

“双碳”目标约束下的转型风险与行业关联

——基于高维时频复杂网络的量化研究

郑挺国 张宏音 叶仕奇*

摘要：转型风险是中国实现“双碳”目标过程中面临的重要挑战，如何识别并量化低碳转型过程中的潜在风险，是中国在建设能源强国过程中防范系统性风险所必须厘清的重要问题。本文引入连续成对复合似然方法估计高维时变参数向量自回归模型，构建中国A股行业指数的收益、波动关联高维时频复杂网络，然后提出“全局-局部-个体”的分析范式以识别“双碳”目标约束下的转型风险传导路径、量化转型风险传导的“涟漪效应”。研究结果表明，“双碳”目标约束下，“双碳”行业间风险关联效应显著增强，关联网络出现以受约束行业为中心的局部风险共振现象，且风险经由多层级网络由中心向外传导时强度逐渐减弱。尽管上述局部风险在短期引发全局系统性风险的可能性较小，但其中长期的潜在风险不容忽视。本研究构筑高维复杂网络分析的新范式，为有效评估“双碳”相关政策效应提供了全新视角，对识别和剖析低碳转型过程中的潜在风险具有重要启示作用，从而为低碳转型下的中国经济高质量发展提供有益参考依据。

关键词：“双碳”目标 高维复杂网络 转型风险 行业关联 高质量发展

中图分类号：F064.1 **文献标识码：**A **文章编号：**1000-3894(2025)08-0151-23

DOI:10.13653/j.cnki.jqte.2025.08.004

一、引言

近年来，愈加严重且频发的极端气候事件如2020年以来非洲之角的持续干旱、2023年加拿大森林火灾以及近期的全球持续高温天气等对全球经济发展带来重大挑战。国际清算银行于2020年1月发布的一份报告(Bolton等,2020)提出“绿天鹅”概念，表明气候变化导致的极端金融事件很可能引发下一次全球金融危机，并借此呼吁各国积极应对、减缓气候变化，实现气候治理，以防范其带来的潜在风险。

温室气体特别是二氧化碳的超额排放是气候变化的根本原因，实现碳排放总量的管理与限制是各国防范和治理气候变化的根本途径。2020年9月22日，国家主席习近平在第七十五届联合国大会上向国际社会做出庄严承诺，提出“双碳”目标，即2030年前中国二氧化碳排放量达到峰值(碳

* 郑挺国，教授，厦门大学宏观经济研究中心、厦门大学邹至庄经济研究院，电子邮箱：zhengt@gmail.com；张宏音，博士研究生，厦门大学王亚南经济研究院，电子邮箱：27720230157259@stu.xmu.edu.cn；叶仕奇（通讯作者），助理研究员，中国科学院数学与系统科学研究院数学科学全国重点实验室、预测科学研究中心，电子邮箱：shiqi.ye.c@gmail.com。本文获得国家社会科学基金重大项目(23&ZD074)的资助，获得“中国数量经济学会2023年(杭州)年会”入选论文。感谢年会评审专家和匿名审稿专家的宝贵意见，文责自负。

达峰),2060年前通过实现二氧化碳吸收与排放的正负抵消,达到相对“零排放”(碳中和)。“双碳”目标的提出彰显了中国基于推动构建人类命运共同体的责任担当(邵帅等,2022)。2024年中央经济工作会议也强调要协同推进降碳减污扩绿增长,加紧经济社会发展全面绿色转型。

“双碳”目标的达成则需要中国能源消费的重心从高碳传统能源行业向低碳绿色新能源行业逐步转型。然而,中国能源禀赋结构存在“富煤、缺油、少气”的基本特征,能源消费也依赖于煤炭、石油等高碳排放的传统化石能源行业^①。鉴于高碳排放行业在中国能源系统以及供应链系统中的重要地位(林伯强,2022;江深哲等,2024),低碳转型的推进可能对能源安全产生影响,并进一步在金融领域引发转型风险(Transition Risk),其典型特征是能源相关资产价值的重估。具体而言,转型风险体现为,低碳转型期间政策变化、技术进步、市场转移等因素可能导致高碳行业面临资产搁浅的风险。同时,资本向低碳、新能源行业的流动与聚集亦可能伴随风险累积(张帅等,2022),从而对金融系统的稳定性产生冲击。Semieniuk等(2021)、陈国进等(2021)指出,转型风险对金融稳定的影响路径呈辐射状,具有严重程度高、波及范围广、复杂性强的特征,有可能引发系统性金融风险。近期相关政策文件也多次就防范风险、安全降碳问题做出表述,强调要有效应对绿色低碳转型可能伴随的金融风险,防止过度反应,确保安全降碳^②。鉴于股票市场是金融市场中资本市场的核心组成部分(何德旭等,2021),股票行业指数价格信息能够一定程度反映相关行业的运行状况(李政等,2022),且低碳转型与能源行业结构调整紧密相关。因此,在“双碳”目标约束下,本文从行业视角切入,聚焦中国股票市场中的“双碳”相关行业,从而通过测度行业间风险传染关系,识别转型风险的演变特征及其跨行业的传导路径,并量化转型风险的关联性强度和扩散范围。

2008年全球金融危机以来,系统性风险的刻画与评估为国内外学者所广泛关注。传统的风险刻画方法如在险价值(VaR)等,主要基于个体视角,通过测度个体机构或单一行业的边际风险来推断系统性风险。然而,在金融自由化趋势下,金融主体间的联系愈加紧密,相互依赖程度不断提高,使得风险更易溢出与传染,从而加剧风险积累,甚至引发金融危机(Engle等,2015;Gai和Kapadia,2010;Greenwood等,2015)。因此,近年来的研究逐步从个体边际风险测度转向系统性风险传染视角,探讨个体或行业的重要性及其相互联系。Diebold和Yilmaz(2014)基于向量自回归(VAR)模型,将关联性测度与网络拓扑分析相结合,构建风险关联性指数(DY指数)与风险传染网络。该方法被广泛应用于量化金融系统中的风险交互现象,并用于测度不同时期、不同政策环境下金融机构或行业的风险传染强度,由此对系统性金融风险进行监测、评估与把控(Yang和Zhou,2017;Demirer等,2018;Baruník等,2022;Ando等,2022;徐少君等,2020;陈少凌等,2021a,2021b;郑挺国等,2024a,2025)。

近年来,有研究进一步指出,金融风险传染的分析框架不应局限于金融行业,而应将实体行业纳入考量,从而科学研判其在系统性金融风险中的地位与作用(Nguyen等,2020;李政等,2019;杨子暉等,2023)。然而,受制于模型维度,现有文献多基于一级行业层面考察行业间的风险关联性,如Wind一级行业指数(11个行业)或申万一级行业指数(28个行业)等。这种广义划分方式忽略了细分行业的异质性,使得在精准识别特定事件冲击下的风险源及其传导路径时存在一定局限(杨子

^① 根据国家统计局数据,以2021年为例,在一次能源生产方面,原煤占比67.0%,原油占比6.6%,天然气占比6.1%,一次电力及其他占比20.3%;在能源消费方面,煤炭占比56.0%,石油占比18.5%,天然气占比8.9%,一次电力及其他占比16.6%。由此可见,在能源生产与资源禀赋方面,中国能源结构存在“富煤、缺油、少气”的特征;在能源消费方面,煤炭、石油等高碳排放的传统能源行业在中国能源消费结构中仍处于重要地位。

^② 资料来源:2021年10月24日国务院印发的《关于完整准确全面贯彻新发展理念做好碳达峰碳中和工作的意见》。

晖等,2023)。因此,在高维数据与高维建模的支持下,更精细化的行业层面分析对于深化系统性风险传染机制的理解具有重要意义(郑挺国等,2023;赵宇等,2025)。

本文基于高维时变参数向量自回归(HD-TVP-VAR)模型,对中国A股市场124个申万二级行业指数构建高维时频复杂动态风险关联网络,以刻画“双碳”目标约束下的行业风险关联特征、探寻风险传染源头、识别风险传导路径,并量化风险传导的“涟漪效应”。本文的创新性贡献主要体现在以下三方面。

第一,改进高维参数估计方法。采用连续成对复合极大似然(2MSCLE)方法对HD-TVP-VAR模型进行超参数估计,改进高维情况下的参数估计问题。通过构建涵盖124个二级行业的高维动态风险关联网络,充分利用行业指数蕴含的异质性信息,实现对行业风险关联的精准刻画。

第二,提出多层次关联分析范式。结合网络拓扑分析与指数分析,创新性地构建“全局-局部-个体”关联视角的多层次分析框架,解决高维复杂网络情境下的转型风险识别问题。该方法不仅适用于“双碳”目标约束下的股市行业风险分析,还可广泛应用于各类金融市场的内生事件与外生冲击研究,实现风险的有效监测与溯源。

第三,深化“涟漪效应”理论的实证应用。完善转型风险在行业关联层面的传导机制,并基于多层次网络关联性,系统刻画股市行业间风险的“涟漪效应”,从而对现有关于转型风险的理论以及实证文献形成有效延拓与补充。

本文其他部分结构安排如下:第二部分介绍转型风险的理论基础、HD-TVP-VAR模型的构建以及时频风险关联性的测度方法;第三部分结合复杂网络拓扑分析法和指数分析法,遵循“全局-局部-个体”的路径对“双碳”目标约束下的时频行业关联进行实证分析;第四部分总结本文的主要结论与政策启示。

二、理论基础与模型设定

(一)理论基础

转型风险是气候变化影响金融系统稳定性的重要渠道之一,Carney(2015)将其定义为低碳转型过程中因政策、技术、市场偏好等变化导致资产价值重估而引发的金融风险。现有研究主要关注高碳排放行业的搁浅资产(Stranded Asset)。参考Schumpeter(1939)的经济周期理论,以及Battiston等(2017)对银行气候风险暴露的测度,可以将高碳排放行业面临的转型风险依照其先后顺序划分为两轮:“第一轮风险”(First-Round Effects)体现在与搁浅资产有关的金融资产价值重估效应;“第二轮风险”(Second-Round Effects)则体现于金融风险关联与扩散。

首先,关于“第一轮风险”,在《巴黎协定》气候目标与全球碳预算约束下^①,部分化石燃料储备成为“不可燃碳”(Unburnable Carbon)(Carbon Tracker Initiative,2011)^②,形成搁浅资产。搁浅资产的存在使得化石燃料相关行业风险敞口增大、增加市值下降的概率,进而加剧投资风险(Bolton和Kacperczyk,2021)。这一过程可能引发撤资潮,推高借贷成本(Hong和Kacperczyk,2009;陈屹立,2023),进一步推高市值下降风险,形成恶性循环(陈国进等,2021)。若市场未充分预期搁浅资产的

^① 根据《全球碳预算报告2022》(Friedlingstein等,2022)，“全球碳预算”(Global Carbon Budget)是给定气候变化目标约束下,可允许的人为二氧化碳(Anthropogenic CO₂)排放及其在大气层、海洋和陆地生物圈中的再分配。在《巴黎协定》目标约束下,“全球碳预算”成为确定何时开始采取减排措施的尺度(IPCC,2014)。

^② Carbon Tracker Initiative(2011)基于碳预算的思想提出“不可燃碳”(Unburnable Carbon)的概念,并将其量化表示为全球化石燃料生产商的市值与碳预算约束下的潜在价值之间的差距。

影响,资产价值可能被高估,形成“碳泡沫”(Carbon Bubble),一旦碳减排政策颁布修正预期,“碳泡沫”或将破裂(Schotten等,2016),影响金融系统稳定性(Battiston等,2017;陈国进等,2021)。

