

长三角地区人工智能发展对能源消费强度的空间效应

李畅

云南师范大学，云南昆明，650000；

摘要：认识长三角地区人工智能发展与能源消费强度之间关系具有重要的理论和实践意义。基于 2013–2022 年长三角各城市的面板数据，分析了长三角各城市人工智能发展水平与能源消费强度之间的空间效应。研究表明：①从时空分布看，不同城市的能源消费强度存在差异，时间上呈现出逐渐降低的趋势。②采用局部莫兰指数考察各城市人工智能发展水平的空间分布情况，验证人工智能发展水平具有正向空间相关性。③人工智能发展对能源消费强度产生显著抑制作用，且具有明显的负向空间溢出效应。得到三个重要启示。一是进一步加快人工智能技术普及应用，强化人工智能在能源消费强度抑制中的作用；二是充分发挥人工智能发展高水平区域的示范引领作用，释放人工智能技术在能源消费强度抑制上的空间溢出效应；三是推动人工智能技术在能源领域的创新突破。

关键词：人工智能发展水平；能源消费强度；空间效应；长三角

DOI：10.69979/3029-2700.25.06.040

引言

党的二十大报告指出：“推动战略性新兴产业融合集群发展，构建新一代信息技术、人工智能等一批新的增长引擎”。以工业机器人、大模型、深度学习、神经网络等作为关键技术支撑的人工智能，正成为我国推动数字产业化与产业数字化的重要引擎。培育能够在技术层面与应用层面发挥新增长引擎作用的人工智能技术，既是迎头赶上新一轮技术革命浪潮的现实抉择，也是推动新质生产力边际突破与中国式现代化发展的内在要求。

人工智能技术的快速发展与广泛应用，不仅通过要素替代、效率提升和知识创造带来经济增长效应^[1]，还通过扩大劳动力需求和对不同岗位的异质性影响产生就业的“创造效应”与“破坏效应”^[2-5]。那么，人工智能发展带来的经济增长在自然环境层面的影响是正向抑或是负向？人工智能蓬勃发展的增长性质是否是环境友好的，其存在何种影响机制？这些问题逐渐成为广大学者及政策制定者极为关注的焦点。近来学者们分别考察了人工智能发展对降低碳排放^[6]、绿色创新^[7-9]以及绿色增长^[10-11]的驱动作用，这些研究表明人工智能发展对推动所在地区经济的绿色转型具有积极作用。

随着长三角地区经济的持续增长和产业结构的不断调整，能源消费强度（ECI）已成为衡量该区域能源效率与可持续发展水平的重要指标^[12]。从传统制造业到新兴服务业，从工业化加速到绿色低碳发展，长三角地

区的能源消费强度在空间上呈现出较为明显的差异性。这些差异不仅反映了区域内经济发展水平和产业结构的不同，还体现了能源使用效率、政策导向以及技术创新的差异。

从新经济地理学视角，邻近地区产业分工差异显著，资源要素流动频繁，经济发展相互关联、作用。核心企业运用人工智能，实现自身生产经营智能化转型，加速绿色知识向周边扩散，对邻近企业产生绿色创新“示范效应”，推动区域低碳发展^[13]。邻近地区可借助机器学习、深度学习等人工智能技术形成高水平智能化“学习模式”，这有助于绿色创新要素的空间流动，产生技术溢出效应^[14]，进而改善本地绿色发展。

综上所述，学者广泛探究了人工智能迅猛发展带来的经济与绿色效应，但对其与能源消费强度关系的研究较少。新经济地理学指出，邻近地区产业分工差异大，资源要素流动频繁，经济发展相互关联。所以，在探索人工智能绿色效应时，若忽视不同地区人工智能的空间溢出影响，易使研究结论出现偏差。

为此，本文聚焦人工智能发展对能源消费强度的空间效应。先探究人工智能发展影响长三角地区能源消费强度的空间机理，接着汇总 2013 – 2022 年长三角各市人工智能企业面板数据，以当年各市人工智能企业数量对数值衡量其发展水平，用能源消费总量与 GDP 比值表示能源消费强度，构建空间杜宾模型实证检验，旨在为相关部门制定人工智能影响绿色发展的制度和政

