

分类号: F830

密 级: 公开

单位代码: 10363

学 号: 2221020109

题 目 我国系统性金融风险的监测研究

题 目 Research on Monitoring Risk of Financial
System in China

学生姓名 : 郝诗凡

指导老师 : 李志民 教授

专 业 : 数 学

研究方向 : 金融数学

论文答辩日期: 2025 年 5 月 14 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：

郝诗凡

日期：2025 年 5 月 14 日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在 _____ 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名：

郝诗凡

日期：2025 年 5 月 14 日

指导教师签名：

李志红

日期：2025 年 5 月 14 日

我国系统性金融风险的监测研究

摘 要

在全球经济复苏乏力、地缘政治冲突加剧及气候风险频发的复杂背景下,如何防控系统性金融风险已成为我国当前和今后一段时间面临的一个重要的问题。中央金融工作会议也进一步强调“以全面加强监管、防范化解风险为重点,牢牢守住不发生系统性金融风险底线”。本研究聚焦金融市场的系统风险监测,以我国金融市场为对象,研究金融压力指数的构建问题,通过压力指数量化金融风险,实现风险预警的时空维度延拓,为加强金融系统风险监测提供了一定参考。具体研究内容如下:

首先,本文梳理了系统性金融风险、金融压力指数与气候风险的测度方法以及赋权方法的研究进展,提出将气候风险纳入金融压力指数体系的理论框架;基于包括气候风险在内的七个维度基础指标,运用 TOPSIS 法和主成分分析法得到各维度金融压力指数;分别结合时变热力图和 DY 溢出指数研究各维度间的风险关联与风险溢出,体现出在监测系统性金融风险时,要注意防范风险跨维度、跨区域传递。

其次,通过引入 CRITIC 法、熵权法、肯德尔系数以及基尼指数得到两种组合赋权法,计算各维度风险贡献度,量化指标间冲突性与离散性优化权重分配,结合欧洲系统性风险仪表盘法(ESRB-CISS)和对应相乘法构建我国金融压力指数: CFSI 与 CFSI^{*}、CFSI^{**}与

CFSI^{***}。结果显示在 2011 年 1 月到 2024 年 6 月样本期内，CFSI 与 CFSI^{**}的走势、CFSI^{*}与 CFSI^{***}的走势分别具有高度的一致性，并且基于 ESRB-CISS 构建的 CFSI 和 CFSI^{**}对金融风险的反映更加明显与迅速。

再次，采用带有随机波动的时变参数向量自回归模型（TVP-SV-VAR）分析 CFSI 对银行间七天同业拆借加权平均利率、消费者信心指数和工业增加值累计增长的时变冲击，发现压力指数对宏观经济的动态传导效应符合我国经济发展规律，表明本文构建的压力指数能显著反映我国金融风险动态变化趋势；构建 ARMA（2,3）预测模型，对 CFSI 进行数据预测，为实时风险预警提供可行工具，契合央行 2025 年宏观审慎工作会议“加强宏观经济金融分析研判”的部署方向。

最后，基于实证结论提出政策建议：一是构建包含更多维度指标的金融压力指数常态化监测机制；二是建立基于风险贡献度的差异化监管框架；三是完善跨部门风险溢出防控体系。

关键词：系统性金融风险，金融压力指数，气候风险，组合赋权法，TVP-SV-VAR 模型，风险溢出效应

Research on Monitoring Risk of Financial System in China

ABSTRACT

Against the complex backdrop of weak global economic recovery, intensified geopolitical conflicts, and frequent climate risks, addressing and managing systemic financial risks has emerged as a critical issue for China. The Central Financial Work Conference stressed the importance of enhancing oversight, mitigating and addressing risks, and ensuring that systemic financial risks do not emerge. This thesis concentrates on systemic risk monitoring in financial markets, with China's financial market as the research subject. It explores the construction of a Financial Stress Index by quantifying financial risk through the index, achieving an extended spatiotemporal dimension of risk warning and providing a reference for strengthening financial system risk monitoring. The specific research contents are as follows:

Firstly, this thesis reviews the progress of measurement and weighting methods for systemic financial risks, financial stress indices, and climate risks. It proposes a theoretical framework for incorporating climate risk into the financial stress index system. Based on seven-dimensional basic indicators, including climate risk, the TOPSIS and PCA methods are used

to obtain the financial stress index for each dimension. The risk correlation between dimensions and risk spillover effects are analyzed using a time-varying heat map and the DY spillover index, respectively, highlighting the importance of preventing risk transmission across dimensions and regions when monitoring systemic financial risks.

Secondly, by incorporating the CRITIC method, Entropy weight method, Kendall's coefficient, and the Gini index, two combined weighting approaches are developed to determine the risk contribution of each dimension. This approach quantifies conflicts and dispersion among indicators to enhance weight distribution. Using the European Risk Dashboard method and the corresponding multiplicative approach, China's Financial Stress Index is constructed, including its variants: CFSI, CFSI*, CFSI**, and CFSI***. The findings indicate that, over the sample period from 2011.1 to 2024.6, the trends of CFSI and CFSI**, as well as those of CFSI* and CFSI***, exhibit strong alignment. Moreover, the indices CFSI and CFSI**, formulated based on the European Risk Dashboard method, demonstrate a more distinct and rapid response to financial risks.

Thirdly, the TVP-SV-VAR model is utilized to evaluate the evolving impact of financial stress (CFSI) on the seven-day interbank lending weighted average interest rate, the consumer confidence index, and the cumulative increase in industrial added value. Results indicate that the stress index's dynamic transmission effect on the macroeconomy aligns

with China's economic development patterns. This indicates that the constructed China's Financial Stress Index effectively reflects the dynamic trends of financial risk in China. An ARMA (2,3) forecasting model is then constructed to predict CFSI. This provides a practical tool for real-time risk warnings, aligning with the central bank's 2025 macro-prudential policy focus on strengthening macroeconomic and financial analysis.

Finally, drawing on empirical evidence, policy recommendations are proposed. (1) Establish a regular monitoring mechanism for the financial stress index with broader dimensional indicators. (2) Develop a differentiated regulatory framework based on risk contributions. (3) Improve cross-departmental risk spillover prevention and control systems.

Hao Shifan(Mathematics)

Supervised by Prof. Li Zhimin

KEY WORDS: Systemic financial risk, financial stress index, climate risk, portfolio weighting method, TVP-SV-VAR model, risk spillover effect

目 录

摘 要	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景与意义	1
1.2 国内外研究现状	3
1.3 研究内容与框架	10
第 2 章 各维度金融压力指数构建	13
2.1 模型理论基础	13
2.2 指标选取及分析	17
2.3 各维度压力指数构建	19
2.4 基于时变热力图的风险关联研究	22
2.5 基于 DY 溢出指数的风险溢出研究	26
2.6 本章小结	28
第 3 章 基于组合赋权的金融压力指数构建	29
3.1 模型理论基础	29
3.2 基于 CRITIC 法和熵权法组合赋权构建金融压力指数	33
3.3 基于肯德尔系数和基尼指数组合赋权构建金融压力指数	38
3.4 CFSI、CFSI*、CFSI**、CFSI*** 的对比分析	42
3.5 本章小结	43
第 4 章 金融压力指数的传导和预测	44
4.1 基于 TVP-SV-VAR 模型传导效应研究	44
4.2 基于 ARMA 模型预测	50
4.3 本章小结	55
第 5 章 总结与建议	56
5.1 总结	56
5.2 建议	57
参考文献	58
硕士期间主要研究成果	64
致 谢	65

第1章 绪论

1.1 研究背景与意义

根据经济发展历史经验，系统性金融风险的爆发不仅会危及金融稳定，阻碍特定国家或地区的经济发展，而且还可能在全球范围内对多个领域造成长期的负面影响。自 2008 年全球金融危机后，各国政府意识到仅限于单个金融机构的风险监管已无法满足对金融市场风险的及时监测，各国央行逐步转换原来“自下而上”的监管思路，从“太关联而不能倒”的监管理念出发采取“自上而下”的监管思想^[1]。并且随着全球化程度逐步加深，经济政策的不确定性呈现攀升趋势，世界金融态势复杂多变，相对于迅速发展的金融体系，金融监管系统发展的力度明显逊色，对金融市场风险波动状况进行有效监测成为维护金融稳定的重要举措，故各国对宏观审慎监管体系的完善迫在眉睫，如何对重大风险进行有效的预防和化解，确保金融业平稳发展，同时使系统性风险可控性边界不被突破，强化金融服务实体经济的支撑效能，是目前各个领域研究人员亟待解决的重要课题。

我国中央经济工作会议多次提到加强金融风险防控，习近平总书记在 2022 年的中央经济工作会议上指出，要“有效防范化解重大经济金融风险”，并要求持续提升监管的有效性。随后，在 2024 年的中央经济工作会议上，习总书记进一步深化了这一立场，强调“健全金融稳定保障体系，牢牢守住不发生系统性金融风险的底线”。党的二十大报告也深刻剖析了当前中国发展所面临的复杂环境：战略机遇与风险挑战交织、不确定性显著增加、各类突发危机随时可能涌现。在此背景下，我国正处于迈向高质量发展的关键转型期，伴随经济模式深刻变革的是金融市场快速发展中累积的系统性金融风险日益凸显，金融风险防控工作一直是保障国家经济金融安全的重要抓手，尤其是在当前地缘战争冲突频繁、突发事件冲击和气候灾难屡现的大背景下，健全的金融监管和防范体系对于国家经济的稳定发展至关重要。

另一方面，《2020 全球风险报告》提出，在未来十年内，全球最大的五个威胁都是与气候有关的，包括极端天气、未能采取缓解和适应气候变化的措施，等等。近年来气候变暖导致极端天气灾害更是频发，气候变化形势日益^[2]。除了影

响人类日常生活，气候变化对全球经济金融发展也会产生显著冲击，气候变化所产生的气候风险逐步成为影响全球经济稳定的重要因素之一^[3]。为推动气候相关风险的金融信息披露，金融稳定委员会成立了专门小组对各金融机构的气候相关财务信息进行管理并披露。此外，巴塞尔银行监管委员会在其监管原则中纳入了对气候风险的考量，将其作为银行风险评估和管理的重要组成部分。这些措施均表明国际金融监管机构高度重视气候变化引发的金融风险，旨在通过强化披露和监管来维护全球金融体系的稳定。

为了积极应对气候变暖和气候风险，习近平总书记在第七十五届联合国大会上提出“双碳”战略目标，并在 2023 年 9 月创造性地提出“新质生产力”概念，强调“要牢牢把握高质量发展”。而对气候风险进行识别和监测是我国“双碳”目标实现不可或缺的一环，加强金融市场监管、更全面地防范化解系统性金融风险是我国高质量发展稳步推进的重要前提。并且随着中央金融工作会议多次强调“要加大绿色金融发展力度，深入践行新发展理念，加快建设金融强国步伐”，我国金融机构对气候风险的监管意识逐步加强。以二十大报告提出的“要推动我国经济高质量发展”为目标，对我国金融系统进行及时、全面的风险测度成为我国经济稳定发展的前提。

我国金融业的特点是高负债经营、高效率依赖、高风险，各个子系统之间的联系非常密切，金融机构之间的业务互相渗透和联系。虽然金融系统之间的相互依存关系大大提升了资产配置的效率，但是也使得金融风险从单一机构的风险向更具综合性、复杂性的系统风险转化。因此，本文考虑引入多维度风险因素构建金融压力指数模型，以期从多角度、全方位地监测与评估我国系统性金融风险的发展态势，既能填补现有金融压力指数在气候变化适应性方面的空白，更能准确监测我国金融系统所面临的压力，分析其与宏观经济的动态互动机理，为政策制定者、监管机构及市场参与者等提供更加全面、前瞻的风险预警与管理工具。通过 TVP-SV-VAR 模型，探讨我国金融压力和宏观经济之间动态相互作用机制，能够为决策者及相关管理人员提供一个量化评估金融市场风险压力的工具，这对于强化和健全现代金融监管制度，维护金融稳定有着一定的理论与实践意义。

1.2 国内外研究现状

在金融领域，防范与化解金融风险始终是一个核心议题。金融机构在运营过程中，会受到内外部多重因素的交互影响，其风险暴露呈现出复杂多维的特征，其中系统性风险尤为值得关注。当受到外部冲击与内部脆弱性形成共振效应时，可能引发金融体系的剧烈震荡，甚至触发连锁反应导致功能性失效，单个金融机构难以完全规避其冲击，将会遭受经济损失。全球学术界在系统性金融风险测度领域形成了十分丰富的成果体系，这些研究不仅涵盖了理论探讨，还包括了大量的实证分析和技术应用，为本研究的开展构建了坚实的理论基础。

1.2.1 系统性金融风险及测度

尽管学术界对系统性金融风险的研究历史悠久，但对其范畴的界定尚未给出精确说法，对其定义也未能形成共识。由于学者和决策者各自的研究视角和政策制定立场不同，他们对系统性金融风险的理解和评估也各有侧重。较早的研究者，如 Group of Ten^[4]将系统性金融风险界定为：单个金融机构所面临的风险事件可能对市场中的其他金融机构乃至整个实体经济所带来的负面影响或损害；我国学者吴海霞^[5]指出系统风险来自于不受金融行为主体控制的各种因素，且其成因大多都是由大范围的宏观因素构成的，当系统性金融风险累积到一定程度时，它不可避免地会导致金融市场功能失效，进而引发经济遭受重大损失。在 2009 年，由金融稳定委员会等组织共同发布的《评估金融机构、市场和工具系统重要性的指引：初步意见》中，对系统性金融风险进行了具体而深入的阐述。该报告指出，系统性金融风险是指当金融系统面临风险冲击时，这种冲击有可能导致系统中的部分机构、市场或工具遭受严重损失，甚至可能波及整个金融系统，造成广泛而深远的影响，在这种情况下，金融服务的提供可能会被迫中断，金融市场的正常运行也将受到严重干扰。更为严重的是，这种金融系统的动荡还可能进一步传导至实体经济领域，对企业的融资、投资以及生产经营活动产生严重的负面影响，进而威胁到宏观经济的稳定与发展。

分析国内外学者对系统性金融风险进行测度的研究现状，其主要的研究方法可分为信号法、模型法、指标测度法以及综合指数法。

信号预警法，也就是通过对曾经出现过金融危机国家的经济状况进行分析，

寻找出能够对危机进行预警的信号和临界值,进而用来对某个地区某个时间点出现系统性金融危机的可能性进行估计。最具代表性的是 KLR 信号法,该信号法由 Kaminsky 等^[6]于 1998 年首次提出,它将与金融危机相关度高的经济变量识别为系统性金融风险发生的预警指标,同时根据历史数据设定一个阈值,当某个时间点风险超过该值时,就会发布金融风险预警信号。Sachs 等^[7]于 1996 年提出了 STV 预警模型,该模型旨在通过分析和预测新兴市场国家的金融危机。为了构建这一预警模型,研究者精心挑选了 20 个具有代表性的新兴市场国家,并收集了这些国家的横截面数据,采用线性回归的方法对经济指标进行回归分析,以确定哪些因素与金融危机发生的风险最为密切相关。IMF 基于 KLR 信号法和 STV 预警模型得到发展中国家模型,旨在结合 KLR 信号法和 STV 预警模型的优点,借鉴 KLR 信号法的变量选择方法,通过历史数据分析,确定了与发展中国家金融危机密切相关的经济指标,为每个选定的经济指标设定类似于 KLR 信号法的临界值。该模型的设计考虑了发展中国家经济的特殊性,如金融市场相对不发达、数据可得性有限等,因此更注重模型的实用性和适应性,为发展中国家提供了更准确、更及时的金融危机预警。

模型法,主要有概率模型分析法和网络模型分析法。概率模型是通过联合概率密度函数来将金融风险或者危机发生的概率表示出来,主要有 1996 年 Frankel 和 Rose^[8]提出的 FR 模型,旨在通过统计方法,基于最大对数似然估计,分析观测数据,确定各个自变量的参数值,利用这些参数值,构建一个能够预测金融危机发生可能性的模型,为政策制定者和投资者提供决策支持。2000 年 Kaminsky 和 Reinhart^[9]提出的 Probit 模型与面板模型,Probit 模型核心是构建一个包含多个自变量(先行指标)和因变量(金融危机发生与否)的函数关系,基于一组与金融危机相关的先行指标,通过统计方法预测危机发生的概率;面板模型,又称面板数据模型,可结合时间序列数据与横截面数据,能捕捉数据在时间维度和截面维度上的变化,提供更全面的金融危机预警信息。Gropp 和 Moerman^[10]于 2004 年提出的 Logit 模型,Logit 模型能够处理分类因变量,这在仅有发生或不发生两种结果的金融危机预警中尤为重要,还可以结合其他统计方法(如贝叶斯估计、机器学习等)来提高模型参数的估计精度和预测准确性。我国学者刘遵义在 1995 年秋天的联合国经济大会上提出的主观概率模型对东南亚金融危机发生的预测

较为准确。网络模型是从空间关联的角度出发,研究微观金融主体间的关联性,进而分析金融风险的传染机制。Mantegna^[11]基于股票收盘价的相关系数,建立了股票间的关联网络,其构建的最小生成树网络,有助于过滤掉冗余和次要的信息,揭示股票市场的核心关联结构和价格波动传播模式,丰富了金融市场分析的理论体系。Diebold 和 Yilmaz^[12]将条件在险价值差(ΔCoVaR)、边际预期损失(MES)等模型联系在一起,基于网络相关理论构建机构间的关联网络,视金融系统为由多个金融机构和市场主体构成的网络,其中每个节点象征一个机构,连接节点的边象征机构间的金融关联,利用 ΔCoVaR 和MES模型来描述机构之间的风险传染效应,并通过网络理论分析金融机构间的风险相关性,识别系统性风险在不同机构之间的传播路径。宫晓琳^[13]利用未定权益分析方法,量化分析了宏观金融风险敞口的动态演变,揭示了部门间非线性风险传染的特征,在局部性负面冲击下,风险会通过联动效应迅速升级为系统性危机,对金融稳定和经济发展造成巨大冲击,即运用风险联动机制解析了宏观金融风险在各类影响因素下加速升高的原因。王营^[14]基于社会网络分析法,刻画了区域性金融风险的传染效应,通过实证数据分析,得到金融风险在省际区域间呈现高度关联性。

指标测度法依托于学者们从多元研究视角出发所构建的各类金融风险测度指标体系,是在对这些指标进行整合、分析与运用基础上形成的一种风险评估方法。Adrian 和 Brunnermeier^[15]于 2008 年提出条件在险价值指标(CoVaR),是指在某一金融机构处于一定条件下时,整个系统或其他金融机构的风险价值,引入金融机构间风险溢出与传染的分析维度,克服了风险价值指标在风险度量方面的局限。Brownless 和 Engle^[16]于 2011 年提出系统性风险指标(SRISK),不仅能够考虑金融机构自身的风险状况,还考虑了市场下行时金融机构可能面临的资本短缺和系统性风险,从而有助于识别系统重要性金融机构。Acharya 等^[17]于 2012 年提出系统预期损失指标(SES),旨在评估在金融体系整体资本不足的情形下,单个金融机构因资本不足而预计的损失值,具备累加特性,能够精确体现不同金融机构间的风险差异以及系统性风险的变化趋势。有助于识别哪些金融机构在金融体系中扮演着更为重要的角色,从而更有效地进行风险管理和监管。我国学者宋清华和姜玉东^[18]于 2014 年运用 MES 对中国上市银行的系统性风险进行测度与分析,MES 是一种衡量在市场极端情况下,特定资产或组合对系统性

风险暴露程度的指标，基于“自上而下”的分析方式，能够精确辨识低于门槛值的极端事件所带来的尾部风险，能够解决其他方法存在的问题，研究结果显示，我国上市银行业中，系统性风险的大小与银行规模呈正相关趋势，即银行规模愈大，其面临的系统性风险也相应增加。同年，沈悦等^[19]以 GARCH-Copula-CoVaR 作为指标度量了四个子市场在整个金融市场风险形成时起到的作用比重，GARCH-Copula-CoVaR 作为一种有效的风险度量工具，能辨识各金融机构间存在的风险溢出，帮助监管部门更好地识别和管理系统性风险。

综合指数法其显著优势在于能够选取多角度具有代表性的基础指标，融合多种模型进行风险量化分析，有效识别金融市场的压力状况，精准判断风险的转折点，并持续监测综合指数代表的风险状况变化信息。综合指数法不对造成系统风险的特定成因进行深入研究，而是根据各种金融指标与金融危机的关联程度，选取对应的基础指标，构造出一种综合指数，然后对该综合指数的现状和变化趋势进行分析与评价，来判定系统性金融风险的程度及其未来走向。Hollo 等^[20]基于欧元区的数据，选取了来自 5 个市场的 15 项指标，构建了一个综合性的系统性压力指数（CISS），其关注并综合衡量了各子市场的压力状况，以此来全面评估系统性压力。Louzis 和 Vouldis^[21]在 CISS 的基础上进行了改进，使用多元 GARCH 模型来刻画变量间相关性可能出现的突变，得到希腊的金融体系压力指数。陈守东等^[22]采用代表三种风险类型的指标，结合因子分析法，得到我国金融脆弱性指数，并基于马尔科夫区制转移模型（MS-VAR）区分风险状态。陶玲和朱迎^[23]依据 7 个维度样本指标，利用相关系数法构建系统性金融风险综合指数，通过 MS-VAR 模型对其进行实证检验，辨识与判定风险指标的状况与拐点，并对合成指标状态转变的信息进行监测，旨在建立宏观审慎与微观审慎之间的有效连接，找到能够对总体风险进行全面分析的方法。赵修仪和邓创^[24]提出从时域与频域探究金融体系内部指标间相互作用及谐振关系，从而构建中国系统性金融风险指数，强调考量风险的破坏性和传染性，旨在拓宽并深化风险评估手段，并采用逻辑平滑转移向量自回归模型了解系统性金融风险对金融与经济周期的影响。丁鑫^[25]选取中国西部地区的 13 家城市商业银行作为研究对象，运用综合指数方法对其系统金融风险进行了评估，同时还研究了不同区域间的系统性金融风险，其规模与区域经济发展程度密切相关。

