

上海原油期货与股票市场不对称波动溢出效应研究

摘要：石油与股票市场之间的关系是一个热门话题，但对时变非对称波动溢出的定量研究很少。本文采用新的溢出定向测度和非对称溢出测度对 2018 - 2023 年石油市场与股票市场的动态非对称波动溢出进行了实证研究。利用上海原油期货市场、中国股票市场和国际股票市场的日内数据，我们发现石油市场和股票市场之间存在不对称的溢出效应，并且在大部分采样周期内，差波动溢出主导好波动溢出。此外，参与者对石油市场的悲观程度要高于对股市的悲观程度。我们使用非对称广义动态条件相关模型进一步研究波动性冲击的不对称响应的存在；研究结果还显示，由于糟糕的波动性，石油和股票市场之间的波动性冲击存在不对称性。

关键词： DY 波动溢出指数模型，BK 频域溢出指数模型，上海原油期货市场

一、变量选取及数据来源

本文主要研究上海原油期货市场、中国股票市场和国际股票市场之间的波动溢出关系。研究三者联动关系可以帮助投资者合理判断股票市场与原油期货市场的风险关系从而做出合理的投资规划。同时也有利于了解风险传导的方向与程度，全面地测度相关性，衡量市场风险；有助于完善我国能源金融体系，获取国际油价定价权。

因此在进行分析时，本文选取了从 2018 年 3 月 26 日上海原油期货挂牌交易起始日至 2023 年 3 月 14 日上海国际能源交易中心原油期货价格 INE、上证综指 SSEC、与美国股票市场指数 SP&500。上海国际能源交易中心原油期货价格 INE、上证综指 SSEC 数据来源于同花顺，美国股票市场指数 SP&500 数据来源于 GFIS (Global Financial Information Services)。综合考虑测量精度和市场微观结构噪声(例如: Andersen 和 Bollerslev, 1998; Andersen 等, 2007; Corsi 等, 2010; Sévi, 2014; Liu 等, 2015)发现采样频率 5 min 为最佳采样频率，因此，我们选择一个 5 分钟的采样频率。此外我们排除了 11 个活动较低的日子执行的交易，

因为他们可能会导致估计偏差。另外由于考虑到金融市场的演变与持续性动荡，单一的固定参数模型不适用于整个样本。因此，全样本溢出分析只能提供“平均”波动率溢出行为，不足以揭示波动溢出效应的时变性质，忽略了溢出中潜在的重要的长期和周期性运动。为了解决这个问题，我们使用 200 天滚动样本估计动态的波动溢出效应，并通过相应的溢出指数时间序列评估溢出效应随时间变化的程度和性质。

注：排除的 11 个交易日分别为：2022. 06. 29; 2022. 06. 23; 2022. 06. 13; 2020. 12. 31; 2020. 07. 16; 2020. 07. 01; 2020. 05. 29; 2020. 05. 22; 2019. 09. 19; 2018. 05. 11; 2018. 04. 26

二、模型构建

为了探究中国能源市场与股票市场的波动溢出效应以及其中的时变特征，并使用 Diebold 和 Yilmaz (2009, 2012) 和 Baruník 等人 (2017) 引入的实现半方差来研究 2018 年 3 月 26 日上海原油期货挂牌交易起始日至 2023 年 1 月 13 日期间，中国原油期货和美国/中国股市之间的动态不对称波动溢出。首先我们引入已实现波动率和半方差的测度方法；其次我们介绍衡量波动溢出与非对称溢出的方法。

（一）已实现波动率与半方差测度

Andersen and Bollerslev (1998) 将已实现波动率定义为日内收益平方和，可计算为：

$$RV_t = \sum_{j=1}^{1/\Delta} r_{(t-1)+j\Delta, \Delta}^2$$

其中 Δ 和 $r_{(t-1)+j\Delta, \Delta}$ 分别表示采样间隔与日内收益率。

$$RV_t \rightarrow \int_0^t \sigma^2(s) ds + \sum_{0 < s \leq t} \kappa^2(s)$$

其中 $\int_0^t \sigma^2(s) ds$ 是积分方差 (IV)， $\sum_{0 < s \leq t} \kappa^2(s)$ 是二次变分的不连续

跳跃部分 (QV)。积分方差 (IV) 可以由已实现双倍频变化 (RBV) 计算得出，其计算如下：

$$RBV_t = \mu_1^{-2} \sum_{j=2}^{1/\Delta} \left| r_{(t-1)+j\Delta} \right| \left| r_{(t-1)+(j-1)\Delta} \right| \rightarrow \int_0^t \sigma^2(s) ds$$

其中 $\mu_1 = (2/\pi)^{0.5} \approx 0.7979$, $\sum_{0 \leq s \leq t} \kappa^2(s)$ 为跳跃分量 (J_t) ,
 $J_t = \max(RV_t - BPV_t, 0)$

