Management Science and Engineering 管理科学与工程, 2026, 15(6), 1137-1145
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/mse
https://doi.org/10.12677/mse.2026.156110

Hans汉斯

人工智能赋能关键矿产供应链风险治理：作用机制与工程实现路径

伍佰灵

江西理工大学商学院，江西 南昌

收稿日期：2026年10月2日；录用日期：2026年10月24日；发布日期：2026年11月3日

摘　要

关键矿产供应链具有资源地理分布和加工能力高度集中、价格金融化及开发周期较长等特征，传统治理在信息感知、传导分析、风险预警和应对决策方面存在局限。本文从工程应用视角出发，构建风险感知、风险判断、风险预警和风险应对四阶段分析框架，结合自然语言处理、知识图谱、机器学习与智能优化等技术，分析人工智能在多源信息识别、风险传导分析、动态预警和方案优化中的工程应用，并讨论模型可靠性、数据安全、专业适配和组织协同等约束。研究认为，应完善模型验证与数据治理机制，强化行业知识与人工智能融合，健全人机协同和跨主体联动机制，推动智能分析成果向风险治理工程实践转化，提升关键矿产供应链风险治理能力。

关键词

人工智能，关键矿产，供应链风险，风险治理，工程管理

Empowering Key Mineral Supply Chain Risk Governance with Artificial Intelligence: Mechanism and Engineering Implementation Path

Bailing Wu

Business School, Jiangxi University of Science and Technology, Nanchang Jiangxi

Received: October 2, 2026; accepted: October 24, 2026; published: November 3, 2026

文章引用: 伍佰灵. 人工智能赋能关键矿产供应链风险治理：作用机制与工程实现路径[J]. 管理科学与工程, 2026, 15(6): 1137-1145. DOI: 10.12677/mse.2026.156110

Abstract

Critical mineral supply chains are characterized by highly concentrated resource distribution and processing capacity, price financialization, and long development cycles. Traditional governance approaches face limitations in information perception, transmission analysis, risk warning, and response decision-making. From an engineering application perspective, this paper develops a four-stage analytical framework comprising risk perception, risk assessment, risk warning, and risk response. By integrating technologies such as natural language processing, knowledge graphs, machine learning, and intelligent optimization, it examines the engineering applications of artificial intelligence in multi-source information identification, risk transmission analysis, dynamic warning, and response optimization, while also discussing constraints related to model reliability, data security, domain adaptability, and organizational coordination. The study suggests that model validation and data governance mechanisms should be improved, the integration of industry knowledge and artificial intelligence should be strengthened, human-AI collaboration and cross-actor coordination mechanisms should be enhanced, and intelligent analytical outputs should be translated into engineering practices for risk governance, thereby improving the risk governance capacity of critical mineral supply chains.

Keywords

Artificial Intelligence, Critical Minerals, Supply Chain Risk, Risk Governance, Engineering Management

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).
http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Open Access

1. 引言

关键矿产是新能源、新一代信息技术、高端装备和国防工业的重要物质基础，其供应安全已由资源保障问题逐步延伸至产业链供应链安全领域。随着能源转型和战略性新兴产业快速发展，锂、钴、镍、石墨、稀土等矿产需求持续增加，而全球采矿、冶炼和精炼环节仍具有较高集中度。相关研究显示，印度尼西亚和刚果(金)分别占全球原生镍和原生钴供应的约 59%和 76%，中国则承担约 75%的钴、镍中间品精炼以及超过 60%的电池级锂化学品精炼[1]。关键矿产供应链跨越多个国家和产业环节，供应链风险进一步呈现来源多元、跨环节传导和外部不确定性较强等特点。