1.2.2 金融压力指数的测度

压力指数法是衡量系统性金融风险的主要综合指数方法,现有研究指出,每次系统性金融风险爆发之前,都会有一系列指标显示异常的波动,将这些指标赋予适当权重,以反映其对金融风险的贡献度,构建成综合压力指数能更好地预警系统性金融风险。故构建金融压力指数是目前度量系统性金融风险运用最为广泛的方法之一。金融压力指数的概念由加拿大经济学家 Illing 和 Liu^[26]首次提出,其在论文中选取加拿大银行、股票、外汇、债券具有代表性的 9 个指标作为基础指标,构建了加拿大的金融压力指数。金融压力指数的构建为系统性金融风险量化提供了新的研究方向,美联储、欧央行等相关机构均编制了各自的金融市场压力指数。

国内外多数学者对金融压力指数的研究主要体现在如何选取和提炼出更具代表性指标、指标的权重赋予、以及如何运用指数对宏观经济发展状况进行分析这三个方面。

Hakkio 和 Keeton^[27]为研究堪萨斯市金融风险状况,选用了 11 个基础指标,结合主成分分析法得到对应金融压力指数;Balakrishnan 等^[28]为研究新兴市场国家金融风险,利用等方差权重法对 5 个基础指标赋权,得到金融压力指数;VanRoye^[29]以德国和欧元区为研究对象,分别挑选 22 个和 23 个基础金融指标,运用动态因子分析法构建金融市场压力指数。我国学者陈守东和王妍^[30]为分析我国金融风险状况,从银行、证券、外汇、保险四个市场选取指标,编制中国金融压力指数,借助 MS-VAR 模型分析我国金融压力状况;郑桂环等^[31]从同上四个市场选取 10 个指标,利用动态因子模型得到金融压力指数,并与国家货币政策实施进行对比分析。许涤龙和陈双莲^[32]在指标风险贡献度上有所突破,运用标准差的倒数以及 CRITIC 赋权法构建我国金融压力指数。苗子清^[33]通过运用多指标多因素模型和 MS-VAR 模型,得到中国金融压力指数,并捕捉金融压力的动态变化。李敏波与梁爽^[34]利用经验累积分布函数法,考虑 17 个基础指标得到子市场的压力指数,基于相关关系厘清各市场的风险传染特征,再结合 MS-VAR 模型回溯历史金融压力事件的识别效果。徐国祥和李波^[35]将指标的日度数据与因子分析模型结合编制金融压力指数,并利用 MS-VAR 模型对其划分区制,再基于时变参数向量自回归模型探讨不同区制下压力指数对经济的动态传导效应。崔

惠颖和赵佳琦^[36]基于主成分分析法编制系统性金融风险指数，再结合 TVP-SV-VAR 模型来分析财政支出与房地产价格两方面波动对我国金融系统的动态效应。梁洪等^[37]基于 TVP-SV-VAR 模型，研究了我国系统性金融风险与数字金融以及货币政策间的时变性特征。其中，TVP-SV-VAR 是 Primiceri^[38]基于向量自回归模型引入时变参数和随机波动构建的；Nakajia 等^[39]在研究上世纪七八十年代经济的低迷与货币政策的关系特征时，优化了 TVP-SV-VAR 模型的计算方法，在贝叶斯推断下运用马尔科夫链蒙特卡洛（MCMC）方法来估计模型的参数。

1.2.3 气候风险的测度

系统性金融风险的形成，不仅受到经济、政治等多重因素的深刻影响，气候变化正逐步成为一个不可忽视的关键因素。我国政府于 2012 年联合国可持续发展大会上首次倡导构建绿色金融体系的概念，标志开启了对绿色金融领域系统性研究与实践探索的序幕。气候变化是引发经济和金融体系发生结构性转变的关键因素之一，同时也是系统性金融风险的重要源头^[40]。各国纷纷开展对气候风险进行量化测度的工作，德国观察机构对极端气候事件的综合性影响进行量化分析，考虑人员伤亡规模、经济损失以及国家 GDP 等多个衡量维度，得到气候风险指数。美国圣母大学基于全球 178 个经济体的食品、生态系统、环境等六大领域中 45 项气候敏感性指标，编制了圣母全球适应指数，旨在评估国家层面气候风险暴露程度。

在气候风险对金融经济的影响研究领域，学者们从不同角度切入，刻画气候风险对金融系统的影响。Stolbova 等^[41]从直接与间接两个方面展开，深入剖析跨越多种金融工具的金融风险链条，细致地识别了基于气候政策，金融部门与实体经济的复杂反馈效应。Dietz 等^[42]将标准综合评估模型用于分析气候风险，探讨了气候变化对全球经济的影响，并结合 VaR 模型，凸显了气候变化对全球金融市场潜在的巨大威胁。Lanfear 等^[43]为探索美国飓风对股票市场的影响，发现从 1990 年到 2017 年美国遭受飓风对股票市场收益及流动性产生非常显著的影响。Giglio 等^[44]基于气候风险指标，构建一般均衡模型，厘清房地产贴现率期限结构与消费以及气候变化的关系。陈国进等^[45]为探讨气候风险与金融发展的关系，从气候风险与资产定价、金融稳定、气候风险管理的工具与政策等角度展开研究，

提出气候金融正成为金融学研究中的一个重要热点。姬强等^[46]从我国上市公司出发,基于爬虫技术构建了风险感知指数,分析了气候风险对我国股票市场产生的冲击。张韵晗等^[47]研究了气候冲击对我国股票、汇率、大宗商品大类资产收益的信息溢出效应,为我国气候金融领域的实证分析做了一定的补充。崔婕和蔡源^[48]从上市机构的微观数据出发,构建机构间风险传染网络,分析了气候风险与系统性金融风险的传染路径与传导效应。

1.2.4 金融风险赋权方法

权重用于量化总体中各单位标志值的相对重要程度,体现了各指标在整个指标体系中的关键程度。具体来说,当其他指标保持不变时,该指标的变动将对最终结果产生相应的影响,这种影响的程度就通过权重来衡量^[49]。在多要素综合评价体系中,确定指标权重是至关重要的步骤,其合理性直接关系到结果的可信度和有效性。随着国内外学者研究的更加深入,赋权方法已经被广泛运用于多个领域,其中,再构建金融压力指数测度系统性金融风险方面,基础指标权重的确定举足轻重。综合多数研究提出的指标赋权方法,有主观赋权、客观赋权以及主客观综合赋权三种类型^[50]。

主观赋权法是发展较早且较为完善的方法,它依赖于决策者或领域内专家的知识背景、经验或偏好,能够捕捉那些难以量化的定性信息,通过对各指标的重要程度进行比对、得到权重,主观评估确定各属性的权重,能确保权重分配不会与属性的实际重要性相冲突,但其也存在显著的局限性,即决策或评价的结果往往带有强烈的主观色彩,且可能因决策者或专家知识水平的限制而受到影响,导致结果的客观性不足。目前常用的主观赋权法有专家估测、层次分析、二项系数以及环比评分^[50],以及部分非常规:如非结构性模糊定权、三角模糊数定权、最大隶属度定权等^[51]。

客观赋权法依托指标原始数据,运用量化分析手段计算权重系数,侧重于利用统计分析和数据处理技术,从数据中直接提取权重信息。实际操作时基于数学运算和统计分析,拥有坚实的数学理论支撑,避免了主观赋权法中可能存在的专家意见不一致或主观随意性等问题,有助于减少主观偏见和误判,确保了结果的客观性和可验证性。进一步提升决策过程或评价体系的准确性和可靠性,也充分

利用了数据科学的进步，为复杂问题的解决提供了更为科学、全面的视角。从另一方面看，该方法无需决策者额外投入精力，减轻了其负担。但客观赋权法在计算过程中不能反映决策者对不同属性的主观重视程度，忽略了其经验和主观信息要素，有时会导致所确定的权重与属性的实际情况发生偏差。常用的客观赋权法有熵权法、CRITIC 法、均方差法、主成分分析法、变异系数法等^[52]。

主客观综合赋权法构建互补性权重配置机制，结合主、客观赋权法的优势，同时克服各自的局限性。该方法通过融合专家经验、决策者主观意向与指标样本数据的内在联系信息，能平衡决策者对属性偏好的考虑以及减少赋权过程中的主观随意性，确保属性赋权能够融合主观与客观因素。再利用不同的偏好系数，将两种赋权方式有机结合来确定指标权重，能够有效平衡主观判断与客观数据之间的优势与局限，为不同场景下的权重确定提供了灵活的选择。目前常用的主客观综合赋权法有基于最小二乘法的线性组合、基于最大隶属度的权重组合、乘法合成归一法。

在近几年的研究中，为了更有效地展现数据所蕴含的客观性，学者在研究时灵活使用客观组合赋权法^[52]，巧妙结合多种客观赋权法的精髓，旨在通过互补效应，来确定最终的权重分配。其能够避免单一客观赋权法可能带来的片面性，通过综合多种方法的结果，使决策更加全面和客观；能够进一步减少误差，提高权重分配的准确性和科学性；能够灵活应用于不同类型和规模的数据，具有明确的数学依据和逻辑基础。客观组合赋权法被视为一种高效展示数据力量的策略，对于提升各类决策质量以及指标权重赋予具有重要意义。

1.3 研究内容与框架

本文考虑了包括气候风险在内的多维度子市场，选用相关指标数据，基于组合赋权法得到各维度风险贡献度的赋予值，构建中国金融压力指数，结合 TVP-SV-VAR 模型分析金融压力与宏观经济之间的动态传导效应，较准确地度量了 2011 年 1 月到 2024 年 6 月样本期内我国金融压力走势。本文在已有的研究基础上，开展了以下具有一定创新性的工作。

第一，考虑多维度金融风险对金融压力进行量化分析，更加充分监测系统性金融风险。本文在指标选取方面创新性地融合了对气候变化影响的考量，结合我

国多个维度风险指标，采用两种组合赋权法，编制我国金融压力指数，尽量更准确全面地反映我国金融市场压力状况。

第二，通过构建并应用 TVP-SV-VAR 模型，剖析我国金融压力与宏观经济之间的复杂且动态变化的传导效应。这一模型不仅能够捕捉变量间随时间演变的关联性，还能有效处理金融时间序列数据中的波动性特征，从而揭示出在不同经济周期和金融环境下，金融压力如何影响宏观经济运行，以及宏观经济波动又如何反过来作用于金融市场的深层次机理。TVP-SV-VAR 模型的运用对于预防系统性金融风险、维护金融稳定具有一定的参考意义。

第三，从两个角度出发研究维度间金融压力的特征：运用时变热力图对各维度在样本区间内的相关关系进行一个直观的展示；运用 DY 溢出指数计算出金融压力在各维度间的溢出效应。旨在能更全面地体现金融风险跨维度、跨区域的传染效应，为金融监管部门提供新的监测切入点。

本文研究框架如下：

第 1 章是绪论部分，介绍了监测系统性金融风险的选题背景、研究意义、国际学术进展及国内研究动态，并概要构建了论文的核心分析框架。

第 2 章详细描述了中国金融压力指数的构建过程，选取了包含气候风险在内七个维度的实证基础指标，基于指标性质分别使用 TOPSIS 法、主成分分析法得到各维度金融压力指数。再从各维度金融压力指数出发，基于时变热力图分析维度之间的风险关联，基于 DY 溢出指数来分析跨维度的风险溢出效应，进一步展现将气候风险纳入金融压力指数监测体系的合理性。

第 3 章采用两种组合赋权方法分别获取各维度的金融风险贡献度：基于 CRITIC 法和熵权法的组合赋权；基于肯德尔系数和基尼指数的组合赋权。再借鉴 ESRB-CISS 和直接对应相乘法，得到四种我国金融压力指数，进一步分析各压力指数对我国金融压力状况反映情况。

第 4 章结合 TVP-SV-VAR 模型，研究基于 CRITIC 法和熵权法组合赋权并借鉴 ESRB-CISS 构建的 CFSI 与宏观经济的传导效应，结果显示传导效应符合我国经济发展规律，验证了压力指数的有效性。表明本文结合气候风险与组合赋权法构建的金融压力指数能显著反映我国金融风险动态变化趋势。再运用 ARMA 模型对 CFSI 进行风险预测，为风险管理者提供预警信号，有助于实现金融市场

的稳定和健康发展。

第 5 章为总结与建议，对本文得出的结论进行总结，提出相应的政策建议。

研究框架如所示：

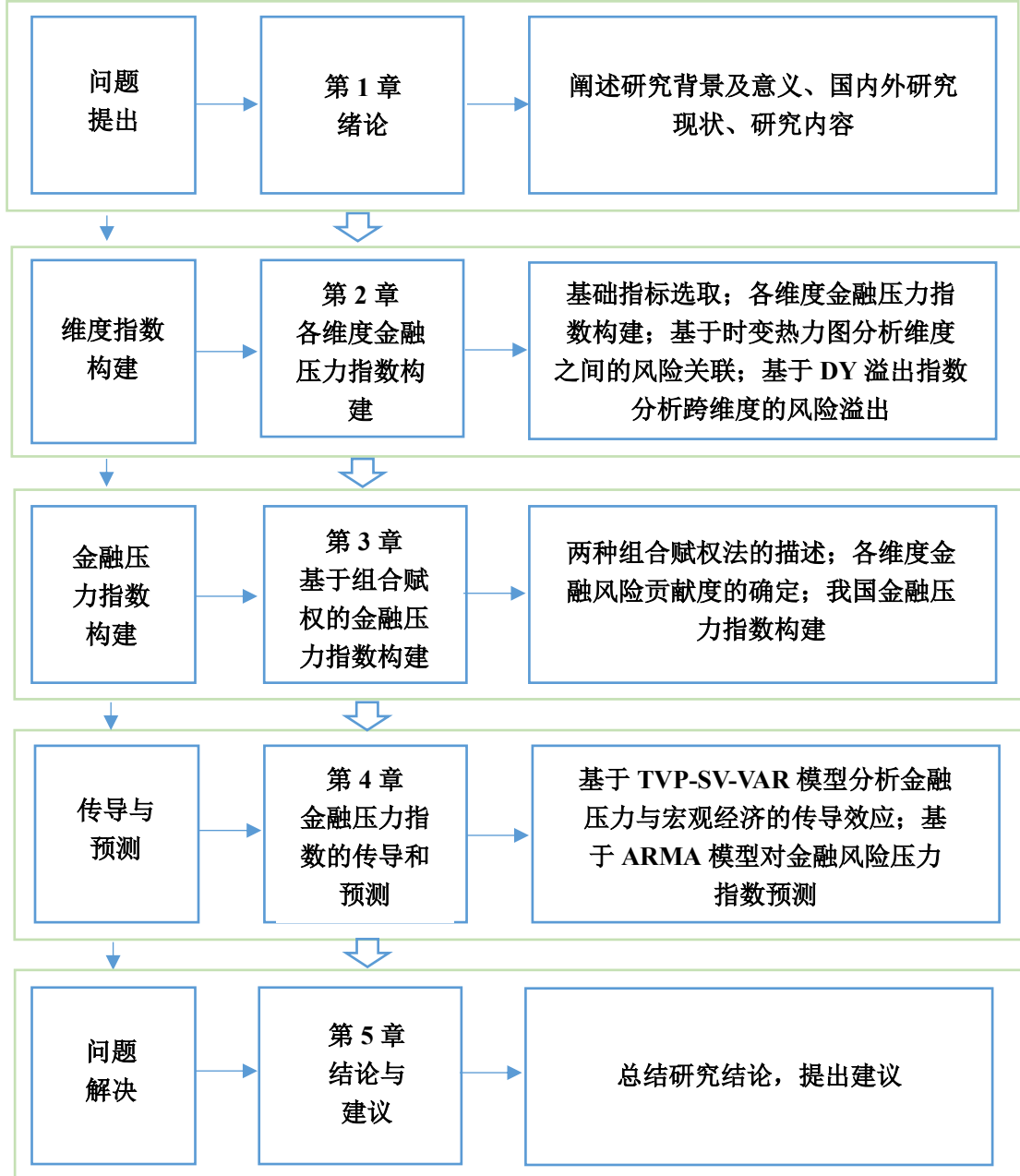


图 1-1 研究框架

第2章 各维度金融压力指数构建

2.1 模型理论基础

2.1.1 TOPSIS 法

TOPSIS 法，是一种多属性排序方法，通过比较数据大小及其优劣关系，结合权重计算出最优和最劣方案。其核心思想在于通过衡量各方案与理想解的相似度，来对方案进行优劣评价。Topsis 法中，理想解由各评估标准下的最佳值组成，而负理想解则是对应各标准最差值构成的解。若被评价的对象最逼近理想解同时离负理想解最远，则该对象视为最优；反之，则该对象视为最差。Topsis 法相较于其他方法，在多个维度上展现出独特的优势：具有较高的灵活性，对数据分布、样本数量或指标数量没有严苛的限制，直观易懂，避免了单一准则评价可能导致的片面性，使得决策结果更加全面和客观。

在本文的研究中，以维度内各时点的基础指标为原始矩阵，将最后计算得到的相对贴近度作为该维度金融压力指数。

基于各维度基础指标时序数据构建原始矩阵，记 $\mathbf{X}$ ，并将第 j 个基础指标时序数据记为 $\mathbf{x}_{j,t} = (x_{j,1}, \dots, x_{j,t}, \dots, x_{j,m})'$ $t=1, 2, \dots, m$, m 为所观测指标的样本期数，即矩阵 $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_{1,t}, \dots, \mathbf{x}_{j,t}, \dots, \mathbf{x}_{n,t})$, $j=1, 2, \dots, J$, J 为各维度内基础指标数。

综合考虑各类基础指标的特性，可将指标划分为极大型指标与极小型指标，极大型指标与对应维度金融风险呈正相关，极小型指标与对应维度金融风险呈负相关。

为消除量纲的影响，采用向量归一法标准化矩阵 $\mathbf{X}$ 内的基础指标，基于极大型指标得到的贴近度可直接作为各维度风险指数，故计算前将极小型指标正向化处理：

$$a_{j,t} = \frac{x_{j,t}}{\sqrt{\sum_{t=1}^m x_{j,t}^2}}, \quad x_{j,t} \text{ 为极大型指标} \quad (2.1)$$

$$a_{j,t} = \frac{(-x_{j,t})}{\sqrt{\sum_{t=1}^m x_{j,t}^2}}, \quad x_{j,t} \text{ 为极小型指标} \quad (2.2)$$

记标准后的矩阵为 $\mathbf{X}^*$, $a_{j,t}$ 为矩阵元素, 表示第 j 个指标在样本时期 t 下的标准化值。

定义正理想解, 原意为属性的最优值, 在本文中是指各标准化后指标的最大值:

$$\begin{aligned} A^+ &= (a_1^+, a_2^+, \dots, a_J^+) \\ &= (\max\{a_{1,1}, a_{1,2}, \dots, a_{1,m}\}, \max\{a_{2,1}, a_{2,2}, \dots, a_{2,m}\}, \dots, \max\{a_{J,1}, a_{J,2}, \dots, a_{J,m}\}) \end{aligned}$$

定义负理想解, 原意为属性的最劣值, 在本文中是指各标准化后指标的最小值:

$$\begin{aligned} A^- &= (a_1^-, a_2^-, \dots, a_J^-) \\ &= (\min\{a_{1,1}, a_{1,2}, \dots, a_{1,m}\}, \min\{a_{2,1}, a_{2,2}, \dots, a_{2,m}\}, \dots, \min\{a_{J,1}, a_{J,2}, \dots, a_{J,m}\}) \end{aligned}$$

则 t 时期维度 i 内指标到正理想解 A^+ 与负理想解 A^- 的距离分别为:

$$D_{i,t}^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^J (a_{j,t} - a_j^+)^2} \quad (2.3)$$

$$D_{i,t}^- = \sqrt{\sum_{j=1}^J (a_{j,t} - a_j^-)^2} \quad (2.4)$$

得到维度 i 内指标的相对贴近度:

$$S_{i,t} = \frac{D_{i,t}^+}{D_{i,t}^+ + D_{i,t}^-} \quad (2.5)$$

记维度 i 金融风险指数为:

$$Y_{i,t} = S_{i,t} \quad (2.6)$$

2.1.2 主成分分析法

主成分分析法 (PCA) 是一种广受欢迎的客观权重分配方法, 基于降维思想的先进统计技术, 其核心在于巧妙地利用指标的方差贡献率, 探索如何利用少数关键主成分来深入洞察多个变量间的内在联系, 进而实现数据的维度缩减和信息的有效提炼。通过 PCA, 多个原始变量能够被提炼为数量较少的主成分, 最大限

度保留数据核心特征，并确保各成分间的独立性。

自主成分分析法问世以来，其应用范围之广令人瞩目。我国学者金星日等^[53]便巧妙地将其应用于工业企业经济效益的综合评价之中，运用主成分分析技术，基于延边通用厂的主要经济效益指标，成功提取出四个关键主成分及其对应的指标权重，从而构建了一个科学、客观的评价模型。该模型的评价结果与采用理想解法所得结论高度一致，充分验证了主成分分析法的准确性和实用性。B. Prado 等^[54]基于 2008 至 2012 年间德国明纳斯城市的相关气候变量数据，进行深入的主成分分析，成功识别出一个可以充分概括总体变量的主成分，并据此构建了一个简洁而有效的评价模型。该模型的评价结果与实际情况高度吻合，再次证明了主成分分析法在复杂系统评价中的卓越表现。

在 PCA 中，取初始特征值大于 1 的前 R 个成分，记 $p_{j,r}$ 为旋转后的成分矩阵中每项指标在各成分的对应值， q_r 为各成分在总反差解释表的旋转载荷平方和中对应的方差值，其中， $j=1,2,\dots,J$ ，代表各维度内基础指标数； $r=1,2,\dots,R$ ，代表所取主要成分数。

