人工智能与产业融合

从“人工智能+”到新质生产力：机制、门槛与区域协同发展路径

黄丹宇，陈皓月，毛瀚廷，黄泓杰

（广东工业大学经济学院，广州 510520）

摘要：基于2016—2022年省级面板数据，构建新质生产力与人工智能发展水平的综合评价指标体系，运用熵权TOPSIS（逼近理想解排序）法、双重固定效应模型、门槛回归与空间莫兰指数等方法，实证检验人工智能对新质生产力的影响机制、空间关联特征与非线性效应。研究显示：新质生产力与人工智能发展水平总体呈上升趋势，但区域差异显著，东部沿海和中部地区明显高于西部及东北地区；人工智能对新质生产力具有显著促进作用，且通过提升产业水平与高科技产品市场绩效发挥中介效应；人工智能发展存在双重门槛效应，其促进作用随水平提高而增强；人工智能在空间上呈现显著正向集聚特征，莫兰指数表明其分布存在“高-高”与“低-低”集聚现象，中东部省份空间联动效应突出。

关键词：新质生产力；人工智能；Moran’s I 模型；空间关联

中图分类号：F49 **文献标志码：**A **文章编号：**1671－1807(2026)15－0006－11

数字生产力作为数字经济时代的核心形态，依托数据、算力与算法，实现生产要素的创新性配置，人工智能是其中的关键驱动力。国家通过“人工智能+”行动推动其与实体经济深度融合，在赋能产业升级、优化劳动力结构的同时，也为新质生产力发展注入持续动能。研究旨在通过测度中国省级新质生产力与人工智能发展水平，实证分析人工智能对新质生产力发展的影响机制，深入探讨人工智能在新质生产力形成中的关键作用，从而揭示人工智能在国家发展战略中的重要意义。研究还将进一步考察新质生产力的空间相关性，量化分析中国区域间新质生产力发展水平的差异特征。

1 文献综述

国内学者蒋永穆和乔张媛[1]指出，科技创新应作为核心驱动力，以技术系统为桥梁，将要素系统的革新力量传递到产业系统，从而彻底重塑传统的生产力3大系统。孙正娜和韩平[2]则在研究中建议全面提升科技创新的整体实力，积极推动新要素的快速成长，集中力量推进核心技术的研发与应用，并加速现代化产业体系的建设。贾根良[3]提出，以人工智能系统取代人类脑力劳动是第三次工业革命的关键。与此同时，乔晓楠和郗艳萍[4]强调，必须关注人工智能对劳动就业和收入分配所带来的冲击，并充分利用人工智能在推动生产力发展方面的积极作用。曹东勃和蔡煜[5]提出，新质生产力是通过充分整合科技创新和现有产业基础，推动提升要素治理和资源配置效率的先进生产力。戴翔[6]强调了新质生产力的“新”“质”“力”3个维度，强调了数字技术在新质生产力中的关键作用。其次，余东华和马路萌[7]将新质生产力和新型工业化联系起来，并对其统一性和共通性进行强调，认为新质生产力与新型工业化两者之间相辅相成，均是中国经济高

收稿日期：2026-04-07

基金项目：广东省2025年度本科高校教学质量与教学改革工程建设项目（粤教高函〔2026〕4号）；珠海市2025年度哲学社会科学规划课题（2025GJ155）；十五运会和残特奥会粤港澳协同研究课题（2025GBA-554-2）；2025年度中国服务贸易协会研究课题（CATIS-PR-250119）；国家大学生创新创业训练计划项目（2025118450790）；广东工业大学大学生创新训练计划项目（2026118450765）；2025年度中国民族建筑研究会科研项目（NAIC202520）；教育部产学合作协同育人项目（20241511）；2024年度暨南大学侨文化研究院、江门市“百千万工程”指挥办、中共江门市委统战部“侨文化研究专项（JNQW2024004）；广东工业大学2024年度实验教学与管理改革研究专项（202414）；广东省2024年度本科高校课程思政改革示范项目（粤教高函〔2024〕27号）

作者简介：黄丹宇（1986—），女，广东广州人，博士，讲师，研究方向为服务经济、文化经济；陈皓月（2004—），女，广东湛江人，研究方向为数字经济；通信作者毛瀚廷（2005—），男，广东韶关人，研究方向为数字经济；黄泓杰（2005—），男，广东茂名人，研究方向为经济学。

质量发展的推进器。黄群慧和盛方富[8]则利用系统论的视角，将新质生产力视为由生产力要素、生产力结构及生产力功能构成的系统，强调其在现代化产业体系中的承载和功能。魏艳华等[9]则从创新、数字、绿色、新兴4个维度对新质生产力的空间结构差异进行研究。

在探索人工智能对效率和生产力的影响方面，Judijanto等[10]采用定性研究方法，并借助Miles和Snow模型揭示了人工智能如何提升工作效率和生产力。Aghion等[11]则认为人工智能是工业革命以来自动化进程的深化。虽然自动化进步会影响到企业的工资政策和内部组织，但对于经济增长的限制仍然存在。他们提到了“鲍莫尔成本病”，即增长受限于难以改进的方面。人工智能的发展可能会同时产生正面和负面的效应，取决于产业类型、人工智能特性以及竞争政策和监管政策等因素。尽管人工智能有可能带来经济爆炸式增长，但鲍莫尔成本病仍然是一个挑战。Korinek和Stiglitz[12]提出了一些经济政策和全球经济治理体系改革的建议，以减轻对发展中国家和新兴经济体的不利影响，并使他们更广泛地分享人工智能的好处。

2　理论分析与研究假设

2.1　人工智能与新质生产力的关系

新质生产力代表着一种脱离传统增长模式的经济活动，它依赖于技术创新，并强调可持续和高效率的生产方式。人工智能（AI）作为当代科技创新的核心，提供了数据驱动的解决方案，这些解决方案通过优化决策过程、增强生产过程的自动化和智能化，直接影响生产力的质和量。AI技术如机器学习、自然语言处理和机器视觉等，被广泛应用于产品设计、市场分析、生产控制和供应链管理等多个环节，显著提升了操作效率和决策质量。基于此，提出如下假设。

H1：人工智能可以显著促进新质生产力的发展。

2.2　人工智能对生产效率的影响

AI通过自动化技术在提高操作速度、减少人力成本、降低错误率方面扮演着关键角色。在制造业，AI不仅在生产线上替代人力进行重复性高和危险性工作，还在质量控制中通过精确的图像和数据分析来预防缺陷产品的生成。此外，AI的预测维护系统能够利用实时数据预测设备故障，从而减少计划外的停机时间，确保生产流程的流畅与高效。基于此，提出如下假设。

