劳动服务技能	非常规体力性	
设备操作技能	常规体力性	

将其视为连续变量,把不同职业各类抽象认知性技能的得分加总作为其抽象认知性技能指数;二是将其作为二分变量,即当某个职业的抽象认知性技能总得分高于其他技能的总得分时,则把该职业视为抽象认知性技能职业。这两个变量分别作为职业技能的关键自变量,以增加实证分析的稳健性。

另外两个重要的自变量是制度分割的两个维度:工作单位和户籍类型。工作单位的所有制类型分为体制内和体制外两类,其中,体制内包括在党政机关、事业单位、国有企业工作的群体;户籍类型包括农村户籍和城镇户籍。

(3) 控制变量

为避免其他因素对分析的影响,本文还加入了一系列控制变量。根据经典明瑟收入方程(Mincer, 1974),我们控制了受访者的人力资本变量:受教育年限、工作经验⁵、工作经验的平方。性别、婚姻状况、健康状况

5. 工作经验是劳动者的工作年限,具体操作化方法为:工作经验 = 年龄 - 受教育年限 - 入学年龄。

况等人口学变量也作为控制变量被纳入。同时，我们也控制了政治身份、所在地区、访问年份等变量。主要变量的描述统计结果见表 2。

表 2: 主要变量描述统计

变量	百分比 / 均值	标准差
劳动力市场后果		
就业风险	40.3%	
时薪对数	2.954	1.013
超时工作	56.1%	
社会保障	70.9%	
技能指标		
抽象认知性技能指数	0.463	0.257
抽象认知性技能职业	42.1%	
其他技能职业	57.9%	
工作单位		
体制外	72.5%	
体制内	27.5%	
户籍类型		
农村户籍	48.8%	
城镇户籍	51.2%	
受教育年限	11.684	3.648
工作经验	19.882	11.828
工作经验平方	519.288	535.164
性别		
女性	42.4%	
男性	57.6%	
婚姻状况		
未婚	24.5%	
已婚	75.5%	
健康状况		
一般以下	5.4%	
一般及以上	94.6%	
政治身份		
非党员	87.3%	
党员	12.7%	
所在地区		
东部	47.2%	
东北	8.1%	
中部	25.4%	
西部	19.3%	

注: 统计量已加权。

(二) 分析方法

本文关注的技能指标是职业层次的变量, 劳动者的劳动力市场后果则是个体层次的变量。为避免层次谬误问题, 本文选择的分析方法是多层混合效应模型 (Mixed Effect Models)。当因变量为时薪对数时, 采用多层线性模型; 当其他二分变量作为因变量时, 采用多层 Logistic 模型。技能分割的基础模型形式如下:

$$g(Y_{ik}) = \beta_{0k} + \beta_1 danwei + \beta_2 hukou + \sum \beta_m X + \varepsilon_{ik} \quad (1)$$

$$\beta_{0k} = \alpha_0 + \lambda_0 skill_k + \mu_{0k} \quad (2)$$

其中, 模型 1 是个体层次模型, 在加入单位性质和户口两个制度变量的基础上, 还控制了个体层面的个人特征变量。 g 为连接函数, 可以为线性形式或 logit 形式。 β_{0k} 是截距项, 截距随职业类别的不同而存在差异。模型 2 是职业层次模型, 即模型 1 的截距受到职业层面抽象认知性技能指数 (或是否属于抽象认知性技能职业) 的影响。

除了探究劳动力市场后果是否受职业技能的影响外, 我们也需要考察这种技能的作用是否与现有的制度分割存在交互效应。因此, 在上述模型的基础上, 我们还需要构建技能分割的制度交互模型:

$$g(Y_{ik}) = \beta_{0k} + \beta_{1k} danwei + \beta_{2k} hukou + \sum \beta_m M + \varepsilon_{ik} \quad (3)$$

$$\beta_{0k} = \alpha_0 + \lambda_0 skill_k + \mu_{0k} \quad (4)$$

$$\beta_{1k} = \alpha_1 + \lambda_1 skill_k + \mu_{1k} \quad (5)$$

$$\beta_{2k} = \alpha_2 + \lambda_2 skill_k + \mu_{2k} \quad (6)$$

与基础模型不同, 交互模型认为单位性质与户籍类型的系数 (β_{1k} 与 β_{2k}) 并非固定, 同样会受到职业的抽象认知性技能指数 (或是否属于抽象认知性技能职业) 的影响。换言之, 职业技能对因变量的作用在不同单位或户籍中也有所不同。

四、模型分析结果

(一) 作为市场分割维度的技能

首先是基于基础模型分析职业技能是否已成为劳动力市场分割的维度。我们对劳动力市场四个方面的后果进行分析, 分别是就业风险、时薪、超时工作和社会保障。其中, 除了时薪是连续变量, 采用多层线性模型分析之外, 其他三个变量都是二分变量, 采用多层 Logistic 模型分析。每个因变量的分析都将职业技能变量分别作为连续变量 (抽象认知

