

基于复杂网络方法的中国金融市场联动分析

杨采钰¹, 蔡序军^{2*}, 张帆²

¹江西理工大学软件工程学院, 江西 南昌

²江西理工大学基础课教学部, 江西 南昌

收稿日期: 2025年8月4日; 录用日期: 2025年8月24日; 发布日期: 2025年9月8日

摘要

本文基于2017~2025年中国股票、外汇、债券、货币、黄金及期货市场高频数据, 设计动态波动识别调整时间窗口, 结合线性格兰杰因果检验与Hiemstra-Jones非线性检验构建因果关系网络, 并运用核回归与VAR脉冲响应函数量化传染强度。引入图注意力网络模型, 通过余弦退火学习率调度和混合损失函数实现风险传染路径的动态拓扑建模。实证发现: 中国金融市场风险传导呈现显著非对称性, 外汇市场为核心枢纽, 尤其美元兑在岸人民币汇率与美元兑离岸人民币汇率具有显著双向联动关系; 股票与期货市场自解释性较高。但股票市场仍受外汇、债券及期货市场外溢冲击; 货币市场作为共同影响因素广泛关联各子市场, 债券市场对外汇冲击敏感, 黄金市场则承受多市场联合冲击。

关键词

跨市场联动, 图注意力网络, 系统性风险

Analysis of Interconnectedness in China's Financial Markets Based on the Complex Network Approach

Caiyu Yang¹, Xujun Cai^{2*}, Fan Zhang²

¹School of Software Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Nanchang Jiangxi

²Basic Course Teaching Department, Jiangxi University of Science and Technology, Nanchang Jiangxi

Received: Aug. 4th, 2025; accepted: Aug. 24th, 2025; published: Sep. 8th, 2025

Abstract

Based on high-frequency data from China's stock, foreign exchange, bond, money, gold, and futures

*通讯作者。

markets spanning 2017~2025, this paper designs a dynamically adjusted time window driven by volatility identification. It constructs a causal relationship network by integrating the linear Granger causality test and the Hiemstra-Jones nonlinear test, and employs kernel regression and the VAR impulse response function to quantify contagion intensity. Additionally, the Graph Attention Network (GAT) model is introduced, and dynamic topological modeling of risk contagion paths is achieved through cosine annealing learning rate scheduling and a hybrid loss function. Empirical results reveal that risk transmission in China's financial markets exhibits significant asymmetry: the foreign exchange market acts as a core hub, with particularly prominent two-way interconnectedness between the USD/onshore RMB exchange rate and the USD/offshore RMB exchange rate. The stock and futures markets demonstrate high self-explanatory power, yet the stock market remains susceptible to spillover shocks from the foreign exchange, bond, and futures markets. As a common influencing factor, the money market maintains extensive connections with various sub-markets; the bond market is sensitive to foreign exchange shocks, while the gold market endures joint shocks from multiple markets.

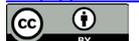
Keywords

Cross-Market Interconnectedness, Graph Attention Network, Systemic Risk

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. 绪论

1.1. 研究背景

金融市场存在各种由交易及经营带来的不确定性，而且各金融要素相互作用形成各种金融联动和传导机制，构成了金融市场动态变化、不断发展的重要机制[1]。

以 2015 年中国金融市场波动为例：6 月股市暴跌千股跌停，债券价格大幅上涨；同年 8 月，人民币对美元汇率出现大幅贬值[2]。2020 年新冠疫情冲击则呈现更广泛的市场联动：上证综指从 2 月 3 号开市收跌，两市共有约 3081 只股票跌停。债券市场 10 年期国债收益率也一度下跌到最低的 2.8%。市场恐慌情绪也逐渐蔓延到外汇、商品、黄金等诸多市场之中[3]。这些可知金融市场跨市场具有显著的联动关系和紧密关联性，某子市场除受自身因素影响外，还受其他子市场波动的影响。

金融市场联动效应是系统性风险形成的关键传导机制之一。一种金融资产的价格下跌也会影响到其他金融资产的价格，产生溢出效应[4]，这种风险溢出效应可能放大局部冲击，进而可能引发系统性金融风险。因此，有效辨识和防范系统性金融风险，很重要的一个方面，就是分析金融市场之间的联动和跨市场金融风险作用机制[5]。这对系统性金融风险预警与防范具有重要的理论价值和现实意义。基于此，本研究以多市场联动为切入点，选取股票、外汇、黄金、期货、货币及债券市场为研究对象，构建基于图注意力网络的跨市场金融风险分析框架，深入研究金融市场间的动态关联特征，识别跨市场风险传导路径。

1.2. 研究意义

金融风险是金融领域追求的永恒主题，贯穿着金融业务开展的始终，也是各国政府维护国家金融稳定、保障市场健康运行的重要手段[6]。本文选取多个金融子市场为研究对象，旨在探究中国金融市场跨市场动态联动效应，揭示中国金融市场间的非线性或者线性关联特征，为系统性金融风险的早期识别与防控提供参考。

1.2.1. 理论意义

相较国内学者主要关注两两市场之间的联动关系，本文从股票市场、外汇市场、货币市场、黄金市场、期货市场和债券市场上研究，运用计量经济学、统计学、网络图论、深度学习等方法探讨六个市场间收益率的联动关系并进行深入研究，以捕捉市场间的线性和非线性关系，进行网络化，识别跨市场风险传导路径，为金融风险防控提供参考。

1.2.2. 实践意义

2024年5月27日中共中央政治局审议《新时代推动中部地区加快崛起的若干政策措施》《防范化解金融风险问责规定(试行)》，指出“防范化解金融风险，事关国家安全、发展全局、人民财产安全，是实现高质量发展必须跨越的重大关口”。因此对我国进行金融市场跨市场联动分析，识别跨市场风险传导路径，为跨市场监管提供动态风险监测工具，对防范化解金融风险具有一定的现实意义。

2. 文献综述

2.1. 研究进展

2.1.1. 基于 VECM 的长期关系研究

何枫等人[4]以股票、债券、基金、商品、货币、外汇以及网贷市场为研究对象，将存在协整检验的市场指数进行 VECM 建模考察市场的长期关系特征。在长期关系中发现债券市场和股票市场指数负相关，基金市场与债券市场和股票市场指数正相关。提取全样本的 VEC 残差以构建 DCC-EGARCH (1, 1)模型来捕捉市场间时变相关性。股票与基金市场相关性高达 0.9，债券与股票市场多呈负相关。为研究金融市场的整体联动关系，结合时间滚动窗口计算其收益溢出关系，得出基金市场和股票市场的正向相关性，债券和股票的互补关系。最后纳入网贷市场，发现我国金融市场的联动性进一步增强。且包含网贷市场的模型与不包含网贷市场的模型在系统性风险趋势上保持一致，但前者系统性风险水平更高，表明网贷市场可能加剧了金融体系的整体风险。

