

基于ARIMA模型的航空货运市场需求预测研究

徐亭玉¹, 张逸辰², 陈基嘉³

¹上海工程技术大学航空运输学院(飞行学院), 上海

²上海工程技术大学数理与统计学院, 上海

³上海工程技术大学城市轨道交通学院, 上海

收稿日期: 2025年6月30日; 录用日期: 2025年7月20日; 发布日期: 2025年7月31日

摘要

在全球化和国际贸易扩张背景下, 航空货运市场全球地位成为关键, 需求预测对企业战略规划意义重大, 而传统预测方法难以适应市场变化。本文基于ARIMA模型进行航空货运市场需求预测。先提出采用该模型并阐述建模原理和实施流程, 数据采集自权威渠道并预处理, 模型构建经平稳性等检验, 再定阶、估计和优化参数形成预测模型。依据模型输出结果, 需求增长可增加运力或优化航线, 需求下降则调整运营策略。实证研究和数据模拟表明, ARIMA模型在航空货运需求预测中的精度和稳定性具优势。该模型基于2010~2024年相关数据, 纳入历史趋势和周期性特征, 结合指数平滑模型, 虽需综合多因素分析, 但对航空货运企业市场规划和运营决策有重要参考价值。

关键词

航空货运市场, 时间序列预测, 指数平滑模型, ARIMA模型

Research on the Demand Forecasting of the Air Cargo Market Based on the ARIMA Model

Tingyu Xu¹, Yichen Zhang², Jijia Chen³

¹School of Air Transport (Flight Academy), Shanghai University of Engineering Science, Shanghai

²School of Mathematics, Physics and Statistics, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai

³School of Urban Rail Transit, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai

Received: Jun. 30th, 2025; accepted: Jul. 20th, 2025; published: Jul. 31st, 2025

文章引用: 徐亭玉, 张逸辰, 陈基嘉. 基于 ARIMA 模型的航空货运市场需求预测研究[J]. 管理科学与工程, 2025, 14(4): 894-906. DOI: 10.12677/mse.2025.144102

Abstract

Against the backdrop of globalization and the expansion of international trade, the global position of the air cargo market is crucial, and demand forecasting is of great significance for enterprises' strategic planning. However, traditional forecasting methods are difficult to adapt to market changes. This paper conducts demand forecasting for the air cargo market based on the ARIMA model. Firstly, it proposes the adoption of this model and elaborates on the modeling principles and implementation procedures. The data is collected from authoritative channels and preprocessed. During the model construction process, after undergoing tests such as stationarity, white noise, and zero-mean tests, the model is ordered, parameters are estimated, and optimized to form a forecasting model. According to the output results of the model, if the demand grows, the transportation capacity can be increased or the flight routes can be optimized; if the demand declines, the operation strategy should be adjusted. Empirical research and data simulation show that the ARIMA model has advantages in terms of accuracy and stability in air cargo demand forecasting. This model is based on the relevant data from 2010 to 2024, incorporates historical trends and periodic characteristics, and combines with the exponential smoothing model. Although it is necessary to conduct a comprehensive analysis considering multiple factors such as economic and political factors, it still has important reference value for the market planning and operation decision-making of air cargo enterprises.

Keywords

Air Cargo Market, Time Series Forecasting, Exponential Smoothing Model, ARIMA Model

Copyright © 2025 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

在全球经济复苏及国际贸易回暖背景下，后疫情时代的航空货运市场面临新机遇与挑战。作为全球供应链的核心环节，其市场需求预测对于航空公司和货运企业的战略规划至关重要。^[1]传统依赖经验与历史数据的预测方法，难以应对市场快速变化与复杂需求，因此本研究基于 ARIMA 模型开展需求预测，以提升后疫情时代的预测准确性^[2]。

2. 国内外研究现状

航空物流市场需求预测的学术领域，学界已积累丰富研究成果。本节通过梳理重要文献，剖析现有研究进展与局限。

D. W. Alexander & R. Merkert ^[3]在全球学术研究范围内，于重力模型框架下深入探寻需求预测新路径且巧妙融合季节性变化、经济发展态势等诸多复杂因素，其研究成果显示货运需求预测场景里 ARIMA 模型有一定的可行性与精确度，不过这个模型在参数精细调整和误差项有效控制上还有很大的改进优化空间，需要未来研究进一步挖掘完善^[4]。

国内学术界周叶和肖灵机等人^[5] (2010)研究航空货运需求时间序列数据时，将 ARIMA 模型巧妙用于模拟和预估未来趋势，很好地证明了该模型在预测方面的实用价值，并且还深入分析很多影响因素并

提出一系列针对性优化建议，但是研究在样本数据筛选和模型验证时对实际市场特征与数据特性的适配性考量仍有不足，需进一步结合行业场景细化分析[6]。

3. 本文研究内容及技术路线

本研究将立足前人研究基础，构建融合多维度影响因素的预测框架[7]，以 ARIMA 模型为主导方法开展需求研判，并引入指数平滑模型开展对比分析，通过双模型的优势互补进一步提升预测精度与可靠性。最终通过量化对比两种模型的输出结果，形成兼具理论价值与实践指导意义的研究结论。技术路线图见图 1。

