

金融市场的“绿天鹅”风险研究^{*}

——基于物理风险与转型风险的双重视角

杨子晖 李东承 陈雨恬

摘要:近年来,全球气候变化日益加剧,其引发的极端天气更是对实体经济与金融市场产生了严重的负面冲击。本文结合最新发展的气候转型风险评估模型以及前沿的多重网络模型,创新性地从物理风险、转型风险两个角度全面量化“绿天鹅”风险对金融稳定的冲击影响,深入探究我国低碳经济转型过程中的潜在金融风险隐患。研究结果显示,两类风险均会明显加速系统性金融风险的积聚,且随着地域、行业、企业特征发生异质性变化;从长期来看,转型气候风险将大幅提升我国金融机构的脆弱性,加剧系统性金融风险。在得出富有启发意义结论的基础上,本文为有效应对气候风险提出了相关政策建议,从而为实现经济高质量发展、保障国家金融安全提供有益的参考依据。

关键词:气候金融风险 物理风险 转型风险 多重网络模型 反事实分析

DOI:10.19744/j.cnki.11-1235/f.2024.0016

一、引言

近年来,全球气候变化日益加剧,其速度、进度以及严重程度均远超预期,引发了各国政府的普遍担忧,例如,截至2021年,全球平均气温相较工业化前已上升了1.04摄氏度^①。气候急剧变暖、叠加二氧化碳浓度持续提升,大幅加剧了全球气候环境的不稳定性。与此同时,极端自然灾害事件在世界多地频频爆发,如澳大利亚和西伯利亚地区的大面积野火、北美“千年难遇”的热浪、中国河南的“特大暴雨”等。值得注意的是,除诱发自然灾害、提升生态系统脆弱性之外,此类气候风险更是对实体经济和金融市场稳定产生严重的负面冲击。在过去四十年间,欧洲国家因为风暴、热浪、洪水等极端气候变动受到的损失高达4500亿欧元至5200亿欧元;而我国也持续受到了气候灾害的严重影响,其中2008年全国大范围寒潮、2020年长江淮河流域强降雨、2021年河南“特大暴雨”造成的直接经济损失就分别高达1517亿元、1322亿元、1201亿元人民币^②。

2020年,国际清算银行首次提出了“绿天鹅”这一概念,即指由于气候变化引发的、对金融市场构成了系统性威胁的极端事件,这一无法预测且不可逆转的风险,将同时影响环境、社会、经济、地理生态。而如何在推动绿色金融发展、助力绿色低碳经济转型的同时,防范金融市场的“绿天鹅”风险,也引起了党和国家领导人的高度重视。2022年10月,习近平总书记在中国共产党第二十次全国代表大会报告中强调,“统筹产业结构调整、污染治理、生态保护、应对气候变化”,并指出要“严密防控环境风险”。2022年2月,时任中国人民银行副行长刘桂平也指出,应当“重点提升气候风险管理能力,科学监测评估气候风险对金融体系的影响,有力、有序、有效地支持经济社会绿色低碳转型”。由此可见,准确量化气候风险对我国金融稳定的冲击影响,深入探究低碳转型过程中的潜在金融风险隐患,将有助于我们在“十四五”时期,妥善应对、缓释全球气候变化对我国经济金融系统的外生冲击,实现经济高质量发展、保障国家金融安全。

气候变化对金融稳定产生了多方面的影响,同时,“绿天鹅”风险的影响力度在现实中往往被严重低估(斯特罗贝尔、沃格勒,2021)。因此,近年来,气候金融风险问题已成为了学术界的重点议题(吉格利奥等,2020)。依据该领域的文献,气候风险可分为“物理风险”与“转型风险”两类(斯特罗贝尔、沃格勒,2021)。“物理风险”指气候风险造成的直接经济金融损失;而“转型风险”则代表在气候变化的背景下,各市场在低碳转型

^{*} 本项研究得到国家社会科学基金青年项目“银行业系统性金融风险的测度与防范对策研究”(基金号:22CJY004)的资助。感谢匿名评审专家的宝贵意见,当然文责自负。李东承为本文通讯作者。

过程中积聚的金融风险,例如政策、技术、投资者行为、市场偏好等变化对经济金融活动带来的影响。相关研究指出,上述两类气候风险不仅会明显提升市场主体的短期成本,更是对经济金融系统产生显著的长期影响(黄、夏,2022;吉格利奥等,2021)。

具体而言,从短期来看,一方面,物理风险会显著降低企业的生产效率,改变企业的融资结构,并对宏观经济产生直接的负面影响,使得经济活动中断、企业资产价值萎缩,其金融资产的收益率也会由此大幅下滑(瑞曼等,2021;马萨、张,2021)。与此同时,此类物理风险还会加剧金融市场的震荡,进一步诱发金融风险。这是由于在投资者较为关注气候变化时,物理风险的积聚容易引发投资者的恐慌情绪,进而传导至股票等金融市场(蔡等,2020)。当异常高温、极端干旱等风险事件冲击企业、市场时,投资者更是会表现出明显的过度反应现象,从而显著压低债券和股票价格(黄、夏,2022)。与此同时,自然灾害的爆发或是极端天气的出现也可能导致固定资产减值,大幅提升保险业理赔额度,加剧了保险等行业的震荡,并进一步传导至房地产等其他金融机构(基南,2019;赖伊等,2021;吉格利奥等,2021)。

另一方面,为了缓解气候变化对自然环境的影响、充分降低“绿天鹅”风险冲击,各国纷纷开展低碳经济转型。相关学者发现,在短期,除“物理风险”外,同样存在着严峻的“转型风险”隐患,即在各市场的低碳转型过程中,金融风险会随着气候变化快速积聚(汉森,2022)。究其原因,环境监管力度的增强会在短期内显著加剧金融风险,高污染企业的违约率也往往会随着环境政策敞口的增加而出现大幅上升(黄等,2021)。例如巴蒂斯顿等(2017)基于2015年欧洲和美国14878家上市公司的投资组合数据,对欧美前50大银行进行了气候风险压力测试。分析结果表明,相关环境政策的实施时机会对气候风险相关敞口产生显著的短期影响。而在各类气候政策起步执行阶段,相对“无序”的气候政策会对各国产生更为不利的影响(迪卢伊索等,2021)。进一步地,在各经济体低碳转型过程中,石油、煤电、钢铁等“碳密集型”行业将面临巨额的“搁浅资产”贬值风险,投资组合的价值将明显下滑(洪等,2020;森、冯希克福斯,2020;范德普卢、雷扎伊,2020)。

而从长期来看,未来气候的不确定性更是会大幅加剧金融系统的脆弱程度(勒莫因,2021)。其中,一方面,由于物理风险往往直接作用于企业的经济成本,因此其对金融市场的冲击并不会出现明显突变,在较长的时间维度上都能保持相对恒定。然而,另一方面,最新研究指出,在长期,转型风险引发的资产价值急剧变化,会直接冲击企业的资产负债表,显著影响其融资能力与贷款水平,加剧投资组合的整体风险,急速提升了部分行业贷款的违约风险,并最终使得银行等金融机构产生资产损失,从而引发明显的“碳风险溢价”,同时进一步提升了资产的贬值可能(博尔顿等,2021;克鲁格等,2020)。现有文献通常构建一般均衡模型、拉姆齐模型等,探究气候转型风险的长期影响,如弗里德等(2022)。

由此可见,物理风险和转型风险均会对宏观经济与金融市场的平稳运行产生明显的不利冲击,甚至可能引发金融系统的剧烈震荡乃至宏观经济的急剧下滑。此外,值得注意的是,物理风险与转型风险间存在政策协调问题(博尔顿等,2020)。积极的低碳转型政策有助于缓解物理风险的不利冲击,但过快实施的绿色转型政策也可能致使实体经济与金融部门转型风险敞口攀升。因此,如何妥善应对气候金融风险,为“十四五”时期国民经济的高质量发展夯实稳定的金融基础,具有重要的学术价值与现实意义。

国内学者也从不同的角度对金融风险展开了很好的分析,其中代表性的研究包括陈海强等(2019)、荆中博等(2022)、李政等(2020)、吴卫星等(2020)以及杨子晖等(2020)等。纵观该领域的研究,首先,现有的国内文献往往考察宏观经济波动、突发事件冲击等对金融市场的负面影响,较少有研究深入剖析气候风险对中国金融稳定的冲击影响与作用机制。但值得注意的是,推动绿色低碳经济转型是实现高质量经济发展、确保国家金融安全的必要前提,因此,结合中国的实际经济运行条件,全面厘清“绿天鹅”风险对金融稳定的冲击影响显得十分必要。其次,为数不多的基于国际金融市场的研究,大多探究了气候风险与股票收益率之间的线性关联。然而,最新研究指出,气候风险所引发的市场极端波动极易通过加剧投资者恐慌情绪、引发资产急剧减值、诱发“碳风险溢价”等渠道,驱动系统性金融风险积聚,显著提升了金融危机的爆发可能(巴蒂斯顿等,2021),这就使得准确探究气候变动的风险驱动效应、深入剖析诱发金融风险的气候因素,成为了现阶段亟待

研究的重要议题。再者,为数不多的基于国际金融市场的研究,往往只分析了单一类型气候金融风险的影响,而未能基于物理风险与转型风险的研究视角,全面剖析气候风险的负外部性。而在我国经济向高质量发展转型的关键时期,由气候变化引发的物理风险、转型风险均已成为影响经济平稳健康发展的隐患:一方面,随着全球气候的持续变暖,我国呈现“极端天气偏多,局地影响重”的特点^③,据中国应急管理部的数据显示,2021年我国自然灾害直接经济损失高达3340.2亿元;另一方面,在经济社会发展全面绿色转型的过程中,转型风险也易对我国宏观经济与金融市场产生显著的不利影响,例如,据中国煤炭工业协会数据显示,截至2020年底,我国累计退出煤矿逾5500处左右,然而,大量煤矿的陆续关停在实现去产能目标、优化资源开发布局的同时,也可能产生大量搁浅资产,导致相关企业价值重估,提高碳密集型企业的违约风险,并进一步对下游产业造成明显的传导冲击。因此,全面剖析物理风险与转型风险对我国金融市场的作用方向与预期影响,成为了现阶段亟待研究的重要议题。

最后,最新研究指出,转型风险及其相关的应对政策往往会对金融系统产生显著冲击,其影响更是会经由银行等金融机构组成的信贷网络持续放大。因此,尽管物理风险冲击在较长的时间维度上能够保持相对恒定,但如何准确剖析转型风险对金融稳定的长期影响、研判宏观审慎监管措施缓释气候风险的政策效果,已经成为我国有效应对全球气候变化、稳定金融系统的关键环节。然而,金融系统具有复杂性与多样性,现实中的金融网络更是由多重网络叠加而成。这就意味着,在受到转型风险等冲击时,若仅采用单一层级的简单网络测度系统性金融风险,则可能导致实证结果出现显著的偏差,从而难以准确、全面地衡量金融系统受到的负面影响(蒙塔尼亚、科克,2016)。因此,多重网络模型的运用将有助于我们准确刻画“绿天鹅”风险对金融稳定的冲击影响。

有鉴于此,本文分别从物理风险与转型风险的视角,深入剖析气候风险对我国金融市场的短期、长期影响。首先,我们创新性地结合我国各省级、市级行政区自然灾害的历史数据,考察物理风险对我国金融市场的驱动影响,并基于不同地区、行业以及企业特征等,厘清我国上市企业气候风险敞口的主要影响因素,深入探究气候风险引发的直接经济损失及其对金融风险的外生冲击影响。在此基础上,本文借鉴最新发展的气候转型风险评估模型(龙科罗尼等,2021;巴蒂斯顿等,2017),以银行等金融机构贷款的预期损失作为切入点,首次量化了在转型风险冲击下,我国银行等金融机构未来的长期潜在损失,同时拓展了前沿的多重网络分析模型,创新性地将其应用于气候风险研究领域,从而更准确地评估潜在的金融脆弱性,未雨绸缪地应对转型过程中的经济金融风险。此外,我们还构建了我国银行业脆弱性指标(杜阿尔特、艾森巴赫,2021),以进一步评估低碳经济转型对我国金融系统的长期压力。最后,本文结合反事实分析方法,对比研判各类型宏观审慎监管措施在缓释气候风险、稳定金融系统方面的政策效果。在得出富有启发意义结论的基础上,本文提出了在“十四五”时期,妥善应对全球气候变化、充分缓释“绿天鹅”风险冲击、有效化解潜在金融风险隐患的若干建议。

二、研究方法 with 数据说明

(一) 基准回归

本文首先基于历史数据展开经验分析,考察物理气候风险的短期影响,具体而言,将依据下式对物理风险的作用力度与影响方向展开深入分析:

$$y_{i,t} = \alpha + \beta_1 Disaster_{i,t} + \beta_2 Controls_{i,t-1} + \gamma_i + \delta_{year} + \nu_{month} + \mu_{it} \quad (1)$$

其中, $y_{i,t}$ 为被解释变量,包括金融资产回报率以及金融风险指标等;而主要解释变量 $Disaster_{i,t}$ 表示物理气候风险情况。对此,本文构造了刻画企业所在地自然灾害爆发情况的4类指标,作为物理气候风险的代理变量。具体而言,我们拓展了黄和夏(2022)的研究,首先依据企业所在省级(市级)行政区当月是否发生自然灾害构造虚拟变量 $ProvDis_yon_{i,t}$ ($CityDis_yon_{i,t}$);在此基础上,依据企业所在省级(市级)行政区当月物理气候风险事件发生次数,构建 $ProvDis_count_{i,t}$ ($CityDis_count_{i,t}$)指标,该指标刻画了一个月内多次发生自然灾害的叠加

