

中国城市产业智能化空间关联网络及其驱动机制

罗良文, 张郑秋

(中南财经政法大学 经济学院, 湖北 武汉 430073)

摘要:把握新技术革命发展机遇,推动产业智能化升级,对于新形势下实现经济高质量发展具有重要作用。文章基于 2003—2019 年中国 283 个地级市数据和网络爬虫获得的企业微观数据构建城市产业智能化指数,采用社会网络分析方法考察产业智能化的空间关联网络特征;此外,运用机器学习中的极限梯度提升树算法(XGBoost)识别出产业智能化的核心驱动因素,在此基础上借助加权指数随机图模型(ERGM)探析产业智能化空间关联网络驱动机制。研究发现:(1)样本期间产业智能化空间关联强度不断提高,但整体处于较低水平,存在较大的提升空间;大部分城市位于网络边缘位置,主要依靠城市群或中心城市对周边城市产业智能化产生辐射带动作用。(2)XGBoost 算法测算结果表明,技术创新、产业结构升级和对外开放是产业智能化的核心影响因素,累积贡献率高达 92.72%。(3)技术创新、产业结构升级和对外开放有利于加强城市间的产业智能化合作。异质性分析发现,产业结构升级主要推动外围城市、高产业智能化水平城市形成紧密的产业智能化空间关联,而技术创新和对外开放对其驱动作用有限。据此,文章提出了推动产业智能化空间协调发展的相应政策建议。

关键词:产业智能化;空间关联网络;机器学习;ERGM

中图分类号:F062.9 文献标识码:A 文章编号:1001-9952(2024)01-0109-15

DOI: 10.16538/j.cnki.jfe.20230919.202

一、引言

目前,中国正处于转变经济发展方式和转换经济增长动能的关键时期。人工智能作为融合了 5G、大数据、云计算等的通用信息技术,通过与各生产要素的协同配合推动着产业智能化发展,对经济增长和社会效率提升产生了深远的影响(Acemoglu 和 Restrepo, 2019)。为促进产业智能化升级,2021 年《政府工作报告》提出“推动产业数字化智能化改造”;党的二十大报告强调“推动战略性新兴产业融合集群发展,构建新一代信息技术、人工智能、生物技术、新能源、新材料、高端装备、绿色环保等一批新的增长引擎”。产业智能化以工业机器人的使用为标志,在政府政策支持下,2016 年以来中国工业机器人存量连续位居世界首位。^①根据国际机器人联合会(IFR)统计数据,中国 2021 年新增工业机器人安装量 26.82 万台,相较于 2010 年的 1.49 万台增长了约 17 倍,中国已然成为工业机器人市场增速最快的国家。产业智能化的快速发展为我国经济发展提供了强大动能,2022 年中国人工智能核心产业规模高达 5 080 亿元,较上年增长了

收稿日期:2023-05-20

基金项目:国家社会科学基金重大项目(21&ZD072);国家社会科学基金一般项目(21BJY111)

作者简介:罗良文(1965—),男,河南信阳人,中南财经政法大学经济学院教授,博士生导师;

张郑秋(1993—)(通讯作者),女,四川内江人,中南财经政法大学经济学院博士研究生。

^① 根据国际机器人联合会(IFR)公布的历年《世界机器人报告》整理而来。

18%。^①然而,人工智能等技术的广泛运用也可能弱化欠发达地区的资源和成本优势,加剧区域经济发展的不平衡发展(Korinek 和 Stiglitz, 2021)。同时,随着交通和网络基础设施的不断完善,中国地区间已逐步形成复杂的产业空间关联网络。在高质量发展理念下,有必要深刻把握产业智能化空间发展特点,跨越区域经济“极化陷阱”。那么,产业智能化具有何种形式的空间关联网络特征?产业智能化的驱动因素有哪些?不同驱动因素的影响效果孰大孰小?这些因素是否有助于推动产业智能化形成紧密的空间关联关系?回答上述问题有助于充分认识我国城市产业智能化发展过程,深刻剖析产业智能化空间关联网络特征及其驱动机制,以期为制定产业智能化政策措施提供有益参考。

国内外关于产业智能化的研究主要集中于产业智能化对劳动力市场的影响(Acemoglu 和 Restrepo, 2018; Hubmer 和 Restrepo, 2021; 郑丽琳和刘东升, 2023),部分文献也探究了产业智能化在经济增长(Aghion 等, 2018)、产业结构转型(郭凯明, 2019)、环境治理(Ye 等, 2020)、生产方式转换(孙早和陈玉洁, 2023)以及全球价值链(黄亮雄等, 2023)等方面的作用效果。然而,仅有少数研究关注产业智能化发展的动力源泉以及受哪些因素影响的问题。如李健旋(2020)围绕智能技术、智能效益和智能应用构造制造业智能化评价指标体系,得出制造业智能化主要受到技术、人力资本以及成本压力等因素影响的结论。虽然现有研究表明产业智能化存在一定的空间相关性(张万里和宣旸, 2020; 贺胜兵等, 2023),但学者们却少有关注产业智能化的空间关联网络特征。城市网络理论认为,城市网络是经济要素流通的关键载体,两个或两个以上城市相互合作所实现的效果要大于单个城市实现效果的总和(Derudder 等, 2010)。因此,城市产业智能化空间关联网络的存在对产业智能化协调发展具有重要影响。然而,在加强产业横向与纵向合作的过程中,城市网络也可能吸收位于网络等级结构低端城市的禀赋资源,不利于网络边缘城市的发展(McCann 和 Acs, 2011)。

随着人工智能逐渐成为经济高质量发展的新引擎,学者们在测度产业智能化发展水平方面开展了丰富的研究。现有文献主要采用单一指标进行衡量,将全要素生产率(Autor 和 Salomons, 2018)、人工智能相关专利和出版物(Cockburn 等, 2018)、工业机器人密度(Acemoglu 和 Restrepo, 2020)、工业机器人投入量(孙早和侯玉琳, 2021)、全球计算机制造业和信息服务业的直接消耗系数(杨飞, 2022)等作为产业智能化的代理变量。考虑到产业智能化是对产业、智能技术等多方面发展程度的综合考量,使用产业智能化的某一部分指标作为其代理变量难以全面衡量产业智能化发展水平。陈彦斌等(2019)尝试构建产业智能化多维指标体系。此外,大部分实证研究采用智能仪器设备、工业机器人进出口总额、智能化相关企业专利数等数据构建省级层面的产业智能化指数(宣旸和张万里, 2021),鲜有学者结合企业数据系统考察产业智能化发展水平。与本文紧密相关的文献是王林辉等(2022)的研究,其借助网络爬虫、文本抓取等方法获得企业微观数据并构建工业智能化指数,进而检验工业智能化带来的企业地理格局重塑效应。

