

基于不同模型的福建省物流需求预测比较研究

王翔雨

武汉科技大学管理学院, 湖北 武汉

收稿日期: 2024年9月2日; 录用日期: 2024年11月22日; 发布日期: 2024年11月29日

摘要

区域物流需求研究是制定区域物流规划的基础支撑。利用2013~2021年统计数据, 采用灰色关联度模型筛选影响因素, 以此建立灰色预测模型及LSTM模型并对福建省物流需求展开预测。研究发现, 灰色GM (1, N)模型平均误差为4.96%, LSTM模型预测平均误差为1.52%。预测结果表明LSTM模型较灰色GM (1, N)模型准确性更好, 证明LSTM模型用于福建省物流需求预测具备更好的适用性, 在此基础上预测2022~2026年结果, 为福建省相关部门制定物流规划与政策提供一定的参考意义。

关键词

需求预测, GM (1, N)模型, LSTM模型, 区域物流

Comparative Study on Logistics Demand Forecasting in Fujian Province Based on Different Models

Xiangyu Wang

School of Management, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan Hubei

Received: Sep. 2nd, 2024; accepted: Nov. 22nd, 2024; published: Nov. 29th, 2024

Abstract

The study of regional logistics demand is the basic support for the formulation of regional logistics planning. Based on the statistical data from 2013 to 2021, the grey correlation model was used to screen the influencing factors, so as to establish the grey prediction model and LSTM model and predict the logistics demand in Fujian Province. It is found that the average error of the grey GM (1, N) model is 4.96%, and the average error of the LSTM model is 1.52%. The prediction results show that the LSTM model has better accuracy than the gray GM (1, N) model, which proves that the LSTM

model has better applicability in logistics demand forecasting in Fujian Province, and on this basis, the results of 2022~2026 are predicted, which provides a certain reference significance for relevant departments in Fujian Province to formulate logistics planning and policies.

Keywords

Demand Forecasting, GM (1, N) Model, LSTM Model, Regional Logistics

Copyright © 2024 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

随着全球化进程的加速和物流技术的持续进步，区域物流的发展逐渐成为促进国家和地区经济发展的重要支撑。区域物流研究不仅在提升区域物流效率方面具有重要意义，还在优化区域物流网络结构、促进区域协调发展中发挥了关键作用。通过对区域物流需求的预测和分析，可以深入剖析区域经济的产业结构及其空间分布，理清物流需求未来的发展特征和趋势，为制定更加精准的区域发展战略提供坚实的理论依据和科学支撑。

福建省是历史上“海上丝绸之路”的起点，作为连接东南地区与世界其他地区的重要交通枢纽，福建省拥有多座具有战略意义的港口和发达的铁路运输网络。由于这一独特的地理优势，福建省的区域物流业发展潜力巨大。然而，受制于区域要素流动和市场资源的限制，福建省的物流体系仍存在着许多不足之处，如物流服务质量不高、物流成本偏高、物流信息不畅等。这些问题不仅制约了福建省物流业的发展，也在一定程度上阻碍了区域经济的持续增长。因此，对福建省区域物流需求的深入研究，尤其是对其未来发展趋势的精准预测，具有至关重要的现实意义。通过科学的预测分析，可以为制定与物流相关的政策、规划和决策提供有力支持，有效推动福建省物流业的高质量发展，并促进其可持续发展。

2. 相关研究评述

区域物流预测方法多种多样。时间序列分析法基于历史数据建立数学模型，通过拟合模型来预测未来趋势，例如 ARIMA 模型。回归分析法则基于多元回归模型对各种因素进行分析，寻找与物流需求相关的因素，例如经济增长率、人口增长率等，来进行预测。灰色预测法则是一种适用于小样本、大数据的预测方法，通过灰色理论对历史数据进行处理，构建灰色模型来预测未来。BP 神经网络预测方法则是利用人工智能技术，BP 神经网络不依赖于事先的假设和经验，能够自主提取特征和优化模型，具有更好的预测精度和泛化能力。LSTM (长短期记忆) 是一种递归神经网络，适用于处理和预测时间序列数据。它的主要优势在于能够捕捉长期依赖关系，从而更好地预测未来的趋势。