Barndorff-Nielsen 等(2010)提出根据正收益和负收益分解已实现波动率 (RV) 为正实现半方差 (RS^+) 和负实现半方差 (RS^-) , 计算方法如下:

$$RS_t^+ = \sum_{j=1}^{1/\Delta} r_{(t-1)+j\Delta, \Delta}^2 I(r_{(t-1)+j\Delta} > 0) \rightarrow \frac{1}{2} \int_0^t \sigma^2(s) ds + \sum_{0 \leq s \leq t} \kappa^2(s) I(\kappa_s > 0)$$

$$RS_t^- = \sum_{j=1}^{1/\Delta} r_{(t-1)+j\Delta, \Delta}^2 I(r_{(t-1)+j\Delta} < 0) \rightarrow \frac{1}{2} \int_0^t \sigma^2(s) ds + \sum_{0 \leq s \leq t} \kappa^2(s) I(\kappa_s < 0)$$

其中 $I(\cdot)$ 为示性函数。Barndorff-Nielsen 等(2010)证明 RV 是 (RS^+) 和 (RS^-) 的和, $RV_t = RS_t^+ + RS_t^-$ 。已实现半方差可以作为一种测度, 用于估计由于波动率的好坏而产生的波动溢出效应, 并量化不同金融市场中溢出效应的不对称性。

(二) 衡量波动溢出效应

本小节使用了 Diebold 和 Yilmaz (2009, 2012) 开发的核心方法, 描述了如何在广义向量自回归框架中基于预测误差方差分解来测量波动溢出效应。这被广泛用于量化不同金融市场的波动溢出效应。

考虑在 N 个不同资产中实现方差的协方差平稳, $RV_t = (RV_{1t}, \dots, RV_{nt})'$, 滞后长度为 P 阶, 这样 $VAR(P)$ 可以通过以下方式计算:

$$RV_t = \sum_{i=1}^P \phi_i RV_{t-i} + \varepsilon_t$$

其中 $\varepsilon_t \sim i.i.d.(0, \Sigma_\varepsilon)$ 为扰动向量, ϕ_i 中 $i = 1, \dots, P$

式(1)可以改写为无限移动平均表示:

$$RV_t = \sum_{i=1}^{\infty} A_i \varepsilon_{t-i}$$

其中 $N \times N$ 系数矩阵 A_i 服从如下形式的递归:

$$A_i = \phi_1 A_{i-1} + \phi_2 A_{i-2} + \cdots + \phi_p A_{i-p}$$

其中 A_0 为单位矩阵, 当 $i < 0$ 时, $A_i = 0$ 。

考虑到方差分解, 移动平均系数是理解系统动态的关键, 这允许我们将每个变量的 H 步预测误差方差分割为可归因于各种系统冲击的部分。然而, 为了产生随顺序不变的方差分解, 允许相关冲击, 但适当地解释它们, Diebold 和 Yilmaz (2012) 使用了 Koop 等人 (1996) 和 Pesaran 和 Shin (1998) 的广义 VAR。

因此由 Diebold 和 Yilmaz (2012) 的研究可得, 我们考虑: 第一, 在 $i = 1, 2, \dots, N$ 时, 资产自身方差份额是预测第 i 个变量时由于资产自身对 i 的冲击而导致的 H 步预测误差方差的分量; 第二, 在 $i, j = 1, 2, \dots, N, i \neq j$ 时, 溢出或交叉方差份额, 作为第 i 个变量预测中由于对第 j 个变量的冲击而产生的 H 步广义预测误差方差的分量。对于 $H = 1, 2, \dots$, H 步预测误差方差分解 $\theta_{ij}^g(H)$ 及其归一化 $\tilde{\theta}_{ij}^g(H)$ 分别可通过以下公式计算:

$$\theta_{ij}^g(H) = \frac{\sigma_{jj}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_h \Sigma e_j)^2}{\sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_h \Sigma A_h' e_j)}$$

$$\tilde{\theta}_{ij}^g(H) = \frac{\theta_{ij}^g(H)}{\sum_{j=1}^N \theta_{ij}^g(H)}$$

其中 Σ 是误差向量 ε 的方差矩阵, σ_{ij} 是第 j 个方程误差项的标准差, e_i 是选择向量, 第 i 个元素为 1, 其他为 0。

其中 $\sum_{j=1}^N \tilde{\theta}_{ij}^g(H) = 1$, $\sum_{i,j=1}^N \tilde{\theta}_{ij}^g(H) = N$, $\tilde{\theta}_{ij}^g(H)$ 可以被看作是在 H 域预测误差方差分解中从市场 j 对市场 i 影响份额的自然度量, H 表示预测误差分解期数, $\tilde{\theta}_{ij}^g(H)$ 的主对角线元素可以被视为在 H 域预测误差方差分解中市场 i 对自己影响份额的自然度量

总溢出指数（TCI）可以表示为：

$$S^g(H) = \frac{\sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^N \tilde{\theta}_{ij}^g(H)}{\sum_{i,j=1}^N \tilde{\theta}_{ij}^g(H)} \cdot 100 = \frac{\sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^N \tilde{\theta}_{ij}^g(H)}{N} \cdot 100$$