性物理风险,有助于衡量物理风险在集中爆发与相互叠加后的外生冲击^④。

控制变量则包括企业规模、企业估值水平(由账面市值比代表)、资产回报率以及企业投资水平(由企业固定资产增长率代表)。此外,为了更好地保障结果的稳健性,我们在控制变量中引入了滞后一期的被解释变量。

(二)气候转型风险的评估方法

在剖析气候风险对金融市场短期影响的同时,我们进一步结合气候风险评估模型、多重网络分析模型,对未来数年间,转型风险的长期影响进行有效评估。本文借鉴巴蒂斯顿等(2017)和龙科罗尼等(2021)的气候转型风险评估模型,结合贷款预期价值的变化,准确刻画银行或其他金融机构受到的转型气候风险冲击。具体而言,该模型考察了低碳转型过程中,各行业碳排放量、碳排放权价格的变化与银行业贷款价值间的关联,从而能够创新性地量化金融机构在低碳转型过程中的潜在风险。首先,下式衡量了贷款预期价值的变化:

$$\Delta L_{ij}(m, p, s, t) = F_{ij}(1 - r_j) \frac{A_j}{\delta} \chi u_{mpst} \quad (2)$$

其中, L_{ij} 为银行 i 发放给借款公司 j 贷款的预期价值, F_{ij} 为贷款的面值, r_j 为该笔贷款的回收率, A_j 为借款公司 j 的净值, χ 是盈利能力相对于行业市场份额的弹性。而 u_{mpst} 则表示在气候政策情景 p 下, 基于模型 m 计算的行业 s 的市场份额在时间 t 所受到的冲击影响, 本文进一步假设 $A_j/\delta=1$ 、 $r_j=0$ 、 $\chi=1$, 并由此定义低碳转型过程中的气候风险冲击矩阵为:

$$H_{mpst} = -\frac{\Delta L_{ij}(m, p, s, t)}{F_{ij}} = -u_{mpst} \quad (3)$$

矩阵 H 第 i 行 j 列的数值越大, 意味着银行 i 发放给公司 j 的贷款所面临的潜在气候风险越高。其中, $u_{mpst} = \frac{Y_{mpst}^* - Y_{st}^*}{Y_{st}^*}$, Y_{st}^* 为原有行业产出水平, Y_{mpst}^* 为气候政策冲击下的行业产出水平。假定各行业的产出水平与碳排放成正比, 结合各行业的碳排放水平变化情况, 即可得到各行业遭受气候政策冲击后的份额变化 u_{mpst} 。此外, 阮等(2023)的研究进一步指出, 除了各行业市场份额的变化以外, 碳排放权价格的提高同样会降低企业息税前利润、提升公司 j 的贷款违约率。假设碳排放权价格的提升幅度为 ΔCP , 则公司 j 息税前利润的变化为:

$$\Delta EBIT_{CP,j} = -CI_j \times Revenue_j \times \Delta CP \quad (4)$$

其中, $Revenue_j$ 为公司 j 的营业收入, CI_j 为公司 j 的碳排放强度(本文将其定义为公司每获得一百万元营业收入时, 将产生的二氧化碳排放吨数)。同时考虑市场份额变化与碳排放权价格的变化, 气候转型风险导致公司 j 的权益损失为:

$$\Delta A_j = A_j \times \left(\frac{\Delta EBIT_{MS,j} + \Delta EBIT_{CP,j}}{EBIT_j} \right) \quad (5)$$

上式 $\Delta EBIT_{CP,j}$ 和 $\Delta EBIT_{MS,j}$ 分别表示, 由于碳排放权价格变化以及市场份额变化导致的息税前利润的降低。基于权益价值的变化, 结合巴拉斯和沙姆韦(2008)提出的违约距离法可对公司 j 的贷款违约率进行如下估计:

$$naive \sigma_j = \left(\frac{A_j + \Delta A_j}{A_j + \Delta A_j + D_j} \right) \times \sigma_{A_j} + \left(\frac{D_j}{A_j + \Delta A_j + D_j} \right) \times (0.05 + 0.25 \sigma_{A_j}) \quad (6)$$

$$naive DD_j = \frac{\ln \left(\frac{A_j + \Delta A_j + D_j}{D_j} \right) + (r_j - 0.5 naive \sigma_j^2) \times T}{naive \sigma_j \times \sqrt{T}} \quad (7)$$

$$\Delta naive PD_j = N(-naive DD_j) - N(-naive DD_j^0) \quad (8)$$

其中, D_j 表示公司 j 的总负债, r_j 表示公司 j 权益资产的回报率, $\Delta naive PD_j$ 即为低碳经济转型过程中公司 j 贷款违约率的变化。基于此, 由 w_i 表示银行 i 持有的各类贷款的权重, 可以进一步计算得到低碳经济转型过程中银行业贷款的预期损失为^⑤:

$$Climate_Vulnerability_i = \sum_j w_j \Delta naive PD_j \quad (9)$$

(三)多重网络模型

在结合气候转型风险评估方法、计算各金融机构所受到的气候风险冲击的基础上,本文采用银行业的多重网络模型,探究转型风险在金融系统中的传染与放大机制,据此深入剖析转型风险冲击导致的银行业预期损失。本文对蒙塔尼亚和科克(2016)的多重网络模型展开了进一步的改进与拓展,刻画金融风险在金融机构间多轮次的相互传染现象。具体而言,本文构建的银行业多重网络模型共有3层网络结构,包括短期银行间市场网络、长期银行间市场网络以及共同资产网络。首先,分别使用矩阵 W^1 和 W^2 代表短期与长期银行间借贷网络^⑥。

假设系统中共有 N 家银行,则银行 i 的总资产可以表示为:

$$Asset_i = IA_i^s + IA_i^l + Cash_i + Security_i + OA_i \quad (10)$$

其中, IA_i^s 表示银行 i 的短期银行间资产, IA_i^l 表示银行 i 的长期银行间资产, $Cash_i$ 表示银行 i 所持有的现金, $Security_i$ 表示银行 i 持有的证券类资产, OA_i 则表示其它资产。同理,银行 i 的总负债可以表示为:

$$Debt_i = IL_i^s + IL_i^l + Deposit_i + OL_i \quad (11)$$

其中, IL_i^s 表示银行 i 的短期银行间负债, IL_i^l 表示银行 i 的长期银行间负债, $Deposit_i$ 表示银行 i 吸纳的存款总额, OL_i 则表示其它负债。证券价格 $price$ 将由以下方程决定:

$$price = price_0 \times \exp\left(\frac{-\alpha \sum_i^N sell_i}{\sum_i^N s_i}\right) \quad (12)$$

其中, s_i 表示银行 i 持有的证券数量, $price_0$ 代表证券的期初价格,而 $sell_i$ 代表银行 i 出售的证券数量;系数 α 表示证券市场的稳定性。各家银行将面临以下两种约束,其一,银行资本充足率水平大于等于监管要求的比例 $\bar{\eta}$,此为资本金约束;其二,确保银行的现金比率大于等于 $\bar{\gamma}$,以保障其流动性需求。

当银行面临风险冲击时,各家银行须首先确定从短期银行间市场撤回的资金比例:

$$\vec{f} \cdot \vec{IA}^s = \min\left(\vec{\gamma} + \max\left(W^1 \vec{f} - \max\left(\overline{Cash} - \vec{\gamma}(\overline{Deposit} + \overline{IL}^s), 0\right), 0\right), \vec{IA}^s\right) \quad (13)$$

其中, $\vec{f} = (f_1, \dots, f_N)$ 为各家银行的撤回比例,该数值位于0到1之间; $\vec{\gamma} = (\gamma_1, \dots, \gamma_N)$ 为各家银行为满足资本金约束与流动性约束所需的资金。而当银行通过从短期银行间市场回收资金无法满足其资金需求时,它们将考虑出售证券类资产以满足两个约束条件。我们借鉴艾森伯格和诺埃(2001)清算向量(Clearing Vector)的方法来计算每家银行需要出售的证券数额 \overline{Sell} ,将清算向量表示为: $\vec{p} = \min(\Gamma \vec{p} + \overline{Cash} + \overline{Sell} \cdot price, W^1 \vec{f})$;其中, $\Gamma = W^1 \cdot (I_N \otimes \vec{f}) / (I_N \otimes (W^1 \vec{f}))$,代表各银行收回短期银行间贷款时的相互支付关系。

在风险传染过程中,若单个银行的资本充足率或是流动性不满足约束条件,则可认为该银行违约,需要进行资产清算。此时,银行的违约将导致系统中其余银行的资本出现损失,我们借鉴杨子晖和李东承(2018)的研究,将银行违约的资产损失率设定为70%^⑦,银行业多重网络的传染过程将一直继续,直至在新一轮传染发生时不再有银行倒闭,或是系统中所有银行都违约。

(四)数据描述

本文基于我国各省级、市级行政区自然灾害爆发数据构建气候风险指标^⑧,数据来源于国泰安数据库;我国上市企业股票回报率、财务报表数据、地理位置、ESG评分、各行业营业收入、各行业贷款数据来源于国泰安和万得数据库。而银行的总资产、银行资本、风险加权资产、持有现金、短期银行间资产与负债、长期银行间资产与负债以及证券类资产等数据则源自BvD ORBIS Bank Focus数据库。变量说明见表1^⑨。

此外,我国温室气体排放量的预测数据源于LIMITS数据库(预测期为2025~2100年),碳排放价格数据来源于国泰安数据库^⑩。在此基础上,本文结合碳排放数据,基于气候转型风险评估模型估计2025~2030年间各行业贷款违约率的变化,以计算低碳经济转型过程中,银行系统可能产生的潜在损失。根据数据的可得性,本文的样本期为2014年4月至2022年2月。

三、实证结果与分析

(一)物理气候风险对金融市场的短期冲击影响

相关研究指出,气候金融风险分为物理风险与转型风险,其中,物理风险指由自然灾害或气候剧烈变化产生的直接经济金融损失,往往会使得金融资产价值出现较大的波动;而转型风险则代表了低碳转型过程中积聚的金融风险(斯特罗贝尔、沃格勒,2021)。本文以我国4949家上市企业的股票收益率作为金融资产价值的代表变量,采用面板回归分析,深入探究物理风险对金融稳定的影响。

首先,我们考察企业所在地的气候波动对其收益率的影响。由表2的模型I与II可知, $ProvDis_count_t$ 与 $ProvDis_yon_t$ 的回归系数在1%水平下均显著为负,表明频繁爆发的气候风险会对企业金融资产的收益率产生明显的负面冲击。究其原因,气候变化可能引发经济活动中断、企业股权价值萎缩,影响企业的未来发展趋势,市场参与者往往更偏好于气候条件更佳、物理风险较低的企业股票,并大幅抛售气候风险相对较高的金融资产,因此在一定程度上压低了此类企业的资产回报(黄、夏,2022)。在此基础上,我们进一步采用 VaR 、 MES 、 $\Delta CoVaR$ 等风险测度指标考察金融资产的风险,深入探究气候冲击对金融风险的影响方向与作用力度。表2的模型III至VIII显示, $ProvDis_yon_t$ 、 $ProvDis_count_t$ 的系数均大于0,且高度显著,极端气候事件及其引发的自然灾害会明显加剧系统性金融风险。这就意味着,气候风险不仅会导致金融资产收益率显著下跌,还可能加剧市场恐慌情绪,加速金融风险的积聚,甚至引发金融危机。更严重的是,相关研究指出,由于二氧化碳浓度飙升、全球气候变暖等“绿天鹅”事件往往是不可逆的,这使得其所引发的风险隐患难以在短期内被充分缓释(博尔顿等,2020)。因此,我们应当将气候变化因素纳入政策框架,积极探索气候风险监管实践,未雨绸缪地防范由此引发的金融风险。

进一步地,本文按照华北、东北、华东、华中、华南、西南、西北七大区域展开分样本回归^①,对比剖析物理风险对我国不同地区的作用影响。表3表明,气候风险对股票市场的影响存在显著的区域异质性,我国东北、西北地区受自然灾害事件的影响相对较大, $ProvDis_yon_t$ 指标的系数分别达到了-0.049与-0.033,对收

表1 变量说明表		
变量名	变量含义	数据来源
Panel A: 金融风险代理变量		
Return	金融资产回报率	国泰安数据库
VaR	金融资产在险价值	作者计算
MES	金融资产边际期望损失	作者计算
$\Delta CoVaR$	金融资产 $\Delta CoVaR$	作者计算
Panel B: 气候风险代理变量		
ProvDis_yon	企业所在省份当月是否爆发自然灾害	国泰安数据库
ProvDis_count	企业所在省份当月爆发自然灾害的次数	国泰安数据库
CityDis_yon	企业所在市当月是否爆发自然灾害	国泰安数据库
CityDis_count	企业所在市当月爆发自然灾害的次数	国泰安数据库
ESG	万得企业ESG评分	万得数据库
Panel C: 其他指标		
Size	对数企业规模	国泰安数据库
BMratio	账面市值比	国泰安数据库
ROA	资产收益率	国泰安数据库
Invest	企业固定资产增长率	国泰安数据库
Total Assets	银行总资产	BvD ORBIS Bank Focus
Capital	银行资本	BvD ORBIS Bank Focus
Risk-Weighted Assets	风险加权资产	BvD ORBIS Bank Focus
Cash	银行现金等价物	BvD ORBIS Bank Focus
Interbank Assets	银行间资产	BvD ORBIS Bank Focus
Interbank Credits	银行间负债	BvD ORBIS Bank Focus
Securities	证券类资产	BvD ORBIS Bank Focus
Loans	行业贷款	国泰安数据库
Revenue	营业收入	国泰安数据库
Emission	温室气体排放	LIMITS 数据库
Carbon Price	碳排放权交易价格	国泰安数据库
Carbon Intensity	行业碳排放强度	作者计算

