

DOI:10.20069/j.cnki.DJKX.2026035

中国工业智能化空间关联网络结构及其对技能溢价的影响

王瑶¹, 张紫瑶¹, 吴雪楠²

1. 云南财经大学金融学院, 云南昆明 650221

2. 华侨大学工商管理学院, 福建泉州 362021



移动端阅读

摘要:随着全球工业智能化加速推进,区域间通过智能技术合作与竞争形成复杂空间关联网络,该网络对劳动力市场技能溢价的影响成为产业升级与技能需求研究的关键领域。采用主成分分析法,基于2005—2021年中国省级行政区数据构建工业智能化指数,通过修正引力模型与社会网络分析,系统刻画省际工业智能化空间关联网络特征,并探究中国省际工业智能化空间关联网络结构对技能溢价的作用机制。结果表明,省际工业智能化网络高度互联且联系紧密,稳定性持续增强;不同区域分别呈现不同的功能定位。进一步研究发现,整体网络密度提升、效率下降,以及个体网络中介中心度提高,均能显著降低技能溢价。据此,应依托核心省份的枢纽作用优化工业智能化空间关联网络布局,强化区域协同联动,以缓解技能溢价,推动产业升级与劳动力市场公平发展。

关键词:工业智能化;空间关联结构;社会网络分析;劳动力市场;技能溢价

文献标识码:A **文章编号:**1002-2848-2026(04)-0100-13

一、问题提出

中国当前正处于经济发展模式转变和增长动力调整的关键阶段。工业智能化作为推动中国制造业向高质量、高效率发展的核心驱动力,已成为国家战略的重要组成部分。第四次工业革命以智能制造为主导,其核心特征包括互联、集成、大数据、创新以及转型。工业智能化最早由德国政府提出,并在2013年的汉诺威工业博览会上正式推出,旨在通过充分利用信息通信技术和网络空间虚拟系统——信息物理系统(CPS)相结合的手段,将制造业向智能化转型^[1]。中国政府为了推动工业智能化,采取了多项措施,以适应这一全球性的工业转型竞赛。

党的二十大报告明确提出“推动产业数字化智能化改造”,强调加快新一代信息技术与传统产业融合发展,提升产业链水平和供应链质量,推动工业智能化水平提升。随着数字化转型的推进和区域间信息和技术交流的不断增多,中国各地区形成了复杂的工业智能化空间关联网络。这一网络不仅促进资源、信息和人才的跨区域流动,也为区域间协同发展提供了广阔空间。然而,由于经济发展不平衡,各地工业智能化进程存在显著差异。东部地区经济发达,智能化水平较高,而中西部地区则普遍面临较低智能化进程的挑战^[2]。在中国经济由高速增长向高质量发展转型的背景下,深入理解和分析区域工业智能化的空间关联网络特征,有助于理解各地区的发展优势和现存差异,避免忽视智能技术的空间关联,减少孤立

基金项目:国家自然科学基金地区科学基金项目(72364035);云南省哲学社会科学创新团队建设项目(2025CX05)。

作者简介:王瑶,女,云南财经大学金融学院教授,研究方向为能源金融;张紫瑶,女,云南财经大学金融学院硕士研究生,研究方向为绿色金融;吴雪楠,通信作者,女,华侨大学工商管理学院博士研究生,研究方向为能源金融,电子邮箱为wuxuonan_1127@163.com。

分析带来的结论偏误。

与此同时,智能相关产业的快速发展,在驱动国家经济增长、提升生产效率的同时,也对劳动力市场产生了深刻冲击。一方面,智能技术的广泛应用对低技能劳动力形成显著替代效应,导致其就业机会减少、工资增长乏力;另一方面,高技能劳动力因更适配智能生产需求,市场需求持续攀升,收入水平不断提高。两方面的作用可能会加剧高技能与低技能劳动力之间的收入差距,形成技能溢价现象^[2]。同时,空间网络结构可通过促进人才和资源的流动缓解技能溢价现象。

基于以上分析,本文首先通过主成分分析法测度中国省级行政区的工业智能化水平,以此为基础利用修正的引力模型构建省际工业智能化空间关联网络,并运用社会网络分析法解析网络的整体特征、个体特征及板块特征,揭示区域间工业智能化的关联模式与互动规律。在此基础上,进一步探讨工业智能化空间网络结构对技能溢价的影响,旨在通过分析网络密度、中介中心度等特征与技能溢价的关系,展现工业智能化的空间关联在劳动力市场调节中的作用,在聚焦空间网络结构的系统性解析基础上,通过延伸分析加强现实意义。

本文的边际贡献有两个方面。第一,与现有文献多采用单一指标进行工业智能化水平评估不同,借鉴孙早等^[3]的研究成果,构建一套综合性的工业智能化评估指标体系,从基础设施、生产与利用、竞争力与效率三个维度出发,系统性评估区域工业智能化的发展水平。现有研究往往集中于省级或城市内部特征,忽视智能技术的空间外溢效应,本文采用社会网络分析方法,探究中国30个省级行政区域工业智能化的空间关联网络特征,揭示各区域工业智能化发展在全国完整图景下的角色特征,以更全面地刻画工业智能化的发展现状。第二,根据任务偏向技术变革(TBTC)理论,中国工业智能化可能会加剧劳动力市场的技能溢价,从而影响人力资源配置和社会公平。本文基于系统性视角,进一步分析工业智能化空间连结网络对技能溢价的影响,以期与技术进步与劳动力之间替代矛盾的缓解提供实证依据。不同于单一地区智能化影响的研究视角,本研究揭示了工业智能化空间网络结构对技能溢价的影响,突出了地区间互动和协同效应的重要性,补充了现有研究结论,为发展中国家的工业智能化进程与劳动力市场的协调发展提供了新的洞见。

二、文献综述

(一)区域工业智能化水平指标测度及其空间关联性研究

随着人工智能在医疗保健、金融、制造业等多领域的快速发展,工业智能化逐渐成为经济高质量发展的新引擎。关于工业智能化发展水平的度量,目前大多数文献主要采用单一指标或内涵上较为接近的指标来衡量。例如以工业机器人投入量^[4]、全球计算机制造业和信息服务业的直接消耗系数^[5]来衡量工业智能化的发展;考虑到工业智能化涉及工业、智能技术等多方面的综合发展,单一指标难以全面衡量其发展水平,也有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工业智能化指数^[6],为后续的综合指标构建提供了参考。已有研究表明,工业智能化在空间上具有显著的相关性。张万里等^[7]研究发现工业智能化存在正向的空间溢出效应。然而,目前对工业智能化空间关联网络特征的研究还相对较少。罗良文等^[8]基于中国283个地级市的数据和企业微观数据,运用社会网络分析构建了城市产业智能指数,探讨了产业智能化空间关联网络的特征,为工业智能化的空间关联提供了方法上的参考。