总溢出指数可用于测量波动性冲击的溢出效应对总预测误差方差的贡献。总连通性是 $\tilde{\theta}_{ij}^g(H)$ 的非对角线元素之和与其所有元素之和的比率。

根据 Diebold 和 Yilmaz (2012)，我们可以测量市场 i 从所有其他市场 j (from others) 接收到的定向波动溢出效应，以及从市场 i 到所有其他市场 j (to others) 的反向传递，方向性溢出效应的主要优点是进一步分解了系统中来自(或进入)特定市场的总溢出效应，从而揭示了溢出效应的传导机制。

总的方向性溢入指数（FROM）可以表示为：

$$S_{i \leftarrow \cdot}^g(H) = \frac{\sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^N \tilde{\theta}_{ij}^g(H)}{\sum_{i,j=1}^N \tilde{\theta}_{ij}^g(H)} \cdot 100 = \frac{\sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^N \tilde{\theta}_{ij}^g(H)}{N} \cdot 100$$

总的方向性溢出指数（TO）可以表示为：

$$S_{i \rightarrow \cdot}^g(H) = \frac{\sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^N \tilde{\theta}_{ji}^g(H)}{\sum_{i,j=1}^N \tilde{\theta}_{ji}^g(H)} \cdot 100 = \frac{\sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^N \tilde{\theta}_{ji}^g(H)}{N} \cdot 100$$

从市场 i 到所有其他市场 j 的净波动溢出量（NET）可以计算如下：

$$S_i^g = S_{i \rightarrow \cdot}^g(H) - S_{i \leftarrow \cdot}^g(H)$$

净波动溢出效应的主要优点是计算每个市场 i 对其他资产的净波动率的贡献，如果变量 i 的净方向性溢出指数为正，则表示变量 i 对系统的影响大于受系统影响，反之亦然。

（三）衡量不对称波动溢出效应

利用 Barndorff-Nielsen 等人 (2010) 实现的半方差框架和 Diebold 和 Yilmaz (2009, 2012) 的波动溢出指数，Baruník 等人 (2016) 首次将不对称定义为

正溢出和负溢出之间的差异，其中作者使用两个单独的 VAR 模型定义负半方差和正半方差的度量。此外，Baruník 等人(2017)用单一 VAR 模型修正了波动率溢出的方向不对称，并在 $2N \times 2N$ 溢出矩阵设置中使用方向 T0 进行了直接解释，但 FROM 的解释相当模糊。接下来，我们介绍了 Baruník 等(2017)的方向性溢出不对称和总溢出不对称测度。

由于高频数据的优势，我们可以将 N 种不同资产的已实现波动率分解为负的和正的已实现半方差。我们将等式 1 中定义的已实现波动率的向量

$RV_t = (RV_{1t}, \dots, RV_{nt})'$ 分解为正半方差和负半方差向量

$RS_t = (RS_{1t}^+, \dots, RS_{nt}^+, RS_{1t}^-, \dots, RS_{nt}^-)'$ 最后得到 $2N \times 2N$ 的 H 步广义预测误差方差分解矩阵 $\theta_{ij}^g(H)$ 。因此，我们估计了一个 $2N$ 维的 VAR，从而得到一个 $2N \times 2N$ 的预测方差误差分解系统。

资产 i 对所有其他资产的方向性溢出可计算为：

$$S_{2N, i \rightarrow \cdot}^g(H) = \frac{\sum_{\substack{j=1, i \neq j \\ |i-j| \neq N}}^{2N} \tilde{\theta}_{ji}^g(H)}{2N} \cdot 100, i, j = 1, \dots, 2N$$

Baruník 等人(2017)将定向溢出不对称测度定义为资产 i 对好或坏波动冲击的反应与其他资产的差异。因此，对于资产 i，从第 i 列的影响中减去溢出矩阵的第 (N + i) 列的影响；则方向不对称测度在 t 时刻从资产 i 溢出到所有其他具有 h 步进预测的资产的溢出可计算为：

$$SAM_{2N, i \rightarrow \cdot}^g(H) = S_{2N, i \rightarrow \cdot}^g(H) - S_{2N, (i+N) \rightarrow \cdot}^g(H), i = 1, \dots, N$$

定向溢出不对称测度结果为正（负），反映了资产 I 的好(坏)波动性对其他资产的更强影响。总溢出不对称测度的主要优势是更好地理解给定资产组合的溢出效应，结果为 0 表示其中不存在溢出不对称。

根据 Baruník 等人(2017)的研究，我们将总溢出不对称度量定义为时刻 t 时具有 H 步提前预测的总溢出不对称度量， $SAM_{2N}^g(H)$ ，作为所有资产 N 的负收益和正收益导致的波动溢出之间的差异：

$$SAM_{2N}^g(H) = \sum_{i=1}^N SAM_{2N,i \rightarrow \cdot}^g(H) - \sum_{i=N+1}^{2N} SAM_{2N,i \rightarrow \cdot}^g(H)$$

