

混频模型下经济政策不确定性与股市波动研究

张亚雯, 魏正元*, 张怡丹, 陈奕然

重庆理工大学数学科学学院, 重庆

收稿日期: 2025年12月22日; 录用日期: 2026年1月13日; 发布日期: 2026年1月23日

摘要

实证研究表明, 经济政策不确定性(EPU)对股市波动具有重要影响, 而股指收益率分布存在显著的时变高阶矩特征。传统的波动率模型难以有效捕捉这些特征, 往往导致对股市波动的低估或高估。为此, 本文以沪深300指数和中国经济政策不确定性指数(CEPU)为研究对象, 基于Gram-Charlier展开式(GCE)构建包含时变高阶矩的GARCH-MIDAS-SK模型, 并引入CEPU指数, 构建了GARCH-MIDAS-SK-CEPU模型, 旨在分析经济政策不确定性对中国股市波动的影响。实证结果表明, 股指收益率分布呈现出明显的时变高阶矩特征, CEPU对股市波动率具有显著的正向作用。引入CEPU指数和时变高阶矩特征能够提升模型的预测性能。此外, DM检验结果显示, 本文构建的模型在股市波动率预测中优于传统基准模型, 为股市波动率预测提供了更有效的工具。

关键词

经济政策不确定性, 时变高阶矩, GARCH-MIDAS模型, DM检验

Study on Economic Policy Uncertainty and Stock Market Volatility under the Mixed-Frequency Model

Yawen Zhang, Zhengyuan Wei*, Yidan Zhang, Yiran Chen

School of Mathematical Sciences, Chongqing University of Technology, Chongqing

Received: December 22, 2025; accepted: January 13, 2026; published: January 23, 2026

Abstract

Empirical research shows that economic policy uncertainty (EPU) has a significant impact on stock market volatility, while stock return distributions exhibit significant time-varying higher moment

*通讯作者。

characteristics. Traditional volatility models often fail to effectively capture these features, leading to underestimation or overestimation of stock market volatility. To address this issue, this paper uses the CSI 300 Index and the Chinese Economic Policy Uncertainty Index (CEPU) as research objects, and constructs a GARCH-MIDAS-SK model incorporating time-varying higher moments based on the Gram-Charlier expansion (GCE). Furthermore, the CEPU index is introduced to construct a GARCH-MIDAS-SK-CEPU model, aiming to analyze the impact of economic policy uncertainty on stock market volatility in China. The empirical results show that stock return distributions significantly exhibit time-varying higher moment characteristics, and CEPU has a significant positive effect on stock market volatility. Incorporating the CEPU index and time-varying higher moments improves the model's predictive performance. Moreover, the DM test results demonstrate that the proposed model outperforms traditional benchmark models in stock market volatility prediction, providing a more effective tool for stock market volatility forecasting.

Keywords

Economic Policy Uncertainty, Time-Varying Higher Moments, GARCH-MIDAS Model, DM Test

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

股市波动率不仅反映了市场的风险与不确定性，还与宏观经济因素、政策变动及投资者情绪密切相关[1]。近年来，如何对金融波动率进行准确建模成为学术研究的热点。其中，经济政策不确定性(EPU)被视为影响股市波动的重要因素之一。经济政策的不确定性往往通过改变投资者预期与市场情绪而加剧股价波动，这一效应在经济环境剧烈变动时期尤为显著。因此，准确识别并量化 EPU 对股市波动的影响，已成为金融研究的重要课题[2]。

在现有波动率建模方法中，由 Bollerslev [3]提出的广义自回归条件异方差(GARCH)模型最具代表性，并被广泛采纳[4] [5]。尽管 GARCH 类模型在金融时间序列波动率预测中表现良好，但它通常受限于数据频率，难以引入如经济政策不确定性等外生解释变量，从而无法充分刻画波动率的动态特征，导致模型在拟合与预测方面存在局限。为此，Engle 等[6]在 GARCH 模型框架基础上提出了 GARCH-MIDAS 模型。该模型将波动率分解为短期与长期成分，通过引入低频宏观经济变量，有效融合高频金融数据与低频宏观信息，从而提升了波动率预测的准确性。此后，该模型在股市波动率预测中得到广泛应用。例如，Yu [7]运用 GARCH-MIDAS 模型，将低频 EPU 指数与高频股票收益直接结合，对股指波动率进行建模与预测，实证结果表明该模型能够显著提升预测性能。Wang [8]则将随机波动率(SV)模型与 t 分布下的混合数据抽样(MIDAS)结构结合，构建 SV-MIDAS-t 模型，用以研究经济政策不确定性对中国股市波动的影响，发现 EPU 指数的上升显著增加了波动率的长期成分，且该影响存在滞后效应。