尽管关于产业智能化对经济社会发展各方面影响的研究颇丰,但缺少产业智能化空间关联网络驱动机制的相关文献,且忽视了不同因素对产业智能化贡献度存在差异的问题。在测度产业智能化水平时,已有文献主要使用单一指标进行度量,所采用数据也多为省级层面数据,鲜有针对城市和企业层面的测度。此外,智能技术存在较强的空间外溢性,但学者们多从城市自身特征展开研究,忽视了城市间相互关联对产业智能化发展的影响。鉴于此,本文首先结合城市数据和网络爬取的企业数据构建城市产业智能化指数,采用修正后的引力模型测度产业智能化

^①数据来源:中国信息通信研究院。

空间关联强度，并利用社会网络分析方法考察产业智能化的空间关联网络结构特征。其次，运用 *XGBoost* 算法识别出产业智能化的核心驱动因素。最后，借助 *ERGM* 模型考察核心驱动因素对产业智能化空间关联网络的影响。研究发现：(1)2003—2019 年产业智能化空间关联强度不断提高，但长期保持在较低的水平，存在较大的提升空间；产业智能化跨省域的联系强度较低，且主要依靠城市群或中心城市对周边城市产生辐射带动作用。(2)技术创新、产业结构升级和对外开放是产业智能化的核心驱动因素，贡献率分别为 48.83%、24.87% 和 19.02%，累计贡献率为 92.72%。(3)产业智能化空间关联网络紧密程度受技术创新、产业结构升级和对外开放等城市内源因素驱动。当技术创新、产业结构升级和对外开放分别处于较高水平时，其对城市产业智能化空间关联网络形成的驱动作用最强。此外，各城市倾向于与同城市群和同省域内部其他城市开展产业智能化合作。(4)异质性分析结果显示，产业结构升级有助于加强外围城市与其他城市的产业智能化合作关系，且对高产业智能化水平城市的促进作用强于低产业智能化水平城市；技术创新和对外开放对外围城市产业智能化合作均存在一定程度的抑制作用。基于此，本文研究结论能够为促进城市产业智能化空间协调发展提供可能的路径选择，为政府制定产业智能化发展的政策措施提供经验支持。

本文可能的边际贡献在于：(1)在研究视角方面，基于空间关联视角分析产业智能化的空间关联网络特征，探讨了产业智能化空间关联网络的核心驱动机制，有助于弥补现有研究的不足。(2)在研究内容方面，一是借助网络爬虫和手工搜集数据等方法获取企业数据，将城市数据与企业数据相结合构建城市产业智能化多维指标体系，更为精准地刻画了产业智能化发展水平。二是利用机器学习方法辨析出产业智能化各影响因素的重要性程度，并在此基础上采用 *ERGM* 模型探讨了核心驱动因素对产业智能化空间关联网络的影响。(3)在研究方法方面，将 *XGBoost* 算法引入实证研究中，凭借机器学习强大的计算和求解能力，为准确识别出产业智能化核心驱动因素提供了研究思路。

二、理论分析与研究假说

(一)产业智能化空间关联机理

“新雁行模式”理论认为，产业间存在复杂的生产网络(周华蓉等, 2022)，各城市可以通过要素禀赋的比较优势参与区域分工。产业智能化空间关联具体体现在以下三个方面：第一，产业智能化空间关联存在一定的“地缘效应”。根据交易成本理论，关联产业一般会选择彼此紧邻的地理分布格局，即在同一地缘内实现产业协同布局。地缘内城市空间关联越紧密，越有可能促进产业智能化空间关联网络发展。具体而言，在促进产业智能化快速发展的过程中，大数据、人工智能、互联网信息技术重塑了城市群内部产业地理格局(孙正等, 2022)。为缓解城市因人口大规模聚集、交通管制等带来的拥堵效应，劳动密集型产业很可能从中心城市向外围城市转移，中心城市则保留高技术和高附加值产业。这既有利于中心城市破除拥堵困境，也让分散于周边城市的非核心产业在产业网络中以较低成本获得了收益，形成中心城市辐射带动外围城市发展的空间格局。第二，产业智能化空间关联加速了要素流动。“流动空间”理论(Castells, 1989)认为，节点城市通过传递要素形成城市间的复杂联系。在交通基础设施和通信技术不发达的早期，产业关联受制于地理距离，要素流动速度慢且流动范围小。通信技术的兴起以及基础设施的日益完善为分散企业建立跨空间联系创造了条件，促进了人口、信息、技术等要素的自由流动。一方面，产业智能化的网络化发展能避免要素资源过分集中于城市群，提高产业链上的要素配置效率。另一方面，产业智能化空间关联有助于企业共享劳动力、技术与知识，畅通要

素流动渠道。第三,产业智能化空间关联变革了产业链布局。物联网、区块链、云计算等新一代信息技术改变了企业间技术、知识和信息交流的时空距离,逐渐形成了新的产业合作模式(张虎等,2023)。这种新型产业合作模式可通过优化资源配置和降低贸易成本等方式提高某一地区在产业链分工中的作用和地位,扩大区域产业布局带来的邻近效应,强化产业链上企业间的空间关联(刘斌和潘彤,2020)。基于此,本文提出如下研究假说:

假说1:产业智能化存在着明显的空间关联网络结构。

(二)产业智能化空间关联网络的驱动机制

1. 技术创新机制

技术创新是产业智能化发展的根本动力。科技研发和技术的不断积累催生出物联网、云计算、大数据等新一代信息技术,突破了产品需求反馈的空间和时间障碍,消除了生产消费在时空上的“面对面”交流特性。这使得传统产业逐渐向生产自动化、智能化和高效化转变,进而形成产业智能化的空间关联关系。由于技术创新具有较强的可模仿性和空间溢出特征(张可,2019),本文认为技术创新主要从以下三个方面推动产业智能化空间关联网络的形成:第一,技术创新改变了企业的空间分布。企业距离技术和创新中心越近,越有利于降低创新成本,提高创新产出和创新质量(Capello和Lenzi,2014)。依靠地理邻近获得的创新知识溢出为企业进一步学习先进的管理经验和提高技术水平创造了条件,决定了产业智能化网络节点城市的合作程度。第二,技术创新影响着产业链中各环节的空间布局。一方面,新技术的应用有助于变革企业生产组织方式,提升企业生产效率(Graetz和Michaels,2018)。这为企业具备比较优势提供了可能,有助于改善企业在产业链分工中的地位。另一方面,创新技术与供应链的深度融合有利于企业实现生产、运输和仓储环节的智能化管理,提高企业信息透明度的同时降低交易成本、运输成本和仓储成本,加速产业链碎片化布局(刘宇英和盛斌,2023)。第三,技术创新为区域经济空间重构奠定了基础。技术创新能够加速产业智能化空间关联网络中创新要素的流动,提高地区区间创新要素的配置效率,为区域经济提供新的增长极。新增长极的形成有利于地区专业化水平,突破区域经济活动的地理边界,提升产业智能化空间关联。

