

doi: 10.3969/j.issn.1672-6073.2026.04.002

基于新质生产力内涵的城轨交通 AI 落地应用综合研究

于松伟, 刘巍, 夏秀江, 邵昕, 华福才

(北京城建设计发展集团股份有限公司, 北京 100037)

摘要: 为破解城轨人工智能(artificial intelligence, AI)技术突破与产业价值释放之间的断层难题, 推动行业新质生产力培育与高质量可持续发展, 基于学术文献、技术专利及行业问卷数据, 采用“感知→决策→执行”技术逻辑, 立足新质生产力内涵, 针对城轨 AI 应用落地零散、要素配置滞后、知识转化不足等现实问题, 提出“链式递进、内外双驱、场景落地、深度升级、螺旋上升”的城轨 AI 落地总体框架。首先, 提出城轨 AI 落地也遵循“技术革命性突破→生产要素创新性配置→产业深度转型升级”的递进式发展规律; 其次, 构建了生产要素创新性配置的内外双驱路径, 实现全要素配置效能提升; 最后, 构建了“场景筛选—场景培育—场景开放—深度升级”的产业转型路径。研究表明, 高质量的城轨领域知识库是破解城轨 AI 技术落地瓶颈的重中之重; 数据要素是生产要素创新性配置的核心要素; 从 1 到 N 的场景扩展路径, 是城轨 AI 从技术突破向产业价值释放的必由之路。

关键词: 城市轨道交通; 人工智能; 新质生产力; 生产要素配置; 知识库; 数据要素; 场景; 产业转型

中图分类号: U231

文献标志码: A

文章编号: 1672-6073(2026)04-0009-11

Comprehensive Research on AI Implementation and Application in Urban Rail Transit Based on the Connotation of New-Quality Productive Forces

Yu Songwei, Liu Wei, Xia Xiujiang, Shao Xin, Hua Fucai

(Beijing Urban Construction Design and Development Group Co., Ltd., Beijing 100037)

Abstract: To bridge the gap between AI technological breakthroughs and industrial value release in urban rail transit and foster new-quality productive forces as well as high-quality sustainable development, this paper studies AI implementation with the technical logic of “perception-decision-making-execution” and the connotation of new-quality productive forces, based on academic literature, patents and industry questionnaire data. It targets practical problems including fragmented AI implementation, lagging factor allocation and insufficient knowledge transformation, and puts forward a holistic AI implementation framework with three core innovations. The study concludes that a high-quality urban rail transit knowledge base is the top priority, data elements are the core of innovative factor allocation, and 1-to-N scenario expansion is the inevitable path for urban rail transit AI to translate technological breakthroughs into industrial value.

Keywords: urban rail transit; artificial intelligence (AI); new-quality productive forces; production factor allocation; knowledge base; data element; scenario; industrial transformation

随着人工智能(artificial intelligence, AI)技术的持续迭代突破, 城市轨道交通领域的 AI 应用已从零散场

景试点步入全行业深度探索阶段, 运维检修、运营调度、乘客服务等业务领域均开展了丰富的技术研发与

收稿日期: 2026-06-17 修回日期: 2026-06-26

第一作者: 于松伟, 男, 硕士, 教授级高级工程师, 从事城市轨道交通设计咨询与总体管理工作, yusw@bjucd.com

基金项目: 国家重点研发计划(2024YFB3713002)

引用格式: 于松伟, 刘巍, 夏秀江, 等. 基于新质生产力内涵的城轨交通 AI 落地应用综合研究[J]. 都市轨道交通, 2026, 39(4): 9-19.

工程实践,技术覆盖范围与应用深度持续拓展。但从行业整体来看,当前仍存在多方面制约因素,阻碍AI效能的充分释放与规模化落地。

1) 城轨行业发展层面,业内尚未形成共识性、系统化的落地实施路径,不同主体的AI应用在推进效率、投入成本、业务选择及实际效能上参差不齐,亟需清晰的整体框架与实施路径指引实践,推动AI应用从零散探索向规模化、高质量发展进阶。

2) 生产要素配置层面,城轨垂域知识结构化沉淀与体系化复用不足,横跨感知、决策、执行环节的业务语义衔接,高度依赖人工。同时,数据作为新型生产要素的价值未充分释放,对劳动力、资本等传统要素的融合赋能作用尚未打通,导致AI技术难以深度融入生产业务。

3) 业务场景落地层面,新技术转化机制尚不健全,从单点技术试点到全行业规模化应用的路径不清晰,场景培育、开放的体系化实施机制不完善,难以支撑AI应用从新技术试点向产业级应用的质变跃升。

基于此,本文以新质生产力内涵为框架,系统梳理城轨AI的技术演进脉络与应用现存问题,构建从技术能力到产业价值的完整落地路径。研究成果既是回应城轨行业现实需求的必要探索,也可为推进新质生产力在轨道交通基础设施领域发展提供理论支撑与实践指导。

1 城轨交通AI落地总体框架

新质生产力是由技术革命性突破、生产要素创新性配置、产业深度转型升级而催生,以劳动者、劳动资料、劳动对象及其优化组合的跃升为基本内涵,以全要素生产率大幅提升为核心标志,其特点是创新,关键在质优,本质是先进生产力^[1]。

技术不会自动成为生产力,只有经过生产要素的创新性配置,技术才能转化为实际生产力。基于新质生产力内涵,本文提出“链式递进、内外双驱、场景落地、深度升级、螺旋上升”的城轨AI落地总体框架,具体如下。

1) 链式递进。城轨AI落地应用,与人类历史上其他革命性技术一样,也是遵循“技术革命性突破→生产要素创新性配置→产业深度转型升级”的递进式发展规律^[1],实现从技术能力到产业价值的转化。当前城轨AI已成功完成“感知→决策→执行”3个技术环节的革命性突破,正处于向生产要素创新性配置过渡的关键时期。

2) 内外双驱。生产要素创新性配置通过技术要素内外两种协同驱动实现。一是AI技术要素自身,以城轨知识库为语义枢纽,将“感知→决策→执行”技术链路上的业务语义连接方式,由“人工模式”逐步转向“知识库为主、人工为辅”的人机协同模式,实现跨环节领域语义转译与知识调用的自动化、标准化,驱动技术要素内部的创新性配置。二是AI技术要素以外,以数据要素为核心驱动,融合赋能劳动力、资本、土地、其他技术等传统要素,驱动全生产要素的创新性配置。

3) 场景落地。通过场景承载生产要素创新性配置成果,构建“场景筛选—场景培育—场景开放—产业升级”四阶段落地路径,推动城轨AI从单点技术试点走向全行业大规模应用,最终实现生产力与生产关系的协同演进。

