

人工智能技术进步有助于缓解劳动力市场教育错配

——来自“岗位-求职者”匹配数据的证据

于 航 李泓宇 张丹丹 张润博 李 强

目录

附录 I 相关文献梳理.....	1
附录 II “AI-LLM 暴露指数”构造说明.....	6
附录 III SOC 职业暴露度的呈现.....	13
附录 IV “岗位-求职者”匹配数据详细介绍.....	15
附录 V 有投递岗位与无投递岗位对比.....	17
附录 VI SOC 与 CIP 分类体系及具体匹配流程.....	19
附录 VII 不同聚合下的横向错配比例.....	20
附录 VIII 专业标准化过程的细节.....	21
附录 IX 缺失值的预测方法说明.....	22
附录 X 劳动力市场错配的异质性分析.....	23
附录 XI 技能提取过程中的提示词（Prompt）.....	27
参考文献.....	29

附录 I 相关文献梳理

本文的工作主要包括三部分：一是重构中国劳动力市场的大语言模型人工智能技术暴露度；二是梳理中国劳动力市场中的纵向、横向错配情况；三是探究大语言模型人工智能技术对劳动力市场错配情况的影响。本节分别就这三个方面进行相关文献的综述并讨论本文与已有文献的关系。

（一）大语言模型人工智能技术暴露度的测算

在人工智能技术深度融入经济社会的背景下，如何在保证时效性的同时精准、系统地测算其对产业结构、劳动力市场、岗位需求的实际影响，始终是学界与政策制定者面临的核心难题。目前研究大多通过暴露指数（Exposure Index）构建可量化的评估框架，将人工智能对特定对象（如岗位、行业、劳动群体）的“潜在影响程度”转化为直观数据，为精准衡量人工智能冲击提供了关键抓手。

梳理现有文献可见，人工智能技术暴露度的构建路径中，“基于工作任务”的方法占据主流地位。这一方法以 Autor *et al.*（2003）的“基于任务的工作模型”为理论基础，突破了传统“以职业为整体”的测算局限——首先将职业解构为一系列具体的、可执行的工作任务，在任务微观层面分析人工智能技术对人类劳动的替代可能性与替代程度，随后再依据统一的统计逻辑，将任务层面的测算结果向上整合，最终形成覆盖职业、地区等不同分析维度的的人工智能技术暴露度指标。

Felten *et al.*（2021）、Webb（2020）、Eloundou *et al.*（2024）通过任务匹配与文本语义方法，结合专家、大语言模型评分的方式，构建出职业层面的人工智能暴露度指数，以此量化美国不同职业、行业及地区面临的人工智能技术替代风险。其研究发现，人工智能对劳动力市场的影响并非局限于低技能岗位，反而更倾向于渗透高技能、认知密集型职业（如程序员、律师等），且这一替代趋势在中高薪资区间表现得尤为突出。在此基础上，张丹丹等（2025）进一步将该分析框架适配中国本土情境，依托海量招聘大数据，对 2018 年 1 月至 2024 年 5 月中国劳动力市场的动态变化展开系统追踪，并基于任务视角（task-based approach）系统构建了人工智能大语言模型暴露指数（AI-LLM exposure index）。研究结果显示，随着以大语言模型为核心的新一轮人工智能技术加速落地，中国劳动力需求增速逐步放缓，与此同时，整体劳动力市场的人工智能大语言模型暴露指数呈现出持续下降的态势。综合来看，这些研究均以任务层面的精细化量化分析为核心，不仅为解析 AI 技术的劳动替代效应提供了扎实的经验支撑，更清晰揭示了新技术正在从岗位需求、技能匹配等维度，深刻重塑劳动力市场的内在结构。与张丹丹等（2025）相比，本文就指数构建

过程进行了优化，将任务提取步骤从通过大语言模型直接从招聘广告文本中提取标准化任务拆解为具体任务提炼和利用 Sentence-BERT 框架与标准化任务匹配两个步骤，从而显著增加了指数过程的可解释性和可复现性，进一步增加了利用该指数进行分析得到的结论的严谨性和可靠性。

（二）劳动力市场错配

教育错配是指劳动者所受教育与工作岗位要求不匹配的现象，主要包括纵向错配（学历层次过高或过低，即过度教育或教育不足）和横向错配（所学专业与工作领域不对口）两种形式。大量研究表明，教育错配在各国劳动力市场中广泛存在，并带来显著的经济后果（Hartog, 2000）。例如，Duncan and Hoffman（1981）最早采用计量方法衡量过度教育的工资效应，发现相对于受教育程度恰好匹配岗位的劳动者，过度教育者的工资有明显劣势；随后 Verdugo and Verdugo（1989）的研究进一步证实了过度教育的“工资惩罚”效应。基于多国数据的荟萃分析表明，过度教育导致的工资损失平均约在 10%–20% 之间（Hartog, 2000），而教育不足劳动者反而因稀缺技能获得某种“工资溢价”（Verdugo and Verdugo, 1989）。与纵向错配相比，横向错配受到较少关注，对工资的影响相对较小且结论不一：Somers *et al.*（2019）对相关文献的系统综述表明，横向错配在普遍意义上存在“工资惩罚”效应，但仍有部分研究发现专业不对口并未显著降低工资水平。总体而言，横向错配的收入惩罚效应普遍弱于纵向错配（McGuinness, 2006; Robst, 2007）。

就测度方法而言，文献中对纵向错配的测量主要有三种方法：（1）工作分析法（job analysis）按照职业分类预先设定各职业所需的教育水平，将劳动者的受教育程度与该标准相比以判断是否错配，该方法最早由 Eckaus 在 1964 年提出。（2）统计或实际匹配法（realized matches）根据实际数据计算特定职业中从业者的平均或众数教育水平，并将个人教育水平与之比较，如高于一个标准差则视为过度教育（Verdugo and Verdugo, 1989），该方法在后续关于纵向教育错配的研究中被广泛应用。（3）自我评估法（self-assessment）直接询问劳动者所从事工作的所需学历或其自我感觉是否学非所用，从而识别错配情况（Verhaest and Omey, 2006）。对于横向错配，测量方法也类似，可以通过主观调查或客观匹配的方式判定。主观调查的核心思路在于由受访者界定自身的专业领域是否与工作相关联（Bender and Heywood, 2011; Bender and Roche, 2013; Robst, 2007）。客观匹配则是通过标准化工具或专业框架建立“专业-岗位”的匹配基准，目的是减少主观感知造成的偏差（Béduwé and Giret, 2011; Wolbers, 2003）。需要注意的是，不同测度方法会产生不同的错配发生率估计。就本文而言，考虑到提高结论的严谨性和透明性，本文对横向错配和纵向错配的定义均采用客观匹配的思路，详细定义方法将在第三部分具体介绍。

在中国，高等教育大众化进程加剧了教育错配问题的凸显。自1999年高校扩招以来，大学毕业生数量迅猛增长，但相应的高技能岗位增长相对滞后，导致“高学历人才供过于求”的结构失衡（李晓光等，2023）。近期研究估计，中国劳动力市场的学历层次错配率约为24%，专业错配率约为34%（李晓光等，2023），总计有接近三分之一的新毕业生从事的工作要么低于其受教育水平要求，要么与所学专业不符。从动态趋势看，教育错配可能并非短期过渡现象，有证据表明不少劳动者在整个职业生涯中持续面临学历或专业错配（李晓光等，2023；Wolbers，2003）。在影响方面，大量国内外文献聚焦于教育错配的工资效应和职业发展后果。总体而言，与学历匹配者相比，学历过度或专业不对口的劳动者起薪和后续工资增长均受抑制（李骏，2016；刘云波，2019；Tsai，2010）。例如，刘云波（2019）利用中国综合社会调查数据发现，过度教育使劳动者工资显著降低，而横向不对口对工资的影响不明显。不仅如此，一些研究揭示教育错配可能带来“疤痕效应”，影响劳动者的长期职业机会：李晓光（2024）的实验研究发现，简历中有过度教育经历的求职者收到的面试回复率显著偏低，表明学历层次错配会降低雇主对求职者能力的信心，造成持久的就业劣势。

教育错配的成因相当复杂，既有供给侧因素也有需求侧原因。供给方面，劳动力受教育结构迅速提升而岗位设置调整相对滞后，导致高校毕业生“高不成低不就”现象普遍（李晓光等，2023）。个人特征上，年轻人、职场新人往往因缺乏经验更容易出现就业初期的学历错配，而女性和移民群体的错配率也被观察到更高（Frank，1978；Green *et al.*，2007）。需求方面，一些用人单位可能存在对高学历求职者的偏见或担忧，例如认为“人才大材小用”会导致离职率上升，这在中国情境下也有所讨论。Kuhn and Shen（2013）的研究利用中国某大型招聘网站数据考察了用人单位是否会回避录用“学历过高”的求职者。结果显示，对于申请要求大专学历的岗位时，本科毕业生并未遭到显著歧视，但当大专学历求职者竞争要求中专或技校学历的岗位时，“学历过高”反而降低了其成功率。这表明学历纵向错配在一定情况下会对就业产生负面影响，也凸显了中国高校毕业生在就业市场中面临的结构性困难。

