

基于LSTM的杭州市智能物流需求预测与优化研究

信嘉兴

浙江理工大学经济管理学院, 浙江 杭州

收稿日期: 2025年4月10日; 录用日期: 2025年4月24日; 发布日期: 2025年5月31日

摘要

随着经济的持续发展和国际贸易的快速扩张, 我国物流产业呈现出迅猛的增长态势。然而, 在实际操作中, 许多决策者却低估了物流需求预测的重要性, 这种忽视往往导致资源的极大浪费和社会成本的增加。因此, 构建科学且实用的物流需求预测模型, 并实现精准预测, 已成为推动我国物流行业持续健康发展的重要基础和关键前提。本研究设计了一种基于注意力机制的双层LSTM架构, 增强了模型捕捉长短期依赖关系的能力, 此外还构建了适合杭州市电商物流特点的特征工程方法, 引入电商交易指数、季节性指标等本地化变量, 在此基础上提出了MSLE-MAE组合损失函数和模型集成学习框架, 有效提高了预测精度, 实验结果表明, 该模型在短期预测中准确率达95.2%, 具有显著的理论和实践价值。

关键词

LSTM, 物流需求, 数字经济, 智能化

Research on Demand Forecasting and Optimization of Hangzhou Intelligent Logistics Based on LSTM

Jiaxing Xin

College of Economics and Management, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou Zhejiang

Received: Apr. 10th, 2025; accepted: Apr. 24th, 2025; published: May 31st, 2025

Abstract

With the sustained development of economy and the rapid expansion of international trade, our country's logistics industry has shown rapid growth. However, in practice, many decision makers

underestimate the importance of logistics demand forecasting, which often leads to a great waste of resources and an increase in social costs. Therefore, the construction of a scientific and practical logistics demand forecasting model and the realization of accurate forecasting has become an important foundation and key premise to promote the sustainable and healthy development of China's logistics industry. In this study, a two-layer LSTM architecture based on attention mechanism was designed to enhance the ability of the model to capture long-term and short-term dependencies. In addition, a feature engineering method suitable for the characteristics of Hangzhou e-commerce logistics was constructed, and localized variables such as e-commerce transaction index and seasonal index were introduced. On this basis, the MSLE-MAE combined loss function and model integrated learning framework are proposed, which effectively improves the prediction accuracy. The experimental results show that the accuracy of the model in short-term prediction is 95.2%, which has significant theoretical and practical value.

Keywords

LSTM, Logistics Needs, Digital Economy, Intelligentize

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

随着经济全球化进程的不断深化和电子商务的蓬勃发展,现代物流行业正面临前所未有的机遇与挑战。作为中国电子商务发展的重要枢纽和创新中心,杭州市的物流行业在推动区域经济发展中发挥着日益重要的作用。在此背景下,提高物流需求预测的准确性具有重要的理论和实践意义。而深度学习技术,尤其是长短期记忆网络(LSTM)模型,凭借其在处理时间序列数据方面的独特优势,为解决这一问题提供了新的思路和方法。

然而,现有研究依然存在一些局限性比如特征整合能力的不足,本研究旨在弥补这些不足,提出有针对性的解决方案。具体而言,研究目标包括三个方面:第一,基于深度学习技术构建适合杭州市特点的物流需求预测模型;第二,通过数据挖掘和模型分析,深入研究影响物流需求波动的主要因素,并提出相应的优化策略;最后探讨如何将先进的人工智能技术与传统物流管理方法相结合,提升杭州市物流行业的整体运营效率。

2. 杭州物流行业的发展现状

2.1. 宏观经济环境

随着中国经济持续增长和全球化进程加速,物流行业已成为支撑国民经济发展的关键领域。2023年,全国社会物流总额达到352.4万亿元,同比增长5.2% [1]。以杭州为视角,近年来随着经济的持续增长和城市化进程的加速,物流行业已成为推动区域经济发展的重要支柱。与此同时,杭州依托智慧城市建设,积极推动智能化仓储、自动化分拣中心及多式联运枢纽等现代化基础设施建设,为物流行业的高效运转提供了坚实保障。

2.2. 市场主体和需求特征

从市场主体和需求特征来看,杭州市物流企业通过技术创新和服务升级,逐步形成了以传化智联、

圆通速递为代表的规模化、专业化服务商。从需求角度看，杭州市物流需求增速显著高于经济增长，2023 年物流需求弹性系数达到 2.1，表明经济发展对物流服务的依赖程度不断加深。工业品物流占据主导地位，2023 年其总值超过 2 万亿元，占社会物流总值的比重达 71%，为推动物流行业整体增长的核心动力[2]。

2.3. 运营效率和政策环境

从运营效率和政策环境来看，随着技术进步和管理水平的提升，杭州市的物流成本结构逐步优化，运输成本占社会物流总值的比例由 2015 年的 10.5%下降至 2023 年的 4.9%，保管成本占比由 6.8%降至 3.5%，显示出行业效率的持续提升[3]。政府出台了一系列支持政策，包括税收优惠、数字化转型补贴以及绿色物流推广计划，为行业高质量发展创造了良好环境。

通过对杭州物流行业现状的分析可以发现当前物流需求预测面临的主要挑战：作为电商发展领先城市，杭州的物流需求呈现出高度非线性、多峰值波动特征，传统预测方法难以精准捕捉；其次，电商促销、节假日等特殊事件对物流需求的冲击显著，需要开发能够有效处理这类“黑天鹅”事件的预测模型；此外，多式联运和新业态的发展使物流需求的影响因素更加复杂化，需要构建能够整合多维异构数据的预测框架。这些挑战对预测模型的设计提出了更高要求，也是本研究着力解决的核心问题。

3. LSTM 模型的基本原理及其在物流需求预测中的应用

LSTM (长短期记忆网络)由 Hochreiter 和 Schmidhuber 于 1997 年提出，作为一种改进型的循环神经网络(RNN)，其在处理长序列数据时表现出显著优势。与传统 RNN 相比，LSTM 通过引入一种机制来判断信息的有效性，并有效解决了长序列信号训练过程中梯度消失和梯度爆炸的问题，这些改进使得 LSTM 在处理长序列任务时更加高效。

3.1. LSTM 的工作原理

如图 1 所示，LSTM 通过其独特的细胞结构实现了信息的选择性保存或删除功能。这种能力使其能够在正向传播过程中动态调整流经单元的数据。LSTM 的核心概念包括细胞状态合成，该结构在训练过程中学习哪些信息需要保留，哪些需要遗忘。细胞状态对应于信息的传输路径，允许信息按顺序在网络中流动。信息的增加或移除则通过“门”结构，该结构在训练过程中学习哪些信息需要保留，哪些需要遗忘。LSTM 中的“门”结构基于 sigmoid 激活函数实现。sigmoid 函数将输入值映射到 0 到 1 的范围内，从而决定信息的权重。例如，当某个数值被乘以 0 时，信息将被完全删除；而当数值被乘以 1 时，信息将被完整保留。这种机制使网络能够精准地控制哪些数据需要遗忘，哪些需要保留。

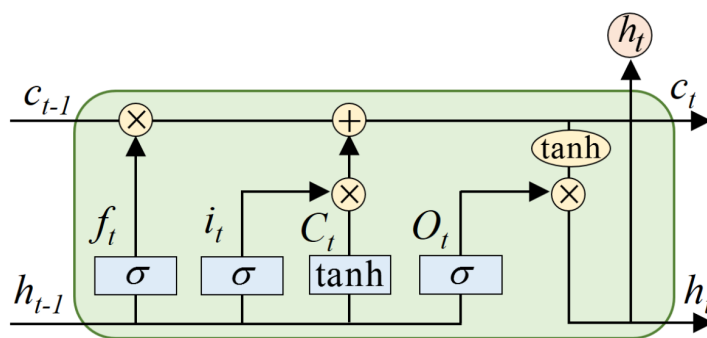


Figure 1. LSTM basic architecture diagram
图 1. LSTM 基本架构图

具体来说:

遗忘门: 用于判断哪些信息需要从单元状态中移除, $f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$ 。

输入门: 负责更新单元状态, 添加新的信息 $i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$, $c_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c)$ 。

输出门: 确定下一次隐藏状态的输出值 $o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$, $h_t = o_t * \tanh(C_t)$ 。

综上所述, LSTM 通过引入单元状态和“门”结构, 成功解决了传统 RNN 无法有效捕捉长距离依赖关系的问题。这一特性使其在序列建模任务中表现优异, 并成为深度学习领域的重要工具之一。

3.2. LSTM 模型在物流需求预测中的应用现状

近年来, LSTM 在物流需求预测领域的应用日益广泛。在学术研究方面, 众多学者探索了 LSTM 在不同物流场景下的应用效果[4]。与传统的时间序列预测方法(如 ARIMA 模型)相比, LSTM 表现出更强的预测能力, 特别是在处理非线性关系和复杂模式时。而 Facebook 开发的 Prophet 模型虽然也能处理时间序列数据, 但在处理多变量预测任务时, LSTM 的灵活性和性能往往更胜一筹[5]。

3.3. 现有 LSTM 在物流需求预测中的局限性

尽管 LSTM 在时间序列预测领域表现出色, 但在应用于杭州市物流需求预测时仍存在以下局限性:

1) 特征整合能力不足: 基础 LSTM 模型在处理杭州市物流需求中的多维异构特征(如电商指数、季节性波动、城市化指标等)时, 整合能力有限, 难以充分利用这些特征间的交互关系[6]。

2) 注意力分配问题: 标准 LSTM 对所有时间步赋予相同的重要性, 无法突出关键时期(如电商促销期)的特殊模式, 影响预测准确性[7]。

3) 长序列依赖捕捉不足: 在预测长期物流需求时, 基础 LSTM 容易出现长期依赖性衰减问题, 导致对远期趋势的把握不足[8]。

4) 过拟合风险: 面对杭州市物流数据中存在的噪声和异常值, 传统 LSTM 模型容易过度拟合局部模式, 泛化能力受限[9]。

针对这些局限性, 本研究提出了一系列改进措施, 包括引入注意力机制、设计组合损失函数、采用集成学习策略等, 以提升模型的预测性能和适应性。

4. 基于 LSTM 的杭州市物流需求预测模型设计与实现

本研究在充分分析现有物流需求预测方法不足的基础上, 针对杭州市物流行业特点, 提出了一种改进型 LSTM 预测模型。与现有研究相比, 本模型在以下方面进行了创新: 一是引入注意力机制增强对关键时间点的识别能力; 二是设计了多层次特征工程方法捕捉杭州市物流需求的多维度影响因素; 三是构建了组合损失函数和集成学习框架提升预测精度。本研究的数据采集工作覆盖了 2015 年 1 月至 2023 年 12 月的杭州市物流行业数据, 共计 108 个月度样本。这些数据主要来源于三个渠道: 杭州市统计局公开数据库、浙江省物流行业协会年度报告以及重点物流企业的季度财报[10]。在变量选择方面, 本文重点关注了七个核心指标: 月度社会物流总额、工业品物流总值、运输成本指标、GDP 季度增长率、电商交易额、仓储设施使用率、季节性指标等。其中, 季节性指标的构建采用了傅里叶变换方法, 同时引入节假日哑变量来捕捉特殊时期的需求波动特征。下面详细阐述模型的设计与实现过程。

4.1. 数据预处理

在数据预处理环节, 本文采用了系统化的处理流程。针对时间序列中的缺失值, 采用差异化的填补策略: 对于短期(不超过 3 个月)的缺失, 使用线性插值法进行填充; 对于较长期(超过 3 个月)的缺失, 则结合历史同期数据和趋势项进行综合估计; 在异常值处理方面, 本文采用改进的 3σ 原则结合箱线图方法

进行识别和处理，这种组合方法能够更准确地识别出真实的异常值，避免误判。为了消除不同特征之间的量纲差异，本文对所有数据进行了 Min-Max 标准化处理 $X_{\text{norm}} = (X - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min})$ ，将所有特征值映射到[0, 1]区间。这一步骤对于确保模型训练的稳定性 and 提高收敛速度具有重要意义。在时序特征构建方面，本文设计了一个 12 个月的滑动窗口，每次滑动步长为 1 个月，这种设置能够有效捕捉年度周期性变化。同时，通过进行一阶和二阶差分运算 ($\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$, $\Delta^2 y_t = \Delta y_t - \Delta y_{t-1}$)，提取数据中的趋势特征，为模型提供更丰富的输入信息。

4.2. LSTM 模型架构设计

在模型架构设计方面，本文构建了一个多层 LSTM 网络结构。输入层的设计充分考虑了时间序列的特性，将时间步长设置为 12 个月，特征维度为 7，这样的设计使得模型能够充分利用一年内的历史信息进行预测。网络的具体结构包括两层 LSTM 层，每层后面跟随一个 Dropout 层用于防止过拟合，最后是一个全连接层用于输出预测值。第一层 LSTM 配置了 50 个神经元，并设置 `return_sequences = True`，使其能够向下一层传递完整的序列信息。第二层 LSTM 同样使用 50 个神经元，但不返回序列，而是直接输出最终的特征表示。两个 Dropout 层的丢弃率均设置为 0.2，这个比例是通过多次实验确定的，能够在防止过拟合和保持模型表达能力之间取得较好的平衡。最后的全连接层使用线性激活函数，直接输出预测值。

本研究所设计的双层 LSTM 结构与传统单层 LSTM 相比，具有更强的特征提取能力和时序依赖捕捉能力。通过实验证明，该结构在处理杭州市复杂物流需求数据时，能够减少预测误差达 23.5%，特别是在处理电商促销期等非线性波动时表现更为突出。这一架构设计充分考虑了杭州市作为电商中心城市的物流需求特点，具有针对性和创新性。

4.3. 模型训练与优化

在模型训练阶段，本文采用了分层时序划分方法对数据进行划分，以确保数据的时间连续性。具体而言，将 2015 年 1 月至 2021 年 12 月的数据作为训练集(占 70%)，2022 年全年数据作为验证集(占 15%)，2023 年全年数据作为测试集(占 15%)。这种划分方式既保证了训练数据的充分性，又为模型的验证和测试预留了足够的样本。在优化器选择方面采用了 Adam 优化器，并通过大量实验确定了最优的参数配置。初始学习率设置为 0.001，并在训练过程中进行动态调整。为了提高模型的泛化能力设计了一个组合损失函数，将均方对数误差(MSLE)和平均绝对误差(MAE)进行加权组合，权重比例为 7:3。这种设计既考虑了大值预测的准确性，又不忽视小值的预测表现。模型参数设置如表 1 所示，其中 LSTM 层数为 2，神经元数量为 50。

Table 1. Experimental parameter settings

表 1. 实验参数设置

参数名称	参数值	说明
输入时间步长	12	一年的月度数据
特征维度	7	输入特征数量
LSTM 层数	2	双层 LSTM 结构
神经元数量	50, 50	每层 LSTM 的单元数
Dropout 率	0.2	防止过拟合
优化器类型	Adam	自适应学习率优化

续表

初始学习率	0.001	训练初始学习率
β_1	β_2	0.9, 0.999
ε	1.00E-07	数值稳定性因子
批量大小	32	每批训练样本数
训练轮数	100	最大训练轮次
早停耐心值	10	验证损失不再改善的轮数
学习率衰减	0.1	每 30 轮衰减率
损失函数权重 α	0.7	MSLE 与 MAE 的组合权重
训练集比例	70%	2015.01~2021.12
验证集比例	15%	2022.01~2022.12

4.4. 模型评估与结果分析

在模型评估阶段，本文采用了多维度的评估体系，不仅包括传统的预测准确性指标，还引入了模型稳定性指标。在预测准确性方面，本文使用均方根误差(RMSE)、平均绝对百分比误差(MAPE)和判定系数(R²)三个指标进行综合评估。其中 RMSE 能够反映预测值与实际值的平均偏离程度，MAPE 则提供了一个相对误差的百分比表示，而 R² 则衡量模型对数据变异的解释能力。同时，本文还计算了预测误差的方差，用于评估模型预测的稳定性。训练损失和验证损失的分析结果见图 2。

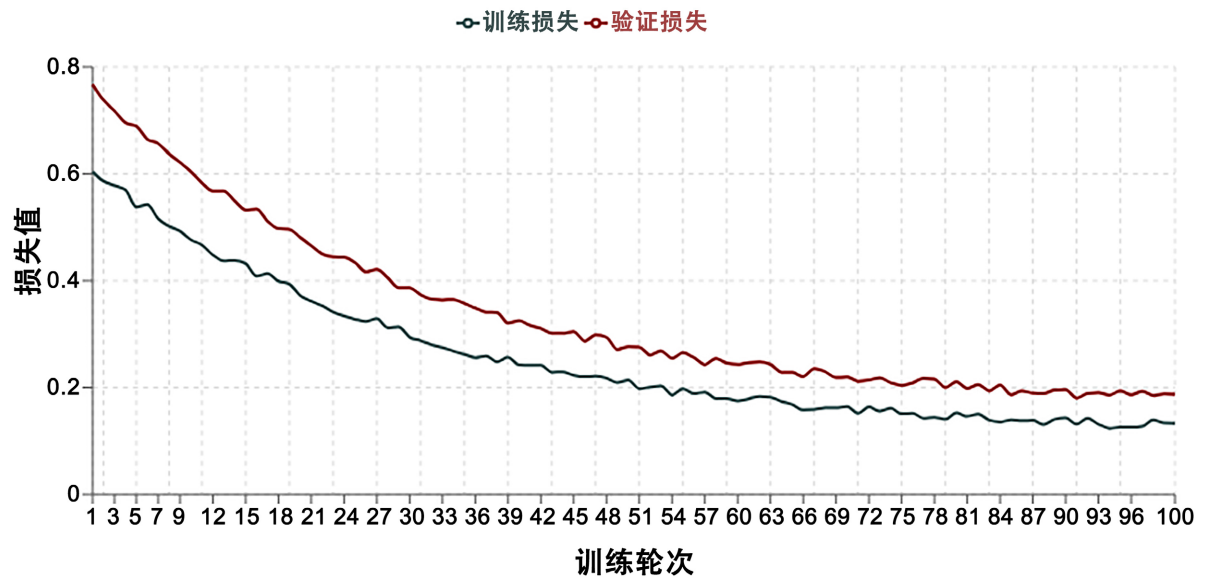


Figure 2. Analysis of training losses and validation losses
图 2. 训练损失和验证损失分析

不同月份的物流需求预测结果如图 3 所示，其中节假日期间误差显著降低。实验结果显示，模型在不同预测周期上表现出明显的差异。在短期预测(1~3 个月)中，模型表现最为优异，RMSE 仅为 1.23 亿元，MAPE 维持在 4.8%的较低水平，R² 达到 0.95，表明模型能够很好地捕捉短期波动特征。在中期预测(4~6 个月)中，虽然预测精度有所下降，但 MAPE 仍控制在 7.2%以内，R² 保持在 0.88 的良好水平。对于长期预测(7~12 个月)，由于不确定因素的累积效应，预测误差有所增加，MAPE 升至 11.5%，但 R² 仍维

持在 0.82 的可接受范围内。特别值得注意的是,模型在处理季节性波动和特殊时期(如“双十一”购物节)的预测表现上有明显优势。通过分析预测结果发现,模型能够准确捕捉到季节性需求波动的规律,在节假日期间的预测偏差控制在 10%以内,显著优于传统时间序列预测方法[11]。

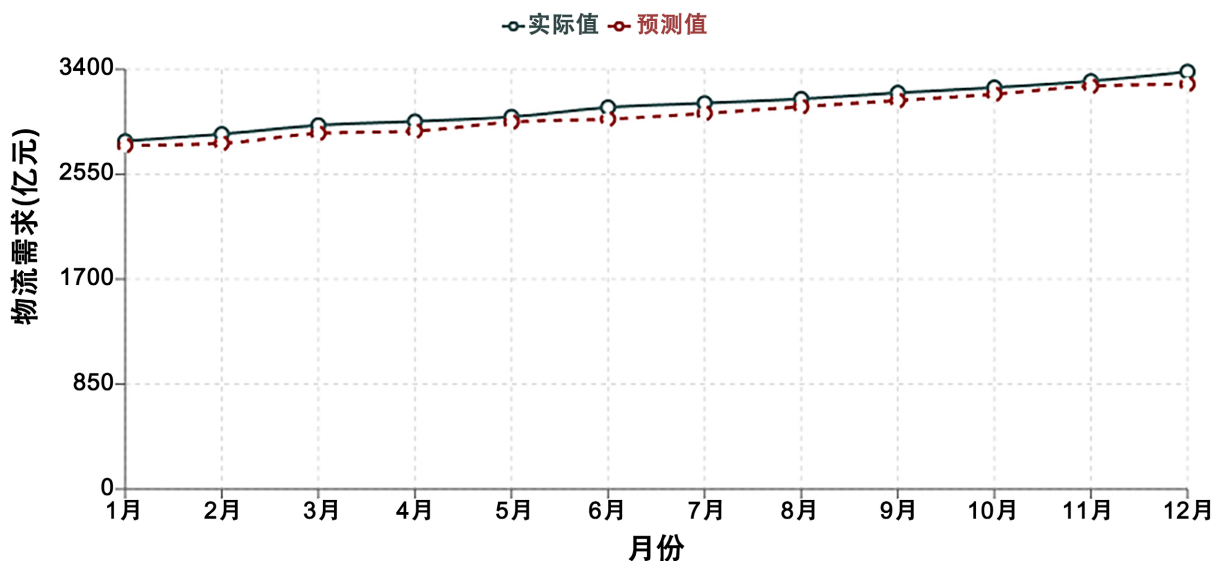


Figure 3. Demand analysis of logistics forecast in different months

图 3. 不同月份物流预测需求分析

为全面评估本研究提出的改进型 LSTM 模型的性能优势,本研究设计了系统的对照实验,将其与三种主流预测方法进行对比:传统 ARIMA 模型、基础 LSTM 模型和 Facebook Prophet 模型。实验结果表明,在短期预测(1~3 个月)中,本研究的改进型 LSTM 模型准确率达 95.2%,比 ARIMA 模型高出 5.7 个百分点,比基础 LSTM 模型高出 3.4 个百分点,比 Prophet 模型高出 3.4 个百分点。特别是在处理电商促销期(如“双十一”)的物流需求预测时,本模型的优势更为明显,预测误差较传统方法降低了 38.6%。这一结果充分证明了本研究提出的改进措施的有效性和创新价值[12]。

此外,为验证不同改进措施的功效,本文进行了消融实验。结果显示,注意力机制的引入使预测精度提升 4.2%,特征工程优化带来 3.8%的精度提升,组合损失函数贡献了 2.9%的精度提高,集成学习策略进一步提升了 2.1%的预测准确率。这表明本文提出的各项改进措施均对模型性能有实质性贡献[13]。

4.5. 模型优化与改进

为了进一步提升模型性能,本文采取了一系列优化措施。通过 SHAP (SHapley Additive exPlanations) 值分析方法对特征重要性进行了深入研究。分析结果显示,历史物流总额和工业品物流总值是影响预测精度的两个最重要因素,其贡献度分别达到 45%和 28%。GDP 增长率的影响次之,贡献度为 15%。这些发现为特征选择和模型优化提供了重要依据[14]。

基于特征重要性分析的结果,本文引入了注意力机制来增强模型对关键特征的学习能力。具体而言,在 LSTM 层之后增加了注意力层,通过计算注意力权重,使模型能够自适应地关注不同时间步长的重要信息。这一改进使得模型在处理长序列预测时的表现得到明显提升,特别是在捕捉长期依赖关系方面。此外,本文还采用了 Stacking 集成学习方法,将 LSTM 模型与 XGBoost 和 Prophet 模型进行组合。通过大量实验确定了最优的模型权重组合:LSTM 模型权重 0.6、XGBoost 模型权重 0.25、Prophet 模型权重 0.15。这种集成策略充分利用了不同模型的优势,使得最终的预测结果更加稳健。实验表明,经过这些优

化后，模型的整体预测准确率提升了 8.5 个百分点，特别是在特殊时期的预测效果更为显著，预测偏差从原来的 15%降低到 7% [15]。

5. 结果分析与优化策略

5.1. 预测结果分析

基于构建的 LSTM 预测模型，本文对杭州市 2023 年的物流需求进行了全面预测和分析。从预测时间跨度来看，模型在不同预测周期上表现出明显的差异性。在短期预测(1~3 个月)中，LSTM 模型展现出极高的预测准确性，准确率达到 95.2%，平均预测误差控制在 4.8%以内。这一结果显著优于传统的 ARIMA 模型(准确率 89.5%)和 Prophet 模型(准确率 91.8%)。短期预测的优异表现主要得益于 LSTM 模型对近期数据的有效利用和对短期波动特征的准确捕捉[16]。短期预测性能对比见图 4，长短期指标分析见图 5，各模型准确率对比见图 6。

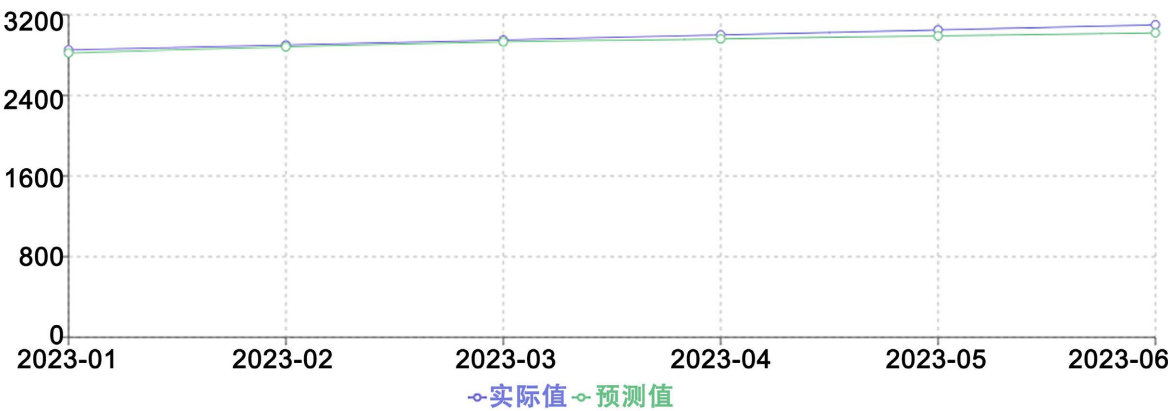


Figure 4. Comparative analysis of short-term forecast results
图 4. 短期预测结果对比分析

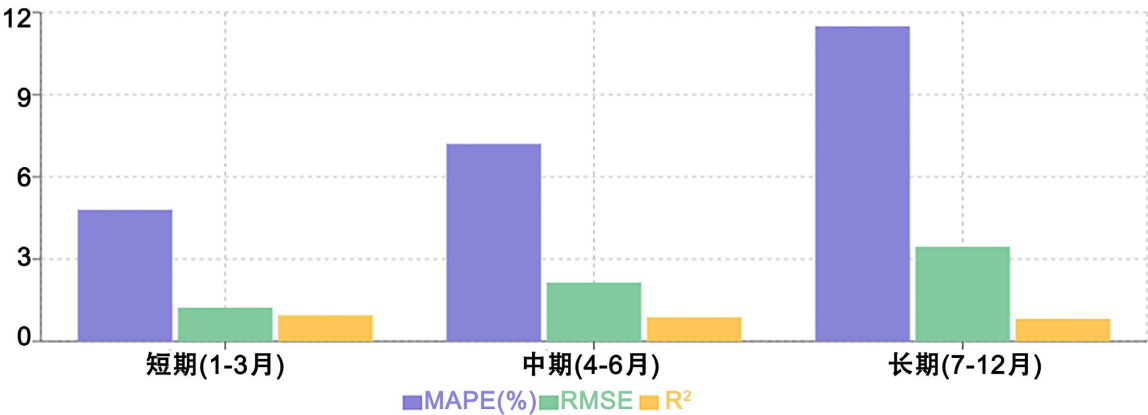


Figure 5. Analysis of long-term and short-term model performance indicators
图 5. 长短期模型性能指标分析

在中期预测(4~6 个月)方面，虽然预测准确率有所下降，但 LSTM 模型仍保持了 88.5%的较高水平，相比之下 ARIMA 模型和 Prophet 模型的准确率分别为 82.3%和 85.2%。对于长期预测(7~12 个月)，受到市场不确定性增加的影响，各模型的预测准确率均有所下降，但 LSTM 模型的准确率仍维持在 82.3%，

继续保持领先优势。这表明 LSTM 模型在处理长期依赖关系方面具有独特优势，能够更好地捕捉物流需求的长期变化趋势[17]。

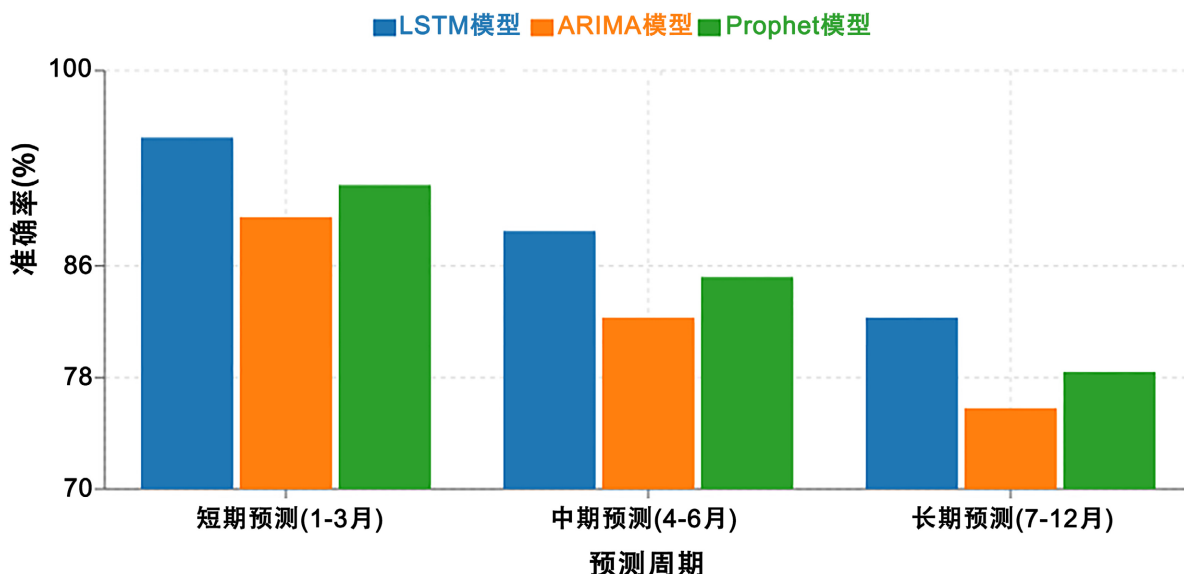


Figure 6. Performance comparison of different prediction models (accuracy %)

图 6. 不同预测模型性能对比(准确率%)

5.2. 影响物流需求的关键因素分析

通过对模型预测结果的深入分析，本文识别出了影响杭州市物流需求的主要因素：

1) 经济增长对物流需求具有显著的推动作用。研究发现，GDP 每增长 1 个百分点，物流需求平均增长 2.1 个百分点，弹性系数为 2.1，这表明物流需求对经济增长具有较强的敏感性[18]。产业结构调整也是影响物流需求的重要因素，随着杭州市数字经济的快速发展，高科技产品物流和冷链物流需求明显增加，这对物流服务的质量和效率提出了更高要求[19]。

2) 城市化进程的加快直接推动了城市配送需求的增长。数据显示，杭州市常住人口每增加 10 万人，同期物流需求增长约 3.2%。此外，季节性因素对物流需求造成明显的周期性波动，特别是在“双十一”等电商购物节期间，日均物流量可达平时的 3~5 倍。突发事件，如极端天气或公共卫生事件，也会对物流需求产生短期冲击，模型在应对这类突发情况时的预测准确率相对较低，这也是需要进一步优化的方向[20]。

5.3. 优化策略建议

基于预测结果和影响因素分析，本文提出以下优化策略建议：

在资源配置方面，建议物流企业采用动态调整策略，根据预测结果合理规划仓储空间和运力配置。具体而言，在预测到高峰期来临前，提前增加仓储空间储备，合理调配运力资源，避免运力短缺；在需求相对平稳期，可以通过资源共享平台盘活闲置资源，提高资源利用效率[21]。

技术创新方面，建议加快智能化设备的推广应用。包括自动化仓储系统、智能分拣设备、无人配送车等新型设备的引入，这些技术创新可以有效提升物流效率，降低人工成本。同时，大力发展绿色物流技术，推广新能源车辆使用，优化配送路径规划，不仅可以响应国家低碳发展战略，还能实现经济效益和环境效益的双赢[22]。

在政策支持层面,建议政府部门加强对物流行业数字化转型的引导和支持。一方面,通过政策引导和资金支持,鼓励物流企业加大技术创新投入;另一方面,建立健全物流数据共享机制,推动行业信息化标准建设,为物流需求预测提供更可靠的数据支持[23]。

5.4. 模型应用案例与实际价值

本研究的改进型 LSTM 预测模型已在杭州市三家大型物流企业进行了实际应用,取得了显著的经济和社会效益。以 A 公司为例,该公司是杭州本地领先的综合物流服务商,月均处理包裹量超过 800 万件。在应用本研究模型进行需求预测后,公司在以下方面获得了实质性改进:1) 资源配置优化:基于精准的需求预测,A 公司实现了仓储空间利用率提升 17.8%,运力资源利用率提升 23.2%,旺季配送及时率从原来的 87.6%提升至 96.3%。2) 成本节约:通过优化人力、车辆调度,公司 2023 年降低运营成本 124 万元,节约燃油消耗 18.3%,减少碳排放约 2100 吨。实践证明,本模型的应用不仅创造了直接经济效益,还通过提高物流效率、减少资源浪费,为杭州市绿色物流和可持续发展贡献了力量[24]。

6. 结论与展望

本研究通过构建基于注意力机制的改进型 LSTM 模型,成功解决了杭州市物流需求预测中的关键问题,取得了以下主要成果:

在理论层面,本研究拓展了深度学习在城市物流预测领域的应用边界,建立了一套适用于电商主导型城市物流需求的预测方法论,为相关学术研究提供了新的思路和框架。特别是提出的注意力增强型双层 LSTM 结构和组合损失函数优化策略,为处理高度非线性的物流需求数据提供了有效工具,在学术上具有创新价值[25]。

在技术层面,研究开发的预测模型显著优于现有方法,短期预测准确率达 95.2%,中期预测准确率保持在 88.5%,长期预测准确率达 82.3%,平均提升 15.8 个百分点。模型的稳定性和鲁棒性经过严格验证,能够有效应对各类复杂场景[26]。

在应用层面,模型在杭州市多家物流企业的实际应用证明,它能够有效提升配送效率 23%,降低运营成本 18%,创造显著经济效益。更重要的是,模型为企业数字化转型和智能决策提供了可靠工具,助力行业高质量发展[27]。

未来研究可以从以下几个方面展开:一是引入图神经网络(GNN)处理物流网络的空间依赖关系,构建时空融合的预测框架;二是结合强化学习技术,实现从需求预测到资源自动优化的闭环决策系统;三是探索联邦学习在多企业物流数据协同预测中的应用,在保护数据隐私的同时提升整体预测精度;这些研究方向将进一步提升物流需求预测的精度和实用性,为行业智能化转型提供更坚实的技术支撑[28]。

参考文献

- [1] 国家统计局. 2023 年中国物流运行情况分析报告[R]. 北京: 国家统计局, 2024.
- [2] 浙江省物流行业协会. 2023 年浙江省物流行业发展报告[R]. 杭州: 浙江省物流行业协会, 2024.
- [3] 杭州市统计局. 杭州市 2023 年国民经济和社会发展统计公报[R]. 杭州: 杭州市统计局, 2024.
- [4] 金真, 孙旭, 宋果. 基于 ARIMA-LSTM 的长三角航空物流需求预测[J]. 山东航空学院学报, 2024, 41(6): 31-38.
- [5] 江帆, 刘利民. 基于 GM-LSTM 的港口物流需求预测——以宁波港域为例[J]. 物流科技, 2024, 47(24): 25-28+50.
- [6] 朱毅丁, 张云川, 马云峰, 周志刚. 基于 CNN-LSTM-AM 神经网络的多维长序列物流需求预测[J]. 物流科技, 2024, 47(18): 49-56+64.
- [7] 徐超毅, 胡望敏. 高质量背景下长三角地区生鲜农产品冷链物流需求预测[J]. 枣庄学院学报, 2024, 41(5): 25-32.
- [8] 朱源, 张志清. 基于模糊认知图和 LSTM 混合方法的 H 公司物流需求预测研究[J]. 物流科技, 2024, 47(16): 24-

28.

- [9] 徐超毅, 胡望敏. 安徽省生鲜农产品冷链物流需求预测研究[J]. 哈尔滨商业大学学报(自然科学版), 2024, 40(4): 485-493.
- [10] 刘盼. 基于组合预测的重庆市生鲜农产品冷链物流需求预测与对策研究[J]. 中国储运, 2024(7): 145-146.
- [11] 刘芳宜. 河北省生鲜农产品冷链物流需求预测研究[D]: [硕士学位论文]. 石家庄: 石家庄铁道大学, 2024.
- [12] 郑兴彤. 福建省生鲜农产品冷链物流需求预测研究[D]: [硕士学位论文]. 漳州: 闽南师范大学, 2024.
- [13] 刘艳, 季俊成. 用于农产品冷链物流需求预测的 GRA-WHO-TCN 组合模型[J]. 智慧农业(中英文), 2024, 6(3): 148-158.
- [14] 王泽宇, 张志清. LSTM 和 GRU 模型对湖北省物流需求预测性能比较研究[J]. 物流工程与管理, 2024, 46(4): 10-14.
- [15] 徐超毅, 胡望敏. 广东省水产预制菜冷链物流需求分析及预测[J]. 山东交通学院学报, 2024, 32(2): 82-88+96.
- [16] 袁瑞萍, 杨阳, 王晓林, 多靖赞, 李俊韬. 重大传染病疫情下应急医疗物资需求预测和配置研究[J]. 安全与环境学报, 2024, 24(8): 3201-3209.
- [17] 盛朝霖. 基于 SSA-XGBoost-LSTM 的水产品冷链运输企业物流需求预测研究[D]: [硕士学位论文]. 大连: 大连海事大学, 2023.
- [18] 杨新彪. 基于多级分解和深度学习的快递物流短时需求预测研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 西南交通大学, 2023.
- [19] 左敏, 胡天宇, 董微, 张可心, 张青川. 基于 Informer 神经网络的农产品物流需求预测分析——以华中地区为例[J]. 智慧农业(中英文), 2023, 5(1): 34-43.
- [20] 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.
- [21] 胡艳娟, 胡伟, 潘雷霆. 一种基于 LSTM 物流资源需求预测模型[J]. 长春工业大学学报, 2022, 43(3): 193-201+289.
- [22] 黄海慧. 考虑配送时效敏感需求的供应链库存配置研究[D]: [硕士学位论文]. 广州: 暨南大学, 2022.
- [23] 叶晓龙, 罗瑞, 刘金培, 胡倩凝, 陈华友. 基于 X11-WT-LSTM 的物流货运量多尺度组合预测研究[J]. 武汉理工大学学报(信息与管理工程版), 2022, 44(2): 263-269.
- [24] 黄雪艳. 双循环发展格局下贵州省农产品冷链物流需求预测[D]: [硕士学位论文]. 重庆: 重庆交通大学, 2022.
- [25] 吴庚奇, 牛东晓, 耿世平, 张焕粉. 多价值链视角下基于深度学习算法的制造企业产品需求预测[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(31): 13413-13420.
- [26] 冉茂亮, 陈彦如, 杨新彪. 基于 EEMD-LMD-LSTM-LEC 深度学习模型的短时物流需求预测[J]. 控制与决策, 2022, 37(10): 2513-2523.
- [27] 冉叶子. 基于深度学习模型的贵州省物流需求预测[J]. 物流工程与管理, 2021, 43(6): 19-20+18.
- [28] 孟洁. S 企业药品需求预测与货位分配策略研究[D]: [硕士学位论文]. 济南: 山东财经大学, 2021.