

气候风险与系统性风险传染

——来自中国上市金融机构的经验证据

崔婕 蔡源

(山西财经大学金融学院, 山西太原 030006)

摘要:本文基于2011—2021年中国51家上市金融机构的微观数据,构建了金融机构间系统性风险传染网络,并从微观层面实证研究了气候风险对金融机构间系统性风险传染的影响及传导路径。研究发现,气候风险事件下金融机构间的网络关联度更紧密,彼此间的系统性风险传染水平显著提升。气候风险主要通过加大投资者恐慌情绪提升金融机构间的系统性风险传染水平。相较于大型金融机构,气候风险冲击下中小型金融机构的系统性风险输出与风险输入水平更高;经济政策不确定性的提高会进一步加剧气候风险对金融机构的负面冲击;《巴黎协定》的提出会缓解气候物理风险对金融机构间系统性风险传染的负面影响,但在一定程度上会加剧气候转型风险对金融机构间系统性风险传染的负面影响。本文为防范气候相关金融风险与维护金融体系的稳定提供了政策启示和决策参考。

关键词:气候风险;金融机构;系统性风险;风险传染网络

中图分类号:F832 **文献标识码:**A **文章编号:**1003-5230(2024)01-0082-14

一、引言

气候变化被视为21世纪最大的挑战之一,已经并将持续对人类社会产生重大影响。由世界经济论坛(WEF)发布的《2023年全球风险报告》指出,在按严重程度估算的全球最主要的十大风险中,未来两年内,自然灾害与极端天气事件位居第二;未来十年内,气候相关风险占六席,且气候行动失败风险位居榜首。由此可见,气候变化带来的可持续发展的相关问题已逐渐成为全人类共同面临的生存发展危机,吸引了全球各国的广泛关注。为应对这种挑战,2020年9月我国明确提出“双碳”发展目标,旨在积极推动经济社会全面绿色转型,为解决全球气候危机贡献中国力量。党的二十大报告进一步提出,必须牢固树立和践行“绿水青山就是金山银山”的理念,把应对气候变化摆在“推动绿色发展,促进人与自然和谐共生”中的突出位置。

气候变化不仅会对全人类的生存环境和生活质量造成严重威胁,同时其诱发的气候风险也通过

收稿日期:2023-10-01

基金项目:国家社会科学基金一般项目“气候风险冲击对金融系统的传导路径及溢出效应研究”(22BJY165)

作者简介:崔婕(1981—),女,山西运城人,山西财经大学金融学院教授,本文通讯作者;

蔡源(1996—),女,山西吕梁人,山西财经大学金融学院博士生。

冲击不同的实体经济行业传导至金融机构,对金融体系自身的稳定与安全构成挑战^[1]。气候风险是指极端天气、全球变暖等气候因素及社会向低碳经济转型过程中对经济金融活动带来的不确定性,其主要通过影响金融机构的信用风险、流动性风险等金融风险渠道冲击金融机构的稳定。具体来看,气候风险又划分为物理风险和转型风险两大类。气候风险中的物理风险(以下简称物理风险)是指自然灾害等极端气候事件给经济社会造成的风险;气候风险中的转型风险(以下简称转型风险)是指社会在向低碳经济转型的过程中,气候政策、技术创新以及投资者市场情绪等因素导致金融机构发生损失的风险。厘清物理风险通过哪些渠道传导至金融机构是当前学术界和监管机构重点关注的问题。从信用风险角度来看,极端气候事件会严重破坏企业的固定资产,造成企业销售收入减少、盈利能力下降^{[2][3]},而企业盈利能力的下降会导致企业的偿付能力降低^[4]。借款人盈利能力和偿付能力的降低,会导致金融机构信用风险水平提高。从市场风险角度来看,极端气候事件会造成企业实物资产受损,导致以该资产为抵押品的价格下跌,造成与此类企业有信贷交易往来的金融机构的金融资产贬值,导致金融机构市场风险水平的提高。从流动性风险角度来看,自然灾害导致债务人违约、金融机构资产贬值,从而造成金融机构可获取资金低于预期,导致金融机构流动性风险水平提高。

鉴于转型风险的前瞻性特质,大量学者运用静态压力测试^[5]和动态压力测试^[6]方法量化转型风险可能诱发的金融风险,转型风险如何影响金融机构稳定也是目前学术界的研究重点^[7]。首先,相关学者研究发现低碳转型政策的出台会造成高碳企业运营成本增加、违约概率上升,会导致与该类企业有融资信贷往来的金融机构信用风险上升^[8]。其次,高污染企业的资产预期收益下降,高碳资产贬值,会导致持有这些资产的金融机构市场风险上升。最后,受转型风险影响的高碳企业也会积极调整资本结构,通过减少负债来降低杠杆率,从而导致对金融机构的信贷需求降低^[9],而金融机构对气候风险收取风险溢价时,可能造成对高碳企业的贷款利率上升,导致借款人减少贷款需求。因此,转型风险可能通过借贷业务导致金融机构流动性风险水平提升。

此外,值得关注的是,由于气候演变的非线性特征和气候政策变化的不确定性,气候风险不仅会加剧能源市场、金属市场间极端风险的输出水平^[10],还会增加金融部门的风险暴露,通过金融体系中各子系统相互作用,导致气候风险迅速蔓延到整个金融市场,最终诱发系统性金融风险^{[11][12]},不利于经济的健康稳定发展,增加金融体系的脆弱性^[13]。2023年中央金融工作会议多次强调,要全面加强金融监管,坚持把防控风险作为金融工作的永恒主题,牢牢守住不发生系统性金融风险的底线。目前我国极端天气事件频发,气候风险已逐渐成为影响金融机构发生极端风险的源头之一^{[11][14]}。在此背景下,探究气候风险对金融机构间系统性风险传染的影响效应,构建气候风险冲击下金融机构间系统性风险传染网络,厘清气候风险对金融机构间系统性风险传染的影响渠道和影响异质性,不仅有助于提高金融机构气候风险识别与管理能力,而且对构建绿色“双支柱”调控框架和守住不发生系统性金融风险的底线具有重要的现实意义。

通过梳理相关文献我们发现,在研究背景方面,既有文献多是将物理风险和转型风险割裂开,分别研究其对金融机构信用风险、流动性风险等传统金融风险的影响^{[15][16]}。事实上,物理风险和转型风险二者往往相互影响,共同对金融体系产生冲击。从研究对象来看,既有研究侧重于分析气候风险对银行业和保险业的潜在影响,对其他金融领域关注较少,且较少考虑金融体系内部的风险传染效应。从影响机制来看,特别是在微观影响方面,气候风险对金融机构间系统性风险传染的影响渠道仍缺乏系统的理论解释和事实证据。气候变化是否通过物理风险和转型风险的共同冲击影响金融体系稳定?这两种冲击又是通过哪些渠道传导至金融体系的?对金融体系的影响是否存在异质性因素?这些都是目前我国金融部门应对气候相关金融风险必须解决的问题。鉴于此,本文以2011—2021年中国51家金融机构为样本,构建了金融机构间的系统性风险传染网络,实证检验了气候风险中的物理风险和转型风险对金融机构间系统性风险传染的影响及传导机制,并进一步分析了对不同规模金融机构、在不同外部政策环境下和在气候政策实施前后金融机构间系统性风险传染的影响异质性。

