

人工智能与能源安全风险： 跨国面板视角下的多维效应识别*

王晓伟 李 锴

摘要:在地缘政治紧张加剧与全球能源供应链脆弱性上升的背景下,人工智能在能源安全治理中的作用日益成为学术研究和政策制定的焦点。本文基于跨国面板数据,从全球视角实证检验人工智能对能源安全风险的影响。研究表明:人工智能显著降低能源安全风险,其作用机制主要为优化能源结构和提高能源效率。异质性分析表明,人工智能对能源安全风险的影响在不同的收入水平、能源依赖程度和风险环境下存在结构性差异,仅在高收入、低能源依赖和低风险国家表现出显著的能源安全风险缓释作用,而在中低收入及高风险国家反而可能加剧能源安全风险。自然资源租金与数字鸿沟对人工智能和能源安全的关系存在非线性门槛效应:随着自然资源租金增加,人工智能对能源安全风险的抑制作用先变大后变小;缩小数字鸿沟有助于强化人工智能对能源安全风险的抑制作用。上述发现揭示了人工智能在能源安全治理中的多维度与复杂性,为不同发展水平国家制定差异化政策提供了理论依据,各国应统筹推进人工智能赋能与制度能力建设,缩小数字鸿沟、优化资源配置结构,实施分层分类政策路径,以提升人工智能在不同发展阶段下的能源安全风险治理绩效。

关键词:能源安全风险;人工智能;跨国面板;非线性路径

一、引言

在全球化进程不断加快的背景下,能源安全已成为各国高度关注的核心议题。作为现代经济的基石和国家稳定的重要保障,能源体系正面临日益复杂的安全风险。一方面,全球能

*王晓伟,武汉大学前沿交叉学科研究院,邮政编码:430072,电子信箱:wangxw1636@whu.edu.cn;李锴(通讯作者),武汉大学欧洲问题研究中心,邮政编码:430072,电子信箱:likai_whu@126.com。

本文系教育部人文社会科学研究规划基金项目“关键矿产贸易网络格局对能源转型的影响评估、风险传导及政策优化研究”(25YJA790036)的阶段性成果。感谢匿名审稿人提出的宝贵意见。文责自负。

源资源分布极不均衡,中东、俄罗斯等地区资源高度集中,使多数国家对外依存度较高,能源进口安全性低(王辉等,2023)。另一方面,地缘政治冲突频发,如俄乌冲突导致欧洲天然气供应锐减、能源价格剧烈波动;中东局势动荡及红海航运危机频发,也使全球原油运输受阻。这进一步暴露出全球能源体系的脆弱性,不仅加剧了供应中断风险,也引发市场剧烈波动,给世界经济与社会稳定带来严峻考验(郑挺国等,2024)。世界经济论坛指出,能源安全是能源转型的关键组成部分(党牛等,2024)。能源结构转型的不确定性亦带来新的安全隐患,部分欧洲国家在加速脱碳过程中因储能与电网调度能力不足,出现能源供应紧张与价格失衡问题(寇静娜、张锐,2024)。全球能源安全正从传统的供应安全风险向系统性、结构性风险演化,其影响已超越能源领域,波及宏观经济与国际政治格局。因此,深入研究全球能源安全问题具有重要的现实意义。

人工智能的迅速发展为应对全球能源安全挑战提供了新的思路与技术路径。人工智能诞生以来,经历多轮技术迭代,尤其在大数据、计算能力与算法突破的推动下,近年来实现了跨越式进步(潘珊等,2025)。在能源安全领域,人工智能的核心价值在于依托智能感知、深度分析与优化决策能力,弥补传统能源体系中信息不对称、调度效率低和风险响应滞后的不足。具体而言,在油气勘探环节,人工智能能够精准识别地质特征并优化钻井路径,从而降低资源供给的不确定性;在电力系统中,人工智能通过智能预测与调度实现实时供需匹配,显著提升系统运行的可靠性与韧性(Kuang et al., 2021);在能源交易与储运环节,人工智能可增强市场预测和应急响应能力,规避价格剧烈波动带来的安全隐患;在可再生能源利用方面,人工智能通过气象预测与负荷管理提升风能和光能输出的间歇性与波动性,促进能源系统稳定运行。

值得注意的是,不同国家在能源资源禀赋和数字发展水平方面存在显著差异,这使人工智能对能源安全的影响可能并非在所有情境下保持一致。一方面,各国自然资源租金占比差异较大,能源结构的资源依赖度直接影响能源体系面临的基础性风险。在资源依赖程度不同的国家,人工智能在稳定供应、优化调度和提升系统韧性方面所发挥的作用可能呈现不同的表现形式。另一方面,全球数字发展极不均衡,数字鸿沟使各国在技术吸收能力、基础设施条件和数据应用能力上存在明显差距,从而影响人工智能在能源系统中的应用深度和实际成效。这些现实差异表明,理解人工智能与能源安全之间的关系需要同时关注国内资源结构与国际数字不平等两个维度,以识别其潜在的阶段性特征和不同条件下的表现规律,从而更全面地把握其非线性效应。

在此背景下,探讨人工智能在全球能源安全治理中的作用与机制具有重要的研究价值。本文的创新点可能体现在以下三个方面:第一,从研究视角上,本文立足于全球视角,系统考察人工智能是否以及如何降低能源安全风险,并在此基础上进行拓展性研究。本文聚焦于能

源安全核心议题,基于跨国面板数据,验证了人工智能在降低能源安全风险方面的显著作用。第二,从研究方法上,本文突破了传统线性分析的局限,结合非线性方法提供了更全面的证据,揭示人工智能对能源安全的复杂影响,为相关研究提供了更具解释力的实证证据。从国内与国际关键影响因素的综合视角出发,考察自然资源租金与数字鸿沟的非线性门槛作用,从而更全面地刻画人工智能对能源安全的动态影响机制。第三,从实证维度上,本文提供了更具解释力的机制框架,并对不同收入水平、能源特征与风险类型的国家进行异质性比较,深化了对人工智能与能源安全互动机制的理解,揭示人工智能在不同发展条件下影响能源安全的差异化路径,这不仅丰富了人工智能与能源安全领域的理论内涵,也为全球能源安全治理提供了新的学术视角与政策启示。

本文具有重要的理论与现实意义。在理论层面,人工智能在能源安全领域的多维应用与复杂性特征,为深化能源安全治理理论提供了新的研究视角,有助于构建更加智能化、协同化的能源安全治理体系,并为不同发展阶段国家制定差异化能源安全政策提供理论支撑。在现实层面,研究结论有助于科学评估人工智能对能源安全的影响,为各国在能源转型过程中推进数字化治理、优化能源结构与强化风险防控提供政策参考。

二、文献综述和理论分析

(一)人工智能与能源安全的相关研究

国际能源署(IEA)将能源安全界定为“以可支付得起的价格获得充足能源供应的能力”(Cherp & Jewell, 2014),这一概念与联合国可持续发展目标7(SDG7)中“确保人人享有负担得起的、可靠的、可持续和现代能源”的目标相一致(Fuso Nerini et al., 2018)。从制度-技术-资源的综合视角看,能源安全可以被理解为国家或地区在保障能源供给充足性、可及性、环境可持续性、系统韧性方面的能力,即在维持经济稳定和社会发展的同时,以可持续方式获得、生产和使用能源。在当前国际局势紧张背景下,能源安全问题尤为突出,地缘政治紧张局势可能导致能源供应不稳定甚至中断,进而加剧国家的能源安全风险。能源安全已经成为学者们研究的热点话题。

一些研究从不同维度针对能源安全问题展开实证分析,并且研究方法 with 指标体系呈现多样化趋势。Ibrahiem 和 Hanafy(2021)关注北非国家能源安全和环境质量对可再生能源发展的影响,将能源净进口量占能源消耗量的百分比作为衡量能源安全的指标,采用面板自回归分布滞后模型和格兰杰因果检验方法来探究关键变量间协整关系和因果关系。Yang 和 Zhan(2024)构建了包含供应安全、使用安全、环境影响以及监管治理四个维度的区域能源安全评价指标体系,运用面板分位数回归方法,分析了中国各省份太阳能、水能和风能对能源安全影响的异质性。Lee 等(2022)的研究表明信息通信技术可以通过金融发展和技术进步影响能源

