

气候政策不确定性与大宗商品市场的风险溢出研究

杨子泓, 陈子怡, 梁龙跃

贵州大学经济学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2025年2月17日; 录用日期: 2025年2月27日; 发布日期: 2025年3月31日

摘要

本研究以DY和BK溢出指数模型为基础, 探讨了气候政策不确定性对中国大宗商品市场的风险溢出效应。通过构建时变波动溢出指数, 捕捉了这一效应的动态时变特征, 并建立了风险溢出网络模型, 揭示了不同市场之间的风险传播路径。研究发现, 气候政策不确定性对中国大宗商品市场存在显著的风险溢出效应, 尤其受到高频和中频频域的影响。不同市场表现出明显的异质性, 工业品市场主要作为波动溢出的传递者, 而农产品市场则更倾向于成为波动溢出的接收者。此外, 气候政策不确定性对于风险溢出效应的影响在不同频域存在差异, 较少受低频频域的影响。综合而言, 本研究通过全面的实证检验, 为政策制定者提供了深入了解气候政策调整对大宗商品市场风险传播的影响, 特别是在不同频域和市场异质性方面。这一视角为制定应对策略和保障市场稳定性提供了有益的参考。

关键词

气候政策不确定性, 中国大宗商品市场, 时域, 频域, 复杂网络

The Study of Climate Policy Uncertainty and Risk Spillover in Commodity Markets

Zihong Yang, Ziyi Chen, Longyue Liang

School of Economics, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: Feb. 17th, 2025; accepted: Feb. 27th, 2025; published: Mar. 31st, 2025

Abstract

Based on the DY and BK spillover index models, this study explores the risk spillover effects of climate policy uncertainty on China's commodity markets. By constructing a time-varying volatility spillover index to capture the dynamic and time-varying characteristics of these effects, and establishing a risk

文章引用: 杨子泓, 陈子怡, 梁龙跃. 气候政策不确定性与大宗商品市场的风险溢出研究[J]. 电子商务评论, 2025, 14(3): 1457-1475. DOI: 10.12677/eci.2025.143844

spillover network model, the study reveals the pathways of risk transmission among different markets. The findings indicate a significant risk spillover effect of climate policy uncertainty on China's commodity markets, particularly influenced by high and medium-frequency domains. Different markets exhibit notable heterogeneity, with the industrial market primarily acting as a transmitter of volatility spillover, while the agricultural market tends to be a receiver. Additionally, the impact of climate policy uncertainty on risk spillover effects varies across different frequency domains, with a relatively minor influence from the low-frequency domain. Overall, this study, through comprehensive empirical testing, provides valuable insights for policymakers to gain a deeper understanding of the impact of climate policy adjustments on risk transmission in commodity markets, especially considering different frequency domains and market heterogeneity. Such insights serve as a useful reference for formulating strategies to address these challenges and ensure market stability.

Keywords

Climate Policy Uncertainty, Chinese Commodity Markets, Time Domain, Frequency Domain, Complex Network

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. 引言

在 2023 年 11 月 30 日至 12 月 12 日召开的《联合国气候变化框架公约》第二十八次缔约方大会上,全球气候行动的缓慢进展引发了广泛关注。根据当前的发展轨迹,本世纪末全球温度升高可能略低于 3℃,与《巴黎协定》中 1.5℃ 的目标仍有一定差距。这一现状预示着人类将面临严峻的挑战。为应对气候变化风险,各国政府纷纷出台政策,旨在减少温室气体排放、推动可再生能源和可持续发展、减轻气候变化的影响、维护地球生态系统的稳定性[1]。然而,这些政策的实施过程中存在不确定性,例如美国 2017 年退出《巴黎协定》,这种不确定性可能对宏观经济和碳中和目标产生深远影响[2]。

中国作为主要碳排放国之一,其政策方向对全球气候政策具有重要影响。2009 年至 2022 年,中国的碳排放量从 77.1 亿吨增至 114.77 亿吨,占全球总排放量的 27% [3],中国政府将应对气候变化纳入现代化进程的重要组成部分。党的二十大报告特别强调,应对气候变化是促进人与自然和谐共生的现代化的重要内容,要求统筹产业结构调整、污染治理、生态保护、应对气候变化,协同推进降碳、减污、扩绿、增长,推进生态优先、节约集约、绿色低碳发展。因此,中国将积极应对气候变化作为实现自身可持续发展的内在要求及责任担当,制定一系列气候政策和法规,落实国家自主贡献目标。同时,中国经济正处于高速发展向高质量发展转型的关键时期,旨在转变发展方式、优化经济结构以及转换增长动力,作为促进经济发展的原材料,大宗商品对中国经济具有重要推动作用。作为全球最大的大宗商品消费国之一,中国的表现不仅对本国经济稳定和发展具有战略意义,也对国际市场产生深远影响。

气候政策不确定性通过影响传统和新能源市场的需求和价格、农产品生产条件的变化和市场参与者和参与者的预期等方式,引发大宗商品市场价格波动。同时,随着经济全球化和金融自由化进程的深入推进,大宗商品市场在国民经济中占据重要地位,是影响经济稳定的重要因素,因此大宗商品价格的波动会促使政府对现行气候政策作出相应的调整。在此背景下,了解气候政策不确定性对大宗商品市场的影响,并深入研究其风险传染机制对于中国当局和政策制定者实现这些目标至关重要,为市场参与者提

供更可靠的信息, 以助其在不稳定的市场环境中作出明智决策。

2. 文献综述

气候变化被广泛认为是 21 世纪最紧迫的问题之一, 相关的气候变化风险和不确定性可以对全球经济体系的各个方面产生深远的影响[4]。Gavrilidis (2021)利用文本挖掘构建气候政策不确定指数衡量美国的气候政策不确定性程度, 为气候风险的研究提供了新的方向, 气候政策不确定性与能源价格、可再生能源证书、全球经济政策不确定性等之间都存在关联关系[5]-[8]。Wang *et al.* (2023)利用分位数连通性检验了气候政策不确定性(CPU)、原油价格(COP)和农产品价格(APP)之间的动态溢出, 分别揭示了气候政策对正常市场和极端市场的影响[9]。Dai and Zhang (2023)认为气候政策不确定性对银行所承担风险具有显著影响, 且该影响在银行类型之间存在差异性[10]。Ren *et al.* (2022)发现气候政策不确定性(CPU)通过对企业资本状况的影响对企业层面全要素生产率(TFP)产生负面影响[11]。

不同国家之间的气候政策不确定指数存在差异, 为了更准确地研究气候政策不确定性对于中国经济的影响, 构建中国气候政策不确定性指数至关重要[12]。Tian and Li (2023) [2]证明增加气候政策不确定性可以减少中国大部分地区的碳排放, 从而改善环境恶化, 并且其中蕴含的信息可用于预测中国的二氧化碳碳排放量。Xu *et al.* (2023) [12]研究中美气候政策不确定性对股市的影响, 结果表明中国 CPU 指数增长趋势与美国相似, 但两种 CPU 对股市的影响存在显著差异。

对于大宗商品市场的相关研究, 大多数学者集中于探究国际大宗商品市场与中国金融市场之间的关系[13]-[15], 也有学者考虑地缘政治风险、政策漂移、通货膨胀等宏观经济因素与大宗商品的关联性[16] [17]。随着全球气候变化加快, 一些学者认为气候变化会影响与商品供需相关的基本面, 并成为商品价格的关键决定因素之一[18]-[20]。Makkonen *et al.* (2021)首次研究了气候变化和宏观经济基本面对农产品期货收益的动态影响, 说明经济活动和各种不确定性措施并未对农产品期货的回报产生重大影响[21]。Shen *et al.* (2023)指出全球极端气候事件对天然气异常收益的影响具有异质性, 有关基本面、投机、气候和事件属性都是其影响因素[22]。Batten *et al.* (2021)研究了主要能源价格和天气对碳价格的解释程度, 结果表明仅基于能源价格的模型只能解释 12%的碳价格变化, 除了意外的温度变化外, 天气变量不会影响碳价格[23]。Agnello *et al.* (2020)表明全球环境条件也会影响大宗商品价格上涨的持续时间, 平均气温(降雨量)的上升会增加(减少)其持续时间[18]。Wu *et al.* (2023)提出了一种新颖的变系数区间值时间序列(VC-ITS)模型, 以揭示温度区间对中国商品期货区间值收益的影响[24]。Nam (2021) [19]通过修改后的 FAVAR 模型, 并在均值模型中引入了随机波动性, 确定了气候不确定性对大宗商品市场的影响。

在研究方法上, 现有文献主要使用动态条件相关模型、Copula 模型和格兰杰因果检验等方法研究市场之间的溢出效应[25]-[27]。也有学者利用小波相干方法探究不同类型天气条件对中国碳煤电(CCE)系统风险测度、美国大宗商品市场的多时间尺度影响[28] [29]。近年来, 开始有学者使用 DY 溢出指数和 BK 溢出指数研究不同时域和频域视角下市场间的溢出效应[30] [31]。Su *et al.* (2022)使用时域和频域技术分析了气候政策下的能源转型[32]。Wei *et al.* (2023)通过使用 TVP-VAR 模型扩展来量化气候变化、碳排放配额交易、原油和可再生能源股票市场之间的时变连通性效应[33]。复杂网络也被应用于刻画跨市场风险溢出路径, 将市场间风险传染进行可视化, 使政策制定者和风险监管能更好地做出决策[34] [35]。

通过梳理相关文献, 本文发现既有文献围绕气候政策不确定性的经济影响展开大量研究, 但仍存在三方面不足: 一是研究视角局限。现有工作多聚焦 CPU 对能源市场的单向冲击[9], 忽视其对农产品、工业品等大宗商品市场的异质性影响。二是, 研究方法单一。主流研究采用滚动窗口法计算溢出指数, 但其结果对窗宽选择敏感且损失初始样本[36]。三是机制阐释不足: 既有文献侧重政策→价格的直接关联, 但对其传导路径(如生产成本变动、投资者预期调整)缺乏深入探讨。有鉴于此, 本文基于时频视角, 采用

