

人工智能技术应用背景下的城市制造业空间演变* ——基于东莞的研究

Spatial Evolution of Urban Manufacturing Industry in the Context of Artificial Intelligence Technology Application: An Study of Dongguan

杨石琳 黄经南 YANG Shilin, HUANG Jingnan

摘 要 聚焦受人工智能影响较大的制造业空间,以我国人工智能应用水平、制造业水平领先的城市——东莞市为例,基于2009—2019年制造业企业数据,采用空间分析方法,探究人工智能应用背景下城市制造业空间的演变特征,并采用双重差分和线性回归模型对其进行验证。研究发现:(1) 应用人工智能的制造业逐渐呈现以研发高地为中心的分布模式,尤其是中、高机器替代率的企业;(2) 人工智能技术的应用使制造业分布更加集聚,且中机器替代率的制造业企业空间集聚程度最强;(3) 人工智能的应用提高了制造业对其他企业的空间吸引力,吸引了其他企业在应用人工智能的制造业企业周边集聚,尤其是往高机器替代率的制造业企业周边集聚;(4) 需从产业布局、土地利用和产城关系3个方面对现行规划进行重新审视。通过将人工智能与城市发展的关系研究从社会经济层面拓展至空间层面,以期为新技术革命下的城市健康发展提供研究支撑。

Abstract Focusing on the manufacturing sector significantly impacted by artificial intelligence, this study takes Dongguan City as an example to investigate the evolution of urban manufacturing space under the influence of artificial intelligence. Dongguan is renowned for having the highest level of artificial intelligence application and the most advanced manufacturing capabilities in China. Utilizing data from manufacturing enterprises between 2009 and 2019, this paper uses spatial analysis methods and differential and linear regression models to validate the findings. The results show that: (1) The distribution of the manufacturing industry applying artificial intelligence is gradually centered in the research and development hubs, especially the enterprises with medium and high machine replacement rates. (2) The application of artificial intelligence technology makes the distribution of the manufacturing industry more concentrated, and the spatial agglomeration degree of manufacturing enterprises with medium machine replacement rate is the strongest. (3) The application of artificial intelligence has improved the spatial attractiveness of the manufacturing industry to other enterprises, attracting other enterprises to gather around manufacturing enterprises that apply artificial intelligence, especially around manufacturing enterprises with high machine replacement rates. (4) The current planning can be re-examined from three aspects: industrial layout, land use, and industry-city relationship. This paper extends the research on the relationship between artificial intelligence and urban development from the socio-economic level to the spatial level, providing theoretical support for the healthy development of cities under the new technological revolution.

关 键 词 人工智能;机器人;产业空间;制造业空间;东莞

Key words artificial intelligence; machine substitutes; industrial space; manufacturing space; Dongguan

文章编号 1673-8985 (2025) 05-0080-08 中图分类号 TU984 文献标志码 A

DOI 10.11982/j. sup. 20250511

作者简介

杨石琳

广州市城市规划勘测设计研究院有限公司
广州市资源规划和海洋科技协同创新中心
广东省城市感知与监测预警企业重点实验室
研究员,硕士

黄经南 (通信作者)

武汉大学城市设计学院
湖北省人居环境工程技术研究中心
教授,博士生导师,huangjin73@qq.com

0 引言

进入21世纪以来,人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术迎来了爆发式发展,也被广泛应用到各行各业中^[1]。这种技术的应用引发了典型的“机器人”现象,即以广泛使用的自动化、智能化机器,逐步取代生产和服

*基金项目:国家社会科学基金项目“人工智能影响下城市产业空间变化及对策研究”(编号21BGL252);广州市资源规划和海洋科技协同创新中心项目(编号2023B04J0301, 2023B04J0191);广州市城市规划勘测设计研究院有限公司科技基金项目“人工智能应用背景下城市制造业空间演变——理论框架与实证研究”(编号RDI2240202010)资助。

务中的人工^[2]。近期ChatGPT等生成式人工智能的兴起,也展示出互动式、管理类等服务型行业被人工智能所取代的前景。可以说,“机器人”将成为未来的一个普遍趋势。

截至2024年,全世界工业机器人的数量已突破460万台,为“机器人”在制造业中的应用提供了有力保障^[3]。“机器人”正深刻重塑传统制造业的既有形态,推动生产模式实现根本性变革,也引起了产业空间的深刻变化^[4]。以“智能工厂”乃至“无人工厂”为代表的新型产业空间,正逐渐成为该领域的显著标志^[5-6]。例如,华为“黑灯工厂”已实现100%无人化生产。而产业空间是城市发展的核心要素之一。自20世纪初的“工业城市”理论起,其布局模式不仅被视作现代城市空间结构的决定性因素,更构成了现代城市规划思想体系的基石。在新一轮技术革命的冲击下,我们必须及时关注城市产业空间发生的变化,发现其中的特征和规律并加以引导,才能避免一些城市问题的发生,促进城市健康可持续发展,但是目前这方面仍然缺乏相应的研究。

相较于日益丰富的人工智能对社会经济的影响研究(如就业、产业等),学界对于其对城市空间层面的影响关注显著不足^[7-11]。该领域尚未形成深入分析,相关论述多以推测或预测为主,实证研究较为匮乏。例如,有学者提出,智能化转型将重塑企业间的空间邻近性及经济活动的集聚形态^[12]。部分学者进一步提出,在“机器人”的驱动下,未来城市可能呈现出以“交通导向”和“科技导向”为代表的两种空间发展模式^{[13]61-62, [14]}。在实证层面,少数研究已开展初步探索,例如黄枚瑜等^[15]对佛山市顺德区的研究表明,“机器人”通过推动产业升级与人口结构变动,共同塑造了“大集聚、小分散”的区域空间结构,并使城市边缘地区逐渐发展为新的增长极。但总体而言,人工智能的应用究竟会如何改变城市空间,以及城市规划该如何应对,目前仍是未知的、急需深入研究的问题。

