

经济的空间集聚与人工智能发展

——基于工业机器人数据的实证检验

周慧珺*

摘要:人工智能在我国经济社会的发展中扮演着重要的角色,了解其发展条件和基础对于促进其可持续发展具有重要的现实意义。本文基于 IFR 工业机器人数据及国内统计数据对经济的空间集聚和人工智能发展之间的关系进行实证分析。研究表明,经济的空间集聚程度越高,越有利于该省份人工智能技术的应用和发展,工业机器人渗透度随之越高。此外,人工智能的发展对于经济集聚的依赖程度随经济发展的程度发生阶段性变化,随着经济的持续发展,人工智能技术应用受经济集聚的影响有望下降。

关键词:经济集聚;人工智能;工业机器人

一、引言

作为引领新一轮科技革命和产业变革的重大战略性领域,人工智能技术对全球经济产生了广泛而深远的影响,在社会发展中也日益扮演着不可或缺的角色。2020年,“十四五”规划中再次强调科技和自主创新的重要性,并将人工智能、数字经济等作为最优先发展的新兴领域之一。事实上,早在2015年,《中国制造2025》就将智能制造工程作为五大工程之一;2017年3月,全国两会首次将人工智能写入政府工作报告,明确指出“要加快培育壮大包括人工智能在内的新兴产业”^①;同年,《新一代人工智能发展规划》出台,人工智能的发展正式上升至国家战略层面。在科技的快速进步和政策利好双重驱动下,我国人工智能领域迅速崛起。2010年,我国工业机器人安装量还仅为5.23万台,远低于同期发达国家水平,而到2019年,这一数值已经提高了近15倍,达到78.27万台[如图1(a)所示]。《2020年全球机器人报告》显示,截止到2019年,中国已经成为全球规模最大且发展最为迅速的机器人市场,工业机器人安装量已经相当于美国的2.01倍、日本的2.21倍及欧盟的2.42倍[如图1(b)所示]。人工智能和数字技术迅猛的发展势头和广阔的市场空间为经济发展提供了强大的驱动力,据测算,2020年我国人工智能产业带动产业增量约6000亿元^②。到2030年,人工智能对全球经济增长的贡献将达到1.2个百分点,而其中70%将来自中美两国^③。

* 周慧珺,中国社会科学院经济研究所助理研究员。本文感谢国家自然科学基金青年项目“量化空间一般均衡模型框架下的地区公共服务支出配置与区域不平等问题研究”(72203229);中国社会科学院青年启动项目“公共服务支出的地区间配置与区域不平等问题研究”(2023YQNQD026)的资助。

① 节选自《2017年国务院政府工作报告》。国家自然科学基金青年项目“量化空间一般均衡模型框架下的地区公共服务支出配置与区域不平等问题研究”(72203229);中国社会科学院青年启动项目“公共服务支出的地区间配置与区域不平等问题研究”(2023YQNQD026)

② 资料来源:艾瑞咨询数据。

③ 资料来源:麦肯锡,Notes from the AI Frontier: Modeling the Impact of AI on the World Economy, 2018。

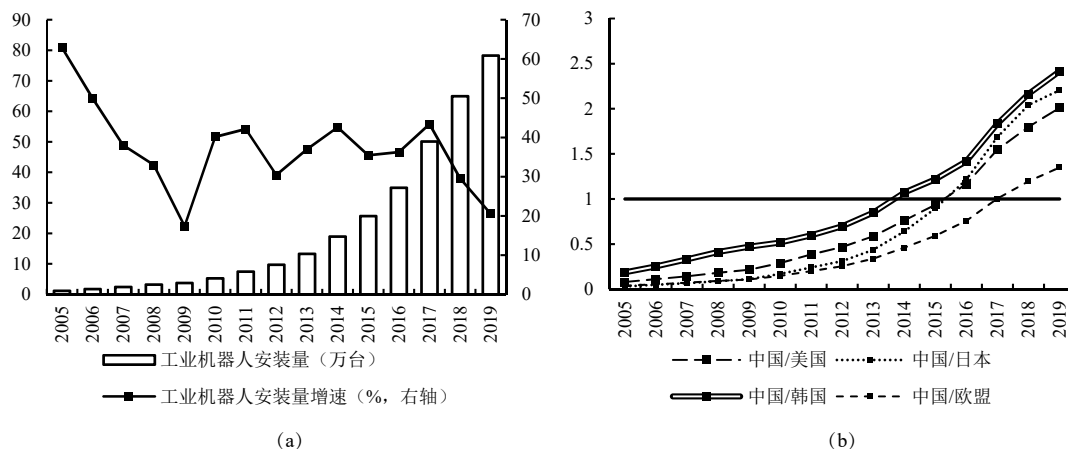


图1 人工智能行业发展趋势

数据来源：International Federation of Robotics

随着人工智能技术的快速发展，其对于经济发展各个维度的影响也逐渐引起了众多研究者的关注。最为典型的是，工业机器人的出现引发了人们对于就业市场动荡和不平等加剧的担忧，大量研究基于模型或实证方法检验机器人的兴起对于劳动力市场的冲击作用（国内研究如王永钦和董雯，2020；国外研究如 Acemoglu and Restrepo, 2018）。此外，也有文献针对人工智能对劳动生产率、市场结构、技术创新及收入分配等多方面的影响展开详细的研究（如 Acemoglu and Restrepo, 2019；郭凯明，2019；吕越等，2020）。然而，这些研究大多集中于人工智能的发展带来的影响，却对于人工智能的发展取决于什么、受到什么因素影响这一问题鲜有关注。考虑到人工智能领域未来巨大的市场潜能和发展韧性，这一问题无疑同样值得探索和挖掘。本文认为，和人工智能一样持续发展的是经济的空间集聚。受地理位置、自然环境、要素禀赋和政府战略布局倾向性的影响，中国区域经济长期以来呈现不均衡、不协调的空间格局，村庄的衰落和大城市的不断发展也是当前中国长期经济发展进程中一个重要的特点。经济的集聚意味着更加集中的资源和更高的发展效率，这有利于人工智能技术的应用和推广，但与此同时，经济集聚也加剧了资源的错配程度，阻碍了其他资源稀缺地区技术的创新和发展，从而降低人工智能的整体发展水平。

鉴于以上考虑，本文使用国际工业机器人联合会数据及国内省级层面、地级市层面统计数据对人工智能的发展如何受经济集聚程度的影响展开详细的实证分析。在本文的研究中，经济的空间集聚程度被定义为经济发展水平在一个地区内部的地理集中度，集聚程度越高说明该地区的发展越依赖于地区内的某个或某几个更小的行政单位。人工智能的发展和应用程度则定义为地区的工业机器人渗透度，由国际工业机器人联合会提供的行业一年份数据和省份数据整合而成。为了排除空间相关性给实证结果带来的可能影响，本文同时使用了空间杜宾模型对于数据进行拟合。出于稳健性的考虑，本文还将采取换用衡量指标、空间权重矩阵和空间模型构建等多种方法对两者的相关关系进行再检验。

本文的贡献体现在以下三个方面：首先，与大多数人工智能的相关文献不同，本文将人工智能作为被解释因素，探讨了人工智能发展的条件和基础，为支持此后智能机器人技术的可持续发展提供了理论基础；其次，本文基于各地级市数据构建各省份经济的空间集聚程度指标，并以此为基础检验经济集聚对于人工智能发展的影响，而这也将为空间集聚影响整体经济发展的研究提供新的

维度；第三，本文的研究基于最近10年的工业机器人及省份数据，能够更准确地刻画人工智能在其快速发展期内的特征，为未来政策和经济发展的动向提供了更具说服力和实效性的参考依据。

文章接下来的结构安排如下：第二部分进行文献整理与评述，并基于文献提出实证假设；第三部分说明数据来源、变量选取方法并阐述实证策略；第四部分汇报基准回归结果并进行稳健性检验；第五部分针对回归结果可能存在的阶段性做进一步讨论；最后一部分总结全文及基于文章结论提出政策启示。