本文可能的边际贡献有以下四个方面。第一,将气候风险的物理风险和转型风险纳入到统一框

架下,考察二者共同冲击对我国金融机构间系统性风险传染的影响,丰富了现有气候相关金融风险的研究。第二,分析了气候风险对金融机构间系统性风险传染的影响,对象不再局限于银行、保险等金融机构,进一步涵盖了证券业、金融控股等非传统金融机构。此外,不再拘泥于分析气候风险对金融机构本身的冲击,更进一步考虑了气候风险冲击下金融机构体系内部传染性风险。第三,厘清了气候风险对金融机构间系统性风险传染影响的传导机制,并考虑了不同规模的金融机构、不同外部政策环境与气候政策实施前后等异质性因素,为我国金融监管机构制定差别化的气候政策提供了经验证据。

二、理论分析与研究假设

(一)气候风险对金融机构间系统性风险传染的影响

极端气候事件会给金融机构的信贷主体——家庭和企业造成直接经济损失,并通过企业资产折损和全要素生产率下降等渠道降低其信贷偿还水平^[17],从而导致金融机构不良贷款率提高,最终影响金融系统稳定^[16]。此外,公众对极端天气事件认知的不断提升会影响投资者的交易行为,加剧投资者的恐慌情绪^[18]。在投资者情绪的不断变化下,金融机构面临“挤兑”风险,流动性风险增加。如果一家金融机构出现流动性危机,会通过同业业务网络造成风险输出与传染现象,最终有可能导致系统性金融风险的发生^[19]。因此,在金融业快速发展与金融机构混业经营的背景下,物理风险会造成单个金融机构信用风险和流动性风险水平的提高,再加上投资者负面情绪的推波助澜,最终通过相互关联的金融系统产生跨部门连锁反应,从而加剧金融体系的不稳定性,导致金融体系系统性金融风险的爆发^[11]。

因减少碳排放而进行的一系列社会经济活动与相关政策法规的实施不仅会造成碳敏感资产贬值,增加高耗能企业的运营成本^[8],还会降低该类企业的信用评级,增加其融资成本。此外,消费者对未来极端气候事件的预期不断上升,从而更偏向于购买绿色产品,而这种消费方式的转变会进一步导致高污染企业营业收入下降。因此,由社会的低碳转型带来的转型风险极有可能改变整个金融市场所面临的内外环境,并通过多种渠道影响经济金融系统的运行,诱发一系列金融风险^[20]。在金融加速器机制和抵押品约束机制下,市场信号可能会放大气候转型风险的严重程度,对单个金融机构的冲击极易演变为系统性风险,危及整个金融体系的稳定。基于此,本文提出研究假设 H1。

H1:气候风险的增加会显著提升金融机构间系统性风险传染水平。

(二)气候风险对金融机构间系统性风险传染的影响机制

随着经济发展水平的不断提高,社会大众对全球变暖、极端天气和“双碳”目标等气候变化问题给予了更多的关注,极端气候事件以及相关低碳转型政策深刻影响公众的心理和行为^[21]。相较于政府部门,股市投资者能够更快对气候变化相关信息作出反应,气候风险的增加会加剧投资者恐慌情绪,这种恐慌极易产生负面感知偏差,影响投资者交易行为,进而冲击金融市场的稳定^[18]。一方面,气候风险事件冲击下,公司和家庭出于预防性动机,对现金的储备量增加,导致银行的存款比率下降^[22]。气候风险事件的发生也导致投资者对未来收入和现金流量的不确定性认知提高^[23],投资者会倾向于推迟或取消投资,减少对金融机构的贷款需求,从而导致金融机构面临流动性短缺。另一方面,投资者恐慌情绪的加剧可能造成大规模抛售行为,导致被抛售金融资产的价格下跌,给持有该金融资产的金融机构造成损失,并导致持有相似资产的另一家金融机构也遭受损失,金融机构间爆发系统性风险的概率上升^[24]。基于此,本文提出研究假设 H2。

H2:气候风险通过加剧投资者恐慌情绪提高金融机构间的系统性风险传染水平。

三、研究设计

(一)变量选取

1.被解释变量

首先,本文基于尾部风险指标(ΔCoVaR)量化了两两金融机构间的风险输出水平。其次,利用网

络拓扑思想将 ΔCoVaR 作为矩阵的元素构建风险传染网络邻接矩阵。最后,利用网络矩阵测度出金融机构对其他所有金融机构的系统性风险输出与输入水平。

(1) 系统性风险指标(ΔCoVaR)的构建

本文采用基于 DCC-GARCH 模型计算的 ΔCoVaR 作为两两金融机构间风险输出水平的代理变量。 VaR_q 是指在置信水平 $(1-\alpha)$ 下,金融资产所有者遭受的最大损失,但 VaR_q 并未考虑金融机构间的风险传染,无法反映出负面冲击下整个金融系统的风险。Adrian 和 Brunnermeier(2011)在 VaR 基础上构建了 ΔCoVaR 模型^[25],用以衡量单一金融机构对整个金融系统的冲击。将 X^i 定义为金融机构 i 的损失,当金融机构 i 发生冲击事件 $C(X^i)$ 时,金融机构 i 对其他金融机构 j 的尾部风险表示为 $\text{CoVaR}_q^{j|C(X^i)}$,即条件在险值,具体见式(1)。

$$\Pr(X^j \leq \text{CoVaR}_q^{j|C(X^i)} | X^i = \text{VaR}_q^i) = q \tag{1}$$

ΔCoVaR 可以精准度量单个金融机构对整体金融系统风险的贡献程度。本文采用能够刻画金融时间序列动态相关性的二元 DCC-GARCH 模型计算 ΔCoVaR 。假定金融机构 i 和金融机构 j 的损失服从二元正态分布,即:

$$(X_t^i, X_t^j) \sim N \left\{ \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} (\sigma_t^i)^2 & \rho_t^{ij} \sigma_t^i \sigma_t^j \\ \rho_t^{ij} \sigma_t^i \sigma_t^j & (\sigma_t^j)^2 \end{pmatrix} \right\} \tag{2}$$

