引用格式：王喜平，周楷程. 气候政策不确定性与碳-能源-金融市场的风险溢出效应研究[J]. 技术经济，2026，45(5)：13-29.
Wang Xiping，Zhou Kaicheng. Climate policy uncertainty and risk spillover effects in carbon，energy and financial markets[J]. Journal of Technology Economics，2026，45(5)：13-29.

气候政策不确定性与碳-能源-金融市场的风险溢出效应研究

王喜平，周楷程
（华北电力大学经济管理系，保定 071003）

摘 要：在“双碳”目标推进和全球气候治理加速背景下，防范气候政策不确定性引发的碳、能源与金融市场跨市场风险传染具有重要意义。构建“CPU-碳-能源-金融”四维风险联动分析框架，采用分位数向量自回归模型和频域分解方法，从时域与频率维度分析气候政策不确定性在常态与极端情形下的风险溢出效应。研究结果表明：①气候政策不确定性在风险传导中具有枢纽作用，呈现显著的状态依存特征，常态下为净风险接受方，极端情景下转为净风险溢出方，且在新冠肺炎疫情和地缘冲突期间冲击显著增强，这一角色转换与风险偏好下降、流动性约束增强及政策预期重塑密切相关；②短期风险溢出始终占主导，体现市场对信息的快速反应特征，但极端状态下中长期溢出明显加强，表明极端事件能够唤醒市场的“长期记忆”，使风险呈现跨期蔓延特征；③能源市场是关键传导节点，市场状态下跌时煤炭和天然气强化风险集中，上涨时石油成为风险溢入源并加强与碳市场、商品期货的关联。研究结论为构建状态依赖型风险防御体系、优化能源转型路径设计和推动能源平稳转型提供参考。

关键词：气候政策不确定性；碳市场；能源市场；金融市场；分位数溢出模型；时频域分析
中图分类号：F832.5；F224 **文献标志码**：A **文章编号**：1002-980X(2026)05-0013-17
DOI：10.12404/j.issn.1002-980X.J25122701

一、引言

为应对全球气候挑战，国际社会先后出台了一系列有关气候变化的政策措施。《京都议定书》《巴黎协定》《格拉斯哥气候公约》等气候协议陆续在各个国家落地执行，中国政府也积极承担气候责任，确立了“双碳”战略目标，并制定了一系列涉及能源转型、产业升级及绿色金融等方面的政策[1]。在这些政策下，碳排放权交易市场（以下简称碳市场）作为依托市场机制控制温室气体排放的关键政策手段，其金融属性愈发凸显，且相较于传统金融市场具有更强的不稳定性和更高的风险系数[2]。因此，加强碳市场风险管理对于推动碳市场建设、保障碳市场健康运行以应对气候问题具有重要意义。

关于碳市场的风险管理，现有文献主要沿着两条脉络展开：碳市场自身的风险度量、碳市场与其他市场之间的风险溢出。单就后者而言，研究表明碳市场并非孤立运行，它与能源市场和金融市场存在密切联系。在碳-能关系方面，碳价与能源价格之间存在明显的价格替代效应，碳价上升会增加化石能源消费成本，促使企业调整能源结构[3]；在碳-金关系方面，碳市场与金融市场之间存在不对称的风险溢出效应[4-5]。近期学者开始将碳、能源和金融市场纳入统一框架，探究它们之间跨市场风险传染的机制与传递途径[6-7]。

关于碳-能源-金融市场的风险传导网络研究，气候政策不确定性（climate policy uncertainty，CPU）正日益成为影响跨市场风险传染的关键外部驱动因素。理论上，碳排放权本质上是一种由政策设计并赋予稀缺性的制度性资源，其价值依赖于政策制度的稳定性，这使得碳市场对政策变化具有天然敏感性。郭娜与王子衿[8]的研究指出，气候政策不确定性并非全面影响整个市场体系，而是通过“气候政策不确定性-碳市场-能源/金融市场”这一路径，在极端市场状况下加剧风险的传递，这凸显了碳市场作为政策风险传导渠道的关

收稿日期：2025-12-27
基金项目：河北省社会科学基金“非正式环境规制推动河北制造业绿色发展研究”（HB24GL036）
作者简介：王喜平（1969—），博士，华北电力大学经济管理系教授，研究方向：能源经济与可持续发展；周楷程（2002—），华北电力大学经济管理系硕士研究生，研究方向：能源金融。

键作用。Liang等[9]发现气候政策不确定性对经济金融稳定性的影响不仅具有动态变化特征,而且在不同频域上表现出各异的结构属性,同时这种影响还受到能源生产和消费结构的制约。然而,既有研究尚未系统揭示CPU影响各市场的具体传导渠道及其在不同市场状态下的机制转换规律。理论上,CPU对碳-能源-金融市场的风险传导并非单一线性过程,而是通过政策规制渠道、市场机制渠道和预期引导渠道三条路径交织形成的复杂网络。碳市场作为政策性市场,对CPU最为敏感;能源市场通过成本结构和替代效应与碳市场紧密联动;金融市场则通过企业估值、宏观政策和投资者情绪三个层面吸收并放大来自前两者的冲击。这三者间的联动机理构成了本文构建"CPU-碳-能源-金融"四维风险系统的理论基石。

关于研究方法,既有文献在分析不同市场间的风险溢出关系时,多采用向量自回归模型、格兰杰因果检验及广义自回归条件异方差模型类模型等计量工具。然而,这些模型仅能描述市场之间是否存在溢出,却不能具体刻画溢出的方向和大小。为弥补上述不足,Diebold和Yilmaz[10]提出基于预测误差方差分解的溢出指数框架,从而实现对市场间风险溢出强度与方向的系统度量,并通过引入滚动窗口技术刻画溢出效应随时间的动态演化。在此方法基础上,Baruník和Křehlík[11]进一步将溢出分析从时域拓展至频域,构建了BK溢出指数方法,使得不同时间尺度上的风险传导特征得以区分和识别。姚登宝和余敏[12]利用TVP-VAR-DY-BK模型发现碳市场和泛能源市场的风险共振效应,然而该模型立足于条件均值视角对市场间的风险溢出进行刻画,无法捕捉不同风险状态(如市场繁荣或危机时期)下传导机制的异质性,特别是在识别极端风险传递方向和净溢出程度方面存在固有局限。大量研究指出,极端风险事件一旦发生,往往会通过市场间的联动机制被迅速放大,并对宏观经济和金融稳定造成显著冲击。因此,仅从常规状态出发分析风险溢出,可能低估极端市场环境中的潜在风险。基于此,本文引入分位数向量自回归(quantile vector autoregression,QVAR)模型。其核心机理在于:金融时间序列往往呈现"尖峰厚尾"特征,风险事件多发生在分布的尾部。QVAR模型通过在因变量的不同条件分位数(如代表极端下跌的5%分位数和代表极端上涨的95%分位数)上进行局部线性回归,允许模型参数随市场状态变化。这意味着在极端市场情形下,模型能专门识别并量化当系统处于高风险水平时,变量间的联动关系如何发生结构性突变[13]。相较于仅分析均值状态的时变参数向量自回归模型(time-varying parameter vector autoregression,TVP-VAR)模型,QVAR能够从统计机理上揭示CPU在不同市场压力情景下角色反转的内在逻辑,从而为极端情形下的风险识别与管理提供更具针对性的实证支持。在此基础上,本文进一步引入频域溢出分析方法,对不同分位数条件下的短期、中期与长期风险传导特性进行分解,相较于直接借助经验模态分解或小波分析对未分频溢出结果进行分频分析,该方法在模型内部完成频率划分,有助于避免分频过程中的信息偏差,从而提高不同时间尺度溢出测度的准确性。

本文的边际贡献主要体现在以下两个方面:第一,在变量体系拓展层面,构建了融合气候政策不确定性的"CPU-碳-能源-金融"四维风险联动分析框架。虽有文献[7-8]分别探讨了CPU与碳市场或碳与能源市场的关系,但将CPU作为核心变量系统纳入"碳-能源-金融"的风险分析框架中,并揭示其在跨市场风险传导中的枢纽地位和角色转换机制方面的研究尚存在空白。本文通过理论分析和实证检验,厘清了CPU作为外部冲击源如何通过政策规制、成本传导和预期重塑三大路径驱动跨市场风险,深化了对"政策风险—市场反应—金融稳定"这一复杂链条的理解。第二,在方法视角深化层面,实现了对风险溢出效应的"状态"与"时频"双重异质性的精准刻画。本文通过结合QVAR-DY和QVAR-BK模型,不仅突破了传统均值回归的局限,还识别了常态与极端状态下溢出结构的非线性突变。更进一步地,通过在频域上分解短期、中期和长期溢出,首次揭示了中国情境下CPU风险传导的时频特征(短期冲击占主导,但极端事件会唤醒中长期记忆)。这种将"市场状态"与"时间尺度"相结合的精细分析,为理解复杂系统的风险传染提供了新的洞见。

二、理论分析

基于CPU与实体经济及金融体系之间存在的联系,本文构建"CPU-碳市场-能源市场-金融市场"的风险传染理论框架(图1)。该风险传导并不是简单的单向链式传导,而是通过政策规制、市场机制、预期引导三条核心渠道相互作用形成的具有反馈特征的复杂传染机制,围绕如图1所示的框架图,从一级传导、二级联动、三级蔓延及状态依存的角色转换四个层次,系统阐述CPU影响各市场的理论机理。

一级传导：CPU 是本文构建的风险系统的核心驱动源。与一般经济政策不确定性不同，CPU 具有制度敏感性、长周期跨期性和状态依存性三个显著特征。CPU 作为系统输入端，通过政策规制、市场机制和预期引导三条并行渠道向碳市场传导风险。政策规制渠道体现为 CPU 直接改变碳资产的法定稀缺性，政策收紧预期推高碳价，放松预期压低碳价，方向不明则加剧价格波动；市场机制渠道表现为 CPU 上升可能改变交易规则、履约周期等微观结构，影响市场流动性和价格发现功能；预期引导渠道则通过改变市场主体对未来政策路径的信念，引发预期分歧和交易行为分化，导致碳价超调。