(二)工业智能化的影响

目前,关于工业智能化的研究综合来看主要包括三个方面:工业智能化对技术部门的影响、资源与环境的影响以及劳动力市场的影响。首先,在技术部门方面,许多学者发现工业智能化可以对技术和生产力产生实质性的积极影响。例如,Kromann等^[9]研究发现集约化工业智能对全要素生产率有显著的正向影响,其结果与Jung等^[10]的研究结论一致。其次,工业智能化对资源和环境也有显著的影响。Luan等^[11]的研究结果表明,工业智能化在提高生产力和能源效率的同时,也刺激了生产和消费,最终导致能

源消耗增加、空气污染和气候变暖。最后,在劳动力市场方面,根据TBTC理论,工业智能化将加剧技能溢价现象^[12-14],影响人力资源配置和社会公平^[15]。工业智能化的发展不仅提升了生产力,也会加剧低技能劳动力的机器替代效应。技能溢价反映了高技能与低技能劳动力之间的收入差距,体现了劳动市场上的可替代性。人工智能的关键功能之一是实现自动化,这一过程带来的替代效应通常会减少对低技能劳动力的需求,进而提升技能溢价水平。Acemoglu等^[16]研究发现,工业智能化水平的提高会对当地劳动力市场产生消极影响。具体而言,汪前元等^[17]指出,工业智能化对不同技能层次劳动者的就业影响存在显著的差异,尤其是中低技能劳动力的就业量受到了替代效应的显著影响。赵儒煜等^[18]的研究进一步证实了工业智能化促进技能溢价效应的作用,发现高技能劳动力的比例上升,而低技能劳动力的比例下降。针对不同的时间周期,现有文献也对工业智能化的技能溢价作用进行了分析。从短期来看,黄浩权等^[19]指出,智能化进程确实会提高技能溢价。Webb研究发现,如果长期替代的模式持续下去,智能化发展可能会反过来缓解工资不平等,而这往往是以低技能劳动力的近乎完全替代为前提的^①。

(三)文献述评

一方面,在测度工业智能化水平时,采用单一指标难以全面评估工业智能化发展水平。本文借鉴孙早等^[3]的研究成果,构建一套综合性的工业智能化评估指标体系,涵盖软件应用普及率、工业企业创新能力等10个细分指标。该体系从基础设施、生产与利用、竞争力与效率三个维度出发,系统性地评估区域工业智能化水平。另一方面,现有研究往往集中于省级或城市内部特征,忽视了区域间相互关联和溢出效应在工业智能化发展的刻画中所呈现出的重要特征。鉴于此,本文综合运用多个省级指标构建工业智能化指数,进一步采用经过修正的引力模型来衡量省级工业智能化空间关联程度,并通过社会网络分析方法对其进行进一步探究。

尽管现有研究已经关注到工业智能化对经济和社会发展的多重影响,尤其是其对经济增长、劳动力市场及资源环境的作用,然而现有文献侧重于从将区域作为独立个体的视角出发,分析各地工业智能化发展对其自身劳动力的影响,往往忽视了工业智能化的空间网络结构及其对劳动技能溢价的潜在影响,限制了对工业智能化在地域层面上对劳动市场动态的全面理解。因此,本文旨在深入探讨工业智能化空间关联网络特性,并基于特性的分析,进一步在更为系统的视角下分析区域的工业智能化发展对技能溢价的影响。

三、工业智能化空间关联网络结构的测算设计

(一)工业智能化的测度

本文使用2005—2021年中国省级行政区的面板数据测度工业智能化水平。为保证数据的完整性,剔除了西藏、香港、澳门和台湾的数据,共保留30个省份的数据样本。考虑到《中国电子信息产业统计年鉴》提供的数据始于2005年,最新数据更新至2021年,研究选择2005—2021年作为研究时段。在构建工业智能化水平综合评价指标体系时,借鉴孙早等^[3]的研究成果,根据工业和信息化部关于工业化和信息化融合的指标体系,构建了工业智能化水平的测度指标,包括基础建设、生产应用、竞争力和效益三个方面,共涉及软件普及和应用情况、智能制造企业情况和工业企业创新能力等10个细化指标。鉴于实证分析需要和数据可得性,这里选择的测度工业智能化水平的10个指标不可能全面概括工业智能化进程所涉及的各个方面,本文在可行范围内最大程度地反映工业智能化的主要内容。

研究数据主要来源于《中国统计年鉴》《中国科技统计年鉴》《中国电子信息产业统计年鉴》。在数据收集阶段,本文参考陈诗一^[20]的方法,将各年份不同统计口径的数据调整到统一的“全部工业”口径,从而提高数据的可比性^②。此外,对于部分年份缺失的指标,本文采用线性插值的方法,以确保数据的完整性和准确性。

① Webb M. The impact of artificial intelligence on the labor market[EB/OL]. Social Science Research Network, 2019.

② 详细的细分指标名称和定义因篇幅限制未列入正文,相关表格留存备索。

本文运用主成分分析法对区域工业智能化水平进行测算。首先,对选取的多项指标进行标准化处理,消除不同指标因量纲差异带来的影响,有助于在不同年份间保持指标的相对重要性,从而提高跨年比较的稳定性。其次,通过构建指标间的相关系数矩阵,计算其特征值和特征向量,生成一系列互不相关的主成分(即原始指标的线性组合)。根据主成分的累计贡献率(前若干主成分的信息占比),选取能够保留原始数据主要信息的关键主成分。最后,以各主成分的信息贡献率为权重,对所选主成分进行加权求和,得到反映区域工业智能化水平的综合得分,从而实现多维度指标向单一量化结果的转化,便于区域间的比较分析。主成分分析所得综合得分均值趋近0,正值表示该省工业智能化水平高于全部样本均值,负值则低于均值,正负仅反映相对位置,不代表绝对水平,旨在清晰呈现区域差异。

对测度出的工业智能化水平的描述性统计结果见表1。2005年工业智能化的均值为-0.128,标准差为0.428,显示出初期智能化水平的波动较大。随着时间的推移,均值逐渐上升。特别是在2012年,均值出现了显著的正增长,达到0.314,标准差增至1.241,反映了当年某些省份在政策推动下,工业智能化水平实现了突破性进展。例如,湖南省实施了大规模的技术更新和设备升级,加强了新型基础设施建设,显著提高了其工业智能化水平。

