

人工智能驱动的教育变革：技术冲击下中国 高校学科布局的实证研究

雷晓燕 张子哲 方丹吟 沈艳*

摘要：人工智能的快速发展正深刻重塑高等教育学科布局。本文通过构建人工智能技术指标，结合中国高校学科调整与招生计划数据，系统考察人工智能对学科布局的影响。研究显示，技术发展带来社会科学收缩；而自然科学中工学类扩张明显，数学等基础学科呈现相对收缩的态势。同时，技术发展显著促进了高校增设人工智能相关专业和扩张招生规模，并与工学深度融合。“双一流”高校，以及具有学科优势与处在高人工智能职业暴露度地区的高校在学科调整上更为积极，但其招生规模扩张慢于其他高校。

关键词：人工智能；高等教育；学科布局

DOI：10.13821/j.cnki.ceq.2026.03.03

一、引言

历史经验表明，重大技术革命往往会带来教育的深度变革 (Goldin and Katz, 2008)。近年来，在人工智能深刻重塑人类工作方式和劳动力市场格局的同时，全球高等教育的学科布局也出现显著变化。与人工智能关系密切的理工类专业迅猛扩张，传统人文社科专业则面临规模缩减或转型压力。^①作为人力资本积累的核心环节，高等教育的学科布局直接决定未来劳动力的知识结构与技能供给。若调整方向和幅度不当，可能引发多重风险：理工类人才短期获得收入溢价但长期供给过剩；人文社科规模收缩削弱学术生态多样性，学科过度分化则不利于复合型人才培养，进而削弱人力资本竞争力并影响长期经济

* 雷晓燕、张子哲、方丹吟，北京大学中国经济研究中心、北京大学国家发展研究院；沈艳，北京大学中国经济研究中心、北京大学国家发展研究院、北京大学数字金融研究中心。通信作者及地址：沈艳，北京市海淀区北京大学国家发展研究院 335 室，100871；电话：18611762547；E-mail: yshen@nsd.pku.edu.cn。本研究得到国家社科基金重大项目 (25&ZD183)、国家自然科学基金重大项目 (72595875) 以及国家自然科学基金面上项目 (72273005) 的资助。作者感谢匿名审稿专家和编辑部提出的宝贵意见。文责自负。

^① 2024 年，以美国哈佛大学为首的国际顶尖高校相继撤销部分文科专业；斯坦福大学《2025 年人工智能指数报告》(Artificial Intelligence Index Report 2025) 显示，过去十年美国计算机专业毕业生数量增长 22%。在我国也存在类似的趋势，如 2025 年复旦大学宣布缩减文科招生规模。

增长潜力。

服务国家战略是高等教育的核心目标。为抓住新一轮科技革命机遇,我国于2017年和2025年相继出台《新一代人工智能发展规划》和《国务院关于深入实施“人工智能+”行动的意见》,旨在推动人工智能与经济社会各领域的深度融合。尽管我国高等教育学科体系多次调整学科目录和本科专业设置^①,近年来更涌现出大量新兴专业;但这些调整并不必然带来结构优化。当下的重大命题是,我国高等教育的学科布局能否满足人工智能领域国家战略的需求。

回应这一时代需求的高校学科调整不能简单采用“技术决定论”。一方面,人工智能发展提高了企业对数字技能的需求(Acemoglu et al., 2022),推动高校加快布局新兴技术专业;另一方面,单向的“理工进、人文退”可能引发长期隐患:技术密集型专业的收入优势会随技术迭代而减弱(Deming and Noray, 2020),而人文社科教育培养的批判性思维、沟通能力恰是技术难以替代的核心竞争力(Eloundou et al., 2023)。此外,学科结构失衡可能削弱高校的综合能力与教育体系的创新潜力(American Academy of Arts & Sciences, 2013^②)。这要求高等教育在调整学科布局时,既要避免某类人才过剩,又要避免国家急需人才供应不足。

因此,评估高等教育的学科布局能否满足人工智能领域国家战略的需求,关键在于研究人工智能对高等教育供给的影响。现有研究从教育目标与内容(UNESCO, 2021)、教学方式(Chen et al., 2020)、教育需求(Di Giacomo and Lerch, 2023)等维度探讨了人工智能与教育的关系。亦有文献关注特定产业变迁对专业调整的影响(Han and Winters, 2020; Weinstein, 2022)。作为一种通用性技术,人工智能的影响广泛渗透到医疗(Sahni and Carrus, 2023)、金融(Cao et al., 2024)、商业服务(Brynjolfsson et al., 2025)等多个领域,其对人才需求的冲击具有跨行业、系统性的特征。尽管部分文献提出了“新工科”(李德毅和马楠,2017)和“文科范式革命”(邱泽奇,2023)等概念,但是对人工智能如何影响高校学科布局的研究仍存在明显空白。

本文旨在分析人工智能技术发展与中国高等教育学科调整之间的因果关系。为此,本文首先梳理了2012—2022年全国高校本科专业调整数据,发现我国高等教育学科布局呈现三个典型特征:其一,学科结构明显向自然科学领域

^① 我国先后于1987年、1993年、1998年和2012年开展了四次大规模的学科目录和本科专业设置调整工作。从2012年起,每年教育部在《普通高等学校本科专业目录》的基础上作更新补充。截至2024年,我国高等学校本科专业共设置12个学科门类、93个专业类和816个本科专业。与2012年相比,学科门类数量保持不变,专业类增加1个,专业数增加310个。

^② 2013年,美国艺术与科学院(American Academy of Arts & Sciences)发布报告《问题的核心》(*The Heart of the Matter*)。报告强调,人文社科教育对于提升国家创新能力、增强全球竞争力具有重要意义。详见<https://www.amacad.org/publication/heart-matter>,访问时间:2025年9月15日。

倾斜,其中工学门类新增专业数量持续领先,并在2016年后进一步扩大优势;其二,社会科学类专业加速重构,传统文科专业由“相对扩张”转向“结构调整”;其三,交叉融合成为学科演化的重要方向,2016年后,人工智能、数据科学与大数据技术、机器人工程等兼具技术属性与应用导向的专业快速增加。

本文进一步评估人工智能技术发展对高等教育学科布局的影响。本文利用生成式人工智能对专利文本进行语义分析并识别人工智能专利,构建城市-行业“份额-移动”(shift-share)形式的人工智能技术变量。在此基础上,结合2016—2022年高校学科调整与招生计划数据,采用工具变量法(以美国人工智能专利为外生冲击)识别人工智能发展带来的影响。结果显示,人工智能技术显著加速学科重构,这一重构以新增交叉专业为主。其中,工学是学科融合的主要领域,而人文社科领域的交叉转型相对有限。机制分析发现,人工智能发展通过带动当地人工智能企业与岗位数增加,推动高校学科调整。异质性分析表明,“双一流”高校,以及具有学科优势和处在高人工智能职业暴露度地区的高校,更倾向于增设交叉融合型专业,但普通高校在招生规模方面扩张幅度更大。

