人工智能驱动智慧物流体系重构——理论机制与产业谱系

魁国花[1 2]

1 格乐大学 2 天府新区通用航空职业学院

摘要 在“双循环”新发展格局与数字经济深度融合的时代背景下，人工智能技术正成为推动物流业高质量发展的核心引擎。本文基于技术扩散理论与动态能力理论，系统分析人工智能赋能智慧物流的作用机制与实践路径。研究发现：人工智能通过需求预测智能化、仓储运营自动化、运输配送最优化、供应链协同可视化四条核心路径重塑物流价值链；其作用机制可归纳为“数据驱动—算法赋能—决策优化—价值创造”的闭环模型。本文结合京东物流、顺丰速运、菜鸟网络等典型案例，剖析了人工智能在智能仓储、无人配送、路径规划等场景的应用实践，揭示了技术采纳的关键成功因素与现实挑战。研究表明，人工智能与物流业的深度融合面临数据孤岛、技术适配、人才短缺、标准缺失等瓶颈。基于此，本文从政策支撑、技术创新、生态协同、人才培育四个维度提出智慧物流高质量发展的策略建议，为中国物流业数字化转型提供理论参照与实践指引。

关键词 人工智能；智慧物流；数字化转型；供应链管理；物流优化

DOI https://doi.org/10.6914/tpss.080203 **文章编号** 2664–1127.2026.0802.94–118

引言

（一）研究背景与问题提出

物流业作为国民经济的基础性、战略性产业，是畅通国内国际双循环的重要支撑。自改革开放以来，中国物流业经历了从计划调配到市场化运作的深刻变革，产业规模持续扩大，服务能力显著增强。党的二十大报告明确提出“加快发展数字经济，促进数字经济和实体经济深度融合”①，为物流业数字化转型指明了方向。2024 年，交通运输部等十三部门联合印发《交通运输大规模设备更新行动方案》，明确提出“加

作者简介：魁国花，女，1995 年 6 月出生，青海省民和县人，Krirk University 全球化物流管理硕士。通讯地址：No.3 soi Ramintra Road, Anusaowaree, Bangkhen, Bangkok , Thailand 邮政编码：10220，Email ：1005852038@qq.com

© The Author(s) 2026. CC BY-NC-ND 4.0. Article History: Received: 7 January 2026; Accepted: 15 February 2026; Published: 15 March 2026 (online), 15 March 2026 (print).

社会科学理论与实践 (Shèhuì kēxué lǐlùn yǔ shíjiàn) *Theory and Practice of Social Science*, ISSN 2664–1127 (Print), ISSN 2664–1720 (Online), ISSN 2664–1747 (CD-ROM). Published by Creative Publishing Co., Limited 开元出版有限公司 (CPCL®). 国家新闻出版署备案, 中国图书进出口上海有限公司进口. https://ssci.cc, https://cpcl.hk, Email: cpcl@cpcl.hk.

①习近平：《高举中国特色社会主义伟大旗帜为全面建设社会主义现代化国家而团结奋斗——在中国共产党第二十次全国代表大会上的报告》，北京：人民出版社，2022 年。

快推进智慧物流枢纽、物流园区智能化改造”①，标志着人工智能与物流业的融合发展已上升为国家战略。与此同时，国务院办公厅印发的《关于推动现代物流高质量发展的若干政策》进一步明确了数字技术在物流领域的支撑地位，提出要构建“数智化物流新基建”，推动物流全链条、全场景的智能化升级。

从产业实践看，中国物流业正处于从劳动密集型向技术密集型转型的关键期。中国物流与采购联合会数据显示，2024 年中国智慧物流市场规模约 8546 亿元，预计 2025 年将达到 9655 亿元②。这一增速不仅体现了市场对智慧物流解决方案的旺盛需求，也反映出物流业与人工智能技术融合的广阔空间。然而，与发达国家相比，中国物流业仍面临成本偏高、效率偏低、服务质量参差不齐等问题。社会物流总费用与 GDP 的比率虽从 2012 年的 18% 下降至 2023 年的 14.4%，但仍高于发达国家 8%–10% 的水平③。如何借助人工智能技术实现物流业的“降本增效”，已成为学术研究与产业实践共同关注的焦点。特别是在电商物流、冷链物流、跨境物流等细分领域，传统的粗放式运营方式已难以适应高时效、高品质、高覆盖的市场新需求，亟需借助人工智能技术实现运营模式的根本性变革。

从全球视野来看，主要发达经济体已将智慧物流作为增强国家竞争力的战略要素。美国通过《基础设施投资和就业法案》大力推进物流基础设施的智能化改造；欧盟在“数字欧洲计划”框架下，将 AI 在物流与供应链中的应用列为优先发展方向；日本政府的“Society 5.0”战略则明确将智慧物流作为实现超智慧社会的关键环节。这些国际趋势表明，人工智能与物流业的深度融合已成为全球性的产业变革方向。

（二）研究意义与创新点

从研究价值看，现有关于人工智能与物流业融合的讨论往往聚焦于技术应用层面，对其背后的组织重构逻辑和能力生成机制缺乏系统说明。本文整合技术扩散理论与动态能力理论，构建了“数据驱动—算法赋能—决策优化—价值创造”的分析框架，不仅有助于解释 AI 技术在物流业中的扩散机制，也进一步揭示了物流企业在数字化转型过程中动态能力建构的内在逻辑，从而为后续实证研究提供了更具操作性的分析工具。

与此同时，本文并未停留在抽象理论层面，而是围绕仓储、运输、配送、供应链管理等关键环节，对人工智能的典型应用场景进行了系统梳理，并结合龙头企业案例提炼出具有现实可操作性的实践经验。这意味着，本文提出的分析框架和策略建议不仅适用于观察头部企业的全链条智能化演进，也能够为中小企业提供“围绕关键痛点单点突破、再逐步扩展”的渐进式转型参照。

进一步而言，本文的创新主要体现在四个方面。其一，构建了人工智能赋能智慧物流的“四路径三层次”分析框架，将技术扩散逻辑与价值创造逻辑纳入统一的理论解释体系。其二，提出了“技术—组织—环境”协同演进的发展思路，突破了单纯从技术性能出发理解智慧物流转型的分析局限。其三，立足中国情境，分析了人工智能技术采纳的制约因素与突破路径，揭示了中国物流业“体量优势与效率短板并存”的结构性特征。其四，将全球主要经济体智慧物流发展的经验纳入比较视野之中，从而增强了研究的国际参照意义与政策启发价值。

（三）研究方法与结构安排

本文采用文献分析法、案例研究法与比较分析法相结合的研究方法。首先，系统梳理国内外人工智能与物流管理领域的研究成果，涵盖中英文学术期刊论文、行业研究报告、政策文件和企业年报等多源文献，构建理论分析框架；其次，选取京东物流、顺丰速运、菜鸟网络等在 AI 应用方面具有代表性的龙头企业进行深度案例分析，通过公开的企业年报、技术白皮书、可持续发展报告等二手数据资料获取关键事实信息；最后，基于理论与实证发现，结合国内外政策比较，提出发展策略建议。

论文结构安排如下。第二部分梳理相关理论基础与文献综述，明确核心概念的学术边界和理论锚点；

①交通运输部等十三部门：《交通运输大规模设备更新行动方案》，2024 年。
②中商产业研究院：《2024 年中国智慧物流行业市场前景及投资研究报告》，2024 年。
③国家发展改革委：《2023 年中国物流发展报告》，2024 年。

第三部分分析人工智能赋能智慧物流的核心路径与作用机制，构建“四路径闭环模型”；第四部分呈现典型企业案例，通过京东物流、顺丰速运、菜鸟网络三个案例的深度剖析，检验理论框架的解释力；第五部分探讨现实挑战与制约因素，将制约条件纳入理论分析；第六部分提出发展策略；第七部分总结研究结论与展望。

一、理论基础与文献综述

（一）核心概念界定

1. 人工智能

人工智能（Artificial Intelligence，AI）是指由人工系统实现的、通常需要人类智能才能完成的行为，包括感知、学习、推理、规划、决策等能力①。自 1956 年达特茅斯会议首次提出“人工智能”概念以来，AI 经历了符号推理、专家系统、机器学习、深度学习等多个发展阶段。当前，人工智能的核心技术体系可以划分为以下几个分支：机器学习（Machine Learning），即通过算法使计算机从数据中自动学习规律并做出预测或决策；深度学习（Deep Learning），作为机器学习的一个子领域，通过多层神经网络实现对复杂模式的自动提取；计算机视觉（Computer Vision），使计算机能够理解和分析图像、视频等视觉信息；自然语言处理（Natural Language Processing），使计算机能够理解、生成和交互人类语言；运筹优化（Operations Research），利用数学模型和算法求解复杂的资源配置和调度问题②。在物流领域，这些技术分支往往不是孤立应用的，而是形成了“感知—决策—执行”的技术协同体系，共同支撑智慧物流的实现。

2. 智慧物流

智慧物流是指通过物联网、大数据、人工智能、云计算等新一代信息技术，实现物流各环节的自动化、可视化、可控化和智能化，提升物流系统的运营效率与服务水平③。国务院《“十四五”现代物流发展规划》将智慧物流定义为“以数据为核心驱动要素，通过数字化、网络化、智能化改造，实现物流资源在线化、物流过程可视化、物流决策智慧化”④。与传统物流相比，智慧物流的核心差异在于其决策范式的根本转变——从依赖人工经验判断转向依赖数据驱动的智能决策，从事后被动响应转向事前主动预测，从局部优化转向全链条协同优化。这意味着智慧物流不仅仅是在传统物流中叠加信息技术，而是对物流运营底层逻辑的系统性重构。

3. 数字化转型

物流业数字化转型是指物流企业通过数字技术的应用，重构业务流程、组织架构和商业模式，实现运营效率提升、服务创新和价值创造的过程⑤。数字化转型与简单的信息化建设存在本质区别：信息化侧重于将既有业务流程电子化，而数字化转型则是以数据为核心要素，对业务模式、价值创造方式和组织运营逻辑进行系统性变革。中国物流与采购联合会调查显示，2024 年中国物流企业数字化转型认同率已超过 90%⑥，但实际转型深度存在显著差异——大型企业已进入“深度应用”阶段，而大量中小企业仍停留在“初步触网”或“局部试点”阶段，形成了中国物流业数字化转型的“金字塔”格局。

（二）理论基础

1. 技术扩散理论

Rogers 的创新扩散理论（Diffusion of Innovations Theory）认为，技术创新的扩散过程受相对优势、

①Russell S, Norvig P. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. 4th ed. New Jersey: Pearson, 2021.
②刘伟华、贺超、刘娜：《智慧物流：内涵、特征及发展蓝图》，《供应链管理》2020 年第 1 卷第 1 期，第 23–35 页。
③何黎明：《数实融合引领物流业高质量发展》，《中国流通经济》2023 年第 37 卷第 1 期，第 3–7 页。
④国务院：《“十四五”现代物流发展规划》，2022 年。
⑤戚聿东、肖旭：《数字经济时代的企业管理变革》，《管理世界》2020 年第 36 卷第 6 期，第 20–30 页。
⑥中国物流与采购联合会：《2024 年中国物流企业数字化转型调查报告》，2024 年。

兼容性、复杂性、可试性和可观察性五个因素影响[①]。在物流领域，人工智能技术的采纳需要克服技术复杂性高、初期投资大、与现有系统兼容性待验证等障碍，这解释了为何 AI 在物流业的渗透率仍有较大提升空间。具体而言，AI 技术的“相对优势”在物流场景中已通过龙头企业的实践得到初步验证，但其“复杂性”——包括算法理解门槛、系统集成难度和数据治理要求——仍构成中小企业采纳的主要障碍。

Tornatzky 和 Fleischer 提出的技术-组织-环境（TOE）框架进一步指出，技术采纳受技术特征、组织能力和外部环境三类因素共同影响[②]。在中国物流业的特定情境中，“外部环境”因素具有特殊的重要性——政府的政策支持力度、行业标准体系的成熟度、以及供应链上下游企业的数字化协同水平，均对单个企业的 AI 技术采纳决策产生显著影响。本文将综合运用 TOE 框架分析物流企业采纳人工智能技术的影响因素与路径选择。