从2005—2021年东、中、西部地区各省份工业智能化水平^①的情况来看,各省份工业智能化水平的均值起初处于较低水平,但之后呈现出缓慢波动上升的趋势。值得注意的是,位于东部地区的省份在工业智能化方面一直处于领先地位,且东部地区每一年都有一个“领头羊”省份,其工业智能化水平及其增长速度远超其他省份。此外,东部地区省份的整体增长速度也显著高于中部和西部省份。西部省份的工业智能化水平略高于中部省份。这可能是由于中部省份在早期大力发展工业,其工业体系相对成熟,但技术更新周期较长,同时西部地区承接了东部地区相对先进的工业智能化技术。在智能化转型过程中,中部省份可能需要更多时间来更新设备和引入新技术。此外,2012年,中部地区的湖南省出现了工业智能化水平的大幅上涨,远超其他省份,可能是由于该省份在政策支持、资金投入和人才培养等方面的集中发力,以及对工业智能化转型的高度重视。如推动大规模设备更新和消费品以旧换新,以及加强新型基础设施建设,提高人工智能核心技术供给能力等,这些措施可能促进了湖南省工业智能化水平的快速提升,使其在短期内实现了显著的增长。

表1 工业智能化指标描述性统计结果

年份	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
2005	30	-0.128	0.428	-0.931	0.733
2006	30	-0.057	0.440	-0.927	1.028
2007	30	-0.016	0.383	-0.817	0.860
2008	30	-0.139	0.391	-0.876	1.111
2009	30	-0.027	0.546	-0.716	2.278
2010	30	-0.028	0.425	-0.639	1.663
2011	30	0.029	0.497	-0.658	2.121
2012	30	0.314	1.241	-0.740	5.993
2013	30	0.018	0.584	-0.759	2.371
2014	30	-0.143	0.443	-0.862	1.292
2015	30	-0.081	0.510	-0.860	1.580
2016	30	-0.047	0.517	-0.817	1.661
2017	30	0.027	0.562	-0.744	2.138
2018	30	0.079	0.608	-0.782	2.220
2019	30	-0.006	0.709	-1.778	2.475
2020	30	0.054	0.768	-0.684	3.458
2021	30	0.151	0.818	-0.532	4.000

(二)工业智能化空间关联网络的构建

本文借鉴罗良文等^[8]的研究,采用修正后的引力模型测度工业智能化空间关联强度,以此为基础进行空间关联网络结构分析。传统引力模型中,引力系数通常默认为常数1,未能反映实际的空间相互作用强度。在修正的引力模型中,考虑到经济条件和人口对区域间工业智能化水平关联的影响,本文将省级行政区年末总人口和实际国内生产总值(GDP)纳入模型,作为区域间最终的距离,以更准确地反映区域间的实际距离和距离衰减效应。具体计算过程如式(1)所示:

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

其中, R_{ij} 为省级样本之间工业智能化的空间关联强度; H_{ij} 为省级样本之间的引力系数; I_i 和 I_j 分别表

① 篇幅限制,具体结果留存备索。

示省级行政区 i 和 j 的工业智能化指数; P_i 和 P_j 分别表示省级行政区 i 和 j 的年末总人口; G_i 和 G_j 分别表示省级行政区 i 和省级行政区 j 的实际GDP; D_{ij} 表示两个行政区之间的地理距离。本文通过构建二值矩阵识别省际工业智能化空间关联关系,具体操作规则为:将矩阵各行引力值的均值设定为对应临界值,若两省份间引力值高于该临界值则记为1,反之为0,以此刻画中国省际工业智能化发展的空间关联网络。

(三)工业智能化空间关联网络特征的社会网络分析法

在明确区域间工业智能化空间关联强度的基础上,本文进一步对关联网络的结构特征进行量化解析。基于修正后的引力模型构建省际工业智能化空间关联网络,可以得到反映区域间关联紧密程度的基础数据。基于该数据,本文进一步运用在社会学研究中常用于分析网络节点及相互联系的社会网络分析法,从网络密度、网络关联度、网络效率等整体网络特征,以及点度中心度、接近中心度、中介中心度等个体网络特征维度,对上述关联网络的结构特征进行系统测度与分析,量化省际之间工业智能化发展的空间联系,构建中国工业智能化空间关联网络结构,进而揭示工业智能化空间关联的整体形态、核心节点作用及区域协同模式,为后续探究网络结构对技能溢价的影响机制奠定微观结构基础^①。

四、工业智能化空间关联网络结构的特征分析

(一)网络结构的整体特征

本文基于修正的引力模型,确定了各省份间智能化水平的空间联系,并构建了相应的矩阵。为了直观展示智能化水平空间联系的网络结构,本文采用UCINET软件的Netdraw工具绘制了2021年的网络图^②,中国各省份工业智能化的空间联系形成了一个典型的网络结构。

进一步通过分析网络密度、网络关联和网络效率剖析网络的整体特征^③。首先,在样本区间内,中国各省份工业智能化发展之间的网络关联关系数平均为470个,占最大可能关联数的52.26%,各省份工业智能化水平的网络关联度均为1,表明各省份间建立了较多的关联关系,揭示了工业智能化发展在区域间的溢出效应。其次,工业智能化空间网络密度逐年上升,表明省份间智能化关系加强,但仍需要保持适度的紧密程度^④。值得注意的是,2019年工业智能化空间网络关联系数和网络密度显著增加,可能与2018年出台的智能化指导政策有关,这些政策不仅提升了工业智能化水平,也加强了区域间的空间联系^⑤。最后,空间关联网络效率的逐年下降表明网络结构更复杂和冗余,这增加了节点间的相互依赖和连接,提升了网络的鲁棒性,从而增强了网络的稳定性^⑥。由此得出结论,各省份工业智能化空间关联网络整体上呈现出日益增强的联系和互动,网络的稳定性不断提升。

(二)网络结构中的个体特征

个体特征方面,本文分析了网络中的点度中心度、中介中心度和接近中心度中心性指标,探讨不同区域在智能化水平空间联系网络中的地位与作用。根据点度中心度测量结果,30个省份的平均点度中心度为28.2。其中,有17个省份的点度中心度高于平均水平,它们的平均值达到29。这表明该17个省份在工业智能发展的空间互联网络处于中心地位,与其他省份有着频繁的互动和联系。值得注意的是北京中心度排在最后一位。这可能与北京更突出的政治、文化中心地位有关,其产业结构差异可能导致北京与其他省份在工业智能化发展方面的合作程度不高。根据中介中心度测度结果,30个省份的中间中心

