

DOI: 10.16210/j.cnki.1007-7561.2025.01.030

刘宏宇. 基于双注意力机制 LSTM 的粮食价格预测与解释研究[J]. 粮油食品科技, 2025, 33(1): 272-279.

LIU H Y. Research on grain price prediction and explanation based on double attention mechanism LSTM[J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2025, 33(1): 272-279.

基于双注意力机制 LSTM 的 粮食价格预测与解释研究

刘宏宇

(黑龙江八一农垦大学 经济管理学院, 黑龙江 大庆 163319)

摘要: 粮食价格波动复杂性增加, 对政策制定、市场调控和粮农收益带来深远影响。传统预测方法难以有效捕捉复杂非线性特征, 预测精度和适用性均受到限制。为解决这一实践问题, 构建了基于双注意力机制的长短期记忆网络 (LSTM) 多元特征变量预测模型, 引入特征注意力和时间注意力机制, 从数据层面提升模型对关键变量的识别能力和预测精度。整合公众关注度指数作为新变量, 基于可解释人工智能 (XAI) 框架中的 TFT 时序融合转换模型和 SHAP 模型, 对影响粮食价格的主要因素及其传导路径进行详细解释。研究结果表明, 双注意力机制显著优化了预测性能, 公众关注度指数对短期价格波动有重要影响, 国内期货价格和国际原油价格是影响粮食价格波动的主导因素。进一步分析提出, 构建多部门协作的预测与预警体系, 加强网络舆情动态监测与公众情绪管理, 可有效应对粮食价格波动风险。

关键词: 粮食价格; 深度学习; 注意力机制; 预测; 公众关注度

中图分类号: F323.7 文献标识码: A 文章编号: 1007-7561(2025)01-0272-08

网络首发时间: 2024-12-27 14:40:41

网络首发地址: <https://link.cnki.net/urlid/11.3863.TS.20241225.1715.018>

Research on Grain Price Prediction and Explanation Based on Double Attention Mechanism LSTM

LIU Hong-yu

(College of Economics and Management, Heilongjiang Bayi Agricultural University,
Daqing, Heilongjiang 163319, China)

Abstract: The complexity of grain price fluctuations has significantly increased, profoundly impacting policy formulation, market regulation, and farmers' incomes. Traditional prediction methods struggle to effectively capture complex nonlinear characteristics, resulting in limitations in both prediction accuracy and applicability. To address this practical issue, a multi-feature variable prediction model based on dual-attention mechanism LSTM was developed. By introducing feature attention and temporal attention mechanisms, the

收稿日期: 2024-04-25; 修回日期: 2024-07-09; 录用日期: 2024-07-10

基金项目: 国家社会科学基金一般项目“主产区粮食收储产业链现代化发展的利益补偿机制研究”(21BJY062)

Supported by: National Social Science Foundation of China“Research on the Benefit Compensation Mechanism for the Modernization of the Raw Grain Harvesting and Storage Industry Chain in Major Producing Areas”(No. 21BJY062)

第一作者: 刘宏宇, 男, 1982 年出生, 博士, 副教授, 研究方向为农业大数据, E-mail: liuhongyu777@163.com

model enhances its capability to identify key variables and improve prediction accuracy from the data level. Additionally, the integration of public attention indices as a new variable, combined with the TFT temporal fusion transformer model and SHAP model under the explainable artificial intelligence (XAI) framework, enables detailed interpretation of the major factors influencing grain prices and their transmission pathways. The research findings demonstrate that the dual-attention mechanism significantly optimizes prediction performance, with the public attention index playing a crucial role in short-term price fluctuations. Domestic futures prices and international oil prices are identified as dominant factors affecting grain price volatility. Further analysis suggests that establishing a multi-departmental collaborative prediction and early warning system, alongside enhanced monitoring of online public opinion dynamics and public sentiment management, can effectively mitigate the risks associated with grain price fluctuations.