DY 溢出指数、BK 溢出指数模型与复杂网络方法,从静态和动态两个方面深入研究了气候政策不确定性对中国大宗商品市场的风险溢出效应,并可视化市场间风险传染路径,为防范和化解跨市场风险提供借鉴。本文的贡献主要在两个方面:本文为气候政策不确定性对中国大宗商品市场的风险溢出效应相关研究进行了补充,丰富和扩展了气候对大宗商品市场影响的学术文献。其次,本文使用基于时变参数的 TVP-VAR-DY 模型和 TVP-VAR-BK 模型,分别从时域和频域层面研究跨市场溢出效应,克服了滚动窗口依赖于窗宽选择、损失初始窗口样本、实证结果对极端值敏感等缺点,更为全面地揭示了跨市场风险传染路径,识别跨市场风险源头与传导渠道,得到更加符合中国经济现实的研究结论。

3. 模型构建与变量选取

3.1. 模型构建

为了研究气候政策不确定性对中国大宗商品市场的时频溢出效应,本文采用了传统的 DY 溢出指数和 BK 溢出指数模型,以量化不同时间频域下市场之间的溢出强度和规模。其次,本文使用了基于时变参数的 TVP-VAR-DY 模型和 TVP-VAR-BK 模型,以捕捉溢出效应的时变特征。最后,本文构建了溢出网络模型,以描述气候政策不确定性对中国大宗商品市场之间的跨市场风险传播路径。

3.1.1. TVP-VAR-DY 模型

本文借鉴 Antonakakis *et al.* (2020)的研究方法[37],将时变参数向量自回归(TVP-VAR)模型与基于广义方差分解的溢出指数方法(DY)相结合,构建时变参数向量自回归溢出指数(以下简称为 TVP-VAR-DY 模型进行实证研究。该模型主要有以下三个优点:第一,无需主观设置滚动窗口大小,有效避免参数不平稳和观测值缺失的问题;第二,异方差过程优于同方差过程,时变方差-协方差结构有利于模型产生更加符合经济现实的回归结果[38];第三,采用卡尔曼滤波估计,使研究结果更具有适应性,对样本中的极端观测值不敏感。

N 维变量滞后 p 阶的 TVP-VAR 模型定义为:

$$Y_t = A_t X_{t-1} + \varepsilon_t, \varepsilon_t | \Omega_t \sim N(0, \Sigma_t) \quad (1)$$

$$\text{vec}(A_t) = \text{vec}(A_{t-1}) + \xi_t, \xi_t | \Omega_t \sim N(0, \Xi_t) \quad (2)$$

其中, $Y_t = (y_{1,t}, y_{2,t}, \dots, y_{n-1,t}, y_{n,t})'$ 表示包含时间 t 的 $N \times 1$ 维变量,且 $X_{t-1} = (Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p})'$, 其中滞后阶数 p 通过 AIC 和 BIC 准则选出。 $A_t = (A_{1t}, A_{2t}, \dots, A_{pt})$ 是一 $N \times N$ 维参数矩阵, $\text{vec}(A_t)$ 表示 A_t 向量化。此外, ε_t 和 ξ_t 是误差向量, Ω_{t-1} 直到 $t-1$ 时刻的信息集, Σ_t 和 Ξ_t 分别是 ε_t 和 ξ_t 的时变方差-协方差矩阵。然后,通过卡尔曼滤波算法估计该 TVP-VAR (p)模型,遗忘因子和衰减因子均设置为 0.99。

$$Y_t = A_t X_{t-1} + \varepsilon_t = \sum_{i=0}^{\infty} B_{i,t} \varepsilon_{t-i} \quad (3)$$

其中, $B_{i,t} = \sum_{l=0}^p A_{l,t} B_{i-l}$, t 表示响应函数, $B_{0,t}$ 是单位矩阵,当 $i < 0$ 时, $B_{i,t} = 0$ 。结合式(3),可以计算出 H 步前的 GFEVD, 计算如下:

$$\Phi_{jk,t}(H) = \frac{\sum_{k=1}^N \sum_{h=0}^{H-1} (\theta_j' B_{h,t} \sum_t \theta_k)^2}{\sum_{h=0}^{H-1} (\theta_j' B_{h,t} \sum_t B_{h,t}' \theta_j)} \quad (4)$$

其中, θ_j 和 θ_k 是 $N \times 1$ 维向量,其中第 j 个(或第 k 个)元素为 1,其余为 0,当 $j \neq k$ 时, $\Phi_{jk,t}(H)$ 表示由 k 引起的 j 中 H 步预测误差方差的份额。为了确保每行中元素的总和为 1,即所有变量共同贡献了变量 j 的 100%预测误差方差,我们通过行总和将每个条目归一化为:

$$\tilde{\Phi}_{jk,t}(H) = \frac{\Phi_{jk,t}(H)}{\sum_{j=1}^N \Phi_{jk,t}(H)} \times 100 \quad (5)$$

并且 $\sum_{k=1}^N \tilde{\Phi}_{jk,t}(H) = 1$ 和 $\sum_{j=1,k=1}^N \tilde{\Phi}_{jk,t}(H) = N$, 因此, 我们可以将 TVP-VAR 模型中的时变总溢出指数 (TSI) 定义为:

$$TSI_t(H) = \frac{\sum_{k=1, j \neq k}^N \tilde{\Phi}_{jk,t}(H)}{\sum_{j=1,k=1}^N \tilde{\Phi}_{jk,t}(H)} \times 100 \quad (6)$$

它用于量化系统中所有变量之间溢出效应的总强度。因此, 基于这些定义, 我们可以计算 j 从所有其他变量接收到的方向溢出效应:

$$FROM_{j \leftarrow *, t}(H) = \frac{\sum_{k=1, j \neq k}^N \tilde{\Phi}_{jk,t}(H)}{\sum_{j=1,k=1}^N \tilde{\Phi}_{jk,t}(H)} \times 100 \quad (7)$$

测量变量 j 传递到所有其他变量的方向溢出的方法如下:

$$TO_{j \rightarrow *, t}(H) = \frac{\sum_{k=1, j \neq k}^N \tilde{\Phi}_{kj,t}(H)}{\sum_{j=1,k=1}^N \tilde{\Phi}_{jk,t}(H)} \times 100 \quad (8)$$

此外, 为了评估变量 j 的净方向溢出效应, 即方向 TO 和 $FROM$ 溢出效应的差异, 我们将其计算:

$$NET_{j,t}(H) = TO_{j \rightarrow *, t}(H) - FROM_{j \leftarrow *, t}(H) \quad (9)$$

从式(9)可以看出, 净溢出指数为正表明变 j 是溢出效应的净传递者, 否则它是一个净溢出接收者。最后, 为了评估两个特定变量之间的溢出效应, 我们将 j 和 k 之间的净成对方向溢出指数(NPDS)定义为:

$$NPDC_{jk,t}(H) = \left(\frac{\tilde{\Phi}_{kj,t}(H)}{\sum_{j=1,k=1}^n \tilde{\Phi}_{jk,t}(H)} - \frac{\tilde{\Phi}_{jk,t}(H)}{\sum_{j=1,k=1}^n \tilde{\Phi}_{jk,t}(H)} \right) \times 100 \quad (10)$$

同样, $NPDC$ 表明 j 到 k 的溢出效应强于 k 到 j 的溢出效应, 表明变量 j 主导 k 的变化, 反之亦然。

3.1.2. TVP-VAR-BK 模型

Barunik *et al.* (2018) [39] 然后将静态溢出指数方法扩展到基于 TVP-VAR 模型, 这种新工具不仅保留了时变溢出指数的优势, 还捕获了不同时间频率下的溢出效应, 即从短期到长期的视野, 使我们能够改善对不同变量对外生冲击的异质反应的看法。

与式(3)类似, Barunik *et al.* (2020) [39] 提出的 TVP-VAR-BK 模型构建了随频率 ω 变化的响应函数 $B_t(e^{-i\omega h})$, 如下所示:

$$B_t(e^{-i\omega}) = \sum_{h=0}^{H-1} e^{-i\omega h} B_{h,t} \quad (11)$$

其中 $i = \sqrt{-1}$, 并且在频率 $\omega \in (-\pi, \pi)$ 上的广义因果谱定义为:

$$(f_t(\omega))_{jk} = \frac{\sum_{kk,t}^{-1} \left| \theta_j' B_t(e^{-i\omega}) \sum_t \theta_k \right|^2}{\theta_j' B_t(e^{-i\omega}) B_t(e^{+i\omega}) \theta_j} \quad (12)$$

这个方程计算了在频率 ω 下, 由于第 k 个变量的冲击而产生的第 j 个变量的溢出效应。然后, 定义

频率带 $d = (s, l)$ 且 $s < l, s, l \in (-\pi, \pi)$, 我们可以计算在频率带 d 上广义预测误差方差分解(GFEVD)为:

$$\Phi_{jk,t}(d) = \frac{1}{2\pi} \int_d W_{j,t}(\omega) (f_t(\omega))_{jk} d\omega \quad (13)$$

并且:

$$W_{j,t}(\omega) = \frac{\theta_j' B_t(e^{-i\omega}) \sum_t B_t'(e^{+i\omega}) \theta_j}{\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} (\theta_j' B_t(e^{-i\lambda}) \sum_t B_t'(e^{+i\lambda}) \theta_j) d\lambda} \quad (14)$$

同样地, 广义预测误差方差分解在频率带 d 上的归一化值被计算为:

$$\tilde{\Phi}_{jk,t}(d) = \frac{\Phi_{jk,t}(d)}{\sum_{k=1}^N \Phi_{jk,t}(\infty)} \quad (15)$$

其中,

$$\Phi_{jk,t}(\infty) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} W_{j,t}(\omega) (f_t(\omega))_{jk} d\omega \quad (16)$$