① 整体和个体网络特征的指标计算方式留存备案。

② 篇幅限制,具体图留存备案。

③ 篇幅限制,结果留存备案。

④ 当网络密度不断提高,超过网络承载的极限时,就会对要素的流动造成不利影响。

⑤ 如工业和信息化部国家标准化管理委员会发布的《国家智能制造标准体系建设指南(2018年版)》等。同时,中国于2018年启动了智能制造的试点示范项目。

⑥ 在网络科学中,鲁棒性通常指的是网络在面对节点或连接的随机失效或有意攻击时,仍能保持其基本功能和结构完整性的能力。

度平均值为79.719。其中,有12个省份的中间中心度高于平均值。这表明在智能化水平的空间关联网络中,该12个省份展现出较强的智能化交流和控制能力。特别值得注意的是,上海和广东的中介中心度达到了最高值100,表明它们在智能空间关联网络中占据中心位置,并充当着“中介”和“桥梁”的角色。最后,根据接近中心度测度结果,30个省份的平均接近中心度为7.933。有7个省份的接近中心度超过了这一平均值,该7个省份较高的接近中心度意味着它们能够更快速地与网络中的其他省份建立联系,充当网络中的中心枢纽角色。另外,辽宁、吉林、广西、内蒙古和江西等省份由于经济发展水平和地理位置的限制,在网络中处于较为边缘的位置。

(三)网络结构中的板块特征

本研究将CONCOR方法^①应用于板块分析,以突出各省份在工业智能化空间关联网络中的聚类特征。本文设置最大分割深度为2,集中度标准为0.2,在这一设置下,30个省份被划分为四个板块。各板块构成如下:板块一包含北京、天津、重庆、上海、广东、浙江、陕西、四川和江苏;板块二包含贵州、山东和湖北;板块三包含内蒙古、福建、山西、云南、河南、江西、安徽、河北、广西、海南、辽宁、吉林、湖南和新疆;板块四包含黑龙江、青海、宁夏和甘肃。

本文采用CONCOR方法进一步对四个板块进行分析,结果见表2。首先,板块一被归类为“净收益”板块,因为其成员主要接收来自其他板块的联系。这9个位于东部和西南部地区的省份在网络中扮演“净受益”者的角色,吸引人才资源,促进自身工业智能化发展。其次,板块二的成员与其他板块建立联系,并积极地接收来自外部板块的联系,因此被视为连接不同板块之间关系的“中介人”角色。再次,板块三主要表现为积极地向外发出关系,扮演“净溢出”角色。这14个主要位于中西部和东南部的省份,在智能化水平的空间关联网络中主要起着向外辐射的作用,其人才输出现象较为突出,从而推动周边中心省份的工业智能化发展。最后,板块四具有“双向溢出”特征。由于这些省份多位于中国的边疆或西北地区,因此更容易影响周边省份的智能化发展,并受到周边省份智能化发展的影响。

表2 工业智能化水平空间关联结构的板块分析结果

板块	接收关系/个		发出关系/个		期望内部 关系比例/%	实际内部 关系比例/%
	板块内	板块外	板块内	板块外		
板块一	9	143	9	42	28	15
板块二	3	43	3	56	7	5
板块三	14	66	14	176	45	7
板块四	4	87	4	65	10	5

为了更清晰地展示工业智能化空间关联网络结构中不同板块之间的相互关联,本文计算了四大板块的网络密度矩阵,并将其转换为像矩阵。对于网络密度高于整体网络平均密度的板块,记为1;而对于密度低于或等于整体网络平均密度的板块,记为0,结果见表3。所有板块内部省份之间的工业智能化联系紧密程度均超越整体网络密度水平。特别地,板块一与板块二、板块三之间的联系尤为密切。这主要是因为板块一的省份多为中心省份,且在网络中扮演净受益者的角色。板块三与板块四之间的工业智能化联系也表现出较高的紧密度。这可能是由地理因素导致的,因为板块四的省份在地理上基本上被板块三的省份包围,促进了它们之间工业智能化的联系和合作。

表3 工业智能化水平空间关联板块的密度矩阵与像矩阵

板块	密度矩阵				像矩阵			
	板块一	板块二	板块三	板块四	板块一	板块二	板块三	板块四
板块一	0.986	1.000	0.008	0.639	1.000	1.000	0	0
板块二	0.889	1.000	0.548	1.000	1.000	1.000	0	1.000
板块三	0.897	0.452	1.000	1.000	1.000	0	1.000	1.000
板块四	0.361	0	1.000	1.000	0	0	1.000	1.000

① CONCOR方法,全称为“迭代相关收敛法”,是社会网络分析中一种经典的块模型划分技术,核心用途是将网络中的节点根据其“关系模式相似性”聚类为不同板块,从而揭示网络的内在结构分化与角色分工。

五、工业智能化空间关联网络对技能溢价的影响

工业智能化的快速发展在提高生产率的同时,也加速了劳动力市场的机器替代进程。在中国人口红利下降的背景下,工业智能化的发展可能加剧劳动力市场的不平等^[21]。2003年,Autor等^[22]提出基于任务的TBTC理论,认为计算机的普及取代了从事日常工作的工人,并提高了技能溢价。大量证据支持TBTC理论来解释工作两极分化现象。因此,探讨工业智能化及其空间关联网络对技能溢价的影响,有助于为中国实现更合适的技能溢价水平、更合理的收入分配提供微观启示和对策。

工业智能化空间关联网络结构对技能溢价的影响体现在多个维度。首先,网络密度通过技术扩散作用于技能溢价。高密度网络中,智能技术借助产业链协作等快速扩散,可能引发技能偏向性变革:高技能者因易掌握技术而需求激增,拉大溢价;但若网络带来普惠性技能培训,低技能者掌握基础智能技能后生产率提升,溢价可能缩小,关键在于技术扩散的包容性。其次,中心—边缘结构加剧溢价的空间分化。核心区域因智能化水平高、网络连接性强,易集聚高技能人才与资本,企业对高技能者需求扩大,且人才聚集产生的知识溢出推高其工资,形成高溢价。边缘区域若仅被动接收技术,低技能者可能因智能替代面临失业或工资停滞,拉大差距;若能承接配套环节,低技能者的互补性需求增加,差距或收敛。再次,节点中心性通过分工影响溢价结构。高中心性节点承担算法研发等核心环节,对高技能者需求大,与低技能者分工明确,溢价因生产率差异扩大。低中心性节点若嵌入配套分工,低技能者可通过标准化操作参与生产,协作效率提升可能缩小其与高技能者的工资差距。最后,网络稳定性调节溢价波动。稳定网络提供可预期的技术与劳动力供给,高技能需求平稳,溢价渐进变动;网络断裂则引发冲击,核心区域可能抬高高技能者工资,边缘区域低技能者工资受压,加剧溢价波动。