二级联动：碳市场与能源市场之间形成双向风险联动，主要通过成本传导和替代效应两条路径实现。成本传导路径指碳价成为化石能源的边际成本，碳价波动通过生产成本渠道传导至能源价格，碳价上涨推高能源使用成本，在短期内转嫁至终端用户；替代效应路径则体现为能源价格变化反向影响碳配额需求，化石能源价格上涨时，企业可能增加清洁能源使用，降低配额需求从而对碳价形成下行压力，反之则刺激高碳消费增加配额需求，二者形成风险共振。

三级蔓延：碳-能源市场的风险向金融市场蔓延主要通过企业盈利、宏观政策和投资者情绪三条路径实现。企业盈利效应指能源和碳成本直接影响企业盈利能力和现金流，通过基本面估值渠道传导至股票和债券价格；宏观政策效应体现为能源价格波动影响物价水平和货币政策预期，进而引发汇率、利率和债券收益率的系统性调整；投资者情绪效应则表现为 CPU 上升引发市场风险偏好下降，投资者抛售风险资产、涌入避险资产，导致资产相关性上升并形成系统性风险。

状态依存的角色转换：特别需要从理论上阐明的是，CPU 在不同市场状态下呈现出的“角色反转”现象。其内在机理可从“阈值效应”和“注意力配置”角度解释：①常态情景下的风险吸收机制（净接收方）。在市场平稳期，CPU 波动较小且被视为影响企业长期成本的“慢变量”，此时市场参与者主要关注即时的供需和宏观数据，CPU 的微小变化被吸收并反映在能源价格和资产价格的常规波动中，并未形成独立的驱动力。因此，CPU 更多被动反映实体经济（特别是能源部门）的运行状况，成为系统内其他市场风险的接收方。②极端情景下的风险释放机制（净溢出方）。当遭遇重大公共卫生事件、地缘冲突等重大外生冲击，或市场本身进入极端上涨/下跌周期时，市场进入一种“高阶不确定性”状态，在这种状态下投资者风险感知被急剧放大，其关注点从常规的盈利指标转向宏观政策走向。此时，任何关于减排目标调整、能源保供政策变化的风吹草动，都会被解读为未来市场规则重塑的关键信号。CPU 因此从“慢变量”一跃成为主导预期的“快变量”，通过恐慌性交易、避险情绪和资产重估等渠道[14]，主动向碳价、能源价格和金融资产价格注入不确定性，从而实现从风险“接收方”到“溢出方”的角色跃迁。这一机制解释了为何在极端市场状态下，CPU 的净溢出效应会显著增强。

综上所述，图 1 的理论框架完整呈现了“CPU-碳-能源-金融”四维风险系统的传导机理：CPU 作为源头，

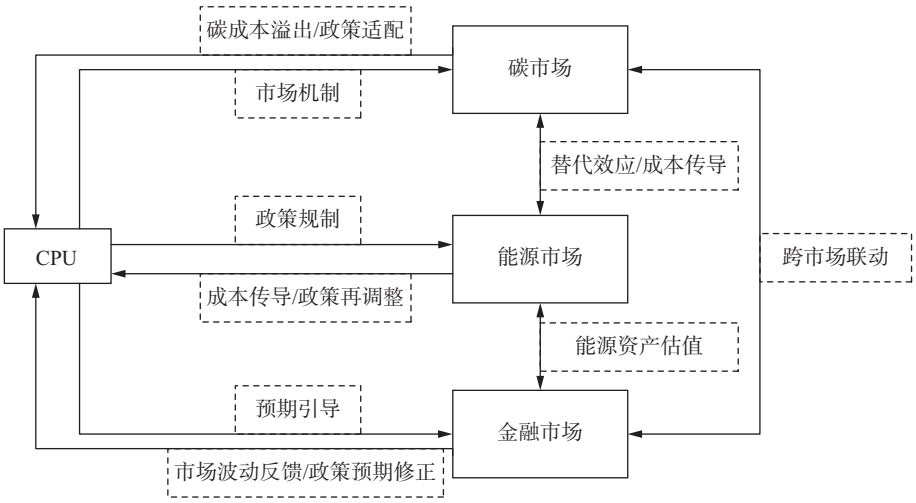


图 1　CPU 与碳-能源-金融市场关系的理论框架

通过政策规制、市场机制、预期引导三条渠道影响碳市场;碳市场与能源市场通过成本传导和替代效应双向联动;碳-能源风险通过企业盈利、宏观政策、投资者情绪三条路径向金融市场蔓延;CPU 角色呈现状态依存性,由阈值效应驱动转换。该框架为后文实证分析提供了可检验的研究假设。

三、模型构建

(一)分位数向量自回归模型

为刻画 CPU 与碳、能源与金融市场在不同风险状态下的关联关系,借鉴 Chatziantoniou 等[13]开发的基于 QVAR 溢出指数的计算方法,对变量间的风险传导机制进行分析。

设 $X_t=(x_{1t},x_{2t},\cdots,x_{Nt})'$ 为 N 维内生变量向量,在给定分位点 $\tau\in(0,1)$ 下,QVAR(p)模型可表示为

$$X_t=\mu(\tau)+\sum_{k=1}^{p}\Phi_k(\tau)X_{t-k}+u_t(\tau) \tag{1}$$

其中:x_{it} 为第 i 个市场变量在 t 时刻的观测值,$t=1,2,\cdots,T$;$\mu(\tau)$ 为 $N\times1$ 的分位点相关截距向量;p 为模型的滞后阶数;$\Phi_k(\tau)$ 为 $N\times N$ 的系数矩阵,刻画第 k 阶滞后变量在分位点 τ 下对当前变量的影响;u_t 为分位数残差向量,反映变量偏离其条件分位数路径的随机冲击;残差项的方差-协方差矩阵记为 $\sum(\tau)=E[u_t(\tau)u_t'(\tau)]$。

在系统满足协方差平稳条件的情况下,根据 Wold 分解定理,式(1)可转化为分位数向量移动平均形式(QVAR-MA)如式(2)所示。

$$X_t=\mu(\tau)+\sum_{h=0}^{\infty}\Psi_h(\tau)u_{t-h}(\tau) \tag{2}$$

其中:$\Psi_h(\tau)$ 为 $N\times N$ 的冲击响应矩阵,其描述在分位点 τ 下,单个变量冲击经过 h 期后在系统中的传导效应;$\Psi_0(\tau)=I_N$,I_N 为 N 阶单位矩阵。式(2)的表示形式为后续构建预测误差方差分解和频域溢出分析提供基础。

在溢出效应测度方面,本文用 Koop[15]及 Pesaran 和 Shin[16]的广义预测误差方差分解(generalized forecast error variance decomposition,GFEVD)方法,以避免对冲击排序的依赖。在预测期为 H 的条件下,变量 j 的预测误差方差中由变量 k 冲击所解释的比例定义如式(3)所示。

$$\theta_{jk}^{(\tau)}(H)=\frac{\sum_{h=0}^{H-1}\left[e_j'\Psi_h(\tau)\Sigma(\tau)e_k\right]^2}{\sum_{h=0}^{H-1}\left[e_j'\Psi_h(\tau)\Sigma(\tau)\Psi'_h(\tau)e_j\right]} \tag{3}$$

其中:e_j 为第 j 个元素为 1、其余元素为 0 的选择向量;$\theta_{jk}^{(\tau)}(H)$ 为变量 k 对变量 j 的风险溢出强度。

为消除尺度影响,对式(3)进行归一化处理,得到标准化溢出指标为

$$\tilde{\theta}_{jk}^{(\tau)}(H)=\frac{\theta_{jk}^{(\tau)}(H)}{\sum_{k=1}^{N}\theta_{jk}^{(\tau)}(H)} \tag{4}$$

基于标准化溢出矩阵,进一步定义变量间的成对净溢出效应为

$$NPDC_{jk}^{(\tau)}(H)=\tilde{\theta}_{jk}^{(\tau)}(H)-\tilde{\theta}_{kj}^{(\tau)}(H) \tag{5}$$

当 $NPDC_{jk}^{(\tau)}(H)>0$ 时,说明变量 j 对变量 k 的风险传递占主导地位。

进一步定义变量 j 的方向性溢出指标。变量 j 向系统其他变量的溢出为

$$TO_j^{(\tau)}(H)=\sum_{k\neq j}\tilde{\theta}_{kj}^{(\tau)}(H) \tag{6}$$

变量 j 从系统其他变量接收的溢出为

$$FROM_j^{(\tau)}(H)=\sum_{k\neq i}\tilde{\theta}_{jk}^{(\tau)}(H) \tag{7}$$

据此得到变量 j 的净溢出效应为

$$NET_j^{(\tau)}(H)=TO_j^{(\tau)}(H)-FROM_j^{(\tau)}(H) \tag{8}$$

系统层面的总体风险传染程度通过总关联指数(total connectedness index,TCI)刻画为

$$TCI^{(\tau)}(H)=\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}TO_j^{(\tau)}(H) \tag{9}$$

(二)频域下分位数向量自回归模型

为进一步区分不同时间尺度上的风险传导特征,本文在 QVAR 框架下引入 Barunik 和 Krehlik[12] 提出的频域溢出指数。

基于式(2),定义分位点 τ 下的频率响应函数为

$$\Psi(\omega,\tau)=\sum_{h=0}^{\infty}\Psi_h(\tau)\mathrm{e}^{-\mathrm{i}\omega h},\quad \omega\in(-\pi,\pi) \tag{10}$$

其中:ω 为频率,$\mathrm{i}=\sqrt{-1}$。

在频率 ω 下,变量 k 对变量 j 的方差贡献可表示为

$$\theta_{jk}^{(\tau)}(\omega)=\frac{|e_j'\Psi(\omega,\tau)\Sigma(\tau)e_k|^2}{e_j'\Psi(\omega,\tau)\Sigma(\tau)\Psi^*(\omega,\tau)e_j} \tag{11}$$

对其进行标准化处理,得到频率条件下的溢出指标为

$$\tilde{\theta}_{jk}^{(\tau)}(\omega)=\frac{\theta_{jk}^{(\tau)}(\omega)}{\sum_{k=1}^{N}\theta_{jk}^{(\tau)}(\omega)} \tag{12}$$

参考 Chatziantoniou 等[17],结合金融市场交易周期特征,本文将频域划分为三个互不重叠的频段,并与具体时间尺度相对应:将短期频域定义为 1~5 天,频域设为 $d_1=(\pi/5,\pi)$;定义中期频域为 5~10 天,$d_2=(\pi/10,\pi/5)$;定义长期频域为 10 天至无穷,$d_3=(0,\ \pi/10]$。