性技能指数)或二分变量(是否为抽象认知性技能职业)加入模型。分析结果如表 3、图 2、图 3 所示。

表 3:技能分割基础模型分析结果

	就业风险		时薪(对数)		超时工作		社会保障	
	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)
抽象认知性技能指数	-1.022** (0.348)		0.530*** (0.082)		-0.820*** (0.215)		0.568*** (0.172)	
抽象认知性技能职业		-0.407* (0.176)		0.246*** (0.052)		-0.493*** (0.118)		0.200* (0.115)
工作单位	-0.718*** (0.135)	-0.717*** (0.136)	0.039 (0.037)	0.038 (0.037)	-0.695*** (0.067)	-0.689*** (0.067)	0.665*** (0.080)	0.663*** (0.080)
户籍类型	-0.306** (0.098)	-0.306** (0.098)	0.210*** (0.031)	0.210*** (0.031)	-0.414*** (0.079)	-0.413*** (0.079)	0.279*** (0.069)	0.279*** (0.069)
受教育年限	-0.097*** (0.013)	-0.097*** (0.013)	0.076*** (0.006)	0.077*** (0.006)	-0.074*** (0.013)	-0.073*** (0.013)	0.177*** (0.014)	0.178*** (0.014)
工作经验	-0.026** (0.010)	-0.026** (0.010)	0.029*** (0.006)	0.030*** (0.006)	0.014 (0.008)	0.014 (0.008)	0.086*** (0.008)	0.086*** (0.008)
工作经验平方	0.001* (0.000)	0.001* (0.000)	-0.001*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	-0.001** (0.000)	-0.001** (0.000)
性别	-0.048 (0.063)	-0.049 (0.063)	0.278*** (0.032)	0.279*** (0.032)	0.379*** (0.044)	0.376*** (0.043)	-0.015 (0.048)	-0.017 (0.047)
婚姻状况	-0.199*** (0.056)	-0.199*** (0.056)	0.014 (0.038)	0.014 (0.038)	0.129* (0.062)	0.128* (0.063)	0.187** (0.067)	0.187** (0.067)
健康状况	-0.126+ (0.069)	-0.126+ (0.069)	0.196*** (0.050)	0.196*** (0.050)	-0.120 (0.102)	-0.120 (0.102)	0.006 (0.076)	0.006 (0.076)
政治身份	0.121 (0.098)	0.120 (0.098)	0.099** (0.034)	0.098** (0.034)	-0.049 (0.070)	-0.044 (0.070)	0.503*** (0.112)	0.502*** (0.113)
地区								
东北	0.655*** (0.129)	0.655*** (0.129)	-0.442*** (0.034)	-0.444*** (0.034)	0.354*** (0.082)	0.356*** (0.083)	-1.072*** (0.087)	-1.072*** (0.087)
中部	0.221 (0.145)	0.221 (0.145)	-0.345*** (0.026)	-0.346*** (0.025)	0.172** (0.065)	0.174** (0.065)	-0.465*** (0.088)	-0.464*** (0.088)
西部	0.610*** (0.076)	0.611*** (0.076)	-0.504*** (0.051)	-0.504*** (0.051)	0.123+ (0.074)	0.125+ (0.074)	-0.817*** (0.091)	-0.817*** (0.091)

(接表 3)

	就业风险		时薪(对数)		超时工作		社会保障	
	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)
年份								
2018 年	-0.148**	-0.148**	0.143***	0.144***	0.041	0.041	0.016	0.016
	(0.057)	(0.057)	(0.023)	(0.023)	(0.054)	(0.054)	(0.069)	(0.069)
2021 年	-0.098	-0.099	0.217***	0.217***	0.415***	0.414***	0.126+	0.128+
	(0.139)	(0.139)	(0.028)	(0.029)	(0.072)	(0.073)	(0.072)	(0.072)
2023 年	0.155	0.154	0.283***	0.284***	0.296**	0.295**	0.149	0.150
	(0.152)	(0.152)	(0.040)	(0.040)	(0.099)	(0.099)	(0.125)	(0.125)
截距	1.879***	1.576***	1.163***	1.304***	1.471***	1.291***	-2.835***	-2.658***
	(0.273)	(0.259)	(0.119)	(0.116)	(0.205)	(0.201)	(0.230)	(0.219)
随机效应	0.258***	0.299***	0.016***	0.020***	0.109***	0.101***	0.067*	0.089**
	(0.067)	(0.067)	(0.004)	(0.005)	(0.029)	(0.029)	(0.026)	(0.029)
ICC	0.073	0.083	0.021	0.026	0.032	0.030	0.020	0.026
N	12 819		10 213		11 783		12 082	

注: 1. 变量“工作单位”“户籍类型”“性别”“婚姻状况”“健康状况”“政治身份”“所在地区”“年份”的参照组分别为“体制外”“农村户籍”“女性”“未婚”“非党员”“东部”“2017年”。