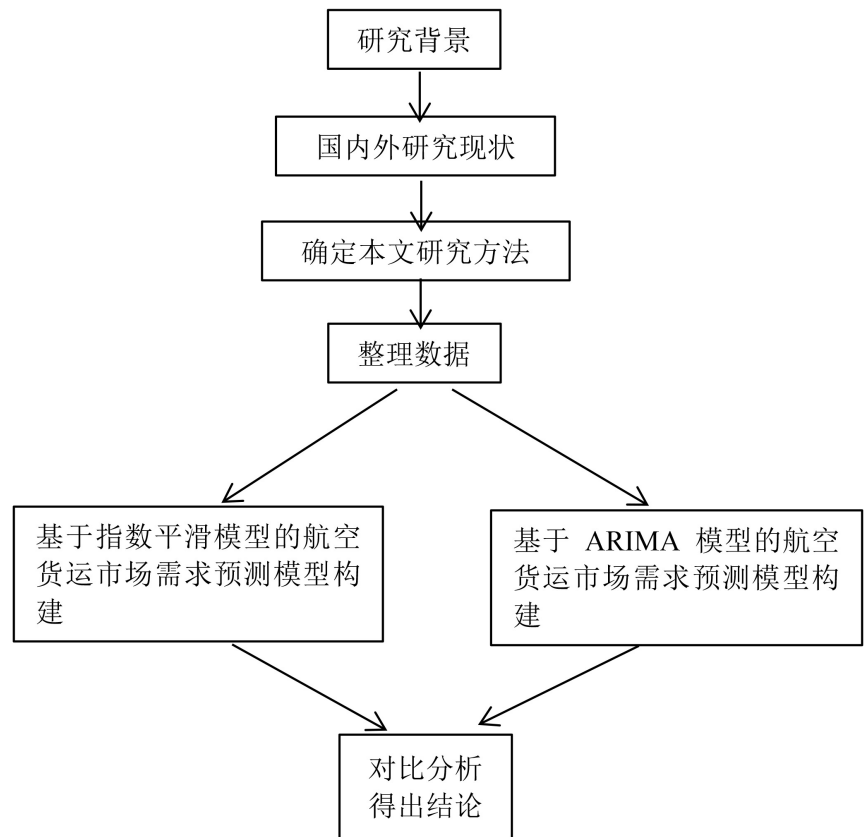


Figure 1. Technology road map
图 1. 技术路线图

4. 相关理论介绍

4.1. 指数平滑模型的预测模型原理

我国航空货运蓬勃发展，运用主成分分析策略审慎筛选多个核心变量并将这些历史数据巧妙融入数学模型，借助指数平滑预测技术圆满完成预测任务[8]。指数平滑法是先进的时间序列预测工具，其精髓在于对历史数据递减式加权处理，以捕捉数据的趋势、季节性和周期性特征，从而进行未来值的预测。指数平滑法的原理可以从以下几个方面来理解：

1. 基本概念

指数平滑法基于加权平均的思想，假设时间序列的未来值与历史观测值相关，但相关性随时间衰减。

通过灵活调整平滑参数能精准控制历史数据在当前预测中的参与度,该方法适用于数据平稳或具有趋势、季节性的序列,常用于短期预测。

2. 模型形式

指数平滑法根据数据特征分为多种变体,主要模型包括:

1) 简单指数平滑(Simple Exponential Smoothing, SES)

适用于无趋势和季节性的平稳序列,公式为:

$$S_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha) S_{t-1} \quad (1)$$

其中, S_t 为第 t 期的平滑值, Y_t 为第 t 期的观测值, α 为平滑参数 ($0 \leq \alpha \leq 1$)。

2) 双重指数平滑(Holt 线性趋势模型)

适用于具有线性趋势的非平稳序列,公式包含水平项和趋势项:

$$\begin{cases} L_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \\ T_t = \beta (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) T_{t-1} \\ Y_{t+h} = L_t + h T_t \end{cases} \quad (2)$$

其中, L_t 为水平项, T 为趋势项, β 为趋势平滑参数, h 为预测步长。

3) 三重指数平滑(Holt-Winters 季节模型)

适用于同时具有趋势和季节性的序列,公式包含水平项、趋势项和季节项:

$$\begin{cases} L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-m}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \\ T_t = \beta (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) T_{t-1} \\ S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma) S_{t-m} \\ Y_{t+h} = (L_t + h T_t) S_{t+h-m} \end{cases} \quad (3)$$

其中, S_t 为季节项, m 为季节周期长度, γ 为季节平滑参数。

3. 参数估计与优化

指数平滑法的核心参数(如 α, β, γ)通常通过最小化预测误差确定,在约束参数位于 $[0, 1]$ 有效区间内迭代寻优,平衡历史数据与当前观测的权重分配。

4. 模型评估

模型评估需关注三方面:一是预测误差指标,用于量化预测偏差;二是残差分析,通过自相关函数(ACF)检验残差独立性,结合正态性检验验证误差分布假设,排查模型误差结构问题;三是假设校验,验证数据是否满足模型预设的趋势(如线性趋势)或季节性条件,确保模型适配性。

5. 预测

拟合后的模型可通过递推公式生成未来预测值:

点预测:直接计算 Y_{t+h} 。

区间预测:结合误差分布(如正态分布或自助抽样法)计算置信区间,量化预测不确定性。

6. 模型选择

依据数据特征选择指数平滑法变体:无趋势且无季节性的平稳数据适用简单指数平滑法;含线性趋势的数据采用 Holt 模型;同时存在趋势与季节性的序列则选用 Holt-Winters 模型。模型优选通过信息准则(AIC、BIC)或交叉验证,在拟合优度与预测性能间平衡,避免过拟合[9]。