根据上述定义, 频带 d 的总溢出、方向溢入、方向溢出、净溢出和净成对方向溢出(NPDS)指数计算如下:

$$TSI_t(d) = \left(\frac{\sum_{k=1, k \neq j}^n \tilde{\Phi}_{jk,t}(d)}{\sum_{j=1, k=1}^n \tilde{\Phi}_{jk,t}(\infty)} - \frac{Tr\{\tilde{\Phi}_{jk,t}(d)\}}{\sum_{j=1, k=1}^n \tilde{\Phi}_{jk,t}(\infty)} \right) \times 100 \quad (17)$$

$$FROM_{j \leftarrow *, t}(d) = \left(\left(\sum_{k=1, j \neq k}^n \tilde{\Phi}_{jk,t}(d) \right) \frac{\sum_{k=1, k \neq j}^n \tilde{\Phi}_{jk,t}(d)}{\sum_{j=1, k=1}^n \tilde{\Phi}_{jk,t}(\infty)} \right) \times 100 \quad (18)$$

$$TO_{j \rightarrow *, t}(d) = \left(\left(\sum_{k=1, j \neq k}^n \tilde{\Phi}_{kj,t}(d) \right) \frac{\sum_{k=1, k \neq j}^n \tilde{\Phi}_{kj,t}(d)}{\sum_{j=1, k=1}^n \tilde{\Phi}_{jk,t}(\infty)} \right) \times 100 \quad (19)$$

$$NET_{j,t}(d) = TO_{j \rightarrow *, t}(d) - FROM_{j \leftarrow *, t}(d) \quad (20)$$

$$NPDC_{jk,t}(d) = \left(\tilde{\Phi}_{kj,t}(d) \frac{\sum_{k=1, k \neq j}^n \tilde{\Phi}_{kj,t}(d)}{\sum_{j=1, k=1}^n \tilde{\Phi}_{jk,t}(\infty)} - \tilde{\Phi}_{jk,t}(d) \frac{\sum_{k=1, k \neq j}^n \tilde{\Phi}_{jk,t}(d)}{\sum_{j=1, k=1}^n \tilde{\Phi}_{jk,t}(\infty)} \right) \times 100 \quad (21)$$

其中, $Tr\{\cdot\}$ 是跟踪运算符, 参照 Guo et al. (2022) 的研究[40], 将样本频域划分为短期(1~4 月), 中期(4~12 月), 长期(12 月以上), 分别计算市场在短期、中期和长期条件下的溢出效应。

3.2. 数据选取与说明

对于中国大宗商品市场, 南华商品指数在对国际知名商品指数进行研究的基础上, 结合中国期货市场自身的实际特点, 选取国内三大商品期货交易所上市品种中比较有代表性且具有较好流动性的商品来编制商品指数, 全面反映了中国大宗商品期货价格走势。参考郭伟文(2022)[26], 本文选择南华商品期货价格指数衡量中国大宗商品价格走势, 数据包含南华商品综合指数以及工业品(GYP)、农产品(NCP)、能化(NH)和金属(JS)四大类别(贵金属期货由于推出时间较晚而没有纳入本文分析范围)。对于气候变化政策不确定性, 基于数据的可得性和准确性, 本文选择 Ma et al. (2023)[41]所构建的中国气候变化政策不确定

性指数，该指数基于发表的新闻进行文本挖掘计算得出。由于关于气候影响的研究一般至少在月尺度数据(甚至季度或年度数据)上进行，本文选取变量数据都为月度数据，样本区间为 2004 年 6 月~2022 年 12 月，共 223 个样本。南华商品期货价格指数数据均可在 wind 数据库获取，气候政策不确定性指数来源于 figshare 数据库。

Table 1. Descriptive statistics

表 1. 描述性统计

变量	均值	标准差	偏度	峰度	ADF	PP	JB 统计量
CPU	0.0151	0.81	0.36	4.14	-7.5086***	-195.5692***	21.0921***
GYP	0.0018	0.02	-0.71	8.18	-5.5316***	-101.1446***	277.7404***
NCP	-0.0005	0.01	-0.26	5.47	-4.9616***	-109.6065***	63.1009***
NH	0.0007	0.03	-0.71	7.84	-6.0104***	-95.4458***	240.6738**
JS	0.0025	0.03	-0.53	6.84	-4.6814***	-106.3986***	212.6251***

注：***表示在 1%显著性水平上显著。

本文对商品期货指数数据进行了一阶差分处理，并将得到的描述性统计结果列示在表 1 中。通过观察表中数据，可以发现所有变量均呈现显著的偏斜，且其峰度均大于 3，呈现出了“尖峰厚尾”的特征。在进行了 ADF (Augmented Dickey-Fuller)和 PP (Phillips-Perron)检验后，发现这些变量在 1%的显著性水平上是平稳的。此外，JB (Jarque-Bera)统计量也表明数据呈现出非正态分布的特征。

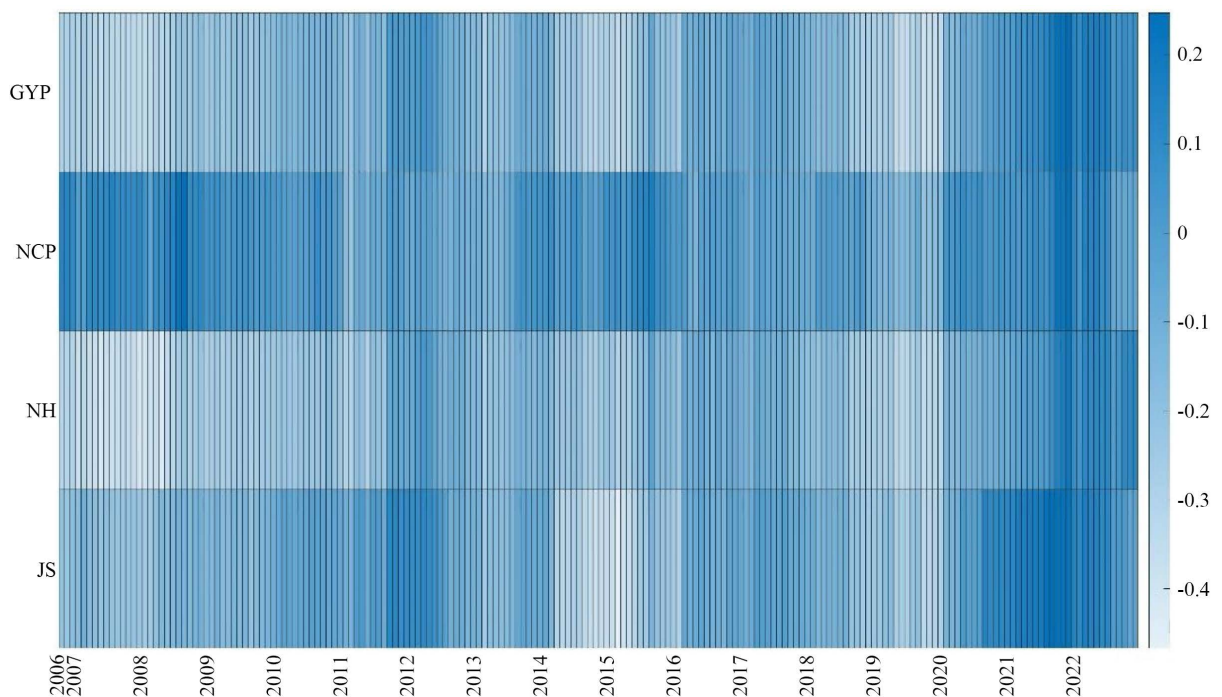


Figure 1. Heatmap of rolling window correlation coefficients

图 1. 滚动窗口相关系数热力图

图 1 采用 30 的样本周期进行窗口滚动计算相关系数，呈现了中国大宗商品市场价格走势与气候政策

不确定性之间的滚动窗口相关系数。观察图表可发现，气候政策不确定性在 2020~2022 年对所有大宗商品市场价格指数的相关性都有所增强，且全部呈现正相关。这些相关性初步揭示了气候政策不确定性对不同类型大宗商品市场价格走势的影响差异。

4. 实证结果分析

4.1. 静态溢出效应分析

本文采用 DY、BK 溢出指数模型考察不同时频域下气候变化与中国大宗商品市场价格指数之间的风险溢出效应。根据 AIC 准则 2，选择模型的滞后阶数为 2，方差分解的预测步长 100。

Table 2. Spillover effects of DY
表 2. DY 溢出效应

	CPU	GYP	NCP	NH	JS	FROM
CPU	85.66	3.38	3.56	4.98	2.42	14.34
GYP	0.73	33.19	10.24	27.10	28.74	66.81
NCP	1.31	15.90	55.30	17.29	10.21	44.70
NH	1.47	31.01	12.21	35.81	19.5	64.19
JS	0.38	33.02	7.95	19.67	38.98	61.02
TO	3.89	83.30	33.96	69.04	60.87	TCI
NET	-10.45	16.49	-10.75	4.85	-0.15	50.21

注：列数表示特定变量对其他变量的预测误差方差贡献，行数显示所有其他变量对特定变量的预测误差方差贡献。

从表 2 可知，总溢出效应为 50.21%，这说明中国大宗商品市场与气候政策不确定性之间存在显著的溢出效应，两者之间一半以上的变化是由市场溢出效应引起的。值得关注的是，CPU 对能化商品市场的溢出效应最为显著，达到了 1.47%。此外，对农产品、工业品和金属市场的溢出效应分别为 1.31%、0.73% 和 0.38%，表明能化商品市场更容易受到气候政策不确定性的冲击。同时，能化市场对气候政策不确定性的溢出效应亦最为显著，高达 4.98%，这一现象主要是这一现象主要是因为能化商品市场，尤其是石油和天然气市场是主要的碳排放源，因此气候政策的任何变动或不确定性都会直接影响这一市场的需求和供应。例如，碳定价、化石燃料替代政策等措施可能导致能源价格波动，影响交易策略和市场预期。此外，能源市场的全球性质和对政策变动的高敏感度也加剧了气候政策不确定性的影响。