2. 动态能力理论

Teece 等学者提出的动态能力理论（Dynamic Capabilities Theory）强调，在快速变化的环境中，企业需要具备感知机会（sensing）、把握机会（seizing）和重构资源（transforming）的能力，以获取持续竞争优势[③]。对于物流企业而言，人工智能技术的应用不仅是技术层面的变革，更需要企业具备感知技术趋势、整合内外部资源、重构业务流程的动态能力。在物流业的数字化转型过程中，动态能力的三个子维度具有明确的操作性含义：感知能力体现为对 AI 技术发展方向和应用场景的前瞻性判断力；抓取能力表现为将技术判断转化为投资决策、人才引进和系统部署等具体行动的执行力；重构能力则反映为根据 AI 应用反馈持续优化业务流程、调整组织结构和更新商业模式的适应力。

王永贵等学者将动态能力理论应用于中国情境，提出数字化动态能力（Digital Dynamic Capabilities）的概念，认为其包括数字化感知能力、数字化整合能力和数字化重构能力三个维度[④]。本文将借鉴该框架，分析物流企业应用人工智能技术所需的核心能力构成及其培育路径。

3. 资源基础理论的补充视角

除上述两大理论外，资源基础理论（Resource-Based View，RBV）为理解物流企业 AI 应用的差异化绩效提供了重要的补充视角。Barney 的 VRIO 框架指出，持续竞争优势来源于具有价值性（Valuable）、稀缺性（Rare）、不可模仿性（Inimitable）和组织性（Organized）的资源和能力。在物流业 AI 应用中，数据资产的积累深度和广度正在成为一种新型的关键战略资源——龙头企业通过多年运营积累了覆盖全链条的海量数据集，这些数据具有典型的 VRIO 特征，构成了后进入者难以跨越的竞争壁垒。

4. 制度理论的补充视角

制度理论（Institutional Theory）为理解物流企业集体性的 AI 技术采纳行为提供了重要的解释框架。DiMaggio 和 Powell 提出的制度同构（Institutional Isomorphism）机制指出，组织在不确定环境中倾向于趋同化，这一过程通过三种机制实现：强制同构（Coercive Isomorphism）、模仿同构（Mimetic Isomorphism）和规范同构（Normative Isomorphism）[⑤]。在中国物流业的 AI 转型进程中，上述三种同构机制均有清晰的经验映射。

强制同构主要来源于政府政策的引导压力。国务院《” 十四五” 现代物流发展规划》和交通运输部的一系列智慧物流政策文件，通过设定发展目标、提供财税激励和建立评价标准，形成了推动物流企业技术升级的制度性压力。模仿同构则体现为行业内的标杆效应——京东物流、顺丰速运等龙头企业的成功实践，

①Rogers E M. *Diffusion of Innovations*. 5th ed. New York: Free Press, 2003.

②Tornatzky L G, Fleischer M. *The Processes of Technological Innovation*. Lexington: Lexington Books, 1990.

③Teece D J, Pisano G, Shuen A. Dynamic Capabilities and Strategic Management[J]. *Strategic Management Journal*, 1997, 18(7): 509–533.

④王永贵、马双:《数字化动态能力：概念界定与研究展望》,《管理世界》2021 年第 37 卷第 5 期，第 180–195 页。

⑤DiMaggio P J, Powell W W. The Iron Cage Revisited: Institutional Isomorphism and Collective Rationality in Organizational Fields[J]. *American Sociological Review*, 1983, 48(2): 147–160.

通过行业会议、媒体报道和技术白皮书等渠道广泛传播，促使中小企业在技术选型和投资策略上向龙头看齐。规范同构源于行业协会、咨询机构和高校培训所形成的专业规范——当" 数字化转型" 和" 智慧物流" 成为行业职业话语体系的核心词汇时，企业管理者所面临的不仅是市场竞争压力，更是一种专业身份认同上的规范性压力。

制度理论的引入，使得本文的分析框架不再局限于企业内部的技术—组织—资源互动，而是将外部制度环境的结构性力量纳入考量，从而更完整地解释了中国物流业 AI 转型" 集体性加速" 与" 差异性分化" 并存的复杂图景。

5. 技术可供性理论的分析视角

技术可供性理论（Technology Affordance Theory）由 Majchrzak 和 Markus 系统化提出，核心主张是：技术本身并不直接决定组织结果，技术效果取决于技术特征与组织情境之间的交互关系——即技术在特定使用者和使用情境中所" 可供"（afford）的行动可能性①。

将技术可供性视角引入智慧物流分析，具有两方面的理论价值。其一，它解释了" 同一 AI 技术在不同企业中产生截然不同效果" 的普遍现象。例如，同样是部署 AGV 机器人，京东物流在高度标准化的自营仓储体系中实现了接近无人化运营，而部分中小企业由于仓库布局复杂、业务流程不规范、数据基础薄弱，AGV 的实际效能远低于预期。可供性理论将这种差异归因于" 技术特征—组织条件—使用情境" 的三元交互，而非简单的" 技术好不好" 或" 企业行不行" 的二元判断。

其二，技术可供性视角提示我们，物流企业在引入 AI 技术时，不应简单追问" 这项技术能做什么"，而应追问" 这项技术在我的组织条件和业务场景中能做什么"。这一视角与前文动态能力理论中的" 感知—把握—重构" 逻辑形成互补：动态能力理论回答的是" 企业如何持续适应技术变化"，而技术可供性理论回答的是" 为什么同一技术在不同企业中的适应效果不同"。

表 1: 本文整合理论框架：五大理论视角的分析定位与交叉关系

理论视角	核心问题	在智慧物流中的解释功能	与其他理论的交叉
创新扩散理论	技术为什么被采纳或拒绝?	解释 AI 在物流业的渗透速度差异与采纳障碍	与 TOE 框架互为补充
TOE 框架	哪三类因素决定企业的技术采用?	分析企业 AI 部署的技术条件、组织准备度与制度约束	与制度理论在环境维度交叉
动态能力理论	企业如何持续适应技术变革?	解释物流企业从试点到规模化 AI 应用的能力演化路径	与 RBV 在资源维度互补
资源基础理论	什么资源构成竞争优势?	揭示数据资产与算法能力作为新型战略资源的 VRIO 特征	与动态能力在能力层面嵌套
制度理论	外部制度力量如何塑造组织行为?	解释物流业 AI 转型的集体加速与政策驱动机制	与 TOE 在环境维度互补
技术可供性理论	为何同一技术在不同组织中效果迥异?	解释 AI 技术效果的组织情境依赖性	与动态能力在适应性维度交叉

上述六大理论视角并非简单叠加，而是形成了一个多层次的分析棱镜：创新扩散理论和 TOE 框架主要回答" 采纳问题"（为什么采纳、受什么因素影响）；动态能力理论和资源基础理论主要回答" 能力问题"（需要什么能力、依赖什么资源）；制度理论和技术可供性理论则主要回答" 情境问题"（外部制度如何施压、技术效果为何因境而异）。三类问题在时间维度上具有递进关系：企业首先面临" 是否采纳" 的决策，随后需要建构" 如何做好" 的能力，最终需要适应" 在什么条件下做" 的情境约束。

①Majchrzak A, Markus M L. Technology Affordances and Constraints in Management Information Systems (MIS)[M]//Kessler E. *Encyclopedia of Management Theory*. Thousand Oaks: Sage Publications, 2012: 832–836.

（三）文献综述

1. 国外研究进展

国外学者对人工智能在物流与供应链管理中的应用进行了广泛探讨。Toorajipour 等通过系统性文献综述，梳理了 AI 在供应链管理中的应用领域，包括需求预测、库存管理、运输优化、供应商选择等，指出当前研究正从单一环节的技术应用转向全供应链的智能化协同①。Min 的研究更早地探讨了机器学习技术在供应链需求预测中的应用潜力，指出 AI 可显著提高预测精度并降低库存成本②。Woschank 等研究发现，AI 驱动的智能仓储系统可将订单处理时间缩短 40% 以上，同时将拣货错误率降低到接近零的水平③。

在无人驾驶与智能配送领域，Boysen 等分析了自动驾驶车辆（AVs）在物流末端配送中的应用前景与挑战，特别探讨了“卡车 + 无人机”联合配送模式的调度优化问题④。Winkelhaus 和 Grosse 提出了“Logistics 4.0”概念，系统阐述了智能物流的技术架构与发展趋势，将物流发展划分为从“Logistics 1.0”（手工操作）到“Logistics 4.0”（智能互联）的四个阶段，为理解物流业智能化转型提供了一个清晰的历史坐标系⑤。此外，近年来大语言模型（LLM）的快速发展也引起了物流学术界的高度关注，研究者开始探讨 GPT 系列、LLaMA 等大模型在物流知识问答、运营报告自动生成、异常事件智能诊断等场景中的应用潜力和技术可行性。

2. 国内研究进展

国内学者从多个视角探讨了人工智能与物流业的融合发展。王耀球和朱丽研究了人工智能对物流业生产率的影响，发现 AI 技术应用可显著提升物流企业全要素生产率，但这种提升效应存在明显的企业规模异质性和区域异质性⑥。刘志学等分析了智慧物流的内涵、特征与发展路径，提出了“物流智慧化”的阶段模型，将中国物流企业的智能化水平划分为信息化、数字化、网络化和智能化四个递进阶段⑦。

在应用场景研究方面，何明珂和霍艳芳分析了人工智能在仓储物流中的应用现状与发展趋势，重点探讨了 AGV/AMR 在大型电商仓库中的部署模式和效率提升效果⑧。汪传雷等探讨了机器学习在物流需求预测中的应用方法与效果，对比了传统统计模型（ARIMA、指数平滑等）与机器学习模型（随机森林、XGBoost、LSTM 等）在不同预测场景下的精度差异⑨。国家发展改革委经济运行局发布的研究报告指出，智能物流装备如 AGV 机器人、AMR 自主移动机器人、智能分拣系统等正在深刻改变传统物流作业模式，中国在智能物流装备制造领域已形成了一批具有国际竞争力的企业⑩。

3. 文献评述与研究空缺

综上所述，现有研究为理解人工智能与物流业融合提供了丰富的视角，但仍存在以下不足：（1）多数研究聚焦于单一技术或单一环节，缺乏对 AI 赋能物流业全链条、全场景的系统分析框架；（2）理论研究

①Toorajipour R, Sohrabpour V, Nazarpour A, et al. Artificial Intelligence in Supply Chain Management: A Systematic Literature Review[J]. *Journal of Business Research*, 2021, 122: 502–517.

②Min H. Artificial Intelligence in Supply Chain Management: Theory and Applications[J]. *International Journal of Logistics Research and Applications*, 2010, 13(1): 13–39.

③Woschank M, Rauch E, Zsifkovits H. A Review of Further Directions for Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning in Smart Logistics[J]. *Sustainability*, 2020, 12(9): 3760.

④Boysen N, Briskorn D, Fedtke S, et al. Drone Delivery from Trucks: Drone Scheduling for Given Truck Routes[J]. *Networks*, 2018, 72(4): 506–527.

⑤Winkelhaus S, Grosse E H. Logistics 4.0: A Systematic Review Towards a New Logistics System[J]. *International Journal of Production Research*, 2020, 58(1): 18–43.