4) 深度升级。通过AI场景大规模应用,实现产业深度转型升级及生产力与生产关系辩证统一^[2]。一方面推动劳动者、劳动资料、劳动对象及其组合效应的系统性跃升,构建新型生产力模式;另一方面带动生产资料所有制、组织协作关系、收益分配机制的适应性调整,形成新型生产关系^[3-5]。二者相互作用、共同进阶,全要素生产率得以大幅提升,这是城轨AI新质生产力形成的核心标志。

5) 螺旋上升。新质生产力的发展本质是技术突破、要素配置、场景落地与产业升级循环迭代的螺旋上升过程,整体呈现“大循环嵌套小循环”的运行逻辑。“技术革命性突破→生产要素创新性配置→产业深度转型升级”构成顶层大循环,每一轮循环都推动行业发展水平迈上新台阶。大循环内部嵌套两个小循环:一是技术要素内部,场景运行产生的新数据、新知识持续反哺领域知识库迭代与技术体系优化,形成闭环反馈,驱动“感知→决策→执行”全链路技术能力持续进阶;二是数据要素驱动的全要素协同小循环,数据要素赋能劳动力、资本、土地等传统生产要素,传统生产要素又促进数据要素发展,两者互动循环,实现生产要素配置效能的持续优化。

2 城轨AI三阶段演进与跨环节语义连接瓶颈剖析

本文筛选2017年1月至2026年3月在中国知网检索的259篇城轨领域AI相关学术文献、国家知识产权局的252项专利,并结合《都市轨道交通》杂志社100份青年编委问卷调研数据,采用人工智能“感知→决策→执行”能力框架^[6-9]进行统计分析。结果

表明，城轨 AI 技术的发展始终是在该框架下的迭代升级，先后经历了以感知为主的技术期(2017 年至 2021 年)、“感知+决策”为主的技术期(2021 年至 2025 年)、“感知+决策+执行”为主的技术期(2025 年至今)，目前已在“感知、决策、执行”3 个技术环节基本实现革命性突破。

3 个时期的差异在于技术特征与“感知→决策→执行”链路的人机协同模式^[10]：从最初以感知技术为特征，链路衔接以人为主、以机器为辅；到以“感知+决策”技术为特征，链路衔接人机各半；再到以“感知+决策+执行”技术为特征，链路衔接以机器为主、以人为辅，如图 1 所示。

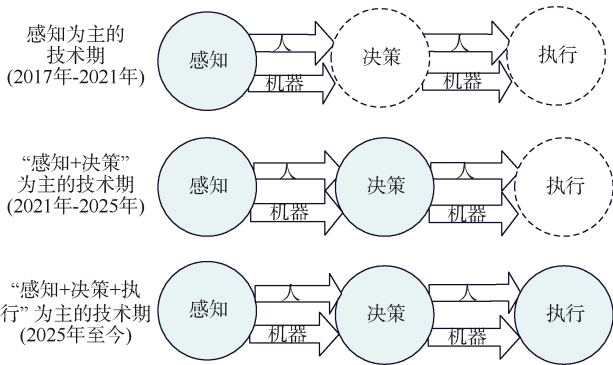


图 1 AI 技术革命性突破技术时期
Figure 1 Three periods of revolutionary technologicals in AI technology

该链路包含两层内涵，一是环节内部的技术执行动作，即感知、决策、执行各环节，依靠自身算法、设备即可独立完成一定的技术任务，无需额外调用行业规则与业务知识；二是跨环节的业务语义连接，即环节间任务传递时，需要结合城轨领域知识完成语义转译、规则匹配与工况判断，领域知识是衔接前后环节的枢纽。

2.1 感知为主的技术期(2017—2021 年)

该时期是城轨 AI 技术体系的起步期，以感知技术为特征，“感知→决策→执行”的链路衔接模式以人为主、以机器为辅：感知环节初步具备机器自动化执行能力，可独立完成图像采集、信号识别、异常标注等技术动作；决策与执行环节工作仍由人工主导。在跨环节连接上，感知到决策、决策到执行的业务语义转译则依赖人工完成，即感知输出的结果数据，需由专业人员解读为业务概念并匹配对应规则后，再输入决策环节形成判断，最终由人工下达执行指令。

本时期的标志性事件是，2017 年百度深度学习网

络取得人脸识别准确率 99.84%、语音识别准确率 95% 等世界领先成绩；腾讯以 83.29% 的成绩在国际权威人脸数据库 MegaFace 上 100 万级别人脸识别测试中获得冠军^[11]；2019 年，郑州、西安、福州等地铁上线刷脸乘车功能^[12]。

本时期合计有效研究样本 73 个，其中论文 41 篇、专利 32 项，占总样本量的 14.3%。技术研发以计算机视觉、多模态传感器、感知类算法为主，文献占比 63.4%、专利占比 71.9%，如表 1 所示。

表 1 感知为主的技术类型
Table 1 Technology types in the perception-based period

技术类型	文献占比/%	专利占比/%	说明
感知算法类(机器学习、计算机视觉等)	63.4	71.9	为机器感知提供底层算法支撑，是本阶段研发核心
基础算法类(深度学习、传统数值算法等)	22.0	18.8	算法研发仍以基础功能实现为主
数据类(知识图谱、基础数据库等)	9.8	6.3	仅在文献中有基础探索，专利中无规模化布局
大模型/智能体/具身智能类	2.4	3.1	少量前瞻性基础研究
其他类	2.4	0.0	行业技术发展趋势研究

该时期的技术应用围绕感知能力建设展开，主要分为运营信息采集、运维设备状态感知、乘客服务感知、建设施工监测 4 类，主要聚焦数据采集与异常识别，如表 2 所示。

表 2 感知为主的技术应用
Table 2 Application distribution in the perception-based period

应用类型	文献占比/%	专利占比/%	典型应用
运维设备状态感知类	41.4	43.8	弓网磨耗检测、轨道扣件缺陷识别、车辆状态监测等(聚集异常告警)
运营信息采集类	29.3	28.1	基础客流统计、站内客流监测、列车位置跟踪等(聚焦数据采集)
乘客服务感知类	14.6	15.6	人脸识别检票、语音广播、闸机通行异常识别等
建设施工监测类	9.8	9.4	盾构施工沉降预测、施工风险识别、基坑变形监测等
应急管理类	4.9	3.1	基础火灾烟雾检测、入侵异物识别等

2.2 “感知+决策”为主的技术期(2021-2025 年)

该时期是城轨 AI 技术体系的成长期，以“感知+决策”技术为特征，“感知→决策→执行”的链路衔接模式人机各半：在环节内部，感知与决策两个环节的自动化能力显著提升，机器可独立完成数据运算、方

案生成、逻辑推理等技术动作；执行环节则仍以人工作业为主。在跨环节连接上，感知到决策的基础数据传递可实现部分自动化，但业务语义映射、行业规则匹配、工况约束校验等核心衔接工作，仍高度依赖人工校准与确认；决策到执行的指令拆解仍依赖人工完成，尚未形成自动化的语义衔接能力。