在频段 $d=(a,b)$ 内,变量 k 对变量 j 的溢出贡献定义为

$$\tilde{\theta}_{jk}^{(\tau)}(d)=\int_a^b\tilde{\theta}_{jk}^{(\tau)}(\omega)\mathrm{d}\omega \tag{13}$$

在此基础上,频域下的成对净溢出、方向性溢出及总体溢出指标均可通过对各频段结果进行聚合获得,从而系统刻画不同时间尺度下的风险传导结构。

四、变量选取与数据分析

选取 *CPU* 指数、国内活跃碳市场、能源市场和金融市场作为研究对象,以研究 *CPU* 与碳、能源、金融市场的溢出效应。需要指出的是,中国碳-能源-金融市场体系具有显著区别于发达经济体的结构性特征,这构成了本文的独特制度背景。①碳市场的政策驱动性与区域性。相较于欧盟碳市场已经历多阶段发展、金融化程度高且与全球能源市场深度耦合的特征,中国全国统一碳市场尚处于建设初期,目前仍以试点市场为主。其运行高度依赖行政指令,而非完全市场化的供求关系,导致其价格发现功能尚不完善,对气候政策变化的敏感性更强。②能源市场的价格管制与结构矛盾。与欧美完全市场化的能源定价机制不同,中国能源市场长期存在“市场煤、计划电”的价格双轨制特征。政府对能源价格的干预能力较强,这使得能源价格波动除受全球供需影响外,还深受国内保供稳价政策影响。此外,中国“富煤、贫油、少气”的资源禀赋,决定了煤炭在能源安全中的兜底作用。这也解释了为何本文中煤炭在极端下跌时是风险集中点,而在极端上涨时其供需矛盾又极易被“双碳”政策激化。③金融市场的资本管制与政策导向。与开放经济体相比,中国资本账户尚未完全开放,汇率受到央行逆周期因子等宏观审慎管理工具调节,而非完全自由浮动。同时,A 股市场投资者结构以散户为主,情绪驱动特征明显,且政策市特征突出。这使得中国金融市场在吸收外部(如地缘冲突)和内部(如 *CPU*)冲击时,呈现出与发达国家市场不同的波动模式。因此,基于中国数据的研究,其结论的解读必须置于上述特定的制度框架内。本文揭示的 *CPU* 角色反转、能源市场的枢纽作用及频域特征,在很大程度上是中国独特的“政策驱动型”市场联动关系的体现,这为理解新兴市场国家在气候转型中的金融风险提供了有别于发达经济体的经验证据。

关于 *CPU* 指数的选取，现有研究在 *CPU* 的测度方法上主要采用两类构建思路。一类是基于文本挖掘的新闻指数法，如 Gavriilidis[18] 首次提出的美国 *CPU* 指数，通过检索美国主要新闻媒体中同时包含“气候政策”和“不确定性”相关关键词的文章，构建了日度频率的 *CPU* 指数，该方法被后续研究广泛借鉴。另一类是基于宏观经济数据和专家调查的指数法，但受限于数据频率和时效性，应用相对有限。针对中国情境，本文采用 Ma 等[19] 在 Gavriilidis 方法的基础上构建的中国国家层面 *CPU* 指数作为衡量指标，该指数基于 2000—2022 年中国 6 家主流媒体的新闻文本数据，通过人工筛选并借助深度学习 MacBERT 模型加以提取，从而形成覆盖国家、省级和地市层面的多层级 *CPU* 指数体系，相关数据在国际能源转型学会能源财政专业委员会网站获取。对于国内活跃碳市场的选取，2013 年以来中国在北京、上海、广东等 7 个地区开展碳排放权配额交易试点工作。对各碳市场成交量、交易价格等数据对比分析，发现广东碳市场自启动以来，交易量及成交金额长期位居全国各试点前列，其价格发现功能和市场流动性最具代表性，能更敏感地反映政策与市场信息的冲击，故选择最为活跃的广东试点碳市场。对于能源市场，本文选取煤炭、原油和天然气三大化石能源品种，分别采用中国动力煤价格指数、中国进口原油运价指数及中国天然气价格指数作为代理变量，三大品种合计占中国能源消费 85%以上，覆盖能源体系主体，且定价机制各异，能够全面反映不同能源类型对气候政策的敏感性差异。对于金融市场变量的选取，本文参照周开国等[20] 的研究思路，将金融市场划分为股票、债券、外汇和商品期货 4 个具有代表性的子市场，这四类资产分别对应了权益、固收、货币和大宗商品四大基础资产类别，能够较为全面地刻画金融体系在不同维度上的风险收益特征及其对 *CPU* 冲击的差异化反应。具体而言，分别选取沪深 300 指数、中证全债净价指数、人民币对美元基准汇率及南华商品综合指数作为上述市场的代理变量，以刻画金融体系在不同维度上的运行特征。表 1 展示了变量名称及其对应含义说明。

表 1　变量名称及其含义说明

研究对象	变量名称	变量含义
气候政策不确定性	*CPU*	中国层面 CPU 指数
碳市场	*Carbon*	广东碳排放权交易价格
能源市场	*Coal*	中国动力煤价格指数
	Oil	中国进口原油运价指数
	Gas	中国天然气价格指数
金融市场	*Stock*	沪深 300 指数
	Bond	中证全债净价指数
	Fx	人民币对美元基准汇率
	Com	南华商品综合指数

根据数据的可获取性，本文对 9 个代理变量的数据的起始时间进行交集处理。样本区间的日期确定为 2016 年 11 月 25 日—2023 年 9 月 20 日，以衡量各市场价格的日常波动情况。对原始数据进行对数收益率计算，公式为 $r_{i,t} = \ln \frac{p_{i,t}}{p_{i,t-1}} \times 100$。其中，$r_{i,t}$ 为时点 t 的变量 i 日收益率；$p_{i,t}$ 为时点 i 的价格水平；$p_{i,t-1}$ 为变量在时点 $t-1$（前一个交易日）的价格水平。

由表 2 变量描述性统计可知，各变量的均值都在零值附近，说明收益率序列的均值较低。通过方差来看，*CPU* 指数方差最大，远远大于其他变量的方差，表明其波动性最强，其次是碳、煤炭、石油、天然气方差相对较小，股票、债券、外汇、商品期货方差最小，接近于 0。从分布特征上看，绝大多数变量呈现非正态特征：

表 2　变量描述性统计

变量	均值	方差	偏度	峰度	*JB*	*ERS*	*Q*(20)	Q^2(20)	*ADF*	*PP*
CPU	0.001	0.072	0.108	0.465*	5.519*	−3.220***	97.143***	16.067*	−12.7300***	−599.02***
Carbon	0.004	0.002	1.317***	13.850***	4165.868***	−10.055***	8.252	45.617***	−8.1717***	−464.52***
Coal	0.000	0.001	−0.056	31.794***	21186.806***	−7.899***	17.865**	142.143***	−6.9101***	−550.60***
Oil	0.000	0.001	−1.267***	25.624***	13895.478***	−11.772***	24.592***	40.818***	−7.9657***	−410.06***
Gas	0.001	0.003	2.098***	41.679***	36776.823***	−7.180***	27.355***	35.700***	−8.1092***	−538.72***
Stock	0.000	0.000	0.159	14.015***	4118.654***	−10.081***	15.134	15.165	−8.5953***	−448.88***
Bond	0.000	0.000	−0.226***	23.330***	11411.667***	−8.413***	51.994***	44.919***	−8.1329***	−416.86***
Fx	0.000	0.000	2.602***	30.970***	20669.822***	−5.689***	8.542	0.987	−6.5996***	−509.65***
Com	0.001	0.000	−0.439***	29.737***	18549.421***	−4.127***	19.763**	2.803	−10.1330***	−424.95***

注：*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1%的水平下显著。

偏度方面，碳、天然气、股票和外汇呈现右偏分布，煤炭、石油、债券和商品呈现左偏分布；所有变量的峰度值都远远大于3，说明所有变量都具有尖峰厚尾的特性，其中以天然气的峰度值为最高。JB检验结果进一步证实，除*CPU*指数外，其他变量均拒绝原假设的正态分布在1%显著性水平。时间序列特性分析表明，各变量的ADF和PP检测统计量远远小于临界值，表明它们属于稳定序列，$Q(20)$统计量显示部分变量存在自相关现象，$Q^2(20)$统计量显示碳、煤炭、石油、天然气、股票及债券等变量有着突出的波动聚集效应。这给后续利用QVAR-DY和BK模型执行波动性建模提供基本依据，进而为深入探究*CPU*与各市场的风险传导机制奠定基础。

五、实证结果

参考金融风险计量领域的惯例[13,21]，本文选取3个代表性分位点来刻画不同市场状态：中分位数（$\tau=0.5$）代表市场处于常规状态；低分位数（$\tau=0.05$）代表市场处于极端熊市状态，此时资产价格大幅下跌，恐慌情绪蔓延；高分位数（$\tau=0.95$）代表市场处于极端牛市状态，此时资产价格快速上涨，投机氛围浓厚。选取0.05和0.95这两个对称的尾部端点，旨在全面对比极端悲观与极端乐观情绪下风险溢出结构的非对称特征。在研究视角上，本文进一步从系统内部的总溢出、净溢出、*CPU*与各市场间的两两溢出及溢出网络的角度进行静态和动态溢出分析，同时还从频域的视角对溢出情况进行短、中、长期的分析，以期揭示*CPU*风险与碳、能源和金融市场之间的风险溢出规律和特征。

（一）不同分位数下静态分析

1. 静态溢出矩阵分析

表3是常规状态（$\tau=0.5$）和极端状态下（$\tau=0.05$，$\tau=0.95$）*CPU*与碳-能源-金融市场间的两两溢出矩阵。结果显示，不同风险状态下溢出结构存在显著差异，揭示了市场压力状态对风险传导机制的关键影响。在市场处于常规状态时，对角线元素（自反馈）占比均高于74%，非对角线元素普遍低于17%，多数变量间溢出比例仅1%左右。这表明在常规情景下，各市场的风险主要源于自身特有的基本面波动（如碳市场的履约周期、能源的季节性供需、金融市场的微观结构噪声），跨市场的风险联动处于较低水平。从经济含义看，常态时期市场参与者对气候政策的关注度较低，政策预期相对稳定，因此*CPU*波动尚未成为系统性的风险驱动源，各市场相对“独立”，风险以内部消化为主。