其次,在“第二轮风险”中,源于化石燃料等高碳排放行业的转型风险可能通过行业关联网向上下游行业及资产关联行业扩散,进而传导至整个金融系统,可能引发全局风险共振、形成系统性金融风险(Battiston等,2017;Stolbova等,2018;Semieniuk等,2021)。目前关于“第二轮风险”的研究相对有限^①,Yang等(2024)首次从广义的关联性视角探究国际金融市场的转型风险溢出效应,该研究基于QVAR框架和DY关联性指数构建方法验证了转型风险溢出效应的存在性,并剖析其在国家层面的传导机制。郑挺国等(2024b)在关联性视角下聚焦于国内金融市场的转型风险传导,基于TenAR模型构建多维度属性风险关联网,从而刻画转型风险在属性结构中的“涟漪效应”。在此基础上,本文进一步结合股市行业关联渠道与“涟漪效应”理论,从行业层面考察转型风险关联效应,从而完善转型风险“第二轮风险”传导机制。

关于股票市场风险关联机制,现有研究已进行系列有益尝试。李政等(2019,2022)在一系列有关风险传染机制的理论文献(King和Wadhvani,1990;Debarsy等,2018)的基础上,将股市行业关联机制总结为直接关联、间接关联和信息关联三个渠道。其中,直接关联涉及产业链、投资与信用关系,间接关联涵盖基本面与共同敞口效应,而信息关联则反映羊群效应、市场恐慌等纯传染效应(李政等,2022)。此外,朱小能和吴杰楠(2021)借鉴房地产市场中的“涟漪效应”(Ripple Effect)理论,探索国际股市的风险传导机制及联动性影响因素。“涟漪效应”在经济学实证研究中主要用于刻画房地产价格溢出在空间上的规律,即地理意义上的空间邻近关系会促进不同区域间的房价传染,且随地理距离增加,这种空间传导作用会逐渐减弱(王策和周博,2016;刘海云和吕龙,2018);郑挺国等(2024b)则将其拓展至转型风险研究,构建上市公司多维属性空间,揭示风险如何向相似属性企业传导,并指出高碳排放属性在“涟漪效应”中的关键作用。

本文以行业为切入视角,结合股市行业关联渠道与“涟漪效应”理论,阐述“双碳”目标约束下行业风险的传导机制(“第二轮风险”):在“双碳”目标下,对于受约束的高碳行业而言,其受到冲击后产生的风险关联效应,如石子落水,第一片水波纹极有可能传导至与其存在产品贸易的上下游行业,以及存在资金借贷关系的银行业,对应于股市行业关联渠道中的直接关联渠道。随着波纹扩散,风险可能进一步经由间接关联和信息关联渠道在行业间传导,从而产生“涟漪效应”。倘若市场韧性较强,或风险在传导过程中得到有效控制,则风险将逐渐弱化与消解;相反,若事件冲击过强或未及时采取措施切断风险,“涟漪效应”将导致风险持续向全行业范围传导,且可能经由与银行之间的信贷关系放大,引发全局性、系统性风险。因此,有必要构建有效的风险分析工具,以精准识别“双碳”目标约束下的风险传导路径,帮助及时采取措施切断风险蔓延。

(二)HD-TVP-VAR模型构建与时频关联性测度

本文参考Koop和Korobilis(2013)构建高维时变向量自回归(HD-TVP-VAR)系统,并使用连续成对复合似然(2MSCLE)方法解决其在高维情况下的模型超参数估计问题。基于模型估计结果,结合Diebold和Yilmaz(2014)的方差分解网络构建方法,进一步计算得到动态风险关联性指数与风险关联网,并在此基础上延拓Baruník和Křehlík(2018)的频域分解方法(BK方法),将动态风险关联性在不同频域上进行分解,得到其短期、中期与长期持续性的测度。

^① 现有研究多关注特定类型的风险关联,如金融机构投资者的资产贬值损失(McGlade和Ekins,2015)和信贷违约率(曹军新和姚斌,2014)等,基于系统性关联框架的综合分析仍较为有限。

1. 基于二级行业指数的高维时变向量自回归系统构建

为分别在收益率与波动率层面上测度动态风险关联性,本文参考 Barunik 等(2022)等研究,基于 124 个申万中国二级行业指数^①,分别计算其日度收益率与波动率:

$$R_{i,t} = \ln(P_{i,t}^{close}) - \ln(P_{i,t-1}^{close}) \quad (1)$$

$$V_{i,t} = 0.5(\ln(P_{i,t}^{high}/P_{i,t}^{low}))^2 - (2\ln 2 - 1)(\ln(P_{i,t}^{close}/P_{i,t}^{open}))^2 \quad (2)$$

其中 $P_{i,t}^{high}$, $P_{i,t}^{low}$, $P_{i,t}^{open}$ 与 $P_{i,t}^{close}$ 分别是行业 i 在 t 日的最高价、最低价、开盘价与收盘价。本文的样本区间为 2020 年 1 月 1 日至 2021 年 12 月 31 日^②,共 486 个观测值。在此基础上,将收益率与波动率序列分别纳入 HD-TVP-VAR(p) 系统进行探究:

$$y_t = c_t + B_{1,t}y_{t-1} + \dots + B_{p,t}y_{t-p} + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim N(0, \Sigma_t) \quad (3)$$

其中 $y_t = (y_{1,t}, \dots, y_{N,t})'$, $y_{i,t} \in \{R_{i,t}, V_{i,t}\}$ 为 N 维内生向量, c_t 为 N 维时变截距项, $B_{l,t}$ ($l = 1, \dots, p$) 为滞后向量 y_{t-l} 的 $N \times N$ 维系数矩阵。 ε_t 为服从多元高斯分布的 N 维误差向量,其协方差矩阵为 Σ_t 。经过等价变换,式(3)可改写为向前形式的状态空间表达式:

$$y_t = Z_t \beta_t + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim N(0, \Sigma_t) \quad (4)$$

$$\beta_{t+1} = \beta_t + v_t, v_t \sim N(0, Q_t) \quad (5)$$

其中 $Z_t = I_N \otimes [1', y'_{t-1}, \dots, y'_{t-p}]$, $\beta_t = \text{vec}([c_t, B_{1,t}, \dots, B_{p,t}]')$ 。状态空间设定假设 β_t 服从随机游走,其 N 维随机扰动项 v_t 与 ε_t 不相关,且服从均值为 0、协方差矩阵为 Q_t 的多元高斯分布。

上述基于状态空间模型形式的动态线性模型能够很好地弥补滚窗方法数据缺失、窗宽选择和数据利用不完全的问题,该状态空间中的时变参数 β_t 可以通过卡尔曼滤波进行估计。然而,传统的卡尔曼滤波估计在高维问题上难以实现,其主要问题在于对 Q_t 与 Σ_t 中时变参数的估计依赖于 MCMC 方法的反复抽样,这在高维情况下会使得计算复杂度急剧升高且难以收敛。有鉴于此,本文参考 Koop 和 Korobilis (2013) 的做法,在估计 Q_t 时引入遗忘因子 λ ,并在估计 Σ_t 时使用指数加权移动平均(EWMA)形式,引入超参数 κ 对测量方程的误差协方差矩阵进行更新^③。

2. 基于连续成对复合极大似然方法的超参数估计

现有文献对于模型超参数的选择方法大体分为两类,一类通过对数据经验上的认知直接设定超参数(Antonakakis 等, 2018),另一类则通过主观设定固定大小、间隔的网格进行静态或动态的格点搜索(Koop 和 Korobilis, 2013; 陈少凌等, 2021),这两类方法都在不同程度上依赖于经验设定。当待估超参数数量较多时,仅凭经验难以准确设定参数,网格搜索也因计算复杂度的提高难以进行。

本文提出通过连续成对复合极大似然方法(2MSCLE)对 HD-TVP-VAR 的超参数进行估计,解决了现有文献在模型超参数估计上的不足。根据模型设定, $y = (y_1, \dots, y_N)$ 的对数似然函数可以写作:

$$\ell(y; \theta) = \sum_{i=1}^T \ell(y_i; \theta) \quad (6)$$

其中 $\theta = (\lambda, \kappa, \gamma_1, \gamma_2)'$ 为待估超参数, $\ell(y_i; \theta) = \ln p(y_i | F_{t-1}, \theta) \propto -\ln |\Sigma_t| - \tilde{y}'_t \Sigma_t^{-1} \tilde{y}_t$ 。通过 $\hat{\theta} = \text{argmax}_{\theta} \ell(y; \theta)$ 可以得到超参数的极大似然估计。由于式(6)为显示解,获取 $\hat{\theta}$ 需要进行迭代的数值优化,这使得原有的极大似然估计在高维情况下难以实现。本文参考 Pakel 等(2021)提出的 2MSCLE 方法,将其扩展到 HD-TVP-VAR 的超参数估计上。在本文模型设定中,对数的成对复合

① 数据来源:万得(Wind)数据库。

② 拓宽样本区间后结果稳健,见附录 4(附图 7)。本文附录详见《数量经济技术经济研究》杂志网站,下同。

③ 此处方法的具体细节参见附录 1。

似然可表示如下：

$$\ell(y; \theta)^c = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N \ell(x_{i,t}; \theta) \quad (7)$$

其中 $x_{1,t} = (y_{1,t}, y_{2,t})'$, $x_{2,t} = (y_{2,t}, y_{3,t})'$, ..., $x_{N,t} = (y_{N,t}, y_{1,t})'$ 。通过使用连续成对复合似然代替原似然函数, 2MSCLE 方法可以避免高维矩阵的乘法估计, 因而极大程度地降低计算难度, 使高维系统的极大似然估计变为可行。Pakel 等(2021)通过理论与实证表明当变量数 N 较大, 即考虑高维场景时, 所估计超参数的差异会减小至可以被忽略。

3. 基于 DY 指数的时变关联性测度

参考郑挺国和刘堂勇(2018)和郑挺国等(2024a)分别基于 TVP-VAR 估计结果的 DY 指数构建方法, 本文基于 HD-TVP-VAR 模型构建时变关联性指数与关联网络。首先将式(3) 其转换为 TVPMA(∞)形式 $y_t = \sum_{h=0}^{\infty} \Psi_{t,h} \varepsilon_{t-h}$, 然后通过广义方差分解, 得到由行业 j 产生的冲击对于行业 i 的预测误差方差的时变贡献度(在预测窗口期 H 内)^①:

$$(C_H)_{i \leftarrow j, t} = \frac{\sigma_{i,j}^{-1} \sum_{h=0}^H ((\Psi_{t,h} \Sigma_t)_{i,j})^2}{\sum_{h=0}^H (\Psi_{t,h} \Sigma_t \Psi_{t,h}')_{i,i}} \quad (8)$$

其中 $\sigma_{i,j} = (\Sigma_t)_{j,j}$ 。由于广义方差分解矩阵 (C_H) 的每一行加和不一定为 1, 可对其进行标准化: $(\tilde{C}_H)_{i \leftarrow j, t} = (C_H)_{i \leftarrow j, t} / \sum_{j=1}^N (C_H)_{i \leftarrow j, t}$ 。如表 1 所示, 基于标准化后的关联性矩阵 $(\tilde{C}_H)_{i \leftarrow j, t}$, 可以分别测算行业 i 的总溢入指数 $(\tilde{C}_H)_{i \leftarrow \cdot, t}$ 或行业 j 的总溢出指数 $(\tilde{C}_H)_{\cdot \leftarrow j, t}$:

$$(\tilde{C}_H)_{i \leftarrow \cdot, t} = \sum_{j=1, i \neq j}^N (\tilde{C}_H)_{i \leftarrow j, t} \times 100, (\tilde{C}_H)_{\cdot \leftarrow j, t} = \sum_{i=1, i \neq j}^N (\tilde{C}_H)_{i \leftarrow j, t} \times 100 \quad (9)$$

通过对行业间的溢出或溢入进行加总, 可以计算总关联性指数 $(\tilde{C}_H)_{\cdot, t}$:

$$(\tilde{C}_H)_{\cdot, t} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N (\tilde{C}_H)_{i \leftarrow j, t} \times 100 \quad (10)$$