该时期的标志性事件是，2022 年 11 月，OpenAI 发布基于 GPT-3.5 系列模型的 ChatGPT^[13]，推动大语言模型在自然语言理解、知识问答与内容生成等方面取得重要进展，为复杂信息处理和辅助决策提供了新的通用技术基础。

本时期有效研究样本合计 352 个，相对感知阶段增长 382.2%，其中论文 176 篇、专利 176 项，占总样本量的 68.9%。技术研发以大模型、深度学习、强化学习、知识图谱为主体，同时，智能体、具身智能相关研究占比逐步提升，为后续阶段奠定基础，如表 3 所示。

表 3 “感知+决策”为主的技术类型

技术类型	文献 占比/%	专利 占比/%	说明
大模型类(预训练大模型、行业微调大模型)	38.6	44.9	决策技术的核心，垂类大模型研发进入规模化阶段
决策算法类(深度学习、强化学习、知识图谱等)	21.0	16.5	算法研发转向决策推理、多模态融合方向
感知算法类	18.2	15.3	继续优化阶段
数据类(业务专属知识库、RAG 检索增强等)	11.9	9.1	为决策提供行业规则、历史案例等支撑
具身智能/智能体类	6.8	10.8	执行类技术进入基础研发阶段，以硬件本体研发为主
其他类	3.4	3.4	行业标准规范、技术体系构建、数据治理框架等宏观研究

该时期的技术应用围绕决策能力建设展开，运维检修与运营调度仍是主要应用领域，应用范围则扩展为“异常识别+辅助方案生成”，但从决策到现场作业和任务执行仍由人主导完成，如表 4 所示。

2.3 “感知+决策+执行”为主的技术期(2025 年至今)

该时期是城轨 AI 技术体系的深化期，以“感知+决策+执行”技术为特征，“感知→决策→执行”的链路衔接模式以机器为主、以人为辅：感知、决策、执行 3 个环节内部的技术动作，均可由机器自主完成，

表 4 “感知+决策”为主的技术应用

应用类型	文献 占比/%	专利 占比/%	典型应用
运维检修类	40.4	36.9	设备智能运维系统、车辆牵引系统 PHM、信号设备故障诊断等(生成处置方案)
运营调度类	30.1	27.3	线路级客流预测、列车运行智能调度、路网基础运力匹配等(生成运行计划)
乘客服务类	11.9	10.8	AFC 智能票务服务、站内客流引导、智能客服问答等
建设施工类	9.1	8.5	盾构施工全流程风险监测、施工安全智能管控等(生成施工方案)
应急管理类	8.5	10.2	突发事件应急预案生成、大客流预警与疏导等(生成应急预案)

人类主要承担规则制定、异常处置、系统监督等更高阶工作。但在跨环节连接上，业务语义的深度转译、复杂规则匹配与特殊工况判断，仍依赖人工，尚未实现全链路自动化的语义贯通，技术链路的整体效能仍受人工连接制约。

该时期的标志性事件是，2025 年 1 月 DeepSeek-R1 发布^[14]；2025 年 11 月 OpenClew 发布^[15]，实现了复杂任务的端到端自主执行；同期国内多个城轨企业开始智能体和具身智能的研究及尝试应用。

本时期合计有效研究样本 86 个，其中论文 42 篇、专利 44 项，占总样本量的 16.8%。技术研发以智能体、具身智能等全流程闭环类技术为主。原有感知+决策技术也继续深化发展，如算法、数据、大模型类，如表 5 所示。

表 5 “感知+决策+执行”为主的技术类型

技术类型	文献 占比/%	专利 占比/%	说明
智能体类(多智能体协同等)	23.8	20.5	任务执行载体
具身智能类(巡检-处置一体化机器人、服务机器人)	19.0	25.0	从硬件本体研发向现场操作能力发展
大模型类(城轨垂类大模型、多模态大模型)	21.4	27.3	继续深化发展
算法类(多模态融合、图神经网络等)	16.7	13.6	向多模态融合、跨系统协同方向发展，支撑复杂场景执行
数据类(RAG 增强知识库、时空知识图谱等)	11.9	9.1	继续深化发展
感知算法类	4.8	2.3	继续深化发展
其他类	2.4	2.3	安全合规、伦理规范等配套技术研发

该时期的技术应用呈现“感知+决策+执行”的闭环应用特征，覆盖运维检修、运营调度、乘客服务、应急管理、综合管理等领域，基本可以实现从感知到决策、决策到执行的以机器为主的运行模式，如表 6 所示。

表 6 “感知+决策+执行”为主的技术应用
Table 6 Technical application in the “perception + decision-making + execution” period

应用类型	文献占比/%	专利占比/%	典型应用
运维检修类	38.4	29.5	智能运维、隧道/车辆/变电所无人巡检、故障智能处置等(全流程闭环)
运营调度类	28.2	25.0	线网级客流协同管控、列车节能运行协同优化、全自动运行调度等(全流程无人化)
乘客服务类	11.9	13.6	全流程智能出行服务、多模态智能客服、无障碍出行服务等
应急管理类	11.9	13.6	突发事件应急方案生成、跨部门应急协同调度、大客流/火灾应急处置等
建设施工类	9.5	9.1	盾构施工全流程智能管控、施工风险自主处置、数字孪生工地等

综合 3 个时期的技术演进与应用实践，城轨 AI 应用整体处于“感知→决策→执行”技术框架下的迭代升级，各时期对比如表 7 所示。

2.4 存在问题

尽管城轨 AI 已基本完成感知、决策、执行 3 个技术环节的革命性突破，具备了覆盖生产全流程的

表 7 城轨 AI 技术突破 3 个时期对比

Table 7 Comparison of three stages of AI technology breakthroughs in urban rail transit

对比维度	感知为主的技术期(2017 年至 2021 年)	“感知+决策”为主的技术期(2021 年至 2025 年)	“感知+决策+执行”为主的技术期(2025 年至今)
发展定位	起步期	成长期	深化期
链路模式	人工为主、机器为辅	人机各半	机器为主、人工为辅
技术特征	感知环节初步具备机器自主执行能力	感知与决策两个环节的自主执行能力显著提升	3 个环节内部的技术动作，机器可自主完成
业务语义连接模式	人工主导	人工主导	人工主导
核心覆盖领域	运维感知、运营采集为主	运维检修、运营调度为主	运维、调度、服务、应急等全领域覆盖

技术能力，但本文对《都市快轨交通》杂志社 100 位青年编委的全产业链问卷调研结果显示，当前城轨 AI 应用落地呈现出“高使用低应用、高认可低重视、重数据轻知识”的结构性问题，技术突破与产业价值之间仍存在明显断层。本次调研覆盖科研院校、设计研究院、建设管理企业、施工安装企业、装备制造企业、运营管理企业 6 类主体，统计结果如表 8 所示。