每项指标在前 R 个成分中分别占比为：

$$P_{j,r} = \frac{p_{j,r}}{\sum_{j=1}^J p_{j,r}} \quad (2.7)$$

各成分方差与前 R 个成分累计方差的比值为：

$$Q_r = \frac{q_r}{\sum_{r=1}^R q_r} \quad (2.8)$$

得到每项指标的风险权重为：

$$w_j = \sum_{r=1}^R P_{j,r} \cdot Q_r \quad (2.9)$$

综上，由(2.9)式可得 t 时刻维度 i 的压力指数值为：

$$Y_{i,t} = \sum_{j=1}^J x_{j,t} \cdot w_j \quad (2.10)$$

其中， $x_{j,t} \in (0,1]$ 。

2.1.3 时变热力图

热力图是一种强大的数据可视化手段，它运用色彩的变化来描绘数据间的关

系与模式。时变热力图则是在热力图的基础上融入了时间维度，实现了数据的动态可视化，能展现数据的空间分布与变化，帮助研究者直观了解数据随时间的变化规律及周期性特征。其利用色彩深浅直观地反映了金融市场中各维度压力指数在样本期内的相关系数：颜色越深，代表两个维度在某一时刻的相关性越强；颜色越浅，则意味着它们之间的相关性较弱。

在金融市场中，各子维度间的相关性常常与风险的传播紧密相关。通过绘制时变相关系数热力图，我们可以清晰地识别出哪些维度间的风险关联较为紧密，以直观的方式展现了市场中各维度间的相关性，提升了市场的透明度。有助于投资者、监管机构等市场参与者更好地了解市场动态和风险状况，从而增强市场的稳定性和有效性。

2.1.4 DY 溢出指数

市场间的溢出效应指的是一个市场的发展不仅作用于自身，还会波及其他市场，本质上体现了信息在不同市场间的传播现象。DY 溢出指数由 Diebold 和 Yilmaz^[12]提出，是一个专门用来量化金融市场间风险溢出程度的工具，其基础是 VAR 模型和方差分解技术。

基于 n 维 p 阶的 VAR 模型，有：

$$\mathbf{Z}_t = \sum_{i=1}^n \Phi_i \mathbf{Z}_{t-i} + \boldsymbol{\varepsilon}_t \quad (2.11)$$

其中， $\mathbf{Z}_t = (z_{1t}, z_{2t}, \dots, z_{nt})'$ ， Φ_i 为 $n \times n$ 系数矩阵， $\boldsymbol{\varepsilon}_t \sim i.i.d.N(0, \Sigma)$ ，为随机误差项。

当满足： $\boldsymbol{\eta}_i = \Phi_1 \boldsymbol{\eta}_{i-1} + \Phi_2 \boldsymbol{\eta}_{i-2} + \dots + \Phi_p \boldsymbol{\eta}_{i-p}$ ， $\boldsymbol{\eta}_i$ 为 n 阶系数矩阵， $\boldsymbol{\eta}_0$ 为单位阵，且 $i < 0$

时， $\boldsymbol{\eta}_i = 0$ ，可将 VAR 转化为 VMA，即多变量向量移动平均模型，此时：

$$\mathbf{Z}_t = \sum_{i=1}^{\infty} \boldsymbol{\eta}_i \boldsymbol{\varepsilon}_{t-i} \quad (2.12)$$

该模型中，变量 z_i 在 H 步预测误差方差中，来自于 z_i 的部分为：

$$\mathcal{G}_{ii'}(H) = \frac{\sigma_{i'i'} \sum_{h=0}^{H-1} (\mathbf{e}_i' \boldsymbol{\eta}_h \Sigma \mathbf{e}_{i'})^2}{\sum_{h=0}^{H-1} (\mathbf{e}_i' \boldsymbol{\eta}_h \Sigma \boldsymbol{\eta}_h' \mathbf{e}_i)^2} \quad (2.13)$$

其中, $\sigma_{i'}$ 为 VAR 中变量 $z_{i'}$ 估计误差项的标准差, $\mathbf{e}_i$ 为第 i 个元素为 1、剩下均为 0 的 n 维选择向量, Σ 是 $\boldsymbol{\varepsilon}_t$ 的方差-协方差矩阵。

在方差分解表中, $\sum_{i'}^n g_{ii'}(H) \neq 1$, 即每列和不为 1, 故标准化可得:

$$\tilde{g}_{ii'}(H) = \frac{g_{ii'}(H)}{\sum_{i'=1}^n g_{ii'}(H)} \quad (2.14)$$

此时, $\sum_{i'=1}^n \tilde{g}_{ii'}(H) = 1$, $\sum_{ii'=1}^n \tilde{g}_{ii'}(H)$ 。 $\tilde{g}_{ii'}(H)$ 度量了变量 z_i 对变量 $z_{i'}$ 的溢出效应水平。

可得所有变量整体的总溢出指数, 记 A^H :

$$A^H = \frac{\sum_{ii'=1, i \neq i'}^n \tilde{g}_{ii'}(H)}{\sum_{ii'=1}^n \tilde{g}_{ii'}(H)} \times 100 = \frac{\sum_{ii'=1, i \neq i'}^n \tilde{g}_{ii'}(H)}{n} \times 100 \quad (2.15)$$

得到维度 i 对其他维度的风险溢出、其他维度对维度 i 的风险溢出, 分别记为

$A_{i \rightarrow}^H$ 、 $A_{\rightarrow i}^H$:

$$A_{i \rightarrow}^H = \frac{\sum_{i'=1, i \neq i'}^n \tilde{g}_{i'i}(H)}{\sum_{i, i' \neq 1}^n \tilde{g}_{i'i}(H)} \times 100, \quad A_{\rightarrow i}^H = \frac{\sum_{i'=1, i \neq i'}^n \tilde{g}_{ii'}(H)}{\sum_{i, i' \neq 1}^n \tilde{g}_{ii'}(H)} \times 100 \quad (2.16)$$

2.2 指标选取及分析

基于我国金融系统的特征, 本文在指标选取方面融合了对宏观经济、金融市场表现以及气候变化影响的考量, 借鉴国内外研究成果, 基于我国金融市场现实特征与数据获取基础, 选取房地产市场 (RDR)、实体贸易市场 (PDR)、股票市场 (SDR)、政府部门 (GDR)、货币市场 (MDR)、外部金融市场 (EDR) 以及气候风险 (CDR) 七个维度的基础指标如表 2-1:

表 2-1 各维度基础指标

维度	指标编号	指标名称	与 CFSI 变化关系
房地产市场	$Y_{1,1}$	商品房销售面积累计增长 (%)	同向
	$Y_{1,2}$	房地产投资国家贷款累计增长 (%)	同向
	$Y_{1,3}$	房地产投资累计增长 (%)	反向
实体贸易	$Y_{2,1}$	货运量累计增长 (%)	反向
	$Y_{2,2}$	客运量累计增长 (%)	反向
	$Y_{2,3}$	社会消费品零售总额累计增长 (%)	反向
股票市场	$Y_{3,1}$	股票市场市盈率	双向, 取[0, 23]
	$Y_{3,2}$	股市成交额增速 (%)	同向
	$Y_{3,3}$	股票指数月收益率 (%)	反向
政府部门	$Y_{4,1}$	固定资产投资额累计增长 (%) (不含农户)	反向
	$Y_{4,2}$	居民消费价格指数同比增长 (%)	同向
	$Y_{4,3}$	国家财政收入与支出的增速差 (%)	反向
货币市场	$Y_{5,1}$	存贷比增长率 (%)	同向
	$Y_{5,2}$	短期贷款增长率 (%)	反向
	$Y_{5,3}$	银行间质押式回购利率差 (1 个月-7 天)	同向
外部金融	$Y_{6,1}$	进出口总值累计增长 (%)	反向
	$Y_{6,2}$	外汇储备增速 (%)	反向
	$Y_{6,3}$	制造业采购经理指数同比增长 (%)	反向
气候风险	关键词	寒潮, 高温, 暴雨, 洪水, 干旱, 台风, 冻雨, 冰雹, 暴风雪, 雷电, 地震, 山火, 自然灾害, 极端天气, 全球变暖, 巴黎协定, 碳中和, 应急, 救援, 救助, 赈灾, 碳排放, 气候问题, 气候变暖的危害	同向

表 2-1 中前六个维度指标数据来源于 Wind 数据库、国家统计局、中国人民银行和国泰安数据库。获取到所需指标数据后, 运用 SPSS 软件对有缺失的月度数据进行补全, 如房地产市场相关指标 1 月份数据值的缺失。

股票市场维度指标数据值由上证综指与深证综指以两市自由流通市值加权得到。市盈率取值与[0, 23]比较, 越接近该区间风险越低, 偏离度越大风险越高。

中国作为一个自然灾害频发的国家, 面临着严峻的气候风险挑战, 这些风险对我国的经济运行和金融市场稳定性产生了显著的冲击。从洪水、干旱到台风、地震, 各种自然灾害不仅直接威胁着人民的生命财产安全, 还通过影响农业、工业、交通等多个经济领域, 间接地对整体经济运行造成波动。本文选用的气候风险指标数据值由气候风险关键词对应的百度搜索指数来刻画, 关键词主要借鉴

Fernandez 等^[55]并基于我国气候特征综合考量来确定，共 24 个，再使用 Python 获取每个关键词的百度搜索指数，对月度搜索量进行提取作为指标值。本文数据的样本期均为 2011 年 1 月到 2024 年 6 月，数据频率为月度。

2.3 各维度压力指数构建

在构建我国金融压力指数（CFSI）之前，本文综合考量选取的基础指标特性，运用两种方法得到不同维度压力指数。

表 2-2 KMO 和巴特利特检验

KMO 取样适切性量数		0.751
巴特利特球形度检验	近似卡方	1974.159
	自由度	276
	显著性	0.000

气候风险（CDR）维度由于其基础指标数目较大，并在对其进行主成分分析操作时得到对应 KMO 值为 0.751，大于 0.6，Sig 值趋于 0，具体如表 2-2 所示，故采用主成分分析法对气候风险各指标进行赋权。

表 2-3 总方差解释

成分	初始特征值			提取载荷平方和			旋转载荷平方和		
	总计	方差百分比	累积（%）	总计	方差百分比	累积（%）	总计	方差百分比	累积（%）
1	6.123	25.512	25.512	6.123	25.512	25.512	3.082	12.842	12.842
2	3.192	13.299	38.812	3.192	13.299	38.812	2.908	12.115	24.957
3	2.422	10.092	48.904	2.422	10.092	48.904	2.687	11.198	36.155
4	1.530	6.374	55.278	1.530	6.374	55.278	2.402	10.006	46.161
5	1.211	5.044	60.322	1.211	5.044	60.322	2.161	9.006	55.167
6	1.094	4.559	64.881	1.094	4.559	64.881	1.788	7.450	62.617
7	1.010	4.210	69.091	1.010	4.210	69.091	1.554	6.473	69.091
8	0.868	3.615	72.706						
9	0.832	3.466	76.172						
10	0.808	3.366	79.538						
11	0.765	3.189	82.726						
12	0.625	2.604	85.330						
13	0.573	2.386	87.717						
14	0.500	2.084	89.801						
15	0.432	1.798	91.599						
16	0.391	1.631	93.230						
17	0.316	1.315	94.545						
18	0.294	1.227	95.771						

续表 2-3 总方差解释

成分	初始特征值			总计	提取载荷平方和		总计	旋转载荷平方和	
	总计	方差百分比	累积 (%)		方差百分比	累积 (%)		方差百分比	累积 (%)
19	0.238	0.991	96.763						
20	0.199	0.828	97.590						
21	0.186	0.774	98.364						
22	0.150	0.625	98.989						
23	0.135	0.564	99.554						
24	0.107	0.446	100.000						

表 2-4 旋转后的成分矩阵

	成分						
	1	2	3	4	5	6	7
$y_{7.1}$	0.384	0.153	-0.168	-0.078	0.071	-0.025	0.617
$y_{7.2}$	-0.095	0.122	0.754	0.059	0.200	-0.162	-0.089
$y_{7.3}$	0.023	0.214	0.873	-0.084	-0.071	0.087	-0.032
$y_{7.4}$	0.099	0.013	0.755	0.083	0.094	0.286	0.090
$y_{7.5}$	0.098	-0.052	0.136	0.061	0.800	-0.021	-0.056
$y_{7.6}$	-0.044	0.063	0.598	0.324	-0.100	-0.008	-0.209
$y_{7.7}$	-0.143	-0.071	-0.089	0.241	-0.033	-0.043	0.802
$y_{7.8}$	-0.119	0.734	0.173	-0.062	0.152	0.130	0.067
$y_{7.9}$	-0.007	0.401	0.093	-0.338	-0.176	-0.042	0.630
$y_{7.10}$	-0.082	-0.598	-0.025	-0.258	0.236	-0.003	-0.087
$y_{7.11}$	-0.017	-0.023	-0.001	0.064	-0.063	0.831	-0.047
$y_{7.12}$	0.170	0.067	-0.079	0.725	0.500	0.126	0.148
$y_{7.13}$	0.334	0.340	0.097	0.076	0.499	0.523	-0.068
$y_{7.14}$	-0.075	0.776	0.288	-0.096	-0.040	-0.031	0.035
$y_{7.15}$	0.291	0.418	0.010	0.193	0.567	0.059	0.016
$y_{7.16}$	0.399	0.441	0.045	0.127	0.128	-0.154	0.022
$y_{7.17}$	0.844	-0.014	0.024	0.254	0.079	0.043	-0.026
$y_{7.18}$	0.523	0.294	0.060	0.544	0.217	0.283	0.069
$y_{7.19}$	0.353	0.246	0.203	0.552	0.122	0.190	0.018
$y_{7.20}$	0.389	0.671	-0.075	0.069	0.178	0.106	0.048
$y_{7.21}$	0.309	0.107	0.261	0.303	0.272	0.647	-0.028
$y_{7.22}$	0.857	0.089	-0.011	0.229	0.161	0.115	0.083
$y_{7.23}$	0.570	-0.197	-0.293	0.009	0.543	0.282	-0.075

$y_{7.24}$	-0.238	0.085	-0.166	-0.784	0.064	-0.040	0.059
------------	--------	-------	--------	--------	-------	--------	-------

通过表 2-3 可得取主要成分数 R 为 7; 通过表 2-4 得维度内基础指标数 J 为 24。由(2.9)式得到气候风险每项指标风险贡献度, 见表 2-5:

表 2-5 气候风险基础指标权重

$y_{7.1}$	$y_{7.2}$	$y_{7.3}$	$y_{7.4}$	$y_{7.5}$	$y_{7.6}$	$y_{7.7}$	$y_{7.8}$	$y_{7.9}$	$y_{7.10}$	$y_{7.11}$	$y_{7.12}$
0.041	0.042	0.040	0.040	0.031	0.038	0.038	0.039	0.045	0.034	0.026	0.047
8090	2876	5201	5725	5441	1333	9355	9670	7373	9174	7885	3254
$y_{7.13}$	$y_{7.14}$	$y_{7.15}$	$y_{7.16}$	$y_{7.17}$	$y_{7.18}$	$y_{7.19}$	$y_{7.20}$	$y_{7.21}$	$y_{7.22}$	$y_{7.23}$	$y_{7.24}$
0.051	0.038	0.041	0.036	0.035	0.053	0.045	0.042	0.051	0.042	0.053	0.038
4726	1844	2118	2594	6855	6127	8909	6182	5922	5253	6267	7682

房地产市场(RDR)、实体贸易市场(PDR)、股票市场(SDR)、政府部门(GDR)、货币市场(MDR)、外部金融市场(EDR)六个维度以 Topsis 法最后得到的相对贴适度作为权重。通过计算各维度内指标的相对贴适度, 可得其相对贴适度向量 $S_t = (S_{R,t}, S_{P,t}, S_{S,t}, S_{G,t}, S_{M,t}, S_{E,t})$, 故综合可得到七个维度的金融压力指数 Y_t , 见表 2-6。

表 2-6 各维度金融压力指数

	2011-01	2011-02	2011-03		2024-06
Y_1	0.382360865	0.382561664	0.375904034		0.343372799
Y_2	0.438790528	0.451335146	0.448892866		0.540391237
Y_3	0.274020528	0.275882726	0.353760402		0.306697036
Y_4	0.370168507	0.335529953	0.386915119		0.523297419
Y_5	0.454049405	0.524495679	0.616401413		0.492780711
Y_6	0.547722447	0.525672853	0.56538924		0.590530795
Y_7	0.25628239	0.151302249	0.338310919		0.592200021

通过表 2-6 得到各维度压力指数时序图, 见图 2-1。各维度金融压力指数在样本区间均展现出波动性震荡的趋势, 金融压力指数的变动源于众多因素的交织影响。近年来, 在气候变化加剧与经济社会活动交织的复杂背景下, 气候风险所对应的压力指数呈现出显著的逐年震荡上行态势。其波动幅度虽受极端天气事件频发节奏影响, 但整体攀升轨迹清晰, 直观凸显出气候风险在各领域影响力的持续增强与不可忽视性。

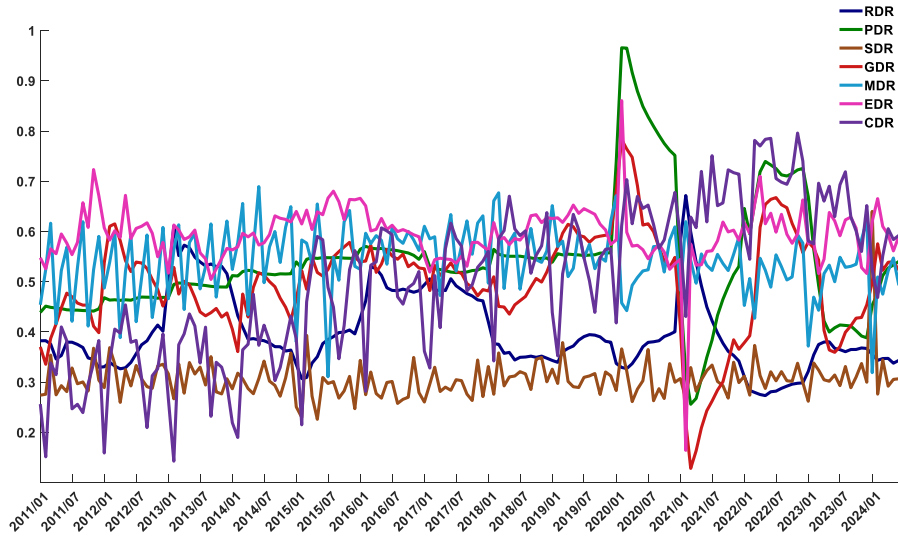


图 2-1 各维度金融压力指数时序图

2.4 基于时变热力图的风险关联研究

本文以时变分析为目的，采用滚动窗口法，以 12 个月作为样本窗口向前滚动分析，基于 Python 软件得出七个维度子市场压力指数的动态相关系数，并根据相关系数绘制时变热力图。

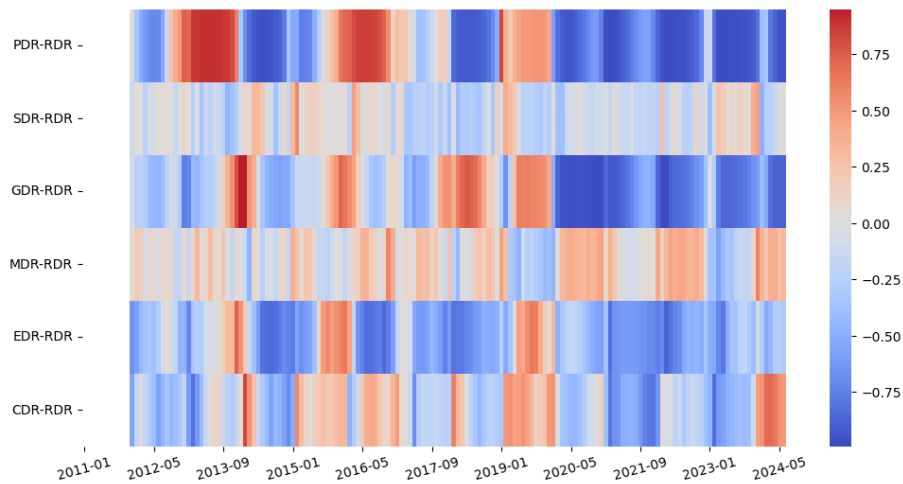


图 2-2 房地产市场压力指数相关系数热力图

见图 2-2，房地产维度与货币市场的压力指数在样本区间内整体呈现出中度相关性，表明两者之间有持续的相互影响。房地产与气候风险在 2015 年至 2016 年、2019 年以及 2024 年初至年中的相关性逐渐增强，预示着气候变化对房地产市场带来的挑战日益严峻。

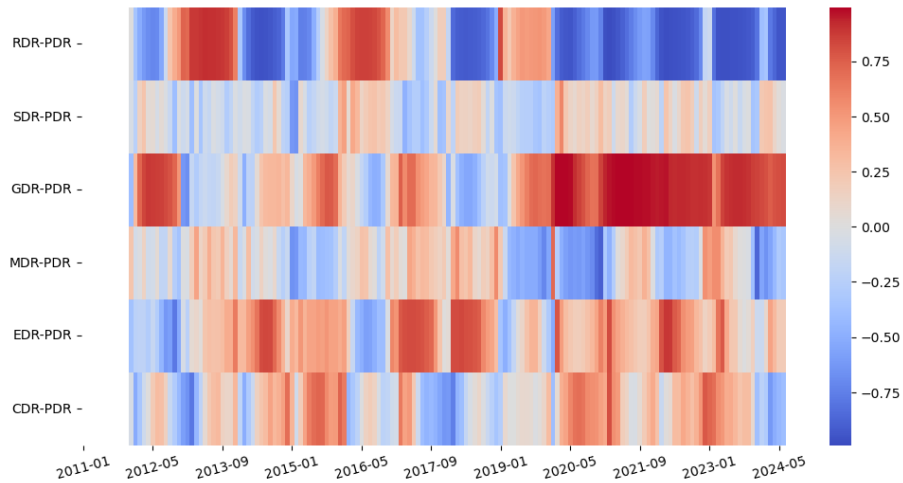


图 2-3 实体贸易压力指数相关系数热力图

见图 2-3，实体贸易维度与其他维度金融压力指数呈现普遍相关性。其中与政府部门维度的相关性尤为突出，2019 年 6 月到 2024 年 6 月，保持强相关性，反映了政府政策与实体经济活动之间的紧密联系；与外部金融维度以及气候风险维度相比，样本期间整体呈现出中度正相关，体现全球经济与气候环境对实体贸易的广泛影响。