安全。Dagar 等(2024)基于26个国家1995—2023年的数据集,结合经济政策不确定性和能源多样化来评估能源安全。Zhi 等(2024)从能源正义的角度出发,构建了新型能源安全指数,并且具体分析了中国各省份该指数的水平和空间差异。国际能源安全风险指数等跨国数据库也被用于检验能源安全风险与环境污染、经济不确定性之间的关系(Doğan et al., 2023)。通过相关文献回顾可以发现,能源安全的经验研究已形成较为成熟且多元的指标体系,包括宏观量化指标、多维综合评价体系以及基于专业机构的风险指数等。其中,国际能源安全风险指数因其涵盖维度全面、评价结构科学,能够系统反映能源供应、市场稳定性与环境约束等多方面特征,已成为开展能源安全研究中较具权威性和适用性的指标工具。因此,基于该指数进一步拓展能源安全的研究具有重要意义。然而,尽管人工智能被普遍视为影响未来能源系统的重要潜在力量,其与能源安全之间的关系仍存在研究空白和待解决的问题,需要进一步深入调查和探讨。

人工智能与能源领域的关系正逐渐成为学术界关注的前沿热点。随着人工智能技术的快速发展,其在能源生产、转型、消费与管理等环节的深度嵌入,正在重塑能源体系的运行模式。现有研究主要关注人工智能在能源效率与碳排放方面的作用。从研究视角看,多数学者倾向于从微观或中观层面入手,利用企业、行业或城市层面的数据开展实证分析。王镛和章扬(2024)研究了包含人工智能的企业数字技术对环境表现的作用。屠西伟和张平淡(2025)研究发现数字化转型会提高企业碳边际减排成本。Liu 等(2022)综述了主流的人工智能方法,探讨其在可再生能源领域的应用优势,以及在优化运营控制模式和提升整体运行效率方面的贡献。Qin 等(2024)采用全样本与子样本分析,识别了中国人工智能指数与可再生能源指标之间的相互关系。Luo 和 Wang(2025)从生产和消费两个角度研究了人工智能发展对隐含碳排放的影响。也有部分研究基于跨国样本,从宏观层面探讨人工智能的发展对能源体系的影响。Wang 等(2026)利用投影寻踪法开发了一种新型人工智能综合指数,研究了119个国家人工智能与可再生能源转型的直接关系。Wang(2025)通过分析1990年至2019年经济合作与发展组织的面板数据,证实了人工智能与能源转型具有很强的正相关性。Zhang 等(2025)揭示人工智能技术与碳排放量之间呈倒U形关系,并认为这是由于应用型人工智能技术驱动,而不是由基础型人工智能技术驱动。

基于对现有文献的系统梳理可以发现,关于人工智能与能源安全的研究仍存在若干需要填补的空白。一方面,研究视角仍有待更新与拓展。现有研究虽已在人工智能与生态环境领域展开一定探讨,但大多集中于能源效率、能源消耗、碳排放等微观议题,对人工智能在能源系统安全与稳定方面的作用关注不足。能源安全是能源体系运行的核心维度,学界对其与人工智能之间的互动机制尚缺乏系统性分析。因此,有必要从能源系统安全治理的角度出发,深入挖掘人工智能的潜在影响路径与作用机制。另一方面,研究维度与理论机制需要深化与

拓展。虽然已有部分学者对能源安全的影响因素进行了初步探讨,但整体上研究仍缺乏系统性与理论深度,实证研究维度相对传统,缺乏跨学科视角的创新。此外,研究层次相对局限,宏观视角研究仍显不足。当前文献多聚焦于企业或城市等微观与中观层面的分析,而缺乏跨国或全球范围内的宏观面板数据研究。

现有研究普遍认为,人工智能在应对能源领域挑战中发挥着独特作用,其在提升能源效率和重塑产业格局等方面表现出积极影响,这为能源安全风险的降低提供了重要支撑。基于此,本文提出假说1:人工智能应用能够降低能源安全风险。

(二)人工智能影响能源安全的作用机制

人工智能通过优化能源结构来降低国家能源安全风险。作为推动新一轮能源变革的核心技术,人工智能为能源结构的优化和绿色转型提供了强大的技术支撑与决策基础。人工智能通过智能感知、数据分析与预测优化能力,促进能源系统的清洁化、智能化与高效化,为可再生能源的快速发展和能源结构优化注入了新动能。一方面,人工智能对能源系统结构的优化具有直接效应。人工智能促进能源系统的智能调度与动态优化,推动能源互联网和分布式能源体系的建设。通过机器学习算法和预测模型,人工智能能够精准预测风能、太阳能等可再生能源的发电波动,优化其并网和储能调度,从而提高可再生能源在能源结构中的占比(潘紫燕、高翰之,2025)。能源结构向多元化和清洁化转变后,国家对化石能源的依赖度降低,进口能源风险与地缘政治脆弱性显著下降。同时,人工智能驱动的智能储能与需求响应技术降低了电力供需不平衡的风险,提升了能源系统的韧性与稳定性,从根本上降低了能源供应中断的可能性。另一方面,人工智能通过间接效应改善能源市场与外部环境。人工智能技术推动能源市场数字化与透明化,通过区块链、智能合约和数据驱动定价机制,提升能源交易效率与市场可预测性,降低能源价格剧烈波动带来的系统性风险。人工智能赋能的风险监测与决策支持系统能够识别能源供应链中的潜在脆弱环节,提前预警供给中断风险,增强能源体系的应对能力(陈金晓,2023)。此外,人工智能加速了新能源技术的研发与应用,通过智能优化算法缩短技术迭代周期,提升新能源项目的经济性与可及性,进一步推动能源结构优化的可持续性。总体而言,人工智能通过促进能源结构由化石能源向清洁能源转型,减少对高风险进口能源的依赖,增强能源系统的多样性与灵活性,从而显著降低了能源安全风险。这种作用不仅体现在能源供应的稳定性提升上,还体现在应对外部冲击和市场波动的韧性增强上。

人工智能通过提高能源效率来降低国家能源安全风险。人工智能在能源系统的生产、传输与消费环节中嵌入智能化决策机制,不仅降低了能源系统的运行成本,也有效降低了能源消耗强度,增强了能源体系的稳定性与可持续性。首先,人工智能通过降低能源成本提升了能源系统运行效率。人工智能依托大数据分析、机器学习和预测算法,能够在发电、输配电和终端消费各环节实现精细化管理与动态优化。例如,人工智能可实时预测能源需求和市场波

动情况,自动调整发电计划和电网调度,减少过度发电与系统损耗,从而降低能源生产和传输成本(杨刚强等,2023)。在工业与建筑领域,人工智能通过智能设备监测与预测性维护减少设备故障与能耗异常,显著降低能源运营成本。成本下降不仅提升了能源利用的经济性,也降低了能源价格波动带来的外部冲击风险,为国家能源安全提供了稳定的经济基础(Paramati et al.,2022)。其次,人工智能通过降低能源消耗强度实现能源效率的系统性提升。人工智能驱动的智能控制与优化模型可在不增加总能耗的情况下,提高单位能源的产出效率。例如,人工智能在制造业中实现生产流程与能耗路径的最优匹配,在交通与物流中优化运输路线与载荷分配,从而减少单位GDP或产出所需能源投入。能源消耗强度的下降意味着经济增长与能源需求逐步“脱钩”,在保持经济发展的前提下实现能源利用的结构性优化,进而减少对高风险能源进口的依赖,增强能源体系的自给能力与韧性。

基于上述分析,本文提出假说2:人工智能应用可以通过优化能源结构和提高能源效率来降低能源安全风险。

(三)非线性门槛作用的相关研究

人工智能对能源安全风险的影响可能呈现出复杂的阶段性特征,需要在单一的线性关系基础上进行更深入的探究。随着人工智能在能源生产、分配与消费各环节的深入应用,其影响机制逐渐体现出阶段性、阈值性与非对称性特征。一方面,人工智能在初期推广阶段能够显著提高能源利用效率、优化系统调度,但当技术发展到一定水平后,其高能耗计算、数据依赖与系统风险也可能抵消部分正向效应。另一方面,人工智能对能源系统的影响往往受到多重外部环境的共同调节,如资源禀赋、经济发展水平及技术扩散能力。因此,线性假说难以充分揭示人工智能影响能源安全的真实特征与边际变化规律。为更准确地刻画这种复杂性,采用非线性建模方法的深入探讨成为必要选择。