在中国大宗商品市场的四大类别中，工业品商品市场的溢出效应最为显著，总溢出效应为 83.30%，净溢出效应为 16.49%，表明工业品市场是主要的风险溢出者。而气候政策不确定性、农产品市场和金属市场的净溢出效应均为负，表明他们都在系统中作为风险溢出的接收者。气候政策的实施将对整个商品体系的价格趋势产生影响，而在商品市场由于外力因素产生波动时，也会激励政策制定者调整气候政策以降低风险，这表明了两者之间相互影响的关系。

为考察气候政策不确定性与中国大宗商品市场在不同频域下的溢出效应，本文基于 BK 溢出方法，分别计算市场在短期、中期和长期条件下的溢出效应。不同频域下市场间的溢出效应结果列于表 3。

从表 3 可知，气候政策不确定性与中国大宗商品市场之间的溢出效应分别在短期、中期和长期时间段内表现为 30.01%、12.10% 和 8.10%，总溢出效应是各频域下的溢出效应之和，即 50.11%。市场间短期频域下的溢出效应远大于中期和长期频域下的溢出效应，这表明气候政策不确定性与中国大宗商品市场之间溢出效应主要由高频数据驱动。这主要是因为大多数市场参与者的投资期限相对较短，从而导致溢

出效应在短期内迅速相互转移[42]。在不同频率下，总溢出效应从短期到长期不断减少，说明气候政策不确定性与中国大宗商品市场之间的溢出效应受到低频带外部冲击的影响较小。工业品商品市场的净溢出效应始终为正，表明其在风险传染系统中扮演溢出输出者角色，且不受时间周期改变的影响。气候政策不确定性在短期内呈现正向净溢出效应，而在中期和长期中为负，说明政策制定者会根据市场波动迅速调整气候政策以防范风险。此外，政策的实施具有一定的时滞性，长期而言，气候政策的制定倾向于从长期的角度降低风险，追求市场的稳定。金属和能化商品市场均在高频频域下的净溢出为正，作为溢出的输出者，而在中频和低频频域下的净溢出效应为负值，此时扮演溢出接受者角色，说明两个期货市场都有机会作为合适的对冲资产，在短期不确定性增加时需求会显著增加，以有效规避一定风险[43]。

Table 3. Spillover effects of BK
表 3. BK 溢出效应

	CPU	GYP	NCP	NH	JS	FROM
1~4 个月						
CPU	80.10	3.25	3.50	4.82	2.30	13.87
GYP	0.44	19.44	4.72	16.30	16.92	38.37
NCP	0.87	9.35	31.72	11.03	5.76	27.02
NH	0.96	17.93	5.55	21.69	11.35	35.78
JS	0.17	19.51	3.64	11.72	23.23	35.03
TO	2.44	50.03	17.40	43.87	36.33	TCI
NET	-11.43	11.66	-9.62	8.09	1.30	30.01
4~12 个月						
CPU	3.81	0.12	0.04	0.15	0.11	0.41
GYP	0.17	8.32	3.03	6.57	7.14	16.92
NCP	0.27	4.03	14.20	4.02	2.61	10.93
NH	0.32	8.08	3.75	8.87	4.97	17.11
JS	0.12	8.04	2.30	4.67	9.52	15.13
TO	0.88	20.27	9.13	15.40	14.83	TCI
NET	0.47	3.35	-1.80	-1.71	-0.30	12.10
12 个月以上						
CPU	1.75	0.01	0.02	0.02	0.01	0.05
GYP	0.12	5.43	2.49	4.23	4.68	11.52
NCP	0.16	2.51	9.37	2.24	1.84	6.76
NH	0.20	5.00	2.91	5.24	3.19	11.3
JS	0.09	5.47	2.01	3.28	6.23	10.86
TO	0.57	13.00	7.43	9.77	9.72	TCI
NET	0.52	1.48	0.67	-1.53	-1.14	8.10

4.2. 动态溢出效应分析

由于静态溢出效应只能观测气候政策不确定性与中国大宗商品市场之间的溢出方向和强度,但无法捕捉市场间溢出效应随时间变化的特征,因此本文使用 TVP-VAR-DY 模型和 TVP-VAR-BK 模型,分别从时域和频域层面研究气候政策不确定性对中国大宗商品市场溢出效应的时变特征。根据 AIC 准则,选择 VAR 模型的滞后阶数为 2,方差分解的预测步长 100。同时,参照郑挺国(2018)[36]的相关研究,在运行 TVP-VAR-DY 模型的 MCMC 算法时,本文总共抽样了 10,000 次进行计算。

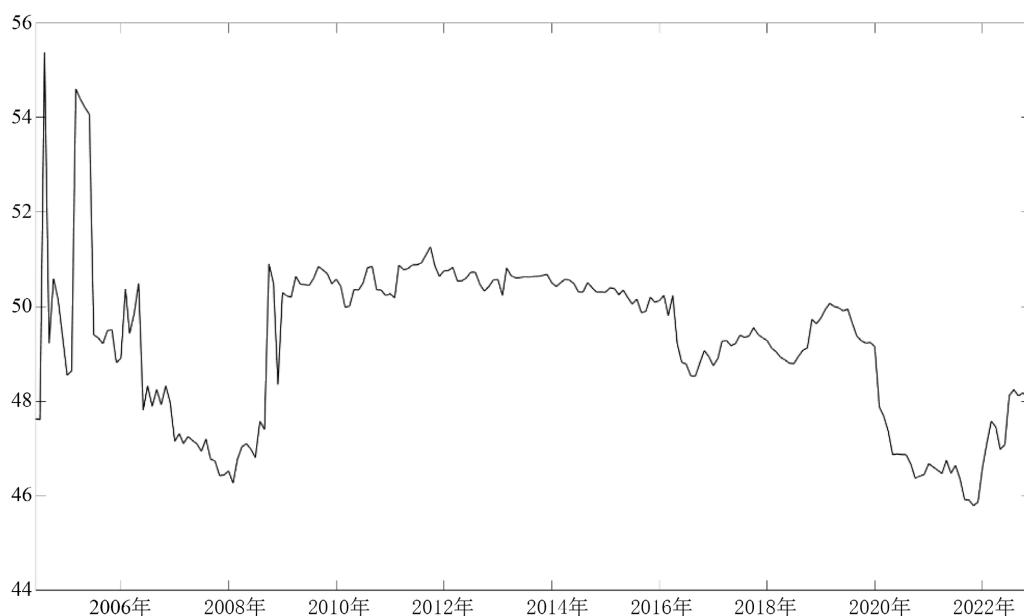


Figure 2. Total dynamic spillover effect of TVP-VAR-DY

图 2. TVP-VAR-DY 动态总溢出效应

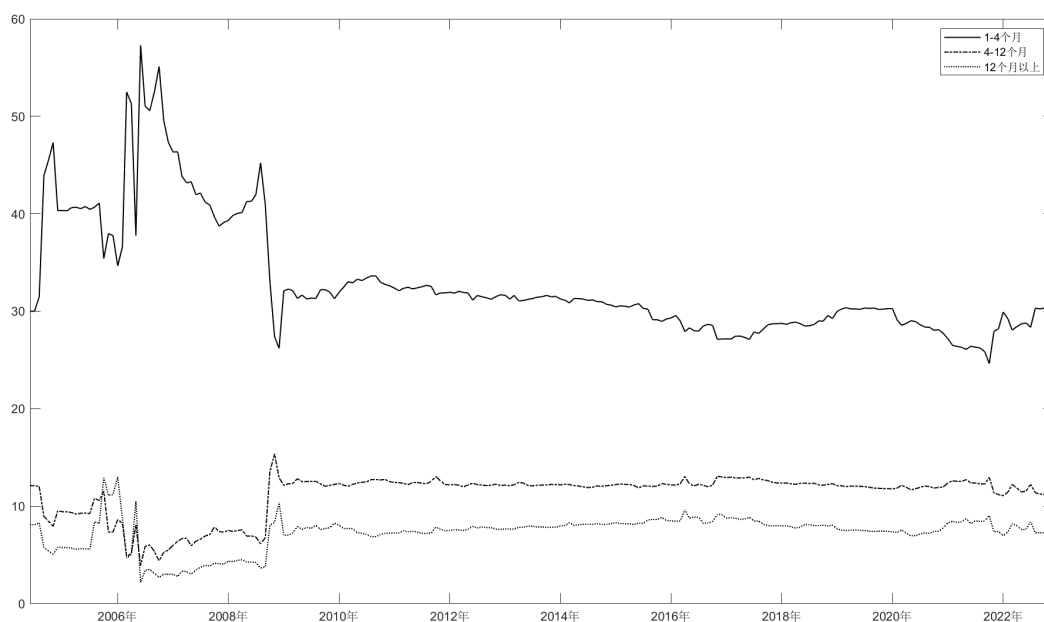


Figure 3. Total dynamic spillover effect of TVP-VAR-BK

图 3. TVP-VAR-BK 动态总溢出效应

从图 2 可以看出,气候政策不确定性与中国大宗商品市场之间的总溢出效应具有明显的时变特征,中国大宗商品市场容易受到气候政策变化和极端事件的影响。样本期内,总溢出效应值在 45%~56%之间波动,在 2007 年制定《中国应对气候变化国家方案》、2008 年中国政府发布《中国应对气候变化的政策与行动》白皮书、2014 年发布《国家应对气候变化规划(2014~2020)》、2015 世界各国达成应对气候变化的《巴黎协定》、2020 年新冠疫情爆发等时间段附近波动剧烈,说明当重大气候政策出台或极端事件出现时,它所带来的不确定性和动荡会导致市场间溢出效应在短期内迅速增强。