1) 高 AI 使用、低场景落地。从业人员日常 AI 使用率整体偏高，基本超过 50%，但超 70%的调研主体停留在学习调研、场景零散试点阶段，尚未形成体系化、规模化的应用格局。

表 8 城轨交通 AI 应用调研情况

Table 8 Survey results on AI applications in urban rail transit

调研内容	科研院校	设计研究院	建设管理企业	施工安装企业	装备制造企业	运营管理企业
AI 评价	非常有用(70.0%)	非常有用(54.5%)	比较有用(100.0%)	比较有用(66.7%)	比较有用(100.0%)	非常有用(50.0%)
日使用 AI 比例	65.00%	45.50%	50.00%	33.30%	50.00%	50.00%
AI 主要应用阶段	学习调研(62.5%)、个别场景试点(25.0%)	学习调研(45.5%)、个别场景试点(36.4%)	学习调研(50.0%)、个别场景试点(50.0%)	个别场景试点(66.7%)	学习调研(50.0%)、个别场景试点(50.0%)	学习调研(50.0%)、个别场景试点(33.3%)
AI 相关部门设置	未明确负责部门(30.0%)、专职 AI 部门(35.0%)	专职 AI 部门(27.3%)、IT 部门统筹(27.3%)	未明确负责部门(50.0%)、跨部门专班(50.0%)	未明确负责部门(66.7%)	未明确负责部门(100.0%)	未明确负责部门(33.3%)、IT 部门统筹(33.3%)
内部数据平台建设情况	已建立(45.0%)	已建立(50.0%)	已建立(50.0%)、未建立(50.0%)	未建立(66.7%)	已建立(50.0%)、未建立(50.0%)	已建立(50.0%)
AI 训练数据质量标准	未建立标准(55.0%)	未建立标准(54.5%)	未建立标准(100.0%)	未建立标准(100.0%)	未建立标准(100.0%)	未建立标准(50.0%)
高质量数据集构建情况	正在构建(40.0%)	正在构建(36.4%)	未开始构建(100.0%)	未开始构建(100.0%)	未开始构建(100.0%)	正在构建(33.3%)
数据标注主要形式	机器自动+人工审核(30.0%)	机器自动+人工审核(27.3%)	暂未开展(100.0%)	暂未开展(100.0%)	暂未开展(100.0%)	暂未开展(50.0%)
AI 专项培训情况	针对性培训(每季度≥1 次，55.0%)	针对性培训(每季度≥1 次，50.0%)	针对性培训(每季度≥1 次，50.0%)	针对性培训(每季度≥1 次，50.0%)	针对性培训(每季度≥1 次，50.0%)	针对性培训(每季度≥1 次，50.0%)
学习 AI 核心动因	工作客观要求(50.0%)	工作客观要求(45.5%)	主客观因素并重(50.0%)	主客观因素并重(33.3%)	主客观因素并重(50.0%)	工作客观要求(50.0%)

2) 高 AI 评价、低组织建制。超过 50% 的调研主体认为 AI 非常有用, 但超过 50% 的调研主体未设立专职 AI 管理部门, 缺少跨部门统筹机制。传统垂直条线的组织架构无法适配 AI 技术跨部门、跨专业的应用特性, 导致技术落地过程中协同效率低下、资源难以整合。

3) 重数据采集、轻知识转化。近 50% 的调研主体已建成基础数据存储平台, 但超过 50% 的调研主体没有建立数据标准、构建高质量数据集和开展数据标注工作, 原始数据难以转化为可用的行业知识资源。当前行业知识管理仍停留在传统数据库和简单向量库阶段, 无法适配 AI 落地的要求: ①知识管理分散化。各部门、各智能体维护独立的向量知识库, 形成新的“知识烟囱”, 导致知识重复建设、更新不同步、标准不统一。②知识表达能力不足。传统数据库和简单向量库中的知识, 呈现碎片化, 知识之间关联性弱, 不成体系, 不成系统; 知识的专业深度也不够, 专业准确性也不足, 依赖检索召回的模式也存在不确定性, 容易引发幻觉。③知识治理体系缺失。缺乏知识生命周期管理, 无法保障城轨 AI 知识的准确性和合规性。

上述问题的底层技术瓶颈, 正是跨环节的业务语义连接仍高度依赖人工, 技术能力止步于各环节内部, 无法通过自动化的语义衔接贯通全生产链路, 导致技术效能在传导过程中被持续稀释。进一步, 上述问题的本质, 是生产要素配置与技术发展阶段的不匹配。技术已进入“感知+决策+执行”全链路突破的时代, 但要素配置仍沿用传统信息化时代的逻辑, 特别是城轨领域知识的价值未得到充分释放。要破解这一问题就必须进行生产要素的创新性配置, 构建与 AI 应用相适配的要素配置模式。

3 生产要素创新性配置

城轨 AI 技术的革命性突破, 驱动了生产要素配置的系统性创新, 集中体现为内外驱动两方面: 一是传统要素中技术要素的创新性配置, 二是数据新要素驱动的全要素层面的创新性配置。

3.1 城轨知识库驱动的技术要素创新性配置

城轨 AI 技术历经 3 个时期的迭代, 已实现“感知+决策+执行”3 个环节内部的技术能力突破, 但链路间的跨环节业务语义连接仍依赖人工完成, 使得城轨 AI 技术效能释放陷入瓶颈, 也是技术要素创新性配置的突破口。城轨知识库驱动的技术要素配置如图 2 所示。

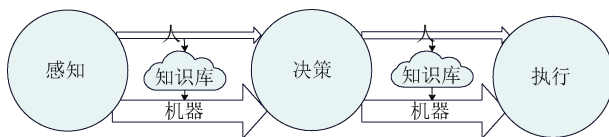


图 2 城轨知识库驱动的技术要素配置
Figure 2 Technical factor allocation driven by an urban rail transit knowledge base

1) 基本逻辑: 知识库是技术要素创新性配置的核心抓手。城轨 AI 的落地效能, 不取决于算力芯片的先进性与算法参数的规模性, 而是取决于“感知→决策→执行”链路的业务语义连接的实现方式。当前链路间的业务语义映射、行业知识关联与规则匹配只能依靠人工衔接完成, 这是城轨 AI 落地效果不及预期的根本原因。唯有构建城轨知识库^[16]替代人工承担业务语义连接功能, 才能推动城轨 AI 真正融入核心生产环节, 从内部实现技术要素的创新性配置。