表 1 关联性矩阵的基本结构

	$x_{1,t}$	$x_{2,t}$...	$x_{n,t}$	$x_{n+1,t}$...	$x_{N,t}$	溢入
	I			III				
$x_{1,t}$	$(\tilde{C}_H)_{1 \leftarrow 1, t}$	$(\tilde{C}_H)_{1 \leftarrow 2, t}$...	$(\tilde{C}_H)_{1 \leftarrow n, t}$	$(\tilde{C}_H)_{1 \leftarrow n+1, t}$...	$(\tilde{C}_H)_{1 \leftarrow N, t}$	$\sum_{j=1} (\tilde{C}_H)_{1 \leftarrow j, t}$
$x_{2,t}$	$(\tilde{C}_H)_{2 \leftarrow 1, t}$	$(\tilde{C}_H)_{2 \leftarrow 2, t}$...	$(\tilde{C}_H)_{2 \leftarrow n, t}$	$(\tilde{C}_H)_{2 \leftarrow n+1, t}$...	$(\tilde{C}_H)_{2 \leftarrow N, t}$	$\sum_{j=2} (\tilde{C}_H)_{2 \leftarrow j, t}$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
$x_{n,t}$	$(\tilde{C}_H)_{n \leftarrow 1, t}$	$(\tilde{C}_H)_{n \leftarrow 2, t}$...	$(\tilde{C}_H)_{n \leftarrow n, t}$	$(\tilde{C}_H)_{n \leftarrow n+1, t}$...	$(\tilde{C}_H)_{n \leftarrow N, t}$	$\sum_{j=n} (\tilde{C}_H)_{n \leftarrow j, t}$
	II							
$x_{n+1,t}$	$(\tilde{C}_H)_{n+1 \leftarrow 1, t}$	$(\tilde{C}_H)_{n+1 \leftarrow 2, t}$...	$(\tilde{C}_H)_{n+1 \leftarrow n, t}$	$(\tilde{C}_H)_{n+1 \leftarrow n+1, t}$...	$(\tilde{C}_H)_{n+1 \leftarrow N, t}$	$\sum_{j=n+1} (\tilde{C}_H)_{n+1 \leftarrow j, t}$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
$x_{N,t}$	$(\tilde{C}_H)_{N \leftarrow 1, t}$	$(\tilde{C}_H)_{N \leftarrow 2, t}$...	$(\tilde{C}_H)_{N \leftarrow n, t}$	$(\tilde{C}_H)_{N \leftarrow n+1, t}$...	$(\tilde{C}_H)_{N \leftarrow N, t}$	$\sum_{j=N} (\tilde{C}_H)_{N \leftarrow j, t}$
溢出	$\sum_{i=1} (\tilde{C}_H)_{i \leftarrow 1, t}$	$\sum_{i=2} (\tilde{C}_H)_{i \leftarrow 2, t}$...	$\sum_{i=n} (\tilde{C}_H)_{i \leftarrow n, t}$	$\sum_{i=n+1} (\tilde{C}_H)_{i \leftarrow n+1, t}$...	$\sum_{i=N} (\tilde{C}_H)_{i \leftarrow N, t}$	$1/N \sum_{i \neq j} (\tilde{C}_H)_{i \leftarrow j, t}$

① 关联性测度本质上是一种二阶矩(方差)上的有向传导。在金融学领域, 方差是一种不确定性和风险的度量 (Markowitz, 1952), 因此不同变量间的方差贡献程度能够用于刻画风险关联现象。

为构建“双碳”目标约束下的局部风险关联性指数,本文以生态环境部《关于统筹和加强应对气候变化与生态环境保护相关工作的指导意见》中所列举的碳达峰行动中的重点行业^①为基础,将32个二级行业划定为“双碳”行业。具体而言,本文将钢铁、建筑材料、有色金属、基础化工、石油石化、公用事业、煤炭等7个申万一级行业下属的24个二级行业标记为高碳排放行业,同时将环保和电力设备等2个申万一级行业下属的8个二级行业标记为绿色新能源行业,高碳排放行业和绿色新能源行业二者共同组成本文所关注的“双碳”行业。在表1中,不失一般性地,令 $x_{1,t}, x_{2,t}, \dots, x_{n,t}$ 表示“双碳”行业, $x_{n+1,t}, x_{n+2,t}, \dots, x_{N,t}$ 表示“非双碳”行业,其中 $n = 32, N = 124$ 。表1中标记了三个子矩阵,其中子矩阵I为“双碳”行业内部风险关联性矩阵,子矩阵II、III分别指代“双碳”行业向外的溢出、溢入矩阵。

接下来测算局部视角下“双碳”行业内部和向外风险关联性指数。首先,基于子矩阵I和全行业关联性测算方法,测算“双碳”行业内部关联性,包括“双碳”行业 i 的总溢出指数、总溢入指数以及“双碳”行业内部总关联性指标。其次,基于子矩阵II、III分别测算“双碳”行业向外的溢出、溢入关联性,其中子矩阵II中元素的和代表“双碳”行业溢出指数,矩阵III中元素的和代表“双碳”行业溢入指数,上述溢出溢入指数加总得到“双碳”行业向外总关联性指数。

此外,为增强关联性指数的可解释性,并实现不同范围间局部关联性指数的可比性,本文在标准化后的关联性指数基础上,进一步构建相对指数用于实证分析。具体而言,通过计算局部绝对关联性指数相较于平均化^②全局总关联指数的倍数,以衡量局部关联性相对于全局水平的强弱。倘若相对关联性指数大于1,则表明局部风险关联性强度高于全局平均水平,局部行业范围内呈现更为紧密的风险关联特征。

4. 基于BK方法的时变关联性频域分解

基于频域视角考察风险关联性,能够刻画行业间的短期、中期和长期风险传导关系,从而对于政策评估与风险把控具有较好的启示作用。为此,本文参考Baruník和Křehlík(2018)和Baruník和Ellington(2020),对基于TVPVMA(∞)的时变脉冲响应函数进行傅里叶变换,得到在频率 ω 下的时变频域响应函数 $\Psi_t(e^{-i\omega}) = \sum_h e^{-i\omega h} \Psi_{t,h}$,进而得到时变频域方差分解表达:

$$(C_{\infty}(d))_{i \leftarrow j, t} = \frac{\sigma_{i,j}^{-1} \int_a^b |(\Psi_t(e^{-i\omega}) \Sigma_t)_{i,j}|^2 d\omega}{\int_{-\pi}^{\pi} \left\{ \Psi_t(e^{-i\omega}) \Sigma_t \Psi_t(e^{+i\omega})' \right\}_{i,i} d\omega} \quad (11)$$

其中 $d = (a, b) \in (-\pi, \pi)$ 为频域中某个频段。式(11)表示在 t 时刻,由行业 j 在频段 d 上产生的冲击对于行业 i 频域预测误差方差的贡献度。令 $d_{\omega} = (-\pi, \pi)$,可以得到 $(C_{\infty}(d_{\omega}))_{i \leftarrow j, t} = (C_{\infty})_{i \leftarrow j, t}$ 。实际研究中我们采用足够长窗宽($H = 100$),使用TVPVMA(H)逼近TVPVMA(∞),从而得到 $(C_{\infty}(d))_{i \leftarrow j, t}$ 的估计值:

$$(C_{\infty}(d))_{i \leftarrow j, t} = \frac{\sigma_{i,j}^{-1} \sum_{\omega \in d} |(\widehat{\Psi}_t(e^{-i\omega}) \Sigma_t)_{i,j}|^2}{\sum_{\omega \in (-\pi, \pi)} \left[\widehat{\Psi}_t(e^{-i\omega}) \Sigma_t \widehat{\Psi}_t(e^{+i\omega})' \right]_{i,i}} \quad (12)$$

其中傅里叶频率 $\omega \in \{aH/2\pi, \dots, bH/2\pi\}$, $\widehat{\Psi}_t(e^{-i\omega}) = \sum_{h=0}^H e^{-i\omega h} \Psi_{t,h}$ 为该频率上的脉冲响应函

① 2021年1月11日,生态环境部发布《关于统筹和加强应对气候变化与生态环境保护相关工作的指导意见》,将钢铁、建材、有色、化工、石化、电力和煤炭等行业列为碳达峰行动的重点关注行业。申万二级行业指数的分类标准与该文件所列行业契合,这也是本文选取申万行业指数的原因之一,有助于实证分析更紧密地对接政策实践。

② 根据行业间连边数目的比值进行平均化。

数。实证研究中,通过对比关联性指数在高频、中频或低频频段上的分解,可以考察行业间或系统内的短期、中期和长期关联性差异。本文考察1到5个交易日(短期,一周内),5到20个交易日(中期,一周至一个月)及20个交易日以上(长期,一个月以上)的关联性指数(Baruník和Krehlí,2018;Cui和Maghyereh,2022),分别对应频段($\pi/5, \pi$],($\pi/20, \pi/5$]与($0, \pi/20$]。

三、“双碳”目标约束下的股市行业风险关联分析

基于上述方法,本文使用申万中国二级行业指数构建高维时变向量自回归(HD-TVP-VAR)模型,并通过时域、频域方差分解提取股市行业间的高维时频动态风险关联指数与关联网络。进一步地,从“全局-局部-个体”视角逐步剖析“双碳”目标约束下的转型风险关联特征及其动态传导路径。具体而言,首先从全局视角考察“双碳”行业的整体关联性特征变化,为局部分析提供合理动机;其次,从局部视角定位关键政策约束事件,识别推动关联性变化的核心行业及风险传导源头,并在动态局部网络中追踪风险传导路径;最后,进入个体视角,以源头行业为起点,沿上述传导路径逐层向外构建多层级网络,进一步量化风险在行业间扩散的“涟漪效应”。

(一)“双碳”目标前后全局关联网络的比较分析

为探究“双碳”目标约束下“双碳”行业在全局网络中的风险关联情况,本节依据2020年9月22日“双碳”目标的提出时间,将样本区间划分为前后两个子区间进行比较。由于结果涉及124×124的高维网络,本文参考Demirer等(2018)对风险关联网络进行可视化处理,并做如下设定:(1)以二级行业为节点,节点大小代表行业的特征向量中心度(Ruhnau,2000),节点越大表示其在网络中的影响力相对越强,同时使用深色标记“双碳”行业;(2)选择溢出强度排名前10%的行业间风险关联作为连线,箭头表示风险溢出的方向,连线越粗代表风险溢出强度越大;(3)采用Fruchterman-Reingol算法对网络结构进行布局,节点间距离越近,表示行业间风险关联性相对越强。

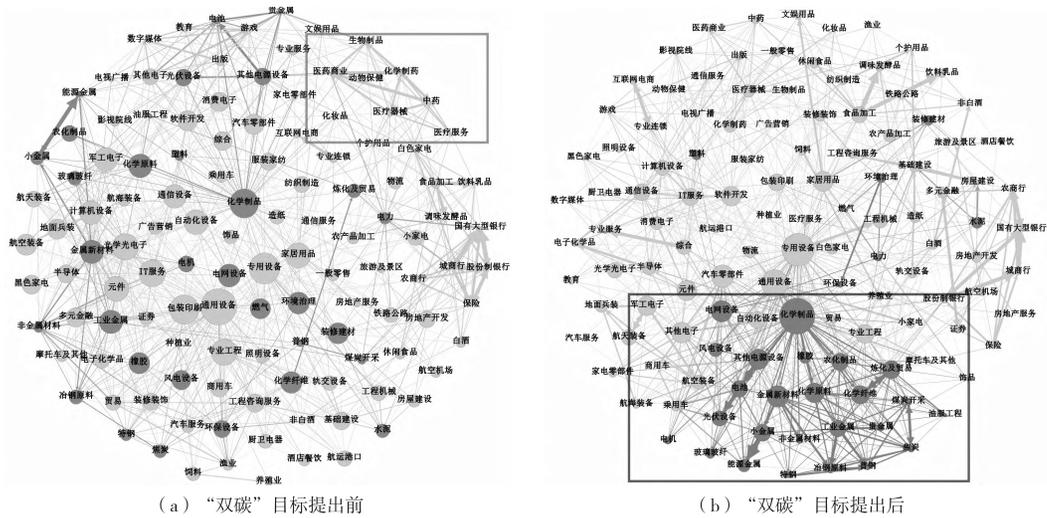


图1 “双碳”目标提出前后全行业波动溢出网络对比

注:节点代表二级行业,节点越大,代表该行业的特征向量中心度越高;节点之间的连线刻画溢出强度进入第十个百分点数的风险溢出关系,并用箭头表示风险溢出的方向,连线越粗,代表节点所属行业间风险溢出强度越大;深色节点代表“双碳”行业,浅色节点为除“双碳”行业以外的其他二级行业;采用Fruchterman-Reingol算法对网络结构进行布局,节点间距离越近,其所代表的行业之间的关联性相对越强。