尽管 GARCH-MIDAS 模型在实证研究中表现优越，但既有研究大多忽略了股指收益率分布的时变高阶矩特征，从而限制了对极端波动的刻画能力。大量研究表明，股指收益率序列普遍呈现偏态、尖峰厚尾等非正态特性，且其偏度与峰度随时间变化，表现出明显的时变高阶矩特征[9]。例如，柯睿[10]构建 DRD 模型对股指收益率进行实证分析，结果显示收益率序列具有显著的高阶矩动态性。Kumar 与 Liu [11]在 GARCH 模型中引入时变偏度与峰度，提出 GARCH-SK 模型，发现该模型不仅具有良好的拟合与预测效果，而且具有较好的稳健性。因此，在波动率建模中纳入时变高阶矩特征，对于提升股市波动率的刻

画与预测能力具有重要意义。

为弥补现有研究的不足, 本文提出一种改进的波动率模型。首先, 基于 Gram-Charlier 展开式(GCE)构建包含时变高阶矩的 GARCH-MIDAS-SK 模型; 进而, 引入中国经济政策不确定性指数(CEPU), 形成 GARCH-MIDAS-SK-CEPU 模型。该模型通过融合高阶矩动态特征与宏观经济变量, 旨在更精确地揭示经济政策不确定性对中国股市波动的影响机制。

2. 模型构建

2.1. GARCH-MIDAS-SK-CEPU 模型

为研究时变高阶矩及经济政策不确定性对中国股市风险的影响, 本文构建了 GARCH-MIDAS-SK-CEPU 模型。假设第 s 期内第 t 天的股票收益 $r_{t,s}$ 服从以下过程

$$r_{t,s} = \mu + \sigma_{t,s} \varepsilon_{t,s} = \mu + \sqrt{\tau_s \times g_{t,s}} \varepsilon_{t,s}, \quad \forall t = 1, \dots, N_t, \quad (1)$$

其中, μ 是条件均值, 假设条件残差 $\varepsilon_{t,s}$ 服从变换后的 GCE 分布, 该分布通过对原始 GCE 密度进行平方变换构造, 以保证其满足概率密度函数的非负性与积分为 1 的正定性条件。即

$$\varepsilon_{t,s} | \Omega_{t-1,s} \sim \text{GCE}^* (0, 1, s_{t,s}, k_{t,s}),$$

$\Omega_{t-1,s}$ 为第 s 期中第 $t-1$ 天的可用信息集, GCE^* 表示经平方变换后得到的有效密度函数定义如下

$$f(\varepsilon_{t,s} | \Omega_{t-1,s}) = \frac{\phi(\varepsilon_{t,s}) \psi(\varepsilon_{t,s})^2}{\Gamma_{t,s}}. \quad (2)$$

其中 $\phi(\varepsilon_{t,s})$ 为标准正态密度函数, $\psi(\varepsilon_{t,s})$ 定义如下

$$\begin{aligned} \psi(\varepsilon_{t,s}) &= 1 + \frac{s_{t,s}}{3!} (\varepsilon_{t,s}^3 - 3\varepsilon_{t,s}) + \frac{k_{t,s} - 3}{4!} (\varepsilon_{t,s}^4 - 6\varepsilon_{t,s}^2 + 3), \\ \Gamma_{t,s} &= 1 + \frac{s_{t,s}^2}{3!} + \frac{(k_{t,s} - 3)^2}{4!}. \end{aligned}$$

$g_{t,s}$ 为短期波动成分服从 GARCH(1,1)过程

$$g_{t,s} = (1 - \alpha - \beta) + \alpha \frac{(r_{t-1,s} - \mu)^2}{\tau_s} + \beta g_{t-1,s}, \quad (3)$$

其中 $\alpha > 0$, $\beta > 0$ 且 $\alpha + \beta < 1$ 。 τ_s 为长期波动成分建模如下

$$\varphi_k(\omega_1, \omega_2) = \frac{\left(\frac{k}{K}\right)^{\omega_1-1} \left(1 - \frac{k}{K}\right)^{\omega_2-1}}{\sum_{j=1}^K \left(\frac{j}{K}\right)^{\omega_1-1} \left(1 - \frac{j}{K}\right)^{\omega_2-1}}, \quad (4)$$

$$\tau_s = m + \theta_1 \sum_{k=1}^K \varphi_k(\omega_1, \omega_2) \text{RV}_{s-k} + \theta_2 \sum_{k=1}^K \varphi_k(\omega_3, \omega_4) \text{CEPU}_{s-k}. \quad (5)$$