2) 效果基础: 分层知识构成决定语义连接质量。领域语义连接的实际效果, 取决于城轨知识库的知识构成。城轨知识遵循“两通两私、越通用越广、越私有越深^[16]”的层级规律, 只有将社会通识、行业通用、企业私域、个人私有分层知识充分结构化、图谱化, 知识库才能真正嵌入“感知→决策→执行”全链路, 覆盖语义映射、方案推导、参数匹配及智能体记忆、交互全维度需求, 形成稳定高效的人机协同模式。企业私域知识, 又可分为公司级、部门级、项目级等。

3) 落地支撑: 专家主导的深度知识图谱保障长效运转。城轨知识库的稳定运转与长期迭代, 依托于专家主导构建的深度知识图谱^[16]。社会通识与非专业化的行业通用知识可通过机器自动标注识别, 但专业化的行业通用知识与企业复杂业务规则、隐性经验等深层知识, 必须以行业专家为主体, 通过适配城轨特性的深度知识图谱进行梳理沉淀; 同时知识体系的动态更新、权限管控与质量校准等也需行业专家主导, 从根源上保障知识的准确、标准、合规。

3.1.1 AI 技术要素配置瓶颈: 领域语义连接依赖人工

当前城轨 AI 技术要素配置的局限, 在于机器仅具备链路内部的自动化处理能力, 可独立完成数据采集、逻辑运算、动作执行等技术动作, 但不具备领域语义连接的功能, 但链路之间的业务语义映射、行业知识关联、业务规则匹配等连接, 只能依靠人工完成。

这种依赖人工衔接的配置模式存在 3 个短板: 一是运行效率受限, 人工的信息处理速度、多任务并行能力存在天然瓶颈, 难以支撑高并发、大规模的场景应用; 二是输出质量不稳, 语义转译与判断的准确性

高度依赖个体专业储备，不同主体的标准不统一，易出现偏差；三是应用成本高，为保障链路顺畅需要配置大量专业人员承担衔接工作，持续推高落地成本。

最终导致 AI 技术的潜力未能充分释放，落地实际效果不及预期。这种模式本质上仍是“技术工具+人工衔接”的传统信息化逻辑，相比传统数字化手段并未形成质的效率跃升，也是行业 AI 应用长期停留在零散试点、难以规模化推广的重要原因。以运维检测场景为例，感知系统可自动识别设备异常，但异常数据到异常判定、故障定级、处置方案、执行命令的转换，全程需要运维人员人工转译或确认，AI 的技术价值被人工连接大幅稀释。

3.1.2 AI 技术要素配置创新：构建覆盖“两通两私”的垂域深度知识库

领域语义连接的实际效果，在于城轨垂域知识库的城轨知识构成，其中社会通识知识、行业通用知识(简称“两通”)偏向于共性知识，擅长解决基础普适问题；企业私域、个人私有知识(简称“两私”)偏向于专属知识，更适合破解场景业务痛点。

城轨知识库通过“两通两私”知识的整合赋能，贯通“感知→决策→执行”全技术链路，同时匹配智能体的全维度能力需求：①感知环节语义映射。以行业通用术语标准为基础，叠加企业私域的参数阈值，将原始物理量自动映射为标准化业务概念，实现从技术数据到业务语义的自动转换。②决策环节知识支撑。整合行业规程规范(行业通用)、企业作业细则(企业私域)与专家处置经验(个人私有)，自动匹配生成标准化

处置指令，替代人工完成方案推导。③执行环节参数匹配。关联通用作业规范(行业通用)、现场设备专属参数(企业私域)与资深技师实操调校经验(个人私有)，将通用处置指令逐级拆解为设备可执行的具体参数与动作要求，实现指令到动作的精准自动落地。

同时，根据国家网信办、国家发展改革委、工业和信息化部联合印发的《智能体规范应用与创新发展实施意见》，智能体是具备自主感知、记忆、决策、交互与执行能力的智能系统。城轨知识库也为记忆和交互环节提供关键支撑：①智能体记忆底座。如整合行业通用知识、企业业务知识、专家经验以及历史任务和处置案例，为智能体提供可检索、可更新、可追溯的外部长期记忆。通过记忆写入、检索、更新、冲突校验和权限管理机制，支持智能体在跨任务、跨会话过程中保持必要的业务上下文，减少知识的分散存储和重复建设。②交互环节语义统一。如以行业通用术语为基准，匹配企业内部业务表述，打通不同主体、系统间的语义壁垒，减少不同系统和智能体对同一业务对象的理解偏差，结合标准化接口、消息协议等技术，支撑人机、多智能体之间的知识交换。

3.1.3 AI 技术要素配置运转：依托专家构建城轨深度知识图谱

城轨知识库的稳定运转与长期迭代，依托于专家主导构建的深度知识图谱体系。知识库质量来自适配行业特性的深度知识图谱；深度知识图谱的构建和持续高质量运行，都离不开专家主导，它们共同支撑技术要素配置的持续升级，如图 3 所示。

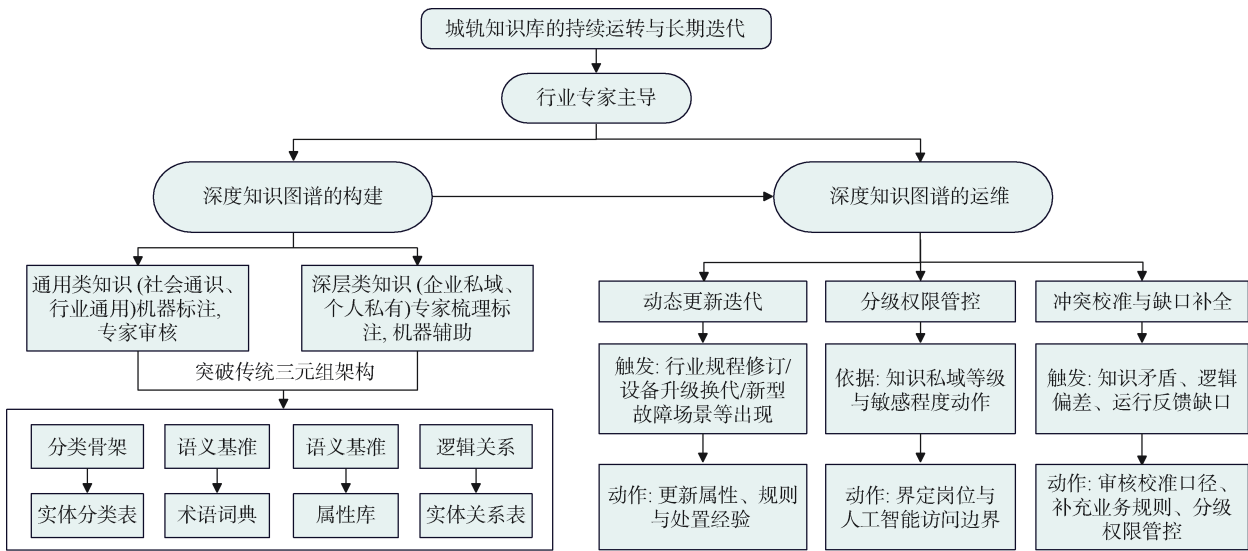


图 3 专家主导的城轨深度知识图谱构建与运维框架

Figure 3 Framework for expert-led construction and maintenance of a deep knowledge graph for urban rail transit