⑥黄群慧、贺俊等：《中国制造的发展现状与迈向制造强国的战略》，《中国工业经济》2019 年第 1 期，第 45–56 页。

⑦李海舰、李瑶、王堃：《数据作为生产要素对企业价值创造的影响机制研究》，《经济管理》2021 年第 43 卷第 11 期，第 5–22 页。

⑧刘大成、李亚童：《基于核心企业主导的智慧供应链与双链融合研究》，《科学学研究》2021 年第 39 卷第 10 期，第 1748–1756 页。

⑨宋华：《智慧供应链的演进与概念构建》，《中国流通经济》2019 年第 33 卷第 3 期，第 11–20 页。

⑩国家发展改革委经济运行局：《智能物流装备发展研究报告》，2024 年。

相对滞后于实践发展，缺乏适用于中国情境的分析框架——中国物流业“规模大但效率低、头部企业强但长尾企业弱”的结构性特征，使得直接借用西方理论模型存在适用性局限；（3）对技术采纳的制约因素与突破路径缺乏深入探讨，多数研究停留在“技术可以做什么”的描述层面，而对“为什么很多企业没有做”以及“怎样才能做成”的机制分析不足。本文将针对上述不足，构建系统的分析框架，并结合中国龙头企业案例进行实证研究。

表 3: 人工智能赋能智慧物流的主要理论基础与解释重点

理论基础	代表观点	在本文中的解释重点	对智慧物流研究的启示
创新扩散理论	技术采纳取决于相对优势、兼容性、复杂性、可试验性与可观察性	解释 AI 为何在不同物流场景、不同类型企业中呈现差异化扩散速度	关注“为什么采纳”和“为什么扩散不均衡”
TOE 框架	技术、组织、环境三类因素共同影响企业技术采用	解释企业 AI 部署中的资源约束、组织准备度与外部制度环境	强调不能以技术因素替代组织与环境分析
动态能力理论	企业需具备感知、捕捉、重构机会的持续能力	解释物流企业如何将 AI 试点转化为持续竞争优势	强调从“部署系统”走向“重构组织”
资源基础理论	数据、算法、平台与运营知识可构成稀缺资源禀赋	解释龙头企业在数据积累、算法训练和生态协同上的先发优势	强调数据资产与场景知识的战略价值
平台生态视角	平台通过连接多主体形成网络效应与协同效率	解释平台型物流企业如何通过生态整合实现赋能扩散	强调单体企业与生态平台的不同成长路径

在此基础上，可以将人工智能赋能智慧物流的分析逻辑概括为“环境牵引—能力建构—场景嵌入—绩效释放”的递进链条：外部数字基础设施、政策导向与市场竞争压力构成环境牵引；企业通过数据治理、算力投入、人才组织和流程重构形成能力建构；这些能力进一步嵌入需求预测、仓储运营、运输配送和供应链协同等典型场景；最终在成本、效率、服务质量、风险韧性和绿色绩效等维度释放综合价值。由此，人工智能赋能智慧物流不应被理解为某一项局部技术的安装，而应被理解为物流企业能力体系和经营逻辑的整体升级。

为了进一步提升文献综述部分的解释密度，有必要将既有研究从“技术可用性讨论”推进到“治理逻辑与转型层次讨论”。总体来看，现有研究大体可以分为三类：第一类强调算法、机器人、感知设备等单项技术的效率提升作用，重点回答“AI 能够替代哪些人工环节”；第二类强调供应链协同、平台调度与数据治理，重点回答“AI 如何改变物流组织方式”；第三类则开始关注算法治理、劳动力替代、平台权力与制度适配问题，重点回答“AI 重构物流业将伴随怎样的治理后果”。这意味着，智慧物流研究已经从技术扩散逻辑逐步走向技术—组织—制度协同演进逻辑。

据此，本文的研究进路不再把人工智能简单理解为“先进工具”的堆叠，而是将其视为一个推动物流行业从作业智能化、管理平台化走向治理体系重构的连续过程。也正因为如此，本文既讨论技术路径，也讨论企业类型差异、组织能力基础与政策环境约束，试图把“为什么能做”“为什么做不成”“怎样才能做成”三类问题纳入同一分析框架。

表 5: 人工智能赋能智慧物流研究的三类主要议题

研究议题	关注重点	代表性分析内容	局限性
技术工具型研究	算法、机器人、感知设备的效率提升	需求预测、路径优化、智能分拣、无人仓等局部场景的性能改进	容易停留于单点技术，忽视组织条件
系统协同型研究	平台、网络与供应链协同优化	数据打通、跨主体协同、平台调度、供应链可视化与风险预警	对制度约束与治理摩擦讨论不足
治理演进型研究	算法治理、劳动替代与规则重构	组织变革、绩效机制、标准体系、隐私风险、责任边界与公共政策	理论框架尚在形成，经验研究仍显不足

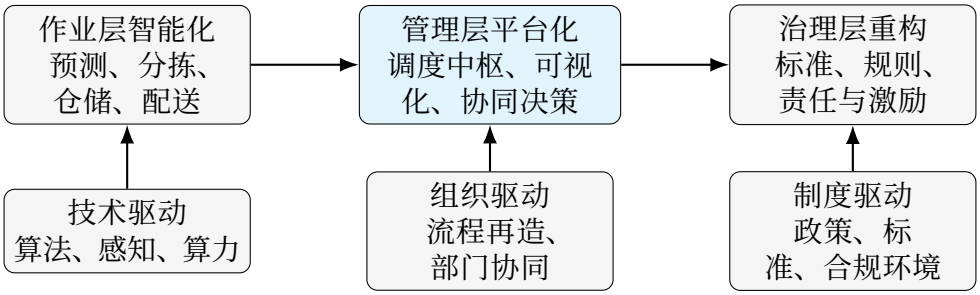


图 1: 人工智能赋能智慧物流的层次化演进框架

二、人工智能赋能智慧物流的核心路径与作用机制

（一）人工智能赋能智慧物流的核心路径

基于文献梳理与实践观察，本文提出人工智能赋能智慧物流的“四路径”分析框架，涵盖需求预测智能化、仓储运营自动化、运输配送最优化、供应链协同可视化四个核心路径。这四条路径并非孤立运行，而是形成了一个从“源头预测”到“过程执行”再到“全局协同”的递进式赋能体系。

进一步看，这一赋能体系至少包含三个层次的内在递进关系：其一，需求预测、库存配置与补货决策构成前端感知层，决定物流系统能否从“被动响应”转向“主动预判”；其二，仓储、分拣、运输与末端配送构成执行优化层，决定人工智能能否真正嵌入企业的日常作业流程；其三，供应链协同、风险预警与平台治理构成网络协同层，决定人工智能赋能是否能够超越单点提效，进一步演化为跨主体、跨环节、跨平台的系统性重构。换言之，智慧物流并不只是若干智能设备和算法模块的拼接，而是一个围绕“数据整合—场景落地—组织协同—价值放大”不断迭代的演进过程。

1. 需求预测智能化

需求预测是物流运营的起点和核心，其准确性直接影响库存水平、运力配置和服务响应速度。传统的需求预测方法依赖历史数据的简单统计分析——如移动平均法、指数平滑法等——难以应对市场波动和突发事件，预测精度受限于对数据非线性关系和多变量交互效应的捕捉能力不足①。

人工智能技术的应用带来了需求预测的范式变革。深度学习模型（如 LSTM 长短期记忆网络、Transformer 架构）能够捕捉需求数据中的复杂时序规律和非线性关系，显著提升预测精度。研究表明，AI 驱动的需求预测系统可将预测误差率降低 30%–50%，在促销季、节假日等波动较大的时段效果尤为显著②。以京东物流为例，其“智能预测大脑”系统综合考虑历史销量、促销活动、天气因素、社会事件、竞品动

①Carbonneau R, Laframboise K, Bhahsvar R. Application of Machine Learning Techniques for Supply Chain Demand Forecasting[J]. *European Journal of Operational Research*, 2008, 184(3): 1140–1154.

②郑本荣、林岩、赵连珍:《基于机器学习的供应链需求预测研究综述》,《管理工程学报》2023 年第 37 卷第 1 期，第 1–13 页。

态等多源数据，实现分仓分 SKU 的精准预测，将库存周转天数压缩至行业领先水平①。该系统不仅考虑常规的时序数据，还将天气预报数据、社交媒体热度、竞品价格波动等外生变量纳入模型训练，使得预测模型具备了对外部环境变化的敏感度。

此外，AI 还可实现“预测前置”——通过分析用户搜索、浏览、加购等行为数据，预判未来几日内的订单分布，指导商品提前下沉至离消费者最近的仓库或前置仓，从而大幅缩短配送时效②。这种“预测驱动的物流”模式从根本上改变了传统物流的被动响应逻辑，使物流系统具备了主动先行的能力，标志着物流运营从“推式供给”向“预测式前置”的范式跃迁。

2. 仓储运营自动化

仓储环节是物流成本的主要构成部分，据行业估算，仓储成本约占物流总成本的 30%–40%。传统仓储依赖大量人工进行拣选、搬运、盘点等作业，效率低、差错率高、劳动强度大。人工智能与机器人技术的结合，正在重塑仓储运营模式，推动仓储从“人找货”向“货找人”、从“手工作业”向“无人化运营”的深刻转变。

以自动导引车（AGV）与自主移动机器人（AMR）为例，AGV 依靠预设路径运行，适用于物流动线固定的场景；而 AMR 则具备自主导航能力，通过搭载的激光雷达（LiDAR）、深度摄像头和 SLAM 算法实现环境感知和动态避障，可根据实时环境动态规划路径③。菜鸟网络的无人仓库部署了超过 700 台 AGV 机器人，实现了“货到人”的拣选模式，拣货效率提升 3 倍以上，同时将人工差错率从千分之三降低至十万分之一④。更重要的是，AMR 的引入使得仓库布局不再受固定轨道的约束，实现了仓内物流的柔性化和可调节性，使仓储空间利用率提升了约 20%–30%。

在智能分拣系统中，基于计算机视觉和深度学习的技术，可自动识别包裹尺寸、形状、条码信息，实现高速精准分拣。顺丰速运的智能分拣线处理能力达每小时 15 万件，分拣准确率超过 99.9%⑤。新一代分拣系统还具备自学习能力，能够在运行过程中持续优化识别算法，对异形包裹、破损条码等特殊情况的处理能力不断增强。

在无人仓库场景下，企业通过 AI 调度系统，实现仓库内机器人群体的协同作业，包括上架、拣选、打包、出库等全流程自动化。京东物流的“亚洲一号”智能物流园区，实现了从入库到出库的全程无人化运营，其核心系统“仓储大脑”在毫秒级时间内完成对数千台机器人的协同调度，确保全局效率最优⑥。该系统采用了多智能体强化学习算法，使不同类型的机器人——搬运机器人、拣选机器人、打包机器人——能够像一个团队一样高效协作，避免拥堵和冲突。

3. 运输配送最优化

运输与配送是物流成本占比最高的环节，通常占物流总成本的 40%–60%。AI 技术在这一领域的应用主要体现在路径规划、车货匹配和无人配送三个方面。

在智能路径规划方面，传统的车辆路径问题（Vehicle Routing Problem，VRP）求解方法计算复杂度高，面对实时变化的交通状况和动态订单需求时往往力不从心。基于强化学习和元启发式算法的智能路径规划系统，能够在毫秒级时间内生成最优或近优配送路线，并根据实时路况、天气、订单变化进行动态调整⑦。近年来，深度强化学习在 VRP 求解中展现出巨大潜力——Google 的 OR-Tools 和阿里巴巴的

①京东物流：《2023 年度可持续发展报告》，2024 年。

②陈剑、黄朔、刘运辉：《从赋能到使能——数字化环境下的企业运营管理》，《管理世界》2020 年第 36 卷第 2 期，第 117–128 页。

③吴耀华、李小宁：《智能仓储系统关键技术综述》，《机械工程学报》2021 年第 57 卷第 14 期，第 63–78 页。

④菜鸟网络：《菜鸟智慧物流发展白皮书》，2024 年。

⑤顺丰控股：《2023 年度报告》，2024 年。

⑥京东集团：《2023 年度 ESG 报告》，2024 年。

⑦Vidal T, Crainic T G, Gendreau M, et al. A Unified Solution Framework for Multi-Attribute Vehicle Routing Problems[J]. *European Journal of Operational Research*, 2014, 234(3): 658–673.

