

基于GM (1, 1) - 马尔可夫模型的贵州省电商物流需求预测研究

范祯祯

贵州大学数学与统计学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2026年3月11日; 录用日期: 2026年3月24日; 发布日期: 2026年5月26日

摘要

本文构建灰色GM (1, 1)与马尔可夫链相结合的组合预测模型, 实现了对贵州省电商物流需求量的精准测算。该模型适配区域物流需求“贫信息、强波动”的预测场景, 可为电商物流布局、冷链资源配置、供应链调度提供量化决策依据, 助力电子商务与现代物流协同发展, 具有重要的理论价值与实践意义。

关键词

电商物流需求, GM (1, 1)模型, 马尔可夫链, 组合预测

Research on Demand Forecasting of E-Commerce Logistics in Guizhou Province Based on GM (1, 1)-Markov Model

Zhenzhen Fan

School of Mathematics and Statistics, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: March 11, 2026; accepted: March 24, 2026; published: May 26, 2026

Abstract

This paper constructs a combined forecasting model integrating the grey GM (1, 1) model and the Markov chain, realizing the accurate measurement of the e-commerce logistics demand in Guizhou Province. Adapting to the forecasting scenario of regional logistics demand characterized by “poor information and strong volatility”, the model can provide quantitative support for the layout of e-commerce logistics networks, precise allocation of cold chain resources, and dynamic scheduling of supply chains. It facilitates the collaborative empowerment of the e-commerce industry and modern logistics industry, and has both theoretical innovation value and practical application significance.

Keywords

E-Commerce Logistics Demand, GM (1, 1) Model, Markov Chain, Combined Forecasting

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

在数字经济快速发展的当下，电商物流已成为物流行业的核心增长极，是支撑贵州省区域经济高质量发展的重要环节，电商物流需求的预测精度直接影响电商仓储规划、冷链物流配置、运输资源投放与区域物流网络布局。与标准化工业品物流不同，贵州省电商物流需求受宏观经济、产业结构调整、电商发展增速、交通基础设施建设等多重模糊因素影响，呈现出样本量有限、数据非平稳、随机波动显著的灰色系统特征，传统预测方法大多依赖大量样本且要求数据服从特定分布，在该类小样本场景中适用性受限。

此前已有大量学者运用不同模型开展电商物流需求相关研究：周艳红[1]基于多源数据融合的智能预测模型，实现了对未来市场需求的预测。吴琛[2]创新性提出将船舶运力融入电商物流系统，构建 ARIMA 模型对沿海城市电商需求进行预测，并证明了模型及算法的可行性。王根基、李莉[3]采用 3 种季节性指数平滑模型，按照组合预测的思想，对电商物流企业配送需求进行了 3 种维度的预测，同时证明了方法的有效性。肖玉婷、徐改丽[4]使用 IOWA 算子组合模型预测重庆市物流需求，有效提高了预测精度。肖致明等[5]运用 LSTM 模型预测京津冀区域物流需求的动态变化，并将预测结果与基于 BP 神经网络的预测结果进行对比，验证了模型的准确性和有效性。王亚南等[6]结合指数平滑模型、灰色预测模型构建组合预测模型，对山西省水果冷链物流需求量进行预测，有效弥补了单一模型的局限性。朱念等[7]依据 GM (1, N)模型预测广西港口物流量，并表明模型具有较高可信度。上述研究大多引入多个变量作为驱动因子，分析多因素对物流需求的耦合影响并取得了很好的结果。但不可否认的是，电商物流需求受经济、政策、交通等多重因素影响，难以穷尽所有自变量，驱动因子的筛选也具有主观性，而且一旦某个指标数据缺失或统计口径变化，模型的有效性便会受到影响。