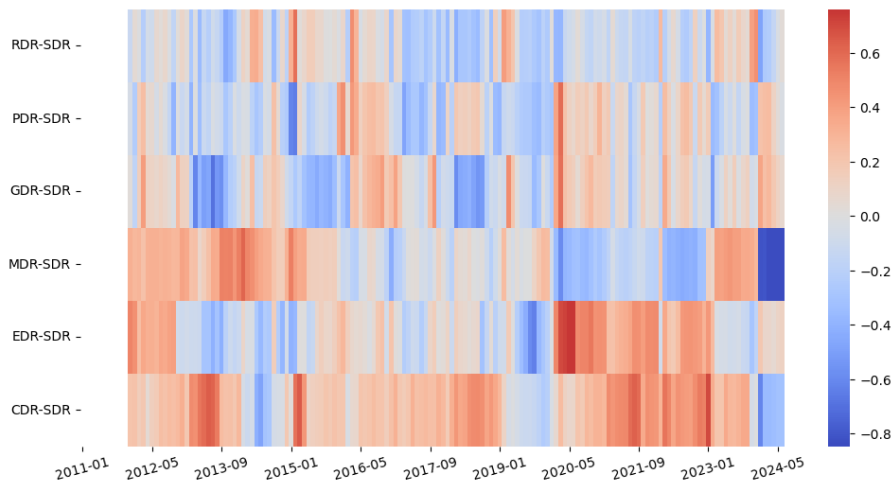


图 2-4 股票市场压力指数相关系数热力图

见图 2-4，股票市场与气候风险的金融压力指数之间相关性最强；与货币维度相比，两者在 2012 年初至 2015 年初期间展现出局部较高的相关性；而与外部金融维度在 2020 年初至 2023 年初期间也呈现出类似的趋势。体现出国际金融市场与气候风险对股票市场的影响逐步加深。

见图 2-5，政府部门除了与实体贸易保持高相关性外，与外部金融和气候风险的金融压力相关性也相对较高，表明政府在应对实体经济发展、国际金融走势以及气候变化方面扮演着重要角色。

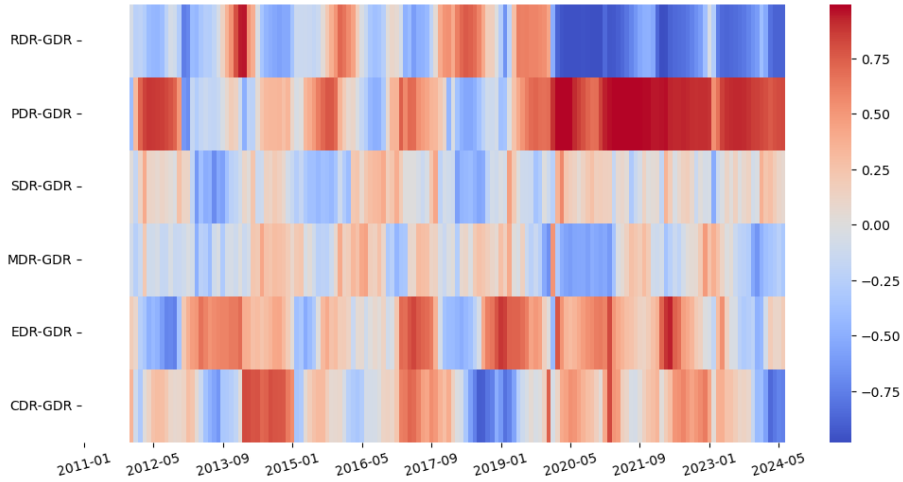


图 2-5 政府部门压力指数相关系数热力图

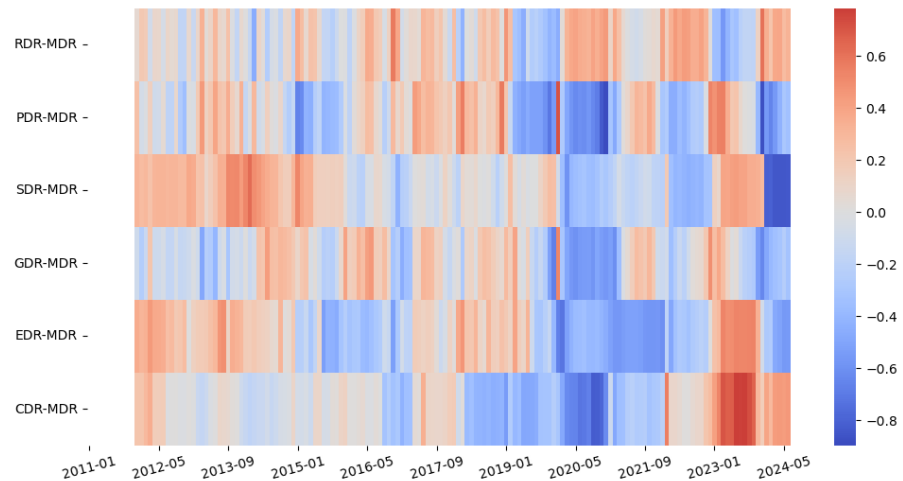


图 2-6 货币市场压力指数相关系数热力图

见图 2-6，货币市场与气候风险的金融压力相关性在近两年逐渐增强，表明在应对气候变化风险方面货币政策的作用日益凸显。

见图 2-7，外部金融与其他维度的金融压力指数均保持一定的相关性，其中与实体贸易和气候风险的相关性较为显著，表明在当前经济全球化的大趋势下，各国金融市场依存度呈现显著上升趋势，风险联动特征愈发凸显。

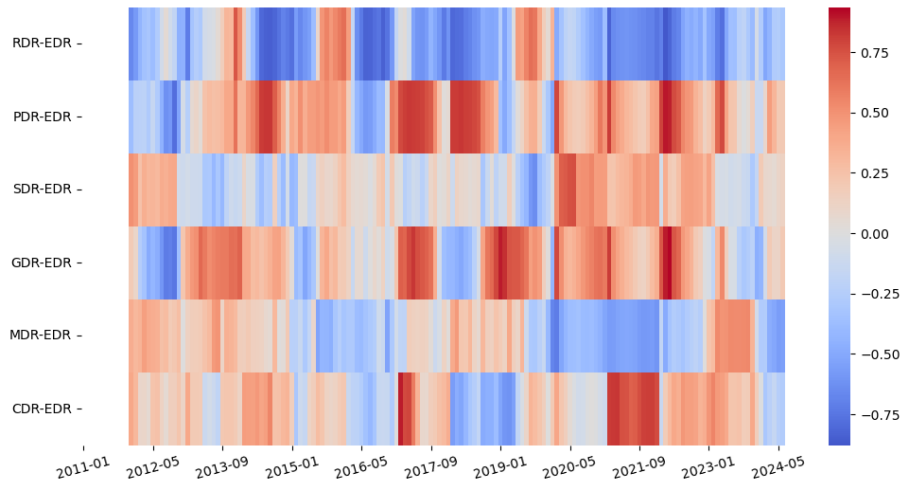


图 2-7 外部金融压力指数相关系数热力图

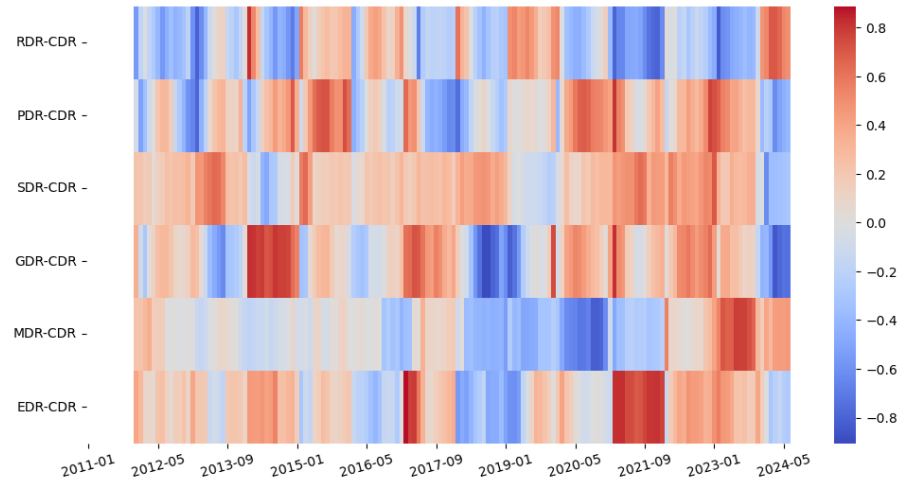


图 2-8 气候风险压力指数相关系数热力图

见图 2-8，气候风险与其他各维度金融压力指数之间的关联并非偶然，而是呈现出显著且逐年强化的紧密态势。在整个样本期内，气候风险与政府部门、实体贸易以及股票市场这三个关键维度的风险相关性始终维持在较高水平。政府部门在制定宏观经济政策与应对气候挑战时，气候风险成为重要的考量变量，政策调整与气候风险波动相互影响，形成紧密的关联链条；实体贸易领域，气候异常引发的运输受阻、成本上升、市场需求转变等问题，使其与气候风险紧密交织；股票市场作为经济晴雨表，各行业上市公司受气候风险冲击程度不同，导致股价波动与资金流向变化，进而与气候风险保持强相关。

与此同时，气候风险与货币市场、外部金融以及房地产三个维度的风险相关性在近几年呈现出逐步升高的趋势。随着气候风险的复杂性与不确定性加剧，货币市场资金供求与利率波动受其影响加深，外部金融市场资本跨境流动与汇率稳

定性面临新挑战，房地产市场也因气候引发的建筑安全、区域发展格局改变而与气候风险关联渐强。

2.5 基于 DY 溢出指数的风险溢出研究

在本研究中，进一步构建风险溢出网络^[12]，旨在深入探讨金融市场在不同维度上的金融风险溢出关系。

表 2-7 滞后阶数判定表

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	771.9517	NA	1.07e-13	-9.999368	-9.860721	-9.943047
1	952.5125	342.2394	1.92e-14	-11.71912	-10.60994	-11.26855
2	1084.073	237.3254	6.55e-15*	-12.79834*	-10.71863*	-11.95353*
3	1131.649	81.46970	6.74e-15	-12.77973	-9.729482	-11.54067
4	1174.910	70.12172*	7.40e-15	-12.70470	-8.683925	-11.07140
5	1211.768	56.37153	8.94e-15	-12.54599	-7.554677	-10.51843

如表 2-7，计算 VAR 模型中不同滞后阶数对应的信息准则值，取最优滞后阶数为 2。

表 2-8 各维度之间风险溢出

H=10	$A_{C \rightarrow}^H$	$A_{E \rightarrow}^H$	$A_{G \rightarrow}^H$	$A_{M \rightarrow}^H$	$A_{P \rightarrow}^H$	$A_{R \rightarrow}^H$	$A_{S \rightarrow}^H$	From
$A_{\rightarrow C}^H$	94.7231	0.1133	0.6867	0.4941	0.5354	3.1976	0.2498	5.2769
$A_{\rightarrow E}^H$	0.8092	36.3451	7.9338	0.2642	46.4453	7.5668	0.6355	63.6549
$A_{\rightarrow G}^H$	0.4304	8.1540	54.3199	0.8333	23.1277	12.3870	0.7476	45.6801
$A_{\rightarrow M}^H$	2.1007	3.0334	0.7578	85.8196	2.7261	2.3213	3.2411	14.1804
$A_{\rightarrow P}^H$	0.1105	9.9236	14.5097	1.3136	66.5509	7.5190	0.0732	33.4491
$A_{\rightarrow R}^H$	0.7127	1.1498	1.1138	0.3190	28.9371	67.4946	0.2731	32.5054
$A_{\rightarrow S}^H$	9.9949	1.1722	2.0294	4.9961	2.3417	5.4269	74.0388	25.9612
To	108.8812	59.8913	81.3511	94.0398	170.6642	105.9132	79.2591	
To'	14.1581	23.5462	27.0312	8.2202	104.1133	38.4187	5.2203	

基于表 2-8 构建跨维度风险溢出网络图，见图 2-9。

实体贸易市场具有最强的总贡献和溢出效应，为 170.6642。实体贸易市场作为经济活动的核心，不仅直接反映了商品和服务的流通状况，还承载着经济增长的引擎功能，其活跃的交易和广泛的参与度使得它能够显著影响其他市场的走势。相比之下，货币市场主要受到自身内部因素的影响，如利率变动、货币供应量调

整等，货币市场的运作相对独立，其变动更多地反映在金融层面的调整上，而非直接作用于实体经济或气候风险等领域。

外部金融市场，既对内部市场有显著影响，也对外部市场有一定的溢出效应，其高度国际化和流动性特点能够迅速反映全球经济动态，此外，收到的溢出效应最大，为 63.6549，故外部金融市场对其他市场波动具有敏感性。

政府部门作为经济政策的制定者，不仅直接作用于实体经济和金融市场，还通过政策信号和预期管理等方式影响市场预期和投资者行为，形成对市场参与主体的行为引导，从而影响金融市场的走势。

房地产市场作为重要的资产类别和融资渠道，房地产市场的变化不仅直接影响居民的生活质量和企业的运营成本，还通过信贷、投资等渠道对金融市场产生溢出效应，房地产市场兴衰与实体经济周期密切相关。

股票市场反映了企业价值和投资者对未来经济走势的预期，其波动主要受到来自货币市场的影响，随着金融市场的持续演进与健全，股票市场与其他市场的联系也日益紧密，其影响力也在逐渐增强。

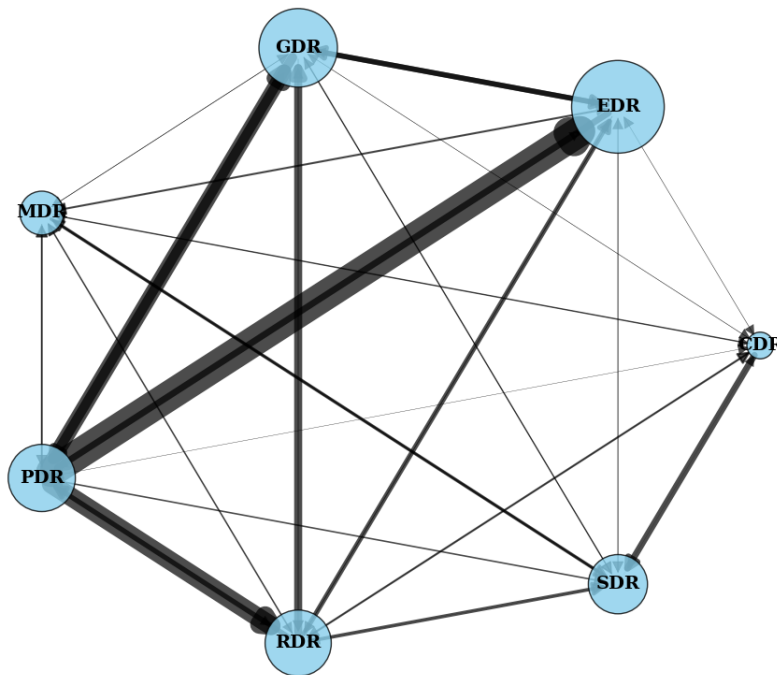


图 2-9 跨维度风险溢出网络图

气候风险市场具有鲜明的特殊性，其运行逻辑与波动特征更多受制于环境要素等内部因素的主导，如极端气候事件的发生频率、强度以及地理分布等。尽管

从宏观视角审视，气候风险对全球经济体系有着潜在且深远的巨大影响，气候系统的临界点突破随时可能引发连锁反应。但目前，全球气候风险监测体系尚处于持续完善阶段，在此背景下，气候风险向其他市场产生的溢出效应相对有限，尚未形成全面且剧烈的冲击。然而，在本研究选取的涵盖实体贸易、政府、房地产等多个维度分析框架中，气候风险的跨维度溢出值处于偏中位水平，这表明气候风险正逐步向其他领域渗透并产生不可忽视的影响。

2.6 本章小结

各维度市场均在经济网络中发挥关键作用，相互依存、相互影响，共同构成了经济体系的有机整体。时变热力图与 DY 溢出指数的应用有助于识别潜在的风险关联与风险溢出，还能显著提升市场的透明度，对制定有效的市场策略具有一定的参考价值。

借助时变热力图与 DY 溢出指数分析工具，深度挖掘气候风险与其他维度风险之间的关联强度以及跨维度传染态势。从数据走势来看，在早期，气候风险与其他维度之间的相关性虽已初现端倪，但关联强度尚处于相对温和的波动区间，并且随着时间推移，这种相关性迅速蔓延、不断收紧。近年来，这一强化趋势愈发凸显，气候风险不再局限于单一金融领域或个别环节，而是全方位、深层次地渗透到金融体系的各个维度。无论是实体贸易的正常买卖交易、政府部门的相关政策实施，还是股票市场的行业板块轮动，均能捕捉到气候风险传导的信号。

这充分表明，气候变化已从边缘议题逐步演变为威胁金融市场稳定的“关键推力”，其对金融市场的影响正逐步深入，会波及并动摇整个金融体系的根基，故将气候风险纳入金融压力指数监测体系已成为合理且迫切的必然之举。

第3章 基于组合赋权的金融压力指数构建

3.1 模型理论基础

3.1.1 CRITIC 法

CRITIC 法由 Diakoulaki 等^[56]兼顾数据的对比强度和冲突性下提出，常用于决策分析、多指标赋权以及数据挖掘等领域。其中，对比强度利用标准差这一统计量来衡量，揭示了同一指标在各异评价方案中所展现的数值差异程度；而指标间的冲突性通过计算相关系数来体现，相关系数是衡量各指标间相互联系紧密程度的一种手段，当指标间呈现高度正相关时，表明它们之间的冲突性较小。再将所得信息归一化处理，即变异性统计量与冲突性统计量相乘，其中标准差越大，权重越大，相关性越强，权重越小，两者相结合，在一定程度上提升了评价结果的精准度与可信度。

取各维度压力指数的标准差来反映对比强度：

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (Y_{i,t} - \bar{Y}_i)^2}{T-1}} \quad (3.1)$$

取各维度压力指数的相关系数来反映数据间的冲突性：

$$s_i = \sum_{i'=1}^n (1 - z_{ii'}) \quad (3.2)$$

记 $z_{ii'}$ 为维度 i 和维度 i' 之间压力指数的相关系数，其中 $i, i' = 1, 2, \dots, n$ ，均为所取维度数； $t = 1, 2, \dots, T$ ，为样本期内时点数，即所有样本数目。

再令 $c_i = \sigma_i s_i$ ，得到基于 CRITIC 法的风险权重：

$$d_i = \frac{c_i}{\sum_{i=1}^n c_i} \quad (3.3)$$

3.1.2 熵权法

熵权法主要基于数据的离散程度展开分析。熵，最初是作为一个物理量被人们运用，理论根基可追溯至热力学第二定律，本质在于量化系统无序程度。

多被用来描绘运动过程中存在的不可逆现象，象征着热量向功转化的程度。

C.E.Shannon 将熵引入信息论，命名为信息熵，用来衡量一个系统的不确定程度或者随机性。即事件发生的可能性越大，其包含的信息量就越少；事件发生的可能性越小，其包含的信息量就越多。在本文的研究中，基于熵权法，用各维度压力指数数据所提供信息的大小来确定维度权重，为合成金融压力指数提供客观依据。信息熵越小，表示该维度压力指数的离散程度越大，该维度就具有越多的信息量，在合成计算中所占的权重也就越大；反之，信息熵越大，表示该维度的离散程度越小，维度就具有越少的信息量，在合成计算中所占的权重也就越小。

维度 i 压力指数下第 k 个数据值的比重：

$$h_{ik} = \frac{Y_{ik}}{\sum_{k=1}^K Y_{ik}}, \quad (0 \leq h_{ik} \leq 1) \quad (3.4)$$

记 Y_{ik} 为样本期内第 k 个时点对应指标值，其中 $k = 1, 2, \dots, K$ 。

维度 i 压力指数的信息熵值为：

$$e_i = -\frac{1}{\ln K} \sum_{k=1}^K (h_{ki} \cdot \ln h_{ki}) \quad (3.5)$$

得到基于熵权法的风险权重：

$$d_i = \frac{1 - e_i}{\sum_{i=1}^n (1 - e_i)} \quad (3.6)$$

其中， $i = 1, 2, \dots, n$ ， n 表示维度数目， $1 - e_i$ 表示维度 i 压力指数的信息效用值，信息熵值越小，效用值则越大，数据对应的离散程度就越高。

3.1.3 肯德尔系数

肯德尔系数，专为有序数据的单调关系评估量身打造，用于量化两个序列间排序相关性程度。该系数巧妙地通过计算两个有序变量间同序对与异序对的数量差异，并将此差异与总对数之比相结合，从而量化两者之间的相关性。其中，同序对为顺序相同的元素对组成的一对元素，异序对为顺序不同的元素对组成的一对元素^[57]。肯德尔系数的显著优势在于其不受数据分布的影响，适用于各种类型的数据。

Kendall's tau 取值范围为 $[-1,1]$ ，趋近 1 表示两序列正相关，趋近-1 表示显著负相关，接近 0 表示两序列排序关系随机，无明显相关性。基于同序对和异序对的定义范围，肯德尔系数还有两种变体：肯德尔 Tau-a 和肯德尔 Tau-b。Tau-a 适用于出现了不合同序对和异序对情况的数据集，而 Tau-b 则巧妙修正了该类数据的影响，适用于更广泛的场景。