策，提供理论与现实支撑。

1 研究方法、变量及数据说明

1.1 研究方法

1.1.1 空间相关性分析

在数字经济时代，大型数字化企业借助数字技术创新打通市场，实现深度数实融合，人工智能新质技术能发挥倍乘效应，展现出空间裂变传播特性，适合用于空间相关性分析。通过测量空间相关程度，检验某空间单元要素与邻近单元相同要素的数值关联，可反映该要素的空间集聚情况及程度。本文运用全局和局部 Moran's I 指数，对长三角地区人工智能发展水平的空间自相关性展开检验，同时借助局部莫兰指数来探究其空间相关性的分布格局。

1.1.2 计量模型设定

为了考察人工智能发展对能源消费强度的影响，设定基准回归模型如下：

$$ECI_{it} = \alpha + \beta AI_{it} + \gamma X'_{it} + \varepsilon_i + \lambda_t + \mu_{it} \quad (1)$$

式中：下标 i 、 t 分别表示样本空间的城市与年份； ECI 表示能源消费强度； AI 表示人工智能发展水平； X'_{it} 表示一系列控制变量的行向量； β 、 γ 是对应变量的估计系数； α 为常数项； ε_i 与 λ_t 分别表示城市固定效应与年份固定效应； μ_{it} 为随机扰动项。

考虑到某地区能源消费强度可能受其他地区人工智能发展的空间溢出影响。为探讨人工智能发展对能源消费强度的空间效应，本文构建空间计量模型。模型设定如下：

$$ECI_{it} = \rho WECI_{it} + \beta AI_{it} + X'_{it}\phi + \alpha_i + \lambda_t + \mu_{it} \quad (2)$$

$$ECI_{it} = \beta AI_{it} + X'_{it}\phi + \alpha_i + \lambda_t + \mu_{it} \quad (3)$$

$$ECI_{it} = \rho WECI_{it} + \beta_1 AI_{it} + \beta_2 WAI_{it} + X'_{it}\phi + WX'_{it}\xi + \alpha_i + \lambda_t + \mu_{it} \quad (4)$$

式（2）为空间滞后模型（SAR），式（3）为空间误差模型（SEM），式（4）为空间杜宾模型（SDM）。 β 、 ϕ 为待估参数； W 表示空间权重矩阵； $WECI_{it}$ 表示被解释变量的空间滞后项； ρ 表示空间滞后项的估计系数，可反映各市场能源消费强度之间的空间依赖程度； WX'_{it} 表示系列控制变量的空间滞后项； ξ 为空间滞后项系数。

1.2 变量选取

（1）被解释变量：能源消费强度（ ECI ），以各城市的能源消费量与其 GDP 的比值表示。

（2）核心解释变量：人工智能水平（ AI ），选择“企查查”企业信用信息查询平台，利用 Python 爬虫技术对企查查“经营范围”、“公司名称”范围栏，以“智能”、“云”、“数据”、“物联”、“机器学习”等与人工智能应用相关的内容进行关键词模糊匹配查询，并按照年份、地区归总获取 2013—2022 年各市人工智能企业的面板数据，以该年该市人工智能企业数量的对数值衡量人工智能发展水平^[15]。

（3）控制变量：产业结构（ Ind ）。发展优质产能行业在提高生产效率的同时，助推清洁行业的智能化进程^[16]，采用第三产业产值与第二产业产值的比值表征；经济发展水平（ ED ）。经济发展程度越高的地区，往往会将更多资源转移到绿色产业^[17]。本文经济发展水平指标是以 2013 年为基期，对人均 GDP 平减所得值；人力资源水平（ H ）。掌握专业知识和技能的人才，能够充分发挥行业产品的技术优势，进而赋能生产效率化，有效避免资源浪费^[18]，采用高等院校在校生人数比总人口表征；金融发展水平（ $Finance$ ）。地区金融发展可以有效推动本地经济发展，采用年末金融机构存贷款余额占 GDP 比重表征；环境规制（ $Regu$ ）。环境规制通过引导生产要素流动影响能源消费强度^[19]，采用政府工作报告中与环境规制相关的关键词词频表征。

（4）描述性统计：除人工智能发展水平外的其余变量原始数据均来源于历年《中国统计年鉴》、《中国城市统计年鉴》、EPS 统计数据库与国研网数据库，本文选取的研究时期为 2013—2022 年。研究区域为长三角地区，根据 2019 年中共中央、国务院印发的《长江三角洲区域一体化发展规划纲要》，长三角地区涵盖上海市、江苏省、浙江省、安徽省全域，共 41 个地级及以上城市（以下简称“城市”）。此外，为减小异方差对估计结果造成偏差，对所有变量取对数。具体描述性统计见表 1。