我国是全世界范围内“机器人”应

用最广泛、发展速度最快的国家。截至2024年,我国工业机器人年安装量已占全世界的54.4%,与2000年的0.1%相比,实现了大幅上升^[16]。按照目前的增速,到2030年,我国的工业机器人数量将达到1 400万台,占世界工业机器人数量的70%以上,远超其他国家^[17]。而作为世界工厂、中国制造之都的东莞市则是我国人工智能应用最为领先的城市。人工智能的应用已经在逐步影响东莞市城市空间的演变,其中城市制造业空间受到的影响最为明显。

本文以东莞市33个镇街(开发区)为研究对象,聚焦受人工智能影响最大的城市制造业空间,采用企业空间点位数据和人工智能应用数据,应用空间分析和数理模型,通过对比的方式探讨应用人工智能的制造业企业在宏观层面发生的空间新变化。并基于研究发现,对人工智能应用背景下的城市产业空间演变模式进行归纳总结,提出相应的规划建议,以期更好地应对新一轮技术革命的冲击。

1 研究设计

1.1 研究框架

针对人工智能技术应用后城市制造业空间的新变化,本文提出以下假设。

假设1:人工智能技术的应用将使制造业空间更靠近科研空间。Lejpras等^[18]指出,与大学或科研机构的邻近程度是影响技术密集型企业创新能力的最重要因素。人工智能的应用将使技术成为产业的核心竞争力,众多以往依赖人工劳动力的产业将更多地依赖技术。因此,研发产业将成为制造业的依赖对象,导致制造业空间和科研空间之间形成更紧密的互动。

假设2:人工智能技术的应用将改变制造业的选址,使制造业分布更加集聚。根据新经济地理理论,规模收益递增效应会驱动产业集聚。尤其是对于技术密集型企业而言,其区位选择显著依赖于高技术企业集群所构建的创新网络与知识外溢环境^{[13]61}。一定程度的空间集聚有利于企业进行技术交流和合作。因此,应用人工智能后的制造业企业可能会愈

发集聚。

假设3:人工智能技术的应用将提高制造业对新成立企业的空间吸引力,形成更大的产业集群。产业集群是在地理位置上相对集中的相互联系、具有协同效应的企业和机构的集合体,企业进入集群的前提是可以比不进入集群获得更大的收益^[19]。新成立企业中,一部分可能是应用人工智能的企业,进入集群是为了更好地进行交流与合作,发挥集聚效应;一部分可能是未来计划进行升级的传统制造业,在地理位置上靠近已应用人工智能的企业是为了提前学习先进经验,享受集群的溢出效应;一部分可能是传统上下游企业,地理邻近能更好地进行产业协作,发挥集群的链式效应。

本文采用对比研究的思想,通过设置实验组(应用人工智能的企业)、控制组(未应用人工智能的企业)来分析是否有人工智能应用作用。主要设置两组对比(见图1):一是通过观测实验组与控制组空间变化的结果差异,来发现应用人工智能后的制造业空间产生的新变化;二是进一步将实验组划分成高机器替代率、中机器替代率、低机器替代率3组^①,通过观测应用人工智能后这3组的结果差异,来发现人工智能应用水平不同的制造业空间产生的不同变化。其空间变化具体包括空间分布和集聚特征两个维度。首先,运用标准差椭圆、核密度估计等方法,刻画并描述这种空间变化。其次,运用双重差分、线性回归等数理模型,验证这种空间变化是否由人工智能技术的应用引起。

考虑到2020年起我国社会经济发展受到新冠疫情这一重大不确定性事件的影响,该年以后的企业数据可能对研究结果形成干扰。因此,本文以2014年东莞颁布“机器人”政策为节点,重点对前后5年的空间变化进行分析。需要说明的是,经试验,企业1年的空间变化特征并不显著。因此,在标准差椭圆和核密度分析中以5年为一个跨度进行分析,即重点刻画2009年、2014年、2019年的空间特征。而在后续的双重差分分析中,采用的是逐年数据,即2009—2013年为人工智能应用前5年,2015—2019年为人工智能应用后5年。

注释: ① 机器替代率是指使用智能机器后劳动力数量的减少量与使用智能机器前劳动力数量的比值,机器替代率越高,说明人工智能应用程度越高。

1.2 研究区概况及选取原因

东莞市位于我国广东省中南部,市域面积2 542.67 km²,下辖4个街道、28个镇、1个国家级高新技术产业开发区——松山湖(见图2)。东莞市是全球规模领先的制造业基地之一,且第二产业体系齐全,基本覆盖制造业类别,被誉为中国的“制造业之都”。从2014年起,东莞市政府陆续出台了一系列政策,开始在全市大力推行“机器代人”。至今,东莞市已成为中国“机器代人”应用水平领先的城市之一。因此,选择东莞市作为研究区具有典型性和代表性。

1.3 数据来源及处理

本文的研究数据包括:(1) 东莞市行政区划范围矢量数据,数据来源于东莞市自然资源局。(2) 东莞市截至2019年底制造业企业数据(含企业所属行业类别、成立时间、地址等信息),数据来源于天眼查(<https://www.tianyancha.com/>)。经过数据清洗,将部分信息不全或重复的数据剔除,共获取有效数据165 080条。通过高德地图API接口(<https://lbs.amap.com/>)获取每一个企业地址所对应的经纬度坐标,从而得到空间矢量化。(3) 东莞市各制造业企业机器替代率,数据来源于行业调研。因为难以获取企业逐年的机器替代率,且本文是宏观层面的研究,重点研究整

体趋势而非个体差异,所以采用行业机器替代率近似替代企业机器替代率。根据所属行业是否应用人工智能技术,将制造业企业划分为未应用人工智能和应用人工智能两类。其中,未应用人工智能的制造业企业数据共计32 466条,应用人工智能的制造业企业数据共计132 614条(见图3)。由于各制造业行业机器替代率差异较大,呈明显的3个梯度分布(见图4),结合整体机器替代率均值为10%这一特征,将机器替代率为0%—5%、5%—15%、15%—25%的企业分别划分为低机器替代率、中机器替代率、高机器替代率3类,以便分析人工智能应用水平不同的制造业空间产生的空间变化。其中,低机器替代率制造业企业数据共计32 413条,中机器替代率制造业企业数据共计73 723条,高机器替代率制造业企业数据共计26 478条(见图5)。