H2a：人工智能通过提高产业水平来促进新质生产力的发展。

2.3　人工智能对产业水平的提升

AI在推动传统产业转型和新兴产业发展方面起到了双重作用。在传统产业如汽车、制药和零售等领域，AI技术通过智能化改造提升了生产线的灵活性和响应速度，让企业得以更高效地适应市场变化和消费者需求。在新兴产业方面，AI助力形成了全新的业态和服务模式，如智能医疗、金融科技和自动化物流等，这些领域不仅推动了新质生产力的增长，也促进了整个社会经济结构的升级。基于此，提出如下假设。

H2b：人工智能通过提升高科技产品的市场绩效来促进新质生产力的发展。

2.4　人工智能对市场绩效的提升

人工智能的应用通过优化企业运营与决策，直接提升了市场绩效，这构成了其促进新质生产力发展的微观基础。在消费端，AI通过对消费者行为的深度分析与洞察，赋能企业实现精准营销、个性化推荐与动态定价，从而更有效地创造和捕获市场价值。在供应链与运营端，AI驱动的预测模型能够优化库存管理、提升物流效率、降低运营成本，从整体上提升了资源配置效率与企业敏捷性。这些市场绩效的改善，意味着全要素生产率在产业层面的优化，是新质生产力在微观经济活动中生成的重要体现。

然而，人工智能作为一种典型的通用目的技术（GPT），其对宏观经济层面新质生产力的驱动，并非简单线性叠加企业绩效提升的结果。根据“技术-经济范式”理论，通用目的技术的渗透与扩散是一个系统工程，其宏观经济效应的充分发挥依赖于技术本身、互补性资产、制度结构以及社会学习进程之间的协同演化。这意味着，人工智能对新质生产力的促进作用，可能存在显著的门槛效应（threshold effect）。具体而言，在人工智能发展的初期，由于技术成熟度不足、数据要素积累有限、兼容性基础设施短缺以及劳动力技能不匹配，其对新质生产力的提升作用可能相对有限，且主要表现为局部效率改善。只有当人工智能的发展水平（包括技术普及度、与实体经济的融合深度、关键互补性资产的积累等）跨越某个临界门槛后，其引致的生产流程革新、产业组织重构与新产品新业态的涌现才会进入加速期，从而推动新质生产力实现跨越式、非线性的增长。这种从量变到质变的跃迁，是技术驱动经济范式转换的核心特征。基于此，提出如下假设。

H3：人工智能对新质生产力的影响具有显著的

门槛效应。随着AI技术的不断发展和应用深度的加深,其对新质生产力的促进作用将更加显著。

3 人工智能与新质生产力发展水平测度

3.1 指标选取原则

结合新质生产力测度指标和人工智能指标的设计思路,立足于确保评估体系全面、科学、有可比性,围绕中国各个省份新质生产力的发展情况,提出如下指标的选取原则。

(1)可比性原则。在获取数据的过程中在不同地区获取相同时间段的数据,指标的定义和测量方法应尽量一致,以便进行跨地区、跨时间的比较和分析,确保在不同环境中都能使数据具有可比性。同时保证选取数据的真实性和可追溯性,采用可靠的数据来源和评估方法,以保证数据比较的科学性和可靠性。

(2)综合性原则。考虑到新质生产力和人工智能的复杂性和多维性,为了确保评估结果的科学性和准确性,选取的指标应该具有综合性,能够全面评估其发展水平。同时,指标之间需要相互关联,从而形成完整的评估体系。此外,选取的指标需要长期进行数据记录,能够适应经济结构和产业变革的长期发展需求,持续跟踪和评估其发展趋势以确保评估结果的可信度。

(3)匹配性原则。选取的指标应与新质生产力相匹配,并且能够确保可以反映不同方面的发展水平。指标需要具有捕捉新技术、新模式和新产业发展状况的能力;同时,处于上一层级的四维指标必须与其所对应的三级指标在研究对象与范畴上保持内在一致性,从而为二级指标的核心研究目标提供有效支撑。其次,作为整个指标系统中最为基础的操作化单元,四级指标在具体内容的设计上,需额外注重其在真实社会情境中的可解释性与实际应用价值。

3.2 指标设计体系

根据大量相关研究成果,并结合前文新质生产力发展水平评价指标体系和人工智能发展评价指标体系的构建思路和指标选取原则,借鉴文献[13-15]等相关指标体系,设计了包含3个一级指标、8个二级指标、19个三级指标和23个四级指标的新质生产力发展水平评价指标体系,以及包含4个一级指标、9个二级指标和23个三级指标的人工智能发展水平评价指标体系。

3.2.1 新质生产力指标体系设计思路

通过前文中对测度对象的界定,借鉴龚义等[16]关于指标体系构建的思路,按照城市的不同空间层次进行分层,提炼中国新质生产力发展水平测度指标体系设计的基本思路。初步设定新质生产力指标体系的整体框架为纵向分为一、二、三、四级指标,由四级基础指标逐步向上层支撑;横向则将中国新质生产力发展水平测度指标体系归纳为新型劳动力、新兴发展资料、新型劳动对象3个维度。

3.2.2 人工智能指标体系设计思路

人工智能代表较为复杂的科技发展形态,它的内涵较丰富且广泛,因此,用单一指标很难全面地反映人工智能发展水平。而现有研究在评价人工智能发展水平时,通常采取指标化的方法。钟玉婷和钟坚[13]在研究人工智能发展水平时提出了4个一级指标、10个二级指标以及32个三级指标的指标体系,为大家提供了一个新的研究方向。崔凯和冯献[17]在研究乡村数字经济时,也应用了指标体系方法,并构建了乡村数字经济指标体系。因此,所构建的人工智能发展测度指标体系,在纵向上采用分层递进的三级指标结构,由具体测量的基础三级指标逐级向上聚合,最终形成完整的评价框架;在横向上,体系主要涵盖发展环境水平、技术成果、智能产业化以及产业智能化4大核心观测维度。