通过 DCC-GARCH 模型估计得到金融机构 i 和金融机构 j 的条件标准差 σ_t^i, σ_t^j 以及二者的动态相关系数 ρ_t^{ij} ,根据式(1), CoVaR 的定义公式可改写为:

$$\Pr \left\{ \frac{X_t^j - X_t^i \rho_t^{ij} \sigma_t^j / \sigma_t^i}{\sigma_t^j \sqrt{1 - (\rho_t^{ij})^2}} \leq \frac{\text{CoVaR}_q^{j|C(X^i)} - X_t^i \rho_t^{ij} \sigma_t^j / \sigma_t^i}{\sigma_t^j \sqrt{1 - (\rho_t^{ij})^2}} | X_t^i = \text{VaR}_q^i \right\} = q \tag{3}$$

当金融机构 i 发生风险时,金融机构 j 的动态 $\text{CoVaR}_q^{j|i}$ 可表示为:

$$\text{CoVaR}_q^{j|i} = \Phi^{-1}(q) \sigma_t^j \sqrt{1 - (\rho_t^{ij})^2} + \Phi^{-1}(q) \rho_t^{ij} \sigma_t^i \sigma_t^j \tag{4}$$

而 $\Phi^{-1}(0.5) = 0$,所以金融机构 i 对其他金融机构 j 的边际风险输出公式可表示为:

$$\Delta\text{CoVaR}^{j|i} = \Phi^{-1}(q) \rho_t^{ij} \sigma_t^i \tag{5}$$

ΔCoVaR 一般为负数,为了便于后续分析,在后文分析中均取绝对值,其数值越大,表示金融机构 i 对其他金融机构 j 的边际风险输出水平越高。

(2) 基于网络拓扑模型的系统性风险传染网络构建

本文参考李洋等(2021)的研究方法^[26],结合上文测算的系统性风险指标(ΔCoVaR),构建 t 时刻金融机构间系统性风险传染网络邻接矩阵,如表 1 所示。矩阵中, d_{ij} 表示金融机构 j 对金融机构 i 的非线性风险输出水平。将该矩阵表中的第 j 列相加,可得到金融机构 j 对其他所有金融机构的总体系统性风险输出水平 $\text{TRS}_{\leftarrow,j}^{\text{To}}$,即金融机构 j 的传染性指数,该值越大代表金融机构 j 对其他机构的风险传染冲击力越大;将该矩阵的第 i 行相加,可得到其他所有金融机构对金融机构 i 的总体系统性风险输入水平 $\text{TRS}_{i,\rightarrow}^{\text{From}}$,即金融机构 i 的脆弱性指数,该值越大代表金融机构接受其他机构传染冲击的程度越高;将该矩阵的所有元素相加,可得到样本金融机构的总体系统性风险水平 TRS。

表 1 风险传染网络邻接矩阵

	X_1	X_2	...	X_n	From
X_1	0	d_{12}	...	d_{1n}	$\sum_{j=1}^n d_{1j}$
X_2	d_{21}	0	...	d_{2n}	$\sum_{j=1}^n d_{2j}$
...
X_n	d_{n1}	d_{n2}	...	0	$\sum_{j=1}^n d_{nj}$
To	$\sum_{i=1}^n d_{i1}$	$\sum_{i=1}^n d_{i2}$...	$\sum_{i=1}^n d_{in}$	TRS

考虑到金融机构间的系统性风险输出和输入水平代表的含义与传染方向不同,本文分别选取风险输出水平(TRS^{To})和风险输入水平(TRS^{From})作为本文的被解释变量,更全面地分析气候风险对我国金融机构间系统性风险传染的影响。

2.核心解释变量

本文采取 Germanwatch 发布的全球气候风险指数(CRI)和全球气候变化绩效指数(CCPI)^①中的中国数据作为我国物理风险(PR)和转型风险(TR)的度量指标。全球气候风险指数基于加权法构建了全球多数国家和地区受自然灾害事件影响的损失程度,该指数越大,表明一个国家物理风险程度越高。全球气候变化绩效指数从温室气体排放、气候政策发布等四个方面评估各国气候保护水平,该指数越大,代表一个国家的转型风险程度越小。由于气候变化绩效指数值均在“0~100”范围内,因此本文采用“100 - CCPI”的计算结果作为转型风险的代理指标,以保证后续实证分析中物理风险和转型风险的变动方向一致,该值越大,代表转型风险程度越高。

3.控制变量

本文参考李洋等(2021)的研究^[26],选取以下可能影响金融机构间系统性风险传染的变量。微观金融机构个体层面变量如下。资产规模(SIZE),用机构总资产规模的对数值表示。杠杆率(LEV),用机构总资产与总负债的比值表示。资产收益率(ROA),用机构利润总额与平均资产总额的比值表示。股价收益率(PER),用机构日度股价收益率的年均值表示。股价收益率波动率(PEV),用机构日度股价标准差的年均值表示。宏观层面变量如下。宏观经济增速(GDP),用国民生产总值增长率表示。经济政策不确定性(EPU),用 Baker 等(2016)构建的中国经济政策不确定性指数表示^[27]。股市大盘收益率(HS_R),用沪深 300 指数对数收益率的年均值衡量。股市大盘收益率波动率(HS_V),用沪深 300 指数日度波动率的年均值衡量。

(二)样本选择与数据来源

由于我国多数金融机构在 2011 年后上市,为了在样本区间内纳入更多的金融机构,本文将研究样本区间定为 2011—2021 年,数据频率为年度;依据申万二级和三级行业分类,参考杨子晖等(2018)的研究^[28],剔除了上市时间晚于样本起始时期和上市交易时间不连续的金融机构,最终选取了 51 家上市金融机构,包括银行、保险、证券和其他金融业四个金融部门。这 51 家上市金融机构的总市值占这四类行业所有上市公司总市值的 88.94%,证明所选样本机构具有较好的代表性,可以反映我国金融体系的总体情况。所有数据均来自 Wind 数据库、各金融机构年报、国家气象科学数据和中国气象局。

四、实证结果分析

(一)金融机构间系统性风险输出网络分析

据《中国气象灾害年鉴》数据显示,暴雨洪涝、高温干旱和低温寒潮是我国最常见的三种自然灾害事件,每年造成的直接经济损失最高。因此,本文在这三类自然灾害事件中分别选取一件极端气候事件作为该类型自然灾害的代表事件。根据中国气象局每年公布的最受公众关注的国内十大气候事件,结合每年自然灾害造成的直接经济损失大小以及这类自然灾害近一月内金融机构间风险传染的平均加权度大小,本文最终选出三件极端气候事件^②。此外,本文还选取 2020 年“双碳”目标的提出作为影响力重大的气候政策事件。之后,本文构建了气候风险事件下金融机构间系统性风险传染网络图^③。

气候风险事件下金融机构间系统性风险传染网络图的构建首先是基于样本金融机构的股票收益率数据,运用 $\Delta CoVaR$ 方法得出金融机构 i 对金融机构 j 的日度风险输出水平,然后将气候风险事件时间段内的风险输出值加总,得出气候风险事件下金融机构 i 对金融机构 j 的风险输出值,将该值作为金融机构间系统性风险传染网络邻接矩阵的连边,绘制气候风险事件下金融机构间的风险传染网络图,深入分析气候风险冲击对金融机构间的系统性风险传染影响。