高质量的城轨知识库，依托深度知识图谱实现。现有知识库的知识图谱多采用传统“实体A—关系—实体B”三元组架构，仅能承载通用知识的简单关联，无法表达城轨行业复杂的业务规则、动态约束与隐性逻辑，难以支撑深层私域知识的落地应用。城轨深度知识图谱突破三元组局限，构建“分类骨架—语义基准—特征规则—逻辑关系”四维架构，通过实体分类表、术语词典、属性库、实体关系表四大组件，新增实体的行业属性、动态约束与全生命周期特征，能够精准承载从通用规程到专属参数、再到实操经验的多层级知识，解决行业知识离散、语义混乱、逻辑缺联等核心问题。

城轨深度知识图谱的构建，行业专家是主体。企业私域的业务规则、设备全生命周期的动态约束，以及专家积累的隐性判断经验、特殊工况处置逻辑、现场执行的参数调校技巧等个人私有知识，都无法通过机器自动抽取完成，必须由行业专家逐一梳理、校准、沉淀到图谱体系中。正是依托专家参与实现的隐性知识显性化、私域知识标准化、个人知识组织化，深度知识图谱才能为感知、决策、执行全链路语义连接提供坚实的质量支撑。

同时，深度知识图谱并非静态固化的体系，而是需要持续的全生命周期管理与迭代优化，这一过程同样以专家为主导：①动态更新迭代，建立图谱内容的新增、修订、淘汰机制。当行业规程修订、设备升级换代、新型故障场景出现时，由对应领域的专家牵头更新图谱的实体属性、特征规则与逻辑关系，同步补充新的处置经验与参数标准，确保图谱始终与业务发展同频，避免过期知识误导智能体决策。②分级权限管控，由专家牵头界定图谱的知识访问边界。根据知识的私域等级、敏感程度，划分不同岗位角色、不同智能体的访问权限，既保障核心私域知识与专家隐性经验的数据安全，也避免无关知识干扰智能体的判断精度。③冲突校准与缺口补全，由专家负责图谱的质量持续优化。针对图谱运行中出现的知识矛盾、逻辑偏差，由专家牵头审核校准、统一判定口径。同时，结合智能体运行反馈的知识缺口，由专家牵头补充完善对应的业务规则与处置经验，持续拓展图谱的覆盖深度与广度。

3.2 数据新要素驱动的全要素创新性配置

数据要素是指投入生产经营活动、参与价值创造的数据资源^[17]，城轨知识库也属于数据要素。数据要素的独立化与价值释放，驱动城轨生产要素体系实现系统性的创新性配置，体现在数据要素深度融合赋能

劳动力、资本、土地、技术四大传统要素，推动各要素的配置逻辑、价值创造方式发生转变^[18-20]。

1) 数据要素重构了劳动力要素的配置模式。数据要素推动劳动力资源从重复性、低价值的执行岗位向高价值的决策、创新岗位转移，单位劳动力的产出效率得到显著提升，要素配置结构从“金字塔型”优化为“橄榄型”。这一过程始终坚持以人为本原则，AI与知识的作用是优化劳动力要素配置而非替代劳动力，人的主体地位从未改变。

2) 数据要素引导资本要素的配置方向。数据要素推动投资重心从传统人力成本与物理设施建设，转向智能体软硬件、数据治理与知识资产等软价值领域；投资逻辑从一次性固定资产投资转变为持续性知识资产投资，知识资产可复用、可复制、可进化的特性大幅提升了资本的边际产出效率，同时通过场景试点、渐进式投入降低了投资风险。另外，数据要素本质也是一个从数据到资产再到资本的过程。

3) 数据要素优化了土地与设施要素的配置效能。数据要素推动设施从单纯适配人的需求向适配人机协同的综合需求升级，通过物理设施智能化改造与云数智一体化数字底座建设，实现设施全生命周期的智能化管理，大幅提升土地与设施资源的利用效率与综合价值。

4) 数据要素形成了技术要素的配置闭环。技术是数据价值释放的核心工具，数据是技术智能化升级的核心基础，二者形成“数据训练技术、技术生成新数据”的双向赋能闭环，推动技术要素向解决城轨实际业务问题的方向精准配置。

以上四大传统要素以数据要素为核心，进行创新性配置，数据要素通过重构要素间的连接方式与协同机制，进一步提高各要素的价值释放，推动城轨产业全要素生产率实现系统性提升。

4 产业深度转型升级

城轨AI技术革命性突破与生产要素创新性配置，最终需通过产业落地转化为实际生产力。场景是系统性验证新技术、新产品、新业态产业化应用及配套模式的具体情境，是连接技术与产业、打通研发与市场的核心桥梁，对推动科技创新与产业创新深度融合、促进新技术规模化商业化应用具有重要牵引作用^[21]。城轨AI从技术能力突破到生产要素优化、再到产业价值释放的全链条转化，应以场景为核心载体，推动技术成果与要素配置深度嵌入真实生产业务。

当前我国城轨 AI 应用仍普遍遵循“先科研研发、后场景适配”的传统线性转化模式，技术研发与产业真实需求匹配度不高，大量成果停留在实验室与试点层面，难以融入核心生产业务，制约了技术效能向产业价值的传导。因此，本研究按照“先梳理场景需求、再匹配适配技术”的逆向逻辑，以场景为桥梁承载技术革命性突破和生产要素创新性配置的成果，构建“场景筛选—场景培育—场景开放—深度升级”的四阶段实施路径，推动城轨 AI 从单点技术试点迈向全行业规模化应用。

4.1 场景筛选

场景筛选是产业深度转型升级的前置环节，确立“产业需求牵引、技术精准适配”的逆向构建逻辑，通过 3 个递进步骤锁定具备落地价值的城轨 AI 应用场景。

1) 产业端需求梳理：由产业主体主导，采用目标导向与问题导向并行的方式，围绕顶层战略落地与业务痛点解决，输出标准化《城轨 AI 场景产业端需求清单》。

2) 技术端能力适配：由技术主体协同产业主体完成，围绕城轨 AI 技术厘清能力边界与适配方向，形成《城轨 AI 技术能力匹配清单》。

3) 场景清单筛选，通过供需双向匹配形成候选场景清单，再结合急用先行、实效导向原则完成优先级排序，输出《城轨 AI 应用优先落地场景短清单》，为后续培育提供输入。