2. 产业结构升级机制

产业结构升级是产业智能化发展的内在要求。无论是人工智能基础理论研究,还是核心技术算法运作,都依赖于高端人才对于智能技术的创新和应用(宣彤和张万里,2021)。产业结构升级过程中伴随着高技术创新需求,培养了产业智能化发展所需的高素质人才,为企业智能化生产和管理奠定了基础。一方面,新产业、新业态和新模式的快速迭代可能产生“腾笼换鸟”的产业结构调整效应。拥有高智能技术含量和高附加值的高端产业倾向于集聚在中心城区,低端产业则会迫于成本压力转移到城市周边,实现了生产要素在空间上的聚散重组。新结构经济学认为,最优生产结构由要素禀赋结构决定,若生产结构与要素禀赋结构相匹配,则能创造出最大经济剩余(林毅夫和付才辉,2019)。在现代通信技术支持下,生产要素和产品在空间上的流动性逐渐增强,要素禀赋结构得到优化升级(中国社会科学院工业经济研究所课题组,2021)。新的要素禀赋结构不仅改变了传统生产要素在时空上的不可分割性,也能根据不同生产区段合理调整要素投入规模,催生出新的产业合作模式。另一方面,产业结构升级水平较高的城市能吸引高新企业入驻,产生创新集群效应。创新集群中心城市能够通过技术互补与其他城市建立密切的技术关联,推动企业合作开发新技术(郑江淮等,2023),为城市间产业智能化合作创造条件。具体而言,产业升级相对领先的城市集聚了创新人才和科研机构等创新资源,依靠吸引创新资源推动创新深化。当城市创新资源充分配置时,为进一步降低创新成本,非核心技术领域将会逐渐向其他城市转移。这在一定程度上激发了承接技术转移城市的创新活力,开辟出具有

更高复杂度和专业性的技术领域。随着创新资源配置的地理范围不断扩大，创新集群中心城市与其他城市间的技术关联与产业互动也日趋紧密。

3. 对外开放机制

对外开放为产业智能化发展提供了接收国际技术溢出的渠道。中国智能化发展主要依赖于与发达国家开展贸易合作所获得的技术溢出，凭借进口工业机器人或国际技术转移实现智能技术的进步(陈昊等, 2021)。在进口品技术溢出方面，进口品为企业提供了接触更高质量和更优技术产品的机会，通过对产成品开展逆向工程，可剖析得到该产品的功能特性、技术规格和处理流程等技术元素。受益于进口品蕴含的先进技术，技术邻近产业的企业可以通过技术模仿或技术学习取得技术突破(Shepherd 和 Stone, 2012)。开展逆向工程可能带来关键核心技术人才的跨行业流动，创新知识的迁移和技术的跨行业溢出有助于实现产业智能化的空间关联。在国际技术转移方面，国际技术转入能够带动企业迅速获取国际前沿技术，增强国际技术转入地的技术储备能力，使该地区应用前沿技术在产业智能化空间关联网络中居于核心地位。国际技术转出则可以为地区汇聚国际高端人才等创新要素，优化资源配置，激发企业创新活力，增强国内产业链的前后向和侧向关联效应(史丹等, 2023)。

综上所述，本文提出如下研究假说：

假说 2：技术创新、产业结构升级和对外开放是产业智能化空间关联网络的核心影响因素。

假说 3：技术创新能力、产业结构升级水平和对外开放程度的提升有利于推动城市间产业智能化合作。

三、研究方法 with 数据说明

(一) 研究方法

1. 空间关联网络构建

为精准刻画空间关联网络结构演变特征，本文借鉴白俊红和蒋伏心(2015)的研究，采用修正后的引力模型测度产业智能化空间关联强度，公式如下：

$$R_{ij} = H_{ij} \frac{\sqrt[3]{P_i I_i G_i} \sqrt[3]{P_j I_j G_j}}{D_{ij}^2}, \quad H_{ij} = \frac{I_i}{I_i + I_j} \quad (1)$$

其中， R_{ij} 为城市*i*和城市*j*产业智能化的空间关联强度； H_{ij} 为城市*i*和城市*j*之间的引力系数； I_i 和 I_j 分别表示城市*i*和城市*j*的产业智能化指数； P_i 和 P_j 分别表示城市*i*和城市*j*的年末总人口； G_i 和 G_j 分别表示城市*i*和城市*j*的实际GDP； D_{ij} 表示城市*i*和城市*j*之间的地理距离。进一步地，取矩阵中各行平均值作为该行阈值。对高于阈值的引力值取1，表示该行城市存在对该列城市的产业智能化空间溢出；对低于阈值的引力值取0，表示该行城市与该列城市不存在产业智能化空间关联关系。由此，获得城市产业智能化空间关联矩阵。

2. XGBoost 算法

本文试图将影响产业智能化的因素充分考虑在内，以筛选得到与产业智能化密切相关的核心驱动因素。鉴于机器学习方法在探索变量相关性和因果识别方面优于传统方法，且能得到更为精准的估计效果，本文采用机器学习方法中的极限梯度提升树算法(XGBoost)测算各因素对产业智能化的贡献率。该算法的原理是在准确率较低的简单模型中不断加入相同的简单模型，通过迭代计算生成新模型以修正前期模型误差，从而提升模型准确率。根据Wang等(2020)的研究，XGBoost算法的简单模型可表示为： $\hat{y}_i = \sum_k^K f_k(x_i)$ ， $f_k \in F$ 。其中， $f_k(x_i)$ 为第*k*棵树对第*i*个样本的预测值， F 为树的集合。

3. ERGM 模型

为检验各驱动因素对产业智能化空间关联网络的作用效果,本文使用马尔科夫链蒙特卡洛最大似然估计法(MCMC MLE)进行 ERGM 模型的参数估计。ERGM 模型一般形式如下:

$$Pr(y) = \{Y = y|\theta\} \equiv P_\theta(y) = \left(\frac{1}{k}\right) \exp\{\theta_H^T gH(Y)\} \quad (2)$$

$$\text{logit}\left(\frac{Pr(y_{ij} = 1|y^e)}{Pr(y_{ij} = 0|y^e)}\right) = \sum_H \theta_H^T \Delta\{g(y)\}_{ij} \quad (3)$$

$$Pr(y) = \{Y = y|\theta\} \equiv P_\theta(y) = \left(\frac{1}{k}\right) \exp\{\theta^T Z(y) + \theta_a^T Z_a(y, x) + \theta_b^T Z_b(y, g)\} \quad (4)$$

其中, H 表示可能影响网络形成的因素; $\Delta\{g(y)\}$ 表示网络变动量; $Z(y)$ 表示内生结构统计量, $Z_a(y, x)$ 表示与节点属性相关的网络结构统计量, $Z_b(y, g)$ 表示与该网络相关的其他外部网络的网络结构统计量; θ 为参数向量。本文采用 R 语言的 Statnet 包构建 ERGM 模型。

(二) 数据说明

1. 被解释变量

本文将产业智能化空间关联网络(*net*)作为被解释变量,该变量由修正后的引力模型测算得到。在产业智能化指标构建方面,参考王林辉等(2022)衡量工业智能化水平的指标构建方法,围绕表 1 所示的 6 个分项指标,采用熵权法测算城市产业智能化指数。

