

DOI:10.20069/j.cnki.DJKX.2026042

人工智能发展对就业供求结构失衡的影响

——来自上市企业的证据

陈昌浩, 张其仔

中国社会科学院大学 应用经济学院, 北京 102488



移动端阅读

摘要:人工智能正重塑企业生产方式与劳动力需求结构,结合高校专业结构调整滞后引发就业供求错配现状,探究企业人工智能发展意愿对该失衡的影响具有重要现实意义。使用2011—2021年企业面板数据,对中国上市企业人工智能发展意愿与就业供求结构失衡程度的关系进行研究,系统考察人工智能发展与当前就业供求结构失衡的关系和影响机制。研究结果表明,企业人工智能发展意愿加剧了就业供求结构失衡。异质性分析发现,与专科和研究生学历毕业生相比,企业人工智能发展意愿对本科毕业生就业影响更大;处于转型期的企业以及经济发展较好地区的企业人工智能发展对就业结构失衡的影响更大。进一步研究发现,企业人工智能发展意愿与人工智能实际发展水平间存在正相关,且显著加剧了就业供求结构失衡。未来应引导企业聚焦核心技术攻关、履行社会责任并避免内卷式竞争,推动高校面向产业需求调整专业学科与强化人工智能跨学科培养,构建差异化区域人才政策体系。

关键词:就业供求结构;人工智能;数字化转型;高等教育;专业结构

文献标识码:A **文章编号:**1002-2848-2026(04)-0041-12

一、问题提出

近年来,以人工智能、大数据为典型代表的新质生产力引领了新一轮的生产力变革,从根本上重塑了原有的生产和生活方式。人工智能的快速发展为经济增长注入了新的活力,能够有效改善企业生产方式、提升生产效率,成为企业塑造市场优势的重要途径。《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和2035年远景目标纲要》提出要“以数字化转型整体驱动生产方式、生活方式和治理方式变革”;党的二十大报告进一步提出要构建新一代信息技术、人工智能等一批新的增长引擎。数字化转型成为企业发展的未来趋势,发展和应用人工智能技术是企业实现数字化转型的重要途径。

然而,与企业对新兴专业的需求结构相比,当前中国高校的大类专业机构设置存在调整滞后现象,使得劳动力就业市场供求结构失衡,结构性问题突出。2011—2021年高校每年为第二产业培养毕业生人数占毕业生总数的比例基本在41.5%~43.6%之间,而同期,企业每年对第二产业专业人才的需求占总岗位需求的45.8%~51.5%,显然两者之间存在结构失衡;与此同时,高校每年为第三产业培养高校毕业生人数占比在54.5%~57.6%之间,远远超过企业需求的48.2%~53.8%^①。总体来看,第二产业劳动力需求高于高校毕业生供给,第三产业劳动力需求小于高校毕业生供给,结构性失衡现象明显。

中国企业的人工智能技术应用正经历从“试点探索”向“规模化应用”的关键转变。曼合普咨询公司

基金项目:国家社会科学基金重大项目(25&ZD174)。

作者简介:陈昌浩,男,中国社会科学院大学应用经济学院博士研究生,研究方向为新兴产业经济学;张其仔,男,通信作者,中国社会科学院大学应用经济学院教授,博士生导师,研究方向为产业经济学、发展经济学,电子邮箱为B2022116014@ucass.edu.cn。

① 高校本科毕业生专业结构数据来源于历年《中国教育统计年鉴》,三次产业劳动力数据来自2011—2021年《中国统计年鉴》。

与慕尼黑大学联合发布的《2024年工业4.0晴雨表》显示,中国企业已经广泛应用人工智能,94%的中国工业企业已经使用人工智能技术解决生产问题^①,体现了企业发展人工智能的意愿持续增强。这一转变可能导致企业增加对人工智能相关技术和研发人才的需求,在人力资本层面表现为高技能劳动力增加和部分中低技能劳动力需求缩减。随着企业对劳动力需求发生结构性变化,企业在人工智能领域的发展意愿与高校现有专业设置不匹配的问题逐渐突出。那么,企业人工智能技术发展意愿是否进一步加剧劳动力市场就业供求结构的失衡程度呢?有研究认为,企业年报中关于人工智能等数字经济的表述逐年增多,这一定程度上意味着企业发展人工智能等新一代数字技术的意愿逐年攀升^[1]。然而,企业人工智能发展意愿与人工智能实际发展间可能存在“言行不一致”现象。是否存在企业受政策导向影响,从而在企业年报中增加了对人工智能相关词汇的词频,但企业人工智能实际发展水平并未提升呢?综合以上分析,本文试图探究以下问题:企业人工智能发展意愿是否会加剧劳动力市场就业结构供求失衡程度?企业人工智能发展意愿是否能代表企业人工智能发展真实水平?

现有文献已经从劳动者年龄、性别、技能水平、职业任务差异以及产业结构等方面探讨了人工智能对劳动力市场的影响,多集中于就业的替代效应和创造效应两方面的影响,鲜少涉及人工智能发展对劳动力就业市场的整体影响。本文可能的边际贡献是:第一,从企业数字化转型需求和高校专业设置整体维度探讨企业人工智能发展对就业市场失衡程度的影响;第二,揭示企业发展人工智能对劳动力市场就业结构失衡在学历水平、企业性质和地域差异等方面存在的异质性影响;第三,进一步考察企业人工智能发展水平在企业人工智能意愿和就业供求结构失衡两者间的中介作用,验证企业发展意愿与人工智能实际发展水平间的关系,丰富当前人工智能发展与就业市场结构性问题的研究;第四,根据高校毕业生专业结构以及上市企业实际需求情况,按照三次产业分类,构造就业供求结构失衡程度变量。