Key words: grain prices; deep learning; attention mechanism; prediction; public attention

粮食价格预测是农业经济研究中的重要课题, 粮食价格波动深刻影响着经济发展和民生稳定^[1]。准确的价格预测对于政策制定、市场调控和农民收益都有重要意义。玉米因其广泛应用、高敏感性的价格波动特征, 在粮食价格研究中具有高度代表性。自 2016 年临储政策改革以来, 国内玉米价格经历了快速下跌又大幅上升的不稳定波动局面, 粮食价格“逆市场化”特征越来越明显^[2]。玉米价格波动逐渐从传统以供求特征为主导, 转向更加多元与复杂因素的影响, 价格预测越来越具有挑战性。

在研究方法上, 学者们常常交叉应用经济学、统计学和计算科学等不同学科的理论与方法, 试图提供准确而稳健的预测, 以提高研究成果的可用性。特别是多元变量预测, 已成为预测复杂时间序列的最有效方法之一, 因为它比单变量预测提供更可靠和准确的结果。已有研究主要从金融因素(如, 国内期货、国外期货)、成本因素(如, 原油价格)、生产因素(如, 豆粕价格)、政经环境因素(如, 地缘政治、政治经济不确定性), 分析了粮食价格波动的原因与机理^[3-6]。然而, 不同影响因素的非规律性, 以及粮食市场价格往往表现出非线性和高噪声的特点, 使得传统计量研究方法在处理大规模、高维度数据时, 计算复杂度和模型性能也常常成为瓶颈, 计算效果不尽如人意^[7]。

因此, 近年来部分学者开始将机器学习的方法应用于价格预测研究中。机器学习方法具有强

大的非线性建模能力和对高维数据的处理能力, 能够更好地捕捉和解释复杂时序数据的特征。这些方法的应用, 不仅能够提高预测的准确性, 还能够处理复杂且高维的数据集。已有粮食价格的研究中, 多采用单一神经网络模型处理时序变量, 但在捕捉和解释多元复杂特征时存在不足^[8], 也忽略了预测模型的可解释性, 模型本身所传递的信息有限。

综上所述, 本研究通过构建基于双注意力机制的长短期记忆网络(Long short-term memory, LSTM)预测模型, 提高多元时间序列预测精度, 应用机器学习可解释框架(Explainable artificial intelligence, XAI), 对 LSTM 模型进行解释, 进一步分析玉米价格波动的影响机制。

本研究可能的贡献为:(1)使用双重注意力机制 LSTM 多元特征变量模型, 对粮食价格进行预测分析;(2)基于 XAI 可解释机器学习框架, 应用时序融合转换模型(Temporal fusion transformer, TFT)模型和 SHAP 模型, 对 LSTM 模型进行解释, 避免单一解释模型在解释效力上的缺陷;(3)在预测模型中加入公众关注度指数新变量, 分析并探讨其对粮食价格预测的影响及传导机理。

1 研究假设

网络搜索行为已经成为信息获取的主要方式, 能够反映公众对某一事物或事件的关注程度, 同时也反映出公众的偏好以及社会情绪^[9]。网络信息会影响公众认知与预期, 从而改变消费、投

资、生产等行为，进而影响行业发展。近年来基于网络搜索行为的公众关注研究越来越受到理论与实践研究的重视，并应用于金融价格、产品销售等预测。

玉米临储收购制度改革打破了政策主导价格的机制，行业主体需要通过互联网获取大量信息来预测价格走势。这些网络信息影响行业主体的认知与情绪，并作用于其主观预期与决策判断，最终传导至市场价格^[10]。因此，本文认为公众关注度指数能够作为玉米价格变化判断的新因素，并提出以下两个假设：

假设 1：公众关注度指数与国内玉米现货价格存在格兰杰因果关系；

假设 2：公众关注度指数能够对预测国内玉米现货价格起到重要作用。

2 研究方法

注意力机制是模仿人类视觉注意力机制从众多信息中选择出对当前任务目标更关键的信息。现有的注意力机制开发大多以 Encoder-Decoder 框架为基础。双注意力 LSTM 模型 (Dual attention mechanism LSTM) 模型，在 Encoder 编码器中引入输入注意力机制，以自适应地选择相关的输入特征；在 Decoder 解码器中引入时序注意机制，从而在所有时间步长中自动选择相关的编码器隐藏状态。利用这两种注意机制，DA-LSTM 模型可以自适应地选择最相关的输入特征，并捕获一个时间序列的长期时间依赖性。

3 实验分析

3.1 数据集说明

从影响玉米价格的关键 5 类要素中，选择 9 个特征变量：玉米现货价格 (C_price)、豆粕价格 (SBM_price)、国内玉米期货价格 (Fc_price)、国外玉米期货价格 (Cfc_price)、国际原油价格 (Oil_price)，中国经济政策不确定性指数 ($CNEPU$)以斯坦福大学和芝加哥大学联合公布的宏观经济政策不确定性指数来衡量^[11]，地缘风险指数 ($GPRD$)采用 Caldara 和 Iacoviello (2022) 构建的全球地缘政治风险指数 (GPR Daily Index)^[12]。公众关注度指数 ($Pb_concern$) 选取百度指数，