表 1 描述性统计

变量符号	样本个数	均值	标准差	最小值	最大值
lneng	410	-0.613	0.430	-2.464	0.343
lnai	410	1.775	0.281	0.996	2.397
lnind	410	0.0268	0.304	-1.017	1.061
lned	410	2.411	0.0524	2.221	2.502
lnh	410	-4.183	0.867	-6.361	-2.062
lnfin	410	1.019	0.302	0.342	1.930
lnregu	410	3.821	0.401	1.792	4.898

2 空间格局演化与空间关联性分析

2.1 能源消费强度空间格局演化

本文运用 ArcGIS10.8 软件绘制长三角地区能源消费强度空间分布图。同时采用自然间断点分级法进行分组,并绘制 2013、2016、2019 和 2022 年可视化地图(图 1)。

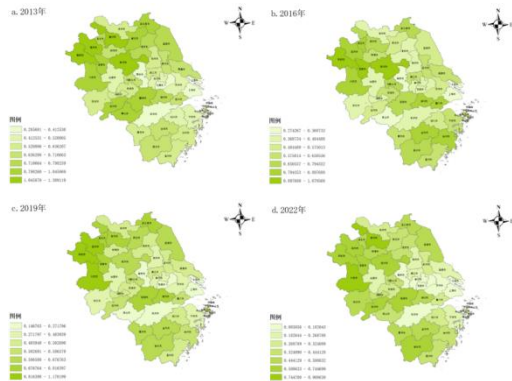


图 1 长三角能源消费强度空间分布演变

注:该图基于自然资源部标准地图服务网站下载的审图号为 GS(2023)2767 号的标准地图制作,底图无修改。

图 1 显示,能源消费强度空间演化格局特点如下:

①空间分布上,不同城市能源消费强度有别。像亳州等城市各年份强度较高,颜色深;上海等沿海城市强度较低,多处于第二、三层级,存在空间集聚。②时间发展中,各城市能源消费强度区间逐年变化,呈降低趋势。2013—2022 年对应数值变小,表明长三角能源消费不断优化,利用效率提升,节能减排成效显著,经济发展模式向节能高效转变。

2.2 人工智能发展水平的空间关联性分析

2.2.1 全局莫兰指数

人工智能作为通用性极强的技术,具有跨时空交互影响的特征。为分析人工智能发展水平的空间关联性,采用探索性空间数据分析法计算 2013—2022 年长三角各市域人工智能发展水平的全局莫兰指数。结果显示,人工智能发展水平的全局莫兰指数均大于 0.25,且均在 5%水平上显著。从时间维度看,2013—2022 年各城市人工智能发展水平整体呈现上升趋势。表明各城市人工智能发展水平在时间和空间上并非无序分布状态,而是存在着明显的正向空间相关性。

2.2.2 局部莫兰指数

采用局部莫兰指数考察各城市人工智能发展水平的空间分布情况,选择 2013、2016、2019、2022 年数据,不同城市局部莫兰指数空间聚类结果如图 2 所示。

其中,属于“高一高”型与“低—低”型的城市人工智能发展呈现空间集聚态势,具备较好的空间正相关性质。

由图 2 可以发现:①4 个年份中,属于“高一高”型、“低—低”型的城市明显多于“低—高”型和“高一低”型,这意味着大多数城市高值与高值集聚、低值与低值集聚,进一步验证人工智能发展水平具有正向空间相关性。②苏州、嘉兴、绍兴在 4 个年份中均属于“高一高”型,说明其自身与周边城市的人工智能发展水平均处较高水平,存在空间集聚现象。③2016 年湖州市属于“低—高”型,表明自身的人工智能发展水平较邻近城市低,尚有潜力可挖掘,且 2019 年也加入了“高一高”型的行列。④黄山、池州、安庆、阜阳、亳州、蚌埠一直属于“低—低”型,即自身人工智能发展水平与邻近城市的都较低。⑤合肥一直属于“高一低”型,即自身人工智能发展水平较高,邻近城市较低。