表2 物理气候风险对金融资产收益率及金融风险的影响分析								
	模型I	模型II	模型III	模型IV	模型V	模型VI	模型VII	模型VIII
	Return _{it}	Return _{it}	$VaR_{it}^{5\%}$	$VaR_{it}^{5\%}$	$MES_{it}^{5\%}$	$MES_{it}^{5\%}$	$\Delta CoVaR_{it}^{5\%}$	$\Delta CoVaR_{it}^{5\%}$
ProvDis_yon _{it}	-0.019*** [0.000]		0.016*** [0.000]		0.018*** [0.001]		0.012*** [0.000]	
ProvDis_count _{it}		-0.004*** [0.000]		0.005*** [0.000]		0.010*** [0.000]		0.014*** [0.000]
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
adj. R ²	0.109	0.110	0.519	0.519	0.623	0.623	0.726	0.726

注:(1)ProvDis_yon_{it}为该省份当月是否爆发自然灾害的虚拟变量,ProvDis_count_{it}为该月自然灾害的爆发次数。(2)***、**、*分别代表在1%、5%、10%水平下显著,方括号内为p值,均依据稳健的标准误计算。(3)为了便于阐述分析,本文基于主要解释变量与被解释变量的不同,分别以模型I等代表相关回归方程。(4)后续表3~表7与此相同,不再赘述。

表3 物理气候风险对金融资产收益率的区域异质性影响分析							
	模型I 华北区域	模型II 东北区域	模型III 华东区域	模型IV 华中区域	模型V 华南区域	模型VI 西南区域	模型VII 西北区域
ProvDis_yon _{it}	-0.028*** [0.000]	-0.049*** [0.000]	-0.018*** [0.000]	-0.013*** [0.000]	-0.023*** [0.000]	-0.011*** [0.000]	-0.033*** [0.000]
控制变量	是	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是	是
adj. R ²	0.099	0.126	0.111	0.119	0.110	0.113	0.120

益率的影响力度远高于其他区域^②。究其原因,大量研究指出,我国不同地区的经济发展水平、经济增长速度均存在显著差异,其中,较之华东、华南等地区,东北地区 and 西北地区的经济基础较为薄弱,自然环境相对恶劣,地区间的金融状况和财政状况也存在较大差异,地方政府的金融管理水平、融资渠道等受限较多,更易受到物理风险的明显冲击^③。我国生态环境部等部委联合印发的《国家适应气候变化战略2035》同样指出,东北地区存在着“夏季洪涝风险加重、湿地面积减少、冻土脆弱性增加”等风险,而西北地区更是出现“冰雪消融加速,融雪性洪水频发,水资源与生态系统的脆弱性加剧”的情况。由此可见,随着全球气候变化的渐进加剧以及其所引发的自然灾害频频爆发,我们应当未雨绸缪地健全省际差异性物理风险防范机制,基于不同地域针对性地完善气候风险应对措施,例如针对西北干旱与半干旱地区实施水资源保护,开展荒漠化程度的实时监测,提高融雪性洪水、沙尘暴等灾害的精准预报能力;同时推进东北林场生态修复建设,制定山火等突发风险的应急预案。此外,构建跨期、跨地域的资源调节机制,对东北、西北等环境脆弱且经济相对欠发达的地区提供更多的经济援助与帮扶倾斜,加大城市生态屏障建设的资金支持,切实提升气候韧性,以减轻气象灾害对该地的影响;并贯彻落实自然灾害爆发时经济、医疗、基础设施建设等方面的对口支援,缓释气候金融风险在不同区域的异质性冲击。

此外,我们进一步探究了物理风险对不同特征企业的差异化影响。具体而言,本文将在主回归方程中分别加入自然灾害与企业规模、账面市值比、资产回报率以及企业新增固定资产投资的交乘项,分析此类企业特征与物理风险之间的相互关联,结果展示于表4。由模型I与模型VI可知,物理风险与企业规模的交乘项系数显著为正,即在城市受到气候风险冲击时,规模较大的企业对物理风险的抵御能力相对较强,金融资产的价格更为稳定。而模型II、III、VII、VIII则进一步显示,账面市值比、资产回报率交乘项的系数均大于0,且在1%水平下高度显著。这表明账面市值比越小、资产回报率越低的企业,更易受到物理风险的影响。究其原因,最新研究指出,突发性的气候风险往往会严重削弱投资者的信心,从而使得账面市值比较低、股价中“泡沫”成分较多的企业难以继续维系高估值,由此致使此类企业的股价出现显著下跌(李等,2021)。

与此同时,最新研究发现,物理风险往往会在行业层面对相关企业产生异质性的影响,不同行业的金融资产估值通常会对气候风险产生不同的反应(克鲁格等,2020)。因此,本文结合分样本回归的方法,进一步考察了自然灾害的爆发对不同行业金融资产收益率的影响。

由表5,我们可以清楚地发现,在大部分模型中, *CityDis_count_{it}* 指标的系数均显著为负,物理风险易对房地产、消费、工业、信息技术等行业的资产价格产生明显的负面冲击,这可能是由于自然灾害爆发会影响当地居民的消费倾向、大幅提升未来经济的不确定性,从而在一定程度上明显抑制当地的消费水平,并加速房地产、商业地产等固定资产的贬值。此外,飓风、洪水、热浪、雷暴等物理风险的频繁爆发往往会对数据中心与基础设施的安全产生直接冲击,从而导致信

表4 物理气候风险对不同特征企业资产收益率的异质性影响分析

	模型 I	模型 II	模型 III	模型 IV	模型 V	模型 VI	模型 VII	模型 VIII	模型 IX	模型 X
	<i>Return_{it}</i>	<i>Return_{it}</i>	<i>Return_{it}</i>	<i>Return_{it}</i>	<i>Return_{it}</i>	<i>Return_{it}</i>	<i>Return_{it}</i>	<i>Return_{it}</i>	<i>Return_{it}</i>	<i>Return_{it}</i>
<i>CityDis_yon_{it}</i>	-0.618*** [0.000]	-0.167*** [0.000]	-0.038*** [0.000]	-0.015*** [0.000]	-0.385*** [0.000]					
<i>CityDis_count_{it}</i>						-0.411*** [0.000]	-0.074*** [0.000]	-0.015*** [0.000]	-0.006*** [0.000]	-0.255*** [0.000]
<i>CityDis_yon</i> × <i>Size</i>	0.157*** [0.000]				0.047*** [0.000]					
<i>CityDis_yon</i> × <i>BMratio</i>		0.260*** [0.000]			0.292*** [0.000]					
<i>CityDis_yon</i> × <i>ROA</i>			1.018*** [0.000]		1.256*** [0.000]					
<i>CityDis_yon</i> × <i>Invest</i>				-0.003*** [0.027]	-0.019*** [0.000]					
<i>CityDis_count</i> × <i>Size</i>						0.105*** [0.000]				0.047*** [0.000]
<i>CityDis_count</i> × <i>Mratio</i>							0.118*** [0.000]			0.104*** [0.000]
<i>CityDis_count</i> × <i>ROA</i>								0.402*** [0.000]		0.409*** [0.000]
<i>CityDis_count</i> × <i>Invest</i>									-0.001 [0.204]	-0.007*** [0.000]
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
adj. R ²	0.109	0.110	0.108	0.108	0.111	0.109	0.110	0.108	0.108	0.110

注: *CityDis_yon_{it}* 为该城市当月是否爆发自然灾害的虚拟变量, *CityDis_yon*×*Size*、*CityDis_yon*×*BMratio*、*CityDis_yon*×*ROA*、*CityDis_yon*×*Invest* 分别为该城市当月是否爆发自然灾害的虚拟变量与企业规模、账面市值比、资产回报率、新增固定资产投资的交乘项; *CityDis_count_{it}* 为该城市当月爆发自然灾害的次数, *CityDis_count*×*Size*、*CityDis_count*×*BMratio*、*CityDis_count*×*ROA*、*CityDis_count*×*Invest* 分别为该城市当月自然灾害爆发次数与企业规模、账面市值比、资产回报率、新增固定资产投资的交乘项。

息技术服务中断。这表明,我们必须持续推进金融创新,大力发展普惠金融,在推动绿色金融发展的同时,鼓励物理气候风险敞口较高的行业采用保险、期货等创新金融工具对冲风险,并强化对重点领域和薄弱环节“小微企业”的金融支持。

(二)转型气候风险对金融市场的短期冲击影响

最新研究指出,过于激进的低碳转型政策可能引发严重的金融资产贬值,从而对金融稳定与经济发展均产生显著的负面冲击(迪卢伊索等,2021)。而在该领域的研究中,大量文献采用ESG评分刻画企业的环境友好程度,如比利奥等(2022)。具体而言,ESG评分越高的企业更注重环境保护、更愿意承担社会责任、公司治理水平也更为优秀。相关研究指出,此类企业的基础碳排放水平较低,在低碳转型过程中面临的政策风险较低(黄、夏,2022)。正因如此,我们采用万得ESG评分作为企业在经济转型过程中潜在风险的代表变量^④,据此深入剖析转型风险对金融风险积聚的影响^⑤。

由表6的模型I,我们可以发现,企业ESG得分与金融资产收益率存在显著的负向关联,这也与风险补偿理论相符:在有效市场中,风险厌恶的投资者往往会偏好于购买低风险的资产,因此政策风险较高的股票其回报率也相对较高。与此同时,我国在2020年9月首次提出了在2030年实现“碳达峰”与2060年实现“碳中和”的“双碳”目标,而这一低碳转型政策在解决资源环境约束突出问题、实现“中华民族永续发展”的同时,也在一定程度上加剧了投资者对企业气候政策风险以及转型风险的担忧,因此,本文引入“是否提出‘双碳’目标”的虚拟变量,令其在2020年9月及之后取值为1。表6 Panel A的模型II表明,ESG评分与虚拟变量交乘项的系数显著为负,投资者对低ESG评分企业回报率的风险补偿要求明显提升,从而使得回报率上升,以弥补高不确定性引发的额外风险承担,即“碳密集型”企业在政策公布后表现出了更明显的风险补偿现象。

进一步地,本文采用双重差分法对比分析环境友好型企业与碳密集型企业,在政策公布前后金融资产收益率的差异^⑥。其中,在模型III中,我们依据ESG评分,将样本等分为3组,在此基础上考察ESG评分最高、最低两组间的回报率差异;而模型IV则按企业ESG评分的高低将样本划分为两组。基于两种分类方式的回归结果一致表明,政策公布后,低ESG评分企业的股票风险溢价显著增加,风险补偿效应进一步凸显。这意味着,相关企业应当加快发展绿色低碳技术,及时从技术或是工艺落后的行业中转型升级,以缓释潜在的资产搁浅风险。此外,我们在Panel B中去除了创业板股票以进行稳健性检验,发现主要解释变量的回归系数与显著性基本保持不变。

表7展示了转型气候风险对系统性金融风险的影响。由表7可知,各交乘项的系数均在1%水平下显著为负,这就意味着在绿色经济转型过程中,碳密集型企业易被逐步淘汰,出现明显的产业收缩或是技术工艺流程受阻现象,市场份额被严重挤压乃至破产倒闭,形成呆账、坏账,从而加剧系统性金融风险爆发的可能性。究其原因,一方面,环境友好型企业的碳排放量较低、低碳转型压力通常较小,因此其股票的价格相对稳定、系统性金融风险

表5 物理气候风险对不同行业资产收益率的异质性影响分析

	模型 I	模型 II	模型 III	模型 IV	模型 V	模型 VI	模型 VII	模型 VIII	模型 IX	模型 X
	材料 行业	电信服 务业	房地 产业	工业	公用 事业	可选消 费行业	能源 行业	日常消 费行业	信息技 术业	医疗保 健业
CityDis _{count_{it}}	-0.002** [0.041]	-0.010 [0.293]	-0.010*** [0.000]	-0.007*** [0.000]	-0.007*** [0.000]	-0.006*** [0.000]	-0.000 [0.876]	-0.004** [0.025]	-0.011*** [0.000]	-0.006*** [0.000]
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
adj. R ²	0.103	0.101	0.128	0.118	0.133	0.111	0.069	0.128	0.130	0.116

表6 转型气候风险对金融资产收益率的影响分析

	Panel A 包含创业板股票				Panel B 去除创业板股票			
	模型 I	模型 II	模型 III	模型 IV	模型 V	模型 VI	模型 VII	模型 VIII
	Return _{it}	Return _{it}	Return _{it}	Return _{it}	Return _{it}	Return _{it}	Return _{it}	Return _{it}
ESG	-0.005*** [0.000]	0.000 [0.605]	-0.001 [0.303]	-0.002** [0.044]	-0.005*** [0.000]	-0.000 [0.643]	-0.002* [0.072]	-0.003*** [0.007]
ESG×Policy		-0.009*** [0.000]				-0.009*** [0.000]		
ESG ₃ ×Policy			-0.018*** [0.000]				-0.018*** [0.000]	
ESG ₂ ×Policy				-0.014*** [0.000]				-0.014*** [0.000]
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
adj. R ²	0.083	0.087	0.083	0.084	0.087	0.091	0.086	0.088

注:ESG为企业ESG评分,ESG₃与ESG₂分别为根据企业ESG评分三分组与两分组后的虚拟变量,ESG×Policy为企业ESG评分与“是否公布低碳政策”的虚拟变量的交乘项;后续表7与此相同,不再赘述。