本文对文献的贡献主要有三方面。第一,本文系统梳理了人工智能对我国学科布局的影响,发现在人文社会科学相对收缩、自然科学相对扩张的大趋势下,数学物理等基础理学学科也在相对收缩,形成工科和与工科交叉的学科优势持续扩大的特征。第二,在研究方法上,本文采用“词典法+大语言模型”两阶段专利识别框架,通过提取人工智能相关专利来测度人工智能发展程度,并构建一套可供使用的地区-年份级别指数。相比传统的分类号法(OECD, 2017)和关键词法(De Prato et al., 2019),这一方法能更好地挖掘专利文本信息。第三,本文将人工智能技术冲击与高校学科调整的特征事实和实际效果置于统一因果框架下分析,弥补了现有文献聚焦教学方式或就业市场而忽视教育供给侧结构性变化的空白。研究发现人工智能学科和人工智能交叉学科在我国人工智能技术变迁下扩大的现象,并进一步分析了“双一流”高校、具有学科优势高校及高暴露度地区高校与普通高校在专业设置、招生规模等方面的差异化反应。这些研究发现不仅为理解技术驱动下的教育转型提供了微观证据,也为平衡学科发展、优化人才培养结构提供了政策启示。

二、文献综述

已有文献主要从三个角度分析人工智能的广泛应用对教育的影响。一是人工智能对教育目标和内容的影响。人工智能的发展使学校重新审视人才培养目标,引入人工智能相关的专业或课程,以确保未来的受教育者掌握核心人

工智能素养,能够善用技术并与之共处(UNESCO, 2021)。二是人工智能对教育教学方式的影响。人工智能可以通过协助教师备课与授课、制定个性化学习方案、优化学校行政管理等方式,提升教育的效率与质量(Luckin et al., 2016; Chen et al., 2020)。三是人工智能对教育需求的影响。自动化技术的普及增强了个体的人力资本投资意愿(Di Giacomo and Lerch, 2023; Innocenti and Golin, 2022)。Trajtenberg(2018)指出,“教育工厂模式”提供的结构化知识已经无法满足人工智能时代的教育需求,应当在全学段、全学科中注重批判性思维、人际沟通能力和非认知能力的培养。这是因为生成式人工智能对编程、写作技能具有较强的替代性,与人工智能技术形成互补的软技能变得更加重要(Eloundou et al., 2023; Mäkelä and Stephany, 2024)。

研究人工智能对高等教育学科布局的影响,关键在于科学测度人工智能的发展程度。现有文献的一种做法是测算不同职业相对于人工智能技术的暴露度(AI exposure)(Felten et al., 2021)。这类研究大多采用任务或技能分解的方法,评估某一职业中由人类执行的工作在多大程度上能由技术完成(Webb, 2019)。但该方法侧重讨论技术与劳动力的关系,难以全面捕捉人工智能在公共服务和社会福祉等非劳动领域的影响。文献中的另一种做法是从技术产出的角度出发,采用专利或科学出版物衡量某一地区或组织的人工智能发展水平(WIPO, 2019; 王林辉等, 2023)。该方法关注人工智能的总体创新能力与技术扩散程度,适用于探讨人工智能对社会各领域的广泛影响。具体来说,人工智能专利的识别方法又分三大类。常见的一种办法是分类号识别法^①(OECD, 2017; Fujii and Managi, 2018),主要通过筛选与人工智能相关的分类号识别专利。该方法虽具有结构化优势,但对技术的细粒度划分和新兴领域的覆盖能力可能不足。词典法是另一类常见方法(De Prato et al., 2019; Van Roy et al., 2020),主要使用关键词对专利的文本信息进行检索。该方法操作简便,但识别效果高度依赖预设关键词列表的时效性和完备性,可能忽略文本中的隐含语义和表达的多样性。近年来受关注的是机器学习法(WIPO, 2019),主要通过人工标注训练样本微调机器学习模型^②,以概率形式预测专利的人工智能属性。与前两种方法相比,机器学习法^③能更好地理解文本的语义信息和上下文关系,但其性能在很大程度上取决于人工标注的准确性。

现有文献也研究了高等教育学科布局的演化过程及影响因素。钱颖一(2003)指出,我国高校的院系学科布局是计划和市场共同作用的结果。高校的

① 一般为联合专利分类(Cooperative Patent Classification, CPC)或《国际专利分类表》(International Patent Classification, IPC)标准中的分类号。

② 例如, BERT(刘青和肖柏高, 2023)、LSTM(Giczynski et al., 2022)。

③ 尤其是基于注意力机制的模型。

学科调整本质上是教育资源再配置的过程,包括学科新增、裁撤、交叉整合与结构重构等多种形式(孟照海,2018)。学科结构既要满足经济社会发展需求,结合国家战略、区域特征与技术趋势进行规划(李立国等,2025),又必须考虑学生就业能力、学科优势以及学校影响力等现实约束(McCormack and Baron, 2023)。

在高等教育学科布局中,最具代表性的问题之一是理工科(Science, Technology, Engineering, and Mathematics, STEM)与人文社科(Humanities, Arts and Social Sciences, HASS)之间的配置关系。由于理工科人才在推动科技创新、促进经济增长和支撑国家发展方面具有关键作用(Bacovic et al., 2022),已有研究多关注如何通过政策激励扩大理工科领域的人才供给(Sjoquist and Winters, 2015; 宋弘和陆毅,2020)。相较之下,人文学科常被认为经济效益较低,其毕业生就业率不高、教育回报相对有限(McCormack and Baron, 2023),因此在多国家面临学科撤并、经费削减的困境(Kingston, 2015; Moran, 2022)。然而,文科教育在培养学生的批判性思维、沟通能力和价值判断等方面扮演着关键角色,单靠理工科人才无法全面支撑国家综合竞争力的提升(American Academy of Arts & Sciences, 2013)。

现有文献初步研究了人工智能对高等教育学科布局的影响。蔡三发等(2020)指出,人工智能正在催生新的研究方向和学科增长点,推动学科边界的开放与多学科交叉融合。由于工科与科技实践的关联紧密,已成为人工智能深度融合的核心领域,并由此催生了“新工科”概念(李德毅和马楠,2017)。同时,人工智能也通过素材数字化与抽象知识的模式化表达重塑文科的研究范式(邱泽奇,2023),带动文科增长点的拓展(樊丽明,2022)。尽管上述研究从理论层面探讨了人工智能促进学科演化的机制,但我国高等教育学科布局在人工智能技术的驱动下究竟发生哪些变化,仍缺乏实证证据。

