

人工智能应用、全球价值链嵌入与产业链安全压力

邵 军 严 森

(东南大学, 江苏 南京 211189)

摘 要: 本文采用新近取得突破性进展的大语言模型方法, 构建了反映企业人工智能应用状况的新测度指标, 并以此为基础检验了人工智能应用对企业全球价值链嵌入的影响。结果显示: 人工智能应用显著促进了企业全球价值链嵌入度的提升, 在替换大语言模型、调整被解释变量、改变估计方法后, 结论仍显示稳健性; 人工智能应用推动企业全球价值链嵌入的机制在于提升生产率水平, 后者又通过加速技术创新以及缓解资源错配来实现; 人工智能应用对于企业价值链嵌入的促进效应, 在规模较小企业、非国有企业、市场化程度较低地区企业和资本密集型企业中更为显著。大变局下全球价值链体系演进凸显不确定性, 人工智能应用推动企业全球价值链嵌入, 同时也给产业链安全带来了更大压力。推动产业深度参与全球分工体系, 还应统筹协调效率与安全的平衡, 多措并举有效提升产业链应对外部不确定性的能力。

关键词: 人工智能应用; 大语言模型; 全球价值链; 产业链安全

中图分类号: F741.2

文献标识码: A

文章编号: 1006-1894 (2025) 06-0024-19

积极融入全球分工体系、不断深化全球价值链参与度, 是我国开放型经济深入发展过程中的突出特征。当前我国产业参与全球分工面临不少新情况与新挑战, 但新一轮科技革命的爆发, 也为我国产业嵌入全球价值链提供了新机遇。特别是作为数字新技术核心的人工智能技术加速迭代创新, 正在逼近引发系统性变革的奇点, 对产业发展模式及分工格局都将产生深远影响。因此, 深入参与全球价值链分工体系, 需要在学理上充分认识人工智能发挥的作用和机制, 这是本文研究的出发点。

全球价值链嵌入的影响效应及决定因素等是国际贸易领域重要的研究议题。一些研究关注数字技术或数字经济与全球价值链嵌入的关系, 并基于产业或区域层面数据展开经验分析。不过, 聚焦企业人工智能应用的探讨仍相对有限。尽管从微观层面分析有助于得出更为全面、准确的结论, 但企业层面人工智能应用状况的测度指标缺乏是个突出制约因素。不论是以机器人密度还是统计企业年报文本中相关关键词的频度都难以准确反映人工智能应用状况。文本分析方法的难点是如何准确理解文中实际含义, 关键在于如何有效理解与处理自然语言。长期以来, 自然语言处理

作者简介: 邵军, 东南大学经济管理学院教授, 博士生导师, 研究方向: 国际贸易; 严森, 东南大学经济管理学院博士生, 研究方向: 国际贸易。

基金项目: 国家社科基金重大项目“数字经济推动产业链供应链现代化水平提升的机制与对策研究”(项目编号: 22&ZD095)。

都是计算机技术领域中的研究重点与难点，而真正实现突破则是来自近期的大语言模型技术。基于此，本文将采用大语言模型构建企业人工智能应用的测度指标，在方法创新的基础上，就人工智能应用对企业全球价值链嵌入的影响及机制展开分析。

本文的边际贡献主要体现为 3 个方面。首先，采用 Bert 以及 Ernie、XLNet、LLama 等多种自然语言处理大模型，通过识别文本语句中的真实意思表达，构建企业层面的人工智能应用测度指标。与以词频为依据的传统文本分析方法比较，大语言模型方法显著提高了识别的准确度。由于人工智能技术与应用类别的广泛性，词频法在关键词的覆盖率方面存在瓶颈，且文本语义表达存在多样性，逻辑结构繁简不一，很多关键词的出现并非代表企业实际行为，容易出现判别误差。大语言模型方法通过语义学习与理解，能够有效解决以上问题，且经过训练的大语言模型在判别标准和识别技巧方面具备统一性，为分析提供更为科学的数据基础。其次，基于企业层面数据就人工智能应用的影响及机制进行分析，得益于微观数据所具有的丰富特征，本文能够更为全面深入地揭示人工智能应用对全球价值链嵌入的影响效应，以及在不同样本中的差异性影响。最后，在分析人工智能应用如何影响企业全球价值链嵌入的基础上，进一步探讨了这种影响对我国维护产业链安全的利弊，为全面准确地认识新形势下的产业链安全问题提供了借鉴。

一、文献综述与机制说明

（一）文献综述

全球价值链是 20 世纪 90 年代以来全球化进程中最为鲜明的标志，嵌入全球价值链也是发展中经济体积极参与世界经济、获取开放利得的重要渠道。在此背景下，学界聚焦全球价值链相关议题展开了广泛讨论。

全球价值链嵌入的影响效应是既有研究的主线，涉及生产率、出口贸易、绿色发展、收入差距等方面。既有研究普遍认为全球价值链嵌入对各种类型主体的生产率水平提升都能够起到促进作用。Del Prete 等（2017）发现，嵌入全球价值链会推动企业在质量管理上加大投入，有助于达到更高的生产率水平。余泳泽等（2019）发现，全球价值链嵌入通过 FDI 外溢效应、提高技术创新水平以及提升要素配置效率等路径，促进我国城市全要素生产率增长。孙文婷和许山晶（2023）发现，全球价值链嵌入是我国制造业出口竞争力提升的重要推动因素。王孝松等（2022）发现，全球价值链嵌入可以降低出口价格弹性，有利于提高我国出口贸易的稳定性。尹天宝等（2023）认为，全球价值链嵌入可通过优化产业结构、促进绿色创新和刺激绿色消费需求等路径，有效提升省级区域层面的绿色经济效率。余泳泽和段胜岚（2022）研究发现，嵌入全球价值链能够通过产业结构调整和技术进步等路径实现城市污染减排。还有一些文献讨论了全球价值链嵌入对要素收入分配以及地区收入差距的影响（高运胜等，2024；蒋瑛和成东申，2024）。

全球价值链嵌入的决定因素是另一条研究主线，相关研究较多地从开放的角度展开，结论也较为多样化。Halpern 等（2015）、Kee 和 Tang（2016）发现，进口中间品种类和质量的提升能够通过对国内产品的替代和技术溢出效应，驱动企业全球价值链参与度的提升。不过，王文晓和马凯榕（2024）针对自贸试验区内企业样本的研究认为，企业进口高质量中间品替代了国内生产，挤压了向全球价值链上游攀升的空间，整体上降低了企业在全价值链的上游度指数。郑丹青（2024）发现，外资进入推动了企业上游环节的嵌入度，但对下游环节嵌入度产生明显锁定效应，整体上表现出显著负向作用。彭水军等（2024）认为，我国已签订的区域贸易协定促进了成员之间的贸易自由化、便利化发展，降低了贸易政策不确定性，提升了我国在一般贸易模式下的前向价值链嵌入以及在一般贸易和加工贸易两种模式下的后向嵌入。郝夏珍和宋跃刚（2024）发现，区域服务贸易协定能够降低服务贸易成本与加速制造业服务化，进而促进制造业企业全球价值链嵌入度的提高。

随着新一轮科技革命和产业变革的深入推进，数字经济发展对企业或者产业的全球价值链嵌入的影响引起学界的普遍关注。徐晓慧等（2023）发现，企业数字化转型可以降低经营成本、拓展贸易网络和提高出口产品质量，对全球价值链嵌入带来了积极影响，但也指出这种作用的发挥受限于内外部人才储备与数字基础设施条件。桑玉昆和冯绪猛（2024）发现，数字基础设施建设对全球价值链嵌入度提升具有显著推动作用，这种作用在中西部地区更明显。张彭（2024）认为，数字新质生产力通过产业结构升级、生产要素配置等对全球价值链嵌入产生促进效应。人工智能技术是新一轮科技革命的关键性技术变革，也是核心数字技术。随着人工智能技术的加速迭代以及广泛应用，其对企业全球价值链嵌入的影响也引起了越来越多的关注。吕越等（2020，2023）以机器人密集度代表人工智能应用水平，发现人工智能应用通过劳动力替代效应提高企业生产率，进而提升中国企业的全球价值链参与度。Acemoglu 和 Restrepo（2020）认为，人工智能可以替代标准化劳动任务，可以创造新的劳动就业并衍生新兴产业，有助于推动全球价值链分工演进。也有研究认为人工智能会对全球价值链的参与主体带来更高风险。例如，何宇等（2021）认为，受人工智能技术冲击，发展中国家企业不仅更加难以在全球价值链上游实现升级，甚至在原有比较优势的下游也受到发达国家产业回流的不利冲击。