不同学者采用了不同方法及模型对区域物流需求预测问题展开研究，朱念等[1]采用灰色 GM (1, N) 模型对广西北部湾港口物流量进行预测，结果表明模型短期可信度较高。原静[2]运用正向权重组合模型对农产品冷链物流展开需求预测并与神经网络等进行对比显示模型具有更好的真实性。李敏杰等[3]使用 RBF 神经网络对水产品冷链展开需求预测并与 GM (1, 1) 模型与 BP 神经网络作对比，结果显示 RBF 模型效果更加有效。蔡婉贞等[4]使用 RBF-BP 神经网络的组合模型对港口物流量展开需求预测并与两种单一方法对比，结果显示效果良好。吕靖等[5]使用 GM (1, 1)-BP 神经网络的组合模型对大连市水产品冷链需求量展开预测，并与单一模型展开效果对比。张乐等[6]使用 MLP 神经网络与 GM (1, 1) 组合模型对我国

物流总额展开预测。张喜才等[7]采用灰色 - 马尔科夫链组合模型对京津冀农产品展开预测。李思聪等[8]采用灰色预测与多元线性回归的组合模型对我国冷链物流市场需求展开预测, 结果显示未来五年呈明显上升趋势。李国祥等[9]、徐晓燕等[10]使用 LSTM 分别对广西省、山东省物流量展开预测, 并与多种方法等进行比较, 印证了 LSTM 的精准度。Li Ya 等[11]基于时间序列和影响因子的长短期记忆(LSTM)网络来预测区域物流需求。并与灰色模型(1, 1)、线性回归模型等一些知名方法进行了对比。Zeng Minling 等[12]用采用带有弱化缓冲算子的 GM (1) 灰色预测模型预测农村电子商务发展背景下的物流需求。结果显示广东省农村物流需求在中短期内会普遍上升。Wang 等[13]基于组合模型的思想, 利用 FOA-GNNM 对 2018~2022 年我国煤炭消费量进行预测, 进一步计算铁路、公路、水路煤炭运输量。

为能较好预测福建省物流需求量, 本研究采用 GM (1, N) 以及 LSTM 预测模型对福建省展开预测, 并进行结果对比印证效果较好的方法。预测 2022~2026 年结果, 为相关政策制定带来参考。

3. 模型选择

3.1. 灰色 GM (1, N) 模型

GM (1, N) 可以解析多变量因素对系统变化的作用, 从而进行预测。具体步骤如下:

设系统特征序列为:

$$x_i^{(0)} = (x_i^{(0)}(1), x_i^{(0)}(2), \dots, x_i^{(0)}(N)) \quad (1)$$

相关因素影响序列如下:

$$x_i^{(0)} = (x_i^{(0)}(1), x_i^{(0)}(2), \dots, x_i^{(0)}(N)), i = 1, 2, 3, \dots, m \quad (2)$$

第一次初始数据的累加, 即为 1-AGO 序列:

$$x_i^{(1)} = \{x_i^1(1), x_i^1(2), \dots, x_i^1(N)\} (i = 1, 2, \dots, m) \quad (3)$$

其中: $x_i^{(1)}(k) = \sum_{j=1}^k x_i^{(0)}(j), i = 1, 2, 3, \dots, m; k = 1, 2, 3, \dots, n$

得出 $x_i^{(1)}$ 的紧邻均值序列 $Z_1^{(1)}(i)$, 其中:

$$Z_1^{(1)}(k) = \frac{1}{2}(x_1^{(1)}(k) + x_1^{(1)}(k-1)), k = 1, 2, 3, \dots, n$$

研究变量和影响因素变量的累加生成变量可以建立微分方程:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = \sum_{i=1}^N b_i x_i^{(1)}$$

a 为发展系数, b_i 为 x_i 的调节系数。

通过最小二乘法可得 $\hat{a} = (BB^T B)^{-1} B^T T$,

$$\text{其中: } B = \begin{bmatrix} -z_1^{(1)}(2) & x_2^{(1)}(2) & \cdots & x_n^{(1)}(2) \\ -z_1^{(1)}(3) & x_2^{(1)}(3) & \cdots & x_n^{(1)}(3) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -z_1^{(1)}(n) & x_2^{(1)}(n) & \cdots & x_n^{(1)}(n) \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} x_1^{(0)}(2) \\ x_1^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x_1^{(0)}(n) \end{bmatrix} \quad (4)$$