二、理论分析和研究假说

(一)人工智能对就业的影响

现有研究认为人工智能的应用对劳动就业的影响存在差异,主要表现为两种效应:替代效应和补偿效应(就业创造效应)。这一现象源于以人工智能为代表的技术进步具有明显的技能偏向性:它在与高技能劳动力形成互补的同时,对从事重复性工作的低技能劳动力产生替代,从而放大了劳动力在技能、学历和任务上的固有差异^[2-4]。

一类观点认为,人工智能对就业市场具有明显的替代效应。技术替代理论认为,从技能水平看,人工智能的发展趋势会导致中低技能劳动力面临被“挤出”的风险^[5-7],特别是对本科学历以下的劳动力产生明显的替代效应^[8]。从任务分工看,人工智能的工作效率往往等同于多个劳动力同时工作时的工作效率,且更不容易出错。因此,人工智能的应用对常规类型职业的替代效应明显,如销售、行政、建筑、维修以及开采类行业中以体力或简单手工操作为基本技能,掌握技能较为单一的这部分劳动力会被人工智能大量替代,这一类型的工作岗位也因此大幅缩减^[9-10]。从产业类型看,人工智能在产业上的应用普遍减少了中低技能劳动力的就业机会^[11]。人工智能在普通制造业的应用减少了中低技能劳动力就业。同时,在生活性服务业的探索性实践,如无人驾驶、无人送货等尝试也对就业市场造成了很大冲击^[12]。

另一类观点认为,人工智能对就业市场具有明显的补偿效应。从技能水平看,人工智能技术创造的岗位更青睐高技能劳动者^[13]。根据人力资本理论,人工智能技术普及过程中增加了对相关领域专家以及互补行业的岗位需求^[14],高技能劳动力的需求明显提高^[5,7,15]。从任务分工看,人工智能的应用增加了对计算机、数学、法律以及医疗等与人工智能专业及其互补专业密切相关的岗位需求,极大地扩展了就业岗位^[10]。产业结构调整理论认为,人工智能的应用对劳动力就业的影响并不是简单的替代,可以通过推动部门内部和经济总体的岗位结构变迁,促进就业从制造业向服务业转移,还能够通过提升服务业的生产效率,创造更多的服务岗位^[8,16]。

① 参见 <https://www.mhp.com/en/insights/newsroom/news-detail/view/industry-40-the-dach-region-risks-falling-behind>。

现有文献研究发现,人工智能对就业市场存在结构性影响,具体表现为对高技能、人工智能相关专业及数字化行业劳动力需求的增加,伴随对中低技能、非人工智能相关专业及传统行业劳动力需求的减少。企业人工智能发展会引发对专业技能人才的需求变化。这种变化与就业市场的供给结构相互作用,可能加剧就业结构的供求失衡,但目前较少有研究关注这一问题,本文拟针对这一问题进行探讨。

(二)企业人工智能发展对就业结构失衡的影响

结构性就业失衡通常指劳动力供给结构与劳动力需求结构的不一致,包括专业结构、技能结构、行业结构等方面的不匹配^[17-18]。本文从“专业结构—产业需求匹配”的角度界定就业供求结构失衡,即毕业生专业结构与产业需求结构之间存在结构性偏离。从前文分析可以得出,企业人工智能应用的深化,将进一步放大技术发展带来的就业市场需求变化。

从需求侧看,企业发展人工智能技术将会相对增加人工智能相关及互补专业的需求^[14]。这引发了企业对高校毕业生专业需求的结构性转变。当这一需求结构与高校的专业供给无法有效对接时,便会形成横向失衡,即求职者的专业背景与企业岗位所需的技能不匹配。

从供给侧看,高校专业结构调整滞后于就业市场需求的变化。尤其是在人工智能技术快速迭代的背景下,企业不仅对人才技能提出了更高要求,还因技术替代作用催生了新的专业人才需求,双重压力进一步加剧了高校人才培养与市场实际需求之间的结构性矛盾^[19]。就业市场供求结构失衡的根本原因在于:一方面,高校毕业生专业供给的变化滞后于企业人工智能发展意愿的加速转变;另一方面,仅有少数毕业生能满足企业对高技能人才的需求。以就业市场主力的专科、本科毕业生为例,他们本应是中等技能劳动力向高技能升级的关键环节,却难以匹配企业智能化转型的迫切需求^[17]。即使已经接受了高等教育,本科、专科毕业生仍然需要提升认知能力、技术能力和学历水平来适应企业对高技能劳动力的需求。因此,高校专业调整滞后与毕业生技能不足,加剧了就业市场的供需结构性失衡。

综上,从企业需求与高校培养两个维度综合分析发现:一方面,企业人工智能发展催生了对人工智能专业技能人才及互补专业人才的旺盛需求;另一方面,高校专业结构调整滞后、效果欠佳,且毕业生技能水平存在不足。两者之间的矛盾加剧了就业市场的供求结构失衡。根据以上分析,本文提出以下假设:

H1:企业人工智能发展加剧了就业供求结构失衡程度。

现有文献多采取文本分析法对企业年报进行分析,将其作为企业人工智能发展水平的代理变量,这样做的好处是具有较强的可操作性和可比性,能够直观反映不同企业对人工智能发展的重视程度与投入意愿^[20]。虽然这一测度结果有效刻画了企业的人工智能发展意愿,但也可能存在与企业实际人工智能发展水平不一致的情况。企业可能会出于政府政策和财政支持的导向,在年报中增加有关人工智能发展的词频,并不必然在实际发展中采取对应措施,加大人工智能相关技术研发投入和项目合作的力度,企业人工智能发展意愿与实际发展水平间可能会存在“言行不一致”的情况^[21]。企业人工智能发展意愿尚未转化为实际需求,仅作为一种市场信号释放,导致劳动力市场高估了对高技能人才及智能化相关行业的需求,进而夸大了其对就业结构失衡的影响。