1.4 研究方法

1.4.1 标准差椭圆分析

标准差椭圆 (Standard Deviation Ellipse, SDE) 是一种分析点要素方向分布的方法,能够反映点要素的总体主导分布方向和各个方向的离散度^[20]。本文采用该方法对制造业企业的分布方向和集聚趋势进行分析。

1.4.2 核密度估计

核密度估计方法 (Kernel Density Estima-

tion, KDE) 是一种非参数估计方法,可以对点数据进行高质量的密度估计,能直观地反映点要素的集聚地和集聚程度^[21]。在进行核密度估计时,带宽的选择尤为重要。本文通过对点数据分布密度的估算,发现当带宽设为5 km时,分析结果具有良好的稳定性。此外,本文将研究区域进行格网划分,再计算格网单元尺度的制造业企业核密度,有利于数据的精细化和后续进行相关性分析。根据经验公式:

$$Q = 2A/n \quad (1)$$

式中: A 表示研究区域的面积; n 表示研究区域内点的数量; Q 表示单位格网面积。

计算得到本研究中Q的最佳尺度为0.49 km²。因此,借助ArcGIS 10.7软件创建渔网工具,将研究区划分成6 178个700 m×700 m的格网。

1.4.3 双重差分模型

双重差分 (Difference-in-Differences, DID) 是一种比较成熟的进行政策研究的分析方法, 核心思想是将公共政策视为外生于城市系统的一项“准自然实验”, 通过控制政策执行前后实验组和控制组之间的差别, 构造出反映政策效果的双重差分统计量^[22]。DID模型能有效控制其他因素的影响, 以及实验组和控制组的事前差异, 进而识别出人工智能技术应用对企业空间分布所带来

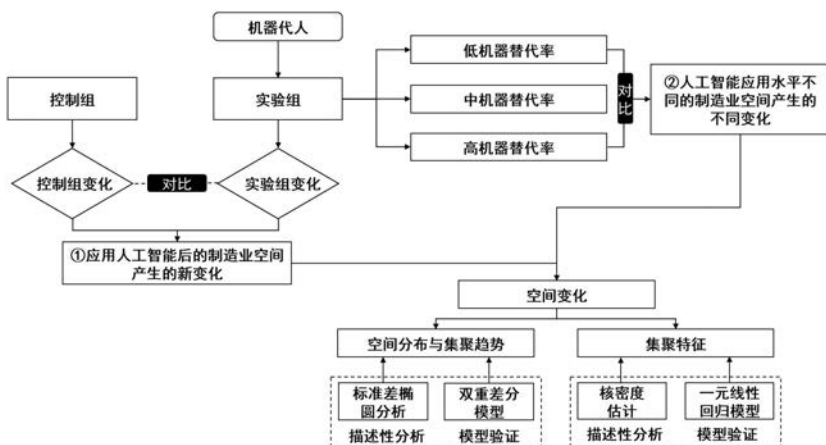


图1 研究框架

Fig.1 Research framework

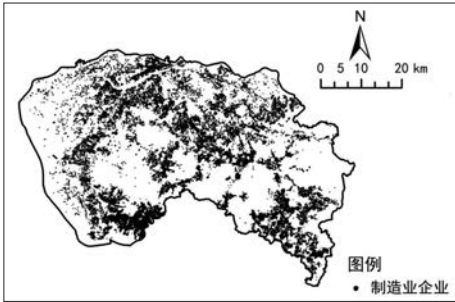


图2 研究区范围

Fig.2 Scope of the study area

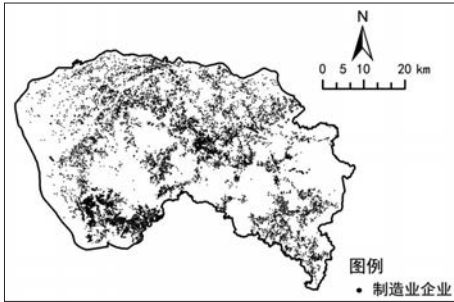
资料来源:笔者自绘。

资料来源:笔者自绘。



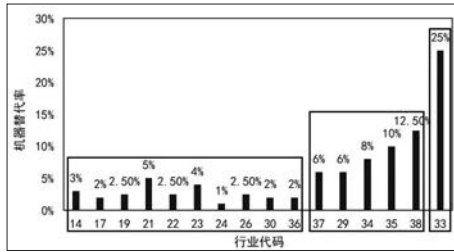
α 应用人工智能的制造业企业分布
图3 应用/未应用人工智能的制造业企业分布

Fig.3 Distribution of manufacturing enterprises with/without AI



β 未应用人工智能的制造业企业分布

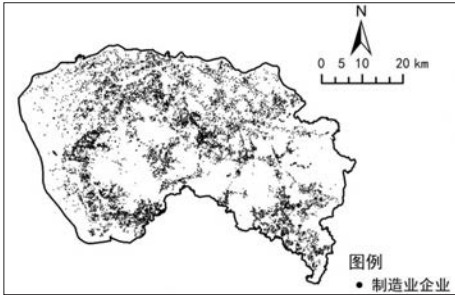
资料来源:笔者自绘。



注:各行业代码指《国民经济行业分类》(GB/T 4754-2017)中的行业代码。

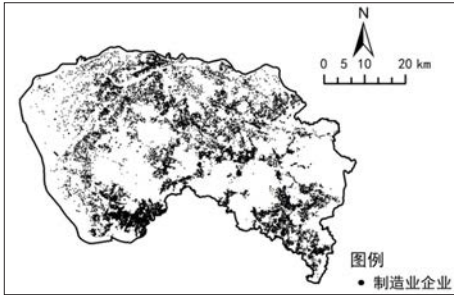
图4 各制造业行业机器替代率数据分布情况
Fig.4 Data distribution of machine replacement rate in each manufacturing industry