2.1.2. 基于波动溢出网络的传染效应研究

宫晓莉和熊熊[7]以货币、资本、大宗商品交易、外汇、房地产和黄金市场为研究对象，使用非参数的广义动态因子模型将波动率序列分解为共同市场因子驱动的波动率成分和特质性波动率成分，由脉冲响应函数图得出市场冲击能迅速地被各个金融子市场消化。然后提取特质性波动率建立时变参数向量自回归模型，进行广义预测误差方差分解，得到波动溢出指数，得出我国金融风险呈现波动性、不确定性和方向不对称性特征。货币市场受自身波动影响最大，货币、股票、能源和黄金市场是主要的风险输出方，房地产和外汇市场受其他市场冲击的影响更为显著。进一步构建波动溢出网络，通过分析网络拓扑结构得到以下结论：2007~2009年网络联结紧密，2015年资本、货币和黄金市场网络较为紧密，其他市场则较为孤立。

将现有文献的梳理可发现，基于 VECM 的长期关系研究中，学者们利用 VECM 和 DCC-EGARCH 模型测度了金融市场间的动态相关性，部分市场间的相关系数甚至高达 0.9。然而传统 DCC-EGARCH 模型动态相关结构仍基于线性假设，因此在一些情况下对非线性依赖关系的描述能力有限，在部分时期的子市场联动时可能会失效。除此以外在数据样本处理方面，采用周度数据进行取样，可能会掩盖部分短期剧烈波动，使得部分高频风险特征被平滑。而基于波动溢出网络的传染效应研究，学者们使用的 N 阶的 TVP-VAR 过程式子是一个线性组合形式，而方差分解是基于 TVP-VAR 的线性预测误差结构，学者们也采用方差分解网络构建加权有向网络，因此此波动溢出网络本质是线性的，存在明显局限性，忽略了市场间的非线性传染。

基于此, 本文提出一种融合混合因果检验与图注意力网络的动态风险传染分析框架。首先采用日度高频数据并自适应滚动窗口, 有效保留市场短期波动特征; 其次, 通过传统格兰杰因果检验非线性格兰杰因果检验的混合应用。进而引入图注意力网络进行节点特征传播和边权重自适应学习, 其中采用余弦退火算法优化训练过程, 并通过损失函数提升模型性能。

3. 研究方法

3.1. 图注意力网络

本文采用的是图注意力网络(Graph Attention Network, GAT), GAT的关键则在于, 其能够根据中心节点与邻居节点的当前状态动态推测后者相对前者的影响强弱[8]。因此为动态调整市场间的权重和量化风险溢出效应, 本文选用 GAT。

假设图中有 N 个节点, 每个节点的特征向量为 $h_i \in R^e$, e 是每个节点特征向量的维度数。

首先对输入特征进行线性变换, 将特征维度从 e 映射到 E :

$$z_i = Wh_i \quad (1)$$

其中 W 是可学习权重矩阵, 该初始权重为基于脉冲响应计算的值。

其次计算注意力系数, 并使用 softmax 对其进行归一化:

$$g_{ij} = \text{Leaky ReLU} \left(a^T \left[Wh_i \parallel Wh_j \right] \right) \quad (2)$$

LeakyReLU 是非线性激活函数, $a^T \left[Wh_i \parallel Wh_j \right]$ 是一个拼接操作。

$$\alpha_{ij} = \frac{\exp(g_{ij})}{\sum_{k \in N_i} \exp(g_{ik})} \quad (3)$$

α_{ij} 反映了 j 对 i 的影响力。

最后特征聚合, 使用多头注意力机制可以稳定模型的学习过程, 将输出进行拼接:

$$h_i' = \parallel_{k=1}^k \sigma \left(\sum_{j \in N_i} \alpha_{ij}^k w^k h_j \right) \quad (4)$$

3.2. 格兰杰因果关系

本文的格兰杰因果检验用在 A 市场的收益率时间序列数据是否对 B 市场的收益率时间序列数据具有预测能力。

3.2.1. 传统格兰杰因果关系

其主要分析两个数据之间的线性因果关系, 而本身可能受历史数据影响, 因此选择非受限模型, 其形式为

$$A_t = c_1 + \sum_{i=1}^p \phi_{11}^{(i)} A_{t-i} + \sum_{i=1}^p \phi_{12}^{(i)} B_{t-i} + \varepsilon_{1t} \quad (5)$$

p 为滞后阶数, ϕ 是影响系数。

对于两个时间序列 A 和 B, 做出以下假设检验:

原假设 H_0 : A 不是 B 的格兰杰原因(即 $\phi_{12}^{(i)} = 0$ 对所有的 i 都成立)

备择假设 H_1 : A 是 B 的格兰杰原因

通过 F 检验计算 p 值, 如果 p 值小于显著性水平, 则拒绝原假设。

3.2.2. 非线性格兰杰因果关系

Hiemstra 和 Jones (1993)认为, 传统的格兰杰因果关系检验(Granger causality test)在揭示某些非线性因果关系方面是无效的[9], 1994 年修改非线性因果关系检验。用于检验 A 市场与 B 市场之间的非线性因果关系, 其形式为:

$$A_t^m = (A_t, A_{t+1}, \dots, A_{t+m-1}), m = 1, 2, \dots, t = 1, 2, \dots \quad (6)$$

$$A_{t-L_a}^{L_a} = (A_{t-L_a}, A_{t-L_a+1}, \dots, A_{t-1}), L_a = 1, 2, \dots, t = 1 + L_a, 2 + L_a, \dots \quad (7)$$

$$B_{t-L_b}^{L_b} = (B_{t-L_b}, B_{t-L_b+1}, \dots, B_{t-1}), L_b = 1, 2, \dots, t = 1 + L_b, 2 + L_b, \dots \quad (8)$$

$$C_1(m + L_a, L_b, e) = \Pr\left(\|A_{t-L_a}^{m+L_a} - A_{s-L_a}^{m+L_a}\| < e, \|B_{t-L_b}^{L_b} - B_{s-L_b}^{L_b}\| < e\right) \quad (9)$$

$$C_2(L_a, L_b, e) = \Pr\left(\|A_{t-L_a}^{L_a} - A_{s-L_a}^{L_a}\| < e, \|B_{t-L_b}^{L_b} - B_{s-L_b}^{L_b}\| < e\right) \quad (10)$$

$$C_3(m + L_a, e) = \Pr\left(\|A_{t-L_a}^{m+L_a} - A_{s-L_a}^{m+L_a}\| < e\right) \quad (11)$$

$$C_4(L_a, e) = \Pr\left(\|A_{t-L_a}^{L_a} - A_{s-L_a}^{L_a}\| < e\right) \quad (12)$$

L_a 、 L_b 分别是 A 和 B 的长度滞后向量, $\Pr(\cdot)$ 表示条件概率, $\|\cdot\|$ 是某种范数。

若满足 $\sqrt{n} \left(\frac{C_1(m + L_a, L_b, e, n)}{C_2(L_a, L_b, e, n)} - \frac{C_3(m + L_a, e, n)}{C_4(L_a, e, n)} \right)$ 服从正态分布, 则 $\{B_t\}$ 不是 $\{A_t\}$ 的格兰杰原因。