关键词设置为“玉米”、“玉米价格”所查询的数值。百度指数是网民搜索关键词搜索次数的加权，反映了公众的关注需求、媒体的舆论趋势以及公众的偏好程度，作为公众关注度的衡量指标具有合理性^[13]。所有特征变量均为日度数据，样本区间为 2016 年 1 月 1 日—2022 年 6 月 17 日，数据筛选后，最终确定样本 1 526 条。

3.2 格兰杰因果检验

首先通过格兰杰因果检验判断各特征变量是否与玉米现货价格存在显著传导关系。为了使模型能够更好的收敛，需要对所有变量进行归一化处理。变量的平稳性是进行格兰杰检验的前提，利用增强型迪基-福勒检验法 (Augmented dickey-fuller, ADF) 和基维亚特科夫斯基-菲利普斯-施密特-申检验法 (Kwiatkowski-phillips-schmidt-shin test, KPSS) 进行平稳性检验。

3.2.1 ADF 平稳性检验

根据 ADF 测试计算结果，原始数据中，政治经济不确定性、地缘政治、公众关注度 3 个变量是平稳的，一阶差分后的玉米现货价格、玉米期货价格、芝加哥玉米期货价格、原油价格、豆粕价格 5 个变量也是平稳的，检验结果如表 1 所示。

表 1 各变量 ADF 检验结果
Table 1 Results of ADF test for each variable

变量	ADF 统计量 (一阶差分)	P 值 (一阶差分)	滞后期	结论 (一阶差分)
玉米现货价格 C_price	-0.085 3 (-8.213 5)	0.950 8 (0.000 0)	11	不稳定 (稳定)
玉米期货价格 Fc_price	-0.324 0 (-8.566 4)	0.922 0 (0.000 0)	22	不稳定 (稳定)
芝加哥玉米期货价格 Cfc_price	0.642 8 (-9.931 3)	0.988 6 (0.000 0)	15	不稳定 (稳定)
国际原油价格 Oil_price	-0.323 878 (-7.932 2)	-0.323 8 (0.000 0)	17	不稳定 (稳定)
豆粕价格 SBM_price	-1.184 432 (-44.546 122)	0.680 256 (0.000 0)	13	不稳定 (稳定)
政治经济不确定性 $CNEPU$	-5.601 0	0.000 0	20	稳定
地缘政治风险 GPR	-5.709 6	0.000 0	10	稳定
公众关注度 $Pb_concern$	-3.451 8	0.009 3	6	稳定

3.2.2 KPSS 平稳性检验

根据 KPSS 检验结果,所有变量均是平稳的。

3.2.3 Durbin-Watson 检验

本文通过 Durbin-Watson 检验来检验残差之间的自相关性。如表 3 所示,所有变量通过残差自相关检验(检验结果接近 2 认定为是独立的),表示各变量没有检测出自相关性。

3.2.4 格兰杰(Granger)检验

表 4 中单元格内的值表示两个变量格兰杰因果关系显著性检验的 P 值,如果该值 <0.05 ,则表示在统计意义上接受列变量对行变量具备格兰杰因果关系。由表第一行可知,国内期货价格、国际原油价格、豆粕价格、公众关注度指数对于玉米现货价格表现为格兰杰因果关系,其中国内期货价格和公众关注度与现货价格的格兰杰因果关

系更加明显。

表 2 各变量 kpss 检验结果

Table 2 Results of kpss test for each variable

变量	kpss 统计量	P 值	滞后期	结论
玉米现货价格 C_price	3.069 9	0.01	27	稳定
玉米期货价格 Fc_price	3.366 4	0.01	27	稳定
芝加哥玉米期货价格 Cfc_price	3.481 3	0.01	27	稳定
国际原油价格 Oil_price	2.046 4	0.01	26	稳定
豆粕价格 SBM_price	3.298 8	0.01	26	稳定
公众关注度 $Pb_concern$	2.491 5	0.01	26	稳定
政治经济不确定性 $CNEPU$	0.681 7	0.01	20	稳定
地缘政治风险 GPR	0.302 3	0.1	25	稳定

表 3 各变量 Durbin-Watson 因果检验结果

Table 3 Results of Durbin-Watson causality test for each variable

	C_price	Fc_price	Cfc_price	Oil_price	SBM_price	$Pb_concern$	$CNEPU$	$GPRD$
Durbin-Watson 检验结果	2.01	2.0	2.0	1.99	2.0	2.01	2.0	2.01