资料来源:笔者自绘。

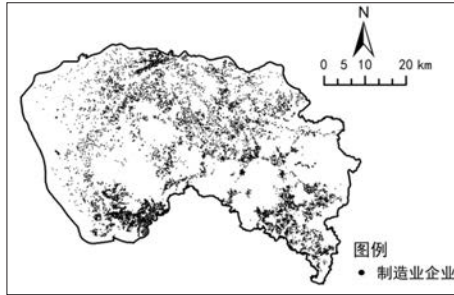


α 低机器替代率的制造业企业分布
图5 人工智能应用水平不同的制造业企业分布

Fig.5 Distribution of manufacturing enterprises with different levels of AI application



β 中机器替代率的制造业企业分布



γ 高机器替代率的制造业企业分布

资料来源:笔者自绘。

的效应。经试验,在划分未应用人工智能和应用人工智能的基础上,分别计算各行业的平均最近邻指数ANN,再纳入模型进行分析,模型拟合优度更高。因此,具体模型设定如下:

$$Y_{ct} = \alpha_0 + \alpha_1 X_{ct} + \delta_c + \varphi_t + \varepsilon_{ct} \quad (2)$$

式中: c 和 t 分别代表制造业行业类别和年份,被解释变量 Y_{ct} 指行业 c 在 t 年的平均最近邻指数。 X_{ct} 为核心解释变量,用于识别行业 c 在 t 年是否应用了人工智能,若应用了人工智能,则 X_{ct} 取1,反之取0; δ_c 和 φ_t 分别表示行业固定效应和年份固定效应; ε_{ct} 是随机扰动项; α_0 、 α_1 为待估参数。

1.4.4 一元线性回归模型

一元线性回归模型是分析自变量和因变量线性相关关系的方法。本文用其分析应用人工智能的制造业对新成立企业的空间吸引力。具体模型设定如下:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon \quad (3)$$

式中:因变量 Y 指2015—2019年新成立的制造业企业核密度值;自变量 X 指2014年应用人工智能的制造业企业核密度值; β_0 是截距; β_1 是斜率; ε 是误差项。

2 研究结果

2.1 制造业空间分布与集聚趋势变化

2.1.1 标准差椭圆分析

分析结果显示(见表1-表2,图6-图7):
①应用人工智能后的制造业企业空间分布更为集聚。未应用人工智能的制造业企业椭圆面积先缩小后增大,表明空间分布先集聚后分散。应用人工智能的制造业企业椭圆面积持续缩小,且在“机器人”政策实施后的减小幅度增强,表明人工智能的应用有可能加剧了企业的空间集聚。
②制造业空间集聚趋势随机器替代率的不同而呈现差异。应用人工智能后,中机器替代率的制造业企业标准差椭圆面积减小幅度最大,低机器替代率的减小幅度最小。说明中机器替代率的制造业空

表1 应用/未应用人工智能的制造业空间椭圆参数
Tab.1 Spatial ellipse parameters of manufacturing industry with/without AI

类型	年份/年	面积/km ²	面积变化/%
未应用人工智能	2009	1 403.25	—
	2014	1 398.45	-0.34
	2019	1 412.06	0.97
应用人工智能	2009	1 567.78	—
	2014	1 565.19	-0.17
	2019	1 534.28	-1.97

注:面积变化分别指2014年相较于2009年、2019年相较于2014年的变化。

资料来源:笔者自制。

间集聚趋势最强,低机器替代率最弱。③人工智能应用水平越高,以研发高地为中心的分布趋势越明显。中机器替代率、高机器替代率的制造业企业分布中心均位于松山湖,而低机器替代率的制造业企业分布中心位于大岭山镇。松山湖是国家级高新技术产业开发区,前述这种空间变化说明应用人工智能的制造业企业正逐渐呈现以研发高地为中心的分布模式,人工智能应用端与研发端在空间距离上日益靠近,产业空间与创新空间趋于融合

发展。

2.1.2 基准回归分析

前述分析表明,应用人工智能的制造业企业分布更加集聚,但这种变化是否由人工智能引起,还有待进一步验证。本文使用DID模型对其进行验证, Before表示人工智能应用前5年, After表示人工智能应用后5年,共计10年数据。基准回归结果显示 (见表3), 在0.01的显著性水平下, Diff-in-Diff效应值为-0.119。说明应用人工智能后,相比于未应用人工智能的制造业企业,应用人工智能的制造业企业ANN下降了11.9%。ANN越小,表明空间越集聚,即人工智能技术的应用确实改变了制造业的选址,使制造业分布更加集聚。

2.1.3 平行趋势检验

本文采用t检验法对DID模型进行平行趋势检验。结果显示 (见表4),实验前, Diff效应值为-0.024,但没有呈现出显著性 (p>0.05),意味着人工智能应用前,实验组和控制

组的空间集聚趋势基本一致,无明显差异。实验后, Diff效应值为-0.143<0且呈现出1%水平的显著性,意味着人工智能应用后,实验组效应值低于控制组效应值,具有明显差异。表明该模型通过了平行趋势检验,验证了模型结论的有效性。

表3 DID模型结果
Tab.3 DID model results

时间	项	效应值ANN	标准误	t	p
Before	Control(控制组)	0.489	—	—	—
	Treated(实验组)	0.465	—	—	—
	Diff(T - C)	-0.024	0.020	-1.235	0.234
After	Control(控制组)	0.365	—	—	—
	Treated(实验组)	0.222	—	—	—
	Diff(T - C)	-0.143	0.020	-7.312	0.000**
	Diff-in-Diff	-0.119	0.028	-4.297	0.001**