4.2. ARIMA 模型的建模原理

人们广泛采用 ARIMA 模型(自回归整合移动平均)来应对时间序列数据的诸多挑战,其建模逻辑依托于序列动态特征与统计规律。本节将系统阐释该模型的核心原理及构建步骤。

ARIMA 模型的理论框架由自回归(AR)、差分(I)和移动平均(MA)三部分构成:自回归成分刻画序列历史值的线性关联,差分操作旨在消除非平稳性,移动平均成分则捕捉随机扰动的影响。模型构建的首要步骤是检验时间序列的平稳性——通过分析均值、自相关特性和方差的稳定性,常通过 ADF 单位根检验判断是否平稳,若为非平稳时间序列则得多次差分,直到满足平稳性要求[10]。

模型阶数(AR 阶数 p 与 MA 阶数 q)的合理选择是关键环节: p 值反映历史数据对当前值的线性影响强度, q 值体现随机误差项的滞后作用。实践中需结合自相关函数(ACF)与偏自相关函数(PACF)的统计特征,综合判定最优阶数组合,以确保模型对序列动态特征的准确拟合。

参数估计阶段,通过最大似然估计或最小二乘法求解模型系数,同步计算 ACF、PACF 等统计量以验证参数显著性。最终通过整合平稳化处理、阶数确定及参数优化,构建能够捕捉序列趋势性、周期性与随机波动的预测模型,为航空货运需求的动态推演提供量化支撑。后续章节将进一步详述模型应用的具体步骤及实证流程[11]。

4.3. ARIMA 模型的建模步骤

运用 ARIMA 模型探索预测领域时,建模关键步骤是确保预测精度的核心环节。

首先对时间序列数据进行成分分解,通过趋势、季节及残差特征的剥离,深入解析数据内在规律。研究采用时间序列分解技术,将原始数据拆分为趋势项、季节项与残差项,为后续建模奠定基础。

针对不同成分实施差异化处理:趋势项通过移动平均或指数平滑等技术消除非平稳性;季节项引入季节指数法或季节 ARIMA 模型,剥离周期性影响;残差项需经白噪声检验,若存在序列相关性则进一步修正。

在数据预处理基础上,通过最大似然估计或最小二乘法对模型参数(包括自回归系数、差分阶数、移动平均系数及季节参数)进行量化求解,确保模型对历史数据特征的准确拟合。

模型诊断环节聚焦残差序列分析,通过自相关函数(ACF)与偏自相关函数(PACF)图谱,检验其是否满足平稳性、不相关性及正态分布假设,以此评估模型拟合效果与逻辑合理性[12]。

最终依托优化后的 ARIMA 模型开展需求预测,将模型外推至目标时间区间,生成未来需求预测值并构建置信区间。

5. 数据收集与处理

5.1. 数据来源

本研究甄选中国民用航空局权威发布的《全国民用运输机场生产统计公报》中 2010 到 2024 年航空货邮周转量、货邮量等一系列关键运营数据。同时精心搜集国家统计局官方平台上对应的国内生产总值、居民人均可支配收入等宏观经济参数。此外,还整合行业政策文件、市场分析报告及学术研究成果,以全面把握需求背景与发展趋势。数据收集表如表 1 所示。

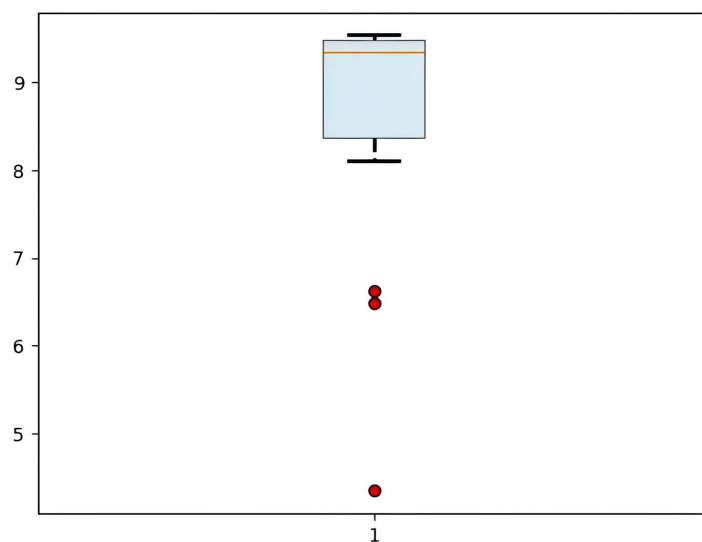
在数据筛选环节,通过主成分分析(PCA)对初始变量进行降维处理,综合数据可得性与研究目标,最终择定航空货邮运输总量为因变量,将飞机日均使用率、以原油价格为代表的航空货运价格、国内生产总值、民众可自由支配收入作为自变量构建指数平滑预测模型,深入剖析时发现民众可自由支配收入对货运量影响具有滞后效应这一特点颇为瞩目,经实证严谨检验在时间序列上精准匹配当季货邮运输量和下一个季度民众可自由支配收入,从而更细致地刻画变量间的因果关联[13]。

