

中国绿色金融市场风险溢出的时频特征 ——基于多矩连通性网络

何欣

广东外语外贸大学 数学与统计学院, 广东 广州 510000

DOI:10.61369/ASDS.2026080011

摘 要 : 本文基于2017年7月3日至2026年3月18日中国绿色债券与绿色股票市场9个代表性指数的日度数据,采用ACD-NIG模型提取条件波动率、偏度和峰度,在TVP-VAR框架下构建收益率、波动率、偏度和峰度四层连通性网络,并结合多矩投影与频域分解考察风险传导的结构、动态和期限差异。结果表明:(1)收益率、波动率、偏度和峰度层的静态总连通性指数依次为70.67%、67.35%、62.38%和55.58%,综合投影层为64.61%。总体连通性随风险矩阶提高而下降,但偏度和峰度层在重大事件附近呈现更集中的跃升。(2)各风险层均表现出明显的资产类别集聚,绿色债券和绿色股票内部连通性明显高于两类市场之间的交叉连通性。(3)风险节点具有维度差异和时变性。国证ESG300指数在收益率、波动率、偏度及综合投影层中是较稳定的净风险输出方,上证绿色公司债指数总体为净风险接收方;峰度层的主要输出节点转向沪深300ESG债券指数。(4)收益率溢出以短期成分为主,波动率、偏度、峰度及综合风险主要由长期成分驱动。研究表明,中国绿色金融风险监测应同时识别风险维度、资产类别、关键节点和传导期限。

关 键 词 : 绿色金融; 高阶矩风险; 多矩连通性网络; TVP-VAR; 频域连通性

Time-Frequency Characteristics of Risk Spillovers in China's Green Financial Market — Evidence from a Multi-Moment Connectedness Network

He Xin

School of Mathematics and Statistics, Guangdong University of Foreign Studies, Guangzhou, Guangdong 510000

Abstract : Using daily observations for four green bond indices and five green equity indices in China from 3 July 2017 to 18 March 2026, this study extracts conditional volatility, skewness and kurtosis with an ACD-NIG model. It then constructs four TVP-VAR connectedness layers for returns, volatility, skewness and kurtosis, and combines a density-weighted multi-moment projection network with frequency decomposition. The results show that: (1) the static total connectedness indices of the four layers are 70.67%, 67.35%, 62.38% and 55.58%, respectively, and the projection-layer index is 64.61%. Average connectedness declines with the risk moment, whereas skewness and kurtosis connectedness exhibits more concentrated increases around major events. (2) Connectedness is substantially stronger within the green bond and green equity segments than across the two segments. (3) Node roles vary across risk dimensions and over time. The ESG300 index is a persistent net transmitter in the return, volatility, skewness and projection layers, while the SSE Green Corporate Bond Index is generally a net receiver; in the kurtosis layer, the main transmitter shifts to the CSI 300 ESG Bond Index. (4) Return spillovers are dominated by short-term components, whereas volatility, skewness, kurtosis and aggregate spillovers are mainly driven by long-term components. These findings suggest that risk monitoring in China's green financial market should jointly consider risk dimension, asset class, key nodes and investment horizon.

Keywords : green finance; higher-moment risk; multi-moment connectedness network; TVP-VAR; frequency connectedness

引言

在“双碳”目标持续推进和绿色金融工具不断扩展的背景下，中国绿色金融市场已形成由绿色债券、ESG 债券、环保、低碳和新能源股票等多类资产构成的市场体系。不同资产共同受绿色政策和转型预期影响，但在收益来源、期限结构和风险承担方式上存在明显差异。当市场预期或流动性条件变化时，风险既可能在同类资产内部扩散，也可能在债券与股票市场之间传递。因而，识别中国绿色金融市场内部风险联动的结构、方向和期限，是开展风险监测与资产配置的重要前提。

现有研究已从绿色债券与绿色股票的跨市场依赖、绿色金融资产的时频连通性以及重大事件冲击下的风险传导等方面展开分析^[1-7]。相关证据表明，绿色金融市场的关联程度具有显著的时变性、状态依赖性和期限异质性^[8]。近年来，研究进一步由收益率和波动率拓展至偏度和峰度，发现不同矩风险的传导强度、关键节点和事件敏感性并不一致^[9-13]。这意味着，仅依据收益率与波动率可能难以识别分布不对称和极端风险在市场之间的传递，也可能低估重大冲击期间风险结构的变化。