2. 模型选择与研究思路

灰色系统理论由我国学者邓聚龙[8]在 1986 年创立，其主要的研究对象是小样本、贫信息的不确定性系统，通过生成部分信息、开发并提取有价值的信息，实现对系统规律的探究，为解决区域电商物流需求预测难题提供了有效思路。GM (1, 1)模型作为灰色系统预测的核心模型，属于单变量、一阶灰色微分方程模型，其无需预设数据分布，仅需单一变量的时间序列数据即可建模，既能有效挖掘序列内在在发展趋势，又降低了对样本数量的依赖，规避了多变量模型的误差传递风险，在贫信息、小样本数据预测中具有不可替代的优势，已广泛应用于经济与物流预测领域。但该模型存在明显局限性，对短期随机波动的拟合能力不足，易在物流需求峰值、谷值阶段产生较大偏差，难以适配贵州省电商物流需求的波动特征。

马尔可夫链模型以“无后效性”为核心特征，可通过状态转移概率精准刻画随机变量的波动规律，能够有效修正趋势预测中的残差误差，恰好弥补了 GM (1, 1)模型的不足，对波动性较大的数据具有更强

的预测能力。基于此，本文构建 GM (1, 1) - 马尔可夫链组合模型，以贵州省货运量为电商物流需求代理指标开展实证研究，验证模型在区域电商物流需求预测中的有效性。研究成果旨在弥补单一模型的缺陷，为贵州省物流产业发展与电子商务协同布局提供一种高精度、易落地的需求预测方法，助力区域物流与电商领域的精细化运营。

3. 模型构建原理

3.1. 灰色 GM (1, 1)模型

灰色 GM (1, 1)模型是一阶单变量灰色微分方程模型，核心通过一次累加生成(1-AGO)消去原始序列的随机波动，挖掘趋势规律，再通过累减生成(IAGO)还原预测值。设原始物流数据时间序列为：

$$X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$$

其中， n 为样本量， $x^{(0)}(k)$ 为第 k 期实际数据。

对原始序列进行 1-AGO 处理，得到累加序列：

$$X^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$$

这里，

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i) \quad (k=1, 2, \dots, n)$$

构建 GM (1, 1)核心灰色微分方程：

$$\frac{dx^{(1)}(t)}{dt} + ax^{(1)}(t) = b$$

其中， a 为发展系数，反映序列的增长趋势； b 为灰作用量，反映电商物流需求系统的内在驱动能力。

采用最小二乘法求解参数列 $\hat{\alpha} = [a, b]^T$ ，计算公式为：

$$\hat{\alpha} = (B^T B)^{-1} B^T Y$$

这里，累加生成矩阵 B 与常数项向量 Y 分别为：

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}(x^{(1)}(1)+x^{(1)}(2)) & 1 \\ -\frac{1}{2}(x^{(1)}(2)+x^{(1)}(3)) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}(x^{(1)}(n-1)+x^{(1)}(n)) & 1 \end{bmatrix} \quad Y = [x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)]^T$$

基于参数解构建时间响应函数，得到累加序列的预测值：

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right) e^{-ak} + \frac{b}{a}$$

通过 IAGO 处理还原原始趋势预测值：

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k)$$

计算 GM (1, 1)模型的残差序列, 为后续马尔可夫链修正提供基础:

$$\varepsilon(k) = x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k) \quad (k=1, 2, \dots, n)$$

3.2. 马尔可夫链残差修正

马尔可夫链基于对残差的状态划分与转移概率计算, 对已有的趋势预测值进行动态修正, 其核心步骤如下:

1) 残差状态划分: 根据残差的分布特征, 将其划分为 m 个互斥的状态, 状态的划分需兼顾样本分布与波动特征, 本文选取 3 个状态适配贵州省电商物流需求波动。具体划分标准为:

- 状态 1 (负偏差): $\varepsilon(k) < \bar{\varepsilon} - 0.5S_2$, 表示物流需求低于趋势预测, 存在负向波动;
- 状态 2 (低偏差): $\bar{\varepsilon} - 0.5S_2 \leq \varepsilon(k) \leq \bar{\varepsilon} + 0.5S_2$, 表示趋势拟合良好, 随机波动小;
- 状态 3 (正偏差): $\varepsilon(k) > \bar{\varepsilon} + 0.5S_2$, 表示物流需求超趋势预测, 存在正向波动,

