

企业基于组合预测模型的采购需求计划研究

蒋焯丹, 曹文彬

江南大学商学院, 江苏 无锡

收稿日期: 2024年2月29日; 录用日期: 2024年3月19日; 发布日期: 2024年4月30日

摘要

针对空调压缩机部件采购计划的精准预测是空调企业推进精益管理目标实现过程中所不可或缺的一个环节, 这对于企业降本增效等方面均具有重要的现实意义。然而, 现实中仍有很多空调企业在规划采购计划时, 过度依赖历史数据和过往经验, 这种预测方式往往带有较强的主观色彩, 导致预测结果与实际情况存在较大偏差。为了解决其问题, 本研究选取了空调行业内颇具代表性的X公司作为研究对象, 并结合其实际运营情况, 提出了一种融合灰度GM预测模型与ARIMA时间序列预测模型的组合预测方法。这一方法的提出, 旨在为企业提供一个更为客观、精准的采购需求预测工具, 进而助力企业实现更为高效的运营管理和成本控制。

关键词

采购预测, ARIMA模型, GM (1, N)模型, 组合预测

Research on Procurement Demand Planning for Enterprises Based on Combination Forecasting Models

Yedan Jiang, Wenbin Cao

School of Business, Jiangnan University, Wuxi Jiangsu

Received: Feb. 29th, 2024; accepted: Mar. 19th, 2024; published: Apr. 30th, 2024

Abstract

Accurate prediction of the procurement plan for air conditioning compressor components is an indispensable link in the process of promoting lean management goals in air conditioning enterprises, which has important practical significance for reducing costs and increasing efficiency.

However, in reality, there are still many air conditioning companies that overly rely on historical data and past experience when planning procurement plans. This prediction method often has a strong subjective color, leading to significant deviations between the predicted results and the actual situation. In order to solve its problem, this study selected X Company, which is a representative company in the air conditioning industry, as the research object, and combined with its actual operation situation, proposed a combined prediction method that integrates grayscale GM prediction model and ARIMA time series prediction model. The proposal of this method aims to provide enterprises with a more objective and accurate procurement demand forecasting tool, thereby helping them achieve more efficient operational management and cost control.

Keywords

Procurement Forecasting and Forecasting, ARIMA Model, GM (1, N) Model, Combination Prediction

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

在制造业中, 零部件的采购管理无疑是一个极其复杂的环节。它不仅牵涉到大量的经营设备和流动资金的投入, 还需要专门的场地来储存和管理这些零部件。更为复杂的是, 由于市场环境的瞬息万变、需求的波动以及供应链中各种不确定因素的干扰, 要制定一个精准的采购计划变得异常困难。传统的采购计划制定方法, 大多依赖于过去的历史数据和经验判断。然而, 在如今市场变化迅速、供应链日益复杂的背景下, 这种方法往往显得力不从心, 难以准确反映实际情况。为了应对这些挑战, 提升采购计划的准确性和效率, 近年来, 许多制造业企业开始积极寻求新的方法。其中, 基于组合预测模型的采购计划方法受到了广泛关注。这种方法通过结合多种预测模型, 能够更全面地考虑各种影响因素, 从而制定出更为合理、科学的采购计划。可以说, 组合预测模型的引入, 为制造业企业的采购管理带来了新的希望和可能。它不仅有助于企业更好地应对市场变化, 提升供应链的稳定性, 还能在降低成本、提高效益方面发挥重要作用。

关于采购预测技术的研究, 国外学者早已涉足并进行了深入的探索, 尤其是在科学技术发展的今天, 越来越多的新技术被应用到采购预测中。学者 Kim Jin Hwa [1]等提出了通过人工智能的方式对客户的采购意向进行预测, 为企业在线上及线下寻求新的发展机遇。Ren [2]等学者则另辟蹊径, 他们利用格兰杰因果关系检验分析销量和价格之间的关系, 再通过粒子滤波模型对时尚品的销量进行了精准的预测, 这体现了其在方法论上的创新。Zhang [3]学者则将市场相关的经济指标纳入考量, 通过向量自回归模型 (VAR 模型)对电动车的销量进行了预测, 这种方法更贴近市场动态, 有助于提高预测的准确性。He L [4]学者以电网运营过程中的设备材料采购计划为例, 通过构建基于一元线性回归和灰色理论的组合预测模型, 有效地控制了采购成本, 这一成果对于实际操作具有重要的指导意义。而在国内, 学者们的研究也颇为丰富。吴丹[5]学者提出的基于模糊层次分析法的预测方法, 虽然其适用范围有限, 主要适用于解决一致性问题, 但也在一定程度上丰富了采购预测的方法论。李俊[6]等学者则将 GM (1, 1)模型、非线性预测模型和二次回归预测模型相结合, 形成了组合预测模型, 这种方法的综合性强, 能够更全面地考虑各种影响因素。贡文伟[7]学者则通过构建基于灰色理论与指数平滑法的需求预测综合模型, 对某公司新车型的需求量进行了精准预测。雏晶慧[8]学者则利用 BOM 单数据对电信运营商的采购进行了预测, 这种