2.+ $p < 0.10$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$; 模型已加权。

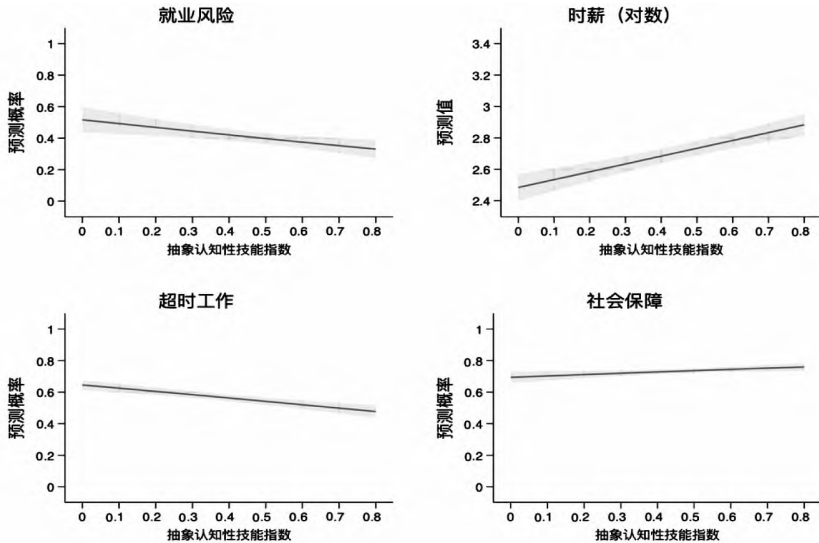


图 2: 抽象认知性技能指数与劳动力市场后果

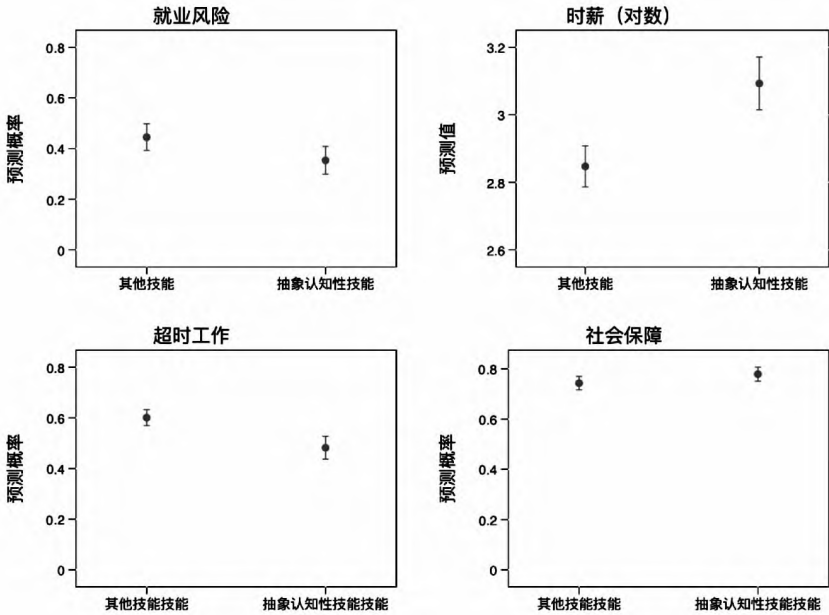


图 3: 不同技能需求职业与劳动力市场后果

表 3 的统计分析结果显示, 无论是抽象认知性技能指数还是抽象认知性技能职业变量, 都对劳动力市场不同方面的后果有类似的影响。具体而言, 技能变量对就业风险的系数为负, 表明职业的抽象认知性技能需求越高, 劳动者的就业风险就越低, 需要抽象认知性技能的职业面临的就业风险也更低。在时薪方面, 从事需要更高抽象认知性技能职业的劳动者, 其单位时间的薪资水平也更高; 在工作状况方面, 需要抽象认知性技能的职业工作的劳动者出现超时工作的可能性更低; 在社会保障方面, 高抽象认知性技能需求职业的劳动者参与社会保障的概率更高。

图 2 与图 3 更加直观地展示了不同技能需求的职业之间的差异。在图 2 中, 职业的抽象认知性技能指数与就业风险、超时工作可能性之间呈负向相关, 而与时薪、社会保障之间呈正向相关。在图 3 中, 不同技能需求的职业在四个劳动力市场后果上存在差异, 其中, 时薪和超时工作方面的差异尤为明显。这反映出当前中国劳动力市场确实是沿着技能这一维度形成了两种境况迥异的职业群体。在一系列劳动力市场后果方面, 以非常规的分析性和管理性技能为代表的需要更高竞争力技

能的职业与其他技能需求的职业之间呈现显著差异。与后者相比,从事前者的劳动者面临的就业风险更低,相同劳动时间下的工资收入更高,超时工作的可能性更低,享受的社会福利保障也更好。

在其他关键自变量中,单位性质和户籍类型都对劳动力市场后果有不同程度的影响。除了对时薪的影响不显著外,在体制内工作的劳动者面临的就业风险更低,超时工作可能性更小,社会保障参与率也更高。这也与过往关于所有制分割的研究结论一致,显示出再分配权力带来的劳动力市场后果的分化,尤其体现在体制内外的工作在稳定性、社会福利等方面的差异(周扬、谢宇,2019;朱斌,2022)。户籍类型的作用也非常显著,与农村户籍相比,城镇户籍劳动者在各个劳动力市场后果的指标方面都具有明显优势。这些结果共同显示了当前中国劳动力市场多种分割维度并存的状态,从假设 1.1 到假设 1.4 都得到不同程度的支持。

(二)技能分割的制度调节

那么,技能带来的劳动力市场后果的差异是否会受到传统制度分割的影响呢?为了检验技能分割的制度庇护假设,我们在基础模型中进一步加入技能指标与工作单位、户籍类型的交互项,得到的结果如表 4、图 4、图 5 所示。

表 4:技能分割的制度交互模型分析结果

	就业风险		时薪(对数)		超时工作		社会保障	
	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)
抽象认知性技能指数	-1.214** (0.400)		0.508*** (0.109)		-1.137*** (0.278)		0.454* (0.194)	
抽象认知性技能职业		-0.721** (0.236)		0.246*** (0.061)		-0.749*** (0.184)		0.208 (0.163)
工作单位	-1.526*** (0.206)	-1.048*** (0.139)	0.198** (0.073)	0.125** (0.044)	-0.897*** (0.176)	-0.774*** (0.097)	0.765*** (0.171)	0.666*** (0.100)
户籍类型	-0.225 (0.147)	-0.353*** (0.088)	0.110* (0.050)	0.173*** (0.032)	-0.595*** (0.126)	-0.532*** (0.074)	0.218 (0.134)	0.353*** (0.080)
工作单位×抽象认知性技能指数/职业	1.800*** (0.400)	0.864*** (0.212)	-0.332* (0.145)	-0.205** (0.074)	0.410 (0.326)	0.195 (0.147)	-0.245 (0.318)	-0.029 (0.161)
户籍类型×抽象认知性技能指数/职业	-0.426 (0.291)	-0.118 (0.189)	0.261* (0.128)	0.140* (0.071)	0.345 (0.219)	0.259* (0.110)	0.336 (0.277)	0.041 (0.144)

(接表 4)

	就业风险		时薪(对数)		超时工作		社会保障	
	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)
控制变量	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
截距	2.002*** (0.272)	1.655*** (0.254)	1.171*** (0.131)	1.300*** (0.119)	1.631*** (0.206)	1.377*** (0.199)	-2.844*** (0.224)	-2.707*** (0.216)
随机效应	略	略	略	略	略	略	略	略
ICC	0.079	0.093	0.022	0.024	0.030	0.029	0.012	0.018
N	12 819		10 213		11 783		12 082	