注: R²=0.935, 调整R²=0.923; “*”表示 p<0.05, “**”表示 p<0.01。

资料来源:笔者自制。

表4 t检验结果
Tab.4 T test results

时间	项	Control(控制组)	Treated(实验组)	Diff	t	p
Before	ANN	0.489	0.465	-0.024	-1.584	0.152
After	ANN	0.365	0.222	-0.143	-6.199	0.000**

注: “*”表示 p<0.05, “**”表示 p<0.01。

资料来源:笔者自制。

表2 人工智能应用水平不同的制造业空间椭圆参数
Tab.2 Spatial ellipse parameters of manufacturing industry with different AI levels

类型	年份/年	面积/km ²	面积变化/%
低机器替代率	2014	1 452.90	—
	2019	1 449.23	-0.25
中机器替代率	2014	1 578.75	—
	2019	1 533.41	-2.87
高机器替代率	2014	1 544.30	—
	2019	1 516.53	-1.80

注: 面积变化指2019年相较于2014年的变化。

资料来源:笔者自制。

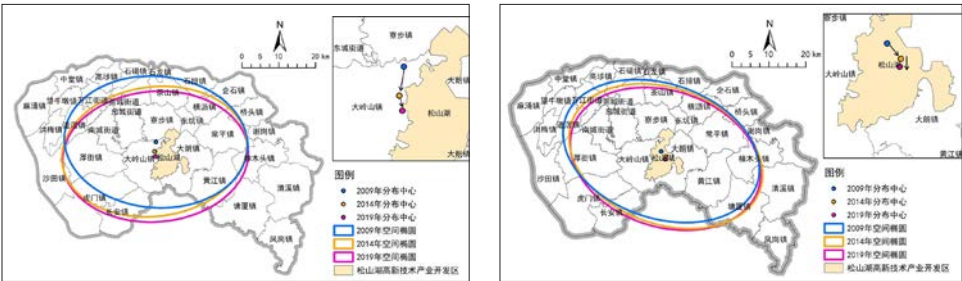


图6 应用/未应用人工智能的制造业空间方向分布变化 (2009—2019年)

Fig.6 Changes in the spatial direction distribution of manufacturing industry with/without AI (2009-2019)

资料来源:笔者自绘。

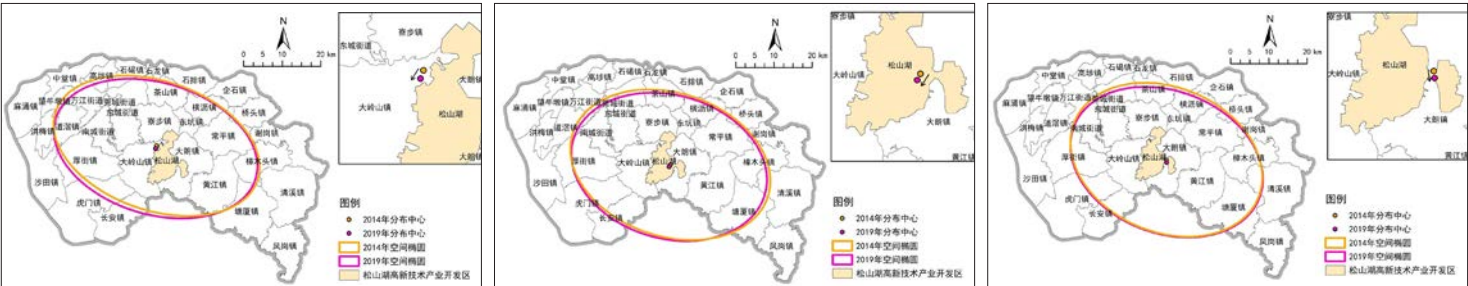
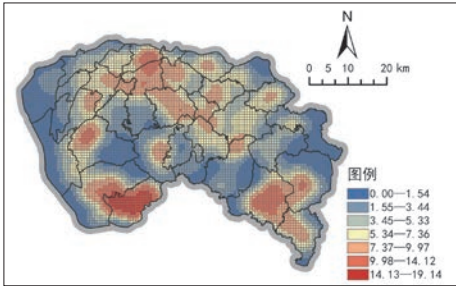


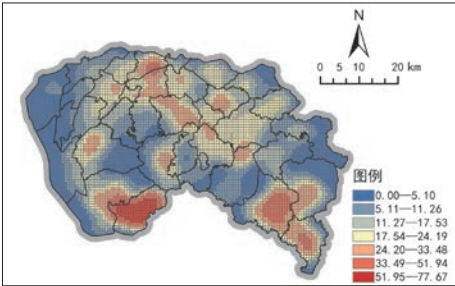
图7 应用人工智能后人工智能应用水平不同的制造业空间方向分布变化 (2014—2019年)

Fig.7 Changes in the spatial direction distribution of manufacturing industries with different levels of AI application after the application of AI (2014-2019)

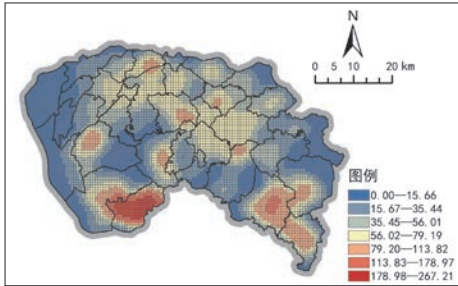
资料来源:笔者自绘。



a 2009年



b 2014年



c 2019年

图8 应用人工智能的制造业企业集聚特征变化

Fig.8 Changes in the agglomeration characteristics of manufacturing enterprises applying AI

资料来源:笔者自绘。

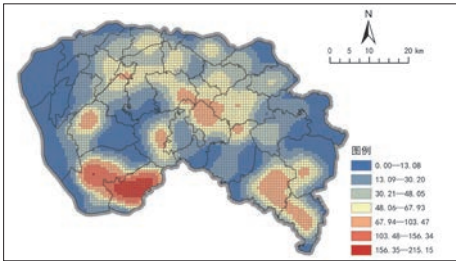


图9 2015—2019年新成立的制造业企业集聚特征
Fig.9 Clustering characteristics of newly established manufacturing enterprises from 2015 to 2019

