相关性结构分解视角下金融风险传染的识别与预测

郑延婷◎著

北京出版集团
北京出版社

图书在版编目（CIP）数据

相关性结构分解视角下金融风险传染的识别与预测 / 郑延婷著 . —北京：北京出版社，2023.5
ISBN 978 − 7 − 200 − 17927 − 9

Ⅰ. ①相… Ⅱ. ①郑… Ⅲ. ①金融风险防范—研究—中国 Ⅳ. ① F832.1

中国国家版本馆 CIP 数据核字（2023）第 082616 号

责任编辑　杜冬梅
版式设计　名人时代
责任印制　武绽蕾

相关性结构分解视角下金融风险传染的识别与预测
郑延婷　著
*
北京出版集团
北京出版社　出版
（北京北三环中路 6 号）
邮政编码：100120
网　址：www.bph.com.cn
北京出版集团总发行
新华书店经销
北京建宏印刷有限公司印刷
*
787 毫米 × 1092 毫米　16 开本　10.75 印张　191 千字
2023 年 5 月第 1 版　2023 年 5 月第 1 次印刷
ISBN 978 − 7 − 200 − 17927 − 9
定价：58.00 元
如有印装质量问题，由本社负责调换
质量监督电话：010−58572393

前　言

随着全球经济下行、俄乌冲突爆发、极端天气频发，高度不确定性成为全球经济面临的共同挑战，引发各界对不确定性因素的冲击效应、影响机制与政策应对的深度思考。不确定性既是一种风险源，又可能成为风险加速器，使得原本就复杂多变的全球金融市场风险传染效应加剧，风险传染路径更加复杂。

风险传染效应识别的首要前提是对全球市场间的相关性变动精确理解。现代风险传染识别、度量、监测及预警模型早已从早期对线性相关系数监测发展到对非线性、非对称性、结构性等收益与波动多维关联的监测，在业界和学界中形成了不少极具参考价值的研究和实践成果。尽管如此，各界对风险传染的定义仍未达成共识。一方面的原因在于对诱发风险传染的危机事件判断还存在主观性，造成传染识别分析的样本选取存在分歧，直接影响后续的模型设定，最直接的表现是，即使对同一知名风险事件，部分学者识别出传染效应，而另一部分学者认为仅仅为关联性增加；另一方面的原因在于现代风险传染识别模型的研究对象主要是各类相关系数及其时间序列，对于相关性结构的分析模型较少，造成传染识别模型大多是基于综合相关性监测而开展的，无法触达更为本质的内在结构变动特征。而事实上，相关性结构包含的信息相较于相关系数更为丰富。

鉴于此，本书专注全球金融市场间相关性结构的分解及其在识别风险传染效应中所带来的边际贡献，从更为直观的相关性结构概率表达入手，分析不同市场行情下相关性分解结构的动态变动特征，建立分解框架下的风险传染识别及分类模型，从而探讨多元风险源对相关性分解结构及传染效应的影响机理，为各国政府、监管

部门及投资者监测风险传染、制定预警策略提供新的视角和方案。

本书研究成果受国家自然科学基金面上项目“双向开放提速背景下金融风险传染效应的识别及应用研究”（项目号：71971004）和北京市属高校分类发展项目之“数字经济与首都发展创新中心建设”（项目号：19002022047）的共同资助。

目　　录

第一章　基于相关性结构分解研究金融风险传染的研究概述 …… 1

第一节　研究背景 …… 1
第二节　研究意义 …… 3
第三节　研究目标 …… 8
第四节　研究内容 …… 9
第五节　关键科学问题 …… 21
第六节　特色与创新 …… 23

第二章　金融风险传染效应的研究综述 …… 26

第一节　金融风险传染定义的学术讨论 …… 26
第二节　金融风险传染效应识别模型的研究动态 …… 28
第三节　Copula 模型下金融风险传染效应与相关性结构解析 …… 37
第四节　金融风险传染影响因素与机制的研究 …… 42
第五节　次贷危机的金融风险传染研究 …… 46
第六节　文献总评 …… 48

第三章　相关性结构分解视角下金融风险传染实证研究 …… 50

第一节　相关性结构分解的必要性 …… 50
第二节　分解视角下金融风险传染的定义 …… 54
第三节　时间维度上的金融风险传染识别方法 …… 60
第四节　中美股市风险传染效应的实证分析 …… 62

第五节　全球股市间相关性结构分解特征及影响因素的实证分析 …… 83
第六节　中国上市银行间风险传染结构网络分析 …… 112

第四章　总结与展望 …… 142

参考文献 …… 152

第一章　基于相关性结构分解研究金融风险传染的研究概述

第一节　研究背景

从当前国内外金融形势来看，我国深化金融对外开放水平势在必行，与此同时，又必须面对国际金融市场动荡及国际投资者预期的不确定性等外部冲击带来的负面风险传导和放大，防范市场异常波动和共振成为未来一段时间防控化解金融风险的重点工作之一。而首先需要解决的问题便是金融风险传染效应的有效识别。

双向开放提速背景下，如何防范全球金融风险冲击造成的风险传染成为我国金融业的核心任务。2018 年以来，中国金融业在经济下行压力下备受考验，虽然金融整体运行平稳，然而，未来一段时间防范化解金融风险仍面临诸多挑战。首先，从国际环境方面上看，国际货币基金组织（IMF）将 2019 年全球经济增长预期由之前的 3.9% 下调至 3.7%，国际金融市场震荡加剧，我国金融业遭受外部冲击的风险逐渐加大。其次，从国内金融业开放进程上看，多项金融领域的开放政策陆续出台，从信用评级市场开放到合格境外机构投资者准入条件和投资方位放宽，再到“熊猫债”发行指引发布，“扩大开放”成为金融业下一步的重点工作。面对复杂多变的外部环境以及国内对外开放的实际需求，如何回避全球金融风险的冲击，将是金融业未来一段时间的核心任务。最后，从系统性风险防范角度看，虽然我国防范化解金融风险已经取得了阶段性成果，但是全球主要经济体需求不足增速放缓，系统性风险将继续上升，并且存在再次演变为局部或全球系统性危机的可能。金融风险传染作为风险传导及系统性风险的重要体现，其有效识别对于防范全球金融风险

冲击、提高参与国际金融治理能力有着重要的实践意义。

当前各界对金融风险传染界定尚存分歧，加大了我国防控外部金融风险冲击的难度系数。随着金融业双向对外开放的推进，我国金融业与外部接触的机会大大增加，其带来利益共享风险共担的同时，也加大了金融风险传染的可能性。如何平衡金融开放带来的利与弊考验着监管层的风险管理水平。然而，目前无论是学界还是政府，对金融风险传染的科学定义却始终未能形成定论。在市场间存在相关性的基础上，存在关联（interdependence）与传染（contagion）两种风险效应，在金融风险传染学术领域，国外学者研究早期便强调区分两种风险效应的重要性。

事实上，造成金融风险传染界定分歧的一个重要原因是传染来源和渠道的多样化和复杂性。经济基础假说认为，宏观经济往来形成金融市场间的经济基本面关联，若金融市场变量间相关性在某一冲击事件后显著增加，即可判定发生了风险传染；市场传染假说则认为，经济基本面只是反映了金融市场间一贯的相关性，当投资者在无法获得全部市场信息的情况下，会参考他国市场价格信息来形成交易策略，从而增强了市场间的相关性，这样，剔除了共同冲击、经济基本面等相关性因素后的过度相关性才是真正的传染；还有部分学者结合上述两种假说，考虑高波动期间市场相关性，并将极端负面冲击引发的“过度”相关性视为风险传染。因此，对于风险传染效应的有效识别对我国金融业深化改革已是迫在眉睫。

风险传染以相关性存在为前提，与正向相关性关系更为密切，因此，借助相关性结构分析实现风险传染效应识别是一个自然而然的研究起点。高度相关性是风险传染的必要而非充分条件，而且相关性的负向相关及独立结构对风险传染效用具有一定的抵消作用。经过文献梳理可以发现，在经济基本面和市场信息等多重因素综合作用下，金融市场间的相关性应具有一定的内在结构，因此，单一相关系数不足以实现精准的风险传染效应识别。然而，相比相关性度量理论方面的硕果累累，其结构解析方面的研究略显不足。如若将相关性视为一种金融变量，那么如何对金融变量进行有效的结构解析呢？可以在金融风险量化工具的梳理过程中得到启示，分解思想是一类进行结构解析的有效研究思路。例如以下常用模型均体现了分解思想：通过因子模型，单个证券的风险可以分解为市场风险、个股风险和随机扰动风险；通过 Copula 模型，高维资产联合分布被分解为成分边缘分布和相关性结构；通过时间序列模型，资产波动性被分解为长期平均波动和短期波动等等。本项目借鉴金融变量分解的研究思路，拟构建相关性的结构分解模型以识别金融风险传染效

应，从而，推进国内对于相关性结构解析方面的研究进度，该研究工作具有重要的理论意义。

最后，再特别强调一点，不同市场行情状态会导致金融风险传染效应的异化表现。金融风险天然具有传染属性，只是在不同市场状态下传染强度和可控性不同。一般而言，与正常市场行情相比，市场极端行情时的风险传染更加容易失控。风险传染效应是风险传染属性在市场由正常态向极端态演进过程中逐渐增强、积聚并逐渐失控导致的。因此，为了有效地识别风险传染效应，还需做好一项重要工作，即实现市场行情切换过程中，金融风险传染属性的动态监测。虽然部分学者在运用相关性方法研究传染问题时把市场行情转换融入模型中，并提出了诸如上尾相关系数、机制转换的条件相关系数、动态平滑分位数相关性等行情切换条件下风险传染效应的识别指标，但上述方法未能兼顾到相关性内在结构，仍有存在较大的改进空间。本书借助联合概率空间划分，将市场行情因素融入相关性结构分解模型中，从而进行空间和时间两个维度上的金融风险传染效应动态监测。

第二节　研究意义

一、理论意义

构建相关性的结构分解模型，剥离出金融风险的传染属性，并与风险分散效应和独立效应进行量化区分，从而，实现金融风险传染效应的精准识别，有助于深刻理解相关性对风险传导的作用机理。

相关性能够捕捉金融市场变量间协同变动的特征，是引发风险传染的基础要素之一。金融市场是一个多层次且相互联系的复杂网络，金融风险的传染属性使得单个或局部的金融问题容易演变成全局性的金融危机。自 1997 年亚洲金融危机后，金融风险传染效应被正式提出来，并随着危机事件的频繁爆发，越来越受到学界及实业界的关注。由于风险传染一直被视为金融体系稳定的威胁，政府、投资者及学者从历次危机中积累了不少有效识别和防控风险传染的手段，然而，令人担忧的是，现有的风险传染防控手段并没有完全使得人们远离危机，近期的危机事件仍然表现出较强的风险传染性。不少学者通过相关系数显著性检测进行风险传染效应识别，例如，经典的 Pearson 相关系数识别法（参见 Mantegna 1999，Bonanno et al.

2004 等）和后来的斯皮尔曼以及 Kendall 等秩相关系数（参见 Durante et al.2013，Aghabozorgi et al. 2014 等）。

然而，相关性与风险传染的内涵却大有不同，一般而言，风险传染往往与正向相关性相对应，而负向相关性和独立则能产生一定的风险分散化效果。一方面，多数学者采用 Forbes et al.（2002）给出的风险传染定义，认为对于本就具有较高相关性的金融市场，相关系数并不能有效识别风险传染效应，应采用适当并有效的手段对关联效应和传染效应进行区分。另一方面，与传统相关系数法相比，Copula 模型能够摆脱单个金融变量的自身影响，更加全面地刻画金融变量间的相关性结构，近年来其在风险传染研究领域获得了广泛应用。在所有 Copula 构成的集合中，存在三种基础相关性结构，一种是拥有极大正相关性的同单调结构，其金融意义可以理解为，两金融变量是由同一个风险因子的不同增函数形式驱动；另一种是具有极大负相关性的反单调结构，其与同单调结构相对应，虽然两金融变量亦是同一个风险因子驱动，但是增减方向恰好相反；最后一种则是独立结构，即两金融变量由完全独立的两个风险因子驱动。本书通过混合上述三类基础相关性结构，基于市场数据，在剔除金融变量自身影响的基础上，构建经验相关性的结构分解模型，量化区分金融风险传染、分散及独立效果大小，实现风险传染效应的有效识别。同时，将市场行情因素融入相关性的结构分解模型中，在局部和整体两个层面上追踪金融风险传染属性的动态特征，进一步构建金融风险传染效应的综合识别指标，丰富金融风险传染效应的研究手段。

金融市场往往是低迷、繁荣以及正常三种行情状态交替出现，大量的实证研究发现，相关性在这三类行情中的表现并不一致，因此市场行情状态是相关性研究中不可忽略的模型因素。相比正常行情时，相关性在极端行情中会显著增大，并且低迷行情的增幅会显著高于繁荣行情。Forbes et al.（2002）构建异方差修正后的相关系数诊断模型，剔除了单个市场波动性影响，从而明确区分了金融风险的关联效应和传染效应。但是，该方法注重全局相关性，并不细分市场行情，对短期危机的诊断效率较低。Bradley et al.（2004）认为传染是一个局部空间意义上的概念，应基于两个市场变量 X 和 Y 联合分布在中心区域和尾部区域的不同表现进行识别。按照 Bradley 等人的观点，如果市场 X 出现危机事件，两市场的相关性显著高于市场 X 处于中心正常状态时，那么，市场 X 对市场 Y 存在传染效应。于是，其借鉴 Bjerve & Doksum（1993）的研究方法，提出了基于局部相关系数的风险传染诊断模型。该

方法对风险传染的理解较为精确。本书借鉴 Bradley 等人对风险传染的定义，根据金融变量联合分布的分位数函数，对市场行情状态进行概率空间划分。首先，构造局部空间上的相关性结构分解模型，在极端和正常市场行情下分别监测金融风险传染、分散及独立效应的局部表现；然后，通过概率加权法获得全局相关性的结构分解模型，并构建整体金融风险传染效应的识别指标。该模型将市场行情因素自然融入金融风险效应识别中，能够形成一套科学可行的金融风险传染效应监测分析方案，为有效防范金融风险做出贡献。

在金融业双向开放背景下，基于本研究所构建的识别指标体系，从宏观与微观两个层面研究风险传染效应的外部影响因素及其对系统性风险的内部作用机制，拓展金融风险传染效应的研究视角。金融业双向开放是允许国外资本流入国内投资的同时，国内资本也可向其他国家投资。从宏观层面上看，双向开放意味着我国金融市场与国际市场的收益与风险联动增强，从微观层面上看，则意味着我国金融机构将更为深入地参与到国际金融事务中，其国际影响力会逐渐增强。在此背景下，既需要把握国内外市场间的风险传导机制，也需要提升国内系统重要金融机构的国际风险应对能力。因此，为了深入分析金融风险的传染效应，在相关性结构分解模型基础上，本书还开展金融风险传染效应识别指标的影响因素研究，对相关性在金融风险管理领域的精确应用具有重要意义。基于相关性的结构分解模型，分别从两个角度构建金融风险传染效应的影响因素模型。一是从市场间相关性的研究出发，将全局风险传染效应的识别指标视为被解释变量，构建以宏观经济与贸易等要素为解释变量的影响因素模型，重点分析全局风险传染效应识别指标对各个因素的敏感程度；二是从机构间相关性研究出发，以其局部风险传染效应识别指标为解释变量，结合资本充足率、杠杆率、同业业务规模等变量，构建以机构系统性风险贡献率为被解释变量的影响因素模型，重点分析极端行情下，局部风险传染效应识别指标对机构系统性地位的影响程度。本书能够将宏观经济环境与金融微观结构动态联系起来，为完备金融监管和风险处置体系做出相应贡献。

二、实践意义

结合市场行情的概率划分，本书实现了全局和局部相关性的结构分解，量化区分金融风险的传染、分散及独立效应，为我国参与并提升国际金融治理能力提供更灵活和多维度的相关性信息。一方面，大量研究表明，金融变量间的相关性是衡量投资组合风险分散化效果的核心变量，同时也是描述金融变量间风险传染

效应的基础变量，以相关性的内在结构作为出发点，研究金融风险效应具有一定的实践意义。在相关性视角下，金融风险具有传染、分散和独立效应。传统单一的相关系数不足以细分出金融风险的传染、分散和独立效应，在进行资产配置、风险传导及系统性风险管理的应用时，会因为相关性信息提取不足而导致风险损失，因此，有必要借助更为有效的相关性刻画手段进行细分。由于 Copula 方法无须对边缘收益率分布做严格假设，能够捕捉相关性结构的非线性、尾部以及非对称性等特征，近年来受到了国内外学界学者的广泛关注。本书采用能全面刻画相关性结构的 Copula 模型，借鉴混合 Copula 的模型思路，实现相关性的内在结构分解，细分度量金融风险的传染、分散和独立效应，挖掘更多维度的相关性信息。另一方面，常用的混合 Copula 模型可以灵活刻画相关性的非对称结构，但对市场行情因素的关注稍有不足，虽然部分学者通过在 Copula 中融入马尔科夫机制转换方法来描述市场行情切换对相关性结构的影响，但是该模型的构建过程较为复杂，对市场行情切换的刻画欠缺一些灵活性。本书借鉴 VaR 类风险度量和分位数等模型对极端市场状态的刻画方法，根据联合分布的分位数实现市场行情状态的概率划分，从而将市场行情因素引入相关性的结构分解模型中。在每种市场行情下，细化分析金融风险传染、分散及独立效应的局部表现，最后，运用科学手段从全局进行金融风险传染效应的识别，构建整体金融风险的溢出指标，形成一套科学可行的金融风险传染效应的监测分析方案，为有效防范金融风险做出贡献。

本书直接以相关性的结构分解为研究手段，构建全局和局部两层面上的金融风险传染效应识别指标，有利于更为准确地开展风险传染效应动态分析和断点诊断检验，为风险传染的识别及预警提供新的研究视角。在资产组合配置、风险传导及系统性风险管理等领域的测量模型中，虽然多数模型是从相关性的角度构建并度量的，然而，直接以相关性自身为研究对象的文献相对较少，并且在这些文献中又多以全局相关性度量为主，局部相关性的研究相对较少。常用的相关性度量模型中，传统的 Pearson 相关系数仅能考察变量间的线性相关性，斯皮尔曼 rho 和 Kendall tau 等秩相关系数能够度量非线性相关性，但只是全局相关程度的刻画。近年来，部分学者强调，局部相关系数有助于监测相关性结构中更为复杂、非线性的变化，而这是全局相关系数无法覆盖的，提取局部相关结构的变化有助于精确地理解相关性的风险效应变化。因此，如何能够实现对金融要素间的全局和局部相关性程度的

测量，成为系统性风险精准防控的关键问题之一。本书深入挖掘相关性的内在结构信息，借此剥离构建出金融风险传染效应的识别指标，更加有利于从局部和全局两个层面开展金融风险传染效应的动态分析和断点诊断检验，具有较强的应用实践意义。

在相关性结构分解的基础上，建立金融风险传染效应识别指标的影响因素模型，结合计量分析方法，在宏观金融市场层面，剖析影响风险传染效应的主要因素，在微观机构层面，则探究风险传染效应对金融机构系统性风险贡献的影响机理。面对当前动荡的国际金融市场环境，防范金融风险仍是我国金融体系稳定的首要工作。有效甄别和分析风险影响因素是其中必不可少的环节。金融市场与金融机构作为重要且直接的金融风险监管对象，其风险传染问题一直受到了学术界的广泛关注。金融市场间的相关性研究对象主要包括各国股市、汇市以及衍生产品市场间。早期学者认为金融市场间相关性是由某些共同的宏观经济基础变量主导的，具有长期联动效应，并构建相关性的影响因素模型，用以监测分析各类宏观基本面的冲击对市场联动的作用及影响。研究发现，经济基本面联系并非相关性变异以及风险传染的全部原因；基于这个认识，后期学者们认为市场信息传递和投资者行为等因素会显著影响金融市场间的相关性程度，从而提出市场传染假说，该假说对相关性的解释通常在危机期间表现最好。

不同于金融市场间相关性的研究范式，在相对微观的金融机构风险管理方面，金融机构间相关性通常被视为解释变量，用于评判单个机构对整体的风险贡献率。例如，基于因素模型，经典 CAPM 和 APT 理论直观地运用 Pearson 相关系数提出了度量系统风险贡献率的贝塔系数，但是，此类理论无法彻底摆脱线性框架的束缚。而以条件在险价值 CoVaR 为代表的理论则从联合概率分布出发，较为间接地体现相关性对系统风险贡献率的影响。一般而言，相关性增加会增加 CoVaR 值，体现了相关性与风险传染效应间的关系，然而，该类方法并不能细致刻画相关性结构变化对金融风险传染效应所带来的影响，存在较大的改进空间。在前期相关性分解模型的理论研究基础上，本书实证章节中将在宏观金融市场层面，以金融风险传染效应识别指标为目标变量，展开其主要影响因素分析，而在微观机构层面，视金融风险传染效应指标为解释变量，细致探讨相关性结构变动对金融机构系统性风险贡献的影响机理。

第三节　研究目标

本书以相关性的结构分解为研究手段，结合市场行情状态的概率划分，将金融风险传染属性与风险分散和独立效应分离开来，从全局和局部两个层面分析相关性在风险传导过程中的作用机理，最终，实现金融风险传染效应的有效识别和动态监测，丰富金融风险的监测与管理手段。为了顺利完成本书的总体目标，本书分为 3 个子目标，并绘制各个子目标的逻辑关系图，如图 1.3.1 所示。

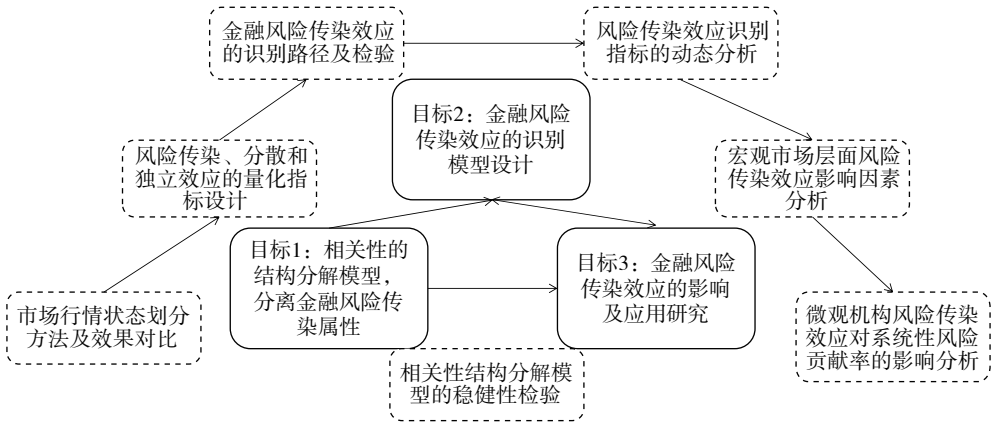


图 1.3.1　各个研究目标间的逻辑关系图

首先，构建相关性结构分解模型，在市场行情划分的基础上，实现金融风险传染效应的剥离、度量及模型检验。大量研究表明，相关性是研究金融风险传染的有效途径，由于金融风险复杂且具有多重属性，与之相对应的相关性结构也多呈现非线性等复杂结构。这一部分旨在完成相关性的结构分解，剥离出金融风险的传染属性，构建金融风险传染效应识别指标，并对模型的拟合优度及适用性进行统计检验，是整体研究顺利开展的基础。另外，模型稳健性对于后续的应用研究起着极为关键的作用，因此本部分模型主要采用非参数及半参数方法，降低对来源数据及相关性结构假定的较高要求，并针对主要影响参数设计稳健性检验，考察传染指标的识别能力。

其次，在相关性结构分解视角下，完成市场行情转换过程中金融风险传染效应的识别路径设计、统计检验及动态分析监测。从文献述评可以看出，与相关性

相比，风险传染具有空间性、负外部性及方向性。为了体现风险传染的上述三个特征，在相关性的结构分解前提下，需要合理设计并充分论证金融风险传染的识别路径及相关检验。此外，金融市场行情在正常、繁荣、低迷三种基本状态中循环往复，因而还需从时间维度上实现风险传染识别指标动态特征的监测；同时，在金融市场极端状态的程度逐步加深过程中，再进一步从空间维度上实现风险传染识别指标动态特征的监测。

最后，金融风险传染效应识别模型在国际金融市场及机构风险管理领域的应用研究。一方面，当前国际金融市场环境较以往更加复杂，我国金融业正加速双向对外开放的步伐，准确把控国内外金融市场的风险传导脉络对于防范市场共振是十分有必要的。这一部分旨在分析国内与国际金融市场间的金融风险传导机理以及风险传染的动态特征，重点在于发掘影响风险传染效应的主要因素。另一方面，研究表明，金融体系具有“顺周期”特征，在经济下行阶段，作为该体系核心要素的金融机构极易受到风险传染的负面影响，从而加速暴露金融体系的脆弱性。因此从相关性结构分解的视角下，还需分析国内系统重要性金融机构间的风险传导机制，以及风险传染识别指标对其系统性风险贡献率的影响程度。

第四节　研究内容

围绕第三节描述的研究目标，研究内容由以下三个研究部分组成，如图 1.4.1 所示。第一部分搭建相关性结构分解的理论模型，包含市场行情划分、相关性的结构分解及模型稳健型检验三个具体步骤。第二部分给出金融风险传染效应的识别路径及动态监测方法，包括时间和空间两个维度上的金融风险传染效应识别及动态监测。第三部分分析金融风险传染效应的影响因素及其对系统性风险的作用机制。

一、相关性结构分解模型构建及风险传染属性剥离

结合市场行情的概率划分，构建相关性的结构分解模型，剥离金融风险传染属性，并量化区分其与风险分散效应及独立效应，主要研究任务包括：

第一，以金融变量联合概率空间为市场行情划分的目标对象，以分位数函数、信息量函数以及牛熊周期函数为划分手段，遵循严谨的理论构建过程，深入探讨市场行情状态规则与不规则划分的模型结构与特征；

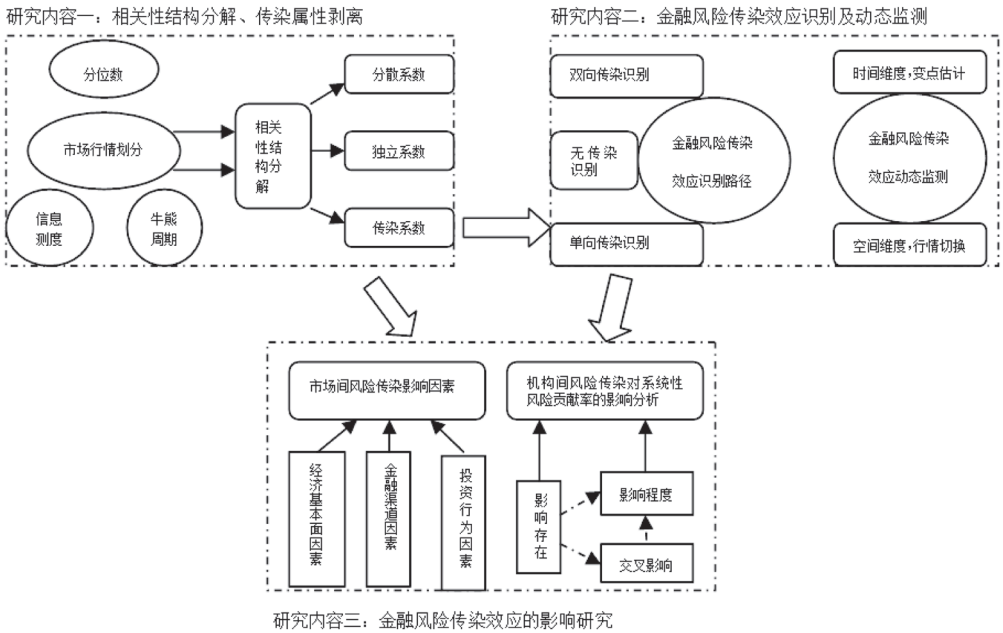


图 1.4.1　研究内容

第二，在市场行情概率划分的基础上，借鉴 Koch-Medina et al.（2018）对同单调相关结构的金融意义评述，在局部概率空间上通过线性凸组合的方式实现相关性的结构分解，并探究基础相关性结构与风险传染效应之间的概念属性；

第三，借由仿真模拟序列，合理设定假设条件，从边缘分布、相关性结构及数据源属性三方面检验相关性结构分解模型的稳健性。

具体研究内容及流程如下：

1. 市场行情的概率划分

首先，探讨市场行情划分的必要性。大部分实证研究发现，在极端市场行情下相关性会显著增强，且在低迷和繁荣两种极端行情中，相关性呈非对称增长。因此，将市场行情因素融入模型中，有利于保障相关性结构分解的准确性，具有重要的金融意义。从模型意义上看，若对相关性进行整体结构分解，那么，不可分解的相关性信息所产生的误差相对较大；为了控制分解误差，采用空间分割进行局部优化处理，最大限度减少不可分解相关性部分产生的误差，为实现更为精确的相关性结构分解提供条件。

其次，进行市场行情划分模型比较。从现有文献中可知，对市场行情划分包括

分位数划分法、信息测度划分法以及牛熊周期划分法。分位数划分法是以联合分布概率空间为基础，按照分位数函数进行划分，具有简洁线性及动态性等直观易操作的优点，在金融风险传染研究领域应用较为广泛，不足之处在于分位数选定带有一定的主观性，需要进一步设计后续模型进行检验分析；信息测度划分法是以相关性信息量为基础，通过优化信息测度值进行不规则划分，能够最大程度提取相关性信息，不足之处在于划分的实际意义不易理解；牛熊周期划分法是以经济金融周期分析为基础，结合金融价格序列划分牛熊市场状态，优点是简单且金融意义直观，缺点则是过于主观。从研究整体性及严谨性考虑，本部分将结合实际数据从可操作性和直观性等方面对比三类划分方法，在不同应用场景下选择最合适的市场行情划分方法。

最后，完成市场行情的概率划分。结合已有研究成果，运用混合 Copula 模型，在剔除金融变量自身的边缘影响后，以联合分布分位数进行市场行情的概率划分。相比传统的相关性建模方法，Copula 能够处理非线性相关性结构，同 GARCH 族模型与 VAR 模型相比，Copula 无须对收益率的概率分布做严格假设，能够更好地捕捉非线性及尾部相关性，同时还可以描述相关性的动态结构变化。假设随机变量和分别表示两金融市场的对数收益率，其相关性结构为 Copula 函数 C，其边缘分布分别为 F（·）和 G（·），则随机变量 U = F（·）和 V = G（·）服从均匀［0，1］分布，将此过程称为收益率的标准化过程。根据 Sklar 定理，U 和 V 的联合分布为 Copula 函数 C（·，·）。

2. 相关性结构分解

在前述市场行情划分的基础上，本部分在局部应用混合 Copula 模型进行相关性的结构分解。那么，如何选择合适的混合 Copula 函数呢？即使进行了市场状态的概率分割，局部状态下仍然需要进行 Copula 混合处理，但是不适宜选用仅具有局部关联特征的 Copula 函数进行混合。原因有如下两点：一是相比现有的分块 Copula 模型，进行局部混合后的分块 Copula 具有更好的拟合精度；二是在金融风险管理研究领域里，大多数文献已经将研究重点放在尾部关联性风险度量上，常常采用具有上尾特征的 Gumbel Copula、具有下尾特征的 Clayton Copula、具有对称尾部特征的 Frank Copula 等进行混合。然而，在局部市场状态下，上述局部特征明显的 Copula 函数却可能较难发挥作用。

事实上，与相关系数中的完全相关和独立关系等概念区分类似，在 Copula

集合中，也存在三类描述基础相关性结构的 Copula 函数，分别是同单调结构的 Copula 函数 M、反单调结构的 Copula 函数 W 以及独立结构的 Copula 函数∏。为了更好地理解这三类基本相关性结构，假设 U 和 V 是独立的均匀 0—1 随机变量，给定两个金融收益变量 R_x 和 R_y，其边缘分布分别为 F（·）和 G（·），三类基础相关性结构的判定方式如下：

若满足以下关系式

$$P(R_X \leqslant x, R_Y \leqslant y) = P(F^{-1}(U) \leqslant x, G^{-1}(U) \leqslant y)$$

则称 R_X 和 R_Y 是同单调相关的，相应的 Copula 函数为同单调 Copula，记为 M。根据 Sklar 定理，经过简单推导

$$\begin{aligned}
&\mathrm{P}(R_X \leqslant \mathrm{x}, R_Y \leqslant \mathrm{y}) = \mathrm{P}(\mathrm{F}^{-1}(U) \leqslant \mathrm{x}, \mathrm{G}^{-1}(U) \leqslant \mathrm{y}) \\
&= \mathrm{P}(U \leqslant \mathrm{F(x)}, U \leqslant \mathrm{G(y)}) \\
&= \min(\mathrm{F(x)}, \mathrm{G(y)}) \\
&= \mathrm{M(F(x)}, \mathrm{G(y)})
\end{aligned}$$

便可得到 $\mathrm{M}(u,v) = \min(u,v)$。

若满足以下关系式

$$\mathrm{P}(R_X \leqslant \mathrm{x}, R_Y \leqslant \mathrm{y}) = \mathrm{P}(\mathrm{F}^{-1}(U) \leqslant \mathrm{x}, \mathrm{G}^{-1}(1-U) \leqslant \mathrm{y})$$

则称 R_X 和 R_Y 是反单调相关的，相应的 Copula 函数为反单调 Copula，记为 W。根据 Sklar 定理，

$$\begin{aligned}
&\mathrm{P}(R_X \leqslant \mathrm{x}, R_Y \leqslant \mathrm{y}) = \mathrm{P}(\mathrm{F}^{-1}(U) \leqslant \mathrm{x}, \mathrm{G}^{-1}(1-U) \leqslant \mathrm{y}) \\
&= \mathrm{P}(U \leqslant \mathrm{F(x)}, 1-U \leqslant \mathrm{G(y)}) \\
&= \max(\mathrm{F(x)} + \mathrm{G(y)} - 1, 0) \\
&= \mathrm{W(F(x)}, \mathrm{G(y)})
\end{aligned}$$

便可得到 $\mathrm{W}(u,v) = \max(u+v-1,0)$。

若满足以下关系式

$$\mathrm{P}(R_X \leqslant \mathrm{x}, R_Y \leqslant \mathrm{y}) = \mathrm{P}(\mathrm{F}^{-1}(U) \leqslant \mathrm{x}, \mathrm{G}^{-1}(V) \leqslant \mathrm{y})$$

则称 R_X 和 R_Y 是独立的，相应的 Copula 函数为独立 Copula，记为∏。根据 Sklar 定理，经过简单推导，

$$\begin{aligned}
&\mathrm{P}(R_X \leqslant \mathrm{x}, R_Y \leqslant \mathrm{y}) = \mathrm{P}(\mathrm{F}^{-1}(U) \leqslant \mathrm{x}, \mathrm{G}^{-1}(V) \leqslant \mathrm{y}) \\
&= P(U \leqslant \mathrm{F(x)}, V \leqslant \mathrm{G(y)}) \\
&= \mathrm{F(x)G(y)} \\
&= \Pi(\mathrm{F(x)}, \mathrm{G(y)})
\end{aligned}$$

便可得到$\prod(u,v)=uv$。

通过三类相关性结构的判定方式，可以简单明了地看到，同单调相关的金融变量受到共同随机因子 U 的影响，协同变动一致，而反单调相关的变量虽然也受到共同随机因子 U 的影响，但是却是反向协同的。其实，对于任意相关结构的 Copula 函数，$\forall u,v\in[0,1]$

$$\mathrm{W}(u,v)\leqslant\mathrm{C}(u,v)\leqslant\mathrm{M}(u,v)$$

这表明同（反）单调相关结构是全部相关性结构中的极大（小）相关性结构。Yang et al.（2006）和 Zheng et al.（2011）研究表明通过混合及分块混合 Copula 模型证明，任意相关性均可以分离出上述三种基础相关性结构。

相关性急剧增大是金融风险传染的重要表现，相关性大幅减少则是金融风险分散的重要表现，因此可以混合具有极大、极小和独立结构的 Copula 函数以实现金融风险的传染、分散和独立属性的剥离。一般情形下的分解模型如下：

$$\mathrm{C}(u,v)=\sum_{i,j=1}^{3}\mathrm{P}(A_{i,j})\left[\alpha_{i,j}\mathrm{M}(\mathrm{F}_{i,j}(u),\mathrm{G}_{i,j}(v))+\beta_{i,j}\Pi(\mathrm{F}_{i,j}(u),\mathrm{G}_{\mathrm{i,j}}(v))+\gamma_{i,j}\mathrm{W}(\mathrm{F}_{i,j}(u),\mathrm{G}_{i,j}(v))\right]$$

以市场处于低迷行情 $A_{1,1}$ 为例，若相关性中同单调相关性的比重 $\alpha_{1,1}$ 较大时，相关性变大的趋势增强，发生风险传染的概率加大，该比重 $\alpha_{1,1}$ 用以度量低迷行情下金融风险的传染属性，称为低迷行情时的风险传染系数；当相关性中反单调相关性的比重 $\gamma_{1,1}$ 较大时，相关性变小的趋势增强，发生风险分散的概率加大，该比重 $\gamma_{1,1}$ 用以度量金融风险的分散属性，称为低迷行情时的风险分散系数；而当相关性中独立结构的比重 $\beta_{1,1}$ 较大时，金融变量间变动方向不能确定，呈现为独立效应，该比重 $\beta_{1,1}$ 用以度量金融风险的独立属性，称为低迷行情时的风险独立系数。

3. 相关性结构分解模型的稳健性检验

在开展模型应用研究之前，稳健性检验是模型构建部分的最后一个重要环节。Copula 模型对于样本数据及参数的变化极为敏感，参数的变化将引起相关性结构的改变。另外，由于输入变量的不确定性，基于 Copula 函数的相关性结构分解模型也可能具有不确定性。从前面的研究内容可以看出，分解模型主要涉及三个重要步骤，一是市场行情划分方法，二是单个金融变量的随机分布特征，三是两金融变量间的相关性结构特征。因此，本部分将采用仿真模拟方法，开展识别模型对市场行情划分方式、边缘分布和相关性结构的稳健性检验。

由于金融数据往往呈现尖峰厚尾等特征，且对应的相关性也多呈现非线性和非

对称性等特征，因此，假设两金融时间序列

$$\left\{R_{1,t}\right\},\left\{R_{2,t}\right\} \quad t=1,\cdots,T$$

满足以下 GARCH-Copula 模型，

$$R_{i,t}=\mu_{i,t}+\varepsilon_{i,t},\mathrm{i}=1,2,\mathrm{t}=1,\cdots,\mathrm{T}$$

$$\varepsilon_{i,t}=h_{i,t}^{1/2}\xi_{i,t}$$

$$h_{i,t}=\omega_i+\varphi_i\varepsilon_{i,t-1}^2+\phi_i h_{i,t-1}$$

$$(\xi_{1,t},\xi_{2,t})\sim \mathrm{C}(\mathrm{F}_1(\xi_{1,t}),\mathrm{F}_2(\xi_{2,t}))$$

首先，进行市场行情划分方法的稳健性检验：假设 GARCH 模型参数和残差分布 $F_i,i=1,2$ 以及变量间 Copula 函数均为预先给定，仿真产生随机序列作为检验样本，分别采用分位数函数、信息量函数及牛熊周期函数完成市场行情划分，以低迷行情为重点，进行如下检验一：市场行情划分方式是否对金融风险传染系数估计产生显著影响？

其次，考虑边缘分布的稳健性检验：假设模型中 Copula 函数 C 为预先给定的，残差分布选取常见分布函数，包括厚尾特征的 t 分布和广义误差 GED 分布等以及传统标准正态分布。那么，在给定的相关性结构下，假设原始单个金融变量服从厚尾分布，产生随机数序列作为检验样本估计金融风险传染识别指标，并对风险传染系数估计进行如下稳健性检验二和检验三：如果边缘拟合正态分布，那么金融风险传染系数估计的准确率是否大幅下降？如果边缘拟合时，低估尾部概率，那么金融风险传染系数估计的准确率是否显著下降？

最后，预先假定描述相关性结构的 Copula 函数分别为 Gumbel Copula、Clayton Copula、Frank Copula 及混合 Copula，产生随机数序列作为检验样本，估计相关性结构分解模型下的金融风险传染识别指标，并对风险传染系数估计进行如下稳健性检验：金融风险传染系数是否能够准确反映原相关性结构中的非对称、厚尾特征？

对模型其他方面的稳健性检验，诸如目标变量的数据来源、清理及参数估计等，将在模型应用的实证部分进行。

二、金融风险传染效应的识别模型

本部分的研究内容包括：

第一，以 Durante et al.（2010）风险传染效应模型作为识别路径设计的基础框

架，在相关性结构分解前提下，深入分析各市场行情静态划分时风险传染系数的异动特征，构建有效的金融风险传染效应识别模型。

第二，借鉴 Patton（2002）时变 Copula 模型构建原理，在时间维度上，开展金融风险传染效应与分散效应的动态模型及交互影响研究。

第三，充分挖掘非极端市场行情中的相关性信息，借鉴 Raza 等人（2018）动态分位数检验模型，在空间维度上，探究市场行情推进过程中金融风险传染效应和分散效应的动态交互特征。

Forbes & Rigobon（2002）对“风险传染”的定义获得了较多学者的认同，然而，其提出的异方差修正相关性检验对于持续期较短的传染效应识别能力偏低，于是，Bradley et al.（2004）提出了“空间传染”概念，通过检验极端行情与正常行情下局部 Pearson 相关系数的显著性差异来提升金融风险传染识别能力。考虑到 Pearson 相关系数对非线性相关性信息的局限性，Durante et al.（2010）运用门限 Copula 构造了局部斯皮尔曼相关系数，再次研究识别了金融风险传染效应。

具体来说，令随机变量 R_x 和 R_y 分别表示两金融市场的对数收益率，其相关性结构为 Copula 函数 C，其尾部和中心区域分别定义为

$$T_{\alpha,\alpha}=\left[-\infty,q_x(\alpha)\right]\times\left[-\infty,q_y(\alpha)\right]$$

$$M_{\alpha,\alpha}=\left[q_x(\alpha),q_y(1-\alpha)\right]\times\left[q_x(\alpha),q_y(1-\alpha)\right]$$

其中，$\alpha\in[0,1]$，q_x 和 q_y 分别为 R_X 和 R_Y 的分位数函数。直观上看，尾部区域 $T_{\alpha,\alpha}$ 对应的是两市场收益率均低于某一门限时的危机情形，而中心区域 $M_{\alpha,\alpha}$ 对应的是无危机情形。在置信水平 $\alpha\in(0,0.5)$ 下，通过局部斯皮尔曼系数给出了 R_X 和 R_Y “空间传染”的识别。

如果 R_X 和 R_Y 的尾部斯皮尔曼相关系数显著大于中心斯皮尔曼相关系数，即

$$\rho(R_X,R_Y\mid(R_X,R_Y)\in T_{\alpha,\alpha})>\rho(R_X,R_Y\mid(R_X,R_Y)\in M_{\alpha,\alpha})$$

则判定 (R_x, R_Y) 存在双向对称传染效应。

如果 R_X 进入尾部区域后与 R_Y 的局部斯皮尔曼相关系数显著大于 R_X 位于中心区域时与 R_Y 的局部斯皮尔曼相关系数，即

$$\rho(R_X,R_Y\mid(R_X,R_Y)\in T_{\alpha,1})>\rho(R_X,R_Y\mid(R_X,R_Y)\in M_{\alpha,0})$$

则判定 R_Y 对 R_x 存在单向风险传染效应。

如果 R_Y 进入尾部区域后与 R_x 的局部斯皮尔曼相关系数显著大于 R_Y 位于中心区域时与 R_Y 的局部斯皮尔曼相关系数，即

$$\rho(R_X, R_Y \mid (R_X, R_Y) \in T_{1,\alpha}) > \rho(R_X, R_Y \mid (R_X, R_Y) \in M_{0,\alpha})$$

则判定 R_Y 对 R_x 存在单向风险传染效应。

如果测算发现 (R_x,R_Y) 是同单调相关结构，由于无法检测到相关性变动，则判定为 R_Y 和 R_x 不存在风险传染效应。

Durante et al.（2010）的风险传染识别方法存在两处可以改进的地方，一是局部斯皮尔曼相关系数并未细分风险传染属性，二是该识别方法不易实现全局动态监测。与 Durante et al.（2010）对风险传染的考虑相似，在子目标一的研究基础上，本部分将借助分块混合 Copula 模型进一步剥离金融风险传染属性，给出如下金融风险传染效应识别方法：在置信水平 $q\in(0,0.3)$ 下，以低迷市场为例，

如果 R_Y 和 R_X 的低迷市场下的风险传染系数显著大于正常市场下的风险传染系数，满足

$$\alpha_{1,1} > \alpha_{2,2}$$

则判定 (R_x,R_Y) 存在双向对称传染效应；

如果 R_x 进入低迷时对 R_Y 的风险传染系数显著大于 R_x 在正常市场下对 R_Y 的风险传染系数，满足

$$\sum_{\mathrm{i}=1}^{3}\alpha_{1,\mathrm{i}} > \sum_{\mathrm{i}=1}^{3}\alpha_{2,i}$$

则判定 R_Y 对 R_x 存在单向风险传染效应；

如果 R_Y 进入低迷时对 R_x 的风险传染系数显著大于 R_Y 在正常市场下对 R_x 的风险传染系数，满足

$$\sum_{\mathrm{i}=1}^{3}\alpha_{\mathrm{i},1} > \sum_{\mathrm{i}=1}^{3}\alpha_{\mathrm{i}\ 2}$$

则判定 R_Y 对 R_x 存在单向风险传染效应；

如果 (R_x,R_Y) 是同单调相关，由于无法检测到金融传染系数显著变动，判定为不存在风险传染效应；

最后，结合经典斯皮尔曼相关系数的金融风险传染识别方法，构建全局金融风险传染效应识别指标。基于前述研究工作，可以获得不同市场状态下相关性的局部信息并局部度量了金融风险传染效应。考虑到每种市场行情出现的概率是不同的，

一般来说，极端行情出现的概率要远小于正常行情，基于相关性结构的局部信息所设计的金融风险传染识别指标并不全面，因此，本部分还需结合各市场行情的发生概率，构建全局金融风险传染识别指标。全局金融风险传染效应指标定义为

$$\overline{\alpha}=\sum_{i,j}^{3}\mathrm{P}(A_{i,j})\alpha_{i,j}$$

全局金融风险独立效应指标定义为

$$\overline{\beta}=\sum_{i,j}^{3}\mathrm{P}(A_{i,j})\beta_{i,j}$$

全局金融风险分散效应指标定义为

$$\overline{\gamma}=\sum_{i,j}^{3}\mathrm{P}(A_{i,j})\gamma_{i,j}$$

其中，$\mathrm{P}(A_{i,j})$ 为市场行情划分前提下每个行情发生的概率测算值；$\alpha_{i,j}$，$\beta_{i,j}$，$\gamma_{i,j}$ 分别是行情 $A_{i,j}$ 下的风险传染、独立及分散系数。在此需要注意一点，现有文献中已存在基于相关性的全局金融风险传染识别指标，本部分还需综合比较新构建的全局金融风险传染识别指标与已有指标的区别与联系，并结合历年金融危机的事件研究分析，从而更为准确地判断金融风险溢出及传染情况。

三、金融风险传染效应的影响研究

借鉴汤凌霄等（2014）市场间影响因素的分析框架，采用结构向量自回归 SVAR 模型，开展宏观市场层面的金融风险传染效应影响因素及与风险分散效应的交互影响研究；选取条件在险价值 CoVaR 和边际期望损失 MES 作为系统性风险度量工具，构建系统性风险贡献率与金融风险传染效应指标的理论和实证模型，开展微观机构层面的金融风险传染效应对系统性风险贡献率的影响程度分析。

第一，开展国内外金融市场间的风险传染效应识别及影响因素研究。

国内外金融市场间的相关性变得异常复杂且多变，深入剖析相关性变化带来的风险效应，不仅有利于从风险传导角度解读上述冲击事件对金融市场的影响，同时，还有利于跨国资产组合进行主动风险管理。正如前文所述，单一的相关系数度量早已不能实现国际金融市场间风险传染效应的准确分析，为此，本部分选取包含中国在内的 25 个经济体金融市场，根据前述模型动态测算各个金融市场间的风险传染效应识别指标，并构建结构向量自回归模型，开展国际金融市场间的风险传染效应影响因素研究，为我国金融开放进程中的风险治理提供有益建议。关于国际市场间相关性影响因素的理论探讨主要沿三条渠道展开：一是贸易渠道，若两国双边

贸易联系越强则经济周期协动性越高，相关性紧密；二是产业结构渠道，即产业结构越相似的国家其联动性越强；三是金融渠道，主要涉及金融一体化程度。目前学者对金融渠道引发的相关性变动特征尚未统一看法。

第二，借鉴汤凌霄等（2014）市场间影响因素的分析框架，选取货币供应量 M、经济周期 G、政策环境 H 及外商直接投资因素 F 等作为主要经济基本面因素代理变量，选取信贷规模 C、同业业务规模 T、融资规模 X 等作为金融因素代理变量，以金融风险传染效应和分散效应指标作为被解释变量，建立影响因素的计量模型：

$$\begin{cases} \alpha_i(t) = \varpi_{i,0} + \varpi_{i,1}M + \varpi_{i,2}G + \varpi_{i,3}H + \varpi_{i,4}C + \varpi_{i,5}T + \cdots + \varepsilon_{i,t} \\ \gamma_i(t) = \psi_{i,0} + \psi_{i,1}M + \psi_{i,2}G + \psi_{i,3}H + \psi_{i,4}C + \psi_{i,5}T + \cdots + \eta_{i,t} \end{cases} \quad i = 1,2,\cdots,24$$

第三，从表面上看，金融风险传染效应与风险分散效应呈反向变动，但将危机进程因素考虑进去的话，便会发现风险传染效应与分散效应之间存在交互影响。具体来说，在危机初期，投资者追求高质安全资产配置的需求加大了市场间的风险分散效应。如果投资者风险分散化策略获得成功，初期的危机得以化解，那么，风险传染效应得到遏制；反之，如果投资者风险分散化策略并未成功，市场情况恶化，那么风险外溢并加剧了传染效应。因此，本部分构建如下向量自回归 VAR 模型，探讨金融风险传染效应和分散效应间的格兰杰因果关系：

$$\begin{cases} \alpha_i(t) = \varpi_{i,0} + \varpi_{i,1}\alpha_i(t-1) + \varpi_{i,2}\gamma_i(t-1) + \varepsilon_{i,t} \\ \gamma_i(t) = \psi_{i,0} + \psi_{i,1}\alpha_i(t-1) + \psi_{i,2}\gamma_i(t-1) + \eta_{i,t} \end{cases} \quad i = 1,2,\cdots,24$$

第四，从模型严谨角度出发，综合分析渠道影响因素及两类风险效应间的交互关系，继续构建如下结构向量自回归 SVAR 模型：

$$\begin{cases} \alpha_i(t) = \varpi_{i,0} + \varpi_{i,1}M + \varpi_{i,2}G + \varpi_{i,3}H + \varpi_{i,4}\alpha_i(t-1) + \varpi_{i,5}\gamma_i(t-1) + \varepsilon_{i,t} \\ \gamma_i(t) = \psi_{i,0} + \psi_{i,1}M + \psi_{i,2}G + \psi_{i,3}H + \psi_{i,4}\alpha_i(t-1) + \psi_{i,5}\gamma_i(t-1) + \eta_{i,t} \end{cases} \quad i = 1,2,\cdots,24$$

上述三个模型中，$\alpha_i(t)$ 和 $\gamma_i(t)$ 泛指中国金融市场指数与第 i 国金融市场指数间的金融风险传染效应和分散效应，包括各个市场行情以及全局综合的金融风险传染和分散系数。在上述因素分析基础上，假设残差序列 $\varepsilon_{i,t}$ 和 $\eta_{i,t}$ 是相互独立的，并对 $\varepsilon_{i,t}$ 和 $\eta_{i,t}$ 进行脉冲效应分析以细致研究各类型影响因素对金融风险效应识别指标的影响机制及效果。