已有研究虽验证了人工智能与能源转型之间的非线性关系(Zhang et al.,2025;Song et al.,2025),但多局限于单一国家或特定领域,缺乏对国内外关键影响因素的综合考量。从国内视角看,自然资源租金作为能源资源依赖度的重要体现,已被部分文献证实会影响人工智能驱动下的能源利用效率与结构优化。Li等(2024)揭示了数字经济对能源转型的影响存在以自然资源租金为门槛的非线性关系,即数字经济仅在资源依赖度较低时显著促进能源转型,且该效应在高收入国家更为突出。Alsagr(2025)通过实证分析推断出自然资源租金会显著抑制数字基础设施的发展,而金融发展、GDP、人力资本等因素则起到关键的促进作用,且这一负面效应在亚洲、美洲、欧洲和非洲普遍存在。Balsalobre-Lorente等(2023)对经合组织国家的研究表明,信息通信技术不仅是直接的减排工具,更能通过调节城镇化、自然资源利用及旅游业的发展模式显著增强环境可持续性。Yao等(2025)的研究表明数字化转型与金融进步能通过促进可再生能源技术创新来提升气候可持续性,但过度依赖自然资源租金会阻碍这一进

程,且健全的治理结构是关键保障。从国际视角看,数字鸿沟反映了不同国家间数字化基础与技术扩散能力的差距,是人工智能影响能源系统的重要外部约束条件。Yue等(2024)研究了全球59个国家的数字鸿沟对能源贫困的影响及其非对称性,Luan等(2023)则针对中国家庭能源贫困进行了类似研究。Wang和Ramsey(2024)测度了51个经济体企业所有制水平下的数字技术差距与碳排放绩效的关系,发现数字技术的进步对外资跨国企业造成了更大环境压力。Thunshir等(2025)则从数字鸿沟的角度分析了智能家居能源管理系统的采用情况,指出在能源转型背景下,数字鸿沟仍存在多层次影响。

通过文献回顾,发现多数研究仍以线性模型为主,难以揭示变量间潜在的阈值效应与复杂反馈机制。当前研究仍缺乏从非线性视角出发以及结合国内外关键结构性因素进行系统性实证分析的工作,这在一定程度上限制了对人工智能影响能源安全作用机制的深入理解,也制约了动态性与包容性的能源安全治理框架的构建。

总体来看,人工智能与能源安全之间的关系可能受多种结构性条件的调节。自然资源租金与数字鸿沟作为国内与国家间的重要结构性变量,反映国家能源结构特征与技术发展差异,与人工智能及能源领域之间存在密切而复杂的关联。自然资源租金反映了一个国家对初级能源的依赖程度与能源结构特征,高资源依赖可能抑制人工智能驱动的能源优化进程,也可能使人工智能成为改善资源错配的关键力量,从而产生放大或削弱的边界效应。同样,数字鸿沟体现了地区或国家间在数字基础设施、技能储备与技术承载能力方面的差异,对人工智能技术在能源系统中的渗透深度和治理能力具有决定性影响。当数字基础不完善时,人工智能可能难以有效嵌入能源系统;而随着数字能力提升,其正向作用可能呈现非线性增强。

基于此,本文提出假说3:人工智能应用对能源安全风险的作用受到自然资源租金与数字鸿沟的非线性门槛效应影响。

三、研究设计

(一)变量描述和数据来源

1. 关键变量

被解释变量为能源安全风险(*RISK*),用于衡量一国在全球能源体系中的脆弱性。借鉴全球能源研究所(GEI)发布的《美国能源安全风险指数》报告和《国际能源安全风险指数》的构建思路,在能源安全的系统性框架下,从地缘政治、经济韧性、供给可靠性与环境可持续性四个维度出发,构建了多层次能源安全风险指标体系。该理论框架的核心观点是,能源安全风险来源于国家能源系统对外部冲击的敏感性与内部应对能力的不足,其根源既包括能源资源的空间分布与贸易依赖,也涵盖能源效率、经济结构及环境约束等因素。在指标体系设计上,本文遵循“风险来源—系统响应—结果表现”的逻辑主线,从八个领域选取了28项可量化

指标(见表1)。八大领域分别对应能源安全的四个核心维度:其中,全球燃料指标与燃料进口指标从能源依赖属性反映地缘政治风险;能源支出及价格和市场波动指标从抵御外部市场冲击的能力体现经济韧性;能源使用强度、电力行业与交通部门指标从系统效率衡量供给可靠性;而环境指标则刻画能源体系的环境可持续性。尽管各类别之间存在一定的交叉,但它们共同构成了一个合理的框架,通过整合这些子指数,最终构建起能源安全风险的综合指数体系。这一指标体系与美国能源安全风险指数的37项指标保持总体一致,但根据国际数据可得性进行了适度调整。在方法上,为保证不同指标的可比性,所有指标均经标准化处理,并以1980年经合组织的风险指数1000为基准,形成跨国时间序列数据。依据表1所示权重,将28项指标加权求和得到各国年度能源安全风险指数,数值越高表明能源安全风险越大。总体而言,该指标体系的构建兼顾了能源安全的多维属性与动态特征,体现了从单一供给安全向综合系统安全的理论演进趋势。其方法论基础在于以能源安全的系统性脆弱性与外部依赖性为核心,通过多维度加权评估反映国家能源系统的稳定性与抗风险能力,为后续实证分析提供了科学、系统且可比较的量化依据。

表1 能源安全风险指标构建

八大领域	可量化指标	权重
全球燃料指标	世界石油储备安全	2
	世界石油生产安全	3
	世界天然气储量安全	2
	世界天然气生产安全	3
	世界煤炭储量安全	2
	世界煤炭生产安全	3
燃料进口指标	石油进口风险	3
	天然气进口风险敞口	2
	煤炭进口风险敞口	2
	能源进口总量	4
	单位GDP化石燃料进口支出	5
能源支出指标	能源支出强度	4
	人均能源支出	3
	零售电价	5
	原油价格	7
价格和市场波动指标	原油价格波动	6
	能源支出波动	5
	全球炼油厂利用率	3
能源使用强度指标	人均能源消耗	4
	能源强度	7
	石油强度	4
电力行业指标	电力容量多样性	5
	非二氧化碳排放发电占比	2
交通部门指标	人均交通能源消耗	4
	交通能源强度	4
环境指标	二氧化碳排放趋势	2
	人均能源相关二氧化碳排放量	2
	能源相关二氧化碳排放强度	2

解释变量人工智能(AI)用各国所有工业行业机器人存量总和衡量,以有效反映国家层面人工智能的发展水平。

2. 门槛变量

本研究引入自然资源租金(REN_T)和数字鸿沟(DH)作为门槛变量,以探讨其可能带来的非线性效应,分别代表国内资源依赖程度和国际间的数字发展差异。自然资源租金反映自然资源的收益对国内生产总值的贡献,数据来源于世界银行数据库。数字鸿沟衡量国家间的数字化发展差距。本研究首先采用熵值法计算国家层面的数字经济发展水平(DE),指标维度如表2所示,并在此基础上进一步构建数字鸿沟指数(DH),具体计算步骤如式(1)所示。

表2 数字经济指标

一级指标	二级指标
基础设施建设	固定宽带用户数
	固定电话用户数
	移动电话用户数
	电信基础设施指数
社会效应	互联网用户数
	在线服务指数
	电子参与指数
数字贸易	中高科技制造业增加值
	ICT产品出口
	ICT产品进口
社会支持	服务业增加值

$$DH_{it} = \frac{MAX(DE) - DE_{it}}{MAX(DE) - MIN(DE)} \quad (1)$$

本研究其他关键变量的说明和数据来源如表3所示。基于数据可得性,本研究收集了58个国家^①2003—2018年的面板数据。由于数据来源限制,全球能源研究所发布的能源安全风险报告最新为2020年版本,但其核心指标数据仅更新至2018年。因此,为保证指标口径一致性与数据完整性,本文将研究区间设定为2003—2018年。在样本选择方面,原始能源安全风

