

Artificial Intelligence and the Alleviation of Labor Market Mismatch: Evidence from Online

Job Matching Data

Hang Yu (National School of Development and China Center for Economic Research, Peking University, Institute of South-South Cooperation and Development)

Hongbo Li (National School of Development and China Center for Economic Research, Peking University)

Dandan Zhang¹ (National School of Development and China Center for Economic Research, Peking University)

Runbo Zhang (National School of Development and China Center for Economic Research)

Qiang Li (Zhaopin Limited)

Abstract:

Using 1.62 million matched vacancy–applicant observations from an online recruitment platform, this paper refines an occupation-level AI large language model (AI-LLM) exposure index, constructs measures of vertical and horizontal mismatch, and applies difference-in-differences and event-study designs to identify the impact of AI-LLM technologies on labor market mismatch. We show that overall mismatch increased after 2021. But following the technological shock associated with ChatGPT, vertical mismatch declined in occupations with higher LLM exposure, accompanied by more precise vacancy signals, higher skill requirements and educational thresholds. These results provide vacancy–applicant evidence on how AI improves labor market matching efficiency.

Keywords: Technological Progress; Labor Market Mismatch; AI Large Language Model Exposure Index

JEL Codes: J24, J62, O33

¹ Corresponding Author: Dandan Zhang, National School of Development and China Center for Economic Research, Peking University; Tel: 86-010-62759779; E-mail: ddzhang@nsd.pku.edu.cn.

标题：人工智能技术进步对劳动力市场错配的缓解：来自“岗位-求职者”匹配数据的证据

作者：于航、李泓宇、张丹丹、张润博、李强（通讯作者：张丹丹）¹

摘要：本文采用双重差分与事件研究法识别人工智能大语言模型技术（AI-LLM）对劳动力市场错配的影响。基于线上招聘平台“岗位-求职者”匹配数据，我们构建了市场错配指标，并使用优化后的 AI-LLM 暴露指数分析。研究发现 2021 年后错配整体加剧；但以 2022 年 12 月 ChatGPT 发布为代表技术冲击发生后，高 AI-LLM 暴露职业的纵向错配显著减轻。错配的缓解部分地源于岗位需求信号更精准、技能与学历门槛提升。本文从匹配视角揭示了人工智能对劳动力市场匹配效率的影响机制。

关键词：技术进步、劳动力市场错配、人工智能大语言模型技术暴露指数

JEL 分类号：J24, J62, O33

¹ 于航，北京大学中国经济研究中心，北京大学国家发展研究院，南南合作与发展学院；李泓宇，北京大学国家发展研究院；张丹丹，北京大学中国经济研究中心，北京大学国家发展研究院；张润博，北京大学国家发展研究院；李强，北京网聘信息技术有限公司。通讯作者及地址：张丹丹，北京大学国家发展研究院；电话号码：010-62759779；电子邮件地址：ddzhang@nsd.pku.edu.cn。本文得到国家自然科学基金青年项目（72303009）的支持。

一、引言

近年来，人工智能技术的快速发展与广泛普及，尤其是大语言模型的持续迭代与规模化应用，正在突破传统生产的边界。与此同时，人工智能驱动的技术变革也对劳动力市场产生了深刻而复杂的结构性冲击：一方面，岗位任务内容与技能需求加速重构，用人单位对劳动者能力的要求不断提高并趋于细化；另一方面，这些变化通过需求侧信号传导至供给侧，进而影响个体的教育投资与职业选择决策，从而重塑劳动力市场的匹配过程与配置效率。在这一背景下，人工智能与就业之间的关系已从单纯的“替代”和“创造”数量问题，转向更为复杂的结构性与匹配效率问题，并上升为宏观经济治理的重要议题。最新政策实践亦对此作出系统回应，《中共中央关于制定国民经济和社会发展第十五个五年规划的建议》提出构建“就业友好型发展方式”，并强调在技术应用与产业布局中嵌入就业影响评估机制，以实现技术进步与就业稳定之间的动态协调。

在既有文献中，技术进步对劳动力市场的影响通常体现为替代效应与互补效应并存的结构性调整过程（Autor et al., 2003; Acemoglu and Autor, 2011; Goos and Manning, 2007）。然而，相较于以计算机与工业机器人为代表的上一轮技术变革，以 ChatGPT 为代表的大语言模型具备更强的复杂语义理解与跨任务迁移能力，能够执行文本生成、代码编写与知识整合等高认知任务，使人工智能的影响边界由“程序化任务”拓展至“非程序化认知任务”。与此同时，供给侧亦呈现出规模扩张与结构调整并行的特征。随着我国高等教育体系的持续扩张，高校毕业生规模不断攀升，劳动力市场逐渐呈现出“技术驱动的需求重构”与“规模扩张的供给增长”相互叠加的格局。在这一背景下，一个更具体且尚未得到充分回答的问题是：人工智能技术进步究竟如何影响劳动力市场中的教育错配，而不仅仅是就业数量或岗位结构本身？在经验识别上，本文以 2022 年 12 月 ChatGPT 发布作为新一轮 AI-LLM 技术冲击的起点。

尽管已有研究分别考察了技术进步对就业结构的影响，以及互联网等信息技术对匹配效率的作用，但人工智能技术进步如何系统性影响教育错配，仍缺乏直接证据。已有研究表明，互联网使用有助于改善教育—工作的匹配状况、降低教育错配风险（谢尚等，2024）；但相较于一般性互联网技术，人工智能技术进步所引发的任务重构、技能需求调整与招聘信号变化更为深刻，其对教育错配的影响机制及其方向仍有待进一步识别。为更好地界定本文关注的教育错配问题，劳动力市场错配的内涵具有多维性。根据 OECD（2017）¹的划分，错配主要包括学历错配（qualification mismatch）、技能错配（skill mismatch）与专业错配（field-of-study mismatch）三类，其本质在于劳动者人力资本特征与岗位需求之间的不一致。围绕本文的问题，既有研究大体可从三个相互关联的维度展开：劳动力市场教育错配的成因与经济后果、技术进步的劳动力市场效应，以及人工智能暴露度的量化测度。本文正是在这三类文献的交叉处展开分析。

为识别人工智能技术冲击对教育错配的影响，本文使用 2021 年 1 月至 2025 年 7 月约 162 万条线上平台“岗位—求职者”匹配数据，从纵向（学历）与横向（专业）两个维度考察教育错配的动态变化。研究发现，中国劳动力市场基于学历的纵向错配与基于专业的横向错配比例分别平均为 59.9% 和 45.1%，且均呈显著上升趋势；同时，错配程度在不同职

¹ 请参见“OECD., Getting Skills Right: Spain. Paris: OECD Publishing, 2017”。

业之间存在显著差异，并在求职者年龄、学历等维度上表现出明显异质性。进一步地，以2022年12月ChatGPT发布为代表的新一轮人工智能技术冲击发生后，相较于低暴露度职业，高暴露度职业的向下投递行为及纵向错配比例显著下降。机制分析表明，这一变化主要源于人工智能技术强化了岗位需求信号的清晰度，并提高了岗位所需技能的复杂性与学历门槛，从而在一定程度上改善了劳动力配置效率并降低了纵向错配。

从既有研究来看，首先，大量文献从教育错配的成因与后果角度揭示了劳动力市场中的结构性矛盾，也为本文考察人工智能技术冲击下教育错配的变化提供了直接参照。研究普遍发现，无论是纵向（学历）还是横向（专业）错配，均具有较高发生率，并伴随着显著的“工资惩罚”（wage penalty）与“疤痕效应”（scarring effect）（Duncan and Hoffman, 1981; Verdugo and Verdugo, 1989; Hartog, 2000; McGuinness, 2006; Robst, 2007; Tsai, 2010; Somers et al., 2019; Li, 2016; Li, 2024）。在测度方法上，既有研究形成了包括“工作分析法”（job analysis approach）（Eckaus, 1964）、“实际匹配法”（realized matches approach）以及“主客观评估法”（subjective and objective assessment）（Verhaest and Omey, 2006; Bender and Heywood, 2011; Bender and Roche, 2013; Wolbers, 2003）在内的多元体系。在中国背景下，高等教育扩招在短期内加剧了高学历劳动力供给的集中释放（李晓光等, 2023），叠加年龄、经验与性别等个体特征差异（Frank, 1978; Green et al., 2007），以及用人单位对“过度资质”（overqualification）可能引致更高离职率的预期（Kuhn and Shen, 2013），共同加剧了劳动力市场的匹配摩擦与结构性错配。