较低;而另一方面,大多数市场参与者的风险厌恶程度较高,在低碳政策下,市场偏好往往会逐步转向绿色、低碳的资产,推动资金流入环境友好型企业,促使投资者大量“调仓换股”,使得石油、煤电、钢铁等“碳密集型”行业产生“搁浅资产”与“市场抛售”风险。

表7 转型气候风险对系统性金融风险的影响分析

	模型 I	模型 II	模型 III	模型 IV	模型 V	模型 VI	模型 VII	模型 VIII	模型 IX
	$VaR_t^{5\%}$	$VaR_t^{5\%}$	$VaR_t^{5\%}$	$MES_t^{5\%}$	$MES_t^{5\%}$	$MES_t^{5\%}$	$\Delta CoVaR_t^{5\%}$	$\Delta CoVaR_t^{5\%}$	$\Delta CoVaR_t^{5\%}$
$ESG \times Policy$	-0.014*** [0.000]			-0.024*** [0.000]			-0.007*** [0.000]		
$ESG_3 \times Policy$		-0.046*** [0.000]			-0.023*** [0.006]			-0.020*** [0.000]	
$ESG_2 \times Policy$			-0.034*** [0.000]			-0.020*** [0.001]			-0.016*** [0.000]
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
adj. R^2	0.132	0.119	0.130	0.360	0.335	0.358	0.630	0.621	0.630

(三)转型气候风险对金融系统长期影响的预测分析

前文基于历史数据的面板分析结果表明,在短期内,物理气候风险与转型气候风险均会对我国金融市场产生明显冲击,加速金融风险积聚,已在一定程度上成为影响经济平稳健康发展的隐患。与此同时,相关研究表明,长期来看,转型风险更是可能产生额外的负外部冲击(博尔顿等,2021;克鲁格等,2020)。

然而,由于缺乏合适的实证模型,研判转型风险未来长期影响的研究在早期严重受限,始终未能就经济绿色转型对金融系统的影响展开全面的定量分析。而随着该领域研究的不断深入,相关研究发现,气候变化引起的转型风险将使得各企业资产价值变动,直接冲击企业的资产负债表,从而提升了部分行业贷款的违约风险,并最终传导至银行等金融机构,致使其产生严重的资产损失(巴蒂斯顿等,2017;博尔顿等,2021)。相关研究指出,在“低碳转型”政策公布后,由于碳排放受限,企业的盈利能力大幅下滑,此类企业流动性不断恶化、贷款违约率持续上升,对银行等金融机构产生严重的不利冲击;与此同时,投资者对高风险企业债券、股票等金融资产的大规模抛售,也会加剧持有相同资产的金融机构的账面损失(达弗莫斯等,2018)。此外,最新研究指出,在低碳转型过程中,政府部门监管力度的收紧也会对企业资产负债表产生负面影响,诱发“污染成本内部化”问题,并由此削弱了抵押贷款的抵押品价值,提升了金融系统的风险敞口(黄等,2021)。

因此,在前文分析的基础上,本文结合最新发展的气候转型风险评估模型,基于我国170家银行展开了进一步分析,在此过程中,我们收集、整理了其在2013~2020年间的财务报表数据,并基于银行业多重网络模型,结合LIMITS数据库的碳排放预测数据,估算2025~2030年期间,其在低碳经济转型过程中的潜在金融风险^⑥。图1展示了各类银行贷款组合的平均碳排放强度,我们可以清楚地发现,总体来看,在2013~2020年间,随着我国银行业资产结构的持续优化与改善,我国各银行贷款投放企业的平均碳排放强度整体呈下降趋势。此外,图中结果还表明,大型商业银行贷款组合的碳排放强度相对较高,直至2020年仍高达63.6吨/百万元,表明大型商业银行的贷款会更多地流向传统行业或是碳密集型行业。与此同时,农村商业银行(以下简称“农商行”)贷款的平均碳强度明显高于城市商业银行(以下简称“城商行”)。究其原因,2019年1月,中国银行保险监督管理委员会发布《关于推进农村商业银行坚守定位 强化治理 提升金融服务能力的意见》,要求各农商行“原则上机构不出县(区)、业务不跨县(区),应专注服务本地,下沉服务重心;当年新增可贷资金应主要用于当地”,因此,我国农村地区经营的企业大多从各农商行获取信贷资金;而随着各城市企业碳排放配额标准纷纷落地,碳

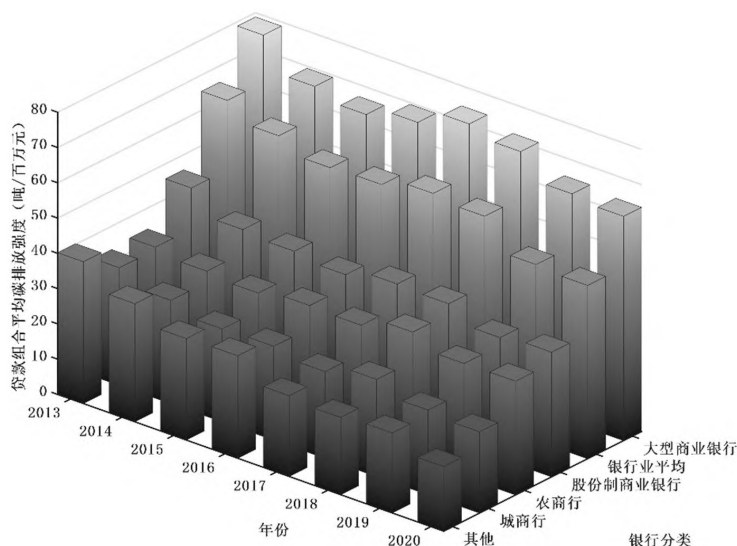


图1 各类银行贷款投放企业的平均碳排放强度

注:各类银行贷款投放企业平均碳排放强度的具体计算过程参见《管理世界》网络发行版附录(三)。

密集型企业或重污染企业为躲避污染治理责任,往往会将污染超标的产业向农村地区进行非法转移,即出现显著的“污染转移”现象(巴特拉姆等,2022),从而使得农商行贷款组合的平均碳排放强度显著高于城商行。

在转型风险的冲击下,银行等金融机构所持有的“搁浅资产”或“碳密集型”资产价格通常将出现明显下跌。因此,为了使得资本充足率满足监管要求,同时保持较高的流动性水平,银行往往会抛售资产或回收银行间贷款。然而,此类行为在改善单个机构资产负债表结构的同时,也可能对其他银行产生显著的风险冲击,从而引发银行业整体流动性水平与资产充足率的持续恶化,加剧银行的违约可能。具体而言,我们结合 LIMITS 数据库中基于 GCAM 模型与 WITCH 模型^⑧的估计结果,刻画我国的低碳转型路径,并由此采用前沿的气候转型风险评估模型(巴蒂斯顿等,2017;龙科罗尼等,2021),准确测度我国低碳经济转型过程中,单个金融机构的预期资本损失。进一步地,本文将各银行的预期损失作为转型风险对单个银行的初始冲击,在此基础上对蒙塔尼亚和科克(2016)提出的多重网络模型进行有益拓展^⑨,测度转型风险冲击下我国银行业的整体预期损失,并将分析结果列于图2。

由图2可知,若银行业始终保持2020年的资产负债表结构,则随着低碳经济转型的逐步推进,其潜在金融风险隐患将日渐加剧。其中,图2(a)中浅灰色块状图显示,在综合考虑碳价格冲击与低碳转型市场份额变化的情况下,若未能进一步完善“绿天鹅”风险防控监管框架,则截至2025年第四季度,我国银行业在市场份额冲击与碳价格冲击的叠加影响下,所遭受的资本损失可能高达9000亿元人民币,约为2020年银行样本资本总和的3.9%。并且,图2(a)、(b)中预期资本损失的结果均清晰地显示,从长期来看,若仍未能进一步完善“绿天鹅”风险防控监管框架,银行业受到的不利影响将被显著放大,其在2030年第四季度的损失或将高达2020年银行样本资本总和的23%与21%。这就意味着,在我国进行低碳经济转型、推动发展模式转型的过程中,我们必须警惕不同类型气候转型风险叠加所引发的信用风险,持续优化金融机构的贷款投放结构,同时开展频次更高的气候压力测试,以进一步增强对转型风险的评估与管理能力,积极有效应对转型过程中的潜在金融风险。

在图2的基础上,本文选用 WITCH 模型,进一步预测碳价格冲击与市场份额冲击的叠加影响下,低碳转型过程中各银行的异质性风险。我们分别选取了2025年第四季度,2028年第四季度以及2030年第四季度作为节点,预测不同时间节点下转型风险对金融机构的冲击影响,计算各银行的预期资本损失。为了便于展示,我们将每个时点中预期资本短缺程度最高的前50家银行的测算结果列于图3。首先,图3(a)展示了2025年第四季度,各银行的预期资本短缺情况^⑩。我们可以清楚地发现,预测结果显示,在短期内,预期资本短缺程度最高的50家银行中并未包含国有银行以及股份制商业银行,这意味着规模较大银行的低碳转型压力仍未凸显,

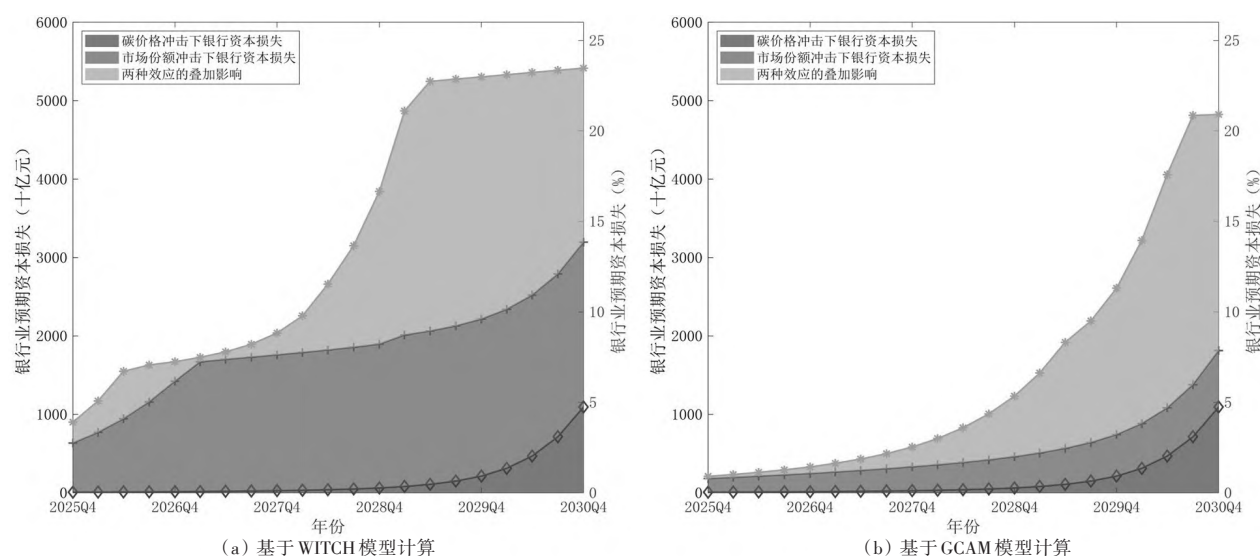


图2 银行业低碳转型中的预期损失

注:上图中深灰色带菱形标记的区域、中灰色带加号标记的区域以及浅灰色带星形标记的区域分别代表碳价格冲击下银行资本损失、市场份额冲击下银行资本损失以及综合考虑两种效应叠加影响时的资本金损失,图6相同,不再赘述。

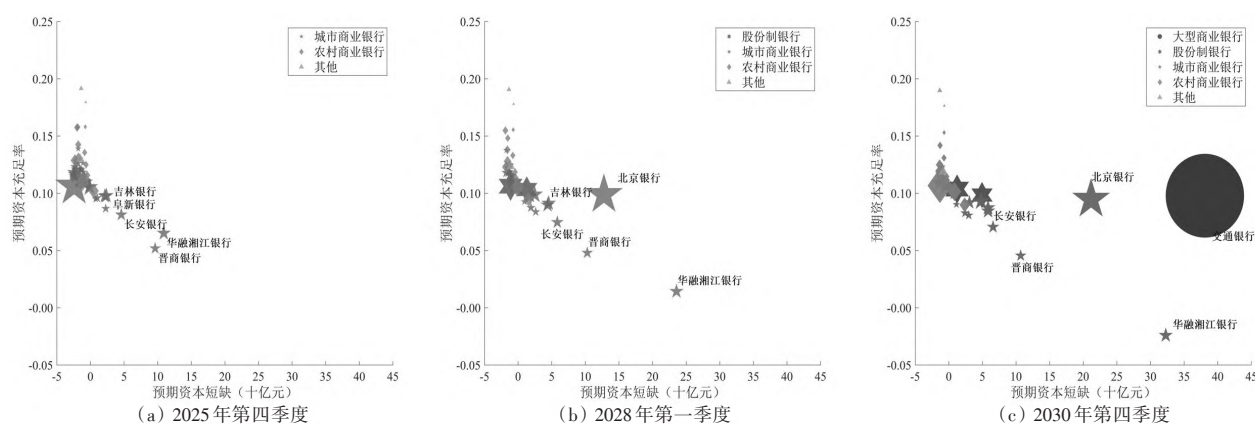


图3 绿色低碳转型过程中预期资本短缺程度最高的50家银行

注:上图中圆形节点、六角星节点、五角星节点、菱形节点以及三角形节点分别代表大型商业银行、股份制银行、城市商业银行、农村金融机构以及其他存款机构;而节点的大小则表示银行资产的相对规模;图4、图5相同,不再赘述。