(一)工业智能化空间关联网络对技能溢价影响的研究设计

从工业智能化空间关联网络结构整体特征和该网络结构的个性特征两个方面出发,本文进一步对工业智能化空间关联网络结构的技能溢价影响展开实证分析。根据Liu等^[23-24]的研究,采用科技行业平均工资与制造业平均工资之比来衡量技能溢价水平,数据来源为《中国统计年鉴》。

首先,构建多元线性回归模型,分析全国层面工业智能化的空间关联网络特征对技能溢价的影响。模型设定如下:

$$SP_t = \alpha + \beta OVE_t + \gamma X_t + \varepsilon_t \quad (2)$$

其中, SP_t 为全国层面第 t 年的技能溢价水平; OVE_t 为工业智能空间关联网络结构整体特征指标,具体包括网络密度($\ln D$)与网络效率($\ln C$); ε_t 为随机误差项; X_t 表示控制变量。借鉴踪家峰等^[25-26]的研究,以全国城镇居民家庭人均消费支出(含居住支出)占可支配收入的比重衡量生活成本(Ch);参考江永红等^[27]的研究,通过全国第三产业增加值占GDP的比重衡量产业结构升级(Sr);依据吕世斌等^[28]的研究,采用全国进出口总额占GDP的比重衡量贸易开放度(Tra);参考郝楠等^[29]的研究,采用全国城镇人口占总人口的比重衡量城镇化水平(Ur)和用国家财政性教育经费占财政一般预算支出的比重衡量人力资本投资(Hi);参考张春红^[30]的研究,用全要素生产率衡量技术进步水平($Tech$),用研发投入经费内部支出占GDP比重衡量研发投入水平(RD)。在回归分析中,本文将所有变量都转化为自然对数。

其次,控制个体因素和时间因素的影响,采用双向固定效应模型分析工业智能空间关联网络结构个体特征指标对各省份技能溢价的影响。模型设定如下:

$$SP_{it} = \alpha + \beta IND_{it} + \gamma X_{it} + \gamma_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

其中,下标 i 和 t 分别表示省份和年份; SP_{it} 为各省份的技能溢价水平; IND_{it} 为工业智能空间关联网络结构个体特征指标,具体包括各省点度中心度($\ln DC$)、中介中心度($\ln BC$)和接近中心度($\ln CC$); γ_i 为省份固定效应; δ_t 为年份固定效应。

(二)工业智能化空间关联网络结构整体特征对全国技能溢价的影响

2005—2021年工业智能空间关联网络结构整体特征指标(即网络密度和网络效率)对全国技能溢价水平的回归结果如表4所示。第(1)列结果显示,工业智能化水平空间关联网络结构的网络密度增加带来技能溢价的显著降低。网络密度的增加意味着网络连接总量的增加,增加了不同地区之间的联系和信息流动,使人才更容易流动,资源配置更有效率,从而缓解全国范围内的技能溢价现象。因此,为了促进劳动力市场的公平与公正,应建立更多的智能空间联系“通道”,加强地区间的智能空间关联。结合前文工业智能化水平空间关联网络结构分析中网络效率逐年下降的结论,第(2)列结果显示,网络效率的降低显著缓解了技能溢价。网络效率的降低意味着工业智能空间网络联结数量的增加削弱了部分省份在工业智能化发展中的“比较优势”,使各省市之间在经济、技术、人才等方面的差异逐渐缩小,从而缓解了全国范围内的技能溢价现象。为了提高工业智能化空间关联网络的稳定性,可以进一步加强省际间的智能交流,降低智能空间交流和联动产生的成本。

表4 工业智能化空间关联网络结构整体特征对全国技能溢价的影响估计结果

变量	(1)SP	(2)SP
ln D	-0.586*** (0.269)	
ln C		0.049** (0.058)
观测值数	17	17
R ²	0.949	0.944

注:1. ***和**分别表示1%和5%的显著性水平。
2. ()中为标准误差。
3. 控制变量估计结果留存备案。

(三)工业智能空间关联网络结构个体特征对各省份技能溢价的影响

工业智能空间关联网络结构个体特征指标(即点度中心度、中介中心度和接近中心度)对各省份技能溢价的回归结果如表5所示。第(1)(3)列结果表明,各省份在工业智能化空间网络中的关联程度和依存关系与其技能溢价水平之间的相关性并不显著。这表明,空间网络中的地方关联对地方技能溢价的影响并不显著。相反,提高整体网络结构中的网络密度和降低网络效率才会显著缓解技能溢价现象。第(2)列结果表明,省际中介中心度对各省技能溢价的影响显著为负,这说明技能溢价的形成受到特定省份在省际工业智能化交流与合作中的主导地位的影响。中介中心度高的省份在省际工业智能化交流与合作中扮演着桥梁的角色。这种地位有助于促进信息和资源在网络中的流动,提高整体效率,从而可能降低对特定技能的需求,进而降低技能溢价。

表5 工业智能空间关联网络结构个体特征对各省份技能溢价的影响结果

变量	(1)SP	(2)SP	(3)SP
ln DC	0.008 (0.019)		
ln BC		-0.090* (0.048)	
ln CC			0.004 (0.004)
观测值数	510	510	510
R ²	0.779	0.781	0.779

注:1. *表示10%的显著性水平。
2. ()中为标准误差。
3. 省份和时间固定效应已控制,控制变量估计结果留存备案。

在运用双向固定效应模型分析工业智能空间关联网络结构个体特征指标对各省技能溢价的影响时,可能存在内生性问题。一方面,可能存在双向因果关系。工业智能空间关联网络结构个体特征对区域技能溢价水平的影响并非完全单向,反过来,技能溢价较高的地区可能因高素质劳动力集聚、创新能力更强,更易吸引工业智能相关资源,从而改变其在空间关联网络中的个体特征,形成相互作用的反向因果关系。另一方面,可能存在混淆因素。尽管模型已纳入控制变量,但现实中仍可能存在未被观测到的因素,这些因素既可能影响工业智能空间关联网络的结构特征,也会对技能溢价产生作用,进而导致估计偏差。

为缓解潜在的内生性问题,本文引入工具变量检验作为补充,进而消除内生性对研究结果的影响,从而确保分析更为准确和可靠^①。参考俞荣建等^[31]的研究,选取滞后一期的中介中心度作为区域中介中心度的工具变量,使用两阶段最小二乘法(2SLS)进行内生性检验。滞后1期的解释变量与当期解释变量