第五，进行金融机构间的风险传染效应对其系统性风险贡献率的影响研究。

在微观机构层面，金融风险传染与系统性金融风险之间存在着密切联系，相比较而言，金融机构的系统性金融风险是一个相对宏观综合的概念，其影响因素有很多，包括资产规模、关联度、可替代性、业务复杂性以及全球业务活跃程度等，如何合理地评估系统性金融风险及其影响因素是学界和监管关注的热点问题。因此，不同于前述风险传染效应的影响因素研究，本部分侧重研究其对机构系统性风险贡献率的影响研究，并解决以下两个问题：①如何体现金融风险传染效应指标的系统性？②如何量化分析金融风险传染效应指标对系统性风险贡献率的影响程度？

第一个问题的解决：截至目前，所构建的金融风险传染效应识别指标均对金融变量两两之间而言，受前人对系统性风险研究思路的启示，可以选用两种途径进行识别指标的系统化处理。一是借鉴平均相关系数方法，假设 $\alpha_{i,j}$ 为机构 i 与机构 j 之间的金融风险传染效应识别指标，合理选取权重 ω_j，定义机构 i 的系统性风险传染效应：

$$\hat{\alpha}_i = \sum_j \omega_j \alpha_{i,j}$$

二是借鉴指数编制方法，将各机构的原始数据编制成为指数数据，记为 R_{sys}，根据识别模型测算机构 i 与指数 R_{sys} 之间的金融风险传染效应识别指标 $\alpha_{i,sys}$，借此完成识别指标的系统化。

第二个问题将分两步解决：本书的识别模型以市场数据为主构建，目前，基于市场数据度量系统性风险的简约式模型中以条件风险价值度 CoVaR 较为流行。因此，本部分研究具体对象为新型传染效应指标与系统性风险度量 CoVaR。一方面，假设存在两个金融变量 X 和 Y，依据其联合分布函数的可导性，现有文献中有两种 CoVaR 的定义形式，分别为

$$\mathrm{CoVaR}_{p,q} = (Y \mid X) = \mathrm{VaR}_q(Y \mid X = -\mathrm{VaR}_p(X))$$

和

$$\mathrm{CoVaR}_{p,q}\leqslant(Y\mid X)=\mathrm{VaR}_q(Y\mid X\leqslant-\mathrm{VaR}_p(X))$$

其中，p、q 分别为随机变量 X 和 Y 的风险价值度置信水平。Copula 是测算 CoVaR 的一种有效方法，M.Bernardi et al.（2017）给出了部分 Copula 函数族的 CoVaR 解析表达式，同时在 Copula 框架下研究了 CoVaR 的极端极限特征。该文还测算了一类混合同单调和反单调相关结构 Frechet Copula 函数族的 CoVaR 解析式，即

$$\mathrm{CoVaR}^{=}_{p,q}\left(Y\middle|X\right)=\begin{cases}\mathrm{VaR}_p\left(Y\right),q<\theta\\ \mathrm{VaR}_{1\text{-}p}\left(Y\right),q\geqslant\theta\end{cases}$$

以及

$$\mathrm{CoVaR}^{\leqslant}_{p,q}\left(Y\middle|X\right)=\begin{cases}\mathrm{VaR}_{\frac{pq}{\theta}}\left(Y\right),q<\theta\\ \mathrm{VaR}_{1-\frac{p(1-q)}{1-\theta}}\left(Y\right),q\geqslant\theta\end{cases}$$

其中，该类 Frechet Copula 函数表达式为 $\mathrm{C}(u,v)=\theta\mathrm{M}(u,v)+(1-\theta)\mathrm{W}(u,v)$，$\theta\in[0,1]$，$\mathrm{M}(u,v)$ 和 $\mathrm{W}(u,v)$ 是同单调和反单调 Copula 函数。可以推断，系统性风险度量 CoVaR 与本书所构建的金融风险传染系数间也可能存在解析表达式，如果能将该表达式具体推导出来，将有助于从理论层面探讨风险传染效应与系统性风险间的逻辑关系。

虽然风险传染效应与系统性风险间的理论表达能够从本质上揭示两者之间的逻辑关系，但是，根据前人经验，理论表达式往往较为复杂，在实证研究中很难给出直观解读。而基于实证问题的计量经济模型虽然无法全面准确刻画两者关系，但却可以在某个侧面给出目标问题的直观解释，更加易于监管层理解和操作。因此，有不少学者进行了 ΔCoVaR 的影响因素研究，而直接关注金融风险传染效应所带来影响的文献较少。事实上，除了风险传染因素以外，系统性风险贡献的影响因素还包括机构的个体因素，因此，有必要在 ΔCoVaR 影响因素模型中增加资产规模 S、杠杆率 L 以及流动性比率 R 等作为控制因素，进而对第 i 个金融机构构建如下计量经济模型

$$\Delta\mathrm{CoVaR}_i=\alpha_0+\alpha_1\widehat{\alpha_i}+\alpha_2S+\alpha_3L+\alpha_4R+\varepsilon$$

研究单个机构金融风险效应识别指标 $\widehat{\alpha}_i$ 对其系统性风险贡献率 $\Delta\mathrm{CoVaR}_i$ 的影响机理，丰富该方面的研究视角。

第五节　关键科学问题

在相关性结构分解的基础上，前文定义了金融风险传染系数、分散系数和独立系数用以剥离并准确度量金融风险传染属性，同时结合市场行情划分，提出了一类新的金融风险传染效应识别路径和方法，最后探讨了其对金融市场间和机构间风险传导的影响机理，形成了一套精细可操作的金融风险防范与化解方案。本节则简要总结出以下关键科学问题：

一、相关性结构分解视角下，金融风险传染系数的定义及传染效应的识别

金融风险传染效应、关联效应、分散效应及对冲效应都是与相关性结构密切相关的概念，在相关性结构分解视角下，细致区分并量化上述概念对于实现金融风险传染效应的有效识别至为关键。在多重因素综合影响下，金融风险传染效应仅是风险后果的一种具体表现，已有不少学者实证表明，在风险传染识别过程中，必须特别注意其与关联效应的区分，建议选取合适模型对两者进行分离度量。此外，风险传染效应往往与正向相关性相对应，一般而言，金融变量间正向相关性越强，其发生传染的概率越大。在组合风险管理领域中，风险对冲效应及分散化效应则常常跟负向相关性及独立性相对应，通常来看，负向相关性或独立越强，其风险对冲或分散效应越好。这三类效应在正常市场时区分并不是非常明显，而是在危机前后均会出现不同程度的异动。

对于金融危机是否必然产生传染效应这个问题，学界目前的观点并不一致。近年来，频繁发生的金融危机为学术界研究传染效应提供了更多实践数据，经过细致观察，部分学者认为，由于投资者寻求安全高质量资产需求的存在，在危机初期，不同风险程度和关联程度的市场间会产生分散化效应，若此时外部危机条件改善，金融风险传染便不会发生，若危机持续恶化则会发生风险溢出及传染。另外，风险传染是具有方向性的，而相关性并不能直接给出变量间的相关方向，那么，在相关性视角下，如何构建具有方向性的风险传染效应识别路径？回答上述两个问题的关键在于量化剥离金融风险传染属性，借助条件分布函数，合理设计风险传染效应的识别路径及检验。总而言之，由于上述各类风险效应与相关性结构既密切联系又相

互区别，因此，从相关性结构分解视角下，实现金融风险传染效应分离、度量及识别，也是完成本研究的核心工作之一。

二、相关性结构分解视角下，时间和空间维度上金融风险传染效应的动态分析及监测

由于经济金融环境存在巨大不确定性，金融变量往往是动态随机变动的，因而，对于金融风险传染效应的识别理应是一个动态的过程。在时间和空间两个维度上实现金融风险传染效应的有效识别，是第二个关键科学问题。

首先，在时间维度上，目前风险传染研究领域中已有大量可供参考的时变模型，其中以多维 GARCH 类和 Copula 类构建的综合模型较为主流，Patton（2002）提出一个类似 ARMA 过程的 Copula 相关系数动态模型，具有重要的里程碑作用。但是，Adams et al.（2017）则研究认为时序动态模型可能会造成相关系数的人为动态效果，隐藏较大的模型风险，而基于经验数据的滚动平均相关系数模型更为适合进行动态分析。那么，究竟哪一类时变动态模型对本书所构建的风险传染识别指标更为适合有效？回答此问题无疑对本研究的深入开展具有重要意义。因此，有必要在借鉴 Patton（2002）时变模型的同时，继续探讨基于经验数据的金融风险传染效应的动态识别方法，开展金融风险传染系数及分散系数的动态交互分析，并对上述两种动态模型进行比对研究。

其次，众多学者研究表明，危机进展程度对风险传染效应识别有着重要影响，并着重研究了牛市、熊市及正常市中相关系数及风险传染的异化特征。一般来讲，随着危机进程的加深，风险传染效应会逐渐积聚，风险分散效应则逐渐减弱，达到某一临界值时，金融变量间就会发生风险溢出及传染。那么，在市场逐渐承压的过程中，准确地诊断出风险传染的临界值对于风险传染的防控具有关键作用。借鉴 Bradley & Taqqu（2004）空间传染和分位数回归模型的思想，本书实现了市场行情状态的概率划分，建立了市场状态与分布分位数的对应关系，对于开展空间维度上金融风险传染效应识别的动态分析十分有帮助。

综上看出，构建风险传染与分散效应的时变方程和市场行情变动情形下的变结构方程是需要具体解决的关键问题。由于在上述几个模型中，被解释变量是全新构建的金融风险传染效应识别指标，因而，这部分的难点在于，模型中解释变量的科学筛选。应该在经典重要文献研究及专家咨询的基础上，组织多次项目组讨论会进行模型论证，保证变量选取的科学严谨性。

三、相关性结构分解视角下，金融风险传染效应识别指标的影响研究

金融风险传染效应识别的最终目的是防控和管理金融系统性风险，维护金融体系的稳定。传染效应的识别和监测是研究工作的第一步，更为重要的是，金融风险传染的预防和事后处置，有效判断其触发因素，把握一系列触发事件对风险传染转化的弹性空间、蔓延渠道和环节等。因此，金融风险传染效应识别指标的影响机制研究对本项目具有重要且关键的作用。虽然有关国际市场风险传染影响因素的研究已有不少相对成熟的研究成果，但是由于对风险传染界定的分歧，导致学界在该领域的研究尚未形成较为统一框架。此外，当前国际经济金融环境蕴藏着巨大的不确定性，原有危机遗留的问题也并未彻底解决，在这种国际环境下，不同经济体间的金融风险传染又表现出一些新的特点，如吴炳辉等（2014）总结的突发事件二元性、传染效应复杂性及区域传染多元化等，文中尝试在国际收支视角下构建金融风险传染效应影响研究的宏观框架，不足之处在于，该文未能进一步给出具体量化分析框架。那么，在金融风险传染新特点以及新型量化体系下，各个经济金融因素对风险传染效应的影响将会如何变化？如何将风险传染的新特征融入识别指标的影响分析模型中？回答这两个问题也是研究的重点和难点。

金融机构是风险传染路径中的重要一环，其风险传染效应与系统性风险有着密切联系，开展机构间风险传染效应对系统性风险贡献率的影响研究自然成为关键科学问题之一。从已有文献梳理中可以发现，相关性视角下度量和理解系统性风险受到大多数学者的青睐，在 2008 年金融危机之前，系统性风险研究表明相关性可能存在风险分散和风险传染两种机制，而危机之后，更多实证研究偏向于相关性是风险传染的主因，忽略了其可能带来的风险分散效应。以往研究将相关性整体视为系统性风险的一个因素进行影响分析，导致学者们对相关性、风险传染及其对系统性风险影响机制产生了结论分歧。那么，在统一的量化框架下，将风险传染和风险分散分别作为两个不同因素进行影响分析是否能够揭示更多系统性风险作用机制的细节？对于该问题的解答是本研究的又一重点。

第六节　特色与创新

本书特色在于探索性地构建相关性结构分解模型进行金融风险传染效应识别，在该模型下，既量化区分了金融风险传染效应、分散效应和独立效应，又将市场行

情因素有机融入风险传染效应的动态识别路径中，并基于新型指标在开放经济背景下揭示风险传染的影响源及其对系统性风险贡献率的影响机理。具体创新之处如下：

第一，创新性地以相关性结构分解为切入点，结合市场行情因素，提出将局部和整体两层面相结合进行金融风险传染效应分析，从而在相关性视角下更为全面细致地揭示金融风险传染效应的作用机制。相关性与风险传染密切关系，在相关性视角下进行金融风险传染效应识别是最为自然的研究路径。然而，错综复杂的经济金融形势下，影响风险传染效应的因素众多且各界对此看法不一，导致现有该领域的研究并未形成统一框架。近年来，部分学者已经开始构建风险传染效应的综合识别模型，尝试将更多因素融入风险传染研究中，也取得一些更为精确的研究成果。但是能够将非线性复杂、时间动态及结构动态等多个风险传染属性有机结合起来进行识别的模型仍较为稀少。不同于以往研究，本项目在相关性结构分解的统一框架下，将市场行情划分有机融入金融风险传染效应的理论模型中，这样处理不仅可以重点研究市场极端状态下的风险传染效应，同时，还可以分析市场正常状态时的风险传染效应，并及时发现市场状态转换时的风险积聚动态特点，从而拓展了金融风险传染效应的研究视角。

第二，在相关性结构分解的统一框架下，创新性地量化区分了金融风险传染效应、分散效应和独立效应，并分别从时间和空间两个维度研究金融风险传染效应的动态过程，从而理顺风险传染对系统性风险的作用机理。在金融风险管理实践中，风险传染、对冲、分散及独立效应是最常提及且易混淆的几个概念。这些概念往往都以相关性分析为主要分析起点，因此，如何在相关性统一框架下将上述几个概念量化区分开，对于风险传染的理论研究有着重要意义。以往研究能够进行上述概念的两两区分，已经探讨了传染效应、关联效应和分散效应，但现有模型尚未同时量化区分上述几个风险效应，这也是导致风险传染研究结果分歧的重要原因之一。本项目从相关性的内在结构分析入手，借鉴精算领域中的同单调相关结构，构建并改进分块混合 Copula 模型，将金融风险传染属性量化剥离出来，实现其与风险分散及独立效应的有效区分，研究过程中还给出该分解模型的软件实现代码，从而，丰富了金融风险传染效应的识别手段，有助于理解并解释学界对风险传染效应的分歧。

第三，在开放经济背景下，构建新型的金融风险传染效应指标，并以此为纽带

结合宏微观两层面影响因素，建立一套具备实操性的金融风险传染效应预警和处置方案，提升国际金融治理能力。目前，我国防范化解金融风险攻坚取得了阶段性的进展，但很多风险的隐患还没有完全消除。加之国际金融市场波动，包括一些主要国家货币政策的调整、利率的变化，都会影响到金融资本的流动、汇率的波动，进而影响金融市场的稳定。加强抵御风险能力，更好地应对外部风险的传染是打好防范化解金融风险攻坚战的下一步重点工作。在学术界，金融风险传染效应的影响研究也是该领域的研究重点。只是以往研究的对象是未经细分的金融风险传染指标，且研究结论也不甚一致。在综合风险传染多重属性的基础上，本书构建了新型金融风险传染效应识别指标，那么是否能够更加清晰准确地探知风险传染效应的主要影响源？本书模型的数据主要源自金融市场，具备一定的前瞻性，但是仅仅使用市场数据容易忽略金融体系的历史结构，为了使研究结果具有较高的准确性和前瞻性，本书首先借鉴 Brownless 和 Engle（2011）的做法，在识别模型构建过程中，主要选用金融市场数据，以保障指标的及时性、灵敏性及前瞻性，然后在影响研究过程中，则结合宏观经济数据和微观资产负债数据，以保证研究结果的准确性。最后，在相关性结构分解的基础上，深入细致地开展金融风险传染效应的因素分析及其对系统性风险贡献率的影响机理，为监管部门提供一套科学可行的金融风险传染效应识别方案，提高国际金融风险治理能力。

第二章　金融风险传染效应的研究综述

第一节　金融风险传染定义的学术讨论

术语“传染”一词在本书中一直被使用，但其定义因研究而异。Allen & Gale（2000）描述传染是指一个小冲击，虽然最初只影响少数机构或特定地区的经济，后续扩散到其他经济，然后传导给更大的经济系统，因此，将极端情况下危机从地区到地区的传播称为传染。他们强调，进一步分析不同的传染渠道，可以帮助人们全面理解这一现象。Calvo & Mendoza（2000）认为，市场摩擦本身不能产生传染，只有当它们与金融市场的特定机构或监管特征结合起来时，它们才能导致传染。Kyle & Xiong（2001）则将传染描述为从一个市场损失到另一个市场的快速蔓延，包括价格下跌、流动性下降、波动性增加以及与金融中介机构自身对其交易市场影响有关的相关性增加。Forbes & Rigobon（2002）批评了衡量金融危机传染的主流方法，即比较稳定时期股市与危机期间股市之间的相关性。根据对传染的传统认识，在动荡时期跨市场相关性的显著增加可能导致传染。但是，如果市场在危机前就已经高度相关，那么传染则不一定会发生。因此，传染意味着市场之间的基本联系的异常变化，而相关系数无法捕捉到这些异常，因为相关系数是基于观察期间的市场波动，在未经调整估计的情况下可能会自然而然地向上倾斜。Bekaert et al.（2005）使用资产定价方法来模拟危机时期的冲击和相关结构，将传染定义为双因素资产定价模型残差之间的相关性。他们声称，危机期间回报之间的相关性增加可能是由于他们暴露于一个共同因素的结果。

学术界主要争论点之一在于有效区分“传染”和“相互依存”，部分学者认为传染是一个动态过程，即动荡时期会显著变化，而相互依存被认为是“不同的现

象，稳定持续，没有很明显地改变市场之间的关系”。Jokipii & Lucey（2006）提出了两种关于如何解释传染现象的方法：基本面和投资者行为理论。具体而言，传染可能发生的基本面原因包括以下方面：

（1）共同冲击。这可能导致新兴市场的大量资本流出，影响共同流动的程度，例如，工业国家的重大经济转变、大宗商品价格的变化或全球经济增长的下降。

（2）危机期间，由于影响贸易平衡和其他基本面的需求减少而导致的贸易联系发生变化。

（3）区域内强大的金融联系。通过减少贸易信贷、直接外国投资和其他资本流动，导致危机冲击从一个国家蔓延到另一个国家。

Jokipii & Lucey（2006）还认为传染可以用投资者的行为理论来解释。例如，国内市场发生的危机可能会给大量投资者造成流动性问题，并导致他们出售其投资组合中的外国资产，进而导致外国市场的证券价格下跌。同样，投资者的行为也可以通过风险规避偏好来理解。例如，针对同一基准对投资组合的风险进行评估时，可能会迫使投资者在危机期间同时出售他们在新兴市场的资产，这可能会在没有任何基本面关联的情况下，破坏其他国家市场的稳定。此外，信息不对称和不完善的信息也可能影响投资者的行为，众多投资者在没有对该市场的宏观经济基本面进行适当评估的情况下，认为危机可以简单地蔓延到邻近市场，从而被迫离开市场。

虽然有关金融风险传染的界定，目前包括政府业界和学者等各界尚未形成统一看法。然而，随着分歧的深入探讨，各界对金融风险传染的理解却越来越细致。近二十几年来，金融风险传染伴随着金融危机的爆发而逐渐受到监管层和学界越来越多的关注，世界银行对“金融风险传染”给出了广义、严格和非常严格三种层级上的描述。广义的风险传染是指市场波动引起其他市场波动的行为；严格的风险传染是金融市场波动向其他市场传递，增加了跨国相关性，甚至超过了国家之间其他基本面的相关性或正常时期的相关性；非常严格意义下的风险传染是指相对于平稳市场，在危机时期金融市场间波动相关性的增加才称为风险传染。学术界亦涌现出大量有关金融风险传染的研究文献。

第二节　金融风险传染效应识别模型的研究动态

自 2008 年全球金融危机以来，世界经济似乎陷入了一个低增长的陷阱和一个长期的超低利率时期。国际货币基金组织《世界经济展望》（2020 年 1 月）指出，2019 年，经济增长率达到了金融危机以来的最低水平；此后全球经济正在同步放缓。人们越来越担心，新一轮的全球金融动荡即将来临。在 2019 年国际货币基金组织年会上，英格兰银行前行长默文·金认为世界经济正在无意识地陷入经济和金融危机，这必然会对全球经济和民主市场体系产生毁灭性的后果。

金融危机具有高度的传染性。金融危机发生的动机和后果已经引起了政界与学界的广泛关注，并引发了大量关于金融危机传染效应的研究。以往的研究探索解释金融危机在国家间迅速蔓延的传染机制和渠道。例如，一些关注区域传染的研究表明，跨国传染更有可能通过地理聚集国家的贸易和金融渠道传播（例如，Haile & Pozo，2008；Haidar，2012；Kenourgios & Dimitriou，2015；Shikimi & Yamada，2019）。一些研究检验了金融危机是否可以蔓延到具有某些宏观经济相似性的国家，以证明宏观经济渠道的存在（Eichengreen et al.，1996；Berkmen et al.，2012）。例如，Goldstein（1998）和 Rigobon（1998）指出，危机可能在具有特定发展战略和机构设置的国家之间蔓延。与此同时，少数研究为政治相似性的论点提供了支持性证据（例如，Drazen，1999；Dasgupta et al.，2011）。Berkmen et al.（2012）得出结论认为，美国次贷危机的传染可能是由于受影响国家之间的经济相似性造成的，如实际产出、杠杆率和汇率。Davidson（2020）表明，除了金融渠道之外，宏观经济渠道在危机的蔓延中也发挥着作用。有证据表明，当一个国家遭受外部冲击时，其宏观经济基本面可能影响其他地方的金融市场，特别是在高度互联的环境中（参见 Adrian & Brunnermeier，2016；Giglio et al.，2016；Silva et al.，2017；Gkillas et al.，2019）。

Rigobon（1998）认为，危机可能会在具有特定发展战略和机构设置的国家之间传染，并提出了“警钟”理论。随后，Drazen（1999）提出了两个可能影响金融危机传染的政治因素。Hern´andez & Vald´es（2001）提出，如果一个国家属于一个汇率标准安排的组织，在面对外部危机时其货币贬值的政治成本远低于没有任何组织联系的国家；但是这种标准安排却可能导致危机的积聚。此外，Hausken &

Plümper（2002）指出，一旦金融动荡发生，遏制金融危机的政治努力是理性的，并且符合所有经济开放国家的利益。Kaufmann et al.（2009）认为，腐败、监管质量和法律是影响危机传染的三个政治变量。一些研究也已经对政治渠道进行了实证检验。例如，Novo（2003）共同研究了通过贸易渠道、宏观经济渠道和政治渠道的传染，并为政治渠道提供了附带证据。Dasgupta et al.（2011）为政治相似性导致货币危机传染的观点提供了额外的支持。Bertin et al.（2016）认为，政治动荡对非洲金融危机爆发的预测能力相对有限。

宏观经济基本面会影响危机的传染，因为投资者很可能会平等地对待具有相似宏观经济基本面的国家（Eichengreen et al.，1996）。例如，如果一个国家正在经历金融危机，投资者可能会在其他宏观经济状况类似的国家采取类似的行动。Eichengreen et al.（1996）开发了一个理论模型来解释危机如何扩散到具有相似宏观经济基本面的国家。Berkmen et al.（2012）发现，金融系统中的杠杆作用、信贷增长、短期债务和汇率都会影响金融危机向其他国家的传导方式。Luchtenberg & Vu（2015）发现，宏观经济基本面，如贸易结构、利率和工业生产，有助于国际危机传染。Yarovaya et al.（2020）认为，宏观经济联系是传染强度的决定因素，但这些基本面的变化应与其他传染渠道一起进行分析。

De Gregorio、Vald´es（2001）研究了 1982 年债务危机、1994 年墨西哥危机和 1997 年亚洲危机引发的风险传染。他们给出了宏观经济相似性和贸易联系是关键渠道的证据。Van Rijckeghem & Weder（2001）也提供了证据，表明俄罗斯危机在宏观经济基本面相似的国家之间传染。Novo（2003）发现，宏观经济基本面显著影响了 1992 年欧洲危机的传染。Dasgupta et al.（2011）表明，危机在具有类似宏观经济因素的国家之间迅速传染。

国际贸易渠道可以通过竞争和收入机制影响货币危机的传导。一个国家在经历货币危机时，通常会遭受货币贬值。由此产生的需求下降和国际贸易市场竞争地位的丧失将对其主要贸易伙伴产生负面影响（Gerlach & Smets，1995；Glick & Rose，1999）。许多论文为贸易渠道提供了理论支持。例如，Gerlach & Smets（1995）引入了一个理论模型，通过贸易联系来检查危机的传染，并得出结论，认为贸易渠道是货币危机传染的主要原因。Dungey & Tambakis（2003）综合理论和实证研究，指出国际金融危机可能是通过国家或市场之间的超额回报率传播的。Haidar（2012）创建了一个动态的一般均衡模型来分析国际贸易如何产生溢出效应，从而导致货币

危机在国家之间传染。Smeets（2016）分析了货币危机的传播渠道，并认为国际贸易联系可能是其中最重要的。

在贸易渠道的实证研究方面，Glick & Rose（1999）调查了 1992 年、1994 年和 1997 年的货币危机，Van Rijckeghem & Weder（2001）调查了 1998 年的危机。他们均发现，金融危机超越了其归属地区，来到了与陷入危机的国家有贸易联系的国家，危机中具有紧密贸易联系的国家受影响最大（见 Aizenman et al.，2012；Stracca，2013；Kablan & Kaabia，2018）。Haile & Pozo（2008）使用了 37 个国家从 1960 年到 1998 年的季度数据测试危机的传播，并为贸易渠道机制提供了证据。Berkmen et al.（2012）实证表明，贸易开放在金融危机中很重要。Shen et al.（2015）认为，贸易是中国资本市场受到欧洲债务危机影响的主要渠道。

由于流动性问题和投资者的激励措施，货币危机还可以通过金融渠道传染。各种研究为基于金融联系、美国抵押贷款支持证券投资、投资者信念和流动性问题的传染效应提供了理论模型（见 Masson，1998；Calvo & Mendoza，2000；Kaminsky & Reinhart，2000；Kamin & DeMarco，2012；Chevapatrakul & Tee，2014；Horta et al.，2016；Smeets，2016；Guidolin & Pedio，2017；Çevïs¸ et al.，2018；Nguyen，2021）。Hansen（2021）认为，尽管投资者之间的相似性和沟通性支持了市场效率，但这些因素也增加了传染的风险。Calvo（2004）解释了金融联系在促使货币危机传染方面的作用。他们提出了这样一种理论，即投资者可能在非危机市场出售表现更好的股票以筹集现金，这导致其他国家出现流动性问题，并蔓延货币危机。Jing et al.（2018）开发了一种以国际贸易和金融传播渠道为特色的开放经济模式，以表明信贷中断，而不是贸易渠道中断，是危机蔓延的主要驱动力。

现有大量的实证研究探讨了金融渠道在金融危机传染中的作用。Caramazza et al.（2004）在对 1994 年墨西哥危机、1997 年亚洲危机和 1998 年俄罗斯危机的分析中，显示了银行贷款紧缩可能会导致货币危机的蔓延。与此相关的是，Adams-Kane et al.（2015）研究了在金融危机期间影响信贷供给的渠道。Yan et al.（2016）和 Park & Shin（2020）调查了银行信贷和国际贸易的跨境流动在 2008 年美国金融危机向全球股票市场传播中的作用，结果表明，危机主要是通过银行信贷而不是投资组合和国际贸易传播的。Angkinand et al.（2010）和 Bekiros（2014）为国际金融市场一体化在美国次贷危机蔓延中所发挥的作用提供了支持性证据。Inci et al.（2011）认为，全球经济一体化增加了国家之间的相互依赖关系。因此，

一个国家的经济放缓或金融危机可能会迅速蔓延到其贸易伙伴手中。然而，Haile & Pozo（2008）的发现则认为通过资本市场传播危机的作用机制并不明确。同样，Dasgupta et al.（2011）虽然发现了一些金融传染的证据，但他们的研究结果普遍支持宏观经济渠道。相比之下，Kamin & DeMarco（2012）发现，几乎没有证据表明存在外国因投资于美国抵押贷款支持证券而受到金融风险溢出效应。

现有的研究使用相关系数、ARCH、logit、Probit 和空间模型来检验各国之间的金融传染。Calvo & Reinhart（1996）使用相关系数的方法检验到墨西哥危机的跨国传染，而 Forbes & Rigobon（2002）使用 ARCH 模型和波动率调整的相关性来检验墨西哥和亚洲危机，但他们没有发现危机传染的证据。Kenourgios & Dimitriou（2015）在多元分位数积分和非对称 ARCH 模型中使用动态条件相关性来测试跨实体经济区域和部门的金融传染通道。De Gregorio & Vald´es（2001）和 Caramazza et al.（2004）也采用了类似的方法。Novo（2003）认为空间分析方法是最合适的，它使用空间 Probit 模型来检验 1992 年欧洲危机的传染。Amaral et al.（2014）将空间 Probit 与传统 Probit 模型进行比较，通过银行系统研究亚洲危机传染，发现空间模型更适合这一领域的研究。Jing et al.（2018）还使用空间计量经济学方法，研究了在 2008 年全球金融危机以及其发生前的时期，认为金融危机通过贸易、资本流动和地理渠道进行了传播。

为了准确识别和度量金融风险传染效应，学者们从研究角度给出三种金融风险传染度量方法界定。一种是强调相关性的显著变化，另一种是强调关联效应和传染效应的合理区分，还有一种则强调风险传染的空间特征。自 1997 年亚洲金融危机后，学界正式提出“金融风险传染”的定义，并从现象出发将其定义为某一市场、国家或机构遭受的冲击导致其他市场、国家或机构遭受冲击的概率显著增强。因此，早期学者大多将相关系数作为金融风险传染效应的识别指标。然而，由于相关系数容易受到异方差、内生性和缺失变量的影响，其风险传染的识别结果往往是有偏的。以 Forbes & Rigobon（2002）为代表的学者认为，风险传染应该是剔除上述影响后金融变量间相关性的异常变动，通常表现为极端负面冲击的传播，他们对传染的定义与世界银行给出的严格意义下的“金融风险传染”定义基本是一致的。该定义不仅提供了一个检验传染是否发生的直观框架，而且避免区分和测度各种传染机制。因此，其成为目前被众多文献广泛采用的一类风险传染定义（Rodriguez et al.，2007；Upper et al.，2011；Gómez-Puig et al.，2016；Das et al.，2018；叶五一

等，2016；王克达等，2018 等）。随着风险传染实证研究的深入开展，部分学者发现 Forbes & Rigobon（2002）给出的风险传染定义具有较强限定条件，容易忽略持续期较短的风险传染（Billio & Caporin，2010；Durante et al.，2014 等）。Bradley & Taqqu（2004）认为风险传染概念应体现“空间”差异，借助金融变量联合分布的几何特征给出“空间风险传染”的定义，即在一方遭受冲击后，其与另一方的相关程度显著高于其未遭受冲击的正常情形，进而判定风险传染。一方面，该定义与世界银行非常严格意义下的风险传染定义相似，对风险传染的描述更加细致；另一方面，该定义首次将概率空间划分引入到风险传染识别模型中，拓展了金融风险传染的研究视角。在该定义的框架下，学者们提出了一些新型的风险传染效应识别方法，其中较为经典的包括基于正态分布假设的局部 Pearson 相关系数（Bradley & Taqqu，2004）、基于门限 Copula 以及非参数估计的局部斯皮尔曼相关系数法（Durante et al.，2010、2014、2016）等。相比传统的相关系数识别法，上述方法不仅能够体现非线性的风险传染特征，而且还给出了传染方向的识别。综上对比发现，上述三类定义分别从不同的角度加深了人们对于风险传染的理解，但是，对风险传染多角度综合的界定及度量尚有不足。本书对金融风险传染效应的定义与空间传染的概念本质上具有相似性，但与之不同的地方在于，空间传染性的定义在局部上对相关性未做细分，而本书认为，即使在局部空间上，传染性也仅与正向相关性相对应，通过合理建模可以进一步剥离出局部风险传染属性，从而为多角度综合性的风险传染效应识别提供理论依据。

高度相关是风险传染的必要非充分条件，要注意区分关联效应与传染效应。虽然关联效应和传染效应都与相关性有着密切联系，但是它们却预示着不同的市场行为，对两种效应的区分和判定是正确理解金融风险传染的关键。在金融风险传染研究领域，Forbes & Rigobon（2002）首次强调区分传染效应与关联效应，开启了学界对关联效应和传染效应的讨论与研究。所谓关联效应具体是指金融变量间的协同变动，反映了长期稳定的潜在联系；而传染效应则是指某一冲击从一个金融变量向另一金融变量的传播，反映突发和特殊的相关关系。随着全球或区域一体化的推进，资本流动规模和形式增加，大多数学者认为，金融变量间的关联效应普遍并持续存在。但对于是否存在传染效应则尚存争议。部分学者认为，危机爆发不一定存在传染效应，甚至有学者认为传染效应很可能是由于金融数据存在条件异方差现象而导致的统计误测（参见 Pesaran & Pick，2007；Kolb，2011；马丹等，2016；

Adams et al.，2017 及其相应相关文献）。基于数理统计和经济计量等方法，学者们对两种效应的存在性进行了大量实证研究。例如，Forbes & Rigobon（2002）通过异方差修正相关系数检验认为，1997 年亚洲金融危机仅存在关联效应，并不存在风险传染效应。Chen & Huang（2007）则通过 Copula 方法再检验 1997 年亚洲金融危机是否存在风险传染效应，认为其对欧洲存在风险传染，但对拉美地区不存在风险传染。Gray（2009）通过协整和格兰杰检验实证表明 2007 年美国次贷危机对欧洲 8 国存在传染效应。Samitas & Tsakalos（2013）采用非对称动态条件相关系数 A-DCC-Copula 模型考察了欧洲市场在希腊危机中的风险传染效应，认为该危机在欧洲并未造成风险传染。Bekaert et al.（2014）使用 CAPM 模型识别市场之间的关联效应，用模型的残差相关性检验传染效应，发现在国际金融市场之间仅仅存在非常微弱的传染效应，国内市场的板块之间存在更加显著的风险传染效应。Zorgati et al.（2019）借由 Copula 模型研究了次贷危机的风险传染效应，认为次贷危机不仅对全美和欧洲具有风险传染效应，并且对印度、澳大利亚、中国等同样存在风险传染效应，只是在传染程度上存在差别。目前，已有不少学者在进行风险传染效应识别的时候，会对传染效应和关联效应加以区分。然而，从相关性角度出发，还可以发现一类与风险传染效应有着密切关系的风险效应，即资产配置领域中最为关注的风险分散化效应，一般来讲，风险传染效应会减弱分散化效应，但是有研究表明，在危机初期，由于投资者对高质量安全资产的追求，导致不同风险程度的市场间相关性减弱，从而产生了风险分散效果。但这种效果不一定持续，随着危机进程进一步加剧，分散效应便有可能转化为传染效应，因此，两者之间并非严格意义上的此消彼长（参考 Baur et al.，2009；Liu et al.，2019 等）。在相关性视角研究风险传染效应下，还需要进一步将关联效应细分，更为深入地探讨风险分散效应与传染效应的作用机理。

在金融风险传染界定存在分歧的情况下，如何有效地度量和识别金融风险传染成为该领域内的研究热点和难点。然而，无论如何解释金融风险传染，其根本问题在于研究不同金融变量间的相关程度和相关结构。金融风险传染是建立在金融变量间存在相关性的基础上。假设不同金融变量间是完全不相关的，则风险传染便失去了基本的存在条件。风险传染效应的度量方法主要有条件概率分析法、相关系数分析法、向量自回归（VAR）模型、向量 GARCH 类模型、Copula 模型、分位数回归法以及复杂网络分析法等几大类。上述风险传染识别模型与不同的风险传染定义相

对应，是从不同侧面展开的识别研究，因此各有优势也各有不足。其中，相关系数法因其对风险传染的识别最为简洁直观，是目前较为主流的识别方法之一。然而，金融市场是一个复杂的非线性系统，金融风险传染也极有可能是以非线性方式进行的，基于传统数理统计的相关系数检验、格兰杰因果检验及 VAR 方法仅能够检验变量的线性关系，很难准确地测度出不同金融市场是否存在风险传染关系，故其研究结论必然与实际情况存在较大差距。

事实上，学界对风险传染效应特征进行了大量细致的研究，大多数学者认为风险传染效应具备非线性、非对称及动态等复杂特征。例如，Cappiello & Engle（2006）构建了具备非对称性质的 AR-DCC-MVGARCH 模型以度量金融市场间存在的非对称动态风险传染，实证表明风险传染效应具备明显的非对称动态特征。Baur & Lucey（2009）通过对股票和债券市场间风险传染现象分析，研究了正向传染和负向传染两类不同的风险传染现象，表明风险传染效应具备非线性特征。Ye & Miao（2012）则构建非参数分位数回归法，通过检验时变回归系数进行风险传染效应的动态识别。Anastasopoulos（2019）采用了更为复杂的马尔科夫机制转换藤 Copula 模型研究欧债市场间的风险传染特征。

Tjostheim et al.（2013）提出了局部高斯相关系数，Durrante et al.（2014）进步提出了局部斯皮尔曼相关系数法，局部相关系数法可以从不同程度上度量了非线性相关程度。近年来，为了更为准确地进行风险传染效应动态分析，国内外众多学者广泛利用 GARCH 模型的扩展模型如 EGARCH、VAR-GARCH-BEKK、GJR-GARCH 和 DCC-GARCH 等来研究金融风险传染效应。高维 GARCH 类是一类较为复杂的模型，虽然可以更为细致地揭示风险传染效应特征，但也比较容易带来模型风险。且该模型主要是残差的相关性建模，因而无法准确判断传染是否由共同冲击或其他遗漏变量引起（王献东等，2016）。Adams et al.（2017）专门针对应用最为广泛的风险传染度量模型 MGARCH 进行测试和检验，通过模拟实验说明，当真实相关系数为常数时，该模型的动态参数仍是统计显著的，因此，认为多维条件相关模型 MGARCH 容易制造人为动态相关，带来较大的模型风险。他们并非否认金融数据中相关性的非线性和动态变动特征，而是重点强调上述相关性特征并不完全是 MGARCH 模型所描述的那种动态特征，数据中所观测到的相关性动态特征本质上是经济金融冲击造成的相关结构突变引起的，这些冲击事件以非线性的方式影响着关联效应和传染效应，使得相关性最终呈现人们所观测到的动态特征，因此，他们

认为，基于经验数据计算而得的滚动平均相关系数变点检验是最合适的选择。

风险传染往往涉及多个金融变量，而大多数基于相关性建模的识别方法难以避免“维度诅咒”的问题。相比之下，复杂网络模型将金融机构视为网络节点，通过金融机构间的资产负债关系作为网络链条，能够直接而形象地刻画金融体系的内在关联，具有明显优势。部分国内外学者将复杂网络理论引入到金融风险传染的研究领域。Allen & Gale（2000）最早运用这一方法研究金融结构与风险传染之间的关系，指出风险传染依赖于金融系统内部的相互关联关系，完全连接网络相比于非完全连接网络具有更强的稳定性。与之形成鲜明对比的是，金融危机之后，Gai et al.（2011）认为金融网络的高连通性既能降低传染的概率，也会在危机发生时加大风险传染，一旦违约发生，较高的相关性会给整个系统造成严重的影响（更多国外文献参见 Veraart et al.，2017；Banerjee et al.，2018 等）。此外，国内学者胡志浩等（2017）构建无标度性的金融网络，认为风险传染总是存在，风险传染会呈现“超调”现象，减小机构之间的相关性会降低危机的传染程度，但同时也延长了危机持续的时间（更多国内文献参见王晓枫等，2015；吴田等，2018 等）。不过，上述模型在进行风险传染动态分析时具有较大限制，并且未能充分考虑市场状态对相关性结构的影响。

Copula 模型是刻画非线性全局相关性结构的主流模型，同 GARCH 族模型与复杂网络模型相比，它无须对收益率分布严格的假设，更加灵活地捕捉金融市场间的相关性结构，对于讨论相关性与相关性结构的联系与区别非线性、尾部以及动态相关性行为有极大优势。近几十年来，Copula 的理论和应用研究均取得了较多成果，其中，藤 Copula 函数、时变 Copula 函数以及变结构 Copula 函数广泛地被用来研究金融风险传染问题。刘平等（2011）运用 Skew t-GARCH 模型处理了时间序列数据表现出来的尖峰、波动性和厚尾等特性，并结合静态和动态 Copula 函数方法，比较了近 20 年金融危机前后美、中两国三个金融市场间相关结构的变化，并对金融风险的传染效应和传染途径进行了对比分析。顾冬雷等（2013）利用藤 Copula 模型得到一种新的区域性金融危机传染检验方法，全面地分析多个地区收益率之间的相关性结构，并对危机传染效应进行检验。更多相关文献参见 Philippas et al.（2013）、Lee et al.（2018）、王永巧等（2011）、叶五一等（2018）。不过，国内外学者用来进行风险传染识别的多数是现有的 Copula 模型，基于非参数方法的 Copula 模型相对较少，并且对于基础相关性结构的重视也略有不足。本书将重点分

析非参数 Copula 模型与金融风险传染效应的联系。

将上述文献梳理汇总在表 2.2.1 中，可以发现前人研究成果为本书提供三点有益启示。首先，金融风险传染效应的界定是构建识别模型的重要基础，Forbes & Rigobon（2002）区分了传染效应与关联效应，但并未进一步区分风险分散化效应，因此，需重新审视相关性与风险传染效应关系的相关研究结论，构建适当的相关性结构分解模型，从而实现有效的金融风险传染效应识别。其次，金融风险传染效应是具有较为复杂非线性结构的动态过程，这是由金融市场的复杂性所决定的。目前研究大多叠加 MGARCH、Copula、随机跳过程和马尔科夫转制等模型综合构建风险传染效应的识别模型，虽然能够更为精确地描述非线性动态过程，但正如 Adams et al.（2017）指出复杂模型容易产生模型风险。从更为基础的非参数或半参数相关性模型入手，借鉴已有识别模型的理念，形成一套简洁、直观、可操作性的风险传染识别模型，能够有效避免模型风险。最后，Durante et al.（2014）空间传染的界定及识别模型也为本书提供了金融风险传染效应的基本分析框架借鉴。

表 2.2.1　本部分文献综述汇总表

<table>
<tr><th>风险传染定义</th><th>识别模型</th><th>优点</th><th>缺点</th></tr>
<tr><td rowspan="3">强调相关性的显著变化</td><td>传统相关系数法</td><td rowspan="2">简洁、直观易操作</td><td rowspan="2">局限在线性结构中，对非线性刻画不足</td></tr>
<tr><td>向量自回归 VAR</td></tr>
<tr><td>复杂网络模型</td><td>直观、无维度限制</td><td>偏静态分析，对市场状态描述不足</td></tr>
<tr><td rowspan="3">强调关联效应和传染效应的区分</td><td>修正相关系数法</td><td rowspan="3">能够区分传染效应与关联效应、能够实现动态化分析</td><td>对持续期较短的风险传染识别能力弱</td></tr>
<tr><td>GARCH 类模型</td><td>动态分析时容易产生模型风险</td></tr>
<tr><td>Copula 类模型</td><td>对非参数和基础结构重视不足</td></tr>
<tr><td rowspan="3">强调风险传染的空间特征</td><td>局部相关系数</td><td rowspan="2">关注市场行情状态因素，灵活、易于解读</td><td rowspan="2">市场状态设定带有人为因素，对局部传染效应不细致</td></tr>
<tr><td>马尔科夫转制</td></tr>
<tr><td>随机跳跃模型</td><td>连续动态分析</td><td>较为复杂，应用偏少</td></tr>
</table>

第三节　Copula 模型下金融风险传染效应与相关性结构解析

一、混合 Copula 捕捉多重相关结构并存现象，在金融风险传染效应识别中的应用广泛

基于表 2.2.1 中的金融风险传染效应识别模型汇总评述，可以发现，Copula 模型不仅能够灵活捕捉相关性的非线性结构，而且能够与 GARCH 类模型自然融合，其在金融风险传染识别领域中的应用越来越广泛。然而，随着研究的深入，学者也逐渐认识到现有常用 Copula 函数族在金融实证分析中的不足之处。具体来讲，金融变量间往往表现为多种相关性结构并存，使用单一 Copula 建模相对欠妥（Hu 2006；Guegan et al.，2009 等）。例如，椭圆形 Copula 函数族虽然易于应用，但是无法刻画非对称和尾部相关性；Gumbel Copula 函数仅能刻画上尾相关性；Clayton Copula 函数则仅能捕捉下尾相关性；Frank Copula 函数的局限在刻画对称尾部相关性；SJC-Copula 函数则刻画非对称相关性。为了克服单一 Copula 在处理复杂相关性结构时的不足，Hu（2006）提出构建可以嵌套多种不同的相关性结构的混合 Copula 模型，大大提升了 Copula 函数在金融风险传染实证分析中的模型表现，受到了学界及业界的欢迎。

在国内文献搜索过程中，输入“混合 Copula”和“风险传染”关键词后发现，混合 Copula 模型自 2006 年提出，具有创新性的研究成果主要集中在 2015 年前后，而 2015 年以后的文献更多是现有混合 Copula 模型的综合应用研究，且数量也并不是很多。反观近年来国外在此方面的研究，国外学者则比较注重对“混合”方式的创新，并尝试开展新型混合 Copula 在金融领域的应用研究。构造混合 Copula 模型，除了最常见的线性凸组合方式外，还包括阿基米德 Copula 类的生成函数嵌套方式（Cossette et al.，2017、2018）、扭曲函数混合方式（Li et al.，2014；Lin et al.，2018）以及随机变量混合方式等。只是由于上述所列的新型混合 Copula 模型较为复杂，其对金融数据的拟合程度还尚待考察，因此目前并未在金融应用领域盛行起来。鉴于混合 Copula 模型的优势以及其在金融风险传染领域的研究现状，再结合金融风险传染效应的新特征，本书认为至少有两方面的研究可以进一步推进，一是重新审视发掘基础 Copula 函数族，通过简易线性凸组合的方式构造新型混合 Copula 模型；二是在局部上拓展构建混合 Copula 模型。

二、极大相关性结构与金融风险传染效应的对应更为直接

由于金融数据往往呈现非对称及厚尾特征，因此，在金融实证研究领域里，最常被用来构建混合 Copula 模型包括上尾特征的 Gumbel Copula 函数族、下尾特征的生存 Gumbel 及 Clayton Copula 函数族、对称尾部的 Frank Copula 函数族等，实证表明，在拟合度上，基于上述 Copula 函数族线性凸组合所得到的混合 Copula 确实比单一运用上述 Copula 函数表现更好。其不足在于，由于混合元素较少，因而缺少不同混合 Copula 模型的比较分析，并且上述混合虽然能够描述局部尾特征，但混合还是仅停留在全局层面，难免对局部刻画不足。事实上，在众多刻画相关性结构的 Copula 族中，有三类相关性结构最为特殊，分别是同单调结构、反单调结构和独立结构。只是通常情况下，当人们针对金融数据进行建模时，会发现同（反）单调结构并不常见甚至是不存在的，因而其在金融尤其是风险传染领域的应用较少。在保险精算研究领域，同单调结构常被用来确定资产组合的资本金要求上限（参见 Denuit et al.，2005；McNeil et al.，2015；Koch-Medina et al.，2018；等等）。Kusuoka（2001）和 Delbaen（2002）首次在金融数学领域中研究了同单调相关结构，Dhaene et al.（2002）则将此概念引入精算领域。通俗地讲，所谓同单调相关性风险是指，如果具有同单调结构的金融变量组合在一起，其组合风险资本金的总额是所有单个风险资产准备金的总和，也就是说该组合的风险分散效果为零。

随着近年来金融危机的频繁发生，尤其是 2008 年金融危机时，人们发现，一些正常状态下只存在某种程度相关性的投资组合会随着危机进程加深而变得越来越同单调，尤其是规模较大的资产组合。导致该现象的主要原因是当一些隐含的系统风险积聚增大时，受此影响，大多数资产未来风险损失会变大，相关性结构发生突变，进一步加剧风险损失传播而发生传染。为了从模型上准确描述该现象，Cheung（2009）首次定义了上尾同单调相关性，随后 Zhang et al.（2013）在此基础上又给出了下尾和中心同单调相关性结构的概念，为同单调相关性的应用提供了更多理论支持。Cherubini et al.（2014）则从扭曲风险和系统性风险度量角度，给出了同单调相关结构与条件风险价值度 CoVaR 和边缘预期损失 MES 的显式关系，进而构造了一类新型扭曲风险度量工具——传染型扭曲风险度量模型，并应用该模型度量了欧债危机中银行偿付能力的扭曲风险值。基于上述研究成果，深入探究同单调相关结构与金融风险传染效应之间的关系是具有一定理论意义的。

反单调结构是与同单调结构完全相反的一类相关性结构，其与风险分散效应更

为相关，在组合优化策略领域中被提及。独立结构亦是一类特殊而又基础的相关性结构，在金融和精算等领域的应用更为广泛，其也与风险分散化效应关系密切。由此看出，风险传染效应和分散效应都与相关性结构有着紧密联系，那么，有没有必要对这几个概念进行区分，模型上又该如何区分？答案是有必要进行区分，并且可以借助相关性结构分解进行区分。由 Forbes & Rigobon（2002）对风险传染的定义中可以看出，相关性和风险传染是一种递进关系，即风险传染是以相关性为基础，他们通过异方差修正剔除了波动性对相关性的影响，进而区分了传染效应和关联效应。此外，危机进程中，风险分散效应与传染效应也是存在转换关系的，例如，Baur & Lucey（2009）认为，在市场危机的初期，投资者总是追求更高质量和安全的资产，其交易行为使得风险程度不同的市场间相关性减弱，从而产生了风险分散化效应。Cherubini & Luciano（2013a，b）将上述三类基础相关性结构混合构建了新型混合 Copula 模型，并说明该模型与非参数相关系数 Kendall tau 和斯皮尔曼 rho 有着直接关系，且弥补了 Kendall tau 和斯皮尔曼 rho 对尾部相关性度量的不足。基于该模型，Harb et al.（2017）运用新型混合 Copula 函数研究了 CDS 的定价问题，并强调该模型能够带来更为简洁的解析表达式。

综合上述文献观点，可以发现相关性的内涵要大于风险传染，因为相关性不仅包括正相关，还包括独立和负相关，一般而言，较大的正相关会加剧风险溢出，引发风险传染；而独立和负相关会带来一定程度的风险分散效果，反而会对风险传染起到屏障作用，尤其是负相关还可以带来更完美的风险分散效果。Rungcharoenkitkul et al.（2017）也总结了风险传染与相关性的三点不同：一是风险传染是单边的，因为其主要是指负面冲击的传播；二是风险传染不仅是二维的，甚至可能是多维的；三是风险传染度量的是极端尾部的系统风险，而非一般情形下的风险传导。因此，对于相关性结构的分析还有进一步改进的空间，借鉴 Cherubini & Luciano（2013a，b）的新型混合 Copula 模型，剔除分散效应影响，进一步提炼金融风险的传染属性并加以度量。

三、分块混合 Copula 模型能兼顾多重相关结构和市场行情划分

是否可以借鉴 Harb et al.（2017）的思路，将三类基础相关性结构的新型混合 Copula 模型用于金融风险传染效应的识别呢，虽然该新型混合 Copula 模型具有不少优势，但是即使在正常市场状态下，金融变量间的相关性结构也并不会是这么简洁。Yang et al.（2006）的研究表明，任意相关性结构都可以分解出同单调、独立