转型风险相对可控。然而,较之国有银行与股份制商业银行,城市商业银行(五角星节点)均位于图的下半部分,资本充足率相对偏低,晋商银行、华融湘江银行、长安银行、阜新银行等小型城商行更是会产生明显的资本缺口,这就意味着此类银行易在气候风险冲击下,将产生显著的金融风险传染效应。究其原因,我国城商行的规模较小,资本充足率偏低且贷款业务相对集中,对气候风险的敏感程度更高。因此,在实现商业银行气候友好转型、构建气候风险管理框架的过程中,应当重点关注城商行的风险敞口变动,加大对规模较小、资本充足率较低银行的监管要求,强化金融系统气候韧性。

与此同时,我们也在图3(b)中画出了2028年第一季度时预期资本缺口最高的前50家银行。由图3可知,较之图3(a)中2025年第四季度的结论,气候金融风险对各银行的冲击力度在2028年第一季度明显加剧。除晋商银行、华融湘江银行等小型城商行外,北京银行等规模较大的城商行甚至部分股份制商业银行也可能在“搁浅资产”等因素的影响下,出现严重的资本短缺问题,因此,随着时间的推移,转型气候风险或将成为我国金融系统中的重要隐患。值得注意的是,图3(c)显示,若仍未能进一步完善“绿天鹅”风险防控监管框架,截至2030年第四季度,大多数银行节点的横坐标均会明显右移,同时,从纵坐标来看,包括交通银行这一国有大型商业银行在内的多家银行的预期资本充足率将低于10%,表明我国各银行面临的转型风险将会出现大幅攀升,甚至可能出现严重的资本短缺问题。这就意味着,一方面,在持续推进我国经济的低碳转型与结构性改革的同时,各金融机构应未雨绸缪地防范转型风险,例如适当提升碳密集型企业的拨备覆盖率、对低碳转型过程中产生的搁浅资产进行及时的价值重估等,有效提升金融系统气候韧性;另一方面,也应支持碳密集型企业绿色低碳转型的融资需求,加大政策支持力度,持续推进绿色金融产品与服务创新,适度减少高碳资产的持有比例,从而实现转型金融与绿色金融的良性结合。

(四)气候金融风险冲击下的金融脆弱性分析

前文从银行业总体金融风险的角度,量化了低碳经济转型的潜在威胁。在此基础上,我们基于个体银行脆弱性的视角,具体分析不同银行的转型风险。具体而言,本文进一步结合了最新发展的银行业脆弱性评估方法^②(杜阿尔特、艾森巴赫,2021),以基于WITCH模型测算的市场份额与碳价格冲击的叠加影响作为不利冲击的代表变量,考察我国银行业在受到气候风险冲击下的脆弱性。大量研究指出,各金融机构的脆弱程度与金融系统的稳定性紧密相关。而个体银行脆弱性指标则刻画了每家银行在受到不利冲击时,银行所遭受的损失相对于其权益资本的水平,个体银行脆弱性主要由杠杆水平、不利冲击强度以及银行自身的杠杆调整速度所决定。因此,本文同样采用截至2020年的资产负债数据,估计各银行的杠杆调整速度与杠杆目标,并假定杠杆调整速度始终保持不变,此时可认为银行脆弱性仅由杠杆水平与“绿天鹅”风险冲击强度决定,我们在图4中展示了基于个体银行层面的脆弱性分析结果。

其中,图4(a)显示,在2025年第四季度的绿色低碳经济转型初期,银行脆弱性与杠杆水平呈明显的正相关

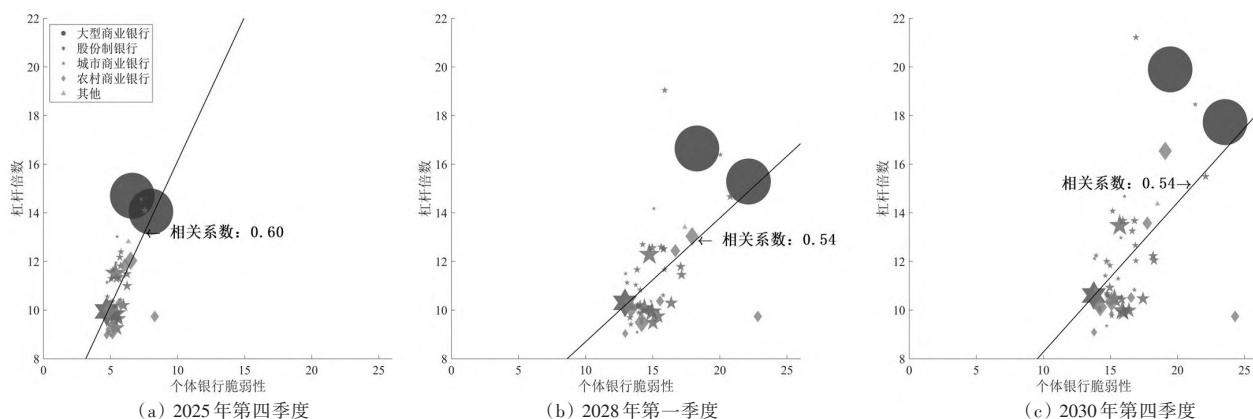


图4 个体银行的脆弱性分析

注:根据杜阿尔特和艾森巴赫(2021),个体银行脆弱性可分解为银行业总体风险因子、个体银行自身杠杆水平以及遭受的不利冲击强度三部分的乘积。其中,银行业总体风险因子主要由银行业平均杠杆调整速度与目标杠杆决定,在本文的分析中保持恒定。

关系,相关系数高达0.60。这表明在短期内,各银行面临的绿色低碳转型压力相对较小,个体银行的脆弱程度主要受杠杆水平驱动。与此同时,随着低碳经济转型的不断推进,银行脆弱性不断加剧,而杠杆水平的作用力度被相对削弱,图4(b)与(c)中银行杠杆与脆弱性在2028年第一季度与2030年第四季度的相关系数均降至0.54,因此,由气候变化冲击引发的转型风险不断凸显^②。

我们进一步基于2030年第四季度的测度结果,剖析在气候金融风险冲击下,个体银行系统重要性与银行脆弱性的关联关系。图5表明,随着横坐标的右移,节点的半径不断增加,表明资产规模可能是银行系统性金融风险的重要驱动因素。此外,我们可以清楚地发现,不同类型银行往往表现出相异的风险特征。其中,“中农工建”四大国有银行均落于图的右下方,这意味着,尽管大型商业银行的系统重要性相对较高,但其较高的资本充足率也在一定程度上提高了机构的稳定程度。与此同时,与股份制商业银行相比,城市商业银行的规模较小,脆弱性也相对更高,但系统重要性通常较低。值得注意的是,交通银行、邮政储蓄银行的节点半径较大,但其纵坐标的落点也远高于其他银行,因此这两家大型银行的风险隐患较高,个体脆弱性更大,属于我国金融系统中的薄弱环节,更易受到转型气候风险的不利冲击。

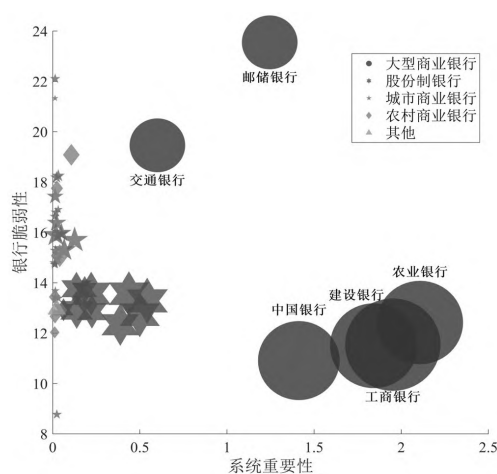


图5 个体银行系统重要性与银行脆弱性的关联

(五)应对气候金融风险政策的反事实分析

进一步地,我们展开反事实分析,假定我国银行业仍保持2017年、2018年的资产负债结构,分别采用多重网络测算其预期资本损失,并与前文基于2020年银行业资产负债结构的预期损失进行对比分析,探究基于不同年份的资产负债表结构下,我国银行业的资本损失情况,结果列于图6。图6表明,在气候风险冲击下,我国银行预期损失占比不断降低,风险敞口持续缩小。具体而言,图6(a)与(b)显示,以2017年与2018年的资产负债表结构进行反事实分析时,2030年第四季度的资本损失将分别达到当年度银行业资本总量的160%与130%,远高于图2(a)中基于2020年数据测算的结果(23%)。这表明,得益于我国《商业银行杠杆率管理办法》《商业银行资本管理办法》《系统重要性银行附加监管规定》等监管新规的相继落地,银行业资本充足要求逐步提高、经济转型过程中银行业贷款结构持续优化,我国商业银行在气候风险冲击下的潜在风险隐患得到了有效缓释。

与此同时,我们考察了银行机构不同经营策略对预期资本损失的影响。与巴蒂斯顿等(2017)的研究相一致,本文假定存在“绿色银行”“褐色银行”两种极端类型的银行,其中“绿色银行”更支持绿色经济的发展,往往偏好将贷款投放于绿色低碳行业;而“褐色银行”则与传统行业的合作更为紧密,倾向于将贷款投放于传统碳密集型企业。图7表明,不同经营策略银行的资本损失存在显著差异,在短期(2025年第四季度)、长期(2030

年第四季度),“褐色银行”的潜在资本损失均明显高于“绿色银行”。因此,现阶段各金融中介机构应当更为积极、主动地调整存贷款结构,以进一步降低气候金融风险敞口。

国际金融稳定理事会2015年底提出监管建议,“非新兴市场经济体G-SIBs的TLAC工具规模最迟须从2019年起达到风险加权资产的16%和杠杆率分母的6%,从2022年起将上述两个比例分别提高至18%和6.75%”。其中,总损失吸收能力(TLAC)代表系统重要性金融机构能否采取内部纾困的方式,维持关键业务和服务功能的连续性。近年来,TLAC监管规则也已逐步在我国落地。2021年10月,中国人民银行、原中国银行保险监督管理委员会、财政部联合印发了《全球系统重要性银行总损失吸收能力管理办法》,强调我国将逐渐把总损失吸收能力作为系统重要性银行的重要监管手段之一。2022年4月,中国人民银行、原中国银行保险监督管理委员会更是发布《关于全球系统重要性银行发行总损失吸收能力非资本债券有关事项的通知》,在我国正式推出TLAC非资本债券这一创新型工具。有鉴于此,本文同样采用转型风险评估方法测算“绿天鹅”风险的初始冲击,在此基础上进一步构建多重网络模型,探究在TLAC监管框架下(即假定各银行资本充足率均为18%),转型风险对我国银行业的影响力度,并将分析结果列于图8。图8显示,基于不同时点与模型的分析结果均得到了