4.2 场景培育

场景培育是城轨 AI 场景从 0 到 1 落地成熟的系统工程，本阶段以优先落地场景短清单为输入，以生产要素创新性配置为主线。

1) 确定重点培育场景：由产业主体结合自身业务优先级与落地能力，选定当期重点培育场景，明确实施周期、责任分工与安全合规红线，并将业务需求转化为可量化的分层建设目标。产业目标明确要解决的核心业务问题与成效指标；技术目标匹配业务需求，明确技术选型与性能要求，避免技术过度堆砌。

2) 设计实施方案：由产业主体与技术主体联合，根据场景业务属性与适配技术类型，设计差异化实施方案，匹配对应技术架构与实施要点。

3) 生产要素配置：产业主体统筹，以场景目标为导向，完成数据、劳动力、土地、资本、技术五大生产要素的全链条一体化配置，通过要素优化组合释放生产力效能。

4.3 场景开放

场景开放(含大规模应用)是产业深度转型升级的关键扩展环节，核心是通过场景资源的有序开放，推动成熟场景从 1 到 N 的行业复制。

1) 界定可开放资源与禁限红线：将可开放资源划分为场景准入、业务流程、数据使用、成果分配四大类，明确核心运营权限、原始敏感数据等禁限内容，严格落实“原始数据不出域、可用不可见”要求。

2) 差异化递进式开放：城轨 AI 场景开放应坚持安全可控前提下的差异化递进原则，基于场景安全等级，对核心控制类、运营辅助类、科研试验类场景实施分级开放；基于场景培育痛点，精准匹配开放重点；基于合作主体资质，实施差异化授权。

3) 规模化应用：在差异化开放基础上，按照“企业内验证优化—产业链上下游复用—全行业复制推广”的递进逻辑推进规模化应用。通过标准化体系建设、全链条资源协同、动态迭代优化与行业生态共建四大保障措施，确保推广过程安全可控、实效优先，最终实现城轨 AI 场景的全行业规模化应用。

4.4 深度升级

深度升级区别于技术工具升级，更多指的是城轨 AI 场景大规模应用引发的生产力与生产关系协同演进，通过二者相互作用、共同进阶，最终实现全要素生产率大幅提升，体现创新特点，抓住质优关键，形成先进生产力。

4.4.1 生产力的系统性跃升

场景大规模应用从四个维度推动生产力跃升，构建“数据驱动、知识赋能、智能执行”的新型生产模式。

1) 劳动者能力跃升，从业者从单一技能向“城轨+AI”复合能力升级，从执行者转向决策者，人员结构从“金字塔型”优化为“橄榄型”，坚持以人为本、AI 赋能而非替代人。

2) 劳动资料效能跃升，生产工具从传统装备向智能化工具体系迭代，数据驱动智能体自主运行，云边端底座打通数据壁垒，智能装备与数字化工具深度融合。

3) 劳动对象价值跃升，从物理资产延伸至全生命周期数据与知识资产，数据成为核心生产要素，行业知识系统性沉淀为组织无形资产，价值挖掘覆盖全业务链条。

4) 三者协同的组合式跃升，劳动者、劳动资料、劳动对象深度融合、相互赋能，打破传统要素壁垒，

产生“1+1+1>3”的系统效应。

4.4.2 生产关系的适应性调整

生产力跃升推动生产关系同步调整,其中数据要素是调整的动因与主线,体现在3方面,如图4所示。

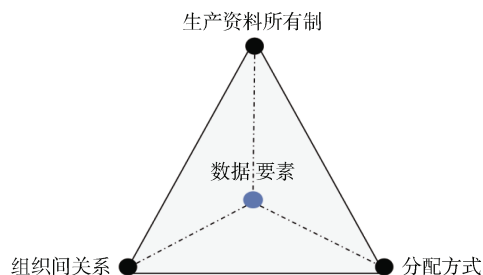


图4 数据要素为核心的生产要素关系调整

Figure 4 Adjustment of relations among production factors centered on data elements

1) 生产资料所有制优化,建立“统一所有、分级授权、分域共享”的数据资产管理机制,企业依法享有多层次、可分置的数据权益^[22-24],按需分级开放使用权,按要素贡献分配收益,破解“数据烟囱”难题。

2) 组织协作关系升级,企业内部围绕核心场景组建跨部门专班,赋予决策权与资源调配权;企业外部推动线性产业链向生态协同转型,构建政产学研资融合的协同体系,提升全行业创新效率。

3) 收益分配机制重构,打破传统以工作量为核心的分配模式,将数据贡献、知识沉淀、模型优化、场景成效纳入考核,建立多维度收益分配模型,实现风险共担、利益共享,激发全链条创新动力。

生产关系调整进一步释放生产力潜力,二者协同演进最终推动城轨产业全要素生产率系统性提升,迈向高质量发展新阶段。

5 结论

本研究围绕城轨AI技术突破与产业价值释放的断层问题,提出“链式递进、内外双驱、场景落地”的实施框架,得出以下结论:高质量的城轨垂域知识库是破解落地瓶颈的重中之重,通过覆盖“两通两私”的知识结构并依托“深度知识图谱”的城轨知识库替代人工跨环节语义转译,可实现“感知—决策—执行”的跨环节人机协同连接;数据要素是生产要素创新性配置的核心,能够融合赋能劳动力、资本等传统要素,驱动全要素生产率跃升;从1到N的场景扩展路径是技术向产业转化的必由之路,依托“筛选—培育—开放—升级”闭环,可实现AI应用从单点试点向全行业

规模化推广的质变。

未来,课题组将重点推进三方面研究:一是构建城轨知识库效能量化评估体系,形成标准化建设评价规范;二是研究场景开放配套制度,探索数据要素价值核算、场景分层分类开放与跨主体利益分配机制;三是研发知识图谱半自动化构建技术,结合专家校验降低知识沉淀成本、提升迭代效率。

致谢 在此特别感谢参与此次调研的《都市轨道交通》杂志社的各位青年编委!