在本文的研究中，我们采用肯德尔 Tau-a 来衡量各个维度金融压力指数之间的冲突程度。当一个维度的肯德尔系数较小时，意味着该维度与其他维度之间的相关性较低，即它在构建金融压力指数中提供了相对独立的信息，应当给予该指标更大的比重。相反，如果一个维度的肯德尔系数较大，表明它与其他维度之间存在较高的相关性，即它所提供的信息在很大程度上可以被其他维度所替代，那么在综合评估中，该维度的比重就应当相应减小，以避免信息的重复计算。

记各维度金融风险指数构成的矩阵为 $\mathbf{Y}_t = (\mathbf{Y}_{1,t}, \mathbf{Y}_{2,t}, \dots, \mathbf{Y}_{n,t})$, $t = 1, 2, \dots, m$ ，其中， $\mathbf{Y}_{i,t} = (y_{i,1}, y_{i,2}, \dots, y_{i,m})'$, $i = 1, 2, \dots, n$ 。分别计算每两个维度金融风险指数的肯德尔系数，取 $(\mathbf{Y}_{i,t}, \mathbf{Y}_{i^*,t})$, $i = 1, 2, \dots, n$, $i^* = 1, 2, \dots, n$ ，两列向量均含有 m 个元素，故共有 m 对样本数据，分别取其第 e_1 个元素值分别为 (y_{i,e_1}, y_{i^*,e_1}) ($1 \leq e_1 \leq m$)，记 z_{i1} 和 z_{i^*1} 分别为 y_{i,e_1} 和 y_{i^*,e_1} 在 $\mathbf{Y}_{i,t}$ 和 $\mathbf{Y}_{i^*,t}$ 中按照时间先后的排序值。

取所有变量值对应的排序值可组成新的数据对，得到集合 Z ， $Z = \{(z_{i1}, z_{i^*1}), (z_{i2}, z_{i^*2}), \dots, (z_{im}, z_{i^*m})\}$ 。任意取集合 Z 中两个元素 $(z_{ia}, z_{i^*_a})$ 与 $(z_{ib}, z_{i^*_b})$ ，若满足 $z_{ia} > z_{ib}$ 且 $z_{i^*_a} > z_{i^*_b}$ 或者 $z_{ia} < z_{ib}$ 且 $z_{i^*_a} < z_{i^*_b}$ ，则称这两个元素为同序对；若满足 $z_{ia} > z_{ib}$ 且 $z_{i^*_a} < z_{i^*_b}$ 或者 $z_{ia} < z_{ib}$ 且 $z_{i^*_a} > z_{i^*_b}$ ，则称这两个元素为异序对。

记同序对数目为 C ，异序对数目为 D ，可得维度 i 与维度 i^* 的肯德尔系数为：

$$\tau_{i,i^*} = \frac{C - D}{\frac{1}{2}m(m-1)} \quad (3.7)$$

维度 i 与其他各维度金融风险指数的整体肯德尔系数为：

$$\tau_i = \frac{1}{n} \sum_{i^*=1}^n \tau_{ii^*} \quad (3.8)$$

3.1.4 基尼指数

基尼指数，最初由意大利的统计学家与社会学家 Corrado Gini 引入，其目的在于量化评估一个国家或地区内部居民收入分配的均衡程度，从而揭示居民在收入或消费方面的不平等现象。基尼系数的诞生，为社会提供了一个既直观又可量化的工具，用以衡量财富分配差异的大小。该系数取值区间为 0 到 1：值越小，收入分配呈现高度均等化特征，即社会财富分配差异较小；值越高，则表征收入分配不平等程度加剧，贫富差距愈发显著^[58]。具体而言，基尼系数为 0 代表了一种理想状态，即每个人的收入完全相同，实现了收入的绝对平均分配。

在本文的研究中，我们采用了基尼系数用于衡量各维度压力指数的取值离散性^[59]。具体而言，基尼系数被用来评估某一维度指数在不同时点上的取值差异。当基尼系数较大时，意味着各个时点在该维度上的取值差异显著，即该维度在时点的综合重要度评估中具有较强的对比强度，因此，在构建金融压力指数时，该维度指数应当赋予较大的比重。相反，若基尼系数较小，表明各时点在该维度上的取值相对接近，即该维度的对比强度较弱，在构建金融压力指数中的比重也就应当相应减小。通过基尼系数的运用，我们能够更加科学、合理地确定各维度金融压力指数在度量系统性金融风险中的权重，从而提高评价的准确性和有效性。

已知维度 i 金融压力指数构成的向量为 $\mathbf{Y}_{i,t} = (y_{i,1}, y_{i,2}, \dots, y_{i,m})'$ ， $i = 1, 2, \dots, n$ ， n 为总维度数目，求维度内每个样本期对应的金融压力指数值与其他时期金融压力指数值差的累计和，记：

$$h_{i,t} = \sum_{t^*=1}^m |y_{i,t} - y_{i,t^*}|, t = 1, 2, \dots, m, t^* = 1, 2, \dots, m \quad (3.9)$$

得到新向量 $\mathbf{H}_{i,t} = (h_{i,1}, h_{i,2}, \dots, h_{i,m})'$ ， $i = 1, 2, \dots, n$ 。记 $h_i = \sum_{t=1}^m h_{i,t}$ ， $g_i = 2m \cdot \sum_{t=1}^m y_{i,t}$ ，其中 m 为所取样本期数量，得维度 i 的基尼指数为：

$$\xi_i = \frac{h_i}{g_i} = \frac{\sum_{t=1}^m h_{i,t}}{2m \cdot \sum_{t=1}^m y_{i,t}} \quad (3.10)$$

3.2 基于 CRITIC 法和熵权法组合赋权构建金融压力指数

3.2.1 基于 CRITIC 法和熵权法组合赋权确定风险贡献度

基于表 2-6 中各维度金融压力指数，根据(3.1)、(3.2)、(3.3)式，得到基于 CRITIC 法的计算结果：

表 3-1 基于 CRITIC 法赋权

维度	对比强度 σ_i	冲突性 s_i	权重 d_i
Y_1	0.077442597	7.368732175	0.160809387
Y_2	0.117309033	5.06921157	0.167575526
Y_3	0.039739897	6.074155048	0.068022302
Y_4	0.102517414	5.298621198	0.153073226
Y_5	0.066843645	6.148456078	0.115815029
Y_6	0.056810486	5.742198739	0.091927498
Y_7	0.15218913	5.660896865	0.242777031

根据(3.5)、(3.6)式，得到基于熵权法的计算结果：

表 3-2 基于熵权法赋权

维度	信息熵值 e_i	信息效用值 $1 - e_i$	权重 d_i
Y_1	0.996481755	0.003518245	0.13537151
Y_2	0.996481755	0.004367004	0.168029196
Y_3	0.99852638	0.00147362	0.056700481
Y_4	0.995506538	0.004493462	0.172894944
Y_5	0.99846225	0.00153775	0.059168011
Y_6	0.998994946	0.001005054	0.038671455
Y_7	0.990405582	0.009594418	0.369164403

本文旨在为各维度压力指数赋予更具客观性和全面性的风险权重，我们将 CRITIC 法与熵权法结合，选用 CRITIC 法中标准差与相关系数、熵权法中的信息熵值来分别反映数据的对比强度、相关性以及离散性三大特性（参见宋冬梅等^[52]），使权重的赋予更加科学、合理。

故综合(3.1)、(3.2)、(3.5)式，得到维度 i 压力指数的风险权重：

$$w_i = \frac{(\sigma_i + 1 - e_i) \cdot s_i}{\sum_{i=1}^n (\sigma_i + 1 - e_i) \cdot s_i} \quad (3.11)$$

可得基于 CRITIC 法和熵权法组合赋权得到各维度风险权重：

表 3-3 CRITIC 法和熵权法组合赋权

维度	对比强度 σ_i	信息效用值 $1-e_i$	冲突性 s_i	权重 w_i
Y_1	0.077442597	0.003518245	7.368732175	0.161281265
Y_2	0.117309033	0.004367004	5.06921157	0.166748374
Y_3	0.039739897	0.00147362	6.074155048	0.067677091
Y_4	0.102517414	0.004493462	5.298621198	0.153287567
Y_5	0.066843645	0.00153775	6.148456078	0.113663276
Y_6	0.056810486	0.001005054	5.742198739	0.089750926
Y_7	0.15218913	0.009594418	5.660896865	0.247591501

即得到维度风险权重矩阵 $W = (w_1, w_2, w_3, w_4, w_5, w_6, w_7)$ 。

相较于单一客观赋权方法，CRITIC 法和熵权法的组合赋权具有显著优势。它全面且深入地综合考量了指标数据的多重关键特性，既充分挖掘数据之间的离散性特征，捕捉各维度风险指标数据在分布范围、波动幅度上的差异，以此反映不同维度风险对金融压力影响的潜在波动空间；又精准剖析数据间的冲突性，揭示各维度风险指标在变化趋势、关联逻辑上的不一致性，凸显不同维度风险在金融压力传导机制中的不同作用；同时，高度关注数据的对比强度，衡量各维度风险指标数值在整体样本中的相对大小与显著程度，进一步强化对各维度风险重要性的判断。通过这种多维度的综合考量，组合赋权法能够在有限的基础指标数据中深度挖掘、有效整合信息，极大提升赋权结果与实际情况的契合度，使赋权结果更加科学精确。

3.2.2 基于风险仪表盘方法的金融压力指数 CFSI

本文综合多位学者的研究成果，采用欧洲系统性风险仪表盘方法（ESRB-CISS）来构建我国金融压力指数，以此量化评估系统性金融风险。该评估体系最初由 Holló 等^[20]于 2012 年提出，旨在对欧洲金融系统内的系统性风险指标进行细致分析，无论是定量还是定性层面，均能实现全面评估，并有效追踪系统性风险的发展动态与变化趋势。目前，ESRB-CISS 方法已被视为国际上系统性风险评估指标体系中较为完善的一种。在具体操作上，该方法借鉴了投资组合理论的精髓，将复杂的金融系统细分为多个市场和模块，并针对每个部门精心挑选能够充分反映其系统性风险的关键指标。

故本文借鉴 ESRB-CISS, 结合 CRITIC 法和熵权法组合赋权得到的各维度金融风险贡献度, 基于投资组合理论构建一种中国金融压力指数 (CFSI):

$$CFSI_t = \sqrt{(W \otimes Y_t) \times C_t \times (W \otimes Y_t)^T} \quad (3.12)$$

其中, $W = (w_1, w_2, w_3, w_4, w_5, w_6, w_7)$, 代表各维度金融压力指数赋予权重;
 $Y_t = (Y_{1,t}, Y_{2,t}, Y_{3,t}, Y_{4,t}, Y_{5,t}, Y_{6,t}, Y_{7,t})$, 代表 t 时点各维度压力指数值; $\otimes$ 代表 Hadamard 积, 表明向量对应元素之间相乘; C_t 代表各维度金融风险指数的动态相关系数矩阵, 本文 C_t 基于滚动窗口法^[60]计算得到。

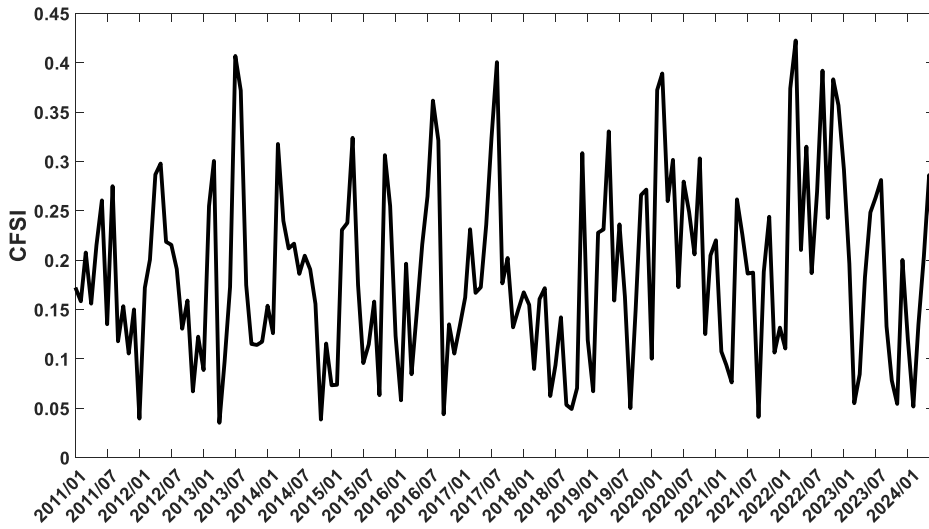


图 3-1 CFSI 结果展示

2011 年与 2012 年, 由于欧债危机的爆发和蔓延, 我国金融稳定受到一定影响, 并且国内信贷扩张过快, 市场流动性收紧, 压力指数呈现上下波动趋势。2013 年 6 月我国银行间市场资金拆借困难造成“钱荒”, 使压力指数达到中高位。为应对经济增长放缓和银行与实体经济流动性不足的问题, 央行在这一时期下调了存款准备金率, 故出现短期内压力指数的下降。2015 年中我国出现“重大股灾”, 上证指数与深证指数均大幅下跌, 前者下跌 34.8%, 后者更是高达 40.3%; 2016 年 1 月 A 股熔断, 其中两天经历了四次熔断, 为金融市场带来持续的经济压力。从 2016 年底至 2017 年 8 月期间, 我国经济承受着较大的下行压力, 企业投资与融资的积极性不高。经济增长仍高度依赖于政府投资支出、政策刺激措施以及房地产市场, 内生增长动力显得较为薄弱, 造成金融压力达到高位值。2018 年末, 中美贸易摩擦不断兴起, 我国金融压力出现上升趋势, 并且国际资本市场持续动

荡，使压力指数保持中高位。此外，从 2018 年到 2020 年期间，美方针对中国商品加征关税，对中国企业实施技术封锁和制裁，影响我国经济发展，贸易争端不断升级。2020 年初突发的新冠疫情对我国经济发展造成显著冲击，金融压力急速上升。2020 年至 2022 年间，经济复苏困难，政府加大了对实体经济的支持力度，防止金融风险进一步累积和扩散，促进了经济的平稳运行。从 2022 年 4 月到 2023 年 9 月间，央行先后下调金融机构存款准备金率三次，以及降息措施的实施，释放了大量的流动性，帮助金融机构更好的支撑实体经济，减少了企业的融资成本，缓解了金融压力，故金融压力指数出现局部下降。尤其 2023 年 8 月，我国政策性降息落地，稳增长政策持续发力，明显缓解了部分金融风险。2013 年 7 月，四川和甘肃等地连续遭受强降雨，严重地区出现洪涝、泥石流等灾害；2017 年 7 月，我国多地遭遇了高温热浪天气，全国范围内的平均气温、高温日数以及出现高温的站点比例，均创下了自 1961 年以来的历史新高；2022 年 7 月、8 月，我国部分地区受暴雨影响，如河南郑州“7·20”特大暴雨，对农业生产和经济发展产生巨大冲击；2023 年 7 月，台风“杜苏芮”登陆福建晋江，并持续向北影响我国多地区，在我国造成严重灾情，影响经济发展；2024 年 2 月，我国多地遭受了冻雨灾害的影响，冻雨灾害的强度较大，持续时间较长，为我国交通运输、农业生产以及经济发展等均带来巨大影响，直接经济损失超百亿元。受新冠疫情对经济金融发展的后续影响，2023 年全球经济滞胀，高债务、高通胀、高利率和低增长的新“三高一低”格局出现，对各国金融系统发展产生负向冲击，故 2023、2024 年我国金融压力普遍处于中高位。综上，可以看出本文构建的 CFSI 与样本期内影响我国金融风险事件发生的情况基本吻合，能反映我国金融压力走势。

3.2.3 基于对应相乘的金融压力指数 CFSI*

再使用对应相乘的指数合成方法，对七个维度金融压力指数值与赋予权重对应相乘并加总，得到整体市场金融压力指数 CFSI*。

记 $CFSI_t^* = \mathbf{W} \times \mathbf{Y}_t$ ，得 t 时点我国金融压力指数计算公式为：

$$CFSI_t^* = w_1 Y_{1,t} + w_2 Y_{2,t} + \cdots + w_n Y_{n,t} \quad (3.13)$$

即样本期内我国金融压力指数为：

$$CFSI^* = \begin{pmatrix} w_1 Y_{1,1} + w_2 Y_{2,1} + \cdots + w_n Y_{n,1} \\ w_1 Y_{1,2} + w_2 Y_{2,2} + \cdots + w_n Y_{n,2} \\ \vdots \\ w_1 Y_{1,t} + w_2 Y_{2,t} + \cdots + w_n Y_{n,t} \end{pmatrix}_{t \times 1} \quad (3.14)$$

代入 CRITIC 法和熵权法组合赋权权重值， t 时点金融压力指数为：

$$CFSI_t^* = 0.1613Y_{1,t} + 0.1667Y_{2,t} + 0.0677Y_{3,t} + 0.1533Y_{4,t} \\ + 0.1137Y_{5,t} + 0.0898Y_{6,t} + 0.2476Y_{7,t}$$

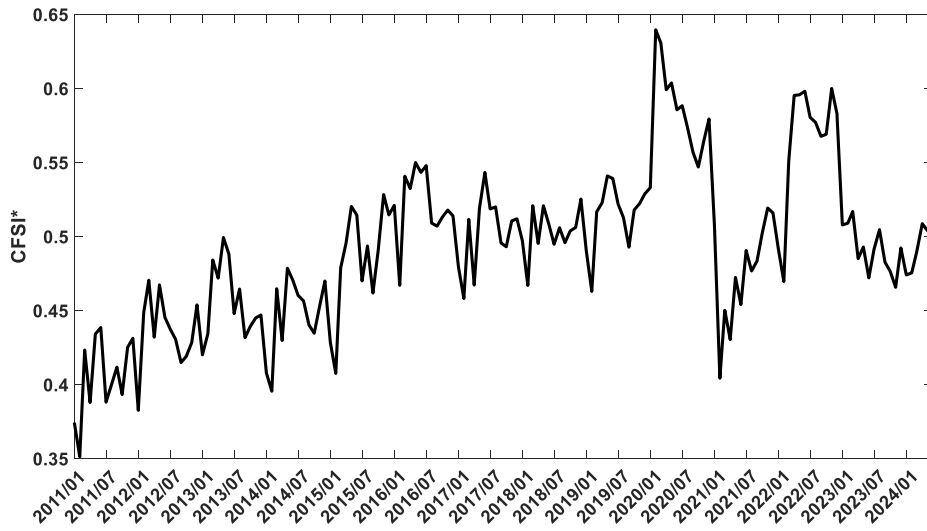


图 3-2 CFSI* 结果展示

CFSI* 时序图相对平缓，但在刻画金融压力的波动方面依具有高度的准确性。如 2015 年的股灾、2016 年上证综指与深证综指的熔断、2020 年初新冠肺炎疫情的爆发以及对金融经济的持续性影响等，较准确地反映了金融压力的波动情况。

3.2.4 对比分析 CFSI 和 CFSI*

综合观察时序图，对比分析 CFSI 与 CFSI*，两者波动趋势均能刻画出演本期内我国金融压力的整体情况，显示出它们在衡量金融风险方面的有效性。然而，在细致对比之下，CFSI* 波动较为平缓，CFSI 对金融风险的反应迅速且明显，这一差异表明 CFSI 在测度我国系统性金融风险方面具有更好的敏感性。相较于 CFSI*，CFSI 能更准确地捕捉到金融风险的动态变化，为政策制定者和市场参与者提供了更为及时和有效的风险预警信息。这也进一步验证了 CFSI 在测度系统性金融风险方面的有效性与实践价值，为维护我国金融稳定提供了重要技术支撑。

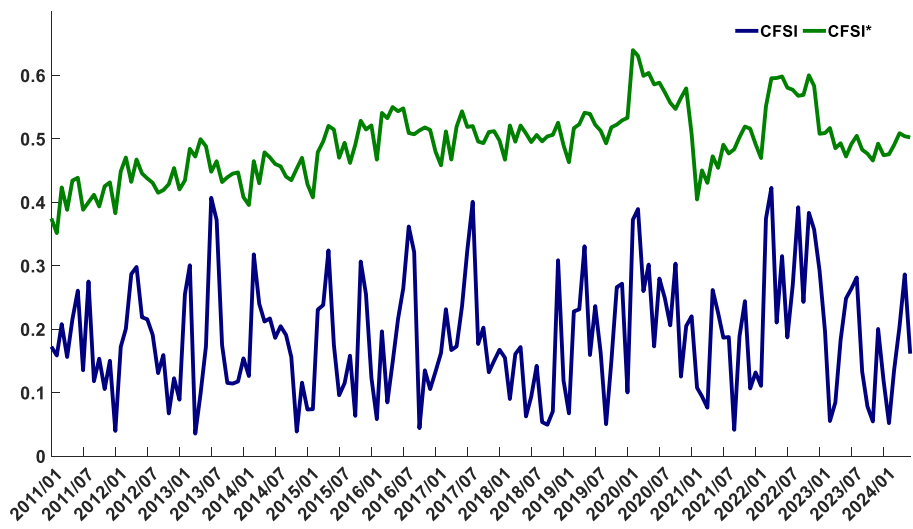


图 3-3 CFSI 与 CFSI*对比分析

3.3 基于肯德尔系数和基尼指数组合赋权构建金融压力指数

3.3.1 基于肯德尔系数和基尼指数组合赋权确定风险贡献度

基于表 2-6，根据(3.7)式得到每两个维度金融压力指数之间的肯德尔系数：

表 3-4 维度间肯德尔系数

	Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	Y_5	Y_6	Y_7
Y_1	/	0.185952	0.177287	0.145694	0.365463	0.051070	0.100299
Y_2	0.185952	/	0.210337	0.629323	0.304041	0.373361	0.509240
Y_3	0.177287	0.210337	/	0.221149	0.265777	0.255349	0.334330
Y_4	0.145694	0.629323	0.221149	/	0.255042	0.389694	0.383406
Y_5	0.365463	0.304041	0.265777	0.255042	/	0.259796	0.204739
Y_6	0.051070	0.373361	0.255349	0.389694	0.259796	/	0.278660
Y_7	0.100299	0.509240	0.334330	0.383406	0.204739	0.278660	/