尽管高阶矩风险研究逐渐增加，收益率、波动率、偏度和峰度仍多被分别估计和解释，缺少能够比较不同风险维度并提取共同信息的综合框架，仅报告全样本或时域连通性，也难以区分短期价格冲击与中长期风险积累。多矩连通性网络能够将不同风险维度表示为相互关联的网络层，并通过投影层形成综合风险表征^[6]。结合 TVP-VAR 和频域分解，可以进一步识别总体联动何时变化、哪些市场承担风险输出或接收功能，以及风险主要集中于何种持有期限。

基于此，本文选取2017年7月3日至2026年3月18日中国绿色债券与绿色股票市场的9个代表性指数，采用 ACD-NIG 模型提取条件波动率、偏度和峰度，在 TVP-VAR 框架下分别构建收益率、波动率、偏度和峰度连通性网络，并依据网络信息密度形成综合投影层，进一步开展频域分解。本文的主要增量在于将一般价格风险、波动风险、非对称风险和尾部风险置于统一框架进行横向比较，利用投影网络识别多维风险的综合传导结构，同时从静态结构、动态演化、节点角色和期限分布揭示绿色债券与绿色股票市场的功能分化。

一、研究设计

（一）样本与变量

本文选取2017年7月3日至2026年3月18日的日度收盘指数，数据来自 Wind 数据库。剔除非共同交易日后，对九个指数进行日期匹配。样本包括四个绿色债券指数和五个绿色股票指数，既覆盖绿色、ESG 和低碳主题，也兼顾债券与权益两类资产。变量定义见表1。

表1：变量定义

资产类别	指数名称	缩写	主题属性
绿色债券	上证绿色公司债指数	SSE_GB	绿色
	沪深300ESG 债券指数	ESG_B	ESG
	中证0-5年碳中和主题债券指数	CN_B	低碳 / 碳中和
	中债-中国绿色债券净价指数	CB_GB	绿色
绿色股票	上证环保指数	EP_S	环保
	中证交银理财低碳盈利100指数	LC_S	低碳
	国证 ESG300指数	ESG_S	ESG
	中证新能源指数	NE_S	新能源
	沪深300绿色领先股票指数	GL_S	绿色

对第 i 个市场在 t 日的收盘指数 $P_{i,t}$ 取对数差分，得到日收益率：

$$r_{i,t} = 100 \times (\ln P_{i,t} - \ln P_{i,t-1}) \quad (1)$$

（二）多维风险测度方法

为同时刻画波动聚集、分布偏斜和厚尾特征，本文采用自回归条件密度模型（Autoregressive Conditional Density, ACD）及正态逆高斯分布（Normal Inverse Gaussian, NIG）提取条件波动率、偏度和峰度^[14,15]。近期绿色金融研究也表明，将时变偏

度和峰度纳入风险传导分析，有助于识别低阶矩指标无法揭示的节点转换和事件敏感性^[6,9-13]。在 ACD 框架下，收益率序列可表示为：

$$r_{i,t} = \mu_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

$$\varepsilon_{i,t} = \sigma_{i,t} z_{i,t} \quad (3)$$

其中， $\mu_{i,t}$ 为条件均值， $\varepsilon_{i,t}$ 为扰动项， $\sigma_{i,t}$ 为条件标准差， $z_{i,t}$ 为标准化残差。

在均值方程方面，本文根据金融收益率序列可能存在的短期自相关特征，采用 ARMA(0,1) 形式估计均值方程：

$$\mu_{i,t} = c_i + \theta_i \varepsilon_{i,t-1} \quad (4)$$

其中， c_i 为常数项， θ_i 为移动平均项系数。

在方差方程方面，本文采用 GARCH(1,1) 形式刻画条件波动率的动态变化：

$$\sigma_{i,t}^2 = \omega_i + \alpha_i \varepsilon_{i,t-1}^2 + \beta_i \sigma_{i,t-1}^2 \quad (5)$$

其中， $\omega_i > 0$ ， $\alpha_i \geq 0$ ， $\beta_i \geq 0$ 。 α_i 反映上一期冲击对当前波动率的影响， β_i 反映波动率自身的持续性。通常情况下，若 $\alpha_i + \beta_i$ 接近1，说明该市场波动率具有较强的持续性。

在条件密度设定方面，本文选取正态逆高斯分布（Normal Inverse Gaussian, NIG）作为标准化残差的条件分布。在 ACD-NIG 模型中，标准化残差的条件分布可表示为：

$$z_{i,t} | F_{t-1} \sim NIG(\lambda_{i,t}, \nu_{i,t}) \quad (6)$$

其中 F_{t-1} 表示截至 $t-1$ 期的全部可获得信息集。 $\lambda_{i,t}$ 表示与分布偏斜程度相关的时变参数, $v_{i,t}$ 表示与分布尾部厚度相关的时变参数。由于上述参数随时间变化, 模型能够得到每一期的条件波动率、条件偏度和条件峰度。