简而言之,现有研究主要关注人工智能对教育目标、教育内容、教学方式和教育需求的影响,但对于其如何影响高等教育布局的研究仍非常有限。本文旨在填补这一空白,采用“词典法十大语言模型”的两阶段识别框架来识别人工智能专利,用于刻画人工智能的发展变迁,并结合城市的行业就业比重构建人工智能技术发展变量,为实证分析其对高等教育布局的影响奠定分析基础。

三、数据、变量及测度

为了系统分析人工智能技术对高等教育学科布局的影响,本文整合了高校专业调整数据与专利数据,构建高等教育学科布局及人工智能技术发展水平的代理变量。本部分将重点介绍数据来源、主要变量说明及其测度方法。

（一）数据来源

本文的数据来源如下。其中,高等学校的专业调整数据和专业招生数据来自教育部公开的《普通高等学校本科专业备案和审批结果》^①和各省招生考试网公布的普通本科招生计划^②,其他学校层面数据来自中国教育经费统计数据库;测度中美人工智能发展水平的专利信息来自中国国家知识产权局和美国专利商标局(United States Patent and Trademark Office, USPTO);此外,城市层面数据来自《中国城市统计年鉴》;机制讨论部分所用的新增企业数据来自国家企业信用信息公示系统公布的中国工商注册企业数据,岗位招聘数据来自每年从智联招聘平台随机抽取的19万条招聘广告信息。在研究设计上,本文利用2012—2022年的专利数据与高校专业调整数据,刻画我国人工智能技术与高校本科专业的发展变迁。同时,在后续的实证分析中进一步关注了高校各专业的招生规模。由于2016年以前全国范围的招生计划数据难以获取,且2016年后是人工智能技术发展和高校专业调整的关键阶段,本文的实证部分主要选取2016—2022年间的高校专业变动与计划招生规模作为研究对象。经过数据的清洗与整理,最终获得一份覆盖290个城市、1 276所高校的样本,其中高校专业调整的观测值为8 932条,高校专业招生的观测值为8 147条。

（二）主要变量说明

本文采用高等学校的专业净增长数量及各专业的计划招生规模作为高校专业布局调整的代理变量。^③考虑到人工智能人才可以分为聚焦算法研发、模型构建等核心技术的专业人才,以及具备跨学科应用能力、将人工智能技术与各领域工作深度融合的复合型人才,我们将高等学校的专业划分为人工智能核心技术专业、人工智能交叉融合专业和其他专业这三种类型(详见附录I^④)。专业的增设并不必然意味着教育规模的扩大,也可能是在既定招生总量约束下,对人才培养结构进行更为精细化的调整。基于此,本文在分析高校专业设置变动的基础上,进一步考察了人工智能技术冲击对不同类型专业招生规模的影响。

本文使用人工智能专利授权数作为人工智能发展水平的代理变量,其核心

① 本文所使用的本科专业调整数据为最终获准并实际实施的调整结果。囿于数据限制,目前无法获取高校的专业存量信息。

② 由于数据缺失,样本中未包含各高校在西藏地区的招生计划数据。同时,本文排除了提前批、艺术类、体育类等特殊招生批次,仅保留普通本科批次的招生计划数据。

③ 我国实行备案制与审批制并行的本科专业管理模式。本文研究期间新增的本科专业中,备案类专业约占90%。根据2023年教育部等五部门印发的《普通高等教育学科专业设置调整优化改革方案》,本科专业设置遵循“学校规划设置—省级统筹管理—国家宏观调控”的职责分工,高校及地方政府在专业设置与招生规模调整中具有较高的自主权。

④ 限于篇幅,附录未在正文列示,感兴趣的读者可在《经济学》(季刊)官网(<https://ceq.ccer.pku.edu.cn>)下载。

前提在于精准识别人工智能专利。^① 鉴于大语言模型^②具有更强大的知识整合能力和语义理解能力,本文提出“词典法十大语言模型”的两阶段识别框架(详见附录II),并参考国际标准与学术文献对人工智能的界定,将人工智能专利划分为两类:第一类涉及人工智能核心特征,如内容生成、自我学习、多模态数据处理、预测、决策或建议提供;第二类属于人工智能辅助技术,如大数据存储、算法优化等相关专利。

我们利用专利的IPC分类号及国家知识产权局公布的《国际专利分类与国民经济行业分类参照关系表(2018)》,参考Mann and Püttmann(2023)采用的“概率匹配法”,将人工智能专利划分至不同行业,从而统计人工智能技术在行业层面的发展水平。^③ 考虑到行业内的新兴技术通常会被广泛应用于该行业的各类生产活动,而不仅限于技术发明所在地,本文构建了“份额-移动”形式的变量,用以衡量城市层面的人工智能技术水平。这一识别思路与Acemoglu and Restrepo(2020)、Mann and Püttmann(2023)、王永钦和董雯(2020)等研究中关于技术渗透和移动-份额变量构造的做法是一致的。具体地,我们以城市-行业的就业比重作为权重,将行业层面的人工智能发展水平加权分摊至地区层面,如式(1)所示。其中, $patent_{m,t}$ 表示行业 m 在 t 期的人工智能专利授权数量, L_{m,c,t_0} 表示城市 c 行业 m 在基期(2010年)的就业人口占城市全体就业人口的比重。

$$AItech_{c,t} = \sum_{m=1}^M \ln(1 + patent_{m,t}) \frac{L_{m,c,t_0}}{L_{c,t_0}}. \quad (1)$$

在实证研究中,本文进一步引入美国人工智能技术的发展水平作为工具变量。具体而言,本文利用美国专利商标局(USPTO)发布的人工智能专利数据集(The Artificial Intelligence Patent Dataset, AIPD)^④,并按照“CPC-ISC4-国民经济分类”的映射关系,按照“概率匹配法”将其划分到不同的国民经济行业,并参考式(1)构造份额-移动形式的工具变量,以识别人工智能技术对我国高等教育学科布局的因果影响。本文主要变量的描述性统计见附录III。

四、人工智能技术发展与高等学校本科专业调整变迁

为了直观呈现技术演进与教育转型的关系,本文梳理了2012—2022年的

① 本文所使用的专利数据截至2022年,并不涵盖生成式人工智能的大规模扩散期,所研究的人工智能主要属于深度学习、机器学习、模式识别等“前生成式算法型人工智能”。

② 大语言模型是基于大量文本数据训练、具备语义理解与生成能力的深度学习模型。

③ 本文按照行业的门类层级进行划分。例如,某一专利IPC分类号对应的国民经济行业为“C391; C392; I631; I651”,按行业门类统计,该专利记为1/2的“C制造业”,1/2的“I信息传输、软件和信息技术服务业”。结果显示,我国人工智能相关专利中约47.8%来自信息传输、软件和信息技术服务业,33.9%来自制造业。

④ AIPD数据集包含从1976年至2023年间发布的1540万份美国专利文件,并使用机器学习模型识别出人工智能相关专利(Giczy et al., 2022)。

