

城市人工智能暴露与服务业招聘需求的关联性研究

张 荷, 吴晓隽*

东华大学旭日经济与管理学院, 上海

收稿日期: 2026年8月25日; 录用日期: 2026年9月8日; 发布日期: 2026年10月15日

摘 要

人工智能作为划时代的变革性技术, 正深刻影响着我国劳动力市场。本文以2016年至2023年我国121个地级市为研究样本, 实证检验了城市人工智能暴露与服务业招聘需求之间的关系。研究结果表明, 城市人工智能暴露与服务业招聘需求之间存在“正U型”曲线关系。经稳健性检验后, 结果仍然稳健。异质性分析发现, 城市人工智能暴露与服务业招聘需求的关系在不同区域、城市规模、细分行业和学历上均存在明显的异质性。研究结论以期为实现技术创新与就业稳定的动态平衡提供相关参考。

关键词

城市人工智能暴露, 服务业招聘需求, U型关系

A Study on the Correlation between Urban AI Exposure and Recruitment Demand in the Service Industry

He Zhang, Xiaojun Wu*

Glorious Sun School of Economics and Management, Donghua University, Shanghai

Received: August 25, 2026; accepted: September 8, 2026; published: October 15, 2026

Abstract

As a transformative technology, AI has been significantly affecting China's labor market. Using data from 121 prefecture-level cities in China (2016~2023), this study empirically examines the

*通讯作者。

relationship between urban AI exposure and recruitment demand in the service industry. The results show a positive U-shaped relationship, which remains robust after robustness checks. Heterogeneity analysis reveals significant differences across regions, city sizes, sub-sectors, and educational attainment levels. These findings offer policy implications for achieving a dynamic balance between technological innovation and employment stability.

Keywords

Urban AI Exposure, Recruitment Demand in the Service Industry, U-Shaped Relationship

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

服务业作为我国经济增长的主导力量和吸纳就业的重要领域,其内部结构正从“劳动密集型”向“知识密集型”跃迁。传统生活性服务业增长动能减弱,而信息传输、金融业、科技服务业等生产性服务业快速崛起,深刻重塑了服务业的技能需求和就业吸纳能力。与此同时,人工智能正成为驱动经济变革的核心力量。人工智能不仅深度嵌入金融、信息等生产性服务业,还广泛渗透至零售、医疗、教育等领域。在此背景下,探究人工智能与服务业就业的关系,具有重要的理论与现实意义。

已有研究对人工智能与就业关系结论不一,早在 20 世纪 30 年代,凯恩斯就推测在未来近百年里全世界将面临因技术进步而产生的技术性失业问题[1]。然而从现有研究来看,人工智能在整体上是增加还是减少就业岗位结论并不一致,人工智能既会对就业产生替代效应,增加失业,也会产生创造效应,增加就业。此外,现有研究多聚焦制造业领域,较少从服务业维度展开系统分析。因此,本文从地级市层面出发,实证检验人工智能暴露与服务业招聘需求之间的非线性关系,以期丰富技术变革与劳动力市场的相关理论,并为优化就业政策、技能培训和区域协调发展提供实证依据。

2. 理论分析

Acemoglu 和 Restrepo (2019)的研究指出人工智能对就业同时存在替代效应和创造效应两种影响机制[2],当人工智能发挥的替代效应大于创造效应时,总效应为增加失业;当替代效应小于创造效应时,总效应为增加就业。本文中城市人工智能暴露度刻画的是城市服务业职业结构与人工智能能力的匹配面:暴露度越高,人工智能可作用的任务范围越广,替代压力与互补潜力同时越大。然而,两类效应的释放条件存在明显的不对称性。当城市人工智能暴露度处于中低水平区间时,人工智能的应用主要落在少数相对孤立、易于标准化的常规任务环节上,企业以“点状”方式引入自动化工具,对承担相应任务岗位的替代随暴露面的扩大而近似线性释放;与此同时,创造效应的兑现需要以生产流程的系统性重构、新业态的孵化以及配套人力资本与市场规模的积累为前提,在应用可及面有限的条件下难以形成规模,且新业态从商业模式验证到规模化推广亦需经历渐进过程。替代效应的率先释放与创造效应的条件性缺位相叠加,使得净效应为负,服务业招聘需求随着城市人工智能暴露度的提高而下降。