资料来源:笔者自绘。

心、东南塘厦等三镇为次中心的“一主一次”模式。②2015—2019年新成立的制造业企业空间集聚特征与2014年应用人工智能的制造业企业空间集聚特征十分相似。二者均呈现出以长安镇为主要集聚地,向西南、东南及中部3大片区集聚的态势。说明新成立企业可能更倾向于往应用人工智能的企业周边集聚。

2.2.2 回归分析

建立一元线性回归模型对前述结论进行验证,结果表明(见图10):①在95%的置信区间内,新成立的制造业企业核密度值与2014年应用人工智能的制造业企业核密度值存在明显的相关性,相关系数达92.5%,模型解释力度高达85.6%,表明应用人工智能的制造业企业选址对新成立的制造业企业选址具有显著影响。

②高机器替代率的制造业企业选址对新成立的制造业企业选址影响最大,其次为低机器替代率和中机器替代率。在95%的置信区间内,2015—2019年新成立的制造业企业核密度值与低机器替代率、中机器替代率、高机

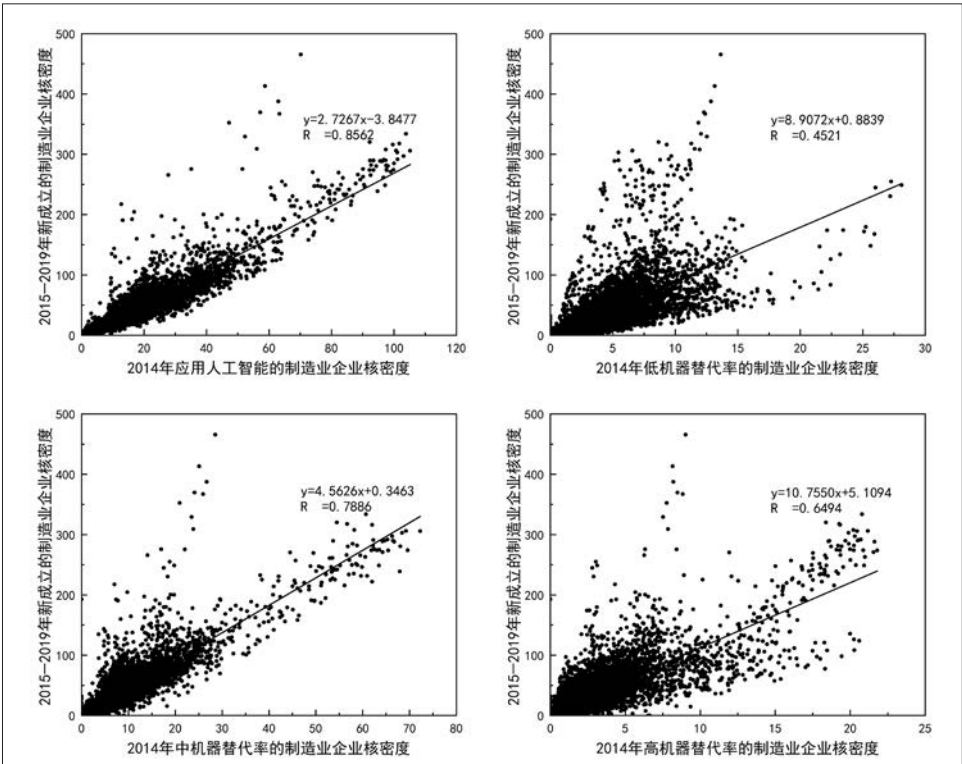


图10 2015—2019年新成立的制造业企业与2014年应用人工智能的制造业企业核密度相关性

Fig.10 Correlation between newly established manufacturing enterprises in 2015-2019 and the kernel density of manufacturing enterprises applying AI in 2014

资料来源:笔者自绘。

器替代率的制造业企业模型回归系数依次为8.91、4.56、10.76,表明新成立的制造业企业在选址时首先倾向于往高机器替代率的制造业企业周边集聚,其次是低机器替代率的制造业企业,最后才往中机器替代率的制造业企业周边集聚。

2.2.3 F检验

采用F检验对上述模型进行显著性检验。如表5所示,在0.05的显著性水平下,4组模型

均通过F检验,表明上述结论均具有有效性。

3 讨论

3.1 人工智能应用背景下的城市制造业空间演变模式

基于前述分析可以发现,对比未应用人工智能的制造业企业,应用人工智能后的制造业空间发生了显著变化(见图11)。

一是选址时会更多地考虑当地科技水

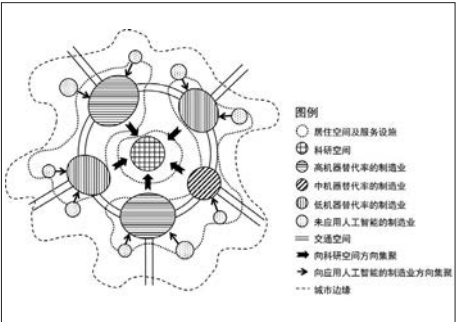


图11 人工智能技术应用背景下的城市制造业空间演变模式
Fig.11 Spatial evolution model of urban manufacturing industry in the context of AI application
资料来源:笔者自绘。

平。从制造业整体分布来看,未应用人工智能的制造业企业空间变化趋势始终保持不变,而应用人工智能的制造业企业则进一步往工业基础良好、科技水平较高的长安镇集聚,其分布中心也日益靠近松山湖的几何中心。松山湖是国家级高新技术产业开发区,松山湖科学城也是大湾区综合性国家科学中心先行启动区,科技创新生态体系完善。2014年,松山湖更是成立了机器人基地,陆续孵化了60多家机器人科技企业,成为东莞乃至大湾区工业机器人的主要供应商。前述的这种空间变化可能与企业的高技术特性和土地租金承受能力有关。从经济效益看,人工智能的应用提升了产业效率与经济效益,这使得企业受土地租金的约束减小,继而促使其向更优地理区位迁移。从产业结构看,人工智能驱动产业由劳动密集型向技术或知识密集型转型,而后者高度依赖研发与科技创新,因此更倾向于分布在科技资源富集的地区。