进一步地, ACD-NIG 模型给出了收益率在给定历史信息集 F_{t-1} 下的条件分布:

$$r_{i,t} | F_{t-1} \sim f(r_{i,t}; \mu_{i,t}, \sigma_{i,t}, \lambda_{i,t}, v_{i,t}) \quad (7)$$

其中, $\mu_{i,t}$ 为条件均值, $\sigma_{i,t}$ 为条件标准差, $\lambda_{i,t}$ 和 $v_{i,t}$ 分别刻画条件分布的偏斜程度和尾部厚度。基于该条件分布, 可以进一步得到条件偏度和条件峰度。其定义分别为:

$$S_{i,t} = \frac{E[(r_{i,t} - \mu_{i,t})^3 | F_{t-1}]}{\sigma_{i,t}^3} \quad (8)$$

$$K_{i,t} = \frac{E[(r_{i,t} - \mu_{i,t})^4 | F_{t-1}]}{\sigma_{i,t}^4} \quad (9)$$

其中, $S_{i,t}$ 表示第 i 个绿色金融市场在第 t 期的条件偏度, 用于刻画收益分布的不对称风险。 $K_{i,t}$ 表示第 i 个绿色金融市场在第 t 期的条件峰度, 用于刻画收益分布的尾部厚度和极端风险。

由此构造收益率 $R_{i,t} = r_{i,t}$ 、波动率 $V_{i,t} = \sigma_{i,t}$ 、偏度 $S_{i,t}$ 和峰度 $K_{i,t}$ 四类风险序列。收益率反映价格信息传递, 波动率衡量风险强度, 偏度刻画收益分布的不对称性, 峰度反映尾部厚度和极端风险。

(三) 时变参数向量自回归 (TVP-VAR) 模型

针对每一类风险序列, 本文分别建立 p 阶 TVP-VAR 模型。该模型允许系数矩阵和方差协方差矩阵随时间更新, 避免固定参数模型忽略结构变化, 也不需要人为设定滚动窗口^[16]:

$$y_t = B_{1,t}y_{t-1} + B_{2,t}y_{t-2} + \dots + B_{p,t}y_{t-p} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, \Sigma_t) \quad (10)$$

其中, y_t 代表每一类风险序列, 是 $N \times 1$ 维内生变量向量, $B_{i,t}$ 为 $N \times N$ 维的时变系数矩阵, ε_t 是具有 $N \times N$ 维时变方差一协方差矩阵 Σ_t 的 $N \times 1$ 维扰动项。

为度量不同资产冲击对系统的动态影响, 需要利用广义预测误差方差分解方法^[17,18]。首先, 根据 Wold 定理, 平稳的 TVP-VAR 过程可以改写为其向量移动平均表达式:

$$y_t = \sum_{j=0}^{\infty} A_{h,t} \varepsilon_{t-h} \quad (11)$$

其中, $A_{h,t}$ 表示第 t 期第 h 阶冲击响应系数矩阵, 刻画某一市场冲击在未来不同预测期内对其他市场的影响。

然后设预测步长为 H , 第 j 个市场冲击对第 i 个市场预测误差方差的贡献可表示为:

$$\phi_{ij,t}^g(H) = \frac{\sigma_{jj,t}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_{h,t} \Sigma_t e_j)^2}{\sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_{h,t} \Sigma_t A_{h,t}' e_i)} \quad (12)$$

其中, $\sigma_{jj,t}$ 是 Σ_t 中第 j 个变量的条件方差, e_i 和 e_j 分别为

选择向量。该指标表示第 j 个市场冲击对第 i 个市场预测误差方差的解释比例。与 Cholesky 方差分解相比, 广义方差分解不依赖变量排序, 因此更适合用于多市场风险溢出分析。

由于广义方差分解结果的行和不一定等于 1, 需要对方程 (12) 进行标准化处理, 使得 $\phi_{ij,t}^g(H)$ 具有可比性。标准化公式如下:

$$\tilde{\phi}_{ij,t}^g(H) = \frac{\phi_{ij,t}^g(H)}{\sum_{j=1}^N \phi_{ij,t}^g(H)} \quad (13)$$

其中, $\tilde{\phi}_{ij,t}^g(H)$ 满足:

$$\sum_{j=1}^N \tilde{\phi}_{ij,t}^g(H) = 1 \quad (14)$$

$$\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N \tilde{\phi}_{ij,t}^g(H) = N \quad (15)$$

本文进一步从方向性溢出水平和总溢出水平等角度测量中国绿色金融市场间风险溢出效应的规模和方向。首先市场 i 对其他市场 j 的方向性溢出指 (TO) 可表示为:

$$TO_{i,t}(H) = \sum_{j=1, i \neq j}^N \tilde{\phi}_{ji,t}^g(H) \times 100 \quad (16)$$