注:1. 变量“工作单位”“户籍类型”的参照组分别为“体制外”“农村户籍”。

2. + p < 0.10, * p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001;模型已加权。

表 4 的统计结果显示, 抽象认知性技能指数或抽象认知性技能职业的主效应方向与基础模型的结果基本一致。

接下来我们重点关注工作单位、户籍类型与主效应的交互项。

首先是所有制分割对技能回报的影响。我们可以看到, 技能与工作单位的交互效应在就业风险与时薪这两个指标上表现显著。在就业风险方面, 技能与工作单位的交互项效应为正, 而技能主效应为负, 这表明抽象认知性技能降低就业风险的作用在体制内受到削弱。主效应与交互项系数之和接近于 0, 即对于体制内劳动者来说, 职业间的技能差异并不会导致就业风险上的差别。从图 4 也能看出, 不同技能的职业在就业风险上的差异主要体现在体制外的就业群体中, 而在体制内, 两者几乎不存在差异。在时薪方面, 技能与工作单位交互效应与技能主效应正负相反, 同样反映出抽象认知性技能在收入回报上的优势受到一定程度的削弱。图 4 显示, 对体制内的就业群体来说, 不同技能职业之间在收入上的差异远没有体制外显著。以上结果表明, 在体制内工作能够削弱抽象认知性技能劳动者与其他技能劳动者在市场回报上的差异, 尤其是在职业的风险性和收入回报方面。这与以往研究的结论相一致, 即与以市场机制为主导的体制外劳动力市场不同, 公有单位受到更大程度的制度合法化压力, 更倾向于构建相对稳定的劳动关系和更加完善的劳动保障制度, 从而规避市场化风险(周扬、谢宇, 2019; 朱斌, 2022)。也就是说, 制度分割确实降低了技能差异对体制内劳动者的冲击, 起到某种程度上的庇护作用。假设 2.1 得到部分支持。

其次, 我们关注户籍分割对于技能回报的影响。户籍类型与技能的

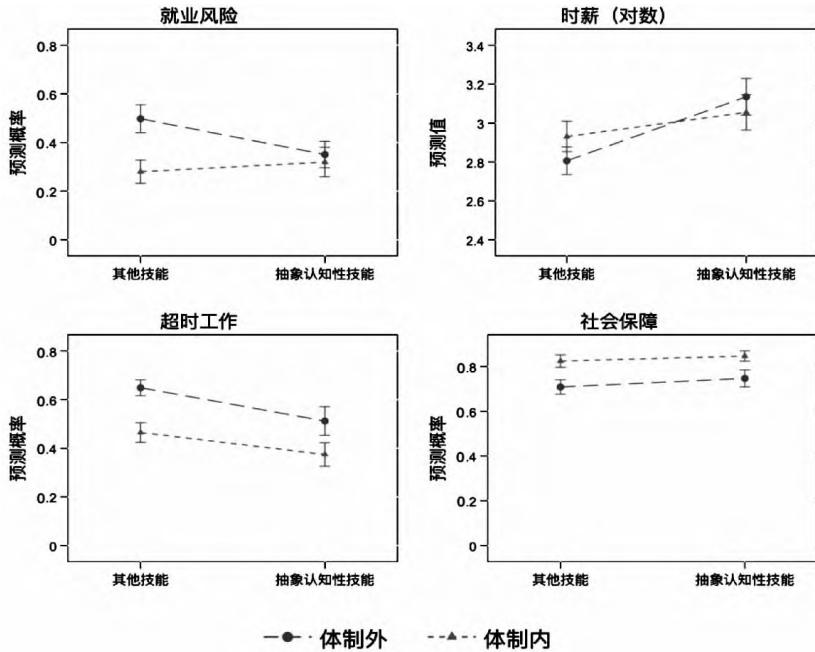


图 4: 体制内外: 不同技能需求职业与劳动力市场后果

交互项仅在时薪这一指标上显著,在超时工作指标上仅部分显著,其他指标均不显著。值得注意的是,时薪方面交互项系数与技能主效应一致(均为正)。这表明,对于拥有城镇户籍的劳动者而言,不同技能之间的收入差异反而更大了。户籍分割在收入指标上并没有“庇护”城镇户籍劳动者,反而拉大了收入差距,这是为什么呢?这一结果其实也不难理解。一般而言,农村户籍劳动者更多从事的是较低竞争力技能需求的职业,较少有机会进入抽象认知性技能职业,收入也更容易受“天花板效应”影响,难以取得更高的突破(林易,2010;程诚、边燕杰,2014)。从图 5 的时薪模块可以看出,即使是同样在抽象认知性技能部门工作,城镇户籍劳动者的收入也要明显高于农村户籍劳动者,且二者差距比在其他技能部门更加明显。因此,技能溢价及其带来的技能收入回报的差异在城镇户籍劳动者内部反而更为显著。此外,城镇户籍劳动者在超时劳动方面的技能回报差异要略小于农村户籍劳动者。图 5 显示,在抽象认知性技能的职业中,不同户籍类型劳动者在超时劳动上的差异不再显著。而在其他指标上,城乡劳动者的技能回报则无明显差异。从这一