表 4 各变量 Granger 因果检验结果

Table 4 Granger Causality Test Results of Each Variable

	C_price_x	Fc_price_x	Cfc_price_x	Oil_price_x	SBM_price_x	$Pb_concern_x$	$CNEPU_x$	$GPRD_x$
C_price_y	1	0	0.084 8	0.024 1	0.041 7	0	0.072 9	0.053 0
Fc_price_y	0.044 8	1	0	0.004 9	0.604 5	0.026 9	0.003 9	0.608 3
Cfc_price_y	0.005 2	0.001 6	1	0.133 2	0.225 3	0.395 7	0.216 1	0.021 3
Oil_price_y	0.107 0	0.029 8	0	1	0.000 1	0.044 9	0.068 7	0.006 2
SBM_price_y	0.000 9	0.003 8	0	0.005 3	1	0.087 4	0.097 0	0.032 6
$Pb_concern_y$	0.040 3	0	0.002 0	0.003 1	0.007 2	1	0.069 9	0.057 1
$CNEPU_y$	0	0	0	0.055 4	0.000 2	0	1	0
$GPRD_y$	0.021 7	0.004 7	0	0	0	0.284 4	0.031 1	1

综上所述,假设 1 得到支持,即公众关注度是玉米现货价格变化的格兰杰原因。公众关注度的前期变化能有效地解释玉米现货价格的变化。

3.3 基于 Dual Attention LSTM 的粮食价格预测实验

本实验基于 Python3.10 语言环境,以 PyTorch 为深度学习框架进行训练和预测。在模型评估方面,选取平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)、平均绝对百分比误差(MAPE)、确定

系数(R^2)作为准确率评价指标。通过指标对比,选择最优滞后天数为 5 d,并输入预测模型。不同滞后天数对预测效果的影响如表 5 所示。

表 5 不同滞后天数对预测效果的影响

Table 5 Effect of different lag days on prediction effectiveness

滞后天数	3	5	7	9	11
MSE	0.001 1	0.000 3	0.001 3	0.021 3	0.001 9
MAE	0.026 3	0.010 8	0.028 5	0.146 0	0.032 0
RMSE	0.033 4	0.017 0	0.036 4	0.128 7	0.043 0
R^2	0.976 7	0.983 3	0.972 4	0.556 2	0.960 1

选取单 LSTM、双向 LSTM、单注意力 LSTM (Single attention LSTM) 和单注意力双向 LSTM (Single attention Bi-LSTM) 作为基准模型, 用于比较预测性能。

表 6 不同模型的预测性能对比

Table 6 Comparison of predictive performance of different models

模型	MAE	RMSE	MAPE	R ² /%
LSTM	0.031 0	0.033 0	7.464 3	57.21
Bi-LSTM	0.019 7	0.022 5	8.064 0	85.55
Single Attention LSTM	0.011 0	0.106 9	6.480 9	95.51
Single Attention Bi-LSTM	0.023 6	0.025 8	7.817 3	80.98
Dual Attention LSTM	0.007 2	0.012 4	6.682 8	93.96

通过表 6 所示, DA-LSTM 模型与基准模型的比较在预测能力各项指标上均表现出优势。

根据表 7 对比模型 1 和模型 2, 可以看到引入公众关注度变量后的模型 1, 比对未加入公众关注度的模型 2, MAE 降低了 87.09%, RMSE 降低了 81.18%, MAPE 基本持平, 模型 1 的预测能力要强于模型 2。

表 7 加入公众关注度与不加入预测能力比较

Table 7 Comparison between adding public concern and not adding predictive power

模型 1 (加入)				模型 2 (不加入)			
MAE	RMSE	MAPE	R ² %	MAE	RMSE	MAPE	R ² %
0.007 2	0.012 4	6.682 8	93.96	0.055 8	0.065 9	6.282 4	76.71

注: 模型 1 和模型 2 均为 DA-LSTM 模型。

Note: Both Model 1 and Model 2 are DA-LSTM models.