及反单调相关结构，除此之外，还存在一部分不可分解的相关性结构，在实证研究中，这部分不可分解的相关性结构会带来不小的误差。为了尽量减小不可分解相关性信息带来的误差，Zheng et al.（2011）采用联合分布概率空间分块的方法构造了分块混合 Copula 模型，该模型在局部上仍采用三类基础相关性结构混合，并且证明随着分块的增加，不可分解相关性部分的误差会逐渐收敛。此外，不同市场行情下，投资者的交易行为、偏好及其投资心理会对市场间的波动及其相关性产生影响，市场行情状态的划分有助于分析不同市态下金融变量间的动态相关性，那么，金融风险传染效应的识别也不得不区分市场行情状态。Rodriguez（2007）、Okimoto（2008）以及 Garcia et al.（2011）认为，金融市场间的相关性程度会随着市场状态的不同而改变，在高波动和低波动段它们之间呈现不同的相关性结构，把握这种相关性程度状态转换特性对风险传染的有效识别至关重要。汪冬华和汪辰（2012）验证了汇率改革前后在牛市和熊市下我国股汇市间的波动溢出现象的异化特征。郑国忠和郑振龙（2014）首次分析了我国股债汇三市场在牛、熊和震荡行情下的信息传递及风险传染的异化现象。

在 Copula 模型框架下，为了充分考虑市场状态结构突变所导致相关性的结构变化，国内外学者主要从时变和变结构两方面入手改进现有 Copula 模型。时变动态 Copula 模型的建模效果普遍优于静态 Copula 模型。但该模型不能重点体现金融市场或金融资产之间相关结构的状态转换特征。后来，部分学者们通过引入马尔科夫转换机制、相关性参数平滑转换机制等方法来构建变结构动态 Copula 模型，使其对相关性具有更好的拟合精度和灵活度（参见 Chollete et al.，2009；Silva Filho & Ziegelmann，2014；吴吉林等，2015；高波等，2015）。但变结构 Copula 模型虽然能够揭示市场异质状态下相关性的结构变异，其对动态过程的描述稍显不足。金融风险传染效应往往在市场暴涨暴跌时才会表现出来，重点关注市场低迷或繁荣等极端状态下的相关性度量具有很强的理论和现实意义，然而，不能否认的是，忽略其他正常市场状态下风险的积累及突变过程，对于金融风险传染效应的早期预警及防控是极其不利的。

Copula 本质上是联合分布函数，其模型表现因其概率结构不同而不同，无论是变结构还是时变模型，对 Copula 内在概率结构的描述都是不全面的。因此，为了在不同市场行情状态情形下更为全面地进行金融风险传染效应识别，需要构建既能体现时间动态又能体现结构变动的新型混合 Copula 模型，用以描述相关性的动态

过程及结构变异特征。虽然目前较为流行的 CoVaR 风险度量模型本质是，市场低迷状态下，目标风险变量在相应条件概率分布下的下尾部分位数。换言之，CoVaR 模型主要是度量下尾部概率空间的风险传染程度，但其并非一致性风险度量工具。Cherubini et al.（2014）借助部分 Copula 族构造扭曲风险测度，说明通过该方法能够得到具备一致性的风险传染度量工具，常见的如期望损失函数（ES）。基于概率空间分块思想的混合 Copula 模型不仅刻画了尾部概率空间的相关性，同时还刻画了其他局部概率空间中的相关性，比如，资产收益率处于正常范围时的相关性。

那么，在市场行情划分的条件下，是否需要进行 Copula 族的混合处理？如何选择合适的混合 Copula 函数呢？即使进行了市场行情的概率划分，局部状态下仍然需要进行 Copula 混合处理，但是，不适宜选用具有局部相关性特征的 Copula 函数进行混合。原因有如下两点：

一是相比现有的分块 Copula 模型，进行局部混合后的分块 Copula 具有更好的拟合精度。

二是在金融风险管理研究领域里，大多数文献已经将研究重点放在尾部相关性度量上，常常采用具有上尾特征的 Gumbel Copula、具有下尾特征的 Clayton Copula、具有对称尾部特征的 Frank Copula 等进行混合。然而，在局部市场状态下，上述局部特征明显的 Copula 函数却可能较难发挥作用。在市场行情划分下，选用简易直观的基础 Copula 进行局部混合效果更佳。从实践角度上看，分块混合 Copula 模型能够将市场行情划分与相关性结构分解相结合。

在金融风险传染效应研究领域，Copula 类模型具有较好的适用性和可塑性，既可以与其他模型自然融合，其模型自身也具备多角度拓展的优势。在 Copula 模型框架下，混合 Copula、时变 Copula、变结构 Copula 以及综合 Copula 叠加模型成为研究金融风险传染效应的主流方法。但是，在 2015 年以后，国内在此方面的创新性研究开始减少，国外虽然陆续有新型 Copula 模型被提出，却由于模型较为复杂而应用范围不广。为了进一步推动 Copula 模型在风险传染领域的理论及应用研究，可以从以下两个方面入手：摆脱常用混合 Copula 模型的限制，重新审视发掘被忽略的基础 Copula 族，将其线性凸混合 Copula 模型引入风险传染研究中；借助国外学者对 Copula 函数的概率几何刻画，将市场行情因素和风险传染度量同时融入识别模型中，并展开风险传染效应的动态识别和监测，提升 Copula 模型对风险传染效应研究的覆盖面和灵活性。

第四节　金融风险传染影响因素与机制的研究

自 1997 年亚洲金融危机“风险传染”概念被正式提出以来，金融风险传染效应的影响因素分析便是该领域的另一个研究重点，国内外学术界已经形成了一批具有代表性的学术成果（Rijckeghem et al.，2001；Biswas et al.，2018；Silva et al.，2019；等等）。整体来看，这些成果对于风险传染影响因素的研究是从两个不同层面展开，并且两个层面对于风险传染的研究侧重点不尽相同：一是宏观市场层面，主要从传染渠道和路径选择角度出发探讨风险传染的形成及传播机制，研究对象面向各国金融市场，如证券市场、债券市场、期货市场及外汇市场等；另一个是微观机构层面，主要从系统性关联和系统重要性角度出发，研究各个金融机构间业务往来和资本流动的风险传染及其对系统性风险贡献的影响问题。

一、宏观市场层面

在宏观市场层面，关于跨国传染的理论确定了在一个特定国家遭受冲击后驱动相关性动态的各种传播通道。Pineda et al.（2022）修正了转移传染的三个主要渠道，建立了以下三个主要研究假设。

一是市场竞争是真正的联系，并强调它们之间的相互影响。Corsetti et al（2005）开发了一种模式，如果其中一个国家通过货币贬值来应对危机，那么，其产品出口在世界其他地区变得更便宜，使得其他国家在这些行业中的竞争力下降。一个国家的干扰也可能产生负面的收入影响，导致对外国商品的需求降低，影响其他国家的价格或生产。这种市场竞争联系可能有助于解释疫情是如何蔓延的，因为随着企业和消费者增加储蓄，对国内外商品的需求则会减少。

二是金融联系产生的传染。这种危机传染的一个渠道是信贷紧缩（Kaminsky & Reinhart，2000）。其想法是，在危机期间，银行会减少其信贷供应。随着市场流动性合约、利率上升、融资变得更加昂贵、经济放缓，就会出现连锁反应。信贷危机可能发生在主权层面，也可能发生在公司之间，引发金融危机。在不知情交易员在场的情况下，被迫重组投资组合可能是另一个金融渠道（Calvo & Mendoza，2000）。这些理论关注的重点是投资组合经理出售流动性资产以满足追加保证金或避免损失等要求，不知情交易员将这种交易解读为负回报的信号。因此，这种交易活动会导致羊群行为和传染（Andries et al.，2022）。

三是关联性的增加是由于投资者信念的改变，而不是实际变量的变化。一个国家的危机可以提供有关其他国家在不利情况下将如何表现，或另一个国家的投资者将如何做出决定的信息（Rigob´on，2019）。同样，对以往危机的记忆可能会导致个人和投资者的过度反应，跟随他人的决定，而不是他们自己的分析（Banerjee，1992；Mullainathan，2002；Shiller，1995）。这种投资者羊群行为在 1989 年至 2009 年的发达市场中被观察到（Chiang & Zheng，2010）。也是不少学者将投资者行为作为金融传染的原因（Barberis et al.，2005）。同样，Baig et al（2021）提供的证据表明，新冠疫情对金融市场的影响是由不确定性预期造成的。

国际间金融风险传导渠道纵横交错，精准把握风险传染源头在宏观市场层面尤为关键，由于多重因素作用下的金融风险传染效应是极为复杂多变的，大多数学者往往选择从某个角度对风险传染的影响机制展开研究，尤其在定量分析方面，对于哪些是影响国际金融风险传染效应的主要因素，影响程度如何以及影响机制是否会发生变化等问题，学界并未形成较为统一的研究共识。自 1996 年以来，国内外学者从不同角度对金融风险传染渠道和路径进行了分类，先后提出了宏观经济基本面、贸易与金融渠道、信息渠道及投资者行为渠道等多种影响路径（吴炳辉等，2014；王献东，2016；陈克鑫，2018）。从影响因素的变量选取上来看，宏观经济基本面主要选用 GDP 增长率、通货膨胀率、国际收支差额、财政收支差额等因素变量；贸易与金融渠道主要选用进出口额、机构不良贷款率、股票价格指数等因素变量；投资者行为渠道主要包括市场预期、风险规避、羊群效应等因素变量。

二、微观机构层面

从研究结果上看，部分学者（如 Gerlarch & Smets，1995；Eichengrenn et al.，1996；Gorea et al.，2014；等等）的研究结果支持了贸易联系影响传染的观点，而另一部分学者（Kaminsky et al.，2000；Forbes et al.，2002；Edwards，2005 等）则发现贸易联系较弱的国家间也发生传染，尤其是在全球一体化背景下，金融管制放松、金融机构交叉业务及跨国资本业务加速发展，使得金融渠道成为风险跨国传染的最重要渠道。易宪容（2009）认为信用扩张过度提高金融资产杠杆率，会极大地影响风险传染效应；张学勇等（2011）则重点研究货币政策在国际金融危机传染中的作用；王聪等（2011）认为经济开放程度特别是国际贸易与资本流动对国际风险传染影响较大（更多参见柏宝春，2013 等）；吴炳辉等（2014）以国际收支理论为

基础尝试构建金融风险传染影响渠道的宏观分析框架。

从研究方法上看，由于金融风险传染影响因素的数据可得性及频率等的不一致，多数学者选用的是结构方程、VAR 和面板计量等线性量化模型，并且大部分成果集中在 2014 年左右，近年来有关金融风险传染影响机制的研究偏重统一研究框架和定性分析，相应的量化研究并不多见。结合前述有关风险传染识别的文献研究，可以以新型构建的国际金融风险传染效应识别指标为研究目标，分别从宏观经济基本面、贸易金融、投资者行为等影响渠道中选取影响因素变量，综合运用 Copula、GARCH、因子分析和面板计量等模型，在前人研究基础上，更加细致地探讨各个影响因素对金融风险传染的影响程度及路径，给该领域日后的研究提供借鉴和参考。

金融机构作为风险传染的重要媒介，其系统性风险贡献率与传染效应间关系密切与宏观层面风险传染效应的影响研究不同的是，微观机构间的风险传染效应研究往往与系统性风险管理有着千丝万缕的联系，研究对象则主要集中在银行间风险传染效应及其系统性风险贡献率上。Forbes（2012）确定四种主要的传播机制：银行、贸易、投资者和警钟 / 基本面重新评估。她特别指出，“如果一个国家拥有更大杠杆的银行体系、更大的贸易敞口、更弱的宏观经济基本面和更大的国际投资组合负债，它就更容易受到传染”。因此，控制捕捉真实或金融联系的变量以及投资者信念和预期对股票相关性的影响，似乎对于决定市场对冲击的潜在过度反应至关重要。金融机构是实现金融风险传染的重要途径，Albert et al.（2001）由于财富效应而引发的金融风险传染模型表明，机构在资本金下降后倾向于以清算债权的方式获得流动性，但这却导致了系统流动性的降低，在财富效应足够强的条件下引发连锁反应使得危机蔓延形成传染。风险传染使得商业银行在应对宏观环境不利变动时显得更加脆弱，机构间的风险传染是系统性风险的重要表现之一。

但是，机构间的风险传染是基于微观主体间的相互联系及行为，而系统性风险的概念内涵远比风险传染要大，其影响因素还包括共同冲击、业务规模及复杂程度等。从风险传染影响因素研究上看，无论是微观个体因素还是宏观经济因素，其与系统性风险的影响因素上均有重叠也有所区别。Brunnermeier et al.（2012）认为非利息收入与系统性风险呈现正相关关系，De Jonghe et al.（2015）则认为非利息收入对系统性风险的影响与银行资产规模及国家机制有关。对大银行而言，非利息

收入能够分散系统性风险，而对资产规模较小的银行却非如此，国内文献中，张晓玫等（2015）指出，与国外商业银行不同，我国银行非利息收入部分正处于起步阶段，在商业银行营业收入中占比较低，对现阶段我国商业银行而言，非利息收入能够显著地分散系统性风险。其次是股权市账比和杠杆率的影响。Adrian et al.（2011）对美国银行的实证发现，股权市账比对系统性风险有着显著影响，其值越高，系统性风险越大，而杠杆率对系统性风险的影响是双向的。机构规模和杠杆率对系统性风险的影响最显著，而股票波动率对风险传染影响较为显著，高股票波动率的金融机构不一定具有高的系统性风险贡献率，股票贝塔值对风险传染也具有正向影响，并且能从一定程度上反映金融机构的系统性风险贡献水平。王研等（2016）银行间风险传染的渠道包括资产组合调整、信贷传导、内生金融周期及资产负债表传导。

从研究方法上看，测度系统性风险的模型包括基于资产负债表数据的指标法、网络分析法和基于市场数据的 CoVaR、Shapley 值及 MES 法等。市场数据能够及时反映金融部门系统性风险在时间维度和空间维度上的变化状况（Huang et al.，2009），也能够反映市场对机构未来表现的预期，具有前瞻性。伴随着我国金融市场国际化程度的深入推进，基于市场数据的模型方法逐渐占据系统性风险管理研究的相对主流地位。

从上述研究回顾可以看出，学者们主要从宏观市场和微观机构两个层面开展金融风险传染效应的影响研究，只是两个层面的研究范式及分析模型略有不同。然而，目前研究成果中，尤其是在宏观市场层面，有关传染效应与分散效应交叉影响以及市场状态异质方面的综合研究相对较少，因此，在完成金融风险传染效应识别指标构建的基础上，可以再次深入从宏观市场和微观机构层面开展风险传染影响的研究。在宏观层面上不仅判断风险传染的主要影响渠道，评估各个因素的影响方向及程度，而且还尝试探讨各因素对风险传染效应和分散效应的交叉影响以及不同市场状态在风险传染影响机制中的作用。在微观层面的研究重点在于探讨风险传染效应对机构系统性风险贡献率的影响，选取 CoVaR 和 MES 为系统性风险贡献率代理变量，通过解析函数和计量模型两类方法的综合比较，分析风险传染效应及其他系统性风险贡献率影响因素作用机理。

第五节　次贷危机的金融风险传染研究

金融风险传染效应通常是在金融危机发生的过程中体现得最为明显，也最为引人关注。众所周知，金融危机并不是最近几十年的新鲜事，而是伴随了人们若干个世纪，20 世纪为人熟知的有 1990 年的日本金融危机，1997 年亚洲金融危机，1998 年俄罗斯金融危机，以及 2001 年至 2002 年的阿根廷金融危机，这些危机大部分发生在新兴发展中国家，因此，经济学家给出的解释多为基本的制度性缺陷，然而，2008 年源于美国华尔街的次贷危机与以往所有的金融危机不同，其爆发在世界上最成熟的市场经济体，华尔街更是最具有能力设计出各种各样金融产品来分散风险功能的金融中心，同时，美国的市场体系、金融制度是许多新兴市场经济国家模仿的典范，因此次贷危机给经济学家提出了前所未有的挑战。为什么美国会发生破坏性如此之大的金融危机呢?

美国的次贷危机可以归因于 2007 年美国抵押贷款泡沫的破裂。它的标志是雷曼兄弟的破产，这是美国迄今为止最大的破产公司，并产生了全球影响。随后，在希腊政府宣布其公共赤字达到国内 GDP 的 12.7%，是允许上限的 4% 后，欧元区主权债务危机开始了。各种对金融危机传染感兴趣的学者由于这两次危机的广泛影响而对它们进行了评估。国家之间的股市波动可能是相互依存或传染的结果。由资产交易、双边贸易或技术因素引起的任何收益及风险补偿都是相互依赖的（Forbes & Rigobon，2002）；此外，逃离质量和流动性（Longstaff，2004）或投资者对国家基本面的情绪影响也会导致传染，这种类型的传染也被称为“放牧传染”（Khan & Park，2009）。

在次贷危机期间，资产支持证券（ABS）市场的冲击是股市下跌的一个预测因素（Khan & Park，2009）。危机主要是由于银行接触打包次级贷款，导致美国和欧洲的银行倒闭，最终导致全球股市下跌。欧元区危机是国际收支危机的结果，但由于欧盟国家无力让本国货币贬值，欧元区危机进一步恶化。为了应对这场危机，全球各地的几个股市都出现了下跌。新冠疫情使世界陷入虚拟封锁状态，导致金融经济学家预测全球将面临无与伦比的地理经济挑战，致使投资者纷纷避险，进而触发了股市的高隐含波动率。

在关于美国次贷危机引发的危机传染的研究中，Longstaff（2010）确定了 2008

年的金融危机蔓延，并将其归因于世界主要国家的流动性和风险溢价渠道。Chudik & Fratzscher（2012）表明，在美国次贷危机期间，投资者有逃离到安全资产的行为，表现为金融资本从新兴市场经济体转移到美国和其他发达经济体的债券市场。Neaime（2012）研究了中东和北非地区股票市场和更发达的金融市场之间的全球和区域金融传染联系，Horta、Lagoa、Martins（2014）发现，在加拿大、日本的金融市场，以及欧洲的金融市场，比如比利时、法国、荷兰和英国表现出明显的传染迹象，而德国和葡萄牙则仅表现出相互依存。Dimitriou、Kenourgios、Simos（2013）发现，在次贷危机的不同阶段，金砖四国市场与美国市场存在明确的传染关系，他们将其归因于它们共同的贸易和金融特征。Wang（2014）评估了次贷危机对包括中国在内的六大东亚股市的传染效应，发现只有美国、日本和南方市场存在明显传染。Romero–Meza、Bonilla、Benedetti、Serletis（2015）研究了拉丁美洲金融危机引起的传染。Jin & An（2016）发现，2007 年至 2009 年全球金融危机期间，美国对金砖国家股市产生实质性传染效应；然而，金融市场对这些冲击的反应程度因市场而异，这取决于与全球经济的一体化程度。Kim & Lee（2015）发现，美国次贷危机对亚洲国家产生了重大的溢出效应，而且这种影响在外汇领域的影响大于股票市场。 Mohti et al.（2019）研究了美国金融危机和欧元区债务危机对一组 18 个前沿股市的影响。他们以美国和希腊为基准国家，发现了欧元区债务危机期间传染的微弱证据，以证明美国次贷危机在前沿市场造成了更大的动荡。Kao、Zhao、Ku & Nieh（2019）研究发现了美国与亚洲、欧洲和美国 23 个市场之间的美国次贷危机传染效应不对称性。他们发现，次贷危机传染的程度。取决于与美国市场的金融联系，显示了次贷危机和新兴市场其他金融危机在起因和影响上的差异。 Tilfani、Ferreira & Boukfaoui（2021）测量了美国和其他 8 个股市之间的互相关系，以研究美国次贷危机期间的传染效应。他们发现，危机前其他股市与美国股市的相关性水平有所下降，而危机期间的相关性水平有所上升，指出了危机效应的存在。

金融市场过去经历了几次危机，在全球都有影响。20 世纪的最后 10 年见证了 1994 年的墨西哥危机、1997 年的亚洲金融危机以及 1998 年俄罗斯的违约。21 世纪的开始出现了 2008 年的美国次贷危机、2009 年的欧元区债务危机以及 2020 年初的新冠疫情（Akhtaruzzaman et al.，2021）。这些金融危机蕴含着许多共同特征，包括资产价格和信贷额度的异常变化、信贷市场的显著中断、金融机构的流动性和偿付能力问题、公司的资产负债问题、主权债务危机以及特殊的货币当局干预导致

了危机的平息（Classens & Kose，2013）。

在风险传染研究领域中，已经有相当多的实证模型用来识别金融危机期间传染效应，各种实证模型差异的存在使得人们很难评估支持和反对传染的实证证据，特别是它在国家之间危机传播方面的重要性。Bekaert、Ehrmann、Fratzscher、Mehl（2011）利用资产定价框架发现了次贷危机向 55 个国家的国家行业股票投资组合形成了风险溢出。除了来自美国市场的传染效应外，该研究还发现了来自国内股票市场对个别国内股票投资组合的传染效应。Gallegati（2012）使用了一种基于小波的方法来测试 2007 年美国次贷危机期间是否发生了传染。该研究发现，所有的股市都受到了美国次贷危机的影响，而巴西和日本是两个在所有规模上都能观察到传染的国家。他们的研究结果为次贷危机期间来自美国的国际传染效应提供了证据，并表明除日本和巴西外，这些传染效应在各个尺度上的表现并不统一。

关于金融危机如何在各国蔓延，有两种观点。第一种观点认为，由宏观经济基本面引发的真实和金融联系，如贸易联系、利率、汇率和油价的变化（Mohti et al.，2019），会导致金融危机在各国之间蔓延。第二种观点表明，由于投资组合的再平衡策略和投资者对危机引发国不利条件的反应，危机可能会蔓延。也就是，国际多元化投资者可能在危机期间受到财富限制，采取投资组合再平衡策略，通过清算其在其他国家的头寸来平衡他们在危机国家的损失，从而导致这些国家的市场下跌（Calvo，2004；Kaminsky & Reinhart，1998；Karolyi & Stulz，1996；Kyle & Xiong，2001；Rijckeghem & Mauro，2001；Yuan，2005）。

比较一致的观点是，各种研究评估了实体经济和金融联系的存在，或股市的缺陷和投资者的羊群行为，使一个国家容易受到源自另一个国家的危机，从而导致危机的传染（Boyer，Kumagal，& Yuan，2006；Kaminsky & Reinhart，1998；King & Wadhwani，1990；Kodres & Pritsker，2002；Rijckeghem & Mauro，2001）。

第六节　文献总评

有关风险传染的研究文献数目连年增长，但至今各界对风险传染效应的定义及度量并未统一。而严谨的“风险传染”定义是进行有效识别的重要基础。目前风险传染的识别模型众多，多数模型仅侧重捕捉风险传染的一或两个特征，但能够综合多个风险传染特征进行识别的模型仍然较少。本研究希望能够构建较为全面灵活的

金融风险传染效应识别模型，从而增强风险传染效应的识别能力。同时注意到，将市场行情因素引入到风险传染效应识别模型中，能够对全局和局部相关性信息进行深入挖掘和准确刻画，对于风险传染效应的有效识别有着关键作用。因此，借鉴 Bradley & Taqqu（2004）提出的“空间传染”概念，再运用概率联合分布将市场行情划分为“低迷”“正常”“繁荣”三个状态，在每一个市场状态中，通过局部相关性的结构分解，度量局部风险传染效应的大小，最后通过合理整合，实现金融风险传染效应的全局度量及识别。

相关性是金融风险传染的基础，与风险传染、分散化效应之间的关系既密切又大有区别，部分学者已经深入探讨了传染效应与关联效应的区别，而有关传染效应与分散化效应区别研究的文献为数较少。纵观现有以相关性入手构建的金融风险传染效应识别模型，还发现仅有少数模型对相关性的内在结构给予足够重视。事实上，在 Copula 模型框架下，有同单调、反单调和独立三类基础相关性结构，它们在金融风险度量领域中分别用于描述极大、极小和独立关系，任意一个相关性结构均可由上述三类基础相关性结构进行逼近。从不严格意义上来说，同单调相关的金融含义可以理解为，当两个金融变量呈现同单调相关时，其任意形式的组合都不会产生风险分散效果，具备最大的传染效应。借由三类基础相关性对任意相关性结构进行分解，剥离出金融风险的传染属性，将风险传染效应与分散效应和独立效应有效区分开来，能够拓展金融风险传染领域的研究视角。

通过详细梳理有关金融风险传染效应影响因素的研究动态，发现学者们在宏观市场层面和微观机构层面对于金融风险传染效应的研究侧重点是不同的。宏观市场层面更加注重研究金融风险传染的成因、渠道及路径机制研究，在历次危机事件的分析过程中，先后提出了贸易联系、金融关联、信息传递及投资者非理性行为等影响跨国风险传染的重要渠道。而在微观机构层面，鉴于宏观审慎监管的要求，防控系统性风险逐渐成为系统重要性金融机构的重要工作。虽然风险传染是系统性风险的重要体现之一，但是系统性风险所涵盖的内容要远大于风险传染效应，因此，在这个层面上，学界更加注重风险传染效应对系统性风险贡献的影响机理研究。本研究在已构建的金融风险传染效应识别模型基础上，将风险传染效应与风险分散效应、独立效应分离出来，同时结合当前最新的国内外金融形势，参照已有宏观市场层面和微观机构层面对风险传染效应的研究侧重，深入开展金融风险传染效应的影响因素分析及应用研究。

第三章　相关性结构分解视角下金融风险传染实证研究

第一节　相关性结构分解必要性

相关性结构分解对不同相关性结构的特征具有区分及识别作用。相关性结构可以对应同一相关系数；而同一相关系数却无法对应唯一的相关性结构，因此，单一相关系数无法刻画相关结构的变化，相关性结构分解是必要的。给定相同的 Kendall 秩相关系数，可以绘制 Gaussian Copula、t-Copula、Clayton Copula 和 Gumbel Copula 四种不同的二元 Copula 函数仿真得到的随机变量散点图，如图 3.1.1 所示。

从图 3.1.1 中可发现，不同 Copula 函数在描述相关性结构方面具有显著差异，具有相同相关系数的两个随机变量并非具有相同的相关性结构。Gaussian Copula 和 t-Copula 函数分布具有对称性，可以更好地捕捉变量中对称相关性结构的变化；Clayton Copula 和 Gumbel Copula 函数分布呈现非对称性，可以用来表示变量间非对称的相关结构，Clayton Copula 函数强调变量的下尾相关结构，即在边缘分布一定的情况下，Clayton Copula 函数表明当一个观测变量值为负的极值时，另一个变量也出现负的极值的概率增大；Gumbel Copula 函数则强调变量的上尾相关性结构，即在边缘分布一定的情况下，Gumbel Copula 函数表明当一个观测变量值为正的极值时，另一个变量也出现正的极值的概率增大。纵观图 3.1.1，相关系数越大，不同 Copula 函数的相关性结构特征差异表现得越明显。

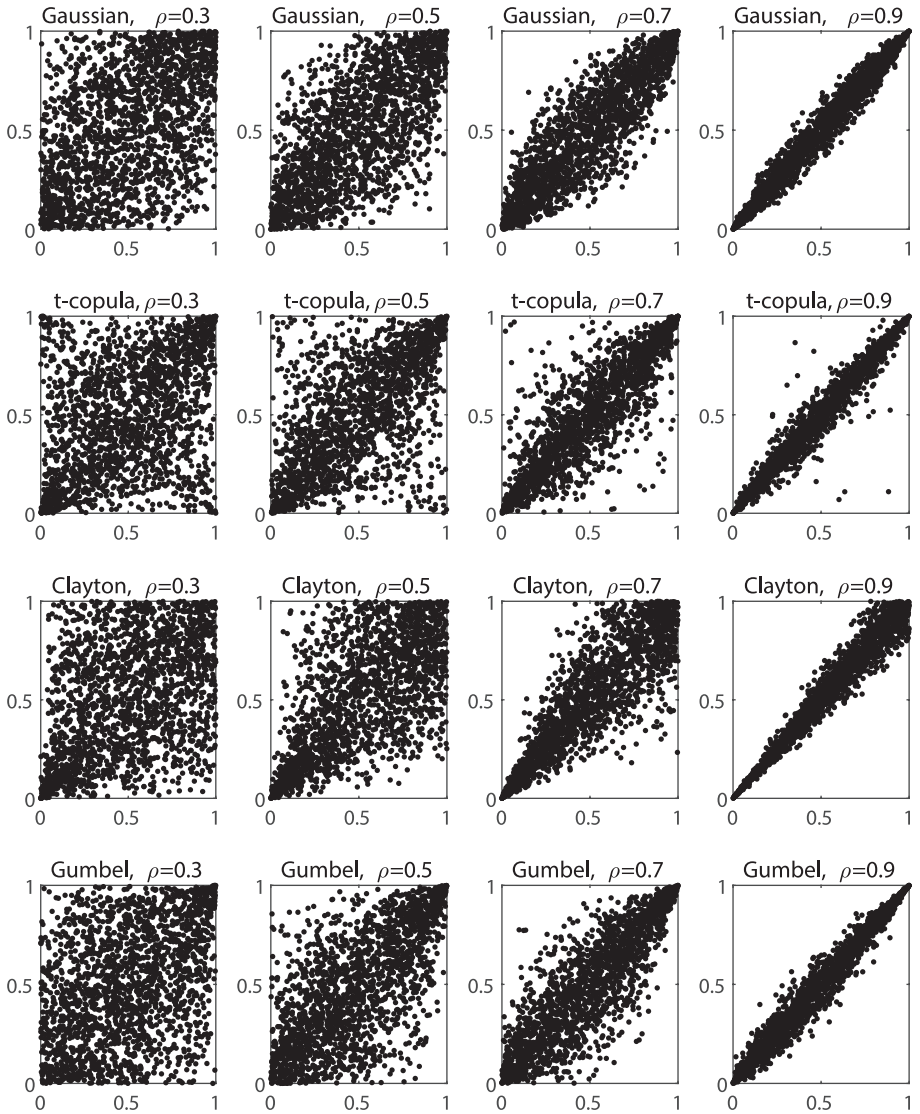


图 3.1.1　Kendall 相关系数变化时的不同相关结构

分块混合 PBF Copula 函数不仅可以实现不同行情下相关结构的分解，而且与几种常见 Copula 逼近函数如棋盘 Copula、样条 Copula 及伯茵斯坦 Copula 相比，具有更优良的逼近误差表现。

根据图 3.1.2，通过对最优 PBF Copula 逼近和其他几种 Copula 逼近方法拟合度的 L2 误差进行比较，我们可以非常明确地得出结论，PBF Copula 逼近优于其他几种逼近方法，具有更好的拟合优度。

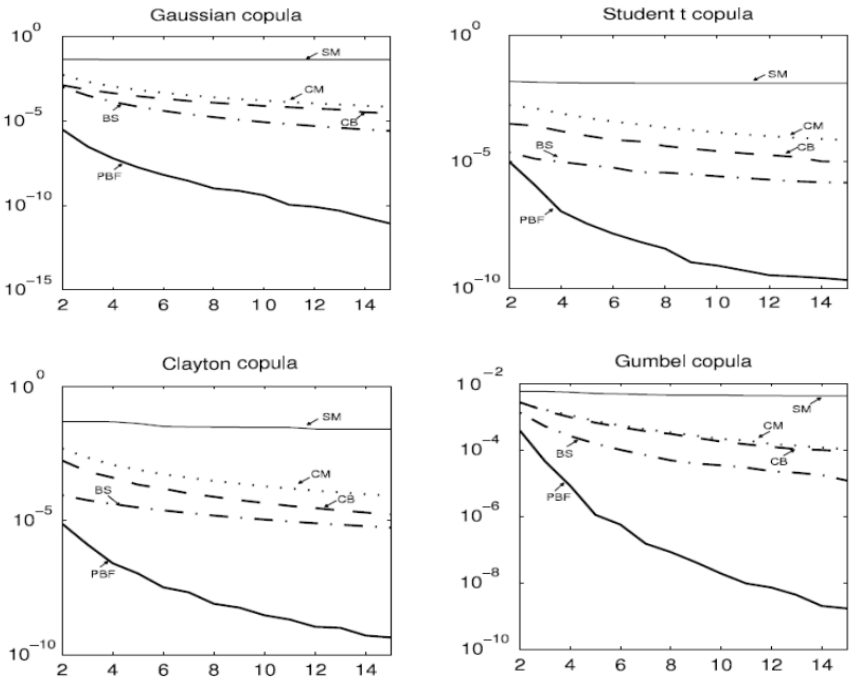


图 3.1.2　四种不同局部 Copula 逼近的 L2 误差比较

为了更好地检验相关性结构分解方法在识别不同相关结构方面的优势在给定的 kendall 秩相关系数下，以 PFB Copula 逼近函数分解 Gaussian Copula、t-Copula 以及三种常用的阿基米德 Copula 函数的相关性结构，具体地，每个相关系数对应的相关结构仿真产生 2000 个随机数进行相关性结构的分解，每次分解均进行 1000 次 bootstrap 抽样。表 3.1.1 给出几类常见 Copula 函数的相关性结构分解特征。

表 3.1.1　不同相关性结构下的相关系数分解

Kendall 秩相关系数	Copula 相关结构	全局传染	全局分散	低迷传染	低迷分散	繁荣传染	繁荣分散
	Gaussian	0.002	0.387	0.270	0.398	0.274	0.392
	t-Copula	0.012	0.418	0.281	0.140	0.292	0.149
−0.7	Frank	0.006	0.341	0.357	0.350	0.330	0.337
	Clayton	—	—	—	—	—	—
	Gumbel	—	—	—	—	—	—

续表

Kendall 秩相关系数	Copula 相关结构	全局传染	全局分散	低迷传染	低迷分散	繁荣传染	繁荣分散
−0.5	Gaussian	0.007	0.191	0.059	0.127	0.054	0.129
	t-Copula	0.017	0.232	0.144	0.050	0.151	0.045
	Frank	0.009	0.148	0.104	0.122	0.075	0.101
	Clayton	—	—	—	—	—	—
	Gumbel	—	—	—	—	—	—
−0.3	Gaussian	0.013	0.097	0.023	0.100	0.019	0.091
	t-Copula	0.030	0.132	0.128	0.023	0.127	0.015
	Frank	0.016	0.076	0.043	0.068	0.043	0.080
	Clayton	—	—	—	—	—	—
	Gumbel	—	—	—	—	—	—
0.3	Gaussian	0.097	0.014	0.143	0.000	0.138	0.000
	t-Copula	0.132	0.026	0.277	0.000	0.280	0.000
	Frank	0.076	0.018	0.085	0.006	0.089	0.007
	Clayton	0.117	0.023	0.362	0.000	0.041	0.017
	Gumbel	0.115	0.018	0.102	0.005	0.325	0.000
0.5	Gaussian	0.190	0.006	0.302	0.000	0.298	0.000
	t-Copula	0.230	0.016	0.413	0.000	0.415	0.000
	Frank	0.150	0.009	0.195	0.000	0.193	0.000
	Clayton	0.214	0.010	0.605	0.000	0.074	0.003
	Gumbel	0.214	0.010	0.220	0.002	0.499	0.000
0.7	Gaussian	0.385	0.002	0.561	0.000	0.560	0.000
	t-Copula	0.418	0.012	0.628	0.000	0.630	0.000
	Frank	0.344	0.006	0.432	0.000	0.431	0.000
	Clayton	0.389	0.007	0.838	0.000	0.215	0.000
	Gumbel	0.404	0.007	0.462	0.000	0.723	0.000

注：表中 t-Copula 自由度为 4，相关系数为负数时无对应的 Clayton Copula 和 Gumbel Copula 结构，用“—”表示。

从表 3.1.1 结果可知，即使 Kendall 相关系数相同，不同 Copula 函数呈现出不同的相关结构特征，相关系数无法一一对应某种相关结构，更无法全面地描述相关结构，而相关性结构分解的方法则能很好地体现不同 Copula 函数的相关性结构特征。从相关性结构维度上来说，在 Clayton Copula 结构下，不同相关系数对应的相关性结构分解得到的低迷传染系数均大于繁荣传染系数，低迷分散系数基本小于繁荣分散系数；同样地，在 Gumbel Copula 结构下，相关性结构分解得到的繁荣传染系数均大于低迷传染系数，繁荣分散系数基本小于低迷分散系数，呈现出尾部非对称特征。而在 Gaussian Copula、t-Copula 和 Frank Copula 结构下，相关性结构分解得到的低迷传染系数几乎等于繁荣传染系数，低迷分散系数也基本等于繁荣分散系数，呈现出尾部对称特征，其中，t-Copula 函数强调随机变量之间具有更强的尾部相关性。此外，不同相关性结构分解也表现出明显的一致性：（1）全局传染系数小于极端市场下的传染系数。（2）相关系数为正时，全局和极端市场均表现出很强的风险传染特征，风险分散效应很弱，尤其是极端市场下的分散系数可忽略不计；而相关系数为负时，全局和极端市场则表现出风险分散特征，此时全局风险传染效应虽不显著，但极端市场行情下的风险传染效应仍不容忽视。（3）随着相关系数的不断增大，全局传染系数和极端市场下的传染系数呈现增大的趋势，全局分散系数和极端市场下的分散系数呈现减小的趋势。

综上所述，加入市场行情后，相关性结构分解可以在传统相关系数相同的前提下区分不同的相关性结构，既考虑了不同相关性结构在极端市场行情下的尾部特征，也可以细分不同的风险特征。因此，相关性结构分解具有一定的优越性，它可以捕捉到更加精确的风险传染效应。

第二节　分解视角下金融风险传染的定义

相关性是检测风险传染的一种有效方法，因为它通常是在传染发生时被检测到显著增加，但反之情况并不一定成立。到目前为止，风险传染的研究范式，特别是它与内部相关性、协同运动和风险分散的关系尚未形成。主要的争论点集中在相关性的增加是否意味着风险传染上。以往的研究通过检查相关性的显著增加来识别传染，但很容易忽略相关性和传染之间的差异（Eichengreen et al.，1996；Ramchand et al.，1998；Mantegna，1999）。在 Forbes & Rigobon（2002）的研究成果发布

后，越来越多的学者开始意识到，增加的相关系数并不一定意味着传染（Pesaran & Pick，2007；Gray，2009；Bekaert et al.，2014；Bensaïda，2017）。以危机驱动的方式检测风险传染也很流行。然而，由危机事件驱动的风险传染识别必须面对由危机观察样本不足导致的识别不一致的问题。与 Forbes & Rigobon（2002）不同，Bradley & Taqqu（2004）使用联合概率分布函数来估计局部相关系数与传染的关系，称为“空间传染”。为了避免事件的主观性，他们采用非参数方法直接基于数据识别空间传染。Durante et al.（2010，2014）使用 Copula 连接函数将空间传染的识别扩展到非线性相关。空间传染是完全由数据驱动的，可以检测由传染引起的相关性结构的变化，避免了相关性结构设定错误导致的模型风险问题。

相关性结构比相关系数包含更多的相关性信息，在风险传染效应分析中越来越流行（see Bedoui et al.，2018；Dai et al.，2020）。三种基本相关性结构指同单调性、反单调性和独立性。如果存在两个递增函数 f 和 g，以及一个随机变量 Z，如果 $X = f(Z)$ 和 $Y = g(Z)$，则两个变量 X 和 Y 是同单调的。如果 X 和 $-Y$ 是同单调的，则两个变量 X 和 Y 是反单调的。如果两个变量 X 和 Y 的联合分布是它们的边际分布的乘积，则它们是独立的。Artzner（1999）首先在金融数学领域研究了同单调结构，Dhaene et al.（2002）将这个概念引入精算领域，并使用同单调来确定资本组合的上限（参见 Denuit et al.，2005；Koch Medina et al.，2018，等）。由于金融市场之间的同单调性在早期阶段并不常见，甚至不存在，因此在 2008 年全球金融危机之前，在风险传染领域中很少被提及。随着金融危机的发生比以往更加频繁，一些在正常情况下具有稳定相关性的投资组合将变得越来越同单调，特别是在危机加深时。

学者们认为，越来越多的资产经历了风险损失，加之一些突出的系统风险积累，导致了资产间相关性结构的变化，尤其是在极端市场行情下进一步加剧了风险溢出。Cheung（2009）首次定义了上同单调性来准确描述这一现象，Zhang et al.（2013）定义了下尾和中心同单调性作为补充，为同单调性的应用提供了更多的理论支持。同单调意味着由共同隐含因子引起的最大相关性，适用于描述风险传染。从扭曲风险和系统风险测量的角度，Cherubini et al.（2014）计算了同单调性与 CoVaR 和 MES 之间的显式关系，构建了传染的扭曲风险测量，用于衡量欧洲债务危机中银行偿付能力的扭曲风险。在投资组合优化领域，反单调性和独立性在衡量套期保值和多样化效应方面发挥着重要作用（Sass & Thos，2021）。风

险传染、分散和独立性都与相关性结构密切相关。此外，风险传染和多样化效应可以在危机过程中相互转化。例如，Baur & Lucey（2009）认为，在危机的早期阶段，投资者总是追求更高质量和安全的资产（即追求质量），他们的交易行为削弱了不同风险水平的市场之间的相关性，产生了风险多样化效应（Brire et al.，2012；Soylu et al.，2019；Wang et al.，2022）。

通过相关性结构的分解来区分它们是合理和可能的。事实上，Yang et al.（2006）证明了任何相关性结构都可以唯一地分解为同单调性、独立性、反单调性和不可分解部分的凸组合。它为直观地理解复杂的相关性结构提供了一种有效的方法。Zheng et al.（2011）通过这三个基本 Copula 构建了相关性的二维分块 Fr´echet（PBF）Copula 家族，以逼近任何双变量 Copula，并证明了其收敛性。基于 PBF Copula 函数对相关性结构的分解，不仅可以区分风险传染和投资组合多元化风险，还可以区分轻度、中度和重度传染。局部同单调结构的异常增加可视为是风险传染的重要预警信号，同时还需要考虑局部反单调性是否对其具有显著的抵消作用，如果局部反单调结构变动对“坏”的局部同单调结构变动未能产生足够的抵消，则认为发生了由于共同隐含风险因子导致的风险传染，并根据抵消程度进一步区分不同程度的风险传染程度。请注意，从概率角度看，我们的风险传染新观点更加强调共同隐含因素引起的“坏”的相关性结构异常变化情况。

本章提出了一种新的结构性方法，通过 PBF Copula 函数分解相关性来识别风险传染。该结构模型可以在同一框架内有效地区分关联、传染和分散效应，从而通过相关性结构的分解信息来识别不同的传染程度。后续的几个实证研究表明，PBF Copula 函数在相关性结构拟合方面优于其他常见的连接函数，更加适合进行更为精确的风险传染效应分析。

接下来，先简要给出相关性结构分解的模型原理和必要性探讨。

假设 R_1 和 R_2 为两个市场随机变量，其相应的边际分布为 F（·）和 G（·），H（·，·）是它们的联合分布函数。根据 Sklars 定理（Sklar，1959），对于联合分布 H（·，·），存在一个连接 C（·，·），

$$\mathrm{H}(\cdot,\cdot)=\mathrm{C}\big(\mathrm{F}(x),\mathrm{G}(y)\big),\forall x,y\in(-\infty,+\infty) \tag{3.1}$$

设 $U=\mathrm{F}(R_1)$ 和 $V=\mathrm{G}(R_2)$，那么 U 和 V 是均匀［0,1］随机变量，式（3.1）中的 Copula C 为（U, V）的联合分布。

连接函数 Copula，特别是混合连接 Copula 函数，是描述复杂相关性结构的常

用工具。三个基本相关性结构，即同单调、反单调和独立性可以混合构成最直观的相关性结构。具体而言，对于任何连接函数 C（u,v），

$$W(u,\ v) \leqslant C(u,\ v) \leqslant M(u,\ v) \tag{3.2}$$

其中 W (u,v) = P ($U \leqslant u$，$1-U \leqslant v$) = max{$u + v - 1$，0}，M (u,v) = P ($U \leqslant u$，$U \leqslant v$) = min{u,v} 是反单调和同单调结构。另一个基本连接函数 Π(u,v) = uv 是独立结构，二维 Fr´echet Copulas 连接函数是三个基本连接函数的线性凸组合。

$$C(u,v) = \alpha \times M(u,v) + \beta \times \Pi(u,v) + \gamma \times W(u,v) \tag{3.3}$$

二维 Fr´echet Copulas 连接函数的斯皮尔曼相关系数计算可以帮助我们直观地理解相关性结构和相关系数的区别，它们之间的数学关系具有如下直观的表达式：

$$\rho = \alpha - \gamma \tag{3.4}$$

从式（3.3）和式（3.4）可以看出，同单调性 M (u,v) [或反单调性 W (u,v)] 指的是由相同的共同因子 U 引起的相同（或相反）方向变动，而斯皮尔曼相关系数是指由它们决定的净相关性。相关性始终是风险传染的先决条件，但这并不意味着所有类型的相关性性结构都是有风险的，尤其是在极端市场中。较高的同单调性意味着较高的损失风险，而反单调性和独立性可以使金融投资组合风险多样化。图 3.2.1 说明了具有相同斯皮尔曼相关系数的相关性结构可能非常不同，当斯皮尔曼相关系数增加时，也可能存在丰富的相关性结构变化情况，这是识别风险传染新观点的基础。设 (α, γ) 表示相关性结构。以 ρ = 0.1 增加到 ρ = 0.2 为例，观察它对应的各种不同的相关性结构变化。可以直观地看到，与相关性结构从（0.4、0.3）变化到（0.5, 0.3）的情况相比，从（0.4, 0.3）变化到（0.45, 0.25）更危险，因为此时同单调性增加，而同时反单调性降低。

虽然二维 Fr´echet Copulas 连接函数的相关性结构直观且易于理解，但它在经验数据拟合度方面表现较差，导致其应用有限。为了提高拟合优度，Zheng et al.（2011）利用二维分块 Fr´echet Copulas（PBF）连接函数实现对经验数据相关性结构的逼近拟合，该方法利用二维 Fr´echet copulas 连接函数来逼近每个子空间的局部相关性结构，并保持条件边缘不变。具体来说，设 q_1（·）和 q_2（·）分别为随机变量 R_1 和 R_2 的分位数函数。对于任何 q∈［0，1］，定义 Q_1（q）= inf{R_1 | F（R_1）≤ q} 和 Q_2（q）= inf{R_2 | G（R_2）≤ q}。

结合连接函数 Copula 的定义，可以得到

$$C(q,q) = P(R_l \leqslant Q_1(q), R_2 \leqslant Q_2(q)) \tag{3.5}$$

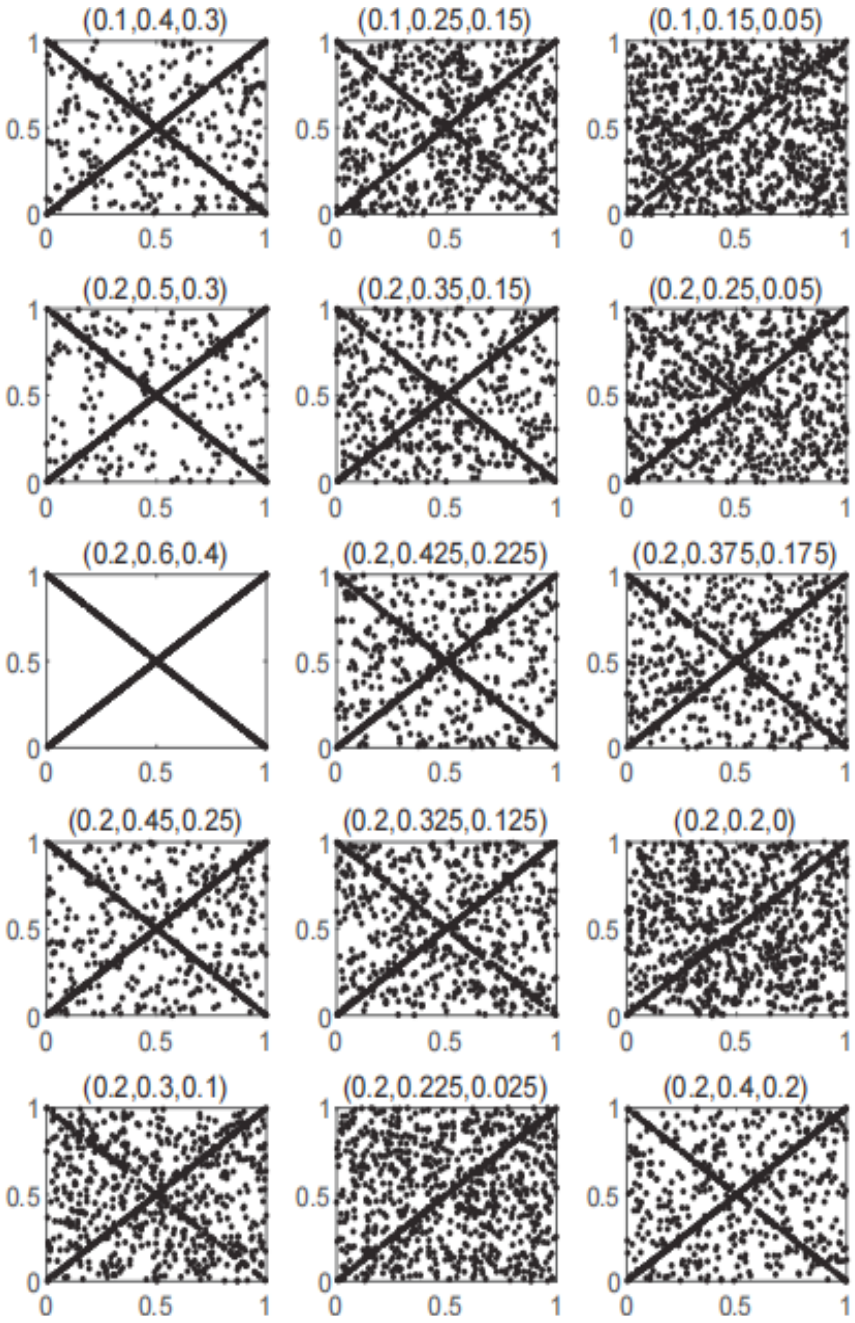


图 3.2.1　具有相同斯皮尔曼相关系数的多种相关性结构

注：每个子图上的三元向量表示（ρ,α,γ）。第一行中的三张图是与 $\rho = 0.1$ 相对应的三个相关结构，以下四行则是对应于 $\rho = 0.2$ 的多种相关结构。当 ρ 从 0.1 增加到 0.2 时，相关性结构的不同变化导致风险传染的识别结果不同。

图 3.2.2 显示了基于概率和连接函数 Copula 的市场行情划分过程。在低迷市场行情下，两市场变量的回报率都处于较低区间［－∞，Q_1（q）］×［－∞，Q_2（q）］。然而，在繁荣市场中，两市场变量的回报率都处于较高区间［Q_1（1−q），＋∞］×［Q_2（1−q），＋∞］。其余情况下市场是正常的。由方程（3.5），［0,q］×［0,q］和［1−q,1］×［1−q,1］分别代表相关性空间中低迷和繁荣市场行情。{ $A_{i,j}$，i，j = 1，2，3} 是均匀正方形［0,1］×［0,1］中的 9 个子空间。子空间 $A_{1,1}$ 代表低迷市场，其概率为 P（$A_{1,1}$）= P（$U \leqslant$ q，$V \leqslant q$）；$A_{3,3}$ 代表繁荣市场，其概率为 P（$A_{1,1}$）= P（1−$q \leqslant U \leqslant$ 1,1−$q \leqslant V \leqslant$ 1）。其余子空间 1−P（$A_{1,1}$）−P（$A_{3,3}$）代表正常市场。

在此提醒读者注意：

（1）由于以往文献将市场条件分为牛市、正常和熊市，所以为保持一致可化性，本节也将其分为三种情况，包括两个极端子空间 $A_{1,1}$ 和 $A_{3,3}$ 和正常子空间，而事实上，通过 PBF Copula 函数分解得到的是 9 个子空间。

（2）虽然等分情形下的市场行情划分并不是最有效的方法。但即便如此，通过相关性结构分解，后续实证中仍然观察到了风险传染的结构信息。对市场非等分条件下的风险传染效应分析将是下一步的研究重点。