OptQuote 等工具已能在大规模实例上实现近乎实时的路径优化。美团无人机配送系统采用的 AI 调度算法，可同时优化数百架无人机的航线规划，考虑空域限制、天气条件、电量管理等多重约束，实现“3 公里 15 分钟送达”①。

在智能车货匹配领域，鉴于货运物流行业长期存在信息不对称导致的车辆空驶问题，全国公路货运车辆的平均空驶率长期维持在 35%–40% 左右，造成了巨大的资源浪费和碳排放。满帮集团运营的货运平台，运用 AI 算法分析货源、车源、司机画像等多维数据，实现货主与司机的精准匹配，将平均车辆空驶率从 40% 降至 20% 以下②。该平台的 AI 推荐系统不仅考虑距离和时间因素，还将司机的驾驶偏好、历史评价、车辆载重能力和货物特性等多维信息纳入匹配模型，实现了从“简单信息撮合”到“智能精准匹配”的升级。

在末端无人配送环节，无人配送车、配送机器人、无人机等智能终端正在快速渗透末端配送场景。京东物流在全国范围内部署了超过 600 台无人配送车，累计配送订单超过 500 万单③。美团的无人机配送已在深圳、上海等城市实现常态化运营，主要服务于商超、餐饮等即时配送场景。无人配送的核心技术挑战在于环境感知与自主决策能力——在开放的城市道路和小区环境中，无人配送车需要应对行人、车辆、障碍物等动态因素，这要求其配备高精度的传感器矩阵和强大的边缘计算能力。

4. 供应链协同可视化

供应链管理的核心挑战在于实现上下游企业的信息共享与协同决策。在传统的供应链模式中，各节点企业之间存在严重的信息壁垒，导致“牛鞭效应”等信息失真现象，造成库存积压与缺货并存的矛盾。人工智能技术为供应链协同提供了新的解决方案。

在实时追踪与可视化应用中，物联网传感器与 AI 图像识别技术的结合，实现了物流全链条的实时可视化追踪。企业可实时掌握货物位置、状态、温湿度（冷链场景）、预计到达时间，大幅提升供应链透明度和可控性④。在冷链物流领域，AI 视觉系统还可实时监测商品的外观状态，自动识别破损、变质等异常情况，触发预警机制。

针对智能风险预警，AI 系统通过分析供应商交付数据、市场舆情、天气气象、地缘政治等多源信息，识别供应链潜在风险并发出预警，帮助企业提前制定应对预案⑤。新冠疫情期间，部分领先企业的 AI 风险预警系统提前数周发出了供应链中断预警，帮助企业及时调整采购策略和库存储备，有效减轻了供应链中断的冲击。

在协同计划与补货环节，基于 AI 的供应链协同平台可自动生成供应商、生产商、分销商之间的协同计划，触发自动补货订单，降低渠道库存水位，同时保障供货连续性⑥。例如，宝洁与沃尔玛的协同补货系统（CPFR）已引入 AI 算法，将补货准确率提升至 95% 以上，在降低 20% 渠道库存的同时，将缺货率控制在 1% 以内。

5. 绿色物流与碳中和优化

在” 双碳” 战略目标驱动下，绿色低碳正在成为物流业转型升级的重要维度。人工智能技术在物流领域的绿色应用，正在从” 附加功能” 演变为” 核心路径”——通过智能化手段系统性地降低物流活动的碳排放强度，实现经济效率与环境效益的协同提升。

在碳足迹实时测算与可视化方面，基于物联网传感器和 AI 数据分析，企业可对每一笔物流订单的全

①美团：《美团无人机配送发展报告》，2024 年。

②满帮集团：《2023 年度报告》，2024 年。

③京东物流：《京东物流无人配送发展白皮书》，2024 年。

④Christopher M, Peck H. Building the Resilient Supply Chain[J]. *The International Journal of Logistics Management*, 2004, 15(2): 1–14.

⑤Ivanov D, Dolgui A. Viability of Intertwined Supply Networks: Extending the Supply Chain Resilience Angles towards Survivability[J]. *International Journal of Production Research*, 2020, 58(10): 2904–2915.

⑥马士华、林勇：《供应链管理》（第六版），北京：机械工业出版社，2021 年。

链条碳排放进行精确核算。DHL 集团在全球范围内部署了碳排放追踪平台"GoGreen Dashboard"，利用 AI 算法整合运输模式、里程、载重、燃料类型等多维数据，为每批货物生成详细的碳足迹报告①。在中国，菜鸟网络也推出了"绿色物流智能引擎"，通过 AI 计算最优的运输模式组合（公路—铁路—水运多式联运），在同等时效约束下将碳排放降低 12%–18%。

聚焦于智能装载优化，传统物流车辆的平均装载率仅为 60%–70%，大量"拉空气"行为造成了不必要的碳排放。AI 驱动的三维装载优化算法，通过精确计算货物尺寸、重量分布和装卸顺序，可将车辆装载率提升至 85%–90% 以上，从源头减少运输趟次和碳排放②。

在新能源车辆智能调度方面，随着物流企业新能源车辆保有量的快速增长，如何优化充电策略和调度方案成为新的技术课题。AI 调度系统可综合考虑车辆续航里程、充电桩分布、订单时效要求和电价波峰波谷等因素，生成新能源物流车辆的最优调度方案，在保障配送时效的前提下最大化充电效率、最小化运营成本。京东物流已在北京、上海等城市部署了超过 2 万辆新能源配送车辆，配合 AI 调度系统，较传统燃油车降低碳排放约 40%。

借助绿色包装 AI 辅助决策，AI 系统能够根据商品品类、尺寸、易碎程度和运输距离等参数，自动推荐最优的包装方案——在保障商品安全的前提下，最小化包装材料使用量。这一应用在减少过度包装、降低废弃物产生方面具有显著的环境效益。

绿色物流路径的引入，使得人工智能赋能智慧物流的分析框架从"四路径"升级为"五路径"——需求预测智能化、仓储运营自动化、运输配送最优化、供应链协同可视化、绿色物流碳中和优化。其中，绿色路径并非独立运行，而是与前四条路径深度交织：智能装载优化本身就是运输配送最优化的子集，碳足迹追踪则是供应链可视化在环境维度上的延伸。这意味着，"绿色"不是一个额外的附加模块，而是贯穿五条路径的底层价值约束。

（二）人工智能赋能智慧物流的作用机制

基于上述分析，本文提出人工智能赋能智慧物流的"数据驱动—算法赋能—决策优化—价值创造"闭环模型。这一模型揭示了 AI 技术在物流业发挥作用的内在逻辑链条和价值传导机制。

从数据驱动层来看，底层架构以物流运营过程中产生的海量数据为基础，涵盖订单信息、货物轨迹、库存状态、设备运行、交通路况、天气环境等多源异构数据。数据的采集、清洗、整合是 AI 应用的前提③。高质量数据的获取是整个闭环的起点和基础——数据的完整性、准确性和实时性直接决定了后续算法训练和决策优化的上限。

从算法赋能层而言，企业需根据不同场景的业务特点，选择适配的 AI 算法。例如，需求预测多采用时序模型（LSTM、Prophet、Temporal Fusion Transformer），图像识别多采用卷积神经网络（CNN、YOLO 系列），路径规划多采用强化学习、遗传算法或蚁群算法④。近年来，大语言模型（LLM）的兴起为物流领域带来了新的赋能方式——通过自然语言接口，非技术人员也可以用日常语言与 AI 系统交互，降低了技术使用门槛。

在决策优化层面上，AI 系统基于算力和模型，生成优化决策建议或直接执行自动化决策。例如，智能补货系统自动生成采购订单，调度系统自动分配运力资源，定价系统根据实时供需关系动态调整物流服务价格⑤。决策层面是 AI 价值的集中体现——通过将数据洞察转化为可执行的行动方案，AI 真正实现了对

①DHL Group. *Delivering Together: Strategy 2025 — Sustainability Report*. 2024.

②国家邮政局：《2024 年中国快递绿色包装发展报告》，2024 年。

③肖红军、阳镇：《算法视域下的大型平台企业社会责任治理》，《管理世界》2021 年第 37 卷第 4 期，第 189–204 页。

④Bengio Y, Lodi A, Prouvost A. Machine Learning for Combinatorial Optimization: A Methodological Tour d'Horizon[J]. *European Journal of Operational Research*, 2021, 290(2): 405–421.

⑤Waller M A, Fawcett S E. Data Science, Predictive Analytics, and Big Data: A Revolution that will Transform Supply Chain Design and Management[J]. *Journal of Business Logistics*, 2013, 34(2): 77–84.

物流运营的实质性改善。

最终在价值创造层，AI 赋能集中体现为物流企业核心竞争力的提升，包括运营成本降低、作业效率提升、客户体验优化、供应链风险可控等①。价值创造不是一次性的，而是通过“数据—算法—决策—价值—新数据”的正反馈循环持续增强——AI 系统在运营中不断积累新数据、优化算法参数、提升决策质量，形成越用越好的“飞轮效应”。

四个层次之间并非线性单向传递，而是形成了一个持续迭代的闭环系统。价值创造层的成果反馈到数据驱动层，为算法模型的迭代升级提供了新的训练素材和评估标准，从而驱动整个系统的持续进化。

表 7: 人工智能赋能智慧物流的典型场景、关键技术与绩效表现

场景类型	关键技术组合	直接管理目标	预期绩效表现
需求预测与补货	时间序列模型、机器学习、外部变量建模	降低预测偏差、优化库存配置	减少缺货与积压，提高周转效率与预测前置能力
仓储与分拣自动化	计算机视觉、AGV/AMR、多智能体调度	提高作业吞吐量、降低差错率	提升拣选效率，压缩人工作业强度与等待时间
运输与末端配送	路径优化、强化学习、实时地图与边缘计算	提高车辆利用率、缩短时效波动	降低空驶率与配送成本，提升时效稳定性
供应链可视化与协同	物联网、数字孪生、风险预警模型、平台接口	提升透明度、增强跨主体协同能力	加强风险应对、异常预警和全链条资源联动

上述表格说明，智慧物流的绩效提升并不完全来源于某一项“明星技术”，而更依赖于技术组合与管理目标的匹配程度。也就是说，企业真正需要回答的问题不是“要不要上 AI”，而是“在哪个场景、以什么顺序、通过怎样的技术组合和组织配套来上 AI”。如果缺少这种场景化与序列化的推进逻辑，即便技术本身先进，也可能因为目标模糊、流程脱节或绩效口径错配而难以形成稳定产出。

三、典型企业案例分析

从整体结构看，智慧物流中的 AI 赋能并不是单点发生的，而是沿着“前端需求识别—中端仓配执行—后端履约反馈—全链协同优化”的逻辑连续展开。其核心并不在于某一项孤立技术，而在于多项技术围绕场景形成协同组合：机器学习和时间序列模型支撑需求预测，计算机视觉与机器人系统支撑仓内自动化，自然语言处理与平台智能客服支撑服务响应，强化学习与组合优化支撑调度与路径规划，数字孪生和控制塔系统则支撑全链路的可视化与韧性管理。

为验证上述理论框架的解释力和适用性，本节选取京东物流、顺丰速运、菜鸟网络三家在 AI 应用方面具有代表性的龙头企业进行深度案例分析。三家企业分别代表了“自营型全链条智能化”“科技型高端服务”和“平台型生态协同”三种差异化的 AI 应用路径。

（一）京东物流。全链条智能化的先行者

京东物流是中国物流行业智能化水平最高的企业之一，其 AI 应用覆盖“仓-运-配”全链条，形成了“以自营仓储网络为基础、以 AI 技术为核心驱动、以极致服务体验为目标”的差异化竞争策略。

