

中南林业科技大学学报

Journal of Central South University of Forestry & Technology

ISSN 1673-923X，CN 43-1470/S

《中南林业科技大学学报》2026年第7期

Doi:10.14067/j.cnki.1673-923X.2026.07.019

论文标题： 基于AMBOP-SRC模型的木质家具供应链市场需求预测

作　　者： 屈俊林，庞 燕，王忠伟

收稿日期： 2025-08-13

引文格式： 屈俊林,庞燕,王忠伟.基于AMBOP-SRC模型的木质家具供应链市场需求预测[J].中南林业科技大学学报,2026,46(7):203-215.

Qu J L, Pang Y, Wang Z W. Research on market demand forecasting for wood furniture supply chain based on the AMBOP-SRC model[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2026,46(7):203-215.

相关论文推荐

Recommended articles

“双碳”目标驱动下的家具工业低碳转型与智能制造模式

Low-carbon transformation and intelligent manufacturing model of the furniture industry driven by the “dual carbon” targets

基于BP神经网络的家具供应链脆弱性评价

Vulnerability evaluation of furniture supply chain based on BP neural network

家具供应链碳减排的影响因素

Factors influencing carbon emission reduction in furniture supply chain

基于熵值修正G1-TOPSIS的家具制造业绿色供应链合作伙伴选择

Partner selection of GSC for furniture industry based on method of entropy correction G1-TOPSIS

大规模定制家具OPF生产锯图排序优化

Optimization of cutting diagrams sorting in mass customization furniture OPF production

深色名贵硬木家具零件分类成组研究

Research on the classification of dark rare hardwood furniture parts

Doi:10.14067/j.cnki.1673-923x.2026.07.019
http: //qks.csuft.edu.cn

基于 AMBOP-SRC 模型的木质家具供应链市场需求预测

屈俊林，庞　燕，王忠伟
（中南林业科技大学，湖南 长沙 410004）

摘　要：【目的】木质家具供应链市场需求受季节波动、突发事件冲击和多因素耦合影响明显，导致传统单一模型预测精度与稳定性不足。为此，本研究提出一种基于自适应游走矩优化与季节性、残差协同机制的木质家具供应链市场需求预测模型（AMBOP-SRC），以提高预测精度、鲁棒性和泛化能力。【方法】首先，对木质家具销售数据进行清洗、归一化及周粒度聚合，构建需求时间序列；其次，采用 SARIMA 模型刻画需求序列中的线性趋势与季节性规律，并提取初始预测残差；然后，进一步利用 PSO 优化 SVR 模型，对残差序列中的非线性波动进行拟合；在此基础上，引入自适应游走矩优化算法（AMBOP），对组合模型参数与协同预测过程进行动态优化，提高高维参数空间中的搜索效率与预测稳定性；最后，通过消融试验、模型对比试验和泛化试验，对所提模型进行系统验证，并采用 RMSE、MAE 等指标评价模型性能。【结果】消融试验表明，AMBOP-SRC 预测模型中任何组件的缺失都会导致预测性能的明显下降；AMBOP 不仅能对模型的参数进行优化，而且能够有效平衡季节性波动和突发事件响应之间的关系，实现算法与家具行业特性的深度适配。性能对比试验表明，AMBOP-SRC 预测模型的综合性能明显优于相应领域的经典预测方法，有效提高了木质家具供应链需求预测的精度和可解释性。泛化试验表明，AMBOP-SRC 预测模型在不同数据集上展现出良好适应能力，可应用于木质家具供应链各关键环节的需求预测。【结论】AMBOP-SRC 预测模型高度适用于木质家具供应链需求预测，具备较高的预测精度、良好的泛化性能，预测结果能为家具企业在库存周转率优化、生产计划动态调整等方面提供重要的决策参考，从而增强供应链的韧性。

关键词：木质家具；供应链；需求预测；AMBOP-SRC
中图分类号：S782　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1673-923X(2026)07-0203-13

Research on market demand forecasting for wood furniture supply chain based on the AMBOP-SRC model

Qu Junlin, Pang Yan, Wang Zhongwei

(Central South University of Forestry & Technology, Changsha 410004, Hunan, China)

Abstract:【Objective】Market demand in the wood furniture supply chain is strongly affected by seasonal fluctuations, unexpected disturbances, and multi-factor coupling, which often limits the accuracy and stability of traditional single forecasting models. To address this issue, an AMBOP-SRC model is proposed for market demand forecasting in the wood furniture supply chain, with the aim of improving forecasting accuracy, robustness, and generalization capability.【Method】First, the wood furniture sales data were cleaned, normalized, and aggregated at the weekly level to construct a demand time series. Then, a SARIMA model was employed to capture the linear trend and seasonal patterns of the demand series, and the initial residuals were extracted. Next, an SVR model optimized by particle swarm optimization (PSO-SVR) was used to fit the nonlinear fluctuations contained in the residual series. On this basis, an adaptive movement block optimization procedure (AMBOP) algorithm was introduced to dynamically optimize the parameters and collaborative forecasting process of the hybrid model, thereby improving search efficiency and prediction stability in a high-dimensional parameter space. Finally, ablation experiments, comparative experiments, and generalization experiments were conducted, and model

收稿日期（Received）：2025-08-13　　**修订日期**（Revised）：2025-10-21
基金项目：湖南省重点研发计划项目（2022GK2025）；智慧物流技术湖南省重点实验室项目（2019TP1015）；中南林业科技大学社科非同级财政纵向科研项目（90202-69229013）。
第一作者：屈俊林（465980745@qq.com），博士研究生。　　**通信作者：**王忠伟（wangpmp@163.com），博士，教授。
引文格式：屈俊林 , 庞燕 , 王忠伟 . 基于 AMBOP-SRC 模型的木质家具供应链市场需求预测 [J]. 中南林业科技大学学报 ,2026,46(7):203-215.
Qu J L, Pang Y, Wang Z W. Research on market demand forecasting for wood furniture supply chain based on the AMBOP-SRC model[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2026,46(7):203-215.

performance was evaluated using indicators such as RMSE and MAE.【Result】Ablation experiments demonstrate that the absence of any component in the AMBOP-SRC forecasting model leads to a significant decline in predictive performance. The AMBOP method not only optimizes model parameters but also effectively balances the relationship between seasonal fluctuation modeling and emergency response, achieving deep adaptation to the characteristics of the furniture industry. Performance comparison experiments show that the AMBOP-SRC forecasting model significantly outperforms classical forecasting methods in the corresponding field, effectively improving the accuracy and interpretability of wooden furniture supply chain demand forecasting. Generalization experiments indicate that the AMBOP-SRC forecasting model exhibits strong adaptability across different datasets, making it applicable to demand forecasting in key stages of the wooden furniture supply chain.【Conclusion】The AMBOP-SRC forecasting model is highly suitable for wooden furniture supply chain demand forecasting, featuring high prediction accuracy and excellent generalization performance. Its results provide crucial decision-making references for furniture enterprises in optimizing inventory turnover rates and dynamically adjusting production plans, thereby enhancing supply chain resilience.

Keywords: wood furniture; supply chain; demand forecasting; AMBOP-SRC

在数字化发展加速、消费需求日益多元化的背景下，木质家具产品消费者的需求正逐渐从基本功能向个性化、定制化和智能化服务等方向转变，这就要求供应链的需求预测更加准确、高效。基于此，研究人员对家具供应链需求预测方法进行了研究。例如，杨梦等[1]分别采用回归模型、自回归滑动平均模型以及简单移动平均法对“十四五”期间中国主要木质家具的消费量、进口量、出口量进行了预测；Buongiorno[2]在全球家具产品模型中引入随机需求冲击，实现了气候约束下全球产量与价格的预测；Adamowicz 等[3]基于波兰国有家具拍卖数据构建了状态空间趋势模型，并对针叶锯材平均售价进行了预测；Tzanova[4]采用单变量与多变量指数平滑法在滚动原点框架下对欧盟纸浆进口进行了预测。木质家具供应链市场需求具有很强的季节波动性，一些学者为解决供应链需求预测中的季节性波动问题展开了研究。例如，De Livera 等[5]提出了具有复杂季节模式的时间序列扩展指数平滑模型；吴义来等[6]构建了 ARIMA 模型用于预测他汀类药物需求量，为医疗机构制定药品采购计划提供了可靠工具；Taylor[7]调查了季节性差分自回归滑动平均（Seasonal auto regressive integrated moving average，SARIMA）模型在超市销售预测中的应用，并强调了它在管理季节变化方面的优势；沈俏会等[8]采用灰色预测法和时间序列模型，基于浙江省 2011—2020 年的环境质量数据，对该省 2021—2025 年的环境质量进行了预测和分析。基于线性时间序列的模型在捕捉趋势和季节波动方面具有显著优势，但对于突发性需求波动等非线性问题却无法有效解决。因此，一些学者开始将时间序列预测方法与机器学习等可处理非线性特征的预测方法相结合，开展相关研究。例如，汪芸芳等[9]引入蝙蝠算法（Bat algorithm，BA）用于优化支持向量回归（Support vector regression，SVR）模型的自由参数值，构建 BA-SVR 混合模型，对北京市果蔬生鲜需求变化趋势进行模拟仿真及实证预测；郝杨杨等[10]构建了基于改进粒子群算法优化的反向传播神经网络预测模型，并通过上海生鲜农产品物流需求预测实例验证了该模型的有效性；Seyedan 等[11]提出了一种集成的 SARIMA-SVR 模型用于多期物流需求预测；Quan 等[12]研究了 SARIMA 和 SVR 模型在预测物流需求动态条件中的应用。与此同时，模型参数的选择在决定预测精度和可靠性方面起着至关重要的作用。为此，一些研究者提出了如豪猪优化[13]、随机搜索[14]、差分进化[15]、贝叶斯优化[16]、模拟退火[17]、网格搜索[18]、点阵搜索[19]等不同参数优化方法，用于增强预测模型的性能。上述的模型参数优化方法虽然各有优势，但面对木质家具产品需求中具有的季节波动性大、突发事件频繁发生以及供应链结构复杂等家具行业特性时，在行业适配性方面还存在明显局限。值得注意的是，从算法原理上看，随机游走算法与自适应算法在处理不确定性高、动态变化强、结构复杂的问题上更加具有适用性，高度契合木质家具供应链的运行特点。部分学者对随机游走算法与自适应算法进行了研究。例如，Jiang 等[20]提出了一种基于随机游走算法的索引方案，用于高效准确地计算大规模动态图中的 SimRank 相似度；Vital 等[21]对多种随机游走策略进行了比较分析，证明不同的随机游走策略在图嵌入和链接预测任务中具有不同的表现；谢嘉等[22]提出了一种自适应多态蚁群算法，通过优化蚁群算法中的参数设置及信息素更新机制，有效提升了无人配送车的路径规划效果；Chen 等[23]利用自适应算法改进野火概率建模，提高了森林地区野火预测的准确性。

然而，现有需求预测方法在进行木质家具供应链市场需求预测时面临显著挑战，存在一些局

限，主要体现在以下 3 个方面。1）木质家具销售受节假日、季节更替等因素影响，呈现周期性变化；传统统计预测模型虽然可以捕捉线性趋势与季节规律，但对突发非线性波动的响应能力较弱。2）木质家具供应链受政策调整、物流中断、市场促销等突发因素冲击，导致需求时常出现非线性波动；机器学习模型虽可处理非线性关系，但对长期季节性趋势的建模精度不足；深度学习方法依赖大量历史数据，在数据不足的情况下存在泛化能力不强的问题。3）混合预测模型涉及多组参数，传统优化方法的参数优化策略多为静态设定，在高维参数空间中效率较低，且难以适应动态数据变化，导致预测模型稳健性降低。

为应对上述挑战，本研究拟提出一种新颖的 AMBOP-SRC 预测模型，通过采用季节性与残差序列协同（Seasonal and residual series collaborative，SRC）的两级串联结构，显著提升需求预测的精度和鲁棒性。首先，采用季节性时间序列方法捕捉数据中的线性趋势及显著季节规律，可有效应对数据的周期性波动；其次，运用改进的粒子群优化算法（Particle swarm optimization，PSO）对支持向量回归（SVR）模型进行参数优化，通过对残差序列进行非线性拟合，增强模型对突发需求波动的响应能力；最后，为进一步提升预测模型参数优化的效率与准确性，本研究设计了一种新颖的自适应游走矩优化算法（Adaptive movement block optimization procedure，AMBOP），实现高维参数空间下的高效搜索与动态调整，克服传统优化方法在复杂环境下收敛速度慢、适应性差的缺陷。

1　数据与方法

1.1　数据来源与预处理

本研究以 Wooden Furniture Sale 数据集作为木质家具供应链市场需求预测模型的主试验数据集。该数据集来源于公开家居零售销售数据库，包含订单日期、订单数量、单价、折扣和运费等与家具销售相关的交易信息，共计 8 500 条记录 [24]。由于该数据集样本量较大、时间跨度较长，且能够较为完整地反映木质家具销售过程中的时序波动特征，因此将其用于模型训练、性能对比和消融试验。

为提高数据质量并减少异常因素干扰，首先对原始数据进行了数据清洗，主要包括缺失值处理、异常记录剔除和字段统一整理等操作。清洗后的数据结构如表 1 所示。其中，单价表示单件产品价格，运费表示订单运输成本。由于原始数据源未明确说明币种，本研究将二者统一表述为货币金额变量。随后，考虑到支持向量回归模型对特征量纲较为敏感，采用最大 - 最小归一化方法对相关变量进行线性变换，以降低不同量纲对模型训练过程的影响。

表 1　数据清洗后的数据结构示例
Table 1　Example of data structure after data cleaning

订单日期 Order date	订单数量 Order quantity	单价 Unit price	折扣 Discount /%	运费 Shipping cost
January 2017	5	25.26	0.5	11.92
January 2018	4	166.71	0.6	9.81
January 2019	2	57.39	0.2	8.30
January 2020	2	132.87	0	9.63
January 2021	7	122.07	0.6	12.56

为满足季节性时间序列建模需求，本研究将清洗后的交易数据按周粒度进行聚合，构建以周为时间步长的销售量序列。聚合后的时间序列数据结构如表 2 所示。按周聚合后的样本时间为 2017 年 1 月 1 日—2021 年 1 月 3 日。在此基础上，按照时间顺序将样本划分为训练集和测试集，其中训练集占 80%，测试集占 20%，用于模型拟合与预测性能检验。此外，为验证所提模型在不同木质家具数据集上的适用性与泛化能力，后续研究中进一步选取 Furniture Price Prediction-1 和 Furniture Price Prediction-2 数据集开展泛化性能验证，相关数据集信息将在泛化试验部分作进一步说明。

表 2　按周粒度聚合的数据结构示例
Table 2　Example of a data structure aggregated by week

订单日期 Order date	订单数量 Order quantity
1 January 2017	5
8 January 2017	53
15 January 2017	58
22 January 2017	50
29 January 2017	37

1.2　AMBOP-SRC 模型构建

针对木质家具供应链市场需求同时具有显著季节性规律和突发性非线性波动的特点，本研究构建了一种由 SARIMA 模块、PSO-SVR 模块和 AMBOP 优化机制组成的混合预测模型：AMBOP-SRC 模型。该模型遵循先构建线性季节成分、再对非线性残差进行修正、最后对关键参数进一步优化的基本思路。首先，利用 SARIMA 模型对需求序列中的趋势项和季节性成分进行拟合与预测，得到基准预测结果，并据此提取残差序列；然后，

将残差序列输入 PSO-SVR 模块，对线性模型未能刻画的非线性波动进行学习与补偿；最后，引入自适应游走矩优化算法（AMBOP），对组合模型中的关键参数搜索过程进行优化，以提高高维参数空间中的寻优效率和模型预测稳定性。模型总体架构如图 1 所示。

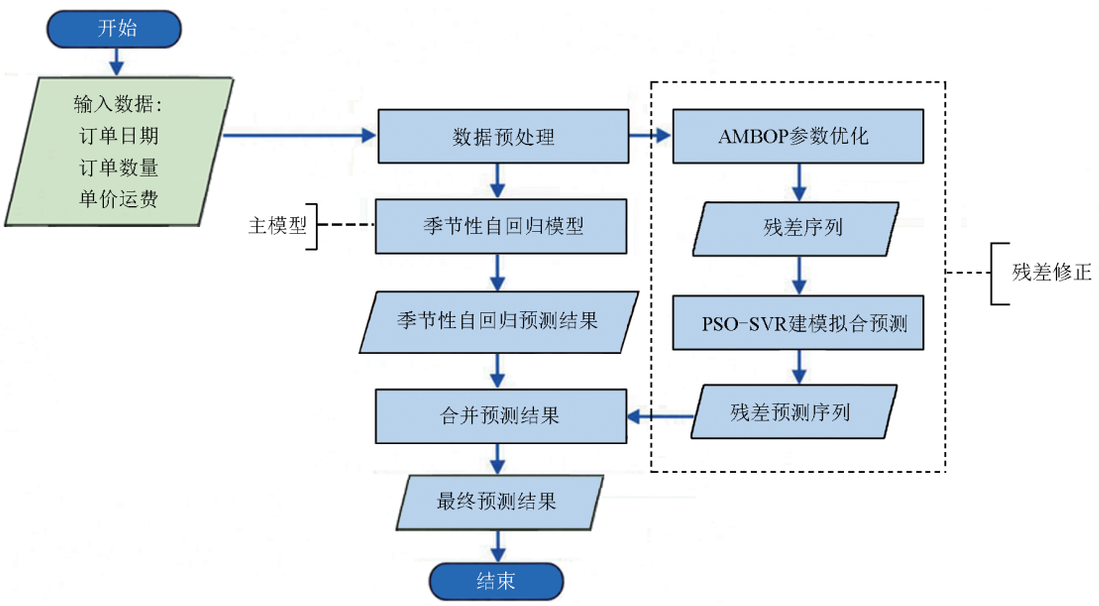


图 1 AMBOP-SRC 预测模型整体架构

Fig. 1 Overall architecture of AMBOP-SRC prediction model

1.2.1 SARIMA 模型

SARIMA 模型主要用于分析受季节性变化或其他因素引起的周期性时间序列，其突出优势在于短时预测结果精度较高，劣势在于长期预测效果较差。其表达式为 $S_{ARIMA}(p,d,q)(P,D,Q)s$，其中包含 2 组参数和 1 个季节周期。（p,d,q）为非季节性部分，p 为非季节部分的自回归阶数，衡量当前值与过去 p 个时间点之间的线性关系；d 为非季节性差分次数，使序列满足平稳性要求；q 为非季节性移动平均（Moving average，MA）项的阶数，反映当前误差与过去 q 个时间点误差之间的关系。（P,D,Q）为季节性部分，P 为季节性自回归项的阶数，D 为季节性差分次数，Q 为季节性移动平均项的阶数。s 为季节周期长度。在本研究中，SARIMA 模型主要用于刻画木质家具市场需求序列中的线性变化趋势和季节性波动规律，并输出基准预测结果。模型建模过程包括序列平稳性处理、候选模型构建、参数筛选和拟合预测等步骤。考虑到周度销售数据具有明显年度季节性特征，s 设定为 52。最优模型阶数通过校正赤池信息量准则（Corrected akaike information criterion，AICc）自动筛选，以兼顾模型拟合效果与复杂度。SARIMA 模型的标准数学表达与建模流程可参见文献 [25]。在本研究中，SARIMA 模型的输出公式如下：

$$\hat{M}_t = f_{\text{SARIMA}}(y_1, y_2, \ldots, y_{t-1})。 \tag{1}$$

式中：y_t 为时刻 t 的实际需求值；$\hat{M}_t$ 为 SARIMA 模型在时刻 t 的预测值。对应残差序列的计算公式如下：

$$e_t = y_t - \hat{M}_t。 \tag{2}$$

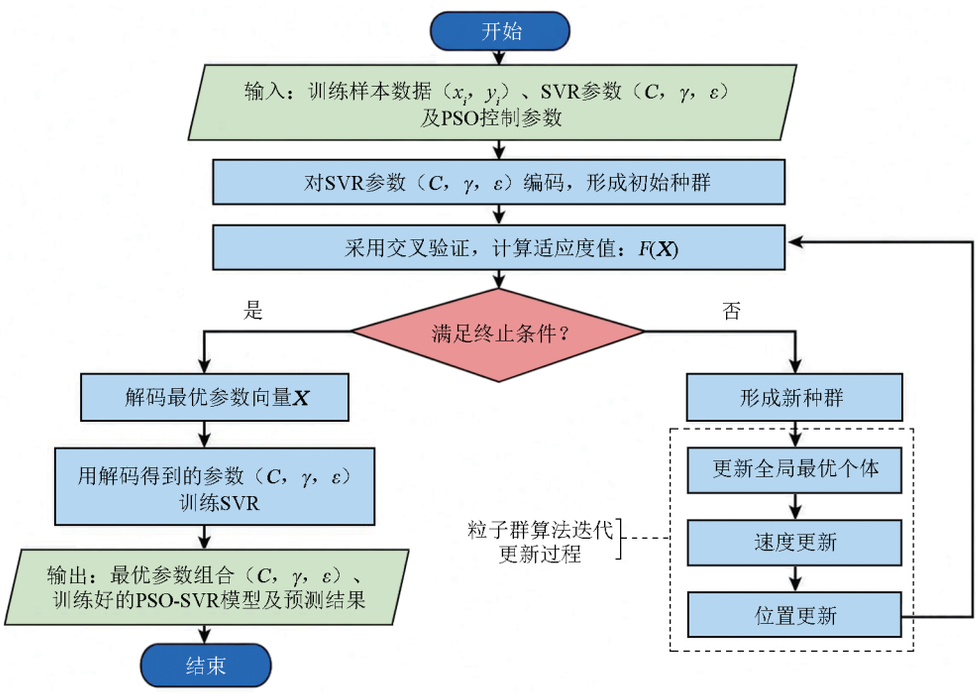
式中：e_t 表示 SARIMA 模型在时刻 t 未能刻画的误差值。该残差中包含序列中的非线性波动信息，为后续 PSO-SVR 模块提供建模对象。

1.2.2 PSO-SVR 模型

支持向量回归（SVR）是一种基于统计学习理论的监督学习算法，广泛应用于回归分析任务，在处理高维、非线性数据时表现出优秀的泛化能力。SVR 的核心思想是通过构建 1 个间隔带（ε-tube），使大多数样本落于该带内，从而实现对函数关系的稳健拟合。SVR 借助核技巧实现特征空间映射，能够有效处理非线性关系，因此在诸多实际领域中得到广泛应用。为提升 SVR 在木质家具供应链需求预测中的适用性，需要对其关键参数进行精细化调整。其中，惩罚系数、高斯径向基核函数的核参数以及不敏感损失函数的间隔带宽度，对模型的非线性拟合能力与泛化性能具有显著影响。由于这些参数之间存在复杂的耦合关系，且最优组合难以通过经验设定获得，因此采用智能优化算法实现超参数的自动调参显得尤为关键。

粒子群优化算法（PSO）作为基于群体智能的

全局搜索方法，特别适用于 SVR 超参数的自动化优化。PSO 通过模拟个体与群体的社会学习行为，在高维连续参数空间中高效探索最优解。相较于网格搜索或随机搜索，PSO 具备更强的全局寻优能力与更快的收敛速度，且仅需设置少量控制参数。更重要的是，PSO 能在有限迭代过程中动态平衡全局探索与局部开发，显著提升参数搜索效率与稳定性。因此，将 PSO 用于 SVR 的超参数自动调优，不仅克服了人工调参主观性强、耗时费力的缺陷，还能系统性地挖掘模型潜力，构建出更高精度与鲁棒性的预测模型。通过 PSO 算法对 SVR 模型进行优化，构建了优化后的支持向量回归模型（PSO-SVR）。本研究设计的 PSO-SVR 模型基本结构如图 2 所示。



C. 惩罚系数；*γ*. 核函数参数；*ε*. 不敏感损失函数间隔带宽度。*C*. Penalty coefficient; *γ*. Kernel parameter; *ε*. Width of *ε*-insensitive tube.

图 2　PSO-SVR 模型基本结构示意图

Fig. 2　Schematic diagram of the basic structure of PSO-SVR model

使用粒子群算法对 SVR 模型的参数调优步骤如下：

1）确定 SVR 模型的核函数和参数范围。首先选择适合的核函数，常见选项包括线性核、多项式核与高斯径向基核等。随后设定惩罚系数（C）、核函数参数（γ）以及不敏感损失函数间隔带宽度（ε）等待优化参数的取值范围。

2）定义粒子群算法的目标函数。适应度函数衡量参数性能，采用均方根误差（Root mean square error，RMSE）作为评价指标，其值越小代表粒子对应的参数组合越优。

3）初始化粒子群的位置和速度。在设定的参数范围内随机生成 1 个粒子群，每个粒子的位置代表 1 组 SVR 参数，速度代表参数调整的方向与幅度。同时初始化个体最优与全局最优位置。

4）计算每个粒子的适应度。将每个粒子当前位置的参数代入 SVR 模型进行训练与预测，计算其在验证集上的目标函数值作为该粒子的适应度。

5）更新粒子的位置和速度。根据每个粒子的适应度和全局最优粒子的位置，更新每个粒子的速度和位置。

6）迭代直至收敛。重复执行步骤 4 和 5，直到达到预设的最大迭代次数或目标函数值低于设定阈值的终止条件。

7）输出最优参数并进行预测。选取全局最优位置所对应的参数组合作为 SVR 的最优超参数，使用该配置重新训练模型并用于最终预测。

SVR 的目标是在输入数据 x_i 和实际输出 y_i 之间找到函数 $f(x)$，使得预测值 $f(x_i)$ 与实际 y_i 之间的误差在阈值 ε 以内。其基本目标函数 $\min_{w,b}\left[\frac{1}{2}\|\boldsymbol{w}\|^2+C\sum_{i=1}^{n}(\xi_i+\xi_i^*)\right]$ 的约束条件如下：

$$\begin{cases} y_i-(\boldsymbol{w}x_i+b)\leqslant\varepsilon+\xi_i \\ (\boldsymbol{w}x_i+b)-y_i\leqslant\varepsilon+\xi_i^*\xi \\ \xi_i^*\geqslant 0 \end{cases}。（3）$$

式中：$\boldsymbol{w}$ 是权重向量，决定超平面的方向；b 是偏置，控制超平面的偏移；ε 是误差阈值，定义了一个

“不敏感带”，在该带内的预测误差不计入损失；ξ_i 是第 i 个样本对应的松弛变量，表示样本偏离 ε 不敏感区间的程度；i 为训练样本索引，i=1，2，…，n；n 为训练样本总数；$\|\boldsymbol{w}\|^2$ 是 $\boldsymbol{w}$ 的二范数的平方，用于控制与训练误差之间的关系。

$$\max_{\alpha,\alpha^*}\left[-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}(\alpha_i-\alpha_i^*)(\alpha_j-\alpha_j^*)\gamma_{(x_i,x_j)}-\varepsilon\sum_{i=1}^{n}(\alpha_i+\alpha_i^*)+\sum_{i=1}^{n}y_i(\alpha_i-\alpha_i^*)\right]。\tag{4}$$

约束条件如下：

$$\begin{cases}\sum_{i=1}^{n}(\alpha_i-\alpha_i^*)=0\\ 0\leqslant\alpha_i\\ \alpha_i^*\leqslant C\end{cases}。\tag{5}$$

最终得到的 SVR 决策函数：

$$f(x)=\sum_{i=1}^{n}(\alpha_i-\alpha_i^*)\gamma_{(x_i,x)}+b。\tag{6}$$

式中：α_i 和 α_i^* 是拉格朗日乘子，分别对应原始问题中 2 个不等式约束；$\gamma_{(x_i,x)}$ 是核函数，用于将样本映射到高维特征空间，以处理非线性回归问题；自变量 x 表示待预测样本。

由此表明，只有那些对应（α_i-α_i^*）不为 0 的样本点（即支持向量）才会对模型预测结果产生影响，从而保证模型的稀疏性与泛化能力。

1.2.3 SRC 协同预测机制

当单独使用 SARIMA 模型或 SVR 模型进行木质家具供应链需求预测时，SARIMA 模型能够有效捕捉数据中的线性及季节性特征，但在处理由促销、供应链中断等突发因素引起的非线性波动时表现较差，对非线性关系的刻画能力有限。而经 PSO 优化的 SVR 模型虽然在拟合整体趋势方面具有一定优势，但对波动幅度的精确预测仍存在明显偏差。为弥补这一缺陷，本研究将 SARIMA 模型与 PSO-SVR 模型相结合，构建混合预测框架（SRC）。在 SRC 框架中，首先使用 SARIMA 模型对家具需求序列进行初步预测，并提取其残差序列（该残差中包含原始数据中未被线性模型捕捉的非线性成分）；然后利用 PSO 算法优化的 SVR 模型对该残差进行再学习和建模，从而实现对 SARIMA 模型预测误差的有效补偿。

实际需求值 y_t 为线性季节成分与非线性扰动成分之和，计算公式为：

$$y_t=M_t+N_t。\tag{7}$$

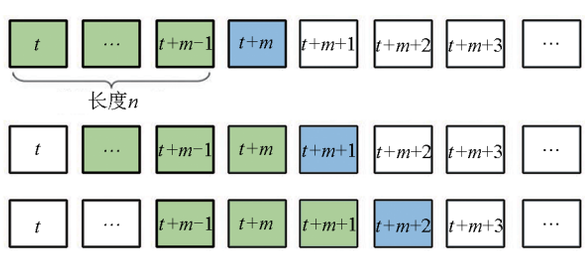
式中：M_t 表示由 SARIMA 模型刻画的线性与季节性部分；N_t 表示由 PSO-SVR 模型拟合的非线性残差部分。由此，组合模型在时刻 t 的最终预测值（$\hat{y}_t$）计算公式为：

$$\hat{y}_t=\hat{M}_t+\hat{N}_t。\tag{8}$$

式中：$\hat{M}_t$ 为 SARIMA 模块输出的预测值；$\hat{N}_t$ 为 PSO-SVR 模块输出的残差修正值。

为高效求解上述带约束的优化问题，通常引入拉格朗日乘子并将其转化为对偶问题。通过构建拉格朗日函数，先对原变量求极小值，再对拉格朗日乘子求极大值，得到拉格朗日对偶目标函数，其表达式如下：

对于残差序列 e_t，采用长度为 m 的滑动窗口构建监督学习样本。具体而言，在时刻 t，选取前 m 个时刻的残差值构成输入向量 $\boldsymbol{x}_t$=(e_{t-m},e_{t-m+1},…,e_{t-1})，并以当前时刻残差 e_t 作为输出值，以此构建训练样本（$\boldsymbol{x}_t$，e_t）。在本研究中，考虑周度数据的短期波动特征，将窗口长度设定为 4，用于表征近 4 周的需求变化信息，样本示意图如图 3 所示。



绿色方框表示残差子序列，蓝色方框表示输出标签；绿色方框与蓝色方框共同构成一个 SVR 样本。
Green boxes represent residual subsequences, blue boxes denote output labels, and each pair constitutes an SVR sample.

图 3 PSO-SVR 模型训练样本示意
Fig. 3 Schematic diagram of PSO-SVR model training samples

1.2.4 AMBOP 算法原理

当前主流优化方法中，遗传算法、粒子群优化算法等元启发式算法依赖无导向随机探索，缺乏梯度利用，收敛效率低；而随机梯度下降、Adam 等算法虽然具有局部收敛优势，但受固定参数约束，对复杂损失响应迟钝，容易陷入局部最优。相比之下，模拟退火等随机游走策略虽具有全局搜索潜力，却缺乏方向引导。为此，本研究提出一种新颖的自适应游走矩优化算法（AMBOP），通过融合随机游走的全局探索能力与自适应动量机制的方向引导优势，构建协同优化框架。AMBOP 引入可控随机扰动并动态调节其强度与梯度驱动权重，实现探索与开发的在线平衡，同时结合曲率感知机制，增强对参数空间非线性结构

的响应能力，特别适用于木质家具供应链需求预测这一类高维、非凸、强扰动的场景。AMBOP 算法的函数定义如下所示。

$$\min_\theta L_{\mathrm{MAE}} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}|y_t - \hat{y}_t| + \gamma\|\boldsymbol{w}\|^2 。 \quad （9）$$

$$\hat{y}_t = \varphi_p(B)\Delta^d y_t + \vartheta_Q(B^S)\varepsilon_t + \boldsymbol{w}^T\sigma(X_t) 。 \quad （10）$$

式中：$\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}|y_t - \hat{y}_t|$ 代表平均绝对误差损失函数，用于衡量 y_t 与 $\hat{y}_t$ 之间的平均绝对误差；T 代表时间序列的总长度。y_t 通过对各时刻的误差取绝对值后计算平均数，主要用于反映整体的预测精度，最终目标是使误差实现最小化，让预测结果尽可能接近实际情况。γ 是正则化参数，主要用于控制正则化的强度。$\gamma||\boldsymbol{w}||^2$ 代表正则化项，可以防止模型出现过拟合现象，并且可以通过调整 φ 的值，在模型复杂度和预测精度之间寻求平衡。$\hat{y}_t$ 是模型的预测输出，它定义了模型的预测形式，确保预测由线性和非线性 2 个部分共同组成。$\varphi_p(B)\Delta^d y_t$ 表示对时间序列的线性趋势部分建模；$\vartheta_Q(B^S)\varepsilon_t$ 是 SARIMA 模型对季节性部分的建模；$w^T\sigma(X_t)$ 是 SVR 模型对季节性时间序列预测产生的残差非线性建模部分，其中 $\sigma(X_t)$ 是激活函数，X_t 是输入特征。

AMBOP 算法的初始化阶段，会随机生成 N 个候选解，如公式（11）所示。

$$\theta^k=\{p，d，q，P，D，Q，C，\gamma，\varepsilon\}^k。 \quad （11）$$

式中，k=1，2，…，N。θ^k 表示第 k 个候选解，即第 k 组待优化参数组合。p、d、q、P、D、Q 为 SARIMA 模型参数，C、γ、ε 为 SVR 模型中的参数。根据周期销售时间序列的季节性特征，本研究将季节周期参数 s 设为 52。其他参数的取值范围设置为：p、q ∈ [0，5]，d ∈ [0，2]，P、Q ∈ [0，2]，D ∈ [0，1]；C ∈ (0，100]，γ ∈ (0，10]，ε ∈ [0.001，1]。初始候选解在上述参数空间内随机生成，以提高参数搜索的覆盖性和全局寻优能力。

AMBOP 算法的候选解更新函数用于更新每个候选解的位置，计算公式如下：

$$\theta_{\mathrm{new}}^k = \theta^k + \alpha r_{\mathrm{and}}(\theta_{\mathrm{best}} - \theta^k) + \beta r_{\mathrm{and}}(\theta_{\mathrm{best}} - \theta^k) 。（12）$$

式中：θ_{new}^k 代表更新后的第 k 个候选解。α 为步长系数，用于控制当前迭代的参数更新幅度；β 为历史信息衰减系数，用于控制前一时刻矩估计项在当前更新中的保留程度。参考自适应优化算法中常用的参数设定方式，并结合预试验结果，本研究中 β 取 0.95，历史信息衰减系数 β 主要用于控制前一时刻矩估计项在当前更新中的保留程度，本研究根据预实验结果将其固定设为 0.95，不随迭代次数动态更新；α 则随迭代过程动态调整，以兼顾全局探索能力和局部收敛效率。较大的学习率可以使算法更快速地搜索参数空间，但有可能会导致算法错过最优解；较小的学习率则可以使算法更精确地搜索，但搜索速度相对较慢。r_{and} 是 1 个在 [0，1] 均匀分布的随机数，用于增加搜索的随机性，有助于算法跳出局部最优解。θ_{best} 是当前找到的最优解，也是当前目标函数值最小的候选解。θ_{new}^k 将不断向 θ_{best} 方向移动，最终实现算法对最优解的搜索。

AMBOP 算法自适应步长的调整主要通过自适应步长函数来实现。自适应步长函数如下所示：

$$\alpha_{i+1}=\alpha_i\times\exp(-i/\tau)。 \quad （13）$$

式中：i 为当前迭代次数；τ 为步长衰减因子，用于控制步长随迭代次数增加而减小的速度；α 为自适应步长系数。在参数搜索初期，较大的 α 有助于扩大搜索范围，增强全局探索能力；随着迭代进行，α 逐渐减小，使算法在潜在最优区域内进行精细搜索，从而提高局部寻优精度。

AMBOP 算法中预先设定收敛阈值 μ=1×10^{-4} 和最大迭代次数 $I_{\max}$=200。F^{i+1} 和 F^i 分别表示第 i+1 次和第 i 次迭代后的目标函数。当相邻 2 次迭代的目标函数值变化量满足 $|F^{i+1}-F^i| < \mu$，或当前迭代次数达到 $I_{\max}$ 时，算法停止迭代。在迭代过程中，若目标函数值变化量小于收敛阈值 μ，说明算法已收敛到相对稳定的解，继续迭代对解质量的提升有限，因此终止迭代。此外，为避免算法陷入无限循环，当迭代次数达到最大迭代次数 $I_{\max}$ 时，无论是否满足收敛条件，均停止迭代。

为避免目标函数符号混淆，本研究将候选解的目标函数记为 $F(\theta^k)$，表示第 k 个候选参数组合代入 AMBOP-SRC 模型后得到的验证集预测误差，其计算公式为：

$$F(\theta^k) = \mathrm{RMSE}(\theta^k) = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}[y_j - \hat{y}_j(\theta^k)]^2} 。（14）$$

式中：y_j 为第 j 个样本的实际值；$\hat{y}_j(\theta^k)$ 为采用候选解 θ^k 对应参数得到的预测值；n 为验证集样本数量。$F(\theta^k)$ 用于衡量单个候选解的适应度，数值越小表示该参数组合越优。

为区分单个候选解目标函数与迭代过程中的

全局最优目标函数，进一步定义：

$$F_i = F(\theta_{\text{best}}^i)。\tag{15}$$

式中：F_i 表示第 i 次迭代结束后全局最优候选解对应的目标函数值；θ_{best}^i 表示第 i 次迭代后获得的全局最优候选解。F_i 和 F_{i+1} 用于判断相邻 2 次迭代之间算法整体是否收敛。

当新候选解的目标函数值不优于当前候选解时，为增强算法跳出局部最优的能力，引入自适应接受概率 P_{a}，其计算公式为：

$$P_{\text{a}} = \begin{cases} 1 & ，F(\theta^{k'}) < F(\theta^k) \\ \exp\left[-\dfrac{F(\theta^{k'}) - F(\theta^k)}{\lambda\alpha_i + \delta}\right] & ，F(\theta^{k'}) \geqslant F(\theta^{k'}) \end{cases}。\tag{16}$$

式中：$\theta^{k'}$ 为更新后生成的新候选解；λ 为接受概率调节系数；δ 为防止分母为 0 的极小常数。

$F(\theta^k)$ 和 $F(\theta^{k'})$ 用于比较单个候选解更新前后的优劣，当 $F(\theta^{k'}) < F(\theta^k)$ 时，直接接受新候选解；当 $F(\theta^{k'}) \geqslant F(\theta^k)$ 时，则根据 P_{a} 以一定概率接受较差解，从而避免算法过早陷入局部最优。AMBOP 优化过程如表 3 所示。

1.3 试验环境

为保证试验结果的准确性、可重复性和一致性，减少硬件、软件及运行环境差异对试验结果的影响，本研究所有试验均在统一环境下完成。试验平台为 AutoDL，主要硬件配置：中央处理器为 Intel(R) i9-10980XE 3.00 GHz，GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti，内存为 11.0 GB；软件环境为 Windows 10 操作系统，Python 开发环境为 PyCharm，深度学习框架 PyTorch 版本为 1.8.1。

表 3 AMBOP 优化过程
Table 3 AMBOP optimization process

步骤 Step	操作 Operation	说明 Description
1	初始化参数	初始化候选解数量 N、最大迭代次数 $I_{\max}$、收敛阈值 μ、初始步长 α、历史信息衰减系数 β，并在参数空间内随机生成初始候选解 θ^k。k=1，2，…，N
2	计算初始适应度	将每个初始候选解 θ^k 代入 AMBOP-SRC 模型，计算对应的目标函数值 $F(\theta^k)$，并确定当前最优候选解 θ_{best}
3	判断迭代条件	当前迭代次数 i 小于最大迭代次数 $I_{\max}$，且尚未满足收敛条件时，继续执行参数更新
4	生成候选参数	根据自适应随机游走更新策略，对当前候选解 θ^k 进行扰动和更新，生成新的候选解 $\theta^{k'}$
5	计算候选解适应度	将新的候选解 $\theta^{k'}$ 代入 AMBOP-SRC 模型，计算其目标函数值 $F(\theta^{k'})$
6	更新当前候选解	若 $F(\theta^{k'}) < F(\theta^k)$，则接受新的候选解；否则，按照自适应接受概率（$P_{\text{a}}$）判断是否接受该候选解，以增强算法跳出局部最优的能力
7	更新全局最优解	若当前候选解的目标函数值小于全局最优目标函数值，则更新全局最优候选解 θ_{best} 及其对应的目标函数值 $F(\theta_{\text{best}})$
8	调整步长参数	根据步长衰减函数更新步长系数 α，使算法在前期保持较强的全局搜索能力；随着迭代进行，α 逐渐减小，在后期提高局部搜索精度
9	判断收敛条件	若相邻 2 次迭代的目标函数值变化量满足 $\lvert F^{i+1} - F^i \rvert < \mu$，或迭代次数达到 $I_{\max}$，则停止迭代
10	输出最优参数	输出全局最优候选解 θ_{best}，作为 AMBOP-SRC 模型的最优参数组合

2 结果与分析

2.1 模型评价指标与参数设置

本研究采用平均绝对误差（Mean absolute error，MAE）、均方根误差（RMSE）、平均绝对百分比误差（Mean absolute percentage error，MAPE）和决定系数（Coefficient of determination，R^2）4 个模型性能评价指标。MAE（M_{AE}）指标是指预测值与实际值之差的绝对值的平均数，其主要用于衡量模型预测的平均误差大小，以及评估模型的稳定性和可靠性。RMSE（R_{MSE}）指标是指预测值与实际值之差平方的平均数的平方根，这个指标主要用于识别模型在处理极端值或异常值时的表现。MAPE（M_{APE}）指标是指预测误差的绝对值与实际值的比率的平均数，它主要用于衡量预测误差相对于实际值的大小。R^2 指标是指实际观测值的变异中有多少可以由模型解释，这个指标能衡量模型解释数据变异性的能力，并判断模型的拟合度。当 R^2 的值越接近 1，则表示模型的解释能力越强。

2.2 不同参数优化算法的对比试验

为全面评估所设计的自适应游走矩优化算法（AMBOP）的性能，本研究开展了参数优化对比试验。试验将 AMBOP 与对应领域的经典和先进算法进行对比，这些算法包括网格搜索（Grid search，GS）[26]、随机搜索（Random search，RS）[27]、模拟退火（Simulated annealing，SA）[28]、差分进化（Differential evolution，DE）[29]、豪猪优化（Porcupine optimization，PO）[30] 及贝叶斯优化（Bayesian optimization，BO）等 [31]，结果如表 4 所示。

表 4　不同算法进行模型参数优化的试验结果对比
Table 4　Comparison of experimental results for model parameter optimization using different algorithms

算法与模型组合 Algorithm and model combination	M_{AE}	M_{APE} /%	R_{MSE}	R^2
PO+SRC	30.56	25.71	36.89	0.42
RS+SRC	29.94	24.45	35.74	0.48
DE+SRC	27.88	21.96	30.92	0.60
SA+SRC	25.69	20.89	30.88	0.62
BO+SRC	33.90	22.46	33.76	0.59
GS+SRC	20.70	18.42	28.45	0.69
AMBOP+SRC	16.71	14.46	23.76	0.71

试验结果表明，经过 AMBOP 优化后的模型在 MAE、MAPE、RMSE 和 R^2 指标上均取得最优结果，展现出全面领先的预测精度与拟合能力。相比之下，其他算法因机制局限导致 4 项指标均不及 AMBOP 算法。以 MAPE 评价指标为例，GS（M_{APE}=18.42）仅次于 AMBOP，但其依赖预设网格结构，在高维参数空间中难以精细覆盖最优区域，搜索效率低且无法动态调整，进一步限制了精度的提升；RS（M_{APE}=24.45）完全依赖无导向采样，未充分利用历史搜索信息引导优化方向，导致大量计算资源浪费在低效区域；SA（M_{APE}=20.89）采用单点迭代，其收敛性能高度依赖初始温度与降温策略，在非平稳需求波动下易过早陷入局部最优，全局探索能力受限；DE（M_{APE}=21.96）虽然具有一定的全局搜索能力，但变异因子与交叉率需人工经验设定，种群多样性易快速丧失，后期收敛速度缓慢，对残差的精细拟合能力不足；PO（M_{APE}=25.71）机制较为简单，探索与开发过程切换不稳定，易出现震荡或早熟收敛现象，鲁棒性差；BO（M_{APE}=22.46）依赖高斯过程构建代理模型，在高维混合参数空间中存在协方差矩阵估计偏差大、计算成本高、获取函数优化困难等问题，且其平滑先验难以刻画超参数变化引发的模型性能突变。上述各类经典与先进方法因搜索僵化、引导缺失、参数敏感或性能突变等缺陷，难以应对高维、非凸起、强扰动的木质家具供应链需求预测场景，而 AMBOP 通过融合自适应动量与可控随机游走，实现探索与开发的动态平衡，兼具全局跳跃能力与局部精调优势，因而全面超越现有方法，展现出更强的智能性与适应性。

AMBOP 优化算法较好的性能证明了其在处理木质家具供应链中市场需求季节性波动、突发事件、不确定性干扰等方面具备明显的优势，实现了算法与行业特性的最优适配。AMBOP 通过其自适应机制实现了优化策略与行业特性的深度契合，不仅显著提升了预测精度和鲁棒性，也为应对复杂时序数据的参数优化问题提供了有效的解决方案。

2.3　消融实验

为证明 AMBOP-SRC 模型中的 AMBOP 优化算法、SARIMA 模型和 PSO-SVR 模型这几个组件的存在必要性，本研究在相同试验条件下，使用 Wooden Furniture Sale 数据集进行消融试验，结果如表 5 所示。

表 5　模型组件消融试验结果对比
Table 5　Comparison of model component ablation experiment results

模型组件组合 Model component combination	M_{AE}	M_{APE} /%	R_{MSE}	R^2
SARIMA	32.55	25.27	39.97	0.52
SVR	33.90	22.46	33.76	0.59
SARIMA+SVR	30.71	20.55	31.79	0.62
AMBOP+SVR	20.71	18.46	28.76	0.68
AMBOP+SARIMA	20.70	18.42	28.45	0.69
AMBOP+SARIMA+SVR	16.71	14.46	23.76	0.71

通过消融试验结果可以看出，模型中任一组件的缺失均会削弱整体预测性能。单独使用 SARIMA 或 SVR 模型时，预测精度有限，MAE 较高、R^2 偏低，说明单一模型难以充分捕捉家具市场需求中复杂的线性与非线性特征。将 SARIMA 与 SVR 直接结合（未使用 AMBOP 优化），虽然较单一模型有明显改善，体现出模型间一定的互补优势，但其预测精度仍低于经过 AMBOP 调优后的完整模型，说明参数优化环节对提升预测性能具有不可或缺的作用。此外，AMBOP 优化算法对单一模型的预测能力具有显著提升作用。经 AMBOP 优化后，AMBOP+SARIMA 与 AMBOP+SVR 的 MAE 相比未优化版本大幅下降，R^2 也提升至 0.68 以上，证明该优化算法能够有效搜索到更优超参数，增强模型的拟合与泛化能力。完整的 AMBOP-SRC 模型（AMBOP+SARIMA+SVR）在 MAE、RMSE、MAPE 和 R^2 等评估指标上均达到最优性能，优于其他消融配置，充分证明了 3 个组件的不可替代性与协同有效性。

2.4　AMBOP-SRC 模型性能对比试验

为系统验证 AMBOP-SRC 模型的整体性能，本研究基于 Wooden Furniture Sale 数据集，将其与对应领域的经典和先进预测模型进行对比试验。这些预测模型涵盖经典统计模型（SARIMA[32]、Prophet[33]）、机器学习模型（LSTM[34]、XGBoost[35]、

SVR[36]）及深度学习模型（Tensor-Forecast[37]、Informer[38]、N-BEATS[39]、PatchTST[40]）等。具体结果如表 6 所示。

表 6 不同预测模型性能试验结果对比
Table 6 Comparison of experimental results for different prediction model performance

预测模型 Prediction model	M_{AE}	M_{APE} /%	R_{MSE}	R^2
LSTM	41.45	26.89	38.96	0.43
XGBoost	36.32	23.45	32.64	0.52
SARIMA	32.55	25.27	39.97	0.52
SVR	33.90	22.46	33.76	0.59
Prophet	32.46	22.32	33.45	0.60
Tensor-Forecast	32.40	22.24	33.24	0.60
Informer	32.18	22.05	32.77	0.61
N-BEATS	31.26	21.46	32.20	0.61
PatchTST	20.71	18.46	28.76	0.68
AMBOP-SRC	16.71	14.46	23.76	0.71

从对比结果看，AMBOP-SRC 模型在多项评价指标上均表现较优，说明该模型在木质家具供应链市场需求预测任务中具有较强的综合性能。相较于 SARIMA 和 Prophet 等统计模型，AMBOP-SRC 在处理复杂非线性波动方面更具优势。这是因为传统统计模型主要依赖线性结构和固定季节模式建模，对于由促销活动、物流波动、政策调整等因素引发的异常变化适应能力有限。相比之下，AMBOP-SRC 在保留季节性建模能力的同时，引入了残差修正机制，因此能够更好地兼顾长期规律与局部扰动。

与 SVR、XGBoost 和 LSTM 等机器学习模型相比，AMBOP-SRC 的优势主要体现在其针对任务特性的结构化建模思路。单一机器学习模型通常直接从原始输入中学习映射关系，虽然能够刻画非线性，但在处理显著周期规律和长期趋势时，往往缺乏专门的结构约束，容易出现对季节性特征刻画不足的问题。本研究提出的 AMBOP-SRC 模型先由 SARIMA 提取可解释的趋势和季节性部分，再由 PSO-SVR 学习残差中的复杂波动，从而提高了对木质家具市场需求多尺度变化特征的适应能力。

与 Informer、N-BEATS、PatchTST 等深度学习模型相比，AMBOP-SRC 在当前任务中表现更优，一个可能的重要原因在于本研究所使用的数据规模和任务特征更适合“统计模型 + 机器学习模型 + 智能优化算法”的混合框架。深度学习模型通常具有更强的表征能力，但同时也依赖较大规模样本和更稳定的训练条件；在家具需求预测这类存在强季节性、局部扰动明显且可用样本规模相对有限的场景中，结构更清晰、参数更可控的混合模型可能更具实用性。

2.5 模型泛化试验

本研究使用 Furniture Price Prediction-1 与 Furniture Price Prediction-2 数据集对 AMBOP-SRC 模型进行泛化试验，测试结果如表 7 所示。结果表明，AMBOP-SRC 模型在 MAE、MAPE、RMSE 和 R^2 评估指标上均表现出良好的性能，显示出良好的泛化能力、适应性与稳定性。在具备基础特征的数据集 Furniture Price Prediction-1 上测试发现，AMBOP-SRC 模型在预测方面维持了可以接受的精度，证明其在原始数据质量特征相对有限的条件下，仍然具备了一定的实用价值。在经过高级特征工程处理后的数据集 Furniture Price Prediction-2 上测试发现，AMBOP-SRC 模型预测结果的准确性有所提升。在 2 个数据集上进行泛化试验后的结果证明，AMBOP 算法能够根据特征质量的不同对模型参数进行动态优化。在相对较低质量特征的环境下，AMBOP 算法会优先进行噪声过滤的强化；而在具有较高质量的特征空间下，AMBOP 算法则能够精准捕捉到特征与目标之间的复杂关系。

表 7 模型泛化试验结果对比
Table 7 Comparison of model generalization experiment results

数据集 Data set	M_{AE}	M_{APE} /%	R_{MSE}	R^2
Furniture Price Prediction-1	19.89	18.76	26.89	0.61
Furniture Price Prediction-2	15.62	12.11	23.45	0.66

3 讨 论

尽管本研究提出的 AMBOP-SRC 模型在木质家具供应链市场需求预测任务中取得了较好的结果，但仍存在进一步完善的空间。

1）数据维度仍有拓展空间。本研究主要基于销售数据构建时间序列并开展预测，虽然能够较好地反映市场需求变化趋势，但对影响木质家具需求的外部驱动因素考虑仍不充分。例如，节假日促销、原材料价格波动、物流时效变化、宏观政策调整以及消费者偏好变化等因素，均可能对需求产生重要影响。后续研究可进一步引入多源异构数据，构建包含时间因素、价格因素、促销因素和供应链运行因素在内的多变量预测框架，以增强模型对复杂市场环境的解释能力。

2）AMBOP 算法的适用边界仍需进一步检验。本研究试验结果表明，AMBOP 在当前木质家具需

求预测任务中能够获得较好的参数优化效果，但其在更大规模样本、更高维特征空间以及其他供应链预测任务中的稳定性与效率，仍需通过更多场景加以验证。未来可将 AMBOP 与更多预测框架相结合，并在跨行业、跨区域和跨品类数据集上开展进一步测试，以检验其普适性。

总体而言，本研究所提出的 AMBOP-SRC 模型为木质家具供应链市场需求预测提供了一种有针对性的混合建模思路，但在多源驱动因素融合、模型可解释性增强、算法普适性验证和结果分析深度等方面，仍值得进一步拓展和深化。

4　结　论

本研究针对木质家具供应链市场需求中同时存在季节性波动明显、突发性扰动频繁和多因素耦合复杂等问题，提出了一种融合季节性建模、残差非线性修正与自适应参数优化机制的需求预测模型——AMBOP-SRC，并通过参数优化试验、消融试验、性能对比试验和泛化试验对其有效性进行了验证。结合全文研究结果，可得到以下结论。

1）AMBOP-SRC 模型优化了木质家具需求预测中的季节性建模与非线性波动协同建模过程。本研究构建的 SRC 协同预测框架，利用 SARIMA 模型提取木质家具市场需求序列的趋势和季节成分，同时通过 PSO-SVR 模型学习线性模型残差中的非线性扰动特征。与单独使用 SARIMA 或 SVR 相比，该模型通过“基准预测 + 残差修正”的两阶段建模方式，提高了对木质家具市场需求复杂变化规律的刻画能力，从而优化了传统单一模型难以同时兼顾长期规律和局部异常波动的问题。

2）AMBOP-SRC 模型优化了组合预测模型的参数搜索过程。本研究引入 AMBOP 算法对组合模型中的关键参数进行动态寻优，从而改进了传统优化方法在高维参数空间中搜索效率不足、易陷入局部最优和适应性较弱的问题。结果表明，在相同的 SRC 预测框架下，AMBOP 优化后，模型在 MAE、MAPE、RMSE 和 R^2 等指标上均取得了更优结果，说明 AMBOP 能够有效提升组合模型的参数配置质量和预测稳定性。具体而言，AMBOP 优化的并非原始数据本身，而是 SRC 框架中的参数寻优过程、模块协同配置过程以及残差修正阶段的参数匹配质量。

3）AMBOP-SRC 模型优化了各模块之间的协同匹配关系。在本研究模型中，SARIMA 负责提取相对稳定的周期性规律，PSO-SVR 负责补偿残差中的复杂非线性波动，AMBOP 则进一步对组合模型的参数配置与搜索路径进行优化，使季节性建模与非线性修正 2 个部分能够形成更加协调的预测结构。消融试验结果表明，缺少任一关键模块后，模型整体性能都会下降，这说明完整的 AMBOP-SRC 结构较单模块或简单组合模型具有更好的协同性和更强的综合预测能力。

4）AMBOP-SRC 模型在木质家具需求预测任务中表现出较好的综合性能。模型性能对比试验表明，AMBOP-SRC 在 Wooden Furniture Sale 数据集上的 MAE、MAPE、RMSE 和 R^2 指标分别达到了 16.71、14.46、23.76 和 0.71，整体表现优于本研究中所比较的其他经典统计模型、机器学习模型和深度学习模型。由此说明，本研究模型在当前任务条件下能够较好兼顾预测精度、稳定性和适应性。

综上，AMBOP-SRC 模型主要优化了木质家具需求预测中的季节性规律提取、残差非线性波动修正、组合模型参数搜索效率以及模块间协同匹配机制，从而提升了预测精度、鲁棒性和泛化能力，为家具企业在库存管理、生产计划调整和供应链协同决策等方面提供方法支持。

参考文献：

[1] 杨梦 , 彭红军 , 魏勇 .“ 十四五 ” 期间中国国产木材消耗量预测 [J]. 林业经济问题 ,2021,41(6):620-627.
Yang M, Peng H J, Wei Y. Forecast of China’s domestic timber consumption during the fourteenth Five-Year Plan[J]. Issues of Forestry Economics,2021,41(6):620-627.

[2] Buongiorno J. Global modelling to predict timber production and prices: the GFPM approach[J]. Forestry,2015,88:291-303.

[3] Adamowicz K, Górna A. The application of trend estimation model in predicting the average selling price of timber[J]. Drewno,2020,63:147-158.

[4] Tzanova P. Time series analysis for short-term forest sector market forecasting[J]. Austrian Journal of Forest Science,2017,134: 205-230.

[5] De Livera A M, Hyndman R J, Snyder R D. Forecasting time series with complex seasonal patterns using exponential smoothing[J]. Journal of the American Statistical Association, 2011,106:1513-1527.

[6] 吴义来 , 卢猛猛 , 张烨雯 , 等 . 基于 ARIMA 模型的医疗机构药品需求量预测研究 : 以他汀类药物为例 [J]. 中国现代应用药学 ,2025,42(9):1545-1550.
Wu Y L, Lu M M, Zhang Y W, et al. Research on drug demands forecasting in medical institutions based on an ARIMA model: a case study of statins[J]. Chinese Journal of Modern Applied Pharmacy,2025,42(9):1545-1550.

[7] Taylor J W. Forecasting daily supermarket sales using exponentially weighted quantile regression[J]. European Journal of Operational Research,2007,178:154-167.

[8] 沈俏会 , 俞洁 , 戴昕 , 等 . 浙江省环境质量演变趋势分析及预测研究 [J]. 中国环境监测 ,2023,39(5):176-182.
Shen Q H, Yu J, Dai X, et al. Analysis and forecast on the evolution trend of environmental quality in Zhejiang Province[J]. Environmental Monitoring in China,2023,39(5):176-182.

[9] 汪芸芳 , 史意 , 陈丽华 . 基于 BA-SVR 混合模型的果蔬生鲜物流需求预测模型研究 [J]. 运筹与管理 ,2024,33(4):200-205.
Wang Y F, Shi Y, Chen L H. Research on forecast model of fresh fruit and vegetable logistics demand based on BA-SVR hybrid model[J]. Operations Research and Management Science, 2024,33(4):200-205.

[10] 郝杨杨 , 邹宇 . 基于 BP 神经网络的上海生鲜农产品物流需求预测 [J]. 上海海事大学学报 ,2024,45(1):39-45,69.
Hao Y Y, Zou Y. Logistics demand forecast of fresh agricultural products in Shanghai based on BP neural network[J]. Journal of Shanghai Maritime University,2024,45(1):39-45,69.

[11] Seyedan M, Mafakheri F, Wang C. Cluster-based demand forecasting using Bayesian model averaging: an ensemble learning approach[J]. Decision Analytics Journal,2022,3:100033.

[12] Quan J, Peng Y W, Su L Y. Logistics demand prediction using fuzzy support vector regression machine based on Adam optimization[J]. Humanities and Social Sciences Communications,2025,12:184.

[13] Fan Y L, Ma Z, Tang W W, et al. Using crested porcupine optimizer algorithm and CNN-LSTM-attention model combined with deep learning methods to enhance short-term power forecasting in PV generation[J]. Energies,2024,17:3435.

[14] 严旭梅 , 陈超 , 王楠 , 等 . 基于随机搜索算法和 AdaBoost 模型预测 LF 精炼过程脱硫率 [J]. 材料与冶金学报 ,2023,22(5):430-436,443.
Yan X M, Chen C, Wang N, et al. Predicting desulfurization ratio during LF refining process based on random research and AdaBoost model[J]. Journal of Materials and Metallurgy,2023, 22(5):430-436,443.

[15] Zhang F, Deb C, Lee S E, et al. Time series forecasting for building energy consumption using weighted support vector regression with differential evolution optimization technique[J]. Energy and Buildings,2016,126:94-103.

[16] 杨海燕 , 胡新成 , 蔡佳文 , 等 . 基于贝叶斯优化支持向量回归的煤自燃温度预测模型 [J]. 工矿自动化 ,2025,51(7):36-43,51.
Yang H Y, Hu X C, Cai J W, et al. Temperature prediction model for coal spontaneous combustion based on Bayesian optimization support vector regression[J]. Journal of Mine Automation,2025,51(7):36-43,51.

[17] Rabe M, Gonzalez-Feliu J, Chicaiza-Vaca J, et al. Simulation-optimization approach for multi-period facility location problems with forecasted and random demands in a last-mile logistics application[J]. Algorithms,2021,14:41.

[18] Balakrishnan S, Rao Y S, Reddy K R, et al. Improving financial forecasting accuracy through swarm optimization- enhanced deep learning models[J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications,2025,16(3):868-877.

[19] Divandari M, Ghabi D, Ebrahimi M K. Hyper-parameters tuning and dimension reduction effects on heart disease prediction using classification algorithms[J]. Progress in Engineering Science, 2025,2:100037.

[20] Jiang M H, Fu A W C, Wong R C W. READS: a random walk approach for efficient and accurate dynamic SimRank[J]. Proceedings of the VLDB Endowment,2017,10(9):937-948.

[21] Vital A, Silva F N, Amancio D R. Comparing random walks in graph embedding and link prediction[J]. PLoS One, 2024,19(11):e0312863.

[22] 谢嘉 , 赵金辉 , 李永国 , 等 . 基于自适应多态蚁群的无人配送车路径规划 [J]. 机械设计与研究 ,2025,41(3):343-348.
Xie J, Zhao J H, Li Y G, et al. Path planning for unmanned delivery vehicles based on adaptive polymorphic ant colony optimization[J]. Machine Design & Research,2025,41(3): 343-348.

[23] Chen R, He B B, Quan X W, et al. Improving wildfire probability modeling by integrating dynamic-step weather variables over northwestern Sichuan, China[J]. International Journal of Disaster Risk Science,2023,14:313-325.

[24] El-Gendy S. Furniture price prediction[DS/OL]. (2023-04-17) [2025-08-07]. https://www.kaggle.com/datasets/shawkyelgendy/furniture-price-prediction.

[25] Hyndman R J, Khandakar Y. Automatic time series forecasting: the forecast package for R[J]. Journal of Statistical Software, 2008,27(3):1-22.

[26] Bergstra J, Bengio Y. Random search for hyper-parameter optimization[J]. Journal of Machine Learning Research,2012,13: 281-305.

[27] Bergstra J, Bardenet R, Bengio Y, et al. Algorithms for hyper-parameter optimization[C]//Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems, ACM,2011:2546-2554.

[28] Wang Z P, Tian J C, Feng K P. Optimal allocation of regional water resources based on simulated annealing particle swarm optimization algorithm[J]. Energy Reports,2022,8:9119-9126.

[29] Ahmad M F, Isa N A M, Lim W H, et al. Differential evolution:

a recent review based on state-of-the-art works[J]. Alexandria Engineering Journal,2022,61:3831-3872.

[30] Abdel-Basset M, Mohamed R, Abouhawwash M. Crested porcupine optimizer: a new nature-inspired metaheuristic[J]. Knowledge-Based Systems,2024,284:111257.

[31] 周文武 , 舒清态 , 胥丽 , 等 . 基于星载光子计数雷达数据的森林郁闭度估测模型优化 [J]. 中南林业科技大学学报 ,2024,44(4):84-95,105.
Zhou W W, Shu Q T, Xu L, et al. Optimization of forest canopy closure estimation model based on spaceborne photon counting LiDAR data[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2024,44(4):84-95,105.

[32] Dubey A K, Kumar A, García-Díaz V, et al. Study and analysis of SARIMA and LSTM in forecasting time series data[J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments,2021,47: 101474.

[33] Guruge P B, Priyadarshana Y H P P. Time series forecasting-based Kubernetes autoscaling using Facebook prophet and long short-term memory[J]. Frontiers in Computer Science, 2025,7:1509165.

[34] Li Z L, Yu H Y, Xu J X, et al. Stock market analysis and prediction using LSTM: a case study on technology stocks[J]. Innovations in Applied Engineering and Technology,2023,2(1):1-6.

[35] 宋子戈 , 肖海 , 张泰 , 等 . 机载 LiDAR 森林蓄积量非参数模型构建与残差分析 [J]. 中南林业科技大学学报 ,2025,45(10): 86-95,123.
Song Z G, Xiao H, Zhang T, et al. Nonparametric model for forest stock volume estimation based on airborne LiDAR point cloud and residual analysis[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2025,45(10):86-95,123.

[36] Awad M, Khanna R. Support vector regression[M]//Efficient learning machines: theories, concepts, and applications for engineers and system designers. Berkeley, CA: Apress,2015:67-80.

[37] Li D Z, Zhou B, Lin C, et al. Supply forecasting and profiling of urban supermarket chains based on tensor quantization exponential regression for social governance[J]. PeerJ Computer Science, 2022,8:e1138.

[38] Zhou H Y, Zhang S H, Peng J Q, et al. Informer: beyond efficient transformer for long sequence time-series forecasting[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2021,35(12):11106-11115.

[39] Nayak G H H, Alam M W, Avinash G, et al. N-BEATS deep learning architecture for agricultural commodity price forecasting[J]. Potato Research,2025,68:1437-1457.

[40] Huang X Y, Tang J, Shen Y M. Long time series of ocean wave prediction based on PatchTST model[J]. Ocean Engineering, 2024,301:117572.

[本文编校：张雨朦]

（上接第 142 页）

[32] 董凯丽 . 抚育间伐对三种人工林土壤水文效应及其理化性质的影响 [D]. 长沙 : 中南林业科技大学 ,2020:31.
Dong K L. The effect of thinning on soil hydrological and physicochemical properties in three plantations[D]. Changsha: Central South University of Forestry & Technology,2020:31.

[33] 赵继德 , 杨雨春 , 申方圆 , 等 .4 种落叶松人工林凋落物分解与养分释放动态特征 [J]. 中南林业科技大学学报 ,2024,44(7): 119-129.
Zhao J D, Yang Y C, Shen F Y, et al. Dynamic characteristics of litter decomposition and nutrient release in 4 species of *Larix* plantations[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2024,44(7):119-129.

[34] Xi L L, Chen S G, Bian H L, et al. Organic carbon release from litter decomposition of woody and herbaceous plants in the Dongting lake wetlands: a comparative study[J]. Ecohydrology & Hydrobiology,2023,23:408-419.

[35] Yang K, Zhu J J, Zhang W W, et al. Litter decomposition and nutrient release from monospecific and mixed litters: comparisons of litter quality, fauna and decomposition site effects[J]. Journal of Ecology,2022,110:1673-1686.

[本文编校：张雨朦]