表 1 产业智能化指标构建

分项指标	指标解释	数据来源
新型数字化基础设施	选取计算机、通信等设备制造业,以及信息传输、软件和信息技术服务业等行业的上市公司营业收入(元)作为新型数字基础设施的衡量指标,并利用注册地信息将上市公司分类到地级市层面	CSMAR数据库
网络传输能力	移动交换机容量(万户),由省级移动交换机容量乘以城市电信收入占比间接测算得到 长途光缆线路长度(公里),选用地级市市政公用设施建设固定资产投资比重乘以省级光缆长度间接测算得到	《中国城市统计年鉴》 《中国统计年鉴》
信息接收能力	人均互联网宽带接入用户规模(户/人) 人均移动互联网用户规模(户/人)	《中国城市统计年鉴》
智能化专业人才	信息传输、计算机服务和软件业从业人员(万人)	
智能化技术	采用人工智能专利/研发人员数量表示(件/万人)。将人工智能作为关键词,使用 Python 软件爬虫获得人工智能专利数量	万方专利数据库和 《中国城市统计年鉴》
智能化应用	工业机器人渗透度,测算公式为: $ETR_{it} = \sum_{i \in I} L_{it}^i R_{it}^i / L_i^t$, 其中: $L_{it}^i = L_{it}^i / L_i^t$, L_{it}^i 为 t 时期 s 城市 i 行业从业人员数量, L_i^t 为 t 时期 s 城市从业人员数量, R_{it}^i 为 t 时期 i 行业工业机器人存量, L_i^t 为 t 时期 i 行业全国从业人员数量	IFR数据库和 《中国城市统计年鉴》

2. 核心解释变量

本文核心解释变量选取与产业智能化发展密切相关的技术创新、产业结构升级和对外开放,再围绕城市自身属性考察产业智能化空间关联网络形成的核心驱动机制。产业智能化核心驱动因素的说明如下:(1)技术创新(*inv*)。产业智能化发展依赖于人工智能等新兴技术的突破,选用发明专利授权量作为技术创新的代理变量。(2)产业结构升级(*inha*)。产业结构升级伴随着产业价值链的重构与优化,新兴产业的增长扩大了智能化设备市场需求,促进了企业向智能化转型。本文采用产业间结构指数进行衡量: $inha_{it} = \sum_{m=1}^3 y_{im} \times m, m = 1, 2, 3$ 。其中, y_{im} 表示 t 时期 i 地区第 m 产业占国内生产总值的比重。(3)对外开放(*open*)。已有研究认为对外开放程度的加深不仅能够带来国外先进的智能制造设备、技术以及管理经验,也能通过技术溢出促进国内企

业提高智能生产水平，推动智能化转型(Orlic 等, 2018)。本文将人均实际利用外资额(以 2003 年为基期)作为对外开放的代理变量。

3. 内生结构变量

内生结构变量来源于空间关联网络自身的组织结构特性，该类变量影响网络结构的动态演化。考虑到产业智能化空间关联网络是无向对称网络，选取边数和互惠性作为内生结构变量。具体而言，边数(*edges*)表示网络中形成关联关系的数量，即网络中边的数量；互惠性(*mutual*)指城市间产业智能化形成互惠关系的概率。

4. 外生网络协变量

考虑到在产业智能化空间关联网络中城市可能还存在其他类型的关系网络，本文引入城市群关联网络^①和省域关联网络两个外生网络协变量，以检验位于相同城市群或省域的城市间是否更容易出现产业智能化合作。在城市群关联网络(*cluster*)中，将位于同一城市群的合作城市赋值为 1，否则为 0。在省域关联网络(*pro*)中，将属于同一省份的合作城市赋值为 1，否则为 0。

(三)数据来源

本文选取 2003—2019 年中国 283 个地级市作为研究样本，数据主要来源于《中国城市统计年鉴》《中国统计年鉴》和国家统计局官网。此外，发明专利授权量数据来源于 CNRDS 数据库。主要变量描述性统计结果如表 2 所示。

表 2 主要变量描述性统计

变量类型	变量名称	变量符号	变量定义	均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	产业智能化空间关联网络	<i>net</i>	产业智能化空间关联网络矩阵	0.139	0.346	0	1
核心解释变量	技术创新	<i>inv</i>	发明专利授权量(万件)	0.048	0.161	0	2.008
	产业结构升级	<i>inha</i>	产业结构升级指数	225.232	12.409	200.318	273.679
	对外开放	<i>open</i>	人均实际利用外资额(万元/人)	9.602	16.011	0	125.371
内生结构变量	边数	<i>edges</i>	网络中边的数量	/	/	/	/
	互惠性	<i>mutual</i>	城市间产业智能化的互惠关系	/	/	/	/
外生网络协变量	城市群关联网络	<i>cluster</i>	城市群关联网络矩阵	0.041	0.197	0	1
	省域关联网络	<i>pro</i>	省域关联网络矩阵	0.042	0.201	0	1

四、产业智能化空间关联网络分析

(一)产业智能化空间关联网络发展特征

表 3 列示了部分年度产业智能化网络关联强度排名前十的城市对，用以分析产业智能化空间关联网络发展特征。整体而言，产业智能化联系度较高的城市网络关联强度由 2003 年的 2.17~27.24 提高到 2019 年的 11.16~131.24，城市空间关联强度不断提升。随着人工智能技术与产业的不断融合发展，产业间逐渐构建出完善的网络化和智能化生产管理系统，加强了城市在空间上的相互联系。从城市所属区域来看，产业智能化空间关联强度较高的城市对大部分属于省内城市之间的联系，说明城市间产业智能化交流在省内更为活跃，跨省域的联系程度不高。此外，城市空间关联存在明显的互动关系，互为城市对的两个城市空间关联强度排名相差不大。以广州—佛山城市对为例，2019 年广州对佛山的吸引力强度为 131.24，佛山对广州的吸引力强度为 47.57，在全国城市空间关联强度中位居前列。

① 按照《中华人民共和国国民经济和社会发展第十三个五年规划纲要》提出的 19 个城市群构建城市群关联网络。

表 3 城市间产业智能化网络关联强度前十名

排名	城市对	2003年	城市对	2008年	城市对	2013年	城市对	2019年
1	广州—佛山	27.24	广州—佛山	32.94	广州—佛山	73.06	广州—佛山	131.24
2	佛山—广州	11.29	佛山—广州	22.94	佛山—广州	59.99	佛山—广州	47.57
3	鄂州—黄冈	4.14	鄂州—黄冈	7.39	黄冈—鄂州	17.39	鄂州—黄冈	20.64
4	镇江—扬州	4.09	北京—廊坊	7.13	鄂州—黄冈	14.00	北京—廊坊	18.62
5	北京—廊坊	3.79	黄冈—鄂州	6.56	北京—廊坊	12.63	苏州—无锡	18.14
6	黄冈—鄂州	3.20	东莞—广州	5.82	镇江—扬州	11.95	黄冈—鄂州	18.12
7	西安—咸阳	2.99	西安—咸阳	5.16	苏州—无锡	11.58	西安—咸阳	14.73
8	上海—苏州	2.57	无锡—苏州	4.06	西安—咸阳	11.23	镇江—扬州	13.00
9	苏州—无锡	2.25	东莞—深圳	4.01	无锡—苏州	7.11	深圳—东莞	12.50
10	北京—天津	2.17	北京—天津	3.93	北京—天津	6.27	上海—苏州	11.16