类似地, 其他市场 j 对市场 i 的方向性溢出指 (FROM) 可以表示为:

$$FROM_{i,t}(H) = \sum_{j=1, i \neq j}^N \tilde{\phi}_{ij,t}^g(H) \times 100 \quad (17)$$

进一步地, 市场 i 的净溢出指数 (Net) 定义为:

$$NET_{i,t}(H) = TO_{i,t}(H) - FROM_{i,t}(H) \quad (18)$$

若 $NET_{i,t} > 0$, 说明第 i 个市场向其他市场输出的风险大于其从其他市场接收的风险, 该市场在系统中表现为净风险输出者。

若 $NET_{i,t} < 0$, 则说明该市场更多受到外部市场冲击影响, 表现为净风险接收者。最后, 市场间风险溢出效应可由总连通性指数 (TCI) 表示为:

$$TCI_t(H) = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1, i \neq j}^N \tilde{\phi}_{ij,t}^g(H)}{N} \times 100 \quad (19)$$

TCI 值越高, 说明金融市场间整体风险联动越强, 系统性风险传导程度越高; 反之, 则说明市场之间联系相对较弱。

基准模型取滞后 1 阶和 12 期预测步长, 进一步借鉴频域连通性方法^[19], 将预测误差方差分解映射到频率域。按照持有期, 本文将连通性划分为短期 (1—5 天)、中期 (5—20 天) 和长期 (20 天以上) 三个频段, 频域估计使用 100 期预测步长。

(四) 多矩连通性网络构建

分别估计四类风险连通性后, 本文按照多矩网络的思想构建收益率层、波动率层、偏度层和峰度层^[9]。在第 1 层中, 市场 i 与市场 j 的总成对连通性为:

$$d_{ij,t,l}^{Total}=d_{ij,t,l}+d_{ji,t,l} \tag{20}$$

以各层全部成对连通性的平均边权衡量该层的网络信息密度 $\rho_{t,l}$ ，并据此确定投影权重 $w_{t,l}$ ：

$$\rho_{t,l}=\frac{2}{N(N-1)}\sum_{i<j}d_{ij,t,l}^{Total} \tag{21}$$

最终，综合投影层中市场 j 向市场 i 的有向连通性定义为：

$$d_{ij,t}^p=\sum_{l=1}^Lw_{t,l}d_{ij,t,l} \tag{22}$$

相应地，投影层的连通性矩阵为：

$$D_t^p=\sum_{l=1}^Lw_{t,l}D_{t,l} \tag{23}$$

投影层保留四个风险维度的相对信息量，可用于识别中国绿色金融市场整体风险网络的结构、动态和关键节点。

二、多矩连通性网络分析

(一) 描述性统计

表2：收益率序列的描述性统计

指数	均值	标准差	偏度	峰度	JB 检验	LM-ARCH	ADF
SSE_GB	0.0172	0.0525	0.4514	20.0218	25581.02***	51.00***	-18.76***
ESG_B	0.0161	0.0462	0.4571	18.9324	22422.14***	55.78***	-11.66***
CN_B	0.0149	0.0360	1.1196	24.4363	40897.76***	35.05***	-11.36***
CB_GB	0.0040	0.0739	0.5474	19.7080	24682.95***	75.65***	-17.82***
EP_S	-0.0036	1.6326	-0.1983	7.5568	1841.94***	200.81***	-32.14***
LC_S	0.0123	1.2343	-0.1904	7.9162	2140.66***	268.88***	-20.10***
ESG_S	0.0132	1.2174	-0.4610	8.7441	2979.70***	178.28***	-31.88***
NE_S	0.0281	1.9255	0.0072	6.4358	1039.32***	202.85***	-32.69***
GL_S	0.0083	1.1367	-0.1611	8.8557	3028.01***	262.27***	-20.12***

注：*** 表示在1% 水平上显著。JB 统计量为 Jarque–Bera 统计量，用于检验序列是否服从正态分布；LM-ARCH 为滞后 20 期的 ARCH 效应检验，用于检验序列是否存在 ARCH 效应；ADF 为单位根检验，用于检验序列是否平稳。

表2报告了各指数收益率的描述性统计。绿色股票指数的标准差明显高于绿色债券指数，表明权益类绿色资产的价格波动更强。四个债券指数整体呈正偏，股票指数除 NE_S 外多呈负偏；所有序列的峰度均显著高于正态分布基准，说明收益分布普遍具有非对称和厚尾特征。JB 检验均拒绝正态性，LM-ARCH 检验表明各序列存在显著波动聚集，ADF 检验则拒绝单位根假设。上述统计特征为采用 ACD-NIG 模型提取时变波动、偏度和峰度，并进一步构建动态连通性网络提供了依据。