其中, $\bar{\varepsilon}$ 为残差均值, $S_2 = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (\varepsilon(k) - \bar{\varepsilon})^2}$ 。

2) 状态序列确定: 将历史残差匹配至对应状态, 形成状态序列 $S = \{s(1), s(2), \dots, s(n)\}$, 其中 $s(k)$ 为第 k 期残差对应的状态。

3) 构建转移概率矩阵: 计算从状态 i 转移至状态 j 的概率 p_{ij} , 公式为:

$$p_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_i}$$

这里 N_{ij} 为状态 i 转移到状态 j 的次数, N_i 为状态 i 出现的次数。

4) 预测状态与误差修正: 根据当前期的残差状态, 结合转移概率矩阵确定下一期的最优转移状态, 取该状态的残差均值 $\bar{\varepsilon}_j$ 作为修正值, 最终预测值为:

$$\hat{x}_{com}^{(0)}(k) = \hat{x}^{(0)}(k) + \bar{\varepsilon}_j$$

3.3. 预测精度评价指标

为量化模型性能, 选取平均绝对误差(MAE)、平均相对误差(MAPE)与后验差比(C)作为核心评价指标, 公式如下:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)|$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left| \frac{x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)} \right| \times 100\%$$

$$C = \frac{S_2}{S_1} \quad S_1 = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x^{(0)}(k) - \bar{x}^{(0)})^2}$$

$$P = P\{|\varepsilon(k) - \bar{\varepsilon}| < 0.6745S_1\}$$

其中, $\bar{x}^{(0)}$ 为原始物流均值。C 值越小、MAPE 与 MAE 越低, P 值越接近 1, 模型预测精度越高。通过后验差比 C 和小误差概率 P 判断模型精度, 仅当模型达到二级(良)及以上时, 方可用于预测, 具体可参考下表 1。

Table 1. Classification of model accuracy grades**表 1.** 模型精度等级划分

精度等级	小误差概率	后验差比	模型适用性
一级(优)	$P > 0.95$	$C < 0.35$	完全适用
二级(良)	$0.80 < P \leq 0.95$	$0.35 \leq C < 0.50$	适用
三级(中)	$0.70 < P \leq 0.80$	$0.50 \leq C < 0.65$	基本适用
四级(差)	$P \leq 0.70$	$C \geq 0.65$	不适用, 需重构

4. 实证分析

4.1. 样本数据选取

现阶段贵州省尚未建立电商物流需求的专项统计体系, 仅可获取短周期非连续数据, 样本量无法满足灰色预测模型的建模要求。货运量作为区域物流行业的核心量化指标, 涵盖了商贸、生产、消费等全场景物流活动, 而电商物流作为商贸物流的核心组成部分, 其发展趋势与区域货运量的整体增长趋势高度正相关; 同时, 贵州省货运量数据可从统计局历年统计公报与统计年鉴中获取 2017~2024 年连续、完整的时间序列数据, 能够满足本研究小样本建模的基础需求, 因此本文选取货运量(见表 2)作为贵州省电商物流需求的代理指标开展实证研究。

需明确的是, 以货运量为代理指标存在一定局限性: 其一, 货运量包含工业物流、农产品大宗商品物流等非电商物流板块, 无法精准反映电商物流“小件化、高频化”的细分特征; 其二, 货运量的波动易受工业生产计划、大宗商品运输政策等因素影响, 其波动幅度与纯电商物流需求的波动特征可能存在一定偏差。后续研究中, 若能获取连续的季度或月度电商物流直接统计指标, 可进一步优化模型拟合精度。由于物流需求缺乏直接的规模化统计指标, 而货运量作为物流行业的核心量化指标, 能有效表征物流需求。

Table 2. Logistics demand data of Guizhou Province from 2017 to 2024**表 2.** 2017~2024 年贵州省物流需求数据

年份	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
运输量(万吨)	96,076	102,535	83,402	86,444	96,990	94,999	102,678	113,446