其次，关于技术进步的劳动力市场效应，经典文献普遍认为信息技术革命呈现出典型的“技能偏向型技术进步”特征（Autor et al., 2003; Acemoglu and Autor, 2011; Autor and Dorn, 2013; Goos and Manning, 2007），通过替代可程序化的常规性中等技能劳动，推动劳动力市场出现“就业极化”。在中国情境下，工业机器人的广泛应用亦被证实对低技能劳动者产生显著替代效应，并重塑岗位结构（王永钦和董雯, 2020; 李磊等, 2021; 闫雪凌等, 2022; 陈媛媛等, 2022; 王林辉等, 2023）。然而，与以往主要作用于体力或简单认知任务的自动化技术不同，以大语言模型为代表的人工智能具备复杂语义理解与跨任务迁移能力，其影响范围正由“常规任务”扩展至高度专业化与创造性较强的非程序化认知活动（Brynjolfsson and McAfee, 2014; Brynjolfsson and Mitchell, 2017; Frey and Osborne, 2017; Eloundou et al., 2024）。因此，人工智能对就业的影响不再仅体现为岗位数量与结构的调整，更可能通过改变任务内容与需求表达方式，进一步作用于劳动力市场的匹配过程。总体而言，现有研究普遍认为人工智能对就业具有替代与创造的“双重效应”，其净影响取决于两者的相对强度（Acemoglu and Restrepo, 2019; Bessen, 2019; Deming and Noray, 2020; Acemoglu et al., 2022）。不过，这类研究主要关注就业数量、岗位结构与技能需求变化，对人工智能技术进步是否以及如何影响教育错配，仍缺乏直接检验。

最后，人工智能暴露度的量化为识别技术冲击提供了关键工具。现有研究多基于“任务视角”（task-based approach）构建度量框架。沿着 Felten et al. (2021) 与 Webb (2020) 的思路，Eloundou et al. (2024) 利用招聘信息与文本语义分析，结合大模型评估，构建了任务层面的人工智能暴露度指标。国内研究中，张丹丹等 (2025) 将该方法拓展至中国劳动力市场，发现人工智能技术进步显著提高了高技能与高学历岗位的需求。为识别人工智能技术冲击在不同职业中的异质性影响，本文在此基础上进一步进行方法优化，引入 Sentence-BERT 等语义嵌入模型，对岗位任务描述进行结构化拆分与标准化匹配，从而在提升指标可解释性的同时，提高了测度的精度与稳健性。

本文的贡献如下。第一，基于“岗位—求职者”匹配数据，本文从微观匹配过程出发，系统识别了人工智能技术冲击对劳动力市场教育错配的影响，并对其作用机制进行了深入分析，拓展了既有以宏观岗位或职业结构为主的研究范式。第二，结合最新自然语言处理方法与招聘广告抽样数据，本文对既有的人工智能技术暴露度指标进行了细化与优化，在指标构建的透明性与测度严谨性方面均有所提升。第三，本文从劳动力市场结构性错配的视角出发，为政策制定提供了多层面的经验证据：一方面为就业引导政策的精准设计提供依据，另一方面为高等教育专业结构优化与人才培养体系改革提供参考，同时亦为求职者在人工智能冲击下调整职业选择与匹配策略提供了实证支持。

二、研究数据与关键指标的测算

本文数据来自智联线上招聘平台。在线招聘广告具有实时性强的特点，能够及时追踪劳动力市场中需求端的变化，对于测算暴露指数有着天然优势。此外，招聘大数据还能够捕捉到求职者的投递记录与入职意愿，有助于研究市场均衡下的匹配情况。需要注意的是，已有研究表明（Kuhn and Shen, 2013; 张丹丹等, 2025），在线招聘广告通常更集中于城市地区、相对年轻且高学历人群，以及中高薪酬岗位，因此在将结果推广至整体劳动力市场时需谨慎解释。

（一）招聘广告数据与“大语言模型人工智能技术”暴露指数的构建

我们使用来自智联招聘平台 2018 至 2020 年间的约 60 万条招聘广告随机样本，构造了中国劳动力市场职业层面的“大语言模型人工智能暴露指数”。指数构造基于本文的核心“求职者-匹配”样本覆盖起始（2021 年）之前，避免了指数的内生性问题。本文使用的暴露指数在张丹丹等（2025）的基础上进行了改进，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，提高了构造过程的透明度和可追踪性¹。

（二）“岗位-求职者”匹配数据介绍

本文使用 2021 年 1 月至 2025 年 7 月的智联招聘平台数据构建“岗位—求职者”匹配样本。具体而言，研究以需求端岗位为抽样基础，每年随机抽取约 2 万个招聘广告形成“岗位样本”，并提取这些岗位在发布当年收到的全部投递记录，构成“投递样本”，同时识别对应的“求职者样本”。样本记录了岗位的发布时间、职业、行业、地域等信息，以及求职者的年龄、性别、学历、专业和上一份工作特征。平台根据企业与求职者之间的互动行为识别“正向回复”，本文将其视为接近达成雇佣的代理变量。为保证数据完整性，研究仅保留每年 1—10 月（2025 年为 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，同时限定岗位类型为全职。经筛选后，最终样本包含 97,447 个招聘广告、1,623,430

¹ 详细的指标构造方法，以及与张丹丹等（2025）的对比，详见北京大学国家发展研究院 AI 与经济学实验室和智联招聘（2025）技术文本。我们在附录 I 中亦做了简要总结，并在附录 III 中列出了各职业的暴露度。在本部分抽样数据中，2018 年至 2020 年的数据样本与张丹丹等（2025）完全一致，保证了指数对比的可比性。

次投递以及 1,439,854 名求职者，其中大专及以上学历样本占比超过九成。描述性统计显示，样本期间平均正向回复率约为 19.4%。此外，约一半招聘广告未收到投递，有投递样本在 LLM 暴露度、薪资和学历要求等方面显著更高。更为详细的数据构建过程与描述性统计结果见附录 IV。

（三）基于“岗位-求职者”匹配数据构建教育错配指标

1. 职业、专业的标准化对应

为构建岗位—求职者错配指标，本文首先对招聘广告中的职业类别与求职者专业信息进行标准化处理。参照国际通行的职业与专业分类体系，本文分别将岗位职业与求职者专业对应到 SOC (Standard Occupational Classification) 职业分类标准与 CIP (Classification of Instructional Programs) 学科专业分类标准。在具体操作上，针对“岗位样本”中近千种职业类别，本文结合大语言模型辅助识别与专家筛选评估，将其映射至 SOC 的具体职业层级；针对“求职者样本”中约 4.6 万类自填专业，则基于 Sentence-BERT 语义相似度匹配并结合专家审核，将其对应至 CIP 具体专业分类。在专业维度分析中，本文主要关注大专及以上学历群体，该群体在样本中占比超过 90%，且专业信息更具识别度。关于 SOC 与 CIP 分类体系及具体匹配流程的更为详细说明，见附录 V。

2. 纵向错配与横向错配的测算

本文从投递视角出发，定义“向下投递”与“跨专业投递”。“向下投递”指“投递样本”中，求职者的学历高于申请岗位的学历要求的投递。本文将学历划分为五个层级：不限学历或初中及以下为 1 级；高中、中专、中技为 2 级；大专为 3 级；本科为 4 级；研究生为 5 级。根据学历层级的相对关系判断是否为“向下投递”。

“跨专业投递”指“投递样本”中，求职者所学专业与职位所要求的专业不一致的投递。其识别依赖于求职者的专业信息与职位所需专业之间的匹配关系，现有文献（如 Manuel and Plesca, 2020; Manuel, 2024）大多将 BLS 与 NCES 协作构建的 CIP-SOC 对照表作为参考依据。本研究依据大语言模型辅助与 Sentence-BERT 语义相似度匹配，将智联招聘的职业分类与求职者专业分别对应到 SOC 职业标准与 CIP 专业标准中，将不在 CIP-SOC 对照表中的投递行为视作跨专业投递。为减少模糊界定的影响，我们将 CIP-SOC 对照表中的 SOC 职业聚合到职组小类 (Minor Group, 98 个)，将 CIP 职业聚合到大类 (Major, 48 个)¹。

由于大专及以上学历的申请者专业性较强、且该人群数量占求职者样本的超过 90%，因此在研究“跨专业投递”和“横向错配”问题时，我们将把样本分别局限在由大专及以上学历的申请者发出的投递和获得的正向回复中（下文简称“大专及以上学历子样本”），需要注意的是，对岗位要求学历不进行限制。