3.3. 脉冲响应函数

3.3.1. 基于核回归的脉冲响应函数

核回归用于估计变量之间的非线性关系, 衡量一个变量受到外部冲击后, 另一个变量的动态响应。核函数使用高斯核, 其形式为:

$$K(u) = \exp\left(-\frac{u^2}{2\gamma}\right) \quad (13)$$

γ 是带宽, 采用自适应学习, 其形式为:

$$\gamma = \frac{1}{\text{mean}\left(\|X - X_{\text{train}}\|^2\right) + \delta} \quad (14)$$

δ 是一个极小的数, 防止出现分母出现 0 的情况。

对于计算 A_t 的单位冲击对 B_{t+k} 的影响, 首先基于核回归计算脉冲响应的形式为:

$$y_k(a) = \frac{\sum_{t=k}^{T-1} K\left(\frac{a - A_{t-k}}{h}\right) B_t}{\sum_{t=k}^{T-1} K\left(\frac{a - A_{t-k}}{h}\right)} \quad (15)$$

其次计算脉冲响应值:

$$IRF(k) = y_k(1) - y_k(0) \quad (16)$$

其中 $a = 1$ 代表冲击时刻, 等于 0 则无冲击。

最后加权平均响应:

$$IRF_{weighted} \approx \int_0^L e^{-\lambda k} IRF(k) dk \quad (17)$$

λ 为 0.9, 主要关注近期影响。

3.3.2. 基于 VAR 的脉冲响应函数

脉冲响应函数分析的是 VAR 模型中某个内生变量的冲击对其余内生变量造成的影响, 可用来考察模型受到某种冲击时对系统的动态影响, 进而对系统中要素的动态关系进行解释[10]。

对于两个时间序列 A (目标变量)和 B (冲击变量), 一般的二元 VAR 模型其形式为:

$$B_t = c_2 + \sum_{i=1}^p \phi_{21}^{(i)} B_{t-i} + \sum_{i=1}^p \phi_{22}^{(i)} A_{t-i} + \varepsilon_{2t} \quad (18)$$

首先对式(5)和式(18)进行 Cholesky 分解, 然后经过正交化后得到 B 对 A 的脉冲响应。

3.4. 损失函数

排序损失受到 Monica Billio 等(2010) [11]的实证发现, 金融机构间的关联存在稳定的方向性层级排序, 这种排序由业务逻辑决定且具有统计显著性。因此本文通过排序约束预测权重与初始权重的排序一致性, 以保留这种结构性关联。稀疏约束设计受到 Daron Acemoglu 等(2015) [12]研究者关于金融网络“强韧却脆弱”特性的启发。稀疏连接(通过降低瓶颈参数 ϕ)能在大冲击下阻断风险传导, 而谐波距离理论进一步表明, 网络稀疏性可减少节点间的风险暴露路径。因此, 我们在损失函数中引入 L1 正则项(式(22)), 显式惩罚冗余连接, 确保模型学习到的网络结构在保留必要信息传递的同时, 满足系统性风险防控的稀疏性要求。最终结合均方误差损失函数构成混合损失函数。

$$L = \alpha L_{rank} + (1 - \alpha) L_{value} + \beta \|W\| \quad (19)$$

$$L_{rank} = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n \text{sort}_i(w_{pred}) - \text{sort}_i(w_{init}) \right)^2 \quad (20)$$

$$L_{value} = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n w_{pred} - w_{init} \right)^2 \quad (21)$$

$$\|W\| = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |w_{pred}| \quad (22)$$

L_{rank} : 网络学习后的边权重排序与核回归估计的因果关系强度排序一致。

L_{value} : 约束权值绝对大小不过度偏离初始估计, 避免 GAT 过度扭曲经济含义。

$\|W\|$: 稀疏性, 主要使金融市场各市场“少而精”的连接, 过滤噪声关联。

4. 实证研究

4.1. 数据选取

本文选取 2017 年 6 月 7 日至 2025 年 7 月 10 日的金融市场数据作为研究样本, 共 1952 个观测值。其中股票市场数据选取上证指数(Shanghai Securities Composite Index, SSE)、沪深 300 (China Securities Index 300, CSI300)和深证成指(Shenzhen Securities Component Index, SZI), 分别反映沪市、整体市场和深市运行趋势, 数据来源于 baostock 库; 外汇市场采用美元兑在岸人民币(USD/CNY)和美元离岸人民币(USD/CNH)汇率数据, 来源于 yfinance 库; 货币市场选用上海银行间同业拆放隔夜利率(SHIBOR O/N)作为基准利率指标, 数据来自 tushare 库; 黄金市场以华安黄金易 ETF (518880.SS)为代表, 数据来源于

yfinance 库；期货市场选取上海期货交易所黄金期货(Shanghai Futures Exchange AU, SHFE AU)、郑州商品交易所白糖期货(Zhengzhou Commodity Exchange SR, CZCE SR)和大连商品交易所豆粕期货(Dalian Commodity Exchange M, DCE M)主力合约数据，来自 akshare 库，覆盖三大交易所；债券市场采用中债综合财富指数(ChinaBond Composite Total Return Index, CBCTRI)，数据来源于 akshare 库。

4.2. 描述性统计

首先对股票、外汇、黄金、期货、债券市场时间序列数据转换为日对数收益率，上海银行间同业拆放隔夜利率使用直接差分以直接反映利率水平的变化。然后将所有时间序列同一至中国金融市场的交易日历，剔除非共同交易日。然后分别进行描述性统计，结果见表 1。

近 8 年里，豆粕期货风险突出，均值为负，波动率最高，最大单日跌幅达-15.17%远超其他资产，极端左偏与超高峰度表明暴跌风险极高。所有资产均存在明显的尖峰厚尾特征，峰度均显著大于 3。

Table 1. Descriptive statistic of basic information

表 1. 基本信息描述性统计

	观测值	均值	标准差	最小值	中位数	最大值	偏度	峰度
CSI300	1952	0.008219	1.211994	-8.208803	0.009710	8.141981	-0.233045	5.275818
SZI	1952	0.006063	1.439303	-10.15796	-0.014851	10.13500	-0.243266	5.852435
SSEC	1952	0.008850	1.080595	-8.039192	0.030619	7.755061	-0.520731	7.433746
USD/CNY	1952	0.004462	0.330518	-2.158495	0.001370	2.120210	-0.164097	7.190077
USD/CNH	1952	0.001178	0.318144	-2.141398	0.006072	1.743598	-0.360655	4.179743
SHIBOR O/N	1952	0.000716	0.193612	-1.516000	0.002000	0.796000	-1.268625	8.775407
518880.SS	1952	0.047843	0.820231	-6.408397	0.049603	5.424073	-0.473638	7.051657
SHFE AU	1952	0.049369	0.817409	-5.836898	0.048377	5.398973	-0.327192	5.3733319
DCE M	1952	-0.004955	1.399797	-15.172360	0.035785	7.360036	-2.213385	25.059013
CZCE SR	1952	-0.003764	0.871144	-6.229149	0.017973	6.056220	-0.070794	4.865835
CBCTRI	1952	0.018958	0.067524	-0.488031	0.020125	0.676601	0.637257	15.236163