(二) 多矩风险溢出网络结构

图1展示了整个样本平均后的聚合静态多层次关联网络。网络涵盖了第一至第四阶矩，分别对应收益率、波动率、偏度和峰度四个风险维度。同时，本文对各网络层级的密度进行了定量评估并赋予相应权重，从而能够将各时刻的信息系统性地投射到基础投影层上。图1表明，各风险层均存在明显的板块内集聚。绿色债券指数之间以及绿色股票指数之间的连线普遍更粗，而债券与股票之间的跨板块连线相对较弱，这说明共同资产属性仍是中国绿色金融市场风险联动的重要基础。债券指数更多共享利率、久期和信用风险，股票指数则共同暴露于权益市场估值、产业景气 and 投资者风险偏好^[20]。

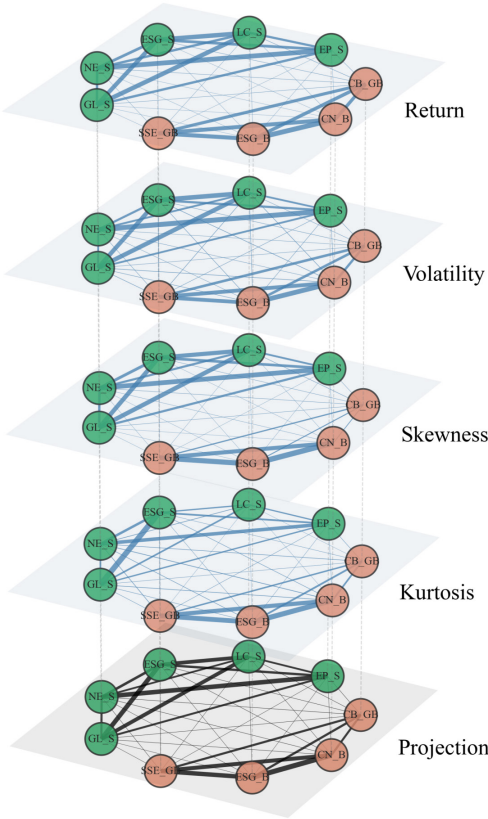


图1：静态多矩连通性网络

注：绿色节点表示绿色股票指数，橙色节点表示绿色债券指数。边越粗，两个市场之间的总成对连通性越强。

表3：不同风险层的静态连通性（%）

市场	收益层		波动层		偏度层		峰度层	
	溢出 (To)	吸收 (From)	溢出 (To)	吸收 (From)	溢出 (To)	吸收 (From)	溢出 (To)	吸收 (From)
SSE_GB	56.96	72.19	59.81	68.74	55.79	61.94	63.16	65.94
ESG_B	71.03	71.52	66.85	70.34	67.42	62.66	76.12	64.89
CN_B	67.59	70.96	69.40	68.18	59.15	60.16	72.62	65.32
CB_GB	63.31	57.36	46.36	50.45	19.88	29.40	28.99	42.21
EP_S	66.94	70.07	65.01	64.31	62.26	68.05	46.27	51.00
LC_S	79.62	74.23	76.52	73.77	71.96	69.62	24.16	35.12
ESG_S	84.15	75.19	83.56	73.66	83.35	73.15	69.29	62.13
NE_S	69.51	70.72	63.90	64.28	70.21	67.88	53.16	55.57
GL_S	76.95	73.80	74.72	72.41	75.48	72.65	66.45	
总溢出 (TCI)	70.67		67.35		62.38		55.58	

表4：综合投影层的静态方向连通性（%）

市场	溢出（To）	吸收（From）	净溢出（NET）
SSE_GB	58.77	67.42	-8.65
ESG_B	70.15	67.60	2.54
CN_B	67.09	66.36	0.73
CB_GB	40.78	45.41	-4.64
EP_S	60.81	63.92	-3.11
LC_S	64.91	64.50	0.41
ESG_S	80.58	71.45	9.13
NE_S	64.66	65.06	-0.40
GL_S	73.73	69.74	3.99
总溢出（TCI）	64.61		

注：NET=TO-FROM。NET 大于0表示净风险输出，NET 小于0表示净风险接收。

表3进一步比较了四个风险层的方向连通性。收益率、波动率、偏度和峰度层的总连通性指数分别为70.67%、67.35%、62.38%和55.58%，总体上随风险矩阶提高而下降。这一结果说明，一般价格变化和波动风险更容易形成广泛的市场共振，而非对称风险和尾部风险的传导范围相对集中。需要指出的是，偏度层和峰度层的 TCI 仍均超过50%，较低的平均连通性并不意味着高阶风险可以忽略，而是表明其系统影响更多依赖特定市场和特定时期。