综上，虽然既有文献对全球价值链嵌入有较多研究，但涉及人工智能应用、特别是从企业层面研究的文献非常有限。企业层面人工智能应用指标的缺失是制约研究展开的重要因素。使用机器人密集度反映人工智能应用的指标构建方法，具有以下缺陷：没有企业层面机器人应用的直接统计数据，需要由行业数据加权处理后估算得到，数据本身存在不足；机器人应用仅反映了技术装备的使用情况，而人工智能应用是数智化转型的关键，涉及企业在设备、技术、战略、组织等多方面的系统转型，这些都是机器人应用数据难以体现的。既有文献也采用了词频统计等传统文本分析方法，这种方法并不能真正理解文本的真实语义，很多关键词可能只是出现于背景描述中，

且分析质量高度依赖关键词选取的科学全面性和文本语义表达的规范性，容易导致统计结果的偏差。基于此，本文尝试采用最近取得突破的大语言模型方法构建测度指标，深入探究人工智能应用对企业参与全球价值链的影响及机制。相较于传统方法，大语言模型的语义学习能力使其能够更真实准确地识别企业人工智能的应用情况，实现对企业人工智能应用状况更加准确的判断。

（二）机制说明

在经验分析之前，有必要说明人工智能应用影响企业全球价值链嵌入的机制，并提出相应的假说。决定全球价值链嵌入根本因素的比较优势源于生产率，因此生产率是影响全球价值链嵌入的关键因素。生产率提高导致单位生产成本进一步降低，扩大发达经济体与发展中经济体的比较优势差距，强化后者的比较优势，推动其企业主体更深入地参与全球分工。吕越等（2017）、肖宇等（2019）的研究表明，提高全要素生产率对于提升企业的全球价值链参与水平非常关键。因此，人工智能应用影响企业生产率水平，是影响企业全球价值链嵌入程度的作用机制。

驱动生产率提升的动力主要来自技术创新与资源配置效率提升。一方面，人工智能应用对技术创新起到积极的促进作用。根据内生经济增长理论，技术创新既取决于研发投入，更取决于知识存量。人工智能应用极大便利了知识信息的搜集、筛选与获取，有效扩充了知识存量，为加速企业技术创新提供了有力支撑。更重要的是，人工智能应用还深刻改变了技术创新模式。传统创新模式很大程度上是试验与不断试错的过程，在速度、效率与成本方面都具有很大局限性。新一轮科技革命下，创新正在向以算力和数据为核心的新模式转型，在人工智能技术的帮助下，极短时间内就能够完成过去漫长的试错过程。基于这种大规模计算过程中产生的海量数据资源，人工智能更能够揭示事物发展的深层规律，对拓展创新边界起到重要作用。Petkova 和 Roman（2023）指出，人工智能是一股强大的颠覆性变革力量，具有重新定义科学领域的潜力，是推动科研进程的关键工具，标志着科研成果加速的新纪元到来。例如，在新材料领域，超级算力与人工智能的结合在合成新型材料方面产生了深远影响，根据《美国化学文摘》，2005~2010 年新增的物质数量是整个 20 世纪增加数量的 4 倍。计算机能模拟出复杂的化学分子模型，更多的化学实验通过计算机模拟推演，获得了比传统实验更快、更准确的预测结果（安筱鹏，2019）。在生物医学领域，通过对临床试验、电子病历、生物样本库和公共医学数据库等海量数据进行人工智能分析，科研人员能够识别出与特定疾病相关的基因突变和生物标志物，为理解疾病的遗传基础、预测不同药物组合的疗效提供基础。

另一方面，人工智能应用能够提升资源配置效率。企业数智化转型的核心是从数据中发现事物演进的规律特征，并将其赋能决策优化与管理实践。客观来看，尽管现代工业表现出规模化、标准化、机械化等特征，但生产流程的精细化仍存在不足。例如，为保证生产环节的有序协作，实践中往往按照最大容忍度设定各环节的工序

时间,生产流程缺乏柔性,产生了资源配置冗余问题。再如,很多大型工业设备的运维仍难以做到精准施策,为最大程度降低故障发生的概率而实施高频度的定期维护,导致过度维护带来资源低效配置问题。将人工智能融入生产系统,实现对生产线运行的自动监控,通过数据资源的收集、存储与智能分析,对其中的非效率节点加以识别,及时调整生产节奏和质量检测,有效帮助企业更合理地配置资源,提高生产效率并减少资源浪费(Gao et al., 2024)。人工智能还可以通过对物料流、机器特征等因素进行系统建模,提出优化生产布局方案,提高制造单元的运营效率(Klar et al., 2024);通过实时数据监控和算法优化,帮助企业准确预测市场需求,自动调整采购和供应策略,预测潜在的供应链中断并及时调整策略,提升供应链效率(Min, 2010);通过数据分析,评估员工的工作表现、技能匹配度及其潜力,帮助企业更好地分配和管理人力资源(Zhai et al., 2024);通过基于机器学习的方法预测和改进生产过程中的能源需求,确定最具影响力的因素,评估能源效率潜力并给出改进措施(Thiede et al., 2020)。人工智能应用推动的决策科学化、流程柔性化、生产精益化,极大提高了要素以及资源的配置效率,是企业生产率提升的有力驱动。

综上,本文认为,人工智能应用将促进企业生产率提升,进而推动企业更深入地参与全球价值链分工。据此提出:假说1,人工智能应用提高了企业的全球价值链嵌入度;假说2,通过推动技术创新、提高资源配置效率等路径提升企业生产率,是人工智能应用促进企业全球价值链嵌入度提升的作用机制。

二、研究设计

为考察人工智能应用对企业全球价值链嵌入的影响,构建以下回归模型:

$$GVC_{k,t} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{k,t} + \alpha X_{k,t} + FE + \varepsilon_{k,t} \quad (1)$$

其中,被解释变量 $GVC_{k,t}$ 为企业 k 在 t 年度的全球价值链嵌入度,采用企业出口中的国外增加值占比表示。 X 为控制变量向量, FE 为各种固定效应变量。

既有文献测算全球价值链嵌入度多是基于投入产出表,从产业或区域层面加以计算。近年来随着微观数据可得性提高,直接从企业层面估算出口中的国外增加值占比变得可行。测算企业全球价值链嵌入度的基础方法来自 Upward 等(2013)的研究,该方法设置了几个基本假定,包括企业所有进口都用于中间投入、加工贸易进口全部用作加工贸易出口的中间投入、一般贸易进口的中间投入同比例地用于国内销售和一般贸易出口。据此,构建如下形式的企业全球价值链嵌入度计算公式:

$$GVC = FVAR = \frac{V_F}{X} = \frac{M_p + X_o \left[\frac{M_o}{(D + X_o)} \right]}{X} \quad (2)$$

其中, V_F 为企业出口中的国外增加值, M 、 X 、 D 分别为进口、出口和国内销售额,下标 p 和 o 分别代表加工贸易和一般贸易。对于少部分国外附加值超过总出口的情况,直接设定企业出口的国外增加值率为1。Upward 等(2013)设定了企业所有进口都

用于中间投入的强假设，但事实上一般贸易进口也有可能作为最终产品直接在国内销售。对此，Upward 等（2013）方法被加以改进，具体做法是根据 BEC 编码将进口划分为中间投入品、消费品和资本品等大类，在计算时只使用不包含消费品和资本品的进口中间产品。现实经济由于存在企业依靠代理商进出口的情况，这些企业采用海外产品作为中间投入时，可以不直接通过海关进口，而是通过从代理商处购买，导致企业进口的中间投入额有可能被低估。针对贸易中的代理商问题，张杰等（2013）通过计算加工贸易进口产品、一般贸易进口产品中通过代理商渠道的采购比例，获得企业实际中间投入进口额并据此计算价值链嵌入度。吕越等（2015）进一步指出，企业使用的国内原材料也可能存在海外份额，并假定企业国内中间投入额中的海外附加值比例为 5%，在此基础上计算价值链嵌入度。本文基于 Upward 等（2013）的方法及其改进方法、张杰等（2013）的方法和吕越等（2015）的方法计算得出的全球价值链嵌入度，分别记为 $GVC-U$ 、 $GVC-UA$ 、 $GVC-Z$ 和 $GVC-L$ 指标。这些指标的构建思路一致，区别主要在于进口中间投入规模的测度上，为了确保结果可靠性，经验分析将同时应用上述指标，数据处理步骤可参阅相关文献。