4.3. 平稳性检验

Table 2. ADF test results

表 2. ADF 检验结果

Index	ADF Statistic	P-value	1% Critical
CSI300	-19.464126	0.000000e+00	-3.433715
SZI	-42.377596	0.000000e+00	-3.433706
SSEC	-19.818988	0.000000e+00	-3.433715
USD/CNY	-12.565680	0.000000e+00	-3.433724
USD/CNH	-14.963138	0.000000e+00	-3.433717
SHIBOR O/N	-15.491942	0.000000e+00	-3.433737
518880.SS	-11.964209	0.000000e+00	-3.433732
SHFE AU	-20.350172	0.000000e+00	-3.433715
DCE M	-44.443009	0.000000e+00	-3.433706
CZCE SR	-45.262300	0.000000e+00	-3.433706
CBCTRI	-15.974101	0.000000e+00	-3.433713

分别对以上时间序列数据进行 ADF 平稳性检验。检验见表 2。

所有的变量的 ADF 统计量均远小于 1% 临界值，且 P 值均为 0，表明在 1% 显著性水平下，所有时间序列均拒绝原假设，即所有变量均为平稳变量，可以进行时间序列建模。

4.4. 格兰杰因果检验

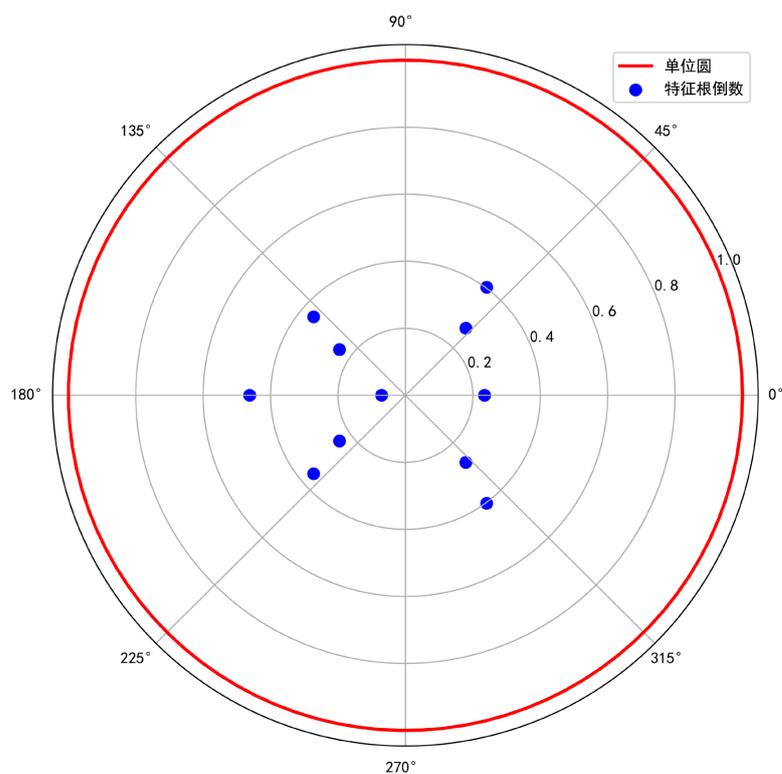
4.4.1. 传统格兰杰因果检验

首先进行传统格兰杰因果检验通过显著性水平 0.01，并根据 BIC 准则得到最佳滞后阶数，再用 VAR 模型去拟合数据。为验证模型的稳定性，绘制每个 VAR 模型生成的特征根图，若特征根倒数的绝对值全部落在单位圆里，则 VAR 模型稳定，应该使用线性格兰杰因果检验，否则进行非线性格兰杰因果检验。检验见表 3。

Table 3. Traditional Granger causality test

表 3. 传统格兰杰因果检验

window	source	target	P-value	Result
2017-06-07 至 2017-08-16	USD/CNY	USD/CNH	0.000003	TRUE
2017-06-07 至 2017-08-16	518880.SS	USD/CNH	0.001994	TRUE
2017-06-07 至 2017-08-16	SHFE AU	USD/CNH	0.005443	TRUE
2017-06-21 至 2017-11-01	USD/CNY	USD/CNH	0.000000	TRUE
2017-06-21 至 2017-11-01	518880.SS	USD/CNH	0.007500	TRUE
2017-08-03 至 2017-10-18	USD/CNH	SSEC	0.005163	TRUE
2017-08-03 至 2017-10-18	USD/CNY	USD/CNH	0.000000	TRUE



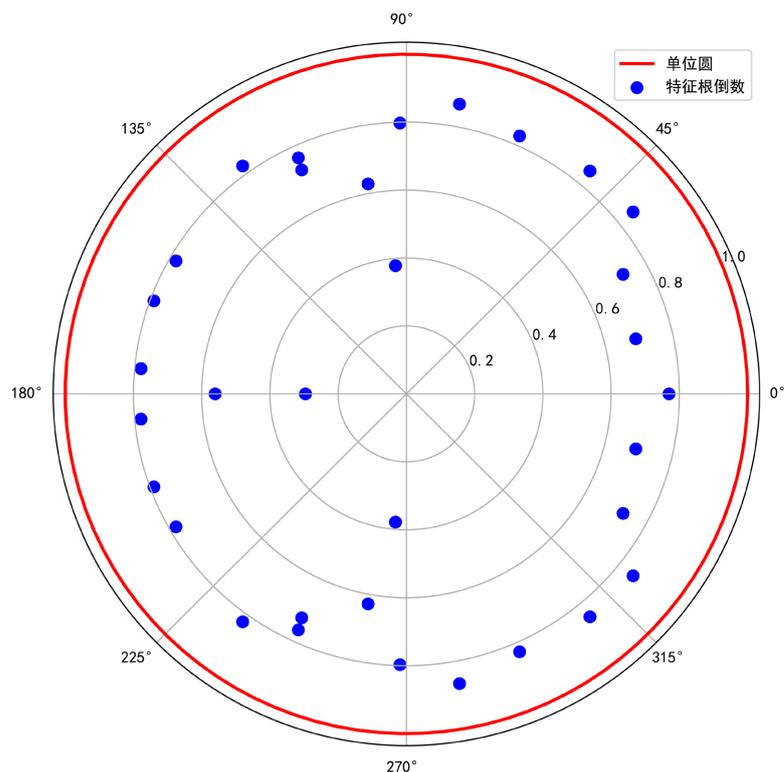


Figure 1. Random eigenvalue plot
图 1. 随机特征根图

根据某滑动窗口下的格兰杰因果关系检验结果可知，大多情况下，美元兑在岸人民币汇率收益和美元兑离岸人民币汇率收益显示出强烈传统格兰杰因果关系。除此以外出现了黄金市场、股票市场和期货市场跨市场显著关联。