围绕关键矿产供应安全，国内研究已从资源安全和政策保障逐步拓展到产业链风险识别与动态评价。早期研究更多关注关键矿产的资源安全属性及其政策应对，王安建等(2019)从国家资源安全角度分析了我国战略性关键矿产面临的主要问题[2]，葛建平、刘佳琦(2020)则通过国际比较梳理了主要经济体关键矿产战略及政策工具[3]。在此基础上，研究视角逐渐转向供应风险及其产业链传导，黄健柏等(2020)从供应减少、需求增加等多个维度评价清洁能源关键金属供应风险[4]，干勇等(2022)进一步将资源、冶炼、材料和循环利用等环节纳入关键矿产及材料产业供应链分析[5]。随着供应链关系复杂化，相关研究开始更加重视风险传播和动态评价，沈曦等(2022)基于多层复杂网络考察了突发风险在镍矿产品供应链中的传播及节点韧性[6]，张和馨、吴三忙(2026)也指出，关键矿产供应风险评价正由静态分析向动态网络和机器学习等方法拓展[7]。从供应链网络研究看，陈晓红等(2026)通过构建多层网络耦合传播模型，进一步分析

了中断风险在上下游企业间的传播过程及其影响因素[8]。

与此同时，人工智能在供应链风险管理中的应用也不断深化，研究重点已由单一预测逐步延伸至风险识别、资源配置和决策支持等环节。邓慧慧等(2024)发现，人工智能能够通过改善资源配置、拓展采购与分销渠道提升供应链韧性[9]；李政等(2025)进一步指出，人工智能创新有助于提高需求预测与规划能力，并通过减少上下游信息壁垒降低供应链中断风险[10]。在工程决策层面，易超群、杨亦民(2025)通过构建人工智能技术采纳决策模型发现，预测精度、应用成本等因素会影响企业的技术采纳选择及供应链运行结果[11]。从整体研究进展看，Jia 等(2026)的系统综述表明，人工智能在供应链风险管理中的应用已覆盖风险识别、预测、分析和决策支持等多个环节[12]。总体来看，人工智能已逐步进入供应链风险管理的多个环节，相关研究为其在复杂供应链环境中的应用提供了较好的理论和实践基础。

现有研究为本文提供了重要基础，但关键矿产供应风险与人工智能供应链应用之间的结合仍不充分，前者更多关注风险来源、风险评价和供应保障，后者则更多讨论人工智能在一般供应链中的预测、配置和风险管理作用，对其如何嵌入关键矿产供应链风险治理过程的研究较少。基于此，本文从风险感知、风险判断、风险预警和风险应对四个环节分析人工智能的作用，并讨论其现实约束与提升路径。

2. 关键矿产供应链风险的特殊性与传统治理局限

2.1. 关键矿产供应链风险的结构性来源

关键矿产供应链风险由资源禀赋、产业能力和国际市场结构共同塑造。矿产从开采、冶炼到材料制造和终端应用跨越多个国家和环节，各类风险会沿上下游关系叠加传导。

资源地理集中。部分关键矿产储量和产量集中于少数国家和地区，供应来源可替代性有限，一旦主要资源国调整政策、限制出口或生产受扰，依赖程度较高的企业和产业容易迅速受到影响。

加工环节集中。关键矿产从矿石进入下游生产通常还需经过冶炼、精炼和材料制备，部分矿种的加工能力、核心技术和设备同样集中于少数国家和企业。即使上游资源总体充足，关键加工节点受阻仍可能造成实际供应紧张[13]，形成比资源短缺更直接的产业链瓶颈。

价格金融化与需求波动。部分关键矿产兼具工业原料和大宗商品属性，期货交易、市场预期与实体供需共同影响价格，金融交易可能放大短期波动，使价格信号与实际供应变化并不同步[14]。新能源汽车、储能等产业需求增长，叠加技术路线和替代材料变化，也会增加供需和价格的不确定性。

开发周期与环境社会约束。矿山建设、产能扩张和替代材料研发需要较长周期，并受项目审批、环境标准、社区关系和资源开发规则影响。即使发现新的资源或替代来源，也难以在短期内形成稳定供给。上述特征相互作用，使关键矿产供应链风险呈现集中度高、传导链条长和短期调整空间有限等特点。

2.2. 传统风险治理方式的困境

信息感知滞后。传统监测主要依赖产量、价格、进出口量和市场集中度等统计指标，较难同步捕捉资源国政策、矿山运行、加工企业、国际运输、期货市场和环境审批中的早期信号。企业通常能掌握自身经营和直接供应商信息，却难以持续了解更上游矿山、关键加工节点及间接供应关系，风险往往在价格、订单或库存受到影响后才被明显察觉。