二是空间集聚趋势显著加强。应用人工智能的制造业在初期为了资源共享和信息交流,在空间上会愈发集聚。因此,应用人工智能的制造业的集聚趋势会进一步加强。但这种空间变化程度与人工智能应用水平并未呈现出明显的相关关系。人工智能应用水平越高,制造业企业的集聚趋势并未越强。反而是中机器替代率的企业集聚趋势最强。这说明随着人工智能应用水平的提高,制造业企业会先经历集聚化的过程,而后又逐渐趋向分

表5 线性回归分析F检验
Tab.5 Linear regression analysis F test

项目		df	SS	MS	F	Significance F
总体	回归分析	1	11 362 882.47	11 362 882.47	36 774.70867	0
	残差	6 176	1 908 299.608	308.9863355	—	—
	总计	6 177	13 271 182.08	—	—	—
低机器替代率	回归分析	1	6 000 338.88	6 000 338.88	5 096.808158	0
	残差	6 176	7 270 843.198	1 177.273834	—	—
	总计	6 177	13 271 182.08	—	—	—
中机器替代率	回归分析	1	10 466 138.97	10 466 138.97	23 043.80783	0
	残差	6 176	2 805 043.106	454.1844408	—	—
	总计	6 177	13 271 182.08	—	—	—
高机器替代率	回归分析	1	8 617 515.62	8 617 515.62	11 436.52579	0
	残差	6 176	4 653 666.457	753.5081699	—	—
	总计	6 177	13 271 182.08	—	—	—

资料来源:笔者自制。

散化和网络化。此外,应用人工智能的制造业企业也吸引了其他制造业企业在其周边集聚,既包括应用人工智能的制造业企业,也包括未应用人工智能的制造业企业。在人工智能应用水平不同的制造业中,这种空间吸引力大小依次为:高机器替代率>低机器替代率>中机器替代率。因而,也产生了不同大小的产业集群规模。

3.2 对城市规划的启示与建议

人工智能的应用正逐渐改变城市空间的组织方式。其中,制造业空间已悄然发生了许多变化。为更好地应对新一轮技术革命的冲击,城市规划应着重考虑以下几个方面。

一是产业布局。城市规划应充分尊重产业发展的内在演进脉络,引导人工智能赋能下的制造业企业向技术创新要素富集的地区进行空间集聚,形成智能产业集群。同时,需要合理控制产业集群规模,使其规模经济效益最大化。在集群内部也可以规划专门的智能制造产业园区,以便于管理。在人工智能应用初级阶段,这类园区应强调“研发—制造—服务”的空间集成与产城融合。待技术纵深发展至“无人化”阶段,服务功能需让位于物流枢纽功能,形成“研发—制造—物流”新组合,其选址考量亦由城市内部的职住平衡转向郊区更优的交通与土地成本条件。

二是土地利用。产业用地的管控体系需依据智能化生产的内在要求进行适应性调整。

一方面,智能化生产要求研发、制造与服务功能在空间上深度融合,这需要通过提高土地混合使用强度来提供复合载体。另一方面,智能化生产所需的配套(如机器人维保)催生了新的空间需求,为此可规划智能工业用地,集成布局多功能,并探索与之相适应的地块控制指标。

三是产城关系。产城融合是当前城市规划所秉持的重要理念,但由于人工智能的应用,将来的制造业空间都会呈现“无人化”趋势。此时,产城关系可能被重新定义。城市规划不仅需反思“产城分离”模式在智能化时代的潜在价值,更需将关注点转向科研空间的构建及其与产业空间的深度融合研究。

4 结论

本文在既往关于人工智能与城市发展的社会经济研究的基础上,将视野拓展至空间维度,以东莞作为实例,从定量的角度探究了人工智能应用背景下制造业空间演变的新规律,弥补了现有研究对人工智能应用后产业空间的变化多是预测性的不足。主要研究结论如下:

(1) 从空间分布来看,应用人工智能的制造业企业逐渐呈现以研发高地为中心的分布模式,且分布中心日益靠近科技区的几何中心,尤其是中、高机器替代率的制造业企业。

(2) 从空间集聚趋势来看,人工智能技术的应用有利于提高企业的空间集聚程度,且中

机器替代率的企业集聚程度和集聚趋势最强。

(3) 从空间集聚格局来看,人工智能技术的应用提高了制造业企业对其他企业的空间吸引力,新成立的制造业企业更倾向于往应用了人工智能的企业周边集聚,尤其是往高机器替代率的制造业企业周边集聚。

(4) 城市规划应合理引导应用人工智能的企业向科技水平较高的地区布局,形成一定的集聚效应。同时,探索混合用地和专门的智能工业用地,并重新审视产城关系,尤其应重点关注产业空间与创新空间之间的关系。

当然,本文也存在一些不足:一是研究方法问题。在回归分析中,首先受到数据限制,只选取了自变量与因变量纳入模型分析,未纳入其他控制变量,有可能强化了模型的解释能力,未来在进行其他尺度分析时可以进一步优化。其次通过散点图分析,发现自变量和因变量之间有可能存在其他类型的趋势关系,未来也可采用非线性趋势等方法进行进一步探讨。二是研究内容问题。本文的重点是新现象的发现和规律的总结,对于应用了人工智能的制造业为何会产生这种空间演变特征,目前还缺乏相应的机制研究,这也是下一步努力的方向。

(感谢中国城市规划学会城市感知学术专班对本工作的支持。)

参考文献 References

[1] 张鑫,王明辉. 中国人工智能发展态势及其促进策略[J]. 改革, 2019 (9): 31-44.
ZHANG Xin, WANG Minghui. Development status and promotion strategy of artificial intelligence in China[J]. Reform, 2019(9): 31-44.
[2] 姜红德. 机器人:新工业革命[J]. 中国信息化, 2015 (12): 30-31.
JIANG Hongde. The robot generation: the new industrial revolution[J]. iChina, 2015(12): 30-31.