图1展示了“双碳”目标提出前后的全局网络结构^①,结果表明,“双碳”目标提出后,“双碳”行业间的风险关联效应显著增强,且“双碳”行业节点(橙色)在网络中的分布更加聚集。在“双碳”目标提出前(见图1a),“双碳”行业在网络中的分布较为分散,同时受新冠疫情影响,医药商业、医疗器械等医疗行业(灰色方框内标识)之间存在较为显著的风险关联效应。而在“双碳”目标提出后(见图1b),“双碳”行业的聚集性明显提升,风险关联效应增强,具体表现为橙色节点更为密集,且节点间连线更加突出。值得注意的是,尽管石油、煤炭、钢铁等高碳排放的上游原材料行业在全局网络中处于相对边缘的位置,且节点较小,但在“双碳”目标提出后,这些行业间的连线明显变粗,表明其风险关联性显著增强。

上述结果表明,在“双碳”目标的总体约束下,随着各部委、地方政府及行业陆续出台具体举措推动“双碳”目标落地,“双碳”行业在中国A股市场行业关联网络中的关联性更为紧密,且系统重要性有所提升。有鉴于此,接下来将研究视角从全局转向局部,由全局行业聚焦至“双碳”行业,进一步探讨“双碳”行业内部和向外的局部风险关联特征。聚焦于具体“双碳”相关政策事件约束,深入剖析局部关联性变化的驱动行业、源头行业以及行业关联网络中的风险传导路径。

(二)“双碳”行业局部关联视角的内部和向外关联性分析

聚焦于32个“双碳”行业,本节从局部视角探讨“双碳”目标约束下股市行业风险关联的动态特征。具体而言,首先分析“双碳”行业内部风险关联性指数,探究其与具体“双碳”相关政策事件的联系;其次,基于上述政策事件,构建“双碳”行业内部动态风险关联网络,定位风险传导的源头行业,并刻画风险的动态传导路径;最后,分析“双碳”行业的向外关联性指数,揭示风险外溢特征。

1.“双碳”行业内部关联水平分析

基于“双碳”行业内部风险关联矩阵,可以分别计算“双碳”行业内部绝对、相对总溢出指数。其中,前者衡量风险关联的总体规模;后者则反映风险关联性相对于全局平均水平的强度。

首先,通过绝对总关联性指数探究“双碳”行业内部风险关联的时频结构。在绝对关联性指数中,时域指数等价于对短期、中期、长期频域指数的加总,因此本文将各频域所占时域的比重展示于表2。结果表明,在全样本期内,“双碳”行业内部的风险关联主要由短期驱动,但在“双碳”目标约束下,中长期风险关联的重要性上升。具体而言,以收益关联为例,全样本期内,时域关联性的79.61%由短期驱动,中长期占比相对较小,分别为15.00%和5.39%;“双碳”目标提出后,虽然短期关联性仍占主导地位,但其占比有所下降,降幅2.36%,而中长期所占比重上升,上升幅度分别达到8.66%和10.73%。此外,相对于收益关联,波动关联的中长期占比更高,分别达19.50%和7.39%,且“双碳”目标提出后,占比增幅更为显著,分别上升20.64%和29.25%。

表2 “双碳”行业内部绝对总关联性指数的静态频域结构

		短期/时域	中期/时域	长期/时域
收益关联	全样本均值	79.61%	15.00%	5.39%
	“双碳”约束前后变化幅度	-2.36%	+8.66%	+10.73%
波动关联	全样本均值	73.11%	19.50%	7.39%
	“双碳”约束前后变化幅度	-8.46%	+20.64%	+29.25%

^① 篇幅所限,本部分实证分析展示基于波动率的结果,与之相对应的基于收益率的结果见附录3(附图1~2、附图4~6),二者所得到的主要结论基本一致。

其次,采用相对总关联性指数量化“双碳”行业内部风险关联强度,因其具有较强解释性和可比性。如表3所示,时频相对总关联指数的全样本均值介于1.32~1.46之间,表明“双碳”行业内部的风险关联性比全行业平均水平高出32%~46%,始终呈现显著的风险关联效应。对比“双碳”目标提出前后,相对关联性指数的均值增幅约30%,而方差增幅超过200%,说明“双碳”目标提出后,不仅“双碳”行业内部的风险关联水平显著上升,其风险关联的不确定性也明显增加。此外,在频域上,中期和长期相对关联性指数的均值均高于短期,且“双碳”目标约束下的增幅也大于短期。这表明“双碳”行业在中长期网络中具有更强的风险关联效应和系统重要性,并且“双碳”目标约束进一步提升了其相对重要性。本文后续指数分析均基于相对关联性指数,以确保不同行业范围内的风险关联强度可比,并实现对网络中风险关联性的统一标度量化。

表3 “双碳”行业内部相对总关联性指数的描述性统计信息

		时域	短期	中期	长期
收益关联	全样本均值	1.38	1.37	1.43	1.44
	“双碳”约束前后变化幅度	+31.22%	+30.34%	+33.85%	+34.90%
	全样本标准差	0.23	0.23	0.26	0.26
	“双碳”约束前后变化幅度	+202.34%	+194.77%	+216.12%	+221.31%
波动关联	全样本均值	1.36	1.32	1.43	1.46
	“双碳”约束前后变化幅度	+30.41%	+24.80%	+42.69%	+48.01%
	全样本标准差	0.22	0.18	0.30	0.36
	“双碳”约束前后变化幅度	+412.78%	+182.95%	+517.32%	+535.99%

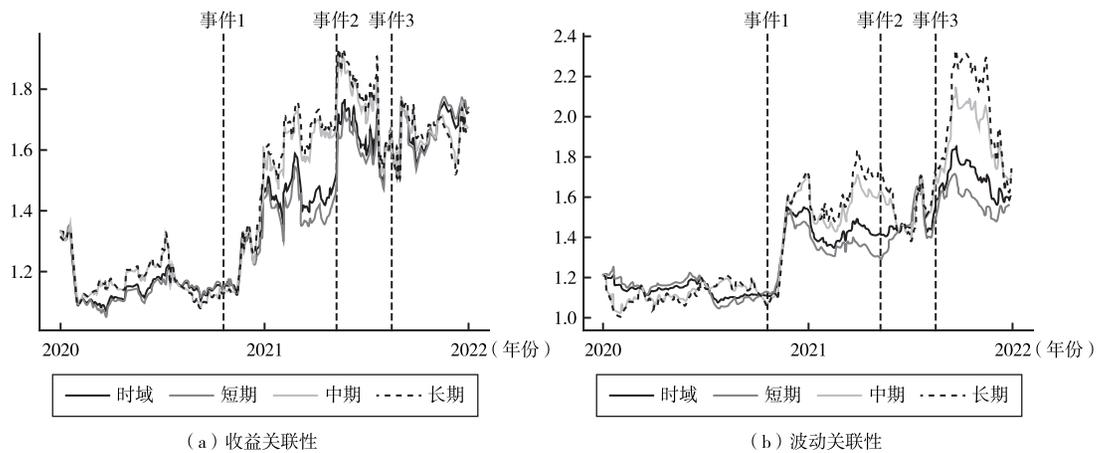


图2 “双碳”行业内部相对总关联性指数

注:相对关联性指数反映风险关联性相对于全局平均水平的强度,若其数值大于1,则代表“双碳”行业内部关联性高于全行业平均水平。此外,虚线标注的事件时间点如下。事件1:2020年末山西、河北、河南等地“焦化行业压减过剩产能”政策持续发酵,焦炭产量受限价格大幅上涨,作为标记的时间点为其中代表性政策事件——10月21日山西省焦化行业压减过剩产能专项工作领导小组办公室发布《关于进一步做好焦化行业压减过剩产能各项工作的通知》;事件2:2021年5月10日,发改委发布《关于做好2021年钢铁去产能“回头看”检查工作的通知》,将钢铁行业去产能工作落向实处;事件3:2021年8月17日,发改委发布《各地区2021年上半年能耗“双控”目标完成情况晴雨表》,文件发布后各省份陆续收紧能耗双控政策。

接下来,观察“双碳”行业内部相对风险关联水平的动态趋势,通过收益或波动关联性指数出现大幅上涨的时间点定位重要的“双碳”相关政策事件。如图2所示,在部分“双碳”相关政策下,风险关联性指数出现了显著的结构变化,且中长期关联性在政策约束下的变动幅度更大、持续时间更长。同时,相较于收益率,基于波动率的中长期关联性指数变化更为明显。

具体而言,2020年末山西、河北、河南等地的“焦化行业压减过剩产能”政策持续发酵^①(事件1)。由于煤炭是中国重要能源储备^②,2020年末焦化集中去产能导致焦炭供不应求,其价格在第四季度大幅上涨,三个月内上涨34%(2050~2750元/吨)。焦炭价格的上涨进一步向下游钢铁行业传导,普钢价格指数涨幅达24.6%^③。在宏观经济方面,PPI自2020年10月出现抬升,CPI-PPI剪刀差出现且持续扩大。这一系列变化体现在风险关联性指数上,2020年11月“双碳”行业内部关联性水平快速攀升,其中图2(b)所示的中长期波动关联性指数在12月仍然显著上升。

2021年5月,钢铁行业去产能政策升级(事件2),同时中澳战略经济对话无限期暂停,对中国铁矿石和炼焦煤进口形成冲击,受此影响,图2(a)中“双碳”行业内部收益总关联性指数出现跳跃式增长^④,时域相对关联性最高达到1.77。

2021年8月,国家发展改革委发布《各地区2021年上半年能耗“双控”目标完成情况晴雨表》,进一步收紧能耗“双控”政策(事件3)。在煤炭、电力供应偏紧的背景下,部分省市为完成能耗下降目标,推行限电限产措施,使煤、电供应进一步收缩,进而推升大宗工业品价格,CPI-PPI剪刀差持续扩大。这一背景下,图2(b)中的“双碳”行业内部波动总关联性指数在8月持续攀升至峰值1.85,直至10月下旬开始震荡回落^⑤。

2021年10月,国家能源委会议对地方“一刀切”限电限产、“运动式”减碳现象进行纠正,政策重心逐步由能耗“双控”转向能源“保供稳价”,开展煤炭价格调控工作,释放产能,改善下游工业企业生产经营状况,PPI指数开始回落。这一调整体现在风险关联性上,图2(b)中2021年11月“双碳”行业内部的风险关联性指数逐步下降,产能约束下的风险聚集现象得到一定纾解。

最后,进一步剖析政策约束下“双碳”行业内部总关联性上涨的驱动行业。图3给出了各行业相对溢出指数的热力图,并用黑色方框标注出2020年末“焦化行业压减过剩产能”事件(事件1)及其后续样本区间。可以发现,与图2的结论一致,在“双碳”相关政策约束下,热力图中的颜色明显加深,表明大部分“双碳”行业的溢出效应显著增强,推动内部总关联性大幅上升。其中,虚线所框出的“化学纤维”“化学制品”“化学原料”等基础化工行业,以及“金属新材料”“工业金属”“小金属”等有色金属行业的溢出效应变化更加显著,且其溢出强度也显著高于其他行业,因此是推动“双碳”行业内部风险关联性上涨的重要驱动行业。然而,需要注意的是,溢出效应较强并不意味着这些行业是风险传染的源头。对于风险传导路径及源头的精准识别,需在后续的动态风险关联网络分析中进一步探讨。