传导分析不足。进口依赖度和供应集中度能够反映基本暴露程度，却难说明资源国政策变化、加工节点受阻或价格异常将沿哪些路径传导。关键矿产的资源集中、加工集中和下游依赖相互交织，同一冲击在不同矿种和供应结构下可能产生不同后果，固定指标和周期性评价难以识别这种跨层级放大效应。

预警精度不足。传统预警常依据统一指标或固定阈值识别异常，但不同矿种的资源集中度、加工依赖、短期替代能力、价格形成机制和开发周期差异明显。对高度依赖单一资源国的矿种，出口变化可能

比价格更重要；对加工能力集中的矿种，核心冶炼节点异常有可能早于总产量下降。统一标准难以准确区分真正影响供应安全的风险信号。

应对决策困难。关键矿产发生供应风险后，企业可选择增加库存、调整来源、套期保值或更换供应商，政府还可能涉及战略储备和重点产业保障。由于新矿山和加工产能形成周期较长，部分矿种短期替代空间有限，不同措施在成本、时效和安全效果上差异较大。依赖经验和既有预案，难以在多重约束下快速比较并动态调整方案。长期安全布局也更困难。供应调整空间也进一步收窄。

3. 人工智能赋能关键矿产供应链风险治理的作用机制

关键矿产供应链具有资源与加工集中、价格金融化和开发周期长等特征，风险治理不仅要识别一般供需变化，还需持续关注关键国家、关键节点及其跨环节影响。人工智能可围绕风险感知、风险判断、风险预警和风险应对四个环节，将分散信号转化为针对供应结构的动态分析。

3.1. 风险感知：拓展信息来源

关键矿产风险往往先表现为资源国政策变化、矿山停产、冶炼企业减产、项目审批延迟、现货期货价格异常或贸易流向改变，而非直接出现供应中断。由于资源和加工能力集中于少数国家和企业，个别关键节点的变化也可能具有较高风险含义，因此风险感知不仅要扩大信息来源，更要识别异常是否发生在高依赖节点。

自然语言处理和大语言模型可处理资源国政策、企业公告、矿业项目进展和环境监管等非结构化信息，提取出口限制、停产、审批变化和减产等信号。机器学习可结合现货与期货价格、库存、产量、贸易量和运输数据识别异常。相关技术已用于供应链风险识别、评估和响应[15]。在关键矿产场景下，可依据资源集中度和加工依赖度将主要资源国、核心矿山和关键冶炼企业设为重点监测对象，并通过知识图谱连接矿种、企业、国家和下游产业。这样既能发现单点异常，也能判断其是否位于难以替代的供应节点，避免把一般市场波动与结构性风险混为一谈。

3.2. 风险判断：识别传导影响

发现异常后，需要判断其是否会沿关键矿产供应链形成放大效应。资源地理集中使上游冲击可能迅速影响进口来源，加工能力集中又可能使风险在冶炼和材料环节再次放大。下游产业对特定矿种的依赖、库存和替代能力不同，最终影响也会存在差异。因此，风险判断的重点是识别关键节点受扰、中间环节受限、下游产业受影响的传导链。

人工智能可以整合矿山、冶炼企业、贸易流向、库存和下游需求等数据，识别高依赖国家、核心加工节点及其上下游关联。数字技术与供应链风险分析结合，有助于识别扰动在网络中的传播及连锁影响[16]。对于重大矿山停产、关键加工节点受阻或项目审批延迟，可设置供应来源下降、关键加工能力受限、运输中断等情景，分析库存可维持时间、首先出现缺口的环节和替代来源补充速度。数字供应链孪生也可用于模拟中断及恢复过程[17]。对于价格异常，则应把现货、期货、库存和实体贸易放在同一框架中判断，区分金融交易放大的波动与真实供给收缩，使风险判断围绕关键矿产的集中结构和价格机制展开。

3.3. 风险预警：监测风险变化

风险预警需要把前述判断转化为具有矿种差异的预警信号。关键矿产不适合采用统一阈值：资源来源高度集中的矿种，应提高主要资源国出口和政策变化的权重；加工能力集中的矿种，应重点监测核心冶炼企业产能和开工变化；金融属性较强的矿种，则需结合现货、期货与库存判断价格异常；开发周期长、短期替代性弱的矿种，即使当前缺口有限，也需关注中长期供给压力。