从方向连通性看，ESG_S 在收益率、波动率和偏度层的风险输出值分别为84.15%、83.56%和83.35%，对应净溢出为8.97%、9.90%和10.20%，均为三个风险层中最主要的净风险输出节点。LC_S 和 GL_S 在上述风险层中也具有较强的输出能力，说明绿色股票市场总体承担了更多低阶风险和非对称风险的传递功能。其中，上证绿色公司债指数（SSE_GB）在收益率和波动率层的净溢出分别为-15.23%和-8.93%，是较为稳定的风险接收节点。

峰度层出现了明显的节点转换。ESG_B 的风险输出值升至76.12%，净溢出为11.23%，超过 ESG_S 并成为尾部风险的主要输出节点；CN_B 和 GL_S 也分别形成7.30%和8.41%的净风险输出。相反，CB_GB 和 LC_S 的净溢出降至-13.22%和-10.97%，成为峰度层的主要风险接收方。表4显示，综合投影层的 TCI 为64.61%，ESG_S 的净溢出为9.13%，仍是综合网络中最重要风险输出节点。上证绿色公司债指数（SSE_GB）的净溢出为-8.65%，是主要风险接收节点。由此可见，不同市场的系统角色

具有显著的风险维度差异，单独观察收益率或波动率可能遗漏尾部状态下的节点角色转换。

三、多矩风险溢出的时变特征

（一）时变总连通性分析

静态结果刻画的是全样本平均关系，无法识别风险联动的阶段性变化。为此，图2报告综合投影层与四个基础风险层的时变总连通性，并标示中美贸易摩擦、重大突发公共卫生事件和俄乌冲突三个重要事件窗口。

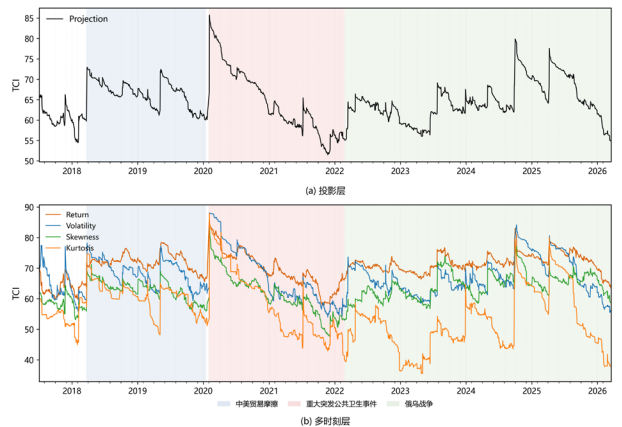


图2：时变总连通性指数

注：阴影区依次标示中美贸易摩擦（2018年3月22日至2020年1月15日）、重大突发公共卫生事件（2020年1月1日至2020年12月31日）和俄乌冲突（2022年2月24日以后）。上图为综合

投影层，下图为四个基础风险层。

图2显示，投影层总连通性在样本期内约为52%—86%，呈现明显的阶段性变化。中美贸易摩擦开始后，综合连通性逐步上升，2020年初重大突发公共卫生事件暴发时，投影层TCI迅速升至样本峰值，四个基础风险层也同步抬升。此后连通性快速回落，并在2021年末附近降至样本低位。2022年以后，TCI在多次上升与回落之间波动，2024年末至2025年再次处于相对高位，样本末期则明显下降。上述变化表明，中国绿色金融市场的风险联系并非稳定常数，而会随重大事件和市场状态发生显著调整。

不同风险层的动态路径并不一致。收益率和波动率TCI在多数时期处于较高水平，反映一般价格风险具有更广泛的持续联动。偏度和峰度的平均连通性相对较低，但在重大事件附近的上升更为集中。尤其在突发事件初期，四个风险层同步跃升，偏度和峰度连通性也迅速扩大，说明系统性冲击不仅强化共同波动，还会提高分布不对称和尾部风险的跨市场一致性。这与近年研究关于高阶矩连通性具有事件敏感性和状态依赖性的结论相吻合^[11,12]。因此，高阶风险的识别价值主要体现在重大事件窗口和极端市场状态，而不能仅依据其全样本平均水平判断重要性。