专利授权数据及高校本科专业调整数据,描绘了我国人工智能技术发展与高等教育学科变迁的基本格局。

从人工智能的发展趋势上看,2012—2022年间,我国人工智能专利授权规模呈现加速扩张态势,且研发重心由基础支撑向核心智能领域显著转型,反映出技术积累与创新结构的持续优化(详见附录IV)。为探究高校教育学科体系如何回应这一技术浪潮,本文梳理了高等学校本科专业调整情况。我们将全部本科专业划分为自然科学类与社会科学类^①,以分析两类学科的演进趋势。无论是从专业新增还是撤销来看,高校专业布局都更有利于自然科学的发展。2017年前,高校新增专业主要集中在社会科学类;此后,社会科学类专业的新增数量有所回落,自然科学类专业的新增数量稳步增长并反超(见图1(a))。2012—2017年两类学科的年度撤销数量差异不显著;自2017年起,社会科学类专业的撤销数量持续上升(见图1(b))。

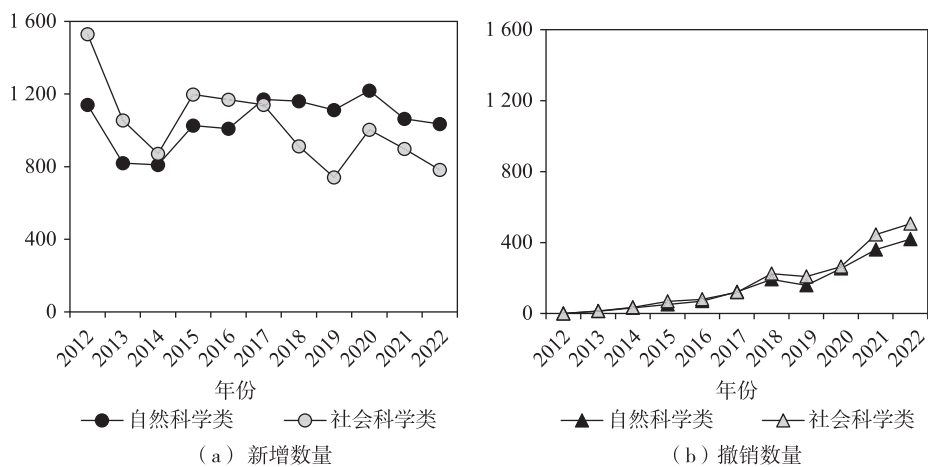


图1 2012—2022年按类型划分的新增与撤销专业数量

数据来源:2012—2022年教育部《普通高等学校本科专业备案和审批结果》,图中结果由作者整理与测算。

为进一步了解专业演化的特征,本文通过对比专业类别的新增与撤销情况,将专业演化模式细分为“相对扩张”、“相对收缩”与“结构重构”三种类型,并绘制了2012—2022年各专业类新增与撤销比重的散点图。^②在图2中,点位距离原点越远,说明该专业类经历的变动幅度越大。其中,位于图形右下方的点表示该专业类的新增比重大于撤销比重,属于“相对扩张型”;反之则为“相对收缩

^① 自然科学类含理学、工学、医学、农学,社会科学类含文学、历史学、哲学、经济学、管理学、法学、教育学和艺术学。

^② 由于新增专业的数量远大于撤销专业的数量,各类专业在绝对数量层面都维持了正向的净增长。因此,我们从相对数量层面来刻画专业结构的变动情况,即计算各专业类新增(撤销)数量占有专业新增(撤销)数量的比重。新增(撤销)比重越大,说明该专业类相对新增(撤销)的数量越多。

最后,我们聚焦于新兴专业领域,基于最细化的专业维度统计了2016年前后两阶段高校专业净增长的前15名,并观察到新增专业更多聚焦于新兴技术与产业应用深度融合方向,呈现出显著的交叉融合特征(详见附录IV)。

上述事实表明,近年来我国高校本科专业设置呈现结构性调整,学科布局逐渐向自然科学领域倾斜,其中工学类专业占据了最大的发展优势。在此期间,社会科学类一些专业出现萎缩,另外一些则经历了重构与转型。尤其是2016年之后,与大数据、人工智能相关的专业快速崛起,催生出一批具有显著交叉融合特征的新兴专业。

五、人工智能对高等学校学科布局的影响

为了揭示并分析近年来我国高等教育学科布局所经历的结构性调整背后的技术性成因,本部分实证检验了人工智能技术发展与我国高等教育学科调整之间的因果关系,及其对不同学科门类专业交叉转型的影响。

(一) 模型设定

为实证评估人工智能技术发展对于高等教育布局的影响,本文构建如下模型进行估计:

$$Major_{ict} = \alpha_0 + \beta_1 AItech_{c,t-1} + X'_{ic,t-1}\lambda + \mu_i + \gamma_t + \epsilon_{ict}, \quad (2)$$

其中, i 表示学校, c 表示学校所在城市, t 表示年份。 $Major_{ict}$ 表示学校 i 在 t 年各类专业的变动数量及计划招生规模。专业变动数量指专业的净增量,即新增专业数量减去撤销专业数量。在实证分析中,本文将专业划分为人工智能核心技术专业、人工智能交叉融合专业和其他专业三类。核心解释变量 $AItech_{c,t-1}$ 为学校所在城市 c 在 $t-1$ 期所受的人工智能技术冲击。^① $X_{ic,t-1}$ 为学校和城市层面的控制变量,包含高等学校的在校生规模、生均经费总支出,学校所在城市的GDP、年末单位从业人数、职工平均工资、第三产业比重、高等学校数量,所有控制变量均滞后一期。回归模型中还纳入学校固定效应 μ_i 和时间固定效应 γ_t 以控制学校个体特征和时间趋势特征, ϵ_{ict} 为随机误差项。

本文构建了份额-移动形式的人工智能技术变量,用以衡量城市受到的技术冲击。Borusyak et al.(2022)指出,在份额-移动变量的构造中,只要“移动”或“份额”部分满足外生性假定,变量本身即可被视为外生的。在本文框架下,

^① 高校专业设置和招生计划调整一般遵循周期明确的年度流程,具有“当年申报、当年审核、当年公布”的特征。虽然在制度上高校可以在当年内完成申报到设立新专业的整个流程,但是考虑到高校对技术冲击的反应仍可能存在一定时滞,在回归中将其滞后一期处理。