总的来看，既有文献充分揭示了教育错配现象的普遍性及其对个人薪资、就业机会的负面影响。然而，仍有若干方面值得进一步拓展。首先，大部分研究采用劳动力调查或毕业生调查数据，对宏观层面的错配比例和后果进行了分析，但缺乏对劳动力市场供需两端匹配过程的细致描绘。本文利用大规模在线招聘市场“岗位-求职者”投递匹配数据，能够从微观层面直接观察岗位要求与求职者教育背景之间的匹配情况，从而详细刻画当前中国劳动力市场教育错配的整体状况，弥补以往研究在供需匹配视角上的不足。其次，以往文献较少关注技术变革背景下教育错配的演进与影响。本文将这一要素纳入考察，通过匹配数

据直接分析新兴技术冲击如何改变劳动力市场的匹配效率，在教育错配研究领域提供了新的视角。

（三）技术进步、人工智能技术与劳动力市场错配

技术进步对劳动力市场的影响一直是经济学关注的核心议题。经典研究表明，20 世纪末的信息技术革命带来了技能偏向型技术变革，提高了高技能劳动的相对需求，扩大了不同技能劳动者之间的收入差距（Acemoglu and Autor, 2011）。Autor *et al.*（2003）提出的基于任务的技术变迁模型进一步解释了就业结构的变化：计算机和自动化主要替代了可程序化的常规性中等技能任务劳动，却难以取代高技能的抽象认知任务和低技能的非例行体力服务任务。这一理论与发达国家近几十年的就业极化趋势相符合：中等技能制造业和文职岗位就业占比下降，而高技能、高收入职业和低技能服务业岗位的占比同时上升（Autor and Dorn, 2013；Goos and Manning, 2007）。随着自动化深化，中等收入行业的劳动力向两端分流，产生就业极化现象（Autor and Dorn, 2013）。就业极化和技能需求转变还带来了显著的社会后果，包括中等收入劳动力群体的萎缩、劳动力市场不平等加剧等（Autor, 2015）。就技术进步对中国劳动市场的影响而言，王永钦和董雯（2020）、李磊等（2021）、闫雪凌等（2020）、陈媛媛等（2022）、Giuntella *et al.*（2025）的研究发现，工业机器人技术的应用对劳动力需求产生了显著的替代效应，不仅减少了地区外来劳动力的流入，还压低了劳动者的工资性收入，这种负面冲击主要集中在低技能劳动者群体。同时，机器人的引入也推动了岗位结构的调整，促使劳动者由繁重劳动向非繁重劳动、由常规性岗位向非常规性岗位转移（王林辉等，2023）。

人工智能技术与以往机械自动化和计算机化主要替代体力劳动和简单脑力劳动不同，尤其是大语言模型（LLM）等技术，具备复杂的语义理解和跨任务学习能力，能够执行诸如文本写作、代码生成、信息分析等高认知度任务（Brynjolfsson and McAfee, 2014）。这意味着人工智能技术的替代范围正从过去“可编程工作”拓展到“高度专业和创造性的不可编程工作”领域（Brynjolfsson and Mitchell, 2017；张丹丹等，2025）。Autor（2015）指出，尽管历史上技术进步不断创造新岗位以抵消被替代的旧岗位，但人工智能的崛起使得传统上由高技能白领承担的任务也开始被自动化工具分担，人们对未来就业前景的忧虑有所加深，Eloundou *et al.*（2024）的实证研究结论支持了上述判断。Frey and Osborne（2017）采用职业任务可自动化概率测算的方法预言，大约 47% 的现有职业岗位有被自动化取代的高风险，引发了人工智能将导致大规模失业的讨论。总体而言，当前共识认为 AI 对就业的影响具有“双重效应”（Autor, 2015；Acemoglu and Restrepo, 2019）：一方面，人工智能在某些领域替代了人工劳动，导致岗位减少或技能需求下降；但另一方面，人工智能也重塑了岗位内部的任务结构，创造了新的工作任务和岗位（例如数据标注师、算法维护工程师等），并通过提高生产率带来间接的就业拉动效应（Bessen, 2019；Deming and Noray,

2020; Acemoglu *et al.*, 2022)。长期看, 人工智能对总就业量和就业结构的净影响取决于替代效应与创生效应的此消彼长 (Acemoglu and Restrepo, 2019)。

然而, 到目前为止, 关于人工智能技术如何影响教育错配的学术研究仍十分有限。已有的研究多集中讨论此前几轮技术变革, 如谢尚等 (2024) 利用互联网的普及有助于降低求职信息不对称, 从而减少学历层次错配的风险。现有关于人工智能对劳动力市场影响文献主要从劳动力需求侧切入, 讨论人工智能对就业数量和结构的影响, 对供给侧人力资源配置的结构性问题关注不足。部分学者开始构建指标量化人工智能对职业的影响程度, 并分析其经济后果。比如, Felten *et al.* (2021) 基于人工智能对不同职业任务的胜任度构建了职业暴露指数, 为衡量各行业、各地区受到人工智能冲击的程度提供了工具。在中国情境下, 张丹丹等 (2025) 结合大语言模型技术发展, 测算了我国各职业的大语言模型人工智能技术暴露度, 并考察其对劳动力需求的影响。研究发现, 暴露度较高的职业呈现出劳动力需求升级的趋势: 这些职业的新招聘岗位更倾向于要求高技能、高学历人才, 低技能岗位需求相对萎缩。人工智能进步正在推动劳动力需求结构朝着更高技能方向转型。但需求侧的变化只是问题的一个方面, 供给侧劳动者能否及时提升技能、匹配岗位要求, 同样决定了技术进步的整体就业影响。如果劳动者的教育培训跟不上技术要求提高的步伐, 就会出现“技术变革速度快于人力资本调整速度”的落差, 从而在劳动力市场上表现为结构性错配和人才浪费。

基于上述背景, 本文从劳动力供给侧视角切入, 研究以大语言模型为代表的人工智能技术进步对劳动力市场教育错配的影响及作用机制。将人工智能技术进步纳入错配研究框架, 拓宽了技术对劳动力市场影响的分析维度。以往关于人工智能的讨论多集中在其对就业数量和技能结构的影响, 鲜有关关注 AI 对劳动力市场匹配效率和结构性失业问题的作用。本文填补了这一空白, 实证上检验识别了大模型人工智能技术冲击对教育错配率的影响。另外, 本文的结论丰富了对人工智能经济影响的认识。本文揭示了人工智能技术进步不仅会改变岗位需求结构, 也会通过影响求职-招聘匹配过程来重塑劳动力市场的配置效率。这一发现为全面评估人工智能的社会经济影响提供了新视角。

附录 II “AI-LLM 暴露指数”构造说明

张丹丹等（2025）的“大语言模型人工智能技术暴露度”构建，可以分为从招聘广告中提取 O*NET 中的标准化任务（Task）、对 Task 进行暴露度评分、根据市场需求关系加权汇总指数这三个过程。本文的方法改进，主要体现在结合 Hampole et al.（2025）的思路与招聘广告数据的具体特征，将任务提取这一工作细化为四个步骤（见图 II 1），确保整个过程更加透明和可追踪。该方法能够在处理流程中保留清晰的中间输出，此外，还支持对提取结果进行针对性优化，例如按照最高相似度阈值进行筛选和取舍，从而在保持精度的同时提高结果的稳定性与可复现性，具体步骤说明如下：

第一步，提取含工作任务的信息。从招聘广告中过滤出与工作任务相关的有效信息。招聘广告文本通常包含工作任务、任职要求、福利待遇以及礼貌性表述等，其中仅工作任务与任职要求与指数构建直接相关，其他冗余信息会干扰后续处理，因此不予考虑。本步骤采用大语言模型结合提示词工程（具体提示词见附录 II 的任务一）实现抽取。为确保输出的逻辑性与稳定性，提示词结构遵循“任务描述-详细说明-逻辑指引-输出模板-参考示例”的“五段式设计”。

第二步，提炼具体工作任务。在第一步过滤结果的基础上，根据 O*NET 中任务（Task）的语义表述，从中文招聘广告中进一步提炼出具体工作任务，并翻译为英文（具体提示词见附录 II 的任务二）。此步骤在翻译与重述时尽可能保留中文招聘广告的原始语义与细节，以保证与岗位真实需求的匹配度。

第三步，清理、审查工作任务。为剔除无效或低质量的任务表述，对第二步的输出进行进一步筛查。例如，去除过于笼统或无实际信息量的描述（如“按要求完成其他任务”），以及与岗位职责无关的内容。本步骤通过更严格的筛选与提取规则（具体提示词见附录 II 的任务三），最终过滤掉约 10% 的无效任务表述。

第四步，匹配标准任务。将前三步提取并筛选得到的英文工作任务，与 O*NET 标准任务进行文本相似度匹配。具体方法为：利用 Sentence-BERT 框架，将招聘广告中的任务和 O*NET 的 Task 分别编码为 768 维向量（使用在英文匹配中表现较好的开源模型 paraphrase-mpnet-base-v2），计算两者的余弦相似度。对每条招聘任务，选取相似度最高的 O*NET Task 作为匹配结果。本研究的匹配相似度均值约为 0.724，表明整体匹配质量较高。