（二）时变净连通性分析

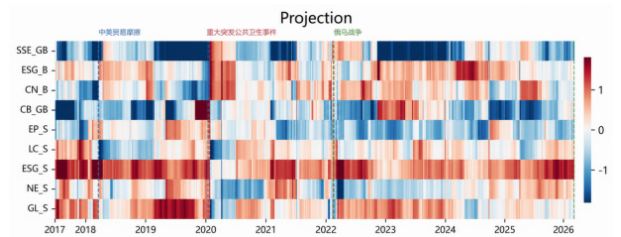


图3：投影层时变净连通性

注：红色表示净风险输出，蓝色表示净风险接收，颜色越深表示净连通性绝对值越大。

图3进一步展示了综合投影层各指数净连通性的时变特征。ESG_S在多数时期保持净风险输出，是综合网络中最稳定的风险发送节点。GL_S在样本前半段也表现出较强的输出能力。SSE_GB在较长时期处于净风险接收状态，说明其更多承接来自其他绿色资产的冲击。重大突发公共卫生事件期间，ESG_B和CN_B的净输出明显增强，部分股票指数则由风险输出方转为风险接收方。2022年以后，CB_GB也在若干阶段转为净风险输出。上述结果表明，市场角色具有相对稳定性，但并非固定不变，系统性事件可能重塑债券与股票之间的风险分工。

四、多矩风险溢出的频域特征

时域结果能够识别连通性的阶段性变化，但不能区分风险传导发生的持有限期。为进一步判断短期交易冲击与中长期风险积累的相对作用，本文将各风险层和投影层的连通性分解为短期、中期和长期成分，结果见图4。

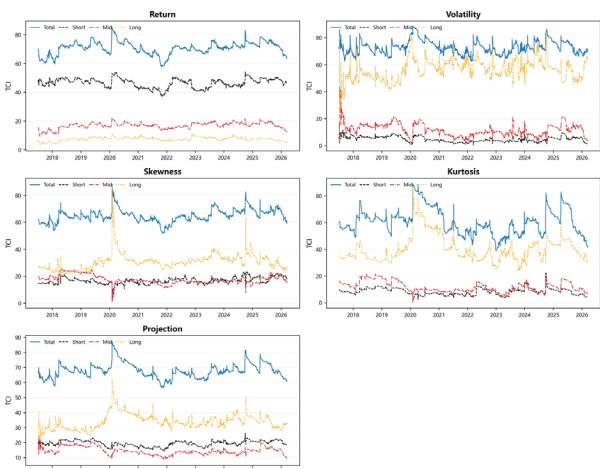


图4：多维风险溢出的频域分解

注：图中Short（短期）为1—5天，Mid（中期）为5—20天，Long（长期）为20天以上。

图4揭示了不同风险维度的期限结构。收益率连通性主要由短期成分贡献，中期次之，长期占比较低，说明价格信息和交易冲击能够较快地在绿色资产之间传递。与此不同，波动率、偏度和峰度的长期成分普遍高于短期与中期成分，表明风险持续性、分布不对称和尾部变化更多体现为跨期累积，而非即时传导。收益率短期主导和波动率长期主导与近期绿色金融多矩研究的主要发现基本一致^[9,10]。与此不同，偏度和峰度的长期成分普遍高于短期与中期成分，特别是在重大突发公共卫生事件和后续风险重定价阶段，长期连通性的变化更为突出。

综合投影层同样以长期成分为主，说明多维风险网络并非收益率短期联动的简单叠加，而是更多吸收了波动、偏度和峰度中的持续性信息。该结果与时域分析相互补充：短期收益冲击可以迅速扩散并消退，但风险预期和尾部状态的共同变化可能在更长时间内延续。因此，风险监测和资产配置需要区分短期价格传导与中长期风险共振。

五、结语

本文基于中国绿色债券与绿色股票市场9个代表性指数，构建收益率、波动率、偏度和峰度四层时变连通性网络，并通过多矩投影和频域分解考察综合风险传导。结果表明，中国绿色金融市场具有较高的内部连通性，但不同风险维度和资产类别之间存在明显差异。收益率、波动率、偏度和峰度层的静态TCI依次为70.67%、67.35%、62.38%和55.58%，投影层为64.61%。总体连通性随风险矩阶提高而下降，且风险传导主要集中于绿色债券和绿色股票各自内部；偏度和峰度的平均连通性虽然相对较低，但在重大事件附近表现出更集中的上升。

风险传导具有显著的时变性、节点异质性和期限差异。重大突发公共卫生事件初期，各风险层连通性同步升至高位，随后快速回落；2022年以后，综合连通性呈现多次上升与下降。ESG_S在收益率、波动率、偏度和投影层中是较稳定的净风险输出方，