二、文献综述及实证假设

从现有的文献来看，人工智能对经济各方面的影响明显吸引了更多研究者的关注，其中以对于人工智能与劳动力市场的研究最为广泛。研究表明，人工智能对就业的影响可以划分为三种效应，被提及最多的一种是替代效应，通过替代效应，人工智能降低了市场对劳动力尤其是中等技能劳动力（Acemoglu and Autor, 2011; Kunst, 2019; 王永钦和董雯, 2020）的需求及均衡条件下的工资水平（Autor and Duggan, 2003; Acemoglu and Restrepo, 2018, 2020）。其次是补偿效应，一般指通过降低企业成本、扩大生产规模等形式扩大就业水平（Herrendorf et al., 2013）。此外，随着新领域对于算法工程、图像处理等新岗位的需求增加，人工智能还将进一步“创造”就业（Acemoglu and Restrepo, 2018）。与劳动力市场同时被关注和重视的是收入的不平等，随着人工智能带来资本要素份额的增加和“就业极化”现象，收入分配格局的恶化可能成为更严峻的社会问题（Autor, 2014; DeCanio, 2016; Lankisch et al., 2017），当然，也有另一类研究认为，人工智能对不平等的影响效果不完全是消极的，而是与经济的发展阶段有关（Hémous and Olsen, 2016; Acemoglu and Restrepo, 2018）。比起在劳动力市场、收入不平等问题上结论的莫衷一是，人工智能对于经济发展和劳动生产率的积极影响则有目共睹（Aghion et al., 2018; 陈彦斌等, 2019）。不难看出，尽管发展起步较晚，但相关文献已经涵盖了人工智能对于经济多个方面的影响，对于更好地应对人工智能发展的风险与挑战也起到了重要作用（曹静和周亚林, 2018）。然而正如前文所述，这些研究更加关注工业机器人的研发和应用带来的影响，却很少关注人工智能兴起的地区异质性及其原因，而这也是本文选择经济集聚与人工智能作为研究重点的原因。

针对经济的空间集聚和人工智能的发展，一类文献的结论更加支持两者之间的正相关关系。首先，经济的空间集聚可能有利于当地人工智能的研发。Giuliani（2007）利用意大利和智利葡萄酒产业数据研究表明，尽管地理位置上很接近，但创新性知识的扩散仍然具有高度的空间选择性和不均衡性。Roberto and Giulio（2011）也发现，空间集聚将对于由创新决定的全要素生产率的提高起到积极影响，进而促进创新产出。Capello and Lenzi（2014）、Guastella and Oort（2015）和 Sultan and Dijk（2017）等从不同角度也得到了类似结果。国内研究方面，彭向和蒋传海（2011）发现，产业集聚带来的产业内和产业间的知识溢出都将对于中国地区产业创新产生积极作用。张可（2019）基于长三角地区县级数据的研究也表明，空间集聚和区域创新之间存在双向因果关系。其他如董晓芳和袁燕（2014）、白俊红等（2017）也得到了类似的结论。作为集聚创新要素最多、迭代速度最快的新兴领域之一，数字技术的研发同样决定于当地的产业创新积极性，因此高度依赖于经济的空间集聚。其次，人工智能的快速发展还得益于其广阔的应用场景和市场空间，这也就意味着，地区的企业数量越多，规模越大，资金越雄厚，则人工智能的用武之地越多。Brookings Institution 对于美国5000家3年内收入增长率最高的企业的统计显示，几乎全部5000强企业都集中于旧金山、

华盛顿等大都市区（98%）。美国《财富》杂志对于世界 500 强总部所在地的统计结果也表明，2019 年世界 500 强企业有 56 家位于中国北京，这一数量占到了全国的 43%；在韩国和日本，首都 500 强企业数量比例更是高达 73%和 58%。这些数据都表明，企业，尤其是大企业的空间分布并不是均匀的，经济的集聚同样意味着企业规模和数量的集聚。不仅如此，基于同源国效应，集聚更多资源的地区还将能吸引更多的外商企业投资（颜银根，2014），从而进一步提升企业数量和质量。因此，即使仅从人工智能技术应用的角度来说，经济集聚程度的提高也将有利于人工智能的持续发展。综合以上两点，我们提出

假设 1：经济的空间集聚程度越高，人工智能的渗透程度也越高。

与此同时，另一类理论则支撑了相反的观点。新经济地理学模型表明，经济的空间集聚一方面意味着更加集中的要素资源和更高的生产效率，因此可以提高总体的经济发展程度（Mitra and Sato, 2007; Geppert et al., 2008; 刘修岩，2014），也可以为人工智能的发展提供更充足的条件。但另一方面，过高的经济集聚有可能带来资源的过分集中和错配，从而形成整体上的效率损失。Heish and Kelnow（2009）利用中印两国数据考察要素错配对制造业部门的影响，发现 1998-2005 年，中国制造业部门的 TFP 因要素错配下降 30%-50%。Brandt et al.（2013）对中国地区间、国有和非国有部门间劳动力和资本的错配影响的测算则表明，从 1985-2007 年，要素错配导致中国非农业部门 TFP 下降 20%，且这一损失还在随年份逐渐加大。这些研究结果都预示着，由于资源错配的存在，集聚不一定能够加快整体高技术产业的发展，反而可能会拖累技术研发和应用的进程。更直接地，也有不少研究表明，空间集聚对于拉动整体经济增长的作用非常弱甚至为负（Brulhart and Sbergami, 2009）。鉴于此，站在整体经济发展的角度，我们认为，经济的集聚也可能对人工智能的整体发展影响不大，甚至形成阻碍作用。值得提出的是，当我们以经济密度作为当地经济集聚程度的衡量指标时，集聚程度高更多地意味着当地有效资源的集中和市场规模的扩大，负面效应通常为市场的拥挤程度上升和单位投资的边际效应下降，但这些都并不意味着当地要素的错配或效率损失（资源配置较少带来的消极效果体现在经济密度低的其他地区）。而在本文中，我们将经济的空间集聚定义为经济在省份内部的地理集中度或经济发展水平的 GINI 系数，因此两种效应均存在。总体而言，我们提出与之前不同的理论

假设 2：经济的空间集聚程度越高，可能越不利于人工智能的整体发展。

三、实证方法与数据说明

（一）数据来源及变量选取

本文工业机器人数据主要来源于国际机器人联合会（International Federation of Robotics, IFR），该机构通过对全球工业机器人供应商的调查形成年份—国别—行业层面数据，数据覆盖多个国家 1993-2019 年的机器人安装量和存量。由于覆盖范围广、权威性强，这一数据也是目前人工智能相关实证研究中最常用的数据之一。考虑到在 2010 年之前，我国人工智能行业发展相对缓慢，工业机器人数据零值较多且数据较为分散，其他省份层面、城市层面变量数据丰富度也有所不足，本文仅提取中国所有行业 2010-2019 年的工业机器人存量数据作为被解释变量的数据源。为了进一步获得省份—年份层面的工业机器人发展程度，本文参考 Acemoglu and Restrepo（2020）及王永钦和董雯（2020）的方法构建各省份的工业机器人渗透度指标。具体而言，这一做法类似于构建工业机器人发展程度的 Brtrik 工具变量（Goldsmith-Pinkham et al., 2020; 王永钦和董雯，2020），需要首先

得出行业层面的机器人渗透度：

$$rob_indu_{nt} = \frac{rob_operation_{nt}}{Employment_{nt}} \quad (1)$$

其中 n 代表行业， t 代表时间， $rob_operation_{nt}$ 代表 t 年份 n 行业工业机器人保有总量， $Employment_{nt}$ 则代表该行业的就业人员，两者之比 rob_indu_{nt} 记为行业层面工业机器人渗透度。在此基础上，我们进一步引入省份层面工业机器人渗透度：

$$rob_b_{it} = \sum_{n=1}^{N_n} rob_indu_{nt} \frac{Employment_{int}}{Employment_{it}} \quad (2)$$

其中 i 代表省份， N_n 代表行业总数， rob_b_{it} 衡量 t 年份 i 省份的工业机器人渗透度， $Employment_{int}$ 和 $Employment_{it}$ 分别代表该省份 n 行业的就业人员数量及全省就业人员总数。借鉴陈秋霖等（2018）及王永钦和董雯（2020）的方法，我们以两者之比作为 n 行业在 i 省份的经济比重，这也就是说，各省份的工业机器人发展程度将同时取决于各行业工业机器人的渗透程度及每个省份差异化的产业结构。统计显示，2010-2019年，我国各省份工业机器人渗透度逐年上升，平均值为 16.40 台/万人（0.164 台/百人），标准差为 13.27。分省份来看，工业机器人渗透度与各省份的经济发展程度呈明显的正相关关系。图 2 展示了以最高值为基准的相对工业机器人渗透度。从图中不难看出，广东省的工业机器人渗透度最高，江苏、山东等地紧随其后，此外，浙江、河北等东部发达省份的工业机器人渗透度普遍更高，说明在经济发展程度更高的地区，人工智能的应用也相对更广泛。与之相对的，广西、贵州等省份的工业机器人渗透度普遍更低，说明这些地区工业机器人的应用场景更少，智能化水平尚且不足。