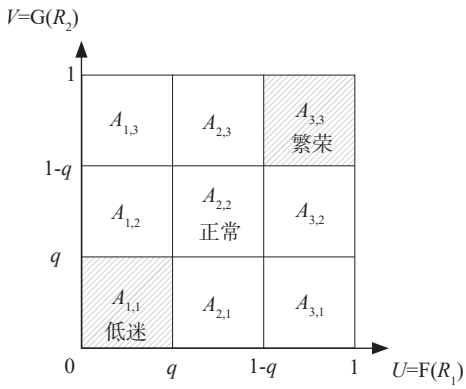


图 3.2.2　相关性结构分解视角下市场行情的划分

在每个子空间中应用 Sklar 定理（1959），得到

$$C(u,v)=\sum_{i=1}^{3}\sum_{j=1}^{3}P(A_{i,j})C^{i,j}(F_{i,j}(u),G_{i,j}(v)) \tag{3.6}$$

注意，公式（3.6）中的条件 Copula $C^{i,j}$ 是不可见的，其表达式可能非常复杂，难以直观分析目标市场之间的相关性结构。Zheng et al（2011）保持式（3.6）中原始

Copula 函数 P（$A_{i,j}$）、$F_{i,j}$（u）和 $G_{i,j}$（v）不变，通过二维 Frechet Copula $C^{F}_{\alpha_{i,j},\gamma_{i,j}}$（$F_{i,j}$（$u$），$G_{i,j}$（$v$））去逼近原始二维 copula 函数 $C^{i,j}$（$F_{i,j}$（u），$G_{i,j}$（v）），也就是说，

$$C_F(u,v)=\sum_{i=1}^{3}\sum_{j=1}^{3}P(A_{i,j})C^{F}_{\alpha_{i,j},\gamma_{i,j}}(F_{i,j}(u),G_{i,j}(v)) \tag{3.7}$$

$$C^{F}_{\alpha_{i,j},\gamma_{i,j}}=\alpha_{i,j}M(u,v)+(1-\alpha_{i,j}-\gamma_{i,j})\prod(u,v)+\gamma_{i,j}W(u,v) \tag{3.8}$$

通过最小化均方误差，可以获得最优的二维分块 Frechet Copula 逼近。记最优系数为（$\alpha_{i,j}^{*}$，$\gamma_{i,j}^{*}$），则最优的 PBF Copula 连接函数为

$$C^{*}(u,v)=\sum_{i=1}^{3}\sum_{j=1}^{3}P(A_{i,j})C^{F}_{\alpha_{i,j},\gamma_{i,j}}(F_{i,j}(u),G_{i,j}(v)) \tag{3.9}$$

接下来的研究将从时间和横截面两个维度上详细介绍相关性结构分解视角下如何进行风险传染的识别和预警。

第三节　时间维度上的金融风险传染识别原理

结合空间传染的思想与 PBF Copula 函数，关注极端低迷市场的局部相关性结构，研究风险传染的识别和结构具有指导意义。总体来看，假设投资者通常是根据历史信息形成合理预期。如果局部同单调性相对于其合理预期被识别为异常，则将其视为风险传染的警告信号，然后进一步考虑局部反单调性所起的抵消效应来识别风险传染的存在性和程度。

详细地说，第一步是使用决策树模型来确定具有最小全局预测误差的最优窗口，并形成对局部相关性结构的合理预期。求解步骤在算法 3.1 中给出。第二步，如果局部同单调偏离合理的预期，则参照异常点的诊断准则，标记时间 t 为异常，然后结合的局部反单调性的异常值检测，确定最终时间 t 的风险传染识别结果；第三步，受 Durante 等人（2010）的启发，记 $\alpha_t^{1\to 2}$ 表示中国股市低迷时美国股市的条件相关性，$\alpha_t^{2\to 1}$ 表示美国股市低迷时中国股市的条件相关性。一旦在时间 t 识别出风险传染，通过比较条件同单调系数 $\alpha_t^{1\to 2}$ 和 $\alpha_t^{2\to 1}$ 与他们的预期来确定风险传染主导性（见算法 3.3 中的步骤）。

算法 3.1：基于决策树的最优预测窗口的选择

（1）将局部同单调序列表示为 $\{\alpha_t, t=1, \cdots, T\}$；

（2）给定预测窗口 $W\in\{7, 8, \cdots, N, N<T\}$，以 $\{\alpha_i \mid i=1, \cdots, W\}$ 为自变量，α_{W+1} 为因变量进行回归估计；

（3）通过 30 个训练集和向前一天的步长得到；$\{\alpha_{i,t} \mid i=1, \cdots, W, t=1, 2, \cdots, 30\}$ 和 $\{\alpha_{W+1} \mid 1, 2, \cdots, 30\}$ 训练预测模型，

（4）通过步骤 3 中的决策树模型预测局部同单调系数 $\{\hat{\alpha}_{W+30+k} \mid k=1, 2, \cdots, T-W-30\}$；

（5）计算均方误差（MSE）：

$$\mathrm{MSE}(W)=\sum_{t=W+31}^{T}(\alpha_t-\hat{\alpha}_t)^2 \tag{3.10}$$

（6）获得最优预测窗口：

$$W^*=\inf\{W \mid \underset{W}{\operatorname{argmin}}\,\mathrm{MSE}(W)\} \tag{3.11}$$

算法 3.2：在 *t* 时刻的风险传染识别

（1）计算局部同单调性和反单调性的预测误差，即 $D\alpha_t=\alpha_t-\hat{\alpha}_t$ 和 $D\gamma_t=\gamma_t-\hat{\gamma}_t$；

（2）给定置信水平 $c=0.90$ 或 0.95，异常值识别的上、下界由序列 $D\alpha_t$ 的极端四分位数 VaR_c^{α} 确定；

（3）如果 $D\alpha_t=\alpha_t-\hat{\alpha}_t$ 超过其异常值识别的上（或下）界，则说明其实现值异常大（或小）；

（4）一旦确定 α_t 的异常时间 t，则进一步诊断 $D\gamma_t=\gamma_t-\hat{\gamma}_t$ 是否超过其异常值识别的上（或下）界；

（5）I_t 表示为 t 时刻的风险传染识别结果，那么有

识别投资组合多样化风险 $I_t=1$，如果 α_t 相对于预期 $\hat{\alpha}_t$ 异常小或正常，γ_t 相对于预期 $\hat{\gamma}_t$ 异常小；

识别轻度风险传染 $I_t=2$，如果 α_t 相对于预期 $\hat{\alpha}_t$ 异常大和 γ_t 相对于预期 $\hat{\gamma}_t$ 异常大；

识别中度风险传染它 $I_t=3$，如果 α_t 相对于预期 $\hat{\alpha}_t$ 和 γ_t 通常相对于预期 $\hat{\gamma}_t$；

识别重度风险传染 $I_t=4$，如果 α_t 相对于预期 $\hat{\alpha}_t$ 和 γ_t 相对于预期 $\hat{\gamma}_t$ 异常小；

识别无风险传染 $I_t=0$，如果 α_t 相对于其预期异常小或正常，而 γ_t 相对于其预期正常或异常大。

从算法 3.2 的识别原则中可以看出，低迷市场局部同单调性的异常大是风险传染的关键信号，这是一种与目前大多数文献不同的风险传染的新观点。结合局部反单调性的异常诊断，还可以确定风险传染的程度。掌握更多关于风险传染的结构性信息，有利于投资者和监管机构制定谨慎的风险管理策略。

算法 3.3：在风险传染确认时间 t 时，进一步确定传染主导性

1）计算单个市场 A 处于低迷市场条件时，两个市场间条件同单调结构的真实值和预期值，即 $\alpha_t^{1\to 2}=\sum_{i=1}^{3}P\left(A_{1,i}\right)\alpha_t^{1,i}$ 和 $\hat{\alpha}_t^{1\to 2}=\sum_{i=1}^{3}P\left(A_{1,i}\right)\hat{\alpha}_t^{1,i}$；

2）计算第二个市场 B 处于低迷市场条件时，两个市场间条件同单调结构的真实值和预期值，即 $\alpha_t^{2\to 1}=\sum_{i=1}^{3}P\left(A_{i,1}\right)\alpha_t^{i,1}$ 和 $\hat{\alpha}_t^{2\to 1}=\sum_{i=1}^{3}P\left(A_{i,1}\right)\hat{\alpha}_t^{i,1}$；

3）如果 $\alpha_t^{1\to 2}>\hat{\alpha}_t^{1\to 2}$ 和 $\alpha_t^{2\to 1}>\hat{\alpha}_t^{2\to 1}$，即市场 A 和 B 条件同单调均超过其合理预期值，则为对称风险传染；

4）如果仅有 $\alpha_t^{1\to 2}>\hat{\alpha}_t^{1\to 2}$，即市场 A 的条件同单调超过其合理预期值，则市场 A 在风险传染中占主导地位；

5）如果仅有 $\alpha_t^{2\to 1}>\hat{\alpha}_t^{2\to 1}$，即市场 B 的条件同单调超过其合理预期值，则市场 B 在风险传染中占主导地位。

至此，已给出风险传染的识别与局部同单调和局部反单调性的综合判断。下面，将分析影响传染识别的因素，并进一步探讨影响因素是如何导致投资组合多元化风险、轻度、中度和重度的传染识别。也就是将风险传染的识别结果 $\{It\}$ 视为目标变量，并采用非线性逻辑回归模型进行计量建模分析。

第四节　中美股市风险传染效应的实证分析

随着世界经济的脆弱复苏和金融不确定性的增加，全球资本配置和风险管理策略对金融市场之间的联动和风险传染效应变得更加敏感，特别是在极端情况下。本书提出的相关性结构分解新视角，即同单调、反单调和独立性。前文介绍可知，该视角能够区分具有轻度、中度和重度传染以及投资组合多元化风险。本节应用它来研究中美股市之间的风险传染的年度识别结构，实证结果表明，中美年度识别中投资组合多样化风险和中度传染平均来看是对称的，轻度和重度传染的占比较少，和对称主导性的风险传染占比最高，其次才是美国占主导性的传染效应。本节还进一

步分析了风险传染的影响渠道，结果表明，导致中美股市之间风险溢出和传染的影响因素并不总是一致的。相比之下，影响风险传染识别的因素比影响风险溢出的因素更为复杂，中国从美进口的规模、恐慌指数和美国经济政策不确定性可能会增加中美股市之间中度传染的可能性。本部分研究通过揭示相关性的结构信息，帮助全球投资者制定更加精准的风险策略。

作为国家之间最受关注的双边关系之一，中美关系发生了巨大的变化，使两国股市之间的相关关系更加复杂，增加了国际金融风险管理的挑战。全球投资者判断中美股市之间是否存在风险传染是有趣而有意义的。一方面，美国股市具有全球最大的影响力，是国际股票市场金融风险的焦点（Syllignakis& Kouretas，2011；Hwang et al.，2013；Martn-Barragn et al.，2015；Hemche et al.，2016；Nguyen et al.，2017）。另一方面，自 2013 年以来，中国股市与其他金融市场的相关关系逐渐引起了学术界和产业界的关注。中国，特别是股票市场，与其他发达市场和新兴市场的相关性较低，显示了其作为资本配置渠道的价值（Zhang et al.，2014；Hussain et al.，2018；等）。同时，值得注意的是，中国股票市场的国际化进程已经加速。从 2002 年 QFII 开业到 2019 年取消配额限制；从 2014 年沪港通开盘到四大国际指数 MSCI、富时指数、罗素和标准普尔道琼斯相继纳入 A 股股票或增加其股票的权重。自 2019 年以来，中国股市成为越来越重要的区域股票市场，吸引了国际投资者和监管机构的关注密切（Chien et al.，2015；Bhuyan et al.，2016；Shu et al.，2018；Selmi et al.，2019；Wan et al.，2020）。

从风险传染的新视角出发，对中美股市之间的相关性结构进行实证分析，研究中美股市之间风险传染的因素，以及传染程度的差异具有现实意义。本节以中美股市之间的风险传染效应识别作为探讨以上问题的主要抓手。大多数文献研究中美股市关联主要集中在三个方面：比较风险特征，美国股市产生的风险溢出及两者间的协同运动（见 Yang et al.，2018；Zhang et al.，2019；Guo et al.，2021；Guidi et al.，2016；Li et al.，2017；Shi et al.，2021 & Wan et al.，2021；等）。部分文献表明，美国股市对包括中国股市在内的其他金融市场表现出强劲而显著的风险溢出效应，并对中国股市的回报和波动性具有显著的预测性。部分文献则使用更结构化的模型来检验双向反馈特征，说明中国股市不仅可以反映美国股票市场的信息，而且有能力影响美国股市。例如，Luo et al（2015）采用动态 MRS-Copula 模型，分析了中国人民币汇率制度改革后，中国股市与其他国际股票市场之间的金融风险传染效应。

说明次贷危机和欧洲债务危机期间，中国股市受国际股市影响；Wan et al（2021）指出，2004 年以来，中国与全球 30 个主要股市的动态关联总体增强，而全球金融危机期间传染效应并不均衡；Pan et al（2022）采用动态条件中相关性（DCC）模型调查了中美贸易摩擦和稳定时期之间的杠杆效应和波动溢出效应，发现了两者间的均值和波动性双向溢出，并明确表明上海综合指数回报与标准普尔 500 指数隔夜回报之间的 DCC 有结构性断裂及下降趋势。由此可见，中美股市相关性结构的复杂性有所增加，可能存在潜在的风险传染效应。

实证研究已表明，PBF Cpoula 逼近函数优于其他常见的 Cpoula 逼近函数，可应用于风险传染的识别，并有利于分析风险传染识别的影响因素，区分组合多元化风险、轻度、中度或重度传染。这些工作填补了中美股市相关性结构直观分解研究的空白，具有重要意义。本节还利用所提出的相关性结构分解，进一步研究了过去十几年中美股市的传染主导性地位，发现尽管在大多数年份并不存在明确的传染主导性地位，但研究结果也证实，中美股市之间的对称传染主导性地位的平均占比最高，而美国的传染主导性地位主要发生在欧元债务危机期间。这些通过相关性分解得到的风险传染结构信息，对于寻求进行投资组合筛选和金融风险管理决策的全球投资者和风险管理人员具有重要的现实意义。

选取上海综合指数（SCI）来代表中国股市，该指数于 1991 年 7 月 15 日发布，是上海交易所第一个反映中国股市总体趋势的旗舰指数，代表了中国资本市场 20 年的发展过程，是中国资本市场的象征。对于美国股市的代表，则选择了标准普尔 500 指数，它足以反映美国经济的整体优势或劣势，不包括太多噪声。从 Choice 数据库中收集了 SCI 和标准普尔 500 指数的收盘价格。样本期为 2005 年 1 月 3 日至 2021 年 6 月 30 日。综合考虑中美时差来匹配他们的交易日，并删除了在中美假期不重叠造成的不匹配样本。最终用于实证的样本量为 $N = 3880$。

让 $\{R_{\mathrm{i,t}} \mid t = 1，2，3，\cdots，n\}$ 代表中美股票市场指数的日对数回报率，其中 $R_{i,t} = 100 \times \ln（P_{i,t} / P_{i,t-1}）$，$i = 1，2$。表 3.4.1 给出了它们的描述性统计。从中可以看出，无论是日度或周度回报率都不符合正态分布。中国股市的平均波动性低于美国股市。中美股市的样本相关性在整个期间都较低，尽管它们的周度相关性高于日度相关性。

表 3.4.1　中美两国股票指数描述性统计

	日度		周度	
	S&P500	SCI	S&P500	SCI
Mean*102	0.033	0.027	0.166	0.133
sd*102	1.266	1.615	2.720	3.530
min*102	– 12.770	– 9.256	– 29.900	– 14.900
max*102	10.960	9.034	14.400	13.900
skewness	– 0.545	– 0.540	– 1.986	– 0.254
kurtosis	16.910	7.624	25.770	5.021
JBtest	31509.477***	3644.162***	17168.649***	139.489***
ρ^{spe}	0.168***		0.215***	
ρ^{spe}	0.181***		0.235***	
τ	0.114***		0.149***	

注：ρ^{spe} 代表斯皮尔曼秩相关系数；ρ^{pea} 代表皮尔逊相关系数；τ 代表肯德尔相关系数；*** 代表在 1% 水平下相关性是显著的。

为了最小化模型误差，本节采用非参数方法来拟合边际分布，并使用三次样条插值方法来提高其在概率积分变换中的稳健性。非参数标准化后的两个序列都通过了科尔莫戈洛 – 夫斯米尔诺夫检验。由于 PBF Copula 能保持各子空间的条件边际信息不变，在各子空间中实现局部相关性结构分解，因此，它在拟合优度检验中表现最好。为了直观地展示其优势，用五种常见的 Copula 函数，即无尾高斯 Copula，两参数的厚尾的 t–Copula Gumbel Copula，下尾 Clayton 和有对称尾的 Frank Copula 来拟合原 Copula 函数。表 3.4.2 给出的是均方误差（MSE）标准下几种常见的 Copula 和 PBF Copula 的拟合优度。

从 MSE 结果上看，T-Copula 的参数估计表现相对较好，其次是 Frank Copula、高斯 Copula、Clayton Copula 和 Gumbel Copula，表明中美股票市场之间的相关性结构在样本时期具有对称和厚尾。具有混合相关结构的 PBF Copula 的 MSE 显著降低，同量还揭示了更多的结构信息。从表 3.4.2 中的估计量中，极端发生对称概率的对称性主要是导致中美股票市场整体对称性的主要原因。但在极端市场条件下，

两股票市场之间的局部同单调系数是低迷市场高于繁荣市场，表现出明显的不对称性，这是常见 Copula 无法发现的。

接下来，在 PBF Copula 框架下采用 252 天窗口和 1 天步长的滚动计算，获得了中美服务间的动态相关性结构。图 3.4.1 给出了低迷和繁荣市场发生的动态概率，可以看出两个极端市场的概率通常是对称的，除了在全球金融危机（GFC）、贸易摩擦和新冠疫情期间。图 3.4.2 进一步给出了中美股市低迷市场中局部同单调和反单调系数的动态过程。可以看到，局部同单调系数比局部反单调系数表现出更高波动性、特别是在 2011 年之后，而且它们的峰值时间往往不同步。相比而言，在 2011 年年中的局部净相关性则表现相对温和。以上相关结构分解结果表明，相关性是一个与传染密切相关的综合概念，而传染通常对应于“坏”相关性变化引起的同单调异常变动。因此，在识别风险传染时，关注局部同单调结构是有益和有意义的。

表 3.4.2　常见 Copula 和 PBF Copula 的估计和比较

常见 Copula models						
Copulas	Parameter	斯皮尔曼	Kendall	Upper-tail	Lower-tail	MSE
Gaussian	0.1806	0.1727	0.1156	0.0000	0.0000	$1.25*10^{-4}$
T-copula	0.1850 7.2381	0.1743	0.1185	1.9060	1.9060	$1.09*10^{-4}$
Clayton	0.2550	0.1689	0.1131	0.0000	0.0660	$1.59*10^{-4}$
Gumbel	1.1089	0.1463	0.0982	0.1316	0.0000	$1.66*10^{-4}$
Frank	1.1022	0.1808	0.1210	0.0000	0.0000	$1.18*10^{-4}$

PBF Copula Model									
Local comonotonic matrix			Local counter-monotonic matrix			Probabilities of market conditions			MSE
0.0000	0.0000	0.0468	0.0116	0.0138	0.0000	0.0861	0.1183	0.1289	
0.0000	0 0122	0 0057	0 0096	0 0154	0 0360	0 1036	0 1196	0 1101	$1.55*10^{-5}$
0.2373	0.0223	0.0000	0.0000	0.0000	0.0040	0.1436	0.0954	0.0944	

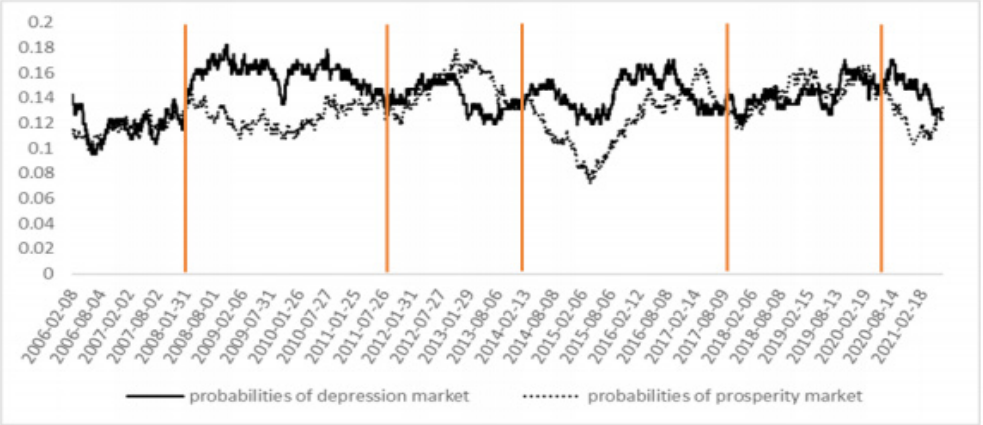


图 3.4.1　低迷和繁荣市场的动态概率

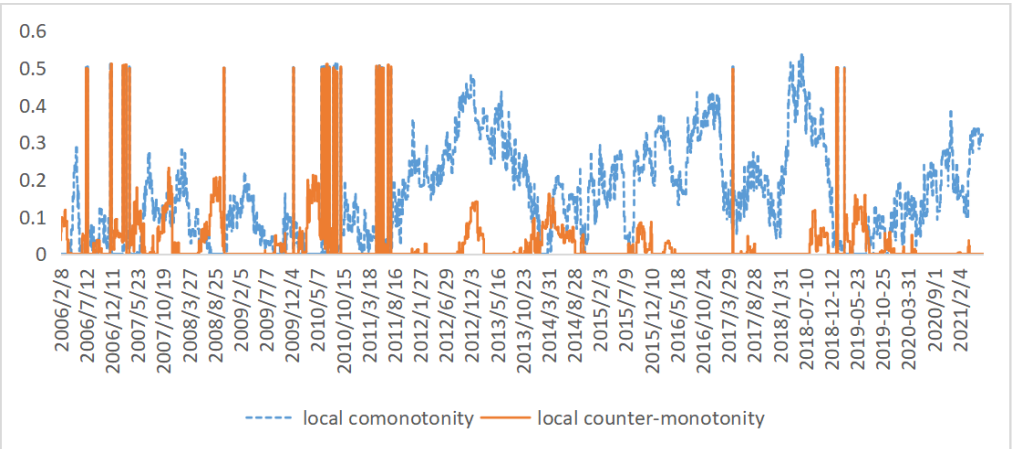
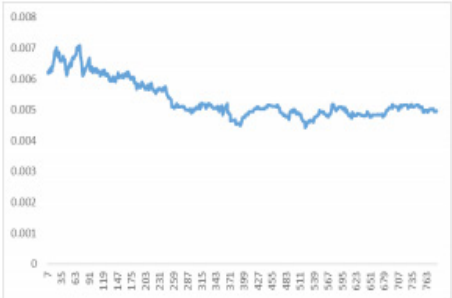
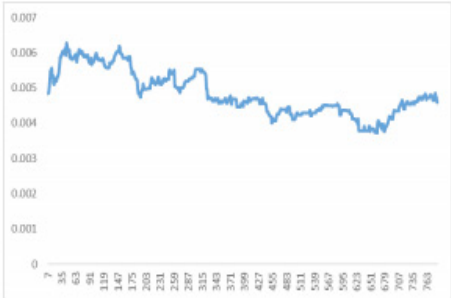


图 3.4.2　局部同单调和反单调动态系数

基于算法 3.1，如果使用有限的历史样本来训练决策树模型，那么预测窗口 W 越大，样本外的预测误差越小，样本外的数量也会大幅减少。因此，为了保证样本外的足够容量，将 $T = 780$ 设置为窗口 W 的上限。图 3.4.3 给出了不同预测窗口下的 MSE 误差。当预测窗口增加到 $W^* = 662$ 时，局部同单调和反单调系数的预测 MSE 误差都开始下降。



（a）局部同单调的预测 MSE



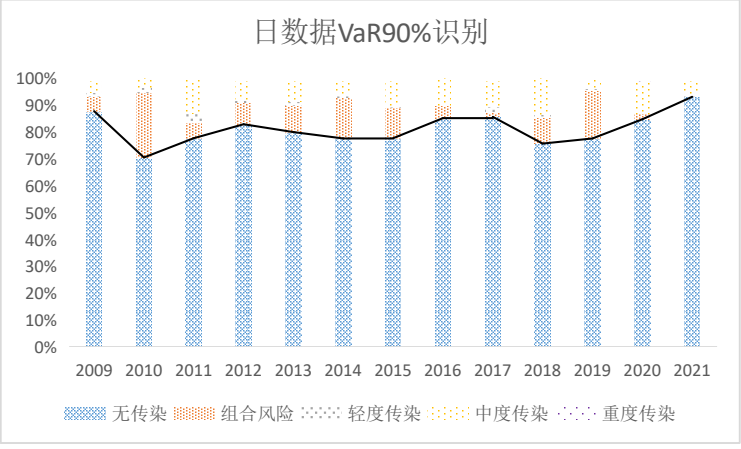
（b）局部反单调的预测 MSE

图 3.4.3　通过最小化局部同单调和反单调的 MSE 误差来获得最优预测窗口

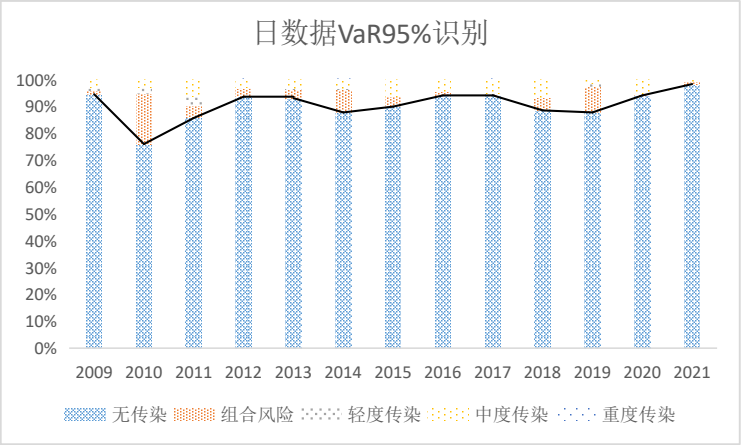
通过算法 3.2，很容易获得中美股票市场间的风险传染识别序列 $\{I_t \mid I_t = 0, 1, 2, 3, 4; t = 1, 2, \cdots, N\}$。对于每个自然年 T，进一步计算日度和周度传染程度结果的年度占比如下。

$$P_i^T = \frac{\sum_{t=1}^{N} I_{\{I_t = i\}}}{\sum_{t=1}^{N} I_{\{t \text{ is in year } T\}}}, i=0,1,2,3,4 \tag{3.12}$$

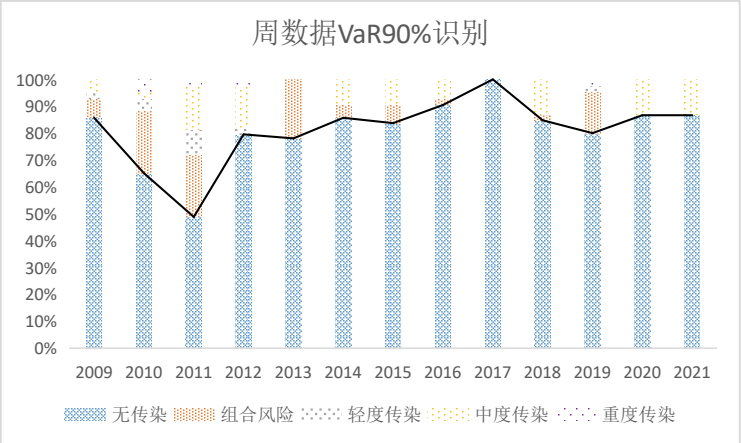
图 3.4.4 给出了识别结果的年度占比堆切图，该图体现了中美股市之间的风险传染结构。可以看出，风险溢出率较高的年份（即 $\{I_t = 0\}$）发生在 2010 年和 2018 年，分别对应于欧元债务危机和中美贸易摩擦时期。这个结果在更为极端的置信水平上仍然存在。有趣的是，周度的最大风险溢出识别比例总是比日度的最风险溢出识别比例晚一年发生。



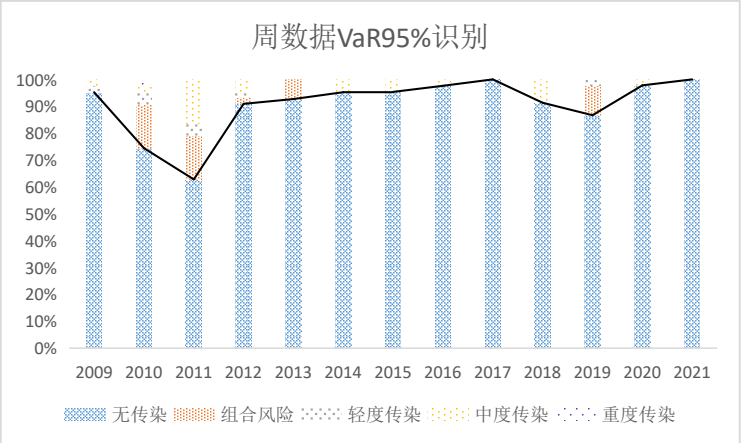
$c = 0.9$ 下的日度传染分类识别的年度占比



$c = 0.95$ 下的日度传染分类识别的年度占比



$c = 0.9$ 下的周度传染分类识别的年度占比



$c = 0.95$ 下的周度传染分类识别的年度占比

图 3.4.4　分类传染识别的年度占比

接下来，表 3.4.3 和表 3.4.4 详细说明了在置信水平为 90% 和 95% 时，日度和周度传染效应识别的年度占比详细信息。以 90% 水平的日度传染识别年度占比为例，风险传染平均识别比例为 19%，投资组合风险的平均识别比例为 8.9%，中等传染平均识别比例为 8.1%，而轻度和重度传染的比例较小。在欧债危机和中美贸易摩擦时期，更有可能先识别到投资组合识别风险，然后是中度传染。结果稳健性上有，使用周度数据来识别 90% 和 95% 水平的风险传染，可以得到类似的结论。至此可以认为，中美股市之间相关性结构的分解揭示了其风险传染识别的年度结构。

表 3.4.3　日度传染识别的年度占比

日度	$c = 0.9$					$c = 0.95$				
	$I_t = 0$	$I_t = 1$	$I_t = 2$	$I_t = 3$	$I_t = 4$	$I_t = 0$	$I_t = 1$	$I_t = 2$	$I_t = 3$	$I_t = 4$
2009	87.71%	5.51%	1.27%	4.66%	0.85%	94.49%	1.27%	1.27%	2.97%	0.00%
2010	70.46%	24.05%	2.11%	3.38%	0.00%	75.95%	18.99%	2.11%	2.95%	0.00%
2011	77.64%	5.91%	3.38%	12.66%	0.42%	85.65%	4.64%	3.38%	6.33%	0.00%
2012	82.83%	8.15%	0.86%	7.30%	0.86%	93.56%	3.00%	0.43%	2.58%	0.43%
2013	79.91%	10.04%	1.31%	7.86%	0.87%	93.01%	3.06%	0.44%	3.49%	0.00%
2014	77.54%	15.25%	1.27%	5.08%	0.85%	87.71%	8.47%	0.42%	2.97%	0.42%
2015	77.64%	11.39%	0.42%	9.70%	0.84%	89.87%	3.80%	0.00%	6.33%	0.00%
2016	85.11%	4.68%	0.00%	10.21%	0.00%	94.04%	1.28%	0.00%	4.68%	0.00%
2017	85.59%	1.69%	2.12%	9.75%	0.85%	94.07%	0.42%	0.42%	4.66%	0.42%
2018	75.64%	9.83%	0.85%	13.68%	0.00%	88.46%	4.70%	0.00%	6.84%	0.00%
2019	77.54%	17.80%	0.85%	3.39%	0.42%	87.71%	9.75%	0.85%	1.69%	0.00%
2020	84.68%	2.13%	0.00%	11.91%	1.28%	94.04%	0.43%	0.00%	5.53%	0.00%
2021	93.04%	0.00%	0.87%	5.22%	0.87%	98.26%	0.87%	0.00%	0.87%	0.00%

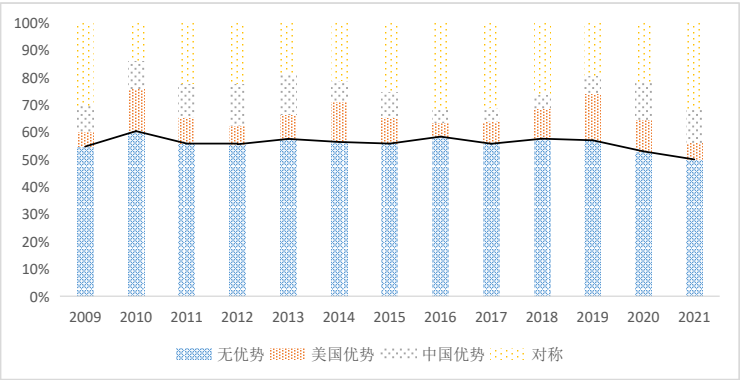
表 3.4.4　周度传染识别的年度占比

周度	$c = 0.9$					$c = 0.95$				
	$I_t = 0$	$I_t = 1$	$I_t = 2$	$I_t = 3$	$I_t = 4$	$I_t = 0$	$I_t = 1$	$I_t = 2$	$I_t = 3$	$I_t = 4$
2009	85.71%	7.14%	2.38%	4.76%	0.00%	95.24%	0.00%	2.38%	2.38%	0.00%
2010	65.12%	23.26%	4.65%	2.33%	4.65%	74.42%	16.28%	4.65%	2.33%	2.33%
2011	48.84%	23.26%	9.30%	16.28%	2.33%	62.79%	16.28%	4.65%	16.28%	0.00%

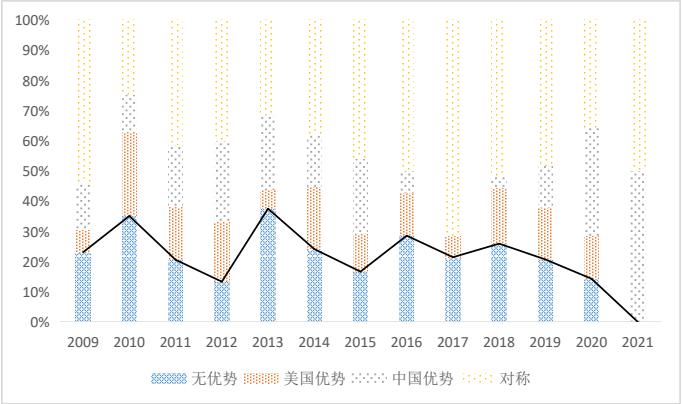
续表

周度	$c=0.9$					$c=0.95$				
	$I_t=0$	$I_t=1$	$I_t=2$	$I_t=3$	$I_t=4$	$I_t=0$	$I_t=1$	$I_t=2$	$I_t=3$	$I_t=4$
2012	79.55%	0.00%	2.27%	15.91%	2.27%	90.91%	2.27%	2.27%	4.55%	0.00%
2013	78.05%	21.95%	0.00%	0.00%	0.00%	92.68%	7.32%	0.00%	0.00%	0.00%
2014	85.71%	4.76%	0.00%	9.52%	0.00%	95.24%	0.00%	0.00%	4.76%	0.00%
2015	83.72%	6.98%	0.00%	9.30%	0.00%	95.35%	0.00%	0.00%	4.65%	0.00%
2016	90.48%	2.38%	0.00%	7.14%	0.00%	97.62%	0.00%	0.00%	2.38%	0.00%
2017	100.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	100.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
2018	84.78%	2.17%	0.00%	13.04%	0.00%	91.30%	0.00%	0.00%	8.70%	0.00%
2019	80.00%	15.56%	2.22%	0.00%	2.22%	86.67%	11.11%	2.22%	0.00%	0.00%
2020	86.67%	0.00%	0.00%	13.33%	0.00%	97.78%	0.00%	0.00%	2.22%	0.00%
2021	86.96%	0.00%	0.00%	13.04%	0.00%	100.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%

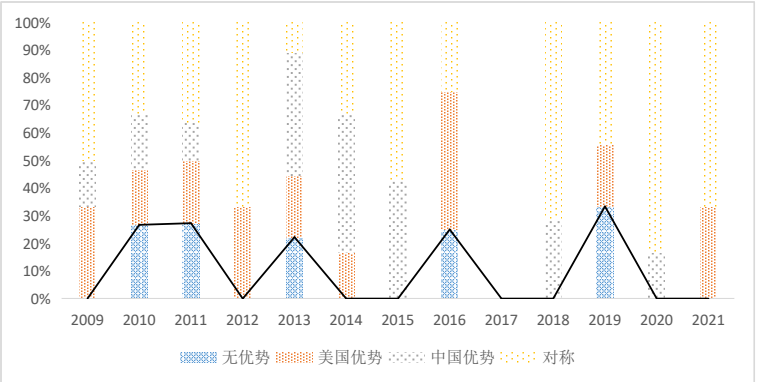
在算法 3.3 的基础上，已经得到了动态条件同单调系数 $\alpha_t^{1\to2}$、$\alpha_t^{2\to1}$、$\hat{\alpha}_t^{1\to2}$ 和 $\hat{\alpha}_t^{2\to1}$，可以用来检测风险传染识别后中美股票市场的传来主导地位。图 3.4.5 是两国股市传染主导性的年度占比堆叠图，其中，“无优势”的比例最高，然后是对称主导。表 3.4.5 和表 3.4.6 更详细地描述了传染主导性的年度占比。结果发现，美国股市的平均主导比例略高于中国股市，尤其是在欧债务危机、中美贸易摩擦和新冠疫情初期。此外，这些结论在 95% 的置信水平和周度水平上都是稳健的。近年来我国实施了 QFII 扩张、退市政策、熔断机制、沪港对接等改革措施，使得中国股市下跌的可能性大于美国股市。



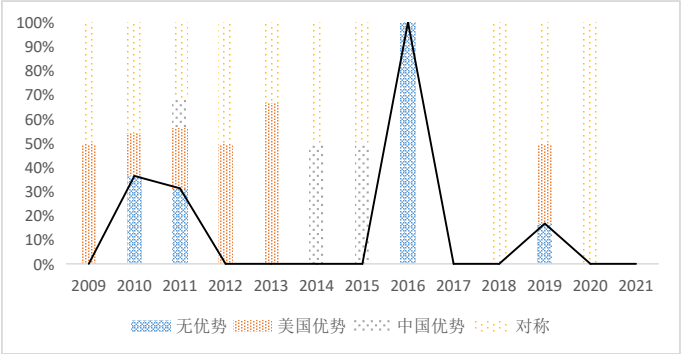
$c=0.9$ 时日度传染优势年度占比



$c = 0.95$ 时日度传染优势的年度占比



$c = 0.9$ 时周度传染优势的年度占比



$c = 0.95$ 时周度传染优势的年度占比

图 3.4.5　传染优势的年度占比堆叠图

表 3.4.5　日度传染优势的年度占比

日度	$c = 0.9$					$c = 0.95$				
	$I_t = 0$	$I_t = 1$	$I_t = 2$	$I_t = 3$	$I_t = 4$	$I_t = 0$	$I_t = 1$	$I_t = 2$	$I_t = 3$	$I_t = 4$
2009	54.72%	5.66%	9.43%	30.19%	54.72%	23.08%	7.69%	15.38%	53.85%	23.08%
2010	60.34%	15.52%	10.34%	13.79%	60.34%	35.09%	28.07%	12.28%	24.56%	35.09%
2011	55.79%	9.47%	12.63%	22.11%	55.79%	20.59%	17.65%	20.59%	41.18%	20.59%
2012	55.56%	6.94%	15.28%	22.22%	55.56%	13.33%	20.00%	26.67%	40.00%	13.33%
2013	57.50%	8.75%	15.00%	18.75%	57.50%	37.50%	6.25%	25.00%	31.25%	37.50%
2014	56.38%	14.89%	7.45%	21.28%	56.38%	24.14%	20.69%	17.24%	37.93%	24.14%
2015	55.79%	9.47%	9.47%	25.26%	55.79%	16.67%	12.50%	25.00%	45.83%	16.67%
2016	58.33%	5.00%	5.00%	31.67%	58.33%	28.57%	14.29%	7.14%	50.00%	28.57%
2017	55.74%	8.20%	4.92%	31.15%	55.74%	21.43%	7.14%	0.00%	71.43%	21.43%
2018	57.58%	11.11%	5.05%	26.26%	57.58%	25.93%	18.52%	3.70%	51.85%	25.93%
2019	56.99%	17.20%	6.45%	19.35%	56.99%	20.69%	17.24%	13.79%	48.28%	20.69%
2020	52.94%	11.76%	13.24%	22.06%	52.94%	14.29%	14.29%	35.71%	35.71%	14.29%
2021	50.00%	6.25%	12.50%	31.25%	50.00%	0.00%	0.00%	50.00%	50.00%	0.00%

表 3.4.6　周度传染优势的年度占比

周度	$c = 0.9$					$c = 0.95$				
	$I_t = 0$	$I_t = 1$	$I_t = 2$	$I_t = 3$	$I_t = 4$	$I_t = 0$	$I_t = 1$	$I_t = 2$	$I_t = 3$	$I_t = 4$
2009	0.00%	33.33%	16.67%	50.00%	0.00%	0.00%	50.00%	0.00%	50.00%	0.00%
2010	26.67%	20.00%	20.00%	33.33%	26.67%	36.36%	18.18%	0.00%	45.45%	36.36%
2011	27.27%	22.73%	13.64%	36.36%	27.27%	31.25%	25.00%	12.50%	31.25%	31.25%
2012	0.00%	33.33%	0.00%	66.67%	0.00%	0.00%	50.00%	0.00%	50.00%	0.00%

续表

周度	$c = 0.9$					$c = 0.95$				
	$I_t = 0$	$I_t = 1$	$I_t = 2$	$I_t = 3$	$I_t = 4$	$I_t = 0$	$I_t = 1$	$I_t = 2$	$I_t = 3$	$I_t = 4$
2013	22.22%	22.22%	44.44%	11.11%	22.22%	0.00%	66.67%	0.00%	33.33%	0.00%
2014	0.00%	16.67%	50.00%	33.33%	0.00%	0.00%	0.00%	50.00%	50.00%	0.00%
2015	0.00%	0.00%	42.86%	57.14%	0.00%	0.00%	0.00%	50.00%	50.00%	0.00%
2016	25.00%	50.00%	0.00%	25.00%	25.00%	100.00%	0.00%	0.00%	0.00%	100.00%
2017	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
2018	0.00%	0.00%	28.57%	71.43%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	100.00%	0.00%
2019	33.33%	22.22%	0.00%	44.44%	33.33%	16.67%	33.33%	0.00%	50.00%	16.67%
2020	0.00%	0.00%	16.67%	83.33%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	100.00%	0.00%
2021	0.00%	33.33%	0.00%	66.67%	0.00%	—	—	—	—	—

注：—代表该年度只有风险溢出而无传染。

风险溢出和传染效应的决定因素受到大量学者的关注，旨在了解哪些因素可以解释金融市场之间的各种危机和衰退现象。新方法利用联合概率空间对市场行情的划分，以非参数方式识别风险传染，属于数据驱动的传染识别模型。因此，模型研究危机事件驱动的传染识别模型中提到的影响因素如何影响数据驱动型传染识别模型是很有趣的工作。

借鉴 Bekaert et al.（2011）的研究发现，选取来自宏观经济、金融、贸易、投资者情绪和特定危机事件等渠道的影响因素来进行检验。表 3.4.7 列出了所有影响因素代理变量的数据来源和处理方式。表 3.4.8 则给出它们相应的描述性统计。

表 3.4.7　影响因素代理变量的数据信息

变量简称	变量全称	数据类型	数据频率	数据处理方式
Shibor	SHIBOR：隔夜	连续型	日度	1. 对所有自变量进行 Z– 标准化处理（观测值 - 样本均值）/ 样本标准差； 2. 异常值进行边界替换：超过均值 3 倍方差的观测点为异常值，将该异常值（过低或过高）替换为均值（加或减）3 倍方差
Aro	美国：联邦基金利率（日）		日度	
Ario	美国：国债收益率：10 年		日度	
libor	LIBOR：美元：隔夜		日度	
Cr2	银行间同业拆借加权利率：7 天		日度	
input	美国：进口金额：当月值		月度	
output	美国：出口金额：当月值		月度	
Shex	股票换手率：上海证券交易所		月度	
SDex	股票换手率：圣地亚哥证券交易所		月度	
WTI	期货结算价：WTI 原油		日度	
Rex	中间价：美元兑人民币		日度	
VIX	投资者恐慌指数		日度	
AEPU	新闻指数的不确定性		月度	
AEPU2	综合不确定性		月度	
CEPU	新闻指数的不确定性		月度	
GEPU1	GEPU_current		月度	
GEPU2	GEPU_ppp		月度	
Gold	黄金期货价格		日度	
CoVID	新冠	离散型	—	发生期间为 1，否则为 0
trade war	贸易战		—	

表 3.4.8　影响因素的描述性统计

变量简称	样本量	最小值	最大值	均值	标准差	偏度	峰度
Aro	2800	0.040	2.450	0.534	0.712	1.537	0.905
Ario	2800	0.520	3.980	2.323	0.734	–0.137	–0.201
Libor	2800	0.050	2.400	0.554	0.699	1.514	0.841
shibor	2800	0.600	13.440	2.296	0.946	1.997	12.298
Cr7	2800	0.920	12.250	3.031	1.087	1.320	5.581
Sch	150	70.020	696.800	190.746	102.261	2.540	8.291
Ach	150	7.720	68.760	16.502	6.838	3.506	22.567
Rex	2800	6.090	7.130	6.562	0.291	–0.026	–1.267
input	150	49.545	172.904	112.469	25.659	–0.182	–0.231
output	150	104.889	519.766	318.716	79.115	–0.270	–0.124
WTI	2800	10.010	112.860	68.511	22.148	0.160	–1.117
Gold	2800	811.600	2075.200	1368.735	249.380	0.493	–0.379
VIX	2800	9.140	82.690	19.186	8.429	2.152	7.004
AEPU	150	63.877	503.963	158.225	71.241	2.092	5.804
AEPU2	150	71.262	350.460	140.578	47.140	1.488	3.151
CEPU	150	26.144	970.830	323.932	255.243	1.011	–0.111
GEPU1	150	86.302	430.177	169.015	69.070	1.293	1.339
GEPU2	150	84.971	437.172	172.264	72.064	1.254	1.104
Sentix	150	–50.500	40.100	8.944	18.884	–1.029	0.846
CS-C	150	97.000	127.000	109.709	8.897	0.585	–1.133
CS-A	150	55.700	101.400	83.539	11.800	–0.268	–0.983

在样本期间，美国股市拥有更高的流动性和更少的极端收益率。在贸易渠道方面，中美出口规模大于进口规模，中国的贸易顺差支持美元 / 人民币汇率的特征（其众数大于其平均值）。此外，美国经济不确定性和经济政策不确定性相对较小，但极端值较大。通常较高的经济不确定性通常会降低信息传播效率，从而增加股票市场间的协同变动。在投资者情绪渠道方面，中国的消费者信心略强于美国。

将风险传染的识别序列 *It* 视为因变量，考虑 $\{I_t\}$ 属于离散定性变量，因此，采用逻辑分类回归模型。轻度传染 (即 $\{I_t = 2\}$) 的年度比例和重度传染 (即 $\{I_t = 4\}$) 的年度占比相对较小，分类样本的不平衡，导到未能通过有序多元逻辑回归模型的并行检验，同时还发现无序多分类回归模型几乎没有预测率。因此，本节决定使用逐步二元逻辑回归模型。具体来说，首先分析哪些影响因素导致中美股市间的风险溢出识别，即第一步的因变量是 $\{I_t = 0, I_t \neq 0\}$，然后再观察哪些渠道因素导致投资组合风险和中度传染的识别，即二元逻辑回归分析分类子集 $\{I_t = 1, I_t = 3\}$。请注意，为了获得对影响因素的显著性、符号和预测能力的初步观察，本节将先采用单因素回归，再进行多因素回归。在共线性检验时，使用后退法保持尽可能多的因素，删除没有逻辑线性的因素。在置信水平分别为 90% 和 95% 时，多元回归的因素选择见附录表 A.1~A.4。在初步筛选和一元回归的基础上，继续对所有变量、显著性变量和正显著性变量进行多元回归，并保留预测率最高的多元回归结果。表 3.4.9 提供了在置信水平为 90% 时总体样本的最终结果。

从表 3.4.9 中可以看出，金融渠道是导致风险溢出识别的主要渠道，而一旦发现了溢出效应，贸易渠道将增加中度传染识别的可能性。此外，一旦在 90% 的置信水平上识别到风险溢出，新冠疫情会增加中度传染识别的发生率，而在 95% 置信水平上该现象并不显著（见附录表 A.5）。美国 10 年期国债收益率每增加一个单位，风险溢出识别概率会增加 1.22（见表 3.4.9），但它往往会导致投资组合风险。贸易渠道中中国从美国的进口规模往往是影响其中度传染识别的正向因素，在 95% 的置信水平上仍显著为正；一旦发生风险溢出，经济渠道的石油和黄金期货价格往往会增加两国股市间的投资组合风险。

根据表 3.4.3 和表 3.4.4，本节还进一步分析了两个风险溢出识别占比较高的子样本，一个是 2010—2011 年间的欧债危机样本，另一个是 2018—2019 年间的中美贸易摩擦样本。代表经济不确定性的 VIX 恐慌指数是一个重要的风险溢出因素，美国经济政策不确定性则会增加中度传染识别的可能性。此外，通过比较两个特定事件样本的结果，风险溢出和传染识别的影响因素会存在若干差异。欧债危机期间影响风险溢出识别的因素更多，而中美贸易摩擦期间更多影响因素促进了中度传染识别。这表明欧债危机期间，影响中美股市间风险溢出识别的因素难以确定，短期流动性和美国经济政策不确定性往往引发中度传染，在中美贸易摩擦期间短期流动性更可能导致风险溢出，但中度传染识别的影响因素则更为复杂。此外，中国消费

者信心指数对欧债危机期间中美股市之间的风险溢出识别也有积极影响，说明了在欧债危机期间中国政府预期管理的重要性。在欧债危机期间，金融渠道的美国短期利率也对中度传染识别产生显著影响。中美进口规模增加了中美贸易摩擦期间中度传染的可能性，但美元 / 人民币汇率、中国经济政策的不确定性和美国投资者情绪往往导致投资组合风险识别发生机率。

在 95% 的置信水平上检验上述结论的稳健性。需要注意的是，在 95% 置信水平上的风险传染识别样本相对减少，过多的自变量可能导致回归结果不稳定。因此，稳健性检验只关注在 95% 置信水平下回归符号和预测率的表现。附表 A–5 说明了 95% 置信水平下上述主要渠道中所选择的影响因素，在共线性、逻辑线性、显著性等方面的稳健性。

表 3.4.9　2009 年以来风险溢出和传染识别的因素分析

因素	2009 以来的风险溢出效应							
	单一因素				多因素			
	B	P value	exp（B）	F-score	B	P value	exp（B）	F-score
Aro	0.149	0.119	1.160	0.800				
Ario	0.195	0.003	1.216	0.728	0.195	0.003	1.216	0.728
libor	0.160	0.109	1.173	0.800				
Shibor	0.089	0.077	1.093	0.798				
Cr7	0.080	0.113	1.084	0.806				
Rex	–0.067	0.531	0.935	0.893				
input	–0.144	0.031	0.866	0.769				
output	0.067	0.296	1.069	0.826				
WTI	0.135	0.006	1.144	0.720				
Gold	–0.064	0.227	0.938	0.825				
VIX	0.025	0.663	1.025	0.873				
AEPU	–0.136	0.009	0.873	0.667				
AEPU2	–0.095	0.061	0.909	0.719				
CEPU	–0.094	0.043	0.910	0.674				
GEPU1	–0.084	0.117	0.920	0.738				
GEPU2	–0.094	0.077	0.910	0.702				