综上所述, 假设 2 得到验证, 即预测模型中加入公众关注度指数变量, 会提高模型预测准确

度与预测能力。

3.4 LSTM 模型的解释

可解释人工智能 (XAI) 是针对人工智能模型应用过程进行解释的技术方案, 从而提高模型的可靠性、透明性、因果性、公平性和安全性等^[14]。XAI 可根据解释范围分为: (1) 全局解释性 (关注整体特征与模型的关系) 和 (2) 局部解释性 (关注单一特征或单组样本)。

本研究采用 TFT (时间融合转换器) 和 SHAP 两种 XAI 模型来解释玉米价格预测过程。TFT 的优势在于能够解释基于 Encoder-Decoder 的 Transformer 深度学习框架, 而 SHAP 通过计算特征对模型输出的边际贡献, 从全局和局部层面对模型进行解释。采用两种模型进行对比, 能全面评估和理解不同解释方法对玉米价格预测的影响和贡献。

3.4.1 特征重要性解释

预测模型的全局性解释主要是对各个特征变量的重要性 (Feature importance) 进行解释。分别应用 TFT 模型与 SHAP 模型对 LSTM 模型进行解释, 然后对两种解释结果进行对比。如图所示, 图 1 (a) 和 (b) 分别代表 TFT 框架下的 Encoder 和 Decoder 对各特征变量重要性排序, 横坐标值越大表示特征对预测结果的重要性越强, 图 1 (c) 表示 SHAP 框架下各个特征变量对预测结果影响的重要性排序, 横坐标值越大表示特征对预测结果的重要性越强。

通过比较图 1 (a)~(c), 可以发现对 *C_price* 影响比较显著的特征包括: *Fc_price*、*Oil_price*、

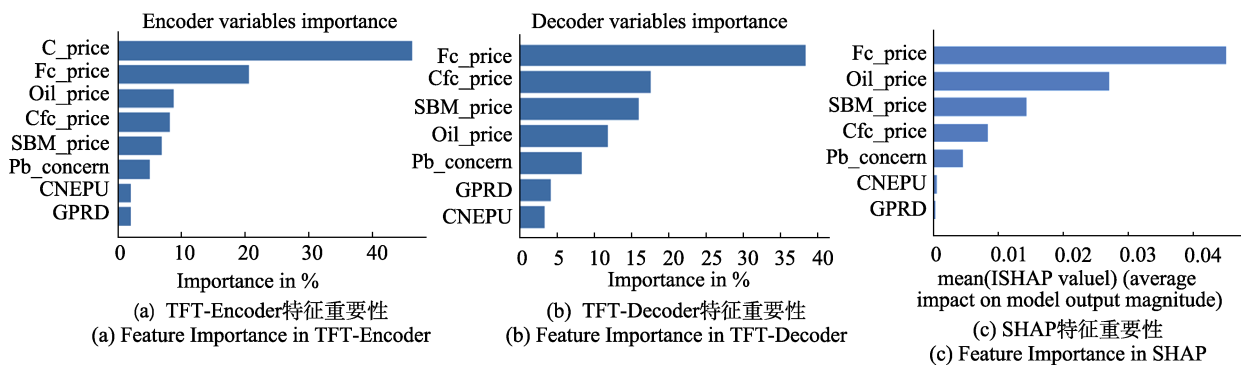


图 1 特征变量对预测结果的重要性排序

Fig.1 Ranking of importance of feature variables on predicted outcomes

Cfc_price、*SBM_price*、*Pb_concern*。国内玉米期货价格在两种解释模型中均为贡献度最高的特征变量，说明临储制度改革后，玉米的金融属性显著增强。国际原油价格与国外期货价格对玉米价格有显著影响，说明我国玉米现货价格容易受到国外因素扰动。公众关注度指数对玉米价格有显著影响，说明其可以成为影响玉米价格走势和贸易经营策略的新因素。

从特征重要性密度散点图（图 2）可以看到每个特征的 *Shap_values* 值分布及其对预测值影响的变化趋势。每行代表一个特征，每个点代表一个样本，点的颜色表示样本真实值，红色表示数值大，蓝色表示数值小。点在 x 轴上的位置表示该特征对模型输出的贡献度，点越偏离预测平均值（0），说明影响越大。从贡献度来看，国内期货价格、原油价格、豆粕价格和国外期货价格是影响现货价格的主要因素。国内期货价格和豆粕价格对现货价格呈正向趋势，而原油价格呈负向趋势。国外期货价格和公众关注度对玉米价格的影响整体趋势不明显。

3.4.2 特征部分依赖性解释

特征部分依赖性（Partial dependence）可以解释特征变量对预测结果影响的边际效应，并给出关于特征变量与预测结果的影响关系。如图 3 所示，横坐标表示每个特征变量的取值，纵坐标表示对应的 *Shap_values* 值，*Shap_values*>0 说明特征在该点对预测结果起到提升作用，反之 *Shap_values*<0，说明特征对预测结果起到抑制作用