① 篇幅限制,结果留存备案。

往往存在较强的相关性,满足工具变量的相关性要求;同时,滞后1期的变量已发生,通常不受当期被解释变量及随机误差项的影响,可满足外生性假设。

工具变量的检验结果显示,第一阶段回归中工具变量与内生解释变量之间的回归系数为0.394,在1%的水平下显著正相关,表明工具变量能够较好地替代内生解释变量,满足相关性要求,可有效缓解内生性问题。第二阶段省际中介中心度对各省份技能溢价的回归系数为-0.277,呈负相关关系,且通过了10%水平下的显著性检验,表明本文的研究结论在考虑内生性问题后依然成立,即区域中介中心度的提高会显著降低技能溢价。

为了进一步解决模型的内生性问题,本文借鉴赵涛等^[32]的做法,寻找外生冲击变量来替代工业智能化的指标,分别引入“宽带中国”战略与“国家智能制造试点”两个准自然实验场景作为外生冲击,对工业智能化空间关联网络结构影响技能溢价的核心结论进行再检验,以增强因果推断的可靠性。

国务院于2013年印发《关于印发“宽带中国”战略及实施方案的通知》,明确将宽带网络定位为“国家战略性公共基础设施”,于2014年首批确定40个示范城市。2014年的“宽带中国”战略是中国推动数字基础设施建设、夯实工业智能化“数字底座”的标志性政策。该战略通过政策倾斜,推动示范城市宽带网络基础设施的跨越式升级。而宽带基础设施作为工业智能化的核心,其完善程度直接影响区域工业智能化技术的渗透速度、跨区域协同效率,进而改变省际工业智能化空间关联网络的密度、中心性等结构特征。

2015年启动的“国家智能制造试点示范专项行动”,是中国直接推动工业智能化转型的核心政策,进一步补充了外生冲击的检验维度。工业和信息化部于2015年启动该专项行动,首批在全国范围内确定46个智能制造试点示范项目(覆盖21个省份的38个城市),试点领域涵盖汽车、电子、机械、化工等工业核心行业。与“宽带中国”战略侧重基础设施不同,该政策直接针对工业智能化的应用环节。一方面,试点企业的智能化设备投入显著增加,直接提升区域工业智能化水平;另一方面,试点企业的技术溢出促进省际智能化技术协同,进而重塑工业智能化空间关联网络。

本文将地市层面数据汇集到省份层面上,“宽带中国”战略以2014年为时点,“国家智能制造试点”以2015年为时点,采用双重差分模型,对各省份技能溢价进行再检验^①,结果表明,无论是“宽带中国”还是“国家智能制造试点”,政策冲击通过推动工业智能化,最终对技能溢价产生显著的负向影响。结果说明外生冲击变量对区域技能溢价的影响与前文一致,保证了本研究基准结果的稳健性。

六、结论与建议

本文以2005—2021年中国30个省份(不包括西藏、香港、澳门和台湾)的数据为基础,从网络结构的视角探讨了工业智能化水平的空间关联,主要研究结论有四个方面。首先,在整体网络结构方面,中国省际工业智能化空间关联网络的关联数和密度呈逐年上升趋势,表明各省份之间工业智能化发展联系日益紧密,显示出普遍的空间关联和溢出效应;网络的效率逐渐下降,稳定性逐步提高。其次,个体网络结构特征分析显示:在17个省份中,点度中心度明显高于全国平均水平,突显了它们在智能化网络中的关键地位;上海和广东的中心度达到100,这些省份具有雄厚的经济实力、强大的科技创新能力和高水平的国际化交流,在智能化网络中发挥核心中介角色;接近中心度高于全国平均水平的省份,在网络中扮演中心行动者的角色。再次,模型分析显示,黑龙江和青海等西北部地区的3个省份在工业智能化空间关联网络中扮演着“双向溢出”的角色。而北京等9个位于东部和西南部地区的省份在网络中扮演着“净受益”的角色,吸引人才资源,推动智能化发展。相反,福建等14个位于中西部和东南部地区的省份在网络中扮演着“净溢出”的角色,人才输出现象突出。另外,还有其他10个省份在网络中扮演“中介人”的角色。最后,工业智能化空间关联的网络结构对技能溢价存在显著影响。工业智能化空间关联的整体网络密度提升和网络效率下降能够降低技能溢价;而个体网络中心性指标中的中介中心度的提高能够促进省份间信息和资源的流动,从而降低技能溢价。另外,由于未开展完整的因果效应分析,本文研究发现仅为工业

① 篇幅限制,结果留存备索。

智能化空间网络结构的潜在影响提供方向上的参考。

当前中国经济迈向高质量发展转型关键期,工业智能化空间关联网络的协同效能直接影响产业升级质量与劳动力市场公平。结合研究结论,从网络优化、区域协同、要素保障、机制创新四个维度提出针对性政策建议。

一是优化网络顶层设计,强化跨区域协同。首先,构建“核心—中介—边缘”的梯度联动体系。以山东、天津、重庆、上海等核心省份为引领,依托上海、广东桥梁功能,组建跨区域工业智能化协同联盟。其次,制定省际协同发展行动计划。建立人才、技术、数据跨区域流动绿色通道;推进省级知识产权交易平台互联互通,实现技术转化税收优惠互认;建立全国统一工业技能人才评价体系,打破户籍限制推动资格互认,促进人才双向流动。最后,加快第五代移动通信技术、工业互联网等新型基础设施全国布局。重点倾斜中西部净溢出和西北部双向溢出省份;推进跨区域工业数据中心集群建设,建立数据分级共享机制,降低协作成本与数据壁垒,提升网络协同效率。

二是实施差异化区域政策,精准匹配发展定位。首先,核心与净受益板块聚焦高端智能技术研发与标准制定。鼓励上海、广东等中介省份搭建技术转移平台,推动成熟技术与生产线向中西部梯度转移,同时限制低附加值、高替代风险产业扩张,引导向高精尖升级。其次,净溢出板块打造智能制造业配套基地,承接东部产业转移与技术外溢。设立省级转型专项基金,支持传统产业智能化改造,培育专精特新企业;建立核心与净溢出省份结对帮扶机制,派驻专家团队开展定制化指导。再次,双向溢出板块立足边疆优势,打造周边智能技术辐射节点。重点发展特色农牧产品智能加工、能源资源智能开发等产业,依托“一带一路”推动技术装备出口;加强与中部净溢出省份合作,引入适配技术形成双向循环。最后,中介人板块强化枢纽功能。建立跨板块技术交易市场与人才交流中心,支持贵州打造智能算力服务枢纽、在山东建立智能装备检测认证平台,降低协同成本。