续表

因素	2009 以来的风险溢出效应							
	单一因素				多因素			
	B	P value	exp（B）	F-score	B	P value	exp（B）	F-score
Sentix	0.019	0.690	1.020	0.894				
CS-C	–0.018	0.725	0.982	0.894				
CS-A	–0.015	0.776	0.985	0.894				
Covid	–0.612	0.001	0.542	0.229				
trade	0.089	0.429	1.093	0.788				
	组合风险和中度传染效应							
Aro	–0.343	0.053	0.710	0.352				
Ario	–0.950	0.000	0.387	0.640				
libor	–0.371	0.046	0.690	0.352				
Shibor	0.170	0.096	1.185	0.598	0.452	0.001	1.572	0.709
Cr7	0.155	0.139	1.168	0.562				
Rex	–0.511	0.012	0.600	0.561				
input	0.608	0.000	1.837	0.582	0.846	0.000	2.331	
output	0.384	0.006	1.468	0.546				
WTI	–0.314	0.001	0.731	0.592	–0.711	0.000	0.491	
Gold	0.290	0.057	1.336	0.560	–1.181	0.000	0.307	
VIX	0.158	0.165	1.171	0.591				
AEPU1	0.374	0.001	1.453	0.599				
APEU2	0.268	0.015	1.307	0.545				
CEPU	0.052	0.539	1.054	0.620				
GEPU	–0.164	0.664	0.849	0.513				
GEPU2	0.000	1.000	1.000	0.695				
Sentix	0.040	0.706	1.041	0.603				
CS-C	0.073	0.461	1.075	0.639				
CS-A	0.129	0.189	1.137	0.593				
Covid	2.047	0.000	7.741	0.716	2.774	0.000	16.030	
trade	–0.564	0.018	0.569	0.350				

注：由于中美股市之间风险（即识别出风险溢出）的总比例约为 20%。表中设置 0.2 作为类别权重阈值以保证更好地分类预测率，投资组合风险（i.e.P_1^T）和中度传染（i.e.P_3^T）的比例大致相同，所以使用默认的类别权重阈值 0.5。

表 3.4.10　2010—2011 年风险溢出和传染识别的因素分析

Factors	2010-2011 风险溢出效应							
	单因素				多因素			
	B	Pvalue	exp（B）	F-score	B	P value	exp（B）	F-score
Aro	2.163	0.495	8.700	0.640				
Ario	−0.144	0.424	0.866	0.711				
libor	4.218	0.146	67.893	0.603				
Shibor	−0.089	0.326	0.915	0.572				
Cr7	−0.074	0.391	0.929	0.618				
Rex	0.785	0.048	2.192	0.647				
input	−0.897	0.000	0.408	0.647				
output	0.270	0.342	1.309	0.685				
WTI	−0.926	0.000	0.396	0.648				
Gold	−0.155	0.251	0.856	0.706				
VIX	0.504	0.000	1.655	0.740	0.603	0.001	1.828	0.731
AEPU	−0.159	0.373	0.853	0.663				
AEPU2	−0.315	0.110	0.730	0.663	−0.717	0.003	0.488	
CEPU	0.002	0.994	1.002	0.848				
GEPU1	0.341	0.130	1.406	0.739				
GEPU2	0.244	0.276	1.276	0.745				
Sentix	−0.475	0.011	0.622	0.589	−0.682	0.007	0.506	
CS-C	1.282	0.000	3.603	0.645	1.249	0.001	3.485	
CS-A	−0.154	0.525	0.857	0.765				
	2010-2011 组合风险与中度传染效应							
Aro	−31.438	0.000	0.000	0.750				
Ario	−2.429	0.000	0.088	0.791				
libor	−22.164	0.000	0.000	0.750	49.310	0.005	2.6×10^{21}	0.935
Shibor	0.778	0.001	2.176	0.818				
Cr7	0.705	0.001	2.025	0.831				
Rex	−5.594	0.000	0.004	0.842	−11.585	0.000	0.000	
input	3.960	0.000	52.439	0.847				
output	3.309	0.000	27.370	0.650				

续表

Factors	2010-2011 组合风险与中度传染效应							
	单因素				多因素			
	B	Pvalue	exp（B）	F-score	B	P value	exp（B）	F-score
WTI	2.368	0.000	10.677	0.833				
AEPU	2.229	0.000	9.287	0.836				
AEPU2	3.375	0.000	29.226	0.845	2.711	0.003	15.049	
CEPU	4.919	0.000	136.882	0.853				
GEPU1	–12.691	0.004	0.000	0.694				
GEPU2	–5.745	0.000	0.003	0.694				
Sentix	–1.365	0.001	0.255	0.756				
CS-C	–4.509	0.000	0.011	0.781				
CS-A	–2.317	0.000	0.099	0.752				

表 3.4.11　2018—2019 年风险溢出和传染识别的因素分析

Factors	2018-2019 风险溢出效应							
	单因素				多因素			
	B	Pvalue	exp（B）	F-score	B	P value	exp（B）	F-score
Aro	0.041	0.931	1.042	0.870				
Ario	–0.082	0.716	0.921	0.787				
libor	0.024	0.962	1.024	0.870				
Shibor	–0.109	0.656	0.897	0.810				
Cr7	–0.257	0.536	0.773	0.789				
Rex	–0.009	0.977	0.991	0.870				
input	0.170	0.394	1.186	0.730				
output	0.281	0.228	1.325	0.741				
WTI	0.087	0.825	1.090	0.868				
Gold	0.145	0.632	1.156	0.775				
VIX	0.559	0.022	1.749	0.762	0.559	0.022	1.749	0.762
AEPU	–0.213	0.238	0.808	0.691				
AEPU2	–0.272	0.204	0.762	0.691				

续表

Factors	2018-2019 风险溢出效应							
	单因素				多因素			
	B	Pvalue	exp（B）	F-score	B	P value	exp（B）	F-score
CEPU	–0.019	0.863	0.981	0.870				
GEPU1	0.148	0.377	1.159	0.711				
GEPU2	0.129	0.418	1.138	0.715				
Sentix	0.217	0.338	1.242	0.703				
CS-C	–0.225	0.612	0.799	0.782				
CS-A	0.551	0.299	1.735	0.736				
	2018-2019 组合风险与中度传染效应							
Aro	–6.025	0.000	0.002	0.793				
Ario	0.608	0.155	1.837	0.653				
libor	–6.341	0.000	0.002	0.793				
Shibor	1.593	0.014	4.917	0.632				
Cr7	1.618	0.091	5.044	0.667				
Rex	–4.561	0.000	0.010	0.862	–7.127	0.021	0.001	93.500
input	2.955	0.000	19.195	0.829	6.334	0.009	563.213	
output	–1.920	0.001	0.147	0.679				
WTI	2.770	0.003	15.961	0.754				
Gold	–4.479	0.000	0.011	0.768				
VIX	0.774	0.092	2.168	0.684				
AEPU	0.016	0.965	1.016	0.677				
AEPU2	–0.217	0.626	0.805	0.561	6.302	0.001	545.707	
CEPU	–1.558	0.000	0.211	0.800	–3.531	0.000	0.029	
GEPU1	0.687	0.783	1.988	0.591				
GEPU2	1.396	0.573	4.040	0.591				
Sentix	1.744	0.001	5.719	0.722	–7.217	0.005	0.001	
CS-C	–0.471	0.589	0.624	0.613				
CS-A	1.012	0.286	2.751	0.557				

第五节　全球股市间相关性结构分解特征及影响因素的实证分析

次贷危机以来，国际金融环境日益复杂多变，全球股票市场间相关性变得越来越不稳定，给全球资产配置带来了极大的挑战。本节考察了低迷行情下全球 36 个国家股票指数间的相关性结构分解特征和影响因素。具体来说，低迷行情下，通过分块混合 copula 方法将复杂相关性结构分解为同单调、反单调和独立结构，并分析宏观经济基础、贸易金融和公共信息等渠道对该相关性分解结构的影响。实证结果表明，在低迷行情下，无论是在横截面还是面板层面，全球股市间的同单调与反单调结构都可以视为秩相关系数的一种稳健分解，从而为相关性分析补充更多结构信息，尤其是反单调结构；三类渠道因素对同单调和反单调结构的影响具有经济体异质性，其中，对欧盟内反单调结构的影响异质性更明显，而对亚太经济体内同单调结构的影响异质性更明显；最后，三类渠道对全球股市间同单调和反单调结构的影响均显著受到了新冠疫情的冲击，尤其是贸易金融渠道。本节工作可以为国际投资者和监管机构制定和评估风险策略提供依据。

资产配置多元化策略要考虑的一个关键因素就是不同资产收益率之间的相关性，在国际投资领域中，全球股市间相关性分析一直是业界与学界关注的热点问题（参考文献如 Ang & Chen2002，Cappiello et al.，2006，Garcia & Tsafack，2011，Longin & Solnik，2001 和 Poon et al.，2004 等）2008 年金融危机以来，全球股票市场对负面事件表现出高度的敏感性，不仅平均上表现出共同波动，而且极端尾部相关性往往超预期增加，呈现非线性和不对称性特点，抵消了多样化的预期效益。正如 Embrechts et al.（2002）研究发现，传统的线性相关性方法如广义条件异方差模型（GARCH）和向量日回归（VAR），已经不能准确地捕捉到资产间的相关性特征。Baur（2013）对 54 个全球股票市场的分析表明，相关性结构的详细信息对于充分评估正常时期和危机时期多样化收益是至关重要的。由于 Copula 函数不仅能够度量独立于边缘信息的相关程度，而且提供了更加丰富的相关性结构，大量文献开始使用 Copula 函数来度量金融市场间非线性和非对称的相关性（Mashal & Zeevi，2002；Hu，2006 和 Chollete et al.，2006）。虽然以特定相关系数为研究对象，结合 copula 方法分析全球股市间相关性动态特征的研究成果丰富，但是对全球股市间相关性结构的研究相对较少。

相关性结构所包含的信息比单一的相关系数要丰富，相同的相关系数可以对应多种相关性结构（Embrechts et al.，2002）。其中，在投资组合和精算领域应用广泛的三类基础相关性结构，同单调、反单调和独立具有直观的概率结构，能够帮助投资者得出具有经济金融意义的结论。同单调（反单调）结构是指由共同隐含随机因子导致变量间的极大（极小）同向变动，是任意相关性结构的 Frechet 上（下）界。同单调结构在精算领域中用来确定风险资本的上界，反单调结构可以在投资组合领域中刻画分散化效果。这三类基本相关性结构经过合理构造可以用来逼近复杂的相关性结构（杨静平等 2006，郑延婷等 2011，Durante et al.，2015）。近年来，全球金融市场相关性显著增加，频发的风险事件极易导致市场间的风险传染，增加了系统性风险发生的概率。现有基于相关系数的研究成果还不能满足当前系统性风险管理的需要，国际投资者和监管部门对极端情形下相关性结构的重视逐渐增加，其中极大相关性的同单调结构和极小相关性的反单调结构开始受到学者们关注。本节主要目的是运用分块混合 copula（Zheng et al.，2011）在极端行情下从全球股市间相关性中分解出同单调和反单调结构并分析其动态特征。

全球股市间相关性的波动与跨市场风险传染有着密切关系，尤其是危机发生时，研究风险传播渠道对股市间相关性及结构的影响机理，将有助于更深刻地识别跨国传染效应。Hu（2006）和 Koenker（2005）揭示了危机对用于建模风险 – 回报关系的随机变量之间的线性相关性结构有显著影响。Goldstein（1998）提出的唤醒假说认为，某国宏观经济基础中的潜在风险因素在危机前被认为相对不重要，但危机期间，它们会突然对投资者的决策变得很重要。国家间因为存在宏观经济基础的相似性，有可能在危机期间发生风险传染。不过，实证中却较少能够确认宏观经济基础渠道的传染效应，因此，该渠道常被作为控制变量。另一个流行的“全球化假说”认为，广泛的贸易金融联系所带来的全球分工和分散化收益在危机期间会成为风险传染的主要渠道，其中贸易联系的风险传染效应在历次货币危机中尤为明显，金融联系的传染效应则体现为信贷和流动性紧缩带来的环境恶化。此外，全球危机期间，投资者倾向于关注更容易获得的公共信息，可能减少了信息不对称，从而反过来可能会增加相关性。综合上述文献研究，在全球股市间相关性分解框架下，按照本书的观点，相关系数的显著增加并不一定预示着风险传染，受共同隐含随机因子影响的同单调结构异常变动是风险传染信号，结合同期反单调结构的变动情况，区分传染信号强弱。因此，有必要进一步考察宏观经济基础、贸易金融联系和公开

信息三大类渠道对低迷行情同单调和反单调结构的影响机理和异质性。

本节在以下两个方面有边界贡献。首先，不同于现有文献事先给出相关性模型假设的做法，采用半参数的分块 Frechet 混合 copula 模型逼近相关性结构，不仅可以减少模型风险，而且将相关系数分解为极大和极小相关性结构的组合，其中极小相关性（反单调）结构可以直观地协助投资者评估危机应对策略的分散化效果；其次，上述分解特征不仅在概率层面存在，而且在横截面及面板层面也是稳健存在的，意味着分解结构直观的概率意义可以在风险传染机制的计量分析中发挥作用。这部分的影响因素实证表明，全球股市间的相关性结构分解还可能帮助区分不同因素的影响强度。最后，正如 Yarovaya et al.（2022）研究提出，新冠疫情大流行等前所未有的事件对全球市场间金融传染的现有方法提出了重大挑战，新冠疫情可能改变了未来金融传染的条件。因此，本节特别关注了新冠疫情是否以及如何冲击全球股市间的两类极端相关性结构，实证表明，新冠疫情对全球股市间风险传导的公共信息渠道的影响机制冲击最大，其次是贸易金融渠道。

由于分解系数取值区间在［0,1］之间，为了避免模型设定偏误，借鉴 Amira et 等人（2011）和 Li 等人（2014）对分解系数进行以下单调变化：

$$
\begin{aligned}
S_{i,j,t} &= \ln\left(\frac{1+\rho_{i,j,t}}{1-\rho_{i,j,t}}\right) \\
W_{i,j,t} &= \ln\left(\frac{1+\alpha_{i,j,t}}{1-\alpha_{i,j,t}}\right) \\
Y_{i,j,t} &= \ln\left(\frac{1+\gamma_{i,j,t}}{1-\gamma_{i,j,t}}\right)
\end{aligned}
\tag{3.13}
$$

其中，$\alpha_{i,j,t}$ 和 $\gamma_{i,j,t}$ 是基于各国 MSCI 股票指数 2007—2021 年日度收盘价数据计算的第 t 季度内 i 市场和 j 市场的低迷传染系数和低迷分散系数，$S_{i,j,t}$，$W_{i,j,t}$，$Y_{i,j,t}$ 是经过修正后的分解系数变量。后文的回归分析将使用和作为被解释变量。

结合现有的文献，可知影响国家或地区间传染风险的因素大致分为三类：宏观经济基本面，贸易金融联系，公共信息类信息。本节模型采用 2007 年至 2021 年的季度面板数据，考察了国际股票市场间风险传染与风险分散的影响因素，基本计量模型设定如下：

$$S_{i,j,t} = \phi_0 + \phi_1 Factors_{i,j,t} + \phi_2 common_t + \varepsilon_{i,j,t}$$

$$W_{i,j,t} = \theta_0 + \theta_1 Factors_{i,j,t} + \theta_2 common_t + u_{i,j,t} \tag{3.14}$$

$$Y_{i,j,t} = \gamma_0 + \gamma_1 Factors_{i,j,t} + \gamma_2 common_t + v_{i,j,t}$$

其中，$W_{i,j,t}$ 和 $Y_{i,j,t}$ 是上文所述修正后的同单调与反单调系数，θ_0 和 γ_0 是截距项，$u_{i,j,t}$ 和 $v_{i,j,t}$ 是误差项，*Factors* 为筛选出的影响因素，*common* 为情绪类信息因素。在此后的分析框架中，秩相关系数 $S_{i,j,t}$ 是三部分相关性结构的综合度量，其中，同单调和反单调结构是受到共同隐含因子影响的相关性结构。方程（3.14）可以反映影响相关系数的渠道影响因素能在多大程度上解释同单调和反单调结构的变异？面板模型中能否体现相关性结构的分解特征？

由于回归决定系数 R^2 度量相关系数以及相关性结构变异通过回归关系被影响因素解释的比例，因此，如果局部相关系数 S 的决定系数近似等于局部同单调系数 W 和反单调系数 Y 的决定系数之和，则认为，面板模型中也存在相应的相关性结构分解特征。首先，大量文献表明，在低迷行情中，全球股市间的正相关性往往会显著增强，投资者的应对策略以风险分散、对冲及缓释为主，从相关性结构分解角度上看，应更加重视局部反单调结构的变异情况，以评价风险应对策略的效果。其次，次贷危机以来，全球化模式发生了重大变化，区域经济一体化特征越发明确，进一步将样本分为欧盟与亚太两大经济体系所对应的子样本，考察相关性结构是否具有显著的经济体系异质性。最后，2020 年一季度发生的新冠疫情对各国经济金融体系产生了深刻且长远的影响，本节也将从相关性结构分解角度对新冠疫情所带来的冲击进行研究，为全球投资者的风险应对策略提供评估依据。基于上述讨论，本节实证分析的研究假设包括以下三个：

H1：面板模型中能体现相关性结构分解特征，各因素对反单调结构的影响差异更显著；

H2：全球股市间相关性结构的影响因素具有经济体系异质性，尤其是反单调结构；

H3：新冠疫情期导致各因素对全球股市间相关性结构的影响发生显著变化。

通过在式（3.14）中引入经济体系和新冠疫情的虚拟变量来验证假设 H2 和 H3 是否成立。如果交乘项系数显著不为零，则表明假设 H2 和 H3 成立，如果 H2 假设成立，则表明某类渠道因素对相关性结构的影响具有经济体异质性，如果 H3 假设成立则表明，新冠疫情显著冲击了某类渠道因素对相关性结构的影响。

具体来讲，当引入代表经济体系的虚拟变量时，需要关注的是全球股市相关系数与相关性结构的渠道影响因素是否具有经济体系异质性。如果某个经济体系的交乘项系数显著不为零，意味着该经济体系内部此类渠道因素对相关性的影响会发生显著变化，从分解的视角上进一步判断，如果经济体系内，某类渠道因素对局部相关系数和同单调系数显著增强，表明这类渠道因素在此经济体中具有更加明显的传染效应；如果渠道因素仅对局部相关系数显著变化，并没有导致共同隐含因子下的同单调或反单调系数显著变化，表明这类渠道因素在此经济体中不具有传染效应；如果渠道因素对局部相关系数和反单调系数显著变化，而对同单调系数的影响没有显著变化，表明这类渠道因素在此经济体中主要表现为风险分散效应上的影响。相似地，新冠疫情冲击了某类渠道因素对相关系数的影响，但没有冲击该类渠道因素对同（反）单调系数的影响，其可能并非共同隐含因子，该类渠道因素在新冠期间不具有风险传染效应；如果新冠疫情冲击了某类渠道因素对相关系数和反单调系数的影响，但没有冲击其对同单调系数的影响，表明该类因素包含共同隐含因子的信息，但是在新冠期间的影响主要表现在组合分散效果上；如果新冠疫情冲击了某类渠道因素对三类系数的影响，按照上述逻辑，认为该类因素在新冠期间具有风险传染效应。

如表 3.5.1 所示，本节以五大洲 35 个国家股票指数作为全球股市的代表（指数报价来自 MSCI），样本期是从 2007 年 1 月 1 日至 2021 年 12 月 31 日。至于不同国家之间的时间差异和不一致的交易日造成不同的假期或暂停，本节以中国闭市时间作为基准，如果一个国家的闭市时间相对提前则滞后一天；如果样本不重合则默认为其收盘价的前一个交易日。对于对数收益率为零的数据，进行了三次样本插值处理，最终得到了 3915 个观测结果。

表 3.5.1　35 个样本国家名称及文中缩写

序号	国家	缩写	区域	经济体
1	Germany（德国）	GE	Europe（欧洲）	EU
2	France（法国）	FR	Europe（欧洲）	EU
3	Netherlands（荷兰）	NL	Europe（欧洲）	EU
4	Italy（意大利）	IT	Europe（欧洲）	EU

续表

序号	国家	缩写	区域	经济体
5	Finland（荷兰）	FL	Europe（欧洲）	EU
6	Sweden（瑞典）	SE	Europe（欧洲）	EU
7	Belgium（比利时）	BE	Europe（欧洲）	EU
8	Spain（西班牙）	ES	Europe（欧洲）	EU
9	Austria（奥地利）	AT	Europe（欧洲）	EU
10	Ireland（爱尔兰）	IE	Europe（欧洲）	EU
11	Portugal（葡萄牙）	PT	Europe（欧洲）	EU
12	Norway（挪威）	NO	Europe（欧洲）	F
13	United Kingdom（英国）	GB	Europe（欧洲）	F
14	Switzerland（瑞士）	CH	Europe（欧洲）	F
15	Brazil（巴西）	BR	South America（南美洲）	F
16	Turkey（土尔其）	TR	Asia（亚洲）	F
17	India（印度）	IN	Asia（亚洲）	F
18	Saudi Arabia（阿拉伯）	SA	Asia（亚洲）	F
19	Israel（以色列）	IL	Asia（亚洲）	F
20	Argentina（阿根廷）	AR	South America（南美洲）	F
21	United States（美国）	US	North America（北美洲）	APEC
22	Mexico（墨西哥）	MX	North America（北美洲）	APEC
23	Canada（加拿大）	CA	North America（北美洲）	APEC
24	Chile（智利）	CL	South America（南美洲）	APEC
25	Philippines（菲律宾）	PH	Asia（亚洲）	APEC
26	Thailand（泰国）	TH	Asia（亚洲）	APEC
27	Malaysia（马来西亚）	MY	Asia（亚洲）	APEC

续表

序号	国家	缩写	区域	经济体
28	Indonesia（印度尼西亚）	ID	Asia（亚洲）	APEC
29	Singapore（新加坡）	SG	Asia（亚洲）	APEC
30	Korea（韩国）	KR	Asia（亚洲）	APEC
31	China（中国）	CN	Asia（亚洲）	APEC
32	Japan（日本）	JP	Asia（亚洲）	APEC
33	Russian Federation（俄罗斯）	RU	Europe（欧洲）	APEC
34	New Zealand（新西兰）	NZ	Oceania（大洋洲）	APEC
35	Australia（澳大利亚）	AU	Oceania（大洋洲）	APEC

注：本表列出了本部分所考虑的所有国家和地区，最后一列经济体中，EU 表示欧盟、APEC 表示“亚太经济合作组织”，F 表示既不属于 EU 也不属于 APEC。

对数日度回报率为 $R_t = 100 \times \left[\ln\left(P_{t+1}\right) - \ln\left(P_t\right)\right]$，其中 P_t 表示 t 时刻的指数价格。表 3.5.3 显示了数据的描述性统计数据。基于表 3.5.3 最后两列的偏度和峰度，所有国家股票指数的收益率呈现左偏度和峰值特征，其中，阿根廷、巴西、智利、比利时、爱尔兰、泰国、菲律宾、沙特阿拉伯和以色列的偏度绝对值相对较高，这意味着风险损失的可能性较高，尤其是在低迷市场条件下。

结合前人关于全球股市间传染渠道分析的研究成果，本节重点考察了宏观经济基础、贸易金融联系、情绪信息类渠道中代表因素对全球股市间相关性结构的影响，表 3.5.4 给出了各国所对应渠道影响因素的描述性统计。

首先是宏观经济基础渠道，宏观经济基本面包括经济发展水平、工业生产和国际经济联系等特征，在危机期间，投资者很可能在具有相似宏观经济基本面的国家采取类似的行动，在高度互联的环境中，宏观经济基本面会叠加其他的危机传播渠道，导致冲击在其他地方的金融市场进一步蔓延（Eichengreen et al.，1996；Luchtenberg & Vu，2015；Yarovaya et al.，2020 等）。借鉴文献中危机宏观经济渠道传播的实证研究，选取 GDP、INF、UR 和 IPN 来代理一国宏观经济基本面。其中，国内生产总值 GDP 是衡量一国经济发展水平的典型平行指标，失业率 UR 表明一国经济发展活力，名义通货膨胀率 INF 反映一国货币购买力，工业生产总值 IPN 则用来反映一国国际经济活力。

其次是贸易金融渠道，国际贸易可以解释货币危机的竞争和收入的影响机制；一个国家在经历货币危机时，通常会遭受货币贬值，由此产生的需求下降和国际贸易市场竞争地位的丧失将对其主要贸易伙伴产生负面影响（Gerlach 和 Smets，1995 年；Glick 和 Rose，1999 年）。许多论文为贸易渠道的危机传导提供了理论支持。由于流动性问题和投资者的激励措施，货币危机可以通过金融渠道传染。各种研究提供了基于金融联系、美国抵押贷款支持证券（CDO）投资和流动性问题的传染效应的理论模型（见 Horta et al，2016；Smeets，2016；Guidolin & Pedio，2017；Nguyen，2021）。实证中本部分重点考察国家对外贸易额（EXP）、双边贸易规模（BiTRA）、双边汇率波动率（ER）、美元指数（USD）和原油期货价格（WTI）所代表的贸易金融渠道因素的影响。

最后是情绪信息渠道，随着金融市场和非线性理论的不断发展，大量研究表明，现实股票市场的投资者不可能是完全理性的，投资者情绪对投资决策的影响是存在的，尤其是在某个金融市场发生危机时，该市场投资者情绪与其他金融市场投资者情绪的关联性会显著提升。实证中选择投资者恐慌指数（VIX）、经济政策不确定性（EPU）和避险资产黄金期货价格（GOLD）作为该渠道的代理变量。

表 3.5.2　影响因素及其来源列表

变量	定义	数据来源
	宏观经济基础	
GDP	国内生产总值	IMF
IPI	工业生产指数	IMF
INF	名义通货膨胀率	IMF
UR	失业率	IMF
	贸易金融	
EXP	出口总额	WTO
BiTRA	双边贸易	WTO
REER	实际有效汇率指数	CEIC
FIN	金融一体化水平	IMF
deep	金融深度	CEIC

续表

公共信息渠道		
VIX	投资者恐慌指数	WIND
EPU	经济政策不确定性指数	Economic Policy Uncertainty
USD	美元指数	WIND
OIL	WTI 现货原油价格	WIND
GOLD	伦敦现货黄金价格	WIND

表 3.5.3　各国指数收益率描述性统计

市场	样本量	均值	标准差	最小值	25分位数	50分位数	75分位数	最大值	偏度	峰度
南美洲										
AR	3915	−0.0014	2.5304	−51.131	−1.0951	0.013	1.2354	12.9754	−2.4731	49.4124
BR	3915	−0.007	2.3068	−19.4336	−1.0948	0.057	1.1652	16.6188	−0.5698	12.6256
CL	3915	−0.0064	1.5767	−16.7362	−0.7395	0.0007	0.769	16.3691	−0.6	17.514
北美洲										
MX	3915	0.003	1.6673	−11.1831	−0.7823	0.045	0.852	15.1586	−0.3307	10.5367
CA	3915	0.0156	1.4601	−14.2461	−0.5444	0.0782	0.6476	12.205	−0.9912	18.0762
US	3915	0.034	1.279	−12.9219	−0.3888	0.0745	0.5836	11.0419	−0.6036	16.2168
欧洲										
AT	3915	−0.0179	1.9643	−16.6462	−0.9191	0.0543	0.9855	13.3531	−0.3275	10.185
BE	3915	−0.0109	1.5581	−18.2237	−0.6973	0.0299	0.7698	10.6634	−0.9534	14.9932
CH	3915	0.0179	1.16	−11.325	−0.5332	0.0491	0.6111	9.7345	−0.2771	11.4021
FR	3915	0.0053	1.5845	−14.9031	−0.6973	0.0613	0.7641	11.8437	−0.2804	12.0243
DE	3915	0.0067	1.5595	−15.0943	−0.6874	0.064	0.7647	11.5896	−0.3038	11.4856
NL	3915	0.0217	1.4666	−12.0898	−0.625	0.0641	0.7613	10.5276	−0.3235	11.1869
GB	3915	−0.0055	1.4453	−14.2058	−0.6178	0.0579	0.6561	12.1599	−0.419	14.867
IE	3915	−0.0143	1.8983	−18.9307	−0.8718	0.0262	0.9169	13.6023	−0.7253	12.2896
IT	3915	−0.0182	1.8043	−20.5444	−0.8138	0.0453	0.9059	12.472	−0.6118	13.0691

续表

市场	样本量	均值	标准差	最小值	25分位数	50分位数	75分位数	最大值	偏度	峰度
ES	3915	−0.0132	1.7666	−17.2168	−0.8237	0.0215	0.8514	16.0064	−0.3203	12.8964
PT	3915	−0.0209	1.549	−13.8231	−0.7944	0.0277	0.8197	11.8199	−0.3266	10.3001
FI	3915	0.0015	1.6854	−12.0849	−0.7812	0.0403	0.8421	11.5687	−0.1874	8.7609
SE	3915	0.0136	1.795	−14.8101	−0.7783	0.0491	0.9031	14.0521	−0.14	9.841
NO	3915	−0.0052	1.9671	−14.225	−0.8627	0.0565	0.9155	15.3944	−0.478	10.2977
RU	3915	−0.011	2.2341	−25.5933	−0.9626	0.0288	1.0043	23.9761	−0.501	20.119
亚洲										
CN	3915	0.0193	1.6921	−12.8186	−0.7542	0.0234	0.8809	14.0481	−0.0514	9.9395
JP	3915	0.0051	1.3076	−9.5134	−0.6454	0.0302	0.675	11.4673	−0.1851	9.1518
KR	3915	0.0137	1.8094	−20.6749	−0.8185	0.0881	0.9182	24.985	−0.1645	21.4266
SG	3915	0.0045	1.2834	−9.809	−0.5538	0.018	0.6114	8.5638	−0.224	9.513
TR	3915	−0.0255	2.2952	−19.1439	−1.0811	0.0205	1.1661	25.9434	−0.1247	12.8314
IN	3915	0.0355	1.6613	−15.6223	−0.7067	0.0927	0.8157	19.4892	−0.1824	14.0429
TH	3915	0.0188	1.5207	−14.5758	−0.7063	0.0411	0.7674	9.7333	−0.5859	11.732
ID	3915	0.0231	1.8461	−14.5786	−0.8015	0.0834	0.9215	15.6337	−0.2849	11.1784
MY	3915	0.007	1.0209	−11.2808	−0.4958	0.0295	0.5367	7.2038	−0.4021	10.4972
PH	3915	0.0219	1.5305	−14.5118	−0.7441	0.0786	0.823	9.3262	−0.8123	11.2424
SA	3915	0.019	1.3597	−29.3624	−0.2609	0.0052	0.4319	8.4723	−4.2589	78.8619
IL	3915	0.0071	1.2293	−11.6926	−0.5483	0.0351	0.6425	9.8307	−0.7218	11.2704
大洋洲										
AU	3915	0.0048	1.6135	−15.976	−0.7129	0.0642	0.7844	8.8093	−0.887	12.4262
NZ	3915	0.0054	1.3795	−10.0631	−0.7256	0.0439	0.7758	10.1997	−0.3658	8.1511

注：本表汇总了 36 个国家 2007 年 1 月 1 日至 2021 年 12 月 31 日股票日收益数据的描述性统计：观察数（Obs），均值（Mean），标准差（SD），最小值（Min），最大值（Max），第一四分位数（P25），中位数（P50），第三四分位数（P75），偏度（Skewness）和峰度（Kurtosis）。

表 3.5.4　影响因素的描述性统计

市场	GDP	IPI	INF	UR	EXP	ER
南美洲						
AR	122739.6	0.204	23.661	8.335	20.619	0.113
	28734.02	11.88	18.137	1.381	4.245	0.105
BR	491413.4	-0.126	5.597	9.403	15.438	0.146
	102185.4	7.015	2.069	2.751	2.972	0.071
CL	61910.88	1.304	3.338	7.69	38.624	0.102
	11151.9	2.941	2.188	1.537	5.979	0.034
北美洲						
MX	290048.2	0.186	4.207	4.324	35.713	0.114
	30790.79	5.74	1.112	0.757	5.184	0.063
CA	419313.3	0.349	1.757	7.072	39.354	0.077
	43147.15	5.407	0.945	1.281	2.153	0.034
US	4453151	0.206	2.001	6.357	18.359	0.05
	680640.8	5.185	1.473	2.19	1.533	0.019
欧洲						
AT	105543.6	2.119	1.912	5.544	75.892	0.017
	7771.089	6.067	0.885	0.804	4.978	0.007
BE	127832.7	2.663	1.842	7.309	140.199	0.024
	9963.066	7.023	1.382	1.082	11.524	0.009
CH	170566.8	2.533	0.186	3.068	86.225	0.058
	21587.62	5.031	0.937	0.469	7.197	0.047
FR	679798.6	-0.642	1.18	9.107	42.759	0.025
	45855.24	6.072	0.883	1.033	6.96	0.01
DE	923327.5	0.675	1.481	5.234	57.911	0.03
	72281.41	6.847	0.972	1.705	4.02	0.012
NL	219363.7	0.283	1.695	5.455	110.404	0.027
	17166.62	4.272	0.884	1.359	39.75	0.011

续表

市场	GDP	IPI	INF	UR	EXP	ER
GB	707054	-0.079	2.254	5.875	51.582	0.069
	60253.69	5.379	1.259	1.544	4.019	0.03
IE	76568.03	6.728	0.805	9.567	182.021	0.037
	20773.19	13.927	2.336	3.975	47.032	0.014
IT	523544.6	-0.88	1.295	9.889	36.75	0.026
	44374.96	8.506	1.172	2.094	3.833	0.011
ES	346886.4	-1.366	1.446	18.178	38.796	0.024
	30744.69	7.294	1.646	5.064	7.553	0.012
PT	58207.35	-1.19	1.14	11.055	54.104	0.015
	4776.073	6.218	1.305	3.467	9.403	0.008
FI	66158.57	0.02	1.474	7.979	52.955	0.029
	4789.621	6.023	1.325	1.248	6.03	0.012
SE	134779.5	0.306	1.272	7.534	63.426	0.064
	13043.16	7.189	1.24	1.062	3.46	0.024
NO	109333.2	-0.522	2.169	3.755	52.38	0.075
	14739.77	4.225	1.036	0.684	3.326	0.03
RU	419120.6	2.604	7.563	5.812	33.159	0.106
	86694.6	4.112	3.81	1.115	3.042	0.091
亚洲						
PH	70472.75	7.495	3.464	6.91	45.45	0.051
	18692.72	41.924	1.921	1.788	3.97	0.017
KR	352699	3.329	2.015	3.546	53.717	0.087
	64464.61	6.49	1.294	0.492	6.277	0.063
MY	75269.9	3.431	2.059	3.425	100.58	0.053
	14117.05	4.829	1.811	0.538	10.746	0.024

续表

市场	GDP	IPI	INF	UR	EXP	ER
JP	1298927	-0.665	0.3	3.597	21.641	0.09
	133942.8	9.306	1.072	0.875	2.525	0.038
SA	165727.9	-1.549	3.218	5.856	46.162	0.039
	33853.13	8.121	2.969	0.675	11.783	0.014
TH	102111	0.778	1.544	1.127	79.848	0.042
	20845.8	7.757	2.026	0.42	7.941	0.012
TR	202797.7	5.525	10.382	10.728	31.148	0.125
	24477.05	9.011	4.324	1.851	6.952	0.109
SG	74532.89	5.212	1.87	2.235	251.877	0.03
	16913.34	10.762	2.282	0.586	15.231	0.014
IL	77685.74	3.649	1.328	5.55	54.299	0.064
	20864.32	5.276	1.662	1.228	3.333	0.028
IN	515344.2	4.51	7.007	2.235	29.763	0.066
	147448.1	8.504	2.922	0.586	9.023	0.029
ID	217882.2	3.56	4.779	6.426	25.408	0.068
	54980.41	5.482	2.373	1.164	4.353	0.042
CN	2506277	9.55	2.63	4.02	28.535	0.041
	1016113	4.394	1.944	0.165	6.398	0.014
大洋洲						
AU	333061.2	2.274	2.22	5.388	26.667	0.092
	53000.46	2.266	0.976	0.687	2.136	0.049
NZ	45187.72	0.634	1.992	5.043	37.356	0.09
	8846.714	5.05	1.351	0.96	4.755	0.034
显著性	OIL	GOLD	DSD	VIX	EPU	
t	4.244077	7.1424	4.464922	2.936753	5.016921	
	0.341447	0.261378	0.096711	0.368519	0.408521	

注：本表为各国部分影响因素的描述性统计，每个单元格的上半部分为平均值，下半部分为标准差，最后三行给出了各类影响因素公共信息时间序列的均值和方差。

前文已经说明在未进行概率空间分割的情况下，二元 Frechet copula 族的斯皮尔曼相关系数可以自然地分解为同单调和反单调结构。接下来，在概率空间分割的情形下，参照 Durrate et al.（2014）的经验算法，得到低迷行情下的局部斯皮尔曼相关系数 ρ，并据此观察，局部上相关性结构的分解特征是否仍然存在，以及新冠疫情冲击下局部相关性结构的变化。基于总体和新冠疫情期间的样本，图 3.5.1 给出了全球股市间低迷行情下局部斯皮尔曼相关系数、局部同单调和反单调系数平均值的热度图，并按照经济体以及洲别进行排序。其中，左上角的国家属于欧盟，右下角的国家属于亚太经合组织。热度图中颜色越深表明两国股指间的相关系数值越大。

图 3.5.1 给出的是总体（左）和新冠疫情样本（右）期间，各国股市间的局部相关系数（上）、局部同单调系数（中）和局部反单调系数（下）的样本均值。

从热度图中可以看出，低迷行情下，无论是总体样本还是新冠疫情期间，全球股市间相关性结构的样本均值均呈现分解特征，即局部斯皮尔曼相关系数近似等于局部同单调系数与局部反单调系数截面均值的差值，并与局部同单调系数具有很高的相似性；同时还注意到，欧盟与亚太两个经济体内部的相关系数和相关性结构具有显著差异，尤其是局部反单调系数的差异更为直观。图 3.5.1（e）显示，欧盟股市间的局部反单调系数样本均值非常小，意味着欧盟内部分散效应非常微弱，其股市间的风险分散主要通过非欧盟国家股市实现，对全球化具有依赖性；相比而言，亚太股市间相关性结构更加松散并且分化，存在北美和东亚两个较为明显的高度相关区域。新冠疫情期间，全球股市间局部斯皮尔曼相关系数和同单调系数显著增加，局部反单调系数也明显下降，尤其是局部反单调结构受到的新冠疫情冲击更加明确，由全球化带来的风险分散效应显著恶化，特别是对比较依赖全球化的欧盟各国股市带来更大的负面影响。这意味着新冠疫情对低迷行情下全球跨区域的风险分散产生显著负面影响。

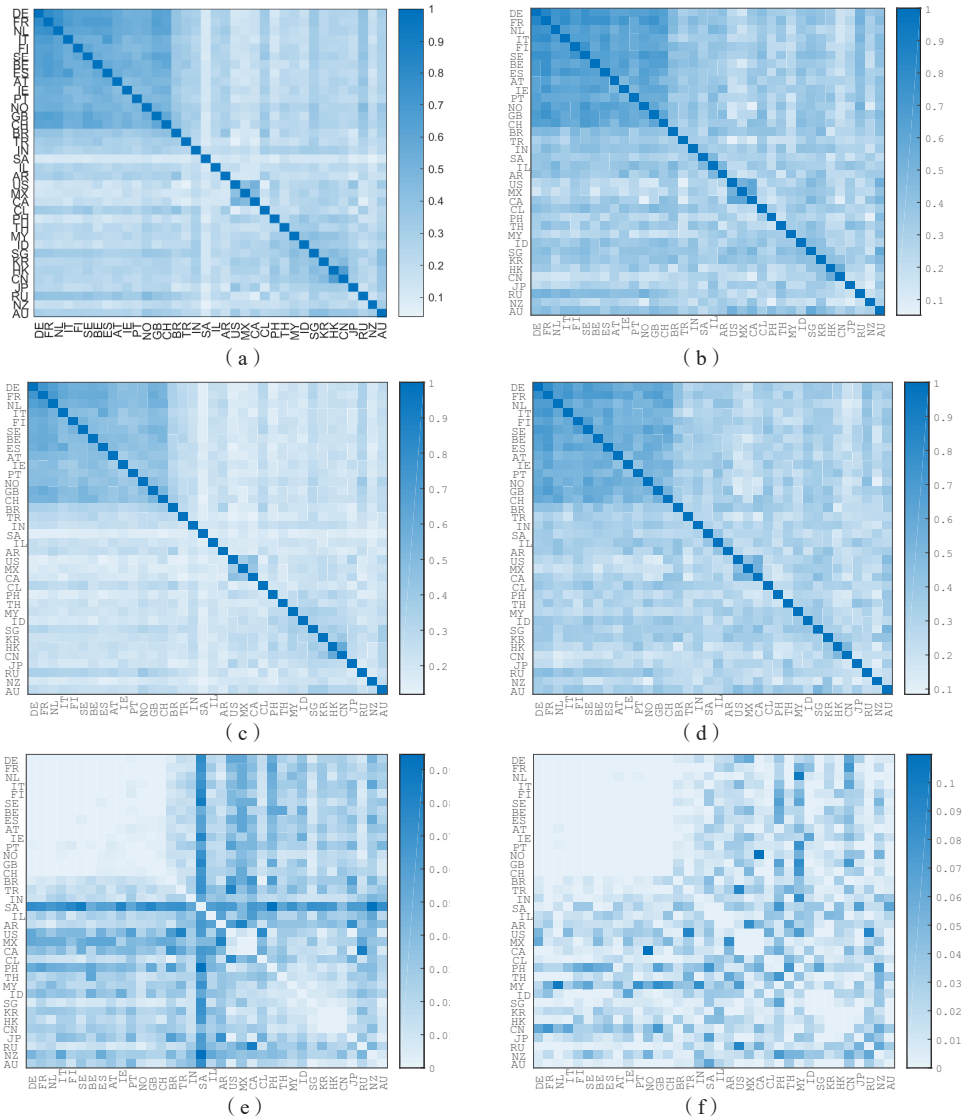


图 3.5.1　全球股市间低迷行情下局部斯皮尔曼相关系数、局部同单调和反单调系数平均值的热度图

通过滚动平均分别计算了低迷行情下局部斯皮尔曼相关、同单调和反单调系数的样本月度均值，即 $\bar{\rho}_t = \frac{1}{N}\sum_{i,j}\rho_{i,j,t}$ 、$\bar{\alpha}_t = \frac{1}{N}\sum_{i,j}\alpha_{i,j,t}$ 、$\bar{\gamma}_t = \frac{1}{N}\sum_{i,j}\gamma_{i,j,t}$ ，进而考察低迷行情下全球股市间平均相关系数和相关性结构的动态特征。图 3.5.2 到图 3.5.4 分别给出的是全体样本以及欧盟和亚太两个子样本的局部斯皮尔曼相关系

数、同单调系数和反单调系数时间序列图。从图 3.5.2 到图 3.5.4 中可以得到，动态上看，局部斯皮尔曼相关系数是局部同单调和反单调系数的差值，无论是全球股市间还是两大经济体系股市间，局部斯皮尔曼相关系数和局部同单调系数间的相关系数高达 99%，相关程度约为 89%，意味着两者在低迷行情下的波动特征也极为相似，相关性结构分解带来的信息主要体现为局部反单调结构上。

为了简便，在图 3.5.2 和后续部分中，符号上省略了 $\bar{\rho}$、$\bar{\alpha}$、$\bar{\gamma}$ 中表示时间 t 的下角标，其中，$\bar{\rho}$ 表示低迷行情下局部斯皮尔曼相关系数的滚动均值序列，$\bar{\alpha}$ 和 $\bar{\gamma}$ 分别表示低迷行情下局部同单调和反单调系数的滚动均值序列。

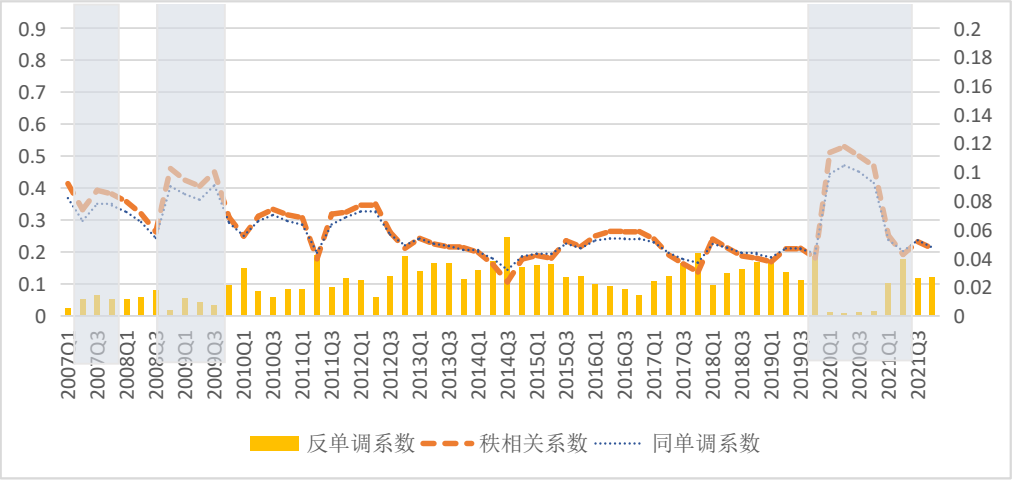


图 3.5.2　全球股市间平均相关系数和相关性结构特征

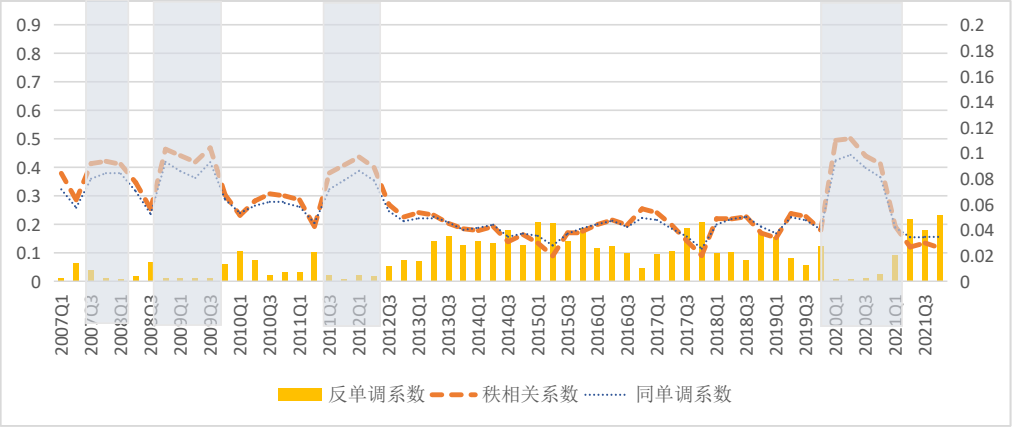


图 3.5.3　亚太股市间平均相关系数和相关性结构特征

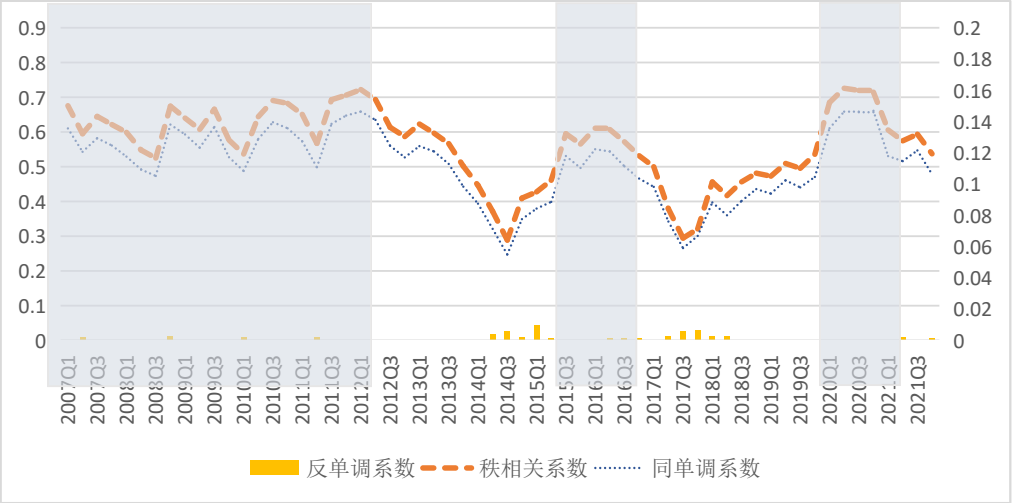


图 3.5.4　欧盟股市间平均相关系数和相关性结构特征

图 3.5.2 中显示，低迷行情下全球股市间相关系数和相关性结构受到了风险事件的冲击，但是不同风险事件相关性结构的冲击对不同经济体是有差异的。具体来看，次贷危机对全球股市间相关系数和结构的冲击集中在 2008 年三季度到 2010 年一季度，再结合其对亚太和欧盟股市间相关系数和结构的冲击发现，次贷危机期间，低迷行情下全球股市间风险分散效应主要源自区域经济之间，而非区域经济体系内部；随后，爆发的欧债危机造成的冲击则主要体现为对欧盟股市间相关系数和结构的持续影响，而对亚太股市间的冲击仅集中在 2011 年一季度到 2012 年四季度，从全球层面上对比可以看出，欧债危机的冲击明显弱于次贷危机。2019 年年底中国武汉发生新冠疫情，至 2020 年一季度在全球层面得到确认，图 3.5.2 到图 3.5.4 的结果显示，新冠疫情无论是对全球股市间还是两大经济体系股市间的相关系数和相关性结构造成的冲击，明显强于次贷危机事件，尤其值得注意的是，疫情最严重期间区域股票市场间的局部反单调结构几近消失，说明疫情全面爆发初期，全球投资者并未做好充分的风险应对准备。

根据上文的描述，选定三个渠道的影响因素来研究全球股票市场间的传染机制，本节首先考虑在整个样本期内不同渠道因素对于全球股市相关性的影响，也就是分别以局部斯皮尔曼相关系数和相关性结构（局部同单调系数和局部反单调系数）为因变量构造面板模型对整体样本进行研究；同时还考虑了渠道因素对不同经济体的影响，以及新冠疫情对于股市传染机制的影响。由于模型中存在宏观时间序

列数据，参考 Huang 等人（2022）的研究，采取个体固定效应的面板模型方法，同时，数据也经过了豪斯曼检验，支持采用固定效应模型。

表 3.5.5　风险传染渠道的基准回归结果

变量	（1）	（2）	（3）
	S	W	Y
宏观经济			
GDP	-.184***	-.13***	.027***
IPI	-.019***	-.015***	.002*
INF	-.096***	-.064***	0.002
UR	-.066***	-.049***	0.004
贸易金融			
EXP	-.165***	-.133***	.014***
BiTRA	.01*	.011***	0.002
ER	-.044***	-.032***	.007***
USD	-2.09***	-1.649***	.136***
OIL	-.501***	-.389***	.039***
公共信息			
VIX	.241***	.181***	-.024***
EPU	.224***	.17***	-.024***
GOLD	-0.014	0.003	.018***
_cons	17.248***	13.155***	-1.494***
Observations	37800	37800	37800
R-squared	0.234	0.203	0.019

注：*** p<0.01，** p<0.05，* p<0.1。p 值是估计回归的显著性特征。当 p<0.01 时，标记 *** 视为 1% 水平显著，当 p<0.05 时，标记 ** 补为 5% 水平显著，当 p<0.1 时，标记 * 视为 10% 水平显著，无 * 号意味着不显著。

从表 3.5.5 中相关系数和相关性结构（同单调系数和反单调系数）的决定系数上看，选取的渠道因素对相关系数变异的解释比例为 23.4%，与现有文献的实证结果一致，而这些渠道因素对同单调和反单调结构变异的解释比例分别为 20.3% 和 1.9%，两者之和与相关系数的决定系数十分接近，体现了面板模型中的相关性结