错配一般指实际入职匹配的情况，与投递行为仍有概念上的差距。由于招聘数据中无法追踪到实际匹配情况，本文用“正向回复”这一表示招聘双方意愿的指标进行间接反映。在有正向回复的“投递样本”子样本中，本文将“向下投递”视为“纵向错配”²，将“跨专业投递”视为“横向错配”。

¹ 聚合层级会影响横向错配的测算，在附录 VII 中对不同聚合层级下的平均横向错配比例予以呈现。

² 理论上，“向上投递”也属于“纵向错配”，但由于正向回复样本中几乎不存在求职者学历低于岗位要求的情况，因此本文不单独对“向上投递”进行考虑。

在“投递样本”中，存在 2.0%的投递记录缺乏求职者学历信息，无法直接判断是否为“向下投递”；在“大专及以上学历求职者的投递子样本”中，存在 1.6%的投递记录缺乏原始专业信息，或是与 CIP 标准专业的语义相似度低于阈值 0.51，无法有效判断是否为“跨专业投递”。经分析，这两部分投递记录的其他特征分布与全样本特征分布存在显著差异，直接去除可能会对结果产生一定影响。本文采用机器学习算法，基于投递记录的其余信息，对关键信息确实的投递样本进行“向下投递”与“跨专业投递”的预测，详细信息参见附录 IX。

三、大语言模型人工智能技术职业暴露度对劳动力市场错配的影响

（一）劳动力市场错配趋势分析

应用“岗位-求职者”匹配数据，采用本文第三部分的测算方法，中国投递行为和劳动力错配的趋势如 **Error! Reference source not found.**所示。

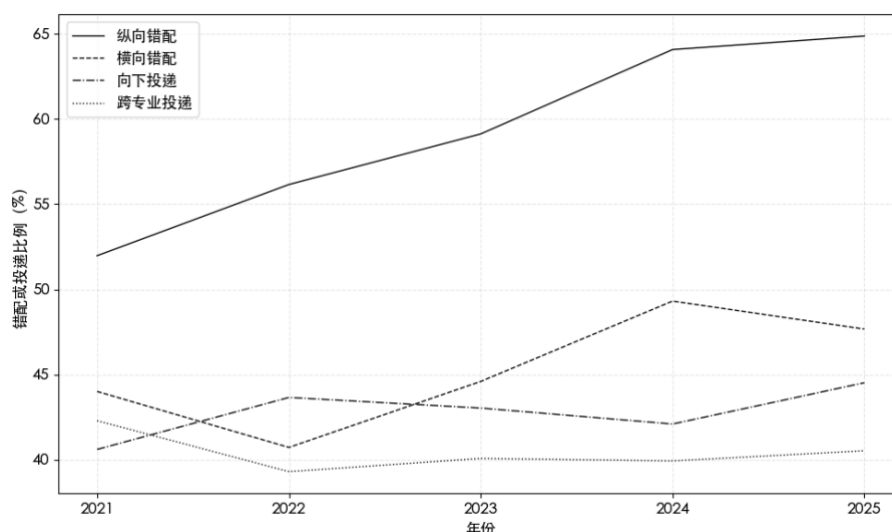


图 1：基于“岗位-求职者”匹配数据的投递行为和劳动力市场错配时间趋势

图 1 刻画了 2021—2025 年劳动力市场投递行为与错配的动态变化。样本期内，约 40%—45%的投递属于高学历求职者向低学历岗位的“向下投递”，约 40%的投递为大专及以上学历申请者的“跨专业投递”，两类行为整体较为稳定。然而，以“正向回复”作为匹配成功的代理指标，错配程度显著上升：纵向错配比例由 2021 年的 52.0%上升至 2025 年的 64.9%，横向错配比例也经历了从低值 40.7%上升至高值 49.3%的过程。需要指出的是，本文测算的错配比例高于既有基于劳动力调查数据的结果。既有研究多基于就业存量样本，通常得到 20%—40%的错配率区间（Duncan and Hoffman, 1981；Verdugo and Verdugo, 1989；李晓光等，2023）；而本文基于招聘筛选阶段的“岗位—求职者”匹配数据，刻画的是流量型错配，数值不宜直接对比，但在时序上具有良好内部可比性。

¹ 关于这一阈值的选择问题，参见附录 VIII。

进一步比较发现，纵向错配显著高于向下投递，横向错配亦高于跨专业投递，表明用人单位在筛选中对高学历及跨专业求职者存在偏好，且这一趋势有所强化。其中，对向下投递的偏好尤为突出，反映出日益强化的“高学历优势”：高学历求职者更易获得用人单位认可，但也可能挤出原本匹配的申请者，从而推动纵向错配上升。纵向错配和横向错配反映了下劳动力市场配置中的结构性问题¹。不断增长的纵向错配表明，部分高学历群体面临“学历过剩”的困境，难以充分发挥其学历优势，可能造成人力资源的浪费，也可能加剧这部分群体的就业压力与职业满意度偏低的情况。不断增长的横向错配表明，教育专业设置与市场行业需求之间的衔接不够紧密，产业结构调整与人才培养体系之间存在一定的滞后性，难以快速响应市场对特定专业人才的需求变化。关于不同职组及各类求职者群体错配分布的详细图表与具体分析，请参见本文附录X。

（二）职业错配比例的变动与职业暴露度的关系

图 2 呈现了职业错配比例的变动与职业暴露度的关系。具体而言，图中每个点代表 SOC 广义职业，横坐标为该职业的暴露指数，纵坐标为该职业在 ChatGPT 发布后的平均错配比例与 ChatGPT 发布前的平均错配比例的差值。为了稳健性，图中删除了包含样本较少的职业点。左图呈现了纵向错配的变动情况与职业暴露度的关系，右图呈现了横向错配的变动情况与职业暴露度的关系。可以初步发现，高暴露度职业的平均错配比例的增长幅度显著低于低暴露度职业，甚至在较高暴露度的职业中有所下降；而在横向错配的比例变动中，高低暴露度职业并没有呈现出明显的异质性。下一小节将通过更严谨的实证方法提供证据。

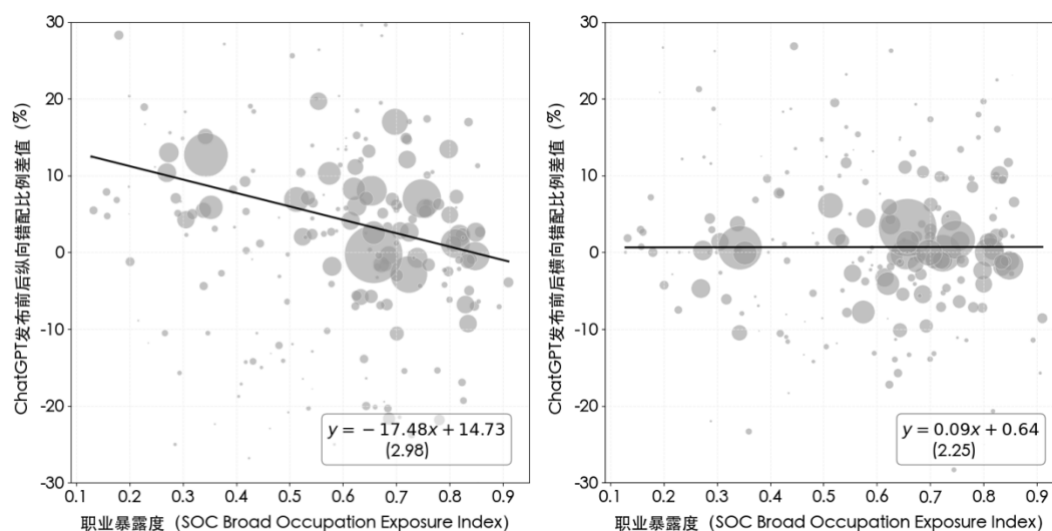


图 2：职业错配比例的变动与职业暴露度的散点图

注：左图代表纵向错配的情况，右图代表横向错配的情况。图中每一个点代表职业（SOC 广义职业，6 位编码），点的大小代表在 ChatGPT 发布前的职业份额占比大小，横坐标为该职业的

¹ 值得注意的是，线上招聘数据不足以覆盖整个劳动力市场的情况。就智联招聘平台而言，求职者以青壮年、中学历居多，这部分群体往往更容易发生错配，所以图 1 中测算的比例可能是对中国总体劳动力市场情况的高估。