其中, $\text{RV}_{s-k} = \sum_{i=1}^{N_s} r_{t,s-k}^2$ 为第 $s-k$ 期的已实现波动率, K 为最大滞后阶数, N_s 为第 $s-k$ 期中交易日的数目, CEPU_{s-k} 为第 $s-k$ 期 CEPU 指数的对数差分。 m 为常数项代表长期波动的基准水平, θ_1 和 θ_2 分别为已实现波动率 RV 和 CEPU 对长期波动成分 τ_s 的影响系数, $\varphi_k(\omega_1, \omega_2)$, $\varphi_k(\omega_3, \omega_4)$ 分别为对过去 k 期 RV

和 CEPU 加权平均的 Bata 非线性滞后权重函数。

并假设时变偏度和峰度有条件地取决于收益率新息 $\varepsilon_{t,s}$ 及其过去值，服从 GARCH(1,1)过程，具体形式如下

$$s_{t,s} = \gamma_0 + \gamma_1 s_{t-1,s} + \gamma_2 \varepsilon_{t-1,s}, \quad (6)$$

$$k_{t,s} = \delta_0 + \delta_1 k_{t-1,s} + \delta_2 |\varepsilon_{t-1,s}|. \quad (7)$$

由此，式(1)-(7)定义了 GARCH-MIDAS-SK-CEPU 模型。

2.2. GARCH-MIDAS 类模型

为了进一步探讨时变高阶矩和 CEPU 对中国股市风险的影响，本文还在 Engle 等[6]提出的 GARCH-MIDAS 模型基础上，考虑以下规范的长期波动成分 τ_s ，构建不同的基准模型进行对比分析。

$$\tau_s = m + \theta_1 \sum_{k=1}^K \varphi_k (\omega_1, \omega_2) \text{RV}_{s-k}. \quad (8)$$

$$\tau_s = m + \theta_2 \sum_{k=1}^K \varphi_k (\omega_1, \omega_2) \text{CEPU}_{s-k}. \quad (9)$$

其中，在 GARCH-MIDAS 模型框架下，分别以式(8)和(9)为长期成分的模型被称为 GARCH-MIDAS-RV 模型和 GARCH-MIDAS-CEPU 模型；此外，本文还将由式(1)~(4)和(6)~(8)定义的模型称为 GARCH-MIDAS-SK 模型。

3. 数据和描述性统计

沪深 300 指数作为反映 A 股市场整体走势的核心基准，覆盖了 A 股市场 300 家规模大、流动性好的代表性企业，能够反映股市整体表现与波动。经济政策不确定性指数则是常用于衡量政策环境变化及其对宏观经济与金融市场影响的重要指标。为探究政策不确定性对股票市场波动的影响机制，本文选取沪深 300 指数日度收盘价，以及 Baker 等人[12]构建的中国月度经济政策不确定性指数作为研究样本。样本周期分别为 2010 年 1 月 4 日至 2023 年 6 月 30 日，分别包含 3279 个日度数据和 162 个月度数据，数据来源于 Wind 数据库及经济政策不确定性网站(<http://www.policyuncertainty.com/chinamonthly.html>)。日收益率定义为

