

基于 DEA-Tobit 模型的京津冀区域智慧物流效率评价与影响因素分析

李佰辰, 李佳培*, 葛明娜

河北地质大学管理学院, 河北 石家庄 050030

摘要:为评价京津冀区域的智慧物流效率,基于京津冀区域 2013—2022 年智慧物流的投入指标、产出指标和影响因素数据,采用数据包络分析(data envelopment analysis, DEA)模型测算京津冀区域智慧物流的技术效率、纯技术效率和规模效率,通过截断回归模型(Tobin's probit model, Tobit 模型)分析经济发展水平、行业因素、能源利用率、数字化销售收入和互联网发展水平等影响因素对京津冀区域智慧物流效率的影响程度。结果表明:2013—2022 年北京市智慧物流技术效率呈阶段性跃升,2013—2015 年不断增大,2016 年后持续保持有效(仅 2021 年无效);2013—2022 年天津市智慧物流技术效率仅 2015、2019 年无效,河北省仅 2015、2016、2020 年无效;北京市、天津市智慧物流技术效率无效的主要原因是纯技术效率低,河北省是规模效率低;经济发展水平、行业因素与数字化销售收入显著正向影响智慧物流效率,能源利用率和移动互联网发展水平未达显著水平。建议京津冀区域进一步优化产业结构并强化经济发展动能,推动智慧物流不断发展。

关键词:京津冀区域;智慧物流;DEA 模型;Tobit 模型

中图分类号:U-9;F359.27

文献标志码:A

文章编号:1672-0032(2025)04-0026-06

引用格式:李佰辰, 李佳培, 葛明娜. 基于 DEA-Tobit 模型的京津冀区域智慧物流效率评价与影响因素分析[J]. 山东交通学院学报, 2025, 33(4): 26-31.

LI Baichen, LI Jiapei, GE Mingna. Evaluation efficiency and analysis of influencing factors of smart logistics in the Beijing-Tianjin-Hebei Region based on DEA-Tobit model[J]. Journal of Shandong Jiaotong University, 2025, 33(4): 26-31.

0 引言

近年来,在科技创新驱动下,我国物流行业正经历深刻变革,第三方物流、绿色物流、共享物流、特别是智慧物流等新兴模式蓬勃发展。电子商务的兴起进一步加速了物流业的智慧化进程,数字化转型已成为物流业高质量发展的关键路径。科学测度京津冀区域智慧物流效率,深入探究其关键影响因素,识别现存关键问题并提出针对性优化策略,对有效推动该区域物流智慧化升级与高质量发展具有重要的理论意义与实践价值。

钱慧敏等^[1]认为智慧物流是一种依托智能软硬件、物联网、大数据等关键技术,实现物流各环节精细化、动态化、可视化管理,旨在提高物流系统智能化分析决策和自动化操作执行能力,进而优化物流运作效率的现代化物流模式。学者对智慧物流的研究主要分为两部分。一是智慧物流的发展对特定区域或省域的影响:刘秀^[2]分析智慧物流对长江经济带绿色经济发展的影响机制;夏敬飞^[3]通过剖析智慧物流生态对流通数字化转型的提振作用,分析企业新零售与智慧物流的关系;岳嫣婷^[4]采用数据包络分析

收稿日期:2024-04-22

基金项目:河北省区域科学学会决策咨询调研课题项目(2024RSAHTT05)

第一作者简介:李佰辰(2000—),男,河南开封人,硕士研究生,主要研究方向为智慧物流,E-mail:949942406@163.com。

*通信作者简介:李佳培(1980—),女,河北沧县人,副教授,硕士研究生导师,管理学博士,主要研究方向为大数据与智慧物流,E-mail:lijiapei@hgu.edu.cn。