①王永贵、高昂：《数据赋能与企业动态能力构建：基于组织敏捷性的视角》，《管理科学学报》2022 年第 25 卷第 5 期，第 33–45 页。

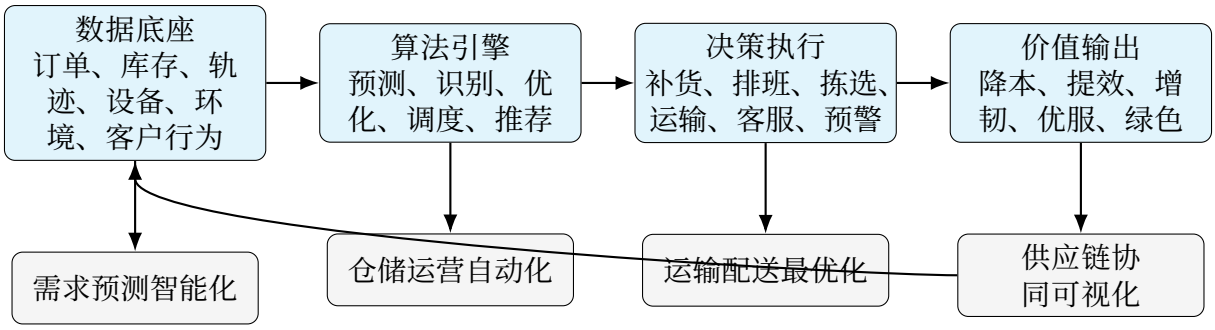


图 2: 人工智能赋能智慧物流的总体结构框架

表 9: 人工智能在智慧物流主要环节中的应用场景与价值表现

物流环节	主要 AI 技术	典型应用场景	预期价值
需求计划	时间序列预测、机器学习、知识图谱	销量预测、库存预警、区域前置备货	提高预测准确率，压降缺货率与滞销率
仓储作业	计算机视觉、机器人调度、群体智能	智能分拣、货到人、盘点识别、库位优化	降低人工依赖，提高拣选效率与准确率
运输管理	强化学习、组合优化、地图智能	路径规划、车货匹配、运力协同、异常调度	降低空驶率、里程成本和时效波动
配送履约	多智能体协同、自动驾驶、语义交互	无人配送、末端站点调度、客服响应	提高末端履约弹性与客户体验
供应链协同	控制塔系统、数字孪生、风险识别模型	全链可视化、风险预警、协同补货、应急响应	提升全链韧性与跨主体协同效率

在智能仓储布局上，京东物流在全国运营超过 50 座“亚洲一号”智能物流园区，部署了大量 AGV 机器人（超过 3000 台）、智能分拣线、无人仓库等设施。其“智能大脑”系统（J-Brain）实现了仓库内数千台设备的协同调度，日均订单处理能力达数百万单①。J-Brain 系统的核心技术在于多智能体协同调度算法——它将仓库内每一台机器人视为一个独立的智能代理（Agent），通过集中式规划与分布式执行相结合的架构，在毫秒级时间内为所有机器人生成最优的运动路径和任务分配方案。

在建设智能供应链方面，京东物流构建了“智能预测大脑”系统（JSCP），综合运用机器学习、深度学习和图神经网络技术，对商品销量进行精准预测。该系统覆盖京东全平台超过数百万 SKU，预测准确率超过 95%，支撑了京东“211 限时达”等极速配送服务②。JSCP 系统的一大技术亮点是引入了因果推理（Causal Inference）模块，能够区分“相关关系”和“因果关系”，避免了传统机器学习模型容易出现的“虚假相关”问题。

就智能配送而言，京东物流大力发展无人配送车、配送机器人、无人机等智能终端，在多个城市实现常态化运营。其自主研发的第五代无人配送车已累计行驶超过 500 万公里，可在复杂城市道路环境中实现 L4 级别的自动驾驶能力③。此外，京东还开发了室内配送机器人，可自主搭乘电梯、穿越走廊，将包裹精准送达用户家门口，解决了末端配送“最后 100 米”的难题。

（二）顺丰速运。科技驱动的高端快递服务

①京东物流:《京东物流智能供应链白皮书》，2024 年。
②肖京:《京东智能供应链的实践与思考》,《清华管理评论》2023 年第 10 期，第 46–53 页。
③京东物流:《京东物流无人科技发展报告》，2024 年。

顺丰速运是中国快递行业科技投入最高的企业，年研发投入超过 50 亿元，在 AI、大数据、物联网等领域积累了深厚的技术储备。其 AI 应用策略以“科技赋能服务品质”为核心导向，追求在高端快递市场上的技术领先和服务差异化。

在智能分拣领域，顺丰在全国核心枢纽转运中心部署了高速智能分拣系统，处理能力达每小时 15 万件以上，分拣准确率 99.99%。基于计算机视觉的智能量方系统，可在 0.1 秒内完成包裹尺寸测量，误差控制在毫米级别①。该系统采用的 3D 点云识别技术能够处理各种形状的异形包裹，包括软包装、管状物品等传统分拣设备难以处理的物品类型。

针对智能客服场景，顺丰运用自然语言处理技术构建了智能客服系统——“丰声”，日均处理咨询超过百万次，问题一次解决率超过 85%，显著降低了人工客服成本②。该系统不仅能处理标准化的咨询请求，还具备多轮对话能力和情感分析功能，能够识别用户的紧急程度和情绪状态，对高紧急度或负面情绪的咨询自动升级至人工坐席处理，体现了“AI+ 人工”的协同服务模式。

基于数字孪生理念，顺丰构建了物流园区的全景数字孪生系统，实现了仓储、分拣、运输等全流程的虚拟仿真与优化决策，有效支撑了产能规划和流程改进③。数字孪生系统的核心价值在于“先虚后实”——在物理世界实施任何变更之前，先在虚拟环境中进行模拟验证，大幅降低了试错成本和运营风险。

（三）菜鸟网络。平台生态的智慧协同

菜鸟网络作为阿里巴巴集团的物流平台，定位于“智慧物流基础设施”，其 AI 应用策略与京东、顺丰有着根本性的差异——菜鸟并不直接运营仓库和车辆，而是通过数据和技术平台赋能生态合作伙伴，实现物流网络的整体智能化。

在物流数据平台开发上，菜鸟构建了全球领先的物流数据平台，日均处理物流订单超过 3 亿笔，连接了数百家快递公司和数百万物流网点，为生态合作伙伴提供数据服务和 AI 能力④。该平台的独特价值在于其网络效应——接入的合作伙伴越多，平台积累的数据就越丰富，提供的 AI 服务就越精准，从而吸引更多合作伙伴加入，形成了一个自我强化的正反馈循环。

依托无人仓与机器人群，菜鸟在多地部署了超级机器人仓，采用“货架到人”模式，与传统模式相比，拣选效率提升 3 倍以上，人工成本下降 70%⑤。菜鸟的机器人仓采用了“分层调度”架构——底层为机器人运动控制层，中层为任务分配层，顶层为全局优化层——三个层次协同运作，确保了大规模机器人集群的高效协调。

在跨境物流智能化探索中，针对跨境电商的复杂性，菜鸟运用 AI 技术优化海关申报、航班配载、末端递送等环节，平均跨境配送时效缩短 30% 以上⑥。在海关申报环节，菜鸟的 AI 系统可自动识别和分类商品，匹配正确的 HS 编码和税则号，将申报准确率提升至 99% 以上，大幅减少了因申报错误导致的清关延误。此外，菜鸟还部署了智能航班配载系统，通过优化不同航班的货物装载方案，将航空货运的空间利用率提升了 15% 以上。

（四）中小物流企业的轻量化 AI 转型路径

前述三家龙头企业的案例展现了大规模、高投入的智能化路径，但中国物流业的现实基本面是：占企业总数 90% 以上的中小物流企业构成了行业的” 长尾” 主体。这些企业通常面临资金有限、技术团队缺乏、数据基础薄弱等多重约束，不可能照搬龙头企业的全链条自建模式。然而，这并不意味着中小企业在智慧物流浪潮中只能被动观望——事实上，一种以” 低成本切入、快速见效、渐进式扩展” 为核心逻辑的轻量化

①顺丰控股:《顺丰科技创新年度报告》，2024 年。
②顺丰控股:《顺丰速运智能客服系统建设案例》，2023 年。
③陶飞、刘蔚然等:《数字孪生五维模型及十个领域应用探索》,《计算机集成制造系统》2019 年第 25 卷第 1 期，第 33–39 页。
④阿里巴巴集团:《2023 年度财务报告》，2024 年。
⑤菜鸟网络:《菜鸟无人仓技术白皮书》，2024 年。
⑥菜鸟网络:《菜鸟跨境物流发展报告》，2024 年。

AI 转型路径正在兴起。

G7 物联作为中国领先的物联网货运平台，为中小车队提供了一种典型的轻量化 AI 赋能模式。通过在车辆上安装 IoT 终端设备并接入 G7 云平台，中小车队无需自建 IT 系统即可获得智能油耗管理、驾驶行为分析、车辆实时定位和智能调度等 AI 能力。据 G7 物联发布的数据，接入平台的中小车队平均油耗降低 8%–12%，安全事故率下降 25% 以上①。这一案例说明，中小企业的 AI 转型起点不在于购置昂贵的硬件设施或组建算法团队，而在于善用平台级 SaaS 服务完成关键场景的" 即插即用" 式智能化升级。

满帮集团（运满满 + 货车帮）则提供了另一种平台赋能模式。中小货运企业和个体司机通过注册满帮平台，即可借助平台的 AI 车货匹配算法获得精准的货源推荐，无需自行开发任何技术系统。满帮平台数据显示，接入 AI 匹配推荐后，中小车队的平均空驶率从 40% 降至 20% 以下，单车月均营收提升 15%–20%②。

总结来看，中小企业的 AI 转型逻辑并非" 缩小版的龙头路径"，而是一条独立的、以平台服务为依托、以场景痛点为切入、以渐进式扩展为节奏的差异化路径。这一发现进一步印证了前文技术可供性理论的分析预期：同一 AI 技术在不同组织条件下的" 可供性" 截然不同，因此转型路径必须因企制宜。

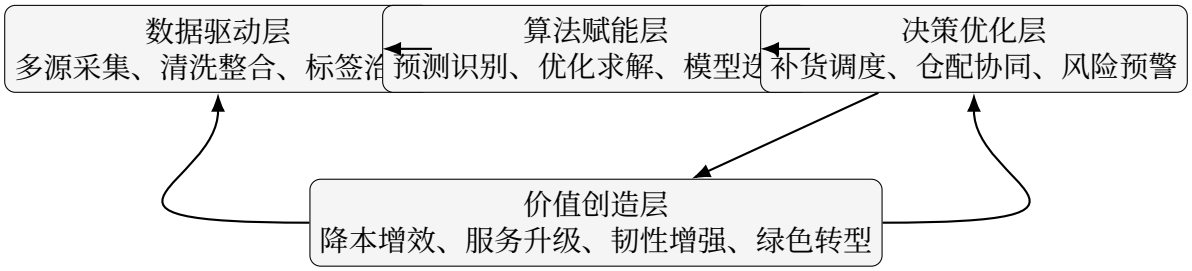


图 3: 人工智能赋能智慧物流的闭环作用机制

上述闭环机制说明，数据并不会自动转化为价值，真正决定价值释放效果的是“数据质量—算法适配—业务嵌入—组织吸纳”的四重耦合程度。换言之，智慧物流中的 AI 应用不是简单地“上系统”，而是要通过持续的数据治理、场景训练和反馈校准，把模型输出逐步转化为流程规则和组织惯例。只有在这一过程中形成稳定的学习机制，企业才可能从单点项目收益扩展到全链条绩效提升。

从案例比较角度看，当前中国智慧物流企业大致形成了三种具有代表性的推进谱系：一是以京东物流为代表的“全链自建型”，强调通过自有基础设施、算法中台和场景闭环形成深度控制能力；二是以顺丰为代表的“科技强化型”，强调在高时效、高可靠业务中通过技术迭代巩固服务优势；三是以菜鸟为代表的“平台协同型”，强调连接多主体、多场景和跨境网络，以平台规则和数据协同放大外部性。三种路径并无绝对优劣，其差异主要体现在资源禀赋、市场定位、业务结构与治理模式上。

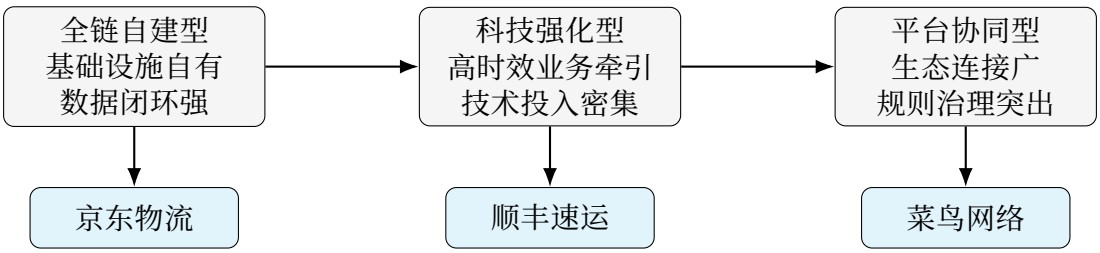


图 4: 智慧物流企业人工智能推进的三种典型谱系

这种谱系化比较的价值在于，它提示我们不能把龙头企业的路径直接等同于行业通用路径。龙头企业之所以能建设“仓储大脑”“调度中枢”“数字孪生平台”，是因为其拥有大规模场景、持续数据流与长期