SSE_GB 总体表现为净风险接收方；峰度层的主要输出节点则转向 ESG_B，重大事件期间债券与股票市场的净角色也会发生调整。频域结果进一步表明，收益率溢出主要由短期成分驱动，而波动率、偏度、峰度和综合风险更多体现长期传导。

上述发现具有两方面启示。监管部门不宜仅依据收益率或波动率判断绿色金融市场风险，应将偏度、峰度和综合投影层纳入

监测体系，并根据短期与长期连通性的差异建立分频预警机制。除持续关注 ESG 股票等稳定风险输出节点外，监管部门还应识别重大事件期间债券市场角色的转换。投资者在绿色资产配置中可以利用债券与股票平均交叉连通性较弱的特征进行分散化，但不能将静态低关联等同于危机时期的稳定分散收益，应同时评估中长期风险共振和尾部风险传导。

参考文献

- [1]Pham L. Frequency connectedness and cross-quantile dependence between green bond and green equity markets[J]. *Energy Economics*, 2021, 98: 105257.
- [2]Liu R, He L, Xia Y, et al. Research on the time-varying effects among green finance markets in China: A fresh evidence from multi-frequency scale perspective[J]. *The North American Journal of Economics and Finance*, 2023, 66: 101914.
- [3]Lu X, Huang N, Mo J, et al. Dynamics of the return and volatility connectedness among green finance markets during the COVID-19 pandemic[J]. *Energy Economics*, 2023, 125: 106860.
- [4]Chatziantoniou I, Abakah E J A, Gabauer D, et al. Quantile time - frequency price connectedness between green bond, green equity, sustainable investments and clean energy markets[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 361: 132088.
- [5]Wang Y, Zhao X, Shang J. Dynamic risk spillover in green financial markets: A wavelet frequency analysis from China[J]. *Energy Economics*, 2025, 143: 108301.
- [6]Zheng T, Zhang H, Ye S. Monetary policies on green financial markets: Evidence from a multi-moment connectedness network[J]. *Energy Economics*, 2024, 136: 107739.
- [7]Ringstad I E F, Tselika K. Connectedness between green bonds, clean energy markets and carbon quota prices: Time and frequency dynamics[J]. *Journal of Commodity Markets*, 2024, 36: 100442.
- [8]王喜平, 刘蔓蔓. 碳 - 能源 - 绿色金融市场间的风险溢出效应研究 [J]. *分布式能源*, 2025, 10 (4): 24-34.
- [9]Zhang W, He X, Hamori S. The impact of the COVID-19 pandemic and Russia-Ukraine war on multiscale spillovers in green finance markets: Evidence from lower and higher order moments[J]. *International Review of Financial Analysis*, 2023, 89: 102735.
- [10]Wang Y, Cheung A W K, Yan W L, et al. Connectedness of China' s green bond and green stock markets at the low-and high-order moments: The role of economic and climate policy uncertainty[J]. *The North American Journal of Economics and Finance*, 2025, 78: 102410.
- [11]Hao W, Pham L. Dynamic connectedness in the higher moments between clean energy and oil prices[J]. *Energy Economics*, 2024, 140: 107987.
- [12]Zhou Y, Wu S, Liu Z, et al. The asymmetric effects of climate risk on higher-moment connectedness among carbon, energy and metals markets[J]. *Nature Communications*, 2023, 14: 7157.
- [13]Hau L, Yang X, Zhang Y. Multiscale quantile dependence between China' s green bond and green equity: Fresh evidence from higher-order moment perspective[J]. *International Review of Financial Analysis*, 2024, 95: 103485.
- [14]Hansen B E. Autoregressive conditional density estimation[J]. *International Economic Review*, 1994, 35(3): 705-730.
- [15]Barndorff - Nielsen O E. Normal inverse Gaussian distributions and stochastic volatility modelling[J]. *Scandinavian Journal of statistics*, 1997, 24(1): 1-13.
- [16]Antonakakis N, Chatziantoniou I, Gabauer D. Refined measures of dynamic connectedness based on time-varying parameter vector autoregressions[J]. *Journal of Risk and Financial Management*, 2020, 13(4): 84.
- [17]Diebold F X, Yilmaz K. Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers[J]. *International Journal of forecasting*, 2012, 28(1): 57-66.
- [18]Diebold F X, Yilmaz K. On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms[J]. *Journal of econometrics*, 2014, 182(1): 119-134.
- [19]Barun í k J, Křehl í k T. Measuring the frequency dynamics of financial connectedness and systemic risk[J]. *Journal of Financial Econometrics*, 2018, 16(2): 271-296.
- [20]李玉辉, 陈永刚, 闫碧芸, 等. 我国绿色债券市场的风险特征与风险溢出效应研究 [J]. *西部金融*, 2022, (11): 31-40.