时间响应式为:

$$\hat{x}_1^{(1)}(k+1) = x_1^{(0)}(1) - \frac{1}{a} \sum_{i=2}^N b_i x_i^{(1)}(k+1) e^{-ak} + \frac{1}{a} \sum_{i=2}^N b_i x_i^{(1)}(k+1) \quad (5)$$

累减还原式为：

$$\hat{x}_1^{(0)}(k+1) = \hat{x}_1^{(1)}(k+1) - \hat{x}_1^{(1)}(k) \quad (6)$$

3.2. LSTM 模型

LSTM (Long Short-Term Memory) 是一种递归神经网络(RNN)的变体，它被广泛应用于处理和预测时间序列数据，如语音、文本、视频、股票价格等。LSTM 的核心思想是引入一种称为“门控”的机制，它能够自适应地选择需要“遗忘”或“记忆”的信息，并将其输入到下一个时间步骤中。这种门控机制由三个门控单元组成：输入门、遗忘门和输出门。它们决定了当前时刻的输入数据、上一时刻的输出和记忆细胞状态之间的相互作用。其主要结构见图 1 所示：

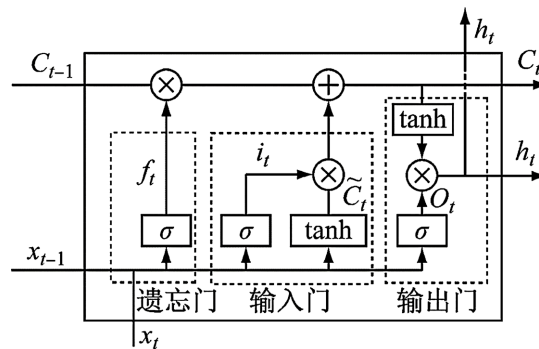


Figure 1. LSTM main structure

图 1. LSTM 主要结构

LSTM 的网络结构通常由一个记忆细胞和三个门控单元组成。在每个时间步骤中，输入数据和上一个时间步骤的输出都会被送入门控单元，用于计算当前时刻的输入门、遗忘门和输出门的权重。这些门控权重用于决定哪些信息应该进入记忆细胞、哪些应该从中删除，以及哪些应该输出给下一个时间步骤。其主要算法结构如下：

$$\begin{aligned} g_x &= \sigma(V_g \cdot [k_{x-1}, l_x] + b_g) \\ h_x &= \sigma(V_h \cdot [k_{x-1}, l_x] + b_h) \\ \bar{w}_x &= \tanh(V_w \cdot [k_{x-1}, l_x] + b_w) \\ w_x &= g_x \cdot w_{x-1} + h_x \cdot \bar{w}_x \\ O_x &= \sigma(V_o \cdot [k_{x-1}, l_x] + b_o) \\ k_x &= O_x \cdot \tanh w_x \end{aligned} \quad (7)$$

其中：

g_x ：遗忘门。 h_x ：输出门。 $\bar{w}_x$ 输入单元状态。 w_x 为当前状态。 O_x 为输出。 k_x 为最终输出值。 V 为各门权重矩阵。 b 为偏项。 $[k_{x-1}, l_x]$ 为两向量连接。 σ 为将实数映射到 $[0,1]$ 的 sigmoid 函数。 $\tanh$ 为将实数映射到 $[-1,1]$ 的双曲线正切函数。