核心解释变量 $AI_{k,t}$ 为企业 k 在 t 年度人工智能应用的测度变量。具体做法是，基于人工智能领域的自然语言学习方法，使用 Bert 大语言模型进行训练和批量预测，最终生成企业人工智能应用的虚拟变量指标。既有文献中有采用人工智能词频数的做法，但人工智能关键词的出现并不必然说明企业真正应用人工智能技术，根据文本的真实语义加以判断才更加可靠。金星晔等（2024）注意到了上述问题，并基于 Ernie 大语言模型构建企业数字化转型的测度指标。本文使用 Bert 大语言模型，根据公开发布的信息，Bert 在文本分类应用场景中的表现略好于 Ernie。为了确保分析结果可靠，本文在稳健性分析中使用了 Ernie、XLNet、LLama 等大语言模型。

与金星晔等（2024）的研究不同还在于，本文测度的是企业人工智能应用指标。测度步骤如下。（1）构建文本句库。借助 Spacy 中文语言模块对 4.3 万份上市企业年报 MD&A 文本进行语句切割，形成包含约 596 万个中文语句的待预测文本句库。（2）构建待人工标记句库。从文本句库中抽取部分样本进行人工标记，作为 Bert 模型训练的准备工作。为提高人工标注效率，根据是否包含人工智能关键词，抽取具有不同代表性的年报句子，并与随机抽取的句子一起构成待标记句库。^①（3）人工标注。召集经济学、计算机、软件工程等专业研究人员进行人工标注。为提高标注结果的可靠性，标注文件会被同时分配给两人进行标注，若同一句子标注结果不一致，集体讨论后确定。对于难以分辨的句子，不纳入训练集。最终得到了标记为人工智能技术

① 借鉴《关键数字技术专利分类体系（2023）》对人工智能的分类，构建人工智能词典和非人工智能的数字技术词典。我们分别抽取包含10个及以上人工智能关键词的年报文本，取出其中含有关键词的句子，形成子句库1（约15万句）；抽取包含10个及以上非人工智能的数字技术关键词的年报文本，取出其中含有关键词的句子，形成子句库2（约15万句）；按年份随机抽取等量年报文本并切割句子，形成子句库3（约11万句）。为尽可能保证输入Bert模型语料中3类句子之间比例协调，按1:1:1的比例从3个子句库抽取，得到本研究的待标记句库。最终，待标记句库包含29,932个句子。

应用、非人工智能的数字技术应用、非数字技术等 3 类人工标记句库。(4) 模型训练。将已完成人工标注的句库代入模型进行训练。我们将全部被标记的句子按照 8:1:1 的比例分为训练集、测试集和验证集,结果显示 Bert 模型识别的正确率、精确度、召回率、F1-Score 分别稳定在 91%~93%、89%~91%、94%~96%、91%~93%。(5) 生成指标。基于训练好的 Bert 模型,对语句库中的每一句文本进行预测,判断该语句是否反映企业应用了人工智能技术。根据以上工作的结果,最终构建出企业人工智能应用变量,即年报文本存在 5 句以上认为企业应用了人工智能技术的句子时,企业人工智能应用变量赋值为 1,反之为 0。

参考既有文献的做法,本文经验分析选择如下控制变量:(1) 资产规模(*asset*),以 CPI 指数平减处理后的企业总资产金额的自然对数表示,企业资产规模在一定程度上反映了企业的经营实力,与企业的供应链稳定性存在关系;(2) 企业年龄(*age*),以企业经营存续年份的自然对数表示,企业经营时间越长,其供应链关系和财务状况很可能更稳定,也影响企业的韧性;(3) 财务绩效(*profit*),以 CPI 指数平减处理后的企业营业利润的自然对数表示,财务绩效较好的企业应对风险能力更强,韧性也更高;(4) 资本密度(*ki*),以资本投入金额与劳动投入人数的比值表示,不同要素结构的企业韧性水平也会存在差异;(5) 投资收益率(*return_inv*),以投资收益金额与投资总金额的比值表示,它的高低反映企业投资决策的质量,投资决策较好的企业韧性相对更强;(6) 资产报酬率(*return_ass*),以利润总额与利息支出之和除以总资产的结果表示,资产报酬率高说明企业资产的利用率高,或资产持有和管理水平好,也与企业的韧性相关;(7) 海外业务(*open*),以海外业务收入在营业收入中的占比表示,它反映了企业的海内外市场分布情况,经营国内业务和海外业务的供应链结构存在差异,对企业韧性也会有不同的适应性要求;(8) 工资率(*wage*),以应付职工薪酬除以员工人数的对数表示,工资率反映了企业的劳动资本水平,也间接体现劳动力要素的质量,与企业的韧性也存在关系;(9) 两权分离率(*separate*),以控股股东持有股份数扣除其中董事会和高管层职务股份数后,再除以公司总股本的结果表示,两权分离率越高,企业管理层决策的独立性就越强,而企业决策水平也与韧性相关。此外,还引入了企业、年份、行业和省份的固定效应,用以控制各种潜在的不随企业、时间、所属行业或省份变化因素的影响。

本文研究样本为我国 A 股上市公司,样本期为 2010~2016 年。为了保证数据的有效性,剔除了 ST 类、PT 类、金融业和金融属性较强的房地产业、退市企业以及数据缺失严重的企业样本。企业财务与经营变量的数据来源包括 CNRDS 数据库、Wind 数据库,企业全球价值链嵌入度变量计算所需数据来源于海关进出口贸易统计数据库和工业企业数据库,人工智能应用变量测算所需文本数据来源于 CSMAR 数据库、巨潮资讯网等。为了确保数据的可靠性,本文对各连续变量在 1% 上下进行缩尾处理以减轻异常值的影响。

三、经验分析结果与说明

(一) 基准回归结果

表 1 给出了基准回归结果。可见，无论采用何种方法计算企业全球价值链嵌入度，反映人工智能应用的核心解释变量 *AI* 的估计系数均显著为正，显示人工智能应用提高了企业全球价值链嵌入度。基准分析还分别引入不同控制变量及固定效应，核心解释变量 *AI* 的估计系数显著为正，受篇幅限制，表中未列出。该结论进一步印证了吕越等（2020）基于工业机器人应用的研究结果，相较于后者，本文提供了企业层面人工智能应用状况更为直接的测度方法，更具针对性地验证人工智能应用的影响效应。由此假说 1 得到验证。

表 1 基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>GVC-U</i>	<i>GVC-UA</i>	<i>GVC-Z</i>	<i>GVC-L</i>
<i>AI</i>	0.022** (0.010)	0.022** (0.010)	0.020** (0.010)	0.022* (0.013)
N	3,187	3,187	3,187	3,187
R ²	0.798	0.797	0.794	0.719

注：*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 统计水平上显著；括号内为稳健标准误；下表同。

(二) 内生性处理

为了确保分析结果的可靠性，有必要处理可能存在的内生性问题。内生性可能源自两个方面。一方面，企业提高全球价值链嵌入度，也是其深度融入全球市场、参与国际竞争的过程，这对竞争力提出了更高要求。新一轮科技革命会驱动企业更广泛地采用人工智能等数字新技术，形成全球价值链嵌入与人工智能应用之间的双向因果关系。另一方面，企业层面的数据受到较多难以观测因素的影响，有可能存在因遗漏变量引起的内生性问题。这里主要采用工具变量法处理内生性问题。由于人工智能应用变量为二元虚拟变量，如果在第一阶段分析时采用传统回归方法，有可能导致估计结果偏误，故采用 Roodman(2011)提出的条件混合过程估计法(Conditional Mixed Process/CMP)处理，该方法采用最大似然估计法，把方程组当作一个系统进行估计，因而更有效率和优势（刘启超和陈安平，2024）。

1. 采用历史变量作为工具变量。选取企业所在城市 1984 年每百人固定电话数量作为工具变量。从相关性来看，该变量反映了电信基础设施条件，良好的基础设施条件对企业应用数字技术具有正向支持作用；从外生性来看，历史上的电信基础设施状况不会对企业全球价值链嵌入带来直接影响，因而该变量满足作为工具变量的要求。由于该变量为截面数据，故将其与年度互联网普及率的交乘项作为工具变量。表 2 列（1）表明，在采用不同 GVC 嵌入度指标的回归结果中，一阶段工具变量估计系数和二阶段 *AI* 变量估计系数均显著，且辅助估计参数 *atanhrho* 显著，检验结果可靠。