3.3 新质生产力与人工智能评价指标体系的构建

在经济学理论中,劳动者、劳动资料与劳动对象被视为构成生产力的3大基本要素,它们共同作用形成了社会生产的基础。新质生产力的来源主要有以下3点:①技术革命性突破;②生产要素创新配置;③产业深度转型升级。因此,其评价体系也需在传统“三要素”框架基础上进行内涵深化与维度拓展。因此,在构建新质生产力的评价指标体系时,着重从3个核心维度展开:新型劳动者、新型劳动资料及新型劳动对象。以此系统反映其在要素素质、技术能级与对象范围方面的跃升特征。

新质生产力指标体系见表1。选用5个指标衡量新型劳动力,选用10个指标衡量新型生产资料,选用8个指标衡量新型劳动对象。

人工智能发展水平评价指标体系见表2。选用7个指标衡量发展环境水平,选用2个指标衡量技术成果,选用6个指标衡量智能产业化,选用8个指标衡量产业智能化。

3.4 测度结果

3.4.1 新质生产力发展水平得分

根据新质生产力各指标数值,使用熵权法计算得出各指标的具体权重,见表3。

表 1　新质生产力指标体系

一级指标	二级指标	三级指标	四级指标
新型劳动力 A_1	人才密度 B_1	高等教育科技支撑 C_1	高等院校 R&D 人员全时当量 D_1
		人才支撑 C_2	GDP/就业人数 D_2
	创新创业指数 B_2	创新创业活跃度 C_3	区域创新创业指数 D_3
		科技人力投入 C_4	规模以上工业企业 R&D 人员全时当量 D_4
	劳动生产 B_3	劳动生产率 C_5	每 10 万人高校学生数量 D_5
新型生产资料 A_2	有形生产资料 B_4	数字基础设施 C_6	移动电话用户数(5G 用户+4G 用户)D_6
			互联网宽带接入用户数 D_7
			光缆线路长度 D_8
		传统基础设施 C_7	铁路里程 D_9
			公路里程 D_{10}
			图书馆数量 D_{11}
	无形生产资料 B_5	科技创新投入 C_8	R&D 经费投入强度 D_{12}
		科技创新成果 C_9	人均专利授权数量 D_{13}
		尖端科技创新能力 C_{10}	R&D 课题数(项)D_{14}
		数字经济发展水平 C_{11}	数字经济指数 D_{15}
新型劳动对象 A_3	战略性新兴产业与未来产业 B_7	高新技术产业发展规模 C_{12}	高技术产业企业数量 D_{16}
		战略性新兴产业占比 C_{13}	战略性新兴产业增加值/GDP D_{17}
		机器人发展 C_{14}	经营范围涵盖机器人的上市公司数量 D_{18}
		高端智能设备 C_{15}	人工智能企业数量 D_{19}
		研发强度 C_{16}	R&D 经费内部支出 D_{20}
	生态环境保护 B_8	环境保护力度 C_{17}	环境保护支出/政府公共财政支出(%)D_{21}
		污染物排放 C_{18}	二氧化硫排放总量(t)D_{22}
		城市绿化水平 C_{19}	建成区绿化覆盖率 D_{23}

表 2　人工智能发展水平评价指标体系

一级指标	二级指标	三级指标
发展环境水平 A_1	政策环境 B_1	相关政策扶持数量 C_1
		人工智能专项扶持资金 C_2
		研究与试验发展经费支出占国内(地区)生产总值比重(%)C_3
	产业基础 B_2	经济发展水平(人均 GDP) C_4
		信息技术产业产值 C_5
		人工智能科技馆数量 C_6
		人工智能孵化平台数量 C_7
技术成果 A_2	人工智能科技水平 B_3	人工智能高水平论文发表数量 C_8
	人工智能专利 B_4	人工智能专利的数量 C_9
智能产业化 A_3	产业规模 B_5	人工智能企业数量 C_{10}
		人工智能产业投资/融资事件数 C_{11}
		人工智能相关产业从业人员 C_{12}
	产业效益 B_6	人工智能产业主营业务收入总额 C_{13}
		人工智能产业利润总额 C_{14}
		战略性新兴产业项目成交数量(项)C_{15}
产业智能化 A_4	农业智能化 B_7	农业自动化水平 C_{16}
		互联网农村宽带接入用户数 C_{17}
	工业智能化 B_8	信息化水平 C_{18}
		规模以上企业技术改造费用经费支出 C_{19}
		规模以上工业企业人工智能研发机构数 C_{20}
	服务业智能化 B_9	社会消费品零售总额 C_{21}
		物联网宽带接入端口数 C_{22}
		快递业务量 C_{23}

表 3　新质生产力各指标权重(熵权法)

指标	信息熵值 e	信息效用值 d	权重/%
高等院校 R&D 人员全时当量	0.912	0.088	3.377
GDP/就业人数	0.902	0.098	3.770
区域创新创业指数	0.876	0.124	4.792
规模以上工业企业 R&D 人员全时当量	0.902	0.098	3.770
每 10 万人高校学生数量	0.959	0.041	1.575
移动电话用户数(5G+4G 用户)	0.928	0.072	2.759
互联网宽带接入用户数	0.923	0.077	2.962
光缆线路长度	0.925	0.075	2.878
铁路里程	0.938	0.062	2.399
公路里程	0.940	0.060	2.306
R&D 经费投入强度/%	0.928	0.072	2.759
人均专利授权数量	0.840	0.160	6.187
R&D 课题数	0.914	0.086	3.314
数字经济指数	0.756	0.244	9.415
高技术产业企业数量	0.831	0.169	6.508
战略性新兴产业增加值/GDP	0.923	0.077	2.964
人工智能企业数量	0.768	0.232	8.942
经营范围涵盖机器人的上市公司数量	0.696	0.304	11.725
R&D 经费内部支出	0.754	0.246	9.478
建成区绿化覆盖率	0.969	0.031	1.183
环境保护支出/政府公共财政支出	0.917	0.083	3.200
图书馆数量	0.934	0.066	2.557
二氧化硫排放总量/t	0.969	0.031	1.179