1. 气候风险事件下金融机构间风险传染网络

网络图显示,首先,极端气候事件发生中期或出台重大气候政策后期,短期内金融机构间的关联性最强、风险传染程度最高;其次,金融机构间的风险传染网络图表现出显著的行业集聚特性,其中以证券业和银行业的行业集聚特性最为显著;最后,从节点大小可看出,大部分证券机构处于风险传染网络的中心位置,部分保险机构处于风险传染网络的次中心位置,而大部分银行和其他金融业机构则处于风险网络的边缘位置。箭头的大小以及连边的粗细均与节点大小的分析结论一致。此外,气候风险事件发生后,如南京银行和兴业银行等银行机构,国元证券、长江证券和国金证券等证券机构,中国人寿和中国太保等保险机构以及爱建集团、哈投股份和国投资本等多元金融业机构,是系统性风险传染网络中平均加权重度较大的金融机构。以上结论表明,气候风险事件发生后,要警惕由于金融机构间的相互关联程度诱发的系统性金融风险。

2. 气候风险事件下金融行业风险传染加权重度

表 2 为气候风险事件下金融行业系统性风险传染网络图的加权重度排序表。结果显示,相较于气候风险事件发生前期和后期,气候风险事件爆发中期金融机构间系统性风险传染加权重度最高,这说明气候风险事件发生在短期内会加剧金融机构间的风险传染程度,成为爆发系统性风险的重大隐患,与风险传染网络图的分析结论一致。此外,无论是否爆发气候风险事件,证券业在样本金融机构间风险传染网络中的加权重度最高,而银行业的加权重度排名则最低。这进一步说明发生气候风险事件后,短期内更应重点关注证券业的风险传染情况,而银行业应防范应对来自其他金融机构的风险输入。

表 2 气候风险事件下金融机构风险传染加权重度表

加权重度	暴雨洪涝			高温干旱			低温寒潮			“双碳”目标		
	事件前	事件中	事件后	事件前	事件中	事件后	事件前	事件中	事件后	事件前	事件中	事件后
银行业	2197.14	4804.83	3989.47	4034.51	10117.47	1353.56	3896.90	4807.43	3661.48	1549.01	1682.29	1485.08
证券业	3542.59	7536.51	6758.39	6666.67	18538.99	2531.08	5302.37	5715.12	5117.45	2783.09	2826.44	2603.26
保险业	2878.84	6059.91	5608.90	5330.53	14726.36	2188.20	4953.58	5052.43	4734.96	2446.50	2734.79	2289.06
其他金融业	2860.56	6005.95	5449.98	5264.70	15177.43	2120.84	4371.29	5263.74	5190.71	2083.23	2288.11	2037.50
最大值	证券业	证券业	证券业	证券业	证券业	证券业	证券业	证券业	证券业	证券业	证券业	证券业
最小值	银行业	银行业	银行业	银行业	银行业	银行业	银行业	银行业	保险业	银行业	银行业	银行业

(二) 气候风险对金融机构间系统性风险传染影响的回归分析

综上所述,气候风险与金融机构间的系统性风险传染具有显著的相关关系,为进一步探究气候风险对金融机构间风险传染的影响及传导机制,本文构建如下基准回归模型:

$$\Delta Risk_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 Climate_{t-1} + \sum_{n=1}^5 \alpha_n X_{i,t-1}^{FI} + \sum_{n=6}^9 \alpha_n X_{i,t-1}^{MAC} + \mu_i + \lambda_t + \epsilon_{i,t} \quad (6)$$

模型(6)中, i 表示金融机构, t 表示样本年份。 $Climate_{t-1}$ 表示第 $t-1$ 年的气候风险(包括物理风险与转型风险), $X_{i,t-1}^{FI}$ 表示微观层面金融机构个体特征的控制变量, $X_{i,t-1}^{MAC}$ 表示宏观层面的控制变量, μ_i 表示个体固定效应, λ_t 表示时间固定效应, $\epsilon_{i,t}$ 表示随机扰动项。为减少内生性问题,对解释变量和控制变量均取一期滞后。

1. 描述性统计

表 3 为主要变量的描述性统计结果。可观察到被解释变量风险输出(TRS^{To})和风险输入指标(TRS^{From})的最大值分别为 180.574 和 152.595,而最小值分别为 -2.619 和 0.043,说明金融机构间的系统性风险传染效应存在较大差异。同时,物理风险(PR)和转型风险(TR)指标的最大值与最小值相差较大。这说明样本期间内,由于我国自然灾害发生的频率不同,导致我国物理风险水平差异明显,且随着《巴黎协定》以及“双碳”目标的提出,我国绿色低碳转型的过程逐步推进,气候转型风险水平也显著提高。其余变量的分布情况与已有文献基本一致,没有出现异常分布。

2. 基准回归

表 4 为气候风险对我国金融机构间系统性风险输出和风险输入影响的基准回归结果。回归结果

显示,物理风险(PR)和转型风险(TR)对被解释变量风险输出(TRS^{To})和风险输入(TRS^{From})的回归系数均在1%的水平上显著为正,表明当我国物理风险和转型风险水平提高时,金融机构间系统性风险传染程度会显著增加。该结论说明,为更好更快地实现“双碳”目标,防范气候风险可能诱发的系统性金融风险,既要完善应对自然灾害的预警与应急体系,也要积极推行气候相关政策,通过减少我国温室气体排放、提高能源使用效率等渠道降低大众对气候变化不确定性的恐惧,从而保障金融体系的稳定。研究结论验证了假设H1。

表 3 描述性统计结果

变量	含义	样本量	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
TRS^{To}	系统性风险输出水平	561	73.926	31.557	-2.619	72.086	180.574
TRS^{From}	系统性风险输入水平	561	73.634	25.093	0.043	73.421	152.595
PR	物理风险	561	35.739	6.950	23.830	38.000	45.170
TR	转型风险	561	51.766	2.399	47.590	51.820	55.400
SIZE	资产规模	561	25.503	3.011	15.832	25.314	31.191
LEV	杠杆率	561	0.709	0.250	0.020	0.760	1.897
ROA	资产收益率	561	0.026	0.125	-0.203	0.014	2.810
PER	股价收益率	561	-0.006	0.150	-0.481	-0.025	0.716
PEV	股价收益率波动率	561	2.435	1.062	0.612	2.308	8.335
GDP	宏观经济增速	561	6.984	1.694	2.300	7.040	9.540
EPU	经济政策不确定性	561	199.245	105.870	92.114	129.314	390.388
HS_R	股市大盘收益率	561	0.017	0.099	-0.092	-0.031	0.254
HS_V	股市大盘收益率波动率	561	1.504	0.437	0.790	1.378	2.620