暴露度，纵坐标为该职业在 ChatGPT 发布后（2022 年 12 月-2025 年 7 月）与 ChatGPT 发布前（2021 年 1 月至 2022 年 11 月）的平均错配比例的差值。每个图的右下角标注了采用加权最小二乘估计的拟合曲线，括号中为对应系数的标准误。

（三）双重差分实证方法

本文以招聘广告为主要研究对象，采用双重差分法，识别新一轮人工智能技术冲击对中国劳动力市场错配的因果影响。我们以 ChatGPT 的发布作为技术冲击到来的标志，识别其对潜在“大语言模型暴露度”不同的职业的不同影响。具体而言，我们使用以下回归方程：

1. 双重差分（Difference-in-Differences, DiD）回归

$$Y_{ijct} = \alpha + \beta \text{ExpOccu}_j \times \text{Post}_t + \gamma X_i + \mu_{ct} + \lambda_j + \epsilon_{ijct} \quad (1)$$

其中， i 表示招聘广告， j 表示招聘广告所在的 SOC 广义职业， c 表示城市， t 表示时间，具体到月份。 Y_{ijct} 为本文关注的被解释变量，本文使用了两类特征展开分析。

第一类特征聚焦市场的投递与正向回复（接近雇佣）情况：（1）招聘广告是否有求职者投递（2）招聘广告收到的投递量（3）招聘广告的正向回复率。

第二类特征聚焦市场的错配情况：（1）招聘广告收到的向下投递比例（2）招聘广告的纵向错配比例（3）招聘广告收到的跨专业投递比例。（4）招聘广告的横向错配比例。

ExpOccu_j 表示该招聘广告所在的职业 j 的暴露指数，为方便解释回归结果，回归中使用的暴露指数进行了 Z-Score 标准化处理。本文以 2022 年 12 月 ChatGPT 发布作为主要事件冲击的时点。 Post_t 是关于冲击时期的指示变量，在 2022 年 12 月及之后取值为 1，此前取值为 0； X_i 表示招聘广告层面的一系列控制变量，包括该岗位的拟招聘数量、要求学历、月薪、岗位所在企业所有制类型、岗位所在企业规模等。 μ_{ct} 表示“时间-城市”层面的固定效应，它可以控制由于招聘平台的经营策略引起的地区间劳动力市场趋势不一致的情况； λ_j 表示职业层面的固定效应。 ϵ_{ijct} 表示误差项。研究将标准误聚类到 SOC 广义职业层面，与核心解释变量的层面保持一致。

2. 事件研究法（Event Study）

$$Y_{ijct} = \sum_{\tau \neq -1} \beta_{\tau} I(t = \tau) \times \text{ExpOccu}_j + \gamma X_i + \mu_{ct} + \lambda_j + \epsilon_{ijct} \quad (2)$$

为进一步研究 ChatGPT 发布前后，不同暴露度的职业的错配情况的动态变化，本文采用事件研究法进行分析。为保证结果的稳健性，本部分将时间加总在季度层面，将 2022 年第 4 季度（即 2022 年 12 月 ChatGPT 发布所在季度）作为事件冲击的第 0 期。 $I(t = \tau)$ 为时期的指示函数，当且仅当第 τ 期时取值为 1，其余情况取值为 0。其余变量与模型（1）保持一致。

（四）主要实证结果

表 1 基于双重差分法，呈现了大语言模型人工智能技术应用对市场投递与正向回复（接近雇佣）情况的影响。第（1）列展示了技术冲击并不显著影响招聘投递的外扩边际（extensive margin），即招聘广告收到投递的概率。第（2）列则显示技术冲击使高暴露度职业获得了更多投递，这一增加主要来自于集约边际（intensive margin）：与冲击前相比，职业暴露度每增加一个标准差，在有投递岗位中的投递数量平均增加 11.30 人次。投

递人次的增加意味着竞争更加激烈，如第（3）列所示，高暴露度职业在技术冲击后的正向回复率显著下降。

表 2 是主要结果，呈现了在以 2022 年 12 月 ChatGPT 发布为代表的新一轮 AI-LLM 技术冲击对市场错配情况的影响。第（1）列的结果显示，在技术冲击之后，更高暴露度的职业吸引了更少比例的向下投递，职业暴露度每增加一个标准差，向下投递比例将减少 2.6 个百分点。第（2）列使用了所有形成了“近似雇佣”（正向回复）的岗位样本，被解释变量是岗位中所有形成了正向回复的匹配中纵向错配的比例。回归显示，技术冲击使得高暴露度职业的纵向错配比例同样下降。这意味着，与低暴露度职业相比，高暴露度岗位所吸引的向下投递与最终形成的纵向错配比例在冲击后明显降低，本文的机制部分将具体对这一现象展开分析。表 2 的第（3）（4）列相应地分析了跨专业投递与横向错配，没有发现技术冲击的显著影响。

图 3 对事件研究中交互项系数 β_t 的趋势变化进行呈现。其（1）-（4）部分图分别对应表 2 的第（1）-（4）列回归的事件研究版本。技术冲击到来之前，暴露度不同的岗位在向下投递和纵向错配方面没有显著差异（系数接近 0）和变化趋势；2022 年 4 季度之后，交互项系数呈现出明显的降低，且在 2024 年底至 2025 年初尤为突出。

表 1：大语言模型人工智能技术应用对市场投递与回复情况的影响

样本	(1)	(2)	(3)
	全部岗位	有投递岗位	
结果变量	有投递	投递人次	正向回复率
ChatGPT 发布后	0.015	11.30***	-0.0300***
职业暴露指数	(0.0103)	(2.069)	(0.00613)
岗位控制变量	Yes	Yes	Yes
年月-城市固定效应	Yes	Yes	Yes
职业固定效应	Yes	Yes	Yes
观测数	91,897	46,462	46,462
调整后 R ²	0.482	0.157	0.334
被解释变量均值	0.517	33.274	0.343

注：“岗位控制变量”包括某岗位的拟招聘数量、要求学历、月薪、岗位所在企业所有制类型、岗位所在企业规模，第（3）列还控制了该岗位的投递人次。括号中为标准误（标准误聚类到职业层面，SOC 广义职业，6 位编码），***代表在 1%的水平上统计显著，**代表在 5%的水平上统计显著，*代表在 10%的水平上统计显著。

表 2：大语言模型人工智能技术应用对市场错配情况的影响

岗位样本	(1)	(2)	(3)	(4)
	有投递	有正向回复	有投递#	有正向回复#
结果变量	向下投递比例	纵向错配比例	跨专业投递比例	横向错配比例

ChatGPT 发布后 职业暴露指数	-0.0263*** (0.00589)	-0.0230*** (0.00572)	-0.00214 (0.00344)	-0.000123 (0.00487)
岗位控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
年月-城市固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
职业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
观测值	46,462	31,096	42,262	26,999
调整后 R ²	0.721	0.63	0.603	0.524
被解释变量均值	0.545	0.592	0.496	0.505

注：#第（3）（4）列仅包含岗位要求为“大专”及以上的样本。“岗位控制变量”包括拟招聘数量、要求学历、月薪、岗位所在企业所有制类型、岗位所在企业规模、投递人次。括号中为标准误（标准误聚类到职业层面，SOC 广义职业，6 位编码），***代表在 1%的水平上统计显著，**代表在 5%的水平上统计显著，*代表在 10%的水平上统计显著。