当城市人工智能暴露度跨越临界水平进入较高区间后,人工智能可作用的任务面已足够广阔,技术得以深度嵌入服务业多元化业务场景,逐步构建起系统性的生产流程重构,其作用形态由“点状替代”转向“链式增强”。一方面,人工智能作为认知增强系统显著提升了从事深度人际互动、复杂情境判断与创造性思维等非程序化工作的服务劳动者的边际产出,企业因效率提升获得更强的盈利能力与扩张动

力, 进而产生扩大高技能服务团队规模的招聘需求; 另一方面, 广阔的应用可及面为新产品、新业态与新岗位的规模化创造提供了土壤, 平台经济、智能化服务等人工智能互补型业务加速成长, 带来净增的用工需求。此时创造效应呈凸性释放并反超边际递减的替代效应, 成为主导力量, 服务业招聘需求随着城市人工智能暴露度的提高而增加。

综上所述, 提出本文假设: 城市人工智能暴露与服务业招聘需求之间呈正 U 型关系。

3. 研究设计

3.1. 数据来源

综合现有文献, 本文使用 2016~2023 年 121 个地级市的平衡面板数据进行回归分析。核心解释变量数据来源于 O*NET 职业信息数据库、EFF 人工智能发展数据库、mTurk 众包数据库、万得数据库。被解释变量所使用的企业招聘数据来源于国内知名招聘平台, 包括 BOSS、前程无忧、智联招聘、猎聘网等。控制变量及调节变量均来源于各城市统计年鉴, 部分缺失值采用线性插值法补充。本文选取的 121 个城市遵循以下原则: 第一, 数据可得性与完整性。基于主流招聘平台的上市公司招聘信息, 剔除招聘信息覆盖不足或关键变量缺失的城市, 保留各年份观测完整的平衡样本; 第二, 代表性。兼顾直辖市、省会城市与普通地级市的行政层级分布, 并覆盖东、中、西部地区, 确保城市规模和经济发展的梯度差异, 避免样本集中于某一特定类型城市。在上述标准筛选下, 最终纳入 121 个城市作为研究样本。

需注意的是, 核心解释变量与被解释变量来自两套完全独立的数据源, 其数据采集渠道、统计口径等存在实质性差异, 且覆盖企业范围不同。故两变量之间的估计关系并非源自数据生成过程中的共同偏差或样本重叠所引致的虚假相关。

3.2. 变量说明

3.2.1. 核心解释变量

本文核心解释变量为城市人工智能暴露度(AIGE), 具体计算步骤如下。

借鉴 Felten 等(2018) [3]的方法, 根据 EFF 人工智能发展数据库, 本文选取 10 个选定的人工智能应用程序的数据构建 AIOE, 包括抽象策略游戏、实时视频游戏、图像识别等, 并将这些人工智能应用程序与 O*NET 职业信息数据库中的职业能力数据联系起来。本文将重点放在 O*NET 用来描述每个职业的工作场所活动的 52 种不同能力上, O*NET 记录了每种能力在一个职业中的重要性和流行程度(分别用 1~5 和 1~7 的等级表示)。

mTurk 众包数据库是根据亚马逊(mTurk)中关于“零工”的调查回答构建的, 据此本文生成了度量应用能力相关性的方法和匹配应用 - 能力相关矩阵, 该矩阵将 10 个人工智能应用程序应用到 52 种 O*NET 职业能力, 进而计算能力水平暴露程度如公式(1)所示:

$$A_{ij} = \sum_{i=1}^{10} X_{ij} \quad (1)$$

其中, i 表示人工智能应用程序, j 表示职业能力。能力水平暴露程度 A_{ij} 是使用 mTurk 调查数据构建的 10 个应用能力相关性分数 x 的总和。

各职业对人工智能的暴露程度通过 O*NET 职业定义来评估, 根据 Felten 等(2018) [3], 构建如下职业层面的人工智能暴露度, 如公式(2)所示:

$$AIOE_k = \frac{\sum_{j=1}^{52} A_{ij} \times L_{jk} \times I_{jk}}{\sum_{j=1}^{52} L_{jk} \times I_{jk}} \quad (2)$$