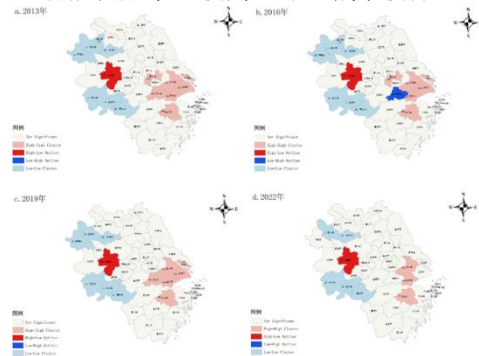


图 2 局部莫兰指数空间分布演变

3 空间效应实证结果

3.1 空间计量模型的检验和选择

根据空间权重矩阵在模型设定所处不同位置的含义,空间计量模型衍生出多种设定形式,正确选择相应模型需进行多步骤检验。其中, Hausman 检验的 χ^2 统计量值在 1%显著性水平上显著为 38.67,选择固定效应模型; LR 统计量分别为 39.76 与 17.40,在 1%显著性水平上拒绝空间滞后模型(SAR)与空间误差模型(SEM)优于空间杜宾模型的原假设,选择空间杜宾模型; Wald 统计量分别为 38.15 与 23.85,在 1%显著性水平上拒绝空间溢出效应为零以及空间溢出效应与空间自回归效应之间存在显著关系表明了综合检验结果,本文选择时空双固定空间杜宾模型作为空间计量模型的参数估计形式。

3.2 空间计量结果

可视化地图与莫兰指数等测度结果显示能源消费强度（ECI）与人工智能发展水平（AI）具备较强的空间集聚效果，而空间权重矩阵的合理选用是达到实证目的的前置条件。本文采用地理距离矩阵作为空间杜宾

模型估计的权重矩阵。此外，作为基准回归，展示普通最小二乘与双向固定效应模型估计结果。其时空双固定空间杜宾模型结果见表 2。

表 2 基准回归及空间杜宾模型回归结果

	普通最小二乘 (1)	双向固定效应 (2)	空间杜宾模型 (3)
空间矩阵		/	地理距离矩阵
W•lnAI			-6.343** (-2.62)
			-0.602 (-0.77)
W•lnED			15.22* (2.43)
W•lnH			1.670 (1.90)
W•lnFin			3.553** (3.24)
W•lnRegu			0.213 (0.56)
lnAI	-0.281** (0.0890)	1.101*** (0.280)	0.431* (2.52)
lnInd	-0.415*** (0.0603)	0.244** (0.0818)	0.0505 (0.77)
lnED	-2.830*** (0.478)	-1.754 (1.018)	-0.172 (-0.24)
lnH	-0.138*** (0.0223)	0.198** (0.0730)	0.190*** (4.42)
lnFin	0.178** (0.0642)	0.425** (0.144)	0.767*** (7.85)
lnRegu	0.0427 (0.0347)	0.00169 (0.0321)	0.00387 (0.18)
_cons	5.799*** (1.126)	2.641 (2.408)	
地区&时间	NO	Control	Control
N	410	410	410
Sigma ²			0.0107*** (14.33)
R ²	0.624	0.691	0.00370

注：* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

由表 2 可见，列（1）~（3）分别表示使用 OLS、双向固定效应模型、空间杜宾模型对相应回归模型进行估计的结果。从 OLS 估计结果看，在未考虑空间效应时，人工智能发展对能源消费强度有显著抑制作用，弹性系数达-0.281。但双向固定回归结果显示，在控制地区和时间固定效应后，人工智能发展对能源消费强度呈促进作用，揭示出二者间更为复杂的正向关联。当考虑空间效应，人工智能对本地区能源消费强度有正向影响，即其增加会促使能源消费强度上升。不过，人工智能发展水平滞后变量系数在 1%显著性水平下为-6.343，呈现负向空间溢出，意味着人工智能增加在邻近地区会降低能源消费强度，推测是智能技术应用于能源管理提升了效率。

同时，使用 SDM 模型变量系数的点估计判断空间效应容易产生偏误，需用变量变化的偏微分进行进一步分析。故本文考虑空间效应影响而采用 SDM 模型估计的偏微分的办法，计算不同影响因素的直接效应、间接效应（空间溢出效应）与总效应，结果见表 3。

表 3SDM 模型下各变量对 ECI 的直接效应与空间溢出效应

效应类别	变量	系数	Z 值	标准误
直接效应	lnAI	0.987***	5.22	0.189
	lnInd	0.1939**	3.31	0.059
	lnED	-2.038**	-2.69	0.758
	lnH	0.191***	4.01	0.048
	lnFin	0.328**	3.22	0.102
	lnRegu	-0.008	-0.33	0.023
间接效应 (空间溢出效应)	lnAI	-2.86***	-4.19	0.683
	lnInd	0.151	1.17	0.129
	lnED	4.02*	1.22	3.298
	lnH	0.233	1.22	0.190
	lnFin	-0.194	-0.52	0.370
	lnRegu	0.088*	1.98	0.044
总效应	lnAI	-1.870**	-2.82	0.663
	lnInd	0.345**	2.91	0.118
	lnED	1.982	0.56	3.509
	lnH	0.424*	2.28	0.186
	lnFin	0.134	0.34	0.399
	lnRegu	0.079	1.91	0.417