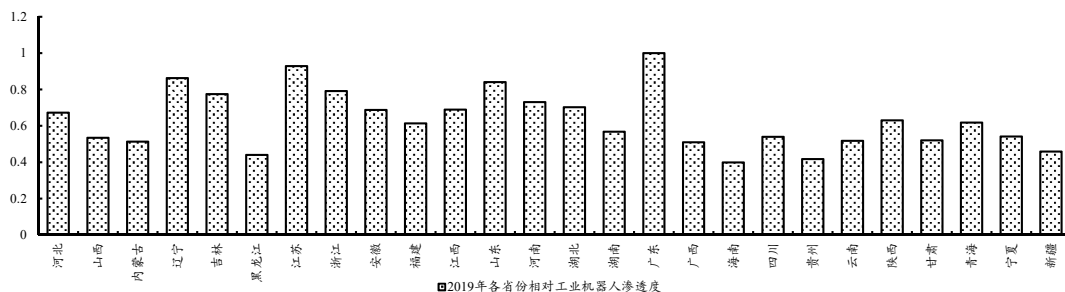


图 2 工业机器人渗透度的描述性统计结果

值得提出的是，IFR 数据库中包含六个大类行业，分别为农林牧渔业、采矿业、制造业、电力，热力，燃气、水生产、供应业、建筑业、教育与研发业，其中制造业还包含食品、饮料和烟草业，纺织、服装与皮革制品业，木材以及制品业（含家具），纸制品出版与印刷业，塑料及化学制品业，玻璃、陶瓷、石材和矿产品业，金属业，电气及电子业，汽车及其他交通设施业等^①，这与各省份

^① 翻译自 <https://ifr.org>，原文行业大类及代码为：Agriculture, hunting and forestry; fishing (A-B); Mining and quarrying (C); Manufacturing (D); Electricity, gas and water supply (E); Construction (F); Education, research and development (P)。制造业中则主要分类为：Food products and beverages; Tobacco products (10-12); Textiles, leather, wearing apparel (13-15); Wood and wood products (incl. furniture) (16); Paper and paper products, publishing & printing (17-18); Plastic and chemical products (19-22); Glass, ceramics, stone, mineral products n.e.c. (without automotive parts) (23); Metal (24-28); Electrical/electronics (26-27); Automotive (29)及 Other transport equipment (30)。

从业人员行业分类并不完全一致，因此，我们根据行业名称、内容等进行了详细对照整理，将行业名称、内容完全相同或非常类似的行业一一对应，其他难以完全对应的行业则使用合并行业、记为大类行业其他细分行业等方式加以区分整合。

本文的核心解释变量为经济的集聚程度。从以往文献来看，这一指标的构建方法及涵义主要分为两类：第一类可以理解为“外部集聚程度”，通常用于描述某一地区单位行政区域的经济承载量或经济承载能力占比（Ciccone and Hall, 1996），例如刘满凤和谢晗进（2014）使用生产总值占比与行政面积占比的比例作为空间经济集聚的衡量指标，张可（2019）和邵帅等（2019）分别使用单位面积的非农产出、省份所有地级市非农产出之和与城市行政土地面积之和的比例作为衡量指标。不难看出，这类指标更加关注整体经济在该地区的集中程度，该数值越大，则代表经济越集中于该省份（而不是其他省份）。而与之相对应的，另一类指标则更侧重于描述地区内部的经济集中度，如陆铭和冯皓（2014）使用市辖区非农业人口规模及第二产业从业人员规模的基尼系数度量城市规模的集聚程度，王莹莹和杨青生（2021）以人口占比与面积占比的差异之和作为人口集中指数的衡量指标，刘修岩（2014）也以类似的形式作为空间集聚指数的度量。这一指标越大，反映的是该省份内部的集中程度越高，例如当该省份经济基本靠某一个或两个大城市拉动，而其他城市极为落后时，则该经济集聚指标越大。仅从直接的指标构建形式上来看，这一指标和当地的整体发展程度，即“外部集聚程度”的关系并不强，而更像是对于地区内部均等化程度的刻画。针对本文的研究目的，我们使用第二类指标度量经济的集聚程度。同刘修岩（2014）及邵帅等（2019）类似，鉴于传统的空间集聚程度指标，如 Herfindahl 指数，空间 GINI 指数、Theil 指数和 EG 指数等均可能存在偏误或敏感性强的问题，我们使用调整后的地理集中指数作为衡量指标。由于北京、天津、重庆、上海为单个直辖市，无法构建集聚程度指标，因此没有被包含在内；西藏自治区、香港特别行政区、澳门特别行政区及台湾地区等由于数据来源问题也没有包含在内，每年数据中共计包含 26 个省份或自治区。当省份内每个地级市所占产出份额完全等于其面积占比，各地级市的经济密度完全相同时，表示空间完全不集聚，而当各地级市经济密度差异增大时，这一指标也会迅速膨胀。描述性统计结果表明，经济集聚程度的平均值为 0.36，标准差为 0.10。

考虑到人工智能的发展不仅取决于当地经济的集聚程度，还受到经济发展、产业结构等一系列变量的影响，本文引入多个省份层面控制变量，变量定义及描述性统计如表 1 所示：①经济发展水平。参考绝大多数文献的做法，使用人均 GDP 来衡量各省份的经济发展水平，数据来自国家统计局。考虑到随着经济发展水平的逐渐提高，对于工业机器人的研发和推广越来越有可能取得突破性的进展，即边际效应有可能呈上升趋势，因此，本文同时引入其二次项作为控制变量。②产业结构。工业机器人主要集中于制造业产业，服务业及农业部门相对较少，因此工业机器人的渗透程度也很有可能受到当地产业结构的影响。鉴于此，我们引入当地第二产业占比和第三产业占比作为控制变量，其中第二产业、第三产业增加值数据来自国家统计局。③金融发展水平。以（本外币各项存款余额+本外币各项贷款余额）/GDP 衡量，其中金融数据来自 Wind 数据库。金融的发展程度越高，说明企业的可贷资金越充足，对于人工智能研发和机器人应用的积极性也可能越高。④交通基础设施。参考白俊红等（2017）的方法，以各省铁路运营里程数衡量。交通基础设施的发展连通了各个地区的物质和人力资本，因此可能有利于机器人应用技术的推广和空间溢出。⑤对外开放度。以外商投资企业占 GDP 的比重衡量，外商投资数据来自 Wind 数据库。正如前文中所提到的，在过去的很长一段时间内，美国、日本等发达国家的人工智能发展程度远高于中国，因此对外开放程度同

样可能影响地区智能机器人的渗透程度。⑥地区教育发展程度。以小学、初中及高中阶段生师比衡量。一般来说，本地的教育发展水平很大程度上影响当地居民的受教育程度和适龄学生家长的迁移意愿，进而影响该地区就业人员的整体劳动技能，而就业人员的劳动技能越高，越有利于智能机器人的研发应用，但同时降低了机器人对于劳动的可替代性，阻碍了机器人的大面积推广。因此，我们将地区教育发展程度的三个变量同时引入计量模型，以期更好地控制额外因素对于核心自变量回归结果的影响。

表 1 其他控制变量定义及描述性统计

变量	度量方式	符号	观测数	均值	标准差
经济发展水平	人均 GDP (元/人) 对数	lgGDP	260	10.61	0.40
第二产业占比	第二产业增加值/GDP	str_2	260	0.43	0.07
第三产业占比	第三产业增加值/GDP	str_3	260	0.46	0.06
金融发展水平	本外币各项存贷款余额/GDP	fina	260	3.03	0.70
交通基础设施	铁路运营里程 (万公里)	trans	260	0.42	0.21
对外开放度	外商投资/GDP	fdi	260	30.01	25.72
教育发展程度	小学生师比 (教师=1, 下同)	ratio_per	260	16.58	2.50
	初中生师比	ratio_jun	260	13.00	2.16
	高中生师比	ratio_sen	260	14.50	2.06

数据来源：国家统计局，Wind 数据库

(二) 计量模型设定

基于以上变量特征，本文对于经济集聚和人工智能发展的关系做如下的计量模型假设：

$$rob_b_{it} = \beta_0 + \beta_1 Ago_{it} + \gamma_1 \sum X_{it} + \varphi_i + \eta_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