$$r_t = \log(p_t) - \log(p_{t-1}) \quad (10)$$

其中 p_t 表示第 t 天的收盘价，CEPU 指数的变化率表示为其对数差分。

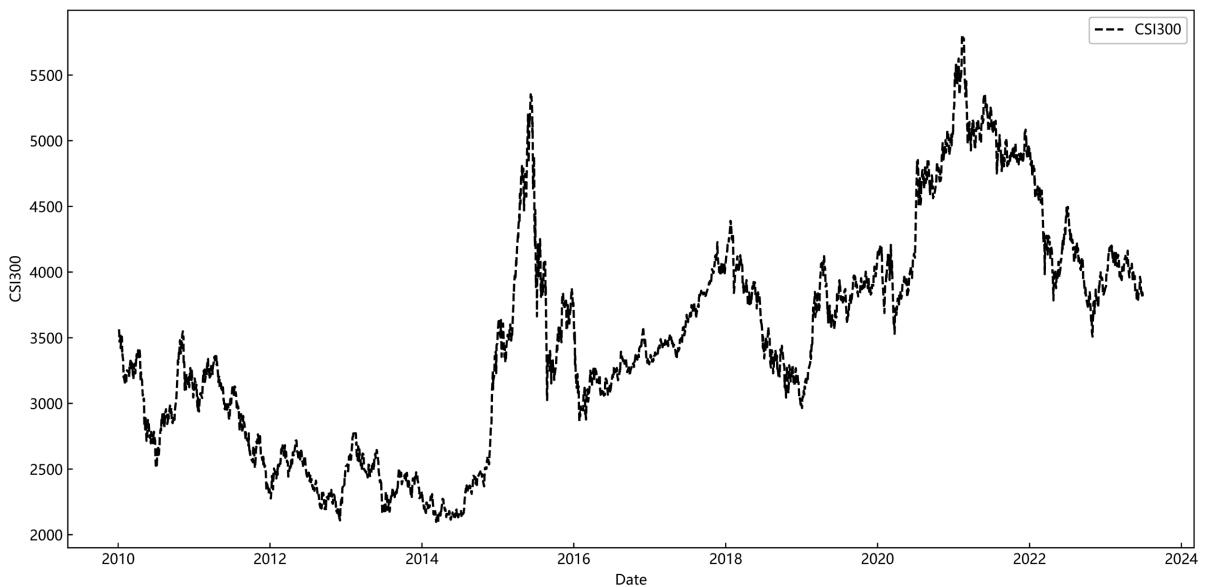
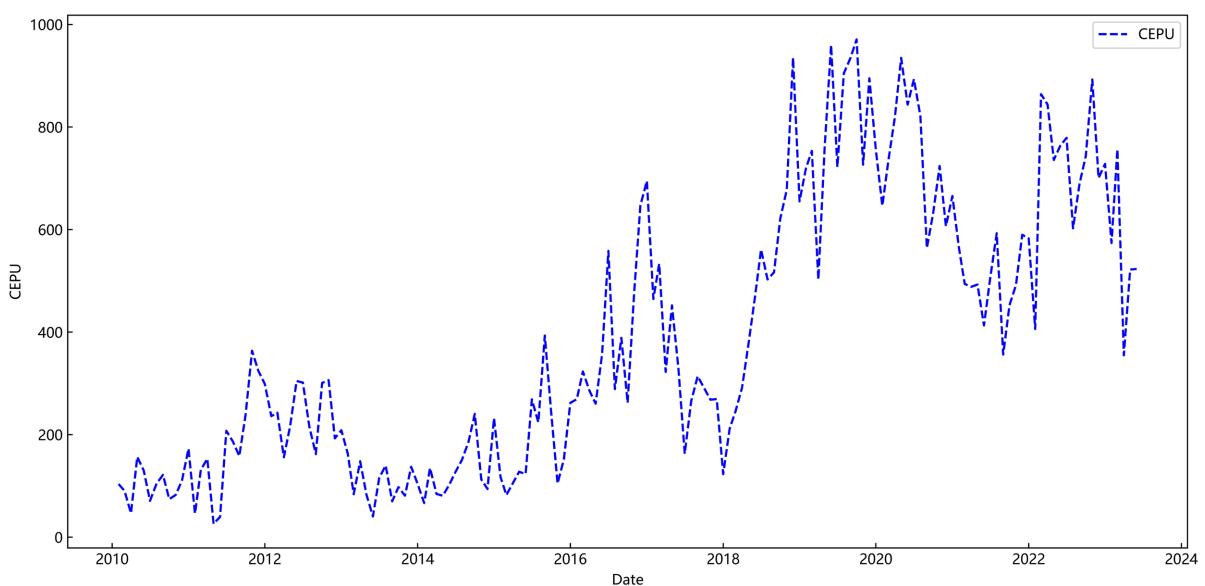
Table 1. Descriptive statistics of the sample data

表 1. 样本数据的描述性统计

变量	均值	标准差	偏度	峰度	J-B	LQ(12)	PP(9)	ARCH(12)
CSI300	0.000	0.014	-0.642	7.775	3338.969***	33.898***	-55.979***	165.824***
CEPU	0.011	0.437	-0.132	5.457	40.978***	63.550***	-22.037***	

注：***、**和*分别表示该序列在 1%、5%、10% 显著性水平下拒绝原假设。

图 1 和图 2 分别给出了深沪 300 指数的日收益率时序图和月度 CEPU 指数的时序图。从图中可以看出收益率具有波动率时变性和聚集性特征。CEPU 指数捕捉到了欧债危机(2011~2012)，中国经济恐慌(2015~2016)，中美贸易战(2017~2018)，COVID-19 疫情(2020)和俄乌冲突(2022)等重要经济事件，以及相应的股市高波动性。总体上，CEPU 指数变化与中国及国际整体经济运行情况紧密相关。

**Figure 1.** CSI 300 index return series**图 1.** 沪深 300 指数收益率序列**Figure 2.** CEPU index logarithmic difference series**图 2.** CEPU 指数对数差分序列

由表 1 可知, 偏度、峰度及 JB 检验显示序列呈现尖峰厚尾的特征, 显著偏离正态分布; LQ 检验表明存在自相关性, 而 PP 检验显示序列平稳。在 1% 显著性水平下, 沪深 300 指数日收益率的 ARCH 检验拒绝无异方差性原假设, 表明序列存在显著的异方差效应, 这为采用 GARCH 类模型来刻画其波动特征提供了实证依据。