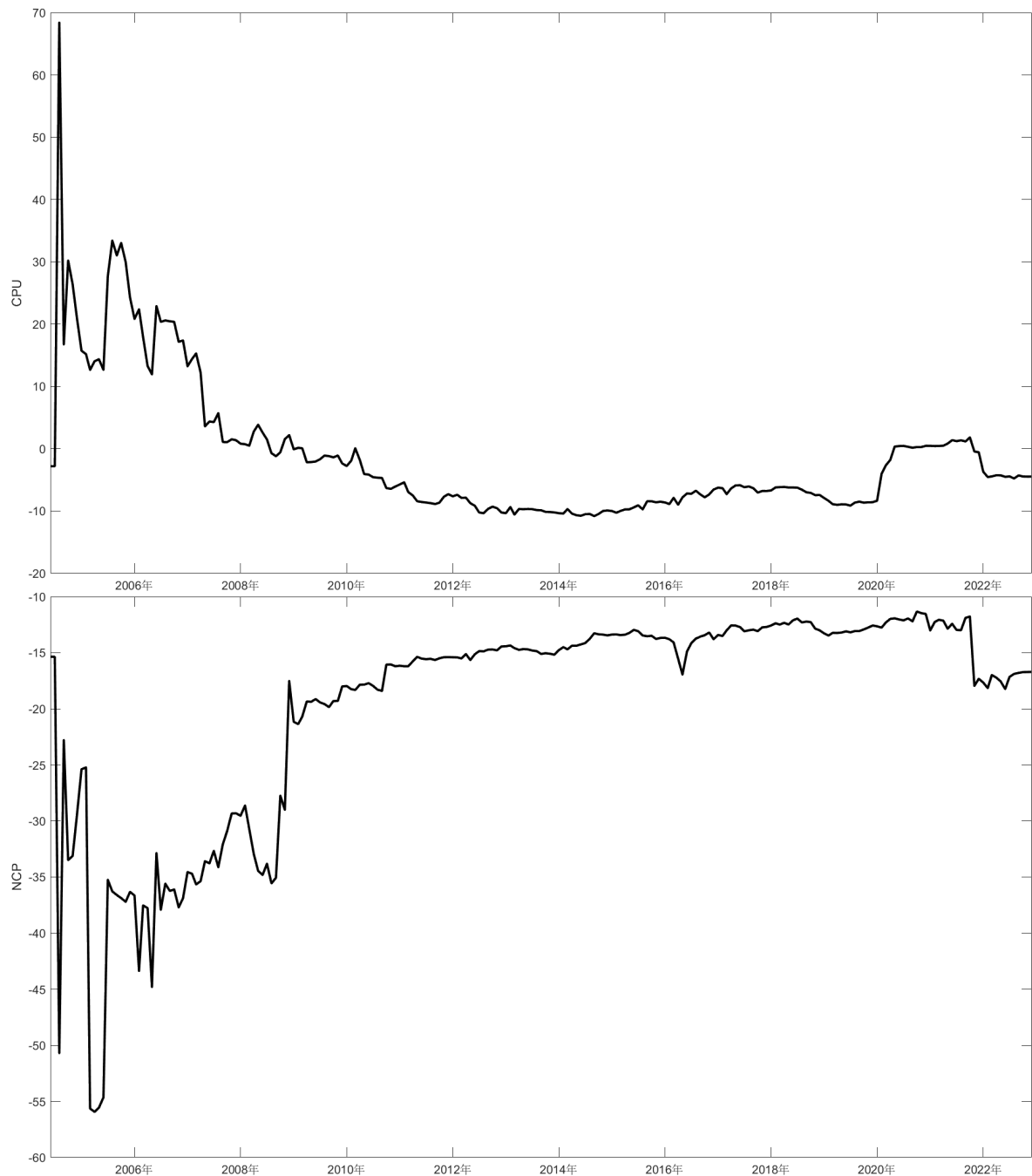
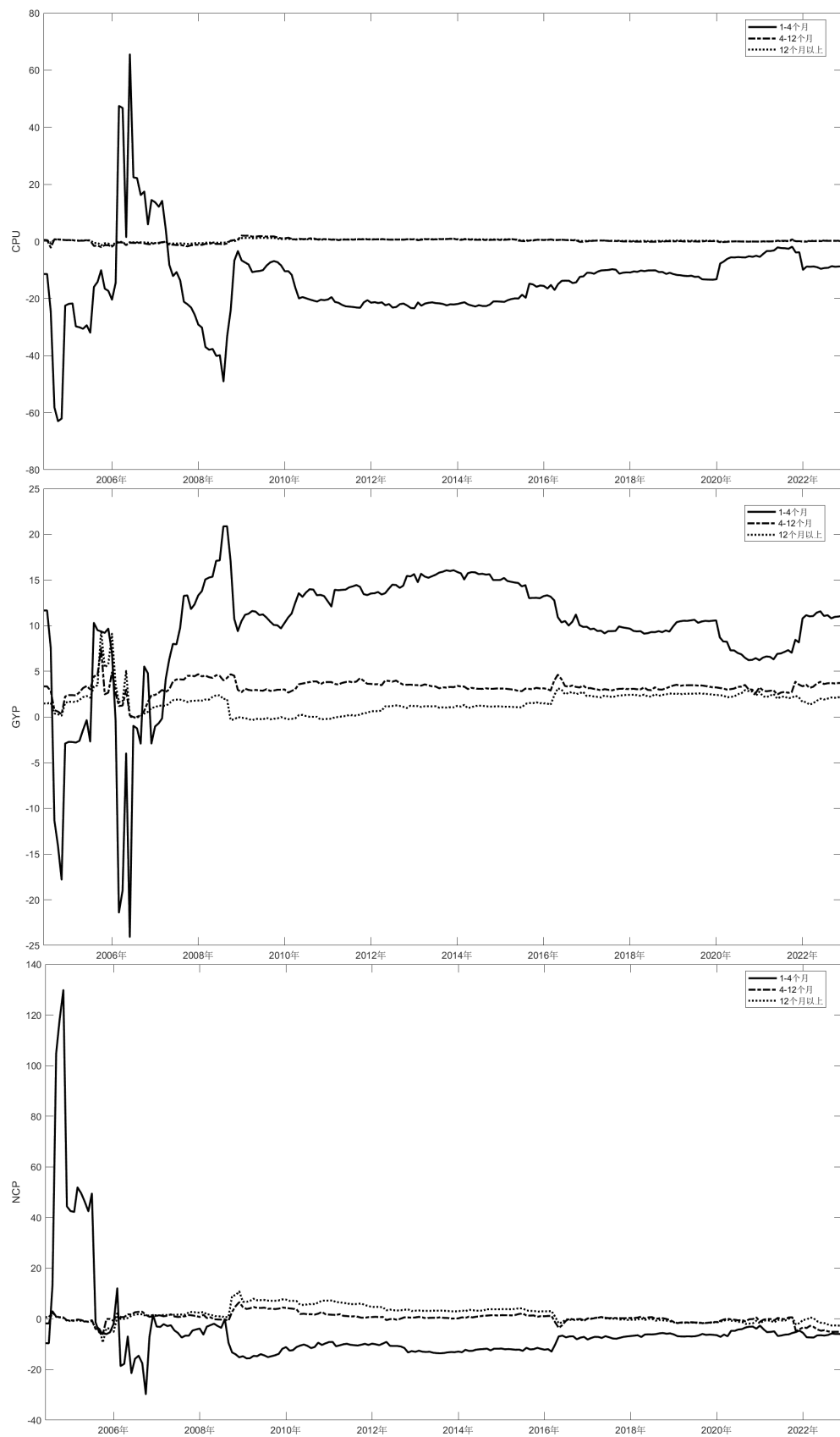