所有的特征根倒数的绝对值均小于 1，全落在单位圆内，可见 VAR 模型稳定，见图 1。

4.4.2. 非线性格兰杰因果检验

Table 4. Nonlinear Granger causality test
表 4. 非线性格兰杰因果检验

window	source	target	P-value	Result
2017-06-07 至 2017-08-16	DCE M	SZI	0.001774	TRUE
2017-06-07 至 2017-08-16	SHIBOR O/N	SSEC	0.000496	TRUE
2017-06-07 至 2017-08-16	SZI	USD/CNY	0.000548	TRUE
2017-06-07 至 2017-08-16	SHIBOR O/N	USD/CNY	0.000000	TRUE
2017-06-07 至 2017-08-16	SHFE AU	USD/CNY	0.000313	TRUE
2017-06-07 至 2017-08-16	SHIBOR O/N	USD/CNH	0.000003	TRUE
2017-06-07 至 2017-08-16	SSEC	518880.SS	0.002042	TRUE
2017-06-07 至 2017-08-16	SZI	DCE M	0.000194	TRUE
2017-06-07 至 2017-08-16	SZI	CZCE SR	0.007693	TRUE
2017-06-07 至 2017-08-16	SSEC	CZCE SR	0.000037	TRUE
2017-06-07 至 2017-08-16	518880.SS	CZCE SR	0.002275	TRUE
2017-06-07 至 2017-08-16	SHFE AU	CZCE SR	0.000957	TRUE

在实际应用当中,大多数的金融市场指数序列呈现显著性的非线性特征,因此采用非线性格兰杰因果检验来识别市场间的非线性因果关系。当检验的显著性水平小于 0.01 时,则认为存在显著的因果关系,并基于核回归方法估计非线性脉冲响应函数。检验见表 4。

根据某滑动窗口下的格兰杰因果关系检验结果可知,金融市场的序列特征大多呈现非线性关系,货币市场和股票市场是核心传导节点,对多个市场具有非线性因果影响,外汇市场易受多市场冲击。

在 2017 年到 2025 年已通过的检验结果中,大部分情况下,金融市场呈现显著非线性特征,尽管只有 34.3%的窗口里子市场之间存在传统线性格兰杰因果关系。

4.5. 图注意力网络动态金融市场联动效应

为分析金融市场间的联动效应及跨市场风险传导机制,运用线性和 Hiemstra-Jones 非线性格兰杰因果检验($P < 0.01$)构建因果关系网络,边权重分别通过 VAR 脉冲响应和核回归脉冲响应函数确定;采用自适应滑动窗口机制,根据滚动波动率的 75%和 95%分位数阈值划分低波动、高波动和极端波动三种状态,波动状态越剧烈时窗口越小,步长越小,并引入状态平滑机制防止参数突变;在网络构建中,通过注意力机制(Attention Mechanism)和多层感知机(MLP)自适应调整初始权重,并设计包含排名约束、数值约束和稀疏约束的复合损失函数以平衡统计意义与经济解释性;最终采用 AdamW 优化器迭代 2000 次,学习率按余弦退火算法从 10^{-3} 衰减至 10^{-6} 。为验证余弦退火算法是否能提高模型的泛化能力和准确性,建立一组消融实验(固定学习率组和余弦退火学习率组)。

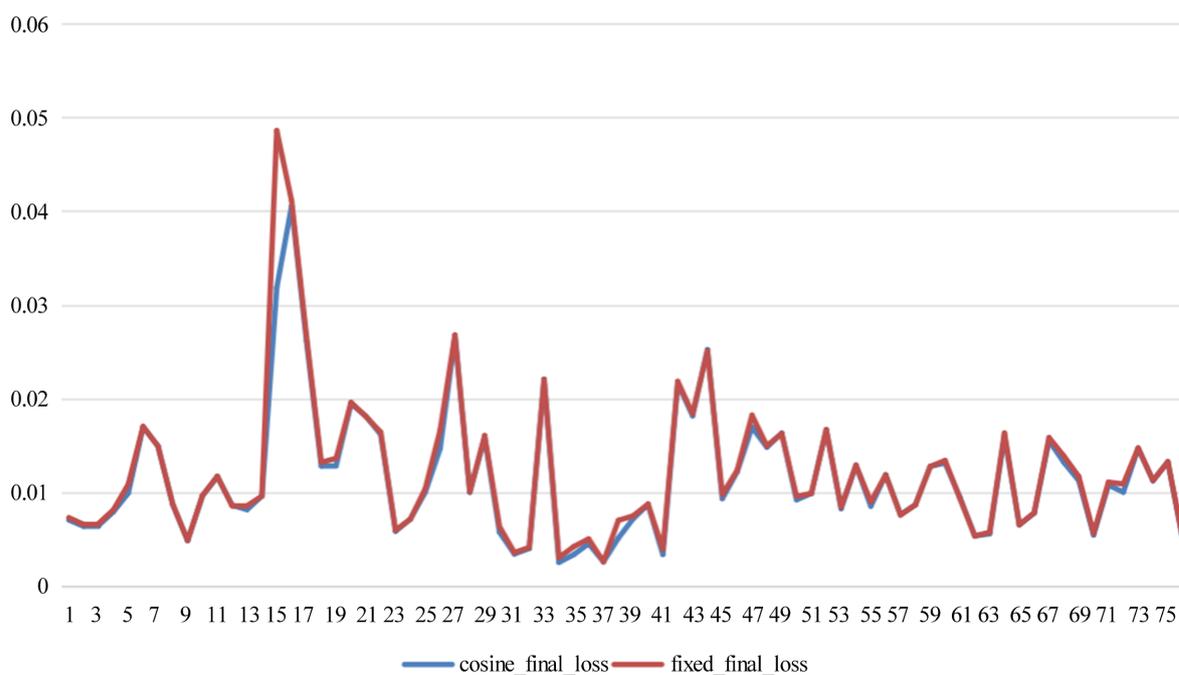


Figure 2. Loss curve comparison plot

图 2. 损失曲线对比图

从图 2 和图 3 我们可以看到固定学习率组性能低于余弦退火学习率组。由改进幅度百分比图可知在第 15 个窗口,余弦退火学习率表现最佳,改进幅度近 35%,说明余弦退火算法通过动态调整有效地捕获了突变模式,而第 61 个窗口表现最差,学习率调整使得性能下降。总体上来说,余弦退火整体有效,只有极少部分窗口效果差,大部分窗口得到改进。