4. 实证分析

4.1. 模型参数估计

采用 GARCH-MIDAS-SK-CEPU 模型对沪深 300 指数日收益率数据进行样本内拟合, 并以 GARCH、

GARCH-MIDAS-RV、GARCH-MIDAS-CEPU 及 GARCH-MIDAS-SK 四种模型作为基准进行对比分析。为简便, 将上述模型分别记为 GARCH、GM-RV、GM-EPU、GM-SK 和 GM-SKEPU 模型。样本区间选取 2010 年 1 月 4 日至 2021 年 7 月 9 日(共 2800 个交易日), 用于模型参数的样本内估计。参数估计采用极大似然法, 各模型估计结果详见表 2。

Table 2. Estimation results of parameters

表 2. 参数估计结果

参数	GARCH	GM-RV	GM-EPU	GM-SK	GM-SKEPU
μ	0.0004***	0.0003	0.0003	0.0003*	0.0004***
α	0.1000***	0.0879***	0.0665***	0.0830***	0.0796***
β	0.8800***	0.8988***	0.9335***	0.8995***	0.9203***
m	0.0000***	0.0001***	1.1764***	0.0001***	0.0421***
θ_1	--	0.0451***	--	0.0232***	0.3461
θ_2	--	--	0.68098**	--	0.0434***
ω_1	--	14.9992***	7.7181***	15.0002***	13.0136**
ω_2	--	18.0013***	8.7066***	20.9999***	14.9829***
ω_3	--	--	--	--	8.0321***
ω_4	--	--	--	--	8.9576***
γ_0	--	--	--	-0.0558**	-0.0374*
γ_1	--	--	--	0.0315	0.1459
γ_2	--	--	--	0.0649***	0.0553**
δ_0	--	--	--	1.9225***	3.0971***
δ_1	--	--	--	0.3918**	0.0826
δ_2	--	--	--	0.3141***	0.1750**
LLF	8170.81	8174.05	8189.06	8265.04	8280.45
AIC	-16333.61	-16334.10	-16364.11	-16504.09	-16528.90

注: 表中为各模型的参数估计结果, LLF 表示对数似然值, AIC 表示 Akaike 信息准则, ***、** 和 * 分别表示在 1%、5%、10% 显著性水平下显著。

表 2 显示, 各模型的短期波动系数 α 和 β 估计值均在 1% 水平下显著, 且系数之和接近 1, 表明股市波动存在聚集效应, 且模型能够有效捕捉波动的持续性特征。其次, 在 GM-RA 和 GM-SK 模型中, θ_1 估计值均在 1% 水平下显著大于零, 而在 GM-EPU 与 GM-SKEPU 模型中, θ_2 估计值分别在 5% 和 1% 水平下显著为正。表明 RV 与 CEPU 对沪深 300 指数的波动率具有显著正向作用, 反映了市场对外部冲击及政策不确定性的敏感性较高。在 GM-SK 和 GM-SKEPU 模型中, 偏度方程系数 γ_2 均显著; 在 GM-SK 模型中, 峰度方程系数 δ_1 和 δ_2 显著; 在 GM-SKEPU 模型中, 峰度方程系数 δ_2 同样显著。表明沪深 300 指数收益率分布具有时变高阶矩特征, 且两模型能够有效刻画高阶矩的动态变化。此外, 在两模型中, δ_1 和 δ_2 显著为正, 为 EPU 影响市场风险形态提供了直接证据。理论上, EPU 会通过投资者情绪和融资约束等渠道强化市场对负面信息的反应, 导致收益率分布呈现负偏态, 并显著提升尾部风险表现为峰度上升。该系数的显著性验证了 EPU 会推高市场峰度的预期, 表明政策不确定性的增加会加剧股市的极端尾部风险。最后, 从模型拟合效果来看, GM-RV 模型的 LLF 和 AIC 均优于传统 GARCH 模型, 表明引入长期

波动成分有助于提升模型拟合能力。与 GM-RV 模型相比, GM-EPU 和 GM-SK 模型均进一步改善了样本内拟合效果, 说明 CEPU, 尤其是时变高阶矩的引入对提升模型拟合效果具有显著作用。值得注意的是, GM-SKEPU 模型在所有模型中拟合最佳(LLF 值最大和 AIC 值最小), 验证了同时纳入 CEPU 与时变高阶矩对提高股票收益率样本内拟合精度的重要性。