其中 i 代表省份， t 代表时间。与前文一样， rob_b_{it} 表示 t 年份 i 省份的工业机器人渗透程度。 Ago_{it} 表示当年该省份经济的空间集聚程度，系数 β_1 反映空间集聚程度对于工业机器人渗透程度的边际影响， X_{it} 由一系列控制变量构成， φ_i 和 η_t 分别代表省份和年份固定效应， ε_{it} 代表误差项。进一步的，随着户籍制度的放开和交通设施的日益便利，城市群、都市圈越来越成为各地区经济发展的新模式，相邻省份之间经济的相互影响也越来越不可忽视。而本文所使用的被解释变量及解释变量均为省份层面变量，之间很可能存在一定的空间相关性，从而导致回归结果出现偏误。鉴于此，本文进一步使用空间杜宾模型检验两者之间的相关关系。空间杜宾模型是一类空间计量经济分析模型，它综合了被解释变量空间自相关及误差项空间自相关两种空间传导途径，因此能够更好地刻画和捕捉由于各类原因产生的空间溢出效应，保证回归结果的准确性和可信性。具体而言，我们将模型设定如下：

$$rob_b_{it} = \beta_0 + \beta_1 Ago_{it} + \gamma_1 \sum X_{it} + \beta_2 \sum_{j=1}^N \omega_{ij} Ago_{jt} + \gamma_2 \sum_{j=1}^N \sum \omega_{ij} X_{jt} + \varphi_i + \eta_t + \varepsilon_{it}$$

其中 i 和 j 均代表省份， N 代表省份总数， ω_{ij} 表示空间权重矩阵 ω 中的对应矩阵元。 β_2 和 γ_2 代表空间相关性为 0 时，当 β_2 和 γ_2 同时为 0 时，则模型回到 (3) 式。空间权重矩阵用于描述变量之间的空间相关程度，通常来说，空间权重矩阵有多种构建方法，其中最简单的一种是二值空间权重矩阵，即当地区 i 和地区 j 相邻时，设矩阵元素为 1，否则设为 0。这种方法方便易行，事实上，不相邻的省份之间的空间相关性并不是完全不存在，同样，不相邻省份之间的相关性也会由于地理距离、商贸往来等多种因素而有所差异。因此，这种方法虽然简便，但也存在相对粗糙的问题。

鉴于此，本文构建距离倒数空间权重矩阵，以空间距离的倒数作为矩阵元，此时地理距离越近的省份间相关性越强，而这也符合现实经济中区域间溢出效应的基本特征。出于稳健性的考虑，本文也将同时使用二值空间权重矩阵对回归结果进行检验。

四、实证结果及分析

（一）基准回归结果

表 2 展示了经济的空间集聚与人工智能发展的基准回归结果。其中第（1）列中仅包含经济的空间集聚程度作为自变量，并加入时间、省份的固定效应。可以看出此时在 1% 的显著性水平上，可以拒绝两者之间不存在相关关系的原假设，当地区经济的空间集聚程度越高时，人工智能的渗透程度也越高。这也验证了前文的假设 1，即经济的集聚程度越高，人工智能研发和应用的条件均越充足，发展势头也更迅猛，而集聚带来的资源过度集中等问题则尚未出现或相对较小，并未影响到整体效应的正向性。第（2）列在回归方程中引入经济发展水平、产业结构、金融发展水平等控制变量，发现此时核心被解释变量的回归系数有所减弱，但依然正向显著，说明在保持控制变量不变的情况下，经济空间集聚程度高的省份人工智能发展程度依然较高。从具体数值上来看，经济集聚程度指标每提高 0.01，该省份每万名从业人员工业机器人数量将增加 0.29 台。

考虑到可能存在的空间溢出效应，我们拟使用空间面板模型对于回归结果进行进一步的稳健性检验。在此之前，我们首先对于 OLS 回归的残差进行空间相关分析，当残差存在空间相关性时，说明回归结果受到空间相关性的影响，那么使用空间面板模型则是必要的，如果不存在空间相关性，则非空间的固定效应模型也是可行的。结果显示，在 2013 年之前，残差值之间不存在显著的空间相关性，而在 2014 年之后，残差之间的空间相关性开始显现，因此，出于保险性和稳健性的考虑，本文在第（3）-（5）列中使用空间面板模型重新进行回归，将被解释变量和误差项的空间相关性纳入模型的考虑范围。其中，第（3）列同第（1）列一样，仅将经济集聚单个变量纳入模型并考虑其空间相关性，此时变量本身的回归系数依然正向显著，且显著程度不变，但空间滞后项系数却不显著，这说明至少在这一回归模型中，本省的人工智能发展水平并不受其他省份经济变量的影响。鉴于此，第（4）列将控制变量纳入回归模型，以更好地测度经济集聚对于工业机器人渗透程度的影响。为了控制可变因素，此时我们仍然仅考虑经济集聚变量的空间相关性。结果同第（3）列一样，经济空间集聚指标的结果依然显著，但其空间滞后项系数却提示我们，经济的空间集聚对于人工智能的发展不存在空间溢出效应，回归残差的空间相关性更有可能体现在其他变量上。因此，第（5）列在第（4）列的基础上引入其他控制变量的空间相关性，此时的空间自回归系数表现为显著，说明模型存在空间溢出效应，经济空间集聚指标的回归系数有所下降，但符号及其显著性依然不变，这也从一定程度上证明了模型结果的稳健性。

从控制变量的回归结果来看，在第（2）、（4）和（5）列的回归中，人均 GDP 及其平方项指标分别为负向显著和正向显著且结果稳健，这说明经济发展和智能机器人渗透度之间的确存在 U 型关系，这可能是因为在经济发展前期，机器人研发投入不足，且人口红利尚且存在，劳动力供给还存在剩余，因此经济的发展首先带来劳动就业人数的上升。而在此之后，随着经济发展水平的进一步提高和人口红利的消失，工业机器人技术应运而生并快速发展。另外，值得指出的是，结合一次项、二次项的系数及人均 GDP 数据的实际取值范围来看，超过 80% 的经济发展水平数据位于 U 型的右侧，且这一二次函数的开口较宽，因此当经济发展程度较低时，模型显示的经济的发展对于

智能机器人应用的抑制或挤出作用实际上非常小。此外，从第（5）列来看，金融发展水平和对外开放度对于人工智能发展的正向影响得到了验证，且对外开放程度、产业结构的空间项系数表现为负向溢出，说明其他省份的对外开放度及第二产业比重越高，反而占据了过多人力和物质资源，对本省份的智能机器人发展产生挤出或虹吸效应。从教育发展程度的回归系数来看，小学生师比的回归结果显著为负，即小学生师比越高，当地人工智能发展程度越低。这一结果来源于作为义务教育，小学的学生人数相对稳定，且小学教育质量与教师的参与程度息息相关，因此小学生师比越高，越反映教师资源不足，教育质量堪忧。考虑到本文所使用的生师比数据均为当期数据，小学教育质量低说明该省份无法以子女教育吸引新兴技术领域求职者，这才导致人工智能技术发展迟缓。而与之相对应的，高中生师比越高，则当地工业机器人渗透程度越高，这可能是因为随着年级的提高，教学质量与教师尤其是教师人数的关系大大降低，且高中教育不是义务教育，高中生师比高更有可能反映的是当地初中升学率较高，能够获得更高学历的就业人员比例增大。初中介于高中和小学之间，其生师比越高一方面反映初中教师资源不足，一方面也可能是反映适龄学生人数充足，教育资源吸引力强。从结果来看，初中生师比的空间滞后项系数显著为正，证明其他省份的初中生师比对于本省份人工智能的发展具有正向溢出作用，这也说明教育资源吸引力强的假设可能更占上风。与此同时，其他控制变量的结果并不显著或显著性很弱，说明在其他因素不变的情况下，这些变量对于地区人工智能的发展没有明显的影响或其他变量可以作为它们的中介变量。

表 2 经济的空间集聚与人工智能发展的基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Ago	0.291*** (0.098)	0.225*** (0.083)	0.292*** (0.092)	0.221*** (0.077)	0.208*** (0.073)
lgGDP		-2.654*** (0.257)		-2.685*** (0.238)	-2.075*** (0.260)
lgGDP_squ		0.125*** (0.013)		0.127*** (0.012)	0.101*** (0.013)
str_2		0.175 (0.203)		0.148 (0.189)	-0.244 (0.206)
str_3		-0.012 (0.219)		-0.019 (0.199)	-0.126 (0.203)
fina		0.026** (0.013)		0.027** (0.012)	0.023* (0.012)
trans		0.076 (0.053)		0.073 (0.048)	0.067 (0.045)
fdi		0.001*** (0.000)		0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)
		教育发展程度			
ratio_pri		-0.017*** (0.003)		-0.017*** (0.003)	-0.011*** (0.003)
ratio_jun		0.007** (0.003)		0.007** (0.003)	0.005 (0.003)
ratio_sen		0.001 (0.003)		0.001 (0.003)	0.006** (0.003)
w.Ago			0.010 (0.490)	-0.118 (0.418)	0.190 (0.426)
rho			0.210 (0.185)	-0.108 (0.217)	-0.568** (0.277)
sigma2_e			0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.000*** (0.000)