①G7 物联：《中国公路货运大数据报告》，2024 年。
②满帮集团：《2024 年中小车队数字化转型白皮书》，2024 年。

资本投入能力；而大量区域型、中小型物流企业更适合从单点场景切入，借助平台服务、云端工具与轻量化系统完成阶段性升级。因此，案例研究的真正意义，不在于简单复制头部企业做法，而在于从其路径中提炼出不同企业可以借鉴的能力建设逻辑和实施顺序。

表 11: 三类典型企业人工智能赋能智慧物流的比较

比较维度	京东物流	顺丰速运	菜鸟网络	主要特征
战略定位	一体化供应链服务商	科技驱动型综合物流企业	平台型智慧物流基础设施	发展模式明显分化
核心优势	全链路控制能力强，仓配协同深	高时效网络与运营执行能力强	生态连接能力与平台整合能力强	对应不同资源禀赋
AI 重点场景	智能预测、无人仓、供应链协同	智能分拣、客服、数字孪生、航空网络调度	平台数据服务、机器人仓、跨境协同	场景布局与组织定位一致
主要价值实现方式	履约效率提升与供应链服务升级	时效稳定性与高端服务质量提升	平台协同效率与生态赋能扩散	价值逻辑不尽相同
对其他企业的启示	适合大型企业全链式推进	适合网络型企业做关键节点突破	适合平台型企业做开放式赋能	路径选择需因企制宜

三家案例企业的比较显示，人工智能并不存在唯一的“标准答案”。大型自营物流企业更适合通过纵向整合推进全链条智能化，网络型快递企业更强调对分拨、运输和客服等高频节点的算法强化，而平台型企业则更依赖数据平台和生态协同来放大 AI 价值。因此，企业在制定转型路径时，应首先识别自身的资源禀赋、场景优势与组织短板，而不是简单复制头部企业的表面做法。

表 13: 案例企业人工智能推进的能力基础比较

企业	数据基础	组织模式	技术投放重点	可提炼经验
京东物流	场景完整、订单与仓配数据沉淀深	强中台与全链路协同	仓储大脑、预测系统、无人仓与无人配送	适合提炼“场景闭环驱动”的推进逻辑
顺丰	高时效业务密集、网络运营数据丰富	以高标准运营和科技投入支撑服务	智能分拣、客服系统、数字孪生与调度优化	适合提炼“服务牵引型技术迭代”逻辑
菜鸟	平台连接强、跨主体数据覆盖广	平台型生态协同与接口治理	数据平台、跨境协同、平台级算法调度	适合提炼“平台协同与网络放大”逻辑

四、人工智能赋能智慧物流的现实挑战

尽管人工智能在智慧物流领域展现出巨大潜力，但其大规模推广应用仍面临多重挑战。这些挑战并非孤立存在，而是相互交织、相互强化，构成了 AI 在物流业深度渗透的系统性障碍。

更值得注意的是，这些挑战并不是按照“数据—技术—制度”简单线性排列的，而是具有明显的耦合和放大效应。例如，数据基础薄弱会直接削弱算法训练质量，算法效果不稳定又会降低企业追加投入的信心，投资不足进一步导致系统更新滞后与人才吸引困难，最终又反过来固化组织保守倾向和制度惰性。因此，如果仅把智慧物流转型理解为采购一批设备、上线一套系统，往往很难持续产生预期收益；真正决定转型深度的，是企业能否同时推进数据治理、流程再造、组织激励与制度匹配。

（一）数据孤岛与数据质量问题

物流供应链涉及多个主体——货主、承运商、仓储运营商、快递公司、电商平台、海关等——数据分散在不同企业的信息系统中，形成“数据孤岛”①。企业间数据共享意愿不足（出于竞争顾虑和数据安全担忧）、标准不统一（不同企业采用的数据格式、编码体系差异巨大），制约了 AI 模型的训练效果。此外，部分物流企业的数据采集能力薄弱，数据缺失率高、准确性差、时效性不足，进一步影响 AI 应用效果②。数据质量问题在中小物流企业中尤为突出——许多中小企业仍在使用纸质单据或简单的 Excel 表格记录业务数据，根本不具备支撑 AI 应用的数据基础条件。

（二）技术适配与系统集成难题

物流企业普遍存在信息系统老旧、技术架构复杂的问题，AI 技术与现有系统的兼容性和集成难度较大③。许多物流企业在过去十余年中逐步建设了 WMS（仓储管理系统）、TMS（运输管理系统）、OMS（订单管理系统）等多套信息系统，但这些系统之间往往缺乏统一的数据接口和架构标准，形成了“烟囱式”的系统格局。在此基础上叠加 AI 能力，面临着接口改造、数据打通、算法适配等多重技术挑战。部分中小物流企业缺乏技术能力和 IT 团队，难以独立完成 AI 系统的部署、调试与运维。此外，物流场景的高度复杂性——包括场景多样性（干线、支线、末端、仓储各有不同）、需求波动性（节假日高峰、促销活动等）和环境不确定性（天气、交通、政策变化等）——也增加了 AI 算法的适配难度。

（三）复合型人才短缺

人工智能与物流业的融合需要既懂物流业务、又掌握 AI 技术的复合型人才。当前，这类人才供给严重不足，成为制约智慧物流发展的瓶颈④。一方面，传统物流专业人才缺乏编程能力和数据科学素养，难以有效利用 AI 工具优化业务决策；另一方面，计算机科学和 AI 专业人才缺乏对物流业务场景的深入理解，开发出的 AI 产品往往与实际业务需求脱节。这种“懂业务的不懂技术、懂技术的不懂业务”的人才结构性矛盾，在短期内难以通过单一途径解决。此外，智慧物流领域还面临着人才流失的挑战——由于互联网、金融等行业对 AI 人才的争夺激烈，物流企业在薪酬竞争力和雇主品牌方面往往处于劣势。

（四）标准体系与法规滞后

智慧物流领域的技术标准、数据标准、接口标准尚不完善，影响了系统互联互通和规模化推广⑤。不同企业、不同系统之间的数据格式、通信协议、安全标准各不相同，导致智慧物流解决方案难以实现跨企业、跨平台的互操作性。无人驾驶、无人机配送等新技术的法规政策仍在探索阶段，责任划分不明确、运营区域受限、保险制度不完善等问题，增加了企业的合规成本和经营风险。以无人配送车为例，目前仅有少数城市出台了专项的路权管理政策，大部分地区的无人配送车仍面临“无法上路”或“只能在限定区域运行”的政策瓶颈。

（五）投资回报周期长与资金压力

人工智能项目通常需要较大的前期投资，包括硬件设备（服务器、传感器、机器人）、软件系统（算法平台、数据中台）、人才团队（算法工程师、数据工程师、产品经理）等。部分物流企业——特别是利润率较低的中小物流企业——对投资回报缺乏信心，导致数字化转型动力不足⑥。据行业调查，单个智能仓储项目的初始投资规模通常在数千万至上亿元之间，投资回收期在 3–5 年左右，这对于现金流紧张的中小企业是一个沉重的负担。此外，AI 项目的效果评估存在滞后性和间接性——许多效益（如客户满意度提升、风险降低等）难以精确量化，增加了投资决策的不确定性。

（六）伦理风险与社会影响

①刘大成：《供应链数字化与韧性管理重构》，《企业管理》2022 年第 1 期，第 3–12 页。
②王俊秋、杨一宁：《企业数字化转型与供应链协同的机制创新》，《管理科学》2021 年第 34 卷第 3 期，第 58–71 页。
③戴勇：《基于工业互联网的智慧物流生态系统架构与应用》，《物流技术与应用》2023 年第 28 卷第 3 期，第 45–50 页。
④中国物流与采购联合会：《中国物流人才发展报告》，2024 年。
⑤国家标准化管理委员会：《智慧物流标准体系建设指南》，2023 年。
⑥陈剑等：《新时代的供应链管理：研究框架及展望》，《管理科学学报》2020 年第 23 卷第 10 期，第 28–32 页。

随着 AI 在物流业的深入应用，一系列伦理和社会问题也开始浮现。首先是就业替代风险——智能分拣、无人配送等技术的推广将不可避免地减少对传统一线岗位的需求，如何保障被替代工人的就业转型和社会保障，是政策制定者需要提前考虑的问题。其次是数据隐私和安全风险——智慧物流系统需要采集和处理大量的消费者个人信息（地址、购买行为、出行习惯等），如何在提升服务效率的同时保障用户隐私，是一个需要技术手段和制度安排共同解决的复杂问题。最后是算法公平性问题——AI 调度算法在优化全局效率的过程中，可能出现对特定区域、特定客群的服务歧视，需要引入算法审计机制加以防范。

表 15: 人工智能赋能智慧物流的主要挑战及其影响层面

挑战类型	典型表现	直接影响	影响层面
数据基础不足	数据分散、口径不一、质量不稳	训练样本不足，模型泛化能力受限	技术基础层
系统集成困难	老旧系统多、接口异构、迁移成本高	AI 应用难以嵌入主业务流程	技术实施层
复合人才缺口	既懂物流又懂算法的人才不足	项目规划、建模与运营之间脱节	组织能力层
标准与法规滞后	数据标准、接口规范、责任边界不清	新技术试点扩散速度受限	制度环境层
投资回收周期长	前期投入大，收益兑现滞后	中小企业缺乏持续投入意愿	经营决策层
组织变革阻力	部门协同不足、岗位焦虑、流程刚性	系统上线后难形成持续应用深度	组织治理层

除数据、技术与资金约束外，人工智能赋能智慧物流还面临显著的组织变革阻力。传统物流企业长期形成以经验调度、层级指令和局部考核为主的运营惯性，容易与数据驱动、实时协同、跨部门优化的智能逻辑发生冲突。与此同时，AI 项目往往跨越业务、技术、财务与风控多个部门，若缺乏统一牵引机制，便容易出现“系统建了、流程没变、责任不清、效果不显”的落地困境。因此，智慧物流转型既是技术工程，也是组织治理工程。

（七）国际比较与启示

将分析视野拓展至全球主要经济体，有助于更全面地理解中国智慧物流发展的相对位置与借鉴方向。

美国的智慧物流发展以市场驱动为主要特征。Amazon 在仓储机器人（收购 Kiva Systems 后自主迭代 Proteus 系列）和无人机配送（Prime Air 项目）领域处于全球领先地位，UPS 和 FedEx 则在算法调度和路径优化方面积累了数十年的实践经验①。美国联邦航空管理局（FAA）率先出台了无人机商业运营规则（Part 107 及相关豁免条款），为技术创新提供了相对宽松的监管环境。中国可以借鉴美国在” 监管沙盒” 和” 分级授权” 方面的制度设计经验。

欧盟的特色在于将绿色可持续发展深度嵌入智慧物流战略。DHL 集团提出的”Strategy 2025” 明确将零排放物流作为战略目标，其 AI 驱动的碳排放管理平台已覆盖全球 220 多个国家和地区的物流网络。欧盟还率先推出了《企业可持续发展尽职调查指令》（CSDDD），要求物流企业对供应链全链条的环境影响承担监测和披露责任——这对 AI 驱动的供应链可视化和碳足迹追踪技术形成了强劲的合规需求拉力。

日本的智慧物流发展具有鲜明的” 劳动力替代” 导向。面对严重的人口老龄化和劳动力短缺问题，日本政府在”Society 5.0” 框架下大力推进物流末端的自动化和无人化②。Yamato 运输公司与 DeNA 合作开发的自动驾驶配送车、SG Holdings 部署的仓储协作机器人，均是在劳动力成本持续攀升背景下的务实选择。中国尽管暂未面临日本程度的劳动力短缺，但部分发达地区和特定工种（如冷链仓储分拣、高强度夜

①Amazon. *Annual Report 2023 and Sustainability Report*. 2024.