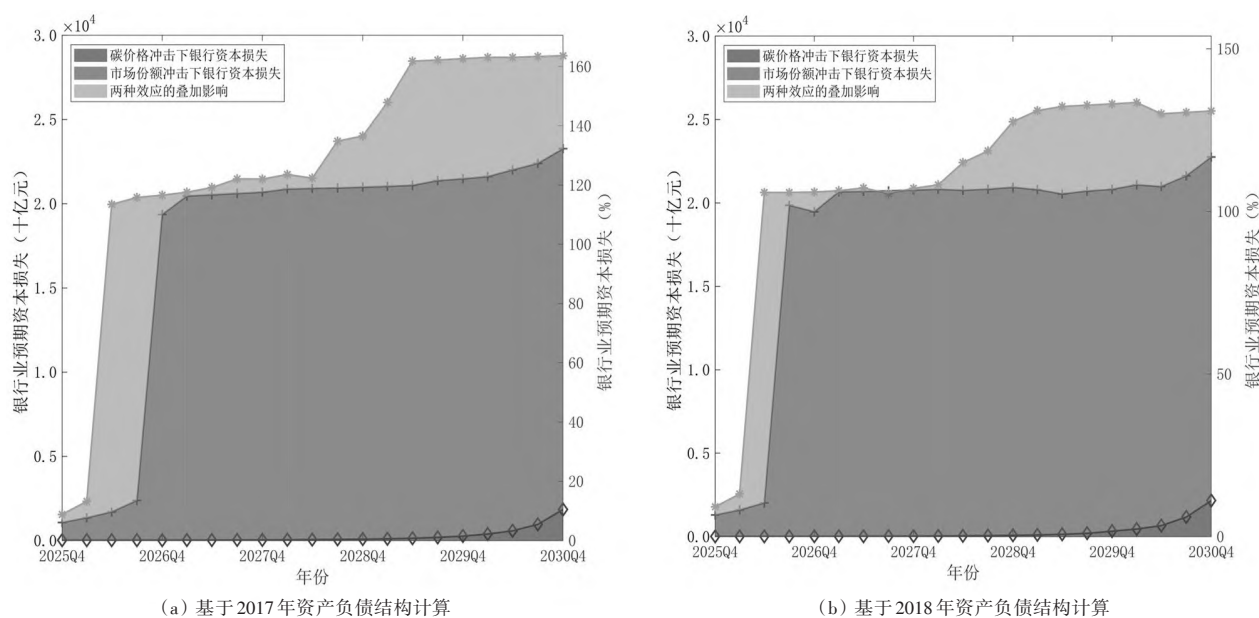


图6 银行业低碳转型预期损失的反事实分析

注:图6基于WITCH模型进行反事实分析。

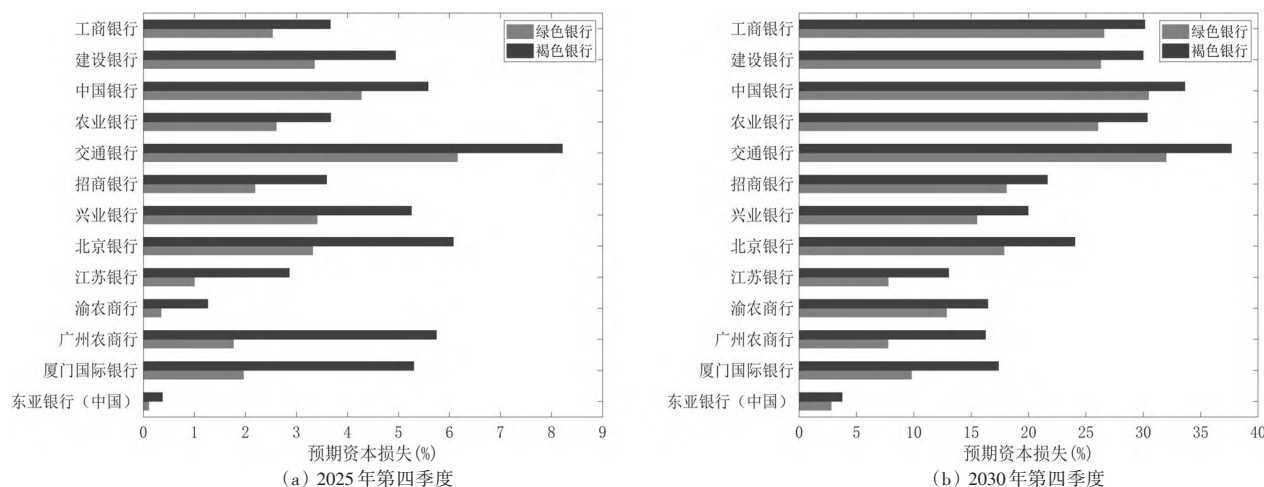


图7 不同经营策略下代表性银行的预期资本损失对比

注:上图浅灰色与深灰色图例分别代表“绿色银行”与“褐色银行”假设下,各代表性银行的预期资本损失率。

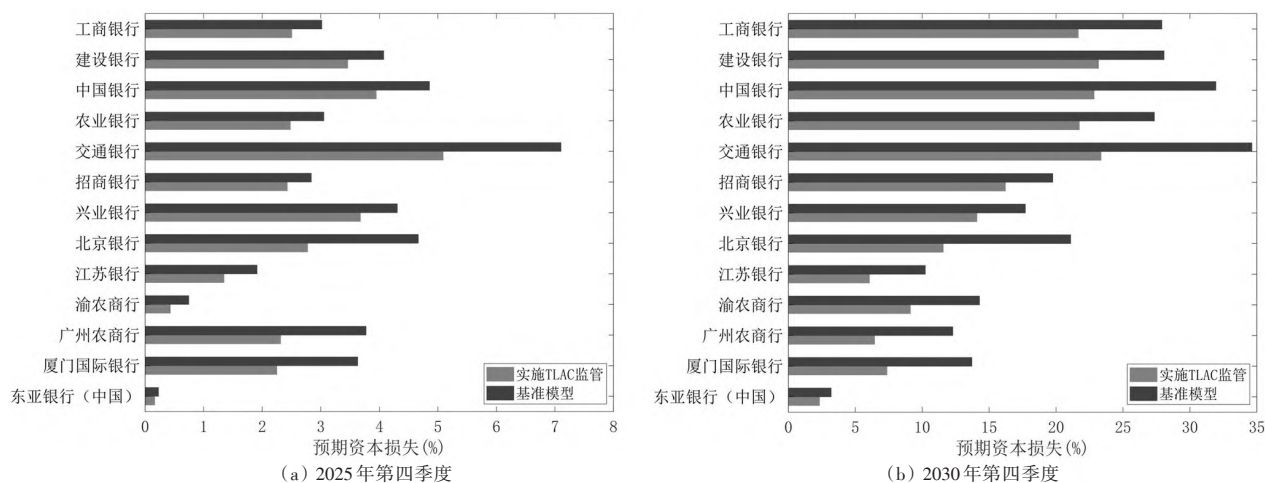


图8 总损失吸收能力监管措施的风险缓释作用分析

注：上图中深灰色与浅灰色图例分别代表基准模型以及实施总损失吸收能力监管时银行业的预期资本损失。

一致的结论，浅灰色柱形的长度均显著低于深灰色柱形，表明该监管框架的实施将大幅降低银行业的低碳转型风险，能够显著缓解金融脆弱性，将成为以资本充足率为核心的监管系统的有益补充。因此，加大对各银行总损失吸收能力的监管要求，将有助于提高系统重要性银行服务实体经济、抵御风险的能力，维护金融系统稳定。

四、结论与启示

本文基于历史数据的面板分析结果表明，从短期来看，物理风险对金融资产收益率有显著的负面影响，同时会明显加速系统性金融风险的积聚。与此同时，研究结果也显示，气候风险的冲击力度会随着地域发生显著的异质性变化，经济基础较为薄弱、自然环境相对恶劣的区域往往会受到更大的外生冲击。此外，规模、账面市值比、资产回报率等企业特征与物理风险的交乘项均在1%的显著性水平上高度显著，表明突发性的气候风险往往会严重削弱投资者的信心，从而使得账面市值比低、股价中“泡沫”成分较多的企业难以继续维系高估值，由此致使此类企业的金融资产价值出现显著下跌，并驱动风险快速积聚。进一步地，我们还发现，在气候风险爆发时，房地产、消费、工业、信息技术等行业均会受到物理风险的显著冲击。这是由于自然灾害爆发会影响当地居民的消费倾向、大幅提升未来经济的不确定性，并因此在一定程度上抑制当地的消费水平，同时引发房地产、商业地产等固定资产的快速贬值等。

其次，本文结合双重差分法对转型风险展开深入研究，发现在短期，较之环境友好型企业，转型风险对忽视环境保护、较少承担社会责任、碳密集程度相对更高的低ESG评分企业会产生更大的不利影响，它们所面临的金融风险更是明显提升。这就意味着，相关企业应当加快发展绿色低碳技术，及时从技术或是工艺落后的行业中转型升级，以缓释潜在的“资产搁浅”风险。

接着，我们基于LIMITS数据库估计的温室气体排放量数据，结合最新发展的多重网络分析模型，以银行等金融机构贷款的预期损失作为切入点，评估其在低碳经济转型过程中的长期潜在金融风险，研判转型风险对我国金融市场的未来影响。研究结论显示，若未能进一步完善“绿天鹅”风险防控监管框架，则在综合考虑碳价格冲击与低碳转型市场份额变化的情况下，截至2025年第四季度，我国银行业所遭受的预期资本损失将达到9000亿元人民币，约为2020年银行样本资本总和的3.9%。其中，我国城商行的规模较小，资本充足率偏低且贷款业务相对集中，对转型气候风险的敏感程度更高。值得注意的是，从长期来看，若仍未能进一步完善“绿天鹅”风险防控监管框架，银行业受到的不利影响将被显著放大，其在2030年第四季度的损失或将高达2020年银行样本资本总和的23%，而部分规模较大的城商行、股份制商业银行甚至个别国有大型银行也将会在“搁浅资产”等因素的影响下，出现严重的资本短缺问题。

最后，本文的反事实分析发现，资本监管要求趋严、绿色企业贷款投放增多、TLAC监管工具落地等均能有

效降低气候金融风险敞口,充分缓释我国金融系统的潜在风险隐患。

基于以上富有启发意义的研究结论,本文得到以下3点启示。

(1)健全差异性气候风险防范机制,提供经济援助与帮扶倾斜,构建气候安全屏障。本文研究发现,规模较小、账面市值比低、资产回报率更低的企业,在自然灾害爆发后系统性金融风险的提升幅度更大;此外,在气候风险冲击下,我国东北、西北地区的企业受到的冲击影响远高于其他区域。因此,随着2020年以来,全球范围内“热浪”、“特大暴雨”、“飓风”等极端气候风险事件频发,我们必须未雨绸缪地健全差异性气候风险防范机制,基于不同地域与财务特征,对上市企业、金融机构等市场主体划分气候风险易感等级,据此针对性地完善气候风险应对措施,从而进一步构建跨时间、跨地域的资源调节机制,对东北部、西北部等环境脆弱且经济相对欠发达的地区、以及“小微”、“初创”等气候风险敞口更高的企业提供经济援助与帮扶倾斜,加快推进气候恶化趋势严重地区的生态系统修复工程,因地制宜、分类施策地构建气候安全屏障。

(2)构建气候精细化、量化监测预警体系,前瞻性开展资本市场预期引导工作,完善金融市场“舆情”监测分析。本文发现,自然灾害的爆发可能使得市场参与者大幅抛售气候风险相对较高的金融资产、压低此类企业的资产回报,同时也会在一定程度上抑制当地的消费水平,对房地产、消费、工业、信息技术业等行业的资产价格产生明显的负面冲击。此外,分析发现,气候风险不仅会导致金融资产收益率显著下跌,还可能加剧市场恐慌情绪,加速金融风险的积聚。因此,我们应当依托多学科构建定量监测指标,对典型脆弱地区的气候变换环境进行连续、长期的动态监测,建立气候精细化、量化监测预警体系。此外,也应加强我国应急管理部、气象局、银行保险监督管理委员会、证券监督管理委员会的合作与联动,在极端气候风险爆发期间,完善金融市场“舆情”监测分析。在此基础上,加快建立气候变化大数据公开平台,及时发布极端气候风险警示公告,前瞻性开展资本市场预期引导工作,提高投资者教育力度,避免投资者恐慌情绪诱发非理性交易行为,维护金融市场的平稳运行。

(3)将气候风险管理纳入金融风险管理体系,优化金融机构信贷结构,增强金融体系气候韧性。本文的银行业脆弱性评估结果表明,若我们未能进一步完善“绿天鹅”风险防控监管框架,城商行等小型银行会产生较大的资本缺口,易在气候风险冲击下,引发显著的金融风险传染效应,进而放大气候风险的不利冲击。更重要地,从中长期来看,转型气候风险会明显提升我国金融机构的脆弱性,加剧系统性金融风险,从而成为我国金融体系中的重要隐患。与此同时,基于多重网络分析模型的结果显示,TLAC监管办法的落实,不仅有助于提高系统性重要银行服务实体经济、抵御风险的能力,还有助于降低银行业脆弱性、提升金融系统的稳定程度。因此,监管机构必须重点关注城商行的风险敞口变动,加大对规模较小、资本充足率较低银行的监管力度,全面推动总损失吸收能力监管框架落地,开展频次更高的气候压力测试,引导各金融机构持续推动绿色金融发展,加大对绿色金融产品、工具的创新研发。同时,监管部门也应要求金融机构在持续优化贷款投放结构的同时,结合大数据、金融科技、人工智能等监管手段,将气候风险管理纳入金融风险管理体系,制定针对性的风险预案,以进一步增强对转型风险的评估与管理能力,积极有效应对转型过程中的潜在金融风险,增强金融体系的气候韧性^⑨。

(作者单位:杨子晖、陈雨恬,南方科技大学商学院;李东承,中山大学岭南学院)

注释

①2016年,全球178个缔约方共同签署了《巴黎协定》,会议确定,要在2100年将全球平均气温控制在较前工业化时期高2摄氏度以内的长期目标。

②数据源自我国自然资源部与应急管理部。

③2022年7月8日,中国气象局有关负责人在中华人民共和国国务院办公厅举行国务院政策例行吹风会上指出,2022年我国呈现“极端天气偏多,局地影响重”的特点。

④黄和夏(2022)也尝试使用当地遭受自然灾害的损失来刻画物理风险的强弱程度,但由于数据库中受灾损失数据方面的限制,并且在灾害爆发后,受灾损失常存在逐步定损的过程,在数据时效上较弱,因此本文不使用受灾损失刻画物理风险的强弱程度。

⑤受限于数据可获得性,在实证分析部分,本文以各行业占比作为银行贷款中各企业权重的代表变量。

⑥本文结合阿南德等(2015)提出的最小密度法估计银行间网络结构,矩阵中的元素 W_{ij} 代表银行 i 发放给银行 j 的贷款。

⑦稳健性分析中,本文将资产损失率修改为40%,主要结论并未发生改变,结果备索。

⑧自然灾害数据的具体说明参见《管理世界》网络发行版附表1。

⑨具体变量描述性统计参见《管理世界》网络发行版附表2。

重大选题征文

⑩2022年第四季度之前碳排放价格直接由国泰安数据库获取,2025年第四季度到2030年第四季度的碳排放价格则根据之前的数据首先计算价格增长率,并对未来价格进行估算;我们同样考虑了2022年第四季度之后碳排放价格保持不变的情况,结果保持稳健,备案。

⑪其中华北区域包括北京市、天津市、河北省、山西省以及内蒙古自治区,东北区域包括辽宁省、吉林省以及黑龙江省,华东区域包括上海市、江苏省、浙江省、安徽省、江西省、山东省、福建省以及台湾省,华中区域包括河南省、湖北省以及湖南省,华南区域包括广东省、广西壮族自治区、海南省、香港特别行政区以及澳门特别行政区,西南区域包括重庆市、四川省、贵州省、云南省以及西藏自治区,西北区域包括陕西省、甘肃省、青海省、宁夏回族自治区、新疆维吾尔自治区。