三是强化技能人才培养,缓解技能溢价。首先,构建阶梯式培训体系,结合区域产业需求差异化设置内容。核心区域重点培养智能算法研发等高端人才,净溢出与双向溢出区域聚焦智能设备操作维护等应用型培训;建立企业订单、院校培养、政府补贴联动模式,共建智能实训基地,保障培训与岗位精准匹配。其次,完善激励机制,提高技术工人薪酬与社会地位。在净溢出区域推行技能津贴制度;打通技工、技师与专业技术职称衔接通道,吸引劳动力投身技能岗位。最后,推动普惠性数字技能教育。将基础数字技能、智能常识纳入义务教育与成人教育,重点倾斜农村与中西部边缘区域;依托在线平台开设免费课程,推动净受益区域优质教育资源远程输出,提升劳动力整体数字素养,缩小收入差距。

四是创新政策保障机制,提升治理效能。首先,建立跨区域政策协同机制。由国家发展和改革委员会、工业和信息化部牵头成立省际协同领导小组,统筹政策、产业布局与资源配置;构建监测评估体系,定期发布网络发展报告,将协同成效、技能溢价缓解程度纳入地方政绩考核。其次,加大财政金融支持。设立国家级协同发展专项基金,重点支持跨区域研发、基建联通与技能培训;鼓励金融机构开发智能技改贷、技能人才贷等产品,为企业改造与个人提升提供低成本资金;对净溢出、双向溢出区域智能化项目给予税收减免与财政贴息,引导社会资本参与。最后,完善风险防范机制。建立就业影响监测预警平台,跟踪就业与收入变化,提前介入大规模失业风险;扩大失业保险、技能提升补贴覆盖范围,为低技能劳动者提供过渡保障。

参考文献:

- [1] 孟凡生,徐野,赵刚.“工业4.0”背景下新能源装备制造企业智能化升级过程及影响机理研究[J].管理评论,2022,34(7):326-338.
Meng F S, Xu Y, Zhao G. Research on intelligent upgrade process and impact mechanism of new energy equipment manufacturing enterprises under the background of “Industry 4.0”[J]. Management Review, 2022, 34(7): 326-338.
- [2] 王桂梅,肖俊亨,张矿伟.人工智能技术、人力资本与制造业企业全要素生产率[J].统计学报,2026,7(1):111-126.
Wang G M, Xiao J H, Zhang K W. Artificial intelligence technology, human capital and manufacturing enterprises' total factor productivity[J]. Journal of Statistics, 2026, 7(1): 111-126.

- [3] 孙早,侯玉琳.工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J].中国工业经济,2019,37(5):61-79.
Sun Z, Hou Y L. How does industrial intelligence reshape the employment structure of Chinese labor force[J]. China Industrial Economics, 2019, 37(5): 61-79.
- [4] 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,2021,44(7):29-54.
Sun Z, Hou Y L. Industrial intelligence and industrial gradient transfer: re-examination of the “flying geese theory”[J]. The Journal of World Economy, 2021, 44(7): 29-54.
- [5] 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,2022,39(2):80-95.
Yang F. How industrial intelligence affects the share of labor compensation in China: based on the study of intra-industry effect and industrial linkage effect[J]. Statistical Research, 2022, 39(2): 80-95.
- [6] 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,2021,65(5):103-118.
Xuan Y, Zhang W L. Industrial intelligence, income distribution and industrial structure upgrading [J]. Finance & Economics, 2021, 65(5): 103-118.
- [7] 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,2020,42(10):77-101.
Zhang W L, Xuan Y. The spatial effect of industrial intelligence on industrial structure upgrading: the role of labor structure and income inequality[J]. Business and Management Journal, 2020, 42(10): 77-101.
- [8] 罗良文,张郑秋.中国城市产业智能化空间关联网络及其驱动机制[J].财经研究,2024,50(1):109-123.
Luo L W, Zhang Z Q. Spatial association network of urban industrial intelligence in China and its driving mechanisms [J]. Journal of Finance and Economics, 2024, 50(1): 109-123.
- [9] Kromann L, Malchow-Møller N, Skaksen J R, et al. Automation and productivity: a cross-country, cross-industry comparison[J]. Industrial and Corporate Change, 2020, 29(2): 265-287.
- [10] Jung J H, Lim D G. Industrial robots, employment growth, and labor cost: a simultaneous equation analysis [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2020, 159: 120-202.
- [11] Luan F S, Yang X H, Chen Y, et al. Industrial robots and air environment: a moderated mediation model of population density and energy consumption[J]. Sustainable Production and Consumption, 2022, 30: 870-888.
- [12] Frey C B, Osborne M A. The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation?[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2017, 114: 254-280.
- [13] Dauth W, Findeisen S, Suedekum J, et al. The adjustment of labor markets to robots[J]. Journal of the European Economic Association, 2021, 19(6): 3104-3153.
- [14] Lankisch C, Prettnner K, Prskawetz A. How can robots affect wage inequality?[J]. Economic Modelling, 2019, 81: 161-169.
- [15] Yan R. The impact of artificial intelligence on the labor market [J]. International Journal of Global Economics and Management, 2024, 2(1): 233-238.
- [16] Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: evidence from US labor markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [17] 汪前元,魏守道,金山,等.工业智能化的就业效应研究:基于劳动者技能和性别空间计量分析[J].管理世界,2022,38(10):110-126.
Wang Q Y, Wei S D, Jin S, et al. A research on the effects of industrial intelligence on employment: based on spatial econometric analysis of laborers' skills and genders[J]. Journal of Management World, 2022, 38(10): 110-126.
- [18] 赵儒煜,高明宇.工业智能化如何影响劳动力技能结构[J].财经科学,2024,68(2):107-118.
Zhao R Y, Gao M Y. How does industrial intelligence affect skill structure of labor force[J]. Finance & Economics, 2024, 68(2): 107-118.
- [19] 黄浩权,戴天仕,沈军.人工智能发展、干中学效应与技能溢价:基于内生技术进步模型的分析[J].中国工业经济,2024,42(2):99-117.