人工智能可以根据不同矿种的资源集中度、加工依赖、替代能力和项目周期设置差异化预警规则，并综合贸易、库存、政策、企业运行和市场价格等信息动态调整风险等级。当多个信号在关键节点持续叠加时，可及时识别需要重点关注的国家、企业和产业环节。这样的预警不追求精确预测中断时间，而是利用供应结构差异提高风险提示的针对性，避免统一阈值造成漏报或误报。

3.4. 风险应对：优化方案选择

预警形成后，应对方案还要受到关键矿产短期难以扩产和替代的约束。面对资源国出口受限，企业可调整采购来源、增加库存或利用套期保值管理价格风险；面对关键加工节点受阻，则需评估替代加工能力和材料供应；对于开发周期长、替代性弱的矿种，政府还可能通过战略储备和重点产业保障缓冲冲击。不同风险来源对应的可行措施并不相同。

人工智能与优化、仿真工具结合后，可在资源来源、加工能力、库存水平、价格风险和运输条件等约束下比较备选方案，并根据风险持续时间和替代能力调整。对于较大的供应紧张，还可结合不同产业的依赖程度和库存期限来评估战略储备释放顺序及保障重点。人工智能的作用在于把关键矿产的结构性约束纳入方案比较，使方案选择更符合实际供应条件和风险特征。四个环节由关键节点识别延伸至传导判断、差异化预警和针对性处置。人工智能在上述不同风险治理环节中的技术应用和适用场景存在差异，具体如表 1 所示。

Table 1. Technological adaptation of artificial intelligence in risk management of key mineral supply chains at different stages
表 1. 人工智能在关键矿产供应链风险治理不同阶段的技术适配

治理环节	主要 AI 技术	主要数据需求	技术优势	潜在局限
风险感知	BERT、大语言模型、异常检测	企业公告、项目文本、价格、产量、库存和贸易数据等多源数据	可处理大规模非结构化文本，并及时发现多源数据中的异常信号	对数据质量和语境依赖较高，可能存在误识别和信息遗漏
风险判断	知识图谱、图神经网络、供应网络分析	矿山、加工企业、物流节点、贸易流向和下游产业关联数据	适合处理复杂供应关系，可识别关键节点及风险传导路径	依赖较完整的网络关系数据，复杂模型的解释性有限
风险预警	时序预测、机器学习、多源信息融合	价格、库存、产量、贸易量等连续历史时序数据	可结合不同矿种特征动态识别异常，提高预警及时性	对历史样本和阈值设置较敏感，低频冲击的预测能力有限
风险应对	深度强化学习、智能优化	采购、库存、运输、加工能力、替代来源、成本等数据	可在多约束条件下比较方案，并根据环境变化动态调整	结果受目标函数、约束条件和参数设定影响，模型最优不一定等同于现实最优

4. 人工智能赋能关键矿产供应链风险治理的现实约束

人工智能能够提升风险感知、传导分析、预警和方案比较能力，但关键矿产的风险特征，也使技术应用面临比一般供应链更复杂的约束。这些约束既来自数据和模型，也来自关键矿产供应结构本身。尤其容易出现信息充分但行动受限的情况。

4.1. 人工智能模型存在技术局限

人工智能在提高风险识别和分析效率的同时，其模型本身也可能带来新的不确定性。关键矿产供应链涉及矿山运行、加工能力、库存、价格和贸易等多源数据，如果训练数据存在缺失、偏差或更新不及时，模型可能产生误报或漏报。部分深度学习和大语言模型还具有黑箱特征，判断过程难以完整解释，

在涉及供应安全的重要场景中会影响结果可信度[18]。对于低频风险事件，历史样本较少，模型鲁棒性也可能下降。因此，人工智能分析结果仍存在技术误差向治理决策传递的风险。