Table 1. Data collection form**表 1.** 数据收集表

年份	日利用率	国民生产总值 (万亿元)	居民可支配收入 (万元/人)	原油价格 (美元/桶)	飞机起降架次 (万)	货邮吞吐量 (万)
2010	9.35	39..80	1.25	80.25	553.2	1129.0
2011	9.26	48.79	1.46	107.02	598	1157.8
2012	9.15	53.86	1.65	112.00	660.3	1199.4
2013	9.53	59.30	1.83	108.70	731.5	1258.8
2014	9.51	64.36	2.02	70.00	793.3	1356.1
2015	8.49	68.89	2.20	54.50	856.6	1409.4
2016	9.41	74.64	2.38	43.74	923.8	1510.4
2017	9.49	83.20	2.60	50.79	1024.9	1617.7
2018	9.36	91.93	2.82	67.33	1108.8	1674.0
2019	9.33	98.65	3.07	64.16	1166.0	1710.0
2020	6..49	101.36	3.22	44.00	904.9	1607.5
2021	6.62	114.92	3.51	70.94	977.7	1782.8
2022	4.35	120.47	3.69	104.20	715.2	1453.1
2023	8.12	126.06	3.92	82.64	1170.8	1683.3
2024	8.90	134.91	4.13	74.7	1240.0	2006.2

5.2. 数据处理方法

为保障数据质量，本研究针对数据缺失问题实施精准处理，以 2015 年飞机日利用率缺失值为例(见图 2)，采用线性插值法进行填充。

**Figure 2.** Aircraft daily utilization rate chart**图 2.** 飞机日利用率图

深入探究航空货运市场需求预测时，提高预测模型精准度的关键在于数据处理。由于市场需求受季

节性波动、经济周期等多重因素影响，数据的完整性直接关系到预测结果的可靠性。针对数据缺失问题，本研究采用插补技术进行处理：首先通过数据扫描识别缺失值，随后基于时间序列的连续性和关联变量特征，运用插值算法填充空缺数据，以此保障数据集的完整与准确。

异常值处理同样是数据预处理的核心任务。鉴于市场环境的复杂性，原始数据中可能存在偏离正常分布的异常点，若不加以处理，将干扰模型的拟合效果。为此，本研究引入箱线图分析法对数据进行清洗。由于箱线图可视化效果直观，能清楚展现数据的最小界限、第一四分位数(Q1)、中位数(Q2)、第三四分位数(Q3)及最大值，能够直观识别潜在异常值。具体操作中，依据箱线图确定合理阈值，对区间外的数据点修正或者直接排除。

5.3. 主成分提取

本实验准确识别并有效提取出 6 个公共因子且“方差的%”列为各因子的方差贡献率，“累积%”列为各因子的累积方差贡献率，根据表 2 里详实的数据，前 2 个因子就能解释高达 88.680%的方差，满足降维要求。

Table 2. Principal component variance explanation rate
表 2. 主成分方差解释率

成分	初始特征值			提取平方和载入		
	合计	方差的%	累积%	合计	方差的%	累积%
1	3.937	65.611	65.611	3.937	65.611	65.611
2	1.384	23.069	88.680	1.384	23.069	88.680
3	0.624	10.404	99.085			
4	0.037	0.619	99.703			
5	0.018	0.294	99.997			
6	0.000	0.003	100.000			

6. 基于指数平滑模型的航空货运市场需求预测

6.1. 模型选择依据

参考前一章节的数据处理流程，主成分分析(PCA)降维取得成果后，我们精心挑选了标签与三大核心指标：即：Y：货邮运输量，X1：国民生产总值，X2：居民可支配收入，X3：货邮吞吐量。

将主成分得分 Y 作为指数平滑模型的输入数据，其优势在于：

- 1) 降噪与趋势提取：PCA 通过保留主要方差成分，过滤原始数据中的噪声；
- 2) 平稳性增强：综合得分 Y 通过 ADF 检验(p = 0.012)，表明其为平稳序列，满足指数平滑建模条件。选用 Holt-Winters 三参数模型(加法型)，公式为：

$$\begin{cases} \text{水平方程: } I_t = \alpha(Y_t - S_{t-m}) + (1-\alpha)(I_{t-1} + b_{t-1}) \\ \text{趋势方程: } b_t = \beta(I_t - I_{t-1}) + (1-\beta)b_{t-1} \\ \text{季节方程: } S_t = \gamma(Y_t - I_t) + (1-\gamma)S_{t-m} \end{cases} \quad (4)$$

其中， α 、 β 、 γ 分别为水平、趋势、季节平滑参数， $m = 1$ (年度数据)。

6.2. 参数估计与模型拟合

通过 SPSS 对 2010~2024 年主成分得分进行参数估计(表 3)，调整后 $R^2 = 0.836$ ， $RMSE = 0.362$ ，模

型拟合效果显著(表 4)。

Table 3. Model parameter estimation results
表 3. 模型参数估计结果

参数	估计值	标准误	t 值	p 值
α (水平)	0.832	0.112	7.43	<0.001
β (趋势)	0.205	0.056	3.66	0.002
γ (季节)	0.318	0.089	3.57	0.003