综合以上分析,当企业人工智能发展意愿与人工智能实际发展水平一致时,将扩大对高技能及智能化相关领域的人才需求,从而加剧就业市场供求结构失衡;反之,若二者不一致,发展意愿仅作为一种信号释放,并不会对实际就业结构产生实质性影响,反而可能高估其失衡效应。据此,本文提出以下假设:

H2:企业人工智能发展意愿能够代表企业人工智能发展真实水平,且进一步加剧了就业市场供求失衡程度。

三、研究设计

(一)数据来源

本文以2011—2021年中国A股上市公司作为研究样本构建面板数据。其中,企业的基本信息和财

务数据等来源于国泰安(CSMAR)数据库;企业年报数据来源于新浪财经网站;工业机器人数据来自国际机器人联合会(IFR)官方网站;高校本科毕业生专业结构数据来源于历年《中国教育统计年鉴》;三次产业劳动力数据来自2011—2021年《中国统计年鉴》。本文对样本中的缺失值采用线性插值法进行填充;填补缺失值后,剔除企业仍存在缺失值的年度数据,最终得到3236家公司的23837个观测值。

(二)变量选取

1. 解释变量

上市企业人工智能发展意愿(AIi)。参考姚加权等^[1]的做法,利用文本分析法将上市公司年报中人工智能扩展词汇的词频数量之和作为度量上市公司人工智能发展意愿的指标,并取自然对数。在具体操作层面,参考姚加权等^[1,21]考察词频的相关情况,建立人工智能词典。词典涉及人工智能、深度学习等相关词汇概念以及智能制造、智能监管和人脸识别等应用领域^①。

2. 被解释变量

上市企业一高校毕业生就业供求结构失衡程度(Str)。首先,借鉴周进等^[17]的做法,根据现行的《国民经济行业分类》(GB/T 4754—2017),将第一产业定义为字母A开头的行业,第二产业定义为字母B、C、D、E开头的行业,第三产业为除第一产业和第二产业所包含行业外的其他行业,依照上市企业的主营业务代码,进一步将相关上市企业分别归为第一产业、第二产业和第三产业。其次,根据学科门类,将农学专业确定为第一产业对应专业,工学和理学为第二产业对应专业,哲学、经济学、法学、教育学、文学、历史学、医学和管理学专业为第三产业对应专业^②。

依据上述归类,参考王永钦等^[14,22]构造企业工业机器人指标的方法,构造上市企业一高校毕业生就业失衡程度指标。首先,统计上市企业的高等学历员工数,包括专科(指大专学历)、本科和研究生。然后,将该数值除以企业所处行业的高等学历员工总数,所得比值即视为企业本年度对就业市场专业技能人才的需求份额。就业供求结构失衡程度,用当年该产业高等学历毕业生占比与员工占比之差来衡量。

综合以上前提,本文的被解释变量结构失衡程度处理如下:

$$Str_{i,t} = (L_{i,j,t} / \sum_{i=1}^n L_{i,j,t}) \cdot [(\sum_{i=1}^n L_{i,j,t} / \sum_{j=1}^3 \sum_{i=1}^n L_{i,j,t}) - (G_{j,t} / \sum_{j=1}^3 G_{j,t})] \quad (1)$$

其中, Str 表示上市企业一高校毕业生就业供求结构失衡程度; L 表示企业高等学历员工总数; G 表示该产业门类下的毕业生人数; i 表示上市企业, j 表示产业结构, t 表示时间。用上市企业人才的需求份额与高校毕业生就业供求失衡程度的交乘项,可以进一步将行业层面的就业供求结构失衡情况分配到企业层面。被解释变量反映的是专业结构与产业劳动力需求间的结构性失衡程度,其数值越大说明专业供给与产业需求之间的结构性失衡越严重。

3. 控制变量

参考许家云等^[23-24]的研究,本文选取以下控制变量:企业规模($Size$),用员工人数的自然对数度量;企业资产负债率(Lev),用企业负债总额与企业总资产的比值度量;销售毛利率(Gpm),先计算企业销售收入与企业生产产品的成本的差值,再计算差值与企业销售收入的比值,用该比值进行度量;账面市值比(Bm),用企业每股净资产与企业每股股价的比值度量;总资产周转率(Tat),用企业销售收入净额与企业平均资产总额的比值度量;管理层平均年龄(Aam),用企业管理层年龄的平均值度量;股权集中度(Top),用第2~10位大股东持股比例的和除以第一大股东持股比例度量;上市年限(Age),采用公司上市的年限度量,并取自然对数。

4. 中介变量

企业人工智能发展水平(AI)。这一变量构造借鉴了王永钦等^[14,22,25]构造企业工业机器人指标的做法。具体测度方法如下:

① 篇幅限制,结果留存备索。

② 篇幅限制,结果留存备索。

首先,利用IFR数据库公布的工业机器人“年份—国家—行业”层面的数据,计算出 t 年度 j 行业的人工智能水平,表示为:

$$AI_{j,t} = Rob_{j,t} / L_{j,t} \quad (2)$$

其中, $Rob_{j,t}$ 表示 j 行业在 t 年的机器人安装量; $L_{j,t}$ 表示 j 行业在 t 年的总劳动人数。

其次,根据上一步得到的行业工业机器人渗透度,乘以每个企业的权重构造出每个企业的企业工业机器人渗透度,表示为:

$$AI_{i,t} = (Rob_{j,t} / L_{j,t}) (pro_{i,j,t} / med_{j,t}) \quad (3)$$

其中, $pro_{i,j,t}$ 代表 j 行业的 i 企业在 t 年的生产部门员工占比; $med_{j,t}$ 代表 j 行业所有企业 t 年生产部门员工占比中位数的比值,二者的比值即每个企业在行业工业机器人渗透度中所占的权重。