总溢出不对称测度 $SAM_{2N}^g(H)$ 的主要优势是更好地理解给定资产组合的总波动溢出效应。

三、描述性统计

所选的 4 个指标存在节假日不同、 样本数据统计存在缺失现象，本文剔除缺失值及非同步交易数据后对交易市场收益率数据的均值、标准差、偏度、峰度进行分析比较。收益利率的均值能够反映出一定时期内股票价格的平均变动情况。标准差反映收益率的离散性从而反映市场的波动。偏度可以考量收益率的分布，峰度可以检验收益率的分布是否服从正态分布，若收益率序列的峰值大于 3，说明随机变量出现异常的概率较大，收益率分布出现尖峰厚尾现象。

本文对数据处理后得到已实现波动率和半方差的描述性统计结果如表 1 所示。从实现波动率和半方差的均值和标准差来看，中国原油价格波动率最高，而美国股票指数与中国股票指数波动率相当。所有数据的偏度均为正，峰度均远大于 3，说明存在尖峰肥尾分布。Ljung-Box Q 检验的结果显示，存在相关性。ADF 单位根检验支持所有序列在 1%显著性水平上平稳的结论，表明它们可以用于 VAR 分析。

表 1 各市场对数收益率的描述性统计

		INE	SP&500	SSEC
均值	RV	0.0001064	0.000078	0.0000721
	RS ⁺	0.000053	0.0000389	0.0000378
	RS ⁻	0.0000534	0.0000391	0.0000343
标准差	RV	0.0001888	0.0001778	0.000067
	RS ⁺	0.0001203	0.0000971	0.0000362
	RS ⁻	0.0000910	0.000085	0.0000362
偏度	RV	7.942513	9.124614	3.195071
	RS ⁺	12.39582	10.56889	3.665387
	RS ⁻	5.839152	8.1216	3.617774
峰度	RV	94.34185	113.5004	17.13649

	RS ⁺	213.0952	157.6064	25.4388
	RS ⁻	49.17661	87.49788	22.2848
	RV	4.3e+05*	6.5e+05*	1.2e+04*
JB 检验	RS ⁺	2.3e+06*	1.3e+06*	2.8e+04*
	RS ⁻	1.1e+05*	3.9e+05*	2.1e+04*
	RV	-12.778*	-17.128*	-15.493*
ADF 检验	RS ⁺	-15.574*	-17.673*	-19.037*
	RS ⁻	-15.348*	-18.303*	-16.815*
	RV	1769.3707*	2920.8301*	1303.4149*
LBQ ₄₀ (r)	RS ⁺	787.7167*	2377.0514*	1154.1761*
	RS ⁻	1787.0032*	2971.1936*	791.7360*

注：* 表示在 1 % 显著水平下拒绝原假设。表中 INE, SP&500, SSEC 分别代表原油期货
市场，美国股票市场，中国股票市场。Jarque-Bera 统计量(Jarque and Bera, 1987)检
验用于序列分布正态性的零假设。Q(40)是序列相关性的 Ljung - Box 统计量。ADF 是增强
Dickey-Fuller 检验的 t-统计量。

四、实证结果

(一) 波动溢出效应静态分析

第一步我们依据 AIC、SC 等信息准则进行 VAR 模型估计，得到最优滞后阶数
为 9。

表 2 溢出效应静态分析

变量	INE	SP&500	SSEC	FROM	NET	结论
INE	90.67	7.58	1.75	9.33	-1.49	溢入者
SP&500	6.28	93.41	0.31	6.59	2.24	溢出者
SSEC	1.56	1.25	97.19	2.81	-0.75	溢入者
T0	7.84	8.83	2.06			TCI: 6.2435

注: (i, j) 是市场 i 对市场 j 预测误差方差的估计贡献。T0 其他市场是一个市场对所有其他
市场的定向溢出效应。“FROM”是指所有市场向特定市场的定向溢出效应。总溢出指数 (TCI)
在表格的右下角。表中 INE, SP500, SSEC 分别代表原油期货市场，美国股票市场，中国股

票市场。

根据表 2 的溢出效应静态分析我们可以得知：首先，从整体来看，平均波动溢出指数为 6.2435，这表明除各个变量自身外，市场中的极端风险有 6.2435% 来自于各市场之间的波动溢出效应，说明各个股票与原油市场之间的相关性均较高，单个市场对其他市场的反应极为剧烈，这首先来源于中美两国代表的市场成交额以及影响力较大，其次说明原油期货市场与股票市场有相当大的关联度，受市场情绪影响较大。

在 FROM 一栏可以得到，INE 上海原油期货市场受到其他市场影响最大（9.33%），SSEC 中国市场受到其他市场的影响最小（2.81%）。

在 NET 栏中，SP&500 美国股票市场是显著的正值（3.3%），表明 SP&500 美国股票市场对其他市场的贡献大于它从其他市场中获得的，INE 石油市场（-1.49%）和 SSEC 中国市场（-0.75%）是显著的负值，二者为净接收者，这说明总体中国市场受到外界因素影响较大。