当市场进入极端风险状态时，溢出结构发生剧烈重构。各变量自反馈比例骤降至26%以下，而交叉溢出水平普遍升至12%左右甚至更高。这反映出在极端情景下，投资者恐慌情绪蔓延、信息处理出现“注意力聚焦”现象，导致原本分散的市场风险迅速通过情绪传染渠道和资产组合再平衡渠道相互强化[20]。具体而言，极端下跌时，避险需求激增，投资者抛售风险资产并涌入避险资产，加剧了股、债、汇、商之间的联动；极端上涨时，乐观情绪和杠杆交易则推动风险在不同市场间循环放大。上述发现意味着传统基于条件均值的溢出测度会显著低估极端情形下的交叉风险强度，并高估市场自身的风险吸收能力，从而可能误导风险监管政策的制定[22]。

值得注意的是，*CPU*在常态下为净风险接收者，而在极端状态下转为净风险溢出者。这一反转的内在机理可归结为政策敏感性的状态依赖性。常态下*CPU*波动被视为可预期的政策渐进调整，市场能够将其平稳吸收；但在极端事件冲击下，投资者对政策走向的不确定性急剧放大，任何政策信号都可能被过度解读为未来市场规则的根本性变化，从而触发跨市场的抛售或抢购行为，使*CPU*从“被动反应器”转变为“主动驱动源”，该发现印证了理论分析中提出的“阈值效应”假设。

2. 静态溢出网络分析

图2~图4分别表示在50%、5%和95%分位点上变量间的总体、短期、中期和长期溢出关系网络，节点的大小反映了其净成对溢出的规模，节点越大表明净溢出规模越大。两个节点之间的有向箭头表示变量之间的溢出方向，而边的粗细则反映变量之间的溢出强度的大小，边越粗表明变量间的溢出强度越高。

在50%分位点的常态情形中，风险溢出网络呈现“多中心、弱连接”特征。各节点间的连边强度适中且分散，无明显的主导性风险枢纽。*CPU*主要表现为风险净溢入者，其接收来自煤炭、天然气、股票市场的多条

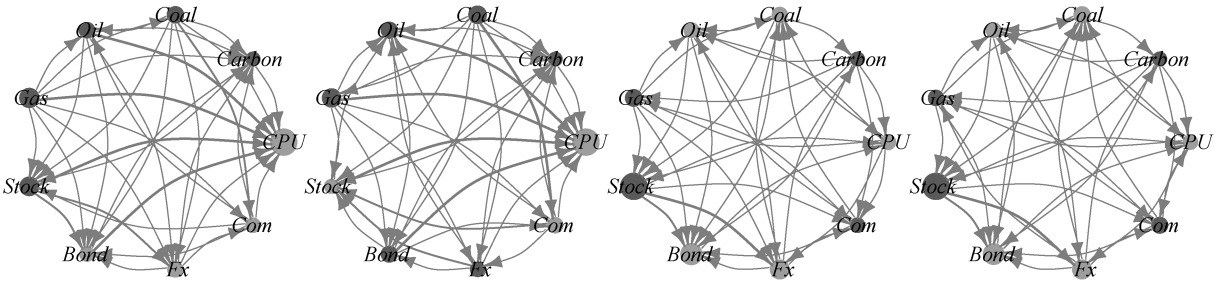
表 3 常规与极端情形下 *CPU* 与碳、能源、金融市场间的两两溢出矩阵

τ = 0.5 (0.05,0.95)	*CPU*	*Carbon*	*Coal*	*Oil*	*Gas*	*Stock*	*Bond*	*Fx*	*Com*	*FROM*
CPU	89.54 (23.89, 20.02)	0.76 (11.54, 11.16)	0.52 (8.33, 7.27)	2.02 (9.75, 9.76)	2.12 (6.08, 8.05)	2.39 (9.07, 10.40)	1.90 (11.05, 11.34)	0.65 (10.29, 10.40)	0.10 (10.01, 11.60)	10.46 (76.11, 79.98)
Carbon	0.04 (12.23, 10.99)	95.67 (21.93, 20.64)	0.72 (9.32, 8.86)	0.59 (9.50, 10.04)	0.22 (6.15, 7.12)	0.01 (10.14, 10.97)	0.22 (10.51, 10.08)	0.59 (9.93, 9.44)	1.94 (10.29, 11.86)	4.33 (78.07, 79.36)
Coal	0.52 (9.27, 9.50)	0.51 (9.24, 9.30)	75.38 (19.74, 21.67)	0.32 (11.00, 9.10)	16.14 (10.71, 11.65)	0.16 (8.74, 9.36)	1.44 (8.50, 8.96)	0.69 (10.89, 8.34)	4.85 (11.91, 12.13)	24.62 (80.26, 78.33)
Oil	0.03 (10.40, 12.70)	0.55 (9.99, 11.07)	0.56 (9.64, 8.63)	96.17 (24.96, 16.05)	1.09 (7.22, 8.43)	0.27 (7.69, 10.24)	0.35 (10.05, 10.41)	0.19 (9.37, 10.88)	0.79 (10.68, 11.58)	3.83 (75.04, 83.95)
Gas	0.64 (9.22, 10.31)	0.13 (9.19, 10.10)	15.99 (13.81, 9.91)	0.76 (8.98, 12.35)	74.76 (22.90, 17.72)	0.07 (8.80, 10.31)	1.12 (7.03, 8.48)	1.95 (8.27, 8.67)	4.59 (11.80, 12.14)	25.24 (77.10, 82.28)
Stock	0.06 (12.16, 11.75)	0.30 (10.38, 10.48)	0.21 (9.48, 9.52)	0.34 (8.94, 9.86)	0.17 (7.00, 9.05)	77.63 (25.56, 18.14)	5.19 (7.21, 10.00)	11.19 (6.26, 8.48)	4.91 (13.02, 12.70)	22.37 (74.44, 81.86)
Bond	0.03 (13.10, 11.51)	0.18 (10.89, 9.89)	1.75 (7.40, 8.68)	0.57 (10.00, 10.44)	1.52 (5.39, 8.33)	6.25 (9.61, 10.23)	84.58 (23.35, 19.44)	1.03 (12.31, 11.48)	4.08 (8.05, 9.99)	15.42 (76.75, 80.56)
Fx	0.30 (11.66, 11.41)	0.52 (10.80, 9.37)	0.74 (9.95, 9.28)	0.21 (11.14, 10.32)	2.44 (6.31, 8.52)	12.41 (6.18, 7.83)	0.85 (10.58, 10.57)	79.84 (25.07, 21.31)	2.68 (8.30, 11.40)	20.16 (74.93, 78.69)
Com	0.06 (10.01, 10.84)	1.63 (10.08, 11.20)	6.17 (11.64, 10.00)	0.40 (10.03, 10.09)	5.44 (9.12, 9.05)	4.34 (11.06, 12.06)	3.80 (6.65, 9.12)	2.72 (7.35, 9.11)	75.44 (24.05, 18.51)	24.56 (75.95, 81.49)
TO	1.68 (88.05, 89.01)	4.60 (82.17, 82.58)	26.65 (79.56, 72.16)	5.21 (79.34, 81.97)	29.15 (57.98, 70.20)	25.9 (71.30, 81.41)	14.87 (71.57, 78.95)	19 (74.67, 76.80)	23.93 (84.06, 93.42)	150.99 (688.65, 762.50)
Net	−8.78 (11.93, 9.03)	0.27 (4.05, 3.22)	2.03 (−0.70, −6.17)	1.38 (4.30, −1.98)	3.91 (−19.12, −12.08)	3.52 (−3.14, 0.45)	−0.54 (−5.18, −1.60)	−1.16 (−0.26, −1.89)	−0.63 (8.11, 11.93)	

注:括号外的数字表示常规状态下的溢出结果,括号内的数字表示在 5% 和 95% 分位数下,*CPU* 指数与不同市场之间的溢出结果。其中,*TO* 为某一变量向系统其他变量传递风险的总体程度,计算时不包含该变量自身对自身产生的反馈效应;*FROM* 为该变量从系统中其他变量所承受的总体风险冲击,同样剔除自身对自身的影响项。*Net* 为净溢出指标,由对外风险传递强度(*TO*)与所承受的外部风险冲击(*FROM*)之差得到。当净溢出值为正时,说明该变量在系统中主要发挥风险输出作用;反之,则表明其更多承担风险输入角色。*NPT* 用于统计该变量在两两溢出关系中表现为净溢出者的次数。

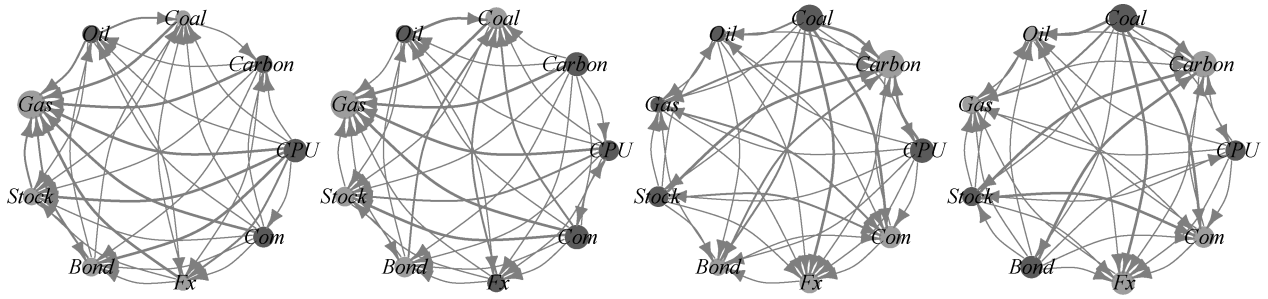
溢出路径,表明常态下 *CPU* 的波动更多是对实体经济运行和市场价格变动的被动反应,而非主动冲击源。碳市场在此网络中承担有限的风险输出角色,主要向金融市场传递风险,这与碳价对企业盈利预期的影响渠道一致。能源市场中的煤炭和天然气是重要的风险中转站,既接受来自 *CPU* 和碳市场的溢出,又向商品期货和股票市场传递,体现了能源作为基础生产要素的传导功能。金融市场中,股票市场为风险输出者,债券和外汇市场为净溢入者,反映出其避险资产属性;商品期货则处于核心连接位置,成为能源与金融之间的“风险桥梁”。