4.2. 样本外预测

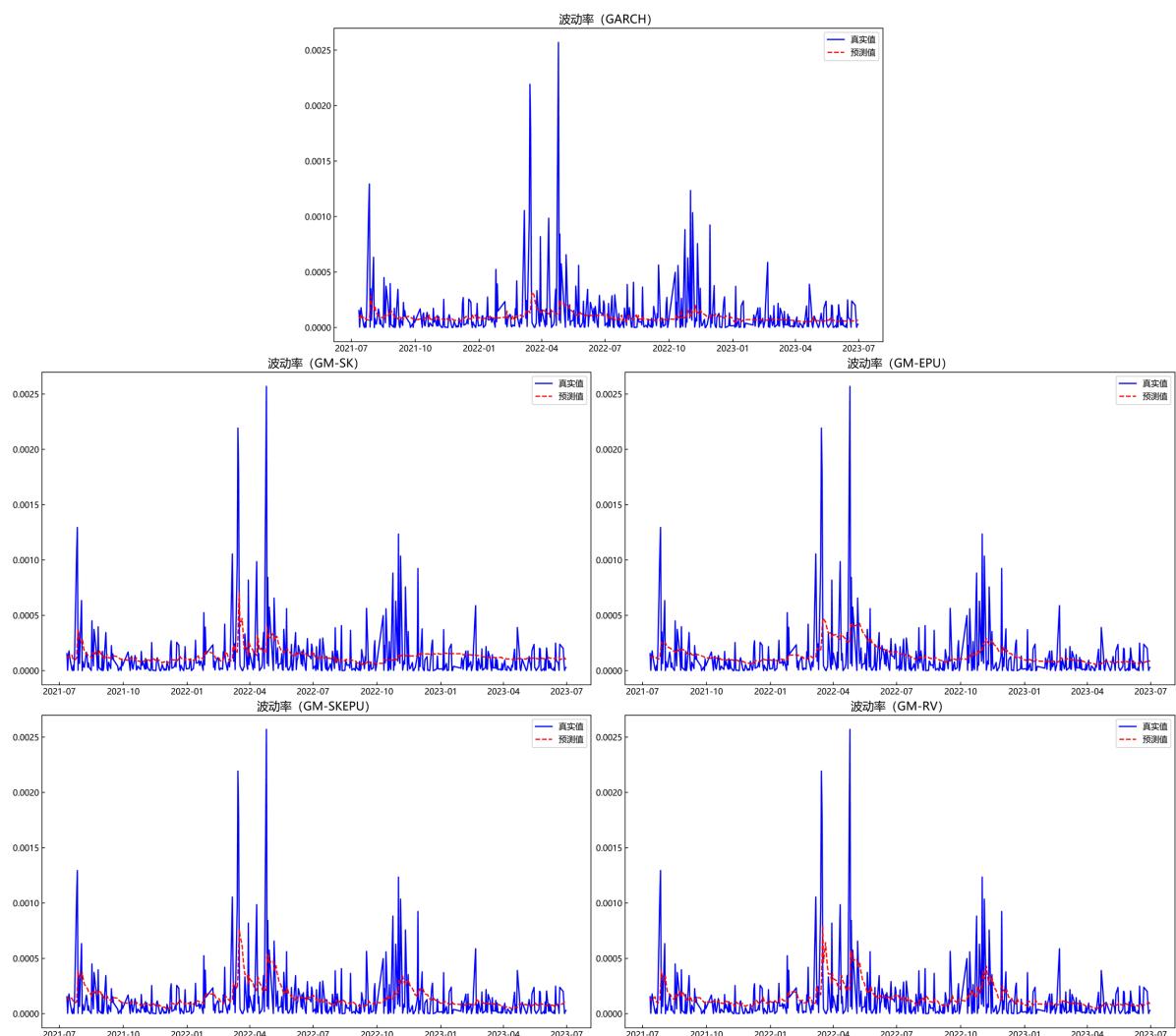


Figure 3. The trend chart of real volatility versus predicted volatility

图 3. 真实波动率和预测波动率趋势图

本文采用滚动窗口算法, 将窗口长度设置为两年(500 个数据点), 预测区间为 2021 年 7 月 12 日至 2023 年 6 月 30 日, 共 478 天, 对沪深 300 指数的波动率进行预测, 并采用均方误差(MSE)、平均绝对误差(MAE)、平均绝对百分比误差(MAPE)和拟似然损失(QLIKE)四种损失函数, 通过比较日波动率的实际序列和预测序列计算损失函数来评估各模型的波动率预测性能。

$$MSE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\sigma_t^2 - \hat{\sigma}_t^2)^2 \quad (11)$$

$$MAPE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left| \frac{\sigma_t^2 - \hat{\sigma}_t^2}{\sigma_t^2} \right| \quad (12)$$

$$MAE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left| \sigma_t^2 - \hat{\sigma}_t^2 \right| \quad (13)$$

$$QLIKE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(\frac{\sigma_t^2}{\hat{\sigma}_t^2} - \log \frac{\sigma_t^2}{\hat{\sigma}_t^2} - 1 \right) \quad (14)$$