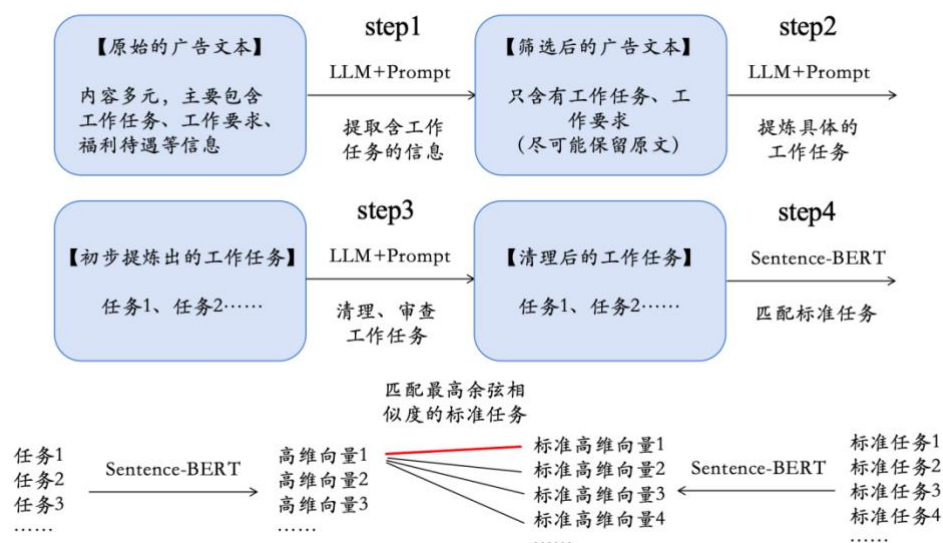


图 11 从招聘广告中提取出标准化的任务的步骤

在实际提取工作中，对于含有具体工作信息的招聘广告，平均每条能够提取出 4.15 条 Task。本文基于张丹丹等（2025）构建的 Task 基准暴露度，结合 2018 年至 2020 年中 SOC 职业与提取任务的对应关系，汇总得到 SOC 广义职业（Broad Occupation，6 位）的基期暴露度，以此作为本文后续的分析依据¹（附录 III 中呈现了数据中出现频率最高的前 50 个 SOC 广义职业的暴露度）。

任务提取过程中的提示词（Prompt）

任务一：提取工作任务与岗位要求

System Prompt:

Your task is to review a job posting from an online recruitment platform and extract the job tasks and requirements directly from the job posting while ensuring accuracy and structure. Please use the following instructions, recommended steps, samples and output format to respond to user inputs.

User Prompt:

Instructions:

¹ 本文选用 2018-2020 年作为基期主要有两方面原因：第一是本文对纵向、横向错配的研究范围是 2021-2025 年，计算指数的基期应当提前于这一时间段。第二是在 2018-2020 年中，大语言模型尚未得到普及，实际提取情况也表明该时期内职业构成相对稳定，基于该时期计算的暴露度能够较好的反应该职业受到大语言模型技术的潜在冲击程度。

- (1)The job posting may describe multiple aspects of the position, but you should focus only on job tasks (the activities and responsibilities the employee will be expected to perform) and requirements (the education, age, experience, qualifications, skills, or other personal characteristics the employer expects the candidate to have).
- (2)Extract only the raw text corresponding to "job tasks" and "requirements." Ignore all other content, such as salary, benefits, company descriptions, and work arrangements.
- (3)Classify correctly. Do not rely solely on section titles. Some sections labeled "Job Responsibilities" may actually describe required skills. Sometimes, job tasks or requirements may be scattered in separated places of the posting; make sure to capture all of the relevant information. Use the following rules: If a sentence describes actions performed on the job, it belongs in job tasks. If a sentence describes skills, qualifications, experience, age, gender, or other personal attributes, it belongs in the requirements.
- (4)Pay attention to the negative semantics. Sometimes, in a recruitment advertisement, it states "There is no need to do a certain task." In such cases, do not categorize this statement under "job tasks" or "requirements".
- (5)Ignore promotional or motivational content. Do not include statements about career paths, income potential, or generalized encouragement (e.g., "This could change your life!").
- (6)Maintain original phrasing. Copy the relevant text verbatim. Do not summarize or paraphrase. If the information is scattered, group all relevant parts together under the appropriate section without modifying their structure.
- (7)Handle ambiguous cases: At most times, if a sentence could belong to both sections, place it in the most relevant category based on primary intent. But some job tasks can be derived from a requirement statement. For example, from the requirement statement "Be proficient in using relevant architectural design software such as AUTO CAD, PHOTOSHOP, and 3D MAX", we know that the job includes the task "Use architectural design software such as AUTO CAD, PHOTOSHOP, and 3D MAX". In this case, classify this kind of statement as both a job task and a requirement.
- (8)Avoid duplication. If the same information appears multiple times in different sections, include it only once in the most appropriate category.

A three-step process is suggested: First, filter out the original job posting and only keep information about job tasks and job requirements. Second, reread the original job posting to ensure that no tasks

or requirements are neglected in your answer. Third, check the job tasks and requirements in your answer are correctly classified based on the instructions.

Output format (Do not include anything else in the answer. If no relevant information is found, return "No relevant information found" under the respective section like "Job Tasks: No relevant information found | Requirements: No relevant information found"): Job Tasks: {1.Task1;2.Task2;...}| Requirements: {1.Requirements1;2.Requirements2;...}.

For reference, here is an example of correctly applied filters: Original job posting: "销售行政/商务; 销售行政专员/助理; 办公室助理; 岗位职责: 1、根据领导安排执行业务计划, 并且有独立的销售能力 2、协助领导做好业务细节; 3、日常客户接待; 4、协助上级处理其他日常工作。 任职要求: 1.踏实认真, 严谨细心, 抗压力强; 2.具备较强的组织能力、沟通协调能力和责任心; 3.较好的亲和力、判断能力, 应变力较好, 执行力强; 4.具有较强的文字组织能力和语言表达能力, 熟练日常办公操作; 5.工作态度积极乐观, 自信、正直, 良好的职业精神和团队协作力; 6.有同岗位经验的优先录取 公司福利: 五险、绩效奖金、全勤奖、带薪年假、员工旅游、节日福利、领导 nice" A good answer: "Job Tasks: 1.根据领导安排执行业务计划, 并且有独立的销售能力。2.协助领导做好业务细节。3.日常客户接待。4.协助上级处理其他日常工作。| Requirements: 1.踏实认真, 严谨细心, 抗压力强。2.具备较强的组织能力、沟通协调能力和责任心。3.较好的亲和力、判断能力, 应变力较好, 执行力强。4.具有较强的文字组织能力和语言表达能力, 熟练日常办公操作。5.工作态度积极乐观, 自信、正直, 良好的职业精神和团队协作力。6.有同岗位经验的优先录取。"

Here is the job posting you need to filter: < job post content >

任务二：工作任务格式化

System Prompt:

Your task is to extract specific tasks from the provided "Job Tasks" text in a recruitment poster. Please use the following instructions, recommended steps, samples and output format to respond to user inputs.

User Prompt:

Instructions:

(1) For structure and content, format each task to be similar to O*NET tasks, such as "Direct or coordinate an organization's financial or budget activities to fund operations, maximize investments,

or increase efficiency", "Attend receptions, dinners, and conferences to meet people, exchange views and information, and develop working relationships".

(2)For length and language, each task that you extract is expected to be between 10 - 30 words in English.

(3)Maintain consistency with the original text description as much as possible.

(4)Some tasks in "Job Tasks" are long and complex such as "Operation, assembly, testing, inspection, packaging", split it into small tasks which are consistent with the O*NET tasks.

(5)Some tasks are simple and general such as "Product packaging", integrate and summarize moderately in combination with the context.

(6)Specific information such as place names, company names, and product names should not appear in the tasks you extract. Instead, generalized nouns and language should be used. For example, "Be responsible for the good credit of customers of Huabei and Jiebei of Ant Group" should be cleaned up as "Maintain good credit history of borrowers of the company's micro loan product". "1. Short-distance freight driver; 2. Fixed short-distance routes in Shenzhen, 2 to 3 trips per day, with each trip taking 4 to 5 hours" should be comprehensively summarized as "Drive short-distance freight along fixed routes".

(7)The aim is to calculate the text similarity between these extracted tasks and O*NET tasks.

A two-step process is suggested: First, extract specific tasks from the provided "Job Tasks" text and organize the language and structure to make it comparable with O*NET tasks. Second, reread the given "Job Tasks" text and check the extracted job tasks to ensure that there are no duplications or omissions, and that the granularity and description of the tasks are consistent with those in O*NET.

Output format (Do not include anything else in the answer. There should be no quotation marks at the very front and the very end of the output. If no relevant information is found, return "No relevant information found"): {Task1 | Task2 | ...}.

For reference, here is an example of correctly applied filters: Original "Job Tasks" text: "Job Tasks:1. 根据公司提供的客户名单，电话邀约上门咨询。2.为客户提供专业，热情的课程咨询，以达成签约。3.做好客户服务，提成客户满意度，增加转介绍。4.完成每月的招生指标。" A good answer: "Make phone calls to invite clients to come for on-site consultations according to the client list provided by the company. | Provide clients with professional and enthusiastic course consultations to achieve contract signing. | Provide good customer service, enhance customer satisfaction, and increase referrals. | Achieve the monthly enrollment target."

Here is the text from the recruitment poster: < job tasks and requirements >

任务三：任务再清理

System Prompt:

Your task is to filter a "Job Tasks" list. Please use the following instructions, samples and output format to respond to user inputs.

User Prompt:

Instructions:

(1)Some task descriptions contain non-English characters, please return "This task is multilingual."