⑫基于邹检验与似不相关检验的结果表明,不同区域之间系数的组间差异是显著的,检验结果备案。

⑬刘晓星等(2021)的研究同样指出我国不同区域的宏观经济韧性存在显著异质性,宏观经济韧性受经济状况、全要素生产率等影响。

⑭我们也尝试采用企业环境保护税替换ESG评分,作为企业转型风险的代理变量,结论保持稳健,结果备案。

⑮万得ESG评分是万得公司构建的具有中国特色的公司ESG评价体系。该评分体系基于ISO 26000、SDGs、GRI Standards、TCFD Recommendations等国际标准与评价指南,分别从环境、社会、公司治理三大维度构建得到,同时也充分考虑了新闻舆情、监管处罚以及法律诉讼等争议事件的实时影响。此外,在稳健性分析中,我们也使用了华证ESG评级作为企业ESG的代表变量,结论保持一致,以备案的方式提供。

⑯平行趋势图与平行趋势检验的结果显示,数据符合平行趋势假设,结果备案。

⑰本文银行样本的资产覆盖率达到银行业总额的90%以上,具有较好的代表性。此外,我们在图2~图8中,均基于LIMITS数据库的碳排放预测数据,结合转型风险评估模型计算转型气候风险的长期影响,不再赘述。

⑱GCAM模型与WITCH模型的具体说明见《管理世界》网络发行版附录(四)。

⑲遵循该领域的研究惯例(蒙塔尼亚、科克,2016),本文设定银行抛售资产的最低价格为其原值的75%。

⑳基于GCAM模型计算的结果保持稳健,结果备案。

㉑银行业脆弱性评估方法的具体说明参见《管理世界》网络发行版附录(五)。

㉒基于GCAM模型计算的结果同样展现出银行脆弱性与杠杆水平的相关性逐年下降的趋势,结论保持稳健,结果备案。

㉓中外文人名(机构名)对照:斯特罗贝尔(Stroebe);沃格勒(Wurgler);吉格利奥(Giglio);黄(Huynh);夏(Xia);瑙曼(Naumann);马萨(Massa);张(Zhang);蔡(Choi);基南(Keenan);赖伊(Rye);汉森(Hansen);黄(Huang);巴蒂斯顿(Battiston);迪卢伊索(Diluiso);洪(Hong);森(Sen);冯希克福斯(von Schickfus);范德普卢(van der Ploeg);雷扎伊(Rezai);勒莫因(Lemoine);博尔顿(Bolton);克鲁格(Krueger);弗里德(Fried);蒙塔尼亚(Montagna);科克(Kok);龙科罗尼(Roncoroni);杜阿尔特(Duarte);艾森巴赫(Eisenbach);阮(Nguyen);巴拉斯(Bharath);沙姆韦(Shumway);艾森伯格(Eisenberg);诺埃(Noe);李(Li);比利奥(Billio);达弗莫斯(Dafermos);巴特拉姆(Bartram);阿南德(Anand);国际清算银行(Bank for International Settlements)。

参考文献

- (1)陈海强、方颖、王方舟:《融资融券制度对尾部系统风险的非对称影响——基于A股市场极值相关性的研究》,《管理科学学报》,2019年第5期。
- (2)荆中博、李雪萌、方意:《跨境资本周期性波动对中国银行部门的风险溢出机制分析》,《世界经济》,2022年第1期。
- (3)李政、刘淇、鲁曼辰:《主权债务风险跨国溢出研究——来自频域的新证据》,《金融研究》,2020年第9期。
- (4)刘晓星、张旭、李守伟:《中国宏观经济韧性测度——基于系统性风险的视角》,《中国社会科学》,2021年第1期。
- (5)吴卫星、刘细宪、钟腾:《政府和社会资本合作对企业债务期限结构的影响——来自中国上市公司的微观证据》,《系统工程理论与实践》,2020年第6期。
- (6)杨子晖、陈雨恬、张平森:《重大突发公共事件下的宏观经济冲击、金融风险传导与治理应对》,《管理世界》,2020年第5期。
- (7)杨子晖、李东承:《我国银行系统性金融风险研究——基于“去一法”的应用分析》,《经济研究》,2018年第8期。
- (8)Anand, K., Craig, B., and Von Peter, G., 2015, “Filling in the Blanks: Network Structure and Interbank Contagion”, *Quantitative Finance*, Vol.15, No.4, pp.625~636.
- (9)Bartram, S. M., Hou, K. and Kim, S., 2022, “Real Effects of Climate Policy: Financial Constraints and Spillovers”, *Journal of Financial Economics*, Vol.143, No.2, pp.668~696.
- (10)Battiston, S., Mandel, A., Monasterolo, I., Schütze, F. and Visentin, G., 2017, “A Climate Stress-test of the Financial System”, *Nature Climate Change*, Vol.7, No.4, pp.283~288.
- (11)Battiston, S., Dafermos, Y. and Monasterolo, I., 2021, “Climate Risks and Financial Stability”, *Journal of Financial Stability*, Vol.54, 100867.
- (12)Bharath, S. T. and Shumway, T., 2008, “Forecasting Default with the Merton Distance to Default Model”, *The Review of Financial Studies*, Vol.21, No.3, pp.1339~1369.
- (13)Billio, M., Costola, M., Hristova, I., Latino, C. and Pelizzon, L., 2022, “Sustainable Finance: A Journey toward ESG and Climate Risk”, SAFE Working Paper, No.349.
- (14)Bolton, P. and Kacperczyk, M., 2021, “Do Investors Care about Carbon Risk?”, *Journal of Financial Economics*, Vol.142, No.2, pp.517~549.
- (15)Bolton, P., Despres, M., Da Silva, L. A. P., Samama, F. and Svartzman, R., 2020, *The Green Swan*, Bank for International Settlements.
- (16)Choi, D., Gao, Z. and Jiang, W., 2020, “Attention to Global Warming”, *The Review of Financial Studies*, Vol.33, No.3, pp.1112~1145.
- (17)Dafermos, Y., Nikolaidi, M. and Galanis, G., 2018, “Climate Change, Financial Stability and Monetary Policy”, *Ecological Economics*, Vol.152, pp.219~234.

- (18) Diluio, F., Annicchiarico, B., Kalkuhl, M. and Minx, J. C., 2021, "Climate Actions and Macro-financial Stability: The Role of Central Banks", *Journal of Environmental Economics and Management*, Vol.110, 102548.
- (19) Duarte, F. and Eisenbach, T. M., 2021, "Fire-sale Spillovers and Systemic Risk", *The Journal of Finance*, Vol.76, No.3, pp.1251~1294.
- (20) Eisenberg, L. and Noe, T. H., 2001, "Systemic Risk in Financial Systems", *Management Science*, Vol.47, No.2, pp.236~249.
- (21) Fried, S., Novan, K. and Peterman, W. B., 2022, "Climate Policy Transition Risk and the Macroeconomy", *European Economic Review*, Vol.147, 104174.
- (22) Giglio, S., Kelly, B. T. and Stroebe, J., 2020, "Climate Finance", NBER Working Paper, No.w28226.
- (23) Giglio, S., Maggiori, M., Rao, K., Stroebe, J. and Weber, A., 2021, "Climate Change and Long-run Discount Rates: Evidence from Real Estate", *The Review of Financial Studies*, Vol.34, No.8, pp.3527~3571.
- (24) Hansen, L. P., 2022, "Central Banking Challenges Posed by Uncertain Climate Change and Natural Disasters", *Journal of Monetary Economics*, Vol.125, pp.1~15.
- (25) Hong, H., Karolyi, G. A. and Scheinkman, J. A., 2020, "Climate Finance", *The Review of Financial Studies*, Vol.33, No.3, pp.1011~1023.
- (26) Huang, B., Punzi, M. T. and Wu, Y., 2021, "Do Banks Price Environmental Transition Risks? Evidence from A Quasi-natural Experiment in China", *Journal of Corporate Finance*, Vol.69, 101983.
- (27) Huynh, T. D. and Xia, Y., 2022, "Panic Selling When Disaster Strikes: Evidence in the Bond and Stock Markets", *Management Science*, Forthcoming.
- (28) Keenan, J. M., 2019, "A Climate Intelligence Arms Race in Financial Markets", *Science*, Vol.365, No.6459, pp.1240~1243.
- (29) Krueger, P., Sautner, Z. and Starks, L. T., 2020, "The Importance of Climate Risks for Institutional Investors", *The Review of Financial Studies*, Vol.33, No.3, pp.1067~1111.
- (30) Lemoine, D., 2021, "The Climate Risk Premium: How Uncertainty Affects the Social Cost of Carbon", *Journal of the Association of Environmental and Resource Economists*, Vol.8, No.1, pp.27~57.
- (31) Li, J. J., Massa, M., Zhang, H. and Zhang, J., 2021, "Air Pollution, Behavioral Bias, and the Disposition Effect in China", *Journal of Financial Economics*, Vol.142, No.2, pp.641~673.
- (32) Massa, M. and Zhang, L., 2021, "The Spillover Effects of Hurricane Katrina on Corporate Bonds and the Choice between Bank and Bond Financing", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol.56, No.3, pp.885~913.
- (33) Montagna, M. and Kok, C., 2016, "Multi-layered Interbank Model for Assessing Systemic Risk", ECB Working Paper, No.1944.
- (34) Naumann, G., Cammalleri, C., Mentaschi, L. and Feyen, L., 2021, "Increased Economic Drought Impacts in Europe with Anthropogenic Warming", *Nature Climate Change*, Vol.11, No.6, pp.485~491.
- (35) Nguyen, Q., Diaz-Rainey, I., Kurupparachchi, D., McCarten, M. and Tan, E. K., 2023, "Climate Transition Risk in US Loan Portfolios: Are All Banks The Same?", *International Review of Financial Analysis*, Vol.85, 102401.
- (36) Roncoroni, A., Battiston, S., Escobar-Farfán, L. O. and Martinez-Jaramillo, S., 2021, "Climate Risk and Financial Stability in the Network of Banks and Investment Funds", *Journal of Financial Stability*, Vol.54, 100870.
- (37) Rye, C. J., Boyd, J. A. and Mitchell, A., 2021, "Normative Approach to Risk Management for Insurers", *Nature Climate Change*, Vol.11, No.6, pp.460~463.
- (38) Sen, S. and von Schickfus, M. T., 2020, "Climate Policy, Stranded Assets, and Investors' Expectations", *Journal of Environmental Economics and Management*, Vol.100, 102277.
- (39) Stroebe, J. and Wurgler, J., 2021, "What Do You Think about Climate Finance?", *Journal of Financial Economics*, Vol.142, No.2, pp.487~498.
- (40) van der Ploeg, F. and Rezai, A., 2020, "The Risk of Policy Tipping and Stranded Carbon Assets", *Journal of Environmental Economics and Management*, Vol.100, 102258.

Research on the "Green Swan" Risk in Financial Markets: Based on the Dual Perspectives of Physical Risk and Transition Risk

Yang Zihui^a, Li Dongcheng^b and Chen Yutian^a

(a. SUSTech Business School, Southern University of Science and Technology; b. Lingnan College, Sun Yat-sen University)

Abstract: In recent years, global climate change has intensified, and the extreme weather has a negative impact on the real economy and financial markets. Based on the climate risk assessment model and the multi-layered network model, this paper innovatively quantifies the impact of "Green Swan" risk on financial stability from the perspectives of physical risk and transition risk, and analyzes the potential risk in the process of low-carbon economic transition in China. The results show that both physical risk and transition risk will significantly increase systemic financial risk. And there are significant differences in the climate risk exposure of companies with different regions, financial characteristics, and industries. What's more, in long term, transition climate risk will significantly exacerbate the vulnerability of financial institutions and accumulate systemic risk. Based on the enlightening conclusions, we put forward policy suggestions to cope with climate risk in financial markets, which is helpful to achieve high-quality economic development and maintain China's financial security.

Keywords: climate financial risk; physical risk; transition risk; multi-layered network model; counterfactual analysis

Research on the "Green Swan" Risk in Financial Markets: Based on the Dual Perspectives of Physical Risk and Transition Risk

Yang Zihui^a, Li Dongcheng^b and Chen Yutian^a

(a. SUSTech Business School, Southern University of Science and Technology;

b. Lingnan College, Sun Yat-sen University)

Summary: In recent years, global climate change has intensified, and its speed, progress, and severity have far exceeded expectations. Extreme climate risk will induce natural disasters, increase the vulnerability of ecosystems, and generate a substantial negative impact on the real economy and financial market. Therefore, based on the dual perspectives of physical risk and transition risk, we conduct in-depth research on the "Green Swan" risk in the process of green economic transition, accurately quantify the impact of climate risk on China's financial stability, and comprehensively investigate potential financial risk in the process of low-carbon transformation.

Few domestic literatures have investigated the impact and mechanism of climate risk on financial stability, while most existing research only analyzes the impact of one type of climate risk, but fails to carry out a comprehensively comparative analysis on the negative externalities of physical risk and transition risk. In addition, the impact of climate risk will be amplified through the credit network composed of banks and other financial institutions. What's more, the financial network is composed of multiple networks. This means that, using a single-layered network to measure systemic financial risk, may lead to significant deviations in empirical results, making it difficult to accurately measure the negative impact on the financial system.

In view of these, this paper uses the cutting-edge banking vulnerability indicators and financial contagion module to explore the short-term and long-term impacts of climate risk on China's financial market. We also employ the latest multi-layered interbank model and innovatively apply it to the field of climate risk research for the first time, to accurately assess potential financial vulnerabilities.