4. 实例分析

4.1. 福建省物流需求影响因素分析

区域物流需求受到多种因素的影响，本文建立包含经济水平、运输环境水平、运输基础设施水平三

个一级指标的影响因素指标体系。数据来源于国家统计局及福建省统计年鉴，采用货物运输量作为物流需求预测的代表指标。

经济水平。福建省临海经济基础较好，经济水平的基础促进着对物流运输需求的提高，本文从福建省 GDP、第二、三产业增加值及社会消费品总额去衡量经济水平。

运输设施基础水平。物流需求的满足依赖于基础设施的服务，一个物流服务水平高的地区，其运输基础设施水平也较高。本文选择从铁路总里程、公路总里程两个方面衡量。

运输环境水平。运输环境水平是一个地区物流水平发展的重要支撑，决定了其是否有较高的流通力。本文选择港口吞吐量、货物运输量及交通运输、仓储和邮政业增加值三方面衡量。

具体影响因素及选取需求量指标年份数据见表 1 所示。

Table 1. Logistics demand and influencing factors in Fujian Province from 2013 to 2021

表 1. 2013~2021 年福建省物流需求量及影响因素

	影响因素	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
经济水平	GDP (亿元) x_1	22,504	24,056	25,980	28,519	32,298	35,804	42,395	43,904	48,810
	第三产业增加值(亿元) x_2	8953	9921	11,151	12,871	15,337	17,461	19,666	20,709	23,046
	第二产业增加值(亿元) x_3	11,315	12,515	13,219	13,913	15,770	17,232	20,582	20,329	22,866
	社会消费品总额(亿元) x_4	9543	10,843	12,273	13703	15,394	17,178	18,897	18,626	20,373
运输设施 基础水平	铁路总里程(公里) x_5	2743	2755	3197	3197	3187	3509	3509	3774	3983
	公路总里程(公里) x_6	99,535	101,190	104,585	106,757	108,012	108,901	109,785	110,118	11,1031
运输环境 水平	货物周转量(亿吨公里) x_7	3944	4783	5451	6075	6785	7653	8297	9020	10,164
	港口吞吐量(万吨) x_8	45,475	49,166	50,282	50,776	51,995	55,807	59,484	62,132	69,190
	交通运输、仓储和邮政业 增加值(亿元) x_9	1176	1320	1469	1685	1890	1984	1485	1497	1773
预测指标	货物运输量(万吨) x_0	96,718	111,779	111,063	120,379	132,252	136,974	133,693	139,927	166,131

4.2. 福建省物流需求预测指标确立

上述建立福建省物流需求影响因素的指标有 9 个，通过灰色关联度分析对其进行分析。

①无量纲化处理。由于数据类型不一，所以应采用统一量纲处理。

转换函数为：

$$x_i = \frac{x_i(K)}{x_i(1)}, K = 1, 2, 3, \dots, 9; i = 1, 2, 3, \dots, 9 \quad (8)$$

②求差序列。

公式为：

$$\Delta_i(K) = |x_0(K) - x_i(K)|, K = 1, 2, 3, \dots, 9; i = 1, 2, 3, \dots, 9 \quad (9)$$

③求两极差。

公式为：

$$M = \max_i \max_k \Delta_i(K), m = \min_i \min_k \Delta_i(K) \quad (10)$$

④计算关联度系数。

公式为:

$$\rho_i(K) = \frac{\Delta m + \theta \Delta M}{\Delta_i(K) + \theta \Delta M}, \theta \in (0,1), K = 1, 2, 3, \dots, 9; i = 1, 2, 3, \dots, 9 \quad (11)$$

其中 θ 一般取 0.5。各个指标关联度系数的平均值即为最终关联系数:

$$\rho_j(K) = \frac{\sum_{k=1}^{10} \rho_i(K)}{10} \quad (12)$$

得出上述 9 个影响因素的关联系数见表 2 所示。根据表中关联系数的紧密程度, 选取与物流需求量关联最为紧密的 5 个指标(第二产业增加值 x_3 、铁路总里程 x_5 、公路总里程 x_6 、港口吞吐量 x_8 、交通运输 & 仓储和邮政业增加值 x_9)构建 GM (1, N)模型进行预测。

Table 2. Grey correlation coefficient of influencing factors of logistics demand in Fujian Province
表 2. 福建省物流需求影响因素灰色关联度系数

x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9
0.6718	0.5967	0.6858	0.6221	0.8075	0.9187	0.5737	0.8096	0.7192