其中, σ_t^2 为实际的收益率, 用股指收益率的平方作为其代理变量, $\hat{\sigma}_t^2$ 为各模型估计出来的条件方差。MSE、MAE、MAPE、QLIKE 的值越小, 表明预测值与实际值的差异越小, 模型的预测性能越好。

Table 3. Volatility forecasting evaluation results

表 3. 波动率预测评价结果

模型	MSE	MAE	MAPE	QLIKE
GARCH	6.1338e-08	1.4313e-04	4.9398e+00	1.4467e+00
GM-RV	6.0562e-08	1.4129e-04	4.7632e+00	1.4242e+00
GM-EPU	6.0285e-08	1.3986e-04	4.7934e+00	1.3884e+00
GM-SK	5.9918e-08	1.3452e-04	4.5360e+00	1.3952e+00
GM-SKEPU	5.8417e-08	1.1975e-04	3.0759e+00	1.3880e+00

图 3 展示了真实波动率与各模型预测波动率的趋势对比。可以看出, 各模型的预测效果存在差异, 其中传统 GARCH 模型的预测结果较为平缓, 对极端波动识别能力较弱, 与真实波动率的偏离较大; 相比之下, 融合长期波动成分与时变高阶矩的模型表现更为优异, 其对市场变化的敏感度和适应性更强。

表 3 给出了波动率的样本外预测评价结果, 从表中可以看出, GARCH-MIDAS 类模型在各种评价指标下的损失函数值均小于 GARCH 模型, 即 GARCH-MIDAS 类模型对股指波动率的预测效果优于传统 GARCH 模型。此外, GM-EPU 模型和 GM-SK 模型相比 GM-RV 模型均具有较低的损失函数值, 表明引入 CEPU 指数和时变高阶矩能够改善模型对股指波动率的预测性能。最后, 综合所有结果来看, GARCH-SKEPU 模型的损失函数值要低于所有基准模型, 即 GARCH-SKEPU 模型具有最优的预测性能。说明在股指波动率预测的过程中同时考虑时变高阶矩与经济政策不确定性影响具有重要意义。

4.3. DM 检验

为从统计意义上评估各模型的预测精度差异, 本文采用 Diebold-Mariano (DM) 检验[13]对样本外预测结果进行显著性检验与比较分析。DM 检验通过比较两个模型的预测误差损失函数差异来评估其预测性能是否具有统计显著性差异。具体而言, 定义损失差异序列为

$$d_t = L(e_{A,t}) - L(e_{B,t}) \quad (15)$$

其中 $L(\cdot)$ 为选定的损失函数, $e_{A,t}$ 和 $e_{B,t}$ 分别为模型 A 和模型 B 在时间 t 的样本外预测误差。DM 检验统计量可表示为

$$DM = \frac{\bar{d}}{\sqrt{\widehat{Var}(\bar{d})}} \sim N(0,1) \quad (16)$$

其中, $\bar{d} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T d_t$ 为损失差异的样本均值, $\widehat{Var}(\bar{d})$ 为 \bar{d} 的长期方差的一致估计量, T 为样本外预测期数。

检验的原假设为两模型预测精度无显著差异, 即 $H_0: E[d_t] = 0$ 。故本文以 GARCH 模型为参照函数, 采用 MSE、MAE、MAPE、QLIKE 作为损失函数进行 DM 检验。

Table 4. The DM test results for each model

表 4. 各模型的 DM 检验结果

模型	MSE	MAE	MAPE	QLIKE
GARCH	0	0	0	0
GM-RV	2.1445*** (0.0000)	1.4779*** (0.0000)	1.6873*** (0.0000)	2.2561*** (0.0000)
GM-EPU	2.7667*** (0.0000)	2.0111*** (0.0000)	1.4601*** (0.0000)	5.1469*** (0.0000)
GM-SK	6.4315*** (0.0000)	2.1542*** (0.0000)	1.7175*** (0.0000)	5.8358*** (0.0000)
GM-SKEPU	7.7593*** (0.0000)	2.3382*** (0.0000)	1.8639*** (0.0000)	5.8702*** (0.0000)