2. 采用所在地区开通微博的企业数量作为工具变量。微博自媒体平台是数字经济时代的重要标识，能够反映企业对数字技术的敏感度，以此作为工具变量满足工具变量的相关性要求。同时，所在地区企业微博开通情况并不会对特定企业全球价值链嵌入产生直接影响，满足外生性要求。相关回归结果在表 2 列（2）给出，在采用不同全球价值链嵌入度指标时，一阶段工具变量估计系数和二阶段 *AI* 变量估计系

数均显著，且辅助估计参数 atanhrho 显著，工具变量回归结果有效。

3. 采用其他企业的人工智能应用指标作为工具变量。采用企业所在城市的其他企业人工智能应用指标均值 AI_other_ct 作为工具变量。特定企业的人工智能应用状况会受到所在城市其他企业的影响，满足相关性要求；同时，其他企业人工智能的应用并不会直接影响该企业的全球价值链嵌入度。表 2 列（3）表明，在采用不同全球价值链嵌入度指标时，一阶段工具变量估计系数和二阶段 AI 变量估计系数均显著，且 atanhrho 显著说明工具变量有效，检验结果可靠。列（4）采用企业所处行业的其他企业人工智能应用的均值 AI_other_ind 作为工具变量，结果显著。

4. 构建 Bartik 类型工具变量。结合所在城市其他企业 AI 指标的增长率构建 Bartik 类型工具变量。首先采用企业 AI 变量的滞后项与本地区其他企业 AI 指标增长率的交乘项作为工具变量 $Bartik1$ ，表 2 列（5）表明，在采用不同 GVC 嵌入度指标时，一阶段工具变量估计系数和二阶段 AI 变量估计系数均显著，且辅助估计参数 atanhrho 显著，检验结果可靠。列（6）进一步采用企业 AI 变量的滞后项与本行业其他企业 AI 指标增长率的交乘项作为工具变量 $Bartik2$ ，结果仍然显著。

综上，在进行一系列内生性处理后，相关结论仍然一致，人工智能应用对于企业全球价值链嵌入度具有显著影响。

（三）稳健性检验

1. 使用不同的大语言模型构建企业人工智能应用测度指标。采用百度公司开发的 Ernie、卡内基梅隆大学和谷歌大脑团队合作开发的 XLNet、Meta 公司开发的 LLama 等主流的大语言模型，按照同样的步骤进行样本训练和测度，替换原核心解释变量后进行回归分析。结果在表 3 列（1）~ 列（3）给出，当采用 $GVC-U$ 、 $GVC-UA$ 、 $GVC-Z$ 等嵌入度指标作为被解释变量时， AI 变量的估计系数均显著为正。在采用 $GVC-L$ 指标作为被解释变量时，基于 XLNet 和 LLama 模型构建的 AI 变量的估计系数显著为正，基于 Ernie 模型构建的 AI 变量估计系数为正，但显著度不高。

2. 使用不同的全球价值链嵌入度指标。全球价值链分工体系的鲜明特征就是中间产品在贸易中占有重要地位。因此，中间品在贸易中所占比重也是全球价值链嵌入程度的反映，这里进一步采用企业中间品进口额与进出口总额的占比作为 GVC 嵌入度的替代指标，回归结果在表 3 列（4）给出。可见，人工智能应用变量的估计系数仍然显著为正，说明在替换 GVC 嵌入度测度方式后，结论表现出稳健性。

3. 剔除信息披露质量较差的样本。测度企业人工智能应用需要基于上市公司年报文本，因此，上市公司信息披露质量的差异会直接影响变量测度的可靠性。本文基于中国经济金融研究数据库（CSMAR）对上市公司信息披露质量的评级，仅保留信息披露质量为“优秀”或“良好”的样本。回归结果在表 3 列（5）给出， AI 变量的估计系数均显著为正，说明在剔除信息披露质量较差的样本后，人工智能仍然对企业全球价值链嵌入有促进作用。

4. 增加交乘项固定效应。在控制年份、企业、行业、省份等固定效应的基础

表 2 工具变量回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
IV 选取	<i>Telephone</i>	<i>Weibo</i>	<i>Alotlier_ct</i>	<i>Alotlier_ind</i>	<i>Bartik1</i>	<i>Bartik2</i>
Panel A1 一阶段回归, 被解释变量为 <i>AI</i>						
<i>IV</i>	0.530*** (0.025)	0.192*** (0.011)	3.414*** (0.100)	4.038*** (0.161)	1.449*** (0.065)	1.081*** (0.046)
Panel A2 二阶段回归, 被解释变量为 <i>GVC-U</i>						
<i>AI</i>	0.106*** (0.015)	0.229*** (0.013)	0.050*** (0.014)	0.187*** (0.018)	0.039*** (0.012)	0.046*** (0.015)
<i>atanhrho</i>	-0.584***	-0.989***	-0.142**	-0.702***	-0.108*	-0.118*
Panel B1 一阶段回归, 被解释变量为 <i>AI</i>						
<i>IV</i>	0.531*** (0.025)	0.192*** (0.011)	3.414*** (0.100)	4.040*** (0.161)	1.449*** (0.065)	1.081*** (0.046)
Panel B2 二阶段回归, 被解释变量为 <i>GVC-UA</i>						
<i>AI</i>	0.107*** (0.015)	0.229*** (0.013)	0.049*** (0.014)	0.186*** (0.018)	0.038*** (0.012)	0.046*** (0.015)
<i>atanhrho</i>	-0.54***	-0.986***	-0.141**	-0.697***	-0.107*	-0.118*
Panel C1 一阶段回归, 被解释变量为 <i>AI</i>						
<i>IV</i>	0.515*** (0.025)	0.190*** (0.011)	3.411*** (0.100)	4.021*** (0.162)	1.448*** (0.065)	1.078*** (0.046)
Panel C2 二阶段回归, 被解释变量为 <i>GVC-Z</i>						
<i>AI</i>	0.087*** (0.015)	0.228*** (0.014)	0.042*** (0.015)	0.181*** (0.021)	0.042*** (0.012)	0.046*** (0.015)
<i>atanhrho</i>	-0.460***	-0.975***	-0.114*	-0.669***	-0.144**	-0.131**
Panel D1 一阶段回归, 被解释变量为 <i>AI</i>						
<i>IV</i>	0.498*** (0.025)	0.174*** (0.011)	3.411*** (0.100)	4.148*** (0.159)	1.442*** (0.065)	1.080*** (0.046)
Panel D2 二阶段回归, 被解释变量为 <i>GVC-L</i>						
<i>AI</i>	0.065*** (0.016)	0.285*** (0.028)	0.033* (0.019)	-0.015 (0.058)	0.043*** (0.015)	0.042** (0.017)
<i>atanhrho</i>	-0.226***	-0.933***	-0.045	0.118	-0.109**	-0.074
<i>N</i>	3,813	3,971	3,998	3,998	3,810	3,836

上, 进一步加入省份与年份、行业与年份、省份与行业的交乘项固定效应, 从而可以对仅随交乘项变化的因素进行控制。回归结果在表 3 列 (6) 给出, 可见, 在采用 *GVC-U*、*GVC-UA*、*GVC-Z* 等嵌入度指标的回归结果中, *AI* 变量的估计系数显著为正, 采用 *GVC-L* 指标作为被解释变量时, *AI* 变量的估计系数虽不显著但仍然为正。综上, 进一步控制交乘项固定效应后, 人工智能应用正向影响企业全球价值链嵌入度的结论仍较为稳健。

5. 对人工智能应用倒退情况进行处理。测度人工智能应用状况时存在这样一种情况: 企业某年份的人工智能应用变量取值为 1, 但在后续年份中却有可能取值为 0, 我们将这种情况称为“AI 应用倒退”。一般而言, 企业的技术进步是不断累积的过程, 不太会出现技术应用倒退的现象。针对上述样本问题, 采用两种方法进行处理, 一是剔除存在“AI 应用倒退”的企业样本, 另一个是对存在“AI 应用倒退”的企业样本进行修正, 若企业在某一年份 *AI* 变量为 1, 则后续年份全部设定为 1。采用