根据(3.8)式，得到各维度的整体肯德尔系数：

表 3-5 各维度肯德尔系数

τ_1	τ_2	τ_3	τ_4	τ_5	τ_6	τ_7
0.170960816	0.368708944	0.244038034	0.337384659	0.275809626	0.26798814	0.301779005

根据(3.10)式，得到各维度的整体基尼指数：

表 3-6 各维度基尼指数

ξ_1	ξ_2	ξ_3	ξ_4	ξ_5	ξ_6	ξ_7
0.104165947	0.108929418	0.060487925	0.110052646	0.067572556	0.044761172	0.171891123

本文从数据的基本特性出发,基于肯德尔系数获取维度压力指数间的冲突性,基于基尼指数获取维度压力指数间的离散性,将肯德尔系数和基尼指数组合赋权,结合(3.8)、(3.10)式可得计算公式为:

$$w_i^* = \frac{\xi_i \cdot (1 - \tau_i)}{\sum_{i=1}^n (\xi_i \cdot (1 - \tau_i))} \quad (3.15)$$

通过这样的处理方式,我们可以确保评价体系中每个指标都能发挥其应有的作用,从而提高评价的准确性和全面性。

基于肯德尔系数和基尼指数组合赋权得到各维度风险权重为:

表 3-7 肯德尔系数和基尼指数组合赋权

维度	对比强度 ξ_i	相关性 τ_i	冲突性 $1 - \tau_i$	权重 w_i^*
Y_1	0.104165947	0.170960816	0.829039184	0.155969552
Y_2	0.108929418	0.368708944	0.631291056	0.163101982
Y_3	0.060487925	0.244038034	0.755961966	0.090569661
Y_4	0.110052646	0.337384659	0.662615341	0.164783811
Y_5	0.067572556	0.275809626	0.724190374	0.101177607
Y_6	0.044761172	0.26798814	0.73201186	0.06702171
Y_7	0.171891123	0.301779005	0.698220995	0.257375678

即得到维度风险权重矩阵 $\mathbf{W}^* = (w_1^*, w_2^*, w_3^*, w_4^*, w_5^*, w_6^*, w_7^*)$ 。

肯德尔系数和基尼指数组合赋权是从一个新的视角切入客观赋权法。肯德尔系数能够反映各维度风险指标与金融压力这一核心目标之间的关联紧密程度。关联性越强的指标,意味着其对金融压力的影响更为直接和显著,从而赋予其更高的权重,确保了权重分配能够紧密围绕研究目标,突出关键影响因素。基尼指数能够突出那些数据分布差异大、信息量丰富的指标。这些指标往往包含更多关于金融压力形成和变化的独特信息,给予更高权重有助于提高评价结果的敏感性和准确性,捕捉到金融市场中更为细微和重要的风险信号。

两者组合可增强权重分配的稳定性和鲁棒性，提高结果的可信度。并且在复杂多变的金融市场，不同市场环境下各维度风险对金融压力的影响机制和重要性可能存在差异。而肯德尔系数和基尼指数组合赋权方法具有一定的灵活性，能够根据不同的研究场景和数据特点，调整两者的权重分配方式，以适应不同的分析需求。故肯德尔系数和基尼指数组合赋权方法能够为金融压力评估等复杂问题提供更为科学、合理的权重分配方案，有助于更准确地把握金融市场的风险状况。

3.3.2 基于风险仪表盘方法的金融压力指数 $CFSI^{**}$

通过 ESRB-CISS，根据(3.12)式，结合肯德尔系数和基尼指数组合赋权得到的各维度金融风险贡献度，构建金融压力指数（ $CFSI^{**}$ ）：

$$CFSI_t^{**} = \sqrt{(W^* \otimes Y_t) \times C_t \times (W^* \otimes Y_t)^T} \quad (3.16)$$

此处的 W^* 为肯德尔系数和基尼指数组合赋权得到的权重。

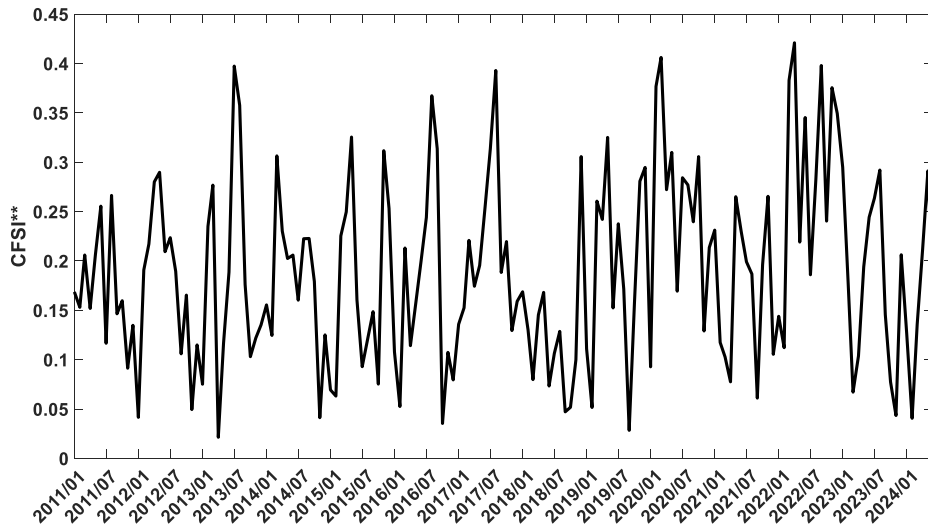


图 3-4 $CFSI^{**}$ 结果展示

从图 3-4 可以看出，通过肯德尔系数和基尼指数组合赋权结合风险仪表盘构建的金融压力指数 $CFSI^{**}$ ，能较准确反映金融压力事件的影响。在样本期内的走势与 $CFSI$ 相似，对金融风险均展现出较强的敏感性。

3.3.3 基于对应相乘的金融压力指数 $CFSI^{***}$

根据肯德尔系数和基尼指数组合赋权的权重值与(3.13)式，得到 t 时点我国金

融压力指数为:

$$CFSI_t^{***} = 0.1560Y_{1,t} + 0.1631Y_{2,t} + 0.0906Y_{3,t} + 0.1648Y_{4,t} \\ + 0.1012Y_{5,t} + 0.0670Y_{6,t} + 0.2574Y_{7,t}$$

观察图 3-5, $CFSI^{***}$ 在样本区间内整体波动较为平缓,但对金融风险上升的节点也能准确反映。如 2020 年新冠疫情冲击,捕捉了危机爆发期的金融压力骤升情况,并通过持续性的指标变化,刻画了经济复苏进程中金融压力消减的轨迹。

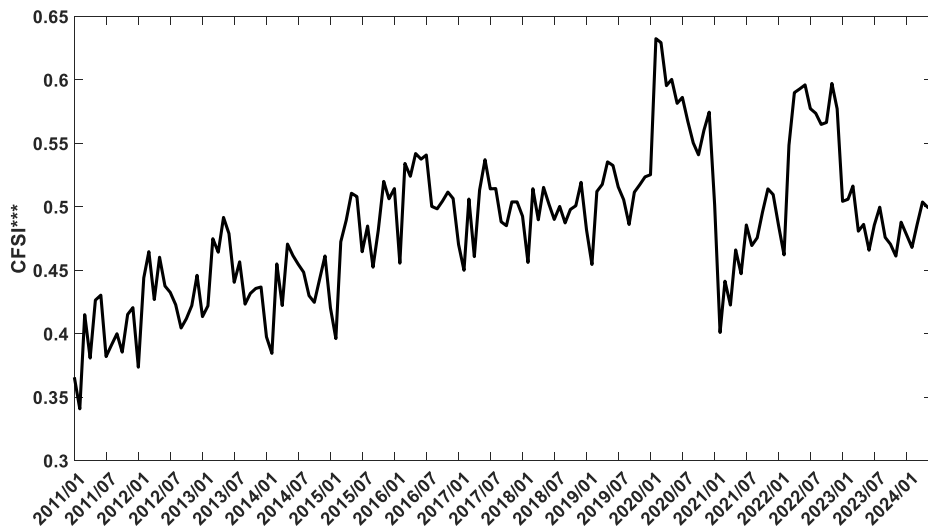


图 3-5 $CFSI^{***}$ 结果展示

3.3.4 对比分析 $CFSI^{**}$ 和 $CFSI^{***}$

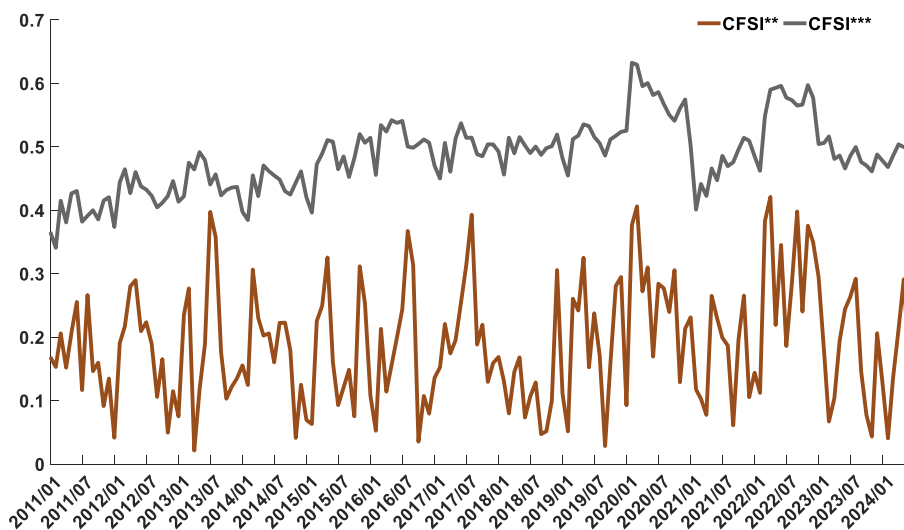


图 3-6 $CFSI^{**}$ 与 $CFSI^{***}$ 对比分析

从图 3-6 呈现的数据走势来看,在 2011 年 1 月至 2024 年 6 月样本区间内,

CFSI 与 CFSI*在反映我国金融压力整体走势方面均表现出较高的准确性，二者趋势走向大致契合金融市场的实际波动状况。不过，二者也存在明显差异，CFSI**的波动起伏更为显著。这种较大的波动特性并非缺陷，反而成为其独特优势，它能够以更为直观、清晰的方式展示金融压力在不同阶段的升高与下降态势，为观察和分析金融压力动态变化提供了更具冲击力的视觉呈现。

3.4 CFSI、CFSI*、CFSI**、CFSI***的对比分析

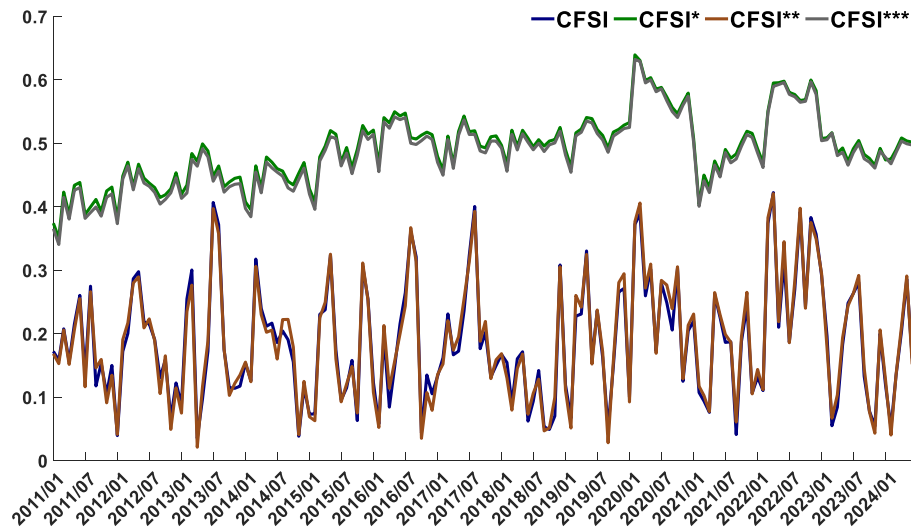


图 3-7 CFSI、CFSI*与 CFSI**、CFSI***对比分析

通过观察图 3-7，可看到采用肯德尔系数与基尼指数所构建的我国金融压力指数 CFSI**与 CFSI***，与基于 CRITIC 法和熵权法所构建的 CFSI 与 CFSI*，在趋势上分别呈现出高度的一致性。这种一致性不仅体现在整体走势的吻合上，更在于各个关键节点和波动区间内的紧密跟随，充分展示了不同方法下构建的金融压力指数在反映我国金融市场压力状况时的稳定性和可靠性。进一步对比 CFSI 与 CFSI**，我们可以发现，两者在捕捉金融压力变化方面同样展现出了高度敏感性。无论是面对金融市场的短期波动还是长期趋势，这两个指数都能迅速而准确地作出反应，为政策制定者和市场参与者提供了重要的参考依据。这一结果进一步证实了基于 ESRB-CISS 合成的金融压力指数在刻画我国金融压力走势方面的优越性。

3.5 本章小结

本章聚焦我国金融压力指数构建，创新性地运用两种组合赋权方法，对各维度金融压力指数展开科学的风险赋权工作。组合赋权方法打破了传统单一赋权方法的局限性，从多个角度、多个层面综合评估各维度对金融压力的影响程度，从而量化各维度的金融风险贡献度，使得金融压力指数的构建更加贴合实际金融运行状况。

在指数合成环节，巧妙融合 ESRB-CISS 与对应相乘法。其中，ESRB-CISS 以其成熟的理论框架和丰富的实践经验，为金融压力指数的构建提供了坚实的理论基础。从样本区间内的数据表现来看，经过该方法合成的我国金融压力指数走势呈现出高度的一致性，能够准确反映金融市场的整体波动趋势。如 CFSI 与 CFSI**，能迅速地捕捉和反映系统内金融风险的冲击，以直观的数值变化呈现风险波动，为风险预警提供了有力支撑。

第4章 金融压力指数的传导和预测

4.1 基于 TVP-SV-VAR 模型传导效应研究

4.1.1 TVP-SV-VAR 模型理论基础

在进一步研究构建的金融压力指数与宏观经济传导效应方面，本文运用的 TVP-SV-VAR 模型是 Primiceri^[38]在 VAR 模型的基础上构建的，而 VAR 模型最早是由 Sims^[61]提出，但实证时无法考察多变量之间的同期影响，故 Blanchard 和 Quah^[62]提出结构向量自回归模型（SVAR），能考虑到多变量，突出经济结构关系，使经济中的结构性冲击能够及时被识别。

最基础的 SVAR 模型为：

$$\mathbf{A}\mathbf{Y}_t = \mathbf{C}_1\mathbf{Y}_{t-1} + \mathbf{C}_2\mathbf{Y}_{t-2} + \cdots + \mathbf{C}_p\mathbf{Y}_{t-p} + \boldsymbol{\delta}_t \quad t = p+1, \cdots, n \quad (4.1)$$

其中 $\mathbf{Y}_t$ 为 $k \times 1$ 维可观察变量， t 为时间， $\mathbf{A}, \mathbf{C}_1, \cdots, \mathbf{C}_p$ 都为 $k \times k$ 维系数矩阵， $\boldsymbol{\delta}_t$ 是

$k \times 1$ 维结构性冲击矩阵，并令 $\boldsymbol{\delta}_t \sim N(0, \boldsymbol{\Sigma})$ ，其中， $\boldsymbol{\Sigma} = \begin{pmatrix} \sigma_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_k \end{pmatrix}_{k \times k}$ ，即 $\boldsymbol{\Sigma}$ 是

$k \times k$ 维对角矩阵，再令 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ a_{21} & 1 & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ a_{k1} & \cdots & a_{kk-1} & 1 \end{pmatrix}_{k \times k}$ ，即 $\mathbf{A}$ 为 $k \times k$ 维下三角矩阵。

在(4.1)式两边同时左乘 $\mathbf{A}^{-1}$ ，则得：

$$\mathbf{Y}_t = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{C}_1\mathbf{Y}_{t-1} + \mathbf{A}^{-1}\mathbf{C}_2\mathbf{Y}_{t-2} + \cdots + \mathbf{A}^{-1}\mathbf{C}_p\mathbf{Y}_{t-p} + \mathbf{A}^{-1}\boldsymbol{\delta}_t \quad t = p+1, \cdots, n \quad (4.2)$$

记矩阵 $\boldsymbol{\Psi}_i = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{C}_i (i=1, \cdots, p)$ ，(4.2)式可化为：

$$\mathbf{Y}_t = \boldsymbol{\Psi}_1\mathbf{Y}_{t-1} + \boldsymbol{\Psi}_2\mathbf{Y}_{t-2} + \cdots + \boldsymbol{\Psi}_p\mathbf{Y}_{t-p} + \mathbf{A}^{-1}\boldsymbol{\Sigma}\boldsymbol{\varepsilon}_t \quad t = p+1, \cdots, n \quad (4.3)$$

其中 $\boldsymbol{\varepsilon}_t \sim N(0, \mathbf{I}_K)$ 。

将 $\boldsymbol{\Psi}_i$ 中的每行元素改写成 $k^2 p \times 1$ 维的列向量，称为 $\boldsymbol{\beta}$ ，(4.3)式可变换为：

$$\mathbf{Y}_t = \mathbf{X}_t\boldsymbol{\beta} + \mathbf{A}^{-1}\boldsymbol{\Sigma}\boldsymbol{\varepsilon}_t \quad t = p+1, \cdots, n \quad (4.4)$$

其中 $\mathbf{X}_t = \mathbf{I}_k \otimes (\mathbf{Y}'_{t-1}, \dots, \mathbf{Y}'_{t-p})$, $\otimes$ 为克罗内克乘积。

由上述可以看出, SVAR 模型构建的前提是模型系数矩阵与误差项协方差矩阵均为常数矩阵, Primiceri^[38]与 Nakajima 等^[63]在其基础上加入了随机波动和时变参数特性, 构建了 TVP-SV-VAR 模型。

记 $\boldsymbol{\varphi}_t = \mathbf{A}_t^{-1} \boldsymbol{\Sigma}_t \boldsymbol{\varepsilon}_t$, 故得到:

$$\mathbf{Y}_t = \mathbf{X}_t \boldsymbol{\beta}_t + \boldsymbol{\varphi}_t \quad t = p+1, \dots, n \quad (4.5)$$

此时, 下三角矩阵 $\mathbf{A}_t$ 元素随时间变化:

$$\mathbf{A}_t = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ a_{21,t} & 1 & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ a_{k1,t} & \cdots & a_{kk-1,t} & 1 \end{pmatrix}_{k \times k} \quad t = p+1, \dots, n \quad (4.6)$$

按行将 $\mathbf{A}_t$ 中所有不为 0 和 1 的元素取出, 堆叠得到列向量, 记为 $\mathbf{a}_t = (a_{21}, a_{31}, a_{32}, a_{41}, \dots, a_{kk-1})'$, 再令 $\boldsymbol{\lambda}_t = (\lambda_{1t}, \lambda_{2t}, \dots, \lambda_{kt})'$, 其中 λ_{jt} 为对数随机波动率矩阵, 记为 $\lambda_{jt} = \log(\sigma_{jt}^2)$ $j=1, \dots, k$, $t = p+1, \dots, n$ 。

且在 TVP-SV-VAR 模型中, 参数遵循随机游走过程, 并符合以下分布:

$$\boldsymbol{\beta}_t = \boldsymbol{\beta}_{t-1} + \boldsymbol{\delta}_{\boldsymbol{\beta}_{t-1}} \quad \mathbf{a}_t = \mathbf{a}_{t-1} + \boldsymbol{\delta}_{\mathbf{a}_{t-1}} \quad \boldsymbol{\lambda}_t = \boldsymbol{\lambda}_{t-1} + \boldsymbol{\delta}_{\boldsymbol{\lambda}_{t-1}} \quad (4.7)$$

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{\varepsilon}_t \\ \boldsymbol{\delta}_{\boldsymbol{\beta}_t} \\ \boldsymbol{\delta}_{\mathbf{a}_t} \\ \boldsymbol{\delta}_{\boldsymbol{\lambda}_t} \end{bmatrix} \sim N \left(\mathbf{0}, \begin{pmatrix} \mathbf{I}_k & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \boldsymbol{\Sigma}_{\boldsymbol{\beta}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{a}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \boldsymbol{\Sigma}_{\boldsymbol{\lambda}} \end{pmatrix} \right) \quad (4.8)$$

其中, $\mathbf{I}_k$ 为 $k \times k$ 维单位矩阵, $\boldsymbol{\Sigma}_{\boldsymbol{\beta}}$ 、 $\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{a}}$ 和 $\boldsymbol{\Sigma}_{\boldsymbol{\lambda}}$ 分别为 $\boldsymbol{\beta}_t$ 、 $\mathbf{a}_t$ 和 $\boldsymbol{\lambda}_t$ 的协方差矩阵。

4.1.2 宏观经济指标选取

综合分析前文基于 CRITIC 法和熵权法组合赋权并借鉴 ESRB-CISS 构建的金融压力指数, 选用能够反映我国宏观经济发展状况的三个相关指标: 银行间七天同业拆借加权平均利率 (IBL)、消费者信心指数 (CCI) 和工业增加值累计增长 (%) (IVG), 比较其与金融压力指数 (CFSI) 之间的动态影响情况, 进而对金融压力指数与利率水平、消费趋向以及经济活跃程度的传导效应进行反馈,