续表

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
其他变量空间滞后项	—	—	N	N	Y
省份固定效应	Y	Y	Y	Y	Y
年份固定效应	Y	Y	Y	Y	Y
R Square	0.941	0.965	0.000	0.309	0.925
观测数	260	260	260	260	260

注：第(1)-(2)列使用固定效应模型，(3)-(5)列使用空间杜宾模型，w.变量代表该变量的空间滞后项，括号中为标准差，*代表 $p<0.1$ ，**代表 $p<0.05$ ，***代表 $p<0.01$ 。

(二) 基于衡量指标和空间权重矩阵的稳健性检验

关于经济空间集聚程度的衡量，以往的文献从不同的角度提出了不同的度量指标，其中较为常见的一种即空间 GINI 系数。尽管正如前文所言，空间 GINI 系数指标中不包含行政面积，因此可能带来空间偏误等问题（刘修岩，2014；邵帅等，2019），但其充分利用各单元之间的数值差异，可以很好地刻画地区间各单元之间的差异程度的绝对大小，在衡量地区内不均等程度方面仍然扮演着非常重要的角色。鉴于此，为了验证文章结论的稳健性，我们仍以空间 GINI 系数替代地理集中指数作为解释变量重新进行回归。GINI 系数通过每个省份各地级市人均 GDP 数据测算，数据来源于《中国城市统计年鉴》2011-2020，描述性统计结果显示其平均值为 0.24，标准差为 0.08。此外，空间 GINI 系数与地理集中度指标显著正相关，相关系数为 0.55，这一方面说明 GINI 系数和地理集中度所表达的涵义有类似之处，且都能够较好地衡量省份内经济的集中程度；另一方面，这也说明两者并不完全等价，空间 GINI 系数的确能够起到补充作用，更全面和完整地反映省份内部的经济集聚程度。

同表 2 一样，表 3 第(1)-(2)列使用固定效应模型进行回归，其中第(2)列在第(1)列的基础上引入其他控制变量。从结果来看，此时空间 GINI 系数的回归结果表现为正，且在 1% 的容错率下通过了检验。以第(2)列为例，空间 GINI 系数每上升 0.01，则省份每万名劳动就业人员对应的工业机器人数量增加 0.26 台。第(3)-(5)列再次换用空间杜宾模型，变量控制情况与表 2 完全类似。如表中所示，即使不考虑省份间各地级市的行政区域差异，以空间 GINI 系数为衡量指标的经济空间集聚程度对于工业机器人渗透度仍然存在显著的正向影响。与此同时，空间滞后项的回归系数显示，同之前一样，GINI 系数对于工业机器人渗透度的影响同样不存在空间溢出性。此外，值得说明的是，第(4)列在第(3)列的基础上引入了控制变量，但其拟合优度却不升反降，这可能是因为在引入控制变量的情况下，模型将部分控制变量对于被解释变量的影响归结于 GINI 系数的空间溢出效应，从而提高了空间面板模型的解释力，当然，这也从一定程度上说明，当完全不引入控制变量及其空间滞后项时，回归的系数可能存在偏误，这也是我们以第(5)列为准展开分析的原因。

表 3 基于空间 GINI 系数的稳健性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
GINI	0.301*** (0.096)	0.255*** (0.079)	0.275*** (0.090)	0.275*** (0.073)	0.233*** (0.076)
w.GINI			-0.881* (0.519)	0.605 (0.476)	0.416 (0.463)
rho			0.297* (0.173)	-0.180 (0.225)	-0.642** (0.284)

续表

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
sigma2_e			0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.000*** (0.000)
控制变量	N	Y	N	Y	Y
控制变量的空间相关性	—	—	—	N	Y
省份固定效应	Y	Y	Y	Y	Y
年份固定效应	Y	Y	Y	Y	Y
R Square	0.941	0.966	0.475	0.333	0.907
观测数	260	260	260	260	260

注：第（1）-（2）列使用固定效应模型，第（3）-（5）列使用空间杜宾模型，w变量代表该变量的空间滞后项，括号中为标准差，*代表 p<0.1，**代表 p<0.05，***代表 p<0.01。^①

除此之外，在基准回归中，我们使用地理距离倒数作为空间权重矩阵元素，而在以往的文献中，还有另一种常见和简便的空间权重矩阵构建形式，即二值空间权重矩阵（如高远东等，2013）。因此，我们也尝试用是否相邻作为空间权重矩阵元素，以进一步检验基准结果的稳健性，提高结论的说服力。由于空间权重矩阵仅用于空间面板模型，我们也仅对空间模型的结果进行再检验。表4第（1）-（3）列以地理集中度作为经济空间集聚程度的衡量指标，第（4）-（6）列则以空间GINI系数为衡量指标。从结果来看，此时的空间自回归系数及模型整体的拟合优度均发生了变化，说明在这一空间权重矩阵下，模型对于观测数据的拟合方式的确会发生变化，使用其作为稳健性检验也是有价值的。而与此同时，核心解释变量依然为正向显著且系数大小差异较小，空间溢出效果也被证明的确不存在，结果的稳健性再次得到了验证。

表4 基于二值空间权重矩阵的稳健性检验

变量	解释变量设置为 Ago			解释变量设置为 GINI 系数		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Ago	0.258*** (0.088)	0.229*** (0.083)	0.206*** (0.076)			
w.Ago	-0.014 (0.052)	-0.011 (0.047)	0.015 (0.047)			
GINI				0.302*** (0.084)	0.232*** (0.078)	0.160** (0.074)
w.GINI				-0.069* (0.040)	0.006 (0.039)	-0.017 (0.040)
rho	0.285*** (0.006)	0.286*** (0.006)	0.278*** (0.007)	0.283*** (0.006)	0.287*** (0.006)	0.278*** (0.007)
sigma2_e	0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)
控制变量	N	Y	Y	N	Y	Y
控制变量的空间相关性	—	N	Y	—	N	Y
省份固定效应	Y	Y	Y	Y	Y	Y
年份固定效应	Y	Y	Y	Y	Y	Y
R Square	0.000	0.208	0.210	0.001	0.176	0.181
观测数	260	260	260	260	260	260

注：第（1）-（3）列核心解释变量为 Ago，第（4）-（6）列核心解释变量为 GINI，w变量代表该变量的空间滞后项，括号中为标准差，*代表 p<0.1，**代表 p<0.05，***代表 p<0.01。

^① 限于篇幅，此后的回归结果中仅汇报核心解释变量的回归系数及其他变量的加入情况，具体回归系数不再详细展示。

（三）基于内生性问题处理的稳健性检验

人工智能技术作为一种新兴技术，以劳动力替代，智能化施工等形式给企业的生产效率带来了质的飞跃，大大提高了当地经济产值，而其他没有研发或引入工业机器人技术的城市则可能变得相对更加落后，经济的集聚程度也可能因此提高。这也就是说，人工智能的发展与经济的空间集聚程度之间可能存在反向因果问题，回归变量存在内生性。此外，经济的空间集聚也是经济社会发展到一定程度后的必然产物，集聚效应和规模效应又提示我们，集聚发展将能带来更强的边际效应，从而引发经济差异的进一步扩大和集聚程度的正反馈调节。

为了尽可能避免类似的内生性问题带来的影响，文献中引入过多种不同的实证策略。例如，田相辉和张秀生（2013）、伍骏骞等（2016）研究认为，空间杜宾模型其实已经在一定程度上考虑了内生性问题，尤其是忽略空间滞后带来的内生性问题。此外，系统广义矩方法（sys-GMM）也被视为解决内生性问题的重要和常用方法。以国内聚焦于经济空间集聚的研究为例，伍骏骞等（2016）通过系统广义矩方法检验了经济集聚对农民收入的影响，发现更高的经济密度的确有助于提升农民人均收入。蒲艳萍和成肖（2017）同样引入了系统广义矩方法，研究表明，即使在考虑了内生性问题的前提下，经济集聚仍然对于企业所得税的实际税率有降低作用。邵帅等（2019）主要讨论经济集聚对碳排放强度的影响，这一研究使用固定效应、系统广义矩方法及动态空间面板杜宾模型等多种实证方法发现，经济集聚和碳排放之间存在倒 N 型关系，只有当经济集聚超过一定程度之后，其节能和减排效应才能体现出来。另一种解决内生性的重要方法是工具变量方法。刘修岩（2014）是国内为数不多使用工具变量方法的研究者，他引入 Ramcharan（2009）和 Hering and Poncet（2010）的做法，使用地理中心度（省会城市与省内其他城市的距离）、地表粗糙度和地面坡度作为工具变量，讨论中国的空间集聚对经济增长和收入差距的影响。与之类似的，林伯强和谭睿鹏（2019）引入 Ciccone and Hall（1996）和 Fingleton and Longhi（2013）等文献的做法，使用地形特征及 1933 年是否开通铁路作为经济集聚程度的工具变量，探讨经济集聚与绿色经济效率的相关关系。考虑到数据可得性等多方面因素，我们参考伍骏骞等（2016）及邵帅等（2019）的方法，使用系统广义矩方法（sys-GMM）减弱内生性对于回归结果的影响。