参考文献

- [1] 人民日报. 新质生产力点燃高质量发展新引擎[EB/OL]. (2025-10-21)[2026-01-30]. https://www.gov.cn/yaowen/liebiao/202510/content_7045227.htm.
- [2] 马克思.《政治经济学批判》序言、导言[M]. 中共中央马克思恩格斯列宁斯大林著作编译局,译. 北京:人民出版社,2021: 5-18.
- [3] 蔡万煊,曾俊洪. 加快形成同新质生产力更相适应的生产关系:意义、原则与路径[J]. 中国人民大学学报, 2025, 39(3): 30-41.
Cai Wanhuan, Zeng Junqi. Accelerating the formation of relations of production more compatible with the new quality productive forces: significance, principles, and paths[J]. Journal of the Renmin University of China, 2025, 39(3): 30-41.
- [4] 胡磊. 完善与新质生产力更相适应的生产关系:内涵、要求与方法[J]. 马克思主义研究, 2025, (9): 81-92.
- [5] 杨庆峰. 智能增强工具与新型生产关系的构建[J]. 理论探索, 2025(4): 5-12.
Yang Qingfeng. Intelligent enhancement tools and the construction of new production relations[J]. Theoretical Exploration, 2025(4): 5-12.
- [6] 国家标准信息公共服务平台. 国家标准《人工智能 智能体技术要求》[EB/OL]. (2025-06-20)[2026-06-16]. <https://kass.sacinfo.org.cn/kfs/token/download/fbukjsptnkaqdze>.
- [7] 陈晓晶,邢震,包建军,等. 矿山“感知-通信-决策-控制”一体化框架下人工智能应用综述[J]. 煤炭科学技术, 2026, 54(5): 62-79.
Chen Xiaojing, Xing Zhen, Bao Jianjun, et al. A review of application research of artificial intelligence in integrated framework of “sensing, communication, computing and control” in mines[J]. Coal Science and Technology, 2026,

- 54(5): 62-79.
 - [8] 包义明, 林阳, 屠要峰. 人工智能技术与应用前沿[J]. 中兴通讯技术, 2025, 31(4): 64-74.
Bao Yiming, Lin Yang, Tu Yaofeng. Frontiers of artificial intelligence technology and applications[J]. ZTE Technology Journal, 2025, 31(4): 64-74.
 - [9] 刘永奎, 赖敏豪, 李汝彬, 等. 具身智能工业机器人作业关键技术及其应用[J]. 计算机集成制造系统, 2026, 32(6): 1901-1927.
 - [10] 李凯, 胡方舟. 从人机协作到人智协作: 概念辨析与未来议题[J]. 南开管理评论, 2025, 28(12): 48-60.
Li Kai, Hu Fangzhou. From human-machine collaboration to human-AI agent collaboration: conceptual differentiation and future agenda[J]. Nankai Business Review, 2025, 28(12): 48-60, 117.
 - [11] 彭湃. 百度敲定人脸识别技术落地方向: 希望能像指纹一样代替键盘[EB/OL]. (2017-02-22)[2026-06-16]. https://www.thepaper.cn/newsdetail_forward_1624621.
 - [12] 界面新闻. 公交、地铁刷脸支付有何异同? 交通刷脸支付趋势分析[EB/OL]. (2019-12-19)[2026-06-16]. <https://m.jiemian.com/article/3797579.html>.
 - [13] 中国电信业. 从ChatGPT爆火看人工智能大势[EB/OL]. (2023-04-20)[2026-06-16]. https://www.cnii.com.cn/gxxww/zgdxzy/zttj/202304/t20230420_464182.html.
 - [14] DeepSeek API 文档. DeepSeek-R1 发布, 性能对标 OpenAI o1 正式版[EB/OL]. (2025-01-20)[2026-06-16]. <https://api-docs.deepseek.com/zh-cn/news/news250120>.
 - [15] 复旦发展研究院. 全球 AI 创新治理|开源智能体全球扩张与欧盟人工智能产业困局[EB/OL]. (2026-03-28)[2026-06-16]. <https://fddi.fudan.edu.cn/d0/57/c21253a774231/page.htm>.
 - [16] 于松伟, 刘巍, 夏秀江, 等. 基于知识图谱的城轨大模型 RAG 检索增强知识库构建研究[J]. 都市快轨交通, 2025, 38(2): 1-7.
Yu Songwei, Liu Wei, Xia Xiujia, et al. Constructing a retrieval-augmented generation knowledge base for urban rail transit large language models: a knowledge graph-based approach[J]. Urban Rapid Rail Transit, 2025, 38(2): 1-7.
 - [17] 新华网. 数字经济小课堂|数据领域名词解释(第一期)[EB/OL]. (2025-01-16)[2026-06-16]. <http://www.xinhuanet.com/digital/20250116/58774340bb47484f9ce4131d7fc67356/c.html>.
 - [18] 董昌其, 李大宇, 米加宁. 数据生产要素: 理论机制、生产函数重构与新质生产力发展[J/OL]. 重庆大学学报(社会科学版), 2026. <https://link.cnki.net/urlid/50.1023.C.20260326.1053.002>.
 - [19] Dong Changqi, Li Dayu, Mi Jianing. Data production factors: Theoretical mechanisms, production function reconstruction, and the development of new quality productive forces[J/OL]. Journal of Chongqing University (Social Science Edition), 2026. <https://link.cnki.net/urlid/50.1023.C.20260326.1053.002>.
 - [19] 李强, 汤畅畅. 数据要素与传统生产要素协同能提升企业 ESG 表现吗?—基于耦合协同度模型[J/OL]. 系统管理学报, 2026. <https://link.cnki.net/urlid/31.1977.N.20260610.1233.002>.
 - [20] Li Qiang, Tang Changchang. Can the synergy between data factor and traditional factors of production enhance corporate ESG performance?- Based on the coupling coordination degree model[J/OL]. Journal of Systems & Management, 2026. <https://link.cnki.net/urlid/31.1977.N.20260610.1233.002>.
 - [20] 蒯小明. 人工智能引致生产力质变与生产关系调整: 基于数据要素视角[J/OL]. 湖南社会科学, 2026. <https://link.cnki.net/urlid/43.1161.C.20260615.1128.012>.
 - [20] Kuai Xiaoming. AI-driven productivity transformation and production relations adjustment: a data factor perspective[J/OL]. Social Sciences in Hunan, 2026. <https://link.cnki.net/urlid/43.1161.C.20260615.1128.012>.
 - [21] 国务院办公厅. 关于加快场景培育和开放推动新场景大规模应用的实施意见(国办发〔2025〕37号)[EB/OL]. (2025-12-12)[2026-01-30]. <https://credit.fgw.sh.gov.cn/gjdt/20251212/1d1fd7c138e94cc7905b6495e60fc1bf.html>.
 - [22] 陈梦根, 李趣鼎, 高一涵. 数据要素分配: 理论解析、国际实践与制度创新[J]. 财经问题研究, 2026(4): 20-37.
Chen Menggen, Li Quding, Gao Yihan. Data element allocation: theoretical analysis, international practice, and institutional innovation[J]. Research on Financial and Economic Issues, 2026(4): 20-37.
 - [23] 中国政府网. 中共中央 国务院关于构建数据基础制度更好发挥数据要素作用的意见[EB/OL]. (2022-12-19)[2026-06-16]. https://www.gov.cn/zhengce/2022-12/19/content_5732695.htm.
 - [24] 任保平, 刘静菁. 从确权到分配: 数据要素权利结构与收益分担机制研究[J]. 社会科学, 2026(5): 31-41.

(编辑: 王艳菊)