- Huang H Q, Dai T S, Shen J. AI, learning-by-doing and skill premium: a study based on a model of endogenous technological change[J]. *China Industrial Economics*, 2024, 42(2): 99-117.
- [20] 陈诗一. 中国工业分行业统计数据估算: 1980—2008[J]. *经济学(季刊)*, 2011, 10(3): 735-776.
- Chen S Y. Reconstruction of sub-industrial statistical data in China (1980-2008)[J]. *China Economic Quarterly*, 2011, 10(3): 735-776.
- [21] 黄旭, 董志强. 人工智能对劳动力市场极化的影响与对策[J]. *系统工程理论与实践*, 2024, 44(1): 272-298.
- Huang X, Dong Z Q. Influence of AI on labor market polarization and countermeasures[J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2024, 44(1): 272-298.
- [22] Autor D H, Levy F, Murnane R J. The skill content of recent technological change: an empirical exploration[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2003, 118(4): 1279-1333.
- [23] Liu L. Skill premium and wage differences: the case of China[C]. 2009 Second International Symposium on Knowledge Acquisition and Modeling. Wuhan: IEEE, 2009, 2: 115-118.
- [24] Cheng C, Luo J Y, Zhu C, et al. Artificial intelligence and the skill premium: a numerical analysis of theoretical models[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2024, 200: 123-140.
- [25] 踪家峰, 周亮. 大城市支付了更高的工资吗?[J]. *经济学(季刊)*, 2015, 15(4): 1467-1496.
- Zong J F, Zhou L. Do big cities pay higher wages?[J]. *China Economic Quarterly*, 2015, 15(4): 1467-1496.
- [26] 赖德胜, 高曼. 地区就业岗位的创造: 制造业对服务业的就业乘数效应[J]. *中国人口科学*, 2017, 31(4): 28-40.
- Lai D S, Gao M. The creation of local employment: multiplier effect of manufacturing employment on service employment[J]. *Chinese Journal of Population Science*, 2017, 31(4): 28-40.
- [27] 江永红, 张彬, 郝楠. 产业结构升级是否引致劳动力“极化”现象[J]. *经济学家*, 2016, 28(3): 24-31.
- Jiang Y H, Zhang B, Hao N. Does industrial structure upgrading lead to the polarization of the labor force? [J]. *Economist*, 2016, 28(3): 24-31.
- [28] 吕世斌, 张世伟. 中国劳动力“极化”现象及原因的经验研究[J]. *经济学(季刊)*, 2015, 15(2): 757-778.
- Lü S B, Zhang S W. Employment “polarization” in China: an empirical research[J]. *China Economic Quarterly*, 2015, 15(2): 757-778.
- [29] 郝楠, 江永红. 谁影响了中国劳动力就业极化?[J]. *经济与管理研究*, 2017, 38(5): 75-85.
- Hao N, Jiang Y H. What affected labor employment polarization in China? [J]. *Research on Economics and Management*, 2017, 38(5): 75-85.
- [30] 张春红. 人力资本、研发投入对区域创新能力的影响[J]. *统计与决策*, 2019, 35(18): 181-184.
- Zhang C H. The impact of human capital and R&D investment on regional innovation capacity[J]. *Statistics & Decision*, 2019, 35(18): 181-184.
- [31] 俞荣建, 徐玉蓉, 姚力, 等. 全球价值链创新溢出效应与机理: 基于先进制造企业代工/买供关系的实证研究[J]. *管理世界*, 2025, 41(2): 1-21.
- Yu R J, Xu Y R, Yao L, et al. Innovation spillover effects and mechanisms in global value chains: an empirical study based on advanced manufacturing firms in contract manufacturing and buyer-supplier relationships [J]. *Journal of Management World*, 2025, 41(2): 1-21.
- [32] 赵涛, 张智, 梁上坤. 数字经济、创业活跃度与高质量发展: 来自中国城市的经验证据[J]. *管理世界*, 2020, 36(10): 65-76.
- Zhao T, Zhang Z, Liang S K. Digital economy, entrepreneurship, and high-quality economic development: empirical evidence from urban China[J]. *Journal of Management World*, 2020, 36(10): 65-76.

编辑: 张静, 高原

The Spatial Association Network Structure of China's Industrial Intelligentization and Its Impact on the Skill Premium

WANG Yao¹, ZHANG Ziyao¹, WU Xuenan²

1. School of Finance, Yunnan University of Finance and Economics, Kunming 650221, China

2. School of Business Administration, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China

Summary Industrial intelligentization has become an important driving force for improving manufacturing quality and efficiency and promoting industrial structure upgrading. With the accelerating cross-regional flows of digital technologies, intelligent technologies, and production factors, the development of industrial intelligentization across regions has gradually transcended administrative boundaries and given rise to an interconnected spatial association network. On the one hand, this network facilitates the interregional flow of technology, information, capital, and talent, thereby strengthening collaborative innovation and the industrial division of labor across regions. On the other hand, it may affect the income gap between high- and low-skilled workers by reshaping the relative demand for workers with different skill levels. Existing studies have primarily focused on the level of industrial intelligentization within individual regions and its economic and social effects, while paying insufficient attention to the network structure formed by interregional intelligentization linkages and its implications for the labor market.

Using data from provincial-level administrative regions in China over the period 2005 – 2021, this study applies principal component analysis to construct an industrial intelligentization index based on three dimensions: infrastructure, production and application, and competitiveness and efficiency. A modified gravity model and social network analysis are subsequently employed to systematically characterize the spatial association network of industrial intelligentization among provinces and to examine the impact of its structural characteristics on the skill premium. The results show that the interprovincial industrial intelligentization network is highly interconnected, with increasingly close linkages and steadily improving structural stability. Shandong, Tianjin, Chongqing, and Shanghai occupy relatively central positions in the network, while Shanghai and Guangdong serve as key bridges connecting different regions. Different regions also perform distinct functional roles within the network. Further analysis indicates that greater overall network density, lower network efficiency, and higher individual-network betweenness centrality are all significantly associated with a lower skill premium.

This study extends the existing literature in two respects. First, unlike previous studies that rely on a single indicator to measure industrial intelligentization or treat regions as mutually independent units, this study constructs a multidimensional comprehensive evaluation system for industrial intelligentization, uses multidimensional indicators to identify the association network, and reveals the functional positions of different regions within China's industrial intelligentization landscape. It therefore extends research on spatial associations and technology spillovers in industrial intelligentization. Second, this study incorporates the network structure of industrial intelligentization and the labor-market skill premium into a unified analytical framework. It provides new empirical evidence for understanding the relationship between industrial intelligentization and the distributional effects of the labor market from the perspective of spatial linkages.

The findings shed light on the interrelationships among industrial intelligentization, regional spatial coordination, and labor-market income distribution. They provide useful policy implications for administrative authorities seeking to leverage the hub functions of core provinces, optimize the spatial association network of industrial intelligentization, and strengthen interregional coordination. Such efforts may help mitigate the skill premium while facilitating industrial upgrading and promoting equitable development in the labor market.

Keywords industrial intelligentization; spatial association structure; social network analysis; labor market; skill premium