构分解特征。除了表明相关性结构的分解特征，表 3.5.5 的结果还给出了一些重要信息。首先，低迷行情中各类因素对局部相关系数和局部同单调结构的影响在显著性、符号以及程度上是一致的，这表明，低迷行情下，局部斯皮尔曼相关系数的变异在很大程度上表现为局部同单调结构（即局部极大相关性结构）变异；其次，低迷行情下，所选因素对局部反单调结构的影响在显著性上有明显差异，结合其对局部同单调结构的因素分析，相关性结构分解可以帮助投资者理解不同因素的影响力。比如，相比其他因素，表 3.5.5 中宏观经济基础渠道中的通货膨胀率 INF、失业率 UR 和贸易金融渠道中的双边贸易规模（BiTRA）对局部反单调结构无显著影响，对相关性结构的影响力度弱于其他渠道因素。

当前所选渠道因素对局部反单调结构变异的解释比例非常低，可能的原因有两点：一方面，低迷行情下，实际能够分解出来的反单调结构较少，样本零值比重高，变异程度不易被影响因素捕捉到；未来研究中将行情发生概率作为权重计算全局的相关性结构分解，进而考察各类主流因素对全局反单调结构变异的解释比例；另一方面，局部反单调结构解释比例较低的原因可能是因素选取较少，代表性因素未能纳入模型中导致。

从基准模型的拟合结果可以证明，对相关性进行结构性分解是合理且必要的。首先，选取的影响因素几乎都对相关系数和同单调系数产生了不同程度的冲击，且同单调系数和相关系数表现较为一致，考虑当处于低迷行情时，全球股票市场同跌的概率较大，因此，不同的因素对相关系数和同单调系数的影响具有高度的相似性，也反映了相关性结构分解结果的合理性；其次，从表格的后两列可以看出，因素对于相关性结构中的同单调系数和反单调系数表现出了异质性，即不同因素对于相关性结构的冲击是不同的，有的仅对同（反）单调系数产生了冲击，也有的对同、反单调系数同时产生了冲击，只有对同（反）单调系数进行综合考虑，才能更全面地了解不同因素对于全球股市传染效应的影响；最后，从拟合度上看，同单调和反单调系数结合起来大致相当于局部相关系数，从统计模型的角度说明了同单调系数和反单调系数一起综合反映了相关系数的内容。因此对相关性进行结构分解是合理的，且结构比相关系数反映更多的信息。

从表中的结果也可以看出，选取的因素对于相关性结构与相关系数影响的异质性主要体现在反单调系数上，而反单调系数代表了全球股票市场的分散效应。表格的最后一列展示了不同渠道因素对于反单调系数的影响，从整体上，不同渠道对股

市间分散效应的影响不同，信息渠道是对分散效应影响最显著的渠道，而贸易金融渠道是可能产生最好分散效应的渠道。在信息渠道中，VIX 和 EPU 对反单调系数是呈显著的负向关系的，表明当市场波动性和不确定越高，全球股市的分散效果越差，同时反单调系数对于美元指数和石油价格的反应也很明显，即在低迷行情下，国际投资者更易受到市场信息的影响，可能会产生“羊群效应”；在贸易金融渠道，良好的对外贸易水平和有弹性的汇率均能显著提升分散效果，这也是一国降低接收全球股票市场传染风险的有效途径。

根据前文对于模型设置的描述，可以发现不同渠道因素对于全球股票市场传染效应的影响效果是不同的，反单调系数有助于区分不同因素对全球股市联动的影响程度。相较于通货膨胀水平（INF）、失业率（UR）、双边贸易（BiTRA）和黄金价格（GOLD），其他的因素都同时对相关系数和相关性结构产生了显著的影响，因此这些因素的影响程度更高。其中，GDP 与相关系数和同单调系数呈现显著负向关系，而与反单调系数呈显著正向关系，意味着良好的经济基础有助于降低某国受全球股市传染风险的影响，而 INF 虽同样与相关系数和同单调系数呈现显著负向关系，但并不影响反单调系数，即当全球股市处于低迷行情时，适度的通货膨胀对于本国股市是有利的，但不会产生分散效果；EXP 和 GDP 对股市联动的影响效果是一致的，但 BiTRA 对于股市联动的作用与 EXP 有很大的差别，即提升本国的对外贸易水平对降低全球股市传染风险的影响是有利的，但双边贸易的集中度过高会加大本国股市受到负面传染的风险；在信息渠道中，值得注意的是美元指数和石油价格同时与相关系数和同单调系数存在显著的负向关系，且与反单调系数存在正向关系，即在样本期内的低迷行情阶段，美元指数下降，全球多个国家被迫面临输入性通胀，大幅稀释了其国家财富，全球股市间的相关性和相关性结构增加，风险分散不通畅，此时的美元指数表现出其货币属性而非避险属性，虽然美元指数与石油价格在计价逻辑上呈现负相关，但是两者存在本质不同，即使在美元指数下跌时，如果石油需求大幅降低也同样会导致石油价格下跌，恶化全球股市间的风险分散效应。

表 3.5.6　渠道因素对全球股市间相关性结构影响的经济体异质性

变量	(1)S				(2)W				(3)Y			
	主效应		交乘项		主效应		交乘项		主效应		交乘项	
	EU	APEC	EU	APEC	EU	APEC	EU	APEC	EU	APEC	EU	APEC
	宏观经济											
GDP	–0.184***	–0.142***	0.009	–0.142***	–0.129***	–0.093***	–0.027	–0.124***	0.028***	0.025***	–0.029***	0.006
IPI	–0.02***	–0.029***	0.079*	0.026***	–0.014***	–0.024***	–0.02	0.023***	0.002**	0.003*	–0.044***	–0.002
INF	–0.121***	–0.117***	0.733***	0.203***	–0.085***	–0.08***	0.611***	0.152***	0.003	0.006	–0.026**	–0.033**
UR	–0.074***	–0.07***	0.069**	0.023	–0.054***	–0.055***	0.038	0.033	0.006	0.005	–0.012***	–0.004
	贸易金融											
EXP	–0.15***	–0.186***	–0.093**	0.236***	–0.112***	–0.148***	–0.133***	0.172***	0.018***	0.015***	–0.03***	–0.017
BiTRA	0.01*	0.015**	–0.001	–0.021	0.011**	0.016***	0.008	–0.019*	0.002	0.002	0.002	–0.001
ER	–0.046***	–0.05***	0.019*	0.033***	–0.034***	–0.039***	0.019**	0.035***	0.007***	0.007***	0.003**	0.002
	公共信息											
VIX	0.234***	0.236***	0.079***	0.029	0.17***	0.175***	0.12***	0.033**	–0.02***	–0.024***	0.036***	–0.002
EPU	0.222***	0.236***	0.029	–0.057***	0.168***	0.181***	0.028	–0.049***	–0.024***	–0.024***	0.006*	0.002
USD	–2.036***	–1.977***	–0.575***	–0.655***	–1.598***	–1.562***	–0.537***	–0.507***	0.136***	0.114***	–0.004	0.127***
OIL	–0.514***	–0.531***	0.136***	0.171***	–0.398***	–0.412***	0.087***	0.128***	0.041***	0.044***	–0.026***	–0.032***
GOLD	–0.051**	–0.002	0.286***	–0.088***	–0.022	0.016	0.201***	–0.09***	0.021***	0.019***	–0.023***	–0.009

注：*** $p<0.01$，** $p<0.05$，* $p<0.1$。p 值给出回归系数显著性检验结果。其中，$p<0.01$ 表示 1% 水平下显著，记 ***，$p<0.05$ 表示 5% 水平下显著，记 **，$p<0.1$ 表示 10% 水平下显著，记 *，无 * 标记意味着系数不显著。

根据前文对全球股票市场相关性结构的研究可以明显地看出，不同经济体的股票市场间相关性结构存在明显的不同，因此本节还研究了渠道因素在不同经济体的股票市场联动效应中会产生什么不同的影响。上表实证结果中，交乘项的含义表示属于该经济体时，影响因素对于相关系数和相关性结构的异质影响。

两大经济体在分散效应上存在显著差异。上表中的最后四列展示了不同影响因素分别与是否属于该经济体的虚拟变量进行交乘后反单调系数的回归系数，虽然二

者的主效应影响是一致的，但欧盟的交乘项显著性明显要高于亚太经合组织，也就是说，欧盟经济体内部和外部的股票市场对于反单调系数的影响具有显著的差异，而且除了 ER，其他因素的主效应与交乘项的符号均是反向的，表明当股市属于欧盟时，来自全球化的风险分散效应显著减弱，欧盟内部的金融市场关联程度很高，当出现传染风险时，欧盟内部自身抵御风险的能力较弱，往往需要依赖外部的力量抵消风险。但是亚太经合组织的情况与欧盟明显不同，是否属于亚太很大程度上并没有影响其内部的分散效果，亚太经合组织内部的风险分散效果很可能高于全球股票市场，即亚太自身的金融市场紧密程度相对较低，内部各国股票市场的联系没有那么密切。

另外，仔细分析两大经济体中不同因素对于其股票市场相关性的影响后可以发现，两大经济组织同一因素的回归系数也存在一定的异质性。例如，GDP 是影响亚太股票市场相关性的重要因素，亚太国家的经济基础越强劲，越有利于该国股市避免风险传染；其次，贸易因素 EXP 在欧盟和亚太中表现正好相反，良好的对外贸易在亚太经济体中是有利因素，但在欧盟中反而不利于其抵御风险传染；最后，在信息渠道中，欧盟股票市场对于经济政策不确定性的变动更加敏感，而亚太则更容易受到美元指数和石油价格的影响，特别是分散效应。

根据描述性统计结果可知，新冠疫情对全球股市间相关系数和相关性结构的冲击明显强于次贷危机事件，尤其是对低迷行情下局部反单调结构的冲击，表现为在初期全球股市间的风险分散效应几近消失。本节还进一步分析，新冠疫情的上述冲击主要是源自哪些渠道的影响因素，从而为全球投资者应对新冠疫情冲击提供更多的决策依据。

表 3.5.7　2019 冠状病毒疾病影响渠道分析的实证结果

变量	（1）S		（2）W		（3）Y	
	主效应	交乘项	主效应	交乘项	主效应	交乘项
	宏观经济					
GDP	−0.206***	−0.022***	−0.147***	−0.016***	0.029***	0.002
IPI	0.02	−0.047**	−0.008	−0.011	−0.022***	0.025***
INF	−0.185***	0.03	−0.12***	−0.024	0.02**	−0.034***
UR	−0.084***	0.029**	−0.063***	0.019*	0.007**	−0.009***

续表

变量	(1)S		(2)W		(3)Y	
	主效应	交乘项	主效应	交乘项	主效应	交乘项
	贸易金融					
EXP	−0.16***	0.001	−0.13***	0.005	0.012***	0.004*
BiTRA	0.01*	−0.011***	0.012***	−0.008***	0.002	0.003***
ER	−0.014***	0.047***	−0.008**	0.032***	0.004***	−0.006***
	公共信息					
VIX	0.052***	0.409***	0.033***	0.32***	−0.007*	−0.029***
EPU	0.171***	0.675***	0.127***	0.554***	−0.02***	−0.052***
USD	−2.301***	3.994***	−1.818***	3.241***	0.151***	−0.237***
OIL	−0.291***	−0.417***	−0.218***	−0.348***	0.024***	0.021**
GOLD	−0.181***	−0.95***	−0.125***	−0.651***	0.034***	0.033

注：*** $p<0.01$，** $p<0.05$，* $p<0.1$ 。

表 3.5.7 给出了新冠疫情期间三类渠道因素对全球股市间相关性结构的影响是否受到显著冲击。模型中加入了不同因素和新冠疫情虚拟变量的交乘项，交乘项结果表示在新冠疫情前后，渠道因素对全球股市联动影响的变化。从结果可以看出，所有因素和新冠疫情的交乘项都对相关系数或相关性结构造成了显著影响，再一次印证了新冠疫情对于全球股票市场风险传染结构造成了冲击，但不同渠道因素在新冠疫情期间对相关系数和相关性结构的影响存在差异。

表 3.5.7 中最后两列给出了新冠疫情对反单调结构的影响，从整体上看，新冠疫情对于宏观经济渠道大部分因素的影响是反向的，而对信息渠道的影响大多为同向的，说明新冠疫情改变了大部分宏观经济渠道对反单调结构的影响，加重了信息渠道的影响力。具体来看，在新冠疫情期间，较高通货膨胀水平和失业率会导致全球股市的分散效应降低，对外贸易水平和双边贸易联系则起到了增加分散效应的作用，表明在新冠疫情期间保持稳定的贸易往来可以有效抵御股票市场间风险传染；在信息渠道需要重点关注美元指数对股市相关性的影响，疫情前美元指数的上升和石油价格的上升与股市的相关性均是负相关的，但在疫情之后，

美元指数的影响发生反转，其上升显著增加了全球股市的相关性，增加了风险传染。因此，对于国际投资者来说，关注新冠疫情的影响是非常有必要的。

综合相关系数和相关性结构来看，保持经济基本面的稳定向好态势是非常有必要的，即使是在疫情期间，良好的 GDP 也能大大降低一国股票市场受到风险传染影响；此外，在新冠期间，信息渠道的 VIX 和 EPU 无论是主效应还是交乘项都显著地与相关系数和同单调系数呈正向关系，与反单调系数呈反向关系，即投资者情绪和政策不确定的波动在疫情期间对于股市的冲击效果更加明显。

为了检验实证假设检验结果的稳健性，本节将从宏观经济变量滞后期、代理变量选择偏差、事件窗口样本叠加三个方面进行稳健性检验。具体检验设计如下：

首先，由于宏观经济基本面变量的采集频率和影响作用通常具有一定的滞后性，因此，可以对所选宏观经济基础变量做一期滞后，以观察实证假设 H1、H2 和 H3 结论的稳健性。

其次，从第二节的实证结果中，可以注意到投资者恐慌情绪、美元指数、经济政策不确定性以及石油价格对相关性结构的影响显著，并且容易受到风险事件的正向冲击，因此，对这几个渠道因素进行了代理变量替换。国际金融市场上的风险偏好变化会很快通过市场资金流动渠道显现，TED 利差具有衡量金融危机过程中投资者风险情绪变化的作用；将 WTI 原油期货价格替换为布伦特（Brent）原油期货价格。世界原油 2/3 以上的交易量，以同样轻质低硫的北海布伦特原油为基准油作价，布伦特原油期货价格是跻身于国际原油价格的三大基准之一。将 VIX 恐慌指数替换为三个月期限的 TED 利差（Treasury& EuroDollar Spread）。将全球经济政策不确定性替换为金融政策不确定性。

最后，在研究新冠疫情对全球股票市场间相关性影响因素的冲击时，非危机时期还包含了全球金融危机时期，而全球金融危机对于全球股票市场的影响也较大，因此剔除全球金融危机时期的样本来进行稳健性检验。

表 3.5.8　可比因变量相关系数的稳健性结果

变量	局部 Kendall 相关系数	局部斯皮尔曼相关系数
GDP	−0.122***	−0.184***
IPI	−0.013***	−0.019***

续表

变量	局部 Kendall 相关系数	局部斯皮尔曼相关系数
INF	−0.063***	−0.096***
UR	−0.043***	−0.066***
EXP	−0.107***	−0.165***
BiTRA	0.006*	0.01*
ER	−0.029***	−0.044***
USD	−1.373***	−2.09***
OIL	−0.33***	−0.501***
VIX	0.161***	0.241***
EPU	0.15***	0.224***
GOLD	−0.014	−0.014
_cons	11.365***	17.248***
Observations	37800	37800
R−squared	0.231	0.234

注：*** p<0.01，* p<0.1 。

表 3.5.9　宏观经济基础变量滞后期对假设 H1 的稳健性结果

变量	S	W	Y
L.GDP	−0.186***	−0.132***	0.029***
L.IPI	−0.019***	−0.014***	0.001
L.INF	−0.072***	−0.043**	0.003
L.UR	−0.079***	−0.057***	0.006*
EXP	−0.16***	−0.128***	0.014***
BiTRA	0.009*	0.01**	0.002
ER	−0.025***	−0.019***	0.005***
VIX	0.251***	0.188***	−0.025***
EPU	0.242***	0.185***	−0.027***
USD	−1.954***	−1.548***	0.115***
OIL	−0.453***	−0.353***	0.032***

续表

变量	S	W	Y
GOLD	0.016	0.027	0.015**
_cons	15.948***	12.14***	−1.395***
Observations	37170	37170	37170
R−squared	0.239	0.207	0.019

注：*** p<0.01，** p<0.05，* p<0.1 。

表 3.5.10　宏观经济基础变量滞后期对假设 H2 的稳健性结果

变量	（1）S				（2）W				（3）Y			
	主效应		交乘项		主效应		交乘项		主效应		交乘项	
	EU	APEC	EU	APEC	EU	APEC	EU	APEC	EU	APEC	EU	APEC
L.GDP	−0.186***	−0.147***	−0.01	−0.146***	−0.131***	−0.097***	−0.03	−0.131***	0.03***	0.028***	−0.024***	0.005
L.IPI	−0.02***	−0.02***	0.042	0.003	−0.013***	−0.014***	−0.05	0.004	0.001	0.001	−0.042***	0.001
L.INF	−0.091***	−0.087***	0.651***	0.166***	−0.059***	−0.054**	0.546***	0.121**	0.003	0.006	−0.026**	−0.032**
L.UR	−0.087***	−0.081***	0.083***	0.013	−0.061***	−0.06***	0.047*	0.024	0.007**	0.006*	−0.012***	−0.003
EXP	−0.146***	−0.183***	−0.092*	0.234***	−0.108***	−0.145***	−0.136***	0.172***	0.019***	0.016***	−0.028***	−0.016
BiTRA	0.01*	0.014**	−0.013	−0.021*	0.011**	0.015***	−0.004	−0.019*	0.001	0.002	0.002	−0.001
ER	−0.027***	−0.031***	0.02**	0.032***	−0.021***	−0.025***	0.021**	0.033***	0.004***	0.004***	0.004***	0.003
USD	−1.894***	−1.849***	−0.588***	−0.644***	−1.492***	−1.468***	−0.547***	−0.496***	0.114***	0.094***	0.003	0.125***
OIL	−0.466***	−0.485***	0.141***	0.168***	−0.361***	−0.377***	0.092***	0.124***	0.034***	0.038***	−0.026***	−0.031***
VIX	0.243***	0.246***	0.084***	0.025	0.177***	0.183***	0.127***	0.028*	−0.029***	−0.025***	0.037***	−0.001
EPU	0.24***	0.256***	0.032	−0.063***	0.182***	0.197***	0.035	−0.058***	−0.028***	−0.027***	0.011***	0.003
GOLD	−0.022	0.031	0.321***	−0.104***	−0.001	0.043**	0.231***	−0.111***	0.017**	0.017**	−0.017***	−0.01

注：*** p<0.01，** p<0.05，* p<0.1 。

表 3.5.11　宏观经济基础变量滞后期对假设 H3 的稳健性结果

变量	（1）S		（2）W		（3）Y	
	主效应	交乘项	主效应	交乘项	主效应	交乘项
L.GDP	−0.193***	−0.022***	−0.137***	−0.016***	0.03***	0.002
L.IPI	−0.016***	−0.023***	−0.011***	−0.016***	0.000	0.005***
L.INF	−0.085***	−0.014	−0.038*	−0.061**	0.013	−0.03***

续表

变量	(1)S		(2)W		(3)Y	
	主效应	交乘项	主效应	交乘项	主效应	交乘项
L.UR	−0.093***	0.027**	−0.068***	0.017*	0.007**	−0.009**
EXP	−0.154***	0.002	−0.124***	0.006	0.013***	0.004*
BiTRA	0.009	−0.011***	0.01**	−0.008***	0.002	0.003***
ER	−0.004	0.043***	−0.001	0.029***	0.003*	−0.006***
USD	−2.115***	4.114***	−1.676***	3.319***	0.129***	−0.279***
OIL	−0.251***	−0.432***	−0.188***	−0.358***	0.018**	0.025***
VIX	0.078***	0.401***	0.052***	0.314***	−0.01**	−0.029***
EPU	0.176***	0.682***	0.131***	0.558***	−0.021***	−0.056***
GOLD	−0.136***	−1.131***	−0.091***	−0.777***	0.03***	0.063**

注：*** p<0.01，** p<0.05，* p<0.1 。

表 3.5.12　信息渠道变量替换对假设 H1 的稳健性结果

变量	S	W	Y
GDP	−0.21***	−0.151***	0.027***
IPI	−0.012**	−0.009**	0.001
INF	−0.129***	−0.09***	0.002
UR	−0.106***	−0.082***	0.008**
EXP	−0.153***	−0.124***	0.011**
BiTRA	0.011**	0.013***	0.002
ER	−0.013***	−0.008**	0.004***
USD	−1.616***	−1.264***	0.12***
OIL	−0.366***	−0.274***	0.038***
TED	0.09***	0.061***	−0.01***
TFU	1.184***	0.948***	−0.094***
GOLD	0.275***	0.207***	−0.017***
_cons	14.584***	11.097***	−1.306***
Observations	37800	37800	37800
R−squared	0.233	0.204	0.019

注：*** p<0.01，** p<0.05。

表 3.5.13　公共信息渠道变量替换对假设 H2 的稳健性结果

变量	(1)S				(2)W				(3)Y			
	主效应		交乘项		主效应		交乘项		主效应		交乘项	
	EU	APEC	EU	APEC	EU	APEC	EU	APEC	EU	APEC	EU	APEC
GDP	−0.208***	−0.171***	−0.04	−0.13***	−0.148***	−0.117***	−0.07	−0.114***	0.028***	0.025***	−0.027***	0.005
IPI	−0.012**	−0.023***	0.069*	0.028***	−0.009**	−0.019***	−0.027	0.025***	0.002	0.002	−0.043***	−0.002
INF	−0.155***	−0.143***	0.76***	0.143**	−0.112***	−0.101***	0.638***	0.106**	0.003	0.005	−0.03***	−0.029*
UR	−0.116***	−0.108***	0.079***	0.011	−0.088***	−0.085***	0.049*	0.022	0.01***	0.009***	−0.012***	−0.004
EXP	−0.136***	−0.176***	−0.112**	0.248***	−0.101***	−0.14***	−0.148***	0.181***	0.015***	0.013***	−0.028***	−0.019*
BiTRA	0.012**	0.016**	−0.006	−0.019	0.012***	0.017***	0.003	−0.018*	0.002	0.002	0.003	−0.001
ER	−0.016***	−0.019***	0.025**	0.028***	−0.011***	−0.014***	0.024***	0.031***	0.004***	0.004***	0.003*	0.003
USD	−1.557***	−1.51***	−0.656***	−0.619***	−1.21***	−1.182***	−0.602***	−0.478***	0.12***	0.099***	0.003	0.124***
OIL	−0.383***	−0.394***	0.169***	0.162***	−0.286***	−0.295***	0.112***	0.116***	0.041***	0.044***	−0.03***	−0.033***
TED	0.095***	0.075***	−0.056***	0.079***	0.063***	0.048***	−0.025**	0.068***	−0.012***	−0.009***	0.015***	−0.005*
TFU	1.21***	1.256***	−0.289***	−0.386***	0.956***	0.996***	−0.09	−0.254***	−0.107***	−0.103***	0.152***	0.05***
GOLD	0.245***	0.287***	0.256***	−0.074**	0.187***	0.22***	0.177***	−0.079***	−0.015**	−0.016**	−0.021***	−0.011

注：*** $p<0.01$，** $p<0.05$，* $p<0.1$。表格中对 p 值的统计应用统一做如下注释：p 值检验回归系数的显著性，其中，$p<0.01$ 表示 1% 置信水平下回归系数显著记 ***；$p<0.05$ 表示 5% 置信水平下显著，记 **；$p<0.1$ 表示 10% 置信水平下系数显著，记 *；无 * 标记表示回归系数不显著。

表 3.5.14　公共信息渠道变量替换对假设 H3 的稳健性结果

变量	(1)S		(2)W		(3)Y	
	主效应	交乘项	主效应	交乘项	主效应	交乘项
GDP	−0.226***	−0.023***	−0.161***	−0.016***	0.029***	0.002
IPI	−0.029	0.003	−0.041**	0.023	−0.013*	0.018***
INF	−0.192***	0.017	−0.12***	−0.032	0.02**	−0.03***
UR	−0.104***	0.022*	−0.08***	0.013	0.008**	−0.009***
EXP	−0.158***	0.003	−0.128***	0.007	0.01**	0.004*
BiTRA	0.01*	−0.011***	0.012***	−0.008***	0.002	0.003***
ER	−0.006	0.048***	−0.003	0.032***	0.003**	−0.007***
USD	−1.837***	4.002***	−1.435***	3.193***	0.14***	−0.279***

续表

变量	（1）S		（2）W		（3）Y	
	主效应	交乘项	主效应	交乘项	主效应	交乘项
OIL	−0.286***	−0.519***	−0.211***	−0.415***	0.033***	0.037***
TED	0.099***	0.145***	0.066***	0.107***	−0.013***	−0.006**
TFU	−0.033	1.137***	0.069	0.909***	0.054**	−0.07**
GOLD	0.244***	−0.798***	0.186***	−0.546***	−0.012*	0.025

注：*** p<0.01，** p<0.05，* p<0.1 。

表 3.5.15　剔除次贷危机样本后对假设 H3 的稳健性结果

变量	（1）S		（2）W		（3）Y	
	主效应	交乘项	主效应	交乘项	主效应	交乘项
GDP	−0.199***	−0.021***	−0.136***	−0.015***	0.038***	0.002
IPI	−0.014	−0.012	−0.029	0.01	−0.017**	0.02***
INF	−0.174***	0.044	−0.098***	−0.026	0.025**	−0.041***
UR	−0.069***	0.043***	−0.051***	0.03***	0.006	−0.01***
EXP	−0.22***	0.003	−0.172***	0.007	0.022***	0.004*
BiTRA	0.012*	−0.011***	0.013**	−0.007***	0.001	0.003***
ER	−0.002	0.043***	0.000	0.029***	0.004*	−0.007***
USD	−2.018***	3.653***	−1.64***	3.018***	0.092***	−0.185***
OIL	−0.204***	−0.433***	−0.141***	−0.375***	0.02***	0.014
VIX	0.102***	0.375***	0.071***	0.296***	−0.01**	−0.026***
EPU	0.197***	0.693***	0.153***	0.586***	−0.017**	−0.046***
GOLD	0.002	−0.767***	−0.025	−0.499***	−0.002	0.023

注：*** p<0.01，** p<0.05，* p<0.1 。

从概率意义上看，同单调和反单调结构描述的是由共同隐含随机因子导致同向和反向变动的概率，能够保持单调变换一致性，对应着极大和极小相关性结构。这一部分运用相关性结构分解模型研究分析了全球股市间的低迷行情下局部同单调和反单调结构特征以及其影响因素。实证结果表明：①在概率空间分割的局部情形

下，相关性结构的分解特征在截面和面板维度上都是稳健存在的，这也意味着，常用的相关系数可以分解为同单调和反单调结构，其值为两部分相关性结构的差值；②在低迷行情中，局部同单调系数与局部斯皮尔曼相关系数的协同波动相似性很高，分解出来的局部反单调结构则可以直观地区分经济体系和危机事件冲击的异质性特征；③分解视角下，本部分重点强调反单调结构的影响分析。

同（反）单调性是一种受共同隐含因素影响的极大（小）相关结构，它能更直观地描述风险传染效应。通过应用 Zheng et al（2011）提出的模型，将全球 35 个国家的股指相关结构分解为同单调、反单调性和独立性的三种基本结构凸组合，重点分析了全球股市在低迷时期同（反）单调性结构通道的影响因素。研究启示投资者，有必要对相关结构进行直观的分解。一方面，传统的相关系数衡量的是净相关大小，忽略了同期风险传染和分散效应之间的相互作用，容易导致风险决策失误；另一方面，相关系数更容易受到各种渠道因素的影响，不如相关结构稳定；此外，相关结构在新冠疫情期间的稳定性被削弱。疫情增强了各渠道因素对关联结构的显著影响。相关性结构的渠道影响因素具有经济体的异质性。欧盟经济体系内的同单调结构占比更高，更容易受宏观经济基本面的影响，而亚太经合组织股票间市场受到金融渠道的影响；两个经济体系的相关结构都受到出口贸易规模和石油价格的显著影响。经过变量替代检验，上述研究结果是可靠的，可以为国际投资者的跨国资产配置和国家监管机构的风险治理提供更多维度的决策依据。

第六节　中国上市银行间风险传染结构网络分析

商业银行对中国金融体系稳定起到至关重要的作用，银行间的风险传染效应是引起银行业系统性风险的重要因素之一，因此，对金融业风险传染的识别和监管离不开对银行体系风险传染特征的研究。风险传染的核心问题在于研究不同金融变量之间的相关性程度和相关性结构，但是不同的相关性结构可能对应相同的相关系数，基于相关系数表征的风险传染研究方法将会无法区分不同的相关性结构，从而导致对风险传染的识别性能下降。本节以中国 13 家上市商业银行间的市场风险为研究对象，定量给出银行间风险传染效应，明确银行间风险传染方向；其次，结合网络分析方法，对比研究重要事件前后银行间风险传染效应的变化，识别风险传染关键节点银行，并分析银行风险传染网络的局部和整体拓扑特征，旨在为银行业风

险传染的识别和预警提供合理建议。

低迷市场行情下，全样本时期内我国上市银行间的尾部风险传染效应偏高，五大国有商业银行的风险传染效应仍占据重要地位，但不同的国有银行表现出不同的风险传染特征，其中建设银行主要表现为易被传染特征，而另外四家国有银行则主要表现为传染源特征。重大风险事件对银行风险传染网络的网络节点银行和网络结构的影响程度并不一致，政策性事件对银行业风险的影响程度最强，如金融“严监管”事件对银行风险传染网络的节点银行和整体网络结构均产生显著影响，监管力度的加强使得各家银行风险传染效应偏高，但对银行风险传染网络的传染效应有削弱效果，表明金融监管在系统性风险防范上发挥了一定程度的作用。整体来看，银行风险传染网络的网络结构较为稳定，但其总体相关性指标、中心化程度指标会伴随重大事件的发生表现出一定的震荡和波动。“钱荒”事件前夕和“股灾”事件爆发过程中，银行风险传染网络的传染效应较强，潜在系统性金融风险积聚。以银行风险传染网络中各节点银行总加权度中心性为依据，实证发现，光大银行和中信银行风险传染能力位于各银行前列，成为银行风险传染网络中的关键节点银行。

在中国金融市场发展的历程中，重大风险事件时有发生，对中国金融市场的发展产生了重要影响，甚至还会对实体经济的稳定造成威胁。因此，极端风险事件的频繁发生给当前中国金融风险监管提出了更高的要求，中国对金融市场的监管也日趋严格，迫切需要研究清楚中国金融机构、金融体系的隐含系统性风险来源并加强监管。银行业作为中国金融体系的核心部门，其稳健性对于促进中国金融市场的健康稳定发展至关重要。随着现代金融创新科技的发展，各商业银行间的资产负债链条日趋复杂，银行间日益密切的联系逐渐形成一个错综复杂的网络，单个银行的风险极易通过银行间市场进行传染，引起多个银行乃至整个银行系统的连锁反应，因此，银行系统的风险传染效应分析逐渐成为近年来的研究热点之一。

现代商业银行模式高速发展，银行业混业经营程度不断加深，银行间同业业务往来日益密切，也使得风险易在银行范围内集聚，最终有可能演化成系统性风险事件。那么银行体系间日益紧密的相关关系最终是否会引发银行系统内的风险传染？能否量化风险传染的大小？传染的方向是什么？大型国有商业银行与股份制银行的风险传染特征是否相同？根据银行风险传染理论研究，各银行机构在金融体系中并非孤立存在，银行业务之间相互关联，各银行通过各种业务和关联渠道形成复杂的金融关系网络。随着我国商业银行业务日趋多元化，风险较容易在银行间进行传

染，呈现出多层次、多渠道传染特征。无论国内或者国外，对于银行体系风险传染机制的讨论一直是理论界的研究重点，各国学者逐渐建立起关于银行风险传染理论及度量方法的一整套分析框架，根据侧重点的不同，各学者分别从宏观及微观角度进行研究。

从宏观政策调控角度来看，Krugman（1999）深入研究了 1997 年爆发于东南亚的金融危机，认为金融危机是基于现实经济状况发生的，并明确指出基本经济变量与调控政策的不匹配是金融危机爆发的实质根源，即当宏观经济的基本指标持续恶化时，相关监管部门采取了不合理的经济调控行为，背离合理的宏观调控预期，进一步加速了金融危机的发展。从金融市场的角度来看，Souza et al.（2015）认为银行业并不是最脆弱的行业，非银行金融机构容易受到银行风险的冲击。周天芸等（2014）对中国金融子系统间的风险传染进行解析，发现银行体系相对稳健，其风险贡献程度较低，而证券机构的风险贡献值普遍较高。俞中等（2017）得出不同的结论，认为银行市场对其他金融市场的风险传染强度最大，保险市场易被其他金融市场传染，证券市场风险传染强度居中。沈悦等（2014）基于 GARCH-Copula-CoVaR 模型衡量了中国四大金融行业的系统性风险溢出，发现不同类型金融市场风险溢出效应对金融体系的影响规模并不相同，银行业仍是引发金融市场系统性风险的最强风险传染源。

从各银行间直接关联和间接关联角度来看，Allen & Gale（2000）首先展开对银行体系直接连接的研究，紧接着，Leitner Y（2005）研究构建了金融网络模型，不仅分析了金融网络在危机情况下的传染性，还考察了救助资金如何借助网络结构支持流动性不足的银行。此后，银行间风险传染效应研究逐渐引入网络集中度、银行间风险敞口等变量用以描述银行间网络特征（Brunetti et al.，2019；Anufriev & Panchenko，2015；Souza et al.，2015；Xu et al，2015；Caccioli et al.，2014；Martínez et al.，2010；王晓枫等，2015；吴田等，2018）。另一方面，即使银行间不存在直接的资产关联，风险传染仍有可能在银行间发生，该现象被称为间接关联，信息传染和资产价格传染成为间接关联风险的主要来源。由于储户之间的信息交互行为容易引发银行体系的风险传染，最终可能造成系统性金融风险，该行为被视为银行间接风险传染的主要影响因素之一（Cifuentes et al.，2005；Caccioli et al.，2013；Chen et al.，2014；王怡和李红刚，2012；方意和郑子文，2016）。

从资产规模角度来看，Souza et al.（2015）对巴西银行间市场风险传染效应进

行研究，认为是由中等规模的银行引发了银行系统的风险传染。在中国特有的金融体系下，有学者认为银行资产规模越大，直接关联业务规模越大，风险传染效应越强，周天芸等（2012）和黄玮强等（2019）发现资产规模越大的银行风险传染效应越强，风险防御能力越弱，他们认为资产规模是影响银行传染性的重要变量，进而得到国有银行是银行间重要风险传染源的结论。

从银行分类角度来看，李志楠等（2018）和叶莉等（2019）认为股份制银行风险溢出效应高于国有大型银行，在风险传染过程中居主导地位。杨子晖和李东承（2018）得出相似结论，认为股份制商业银行和城市商业银行是我国系统性金融风险的主要来源。与之相反的结论有，邵洲洲（2016）和陈杰（2019）认为在国内银行体系内，国有大型商业银行的重要性及其危机发生后的风险传染强度相对较高。此外，对于银行流动性风险来说，谭春枝等（2019）认为国有控股银行更易触发流动性风险，进而将风险传染给银行系统内的其他银行。

从银行系统重要性角度来看，越来越多的学者关注中国系统重要性银行与非系统重要性银行的识别与监管。廖为鼎和陈一非（2014）认为国有大型商业银行、政策性银行及部分股份制商业银行具有系统重要性；方意和郑子文（2016）认为风险一般产生于系统重要性银行；佟孟华等（2019）则认为非系统重要性银行易成为银行体系风险传递的中介。从银行在金融市场中表现的角度来看，部分学者认为市场交易活跃的股份制银行在银行风险传染过程中占据主导地位（李志楠等，2018；杨子晖和李东承，2018；翟永会和边巧妹，2019 等）。叶莉等（2019）则发现宏观层面上来看，国有银行发生风险对银行体系造成的影响最大，但从微观角度来看，危机发生后，部分股份制商业银行的风险溢出效应明显高于国有银行。

基于银行风险传染的理论基础，众多学者从实证研究角度出发对银行风险传染进行研究，银行风险传染效应的度量方法主要有矩阵法、向量自回归（VAR）模型、向量 GARCH 类模型、Copula 模型和网络分析方法等几大类。Degryse 和 Nguyen（2004）采用矩阵估计的方法研究比利时银行间的风险传染，认为一家银行倒闭并不会引发银行体系的连锁反应。Wells（2002）用相同方法对英国银行间市场进行研究，也得出相似的结论。Upper & Worms（2004）也利用矩阵方法，研究德国银行间市场在没有存款保险条件下的风险传染情况，通过对银行间市场内各银行进行破产模拟，认为多数银行的倒闭能产生连锁反应，且会波及其他银行，并得出小规模银行容易积聚传染的结论，只有当损失率较高时，资产规模大的银

行才会出经营困难等问题。Maggiolini & Mistrulli（2005）通过对意大利银行系统的双向风险暴露进行研究，认为矩阵法很可能会低估银行间市场的风险传染效应。

国内学者范小云（2006）基于矩阵法研究中国银行间市场的风险传染特征，发现银行间的同业业务是系统风险传播的渠道。周再清等（2008）采用银行拆借市场交易信息构建信息熵最优化矩阵，模拟商业银行系统性风险传染的过程，结论是中小型股份制商业银行更倾向于受到系统性风险传染的影响。黄聪等（2010）利用矩阵模型构建了我国银行风险网络结构，再采用压力测试的方法衡量该结构的稳定性，定位在银行网络中表现突出的银行。彭寿康和陈超（2011）则利用矩阵方法实证分析了我国银行系统的双边传染风险，发现资产规模较大的商业银行最可能成为潜在的风险传染源，而加入金融安全网后银行风险传染效应降低。

Bollerslev（1986）首次提出 GARCH 模型，随后，其与 Engle & Wooldridge（1988）将一元模型发展成多元 GARCH 模型的情形，进而衍生出了各类 GARCH 模型族，例如 BEKK、VECH、CCC、DCC 等，为测度多变量间的相关性提供了理论模型。Brailsford et al.（2006）采用 GARCH-M 模型研究了中国内地、中国香港和中国台湾地区银行业风险收益的相关程度，实证表明我国香港和台湾地区的风险传染效应较强，且大型银行如果出现经营不善，风险表现出较强的外溢性。龚朴等（2008）构建 BEKK 模型对沪港股市关联性进行了实证研究，结论表明沪港股市关联性并不显著，但呈现渐进增强的态势。叶乔冰和王周伟（2014）采用 GARCH-CoVaR 理论研究商业银行风险网络的传染机制，发现国有商业银行的在险价值（VaR）普遍低于小型商业银行，且各银行在险价值与风险溢出效应之间的关系并不显著。

随着各种金融创新和金融衍生工具的出现，现代银行网络特征更加复杂，网络分析法已逐渐成为银行间风险传染效应研究领域的重要工具。通过对相关文献的梳理，学界对银行间网络的研究主要包括以下两个方面：一是从“网络结构”角度，研究银行间的网络拓扑特征以及网络整体特性。Barabási & Albert（1999）指出许多大型网络的顶点连接遵循无标度幂律分布后，Inaoka et al.（2004）研究认为银行间网络是典型的无标度网络。此外，大部分文献研究发现银行网络还呈现小世界特征，即网络中任意两家银行均可通过有限节点关联（Boss et al.，2004；Mistrulli，2011；Bargigli et al.，2015；Aldasoro & Alves，2016；李士岩，2016；徐涛等，2017

等）。二是研究银行网络结构与风险传染之间的关系。Allen 和 Gale（2000）最早运用网络分析法研究金融机构间的风险传染关系，认为完全连接银行网络相比于非完全连接银行网络具有更强的稳定性。与之形成鲜明对比的是，Acemoglu 等（2015）认为任何类型的银行网络结构，其风险传染效应均与负面冲击大小和数量有关，如果冲击强度小于某一阈值，则银行间连接起到分散风险的作用，会提高金融系统的稳定性；反之，银行间连接则会促进冲击的传播。越来越多的学者发现，网络结构与风险传染之间并非单调线性关系，网络结构会随着冲击大小变化而发生变化，风险传染存在阀值现象（Battiston et al.，2012；Gai & Kapadia，2010；Geory，2013；王晓枫等，2015；吴田等，2018）。网络分析法通常会采用两种类型数据，一类是银行间微观结构数据，包括资产负债表、信用风险敞口类数据等研究风险传染机制和影响因素（Upper，2007；黄玮强等，2019 等）。另一类则是金融市场交易数据，构建金融机构间相关性和中心化程度等指标来测算金融网络风险传染大小并判别传染方向（Kullmann et al.，2002；蒋海等，2018；刘超等，2018）。

综合上述文献，银行间的相关性经历从无到有，从简单到复杂，表现出非线性、尾部非对称和时变等特性，因此度量相关性的模型必须同时满足这些特征才能实现对相关性的精确度量，但大多文献注重捕捉相关性的非线性和非对称性特征，相关性内在结构的研究尚未得到重视。相关性的度量方法经历了从单一到混合，从静态到动态的发展，非线性及非对称的度量方法也逐渐得以实现，时变混合 Copula 模型在揭示银行间相关性方面已表现出独特的优势。但是，国内外学者用来进行风险传染识别的多数是现有的 Copula 模型，基于非参数方法的 Copula 模型相对较少。现有文献较少考虑不同市场行情下两两银行间的相关性结构及其不同的传染效应，对传染效应的分析也仅仅停留在定性分析，缺少对风险传染的定量测度。本部分认为能够找到准确刻画相关性内在结构的方法是研究风险传染与相关性之间关系问题的核心所在。在 Copula 函数簇中有三类特殊的相关性结构，分别是同单调相关结构、反单调相关结构和独立结构，将这三类刻画不同相关性结构的 Copula 函数进行组合，从而达到相关性分解的目的。此外，本节认为，不同市场行情下，银行风险呈现不同的特征，相比正常市场行情，极端市场行情下的风险传染更容易失控，因此有必要考虑不同市场行情中的相关性结构变化。采用联合概率空间划分方法将市场行情因素纳入银行系统风险传染效应的研究和分析中，为银行监管政策的制定和实施提供理论参考。

复杂网络理论是复杂性科学的一个重要分支，能够为解决各种网络问题提供一类全新的视角和方法。电力科学、通信科学、生命科学和社会学等众多学科分别以电力网络、通信网络、生物网络和社会网络等为研究对象，复杂网络理论致力于研究此类互不相同的复杂网络之间的共性，并提供处理它们的普适方法。从20世纪末开始，复杂网络研究逐渐渗透到数理学科、生命学科和工程学科等众多不同的领域。对复杂网络定量特征和定性特征的科学解释，已发展成为网络背景下进行科学研究的一个富有挑战性的课题。目前，复杂网络理论也已经广泛应用于社会科学和经济领域，如社会网络、人际关系网络、交通网络、金融网络等等。构建复杂网络模型的两个基本要素是节点和边，节点是指现实系统中具有相似特征的元素或个体，本节的节点用来表示商业银行；而边代表两节点间形成的某种连接，两节点之间存在指定的特殊关系时则在两节点间连边，反之，则不连边，在网络中被边连接的节点是相邻节点，本节的边用来表示两家银行间的风险传染关系。复杂网络的出现是相对于简单网络而言的，它是由数量庞大的节点和各节点间错综复杂的边所共同构成的网络结构，此外，节点之间的连接可能具有不同的权重或方向。

一个具体网络可抽象为一个由点集V和边集E组成的图G=(V,E)，其中，V代表图中所有节点的集合，E代表图中所有边的集合。对网络中的节点 V_i 和 V_j，由 V_i 指向 V_j 形成的边定义为 $<V_i, V_j>$，而由 V_j 指向 V_i 形成的边定义为 $<V_j, V_i>$。为了解决实际问题，通常需要在研究网络的过程中对不同节点之间的边赋予不同的权重，如果为每条边都赋予相应的权值，则该网络就称为加权网络，否则，称其为无权网络，此外，无权网络也可视作每条边的权值均为1的等权网络。如图3.6.1则为一个具体的有向加权的复杂网络。

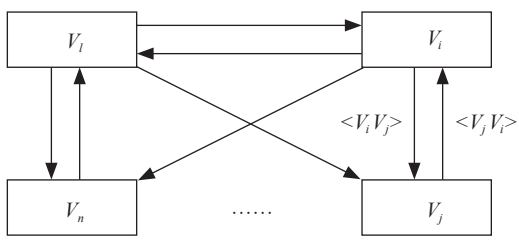


图3.6.1　有向加权网络示意图

把 13 家上市商业银行视作 13 个节点，把银行之间的传染关系视为边，边的方向表示银行尾部风险传染的方向，边的权重记为 β 系数，这些系数构成以下加权非对称矩阵，具体形式如下：

$$W=\begin{bmatrix} 0 & \beta_{1\to 2} & \beta_{1\to 3} & \cdots & \beta_{1\to n} \\ \beta_{2\to 1} & 0 & \beta_{2\to 3} & \cdots & \beta_{2\to n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{n\to 1} & \beta_{n\to 2} & \beta_{n\to 3} & \cdots & 0 \end{bmatrix}$$

其中，第 k 行系数表示银行 k 对其他银行的风险传染效应（对其他银行的影响系数），第 l 列表示银行 l 受到其他银行的风险传染效应（受其他银行的影响系数）。定义邻接矩阵 W 对应的无权二值邻接矩阵为

$$A=\{a_{k\to l}\},\text{其中，}a_{k\to l}=\begin{cases}1, W(k,l)\neq 0\\ 0, W(k,l)=0\end{cases}$$

至此，中国上市商业银行风险传染网络构建完毕。接下来，本节对该风险网络的特征进行刻画，在复杂网络文献中，用于描述网络节点局部特征的常用指标包括节点的度中心性和特征向量中心性，用于描述网络整体拓扑特征的指标则包括集聚系数、平均路径长度和直径等，常见的整体网络结构包括小世界网络、无标度网络和随机网络（王新等，2019；翟永会和边巧妹，2019）。因此，本节将分别从网络的局部特征和网络的整体特征两个方面对银行风险传染网络进行分析，用网络中各个节点的重要程度研究其局部特征，网络的总体相关性和中心化程度研究其整体特征。

尾部风险网络的相关性可通过很多网络统计指标来衡量，有些指标通常是针对无向无权重网络设计的。节点的度中心性是最简单的节点重要程度度量方法，是指与该节点直接相关联的边数。在有向网络中，节点度中心性又分为入度中心性和出度中心性，入度中心性代表指向该节点的所有连线之和；出度中心性代表由该节点指出的所有连线之和，某节点与其他节点直接相连的数目越多，该节点就越重要。由于前述构建了各银行间的加权有向网络，本节分别使用带权重和无权重的加权度中心性（Centrality）和特征向量中心性（Eigenvalue Centrality）来分析银行处于低迷市场行情下的风险传染网络的局部特征。在选择节点重要程度的度量指标时，节点的重要程度需要考虑该银行与其他银行间影响的大小（即权重），一个复杂网络最重要的两个结构特征就是连边数和连边权重（邓晶等，2013）。因此，使用加权

度中心性指标来度量节点的重要程度，加权度中心性越大的银行在风险传染网络中的地位越重要，风险传染效应越大。借鉴蒋海等（2018）的做法，以尾部风险传染网络影响系数为边的权重，给出银行 k 的入度和出度中心性如下：

$$IND_k = \sum_{l=1}^{N} \beta_{l \to k} \tag{3.15}$$

$$OUTD_k = \sum_{l=1}^{N} \beta_{k \to l} \tag{3.16}$$

入度中心性大的银行是尾部风险传染的主要接收者，而出度中心性大的银行则是尾部风险传染的主要发出者，银行 k 的总加权度中心性 *TDk* 则衡量单家银行 k 的整体风险传染能力，其表达式为

$$TD_k = IND_k + OUTD_k \tag{3.17}$$

节点的重要程度不仅取决于与其直接相连节点的数量和权重，还取决于这些节点本身的重要程度。特征向量中心性综合考虑了节点间的直接关联与间接关联，间接关联是指两个节点间具有非直接相连的关系，需通过其他节点的介入构成相互联系，记 x_k、x_l 分别是节点 k 和 l 的中心度度量，那么，应该有：

$$x_k = \lambda^{-l} \sum_l a_{k \to l} x_l \tag{3.18}$$

其中，$\alpha_{k \to l}$ 为无权邻接矩阵 A 中的元素。式（3.18）也可以写为以下矩阵形式：

$$\lambda x = Ax \tag{3.19}$$

其中，λ 为矩阵 A 的最大特征值，称为比例系数，x 为该特征值对应的特征向量。对于有向网络，式（3.18）依据节点 k 指向的其他节点的重要性来计算自身输出特征向量中心性，从而找到了整个传染网络中的重要散播点，它们是风险传染效应的重要发出者，与网络中重要的集合点相连。根据李政等（2016）的结论，$\lambda x = A'x$ 中最大特征值对应的特征向量是依据指向节点 k 的其他节点的重要性来计算自身输入特征向量中心性，从而找到了整个传染网络中的重要集合点，它们是风险传染效应的重要接收者，与网络中重要的散播点相连。其中，A' 是邻接矩阵 A 的转置矩阵。

选用复杂社会网络分析中的常用整体指标——网络密度、平均集聚系数和平均路径长度来分析风险传染网络的拓扑特征和总体相关性。若总体相关性越大，表明各银行之间风险相关关系越紧密，风险传染的扩散越便捷。具体方法如下：

网络密度用来度量各节点之间直接联系的疏密情况，即有向网络中实际的有向

边数与最大可能边数的比例，网络密度越大表明网络的总体相关性越强。计算公式如下示：

$$NETD=\frac{1}{N(N\text{-}1)}\sum_{k=1}^{N}\sum_{l=1}^{N}a_{k\to l} \tag{3.20}$$

其中，N 为整个网络中的节点总数，$\alpha_{k\to l}$ 为无权二值邻接矩阵 A 中的元素。

瓦兹－斯多葛斯集聚系数（Watts & Strogatz，1998），用来度量各节点聚集在一起形成紧密连接的倾向，其数值介于 0 到 1，越接近最大值 1，表示整个网络的连接度越高，也意味着网络的总体相关性越强。其计算公式为：

$$\mathrm{C}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\mathrm{C}_i(W) \tag{3.21}$$

其中，N 为整个网络中的节点总数，C_i（W）表示节点 i 的局部集聚系数，是整个网络中经过节点 i 的闭合三元组的数量与经过 i 点的连通三元组的数量之比（参见 Miura，2012），即

$$C_i(W)=\frac{\sum_{j\neq i,k\neq j;k\neq i}w\cdot a_{j\to k}}{\sum_{\mathrm{j}\neq i,k\neq j;k\neq i}w} \tag{3.22}$$

其中，$\alpha_{j\to k}$ 为无权邻接矩阵 A 中的元素，$w=\dfrac{\beta_{j\to i}+\beta_{i\to k}}{2}$，$\beta_{j\to i}$ 和 $\beta_{i\to k}$ 为邻接矩阵 W 中的元素。

平均路径长度是指网络中各节点间最短路径长度的平均值。网络中节点 k 通过某种路径与节点 l 相连，则路径长度为路径中边的数目，而距离是从节点 k 到节点 l 所必须遍历的最短边数，即连接这两个节点的最短路径长度。平均路径长度越短，网络连接越紧密，总体相关性越强，用公式表示为：

$$L=\frac{1}{N(N\text{-}1)}\sum_{k=1}\sum_{l\neq k}G_{k\to l} \tag{3.23}$$

其中，N 为整个网络中的节点总数，$G_{k\to l}$ 为从节点 k 出发到节点 l 间的距离。值得注意的是，在有向网络中 $G_{k\to l}$ 和 $G_{l\to k}$ 不一定相等。根据 Bu et al（2019）的研究，若节点 k 无法通过任何路径与节点 l 相连，则定义 $G_{k\to l}=N-1$，此距离是 N 个节点的有向网络中可能出现的最大值。