4.3. 福建省物流需求预测 GM (1, 6)模型

根据灰色关联分析结果, 选取(第二产业增加值 x_3 、铁路总里程 x_5 、公路总里程 x_6 、港口吞吐量 x_8 、交通运输 & 仓储和邮政业增加值 x_9)构建预测模型。

首先进行对原始数据 $x_0(k)$ 、 $x_3(k)$ 、 $x_5(k)$ 、 $x_6(k)$ 、 $x_8(k)$ 、 $x_9(k)$ 进行级比检验。公式如下:

$$\lambda_i(k) = \frac{x_i^{(0)}(k-1)}{x_i^{(0)}(k)}, k = 2, 3, \dots, 9; i = 0, 3, 5, 6, 8, 9 \quad (13)$$

检验结果见表 3 所示, 结果均在 {0.7515, 1.3307} 之间, 表示这组数据可构建 GM (1, 6)模型。

Table 3. Indicator grade ratio test results
表 3. 指标级比检验结果

年份/指标	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
λ_0	1.1557	0.9936	1.0839	1.0986	1.0357	0.9760	1.0466	1.1873
λ_3	1.1061	1.0562	1.0525	1.1335	1.0927	1.1944	0.9877	1.1248
λ_5	1.0044	1.1604	1.0000	0.9969	1.1010	1.0000	1.0755	1.0554
λ_6	1.0166	1.0336	1.0208	1.0118	1.0082	1.0081	1.0030	1.0083
λ_8	1.0812	1.0227	1.0098	1.0240	1.0733	1.0659	1.0445	1.1136
λ_9	1.1226	1.1129	1.1468	1.1214	1.0501	0.7481	1.0084	1.1842

由于量纲不同, 需要对原始数据进行归一化处理。结果见表 4 所示。

对对原始数据序列进行累加。得到系统特征与相关因素 1-AGO 序列分别为:

系统特征数据:
$$x_0^{(1)} = (x_0^{(1)}(1), x_0^{(1)}(2), x_0^{(1)}(3), \dots, x_0^{(1)}(k)), k = 1, 2, 3, \dots, 9$$
$$= (1.00 \ 2.16 \ 3.31 \ 4.56 \ 5.93 \ 7.35 \ 8.73 \ 10.18 \ 11.90)$$

相关因素数据:

Table 4. Normalized results of the indicator

表 4. 指标归一化结果

指标	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
λ_0	1.00	1.16	1.15	1.24	1.37	1.42	1.38	1.45	1.72
λ_3	1.00	1.11	1.17	1.23	1.39	1.52	1.82	1.80	2.02
λ_5	1.00	1.00	1.17	1.17	1.16	1.28	1.28	1.38	1.45
λ_6	1.00	1.02	1.05	1.07	1.09	1.09	1.10	1.11	1.12
λ_8	1.00	1.08	1.11	1.12	1.14	1.23	1.31	1.37	1.52
λ_9	1.00	1.12	1.25	1.43	1.61	1.69	1.26	1.27	1.51

$$x_3^{(1)} = (x_3^{(1)}(1), x_3^{(1)}(2), x_3^{(1)}(3), \dots, x_3^{(1)}(k)), k = 1, 2, 3, \dots, 9$$

$$= (1.00 \ 2.11 \ 3.28 \ 4.45 \ 5.90 \ 7.42 \ 9.24 \ 11.04 \ 13.06)$$

$$x_5^{(1)} = (x_5^{(1)}(1), x_5^{(1)}(2), x_5^{(1)}(3), \dots, x_5^{(1)}(k)), k = 1, 2, 3, \dots, 9$$

$$= (1.00 \ 2.00 \ 3.17 \ 4.34 \ 5.50 \ 6.78 \ 8.06 \ 9.44 \ 10.89)$$

$$x_6^{(1)} = (x_6^{(1)}(1), x_6^{(1)}(2), x_6^{(1)}(3), \dots, x_6^{(1)}(k)), k = 1, 2, 3, \dots, 9$$