（二）波动溢出效应动态分析

通过动态分析可以展现市场之间波动溢出的时变关系，比起单一的静态平均水平，更易于抓取特殊的波动情况及相应事件，进行深入分析。

1. 股票与原油期货市场总波动溢出

由图 2 可得，整体总波动溢出指数高于 5%，联动性较强，一个市场的波动极易引起其他市场波动。整体波动幅度随时间变化较大，说明其对极端的事件十分敏感。从图中可得主要的峰值出现于 2018 年初、2020-2021 年、以及 2022 年初。针对这三个时间节点进行分析，可得其分别对应了 2018 年初上海原油期货初次上市、2020 年初新冠肺炎爆发市场动荡、2022 俄乌战争爆发。另一方面可得，随着极端事件爆发结束后，市场预期趋于平稳，整体溢出指数下降。这说明政治经济事件对原油期货与股票市场有着很大的影响。

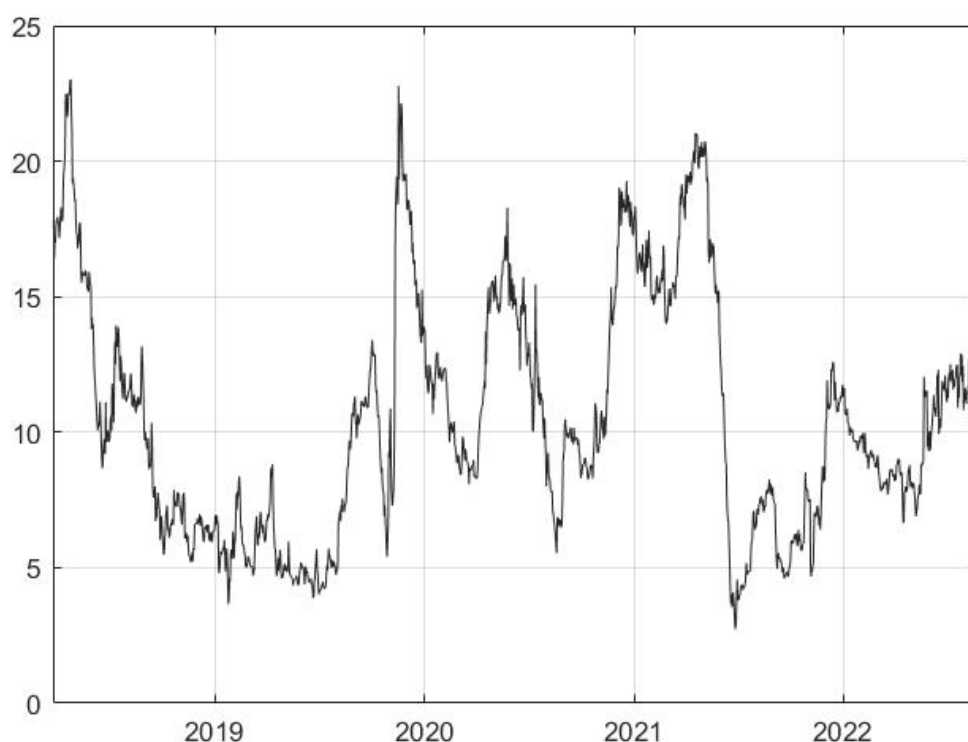


图1 股票与原油期货市场总波动溢出

2. 股票市场与原油期货市场总不对称波动溢出

本节报告石油和股票市场之间的不对称波动溢出效应。图2展示了不对称波动溢出测度，正值表明正/好波动率带来的波动溢出效应大于负/坏波动率带来的波动溢出效应；负值表明波动外溢是由于负面/负面波动比正面/正面波动带来的溢出效应更大；零表明负溢出效应和正溢出效应的影响是相等的即不存在溢出不对称。

由图二可得，坏的波动性溢出效应主导了好的波动性溢出效应。因此可知，在所选取的大部分样本区间，负面冲击推动了波动溢出效应。显著的负面波动溢出反映在样本区间内，市场由悲观情绪主导。图中可以显著看出，在2018年中国原油期货刚刚建立时，市场信心较弱，极大地影响了三者之间的不对称波动溢出关系，投资者达到最大的负面情绪，后随着市场逐渐稳定运行，投资者信心回升。