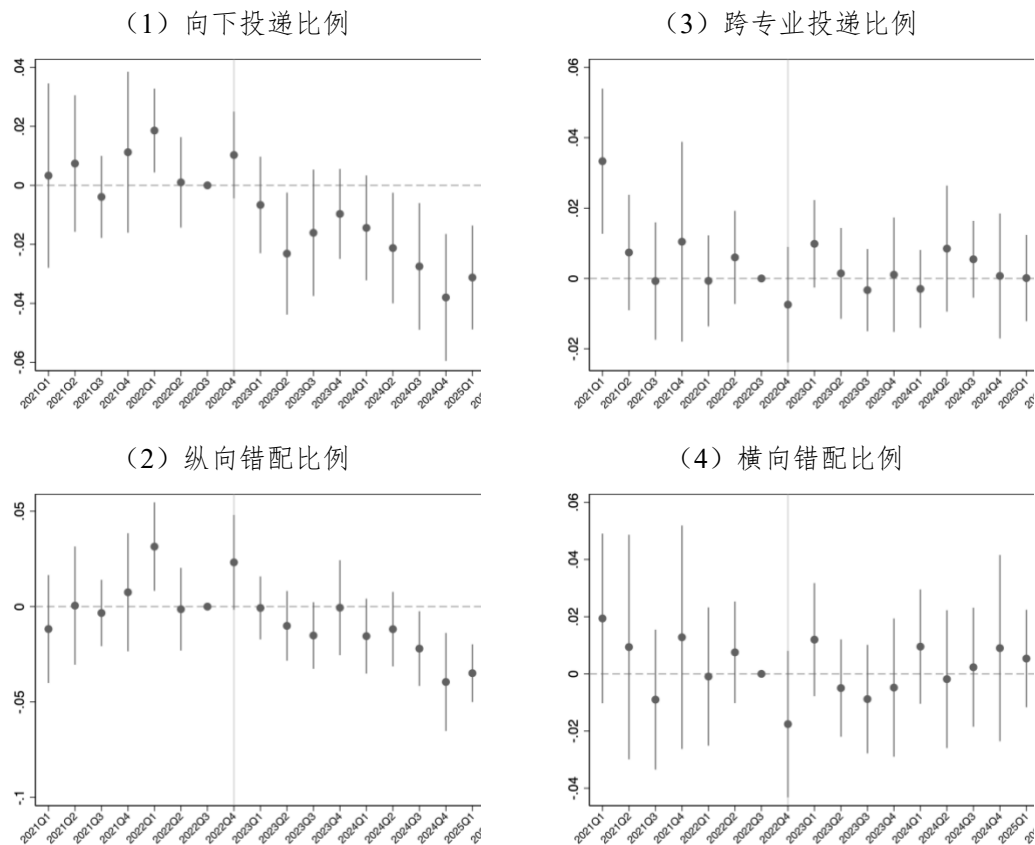


图 3：大语言模型人工智能技术冲击对市场错配情况的动态影响

注：图中呈现了事件研究法中交互项的系数。回归包含职业和年-季度的固定效应，同时控制了岗位要求学历、薪资水平等招聘广告层面的特征。标准误在职业层面聚类，置信区间为 95% 水平。

四、技术冲击下的错配机制与异质性分析

人工智能技术的快速发展，给企业带来了显著的任务重组与技能替代压力。对于高度暴露的职业而言，技术冲击不仅改变可自动化的任务边界，也改变岗位内部的技能结构，从而影响企业的岗位发布方式和求职者的投递行为。本节旨在探讨总体样本中错配持续上升而高暴露职业的纵向错配显著下降的现象，并揭示支撑这一变化的微观机制。

(一) 需求端：高暴露岗位的任务与技能专业化

技术冲击首先作用于企业端的生产组织方式与岗位需求结构。随着生成式 AI 的广泛应用，高暴露职业的任务边界与技能需求发生系统性重构，使岗位内容呈现出更高复杂度与专业化水平。本文基于“岗位—求职者”匹配数据，从招聘广告中提取任务并映射至 O*NET 任务体系，同时利用大语言模型提取岗位技能(提示词见附录 XI)，并通过语义匹配对应至 Lightcast 分类；进一步参考 Tacchella et al. (2012) 与 Aufiero et al. (2024)，采用 EFC 算法刻画技能复杂度与专业性。表 3 结果表明，技术冲击后高暴露职业的岗位内容发生显著调整：一方面，任务数量与技能数量均显著增加，表明岗位涉及的工作内容更加多样，所需技能组合更为广泛；另一方面，技能复杂度显著提升，反映出不同技能之间的互补性增强，对综合处理能力的要求提高。同时，技能专业性显著上升，说明岗位技能由通用型向特定领域聚焦，岗位“画像”更加清晰。

从劳动力市场机制看，岗位任务与技能要求的重构提高了招聘信号的清晰度与筛选标准。在信息不完全程度较高时，不匹配的求职者仍可能进入申请序列；而在技能要求更加明确且专业化程度提高后，这类求职者的投递行为将减少，从而直接导致高暴露职业中的向下投递与纵向错配显著下降。

表 3：企业发布招聘广告的主动调整

	(1)	(2)	(3)
被解释变量	工作任务数量	技能数量	最高技能复杂度排名
ChatGPT 发布后×	0.0710**	0.0812*	-2.013**
职业暴露指数	(0.0344)	(0.0468)	(1.016)
年月-城市固定效应	Yes	Yes	Yes
职业固定效应	Yes	Yes	Yes
观测值	46,462	45,390	45,053
调整后 R ²	0.256	0.506	0.346
被解释变量均值	3.699	9.532	271.862

注：回归中控制了该岗位的拟招聘数量、要求学历、月薪、岗位所在企业所有制类型、岗位所在企业规模、投递人次等变量，同时分别控制了年月和城市层面的固定效应。括号中为标准误（标准误聚类到职业层面，SOC 广义职业，6 位编码），***代表在 1%的水平上统计显著，**代表在 5%的水平上统计显著，*代表在 10%的水平上统计显著。

（二）岗位层级的异质性

企业端岗位内容的专业化不仅改变了高暴露职业内部的技能需求，也系统性地影响了不同层级岗位的可进入性和吸引力。为此，本文从岗位学历要求与薪酬水平两个维度考察技术冲击在不同职业层级上的影响，并分析其与向下投递及纵向错配变化之间的关系。表 4 结果表明，在学历维度上，本科岗位的向下投递与纵向错配在技术冲击后整体保持稳定，反映出岗位专业化提升强化了技能信号，使高技能岗位的匹配结构相对稳定；大专岗位的向下投递与错配显著上升，表明随着本科岗位准入门槛上移，高学历求职者更多向中等技能岗位集中，形成“中段挤占”；而大专以下岗位的错配则明显下降，高学历求职者对低技能岗位的兴趣减弱。薪酬维度的结果与之相一致：低薪岗位的向下投递与错配显著下降，而高薪岗位变化较小甚至略有上升。总体而言，AI 技术冲击通过提升岗位技能要求与专业化程度，推动高技能门槛上移、中技能岗位竞争加剧、低技能岗位吸引力下降，从而在不同岗位层级上形成差异化的错配调整。

表 4：分岗位学历要求、岗位薪资的回归结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
分组依据	分岗位要求学历						分岗位薪资			
样本	本科岗位		大专岗位		大专以下岗位		高薪岗位		低薪岗位	
结果变量	向下投递 比例	纵向错配 比例	向下投递 比例	纵向错配 比例	向下投递 比例	纵向错配 比例	向下投递 比例	纵向错配 比例	向下投递 比例	纵向错配 比例
ChatGPT 发布后	0.00595	-0.00990	0.0239***	0.0242*	-0.0332***	-0.0358***	-0.0124*	-0.00549	-0.0230***	-0.0231***
职业暴露指数	(0.00773)	(0.0162)	(0.00919)	(0.0131)	(0.00630)	(0.00557)	(0.00714)	(0.0101)	(0.00623)	(0.00666)
岗位控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
年月-城市固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
职业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
观测值	9,197	4,844	14,352	9,040	18,923	14,300	14,673	8,836	29,913	20,804
R 方	0.337	0.309	0.306	0.311	0.243	0.238	0.757	0.676	0.708	0.627
被解释变量均值	0.111	0.114	0.452	0.467	0.860	0.866	0.453	0.514	0.590	0.624

注：奇数列的样本限定在有投递的招聘广告中，偶数列的样本限定在有正向回复的招聘广告中。“岗位控制变量”包括拟招聘数量、要求学历、月薪、岗位所在企业所有制类型、岗位所在企业规模、投递人次。括号中为标准误（标准误聚类到职业层面，SOC 广义职业，6 位编码），***代表在 1%的水平上统计显著，**代表在 5%的水平上统计显著，*代表在 10%的水平上统计显著。

（三）供给端的异质性反应：技能比较优势和可迁移性

本节从求职者专业背景与工作经历两个维度出发，检验不同类型人力资本在新技术冲击中的相对表现。本部分沿用双重差分模型的方法，在“投递”层面进行回归分析，以求更精细地描述求职者行为。具体来说，我们使用了以下回归方程：

$$Y_{pict} = \alpha + \beta \text{ExpCurOccu}_j \times \text{Post}_t + \gamma X_i + \theta Z_p + \lambda_j + \mu_{ct} + \epsilon_{pict} \quad (3)$$