(二) 产业智能化空间关联网络结构特征

1. 空间关联网络的整体结构特征

本文利用社会网络分析法^①探究网络节点城市之间的关系,产业智能化空间关联网络的整体结构特征如图 1 所示。第一,关联关系数。2003—2019 年平均关联关系数为 1.112 万个,约占最大可能网络关联关系数(7.981 万个)的 13.93%,说明城市间建立关联关系的数量较少,存在较大的提升空间。从时间变动趋势来看,样本期间关联关系数由 2003 年的 1.087 万个波动上升至 2019 年的 1.111 万个。这意味着我国产业智能化的空间关联强度在不断提升,但上升幅度较小。第二,网络关联度。产业智能化网络关联度均为 1,节点城市在样本期间均位于整体网络中。这意味着城市产业智能化发展具有较强的空间溢出效应,所有城市之间具有直接或间接的产业智能化关联关系,网络稳健性较强。第三,网络密度。产业智能化平均网络密度为 0.139,整体变化幅度不大。这说明城市之间产业智能化紧密程度较低,且长期保持较低的空间关联水平。第四,互惠性。样本城市对互惠性均值为 0.260,即 26.00% 的城市对在产业智能化发展方面具有彼此互助的双向关系,但仍有 74.00% 的城市对表现出单向或不对称的关系,互惠性较差。第五,平均最短路径。产业智能化平均最短路径由 2003 年的 2.524 波动上升至 2019 年的 2.581,说明城市间产业智能化传输效率并未得到明显改善,网络连通性不高。由此,假说 1 得以验证。

2. 空间关联网络的个体结构特征

样本期间产业智能化空间关联网络的个体结构特征指标变化不大,关联网络较为稳定。度数中心度年均值为 22.11,有 188 座城市度数中心度低于均值,约占样本总数的 66.43%。这意味着大部分城市位于网络边缘位置,与其他城市的合作关系数量较少。高于均值的城市大多为中心城市,且主要分布于长三角城市群、京津冀城市群、长江中游城市群等地区。这说明我国产业智能化发展主要存在于中心城市和城市群之中,并依靠空间关联对周边城市产生辐射带动作用。接近中心度年均值为 55.52,高于该值的城市数量占比为 37.45%,这些城市能够在产业智能化空间关联网络中快速与其他城市建立直接联系,并较快接收其他城市的技术、人力等资源要素。中介中心度年均值为 0.29,仅有 13.42% 的城市中介中心度高于这一数值。由此可知,中介中心度具有较强的非均衡分布特征,仅有少数城市在空间关联网络中发挥了产业智能化转移的中介作用。

^① 限于篇幅,文中未报告社会网络分析法中网络结构特征指标的详细解释,如有需要可向作者索取。

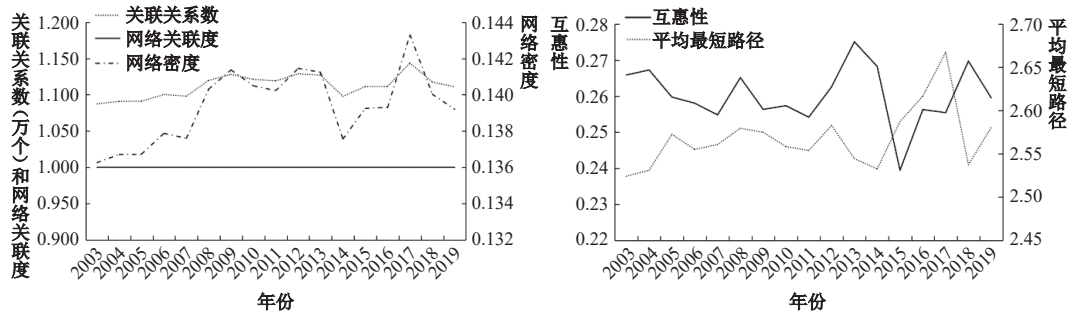


图 1 产业智能化空间关联网络的整体结构特征

3. 中心度的空间分布特征

本文分别测算了产业智能化空间关联网络度数中心度和接近中心度的分项指标，将度数中心度进一步分解为点出度和点入度，将接近中心度细分为出接近中心度和入接近中心度。按照四分位数对样本城市分组，分析其空间分布特征。

(1) 产业智能化空间关联网络平均点出度和点入度的空间分布特征。从点出度来看，高点出度城市(51—74)大多分布于中部和西部地区，包括呼伦贝尔、九江、南昌、延安等城市，该类城市对其他城市产业智能化具有较强的净溢出效应。从点入度来看，高点入度城市(45—251)主要分布于京津冀城市群、长江中游城市群、珠三角城市群等地区，对周围城市具有明显的虹吸集聚作用。通过对比点出度和点入度可以发现，东部沿海地区以及成渝等城市群接收关系数多于溢出关系数，西部和中部地区情况则相反。这说明城市产业智能化在空间上呈不均衡分布特征，东部沿海地区以及城市群城市具有较强的吸纳其他城市资源的能力。

(2) 产业智能化空间关联网络平均出接近中心度和入接近中心度的空间分布特征。样本期间，高出接近中心度(0.44—0.53)城市主要为沈阳、宝鸡、桂林等西部城市以及武汉、阜阳等部分中部城市。这些城市大部分产业智能化水平较低，空间网络中溢出效应明显，与其他城市之间难以建立紧密的关联。高入接近中心度(0.47—0.89)城市主要为北京、上海等东部城市以及武汉、长沙等中部核心城市。通过对比出接近中心度和入接近中心度可以发现，出入接近中心度均较高的城市大多分布于中部地区，说明中部城市在产业智能化发展过程中承担着重要枢纽的角色。东北部城市出接近中心度和入接近中心度均处于全国较低水平，在产业智能化空间关联网络中位于边缘位置。

五、实证结果分析

(一) 机器学习方法结果分析

为确保 *XGBoost* 算法测算得到的结果科学合理，本文将决策树(*DT*)、随机森林(*RF*)和 *XGBoost* 算法的预测性能进行对比分析。决定系数(R^2)、均方误差(*MSE*)、均方根误差(*RMSE*)和交叉验证的 *MSE* 等预测性能指标评估结果显示，三种机器学习方法均表现出良好的预测性能，但 *XGBoost* 算法表现最优。^①因此，本文最终采用 *XGBoost* 算法分析产业智能化驱动因素的贡献率。

通过梳理相关文献，本文选取技术创新(*inv*)、产业结构升级(*inha*)、对外开放(*open*)、人力资本积累(*labor*)、研发投入(*lnscienc*)、外商直接投资(*fdi*)、人口密度(*dens*)、金融发展水平