表 5 第（1）、（3）列分别以地理集中度和 GINI 系数作为经济空间集聚程度的衡量指标进行了 sys-GMM 回归，Arellano-Bond Test 结果显示，两个回归扰动项的差分对应的 P 值分别为 0.005 和 0.043，即存在一阶自相关，但二阶自相关对应的 P 值分别 0.502 和 0.211，即不存在二阶自相关，可以接受“扰动项不存在自相关”的原假设。Sargan 检验结果显示，在 1% 的显著性水平上，无法拒绝“所有工具变量均有效”的原假设。回归结果表明，此时经济集聚指标的系数依然为正，说明经济集聚的确能够促进工业机器人的应用和推广。此外，针对回归中存在的空间相关性因素，第（2）、（4）列进一步使用广义空间二阶段最小二乘法回归，回归结果同样表明，经济的空间集聚对于人工智能的发展有所裨益，这也就意味着在尽可能减少内生性问题的干扰后，实证结果表现依然是稳健的。

表 5 基于内生性问题处理的稳健性检验

变量	sys-GMM (1)	GS2SLSXT (2)	sys-GMM (3)	GS2SLSXT (4)
Ago	0.442*** (0.118)	0.214** (0.083)		
GINI			0.253** (0.121)	0.264*** (0.080)

续表

变量	sys-GMM	GS2SLSXT	sys-GMM	GS2SLSXT
	(1)	(2)	(3)	(4)
L.rob_b	0.850*** (0.037)		0.876*** (0.027)	
w.rob_b		0.852*** (0.052)		0.852*** (0.051)
常数项	7.402* (4.340)	12.270*** (1.364)	-0.207 (4.566)	12.676*** (1.353)
控制变量	Y	Y	Y	Y
P Value of wald/F Test	0.000	0.000	0.000	0.000
AR(1)	-2.811		-2.028	
P Value	[0.005]		[0.043]	
AR(2)	-0.671		-1.251	
P Value	[0.502]		[0.211]	
观测数	234	260	234	260

注：第（1）、（3）列使用系统 GMM 方法，由于引入了滞后项，因此观测数=26×9=234。w.变量代表该变量的空间滞后项，L.变量代表该变量的时间滞后项。方括号中为 P 值，括号中为标准差，*代表 p<0.1，**代表 p<0.05，***代表 p<0.01。

与此同时，为了进一步检验反向因果问题的存在性，我们以工业机器人的渗透度作为解释变量，以经济的空间集聚程度作为被解释变量进行反向回归，为了保证与前文的一致性，所有控制变量不变。表 6 展示了在两种模型和两种经济的空间集聚的衡量方法下的回归结果。四列的结果均表明，人工智能的发展更多的还是经济发展的产物，其发展程度并不会影响省份经济的集聚，即不存在反向因果。这也可能是因为我国现阶段人工智能技术的研发和应用投入较弱，尚不足以影响经济集群。另外，值得指出的是，当以经济的空间集聚程度作为被解释变量时，解释变量的选择还可以有所差别，因此我们也尝试在回归模型中加入城镇化率（城镇人口/年末常住人口）、医疗水平（每万人拥有的卫生技术人员数）作为控制变量，发现此时工业机器人渗透度变量的回归系数依然是类似的，表明我国人工智能技术发展的确尚未影响到省份内部的经济集聚。

表 6 人工智能和经济的空间集聚程度的反向检验

变量	sys-GMM	GS2SLSXT	sys-GMM	GS2SLSXT
	(1)	(2)	(3)	(4)
rob_b	-0.023 (0.022)	-0.050 (0.036)	0.042 (0.039)	0.053 (0.038)
L.Ago	0.916*** (0.092)			
w.Ago		0.293 (0.319)		
L.GINI			0.404*** (0.084)	
w.GINI				-0.287 (0.404)
常数项	-2.633 (2.778)	-0.134 (1.258)	5.472** (2.557)	-1.770 (1.237)
控制变量	Y	Y	Y	Y
P Value of wald/F Test	0.000	0.000	0.000	0.000
AR(1)	-1.511		-1.148	
P Value	[0.131]		[0.251]	

续表

变量	sys-GMM	GS2SLSXT	sys-GMM	GS2SLSXT
	(1)	(2)	(3)	(4)
AR(2)	0.426		-0.728	
P Value	[0.670]		[0.467]	
观测数	234	260	234	260

注：第（1）、（3）列使用系统 GMM 方法，由于引入了滞后项，因此观测数=26×9=234。前两列因变量为 Ago，后两列因变量为 GINI，w 变量代表该变量的空间滞后项，L 变量代表该变量的时间滞后项。方括号中为 P 值，括号中为标准差，*代表 $p<0.1$ ，**代表 $p<0.05$ ，***代表 $p<0.01$ 。

五、进一步讨论

从以上的分析中我们得到，经济的空间集聚程度越高，越有利于工业机器人在该省份的应用与发展。这一结论以经验事实和理论分析为基础，也符合经济社会发展的基本规律，然而从区域间协调发展的角度出发，这一结论无疑是让人担忧的。十九届五中全会指出，到 2035 年，我国要实现中等收入群体的显著扩大，城乡和区域发展差距显著缩小，居民生活水平差距显著缩小^①。这一远景目标意味着在未来的十年内，我国的政策目的都应该是区域间人均收入差距的缩小，即经济的地理集中度、空间 GINI 系数的下降，然而文章的实证结果却表明，经济空间集聚程度的下降并不利于人工智能技术的应用与发展。因此，更为重要的是，在什么样的情况下，我们可以更少地依靠经济的集聚来促进人工智能的发展？随着 GDP 绝对量的增长，经济的集聚程度对于人工智能发展的影响是否会有所减弱？

针对上述问题，我们可以将经济分为几个不同的发展阶段并针对每个阶段的特征做出如下假设：①经济发展水平相对较低的阶段。在这一阶段，人工智能的发展将经历从无到有的过程，且通常起源于经济密度最高的地区，因为仅有这些地区才能集中对外开放程度高、高技能劳动力密集、政策待遇优厚、研发经费充足等诸多优势条件，而这也是在这一阶段内其他地区所不具备的。因此，此时经济的空间集聚程度越高，说明有更多的资源集中起来，为人工智能的发展提供肥沃的土壤，人工智能的发展程度也就越高。由于此时整体的经济发展水平尚且较低，即使存在经济空间集聚，这些地区的人力和物力条件也不足以支撑人工智能技术的大规模发展，因此，此时两者的正相关系数也相对较小（如图 3 中第一阶段）。②经济发展水平中等阶段。随着经济增长继续提速，在超过某一个临界点后，大多数集聚体的经济发展程度足以支持人工智能的发展和应用，此时集聚度每增加一单位，能够直接加入到人工智能的研发和应用中的企业增加量更多，集聚程度对于人工智能发展的影响系数依然为正且系数大小高于前者（如图 3 中第二阶段）。③经济发展水平较高阶段。这一阶段的人均收入水平通常已经超过高收入国家收入水平，即使是经济发展相对落后的地区也足以应用智能机器人技术，人工智能的进一步发展同经济增长一样，不再强烈依赖于经济是否集聚（Henderson, 2003; Brulhart and Shergami, 2009; 孙浦阳等, 2011）。不仅如此，此时经济空间集聚带来的错配效应开始占据一定地位，两者之间的正相关关系消失或相关系数非常低（如图 3 中第三阶段）。