在 5% 分位点的极端下行情景中,网络结构急剧收紧,连边显著加粗,呈现“单中心、强辐射”特征。*CPU* 转变为关键的风险净溢出者,其向煤炭、石油、天然气、商品期货、股票、债券等几乎所有市场的溢出路径大幅增强,尤其在短期网络中最为突出。这验证了极端负面冲击下,*CPU* 通过恐慌预期放大机制,迅速感染实体经济



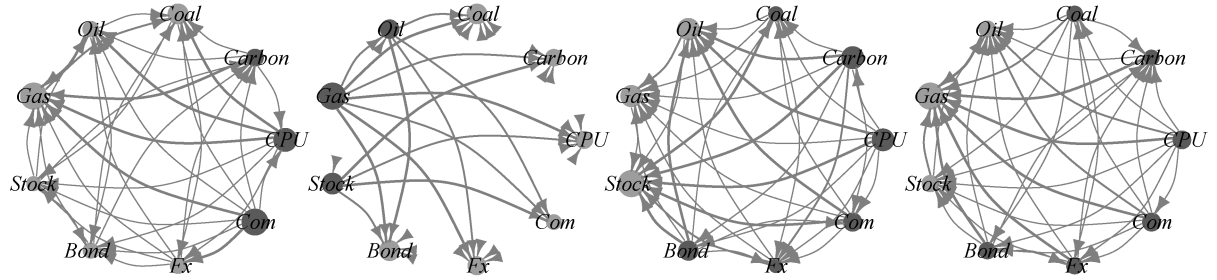
(a)总体　(b)短期　(c)中期　(d)长期

图 2　常规状态变量间溢出关系网络(τ=0.5)



(a)总体　(b)短期　(c)中期　(d)长期

图 3　5%分位点变量间溢出关系网络(τ=0.05)



(a)总体　(b)短期　(c)中期　(d)长期

图 4　95%分位点变量间溢出关系网络(τ=0.95)

和金融市场，成为系统性风险放大器。能源市场中，煤炭和天然气从常态下的风险中转者转为净风险接收者，表明在需求崩溃时，能源价格对宏观政策和市场情绪高度敏感。金融市场中，股票市场成为主要的风险接收端，吸收来自 *CPU* 和商品期货的溢出，显示出股、商联动在危机时期的强化；债券和外汇仍为净溢入方，承担避险资金流入的压力。

在 95%分位点的极端上行情景中，网络呈现“核心-边缘”的非对称结构。*CPU* 依旧为净溢出源，但其溢出路径在中期网络中更为显著，说明在资产价格快速上升阶段，市场对政策中期走向的博弈加剧，风险通过中期预期渠道缓慢释放。碳市场在此分位点出现短期反向溢出，即碳价对能源价格上涨产生反馈，但并非长期稳定。能源市场中，石油成为净溢入者，其与 *CPU*、商品期货、外汇市场的连接明显增粗，反映出石油在上涨周期中更多受到其他市场的引导。金融市场的股票、债券、外汇角色与下跌网络相似，但商品期货的溢出作用显著增强，成为连接能源与金融的核心枢纽，印证了商品金融化程度的提升。

综上，不同分位点下网络结构的显著差异揭示了风险传导的“状态依存性”。在极端情形下，重要事件会激活核心变量的净溢出能力，并重塑传导路径，形成非对称的“风险中心-边缘”结构[23]；而常态下风险传递相对分散均衡。这一发现提示监管者，风险防控策略需根据市场状态动态调整，避免在极端事件发生时因误判风险源而导致防控失效。

(二)不同分位数下动态分析

1. 动态总溢出指数

图 5 展示了不同分位点下系统总溢出指数的时变轨迹,直观展示了风险联动强度的动态演化。在常态分位点时,总溢出指数长期处于 30%~40%的中低水平,波动平缓,短期溢出始终主导,中期和长期溢出贡献微弱[10]。这表明在无重大冲击的常规时期,市场间的风险联动主要由高频交易和信息快速扩散驱动,市场能够在短期内消化各类冲击,政策与市场的互动呈现渐进式、可预期的特征。

在极端下跌分位点,总溢出指数呈现脉冲式飙升,且波动幅度显著加大。值得注意的是,中期和长期溢出占比明显上升,并与短期溢出同步震荡[24]。这一现象可解释为极端负面事件不仅引发即时恐慌,还通过重塑投资者对经济前景和政策走向的中长期预期,激活了中长期风险传导渠道。例如,新冠肺炎疫情引发的供应链中断预期和俄乌冲突带来的能源安全担忧,均在中长期时间尺度上持续发酵,导致风险跨期蔓延[25-26]。

在极端上涨分位点,总溢出指数长期处于高位,波动剧烈。短期溢出呈现尖峰脉冲,而中期和长期溢出也频繁大幅震荡[27]。2021 年全球能源危机期间,溢出指数急剧攀升,中期溢出贡献显著增加,反映出市场对能源价格持续上涨和气候政策收紧的持续性担忧。2022 年下半年,溢出指数的波动再次加剧,长期溢出阶段性抬升,表明在资产价格泡沫化过程中,风险在短期、中期、长期各频域间复杂交织,市场对未来政策路径的分歧不断加大。

综上,总溢出指数的时变特征证实了风险溢出的“状态依存”和“事件驱动”属性。重大突发事件是推高溢出指数的关键外因,且不同性质的事件会在不同频域留下“印记”:突发性恐慌主攻短期溢出[28-29],而结构性重塑(如能源转型、地缘冲突)则会唤醒中期和长期溢出。这提示风险管理需同时关注短期波动和中长期结构性风险,构建多时间尺度的预警体系。

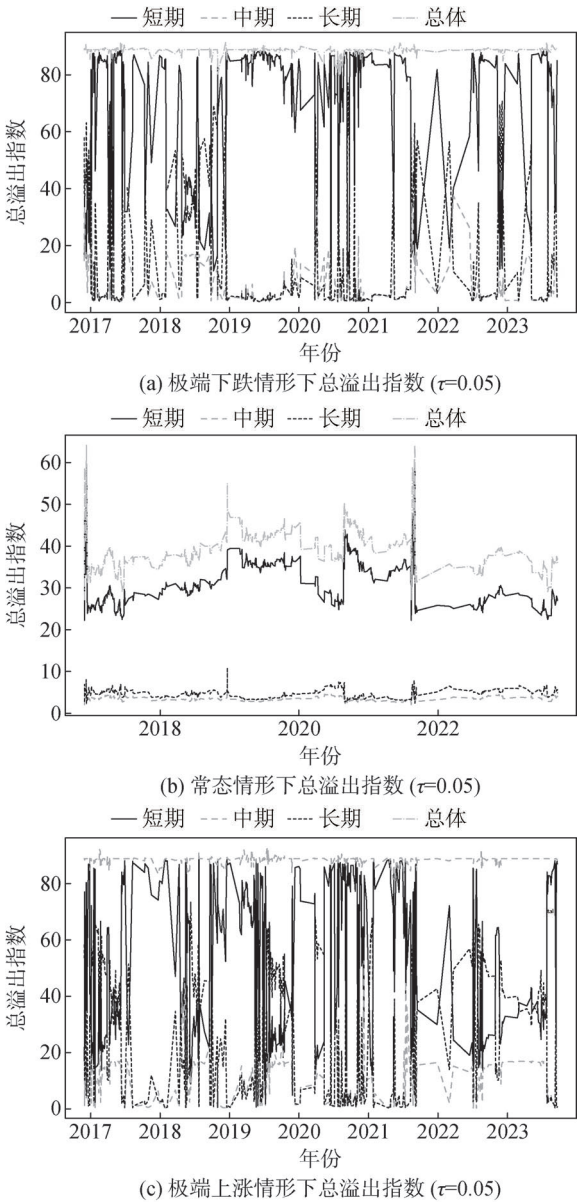


图 5　常规与极端情形下 *CPU* 与碳、能源、金融市场的动态总溢出指数($\tau=0.05$、$\tau=0.5$、$\tau=0.95$)

2. 动态净溢出指数

图 6~图 8 分别为常规与极端情形下变量净溢出指数。从不同分位点的变量净溢出指数图(图 6~图 8)看,市场状态的常态-极端异质性、重大事件冲击及 *CPU* 会给碳、能源、金融市场的净风险传递路径和强度带来明显影响,而且其短期、中期、长期净溢出的动态特点有所区别。

在常规分位点,各变量净溢出围绕零值小幅波动,短期净溢出主导,中期和长期净溢出几乎为零。*CPU* 净溢出长期为负且波动平缓,印证其作为风险接收方的角色;能源类变量净溢出偶有小幅脉冲(如 2018 年天然气短期净溢出突然转正),主要受季节性供需或政策微调影响[30],但整体平稳;碳市场净溢出长期处于低位,反映在“双碳”目标稳步推进下,碳价预期稳定;金融变量中,债券和外汇净溢出基本为负,凸显其避险属性。常态净溢出的“低烈度、短周期”特征,说明在市场平稳期,风险传递以高频交易和即时信息反应为主,政策与市场处于良性互动状态。