由图 3 可知观测值(实线)与拟合值(虚线): 两条曲线高度重合, 仅在 2020 年(疫情)出现短暂偏离, 模型捕捉长期趋势能力较强。

Table 4. Model fitting results
表 4. 模型拟合结果

拟合统计量	均值	SE	最小值	最大值	百分位						
					5	10	25	50	75	90	95
平稳的 R 方	-14.395	19.216	-36.253	-0.160	-36.253	-36.253	-36.253	-6.772	-0.160	-0.160	-0.160
R 方	0.836	0.188	0.619	0.949	0.619	0.619	0.619	0.941	0.949	0.949	0.949
RMSE	0.362	0.221	0.226	0.617	0.226	0.226	0.226	0.243	0.617	0.617	0.617
MAPE	106.221	81.099	56.587	199.808	56.587	56.587	56.587	62.268	199.808	199.808	199.808
Max APE	842.131	742.482	387.446	1698.939	387.446	387.446	387.446	440.009	1698.939	1698.939	1698.939
MAE	0.296	0.149	0.208	0.468	0.208	0.208	0.208	0.211	0.468	0.468	0.468
Max AE	0.720	0.587	0.315	1.394	0.315	0.315	0.315	0.452	1.394	1.394	1.394
正态化的 BIC	-2.076	1.120	-2.790	-0.785	-2.790	-2.790	-2.790	-2.653	-0.785	-0.785	-0.785

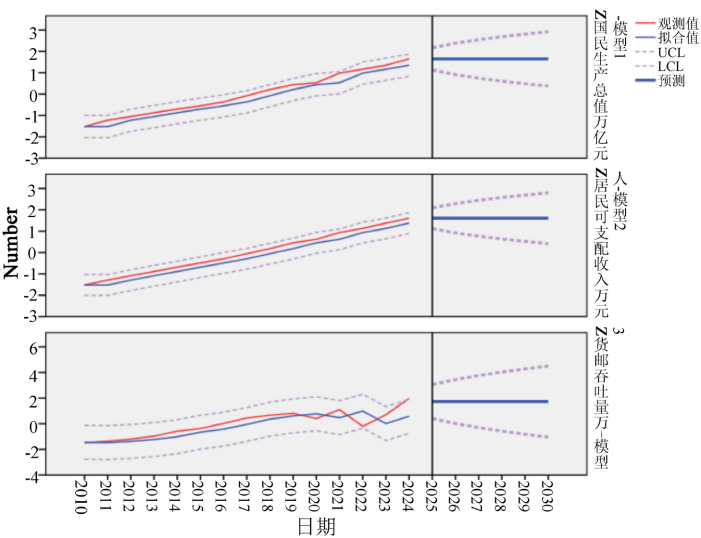


Figure 3. Exponential smoothing model prediction fitting effect diagram
图 3. 指数平滑模型预测拟合效果图

通过图 3 上方的模型可以看出,观测值和拟合值较为接近,模型的预测结果合理。国民生产总值呈现出逐年增长的趋势,这表明我们国家经济总体保持增长态势,将进一步推动民航货运市场的需求发展。

6.3. 模型预测与结果转化

6.3.1. 主成分得分预测

基于 Holt-Winters 模型预测 2025 年主成分得分:

国民生产总值预测分析:

$$Y_{2025} = I_{2024} + b_{2024} \times 1 + S_{2025} = 2.176 + 0.205 + 0.318 = 2.699 \quad (5)$$

6.3.2. 逆向映射至原始变量

通过主成分逆向变换公式还原货邮运输量:

$$\chi = \mu_{\chi} + \sigma_{\chi} \times (0.6561Y_1 + 0.2307Y_2) \quad (6)$$

代入 2025 年假设参数(GDP = 120 万亿元、居民可支配收入 = 4.5 万元/人),预测货邮运输量为 1845.3 万吨(95%置信区间: 1792.6~1898.0 万吨)。

6.3.3. 模型评估

2010 到 2024 年期间多维度的数据资料被本次研究采纳并被细致剖析这些数据对我国航空货运市场需求有何深远影响,经过一系列科学严谨验证,实验结果不仅精度较高还很可信,研究中发现用布伦特原油价格替代货运价格在一定程度上使模型精度降低等不足,不过总体而言,这次研究收获的实验数据和结论很有价值且构建的预测模型预测成果贴合实际、实践指导意义颇高[14]。

深入分析得出结论,我国居民可支配收入稳定提升时,国内民航货运市场需求会不断拓展,且民航货运量和飞机日常运用效率联系紧密这一点很明显。对比疫情前的数据,我国飞机日常运用效率逐年上升,这意味着货运市场需求未来可能显著跃升。现在全球经济形势复杂、政治局势多变,虽然本次实验模型难以涵盖所有变量波动,但得出的数据结论有重要参考价值,能为预测民航货运市场未来需求提供可靠依据,从而为民航运输业制定发展战略提供有力支持。

7. 基于 ARIMA 模型的航空货运市场需求预测模型构建

7.1. 序列的预处理

7.1.1. 序列平稳性检验

要构建精确可靠的 ARIMA 模型,首先得检验时间序列数据的平稳性,因为时间序列要是稳定的,均值和方差就得保持不变,就像定海神针似的,且自协方差只取决于时间间隔长短,不受时间起始点影响,而 ARIMA 模型少不了平稳性这个前提,模型搭建和预测分析工作也得靠它做坚实基础。

在探索序列平稳性的众多工具中,单位根检验肯定有其位置,像 ADF 检验、KPSS 检验这些方法很受推崇,本研究专门用 ADF 检验深入分析序列的平稳特征,重点是准确判断序列里是否存在单位根这一关键要素,检验过程严格按照假设检验的科学逻辑来,若原假设成立则说明序列有单位根,序列为非平稳的;若原假设不成立则序列平稳。