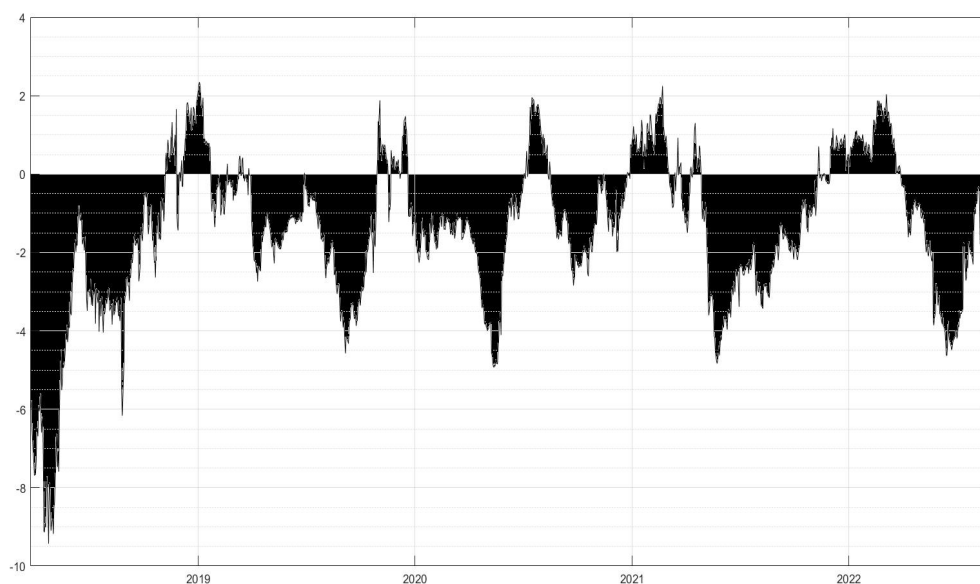


图 2 股票市场与原油期货市场总不对称波动溢出测定

3. 股票市场与原油期货市场波动的方向性不对称波动溢出

表 3 已实现半方差波动率 2N 维 VAR 模型全样本波动率溢出表

		RS ⁺			RS ⁻				
	变量	INE	SP&500	SSEC	INE	SP&500	SSEC	FROM	NET
RS ⁺	INE		1.64	1.15		3.65	0.85	7.29	-0.48 溢入者
	SP&500	2.05		0.59	2.71		0.25	5.6	0.43 溢出者
	SSEC	1.22	0.74		0.35	0.43		2.74	-0.43 溢入者
RS ⁻	INE		2.80	0.36		5.30	1.71	10.17	-1.67 溢入者
	SP&500	3.35		0.21	3.29		0.13	6.98	3.29 溢出者
	SSEC	0.19	0.85		2.15	0.89		4.08	-1.14 溢入者
	TO	6.81	6.03	2.31	8.5	10.27	2.94		TOTAL 6.1467

表 3 为实现半方差的 2N 维 VAR 模型的全样本波动率溢出表,排除了 4 个 3*3 矩阵的所有对角线,直观地显示了定向溢出的不对称是如何传播的。已实现半方差 2N 维 VAR 模型的总溢出指数为 6.1467,与 N 维 VAR 模型的总溢出指数基本相同。基于实证结果,我们发现只有 SP&500 美国股票市场 RS⁺与 RS⁻的的净溢出是正的,是唯一的“净贡献者”,说明美国股票市场在整个市场中起主导作用,我

国股票市场及原油期货市场受到的波动较大。特别值得注意的是我国的 INE 原油期货市场受到其他市场的溢出效应都较大，受到的影响极高，说明本身市场还不够稳定，尤其需要进一步加强市场独立性。

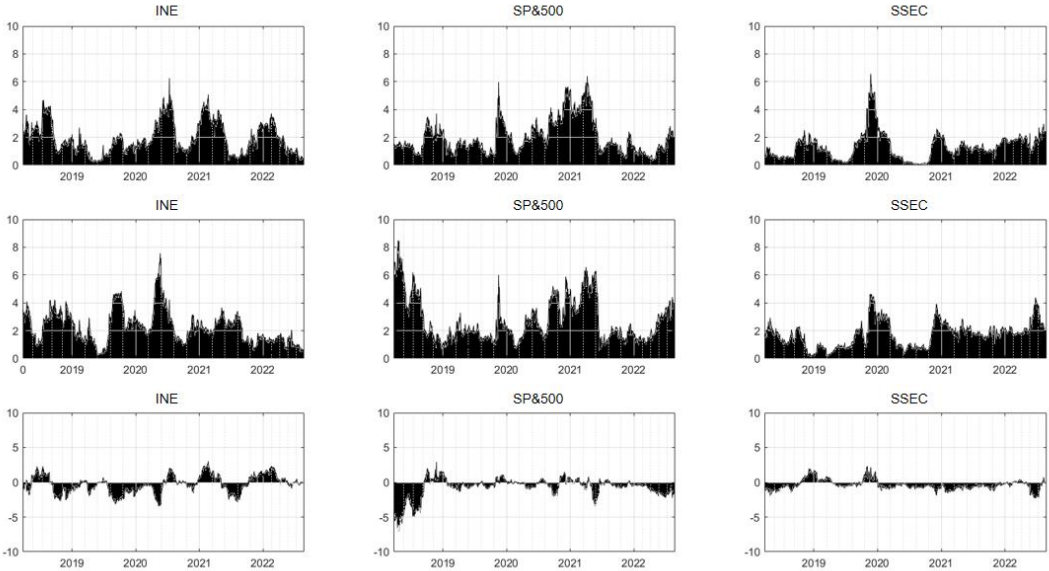


图 3 上：正向溢出；中：负向溢出；下：方向性溢出不对称测度

此外，图 3 揭示了单个市场的不对称波动溢出效应的动态信息。第一行是特定市场的正向波动率对其他市场的影响；第二行是特定市场的负向波动率对其他市场的影响；第三行为方向性溢出不对称测度，即正负影响之差。