表 3 直观反映城市人工智能发展对能源消费强度的直接效应、溢出效应与总效应。具体而言：①核心解释

变量城市人工智能发展水平对能源消费强度存在显著的直接效应、空间溢出效应与总效应，弹性系数分别为0.987、-2.86和-1.870。这一结果表明，在观测期内，本地区人工智能的发展显著促进了能源消费强度的增加，反映了人工智能技术在本地区对能源需求的推动作用。然而，人工智能的空间溢出效应则表明，周边地区人工智能的发展对能源消费强度产生了抑制作用。总效应为负值，这个结果反映了人工智能在推动本地能源需求的同时，也可能通过技术扩散效应在更广泛的空间范围内促进了能源效率的提升。②控制变量中，产业结构的高级化在直接效应和总效应上显著为正，间接效应不显著，可能是第三产业对高效能设备、信息处理和高端技术的依赖，导致能源消费强度相对增加。经济发展水平在直接效应显著为负、在间接效应中显著为正，在本地区，经济发展水平提高能够直接促进能源效率的提升，从而减少能源消费强度。而经济发展水平可能会通过贸易、技术转移等途径间接导致周边地区能源消费强度上升。人力资源水平在直接效应和总效应中对能源消费强度的影响是显著为正的，高人力资源水平可能通过促进技术进步、提高消费水平和推动能源密集型产业的发展等多方面因素，间接导致本地区能源消费强度的提升。金融发展水平在直接效应中显著正，可能是金融发展通过促进资本流入传统能源密集型行业，可能短期内增加能源消费强度。金融市场的发展可能导致对高能耗项目的过度投资，尤其是在市场尚未完全成熟的情况下，资本可能未能有效流向绿色项目。环境规制强度在直接效应和总效应都是不显著的，而在间接效应上显著为正，可能是较为严格的环境规制可能会导致本地区一些高污染、高能耗的企业转移到环保标准较低的周边地区或是导致本地区企业在短期内面临较大的调整成本，为降低成本，企业可能会选择在其他地区开展生产活动，进而导致周边地区的能源消费增加。

3.3 稳健性检验

3.3.1 内生性分析

人工智能发展与能源消费强度之间可能存在反向因果关系。为进一步解决遗漏变量、测量误差和反向因果关系等内生性问题，本文参考周杰琦等[20]的做法与思路，将城市人工智能发展水平滞后一期 $\ln AI_{1t}$ 和城市人工智能发展水平在时间上的一阶差分 $\Delta \ln AI_{1t}$ 的乘积作为工具变量，记为 $\Delta \ln AI$ ，纳入空间杜宾模型进行回归，

结果显示 $\Delta \ln AI$ 及其空间滞后项的系数和显著性与上文回归结果基本一致，一定程度上克服了核心解释变量 $\ln AI$ 可能存在的内生性问题，回归结果稳健。

3.3.2 变换空间权重矩阵

本文选用空间邻接矩阵对纳入空间计量模型的地理距离空间权重矩阵进行替换，回归结果显示人工智能发展对能源消费强度的直接效应、空间溢出效应及总效应，弹性系数分别为0.320、-0.410与-0.089，与地理距离空间权重矩阵所估计系数的方向相同，显著性基本一致，说明变换空间权重矩阵的空间效应结果稳健。

4 结论与建议

4.1 主要结论

本文基于2013—2022年长三角地区41个城市数据，按照年份、地区归总获取各市人工智能企业的面板数据，以该年该市人工智能企业数量的对数值衡量人工智能发展水平，深入考察了城市人工智能发展对能源消费强度的空间效应及其内在机制。主要结论如下：

①人工智能发展对能源消费强度产生显著抑制作用，且具有明显的负向空间溢出效应，即人工智能发展对本地区和邻近地区的能源消费强度均具有显著的负向抑制作用。

②2013—2022年各城市人工智能发展水平整体呈现上升趋势，且存在明显的正向空间相关性，能源消费强度在部分沿海发达地区存在空间集聚现象，在时间上呈现下降态势。

4.2 政策建议

①进一步加快人工智能技术普及应用，强化人工智能在能源消费强度抑制中的作用。一方面，推动人工智能技术在能源消耗监控、优化配置和资源利用效率提升中的集成应用，以构建更加智能化的能源管理体系，降低单位产出的能源消耗。另一方面，推动人工智能技术与绿色低碳产业的深度融合，发展绿色智能制造和低碳技术，助力构建绿色经济发展新动能。