用，可以看到，国内期货价格取值大于 0.5 时起提升作用更多，小于 0.5 时表现为抑制作用更多，在[0.2,0.7]取值范围内与预测结果呈现较明显的线性关系。原油价格在小于 0.6 的区间内对预测结果的影响呈现倒 U 型关系，在大于 0.6 时，表现为抑制作用更多。

根据图 4 可以对各个特征对玉米现货价格的传导机制做进一步分析，图中红色部分（*shap_values* > *base_line_value*），表示该特征将预测值推高，蓝色区域（*shap_values* < *base_line_value*）表示将预测值压低。

玉米价格与国内期货价格长期相关性强，期货价格具有最佳的价格发现功能。疫情后，国外期货价格影响逐步增强，国内外期货价格联动效应显著增加。原油价格在局部时间影响较大，但长期趋势不明显。

公众关注度在短期内对价格有传导效应，社会情绪波动对价格产生影响，尤其在 2016、2020、2022 年更为明显。传播心理学理论表明，

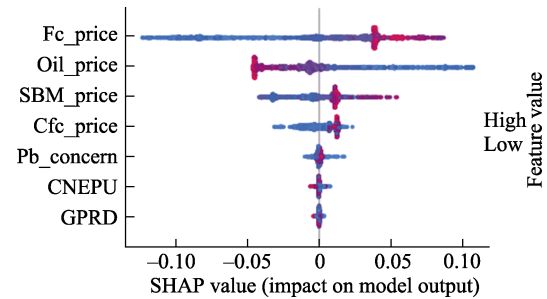


图 2 特征重要性密度散点图
Fig.2 Ranking of importance of feature variables on predicted outcomes