其中, k 表示职业, L_{jk} 表示 k 职业中 j 能力的流行程度, I_{jk} 表示 k 职业中 j 能力的重要程度。

任务分析理论指出,企业的生产经营过程可视为由若干相互关联的生产任务组成,当部分任务能够通过人工智能实现自动化时,可认为该企业存在人工智能暴露现象,参照 Acemoglu 等学者(2022) [4]的研究界定,企业层面的人工智能暴露度可量化为由人工智能执行的任务数量占总任务量的比例。类似地,将这一概念扩展到城市层面,通过汇总城市内所有企业的生产任务安排来衡量城市的人工智能暴露度。由于企业内部的详细任务分配数据难以直接获取,但生产任务的实际执行情况可通过企业雇佣人员的职业构成来间接反映。基于这一原则,本文通过汇总城市内各企业的职业结构来构建城市人工智能暴露度指标。

为此,本文从万得数据库中获取了 2016~2023 年每家服务业企业的员工结构数据,并依据 O*NET 职业信息数据库计算出每个职业类别的人工智能暴露度(AIOE)。借鉴 Felten 等(2018) [3]的方法,将万得数据库的 11 个职业类别基于语义匹配到 O*NET 的职业类别,最终得出这 11 个职业类别的人工智能暴露度(AIOE)。

综上,城市人工智能暴露度的计算公式为:

$$AIGE_{it} = \sum_0 \frac{\text{num}_{ikt}}{\text{num}_{it}} \times AIOE_k \quad (3)$$

其中, $AIGE_{it}$ 表示城市 i 在 t 年的人工智能暴露度,取值范围为[0,10]。 num_{ikt} 代表城市 i 在 t 年拥有职业类别为 k 的员工人数, num_{it} 表示该城市 i 在 t 年的员工总人数。

需强调的是,城市人工智能暴露度指标的年度变动来自职业结构,可能与服务业招聘需求受共同因素驱动,故本文着重研究两者间的关系,而不作因果解读。

3.2.2. 被解释变量

本文被解释变量为服务业招聘需求(Hire),用服务业招聘人数与常住人口的比值衡量,同时为了避免极端异常值影响和提高结果的可观察性,进行 99%缩尾和百分数处理。具体测算方式如下。

Fang 等(2020) [5]认为,在研究劳动力市场问题时,招聘数据的覆盖性和时效性优于传统的抽样调查数据。故本文首先利用爬虫技术从 BOSS、前程无忧等国内知名招聘平台获取了 2016~2023 年所有企业每天发布的招聘广告,总计超过 700 万条数据。同时 2016~2023 年是我国人工智能技术的加速应用时期,能更直观地揭示本文所研究问题。然后对爬取到的数据进行清洗处理,包括删除制造业相关数据、去除重复发布的招聘信息、规范职业名称并分类、异常值处理等,最终得到我国各城市的服务业招聘人数数据。

鉴于我国城市规模差异较大,服务业招聘人数的绝对水平天然受制于人口总量,直接使用绝对值将混淆规模效应。而常住人口反映了各地区真实的服务消费群体规模与市场容量,能准确衡量地区经济活动的实际承载水平,避免因人口流动导致的偏差。故本文采用服务业招聘人数与常住人口之比作为被解释变量进行研究,从而满足面板数据回归中对变量同质性与可比较性的基本要求。

3.2.3. 控制变量

政府干预程度(Gov): 地方财政一般预算内支出/GDP; 外商投资水平(FDI): 当年实际使用外资金额*人民币对美元汇率/GDP; 登记失业强度(Unemp): 年末城镇登记失业人员数/常住人口; 产业结构高级化(Indu): 第三产业增加值/第二产业增加值; 经济发展水平(lnGDP): 各城市 GDP (万元)取对数。

3.3. 计量模型设定

根据前文分析,城市人工智能暴露与服务业招聘需求之间可能存在非线性关系,故本文通过加入解释变量的二次项来构建双向固定的非线性模型来分析我国城市人工智能暴露与服务业招聘需求的关系,

详见模型(4):

$$\text{Hire}_{it} = a_0 + a_1\text{AIGE}_{it} + a_2\text{AIGE}_{it}^2 + \sum_k a_k \text{Control}_{it} + \delta_i + \delta_t + \varepsilon_{it}$$