表 4 基准回归结果

变量	TRS^{To}		TRS^{From}	
	(1)	(2)	(3)	(4)
PR	6.296*** (1.194)		5.777*** (0.818)	
TR		4.666*** (0.885)		4.282*** (0.606)
SIZE	3.928*** (1.409)	3.928*** (1.409)	3.559*** (1.121)	3.559*** (1.121)
LEV	-10.600 (9.408)	-10.600 (9.408)	-0.404 (5.083)	-0.404 (5.083)
ROA	5.055** (2.450)	5.055** (2.450)	2.345* (1.354)	2.345* (1.354)
PER	18.840*** (5.232)	18.840*** (5.232)	2.034 (3.453)	2.034 (3.453)
PEV	2.376* (1.403)	2.376* (1.403)	1.536** (0.686)	1.536** (0.686)
GDP	-3.925 (2.642)	8.809*** (0.827)	-2.903* (1.716)	8.783*** (0.366)
EPU	-0.679*** (0.182)	0.221*** (0.0240)	-0.607*** (0.125)	0.218*** (0.013)
HS_R	428.800*** (106.600)	-13.390 (26.650)	410.200*** (73.390)	4.510 (18.010)
HS_V	162.300*** (38.550)	-17.520*** (6.420)	151.100*** (26.590)	-13.840*** (4.184)
常数项	-282.900*** (55.330)	-363.000*** (68.160)	-270.000*** (45.660)	-343.400*** (55.150)
个体/时间固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	561	561	561	561
R ²	0.605	0.605	0.815	0.815

注:括号中为聚类稳健标准误。*、**和***分别表示在10%、5%和1%的水平上显著。下表同。

3. 稳健性检验

为提高检验结果的稳健性,本文从以下三个维度对基准回归结果进行稳健性检验。(1)添加地区固定效应。由于样本金融机构总部所在城市维度不同,发生自然灾害事件的类型与频率也有区别,再加上各地间的经济发展水平差异明显,对气候变化感知程度也会存在区别。因此加入地区固定效应进行稳健性检验。(2)剔除气候政策的影响。2016年178个国家共同签署了《巴黎协定》,该协定在应对2020年后全球变暖等气候问题上起到了重要作用。此外,2020年提出的“双碳”目标对我国实现绿色低碳发展也具有引领性作用。因此,本文参考Li和Pan(2022)的处理方法^[29],剔除了2016年与2020年的数据进行稳健性检验。(3)添加个体时间交互固定效应。由于金融行业对时间变化趋势较为敏感,不同年份的气候风险对不同金融机构的影响可能不同。因此,本文在面板模型中进一步引入了个体和时间的交互固定效应进行稳健性检验。回归结果显示,基准回归结果是稳健的^④。

4. 内生性检验

在度量物理风险和转型风险指标时可能存在遗漏变量,导致回归结果存在内生性问题。因此,本文分别选取年均降水量和温室气体排放量作为物理风险和转型风险的工具变量,进行内生性检验。参考Li和Wu(2023)的研究^[16],选取年均降水量作为物理风险工具变量。根据国家减灾委员会发布的中国自然灾害基本情况,降水是中国气候风险的主要来源之一。此外,降水异常增加的年份往往伴随着台风和洪涝灾害,这将造成巨大的经济损失,而经济和金融活动并不决定降水量。选择温室气体排放量作为转型风险工具变量的原因是,本文转型风险代理变量全球气候变化绩效指数的构建主要由四个部分组成,其中温室气体排放指标占总指标的40%。此外,目前并没有直接的实证证据表明温室气体排放会影响金融机构间的系统性风险传染。第一阶段回归结果表明,年均降水量和温室气体排放量分别对物理风险和转型风险的回归系数显著为正;第二阶段回归结果表明,回归结果均不存在不可识别问题,所选工具变量也并非弱工具变量,核心解释变量的回归系数符号与基准回归保持一致,说明基准回归结果是稳健的^⑤。

5. 进一步分析

为进一步研究物理风险和转型风险对金融机构间系统性风险传染的影响及传导路径,本文在基准回归模型的基础上引入物理风险和转型风险的交乘项,并从信息渠道考察了物理风险和转型风险对金融机构间系统性风险传染的影响机制。

(1) 物理风险和转型风险交互机制检验

目前已有文献多是将气候风险的物理风险和转型风险割裂开来,分别研究二者对金融机构的影响。然而事实上,物理风险和转型风险二者往往相互影响,共同对金融体系产生冲击。因此,本文在基准回归模型的基础上引入物理风险和转型风险的交乘项,将这两种风险结合起来分析气候变化是否通过物理风险和转型风险的共同冲击影响金融体系稳定,回归结果如表5所示。结果表明,无论被

表5 物理风险和转型风险交互机制检验结果

变量	TRSTo	TRSFroM
	(1)	(2)
PR	0.941 *** (0.144)	0.883 *** (0.081)
TR	11.710 *** (1.034)	11.120 *** (0.599)
PR×TR	0.103 *** (0.011)	0.100 *** (0.007)
控制变量	是	是
个体/时间固定效应	控制	控制
样本量	561	561
R ²	0.605	0.815

解释变量是风险输出($TRST^o$)还是风险输入($TRSF^{rom}$),物理风险(PR)和转型风险(TR)的回归系数均显著为正,二者的交乘项指标($PR \times TR$)在1%的水平上也显著为正,进一步说明气候风险会显著加大我国金融机构间的系统性风险传染程度。

(2) 中介机制检验

依据前文理论分析,本文从投资者情绪渠道,检验气候风险对金融机构间系统性风险传染的影响机制。在基准回归模型(6)的基础上构建如下中介效应检验模型。

$$\Delta Risk_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 Climate_{t-1} + \sum_{n=1}^5 \alpha_n X_{i,t-1}^{FI} + \sum_{n=6}^9 \alpha_n X_{i,t-1}^{MAC} + \mu_i + \lambda_t + \epsilon_{i,t} \quad (7)$$

$$MED_t = \beta_0 + \beta_1 Climate_{t-1} + \sum_{n=1}^5 \beta_n X_{i,t-1}^{FI} + \sum_{n=6}^9 \beta_n X_{i,t-1}^{MAC} + \mu_t + \epsilon_{i,t} \quad (8)$$

$$\Delta Risk_{i,t} = \chi_0 + \chi_1 Climate_{t-1} + \chi_2 MED_t + \sum_{n=1}^5 \chi_n X_{i,t-1}^{FI} + \sum_{n=6}^9 \chi_n X_{i,t-1}^{MAC} + \mu_i + \lambda_t + \epsilon_{i,t} \quad (9)$$

其中, $Climate_{t-1}$ 为核心解释变量气候风险, MED_t 设定为中介变量投资者情绪,参照 Baker 和 Wurgler(2006)的研究进行构建^[30]。需要说明的是,由于中介变量投资者情绪是时间序列变量(年度数值),若直接引入时间固定效应会引起多重共线性问题,造成时间虚拟变量与中介指标的中介效用的作用相互抵消^[31],因而在模型(8)中不加入时间固定效应。中介效应回归检验结果如表6所示。