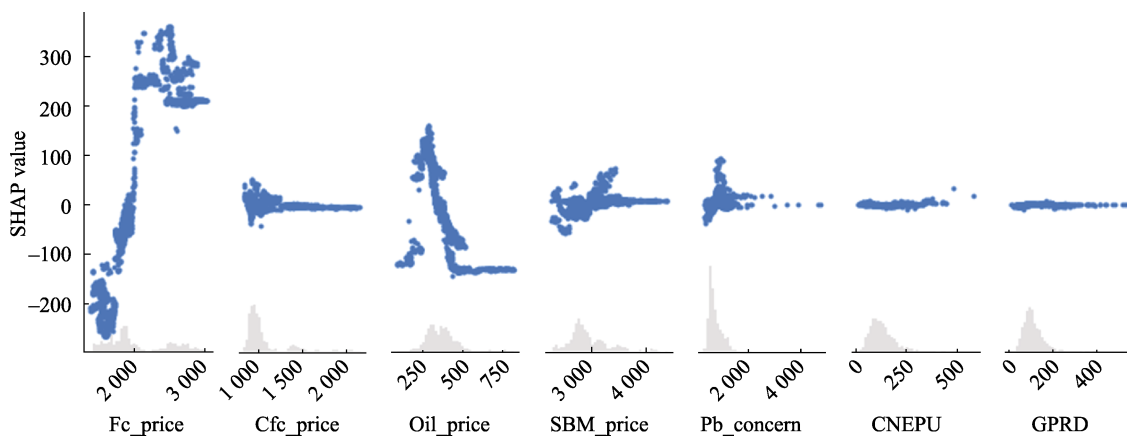


图 3 特征部分依赖散点图
Fig.3 Scatterplot of feature partial dependence

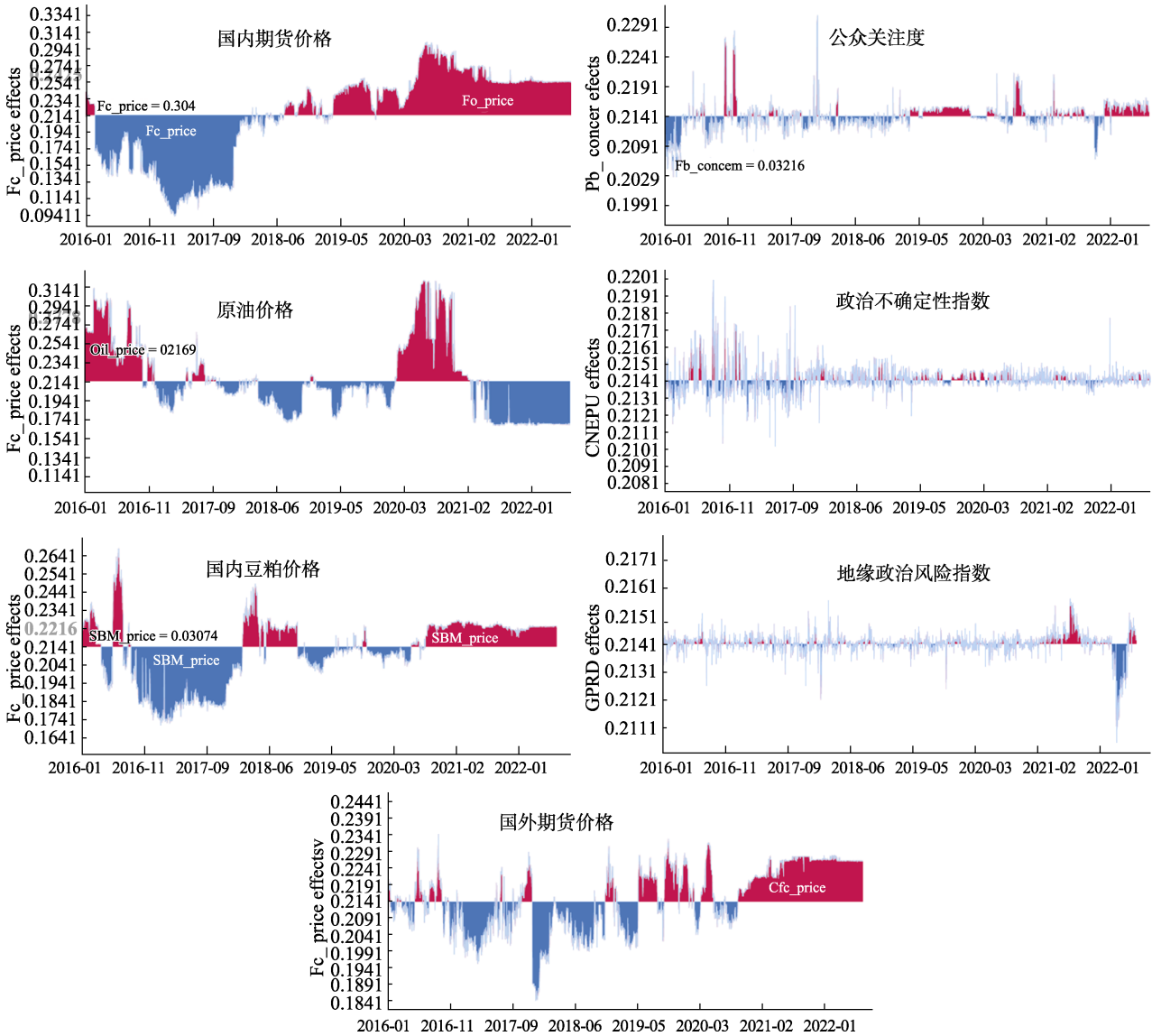


图 4 各个特征变量贡献度时序图
Fig. 4 Time series plot of the contribution of each characterizing variable

负面新闻容易引起关注，导致社会紧张情绪，在互联网上快速传播，最终影响个体决策。图 4 显示，公众关注度指数的 $Shap_values$ 值在取消临储政策、新冠疫情爆发、俄乌冲突等事件前后大幅增加。这些事件引发消极社会情绪，推动粮食价格上涨预期。地缘政治风险和宏观经济不确定性对玉米价格影响不显著，但在短期内也有一定传导效应。

4 结论与启示

本文以国内玉米现货价格作为预测对象，基于基于 DA-LSTM 模型开展多元变量价格预测实验，并通过可解释人工智能 (XAI) 框架对 LSTM

模型进行了解释。

实验结果表明：深度学习模型有效应对多因素价格波动，双重注意力机制显著提升 LSTM 模型预测性能，优于单注意力 LSTM 模型，改善多元预测水平；通过 XAI 框架比较特征变量影响，结果显示我国玉米现货价格波动受国内外多元因素和不同传导机制影响；公众关注度作为新预测因素提高了预测水平，模型解释显示其对玉米价格的影响主要表现为短期效应。


综合以上实验结论，得出如下启示：

(1) 建立并完善多部门参与的沟通协调机制是必不可少的，加强不同主体间在价格预警上的沟通协调，特别是政商协同下的信息共享，对保

障国内粮食价格稳定具有重要意义。近年来国外因素的影响也在增加,玉米价格在市场上的走势需要基于多方研判。

(2)在粮食价格预测与监控方面,应密切关注网络信息带来的公众舆情动态,特别是负面信息,这些信息通过传递市场信息影响参与者的心理预期,最终传导至粮食价格,导致短期波动。这表明网络信息可以直接导致市场价格和投机力量的变化。有必要加强对时事与公众关注话题的舆论引导,减少负面社会情绪通过互联网的放大与传导。