4.2. 数据共享与安全保护存在平衡难题

关键矿产风险分析需要跨越资源国、矿山、冶炼加工、贸易、库存和下游需求等多个层级，越要识别集中风险和传导路径，对节点数据完整性的要求就越高。但矿权、储量、长期采购合同、加工产能、战略库存和重点产业需求等信息不仅涉及企业利益，还具有资源安全和产业安全属性，数据共享边界比一般经营数据更加敏感。部分数据还涉及海外资产和长期资源布局。

跨国供应关系又进一步放大这一矛盾。资源国、加工国和消费国的数据开放程度、统计口径和监管规则不同，企业也不愿充分披露采购来源、库存和供应商结构。现有关键矿产追溯仍面临系统互操作性不足、信息传递困难等问题[19]。如果关键资源国或核心加工节点数据长期缺失，模型就可能低估集中风险；如果过度汇集战略敏感信息，则会增加泄露风险。因此，关键矿产数据治理必须同时考虑供应链可见性与安全边界。

4.3. 通用模型与专业需求存在适配差距

不同关键矿产的风险机制并不相同。资源赋存决定供应来源，冶炼工艺决定加工瓶颈，替代能力和开发周期影响冲击持续时间，期货市场参与程度又会改变价格信号。相同的进口下降或价格上涨，在供应来源多元的矿种上可能只是短期波动，在高度依赖单一资源国或核心加工节点的矿种上却可能迅速转化为供应风险。

通用模型如果缺乏矿种特征、加工技术、贸易政策、期货价格形成和环境社会约束等知识，容易把不同机制下的信号作相同解释。重大矿山停产、关键加工节点中断和突发运输受阻属于低频事件，历史样本有限。新矿山建设和产能形成又具有明显时滞，过去数据也未必能够反映未来约束。因此，关键矿产模型需要按矿种和产业环节设定适用范围，并由专业人员对重要判断进行校验。

4.4. 智能分析与实际决策存在衔接障碍

关键矿产风险治理涉及企业经营与国家资源安全两个层面。企业可能根据模型建议调整采购、库存、套期保值或生产安排，但长期矿权布局、关键加工产能建设、战略储备和重点产业保障还要考虑安全目标、投资周期和政策要求。成本最优的方案未必符合长期供应安全，人工智能给出的技术结果也难以自动转化为治理决策。

同时，供应链跨越资源国政府、矿山企业、加工企业、物流和下游制造等主体，矿业项目还可能受到环境监管、地方利益协调等因素影响。不同主体目标和责任边界并不一致，即使模型识别出最薄弱的节点，也需要经过利益协调、审批和责任划分才能采取行动。

4.5. 技术赋能难以改变供应链的结构性脆弱

人工智能也可以更早发现风险，却不能改变关键矿产资源和加工能力高度集中的客观格局，也无法消除金融交易对短期价格的放大作用。某一矿种长期依赖少数资源国，即使预警提前，也不能在短期内形成新的稳定矿山供应；核心冶炼能力集中，同样无法通过算法迅速获得替代。新矿山投产、加工能力建设、替代材料研发和供应关系重构往往需要多年，并受到环境审批和社会约束。技术争取到的时间和信息优势，最终仍要通过供应来源、加工能力、储备、替代和循环利用等实体调整才能转化为韧性。因此，人工智能不能被作为关键矿产供应风险治理的独立解决方案，而应当与供应链本身的调整结合起来。

5. 人工智能赋能关键矿产供应链风险治理的提升路径

针对上述现实约束，人工智能在关键矿产供应链风险治理中的应用还需要进一步完善数据基础、提升专业适配能力、健全协同治理机制，并将分析结果更好地用于供应链结构优化。

5.1. 加强模型验证与结果校验

针对人工智能模型自身的不确定性，应在关键矿产供应链风险治理中完善模型验证和结果校验机制。模型投入使用前，应结合不同矿种和产业环节开展样本检验、鲁棒性测试和压力测试，重点观察数据缺失、异常值及极端情景下输出结果是否稳定。对于风险预警和方案选择等重要应用，可通过多模型交叉验证、历史事件回溯和情景模拟降低单一模型判断偏差。同时，应增强模型结果的可解释性，明确主要影响因素和适用条件。大语言模型生成的重要信息还应进行来源核验，并保留专业人员复核环节，降低模型误差对实际决策的影响。