$$= (1.00 \ 2.02 \ 3.07 \ 4.14 \ 5.23 \ 6.32 \ 7.42 \ 8.53 \ 9.65)$$

$$x_8^{(1)} = (x_8^{(1)}(1), x_8^{(1)}(2), x_8^{(1)}(3), \dots, x_8^{(1)}(k)), k = 1, 2, 3, \dots, 9$$

$$= (1.00 \ 2.08 \ 3.19 \ 4.31 \ 5.45 \ 6.68 \ 7.99 \ 9.36 \ 10.88)$$

$$x_9^{(1)} = (x_9^{(1)}(1), x_9^{(1)}(2), x_9^{(1)}(3), \dots, x_9^{(1)}(k)), k = 1, 2, 3, \dots, 9$$

$$= (1.00 \ 2.12 \ 3.37 \ 4.80 \ 6.41 \ 8.10 \ 9.36 \ 10.63 \ 12.14)$$

紧邻均值生成序列:

$$z_1^{(1)} = (z_1^{(1)}(2), z_1^{(1)}(3), \dots, z_1^{(1)}(k)), k = 2, 3, \dots, 9$$

$$= (1.580 \ 2.735 \ 3.935 \ 5.245 \ 6.640 \ 8.040 \ 9.455 \ 11.040)$$

根据式(4)计算矩阵 B:

$$B = \begin{bmatrix} -z_1^{(1)}(2) & x_3^{(1)}(2) & x_5^{(1)}(2) & x_6^{(1)}(2) & x_8^{(1)}(2) & x_9^{(1)}(2) \\ -z_1^{(1)}(3) & x_3^{(1)}(3) & x_5^{(1)}(3) & x_6^{(1)}(3) & x_8^{(1)}(3) & x_9^{(1)}(3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -z_1^{(1)}(10) & x_3^{(1)}(10) & x_5^{(1)}(10) & x_6^{(1)}(10) & x_8^{(1)}(10) & x_9^{(1)}(10) \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} -1.580 & 2.110 & 2.000 & 2.020 & 2.080 & 2.120 \\ -2.735 & 3.280 & 3.170 & 3.070 & 3.190 & 3.370 \\ -3.935 & 4.510 & 4.340 & 4.140 & 4.310 & 4.800 \\ -5.245 & 5.900 & 5.500 & 5.230 & 5.450 & 6.410 \\ -6.640 & 7.420 & 6.780 & 6.320 & 6.680 & 8.100 \\ -8.040 & 9.240 & 8.060 & 7.420 & 7.990 & 9.360 \\ -9.455 & 11.040 & 9.440 & 8.530 & 9.360 & 10.630 \\ -11.040 & 13.060 & 10.890 & 9.650 & 10.880 & 12.140 \end{bmatrix},$$

$$Y = \begin{bmatrix} 1.16 \\ 1.15 \\ 1.25 \\ 1.37 \\ 1.42 \\ 1.38 \\ 1.45 \\ 1.72 \end{bmatrix}$$

求得灰色发展系数 $a = 1.5283$ 。
系统调节系数 $b_i = (-0.2736 -1.9730 -0.6881 \ 3.8536 \ 0.6891)$ 。
依据式(5)得出序列特征序列预测值：

$$x_0^{(1)} = (1.00 \ 1.04 \ 1.34 \ 1.34 \ 1.39 \ 1.46 \ 1.40 \ 1.42 \ 1.78)$$

将标准化后的预测值还原后即可得福建省物流需求预测值。其对比误差值见表 5 所示。

Table 5. GM (1, 6) predicted value comparison results
表 5. GM (1, 6)预测值对比结果

年份	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
预测值	96,718	100,838	129,689	129,196	134,467	140,850	135,405	137,736	171,752
实际值	96,718	111,779	111,063	120,379	132,252	136,974	133,693	139,927	166,131
相对误差	0.00%	9.79%	16.77%	7.32%	1.67%	2.83%	1.28%	1.57%	3.38%

根据图表可知总体福建省物流需求预测结果与真实值的平均误差为 4.96%，2017~2021 年间误差仅为 2.15%。仅 2014、2015 年误差稍大分别，其他年份误差均在一定小范围内。