相对于回归方程（1），方程（3）以每个岗位-求职者投递为分析单元。下角标 p 代表求职者，其他字母含义保持与（1）相同， Z_p 为求职者层面的控制变量。我们关心的被解释变量 Y_{pict} 为该投递是否为向下投递；如果使用所有正向回复的投递样本，被解释变量则可解读为是否形成了纵向错配。

表 5 从求职者专业背景与工作经历两个维度考察技术冲击下求职行为的异质性。首先，从专业背景看，STEM 专业求职者在高暴露职业中的向下投递与纵向错配均未出现显著上升，部分群体甚至表现出更低的错配水平。这表明，在岗位专业化与技能复杂度提升的背景下，具备科学技术相关背景的求职者更容易适应岗位技能结构的变化，从而在高技能职业轨道中保持相对优势。相比之下，非 STEM 专业求职者在高暴露职业中的向下投递与纵向错配显著上升，说明随着岗位技能要求提高，这类求职者在高技能岗位中的竞争力下降，被迫向中等技能岗位转移，从而加剧了中段职业梯度的竞争。

其次，从工作经历维度看，是否具备高暴露职业经历同样影响求职者的调整方式。曾在高暴露职业中工作的求职者，在技术冲击后表现出更高比例的向下投递和更明显的纵向错配，表明岗位任务结构的变化对其既有技能形成了直接冲击，使其在职业梯度上出现一定程度的“向下迁移”。相比之下，不具备高暴露经历的求职者受岗位技能重构的约束较弱，其投递行为与错配变化相对温和。

总体而言，技术冲击通过岗位专业化和技能结构重构，在企业需求与求职者供给两端共同作用。一方面，高暴露岗位的技能要求提升提高了招聘信号的清晰度，从而降低了职业内部的错配；另一方面，不同能力与经验的求职者在技术冲击下面临不同的调整路径，进一步强化了劳动力市场错配的结构化变化。

表 5：分求职者专业、工作经历的回归结果（投递层面）

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
分组依据	分求职者专业				分求职者工作经历					
样本	STEM 专业求职者		其他专业求职者		有高暴露度工作经历		有低暴露度工作经历		无工作经历	
结果变量	是否为 向下投递	是否为 纵向错配	是否为 向下投递	是否为 纵向错配	是否为 向下投递	是否为 纵向错配	是否为 向下投递	是否为 纵向错配	是否为 向下投递	是否为 纵向错配
ChatGPT 发布后	0.000576	-0.00363	0.00865**	0.0139***	0.00775**	0.00996***	0.00263	0.00541	-0.000607	0.00525
职业暴露指数	(0.00315)	(0.00380)	(0.00343)	(0.00353)	(0.00383)	(0.00320)	(0.00312)	(0.00388)	(0.00421)	(0.00590)
岗位控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
求职者控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
年月-城市固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
职业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
观测值	459,380	78,756	967,768	167,777	1,235,891	208,671	232,448	61,944	94,735	22,690
R 方	0.779	0.792	0.784	0.768	0.760	0.751	0.751	0.772	0.792	0.767
被解释变量均值	0.392	0.541	0.430	0.599	0.400	0.552	0.515	0.646	0.501	0.676

注：偶数列的样本限定在有正向回复的投递记录中。“岗位控制变量”包括拟招聘数量、要求学历、月薪、岗位所在企业所有制类型、岗位所在企业规模、投递人次。“求职者控制变量”包括求职者的年龄、性别、学历层级、毕业院校层级。括号中为标准误（标准误聚类到职业层面，SOC 广义职业，6 位编码），***代表在 1%的水平上统计显著，**代表在 5%的水平上统计显著，*代表在 10%的水平上统计显著。

五、政策建议与研究局限

基于本文结论，人工智能技术进步并未简单地加剧所有岗位的错配，而是通过重塑岗位任务与技能结构，使高暴露职业内部的招聘信号更加清晰、纵向错配相对下降；与此同时，整体劳动力市场错配仍在上升，并表现出显著的层级分化与群体异质性。据此，政策重点不宜停留于笼统的稳就业或促培训，而应转向围绕技术冲击下的匹配效率提升，构建更具针对性的调节机制。

首先，应建立以岗位需求变化为基础的动态监测与预警体系。本文发现，AI冲击后高暴露职业的技能要求、学历门槛和专业化程度明显提升，中技能岗位则成为高学历劳动者“向下流动”的主要承接层。因此，政策部门应依托招聘平台、职业分类和岗位文本数据，持续监测不同职业的AI暴露度、技能要求变化和错配走势，及时识别错配高发职业、高风险群体和技能门槛快速抬升的领域，并将其纳入就业公共服务和职业培训资源配置之中。与其在错配形成后被动干预，不如在岗位需求结构变化初期提前预警，从源头上缓解结构性挤压。

其次，应推动教育供给体系从规模扩张转向适配优化。本文显示，高暴露岗位内部错配下降，并非因为市场自动出清，而是因为岗位要求更清晰、筛选标准更高；相应地，缺乏相关技能和专业背景的劳动者更容易被挤出并向中技能岗位集中。这意味着，当前教育体系面临的核心问题已不只是“是否培养足够多的高学历劳动者”，而是“能否培养与新岗位要求相匹配的人力资本”。因此，高等教育和职业教育应加强与岗位技能需求的动态衔接，适度扩大与AI互补性较强领域的人才培养，强化通用数字能力、任务迁移能力和跨学科应用能力训练，同时避免单纯以学历提升替代技能提升。对于大专层次教育，应更加突出应用型、职业特定型能力建设，减少中技能岗位被动承接高学历挤压所带来的错配累积。

再次，就业政策应更加关注技术冲击下的脆弱群体。本文发现，STEM背景求职者在高暴露职业中并未出现显著错配上升，而非STEM群体以及具有高暴露职业经历的劳动者更容易发生向下投递和纵向错配。这表明，技术冲击并非均匀作用于所有劳动者，而是通过技能可迁移性和技术互补性形成差异化影响。基于此，公共政策应将就业帮扶和再培训重点更多投向非科技专业背景劳动者、专用人力资本较强但可迁移性较弱的从业者，以及处于职业转换阶段的中年劳动者。培训设计也不应停留于一般性数字技能普及，而应强调与具体职业场景结合的转岗能力和适应能力提升。

最后，应引导企业在招聘端发布更清晰的岗位信息。本文表明，岗位任务与技能要求越清晰，越有助于减少高暴露职业内部的错配。因此，企业在招聘中应进一步提高岗位描述、技能要求与职业路径信息的透明度，减少模糊性筛选和过度学历偏好。同时，可探索建立更强调技能识别而非单一学历门槛的招聘机制，为具备可迁移能力但形式学历不占优的劳动者保留进入机会。只有在政策、教育与企业三端协同推进的条件下，才能将AI带来的岗位重构转化为匹配效率提升，而不是演变为更大范围的人力资本错置。

本文存在以下两点局限。一方面，本文尝试从需求与供给两个角度，识别大语言模型等人工智能技术进步对劳动力市场错配的影响机制，但从一般均衡视角来看，二者的调整过程必然相互作用，因此难以完全分离出两者的独立影响。例如，从供给侧来看，求职者针对大语言模型人工智能技术冲击所做出的投递行为调整，本身就会受到新技术冲击引发的岗位需求结构变动的的影响。另一方面，大语言模型人工智能技术冲击不仅会影响求职者

的短期投递行为，还可能通过更为缓慢的人力资本投资与技能结构重塑产生长期作用。但受限于本文仅使用流量数据（新增岗位招聘信息），无法系统分析大语言模型人工智能技术冲击对求职者的长期影响。未来研究可结合更长时间跨度的数据与更严谨的识别策略，弥补本文的不足。

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]Aufiero, S., De Marzo, G., Sbardella, A., and Zaccaria, A.,“Mapping Job Fitness and Skill Coherence into Wages: An Economic Complexity Analysis”, *Scientific Reports*, 2024, 14(1), 11752.
- [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]Bender, K. A., and Heywood, J. S.,“Educational Mismatch and the Careers of Scientists”, *Education Economics*, 2011, 19(3), 253–274.
- [8]Bender, K. A., and Roche, K., “Educational Mismatch and Self-employment”, *Economics of Education Review*, 2013, 34, 85–95.
- [9]Bessen, J., “Automation and Jobs: When Technology Boosts Employment”, *Economic Policy*, 2019, 34(100), 589–626.
- [10]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.
- [11]Brynjolfsson, E., and Mitchell, T.,“What Can Machine Learning Do? Workforce Implications”, *Science*, 2017, 358(6370), 1530–1534.
- [12]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。
- [13]Deming, D. J., and Noray, K.,“Earnings Dynamics, Changing Job Skills, and STEM Careers”, *The Quarterly Journal of Economics*, 2020, 135(4), 1965–2005.
- [14]Duncan, G. J., and Hoffman, S. D.,“The Incidence and Wage Effects of Overeducation”, *Economics of Education Review*, 1981, 1(1), 75–86.
- [15]Eckaus, R. S.,“Economic Criteria for Education and Training”, *The Review of Economics and Statistics*, 1964, 46(2), 181–190.
- [16]Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P. and Rock, D.,“GPTs Are GPTs: Labor Market Impact Potential of LLMs”, *Science*, 2024, 384 (6702) , 1306–1308.
- [17]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.