两种处理方法的回归结果分别在表 3 列（7）和列（8）给出，采用 *GVC-U*、*GVC-UA*、*GVC-Z* 等嵌入度指标时，*AI* 变量的估计系数均显著为正；采用 *GVC-L* 指标时，两个修正样本中 *AI* 变量的估计系数均为正，但其中一个的显著度不高。

表 3 稳健性检验结果一

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Panel A	<i>GVC-U</i>							
<i>AI</i>	0.048** (0.019)	0.047** (0.021)	0.052** (0.023)	0.005* (0.003)	0.027** (0.012)	0.021** (0.010)	0.032* (0.016)	0.035*** (0.013)
<i>R</i> ²	0.798	0.798	0.798	0.742	0.781	0.812	0.780	0.798
Panel B	<i>GVC-UA</i>							
<i>AI</i>	0.046** (0.019)	0.046** (0.021)	0.051** (0.023)	0.005* (0.003)	0.027** (0.012)	0.021** (0.010)	0.032* (0.016)	0.035*** (0.013)
<i>R</i> ²	0.797	0.797	0.797	0.742	0.781	0.811	0.778	0.797
Panel C	<i>GVC-Z</i>							
<i>AI</i>	0.046** (0.019)	0.049** (0.022)	0.055** (0.023)	0.005* (0.003)	0.023** (0.012)	0.020* (0.010)	0.028* (0.016)	0.034** (0.014)
<i>R</i> ²	0.794	0.794	0.795	0.742	0.780	0.810	0.771	0.794
Panel D	<i>GVC-L</i>							
<i>AI</i>	0.020 (0.022)	0.045* (0.024)	0.056** (0.024)	0.005* (0.003)	0.029** (0.015)	0.020 (0.014)	0.009 (0.020)	0.027* (0.017)
<i>R</i> ²	0.719	0.720	0.720	0.742	0.712	0.744	0.706	0.719
处理方式	采用 Ernie 大语言模型	采用 XLNet 大语言模型	采用 LLama 大语言模型	中间品 进口	剔除信息披 露差样本	增加交乘项 固定效应	剔除技术 倒退样本	替换技术 倒退样本
<i>N</i>	3,187	3,187	3,187	3,187	2,401	3,158	2,301	3,187

6. 采用双重机器学习方法进行分析。企业层面的经验分析往往需要引入较多控制变量，极易产生“维度诅咒”问题，有可能导致回归结果出现偏差。Chernozhukov（2018）引入了双重机器学习方法，借助机器学习自动筛选出具有高预测精度的控制变量组合来缓解“维度诅咒”问题。本文分别采用随机森林算法（rf）、梯度提升（gradboost）、神经网络（nnet）、支持向量机（svm）等算法进行双重机器学习，以观察结果的稳健性。具体设定以下双重机器学习回归模型：

$$GVC_{k,t} = \alpha_1 AI_{k,t} + g(X_{k,t}) + U_{k,t} \quad (3)$$

其中，被解释变量 $GVC_{k,t}$ 和核心解释变量 $AI_{k,t}$ 与基准回归一致，但控制变量不再直接进入回归模型，而是采取特定形式函数进行组合，函数具体形式由机器学习算法进行估计。双重机器学习分为 3 个步骤：第一步，采用机器学习算法估计辅助回归 $AI_{k,t} = m(X_{k,t}) + V_{k,t}$ ，取其残差 $\widehat{V}_{k,t} = AI_{k,t} - \widehat{m}(X_{k,t})$ ；第二步，采用机器学习算法估计 $\widehat{g}(X_{k,t})$ ，将主回归形式改变为 $GVC_{k,t} - \widehat{g}(X_{k,t}) = \alpha_1 AI_{k,t} + U_{k,t}$ ；第三步，将 $\widehat{V}_{k,t}$ 作为 $AI_{k,t}$ 的工具变量进行回归。回归结果在表 4 给出，人工智能应用变量的估计系数均显著为正，表明基准分析得出的结果具有稳健性。

（四）机制检验

根据前文分析可知，人工智能应用将促进企业生产率提升，推动企业更深入地

参与全球价值链分工。一般而言，生产率变化主要取决于两个因素，即技术进步或效率提升，这里将围绕上述因素进行机制检验。构建如下形式的中介效应检验模型：

$$M_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 AI_{i,t} + \beta_2 X_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

$$GVC_{i,t} = \gamma_0 + \gamma_1 AI_{i,t} + \gamma_2 M_{i,t} + \gamma_3 X_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (5)$$

其中， $M_{i,t}$ 为机制变量，分别采用企业全要素生产率、资本错配程度和技术创新等指标表示。企业全要素生产率采用 LP 方法计算得到。本文借鉴陈永伟和胡伟明（2011）的做法，测算资本错配指数和劳动力错配指数，数值越大，表示要素配置越不完善。技术创新分别采用企业研发投入金额和发明专利申请量表示，其余变量与前文一致。回归结果见表 5。列（1）是以全要素生产率为中介变量时模型（4）的估计结果，无论采用何种 GVC 嵌入度指标，人工智能应用变量的估计系数均显著为正，人工智能应用能够提升企业全要素生产率，具备了作为中介变量的前提条件。列（2）是模型

（5）的估计结果，全要素生产率变量的估计系数显著为正，表明其对全球价值链嵌入具有积极影响，此时，Panel A、Panel B、Panel C 结果中人工智能变量的估计系数仍然显著，但绝对值较基准回归有降低，表明人工智能应用推动企业全球价值链嵌入的过程中存在全要素生产率的部分中介效应，而 Panel D 结果中的人工智能变量的估计系数不显著，表现出完全中介效应。

列（3）是中介变量为资本错配指数时模型（4）的估计结果，人工智能应用变量的估计系数均显著为负，表明人工智能应用缓解了企业的资本错配，该变量满足了作为中介变量的前提条件。列（4）的估计结果显示，企业资本错配变量的估计系数显著为负，资金错配会抑制企业全球价值链嵌入度提升，此时，无论采用何种 GVC 嵌入度指标，人工智能变量的估计系数仍显著为正，表明资本错配变量发挥了部分中介效应。列（5）和列（6）则采用劳动错配作为中介变量，人工智能应用同样可以缓解企业的劳动错配，而在 Panel A、Panel B、Panel C 结果中，劳动错配变量发挥了部分中介效应，Panel D 结果中劳动错配变量发挥了完全中介效应。

列（7）是中介变量为企业研发投入时模型（4）的估计结果，无论采用何种 GVC 嵌入度指标，人工智能应用变量的估计系数均显著为正，表明人工智能应用促进了企业研发投入，该变量满足了作为中介变量的前提条件。列（8）是中介变量为企业研发投入时模型（5）的估计结果，可见，企业研发投入变量的估计系数显著为正，人工智能变量的估计系数也全部显著，研发投入发挥了部分中介效应。在替换为专

表 4 稳健性检验结果二

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A	GVC-U			
AI	0.037*** (0.010)	0.059*** (0.013)	0.020** (0.009)	0.076*** (0.013)
Panel B	GVC-UA			
AI	0.037*** (0.010)	0.060*** (0.013)	0.022** (0.009)	0.075*** (0.013)
Panel C	GVC-Z			
AI	0.035*** (0.010)	0.055*** (0.013)	0.022** (0.009)	0.070*** (0.013)
Panel D	GVC-L			
AI	0.065*** (0.013)	0.062*** (0.014)	0.028*** (0.010)	0.079*** (0.014)
使用方法	rf	gradboost	nnet	svm
N	3,414	3,414	3,414	3,414

利变量的列(9)和列(10)回归结果中,中介效应同样成立。综上,推动技术创新、缓解资源错配以及由此推动生产率水平提升,这是人工智能应用推动全球价值链嵌入度提升的重要机制。至此,假说2也得到了验证。