The main findings of this paper are as follows. (1) In the short term, physical risk has a significant negative impact on the return of financial assets, and at the same time it will substantially increase systemic financial risk. (2) There are significant differences in the climate risk exposure of companies with different regions, financial characteristics, and industries. (3) Compared to environment-friendly enterprises, transition risk will have a greater adverse impact on enterprises with low ESG (environmental, social, and governance) scores. (4) In the long run, the negative impact of climate risk on banks will be significantly magnified. If the framework for preventing "Green Swan" risk has still not been improved, most banks will experience capital shortages. The expected losses of the banking industry in the fourth quarter of 2030 will be more than 23% of its total capital, among which city commercial banks are more sensitive to transition climate risk. (5) The tightening of capital regulatory requirements, the increase of green corporate loans, and the implementation of TLAC (Total Loss-absorbing Capacity) regulatory tools can all effectively reduce climate financial risk exposure and mitigate potential risk in China's financial system.

Based on the above conclusions, this paper gets the following revelations. (1) We should improve the differentiated prevention mechanism of climate risk, and provide economic assistance to enterprises with greater exposure to climate risk. (2) It is necessary to build an early warning system for climate risk, proactively guide capital market expectations, and improve the public opinion monitoring in the financial market. (3) It is essential for incorporating climate risk into the financial risk management system, and enhancing the climate resilience of the financial system.

Keywords: climate financial risk; physical risk; transition risk; multi-layered network model; counterfactual analysis

JEL Classification: G01, G10, G21

(一)自然灾害数据的具体说明

本文的自然灾害数据来源于国泰安数据库中的自然灾害事件影响情况及损失表,包括的类型有:洪涝、风雹、地震、大风、降雨、雪灾、台风、滑坡、低温、山崩、旱灾、泥石流、雷击、冻害、冰雹、暴雨、崩塌、坍塌、山洪、雪崩、龙卷风、火灾、干旱、沙尘暴、泄流、滚石以及雨雪。附表1中展示了样本内各类型灾害的发生次数以及占比。

附表 1 自然灾害数据统计		
灾害类型	样本内发生次数	发生次数占比(%)
洪涝	413	28.88%
风雹	189	13.22%
地震	186	13.01%
大风	138	9.65%
降雨	107	7.48%
雪灾	66	4.62%
台风	64	4.48%
滑坡	60	4.20%
低温	56	3.92%
山崩	37	2.59%
旱灾	24	1.68%
泥石流	20	1.40%
雷击	18	1.26%
冻害	14	0.98%
冰雹	8	0.56%
暴雨	7	0.49%
其他	23	1.61%

注:发生次数较少的自然灾害类型如:崩塌、坍塌、山洪、雪崩、龙卷风、火灾、干旱、沙尘暴、泄流、滚石和雨雪都包含在“其他”类中。

(二)变量描述性统计

附表2中展示了本文变量的描述性统计结果。

附表 2 变量描述性统计							
变量名	均值	中位数	标准差	25%分位数	75%分位数	偏度	峰度
Panel A:金融风险代理变量							
<i>Return</i>	0.011	-0.004	0.135	-0.067	0.071	0.808	5.055
<i>VaR</i>	-0.028	-0.109	0.415	-0.296	0.138	1.484	6.104
<i>MES</i>	-0.010	-0.102	0.636	-0.425	0.270	1.289	5.652
$\Delta CoVaR$	-0.006	-0.181	0.963	-0.702	0.466	1.304	5.308
Panel B:气候风险代理变量							
<i>ProvDis_yon</i>	0.364	0.000	0.481	0.000	1.000	0.564	1.318
<i>ProvDis_count</i>	1.109	0.000	2.050	0.000	2.000	2.822	15.753
<i>CityDis_yon</i>	0.101	0.000	0.301	0.000	0.000	2.649	8.019
<i>CityDis_count</i>	0.179	0.000	0.662	0.000	0.000	5.562	48.274
<i>ESG</i>	6.053	6.000	0.832	5.550	6.540	-0.111	4.699
Panel C:其他指标							
<i>Size</i>	3.656	3.855	0.411	3.596	3.931	-1.791	5.549
<i>BMratio</i>	0.625	0.639	0.091	0.554	0.684	0.208	3.066
<i>ROA</i>	0.031	0.024	0.049	0.015	0.032	7.163	59.111
<i>Invest</i>	0.906	0.181	2.534	0.081	0.422	4.572	24.822
<i>Total Assets</i>	1271.621	169.958	3867.936	82.727	434.539	4.812	28.018
<i>Capital</i>	112.033	15.950	359.422	7.877	37.967	5.271	33.819
<i>Risk-Weighted Assets</i>	814.707	116.149	2440.093	58.353	282.362	4.695	26.354
<i>Cash</i>	141.489	19.334	483.337	9.762	46.224	5.303	32.109
<i>Interbank Assets</i>	99.736	12.801	281.550	5.587	39.221	4.343	22.893
<i>Interbank Credits</i>	208.408	26.045	539.405	10.847	96.684	3.925	19.532
<i>Securities</i>	347.337	53.071	970.643	21.035	162.476	4.749	28.441
<i>Loans</i>	37.681	2.373	164.435	0.438	11.325	9.259	118.215
<i>Revenue</i>	1769.151	372.730	2573.686	35.032	3094.094	1.476	4.171
<i>Emission</i>	25.611	3.097	45.405	0.488	20.974	1.800	4.683
<i>Carbon Price</i>	59.728	53.130	16.432	50.200	70.710	0.725	2.485
<i>Carbon Intensity</i>	239.772	121.168	212.580	71.322	506.199	0.703	1.591

(三) 银行业贷款流向的平均碳排放强度的计算方法

首先,本文根据各行业总收入($Ind_Revenue$,单位为百万元人民币)与二氧化碳总排放量($CO2_Emission$,单位为吨)计算各行业的碳排放强度(吨/百万元人民币)如下:

$$Ind_CI_j = CO2_Emission / Ind_Revenue \quad (A.1)$$

其中,下标 j 代表不同行业。在此基础上,根据银行的行业贷款流向数据,计算出每家银行贷款流向的平均碳排放强度:

$$Bank_CI_i = \sum_{j=1}^m w_{ij} \times Ind_CI_j \quad (A.2)$$

其中, w_{ij} 为银行 i 向 j 行业发放的贷款与总贷款之比。在此基础上,根据每类银行中各银行总资产占比,由加权平均法计算得到各类银行贷款流向的平均碳排放强度:

$$BankType_CI_k = \frac{\sum_{i=1}^{n_k} Asset_i \times Bank_CI_i}{\sum_{i=1}^{n_k} Asset_i} \quad (A.3)$$

$Asset_i$ 为银行 i 的总资产;下标 k 表示银行类型,文中包括大型商业银行、股份制商业银行、农商行、城商行以及其他银行。

(四) GCAM模型与 WITCH模型

LIMITS数据库包含的GCAM模型(Global Change Assessment Model)与WITCH模型(World Induced Technical Change Hybrid Model, 博塞蒂等,2009)能够有效评估未来的温室气体排放量。其中,二者的主要差异在于:GCAM模型为局部均衡(partial equilibrium)模型,从能源部门角度展开分析,并使用动态递归(recursive dynamic)方法求解成本最小化的能源供求平衡;而WITCH模型则为一般均衡(general equilibrium)模型,同时假设决策者均具有完全预期(perfect foresight),基于更为综合的视角剖析气候变化问题(克里格勒等,2014)。

(五) 银行业脆弱性指标

银行脆弱性指标主要考察由于恐慌性抛售而导致的金融损失,具体而言,杜阿尔特、艾森巴赫(2021)在格林伍德等(2015)研究基础上进行了拓展与完善,他们放松了“各银行在遭受冲击后,将立即通过处置资产等方式恢复其原有杠杆水平”这一假定,并引入了银行业目标杠杆以及杠杆调整速度,以刻画现实中各银行逐步调整资产负债表结构的行为。

具体而言,当银行业在第 t 期遭受外生冲击 s 时,银行 i 在 $t+1$ 期的杠杆水平可表示为:

$$lev_{i,t+1} = \nu_i lev_{i,t}^* + (1 - \nu_i) lev_{i,t}^p \quad (A.4)$$

其中,实际杠杆水平 $lev_{i,t+1}$ 为被动杠杆水平 $lev_{i,t+1}^p$ 与目标杠杆水平 $lev_{i,t}^*$ 的线性组合,式中的 ν_i 表示杠杆调整速度。当 $\nu_i=1$ 时,银行立即将其杠杆水平调整到目标杠杆;而当 $\nu_i=0$ 时,则意味着银行在遭受冲击后,不会主动调整其杠杆水平。

此时,进一步假设外生冲击 s 导致的每一种资产损失的比例为 $(s_{1t}, \dots, s_{kt})^T > 0$,资本损失为 $\Delta e_{i,t+1} = -a_i \sum_k m_{ik} s_{kt} < 0$,其中 $\sum_k m_{ik} = 1$ 表示银行的投资组合权重,则银行的被动杠杆水平可表示为:

$$lev_{i,t+1}^p = \frac{d_{i,t}}{e_{i,t} - a_i \sum_k m_{ik} s_{kt}} \quad (A.5)$$

假设银行只能通过偿还债务来降低其杠杆水平,则 $t+1$ 期的实际杠杆水平 $lev_{i,t+1}$ 为:

$$lev_{i,t+1} = \frac{d_{i,t+1}}{e_{i,t+1}} = \frac{d_{i,t} + \Delta d_{i,t+1}}{e_{i,t} - a_i \sum_k m_{ik} s_{kt}} \quad (A.6)$$

求解以上方程,银行 i 为调整杠杆水平而偿还债务所需的现金总量为:

$$-\Delta d_{i,t+1} = \nu_i lev_{i,t}^* a_i \sum_k m_{ik} s_{kt} + \nu_i e_{i,t} (lev_{i,t} - lev_{i,t}^*) \quad (A.7)$$

遵循杜阿尔特、艾森巴赫(2021)的建议,我们假设银行 t 期的杠杆水平等于目标杠杆,则 $\nu_i e_{i,t} (lev_{i,t} - lev_{i,t}^*) = 0$;此时,各银行需出售的资产总量为 $x_{i,t}^* = \nu_i lev_{i,t}^* a_i \sum_k m_{ik} s_{kt}$ 。进一步假设银行按持有比例出售各类资产,每种资产 k 的出售总量为:

$$y_{kt} = \sum_i m_{ik} \nu_i lev_{i,t}^* a_i \sum_k m_{ik} s_{kt} \quad (A.8)$$

对于资产 k 而言,价格的下跌幅度取决于其流动性不足程度 l_k 以及潜在买家的财富水平 w_t ,因此,资产 k 在 t 期的贬值幅度为 $y_{kt} \times (l_k/w_t)$,对于整体银行系统而言,外部冲击 s 导致的总损失 L_t 为:

$$L_t = \sum_i a_i \sum_k m_{ik} \frac{l_k}{w_t} \sum_i m_{ik} \nu_i lev_{i,t}^* a_i \sum_k m_{ik} s_{kt} \quad (A.9)$$

为了区分银行间异质性与银行总体特征对总损失的影响,使用 $\alpha_i = a_i/a$ 表示银行 i 的资产份额, $\iota_i^* = lev_{i,t}^*/\overline{lev_t}$ 表示银行 i 的目标杠杆与银行业平均目标杠杆的比; $\tilde{\nu}_i = \nu_i/\bar{\nu}$ 表示银行 i 的调整速度与银行业平均调整速度的比; $m_{kt} = \sum_i m_{ik} a_i/a_i$ 表示资产 k 在投资组合中的权重, $\mu_{ikt} = m_{ik}/m_{kt}$ 表示银行 i 资产 k 的投资组合权重与银行业整体投资权重之比,由此,得到银行业总体脆弱性的衡量指标 $AV_t = L_t/e_t$:

$$AV_t = \frac{a}{w_t} \times (lev_t + 1) \overline{lev_t} \times \bar{\nu}_t \times \sum_k \left[m_{kt}^2 l_k \left(\mu_{ikt} \tilde{\nu}_i \iota_i^* \alpha_i \sum_k m_{ik} s_{kt} \right) \right] \quad (A.10)$$

则银行 i 的系统重要性可表示为:

$$SB_{it} = \frac{a_i}{w_t} (lev_t + 1) \overline{lev_t} \times \alpha_i \times \tilde{\nu}_i \times \iota_i^* \times \sum_k m_{ikt} s_{kt} \times \sum_k [m_{kt}^2 l_k \mu_{ikt}] \quad (A.11)$$

此外,银行 i 的个体脆弱性则为 $VB_{it} = L_{it}/e_{it}^{①}$ 。

注释

①中外文人名(机构名)对照:博塞蒂(Bosetti);克里格勒(Kriegler);杜阿尔特(Duarte);艾森巴赫(Eisenbach);格林伍德(Greenwood)。

参考文献

(1) Bosetti, V., De Cian, E., Sgobbi, A. and Tavoni, M., 2009, "The 2008 WITCH Model: New Model Features and Baseline", FEEM

Working Paper.

(2) Duarte, F. and Eisenbach, T. M., 2021, "Fire-sale Spillovers and Systemic Risk", *The Journal of Finance*, Vol.76, No.3, pp.1251~1294.

(3) Greenwood, R., Landier, A. and Thesmar, D., 2015, "Vulnerable Banks", *Journal of Financial Economics*, Vol.115, No.3, pp.471~485.

(4) Kriegler, E., Tavoni, M., Aboumahboub, T., Luderer, G., Calvin, K., Demaere, G., Krey, V., Riahi, K., Rösler, H., Schaeffer, M. and Van Vuuren, D. P., 2014, "What does the 2°C Target Imply for a Global Climate Agreement in 2020? The LIMITS Study on Durban Platform Scenarios", *Climate Change Economics*, Vol.4, No.4, 1340008.