^①研究国家包括:澳大利亚(AUS)、奥地利(AUT)、比利时(BEL)、加拿大(CAN)、智利(CHL)、克罗地亚(HRV)、捷克(CZE)、丹麦(DNK)、芬兰(FIN)、法国(FRA)、德国(DEU)、希腊(GRC)、匈牙利(HUN)、爱尔兰(IRL)、以色列(ISR)、意大利(ITA)、日本(JPN)、韩国(KOR)、科威特(KWT)、荷兰(NLD)、新西兰(NZL)、阿曼(OMN)、波兰(POL)、葡萄牙(PRT)、卡塔尔(QAT)、罗马尼亚(ROU)、沙特阿拉伯(SAU)、新加坡(SGP)、斯洛伐克(SVK)、西班牙(ESP)、瑞典(SWE)、瑞士(CHE)、阿拉伯联合酋长国(ARE)、英国(GBR)、美国(USA)、阿根廷(ARG)、白俄罗斯(BLR)、巴西(BRA)、保加利亚(BGR)、中国(CHN)、哥伦比亚(COL)、印度尼西亚(IDN)、马来西亚(MYS)、墨西哥(MEX)、秘鲁(PER)、俄罗斯(RUS)、塞尔维亚(SRB)、南非(ZAF)、泰国(THA)、土耳其(TUR)、埃及(EGY)、印度(IND)、伊朗(IRN)、摩洛哥(MAR)、巴基斯坦(PAK)、突尼斯(TUN)、乌克兰(UKR)、乌兹别克斯坦(UZB)。

险数据覆盖全球能源消费量排名前75位的国家。结合人工智能相关指标进行匹配后,剔除了17个关键变量缺失较为严重的国家,最终形成58个国家的研究样本。该样本主要涵盖全球能源消费规模较大的经济体,在全球能源需求与能源安全格局中具有重要地位。因此,本文以全球能源消费排名靠前国家为研究对象,不仅有助于保证数据质量与可比性,也更具现实针对性,能够聚焦能源安全问题最为突出的国家群体,从而增强研究结论的解释力与政策相关性。为了解决异方差问题,对部分变量进行了对数变换。变量的描述性统计结果汇总于表4。

表3 变量说明和数据来源

变量类型	名称	符号	代理指标和含义	数据来源
被解释变量	能源安全风险	<i>RISK</i>	用国际能源安全风险指数衡量	全球能源研究所
核心解释变量	人工智能	<i>AI</i>	用各国所有工业行业机器人存量总和衡量	国际机器人联合会
机制变量	能源结构	<i>ES</i>	用各国清洁能源消耗占能源消耗总量的比值衡量	世界银行
	能源效率	<i>EE</i>	用各国GDP与能源消耗的比值衡量	世界银行
控制变量	产业结构	<i>IS</i>	用各国第二产业增加值占GDP的比重衡量	世界银行
	人口数量	<i>POP</i>	用各国人口数量衡量	世界银行
	贸易开放	<i>TRA</i>	用各国商品和服务进出口占GDP的百分比衡量	世界银行
	城市化水平	<i>UB</i>	用各国城市人口占总人口的比重衡量	世界银行

表4 变量描述性统计结果

变量	均值	标准差	最小值	中值	最大值	偏度	峰度	观测值
<i>RISK</i>	7.0210	0.2461	6.3521	7.0221	8.2392	0.6398	4.9509	928
<i>AI</i>	6.5240	3.4942	0.0000	7.3818	13.3839	-0.3693	2.2051	928
<i>ES</i>	0.1032	0.1175	-0.0470	0.0687	0.5886	1.7068	6.1093	928
<i>EE</i>	3.1121	22.3426	0.0136	0.1417	185.6211	7.4623	56.9109	928
<i>POP</i>	17.0647	1.4476	13.5259	17.1250	21.0617	0.5327	3.0947	928
<i>IS</i>	3.3473	0.3223	2.6122	3.2905	4.3150	0.8266	3.5538	928
<i>TRA</i>	4.3045	0.5338	3.0599	4.2931	6.0807	0.2713	3.2710	928
<i>UB</i>	4.2541	0.2513	3.3524	4.3157	4.6052	-1.1793	4.3059	928
<i>DH</i>	0.5749	0.2514	0.0000	0.5969	1.0000	-0.2461	2.0690	928
<i>RENT</i>	0.1867	2.1851	-8.5750	0.4683	4.0787	-0.5155	3.0581	928

(二)模型设计

本文的模型设计遵循“主体效应—传导路径—生效边界”的理论递进逻辑,并据此匹配不同的计量方法。首先,在探讨人工智能对能源安全风险的主体效应时,各国在制度基础、资源禀赋、经济结构等方面存在难以直接观测的时间不变特征;同时,全球能源市场、技术扩散、重大政策冲击会带来共同的时间冲击。双向固定效应模型能够在控制国家不可观测特质与全球共同冲击的情况下,识别人工智能影响能源安全风险的总体净效应。这一模型设计与相关研究的主流经验方法一致(黄勃等,2023),能够有效减少遗漏变量偏误,为检验假设1提供可信的识别策略。具体如式(2)所示:

$$RISK_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{it} + \alpha_2 Controls_{it} + \mu_t + \delta_i + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中, i 表示国家, t 表示年份; $Controls_{it}$ 为控制变量; μ_t 表示时间固定效应; δ_i 表示个体固定效应; ε_{it} 表示随机扰动项。

其次,为验证人工智能影响能源安全风险的传导路径,需要将理论中提出的机制变量纳入独立回归方程,通过与基准模型一致的固定效应结构检验人工智能是否显著作用于机制变量。该方法契合“传导路径”的理论逻辑,将总体效应进一步拆分为可解释的内部链条,有助于识别人工智能影响能源安全的具体传导机制,是检验假说2的理论必然选择。借鉴江艇(2022)的两步法思路展开机制检验,构建如下计量模型,如式(3):

$$M_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{it} + \alpha_2 Controls_{it} + \mu_t + \delta_i + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

其中, M_{it} 表示机制变量,其他变量含义同式(2)。

最后,理论部分指出人工智能的作用可能受制于结构性条件,例如资源禀赋(自然资源租金)或数字鸿沟的差异,这些因素会改变人工智能在不同国家情境下的作用效果。该“生效边界”逻辑意味着人工智能的作用并非线性,而是存在区制差异与门槛特征。因此,本研究采用 Hansen(1999)的门槛面板模型,通过数据驱动的方式内生估计阈值,识别人工智能在不同区间的差异化影响。该模型能够准确刻画理论中所强调的生效边界的非线性特征,是检验假说3的最适工具。门槛面板回归模型用于检验某一变量达到一定阈值后,主回归系数发生显著变化的现象。单门槛模型和双门槛设定如下:

$$Y_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 X_{it}(thr \leq q_1) + \alpha_2 X_{it}(thr > q_1) + \alpha_4 Controls_{it} + \mu_t + \delta_i + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

$$Y_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 X_{it}(thr \leq q_1) + \alpha_2 X_{it}(q_1 < thr \leq q_2) + \alpha_3 X_{it}(thr > q_2) + \alpha_4 Controls_{it} + \mu_t + \delta_i + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

其中, thr 表示阈值变量, $X_{it}(\cdot)$ 为指示函数, q 为门槛估计值。 α_i 表示处于门槛变量不同区间的影响系数,模型其余变量与符号含义均同式(2)。

综上,三类模型分别对应主体效应识别、作用路径识别与生效边界识别,形成“是否有效—为什么有效—在何种条件下有效”的系统分析框架,使模型设计与理论逻辑实现高度一致,也确保研究结论具有可解释性与科学严谨性。