(4)

其中 Hire_{it} 表示 *i* 市 *t* 年的服务业招聘需求；AIGE_{it} 表示 *i* 市 *t* 年的人工智能暴露度；Control_{it} 表示控制变量集合。

4. 实证分析

4.1. 描述性统计

表 1 列示了描述性统计分析结果，在对数据进行处理后共保留了 968 个样本，为后续的实证分析提供了较为充分的数据支持。

Table 1. Descriptive statistics of variables
表 1. 变量描述统计

	N	mean	sd	min	median	max
Hire	968	0.047	0.077	0.000	0.020	0.758
AIGE	968	6.117	0.197	5.555	6.163	6.486
Gov	968	0.169	0.075	0.059	0.147	0.591
FDI	968	0.017	0.015	0.000	0.013	0.114
Unemp	968	0.006	0.003	0.000	0.005	0.032
Indu	968	1.385	0.771	0.364	1.190	6.387
lnGDP	968	17.436	0.932	14.945	17.365	19.973

4.2. 基准回归

基准回归结果如表 2 所示。列(1)结果表明若仅采用线性设定，城市人工智能暴露与服务业招聘需求之间并未呈现统计显著的关联。列(2)在列(1)的基础上引入了城市人工智能暴露度的平方项，一次项系数在 1%水平上显著为负，二次项系数在 1%水平上显著为正，符合正 U 型曲线特征，表明城市人工智能暴露与服务业招聘需求之间存在正 U 型曲线关系。

Table 2. Baseline regression results
表 2. 基准回归结果

	(1)	(2)
	Hire	Hire
AIGE	0.001	-1.864***
	(0.016)	(0.566)
AIGE ²		0.154***
		(0.047)
LowAIGE		
HighAIGE		

续表

Gov	0.080 (0.146)	0.079 (0.147)
FDI	0.809** (0.358)	0.772** (0.354)
Unemp	0.864 (0.527)	1.016* (0.545)
Indu	-0.022 (0.015)	-0.023 (0.015)
lnGDP	-0.025 (0.029)	-0.030 (0.029)
_cons	0.465 (0.557)	6.219*** (1.843)
城市固定效应	是	是
年份固定效应	是	是
r ²	0.681	0.683
N	968	968

注：括号内为标准误，* $p < 0.05$ ，** $p < 0.01$ ，*** $p < 0.001$ ，以下各表同。

为了更为严谨地证明正 U 型关系的存在，本文同时进行了 Utest 检验，结果如表 3 所示，其在 1% 的统计水平上通过了显著性检验。

Table 3. Utest test results
表 3. Utest 检验结果

	Lower bound	Upper bound
Interval	5.555	6.486
Slope	-0.158	0.128
T 值	-3.428	2.818
P 值	0.000	0.003

4.3. 稳健性检验

为排除因变量测量方式对基准回归结果产生的潜在干扰，本文采用服务业招聘人数/户籍人口作为被解释变量重新进行回归，由表 4 第(1)列可知，AIGE、AIGE²的系数在 5% 的显著性水平上分别为负、正，城市人工智能暴露与服务业招聘需求之间仍存在“正 U 型”的非线性关系，结果保持稳健性。

为缓解基准回归模型中可能存在的反向因果问题，具体而言，城市人工智能暴露与服务业招聘需求之间可能存在双向因果关系：一方面，人工智能发展影响企业的招聘决策；另一方面，服务业招聘需求的变化也可能反过来激励或抑制企业对人工智能技术的投入与应用。故本文采用滞后一期自变量重新进行回归，可以在一定程度上降低服务业招聘需求对城市人工智能暴露的反向影响。由表 4 第(2)列

可以看出 LAIGE、LAIGE² 的系数在 5% 的显著性水平上分别为负、正, 进一步验证了前文结论的稳健性。

直辖市作为省级行政单位, 在政策资源、要素集聚能力等方面可能优于普通地级市, 其服务业招聘需求与城市人工智能暴露之间的关系可能受到独特的行政与区位优势影响, 为排除上述特殊因素可能对回归结果产生的干扰, 本文采用删除直辖市的样本数据重新进行回归, 由表 4 第(3)列可知, AIGE、AIGE² 的系数在 1% 的显著性水平上分别为负、正, 回归结果保持稳健性。