(2)Some task descriptions are too broad, please return "This task is too broad." For example, the description "Complete other tasks assigned by the leader" is too general—we cannot determine the specific nature of the tasks from such a vague statement.

(3)Some task descriptions are actually requirements, please return "This task is a requirement." For example, the description "Master foundational JAVA and J2EE technologies" outlines a requirement rather than a specific, actionable task.

(4)Some task descriptions are overly detailed, including specific information like place names, company names, and product names. You should generalize such specifics and return the revised task. For example, "Be responsible for the good credit of customers of Huabei and Jiebei of Ant Group" should be generalized to "Maintain good credit history for borrowers of the company's microloan products." Similarly, "Travel to Japan for business assignments for one year" becomes "Travel to foreign countries for business assignments for one year."

(5)For qualified task descriptions, simply return the original text.

The input is a set of tasks like "Task1 | Task2 | ...". The output format should be (Do not include the quotation mark): "Processed Task1 | Processed Task2 | ...".

For reference, here is an example of correctly applied filters: Original text: "与客户对接，洽谈合作。 | Follow the leader's arrangements and work conscientiously. | Have less than one year of experience. | Fixed short-distance routes in Shenzhen, 2 to 3 trips per day, with each trip taking 4 to 5 hours | Make no more than 20 phone calls daily to targeted clients." A good answer: "This task is

multilingual. | This task is too broad. | This task is a requirement. | Drive short-distance freight along fixed routes. | Make no more than 20 phone calls daily to targeted clients."

Here is the text you need to filter: < extracted tasks >

附录 III SOC 职业暴露度的呈现

下表呈现了 2018—2020 年招聘平台中出现频率最高的 50 个 SOC 职业（6 位）的平均 AI-LLM 暴露度（表格的职业顺序按照频率降序排列，暴露度为原始指数，未进行标准化等处理）。

表 III 1 频率最高的 50 个 SOC 职业的暴露度

soccode6	occupation title	exposure
41-4012	Sales Representatives, Wholesale and Manufacturing, Except Technical and Scientific Products	0.657
11-2022	Sales Managers	0.723
43-4051	Customer Service Representatives	0.748
43-9061	Office Clerks, General	0.697
13-1071	Human Resources Specialists	0.654
11-1021	General and Operations Managers	0.739
13-1161	Market Research Analysts and Marketing Specialists	0.810
11-2021	Marketing Managers	0.818
27-1024	Graphic Designers	0.798
43-6014	Secretaries and Administrative Assistants, Except Legal, Medical, and Executive	0.720
11-3121	Human Resources Managers	0.686
41-9041	Telemarketers	0.657
41-9022	Real Estate Sales Agents	0.574
13-2011	Accountants and Auditors	0.849
13-1081	Logisticians	0.614
11-3021	Computer and Information Systems Managers	0.846
11-3031	Financial Managers	0.834
17-2051	Civil Engineers	0.633
11-9021	Construction Managers	0.626
41-4011	Sales Representatives, Wholesale and Manufacturing, Technical and Scientific Products	0.672
13-1151	Training and Development Specialists	0.720
41-2031	Retail Salespersons	0.513
17-2071	Electrical Engineers	0.620

17-2141	Mechanical Engineers	0.580
43-4171	Receptionists and Information Clerks	0.534
27-3031	Public Relations Specialists	0.829
43-3031	Bookkeeping, Accounting, and Auditing Clerks	0.812
43-3071	Tellers	0.754
53-3032	Heavy and Tractor-Trailer Truck Drivers	0.274
11-2011	Advertising and Promotions Managers	0.857
11-3051	Industrial Production Managers	0.707
13-1051	Cost Estimators	0.807
11-9033	Education Administrators, Postsecondary	0.682
43-5081	Stock Clerks and Order Fillers	0.623
19-4099	Life, Physical, and Social Science Technicians, All Other	0.554
13-1023	Purchasing Agents, Except Wholesale, Retail, and Farm Products	0.725
41-1011	First-Line Supervisors of Retail Sales Workers	0.653
41-3031	Securities, Commodities, and Financial Services Sales Agents	0.665
11-3061	Purchasing Managers	0.797
11-9141	Property, Real Estate, and Community Association Managers	0.686
27-1025	Interior Designers	0.648
41-3021	Insurance Sales Agents	0.718
41-9031	Sales Engineers	0.692
53-7064	Packers and Packagers, Hand	0.353
33-9032	Security Guards	0.339
13-1199	Business Operations Specialists, All Other	0.800
13-1021	Buyers and Purchasing Agents, Farm Products	0.824
13-1111	Management Analysts	0.679
13-2052	Personal Financial Advisors	0.701
25-2011	Preschool Teachers, Except Special Education	0.544

附录 IV “岗位-求职者”匹配数据详细介绍

本文的研究数据源自智联线上招聘平台。作为 1994 年便已成立的头部在线招聘平台，智联招聘在国内市场占据重要地位——其在线招聘市场份额超 30%，同时积累了 3.74 亿活跃个人用户与近 1,436 万企业用户，样本覆盖广度与深度使其对城镇劳动力市场具备了一定的代表性。

本部分数据覆盖 2021 年 1 月 1 日至 2025 年 7 月 31 日，基于需求端的职位抽样，依据投递记录匹配求职者信息。我们首先从 2021 年至 2025 年，每年随机抽取 2 万个在智联平台上进行招聘的岗位（简称“岗位样本”），信息包括招聘广告的发布时间、岗位描述、职业、地域、行业等。然后，以“岗位样本”为基础，我们进一步提取了其中每个岗位发布当年收到的全部投递记录（包括求职者和投递时间），构成“投递样本”。所有出现在上述“投递样本”中的求职者构成“求职者样本”，对每一个求职者我们提取的信息包括求职者 ID、年龄、性别、学历、专业等基本特征，以及上一份工作履历。

每人次的投递还记录了求职结果，即是否达成“接近雇佣”。尽管招聘平台无法直接观察到企业的录用决策，但其会根据劳资双方在平台上的互动记录，判断企业与求职者之间是否互相表现出高度兴趣，平台内部术语为“正向回复”。“正向回复”是一个接近达成雇佣的中间步骤——在样本中，同一招聘广告的“正向回复”数与拟招人数的比值平均为 3.33，51.5% 的招聘广告的“正向回复”数小于等于拟招人数。因此，在本文的分析中，我们把“正向回复”视作接近达成雇佣的状态，作为求职者与岗位匹配成功的代理变量。

我们对用于研究分析的样本做了进一步限制。首先，受抽样方式的限制，我们无法获得与招聘广告发布时间不同年份的投递记录，因而年底发布的“岗位样本”通常不能完整匹配所有投递记录。研究发现，近 90% 的投递记录在招聘广告发布的两个月内进行，因此，我们在分析中只保留了每年 1-10 月发布的招聘广告（对于 2025 年的数据，保留 1-5 月发布的招聘广告），并匹配发布后两个月内的投递记录。其次，本文只保留招聘类型为全职的岗位及与之相对应的投递记录。

经上述处理，最终用于统计分析的有效样本量为：“岗位样本”共 97,447 个招聘广告；对应这些招聘广告的“投递样本”共 1,623,430 投递人次；这些投递来自于 1,439,854 个不同的求职者。其中，求职者学历在“大专及以上”的“投递样本”共 1,452,440 投递人次，来自于 1,279,223 个不同的求职者。表 IV Panel A 展现了匹配数据中各年份的总投递人次以及正向回复的比例，其中，五年的平均正向回复率 19.44%；表 IV Panel B 也对各年度中求职者的性别、年龄、学历三个特征的分布予以呈现。

表 IV 1 “岗位-求职者”匹配数据的描述统计

	2021	2022	2023	2024	2025
Panel A: 投递与回复情况					
总投递人次	148,182	302,425	393,225	357,796	421,802
正向回复率 (%)	19.48	24.52	22.15	16.66	15.63
Panel B: 求职者特征分布					
性别占比					
男性 (%)	54.70	51.98	54.91	57.35	59.22
年龄占比					
16-24 岁 (%)	21.39	29.29	25.30	22.95	19.19
25-34 岁 (%)	50.15	46.14	44.12	42.48	42.07
35-44 岁 (%)	22.05	18.95	23.20	25.61	27.87
45 岁及以上 (%)	6.41	5.62	7.39	8.96	10.86
学历占比					
大专以下 (%)	9.16	9.92	9.27	8.81	7.03
大专 (%)	32.97	34.01	32.46	31.80	30.50
本科 (%)	51.50	50.67	53.08	53.62	55.58
硕士/博士 (%)	6.37	5.39	5.18	5.77	6.90

值得注意的是，纳入分析的 97,447 个招聘广告样本中，仅有 51.7%收到过投递，即“有投递样本”；未收到投递的招聘广告可能因为不受求职者青睐或通过线上平台以外的途径接收工作申请。经过对发现，有投递样本相比无投递样本，平均大语言模型暴露度更高（0.61 v.s. 0.55， $p\text{-value}<0.001$ ）、平均薪资更高（9627 v.s.9496， $p\text{-value}=0.004$ ）。有投递样本平均学历要求更高，更多集中在大专和本科，而无投递样本学历要求集中在无要求。从职业分布来看，有投递样本中有更多管理类职业、商业金融职业；而无投递样本有显著更多的生产类职业。由于后续分析有时限于有投递样本，我们会在分析前检验样本的选择性可能带来的偏误（附录 V 具体比较了有投递样本与无投递样本的特征）。