参考文献:

- [1] 钟甫宁. 粮食储备和价格控制能否稳定粮食市场?——世界粮食危机的若干启示[J]. 南京农业大学学报(社会科学版), 2011, 11(2): 20-26.
ZHONG F N. Can grain reserves and price control stabilize the food market? random thoughts on the world food crisis[J]. Journal of Nanjing Agricultural University(Social Sciences Edition), 2011, 11(2): 20-26.
- [2] 刘丽, 孙炜琳, 王国刚. 高水平开放下国际粮食价格波动对中国农产品市场的影响[J]. 农业技术经济, 2022, 41(9): 20-32.
LIU L, SUN W L, WANG G G. The impact of international food price fluctuation on China's agricultural products market under the high-level opening up[J]. Journal of Agrotechnical Economics, 2022, 41(9): 20-32.
- [3] 刘玲, 陈乐一, 李玉双. 全球经济政策不确定性与中国粮食价格——基于非对称性视角的分析[J]. 农业技术经济, 2020, 39(5): 17-31.
LIU L, CHEN L Y, LI Y S. Global economic policy uncertainty and China's grain price volatility[J]. Journal of Agrotechnical Economics, 2020, 39(5): 17-31.
- [4] 李俊茹, 石自忠, 胡向东. 地缘政治风险对中国粮食价格的影响[J]. 华中农业大学学报(社会科学版), 2021, 41(6): 15-26+186.
LI J R, SHI Z Z, HU X D. The impact of geopolitical risk on grain price of China[J]. Journal of Huazhong Agricultural University (Social Sciences Edition), 2021, 41(6): 15-26+186.
- [5] 张军. 全产业链产品价格预测方法研究——基于图深度学习方法的分析[J]. 价格理论与实践, 2022, 40(3): 61-72.
ZHANG J. Research on price prediction methods of products in the whole industry chain- based on graph depth learning method to analyze[J]. Price: Theory & Practice, 2022, 40(3): 61-72.
- [6] WANG J, WANG Z, LI X, et al. Artificial bee colony-based combination approach to forecasting agricultural commodity prices[J]. International Journal of Forecasting, 2022, 38(1): 21-34.
- [7] 范俊明, 刘洪久, 胡彦蓉. 基于LSTM深度学习的大豆期货价格预测[J]. 价格月刊, 2021, 37(2): 7-15.
- FAN J M, LIU H J, HU Y R. Soybean future prices forecasting based on LSTM deep learning[J]. Price Monthly, 2021, 37(2): 7-15.
- [8] CHOI H, VARIAN H. Predicting the present with google trends[J]. Economic Record, 2012, 88(6): 2-9.
- [9] 宋双杰, 曹晖, 杨坤. 投资者关注与IPO异象——来自网络搜索量的经验证据[J]. 经济研究, 2011, 46(S1): 145-155.
SONG S J, CAO H, YANG K. Investor attention and IPO anomalies—evidence from google trend volume[J]. Economy Research, 2011, 46(S1): 145-155.
- [10] JI Q, GUO J F. Market interdependence among commodity prices based on information transmission on the Internet[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2015, 426(5): 35-44.
- [11] BAKER S R, BLOOM N, DAVIS S J. Measuring economic policy uncertainty[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2016, 131(4): 1593-1636.
- [12] CALDARA D, IACOVIELLO M. Measuring geopolitical risk[J]. American Economic Review, 2022, 112(4): 1194-1225.
- [13] 丁宁, 吴晓, 李欣蓉. 公众关注、董事会特征与商业银行经营绩效——来自负面新闻搜索的经验证据[J]. 商业经济与管理, 2021, 41(6): 76-85.
DING N, WU X, LI X R. Public concern, board characteristics and commercial banks performance—empirical evidence from negative news searches[J]. Journal of Business Economics, 2021, 41(6): 76-85.
- [14] 张成洪, 陈刚, 陆天, 等. 可解释人工智能及其对管理的影响: 研究现状和展望[J]. 管理科学, 2021, 34(3): 63-79.
ZHANG C H, CHEN G, LU T. Explainable artificial intelligence and its impact on management: research status and prospects[J]. Journal of Management Science, 2021, 34(3): 63-79. 

备注: 本文的彩色图表可从本刊官网 (<http://lyspkj.ijournal.cn>)、中国知网、万方、维普、超星等数据库下载获取。