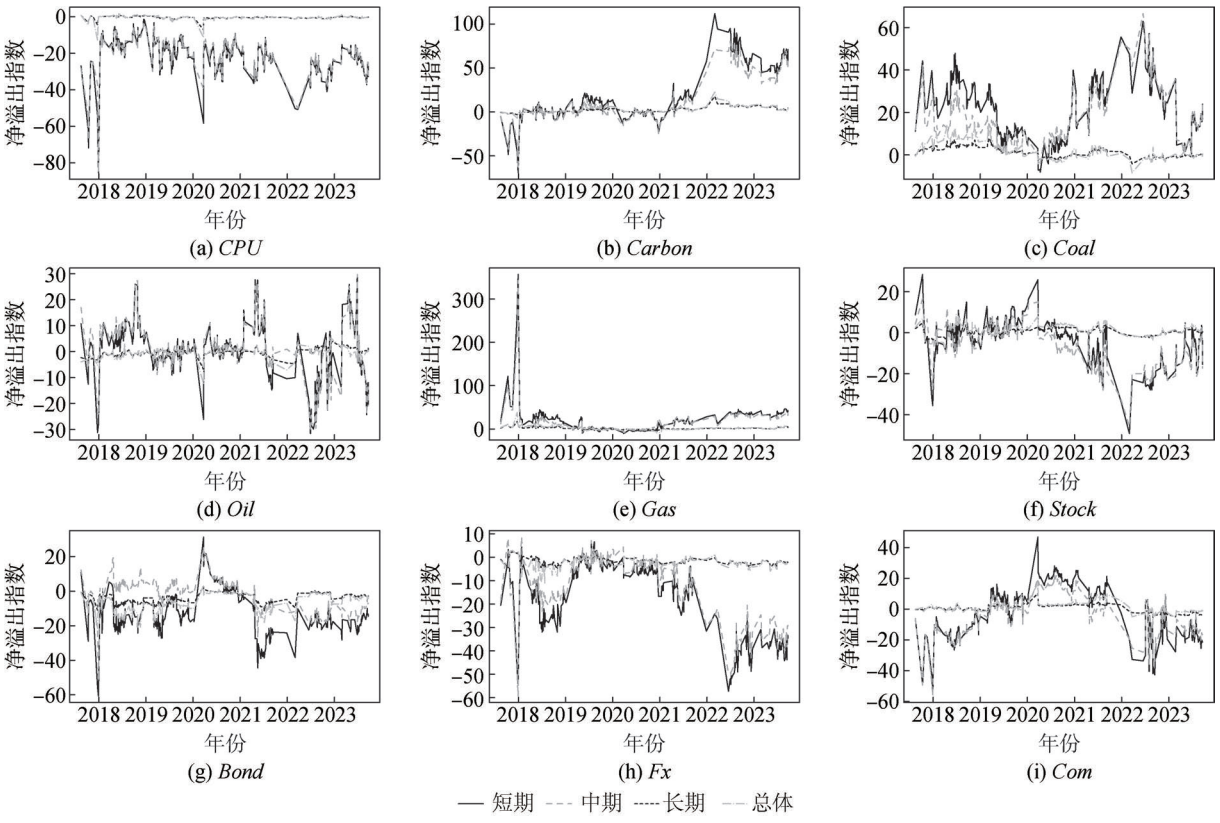


图 6　常规状态下变量净溢出指数(τ=0.5)

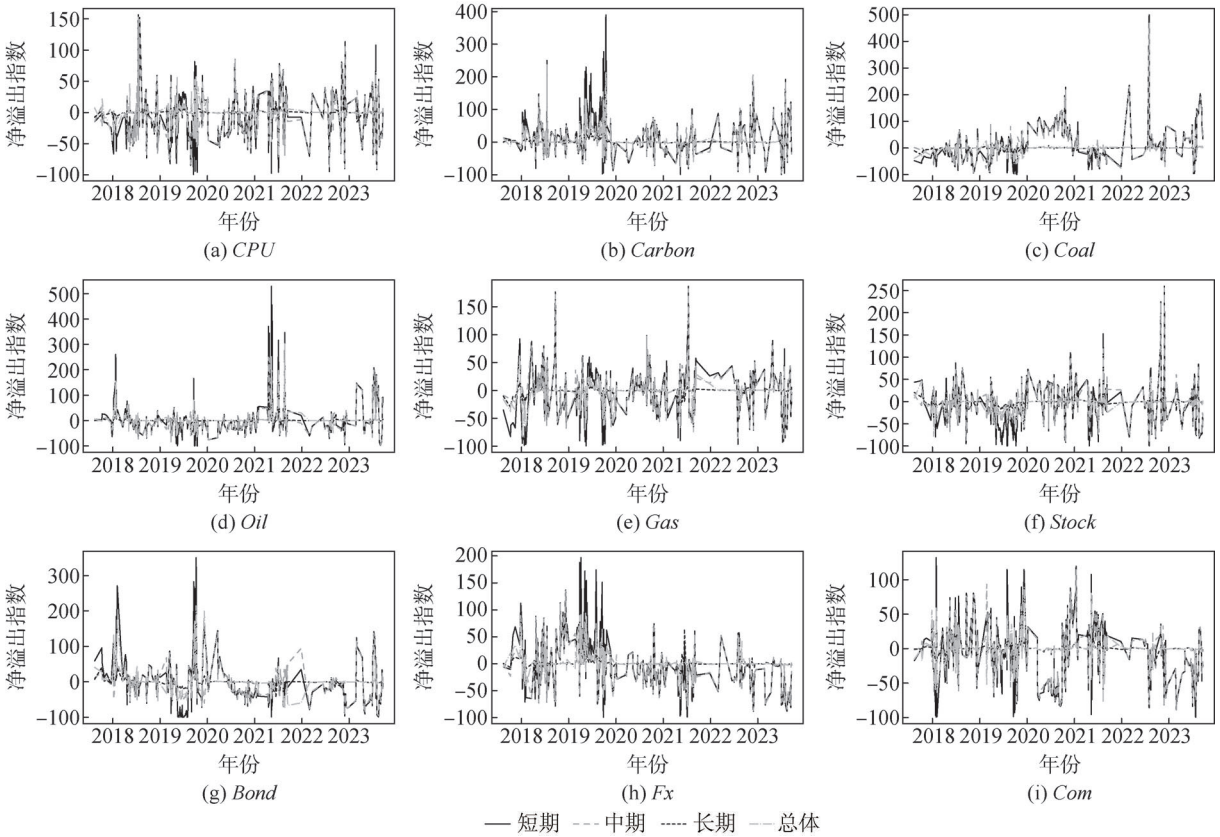


图 7　5%分位点变量净溢出指数(τ=0.05)

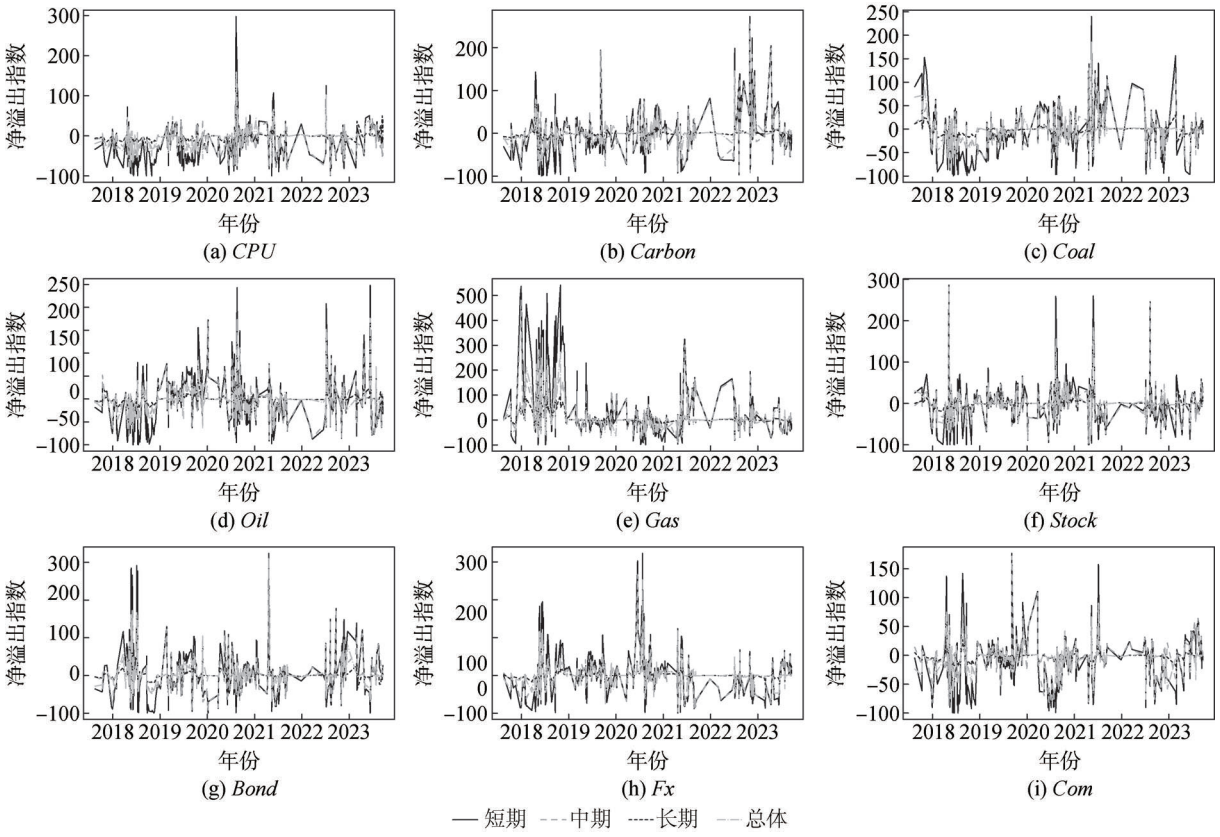


图 8　95%分位点变量净溢出指数($\tau=0.95$)

在极端下跌分位点,净溢出呈现剧烈脉冲和跨频域蔓延。以 2020 年新冠肺炎疫情为例,对能源市场而言,新冠肺炎疫情导致全球需求骤停,煤炭和天然气短期净溢出急剧飙升为正,从风险输出方转为风险接收方[31],反映能源价格对需求崩溃的极端敏感;对 *CPU* 而言,中期净溢出同步上升为正,表明新冠肺炎疫情引发的政策执行节奏不确定性在中长期持续发酵;对金融市场而言,股票市场短期净溢出深度下挫,成为风险主要接收端,而债券短期净溢出转正,反映避险资金涌入推动债市风险向外溢出。这一系列联动背后的机制是:极端负面冲击通过需求崩塌渠道直接冲击能源价格,同时通过政策不确定性渠道改变市场对气候政策中期路径的预期,最终通过资产避险渠道引发金融市场风险重分配。2022 年石油短期净溢出急剧上升为正,*CPU* 长期净溢出开始波动,反映出地缘政治引发的能源安全担忧与长期气候目标之间的张力,加剧了风险的跨期传递。

在极端上涨分位点,净溢出呈现极端分化和结构重组现象。2021 年能源转型加速:①煤炭,短期净溢出脉冲式飙升为正,源于“双碳”政策供给收缩与需求反弹的供需错配,短期投机情绪激化;②*CPU*,中期净溢出持续为正,反映市场对煤炭产能调控和保供协调的中期政策博弈;③碳市场,长期净溢出明显加强,表明碳价长期预期与能源价格深度绑定,政策长期走向的不确定性成为风险源[8];④债券,短期净溢出脉冲式波动,与能源价格上涨引发的通胀预期直接相关,中期净溢出持续上升,反映货币政策应对预期不断调整;⑤外汇,净溢出波动加剧,与能源进口成本变化和绿色资本流动相关;⑥商品期货,短期净溢出频繁脉冲,成为风险放大的“加速器”。