① 具体相关政策梳理于附录2(附表1)。

② 以2021年为例,煤炭占全国能源消费的56%、原煤占一次能源生产的67%。

③ 数据来源:东方财富Choice数据。

④ 此时,波动总关联性指数存在趋势上的分化,从时域和短期来看,趋势较为平稳且稍有上升;从中期和长期来看,虽然存在下降趋势,但其幅度有限,有可能是前期下降趋势的延续。

⑤ 收益总关联性虽然出现一定下降,但幅度有限,处于小幅震荡区间,未出现明显的上升或下降趋势。

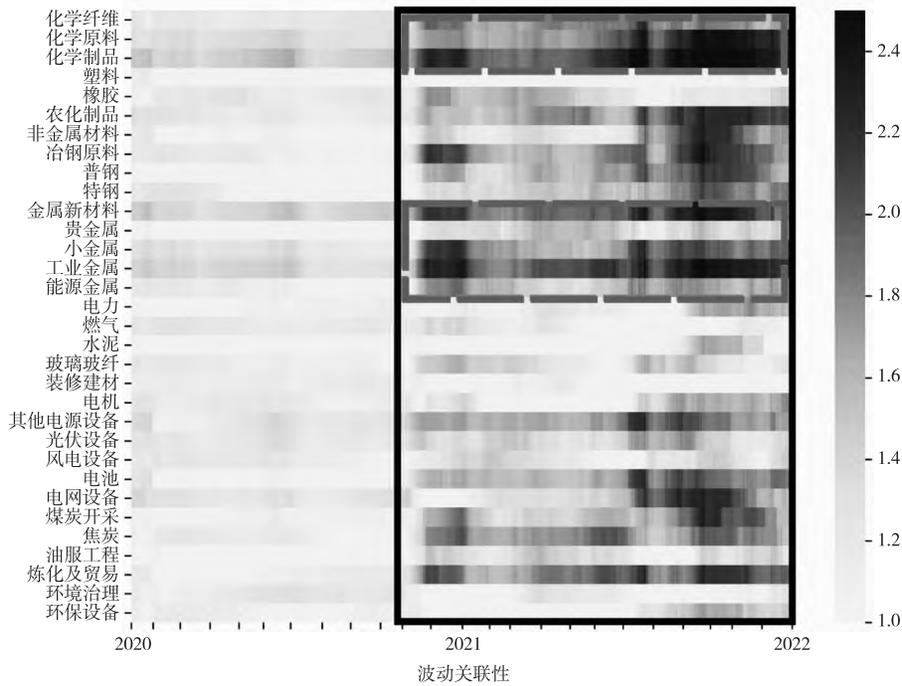


图3 “双碳”内部行业相对溢出指数热力图

注：方框标注出2020年末“焦化行业压减过剩产能”约束事件及其之后的样本区间，代表总体“双碳”相关政策约束时期。事件约束下“双碳”行业中的重点溢出行业包含“化学纤维”“化学制品”“化学原料”等基础化工行业，以及“金属新材料”“工业金属”“小金属”等有色金属行业。篇幅所限，此处仅展示基于波动率的结果，其与基于收益率的结果总体一致。

2.“双碳”行业内部风险关联网络分析

如前所述，“双碳”相关政策推动行业内部风险关联水平显著上升，尤其以基础化工和有色金属行业最为明显。且数据分析显示，焦化行业压减过剩产能政策（事件1）前后，风险的关联水平及结构发生显著变化。煤炭作为中国重要能源储备，该政策对产业链及宏观经济影响广泛，因此本节聚焦于此事件，借助网络拓扑分析法进一步探讨风险传导路径。具体而言，由于本文的时变性建模方法能够实现日度关联性测度，因此可以在时间维度上完整观测风险在网络中的演变过程。有鉴于此，时变溢出网络中的风险传导路径识别依据为：随时间推移，风险关联性在行业关联范围、关联强度上的扩散^①。同时，为尽可能完整展示动态演变特征，本文结合政策时间点，选取四个周度子样本区间，绘制周均风险关联网络，进而定位风险传导源头并揭示扩散路径。

图4展示了四个周平均风险关联网络，其中第一个阶段为2020年10月21日山西省晋焦压减组办发布《关于进一步做好焦化行业压减过剩产能各项工作的通知》前一周，其余三个阶段分别对应政策发布后的第三、四、九周。网络中仅保留溢出强度排名全样本前5%的行业间风险关联关系，其

^① 本文未借助溢出方向识别风险传导路径，这是由于溢出指数或关联性指其本质上是VAR模型框架下变量间预测误差方差的贡献方向，虽然在相关性的基础上赋予了方向性信息，但仍不能代表变量之间风险传染的因果关系。有鉴于此，本文仅利用溢出方向刻画关联性的总体特征，例如，图5将“双碳”行业视为一个整体，探究其与其他行业之间的总体关联性方向，以此判断“双碳”行业内部风险是否存在向外溢散的现象。

他可视化设定与图1保持一致。

如图4(a)所示,在2020年10月21日政策发布前,网络中的连边较少,仅在有色金属、电力设备行业存在一定风险关联效应,而焦炭行业的风险关联尚未显现。至11月上旬,图4(b)显示,焦炭行业与煤炭开采、普钢、特钢、冶钢原料行业的风险关联性指数进入全样本前5%,出现在网络中,且焦炭行业的节点变大,表明其网络中心度有所上升。这可能源于2020年第四季度焦化行业产能压减力度加大,焦炭市场供应收窄;而下游钢铁行业的高炉生产率维持高位,对焦炭需求旺盛。同时,上游焦煤行业受环保、安全检查、进口等因素影响,供给受限,推动焦炭价格上行。因此,焦炭行业与上下游产业链的风险关联性初步显现,但仍较弱,体现为连线较细。

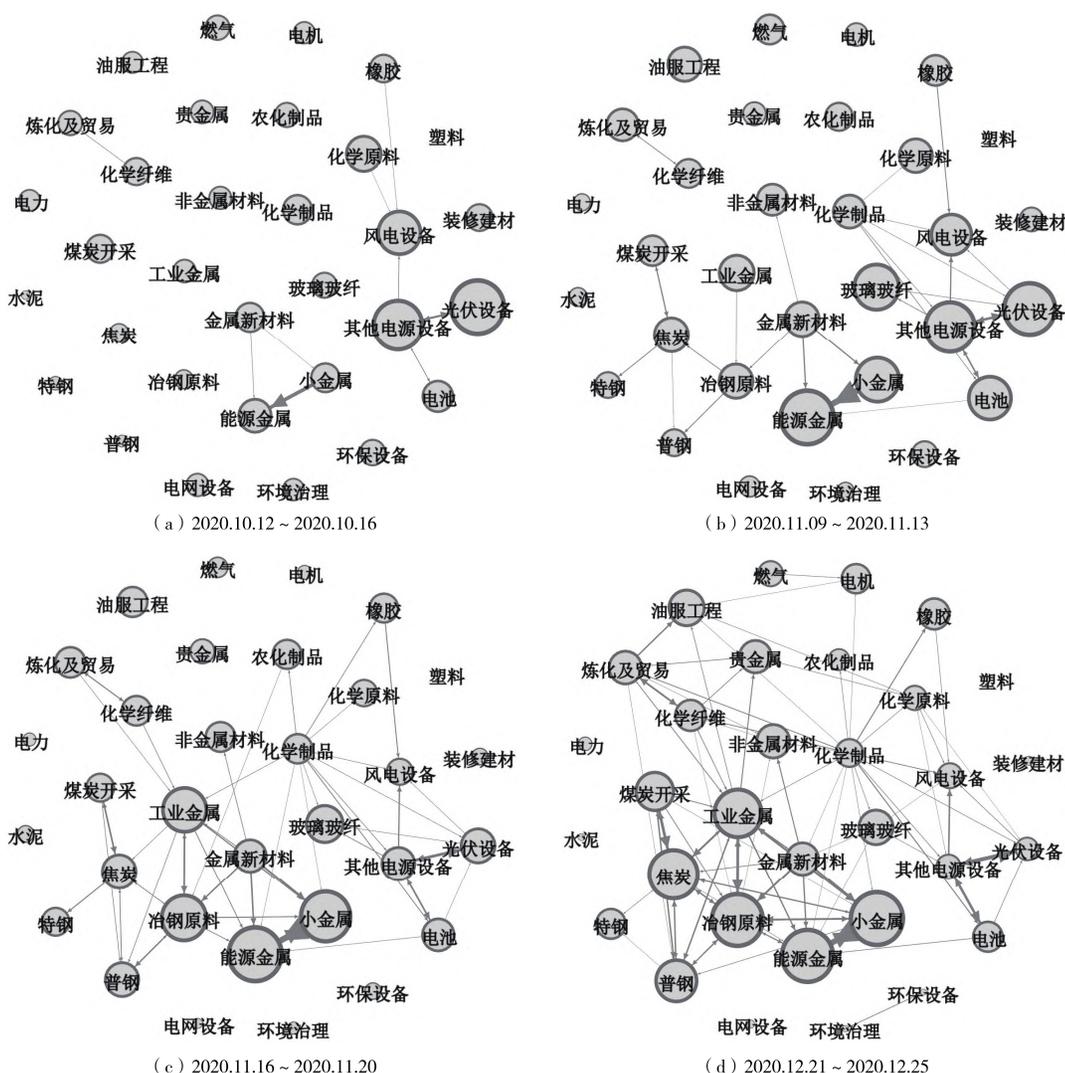


图4 “焦化行业压减过剩产能”事件下的“双碳”行业周平均溢出网络(基于波动率)

注:节点代表“双碳”行业,节点越大,代表该行业的特征向量中心度越高;节点之间的边刻画溢出强度进入第五个百分位数(全样本区间下)的两两交互行业间风险溢出关系,连线越粗,代表行业间风险溢出强度越大;箭头表示风险溢出的方向。

随着政策影响的进一步发酵,至11月中旬(政策发布后第四周),图4(c)显示,在关联强度方面,煤炭、钢铁行业相关的连边变粗,代表其风险关联效应有所增强;在关联范围方面,焦炭、普钢行业与工业金属行业的风险关联进入网络,与此同时工业金属与其他行业之间的连边数也明显增多,包括其他有色金属(金属新材料、能源金属)、基础化工(化学制品、化学纤维)、石油石化(炼化及贸易)等,表明风险共振范围以工业金属行业为中间节点,出现由煤炭、钢铁行业向其他“双碳”行业扩散的迹象。

至2020年12月末,图4(d)显示,在关联强度方面,风险关联进一步增强,煤炭、钢铁、有色金属等行业相关的连边显著变粗,且节点变大;在关联范围方面,有色金属、基础化工、石油石化行业节点间的连线数目进一步增加,形成更大范围的风险共振,从而在更大的关联强度和关联范围两方面,推动“双碳”行业内部整体风险关联性持续上升。

纵观图4中的风险动态演变特征,可以发现,在图4(b)中,焦炭行业新增连边数最多,是政策约束初期的风险传导中心,因此是局部风险共振的源头行业。进一步结合网络分析、股市行业关联机制及行业关联性热力图,可以总结“焦化行业压减过剩产能”政策的风险传染路径:以焦炭行业为源头,风险经由直接关联渠道中的产业链关联向其上下游行业(煤炭开采、普钢、特钢等行业)传导,进而经由间接关联与信息关联向有色金属、基础化工等重要风险溢出行业扩散,导致“双碳”行业范围内的显著风险共振。