外生性主要来源于“移动”部分,即人工智能专利产出的变化。这是因为技术创新具有偶然性与不可预测性,可以较好地视为外生冲击(Mann and Püttmann, 2023)。然而,回归模型中仍可能存在一些难以观测的混淆因素(如产业发展需求),它们可能同时影响人工智能技术的扩展和高等教育的学科布局,从而引发内生性问题。为更加明确地识别二者的因果关系,我们参考 Mann and Püttmann (2023)、Acemoglu and Restrepo(2020),将美国的人工智能技术发展作为一种外生的技术冲击构造工具变量。其合理性在于:一方面,人工智能作为通用目的技术具有跨国扩散能力,并且各国的技术演进路径通常具有相似性。美国在人工智能领域处于世界领先地位,将其作为中国人工智能技术发展的工具变量满足相关性假定。另一方面,美国的人工智能技术发展具有较大的先行优势,而中国的技术发展处于追赶状态,这种发展阶段的差异使得前者不太可能受到中国高等教育部学科结构调整的影响,因此能够较好地刻画外部技术推动带来的冲击。

(二) 人工智能对高等学校学科布局的总体影响

首先,我们根据式(2),选取美国人工智能发展水平作为中国人工智能技术发展的工具变量,采用两阶段最小二乘法(2SLS)进行估计。表1列(1)报告的第一阶段回归结果显示,美国人工智能技术发展水平与中国人工智能技术发展之间显著正相关,且第一阶段的 F 统计量大于10,有效拒绝了工具变量弱相关的原假设。^①

表1列(2)至列(4)展示了第二阶段的回归结果,结果显示,人工智能技术发展显著扩大高校人工智能相关专业招生规模,并显著促进人工智能交叉专业的增设。在控制了高校特征与城市经济变量的情况下,该结果的经济显著性可以解释为:人工智能技术每提升1个标准差,将带动高等学校的人工智能交叉专业净增量提升 $0.5(1.378 \times 0.363)$ 个,计算机类、电子信息类专业等核心技术专业招生扩招约 $270(1.378 \times 195.999)$ 人,交叉融合专业招生扩招约 $254(1.378 \times 184.663)$ 人。这一结果表明,人工智能技术的发展在不断催生新的技能结构与岗位需求,推动教育系统在人力资本的供给侧做出调整,加强对人工智能人才的培养。尤其值得关注的是,人工智能的广泛应用正驱动高校打破传统学科边界,从“单一学科”向“跨学科协同”的培养方向转变,通过增加人工智能交叉融合专业设置和招生规模,积极适应技术变革对高层次复合型人才的需求。

^① 为进一步论证工具变量的外生性,本文在附录V进行了更详细的讨论和检验。

表1 人工智能技术对高校专业变动和计划招生影响的2SLS估计结果

	人工智能技术 (1)	人工智能技术专业 (2)	人工智能交叉专业 (3)	其他专业 (4)
Panel A: 专业净增长数量				
美国人工智能技术	1.818*** (0.175)			
人工智能技术		0.295 (0.193)	0.363* (0.186)	1.001 (0.855)
观测值	8 932	8 932	8 932	8 932
第一阶段 F 值	108.075			
Panel B: 专业计划招生数量				
美国人工智能技术	1.811*** (0.187)			
人工智能技术		195.999*** (63.299)	184.663*** (47.327)	315.783 (195.526)
观测值	8 147	8 147	8 147	8 147
第一阶段 F 值	94.191			

注：表中为IV-2SLS估计结果，其中，第(1)列是用OLS进行的一阶段估计结果，第(2)一(4)列是用2SLS进行的二阶段估计结果。回归中控制了学校固定效应、年份固定效应与控制变量。标准误聚类在城市层面；***、**和*表示在1%、5%和10%的水平上显著，下同。

本文还开展了一系列稳健性检验：①将学科变动的样本期扩展至2012年，考察2012—2022年高校学科调整的变化；②仅保留具有人工智能核心特征的专利，构建窄口径的技术测度指标进行回归；③采用城市层面滞后一期的人工智能专利申请数量(取对数)作为核心解释变量进行回归；④严格人工智能交叉专业的筛选标准，研究人工智能发展对严口径交叉专业增设的影响；⑤仅保留2017年《新一代人工智能发展规划》政策出台后新设的交叉专业进行稳健性检验。上述内容详见附录VI，研究发现与基准结果基本一致。

(三) 人工智能对不同学科门类专业交叉转型的影响

人工智能技术的发展究竟催生了哪些类型的交叉融合专业？我们估计了人工智能技术发展对不同学科门类中交叉融合专业新增数量的影响，并绘制估计结果。图3(a)显示，人工智能技术发展显著促进了工学交叉融合专业的增设，这与人工智能在智能制造、人机交互、自动化等制造业领域的广泛应用密切相关。相较之下，历史学、法学、哲学等学科尚未出现与人工智能融合的新设专业，而艺术学、管理学等学科虽存在一定数量的交叉融合专业，但其估计系数较

小且在统计意义上不显著。

进一步,我们估计了人工智能对工学内部不同专业类交叉融合专业新增情况的影响。图3(b)显示,机械类交叉融合专业的增设受人工智能发展的驱动最为显著,主要体现在智能制造工程、智能车辆工程等专业方向。矿业类、电气类、材料类、仪器类等工程基础类交叉融合专业的估计系数虽未达到统计意义上显著,但整体为正,表明其亦受到一定程度的技术推动,具体的交叉融合路径包含智能采矿工程、电机电器智能化、智能感知工程等专业方向。总体而言,贴近人工智能技术可直接赋能的应用场景(如控制、感知、制造、系统设计等)的专业,更容易实现交叉融合。相比之下,材料加工、资源环境、生物医学等领域的专业受到人工智能技术发展的影响较弱。

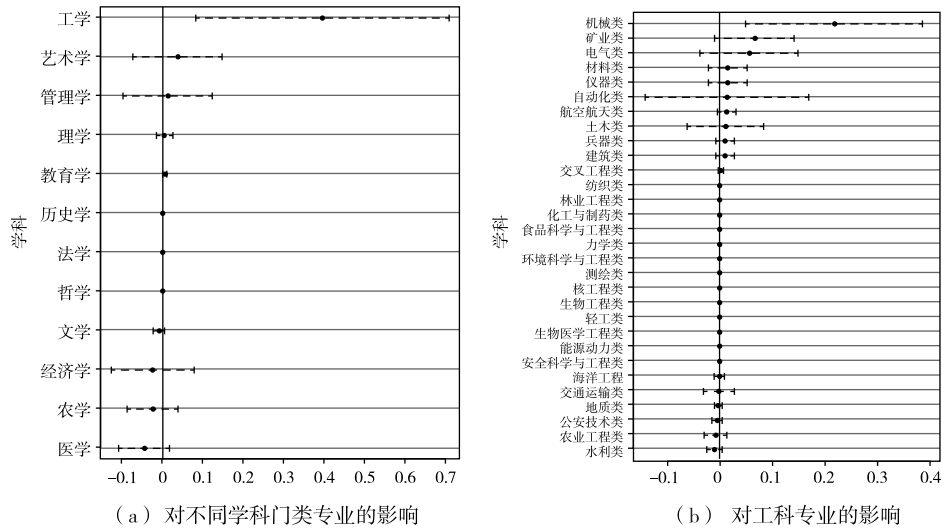


图3 人工智能技术对专业交叉转型的影响

注:图中均为IV-2SLS估计结果,黑色圆点为各学科对应的点估计结果,虚线为95%置信区间。

六、进一步分析:机制与异质性分析

前文已述人工智能对高等教育学科布局的影响,值得进一步探究的是其作用机制,以及该影响是否在不同类型和不同区位特征的高校之间存在异质性。

(一) 机制分析

人工智能影响高校学科布局的一个可能的机制是高校在做学科布局时要考虑劳动力市场需求变化。2024年《教育部办公厅关于进一步做好普通高等学校本科专业设置工作的通知》强调:“高校应根据经济社会发展需求、区域发展