②充分发挥人工智能发展高水平区域的示范引领作用，释放人工智能技术在能源消费强度抑制上的空间溢出效应。一方面，鼓励人工智能发展先进区域通过技术输出和协同创新，带动周边地区优化能源结构、提高能源利用效率，实现区域间绿色协调发展。另一方面，经济相对落后地区应加强与人工智能发展领先区域的

合作,借力先进技术和管理经验,弥合地区间技术与能源效率的差距,推动能源消费强度整体下降。

③推动人工智能技术在能源领域的创新突破。一方面,政府应支持人工智能产业园区建设,提供智能化的基础设施和政策支持,鼓励企业在能源领域研发节能减排技术。另一方面,加强高校、科研机构与企业之间的协作,促进产学研结合,培养人工智能与能源融合应用的复合型人才,进一步提升人工智能技术对能源消费强度的抑制能力,为推动绿色高质量发展提供有力支撑。

参考文献

- [1]林晨,陈小亮,陈伟泽,等.人工智能、经济增长与居民消费改善:资本结构优化的视角[J].中国工业经济,2020(2):61-83.
- [2]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,2019,54(7):47-63.
- [3]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.
- [4]Acemoglu D, Restrepo P. Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor[J]. Journal of Economic Perspectives, 2019, 33(2): 3-30.
- [5]郭凯明,王钰冰,龚六堂.劳动供给转变、有为政府作用与人工智能时代开启[J].管理世界,2023,39(6):1-21.
- [6]孙振清,杨锐.人工智能技术创新对区域碳排放的影响——机制识别与回弹效应[J].科技管理研究,2024,44(5):168-177.
- [7]刘婷婷,周兵,梁博.人工智能、绿色创新与企业碳绩效[J].经济体制改革,2024,(4):193-200.
- [8]贺星星,阮俊杰,卞彩杏.人工智能应用促进了长江经济带三大城市群的绿色创新吗?——基于“数字红利”和“数字鸿沟”视角[J].经济地理,2024,44(8):137-147.
- [9]崔伟.人工智能促进绿色创新了吗?[J].科学决策,2024,(4):61-74.
- [10]周杰琦,陈达,夏南新.人工智能对绿色经济增长的作用机制与赋能效果——产业结构优化视角[J].科技进步与对策,2023,40(4):45-55.
- [11]Qian Y, Liu J, Shi L, et al. Can artificial intelligence improve green economic growth? Evidence from China[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2023, 30(6): 16418-16437.
- [12]王青.长三角都市圈工业能源消费碳排放强度区域差异及动态演进[J].人民论坛·学术前沿,2022,(22):52-61.
- [13]向仙虹,杨国歌.要素市场整合、空间知识溢出与低碳转型发展[J].产业经济研究,2023(6):128-142.
- [14]Liao B, Li L. Urban green innovation efficiency and its influential factors: The Chinese evidence[J]. Environment, Development and Sustainability, 2023, 25(7): 6551-6573.
- [15]孙雪,宋宇,赵培雅.人工智能对异质劳动力就业的影响——基于劳动力供给的视角[J].经济问题探索,2022(2):171-190.
- [16]Li C, Chen Y, Shang Y. A review of industrial big data for decision making in intelligent manufacturing[J]. Engineering Science and Technology, An International Journal, 2022, 29: 101021.
- [17]李晓萍,张亿军,江飞涛.绿色产业政策:理论演进与中国实践[J].财经研究,2019,45(8):4-27.
- [18]邝嫦娥,邹伟勇.环境规制与能源消费碳排放——理论分析及空间实证[J].湘潭大学学报(哲学社会科学版),2018,42(5):81-86.
- [19]张桅,胡艳.长三角地区创新型人力资本对绿色全要素生产率的影响——基于空间杜宾模型的实证分析[J].中国人口·资源与环境,2020,30(9):106-120.
- [20]周杰琦,陈达,夏南新.人工智能、产业结构优化与绿色发展效率——理论分析和经验证据[J].现代财经(天津财经大学学报),2023,43(4):96-113.

作者简介:李畅(2002-),女,汉族,辽宁铁岭人,硕士研究生在读,云南师范大学,区域经济学。