方法具有针对性强、操作简便的特点。而曾朝晖[9]学者提出的基于小波变化的 ARMA-LSTM 时间序列混合预测方法, 经过初步测试显示, 在模拟采购计划预测方面具有较高的精确度, 并且其泛化能力也较为优秀, 这为采购预测领域带来了新的突破。

本文基于 ARIMA 预测模型和 BP 预测模型, 进一步引入了一种基于误差倒数法的组合模型算法。以 X 公司的空调零部件为例, 先是利用训练样本数据对这两种单一模型进行了预测训练。其次根据这两种单一模型的预测结果, 结合误差倒数加权法, 从而确定了每种单一预测结果的权重。得到组合模型后进行预测, 并对结果进行分析与讨论。

2. 单一模型预测

2.1. GM(1, N)模型预测

灰色预测方法的核心思想是通过一种特定的生成方式, 将原本离散且随机的数据转化为具有明显规律性的生成数组合。这一转化的过程, 实际上是削弱了原始数据的随机性, 使其呈现出更为清晰的规律。这一模型的构建原理在于, 通过生成方式处理离散随机数, 使其转化为具有明显规律性的生成数组合, 进而形成微分方程形式的模型。这样就能在灰色系统理论的框架下, 利用这些具有规律性的生成数, 对某一特定时期内的变化过程进行描述。在构建微分方程形式模型的过程中, 最为关键的是确定微分方程的系数。这些系数不仅反映了数据变化的内在规律, 也是模型预测精度的决定因素。当灰色预测中有多个影响因素时, 可以选择 GM(1, N)模型来进行预测。

根据研究调查发现, 影响空调压缩机零部件采购的因素较多。市场需求类指标有目标市场容量、目标市场份额、目标市场增长率、用户反馈评价、价格敏感度、产品生命周期、销售渠道利润; 供应链管理指标有历史销售数据、宏观经济增长率、进货周期、供应商可靠性评估、当前库存规模、采购成本、交付时间。随后利用灰色关联度对上述 14 个指标进行分析。

首先置参考序列和比较序列: $X_0 = \{X_0(t) | t = 1, 2, \dots, n\}$, $X_i = \{X_i(t) | t = 1, 2, \dots, n\}$

其次数据进行无量纲化处理: $x_0(t) = \frac{x_i(t)}{x_i(1)}$

然后对灰色关联系数进行计算, 其中 ρ 为 0.5:

$$\xi_i(t) = \frac{\min_i \min_t |x_0(t) - x_i(t)| - \rho \max_i \max_t |x_0(t) - x_i(t)|}{|x_0(t) - x_i(t)| + \rho \max_i \max_t |x_0(t) - x_i(t)|}$$

最后对各个指标序列的灰色关联度值分别进行计算: $r_i = \sum_{k=1}^n w_k \xi_i(t)$, 得出结果如表 1 所示。

选取关联度值大于 0.8 的影响因素作为模型所需要的评估指标, 即选取目标市场份额、目标市场增长率、历史销售数据、供应商可靠性评估和交付时间建立 GM(1, 5)模型。

模型步骤如下:

① 设系统的特征序列为: $x_i^{(0)} = (x_i^{(0)}(1), x_i^{(0)}(2), \dots, x_i^{(0)}(N))$

② 相对于的相关因素序列为: $x_i^{(0)} = (x_i^{(0)}(1), x_i^{(0)}(2), \dots, x_i^{(0)}(N)), i = 1, 2, 3, \dots, m$

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

③ 建立 1-AGO 序列: $x_i^{(1)}(k) = \sum_{j=1}^k x_i^{(0)}(j), k = 1, 2, 3, \dots, n$

Table 1. Calculation results of grey correlation degree for various indicators
表 1. 各个指标的灰色关联度计算结果

| 评估指标 | 灰色关联度值 | 评估指标 | 灰色关联度值 |
|-----------------|--------|-----------------|--------|
| X ₁₁ | 0.545 | X ₂₁ | 0.893 |
| X ₁₂ | 0.867 | X ₂₂ | 0.408 |
| X ₁₃ | 0.852 | X ₂₃ | 0.664 |
| X ₁₄ | 0.709 | X ₂₄ | 0.887 |
| X ₁₅ | 0.668 | X ₂₅ | 0.615 |
| X ₁₆ | 0.674 | X ₂₆ | 0.571 |
| X ₁₇ | 0.585 | X ₂₇ | 0.819 |

④ 生成对应的紧邻均值序列: $Z_i^{(1)}(k) = \frac{1}{2}(x_i^{(1)}(k) + x_i^{(1)}(k-1)), k = 1, 2, 3, \dots, n$

⑤ 建立微分方程: $\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = \sum_{i=1}^N b_i x_i^{(1)}$, 其中 a 表示发展系数, b_i 表示 x_i 的调节系数

$$a = (BB^T B)^{-1} B^T T$$

⑥ 通过最小二乘法得到下列数量关系: $B = \begin{bmatrix} -z_1^{(1)}(2) & x_2^{(1)}(2) & \dots & x_n^{(1)}(2) \\ -z_1^{(1)}(3) & x_2^{(1)}(3) & \dots & x_n^{(1)}(3) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ -z_1^{(1)}(n) & x_2^{(1)}(n) & \dots & x_n^{(1)}(n) \end{bmatrix}$

$$T = \begin{bmatrix} x_1^{(0)}(2) \\ x_1^{(0)}(3) \\ \dots \\ x_1^{(0)}(n) \end{bmatrix}$$

⑦ 建立 $GM(1, N)$ 模型的时间响应式:

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

⑧ $GM(1, N)$ 模型预测值的累减还原式: $x_1^{(0)}(k+1) = x_1^{(1)}(k+1) - x_1^{(1)}(k)$

由公司提供的训练数据进行预测训练, 其预测结果如图 1 所示。

2.2. ARIMA 模型预测

ARIMA 模型是一种专门用于时间序列预测的方法, 它的核心思想在于将原本非平稳的时间序列数据转化为平稳的序列, 随后利用因变量的滞后值以及随机误差项的现值进行回归分析, 从而构建一个能够准确描述时间序列动态变化的预测模型。其一般模型可以表示为:

$$\omega_t = c + \varphi_1 \omega_{t-1} + \varphi_2 \omega_{t-2} + \dots + \varphi_p \omega_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

ARIMA 模型步骤如下:

- ① 应用 ADF 法对原始序列进行单位根检验, 观察数列是否平稳, 如果不平稳就要通过差分运算将其调整成平稳序列。
- ② 利用 SBC 准则确定滞后阶数: $SBC = -2 \ln L + N \ln N$ 。

③ 参数估计和诊断检验。根据模型的参数检验其是否显著, 如果不显著则要对模型进行修改, 知道通过检验。

④ 应用 ARIMA 模型, 预测未来趋势。

本文根据公司提供的数据进行训练, 确定 ARIMA (4, 1, 3)模型, 并预测未来的需求量, 如图 2 所示。

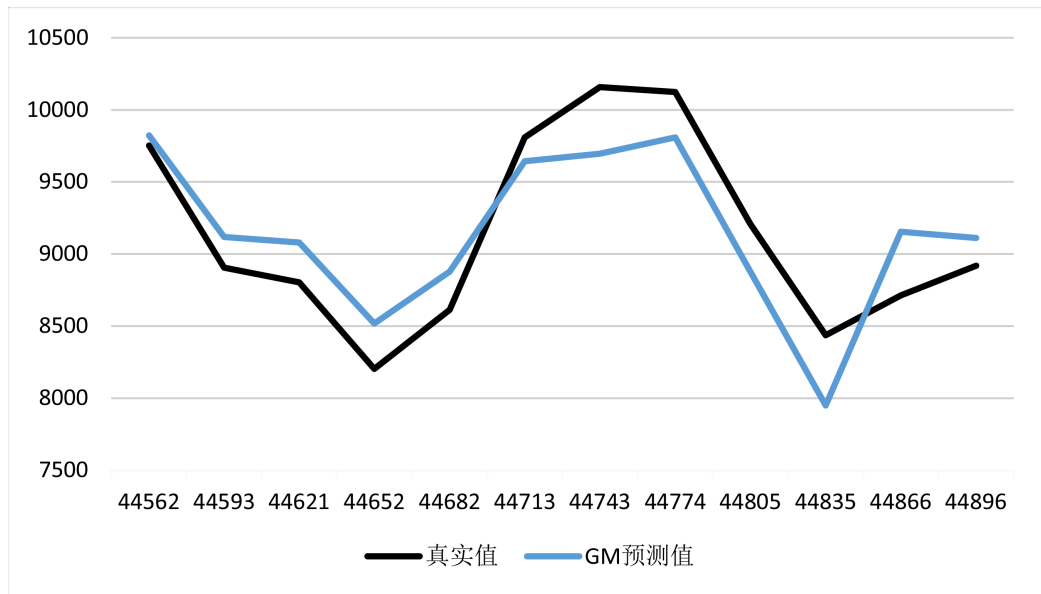


Figure 1. GM prediction results

图 1. GM 预测结果

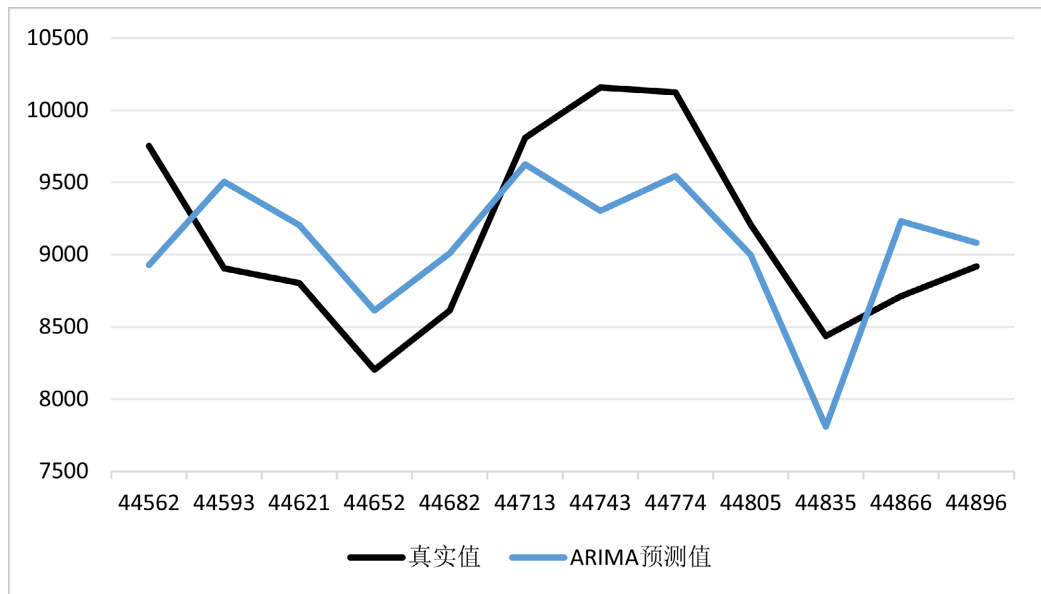


Figure 2. ARIMA prediction results

图 2. ARIMA 预测结果

3. 组合模型预测

本章节基于两个单一模型预测结果的基础上, 根据两种结果与真实值的误差, 设计两者结合的组合

预测模型, 对 X 公司的需求进行预测。

3.1. 组合模型构建

本文提出的组合模型的设计思路如图 3 所示。

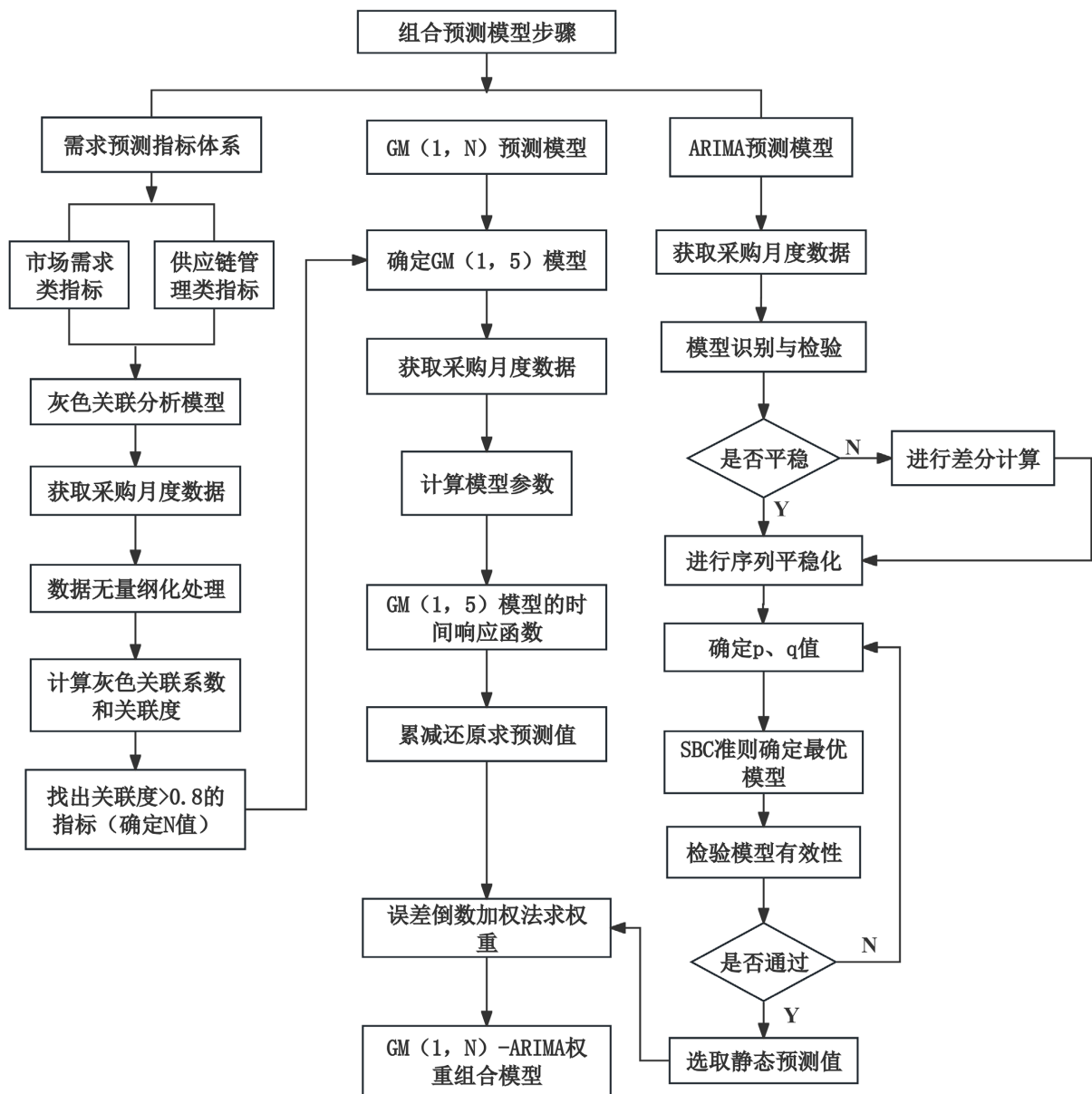


Figure 3. Combination model operation flow chart

图 3. 组合模型运行流程图

采用误差倒数加权法进行权重值的分配, 该模型的表达式:

$$Y_i = \sum_{i=1}^2 w_i y_{ii}$$

权重系数 w_i

$$w_i = \frac{(1/S_i)}{\left(\sum_{i=1}^2 \frac{1}{S_i}\right)}$$

$$S_i = \sum_{i=1}^2 (Y_t - y_{it})^2$$

Y_t 表示在时间周期 t 内的组合预测值; y_{it} 表示在时间周期 t 内使用 $GM(1, N)$ 模型与 $ARIMA$ 模型所获得的预测值; w_i 表示 $GM(1, N)$ 模型与 $ARIMA$ 模型的权重系数; S_i 则表示 $GM(1, N)$ 模型与 $ARIMA$ 模型得到的拟合值序列方差。

适用上述组合模型, 由训练数据进行预测, 得出的结果如图 4 所示。

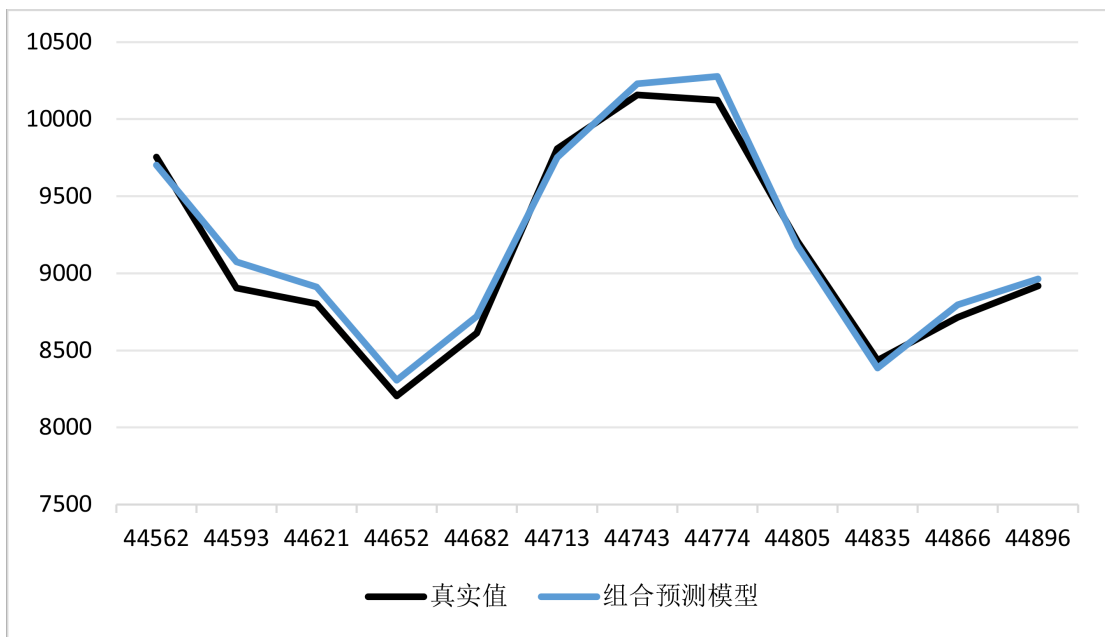


Figure 4. Combination model prediction results

图 4. 组合模型预测结果

3.2. 预测结果对比

本章节对上述三种模型进行对比分析, 如图 5 所示。

模型的评价因素方法有平均绝对误差 MAE、均方根误差 RMSE, 其计公式如下:

$$MAE = \sum_{i=1}^n \frac{\Delta_i}{n}$$

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{|\Delta_i|^2}{n}}$$

三种模型结果比较如表 2 所示。

由表可以看出, 组合模型结果优于单一预测模型。这在一定程度上表明了应用 $GM-ARIMA$ 组合预测模型可显著提高预测精度, 其预测效果显著优于单一的 GM 或 $ARIMA$ 模型, 也可初步推断本次研究设计的 $GM-ARIMA$ 组合预测模型相对更具应用可行性。