[3] 林昌华. 中国实施“机器换人”战略促进产业转型研究[J]. 中国发展, 2015, 15 (3): 71-73.
LIN Changhua. Implementing the strategy of "machine substitution" to promote industrial transformation in China[J]. China Development, 2015, 15(3): 71-73.
[4] 杨石琳. 人工智能应用背景下城市制造业空间演变及规划对策——以东莞市为例[D]. 武汉: 武汉大学, 2022.
YANG Shilin. Spatial evolution and planning of urban manufacturing industries under the background of artificial intelligence application: a case study of Dongguan City[D]. Wuhan: Wuhan University, 2022.
[5] DADASHPOOR H, YOUSEFI Z. Centralization or decentralization? A review on the effects of information and communication technology on urban spatial structure[J]. Cities, 2018, 78: 194-205.
[6] 毛琦梁. 技术进步、空间竞争与产业区位变化——基于产业区位一般均衡模型的实证与模拟[J]. 科技管理研究, 2018, 38 (15): 127-138.
MAO Qiliang. Technological progress, spatial competition and industrial location variation: an empirical analysis and simulation based on the general equilibrium model of industrial location[J]. Science and Technology Management Research, 2018, 38(15): 127-138.
[7] 韩民春,冯乐兰. 工业机器人应用对我国劳动力就业影响的研究[J]. 工业技术经济, 2020, 39 (6): 117-122.
HAN Minchun, FENG Lelan. Research on the impact of industrial robot application on labor employment in China[J]. Journal of Industrial Technological Economics, 2020, 39(6): 117-122.
[8] 谢璐,韩文龙,陈翥. 人工智能对就业的多重效应及影响[J]. 当代经济研究, 2019 (9): 33-41.
XIE Lu, HAN Wenlong, CHEN Zhu. The multiple effects and impacts of artificial intelligence on employment[J]. Contemporary Economic Research, 2019(9): 33-41.
[9] AUTOR D H, DORN D. The growth of low-skill service jobs and polarization of the US labor market[J]. American Economic Review, 2013, 103(5): 1553-1597.
[10] GORDEN R J. The demise of US economic growth: restatement, rebuttal and reflections[J]. National Bureau of Economic Research, 2014(11): 95-98.
[11] COWEN T. The great stagnation: how America ate all the low-hanging fruit of modern history, got sick, and will (eventually) feel better[J]. Survival, 2012, 53(3): 190-191.
[12] PANAYIDES A, KERN C R. Information technology and the future of cities: an alternative analysis[J]. Urban Studies, 2005, 42: 163-167.
[13] 黄经南,杨石琳. 机器人驱动下城市空间演变及规划对策——一些初步的设想[J]. 城市发展研究, 2021, 28 (3): 58-64.

HUANG Jingnan, YANG Shilin. Urban spatial evolution and planning strategy driven by "machines replacing people": some preliminary ideas[J]. Urban Development Studies, 2021, 28(3): 58-64.
[14] 黄经南,马灿,周俊. 人工智能引领的新一轮技术革命冲击下城市空间变革趋势、对策及对我国的启示[J]. 城市发展研究, 2023, 30 (6): 16-23.
HUANG Jingnan, MA Can, ZHOU Jun. The trend and countermeasures of urban space change under the impact of new technological revolution led by artificial intelligence and its enlightenment to China[J]. Urban Development Studies, 2023, 30(6): 16-23.
[15] 黄玫瑜,秦小珍,周金苗. “机器人”与城镇新增增长模式——以广东省佛山市顺德区为例[J]. 热带地理, 2019, 39 (1): 11-19.
HUANG Meiyu, QIN Xiaozhen, ZHOU Jinmiao. "Replacing human labor with robots" and the new growth model of towns: a case study of Shunde District in Foshan City, Guangdong Province[J]. Tropical Geography, 2019, 39(1): 11-19.
[16] 国际机器人联合会. 2025年世界机器人报告[R]. 2025.
IFR. World robotics 2025[R]. 2025.
[17] Oxford Economics. How robots change the world[R]. 2019.
[18] LEJPRAS A, STEPHAN A. Locational conditions, cooperation, and innovativeness: evidence from research and company spin-offs[J]. The Annals of Regional Science, 2011, 46: 543-575.
[19] 王璐,张东生. 产业集群规模及影响因素的实证研究[J]. 河北大学学报(哲学社会科学版), 2016, 41 (2): 91-97.
WANG Lu, ZHANG Dongsheng. Empirical research on the scale and influence factors of industrial clusters[J]. Journal of Hebei University (Philosophy and Social Science), 2016, 41(2): 91-97.
[20] 冯子钰,施润和. 中国近地面PM_{2.5}浓度与排放的时空分布及其关联分析[J]. 地球信息科学学报, 2021 (7): 1221-1230.
FENG Ziyu, SHI Runhe. Spatio-temporal features and the association of ground-level PM_{2.5} concentration and its emission in China[J]. Journal of Geo-information Science, 2021, 23(7): 1221-1230.
[21] 吴春涛,李隆杰,何小禾,等. 长江经济带旅游景区空间格局及演变[J]. 资源科学, 2018, 40 (6): 1196-1208.
WU Chuntao, LI Longjie, HE Xiaohe, et al. Spatial analysis of scenic spots in the Yangtze River Economic Belt[J]. Resources Science, 2018, 40(6): 1196-1208.
[22] 李悦,杨政伦,谢子涵,等. 海绵城市建设能否缓解城市蔓延?[J]. 城市规划, 2024, 48 (6): 25-35.
LI Yue, YANG Jiulun, XIE Zihan, et al. Can sponge city construction mitigate urban sprawl?[J]. City Planning Review, 2024, 48(6): 25-35.