综上所述,在局部视角下,总关联性指数分析表明,在去产能政策约束下,“双碳”行业内部的时域风险关联水平显著上升,而向外关联水平整体下降,说明风险主要在“双碳”行业内部聚集,未出现大规模外溢^①。行业溢出指数分析进一步揭示了内部关联性上升的主要驱动因素,其中基础化工和有色金属行业的贡献程度最大。此外,网络分析捕捉了政策约束下的“双碳”行业内部的局部风险共振现象,在“焦化行业压减过剩产能”政策影响下,焦炭行业成为局部风险共振的源头,其与上下游行业的风险关联显著增强,并沿着“焦炭-上下游-化工金属-‘双碳’行业”的路径进行动态传导。

(三)基于源头行业个体关联视角的政策事件约束分析

基于局部网络分析所刻画的风险传导路径,接下来进入个体视角,量化路径上的风险关联效应——“涟漪效应”。具体而言,以源头行业为中心,沿传导路径向外设定多层级关联性网络,如图5所示,该网络由内向外依次包含焦炭行业(源头)、上下游行业(第一层级)、化工金属行业(第二层级)、其他“双碳”行业(第三层级)和非“双碳”行业(第四层级)。其中,上下游行业的界定参考中国炼焦行业协会^②,主要包括煤炭开采、普钢和特钢行业;化工金属行业涵盖“基础化工”和“有色金属”一级行业下的所有二级行业,是前文中“双碳”行业内部总关联性上升的核心推动力量。在此多层级网络中,“涟漪效应”描述风险沿传导路径逐步向最外层扩散的强度,并用于识别风险传导范围。

为进一步剖析风险传导结构,将“涟漪效应”拆解为两部分:“源头效应”指源头行业直接向最外层行业传导的作用,“中间效应”指中间行业在风险传导中的作用。通过分析二者的绝对值及相对变化趋势,有助于精准研判转型风险的传染情况,并锁定关键行业采取针对性措施。

^① 双碳行业向外关联性水平结果见附录3附图3。

^② 根据中国炼焦行业协会,焦炭的主要用途在于高炉炼铁,因此在“焦煤-焦炭-钢铁”(煤焦钢)产业链中,炼焦煤是处于上游的基础原料,焦炭处于产业链中间,钢铁处于产业链下游。本文基于此将焦炭行业的上下游行业划定为煤炭开采、普钢和特钢行业。

如图5所示,以最外层(第四层级)为例,该层“涟漪效应”由黑色虚线①表示,其构成为黑色实线②所示的“源头效应”与灰色实线③④⑤所示的“中间效应”之和;而第一层级的“涟漪效应”则完全由“源头效应”构成①。在使用相对关联性指数量化风险时,若“源头效应”大于“涟漪效应”,说明源头行业直接传导风险的作用强于中间行业;反之表明中间行业在风险扩散过程中占主导。

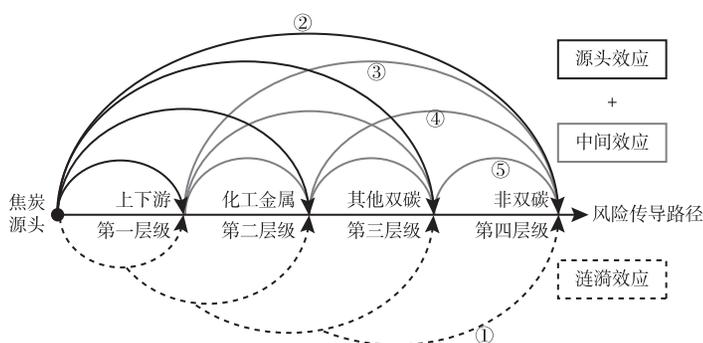


图5 个体行业视角的多层级网络

注:在多层级网络中,“涟漪效应”(虚线)由“源头效应”(黑色实线)和“中间效应”(灰色实线)构成。以最外层传导关系为例,在绝对关联性指数上,第四层“涟漪效应”①是“源头效应”②和“中间效应”③④⑤的和。

图6(a)展示了焦炭行业的多层级时域相对风险关联性指数,其中不同层级以线条宽度区分,“源头效应”和“涟漪效应”分别以实线和虚线标识。如图6(a)所示,在“焦化行业压减过剩产能”政策约束下,前三个层级风险关联性指数均出现显著上升,其中第一层级风险关联性的上涨幅度最大,收益关联性和波动关联性指数的最高值分别达到5.40和5.52,表明焦炭行业与其上下游行业的风险关联强度上升至全行业平均水平的5倍。同时,随着层级的增加,风险关联性的上涨幅度依次递减,说明风险在向更外层行业传导的过程中逐步衰减。

进一步剖析风险传导路径,从“源头效应”来看(实线所示),第一层级风险关联性在2020年12月上旬达到峰值后开始回落;与此同时,第二、三层级风险关联性仍在持续上升,这表明焦炭行业与其上下游行业的风险关联性有所缓解,其风险逐渐向化工金属行业和其他“双碳”行业扩散与释放。从“涟漪效应”来看(虚线所示),风险关联性的上涨在向外层传导时逐步减弱,最终在第四层级趋于平稳,且出现一定程度的负增长,这说明风险从源头行业向外扩散的强度递减,且传导范围未超出“双碳”行业,从而刻画了股市风险传导的涟漪效应。

对比“源头效应”与“涟漪效应”的相对关联性指数,可以发现,随着层级向外,“涟漪效应”逐渐由“源头效应”主导转向“中间效应”主导。这一趋势在图6(a)中体现为:第二层级的实线高于虚线,而第三层级的虚线总体高于实线。这表明,虽然焦炭行业与上下游和化工金属行业存在较强的直接风险关联效应,但其辐射范围相对有限,风险进一步向外层行业传导时将更依赖于上下游、化工金属行业的中间传递作用。

进一步考察焦炭行业与全行业的关联性变动趋势。如图6(b)所示,在“焦化行业压减过剩产能”政策约束前,焦炭与全行业相对关联性指数(实线)在1附近波动,整体趋势较为平稳。2020年

① 为简化算法实现,本文重点测度“源头效应”和“涟漪效应”,并通过二者的相对关系推断“中间效应”。

10月末,在政策约束初期,“焦炭-双碳行业”风险关联性(虚线)显著增强、“焦炭-非双碳”行业风险关联性(点线)迅速下降。受此影响,“焦炭-全行业”关联性水平出现小幅下降,随后在12月上旬开始回升,后恢复至政策实施前的水平。上述结果表明,尽管局部行业间的风险关联性在政策冲击下发生显著变化,但全行业风险网络仍保持较强的韧性,局部风险共振未引发全局性的风险传染,整体风险仍处于可控范围内。

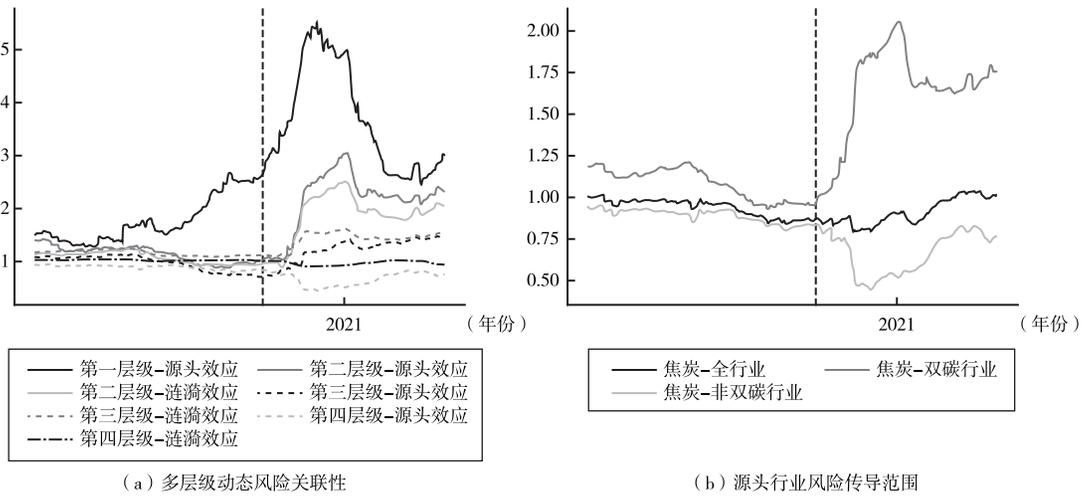


图6 基于多层级网络设定的“涟漪效应”动态刻画(基于波动率)

注:标注的时间点为事件“2020年10月21日山西省晋焦压减组发布《关于进一步做好焦化行业压减过剩产能各项工作的通知》”。(a)使用线条宽度区分层级关系,并使用实线和虚线区分“源头效应”和“涟漪效应”;若同一层级的实线高于虚线,代表风险关联的“源头效应”占主导,反之“中间效应”占主导。(b)进一步展示源头行业与全行业的关联性变动趋势(实线),以明确风险传导范围,其中“焦炭-双碳行业”(虚线)等价于(a)中前三层级“源头效应”的加权平均,“焦炭-非双碳行业”(点线)对应于第四层级“源头效应”。

最后,分析个体视角的频域特征,图7展示了焦炭行业与上下游行业、全行业的波动关联性时频动态趋势,其分别代表个体视角的最小、最大尺度关联性,通过二者可以总体把握个体视角关联性的频域特征。结果表明,相比时域关联性水平的变化,政策约束下的中长期风险更为显著。具体而言,在“焦化行业压减过剩产能”政策影响下,中期和长期波动关联性指数上涨幅度明显高于时域和短期,并且持续时间更长。如图7(a)所示,焦炭行业与上下游行业的时域及短期关联性在12月初回落,而中期和长期关联性持续上升至12月末,最高水平达到行业平均水平的8.04倍(长期)。此外,图7(b)显示,尽管焦炭行业与全行业的时域和短期关联性保持相对平稳,但中期和长期风险关联性指数大幅上升,最高分别达到行业平均水平的1.46倍(中期)和1.88倍(长期),导致时域风险关联性指数明显偏离频域短期部分。

此外,尽管金融行业不属于“双碳”行业,但由于其与实体行业之间的广泛借贷关系,事件冲击可能通过信用关联渠道引发系统性金融风险。因此,有必要关注受约束行业与金融行业的风险关联性。图8(a)展示了焦炭行业与不同范围金融行业的相对风险关联性指数。结果显示,在2020年10月下旬政策约束初期,焦炭与各类金融行业的关联性均下降,趋势与其与“非双碳”行业的关联性相似。然而,至11月中旬,焦炭与金融行业的风险关联性开始上升,其中与大型

国有银行的关联性增幅最大,最高达到行业平均水平的2倍,并在12月下旬回落。这可能是由于政策约束下,信用关联渠道促使风险在焦炭行业与国有大型银行之间传导,增强了二者之间的风险关联效应。进一步考察频域特征,图8(b)显示焦炭行业与大型国有银行的中长期关联性上升幅度高于短期。总体而言,焦炭行业与大型国有银行行业风险关联性的上涨存在滞后性,且涨幅远低于其与上下游行业的关联性,表明经由借贷渠道引发系统性金融风险的可能性较小。