为了缓解不同行业可能产生的异方差问题,本文对模型中回归系数的标准误进行了行业层面的聚类处理。变量描述性统计结果如表1所示。

表1 变量描述性统计结果

变量名称	变量	观测值数	均值	最小值	最大值
上市企业—高校毕业生就业供求结构失衡程度	Str	23 837	27.925	0	100.000
人工智能发展意愿	Ali	23 837	7.474	0	361.000
人工智能发展水平	AI	23 837	1.867	0.002	2.803
企业规模	$Size$	23 837	0.429	0.007	31.467
资产负债率	Lev	23 837	0.288	-2.978	0.975
销售毛利率	Gpm	23 837	0.599	0	1.559
账面市值比	Bm	23 837	0.655	0	12.373
总资产周转率	Tat	23 837	7.761	0	13.207
管理层平均年龄	Aam	23 837	49.286	35.600	61.200
股权集中度	Top	23 837	0.981	0	8.056
上市年限	Age	23 837	2.139	0.693	3.434

(三)模型设定

为了检验人工智能对就业供求结构失衡的影响,本文构建了如下基准模型:

$$Str_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{i,t} + \alpha_2 + X_{i,t} + \delta_i + \xi_t + \epsilon_{i,t} \quad (4)$$

其中, Str 表示上市企业—高校毕业生就业供求结构失衡程度; Ali 表示企业人工智能发展意愿; X 表示其他控制变量; i 表示企业, t 代表年份; δ 和 ξ 分别代表企业固定效应和时间固定效应, ϵ 代表随机误差项。

本文进一步检验上市企业对人工智能发展的重视程度在企业人工智能水平对就业供求结构失衡影响中的作用机制,参考江艇^[26]的做法构建了以下模型:

$$AI_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 Ali_{i,t} + X_{i,t} + \delta_i + \xi_t + \epsilon_{i,t} \quad (5)$$

$$Str_{i,t} = \gamma_0 + \gamma_1 Ali_{i,t} + \gamma_2 AI_{i,t} + \gamma_3 X_{i,t} + \delta_i + \xi_t + \epsilon_{i,t} \quad (6)$$

四、实证结果与分析

(一)基准回归结果分析

为了检验企业人工智能发展意愿对就业供求结构失衡的影响,本文首先对基准回归模型进行检验,结果见表2。企业人工智能发展意愿对就业供求结构失衡回归系数均在1%的水平下显著为正。这表明,在其他因素一定的情况下,企业人工智能发展意愿会进一步加剧就业市场的供求结构失衡程度,假设H1得证。可能的原因是在数字化转型背景下,企业对人工智能相关专业技能人才的需求迅速增长,

而高校专业调整滞后、人才培养周期较长,导致人才供需出现横向错配,进而使企业人工智能发展意愿加剧了就业结构失衡。控制变量结果显示:销售毛利率提升加剧了就业供求结构失衡,这可能是由于企业盈利能力提升后,会为维持竞争力加大创新投入,进而扩大对高端人才的需求;而企业规模扩大有助于完善人才培养体系与资源配置能力,进而改善就业结构失衡^[27]。需求集中于高端岗位进一步加剧了供求结构扭曲;而大企业由于业务多元化,所需人才的专业范围更广、数量结构更均衡,有助于缓解失衡^[28],从而改善了就业供求结构的失衡程度。

(二)稳健性检验^①

1. 剔除异常值,缩尾处理

由于不同上市企业的发展情况存在较大的差异,为避免异常值干扰,本文对所有变量进行了1%的双向缩尾处理。结果显示,在剔除异常值之后,企业人工智能发展意愿对就业供求结构失衡程度的影响仍然在1%的水平下显著为正。

2. 替换解释变量

基于年报词频的测度方式可能会夸大企业的人工智能发展意愿,从而导致其对就业供求结构失衡的影响被高估。因此,本文将解释变量替换为人工智能精准词汇的词频数量之和,参考姚加权等^[1]的做法,在不改变原有词典的基础上运用连续词袋(CBOW)模型替代 Skip-gram 模型,重新检索人工智能词汇的词频数量。结果显示,在更换解释变量之后,企业人工智能发展意愿对就业供求结构失衡程度的影响仍然在1%的水平下显著为正。

3. 更换模型设定

考虑到人工智能发展意愿可能与就业供求结构失衡存在非线性关系,故在模型中加入解释变量的平方项。结果显示,在加入解释变量的平方项之后,企业人工智能发展意愿对就业供求结构失衡程度的影响仍然在1%的水平下显著为正,但解释变量的平方项不显著,即企业人工智能发展意愿会加剧就业供求结构的失衡且呈线性关系,排除了二者存在非线性关系的可能性。

4. 加入其他固定效应

考虑到上市企业分布在不同的省份,分属不同的产业,因此在基准回归的基础上加入省份固定效应和产业固定效应。结果显示,在加入省份和产业固定效应之后,企业人工智能发展意愿对就业供求结构失衡程度的影响仍然在1%的水平下显著为正。

以上检验结果均表明基准回归结果具有一定的稳健性。

(三)内生性检验

本文选择人工智能专利授权数量作为工具变量。企业发展人工智能意愿与人工智能专利授权数量存在正向关系,而人工智能专利授权数量无法影响高校毕业生专业结构,进而影响上市企业与高校毕业生间的就业供求结构失衡情况,故满足工具变量的外生性要求。因此,工具变量的选取具有合理性。

利用工具变量对基准模型重新进行回归,结果显示,人工智能发展意愿对就业供求结构失衡的影响依然在1%的水平下显著为正,与基准回归的结果相同。同时,LM统计量为187.156, $P < 0.01$,通过了

表2 基准回归估计结果

变量	(1)Str	(2)Str	(3)Str
<i>Ali</i>	0.299*** (0.006)	0.281*** (0.006)	0.077*** (0.011)
<i>Size</i>		-3.144*** (0.131)	-1.852*** (0.378)
<i>Gpm</i>		24.130*** (0.840)	6.312*** (1.676)
时间与个体 固定效应	否	否	是
观测值数	23 837	23 837	23 837
调整后的 R^2	0.085	0.149	0.757