故记样本序列如下:

$$X^{(0)} = \{96076, 102535, 83402, 86444, 96990, 94999, 102678, 113446\}$$

4.2. GM (1, 1)模型拟合结果

基于样本数据, 通过 MATLAB 求解 GM (1, 1)模型参数, 得到发展系数 $a = -0.030950$, 灰作用量 $b = 84062.37$ 。发展系数 $a < 0$, 表明贵州省电商物流需求呈平稳增长趋势。将参数代入时间响应函数, 得到贵州省电商物流需求累加序列预测公式:

$$\hat{X}^{(1)}(k+1) = 2812145.95 \cdot e^{0.030950k} - 2716069.95$$

通过 IAGO 累减还原, 得到原始序列预测公式:

$$\hat{X}^{(0)}(k+1) = \hat{X}^{(1)}(k+1) - \hat{X}^{(1)}(k)$$

基于上述公式，得到 GM (1, 1)模型的历史拟合值与残差序列，结果如表 3 所示。

Table 3. Comparison of actual values and GM (1, 1) fitted values

表 3. 实际值与 GM (1, 1)预测结果对比

年份	实际值(万吨)	GM (1, 1)拟合值(万吨)	残差(万吨)	相对偏差(%)
2017	96,076	96,076	0	0.00
2018	102,535	88,397	14,138	13.79
2019	83,402	91,175	-7773	9.32
2020	86,444	94,041	-7597	8.79
2021	96,990	96,997	-7	0.01
2022	94,999	100,046	-5047	5.31
2023	102,678	103,191	-513	0.50
2024	113,446	106,435	7011	6.18

4.3. 马尔可夫链残差修正实现

4.3.1. 残差状态划分

根据残差序列的分布特征，以残差标准差为划分依据，将贵州省电商物流需求预测残差划分为 3 个状态，适配物流需求的波动特征，回顾之前具体划分如下：

- 状态 1 (负偏差): $\varepsilon(k) < \bar{\varepsilon} - 0.5S_2$ ，表示物流需求低于趋势预测，存在负向波动；
- 状态 2 (低偏差): $\bar{\varepsilon} - 0.5S_2 \leq \varepsilon(k) \leq \bar{\varepsilon} + 0.5S_2$ ，表示趋势拟合良好，随机波动小；
- 状态 3 (正偏差): $\varepsilon(k) > \bar{\varepsilon} + 0.5S_2$ ，表示物流需求超趋势预测，存在正向波动。

4.3.2. 状态序列与转移矩阵

将表 3 中残差序列匹配至对应状态，得到状态序列： $S = \{2, 3, 1, 1, 2, 1, 2, 3\}$ 。基于状态序列统计转移次数，构建 3 阶状态转移概率矩阵：

$$P = \begin{bmatrix} 0.33 & 0.67 & 0 \\ 0.33 & 0 & 0.67 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

矩阵结果显示，状态 1 转移至状态 2 的概率为 67%、转移至自身概率为 33%；状态 2 向状态 1 转移的概率为 33%，转移至状态 3 的概率均为 67%；状态 3 转移至状态 1 的概率为 100%，能够有效刻画贵州省电商物流需求残差的状态转移特征。

4.3.3. 残差均值与修正预测

计算各状态的残差均值，作为残差修正基准：状态 1 残差均值： $\bar{\varepsilon}_1 = -6806.05$ 万吨；状态 2 残差均值： $\bar{\varepsilon}_2 = -173.55$ 万吨；状态 3 残差均值： $\bar{\varepsilon}_3 = 10574.67$ 万吨。当前期(2024 年)的残差状态为 3，根据转移概率矩阵，下一期(2025 年)最优转移状态为 1 (转移概率 100%)，以此类推完成 2025~2028 年残差状态预测与修正，最终得到组合模型拟合值与预测值。

4.4. 模型精度对比与分析

通过 MATLAB 计算单一 GM (1, 1)模型与 GM (1, 1) - 马尔可夫链组合模型的精度指标，结果如表 4

所示。

Table 4. Comparison of evaluation indicators between the two models

表 4. 两种模型的评价指标对比

预测模型	MAE (万吨)	MAPE (%)	后验差比 C	小误差概率 P	精度等级
GM (1, 1)	5261.02	5.49	0.79	0.500	四级(差)
组合模型	1415.47	1.40	0.22	1.000	一级(优)