②McKinsey and Company. *Autonomous Driving and the Future of Logistics*. 2024.

间配送等）已出现明显的招工难问题，日本的经验具有前瞻性参考价值。

东南亚地区的智慧物流发展以跨境电商为核心驱动力。Lazada 物流和 J&T Express 利用 AI 技术优化跨境通关流程，在东盟多国之间实现快速清关和末端配送。该区域的特殊性在于物流基础设施参差不齐、多语种多币种环境以及各国法规差异巨大，这为 AI 的适应性部署提出了独特挑战，同时也为中国物流企业的海外扩展提供了实战训练场。

从管理实践看，许多项目失败并非因为算法本身无效，而是由于评价口径仍停留在传统部门绩效逻辑中，导致“局部最优”和“全链最优”之间出现冲突。例如，仓储部门可能更关注库位周转与人工效率，运输部门可能更关注车次利用率与准时率，而平台部门更强调客户体验与订单响应速度；如果缺少统一的价值衡量机制，人工智能系统所生成的全局优化建议就可能在执行端被层层稀释。由此可见，智慧物流的现实挑战不仅是技术供给问题，更是治理结构、绩效机制与组织认知共同作用的结果。

五、人工智能赋能智慧物流的发展策略

基于上述分析，本文从政策支撑、技术创新、生态协同、人才培育四个维度，提出推动人工智能与智慧物流融合发展的策略建议。

（一）完善政策支撑体系

1. 强化顶层设计与规划引导

建议将人工智能与物流业融合发展纳入国家数字经济发展战略，制定智慧物流专项行动计划，明确发展目标、重点任务和保障措施①。在目标设定上，建议到 2030 年实现“规模以上物流企业 AI 技术应用覆盖率达到 80% 以上，社会物流总费用与 GDP 比率降至 12% 以下”。加快出台智慧物流相关标准规范，包括数据交换标准（统一物流数据元素定义和编码体系）、设备接口标准（确保不同厂商的硬件设备互联互通）、服务质量标准（为智慧物流服务提供可量化的评价指标），促进系统互联互通和产业生态的健康发展。

2. 加大财税金融支持力度

对物流企业的人工智能技术研发和应用项目给予税收优惠、研发补贴、贷款贴息等支持②。特别建议设立面向中小物流企业的“智慧物流转型专项补贴”，降低中小企业 AI 技术采纳的资金门槛。鼓励金融机构创新金融产品，开发基于物流数据的供应链金融服务，为物流企业数字化转型提供融资支持。设立智慧物流产业投资基金，引导社会资本投入。

3. 优化监管与法规环境

加快推进无人驾驶、无人机配送等新技术的法规制定，明确责任主体、运营规范、安全要求等③。建立包容审慎的监管机制，划定“监管沙盒”试验区，为新技术、新业态发展提供试验空间。建议在北京、上海、深圳、广州等条件成熟的城市率先开展无人配送全域开放试点，为全国推广积累制度经验。同时，应尽快出台《物流数据安全管理办法》，明确物流数据的采集、存储、使用和共享规则，平衡数据利用与隐私保护之间的关系。

（二）加强技术创新与突破

1. 攻关核心技术瓶颈

加大对物流领域 AI 核心技术的研发投入，重点攻关智能决策算法、多智能体协同调度、复杂场景下的自主导航与避障、人机协作等关键技术④。推动大语言模型（LLM）和多模态大模型技术在物流场景的

①国家发展改革委：《智慧物流发展政策研究报告》，2024 年。
②财政部、国家税务总局：《支持物流业高质量发展税收政策研究》，2023 年。
③交通运输部：《自动驾驶汽车运输安全服务指南（试行）》，2024 年。
④科技部：《人工智能关键技术攻关方案》，2023 年。

落地应用——例如，利用 LLM 构建物流领域的智能问答系统和运营决策助手，利用多模态大模型实现对包裹、货物的自动识别和分类，提升 AI 系统的通用性和适应性。

2. 推进技术集成与适配

开发面向物流行业的 AI 中台和标准化解决方案（SaaS 化物流 AI 产品），降低技术应用门槛①。物流 AI 中台应具备“即插即用”的模块化特性，使中小企业无需从零开始构建 AI 能力，而是通过调用中台提供的预训练模型和标准化 API 接口即可获得智能预测、智能调度、智能客服等核心能力。加强 AI 技术与物联网、5G、区块链等技术的融合应用，构建智慧物流技术生态。

3. 建设共性技术平台

依托龙头企业和科研机构，建设物流 AI 共性技术平台，为广大中小企业提供算法模型、算力资源、数据服务等公共技术支撑②。可参照工业互联网平台的建设思路，构建“行业级物流 AI 平台”，提供标准化的需求预测、路径规划、智能调度等 AI 服务，使中小企业能够以较低成本接入并享受 AI 赋能的效率提升。

（三）构建协同创新生态

1. 促进产学研深度融合

鼓励物流企业与高校、科研院所建立联合实验室、技术创新中心，开展前沿技术研究和产业化应用③。支持高校开设智慧物流相关专业和课程，将物流管理、数据科学和人工智能的知识体系进行有机融合，培养产业急需人才。建立“企业出题、高校解题、政府奖题”的产学研协同攻关机制，将企业在 AI 应用过程中遇到的真实技术难题转化为高校的科研课题，实现理论研究与产业需求的精准对接。

2. 推动供应链协同

打破数据壁垒，推动物流供应链上下游企业的数据共享与业务协同④。构建行业级物流数据交换平台，采用联邦学习（Federated Learning）等隐私计算技术，在保障各方数据安全和商业秘密的前提下实现数据价值最大化——即各参与企业的原始数据不出本地，但通过模型参数的共享和聚合，各方均可受益于更大规模的数据训练效果。

3. 深化国际交流合作

积极参与国际智慧物流标准的制定，推动中国技术和标准“走出去”⑤。在跨境物流 AI 应用方面，加强与“一带一路”沿线国家的物流技术合作，将中国在智慧仓储、无人配送、数字化供应链等领域的成熟解决方案向海外推广，同时引进国际领先的 AI 物流技术和管理经验。

（四）强化人才培养与引进

1. 优化人才培养体系

推动高校调整专业设置，开设“物流工程 + 人工智能”“供应链管理 + 数据科学”等交叉学科专业和微专业⑥。在课程设计上，应强调“场景化教学”——将 AI 算法的学习嵌入到具体的物流场景案例中，使学生不仅掌握技术原理，还理解技术的业务价值。加强校企合作，建设实习实训基地，让学生在真实的物流 AI 应用场景中锻炼实践能力。支持企业开展在职培训，提升现有员工的数字素养和 AI 应用能力，特别是中层管理人员的“AI 思维”——使其能够识别业务中的 AI 应用机会并有效管理 AI 项目。

2. 加大高端人才引进

制定针对智慧物流领域高端人才的引进政策，在落户、住房、薪酬等方面给予支持⑦。鼓励海外人才

①钟华：《企业 IT 架构转型之道：中台战略思想与架构实战》，北京：机械工业出版社，2019 年，第 22–28 页。
②中国物流与采购联合会：《物流行业公共技术平台建设研究》，2024 年。
③教育部、国家发展改革委：《产学研协同创新发展指导意见》，2023 年。
④商务部：《供应链创新与应用试点总结报告》，2024 年。
⑤交通运输部：《交通运输国际合作发展规划》，2023 年。
⑥教育部：《普通高等学校本科专业目录（2024 年版）》，2024 年。
⑦人力资源和社会保障部：《高层次人才引进政策汇编》，2024 年。

回国创新创业，参与中国物流业数字化转型。特别应注重引进具有“AI+ 物流”跨界背景的领军人才，这些人才能够在 AI 技术与物流业务之间架起桥梁，推动技术落地和价值实现。

3. 构建人才激励机制

建立与智慧物流发展相适应的人才评价体系，突出创新能力和实绩贡献导向①。完善股权激励、项目分红等长期激励机制，激发人才创新活力。对于在智慧物流领域做出突出贡献的技术人才，应在职称评定、科技奖励等方面给予适当倾斜，增强物流行业对 AI 人才的吸引力。

表 17: 不同类型物流企业人工智能推进的重点方向

企业类型	资源特征	AI 推进重点	优先目标
综合型龙头物流企业	业务链条完整、数据沉淀深、资本投入能力强	自建数据中台、调度中枢与多场景算法体系，推动仓配运一体化协同	构建全链路智能运营能力
平台型与网络型物流企业	平台连接能力强、生态伙伴多、场景覆盖广	强化平台接口标准、生态协同规则与跨主体算法调度	放大网络协同与平台外溢价值
区域型与中小物流企业	资金与技术能力有限、业务场景相对聚焦	采用轻量化 SaaS 工具、云端算法服务和单点试点改造	以低成本实现局部场景提效

上述差异说明，人工智能赋能智慧物流并不存在“一套模板适用于所有企业”的通用路径。对于龙头企业而言，重点在于通过中台化建设和全链条打通形成规模优势与数据优势；对于平台型企业而言，重点在于通过规则、接口与生态治理能力放大网络协同效应；而对于中小物流企业，更现实的路径则是以明确场景为牵引，在仓配调度、客户服务、库存监测等局部环节率先形成可验证的投入产出比，再逐步向更高层次的系统协同扩展。

表 19: 智慧物流转型的实施阶段、关键任务与评价重点

实施阶段	关键任务	管理重点	评价重点
基础夯实期	数据治理、接口梳理、流程映射、试点选点	先打通数据与流程，再导入算法能力	数据完整性、系统兼容度、试点可行性
场景突破期	选择高频高价值场景进行预测、仓配、调度试点	强调投入产出比和跨部门协同执行	时效、成本、差错率、用户响应改善幅度
系统联动期	打通仓储、运输、配送与供应链协同模块	从局部优化转向全链路协同优化	协同效率、资源利用率、波动应对能力
生态扩散期	平台开放、规则共建、行业协同与外部接口扩展	从企业内部能力转向生态治理能力建设	平台连接度、合作覆盖面、外部赋能水平

从实施节奏上看，智慧物流的推进顺序同样重要。很多企业在转型初期容易产生两个误区：一是过早追求“全域智能化”，导致项目规模过大、组织负担过重；二是仅把 AI 视为局部工具更新，忽视对组织协同机制、绩效评价方式和管理边界的同步重构。表19所揭示的分阶段推进逻辑，实际上就是把技术引入、组织磨合与制度适配放在同一时间轴上，以降低试错成本，提高项目从试点走向扩散的成功率。

（五）不同类型物流企业的差异化转型路径与评价重点

①国务院:《深化人才发展体制机制改革的意见》，2023 年。

在推进智慧物流转型的过程中，不同类型企业面临的起点条件、资源约束和目标函数并不相同。对于综合型龙头企业而言，其优势在于业务链条完整、数据沉淀连续、资本投入能力较强，因此更适合围绕仓、配、运、供四个环节进行全链条协同改造，并通过中台化建设把分散的数据、系统和决策能力沉淀为可复用的企业级能力。此类企业的评价重点不宜仅停留在单点效率提升，而应更加关注全链路履约稳定性、跨环节协同效率、客户响应能力与风险吸收能力等综合指标。

对于平台型与网络型物流企业而言，转型的关键并不在于拥有多少自营设施，而在于能否有效连接多元主体、协调多种规则并放大平台外部性。这类企业更需要强化接口标准、生态治理规则和平台级算法调度能力，使人工智能不仅服务于内部运营，而且成为连接商家、承运商、仓配节点与终端消费者的协同工具。因而，其评价重点应更多落在连接效率、网络覆盖、协同密度、平台响应速度和生态伙伴黏性等方面。

对于区域型和中小物流企业而言，现实约束主要来自资金有限、人才不足和技术积累薄弱。在这种条件下，转型最忌讳的是盲目追求“大而全”的系统建设。更为可行的路径，是围绕订单波动明显、人工成本较高、客户体验敏感的局部场景开展轻量化试点，优先借助云端服务、模块化 SaaS 工具和平台开放能力完成低成本升级，在试点成功后再逐步扩展至更复杂的协同场景。对这类企业而言，最重要的评价标准往往不是技术先进性本身，而是投入产出比、实施周期、组织可承受度和后续可复制性。