通过求解搜集到的国家统计局统计年鉴及各个省份政府工作报告的相关数据,与每层指标数据和权重相乘求和,计算得各省份新质生产力得分,见表 4。

表 4　2016—2022 年各省份新质生产力得分

地区	省份	2016 年	2017 年	2018 年	2019 年	2020 年	2021 年	2022 年
东部	北京	0.480	0.430	0.437	0.424	0.388	0.412	0.471
	天津	0.280	0.230	0.238	0.212	0.213	0.240	0.229
	河北	0.270	0.279	0.268	0.242	0.267	0.271	0.299
	上海	0.356	0.325	0.313	0.300	0.291	0.384	0.398
	江苏	0.608	0.566	0.556	0.554	0.565	0.576	0.614
	浙江	0.417	0.411	0.412	0.398	0.472	0.437	0.498
	福建	0.266	0.239	0.247	0.235	0.232	0.252	0.281
	山东	0.399	0.357	0.346	0.330	0.332	0.357	0.406
	广东	0.651	0.693	0.698	0.704	0.708	0.727	0.739
	海南	0.152	0.153	0.152	0.146	0.128	0.175	0.131
中部	山西	0.200	0.201	0.210	0.172	0.189	0.186	0.229
	安徽	0.266	0.257	0.263	0.257	0.268	0.269	0.324
	江西	0.237	0.188	0.215	0.222	0.248	0.241	0.274
	河南	0.304	0.283	0.285	0.294	0.305	0.328	0.348
	湖北	0.298	0.263	0.269	0.271	0.264	0.329	0.349
	湖南	0.271	0.248	0.247	0.252	0.284	0.302	0.337
	内蒙古	0.250	0.247	0.243	0.207	0.208	0.215	0.252
	广西	0.200	0.188	0.189	0.192	0.179	0.211	0.225
	重庆	0.223	0.209	0.212	0.192	0.190	0.221	0.219
	四川	0.336	0.318	0.327	0.333	0.321	0.346	0.362
	贵州	0.164	0.146	0.147	0.152	0.148	0.162	0.164
西部	云南	0.216	0.194	0.193	0.194	0.256	0.209	0.229
	陕西	0.259	0.231	0.229	0.235	0.252	0.246	0.322
	甘肃	0.174	0.182	0.178	0.171	0.193	0.169	0.189
	青海	0.140	0.149	0.146	0.141	0.142	0.112	0.129
	宁夏	0.136	0.126	0.131	0.118	0.131	0.111	0.120
	西藏	0.156	0.164	0.161	0.152	0.171	0.154	0.150
	新疆	0.175	0.168	0.158	0.161	0.171	0.172	0.215
东北	黑龙江	0.230	0.217	0.207	0.175	0.171	0.181	0.234
	吉林	0.200	0.193	0.192	0.161	0.163	0.185	0.214
	辽宁	0.240	0.239	0.229	0.196	0.230	0.216	0.249

注：因数据缺失，未包含港澳台地区。

3.4.2　人工智能发展水平得分

根据人工智能各指标数值，使用熵权法计算得出各指标的具体权重，见表 5，各省份得分见表 6。

4　研究设计

4.1　样本选择与数据来源

鉴于数据的真实性和可获得性，以 31 个省份（因数据缺失，未包含港澳台地区）为研究对象，选取 2016—2022 年各省份的相关数据，构建指标体系进行分析。数据来源于《中国火炬统计年鉴》《中国统计年鉴》《国家重点实验室年度报告》《国民经济和社会发展统计公报》《中国科学统计年鉴》、东方财富网、EPS 数据库、国家统计局。

4.2　变量选取

选取新质生产力（S）作为被解释变量，人工智能（AI）作为解释变量，控制变量和中介变量见表 7。参照已有研究成果，对如下变量进行控制：人口规模水平、金融发展水平、经济发展水平、工业发展水平。选择产业水平和高科技产品绩效作为人工智能

表 5　人工智能各指标权重（熵权法）

指标	信息熵值 e	信息效用值 d	权重/%
相关政策扶持数量	0.746	0.254	6.703
社会消费品零售总额	0.894	0.106	2.794
经济发展水平（人均 GDP）	0.902	0.098	2.583
规模以上企业技术改造费用经费支出	0.867	0.133	3.504
快递业务量	0.727	0.273	7.223
人工智能科技馆数量	0.944	0.056	1.477
人工智能孵化平台数量	0.840	0.160	4.239
物联网宽带接入端口数	0.923	0.077	2.030
规模以上工业企业人工智能研发机构数	0.696	0.304	8.034
信息化水平	0.923	0.077	2.031
互联网农村宽带接入用户数	0.868	0.132	3.483
农业自动化水平	0.894	0.106	2.802
战略性新兴产业项目成交数量	0.802	0.198	5.235
人工智能专利的数量	0.807	0.193	5.095
人工智能企业数量	0.768	0.232	6.128
人工智能产业利润总额	0.777	0.223	5.887
人工智能产业主营业务收入总额	0.773	0.227	5.995
人工智能相关产业从业人员	0.756	0.244	6.449
人工智能产业投资/融资事件数	0.923	0.077	2.034
人工智能专项扶持资金	0.811	0.189	5.003
人工智能高水平论文发表数量	0.906	0.094	2.480
信息技术产业产值	0.739	0.261	6.902
R&D 经费支出占国内（地区）生产总值比重	0.928	0.072	1.890

表 6　2016—2022 年各省份人工智能得分

地区	省份	2016 年	2017 年	2018 年	2019 年	2020 年	2021 年	2022 年
东部	北京	0.431	0.426	0.422	0.412	0.419	0.434	0.484
	天津	0.202	0.184	0.176	0.152	0.162	0.159	0.154
	河北	0.189	0.193	0.194	0.186	0.185	0.192	0.182
	上海	0.401	0.406	0.398	0.398	0.383	0.385	0.399
	江苏	0.682	0.649	0.653	0.615	0.603	0.604	0.624
	浙江	0.425	0.434	0.439	0.434	0.450	0.462	0.490
	福建	0.230	0.229	0.212	0.209	0.201	0.219	0.222
	山东	0.380	0.360	0.364	0.329	0.329	0.346	0.360
	广东	0.652	0.650	0.667	0.660	0.700	0.662	0.658
	海南	0.074	0.097	0.092	0.088	0.089	0.100	0.099
中部	山西	0.093	0.083	0.085	0.076	0.080	0.082	0.078
	安徽	0.201	0.202	0.215	0.221	0.228	0.241	0.259
	江西	0.120	0.126	0.128	0.136	0.137	0.145	0.154
	河南	0.230	0.225	0.227	0.225	0.226	0.241	0.221
	湖北	0.244	0.247	0.252	0.244	0.239	0.248	0.286
	湖南	0.188	0.194	0.187	0.184	0.183	0.190	0.192
	内蒙古	0.110	0.103	0.105	0.097	0.103	0.113	0.122
	广西	0.106	0.105	0.106	0.115	0.114	0.111	0.106
	重庆	0.136	0.135	0.136	0.136	0.137	0.148	0.145
	四川	0.237	0.236	0.241	0.230	0.244	0.253	0.243
西部	贵州	0.068	0.066	0.071	0.075	0.074	0.086	0.083
	云南	0.093	0.098	0.091	0.096	0.096	0.102	0.101
	陕西	0.265	0.181	0.164	0.164	0.161	0.163	0.150
	甘肃	0.078	0.082	0.085	0.077	0.076	0.080	0.079
	青海	0.050	0.056	0.054	0.054	0.042	0.058	0.055
	宁夏	0.058	0.064	0.065	0.058	0.058	0.060	0.070
	西藏	0.079	0.090	0.098	0.083	0.058	0.088	0.089
	新疆	0.076	0.070	0.073	0.080	0.081	0.093	0.089
东北	黑龙江	0.139	0.138	0.139	0.126	0.126	0.136	0.139
	吉林	0.120	0.108	0.113	0.151	0.104	0.106	0.103
	辽宁	0.180	0.172	0.166	0.142	0.141	0.142	0.132