突发公共卫生事件期间, 服务业特别是线下接触密集型行业面临大规模停摆、招聘需求异常萎缩以及数字化转型被迫加速等非典型变化, 可能导致样本期内服务业招聘需求与城市人工智能暴露之间的关系偏离长期均衡水平。通过剔除 2020~2022 年的样本数据重新回归, 可以检验基准结论是否受到这一时期异常波动的影响, 从而确认正 U 型关系在常态经济环境下是否依然稳健。由表 4 第(4)列可知, AIGE、AIGE² 的系数在 1% 的显著性水平上分别为负、正, 回归结果仍保持稳健性。

Table 4. Robustness test
表 4. 稳健性检验

	(1)	(2)	(3)	(4)
	替换因变量	滞后一期自变量	删除直辖市	排除特殊事件的影响
AIGE	-3.401** (1.537)		-1.929*** (0.531)	-1.836*** (0.580)
AIGE ²	0.282** (0.129)		0.159*** (0.044)	0.152*** (0.048)
LAIGE		-1.874*** (0.700)		
LAIGE ²		0.154*** (0.058)		
Gov	0.371 (0.394)	-0.002 (0.157)	-0.014 (0.133)	0.163 (0.156)
FDI	1.246** (0.573)	1.093** (0.519)	0.509 (0.373)	0.696*** (0.262)
Unemp	1.581 (1.166)	1.007 (0.766)	1.062* (0.539)	1.182 (0.741)
Indu	-0.036 (0.023)	-0.026 (0.017)	-0.011 (0.011)	-0.028* (0.015)
lnGDP	-0.048 (0.048)	-0.055 (0.037)	-0.038 (0.028)	-0.024 (0.029)
_cons	11.115** (4.553)	6.736*** (2.372)	6.549*** (1.731)	6.002*** (1.821)
城市固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
r ²	0.680	0.663	0.662	0.764
N	968	847	936	605

4.4. 异质性检验

4.4.1. 区域异质性

为进一步探究我国不同经济区域城市人工智能暴露与服务业招聘需求关系的差异, 本文将区分我国东中西部三大经济区域的不同样本进行回归。结果如表 5 列(1)~(3)所示, 中部地区呈显著正 U 型关系, 而东、西部地区不显著。可能是因为东部服务业成熟, 智能化以岗位内技能升级为主, 净效应不显著; 中部处于工业化向后工业化转型期, 替代空间大且创造效应渐显; 而西部基础设施薄弱, 应用深度不足, 冲击尚未规模化。

4.4.2. 规模异质性

为进一步探究我国不同城市人工智能暴露与服务业招聘需求关系的差异, 本文按照赵涛等(2020) [6] 的研究, 将直辖市、副省级城市和省会城市划分为中心城市, 其余城市为非中心城市, 进行异质性分析。结果如表 5 列(4) (5)所示。非中心城市呈显著正 U 型关系, 中心城市不显著。可能是因为中心城市应用起步早, 或已跨越拐点, 且高技能人才集聚与岗位快速调整使净效应不易识别; 而非中心城市服务业尚处于发展中阶段, 非线性关系更易显现, 体现出不同城市规模间的阶段性错位特征。

Table 5. Regional and scale heterogeneity

表 5. 区域与规模异质性

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	东部地区	中部地区	西部地区	非中心城市	中心城市
AIGE	-0.940 (1.077)	-2.838** (1.241)	-1.294 (1.261)	-1.042*** (0.389)	19.763 (32.085)
AIGE ²	0.075 (0.088)	0.239** (0.105)	0.109 (0.104)	0.086*** (0.032)	-1.586 (2.574)
Gov	0.571* (0.318)	0.064 (0.118)	-0.192* (0.103)	0.044 (0.065)	0.425 (0.976)
FDI	1.025 (0.634)	0.366 (0.309)	1.767*** (0.561)	-0.237 (0.259)	0.900 (0.561)
Unemp	1.357* (0.695)	0.602 (2.269)	3.559* (2.007)	0.809* (0.435)	-12.724 (12.849)
Indu	-0.046 (0.041)	-0.008 (0.012)	-0.015 (0.012)	0.001 (0.006)	-0.076 (0.047)
lnGDP	-0.047 (0.049)	0.008 (0.025)	-0.068*** (0.021)	-0.006 (0.016)	-0.121 (0.142)
_cons	3.762 (3.373)	8.272** (3.917)	5.000 (3.918)	3.264** (1.309)	-59.049 (99.962)
城市固定效应	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是
邹检验	[4.03]	[4.03]	[4.03]	[36.26]	[36.26]
经验 P 值	[0.000]	[0.000]	[0.000]	[0.000]	[0.000]
r ²	0.289	0.366	0.536	0.402	0.584
N	512	280	176	816	152