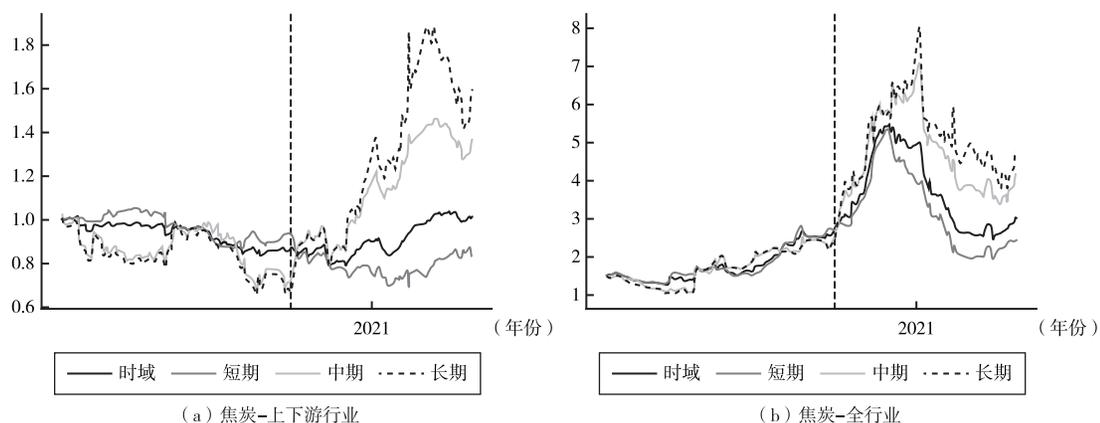


图7 时频视角下的焦炭行业波动风险关联性指数(基于波动率)

注:标注的事件为2020年10月21日晋焦压减组办发布《关于进一步做好焦化行业压减过剩产能各项工作的通知》。

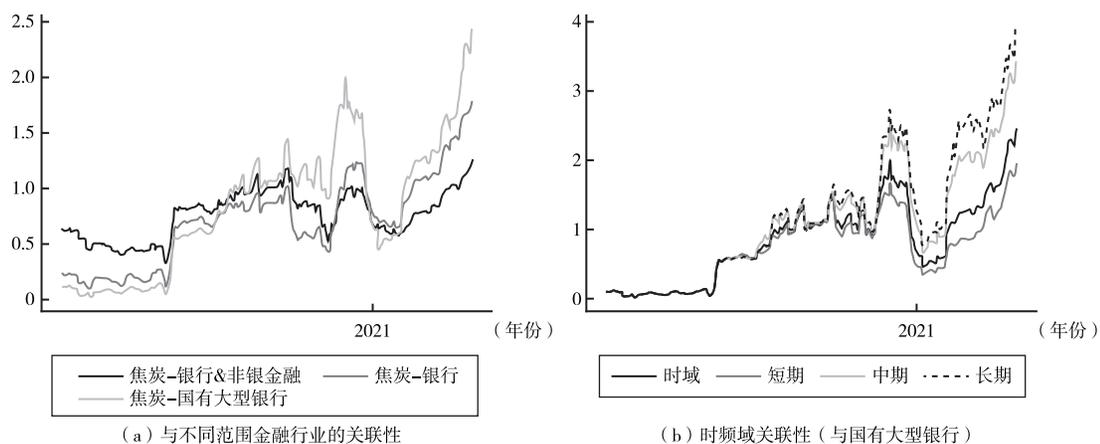


图8 焦炭行业与金融行业的相对风险关联性指数(基于波动率)

注:标注的事件为2020年10月21日晋焦压减组办发布《关于进一步做好焦化行业压减过剩产能各项工作的通知》。其中,(b)中的“时域”对应于(a)中的“焦炭-国有大型银行”。

综上所述,个体视角下的多层次关联性分析表明,在“焦化行业压减过剩产能”政策约束下,焦炭行业通过直接关联渠道与国有大型银行行业的关联性出现短暂上升,但与其与上下游行业的局部风险关联更为显著,且中长期关联性上涨幅度更大、持续时间更长,最高水平超过行业平均关联水平的七倍。进一步地,风险经由间接关联和信息关联渠道,通过化工金属行业向其他

“双碳”行业传导,推动“双碳”行业内部的风险关联性上升。值得注意的是,尽管在时域和短期内,焦炭行业与“非双碳”行业的关联性下降,与全行业的整体关联性相对平稳,表明全局风险关联性仍处于可控区间,但在中长期频域上,各层级风险关联性在政策约束期间波动剧烈,这意味着系统中的潜在风险不容忽视。因此,建立实时、多维度、精准的转型风险监测体系尤为必要。

四、结论与启示

“双碳”目标约束下的转型风险不容忽视,如何有效识别与量化政策约束下的转型风险成为经济社会发展全面绿色转型过程中所面临的迫切问题。本文引入连续成对复合似然方法估计HD-TVP-VAR模型,并基于124个申万中国二级行业指数构建收益与波动关联的高维时频复杂网络。进一步地,本文建立“全局-局部-个体”关联视角的多层次、多层级高维复杂网络分析范式,逐步剖析“双碳”目标约束下中国股市的行业间风险关联特征、识别风险传导源头、刻画动态风险传导路径,并量化风险关联强度。

研究结果表明,在“双碳”目标约束下,行业间的风险关联特征发生显著变化:(1)“双碳”行业在全局风险关联网络中呈现聚集性趋势,系统重要性上升,行业内部风险关联水平提高约30%,最高达到全行业平均水平的1.85倍。同时,内部不确定性显著加剧,风险波动的方差增长超过200%。然而,该类行业与外部风险关联性下降,未出现系统性外溢风险。(2)“双碳”行业内部出现以受政策约束行业为源头的局部风险共振现象,源头行业与其上下游行业出现风险聚集,最高关联性水平达到全行业平均水平的5倍,且风险经由“源头行业-上下游行业-化工金属行业-双碳行业”多层级网络逐步传导,形成“涟漪效应”,推动“双碳”行业总关联性上升。(3)在“涟漪效应”作用下,风险在向外围行业扩散过程中关联性强度呈递减趋势,风险传导机制也由初始的“源头效应”逐步转向“中间效应”。最终,风险的扩散范围被限制于“双碳”行业内部,在更广泛的行业层面上实现了风险的有效缓冲与稀释。(4)尽管时域关联性整体平稳,未引发全局性风险,但频域分析结果显示,在政策约束背景下,中期和长期风险关联性显著上升,波动性亦相对较强,表明政策约束在更长周期内对金融系统仍可能构成潜在扰动,需持续监测与防范。

基于研究结论,本文得出以下四点政策启示,以期防范“双碳”目标约束下转型风险的跨行业传染、推动可持续低碳转型提供借鉴参考。

第一,货币政策和宏观审慎政策的制定应当将转型风险纳入系统性考量。随着“双碳”目标约束的逐步推进,受约束行业(如煤炭行业)内部风险的集中可能通过产业链等渠道向上下游行业传导,推动局部风险关联性水平上升,形成典型的“涟漪效应”。因此,政策制定者应加强对行业间风险关联的动态监测,建立早期预警机制,对风险关联性超过行业平均水平2倍的行业组合实施重点监控,及时识别局部风险共振信号。通过建立高维时频复杂行业关联网络,可以系统评估行业间的相互依赖性和冲击传导机制,及时识别高风险聚集区与关键节点,并采取针对性措施切断风险扩散链条,从而防止局部风险演变为全局风险,切实维护金融体系的安全性和稳定性。

第二,产业政策的制定需要统筹兼顾短期目标与中长期效应。研究表明,“双碳”行业内部风险关联性平均水平显著上升,且中长期波动较大,可能引发全局性风险的异常波动。在政策约束下,部分行业因调整压力增大可能出现阶段性市场失衡,加剧行业内部及上下游产业链的

风险共振。因此,政策制定者需在推动产业结构转型时,平衡短期减排目标与中长期稳定发展,避免因调整过快导致经济增长承压。在此过程中,政府可通过财政补贴、税收激励等方式支持企业绿色技术创新,提高能源利用效率,减少对高碳能源的依赖。同时,应建立动态调整机制,根据经济运行、行业适应能力及市场反馈适时优化政策执行方式。通过平衡“降碳”与“保供”之间的关系,在确保能源供应安全的前提下推进减排目标,实现经济发展与生态保护的协调统一。

第三,金融系统的稳定性是防范转型风险的重要保障。在“双碳”目标推进过程中,受约束行业与金融行业之间的风险关联可能通过信用渠道加剧,进而引发广泛的连锁反应。虽然研究显示焦炭行业与金融行业的风险关联性存在滞后特征,但一旦发生信贷违约等风险事件,金融系统可能面临较大冲击。特别是在政策约束初期,高碳行业因盈利能力下降,偿债能力恶化,可能导致银行不良贷款风险上升。因此,金融部门应加强对受约束行业的风险监测,完善风险评估和信用审查机制,避免在行业转型过程中产生大规模违约问题。同时,应推动金融机构优化信贷结构,提升绿色信贷、绿色债券等金融工具的使用效率,通过优化金融政策框架和强化审慎监管,提升金融体系抵御外部冲击的能力,为经济结构绿色转型提供稳定的金融环境。

第四,能源价格稳定机制是确保“双碳”目标平稳实现的重要支撑。研究表明,受政策影响较大的行业往往处于产业链的关键环节,其经营状况对能源价格波动高度敏感。例如,焦炭、钢铁、有色金属等行业不仅能源消耗较高,而且价格波动容易沿产业链向下游传导,影响制造业整体稳定性。此外,能源价格的剧烈波动可能加剧企业经营的不确定性,干扰投资决策,并对产业结构调整进程造成冲击。因此,政策制定者应完善能源价格稳定机制,推动能源结构多元化发展,同时优化绿色产业的融资环境,以增强能源供给的灵活性和安全性,降低价格波动对实体经济和金融市场的冲击,避免能源价格失稳在产业链上下游引发共振效应,缓解短期价格剧烈波动对长期投资与产业升级进程的干扰,从而为经济平稳低碳转型提供有力支撑。

参考文献

- [1]曹军新,姚斌.碳减排与金融稳定:基于银行信贷视角的分析[J].中国工业经济,2014,(9):97~108.
- [2]陈国进,郭珺莹,赵向琴.气候金融研究进展[J].经济学动态,2021,(8):131~145.
- [3]陈少凌,谭黎明,杨海生,崔洁.我国金融行业的系统重要性研究——基于HD-TVP-VAR模型的复杂网络分析[J].系统工程理论与实践,2021a,(8):1911~1925.
- [4]陈少凌,李杰,谭黎明,杨海生.中国系统性金融风险的高维时变测度与传导机制研究[J].世界经济,2021b,(12):28~54.
- [5]陈屹立.环境规制如何影响重污染企业融资?——来自新《环境保护法》实施的证据[J].中国经济学,2023,(4):157~188+357~359.
- [6]何德旭,苗文龙,闫娟娟,沈悦.全球系统性金融风险跨市场传染效应分析[J].经济研究,2021,(8):4~21.
- [7]江深哲,杜浩锋,徐铭喆.“双碳”目标下能源与产业双重结构转型[J].数量经济技术经济研究,2024,(2):109~130.
- [8]李政,刘浩杰,袁晨曦.基于行业关联网络的中国系统性风险监控防范研究[J].国际金融研究,2022,(5):

75~86.