附录 V 有投递岗位与无投递岗位对比

表 V1 有投递样本和无投递样本在暴露度与月薪方面的统计量

	暴露度		月薪	
	均值	标准差	均值	标准差
无投递样本	0.5502	0.1915	9496.74	7118.52
有投递样本	0.6115	0.1820	9627.66	7861.14

表 V2 有投递样本和无投递样本关于暴露度与月薪是否相等的统计检验

	t 检验结果		Mann-Whitney U 检验结果	
	t	p	U	p
暴露度	-50.80	0.0000	939497517.00	p=0.0000
月薪	-2.87	0.0041	1190813714.50	p=0.0000

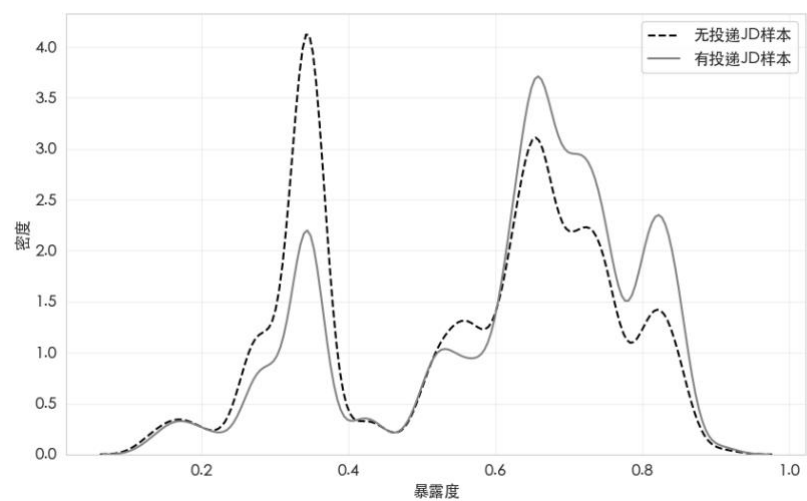


图 V1 有投递样本与无投递样本的暴露度分布差异

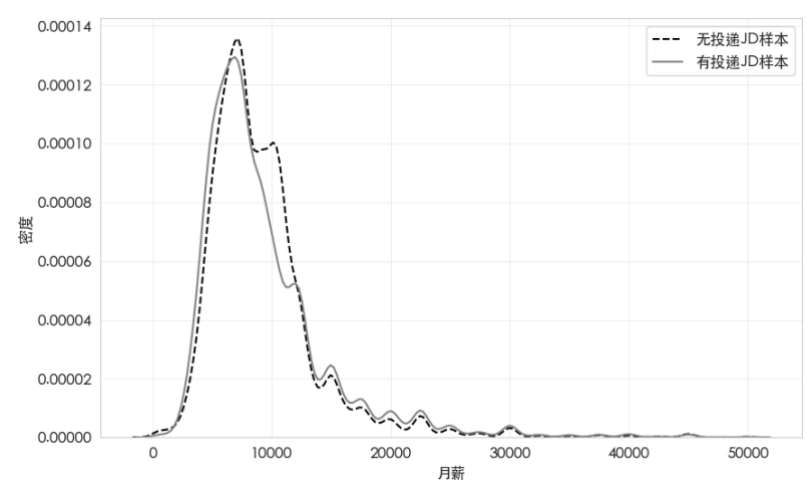


图 V2 有投递样本与无投递样本的薪资分布差异

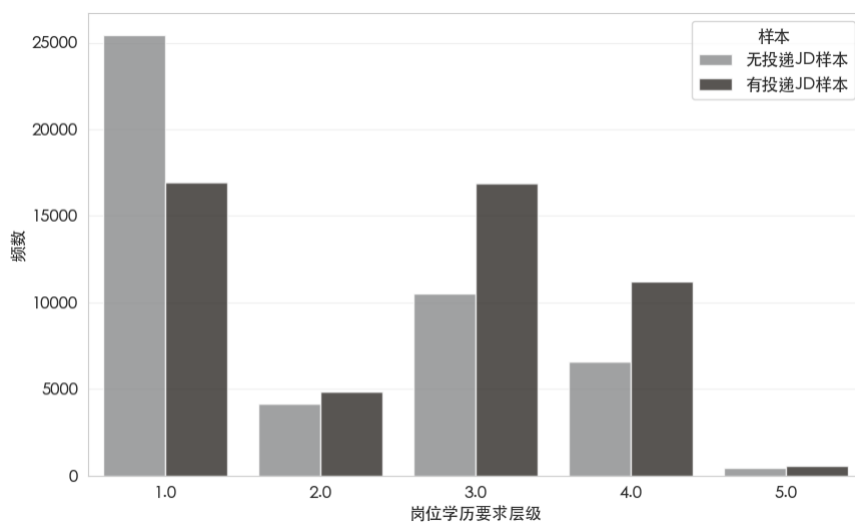


图 V3 有投递样本与无投递样本的岗位要求学历层级分布差异

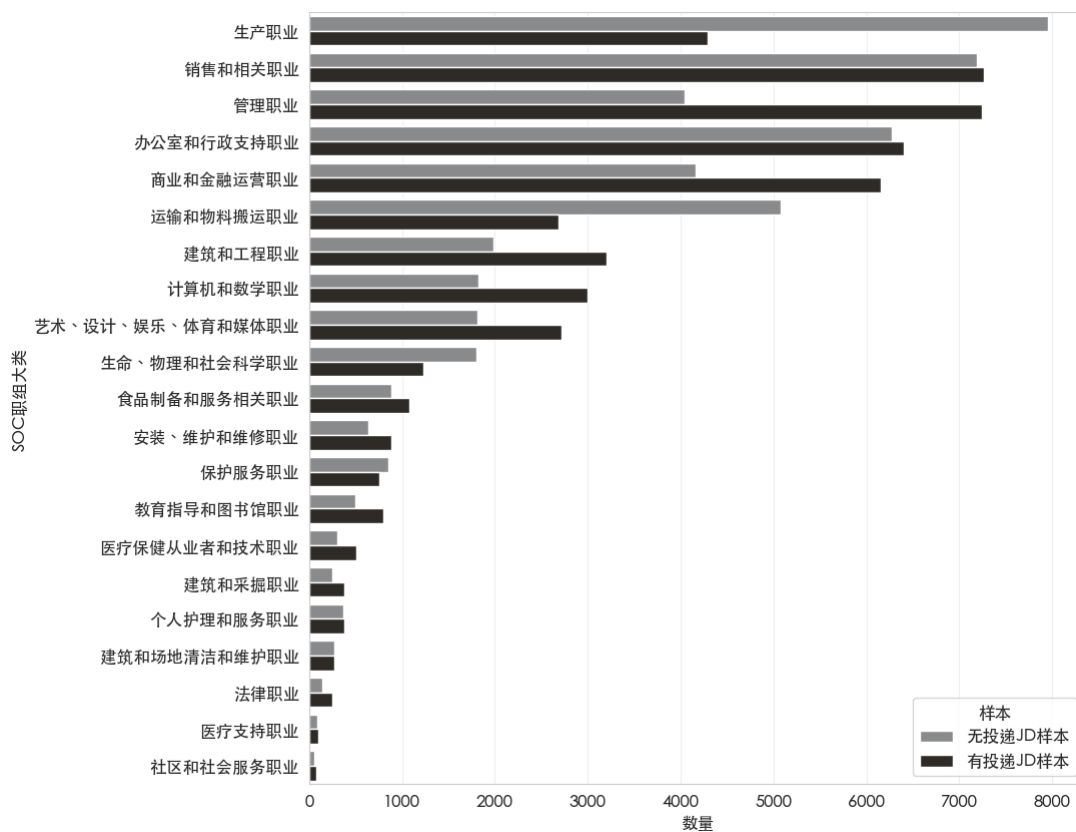


图 V4 有投递样本与无投递样本的职业大类分布差异

附录 VI SOC 与 CIP 分类体系及具体匹配流程

为方便错配指标的构建，首先需要对招聘广告的职业与求职者的专业进行标准化。与国际上成熟的研究体系保持一致，我们将招聘广告的职业类别与求职者的专业分别对应到 SOC 职业分类标准与 CIP 学科专业标准。本小节进行具体说明。

SOC 职业分类标准（Standard Occupational Classification）是美国用于统一职业分类的全国性标准，由美国劳工统计局（BLS）、劳工部就业和培训管理局（ETA）等多部门联合制定，旨在为职业数据的收集、分析和发布提供统一框架，方便劳动力市场统计、就业服务、政策制定等场景的应用，首次发布于 1998 年，最新版本为 2018 年版。SOC 职业分类标准包含职组大类（Major Group，23 个，涵盖最广泛的职业领域，如“管理类”）、职组小类（Minor Group，98 个，大类下的细分领域，如“管理类”下的“首席执行官与高级管理人员”）、广义职业（Broad Occupation，459 个，职组小类下的分组，如“首席执行官与高级管理人员”下的“企业首席执行官”）、具体职业（Detailed Occupation，867 个，具体职业名称，如“软件开发人员”）。研究通过大语言模型辅助与专家筛选评估的方式，将“岗位样本”原始数据中近千种职业类别对应到 SOC 的具体职业。