四、实证分析

(一)基准回归结果

为了验证人工智能对能源安全风险是否具有抑制作用,根据式(2)并采用双向固定效应模型进行检验,结果如表5所示。第(1)列是没有加入控制变量的估计结果,人工智能对能源安全风险的回归系数是-0.0227,通过5%的显著性检验。第(2)—(5)列是逐步加入控制变量的估计结果。结果显示,人工智能对能源安全风险在每个模型中都起到负向作用。将所有控

制变量引入模型后,回归系数是-0.0207,表明回归结果在不同设定下均具有较高的稳健性。由此可以认为,人工智能的发展显著降低了能源安全风险,从而验证了假说1。

从经济意义的角度深入分析,该结果揭示了人工智能在能源安全领域的多重作用路径。首先,在直接效应方面,人工智能能够显著提升能源系统的运行效率与动态调度能力,通过智能算法实现能源供需的精准匹配与实时监控,从而有效减少能源浪费并降低供给中断风险。其次,在间接效应方面,人工智能的广泛应用推动了能源体系的数字化与清洁化转型,促进能源生产、传输和消费环节的协同优化,减少对高风险化石能源的依赖,促进能源供给多元化并提升系统稳定性。此外,人工智能技术的嵌入还强化了能源市场的预测与风险预警机制,使政府和企业能够更及时地识别国际能源价格波动与地缘政治冲击,进而增强能源体系的抗冲击韧性与适应能力。

与现有研究结论相比,本文的基准回归结果在总体方向上与已有文献基本一致,但具有拓展意义。已有研究多聚焦于人工智能对能源效率或碳排放的影响(屠西伟、张平淡,2025),普遍发现人工智能能够促进能源优化配置与绿色技术创新,从而间接改善能源安全环境。然而,本文进一步从系统性能源安全风险的角度出发,构建多维度风险评估指标体系并进行跨国面板实证分析,为拓展人工智能与能源安全关系的研究提供了新的实证证据。

综上所述,基准回归结果验证了人工智能的能源安全风险抑制效应,其作用效果符合能源数字化转型与系统性风险管理的理论预期,从而进一步增强了本文结论的可信度与创新性。

表5 基准回归结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>RISK</i>	<i>RISK</i>	<i>RISK</i>	<i>RISK</i>	<i>RISK</i>
<i>AI</i>	-0.0227** (0.0113)	-0.0208* (0.0112)	-0.0206* (0.0112)	-0.0181* (0.0101)	-0.0207** (0.0101)
<i>POP</i>		0.1922*** (0.0392)	0.1944*** (0.0395)	0.2898*** (0.0363)	0.2928*** (0.0362)
<i>IS</i>			-0.0176 (0.0386)	-0.1215*** (0.0357)	-0.1177*** (0.0356)
<i>TRA</i>				0.3610*** (0.0259)	0.3744*** (0.0263)
<i>UB</i>					0.3328*** (0.1166)
个体固定效应	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是
R ²	0.1355	0.1592	0.1594	0.3153	0.3218
样本量	928	928	928	928	928

注:***、**、*分别代表显著性水平为1%、5%、10%;括号内数值为标准差。后续表格与此一致。

(二)内生性检验

为了解决内生性问题,本文采用除本国外其他国家工业机器人数量之和作为工具变量。一方面,全球工业机器人应用反映了人工智能技术扩散趋势,与一国的人工智能发展水平高度相关;另一方面,该变量主要受全球技术进步和产业升级驱动,不直接影响本国能源安全风险,满足外生性假说。通过这一工具变量的选择,本文能够更可靠地识别人工智能对能源安全风险的因果效应,为理解数字技术如何影响能源安全提供坚实的经验证据。本文使用两阶段最小二乘法(2SLS)来估计模型,并进行工具变量的相关性和有效性检验。Kleibergen-Paap rk LM 统计量为 19.065,在 1%水平上显著,拒绝了工具变量不可识别的原假设;Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量为 91.766,显著高于 Stock-Yogo 检验在 10%最大相对偏误下的临界值,表明不存在弱工具变量问题,支持了工具变量的有效性。

如表6所示,第二阶段使用第一阶段的结果估计模型参数,回归系数是-0.0838,并且结果是高度显著的。该结果显示人工智能对能源安全风险依然存在负向影响,与前文基准回归结果一致。

表 6 内生性检验结果

	第一阶段	第二阶段
	<i>AI</i>	<i>RISK</i>
<i>IV</i>	-0.6997*** (0.0730)	
<i>AI</i>		-0.0838*** (0.0258)
控制变量	是	是
个体固定效应	是	是
年份固定效应	是	是

(三)稳健性检验

本文进一步从样本、变量和方法层面分别展开稳健性检验。表7展示了基于样本和变量层面的稳健性检验结果。第(1)列和第(2)列替换解释变量,采用工业机器人增加值来衡量人工智能水平。第(3)列和第(4)列对样本进行1%的缩尾处理后重新进行回归分析。第(5)列和第(6)列对所有变量进行反双曲正弦变换来更新研究数据。第(7)列和第(8)列剔除国际事件金融危机的影响,剔除2007—2008年的样本。所有结果显示人工智能显著降低能源安全风险,证明本文的估计结果是稳健的。表8展示了不同回归模型的稳健性检验结果,更换研究方法为FMOLS和DOLS重新估计,结果依然负向显著。

表7 基于样本和变量层面的稳健性检验结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	替换解释变量		1%缩尾处理		反双曲正弦变换		剔除部分样本	
<i>AI</i>	-0.0093* (0.0049)	-0.0017* (0.0048)	-0.0248** (0.0097)	-0.0260*** (0.0084)	-0.0223** (0.0108)	-0.0214** (0.0096)	-0.0277** (0.0124)	-0.0237** (0.0111)
控制变量	否	是	否	是	否	是	否	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
R ²	0.1350	0.3185	0.1971	0.4102	0.1357	0.3224	0.1361	0.3248
样本量	928	928	928	928	928	928	812	812

表8 不同回归模型的稳健性检验结果

	(1)	(2)	(3)	(4)
	FMOLS		DOLS	
	<i>RISK</i>	<i>RISK</i>	<i>RISK</i>	<i>RISK</i>
<i>AI</i>	-0.0506*** (0.0188)	-0.0538** (0.0221)	-0.0470** (0.0203)	-0.0505** (0.0241)
控制变量	否	是	否	是
个体固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
R ²	0.0312	0.2514	0.0325	0.2598
样本量	928	928	925	925

(四)机制分析

为深入剖析人工智能影响能源安全的作用机理,本文基于前述理论框架,从优化能源结构和提升能源效率两个层面展开机制识别。表9报告了相应的回归结果。

首先,能源结构优化机制得到显著验证。列(1)和列(2)的回归结果显示,人工智能能够显著推动能源结构的清洁化转型,在纳入控制变量前后,其回归系数分别为0.0993和0.0470,且均在1%显著性水平上成立。这一结果说明人工智能不仅对能源结构产生稳定的正向影响,而且其作用具有稳健性。一方面,人工智能促进技术进步与产业结构升级,推动信息技术、高端制造等低能耗、高附加值部门发展,从而弱化经济对能源密集型产业的依赖(赵培雅等,2023;邵帅等,2024)。另一方面,人工智能提升社会对绿色技术与清洁能源的吸收能力,加快可再生能源的应用与扩散,增强能源系统的灵活性与稳定性(张兵兵等,2024)。这一机制不仅有助于降低对传统化石能源的依赖,还能有效降低能源供给波动带来的系统性风险。因而,人工智能通过优化能源结构进而降低能源安全风险的路径在理论与计量上都获

得了支持。

其次,能源效率提升的机制效果得到验证,列(3)和列(4)表明人工智能有助于提高国家能源效率,两列估计系数分别为0.0484和0.0493,并且都通过1%显著性检验。这表明人工智能显著提高能源利用效率,增加了单位能源消耗所产生的经济收益。这一发现与马广程等(2025)的研究结果一致,即人工智能通过高级算法与机器学习模型优化风能、太阳能等可再生能源的发电预测,提升可再生能源利用率,降低其间歇性和波动性带来的电网不稳定风险。同时,人工智能还能优化储能系统调度,增强电力供应的灵活性与可靠性,减少对化石能源的依赖,从而降低化石燃料供给中断引发的能源安全风险。此外,人工智能在能源系统运行管理中同样发挥着关键作用,通过智能电表、能耗监测与优化分配等手段,提高能源利用效率,降低能源浪费与短缺风险,这与张凯霞和卜偲琦(2024)的研究结论相吻合。上述影响在计量层面同样具有显著统计意义。