4.4.3. 行业异质性

为考察城市人工智能暴露与服务业招聘需求之间非线性关系的细分行业差异，本文主要参照国家统计局 2015 年颁布的分类标准以及陈红霞等(2020) [7]研究，将样本划分为生产性服务业和生活性服务业两个子样本分别进行回归估计。结果如表 6 列(1)~(3)所示，两类行业中城市人工智能暴露与服务业招聘需求之间均呈现正 U 型曲线关系。组间系数差异检验结果显示，两组一次项系数差为-0.672，二次项系数差为 0.055，在 10%水平上显著，表明两组非线性关联强度存在差异，但显著性水平相对有限。生产性服务业的系数绝对值较大，其 U 型曲线更为陡峭；两组转折点分别为 6.071 与 6.043，位置接近，表明两类行业的招聘需求转向发生在相近的暴露水平，差异主要体现在响应幅度上。

4.4.4. 学历异质性

为考察城市人工智能暴露与服务业招聘需求之间非线性关系的群体差异，本文按本科及以上、本科以下将样本划分为两个子样本分别进行回归估计，结果如表 6 列(4)~(6)所示。两类样本中城市人工智能暴露与服务业招聘需求之间均呈现正 U 型曲线关系。组间系数差异检验结果显示，两组一次项系数之差为 1.346，二次项系数之差为-0.111，均在 1%水平上显著。本科以下岗位的一次项与二次项系数绝对值均明显大于本科及以上岗位，即前者的 U 型曲线更为陡峭。进一步计算可知，两组的转折点分别为 6.061 与 6.067，位置高度接近，说明两类岗位的招聘需求转向发生在相近的暴露水平上，其差异主要体现为曲线曲率而非转折位置。

Table 6. Industry heterogeneity and educational heterogeneity
表 6. 行业异质性与学历异质性

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	生产性服务业	生活性服务业	组间差异	本科及以上	本科以下	组间差异
AIGE	-1.372*** (0.452)	-0.701*** (0.265)	-0.672* (0.342)	-0.364* (0.203)	-1.709*** (0.533)	1.346*** (0.467)
AIGE ²	0.113*** (0.038)	0.058*** (0.022)	0.055* (0.028)	0.030* (0.017)	0.141*** (0.044)	-0.111*** (0.039)
Gov	0.151 (0.169)	0.113 (0.087)	0.038 (0.097)	0.075 (0.090)	0.189 (0.168)	-0.114 (0.099)
FDI	1.002* (0.545)	0.333 (0.232)	0.669** (0.335)	0.515 (0.328)	0.819* (0.452)	-0.305 (0.184)
Unemp	0.611 (0.576)	0.292 (0.246)	0.318 (0.458)	0.086 (0.339)	0.817 (0.506)	-0.731* (0.408)
Indu	-0.031 (0.020)	-0.014 (0.010)	-0.017 (0.011)	-0.018 (0.012)	-0.027 (0.018)	0.009 (0.006)
lnGDP	-0.021 (0.022)	-0.006 (0.011)	-0.015 (0.014)	-0.006 (0.011)	-0.021 (0.022)	0.015 (0.014)
_cons	4.558*** (1.432)	2.251*** (0.855)	2.306** (1.071)	1.237* (0.648)	5.569*** (1.685)	-4.332*** (1.448)
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
r ²	0.646	0.507	0.594	0.658	0.564	0.270
N	968	968	968	968	968	968