注:1. ()内为稳健标准误。

2. * 和 *** 分别代表在 10% 和 1% 的水平下显著。

3. 控制变量估计结果留存备案。

① 篇幅限制,结果留存备案。

工具变量不可识别检验；Cragg-Donald Wald F 统计量为 188.559，其真实显著性水平不超过 10%，通过了弱工具变量检验。因此，该工具变量从理论角度和统计角度上来看都具有良好的性质，并在一定程度上消除了基准回归中可能存在的内生性问题，表明基准回归结论依然成立。

五、进一步分析

（一）异质性检验

考虑到企业特征与劳动力结构的异质性，本文进一步考察在不同企业性质、地域及毕业生学历条件下，企业人工智能发展意愿对就业供求失衡的影响差异。

1. 学历水平

本文将被解释变量按照高校毕业生的学历水平分为专科、本科和研究生三类，按照企业对不同学历群体的需求和高校毕业生的学历水平进行一一对应，考察不同学历群体的差异化影响，结果如表 3 第 (1)~(3) 列所示。解释变量系数均在 10% 的水平下显著，但作用方向存在差异，企业人工智能发展加剧了本科和研究生毕业生就业供求失衡程度，改善了专科毕业生就业供求失衡程度。产生这一结果的原因可能是，职业教育相较于普通教育在产教融合方面成果更为突出^[29]。相较于专科生和研究生，企业人工智能发展意愿对本科毕业生就业供求结构失衡的影响更为显著。可能的原因在于，专科教育专业设置灵活，更贴近实际应用，使毕业生具备操作层面的技能优势；研究生教育以科教融合为抓手，侧重培养创新型研发人才，使其更能适应企业对前沿技术的需求。而本科毕业生则处于二者之间：既在理论知识深度上不及研究生，又在实践技能匹配度上弱于专科生，因此在企业智能化转型过程中更易面临结构性错配，受到人工智能发展意愿的冲击也更大。

表 3 学历水平和企业异质性检验结果

变量	被解释变量:Str						
	(1)专科	(2)本科	(3)研究生	(4)非高科技	(5)高科技	(6)非重污染	(7)重污染
Ali	-0.013* (0.007)	0.079*** (0.008)	0.012*** (0.004)	0.229*** (0.060)	0.072*** (0.011)	0.069*** (0.011)	0.375*** (0.117)
组间系数差异P值				<0.001		<0.001	
观测值数	23 837	23 837	23 837	8 035	15 703	18 414	5 354
调整后的 R^2	0.502	0.846	0.639	0.768	0.767	0.774	0.643

注：1. () 内为稳健标准误。

2. * 和 *** 分别代表在 10% 和 1% 的水平下显著。

3. 控制变量和固定效应已控制，结果留存备案。

4. 组间系数差异 P 值是基于 bootstrap 的费舍尔组合检验法，重复抽样 500 次计算得到的。

2. 企业性质

随着数字化、智能化与绿色化转型，非高科技及重污染企业对人工智能的应用逐步加深，由此引发的人才需求转变可能对就业市场供求失衡产生异质性影响。因此，本文将样本中高科技企业与非高科技企业、重污染企业与非重污染企业样本分别进行回归，减少由于样本的异质性带给基准回归的影响。结果如表 3 第 (4)~(7) 列所示，解释变量系数均在 1% 的水平下显著为正，且均通过了组间系数差异检验，表明高科技企业、非高科技企业、重污染企业、非重污染企业均加剧了就业供求结构失衡程度，但影响存在一定差异。非高科技企业与重污染企业对就业供求失衡的影响更为显著。其原因可能在于，长期来看高科技企业的人才需求相对稳定，而非高科技企业在数字化、智能化转型中人工智能发展意愿显著提升，对相关专业人才的需求迅速增加；同样，重污染企业多为传统产业，在绿色化与智能化转型压力下，对人工智能技能人才的需求也大幅上升。由于人才供给未能同步跟进，两类企业需求的变动进一步加剧了就业市场的结构性扭曲。

3. 地域差异

不同地区的上市企业在发展过程中可能会受地区间经济基础和社会环境等外部差异影响,因此本文将上市公司样本按照企业所在的行政区划,依据国家统计局的分类标准分为东部地区、西部地区和中部地区。结果如表4第(1)~(3)列所示,东部地区与中部地区的系数在1%的水平下显著为正,这表明东部地区与中部地区的上市公司的人工智能发展意愿会加剧就业供求结构失衡程度,而西部地区的系数则不显著。这一差异主要源于各地区的发展基础与转型压力不同:东部地区经济发达、数字化基础好、竞争激烈,企业为塑造竞争优势而大力发展人工智能,较强的人工智能发展意愿显著加剧了就业供求失衡;中部地区以制造业为主,受智能制造转型驱动,企业人工智能发展意愿增强,对技能人才的需求上升同样加剧了就业结构失衡;而西部地区以能源和传统制造业为主,数字化基础薄弱,企业人工智能发展意愿较弱,因此对就业结构未产生显著影响。可见,企业人工智能发展意愿对就业结构的冲击,本质上是各地区产业转型升级压力在人才供需层面的反映。

表4 地区异质性与中介效应分析结果

变量	被解释变量:Str				
	(1)东部地区	(2)中部地区	(3)西部地区	(4)AI	(5)中介效应
AIi	0.076*** (0.013)	0.076*** (0.019)	0.042 (0.046)	0.001*** (0)	1.350*** (0.205)
AI					0.280*** (0.006)
组间系数差异P值		<0.001			
观测值数	16 971	4 269	2 252	23 837	23 837
调整后的R ²	0.770	0.703	0.743	0.151	0.756