Figure 4. Dynamic net spillover effect of TVP-VAR-DY

图 4. TVP-VAR-DY 动态净溢出效应



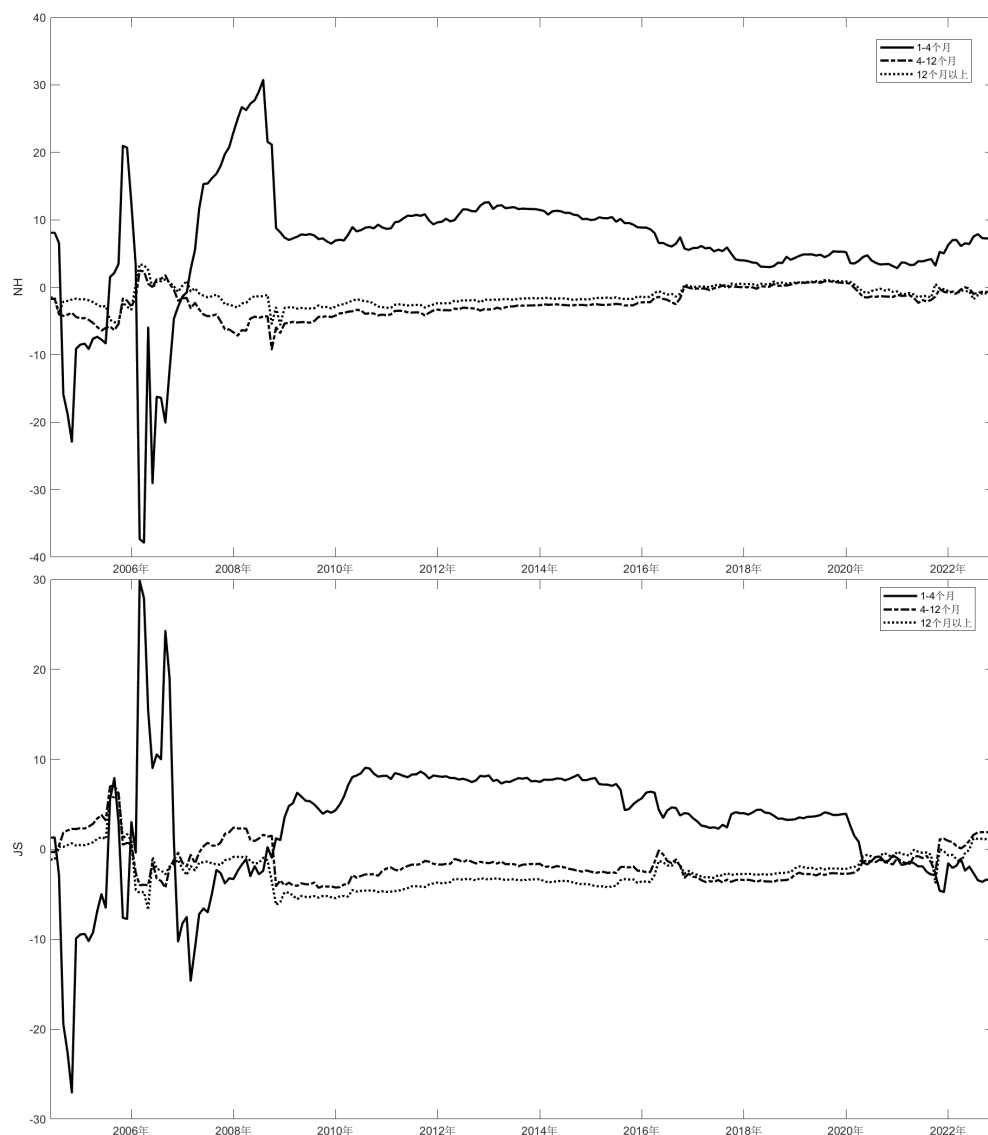


Figure 5. Dynamic net spillover effect of TVP-VAR-BK

图 5. TVP-VAR-BK 动态净溢出效应

由图 3 可知, 气候政策不确定性与中国大宗商品市场之间在时域的总溢出效应和在短期内的溢出效应轨迹具有高度协同的特征, 且短期频域下的溢出效应远大于中期和长期频域下的溢出效应, 这表明市场间的溢出效应主要受短期因素影响, 其次是中期因素, 最后是长期因素。溢出效应在不同频域下的异质性也说明了不同市场参与者之间的异质性, 相较于中长期市场, 投资者会更加关注短期市场表现[44]。在不同频域下的溢出效应波动均在近几年呈现出稳定趋势, 说明中国政府 2008 年发布《中国应对气候变化的政策与行动》白皮书、2010 年“十二”五规划纲要提出提高适应能力水平要求等政策起到一定效果, 在政策驱动作用下, 市场在此期间按照规划发展, 市场波动有所稳定, 并且各国对于气候的重视程度不断加深, 使得气候政策不确定性减小, 从而风险有所减小。

根据图 4 和图 5, 气候政策不确定性与中国大宗商品市场的净溢出效应在时域和高频频域下的趋势基本一致, 波动较大。其中气候政策不确定性的净溢出指数从 2008 年开始为负值, 说明气候政策不确定性主要为溢出接收者, 随着大宗商品市场的全球化和金融化程度加深, 各市场的价格波动都会促使政策

制定者调整相应的气候政策以降低风险。各个市场都容易受到气候政策冲击和突发事件的影响,比如 2008 年发布《中国应对气候变化的政策与行动》白皮书、2020 年新冠疫情等。工业品和能化商品市场的净溢出效应主要为正,是风险溢出者。其他商品市场的净溢出指数有正有负,说明大宗商品市场除了彼此之间会有传递作用外,也会对气候政策不确定性产生影响。中国大宗商品的净溢出效应主要体现在高频和中频频域,而对于低频频域的敏感性较低,说明投资者更偏向于短期投资,在接受市场变化信号之后迅速调整并作出反应,且在长期中也可消化气候不确定消息[45]。分析显示,在各个市场间,气候政策的不确定性起到了连接的关键作用,而监管者为了应对重大风险可能导致的频繁政策调整,实际上可能促进了市场间风险的快速传播。然而,在更长的时间尺度上,市场对不确定性信息的吸收表现出相对稳定,净溢出效应和波动较小,说明市场能在一定程度上适应不确定性。

4.3. 溢出网络分析

为进一步研究气候政策不确定性与中国大宗商品市场的风险溢出效应,本文使用复杂网络方法构建溢出网络关系,可视化跨市场的风险传染路径。

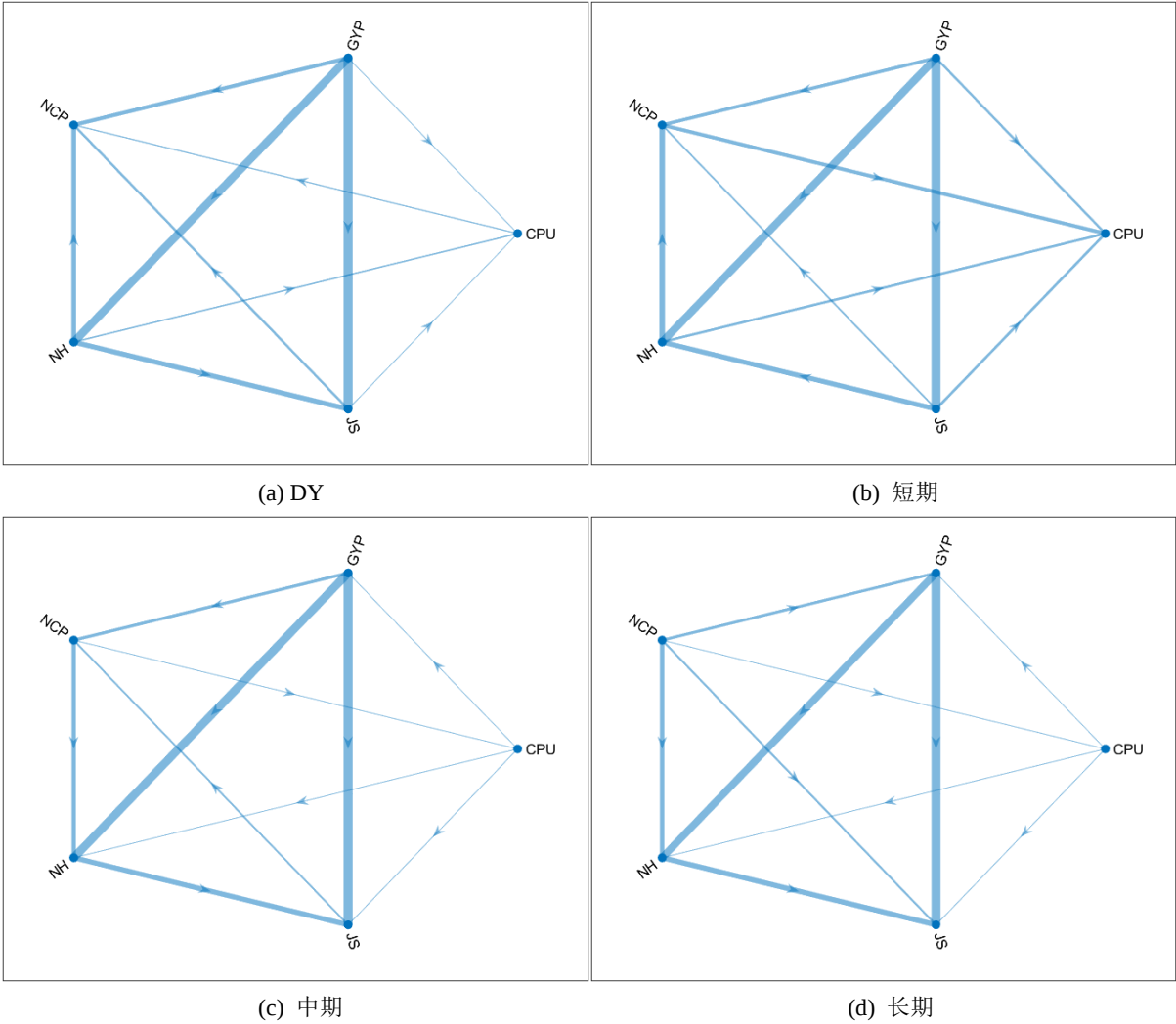


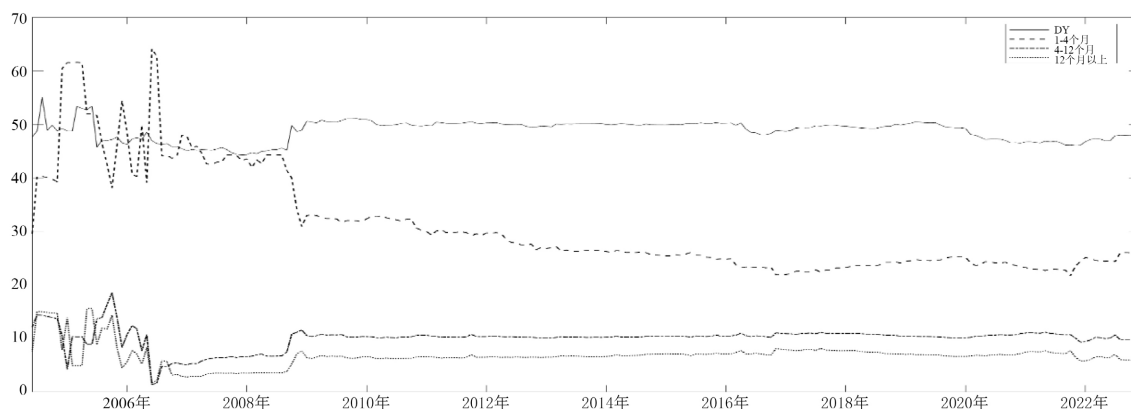
Figure 6. Correlation diagram of pairwise directed net overflow network
图 6. 成对定向净溢出网络关联图