注: 表中为 DM 检验统计量的值, 括号内为 DM 检验的 P 值, ***表示在 1% 显著性水平下显著。

根据表 4 中各模型样本外预测的 DM 检验结果可知, 在 1% 显著性水平下, 所有 DM 统计量都显著拒绝预测性能相等的原假设, 并且所有统计量都是正值, 表示所考虑的模型均优于 GARCH 模型。其中 GM-EPU、GM-SK、GM-SKEPU 模型的 DM 统计量均大于 GM-RV 模型, 说明在刻画股指波动与其长期成分时, 经济政策不确定性与时变高阶矩相比于已实现波动率包含更多有价值的补充信息, 且在所有检验中 GM-SKEPU 模型的 DM 检验统计量最大, 表明 GM-SKEPU 模型在预测股指波动率方面具有显著的优越性, 即 CEPU 指数与时变高阶矩的同时引入能够显著改善模型的波动率预测精度。

5. 结论

本文在 GARCH-MIDAS 模型框架内融合了时变高阶矩与低频宏观经济政策不确定性指数(EPU), 构建了扩展的波动率预测模型, 以考察中国股市收益率分布的动态高阶矩特征及经济政策不确定性对股市波动的影响机制。以沪深 300 指数为样本进行的实证研究发现, 样本内估计结果表明经济政策不确定性对股市波动具有显著正向作用, 且收益率分布的时变高阶矩特征较为显著; 样本外预测结果显示, 该模型在 DM 检验中优于基准模型, 验证了引入 CEPU 和时变高阶矩对提升波动率预测精度的有效性。本研究不仅从方法论层面拓展了 GARCH-MIDAS 类模型的建模维度, 也为理解政策不确定性对股市波动的影响机制提供了新的实证支持。研究结论对投资机构与监管部门识别市场风险、构建稳健的风险管理体系具有参考价值, 同时也为后续结合宏观政策环境与收益率分布动态特征的市场风险研究提供了可扩展的理论框架。

基金项目

重庆理工大学研究生创新项目(项目编号: gzlcx20253363); 重庆理工大学项目概率分布的若干变换研究及应用(项目编号: 2020CCZ046); 重庆市教委科学技术研究项目(项目编号: KJQN202502003)。

参考文献

- [1] 关筱谨, 张骏, 刘彦迪. 媒体关注度、投资者情绪与股票市场波动[J]. 统计与决策, 2022, 38(24): 143-148.
- [2] 廖文欣, 徐晓光. 经济不确定性对股票市场长期波动的非对称效应[J]. 中央财经大学学报, 2024(11): 89-102.

-
- [3] Bollerslev, T. (1986) Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, **31**, 307-327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
 - [4] 王朋吾. 基于非对称 GARCH 类模型的中国股价波动研究[J]. 统计与决策, 2020, 36(22): 152-155.
 - [5] Celestin, M., Vasuki, M., Kumar, A.D., et al. (2025) Applications of GARCH Models for Volatility Forecasting in High-Frequency Trading Environments. *Zenodo*, **10**, 12-21.
 - [6] Engle, R.F., Ghysels, E. and Sohn, B. (2013) Stock Market Volatility and Macroeconomic Fundamentals. *Review of Economics and Statistics*, **95**, 776-797. https://doi.org/10.1162/rest_a_00300
 - [7] Yu, X. and Huang, Y. (2021) The Impact of Economic Policy Uncertainty on Stock Volatility: Evidence from GARCH-MIDAS Approach. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, **570**, Article ID: 125794. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2021.125794>
 - [8] Wang, N., Yin, J. and Li, Y. (2024) Economic Policy Uncertainty and Stock Market Volatility in China: Evidence from SV-MIDAS-T Model. *International Review of Financial Analysis*, **92**, Article ID: 103090. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2024.103090>
 - [9] Iseringhausen, M. (2020) The Time-Varying Asymmetry of Exchange Rate Returns: A Stochastic Volatility—Stochastic Skewness Model. *Journal of Empirical Finance*, **58**, 275-292. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2020.06.008>
 - [10] 柯睿, 郝斌, 谭常春. 金融时变高阶矩建模及其风险测度研究: 基于收益率分解的方法[J]. 数理统计与管理, 2024, 43(1): 177-190.
 - [11] Narayan, P.K. and Liu, R. (2018) A New GARCH Model with Higher Moments for Stock Return Predictability. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, **56**, 93-103. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2018.02.016>
 - [12] Baker, S.R., Bloom, N. and Davis, S.J. (2016) Measuring Economic Policy Uncertainty. *The Quarterly Journal of Economics*, **131**, 1593-1636. <https://doi.org/10.1093/qje/qjw024>
 - [13] Diebold, F.X. and Mariano, R.S. (2002) Comparing Predictive Accuracy. *Journal of Business & Economic Statistics*, **20**, 134-144. <https://doi.org/10.1198/073500102753410444>