(data envelopment analysis, DEA)模型和逼近理想解排序(technique for order preference by similarity to ideal solution, TOPSIS)法测算我国 30 个省域的智慧物流效率,结果表明我国省域智慧物流效率在空间方面存在较大差异;杜晖^[5]采用熵权-TOPSIS 法测算 2013—2021 年我国 30 个省域的物流业智慧化水平综合指数,并对其动态演变特征与区域差异进行实证分析。二是智慧物流发展的影响因素研究:何黎明^[6]分析协同共享、人工智能等对我国智慧物流未来发展的重要性;谷城等^[7]以我国 30 个省域为对象,研究物流产业智慧化空间关联的网络结构及影响因素;卢亚和^[8]考虑交易成本,实证研究数字经济发展对智慧物流效率的提高效应;常乐^[9]研究智慧城市建设对智慧物流的影响机制,并验证国家智慧城市试点的政策效应。以往研究主要测算智慧物流效率,对其关键影响因素的影响程度进行量化分析的研究较少。

本文采用 DEA 模型测算京津冀区域 2013—2022 年的智慧物流效率,通过截断回归模型(Tobin's probit model, Tobit 模型)分析智慧物流效率的影响因素,识别显著驱动智慧物流效率提高的因素,并提出针对性优化建议,以期提高京津冀区域智慧物流的整体运行效能。

1 研究方法 with 指标体系

1.1 研究方法

1.1.1 DEA 模型

DEA 模型是用于评价多投入多产出决策单元相对有效性的方法^[10]。该模型以效率值表征决策单元的技术效率:效率值为 1 时,决策单元处于生产前沿面,为技术有效;效率值小于 1 时,决策单元相对无效。为突破传统 DEA 模型对有效单元无法进一步排序的局限,Banker 等^[11]提出超效率 DEA 模型,后经 Andersen^[12]系统改进,可对前沿面有效单元的效率值进行差异化评价。

本文选取 DEA 模型中的 BCC(Banker-Charnes-Cooper,由 Banker、Charnes 和 Cooper 于 1984 年共同提出)模型分析智慧物流效率。BCC 模型基于规模报酬可变(variable returns to scale, VRS)假设,能更精准刻画现实物流系统中规模收益动态变化的特征,量化决策单元技术无效程度及其来源,适用于京津冀区域智慧物流效率的测度需求。

BCC 模型目标函数为:

$$\min[\theta - \varepsilon(e^T s^- + e^T s^+)],$$

s. t.

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n \lambda_i X_i + s^- &= \theta X_0, \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i Y_i - s^+ &= Y_0, \\ \lambda_i &\geq 0, s^- \geq 0, s^+ \geq 0, \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i &= 1, \end{aligned}$$

式中: θ 为决策单元的效率; ε 为非阿基米德无穷小量; e 为单位向量; s^+ 、 s^- 分别为智慧物流投入与产出松弛变量; n 为决策单元数,即参与智慧物流效率评价的对象总数; λ_i 为第 i 个决策单元的权重; X_i 为第 i 个决策单元的智慧物流投入向量, Y_i 为第 i 个决策单元的智慧物流产出向量, X_0 、 Y_0 分别为当前被评价的决策单元的输入值、输出值。

当 $\theta=1, s^+=s^-=0$ 时,决策单元为技术有效。

1.1.2 Tobit 模型

BCC 模型测算的智慧物流效率是 $[0, 1]$ 上的连续变量,因变量截断会导致最小二乘法估计偏差。基于极大似然法的 Tobit 模型能有效校正此类数据限制问题,适用于连续型受限因变量的回归分析^[13]。

Tobit 模型的基本形式为:

由表1可知,北京市2013—2022年的智慧物流技术效率呈阶段性跃升。2013—2015年智慧物流技术效率不断增大,得益于2014年《物流业发展中长期规划(2014—2020年)》的政策驱动;除2021年智慧物流技术效率为无效外,2016—2022年始终保持技术效率有效,说明北京市智慧物流技术效率经爬升期后进入稳定成熟阶段。天津市2013—2022年的智慧物流技术效率仅2015、2019年无效,河北省仅2015、2016、2020年无效。津冀两地的高效状态与港口枢纽的规模化运作密切相关。天津港、唐山港等大型港口的自动化升级,通过提高货物吞吐效率与供应链协同能力,显著驱动区域物流智慧化进程。