再以传导效应是否吻合我国经济发展来验证 CFSI 的有效性。其中, 2011 年 1 月到 2024 年 6 月为选取指标的样本期, 数据频率为月度, 数据来源于 Wind 数据库。

银行间七天同业拆借加权平均利率是衡量金融市场, 尤其是银行间市场资金流动性和成本的关键指标, 其波动能够直观展示银行体系内的资金充裕状况。消费者信心指数是衡量消费者对经济展望信心程度的一项指标, 它体现了消费者对当前经济状况的评估及对未来消费倾向的预期。工业增加值累计增长率是衡量特定时期内工业领域内新增价值的关键指标, 客观反映了工业生产活动的扩展情况, 其提升往往标志着工业生产活动的蓬勃发展, 为经济增长提供了强劲的动力。

4.1.3 TVP-SV-VAR 模型参数模拟

在进行 TVP-SV-VAR 模型估计之前, 采用 ADF 方法对经济变量序列进行平稳性检验。观察结果, CFSI、IBL 以及 QM 对应的原序列平稳, CCI 序列的一阶差分在 1% 的显著性水平下平稳, 因此选用变量的一阶差分构建 TVP-SV-VAR 模型。其最优滞后期数的判定同 VAR 模型, 基于 Eviews 软件得到表 4-1, 由最小值信息准则取模型滞后期数为 2。

表 4-1 最优滞后期数判定表

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-518.3194	NA	0.010848	6.827704	6.906931*	6.859887*
1	-495.8519	43.46651*	0.009969*	6.743162*	7.139297	6.904079
2	-485.5417	19.40736	0.010744	6.817539	7.530583	7.107189
3	-479.6214	10.83455	0.012270	6.949299	7.979252	7.367683
4	-466.9773	22.47849	0.012847	6.993167	8.340028	7.540284
5	-453.4509	23.33960	0.013313	7.025502	8.689272	7.701353

为了适应 TVP-SV-VAR 带有时变参数和随机波动的模型特征, 运用 MCMC 算法来估计模型的参数, 模型模拟借助 Matlab 软件实现。MCMC 一般分为先验分布初始化和后验分布抽样两个步骤。首先进行先验分布初始化, 即对模型参数赋予初始值, 取 $\delta_{\beta_0} = \delta_{a_0} = \delta_{\lambda_0} = 0$, $\Sigma_{\beta_0} = \Sigma_{a_0} = \Sigma_{\lambda_0} = 10 \times I_k$, $(\Sigma_{\beta})_i^{-2} \sim \text{Gamma}(10, 0.01)$, $(\Sigma_a)_i^{-2} \sim \text{Gamma}(10, 0.01)$, $(\Sigma_{\lambda})_i^{-2} \sim \text{Gamma}(10, 0.01)$; 再进行后验分布抽样, 设定 MCMC 模拟迭代抽样 10000 次, 但为保证抽样整体的有效性, 取前 1000 次作为“预烧”(burn-in), 对其舍弃。

表 4-2 MCMC 参数模拟结构统计表

参数	后验均值	标准差	95%上限	95%下限	Geweke	无效因子
sb1	0.0023	0.0003	0.0018	0.0029	0.676	7.71
sb2	0.0023	0.0003	0.0018	0.0028	0.406	6.29
sa1	0.0056	0.0015	0.0034	0.0095	0.012	39.69
sa2	0.0054	0.0014	0.0034	0.0089	0.720	44.59
sh1	0.0054	0.0015	0.0033	0.0091	0.000	47.17
sh2	0.5199	0.1191	0.3017	0.7649	0.000	61.11

观察表 4-2，各参数的后验均值都在 95%置信区间内，Geweke 值均远小于 1.96，无效因子在合理范围内，最大的无效因子数为 61.11，表明马尔科夫链模拟效果较优，得到的后验分布是有效的。

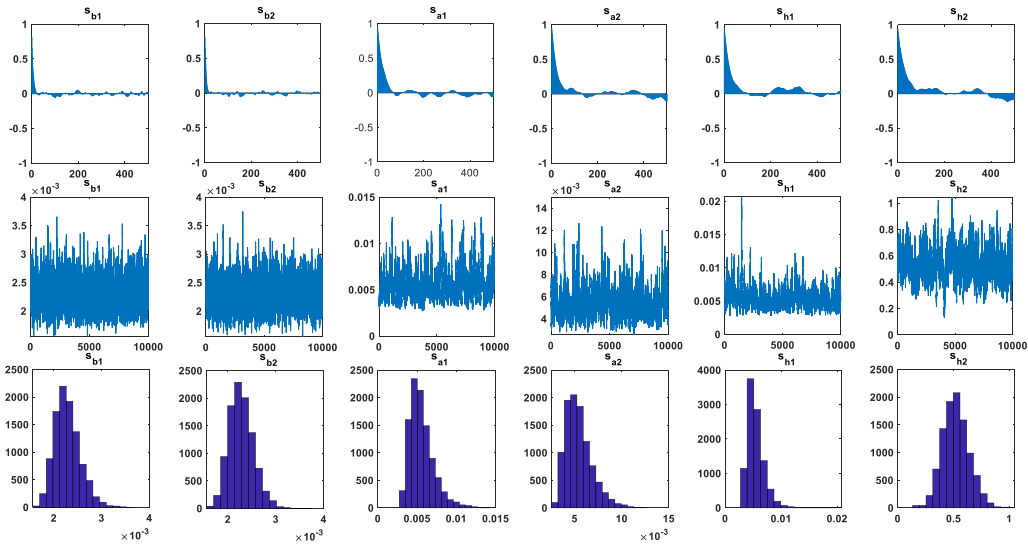


图 4-1 变量随机波动率的时变特征图

图 4-1 展示了变量随机波动率的时变特征。第一组自相关函数图显示多次迭代抽样后，各参数的自相关性从较高的水平收敛到 0；第二组样本取值路径图展示了较高的集中度，表明了模拟抽样取值路径的平稳性；第三组后验分布密度函数图基本呈现正态分布，证明了抽样的有效性。

综合分析表 4-2 和图 4-1，可得基于 MCMC 模拟抽样后的样本数据是有效且彼此独立的，体现了模型较高的拟合度，表明其可以用来计算后续的时变脉冲响应函数。

4.1.4 脉冲响应函数图分析

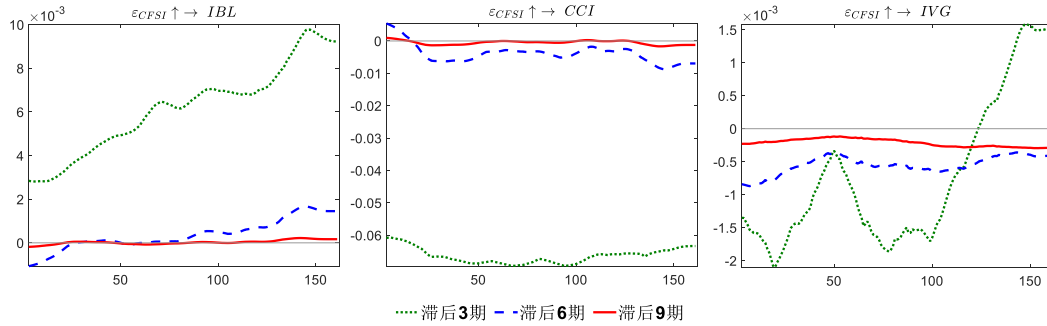


图 4-2 等时滞的脉冲响应函数图

图 4-2 是基于 TVP-SV-VAR 模型得出的不同滞后期脉冲响应函数图，表明给予变量 CFSI 一个正向冲击，其他变量是如何随时间变化响应该冲击。本文分析在滞后 3 期、6 期和 9 期下 CFSI 对 IBL、CCI、IVG 的短、中、长期时变影响。从图中来看，在滞后 3 期时，利率对金融压力的脉冲响应为正，因为金融压力增加时市场不确定性也会随之增加，则会在短期内造成利率的上行；消费者信心指数对金融压力的脉冲响应为负，因为金融压力的上升会抑制居民消费水平，改变其消费心理，居民会更倾向于将有限的收入购买生活必需品，即金融压力上升短期内会抑制消费倾向；金融压力冲击对工业增加值累计增长率产生的传导效应以负向为主，但在 2021 年中由负转正，并逐步表现为较强的正向效应，表明为调整疫情影响复苏经济，基于国家放松的货币政策，金融压力的负面影响减弱，累积效应可能开始体现为积极的增长支持。3 个经济变量在滞后 6 期时对金融压力的脉冲响应方向均与滞后 3 期时的响应相似，但响应相对平缓很多，在滞后 9 期时的脉冲响应均趋于 0 值，因为随着时间的推移，政府会调整相应政策来应对金融风险、刺激经济发展，从而将各经济指标维持在相对正常水平。

为进一步研究系统性金融风险对宏观经济的时变规律，本文在样本期内选取了 2012 年 1 月、2017 年 6 月和 2022 年 4 月三个具有代表性的观察样本点。根据图几，2012 年 1 月金融压力指数处于低位，2017 年 6 月金融压力指数在中等水平平稳波动，2022 年 4 月金融压力指数处于高位。脉冲响应长度取 12 期，即一年，得到图 4-3。

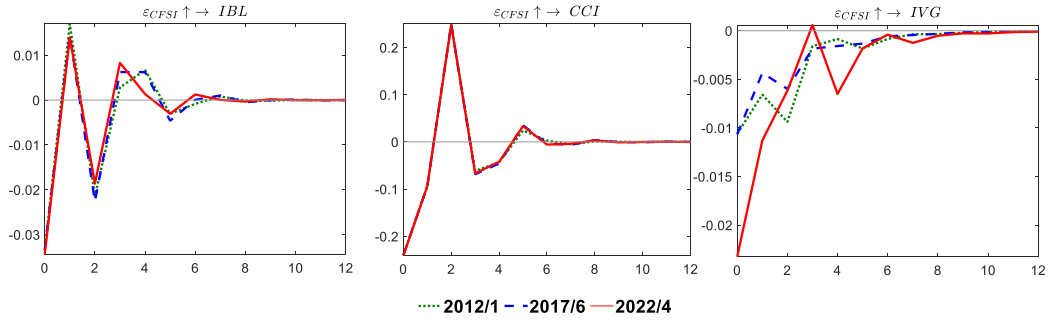


图 4-3 具体时点的脉冲响应函数图

面对金融压力的冲击，三个样本点上我国利率在短期内脉冲响应呈现明显的上升趋势，随后开始下跌，在第 2 期时跌至最低水平，再震荡波动，最后于第 6 期左右收敛于 0。因为金融压力增加，市场的风险偏好会随之降低，利率则会在短时间内出现大幅的抬升；而当金融压力影响宏观经济正常运行时，会造成实际经济收益率的下滑，使经济“脱实向虚”，进而导致利率的下行；并且政府通常会采取量化宽松的政策缓解金融风险，控制利率水平。

消费者信心指数在三个样本点的脉冲响应走势极为相似，都以负向脉冲响应为主，随后开始上升，由负转正，在第 2 期达到最高值，最后于第 6 期左右收敛于 0。即 CFSI 对 CCI 的传导效应短期内以负向为主，因为金融压力的增加一方面会使居民的预期收入减少从而降低可支配收入，一方面会促使物价水平上升，使居民减少不必要的消费支出，进而抑制短期内的消费倾向；而就中长期来看，政府会出台政策稳定经济，居民也会重新评估自身消费能力，提升消费信心。

我国工业增加值累计增长率整体呈现负向脉冲响应，负向响应强度逐步弱化，第 6 期左右收敛于 0，并且三个样本点对其传导效应方向一致，脉冲响应函数走势相同，仅强度有所差异。在处于高位压力时期的 2022 年 4 月显示的负向脉冲响应最强，全球供应链危机、地缘政治冲突、能源价格上涨等外部冲击叠加，导致工业企业成本大幅上升，进一步放大了金融压力对工业增加值的负面影响。处于低位压力时期的 2012 年 1 月与中等压力水平的 2017 年 6 月显示的负向脉冲响应相对较弱，全球经济复苏处于稳定阶段，国际贸易环境相对有利，虽然金融压力存在，但外部需求的增长在一定程度上对冲了负面冲击。从中长期来看，工业企业对金融压力的适应能力会逐步增强，宏观政策的调控效果也会显现，进而使金融冲击的边际影响随时间逐渐减弱。

4.1.5 稳健性分析

为了验证上述模型中参数估计结果的稳健性，将 MCMC 模拟迭代抽样的次数改为 20000 次（舍弃前 2000 次）来进行参数估计，以此来检验结果的稳健性。

表 4-3 基于抽样 20000 次的 MCMC 参数模拟结构统计表

参数	后验均值	标准差	95%上限	95%下限	Geweke	无效因子
sb1	0.0023	0.0003	0.0018	0.0029	0.063	8.81
sb2	0.0023	0.0003	0.0018	0.0028	0.711	9.20
sa1	0.0055	0.0016	0.0034	0.0095	0.449	38.33
sa2	0.0054	0.0014	0.0034	0.0089	0.343	38.44
sh1	0.0054	0.0015	0.0033	0.0090	0.649	40.57
sh2	0.5092	0.1177	0.2972	0.7589	0.836	55.08

观察表 4-3，各参数后验均值都在 95%置信区间内，Geweke 值均低于 1.96，无效因子数普遍偏小，即各参数均在合理范围内。表明基于迭代抽样 20000 次的马尔科夫链模拟效果较优，得到的后验分布有效。即说明运用 TVP-SV-VAR 模型对本文上述经济变量的拟合是稳健的，模型分析结果的可信度高。

综合上述分析，我国工业增加值累计增长率、银行间同业拆借利率和消费者信心指数均对金融压力指数呈现显著的时变脉冲响应特征，该特征和我国宏观经济发展密切相关，即金融压力与我国宏观经济之间有明显的动态传导效应，并且该效应符合我国宏观经济变化特征，更好地表明本文结合气候风险构建的 CFSI 与我国经济金融发展相适应，能显著反映我国金融风险动态变化趋势。

更进一步，结合图 3-7，CFSI 与 CFSI^{**}呈现高度的一致性，故本文基于两种组合赋权法构建的金融压力指数能有效刻画我国金融压力走势。

4.2 基于 ARMA 模型预测

4.2.1 ARMA 模型基础

ARMA（Autoregressive Moving Average Model）模型，是时间序列分析领域中的一种重要工具。通常以 ARMA(p,q)的形式表示，其中 AR 代表自回归部分，p 表示自回归项的数量，即当前值依赖于过去 p 个时间点的值；MA 则代表移动平均部分，q 表示移动平均项的数量，即当前误差与过去 q 个时间点的误差有关。该模型的应用前提是时间序列数据必须是平稳的，这意味着数据的统计特性在时

间上是恒定的。

为了处理非平稳的时间序列数据，ARIMA 模型在 ARMA 模型的基础上引入了使时间序列达到平稳状态所需进行的差分次数 d ，形成了 ARIMA(p,d,q)模型。通过差分运算对非平稳时间序列进行平稳化处理，进而构建 ARMA 模型开展动态分析。

为对 CFSI 进行稳定性检验，通过对数据进行 ADF 单位根检验，得出了 P 值为 $8.714393651071763e-14$ ，这一数值远低于 0.05 的显著性水平，因此，拒绝原假设，即该时间序列不存在单位根，是平稳的。ADF 统计值被计算为 -8.56064328942097，这一数值与三种不同置信水平下的临界 ADF 值进行了比较，见表 4-4。

表 4-4 单位根检验结果

ADF 统计量	置信水平	检验临界值
-8.56064328942097	1%	-3.471633386932248
	5%	-2.8796651107461972
	10%	-2.576433647235832

这些结果表明，我们所构建的金融压力指数时间序列是平稳的，数据不需要再进一步差分，故本文研究中使用 ARMA 模型来对 CFSI 进行预测分析。为后续的分析 and 预测提供了坚实的基础。ARMA 模型结构如下：

$$z_t = \varphi_1 z_{t-1} + \cdots + \varphi_p z_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (4.9)$$

其中， z_t 为样本点 t 时 CFSI 的观测值； $\varphi_1, \varphi_2, \cdots, \varphi_p$ 为自回归项系数， p 为自回归阶数； $\theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_q$ 为滑动平均项的系数， q 为滑动平均阶数； ε_t 为白噪声误差项。

4.2.2 模型参数确定

在构建 ARMA 模型时，最重要的一步是选择合适的(p,q)参数。本文基于 Python 软件，使用 AIC 和 BIC 等准则来评估不同参数组合下的模型拟合效果。结果得到最优模型 ARMA(2,3)，对应的模型输出结果见表 4-5：

表 4-5 ARMA (2,3) 模型检验结果

AIC	BIC	HQIC	Log Likelihood
-332.363	-310.750	-323.588	173.182

AIC 值、BIC 值以及 HQIC 值的降低, 以及对数似然值的增大, 均表明模型对数据的拟合效果更佳。基于这些准则, ARMA(2,3)模型在拟合 CFSI 数据时展现出了良好的表现。

表 4-6 ARMA(2,3)模型参数表

项	系数估计值	标准误差	Z 统计量	p 值	95% CI
常数 C	0.1873	0.011	17.279	0.000	[0.166, 0.208]
AR. ϕ_1	-1.0593	0.239	-4.435	0.000	[-1.527, -0.591]
AR. ϕ_2	-0.5673	0.251	-2.259	0.024	[-1.059, -0.075]
MA. θ_1	1.4804	0.229	6.454	0.000	[1.031, 1.930]
MA. θ_2	1.1515	0.260	4.421	0.000	[0.641, 1.662]
MA. θ_3	0.3953	0.086	4.603	0.000	[0.227, 0.564]
误差项方差	0.0069	0.001	8.151	0.000	[0.005, 0.009]

得到 ARMA(2,3)模型公式为:

$$CFSI_t = 0.1873 - 1.0593CFSI_{t-1} - 0.5673CFSI_{t-2} + \varepsilon_t + 1.4804\varepsilon_{t-1} + 1.1515\varepsilon_{t-2} + 0.3953\varepsilon_{t-3}$$

ARMA(2,3)模型的参数估计结果表明, 前一期和前两期的值对当前期有负向影响, 而前一期、前两期、前三期的误差对当前期有正向影响。此外, 模型误差项的方差较小, 表明模型预测精度较高。

4.2.3 残差检验

ARMA 模型的一个基本假设是, 模型的残差应该是白噪声, 白噪声特点在于服从正态分布且不具备自相关性^[64], 即残差在各个时刻是独立的, 且服从某一分布 (通常是正态分布)。本文采用 Ljung-Box 检验来检查残差是否为白噪声。

Ljung-Box 统计量被用来评估残差序列在特定滞后阶数下是否存在自相关性, 我们利用 p 值来判断观察到的统计量是否足够显著, 以至于是否能够拒绝残差是白噪声的原假设。

在实践中, 若 p 值小于预设的显著性水平 (本文设定为 0.05), 表拒绝原假设, 认为残差并非白噪声。如表 4-7 所示, 在本文中, 对于滞后阶数从 1 到 10, p 值均远大于 0.05, 因此没有证据表明残差序列在这些滞后阶数下存在自相关性, 即残差为白噪声。

表 4-7 Ljung-Box 统计量

滞后阶数	Ljung-Box 统计量	对应 p 值
1	0.001983	0.964483
2	0.009081	0.995470
3	0.119955	0.989340
4	0.974578	0.913626
5	3.383770	0.641043
6	5.977540	0.425711
7	6.101145	0.527990
8	7.028338	0.533578
9	7.592919	0.575632
10	8.698383	0.560947

4.2.4 模型拟合效果评价

RMSE 和 MAE 是评估预测模型性能的两大常用指标：RMSE 量化了模型输出与实际情况之间的偏离程度，且对较大误差更为敏感；MAE 更加直观易于理解，并且对异常值或极端误差的敏感度较低，在预测误差分布不均匀等情况下，MAE 可能是一个更稳健的指标。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} * \sum_{i=1}^m (z_i - \hat{z}_i)^2}, MAE = \frac{1}{m} * \sum_{i=1}^m |z_i - \hat{z}_i| \tag{4.10}$$

其中 m 为所取样本期数目； z_i 为真实值； $\hat{z}_i$ 为模型预测值。

表 4-8 ARMA（2,3）模型拟合效果评价

	RMSE	MAE
ARMA(2,3)	0.08627616169924554	0.07543467991529565

RMSE 和 MAE 都处于较低的水平，说明 ARMA(2,3)模型具备较高的预测精确度。

4.2.5 ARMA 模型预测结果

基于 ARMA(2,3)模型，得到表 4-9。

表 4-9 CFSI 预测值（向后 20 期）

时间	2024.7	2024.8	2024.9	2024.10	2024.11
指数值	0.166319	0.183183	0.179939	0.197306	0.180750
时间	2024.12	2025.1	2025.2	2025.3	2025.4
指数值	0.188434	0.189687	0.184001	0.189314	0.186912

续表 4-9 CFSI 预测值（向后 20 期）

时间	2025.5	2025.6	2025.7	2025.8	2025.9
指数值	0.186442	0.188302	0.196687	0.190103	0.183021
时间	2025.10	2025.11	2025.12	2026.1	2026.2
指数值	0.189556	0.178347	0.179987	0.187002	0.181201