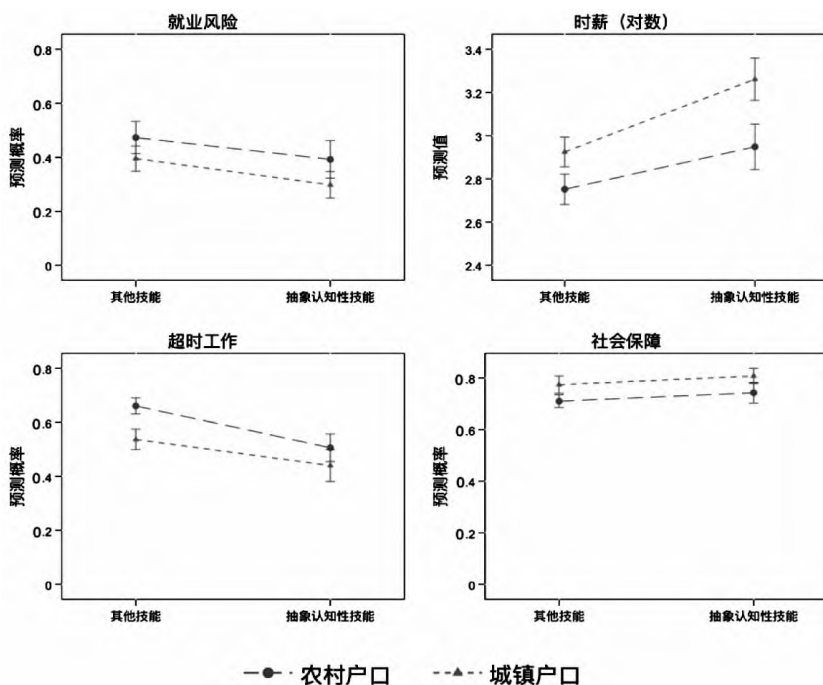


图 5: 城乡户籍: 不同技能需求职业与劳动力市场后果

结果可以看出,城镇户籍对技能分割削弱假设(假设 2.2)并未得到有效支持,甚至在时薪方面出现扩大效应。这也提醒我们,中国劳动力市场具有多重分割的复杂性,传统分割维度与技能分割之间并非简单的庇护或强化关系,而是对不同的劳动力市场后果呈现异质性的互动关系。

(三) 补充分析: 受雇者与近期样本的职业技能回报

在以上的实证分析中,我们将所有类型的劳动者都纳入了劳动力市场后果的研究。这样做能够以职业为基础,在更大程度上把握技术变革时代劳动力市场分层的整体格局。然而,这种做法也存在一些问题。例如,本文的职业技能建构是基于互联网招聘大数据,而招聘数据仅限于受雇者,企业所有者和个体户自然不在受聘者之列。因此,以受雇者群体为主得到的职业技能需求能否代表各职业的全体劳动者,这个问题仍有待商榷。所以,本研究也增加了对受雇者群体的分析作为补充分析,以便能更精确地把握受雇者群体面临的市场分化后果,同时也可作为对主体部分的稳健性检验(参见表 5)。此外,针对调查数据与互联网

数据时间存在错位的情况，本文还选择最近两期数据(CGSS2021、CGSS2023)进行单独分析,以减小技能测量与劳动力市场后果间的时间差异(参见表6)。

表 5: 技能分割的制度交互模型分析结果(受雇者)

	就业风险		时薪(对数)		超时工作		社会保障	
	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)
抽象认知性技能指数	-1.333*** (0.356)		0.573*** (0.109)		-1.198*** (0.290)		0.494* (0.209)	
抽象认知性技能职业		-0.560** (0.190)		0.300*** (0.070)		-0.750*** (0.161)		0.189 (0.141)
工作单位×抽象认知性技能指数/职业	2.072*** (0.442)	0.947*** (0.255)	-0.391** (0.146)	-0.224** (0.073)	0.483 (0.324)	0.261+ (0.145)	-0.308 (0.321)	-0.061 (0.172)
户籍类型×抽象认知性技能指数/职业	-0.395 (0.328)	-0.163 (0.182)	0.279* (0.117)	0.135* (0.063)	0.307 (0.223)	0.235* (0.116)	0.359 (0.284)	0.053 (0.142)
N	10 420		8 268		9 481		9 723	

注:1. 变量“工作单位”“户籍类型”的参照组分别为“体制外”“农村户籍”。

2. + p < 0.10, * p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001;模型已加权。

表 6: 技能分割的制度交互模型分析结果(CGSS2021和CGSS2023数据)

	就业风险		时薪(对数)		超时工作		社会保障	
	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)
抽象认知性技能指数	-1.292** (0.486)		0.390* (0.189)		-1.430** (0.437)		0.456 (0.328)	
抽象认知性技能职业		-0.605* (0.282)		0.180+ (0.104)		-0.584* (0.245)		0.096 (0.180)
工作单位×抽象认知性技能指数/职业	1.270* (0.503)	0.609+ (0.316)	-0.251 (0.237)	-0.225+ (0.128)	0.584 (0.562)	0.368 (0.351)	0.234 (0.580)	0.310 (0.268)
户籍类型×抽象认知性技能指数/职业	-0.151 (0.488)	-0.002 (0.281)	0.348* (0.183)	0.188* (0.097)	0.842* (0.328)	0.439** (0.139)	0.431 (0.400)	0.004 (0.243)
N	3 958		3 087		3 410		3 700	

注:1. 变量“工作单位”“户籍类型”的参照组分别为“体制外”“农村户籍”。

2. + p < 0.10, * p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001;模型已加权。

可见,无论是针对受雇者群体(表5)还是2021年及其之后的样本(表6),都存在以技能为基础的职业分割和体制调节。虽然系数和显著性存在些许差异,但补充分析的结果与本文的主要结论保持高度一致,

进一步验证了本研究主体结论的稳健性。

五、结论与讨论

新一轮技术变革正在席卷世界，并深刻影响着各国的劳动力市场结构，职业技能在市场资源分配中的作用也不断突出。研究者一方面表达出对技术变革带来“技术性失业”的担忧，另一方面则开始关注因技能差异导致的劳动力市场分化及其不平等后果。改革开放以来，中国经历了轰轰烈烈的市场化改革和工业化进程，在经济协调制度、社会组织方式、社会治理、社会结构等方面都出现了巨大变革。同时，最近十几年，以信息技术、工业机器人和人工智能为代表的新兴技术也在中国迅速推进，对产业和职业结构产生了日益广泛的影响。正如李培林（2021）所说，中国的现代化过程是一种跨越式发展和不同发展阶段的叠加过程。在此背景下，中国劳动力市场受到传统分层秩序与技能要素溢价的双重影响，呈现出更为复杂和变动的局面。本文把互联网大数据与微观调查数据相结合，试图系统分析当前劳动力市场是否形成了以职业技能为基础的分割，以及这种技能分割与传统制度分割维度之间存在怎样的关联。