表5 机制检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Panel A	$M=TFP$	$GVC-U$	$M=KM$	$GVC-U$	$M=LM$	$GVC-U$	$M=RD$	$GVC-U$	$M=Patent$	$GVC-U$
AI	0.002* (0.001)	0.019** (0.010)	-0.867*** (0.307)	0.023** (0.010)	-0.041** (0.021)	0.023** (0.010)	0.242* (0.145)	0.021** (0.010)	0.119*** (0.030)	0.020** (0.010)
M		1.447*** (0.282)		-0.001* (0.001)		-0.019** (0.008)		0.004* (0.002)		0.014** (0.007)
R^2	0.952	0.804	0.796	0.795	0.764	0.796	0.648	0.798	0.911	0.796
Panel B	$M=TFP$	$GVC-UA$	$M=KM$	$GVC-UA$	$M=LM$	$GVC-UA$	$M=RD$	$GVC-UA$	$M=Patent$	$GVC-UA$
AI	0.002* (0.001)	0.019** (0.010)	-0.867*** (0.307)	0.023** (0.010)	-0.041** (0.021)	0.023** (0.010)	0.242* (0.145)	0.021** (0.010)	0.119*** (0.030)	0.020** (0.010)
M		1.455*** (0.283)		-0.001* (0.001)		-0.019** (0.008)		0.004* (0.002)		0.014** (0.007)
R^2	0.952	0.804	0.796	0.795	0.764	0.795	0.648	0.798	0.911	0.795
Panel C	$M=TFP$	$GVC-Z$	$M=KM$	$GVC-Z$	$M=LM$	$GVC-Z$	$M=RD$	$GVC-Z$	$M=Patent$	$GVC-Z$
AI	0.002* (0.001)	0.017* (0.010)	-0.867*** (0.307)	0.021** (0.010)	-0.041** (0.021)	0.021** (0.010)	0.242* (0.145)	0.019* (0.010)	0.119*** (0.030)	0.017* (0.010)
M		1.374*** (0.267)		-0.001** (0.001)		-0.021** (0.008)		0.004*** (0.002)		0.016** (0.007)
R^2	0.952	0.800	0.796	0.793	0.764	0.794	0.648	0.795	0.911	0.791
Panel D	$M=TFP$	$GVC-L$	$M=KM$	$GVC-L$	$M=LM$	$GVC-L$	$M=RD$	$GVC-L$	$M=Patent$	$GVC-L$
AI	0.002* (0.001)	0.020 (0.013)	-0.867*** (0.307)	0.022* (0.013)	-0.041** (0.021)	0.021 (0.013)	0.242* (0.145)	0.022* (0.013)	0.119*** (0.030)	0.020 (0.013)
M		1.045*** (0.277)		-0.000 (0.001)		-0.038*** (0.010)		0.003* (0.002)		0.016* (0.009)
R^2	0.952	0.722	0.796	0.718	0.764	0.719	0.648	0.720	0.911	0.717
N	3,187	3,187	3,036	3,036	3,040	3,040	3,187	3,187	3,117	3,117

(五) 异质性分析

1. 基于企业规模的异质性分析。以年度资产规模的中位数为标准,将样本划分为规模较大企业和规模较小企业两组样本,分别进行回归分析,结果见表6列(1)和列(2)。可见,无论采用何种GVC嵌入度指标,规模较小企业样本中的人工智能变量估计系数均显著为正,规模较大企业样本中的估计系数均不显著,且在Panel A、Panel B、Panel D中,组间系数差异性检验结果显著,说明人工智能应用对规模较小企业的全球价值链嵌入的影响更大。可能的解释是,规模较大企业掌握更加丰富的资源,技术优势较为明显,人工智能应用的边际价值较弱。中小企业在技术水平和生产率方面存在劣势,面临更高的国际市场进入成本(Melitz, 2003),人工智能应用有效提升生产率水平,有利于实现更深层次的全球价值链嵌入。

2. 基于企业所有权的异质性分析。依据上市公司的所有制类型将样本划分为国有企业和非国有企业两组,回归结果在表6列(3)和列(4)给出。无论采用何种

GVC 嵌入度指标, 非国有企业样本中人工智能变量估计系数始终显著为正, 国有企业样本不显著, 且在 Panel A、Panel B 中, 组间系数差异性检验结果显著, 这在很大程度上表明, 人工智能应用对非国有企业全球价值链嵌入的推动作用更高。全球价值链本质上就是生产流程的分工与协作, 相对成本是分工的基础, 这就决定了参与企业主要还是依靠比较优势。在发展中经济体中, 全球价值链的参与主体是各种劳动密集型企业及资源密集型企业。国有企业肩负大国“顶梁柱”的使命担当, 更加注重推动科技创新和产业创新、服务国家和区域重大战略。由此决定了其参与全球价值链分工体系的广度与深度有限。

3. 基于要素市场化程度高低的异质性分析。以《中国分省份市场化指数报告(2018)》公布的要素市场发育程度指数的中位数为标准, 将各省份划分为要素市场化程度高低两类地区, 据此进行回归分析, 结果在表 6 列(5)和列(6)给出。采用 $GVC-U$ 、 $GVC-UA$ 、 $GVC-Z$ 嵌入度指标时, 要素市场化程度较低地区的人工智能变量估计系数显著为正, 要素市场化程度较高地区则均不显著; 采用 $GVC-L$ 指标时, 人工智能应用变量的估计系数均不显著为正, 但市场化程度低的样本系数绝对值略高。可以判断, 人工智能应用对市场化程度较低地区企业 GVC 嵌入的影响更显著。这种异质性也凸显了我国企业参与全球价值链的特殊性。国内企业之所以参与全球价值链, 很重要的原因就是国内市场发育不充分, 地区壁垒、地域偏向等非市场化因素限制了企业的规模扩张, 转而寻求进入国际市场成为迫不得已的选择。市场化程度较低的地区, 非市场化因素的干扰越明显, 企业进入国际市场的动力也更强。人工智能应用在提升竞争力的同时, 将为这些企业参与全球价值链分工体系提供更强的驱动和保障。

4. 基于企业要素密集度的异质性分析。参考刘贯春等(2021)的做法, 以固定资产净值与就业人数比值来衡量企业的要素密集度, 按照中位数将样本划分为资本密集型和劳动密集型, 结果在表 6 列(7)和列(8)给出。无论采用何种 GVC 嵌入度作为被解释变量, 资本密集型企业样本中的人工智能变量估计系数均显著为正, 劳动密集型企业样本中的人工智能变量估计系数不显著, 且在 Panel A~Panel D 结果中, 组间系数差异性检验结果显著, 说明人工智能应用对资本密集型企业全球价值链嵌入的推动作用更强。资本密集型企业具备更强资金实力、硬件基础和技术吸收能力, 对于人工智能的融合应用有着更高的适应性, 从而可以更加有效地利用人工智能等新技术, 提升自身竞争力并提高全球价值链的嵌入水平。

四、进一步分析

人工智能应用驱动企业更深入地参与全球价值链分工体系, 同时也应看到, 大变局下全球政经格局正处于深度调整的过程, 全球价值链的演进呈现短链化、区域化、本土化等逆行特征。一方面, 人工智能应用驱动企业全球价值链嵌入; 另一方面,

表 6 异质性分析结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
分组	规模较大	规模较小	国有企业	非国有企业	市场化较高	市场化较低	资本密集型	劳动密集型
<i>AI</i>	0.005 (0.015)	0.036*** (0.013)	-0.003 (0.016)	0.031** (0.012)	0.001 (0.012)	0.026* (0.015)	0.047*** (0.016)	-0.008 (0.013)
R^2	0.817	0.794	0.816	0.807	0.832	0.812	0.784	0.831
组间系数 差异性	0.023 (0.060)		0.028 (0.100)		0.025 (0.200)		-0.055 (0.000)	
<i>AI</i>	0.005 (0.015)	0.036*** (0.013)	-0.004 (0.016)	0.031** (0.012)	0.001 (0.012)	0.026* (0.015)	0.047*** (0.016)	-0.007 (0.013)
R^2	0.816	0.793	0.816	0.806	0.831	0.812	0.783	0.831
组间系数 差异性	0.024 (0.060)		0.030 (0.060)		0.025 (0.220)		-0.054 (0.060)	
<i>AI</i>	0.011 (0.015)	0.024* (0.013)	0.004 (0.017)	0.021* (0.012)	0.002 (0.013)	0.025* (0.015)	0.047*** (0.016)	-0.006 (0.014)
R^2	0.815	0.785	0.806	0.804	0.820	0.814	0.789	0.821
组间系数 差异性	0.014 (0.180)		0.017 (0.200)		0.023 (0.160)		-0.053 (0.080)	
<i>AI</i>	-0.003 (0.019)	0.051*** (0.019)	0.015 (0.023)	0.028* (0.016)	0.011 (0.019)	0.017 (0.019)	0.055*** (0.020)	-0.005 (0.018)
R^2	0.749	0.718	0.715	0.739	0.732	0.762	0.722	0.739
组间系数 差异性	0.038 (0.100)		0.013 (0.200)		0.006 (0.360)		-0.059 (0.020)	
N	1,564	1,456	1,019	2,101	1,597	1,394	1,478	1,533