急需和自身办学定位、办学条件等，提前谋划增设专业”。因此，我们从新增人工智能企业数量和新增人工智能相关招聘岗位数量这两个角度展开机制分析。

具体而言，本文采用特征关键词筛选方法(王林辉等,2022)，结合企业经营范围与招聘文本，基于中国工商注册企业数据与2018—2022年智联招聘平台的招聘广告抽样数据，筛选与统计出各城市每年新增的人工智能企业数与岗位数。我们同样用工具变量法进行估计。表2显示，人工智能技术的发展使当地人工智能企业新增数量显著提升，也促进了当地企业对于人工智能人才的需求。

表2 人工智能技术对当地新增人工智能企业与招聘岗位的影响

	人工智能企业 (1)	人工智能岗位 (2)
人工智能技术	414.971** (204.612)	93.294*** (27.716)
观测值	2 030	1 550
第一阶段 F 值	398.021	187.197

注：列(1)和列(2)的被解释变量分别为2016—2022年各城市新增人工智能企业数量和2018—2022年各城市的人工智能招聘岗位数量，回归中控制了城市固定效应、年份固定效应与控制变量。

(二) 异质性分析

前文结果揭示了人工智能技术发展对高校专业布局的整体效应。然而，不同类型的高校在人才培养目标、培养方案和办学模式上存在明显差异。从内部特征来看，顶尖高校更侧重培养掌握前沿技术的高端科技人才；具有学科优势的高校则强调为特定的行业或职业输送专门人才；而普通高校则以培养应用型人才为主。从外部环境来看，高校的学科布局通常会考虑所在地区的产业结构和人才需求。基于此，本文从高校层级、学科优势及地区特征三个维度展开异质性分析。

首先，在高校层级方面，我们在基准回归中引入是否为“双一流”高校的虚拟变量与人工智能技术变量的交互项。表3汇报了人工智能对各类高校的直接影响，以及对二者影响的差异。在专业设置方面，“双一流”高校在人工智能技术的冲击下增设了更多的人工智能交叉融合类专业以及其他专业。在招生层面，尽管两类高校在人工智能核心技术专业招生扩张方面差异不显著，但“双一流”高校在人工智能交叉融合类专业的招生规模显著低于非“双一流”高校。上述结果显示，尽管“双一流”高校在专业设置方面展现出更强的学科调整能

力,但由于其招生计划具有较强的刚性^①,加之其办学目标侧重于培养拔尖创新人才,因此更倾向于通过增设专业的方式提供更加多元化与精细化的人才培养路径。

表 3 人工智能技术对不同层级高校的异质性影响

	人工智能技术专业	人工智能交叉专业	其他专业
	(1)	(2)	(3)
Panel A: 专业净增长数量			
人工智能技术×双一流	0.206 (0.220)	0.594*** (0.221)	1.963** (0.940)
人工智能技术×非双一流	0.303 (0.192)	0.344* (0.187)	0.919 (0.841)
双一流与非双一流高校差异	-0.096 (0.092)	0.250*** (0.096)	1.044*** (0.279)
观测值	8 932	8 932	8 932
第一阶段 F 值	53.600	53.600	53.600
Panel B: 专业计划招生数量			
人工智能技术×双一流	224.730*** (81.461)	69.437 (53.990)	326.010 (223.713)
人工智能技术×非双一流	193.634*** (62.722)	194.147*** (46.185)	314.941 (194.970)
双一流与非双一流高校差异	31.095 (34.086)	-124.710*** (21.938)	11.069 (98.318)
观测值	8 147	8 147	8 147
第一阶段 F 值	46.751	46.751	46.751

注:表中为 IV-2SLS 估计结果。回归中控制了学校固定效应、年份固定效应与控制变量。下同。

其次,我们根据学科优势将高校划分为文理兼优、理科优势、文科优势和其他高校^②,在模型中引入该变量与人工智能变量的交互项。表 4 显示,在专业增

① 本文利用教育部公布的高等教育招生计划管理相关政策文件,整理了历年中央部属高校与地方高校的招生计划数量。鉴于我国“双一流”高校中大部分(约 64%)为中央部属高校,这一划分具有代表性。结果显示,2003—2015 年间,中央部属高校的校均计划招生数量基本稳定,仅增加 217 人(3 744 到 3 961);而同期地方高校的校均计划招生数量增长显著,为 1 158 人(2 569 到 3 727)。

② 本文统计了 2007 年教育部启动“高等学校本科教学质量与教学改革工程”以来高校获批的自然科学类及社会科学类国家级特色专业数量,根据学校有无自然科学类和社会科学类的国家级特色专业将学校划分为文理兼优、理科优势、文科优势和其他高校。

设方面,理科优势高校在人工智能技术发展的背景下更倾向于增设交叉融合类专业,这主要归因于人工智能在自然科学领域的广泛应用。文科优势高校和其他高校主要增设了人工智能核心技术专业。在招生方面,人工智能的发展显著提升了各类高校人工智能专业的招生规模,并且对于普通高校的影响更大。而在学科优势高校中,文科优势和理科优势高校分别倾向于扩大核心技术专业和交叉融合专业的招生规模。

表4 人工智能技术对不同学科优势高校的异质性影响

	人工智能技术专业	人工智能交叉专业	其他专业
	(1)	(2)	(3)
Panel A: 专业净增长数量			
人工智能技术×文理兼优高校	0.157 (0.207)	0.550*** (0.191)	1.427 (0.907)
人工智能技术×理科优势高校	0.293 (0.196)	0.478** (0.186)	1.351 (0.872)
人工智能技术×文科优势高校	0.384* (0.205)	0.329 (0.211)	1.128 (0.950)
人工智能技术×其他高校	0.336* (0.188)	0.240 (0.187)	0.638 (0.834)
文理兼优高校与其他高校的差异	-0.179*** (0.061)	0.310*** (0.074)	0.789*** (0.249)
理科优势高校与其他高校的差异	-0.044 (0.058)	0.238*** (0.057)	0.713*** (0.191)
文科优势高校与其他高校的差异	0.048 (0.062)	0.089 (0.084)	0.490* (0.259)
观测值	8932	8932	8932
第一阶段 F 值	27.474	27.474	27.474
Panel B: 专业计划招生数量			
人工智能技术×文理兼优高校	160.326** (70.190)	129.510** (52.458)	239.584 (211.616)
人工智能技术×理科优势高校	161.784** (66.791)	180.742*** (52.627)	220.311 (205.165)
人工智能技术×文科优势高校	169.076** (70.591)	138.128** (53.481)	206.518 (227.335)