图6展示了气候政策不确定性与中国大宗商品市场的溢出网络，图中节点的大小反映了市场净成对溢出值的大小，边的大小和箭头的方向反映了两两之间溢出强度和方向。可以看出，气候政策不确定性与中国大宗商品市场之间在时域和短期频域下的网络特征基本一致，而中长期频域下有所差别。气候政策不确定性在高频频域主要扮演风险接受者，在中低频频域开始对部分商品市场进行风险溢出，是整个风险传染过程中的关键。能化市场是主要风险溢出者，金属市场是主要风险接收者，农产品市场和工业品市场则在不同频域下扮演的角色不同。总体而言，能化产品(如化工品)通常是许多行业的原材料，涵盖了化学品、塑料、石油化工等，这些产品直接或间接用于农业、工业和金属加工等领域。因此，能化产品的价格波动会直接影响到其他行业的生产成本和利润，进而影响农产品、工业品和金属市场。因此，气候政策不确定性背景下的中国大宗商品市场风险传染，主要沿着“能化→工业品→金属→农产品”的路径扩散，这也为从溢出网络关联的角度构建跨市场风险防范和预警机制提供了新思路。

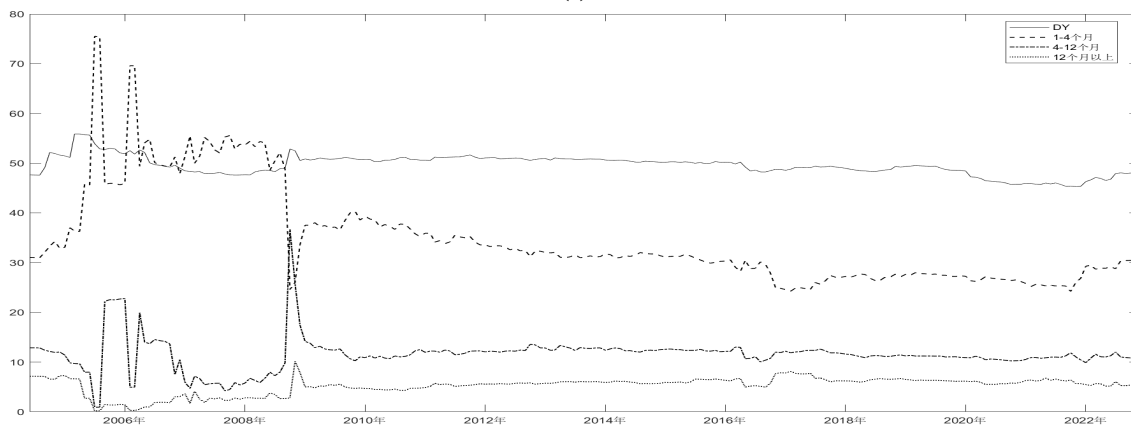
4.4. 稳健性检验

为了验证实证结果的稳健性，本文通过更换 TVP-VAR 模型滞后阶数和预测误差方程预测步长两种方式进行稳健性检验。

首先，更换滞后阶数为1阶和3阶并进行估计，结果如图7所示。可以看出，在不同滞后阶数下气候变化与中国大宗商品市场的风险总溢出指数趋势基本一致，说明本文实证结果的得出并非过于依赖模型滞后阶数的选择。对于预测步长，将其分别调整为80和120并进行估计，结果如图7所示。由此可知，不同预测步长下得到的总溢出指数序列趋势相近，表明更换预测误差方程分解期数的结果依然稳健。



(a)



(b)

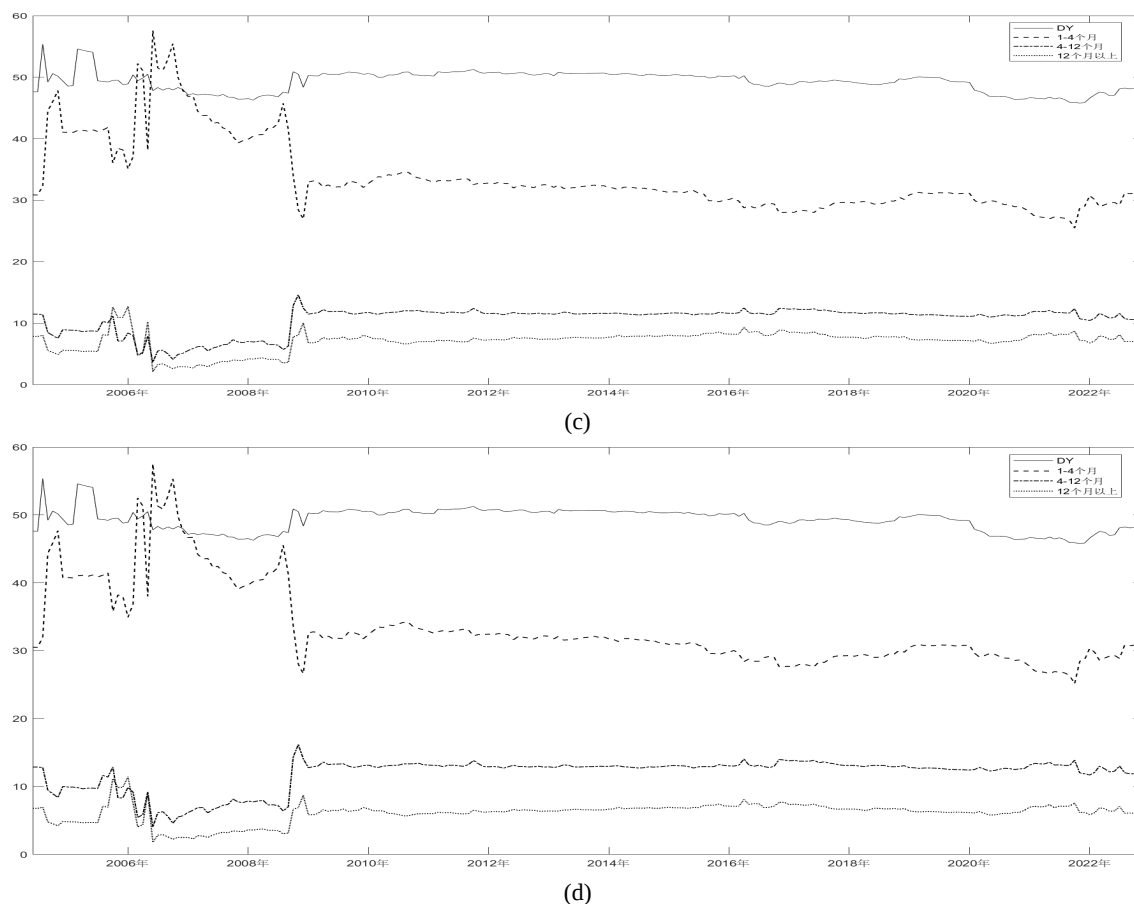


Figure 7. (a) Lag order is 1; (b) The lag order is 3; (c) predicts a step size of 80; (d) predicts a step size of 120
图 7. (a) 滞后阶数为 1; (b) 滞后阶数为 3; (c) 预测步长为 80; (d) 预测步长为 120

5. 结论与建议

为深入了解气候政策不确定性与中国大宗商品市场之间的风险溢出效应，本文采用 DY 和 BK 溢出指数模型，研究气候政策不确定性与中国大宗商品市场在不同时频域下的静态溢出效应，再构建时变波动溢出指数来捕获跨市场溢出的动态时变特征，在此基础上，构建气候政策不确定性与中国大宗商品市场的风险溢出网络模型，生动刻画不同市场之间的风险传染路径。实证结果表明：第一，气候政策不确定性与中国大宗商品市场之间存在显著的风险溢出效应，这种效应在不同时间段内表现出时变特征，容易受到极端事件的影响，如 2010 年“十二”五规划纲要提出提高适应能力水平要求、2012 年中共十八大对适应气候变化工作提出新要求、2014 年发布《国家应对气候变化规划(2014~2020)》、2020 年新冠疫情爆发、2008 年金融危机等。第二，从静态和动态溢出效应的角度来看，气候政策不确定性对中国大宗商品市场产生单向波动的溢出效应，但在不同频域上存在差异。具体而言，中国大宗商品市场的净溢出效应主要体现在高频和中频频域，而在低频频域上的影响相对较小。这表明投资者更倾向于短期投资，迅速响应市场信号，并在长期内能够适应气候政策的不确定性消息。第三，气候政策不确定性对各细分大宗商品市场的风险溢出存在明显的异质性影响，能化市场始终是波动溢出的传递者，金属市场则始终是波动溢出的接收者，气候政策不确定性的变化对不同市场之间的风险传播产生影响，主要溢出路径为“能化→工业品→金属→农产品”。

基于上述研究与结论，本文提出以下建议：首先，气候政策不确定性是中国大宗商品市场在多个时

间尺度上的重要影响因素。气候政策不确定性将通过大宗商品市场传播到金融市场，破坏金融市场的稳定性，从而引发系统性风险。因此，第一，建立“气候-商品”风险预警体系。如对能化市场设置价格波动阈值(如南华能化指数月涨跌幅 $\pm 10\%$)，触发跨部门政策评估；发布“气候政策透明度指数”，按月披露政策调整预期，减少市场过度反应。第二，完善风险对冲工具。如推出“碳价波动保险”，允许企业锁定未来 3~6 个月的碳排放权采购成本；试点工业品期货与碳配额挂钩的衍生品合约，缓解决策滞后的供应链风险。第三，实施差异化监管。如对工业品市场强化产能预警(如高耗能行业动态限产)，减少供给端脆弱性；对农产品市场增设气候灾害准备金，要求交易商按产量 5%计提应急储备资金。