技术效率为纯技术效率与规模效率之积。北京市智慧物流技术效率无效的4个年份,纯技术效率均小于规模效率,纯技术效率较低是北京市智慧物流技术效率无效的主要原因,反映了2015年前北京市智慧物流的投入资源未得到充分利用,导致资源配置未达最优。随着物联网技术发展及相关政策的支持,2016年后北京市智慧物流纯技术效率和规模效率有效,推动智慧物流技术效率持续有效,资源利用效率显著提高。天津市2015年智慧物流技术效率无效主要是纯技术效率较低导致,2019年则是规模效率较低导致。河北省智慧物流技术效率无效的3个年份,规模效率均小于纯技术效率,规模效率较低是河北省智慧物流技术效率无效的主要原因,反映了河北省在这几年中的智慧物流产业结构配置问题较突出,智慧物流企业未达到规模最优,影响了生产效率。

3 基于Tobit模型的智慧物流效率影响因素分析

3.1 回归分析

将京津冀区域智慧物流技术效率设为因变量,经济发展水平、行业因素、能源利用率、数字化销售收入和互联网发展水平设为自变量,分析各因素对京津冀区域智慧物流效率的影响程度。构建Tobit模型:

$$E_{jt} = \beta_0 + \beta_1 \ln X_{1jt} + \beta_2 X_{2jt} + \beta_3 X_{3jt} + \beta_4 \ln X_{4jt} + \beta_5 \ln X_{5jt} + \mu_{jt},$$

式中: E_{jt} 为被解释变量, β_0 为常数项, $\beta_1 \sim \beta_5$ 为回归系数, X_{1jt} 为第 j 个地区第 t 年的经济发展水平, X_{2jt} 为第 j 个地区第 t 年的行业因素, X_{3jt} 为第 j 个地区第 t 年的能源利用率, X_{4jt} 为第 j 个地区第 t 年的数字化销售收入, X_{5jt} 为第 j 个地区第 t 年的互联网发展水平, μ_{jt} 为第 j 个地区第 t 年的随机误差。

Tobit模型回归结果如表2所示。由表2可知:经济发展水平通过水平1%下的显著性检验,行业因素和数字化销售收入通过水平5%下的显著性检验,三者显著正向影响智慧物流效率。

经济发展水平与京津冀区域的智慧物流效率正相关,其系数为0.505,表示区域经济发展水平每提高1%,智慧物流效率增大0.005 05个单位。说明经济基础是智慧物流发展的资本支撑,经济发展通过增大技术投资规模与优化资源配置效率,为物流智慧化转型提供动能,随着区域经济高质量发展,智慧物流效率不断提高。

行业因素与京津冀区域的智慧物流效率正相关,其系数为0.159 00,表示行业因素每提高1个单位,京津冀区域的智慧物流效率增大0.159 00个单位。北京作为技术策源地,通过知识溢出带动津冀物流体系升级,推动京津冀区域智慧物流效率同步提高,智慧物流不断创新、发展趋势积极向好。随着京津冀产业一体化进程深化,行业因素对效率的边际贡献持续强化,驱动区域智慧物流保持有效稳态。

数字化销售收入与京津冀区域的智慧物流效率正相关,其系数为0.076,表示电子商务销售额每提高1%,京津冀区域的智慧物流效率增大0.000 76个单位。电商扩张直接反映物流系统技术迭代需求,京津冀区域电子商务销售额的增大反映京津冀区域物流行业向数字化、智慧化不断转型。

能源利用率与移动互联网发展水平均未达到显著性水平,系数分别为-0.006和0.015。当前京津冀区域物流业能源利用水平已较高,对智慧物流效率的边际影响作用减弱,能源投入主要集中于现有业务