5.2. 完善分级分类的数据治理体系

关键矿产数据治理应围绕供应链各环节组织数据，不能只汇集价格和产量。对资源国政策、矿权与矿山运行、冶炼产能、国际贸易、现货期货价格、库存、环境审批和下游需求等公共信息，应加强标准统一和更新；对企业采购来源、长期合同、加工能力和供应商结构等敏感数据，应按用途设置访问权限并采取脱敏、授权等方式；战略储备和重要产业需求信息则需实行更严格的安全管理。

同时，应围绕重点矿种建立“资源国－矿山－加工节点－物流－下游产业”的关联数据，标识供应集中度、替代能力和关键节点依赖。这样，人工智能分析的不再只是指标是否变化，而是变化发生在哪类节点、是否会沿集中结构向下游传导，为差异化预警和方案选择提供数据基础。

5.3. 强化人工智能与行业专业知识融合

关键矿产模型应从通用分析转向矿种化和环节化应用。可围绕重点矿种建立专业知识库，将资源地理分布、矿山开发周期、冶炼加工技术、替代关系、贸易规则、期货价格形成、环境合规和下游用途等信息结构化整理，并与自然语言处理、知识图谱和网络分析结合，使模型识别同一信号在不同矿种中的不同含义。

技术方法也应与风险类型匹配。对价格、库存、贸易和产量等连续数据，可加强异常识别和趋势分析；对于矿山停产、关键加工节点受阻和项目审批等低频冲击，应更多采用情景模拟和压力测试；对金融属性较强的矿种，要同时校验现货、期货和实体供需。重要结果还应由矿业、材料、贸易和供应链专家复核，避免通用模型替代专业判断。

5.4. 健全人机协同与跨主体联动机制

关键矿产风险治理应按事件影响层级划分人工智能的使用边界。企业对一般价格和贸易波动，可借助模型调整采购、库存、套期保值和运输。涉及主要资源国政策变化、核心矿山停产或关键加工节点受阻时，需要同步评估上下游影响并由管理者审查。涉及战略储备、重大资源布局和重点产业保障的事项，则应由政府部门综合安全目标做出最终判断。

同时，应建立资源开发、加工、贸易和下游产业之间的信息联动。矿山和加工企业提供节点运行变化，行业组织汇总共性风险，政府部门协调跨企业和跨产业的重大冲击。对于海外资源国政策、环境审批和社区事件等外部风险，还应形成持续信息反馈。人工智能负责识别风险范围、传导路径和供应缺口，各主体则围绕预警结果完成资源调配、责任划分和行动协调。

5.5. 推动智能分析与供应链结构优化结合

关键矿产风险治理最终仍要落到实体供应能力。资源地理高度集中的矿种应拓展来源，降低对少数国家或企业的依赖；开发周期长、短期替代性弱的矿种应完善战略储备和安全库存；加工能力集中的环节应加强关键技术、设备和产能布局。对金融属性较强的矿种，可用套期保值管理价格风险，但不能替代实体供应保障。同时推进替代材料、资源回收和循环利用，提高长期可替代供给。

人工智能可以持续识别高依赖的矿种、关键加工节点及可能被政策或市场变化放大的风险，据此确定治理重点和资源投入方向。将分析结果落实为供应多元化、战略储备、加工能力建设、替代和循环利用等措施，才能把技术优势转化为关键矿产供应链的风险缓冲能力。

6. 结论

关键矿产供应链风险具有明显的结构性和传导性，其复杂性不仅来自资源供给本身，还与加工集中、价格波动以及开发周期等因素密切相关。人工智能能够提高多源信息处理、风险识别和辅助决策能力，使风险治理更加及时和动态，但其作用仍建立在真实的资源条件、产业能力和治理机制之上。

因此，关键矿产供应链风险治理不能将技术应用等同于安全能力提升。人工智能更适合作为风险治理的支撑工具，与资源保障、加工能力建设、战略储备、供应多元化和循环利用等措施协同发挥作用。未来治理重点应放在技术能力与产业基础、制度安排和主体协同的衔接上，使智能分析真正服务于供应链结构调整和长期安全保障。

基金项目

江西省社科规划课题：数字技术赋能江西稀土产业链韧性提升机制和路径研究，(25GL18)。

参考文献

[1] Wesselkaemper, J., Thakre, P., Ward, A. and Haddad, A.Z. (2026) Primary Material Supply Configurations and Domestic Recycling for Cost-Effective Battery Material Production in the US. *Nature Communications*, **17**, Article No. 253. https://doi.org/10.1038/s41467-025-66957-5

[2] 王安建, 王高尚, 邓祥征, 等. 新时代中国战略性关键矿产资源安全与管理[J]. 中国科学基金, 2019, 33(2): 133-140.