① 节选自《中国共产党第十九届中央委员会第五次全体会议公报》。

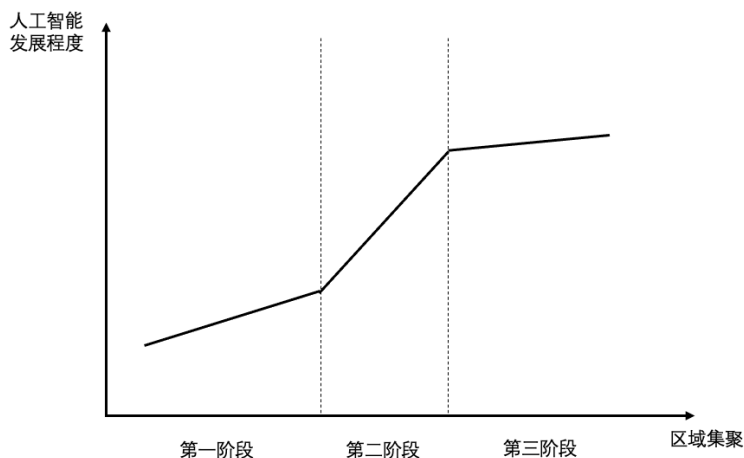


图 3 经济的空间集聚与人工智能发展之间的关系随经济发展水平的变化示意图

为了从实证上检验这一假设，我们通常使用分样本回归等形式直接对图 3 进行拟合，然而这意味着我们需要首先人为区分样本，而这往往难以避免主观因素的干扰。不仅如此，在实证检验之前，我们其实尚不确定对于不同经济发展程度的样本，不同的回归系数是否存在。基于以上的考虑，我们使用固定效应门限回归模型，该模型首先使用统计推断的方法判断门槛值的存在性，而后给出不同的门限范围内变量的回归系数。具体而言，我们将计量模型设置如下：

$$\begin{cases} rob_b_{it} = \beta_0 + \beta_{11}Ago_{it} + \gamma_i \sum X_{it} + \eta_t + \varphi_i + \varepsilon_{it} & \text{if } q_{it} \leq \theta \\ rob_b_{it} = \beta_0 + \beta_{12}Ago_{it} + \gamma_i \sum X_{it} + \eta_t + \varphi_i + \varepsilon_{it} & \text{if } q_{it} > \theta \end{cases} \quad (4)$$

其中 q_{it} 代表门槛变量，即人均经济发展水平的对数。 θ 代表其门槛值， β_{11} 和 β_{12} 代表门槛值前后的回归系数。式 (4) 代表仅存在单个门槛值的情况，两个及以上门槛值的情况以此类推。在实际的检验过程中，为了明确我国经济发展水平所处的阶段，我们分别检验了单门槛和双门槛两种情况。表 7 第 (1) 列将解释变量设置为 Ago ，模型结果显示，单门槛效应检验的 F 值为 76.37，能够拒绝线性模型的原假设，说明存在单门槛，且门槛值显示为 11.37，即人均 GDP 等于 86 943 元。在经济发展程度未达到门槛值之前，集聚程度每增加 0.01，每万名从业人员对应的工业机器人数量将增加 0.20，而在达到门槛值之后，这一系数将上升至 0.42 且依然显著。这验证了图 3 的第一阶段和第二阶段假设，即人均 GDP 达到门槛值前，经济的空间集聚对于人工智能发展的边际影响较低，而在达到门槛值之后，经济的空间集聚对于人工智能发展的影响开始抬升。与此同时，双门槛效应结果显示，三个阶段的回归系数仍在逐渐提高，说明并未出现图 3 第三阶段的情况，我国的经济正发展处于第一和第二阶段，随着经济空间集聚程度的提高，智能机器人的应用程度也会更高。第 (2) 列以空间 GINI 系数作为经济内部差异的衡量指标，此时单门槛效应检验的 F 值为 95.28，且门槛值同样显示为 11.37。不同的是，GINI 系数对人工智能发展的边际效应受到发展阶段的影响更大，当人均 GDP 不超过门槛值时，回归系数为 0.162，在超过门槛值后则提高到 0.640 且显著性更强。但与此同时，这一回归结果也表明，我国经济发展的确尚未达到第三阶段，人工智能仍有赖于经济的空间集聚。

表 7 门限回归结果

变量	解释变量设置为 Ago	解释变量设置为 GINI 系数
	(1)	(2)
Cut0#Ago	0.203** (0.089)	
Cut1#Ago	0.422*** (0.090)	
Cut0#GINI		0.162* (0.083)
Cut1#GINI		0.640*** (0.098)
常数项	1.058** (0.471)	0.694 (0.462)
控制变量	Y	Y
省份固定效应	Y	Y
年份固定效应	Y	Y
R Square	0.958	0.960
观测数	260	260

注：括号中为标准差，*代表 $p < 0.1$ ，**代表 $p < 0.05$ ，***代表 $p < 0.01$ 。

六、结论与政策启示

本文基于 IFR、《中国城市统计年鉴》等多个数据库 2010-2019 年的数据，采用空间杜宾模型等多种方法对经济的空间集聚与人工智能发展程度的关系进行了实证检验。研究表明：①经济的空间集聚程度越高，则当地工业机器人的渗透度越高，两者之间呈显著的正相关关系，控制变量及其空间滞后项的引入将不会影响结果的符号及显著性；②更换经济空间集聚变量的衡量指标、空间权重矩阵后，基准结论依然具有稳健性，基于内生性问题处理的 sys-GMM 方法和广义空间二阶段最小二乘法结果则表明，经济的空间集聚有利于工业机器人的应用和推广，而工业机器人的渗透则不会影响经济的集聚，即不存在反向因果性；③经济集聚对于人工智能的影响可能与经济发展的阶段息息相关，基于面板门限回归的实证检验表明，在我国目前的经济发展状态下，经济的进一步集聚还将给人工智能带来正面效应，但随着经济的继续增长，人工智能对于集聚程度的依赖性也可能会有所下降。

本文的结论明晰了经济的空间集聚对于人工智能的积极作用，也为如何应对未来空间集聚和人工智能持续发展带来的机遇和挑战提供了几点政策启示：首先，应当正视城镇化的发展及其带来的空间集聚效应。改革开放以来，我国以先富带动后富的模式抓住国际分工机会，赢得了数十年经济的高速增长，但同时，不均衡、不协调的空间增长格局也逐渐形成。其实不止在中国，纵观全球各国的经济发展史，不平衡的空间经济格局也几乎是经济发展过程中的必经之路。但正如文献综述中所提到的，很多研究证明这种空间的集聚有利于整体经济的发展，本文的研究也证明，经济集聚对于人工智能这一战略性技术的深度应用也是有所裨益的，因此不应该视经济的集聚为洪水猛兽，而是应该在不破坏集聚效应的前提下尽可能实现欠发达地区居民生活质量和福利水平的提高。第二，应该继续坚定不移地推动经济的可持续发展和区域协调政策的深入。人工智能的发展最终是经济社会发展的产物，随着经济的可持续发展，人工智能的应用前景必定会越来越广，且受到经济集聚程度的影响可能会越来越小，缩小区域城乡收入差距和促进人工智能产业发展的目标并不矛盾。不仅如此，多数区域协调发展政策，尤其是公共服务均等化等社会保障政策主要以欠发达地区居民

福利的提高为目标,事实上不仅不会直接影响或破坏发达城市经济的空间集聚效应,还能有效缓解发达地区与欠发达地区之间居民生活差异的继续加大。因此,应当坚持经济发展的“硬道理”,并持续推动社会保障等方面区域协调政策的发展,以促进数字经济等创新领域的发展和经济发展格局的改善。

本文为人工智能发展及其影响因素的研究提供了新的视角,在之后的研究中,本文还可以在在企业层面上智能机器人技术的研发和应用及其受经济集聚影响的差异性等方面展开更深入的讨论。此外,通过更细致的地形特征数据,我们还将有望通过工具变量方法进一步验证经济空间集聚对于人工智能发展的影响。通过更广泛、更全面的国际数据样本,各发展阶段经济集聚与人工智能关系的差异性有望得到更完整的检验,而这也将成为未来研究和探索的方向。