综上,人工智能通过优化能源结构和提升能源效率显著降低能源安全风险,本文提出的假说2得到充分验证。

表9 机制检验结果

	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>ES</i>	<i>ES</i>	<i>EE</i>	<i>EE</i>
<i>AI</i>	0.0993*** (0.0136)	0.0470*** (0.0157)	0.0484*** (0.0074)	0.0493*** (0.0075)
控制变量	否	是	否	是
个体固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
R ²	0.0578	0.1459	0.0646	0.0664
样本量	928	928	928	928

(五)异质性分析

为进一步揭示人工智能影响能源安全的差异性特征,本文从收入水平、能源特征及风险特征三个方面开展异质性分析。分组依据兼顾地理分布与生态经济属性,旨在系统反映不同国家在发展水平、资源禀赋和风险结构方面的本质差异。具体分组标准包括:以世界银行收入等级标准作为经济发展阶段的划分依据;以能源进口依赖度作为能源结构特征的区分依据;以综合风险指数与经济风险水平作为国家风险暴露程度的分类依据。该分析框架强调从机制差异的根源出发,通过理论驱动的分组设计,为揭示人工智能对能源安全的差异化作用路径提供扎实的理论基础。

表10是三个收入组的异质性回归结果。高收入国家人工智能对能源安全风险的回归系

数是负向显著的,数值是-0.0515。中高收入国家也表现为负向作用,但是不具备统计意义上的显著性。相反地,中低收入国家表现为促进作用,系数是0.2231,显著性水平是1%。人工智能对能源安全的影响在不同收入水平国家间存在差异,这种差异是技术水平、能源结构、政策支持及基础设施完善程度等因素共同作用的结果。高收入国家的人工智能技术相对成熟,已广泛应用于能源调度与储能优化等环节,从而能有效提升能源系统效率并降低能源短缺风险。Lee等(2024)的研究亦验证了这一结论。中高收入国家虽然也可能受益于人工智能发展,但是其技术基础不如高收入国家,人工智能在能源领域的应用尚未完全成熟,能源结构仍以化石能源为主。在中低收入国家,人工智能可能因基础设施不完善、技术适应性低等问题,反而加剧能源安全风险。人工智能依赖于高效的数据处理和计算能力,而中低收入国家的能源基础设施和数字化水平较低,人工智能可能加剧能源系统的不稳定性。

表 10 不同收入组的异质性分析结果

	(1)	(2)	(3)
	高收入国家	中高收入国家	中低收入国家
<i>AI</i>	-0.0515*** (0.0090)	-0.0148 (0.0096)	0.2231*** (0.0445)
控制变量	是	是	是
个体固定效应	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
R ²	0.6319	0.6624	0.6827
样本量	560	240	128

表 11 展示了不同能源特征和风险特征的异质性分析结果。前两列结果显示,能源进口依赖度低的国家人工智能对能源安全风险才有显著的负向作用,而高能源进口依赖度的国家负向系数不显著。低能源进口依赖度的国家在能源供应上较为自主,人工智能在能源管理的应用更容易落地,因为这些国家在能源自主权高的情况下,能够更灵活地调整技术策略(Carfora et al., 2022)。而高能源进口依赖度国家主要面临外部市场波动与地缘政治风险,人工智能对降低能源安全风险的作用有限。

根据国际国家风险指南对综合风险和经济风险的评分^①,本文将研究样本划分为高-低两类进行异质性检验。后四列结果显示,综合风险和经济风险较高时,回归系数为正。风险较低时,人工智能才有助于降低能源安全风险。在高风险的情境下,可能是由于不稳定的经济环境或不完善的风险管理机制,人工智能的应用反而会加剧能源安全风险。

①资料来源于美国 PRS 集团发布的《国际国家风险指南》(ICRG)。

表 11 不同能源特征和风险特征的异质性分析结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	进口依赖高	进口依赖低	综合风险高	综合风险低	经济风险高	经济风险低
<i>AI</i>	-0.0013 (0.0119)	-0.0698*** (0.0201)	0.0527*** (0.0187)	-0.0335*** (0.0093)	0.0280 (0.0180)	-0.0231** (0.0098)
控制变量	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
R ²	0.4027	0.3035	0.3755	0.6499	0.3739	0.5630
样本量	573	355	463	465	465	463

五、进一步讨论

本文分别以自然资源租金和数字鸿沟指数作为门槛变量,观察人工智能对能源安全风险的非线性影响。表 12 是门槛效应检验结果,表 13 进一步展示了计算得到的门槛估计值。自然资源租金作为门槛变量时,双门槛效应显著,通过 5% 的显著性水平检验。门槛估计值分别是 2.893 和 3.303,置信区间狭窄,门槛检验结果可信度较高。数字鸿沟指数作为门槛变量时,存在一个门槛。门槛估计值为 0.651。结果表明人工智能对能源安全风险的降低作用存在显著的单门槛效应,随着数字鸿沟的变化该影响存在两个差异化的阶段。

表 12 门槛效应检验结果

门槛变量	模型	F 值	P 值	BS 次数	1%	5%	10%
<i>RENT</i>	双门槛	19.843**	0.02	500	34.031	14.447	8.318
<i>DH</i>	单门槛	19.538***	0.00	500	12.368	11.903	7.119

表 13 门槛估计值

门槛变量	门槛估计值		95% 置信区间
	q_1		
<i>RENT</i>	q_1	2.893	[2.860, 2.893]
	q_2	3.303	[1.113, 3.322]
<i>DH</i>	q_1	0.651	[0.641, 0.765]

门槛效应估计结果如表 14 所示。列(1)报告了自然资源租金在人工智能与能源安全风险关系中的非线性门槛效应。以自然资源租金为门槛变量时,两个显著门槛值(2.893 与 3.303),将样本划分为“低依赖—中等依赖—高依赖”三个区间。统计结果显示,本文样本中约 89.44% 的观测值处于第一阶段,3.56% 处于第二阶段,其余位于第三阶段,说明多数国家当前处于资源依赖门槛的左侧区间。三段回归系数均为负,表明人工智能整体上能够降低能源

表 14

门槛效应估计结果

	(1)	(2)
	门槛变量(REN _T)	门槛变量(DH)
$AI(thr \leq q_1)$	-0.0176* (0.0097)	-0.0371*** (0.0107)
$AI(q_1 < thr \leq q_2)$	-0.1962*** (0.0221)	-0.0087 (0.0104)
$AI(thr > q_2)$	-0.1175*** (0.0237)	
控制变量	是	是
个体固定效应	是	是
年份固定效应	是	是
R ²	0.3796	0.3358
F-test	76.14	81.15
样本量	928	928

安全风险,但其作用强度随资源依赖程度呈显著的U形变化(系数数值先变小后变大)。在低资源租金区间(低于第一门槛)中,人工智能的回归系数为-0.0176,并在10%水平上显著。此类国家资源依赖度较低,能源结构相对多元,服务业与技术密集型部门占比更高,基础能源安全水平本身较高。在此背景下,人工智能的应用主要体现在对既有能源系统的微调优化上,边际风险降低空间有限。此外,这些经济体往往拥有成熟的能源市场与较完善的管理机制,使得人工智能的新增治理效果相对有限。当自然资源租金处于两个门槛之间时,人工智能的系数绝对值显著增大至-0.1962,并通过1%显著性水平检验,说明此区间为人工智能发挥作用的最优阶段。一方面,这类国家具备一定的能源部门基础设施,使人工智能能够更有效地嵌入发电、输配电、储能与调度等关键环节;另一方面,其能源结构尚未完全摆脱资源依赖,存在明显的结构性脆弱点,使得人工智能在效率提升、可再生能源消纳、系统预测与优化等方面具有更大的改善空间,从而显著降低能源安全风险。当自然资源租金跨越第二门槛后,尽管人工智能的系数仍为负,但绝对值有所下降,表明其风险缓释效应减弱。高资源依赖国家普遍面临资源诅咒相关问题,如经济结构单一、制度约束偏强、能源行业国有化程度高、技术扩散不足与人力资本短缺。在此背景下,人工智能更可能被用于提升化石能源开采和利用的效率,从而强化既有路径依赖;同时,制度瓶颈和治理结构限制了人工智能在能源系统韧性提升与能源结构多元化方面的转化能力,使其降风险效应被部分抵消。综上,人工智能在不同资源依赖水平下对能源安全风险的影响呈现明显的非线性差异,中等资源依赖国家最能从人工智能技术应用中获益,该结论为理解人工智能在能源安全治理中的情境异质性提供了重要证据。