通过分析，本文可以归纳出以下两个基本结论：

首先，技能在劳动力市场资源分配中的作用已经凸显，技能回报的差异带来了劳动力市场的结构性分化。在一系列劳动力市场后果方面，满足抽象认知性技能需求的劳动者处于优势地位。与从事其他技能需求职业的劳动者相比，这些群体面临更低的就业风险，具有更高的工作收入，享有更少的超时工作，并得到更全面的社会保障。这些优势在考虑其人力资本和制度分割差异的情况下依然存在。这与本文的假设 1.1 与 1.2 相一致。

其次，技能维度与传统的制度分割存在异质性的交织关系，形成了中国劳动力市场的多重分割格局。尤其是对公有部门劳动者而言，再分配权力在中国劳动力市场中依然在发挥作用。在单位传统的延续与制度合法性的要求下，体制内劳动力市场对技能驱动的市场分层起到一定程度的缓冲作用。这体现在，与体制外工作相比，体制内不同技能要求的岗位在就业风险和工作收入方面的差异更小。技术变革及其带来的技能溢价更多影响了市场部门，公有部门则“成为一把巨大的‘保护

伞’，避免其共同体内部成员受到外部经济冲击”(周扬、谢宇,2019:206)。不过,户籍制度并未像单位体制那样起到削弱技能后果差异的作用。随着户籍制度的改革和农业人口市民化进程的推进,户籍对劳动力市场后果的影响逐渐减弱,城镇户籍劳动者也没能避开技能溢价的冲击。在收入回报上,城镇劳动者由职业技能差异带来的收入差距甚至更大。因此,尽管中国劳动力市场的多重分割导致了不同类型的内部劳动力市场的出现,但它们对技能分层的抵御能力截然不同。这也反映了中国式现代化背景下“叠加式”社会转型的复杂性特征(李培林,2021)。

综上所述,本文对当前中国劳动力市场的技能分层进行了系统分析,并结合传统分层秩序探究了不同要素之间的关联。本研究的发现支持了技能作为劳动力市场分割维度的假设,即劳动力市场形成了以技能竞争力为区分的结构分化,具有更高竞争力的抽象认知性技能劳动者在市场回报获得上占据优势。同时,技能分割与传统分割维度相互交织,形成一种多重分割格局。其中,体制内工作能够削弱抽象认知性技能劳动者与其他技能劳动者在市场后果方面上的差异,形成制度庇护;城镇户籍劳动者在收入上会增大技能回报的差异。伴随着以生成式人工智能为代表的技术革新对传统的产业与职业结构的加速冲击,劳动力市场的技能需求也会不断发生变化(Acemoglu, *et al.*, 2022)。技能类别和不同技能的市场回报都会在这一过程中发生变动。然而,越是如此,作为一种分层维度,技能本身对塑造劳动力市场分层秩序的作用越可能会进一步提高。这也需要我们持续关注 and 进行更加深入的研究。

当然,本文也存在一些不足。首先是互联网大数据与调查数据的结合问题。线上招聘数据具有即时性和动态性的特征,能够捕捉当前劳动力市场技能需求的最新状况,但微观数据具有一定的滞后性,二者在时间上存在差异。同时,基于初夏一个时间段的招聘数据获得的结果可能不具备全年的代表性,因此,需要在更多的线上数据收集完成和更新的调查数据公布之后,再来检验当前的数据分析结果是否依然成立。其次,本文把职业作为连接大数据与微观数据的基本单位,分析因此也主要是在职业层次上展开。而在现实中,职业技能与个体实际技能可能存在差异,这些差异既可能是再生产机制的作用,也可能是由技能错配带来的,这都需要后续研究进一步检验它们对最终结论的影响。最后,正如前文所言,技能壁垒是劳动力市场技能分割形成的重要基础,不同技

能职业之间的流动状况则直观反映了技能壁垒的强弱。本文关注的重点在于技能回报的差异，因此只考虑了劳动力市场的静态结果而非动态的职位晋升与工作流动。技能分割是否带来了劳动者在不同技能需求的职业间流动的阻碍？这种阻碍是否形成了基于技能发展、职业阶梯和封闭机制的流动集群？这些问题都有待后续研究加以分析。

参考文献 (References)