中心化程度用来描述各节点的中介中心度差异，差异越大，网络的中心化程度就越高，表明网络整体的中心化趋势越强。这意味着，各银行之间风险传染效应的

差异越大，存在风险传染效应突出的个别银行。本节用中介中心势描述整个银行风险传染网络的中心化程度，其计算公式为：

$$C=\frac{\sum_{k=1}^{N}(C_{\max}-C_k)}{\max\sum_{k=1}^{N}(C_{\max}-C_k)} \tag{3.24}$$

其中，N 为整个网络中的节点总数，C_k 为节点 k 的中介中心度，$C_{\max}=\max\{C_k: k=1，\cdots\cdots N\}$ 为所有节点的中介中心度最大值。

按照银监会的分类标准，中国商业银行体系主要由国有商业银行、股份制商业银行、城市商业银行和农村商业银行四大类别组成。目前，国有商业银行是指国家直接控股且为第一股东的一类银行，分别为工商银行、建设银行、中国银行、农业银行、交通银行和邮政储蓄银行，虽只有 6 家，但资产规模占比巨大，超过银行业资产总数一半以上；股份制商业银行是指第一控股股东为国有法人单位的一类银行，分别为招商银行、中信银行、光大银行、民生银行、兴业银行、浦发银行、广发银行、浙商银行、华夏银行、平安银行、恒丰银行、渤海银行，共 12 家，是中国商业银行资产规模优化研究中的重要组成部分。鉴于国有银行和股份制银行在我国金融系统中的重要地位，选取这两类银行为研究对象，此外，以重大风险事件为研究背景，应涵盖更丰富的风险事件，因此样本数据选取时间跨度较长。目前，已上市的 6 家国有银行中，邮政储蓄银行于 2019 年上市，样本数据不足；已上市的 12 家股份制银行中，广发银行、浙商银行、恒丰银行和渤海银行为区域性银行，样本代表性不足。因此，仅选取 13 家上市商业银行作为研究样本，包括 5 家国有商业银行和 8 家股份制商业银行。重大风险事件是一个相对的概念，它是指能够明显引起资产价格大幅波动的事件，通常具有突发性、全局性和广泛性，会在短期内导致股市收益率发生异常跳跃，股市波动导致了整个金融市场的波动，影响经济的长期稳定发展（Feils & Sabac，2000；刘庆富和华仁海，2012；郭文旌等，2013）。大多数文献认为重大风险事件可分为政策性事件、经济事件及自然灾害类事件，2013 年 6 月的“钱荒”事件和 2015 年 6 月的“股灾”事件可以归类为经济事件中的宏观层面事件，这类事件主要是指国内外的金融危机、经济的发展状况以及上市公司融资计划等给经济层面造成的波动。2017 年金融监管则归类为政策事件，这类事件主要是指国家或政府为了促进经济健康快速增长、增进社会福利而制定的解决经济问题的指导原则和措施。表 3.6.1 中给出了书中各家银行的简称。样本观测

期从 2010 年 9 月 1 日到 2019 年 4 月 4 日，按照 $R_{i,t}=[ln(P_{i,t})-ln(P_{i,t-1})]$ 计算各家银行日对数收益率，每家银行共计 2087 个样本。根据上述三个重大事件发生时间点，将全样本时期划分成四个阶段（见表 3.6.2）。

表 3.6.1　13 家银行简称

中国工商银行	ICBC	中国银行	BOC	中国交通银行	BOCOM
中国农业银行	ABC	中国建设银行	CCB	招商银行	CMB
兴业银行	IB	浦发银行	SPDB	中信银行	CITIC
中国民生银行	CMBC	中国光大银行	CEB	平安银行	PAB
华夏银行	HXB				

表 3.6.2　基于风险事件的样本时段划分

样本观测期	时段划分	样本值	重大事件
2010.9.1—2013.5.31	第一阶段	663	“钱荒”事件之前
2013.6.3—2015.5.29	第二阶段	485	“钱荒”事件至“股灾”事件
2015.6.1—2017.11.30	第三阶段	613	“股灾”事件至严金融监管
2017.12.1—2019.4.4	第四阶段	326	严金融监管之后

表 3.6.3 则给出了各家银行的对数收益率数据的描述性统计。从表 3.6.3 可知，13 家银行的对数收益率在各个阶段均呈现尖峰厚尾的偏态分布，不适合做正态分布假设；对比风险事件发生前和发生后可以发现，各家银行在风险事件过程中均表现出更高的峰度，意味着风险事件过程中发生极端收益率的概率更高；将 13 家银行分为 5 家国有银行和 8 家股份银行两组，依据重大风险事件对整个样本时期进行划分以后，分别计算全样本时期和各分段样本时期两组银行的平均收益率和平均标准差。结果如表 3.6.4 所示，在任何样本时期内，五大国有银行的平均单位波动收益率均比股份制银行表现更好。

表 3.6.3　13 家上市银行对数收益率数据的描述性统计

时段	银行	ICBC	BOC	BOCOM	ABC	CCB	CMB	IB	SPDB	CITIC	CMBC	CEB	PAB	HXB
全样本时期	均值	0.375	0.286	0.238	0.359	0.434	0.620	0.469	0.342	0.211	0.386	0.245	0.416	0.268
	标准差	0.014	0.014	0.017	0.014	0.016	0.018	0.019	0.018	0.020	0.018	0.018	0.021	0.019
	偏度	−0.097	0.398	0.076	0.121	0.071	0.417	0.296	0.242	0.435	0.338	0.467	0.248	0.070
	峰度	13.221	14.961	13.957	13.456	11.450	7.326	8.888	8.959	8.880	10.047	10.249	7.461	7.710
	JB 检验 p 值	9082.759	12490.720	10436.220	9507.147	6208.074	1686.622	3043.605	3107.242	3070.615	4356.494	4642.754	1750.720	1929.636
		(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
第一阶段	均值	0.200	0.001	−0.160	0.131	0.220	0.088	0.453	0.032	−0.253	1.141	−0.054	0.285	−0.780
	标准差	0.011	0.008	0.013	0.011	0.011	0.016	0.019	0.016	0.016	0.017	0.016	0.020	0.019
	偏度	−0.426	0.245	0.198	0.362	0.001	0.552	0.193	0.275	0.439	0.324	0.683	0.801	0.230
	峰度	17.737	5.325	6.051	5.393	5.713	5.572	7.255	5.988	7.893	7.816	10.056	7.651	4.651
	JB 检验 p 值	6010.847	155.647	261.055	172.379	202.966	216.039	503.452	254.669	681.748	651.355	1424.663	667.612	81.019
		(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
第二阶段	均值	0.663	1.065	1.028	0.873	0.861	0.831	1.032	1.281	1.296	0.416	1.206	1.146	1.460
	标准差	0.016	0.019	0.020	0.017	0.018	0.019	0.024	0.022	0.025	0.022	0.021	0.024	0.022
	偏度	−0.418	0.405	0.469	0.220	0.153	0.587	0.474	0.284	0.534	0.406	0.688	0.281	0.219
	峰度	12.164	11.096	10.205	12.671	10.862	8.667	6.754	7.546	6.677	9.165	7.493	6.710	7.809
	JB 检验 p 值	1707.474	1335.117	1064.734	1889.929	1248.537	675.452	302.282	423.205	295.717	779.774	445.345	283.874	470.328
		(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)

续表

时段	银行	ICBC	BOC	BOCOM	ABC	CCB	CMB	IB	SPDB	CITIC	CMBC	CEB	PAB	HXB
第三阶段	均值	0.435	0.001	–0.072	0.226	0.340	0.884	0.001	0.190	–0.208	–0.127	–0.262	0.064	–0.146
	标准差	0.015	0.016	0.019	0.015	0.017	0.018	0.016	0.017	0.022	0.017	0.019	0.019	0.018
	偏度	0.134	0.231	–0.520	–0.327	–0.307	0.400	–0.277	–0.045	0.152	0.193	0.000	–0.409	–0.573
	峰度	14.920	13.462	14.563	16.284	12.909	8.712	13.734	11.650	9.215	11.179	12.024	10.061	9.472
	JB 检验 p 值	3624.795	2796.543	3436.944	4510.574	2513.446	848.256	2945.800	1908.354	987.233	1709.727	2076.361	1288.522	1101.591
		（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）
第四阶段	均值	0.091	0.126	0.157	0.191	0.330	0.770	0.435	–0.268	0.185	–0.311	0.186	0.247	–0.190
	标准差	0.015	0.012	0.012	0.014	0.018	0.019	0.014	0.014	0.017	0.012	0.014	0.022	0.013
	偏度	0.260	0.379	0.201	0.396	0.460	–0.059	0.725	0.288	0.666	0.092	0.534	0.084	0.348
	峰度	5.644	6.852	5.935	6.088	5.657	4.091	7.218	7.229	9.762	6.369	6.731	4.355	6.174
	JB 检验 p 值	98.311	208.691	118.835	137.614	107.100	16.299	269.355	246.691	643.246	154.174	203.890	25.251	142.972
		（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）

表 3.6.4　国有银行与股份银行的平均波动收益率比

分组	平均波动收益率比				
	全样本时期	第一阶段	第二阶段	第三阶段	第四阶段
国有银行组	22.56	7.26	49.89	11.34	12.61
股份银行组	19.58	6.56	48.42	2.71	8.43

接下来以全样本时期为例，按照分块混合 Copula（PBF）模型可以计算得到 13 家银行间低迷市场下的风险传染系数如表 3.6.5 所示。从表 3.6.5 结果中可得出，低迷市场行情下，13 家银行间的风险传染系数的平均值约为 0.467，表明了全样本期内上市银行间的尾部风险传染效应偏高。其中，相比国有银行，股份制银行间的风险传染系数普遍较高，国有银行中的建设银行、中国银行与农业银行间风险传染系数较高，最大值 0.581 为华夏银行与浦发银行间的风险传染系数。

表 3.6.5　全样本时期低迷市场行情下银行间风险传染系数

	PAB	SPDB	HXB	CMBC	CMB	IB	ABC	BOCOM	ICBC	CEB	CCB	BOC	CITIC
PAB	1	0.531	0.516	0.533	0.558	0.534	0.438	0.511	0.352	0.457	0.443	0.397	0.476
SPDB		1	0.581	0.546	0.520	0.566	0.374	0.529	0.278	0.475	0.389	0.420	0.497
HXB			1	0.528	0.482	0.556	0.448	0.502	0.335	0.536	0.373	0.473	0.474
CMBC				1	0.466	0.546	0.458	0.510	0.385	0.444	0.473	0.448	0.410
CMB					1	0.502	0.444	0.510	0.413	0.471	0.412	0.387	0.461
IB						1	0.376	0.497	0.275	0.453	0.380	0.330	0.480
ABC							1	0.519	0.547	0.486	0.563	0.563	0.380
BOCOM								1	0.420	0.565	0.503	0.531	0.452
ICBC									1	0.442	0.540	0.466	0.323
CEB										1	0.536	0.577	0.511
CCB											1	0.553	0.376
BOC												1	0.428
CITIC													1

以三个重大风险事件发生的时间点，将全样本时期划分成四个阶段，根据式（3.23）计算得到全样本时期及四个阶段的银行风险传染网络的影响系数矩阵，分别表示为 W_0、W_1、W_2、W_3 和 W_4。依据 W_0、W_1、W_2、W_3 和 W_4 五个矩阵，通过式（3.15）、式（3.16）计算网络中各个节点银行的加权出度和入度中心性，所有计算结果保留三位小数并做乘 100 的处理，各时期银行出度和入度结果如下表 3.6.6 所示。

表 3.6.6　样本各时期银行加权度中心性

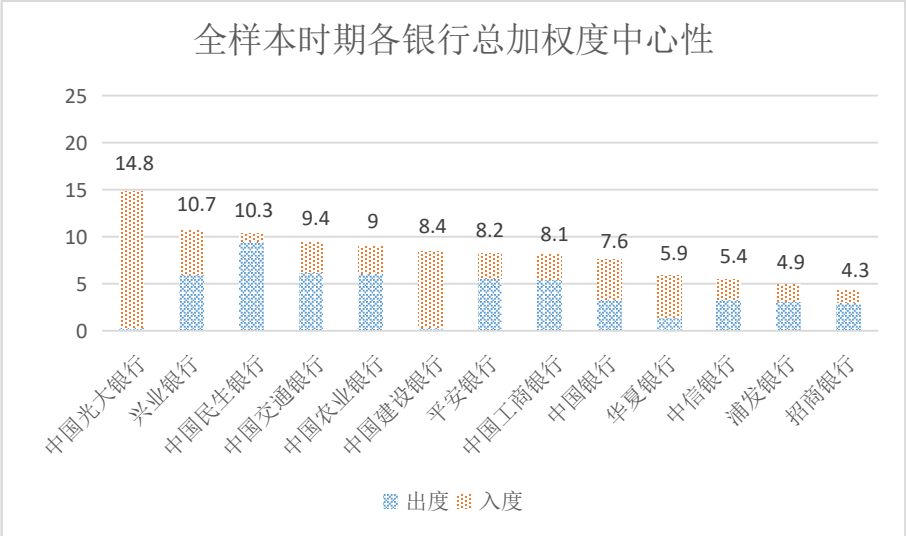
时段	全样本时期		第一阶段		第二阶段		第三阶段		第四阶段	
银行	出度	入度	出度	入度	出度	入度	出度	入度	出度	入度
ICBC	5.4	2.7	5	5.2	11	3	6.1	5.3	4.1	10.6
BOC	3.3	4.3	8.7	1.3	3.2	8.4	2.5	3.2	10	6.9
BOCOM	6.2	3.2	6.5	5.2	4.2	7.4	5.2	0.7	13.3	6.8
ABC	6.1	2.9	8.6	3.2	2.3	7.7	1.9	5.3	5.8	6.9
CCB	0.3	8.1	4.7	4.5	4.9	9.9	6.5	6.6	4.6	10.2
CMB	3	1.3	7	4.6	10.5	3.6	7.5	3.2	5.2	2.6
IB	6	4.7	2.9	9.4	2.2	6.7	2	4.3	9.9	4.4
SPDB	3.1	1.8	7.4	4.1	7.5	4.2	4.8	1.6	7.4	5.1
CITIC	3.3	2.1	7.2	6.8	6.5	12.1	1.4	6.4	13.4	2.4
CMBC	9.5	0.8	2.6	5.8	11	2	11.3	4.8	6	7.9
CEB	0.3	14.5	5.8	11.8	3.1	15.2	1.1	5.8	2	10.3
PAB	5.6	2.6	4.1	6.9	10.7	2.9	0.4	5.3	6.2	7.3
HXB	1.4	4.5	6.1	7.8	8	2	5.5	3.7	4.8	11.3

在有向网络分析中，根据式（3.17），节点银行的总加权度中心性 *TD* 值为该节点银行的出度和入度之和，如果节点银行的 *TD* 值较高，则意味着该银行在网络中具有较高的整体风险传染效应。节点银行的出度越高意味着其传染源特征越明显，而节点银行的入度越高则意味着其易被传染特征越明显。为了更为直观地理解各个银行在网络中的作用，基于表 3.6.6 绘制了图 3.6.2。图 3.6.1（a）~ 图 3.6.2（e）为各时期节点银行总加权度中心性由高到低的排序，右列则进一步给出了节点银行

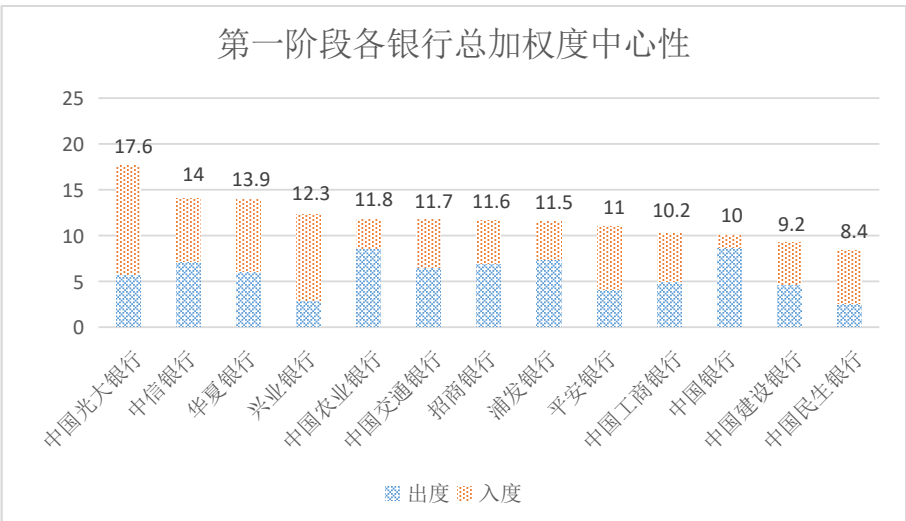
的出度和入度散点图，（f）~ 图 3.6.2（j）各图中横轴代表出度中心性，越靠右的点风险传染发出的程度越大，反之风险传染发出程度越小；同理，纵轴代表入度中心性，越靠上的点风险传染接收的程度越大，反之风险传染接收程度越小。

分析图 3.6.2，从图 3.6.2（a）全样本时期 *TD* 排序看，根据全样本时期的银行传染网络节点出度和入度中心性，可以发现五大国有商业银行处于尾部风险传染发出和传染接收的前列，且整体风险传染效应排名靠前，表明国有商业银行在银行体系中仍然具有重要地位，原因是国有商业银行资产规模较大、业务形式相对多样化。此外，全样本时期节点 *TD* 排名前三的股份制银行分别是光大银行、兴业银行和民生银行，而这三家银行正是“钱荒”“股灾”等重大风险事件中的焦点银行。结合出度和入度散点图 3.6.2（f）进一步发现，五大国有银行中建设银行主要表现为易被传染特征，而另外四家国有银行则主要表现为传染源特征。

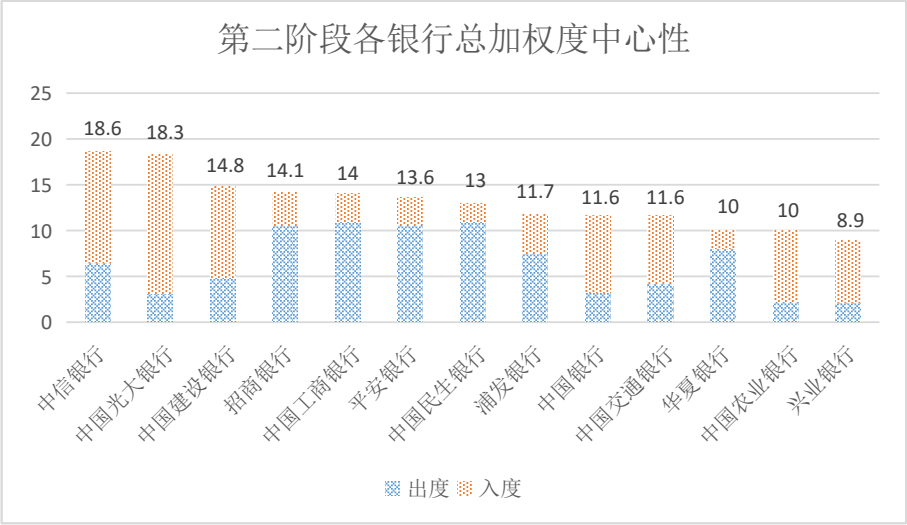
相比“钱荒”期间，图 3.6.2（d）显示第三阶段中银行总加权度中心性 TD 值均不高，表明“股灾”事件对网络中各家银行风险传染效应的影响不大。并且图 3.6.2（i）中各家银行的出度和入度散点图相对分散，且大部分银行处于左下区域，意味着各银行并未表现出显著的风险传染和易被传染特征。然而，接下来，央行推动的金融严监管措施却对网络中各家银行风险传染效应普遍产生影响较大。从图 3.6.2（e）可以看出，银行风险传染网络各节点总加权度中心性 *TD* 值显著提升，而图 3.6.2（j）的出度和入度散点图中右上区域银行数目增多，并且部分银行表现出既有风险传染又有易被传染的复杂特征，如工商银行、建设银行和中国银行。此外，与国有银行相比，股份制银行风险特征较为分化。从实际情况中看，金融严监管导致银行理财业务和交叉金融业务快速收缩，对央行负债持续攀升，加上非标准业务回表的潜在压力，商业银行资本补充压力增大。


全样本时期各银行总加权度中心性
25
20
15
10
5
0
14.8
10.7
10.3
9.4
9
8.4
8.2
8.1
7.6
5.9
5.4
4.9
4.3
中国光大银行
兴业银行
中国民生银行
中国交通银行
中国农业银行
中国建设银行
平安银行
中国工商银行
中国银行
华夏银行
中信银行
浦发银行
招商银行
出度
入度

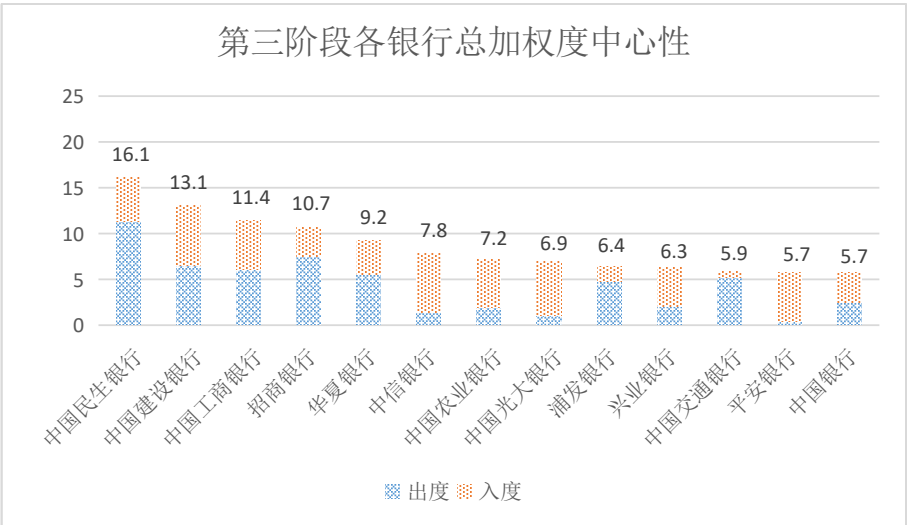
（a）


第一阶段各银行总加权度中心性
25
20
15
10
5
0
17.6
14
13.9
12.3
11.8
11.7
11.6
11.5
11
10.2
10
9.2
8.4
中国光大银行
中信银行
华夏银行
兴业银行
中国农业银行
中国交通银行
招商银行
浦发银行
平安银行
中国工商银行
中国银行
中国建设银行
中国民生银行
出度
入度

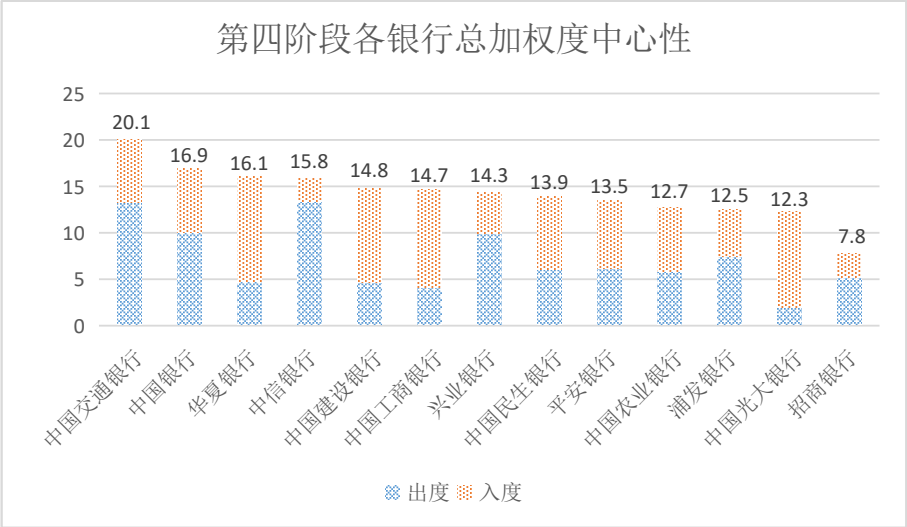
（b）


第二阶段各银行总加权度中心性
25
20
15
10
5
0
18.6
18.3
14.8
14.1
14
13.6
13
11.7
11.6
11.6
10
10
8.9
中信银行
中国光大银行
中国建设银行
招商银行
中国工商银行
平安银行
中国民生银行
浦发银行
中国银行
中国交通银行
华夏银行
中国农业银行
兴业银行
出度
入度

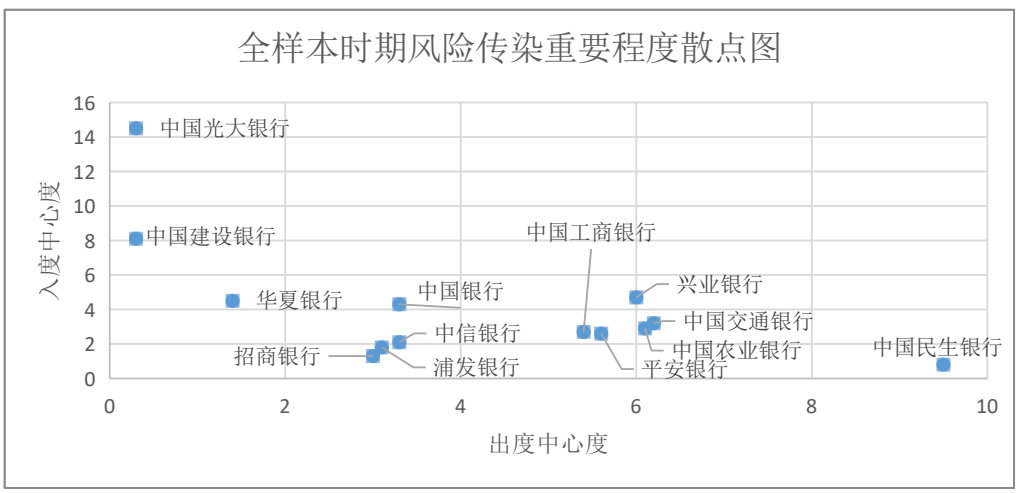
（c）


第三阶段各银行总加权度中心性
25
20
15
10
5
0
16.1
13.1
11.4
10.7
9.2
7.8
7.2
6.9
6.4
6.3
5.9
5.7
5.7
中国民生银行
中国建设银行
中国工商银行
招商银行
华夏银行
中信银行
中国农业银行
中国光大银行
浦发银行
兴业银行
中国交通银行
平安银行
中国银行
出度
入度

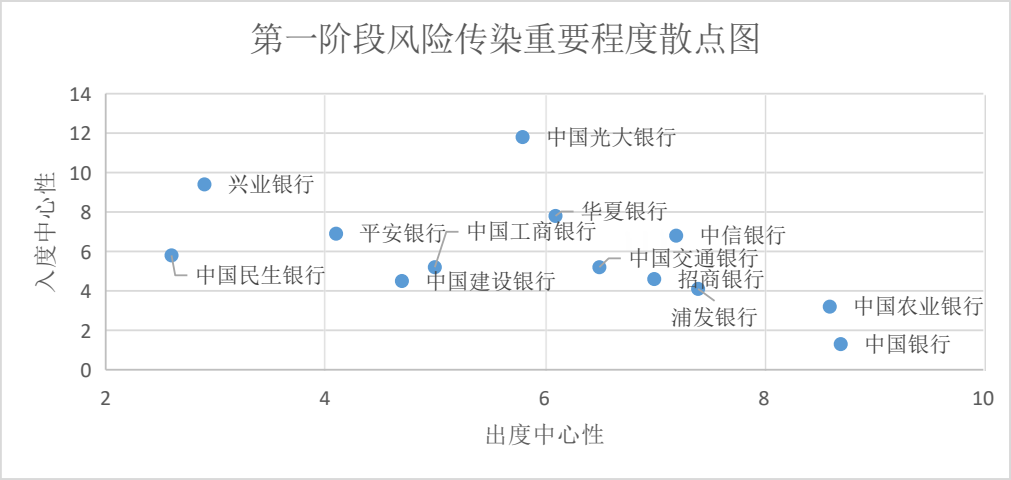
（d）


第四阶段各银行总加权度中心性
25
20
15
10
5
0
20.1
16.9
16.1
15.8
14.8
14.7
14.3
13.9
13.5
12.7
12.5
12.3
7.8
中国交通银行
中国银行
华夏银行
中信银行
中国建设银行
中国工商银行
兴业银行
中国民生银行
平安银行
中国农业银行
浦发银行
中国光大银行
招商银行
出度
入度

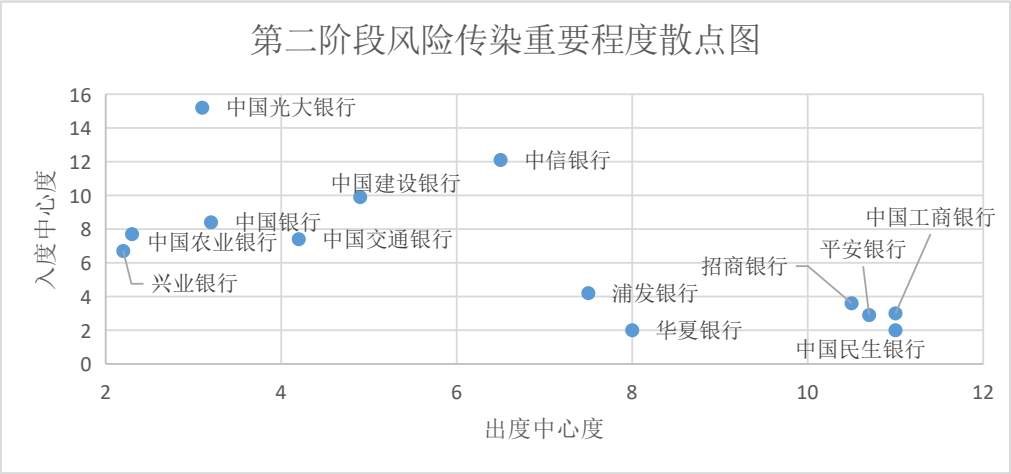
（e）


全样本时期风险传染重要程度散点图
入度中心度
出度中心度
16
14
12
10
8
6
4
2
0
0
2
4
6
8
10
中国光大银行
中国建设银行
华夏银行
中国银行
中国工商银行
兴业银行
中国交通银行
中国农业银行
中国民生银行
中信银行
招商银行
浦发银行
平安银行

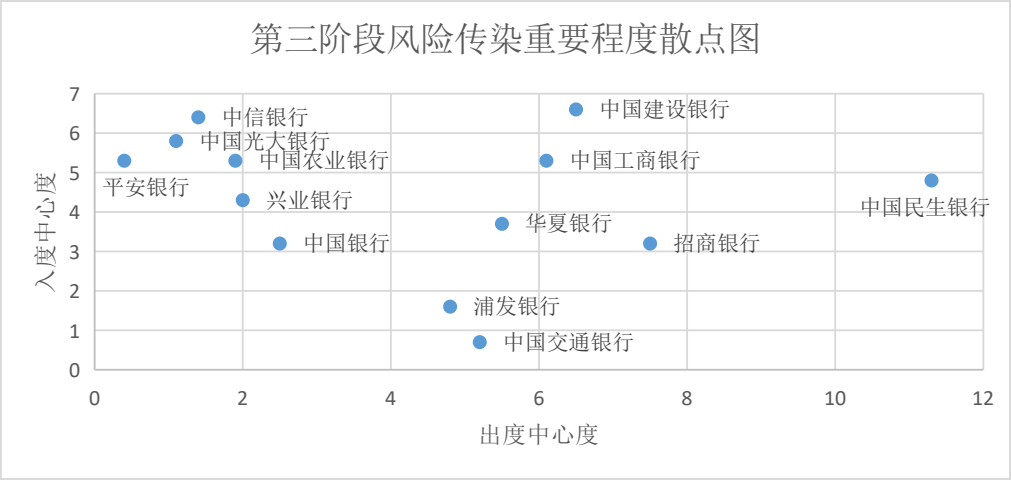
（f）


第一阶段风险传染重要程度散点图
入度中心性
出度中心性
0
2
4
6
8
10
12
14
2
4
6
8
10
中国光大银行
兴业银行
华夏银行
平安银行
中国工商银行
中信银行
中国交通银行
中国民生银行
中国建设银行
招商银行
浦发银行
中国农业银行
中国银行

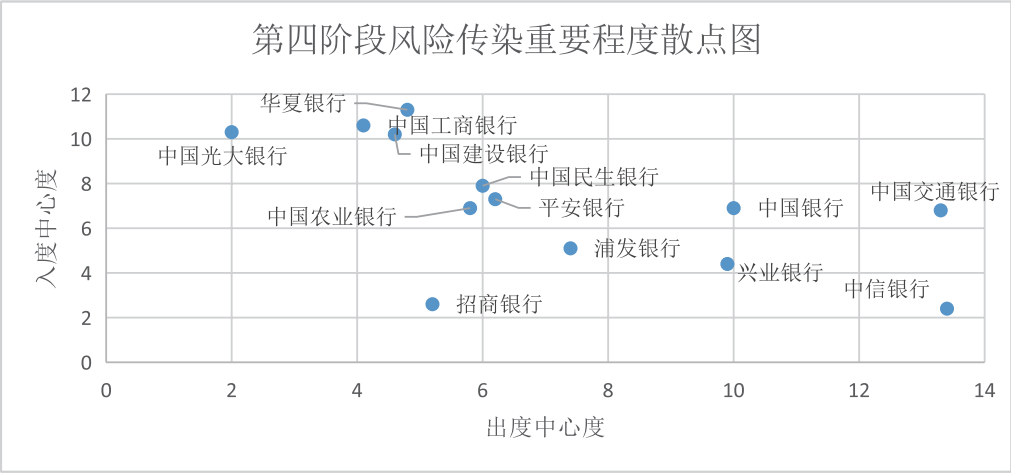
（g）


第二阶段风险传染重要程度散点图
入度中心度
出度中心度
0
2
4
6
8
10
12
14
16
2
4
6
8
10
12
中国光大银行
中信银行
中国建设银行
中国银行
中国农业银行
中国交通银行
兴业银行
中国工商银行
平安银行
招商银行
浦发银行
华夏银行
中国民生银行

（h）



（i）



（j）

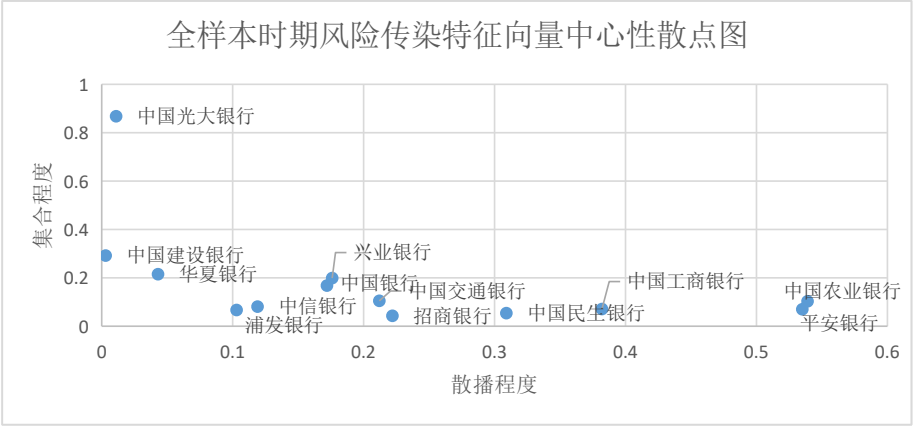
图 3.6.2　样本各时期银行风险传染能力和加权度中心性的重要程度

加权度中心性这个网络指标仅从直接关联作用对各节点的重要程度进行度量，作为补充，同时使用综合考虑了直接影响和间接影响的特征向量中心性指标对银行风险传染网络进行分析。根据式（3.18）和（3.19）计算网络中各个节点银行的特征向量中心性，计算结果保留三位小数，如表 3.6.7 所示。

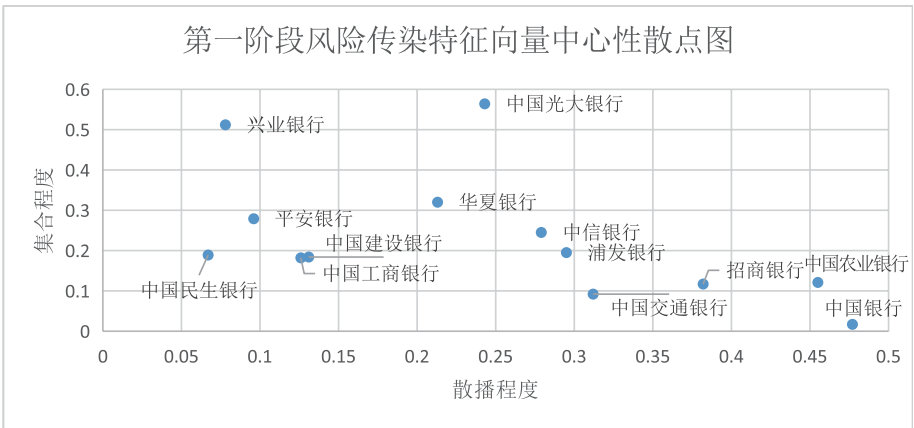
表 3.6.7　样本各时期银行特征向量中心性

时段	全样本时期		第一阶段		第二阶段		第三阶段		第四阶段	
银行	散播	集合	散播	集合	散播	集合	散播	集合	散播	集合
ICBC	0.382	0.071	0.126	0.182	0.401	0.078	0.295	0.364	0.101	0.308
BOC	0.172	0.168	0.477	0.017	0.081	0.287	0.095	0.264	0.377	0.212
BOCOM	0.212	0.105	0.312	0.092	0.109	0.146	0.253	0.017	0.526	0.300
ABC	0.539	0.103	0.455	0.121	0.106	0.189	0.066	0.384	0.219	0.140
CCB	0.003	0.292	0.131	0.184	0.259	0.411	0.243	0.348	0.111	0.362
CMB	0.222	0.043	0.382	0.117	0.507	0.131	0.446	0.221	0.144	0.033
IB	0.176	0.199	0.078	0.512	0.022	0.112	0.126	0.207	0.387	0.192
SPDB	0.103	0.067	0.295	0.195	0.253	0.162	0.250	0.065	0.239	0.210
CITIC	0.119	0.081	0.279	0.245	0.085	0.500	0.084	0.385	0.437	0.028
CMBC	0.309	0.054	0.067	0.189	0.373	0.078	0.680	0.199	0.151	0.315
CEB	0.011	0.868	0.243	0.564	0.056	0.609	0.053	0.450	0.028	0.470
PAB	0.535	0.070	0.096	0.279	0.485	0.050	0.021	0.168	0.189	0.325
HXB	0.043	0.215	0.213	0.320	0.189	0.028	0.165	0.122	0.180	0.334

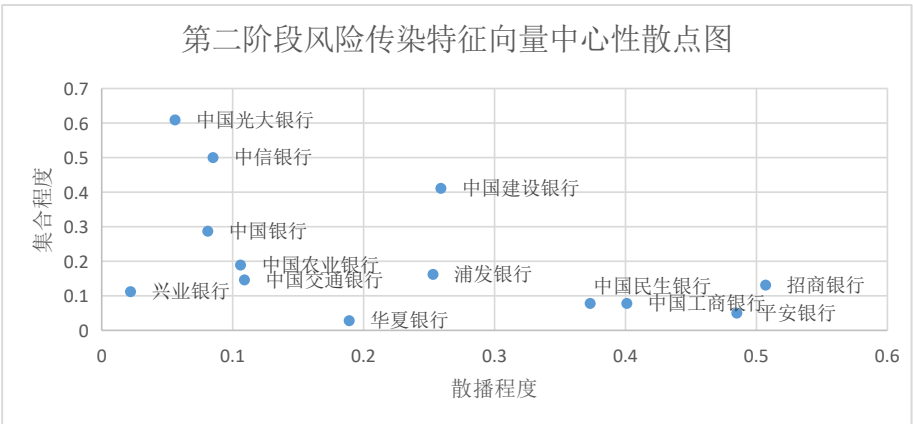
为了更直观地从直接关联和间接关联相结合的角度，来理解各个银行在网络中的重要程度，基于表 3.6.7 绘制了图 3.6.3。图 3.6.3 给出了节点银行的特征向量中心性的散播程度和集合程度散点图，横轴代表特征向量中心性的散播程度，越靠右的点风险传染发出的程度越大，反之风险传染发出程度越小；纵轴代表特征向量中心性的集合程度，越靠上的点风险传染接收的程度越大，反之风险传染接收程度越小。根据图 3.6.2（f）、3.6.2（g）、3.6.2（h）、3.6.2（i）、3.6.2（j）和图 3.6.3（a）、3.6.3（b）、3.6.3（c）、3.6.3（d）、3.6.3（e）可以发现，使用特征向量中心性指标度量，无论是针对风险传染的发出还是风险传染的接收，中国国有商业银行的重要程度排名与使用节点加权度中心性指标排名基本一致，且表现出更为明显的趋势性，证明中国商业银行的重要程度排序具有相对稳定性，也为通过排序方式识别风险传染关键节点银行的准确性提供支持。


全样本时期风险传染特征向量中心性散点图
集合程度
散播程度
中国光大银行
中国建设银行
华夏银行
兴业银行
中国银行
中国交通银行
中国工商银行
中国农业银行
中信银行
浦发银行
招商银行
中国民生银行
平安银行

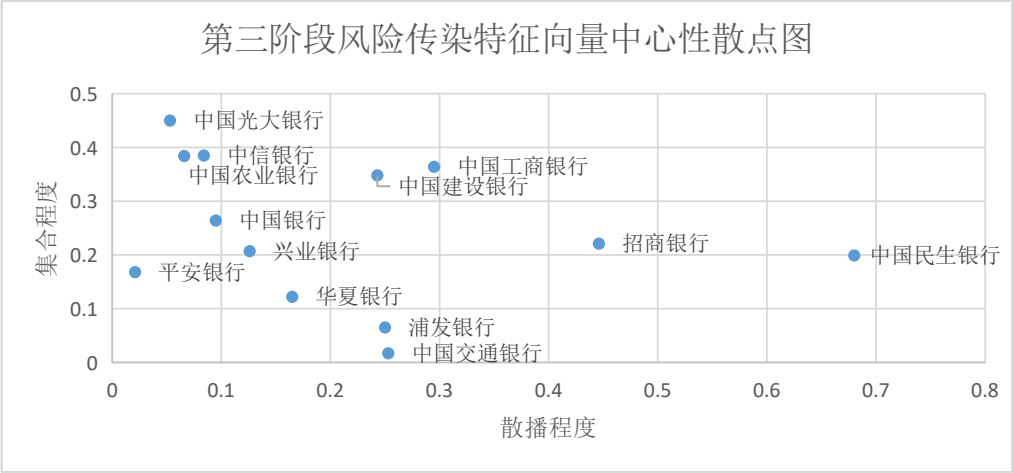
（a）


第一阶段风险传染特征向量中心性散点图
集合程度
散播程度
中国光大银行
兴业银行
华夏银行
平安银行
中国建设银行
中国工商银行
中国民生银行
中信银行
浦发银行
招商银行
中国农业银行
中国交通银行
中国银行

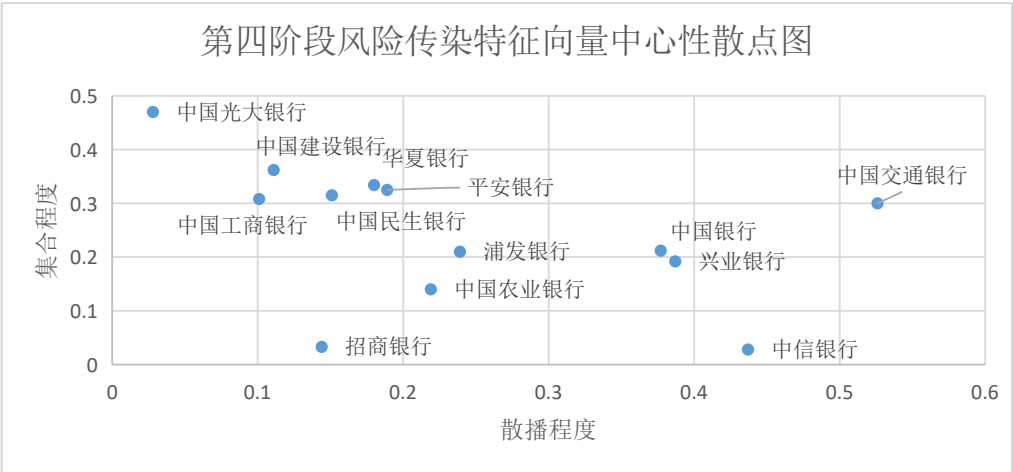
（b）


第二阶段风险传染特征向量中心性散点图
集合程度
散播程度
中国光大银行
中信银行
中国建设银行
中国银行
中国农业银行
中国交通银行
浦发银行
兴业银行
中国民生银行
招商银行
中国工商银行
平安银行
华夏银行

（c）



（d）



（e）

图 3.63　样本各时期银行特征向量中心性的重要程度

以风险传染影响系数矩阵 W_0、W_1、W_2、W_3 和 W_4 中的 β 系数表示银行传染网络中边的权重，银行尾部风险传染的方向为边的方向，同时以总加权度中心性指标表示节点的大小，绘制各时期银行之间的加权有向网络关系图，如图 3.6.4 所示。

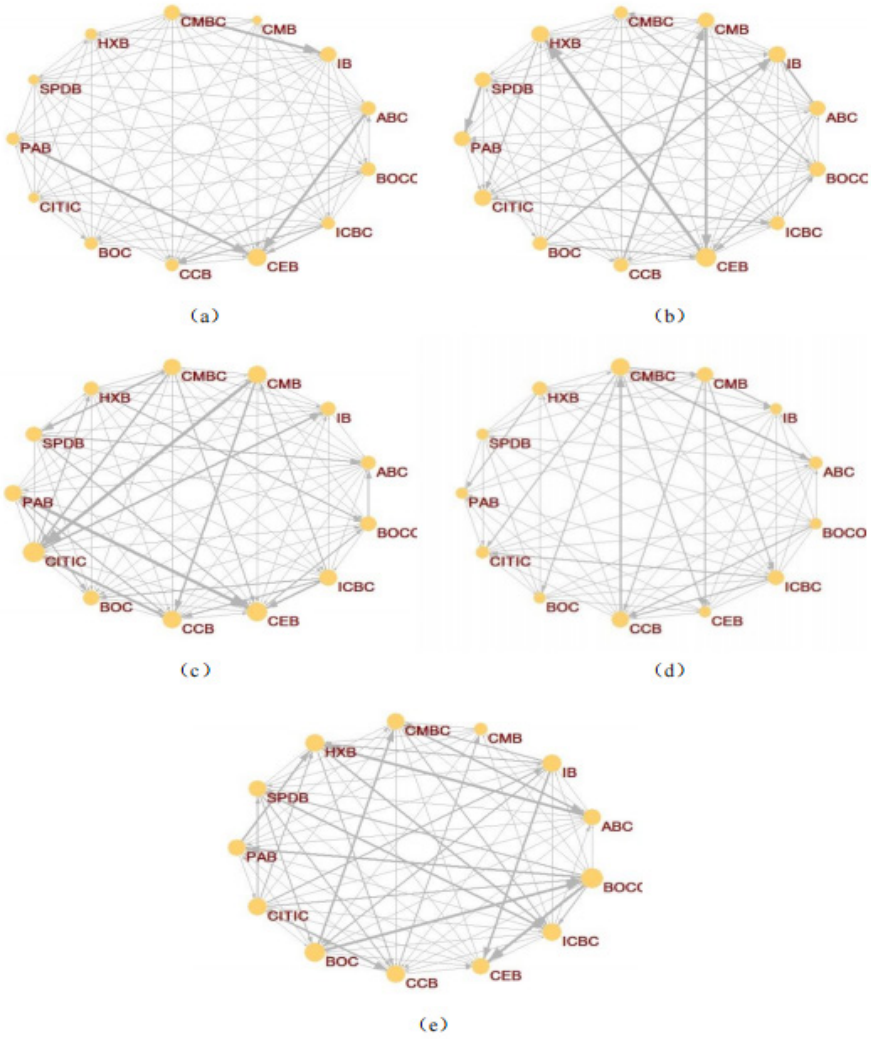


图 3.6.4　样本各时期中国 13 家上市商业银行风险传染网络图

根据定量的尾部风险传染影响系数矩阵，可以测算各样本时期风险传染网络的网络密度、平均路径长度、平均集聚系数和中介中心势，并通过 Pajek 软件构造相同对应规模的随机网络进行比较，结果见表 3.6.8。

表 3.6.8　网络参数指标

时期	网络密度	平均路径长度	等规模随机网络平均路径长度	平均集聚系数	等规模随机网络平均集聚系数	中介中心势
全样本时期	0.4615	1.6410	1.6019	0.4612	0.4682	0.0521
第一阶段	0.4615	1.5962	1.6591	0.4652	0.4273	0.0794
第二阶段	0.4679	1.5962	1.4732	0.4685	0.5552	0.0584
第三阶段	0.4167	1.6731	1.6937	0.4118	0.4047	0.0657
第四阶段	0.4487	1.6218	1.5986	0.4462	0.4755	0.0767

网络结构中小世界网络的传染风险效应可能是最大的，小世界特性是指网络具有较短的平均路径长度以及较大的集聚系数，同时具有上述两种特性的网络被称为小世界网络。其中，较短的平均路径长度和较大的集聚系数是相对于相同规模的随机网络，即具备相同节点数、节点的最小和最大出度在相同范围内的一类随机网络。表 3.6.8 显示，2010 年至 2019 年全样本时期，银行风险传染网络的平均路径长度略大于随机网络的平均路径长度，且风险集聚系数略小于等规模随机网络集聚系数，并不符合小世界网络特征，表明整个样本期间银行风险传染网络的传染效应并非最强。按照事件分阶段来看，“钱荒”、“股灾”和“严监管”事件前后，银行风险传染网络的传染效应表现并不相同，其中，“钱荒”事件爆发前，银行风险传染网络的传染性较强，表现出“小世界现象”；而“股灾”事件则在爆发过程中表现出“小世界现象”，金融“严监管”事件后银行风险传染网络的传染效应减弱。

另外，表 3.6.8 第一列和最后一列分别给出了银行风险传染网络的网络密度和中介中心势，结合图 3.6.4 可以发现，全样本时期我国商业银行之间网络密度虽高但中心化程度并不强，表明各商业银行之间同业交易往来密切，风险在各家银行之间均匀流动，传染同时集中于几家银行爆发的可能性较小。具体分阶段来看，第一阶段“钱荒”之前，由于影子银行业务的大规模扩张，银行间同业业务的竞争加剧，过度扩张的同业竞争通过期限错配及传染效应放大了银行流动性风险，增加了银行间风险传染的可能性，该阶段银行网络中心化程度最高。第二阶段“钱荒”爆发时期，单个银行的总加权中心度 *TD* 值有所增强，风险特征分化，网络密度也显著提高，但是网络的中介中心化程度呈现较大幅度下降，短期内缓解了风险集中

于部分银行爆发的趋势。第三阶段“股灾”事件爆发时，单个银行的总加权中心度 *TD* 值有所回落，风险特征弱化，网络密度也有一定幅度下降，但网络的中介中心化程度提高，风险容易集中于具有中介传导性的银行快速释放。第四阶段金融“严监管”事件，无论是单个银行的总加权，中心度 *TD* 值，还是网络密度和中介中心化程度都明显升高，表明金融监管政策对银行间风险网络的影响强度和幅度均较大。

为了便于确定样本期内的风险传染关键节点银行，借鉴欧阳红兵等（2015）的排序方法确定样本期内风险传染关键节点银行。本节还计算给出全样本时期以及四个阶段内每个节点银行的总加权度中心性 *TD*，并进行排名，结果见表 3.6.9。