第(2)列呈现了数字鸿沟作为门槛变量时,人工智能对能源安全影响的非线性回归结

果。门槛变量将影响效应划分为两个阶段,并且回归系数都是负向的。从样本分布来看,门槛值两侧的观测值占比分别为56.47%和43.53%。数字鸿沟小于门槛值0.651时,人工智能对能源安全风险的回归系数是-0.0371,并且通过1%显著性水平检验。数字鸿沟跨过门槛后,影响系数为-0.0087,但是不显著。这可能是数字基础设施落后、信息不对称、智能技术应用受限,导致人工智能在能源管理、调度优化等方面的作用难以有效发挥。人工智能的有效性依赖于良好的数字基础设施,包括稳定的网络连接、大规模数据采集能力和智能计算资源。在数字鸿沟较大的地区,上述条件较差,人工智能的影响力自然受限。在数字鸿沟较大的地区,能源供应链中的信息可能不透明,市场主体无法充分利用人工智能的预测和优化功能,导致其降低能源安全风险的作用减弱。

以上研究结论说明自然资源租金和数字鸿沟对人工智能与能源安全风险的关系具有非线性作用,本文的假说3得到验证。

六、结论和政策建议

本文旨在调查人工智能对能源安全风险的影响,并且关注自然资源租金与数字鸿沟对关键变量的非线性影响,研究结论主要如下。

第一,总体效应表明人工智能显著降低能源安全风险,且该结论具有稳健性。基准回归结果显示,人工智能整体上对能源安全风险具有显著的抑制作用,且这一结论通过了多项稳健性检验。机制分析进一步表明,人工智能主要通过优化能源结构与提升能源效率来降低能源安全风险。

第二,异质性分析显示人工智能的风险缓释作用在不同国家存在显著差异。人工智能的影响在国家收入水平、能源特征与风险环境上具有明显差异。其风险缓释效应主要集中于高收入国家、能源进口依赖度较低的经济体,以及综合风险和经济风险较低的国家;而在中低收入国家及高风险国家,人工智能甚至可能加剧能源安全风险,这表明技术应用的实际效应受制于经济发展水平、能源结构及风险环境。

第三,非线性效应揭示自然资源租金与数字鸿沟是重要的门槛条件。综合国内与国际双重视角,研究进一步揭示了人工智能对能源安全风险影响的非线性特征。自然资源租金呈现双门槛效应,系数变化呈U形,人工智能对能源安全风险的影响大小随资源依赖程度呈明显非线性特征,中等依赖水平国家受益最大,低依赖水平国家受益最小,高依赖水平国家受益居中但弱于中等依赖。数字鸿沟则表现为单门槛效应,人工智能对能源安全风险的负向作用仅在数字鸿沟较小的情况下显著,而在鸿沟较大的情境下,该负向效应趋于不显著。因此,缩小数字鸿沟是确保人工智能技术有效降低能源安全风险的重要前提。

基于本文的发现,提出如下政策建议:

第一,因地制宜强化人工智能驱动的能源安全治理能力。基于人工智能在降低能源安全风险方面的显著作用,各国应积极推进人工智能在能源体系中的深度应用。在能源调度优化、能源结构调整和能源效率提升等关键环节,加快打造智能化能源管理平台,提升系统韧性和风险应对能力。

第二,分类施策,依据国情推进人工智能在能源安全中的差异化应用。对于高收入、能源进口依赖度低及综合风险较低的国家,应进一步拓展人工智能在能源管理、技术创新与跨部门数据协同中的应用深度,以充分释放其风险缓释效应。相较之下,中低收入及高风险国家应采取稳健推进路径,在完善能源基础设施与加强制度保障的前提下开展本土化人工智能应用试点,并通过国际合作、技术转移与能力建设提升人工智能在能源安全治理中的实际成效。

第三,聚焦资源依赖与数字鸿沟差异,分层推动人工智能在能源安全中的有效落地。鉴于自然资源租金与数字鸿沟对人工智能作用存在显著门槛特征,各国应依据资源禀赋与数字化水平实施差异化推进策略。对于资源依赖度处于中等水平的国家,应进一步扩大人工智能在能源结构优化与效率提升中的应用;资源依赖度过高或过低的国家则需重点优化能源结构与降低系统脆弱性,以增强跨越门槛后的政策成效。同时,国际社会应通过多边合作项目积极缩小全球数字鸿沟,加快数字基础设施建设,扩大网络覆盖面并提高信息服务可及性,确保各类国家均能公平、有效地运用人工智能技术,推动其在全球能源安全治理中实现广泛、包容和可持续的应用。

参考文献:

- [1] 陈金晓. 人工智能驱动供应链变革——平台重构、生态重塑与优势重建[J]. 当代经济管理, 2023, 45(05): 50-63.
- [2] 党牛, 王强, 庄星辉. 俄乌地缘政治冲突对欧洲能源安全格局的短期影响研究[J]. 世界地理研究, 2024, 33(12): 29-41.
- [3] 黄勃, 李海彤, 刘俊岐, 等. 数字技术创新与中国企业高质量发展——来自企业数字专利的证据[J]. 经济研究, 2023, 58(03): 97-115.
- [4] 江艇. 因果推断经验研究中的中介效应与调节效应[J]. 中国工业经济, 2022(05): 100-120.
- [5] 寇静娜, 张锐. 德国氢能战略的驱动逻辑与成效评估——基于全球氢能产业空间的分析[J]. 欧洲研究, 2024, 42(06): 121-148, 176.
- [6] 马广程, 张文秋, 王振宇, 等. 数字技术是否促进了隐含碳排放的空间收敛——来自中国产业关联的新证据[J]. 经济问题探索, 2025(05): 42-62.
- [7] 潘珊, 李剑培, 顾乃华. 人工智能、产业融合与产业结构转型升级[J]. 中国工业经济, 2025(02): 23-41.
- [8] 潘紫燕, 高翰之. 人工智能渗透与全球碳减排——基于61国面板数据的实证分析[J]. 经济问题探索, 2025(10): 73-90.
- [9] 邵帅, 葛力铭, 朱佳玲. 人与自然何以和谐共生: 地理要素视角下的环境规制与环境福利绩效[J]. 管理

世界,2024,40(08):119-146.