CIP 学科专业划分标准（Classification of Instructional Programs）是美国用于高等教育学科专业分类的标准，由美国国家教育统计中心（NCES）制定，旨在统一高校专业设置的命名与分类，便于教育数据的收集、分析和比较。1980 年首次发布，最新版本为 2020 年版。CIP 采用四级层级结构，通过 6 位代码（部分扩展为 8 位）区分专业的细分程度，包括大类（Major，2 位，最广泛的学科领域，如“通信、新闻与相关程序”）、中类（Submajor，4 位，大类下的细分领域，如“新闻与大众传播”）、具体专业（Detailed Program，6 位，具体专业名称，如“新闻学”）、细分方向（Program Specialization，8 位，部分专业的更细分支，如“新闻学（体育新闻方向）”）。研究通过 Sentence-BERT 语义相似度匹配与专家筛选评估的方式，我们将“求职者样本”中求职者自填的四万四千类专业对应到 CIP 的具体专业。在进行专业方面的研究时，研究只关注大专及以上学历及以上的群体，这类群体的专业特点更为突出，且在“求职者样本”中占比超过 90%；此外，鉴于 CIP 主要是为高等教育的学科专业（涵盖副学士、学士、硕士、博士等层次）提供统一分类标准，对于初高中、中专中技等学历适配行较弱。

附录 VII 不同聚合下的横向错配比例

表VII1 不同聚合标准下横向错配的平均比例

	SOC 职组大类	SOC 职组小类	SOC 广义职业
CIP 大类 2 位	28.9%	40.2%	56.0%
CIP 中类 4 位	46.5%	62.7%	78.1%
CIP 小类 6 位	64.0%	75.9%	87.8%

注：表格中的比例测算未经过缺失值的预测填补。

附录 VIII 专业标准化过程的细节

研究的重要步骤之一是将求职者自汇报的原始专业（去重后数量为 44,461）标准化为 CIP 专业。文章采用 Sentence-BERT 框架，分别将原始专业名称与 CIP 标准专业名称映射为 768 维的特征向量（在此过程中，因为涉及到中英双语，所以选择目前开源的、在多语言上表现最优的 paraphrase-multilingual-mpnet-base-v2 模型）；对于每个原始专业名称，选取与之特征向量余弦相似度最高的 CIP 专业进行匹配。图 VIII 1 呈现了与每个原始专业相匹配的最高相似度的分布。对于低相似度的匹配，可能由于求职者自汇报时的不规范表述、或者 CIP 专业体系中没有与之较好对应的标准专业等原因所致，理论上不应视作有效匹配，需要去除。图 VIII 1 在 0.5 相似度附近出现了明显的拐点，左侧为扁平的长尾分布，因此，本文将阈值设定为 0.5。此外，对于匹配相似度在 0.5 以上的情况，本文进一步通过专家评估进行筛选过滤。

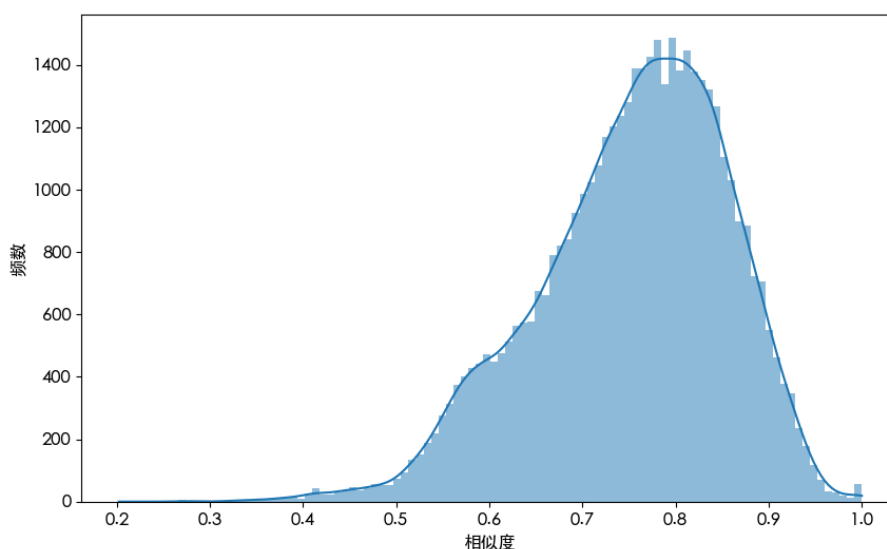


图 VIII 1 专业标准化匹配的语义相似度分布

附录 IX 缺失值的预测方法说明

本部分具体介绍关于“向下投递”与“跨专业投递”的缺失值预测方式。

本研究将含有“向下投递”与“跨专业投递”标签的投递样本作为训练样本，结合机器学习算法，对“向下投递”与“跨专业投递”标签缺失的投递数据进行预测。在模型选择上，考虑到特征较多空间，且标注样本存在一定的类别不平衡，研究最终采用支持向量机（SVM）算法进行缺失值预测。该算法在高维小样本场景下具有优秀的分类泛化能力，可有效规避过拟合风险。研究将投递记录中的岗位特征与求职者特征构建为 137 维度的特征向量，其中，对类别型特征（如行业、专业大类）采用独热编码（One-Hot Encoding）转换，对数值型特征（如薪资、工作年限）采用 Z-score 标准化消除量纲影响。

在测试集上的预测效果如表 IX1 所示。在“向下投递”与“跨专业投递”上的预测准确率（Accuracy）分别为 0.79 和 0.69。

表IX1 测试集上的预测效果评估

类别/评估指标	精确率（Precision）	召回率（Recall）	F1 分数（F1-Score）
“向下投递”的预测			
0 类样本	0.79	0.87	0.83
1 类样本	0.79	0.68	0.73
宏平均	0.79	0.78	0.78
加权平均	0.79	0.79	0.79
“跨专业投递”的预测			
0 类样本	0.70	0.83	0.76
1 类样本	0.65	0.48	0.55
宏平均	0.68	0.65	0.65
加权平均	0.68	0.69	0.67

附录 X 劳动力市场错配的异质性分析

本文探究了纵向、横向错配在不同职业中的分布情况。图 X1 分别呈现了给定岗位学历要求，纵向错配比例与横向错配比例最高、最低各五个职业¹。结果显示，纵向、横向错配在不同职业中呈现出鲜明的异质性。

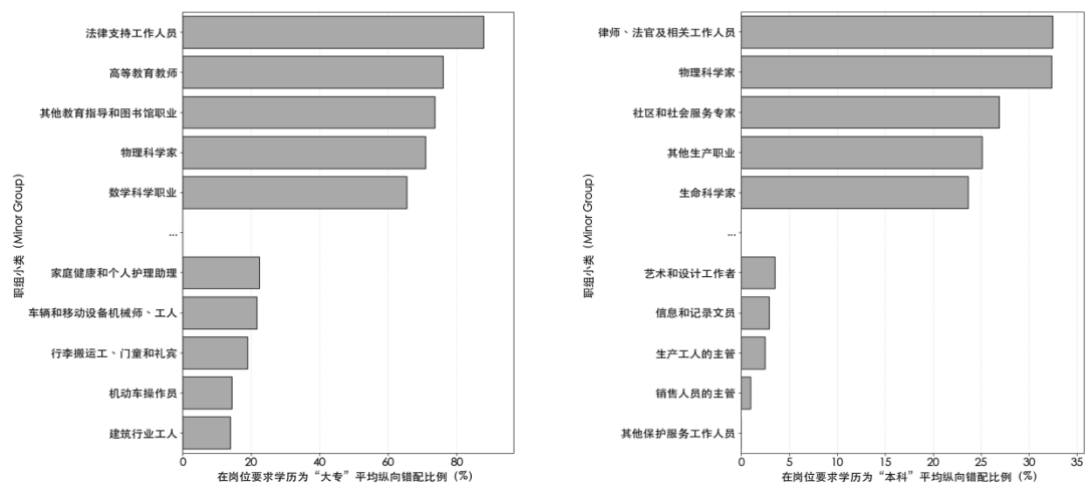
专业服务业岗位，如法律、教育、科学相关岗位的纵向错配率最高；相关大专岗位的工作机会容易受到本科申请者的挤占；而相关本科岗位的工作机会，也同样受到更高学历申请者的青睐。但这类职业专业性强这一特点，使其横向错配比例更低，无论是大专岗位还是本科岗位，它们较少受到其他专业申请者的冲击。

大专岗位中的蓝领工作不能吸引本科申请者的投递，纵向错配较少；但由于其专业性低，这类职业在大专申请者内部的横向错配也是最严重。同样，本科岗位中与生产制造相关的职业也是横向错配最严重的职业。