全球价值链体系演进又显现风险与不确定性。在两个矛盾因素的叠加影响下，一个自然的问题就是，这种情况将对我国产业链安全带来怎样的影响？这就是要如何更全面与准确地把握新技术背景下的产业链安全问题。对此，本文进一步探讨人工智能应用在提升全球价值链嵌入度过程中，又将如何影响我国产业链安全。本文以产业链安全作为被解释变量，将人工智能应用与全球价值链嵌入作为核心解释变量，通过如下中介机制模型进行分析：

$$RIC_{s,t} = \alpha_0 + \alpha_1 GVC_{s,t} + \alpha_2 AI_{s,t} + \alpha_3 X_{s,t} + FE + \varepsilon_{s,t} \quad (6)$$

$$RIC_{s,t} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{s,t} + \alpha_2 GVC_{s,t} + \alpha_3 X_{s,t} + FE + \varepsilon_{s,t} \quad (7)$$

$$RIC_{s,t} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{s,t} + \alpha_2 GVC_{s,t} + \alpha_3 X_{s,t} + FE + \varepsilon_{s,t} \quad (8)$$

其中， $RIC_{s,t}$ 代表行业 s 在 t 年的产业链安全状况； $AI_{s,t}$ 为行业层面人工智能应用状况，以行业内的企业人工智能应用状况均值表示； $GVC_{s,t}$ 为行业层面的全球价值链嵌入度，以行业内企业 GVC 嵌入度均值表示； $X_{s,t}$ 为行业层面控制变量向量，由各企业层面控制变量在行业层面取均值得到； FE 为行业和时间固定效应。

被解释变量产业链安全状况采用以下代理指标表示。（1）产业链韧性指标，本文将产业链韧性分解为安全性、竞争力和定价权 3 个维度，采用指标体系方法测度得到。其中，安全性维度主要考虑贸易地理的多样性，贸易伙伴多元化和贸易份额均衡化对维护产业链安全有重要意义，通过计算赫芬达尔指数来表示，取指数的倒数作为多样性指标。竞争力维度主要考察行业在国际贸易中的竞争力，通过出口与

进口差额占进出口总额的比重、出口比较优势等指标来衡量。定价权维度主要考察行业的进出口价格比以及出口价格相对优势,通过出口价格与进口价格的比值、出口价格与世界价格水平的比值衡量。对各子指标进行计算后,采用主成分分析法和熵值法分别进行降维处理,得到各行业的产业链韧性水平。(2)产业链脆弱度指标,借鉴崔晓敏等(2022)的方法,以产品中心度变异指数和进口集中度指数的交乘项衡量。(3)产业链风险敞口指标,参考倪红福等(2024)的方法,以暴露在国内的中间品生产长度占总中间生产长度的比例表示。

回归分析结果在表7给出,Panel A~Panel D分别采用4种GVC嵌入度作为被解释变量。针对产业链韧性的回归结果在列(1)~列(3)给出。在列(1)中,采用不同GVC嵌入度指标,人工智能应用变量的估计系数均显著为负,表明人工智能应用会降低产业链韧性。在列(2)中,全球价值链嵌入度变量的估计系数均显著为负,表明嵌入全球价值链对于产业链韧性确实存在消极影响。在列(3)中,采用GVC-Z指标时,人工智能应用变量的估计系数不显著,表明存在完全的中介效应,采用其他嵌入度指标时,人工智能应用变量的估计系数显著为负,但绝对值变小,表明存在部分中介效应。针对产业链脆弱度的回归结果在列(4)~列(6)给出。在列(4)中,无论采用何种GVC嵌入指标,人工智能应用变量的估计系数均显著为正。在列(5)中,全球价值链嵌入度变量的估计系数均显著为正,表明全球价值链嵌入越深,产业链脆弱度越高。在列(6)中,全球价值链嵌入度变量的估计系数显著为正,而人工智能应用变量的估计系数不显著,表明存在完全中介效应。列(7)~列(9)是基于产业链风险敞口的经验分析结果,所得结论与针对产业链脆弱度的分析结果较为一致,表明人工智能应用在推动产业全球价值链嵌入的同时,也促进形成了更大的产业链风险敞口。综上,人工智能应用在驱动全球价值链嵌入的过程中,也扩大了产业链面临的风险与不确定性,对产业链安全造成了更大压力。新技术革命背景下,开放型经济深入发展的过程中也要重视效率与安全的平衡,在推动产业参与全球分工体系同时,采取有效措施提升产业链应对外部风险冲击的能力。

五、结论与启示

基于企业层面数据,利用最近取得显著突破的大语言模型方法,本文构建了企业层面人工智能应用状况的新测度指标,以此为基础检验了人工智能应用对企业全球价值链嵌入的影响及其机制。结果表明:人工智能应用能够促进企业全球价值链嵌入度提升,在采用替换大语言模型、调整被解释变量、改变估计方法等多种稳健性检验后,结论仍然成立;人工智能应用推动全球价值链嵌入的机制在于促进生产率水平提升,而后者又通过加速技术创新以及缓解资源错配来实现;人工智能应用对于企业价值链嵌入的促进效应在规模较小企业、非国有企业、市场化程度较低地区企业和资本密集型企业中表现更为显著;大变局下人工智能应用推动企业全球价

表 7 人工智能应用与产业链安全压力的进一步分析

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
	产业链韧性			产业链脆弱度			产业链风险敞口		
Panel A									
<i>AI</i>	-0.216* (0.117)		-0.197* (0.116)	0.098* (0.052)		0.085 (0.052)	0.167* (0.096)		0.074 (0.066)
<i>GVC-U</i>		-0.207** (0.094)	-0.160* (0.088)		0.124** (0.059)	0.107* (0.060)		0.347*** (0.087)	0.321*** (0.083)
R ²	0.976	0.975	0.976	0.939	0.939	0.940	0.973	0.982	0.983
Panel B									
<i>AI</i>	-0.216* (0.117)		-0.197* (0.116)	0.098* (0.052)		0.086 (0.052)	0.167* (0.096)		0.075 (0.066)
<i>GVC-UA</i>		-0.205** (0.094)	-0.158* (0.088)		0.124** (0.059)	0.107* (0.060)		0.346*** (0.087)	0.320*** (0.083)
R ²	0.976	0.975	0.976	0.939	0.939	0.940	0.973	0.982	0.983
Panel C									
<i>AI</i>	-0.216* (0.117)		-0.192 (0.121)	0.098* (0.052)		0.083 (0.052)	0.167* (0.096)		0.055 (0.062)
<i>GVC-Z</i>		-0.218** (0.090)	-0.163* (0.093)		0.128** (0.060)	0.109* (0.062)		0.405*** (0.101)	0.383*** (0.101)
R ²	0.976	0.975	0.976	0.939	0.939	0.940	0.973	0.984	0.985
Panel D									
<i>AI</i>	-0.216* (0.117)		-0.200* (0.117)	0.098* (0.052)		0.087 (0.054)	0.167* (0.096)		0.038 (0.070)
<i>GVC-L</i>		-0.164** (0.077)	-0.128* (0.075)		0.118** (0.057)	0.106* (0.059)		0.343*** (0.079)	0.326*** (0.078)
R ²	0.976	0.975	0.976	0.939	0.939	0.940	0.973	0.983	0.983
N	170	170	170	217	217	217	56	56	56

值链嵌入的同时，也给产业链安全带来了更大压力。

本文研究结论的政策启示。第一，积极强化企业人工智能应用，充分发挥新技术在推动企业参与国际分工中的积极作用。人工智能应用在实践中并没有统一模式，且存在较高的前期投入和试错成本，制约了企业应用人工智能技术的意愿和能力。应多措并举，通过提供政府购买服务支持，综合利用提供引导资金、加大研发费用加计扣除力度、税收优惠等手段，有效提升人工智能应用的激励。第二，稳步推动人工智能技术及相关产业的创新发展，为开放型经济高质量发展提供有力支持。人工智能技术具有公共产品特征，开发成本高、高度依赖算力和基础理论支持，单一主体很难持续推进。通过设立人工智能发展专项基金、设立财税激励政策、常态化资助基础研发等途径，汇集关键要素，聚力推动人工智能技术创新发展。应从宏观上构建人工智能产业发展战略，明确产业发展方向、路径与重点领域，规避金融资本无序扩张带来的负面影响，保障人工智能产业稳步发展。第三，统筹协调效率与安全的平衡。大变局下全球价值链的演进呈现短链化、区域化、本土化等逆行特征，人工智能应用在驱动企业全球价值链嵌入的同时，也导致产业链安全压力增加。强化新技术赋能全球价值链嵌入，同时应多措并举保障产业链安全。对此，突出强化