表 3.6.9　样本各阶段银行总加权度中心性

全样本时期		第一阶段		第二阶段		第三阶段		第四阶段	
CEB	14.8	CEB	17.6	CITIC	18.6	CMBC	16.1	BOCOM	20.1
IB	10.7	CITIC	14	CEB	18.3	CCB	13.1	BOC	16.9
CMBC	10.3	HXB	13.9	CCB	14.8	ICBC	11.4	HXB	16.1
BOCOM	9.4	IB	12.3	CMB	14.1	CMB	10.7	CITIC	15.8
ABC	9	ABC	11.8	ICBC	14	HXB	9.2	CCB	14.8
CCB	8.4	BOCOM	11.7	PAB	13.6	CITIC	7.8	ICBC	14.7
PAB	8.2	CMB	11.6	CMBC	13	ABC	7.2	IB	14.3
ICBC	8.1	SPDB	11.5	SPDB	11.7	CEB	6.9	CMBC	13.9
BOC	7.6	PAB	11	BOC	11.6	SPDB	6.4	PAB	13.5
HXB	5.9	ICBC	10.2	BOCOM	11.6	IB	6.3	ABC	12.7
CITIC	5.4	BOC	10	HXB	10	BOCOM	5.9	SPDB	12.5
SPDB	4.9	CCB	9.2	ABC	10	PAB	5.7	CEB	12.3
CMB	4.3	CMBC	8.4	IB	8.9	BOC	5.7	CMB	7.8

进一步计算不同时期的前三名银行出现频率，其中总加权度中心性排序的总观测次数为 15 次，同时记录各银行排序在前三位出现次数，计算各银行的出现频率如下：

$$\text{出现频率} = \text{出现次数} / \text{总观测次数} \tag{3.25}$$

并将结果保留三位小数。例如，在总观测次数 15 次内，光大银行有 3 次出现在前三位中，则根据式（3.25），可得其排名出现在前三位的频率为 0.2。同理可以计算排名前两位和首位的各家银行出现频率。如果某家银行的出现频率越高，则认定该银行为关键节点银行。表 3.6.10 为风险传染关键节点银行的识别结果。

表 3.6.10　样本期内的风险传染关键节点银行分析结果

排序		风险传染关键节点银行	出现频率
前三位	1	CEB	0.2
	2	CITIC、CCB、CMBC、HXB	0.133
	3	IB、BOCOM、BOC、ICBC	0.067
前两位	1	CEB	0.3
	2	CITIC	0.2
首位	1	CEB	0.4

从表 3.6.10 可知，股份制银行成为股票市场中风险传染的关键银行，其中，光大银行出现频率稳定居于首位，成为风险传染关键节点银行，紧随其后的包括中信银行、民生银行、华夏银行及兴业银行等重大风险事件中的焦点银行。从样本期内的风险事件分析来看，“钱荒”和“股灾”事件暴露了中国银行业管理不善带来的货币空转问题和监管套利行为（张晓玫等，2013；朱孟楠，2014），例如，光大银行、中信银行、民生银行等分别因同业贷款业务激进、房贷业务利润低迷及影子银行业务等因素受“钱荒”和“股灾”风险事件影响最为强烈。2017 年以来，金融严监管和去杠杆全面实施且逐渐常态化，导致银行业整体流动性趋紧，第四阶段各家银行的风险传染能力整体较高。

运用 PBF Copula 模型实现了不同市场行情条件下银行间相关性结构的分解，不同于以往文献通过计算相关系数来分析风险传染效应，通过度量极端市场行情中的银行间同单调相关程度来研究其风险传染效应，并以此为基础，结合网络分析法，进一步构建不同时期我国上市商业银行间的复杂传染网络，对比分析了“钱荒”、“股灾”及“严监管”等重大风险事件前后银行风险传染网络的特性。

本节研究启示包括：低迷市场行情下，全样本时期内中国上市银行间的尾部风险传染效应偏高，但风险传染效应总体可控。整个样本期内，五大国有商业银行仍

处于尾部风险传染发出和传染接收的前列，且整体风险传染效应排名靠前，国有银行在风险传染网络中依然占有重要地位，五大国有银行中建设银行主要表现为易被传染特征，而另外四家国有银行则主要表现为传染源特征。从股份制商业银行角度来看，整个样本时期风险传染效应排名前三的股份制银行分别是光大、兴业和民生银行，这三家银行正是“钱荒”、“股灾”等重大风险事件中的焦点银行。

重大风险事件对银行风险传染网络节点银行和网络整体拓扑结构的影响并不一致。“钱荒”事件对网络中节点银行的影响幅度较大，“钱荒”爆发期间，各家银行的传染特征出现分化，光大银行和中信银行对风险传染的接收位于前列，表现出较大的易被传染特征，但该事件对银行网络结构的影响强度与另外两重大风险事件相比较小。“股灾”事件则对网络中心程度产生较大影响，而对网络节点银行的影响幅度不大，各家银行的风险传染发出和接收相对分散，意味着各银行并未表现出显著的风险传染和易被传染特征。金融“严监管”则对网络节点银行和整体网络均产生显著影响，银行业整体流动性趋紧，部分国有银行表现出既有风险传染又有易被传染的复杂特征，而股份制银行风险特征较为分化，风险容易集中于具有中介传导性的银行释放。

虽然传染网络的总体相关性指标、中心化程度指标随伴重大事件的发生表现出一定的震荡和波动，但总体上较为稳定。全样本时期内，银行风险传染网络的传染效应相比各个子样本阶段并非最强，划分事件阶段来看，“钱荒”、“股灾”和“严监管”事件前后，银行风险传染网络的传染效应表现并不相同，其中，“钱荒”事件爆发前，银行风险传染网络的传染性较强，表现出“小世界现象”，该阶段银行网络的中心化程度也是最高的；“股灾”事件则在爆发过程中表现出“小世界现象”，网络的中介中心化程度再次提高；而金融“严监管”事件后，金融监管发挥一定程度的作用，银行风险传染网络的传染效应减弱。

第四章　总结与展望

自从提出双向开放提速的指导方针以来，全球经济金融局势处于大变局之中，作为全球前两大经济体，中国与美国在变局中选择了不同的应对策略，逐渐呈现竞争合作，甚至对抗的关系，加之 2019 年底至今持续的新冠疫情，更是为全球经济金融蒙上了一层灰色。我国金融体系在不确定性泛滥的背景下明确了脱虚向实、双向开放、重视质量、严守底线的方针路线。基于此现实背景，本书提出基于金融市场前瞻数据的相关性结构分解模型，分别针对中美股市联动、我国上市银行体系风险网络、新冠疫情叠加经济不确定性下的全球股市间相关性结构分解等专题，细致地给出不同市场条件下，不同风险传染识别程度的检验、影响因素、网络拓扑特征，探索建立相关性结构分解统一框架下的跨市场金融风险传染识别及预警方法体系，丰富金融风险传染及防范的研究手段。

在未来的研究计划中，实现相关性结构的细颗粒概率非等分，进而研究市场行情逐步承压的情况下，风险传染特征的动态变化。本书团队与中科院软件所研究员共同讨论，将代码调整为普及度更高的 python 代码，将空间分割设置为可变参数，实现非等分概率空间分割，讨论不同低迷程度下局部同单调系数的拟合方法。为了开展更多节点的网络分析与仿真，着手结合并行算法优化原有的程序代码。相关性结构分解视角下，金融风险传染的预警与缓释机制。相关性结构分解下，金融市场间大规模传染网络拓扑分析。大规模节点的加入要求模型的运算效率提升，同时还要控制误差的积累，这将是下一步需要重点攻克的技术难点；基于面板数据，进行风险传染程度的影响机理分析。在时间维度上，本书采用了多元 logistic 回归模型，解决了风险传染程度的影响因素分析，下一步还需要将其推广到面板维度上，新模型与面板分类模型的有效结合，也是有待克服另一个技术难题。

在我国双碳战略的加速推进过程中，气候风险、碳金融、绿色资产及 ESG 投资成为金融风险研究领域需要面临的新挑战。探索新模型在金融可持续发展的可能贡献具有重要的现实意义。

附表 A–1　多元逻辑回归（全样本）的线性检验结果

2009—2021	风险溢出效应			传染效应		
	共线性		逻辑回归线性	共线性		逻辑回归线性
变量	容忍度	VIF	P-value	容忍度	VIF	P-value
Ar0						
Ar10	0.111251	8.98871	0.831241	0.223	4.474	
libor	0.111588	8.961535	0.363598	0.135	7.426	
shibor	0.140765	7.104043	0.419452	0.507	1.972	0.107
Cr7	0.141534	7.065428	0.679409			
Rex	0.177759	5.625598	0.129847	0.230	4.343	0.941
input	0.360214	2.776129	0.843538	0.441	2.265	0.906
output	0.335399	2.98152	0.16936	0.325	3.080	0.109
WTI	0.11431	8.748111	0.618197	0.202	4.956	0.022
Gold	0.109681	9.117363	0.853	0.653	1.532	0.306
VIX	0.326951	3.058565	0.605	0.488	2.048	0.013
AEPU						
APEU2	0.250229	3.996341		0.263	3.804	0.921
CEPU	0.115898	8.628263	0.329	0.142	7.029	0.199
GEPU						
GEPU2	0.139358	7.175764		0.41	2.442	0.867
Sentix	0.158752	6.29915		0.196	5.104	
CS-C	0.263451	3.795773		0.318	3.144	
CS-A	0.140798	7.102378	0.935	0.126	7.94	

注：这里采用的是 Box-Tidwell 检验，其中，对某一影响因素 X，表中给出的为交叉项 $X \times ln(X)$ 的 P 值，本部分保留的是 P 值超过 Bonferroni 修正下 0.05 的影响因素 X。

附表 A–2　欧债危机期间多元逻辑回归的线性检验

2010—2011	风险溢出效应			传染效应		
	共线性		逻辑回归线性	共线性		逻辑回归线性
变量	容忍度	VIF	P-value	容忍度	VIF	P-value
Ar0						
Ar10	0.108157	9.245828	0.081391	0.108159	9.245641	0.93851

续表

2010—2011	风险溢出效应			传染效应		
	共线性		逻辑回归线性	共线性		逻辑回归线性
变量	容忍度	VIF	P-value	容忍度	VIF	P-value
libor	0.205901	4.856694	0.9468	0.192918	5.183561	0.130163
shibor	0.108205	9.241722	0.085343			
Cr7	0.116836	8.559009	0.283539			
Rex				0.135	7.407434	0.827191
input	0.247299	4.043695	0.972328	0.627593	1.593389	0.345736
output	0.150949	6.624747	0.764864	0.174245	5.739055	0.30866
WTI						
Gold	0.105367	9.490666	0.453185	0.241093	4.147783	0.145842
VIX	0.299791	3.335655	0.830248	0.240243	4.162461	0.315363
AEPU						
APEU2	0.46046	2.171742	0.655894	0.441062	2.267254	0.203804
CEPU						
GEPU						
GEPU2				0.187422	5.335546	0.656968
Sentix	0.190794	5.241265	0.018813			
CS-C	0.401062	2.493382	0.028253			
CS-A	0.118626	8.429887	0.292734			

附表 A–3　中美贸易摩擦期间多元 logisitic 回归的线性检验

2018—2019	风险溢出效应			传染效应		
	共线性		逻辑回归线性	共线性		逻辑回归线性
变量	容忍度	VIF	P-value	容忍度	VIF	P-value
Ar0						
Ar10	0.172288	5.804232	0.165494			
libor	0.149511	6.68848	0.22648			
shibor	0.662437	1.509577	0.049985			
Cr7	0.744215	1.343698				
Rex	0.150365	6.650468	0.118611	0.200413	4.989693	0.121591
input	0.148245	6.745612	0.11767	0.348429	2.870028	0.997372

续表

2018—2019	风险溢出效应			传染效应		
	共线性		逻辑回归线性	共线性		逻辑回归线性
变量	容忍度	VIF	P-value	容忍度	VIF	P-value
output	0.306701	3.260508	0.865276			
WTI						
Gold	0.169515	5.899178	0.342351			
VIX	0.63755	1.568506	0.475627			
AEPU						
APEU2				0.833271	1.20009	0.995373
CEPU				0.128107	7.805969	0.991183
GEPU						
GEPU2	0.127851	7.821591	0.653409	0.716766	1.395156	0.993475
Sentix				0.29246	3.419271	0.992419
CS-C						
CS-A						

附表 A–4　置信水平为 95%，多元 logistic 回归各个样本期的线性检验

全样本	风险溢出效应			传染效应		
	共线性		逻辑回归线性	共线性		逻辑回归线性
变量	容忍度	VIF	P-value	容忍度	VIF	P-value
Ar10	0.253826	3.939703	0.07025			
shibor	0.639626	1.563413		0.753	1.328	0.451
import	0.885566	1.129221	0.326481	0.902896	1.107548	0.243
WTI	0.315598	3.168586	0.295593	0.801247	1.248054	
Gold	0.448598	2.229166	0.039	0.869922	1.149528	0.545
2010—2011	风险溢出效应			传染效应		
	共线性		逻辑回归线性	共线性		逻辑回归线性
变量	容忍度	VIF	P-value	容忍度	VIF	P-value
libor	0.268831	3.719815		0.161174	6.204463	0.086859
Rex	0.230363	4.340973		0.210034	4.761144	0.080522
VIX	0.500521	1.99792	0.421069	0.573739	1.742953	

续表

2010—2011	风险溢出效应			传染效应		
	共线性		逻辑回归线性	共线性		逻辑回归线性
变量	容忍度	VIF	P-value	容忍度	VIF	P-value
APEU2	0.545443	1.833373	0.015331	0.471788	2.119594	0.312414
Sentix	0.423362	2.362042	0.298942	0.3291	3.038591	
CS-C	0.656231	1.523853	0.036141	0.636632	1.570767	
2018—2019	风险溢出效应			传染效应		
	共线性		逻辑回归线性	共线性		逻辑回归线性
变量	容忍度	VIF	P-value	容忍度	VIF	P-value
Rex	0.233572	4.281332	0.789132	0.409502	2.441989	0.123257
import	0.225886	4.427011	0.69176	0.289469	3.454599	0.780518
VIX	0.760322	1.315232	0.625863	0.679136	1.472458	0.951538
APEU2	0.746227	1.340076	0.470645	0.757855	1.319513	0.326418
CEPU	0.115562	8.65333	0.371572			
Sentix	0.264041	3.787288	0.95213	0.309967	3.226153	0.374458

附表 A–5　置信水平 95% 下，2009 年后全样本的因素分析稳健性检验

变量	2009 年 以来风险溢出效应							
	单因素				多因素			
	B	P value	exp（B）	F-score	B	P value	exp（B）	F-score
Ar0	0.107	0.396	1.113	82.60%				
Ar10	0.418***	0.000	1.519	71.68%	0.418***	0.000	1.519	71.68%
libor	0.132	0.316	1.141	82.60%				
shibor	0.055	0.409	1.057	72.74%				
Cr7	0.000	0.995	1.000	94.80%				
Rex	0.054	0.704	1.055	73.33%				
input	–0.335***	0.000	0.715	71.88%				
output	–0.089	0.286	0.915	74.74%				
WTI	0.166**	0.011	1.180	71.93%				
Gold	–0.127*	0.073	0.881	58.57%				

续表

变量	2009 年以来风险溢出效应							
	单因素				多因素			
	B	P value	exp（B）	F-score	B	P value	exp（B）	F-score
VIX	0.107	0.135	1.113	78.27%				
AEPU	−0.221***	0.003	0.802	60.64%				
APEU2	−0.092	0.175	0.912	63.07%				
CEPU	−0.218***	0.001	0.804	58.20%				
GEPU	−0.226***	0.003	0.798	57.61%				
GEPU2	−0.255***	0.001	0.775	57.85%				
Sentix	−0.080	0.199	0.923	77.58%				
CS-C	−0.018	0.792	0.983	78.85%				
CS-A	−0.121*	0.072	0.886	69.65%				
Covid	−1.077***	0.000	0.341	22.72%				
trade	−0.030	0.844	0.971	94.80%				
	2009 年以来组合风险与中度传染效应							
Ar0	−0.272	0.267	0.762	33.00%				
Ar10	−1.070***	0.000	0.343	68.46%				
libor	−0.314	0.224	0.730	33.00%				
shibor	0.117	0.434	1.124	60.61%				
Cr7	0.118	0.431	1.125	55.60%				
Rex	−1.096***	0.000	0.334	62.12%				
input	0.597***	0.002	1.817	61.42%	0.577	0.008	1.781	0.713
output	0.492**	0.018	1.636	59.26%				
WTI	−0.446***	0.003	0.640	63.91%				
Gold	0.533***	0.002	1.704	64.45%	0.443	0.052	1.558	
VIX	−0.037	0.813	0.964	57.78%				
AEPU	0.327*	0.066	1.387	61.90%				
APEU2	0.125	0.467	1.134	55.68%				
CEPU	0.017	0.886	1.017	61.54%				

续表

变量	2009 年以来组合风险与中度传染效应							
	单因素				多因素			
	B	P value	exp（B）	F-score	B	P value	exp（B）	F-score
GEPU	0.133	0.376	1.142	63.73%				
GEPU2	0.110	0.456	1.117	64.24%				
Sentix	0.185	0.254	1.203	59.52%				
CS-C	0.026	0.853	1.026	64.08%				
CS-A	0.300**	0.028	1.349	62.55%				
Covid	1.963**	0.012	7.118	71.74%				
trade	0.008	0.978	1.008	70.34%				

附表 A–6　置信水平 95% 下，欧债危机期间样本的因素分析稳健性检验

变量	2010—2011 年以来风险溢出效应							
	单因素				多因素			
	B	P value	exp（B）	F-score	B	P value	exp（B）	F-score
Ar0	6.501	0.067	665.973	0.639				
Ar10	–0.045	0.820	0.956	0.666				
libor	7.908	0.014	2718.542	0.642				
shibor	–0.080	0.425	0.923	0.522				
Cr7	–0.106	0.274	0.899	0.581				
Rex	1.260	0.005	3.527	0.666				
input	–1.178	0.000	0.308	0.677				
output	0.295	0.349	1.343	0.589				
WTI	–1.267	0.000	0.282	0.670				
Gold	–0.306	0.046	0.736	0.643				
VIX	0.420	0.006	1.523	0.731	0.346899	0.050109	1.414674	0.742857143
AEPU	–0.271	0.187	0.763	0.563				
APEU2	–0.465	0.042	0.628	0.637				
CEPU	–0.682	0.101	0.506	0.585				

续表

变量	2010—2011 年以来风险溢出效应							
	单因素				多因素			
	B	P value	exp（B）	F-score	B	P value	exp（B）	F-score
GEPU	0.002	0.995	1.002	0.724				
GEPU2	−0.138	0.592	0.871	0.429				
Sentix	−0.333	0.102	0.717	0.558	−0.446860	0.076828	0.639634	
CS-C	1.871	0.000	6.495	0.671	2.233524	0.000003	9.332699	
CS-A	0.117385	0.669873	1.124552	0.553345389				
	2010—2011 年以来组合风险与中度传染效应							
Ar0	−24.031	0.002	0.000	0.757				
Ar10	−3.084	0.000	0.046	0.819				
libor	−18.125	0.006	0.000	0.781	88.221512	0.004722	2.06×10^{38}	0.918918919
shibor	0.528	0.027	1.696	0.811				
Cr7	0.416	0.061	1.515	0.808				
Rex	−5.138	0.000	0.006	0.833	−18.566857	0.003686	8.64×10^{-9}	
input	4.256	0.000	70.544	0.862				
output	3.962	0.003	52.579	0.660				
WTI	1.726	0.007	5.616	0.784				
Gold	2.150	0.000	8.583	0.841				
VIX	0.617	0.048	1.854	0.738				
AEPU	3.028	0.000	20.663	0.885				
APEU2	4.228	0.000	68.585	0.909	4.792993	0.002896	120.661944	
CEPU	6.310	0.000	550.121	0.819				
GEPU	3.688	0.000	39.951	0.815				
GEPU2	3.911	0.000	49.971	0.815				
Sentix	−1.934	0.001	0.145	0.743				
CS-C	−5.613	0.000	0.004	0.835				

附表 A–7　置信水平 95% 下，中美贸易摩擦期间样本的因素分析稳健性检验

变量	2018—2019 年以来风险溢出效应							
	单因素				多因素			
	B	P value	exp（B）	F-score	B	P value	exp（B）	F-score
Ar0	0.069	0.912	1.071	0.651162791				
Ar10	–0.094	0.749	0.91	0.736681887				
libor	0.088	0.894	1.092	0.651162791				
Shibor	0.564	0.134	1.757	0.566787004				
Cr7	0.136	0.792	1.146	0.689873418				
Rex	–0.389	0.304	0.678	0.736196319				
input	0.09	0.727	1.095	0.753363229				
output	–0.201	0.491	0.818	0.687096774				
WTI	–0.152	0.764	0.859	0.633165829				
Gold	0.234	0.547	1.264	0.764617691				
VIX	0.602	0.042	1.825	0.765765766	0.602	0.042	1.825	0.765765766
AEPU	–0.01	0.964	0.99	0.717156105				
APEU2	–0.001	0.996	0.999	0.93627451				
CEPU	–0.034	0.813	0.967	0.68261563				
GEPU1	–0.024	0.911	0.976	0.693163752				
GEPU2	–0.055	0.79	0.947	0.651315789				
Sentix	0.169	0.565	1.184	0.645799012				
CS-C	0.296	0.616	1.344	0.61669506				
CS-A	0.127	0.849	1.136	0.55234657				
	2018—2019 年以来组合风险与中度传染效应							
Ar0	–7.215	0	0.001	0.793103448				
Ar10	0.858	0.179	2.358	0.653846154				
libor	–7.631	0	0	0.838709677				
Shibor	0.515	0.501	1.674	0.52173913				
Cr7	0.405	0.74	1.5	0.580645161				

续表

变量	2018—2019 年以来组合风险与中度传染效应							
	单因素				多因素			
	B	P value	exp（B）	F-score	B	P value	exp（B）	F-score
Rex	−4.805	0	0.008	0.925373134	−7.88791	0.004277	0.000375	0.920634921
input	2.483	0.001	11.976	0.8	4.088528	0.022411	59.652024	
output	−2.307	0.007	0.1	0.741935484				
WTI	2.68	0.035	14.587	0.745762712				
Gold	0.593	0.434	1.809	0.584615385				
VIX	1.088	0.083	2.969	0.68852459				
AEPU	−0.262	0.598	0.77	0.642857143				
APEU2	−0.564	0.348	0.569	0.689655172	5.556509	0.011351	258.917499	
CEPU1	−1.595	0	0.203	0.875				
GEPU	−1.923	0.001	0.146	0.766666667				
GEPU2	−1.965	0	0.14	0.766666667				
Sentix	2.328	0.001	10.26	0.779661017				
CS-C	0.285	0.819	1.33	0.464285714				
CS-A	2.145	0.119	8.539	0.576923077				

参考文献

[1] 刘光强 . 基于 HAR-Copula 模型的沪港股市动态相关性研究——“沪港通”实施背景及高频数据视角 [J]. 财经问题研究，2018（08）：66—72.

[2] 朱晓谦，李靖宇，李建平，陈懿冰，魏璐 . 基于危机条件概率的系统性风险度量研究 [J]. 中国管理科学，2018，26（06）：1—7.

[3] 叶五一，曾海歌，缪柏其 .VIX 指数对股票市场间联动性影响的实证研究 [J]. 统计研究，2018，35（06）：68—76.

[4] 叶五一，董筱雯，缪柏其 .c-D-Copula 模型构建及其在金融风险传染中的应用 [J]. 系统科学与数学，2018，38（5）.

[5] 范国斌，于翠婷，廖静池 . 债券市场投资中的非线性相关结构分析 [J]. 证券市场导报，2018（06）：51—59.

[6] 张卓群，张涛 . 全球主要股市风险相关性测度——基于半参数 C-Vine Copula 模型 [J]. 金融评论，2018，10（03）：23-34+122-123.

[7] 宫晓莉，庄新田，刘喜华 . 基于尖峰厚尾、有偏 GARCH-copula 模型的风险测度 [J]. 系统工程，2018，36（01）：31—38.

[8] 孙红梅，朱伟琪，崔百胜 . 金融危机的传导效应——以欧洲金融危机为例 [J]. 金融论坛，2018，23（01）：16—26.

[9] 吴田，胡海青，张丹等 . 基于复杂网络的交叉性金融业务风险传染仿真 [J]. 系统工程，2018，36（289）：26—34.

[10] 郭文伟，陈妍玲 . 沪、深、港股市相依状态转换及其危机传染效应研究 [J]. 管理评论，2017，29（12）：3—16.

[11] 郑爽，梁冯珍 . 基于混合 Copula 函数的 C-Vine 贝叶斯推断 [J]. 统计与决策，2017（19）：24—28.

[12] 吴鑫育，任森春，马超群，汪寿阳 . 中国股票市场的时变杠杆效应研究——基于随机

Copula 模型的实证分析［J］. 管理科学学报，2017，20（09）：70—84.

［13］王童，雷怀英 . 基于 Copula 函数的 CPI 与 GDP 相关性研究［J］. 统计与决策，2017（17）：16—19.

［14］王宏，黄莹霄 . 担保债务凭证再证券化的违约相关性与资产组合总体风险测度——基于 Copula 分析技术［J］. 系统管理学报，2017，26（04）：713—721.

［15］周梅，樊毅斌 . 基于 Copula-GARCH 模型的公司债与股票收益率相关性分析［J］. 统计与决策，2017（12）：168—170.

［16］胡志浩，李晓花 . 复杂金融网络中的风险传染与救助策略——基于中国金融无标度网络上的 SIRS 模型［J］. 财贸经济，2017，38（4）：101—114.

［17］唐家银，张北，陈崇双，锁斌 . 相关性失效主导变量判定的可靠性统计模型［J］. 统计与决策，2017（10）：30—35.

［18］李强，周孝华，李婧 . 基于 Copula-ASV-EVT 的 QFII 和 HS300 指数相关性风险度量［J］. 系统工程理论与实践，2017，37（03）：570—579.

［19］杨宝臣，张德鸿 . 基于 M-Copula 函数的国债期货合约尾部相关性研究［J］. 统计与决策，2016（23）：141—144.

［20］孙传志，杨一文 . 基于时变 Copula 的宏观经济和股票市场波动关系［J］. 系统工程，2016，34（11）：9—16.

［21］沈银芳，郑学东，徐建军 . 基于时变混合 Copula 模型的配对交易策略［J］. 财经论丛，2016（10）：48—56.

［22］申敏 . 基于正则藤 Copula 的行业系统性信用风险传染分析［J］. 工业技术经济，2016，35（06）：52—61.

［23］马薇，张卓群，王元晔 . 基于 STAR-Copula 模型的大数据指数风险相关性测度［J］. 统计与决策，2016（07）：28—31.

［24］龚玉婷，陈强，郑旭 . 谁真正影响了股票和债券市场的相关性 ?——基于混频 Copula 模型的视角［J］. 经济学（季刊），2016，15（03）：1205—1224.

［25］叶五一，李飞，缪柏其 . 基于局部相关系数的美国次贷危机传染分析［J］. 数理统计与管理，2016，35（3）：525—535.

［26］王献东，何建敏 . 金融市场间的风险传染研究文献综述［J］. 上海金融，2016（7）：50—58.

［27］徐凯，潘攀，曹雅晴 . 基于时变混合 Copula 的金融市场传染效应研究［J］. 软科学，2015，29（08）：135—139.

[28] 张晨，杨玉，张涛 . 基于 Copula 模型的商业银行碳金融市场风险整合度量［J］. 中国管理科学，2015，23（04）：61—69.

[29] 王晓枫，廖凯亮，徐金池 . 复杂网络视角下银行同业间市场风险传染效应研究［J］. 经济学动态，2015（3）：71—81.

[30] 吴建华，王新军，张颖 . 相关性分析中 Copula 函数的选择［J］. 统计研究，2014，31（10）：99—107.

[31] 赵志草，宋保维，赵晓哲，冯建伟 . 基于 Copula 函数的系统可靠性冗余优化［J］. 系统工程理论与实践，2014，34（08）：2149—2153.

[32] 张连增，胡祥 . 基于分层阿基米德 Copula 的金融时间序列的相关性分析［J］. 统计与信息论坛，2014，29（06）：34—40.

[33] 王妍，陈守东 . 尾部极值分布下的系统性金融风险度量及影响因素分析［J］. 数理统计与管理，2014，33（6）：1010—1020.

[34] 罗长青，朱慧明，欧阳资生 . 跳跃—扩散条件下信用风险相关性度量的变结构 Copula 模型［J］. 中国管理科学，2014，22（03）：1—12.

[35] 柏宝春 . 国际投机资本流动与金融风险传染相关性分析［J］. 经济与管理评论，2014（5）：96—103.

[36] 李显戈，周应恒，随学超 . 中美大豆期货价格相关性研究——基于 Copula 函数［J］. 农业技术经济，2013（06）：4—11.

[37] 黄雯，黄卓，王天一 . 高频农产品期货波动率和相关性预测——基于 Realized Copula-DCC 模型的视角［J］. 浙江社会科学，2013（05）：40-47+156.

[38] 史永东，丁伟，袁绍锋 . 市场互联、风险溢出与金融稳定——基于股票市场与债券市场溢出效应分析的视角［J］. 金融研究，2013（03）：170—180.

[39] 汪冬华，黄康，龚朴 . 我国商业银行整体风险度量及其敏感性分析——基于我国商业银行财务数据和金融市场公开数据［J］. 系统工程理论与实践，2013，33（02）：284—295.

[40] 范国斌，曾勇，黄文光 . 一种多资产组合风险度量解决之道：正则藤 Copula［J］. 数量经济技术经济研究，2013，30（01）：88—102.

[41] 顾冬雷，叶五一，缪柏其 . 基于藤 copula 方法的区域性金融危机传染分析［J］. 中国科学技术大学学报，2013，43（9）：737—744.

[42] 黄在鑫，覃正 . 中美主要金融市场相关结构及风险传导路径研究——基于 Copula 理论与方法［J］. 国际金融研究，2012（05）：74—82.

[43] 吴淑娥，仲伟周，黄振雷，等 . 货币政策对股票价格的非对称性影响——基于熊、牛市不同市场态势下的实证分析［J］. 金融经济学研究，2012（3）：53—63.

[44] 吴庆晓，刘海龙 . 基于 Copula 模型的风险相关性度量方法［J］. 系统管理学报，2011，20（06）：752—761.

[45] 闫海梅，王波，韩艳艳 . 基于 Copula 理论的尾部相关性分析［J］. 统计与决策，2011（21）：149—152.

[46] 崔百胜 . 基于 Pair Copula-GARCH-t 的人民币汇率波动实证分析［J］. 上海师范大学学报（哲学社会科学版），2011，40（03）：32—43.

[47] 李平，黄光东，路阳 . 基于 Copula 理论的多心理账户组合 VaR 模型与基金风险管理［J］. 系统工程理论与实践，2011，31（05）：799—804.

[48] 秦学志，王玥 . 尾部相关系数的渐进变化特征及其应用［J］. 系统工程理论与实践，2011，31（02）：193—204.

[49] 王永巧，刘诗文 . 基于时变 Copula 的金融开放与风险传染［J］. 系统工程理论与实践，2011，31（4）：778—784.

[50] 刘平，杜晓蓉 . 对金融危机风险传染效应的比较研究——基于静态与动态 copula 函数的分析［J］. 经济经纬，2011（3）：132—136.

[51] 贺学强 . 动态分层阿基米德 Copula 模型的构建与应用［J］. 统计与决策，2010（13）：4—8.

[52] 周好文，晏富贵 . 基于时变 Copula 的基金、股票和国债动态尾部相关性分析［J］. 西安交通大学学报（社会科学版），2010，30（04）：21—26.

[53] 陈正声，秦学志，王玥 . 扭曲 Copula 函数在 BDS 定价及其敏感度分析中的应用［J］. 系统管理学报，2010，19（03）：345—350.

[54] 游家兴 . 经济一体化进程会放大金融危机传染效应吗 ?——以中国为样本［J］. 国际金融研究，2010（1）：89—96.

[55] 李述山 . 金融时间序列间的条件相关性分析与 Copula 函数的选择原则［J］. 统计与决策，2010（10）：23—25.

[56] 李建平，丰吉闯，宋浩，蔡晨 . 风险相关性下的信用风险、市场风险和操作风险集成度量［J］. 中国管理科学，2010，18（01）：18—25.

[57] 于波 . 一种新的 Copula 函数的参数估计方法［J］. 统计与决策，2009（11）：160—161.

[58] 籍艳丽 . 基于 Copula 函数的秩相关和尾相关研究［J］. 经济问题，2009（05）：120—122.

[59] 于建科，韩靓 . 次贷危机中国传染效应实证研究——基于 copula 的非参数检验［J］. 未来与发展，2009（05）：19—22.

[60] 孙彬，杨朝军，于静 .Copula 函数选择对投资组合压力测试的影响分析［J］. 管理科学，2009，22（02）：99—105.

[61] 李成，王建军 . 国际金融危机传染机制的三阶段周期动态效应分析——基于 VAR 系统的实证检验［J］. 统计与信息论坛，2009，24（8）：3—10.

[62] 龚朴，黄荣兵 . 次贷危机对中国股市影响的实证分析——基于中美股市的联动性分析［J］. 管理评论，2009，21（02）：21—32.

[63] 刘志东，徐淼 . 基于 Copula 的资产组合风险价值模拟方法［J］. 统计与决策，2009（03）：17—20.

[64] 龚金国，李竹渝 . 非参数核密度估计与 Copula［J］. 数理统计与管理，2009，28（01）：64—68.

[65] 包卫军，徐成贤 . 基于多维 t-Copula 函数的投资组合的 CVaR 分析［J］. 统计与决策，2008（20）：37—39.

[66] 童中文，何建敏 . 基于 Copula 风险中性校准的违约相关性研究［J］. 中国管理科学，2008（05）：22—27.

[67] 包卫军，徐成贤 . 基于 SV-Copula 模型的相关性分析［J］. 统计研究，2008（10）：100—104.

[68] 储小俊，刘思峰 . 股市流动性与收益的 Copula 尾部相关性分析［J］. 财贸研究，2008，19（05）：91—96.

[69] 韦艳华，齐树天 . 亚洲新兴市场金融危机传染问题研究——基于 Copula 理论的检验方法［J］. 国际金融研究，2008（09）：22—29.

[70] 王沁，王璐，何平 . 基于截断 tau 的 copula 模型选择及应用［J］. 数理统计与管理，2008（01）：118—123.

[71] 王璐，王沁，陈勇明 . 金融市场相关性的 Chi-plot 测度［J］. 数学的实践与认识，2008，38（4）：27—32.

[72] Paulo Vitor Jordo da Gama Silva，Marcelo Cabus Klotzle，Antonio Carlos Figueiredo Pinto，Leonardo Lima Gomes. Herding behavior and contagion in the cryptocurrency market. Journal of Behavioral and Experimental Finance，2019，22：41—50.

[73] Imen Zorgatia，Faten Lakhala，Elmoez Zaabic. Financial contagion in the subprime crisis context：A copula approach. North American Journal of Economics and Finance，2019，

47：269—281.

[74] Hsiang-Hsi Liua，Teng-Kun Wangb，Weny Li. Dynamical Volatility and Correlation among US Stock and Treasury Bond Cash and Futures Markets in Presence of Financial Crisis：A Copula Approach. Research in International Business and Finance，2019，48：381—395.

[75] Raza H，Wu W. Quantile Dependence between the Stock，Bond and Foreign Exchange Markets-Evidence from the UK. The Quarterly Review of Economics and Finance，2018，69：286—296.

[76] Das D，Kannadhasan M，Tiwari A K. Has co-movement dynamics in emerging stock markets changed after global financial crisis? New evidence from wavelet analysis. Applied Economics Letters，2018，2：1—7.

[77] Swarnava S. Biswas，Fabiana Gómez. Contagion through common borrowers. Journal of Financial Stability，2018，39：125—132.

[78] O'Callaghan Patrick H. Axioms for measuring utility on partial mixture sets. Journal of Mathematical Economics，2018，77：76—86.

[79] Banerjee T，Bernstein A，Feinstein Z. Dynamic Clearing and Contagion in Financial Networks. Papers，2018.

[80] Anastasopoulos A . Testing for Financial Contagion：New Evidence from the Greek Crisis and Yuan Devaluation. Research in International Business and Finance，2018，45：499—510.

[81] Koch-Medina P，Munari C，Svindland G . Which eligible assets are compatible with comonotonic capital requirements? Insurance：Mathematics and Economics，2018，81：18—26.

[82] Lee Y，Hong K H，Yang K. Sovereign Risk Contagion in East Asia：A Mixture of Time-Varying Copulas Approach. Emerging Markets Finance & Trade，2018，54（7）：1—25.

[83] Das D，Kannadhasan M，Tiwari A K，et al. Has co-movement dynamics in emerging stock markets changed after global financial crisis? New evidence from wavelet analysis. Applied Economics Letters，2018（2）：1—7.

[84] Wang H，Pappadà R，Durante F，et al. A Portfolio Diversification Strategy via Tail Dependence Clustering. 2017.

[85] Harb E，Louhichi W. Pricing CDS spreads with Credit Valuation Adjustment using a mixture copula. Research in International Business and Finance，2017，39：963—975.

[86] Ye W，Luo K，Liu X . Time-varying quantile association regression model with applications to financial contagion and VaR. European Journal of Operational Research，2017，256（3）：1015—1028.

[87] Durante F，Foscolo E，Weissensteiner A. Dependence between Stock Returns of Italian Banks and the Sovereign Risk. Econometrics，2017，5（2）：23.

[88] Marti G，Nielsen F，Bińkowski M，et al. A review of two decades of correlations，hierarchies，networks and clustering in financial markets. Papers，2017.

[89] Veraart L. Distress and Default Contagion in Financial Networks. Social Science Electronic Publishing，2017.

[90] Harb E，Louhichi W. Pricing CDS spreads with Credit Valuation Adjustment using a mixture copula. Research in International Business and Finance，2017，39（B）：963—975.

[91] Gómez-Puig M，Sosvilla-Rivero S. Causes and hazards of the euro area sovereign debt crisis：Pure and fundamentals-based contagion. Economic Modelling，2016，56：133—147.

[92] Ye W，Zhu Y，Wu Y. Markov regime-switching quantile regression models and financial contagion detection. Insurance Mathematics & Economics，2016，67：21—26.

[93] Umberto Cherubini，Sabrina Mulinacci. Contagion-based distortion risk measures. Applied Mathematics Letters，2014，27：85—89.

[94] Xu，Quan Z. A new characterization of comonotonicity and its application in behavioral finance. Journal of Mathematical Analysis and Applications，2014，418（2）：612—625.

[95] Durante F，Foscolo E，Jaworski P，et al. A spatial contagion measure for financial time series. Expert Systems with Applications An International Journal，2014，41（8）：4023—4034.

[96] Cherubini U，Mulinacci S . Contagion-based distortion risk measures. Applied Mathematics Letters，2014，27：85—89.

[97] Cherubini U，Mulinacci S. Contagion-based distortion risk measures. Applied Mathematics Letters，2014，27（27）：85—89.

[98] Philippas D，Siriopoulos C. Putting the “C” into crisis：Contagion，correlations and copulas on EMU bond markets. Journal of International Financial Markets Institutions & Money，2013，27（1）：161—176.

[99] Zhang L，Duan B. Extensions of the notion of overall comonotonicity to partial comonotonicity. Insurance：Mathematics and Economics，2013，52（3）：457—464.

[100] Durante F，Fernández Sánchez，Juan，Sempi C. Multivariate patchwork copulas：A unified approach with applications to partial comonotonicity. Insurance：Mathematics and Economics，2013，53（3）：897—905.

[101] Upper C. Simulation methods to assess the danger of contagion in interbank markets. Journal of Financial Stability，2011，7（3）：111—125.

[102] Cheung K C. Comonotonic convex upper bound and majorization. Insurance Mathematics & Economics，2010，47（2）：154—158.

[103] Scarsini M，Puccetti G. Multivariate comonotonicity. Journal of Multivariate Analysis，2010，101（1）：291—304.

[104] Gray D. Financial contagion among members of the EU - 8 A cointegration and Granger causality approach. International Journal of Emerging Markets，2009，4（7）：199—214.

[105] Cheung K C. Upper comonotonicity. Insurance Mathematics & Economics，2009，45（1）：35—40.

[106] Durante F，Foscolo E，Weissensteiner A. Dependence between Stock Returns of Italian Banks and Gray D. Financial contagion among members of the EU - 8 A cointegration and Granger causality approach. International Journal of Emerging Markets，2009，4（4）：299—314.

[107] Cheung K C. Characterization of comonotonicity using convex order. Insurance Mathematics & Economics，2008，43（3）：403—406.

[108] Rodriguez J C. Measuring financial contagion：A Copula approach. Journal of Empirical Finance，2007，14（3）：401—423.

[109] Yang J，Cheng S，Zhang L . Bivariate copula decomposition in terms of comonotonicity，countermonotonicity and independence. Insurance Mathematics & Economics，2006，39（2）：267—284.

[110] Cherubini U.，Luciano E. Pricing and hedging credit derivatives with copulas，Econ，Notes. 2003a. 32：219—242.

[111] Cherubini U.，Luciano E. Pricing Vulnerable Options with Copulas. J. Risk Financ. 2003b. 5（1）：27—39.

[112] J. Dhaene，M. Denuit，M.J. Goovaerts，R. Kaas，D. Vyncke.The concept of comonotonicity in actuarial science and finance：theory. Insurance：Mathematics and Economics，31（2002）：3—33.

[113] Albert S，Kyle and Wei Xiong. Contagion as a wealth effect. The Journal of Finance，2001，56（4）：1401—1440.

[114] Van Rijckeghem C，Weder B. Sources of contagion：is it finance or trade? Journal of International Economics，2001，54（2）：293—308.

[115] Artzner，P.，Delbaen，F.，Eber，J.M.，Heath，D. 1999. Coherent measures of risk. Mathematical Finance，9：203–228.

[116] Basher，S. A.，Sadorsky，P. 2006. Oil price risk and emerging stock markets. Global Finance Journal，17，224—251.

[117] Baur，D. G.，Lucey，B. M. 2009. Flights and contagion-An empirical analysis of stock-bond correlations. Journal of Financial Stability，5（4）：339—352.

[118] Bekaert，G.，Michael，E.，Marcel，F.，Arnaud，M. 2014. The Global Crisis and Equity Market Contagion. The Journal of Finance，69（6）：2597—2649.

[119] BenSaïda，A. 2018. The contagion effect in European sovereign debt markets：A regime-switching vine copula approach. International Review of Financial Analysis，58：153—165.

[120] Bhuyan，R.，Robbani，M. G.，Jain，A. 2016. Information transmission and dynamics of stock price movements：An empirical analysis of BRICS and US stock markets. International Review of Economics & Finance，46：180—195.

[121] Bradley，B.，Taqqu，M. S. 2004. Framework for analyzing spatial contagion between financial markets. Finance Letters，2（6）：8—15.

[122] Bradley，B.，Taqqu，M. S. 2005. Empirical evidence on spatial contagion between financial markets. Finance Letters，3（1）：77—86.

[123] Brière，M.，Chapelle，A.，Szafarz，A. 2012. No contagion，only globalization and flight to quality. Journal of International Money and Finance，31（6）：1729—1744.

[124] Carpenter，J. N.，Lu，F.，Whitelaw，R. F. 2021. The real value of Chinese stock market. Journal of Financial Economics，139（3）：679—696.

[125] Chien，M.，Lee，C.，Hu，H. 2015. Dynamic Asian stock market convergence：Evidence from dynamic cointegration analysis among China and ASEAN-5. Economic Modelling，51：84—98.

[126] Chopra，M.，Mehta，C. 2022. Is the COVID-19 pandemic more contagious for the Asian stock markets? A comparison with the Asian financial，the US subprime and the Eurozone debt crisis. Journal ofAsian Economics，79：1—21.

[127] Cheung，K. C. 2009. Upper comonotonicity. Insurance Mathematics & Economics，45（1）：35—40. Cheung，K. C. 2010. Comonotonic convex upper bound and majorization. Insurance Mathematics & Economics，47（2）：154—158.

[128] Cherubini，U.，Mulinacci，S. 2014. Contagion-based distortion risk measures. Applied Mathematics Letters，27（27）：85—89.

[129] Denuit，M.，Lambert，P. 2005. Constraints on concordance measures in bivariate discrete data. Journal of Multivariate Analysis，93（1）：40—57.

[130] Dhaene，J.，Denuit，M.，Goovaerts M. J.，Kaas，R.，Vyncke，D. 2002. The concept of comonotonicity in actuarial science and finance：theory. Insurance：Mathematics and Economics，31：3—33.

[131] Durante，F.，Foscolo，E.，Jaworski，P.，Wang，H. 2014. A spatial contagion measure for financial time series. Expert Systems with Applications，41（8）：4023—4034.

[132] Durante，F.，Jaworski，P. 2010. Spatial contagion between financial markets：a copula-based approach. Applied Stochastic Models in Business and Industry，26：551—564.

[133] Forbes，K. J.，Rigobon，R. 2002. No contagion，only interdependence：measuring stock market comovements. The journal of Finance，57（5）：2223—2261.

[134] Gomez-Gonzalez，J. E.，Rojas-Espinosa，W. 2019. Detecting contagion in Asian exchange rate markets using asymmetric DCC-GARCH and R-vine copulas. Economic Systems，43：1—12.

[135] Gravelle，T.，Kichian，M.，Morley，J. 2006. Detecting shift-contagion in currency and bond markets.

[136] Journal of International Economics，68（2）：409—423.

[137] Gray，D. 2009. Financial contagion among members of the EU - 8 A cointegration and Granger causality approach. International Journal of Emerging Markets，4（7）：199—214.

[138] Guidi，F.，Savva，C. S.，Ugur，M. 2016. Dynamic co-movements and diversification benefits：The case of the Greater China region，the UK and the US equity markets. Journal of Multinational Financial Management，35：59—78.

[139] Guo，Y.，Li，J.，You，W. 2021. The roles of political risk and crude oil in stock market based on quantile cointegration approach：A comparative study in China and US. Energy Economics，97：1—24.

[140] Hemche，O.，Jawadi，F.，Maliki，S. B.，Cheffou，A. I. 2016. On the study of

contagion in the context of the subprime crisis：A dynamic conditional correlation-multivariate GARCH approach. Economic Modelling，52：292—299.

[141] Hussain，S. I.，Li，S. 2018. The dependence structure between Chinese and other major stock markets using extreme values and copulas. International Review of Economics & Finance，56：421—437.

[142] H.，wang，E.，Min，H. G.，Kim，B. H.，Kim，H. 2013. Determinants of stock market co-movements among US and emerging economies during the US financial crisis. Economic Modelling，35：338—348.

[143] Jiang，H.，Tang，S.，Li，L.，Xu，F.，Di，Q. 2022. Re-examining the Contagion Channels of GlobalFinancial Crises：Evidence from the Twelve Years since the US Subprime Crisis. Research in International Business and Finance，60：1—13.

[144] Jebabli，I.，Kouaissah，N.，Arouri，M. 2021. Volatility Spillovers between Stock and Energy Markets during Crises：A Comparative Assessment between the 2008 Global Financial Crisis and the Covid-19 Pandemic Crisis. Finance Research Letters，https：//doi.org/10.1016/j.frl.2021.102363.

[145] Koch-Medina，P.，Munari，C.，Svindland，G. 2018. Which eligible assets are compatible withcomonotonic capital requirements? Insurance：Mathematics and Economics，81：18—26.

[146] Lang，K.，Auer，B. R. 2020. The economic and financial properties of crude oil：A review. The North American Journal of Economics and Finance，52：1—45.

[147] Levy，D.，Mayer，T.，Raviv，A. 2022. Economists in the 2008 financial crisis：Slow to see，fast to act. Journal of Financial Stability，https：//doi.org/10.1016/j.jfs.2022.100986.

[148] Li，X. M.，Lu，P. 2017. US economic policy uncertainty and co-movements between Chinese and US stock markets. Economic Modelling，61：27—39.

[149] Luo，C.，Xie，C.，Xu，Y. 2015. Measuring financial market risk contagion using dynamic MRS-Copula models：The case of Chinese and other international stock markets. Economic Modelling，51：657—671.

[150] Mantegna，R. 1999. Hierarchical structure in financial markets. European Physical Journal B，11（1）：193—197.

[151] Martín-Barragán，B.，Ramos，S. B.，Veiga，H. 2015. Correlations between oil and stock markets：A wavelet-based approach. Economic Modelling，50：212—227.

[152] Nguyen，C.，Bhatti，M. I.，Henry，D. 2017. Are Vietnam and Chinese stock markets out of the US contagion effect in extreme events? Physica A：Statistical Mechanics and its Applications，480：10—21.

[153] Nguyen，T. C.，Castro，V.，Wood，J. 2022. A new comprehensive database of financial crises：Identification，frequency，and duration. Economic Modelling，108：1—17.

[154] Pan，Q.，Mei，X.，Gao，T. 2021. Modeling dynamic conditional correlations with leverage effects and volatility spillover effects：Evidence from the Chinese and US stock markets affected by the recent trade friction. The North American Journal of Economics and Finance，59：1—18.

[155] Pesaran，H.，Pick，A. 2007. Econometric issues in the analysis of contagion. Journal of Economic Dynamics&Control，31（4）：1245—1277.

[156] Ramchand，L.，Susmel，R. 1998. Volatility and cross correlation across major stock markets. Journal of Empirical Finance，5（4）：397—416.

[157] Selmi，R.，Bouoiyour，J.，Miftah，A. 2019. China's "New normal"：Will China's growth slowdown derail the BRICS stock markets? International Economics，159：121—139.

[158] Shan，C.，Tang，D. Y.，Wang，S. Q.，Zhang，C. 2022. The diversification benefits and policy risks of accessing Chinese stock market. Journal of Empirical Finance，66：155—175.

[159] Shu，C.，He，D.，Wang，H. 2018. Regional pull vs global push factors：China and US influence on Asian financial markets. Journal of International Money and Finance，87：112—132.

[160] Shi，Y.，Wang，L.，Ke，J. 2021. Does the US-China trade war affect co-movements between US and Chinese stock markets? Research in International Business and Finance，58：1—16.

[161] Soylu，P. K.，Güloğlu，B. 2019. Financial contagion and flight to quality between emerging markets and U.S. bond market. The North American Journal of Economics and Finance，50：1—33. Syllignakis，M. N.，Kouretas，G. P. 2011. Dynamic correlation analysis of financial contagion：Evidence from the Central and Eastern European markets. International Review of Economics Finance，20（4）：717—732.

[162] Wan，L.，Han，L.，Matousek，R. 2020. Dynamic linkage between the Chinese and

global stock markets：A normal mixture approach. Emerging Markets Review，49：1—22.

[163] Wang，H.，Yuan，Y.，Li，Y.，Wang，X. 2021. Financial contagion and contagion channels in the forex market：A new approach via the dynamic mixture copula-extreme value theory. Economic Modelling，94：401—414.

[164] Wei，Y.，Qin，S. K.，Li，X. F.，Zhu，S.，Wei，G.W. 2019. Oil price fluctuation，stock market and macroeconomic fundamentals：Evidence from China before and after the financial crisis. Finance Research Letters，30：23—29.

[165] Yang，J. P.，Cheng，S. H.，Zhang，L. H. 2006. Bivariate copula decomposition in terms of comonotonicity，counter-monotonicity and independence. Insurance：Mathematics and Economics，39（2）：267—284.

[166] Yang，L.，Tian，S.，Hamori，S. 2018. Dependence structures between Chinese stock markets and the international financial market：Evidence from a wavelet-based quantile regression approach. The North American Journal of Economics and Finance，45：116—137.

[167] Zhang，L，Duan，B. 2013. Extensions of the notion of overall comonotonicity to partial comonotonicity. Insurance：Mathematics and Economics，52（3）：457—464.

[168] Zhang，B.，Li，X. 2014. Has there been any change in the co-movement between the Chinese and US stock markets? International Review of Economics & Finance，29：525—536.

[169] Zhang，D.Y.，Lei，L.，Ji，Q.，Kutan，A. M. 2019. Economic policy uncertainty in the US and China and their impact on the global markets. Economic Modelling，79：47—56.

[170] Zheng，Y. T.，Yang，J. P.，Huang，J. Z. 2011. Approximation ofbivariate copulas by patched bivariate Fréchet copulas. Insurance：Mathematics and Economics，48（2）：246—256.

[171] Zhu，B.，Lin，R.，Chevallier，J. 2021. Intersectoral systemic risk spillovers between energy and agriculture under the financial and COVID-19 crises. Economic Modelling，105：1—21.