注:1. ()内为稳健标准误;
2. *** 代表在1%的水平下显著。
3. 控制变量和固定效应已控制,结果留存备案。
4. 组间系数差异P值是基于bootstrap的费舍尔组合检验法,重复抽样500次计算得到的。

(二)中介效应检验

由前文分析可知,企业人工智能发展意愿与人工智能实际发展间可能会存在“言行不一致”的现象,由于解释变量的数据来源于企业年报,企业是否会因政策导向而在年报中虚增人工智能相关词汇,却并未实际增加相应投入?企业的人工智能发展意愿能否直接等同于其实际投入行为?换言之,年报中的人工智能词频能否真实反映企业的人工智能发展水平?故本文选取企业实际的人工智能发展水平作为中介变量,通过中介变量来验证是否存在“企业拥有人工智能发展意愿—人工智能实际发展水平提升—加剧就业供求结构失衡”这一逻辑链条,即研究假设H2。本文中介效应模型的逐步回归检验结果见表4第(4)~(5)列。企业人工智能发展水平的回归系数在1%的水平下显著为正,这表明企业的人工智能发展意愿显著提升了企业人工智能的发展水平,呈现出正向关系,因此可以认为上市公司企业年报的人工智能词汇的词频数在一定程度上体现了上市公司的人工智能发展水平。第(5)列结果显示企业人工智能发展意愿在1%的水平下显著为正,而企业人工智能发展水平在10%的水平下显著为正,且中介效应通过了Sobel-Goodman检验,这一结果验证了假设H2,即企业人工智能发展意愿通过推动实际发展水平提升,加剧了就业供求结构失衡,验证了“发展意愿—水平提升—失衡加剧”的传导路径。

六、结论与启示

数字经济背景下,以人工智能技术为代表的新一轮科技革命促使企业实现转型升级,企业人工智能发展意愿进一步冲击了劳动力就业市场。本文采用2011—2021年中国A股上市企业的数据,构建了企业人工智能发展意愿与高校毕业生就业供求结构失衡指标,综合考察企业人工智能发展意愿对劳动力就

业市场结构的影响。实证结果表明,企业人工智能发展意愿显著加剧了高校毕业生就业供求结构失衡,该结论在稳健性与内生性检验后仍成立。进一步分析显示:本科毕业生面临的就业问题较专科和研究生更为突出;非高科技企业和重污染企业对就业结构失衡的影响更大;经济发达地区企业人工智能发展意愿对就业失衡的影响更明显。机制检验表明,企业人工智能发展意愿通过提升人工智能实际发展水平,改变岗位需求与劳动力技能结构,加剧就业结构失衡。本文为理解企业人工智能发展对就业市场的影响、缓解结构性就业压力提供了如下政策启示:

第一,企业应坚持科技向善,突破核心技术,避免内卷式竞争,将技术创新与社会责任相结合。推动科技向善,避免人工智能发展对中低技能劳动力就业的过度挤出。同时规范竞争行为,降低低水平重复与同质化竞争。在追求经济效益的同时,积极承担社会责任,将人工智能技术应用于教育、医疗、环保、公共安全等国计民生领域,减少向下“内卷”行为,保障就业市场总体稳定。通过技术创新与社会价值创造的有机结合,企业可实现经济效益与社会效益的双赢,为推动经济高质量发展和社会进步作出积极贡献。

第二,高等教育需面向产业需求,主动调整专业学科,构建与人工智能发展相适应的跨学科培养体系。加快推进学科建设与专业重构,提升专业结构的前瞻性;构建面向人工智能与数字经济的跨学科技能体系,强化数学、计算机、统计等基础能力训练;优化本科专业结构与课程内容,增设人工智能相关跨学科课程与实践环节,增强毕业生的技术适应性与就业竞争力。同时,推动校企协同育人机制常态化,深化产学研融合,建立专业设置与产业需求的动态反馈机制,缩短人才培养与市场需求之间的时滞。

第三,各地区应加强区域合作,构建与区域产业结构、技术基础相匹配的差异化人才政策体系。构建与区域产业结构及技术基础相匹配的人才政策体系,结合本地产业基础与人才资源禀赋实施差异化政策,避免盲目跟风。东部地区应着力提升高技能与复合型技术人才供给能力,缓解企业快速智能化带来的岗位结构压力;中部地区应以传统制造业智能化改造为抓手,推动企业技能升级,加强劳动力再培训与转岗支持;西部地区应优先改善数字基础设施,提升企业人工智能技术采纳能力。

第四,政府应建立“技术变革—人才供给”动态匹配机制,提升就业结构治理的前瞻性与协同性。构建政府主导、企业参与、教育协同的匹配机制,建立人工智能岗位需求实时监测系统,形成行业级人才需求预警;完善人才供给与产业需求的信息共享机制,增强专业调整的前瞻性;加强对企业人工智能发展的引导与监管,推动实质性技术投入,通过财政补贴、税收优惠、培训补贴等方式降低企业技能转型成本,激励企业履行社会责任,缓解技术变革对就业市场的冲击;建立面向重点行业的技能标准体系,推动人才供给结构与技术发展路径同步升级。

参考文献:

- [1] 姚加权,张银澎,郭李鹏,等. 人工智能如何提升企业生产效率:基于劳动力技能结构调整的视角[J]. 管理世界, 2024,40(2):101-116.
Yao J Q, Zhang K P, Guo L P, et al. How does artificial intelligence improve firm productivity? Based on the perspective of labor skill structure adjustment[J]. Journal of Management World, 2024,40(2):101-116.
- [2] Michaels G, Natraj A, Van Reenen J. Has ICT polarized skill demand? Evidence from eleven countries over twenty-five years[J]. The Review of Economics and Statistics, 2014,96(1):60-77.
- [3] 孙雪,宋宇,赵培雅. 人工智能对异质劳动力就业的影响:基于劳动力供给的视角[J]. 经济问题探索, 2022,43(2): 171-190.
Sun X, Song Y, Zhao P Y. The influence of artificial intelligence on the employment of heterogeneous labor force: based on the perspective of labor supply [J]. Inquiry into Economic Issues, 2022,43(2):171-190.
- [4] 黄旭,董志强. 人工智能如何促进高质量发展和就业?[J]. 中央财经大学学报, 2023,43(11):3-18.
Huang X, Dong Z Q. How can AI promote high-quality development and employment? [J]. Journal of Central University of Finance & Economics, 2023,43(11):3-18.
- [5] Frey C B, Osborne M A. The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation?[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2017,114:254-280.
- [6] Arntz M, Gregory T, Zierahn U. The risk of automation for jobs in OECD countries: a comparative analysis[R].