注：因数据缺失，未包含港澳台地区。

表 7　中介变量和控制变量

变量属性	变量名称	变量符号	计算方法	数据来源
中介变量	产业水平	Ld	第三产业增加值/总人口	《中国第三产业统计年鉴》
	高科技产品绩效	Sx	高技术产业新产品销售收入	EPS 数据库
控制变量	人口规模水平	Pop	ln 地区常住人口	EPS 数据库
	金融发展水平	Fin	贷款余额/GDP	中国人民银行
	经济发展水平	Econ	GDP 增长率	EPS 数据库
	工业发展水平	Indus	规模以上工业企业人均主营业务收入	EPS 数据库

赋能新质生产力发展的中介变量，各变量的计算方法与数据来源见表 7。

4.3　模型构建

使用双重固定模型研究人工智能对新质生产力的影响，研究的模型设置如式(1)所示：

$$S_{it} = \alpha + \beta \mathrm{AI}_{it} + \gamma X_{it} + \mu_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

式中：i 为城市；t 为年份；S_{it} 为新质生产力水平；AI_{it} 为人工智能发展水平；β 为人工智能对新质生产力水平的影响程度；X_{it} 为一系列控制变量；δ_t 和 μ_i 分别为年份固定效应和城市固定效应；ε_{it} 为随机扰动项；α 为常数项；γ 为系数。

为深入分析人工智能对新质生产力的作用机制，构建了一套中介效应检验模型，如式(2)、式(3)所示。式(2)用于评估人工智能发展与中介变量 InterVar之间的关联强度；式(3)则用于检验该中介变量与新质生产力水平之间的内在联系。为进一步增强研究结论的可信度，采用 Bootstrap 抽样法检验上述中介路径的显著性。

$$\mathrm{InterVar} = \alpha + \beta_1 \mathrm{AI}_{it} + \gamma X_{it} + \mu_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

$$S_{it} = \alpha + \beta_2 \mathrm{AI}_{it} + \beta_3 \mathrm{InterVar}_{it} + \gamma X_{it} + \mu_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

4.4　描述性统计

变量描述性统计结果见表 8。总体而言，新质生产力发展水平（S）的省际差异较为明显，其最小值为 0.11，最大值为 0.74，标准差为 0.23，反映出各省份在新质生产力的实际发展成效上存在较大分化。同时，人工智能发展水平（AI）的标准差为 0.16，表明中国不同省份在人工智能领域的推进程度具有显著的空间不均衡特征。此外，工业发展水平（Indus）的均值为 158.60，标准差为 45.04，这不仅说明新质生产力对工业产值增长具有积极的带动作用，也体现出中国工业整体保持着稳健的发展势头。经济发展水平（Econ）的平均值为 0.09，标准差为 0.07，这说明在新经济增长模式下中国各省经济增长水平存在显著差异。产业水平（Ld）的均值为 0.38，但标准差却有 0.25，新质生产力的发展对第三产业的产出增长具有直接作用，并间接对地区的金融经济发展水平也带来一定影响。

表 8　变量描述性统计

变量	样本数	均值	标准差	最小值	最大值
S	217	0.27	0.23	0.11	0.74
AI	217	0.21	0.16	0.04	0.70
Indus	217	158.60	45.04	74.59	354.99
Econ	217	0.09	0.07	−0.25	0.31
Pop	217	8.14	0.84	5.83	9.45
Fin	217	1.67	0.46	0.88	3.09
Ld	217	0.38	0.25	0.14	1.60
Sx	217	209.85	413.35	0.01	2 459.19

5　实证分析

5.1　基准回归

基于模型（1）对人工智能与各省份新质生产力之间的关系进行了实证检验，表 9 列（4）汇报了在控制相关变量并采用固定效应模型后所得的回归结果。在实证结果中不难发现，人工智能变量的回归系数在 1%的显著性水平上为正，这说明人工智能发展对新质生产力具有明显的推动作用。同时，人口规模和经济增长水平两项变量的系数也均通过了显著性检验，且方向为正，表明人口总量的扩大以及整体经济水平的提升，也有效促进了新质生产力的发展。

5.2　机制检验

表 10 显示，人工智能（AI）和产业水平（Ld）对新质生产力（S）有显著的正向影响。具体来看，人工智能的系数为 0.265，显著性水平达到 1%，这说明在控制变量的前提下，人工智能水平提高对新质生产力有显著的提升作用。同样，产业水平的系数为 0.718，亦达到 1%的显著性水平，进一步印证了产业发展水平对生产力增长的积极作用。在影响路径上，人工智能（AI）对高科技产品绩效（Sx）同样具有显著的正向影响，系数为 0.008（10%水平）。而高科技产品绩效（Sx）本身对新质生产力（S）则表现出非常强劲的直接促进作用，系数高达 6.274（1%水平）。这些发现凸显了人工智能和产业水平在促进生产力增长中的关键角色，同时也揭示了科技产品水平在经济活动中的辅助作用。此外，模型的调整后 R^2 值表明，所提出的模型在解释新质生产力的变化方面具有较好的拟合度，从而验证了分析的有效性和相关假设的合理性。这些结论为进一步探索技术进步和产业升级对经济增长的影响提供了实证基础。