- [9]李政,刘淇,梁琪.基于经济金融关联网络的中国系统性风险防范研究[J].统计研究,2019,(2):23~37.
- [10]林伯强.碳中和进程中的中国经济高质量增长[J].经济研究,2022,(1):56~71.
- [11]刘海云,吕龙.城市房价泡沫及其传染的“波纹”效应[J].中国工业经济,2018,(12):42~59.
- [12]邵帅,范美婷,黄辉.中国城市化进程与碳排放达峰路径:1995~2035[J].中国经济学,2022,(1):83~117+372~374.
- [13]王策,周博.房价上涨、涟漪效应与预防性储蓄[J].经济学动态,2016,(8):71~81.
- [14]徐少君,张少华,王炜婷.跨国金融压力的溢出效应及渠道识别研究[J].数量经济技术经济研究,2020,(4):127~145.
- [15]杨子晖,王姝黛,梁方.产业链结构新视角下的尾部风险跨行业传染[J].经济学(季刊),2023,(1):212~227.
- [16]张帅,陆利平,张兴敏,王晖.金融系统气候风险的评估、定价与政策应对:基于文献的评述[J].金融评论,2022,(1):99~120+124.
- [17]赵宇,叶仕奇,杨翠红,洪永淼.大数据视角下产业链韧性的测度、关联与归因[J].中国工业经济,2025,(2):61~79.
- [18]郑挺国,巩璐,叶仕奇.时变视阈下在险通货膨胀的跨国溢出研究[J].世界经济,2024a,(12):35~70.
- [19]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,(2):669~692.
- [20]郑挺国,叶仕奇,范馨月.大数据下经济在险增长测度与风险探源研究[J].经济研究,2023,(11):133~152.
- [21]郑挺国,余恒伟,叶仕奇.国际贸易溢出网络构建及中国进出口影响力探析[J/OL].系统工程理论与实践,2025,1~29.
- [22]郑挺国,张宏音,叶仕奇.低碳转型风险的“涟漪效应”[J].中国工业经济,2024b,(4):37~56.
- [23]朱小能,吴杰楠.股市联动中的“涟漪效应”[J].中国管理科学,2021,(8):1~12.
- [24] Ando T., Greenwood-Nimmo M., Shin Y., 2022, *Quantile Connectedness: Modeling Tail Behavior in the Topology of Financial Networks* [J], *Management Science*, 68 (4), 2401~2431.
- [25] Antonakakis N., Gabauer D., Gupta R., Plakandaras V., 2018, *Dynamic Connectedness of Uncertainty across Developed Economies: A Time-Varying Approach* [J], *Economics Letters*, 166, 63~75.
- [26] Baruník J., Bevilacqua M., Tunaru R., 2022, *Asymmetric Network Connectedness of Fears* [J], *Review of Economics and Statistics*, 104 (6), 1304~1316.
- [27] Baruník J., Křehlík T., 2018, *Measuring the Frequency Dynamics of Financial Connectedness and Systemic Risk* [J], *Journal of Financial Econometrics*, 16 (2), 271~296.
- [28] Battiston S., Mandel A., Monasterolo I., Schütze F., Visentin G., 2017, *A Climate Stress-test of the Financial System* [J], *Nature Climate Change*, 7 (4), 283~288.
- [29] Bolton P., Despres M., Da Silva L. A. P., Samama F., Svartzman R., 2020, *The Green Swan: Central Banking and Financial Stability in the Age of Climate Change* [M], Basel: Bank for International Settlements.
- [30] Bolton P., Kacperczyk M., 2021, *Do Investors Care about Carbon Risk?* [J], *Journal of Financial Economics*, 142 (2), 517~549.
- [31] Cai W., Chen J., Hong J., Jiang F., 2017, *Forecasting Chinese Stock Market Volatility with Economic Variables* [J], *Emerging Markets Finance and Trade*, 53 (3), 521~533.
- [32] Carbon Tracker Initiative, 2011, *Unburnable Carbon: Are the World's Financial Markets Carrying a Carbon Bubble?* [R], London: Carbon Tracker Initiative.
- [33] Carney M., 2015, *Breaking the Tragedy of the Horizon – climate Change and Financial Stability*, Speech Given

at Lloyd's of London, Bank of England.

[34] Cui J., Maghyreh A., 2022, *Time-frequency Co-movement and Risk Connectedness among Cryptocurrencies: New Evidence from the Higher-Order Moments before and during the COVID-19 Pandemic* [J], *Financial Innovation*, 8 (1), 90.

[35] Debarys N., Dossougoin, C., Ertur, C., Gnabo, J. Y., 2018, *Measuring Sovereign Risk Spillovers and Assessing the Role of Transmission Channels: A Spatial Econometrics Approach* [J], *Journal of Economic Dynamics and Control*, 87, 21~45.

[36] Demirel M., Diebold F. X., Liu L., Yilmaz K., 2018, *Estimating Global Bank Network Connectedness* [J], *Journal of Applied Econometrics*, 33 (1), 1~15.

[37] Diebold F. X., Yilmaz K., 2014, *On the Network Topology of Variance Decompositions: Measuring the Connectedness of Financial Firms* [J], *Journal of Econometrics*, 182 (1), 119~134.

[38] Durbin J., Koopman S. J., 2012, *Time Series Analysis by State Space Methods* [M], Oxford: Oxford University Press.

[39] Engle R., Jondeau E., Rockinger M., 2015, *Systemic Risk in Europe* [J], *Review of Finance*, 19(1), 145~190.

[40] Friedlingstein P., O'sullivan M., Jones M. W., Andrew R. M., Gregor L., Hauck J., ..., Zheng B., 2022, *Global Carbon Budget 2022* [J], *Earth System Science Data*, 14(11), 4811~4900.

[41] Gai P., Kapadia S., 2010, *Contagion in Financial Networks* [J], *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 466 (2120), 2401~2423.

[42] Greenwood R., Landier A., Thesmar D., 2015, *Vulnerable Banks* [J], *Journal of Financial Economics*, 115 (3), 471~485.

[43] Hong H., Kacperczyk M., 2009, *The Price of Sin: The Effects of Social Norms on Markets* [J], *Journal of Financial Economics*, 93 (1), 15~36.

[44] IPCC, 2014, *Climate Change 2014: Synthesis Report* [M], Geneva: Intergovernmental Panel on Climate Change.

[45] King M. A., Wadhvani S., 1990, *Transmission of Volatility between Stock Markets* [J], *Review of Financial Studies*, 3(1), 5~33.

[46] Koop G., Korobilis D., 2013, *Large Time-varying Parameter VARs* [J], *Journal of Econometrics*, 177 (2), 185~198.

[47] Markowitz H., 1952, *Portfolio Selection* [J], *Journal of Finance*, 7(1), 77~91.

[48] McGlade C., Ekins P., 2015, *The Geographical Distribution of Fossil Fuels Unused when Limiting Global Warming to 2 °C* [J], *Nature*, 517(7533), 187~190.

[49] Nguyen L. X. D., Mateut S., Chevapatrakul T., 2020, *Business-linkage Volatility Spillovers between US Industries* [J], *Journal of Banking and Finance*, 111, 105699.

[50] Pakel C., Shephard N., Sheppard K., Engle R. F., 2021, *Fitting Vast Dimensional Time-varying Covariance Models* [J], *Journal of Business Economic Statistics*, 39 (3), 652~668.

[51] Ruhnau B., 2000, *Eigenvector-centrality—a Node-centrality?* [J], *Social Networks*, 22 (4), 357~365.

[52] Schotten G., van Ewijk S., Regelink M., Dicou D., Kakes J., 2016, *Time for Transition: An Exploratory Study of the Transition to a Carbon-neutral Economy* [R], Netherlands Central Bank Occasional Studies.

[53] Schumpeter J. A., 1939, *Business Cycles* [M], New York: McGraw Hill.

[54] Semieniuk G., Campiglio E., Mercure J. F., Volz U., Edwards N. R., 2021, *Low-carbon Transition Risks for Finance* [J], *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, 12 (1), 678.

[55] Stolbova V., Monasterolo I., Battiston S., 2018, *A Financial Macro-network Approach to Climate Policy*

Evaluation [J], *Ecological Economics*, 149, 239~253.

[56] Yang R., Caporin M., Jiménez-Martin J. A., 2024, *Measuring Climate Transition Risk Spillovers* [J], *Review of Finance*, 28 (2), 447~481.

[57] Yang Z., Zhou Y., 2017, *Quantitative Easing and Volatility Spillovers across Countries and Asset Classes* [J], *Management Science*, 63 (2), 333~354.

Transition Risks and Industry Connectedness Under China's Dual Carbon Goal: Analysis Based on High-dimensional Time-frequency Complex Network

ZHENG Tingguo^{1,2} ZHANG Hongyin³ YE Shiqi^{4,5}

(1.Center for Macroeconomic Research, Xiamen University;

2.Paula and Gregory Chow Institute for Studies in Economics, Xiamen University;

3.Wang Yanan Institute for Studies in Economics, Xiamen University;

4.State Key Laboratory of Mathematical Sciences, Academy of Mathematics
and Systems Science, Chinese Academy of Sciences;

5.Center for Forecasting Science, Academy of Mathematics and Systemic Science,
Chinese Academy of Sciences)

Summary: The transition to a low-carbon economy presents significant challenges for China, particularly in managing industrial restructuring risks and ensuring financial stability. As the dual carbon peaking and carbon neutrality takes effect, carbon-intensive industries face mounting operational pressures, leading to heightened risk transmission across sectors. Thus, effectively identifying and quantifying these transition risks are crucial for maintaining energy security and preventing systemic disruptions. However, existing studies primarily focus on sector-specific impacts and lack a comprehensive framework for capturing the dynamic, multi-layered nature of risk transmission in high-dimensional settings. To address this gap, this study employs the pairwise composite likelihood estimator (2MSCLE) method to estimate a high-dimensional time-varying parameter vector autoregressive (HD-TVP-VAR) model. Using data from 124 industry indices in China's A-share market, we construct high-dimensional time-frequency complex networks for both return and volatility connectedness. Furthermore, we introduce a "global-local-individual" analytical framework to systematically trace transition risk propagation, identify key transmission nodes, and quantify the intensity of risk spillovers under the dual carbon policy.

This study offers several key methodological and empirical contributions. First, it enhances high-dimensional parameter estimation by applying the 2MSCLE method to the HD-TVP-VAR model, improving estimation accuracy in complex, high-dimensional contexts. By constructing a dynamic risk network encompassing 124 industry indices, this approach captures industry-specific heterogeneity and provides a precise characterization of inter-industry risk linkages. Second, we introduce an innovative multi-layered analytical framework that integrates network topology and index-based analysis. The proposed "global-local-individual" approach provides a novel method for identifying transition risks in high-dimensional complex networks, offering a systematic understanding of risk transmission

mechanisms. This framework is not only applicable to stock market risk analysis under the dual carbon policy but also extends to broader financial market studies on endogenous and exogenous shocks. Third, we deepen the empirical application of the “ripple effect” in transition risk transmission. By systematically mapping the propagation of industry risks through a multi-tiered network structure, we extend and enrich the existing literature on transition risks, providing new insights into the evolving structure of financial market risks.

Our empirical findings reveal significant structural shifts in risk networks under the dual carbon policy. Carbon-intensive industries exhibit stronger clustering patterns and increased systemic importance. The average internal risk connectedness within these industries rises by 30%, reaching up to 1.85 times the all-industry average, while uncertainty surges by more than 200%. Although these industries experience a decline in outward risk spillovers, they become more interconnected internally, forming localized risk hubs. Furthermore, we identify a pronounced “ripple effect” in risk propagation, where transition risks originate in policy-constrained industries and spread to their upstream and downstream counterparts, creating localized risk resonance. The highest inter-industry connectivity reaches five times the all-industry average, and risk propagation follows a structured path, moving from “source industries” to upstream and downstream sectors, then to chemical and metal-related industries, before ultimately affecting the broader dual carbon sector. Notably, as risks diffuse outward, their intensity gradually weakens, shifting from a “source-driven” to an “intermediary-driven” transmission mechanism. While short-term risk spillovers remain contained, frequency-domain analysis indicates that mid- to long-term risk connectedness increases significantly, with volatility spikes becoming more pronounced.

By constructing a comprehensive high-dimensional risk assessment framework, this study offers a fresh perspective on the systemic risks associated with China’s dual carbon goal. The findings enhance our understanding of how sectoral constraints reshape inter-industry risk connectedness, highlighting the increasing concentration of risk within key carbon-intensive sectors and the potential for localized shocks to propagate through multi-layered transmission channels. These insights underscore the necessity of continuous monitoring, adaptive regulatory frameworks, and targeted policy interventions to mitigate unintended risk spillovers. Strengthening energy price stabilization mechanisms, promoting green finance initiatives, and fostering industrial resilience are crucial in navigating the complexities of the low-carbon transition while safeguarding financial stability and long-term economic growth.

Keywords: Dual Carbon Goal; High-dimensional Complex Network; Transition Risk; Industry Connectedness; High-quality Growth

JEL Classification: C32; G28; P28

(责任编辑:陈星星;数据编辑:蓝天;校对:石银凤)