产业链创新能力,高度重视基础理论研究并充分发挥新型举国体制,加速关键核心技术突破,这是提高产业链安全性的最根本保障。推动产业链深度嵌入国内大循环,重视发挥平台经济的网络链接功能和信息放大功能,以及人工智能在生成式应用方面的无限潜力,推动产业链更为精准地对接国内大循环,夯实产业链安全的基本盘。强化人工智能推动产业链的智慧升级,打造人工智能加持下的新型产业链平台,促进产业链信息流动与共享,利用生成式技术提高风险预判和防范能力,有效构建产业链应对风险冲击的系统化机制安排。

参考文献:

- [1] 安筱鹏.解构与重组,迈向数字化转型 2.0(下)[J].今日制造与升级,2019,(10).
- [2] 陈永伟,胡伟民.价格扭曲、要素错配和效率损失:理论和应用[J].经济学(季刊),2011,10(4).
- [3] 崔晓敏等.全球供应链脆弱性测度——基于贸易网络方法的分析[J].统计研究,2022,39(8).
- [4] 高运胜等.全球价值链异质性嵌入、偏向型技术进步与劳动收入份额下降[J].国际贸易问题,2024,(2).
- [5] 郝夏珍,宋跃刚.区域服务贸易协定对制造业企业全球价值链国内链长的影响研究[J].国际商务(对外经济贸易大学学报),2024,(4).
- [6] 何宇等.人工智能技术应用与全球价值链竞争[J].中国工业经济,2021,(10).
- [7] 蒋瑛,成东申.全球价值链嵌入、国内市场一体化与省际收入差距[J].中国地质大学学报(社会科学版),2024,24(1).
- [8] 金星晔等.企业数字化转型的测度难题:基于大语言模型的新方法与新发现[J].经济研究,2024,59(3).
- [9] 刘贯春等.社会保险缴费、企业流动性约束与稳就业——基于《社会保险法》实施的准自然实验[J].中国工业经济,2021,(5).
- [10] 刘启超,陈安平.社会网络:农民工人力资本积累的垫脚石还是绊脚石?[J].数量经济技术经济研究,2024,41(1).
- [11] 吕越等.人工智能与全球价值链网络深化[J].数量经济技术经济研究,2023,40(1).
- [12] 吕越等.人工智能与中国企业参与全球价值链分工[J].中国工业经济,2020,(5).
- [13] 吕越等.全球价值链嵌入的生产率效应:影响与机制分析[J].世界经济,2017,40(7).
- [14] 吕越等.异质性企业与全球价值链嵌入:基于效率和融资的视角[J].世界经济,2015,38(8).
- [15] 倪红福等.中国产业链风险敞口的测度、结构及国际比较——基于生产链长度视角[J].管理世界,2024,40(4).
- [16] 彭水军等.区域贸易协定深化与全球价值链嵌入:区分一般贸易与加工贸易的经验研究[J].经济学家,2024,(2).
- [17] 桑玉昆,冯绪猛.数字基础设施、创新要素配置与全球价值链嵌入[J].软科学,2024,38(7).
- [18] 孙文婷,许山晶.价值链嵌入、数字技术与制造业出口竞争力——基于全球和国家价值链双视角[J].当代经济管理,2023,45(5).
- [19] 王文晓,马凯榕.自贸试验区设立与企业全球价值链嵌入位置——基于上海自贸试验区的准自然实验[J].产业经济评论,2024,(4).
- [20] 王孝松等.汇率波动、全球价值链嵌入与中国企业出口[J].中国工业经济,2022,(10).
- [21] 肖宇等.中国制造业全球价值链攀升路径[J].数量经济技术经济研究,2019,36(11).
- [22] 徐晓慧等.企业数字化转型与全球价值链嵌入度:理论与实证[J].浙江大学学报(人文社会科学版),2023,53(10).
- [23] 尹天宝等.全球价值链嵌入对中国绿色经济效率的影响研究[J].当代财经,2023,(1).
- [24] 余泳泽,段胜岚.全球价值链嵌入与环境污染——来自 230 个地级市的检验[J].经济评论,2022,(2).
- [25] 余泳泽等.中国城市全球价值链嵌入程度与全要素生产率——来自 230 个地级市的经验研究[J].中国软科学,2019,(5).
- [26] 张杰等.中国出口国内附加值的测算与变化机制[J].经济研究,2013,(10).

- [27] 张彭. 数字新质生产力与全球价值链嵌入: 理论机制与实证检验 [J]. 当代经济研究, 2024, (5).
- [28] 郑丹青. 外资进入促进了企业全球价值链嵌入吗?——基于中国微观企业的经验证据 [J]. 北京理工大学学报 (社会科学版), 2024, 26(2).
- [29] Acemoglu, D., Restrepo, P. Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets [J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(6).
- [30] Chernozhukov, V., et al. Double/Debiased Machine Learning for Treatment and Structural Parameters [J]. The Econometrics Journal, 2018, 21(1).
- [31] Del Prete, D., et al. Global Value Chains Participation and Productivity Gains for North African Firms [J]. Review of World Economics, 2017, 153(4).
- [32] Gao, R. X., et al. Artificial Intelligence in Manufacturing: State of the Art, Perspectives, and Future Directions [J]. CIRP Annals, 2024, 73(2).
- [33] Halpern, L., et al. Imported Inputs and Productivity [J]. American Economic Review, 2015, 105(12).
- [34] Kee, H. L., Tang, H. Domestic Value Added in Exports: Theory and Firm Evidence from China [J]. American Economic Review, 2016, 106(6).
- [35] Klar, M., et al. Explainable Generative Design in Manufacturing for Reinforcement Learning Based Factory Layout Planning [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2024, (72).
- [36] Melitz, M. J. The Impact of Trade on Intra-industry Reallocations and Aggregate Industry Productivity [J]. Econometrica, 2003, 71(6).
- [37] Min, H. Artificial Intelligence in Supply Chain Management: Theory and Applications [J]. International Journal of Logistics: Research and Applications, 2010, 13(1).
- [38] Petkova, D., Roman, L. AI in Science: Harnessing the Power of AI to Accelerate Discovery and Foster Innovation: Policy Brief [R]. Publications Office of the European Union, 2023.
- [39] Roodman, D. Fitting Fully Observed Recursive Mixed-process Models with Cmp [J]. The Stata Journal, 2011, 11(2).
- [40] Thiede, S., et al. Machine Learning Approach for Systematic Analysis of Energy Efficiency Potentials in Manufacturing Processes: A Case of Battery Production [J]. CIRP Annals, 2020, 69(1).
- [41] Upward, R., et al. Weighing China's Export Basket: The Domestic Content and Technology Intensity of Chinese Exports [J]. Journal of Comparative Economics, 2013, 41(2).
- [42] Zhai, Y., et al. AI in Human Resource Management: Literature Review and Research Implications [J]. Journal of the Knowledge Economy, 2024, 15(4).

The Impact of Artificial Intelligence Applications on Global Value Chain Embedding and Industrial Chain Security

SHAO Jun YAN Sen

Abstract: This paper constructs a novel metric on enterprise AI application leveraging recent breakthroughs in large language models. Based on this metric, we examine the impact and mechanism of AI application on enterprise global value chain (GVC) embeddedness. The findings indicate that AI application significantly promotes enterprise GVC embeddedness, a conclusion robust to alternative specifications including the replacement of large language models, adjustments to the dependent variable, and changes in estimation methods. The mechanism through which AI application drives GVC embeddedness lies in its enhancement of productivity, which further accelerates technological innovation and mitigates resource misallocation. The positive effect of AI application on GVC embeddedness is more pronounced among smaller enterprises, non-state-owned enterprises, firms located in regions with lower marketization levels, and capital-intensive enterprises. The evolving uncertainty of the GVC system in a time of great change highlights the pressure on industrial chain security resulting from AI's promotion of GVC embeddedness.

Keywords: artificial intelligence application; large language models; global value chain; industrial chain security

(责任编辑: 张建华)