(续表)

	人工智能技术专业	人工智能交叉专业	其他专业
	(1)	(2)	(3)
人工智能技术×其他高校	224.717*** (61.798)	210.481*** (48.050)	395.425** (198.519)
文理兼优高校与其他高校的差异	-64.392*** (24.686)	-80.971*** (22.219)	-155.841 (95.505)
理科优势高校与其他高校的差异	-62.933*** (18.559)	-29.739 (20.195)	-175.114** (76.598)
文科优势高校与其他高校的差异	-55.641 (33.993)	-72.353*** (20.838)	-188.907 (127.648)
观测值	8 147	8 147	8 147
第一阶段 F 值	23.996	23.996	23.996

最后,在地区特征方面,我们分析了当地劳动力市场相对于人工智能技术的暴露度差异是否会触发高校的异质性行为。本文基于 Felten et al.(2021)测算的职业层面人工智能暴露度指标,结合我国 2015 年 1%人口抽样调查数据,基于各城市的职业人口结构加权计算出城市层面的指标。据此,将全国城市划分为人工智能高暴露度城市和低暴露度城市,并在模型中引入该变量与人工智能技术变量的交互项。表 5 表明,高暴露度城市的高校增设人工智能相关的交叉融合专业以及其他专业显著高于低暴露度城市高校,说明就业结构受人工智能影响更深、替代风险更高的地区的高校更倾向于响应技术变革,优化学科布局以适应用人需求变动。而在招生方面,两类城市的高校均扩大了核心技术与交叉融合专业的招生规模,并未表现出显著的差异。

表 5 人工智能技术对不同城市高校的异质性影响

	人工智能技术专业	人工智能交叉专业	其他专业
	(1)	(2)	(3)
Panel A: 专业净增长数量			
人工智能技术×高暴露地区	0.360* (0.203)	0.423** (0.206)	1.263 (0.910)
人工智能技术×低暴露地区	0.349* (0.207)	0.340 (0.209)	0.851 (0.944)
高暴露地区与低暴露地区差异	0.011 (0.052)	0.084* (0.050)	0.411* (0.227)

	(续表)		
	人工智能技术专业	人工智能交叉专业	其他专业
	(1)	(2)	(3)
观测值	8 925	8 925	8 925
第一阶段 <i>F</i> 值	46.813	46.813	46.813
Panel B: 专业计划招生数量			
人工智能技术×高暴露地区	205.537*** (68.916)	180.689*** (49.201)	309.372 (207.698)
人工智能技术×低暴露地区	189.007*** (68.128)	190.304*** (52.060)	354.225* (211.732)
高暴露地区与低暴露地区差异	16.530 (20.946)	-9.615 (16.609)	-44.854 (64.246)
观测值	8 141	8 141	8 141
第一阶段 <i>F</i> 值	41.664	41.664	41.664

七、政策启示与研究展望

本文的政策启示主要有以下几个方面：一是应警惕文史哲、数学等基础学科持续收缩可能带来的长期负面影响，本文发现数学、美学及部分人文学科在过去十年中明显萎缩，而人工智能发展对逻辑、语言与价值判断等基础能力的需求日益增强，有必要通过数字化与人工智能技术赋能基础学科转型。应完善课程体系，推动“人工智能+X”与跨学科实践，强化通识教育与人文社科经管课程在人工智能人才培养中的基础性作用，构建兼具技术素养与人文底蕴的复合型人才培养体系。二是需要重视头部高校在专业建设中发挥引领作用但招生规模扩张相对滞后的问题，可通过允许优势学科适度扩招、推广联合培养与资源共享机制来提升整体人才培养质量。长期来看，在人工智能与学科的关系上，需要明确学科自身的专业优势、理论体系与价值导向始终是发展核心。人工智能时代的高等教育布局，关键不仅在是否拥抱新技术，更在于技术赋能背景下，如何强化基础学科对“人的智能”、思想创造与问题发现能力的培养。

尽管本文从学科调整与招生变化两个维度揭示了人工智能对高等教育供给侧的影响，但相关研究仍有进一步拓展的空间。除增设专业外，高校还可能通过调整既有专业的培养方案与课程体系应对人工智能冲击；同时，除规模扩张外，师资配置、课程质量与人才市场匹配等“存量优化”同样关键。长期来看，人工智能相关专业的扩张是否能够真正转化为有效的人力资本积累，仍需结合

毕业生就业结果及其与劳动力市场的匹配状况进行评估。近年来,部分国家和地区出现计算机及相关专业毕业生就业压力上升的现象,也提示单纯依赖人才培养规模扩张可能面临边际收益递减的风险。这些议题仍有待进一步研究。

参考文献

- [1] Acemoglu, D., D. Autor, J. Hazell, and P. Restrepo, "Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies", *Journal of Labor Economics*, 2022, 40(S1), S293-S340.
- [2] Acemoglu, D., and P. Restrepo, "Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets", *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6), 2188-2244.
- [3] Bacovic, M., Z. Andrijašević, and B. Pejović, "STEM Education and Growth in Europe", *Journal of the Knowledge Economy*, 2022, 13(3), 2348-2371.
- [4] Borusyak, K., P. Hull, and X. Jaravel, "Quasi-Experimental Shift-Share Research Designs", *The Review of Economic Studies*, 2022, 89(1), 181-213.
- [5] Brynjolfsson, E., D. Li, and L. Raymond, "Generative AI at Work", *The Quarterly Journal of Economics*, 2025, 140(2), 889-942.
- [6] 蔡三发、王倩、沈阳, "人工智能赋能: 高校学科建设的创新与发展——访中国工程院院士陈杰教授", 《电化教育研究》, 2020年第2期, 第5—9页。
- [7] Cao, S., W. Jiang, J. Wang, and B. Yang, "From Man vs. Machine to Man + Machine: The Art and AI of Stock Analyses", *Journal of Financial Economics*, 2024, 160, 103910.
- [8] Chen, L., P. Chen, and Z. Lin, "Artificial Intelligence in Education: A Review", *IEEE Access*, 2020, 8, 75264-75278.
- [9] De Prato, G., M. López Cobo, S. Samoilis, R. Righi, M. Vázquez-Prada Baillet, and M. Cardona, *The AI Techno-Economic Segment Analysis: Selected Indicators*. Luxembourg: Publications Office of the European Union, 2019.
- [10] Deming, D. J., and K. Noray, "Earnings Dynamics, Changing Job Skills, and STEM Careers", *The Quarterly Journal of Economics*, 2020, 135(4), 1965-2005.
- [11] Di Giacomo, G., and B. Lerch, "Automation and Human Capital Adjustment: The Effect of Robots on College Enrollment¹", *Journal of Human Resources*, 2023, 1222-12684R1.
- [12] Eloundou, T., S. Manning, P. Mishkin, and D. Rock, "GPTs Are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models", arXiv, 2023.
- [13] 樊丽明, "中国新文科建设的使命、成就及前瞻", 《中国高等教育》, 2022年第12期, 第21—23页。
- [14] Felten, E., M. Raj, and R. Seamans, "Occupational, Industry, and Geographic Exposure to Artificial Intelligence: A Novel Dataset and Its Potential Uses", *Strategic Management Journal*, 2021, 42(12), 2195-2217.
- [15] Fujii, H., and S. Managi, "Trends and Priority Shifts in Artificial Intelligence Technology Invention: A Global Patent Analysis", *Economic Analysis and Policy*, 2018, 58, 60-69.
- [16] Giczy, A. V., N. A. Pairolo, and A. A. Toole, "Identifying Artificial Intelligence (AI) Invention: A Novel AI Patent Dataset", *The Journal of Technology Transfer*, 2022, 47(2), 476-505.
- [17] Goldin, C. D., and L. F. Katz, *The Race between Education and Technology*. Cambridge (Mass.):