本科岗位中的管理类、文员类职业缺乏对高学历申请者的吸引力，也保持了较低的纵向错配，基本匹配本科申请者。

¹ 职业聚合依据为 SOC 的 Minor Group，出于严谨性考虑，样本量低于 100 的职业不参与比较。

Panel A: 纵向错配



Panel B: 横向错配

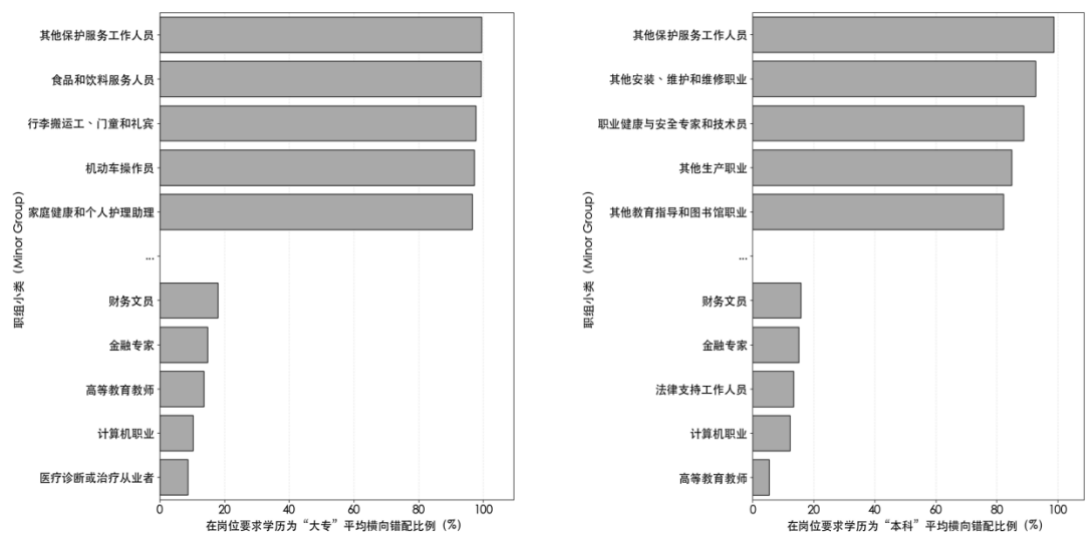


图 X1 平均错配比例最高和最低的各五个职业小组（给定岗位学历要求）

本文进一步探究了纵向、横向错配在求职者年龄、学历方面的异质性。本文将求职者年龄汇总为五个大类：16-24 岁、25-29 岁、30-34 岁、35-44 岁、45 岁及以上。学历方面，在纵向错配中对中专/中技/高中、大专、本科、硕士/博士四个学历层级进行呈现，在横向错配中对大专、本科、硕士/博士三个学历层级进行呈现。图 X2 呈现了不同求职者群体平均纵向错配比例和平均横向错配比例的分布情况，颜色的深浅反映错配比例的严重程度。

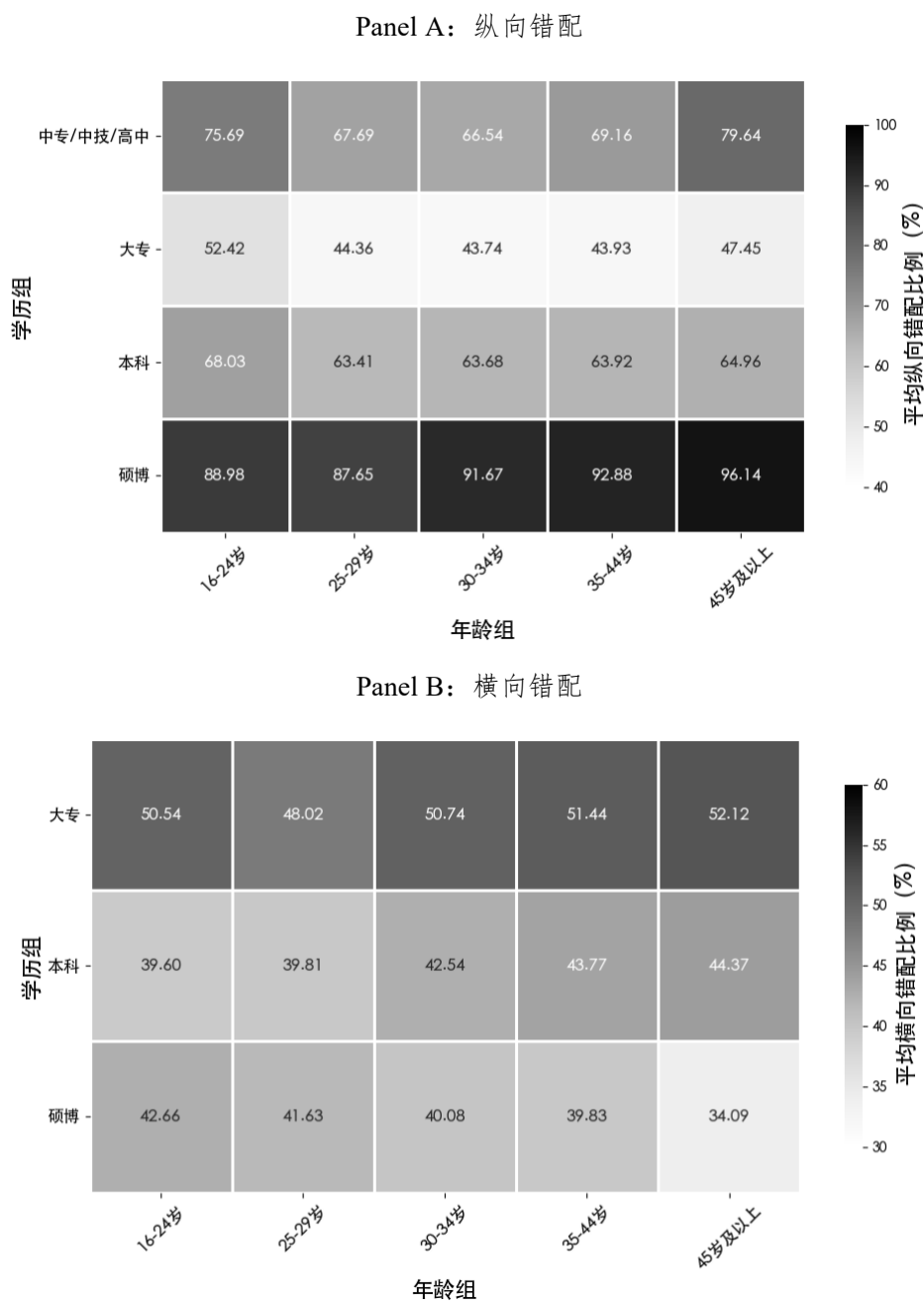


图 X 2 分年龄、学历求职者群体平均错配比例分布情况

从图 X 2 Panel A 的纵向错配分布来看，学历维度呈现出“中间低、两头高”的非线性特征：大专学历的申请者总体纵向错配比例最低，大部分匹配向了大专专业的岗位；而高、低学历的申请者则经历了更严重的错配：高中学历求职者大量涌向无学历要求的岗位；本科及以上学历申请者则广泛涌入大专岗位。从求职者年龄来看，16-24 岁青年群体与 45 岁及以上中年群体的平均错配比例显著高于其他年龄段，体现出低龄和高龄求职者在劳动力市场上的不利地位。

图 X 2Panel B 展示的横向错配分布呈现出不同特征。与纵向错配相反，大专学历的求职者的横向错配比例最高，这可能与大专学历群体的专业技能相对基础、职业选择灵活性较高有关。年龄维度方面，大专学历求职者的横向错配比例基本保持稳定，本科学历求职者的错配比例随年龄增长略有上升，而硕士博士学历求职者的错配比例随年龄增长呈现显著下降的趋势。

附录XI 技能提取过程中的提示词（Prompt）

任务一：提取工作技能要求

System Prompt:

Your task is to extract specific skills from the provided "Job Tasks" and "Requirements" text in a recruitment poster. Please use the following instructions, recommended steps, samples and output format to respond to user inputs.

User Prompt:

Instructions:

(1)Definition of Skill: Skills are people's abilities, knowledge, and expertise that are needed to carry out specific tasks or activities effectively. People can acquire these skills through formal education, training, and experiences gained in different settings such as work, volunteer opportunities, and personal interests.

(2)According to lightcast standard, there are mainly three types of skills: (a)Common Skills are prevalent across many different occupations and industries, including both personal attributes and learned skills. (e.g. "Communication" or "Microsoft Excel"). These include soft skills, human skills, and general competencies. (b)Specialized Skills are more specific. They're primarily required within a subset of occupations or equip one to perform a specific task (like "NumPy" or "Hotel Management"). These are sometimes known as technical skills or hard skills. (c)Certifications are recognizable qualification standards assigned by industry or education bodies (including "Cosmetology License" or "Certified Cytotechnologist").

(3)Notes for extraction:

- Identify explicitly mentioned skill terms and terminology from Requirements. Some requirements have the form like "Able to do ..., capable of doing ..." This may be a skill statement.

- Identify implied skill requirements within task statements. Some skills can be inferred from job tasks. For example, from expression "Responsible for requisition, distribution, and inventory management of daily office supplies", we can know the job need skills of inventory management and record keeping.

(4) Break down compound skills into basic skill units. In statement "Able to express ideas clearly and communicate effectively, capable of analyzing and solving problems efficiently", there are actually two skills "ideas expression and communication" and "problems solving".

(5) The original text is Chinese, but the extracted skills should be English.

(6) From each text, extract the main skills—at least one, but no more than 15 items. The formation of each skill should be like skills expression in lightcast (e.g., video remote interpreting, pricing feedback, embedded value accounting). If there are no skills, return "no relevant information found"—but avoid using this response lightly; try to infer any possible skills before concluding.

(7) The extracted skills should align as closely as possible with the original meaning.