表2 Tobit模型回归结果

解释变量	系数	标准差	检验值
经济发展水平	0.505 ***	0.084	0
行业因素	0.159 **	0.059	0.012
能源利用率	-0.006	0.040	0.881
数字化销售收入	0.076 **	0.035	0.039
移动互联网发展水平	0.015	0.029	0.600

注:**、***分别表示在发展水平5%和1%下显著。

运营,对智慧化升级的投入不足,削弱了其效率智慧物流的驱动作用,能源利用率无法显著影响京津冀区域的智慧物流效率。近十年间移动互联网接入流量在京津冀区域不断增大,但对智慧物流效率的影响却没有达到显著性水平,原因可能是移动互联网接入流量仅反映智慧物流的信息传输维度,无法涵盖智能设备、资金投入等核心要素。

3.2 相关建议

促进京津冀区域产业结构持续优化,推动智慧物流不断发展。通过科技创新与产业结构升级实现京津冀区域的智慧物流效率有效化,未来应坚持产业优化路径以保持智慧物流效率持续有效。通过产业结构调整提高物流行业资源利用效率,促进区域资源协同配置,通过资源整合与物资协同优化智慧物流,推动北京、天津和河北全方位融合,北京市智慧物流升级将同步辐射带动天津、河北等共同发展。

着力提高京津冀区域经济发展水平,强化物流业在区域经济中的地位。创新电子商务销售模式,增大电子商务销售额,加速智慧物流发展进程。持续创新电商模式,培育电商企业,维系线上线下融合销售体系,促进实体经济与数字经济有机协同。深化区域人才交流与科技协作,推进智慧物流技术发展。

4 结束语

根据京津冀区域 2013—2022 年的智慧物流投入和产出指标数据,采用 BCC 模型计算京津冀区域智慧物流的技术效率、纯技术效率和规模效率,通过 Tobit 模型分析经济发展水平、行业因素、能源利用率、数字化销售收入和移动互联网发展水平对京津冀区域智慧物流效率的影响程度。

1)京津冀区域智慧物流效率逐步有效。北京市 2013—2015 年智慧物流的技术效率无效,但一直保持增长趋势,2016 年达到有效,除 2021 年技术效率为 0.990 外,2016—2022 年均为有效,纯技术效率无效是北京市智慧物流技术效率无效的主要原因,说明北京市的智慧物流投入资源未得到合理运用;河北省 2013—2022 年智慧物流技术效率仅 2015、2016、2020 年无效,规模效率无效是影响技术效率无效的主要原因,说明河北省在这 3 年中的智慧物流产业结构配置问题较突出;天津市 2013—2022 年的智慧物流技术效率仅 2015、2019 年无效,津冀两地的高效状态与港口枢纽的规模化运作密切相关。

2)Tobit 模型回归结果表明京津冀区域的经济发展水平、行业因素和数字化销售收入对智慧物流效率有显著影响。经济发展水平在 1%的水平下显著,行业因素和数字化销售收入在 5%的水平下显著,能源利用率和移动互联网发展水平未通过显著性水平检验。

3)京津冀区域可在在产业结构持续优化基础上通过资源整合与物资协同优化,推动智慧物流不断发展;强化京津冀区域经济发展动能,持续创新电商模式,构建智慧物流优质生态。

本文选取的影响因素侧重互联网、电商等数字化维度,部分变量因数据可获性未纳入分析。下一步可将京津冀区域置于全国物流格局中,通过跨区域效率比较定位其发展水平,借鉴先进经验优化京津冀区域智慧物流建设路径。

参考文献:

- [1] 钱慧敏,何江,关娇.“智慧+共享”物流耦合效应评价[J].中国流通经济,2019,33(11):3-16.
- [2] 刘秀.智慧物流对区域绿色经济发展的影响及作用机制:基于长江经济带的实证[J].商业经济研究,2023(22):97-100.
- [3] 夏敬飞.智慧物流生态对流通数字化转型的提振作用[J].商业经济研究,2023(9):77-80.
- [4] 岳嫣婷.数字化背景下智慧物流产业组合效率测度及空间分异研究[J].商业经济研究,2023(21):93-96.
- [5] 杜晖.我国物流业智慧化水平测算与区域差异分析[J].商业经济研究,2024(8):89-93.
- [6] 何黎明.中国智慧物流发展趋势[J].中国流通经济,2017,31(6):3-7.
- [7] 谷城,张树山.中国物流产业智慧化空间联系的网络结构及其影响因素[J].经济地理,2023,43(5):117-127.
- [8] 卢亚和.数字经济发展对物流效率提升的影响:基于交易成本的分析[J].商业经济研究,2021(16):99-103.
- [9] 常乐.数字化背景下智慧城市建设对我国流通业效率的影响分析:兼论智慧城市试点的政策效应评估[J].商业经

- 济研究, 2024(6):22-26.
- [10] CHUNG Y H, FÄRE R, GROSSKOPF S. Productivity and undesirable outputs: a directional distance function approach [J]. *Journal of Environmental Management*, 1997, 51(3): 229-240.
- [11] BANKER R D, GIFFORD J L. A relative efficiency model for the evaluation of public health nurse productivity [D]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 1988.
- [12] ANDERSEN P, PETERSEN N C. A procedure for ranking efficient units in data envelopment analysis [J]. *Management Science*, 1993, 39(10): 1261-1264.
- [13] 张洪烈, 刘宁. 中国制造业发展效率测度及其影响因素分析 [J]. *统计与决策*, 2021, 37(19): 93-97.
- [14] 尹阳, 叶肿, 江文婷. 基于 Super-SBM-DEA 模型的区域物流效率评价与影响因素 [J]. *电子科技大学学报(社科版)*, 2023, 25(4): 103-112.
- [15] 龚雪. 区域物流效率测度及影响因素分析 [J]. *统计与决策*, 2022, 38(12): 112-116.
- [16] 龚雅玲, 万建香, 封福育. 区域物流效率的测度及其影响因素研究: 基于 DEA 与 Tobit 模型 [J]. *江西社会科学*, 2019, 39(10): 72-80.
- [17] 赵月娥. 基于超效率 DEA 模型的图书馆短视频运营效率评价研究: 以省级图书馆抖音公众号为例 [J]. *新世纪图书馆*, 2021(12): 28-33.

Evaluation efficiency and analysis of influencing factors of smart logistics in the Beijing-Tianjin-Hebei Region based on DEA-Tobit model

LI Baichen, LI Jiapei^{}, GE Mingna*

School of Management, Hebei GEO University, Shijiazhuang 050030, China

Abstract: To measure smart logistics efficiency in the Beijing-Tianjin-Hebei Region, panel data on input indicators, output indicators, and influencing factors from 2013 to 2022 are utilized. The data envelopment analysis (DEA) model is applied to calculates technical efficiency, pure technical efficiency, and scale efficiency of regional smart logistics. The Tobit model is used to analyzes the impact intensity of economic development level, industrial factors, energy utilization rate, digital sales revenue, and internet development level on smart logistics efficiency. Recommendations for enhancing efficiency are proposed. Results indicate: during the period 2013 to 2022, Beijing's smart logistics technical efficiency shows stage-wise leaps, continuously increasing from 2013 to 2015 and remaining efficient after 2016 except 2021; Tianjin achieves efficiency in 8 a, with inefficiency only in 2015 and 2019; Hebei achieves efficiency in 7 a, with inefficiency in 2015, 2016, and 2020; low pure technical efficiency primarily causes inefficiency in Beijing while low scale efficiency dominates in Hebei; economic development level, industrial factors, and digital sales revenue exhibit significant positive effects on smart logistics efficiency, whereas energy utilization rate and internet development level show insignificant impacts. Recommendations include optimizing industrial structure, strengthening economic drivers, and advancing smart logistics development.

Keywords: Beijing-Tianjin-Hebei Region; smart logistics; DEA model; Tobit model

(责任编辑:赵玉真)