4.4. 福建省物流需求预测 LSTM 模型

本文使用 python 搭建 LSTM 模型，首先将数据进行归一化处理、创建数据集。其次构建模型，LSTM 层中包含 50 个 LSTM 单元，并设置 100 个 epochs。最后将训练和测试数据合并，使用已训练好的模型进行预测，将预测结果归一化为原始数据范围。LSTM 对比误差值见表 6 所示。根据图表可知 LSTM 模型下总体福建省物流需求预测结果与真实值的平均误差为 1.52%，2017~2021 年间平均误差仅为 0.93%。

Table 6. Comparison of LSTM predictions
表 6. LSTM 预测值对比结果

年份	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
预测值	98,405	112,355	116,111	123,008	133,309	138,747	133,790	141,029	163,307
实际值	96,718	111,779	111,063	120,379	132,252	136,974	133,693	139,927	166,131
相对误差	1.74%	0.52%	4.55%	2.18%	0.80%	1.29%	0.07%	0.79%	1.70%

4.5. 模型对比结果

两模型预测值与真实值的相对、绝对误差对比见表 7 所示。从表中可知，GM (1, 6)模型相对误差均值为 4.96%，绝对误差均值为 5999.92；LSTM 模型的相对误差均值为 1.52%，绝对误差均值为 1865.89。

可见 LSTM 模型无论在相对误差均值还是绝对误差均值上精确度均优于 GM (1, 6)模型，总体结果表明在预测福建省物流需求上，LSTM 展现了较好的精度，对研究福建省物流需求具备现实意义。

Table 7. Comparison of the predicted values of the two models
表 7. 两模型预测值对比结果

年份	GM (1, 6)预测值	相对误差	绝对误差	LSTM 预测值	相对误差	绝对误差	实际值
2013	96,718	0	0	98,405	0.0174	1687	96,718
2014	100,838	0.0979	10,941	112,355	0.0052	576	111,779
2015	129,689	0.1677	18,626	116,111	0.0455	5048	111,063
2016	129,196	0.0732	8817	123,008	0.0218	2629	120,379
2017	134,467	0.0167	2215	133,309	0.008	1057	132,252
2018	140,850	0.0283	3876	138,747	0.0129	1773	136,974
2019	135,405	0.0128	1712	133,790	0.0007	97	133,693
2020	137,736	0.0157	2191	141,029	0.0079	1102	139,927
2021	171,752	0.0338	5621	163,307	0.017	2824	166,131
模型误差均值	-	4.96%	5999.92		1.52%	1865.89	-

4.6. 预测结果

通过对比发现 LSTM 的精度更高，以表 8 是 2022~2026 年 LSTM 模型对福建省物流需求的预测结果。福建省统计年鉴中 2022 年货物运输量数据为 169,107，对比预测结果可知相对误差为 14.00%，误差比之前大。观察原始数据可知，后期数据的波动性明显增大，货物运输量由 2020 年的 139,927 大幅上升至 2021 年的 166,131，反映了国内物流行业受公共突发卫生事件后快速复苏的态势，而随着这种影响的逐渐消失，物流需求也逐渐稳定，从 2021 年、2022 年真实值可以看出货物运输量逐渐保持稳定增长态势，而这与 2023 年到 2026 年预测值的变化趋势相一致，因此 LSTM 模型在预测未来货物运输量方面展现出了一定的有效性。

Table 8. Forecast results for 2022~2026
表 8. 2022~2026 年预测结果

年份	2022	2023	2024	2025	2026
预测结果(万吨)	192,779	199,411	206,296	213,442	220,857

5. 结论及建议

本文以铁路总里程、公路总里程、货物周转量、港口吞吐量、交通运输&仓储和邮政业增加值作为影响因素构建灰色(1,6)模型和 LSTM 模型。预测结果的对比表明 LSTM 模型的精度更好，证明应用此模型对福建省物流需求展开预测较为有效，并给出 2022~2026 年福建省预测结果。可以看出中短期福建省物流量稳步增长，展现了经济发展对物流的需求增加。为进一步提高福建省物流区域竞争力及环境，提出以下建议：