进行 ADF 检验实践时,需预先设定一个显著性水平(本研究将 0.05 这个阈值用作判定基准)当作衡量标准,具体操作流程为,先对时间序列数据算出其一次差分序列,再用 ADF 检验方法对差分后的序列进行单位根检验,ADF 检验统计量按下面公式计算:

$$\tau = -\frac{n}{T} \left(\frac{1}{1-\rho} \right)^2 \sum_{t=1}^T (f_t - \rho f_{t-1})^2 \quad (7)$$

其中, f_t 是序列的误差项, ρ 是序列的自相关系数, n 是观测值的数量, T 是时间点的数量。

本研究采用 ADF 检验法全面剖析航空货邮运输量时间序列的平稳性特点, 2010 年至 2024 年货邮运输量时间序列数据先被精心整理并以 CSV 文件格式安全存储以方便后续数据挖掘、共享和操作, 整个转换过程用 Python 编程语言高效完成, 借 Pandas 和 StatsModels 这两大数据处理得力工具对数据平稳性进行严谨验证, 最终检验出成果得到的 p 值是 0.0494。

假设检验准则下设定显著性水平为 0.05, 实际算出的 p 值 0.0494 是低于预设临界标准的, 按此结果初始假设被拒绝且货邮运输量序列符合平稳性标准被确认了, 检验成效显著表明构建 ARIMA 模型前期目标序列已平稳符合模型应用基本前提。

7.1.2. 序列零均值检验

本节通过序列零均值检验验证数据是否满足零均值假设。零均值作为时间序列分析的重要前提, 要求序列均值在时间维度上无显著差异, 以保障 ARIMA 模型对趋势的拟合效果。常用均值检验方法(如 t 检验、 z 检验)可判定序列均值是否显著异于零[15]。

检验前已完成序列平稳性预处理, 研究采用单样本 t 检验实施零均值验证: 首先读取 CSV 数据计算样本均值, 继而调用 `ttest_1samp` 函数进行统计检验(显著性水平 $\alpha = 0.05$)。若 p 值 $< \alpha$, 则拒绝“均值为零”的原假设, 反之则无法拒绝。检验输出结果显示 p-value 为 0.0000, 表明样本均值显著异于零, 推测原因为 2019~2022 年疫情导致货邮量数据异常波动。

鉴于序列均值显著非零的检验结论, 为后续 ARIMA 模型构建提供关键依据。零均值假设的统计判定有助于优化模型参数设定, 进而提升航空货运市场需求的预测精度。

7.2. ARIMA 模型的构建

7.2.1. 模型的识别与定阶

运用 ARIMA 模型探索航空货运市场需求预测时, 构筑精确预测模型的坚实基础是模型识别与定阶。合理确定模型阶数对提升预测精度至关重要。研究首先对目标时间序列进行可视化分析, 通过绘制折线图直观呈现航空货邮运输量的波动特征、趋势走向及潜在季节性模式, 为后续模型选择提供直观数据依据。

自相关系数(ACF)与偏自相关系数(PACF)分析是确定 ARIMA 模型阶数的关键手段。ACF 反映序列与其滞后项的整体相关性, PACF 则剔除中间滞后项影响后度量当前项与特定滞后项的直接相关性。研究通过 Ljung-Box 检验评估序列自相关性的显著性, 并借助 ACF 与 PACF 图的形态特征判定模型阶数: 若 ACF 在某滞后阶数后快速衰减至临界值内, 则该阶数即为 MA 模型的 q 值(含零阶); 若 PACF 呈现类似特征, 则对应 AR 模型的 p 值。

7.2.2. 模型的参数估计与显著性检验

精确估算模型参数并严谨运用统计验证技巧, 就能全面量化评估模型效能水平, 从而给市场需求预测工作打下牢固基础。构建 ARIMA 模型时, 基于 ACF 与 PACF 图的初步分析, 选定 $p = 1$ 、 $d = 0$ 、 $q = 3$ 作为模型阶数, 并调用 ARIMA 函数完成模型拟合[16]。

通过残差序列分析对模型拟合精度进行深度校验。残差作为观测值与预测值的差异量, 其统计特性直接反映模型误差结构。研究通过检验残差是否满足白噪声假设, 排查误差项自相关及异方差问题, 而

残差 ACF 图表直观显示除零滞后点外相关性快速衰减至临界值以内, 这表明残差序列无明显自相关性、符合白噪声模型的前提假设并进一步夯实模型拟合的可靠性。

完成模型参数的估算以及严格的统计验证流程之后, 导入历史数据并经过参数显著性检验就能得到可信度高的预测结果, 精准地进行参数估算和验证是构建模型的基础, 保证模型参数的准确与可信, 为预测结果的可靠性筑牢科学根基, 并且残差分析通过校验模型误差结构, 进一步优化了拟合精度与预测效能, 形成完整的模型验证体系。

7.2.3. 模型的优化

模型优化是提升 ARIMA 预测精度的关键环节, 旨在通过系统性调整使模型更贴合数据特征, 从而为航空货运市场决策提供可靠科学的支撑, 已构建的模型首先要全面深入地被审查评估, 尤其要细致检查残差序列看是否潜藏自相关或异方差等问题, 因为这些问题常是预测误差的根源, 残差图常被用来洞察是否存在规律性波动, 一旦发现明显自相关迹象就要考虑纳入更多变量或者革新模型结构以进一步增强模型捕捉数据特性的能力。