表 9　基准回归结果

变量	S			
	（1）	（2）	（3）	（4）
AI	0.526***	0.320***	0.488***	0.265***
	（4.80）	（3.45）	（4.85）	（2.95）
Pop			0.265***	0.303***
			（2.80）	（3.52）
Fin			0.401***	0.014
			（5.18）	（1.27）
Econ			0.101***	0.040***
			（4.08）	（1.72）
Indus			0.001	−0.000***
			（−1.17）	（−3.04）
个体固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
时间固定效应	No	Yes	No	No
样本数	217	217	217	217
调整 R^2	0.811	0.835	0.893	0.815

注：*、**、***分别表示在 10%、5%、1%的水平上显著相关；括号内为 t 值。

表 10　机制检验结果

变量	S	Ld	S	Sx
AI	0.265***	0.046*		0.008*
	（2.95）	（1.71）		（1.94）
Ld	0.718***			
	（2.87）			
Sx			6.274***	
			（3.83）	
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
个体固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
时间固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
样本数	217	217	217	217
调整 R^2	0.838	0.818	0.83	0.881

注：*、**、***分别表示在 10%、5%、1%的水平上显著相关；括号内为 t 值。

5.3 稳健性检验

5.3.1 减少样本数据

为了检验前文所构建模型的适应性和研究结论的可靠性,进行以下稳健性检验来减少极端样本数据。受历史原因和政治政策等因素的长期影响,4个直辖市在产业的发展上在较长一段时期领先于其他省份,拥有良好的工业基础和经济水平沉淀,近几年新质生产力的发展会因这部分原因影响无法显著展示效果,因此选择减少北京、上海、重庆、天津4个直辖市的样本数据,结果见表11列(1),从而使得新质生产力对其他省份工业产出水平发展的影响效果进一步突出。

5.3.2 改变时间范围

剔除2020年和2021年进行稳健性检验,结果见表11列(2)。综合上述检验结果,在排除了可能出现的干扰变量后,可得出人工智能的系数值得到了明显提高。这表明随着人工智能发展水平的提高,优质生产力得到了进一步的开发和优化升级,使其对工业产出的增益影响更加显著。

表11 稳健性检验结果

变量	S	
	(1)	(2)
AI	0.252***	0.277***
	(2.77)	(2.91)
控制变量	Yes	Yes
个体固定效应	Yes	Yes
时间固定效应	Yes	Yes
样本数	189	155
调整 R^2	0.830 3	0.826 2

注:*、**、***分别表示在10%、5%、1%的水平上显著相关;括号内为t值。

5.4 异质性检验

为了明确人工智能发展水平对新质生产力的区域异质性,进行以下异质性检验:依据2022年GDP总量前10的省份,并加入4个直辖市(北京、上海、天津、重庆),作为经济实力强的省份,其余的省份列为经济实力弱的省份;依据金融发展水平2016—2021年均值在前15位的省份列为金融发展水平高的省份,其余的为金融发展水平低的省份。金融发展水平由贷款余额/GDP衡量。

表12显示,在不同省份分组中,经济与金融基础较为优越的地区,其人工智能对新质生产力的影响系数普遍高于发展水平相对滞后的省份。从统计显著性来看,前者在经济和金融维度分别通过了1%与10%水平的显著性检验,而后者则未通过10%水平的显著性检验,或在金融维度仅通过5%水平的检验。这一结果表明,人工智能发展水平对新质生产力的推动效应,在经济与金融条件较好的省份表现得更为突出,其促进作用不仅更加显著,也带动了新质生产力在这些地区的快速优化与升级,进而对区域经济发展产生了更为强劲的驱动效果。

表12 异质性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)
	经济实力强	经济实力弱	金融发展水平异质性
AI	0.470***	0.012	
	(3.61)	(0.09)	
金融发展水平高			0.335*
			(1.83)
金融发展水平低			0.211*
			(2.09)
控制变量	Yes	Yes	Yes
个体固定效应	Yes	Yes	Yes
时间固定效应	Yes	Yes	Yes
样本数	98	119	217
R^2	0.700 2	0.770 9	0.819 0

注:*、**、***分别表示在10%、5%、1%的水平上显著相关;括号内为t值。

6 进一步讨论

6.1 门槛效应

由表13可知,人工智能发展水平对新质生产力发展水平的影响具有两个门槛值,分别为0.099 0和0.346 0,且双重门槛效应显著。不难发现,当人工智能发展水平小于门槛值,即小于0.099 0时,回归系数为0.168 185 4,人工智能的发展水平变化对新质生产力发展水平的影响不明显,未通过10%的置信度检验;当人工智能发展水平大于门槛值0.099 0而小于门槛值0.346 0时,回归系数提升到了0.431 233 8,人工智能发展水平的变化对新质生产力发展水平的提升幅度增大,且通过了1%的置信度检验;当人工智能发展水平大于门槛值0.346 0时,回归系数小幅提升,提升到了0.506 681 2,人工智能发展水平的变化对新质生产力发展水平的提升幅度有了进一步的增加,通过了1%的显著性检验。可以从中得知,当人工智能发展水平跨过门槛值0.099 0时,对新质生产力的促进作用最大,其次是跨过门槛值0.346 0时。

6.2 空间分析

为了判断人工智能的发展在空间上是否存在联动的可能,对各省份2016—2022年人工智能水平

表 13　门槛效应

变量	调节变量	
	人工智能	
	(1)	(2)
	门槛值	P
单门槛值 q_1	0.099 0	0.005
双门槛值 q_2	0.346 0	0.000
人工智能 AI·I(Th≤q_1)		0.168 185 4(1.06)
人工智能 AI·I(q_1<Th<q_2)		0.431 233 8***(3.02)
人工智能 AI·I(Th≥q_2)		0.506 681 2***(4. 10)
控制变量		Yes
时期数		7
省份数量		31

注：*、**、***分别表示在 10%、5%、1%的水平上显著相关；括号内为 t 值。

进行莫兰检验，选择使用 Moran's I 来检验全局空间自相关性，具体表达形式为

$$I_{\mathrm{MORAN}}=\frac{\sum_{i=1}^{u}\sum_{j=1}^{u}w_{ij}(x_i-\bar{x})(x_j-\bar{x})}{S^2\sum_{i=1}^{u}\sum_{j=1}^{u}w_{ij}} \tag{4}$$

式中：u 为研究地区数；w_{ij} 为空间权重；x_i、x_j 为考察变量在地区 i 与地区 j 的值，考察变量的平均值；S^2 为被考察变量的方差值。$I_{\mathrm{MORAN}}\in[-1,1]$。利用反距离权重矩阵，通过经纬度的位置来计算省会城市地表距离，以此构建权重矩阵。全局 Moran's I指数检验结果见表 14。