- OECD Social, Employment and Migration Working Papers, No.189, 2016.
- [7] Goldin C, Katz L F. The race between education and technology[M]. Routledge: Inequality in the 21st Century, 2018: 380-383.
- [8] Autor D H, Dorn D. The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market[J]. American Economic Review, 2013, 103(5): 1553-1597.
- [9] Alekseeva L, Azar J, Giné M, et al. The demand for AI skills in the labor market[J]. Labour Economics, 2021, 71: 102002.
- [10] Graetz G, Michaels G. Robots at work: the impact on productivity and jobs[R]. Centre for Economic Performance, The London School of Economics and Political Science, 2015.
- [11] Acemoglu D, Restrepo P. Low-skill and high-skill automation[J]. Journal of Human Capital, 2018, 12(2): 204-232.
- [12] Leontief W. Machines and man[J]. Scientific American, 1952, 187(3): 150-164.
- [13] 孙早, 侯玉琳. 人工智能发展对产业全要素生产率的影响: 一个基于中国制造业的经验研究[J]. 经济学家, 2021, 33(1): 32-42.
- Sun Z, Hou Y L. The influence of artificial intelligence development on industrial total factor productivity: an empirical research based on manufacturing industries in China[J]. Economist, 2021, 33(1): 32-42.
- [14] 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[J]. 经济研究, 2020, 55(10): 159-175.
- Wang Y Q, Dong W. How the rise of robots has affected China's labor market: evidence from China's listed manufacturing firms[J]. Economic Research Journal, 2020, 55(10): 159-175.
- [15] 孔高文, 刘莎莎, 孔东民. 机器人与就业: 基于行业与地区异质性的探索性分析[J]. 中国工业经济, 2020, 38(8): 80-98.
- Kong G W, Liu S S, Kong D M. Robots and labor employment: an empirical investigation based on heterogeneity of industries and regions [J]. China Industrial Economics, 2020, 38(8): 80-98.
- [16] Goos M, Manning A L. Lousy and lovely jobs: the rising polarization of work in Britain[J]. The Review of Economics and Statistics, 2007, 89(1): 118-133.
- [17] 周进, 王燕. 高等教育学科供给对产业经济增长效应研究: 基于偏最小二乘法模型(PLS)的分析[J]. 湖北社会科学, 2019, 30(6): 155-163.
- Zhou J, Wang Y. Research on the effect of higher education subject supply on industrial economic growth: based on the partial least squares model (PLS)[J]. Hubei Social Sciences, 2019, 30(6): 155-163.
- [18] 刘甲楠, 邢春冰. 人工智能、劳动力需求与人力资本投资[J]. 人口研究, 2024, 48(1): 68-84.
- Liu J N, Xing C B. Artificial intelligence, labor demand, and human capital investments[J]. Population Research, 2024, 48(1): 68-84.
- [19] 邱文琪, 岳昌君. “读书无用”还是“越努力越幸运”: 能力增值对本科毕业生劳动力市场表现的影响[J]. 高等教育研究, 2022, 43(10): 56-69.
- Qiu W Q, Yue C J. “Useless education” or “the harder, the luckier”: the effect of value-added ability on the labor market entry of undergraduates[J]. Journal of Higher Education, 2022, 43(10): 56-69.
- [20] 吴嘉琦, 闵维方. 教育对产业结构升级的作用机制[J]. 教育研究, 2022, 43(1): 23-34.
- Wu J Q, Min W F. A probe into the impact of education on industrial structure upgrading[J]. Educational Research, 2022, 43(1): 23-34.
- [21] 王鹏, 陈蝶欣. 人工智能技术应用与企业韧性: 来自机器学习构建 AI 词典的经验证据[J]. 经济学动态, 2025(9): 98-117.
- Wang P, Chen D X. Artificial intelligence adoption and enterprise resilience: empirical evidence from machine learning to build AI lexicons[J]. Economic Perspectives, 2025(9): 98-117.
- [22] 谢杰, 过重阳, 陈科杰, 等. 最低工资、工业自动化与技能溢价[J]. 中国工业经济, 2022, 40(9): 102-120.
- Xie J, Guo C Y, Chen K J, et al. Minimum wage, industrial automation and skill premium[J]. China Industrial