① 限于篇幅，文中未报告机器学习方法的预测性能评估结果，如有需要可向作者索取。

(*finance*)和市场化水平(*market*)9个影响产业智能化的因素作为研究变量。^①*XGBoost*算法下产业智能化驱动因素贡献率排序结果如图2所示。影响产业智能化发展最为重要的因素是技术创新,其次是产业结构升级和对外开放,贡献率分别为48.83%、24.87%和19.02%,明显高于其他变量。三者累计贡献率高达92.72%,说明技术创新、产业结构升级和对外开放在城市产业智能化发展过程中发挥着重要作用。因此,假说2得到验证。

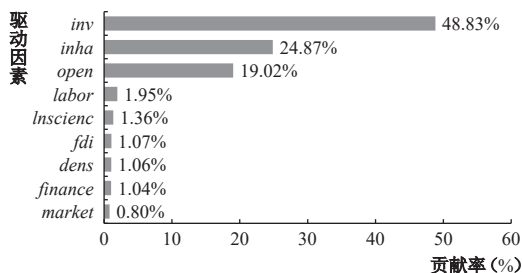


图2 产业智能化驱动因素的贡献率

(二) ERGM 回归结果分析

1. 基准回归结果

各因素对产业智能化空间关联网影响的拟合结果如表4所示。表4列(1)汇报了未考虑其他变量时的估计结果,技术创新和对外开放的系数显著为正,但产业结构升级的系数显著为负。在列(2)和列(3)中逐步增加内生结构变量和外生网络协变量后,赤池信息准则(*AIC*)和贝叶斯信息准则(*BIC*)^②逐渐下降。这说明 *ERGM*模型的拟合效果得到明显改善,列(3)的拟合效果最佳。列(3)显示技术创新、产业结构升级和对外开放的估计系数均在1%水平上显著为正,说明技术创新能力、产业结构升级水平和对外开放程度的提升有利于推动城市间产业智能化合作,驱动产业智能化空间关联网的形成。由此,假说3得到了验证。在外生网络协变量中,城市群关联网和省域关联网的系数在1%水平上显著为正,再次验证了各城市倾向于与城市群或同省内部其他城市开展产业智能化合作。

2. 稳健性检验^③

为保证研究结论的可靠性,本文进行了如下稳健性检验:(1)划分窗口期。将2003—2019年划分为4个窗口期,分别对2003—2006年、2007—2010年、2011—2014年和2015—2019年窗口期样本进行检验。(2)空间杜宾模型估计。在构建经济距离权重矩阵的基础上,采

表4 基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)
<i>inv</i>	1.350***(0.043)	0.710***(0.039)	0.889***(0.044)
<i>inha</i>	-0.005***(3e-05)	0.009***(0.001)	0.015***(0.001)
<i>open</i>	0.008***(4e-04)	0.003***(4e-04)	0.002***(0.001)
<i>edges</i>		-6.407***(0.271)	-9.484***(0.340)
<i>mutual</i>		1.838***(0.034)	0.958***(0.041)
<i>cluster</i>			2.061***(0.045)
<i>pro</i>			2.417***(0.049)
<i>AIC</i>	62 512	59 283	51 178
<i>BIC</i>	62 540	59 329	51 243

注: *、**和***分别表示在10%、5%和1%的水平上显著;括号中的数字为标准误。下表同。

① 除技术创新、产业结构升级和对外开放3个核心解释变量外,本文对其他变量说明如下:人力资本积累(*labor*),以科研人员数量占总从业人员数量的比重表示;研发投入(*lnscienc*),使用城市政府科学事业费支出占GDP的比重衡量;外商直接投资(*fdi*),采用实际利用外资额占GDP的比重表示;人口密度(*dens*),以单位土地面积上的人口数量(人/平方公里)衡量;金融发展水平(*finance*),以年末金融机构贷款余额占GDP的比重表示;市场化水平(*market*),使用樊纲市场化指数作为代理变量。

② *AIC*和*BIC*取值越小,*ERGM*模型的拟合优度就越高,解释能力也越强。

③ 限于篇幅,文中未报告稳健性检验结果,如有需要可向作者索取。

用空间杜宾模型(SDM)探讨各因素对产业智能化的空间效应。回归结果均与基准结果大体相同,支持了原结论。

3. 异质性分析

(1)中心—外围城市的异质性分析。^①表5列(1)和列(2)分别为中心城市和外围城市的回归结果。结果显示,仅有产业结构升级显著驱动了外围城市产业智能化空间关联网络的形成,技术创新和对外开放对中心城市以及外围城市均未发挥有效驱动作用,甚至抑制了产业智能化空间关联网络的形成。中心—外围理论认为,中心地区吸引着生产要素集聚(Krugman, 1991),中心城市拥有更为完备的产业智能化发展条件,技术创新和对外开放对中心城市间产业智能化空间关联网络的驱动作用有限。受生产要素流出的影响,外围城市难以获得创新资源和外商投资,不易通过技术创新和对外开放与其他城市建立产业智能化关联关系。

表5 基于中心—外围和产业智能化水平高低的异质性分析结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	中心城市	外围城市	高产业智能化水平城市	低产业智能化水平城市
<i>inv</i>	0.071(0.308)	-2.151*** (0.406)	0.024(0.155)	-6.951*** (1.318)
<i>inha</i>	-0.040*** (0.010)	0.009*** (0.001)	0.011*** (0.003)	0.006*** (0.001)
<i>open</i>	-0.001(0.003)	-0.007*** (0.001)	-0.013*** (0.002)	2e-04(0.003)
内生结构变量	控制	控制	控制	控制
外生网络协变量	控制	控制	控制	控制
<i>AIC</i>	14 373	10 724	3 520	28 861
<i>BIC</i>	14 429	10 778	3 567	28 922

(2)产业智能化水平高低的异质性分析。^②从表5列(3)和列(4)的估计结果来看,核心因素中仅有产业结构升级能显著促进高产业智能化水平城市和低产业智能化水平城市与其他城市之间的合作,并且对高产业智能化水平城市的促进作用更强。高产业智能化水平城市通过制定一系列人工智能领域的相关政策,将自身产业层次与人工智能技术相结合,推动产业向智能化转型升级。此外,对外开放对高产业智能化水平城市的影响显著为负,说明对外开放不利于高产业智能化水平城市间形成产业智能化合作。

4. 进一步研究

为检验技术创新、产业结构升级和对外开放水平存在差异时,城市之间开展产业智能化合作的相对概率,本文将技术创新、产业结构升级和对外开放划分为高、中、低三类。^③参考Krivitsky等(2023)的研究,分别将低技术创新能力、低产业结构升级水平和低对外开放程度的城市作为基准组,回归结果如表6所示。表6列(1)显示,在利用技术创新驱动产业智能化空间关联网络形成的过程中,中等技术创新能力城市的作用效果与低技术创新能力城市大体相同,而高技术创新能力城市形成产业智能化合作的概率是低技术创新能力城市的1.64倍($e^{0.492}$)。由表6列(2)可知,中等产业结构升级水平城市、高产业结构升级水平城市形成产业智能化合作的概率分别是低产业结构升级水平城市的1.10倍($e^{0.098}$)和1.61倍($e^{0.476}$)。这意味着产业结构越高级,城市之间越可能达成产业智能化合作关系。表6列(3)为按照对外开放程度进行划分的回归结果。结果显示,高对外开放程度城市参与产业智能化合作的概率是低对外开放程度城市的