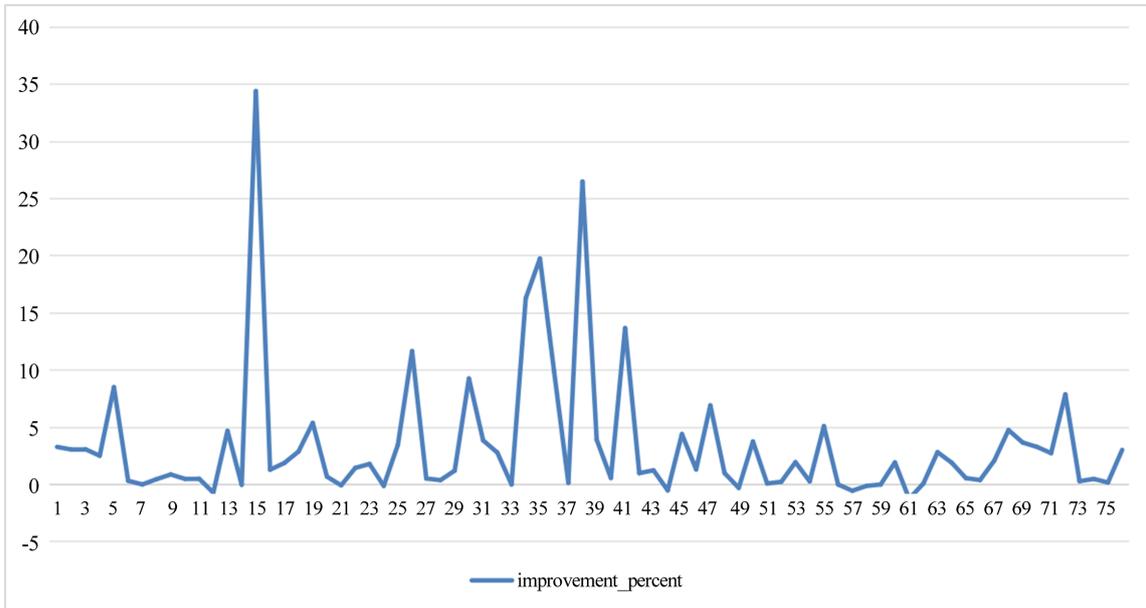


Figure 3. Improvement percentage plot
图 3. 改进幅度百分比图

4.6. 结果分析与方差分解

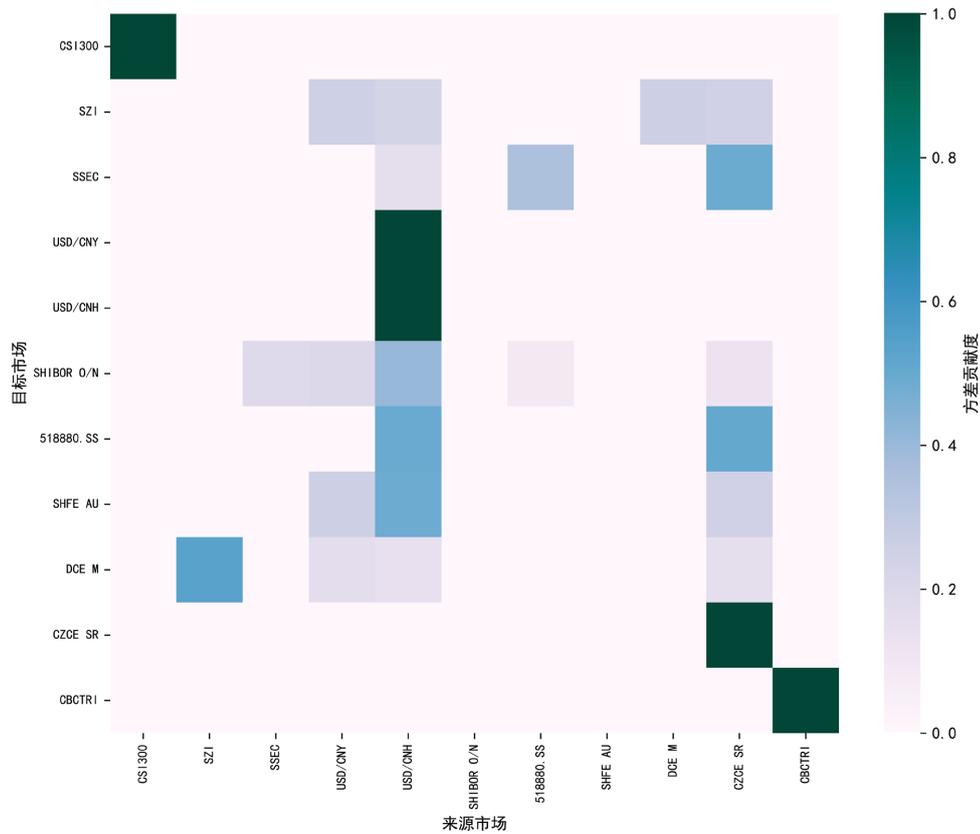


Figure 4. The variance decomposition heatmap from June 7, 2017 to August 16, 2017
图 4. 2017-06-07 至 2017-08-16 的方差分解热力图

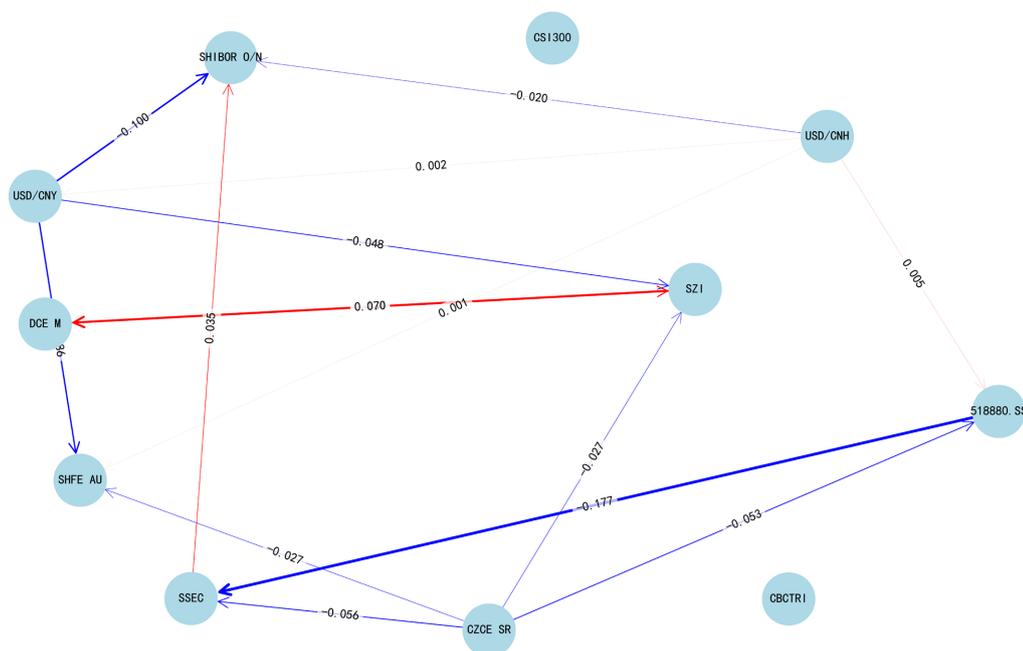


Figure 5. The dynamic relationship network graph from June 7, 2017 to August 16, 2017
图 5. 2017-06-07 至 2017-08-16 的网络图