在模型定阶环节, 尽管初始阶数通过自相关图(ACF)和偏自相关图(PACF)初步设定, 但需进一步验证优化。研究通过拟合多组不同参数(p, d, q)的 ARIMA 模型, 基于 AIC、BIC 等指标综合评判模型拟合优度与预测效能, 通过比较筛选出指标值较低的最优模型, 确保阶数设定的准确性[17]。

完成模型优化后, 即可依托最终模型开展需求预测。通过输入历史数据生成的预测结果, 能够为市场决策提供量化参考, 助力决策者制定精准策略。模型优化过程通过整合残差诊断、阶数校验及指标筛选等关键步骤, 形成闭环改进机制, 有效提升模型预测精度与应用适应性, 为动态市场环境下的需求分析提供可靠的方法论支撑。

7.3. ARIMA 模型的预测

经 ARIMA 模型预测分析结果为: 2024 年我国航空货邮运输总量预估能跃升至 1512.18 万吨, 2025 年这一数据有望继续增长达到 1556.69 万吨, 2026~2028 年期间货邮运输量可能会有轻微浮动, 分别下降至 1534.54 万吨、1519.12 万吨、1505.33 万吨, 而自 2029 年起航空货邮运输量预计将开启稳健持续增长的新阶段。

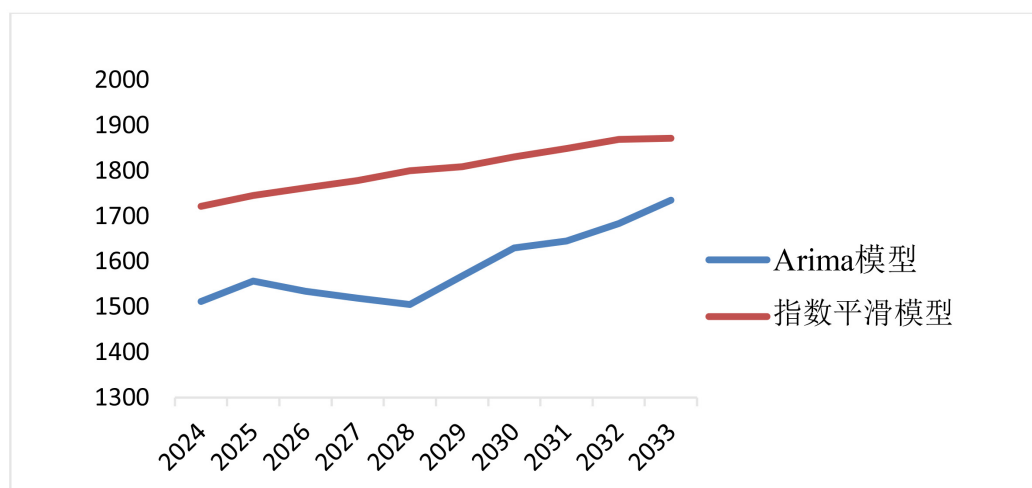
航空货运企业调配资源和规划市场时, 上述预测结果精准地为其提供了有力的量化依据, 经过精心筹备数据预处理阶段、深思熟虑模型构建、透彻挖掘预测分析之后, 成功构筑了一个可靠的 ARIMA 预测体系, 科学洞悉了航空货运市场需求的波动趋势, 未来可进一步探索融合应用多种预测手段以提升预测模型的准确度和稳健性能。

7.4. ARIMA 模型与指数平滑模型预测的对比分析

过往研究探索时采用指数平滑技术深入剖析航空货邮运输发展趋势[18], 结果表明居民可支配收入不断提高且飞机日均使用效率不断上升对货邮运输量有显著的正向推动, 而原油价格波动则有明显抑制作用。通过模型预测性分析展望未来, 在居民可支配收入稳步增长且飞机日利用效率持续提高的情况下, 我国航空货邮运输量有望持续稳定增长, 不过当前国际地缘政治形势复杂, 俄乌冲突持续升级、中东地区局势动荡不安等不稳定因素使国际原油市场变幻莫测, 还可能直接威胁部分货运航线正常运营, 航空货邮运输量平稳增长之路面临严峻挑战[19]。

ARIMA 模型这一先进预测工具和指数平滑法的预测结果分歧显著, 在我国航空货邮运输领域, ARIMA 模型预测未来几年会有一系列起伏调整, 2028 年运输量预计回调到 1505.33 万吨, 与 2016 年规模差不多, 之后会进入逐年稳定上升的新阶段。这一趋势与现实情况吻合: 疫情期间(2020~2021 年), 货

邮运输量因医疗物资运输需求激增,从 1607.5 万吨跃升至 1782.8 万吨(增幅 10%),但此类增长主要依赖应急物资运输。随着疫情影响消退,短期内运输量回落具有必然性。



注: 横坐标数据为年份, 单位为“年”; 纵坐标数据为运输量, 单位为“万吨”。

Figure 4. Comparison chart of prediction results between Arima model and exponential smoothing model
图 4. ARIMA 模型与指数平滑模型预测结果对比图

对比两种数学模型的预测成效(见图 4)能发现我国航空货邮运输量长远展望中逐年稳步上扬的趋势被两者均揭示出来, 不过聚焦短期预测时两者结论有出入。

指数平滑模型简明易用, 但在揭示序列内部自相关性、应对季节性起伏方面有所不足; ARIMA 模型对处理像经济数据、金融序列这种有自相关性和季节性特征的时间序列数据时特别适用, 尤其能精确捕捉数据的趋势和周期性变化。