表6的第(1)~(3)列与(4)~(6)列分别汇报了物理风险(PR)和转型风险(TR)基于投资者情绪(MED)的中介机制检验结果。其中,第(1)列和第(4)列的回归结果显示,当被解释变量为投资者情绪(MED)时,物理风险(PR)和转型风险(TR)的回归系数显著为负,说明气候风险的发生会导致投资者对事物评价产生负向偏差,从而加剧投资者恐慌情绪。第(2)(3)列和(5)(6)列的结果表明,投资者情绪在气候风险与风险输出、风险输入的关系中存在部分中介作用,即气候风险的发生会加剧投资者恐慌情绪,导致投资者出现大规模的抛售行为,造成金融资产的价格下跌,给金融机构造成损失,而与该金融机构持有共同或相似资产的另一家金融机构也会遭受损失,从而导致金融机构间的系统性风险传染水平提高,影响金融体系的稳定。研究结论验证了假设 H2。

表6 基于投资者情绪的中介机制检验结果

变量	物理风险			转型风险		
	MED	$TRST^o$	$TRSF^{rom}$	MED	$TRST^o$	$TRSF^{rom}$
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
PR	-0.061*** (0.001)	0.565** (0.270)	0.557*** (0.173)			
TR				-0.288*** (0.002)	0.176*** (0.029)	0.143*** (0.024)
MED		-13.670*** (3.391)	-12.450*** (2.315)		-1.885*** (0.201)	-2.096*** (0.303)
控制变量	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	未控制	控制	控制	未控制	控制	控制
样本量	561	561	561	561	561	561
R ²	0.810	0.605	0.815	0.864	0.671	0.612

6. 异质性检验

为进一步考察气候风险对不同个体特征金融机构与不同外部环境差异下的金融机构间系统性风险传染的影响,本文分别从不同规模金融机构、不同政策环境下和气候政策实施前后三方面进行异质性检验。

(1) 基于不同规模金融机构的异质性检验

相较于中小型金融机构,大型金融机构的内部风险预警防范体系往往更完善,有更充足的资本抵

御气候风险等外部冲击,这类金融机构向其他金融机构的风险转移程度即风险输出水平也更低,但受到其他金融机构的风险输入却不可避免^[14]。因此,本文根据金融机构资产的均值将样本机构划分为大型金融机构和中小型金融机构,分组回归对比考察气候风险对金融机构间的系统性风险传染影响的异质性。回归结果如表 7 所示。

表 7 不同规模金融机构的分组回归结果

变量	TRS ^{To}				TRS ^{From}			
	大型金融机构		中小型金融机构		大型金融机构		中小型金融机构	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
PR	3.036 (2.578)		6.618*** (1.666)		5.780*** (1.037)		5.933*** (1.003)	
TR		2.250 (1.911)		4.905*** (1.235)		4.284*** (0.769)		4.398*** (0.743)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
个体/时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	154	154	407	407	154	154	407	407
R ²	0.722	0.722	0.649	0.649	0.891	0.891	0.808	0.808

表 7 为气候风险对不同规模金融机构间系统性风险传染的分组回归结果。结果表明,当被解释变量为风险输出(TRS^{To})时,气候风险对大型金融机构影响的回归系数并不显著,但对中小型金融机构的回归系数显著为正。这说明相较于中小型金融机构,大型金融机构的内部风险预警防范体系更完善,具有更强的抵御外部风险冲击的能力。因此在面临气候风险冲击时,大型金融机构向其他金融机构的风险转移程度即风险输出水平较低。而对于中小型金融机构而言,其抵御外部风险冲击的能力则相对较弱,因此在气候风险冲击下,中小型金融机构对其他金融机构的风险输出水平相对较高。当被解释变量为风险输入(TRS^{From})时,无论是大型金融机构还是中小型金融机构,气候风险对金融机构的风险输入的影响均显著为正。这表明当面临气候风险冲击时,金融机构均应建立气候风险防范预警机制,警惕来自其他金融机构的风险输出,保障金融机构自身内部稳定性。

(2) 不同政策环境下的异质性检验

外部政策环境变化,即当经济政策不确定性提高时,会使经济主体难以对经济走势和未来政策方向形成精准预期,导致众多投资者对未来出现悲观恐慌情绪^{[26][32]}。因此,气候风险外部冲击叠加经济政策不确定性提高的背景下,会进一步加剧投资者的过度反应和恐慌情绪,导致气候风险对金融机构间系统性风险传染的影响显著增加。因此,本文参考李洋等(2021)的研究^[26],以经济政策不确定性年度标准差的中位数水平将样本划分为外部政策环境稳定期和不稳定期,在基准回归模型(6)的基础上加入气候风险与经济政策不确定性虚拟变量的交乘项($Climate_{t-1} \times EPU_t$),以检验不同外部政策环境下气候风险对金融机构间风险传染是否存在差异性影响。 EPU 为虚拟变量,如果经济政策不确定性的年度标准差高于中位数水平,意味着样本年份处于外部政策环境不稳定期,取值为 0,反之则取值为 1。回归结果如表 8 第(1)~(4)列所示。

结果显示,无论被解释变量为风险输出(TRS^{To})还是风险输入(TRS^{From}),气候风险和经济政策不确定性虚拟变量的交乘系数($PR \times EPU/TR \times EPU$)均显著为负。这表明经济政策不确定性水平提高时,投资者对未来政策变化的预期分歧度提高,引发投资者的恐慌情绪和过度反应,从而加剧了气候风险对金融机构的负面影响。

(3) 气候政策实施前后的异质性检验

气候政策的变化可能会造成物理风险和转型风险对金融机构间系统性风险传染的影响效应不同。为验证这一结论,本文以 2016 年《巴黎协定》的提出为分界点,在基准回归模型(1)的基础上加入气候风险与气候政策时间虚拟变量的交乘项($Climate_{t-1} \times Policy_t$),以检验气候政策发布前后气候

风险对金融机构间风险传染是否存在差异性影响。Policy 为虚拟变量,如果样本年份在 2016 年前,取值为 0,如果样本年份在 2016 年后,则取值为 1。回归结果如表 8 第(5)~(8)列所示。

表 8 不同外部政策环境与气候政策前后异质性检验结果

变量	不同政策环境异质性检验				气候政策前后异质性检验			
	TRS ^{To}		TRS ^{From}		TRS ^{To}		TRS ^{From}	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
PR	1.178 *** (0.156)		1.115 *** (0.091)		1.857 *** (0.157)		1.734 *** (0.098)	
TR		30.440 *** (2.904)		28.640 *** (1.634)		17.990 *** (1.529)		16.880 *** (0.874)
PR×EPU	-0.501 *** (0.124)		-0.456 *** (0.085)					
TR×EPU		-1.294 *** (0.156)		-1.223 *** (0.090)				
PR×POLICY					-0.309 *** (0.077)		-0.281 *** (0.052)	
TR×POLICY						0.704 *** (0.085)		0.666 *** (0.049)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
个体/时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	561	561	561	561	561	561	561	561
R ²	0.605	0.605	0.815	0.815	0.605	0.605	0.815	0.815