从表 4 可知, 组合模型的各项精度指标均显著优于单一 GM (1, 1) 模型: MAE 降低 73.1%, MAPE 降低 74.5%, 后验差比 C 降低 72.2%, 小误差概率 P 提升至 1.00。需要特别说明的是, 单一 GM (1, 1) 模型后验差比 $C = 0.79 \geq 0.65$ 、小误差概率 $P = 0.5 < 0.7$, 根据精度等级划分(表 1), 属于四级(差), 不适合单独用于物流需求预测; 而组合模型通过马尔可夫链残差修正, 精度提升至一级(优), 有效修正了 GM (1, 1) 模型对随机波动的拟合偏差, 大幅提升了贵州省电商物流需求的预测精度。

4.5. 物流需求拟合与未来预测

基于 GM (1, 1) - 马尔可夫组合模型, 完成 2017~2024 年贵州省电商物流需求的拟合与 2025~2028 年的预测, 结果如表 5 所示。

Table 5. Predicted values of logistics demand

表 5. 物流需求预测值

年份	实际值	GM (1, 1)拟合值	组合模型拟合值
2017	96,076	96,076	95,902
2018	102,535	88,397	98,971
2019	83,402	91,175	84,369
2020	86,444	94,041	87,235
2021	96,990	96,997	96,824
2022	94,999	100,046	93,240
2023	102,678	103,191	103,018
2024	113,446	106,435	117,010
2025	—	109,781	102,974
2026	—	113,231	113,058
2027	—	116,791	116,617
2028	—	120,462	131,036

4.6. 预测结果可视化分析

绘制两种模型下贵州省电商物流需求拟合对比图与残差比较图(图 1), 直观展示实际值、GM (1, 1) 模型预测值、组合模型预测值的变化趋势。

图 1(左)表明, 实际值(即红色曲线)呈现出波动上升的特征, 主要在 2019 年受外部环境影响出现短期回落, 在 2020 年又逐渐回升; GM (1, 1) 模型(即蓝色曲线)虽然能大体捕捉其增长趋势, 但对于短期波动

拟合出现了明显的偏差;组合模型(绿色曲线)通过马尔可夫残差进行修正,高度贴合了实际值的波动特征,在预测阶段也更加符合物流需求的波动增长规律,具有一定的有效性与实用性。

图 1(右)表明了两种模型的拟合残差差异:GM(1,1)模型(蓝色柱形)的残差幅度极大,表明该单一模型的短期随机波动拟合能力欠缺;相比之下,组合模型(绿色柱形)的残差更贴近 0 水平轴,整体波动幅度极小,说明组合模型有效抵消了单一模型的拟合偏差,大幅提升了对各年份电商物流需求的拟合精度与稳定性,与前文提到的预测精度一致。