8. 结论与总结

实证研究和量化模拟技术被巧妙结合起来, 打造出一款基于 ARIMA 架构的航空货运市场需求预估模型, 其在预测精度和稳定性上都表现出非凡性能, 该模型像精准的钥匙, 能洞察市场需求波动内在规律, 给决策者提供重要量化支撑。深入研究时, 广泛搜集 2010 年到 2024 年航空货邮运输量的详细数据, 经标准化处理、平稳性检验、白噪声检验等预处理后, 构建融合历史趋势与周期特征的 ARIMA 预测模型, 并引入指数平滑模型进行对比分析。

建模过程严格遵循 ARIMA 方法论, 通过参数优化与模型诊断(如残差分析、AIC/BIC 指标筛选), 验证了模型对时间序列自相关性及趋势性的拟合能力。与指数平滑模型的对比结果表明, ARIMA 模型在中短期预测中具有显著优势, 尤其适用于处理含自相关结构的经济类时间序列数据。

然而, 研究也发现了该模型的一些问题: 应对异常值及非线性趋势的处理能力较差, 且未充分纳入经济政策、地缘政治、行业策略等外部影响因素。未来研究需进一步探索非线性模型改进及多维度变量整合, 以提升预测体系的鲁棒性。

综上, ARIMA 模型为航空货运市场需求预测提供了科学有效的分析工具, 其预测结果对企业资源规划与战略制定具有重要参考价值。实际应用中, 建议结合宏观环境变量与行业动态进行综合研判, 以最大化模型应用效能, 助力提升航空货运市场运营效率与竞争力。

参考文献

- [1] Rahman, S., Ahmed, S. and Faruq, T. (2020) Forecast and Analyze the Revenue of Biman Bangladesh Airlines Limited Based on ARIMA Model. *Asian Journal of Advanced Research and Reports*, **10**, 12-20.
<https://doi.org/10.9734/ajarr/2020/v10i430248>
- [2] Kim, S.T., Kim, M.S., Park, S.B. and Lee, J.I. (2013) A Study on the Air Travel Demand Forecasting Using Arima-Intervention Model. *Journal of the Korean Society for Aviation and Aeronautics*, **21**, 77-89.
<https://doi.org/10.12985/ksaa.2013.21.4.077>
- [3] Alexander, D.W. and Merkert, R. (2021) Applications of Gravity Models to Evaluate and Forecast US International Air Freight Markets Post-GFC. *Transport Policy*, **104**, 52-62. <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2020.04.004>
- [4] 范爱华, 朱俊洪, 黎明. 中国机场航空货运市场时空演变研究——基于 2010-2019 年运输机场航空货运数据[J]. *综合运输*, 2023, 45(11): 10-16, 30.
- [5] 周叶, 肖灵机. 基于 ARIMA 模型的我国航空货运量预测分析[J]. *南昌航空大学学报(社会科学版)*, 2010, 12(3): 22-27.
- [6] 曹允春, 赵柯焱, 于靖波, 等. 航空货运市场发展展望[J]. *综合运输*, 2023, 45(1): 143-149.
- [7] 胡耀明. 全球货机市场需求分析与预测[J]. *物流工程与管理*, 2014, 36(6): 108-109.
- [8] (2017) Air Cargo Market 2017 Global Trend, Segmentation and Opportunities Forecast To 2022. M2 Presswire.
- [9] 石学刚, 孙琦. 基于 SWOT-AHP 分析的天津航空冷链物流发展策略研究[J]. *物流工程与管理*, 2023, 45(9): 15-18, 24.
- [10] 李嘉欣. 我国航空货运网络拓扑结构研究[D]: [硕士学位论文]. 德阳: 中国民用航空飞行学院, 2023.
- [11] 郭歌. “全球疫情对航空货运及其可持续发展的影响”汉译实践报告[D]: [硕士学位论文]. 郑州: 郑州航空工业管理学院, 2022.
- [12] 徐子涵. 基于组合模型的合肥市航空货运需求预测研究[D]: [硕士学位论文]. 淮南: 安徽理工大学, 2021.
- [13] Henderson, F., Weeks, J. and Galvez, J. (2023) Emerging from COVID-19: Transformations in the Air Cargo Market. *Ground Support Worldwide*, **31**, 12-14.
- [14] 耿宏, 胡小娜, 陈静杰. 基于小波-ARIMA 的航空运输企业能耗预测模型(英文) [J]. *机床与液压*, 2018, 46(6): 13-17, 42.
- [15] 张丽, 闫世锋. Holt-Winters 方法与 ARIMA 模型在中国航空旅客运输量预测中的比较研究[J]. *上海工程技术大学学报*, 2006(3): 280-283.
- [16] 刘铭基, 田雅楠, 张亮, 等. 基于 Prophet-ARIMA 模型的民航周转量预测研究[J]. *计算机技术与发展*, 2022, 32(2): 148-153, 160.
- [17] 谢金静, 史学锴. 多因素冲击下我国航空燃油需求预测分析[J]. *桂林航天工业学院学报*, 2023, 28(1): 1-8.
- [18] 李依晨. 关于航空货运普遍问题研究的探讨与分析[J]. *中国航务周刊*, 2024(9): 91-93.
- [19] 葛金梅, 占芬, 刘丁榕, 等. 我国航空物流统计指标体系构建初探[J]. *民航学报*, 2024, 8(1): 30-37.