在 2018 年年初整体三个市场都处于较大的波动中，一方面由于原油期货市场发展刚刚建立，另一方面 2018 年美国与中国展开贸易战，我国作为贸易顺差大国，市场出口能力受限，部分核心技术受限，严重影响了市场信息，因此在 2018 年前后我国股票市场呈现了较为显著的波动效应，美股市场同样波动性较强，直到 2019 年后市场才趋于稳定。

在 2020-2021 年间，我国原油期货市场对其他市场有较大影响，这可能来源于 OPEC 提出石油减产计划，俄罗斯提出反对意见致使沙特大幅增产，美国由于页岩油生产成本较高受到严重影响，导致美股多次熔断，这进一步导致了我国投资者的原油宝穿仓事件。这一系列事件为中美两国的原油与股票的市场都带来了极大的影响。

2021 年间，三市场波动无论好坏的溢出效应，可以发现新冠疫情这类全球

范围的自然灾害事件对市场的冲击要远远大于中美贸易战、俄乌战争等人类区域性事件的影响，在自然生态环境趋于恶化、全球性极端灾害频出的当代，我们更应该对此类事件提高预防与重视程度。同时自然灾害与人类活动叠加影响市场，在这一时段同时也反映出我国金融市场的工具与产品的不成熟，在金融进一步开放的当下，我国金融市场应该重视提高与国际金融对弈的实力。

2022 年开展的俄乌战争，致使全球国际原油价格持续上涨，同时美联储持续缩表加息并对俄开展金融制裁，这也说明全球金融体系还是主要由美元进行主导。并且俄乌战争放缓了经济增长进一步推高了通胀，为投资者带来强烈的不确定性。

另外，中国原油期货市场的方向性溢出不对称测度在大部分样本周期内为负；此外，除去期初，中国原油期货市场的方向溢出不对称测度的大小大于美国/中国股市，这表明对石油市场的悲观情绪大于对股票市场的悲观情绪。原油期货作为典型的投资门槛较低的风险资产之一，受到重大之间波动后，可以对市场情绪产生持久而深远的影响，从而影响股票市场的表现。

对于美国/中国股市而言，方向性溢出不对称测度是时变的，正值和负值交替出现，反映了参与者对中美市场经济不确定性的情绪，其中中国是最大的石油进口国，而美国在一系列原油制裁及市场波动中处于中心地位。

五、稳健性检验

我们改变滚动窗口宽度和期数来实现稳健性检验。在图 4 中，使用更长的 400 天滚动窗口宽度和滞后 5 阶、10 阶、15 阶的期数预测得到的波动时间曲线显示结果是可靠的。

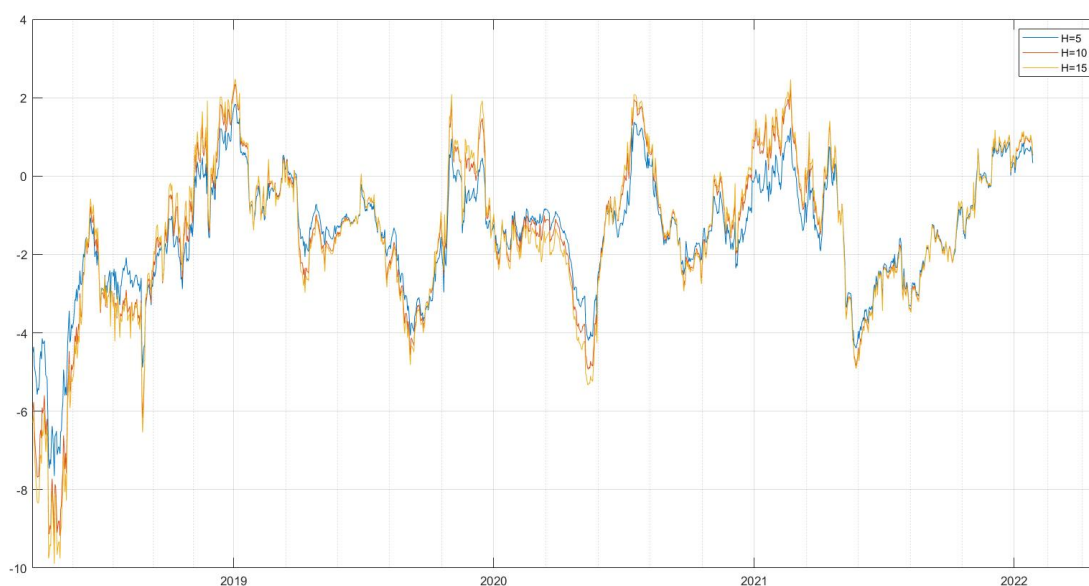


图 4 400 天滚动窗口宽度下不对称波动溢出测定

六、结论与启示

我们的研究选取 2018 年 3 月 26 日上海原油期货市场建立至 2023 年初上海 INE 原油期货价格、标准普尔 500 指数和上海股市综合指数的高频日内数据。采用 Diebold 和 Yilmaz (2012) 引入的一种新的溢出方向测度和 Baruník 等人 (2017) 引入的一种不对称溢出测度来研究石油市场和股票市场之间的动态不对称波动溢出效应，通过定量的方式为时变不对称波动溢出效应提供了新的见解，扩展了石油市场和股票市场之间关系的实证研究。