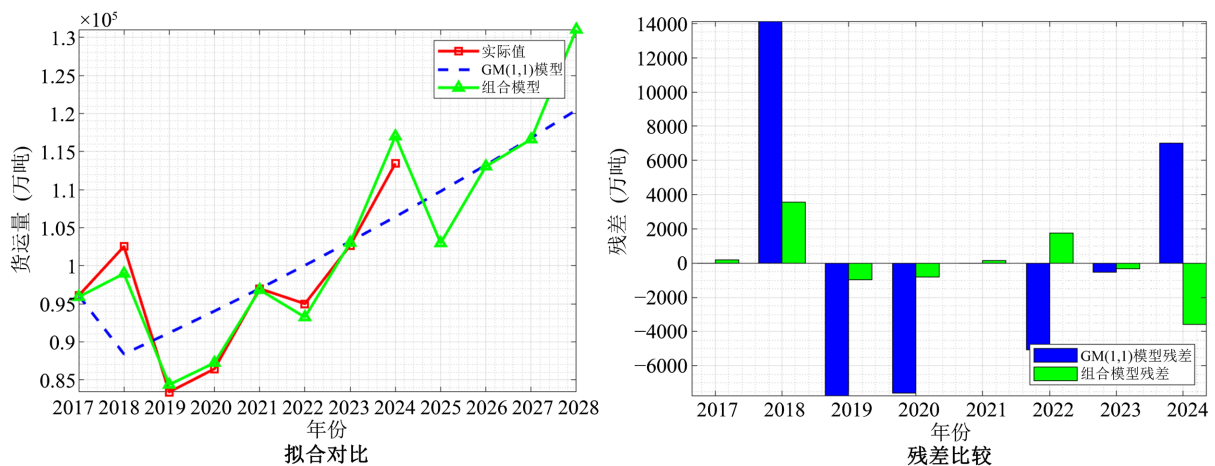


Figure 1. Fitting of logistics demand (left) and comparison of residuals (right) in Guizhou Province

图 1. 贵州省物流需求拟合(左)与残差比较(右)

4.7. 模型敏感性分析

为验证模型对核心输入变量初始值的敏感程度,同时检验以总货运量为电商物流需求代理指标的可靠性,本文对 2017 年总货运量初始值进行 $\pm 3\%$ 、 $\pm 5\%$ 、 $\pm 8\%$ 扰动,生成新的货运量时间序列。对应公式为:

$$x^{(0)}(1) = x^{(0)}(1) \times (1 + \gamma)$$

其中: γ 为扰动幅度,取 $x^{(0)}(1)$ 为扰动后新初始值,基于此生成 6 组仅初始值不同的新货运量序列 $X^{(0)}(1)$,为量化初始值扰动对模型拟合精度的影响,引入 MAE 相对变化率与 MAPE 相对变化率作为敏感性评价指标,计算公式分别为:

MAE 相对变化率公式:

$$\Delta MAE = \left| \frac{MAE_{\gamma} - MAE_0}{MAE_0} \right| \times 100\%$$

MAPE 相对变化率公式:

$$\Delta MAPE = \left| \frac{MAPE_{\gamma} - MAPE_0}{MAPE_0} \right| \times 100\%$$

其中: MAE_0 和 $MAPE_0$ 别为无扰动时的平均绝对误差、平均相对误差, MAE_{γ} 和 $MAPE_{\gamma}$ 分别为扰动后模型的对应误差指标。相对变化率的数值越小,表明模型对初始值扰动的敏感性越低,鲁棒性越强。

Table 6. Sensitivity analysis results of combined model error under perturbation
表 6. 扰动下组合模型误差的敏感性分析结果

扰动幅度	扰动初始值(万吨)	MAE (万吨)	ΔMAE (%)	MAPE (%)	$\Delta MAPE$ (%)
0%	96,076	1415.47	—	1.4	—
3%	98958.28	1452.13	2.6	1.43	2.14
-3%	93193.72	1448.69	2.35	1.42	1.43
5%	100879.8	1489.79	5.25	1.46	4.29
-5%	91272.2	1482.36	4.73	1.45	3.57
8%	103762.08	1538.65	8.7	1.5	7.14
-8%	88389.92	1529.01	8.02	1.49	6.43

由表 6 可知, 即使对初始值进行 $\pm 8\%$ 的最大幅度扰动, 模型 MAE 相对变化率仅为 8.70%, MAPE 相对变化率仅为 7.14%, 均远小于 10%的判定阈值。

结果表明, 本研究构建的 GM(1, 1) - 马尔可夫组合模型对原始货运量初始值的微小扰动具有极强的鲁棒性, 初始值的小幅变化不会导致模型拟合误差显著波动; 同时也验证了以总货运量为贵州省电商物流需求代理指标的可靠性, 以此为基础的预测结果具有较高的可信度。

5. 结论及建议

本文拟定小样本、强波动的环境, 以贵州省 2017~2024 电商物流需求为例, 构建了 GM(1, 1) - 马尔可夫链组合预测模型, 并对 2025~2028 贵州省电商物流需求进行预测, 主要结论如下:

灰色 GM(1, 1)模型能捕捉贵州省电商物流需求的整体平稳增长趋势(发展系数 $a = -0.030950$, $|a| < 0.3$), 但其很难精准拟合出现的短期波动情况, 预测精度达到四级(差) ($C = 0.79 \geq 0.65$, $P = 0.50 < 0.7$), 不能单独将其用于贵州省电商物流需求预测。在 GM(1, 1)模型的基础上, 利用马尔可夫链对原模型进行修正, 得到 GM(1, 1) - 马尔可夫链组合模型, 可有效弥补单一模型的缺陷, 该组合模型精准拟合电商物流曲线中的随机波动。并且结合计算结果, 组合模型的预测精度提升至一级(优) ($C = 0.22 < 0.35$, $P = 1.00 > 0.95$), 其拟合效果与预测精度均显著优于单一 GM(1, 1)模型。在此基础上, 本文利用该组合模型预测了 2025~2028 年贵州省电商物流需求, 结果显示, 区域物流需求仍将保持整体增长态势但存在年度波动, 该预测结果可为贵州省电商物流布局、冷链资源配置、供应链调度提供量化决策依据, 助力电子商务与现代物流协同发展。

为进一步提高贵州省物流的区域竞争力, 下面将立足电商物流高效协同的核心需求及本文的研究结果给出部分建议:

基于模型预测的需求波峰波谷特征, 可为库存备货与运力调配提供精准量化依据: 预测结果显示, 贵州省电商物流需求于 2026~2028 年持续增长, 并在 2028 年达到峰值, 较 2024 年增长约 15.5%。据此, 可依托贵阳打造省级智慧物流枢纽核心, 在遵义、六盘水、毕节等需求次中心城市布局前置仓网络, 将订单履约半径压缩至 100 公里以内, 精准适配 2028 年峰值期的配送效率要求, 切实打通山地物流“最后一公里”; 同时, 深度融合物联网、大数据、人工智能等数字技术, 构建全链路智能调度体系, 为电商物流产业高质量发展赋能增效[9]。另一方面, 模型亦揭示了需求的阶段性波动特征: 2025 年需求小幅回落(负向波动), 2026~2028 年则持续攀升并于 2028 年形成正向强波动峰值, 峰谷期需求差异显著, 易引发“峰值运力不足、谷值资源闲置”的供需错配问题。为此, 可构建“政府 + 电商平台 + 物流企业”三

方协同治理机制,由省商务厅牵头成立物流运力调配中心,基于预测的峰谷数据制定年度动态调配方案:在谷值期,通过线路整合、拼单配送等方式优化运输组织,降低省内物流企业平均空载率;同时引导冷链物流企业拓展跨品类配送业务,提升冷链资源利用率,实现峰谷期资源的高效配置与风险对冲。

参考文献

- [1] 周艳红. 大数据分析在电商物流需求预测与库存布局中的应用研究[J]. 全国流通经济, 2025(23): 61-64.
- [2] 吴琛. 基于电商需求预测的海上移动仓库供给策略优化[D]: [硕士学位论文]. 大连: 大连海事大学, 2019.
- [3] 王根基, 李莉. 电商物流企业配送需求预测研究[J]. 物流科技, 2019, 42(6): 79-81.
- [4] 肖玉婷, 徐改丽. 基于 IOWA 算子组合预测模型的重庆市物流需求预测分析[J]. 黑龙江科学, 2026, 17(1): 24-27.
- [5] 肖致明, 马博文, 程文毅. 基于 LSTM 模型的京津冀区域物流需求预测研究[J]. 铁道运输与经济, 2025, 47(12): 129-137.
- [6] 王亚南, 李瑶, 付建栋. 基于组合预测模型山西省水果冷链物流需求预测[J]. 技术与市场, 2025, 32(9): 172-178.
- [7] 朱念, 陈东升, 何昌勤, 李立民. 基于灰色 GM (1, N)模型的广西北部湾港口物流预测研究[J]. 数学的实践与认识, 2017, 47(23): 303-310.
- [8] 邓聚龙. 灰色预测与决策[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1986.
- [9] 张菊. 供应链金融创新赋能电商物流高质量发展: 理论分析与实证检验[J]. 商业经济研究, 2025(22): 82-85.