[3] 葛建平, 刘佳琦. 关键矿产战略国际比较——历史演进与工具选择[J]. 资源科学, 2020, 42(8): 1464-1476.

[4] 黄健柏, 孙芳, 宋益. 清洁能源技术关键金属供应风险评估[J]. 资源科学, 2020, 42(8): 1477-1488.

[5] 干勇, 彭苏萍, 毛景文, 等. 我国关键矿产及其材料产业供应链高质量发展战略研究[J]. 中国工程科学, 2022, 24(3): 1-9.

[6] 沈曦, 郭海湘, 成金华. 突发风险下关键矿产供应链网络节点韧性评估——以镍矿产品为例[J]. 资源科学, 2022, 44(1): 85-96.

[7] 张和馨, 吴三忙. 产业链视角下关键矿产资源供应风险影响因素及评价方法综述[J]. 资源与产业, 2026, 28(3): 13-22.

[8] 陈晓红, 刘朝明, 傅文润, 等. 基于多层网络耦合传播模型的供应链网络中断风险传播研究[J]. 系统工程理论与实践, 2026, 46(3): 1187-1204.

[9] 邓慧慧, 刘宇佳, 王强. 人工智能发展如何提升供应链韧性?——基于上市公司的经验证据[J]. 浙江大学学报(人文社会科学版), 2024, 54(6): 5-23.

[10] 李政, 刘琦, 张鲁瑶. 人工智能创新如何降低供应链中断风险[J]. 中国流通经济, 2025, 39(12): 58-76.

[11] 易超群, 杨亦民. 绿色供应链中 AI 技术采纳策略及其影响研究[J]. 系统工程理论与实践, 2025, 45(7): 2327-2339.

[12] Jia, F., Hu, S., He, Q., Chen, L. and Xing, X. (2026) The Role of Artificial Intelligence in Supply Chain Risk Management: A Literature Review and a Conceptual Framework. *IEEE Transactions on Engineering Management*, **73**, 3264-3277. https://doi.org/10.1109/tem.2026.3683693

[13] 任辉, 刘敏, 王自国, 等. 我国锰矿资源及产业链安全保障问题研究[J]. 中国工程科学, 2022, 24(3): 20-28.

[14] Tang, K. and Xiong, W. (2012) Index Investment and the Financialization of Commodities. *Financial Analysts Journal*, **68**, 54-74. https://doi.org/10.2469/faj.v68.n6.5

[15] Baryannis, G., Validi, S., Dani, S. and Antoniou, G. (2019) Supply Chain Risk Management and Artificial Intelligence: State of the Art and Future Research Directions. *International Journal of Production Research*, **57**, 2179-2202. https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1530476

[16] Ivanov, D., Dolgui, A. and Sokolov, B. (2019) The Impact of Digital Technology and Industry 4.0 on the Ripple Effect and Supply Chain Risk Analytics. *International Journal of Production Research*, **57**, 829-846. https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1488086

[17] Ivanov, D. and Dolgui, A. (2021) A Digital Supply Chain Twin for Managing the Disruption Risks and Resilience in the Era of Industry 4.0. *Production Planning & Control*, **32**, 775-788. https://doi.org/10.1080/09537287.2020.1768450

[18] 孔祥维, 唐鑫泽, 王子明. 人工智能决策可解释性的研究综述[J]. 系统工程理论与实践, 2021, 41(2): 524-536.

[19] Xu, S., Bai, N., Park, K. and Su, M. (2026) A System-Based Framework for Reducing the Digital Divide in Critical Mineral Supply Chains. *Systems*, **14**, Article No. 53. https://doi.org/10.3390/systems14010053