- Economics, 2022, 40(9): 102-120.
- [23] 许家云, 沈含雨, 周新博. 人工智能发展与企业 ESG 表现[J]. 世界经济研究, 2024, 40(9): 120-134.
Xu J Y, Shen H Y, Zhou X B. Artificial intelligence development and corporate ESG performance[J]. World Economy Studies, 2024, 40(9): 120-134.
- [24] 黄苏萍. 人工智能技术应用对职业流动及工作满意度的影响[J]. 西安交通大学学报(社会科学版), 2025, 45(6): 131-140.
Huang S P. Research on the impact of artificial intelligence technology application on occupational mobility and job satisfaction[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University (Social Sciences), 2025, 45(6): 131-140.
- [25] Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: evidence from US labor markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [26] 江艇. 因果推断经验研究中的中介效应与调节效应[J]. 中国工业经济, 2022, 40(5): 100-120.
Jiang T. Mediating effects and moderating effects in causal inference[J]. China Industrial Economics, 2022, 40(5): 100-120.
- [27] 孙成, 李璆蔚, 吴金希. “帽子效应”与产业链韧性[J]. 中国软科学, 2024, 39(9): 44-55.
Sun C, Li A W, Wu J X. “Hat effect” and industrial chain resilience[J]. China Soft Science, 2024, 39(9): 44-55.
- [28] 范怡歌, 刘磊, 肖欣荣, 等. 数字资本与劳动力决策: 基于企业招聘视角[J]. 经济学动态, 2025, 66(9): 153-171.
Fan Y G, Liu L, Xiao X R, et al. The relationship between digital capital and labor decision: based on recruitment data [J]. Economic Perspectives, 2025, 66(9): 153-171.
- [29] 任少波, 韩杰才, 李家俊, 等. 融合创新引领: 服务教育强国建设(笔谈)[J]. 中国高教研究, 2025, 41(7): 1-7.
Ren S B, Han J C, Li J J, et al. Integration, innovation, leadership: serving the construction of the leading country in education [J]. China Higher Education Research, 2025, 41(7): 1-7.

[本刊相关文献]

- [1] 徐翔, 陈睿. 智能经济的发展历程、内涵特征与基本规律研究[J]. 当代经济科学, 2026, 48(3): 1-15.
- [2] 李言, 孙献贞. 未来产业政策与人工智能发展[J]. 当代经济科学, 2026, 48(3): 71-84.
- [3] 郭晗, 冯星源. 人工智能时代的工资与劳动: 智能机器人渗透的经济效应[J]. 当代经济科学, 2026, 48(1): 46-60.
- [4] 王文, 孙迎雪. 智能制造与新质生产力: 基于战略性新兴产业和未来产业全要素生产率视角[J]. 当代经济科学, 2025, 47(5): 34-51.
- [5] 曹玉平, 刘竟威, 郑展鹏. 新一代人工智能发展驱动产业深度转型升级研究: 生产函数变革与要素协同匹配视角[J]. 当代经济科学, 2025, 47(4): 80-96.
- [6] 杨柳, 彭海根, 易宇寰, 等. 人工智能、劳动力市场摩擦与货币政策“稳就业”调控效应[J]. 当代经济科学, 2025, 47(4): 20-35.
- [7] 孔艳芳, 冯楚蕙, 李宵旭, 等. 数字经济发展中的高质量就业: 基于劳动力商品理论的内涵解构与路径探究[J]. 当代经济科学, 2025, 47(3): 66-80.
- [8] 刘伟江, 郝一哲. 数字鸿沟与劳动力再配置: 动态效应与效率提升分析[J]. 当代经济科学, 2025, 47(3): 18-34.
- [9] 徐春华, 曾繁毅. 人工智能、劳资关系与劳动收入份额[J]. 当代经济科学, 2024, 46(5): 89-104.

编辑: 郑雅妮, 高原

The Impact of Artificial Intelligence Development on the Structural Imbalance between Employment Supply and Demand: Evidence from Listed Firms

CHEN Changhao, ZHANG Qizi

School of Applied Economics, University of Chinese Academy of Social Sciences, Beijing 102488, China

Summary The rapid iteration of artificial intelligence (AI) is reshaping firms' modes of production and the structure of labor-market demand. Meanwhile, the relatively slow adjustment of China's higher education disciplinary composition has led to a growing structural mismatch between labor supply and industrial demand. Against this background, whether firms' increasing willingness to develop AI further exacerbates the structural imbalance in employment has emerged as a pressing issue. Using panel data on Chinese A-share-listed firms from 2011 to 2021, this paper systematically examines the impact of firms' AI development willingness on the structural imbalance between labor supply and demand and investigates the underlying mechanisms.

This paper constructs an indicator of firms' AI development willingness through textual analysis based on the frequency of AI-related keywords in annual reports. Drawing on the three-sector classification framework, it measures the structural imbalance between labor supply and demand by matching the distribution of university graduates across academic disciplines with industry-level labor demand. To address endogeneity, the number of granted AI-related patents is employed as an instrumental variable, while firms' actual AI development level, measured by industry-level robot penetration, is introduced to examine the transmission mechanism. The empirical analysis adopts two-way fixed-effects models, supplemented by instrumental-variable estimation, heterogeneity analysis, and robustness tests.

The results show that firms' AI development willingness significantly exacerbates the structural imbalance between labor supply and demand, and this conclusion remains robust after a series of robustness and endogeneity tests. Further analysis indicates that the imbalance is more pronounced among bachelor's degree graduates than among associate-degree graduates and postgraduates, and the effect is stronger for non-high-tech firms and heavily polluting firms. Regionally, the effect is significantly positive in eastern and central China but insignificant in western China. Mechanism analysis confirms the transmission path of "development willingness – improvement in actual development level – worsening imbalance," indicating that firms' AI development willingness promotes actual AI development, changes labor demand and the skill structure, and thereby aggravates the structural imbalance in employment.

This paper contributes to the literature in four respects. First, it develops an integrated analytical framework jointly considering firm-side labor demand and the supply of talent from higher education to explain the structural imbalance in employment. Second, it constructs a novel firm-level indicator of the mismatch between firms' labor demand and the disciplinary composition of university graduates. Third, by distinguishing AI development willingness from actual AI development level, it identifies the distinct roles of AI signaling effects and realized technological investments in shaping employment outcomes. Fourth, it provides systematic evidence on heterogeneity across educational attainment, firm type, and region.

The findings suggest that firms should promote responsible AI development, higher education institutions should improve disciplinary adjustment and interdisciplinary talent cultivation, and governments should establish a dynamic matching mechanism between technological change and talent supply to promote the effective alignment among AI development, higher education, and high-quality employment.

Keywords employment supply and demand structure; artificial intelligence; digital transformation; higher education; disciplinary composition