由表 8 的第(5)列和(7)列可以发现,无论被解释变量为风险输出(TRS^{To})还是风险输入(TRS^{From}),物理风险和气候政策虚拟变量的交乘系数($PR \times Policy$)均显著为负。这表明相较于 2016 年前,2016 年《巴黎协定》的提出会在一定程度上缓解物理风险对金融机构间系统性风险传染造成的不利冲击。表 8 的第(6)列和(8)列回归结果显示,无论被解释变量为风险输出(TRS^{To})还是风险输入(TRS^{From}),转型风险和气候政策虚拟变量的交乘系数($TR \times Policy$)均显著为正,这表明 2016 年《巴黎协定》的提出反而在一定程度上加剧了转型风险对金融机构间系统性风险传染的不利冲击。以上结论表明,《巴黎协定》发布后,我国开始重视绿色低碳经济发展,提出了“双碳”目标,建立了一系列碳减排措施与自然灾害预警防控机制,在很大程度上减少了自然灾害导致的直接经济损失,这很可能是在 2016 年后物理风险对金融机构间风险传染负面影响有所缓和的重要原因。但当绿色支持因素与金融稳定相结合时,低碳转型效应被放大,例如在绿色信贷政策的影响下,高污染企业的违约率增加,金融机构不良贷款率提高,反而变相地削弱了绿色低碳转型政策对金融机构的积极影响,这进一步加大了气候转型风险对金融机构的负面冲击。

五、结论与对策建议

本文运用 2011—2021 年中国 51 家上市金融机构的微观数据,基于网络拓扑模型方法构建金融机构间的风险传染网络,研究了气候风险事件冲击下金融机构间系统性风险传染的方向与大小,在此基础上,实证分析了气候风险对样本机构间风险传染的影响及传导路径,从多个角度讨论了气候风险对金融机构间系统性风险传染的异质性影响。研究结论如下。第一,气候风险冲击下金融机构间的关联性加强,彼此间的系统性风险传染水平显著提升。第二,气候风险会显著提高金融机构间系统性风险传染水平。气候风险的物理风险和转型风险主要通过加大投资者恐慌情绪提升金融机构间的系统性风险传染水平。第三,相较于大型金融机构,气候风险冲击下,中小型金融机构对其他金融机构的风险输出水平相对较高。无论哪类金融机构,气候风险冲击下来自其他金融机构的风险输入效应

都十分明显。第四,相较于外部政策环境稳定时期,当经济政策不确定性水平较高时,投资者对未来政策变化的预期分歧加大,气候风险对金融机构的负面影响会增加。第五,《巴黎协定》的提出缓解了物理风险对金融机构间系统性风险传染的冲击,但在一定程度上加大了转型风险对金融机构间系统性风险传染的负面影响。

为应对气候风险对金融机构间系统性风险传染的影响,本文提出如下政策建议。第一,政府应建立完善透明的气候政策披露制度,减少机构与投资者间因信息不对称而发生的非理性行为。此外,在气候风险事件出现时与发生后及时做好舆论引导,提振投资者在气候危机时期的信心,切断气候风险传染渠道。第二,金融监管部门应构建气候风险与投资者情绪应对机制,及时化解气候风险通过投资者情绪造成的金融体系系统性风险,并应根据气候风险对金融机构间系统性风险传染的异质性特征进行差异化监管,重点关注中小型金融机构,有针对性地完善各种类型金融机构的风险监管措施,避免系统性金融风险的发生。第三,商业银行、证券公司等金融机构应不断丰富绿色金融产品体系。一方面,应积极满足客户私人需求,创新出更多契合“双碳”目标的绿色产品。另一方面,应优化信贷资产结构,将借贷公司的气候风险考虑在内,大力支持低碳经济的发展,从根本上减少因气候灾害带来的物理风险。第四,金融机构应推进气候保险、巨灾债券等金融产品的开发与创新,充分分散气候风险,从而降低金融机构的气候信贷损失。第五,不能过度追求转型速度,应结合我国实际情况制定气候政策,减轻转型期阵痛,立足于经济金融系统全局,切实提高气候政策的有效性,实现“双碳”目标。

注释:

①全球气候风险指数主要从每年极端天气造成的死亡人数、每十万居民死亡人数、按购买力平价计算的经济损失和每单位 GDP 的损失四方面评估极端气候事件造成的社会经济损失。全球气候变化绩效指数从四个方面评估各个国家气候保护绩效效果,分别为温室气体排放(40%)、可再生能源(20%)、能源使用率(20%)和气候政策(20%)。数据来源网址为: <https://www.germanwatch.org/en/cr/>。

②暴雨洪涝事件时间区间:2020年6月15日至2020年7月15日;高温干旱事件时间区间:2019年3月1日至2019年6月30日;低温寒潮事件时间区间:2016年1月20日至2016年2月20日;转型风险事件时间区间:2020年9月22日至2020年10月22日。

③由于篇幅限制,风险传染网络图未展示,留存备案。

④⑤由于篇幅限制,回归结果未展示,留存备案。

参考文献:

[1] Giglio, S., Kelly, B., Stroebel, J. Climate Finance[J]. *Annual Review of Financial Economics*, 2021,13(1): 15—36.

[2] 杜剑, 徐筱彧, 杨杨. 气候风险影响权益资本成本吗? ——来自中国上市公司年报文本分析的经验证据[J]. *金融评论*, 2023(3):19—46.

[3] Hong, H., Li, F. W., Xu, J. Climate Risks and Market Efficiency[J]. *Journal of Econometrics*, 2019,208(1):265—281.

[4] Dafermos, Y., Nikolaidi, M., Galanis, G. Climate Change, Financial Stability and Monetary Policy[J]. *Ecological Economics*, 2018,152:219—234.

[5] Battiston, S., Mandel, A., Monasterolo, I., et al. A Climate Stress-Test of the Financial System[J]. *Nature Climate Change*, 2017,7(4):283—288.

[6] Vermeulen, R., Schets, E., Lohuis, M., et al. The Heat is On: A Framework for Measuring Financial Stress under Disruptive Energy Transition Scenarios[J]. *Ecological Economics*, 2021,190:107205.

[7] 陈国进, 陈凌凌, 金昊, 等. 气候转型风险与宏观经济政策调控[J]. *经济研究*, 2023(5):60—78.

[8] Nguyen, Q., Diaz-Rainey, I., Kurupparachchi, D., et al. Climate Transition Risk in US Loan Portfolios: Are all Banks the Same? [J]. *International Review of Financial Analysis*, 2023,85:102401.

[9] Ginglinger, E., Moreau, Q. Climate Risk and Capital Structure[J]. *Management Science*, 2023.