5. 结论与建议

5.1. 研究结论

本文采用 2016~2023 年中国地级市面板数据对我国城市人工智能暴露与服务业招聘需求的关系进行实证分析, 揭示了两者的动态关系, 得到以下研究结论: 第一, 通过非线性模型分析, 发现城市人工智能暴露与服务业招聘需求的关系具有阶段性特征, 呈现出正 U 型关系, 且这一结论经过稳健性检验仍然成立。第二, 城市人工智能暴露与服务业招聘需求的关系存在区域异质性、规模异质性、行业异质性与学历异质性, 在中部地区、非中心城市样本中曲线关系显著, 而在生产性服务业和本科以下岗位样本中曲线更陡峭。

5.2. 政策建议

第一, 建立城市人工智能暴露与服务业招聘需求的动态监测预警机制。鉴于二者呈正 U 型曲线关系, 应在地级市层面构建动态监测体系, 定期测算人工智能暴露度并与招聘需求关联分析, 绘制“暴露-需求”动态图谱, 识别下降区段高风险城市与上升区段先行城市。监测需细化至行业和学历维度, 对生产性服务业和本科以下岗位设置专项预警指标。通过跨部门数据共享平台整合人社、统计、工信等信息, 实现多层次监测预警, 为精准施策提供数据支撑。

第二, 针对 U 型曲线下下降区段城市, 应重点识别与缓冲职业转型风险。依据异质性分析, 政策需避免“一刀切”, 应划定重点干预城市清单, 对暴露水平持续上升的城市提前发布职业预警, 引导劳动者调整预期。对生产性服务业从业者, 侧重提供阶段性转型支持而非简单跨行业转移; 对生活性服务业, 应拓展人工智能难以替代的差异化服务空间。此外, 应在低学历群体职业转型支持方面给予资源倾斜, 防止结构性失业风险在特定群体中集中释放。

第三, 完善技能培训体系与就业保障制度。鉴于 U 型曲线跨越依赖技能与技术的有效匹配, 培训应具前瞻性: 对上升区段城市, 加强技术互补型岗位技能培训; 对下降区段城市, 侧重基础数字素养与跨岗位通用能力提升。生产性服务业应强化数据分析、复杂诊断与定制化设计能力; 生活性服务业应加强人际沟通、情感支持与临场应变等非程式化技能; 对于低学历劳动力群体, 开展转岗转业培训, 并适当延长培训周期、增加实操比重。就业保障方面, 完善失业保险与再就业服务衔接, 适时启动预警响应; 探索设立就业风险储备金, 从技术生产率提升的税收增量中提取专项经费, 用于再就业服务补贴, 均衡风险分担, 支撑服务业就业生态平稳转型。

参考文献

- [1] Keynes, J.M. (2010) Economic Possibilities for Our Grandchildren. In: Keynes, J.M., Ed., *Essays in Persuasion*, Palgrave Macmillan UK, 321-332. https://doi.org/10.1007/978-1-349-00807-0_25
- [2] Acemoglu, D. and Restrepo, P. (2019) Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor. *Journal of Economic Perspectives*, **33**, 3-30. <https://doi.org/10.1257/jep.33.2.3>
- [3] Felten, E.W., Raj, M. and Seamans, R. (2018) A Method to Link Advances in Artificial Intelligence to Occupational Abilities. *AEA Papers and Proceedings*, **108**, 54-57. <https://doi.org/10.1257/pandp.20181021>
- [4] Acemoglu, D., Autor, D., Hazell, J. and Restrepo, P. (2022) Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies. *Journal of Labor Economics*, **40**, S293-S340. <https://doi.org/10.1086/718327>
- [5] Fang, H., Ge, C., Huang, H. and Li, H. (2020) Pandemics, Global Supply Chains, and Local Labor Demand: Evidence from 100 Million Posted Jobs in China. NBER Working Paper No. 28072.
- [6] 赵涛, 张智, 梁上坤. 数字经济、创业活跃度与高质量发展——来自中国城市的经验证据[J]. 管理世界, 2020, 36(10): 65-76.
- [7] 陈红霞, 雷佳, 郭文文. 生产性服务业的内部差异及比较优势研究——基于六大类生产性服务业细分行业的投入产出分析[J]. 中国软科学, 2020(S1): 50-57.