方差分解可佐证模型的稳健性，量化某一个市场的波动对其他市场的解释力。本文对所有窗口进行基于图注意力网络的方差分解分析，方差分解是持续影响占比，衡量各因素对长期波动的贡献占比，是一个累积效应，而网络边权重反映市场对突发信息的瞬时反应强度。由于节点自身波动是网络联动无法解释的部分，因此本文采用优先将波动归因于不同节点之间的网络传染效应，剩余部分即是节点自身贡献。

2017年6~8月，这是一个高波动时期，中国金融市场呈现显著的避险与抑制性特征，华安黄金易ETF对上证指数的负向影响最强，这可能与2017年上半年股市波动加剧有关，在A股经历短期调整后，投资者更倾向于增持华安黄金易ETF以规避风险，凸显了黄金作为避险资产对股市资金的分流作用；深证成指与豆粕期货形成双向正反馈，反映股市与农产品的风险联动；美元兑在岸人民币贬值(USD/CNY上升)抑制上海银行间同业拆放利率和黄金期货，而白糖期货作为通货敏感指标，普遍负向压制股市与黄金。整体网络以负权重主导，债券市场孤立，自身的解释力度为100%，具有较强的外生性。见图4、图5。

如图6、图7所示，2019年11月末至2020年2月初是一个疫情初期高波动时期，外汇市场(USD/CNY和USD/CNH)是波动溢出的主要接收者，其方差贡献度显著集中于商品、股票与债券市场。其中美元兑在岸人民币汇率的波动主要受豆粕期货和股票市场负向影响，受债券市场正向驱动。反映疫情初期农产品供应链中断导致豆粕价格波动剧烈，以及贸易预期不确定性，加剧了在岸人民币汇率波动。同时中国股市大幅下跌推高了美元兑在岸人民币汇率波动。此外投资者因避险情绪涌入债券市场，而债券市场波动通过跨境资本流动传导至在岸汇率；美元兑离岸人民币汇率的波动则主要由黄金市场和黄金期货正向主导，凸显疫情中黄金避险需求对汇率的推动作用；股票市场外生性弱，主要受货币市场影响。在这个特殊时期，疫情放大了期货、股票和债券市场对汇率的溢出效应，让其成为在网络图中成为中心枢纽地位。

2024年8月末到2025年1月初是一个低波动期，美元兑在岸人民币汇率和货币市场与多个节点有直接正向强关联，是系统性风险传导枢纽；货币市场受债券市场正向强连接，2024年债券市场与货币市场在利率趋势、资金流动和投资者行为上呈现一致性，债券收益率下行带动短期利率走低；商品期货市场整体溢出效应趋弱，黄金和豆粕期货的外部解释贡献度为零，而白糖期货受美元兑在岸人民币汇率正

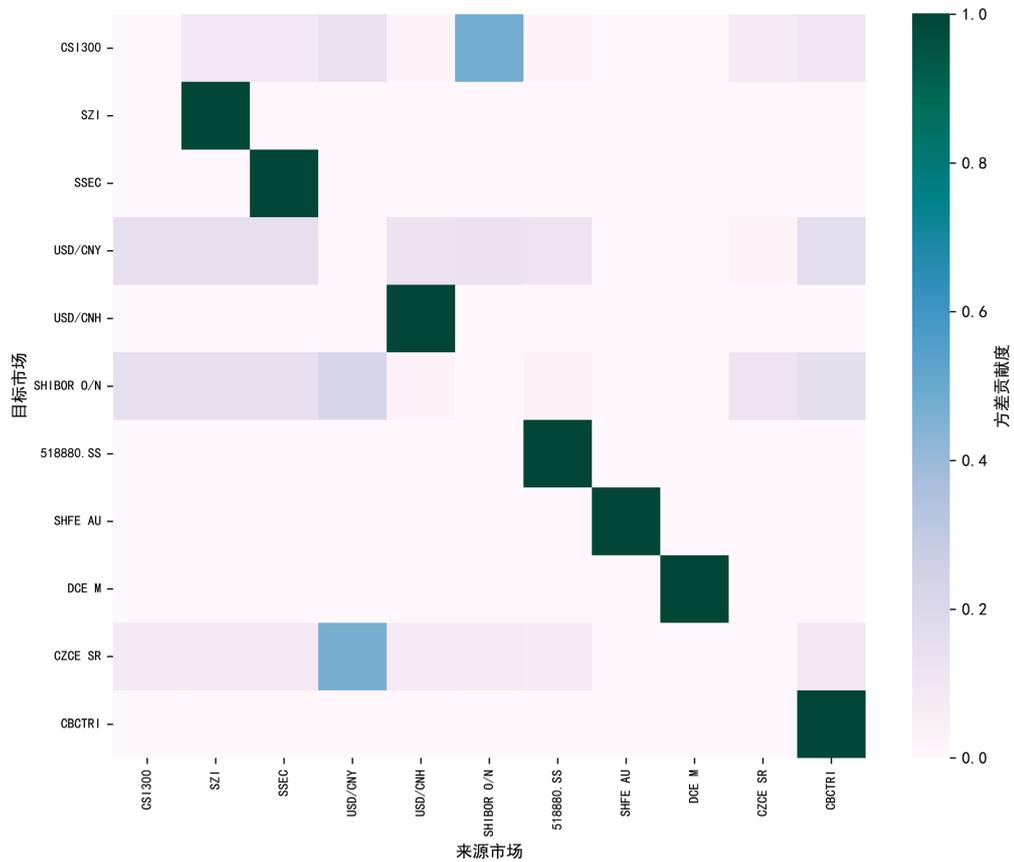


Figure 8. The variance decomposition heatmap from August 20, 2024 to January 2, 2025
图 8. 2024-08-20 至 2025-01-02 的方差分解热力图