A two-step process is suggested: First, extract skills from the provided text based on the instructions and organize the language and structure to make it comparable with lightcast skills. Second, reread the given text and check the extracted skills to ensure that there are no duplication or omissions.

Output format (Do not include anything else in the answer. There should be no brace at the very front and the very end of the output. If no relevant information is found, return "No relevant information found"): {Explicit Skills: Skill1 | Skill2 | ...; Implied Skills: Skill1 | Skill2 | ...}.

For reference, here is an example of correctly applied extraction: Original text: "Job Tasks: 1. 负责公司账务处理及税务申报工作。2. 审核各项财务单据-确保准确性。3. 定期与银行对账并协助做好资金结算管理工作。4. 负责日常往来帐款核对。5. 配合完成上级安排的其他相关工作。| Requirements: 1. 本科及以上学历-有相关经验者可适当放宽要求。2. 年龄不超过 40 周岁(含)。3. 具有 3-5 年全盘账务处理工作经验-熟悉国家财经法规政策。4. 具备良好的职业操守和团队合作精神-较强的沟通、理解和分析能力。5. 具备一定抗压能力和学习能力。6. 能熟练使用 office 办公软件。7. 有良好的职业道德和敬业精神-遵守公司的规章制度。8. 熟练操作计算机及相关软件系统。" A good answer: "Explicit Skills: Accounting | Accounts Payable | Accounts Receivable | Analytical Skills | Communication | Ethical Standards And Conduct | Financial Regulations | Reconciliation | Software Systems | Tax Preparation | Willingness To Learn; Implied Skills: Management | Settlement".

Here is another example: Original text: "Job Tasks: No relevant information found | Requirements: 1. 熟悉房地产公司出纳业务。2. 从事过房地产公司出纳工作，或银行退休员工也可以。" A good answer: "Explicit Skills: No relevant information found; Implied Skills: Operations | Real Estate".

Here is the text from the recruitment poster:

参考文献

- [1]Acemoglu, D., and Autor, D. H., “Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings”, *Handbook of Labor Economics*, 2011, 4(B), 1043 - 1171.
- [2]Acemoglu, D., and Restrepo, P., “Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor”, *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2), 3 - 30.
- [3]Acemoglu, D., Autor, D., Hazell, J., and Restrepo, P., “Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies”, *Journal of Labor Economics*, 2022, 40(S1), S293 - S340.
- [4]Autor, D. H., “Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation”, *Journal of Economic Perspectives*, 2015, 29(3), 3 - 30.
- [5]Autor, D. H., and 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.
- [6]Autor, D. H., Levy, F., and Murnane, R. J., “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration”, *The Quarterly Journal of Economics*, 2003, 118(4), 1279 - 1333.
- [7]Bédoué, C., and Giret, J. F., “Mismatch of Vocational Graduates: What Penalty on French Labour Market?”, *Journal of Vocational Behavior*, 2011, 78(1), 68-79.
- [8]北京大学国家发展研究院 AI 与经济学实验室, 智联招聘, “中国 ‘人工智能-大语言模型技术’ 暴露指数构建方法与数据说明”, 2025 年, v2025.09.
- [9]Bender, K. A., and Heywood, J. S., “Educational Mismatch and the Careers of Scientists”, *Education Economics*, 2011, 19(3), 253 - 274.
- [10]Bender, K. A., and Roche, K., “Educational Mismatch and Self-employment”, *Economics of Education Review*, 2013, 34, 85 - 95.
- [11]Bessen, J., “Automation and Jobs: When Technology Boosts Employment”, *Economic Policy*, 2019, 34(100), 589 - 626.
- [12]Brynjolfsson, E., and McAfee, A., *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. New York: W. W. Norton & Company, 2014.
- [13]Brynjolfsson, E., and Mitchell, T., “What Can Machine Learning Do? Workforce Implications”, *Science*, 2017, 358(6370), 1530 - 1534.
- [14]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 年第 1 期, 第 172 - 188 页。
- [15]Deming, D. J., and Noray, K., “Earnings Dynamics, Changing Job Skills, and STEM Careers”, *The Quarterly Journal of Economics*, 2020, 135(4), 1965 - 2005.

- [16]Duncan, G. J., and Hoffman, S. D., “The Incidence and Wage Effects of Overeducation”, *Economics of Education Review*, 1981, 1(1), 75 - 86.
- [17]Eckaus, R. S., “Economic Criteria for Education and Training”, *The Review of Economics and Statistics*, 1964, 46(2), 181 - 190.
- [18]Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P. and Rock, D., “GPTs Are GPTs: Labor Market Impact Potential of LLMs”, *Science*, 2024, 384 (6702), 1306 - 1308.
- [19]Felten, E., Raj, M., and 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.
- [20]Frank, R. H., “Why Women Earn Less: The Theory and Estimation of Differential Overqualification”, *American Economic Review*, 1978, 68(3), 360 - 373.
- [21]Frey, C. B., and Osborne, M. A., “The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?”, *Technological Forecasting and Social Change*, 2017, 114, 254 - 280.
- [22]Giuntella, O., Lu, Y., and Wang, T., “How Do Workers Adjust to Robots? Evidence from China”, *The Economic Journal*, 2025, 135(666), 637 - 652.
- [23]Goos, M., and Manning, A., “Lousy and Lovely Jobs: The Rising Polarization of Work in Britain”, *Review of Economics and Statistics*, 2007, 89(1), 118 - 133.
- [24]Green, C., Kler, P., and Leeves, G., “Immigrant Overeducation: Evidence from Recent Arrivals to Australia”, *Economics of Education Review*, 2007, 26(4), 420 - 432.
- [25]Hampole, M., Papanikolaou, D., Schmidt, L. D. W., and Seegmiller, B., “Artificial Intelligence and the Labor Market”, *NBER Working Paper*, 2025, No. 33509.
- [26]Hartog, J., “Over-education and Earnings: Where Are We, Where Should We Go?”, *Economics of Education Review*, 2000, 19(2), 131 - 147.
- [27]Kuhn, P., and Shen, K., “Gender Discrimination in Job Ads: Evidence from China”, *The Quarterly Journal of Economics*, 2013, 128(1), 287 - 336.
- [28]李骏, “中国高学历劳动者的教育匹配与收入回报”, 《社会》, 2016 年第 3 期, 第 64 - 85 页。
- [29]李磊、王小霞、包群, “机器人的就业效应: 机制与中国经验”, 《管理世界》, 2021 年第 9 期, 第 104 - 119 页。
- [30]李晓光, “教育失配经历对企业雇佣决策的影响: 来自简历投递实验和在线招聘职位的证据”, 《管理世界》, 2024 年第 4 期, 第 121 - 145 页。
- [31]李晓光、陆瑶、吴晓刚, “高学历劳动者的教育失配”, 《教育研究》, 2023 年第 6 期, 第 122 - 137 页。
- [32]刘云波, “教育错配和技能错配的发生率及其收入效应——基于中国 CGSS2015 的实证分析”, 《东岳论丛》, 2019 年第 3 期, 第 60 - 68 页。
- [33]McGuinness, S., “Overeducation in the Labour Market”. *Journal of Economic Surveys*, 2006, 20(3), 387 - 418.
- [34]OECD., *Getting Skills Right: Spain*. Paris: OECD Publishing, 2017.

- [35]Robst, J., “Education and Job Match: The Relatedness of College Major and Work”, *Economics of Education Review*, 2007, 26(4), 397 - 407.
- [36]Somers, M. A., Cabus, S. J., Groot, W., and van den Brink, H. M., “Horizontal Mismatch between Employment and Field of Education: Evidence from a Systematic Literature Review”, *Journal of Economic Surveys*, 2019, 33(2), 567 - 603.
- [37]Tsai, Y., “Returns to Overeducation: A Longitudinal Analysis of the US Labor Market”. *Economics of Education Review*, 2010, 29(4), 606 - 617.
- [38]Verdugo, R. R., and Verdugo, N. T., “The Impact of Surplus Schooling on Earnings: Some Additional Findings”, *Journal of Human Resources*, 1989, 24(4), 629 - 643.
- [39]Verhaest, D., and Omeij, E., “The Impact of Overeducation and Its Measurement”, *Social Indicators Research*, 2006, 77(3), 419 - 448.
- [40]王林辉、钱圆圆、宋冬林、董直庆, “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”, 《经济研究》, 2023 年第 7 期, 第 69 - 85 页。
- [41]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”, 《经济研究》, 2020 年第 10 期, 第 159 - 175 页。
- [42]Webb, M., “The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market”, SSRN Working Paper, 2020.
- [43]Wolbers, M. H., “Job Mismatches and Their Labour-Market Effects among School-leavers in Europe”, *European Sociological Review*, 2003, 19(3), 249 - 266.
- [44]谢尚、韦东明、唐琦, “互联网使用对教育—工作匹配的影响——基于 CFPS2016~2020 的研究发现”, 《中国人口科学》, 2024 年第 4 期, 第 36 - 51 页。
- [45]闫雪凌、朱博楷、马超, “工业机器人使用与制造业就业: 来自中国的证据”, 《统计研究》, 2020 年第 1 期, 第 74 - 87 页。
- [46]张丹丹、于航、李力行、胡佳胤、莫怡青、李泓宇, “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 年第 7 期, 第 59 - 75 页。

注：该附录是期刊所发表论文的组成部分，同样视为作者公开发表的内容。如研究中使用该附录中的内容，请务必在研究成果上注明附录下载出处。