① 根据中心—外围理论,本文将省会城市、副省级城市和直辖市作为中心城市,其他样本城市则为外围城市。

② 本文将高于产业智能化水平平均值的城市视为高产业智能化水平城市,反之,则为低产业智能化水平城市。

③ 本文将排名前25%的城市归为高类,中间25%—75%的城市归为中类,最后25%的城市归为低类。

1.09 倍 ($e^{0.084}$)。这说明只有当城市对外开放程度达到较高水平时,才能有效驱动产业智能化空间关联网络发展。

表 6 不同水平驱动因素对产业智能化空间关联的影响

变量	(1)	(2)	(3)
<i>inv_Mid</i>	0.039(0.022)		
<i>inv_High</i>	0.492*** (0.027)		
<i>inha_Mid</i>		0.098*** (0.021)	
<i>inha_High</i>		0.476*** (0.025)	
<i>open_Mid</i>			0.005(0.021)
<i>open_High</i>			0.084** (0.027)
<i>inv</i>		1.124*** (0.042)	0.941*** (0.042)
<i>inha</i>	0.014*** (0.001)		0.015*** (0.001)
<i>open</i>	0.003*** (0.001)	0.001* (0.001)	
内生结构变量	控制	控制	控制
外生网络协变量	控制	控制	控制
<i>AIC</i>	51 160	51 157	51 183
<i>BIC</i>	51 234	51 231	51 257

六、结论与政策建议

在人工智能时代,提升产业智能化水平并完善产业智能化空间关联网络,对于推动传统产业向智能化、高端化发展,以及利用一体化空间网络推动区域经济协调发展具有十分重要的意义。本文选取 2003—2019 年中国 283 个地级市面板数据,构建城市产业智能化指数,分析了产业智能化的空间关联网络特征;此外,利用机器学习中的 *XGBoost* 算法获得产业智能化的核心驱动因素,在此基础上构建 *ERG*M 模型考察了核心驱动因素对产业智能化空间关联网络的作用效果。研究发现:(1)产业智能化发展呈现明显的空间关联网络特征。从时间维度来看,产业智能化空间关联强度不断提高,但长期保持较低的空间关联水平,网络连通性也不高,存在较大的提升空间。从空间维度来看,城市间产业智能化交流在省内更为活跃,跨省域的联系程度较低;大部分城市位于网络边缘位置,仅有少数城市能在空间关联网络中发挥产业智能化转移的中介作用;城市群和中心城市产业智能化发展位居前列,并依靠空间关联对周边城市产生辐射带动作用。(2)*XGBoost* 算法测算结果显示,产业智能化核心驱动因素包括技术创新、产业结构升级和对外开放 3 个因素,贡献率分别为 48.83%、24.87% 和 19.02%,累计贡献率高达 92.72%。(3)产业智能化空间关联网络取决于内外生动力的共同作用。从城市属性的内生动力来看,技术创新、产业结构升级和对外开放能有效推动产业智能化的城市间合作,提升产业智能化空间关联网络的紧密程度。就网络邻近性的外生动力而言,各城市倾向于与同城市群或同省内部其他城市开展产业智能化合作。(4)异质性分析发现,技术创新抑制了外围城市、低产业智能化水平城市的产业智能化空间合作;产业结构升级有助于加强外围城市与其他城市的产业智能化合作关系,且其对高产业智能化水平城市的促进作用强于低产业智能化水平城市;对外开放不利于外围城市、高产业智能化水平城市形成产业智能化合作。(5)进一步研究结果显示,产业结构越高级,城市间形成产业智能化合作的可能性也越大;只有当城市技术创新能力和对外开放程度处于高水平时,才能有效驱动产业智能化空间关联网络发展。

根据上述研究结论,本文提出如下政策建议:第一,充分发挥产业智能化水平较高城市的辐射带动作用,提升产业智能化的空间关联强度。政府要厘清城市在产业智能化空间关联网络中

所处的地位，以网络中心城市引领网络边缘城市的产业智能化发展，在空间上促成城市间的紧密联系与合作。第二，把握人工智能科技革命机遇，提高城市技术创新能力。完善政府引导基金制度，引导社会资金流入人工智能技术领域和战略性新兴产业，缓解企业智能化发展过程中面临的融资约束。同时，加快人工智能创新平台建设，加强各城市关键创新节点间的多级联动，突破技术创新瓶颈。第三，优化产业空间布局，推进产业高级化发展。政府应依托京津冀、长三角、珠三角等产业发展基础雄厚的地区，建设国家智能产业示范基地和产业链基地；同时，合理布局具有较强区域辐射能力的智能产业集群，促进产业链向“微笑曲线”两端发展。第四，加强经贸合作，助力高水平对外开放。积极参与智能领域国际通行准则制定，打破智能技术应用壁垒。此外，加快探索自由贸易试验区、跨境电子商务综合试验区、国家级经济技术开发区等开放平台合作机制，推进人工智能等新兴技术在跨境物流领域的应用，打造智能化的创新型贸易发展方式。

参考文献：

- [1]白俊红,蒋伏心.协同创新、空间关联与区域创新绩效[J].经济研究,2015,(7):174-187.
- [2]陈昊,闫雪凌,杨立强.对外贸易与制造业机器人使用:行业开放促进技术进步的新证据[J].统计研究,2021,(3):44-57.
- [3]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,(7):47-63.
- [4]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,(7):60-77.
- [5]贺胜兵,许宸昊,周华蓉.“一带一路”工业机器人贸易网络特征及演化机制[J].中国软科学,2023,(6):43-55.
- [6]黄亮雄,林子月,王贤彬.工业机器人应用与全球价值链重构——基于出口产品议价能力的视角[J].中国工业经济,2023,(2):74-92.
- [7]李健旋.中国制造业智能化程度评价及其影响因素研究[J].中国软科学,2020,(1):154-163.
- [8]林毅夫,付才辉.新结构经济学导论(上册)[M].北京:高等教育出版社,2019.
- [9]刘斌,潘彤.人工智能对制造业价值链分工的影响效应研究[J].数量经济技术经济研究,2020,(10):24-44.
- [10]刘宇英,盛斌.数字经济与全球价值链国内链长[J].财经研究,2023,(4):35-49.
- [11]史丹,叶云岭,于海潮.双循环视角下技术转移对产业升级的影响研究[J].数量经济技术经济研究,2023,(6):5-26.
- [12]孙早,陈玉洁.机器人角色、生产分割与生产方式转换[J].中国工业经济,2023,(4):5-23.
- [13]孙早,侯玉琳.工业智能化与产业梯度转移:对“雁阵理论”的再检验[J].世界经济,2021,(7):29-54.
- [14]孙正,岳文浩,霍富迎.我国生产性服务业与制造业协同集聚程度测算研究——基于产业与城市群的视角[J].统计研究,2022,(3):21-33.
- [15]王林辉,姜昊,董直庆.工业智能化会重塑企业地理格局吗[J].中国工业经济,2022,(2):137-155.
- [16]宣畅,张万里.产业智能化、收入分配与产业结构升级[J].财经科学,2021,(5):103-118.
- [17]杨飞.产业智能化如何影响劳动报酬份额——基于产业内效应与产业关联效应的研究[J].统计研究,2022,(2):80-95.
- [18]张虎,高子桓,韩爱华.企业数字化转型赋能产业链关联:理论与经验证据[J].数量经济技术经济研究,2023,(5):46-67.
- [19]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,(5):96-114.
- [20]张万里,宣畅.产业智能化对产业结构升级的空间溢出效应——劳动力结构和收入分配不平等的调节作用[J].经济管理,2020,(10):77-101.
- [21]郑江淮,陈喆,冉征.创新集群的“中心—外围结构”:技术互补与经济增长收敛性研究[J].数量经济技术经济