Moran's I 指数检验结果均为正数，表明人工智能发展存在明显的空间正相关关系。各年 P 值均小于 0.05，z 值均接近 2，表明人工智能发展水平在 0.5%显著水平上，呈现集聚分布。

选择使用局部 Moran's I 来衡量局部空间的相关性，局部 Moran's I 能够较好地反映某地区观测值和附近地区观测值之间的关联，指数的计算公式为

$$I=\frac{x_i-\bar{x}}{S^2}\sum_{j\neq 1}w_{ij}(x_j-\bar{x}) \tag{5}$$

当测度地区与其周围其他地区呈“ 高-高”(位于莫兰散点图第Ⅰ象限)或“低-低”(位于莫兰散点图第Ⅲ象限)聚集状态时，I 为正数；反之，则表示测度地区与其周围地区呈“高-低”(位于莫兰散点图第Ⅳ象限)，当测度地区与其周围其他地区呈“高-高”(位于莫兰散点图第Ⅰ象限)或“低-低”(位于莫兰散点图第Ⅲ象限)聚集状态时，I 为正数；反之，则表示测度地区与其周围地区呈“高-低”(位于莫兰散点图第Ⅳ象限)或“低-高”(位于莫兰散点图第Ⅱ象限)聚集状态。运用 SPSSAU 软件绘制莫兰散点图刻画内部空间格局差异的动态特征。2016 年、2019 年、2021 年的莫兰散点图如图 1 所示。

表 14　2016—2021 年全局 Moran's I

年份	Moran's I	期望 $E(I)$	标准差 sd(I)	z	P
2016	0.176	−0.033	0.107	1.812	0.035
2017	0.216	−0.033	0.102	2.155	0.016
2018	0.204	−0.033	0.100	2.049	0.020
2019	0.211	−0.033	0.109	2.111	0.017
2020	0.192	−0.033	0.106	1.950	0.026
2021	0.207	−0.033	0.116	2.730	0.019

7　结论与建议

7.1　研究结论

(1)从发展指数上看，全国整体的新质生产力与人工智能发展指数呈波动上升态势。从 4 大经济区域看，东部沿海经济区、中部地区新质生产力指数高于全国平均水平；经济较落后的西部地区和东北地区低于全国平均水平。人工智能发展水平区域差距更为明显，除东部地区高于全国均值外，其他 3 大区域均低于全国平均水平。

(2)人工智能可以促进产业水平和高科技产品市场绩效的发展，打破行业技术壁垒，为各省份新质生产力发展提供内在驱动力。

(3)2016—2022 年人工智能发展水平在全局上存在正向的空间集聚性，局部空间效应呈现显著的空间关联性，有明显梯度分异。“高-高”集聚、“高-低”集聚和“低-高”集聚主要集中于东部沿海经济区、长江中上游经济区、东南沿海经济区和中东部地区的省份。青藏高原地区、东北地区和西北边疆地区大部分都呈现出“低-低”集聚模式。受长三角城市群带动的影响，安徽长时间处于“高-高”集聚区域，且湖南、湖北也逐步向“高-高”集聚过渡；受国家建设珠三角经济区政策的影响，广东省的人工智能发展水平明显高于周边地区，广东长期处于“高-低”集聚模式。

7.2　对策与建议

(1)增加对西部和东北地区的政策支持与资金投入。建议国家和地方政府加大对这些地区的政策支持和资金投入，包括设立专项扶持基金支持人工智能技术研发和应用，提供税收减免、贷款优惠等政策，以此激励企业在落后的地区进行技术创新与产业投资，同时要加强、加快数字基础设施的建设，改善互联网和通信网络条件，为人工智能技术的推广应用创造良好环境。