- [18]Frank, R. H.,“Why Women Earn Less: The Theory and Estimation of Differential Overqualification”, *American Economic Review*, 1978, 68(3), 360–373.
- [19]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.
- [20]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.
- [21]Green, C., Kler, P., and Leeves, G.,“Immigrant Overeducation: Evidence from Recent Arrivals to Australia”, *Economics of Education Review*, 2007, 26(4), 420–432.
- [22]Hampole, M., Papanikolaou, D., Schmidt, L. D. W., and Seegmiller, B.,“Artificial Intelligence and the Labor Market”, *NBER Working Paper*, 2025, No. 33509.
- [23]Hartog, J.,“Over-education and Earnings: Where Are We, Where Should We Go?”, *Economics of Education Review*, 2000, 19(2), 131–147.
- [24]Kuhn, P., and Shen, K.,“Gender Discrimination in Job Ads: Evidence from China”, *The Quarterly Journal of Economics*, 2013, 128(1), 287–336.
- [25]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。
- [26]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。
- [27]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。
- [28]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。
- [29]Manuel, N.,“The Use of Major-Related Knowledge by Early Career College Graduates”, *Applied Economics*, 2024, 56(55), 7302–7316.
- [30]Manuel, N., and Plesca, M.,“Skill Transferability and the Earnings of Immigrants”, *Canadian Journal of Economics*, 2020, 53(4), 1404–1428.
- [31]McGuinness, S.,“Overeducation in the Labour Market”. *Journal of Economic Surveys*, 2006, 20(3), 387–418.
- [32]Robst, J.,“Education and Job Match: The Relatedness of College Major and Work”, *Economics of Education Review*, 2007, 26(4), 397–407.
- [33]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.
- [34]Tacchella, A., Cristelli, M., Caldarelli, G., Gabrielli, A., and Pietronero, L.,“A New Metrics for Countries’ Fitness and Products’ Complexity”, *Scientific Reports*, 2012, 2(1), 723.
- [35]Tsai, Y.,“Returns to Overeducation: A Longitudinal Analysis of the US Labor Market”. *Economics of Education Review*, 2010, 29(4), 606–617.
- [36]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.

- [37]Verhaest, D., and Omey, E.,“The Impact of Overeducation and Its Measurement”, *Social Indicators Research*, 2006, 77(3), 419–448.
- [38]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。
- [39]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。
- [40]Webb, M.,“The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market”, SSRN Working Paper, 2020.
- [41]Wolbers, M. H.,“Job Mismatches and Their Labour-Market Effects among School-leavers in Europe”, *European Sociological Review*, 2003, 19(3), 249–266.
- [42]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。
- [43]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。
- [44]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。

附录一：“人工智能暴露指数”构造说明

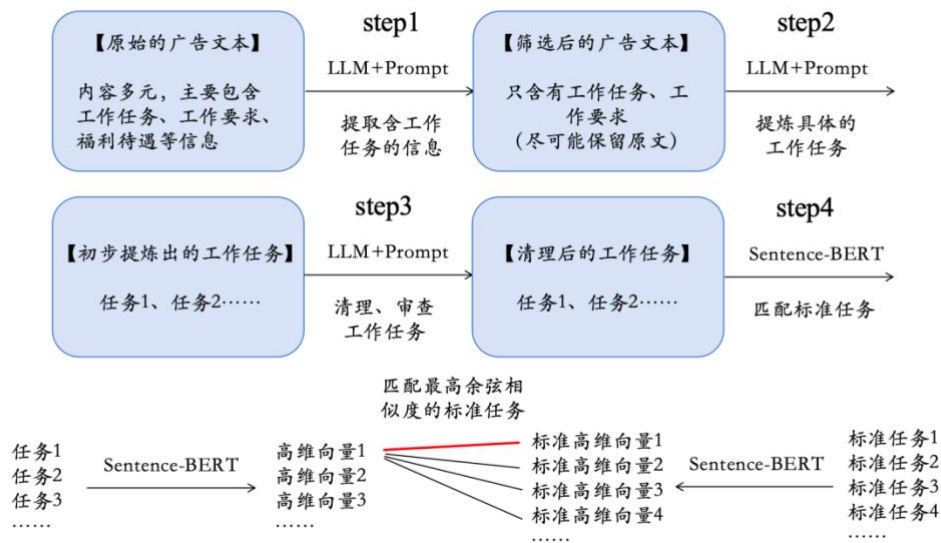
张丹丹等（2025）的“大语言模型人工智能技术暴露度”构建，可以分为从招聘广告中提取 O*NET 中的标准化任务（Task）、对 Task 进行暴露度评分、根据市场需求关系加权汇总指数这三个过程。本文的方法改进，主要体现在结合 Hampole et al.（2025）的思路与招聘广告数据的具体特征，将任务提取这一工作细化为四个步骤（见附图 1），确保整个过程更加透明和可追踪。该方法能够在处理流程中保留清晰的中间输出，此外，还支持对提取结果进行针对性优化，例如按照最高相似度阈值进行筛选和取舍，从而在保持精度的同时提高结果的稳定性与可复现性，具体步骤说明如下：

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（具体提示词见附录一的任务一）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（具体提示词见附录一的任务二）。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（具体提示词见附录一的任务三），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。



附图 1：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（附录二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.

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。

User Prompt:

Instructions:

(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 >

附录一参考文献：

张丹丹, 于航, 李力行, 胡佳胤, 莫怡青 and 李泓宇. (2025). 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, 41(07), 59–75. <https://doi.org/10.19744/j.cnki.11-1235/f.2025.0092>.

附录二：SOC 职业暴露度的呈现

下表呈现了 2018 至 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）。

附表 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,	0.672

Technical and Scientific Products		
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

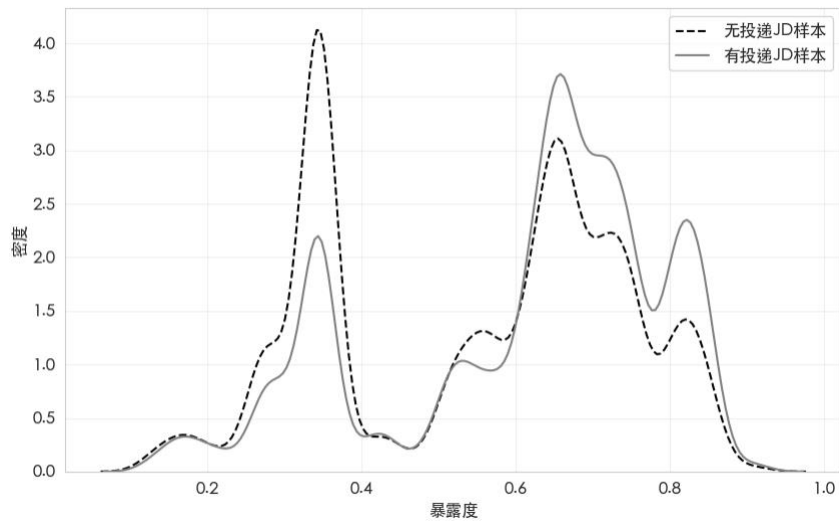
附录三：有投递岗位与无投递岗位对比

附表 2：有投递样本和无投递样本在暴露度与月薪方面的统计量

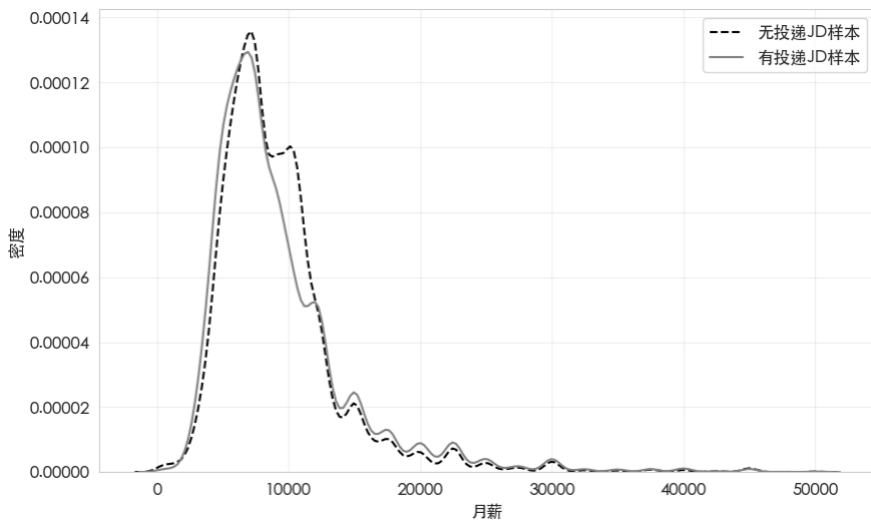
	暴露度		月薪	
	均值	标准差	均值	标准差
无投递样本	0.5502	0.1915	9496.74	7118.52
有投递样本	0.6115	0.1820	9627.66	7861.14