参考文献

- [1] Botzen, W., Duijndam, S. and van Beukering, P. (2021) Lessons for Climate Policy from Behavioral Biases towards COVID-19 and Climate Change Risks. *World Development*, **137**, Article ID: 105214. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2020.105214>
- [2] Tian, L. and Li, X. (2023) Does Climate Policy Uncertainty Affect Carbon Emissions in China? A Novel Dynamic ARDL Simulation Perspective. *Humanities and Social Sciences Communications*, **10**, Article No. 689. <https://doi.org/10.1057/s41599-023-02102-1>
- [3] Khan, Y., Hassan, T., Kirikkaleli, D., Xiuqin, Z. and Shukai, C. (2021) The Impact of Economic Policy Uncertainty on Carbon Emissions: Evaluating the Role of Foreign Capital Investment and Renewable Energy in East Asian Economies. *Environmental Science and Pollution Research*, **29**, 18527-18545. <https://doi.org/10.1007/s11356-021-17000-9>
- [4] Ye, L. (2022) The Effect of Climate News Risk on Uncertainties. *Technological Forecasting and Social Change*, **178**, Article ID: 121586. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121586>
- [5] Gavrilidis, K. (2021) Measuring Climate Policy Uncertainty. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3847388>
- [6] Rao, A., Lucey, B. and Kumar, S. (2023) Climate Risk and Carbon Emissions: Examining Their Impact on Key Energy Markets through Asymmetric Spillovers. *Energy Economics*, **126**, Article ID: 106970. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2023.106970>
- [7] Li, Z.Z., Su, C., Moldovan, N. and Umar, M. (2023) Energy Consumption within Policy Uncertainty: Considering the Climate and Economic Factors. *Renewable Energy*, **208**, 567-576. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2023.03.098>
- [8] Liu, X., Wojewodzki, M., Cai, Y. and Sharma, S. (2023) The Dynamic Relationships between Carbon Prices and Policy Uncertainties. *Technological Forecasting and Social Change*, **188**, Article ID: 122325. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122325>
- [9] Wang, K., Kan, J., Qiu, L. and Xu, S. (2023) Climate Policy Uncertainty, Oil Price and Agricultural Commodity: From Quantile and Time Perspective. *Economic Analysis and Policy*, **78**, 256-272. <https://doi.org/10.1016/j.eap.2023.03.013>
- [10] Dai, Z. and Zhang, X. (2023) Climate Policy Uncertainty and Risks Taken by the Bank: Evidence from China. *International Review of Financial Analysis*, **87**, Article ID: 102579. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2023.102579>
- [11] Ren, X., Zhang, X., Yan, C., et al. (2022) Climate Policy Uncertainty and Firm-Level Total Factor Productivity: Evidence from China. *Energy Economics*, **113**, Article ID: 106209.
- [12] Xu, X., Huang, S., Lucey, B.M. and An, H. (2023) The Impacts of Climate Policy Uncertainty on Stock Markets: Comparison between China and the US. *International Review of Financial Analysis*, **88**, Article ID: 102671. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2023.102671>
- [13] 谭小芬, 张峻晓, 郑辛如. 国际大宗商品市场与金融市场的双向溢出效应——基于 BEKK-GARCH 模型和溢出指数法的实证研究[J]. 中国软科学, 2018(8): 31-48.
- [14] 胡雁冰, 吴腾华. 国际大宗商品价格波动对中国金融市场风险的影响——基于溢出指数法的实证研究[J]. 价格月刊, 2022(11): 11-18.
- [15] 隋建利, 杨庆伟. 国际大宗商品市场与中国金融市场间风险的传染测度与来源追溯[J]. 财经研究, 2021, 47(8): 139-154.
- [16] 郭文伟, 罗胜涛. 地缘政治风险、能源价格波动与全球通货膨胀[J]. 金融与经济, 2023(4): 40-52.
- [17] 黄恒, 齐保奎, 孙国茂. 政策漂移、大宗商品价格波动与通货膨胀[J]. 统计与决策, 2023, 39(6): 131-136.
- [18] Agnello, L., Castro, V., Hammoudeh, S. and Sousa, R.M. (2020) Global Factors, Uncertainty, Weather Conditions and Energy Prices: On the Drivers of the Duration of Commodity Price Cycle Phases. *Energy Economics*, **90**, Article ID: 104862. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2020.104862>

- [19] Nam, K. (2021) Investigating the Effect of Climate Uncertainty on Global Commodity Markets. *Energy Economics*, **96**, Article ID: 105123. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2021.105123>
- [20] Ronn, E.I. (2022) Commodity Market Indicators of a 2023 Texas Winter Freeze. *Journal of Commodity Markets*, **27**, Article ID: 100269. <https://doi.org/10.1016/j.jcomm.2022.100269>
- [21] Makkonen, A., Vallström, D., Uddin, G.S., Rahman, M.L. and Haddad, M.F.C. (2021) The Effect of Temperature Anomaly and Macroeconomic Fundamentals on Agricultural Commodity Futures Returns. *Energy Economics*, **100**, Article ID: 105377. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2021.105377>
- [22] Shen, Y., Sun, X., Ji, Q. and Zhang, D. (2023) Climate Events Matter in the Global Natural Gas Market. *Energy Economics*, **125**, Article ID: 106887. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2023.106887>
- [23] Batten, J.A., Maddox, G.E. and Young, M.R. (2021) Does Weather, or Energy Prices, Affect Carbon Prices? *Energy Economics*, **96**, Article ID: 105016. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2020.105016>
- [24] Wu, D., Dai, X., Zhao, R., Cao, Y. and Wang, Q. (2023) Pass-Through from Temperature Intervals to China's Commodity Futures' Interval-Valued Returns: Evidence from the Varying-Coefficient ITS Model. *Finance Research Letters*, **58**, Article ID: 104289. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104289>
- [25] Yu, L., Li, J. and Tang, L. (2015) Dynamic Volatility Spillover Effect Analysis between Carbon Market and Crude Oil Market: A DCC-ICSS Approach. *International Journal of Global Energy Issues*, **38**, Article No. 242. <https://doi.org/10.1504/ijgei.2015.070265>
- [26] 郭文伟. 国内外大宗商品价格泡沫传染机制研究[J]. 中央财经大学学报, 2022(4): 37-49.
- [27] 杨立生, 杨杰. 国际大宗商品价格波动对中国金融市场的风险溢出效应——波动溢出网络视角[J]. 金融监管研究, 2022(8): 58-77.
- [28] Zhao, Y., Dai, X., Zhang, D., Wang, Q. and Cao, Y. (2023) Do Weather Conditions Drive China's Carbon-Coal-Electricity Markets Systemic Risk? a Multi-Timescale Analysis. *Finance Research Letters*, **51**, Article ID: 103432. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.103432>
- [29] Zhang, D., Dai, X., Wang, Q. and Lau, C.K.M. (2023) Impacts of Weather Conditions on the US Commodity Markets Systemic Interdependence across Multi-Timescales. *Energy Economics*, **123**, Article ID: 106732. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2023.106732>
- [30] 郭娜, 王珮瑶, 解娜琳, 等. 国际大宗商品市场对中国金融市场的风险溢出效应研究——基于冲击规模和好坏波动的非对称性分析[J]. 南方经济, 2024(1): 91-106.
- [31] 王智茂, 杨森. 国际原油价格与我国商品期货价格的波动溢出效应——基于 TVP-FAVAR-DY 模型的实证研究[J]. 广西社会科学, 2023(7): 150-161.
- [32] Su, C., Yuan, X., Tao, R. and Shao, X. (2022) Time and Frequency Domain Connectedness Analysis of the Energy Transformation under Climate Policy. *Technological Forecasting and Social Change*, **184**, Article ID: 121978. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121978>
- [33] Wei, Y., Zhang, J., Bai, L. and Wang, Y. (2023) Connectedness among El Niño-Southern Oscillation, Carbon Emission Allowance, Crude Oil and Renewable Energy Stock Markets: Time- and Frequency-Domain Evidence Based on TVP-VAR Model. *Renewable Energy*, **202**, 289-309. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2022.11.098>
- [34] 杨子晖, 陈里璇, 陈雨恬. 经济政策不确定性与系统性金融风险的跨市场传染——基于非线性网络关联的研究[J]. 经济研究, 2020, 55(1): 65-81.
- [35] 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.
- [36] 郑挺国, 刘堂勇. 股市波动溢出效应及其影响因素分析[J]. 经济学(季刊), 2018, 17(2): 669-692.
- [37] Antonakakis, N., Chatziantoniou, I. and Gabauer, D. (2020) Refined Measures of Dynamic Connectedness Based on Time-Varying Parameter Vector Autoregressions. *Journal of Risk and Financial Management*, **13**, Article No. 84. <https://doi.org/10.3390/jrfm13040084>
- [38] Koop, G. and Korobilis, D. (2013) A New Index of Financial Conditions. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2374980>
- [39] Barunik, J. and Krehlik, T. (2018) Measuring the Frequency Dynamics of Financial Connectedness and Systemic Risk. *Journal of Financial Econometrics*, **16**, 271-296. <https://doi.org/10.1093/jfinec/nby001>
- [40] Guo, J., Li, Y. and Shao, Q. (2022) Cross-Category Spillover Effects of Economic Policy Uncertainty between China and the US: Time and Frequency Evidence. *Journal of Asian Economics*, **80**, Article ID: 101462. <https://doi.org/10.1016/j.asieco.2022.101462>
- [41] Ma, D., Zhang, Y., Ji, Q., Zhao, W. and Zhai, P. (2024) Heterogeneous Impacts of Climate Change News on China's Financial Markets. *International Review of Financial Analysis*, **91**, Article ID: 103007. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2023.103007>

-
- [42] Jiang, W. and Chen, Y. (2022) The Time-Frequency Connectedness among Metal, Energy and Carbon Markets Pre and during COVID-19 Outbreak. *Resources Policy*, 77, Article ID: 102763. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2022.102763>
 - [43] 戴志锋, 朱皓阳, 尹华. 我国石油, 黄金, 房地产和金融部门间系统风险动态溢出效应研究[J]. 系统工程理论与实践, 2022, 42(10): 2603-2616.
 - [44] 陈志英, 肖忠意, 李永奎. 国际股市隐含波动率溢出效应分析[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2019, 16(4): 56-65.
 - [45] 丁时杰, 梁治朋, 湛金宇. 时频视角下气候政策不确定性与能源、金属市场的溢出效应研究[J]. 系统工程理论与实践, 2023, 43(8): 2222-2235.