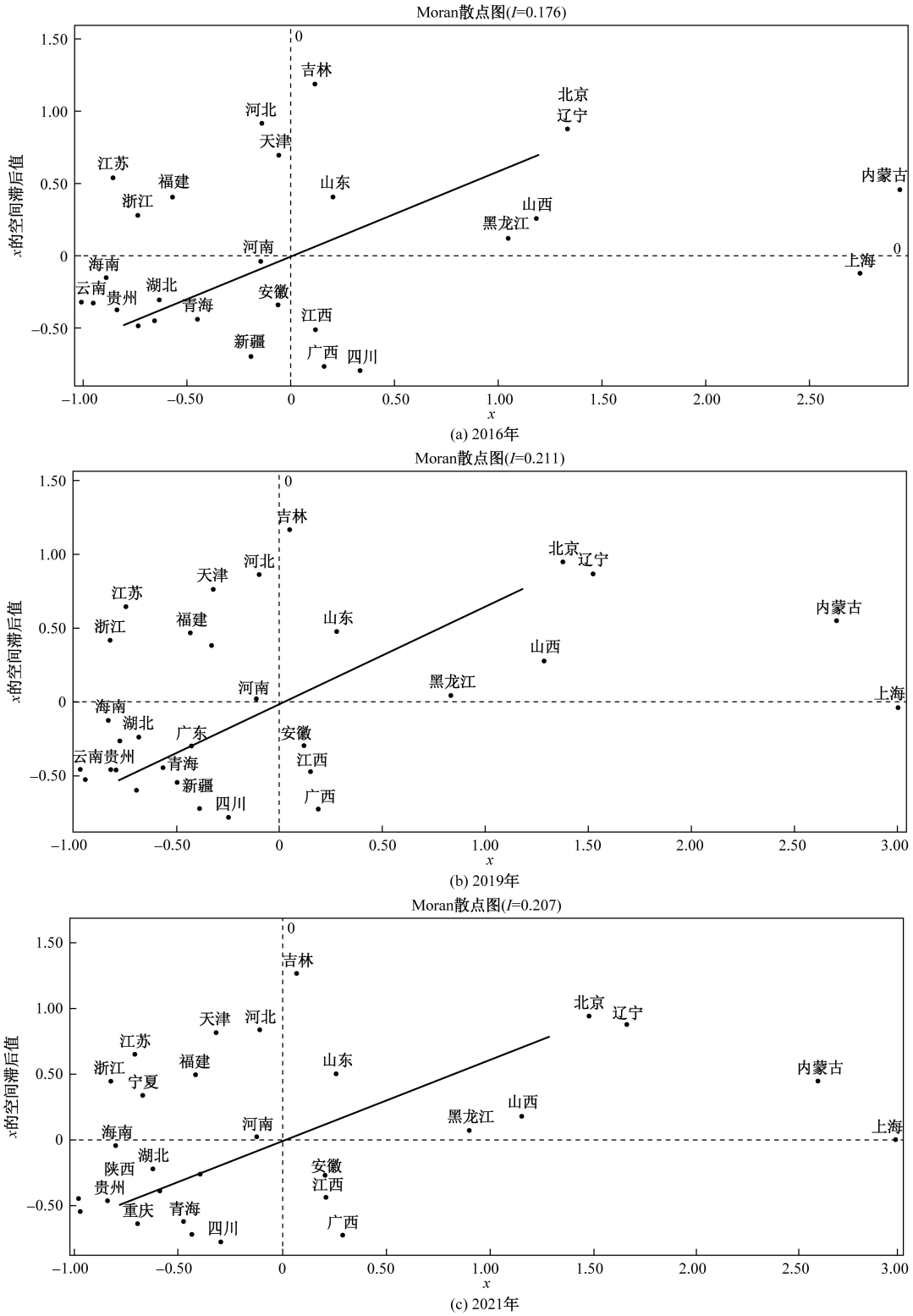


图 1　2016 年、2019 年、2021 年莫兰散点图

(2)加强人工智能技术的研发与应用。人工智能显著促进了新质生产力的发展。为了进一步发挥其潜力，建议加大对人工智能技术的研发和应用投资，推动产业间技术融合，特别是在高科技领域。同时，政府应提供支持性政策，如财政补贴和税收优惠，促进人工智能技术的商业化和产业化。此外，加强省际的技术交流和合作也至关重要，以确保全国范围内生产力的均衡提升，打破技术壁垒，激发地区间的内在驱动力。这些措施将帮助打造更具竞争力和创新能力的高科技产业生态。

(3)优化区域政策,推动重点项目和创新应用。为了充分发挥人工智能在提升产业水平和高科技产品市场绩效方面的潜力,建议政府与企业强化人工智能在特定行业如制造业、医疗健康和金融服务等的应用研究,以解决行业具体问题并提升效率。此外,应鼓励各省份间建立技术共享平台和区域性创新中心,促进人工智能知识和应用的交流。加大对人才的教育和培训投入,通过与教育机构合作,培养专业技术人才。同时,制定支持性政策和标准,如数据安全和隐私保护规范,并提供税收优惠与研发补贴等,鼓励企业加大对人工智能技术的研发力度与商业化应用力度。这些措施将有助于打破技术壁垒,激发地区间的内在驱动力,推动全国范围内的新质生产力发展。

参考文献

[1] 蒋永穆,乔张媛. 新质生产力:逻辑,内涵及路径[J]. 社会科学研究,2024(1):33-41.

[2] 孙正娜,韩平. 人工智能与制造业绿色技术创新[J]. 统计与管理,2025,40(10):110-118.

[3] 贾根良. 第三次工业革命与工业智能化[J]. 中国社会科学,2016(6):87-106.

[4] 乔晓楠,郗艳萍. 人工智能与现代化经济体系建设[J]. 经济纵横,2018(6):81-91.

[5] 曹东勃,蔡煜. 新质生产力指标体系构建研究[J]. 教学与研究,2024(4):50-62.

[6] 戴翔. 以发展新质生产力推动高质量发展[J]. 天津社会科学,2023(6):103-110.

[7] 余东华,马路萌. 新质生产力与新型工业化:理论阐释和互动路径[J]. 天津社会科学,2023(6):90-102.

[8] 黄群慧,盛方富. 新质生产力系统:要素特质,结构承载与功能取向[J]. 改革,2024(2):15-24.

[9] 魏艳华,王丙参,马立平. 中国新质生产力水平的空间结构差异与内在影响因素研究[J]. 统计与管理,2025,40(9):15-27.

[10] JUDIJANTO L,PANGAYOW B L,ASRIN I,et al. 21st century economic transformation:the impact of artificial intelligence on markets and employment[J]. Journal of Artificial Intelligence and Development,2022,1(1):41-48.

[11] AGHION P,JONES B F,JONES C I. Artificial intelligence and economic growth[M]. Cambridge:National Bureau of Economic Research,2017.

[12] KORINEK A,STIGLITZ J E. Artificial intelligence,globalization,and strategies for economic development[R]. Cambridge:National Bureau of Economic Research,2021.

[13] 钟玉婷,钟坚. 人工智能发展水平测度指标体系及其应用[J]. 社会科学动态,2022(6):54-59.

[14] 于丽英,冯之浚. 城市循环经济评价指标体系的设计[J]. 中国软科学,2005(12):44-53.

[15] 潘杰义,刘西林. 设计统计指标体系的原则探讨[J]. 西北工业大学学报(社会科学版),2003(2):65-66.

[16] 龚义,吴小平,欧阳安蛟. 城市土地集约利用内涵界定及评价指标体系设计[J]. 浙江国土资源,2002(2):44-47.

[17] 崔凯,冯献. 数字乡村建设视角下乡村数字经济指标体系设计研究[J]. 农业现代化研究,2020,41(6):899-909.

From "AI+" to New Quality Productive Forces: Mechanisms, Threshold Effects, and Regional Coordinated Development Pathways

HUANG Danyu, CHEN Haoyue, MAO Hanting, HUANG Hongjie

(School of Economics, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510520, China)

Abstract: Based on provincial panel data from 2016 to 2022, a comprehensive evaluation index system for new quality productive forces and the level of artificial intelligence development was constructed. The entropy-weighted TOPSIS (technique for order preference by similarity to ideal solution) method, a two-way fixed effects model, threshold regression, and the spatial Moran's *I* index were employed to empirically examine the impact mechanisms, spatial correlation characteristics, and nonlinear effects of artificial intelligence on new quality productive forces. The findings are as follows, both new quality productive forces and artificial intelligence development exhibit an overall upward trend nationwide, although significant regional disparities persist, with eastern coastal and central regions outperforming western and northeastern regions. Artificial intelligence significantly promotes new quality productive forces, with its effects partially mediated through industrial upgrading and the market performance of high-tech products. A dual-threshold effect is identified in the development of artificial intelligence, whereby its promoting effect strengthens as the development level increases. Artificial intelligence demonstrates significant positive spatial agglomeration, with Moran's *I* indicating the presence of "high-high" and "low-low" clustering patterns, and pronounced spatial linkage effects in central and eastern provinces.

Keywords: new quality productive forces; artificial intelligence; Moran's *I* model; spatial correlation