参考文献

- [1] 白俊红、王钺、蒋伏心、李婧:《研发要素流动、空间知识溢出与经济增长》[J].《经济研究》,2017年第7期,第109-123页。
- [2] 曹静、周亚林:《人工智能对经济的影响研究进展》[J].《经济学动态》,2018年第1期,第103-115页。
- [3] 陈秋霖、许多、周羿:《人口老龄化背景下人工智能的劳动力替代效应——基于跨国面板数据和中国省级面板数据的分析》[J].《中国人口科学》,2018年第6期,第30-42+126-127页。
- [4] 陈彦斌、林晨、陈小亮:《人工智能、老龄化与经济增长》[J].《经济研究》,2019年第7期,第47-63页。
- [5] 董晓芳、袁燕:《企业创新、生命周期与聚集经济》[J].《经济学(季刊)》,2014年第2期,第767-792页。
- [6] 高远东、温涛、王小华:《中国财政金融支农政策减贫效应的空间计量研究》[J].《经济科学》,2013年第1期,第36-46页。
- [7] 郭凯明:《人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动》[J].《管理世界》,2019年第7期,第60-77+202-203页。
- [8] 林伯强、谭睿鹏:《中国经济集聚与绿色经济效率》[J].《经济研究》,2019年第2期,第119-132页。
- [9] 刘满凤、谢晗进:《中国省域经济集聚性与污染集聚性趋同研究》[J].《经济地理》,2014年第4期,第25-32页。
- [10] 刘修岩:《空间效率与区域平衡:对中国省级层面集聚效应的检验》[J].《世界经济》,2014年第1期,第55-80页。
- [11] 陆铭、冯皓:《集聚与减排:城市规模差距影响工业污染强度的经验研究》[J].《世界经济》,2014年第7期,第86-114页。
- [12] 吕越、谷玮、包群:《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年第5期,第80-98页。
- [13] 彭向、蒋传海:《产业集聚、知识溢出与地区创新——基于中国工业行业的实证检验》[J].《经济学(季刊)》,2011年第3期,第913-934页。
- [14] 蒲艳萍、成肖:《经济集聚、市场一体化与地方政府税收竞争》[J].《财贸经济》,2017年第10期,第37-50页。
- [15] 邵帅、张可、豆建民:《经济集聚的节能减排效应:理论与中国经验》[J].《管理世界》,2019年第1期,第36-60+226页。
- [16] 孙浦阳、武力超、张伯伟:《空间集聚是否总能促进经济增长:不同假定条件下的思考》[J].《世界经济》,

- 2011年第10期,第3-20页。
- [17] 田相辉、张秀生：《空间外部性的识别问题》[J].《统计研究》，2013年第9期,第94-100页。
- [18] 王莹莹、杨青生：《粤港澳大湾区人口空间集聚的演变及其就业效应》[J].《人口学刊》，2021年第4期,第52-62页。
- [19] 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年第10期,第159-175页。
- [20] 伍骏骞、阮建青、徐广彤：《经济集聚、经济距离与农民增收：直接影响与空间溢出效应》[J].《经济学（季刊）》，2016年第1期,第297-320页。
- [21] 颜银根：《FDI区位选择：市场潜能、地理集聚与同源国效应》[J].《财贸经济》，2014年第9期,第103-113页。
- [22] 张可：《经济集聚与区域创新的交互影响及空间溢出》[J].《金融研究》，2019年第5期,第96-114页。
- [23] Acemoglu, D., and D. Autor, “Skills, tasks and technologies: implications for employment and earnings”, *Handbook of Labor Economics*, 2011, 1043-1171.
- [24] Acemoglu, D., and P. Restrepo, “The race between machine and man: implications of technology for growth, factor shares and employment”, *American Economic Review*, 2018, 108(6), 1488-1542.
- [25] Acemoglu, D., and P. Restrepo, “The wrong kind of Ai? artificial intelligence and the future of labor demand”, *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 2019.
- [26] Acemoglu, D., and P. Restrepo, “Robots and jobs: evidence from US labor markets”, *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6), 2188-2244.
- [27] Aghion, P., B. F. Jones, and C. I. Jones, “Artificial intelligence and economic growth”, *NBER Chapters*, 2018.
- [28] Autor, D., “Skills, education, and the rise of earnings inequality among the ‘Other 99 Percent’”, *Science*, 2014, 344 (6186), 843-851.
- [29] Autor, D., and M. G. Duggan, “The rise in the disability rolls and the decline in unemployment”, *Quarterly Journal of Economics*, 2003, 118(1): 157-205.
- [30] Brandt, L., T. Tombe, and X. D. Zhu, “Factor market distortions across time, space and sectors in China”, *Review of Economic Dynamics*, 2013, 16(1): 39-58.
- [31] Brulhart, M., and F. Sbergami, “Agglomeration and growth: cross-country evidence”, *Journal of Urban Economy*, 2009, 65(1): 48-63.
- [32] Capello, R., and C. Lenzi, “Spatial heterogeneity in knowledge, innovation, and economic growth nexus: Conceptual reflections and empirical evidence”, *Journal of Regional Science*, 2014, 54(2): 186-214.
- [33] Ciccone, A., and R. Hall, “Productivity and the density of economic activity”, *American Economic Review*, 1996, 86, 1.54-70.
- [34] DeCanio, Stephen, J., “Robots and humans-complements or substitutes?”. *Journal of Macroeconomics*, 2016, 49: 280-291.
- [35] Fingleton, B., and S. Longhi, “The effects of agglomeration on wages: Evidence from the micro-level”, *Journal of Regional Science*, 2013, 53(3): 443-463.
- [36] Geppert, K., M. Gornig, and A. Werwatz, “Economic growth of agglomeration and geographic concentration of industrial: evidence from Germany”, *Regional Studies*, 2008, 42(30): 413-421.
- [37] Giuliani, E., “The selective nature of knowledge networks in clusters: evidence from the wine industry”, *Journal of*

- Economic Geography*, 2007, 7: 139-168.
- [38] Goldsmith-Pinkham, P., I. Sorkin, and H. Swift, “Bartik instruments: what, when, why, and how”, *American Economic Review*, 2020, 110(8): 2586-2624.
- [39] Guastella, G., and F. V. Oort, “Regional heterogeneity and interregional research spillovers in European innovation: Modelling and policy implications”, *Regional Studies*, 2015, 49(11): 1772-1787.
- [40] Henderson, J. V., “The urbanization process and economic growth: the So-what question”, *Journal of Economic Growth*, 2003, 8(1): 47-71.
- [41] Hering, L., and S. Poncet, “Market access and individual wages: Evidence from China”, *The Review of Economics and Statistics*, 2010, 92(1): 145-159.
- [42] Hsieh, C. T., and P. J. Klenow, “Misallocation and manufacturing TFP in China and India”, *The Quarterly Journal of Economics*, 2009, 124(4): 1403-1448.
- [43] Hémous, D., and M. Olsen, “The rise of the machines: Automation, horizontal innovation and income inequality”, *IESE Business School Working Paper*, 2016.
- [44] Herrendorf, B., R. Rogerson, and á. Valentinyi, “Two perspectives on preferences and structural transformation”, *American Economic Review*, 2013, 103(7): 2752-2789.
- [45] Kunst, D., “Deskilling among manufacturing production workers”, *Tinbergen Institute Discussion Papers*, 2019.
- [46] Lankisch, C., K. Prettnner, and A. Prskawetz, “Robots and the skill premium: An automation-based explanation of wage inequality”, *Hohenheim Discussion Papers in Business, Economics and Social Sciences*, 2017.
- [47] Mitra, A., and H. Sato, “Agglomeration economies in Japan: Technical efficiency, growth and unemployment”, *Review of Urban and Regional Development Studies*, 2007, 19(3): 197-209.
- [48] Ramcharan, R., “Why an economic core? Domestic transport costs”, *Journal of Economic Geography*, 2009, 9(4): 559-581.
- [49] Roberto, A., and C. Giulio, “The role of spatial agglomeration in a structural model of innovation, productivity and export: a firm-level analysis”. *The Annals of Regional Science*, 2011, 46(3): 577-600.
- [50] Sultan, S. S., and M. P. Dijk, “Palestinian clusters: From agglomeration to innovation”, *European Scientific Journal*, 2017, 13(13): 323-336.

Economic Agglomeration and Artificial Intelligence——An Empirical Test based on Robot Data from IFR

HUIJUN ZHOU

(*Institute of Economics, Chinese Academy of Social Sciences*)

Abstract: As a strategic technology that has flourished in recent years, artificial intelligence (AI) plays an important role in the development of China's economy and society. Therefore, understanding the conditions and foundation of its development have important theoretical and practical significance, especially for the promotion of its sustainable development. Based on IFR data, provincial and prefecture-level city statistical data, this paper conducts empirical analysis on the relationship between economic agglomeration and the development of artificial intelligence. The result show that the higher

degree of economic concentration within one province implies higher level of application and development of artificial intelligence technology, and then result in the higher penetration of industrial robots. Using spatial GINI index as a measure of the degree of internal economic agglomeration, switching to the spatial weight matrix or using sys-GMM method could not affect the robustness of the conclusion. In addition, panel threshold regression show that the relationship between development of artificial intelligence and economic agglomeration depends on the degree of economic development. Now China is still in the early stage, with the continuous development of the economy, the impact of economic agglomeration on the application of artificial intelligence technology is expected to decline.

Key words: economic agglomeration; artificial intelligence, industrial robots

(执行编辑: 应珊珊)