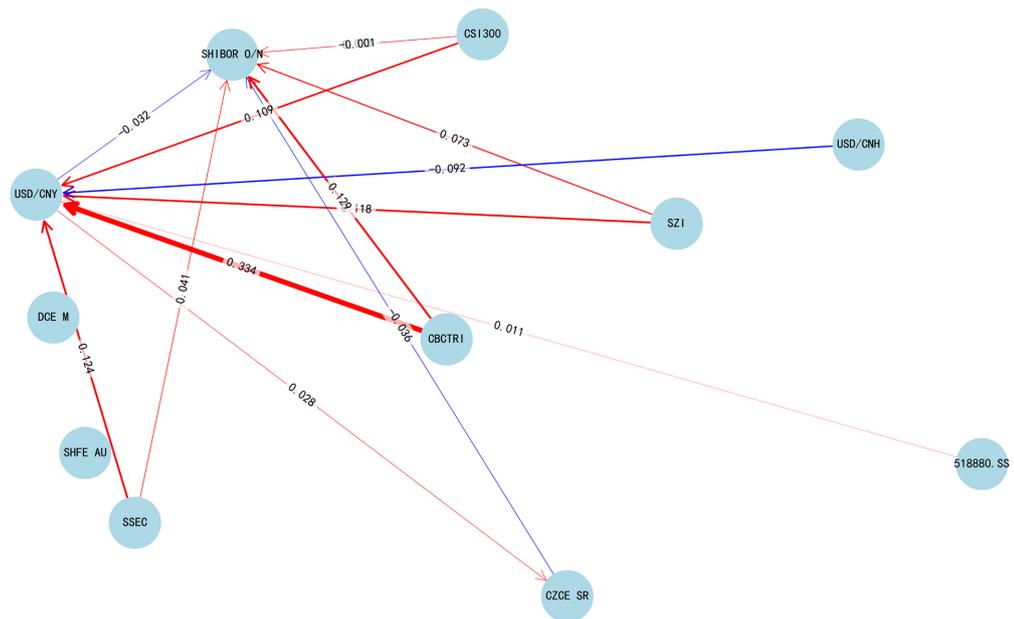


Figure 9. The dynamic relationship network graph from August 20, 2024 to January 2, 2025
图 9. 2024-08-20 至 2025-01-02 的网络图

最终得到 76 个窗口得出以下结论：

(1) 外汇市场节点度的中心性最高，可见人民币汇率是核心枢纽与关键传导市场，尤其美元兑在岸人民币汇率与美元兑离岸人民币汇率具有显著双向联动关系，出现最频繁，其中离岸人民币汇率指向在岸人民币汇率出现 75 次，反映在岸与离岸人民币市场的紧密联系。除此以外，多个股票指数对美元兑在岸人民币汇率联动频率较高，方向多为负方向，其次多条边指向上海银行间同业拆放利率，表明货币市场是股票、外汇、债券和黄金市场的共同影响因素。

(2) 基于方差贡献度分析，在 2017 年至 2025 年，中国金融市场呈现以下特征：股票市场和期货市场表现出较高的自解释性，但股票市场偶尔会受到外汇、债券及期货市场的影响；外汇市场中，美元兑在岸人民币汇率的波动显著易受到外部冲击，而美元兑离岸人民币汇率的自解释性一般，有时会受到在岸市场的强烈传导。货币与债券市场的自解释性一般，其中货币市场存在被多个子市场同时微弱影响的特征，而债券市场对外汇市场的冲击较敏感。黄金市场自解释性也一般且易受外汇、股票、债券及货币市场的冲击。

整体上，各市场间的风险传导路径呈现非对称性，外汇市场在跨市场波动溢出中处在关键位置，汇率变动对金融市场的系统性影响持续存在。

5. 结论和建议

5.1. 结论

根据以上分析，2017~2025 年中国金融市场的风险传导呈现非对称特征，其中外汇市场是核心枢纽，且离岸与在岸汇率存在显著双向联动。股票和期货市场主要受自身历史波动主导，但股票市场仍受外汇、债券及期货市场的外溢影响；货币市场作为共同影响因素，与股票、外汇、债券及黄金市场广泛关联，而债券市场对外汇冲击敏感，黄金市场则受多市场联合冲击。基于这些结论为防范和化解金融风险提出相关建议。

5.2. 建议

1) 强化外汇市场风险监测与机制完善

建立更紧密的在岸与离岸人民币汇率联动监测机制，尤其是离岸对在岸市场的传导路径，上文的分析中 2017 至 2025 年这两者之间存在 75 次高频联动，因此需要通过干预离岸流动性平抑异常波动，扩大交易主体等方法强化在岸市场的定价主导权，削弱离岸市场的定价影响力。除此以外，外汇市场是风险传导的核心枢纽和主要风险吸收者，需要扩大外汇衍生品市场的参与主体，分散风险承担能力。

2) 优化跨市场风险隔离与缓冲机制

上海银行间同业拆放利率作为多市场共同影响因素，需加强其基准利率的稳定性。上文分析中债券市场对外汇冲击敏感，这可适度放宽境外投资者准入，分散单一市场风险传导。黄金市场易受多市场冲击，这需要加强黄金市场与各市场的协同监管，建立跨市场风险应急处置机制。

基金项目

赣州市社科规划课题(课题编号：2025-NDTJ02-1622)。

参考文献

- [1] 方茜. 基于智能计算的短期汇率与黄金价格联动关系研究[D]: [博士学位论文]. 上海: 上海财经大学, 2023.
- [2] 靳雨佳. 金融市场的联动效应与风险溢出研究[D]: [博士学位论文]. 长春: 吉林大学, 2022.

-
- [3] 汪哲宇. 不确定性视角下的金融市场溢出效应分析与策略应对[D]: [硕士学位论文]. 杭州: 浙江大学, 2022.
- [4] 何枫, 郝晶, 谭德凯, 等. 中国金融市场联动特征与系统性风险识别[J]. 系统工程理论与实践, 2022, 42(2): 289-305.
- [5] 陈志刚. 金融市场联动与系统性风险[J]. 中国金融, 2018(3): 50-52.
- [6] 阮珊妮. 中国金融子市场风险联动关系研究[D]: [硕士学位论文]. 广州: 广东财经大学, 2020.
- [7] 宫晓莉, 熊熊. 波动溢出网络视角的金融风险传染研究[J]. 金融研究, 2020(5): 39-58.
- [8] 何宸浩. 基于时空图神经网络模拟动量溢出效应的股票涨跌预测研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 西南财经大学, 2022.
- [9] Silvapulle, P. and Choi, J. (1999) Testing for Linear and Nonlinear Granger Causality in the Stock Price-Volume Relation: Korean Evidence. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, **39**, 59-76.
[https://doi.org/10.1016/s1062-9769\(99\)80004-0](https://doi.org/10.1016/s1062-9769(99)80004-0)
- [10] 吴小卫. 大湾区建设背景下广东区域城镇化对制度转型的影响——基于 VAR 模型的脉冲响应函数分析[J]. 中国集体经济, 2024(11): 58-61.
- [11] Billio, M., Getmansky, M., Lo, A.W. and Pelizzon, L. (2012) Econometric Measures of Connectedness and Systemic Risk in the Finance and Insurance Sectors. *Journal of Financial Economics*, **104**, 535-559.
<https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2011.12.010>
- [12] Acemoglu, D., Ozdaglar, A. and Tahbaz-Salehi, A. (2015) Systemic Risk and Stability in Financial Networks. *American Economic Review*, **105**, 564-608. <https://doi.org/10.1257/aer.20130456>