- [10] 屠西伟,张平淡.数字化转型与企业碳边际减排成本[J].世界经济,2025,48(09):146-175.
- [11] 王镛,章扬.企业数字化转型、策略性绿色创新与企业环境表现[J].经济研究,2024,59(10):113-131.
- [12] 王辉,胡耀,袁礼,等.能源供给与企业生产绩效:来自特高压输电工程的证据[J].世界经济,2023,46(12):141-166.
- [13] 杨刚强,王海森,范恒山,等.数字经济的碳减排效应:理论分析与经验证据[J].中国工业经济,2023(05):80-98.
- [14] 张兵兵,董安然,段玉婉.碳达峰目标如何引领城市低碳转型——来自准自然实验的证据[J].数量经济技术经济研究,2024,41(07):177-196.
- [15] 张凯霞,卜偲琦.数字化转型提升了高耗能企业的能源效率吗?[J].暨南学报(哲学社会科学版),2024,46(04):113-131.
- [16] 赵培雅,高煜,孙雪.“双控”目标下产业智能化的节能降碳减排效应[J].中国人口·资源与环境,2023,33(09):59-69.
- [17] 郑挺国,巩璐,叶仕奇.时变视阈下在险通货膨胀的跨国溢出研究[J].世界经济,2024,47(12):35-70.
- [18] Alsagr, N. Are Natural Resources a Blessing or a Curse for Digital Infrastructure Development? The Role of Financial Sector Development [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2025, 491: 144828.
- [19] Balsalobre-Lorente, D., J. Abbas, C. He, et al. Tourism, Urbanization and Natural Resources Rents Matter for Environmental Sustainability: The Leading Role of AI and ICT on Sustainable Development Goals in the Digital Era[J]. *Resources Policy*, 2023, 82: 103445.
- [20] Carfora, A., R. V. Pansini, G. Scandurra. Energy Dependence, Renewable Energy Generation and Import Demand: Are EU Countries Resilient?[J]. *Renewable Energy*, 2022, 195: 1262-1274.
- [21] Cherp, A., J. Jewell. The Concept of Energy Security: Beyond the Four As[J]. *Energy Policy*, 2014, 75: 415-421.
- [22] Dagar, V., L. Dagher, A. Rao, et al. Economic Policy Uncertainty: Global Energy Security with Diversification[J]. *Economic Analysis and Policy*, 2024, 82: 248-263.
- [23] Doğan, B., M. Shahbaz, M. F. Bashir, et al. Formulating Energy Security Strategies for a Sustainable Environment: Evidence from the Newly Industrialized Economies[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2023, 184: 113551.
- [24] Fuso Nerini, F., J. Tomei, L. S. To, et al. Mapping Synergies and Trade-Offs Between Energy and the Sustainable Development Goals[J]. *Nature Energy*, 2018, 3(1): 10-15.
- [25] Hansen, B. E. Threshold Effects in Non-Dynamic Panels: Estimation, Testing, and Inference[J]. *Journal of Econometrics*, 1999, 93(2): 345-368.
- [26] Ibrahim, D. M., S. A. Hanafy. Do Energy Security and Environmental Quality Contribute to Renewable Energy? The Role of Trade Openness and Energy Use in North African Countries[J]. *Renewable Energy*, 2021, 179: 667-678.
- [27] Kuang, L., H. Liu, Y. Ren, et al. Application and Development Trend of Artificial Intelligence in Petroleum Exploration and Development[J]. *Petroleum Exploration and Development*, 2021, 48(1): 1-14.
- [28] Lee, C. C., Y. Fang, S. Quan, et al. Leveraging the Power of Artificial Intelligence Toward the Energy Transition: The Key Role of the Digital Economy[J]. *Energy Economics*, 2024, 135: 107654.
- [29] Lee, C. C., Z. Yuan, Q. Wang. How Does Information and Communication Technology Affect Energy Security? International Evidence[J]. *Energy Economics*, 2022, 109: 105969.
- [30] Li, R., J. Guo, Q. Wang, et al. Exploring the Impact of Digital Economy on Energy Transition: Insights from

Natural Resource Rent Dynamics[J]. *Energy & Environment*, 2024: 0958305X241286265.

[31] Liu, Z., Y. Sun, C. Xing, et al. Artificial Intelligence Powered Large-Scale Renewable Integrations in Multi-Energy Systems for Carbon Neutrality Transition: Challenges and Future Perspectives[J]. *Energy and AI*, 2022, 10: 100195.

[32] Luan, B., H. Zou, J. Huang. Digital Divide and Household Energy Poverty in China[J]. *Energy Economics*, 2023, 119: 106543.

[33] Luo, Q., J. Wang. The Impact of Artificial Intelligence Development on Embodied Carbon Emissions: Perspectives from the Production and Consumption Sides[J]. *Energy Policy*, 2025, 199: 114535.

[34] Paramati, S. R., U. Shahzad, B. Doğan. The Role of Environmental Technology for Energy Demand and Energy Efficiency: Evidence from OECD Countries[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2022, 153: 111735.

[35] Qin, M., W. Hu, X. Qi, et al. Do the Benefits Outweigh the Disadvantages? Exploring the Role of Artificial Intelligence in Renewable Energy[J]. *Energy Economics*, 2024, 131: 107403.

[36] Song, D., Y. Hu, Q. Zhang, et al. Harnessing AI for Renewable Energy Transition: Threshold Effects on China's Economic Growth[J]. *Sustainable Futures*, 2025, 10: 101349.

[37] Thunshirn, P., F. Ettwein, K. M. Höferl. Assessing the Digital Divide in the Energy Transition: Surveying the Social Factors Influencing Home Energy Management Systems in Austria[J]. *Energy Research & Social Science*, 2025, 120: 103941.

[38] Wang, L., T. S. Ramsey. Digital Divide and Environmental Pressure: A Countermeasure on the Embodied Carbon Emissions in FDI[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2024, 204: 123398.

[39] Wang, Q., S. Zhang, R. Li. Artificial Intelligence in the Renewable Energy Transition: The Critical Role of Financial Development[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2026, 226: 116280.

[40] Wang, X. How Does Artificial Intelligence Accelerate the Energy Transition? Learning from Empirical Experience in OECD Countries[J]. *Journal of Environmental Management*, 2025, 391: 126397.

[41] Yang, Z., J. Zhan. Examining the Multiple Impacts of Renewable Energy Development on Redefined Energy Security in China: A Panel Quantile Regression Approach[J]. *Renewable Energy*, 2024, 221: 119778.

[42] Yao, Y., Y. Yang, X. Xuan, et al. The Effect of Mineral Resource Rents, Financial Technology, and Digital Transformation on Environmental Quality in M-8 Countries[J]. *Energy*, 2025: 139066.

[43] Yue, Q., M. Zhang, Y. Song. Impact of Digital Divide on Energy Poverty Across the Globe: The Mediating Role of Income Inequality[J]. *Energy Policy*, 2024, 195: 114349.

[44] Zhang, F., Q. Wang, R. Li. How Does Clean Energy Reshape the Relationship Between Artificial Intelligence and Carbon Emissions? Evidence from Renewable and Nuclear Energy[J]. *Energy Economics*, 2025, 149: 108785.

[45] Zhi, Y., F. Zhang, J. Kang, et al. Exploring Energy Security in China: Our Distance to Energy Justice[J]. *Environmental Impact Assessment Review*, 2024, 106: 107505.

Artificial Intelligence and Energy Security Risk: A Multidimensional Analysis Based on Cross-National Panel Data

Wang Xiaowei^a, Li Kai^b

(a: Academy of Advanced Interdisciplinary Studies, Wuhan University; b: European Study Center of Wuhan University)

Abstract: Against the backdrop of intensified geopolitical tensions and rising vulnerability in the global energy supply chain, the role of artificial intelligence in energy security governance has increasingly become a focus of academic research and policymaking. Based on cross-national panel data, this paper empirically examines the impact of artificial intelligence on energy security risk from a global perspective. The results show that: artificial intelligence significantly reduces energy security risk, primarily by optimizing the energy structure and enhancing energy efficiency. Heterogeneity analysis reveals that the impact of artificial intelligence on energy security risk exhibits structural differences across income levels, energy dependence, and risk environments. It demonstrates a significant mitigation effect on energy security risk only in high-income, low-energy-dependence, and low-risk countries, while potentially exacerbating energy security risk in lower-middle-income and high-risk countries. The relationship between natural resource rent and the digital divide on artificial intelligence and energy security exhibits non-linear threshold effect. The former shows that the inhibitory effect of artificial intelligence on energy security risk initially increases and then decreases with increasing natural resource rent, while the latter demonstrates that narrowing the digital divide helps strengthen the risk-mitigating effect of artificial intelligence. The above findings reveal the multidimensionality and complexity of artificial intelligence in energy security governance, providing a theoretical basis for countries at different levels of development to formulate differentiated policies. Countries should coordinate the promotion of artificial intelligence empowerment and institutional capacity building, narrow the digital divide, optimize resource allocation structure, and implement tiered and classified policy paths to improve the performance of artificial intelligence in energy security risk governance at different stages of development.

Keywords: Energy Security Risk; Artificial Intelligence; Cross-National Panel; Nonlinear Path

JEL Classification: Q43, O33

(责任编辑:卢 玲)