- 边燕杰、李路路、李煜、郝大海.2006.结构壁垒、体制转型与地位资源含量[J].中国社会科学(5):100-109.
- 蔡禾.2021.新中国城乡关系发展与当下面临的问题[J].社会学评论(1):18-28.
- 蔡禾、史宇婷.2016.劳动过程的去技术化、空间生产政治与超时加班——基于2012年中国劳动力动态调查数据的分析[J].西北师大学报(社会科学版)(1):14-24.
- 蔡跃洲、陈楠.2019.新技术革命下人工智能与高质量增长、高质量就业[J].数量经济技术经济研究(5):3-22.
- 陈贵富、韩静、韩恺明.2022.城市数字经济发展、技能偏向型技术进步与劳动力不充分就业[J].中国工业经济(8):118-136.
- 陈媛媛、张竞、周亚虹.2022.工业机器人与劳动力的空间配置[J].经济研究(1):172-188.
- 程诚、边燕杰.2014.社会资本与不平等的再生产——以农民工与城市职工的收入差距为例[J].社会(4):67-90.
- 董直庆、蔡啸、王林辉.2014.技能溢价：基于技术进步方向的解释[J].中国社会科学(10):22-40.
- 郭娟娟、张顺.2024.数字经济时代的劳动力市场分割与职业流动的收入效应[J].浙江社会科学(8):99-111.
- 郭凯明、杭静、颜色.2020.资本深化、结构转型与技能溢价[J].经济研究(9):90-105.
- 贺光烨、吴晓刚.2015.市场化、经济发展与中国城市中的性别收入不平等[J].社会学研究(1):140-165.
- 胡涟漪、盖庆恩、朱喜、郭士祺.2024.中国职业技能结构转型：任务内容的视角[J].经济研究(1):188-207.
- 贾根良.2016.第三次工业革命与工业智能化[J].中国社会科学(6):87-106.
- 李汉林、李路路.1999.资源与交换——中国单位组织中的依赖性结构[J].社会学研究(4):46-63.
- 李路路、朱斌、王煜.2016.市场转型、劳动力市场分割与工作组织流动[J].中国社会科学(9):126-145.
- 李培林.2021.中国式现代化和新发展社会学[J].中国社会科学(12):4-21.
- 李培林、李炜.2010.近年来农民工的经济状况和社会态度[J].中国社会科学(1):119-131.
- 林易.2010.“凤凰男”能飞多高——中国农转非男性的晋升之路[J].社会(1):88-108.
- 刘甲楠、邢春冰.2024.人工智能、劳动力需求与人力资本投资[J].人口研究(1):68-84.
- 刘思达.2023.新发展格局下的当代中国职业研究——从劳动分工到专业技能[J].中国社会科学(4):63-82.
- 卢晶亮.2018.城镇劳动者工资不平等的演化：1995—2013[J].经济学(季刊)(4):1305-1328.
- 亓寿伟、刘智强.2009.“天花板效应”还是“地板效应”——探讨国有与非国有部门性别

- 工资差异的分布与成因[J].数量经济技术经济研究(11):63-77.
- 王林辉、胡晟明、董直庆.2020.人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗——模型推演与分类评估[J].中国工业经济(4):97-115.
- 王林辉、胡晟明、董直庆.2022.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[J].管理世界(7):60-79.
- 王林辉、钱圆圆、宋冬林、董直庆.2023.机器人应用的岗位转换效应及就业敏感性群体特征——来自微观个体层面的经验证据[J].经济研究(7):69-85.
- 王林辉、钱圆圆、周慧琳、董直庆.2023.人工智能技术冲击和中国职业变迁方向[J].管理世界(11):74-95.
- 王林辉、袁礼.2018.有偏型技术进步、产业结构变迁和中国要素收入分配格局[J].经济研究(11):115-131.
- 王天夫、崔晓雄.2010.行业是如何影响收入的——基于多层线性模型的分析[J].中国社会科学(5):165-180.
- 王星.2022.从技能经济学到技能社会学:技能形成研究的多元面向[J].社会学评论(4):33-53.
- 王永钦、董雯.2020.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(10):159-175.
- 王永钦、董雯.2023.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(11):45-64.
- 吴彬彬、章莉、孟凡强.2020.就业机会户籍歧视对收入差距的影响[J].中国人口科学(6):100-111.
- 谢桂华.2007.农民工与城市劳动力市场[J].社会学研究(5):84-110.
- 谢嗣胜、姚先国.2006.农民工工资歧视的计量分析[J].中国农村经济(4):49-55.
- 徐舒.2010.技术进步、教育收益与收入不平等[J].经济研究(9):79-92.
- 许怡、叶欣.2020.技术升级劳动降级?——基于三家“机器换人”工厂的社会学考察[J].社会学研究(3):23-46.
- 杨虎涛、冯鹏程.2020.去技能化理论被证伪了吗?——基于就业极化与技能溢价的考察[J].当代经济研究(10):50-63.
- 杨蕙馨、李春梅.2013.中国信息产业技术进步对劳动力就业及工资差距的影响[J].中国工业经济(1):51-63.
- 姚先国、周礼、来君.2005.技术进步、技能需求与就业结构——基于制造业微观数据的技能偏态假说检验[J].中国人口科学(5):47-53.
- 余玲铮、魏下海、孙中伟、吴春秀.2021.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(1):47-59.
- 张桂金、张东.2019.“机器换人”对工人工资影响的异质性效应:基于中国的经验[J].学术论坛(5):18-25.
- 张海东、袁博.2024.中国城市劳动力市场的双重二元分割——理论模型与实证检验[J].社会学研究(3):158-181.
- 张海鹏.2019.中国城乡关系演变70年:从分割到融合[J].中国农村经济(3):2-18.
- 张顺、吕风光.2024.数字时代的就业风险分配:制度主义的视角[J].社会学研究(5):90-112.
- 张咏雪.2024.从自动化技术到生成式人工智能——技术对劳动者影响的技能异质性研究[J].社会学研究(4):69-91.
- 周广肃、李力行、孟岭生.2021.智能化对中国劳动力市场的影响——基于就业广度和强度的分析[J].金融研究(6):39-58.
- 周扬、谢宇.2019.二元分割体制下城镇劳动力市场中的工作流动及其收入效应[J].社会(4):186-209.