由此可见，智慧物流的政策设计和企业实践都不应建立在单一模板之上，而应建立在企业类型识别、场景价值识别和组织能力识别的基础上。只有把“分层分类推进”原则真正嵌入转型逻辑，才能避免一部分企业因盲目模仿而承担过高成本，也才能让人工智能赋能从少数头部案例扩展为更广范围的行业进步。



图 5: 人工智能赋能智慧物流的阶段性推进路线图

从战略推进节奏看，智慧物流转型不宜理解为一次性工程，而应理解为由基础夯实、场景突破、系统联动与生态扩散构成的阶段性过程。对于大多数物流企业而言，更现实的路径不是一开始就追求“全域智能化”，而是先在最容易产生可见收益的高频场景中完成价值验证，再逐步向全链条扩展。换言之，真正有效的路径应坚持“场景牵引而非技术炫技”“试点验证而非一次到位”“组织改造同步推进”三项原则。

六、结论与展望

本文基于技术扩散理论、动态能力理论、资源基础理论、制度理论和技术可供性理论五大理论视角，系统构建了人工智能赋能智慧物流的” 五路径闭环” 分析框架，并通过京东物流、顺丰速运、菜鸟网络、G7 物联等多层次案例以及全球主要经济体的国际比较，检验了框架的适用性与解释力。

（一）研究结论

本文系统分析了人工智能赋能智慧物流的理论机制、实践路径与发展策略，形成了较为清晰的总体判断。

第一，人工智能技术正在重塑物流业的价值创造方式。通过需求预测智能化、仓储运营自动化、运输配送最优化、供应链协同可视化四条核心路径，AI 技术显著提升了物流运营效率——典型场景下可实现仓储效率提升 3 倍以上、运输成本降低 15%–30%、配送时效缩短 30% 以上——降低了运营成本，优化了客户体验。

第二，AI 赋能智慧物流的作用机制遵循“数据驱动—算法赋能—决策优化—价值创造”的逻辑链条。数据是基础，算法是核心，决策是目的，价值是归宿。这一闭环模型揭示了 AI 技术在物流业应用的内在

规律，并通过“飞轮效应”实现持续的自我增强和迭代升级。

第三，龙头企业的实践探索为行业提供了有益借鉴。京东物流的全链条智能化、顺丰速运的科技驱动、菜鸟网络的平台协同，展示了 AI 赋能智慧物流的三种差异化路径选择——分别对应“自建能力型”“科技特色型”和“生态赋能型”三种战略模式。不同规模和类型的物流企业可根据自身资源禀赋和市场定位，选择最适合的 AI 应用路径。

第四，AI 与物流业深度融合仍面临数据孤岛、技术适配、人才短缺、标准缺失、投资回报、伦理风险等多重挑战。这些挑战既有技术层面的，也有制度层面和社会层面的，需要政府、企业、科研机构、行业协会等多方主体协同应对，从政策支撑、技术创新、生态协同、人才培育四个维度同步发力。

（二）理论贡献与实践启示

从理论层面看，本文整合技术扩散理论与动态能力理论，构建了人工智能赋能智慧物流的“四路径三层次”分析框架，在一定程度上弥补了该领域系统性理论建构相对不足的问题。文中提出的“数据驱动—算法赋能—决策优化—价值创造”作用机制模型，为理解 AI 技术在物流业中的应用逻辑提供了更具整体性的解释路径。同时，本文将资源基础理论（RBV）深度引入分析框架，创新性地揭示了数据要素作为新型战略资源的 VRIO 机制。从 V（价值性）来看，AI 通过预测式调配大幅降低了物流网络中的沉没成本与运力空置；从 R（稀缺性）与 I（难以模仿性）来看，物流企业基于高频动态场景所提炼的“行业专属参数与场景知识图谱”，构筑了极高且在短时间内不可复制的算法壁垒；从 O（组织性）来看，企业通过组织扁平化与接口标准化，将分散的技术节点转化为系统性优势。这一机制不仅阐释了为何单纯采购 AI 设备无法形成核心竞争力，更从微观层面锚定了“数据如何转变为核心算法能力”的转化边界，极大地丰富了数字经济时代战略管理理论的适用范围。

从实践层面看，研究所形成的启示主要体现在三个方面。对于物流企业而言，关键并不只是引进算法或设备，而是把数据资产积累、流程再造和组织协同放在同一转型框架中统筹推进，并逐步实现从单点应用向全链条智能化跃迁。对于政府部门而言，更重要的是完善政策支撑体系，营造有利于技术创新和扩散的制度环境，尤其需要在标准体系建设、规则边界明确和试点扩散机制方面持续发力。对于高校和科研机构而言，则应更加注重复合型人才培养和问题导向型研究机制建设，通过产学研深度融合提高研究成果与产业需求之间的对接效率。

还应看到，智慧物流的竞争优势越来越不取决于单一设备、单一模型或单一场景，而取决于企业是否能够把分散的技术能力转化为持续迭代的组织能力。谁能够更快完成数据治理、接口标准化、业务流程再设计和组织协同机制的同步升级，谁就更可能在人工智能赋能的下一阶段形成稳定优势。就此而言，人工智能对物流行业的意义，不仅在于“替代部分人工”和“提升局部效率”，更在于推动物流体系由经验驱动型组织向数据驱动型组织转变。

（三）研究局限与展望

本研究存在以下局限。（1）案例分析聚焦于行业龙头企业，对中小物流企业的 AI 应用路径探讨不足——事实上，占中国物流企业总数 90% 以上的中小企业面临着与龙头企业截然不同的技术采纳约束和路径选择，后续研究应对此进行专题探讨；（2）主要采用定性研究方法，缺乏大样本实证检验——未来可通过问卷调查或面板数据分析，实证检验“四路径闭环模型”的解释力和预测效度；（3）对 AI 应用的负面效应（如就业替代、隐私风险、算法歧视等）虽有初步讨论，但分析深度不足，需要在后续研究中进行更系统的探讨。

未来研究可在以下方向深化。

第一，大语言模型（LLM）在物流领域的应用前景值得高度关注。随着 GPT 系列、DeepSeek、Qwen 等大模型能力的快速提升，物流领域正在出现一批垂直化的 LLM 应用探索——例如，利用 LLM 构建物流领域的智能问答系统和运营决策助手，使一线操作人员能够通过自然语言与调度系统交互；利用 LLM 自

表 21: 本文理论贡献定位矩阵

贡献维度	本文核心贡献	与现有文献的关系	后续验证方向
分析框架	”五路径 + 闭环机制”整合模型	整合并超越单一技术或场景研究，首次纳入绿色路径	大样本实证检验框架解释力
理论整合	扩散理论、动态能力、制度理论与可供性理论的交叉	首次在智慧物流领域实现多理论交叉应用	跨行业比较适用性检验
中国情境	”金字塔”分层转型路径与中小企业轻量化模式	弥补西方理论直接移植的适用性缺陷	区域差异与规模异质性研究
实践类型学	四种企业谱系（自建型、科技型、平台型、轻量型）	从案例描述走向类型化归纳	更多样本的聚类分析
国际比较	中美欧日东南亚五大经济体对标	弥补现有智慧物流研究的国内单一视角局限	纵向追踪各国政策演进

动生成物流运营报告、异常事件分析和客户沟通文本；利用多模态大模型实现对包裹、货物的自动识别和分类。这些应用有望大幅降低 AI 技术的使用门槛，使中小企业也能以低成本享受到 AI 赋能的效率提升。

第二，具身智能（Embodied AI）标志着智慧物流正从单一的“软件调度智能”向“云端耦合的实体智能”产生阶梯式跃迁。传统的物流机器人（AGV/AMR）仅能在高度结构化环境中执行刚性任务模型，而基于大规模预训练多模态大模型（Multimodal LLM）的下一代具身智能实体（如灵巧手、高自由度人形分拣协同体），将具备在非结构化复杂物流场景下的自主博弈推理（Reasoning）、物理感知重构与自适应操控能力。这种由数字域向物理域的延伸，不仅将彻底打破末端配送及不规则拣选环节的劳动力刚性约束瓶颈，更可能引发新一轮的“规制行动力（Institutional Actionability）”挑战——当具备自主决策闭环的机器实体大规模接入社会供应链，如何清晰界定其在意外场景下的伦理责任分配与算法追责颗粒度，将成为未来人工智能治理与物流规则重构的首要命题。

第三，数字孪生 2.0（从静态仿真到全景实时决策镜像）正在成为供应链管理的前沿方向。当前的数字孪生系统多停留在“离线仿真”阶段——对历史数据进行回放和假设检验；而下一代数字孪生将实现对整个物流网络的“实时镜像”——每一辆车、每一个仓库、每一笔订单都在虚拟空间中有对应的数字映射，决策者可以在虚拟环境中实时模拟不同决策方案的连锁蝴蝶效应，然后将最优方案以纳秒级延迟“直推”到物理世界执行①。这种实时双向互动的架构将重新定义大规模供应链网络在极端黑天鹅事件（如全球公共卫生危机或地缘交通阻断）下的极限抗压与自愈能力。

第四，后续实证研究不仅需要聚焦企业规模、区域异质性的调节效应来检验“五路径闭环模型”的时空演进边界，更需将理论视角向“接口社会（Interface Society）”与宏观算法规制层面进行拔高延展。当前，AI 技术向物流基建网络底层的强力下沉，已经引发了诸如“系统困境”、“派单算法歧视”与“巨头数据孤岛垄断”等深层次社会挑战。未来的治理框架研究，必须从技术决定论转向技术-制度共生演化论，探索建立符合本国“自主知识体系”的智能物流数据确权体系及第三方独立算法审计机制（Algorithmic Auditing），确保在激发 AI 极限效率黑盒的同时，将其底层运算逻辑拉升至社会公共福祉的可控框架之内。

引用本文 魁国花. 人工智能驱动智慧物流体系重构——理论机制与产业谱系 [J]. 社会科学理论与实践, 2026, 8(2):94–118. https://doi.org/10.6914/tpss.080203.

①World Economic Forum. *Global Logistics AI Readiness Index Report*. 2024.

Cite This Article Guohua KUI.(2026). Artificial Intelligence Driving the Reconstruction of Smart Logistics Systems: Theoretical Mechanisms and Industrial Spectrums. *Theory and Practice of Social Science*(*Shèhuì kēxué lǐlùn yǔ shíjiàn*), 8(2):94-118. https://doi.org/10.6914/tpss.080203

Artificial Intelligence Driving the Reconstruction of Smart Logistics Systems: Theoretical Mechanisms and Industrial Spectrums

Guohua KUI[1,2]

1. Krirk University, Bangkok 10220, Thailand 2.Tianfu new area general aviation profession academy

Abstract Under the backdrop of the "dual circulation" development paradigm and the deep integration of the digital economy, artificial intelligence (AI) technology is becoming the core engine driving the high-quality development of the logistics industry. Based on the Diffusion of Innovations Theory and Dynamic Capabilities Theory, this paper systematically analyzes the mechanisms and practical pathways through which AI empowers smart logistics. The study finds that AI reshapes the logistics value chain through four core pathways: intelligent demand forecasting, automated warehouse operations, optimized transportation and delivery, and visualized supply chain collaboration. The underlying mechanism can be summarized as a closed-loop model of "data-driven – algorithm-enabled – decision-optimized – value-created." Drawing on the cases of JD Logistics, SF Express, and Cainiao Network, this paper examines the practical applications of AI in smart warehousing, unmanned delivery, and route planning, revealing the key success factors and real-world challenges of technology adoption. The research shows that the deep integration of AI and the logistics industry faces bottlenecks including data silos, technology adaptation, talent shortages, and inadequate standards. Accordingly, the paper proposes strategies for high-quality smart logistics development from four dimensions: policy support, technological innovation, ecosystem collaboration, and talent cultivation, providing theoretical reference and practical guidance for the digital transformation of China's logistics industry.

keywords artificial intelligence; smart logistics; digital transformation; supply chain management; logistics optimization

〔责任编辑：李昌奎　Email: cpcl@cpcl.hk〕