综上可知,极端分位点下净溢出的强度、波动幅度和跨期联动性远超常态,揭示出在危机或泡沫时期,风险通过供需失衡、政策预期分歧、资产再平衡等多重渠道非线性放大[32]。不同变量的净溢出模式差异,反映了其在经济系统中的功能定位(如能源作为成本中心、债券作为避险资产等)。这为投资者构建状态依存的资产组合和监管者实施差异化风险干预提供了重要依据。

3. *CPU* 与碳、能源、金融市场间动态两两净溢出指数

图 9 展示了 *CPU* 与各市场间溢出的时变轨迹,进一步揭示了 *CPU* 与特定市场间的风险互动细节。可以看出,市场状态的极端性及重大事件冲击会给 *CPU* 及各个市场的净风险传递带来明显的推动作用,而且极

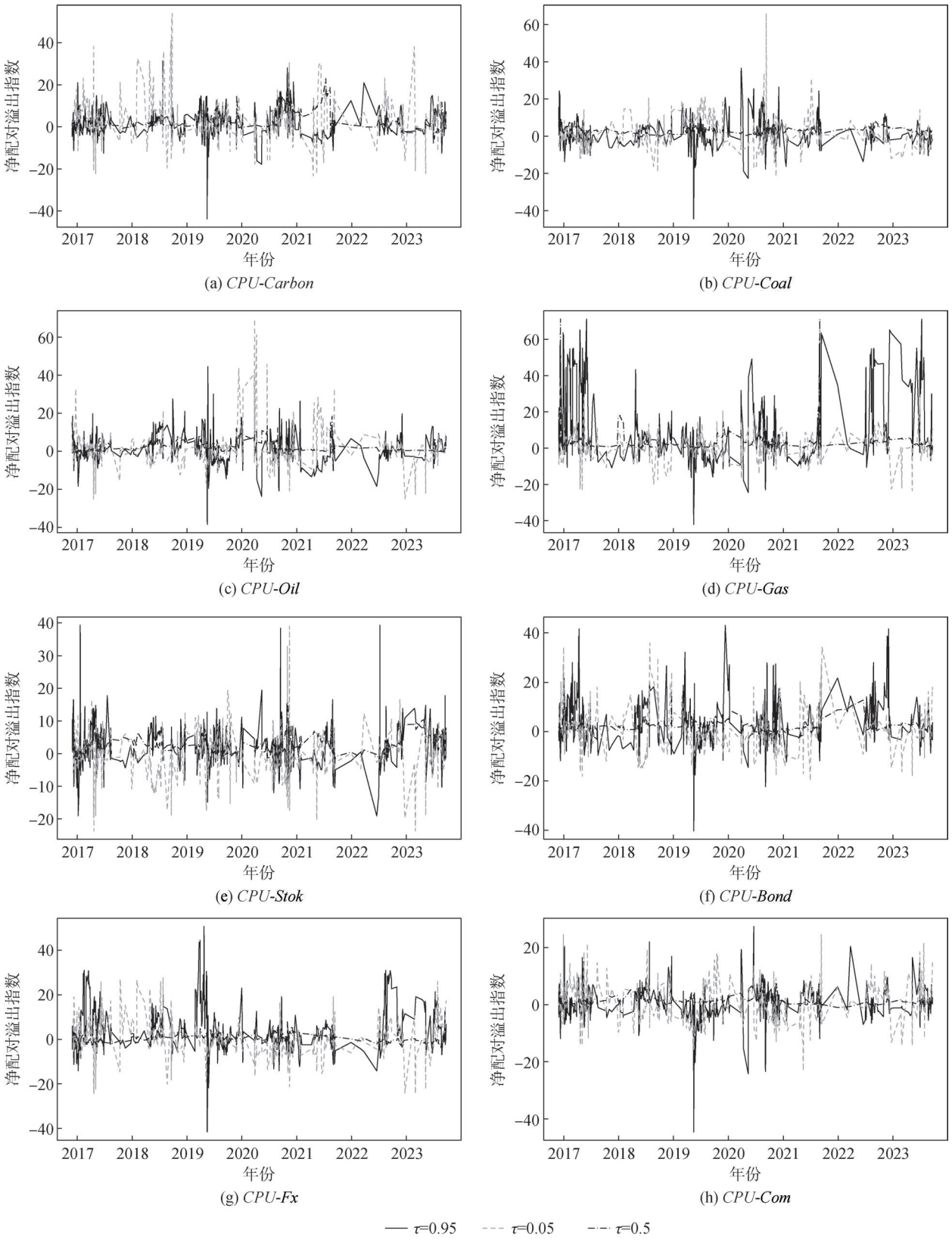


图 9　常规与极端情形下 *CPU* 与碳、能源、金融市场的两两净溢出时序

端分位点的净溢出波动幅度远大于常态分位点。

在 *CPU* 与碳市场的关联中，常态下净溢出围绕零值小幅波动[8]，说明日常碳价波动与 *CPU* 关联有限。

但在极端上涨分位点，2021年碳市场启动及配额政策调整期间，*CPU*向碳市场的净溢出出现显著正向脉冲。这背后的机制是在碳价快速上涨阶段，市场对未来配额收紧的预期增强，任何政策信号都会被放大，形成“政策预期—碳价上涨”的正反馈循环。而在极端下跌分位点，2020年初新冠肺炎疫情冲击下，净溢出出现负向脉冲，显示碳市场流动性枯竭，碳价波动反向推高了*CPU*，即市场对碳政策执行前景的担忧加剧。

在*CPU*与能源市场的关联中，*CPU*与煤炭市场常态下净溢出平稳，但极端上涨时2021年出现巨大正向脉冲。这归因于“双碳”目标下的供给收缩与疫后需求反弹形成的极端供需错配，使得煤炭价格对任何政策微调都极度敏感，*CPU*成为煤炭市场投机情绪的放大器。极端下跌时2020年新冠肺炎疫情溢出同样出现正向脉冲，表明需求崩溃时，政策的不确定性进一步加剧了煤炭市场的恐慌。*CPU*与石油市场常态下波动平缓，但2022年俄乌冲突期间，极端分位点净溢出剧烈震荡。石油作为国际化程度最高的能源品种，其价格同时受国际地缘政治和国内气候政策影响。冲突引发的供给担忧放大了国内石油市场对*CPU*的敏感度，形成“国际冲击—国内政策预期—油价波动”的复杂传导链；*CPU*与天然气市场与煤炭类似，但在2021年极端上涨期间净溢出脉冲更为剧烈，反映了天然气作为清洁过渡能源，其价格对气候政策的敏感性更高[12]。

在*CPU*与金融市场的关联中，*CPU*与股票市场在2020年新冠肺炎疫情暴发时，极端下跌分位点净溢出深度下挫，显示股票市场成为*CPU*风险的主要接收者。2021年绿色金融热潮中，极端上涨分位点净溢出正向脉冲，反映气候政策利好对绿色板块的刺激作用通过*CPU*渠道放大[27]；*CPU*与债券市场在2022年全球加息周期中，极端分位点净溢出波动范围明显扩大，表明通胀预期和货币政策调整与气候政策不确定性相互交织，加剧了债券市场风险；*CPU*与外汇市场同样在2022年美元加息背景下，极端分位点净溢出波动远超常态，体现汇率对国内外政策差异的敏感反应；*CPU*与商品期货市场在2021—2022年能源与供应链问题期间，极端分位点净溢出频繁脉冲，显示商品期货作为风险枢纽，将*CPU*的冲击快速传导至其他市场。

综上，两两分析证实了*CPU*与各市场的风险关联在极端事件中显著增强，且不同市场对*CPU*冲击的反应模式存在差异（如煤炭对供给政策敏感，石油对地缘敏感，债券对通胀敏感）。这为跨市场风险对冲和状态依赖型风险管理提供了精细化的微观证据。

（三）稳健性检验

第一，改变预测期，检验静态结果的稳健性。分别测试预测期为50期和150期的静态溢出指数，结果与表3完全一致。第二，从更改变量顺序和改变滚动窗口时期两个角度，测试时变结果的稳健性。结果表明，更改变量次序后得出的结果与图6完全吻合；滚动窗口期改变后所得结果与图6路径相似。第三，改变极端市场情形下的分位点，检验分位点选择对结果的稳健性。本文进一步在$\tau=0.1$和$\tau=0.9$进行对比测试，得出的总溢出指数与图6路径相似，核心结论保持稳定，通过稳健性测试。

六、结论与启示

本文构建QVAR模型，从时域和频域2个角度全面探究CPU与碳-能源-金融市场带来的风险溢出效应。实证结果显示，气候政策不确定性是关键驱动因素，它经由政策规制、市场机制及预期引导三条途径，同碳市场、能源市场和金融市场织成一张复杂又不断变化的风险传染网络，本文的研究结果可得到如下主要结论：

第一，气候政策不确定性与碳、能源及金融市场之间构成高度关联的风险溢出网络，在不同市场状态下运行特征存在显著差异。在市场处于常态时，气候政策不确定性的影响主要表现为自身内部风险的反复积累，对其他市场的外部传导较为有限；而当市场进入极端风险状态后，风险由内部向外部扩散的特征明显增强，自身反馈作用显著减弱，跨市场溢出迅速上升并呈现扩散态势。上述结果表明，仅从均值视角刻画溢出关系，容易低估极端情形下的交叉风险溢出强度，同时高估风险在市场内部的自反馈溢出强度。

第二，气候政策不确定性起着核心推动作用。它在风险传导网络里充当枢纽，其功能定位表现出一种依存性，常态下CPU大多属于风险净流入方，会吸纳系统内其他市场的波动；极端状态时，CPU变成风险净流出方，会自行向碳、能源及金融市场传递不确定性，借助频域分析可知，CPU短期的溢出现象在极端事件发生时明显加剧。