- 朱斌.2022. 稳定化与结构化——新制度主义视角下的中国劳动力市场变化(2006—2017)[J].社会学研究(2):1-22.
- Acemoglu, Daron. 2002. “Technical Change, Inequality, and the Labor Market.” *Journal of Economic Literature* 40(1): 7-72.
- Acemoglu, Daron. 2003. “Patterns of Skill Premia.” *The Review of Economic Studies* 70(2): 199-230.
- Acemoglu, Daron and David Autor. 2011. “Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings.” In *Handbook of Labor Economics* (4), edited by O. Ashenfelter and D. E. Card. Amsterdam: Elsevier: 1043-1171.
- Acemoglu, Daron, David Autor, Jonathon Hazell, and Pascual Restrepo. 2022. “Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies.” *Journal of Labor Economics* 40 (S1): S293-S340.
- Acemoglu, Daron and Pascual Restrepo. 2018. “The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment.” *American Economic Review* 108(6): 1488-1542.
- Acemoglu, Daron and Pascual Restrepo. 2020. “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets.” *Journal of Political Economy* 128(6): 2188-2244.
- Acemoglu, Daron and Pascual Restrepo. 2022. “Tasks, Automation, and the Rise in U.S. Wage Inequality.” *Econometrica* 90(5): 1973-2016.
- Althausen, Robert P. and Arne L. Kalleberg. 1981. “Firms, Occupations, and the Structure of Labor Markets: A Conceptual Analysis.” In *Sociological Perspectives on Labor Markets*, edited by I. Berg. New York: Academic Press: 119-149.
- Autor, David H. 2019. “Work of the Past, Work of the Future.” Working Paper 25588, National Bureau of Economic Research.
- Autor, David H., Lawrence F. Katz, and Alan B. Krueger. 1998. “Computing Inequality: Have Computers Changed the Labor Market?” *The Quarterly Journal of Economics* 113(4): 1169-1213.
- Bell, Daniel. 1973. *The Coming of Post-Industrial Society: A Venture in Social Forecasting*. New York: Basic Books.
- Blei, David M. 2012. “Probabilistic Topic Models.” *Communications of the ACM* 55(4): 77-84.
- Blei, David M., Andrew Y. Ng, and Michael I. Jordan. 2003. “Latent Dirichlet Allocation.” *Journal of Machine Learning Research* (3): 993-1022.
- Braverman, Harry. 1974. *Labor and Monopoly Capital: The Degradation of Work in the Twentieth Century*. New York: Monthly Review Press.
- Caroli, Eve and John Van Reenen. 2001. “Skill-Biased Organizational Change? Evidence from a Panel of British and French Establishments.” *The Quarterly Journal of Economics* 116(4): 1449-1492.
- Doeringer, Peter B. and Michael J. Piore. 1971. *Internal Labor Markets and Manpower Analysis*. Lexington, Mass: D. C. Heath and Company.
- Esping-Andersen, Gøsta. 1993. *Changing Classes: Stratification and Mobility in Post-Industrial Societies*. London: Sage.
- Fernandez, Roberto M. 2001. “Skill-Biased Technological Change and Wage Inequality: Evidence from a Plant Retooling.” *American Journal of Sociology* 107(2): 273-320.
- Frey, Carl Benedikt and Michael A. Osborne. 2017. “The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?” *Technological Forecasting and Social Change* 114: 254-280.
- Gathmann, Christina and Uta Schönberg. 2010. “How General is Human Capital? A Task-

- Based Approach.” *Journal of Labor Economics* 28(1):1-49.
- Goldin, Claudia and Lawrence F. Katz. 1998. “The Origins of Technology-Skill Complementarity.” *The Quarterly Journal of Economics* 113(3):693-732.
- Goldschmidt, Deborah and Johannes F. Schmieder. 2017. “The Rise of Domestic Outsourcing and the Evolution of the German Wage Structure.” *The Quarterly Journal of Economics* 132(3):1165-1217.
- Gordon, David M. 1996. *Fat and Mean: The Corporate Squeeze of Working Americans and the Myth of Managerial “Downsizing”*. New York: Free Press.
- Graetz, Georg and Guy Michaels. 2018. “Robots at Work.” *Review of Economics and Statistics* 100(5):753-768.
- Griffiths, Thomas L. and Mark Steyvers. 2004. “Finding Scientific Topics.” *Proceedings of the National Academy of Sciences* 101(suppl_1):5228-5235.
- Kalleberg, Arne L. and Steven P. Vallas. 2017. “Probing Precarious Work: Theory, Research, and Politics.” In *Precarious Work*, edited by Arne L. Kalleberg and Steven P. Vallas. Emerald Publishing Limited: 1-30.
- Kambourov, Gueorgui and Iouri Manovskii. 2009. “Occupational Specificity of Human Capital.” *International Economic Review* 50(1):63-115.
- Keynes, John Maynard. 1930. “Economic Possibilities for Our Grandchildren.” In *Essays in Persuasion*. London: Palgrave Macmillan UK: 321-332.
- Krueger, Alan B. 1993. “How Computers Have Changed the Wage Structure: Evidence from Microdata, 1984-1989.” *The Quarterly Journal of Economics* 108(1):33-60.
- Liu, Yujia and David B. Grusky. 2013. “The Payoff to Skill in the Third Industrial Revolution.” *American Journal of Sociology* 118(5):1330-1374.
- Mincer, Jacob. 1974. *Schooling, Experience, and Earnings*. New York: Columbia University Press.
- Mouw Ted, Arne L. Kalleberg, and Michael A. Schultz. 2024. “‘Stepping-Stone’ versus ‘Dead-End’ Jobs: Occupational Structure, Work Experience, and Mobility Out of Low-Wage Jobs.” *American Sociological Review* 89(2):298-345.
- Newman, David, Jey Han Lau, Karl Grieser, and Timothy Baldwin. 2010. “Automatic Evaluation of Topic Coherence.” In *Human Language Technologies: The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics*, edited by Ron Kaplan, Jill Burstein, Mary Harper, and Gerald Penn. Los Angeles, California: Association for Computational Linguistics: 100-108.
- Schor, Juliet B., William Attwood-Charles, Mehmet Cansoy, Isak Ladegaard, and Robert Wengronowitz. 2020. “Dependence and Precarity in the Platform Economy.” *Theory and Society* 49:833-861.
- Smith, D. Randall. 1983. “Mobility in Professional Occupational-Internal Labor Markets: Stratification, Segmentation and Vacancy Chains.” *American Sociological Review* 48(3):289-305.
- Spitz-Oener, Alexandra. 2006. “Technical Change, Job Tasks, and Rising Educational Demands: Looking Outside the Wage Structure.” *Journal of Labor Economics* 24(2):235-270.
- Sullivan, Paul. 2010. “Empirical Evidence on Occupation and Industry Specific Human Capital.” *Labour Economics* 17(3):567-580.

责任编辑:张 军