我们有几个值得注意的发现。首先，中国原油期货市场与股票市场之间的波动溢出效应是时变的，石油和股票市场之间的相互依赖在新冠疫情期间加强，经济和政治事件对中国新兴原油期货市场和股票市场有很大影响。其次，在三市场中，美国股票市场占主导地位，对我国新兴原油期货市场有较大影响，随着波动冲击，新兴原油期货市场趋于稳定。最后，实证结果展现了石油市场和股票市场之间的不对称溢出效应，在大部分采样周期内，坏波动率溢出效应主导好波动率

溢出效应，市场参与者对石油市场的负面情绪大于对股票市场的负面情绪。

同时我们发现不同阶段的市场有不同的连通性，坏的波动性溢出效应和好的波动性溢出效应依次出现，这表明在即使是在负面事件影响期间，好的波动性溢出效应已经开始出现。

由于我国原油期货市场尚未成熟，受到其他市场及重大事件的影响更为显著，因此市场体系国际投资者、投资组合经理和政策制定者更加关注外溢性主题，因为外溢性与投资组合管理和对冲策略的联系更紧密。在本研究中，我们使用了一种新的外溢方向测度和不对称外溢测度，衡量了 2018 - 2023 年石油和股票市场之间的动态不对称波动外溢，并得出了一些新的发现，这些发现对国际投资者、投资组合经理和政策制定者具有重要意义。例如，石油市场和股票市场之间存在不对称的溢出效应，并且在采样周期的大部分时间内，坏波动率溢出效应主导好波动率溢出效应。因此，国际投资者、投资组合经理和政策制定者应该更多地关注负面冲击（“坏消息”），而不是正面冲击（“好消息”），当投资者持有既包括石油又包括股票的投资组合时，石油和股票之间的紧密联系会降低分散收益策略。

- [1] Andersen, T.G., Bollerslev, T., 1998. Answering the skeptics: yes, standard volatility models do provide accurate forecasts. *Int. Econ. Rev.* 39 (4), 885 - 905.
- [2] Andersen, T.G., Bollerslev, T., Diebold, F.X., 2007. Roughing it up: including jump components in the measurement, modeling and forecasting of return volatility. *Rev. Econ. Stat.* 89 (4), 701 - 720.
- [3] Corsi, F., Pifino, D., Reno, R., 2010. Threshold bipower variation and the impact of jumps on volatility forecasting. *J. Econ.* 159 (2), 276 - 288.
- [4] Sévi, B., 2014. Forecasting the volatility of crude oil futures using intraday data. *Eur. J. Oper. Res.* 235 (3), 643 - 659.
- [5] Liu, L.Y., Patton, A.J., Sheppard, K., 2015. Does anything beat 5-minute RV? A comparison of realized measures across multiple asset classes. *J. Econ.* 187 (1), 293 - 311.

- [6] Diebold, F.X., Yilmaz, K., 2009. Measuring financial asset return and volatility spillovers, with application to global equity markets. *Econ. J.* 119, 158 – 171.
- [7] Diebold, F.X., Yilmaz, K., 2012. Better to give than to receive: predictive directional measurement of volatility spillovers. *Int. J. Forecast.* 28, 57 – 66.
- [8] Baruník, J., Kocenda, E., Vácha, L., 2017. Asymmetric volatility connectedness on the forex market. *J. Int. Money Financ.* 77, 39 – 56.
- [9] Andersen, T.G., Bollerslev, T., 1998. Answering the skeptics: yes, standard volatility models do provide accurate forecasts. *Int. Econ. Rev.* 39 (4), 885 – 905.
- [10] Barndorff-Nielsen, O.E., Kinnebrock, S., Shephard, N., 2010. Measuring downside risk-realised semivariance. In: Engle, Robert F., Bollerslev, T., Russell, J., Watson, M. (Eds.), *Volatility and Time Series Econometrics: Essays in Honor*. Oxford University Press, New York, pp. 117 – 137.
- [11] Koop, G., Pesaran, M.H., Potter, S.M., 1996. Impulse response analysis in non-linear multi-variate models. *J. Econ.* 74, 119 – 147.
- [12] Pesaran, M.H., Shin, Y., 1998. Generalized impulse response analysis in linear multivariate models. *Econ. Lett.* 58, 17 – 29.
- [13] Baruník, J., Kocenda, E., Vácha, L., 2016. Asymmetric connectedness on the U.S. stock market: bad and good volatility spillovers. *J. Financ. Mark.* 27, 55 – 78.