第三，能源市场在风险传导过程中起到关键的枢纽作用。从静态网络分析来看，当处于极端下跌情形时，煤炭和天然气节点的规模会增大，并经由粗边接收碳市场和金融市场的溢出风险；石油是风险溢出方，向金融市场溢出风险。而在极端上涨时期，石油成为风险净溢入者，它同 CPU、外汇、商品期货市场的关联边明显增粗，动态净溢出指数也显示，能源市场和金融市场之间风险交互存在时变特性，能源价格波动借助估值途径放大金融市场波动，债券和外汇市场的净溢出指数发生剧烈波动，这证实理论框架中的“政策驱动-市场联动-风险反馈”循环机制。

第四，频域分析表明风险传导具有一定的时期性特征。处于任何市场状况时，短期溢出始终占据优势地位。这体现出市场针对信息作出快速响应，中期和长期溢出在极端情形下明显增大。从 CPU 与碳、能源市场两两净溢出的时序图来看，在“双碳”政策逐步推进期间，CPU 同碳、能源市场的长期联系得到加强，这验证了气候政策经由成本传导及能源替代效应而产生的结构性影响。

基于上述研究结论，本文得出如下启示：

第一，气候政策不确定性和碳-能源-金融市场风险传导存在明显的状态依存特征。处于极端市场情形时，风险溢出强度会以非线性形式增大，传导路径亦出现结构性重塑，所以需创建动态化、差别化的风险监测架构，提议监管方制定分位数警报模型，把 CPU 指数归入金融风险监测系统当中，并确立多阈值警报制度。

第二，能源市场在风险传导过程中起着枢纽作用，极端事件发生时，同碳市场、金融市场之间的关联明显加强。建议形成“气候政策-能源安全-金融稳定”协同治理体系。一是组建包含央行、能源局、生态环境部等多部门的气候风险工作小组，并搭建信息共享平台；二是把碳市场归入宏观审慎评价系统，针对金融机构碳资产风险敞口设置限额；三是规划能源转型的逐步推进路线，防止因政策突变造成市场大幅震荡。

第三，风险溢出存在明显的阶段性特点，既包含短期的波动现象，又存在长期的结构性风险。市场主体为应对这种情况，需形成全面的风险经营策略。一是金融机构要研发气候风险压力检测工具，着重考量极端环境下资产集合的稳定性；二是能源企业要提升气候情景分析能力，利用期货套保、绿色债券等手段化解政策变化带来的风险；三是投资者应当优化资产配置方案，遵照风险溢出的时间频率特性来调整投资期限。

第四，重大国际事件经由能源价格渠道会加重国内市场风险溢出。这突出了加强国际合作的重要性。一是要积极投身到全球气候金融标准的制定当中，促使中国碳市场同国际市场相互连通；二是形成“一带一路”气候风险联防联控机制，利用货币互换、绿色信贷等工具来解决跨境风险的传染问题；三是参考欧盟碳边境调节机制的相关经验，完善我国碳市场的风险管理，规避碳价波动风险给国内产业造成影响。

参考文献

[1] 姬强，赵万里，张大永，等. 气候风险感知对金融市场的影响——基于中国企业层面的微观证据[J]. 计量经济学报，2022(3)：666-680.

[2] 王喜平，王恬恬，王婉晨. 基于溢出指数方法的我国碳市场与能源市场间风险溢出效应研究[J]. 电力科学与工程，2023，39(3)：25-33.

[3] 赵一航，赵会茹. 我国碳市场与化石能源市场溢出效应研究——基于 VAR-GARCH-BEKK 模型的分析[J]. 工业技术经济，2024，43(4)：45-53.

[4] YUAN N N，YANG L. Asymmetric risk spillover between financial market uncertainty and the carbon market：A GAS-DCS-copula approach[J]. Journal of Cleaner Production，2020，259：120750.

[5] 李天鑫. 中国碳市场与资本市场的风险溢出效应探究[J]. 中国商论，2024(9)：107-110.

[6] 杜红军，王剑. 国际碳市场、原油市场与股票市场间极端风险溢出效应研究——基于 TVP-VAR-DY 模型[J]. 金融经济，2022(12)：58-67.

[7] 惠调艳，王智，何振华. 时频视角下碳市场、绿色金融与能源市场的溢出效应研究[J]. 软科学，2025，39(6)：135-144.

[8] 郭娜，王子衿. 气候政策对碳市场、清洁能源市场影响研究[J]. 华北金融，2025(2)：80-94.

[9] LIANG C，GOODELL W J，LI X. Impacts of carbon market and climate policy uncertainties on financial and economic stability：Evidence from connectedness network analysis[J]. Journal of International Financial Markets，Institutions & Money，2024，92：101977.

[10] DIEBOLD F X, YILMAZ K. Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers[J]. International Journal of Forecast, 2012, 28(1): 57-66.

[11] BARUNÍK J, K ŘEHLÍK T. Measuring the frequency dynamics of financial connectedness and systemic risk[J]. Journal of Financial Econometrics, 2018, 16(2): 271-296.

[12] 姚登宝, 余敏. 中国碳市场与泛能源市场间的风险传递共振效应研究——兼论气候政策不确定性的影响[J]. 安徽大学学报(哲社版), 2024, 48(5): 162-175.

[13] CHATZIANTONIOU I, GABAUER D, STENFORS A. Interest rate swaps and the transmission mechanism of monetary policy: A quantile connectedness approach[J]. Economics Letters, 2021, 204: 109891.

[14] 胡丽宁. 气候政策不确定性、投资者气候风险感知与系统性金融风险[J]. 世界经济研究, 2024(8): 29-43, 135-136.

[15] KOOP G, PESARAN M H, POTTER S M. Impulse response analysis in nonlinear multivariate models[J]. Journal of Econometrics, 1996, 74(1): 119-147.

[16] PESARAN H H, SHIN Y. Generalized impulse response analysis in linear multivariate models[J]. Economics Letters, 1998, 58(1): 17-29.

[17] 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.

[18] GAVRIILIDIS K. Measuring climate policy uncertainty[J/OL]. New York: SSRN Electronic Journal, 2021[2026-05-11]. https://doi.org/10.2139/ssrn.3847388.

[19] MA Y, LIU Z, MA D, et al. A news-based climate policy uncertainty index for China[J]. Scientific Data, 2023, 10(1): 881.

[20] 周开国, 邢子煜, 杨海生. 宏观经济信息与金融市场关联性——来自混频动态条件相关系数模型的证据[J]. 金融研究, 2021(11): 41-59.

[21] 赵树然, 张洁, 赵坤, 等. 分位数视角下地缘政治风险与中国大宗商品市场溢出研究[J]. 中央财经大学学报, 2024(12): 32-44.

[22] 张国富, 张勇. 气候政策不确定性、原油与农产品市场的风险溢出效应研究[J]. 金融经济, 2025(3): 40-51.

[23] FANG Y, SHAO Z. The Russia-Ukraine conflict and volatility risk of commodity markets[J]. Finance Research Letters, 2022, 50: 103-264.

[24] BOURI E, IQBAL N, KLEIN T. Climate policy uncertainty and the price dynamics of green and brown energy stocks[J]. Finance Research Letters, 2022, 47: 102740.

[25] MU S X, HUANG G D, LI P, et al. A study on volatility spillovers among international stock markets during the Russia-Ukraine conflict[J]. Discrete Dynamics in Nature and Society, 2022: 1-8. https://doi.org/10.1155/2022/4948444Digital Object Identifier.

[26] YANG Y J, ZHAO L F, ZHU Y P, et al. Spillovers from the Russia-Ukraine conflict[J]. Research in International Business and Finance, 2023, 66: 102006.

[27] HE Z, QIAN W, MIFTAH B, et al. Quantile time-frequency spillovers among climate policy uncertainty, energy markets, and stock markets[J]. International Review of Economics and Finance, 2025, 103: 104428.

[28] JIANG D, JIA F, HAN X. Quantile return and volatility spillovers and drivers among energy, electricity, and cryptocurrency markets[J]. Energy Economics, 2025, 144: 108307.

[29] MOKNI K, ZAIER L H, YOUSSEF M, et al. Quantile connectedness between the climate policy and economic uncertainty: Evidence from the G7 countries[J]. Journal of Environmental Management, 2024, 351: 119826.

[30] MOHAMAD N, MISRUN W, ISHAK W I M, et al. Natural gas as a key alternative energy source in sustainable renewable energy transition: A mini review[J]. Frontiers in Energy Research, 2021, 9: 625023.

[31] WAN D X, XUE R, LINNENLUECKE M, et al. The impact of investor attention during COVID-19 on investment in clean energy versus fossil fuel firms[J]. Finance Research Letters, 2021, 43: 101955.

[32] OZKAN O, ADEBAYO S T, USMAN O. Dynamic connectedness of clean energy markets, green markets, and sustainable markets: The role of climate policy uncertainty[J]. Energy, 2024, 303: 131957.

Climate Policy Uncertainty and Risk Spillover Effects in Carbon, Energy and Financial Markets

Wang Xiping, Zhou Kaicheng

(Department of Economics and Management, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: Against the backdrop of advancing the "dual carbon" goals and accelerating global climate governance, preventing cross-market risk contagion among carbon, energy, and financial markets induced by climate policy uncertainty is of great significance. A four-dimensional risk linkage analysis framework of "CPU-carbon-energy-finance" was constructed. The quantile vector autoregressive model and frequency domain decomposition method were employed to examine the risk spillover effects of climate policy uncertainty under normal and extreme conditions from both the time and frequency dimensions. The results show that climate policy uncertainty plays a pivotal role in risk transmission and exhibits a pronounced state-dependent characteristic. It acts as a net risk receiver under normal conditions but turns into a net risk transmitter under extreme scenarios, with its impact significantly amplified during the COVID-19 pandemic and geopolitical conflicts. This role reversal is closely associated with declining risk appetite, heightened liquidity constraints, and the reshaping of policy expectations. Short-term spillovers consistently dominate the transmission process, reflecting the rapid market response to information. However, medium- and long-term spillovers are markedly intensified under extreme market states, indicating that extreme events can awaken the market's "long-term memory" and lead to cross-period risk contagion. The energy market serves as a critical transmission node. During downturns, coal and natural gas reinforce risk concentration, while during upturns, oil becomes a primary spillover source and strengthens its linkages with the carbon market and commodity futures. The findings provide empirical evidence for constructing a state-dependent risk defense system, optimizing the design of energy transition pathways, and facilitating a smooth energy transition.

Keywords: climate policy uncertainty; carbon market; energy market; financial market; quantile spillover model; time-frequency analysis