加强港口物流基础建设，提升物流环境承载力。福建省拥有众多具备优越地理条件的优质港口，应充分发挥这些港口在区域经济发展中的重要作用。亟需加强港口设施的现代化改造，推进技术革新与升

级,以切实提高港口物流的效率和服务质量,从而为港口物流的进一步发展奠定坚实基础。在此基础上还应着力构建现代化物流体系,通过大力推广智能物流技术和信息化手段,进一步提高物流管理与运作的效率,以此增强应对复杂市场环境的能力。

以创新为驱动力,增强物流市场竞争力。一方面,应大力支持技术创新和管理创新,促进物流企业不断提升自身的核心竞争优势。通过引入和应用先进的物流技术,优化内部管理流程,提升运营效率和服务质量,从而在激烈的市场竞争中占据有利地位。另一方面,加快构建现代化物流体系,积极建设智慧物流平台,已成为推动物流行业高质量发展的重要抓手。福建省应通过广泛推广和应用物流信息化技术,实现物流全过程的数字化、智能化管理,以提高物流运输的效率和精准度,降低运营成本,提升服务响应速度和质量。

加强产业聚集,提升物流发展凝聚力。福建省应积极营造良好的政策环境和发展氛围,制定吸引物流产业优质企业落户的激励机制,从而聚集更多具有竞争力和创新能力的企业。福建省应建立物流产业集聚区以实现资源共享、产业协同和创新驱动的发展模式,推动物流产业链的整体升级。同时应通过建立区域协作机制,促进物流产业的区域协同发展。福建省应积极推进区域间物流信息的互联互通,推动物流服务标准的统一化和流程的标准化,实现区域内物流资源的高效配置与共享,从而形成具有竞争力的区域物流产业集群,为福建省及其周边地区的经济一体化发展贡献力量。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 原静. 正向权重组合预测机制下的农产品冷链物流需求量预测[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(19): 341-346.
- [3] 李敏杰,王健.基于 RBF 神经网络的水产品冷链物流需求预测研究[J]. 中国农业资源与区划, 2020, 41(6): 100-109.
- [4] 蔡婉贞,黄翰.基于 BP-RBF 神经网络的组合模型预测港口物流需求研究[J]. 郑州大学学报(工学版), 2019, 40(5): 85-91.
- [5] 吕靖,陈宇姝.大连水产品冷链物流需求影响因素分析及其预测[J]. 数学的实践与认识, 2020, 50(15): 72-80.
- [6] 张乐,汪传旭.基于 GM (1, 1)-MLP 神经网络组合模型的物流总额预测[J]. 上海海事大学学报, 2018, 39(4): 58-62.
- [7] 张喜才,李海玲.基于灰色与马尔科夫链模型的京津冀农产品冷链需求预测[J]. 商业经济研究, 2019(15): 109-111.
- [8] 李思聪,叶静.基于灰色回归模型的农产品冷链物流需求分析及预测[J]. 公路交通科技, 2022, 39(5): 166-174.
- [9] 李国祥,马文斌,夏国恩.基于深度学习的物流需求预测模型研究[J]. 系统科学学报, 2021, 29(2): 85-89.
- [10] 徐晓燕,杨慧敏,吕修凯,王雪,康静彩.基于山东省不同模型的物流需求预测比较研究[J]. 包装工程, 2022, 43(23): 207-215.
- [11] Li, Y. and Wei, Z. (2022) Regional Logistics Demand Prediction: A Long Short-Term Memory Network Method. *Sustainability*, **14**, Article No. 13478. <https://doi.org/10.3390/su142013478>
- [12] Zeng, M., Liu, R., Gao, M. and Jiang, Y. (2022) Demand Forecasting for Rural E-Commerce Logistics: A Gray Prediction Model Based on Weakening Buffer Operator. *Mobile Information Systems*, **2022**, Article ID: 3395757. <https://doi.org/10.1155/2022/3395757>
- [13] Wang, S., Xing, Q., Wang, X. and Wu, Q. (2022) Demand Forecasting Model of Coal Logistics Based on Drosophila-Grey Neural Network. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, **14**, 807-815. <https://doi.org/10.1007/s13198-021-01586-x>