- 研究, 2023, (1): 66–86.
- [22]郑丽琳, 刘东升. 机器人应用与劳动力就业: 替代还是互补?——基于 22 个经济体数据的经验分析[J]. 统计研究, 2023, (3): 126–138.
- [23]中国社会科学院工业经济研究所课题组. 提升产业链供应链现代化水平路径研究[J]. 中国工业经济, 2021, (2): 80–97.
- [24]周华蓉, 刘友金, 贺胜兵. “新雁行模式”理论与“一带一路”产业发展[J]. 财经研究, 2022, (8): 78–93.
- [25]Acemoglu D, Restrepo P. The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment[J]. *American Economic Review*, 2018, 108(6): 1488–1542.
- [26]Acemoglu D, Restrepo P. Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2): 3–30.
- [27]Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188–2244.
- [28]Aghion P, Jones B F, Jones C I. Artificial intelligence and economic growth[R]. NBER Chapters No. 14015, 2018.
- [29]Autor D, Salomons A. Is automation labor-displacing? Productivity growth, employment, and the labor share[R]. NBER Working Paper No. 24871, 2018.
- [30]Capello R, Lenzi C. Spatial heterogeneity in knowledge, innovation, and economic growth nexus: Conceptual reflections and empirical evidence[J]. *Journal of Regional Science*, 2014, 54(2): 186–214.
- [31]Castells M. The informational city: Information technology, economic restructuring, and the urban-regional process[M]. Oxford: Basil Blackwell, 1989.
- [32]Cockburn I M, Henderson R, Stern S. The impact of artificial intelligence on innovation[R]. NBER Working Paper No. 24449, 2018.
- [33]Derudder B, Taylor P, Ni P F, et al. Pathways of change: Shifting connectivities in the world city network, 2000–08[J]. *Urban Studies*, 2010, 47(9): 1861–1877.
- [34]Graetz G, Michaels G. Robots at work[J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2018, 100(5): 753–768.
- [35]Hubmer J, Restrepo P. Not a typical firm: The joint dynamics of firms, labor shares, and capital-labor substitution[R]. NBER Working Paper No. 28579, 2021.
- [36]Korinek A, Stiglitz J E. Artificial intelligence, globalization, and strategies for economic development[R]. NBER Working Paper No. 28453, 2021.
- [37]Krivitsky P N, Hunter D R, Morris M, et al. ergm 4: New features for analyzing exponential-family random graph models[J]. *Journal of Statistical Software*, 2023, 105(6): 1–44.
- [38]Krugman P. Increasing returns and economic geography[J]. *Journal of Political Economy*, 1991, 99(3): 483–499.
- [39]McCann P, Acs Z J. Globalization: Countries, cities and multinationals[J]. *Regional Studies*, 2011, 45(1): 17–32.
- [40]Orlic E, Hashi I, Hisarciklilar M. Cross sectoral FDI spillovers and their impact on manufacturing productivity[J]. *International Business Review*, 2018, 27(4): 777–796.
- [41]Shepherd B, Stone S. Imported intermediates, innovation, and product scope: Firm-level evidence from developing countries[R]. MPRA Paper No. 41704, 2012.
- [42]Wang S T, Liu S Y, Zhang J K, et al. A new method of diesel fuel brands identification: SMOTE oversampling combined with XGBoost ensemble learning[J]. *Fuel*, 2020, 282: 118848.
- [43]Ye Z P, Yang J Q, Zhong N, et al. Tackling environmental challenges in pollution controls using artificial intelligence: A review[J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 699: 134279.

Spatial Association Network of Urban Industrial Intelligence in China and Its Driving Mechanisms

Luo Liangwen, Zhang Zhengqiu

(School of Economics, Zhongnan University of Economics and Law, Wuhan 430073, China)

Summary: Industrial intelligence is an intelligent economic development mode driven by AI, which is of great significance for overcoming the regional economic “polarization trap” and achieving the high-quality development of China’s economy. The existing research mainly focuses on the impact of industrial intelligence on various aspects of economic and social development, while neglecting the driving mechanisms of the spatial association network of industrial intelligence, and the differences in the contribution of different factors to industrial intelligence.

This paper constructs an urban industrial intelligence index based on data from 283 prefecture-level cities in China from 2003 to 2019 and enterprise microdata obtained by web crawlers, and explores the driving mechanisms of the spatial association network of industrial intelligence through the ERGM model. The results are as follows: First, the spatial association intensity of industrial intelligence continues to increase during the sample period, but the overall level is low along with a large room for improvement; most of the cities are located at the edge of the network and mainly rely on the urban agglomeration to exert a radiation-driven effect on the industrial intelligence of peripheral cities. Second, the XGBoost algorithm demonstrates that technological innovation, industrial structure upgrading, and opening up are the core factors affecting industrial intelligence, with a cumulative contribution rate of 92.72%. Third, technological innovation, industrial structure upgrading, and opening up contribute to enhancing intercity cooperation in industrial intelligence. Heterogeneity analysis reveals that industrial structure upgrading mainly drives the formation of a close spatial association network of industrial intelligence among peripheral cities and highly industrial intelligent cities, while technological innovation and opening up have a limited driving effect on it.

The marginal contributions of this paper are as follows: First, from the perspective of spatial association, it analyzes the characteristics of the spatial association network of industrial intelligence and discusses the driving mechanisms of industrial intelligence, making up for the shortage of the existing research. Second, in terms of research content, it combines city data with enterprise microdata to build a multidimensional index system of urban industrial intelligence, more accurately portraying the development level of industrial intelligence; and it uses the machine learning method to identify the importance of various influencing factors in industrial intelligence, and employs the ERGM model to examine the impact of core driving factors on the spatial association network of industrial intelligence. Third, in terms of research methodology, it introduces the XGBoost algorithm into the empirical research on industrial intelligence, and provides a research approach for accurately identifying the core driving factors of industrial intelligence with the powerful computing and solving capabilities of machine learning.

Key words: industrial intelligence; spatial association network; machine learning; ERGM

(责任编辑 景 行)