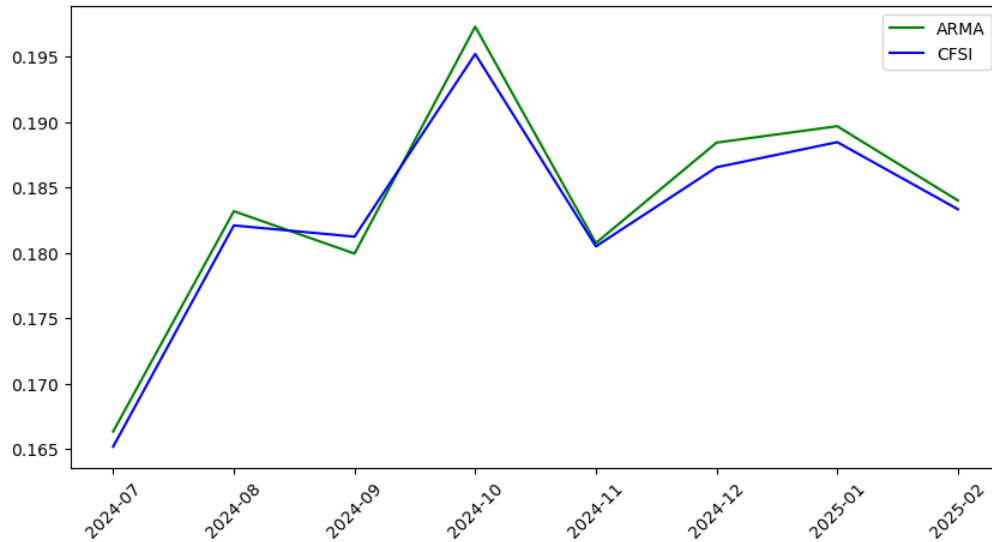


图 4-4 ARMA 预测值与实际值对比图

更进一步，根据表 2-1 中七个维度的基础指标，继续构建 CFSI 在 2024 年 7 月到 2025 年 2 月区间内的数值，与同时间区间内 ARMA 模型的预测值对比分析。见图 4-4，CFSI 实际值与 ARMA(2,3)模型预测值在时间序列上的波动轨迹高度吻合，两者呈现出几乎同步的起伏态势。进一步观察各样本点数值差异，发现实际值与预测值之间的绝对误差极小，最大误差仅为 0.0021，这一结果远低于预设的误差阈值。这一现象表明，ARMA(2,3)模型能够精准捕捉金融压力指数的短期波动规律，在预测未来金融风险水平方面具有较高的准确性与可靠性。

根据图 4-5，依赖 ARMA(2,3)预测 2025 年 3 月到 2026 年 2 月的我国金融压力指数，结果显示 CFSI 会出现波动特征，但上升和下降的幅度均很小，最高值为 0.196687，最低值为 0.178347，趋于低幅震荡态势，反映出金融市场内部各要素之间保持着相对稳定的动态平衡。从压力水平评估，近期内金融压力指数始终处于中等偏低位置，这表明我国金融市场在复杂多变的内外部环境，展现出较强的韧性与稳定性。

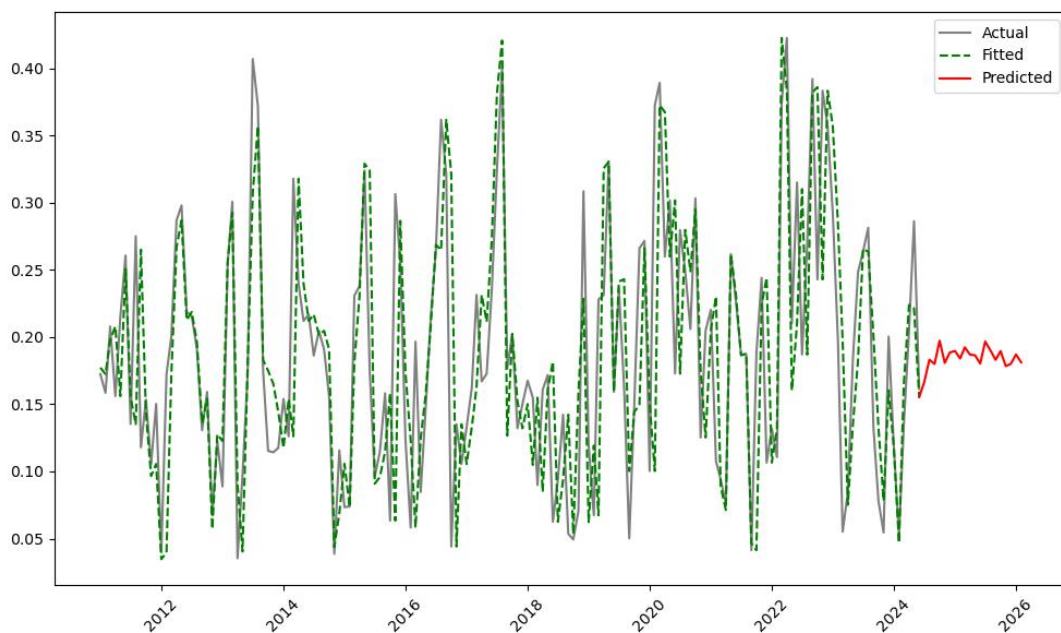


图 4-5 CFSI 拟合预测图

4.3 本章小结

本章通过 TVP-SV-VAR 模型，得出 CFSI 与我国宏观经济的动态传导效应符合我国经济的发展规律，验证了本文基于气候风险等多维度指标、结合组合赋权法构建的我国金融压力指数在刻画我国金融风险走势方面表现较为优异。再结合 ARMA 预测模型，得到我国金融压力指数预测值，表明到 2026 年 2 月，我国系统性金融风险整体处于可控范围，市场运行稳定性在逐步加强，能为深化金融改革开放提供稳定的环境窗口。

第5章 总结与建议

在金融全球化与地缘政治局势日益复杂的今天，金融风险防控工作已成为保障国家经济金融安全不可或缺的关键环节，金融风险防控工作不仅是维护国家经济金融安全的基石，更是在当前复杂多变的全球环境下，确保国家经济持续稳定发展的关键要素。面对地缘战争冲突频发、突发事件冲击加剧以及气候灾难日益严峻的现实挑战，构建一个健全、高效的金融监管和风险防范体系显得尤为重要。

5.1 总结

本文从我国金融系统特点出发，结合压力指数法，考虑国家对气候金融发展的日益重视，将气候风险纳入我国金融风险的监测范畴，运用组合赋权法，合成更加全面的中国金融压力指数。实证结果如下：

（1）金融市场是一个复杂且相互关联的系统，每个维度的市场都有其独特的运行规律和风险特征，不同指标能够从不同角度揭示金融市场的运行情况和风险水平，故考虑多个维度的金融风险能更准确地评估金融压力。当前全球气候变化频繁，我国是受气候变化影响的敏感区，极端的气候变化会给农业生产、基础设施建设等带来威胁，气候风险逐步成为影响我国金融系统发展的新的风险来源，而气候风险相关指标数量多、客观性强以及对风险信息披露及时等数据特点，为系统性金融风险的度量开辟了一个新的分析维度，进而构建更具稳健性的金融压力指数。故将气候风险纳入我国金融市场风险的监测体系具有一定实践意义。

（2）系统性金融风险压力指数是由各维度金融风险相互传导、共同作用形成，基于样本期内时变热力图可以看出各维度压力指数在发展趋势上会呈现一定的相似性，但也会展现自身的风险特征。同时，各维度金融市场之间存在密切的风险关联和风险传染，时变热力图能直观展示维度间的风险相关信息，DY 溢出指数是衡量金融市场间风险溢出水平的有效工具。故进一步从内部视角凸显所选经济系统内七个维度金融压力复杂动态的交互关系，并基于研究结果体现出将气候风险纳入金融压力指数监测体系的合理性。

（3）基于 CRITIC 法和熵权法的组合赋权与基于肯德尔系数和基尼指数的

组合赋权，两种组合赋权方法对应的金融压力指数走势呈现高度的一致性，表明计算出的各维度风险贡献度在金融风险评估中的有效性，充分展现了其在捕捉金融风险动态、衡量各维度风险重要性方面的准确性和可靠性。故在监测金融风险时要综合考虑各个维度压力指数的多方面特性，匹配合适的风险贡献权重，旨在通过多维度的分析与评估，从不同角度监控我国金融体系的潜在风险，构造更具说服力的金融压力指数。

（4）本文构建的金融压力指数较符合我国经济金融实际发展趋势，我国金融市场整体呈现稳定发展。通过 TVP-SV-VAR 模型刻画金融压力给我国宏观经济带来的时变冲击，结果表明金融压力与我国经济之间存在明显的动态传导效应，并且符合我国宏观经济发展规律，验证了本文结合气候风险要素与组合赋权方法构建金融压力指数的有效性，能显著反映我国金融风险的动态变化。

（5）为更深入地了解未来金融压力的变化趋势，采用 ARMA 模型进行预测，预计近期内我国金融压力指数会出现低幅震荡，但并不会改变整体平稳的态势，且金融压力指数仍将维持在相对较低的范围内。这表明，尽管金融市场可能会面临一些短期的波动和挑战，但整体而言，我国金融系统仍然具有较强的风险抵御能力。

5.2 建议

（1）监管部门应当综合考虑多维度金融风险指标，采取科学且合理的方法与模型，构建金融压力指数，更全面、准确地反映金融体系的整体压力状况，获取及时有效的预警信息。

（2）在密切关注金融市场整体压力状况的同时，监管部门还应对单个金融市场以及局部压力事件保持高度警觉，建立基于风险贡献度的差异化监管框架，通过对其深入分析和及时应对，可以更全面地评估系统性风险的整体态势。

（3）为了有效防范风险的跨市场传染，系统性风险监测预警体系中，应当设立涵盖市场间两两关联性的指标，加强跨维度、跨市场、跨部门的数据共享与合作，提高数据资源的利用效率，为金融风险监测与度量提供更加全面、准确的指标数据支持，监管部门可以及时发现市场间的风险联动效应，从而采取针对性的防控措施。

参考文献

- [1] 杨子晖, 陈里璇, 陈雨恬. 经济政策不确定性与系统性金融风险的跨市场传染——基于非线性网络关联的研究[J]. 经济研究, 2020, 55(1): 65-81
- [2] Li L, Fei C, Fei W. Research on investment incorporating both environmental performance and long (short) term financial performance of firms[J]. International Journal of Systems Science, 2024, 55(2): 273-299.
- [3] 杨子晖, 李东承, 陈雨恬. 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[J]. 管理世界, 2024, 40(2): 47-67.
- [4] Group of Ten. Report on Consolidation in the Financial Sector[R]. Bank for International Settlements, 2001.
- [5] 吴海霞, 邢春华, 孙婵娟. 运用信号分析法建立我国的金融风险预警系统[J]. 金融论坛, 2004, (6): 51-56+63.
- [6] Kaminsky G, Lizondo S, Reinhart C M. Leading indicators of currency crises[J]. Staff Papers, 1998, 45(1), 1-48.
- [7] Sachs J D, Aaron T, Andres V. Financial crises in emerging markets: the lessons from 1995[J]. NBE Working Paper, 1996.
- [8] Frankel J A, Rose A K. Currency crashes in emerging markets: An empirical treatment[J]. Journal of International Economics, 1996, 41: 351-366.
- [9] Kaminsky G L, Reinhart C M. On crises, contagion, and confusion[J]. Journal of International Economics, 2000, 51(1): 145-168.
- [10] Gropp R, Moerman G. Measurement of contagion in banks' equity prices[J]. Journal of International Money and Finance, 2004, 23(3): 405-459.
- [11] Mantegna R N. Hierarchical structure in financial markets[J]. Computer Physics Communications, 1999, 121(1): 153-156.
- [12] Diebold FX, Yilmaz K. On the Network Topology of Variance Decompositions: Measuring the Connectedness of Financial Firms[J]. Journal of econometrics 2014, 182(1): 119-134.

- [13] 宫晓琳. 未定权益分析方法与中国宏观金融风险的测度分析[J]. 经济研究, 2012, 47(3): 76-87.
- [14] 王营, 曹廷求. 中国区域性金融风险的空间关联及其传染效应——基于社会网络分析法[J]. 金融经济研究, 2017, 32(3): 46-55.
- [15] Adrian T, Brunnermeier MK. Federal Reserve Bank of New York Staff Report 348[J]. Federal Reserve Bank of New York Staff Reports, 2011, 55(6): 301-348.
- [16] Brownlees C T, Engle R F. Volatility, Correlation and Tails for Systemic Risk Measurement[J]. SSRN Electronic Journal, 2012.
- [17] Acharya V, Engle R, Richardson M. Capital Short fall: A New Approach to Ranking and Regulating Systemic Risks[J]. American Economic Review, 2012, 102(3): 59-64.
- [18] 宋清华, 姜玉东. 中国上市银行系统性风险度量——基于 MES 方法的分析[J]. 财经理论与实践, 2014, 35(6): 2-7.
- [19] 沈悦, 戴士伟, 罗希. 中国金融业系统性风险溢出效应测度——基于 GARCH-Copula-CoVaR 模型的研究[J]. 当代经济科学, 2014, 36(6): 30-38+123.
- [20] Hollo D, Kremer M, Loduca M. CISS-a composite indicator of systemic stress in the financial system[J]. Social Science Research Network, 2012.
- [21] Louzis D, Angelos V. A financial systemic stress index for Greece[J]. Working paper, 2013.
- [22] 陈守东, 马辉, 王晨. 中国金融脆弱性指数的合成及风险预警系统的建立——基于因子分析和 Markov 区制转移模型的方法探讨[J]. 21 世纪数量经济学, 2007, (8): 124-133.
- [23] 陶玲, 朱迎. 系统性金融风险的监测和度量——基于中国金融体系的研究[J]. 金融研究, 2016, (6): 18-36.
- [24] 赵修仪, 邓创. 中国系统性金融风险及其对金融周期、经济周期的影响动态[J]. 经济评论, 2022, (4): 114-129.

- [25] 丁鑫. 西部后发地区城市商业银行系统性金融风险测度——基于综合指数法的分析[J]. 金融理论探索, 2020, (2): 70-80.
- [26] Illing M, Liu Y. An Index of Financial Stress for Canada[J]. Working Papers, 2003, 29(14): 1-53.
- [27] Hakkio C S, Keeton W R. Financial stress: what is it, how can it be measured, and why does it matter? [J]. Economic Review, 2009, 94(2): 5-50.
- [28] Balakrishnan et al. The Transmission of Financial Stress from Advanced to Emerging Economies[J]. Emerging Markets Finance & Trade, 2009, 47(5): 40-68.
- [29] Van R B. Financial stress and economic activity in Germany and the Euro Area[J]. Kiel Working Paper, 2011.
- [30] 陈守东, 王妍. 金融压力指数与工业一致合成指数的动态关联研究[J]. 财经问题研究, 2011, 10: 39-46.
- [31] 郑桂环, 徐红芬, 刘小辉. 金融压力指数的构建及应用[J]. 金融发展评论, 2014, 8: 50-62.
- [32] 许涤龙, 陈双莲. 基于金融压力指数的系统性金融风险测度研究[J]. 经济学动态, 2015, (4): 69-78.
- [33] 苗子清. 中国金融压力的测度和时变特征研究——基于 MIMIC 和 MS-AR 模型的分析[J]. 价格理论与实践, 2020, (9): 102-106
- [34] 李敏波, 梁爽. 监测系统性金融风险——中国金融市场压力指数构建和状态识别[J]. 金融研究, 2021, (6): 21-38.
- [35] 徐国祥, 李波. 中国金融压力指数的构建及动态传导效应研究[J]. 统计研究, 2017, 34(4): 59-71.
- [36] 崔惠颖, 赵佳琦. 财政支出、房地产价格对系统性金融风险的影响研究——基于 TVP-SV-VAR 模型的实证分析[J]. 中国物价, 2023, 10: 11-14.
- [37] 梁洪, 李树, 王雨. 数字金融、货币政策与系统性金融风险——基于 TVP-VAR-SV 模型的实证研究[J]. 统计研究, 2023, 40(11): 68-79.
- [38] Primiceri G E. Time varying structural vector autoregressions and monetary policy[J]. Review of Economic Studies, 2005, 72(3): 821-852.

- [39] Nakajima J, Kasuya M, Watanabe T. Bayesian analysis of time-varying parameter vector autoregressive model for the Japanese economy and monetary policy[J]. *Journal of the Japanese & International Economies*, 2011, 25(3): 225-245.
- [40] 陈雨露. 当前全球中央银行研究的若干重点问题[J]. *金融研究*, 2020, (2): 1-14.
- [41] Stolbova V, Monasterolo I, Battiston S. A Financial Macro Network Approach to Climate Policy Evaluation [J]. *Ecological Economics*, 2018, 149: 239-253.
- [42] Dietz S, Bowen A, Dixon C, et al. Climate value at risk of global financial assets[J]. *Nature Climate Change*, 2016, 6(7): 676-679.
- [43] Lanfear M G, Lioui A, Siebert M G. Market anomalies and disaster risk: Evidence from extreme weather events[J]. *Journal of Financial Markets*, 2019, 46: 100477.
- [44] Giglio S, Maggiori M, Rao K, et al. Climate Change and Long-run Discount Rates: Evidence from Real Estate[J]. *The Review of Financial Studies*, 2021, 34(8): 3527–3571.
- [45] 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.
- [46] 姬强, 赵万里, 张大永, 等. 气候风险感知对金融市场的影响——基于中国企业层面的微观证据[J]. *计量经济学报*, 2022, 2(3): 666-680.
- [47] 张韵晗, 郭琨, 姬强, 等. 气候冲击对中国大类资产收益的信息溢出研究[J]. *计量经济学报*, 2023, 3(2): 426-442.
- [48] 崔婕, 蔡源. 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[J]. *中南财经政法大学学报*, 2024, (1): 82-95.
- [49] 郭昱. 权重确定方法综述[J]. *农村经济与科技*, 2018, 29(8): 252-253.
- [50] 刘秋艳, 吴新年. 多要素评价中指标权重的确定方法评述[J]. *知识管理论坛*, 2017, 2(6): 500-510.

-
- [51] 蔡雷. 建模与仿真中权重确定的模糊数学方法[J]. 教学与科技, 2004, (2): 23-27.
 - [52] 宋冬梅, 刘春晓, 沈晨, 等. 基于主客观赋权法的多目标多属性决策方法[J]. 山东大学学报(工学版), 2015, 45(4): 1-9.
 - [53] 金星日, 尹锡杰, 许虎男. 主成分分析法在工业企业经济效益综合评价中的应用[J]. 数理统计与管理, 1997, 16(6): 15-18.
 - [54] Pradob Q D, Fernandes H R, Araujo T G, et al. Evaluation of clima to logical variables in Uberlandia(MG) by principal component analysis [J]. Engenharia sanitaria e ambiental, 1990, 21(2): 407-413.
 - [55] Fernandez-Perez A, Fuertes A M, Gonzalez-Fernandez M, et al. Fear of Hazards in Commodity Futures Markets[J]. Journal of Banking and Finance, 2020, 119: 105902.
 - [56] Diakoulaki D, Mavrotas G, Papayannakis L. Determining objective weights in multiple criteria problems: The critic method[J]. Computers & Operations Research, 1995, 22(7): 763-770.
 - [57] 魏书荣, 闫梦飞, 任子旭, 等. 考虑运行环境影响的海上双馈风电机组状态判别[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(20): 181-189.
 - [58] Fan W L, Hu P, Liu Z G. Multi-attribute node importance evaluation method based on Gini-coefficient in complex power grids[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2016, 10(9): 2027-2034.
 - [59] 林冠强, 莫天文, 叶晓君, 等. 基于 TOPSIS 和 CRITIC 法的电网关键节点识别[J]. 高电压技术, 2018, 44(10): 3383-3389.
 - [60] 张勇, 彭礼杰, 莫嘉浩. 中国金融压力的度量及其宏观经济的非线性效应[J]. 统计研究, 2017, 34(1): 67-79.
 - [61] Sims C A. Macroeconomics and reality[J]. Econometrica: Journal of the Econometric Society, 1980, 48(1): 1-48.
 - [62] Blanchard O J, Quah D. The Dynamic Effects of Aggregate Demand and Supply Disturbances[J]. American Economic Review, 1989, 79(4): 655-673.
 - [63] Nakajima J, Kasuya M, Watanabe T. Bayesian analysis of time-varying parameter vector autoregressive model for the Japanese economy and

monetary policy[J]. Journal of the Japanese & International Economies, 2011, 25(3): 225-245.

- [64] 闫少华, 谢晓璇, 张兆宁. 基于小波优化 GRU-ARMA 模型的空中交通流量短时预测方法[J]. 交通信息与安全, 2022, 40(4): 177-184.

硕士期间主要研究成果

- [1] 郝诗凡, 李志民. 金融压力指数对宏观经济传导效应研究——基于 TVP-SV-VAR 模型[J]. 洛阳师范学院学报, 2025, 44(2): 28-35.

致 谢

总认为来日方长，行文至此才惊觉研究生生涯已临近尾声，回首来路，我心中充满了感激，感恩所有给予我学术指导、生活支持与精神鼓舞的师长和亲友。

首先，我要衷心感谢我的导师李志民教授。李志民老师学术功底深厚、治学态度严谨，为我树立了良好的学术研究榜样。老师耐心解答我学习上的疑问，鼓励我勇于探索、敢于创新，从论文的选题、框架的构建到内容的撰写，每一阶段老师都给予了很大的帮助。还感谢三年来老师对我生活上的关怀，当我遇到挫折和挑战，总是耐心倾听，提供宝贵的建议和支持，开导我继续前进。祝愿老师在今后身体健康，工作顺利，学术长青！

其次，我要感谢我的师兄师姐：杨磊师兄、赵雅琪师姐、李森师姐、王秋艳师姐。从确定研究主题到进行论文的实证分析，他们不吝于分享经验，给了我诸多宝贵建议。也感谢我的三位同门，三年里我们经常沟通交流，相互鼓励，共同进步。希望我们未来一帆风顺，都能实现自己的梦想！

再次，我要感谢我的家人和朋友。感谢父母的支持与付出，他们包容我的不足、自豪我的成长，是他们的爱与鼓励一直激励着我前进，让我永远有底气、有动力去争取。同时也感谢我的朋友对我独一份的支持，感谢在他眼中，我无论成功与否，都永远顶顶优秀。我将不负期待，继续努力，创造更好的未来！

最后，我要感谢安徽工程大学对我的悉心栽培。求学期间，学校提供了丰富的学习资源和优越的学习环境，我深感荣幸并心怀感激，将铭记于心，继续前进。祝愿学校辉煌永续，桃李满天下！