附表 3：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

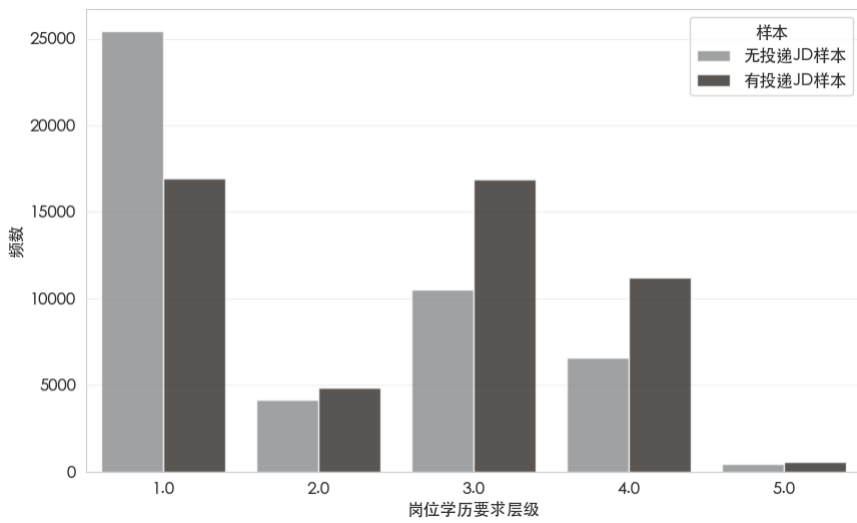
	t 检验结果		Mann-Whitney U 检验结果	
	t	p	U	p
暴露度	-50.80	0.0000	939497517.00	p=0.0000
月薪	-2.87	0.0041	1190813714.50	p=0.0000



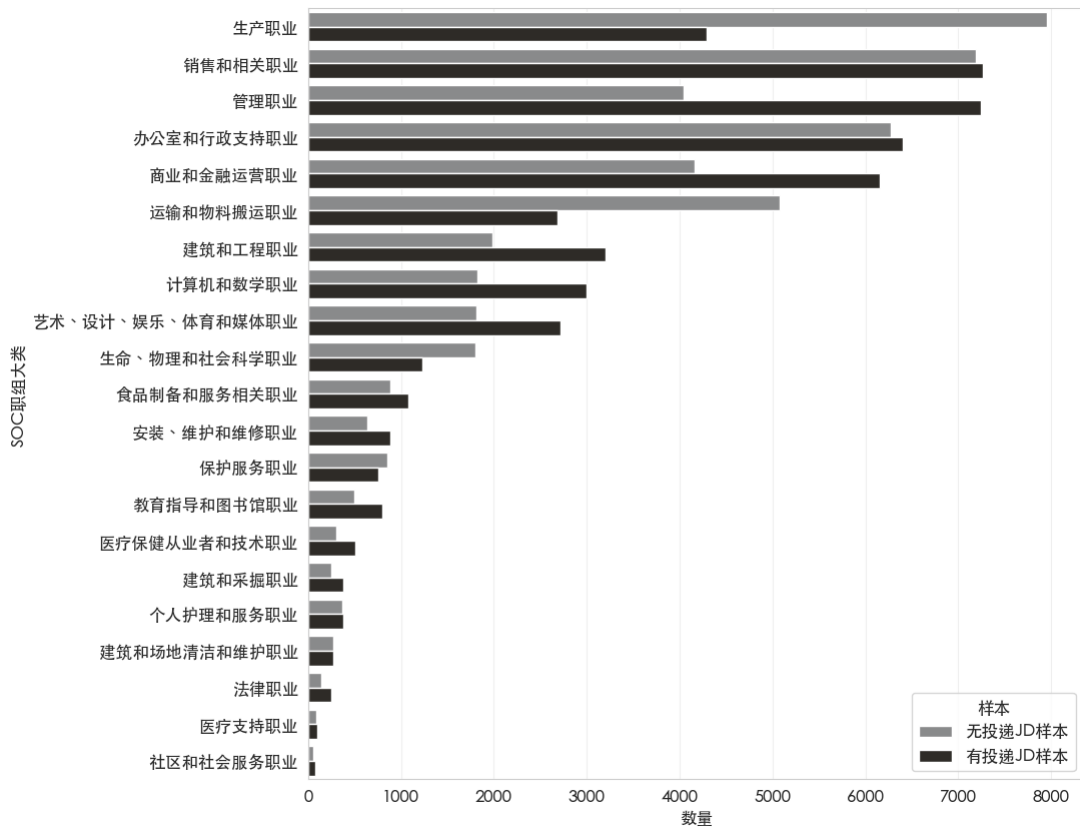
附图 1：有投递样本与无投递样本的暴露度分布差异



附图 2：有投递样本与无投递样本的薪资分布差异



附图 3：有投递样本与无投递样本的岗位要求学历层级分布差异



附图 4：有投递样本与无投递样本的职业大类分布差异

附录四：不同聚合下的横向错配比例

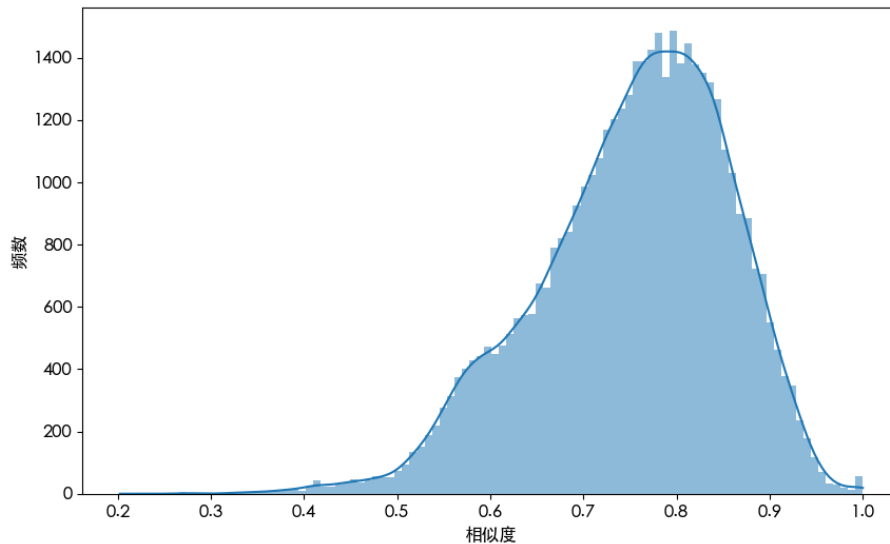
附表 4：不同聚合标准下横向错配的平均比例

	SOC 大类 2 位	SOC 中类 3 位	SOC 小类 6 位
CIP 大类 2 位	31.6%	43.3%	58.6%
CIP 中类 4 位	52.7%	68.4%	81.9%
CIP 小类 6 位	69.4%	79.7%	89.6%

注：表格中的比例测算未经过缺失值的预测填补。

附录五：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。附图 5 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。附图 5 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。



附图 5：专业标准化匹配的语义相似度分布

附录六：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附表 5 所示。在“向下投递”和“跨专业投递”上的预测准确率（Accuracy）分别为 0.79 和 0.69。

附表 5：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

附录七：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: