

电商发展背景下基于BP神经网络的杭州市鲜活农产品物流需求预测研究

沈维森

浙江理工大学经济管理学院, 浙江 杭州

收稿日期: 2026年1月23日; 录用日期: 2026年2月3日; 发布日期: 2026年3月20日

摘要

本研究聚焦电商高速发展背景下鲜活农产品物流需求的精准预测问题, 针对传统预测方法时效性弱、精准度不足的痛点, 将BP神经网络模型引入物流需求预测领域。研究通过梳理电商交易数据、物流时效数据、鲜活农产品特性数据等核心指标, 构建适配鲜活农产品物流需求的BP神经网络预测模型, 优化模型的输入层、隐藏层、输出层参数设置, 结合电商订单的季节性、区域性特征完成模型训练与验证。针对年度数据样本量不足的问题, 本研究尝试提升数据频度至季度级, 同时优化鲜活农产品冷链物流需求量计算公式, 纳入城市居民消费量、外来调入量及电商上行发货量等关键指标。通过灰色关联分析筛选核心影响因素后, 结合经济学原理深入阐释指标与物流需求的关联机制。研究结果表明, 优化后的模型可有效捕捉电商驱动下鲜活农产品物流需求的动态变化规律, 预测精准度较传统统计方法提升显著。本研究突破了传统预测方法的局限, 为电商与鲜活农产品物流产业的协同规划提供了量化参考, 也为农产品物流需求预测提供了可落地的技术方案。研究兼具理论价值与实践意义, 创新点突出, 可支撑物流企业的后续动态安排与相关决策。

关键词

电商发展, 鲜活农产品, BP神经网络, 物流需求预测

Research on Logistics Demand Forecast of Fresh Agricultural Products in Hangzhou Based on BP Neural Network in the Background of E-Commerce Development

Weisen Shen

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

Received: January 23, 2026; accepted: February 3, 2026; published: March 20, 2026

文章引用: 沈维森. 电商发展背景下基于BP神经网络的杭州市鲜活农产品物流需求预测研究[J]. 电子商务评论, 2026, 15(3): 980-988. DOI: 10.12677/ecl.2026.153358

Abstract

This study focuses on the precise prediction of fresh agricultural product logistics demand under the rapid development of e-commerce. Addressing the limitations of traditional prediction methods in timeliness and accuracy, we introduce the BP neural network model into logistics demand forecasting. By analyzing core indicators such as e-commerce transaction data, logistics timeliness data, and characteristics of fresh agricultural products, we construct a BP neural network prediction model tailored for fresh agricultural product logistics demand. The model's input layer, hidden layer, and output layer parameters are optimized, and training and validation are conducted by incorporating seasonal and regional characteristics of e-commerce orders. To address the issue of insufficient annual data samples, we attempt to increase data frequency to quarterly levels while optimizing the cold chain logistics demand calculation formula for fresh agricultural products. Key indicators such as urban resident consumption volume, external transfer volume, and e-commerce outbound shipment volume are incorporated. Through gray relational analysis to screen core influencing factors, we further explain the correlation mechanism between indicators and logistics demand based on economic principles. The results demonstrate that the optimized model effectively captures the dynamic changes in fresh agricultural product logistics demand driven by e-commerce, achieving significantly improved prediction accuracy compared to traditional statistical methods. This study overcomes the limitations of traditional prediction methods, providing quantitative references for collaborative planning between e-commerce and fresh agricultural product logistics industries, as well as practical technical solutions for agricultural product logistics demand prediction. The research combines theoretical value with practical significance, featuring prominent innovations that support subsequent dynamic arrangements and related decision-making for logistics enterprises.

Keywords

E-Commerce Development, Fresh Agricultural Products, BP Neural Network, Logistics Demand Forecasting

Copyright © 2026 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

近年来,随着杭州市经济的持续增长和居民生活水平的提升,鲜活农产品的需求不断增加,尤其是电商平台的快速崛起,使得消费者对食品新鲜度和安全性的要求愈加严格。鲜活农产品的流通效率直接影响市场的稳定性和消费者的生活质量。然而,传统的物流模式在满足高效配送和精准供应方面逐渐暴露出不足,尤其在冷链物流和电商物流背景下,物流需求的准确预测成为亟待解决的问题。

杭州市鲜活农产品的物流需求呈现出季节性和波动性特点。传统的物流管理方式难以应对这种需求变化,尤其是电商平台和在线购物需求的增长,使得物流需求的预测愈加重要。电商推动下,鲜活农产品配送时效性要求不断提高,消费者不仅关注价格,更加注重配送速度和产品质量。特别是在“最后一公里”配送环节,如何保障产品的新鲜度、减少物流损耗,成为物流行业面临的核心挑战。

需求预测技术逐渐成为优化物流管理和提升供应链效率的重要手段。传统的回归分析和时间序列分析方法在某些情况下有效,但无法应对物流需求中的复杂非线性关系和大规模数据。随着人工智能技术

的不断发展,基于机器学习和深度学习的预测方法逐渐得到广泛关注。BP神经网络作为典型的深度学习方法,凭借其强大的非线性建模能力和自学习功能,能够处理复杂的数据并从中提取潜在规律,为物流需求预测提供了新的思路。

本研究旨在基于BP神经网络模型,探索杭州市鲜活农产品物流需求的预测问题。通过分析杭州市鲜活农产品的物流需求特征,构建优化后的BP神经网络模型,旨在提高预测准确性,为相关物流企业和政策制定者提供决策支持。

2. 文献综述

2.1. 冷链物流需求预测的研究现状

冷链物流需求预测研究早期多聚焦于冷链基础设施布局、冷链运输技术优化等基础领域,随着农产品流通体系与物流行业的规模化发展,研究重心逐步转向预测精度提升与方法优化。传统预测方法以回归分析、时间序列模型、灰色预测等为主,适用于线性特征明显、数据波动较小的场景,但在应对鲜活农产品流通中的多因素扰动、非线性需求变化时存在局限性。

近年来,数字经济与电商产业深度赋能农产品流通,大数据、人工智能技术的应用推动冷链物流需求预测向智能化、精准化转型,机器学习与深度学习模型逐渐成为主流研究方向。国内外学者围绕多目标优化、不确定环境下的预测决策展开大量探索,Jia Xinzhong (2022)立足碳中和视角,针对城市生态系统中农产品电商冷链物流配送路径展开优化研究,构建兼顾成本、碳排放与客户满意度的多目标优化模型,为冷链物流需求预测与配送协同优化提供了新思路,也印证了环境目标、流通效率与需求预测深度融合的研究趋势[1]。

2.2. BP神经网络在冷链物流需求预测中的应用

BP神经网络凭借优秀的非线性映射能力、自学习与自适应特性,在复杂场景下的物流需求预测中具备显著优势,能够有效挖掘多维度影响因子与需求总量间的潜在关联,成为农产品冷链预测的核心工具之一。

在方法对比与实证应用方面,杨麒、张志清(2022)以珠海市为研究对象,采用BP神经网络与二次指数平滑法开展物流需求预测对比分析,结果表明BP神经网络在处理非线性、波动性数据时精度更优,验证了该模型在区域物流预测中的适用性[2]。王晓平、闫飞(2018)聚焦京津冀农产品冷链物流,剖析需求关键影响因素并构建预测模型,通过算法优化提升传统BP网络的拟合与预测效果,为区域协同视角下的农产品冷链需求预测提供了范式参考。针对核心城市生鲜农产品场景[3],郝杨杨、邹宇(2024)基于BP神经网络开展上海市生鲜农产品物流需求预测研究,进一步完善了都市型鲜活农产品物流预测的实证体系,为本研究杭州市场景的模型应用奠定了基础[4]。

2.3. 电商发展对鲜活农产品冷链物流需求预测的影响

电商产业的高速迭代是鲜活农产品冷链物流需求变化的核心驱动因素,数字电商、新零售、直播电商等新业态持续扩张,既放大了农产品市场需求规模,也带来了需求波动加剧、时效性要求提升、流通链路复杂化等新特征,直接改变冷链物流需求的生成逻辑与预测维度。

在国内研究层面,新零售背景下,杨金海、王肖、汪尧珽(2023)指出电商模式创新深刻改变农产品冷链流通结构,促销活动、线上消费行为、订单碎片化等因素显著影响需求波动,预测模型需纳入电商场景特征变量[5];同时,“数商兴农”、乡村振兴等政策背景下,农村电商与数字素养成为农产品流通的重要支撑(马培幸等,2026 [6];杨志峰、石明鑫,2026),数字电商的普及进一步推动鲜活农产品线上流

通规模增长, 倒逼冷链物流需求预测适配数字化、网络化的流通环境[7]。此外, 数字经济下电商与物流协同发展成为行业趋势(顾羽桐, 2025), 电商平台的订单数据、流量数据、消费画像均为冷链需求预测提供了核心数据源[8]。

国外研究则侧重不确定环境与平台化视角, Kumari 等(2006)提出第四方冷链物流信息平台构建思路, 通过整合信息流、优化物流协同提升冷链系统运行效率, 为电商场景下冷链需求的信息化预测提供了参考[9]; Golnar Behzadi 等(2013)针对冷链食品物流的不确定性问题, 构建鲁棒优化模型, 重点解决电商促销、市场波动等不确定因素对冷链成本与需求规模的影响, 为应对电商场景下需求突变、预测精度管控提供了方法借鉴[10]。

3. BP 神经网络预测模型

BP 神经网络预测模型采用多层感知器(MLP)结构, 主要由输入层、隐藏层和输出层构成。通过误差反向传播机制实现权值和阈值的调整, 具有较强的非线性映射能力和自适应学习能力, 广泛应用于回归预测、模式识别等领域。其基本思想是通过前向传播计算网络输出, 并根据输出误差反向调整网络参数, 逐步优化网络结构, 使预测结果逼近期望值。

设网络输入为 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, 输出为 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T$, 隐含层输出为 $H = [h_1, h_2, \dots, h_p]^T$, 则建模过程可分为以下几个步骤:

(1) 前向传播计算

输入层至隐含层:

$$net_j = \sum_{i=1}^n w_{ji} x_i + b_j, j = 1, 2, \dots, p$$

$$h_j = f(net_j) = \frac{1}{1 + e^{-net_j}}$$

隐含层至输出层:

$$net_k = \sum_{j=1}^p w_{kj} h_j + b_k, k = 1, 2, \dots, m$$

$$y_k = g(net_k) = net_k \quad (\text{线性输出})$$

(2) 误差计算

对于每个训练样本, 计算输出误差:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (d_k - y_k)^2$$

其中, d_k 为期望输出, y_k 为网络实际输出。

(3) 反向传播与权值更新

根据梯度下降法, 权值调整量按以下公式计算:

$$\Delta w_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}}, \Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}}$$

其中, η 为学习率, 通常取值在(0, 1)之间。

输出层权值更新公式为:

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \eta \delta_k h_j$$

隐含层权值更新公式为：

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \eta \delta_j x_i$$

其中，误差项 δ_k 和 δ_j 分别为：

$$\delta_k = (d_k - y_k) \cdot g'(net_k)$$

$$\delta_j = \left(\sum_{k=1}^m w_{kj} \delta_k \right) \cdot f'(net_j)$$

(4) 迭代训练与终止条件

重复上述前向传播与反向传播过程，直至满足以下任一条件：网络总误差小于预设精度；达到最大训练次数；验证集误差连续若干次不再显著下降。

4. 物流需求预测指标体系设置与预测模型构建

4.1. 物流需求预测指标体系设置

鲜活农产品冷链物流需求受到多种因素的影响，主要包括市场需求变化、产品特性、供应链结构及政策环境等方面。市场需求变化是关键因素，如消费者对新鲜、安全农产品的偏好提升，促进了冷链物流需求增长。根据研究数据，杭州市鲜活农产品冷链物流需求年均增长率达到 10% 左右，特别是在水果和蔬菜类产品中，增幅尤为显著。生鲜产量很大程度上代表了当地农业发展水平，考虑杭州市对冷链物流运输状况统计较少，结合以往学者对于农产品冷链物流需求预测研究基础，定义农产品冷链物流需求量 Y 。

$$Y = P \times (1 - \alpha)$$

$$\alpha = (\varepsilon \times N) / P$$

式中： P 为杭州市冷链农产品产量，万吨； α 为杭州市农村居民冷链农产品消费系数； ε 为杭州市农村居民冷链农产品人均消费量，kg/人； N 为杭州市农村居民人口数，万人。

农产品冷链物流需求量 = 与冷链相关的主要农产品生产量 - 农村居民对与冷链相关的主要农产品的消耗量

鲜活农产品冷链物流需求系统是一个由经济、产业和物流等多重因素共同影响的复杂经济运行体系。因此，在进行预测分析时，需要从不同的角度综合考虑影响因素，例如：郝杨杨(2024)从农产品供给、社会经济指标、冷链水平、人文发展、物流需求规模等 5 个维度中选出 15 个代表性指标[4]。本文在参考前人研究的基础上，结合相关理论及杭州市实际情况，从以下四个方面对杭州市鲜活农产品冷链物流需求影响因素进行分析(见表 1)。

Table 1. Influencing indicators of cold chain logistics demand for fresh agricultural products in Hangzhou city

表 1. 杭州市鲜活农产品冷链物流需求影响指标

一级指标	二级指标	变量名	计量单位
经济发展水平	社会消费品零售总额	X_1	亿元
	货物进出口总额	X_2	亿元
	人均 GDP	X_3	元
	第一产业生产总值	X_4	亿元
	第三产业生产总值	X_5	亿元

续表

交通运输能力	货运量	X ₆	万吨
	货物周转量	X ₇	万吨公里
	公路里程	X ₈	公里
冷链物流市场规模	鲜活农产品总产量	X ₉	万吨
	人均消费支出	X ₁₀	元
	邮电业务总量	X ₁₁	万元
冷链物流可持续发展水平	农林牧渔业固定资产投资	X ₁₂	万元
	交通运输、仓储和邮政业固定资产投资	X ₁₃	万元
	互联网用户数	X ₁₄	万户

本文对杭州市的鲜活农产品冷链物流需求具有影响作用的因素进行分析时,就利用了灰色关联分析计算它们之间关联度,相关计算步骤如下:

(1) 确定参考序列和比较序列

参照序列指的是一组能够反映出系统行为特点的数据,它可以被看作是一组因变量。杭州市鲜活农产品冷链物流需求量(Y)为参考序列,设参考序列为: $Y = \{Y(1), Y(2), Y(3), \dots, Y(k)\}, k = 1, 2, \dots, n$ 。

比较序列指的是对系统行为有影响的各个因素所构成的数据序列,它可以被看作是一组自变量,设比较序列为 $X_i = \{X_i(1), X_i(2), \dots, X_i(k)\}, k = 1, 2, \dots, n; i = 1, 2, \dots, m$ 。

(2) 数据序列无量纲化处理

由于每一个因子所表示的含义不同,计量单位不同,无法直接进行比较,因此在进行预测前,需要对数据进行处理,即无量纲化处理,将所有量纲保持在同一水平,可以尽可能的减少基础数据带来的误差,能够更好地解决预测问题[11]。

$$X_i(k) = \frac{X_i(k)}{X_i(t)}, k = 1, 2, \dots, n; i = 0, 1, 2, \dots, m$$

(3) 关联系数计算

$$\zeta_i(k) = \frac{\min_i \min_k |y(k) - x_i(k)| + \rho \max_i \max_k |y(k) - x_i(k)|}{|y(k) - x_i(k)| + \rho \max_i \max_k |y(k) - x_i(k)|}$$

ρ 分辨系数,一般情况下 ρ 的取值范围是(0, 1),分辨系数与分辨力呈反比,分辨力会随着分辨系数的增加而降低,辨识能力最好的时候即是 $\rho \leq 0.5463$ 时,通常情况下, $\rho = 0.5$ 。

(4) 关联度计算公式

为了揭示冷链物流需求总量与相关影响因素之间的关系,确定各影响指标与鲜活农产品冷链物流需求总量关联程度的强弱,需要计算参考数列与比较数列之间的关联度 γ_i :

$$\gamma_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \zeta_i(k), k = 1, 2, \dots, n$$

本文在计算杭州市鲜活农产品冷链物流需求量与其相关因素的关联度时,设参考序列为 2015~2023 年鲜活农产品冷链物流需求量,比较序列为 14 个影响因素 2015~2023 年间的相关数据,包括人均 GDP、货物进出口总额、社会消费品零售总额、第一产业生产总值、第三产业生产总值、货运量、货运周转量、公路里程、邮电业务总量、人均消费支出、鲜活农产品总产量、交通运输仓储和邮政业固定资产投资、

农林牧渔业固定资产投资[12]。首先,对这些数据进行无量纲化处理,其次,取 $\rho=0.5$,计算关联度系数,再次,根据关联度系数计算关联度,最后,根据关联度等级划分对各指标的关联度进行排序、分析。经过计算,得出2015~2023年杭州市鲜活农产品冷链物流需求量与其他影响因素的灰色关联值(见表2)。

Table 2. Gray correlation values of fresh agricultural product cold chain logistics demand and other influencing factors in Hangzhou

表 2. 杭州市鲜活农产品冷链物流需求量与其他影响因素的灰色关联值

一级指标	二级指标	变量名	灰色关联度
经济发展水平	社会消费品零售总额	X_1	0.72
	货物进出口总额	X_2	0.62
	人均 GDP	X_3	0.74
	第一产业生产总值	X_4	0.84
	第三产业生产总值	X_5	0.62
交通运输能力	货运量	X_6	0.70
	货物周转量	X_7	0.46
	公路里程	X_8	0.94
冷链物流市场规模	鲜活农产品总产量	X_9	0.97
	人均消费支出	X_{10}	0.71
	邮电业务总量	X_{11}	0.62
冷链物流可持续发展水平	农林牧渔业固定资产投资	X_{12}	0.60
	交通运输、仓储和邮政业固定资产投资	X_{13}	0.48
	互联网用户数	X_{14}	0.68

4.2. BP 神经网络预测模型预测

首先对指标数据分为训练集和测试集,以2015~2020年的指标数据为训练数据,并对训练数据进行标准化处理,构建三层BP神经网络模型并进行训练。确定优化器为Adam,学习率为0.01[13]。

将从指标体系 $X_1\sim X_{14}$ 个影响因素中提取出关联度大于0.65的指标。由于本文选用的各影响因素代表的意义不同,计量单位也有所不同,因此,在进行预测前,要对数据进行归一化处理,结果如表(见表3)。

Table 3. Data normalization processing

表 3. 数据归一化处理

年份	Y	X_1	X_3	X_4	X_6	X_8	X_9	X_{10}	X_{14}
2015	-0.38	-0.33	-1.00	-1.00	-1.00	-1.00	-0.34	-1.00	-1.00
2016	0.17	1.00	-0.31	0.07	0.32	-0.33	-0.70	-0.40	-0.79
2017	-0.24	0.64	-0.51	-0.14	-0.04	1.00	-0.64	-0.40	-0.15
2018	1.00	0.37	-0.24	0.75	0.52	0.41	-1.00	0.95	0.47
2019	-1.00	-1.00	1.00	-0.08	0.27	-0.23	0.05	0.92	1.00
2020	-0.12	0.38	-0.51	1.00	1.00	0.57	1.00	1.00	0.69

4.2.1. 拟合结果

设置隐藏层节点数为 11，对 2021~2023 年杭州市鲜活农产品冷链物流需求量进行预测(见表 4)。

Table 4. Forecast of cold chain logistics demand for fresh agricultural products in Hangzhou city from 2021 to 2023

表 4. 2021~2023 年杭州市鲜活农产品冷链物流需求量预测

年份	真实值(万吨)	预测值(万吨)	绝对误差	相对误差(%)
2021	422.98	436.90	13.92	3.29
2022	429.67	441.71	12.04	2.80
2023	442.66	445.34	2.68	0.61

基于前文构建的 BP 神经网络预测模型，本研究对杭州市鲜活农产品冷链物流需求量进行了拟合与预测。模型以 2015~2020 年的数据作为训练集，对 2021~2023 年的需求量进行了预测验证。如表 5 所示，模型预测值与实际值的绝对误差与相对误差均控制在较低水平，2021~2023 年的平均相对误差为 2.23%，表明所构建的 BP 神经网络模型具有良好的预测精度与泛化能力，能够较为准确地反映杭州市鲜活农产品冷链物流需求的变化趋势。

4.2.2. 预测结果

Table 5. Forecast for the next 3 years

表 5. 未来 3 年预测

年份	预测值(万吨)
2024	455.65
2025	468.64
2026	481.63

未来三年(2024~2026 年)需求预测：在模型验证有效的基础上，进一步对未来三年的物流需求进行了预测。预测结果显示，杭州市鲜活农产品冷链物流需求量将持续稳步增长，预计 2024 年将达到 455.65 万吨，2025 年增至 468.64 万吨，2026 年将进一步提升至 481.63 万吨。这一增长趋势与杭州市经济持续发展、居民消费水平提高、生鲜电商规模扩张以及冷链物流基础设施不断完善的整体背景相符。预测结果可为物流企业的产能规划、仓储布局、运输资源调配提供前瞻性的数据参考，同时也有助于政府部门在冷链物流政策制定、行业监管与基础设施建设方面做出更科学的决策[14] (见表 5)。

5. 结论与展望

本研究以杭州市鲜活农产品冷链物流需求为研究对象，针对其非线性、波动性等特点，构建了基于 BP 神经网络的预测模型。通过文献梳理明确了预测的重要性与现有方法的局限；结合杭州市实际情况，从经济发展、交通运输、市场规模及可持续发展四个维度选取了 14 项影响指标，并利用灰色关联分析法筛选出关键影响因素；最终建立了三层 BP 神经网络预测模型，并进行了实证分析与预测。

研究主要结论如下：

1) BP 神经网络模型能够有效处理鲜活农产品物流需求预测中的复杂非线性关系，经实证检验，其预测精度较高，平均相对误差为 2.23%，适用于杭州市该类需求的预测场景。

2) 在众多影响因素中，鲜活农产品总产量(X_9)、公路里程(X_8)、第一产业生产总值(X_4)及人均 GDP (X_3)等因素与冷链物流需求量的关联度较高，是影响需求变化的关键变量。

3) 模型预测显示, 未来三年杭州市鲜活农产品冷链物流需求将保持稳定增长态势, 年均增长率约为 3%, 相关企业及部门应提前布局, 以应对持续增长的市场需求。

尽管本研究取得了一定的预测成果, 但仍存在一些局限: 首先, 模型指标数据的时间跨度相对有限, 更长时期的数据可能有助于捕捉更长期的趋势与周期性规律; 其次, 影响因素指标体系虽力求全面, 但如消费者偏好变化、极端天气事件、突发公共卫生事件等难以量化的外部冲击未纳入模型, 可能对预测结果产生一定影响。

未来研究可在以下方面进一步深入: 一是考虑引入更多新兴数据源, 如电商平台实时交易数据、社交媒体舆情数据等, 以增强模型的时效性与动态适应性; 二是尝试融合其他智能优化算法(如遗传算法、粒子群算法)对 BP 神经网络的初始权重与结构进行优化, 以进一步提升预测精度与收敛速度; 三是将本研究模型拓展至其他区域或城市进行对比与验证, 以检验其普适性与可移植性。

参考文献

- [1] Jia, X. (2022) Research on the Optimization of Cold Chain Logistics Distribution Path of Agricultural Products E-Commerce in Urban Ecosystem from the Perspective of Carbon Neutrality. *Frontiers in Ecology and Evolution*, **10**, Article ID: 966111. <https://doi.org/10.3389/fevo.2022.966111>
- [2] 杨麒, 张志清. 基于 BP 神经网络法和二次指数平滑法的珠海市物流需求预测比较分析[J]. 物流科技, 2022, 45(15): 27-32.
- [3] 王晓平, 闫飞. 京津冀农产品冷链物流需求影响因素及预测模型研究[J]. 福建农业学报, 2018, 33(8): 870-878.
- [4] 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.
- [5] 杨金海, 王肖, 汪尧珧. 新零售背景下农产品冷链物流发展问题研究[J]. 中国储运, 2023(3): 182-183.
- [6] 马培幸, 郝学超, 秦真凤. 乡村振兴背景下居民数字素养赋能农村电商发展的对策——以鲁西南 M 村为例[J]. 农村科学实验, 2026(2): 9-11.
- [7] 杨志峰, 石明鑫. “数商兴农”背景下直播电商赋能“三农”发展的现状、困境与对策研究[J]. 新媒体研究, 2026, 12(1): 63-67.
- [8] 顾羽桐. 数字经济背景下电商企业与物流企业协同发展研究[J]. 商场现代化, 2025(20): 25-27.
- [9] Kumari, S., Pareek, S., Parveen, N., et al. (2006) Research on the Fourth Party Cold Chain Logistics Information Platform Construction. *Journal of Commerce and Management Thought*, **1**, 210-212.
- [10] Behzadi, G., Sundarakani, B. and Mardaneh, E. (2013) Robust Optimisation Model for the Cold Food Chain Logistics Problem under Uncertainty. *International Journal of Logistics Economics and Globalisation*, **5**, 167-179. <https://doi.org/10.1504/ijleg.2013.058821>
- [11] 张佳佳. 互联网背景下农村电商发展存在的风险分析[J]. 时代经贸, 2025, 22(12): 42-44.
- [12] 邹文. 数字化背景下乡村电商创业高质量发展的实践探索——以广东省南雄市为例[J]. 农村经济与科技, 2025, 36(22): 213-216.
- [13] 李小涛. 农业数字化转型背景下黄河流域农村电商供应链优化的现实障碍及协同发展机制[J]. 数字农业与智能农机, 2025(11): 7-10.
- [14] 叶黎楠, 龚雪梅. 网络经济背景下电商创新发展的策略分析[J]. 现代商业研究, 2025(21): 7-9.