- The Belknap Press of Harvard University Press, 2008.
- [18] Han, L., and J. V. Winters, "Industry Fluctuations and College Major Choices: Evidence from an Energy Boom and Bust", *Economics of Education Review*, 2020.
- [19] Innocenti, S., and M. Golin, "Human Capital Investment and Perceived Automation Risks: Evidence from 16 Countries", *Journal of Economic Behavior & Organization*, 2022, 195, 27-41.
- [20] Kingston, J., "Japanese University Humanities and Social Sciences Programs Under Attack", *Asia-Pacific Journal*, 2015, 13(50), e1.
- [21] 李德毅、马楠, "智能时代新工科——人工智能推动教育改革的实践", 《高等工程教育研究》, 2017年第5期, 第8—12页。
- [22] 李立国、田浩然、王敬尧, "理工农医占比多大才合适——国家发展视野下的高等教育学科结构变迁与布局优化", 《教育研究》, 2025年第7期, 第33—43页。
- [23] 刘青、肖柏高, "劳动力成本与劳动节约型技术创新——来自AI语言模型和专利文本的证据", 《经济研究》, 2023年第2期, 第74—90页。
- [24] Luckin, R., W. Holmes, M. Griffiths, and L. B. Corcier, *Intelligence Unleashed: An Argument for AI in Education*. London: Pearson, 2016.
- [25] Mäkelä, E., and F. Stephany, "Complement or Substitute? How AI Increases the Demand for Human Skills", arXiv, 2024.
- [26] Mann, K., and L. Püttmann, "Benign Effects of Automation: New Evidence from Patent Texts", *Review of Economics and Statistics*, 2023, 105(3), 562-579.
- [27] McCormack, S., and P. Baron, "The Impact of Employability on Humanities, Arts and Social Sciences Degrees in Australia", *Arts and Humanities in Higher Education*, 2023, 22(2), 164-182.
- [28] 孟照海, "有选择的卓越:世界一流大学的学科布局调整策略——以美国哥伦比亚大学为例", 《高等教育研究》, 2018年第3期, 第30—36页。
- [29] Moran, J., "The Humanities and the University: A Brief History of the Present Crisis", *Critical Quarterly*, 2022, 64(3), 5-28.
- [30] OECD, *OECD Science, Technology and Industry Scoreboard 2017: The Digital Transformation*. OECD Publishing, 2017.
- [31] 钱颖一, "谈大学学科布局", 《清华大学教育研究》, 2003年第6期, 第1—11页。
- [32] 邱泽奇, "数字化与文科范式革命", 《大学与学科》, 2023年第2期, 第1—13页。
- [33] Sahni, N. R., and B. Carrus, "Artificial Intelligence in U.S. Health Care Delivery", *New England Journal of Medicine*, 2023, 389(4), 348-358.
- [34] Sjoquist, D. L., and J. V. Winters, "State Merit Aid Programs and College Major: A Focus on STEM", *Journal of Labor Economics*, 2015, 33(4), 973-1006.
- [35] 宋弘、陆毅, "如何有效增加理工科领域人才供给?——来自拔尖学生培养计划的实证研究", 《经济研究》, 2020年第2期, 第52—67页。
- [36] Trajtenberg, M., *AI as the Next GPT: A Political-Economy Perspective*. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2018.
- [37] UNESCO, *AI and Education: Guidance for Policy-Makers*. UNESCO, 2021.
- [38] Van Roy, V., D. Vertesy, and G. Damioli, "AI and Robotics Innovation", In: K. F. Zimmermann (ed.), *Handbook of Labor, Human Resources and Population Economics*. Cham: Springer International Publishing, 2020.

- [39] 王林辉、姜昊、董直庆,“工业智能化会重塑企业地理格局吗”,《中国工业经济》,2022年第2期,第137—155页。
- [40] 王林辉、钱圆圆、周慧琳、董直庆,“人工智能技术冲击和中国职业变迁方向”,《管理世界》,2023年第11期,第74—95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 Electronic Journal*, 2019.
- [43] Weinstein, R., “Local Labor Markets and Human Capital Investments”, *Journal of Human Resources*, 2022, 57(5), 1498-1525.
- [44] World Intellectual Property Organization, *WIPO Technology Trends 2019: Artificial Intelligence*. Geneva: World Intellectual Property Organization, 2019.

AI-Driven Educational Transformation : Evidence on the Reshaping of Disciplinary Landscape in Chinese Universities

LEI Xiaoyan ZHANG Zizhe FANG Danyin SHEN Yan*
(Peking University)

Abstract: The rapid development of artificial intelligence (AI) is profoundly reshaping the disciplinary landscape of higher education. Combining China’s university discipline adjustments and enrollment data with an indicator of AI development, this study examines the impact of AI on university disciplinary landscape. The results show that AI development drives contraction of social sciences and the expansion of natural sciences, while core disciplines like mathematics also shrink. AI significantly promotes the establishment of AI-related programs and the expansion of enrollment, fostering cross-disciplinary trends in engineering. Top-tier universities and those in regions with high AI exposure adjust more proactively but expand enrollment more slowly than ordinary universities.

Keywords: artificial intelligence; higher education; disciplinary landscape

JEL Classification: I23, O33, J24

* Corresponding Author: SHEN Yan, National School of Development, Peking University, Room 335, Haidian District, Beijing 100871, China; Tel: 86-18611762547; E-mail: yshen@nsd.pku.edu.cn.