[10] 刘振华, 丁志华, 段钊平. 气候政策不确定性会加剧能源市场间极端风险溢出吗? [J]. *系统工程理论与实践*, 2023(6):1651—1667.

[11] Wu, X., Bai, X., Qi, H., et al. The Impact of Climate Change on Banking Systemic Risk[J]. *Economic Analysis and Policy*, 2023,78:419—437.

[12] Song, X., Fang, T. Temperature Shocks and Bank Systemic Risk: Evidence from China[J]. *Finance Re-*

[13] 贾妍妍, 武坤, 杨涛. 系统性金融风险对经济增长的影响及政策调控效果[J]. 中南财经政法大学学报, 2023(6):52—65.

[14] 潘敏, 刘红艳, 程子帅. 极端气候对商业银行风险承担的影响——来自中国地方性商业银行的经验证据[J]. 金融研究, 2022(10):39—57.

[15] 刘波, 王修华, 李明贤. 气候变化冲击下的涉农信用风险——基于2010—2019年256家农村金融机构的实证研究[J]. 金融研究, 2021(12):96—115.

[16] Li, S., Wu, X. How does Climate Risk Affect Bank Loan Supply? Empirical Evidence from China[J]. *Economic Change and Restructuring*, 2023,56(4):2169—2204.

[17] 王遥, 王文蔚. 环境灾害冲击对银行违约率的影响效应研究:理论与实证分析[J]. 金融研究, 2021(12):38—56.

[18] Daumas, L. Financial Stability, Stranded Assets and the Low-Carbon Transition—A Critical Review of the Theoretical and Applied Literatures[J]. *Journal of Economic Surveys*, 2023.

[19] 李政, 梁琪, 涂晓枫. 我国上市金融机构关联性研究——基于网络分析法[J]. 金融研究, 2016(8):95—110.

[20] Bolton, P., Kacperczyk, M. Do Investors Care about Carbon Risk? [J]. *Journal of Financial Economics*, 2021,142(2):517—549.

[21] Pham, L., Huynh, T.L.D. How does Investor Attention Influence the Green Bond Market? [J]. *Finance Research Letters*, 2020,35:101533.

[22] Griffin, P., Lont, D., Lubberink, M. Extreme High Surface Temperature Events and Equity-Related Physical Climate Risk[J]. *Weather and Climate Extremes*, 2019,26:100220.

[23] Huang, H.H., Kerstein, J., Wang, C. The Impact of Climate Risk on Firm Performance and Financing Choices: An International Comparison[J]. *Journal of International Business Studies*, 2018,49:633—656.

[24] 沈沛龙, 李志楠. 投资者恐慌情绪对银行间风险传染影响研究[J]. 财贸研究, 2020(3):59—71.

[25] Adrian, T., Brunnermeier, M.K. CoVaR[Z]. National Bureau of Economic Research, 2011.

[26] 李洋, 佟孟华, 褚翠翠. 经济政策不确定性与系统性金融风险传染——基于中国上市金融机构微观数据的经验证据[J]. 金融经济研究, 2021(4):31—47.

[27] Baker, S.R., Bloom, N., Davis, S.J. Measuring Economic Policy Uncertainty[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2016,131(4):1593—1636.

[28] 杨子晖, 陈雨恬, 谢锐楷. 我国金融机构系统性金融风险度量与跨部门风险溢出效应研究[J]. 金融研究, 2018(10):19—37.

[29] Li, S., Pan, Z. Climate Transition Risk and Bank Performance: Evidence from China[J]. *Journal of Environmental Management*, 2022,323:116275.

[30] Baker, M., Wurgler, J. Investor Sentiment and the Cross-Section of Stock Returns[J]. *The Journal of Finance*, 2006,61(4):1645—1680.

[31] 申宇, 任美旭, 赵静梅. 经济政策不确定性与银行贷款损失准备计提[J]. 中国工业经济, 2020(4):154—173.

[32] 欧阳资生, 陈世丽, 杨希特, 等. 经济政策不确定性、网络舆情与金融机构系统性风险[J]. 管理科学学报, 2023(4):62—86.

Climate Risk and Systemic Risk Contagion: Empirical Evidence from China's Listed Financial Institutions

CUI Jie CAI Yuan

(School of Finance, Shanxi University of Finance and Economics, Taiyuan 030006, China)

Abstract: Based on the micro-data of 51 listed financial institutions in China from 2011 to 2021, this paper constructs a systemic risk transmission network among financial institutions, and empirically studies the impact of climate risk on systemic risk transmission among financial institutions and the transmission path from the micro-level. The result shows that under climate risk events, the network among financial institutions is more closely related and the level of systemic risk transmission among them is significantly increased. Climate risk increases the level of systemic risk contagion a-

mong financial institutions, mainly by increasing investor panic. Compared with large financial institutions, small and medium-sized financial institutions have a higher level of systemic risk output and risk input under the impact of climate risk. The increase of economic policy uncertainty will further aggravate the negative impact of climate risk on financial institutions. The proposal of the Paris Agreement will alleviate the negative impact of physical risk on the transmission of systemic risk among financial institutions, but to some extent, it will increase the negative impact of transformation risk on the transmission of systemic risk among financial institutions. This study provides policy inspiration and decision-making reference for preventing climate-related financial risks and maintaining the stability of the financial system.

Key words: Climate Risk; Financial Institutions; Systemic Risk; Risk Contagion Network

(责任编辑:郭 策)

(上接第 31 页)

Enterprise Digital Transformation and Decision of Auditor Allocation: Evidence from IT Auditors

YAO Youfu

(School of Accountancy, Guizhou University of Finance and Economics, Guiyang 550025, China)

Abstract: Taking Chinese A-share listed firms from 2011 to 2021 as samples, this paper explores the impact of enterprise digital transformation on the decision-making of auditor allocation from the perspective of information technology (IT) auditors' assignment. The empirical result shows that audit firms are more likely to allocate the auditors with information technology proprietary knowledge to the firms with a higher degree of digitalization, and pay more attention to the IT auditor's experience. The main results remain robust after a series of endogeneity testing and other robustness tests. The heterogeneity analysis shows that the effect of digital transformation on the allocation of IT auditors is more pronounced in the firms with higher risks and accounting information demand; Meanwhile, the headquarters of audit firm have a comparative advantage in allocating IT auditors to the digital enterprise from the perspective of internal levels within the audit firm. Finally, the indirect effects show that there are spillover effects in the empowerment of enterprise digital transformation on IT auditors allocation in the same industry and same corporation groups. This paper provides new evidence for the allocation adjustment of audit firm human resource from the perspective of IT auditors in the digital economy era, and it has an important reference for cultivating the digital literacy of audit firms' human capital under the new paradigm of digital governance.

Key words: Digital Transformation; Auditor Allocation; IT Auditors; Spillover Effects

(责任编辑:胡浩志)