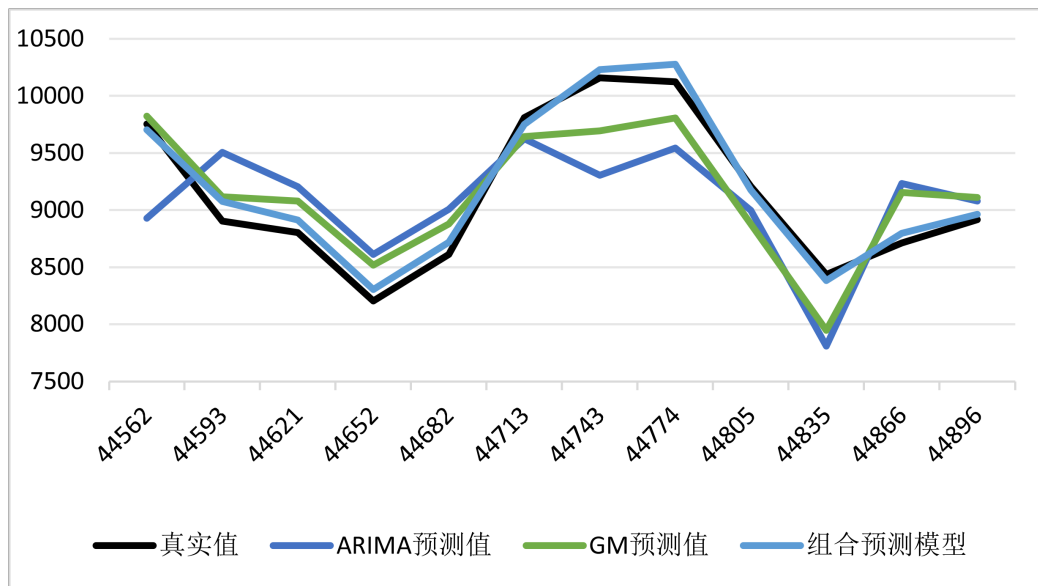


Figure 5. Comparison of prediction results
图 5. 预测结果对比

Table 2. Comparison of prediction results
表 2. 预测结果比较

| | ARIMA 模型 | GM 模型 | 组合预测模型 |
|------|----------|-------|--------|
| RMSE | 6.62% | 3.98% | 2.75% |
| MAE | 42.00 | 14.85 | 8.09 |

4. 结论

本文基于误差倒数加权法设计了 ARIMA 和 GM 的组合预测模型, 从上述分析可以得出: 当单独运用 ARIMA 时间序列模型时, 它对于采购需求量的变化趋势反应不够敏锐, 这使得模型难以及时捕捉到空调压缩机采购需求量数据的新变化动向。相比之下, 单独使用 GM 模型在捕捉采购需求量的变化趋势上表现更为出色, 预测精度也略胜一筹。然而, 对于某些特定的时间点, GM 模型仍然存在一定的误差。

在本次研究中, 采用了 GM-ARIMA 组合预测模型, 相较于前两种单一模型, 它更能精确地描绘出空调压缩机采购需求量数据的月度变化趋势。此外, 相较于以往文献采用的 GM(1, 1)模型来说, 本研究采用的是 GM(1, N)模型, 能够更好的确定影响因素实现预测。这一组合模型的预测结果与实际值的吻合度更高, 不仅在精度上有所提升, 整体效果也更加优越。因此, 可以初步推断, 应用本次研究所设计的 GM-ARIMA 组合预测模型能够获得更为精准的预测结果, 对 X 公司后续的采购计划具有重要的指导意义。

参考文献

- [1] Hwa, K.J., Chan, N.K. and Jong, L.S. (2008) Forecasting of Customer's Purchasing Intention Using Support Vector Machine. *Information Systems Review*, **10**, 137-158. <https://doi.org/10.1109/LAWP.2010.2047836>
- [2] Ren, S., Choi, T.M. and Liu, N. (2016) Fashion Sales Forecasting With a Panel Data-Based Particle-Filter Model. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Systems*, **45**, 411-421. <https://doi.org/10.1109/TSMC.2014.2342194>
- [3] Zhang, Y., Zhong, M., Geng, N., et al. (2017) Forecasting of China. Electric Vehicles Sales with Univariate and Multi-

variate Time Series Models: The Case of China. *PLOS ONE*, **12**, e0176729.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0176729>

- [4] He, L., Rong, G., Ma, N., *et al.* (2021) Combination Forecasting Model of Equipment and Material Prices for Power Grid Production Technological Transformation Projects Based on Unary Linear Regression and Grey Theory. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, **827**, Article ID: 012019.
<https://doi.org/10.1088/1755-1315/827/1/012019>
- [5] 吴丹, 程浩忠, 等. 基于模糊层次分析法的采购预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2007, 2(1): 55-59.
- [6] 李俊, 何刚. 基于组合预测的商品销售量预测方法[J]. 统计与决策, 2012(8): 58-67.
- [7] 贡文伟, 黄晶. 基于灰色理论与指数平滑法的需求预测综合模型[J]. 统计与决策, 2017(1): 72-76.
- [8] 杨天剑, 雒晶慧, 伍娟. 电信运营商采购需求预测模型及案例研究[J]. 北京邮电大学学报, 2017, 19(5): 58-66.
- [9] 曾朝晖, 姚宏亮, 陈晓方, 等. 一种基于小波变化的 ARMA-LSTM 的时间序列混合预测方法[C]//中国自动化学会过程控制专业委员会, 中国自动化学会. 第 32 届中国过程控制会议(CPCC2021)论文集. 2021: 1561.